



دانشگاه صنعتی امیر کبیر
دانشکده مهندسی پزشکی

پایان نامه کارشناسی ارشد
گرایش بیوالکتریک

تفکیک سیگنال الکترومایوگرام با ثبت داخل عضلانی به
اجزای تشکیل دهنده آن (پتانسیل عمل واحد های حرکتی)

استاد راهنما
دکتر محمدحسن مرادی

نگارش
حمیدرضا مراتب

تابستان ۸۲

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

تقدیم به پدر و مادر عزیزم

با تشکر از

استاد گرامی جناب آقای دکتر مرادی

بسمه تعالی

چکیده :

در سالهای اخیر روشهای فراوانی به منظور تفکیک سیگنال الکترومایوگرام ارائه شده است. رویکرد این روشها، عموماً به سوی افزایش کارایی الگوریتمهای قبلی و خودکار سازی سیستم تفکیک سیگنال به وسیله رایانه می باشد. نتایجی که از یک الگوریتم تفکیک حاصل می شود می تواند در شناسایی بیماریهای عصبی-عضلانی و درک نحوه کنترل عضلات بوسیله اعصاب حرکتی مورد استفاده قرار گیرد. بر این اساس، در این رساله برخی از الگوریتمهای تفکیک سیگنال الکترومایوگرام با ثبت داخل عضلانی بیان شده و کارایی آنها نیز با استفاده از شبیه سازی بررسی می شود. بدین ترتیب، یک روش شبیه سازی به منظور بررسی کارایی الگوریتمهای تفکیک در ابتدا ارائه می شود. الگوریتمهای مورد بررسی، دارای ویژگیهایی هستند که آنها را از دیگر الگوریتمهای مطرح شده، متمایز می سازد. در این رساله سعی شده است علاوه بر تنوع مطالب، بررسی دقیقی بر نتایج الگوریتمهای تفکیک انجام گیرد. با توجه به اینکه دو روش کاملاً متفاوت در تفکیک سیگنال هم از لحاظ ساختار و هم از لحاظ نوع انقباض عضلانی مورد بررسی قرار می گیرد ولی بخشهای موجود در این رساله را می توان به نحو دیگری طبقه بندی نمود. بر این اساس، روشهای شناسایی بخشهای فعال با تعداد نمونه ثابت و متغیر و طبقه بندی پتانسیل عمل واحدهای حرکتی تنها بر اساس شباهت شکل آنها و یا ترکیبی از شباهت شکل و نظم الگوی آتش در این رساله گنجانده شده است. نکته دیگر اینکه، مروری اجمالی بر الگوریتمهای تفکیک موجود چه از لحاظ تنوع تکنیکهای به کار رفته و چه از لحاظ ساختارهای آنها انجام گرفته و با توجه به اهمیت این موضوع، این بررسی در یک بخش مجزا صورت گرفته است. با توجه به این بخش (مقدمه)، صورت مسأله تفکیک سیگنال الکترومایوگرام مورد بررسی قرار گرفته و راهکارهای موجود نیز ارائه می شود. پس از بررسی روشهای انتخابی، روشی جدید بر اساس روشهای قبلی ارائه می شود. بخشهای این الگوریتم که به صورت ابتکاری ارائه شده است حذف نویز، روش طبقه بندی فعال (استفاده از الگوی آتش واحدهای حرکتی به همراه تشابه شکل پتانسیل عمل واحد های حرکتی) و تشخیص تعداد کلاسها در پروسه طبقه بندی می باشد. اگرچه سه روش ابتکاری دیگر در راستای این پروژه، ارائه شده است ولی به دلیل اینکه این روشها تا زمان ارائه رساله تکمیل نشده است، جزئیات مربوط به آنها در این رساله گنجانده نشده و تنها بخشهایی از آنها به صورت کلی بیان شده است. همانگونه که در عنوان رساله نیز قید شده است، تمرکز ما بر روی سیگنال الکترومایوگرام با ثبت داخل عضلانی است و نحوه انقباض عضلانی لحاظ شده در روشهای تفکیک مورد بررسی را می توان به دو دسته کلی ایزومتریک با نیروی ثابت (کوتاه مدت) و همچنین دینامیک با تغییرات محدود (طولانی مدت) تقسیم بندی نمود.

کلمات کلیدی :

الگوریتمهای بهینه سازی، بازشناخت الگو، تبدیل فوریه گسسته کانونی شده، تبدیل ویولت گسسته، تفکیک سیگنال الکترومایوگرام، تنظیم نقاط ویژه شکل موجها، تئوری گراف، حذف نویز، سیگنال الکترومایوگرام، شبیه سازی سیگنال الکترومایوگرام، فرایندهای تصادفی

فهرست مطالب :

شماره صفحات

عناوین

| | |
|----|--------------------------------------------------------------------------|
| ۱ | فصل اول : مقدمه |
| ۱ | ۱-۱ تعاریف اولیه |
| ۳ | ۲-۱ بخشهای مختلف الگوریتمهای تفکیک سیگنال الکترومایوگرام |
| ۵ | ۳-۱ الگوریتمهای تفکیک سیگنال الکترومایوگرام |
| ۶ | ۴-۱ تکنیکهای به کار رفته در بخشهای مختلف الگوریتمهای تفکیک |
| ۶ | ۱-۴-۱ شناسایی بخشهای فعال |
| ۷ | ۲-۴-۱ استخراج ویژگی (به منظور باز شناخت الگو) |
| ۸ | ۱-۲-۴-۱ ملاحظات مربوط به فضای ویژگی |
| ۹ | ۲-۲-۴-۱ فضاهای ویژگی مورد استفاده |
| ۹ | ۳-۴-۱ خوشه یابی (طبقه بندی بدون ناظر) |
| ۱۰ | ۱-۳-۴-۱ معیار فاصله |
| ۱۰ | ۲-۳-۴-۱ تکنیکهای خوشه یابی متداول |
| ۱۲ | ۳-۳-۴-۱ الگوریتمهای خوشه یابی مورد استفاده در تفکیک سیگنال EMG |
| ۱۴ | ۴-۴-۱ طبقه بندی همراه با نظارت در مورد MUAPهای شناسایی شده |
| ۱۴ | ۱-۴-۴-۱ مراحل طبقه بندی همراه با نظارت در فرایند تفکیک |
| ۱۴ | ۲-۴-۴-۱ عوامل تأثیر گذار بر طبقه بندی همراه با نظارت در فرایند تفکیک |
| ۱۶ | ۳-۴-۴-۱ مشخصات الگوریتم طبقه بندی همراه با نظارت ایده آل در فرایند تفکیک |
| ۱۷ | ۴-۴-۴-۱ طبقه بندی با درجه اطمینان بالا |
| ۱۹ | ۵-۴-۱ حذف تداخل واحدهای حرکتی |
| ۲۳ | ۶-۴-۱ نتایج حاصل از الگوریتم تفکیک |
| ۲۴ | ۷-۴-۱ استفاده از نتایج الگوریتم تفکیک |
| ۲۵ | ۵-۱ عنوان بندی بخشهای رساله و دلایل انتخاب الگوریتمها در هر بخش |
| ۲۸ | فصل دوم : مدلی در ایجاد سیگنالهای EMG برای آزمایش الگوریتمهای تفکیک |
| ۲۸ | ۱-۲ مقدمه |
| ۲۹ | ۲-۲ روش شبیه سازی |
| ۳۱ | ۳-۲ ایجاد MUAP های نمونه |
| ۳۲ | ۱-۳-۲ بسط سریهای HR |
| ۳۲ | ۱-۱-۳-۲ تعاریف |
| ۳۴ | ۲-۱-۳-۲ ویژگیهای بسط HR |
| ۳۶ | ۲-۳-۲ بسط سریهای هر میت همبسته |
| ۳۶ | ۱-۲-۳-۲ تعاریف |
| ۳۷ | ۲-۲-۳-۲ ویژگیهای بسط AH |
| ۳۹ | ۴-۲ استفاده از بسط AH در ایجاد MUAP های نمونه |

| | |
|----|------------------------------------------------------------------------|
| ۳۹ | ۱-۴-۲ تخمین پارامتر مقیاس بندی |
| ۴۰ | ۲-۴-۲ ایجاد شکل موجهای مصنوعی با ضرائب AH |
| ۴۴ | ۳-۴-۲ تغییرات شکل MUAP ها در MUAPT |
| ۴۷ | ۴-۴-۲ پدیده جمع آثار |
| ۴۸ | ۴-۲-۵ ایجاد الگوی آتش و احدهای حرکتی |
| ۵۲ | ۶-۴-۲ فواصل فعالسازی و فرکانسهای آتش متغیر با زمان |
| ۵۶ | ۷-۴-۲ ایجاد سیگنال در ثبت چند کاناله |
| ۵۷ | ۸-۴-۲ اضافه کردن نویز به سیگنال ساخته شده |
| ۵۸ | ۹-۴-۲ مدل کامل سیگنال الکترومایوگرام |
| ۶۰ | ۱۰-۴-۲ محدودیتهای مدل ارائه شده و مثال تکمیلی |
| ۶۷ | ۵-۲ ارزیابی الگوریتمهای تفکیک سیگنال الکترومایوگرام در ثبت داخل عضلانی |
| ۶۷ | ۱-۵-۲ مقدمه |
| ۶۹ | ۲-۵-۲ شاخص کارایی در الگوریتمهای تفکیک |
| ۷۱ | ۳-۵-۲ ارتباط بین کلاسهای تشخیصی و مدل |
| ۷۳ | ۴-۵-۲ شاخص کارایی در فاز شناسایی MUAPها |
| ۷۴ | ۵-۵-۲ شاخص کارایی در فاز طبقه بندی MUAPها |
| ۷۶ | ۶-۵-۲ شاخصهای کارایی عمومی |
| ۷۷ | ۶-۲ نتیجه گیری |

| | |
|-----|-----------------------------------------------------------------------------|
| ۷۹ | فصل سوم : تفکیک سیگنال الکترومایوگرام توسط تکنیک تطابق الگوی فرکانسی |
| ۷۹ | ۱-۳ مقدمه |
| ۸۰ | ۲-۳ افزایش رزولوشن در سیگنال نمونه برداری شده |
| ۸۰ | ۱-۲-۳ مقدمه |
| ۸۲ | ۲-۲-۳ تنظیم و مقایسه شکل موجها |
| ۸۲ | ۱-۲-۲-۳ استفاده از تبدیل فوریه زمان گسسته |
| ۸۳ | ۲-۲-۲-۳ الگوریتم تنظیم شکل موجها |
| ۸۵ | ۳-۲-۲-۳ تنظیم نقاط ویژه شکل موجها |
| ۸۸ | ۴-۲-۲-۳ صحت الگوریتمهای تنظیم کننده شکل موجها |
| ۸۹ | ۱-۴-۲-۲-۳ خطای آفست در تنظیم پیک در پیک |
| ۹۰ | ۲-۴-۲-۲-۳ خطای آفست در تنظیم آستانه بر آستانه |
| ۹۱ | ۳-۴-۲-۲-۳ خطای آفست در تنظیم بیشترین همبستگی متقابل |
| ۹۲ | ۴-۴-۲-۲-۳ خطای عدم تطابق در تنظیم بیشترین همبستگی متقابل |
| ۹۳ | ۵-۴-۲-۲-۳ خطای عدم تطابق در تنظیم پیک در پیک |
| ۹۴ | ۶-۴-۲-۲-۳ خطای عدم تطابق در تنظیم آستانه بر آستانه |
| ۹۶ | ۷-۴-۲-۲-۳ قوانین اتمام عملیات تطابق |
| ۹۶ | ۸-۴-۲-۲-۳ مقایسه معیارهای تنظیم شکل موجها |
| ۹۹ | ۳-۳ الگوریتم تفکیک سیگنال الکترومایوگرام به روش تطابق الگوی فرکانسی |
| ۱۰۱ | ۱-۳-۳ اعمال فیلتر تفاضلگیر به سیگنال ثبت شده |
| ۱۰۶ | ۲-۳-۳ تشخیص و طبقه بندی (فاز یک) اسپایکها |
| ۱۰۶ | ۱-۲-۳-۳ تشخیص اسپایکها |

| | |
|-----|----------------------------------------------------------------------|
| ۱۰۸ | ۲-۲-۳-۳ استخراج ویژگی از اسپایکهای بدست آمده |
| ۱۱۱ | ۳-۲-۳-۳ طبقه بندی فاز اول |
| ۱۱۵ | ۴-۲-۳-۳ طبقه بندی فاز دوم |
| ۱۱۹ | ۵-۲-۳-۳ آنالیز زمانهای آتش واحد های حرکتی |
| ۱۱۹ | ۱-۵-۲-۳-۳ مقدمه |
| ۱۲۰ | ۲-۵-۲-۳-۳ مشخصات آماری فواصل بین اسپایکها |
| ۱۲۸ | ۳-۵-۲-۳-۳ معرفی الگوهای آتش معتبر و غیر معتبر |
| ۱۳۰ | ۴-۵-۲-۳-۳ تخمین پارامترهای الگوی آتش واحدهای حرکتی |
| ۱۳۵ | ۵-۵-۲-۳-۳ حذف اسپایکهای همراه با خطا |
| ۱۳۹ | ۳-۳-۳ میانگین گیری و حذف تداخل واحدهای حرکتی |
| ۱۳۹ | ۱-۳-۳-۳ مقدمه |
| ۱۳۹ | ۲-۳-۳-۳ حذف تداخل |
| ۱۴۲ | ۱-۲-۳-۳-۳ پاسخ در حوزه فرکانس |
| ۱۴۴ | ۲-۲-۳-۳-۳ پاسخ در حوزه زمان |
| ۱۴۵ | ۳-۲-۳-۳-۳ راه حل تکمیلی در میانگین گیری |
| ۱۴۸ | ۴-۳-۳ استخراج ویژگی از واحدهای حرکتی |
| ۱۵۰ | ۴-۳ پیاده سازی تکمیلی و تست الگوریتم FTMD |
| ۱۵۳ | ۱-۴-۳ استفاده از داده های حقیقی و نتایج الگوریتمهای ذکر شده |
| ۱۶۴ | ۲-۴-۳ استفاده از داده های شبیه سازی شده در بررسی الگوریتم FTMD اولیه |
| ۱۶۷ | ۵-۳ نتیجه گیری و بررسی مشخصه الگوریتم FTMD اولیه |
| ۱۷۰ | ۶-۳ پیشنهادات به منظور رفع نواقص الگوریتم FTMD اولیه |

فصل چهارم : استفاده از تبدیل ویولت در تفکیک سیگنال الکترومایوگرام

| | |
|-----|------------------------------------------------------------------------|
| ۱۷۳ | ۱-۴ مقدمه |
| ۱۷۳ | ۲-۴ شناسایی بخشهای فعال |
| ۱۷۵ | ۳-۴ چگونگی استفاده از تبدیل ویولت در الگوریتم LODEC |
| ۱۷۹ | ۱-۳-۴ مقدمه |
| ۱۸۰ | ۲-۳-۴ بررسی تغییرات شکل موج MUAP |
| ۱۸۱ | ۳-۳-۴ شبیه سازی اثرات MSH بر ضرائب ویولت |
| ۱۸۴ | ۴-۳-۴ انتخاب ضرائب ویولت و مقایسه بخشهای فعال |
| ۱۸۸ | ۱-۴-۳-۴ استفاده از ماتریس فاصله |
| ۱۸۹ | ۲-۴-۳-۴ الگوریتم خوشه یابی SLNN |
| ۱۹۲ | ۳-۴-۳-۴ ضرائب ویولت باندهای فرکانسی و ارتباط آنها با صفحه زمان- فرکانس |
| ۱۹۷ | ۴-۴-۳-۴ ترکیب ویژگیهای کانالهای ثبت |
| ۲۰۱ | ۴-۴ طبقه بندی داده ها |
| ۲۰۲ | ۵-۴ شناسایی الگوهای معتبر بدست آمده در فاز طبقه بندی |
| ۲۰۴ | ۶-۴ پیاده سازی تکمیلی الگوریتم LODEC |
| ۲۰۶ | ۷-۴ بررسی کارایی الگوریتم LODEC |
| ۲۱۲ | ۱-۷-۴ تفکیک پذیری کلاسها |
| ۲۱۳ | ۲-۷-۴ استفاده از داده های موجود در کانالهای ثبت |

| | |
|-----|------------------------------------------------------------------------|
| ۲۲۴ | ۳-۷-۴ بررسی کارایی الگوریتم LODEC با استفاده از داده های شبیه سازی شده |
| ۲۲۷ | ۸-۴ ویژگیهای الگوریتم LODEC و تحقیقات انجام گرفته با استفاده از آن |
| ۲۲۸ | ۹-۴ نواقص الگوریتم LODEC و پیشنهادات |

| | |
|-----|---------------------------------------------------------------------|
| ۲۳۰ | فصل پنجم : افزایش کارایی الگوریتمهای تفکیک و ارائه روشی جدید |
| ۲۳۰ | ۱-۵ مقدمه |
| ۲۳۲ | ۲-۵ تخمین مشخصات آماری الگوهای آتش واحدهای حرکتی |
| ۲۳۴ | ۱-۲-۵ روش بررسی کارایی الگوریتمها در تخمین SMC |
| ۲۳۹ | ۲-۲-۵ روش جدید تصمیم گیری در طبقه بندی با استفاده از تخمین SMC |
| ۲۵۰ | ۳-۵ روش حذف نویز |
| ۲۵۴ | ۴-۵ شناسایی بخشهای فعال |
| ۲۵۶ | ۵-۵ استخراج ویژگی |
| ۲۵۸ | ۶-۵ خوشه یابی |
| ۲۵۹ | ۷-۵ طبقه بندی همراه با نظارت |
| ۲۵۹ | ۱-۷-۵ الگوریتم بالا برنده درصد تشخیص |
| ۲۶۰ | ۲-۷-۵ طبقه بندی با نظارت بخش دوم |
| ۲۶۳ | ۳-۷-۵ شناسایی کلاسههای متناظر با واحدهای حرکتی |
| ۲۶۴ | ۸-۵ حذف تداخل واحدهای حرکتی |
| ۲۶۴ | ۹-۵ بررسی کارایی الگوریتم |
| ۲۶۶ | ۱۰-۵ بحث تکمیلی و نتیجه گیری |

| | |
|-----|---------------------------------------|
| ۲۶۹ | فصل ششم : جمع بندی و پیشنهادات |
|-----|---------------------------------------|

پیوستها

| | |
|-----|-------------------------------------------------------------|
| ۲۷۱ | ضمیمه شماره (۱) : روشهای شبه نیوتنی |
| ۲۷۳ | ضمیمه شماره (۲) طبقه بندی اسپایکها به روش MAP |
| ۲۸۰ | ضمیمه شماره (۳) : مختصری از تئوری گراف و الگوریتم یافتن MST |
| ۲۸۶ | ضمیمه شماره (۴) : طبقه بندی با نظارت مینیم فاصله |

| | |
|-----|--------------|
| ۲۸۷ | مراجع |
|-----|--------------|

| | |
|-----|-----------------|
| ۲۹۳ | Abstract |
|-----|-----------------|

فهرست شکلها :

شماره صفحات

عناوین

| | |
|----|---------------------------------------------------------------------------------------|
| ۱ | شکل (۱-۱) : واحد حرکتی به همراه نخاع |
| ۳ | شکل (۲-۱) : تشکیل سیگنال الکترومایوگرام داخل عضلانی |
| ۸ | شکل (۳-۱) : نمونه های از سیگنال الکترومایوگرام اولیه و فیلترشده |
| ۱۳ | شکل (۴-۱) : نمونه ای از یک الگوریتم خوشه یابی |
| ۱۸ | شکل (۵-۱) : شکل موج MUAPهای مشابه در دو MUAPT متفاوت |
| ۱۸ | شکل (۶-۱) : شکل MUAPTها به همراه تغییرات شکل MUAPها در طول زمان |
| ۱۹ | شکل (۷-۱) : حالات مختلف تداخل واحدهای حرکتی |
| ۲۰ | شکل (۸-۱) : مقایسه ماکزیمم تعداد آزمایش مورد نیاز در الگوریتمهای ترتیبی و مدلسازی |
| ۲۱ | شکل (۹-۱) : نمونه ای از الگوریتم حذف تداخل واحدهای حرکتی |
| ۲۳ | شکل (۱۰-۱) : نمونه ای از نتایج یک الگوریتم تفکیک |
| ۳۰ | شکل (۱-۲) : الگوریتم ایجاد سیگنال الکترومایوگرام شبیه سازی شده |
| ۳۳ | شکل (۲-۲) : توابع هرمیت-رودریگوز از درجه ۰ تا ۴ با فاکتور مقیاسی ۱ |
| ۳۵ | شکل (۳-۲) : تابع HR از درجه ۰ تا ۲۰ و پوش آنها |
| ۳۸ | شکل (۴-۲) : توابع AH از درجه ۰ تا ۴ برای $\lambda = 1$ |
| ۴۳ | شکل (۵-۲) : مثالی از ایجاد دو دسته از چهار عدد سیگنال نماینده MUAP |
| ۴۵ | شکل (۶-۲) : شکل موجهای ایجاد شده با تغییر پارامتر تغییر تصادفی شکل |
| ۴۶ | شکل (۷-۲) : ۲۰ عدد شکل موج ترسیم شده با پارامتر $v_{w2} = 0.2$ |
| ۴۸ | شکل (۸-۲) : نمونه ای از MUAPهای متداخل با درجه همپوشانی متفاوت |
| ۵۱ | شکل (۹-۲) : الگوی آتش چهار عدد واحد حرکتی بدون در نظر گرفتن همپوشانی |
| ۵۲ | شکل (۱۰-۲) : الگوی آتش چهار عدد واحد حرکتی به همراه MUAPT کلی |
| ۵۳ | شکل (۱۱-۲) : ایجاد فواصل فعال سازی در مدل ارائه شده |
| ۵۴ | شکل (۱۲-۲) : الگوی آتش چهار عدد واحد حرکتی به همراه MAUPT کلی |
| ۵۵ | شکل (۱۳-۲) : الگوی آتش مثال بخش (۶-۴-۲) با اضافه کردن $v_r = 5$ |
| ۵۶ | شکل (۱۴-۲) : MUAP نماینده در دو ثبت سه کانالی با پارامترهای $v_c = 0.3$ و $v_c = 0.8$ |
| ۵۷ | شکل (۱۵-۲) : سیگنال بدست آمده در ثبت تک کانالی به همراه نویز اضافه شده |
| ۶۲ | شکل (۱۶-۲) : شکل موج MUAPهای ایجاد شده برای پنج عدد واحد حرکتی مورد نیاز |
| ۶۳ | شکل (۱۷-۲) : شکل موجهای MUAPهای مربوط به واحد حرکتی شماره (۱) بدون نویز |
| ۶۳ | شکل (۱۸-۲) : شکل موجهای MUAPهای مربوط به واحد حرکتی شماره (۲) بدون نویز |
| ۶۴ | شکل (۱۹-۲) : شکل موجهای MUAPهای مربوط به واحد حرکتی شماره (۳) بدون نویز |
| ۶۴ | شکل (۲۰-۲) : شکل موجهای MUAPهای مربوط به واحد حرکتی شماره (۴) بدون نویز |
| ۶۵ | شکل (۲۱-۲) : شکل موجهای MUAPهای مربوط به واحد حرکتی شماره (۵) بدون نویز |
| ۶۵ | شکل (۲۲-۲) : الگوی آتش واحدهای حرکتی بدون اعمال همپوشانی |
| ۶۶ | شکل (۲۳-۲) : الگوی آتش واحدهای حرکتی پس از اعمال همپوشانی |
| ۶۶ | شکل (۲۴-۲) : سیگنالهای ایجاد شده در سه کانال ثبت بدون نویز اضافه شده |
| ۶۷ | شکل (۲۵-۲) : سیگنالهای ایجاد شده در سه کانال ثبت به اضافه نویز اضافه شده |
| ۶۹ | شکل (۲۶-۲) : تعداد ۴ عدد سیگنال خروجی از برنامه |
| ۷۲ | شکل (۲۷-۲) : توصیف گرافیکی از زمانهای تأخیر محاسبه شده در مدل |
| ۷۴ | شکل (۲۸-۲) : تعاریف TP ، FP ، FN و TN در فازهای شناسایی و طبقه بندی |

- شکل (۱-۳): اسپایکهای شناسایی شده از سیگنال BA1203
- شکل (۲-۳): نمودار تابع پیوسته در زمان، مشتق آن و تابع نمونه برداری شده
- شکل (۳-۳): نمودار خطای مطلق و نسبی الگوریتم یافتن مکان مربوط به قله ماکزیمم
- شکل (۴-۳): نمودار تعداد تکرار در الگوریتم یافتن مکان قله شکل موج بر حسب رزولوشن
- شکل (۵-۳): شکل موج یکی از MUAPهای بدست آمده از سیگنال BA1203
- شکل (۶-۳): سیگنال ثبت شده اولیه، اعمال فیلتر تفاضلگیر درجه یک و دو به آن
- شکل (۷-۳): سیگنال ثبت شده اولیه و فیلتر شده به همراه چگالی طیف توان آنها
- شکل (۸-۳): ۱۰ شکل موج MUAP از ۳ عدد واحد حرکتی
- شکل (۹-۳): داده های فیلتر شده درجه یک و دو به همراه آستانه تخمین زده شده
- شکل (۱۰-۳): فلوچارت الگوریتم FTMD
- شکل (۱۱-۳): نمودار ستونی تعداد تطابق الگو بر حسب شماره الگو در داده BA1203
- شکل (۱۲-۳): نمودار ستونی تعداد تطابق الگو بر حسب شماره الگو در داده BA1203 فیلتر شده
- شکل (۱۳-۳): نمودار الگوی آتش به همراه ISI در نمونه ای از داده BA1203
- شکل (۱۴-۳): نمودار هیستوگرام ISI در نمونه ای از داده BA1203
- شکل (۱۵-۳): نمودار چگالی احتمال مقیاس شده بر حسب ISI مقیاس شده
- شکل (۱۶-۳): نمودار چگالی احتمال مقیاس شده بر حسب ISI مقیاس شده
- شکل (۱۷-۳): نمودار تابع $S(t)$ بر حسب t/μ در دو حالت $\sigma = 0.1\mu$ و $\sigma = 0.2\mu$
- شکل (۱۸-۳): نمودار تابع $h(t)$ بر حسب t/μ در دو حالت $\sigma = 0.1\mu$ و $\sigma = 0.2\mu$
- شکل (۱۹-۳): نمودار تابع $h^0(t)$ مقیاس شده بر حسب t/μ در دو حالت $\sigma = 0.1\mu$ و $\sigma = 0.2\mu$
- شکل (۲۰-۳): الگوی آتش مربوط به چهار واحد حرکتی در داده BA1203 (۲) پس از فاز (۱)
- شکل (۲۱-۳): شکل الگوی چهار واحد حرکتی در داده BA1203 (۲) پس از فاز (۱)
- شکل (۲۲-۳): تابع تبدیل فیلتر اعمالی به بخشهای میانگین گیری در حوزه زمان و فرکانس
- شکل (۲۳-۳): شکل موج پنج عدد MUAP شناسایی شده از داده BA1203 (۱) میانگین گیری شده
- شکل (۲۴-۳): شکل موج اسپایکهای شناسایی شده در داده TO1308
- شکل (۲۵-۳): نمودار سطح نویز شناسایی شده و آشکارساز مکان سیگنال (بخش فعال)
- شکل (۲۶-۳): شکل موج الگوهای بدست آمده در داده TO1308 (۱) قبل از فاز حذف (۲)
- شکل (۲۷-۳): شکل موج الگوهای بدست آمده در داده TO1308 (۱) پس از فاز حذف (۲)
- شکل (۲۸-۳): الگوی آتش شش عدد از واحدهای حرکتی شناسایی شده در داده TO1308 (۱)
- شکل (۲۹-۳): شکل موج MUAPها در داده TO1308 (۱) در دو روش میانگین گیری
- شکل (۱-۴): مکان الکترودهای مرجع، سطحی و داخل عضلانی
- شکل (۲-۴): نحوه شناسایی بخش فعال در سیگنال
- شکل (۳-۴): نمودار انحراف استاندارد نویز تخمین زده شده در کانالهای ثبت شماره ۴، ۵ و ۶
- شکل (۴-۴): نمودار سیگنالهای فیلتر شده در کانالهای ۴، ۵ و ۶
- شکل (۵-۴): بخشهای فعال و غیر فعال در داده های $D1(4-1)$ ، $D1(5-1)$ و $D1(6-1)$
- شکل (۶-۴): تفکیک سیگنال توسط تبدیل ویولت (آنالیز مالتی رزولوشن)
- شکل (۷-۴): شکل اندازه توابع A و B در مقیاسهای فرکانسی
- شکل (۸-۴): شکل موج ۵۰۰ MUAP تنظیم شده پیک در پیک و شبیه سازی شده
- شکل (۹-۴): تفاوت ضرائب ویولت نرمالیزه شده نسبت به میانگین آنها در ۶ باند فرکانسی
- شکل (۱۰-۴): معیار تفاوت در مقایسه یک بخش فعال و دیگر بخشهای کاهش یافته در داده $D1(4-1)$
- شکل (۱۱-۴): استفاده از MST در الگوریتم خوشه یابی SLNN
- شکل (۱۲-۴): معیار تفاوت (فاصله) بین میانگین هر کلاس و اعضای دیگر آن

- شکل (۴-۱۳) : ارتباط بین ضرایب ویولت باند فرکانس ($m=1$) و صفحه زمان - فرکانس
شکل (۴-۱۴) : تعدادی از بخشهای فعال داده $D1(4:6-1)$
شکل (۴-۱۵) : فلوچارت بخشهایی از الگوریتم تفکیک سیگنال LODEC
شکل (۴-۱۶) : نمونه هایی از مقایسه الگوها برای بدست آوردن پارامتر d
شکل (۴-۱۷) : الگوی آتش ۲۸ واحد حرکتی شناسایی شده در مدت زمان ۷۰۰ ثانیه داده $D1(4:6)$
شکل (۴-۱۸) : الگوی آتش کامل ۲۸ واحد حرکتی شناسایی شده در داده داده $D1(4:6)$
شکل (۴-۱۹) : الگوی آتش در داده $D1(4:6)$ قبل از اعمال الگوریتم حذف تداخل
شکل (۴-۲۰) : الگوهای آتش کامل واحدهای حرکتی شناسایی شده در داده $D1(4:6)$
شکل (۴-۲۱) : نمونه ای از سیگنالهای ثبت شده از سه کانال به همراه الگوی آتش آنها
شکل (۴-۲۲) : شکل موج MUAPهای مربوط به ۶ عدد واحد حرکتی تشخیصی قبل از حذف تداخل
شکل (۴-۲۳) : الگوهای آتش ۲۸ واحد حرکتی شناسایی شده در داده $D1(4)$ در فریمهای ۱۰ ثانیه
شکل (۴-۲۴) : الگوهای آتش ۲۷ واحد حرکتی شناسایی شده در داده $D1(5)$ در فریمهای ۱۰ ثانیه
شکل (۴-۲۵) : الگوهای آتش ۳۴ واحد حرکتی شناسایی شده در داده $D1(6)$ در فریمهای ۱۰ ثانیه
شکل (۴-۲۶) : الگوهای آتش ۲۸ واحد حرکتی شناسایی شده در داده $D1(4)$ در فواصل نمونه برداری
شکل (۴-۲۷) : الگوهای آتش ۲۷ واحد حرکتی شناسایی شده در داده $D1(5)$ در فواصل نمونه برداری
شکل (۴-۲۸) : الگوهای آتش ۳۴ واحد حرکتی شناسایی شده در داده $D1(6)$ در فواصل نمونه برداری
شکل (۴-۲۹) : مقایسه ای بین شکل موج MUAPهای برخی از واحدهای حرکتی در سه کانال ثبت
شکل (۴-۳۰) : مقایسه ای بین شکل موج MUAPهای برخی از واحدهای حرکتی در سه کانال ثبت
شکل (۴-۳۱) : مقایسه ای بین شکل موج MUAPهای برخی از واحدهای حرکتی در سه کانال ثبت
شکل (۴-۳۲) : مقایسه ای بین شکل موج MUAPهای برخی از واحدهای حرکتی در سه کانال ثبت
شکل (۴-۳۳) : مقایسه ای بین شکل موج MUAPهای برخی از واحدهای حرکتی در سه کانال ثبت
شکل (۴-۳۴) : برخی از MUAPهای مشابه (در هر ردیف) در داده $D1(4)$
شکل (۵-۱) : بخشهای مختلف الگوریتم FAIDP
شکل (۵-۲) : الگوی آتش و هیستوگرام ISI اولیه و نهایی، الگوی آتش ناقص و همراه با خطا
شکل (۵-۳) : تخمین میانگین ISI با استفاده از روشهای Stashuk ، McGill و میانگین گیری
ساده نسبت به پارامترهای r_f و r_m
شکل (۵-۴) : تخمین انحراف معیار ISI با استفاده از روشهای Stashuk ، McGill و انحراف
معیار ساده نسبت به پارامترهای r_f و r_m
شکل (۵-۵) : مقایسه ای بین نتایج روشهای مختلف تخمین SMC
شکل (۵-۶) : توابع تصمیم گیری در چهار الگوریتم مورد بررسی در طبقه بندی الگوی معتبر
شکل (۵-۷) : توابع تصمیم گیری در چهار الگوریتم مورد بررسی در طبقه بندی الگوی غیر معتبر
شکل (۵-۸) : مقدار تابع تصمیم گیری در روش (۱۲) برای طبقه بندی الگوهای معتبر و غیر معتبر
شکل (۵-۹) : الگوریتم تصمیم گیری برای انتخاب الگویی با تعداد اسپایک همراه با خطای کمتر
شکل (۵-۱۰) : نتایج توابع تصمیم گیری FC و F۱ در تشخیص الگوهای معتبر و غیر معتبر
شکل (۵-۱۱) : سیگنال الکترومایوگرام اولیه، پس از حذف نویز و اختلاف دو شکل موج
شکل (۵-۱۲) : سیگنال الکترومایوگرام اولیه، پس از حذف نویز و اختلاف دو شکل موج
شکل (۵-۱۳) : برخی از بخشهای فعال شناسایی شده در داده BA1203 توسط الگوریتم شناسایی
شکل (۵-۱۴) : شکل موج الکترومایوگرام شبیه سازی شده (شماره ۱) بدون نویز، پس از اضافه کردن
نویز رنگی $SNR = 5(dB)$ و پس از اعمال الگوریتم حذف نویز به سیگنال نویزی
شکل (۵-۱۵) : شناسایی بخشهای فعال در سیگنال حذف نویز شده و سیگنال اولیه بدون نویز
شکل (۵-۱۶) : معیار بی نظمی در بخشهای فعال شناسایی شده در داده BA1203

- شکل (۱۷-۵) : نماینده کلاسهای شناسایی شده در داده BA1203 پس از طبقه بندی همراه با نظارت ۲۶۱
- شکل (۱۸-۵) : الگوی آتش کلاسهای شناسایی شده در داده BA1203 پس از فاز طبقه بندی با نظارت ۲۶۱
- شکل (۱۹-۵) : شکل موجهای مرتبط با هر کلاس شناسایی شده در داده BA1203 ۲۶۲
- شکل (۲۰-۵) : الگوهای ایزوله شده مرتبط با هر کلاس پس از اعمال طبقه بندی در داده BA1203 ۲۶۲
- شکل (۲۱-۵) : شکل موج MUAPهای شناسایی شده پس از میانگین گیری در داده BA1102 ۲۶۷
- شکل (۲۲-۵) : الگوی آتش واحد های حرکتی شناسایی شده پس از میانگین گیری در داده BA1102 ۲۶۷
- شکل (۲۳-۵) : تابع چگالی احتمال نرمال ISI برای واحدهای حرکتی شناسایی شده در داده BA1102 ۲۶۸

فهرست جداول :

شماره صفحات

عناوین

| | |
|-----|--------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| ۴۰ | جدول (۱-۲) : نتایج تخمین پارامتر مقیاس بندی بر چهار عدد MUAP |
| ۵۴ | جدول (۲-۲) : مقادیر پارامتر <i>Type</i> به همراه توضیحات مربوط به آنها |
| ۵۸ | جدول (۳-۲) : خلاصه پارامترهای مورد نیاز برای ایجاد سیگنال تست |
| ۶۸ | جدول (۴-۲) : پارامترهای به کار رفته در ایجاد سیگنالهای مبنا در تست الگوریتمهای تفکیک |
| ۷۳ | جدول (۵-۲) : تعاریف پارامترهای اساسی در فاز شناسایی کلاسها |
| ۷۵ | جدول (۶-۲) : تعاریف پارامترهای اساسی در فاز طبقه بندی کلاسها |
| ۸۱ | جدول (۱-۳) : مشخصات داده های ثبت شده حقیقی در پیاده سازی الگوریتمهای بخش (۲-۳) |
| ۹۵ | جدول (۲-۳) : مقادیر خطای آفست ، واریانس و خطای عدم تطابق در معیارهای <i>MC</i> ، <i>PP</i> و <i>TT</i> |
| ۱۰۷ | جدول (۳-۳) : تعداد تکرار مورد نیاز ، خطای مطلق و آستانه موجود در شناسایی اسپایکها |
| ۱۱۳ | جدول (۴-۳) : نتایج حاصل از طبقه بندی فاز (۱) در داده های فیلتر درجه اول و دوم (<i>HRPTP</i>) |
| ۱۱۴ | جدول (۵-۳) : نتایج حاصل از طبقه بندی فاز (۱) در داده های حاصل از فیلتر درجه اول و دوم (<i>LS</i>) |
| ۱۱۴ | جدول (۶-۳) : نتایج حاصل از طبقه بندی فاز (۱) در داده های حاصل از فیلتر درجه اول و دوم (<i>PTP</i>) |
| ۱۱۸ | جدول (۷-۳) : تعداد الگوها قبل و بعد از طبقه بندی فاز اول و دوم در داده ها |
| ۱۳۳ | جدول (۸-۳) : پارامترهای تخمین زده شده از داده <i>BA1203</i> پس از طبقه بندی و حذف الگوی فاز اول |
| ۱۳۷ | جدول (۹-۳) : اسپایکها و الگوهای حذف شده در فاز دوم طبقه بندی در داده <i>BA1102</i> و <i>BA1203</i> |
| ۱۳۸ | جدول (۱۰-۳) : اسپایکها و الگوهای حذف شده در فاز دوم طبقه بندی در داده <i>TO1308</i> و <i>BE1120</i> |
| ۱۵۰ | جدول (۱۱-۳) : ویژگیهای بدست آمده برای واحدهای حرکتی در داده <i>BA1203</i> (۱) |
| ۱۵۳ | جدول (۱۲-۳) : نتایج مربوط به الگوریتم ترکیب الگوهای مرتبط با یک واحد حرکتی |
| ۱۵۴ | جدول (۱۳-۳) : پارامترهای تخمین زده شده الگوی آتش داده <i>BA1102</i> پس از الگوریتم ترکیب الگو |
| ۱۵۴ | جدول (۱۴-۳) : پارامترهای تخمین زده شده الگوی آتش داده <i>BA1203</i> پس از الگوریتم ترکیب الگو |
| ۱۵۵ | جدول (۱۵-۳) : پارامترهای تخمین زده شده الگوی آتش داده <i>TO1308</i> پس از الگوریتم ترکیب الگو |
| ۱۵۵ | جدول (۱۶-۳) : پارامترهای تخمین زده شده الگوی آتش داده <i>BE1120</i> پس از الگوریتم ترکیب الگو |
| ۱۵۶ | جدول (۱۷-۳) : فرکانس آتش میانگین و درصد ضریب تغییرات در الگوهای داده های مورد بررسی |
| ۱۵۷ | جدول (۱۸-۳) : تعداد اسپایکهای معتبر و غیر معتبر در الگوهای داده های مورد بررسی |
| ۱۵۷ | جدول (۱۹-۳) : نتایج مربوط به معیارهای مورد بررسی فاز حذف (۲) در تعدادی از داده ها |
| ۱۵۸ | جدول (۲۰-۳) : نتایج مربوط به معیارهای مورد بررسی فاز حذف (۲) در تعدادی از داده ها |
| ۱۵۹ | جدول (۲۱-۳) : تعداد الگوها و زمانهای آتش موجود در الگوهای بدست آمده |
| ۱۵۹ | جدول (۲۲-۳) : ویژگیهای نهایی استخراج شده از داده <i>BA1102</i> (۱) و (۲) |
| ۱۶۰ | جدول (۲۳-۳) : ویژگیهای نهایی استخراج شده از داده <i>BA1203</i> (۱) و (۲) |
| ۱۶۰ | جدول (۲۴-۳) : ویژگیهای نهایی استخراج شده از داده <i>TO1308</i> (۱) و (۲) |
| ۱۶۰ | جدول (۲۵-۳) : ویژگیهای نهایی استخراج شده از داده <i>BE1120</i> (۱) و (۲) |
| ۱۶۴ | جدول (۲۶-۳) : پارامترهای مورد نیاز برنامه <i>FTMD</i> اولیه به منظور تست الگوریتم |
| ۱۶۴ | جدول (۲۷-۳) : نتایج اولیه بدست آمده در الگوریتم <i>FTMD</i> اصلی در تعدادی از داده ها |
| ۱۶۵ | جدول (۲۸-۳) : نتایج اولیه بدست آمده در الگوریتم <i>FTMD</i> اصلی در تعدادی از داده ها |
| ۱۶۶ | جدول (۲۹-۳) : مقایسه نتایج جداول (۲۷-۳) و (۲۸-۳) با جدول (۴-۲) |

- جدول (۱-۴): نتایج مقدار SNR و انرژی نویز موجود در حوزه زمان و باندهای فرکانس تبدیل ویولت ۱۸۷
- جدول (۲-۴): نتایج مقدار SNR در حوزه زمان و باندهای فرکانس ویولت ۱۸۸
- جدول (۳-۴): تعداد بخشهای فعال، واحدهای حرکتی و معیار تک متغیری در الگوریتمهای مورد بررسی ۱۹۰
- جدول (۴-۴): پارامتر $r_{c,j}$ در خوشه های بدست آمده در داده های $D1(4,5,6-1)$ ۹۵
- جدول (۵-۴): معیار تک متغیری و میانگین معیار $r_{c,j}$ در کلاسهای تشخیصی در داده $D1(4,5,6-1)$ ۱۹۶
- جدول (۶-۴): پارامترهای SG در نمونه مورد بررسی ۱۹۹
- جدول (۷-۴): تعداد MUAPهای شناسایی شده در داده $D1(4:6)$ قبل از الگوریتم حذف تداخل ۲۰۷
- جدول (۸-۴): تعداد MUAPهای شناسایی شده در داده $D1(4:6)$ قبل از الگوریتم حذف تداخل ۲۰۸
- جدول (۹-۴): تعداد MUAPهای شناسایی شده در داده $D1(4:6)$ ۲۰۹
- جدول (۱۰-۴): تعداد MUAPهای شناسایی شده در داده $D1(4:6)$ ۲۰۹
- جدول (۱۱-۴): تعداد MUAPهای بخشی از واحدهای حرکتی شناسایی شده در سه کانال ثبت داده $D1$ ۲۱۷
- جدول (۱۲-۴): تعداد MUAPهای بخشی از واحدهای حرکتی شناسایی شده در سه کانال ثبت داده $D1$ ۲۱۷
- جدول (۱۳-۴): تعداد MUAPهای بخشی از واحدهای حرکتی شناسایی شده در سه کانال ثبت داده $D1$ ۲۱۷
- جدول (۱۴-۴): نتایج معیار شباهت در مقایسه سه کانال ثبت ۲۲۳
- جدول (۱۷-۴): نتایج اعمال الگوریتم LODEC بر داده های شبیه سازی شده شماره (۱) تا (۹) ۲۲۶
- جدول (۱۸-۴): نتایج اعمال الگوریتم LODEC بر داده های شبیه سازی شده شماره (۱۰) تا (۱۸) ۲۲۷
- جدول (۱-۵): پارامترهای مورد استفاده در شبیه سازی الگوی آتش مورد استفاده در شکل (۲-۵) ۲۳۵
- جدول (۲-۵): نتایج بررسی الگوریتمهای طبقه بندی (۱)، (۲)، (۳) و (۴) با استفاده از الگوی آتش ناقص و همراه با خطای شبیه سازی شده (روش ۲) ۲۴۱
- جدول (۳-۵): نتایج بررسی الگوریتمهای طبقه بندی (۱)، (۲)، (۳)، (۴)، (۵)، (۶)، (۷)، (۸)، (۹) و (۱۰) با استفاده از الگوی آتش ناقص و همراه با خطای شبیه سازی شده (روش ۲) ۲۴۳
- جدول (۴-۵): نتایج الگوریتمهای تصمیم گیری (۱۱) تا (۱۶) با استفاده از داده های شبیه سازی شده ۲۴۵
- جدول (۵-۵): نتایج الگوریتمهای تصمیم گیری (۱۷) تا (۲۳) با استفاده از داده های شبیه سازی شده ۲۴۵
- جدول (۶-۵): نتایج الگوریتمهای تصمیم گیری (۲۴) تا (۳۰) با استفاده از داده های شبیه سازی شده ۲۴۶
- جدول (۷-۵): نتایج الگوریتمهای تصمیم گیری (۳۱) تا (۳۵) با استفاده از داده های شبیه سازی شده (الگوهای آتش ناقص و همراه با خطا) (روش ۲) ۲۴۶
- جدول (۸-۵): نتایج الگوریتمهای تصمیم گیری (۳۶) تا (۴۰) با استفاده از داده های شبیه سازی شده (الگوهای آتش ناقص و همراه با خطا) (روش ۲) ۲۴۶
- جدول (۹-۵): مقایسه کارایی الگوریتم پیشنهادی با معیار FC ۲۴۸
- جدول (۱۰-۵): بررسی کارایی بخشهای حذف نویز و شناسایی بخشهای فعال بوسیله شبیه سازی ۲۵۵
- جدول (۱۱-۵): ارتباط ضرائب ویولت باندهای فرکانسی با صفحه زمان-فرکانس ۲۵۸
- جدول (۱۲-۵): تعداد زمانهای آتش و درصد شناسایی برخی از کلاسهای موجود در داده BA1203 ۲۶۰
- جدول (۱۳-۵): تعداد زمانهای آتش و درصد شناسایی برخی از کلاسهای موجود در داده BA1203 ۲۶۰
- جدول (۱۴-۵): برخی از ویژگیهای بدست آمده در داده BA1203 ۲۶۴
- جدول (۱۵-۵): معیارهای بدست آمده در تفکیک داده های شبیه سازی شده ۲۶۵
- جدول (۱۶-۵): معیارهای بدست آمده در تفکیک داده های شبیه سازی شده ۲۶۵

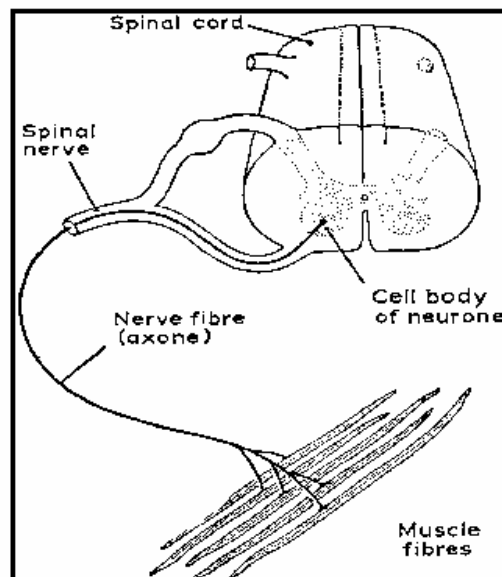
فصل اول : مقدمه

شناسایی ساختار آناتومیکی-فیزیولوژیکی عضلات ، تشخیص بیماریهای عصبی-عضلانی و شناسایی نحوه کنترل انقباض عضلانی بوسیله سیستم اعصاب مرکزی و محیطی ، از زمینه هایی است که به تفکیک سیگنال الکترومایوگرام مربوط می شود، لذا الگوریتمهای تفکیک متعددی تا کنون طراحی شده اند که هر کدام به نوبه خود در افزایش کارایی فرایند تفکیک و همچنین صحت نتایج بدست آمده مؤثر بوده اند . ما نیز برآنیم که با استفاده از نقاط ضعف و قوت الگوریتمهای موجود و بر اساس ایده های نو ، الگوریتم جدیدی ارائه دهیم تا در این مسیر تحقیقاتی قرار گیریم .

در بخش نخست ، مقدماتی در مورد الگوریتم های تفکیک سیگنال الکترومایوگرام به واحد های حرکتی ارائه شده و قسمتهای مختلف این الگوریتمها ، روشهای مختلف ارائه شده ، دلایل انتخاب الگوریتمهای مورد بررسی و سازماندهی کلی رساله نیز مورد بررسی قرار می گیرد . در ابتدا به تعاریف اولیه و اهمیت الگوریتمهای تفکیک می پردازیم .

۱-۱ تعاریف اولیه

بخش ساختاری انقباض ، شامل سلول (فیبر) عضلانی است . فیبرهای عضلانی بوسیله نرونها حرکتی فعال می شوند که آنها نیز به نوبه خود از نخاع سرچشمه می گیرند . فیبرهای عصبی یا آکسونها^۱ که مربوط به این نرونها حرکتی هستند از نخاع خارج شده و در اعصاب حرکتی منتشر می شوند [۶۳] که در شکل (۱-۱) نشان داده شده است .



شکل (۱-۱) : واحد حرکتی به همراه نخاع ، [۶۳]

^۱ Axon

هر آکسون حرکتی ، به چندین شاخه تقسیم شده و فیبرهای عضلانی بسیاری را تحریک می کند . ترکیب یک تک نرون حرکتی به همراه تمامی فیبرهای عضلانی که بوسیله آن نرون حرکتی فعال می شوند ، واحد حرکتی (MU)^۲ گفته می شود . در پاسخ به یک پتانسیل عمل نرون حرکتی ، فیبرهای عضلانی دیپلاریزه شده و نتیجه آن ، انقباض عضلانی است . فعال شدن پی در پی واحدهای حرکتی بر اساس افزایش میزان انقباض عضلانی (ارادی) را فعال شدن مجدد واحد حرکتی^۳ می نامند . سیستم اعصاب مرکزی با استفاده از دو عامل ، مقدار نیروی عضلانی را افزایش می دهد . این عوامل به شرح زیر هستند :

- ۱ . افزایش تعداد واحدهای حرکتی فعال (فعال شدن مجدد مکانی)^۴
- ۲ . افزایش فرکانس آتش واحدهای حرکتی (فعال شدن مجدد زمانی)^۵

در انقباض ارادی ، واحدهای حرکتی به ترتیب اندازه ، فعال می شوند . بر اساس این اصل (اندازه) ، هنگامی که عضله فعال می شود واحدهای حرکتی که فعال می شوند دارای اندازه کوچک و میزان نیروی انقباضی کم هستند . پس از آن ، با افزایش میزان نیروی انقباضی ، واحدهای حرکتی بزرگتر فعال می شوند . واحدهای حرکتی با توجه به مشخصات فیزیولوژیکی و دیگر مشخصات بافت شناسی به چهار دسته تقسیم می شوند که شامل واحدهای حرکتی آهسته^۶ (I) سریع و مقاوم (IIA) ، سریع خستگی پذیر (IIB) و فیبرهای تمایز نا پذیر (IIC) می باشد . آنچه تصور می شود این است که فعال شدن واحدهای حرکتی از نوع I شروع شده و به ترتیب به IIA و IIB ختم می شود .

سیگنال الکترومایوگرام داخل عضلانی که با استفاده از الکتروود سوزنی^۷ یا سیمی^۸ ثبت می شود فعالیت الکتریکی عضله را اندازه می گیرد . این سیگنال ، در اثر دیپلاریزه شدن عصبهای حرکتی به همراه فیبرهای عضلانی مربوط به آنها بوجود می آید . دیپلاریزاسیون اندازه گیری شده یک واحد حرکتی ، پتانسیل عمل واحد حرکتی (MUAP)^۹ نامیده شده و یک شکل موج خاصی را بوجود می آورد . شکل هر MUAP به نوع الکتروود ثبت ، مکان الکتروود نسبت به فیبرهای عضلانی و نوع فیبر عضلانی بستگی دارد [۱۲] . به بیان دیگر ، دامنه پتانسیل عمل به قطر فیبر عضلانی ، فاصله بین فیبر عضلانی فعال و الکتروود و مشخصات فیلتر کنندگی الکتروود بستگی دارد . مشخصات فیلتر کنندگی یک الکتروود دو قطبی نیز به نوبه خود به عواملی از قبیل سطح مکان ثبت تماس یافته با عضله ، فاصله بین اتصالها و مشخصات شیمیایی رابط الکتروود- الکتروولیت وابسته است .

سیگنال الکترومایوگرام ثبت شده ، شامل فعالیت تمامی واحدهای حرکتی تحریک شده توسط واحدهای حرکتی مربوطه می باشد ولی دامنه و اجزای فرکانس بالای مربوط به فیبرهای دورتر

^۲ Motor Unit

^۳ MU Recruitment

^۴ Spatial Recruitment

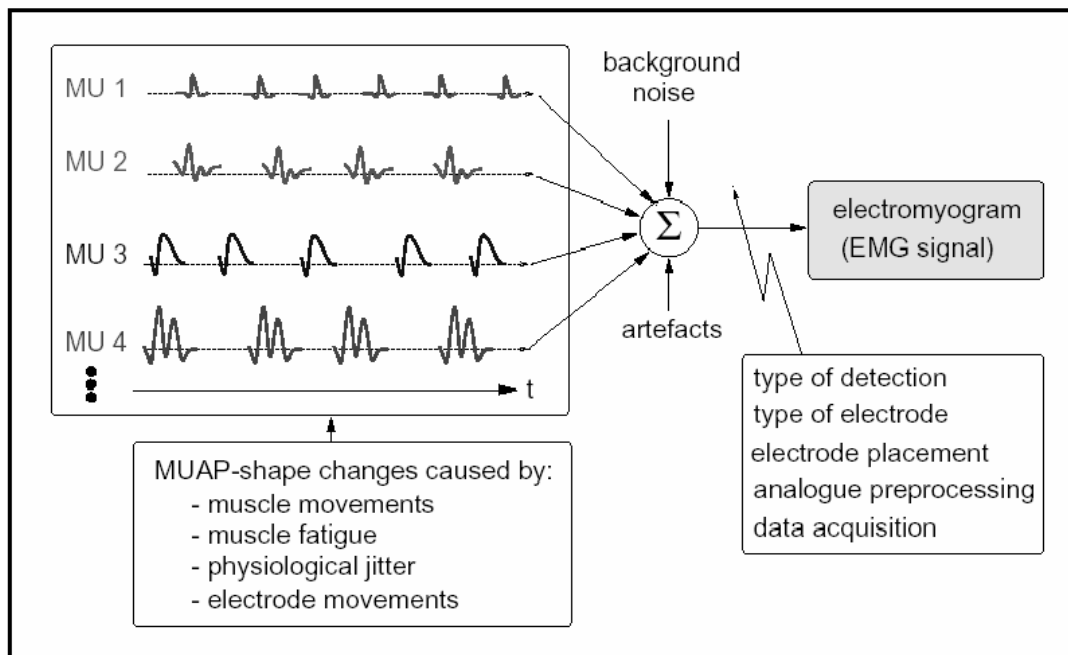
^۵ Temporal Recruitment

^۶ Needle electrode

^۷ Wire Electrode

^۸ Motor unit Action potential

از مکان ثبت ، در زیر سطح نويز قرار می گیرد. فرایندی که بر اساس آن ، شکل MUAP ها و همچنین الگوی آتش واحدهای حرکتی از سیگنال الکترومایوگرام ثبت شده بدست آید ، به تفکیک سیگنال الکترومایوگرام به واحد های حرکتی معروف است. در شکل (۲-۱) اجزای سیگنال الکترومایوگرام نشان داده شده است. بر اساس این شکل ، سیگنال الکترومایوگرام از ترکیب MUAP های مربوط به واحدهای حرکتی متفاوت بوجود می آید. این MUAP ها نیز با توجه به تغییر مشخصات واحدهای حرکتی و مکان نسبی الکتروود در طول زمان دچار تغییر شکل میشوند. تغییرات شکل MUAP ها می تواند به خاطر حرکت عضلات ، خستگی عضلانی نیز صورت گیرد. پس از ترکیب MUAP های مختلف با نويز پیش زمینه و آرتیفکت ها^۹ سیگنال الکترومایوگرام بدست می آید. نويز اضافه شده نیز می تواند شامل نوع الکتروود و تشخیص سیگنال ، تغییرات مکان الکتروود نسبت به عضله ، پیش پردازش آنالوگ و سیستم جمع آوری اطلاعات باشد. واحدهای حرکتی برای حفظ (افزایش) انقباض اولیه باید به طور مداوم فعال شوند. در نتیجه ، هر واحد حرکتی تعدادی MUAP ایجاد می کند که نتیجه آن ، قطار پالسی از پتانسیل عمل واحد حرکتی (MUAPT^{۱۰}) خواهد بود.



شکل (۲-۱): تشکیل سیگنال الکترومایوگرام داخل عضلانی بوسیله MUAP های مختلف ، نويز ، آرتیفکت [۶۳]

۲-۱ بخشهای مختلف الگوریتمهای تفکیک سیگنال الکترومایوگرام

ساختار اساسی الگوریتمهای تفکیک ، یکسان است. در این الگوریتمها ، بخشهای موجود در صفحه بعد به ترتیب پیاده سازی می شود.

^۹ Artifact

^{۱۰} Motor Unit Action Potential Train

- ۰۱ شناسایی بخشهای فعال
- ۰۲ استخراج ویژگی
- ۰۳ الگوریتمهای طبقه بندی
- ۰۴ حذف تداخل واحدهای حرکتی

در برخی از الگوریتمها ، بخش (۴) پیاده سازی نمی شود . در ادامه ، بخشهای مذکور مورد بررسی قرار خواهد گرفت و با توجه به روشهای مختلف ، ویژگیهای به کار رفته ، روشهای شناسایی بخشهای فعال ، طبقه بندی و حذف تداخل نیز بررسی خواهد شد .

در هر الگوریتم تفکیک ، بخشهایی از سیگنال که شامل فعالیت واحد های حرکتی بالای سطح نویز باشد از بخشهای بدون فعالیت و یا بخشهایی با فعالیت بسیار کم ، جدا می شود . بخشهای جدا شده به ترتیب بخشهای فعال و غیر فعال ، نام گذاری می شود . پس از بدست آمدن بخشهای فعال مطابق روشهای پردازش سیگنال موجود ، استخراج ویژگی صورت می گیرد . بر این اساس ، ویژگیهایی که بخشهای فعال مربوط به واحدهای حرکتی متفاوت را به خوبی تمایز دهد و در عین حال ، شباهت بین بخشهای فعال مربوط به واحدهای حرکتی مشابه را به خوبی نمایان کند انتخاب می شود . پس از استخراج ویژگی ، با استفاده از الگوریتمهای متفاوت طبقه بندی ، کلاسهای مختلف بدست می آید . کلاسهای بدست آمده ، نشاندهنده واحد های حرکتی است . لازم به ذکر است که این طبقه بندی در برخی از روشها تنها بر اساس شکل موج MUAP ها و در برخی از الگوریتمها بر اساس ترکیبی از شکل موج MUAP ها و مشخصات آمارای الگوهای آتش واحدهای حرکتی می باشد . پس از این مرحله ، در برخی از الگوریتمها حذف تداخل واحدهای حرکتی صورت گرفته و بر این اساس ، الگوهای آتش واحدهای حرکتی تکمیل شده و کارایی الگوریتم افزایش می یابد . برای بررسی نحوه تکمیل الگوهای آتش بوسیله الگوریتم مزبور می توان به شکلهای (۴-۲۲) و (۴-۲۳) رجوع کرد و تفاوت الگوی آتش ، قبل و بعد از پیاده سازی الگوریتم حذف تداخل واحدهای حرکتی را مشاهده کرد .

تفکیک سیگنال الکترومایوگرام در عمل ، فرایندی است که بر اساس آن یک سیگنال الکترومایوگرام به اجزای تشکیل دهنده آن (MUAPT) تفکیک می شود . در این فرایند ، از دو فرض اساسی استفاده می شود [۴۹] که به شرح زیر است :

- ۰۱ تمامی MUAP های مربوط به واحدهای حرکتی بوجود آورنده سیگنال الکترومایوگرام ، می توانند تشخیص داده شوند .
- ۰۲ هر MUAP تشخیص داده شده را می توان به واحد حرکتی که بوجود آورنده آن است ، منتسب کرد .

برای شناسایی MUAP ها برخی از مشخصات مربوط به شکل آنها که بین تمامی MUAP های موجود در سیگنال ، نسبت به قسمتهای دیگر سیگنال الکترومایوگرام (نویز ، آرتیفکت) یکسان است باید استفاده شود . برای تشخیص اینکه ، سیگنال MUAP بدست آمده به کدامین واحد حرکتی مربوط می شود ، می توان از مشخصات مربوط به شکل آنها استفاده کرد چرا که شکل MUAP های مربوط به یک واحد حرکتی مشخص به همراه الگوی آتش آن واحد حرکتی ، متمایز

از بقیه MUAP ها است. نکته مهمی که باید به آن توجه داشت این است که تعداد MUAP های مربوط به هر واحد حرکتی نسبت به مدت زمان ثبت سیگنال ، کافی به نظر برسد. به عنوان مثال در [۳۲] ، تعداد مینیمم تطابق برای هر الگوی مربوط به واحد حرکتی عدد ۲۵ در مدت زمان ۱۰ ثانیه ثبت سیگنال الکترومایوگرام است و الگوهایی که تعداد تطابق آنها کمتر از ۲۵ عدد باشد در پردازشهای بعدی در نظر گرفته نمی شوند چرا که از قابلیت اطمینان بالایی برخوردار نیستند. در ادامه ، الگوریتمهای مختلف تفکیک سیگنال الکترومایوگرام مورد بررسی قرار می گیرد.

۳-۱ الگوریتمهای تفکیک سیگنال الکترومایوگرام

الگوریتمهای تفکیک سیگنال الکترومایوگرام را می توان از چندین جنبه مختلف ، دسته بندی کرد. در بالاترین سطح ، این الگوریتمها به دو دسته زیر طبقه بندی می شود :

- ۰۱ الگوریتمهایی که با استفاده از اپراتور انسانی انجام می شوند.
- ۰۲ الگوریتمهایی که به صورت خودکار و یا نیمه خودکار اجرا می شوند.

در دسته اول ، یک فرد متخصص به صورت دستی و با استفاده از اسیلوسکوپ سیگنال الکترومایوگرام را تفکیک می کند. این روش دارای نواقص بسیاری است که شامل طولانی بودن مدت زمان انجام الگوریتم ، تغییر نتایج با توجه به نظر افراد مختلف ، عدم توانایی الگوریتم در بدست آوردن الگوی آتش کامل تمامی واحدهای حرکتی فعال و عدم حذف تداخل واحدهای حرکتی است. با توجه به این نکته ، الگوریتمهای تفکیک سیگنال الکترومایوگرام در انواع خودکار و یا نیمه خودکار از سال ۱۹۸۲ تا کنون ایجاد شده اند. در این الگوریتمها ، بیشتر فرایند تفکیک توسط رایانه صورت گرفته و در برخی از قسمتهای الگوریتم ، مانند تشخیص آستانه سیگنال [۳۲] و بدست آوردن واحدهای حرکتی مشابه هم پس از طبقه بندی [۵۷] از اپراتور انسانی استفاده می شود. با توجه به توضیحات گفته شده ، روشهای مورد بررسی در این رساله منحصر به روشهای خودکار و یا نیمه خودکار می باشد. لازم به ذکر است که در این روشها ، الگوریتم تفکیک می تواند بدون کمک اپراتور انسانی انجام شود ولی نظر اپراتور انسانی در مقدار برخی از پارامترهای انتخابی ، می تواند کارایی الگوریتم را بالا برد. اکنون در یک تقسیم بندی دیگر که زیر گروه روش (۲) می باشد ، الگوریتمهای تفکیک سیگنال الکترومایوگرام با توجه به تکنیک مورد استفاده در تفکیک سیگنال الکترومایوگرام به چهار گروه زیر تقسیم می شود^{۱۱} :

- ۰۱ استفاده از تکنیکهای حوزه زمان و یا فرکانس (تبدیل فوریه) ، به عنوان مثال در [۳۲]
- ۰۲ استفاده از تکنیکهای مخابراتی (ویتربی اصلاح شده^{۱۲}) ، به عنوان مثال در [۲۴] ، [۲۳]
- ۰۳ استفاده از شبکه های عصبی به ، عنوان مثال در [۸] ، [۴۴]
- ۰۴ استفاده از تبدیل ویولت ، به عنوان مثال در [۵۷]

^{۱۱} مرجع مورد استفاده در هر روش ، به عنوان نماینده ای از روشهای مختلف استفاده شده است و این درحالی است که تعداد روشهای مورد استفاده بسیار زیاد بوده و افراد مختلف ، از روشهای گفته شده استفاده کرده اند.

^{۱۲} Modified Viterbi Algorithm

این نکته نیز لازم به ذکر است که در برخی از روشها از ویژگی بدست آمده بوسیله تبدیل ویولت برای آموزش شبکه عصبی نیز استفاده شده است ولی عمده روشها را می توان در دسته بندی بالا قرار داد. در دسته بندی دیگر ، می توان با استفاده از تاریخچه روشهای به کار رفته در بخشهای مختلف الگوریتم (شناسایی بخشهای فعال ، استخراج ویژگی ، طبقه بندی و حذف تداخل) از اولین الگوریتم تفکیک نیمه خودکار [۲۸] تا به حال ، استفاده کرد . این تاریخچه در بخش بعد و با استفاده از [۴۹] بیان می شود. در بخش بعد ، قسمتهای مختلف الگوریتم تفکیک سیگنال الکترومایوگرام به همراه روشهای به کار رفته در این بخشها به ترتیب بیان شده و می تواند به عنوان ابزاری قدرتمند در انتخاب روشهای مختلف به کار گرفته شود .

۴-۱ تکنیکهای به کار رفته در بخشهای مختلف الگوریتمهای تفکیک

در این بخش با ذکر قسمتهای مختلف الگوریتم تفکیک ، تکنیکهای به کار رفته در هر قسمت مورد بررسی قرار می گیرد. لازم به ذکر است که بخشهای مورد بررسی به جز بخشهای ثبت سیگنال و پیش پردازش (انتخاب الکتروود ، نحوه ثبت سیگنال ، فرکانس نمونه برداری) بررسی می شود و برای توضیحات مربوط به این بخشها ، می توان به [۴۹] رجوع کرد. در ادامه ، بخشهای مختلف الگوریتم تفکیک مورد بررسی قرار می گیرد .

۴-۱-۱ شناسایی بخشهای فعال

اولین قدم در تفکیک سیگنال الکترومایوگرام ، تشخیص تمامی MUAPهای ایجاد شده بوسیله واحدهای حرکتی فعال در طول مدت ثبت سیگنال است . در عمل ، MUAPهای مربوط به واحدهای حرکتی که دارای فیبر عضلانی در نزدیک مکان ثبت نیستند دارای اجزای فرکانس پایین بوده و شکل آنها بسیار به هم شبیه است . بنابراین ، بسیار مشکل است که این MUAPها را به واحدهای حرکتی متناظر نسبت داد . بنابراین ، لازم است که قسمتهایی از سیگنال برای پروسه های بعدی انتخاب شوند که بتوان MUAPهای شناسایی شده را به درستی به واحدهای حرکتی فعال منتسب کرد . روشهای متعددی برای تقسیم سیگنال به بخشهای فعال مورد استفاده قرار گرفته است . در تمامی این روشها ، یک یا چند آستانه تشخیص بر اساس مشخصات آماری سیگنال بدست می آید . در بیشتر الگوریتمها ، هنگامی که دامنه سیگنال از آستانه محاسبه شده ، بیشتر باشد بخشی با تعداد نمونه ثابت (بخش سوم) انتخاب شده و با نام بخش فعال ذخیره می شود . در روشهای دیگر ، پنجره مورد استفاده دارای تعداد نمونه ثابت نبوده (بخش چهارم) و بر اساس مشخصات سیگنال تعداد نمونه بخش فعال ، تغییر می کند . در هر دو روش ، باید مشخصات بخش فعال بدست آمده تعیین شود چرا که این بخش فعال می تواند یک MUAP ایزوله شده ، ترکیبی از چند MUAP متداخل ، بخشی از یک MUAP ایزوله شده ، بخشی از چند MUAP متداخل و یا اسپایکی حاصل از نویز باشد . برخی از روشهای تشخیص ، از سیگنال اولیه و یا فیلتر شده استفاده کرده و بر اساس دامنه و یا آستانه های واریانس سیگنال تصمیم گیری در آنها صورت می گیرد . در روشهای دیگر از سیگنال اولیه استفاده شده و از ترکیب آستانه های

دامنه و یا شیب در تصمیم گیری استفاده می شود. یکی دیگر از روشهای تصمیم گیری بر اساس سیگنال عبور یافته از یک فیلتر تفاضلگیر پایین گذر^{۱۳} (بخش سوم) می باشد. در عمل، اعمال فیلترهای میان گذر و یا تفاضلگیر پایین گذر، مدت زمان MUAPها را کاهش داده و تداخل زمانی آنها را کاهش می دهد که در عمل، به کاهش تعداد شکل موجهای متداخل می انجامد. این فیلترها موجب کاهش دامنه بسیاری از MUAPهایی که دارای شکل مشابه و متعلق به واحدهای حرکتی متفاوت هستند می گردد و این در حالی است که این واحدهای حرکتی فیبرهایی نزدیک به مکان ثبت ندارند. این فیلترها می توانند اطلاعات مربوط به اجزای فرکانس پایین و غیر تمایز دهنده را حذف کرده و تشخیص MUAPهای مربوط به واحدهای حرکتی متفاوت را آسان کنند. دلیل این امر را می توان در کاهش تغییرات شکل MUAPها بوسیله این فیلترها دانست. لازم به ذکر است که این فیلترها در بخش سوم مورد بررسی قرار خواهند گرفت. در نتیجه پس از بخش فیلتر کردن، MUAPها دارای مدت زمان کمتری بوده و برخی از اجزای نویز پیش زمینه از سیگنال حذف شده است. اثر فیلترهای تفاضلگیر درجه یک و دو بر سیگنال الکترومایوگرام اولیه در شکل (۳-۸) در بخش سوم، نشان داده شده است.

انتخاب آستانه برای تشخیص بخشهای فعال در برخی از روشها بر اساس یک مقدار از پیش تعیین شده بوده تا MUAPهایی با مشخصات مورد نظر شناسایی شوند. در روشهای دیگر این آستانه با استفاده از مشخصات سیگنال و اجزای نویز محاسبه می شود که یا بر اساس آستانه های وابسته به قدر مطلق نویز (بخش سوم و چهارم) بوده و یا اینکه این آستانه ها متناسب با اجزایی از سیگنال هستند که دارای بیشترین دامنه می باشند. پس از این مرحله (تشخیص MUAPها) برای مقایسه شکل موجهای بدست آمده باید آنها را به نحوی تنظیم کرد. بدین ترتیب در بسیاری از الگوریتمهای تفکیک، شکل موجها بر اساس زمان مربوط به ماکزیم دامنه در سیگنال اولیه و یا فیلتر شده در ابتدا مرتب می شوند. در بسیاری از اوقات خطای تنظیم اولیه در ادامه تصحیح نشده و موجب مشکلاتی در بخش طبقه بندی می شود. لازم به ذکر است که خطای تنظیم شکل موجها بر اساس معیارهای مختلف (ماکزیم همبستگی، ماکزیم دامنه، رسیدن به حد آستانه) در بخش (۳-۲-۴) مورد بررسی قرار گرفته است. با توجه به این نکته، الگوریتمهای تنظیم شکل موجها در حین شناسایی بخشهای فعال باید به طور دقیق ارزیابی شود. در شکل (۱-۳) نمونه ای از سیگنال الکترومایوگرام نشان داده شده است که فیلتر تفاضلگیر پایین گذر به آن اعمال شده و سپس بخشهای فعال در آن مشخص شده است. در این مثال، بخشهای فعال نیز طبقه بندی شده اند و شماره های موجود در شکل نشان دهنده شماره واحد حرکتی مرتبط با MUAPها می باشد. لازم به ذکر است که روش تفکیک به کار رفته در این مثال بر اساس الگوریتم تطابق الگوی فرکانسی موجود در بخش سوم می باشد.

۱-۴-۲ استخراج ویژگی^{۱۴} (به منظور باز شناخت الگو^{۱۵})

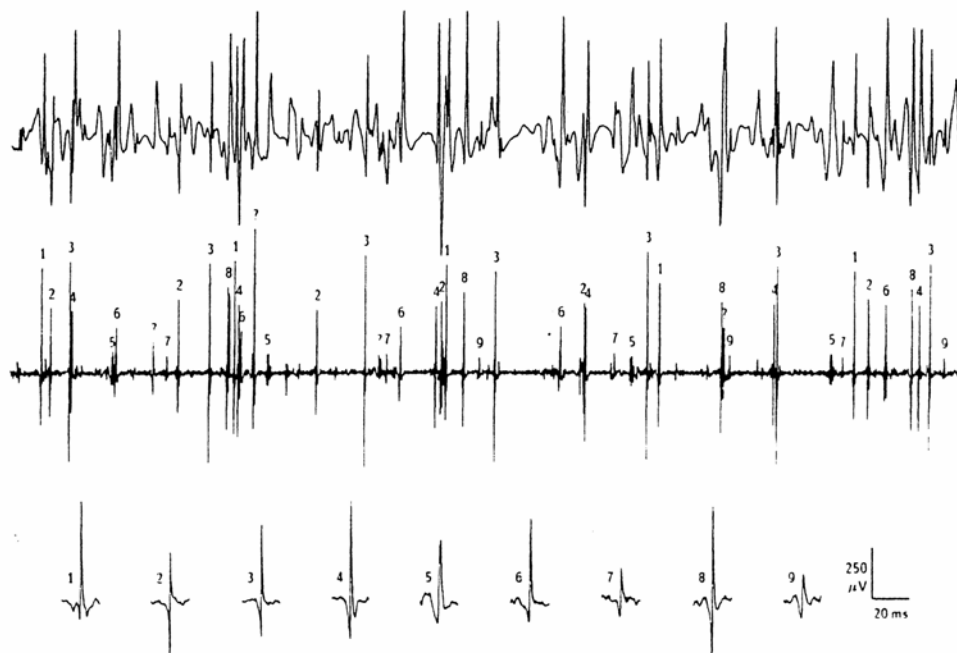
MUAPهای شناسایی شده باید به منظور باز شناخت الگو با استفاده از یک بردار معرفی شوند. مشخصاتی از MUAPها که برای این منظور استفاده می شود با نام ویژگی معرفی می شود.

^{۱۳} Low Pass differentiator Filter

^{۱۴} Feature extraction

^{۱۵} Pattern recognition

یک فضای چند بعدی که شامل تمامی مقادیر ویژگیهای ممکن است به فضای ویژگی^{۱۶} معروف است.



شکل (۳-۱): نمونه ای از سیگنال الکترومایوگرام اولیه (بالا) ، سیگنال حاصل پس از اعمال فیلتر تفاضلگیر پایین گذر درجه دوم (وسط) و MUAPهای استخراج شده از سیگنال پس از فاز طبقه بندی ، اعداد به کار رفته در بالای اسپایکها (وسط) شماره واحد حرکتی متناظر است [۳۴]

در ادامه ، ملاحظات مربوط به فضای ویژگی و همچنین فضاهای ویژگی متفاوت ذکر می شود .

۱-۲-۴-۱ ملاحظات مربوط به فضای ویژگی

هنگامیکه فضای ویژگی به منظور باز شناخت الگو در نظر گرفته می شود ، برخی از نکات باید در نظر گرفته شود . به عبارت دیگر برخی از سؤالات باید پاسخ داده شود که به شرح زیر است :

۰۱. احتیاجات محاسباتی و مکان ذخیره بردار ویژگی چیست ؟ به عبارت دیگر تعداد ویژگیهای مورد استفاده چقدر است ؟
۰۲. پیچیدگی محاسباتی و زمان مورد نیاز برای محاسبه مقادیر ویژگیها چگونه است ؟
۰۳. مقدار نسبت سیگنال به نویز ($SNR^{۱۷}$) و همچنین واریانس هر ویژگی چیست ؟
۰۴. میزان همبستگی^{۱۸} بین ویژگیها چقدر است ؟
۰۵. قدرت تمایز ویژگی مورد استفاده چقدر است ؟

^{۱۶} Feature Space

^{۱۷} Signal to Noise Ratio

^{۱۸} Correlation

- ۰۶ میزان تأثیر تداخل و احدهای حرکتی بر مقدار ویژگیها چگونه است ؟
- ۰۷ میزان تأثیر تغییرات شکل MUAPها بر مقدار ویژگیها چگونه است ؟
- ۰۸ میزان حساسیت ویژگی بدست آمده نسبت به خطای تنظیم MUAPها چگونه است ؟

لازم به ذکر است که بیشتر نکات ذکر شده در بخشهای سوم و چهارم در مورد ویژگیهای مورد استفاده ، بررسی شده است .

۱-۴-۲-۲ فضاهای ویژگی مورد استفاده

فضاهای ویژگی متفاوتی برای معرفی MUAPها در فرایندهای تفکیک سیگنال الکترومایوگرام تا کنون مورد استفاده قرار گرفته است . تعدادی از این فضاها به شرح زیر هستند :

- ۰۱ استفاده از مشخصات آماری مربوط به شکل MUAPها مانند مقدار دامنه پیک در پیک ، تعداد فاز ، مدت زمان و تعداد چرخش^{۱۹}
- ۰۲ استفاده از ویژگیهای حوزه فرکانس با استفاده از ضرائب تبدیل فوریه زمان گسسته (بخش ۳)
- ۰۳ استفاده از ضرائب بدست آمده از یک تبدیل مثلا تبدیل ویولت (بخش ۴)
- ۰۴ استفاده از نمونه های سیگنال حاصل از اعمال فیلتر میان گذر به سیگنال اولیه
- ۰۵ استفاده از نمونه های سیگنال حاصل از اعمال فیلتر تفاضلگیر پایین گذر به سیگنال اولیه

۱-۴-۳ خوشه یابی^{۲۰} (طبقه بندی بدون ناظر^{۲۱})

خوشه یابی عموماً تفکیک مجموعه ای از داده ها به گروه ها (کلاسترها) می باشد . هر عضو گروه باید نسبت به اعضای دیگر گروه ها ، به اعضای دیگر گروه خود شبیه تر باشد . در ابتدا تعداد دقیق گروه ها مشخص نبوده و هر خوشه دارای یک الگوی نماینده است که به آن میانگین خوشه (الگو) گفته می شود و در ابتدا نیز نا مشخص است . در تفکیک سیگنال الکترومایوگرام یک الگوریتم خوشه یابی دارای دو منظور اصلی است . هدف اول ، مشخص شدن تعداد حقیقی واحد های حرکتی فعال در طول زمان ثبت (تعداد MUAPTها) می باشد . هدف دوم ، نسبت دادن هر چه بیشتر MUAPها به MUAPT مربوط به آنها می باشد که در نتیجه ، شکل الگوی هر خوشه با استفاده از MUAPهای موجود در آن خوشه بدست می آید . هر چه تعداد MUAPهایی که به غلط به یک MUAPT منتسب شده اند ، بیشتر باشد احتمال افزایش خطا در فاز طبقه بندی افزایش می یابد و نتایج طبقه بندی همراه با نظارت اگر بر اساس نتایج دقیق خوشه یابی باشد ، موفقیت آمیز خواهد بود . بنا براین ، دقیق بودن نتایج الگوریتم خوشه یابی دارای اهمیت فراوانی است و بر این اساس ، MUAPهای حاصل از تداخل واحد های حرکتی می تواند در این مرحله شناسایی شده و از انتساب آنها به خوشه های موجود ، اجتناب گردد .

^{۱۹} تعاریف مشخصات ذکر شده در ویژگی (۱) در بخش (۳-۳-۴) آمده است .

^{۲۰} Clustering

^{۲۱} Unsupervised Classification

وظیفه یک الگوریتم خوشه یابی ، شناسایی تمامی MUAP های موجود در سیگنال نیست و هدف اصلی آن ، شناسایی تمامی MUAPT هایی است که به نحو چشمگیری در سیگنال الکترومایوگرام موجودند . این نکته دارای اهمیت بالایی است چرا که موجب کاهش خطای طبقه بندی می شود . علاوه بر این نکات ، به دلیل اینکه ترکیب دو خوشه از تفکیک یک خوشه آسان تر است ، تخمین تعداد واحدهای حرکتی بیشتر از مقدار حقیقی آنها در مقایسه با تخمین تعداد واحدهای حرکتی کمتر ، ترجیح داده می شود . در ادامه معیار فاصله که در الگوریتم خوشه یابی نشاندهنده (عدم) شباهت MUAP ها می باشد ، مورد بررسی قرار می گیرد .

۱-۳-۴-۱ معیار فاصله^{۲۲}

معیار تصمیم گیری در شباهت و یا عدم شباهت بین شکل MUAP ها بر اساس تعریف معیار فاصله بین آنهاست . معیاری که اغلب برای این منظور استفاده می شود ، فاصله اقلیدسی^{۲۳} است که به صورت زیر تعریف می شود :

با فرض آنکه X_i نشاندهنده الگوی N بعدی شماره i باشد ، این بردار ویژگی به صورت $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iN})^T$ تعریف می شود که اجزای بردار ، ویژگیهای مورد بررسی برای هر نمونه است . بدین ترتیب ، فاصله اقلیدسی بین دو عنصر در فضای N بعدی ویژگی با استفاده از رابطه (۱-۱) تعریف می شود .

$$d^2(X_i, X_k) = (X_i - X_k)^T (X_i - X_k) = \sum_{j=1}^N (x_{ij} - x_{kj})^2 \quad (1-1)$$

اگر M_k نشاندهنده الگو (نماینده) خوشه شماره k باشد ، بردار ویژگی آن به صورت $M_k = (m_{k1}, m_{k2}, \dots, m_{kN})^T$ تعریف می شود که اجزای آن ، ویژگیهای مورد بررسی برای هر الگو است . بدین ترتیب ، فاصله اقلیدسی بین یک عنصر و الگوی یک خوشه در فضای ویژگی N بعدی با استفاده از $d^2(X_j, M_k)$ بدست می آید . در ادامه ، روشهای خوشه یابی کلاسیک مورد بررسی قرار می گیرند .

۲-۳-۴-۱ تکنیکهای خوشه یابی متداول

در تکنیکهای ترتیبی^{۲۴} ابتدا فرض بر آن است که هر عنصر یک خوشه است و بر این اساس ، فواصل بین تمامی جفت عناصر بدست آمده و در یک ماتریس فاصله ذخیره می شود . دو دسته عمده از تکنیکهای خوشه یابی در این گروه قرار دارند . یکی از آنها CL و دیگری SL می باشد^{۲۵} . در تکنیکهای خوشه یابی CL ، عناصر مشابه هم در یک خوشه ترکیب شده و با

^{۲۲} Distance Measure

^{۲۳} Euclidean Distance

^{۲۴} Hierarchical Techniques

^{۲۵} CL : Complete linkage , SL : Single Linkage

شکل موج میانگین ، در ادامه معرفی می شوند . سپس ، ماتریس فاصله برای عناصر کاهش یافته دوباره محاسبه می شود . این فرایند تا زمانی ادامه می یابد که تنها یک خوشه تنها موجود باشد . اگر فواصل بین بخشهای بدست آمده در این الگوریتم ، با یک مقدار آستانه مقایسه شود و اگر از آن آستانه ، بیشتر باشد به عنوان خوشه ای مجزا در نظر گرفته شود ، حاصل کار K عدد خوشه می باشد . الگوریتمهای خوشه یابی CL متعددی بر اساس تفاوت نحوه ترکیب اجزا و همچنین محاسبه مقادیر میانگین خوشه ، ایجاد شده اند . در روش خوشه یابی SL ، مشابه CL از ماتریس فاصله استفاده می شود ولی با این تفاوت که اجزای مشابه هم به هم مربوط شده و در انتهای الگوریتم ، با استفاده از آستانه خوشه ها بدست می آیند . در این الگوریتم ، میانگین خوشه در بررسی اجزا بدست نمی آید . نمونه ای از این الگوریتم ، در بخش چهارم مورد بررسی قرار گرفته است . به الگوریتم خوشه یابی SL ، الگوریتم خوشه یابی نزدیکترین همسایه (^{26}NN) نیز گفته می شود . در هر دو الگوریتم خوشه یابی مورد بررسی ، ترتیب داده ها دارای اهمیت نیست ولی تمامی داده ها در هر لحظه برای محاسبه ماتریس فاصله باید مورد بررسی قرار گیرند که از لحاظ محاسباتی ، بسیار زمانگیر است . نکته دیگر اینکه ، مقدار آستانه ای که برای برش خوشه ها در هر دو الگوریتم باید مورد بررسی قرار گیرد ، در تعیین تعداد واحد های حرکتی بسیار مهم است . این آستانه باید به دقت انتخاب شود . به عنوان مثال در الگوریتم SL موجود در بخش چهارم ، این آستانه با توجه به تعریف معیار فاصله بر اساس ضرائب ویولت باندهای فرکانسی انتخابی برابر با $1/10$ می باشد . با توجه به فرایند تفکیک سیگنال الکترومایوگرام ، انتخاب آستانه مناسب که پاسخگوی شرایط ثبت متفاوت سیگنال باشد به مسأله ای مهم تبدیل می شود که باید به دقت مورد بررسی قرار گیرد . اکنون با فرض اینکه تعداد خوشه های بدست آمده برابر با K است ، با استفاده از روشهای تقسیم بندی²⁷ که روشهایی از کلاس الگوریتمهای خوشه یابی است ، مجموعه ای از خوشه های تقسیم بندی شده (C_1, C_2, \dots, C_K) بدست می آید که بر اساس مینیم کردن یک تابع هدف²⁸ می باشد . اغلب این تابع هدف ، مجموع مربع خطا است که با استفاده از رابطه ($2-1$) بدست می آید .

$$E_k^2 = \sum_{k=1}^K e_k^2 = \sum_{k=1}^K \sum_{X_i \in C_k} (X_i - M_k)^T (X_i - M_k) \quad (2-1)$$

در تمامی روشهای تقسیم بندی ، الگوریتمهایی برای تشخیص تعداد بخشها (خوشه ها) و تخمین اولیه میانگین کلاسها باید مورد استفاده قرار گیرد . پس از تخمین تعداد خوشه ها و میانگین آنها هر یک از عناصر به خوشه ای متناسب می شود که به میانگین آن خوشه شبیه تر باشد . این فرایند تخصیص اعضا را می توان با استفاده از رابطه ($3-1$) نشان داد .

$$X_i \in C_c \text{ if } d^2(X_i, M_c) < d^2(X_i, M_k), k = 1, 2, \dots, K, k \neq c \quad (3-1)$$

میانگین خوشه پس از هر تطابق با عناصر مورد بررسی ، می تواند تغییر کند (بخش سوم و چهارم) که برای دنبال کردن تغییرات شکل موجها به کار می رود . الگوریتمهای خوشه یابی K -means و ایزودی²⁹ دو نمونه از الگوریتمهای تقسیم بندی می باشند . در الگوریتمهای تقسیم بندی ، ترتیب بررسی عناصر ، نتیجه طبقه بندی را تغییر می دهد اگرچه به خاطر مقایسه هر

²⁶ Nearest Neighbor

²⁷ Partitioning Methods

²⁸ Object Function

²⁹ ISODATA

عنصر با تعداد محدودی میانگین خوشه ها ، نیازی به محاسبه ماتریس فاصله نبوده و پیچیدگی محاسباتی و زمان مورد نیاز نسبت به الگوریتمهای CL و SL به شدت کاهش می یابد. نمونه ای از این الگوریتم در بخش سوم مورد بررسی قرار می گیرد. تکنیکهای خوشه یابی ترتیبی (SC^{۲۰}) همانند روش خوشه یابی LBC^{۲۱} را می توان حالت خاصی از الگوریتم تقسیم بندی در نظر گرفت. در این روش ، با استفاده از الگوهای خوشه یابی اولیه و آستانه ثابت برای مقایسه شباهت نمونه ها ، نمونه های مشابه به الگوهای متناظر نسبت داده شده و الگوها نیز پس از هر تطابق تغییر می کنند. اکنون با استفاده از توضیحات گفته شده در مورد روشهای خوشه یابی ، نوبت به بررسی روشهای خوشه یابی مورد استفاده در تفکیک سیگنال الکترومایوگرام می رسد.

۱-۴-۳ الگوریتمهای خوشه یابی مورد استفاده در تفکیک سیگنال EMG^{۲۲}

در بیشتر الگوریتمهای تفکیک از روش خوشه یابی SL و یا NN استفاده شده است. در تنها مورد استفاده از الگوریتم خوشه یابی CL ، این الگوریتم به صورت تغییر یافته مورد استفاده قرار گرفته و تعریف معیار فاصله با تعاریف دیگر متفاوت است [۴۹]. از تکنیکهای تقسیم بندی روشهایی شامل K-means اصلاح شده و یا LBC تا کنون مورد استفاده قرار گرفته است. شبکه های عصبی خود سازمانده^{۲۳} به همراه یادگیری کوانتیزاسیون برداری (LVQ^{۲۴}) [۸] و همچنین شبکه عصبی بازگشتی^{۲۵} نیز استفاده شده است. در بسیاری از این روشها ، فاصله اقلیدسی به انرژیهای دو شکل موج مقایسه شونده نرمالیزه شده است. این نکته در بخش چهارم مورد استفاده قرار گرفته است. در چند نمونه از الگوریتمها [۴۹] ، الگوی آتش واحدهای حرکتی به همراه شکل موج MUAPها در فاز طبقه بندی مورد استفاده قرار گرفته است و در یک نمونه دیگر [۳۲] از الگوی آتش واحدهای حرکتی در بررسی و اصلاح طبقه بندی اعمال شده بر اساس شکل موج MUAPها استفاده شده است. استفاده از الگوی آتش در طبقه بندی عموماً به دو دسته فعال و غیر فعال تقسیم می شود. در دسته اول ، از اطلاعات مربوط به الگوی آتش به همراه شکل موج MUAPها به طور همزمان در فاز طبقه بندی استفاده می شود. نمونه ای از این روش را در [۲۸] استفاده شده است. در دسته دوم، اطلاعات مربوط به الگوی آتش در تصحیح نتایج طبقه بندی مبتنی بر شکل موج MUAPها استفاده می شود که در بخش سوم بررسی شده است. تعریف فاصله در روشهای مختلف ، متفاوت است. در برخی از روشها از ضرائب ویولت باندهای فرکانسی انتخابی برای تعریف معیار فاصله استفاده شده است (بخش چهارم). در یک نمونه ، از معیار فاصله مبتنی بر سطح به جای انرژی استفاده شده است. در یکی دیگر از روشها ابتدا ماکزیمم دامنه و شیب در MUAPها مورد مقایسه قرار گرفته و در صورت تشابه ، معیار فاصله محاسبه می شود. در یکی دیگر از روشها تنها از ماکزیمم تفاوت بین ضرائب ویولت دو شکل موج برای مقایسه استفاده شده است. یکی از مهمترین جنبه های هر الگوریتم خوشه یابی آستانه هایی است که در تشخیص تعداد خوشه ها یا برای تصمیم گیری طبقه بندی استفاده میشود.

^{۲۰} Sequential Clustering Techniques

^{۲۱} Leader-Based Clustering

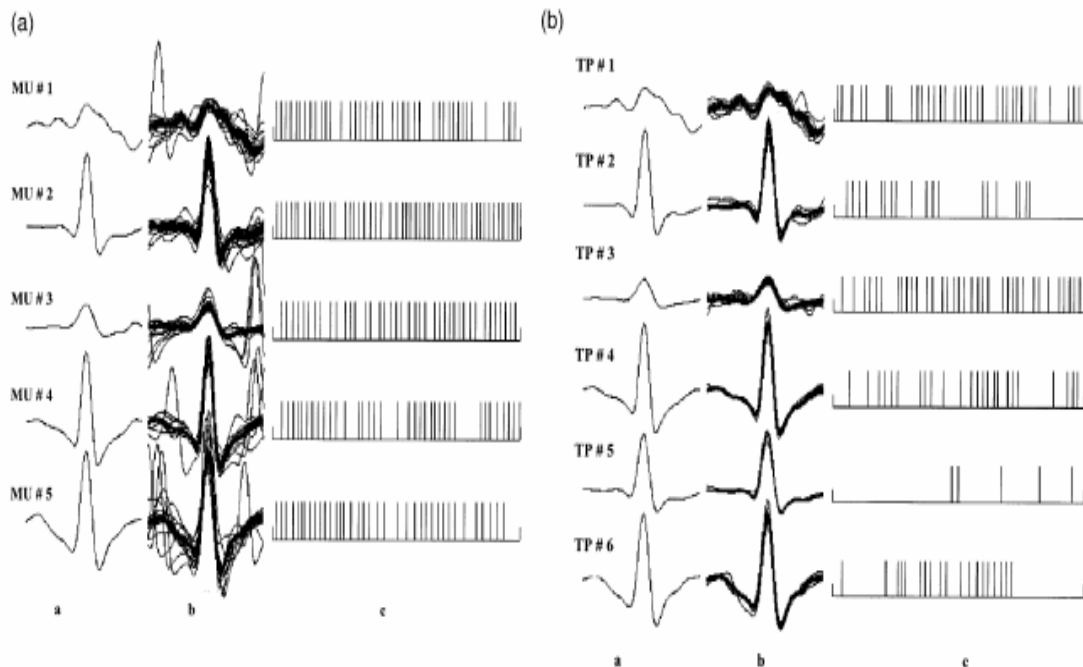
^{۲۲} Electromyogram

^{۲۳} Self – Organizing Neural network

^{۲۴} Learning Vector Quantization

^{۲۵} Recurrent

انتخاب آستانه مناسب از آن جهت دارای اهمیت است که بوسیله آستانه مورد نظر باید شکل موجهای متداخل شناسایی شود و از آنها در فاز طبقه بندی استفاده نشود. بر این اساس بسیاری از آستانه ها ثابت بوده و نحوه انتخاب آنها بر اساس شباهت بین شکل MUAP ها، الگوی آتش واحدهای حرکتی متناظر و یا ترکیبی از این دو می باشد. در برخی از روشها از آستانه های وابسته به سیگنال EMG نیز استفاده شده است. اگر الگوریتمهای مختلف شناسایی MUAP ها و تمایز دادن آنها نسبت به شکل موجهای متداخل را مورد بررسی قرار دهیم، نقطه مشترک آنها را در یک معیار می بینیم. در تمامی آنها، اگر تعداد MUAP های مربوط به یک MUAPT از مقدار آستانه کمتر باشد، الگوی مورد بررسی به عنوان MUAPT معتبر معرفی نشده و به احتمال زیاد ناشی از تداخل واحدهای حرکتی است. این آستانه به عنوان مثال در [۳۲] و [۵۷] به ترتیب برابر با ۲۵ و ۵ در نظر گرفته می شود. در شکل (۴-۱) نتایج یک الگوریتم خوشه یابی به عنوان مثال، نشان داده شده است.



شکل (۴-۱): نمونه ای از یک الگوریتم خوشه یابی که از اطلاعات مربوط به الگوی آتش واحدهای حرکتی به همراه شکل موج MUAP ها به طور همزمان استفاده شده است. مدت زمان داده مورد بررسی ۵ ثانیه می باشد. در بخش سمت راست (b) نتایج الگوریتم خوشه یابی به صورت الگو (نماینده) خوشه a، شکل موجهای MUAP های متناظر b و الگوی آتش واحدهای حرکتی c نشان داده شده است. با توجه به شکل و الگوی آتش خوشه های شماره ۲ و ۵، در فاز طبقه بندی با نظارت، این نکته مشخص می شود که آنها مربوط به یک واحد حرکتی هستند. لذا ترکیب شده و نتایج ترکیبی در سمت چپ (a) نشان داده شده است. در نتیجه تعداد واحد های حرکتی فعال برابر با ۵ عدد می باشد. برخی از جاهای خالی در الگوی آتش، بدلیل تداخل واحدهای حرکتی در برخی از نمونه ها بوده که بوسیله یک الگوریتم حذف تداخل، تفکیک نشده اند. [۴۹]

پس از آنکه روشهای خوشه یابی (طبقه بندی بدون نظارت) مورد بررسی قرار گرفت، روشهای طبقه بندی همراه با نظارت در تفکیک سیگنال الکترومایوگرام، در بخش بعد بررسی می شوند.

۱-۴-۴ طبقه بندی همراه با نظارت^{۳۶} در مورد MUAP های شناسایی شده

در برخی از الگوریتمهای تفکیک ، علاوه بر روشهای خوشه یابی (طبقه بندی بدون نظارت) از روشهای طبقه بندی همراه با نظارت نیز استفاده می شود . در این روشها با استفاده از تعداد کلاس و نماینده هر کلاس که در بخش قبل بدست آمده است ، عناصر دیگر طبقه بندی می شود . در ادامه ، مراحل مختلف این طبقه بندی بیان می شود .

۱-۴-۴-۱ مراحل طبقه بندی همراه با نظارت در فرایند تفکیک^{۳۷}

در اینجا ۱۰ مرحله که می تواند در طبقه بندی همراه با نظارت در تفکیک سیگنال EMG مورد استفاده قرار گیرد ، بیان می شود . این مراحل ، به صورت الگوریتم ارائه می شود .

- ۱ . بررسی نتایج بخش خوشه یابی برای یافتن خطاهای آشکار
- ۲ . انتخاب (فضای) ویژگی که بتواند عناصر کلاسهای مختلف را به خوبی تمایز دهد .
- ۳ . بدست آوردن نماینده هر کلاس
- ۴ . محاسبه آستانه مورد نیاز در مقایسه شباهت عناصر کلاسهای
- ۵ . تخمین مشخصات آماری الگوی آتش در هر کلاس
- ۶ . طبقه بندی MUAP هایی که در فاز خوشه یابی ، به کلاسهای موجود مرتبط نشده اند .
- ۷ . پس از هر تطابق ، نماینده کلاس با استفاده از عنصر طبقه بندی شده ، تغییر می کند .
- ۸ . کلاسهایی که مربوط به واحد حرکتی مشابه هستند ، باید ترکیب شوند .
- ۹ . تفکیک کلاسهایی که عناصر آنها مرتبط با چندین واحد حرکتی هستند .
- ۱۰ . مراحل (۶) ، (۷) ، (۸) و (۹) تا زمانی تکرار می شوند که هیچ طبقه بندی دیگری انجام نگیرد .

۱-۴-۴-۲ عوامل تأثیر گذار بر طبقه بندی همراه با نظارت در فرایند تفکیک

دو عامل مهم کارایی طبقه بندی همراه با نظارت را تحت تأثیر قرار می دهد . این دو عامل ، تغییرات شکل MUAP ها در یک MUAPT و همچنین شباهت MUAP ها در چندین MUAPT است . تغییرات شکل MUAP ها بوسیله دو عامل اصلی نویز و غیر ایستا بودن سیگنال حاصل می شود . بیشترین منبع نویز مربوط به تداخل ایجاد شده بوسیله MUAP های واحدهای حرکتی است که در زمان تشخیص MUAP ها فعال شده اند . این واحدهای حرکتی فعال شامل دو دسته هستند . دسته اول ، تعداد محدودی از واحدهای حرکتی هستند که فیبرهای آنان نزدیک به مکان ثبت سیگنال است و وضعیت حاصل را تداخل MUAP ها می نامیم . دسته دوم نیز واحدهای حرکتی متعددی هستند که سر تا سر عضله قرار داشته ولی به خاطر دور بودن

^{۳۶} Supervised Classification

^{۳۷} از اینجا به بعد ، استفاده از (فرایند) تفکیک نشاندهنده تفکیک سیگنال الکترومایوگرام است .

فیبرهای آنها به مکان ثبت ، موجب ایجاد نویز در سیگنال ثبت شده خواهند شد . منبع دیگر نویز که بوسیله خود واحد حرکتی ایجاد می شود و حتی اگر تنها یک واحد حرکتی ، فعال باشد به وضوح آشکار است بر اساس تغییرات در زمانی است که اتصال عصب-عضله^{۳۸} نیاز دارد تا بتواند فیبرهای عضلانی خود را دپلاریزه کند . این تغییرات نیز به نوبه خود موجب تغییر در زمان رسیدن پتانسیل عمل فیبرهای عضلانی (MFAP^{۳۹}) مربوط به یک واحد حرکتی به الکترود ثبت کننده شده و در نتیجه شکل موج MUAPها در زمانهای آتش مختلف ، متفاوت خواهد بود^{۴۰} . سومین و کوچکترین منبع نویز ، بر اساس تجهیزاتی است که در تقویت ولتاژ ثبت شده ، استفاده می شود . غیر ایستایی سیگنال نیز می تواند به دلیل تغییرات الکترود ثبت کننده نسبت به فیبرهای عضلانی باشد که نتیجه آن ، تغییرات در شکل MUAPها می باشد . علی رغم منابع مختلفی که موجب تغییرات شکل MUAPهای مربوط به واحد حرکتی یکسان می شود نکته مهم دیگری نیز فرایند طبقه بندی را تحت تأثیر قرار می دهد . این نکته آن است که شکل موج MUAPهای دو واحد حرکتی متفاوت می توانند به هم شبیه باشند اگر فیبرهای عضلانی آنها دارای مشخصات هندسه مشابه باشد . این شرایط معمولاً در زمانی بوجود می آید که دو واحد حرکتی مورد نظر دارای تعداد کمی از فیبرهایی باشند که به مکان ثبت ، بسیار نزدیک است .

الگوریتمهای طبقه بندی همراه با نظارت ، باید بتوانند تغییرات شکل MUAPها در یک MUAPT را دنبال کرده و بین MUAPهایی که دارای شکل مشابه هستند ولی به واحد های حرکتی متفاوت تعلق دارند نیز تفاوت قائل شوند . عامل مهمی که در طبقه بندی MUAPها می تواند نقش مهمی ایفا کند ، اطلاعات مربوط به الگوی آتش واحدهای حرکتی است . اگر در یک الگوریتم طبقه بندی همراه با نظارت ، اطلاعات مربوط به الگوی آتش به صورت فعال و یا غیر فعال استفاده شود ، مشخصات آماری مورد استفاده باید از درجه اطمینان بالایی برخوردار باشند . عوامل متعددی صحت تخمین مشخصات آماری الگوی آتش واحدهای حرکتی را تحت تأثیر قرار می دهد . برخی از این عوامل به شرح زیرند :

۰۱ درصد خطای طبقه بندی^{۴۱}

۰۲ درصد شناسایی طبقه بندی^{۴۲}

۰۳ حداقل تعداد فواصل بین پالسی (ISI^{۴۳}) در الگوی آتش واحدهای حرکتی شناسایی شده

۰۴ تغییرات الگوی آتش واحدهای حرکتی در طول زمان ثبت سیگنال

بر این اساس ، فواصل مورد استفاده در تعیین الگوی آتش واحدهای حرکتی باید ایستا در نظر گرفته شوند . این نکته در انقباضهایی که با نیروی متغیر انجام می گیرد دارای اهمیت بیشتری می باشد . نکته دیگر اینست که میزان استفاده از الگوی آتش در فاز طبقه بندی باید متناسب با درجه اطمینان مشخصات آماری تخمین زده شده از الگوی آتش باشد . لازم به ذکر است که بررسی الگوی آتش واحدهای حرکتی و تخمین مشخصات آماری مربوط به آنها از جمله فرکانس

^{۳۸} Neuromuscular Junction

^{۳۹} Muscle Fiber Action Potential

^{۴۰} به این پدیده Jitter نیز گفته می شود . تغییرات فیزیولوژیکی حاصل نیز برخی اوقات با اصطلاح Jiggle بیان می شود .

^{۴۱} Classification Error Rate

^{۴۲} Classification Identification Rate

^{۴۳} Interspike Interval

آتش متوسط ، ضریب تغییرات (نسبت انحراف معیار به میانگین آتش واحدهای حرکتی) ، درصد تشخیص و همچنین درصد اسپایکهای همراه با خطا در بخش (۳-۲-۵) بررسی خواهد شد . در ادامه ، مشخصاتی از یک الگوریتم طبقه بندی همراه با نظارت که می تواند کارایی الگوریتم تفکیک را بالا ببرد ، ارائه می شود .

۱-۴-۳ مشخصات الگوریتم طبقه بندی همراه با نظارت ایده آل در فرایند تفکیک

اکنون ، برخی از مشخصاتی که در افزایش کارایی الگوریتم طبقه بندی همراه با نظارت مؤثر است ، ارائه می شود . این مشخصات به شرح زیر است :

- ۱۰ قابلیت استفاده از الگوریتم طبقه بندی در سیگنالهای متعدد و با حداقل هزینه محاسباتی
- ۲۰ دارا بودن کارایی بالا علی رغم داده های محدود بدست آمده پس از الگوریتم خوشه یابی
- ۳۰ توانایی تفکیک سیگنال EMG علی رغم نویز پیش زمینه و تغییرات بیولوژیکی
- ۴۰ مینیمم حساسیت در آستانه مورد استفاده در مقایسه شکل موجها
- ۵۰ استفاده محتاطانه از اطلاعات مربوط به الگوی آتش در طبقه بندی مبتنی بر شکل MUAPها
- ۶۰ استفاده دقیق از اطلاعات مربوط به شکل و الگوی آتش واحدهای حرکتی
- ۷۰ استفاده از چندین تکرار متفاوت برای تکمیل فرایند طبقه بندی
- ۸۰ استفاده از شرطی معتبر برای مشخص شدن اتمام تکرارها
- ۹۰ توانایی الگوریتم در ترکیب کلاسهای متناظر با واحد حرکتی یکسان
- ۱۰۰ توانایی الگوریتم در تفکیک کلاسهای متناظر با چند واحد حرکتی
- ۱۱۰ صحت و پایان پذیر بودن فرایند طبقه بندی
- ۱۲۰ توانایی اندازه گیری درجه اطمینان نتایج بدست آمده در فاز طبقه بندی

در بیشتر الگوریتمهای تفکیک ، از روش طبقه بندی همراه با نظارت استفاده نمی شود و در عوض ، طبقه بندی تنها بر اساس نتایج الگوریتمهای خوشه یابی بیان می شود . نمونه ای از الگوریتمهای معدودی که از طبقه بندی همراه با نظارت در آنها استفاده شده است ، می توان به [۲۴] اشاره کرد . در این روش از تکنیکهای مخابراتی (ویتربی اصلاح شده) استفاده شده است . در این روش ، سیگنال الکترومایوگرام به صورت یک آرایه سیستم $(M+1)$ عضوی با تداخل بین نشانه ای^{۴۴} در نظر گرفته شده و با استفاده از الگوریتم ویتربی اصلاح شده (مقید) ، شکل MUAPها به همراه الگوی آتش واحدهای حرکتی ، طبقه بندی انجام می گیرد . در تمامی الگوریتمهایی از این نوع ، از نتایج الگوریتم خوشه یابی اولیه برای تصمیم گیری استفاده می شود . نمونه ای از الگوریتم طبقه بندی همراه با نظارت که ۱۲ نکته ذکر شده در آن به نحو مناسبی استفاده شده است در [۵۳] موجود است . لازم به ذکر است که یک نمونه از الگوریتم خوشه یابی که از اطلاعات مربوط به شکل و الگوی آتش واحد های حرکتی به صورت فعال استفاده شده است در [۲۲] موجود می باشد . اکنون ، پس از معرفی الگوریتمهای طبقه بندی همراه با نظارت و مشخصاتی که آنها باید برای تفکیک سیگنال الکترومایوگرام دارا باشند ، روشهای به کار رفته در طبقه بندی با درجه اطمینان بالا ، مورد بررسی قرار می گیرد .

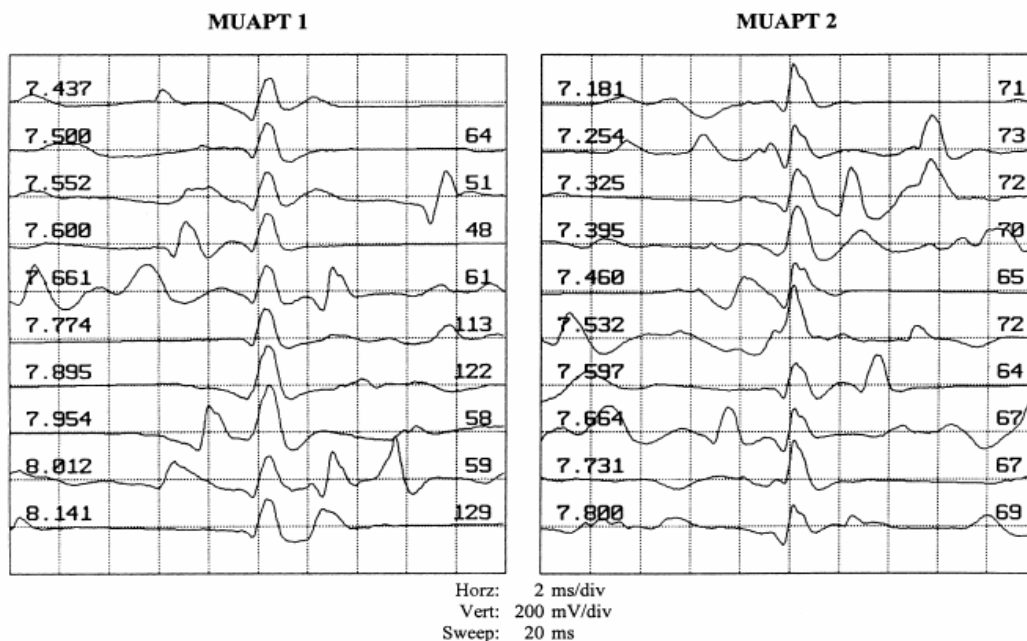
^{۴۴} Inter-Symbol Interference

۴-۴-۴-۱ طبقه بندی با درجه اطمینان بالا^{۴۵}

در این روش طبقه بندی از مجموعه ای از توابع تصمیم گیری برای ترکیب اطلاعات مربوط به شکل MUAP ها و الگوی آتش واحدهای حرکتی برای محاسبه معیار "اطمینان" در منتسب کردن یک MUAP به یک MUAPT خاص استفاده می شود. جزئیات مربوط به این الگوریتم در [۵۲] آمده است. اهمیت این الگوریتم، همانگونه که قبلاً ذکر شد استفاده فعال از شکل MUAP ها و الگوی آتش واحدهای حرکتی آنها می باشد. در این الگوریتم، تصمیم گیری برای طبقه بندی هر MUAP بر اساس احتمال درست بودن این فرایند اتخاذ می شود. اگر میزان اطمینان در انتساب یک MUAP به MUAPT متناظر از حد آستانه مورد نظر کمتر باشد، این انتساب انجام نمی گیرد. این MUAP های منتسب نشده، به احتمال زیاد مربوط به تداخل واحدهای حرکتی هستند. مقدار آستانه، در کارایی الگوریتم که مبتنی بر تصمیمات انجام گرفته در مورد انتساب MUAP ها می باشد، بسیار مؤثر است. ولیکن با توجه به [۵۲]، ادعا شده است که نتایج الگوریتم به مقدار آستانه چندان وابسته نیست که این نکته جای سؤال دارد. در این الگوریتم، میزان "اطمینان" با استفاده از ترکیب نتایج توابع تصمیم گیری متعددی محاسبه می شود. تابع اول، فاصله اقلیدسی نرمالیزه شده بین MUAP مورد بررسی و نماینده MUAPT متناظر است. تابع دوم، فاصله اقلیدسی نسبی مربوط به فاصله بدست آمده در شبیه ترین نماینده تقسیم بر دومین نماینده شبیه به MUAP مورد بررسی است. سومین تابع تصمیم گیری بر اساس منظم بودن الگوی آتش واحد حرکتی متناظر با MUAPT مورد بررسی پس از اضافه شدن MUAP انتخابی به آن است. هر یک از توابع تصمیم گیری دارای مقداری بین صفر و یک می باشد. اگر درجه اطمینان این انتساب از مقدار آستانه بیشتر باشد، MUAP مورد بررسی به MUAPT متناظر اضافه می شود. این الگوریتم به صورت تکراری در چندین مرحله ادامه یافته و در صورتی که یکی از دو شرط رسیدن به مقدار ماکزیمم تکرار (عدد ۱۰) و یا کمتر بودن میزان تغییرات در انتساب MUAP ها از یک مقدار آستانه، الگوریتم پایان می یابد. نکته ای که دارای اهمیت است اینست که در تکرار اول این الگوریتم، تنها به شباهت شکلها توجه می شود چرا که تعداد نمونه های MUAPT در تکرار نخست بسیار اندک است. هر چه تعداد تکرارها افزایش می یابد به دلیل افزایش تعداد نمونه های MUAPT اهمیت الگوی آتش بیشتر شده تا آنجا که در انتهای الگوریتم، فرایند انتساب MUAP ها بسیار مشکل می شود. دنبال کردن تغییرات شکل MUAP ها در طول زمان با استفاده از توابع تصمیم گیری به عنوان عوامل وزنی انجام می گیرد. در این الگوریتم، ترکیب الگوها بدین صورت انجام می گیرد که اگر مقدار متوسط معیار "اطمینان" در الگوهای ترکیبی از الگوهای جدا از هم بیشتر باشد، دو الگو با هم ترکیب می شود. با توجه به این الگوریتم، تصمیم گیری برای انتساب MUAP ها با توجه به مشخصات سیگنال انجام می گیرد و اگر مقدار آستانه را از این قانون جدا بدانیم، با تغییرات مشخصات سیگنال نحوه انتساب نیز تغییر می کند. توانایی این الگوریتم در شناسایی MUAP های دارای شکل مشابه و از واحدهای حرکتی متفاوت از یک طرف و دنبال کردن تغییرات شکل MUAP ها از طرف دیگر، آنرا در جمله الگوریتمهای کارآمد در تفکیک سیگنال الکترومایوگرام قرار داده است. در شکلهای (۵-۱) و (۶-۱) به ترتیب، توانایی الگوریتم در شناسایی MUAP هایی با شکلهای مشابه و متعلق به واحدهای حرکتی متفاوت و دنبال کردن تغییرات شکل MUAP های متعلق به واحد حرکتی یکسان، در طول زمان نشان داده شده است.

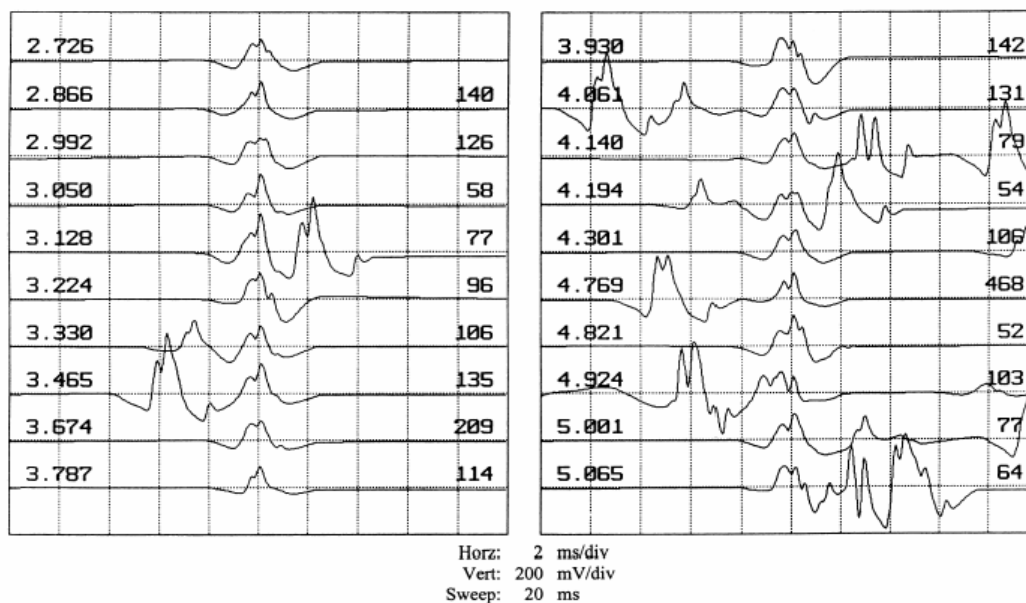
^{۴۵} Certainty-Based Classification

MUAP Raster Plots - Similar MUAPs in Two Different MUAPTs



شکل (۵-۱): شکل موج MUAPهای مشابه در دو MUAPT متفاوت، دو MUAPT متفاوت شماره یک و دو، در این شکل نشان داده شده است. در هر MUAPT، زمان فعال شدن واحد حرکتی مربوطه در سمت چپ (ثانیه) و فاصله بین پالسی آن در سمت راست (میلی ثانیه) قرار دارد. تشابه شکل MUAPها به همراه اطلاعات الگوی آتش واحد های حرکتی می تواند در تفاوت قائل شدن بین MUAPهای مشابه و متعلق به واحدهای حرکتی متفاوت مورد استفاده قرار گیرد. [۴۹]

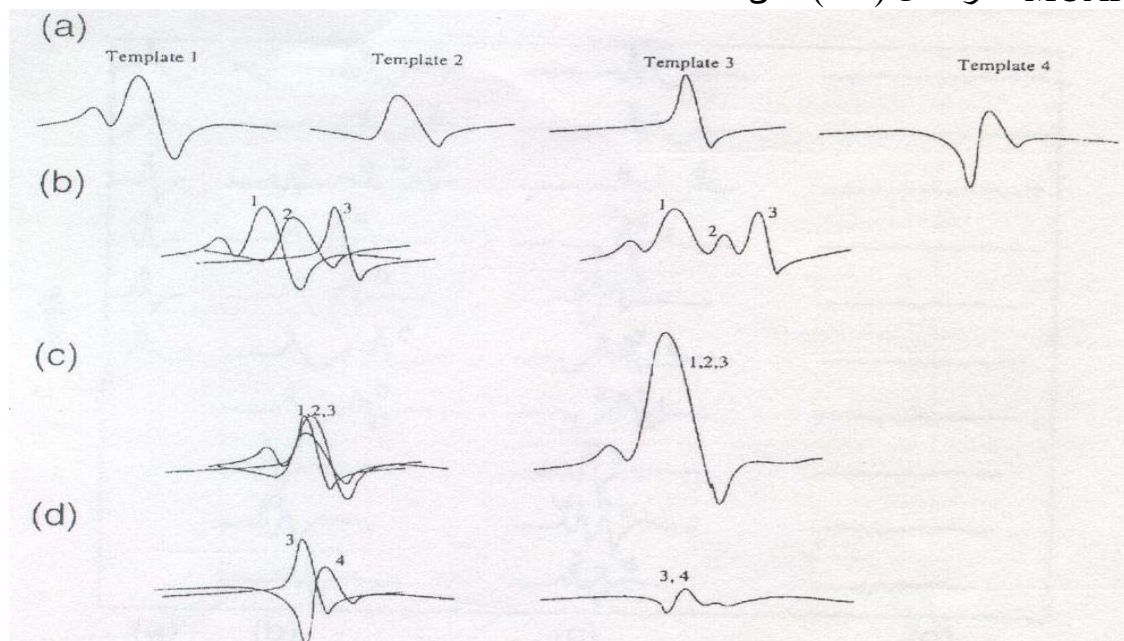
MUAP Raster Plot - Biological Shape Variation



شکل (۶-۱): شکل MUAPها به همراه تغییرات شکل MUAPها در طول زمان، ساختار این نمودار مشابه شکل (۵-۱) می باشد. تغییرات شکل موج MUAPها در هر MUAPT در طول زمان، مشخص است. [۴۹]

۵-۴-۱ حذف تداخل واحدهای حرکتی

هنگامیکه دو یا چند واحد حرکتی در یک زمان یا زمانی نزدیک به هم فعال شوند ، پتانسیل ثبت شده جمع جبری پتانسیل مربوط به واحدهای حرکتی مزبور خواهد بود و به پتانسیل عمل مربوط به آنها ، MUAP متداخل (دارای همپوشانی) گفته می شود . اگر خواهان آن باشیم که الگوهای آتش واحدهای حرکتی را به صورت کامل یافته و کارایی الگوریتم تفکیک را افزایش دهیم باید این MUAPهای متداخل را به اجزای تشکیل دهنده خود ، تفکیک کنیم . سه نحوه مختلف تداخل MUAPها در شکل (۷-۱) نشان داده شده است .



شکل (۷-۱) : حالات مختلف تداخل واحدهای حرکتی ، شکل موج MUAPها در بخش (a) ، تداخل نسبی در بخش (b) ، تداخل کامل در بخش (c) و تداخل مخرب در بخش (d) نشان داده شده است . تعریف انواع مختلف تداخل در متن ، آمده است . [۴۹]

بر اساس شکل بالا ، سه حالت ممکن به شرح زیر است :

۱. تداخل نسبی^{۴۶} که در آن ، تداخل MUAPها بدون از دست رفتن قله آنها صورت می گیرد .
۲. تداخل کامل^{۴۷} که موجب می شود قله های شکل موجها با هم ترکیب شده و یک قله بزرگ ایجاد شود .
۳. تداخل مخرب^{۴۸} که در آن ، بخشهای غیر هم فاز شکل موجها ترکیب شده و همدیگر را خنثی می کنند .

تلاش برای حذف تداخل واحدهای حرکتی با استفاده از دو روش کلی متفاوت انجام می گیرد . در روش اول که به روش ترتیبی^{۴۹} مشهور است ، ابتدا تشابه الگوهای موجود با شکل موج تداخلی بررسی شده و شبیه ترین آنها انتخاب می شود . سپس ، الگوی انتخابی از شکل موج تداخلی کاسته

^{۴۶} Partially Superposition

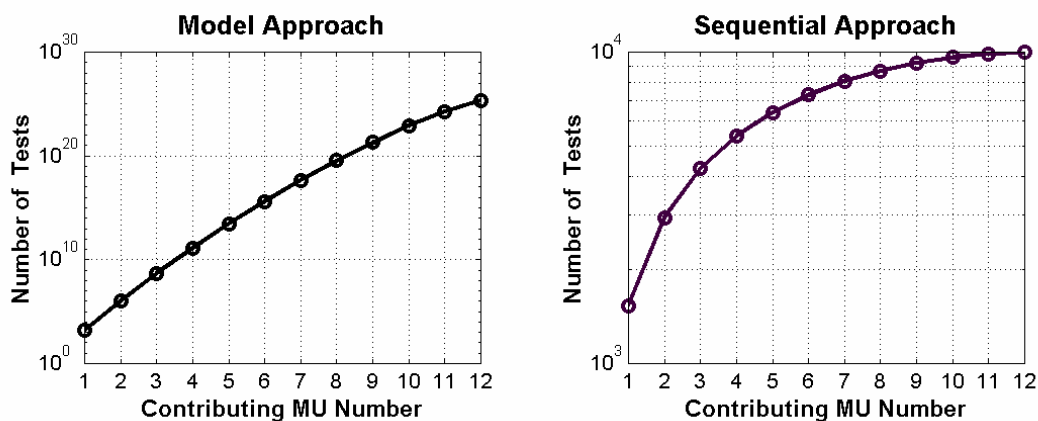
^{۴۷} Completely Superposition

^{۴۸} Destructive Superposition

^{۴۹} نام این روش ، Sequential Method است که با نام دیگر Peel-Off نیز معرفی می شود .

شده و شکل موج باقیمانده با بقیه الگوها مقایسه می شود. این روند تا زمانی ادامه می یابد که شرط پایان الگوریتم بر آورده شود. این شرط، ترکیبی از ماکزیمم تعداد واحدهای حرکتی مجاز در یک تداخل و یا حد آستانه ای برای شکل موج باقیمانده است. در تعدادی از الگوریتمها، این روش مورد استفاده قرار گرفته است که به عنوان مثال می توان به [۸] و [۲۸] اشاره کرد. تفاوت الگوریتمهایی که از روش ترتیبی استفاده می کنند در نحوه تنظیم الگوها و شکل موج تداخلی، ترتیب تنظیم الگوها و کاستن آنها از شکل موج تداخلی و آستانه های مورد نیاز در شرط پایان الگوریتم می باشد. نحوه تنظیم شکل موجها، بر اساس مقدار قله MUAPها و یا ماکزیمم همبستگی متقابل است. روشهایی که برای مقایسه و کاستن MUAPها استفاده شده است شامل الگوریتمهایی از جمله استفاده اولیه از MUAP که دارای دامنه مشابه و یا همبستگی متقابل بیشتر و یا سیگنال باقیمانده با دامنه کوچکتر است. در یک نمونه نیز [۲۸] از ترکیبی از عوامل منظم بودن الگوی آتش ترکیبی و کوچک بودن دامنه سیگنال باقیمانده استفاده شده است. در برخی از روشها از مقدار انرژی سیگنال باقیمانده برای رسیدن به جواب مورد نظر نیز استفاده شده است. روش دیگر، مدلسازی^{۵۰} است. در این روش با استفاده از ترکیب تمامی حالات ممکن در تداخل MUAPTها، حالتی انتخاب می شود که ترکیب الگوها به شکل موج متداخل نزدیکتر باشد. این ترکیبها شامل ترکیب تعداد مختلف واحدهای حرکتی به انضمام شیفتهای زمانی متفاوت است. نکته قابل توجه اینست که الگوریتم ترتیبی در زمانی که تداخل از نوع مخرب باشد دارای کارایی مناسبی نخواهد بود و این در حالی است که الگوریتم مدلسازی از لحاظ تئوری، توانایی بررسی هر گونه تداخل را دارد. به بیان دیگر، الگوریتم ترتیبی به مراتب سریعتر از مدلسازی است. به عنوان مثال، اگر ماکزیمم تعداد واحدهای حرکتی موجود در تداخل برابر با P و M نیز تعداد شیفتهای زمان گسسته محتمل برای هر الگو باشد، با توجه به اینکه تعداد واحدهای حرکتی شناسایی شده در سیگنال برابر با N باشد، ماکزیمم تعداد آزمایش برای رسیدن به بهترین پاسخ در دو الگوریتم ترتیبی و مدلسازی برابر با $\sum_{i=1}^P \binom{N}{i} (M)^i$ و $\sum_{i=1}^P (N+1-i)M$ است. در

شکل (۸-۱) مقایسه ای بین ماکزیمم تعداد آزمایش در حالتی که پارامترهای N، M و P به ترتیب برابر با ۱۲، ۱۲۸ و ۱:۱۲ باشد نشان داده شده است. حجم محاسبات مورد نیاز بسیار بالاست.

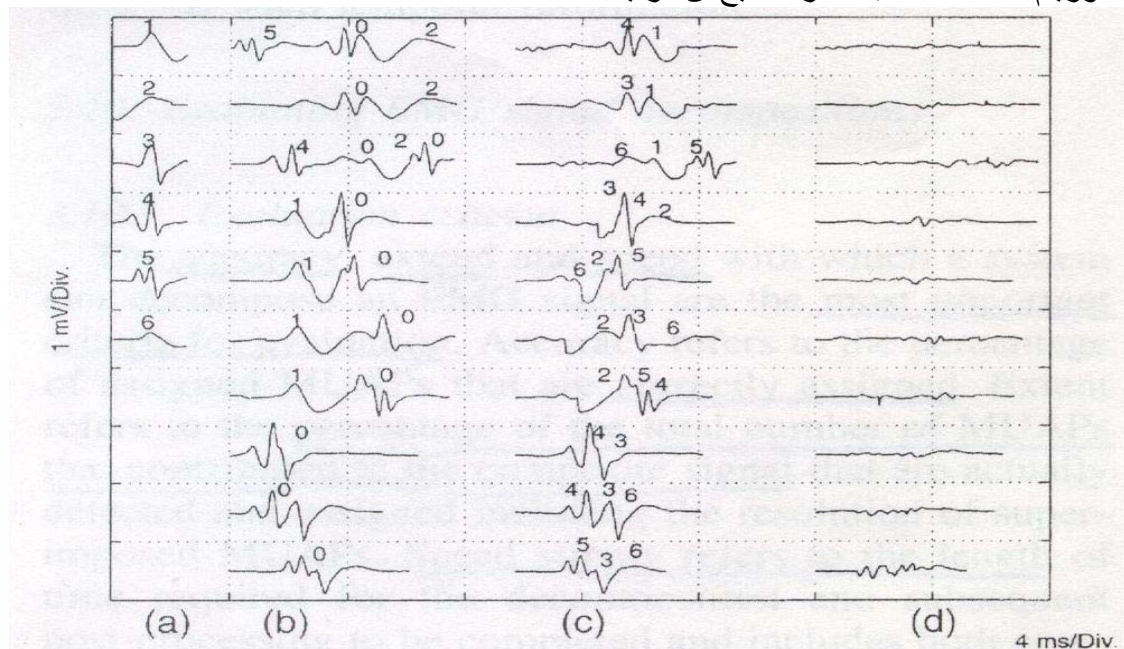


شکل (۸-۱): مقایسه ماکزیمم تعداد آزمایش مورد نیاز در الگوریتمهای ترتیبی (راست) و مدلسازی (چپ) در این نمودار پارامترهای N، M و P به ترتیب برابر با ۱۲، ۱۲۸ و ۱:۱۲ می باشد.

^{۵۰} Modeling Approach (Exhaustive Search)

استفاده‌هایی که از روش مدلسازی انجام گرفته است، بدلیل حجم محاسباتی بالای این روش دارای اصلاحاتی است. در این اصلاحات، فضای جستجو با انتخاب الگوهای محتمل و محدود کردن ماکزیمم تعداد واحدهای حرکتی (P) به اعداد ۲ و ۳، کاهش می‌یابد. در این الگوریتمها، الگوهای مورد بررسی در ابتدا با استفاده از قله ماکزیمم [۳۴] و یا ماکزیمم همبستگی متقابل [۲۲] مرتب شده و در ادامه از تکنیکهای بهینه‌سازی برای محاسبه پارامترهای مدل استفاده می‌شود. بدین ترتیب، شکل موج متداخل با استفاده از بهترین مدل بهینه به اجزای تشکیل دهنده آن (MUAPها) تفکیک می‌شود.

در روش ترتیبی، اغلب به محض آنکه مقدار باقیمانده از یک حد آستانه کمتر باشد الگوریتم متوقف می‌شود و مقدار مینیمم سیگنال باقیمانده مورد نظر نمی‌باشد. با توجه به این نکته و همچنین عدم توجه به خطاهای موجود در بخشهای قبل در بررسی ترکیبات جدید، میزان خطای اضافه شده و نتیجه آن در برخی از موارد به حذف تداخل غیر صحیح می‌انجامد. در مقابل، روشهای مدلسازی می‌توانند دارای فضای جستجوی وسیع بوده و از نظر محاسباتی دارای هزینه بسیار زیاد باشد. برای برطرف کردن این مشکلات، روشهای بهینه‌سازی پارامترها و مدلسازی محدود تا کنون، مورد استفاده قرار گرفته است. در این روشها، الگوریتمهای مدلسازی و ترتیبی با هم ترکیب شده‌اند [۴۹]. یک لیست از ترکیبات محتمل الگوها بدست آمده و با استفاده از روشهای بهینه‌سازی، بهترین ترکیب موجود در این لیست، بدست می‌آید. این لیست می‌تواند شامل تعداد محدودی از ترکیباتی باشد که نسبت به بقیه ترکیبات دارای بهترین تطابق با الگوی متداخل هستند و یا انتخاب آنها بر اساس اطلاعاتی است که از سیگنال الکترومایوگرام، استخراج شده است. در الگوریتمهایی که از روشهای ترکیبی استفاده است، استفاده همزمان از انرژی الگوها و اطلاعات مربوط به الگوهای آتش انجام گرفته است [۴۹]. در شکل (۱-۹) نمونه‌ای از الگوریتم حذف تداخل به همراه نتایج آن در یک مثال، آمده است.



شکل (۱-۹): نمونه‌ای از الگوریتم حذف تداخل واحد های حرکتی، الگوهای محتمل در تداخل (a)، بخشهایی از سیگنال به همراه شماره الگو (0=تداخل)، حذف تداخل بخشهای همراه با همپوشانی (c)، سیگنال باقیمانده پس از ترکیب الگوهای موجود در تداخل متناظر (d) [۴۹]

اگر تنها فرکانس آتش متوسط و ضریب تغییرات الگوی آتش واحدهای حرکتی^{۵۱} در انقباض ایزومتریک با نیروی ثابت پس از تفکیک سیگنال الکترومایوگرام مورد توجه باشد، استفاده از الگوریتمهای حذف تداخل واحدهای حرکتی، مورد نیاز نمی باشد [۵۴] . اگرچه، هرگاه اطلاعات مربوط به الگوی آتش از اهمیت بالایی برخوردار باشد به همان اندازه، اهمیت الگوریتم حذف تداخل واحدهای حرکتی نیز مشخص می شود. بر این اساس، برای بررسی جزئیات مربوط به الگوی آتش واحدهای حرکتی و به منظور بررسی مکانیزمهای اساسی در نحوه کنترل عضلات بوسیله واحد حرکتی، الگوریتمهای حذف تداخل واحدهای حرکتی باید مورد استفاده قرار گیرد.

روشهایی که تا کنون در بخش (۱-۴-۵) اشاره شد، تنها بخشی از روشهای ارائه شده به منظور حذف تداخل واحدهای حرکتی است. در حذف تداخل واحدهای حرکتی از تکنیکهای تطبیقی توسعه یافته^{۵۲} [۱۸] نیز استفاده شده است. در این روش، مشکلات استفاده از روشهای مبتنی بر همبستگی (فیلترهای تطبیقی) برطرف شده است ولی دارای نواقصی نیز می باشد. این نواقص شامل مینم های محلی در روشهای بهینه سازی در مینیم مجموع مربع خطا و زمانگیر بودن محاسبات می باشد. در روش دیگر حذف تداخل از تکنیکهای زمان-فرکانس^{۵۳} استفاده شده است [۵]. روش ارائه شده در حد حذف تداخل به دو واحد حرکتی و پیشنهاد اولیه باقی مانده است و تکمیل این روش، به بررسی دقیقتری نیازمند است. تمامی روشهای مورد بررسی دارای یک مشکل مشترک هستند. در تمامی آنها شیفیت زمانی به نمونه های زمان گسسته محدود می شود. به عنوان مثال در یک الگو با تعداد نمونه m ، تعداد شیفیت گسسته زمانی برابر با $2 \times m$ می باشد. اگر شیفیت زمانی به اعداد صحیح محدود نشود و به بیان دیگر الگوهای مورد بررسی به صورت گسسته در نظر گرفته نشود، پارامتر شیفیت زمانی نیز متعلق به حوزه اعداد حقیقی خواهد بود و نتیجه آن، افزایش کارایی الگوریتم و کاهش خطا می باشد. با استفاده از [۳۳]، مسأله حذف تداخل به چهار مسأله کلی تقسیم می شود. این تقسیم بندی بر اساس نوع برخورد با مسأله است که می تواند در حوزه زمان گسسته و یا زمان پیوسته باشد و شرایطی از جمله مشخص بودن و یا نبودن تعداد واحدهای حرکتی متداخل می باشد. با توجه به این تقسیم بندی، مسأله مورد بررسی به مسائل DK^{54} ، DU^{55} ، CK^{56} و CU^{57} تقسیم بندی می شود که با استفاده از توضیحات گفته شده، معانی آنها واضح است. با توجه به [۳۳]، جواب زمان گسسته می تواند نقطه شروع مناسبی برای مسأله زمان پیوسته باشد. در این الگوریتم از اصول موجود در بخش (۲-۳) استفاده شده است. استفاده بهینه از این روش می تواند در روش نیمه خودکار تفکیک سیگنال الکترومایوگرام انجام گیرد. با توجه به نکات گفته شده، طراحی یک روش حذف تداخل واحد های حرکتی که در حوزه زمان پیوسته انجام گرفته و در آن به الگوی آتش واحدهای حرکتی توجه شود و در عین حال مدت زمان انجام محاسبات برای رسیدن به جواب بهینه، منطقی باشد از موضوعات باز این زمینه محسوب می شود. نکته دیگر این است که اگر این مسأله را بدون الگوی آتش در نظر بگیریم، بر اساس تحقیقات انجام شده، موضوع بازی در ریاضیات نیز می باشد.

^{۵۱} تعاریف این پارامترها به همراه روش محاسبه آنها در فصل سوم مورد بررسی قرار می گیرد.

^{۵۲} Expansion Matching Techniques

^{۵۳} Time-Frequency Method

^{۵۴} Discrete Unknown Problem

^{۵۵} Discrete Known Problem

^{۵۶} Continues Known Problem

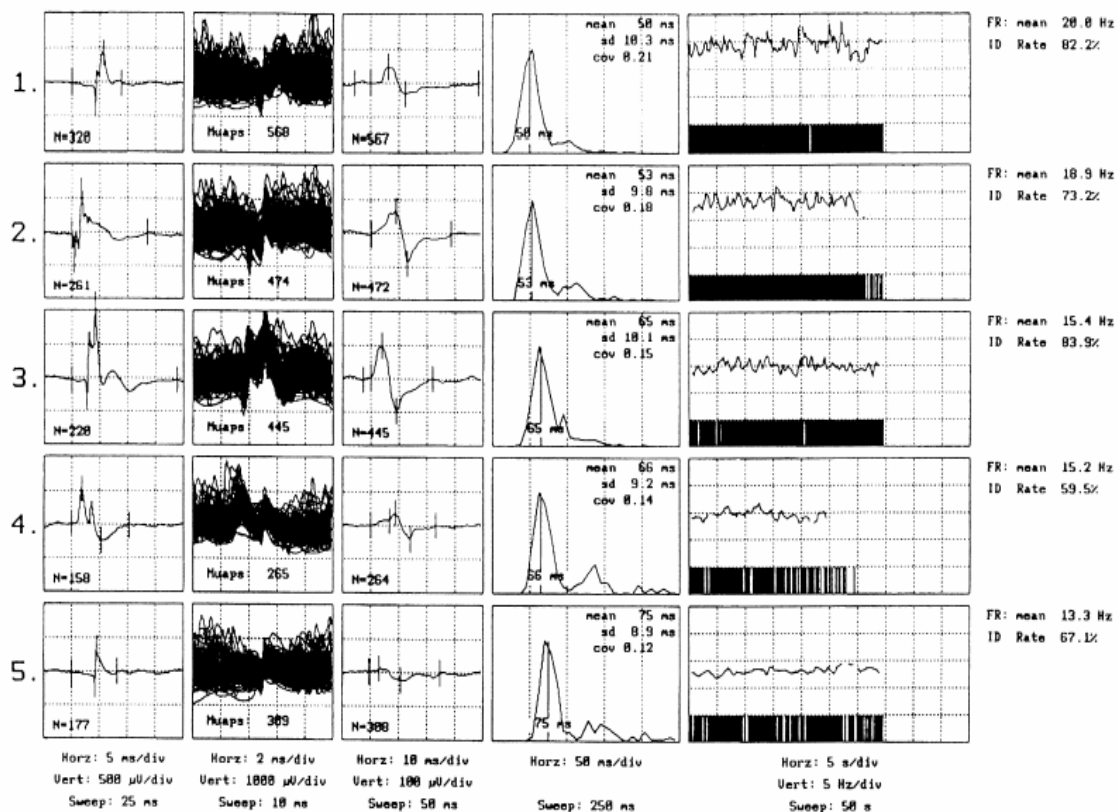
^{۵۷} Continues Unknown Problem

در هر حال ، روش ارائه شده در [۳۳] را می توان نقطه عطفی در روشهای حذف تداخل واحدهای حرکتی تا کنون دانست که در آن ، روش بررسی مسأله تداخل دگرگون شده است . در ادامه ، نتایج مورد نیاز پس از اعمال یک الگوریتم تفکیک بیان می شود .

۱-۴-۶ نتایج حاصل از الگوریتم تفکیک

پس از اعمال هر الگوریتم تفکیک ، یک سری پارامترها به عنوان خروجی بدست می آید . این پارامترها می تواند شامل فرکانس آتش لحظه ای و متوسط ، ضریب تغییرات در الگوی آتش واحدهای حرکتی ، تعداد واحدهای حرکتی ، تعداد و درصد شناسایی MUAPهای مربوط به آنها ، شکل الگوی بدست آمده برای هر کلاس ، شکل موج میانگین گیری شده به عنوان MUAP نماینده واحدهای حرکتی ، هیستوگرام فواصل بین پالسی ، تعداد فاز ، تعداد چرخش ، دامنه و مدت زمان MUAPها باشد . این نکته نیز لازم به ذکر است که برای بدست آوردن تمامی این پارامترها باید تمامی مراحل ذکر شده در تفکیک سیگنال الکترومایوگرام انجام گیرد . نمونه ای از خروجی یک الگوریتم تفکیک در شکل (۱-۱۰) آمده است .

Decomposition Summary



شکل (۱-۱۰) : نمونه ای از نتایج یک الگوریتم تفکیک ، در ستون اول الگوی مربوط به هر واحد حرکتی و تعداد MUAPهای مربوط به آن (N) ، در ستون دوم نمودار MUAPهای مربوط به هر MUAPT ، در ستون سوم ، شکل موج میانگین گیری شده با استفاده از زمانهای آتش واحدهای حرکتی ، در ستون چهارم هیستوگرام IPI و در ستون پنجم ، فرکانس آتش لحظه ای و زمانهای آتش آنها به همراه فرکانسی آتش میانگین و درصد تشخیص نشان داده شده است . لازم به ذکر است که الگوریتم طبقه بندی با استفاده از [۵۲] می باشد .

نکته دیگر اینست که در ثبت سیگنال الکترومایوگرام داخل عضلانی^{۵۸} از ثبت سیگنال الکترومایوگرام سطحی^{۵۹} نیز استفاده می شود. در برخی از روشها، زمانهای آتش بدست آمده برای هر واحد حرکتی برای میانگین گیری فریمهایی با زمان ثابت از سیگنال الکترومایوگرام سطحی استفاده می شود. شکل موجهایی که در ستون سوم شکل صفحه قبل نشان داده شده است، از این گروه هستند. در حالی که سیگنال داخل عضلانی فعالیت تعداد محدودی از فیبرهای عضلانی را نشان می دهد، سیگنال سطحی نشاندهنده فعالیت مجموعه فیبرهای عضلانی است. اکنون نوبت به آن می رسد که روشهای استفاده از نتایج الگوریتمهای تفکیک مورد بررسی قرار گیرد. در بخش بعد، این نکته مورد بررسی قرار خواهد گرفت.

۷-۴-۱ استفاده از نتایج الگوریتم تفکیک

نتایج بدست آمده از الگوریتم تفکیک، می تواند در کمک به تشخیص، درمان و بررسی اختلالات عصبی-عضلانی مورد استفاده قرار گیرد. علاوه بر این، اطلاعاتی در مورد نحوه عملکرد و کنترل عضلات اسکلتی و آثار بیماریها، تغییر سن و خستگی عضلانی نیز بدست می آید. در ادامه، برخی از کاربردهای ویژه با استفاده از نتایج الگوریتم تفکیک بررسی می شود.

ساختار توزیع واحدهای حرکتی در یک عضله در اختلالات عصبی-عضلانی تغییر می کند. در بیماریهای مایوپاتی^{۶۰} تعداد فیبرها (قطر فیبرها) در واحدهای حرکتی کاهش می یابد. در بیماریهای نروپاتی^{۶۱}، تعداد واحدهای حرکتی کاهش یافته ولی اندازه واحدهای حرکتی باقیمانده افزایش می یابد. این بدان معنی است که واحدهای حرکتی دارای فیبرهای عضلانی بزرگی بوده و در این حالت، دیگر توزیع فیبرهای عضلانی مشابه حالت نرمال، تصادفی نیست. این تغییرات در ساختار واحدهای حرکتی، موجب می شود که شکل MUAPهای متناظر با واحدهای حرکتی نیز تغییر کند. مشخص کردن این تغییرات، موجب می شود که در تشخیص اختلالات عصبی و عضلانی بتوان از نتایج الگوریتمهای تفکیک استفاده کرد [۲۷]-[۲۶]. با استفاده از تکنیکهای میانگین گیری اصلاح شده و حذف تداخل [۳۲]، می توان شکل موج MUAP نماینده هر کلاس (واحد حرکتی) را بدست آورد و با استفاده از الگوریتمهای استاندارد (بخش سوم) پارامترهایی از قبیل مدت زمان، ولتاژ پیک در پیک، تعداد چرخش و فاز، سطح و نسبت سطح به دامنه را بدست آورد. با بررسی آثار اختلالات عصبی و عضلانی بر این پارامترها می توان از تغییرات آنها در تشخیص این اختلالات استفاده کرد. اگر بخواهیم ساختار یک عضله را به خوبی مورد بررسی قرار دهیم باید میزان انقباض ارادی را افزایش دهیم. در این حالت، هم تعداد واحدهای حرکتی فعال بیشتر می شود و هم دامنه آنها افزایش می یابد. اگر چه با افزایش میزان انقباض، مشکلاتی در الگوریتم تفکیک بوجود می آید که شامل عدم تشخیص MUAPهای با دامنه کمتر، افزایش درصد تداخل و همچنین تعداد واحدهای حرکتی متداخل و پیچیدگی محاسباتی (زمان مورد نیاز) می باشد. الگوریتم مورد استفاده در این حالت، باید

^{۵۸} Micro Signal

^{۵۹} Macro Signal

^{۶۰} Myopathy

^{۶۱} Neuropathy

توانایی لازم را داشته باشد و این در حالی است که تعداد الگوریتمهایی که برای انقباض عضلانی $MVC > 50\%$ طراحی شده اند بسیار محدود است. استفاده های دیگری نیز از نتایج الگوریتمهای تفکیک انجام می گیرد که به شرح زیر است:

۰۱. اندازه گیری ایستایی شکل موج MUAPها به منظور بررسی نحوه عملکرد نواحی اتصال عصب و عضله

۰۲. بررسی الگوی آتش واحدهای حرکتی به همراه مقدار نیرو در انقباض ارادی

۰۳. تخمین تعداد واحدهای حرکتی با استفاده از سیگنال $CMAP^{62}$ [۵۰]

در اینجا بررسی مقدماتی الگوریتمهای تفکیک و روشهای مورد استفاده در این الگوریتمها به پایان می رسد. این نکته نیز لازم به ذکر است بررسی دقیقتر الگوریتمهای مذکور، تنها پس از پیاده سازی آنها و استفاده از الگوریتمهایی در ارزیابی این روشها عملی است. در ادامه، عنوان بندی مطالب مورد بررسی در بخشهای بعد به همراه دلایل انتخاب روشها بیان می شود.

۵-۱ عنوان بندی بخشهای رساله و دلایل انتخاب الگوریتمها در هر بخش

این رساله در پنج بخش کلی ارائه می شود. در بخش اول، توضیحاتی در مورد ساختار و اهداف تفکیک سیگنال الکترومایوگرام ارائه شد. الگوریتمهایی که در بخشهای مختلف روش تفکیک تا کنون مورد استفاده قرار گرفته است، نیز مورد بررسی قرار گرفت. با توجه به مطالب گفته شده وسعت روشهای به کار رفته هم از لحاظ ساختار کلی (بخش ۱-۳) و هم از لحاظ جزئیات (بخش ۱-۴) کاملاً مشخص است. با توجه به تعریف پروژه در مقطع کارشناسی ارشد و محدودیت زمانی، انتخاب روشهای مورد بررسی، از اهمیت بالایی برخوردار است. بدین ترتیب، دو استراتژی مختلف می تواند اعمال شود. در روش اول، می توان تمامی الگوریتمهای ارائه شده در بخش (۱-۳) را مورد بررسی قرار داد و با توجه به اینکه ساختارهای آنها کاملاً متفاوت است و بررسی کامل آنها به همراه ارزیابی و ارائه نواقص به زمان زیادی نیازمند است، معهذا نمی توان در این زمان محدود جزئیات آنها را مورد بررسی دقیق قرار داده و از نکات ضعف و قوت آنها در افزایش کارایی و ارائه روش تکمیلی استفاده کرد. در فاز اول تحقیقات که به دسترسی منابع مورد نیاز که اغلب آنها برای ما غیر قابل دسترسی بوده و یا اینکه بسیار مشکل است، تمامی مقالاتی که در آنها به صورت مستقیم به روشهای تفکیک پرداخته شده است مورد بررسی اولیه قرار گرفته است. تعداد این مقالات به بیش از ۲۰۰ مقاله می رسد. سپس با توجه به فاکتورهایی که در ادامه بیان می شود، برخی از روشها را انتخاب کرده ام. پس از بررسی دقیقتر مقالات مربوط به این روشها، با توجه به این نکته که بسیاری از جزئیات روشهای مزبور در مقالات ذکر نشده است، درصدد آن برآمدم که از مراجع اصلی در هر روش استفاده کنم. این نکته نیز لازم به ذکر است که بسیاری از مقالات دریافتی توسط افراد طراح الگوریتمها فرستاده شده است که برخی از آنها قبل از چاپ شدن و تنها پس از تأیید نهایی ارسال شده است که در همینجا از افرادی که در این راه مرا یاری کرده اند، تشکر می کنم. معهذا، مراجع اصلی مورد استفاده

⁶² پاسخ الکتریکی یک عضله به تحریک عصب حرکتی آن با استفاده از الکتروود سطحی به CMAP یا شکل موج M-wave مشهور است. این سیگنال، نشاندهنده فعالیت تمامی واحدهای حرکتی یک عضله است که آکسونهای آنها بوسیله محرک، تحریک شده است.

همان رساله های دکترای افرادی است که الگوریتمهای تفکیک را طراحی کرده اند. بدین ترتیب، مرجع اصلی بخش سوم (تکنیک تطابق الگوی فرکانسی)، [۳۲] و مراجع اصلی بخش چهارم (استفاده از تبدیل ویولت در تفکیک سیگنال EMG)، [۶۳] و [۵۷] می باشد. این مراجع نیز توسط نویسنده های آنها ارسال شده است. پس از جمع آوری منابع مورد استفاده، ابزار دیگری نیز مورد نیاز است که بدون آن الگوریتمها قابل پیاده سازی نیستند. با توجه به اینکه شرایط ثبت سیگنال در بخشهای مختلف با یکدیگر بسیار متفاوت است، سیگنالهای مورد نیاز توسط افراد مختلف (نویسنده ای مقاله های مورد بررسی) تأمین شد. لیست اسامی این افراد در بخش Abstract موجود می باشد. لازم به ذکر است که تمامی داده های ارسالی به همراه الگوریتمهای پیاده شده در دیسک نوری ضمیمه موجود می باشد. توضیحاتی نیز در مورد فرمت آنها موجود بوده که استفاده های بعدی از این داده ها برای تحقیقات دیگر را آسان می کند. ذکر این نکته نیز لازم است که شرایط ثبت داده های ارسالی با توجه به توضیحات افراد ثبت کننده داده ها کاملاً استاندارد بوده و با توجه به [۳۹]، شرایط ثبت و مشخصات سیستم ثبت کننده ضمیمه شده است که برای آگاهی از این مشخصات، می توان به توضیحات موجود در بخشهای ۳، ۴ و ۵ رجوع کرد.

همانگونه که گفته شد، الگوریتمهای مورد بررسی دارای مشخصات منحصر به فردی هستند که آنها را از این جهت نسبت به روشهای دیگر، برتری می دهد. با توجه به اینکه دو دسته روش کلی در بخشهای ۳ و ۴ مورد بررسی قرار می گیرد ولیکن، قسمتهای مختلف هر بخش را می توان به عنوان نماینده ای از روشهای دیگر نیز دانست. به عنوان مثال، با توجه به آنکه روشهای شناسایی بخشهای فعال به دو دسته کلی تقسیم می شود، روش اول که استفاده از پنجره ای با تعداد نمونه ثابت است در بخش سوم و روش دوم که استفاده از پنجره ای با تعداد نمونه متغیر است در بخش چهارم مورد بررسی قرار می گیرد. استخراج ویژگی در بخش سوم و چهارم به ترتیب با استفاده از ضرائب تبدیل CRDFT^{۶۳} و ضرائب ویولت باندهای فرکانسی انتخابی انجام گرفته است. روشهای مختلف تنظیم شکل موجها (پیک در پیک، ماکزیم همبستگی و رسیدن به یک حد آستانه) به همراه خطاهای هر روش در بخش سوم آمده است و همچنین در این بخش، الگوریتم تنظیم شکل موجها بر اساس معیار پیک در پیک با رزولوشن انتخابی ارائه شده است که در بیشتر روشهای تفکیک ارائه شده تا کنون، از آن استفاده شده است. آنالیز الگوهای آتش واحد های حرکتی که در بخش سوم ارائه شده است، روشی منحصر به فرد و قدرتمند در تشخیص مشخصات آماری الگوهای آتش واحدهای حرکتی، تشخیص MUAPT های وابسته و تشخیص اسپایکهای همراه با خطا می باشد. روشهای میانگین گیری اصلاح شده و محاسبه پارامترهایی از قبیل دامنه، مدت زمان، تعداد دور (چرخش)، فرکانس آتش متوسط، ضریب تغییرات در آتش واحدهای حرکتی و درصد (احتمال) تشخیص MUAPT نیز در بخش سوم ارائه می شود. روش طبقه بندی مورد استفاده در بخش سوم، ترکیبی از تطابق الگو^{۶۴} و طبقه بندی همراه با نظارت بر اساس مشخصات الگوی آتش و شکل موج MUAP ها می باشد. روش طبقه بندی مورد استفاده در بخش چهارم، یک طبقه بندی بدون نظارت (خوشه یابی) SLNN^{۶۵} (اصلاح شده) و در ادامه طبقه بندی همراه با نظارت مینیم همسایگی می باشد. در بخش چهارم، دلایل استفاده از ضرائب ویولت باندهای فرکانسی انتخابی همراه با

^{۶۳} Canonically Registered Discrete Fourier Transform

^{۶۴} Template Matching

^{۶۵} Single Linkage Nearest Neighbor Clustering

پایاده سازی و شبیه سازی ، ارائه شده است .

سیگنال مورد بررسی در الگوریتم تفکیک بخش سوم ، از ثبت تک کاناله ، کوتاه مدت (۱۰ ثانیه) و در شرایط انقباضی ایزومتریک با نیروی ثابت بدست آمده است و این درحالی است که این سیگنال در الگوریتم مورد بررسی بخش چهارم ، از ثبت چندکاناله (تا ۳ کانال ثبت) ، طولانی مدت (۱۰ الی ۲۰ دقیقه) و در شرایط انقباضی دینامیک (در وضعیت استفاده از رایانه) بدست می آید . با توجه به اینکه تکنیکهای بررسی تک کاناله و یا چند کاناله ، شرایط انقباضی ایزومتریک و دینامیک و ثبت کوتاه مدت و دراز مدت سیگنال ، با هم متفاوت است لذا تنوع شرایط مختلف ثبت و تکنیکهای استفاده شده در این رساله کاملاً به چشم می خورد .

اکنون که هدف ما بررسی دقیق الگوریتمهای تفکیک انتخاب شده است ، با چه معیاری این روشها مقایسه می شوند ؟ به بیان دیگر ، چگونه می توان برتری یک روش و یا نقص موجود در قسمتهایی از یک الگوریتم را بیان کرد ؟ برای پاسخ به این سؤالات روشی برای ارزیابی الگوریتمهای تفکیک در بخش دوم ارائه می شود . در این روش با استفاده از سیگنال مصنوعی (شبیه سازی شده) و ویژگیهای مورد نظر در سیگنال که شامل تعداد و احدهای حرکتی فعال ، تعداد کانالهای ثبت ، وضعیت تداخل و احدهای حرکتی ، مشخصات آماری الگوهای آتش واحد های حرکتی ، مشخصات غیر ایستایی ، نحوه تغییرات MUAPها در هر MUAPT ، شباهت MUAPها در کل سیگنال ، شباهت سیگنالهای موجود در کانالهای ثبت و همچنین مشخصات نویز اضافه شده به سیگنال می شود ، می توان الگوریتمهای تفکیک را به خوبی مورد بررسی قرار داد و نکات ضعف و قوت بخشهای مختلف آنها را بررسی کرد . بررسی نتایج الگوریتمهای تفکیک مورد بررسی ، علاوه بر داده های شبیه سازی شده با استفاده از داده های حقیقی نیز انجام می گیرد .

در نهایت در بخش پنجم ، با استفاده از پیشنهادات بخشهای سوم و چهارم و پایاده سازی ایده های جدید ، دو هدف کلی را دنبال می کنیم که به شرح زیر است :

- ۰۱ افزایش کارایی الگوریتمهای مورد بررسی در بخشهای سوم و چهارم
- ۰۲ ارائه الگوریتم تفکیک جدید با کارایی بیشتر نسبت به الگوریتمهای تفکیک ارائه شده

ذکر این نکته نیز لازم به نظر می رسد که تمرکز ما بر روی روشهای تفکیک سیگنال الکترومایوگرام داخل عضلانی است . به بیان دیگر ، روشهای تفکیک سیگنال الکترومایوگرام سطحی در این رساله مورد بررسی قرار نمی گیرد .

در بخش بعد ، الگوریتم ارزیابی سیگنال الکترومایوگرام بوسیله سیگنال شبیه سازی شده که در مراجع [۲۰] و [۱۹] ، توسط آقای فارینا^{۶۶} ارائه شده است مورد بررسی قرار می گیرد . از این روش ارزیابی در بررسی کارایی الگوریتمهای تفکیک ، استفاده خواهد شد .

^{۶۶} Dr. Dario Farina

فصل دوم : مدلی در ایجاد سیگنالهای الکترومایوگرام^۱ برای آزمایش الگوریتمهای تفکیک^۲

۱-۲ مقدمه

واحد های حرکتی ، اجزای اصلی سیستم عصبی-عضلانی محسوب می شوند . بررسی نحوه فعال شدن آنها ، الگوهای آتش^۳ آنها ، آشکار سازی خستگی آنها ، اختلالهای عصبی-عضلانی و بسیاری از موضوعهای تحقیقاتی باز را تحت تأثیر قرار می دهد . فرایند شناسایی و طبقه بندی پتانسیلهای عمل مربوط به واحد های حرکتی منحصر به فرد در سیگنال تداخلی آشکار شده بوسیله الکتروود تهاجمی با نام " تفکیک سیگنال الکترومایوگرام " به اجزای تشکیل دهنده آن ؛ مجموعه MUAPT ؛ مورد بررسی قرار می گیرد . این فرایند ، فرایندی پیچیده است و دلیل هم این است که MUAP های متعلق به واحد های حرکتی متفاوت ، می توانند درجه همپوشانی متعددی در زمان آتش شدن خود داشته باشند . این در حالی است که شکل آنها نیز تغییر می کند و این تغییرات می تواند حاصل تغییرات واحدهای حرکتی یا تغییرات نسبی مکان الکتروود ثبت کننده باشد . از زمانی که فعالیت دکتر دلوکا^۴ در زمینه های روشهای پردازشی و استفاده از این تفکیک برای یافتن ایده های اساسی فیزیولوژیکی آغاز شده است ، تا کنون روشهای متعددی که شامل درجه متفاوتی از اتوماسیون بوده اند مورد بررسی قرار گرفته اند . در این روشها ، پردازش پیچیده ای از سیگنال و تکنیکهای بازشناسی الگو مورد نیاز بوده و در اغلب آنها به اپراتور هوشمند انسانی نیاز است . به منظور ارزیابی کارایی این روشهای تفکیک ، تکنیکهای متفاوت زیر مورد استفاده قرار می گیرد :

- ۱- سیگنال مصنوعی می تواند به صورت مبنا ایجاد شود^۵.
- ۲- سیگنال حقیقی ثبت شده می تواند توسط اپراتور هوشمند انسانی تفکیک شود و به عنوان مبنا ، تلقی شود .
- ۳- ثبت حاصل از سطوح ثبت متعدد می تواند تفکیک و نتایج آنها مقایسه شود . در این حالت احتمال تفکیک نادرست سیگنالها و داشتن الگوهای آتش یکسان کم می باشد . در نتیجه ، هرگاه نتایج تفکیک در تمامی کانالهای ثبت ؛ معمولاً ۳ کانال ثبت ؛ مشابه بود ، فرایند تفکیک در اینصورت صحیح تلقی می شود .

در این بخش ، روش اول مورد بررسی قرار می گیرد . دلیل اینکه این روش قبلاً مورد استفاده قرار نمی گرفته بود ، مشکل بودن ایجاد سیگنال مصنوعی با مشخصات قبلی مورد نظر و مطابق با مشخصات سیگنالهای حقیقی می باشد . این روش دارای مزیتی است که آنرا نسبت به تکنیکهای دیگر برتری داده است و آن ، دانستن دانش اولیه ای از مکانهای دقیق و ویژگیهای متغیر با زمان تمامی MUAP ها در سیگنال است . این ویژگی در روشهای دیگر بررسی ۲ و ۳ ، به چشم نمی خورد . علاوه بر این ، یک مدل کامل ریاضی تنها روشی است که می توان برای بررسی الگوریتمهای تفکیک و در نظر گرفتن ویژگیهای انتخاب شده و آزمودن حساسیت الگوریتمهای

^۱ Synthetic Intramuscular EMG Signals

^۲ EMG Decomposition to MUAP's

^۳ Firing Patterns

^۴ Dr. De Luca

^۵ Model Approach

تفکیک به پارامترهای متفاوت، مورد استفاده قرار داد. استفاده از اپراتور انسانی در فرایند تفکیک سیگنال الکترومایوگرام، حتی در حالتی که از فرد از کامپیوتر هم استفاده کند بسیار زمانگیر است. هر گاه فردی یک سیگنال را برای بار دوم تفکیک کند الگوهای آتش متفاوتی بدست می آورد و این امر در مورد افراد متفاوت هم متفاوت است. این نکته زمانی که فعال شدن واحدهای حرکتی به صورت نامنظم، واحدهای حرکتی دارای شکل مشابه، تداخل MUAP ها فراوان و برخی از واحدهای حرکتی دو بار در یک زمان کوتاه فعال شوند، حادث خواهد بود. به علاوه، حاصل الگوریتمها یا افراد متفاوت، نتایج متفاوتی را در بر خواهد داشت.

پس از بررسی مقالات متعدد از مجلات معتبر، مقاله ای که می تواند به عنوان قدم اول مورد بررسی قرار گیرد [۲۰] پیشنهاد می شود. دلیل این امر نیز این است که در روشهای دیگر، مدلسازی ایجاد سیگنالهای الکترومایوگرام داخل عضلانی^۱ از دیدگاه پدیده - شناسی^۲ مورد بررسی قرار گرفته است تا اینکه دیدگاه فیزیکی مسأله بررسی شود. بسیاری از تحقیقات در زمینه مشخصات فیزیکی هادی حجمی^۳ انجام شده است و در این زمینه نیز، مدل های فراوانی ارائه شده است، ولی از این روشها نمی توان برای بررسی الگوریتمهای تفکیک، استفاده کرد. در این زمینه، مدل کردن مشخصات منابع یا هادی حجمی از اهمیت کمتری برخوردار است. به جای این مدلسازی، بهتر آن است که مشخصات تأثیر گذار بر فرایند تفکیک را کنترل کرده، مدل ساده ای برای شبیه سازی آنها ارائه داده^۴ و در قسمت مهمتر ارزیابی کمی از آنها داشته باشیم. در عمل، ویژگیهای سیگنال الکترومایوگرام داخل عضلانی که در راه بررسی روشهای تفکیک دارای اهمیت هستند به صورت زیر دسته بندی می شوند:

- شباهت شکل بین یک MUAP شناسایی شده در زمان یکسان از سطوح ثبت متفاوت
- شباهت شکل ظاهری بین MUAP های واحدهای حرکتی متفاوت
- تغییرات شکل ظاهری MUAP های متعلق به هر واحد حرکتی در طول زمان
- مشخصات آماری الگوی آتش واحدهای حرکتی
- فعالیت مجدد هر واحد حرکتی در زمان کوتاه
- درجه همپوشانی MUAP ها در سیگنال
- مقدار نویز اضافه شده

۲-۲ روش شبیه سازی

مدل ریاضی که معمولاً برای معرفی سیگنال الکترومایوگرام در حوزه زمان گسسته مورد استفاده قرار می گیرد در ادامه، ذکر می شود.

$$S[n] = \sum_{i=1}^M \sum_{k=1}^{N_i} x_{ik}(nT_s - \Phi_{i,k}) + v(nT_s) \quad (۱-۲)$$

در این رابطه، T_s پریود نمونه برداری، M تعداد واحدهای حرکتی فعال، N_i تعداد MUAP های موجود در سیگنال و متعلق به واحد حرکتی i ام، $x_{ik}(t)$ برابر با k امین MUAP متعلق به واحد حرکتی i ام، $\Phi_{i,k}$ زمان وقوع $x_{ik}(t)$ ، $v(nT_s)$ نویز اضافه شده که در حالت عمومی به

^۱ Intramuscular

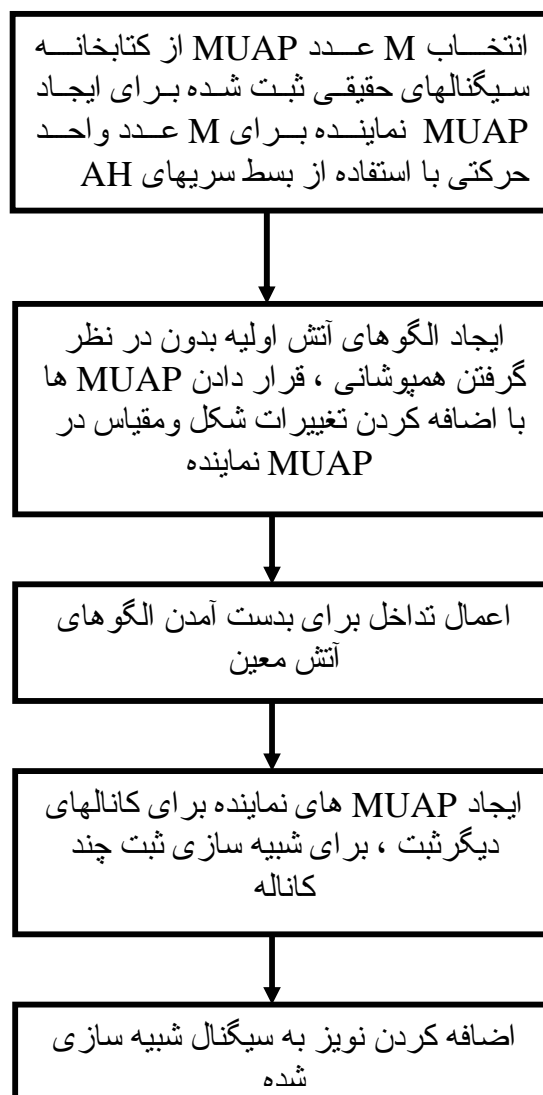
^۲ Phenomenological

^۳ Volume Conductor

^۴ این نکته قابل تأمل است که همواره مدل های پیچیده (پیچیده کردن مدل ها) مشکل ما را حل نمی کند. در برخی موارد، این عملکرد به جای حل مشکل اولیه، مشکلات بیشتری پدید می آورد و در اینجا تنها مسأله ای که به درستی حل نشده است، مسأله اولیه است.

صورت نويز الكتروءء-الكتروليت ، نويز تقويت كننده هاى الكترونيكى ، تءاخذ برق شهر ، نويز بيولوژيكي و فعاليت تءاخذى واحدهاى حركتى ءور از مكان ثبت ءر نظر گرفته مى شود. هر MUAP ، منحصربه فرد است. بءابراين ، با بقيه ءر سيگنال متفاوت است ، ولى ءاراي ويژگيهاى مشتركى با بقيه MUAP ها ءر MUAPT يكسان است.

ويژگيهايى از سيگنال كه با رابطه (۱-۲) مشخص مى شوند ، بايد مشخص و ارزىابى كمى شوند. ويژگيهايى كه توسط مءل معرفى شده مورد بررسى قرار مى گيرند ءر مقدمه بيان شده است. ءر شكل (۱-۲) ، نموءارى از نحوه ايجاء سيگنال شبیه سازى شده قرار ءارء و به شرح زير است :



شكل(۱-۲) : الگوريتم ايجاء سيگنال الكترومايوگرام شبیه سازى شده ، بر اساس [۲۰]

یک کتابخانه از MUAP های حقیقی با استفاده از ثبت سیگنالهای الکترومایوگرام با الکترو سیمی^{۱۰} ایجاد شده است^{۱۱}. بسط توابع هر میت^{۱۲} AH این سیگنالهای حقیقی بدست می آید. بنابراین توصیفی ریاضی از شناخت شکل ظاهری^{۱۳} آنان در دست خواهد بود. با تغییر ضرائب بسط AH آنها نیز می توان MUAP های دیگری را بدست آورد و این در حالی است که برخی از خواص مشابه آنها تغییر نخواهد کرد. با استفاده از الگوریتمی که در بخشهای بعدی مورد بررسی قرار خواهد گرفت، MUAP نمونه از هر واحد حرکتی ایجاد شده و تفاوتهای بین MUAP های نمونه به صورت کمی، مورد بررسی قرار می گیرند. لازم به ذکر است که MUAP نمونه، شکل موج مرجعی است که MUAP های مربوط به MUAPT هر واحد حرکتی را مشخص می کند. پس از آن، بر اساس مشخصات آماری مورد نظر از الگوی فعالسازی واحدهای حرکتی و درجه تداخل MUAP ها، الگوهای آتش بدست می آید. در حالتی که شبیه سازی ثبت چند کانالی سیگنال لحاظ شود، سیگنال کانالهای ثبت دیگر نیز بدست خواهد آمد. سیگنال شبیه سازی شده، پس از اضافه کردن نویز با توجه به خصوصیتهاى مورد نظر، بوجود می آید. نکات گفته شده، تنها به صورت کاملاً خلاصه بوده و در فصلهای بعد، به صورت کامل مورد بررسی قرار خواهند گرفت.

۳-۲ ایجاد MUAP های نمونه

کتابخانه اولیه، دارای ۱۰۰ عدد MUAP است. آنها، توسط تفکیک دستی^{۱۴} (توسط اپراتور انسانی) از سیگنالهای ثبت شده بوسیله الکترو سیمی با فرکانس نمونه برداری ۱۰ کیلوهرتز بدست آمده است. پهنای باند MUAP های موجود در کتابخانه در محدوده ۱۰۰ تا ۲۵۰۰ هرتز است. با توضیحاتی که در بخشهای بعدی ارائه خواهد شد، مشخص می شود که روش ارائه شده، مستقل از تکنیکهای ثبت بوده و به صورت مشابه می توان در مورد ثبت با الکترودهای سوزنی^{۱۵} و با هر نوع فیلتر آنالوگی از آن، استفاده کرد. امکان این امر نیز وجود دارد که کتابخانه های متفاوت را برای تکنیکهای ثبت متفاوت، ایجاد کرد.

لازم به ذکر است که MUAP های حقیقی دارای میزان نامشخصی از نسبت سیگنال به نویز^{۱۶} می باشد. MUAP های حقیقی توسط یک سری از توابع، بسط داده می شوند. این توابع، با تعداد محدودی از ضرائب بدست می آیند. در این روش، از بسط AH استفاده شده است. دلیل این امر، استفاده از این بسط، در تحقیق مربوط به پتانسیلهای پراکنده و به صورت کلی تر در مورد سیگنالهای بیولوژیکی با مدت زمان محدود^{۱۷} و نتایج مطلوب آن است.

اکنون بسطهای هر میت – رودریگوز (HR) و هر میت همبسته (AH) مورد بررسی قرار می گیرد و مشخصات این بسطها در بیان یک سیگنال بیولوژیکی مورد بررسی قرار می گیرد.

^{۱۰} Wire Electrode

^{۱۱} لازم به ذکر است که این کتابخانه، توسط نویسنده اول مقاله مرجع [۲۰] ارسال شده است.

^{۱۲} Associated Hermite Functions

^{۱۳} Morphology

^{۱۴} Manual Decomposition

^{۱۵} Needle Electrode

^{۱۶} Signal to Noise Ratio (SNR)

^{۱۷} Compact Support

۱-۳-۲ بسط سریهای HR

۱-۱-۳-۲ تعاریف

در ابتدا ، سری توابع زیر را در نظر می گیریم [۲۹] :

$$\omega_{\lambda,n}(t) = \frac{1}{\sqrt{2^n n!}} H_n\left(\frac{t}{\lambda}\right) \frac{1}{\sqrt{\pi \lambda}} e^{-t^2/\lambda^2}, \quad n \in [0, \infty) \quad (۲-۲)$$

در این تعریف ، n درجه تابع ، λ پارامتر پهنا و $H_n(t)$ چندجمله ایهای هرमित است که به صورت بازگشتی زیر تعریف می شود :

$$\begin{cases} H_0(t) = 1 \\ H_1(t) = 2t \\ H_n(t) = 2tH_{n-1}(t) - 2(n-1)H_{n-2}(t) \end{cases} \quad (۳-۲)$$

مجموعه توابع $\{\omega_{\lambda,n}\}$ یک پایه متعامد را بر اساس ضرب داخلی زیر تشکیل می دهند :

$$\langle \omega_{\lambda,n}, \omega_{\lambda,k} \rangle = \sqrt{\pi \lambda} \int_{-\infty}^{+\infty} \omega_{\lambda,n}(t) \omega_{\lambda,k}(t) e^{t^2/\lambda^2} dt \quad (۴-۲)$$

این عبارت برای $n \neq k$ صفر است . یک سیگنال $f(t)$ می تواند توسط سریهای HR به صورت زیر بسط داده شود :

$$f(t) = \sum_{n=0}^{\infty} \alpha_{\lambda,n} \omega_{\lambda,n}(t) \quad (۵-۲)$$

که در این رابطه ، داریم :

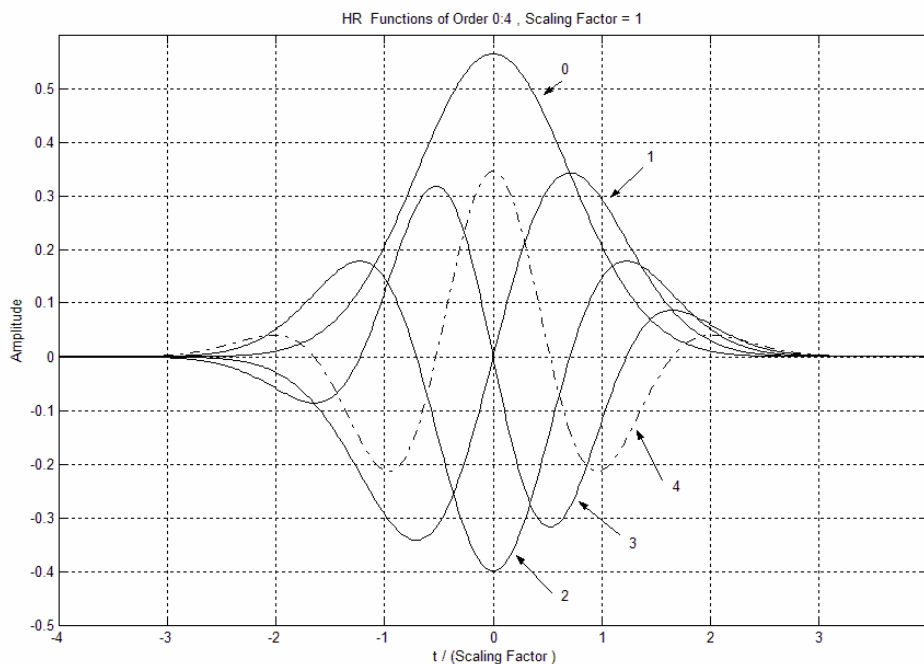
$$\alpha_{\lambda,n} = \langle f(t), \omega_{\lambda,n}(t) \rangle = \frac{1}{\sqrt{2^n n!}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) H_n\left(\frac{t}{\lambda}\right) dt \quad (۶-۲)$$

λ نیز یک پارامتر مقیاس است که می تواند برای بدست آوردن تقریبی خوب از سیگنال با کمترین تعداد عبارت به کار می رود . رابطه (۵-۲) در فضای L^2 همگرا است اگر رابطه زیر صدق کند :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} e^{t^2/\lambda^2} f^2(t) dt < \infty \quad (۷-۲)$$

در مورد یک سیگنال بیوالکتریک با زمان محدود^{۱۸} ، رابطه (۷-۲) همواره صادق است . مقدار λ به عنوان عرض تابع گوسی e^{-t^2/λ^2} توسط رابطه $\lambda = \sqrt{2}\sigma$ به انحراف استاندارد σ مربوط می شود . چون پارامتر t تنها به صورت t/λ در عبارتهای مربوط به بسط هرमित ظاهر می شود ، λ فاکتور مقیاس بندی است . در شکل (۲-۲) ، توابع HR از درجه ۰ تا ۴ با فاکتور مقیاسی ۱ ترسیم شده است .

^{۱۸} Finite Support



شکل (۲-۲) : توابع هرمیت- رودریگوز از درجه ۰ تا ۴ با فاکتور مقیاسی ۱

در بسط سریهای هرمیت ، رابطه پارسوال صادق بوده و به صورت زیر است :

$$\sum_{n=0}^{\infty} \alpha_{\lambda,n}^2 = \sqrt{\pi} \lambda \int_{-\infty}^{+\infty} f^2(t) e^{t^2/\lambda^2} dt \quad (۸-۲)$$

ضرائب $\{\alpha_{\lambda,n}\}$ میانگین مربع خطای نرمالیزه شده وزندار^۹ بین سیگنال بازسازی شده از N جمله بسط هرمیت $\hat{f}_N(t)$ و سیگنال اولیه $f(t)$ ، مینیمم می کند . این خطا با افزایش N ، از ۱ به ۰ کاهش می یابد و با استفاده از رابطه (۹-۲) معرفی می شود .

$$E_N = \frac{\sqrt{\pi} \lambda \int_{-\infty}^{+\infty} [\hat{f}_N(t) - f(t)]^2 e^{t^2/\lambda^2} dt}{\sqrt{\pi} \lambda \int_{-\infty}^{+\infty} f^2(t) e^{t^2/\lambda^2} dt} \quad (۹-۲)$$

^۹ Weighted Normalized Mean Square

لازم به ذکر است که بر اساس تعریف ضرب داخلی وزندار (۴-۲)، این تعریف با تعریف متداول میانگین مربع خطای نرمالیزه شده^{۲۰} (NMSE) متفاوت است. این در حالی است که NMSE با استفاده از رابطه (۱۰-۲) تعریف می شود.

$$NMSE_N = \frac{\int_0^T [\hat{f}_N(t) - f(t)][\hat{f}_N(t) - f(t)]^* dt}{\int_0^T f(t)f^*(t)dt} \quad (۱۰-۲)$$

در این رابطه، * نشاندهنده مزدوج مختلط است. دو تعریف (۹-۲) و (۱۰-۲) تنها در مورد نورم اقلیدسی^{۲۱} یکسان خواهد بود. در نتیجه، خطای تعریف شده توسط رابطه (۱۰-۲) با افزایش N لزوماً کاهش نمی یابد.

۲-۱-۳-۲ ویژگیهای بسط HR

بسط سریهای HR که توسط روابط (۲-۲)، (۵-۲) و (۶-۲) معرفی می شود دارای تعدادی از مشخصات قابل توجه در کاربردهای پردازش سیگنال است که به صورت خلاصه به برخی از آنها اشاره می شود:

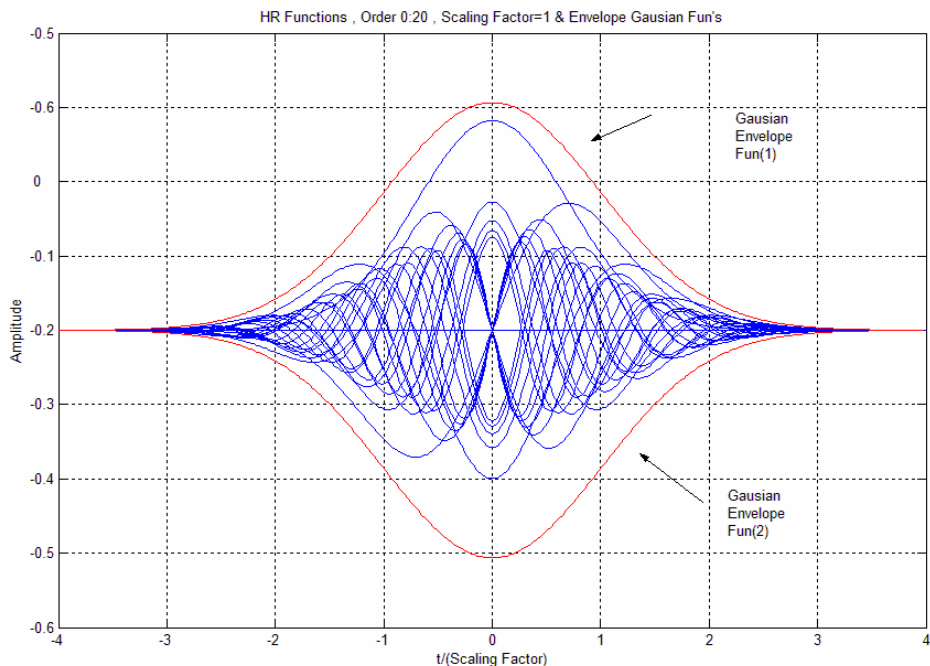
- ۱- بسط هرمیت به صورت بازگشتی قابل محاسبه است.
- ۲- می توان ثابت کرد که قدر مطلق توابع HR از هر درجه ای محدود به عبارت زیر است:

$$|\omega_{\lambda,n}(t)| \leq \frac{k}{\sqrt{\pi\lambda}} e^{-t^2/2\lambda^2}, \quad k \approx 1.0864 \quad (۱۱-۲)$$

در واقع، تابع مفروض، گوسی و با پهنای $\sqrt{2}\lambda$ است. در شکل (۳-۲) این ویژگی نشان داده شده است و توابع HR از درجه ۰ تا ۲۰ به همراه پوش گوسی آنها ترسیم شده است. پارامتر مقیاس بندی در اینجا نیز ۱ فرض شده است. بیان این نکته نیز لازم به نظر می رسد که انتخاب مناسب پارامتر λ برای تقریب خوبی از یک سیگنال بسیار مهم است. در بخشهای بعدی روش یافتن این مقیاس، مورد بررسی قرار خواهد گرفت.

^{۲۰} Normalized Mean Square Error

^{۲۱} Euclidean Norm



شکل (۳-۲) : تابع HR از درجه ۰ تا ۲۰ ، توابع به یک تابع گوسی محدود ، مقیاس زمانی نسبت به پارامتر λ و مقیاس محور عمودی نسبت به ماکزیمم مقدار تابع پوش می باشد .

۳- تمامی توابع $\{\omega_{\lambda,n}\}$ از درجه $n > 0$ دارای میانگین صفر بوده و این ، در حالی است که تابع $\omega_{\lambda,0}$ دارای سطح واحد است . ضریب درجه صفر ، توسط رابطه (۶-۲) به صورت سطح زیر تابع $f(t)$ تعبیر می شود . مقدار متوسط (مقدار DC) یک سیگنال محدود در فاصله زمانی $[-T, +T]$ توسط رابطه زیر بدست می آید :

$$\frac{1}{2T} \int_{-T}^{+T} f(t) dt = \frac{1}{2T} \alpha_{\lambda,0} \quad (۱۲-۲)$$

۴- اگر دو تابع $f(t)$ و $g(t)$ و ترکیب خطی آنها $z(t) = a.f(t) + b.g(t)$ توسط یک پارامتر یکسان λ بسط داده شده باشد ، بردارهای ضرائب آنها α ، β و γ توسط رابطه $\gamma_{\lambda,n} = a.\alpha_{\lambda,n} + b.\beta_{\lambda,n}$ به همدیگر مربوط می شوند . علاوه بر آن ، اگر $g(t) = f(k.t)$ باشد در اینصورت رابطه (۱۳-۲) صادق است :

$$g(t) = f(k.t) = \sum_{n=0}^{\infty} \alpha_{\lambda,n} \omega_{\lambda,n}(k.t) = \sum_{n=0}^{\infty} \frac{1}{k} \alpha_{\lambda,n} \omega_{\lambda/k,n}(t) \quad (۱۳-۲)$$

با توجه به رابطه (۱۳-۲) ، اگر تابع $f(t)$ با استفاده از پارامتر مقیاس λ بسط داده شود و داشته باشیم $g(t) = f(k.t)$ و تابع $g(t)$ با پارامتر مقیاس $\mu = \lambda/k$ بسط داده شود ، در آنصورت $\beta_{\mu,n} = \alpha_{\lambda,n} / k$ ؛ که در این رابطه α و β به ترتیب بسط HR در مورد توابع $f(t)$ و $g(t)$ می باشد .

۵- تابع HR از درجه n با مشتق n ام یک تابع گوسی متناسب است • اصل رابطه و تبدیل فوریه آن به ترتیب در روابط (۱۴-۲) و (۱۵-۲) قرار دارد •

$$\omega_{\lambda,n}(t) = \frac{(-1)^n \lambda^n}{\sqrt{2^n n!}} \frac{d^n}{dt^n} \frac{1}{\sqrt{\pi \lambda}} e^{-t^2/\lambda^2} \quad (14-2)$$

$$F[\omega_{\lambda,n}(t)] = W_{\lambda,n}(f) = \frac{(-j)^n}{\sqrt{2^n n!}} (2\pi f \lambda)^n e^{-(2\pi f \lambda / 2)^2} \quad (15-2)$$

با توجه به رابطه (۱۵-۲) ، می توان تبدیل فوریه یک تابع را به صورت زیر تعریف کرد :

$$F[f(t)] = \sum_{n=0}^{\infty} \alpha_{\lambda,n} W_{\lambda,n}(f) = e^{-(2\pi f \lambda / 2)^2} \sum_{n=0}^{\infty} \alpha_{\lambda,n} \frac{(-j)^n}{\sqrt{2^n n!}} (2\pi f \lambda)^n \quad (16-2)$$

رابطه (۱۶-۲) تعریف قابل توجهی از یک سیگنال $f(t)$ ارائه می دهد که همگرایی موجود در رابطه (۱۷-۲) در آن صدق می کند • مربع دامنه هر دو طرف رابطه (۱۶-۲) ، بیانی مناسب و درونیایی شده از طیف توان تبدیل فوریه سیگنال است • قابل ذکر است که این طیف توان می تواند با رزولوشن مورد نظر از ضرائب بسط HR در مورد تابع $f(t)$ بدست آید •

۶- مشتق درجه p ام و انتگرال نامعین تابع $f(t)$ به صورت زیر بیان می شود :

$$\frac{d^p}{dt^p} f(t) = \sum_{n=0}^{\infty} \alpha_{\lambda,n} \frac{d^p}{dt^p} \omega_{\lambda,n}(t) = \sum_{n=0}^{\infty} \alpha_{\lambda,n} \frac{\sqrt{2^p (n+p)!/n!}}{(-1)^p \lambda^p} \omega_{\lambda,n+p}(t) \quad (17-2)$$

$$\int f(t) dt = \sum_{n=0}^{\infty} \alpha_{\lambda,n} \int \omega_{\lambda,n}(t) dt = \alpha_{\lambda,0} - \lambda \sum_{n=1}^{\infty} \frac{\alpha_{\lambda,n}}{\sqrt{2n}} \omega_{\lambda,n-1}(t) + c \quad (18-2)$$

۲-۳-۲ بسط سریهای هرमित همبسته^{۲۲}

۱-۲-۳-۲ تعاریف

در ابتدا ، سری توابع زیر را در نظر می گیریم [۲۹] :

$$u_{\lambda,n}(t) = \frac{1}{\sqrt{2^n n!}} H_n\left(\frac{t}{\lambda}\right) \frac{1}{\sqrt{\pi \lambda}} e^{-t^2/2\lambda^2}, \quad n \in [0, \infty) \quad (19-2)$$

در این رابطه ، $H_n(t)$ چندجمله ایهای هرमित هستند • مجموعه این توابع $\{u_{\lambda,n}(t)\}$ که به عنوان AH مورد استفاده قرار می گیرند ، با توجه به تعریف ضرب داخلی در فضای اقلیدسی ، تشکیل یک پایه متعامد می دهند • این تعریف بر اساس رابطه (۲۰-۲) است •

^{۲۲} Associated Hermite

$$\langle u_{\lambda,n}, u_{\lambda,k} \rangle = \int_{-\infty}^{+\infty} u_{\lambda,n}(t) u_{\lambda,k}(t) dt \quad (20-2)$$

یک سیگنال $f(t)$ را می توان به صورت زیر بسط داد :

$$f(t) = \sum_{n=0}^{\infty} \beta_{\lambda,n} u_{\lambda,n}(t) \quad (21-2)$$

با توجه به شرایط همگرا بودن در فضای L^2 ، رابطه زیر باید صادق باشد :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} f^2(t) dt < \infty \quad (22-2)$$

برای محاسبه رابطه (21-2) ، پارامتر $\beta_{\lambda,n}$ به صورت زیر محاسبه می شود :

$$\beta_{\lambda,n} = \langle f(t), u_{\lambda,n}(t) \rangle = \frac{1}{\sqrt{2^n n! \lambda \sqrt{\pi}}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) H_n\left(\frac{t}{\lambda}\right) e^{-t^2/2\lambda^2} dt \quad (23-2)$$

با توجه به رابطه پارسوال داریم :

$$\sum_{n=0}^{\infty} \beta_{\lambda,n}^2 = \int_{-\infty}^{+\infty} f^2(t) dt \quad (24-2)$$

پارامتر λ در روابط (21-2) و (23-2) ، انحراف استاندارد تابع گوسی و همچنین فاکتور مقیاس بندی است .

این نکته باید گفته شود که برخلاف شباهت واضح بین توابع AH و HR ، ویژگیهای دو تابع از بسیاری از لحاظ با هم متفاوت است . اکنون ، این ویژگیها مورد بررسی قرار می گیرد .

ضرائب $\beta_{\lambda,n}$ ، میانگین مربع خطای نرمالیزه شده $\hat{f}_N(t)$ که تقریبی N جمله ای از سیگنال اصلی است با خود سیگنال به صورت زیر تعریف می شود:

$$E_N = \frac{\int_{-\infty}^{+\infty} [\hat{f}_N(t) - f(t)]^2 dt}{\int_{-\infty}^{+\infty} f^2(t) dt} = 1 - \frac{\sum_{n=0}^N \beta_{\lambda,n}^2}{\int_{-\infty}^{+\infty} f^2(t) dt} \quad (25-2)$$

این خطا با افزایش N به صورت یکنواخت از ۱ به ۰ کاهش می یابد . نکته دیگر اینکه ، این تعریف بر خلاف رابطه (9-2) ، با تعریف NMSE در رابطه (10-2) هم ارز می باشد . بدین ترتیب ، در چندجمله ایهای AH ، با افزایش N هر دو خطا لزوماً کاهش می یابد .

۲-۲-۳-۲ ویژگیهای بسط AH

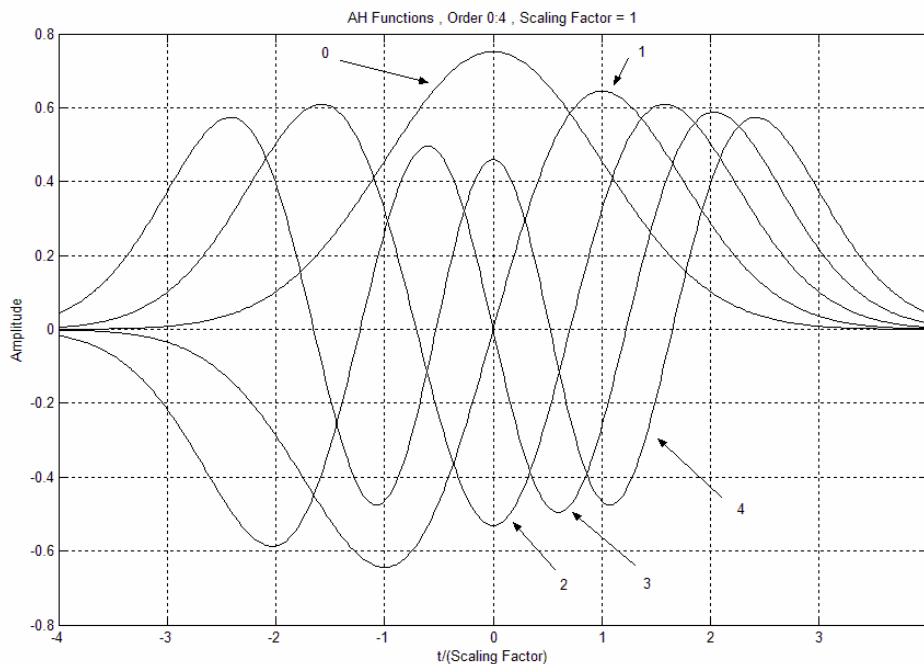
- ۱- توابع بسط AH را می توان به صورت بازگشتی محاسبه کرد .
- ۲- چون تمامی توابع بسط AH با درجه صفر یا درجه زوج دارای مقدار میانگین غیر صفر هستند ، می توان از آنها برای محاسبه مقدار DC سیگنال استفاده کرد^{۲۳} . خواص تقارن

^{۲۳} با اعمال Truncation در تقریب ، می توان مقدار DC سیگنال را بدست آورد .

و خطی بودن در توابع AH همانند HR موجود است. خاصیت مقیاس بندی در رابطه (۲-۱۳) با تغییر $1/k$ در رابطه مفروض به $1/\sqrt{k}$ در مورد بسط HR نیز صادق است. ۳- تبدیل فوریه تابع AH در رابطه (۲-۲۶) قرار دارد. این رابطه، تشابه^{۲۴} بین تابع و تبدیل فوریه آنرا نشان می دهد.

$$F[u_{\lambda,n}(t)] = (-j)^n \sqrt{\frac{2\lambda\sqrt{\pi}}{2^n n!}} H_n(2\pi f \lambda) e^{-(2\pi f \lambda)^2/2} = (-j)^n U_{\lambda,n}(f) = (-j)^n u_{\mu,n}(f) \quad (2-26)$$

در این رابطه، $\mu = 1/2\pi\lambda$ می باشد. تبدیل فوریه یک تابع AH با پهنای λ و درجه n ، تابع AH با پهنای $1/2\pi\lambda$ و درجه n است. در شکل (۲-۴) توابع AH از درجه ۰ تا ۴ برای $\lambda = 1$ ترسیم شده است.



شکل (۲-۴): توابع AH از درجه ۰ تا ۴ برای $\lambda = 1$

به دلیل اینکه دو تابع AH با فاکتور مقیاس بندی یکسان λ و درجه متفاوت، متعامد هستند از رابطه (۲-۲۶) می توان نتیجه گرفت که تبدیل فوریه آنها یک پایه متعامد در حوزه فرکانس تشکیل می دهند. این درحالی است که، این مشخصه در مورد توابع HR صادق نیست.

تبدیل فوریه بسط $f(t)$ را می توان با استفاده از رابطه (۲-۲۷) بیان کرد.

$$F[f(t)] = \sum_{n=0}^{\infty} \beta_{\lambda,n} (-j)^n U_{\lambda,n}(f) = \sum_{n=0}^{\infty} \beta_{\lambda,n} (-j)^n u_{\mu,n}(f) \quad (2-27)$$

^{۲۴} Isomorphism

رابطه (۲۷-۲) نشان می دهد که بسط AH تبدیل فوریه تابع $f(t)$ را می توان از بسط AH تابع $f(t)$ با جایگزین کردن λ با $1/2\pi\lambda$ و ضرب کردن آنها در $(-j)^n$ بدست آورد.

۴-۲ استفاده از بسط AH در ایجاد MUAP های نمونه

برای استفاده از این بسط در توصیف سیگنال مورد نیاز ، دو نکته باید مورد بررسی قرار گیرد که به صورت زیر دسته بندی می شوند [۲۰] :

- درجه ای که تقریب به آن ختم می شود^{۲۵} .
- تخمین پارامتر مقیاس بندی بهینه (λ)

در مقاله مورد بررسی ، درجه تخمین به $n = 15$ (۱۶ ضریب) محدود شده است . برای محاسبه پارامتر مقیاس بندی از روش زیر استفاده می شود .

تخمین پارامتر مورد نظر، توسط روش شبه نیوتونی^{۲۶} و بر اساس مینیم کردن تابع خطا انجام پذیر است . بر اساس رابطه (۲۱-۲) می توان تابع خطا را به صورت مجموع مربعات خطا در تمامی نقاط تابع گسسته در زمان $f(t)$ به صورت زیر در نظر گرفت :

$$Error = \sum_{t=1}^N \left| f(t) - \sum_{n=0}^M \beta_{\lambda,n} . u_{\lambda,n}(t) \right|^2 \quad (28-2)$$

در رابطه بالا ، پارامتر M ماکزیمم درجه چند جمله ایهای هر میت همبسته بوده و برابر با ۱۵ در نظر گرفته می شود . لازم به ذکر است که روابط مورد نیاز که به صورت (۱۹-۲) ، (۲۱-۲) و (۲۳-۲) هستند ، بدلیل گسسته بودن سیگنال $f(t)$ به فرم گسسته استفاده می شوند و تعداد نمونه های سیگنال مورد نظر برابر با N می باشد . اکنون با استفاده از روش مذکور [۶] و با کمک گرفتن از [۳۱] ، به تخمین پارامتر مقیاس بندی λ می پردازیم . لازم به ذکر است که این روش به صورت ضمیمه (۱) ، پیوست شده است .

۴-۲-۱ تخمین پارامتر مقیاس بندی

در این بخش ، هدف ما محاسبه پارامتر مقیاس بندی است به نحوی که مقدار خطای (۲۸-۲) مینیمم گردد . لازم به ذکر است که سیگنال $f(t)$ ، پتانسیل عمل واحد حرکتی می باشد . این سیگنال

^{۲۵} Truncation Order

^{۲۶} Quasi-Newton

شامل ۹ عدد MUAP بوده^{۲۷} که از سیگنال الکترومایوگرام سوزنی با مشخصات زیر بدست آمده است :

- عضله Brachial Triceps
- سن افراد بین ۶۰ تا ۸۰ سال
- نوع الکترود Concentric Needle
- انقباض به صورت ایزومتریک نیرو ثابت^{۲۸} برابر با ۱۰٪ ماکزیمم انقباض فیزیولوژیکی^{۲۹}

در جدول زیر، نتایج تخمین همراه با مشخصاتی از قبیل نوع روش بهینه سازی، تعداد تکرار به کار رفته، پارامتر مقیاس بدست آمده و مجموع مربع خطا موجود است. لازم به ذکر است که این روش بر ۴ عدد از MUAP ها اعمال شده است تا کتابخانه مورد نیاز اولیه از ضرائب بسط هر میت همبسته بدست آید.

جدول (۱-۲) : نتایج تخمین پارامتر مقیاس بندی بر چهار عدد MUAP

| شماره MU | پارامتر مقیاس بندی | مقدار خطای تخمین | تعداد تکرار | روش بهینه سازی |
|----------|--------------------|------------------|-------------|---------------------|
| ۳ | ۶/۷۵۶ | ۰/۰۰۶ | ۹ | MS-QN ^{۳۰} |
| ۴ | ۷/۴۵۳ | ۰۰۴/۰ | ۴ | MS-QN |
| ۵ | ۵/۵۶۰ | ۰/۰۰۲ | ۲۱ | MS-QN |
| ۶ | ۵/۳۵۲ | ۰/۰۰۲ | ۲۱ | MS-QN |

بر این اساس، می توان سیگنال مورد نظر را با تغییر ضرائب AH تغییر و یا در صورت لزوم بسط داد.

۲-۴-۲ ایجاد شکل موجهای مصنوعی با ضرائب AH

پس از بسط هر یک از MUAP های موجود در کتابخانه واحدهای حرکتی مورد استفاده، یک سری از ضرائب AH خواهیم داشت که مشخصات مربوط به شکل موجها را به صورت کمی بیان می کنند. هر شکل موج بسط داده شده می تواند توسط انرژی و فاصله اقلیدسی نسبت به

^{۲۷} BE۱۱۲۰.mup

لازم به ذکر است که تمامی داده ها به همراه فایلها و نتایج به صورت ضمیمه در دیسک نوری فشرده موجود است.

^{۲۸} Constant Force Isometric

^{۲۹} MVC

^{۳۰} Medium-Scale : Quasi-Newton Line Search

شکل موجهای دیگر کتابخانه، مشخص شود. در حوزه AH، انرژی سیگنال بسط داده شده را می توان بوسیله رابطه پارسوال بدست آورد. این فاصله، با فرض اینکه پارامتر مقیاس بندی در هر دو شکل موج، یکسان باشد به صورت رابطه (۲۹-۲) است.

$$d = \sqrt{\int [x_1(t) - x_2(t)]^2 dt} \cong \sqrt{\sum_{n=0}^N (\beta_{\lambda,n}^{(1)} - \beta_{\lambda,n}^{(2)})^2} \quad (29-2)$$

در این رابطه، x_1 و x_2 شکل موجها در حوزه زمان، $\beta_{\lambda,n}^{(1)}$ و $\beta_{\lambda,n}^{(2)}$ ضرائب بسط AH با مقیاس λ است. با فرض آنکه تعداد واحدهای حرکتی مورد نظر، مشخص شده و برابر با M باشد، لازم است که پارامتری را یافت که تفاوت های بین MUAP های نماینده^{۳۱} را نشان دهد.

می توان M واحد حرکتی را بوسیله ماتریس فواصل بین هر دو جفت آنها، مشخص کرد. این روش موجب می شود که تمامی اطلاعات مربوط به تفاوت MUAP ها بدست آید ولی تعداد فواصل مورد نیاز به $M(M-1)/2$ خواهد رسید که به دلیل افزایش فراوان زمان عملیات لازم، مورد قبول نخواهد بود. بدین دلیل، یک روش خلاصه تر و البته ناکاملتر باید مورد استفاده قرار گیرد. در این روش، پارامتری با نام d_{min} به عنوان کمترین فاصله بین تمامی جفتهای MUAP ها معرفی می شود. این پارامتر به صورت گسترده ای در تئوری عددی مخابرات به عنوان پارامتر کلیدی در برآورد قابلیت فرستنده، استفاده می شود. این فاصله مینیمم، را نمی توان تنها بوسیله انرژی شکل موجها که برای محاسبه فاصله استفاده می شود، بدست آورد. این پارامتر نسبت به جذر میانگین انرژی (\bar{E}) بدست می آید. میانگین انرژی نیز از رابطه زیر بدست می آید:

$$\bar{E} = (1/M) \sum_{i=1}^M E_i \quad (30-2)$$

در این رابطه، E_i انرژی MUAP نماینده از کلاس i (واحد حرکتی i ام) است. پارامتر r هم که به صورت $r = d_{min} / \sqrt{\bar{E}}$ تعریف می شود، تفاوت مینیمم در شکل MUAP های نماینده را نشان می دهد. پارامتر دوم که مورد بررسی قرار می گیرد، ماکزیمم اختلاف انرژی نرمالیزه شده بین MUAP ها (ΔE_{max}) است که به صورت اختلاف نرمالیزه شده بین کمترین و بیشترین انرژی MUAP های نماینده در سیگنال تعریف می شود. لازم به ذکر است که ماکزیمم انرژی، برابر با واحد در نظر گرفته می شود. این دو پارامتر، اطلاعات خلاصه ای در مورد اختلاف بین کلاسها را ارائه می دهد. هدف ما در این قسمت، بدست آوردن MUAP نماینده برای هر واحد حرکتی بر اساس مقادیر مشخص M، r و ΔE_{max} می باشد. شکل موجها نیز از کتابخانه بدست آمده، استخراج می شود و در صورت نیاز، آنها را تغییر می دهیم تا مشخصات مورد نظر را بدست آوریم. بدین منظور الگوریتم ۱-۲ ارائه می شود.

منظور از این اصطلاح، شکل موجی است که در ابتدا برای هر واحد حرکتی در نظر گرفته می شود. ^{۳۱} Representative MUAP

الگوریتم (۲-۱) : ایجاد M عدد MUAP مصنوعی براساس پارامترهای r و ΔE_{\max} مورد نظر

۱- انتخاب مقادیر تصادفی برای ۲-M عدد انرژی $\{E_i\}_{i=2}^{M-1}$ در بازه $(1, 1 - \Delta E_{\max})$ • قرار دادن

$$E_1 = 1 \text{ و } E_M = 1 - \Delta E_{\max} \text{ و محاسبه } d_{\min} = r \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M E_i}$$

۲- انتخاب دو سیگنال از کتابخانه به نحوی که فاصله اقلیدسی بین آنها d_{12} به d_{\min} نزدیکترین عدد باشد به نحوی که $d_{12} \geq d_{\min}$ ، در این صورت آنها دارای انرژی نرمالیزه شده E_1 و E_2 هستند • مقداردهی اولیه به صورت $i = 2$ و $h = 15$ انجام می گیرد •

۳- قرار دادن $\beta_h^{(2)} = \beta_h^{(1)}$ و $h = h - 1$

۴- اگر $d_{12} > d_{\min}$ به مرحله (۳) برو •

$$5- \text{ قرار دادن } \beta_{h+1}^{(2)} = \beta_{h+1}^{(1)} - \sqrt{d_{\min}^2 - \sum_{m=1}^h (\beta_m^{(1)} - \beta_m^{(2)})^2}$$

۶- اگر $i = M$ در آن صورت به مرحله (۸) برو •

۷- قرار دادن $i = i + 1$ • یک MUAP از کتابخانه انتخاب می شود به نحوی که پس از

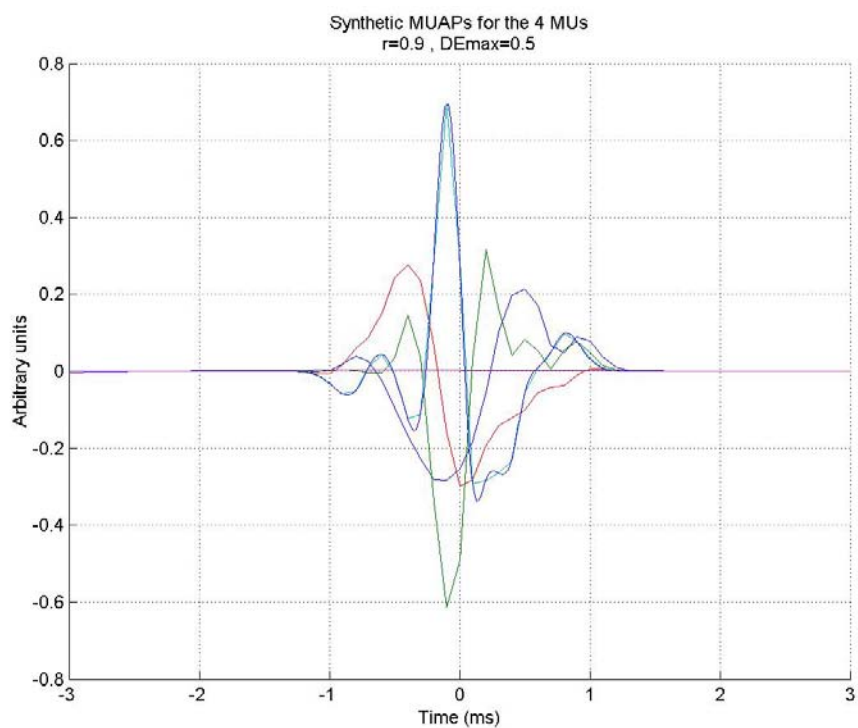
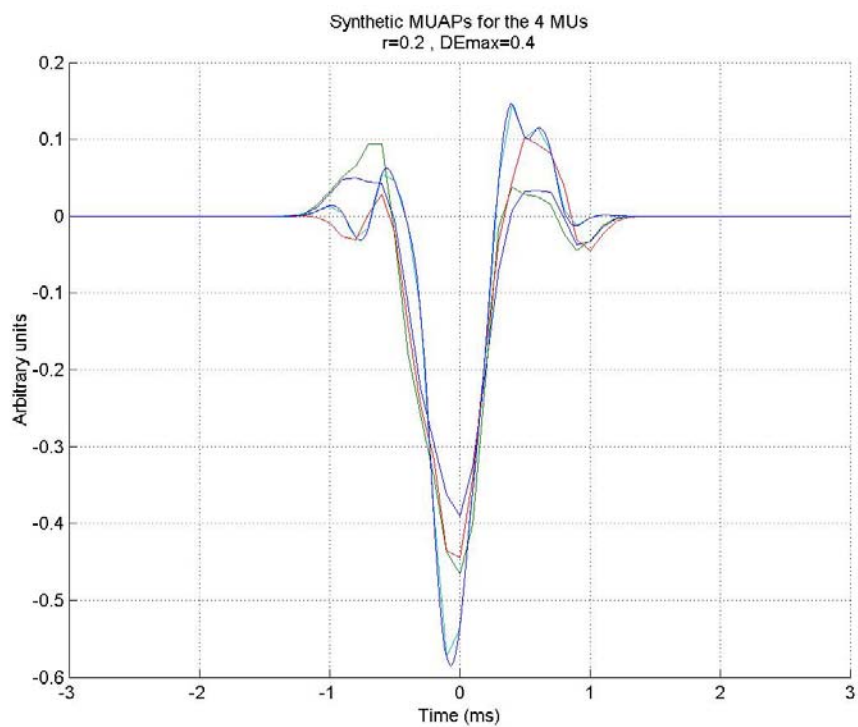
نرمالیزاسیون دارای انرژی E_1 باشد به صورتیکه $d_{ij} \geq d_{\min}, \forall j = 1 \dots i - 1$ و $\sum_{j=1}^{i-1} d_{ij}$ بین تمامی

انتخابهای MUAP از کتابخانه سیگنال ، مینیمم باشد • به مرحله (۶) برو •

بر اساس الگوریتم بالا ، در شکل یک MUAP تغییرات داده می شود تا اینکه بین حداقل دو عدد MUAP در مجموعه مورد نظر فاصله اقلیدسی به صورت دقیق برابر با d_{\min} باشد • این فرایند ، بوسیله تغییر ضرائب با انرژی مینیمم صورت می گیرد و بدین وسیله ، مشخصات اصلی MUAP حقیقی ، حفظ می شود •

با نگاه دقیقتر به الگوریتم فوق در می یابیم که انرژی MUAP ها نسبت به ماکزیمم انرژی موجود در M عدد MUAP نرمالیزه شده است • در MUAP مربوط به انرژی E_2 تغییر داده می شود تا اینکه فاصله اقلیدسی d_{\min} ، حداقل بین دو MUAP نماینده بوجود آید • قابل ذکر است که در الگوریتم ارائه شده ، h درجه ضرائب AH می باشد •

در شکل (۲-۵) دو مجموعه از MUAP های ایجاد شده بوسیله روش ارائه شده قرار دارد •



شکل (۵-۲): مثالی از ایجاد دو دسته از چهار عدد سیگنال نماینده MUAP با مقادیر متفاوت r و ΔE_{\max} . این مقادیر در شکل‌های بالا و پایین به ترتیب $0/2$ ، $0/4$ ، $0/9$ و $0/5$ می‌باشد. مقادیر کوچک این پارامترها در شکل بالاتر موجب شباهت بین MUAP ها شده است.

۳-۴-۲ تغییرات شکل^{۳۲} MUAP ها در MUAPT^{۳۳}

هر MUAP اضافه شده به سیگنال حداقل در موارد زیر در یک MUAP یکسان، متفاوت است و به آن تغییرات درون کلاسی^{۳۴} گفته شده و بر اساس آن، تغییرات به MUAP نمونه اعمال می شود.

- تغییراتی که بر اساس نقطه آغاز تصادفی در نمونه برداری سیگنال آنالوگی است که با بسط AH بیان شده است.
- تغییرات شکل MUAP های متعلق به واحد حرکتی یکسان به صورت تصادفی در طول زمان که به آن تغییرات تصادفی شکل^{۳۵} اطلاق می شود.
- تغییراتی که با قدم یکسان به صورت پیشرو در طول زمان انجام می گیرد^{۳۶} و به آن، تغییرات گرایشی شکل^{۳۷} می گویند و بر اساس آن MUAP به تدریج تغییر شکل داده و مشابه نمونه های قبلی و بعدی در MUAPT یکسان بوده ولی با MUAP های موجود در زمانهای دیگر متفاوت است.
- تغییرات تصادفی اعمال شده بر مقیاس MUAP ها در طول زمان^{۳۸}
- تغییرات پیشرو که با قدم یکسان در طول زمان در مقیاس شکل حاصل می شود^{۳۹}.

اکنون، مفاهیم ذکر شده را مورد بررسی قرار داده و پارامترهای مورد نیاز را وارد مدل خود می نماییم.

پارامتر (۱):

مفهوم این پارامتر به مرجع [۳۶] باز می گردد و به آن، خطای کوانتیزاسیون گفته می شود. به عنوان مثال، فرض کنید که سیگنال با فرکانس ۱۰ کیلوهرتز نمونه برداری می شود. آنچه که اغلب پیش می آید، عدم شناسایی دقیق یکی از ویژگیهای MUAP نظیر ماکزیم دامنه آن بوده که ممکن است از آن نمونه بخصوص نمونه برداری نشده است. لازم به ذکر است که در مورد این موضوع، در بخشهای بعدی که مربوط به روش تفکیک سیگنال الکترومایوگرام به روش تطبیق الگو^{۴۰} است، بررسی مشروحی انجام خواهیم داد. خود واژه فرکانس نمونه برداری نیز نشان دهنده این تغییرات است. سیگنالهای دیجیتال همواره با نمونه برداری با فاز تصادفی و توزیع یکنواخت از سیگنال آنالوگ بدست می آید.

^{۳۲} Shape Variability

^{۳۳} Motor Unit Action Potential Train

^{۳۴} Intraclass Variability

^{۳۵} Random Shape Variability

^{۳۶} با مکاتبه ای که با نویسنده مقاله (آقای دکتر فارینا) داشته ام، منشأ فیزیولوژیکی آن به تغییر محل سیستم ثبت کننده سیگنال مربوط می شود.

^{۳۷} Trend Shape Variability

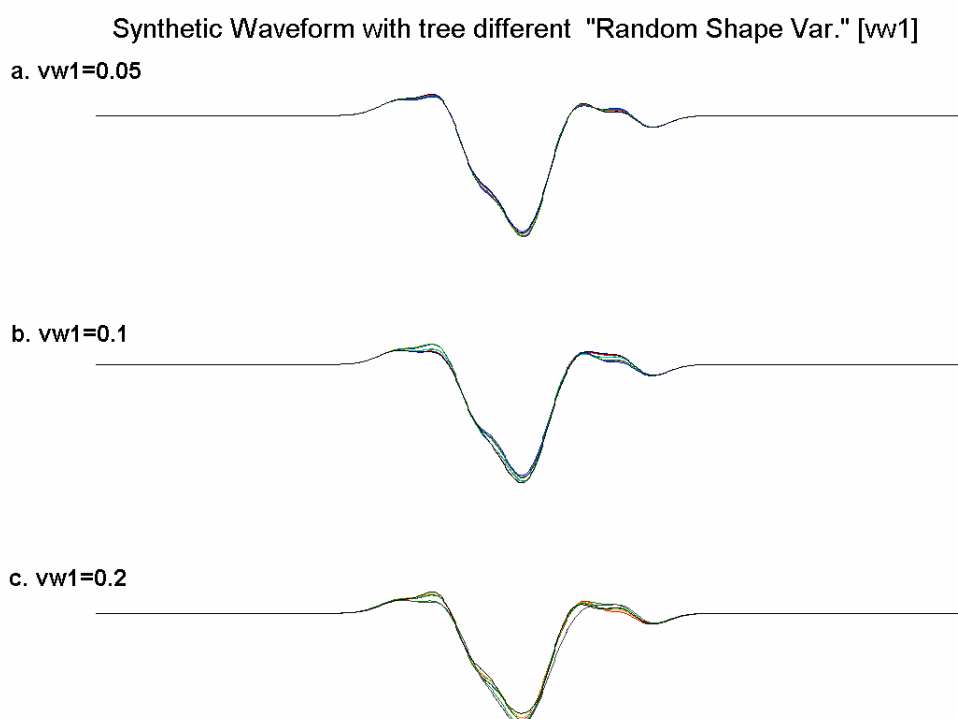
^{۳۸} Random Time Scale Variability

^{۳۹} Trend Time Scale Variability

^{۴۰} Template Matching

پارامتر (۲) :

تغییرات تصادفی شکل ، بوسیله تغییر ضرائب AH که نشان دهنده MUAP نماینده هستند ؛ انجام می گیرد . این فرایند ، با اضافه کردن متغیرهای تصادفی مستقل با توزیع گوسی و میانگین صفر به ضرائب بسط AH مربوط به MUAPهای نماینده ، حاصل می شود . بدین وسیله ، می توان این تغییرات را به صورت کمی و بوسیله نسبت v_{w1} بیان کرد که به صورت نسبت انحراف استاندارد متغیر تصادفی اضافه شده به مقدار نامی ضریب AH تعریف می شود و برای تمامی ضریبها ، ثابت است . در شکل (۶-۲) ، سه مثال متفاوت که در آنها این پارامتر تغییر داده شده است ، موجود است .

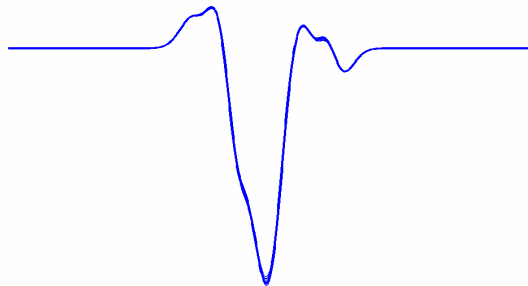


شکل (۶-۲) : شکل موجهای ایجاد شده با تغییر پارامتر تغییر تصادفی شکل که مقادیر آن در هر سه قسمت شکل ، مشخص است . لازم به ذکر است که برای ترسیم هر یک از سه قسمت شکل مزبور ، از ۱۰ عدد شکل موج استفاده شده است و پارامتر مربوط به الگوریتم (۱-۲) در آنها ثابت نگه داشته شده است .

پارامتر (۳) :

تغییرات گرایشی شکل ، بر اساس تکنیکی مشابه پارامتر (۲) شبیه سازی و کمینه می شود . این عمل ، با انتخاب تصادفی برخی از ضرائب در MUAPهای نماینده و افزایش آنها و کاهش بقیه ضرائب با قدم ثابت در MUAPT انجام می گیرد و این تغییرات به صورت خطی نسبت به زمان می باشد . پارامتر v_{w2} به صورت نسبت بین مجموع تغییرات و مقدار ضریب MUAP نماینده

تعریف شده و این پارامتر ، برای تمامی ضرائب به صورت ثابت است . در شکل (۷-۲) مثالی از این مورد ترسیم شده است .



شکل (۷-۲) : ۲۰ عدد شکل موج ترسیم شده با پارامتر $v_{w2} = 0.2$

لازم به ذکر است که دو پارامتر (۲) و (۳) ، در حوزه زمان پدیده های پیچیده ای هستند که شبیه سازی و پیاده سازی آنها بسیار مشکل است و این در حالی است که این فرایند در حوزه ضرائب AH ساده می باشد .

پارامتر (۴) :

اضافه کردن تغییرات تصادفی مقیاس به شکل موج ، با اضافه کردن یک متغیر تصادفی با میانگین صفر به پارامتر مقیاس بندی λ امکان پذیر خواهد بود . این پارامتر بوسیله ضریب v_{s1} که نسبت بین انحراف استاندارد متغیر تصادفی (با توزیع گوسی) و ضریب مقیاس بندی شکل موج می باشد ، بیان می گردد .

پارامتر (۵) :

تغییرات گرایشی مقیاس با تغییر (خطی نسبت به زمان) پارامتر مقیاس بندی بسط سیگنال موجود در کتابخانه در حوزه زمان و متناسب با فرکانس آتش^{۴۱} صورت می گیرد . پارامتر v_{s2} ، نسبت بین مجموع تغییرات در مقیاس و پارامتر مقیاس بندی اولیه شکل موج است توسط پارامتر فرکانس آتش $f_i / \max\{f_i\}_{i=1}^M$ ، وزن دار می شود . در این مدل ، فرض می شود که برای هر MUAPT با فرکانس آتش f_i ، پارامتر $v_{s2} f_i / \max\{f_i\}_{i=1}^M$ به صورت نسبت بین مجموع تغییرات در مقیاس و پارامتر مقیاس بندی اولیه شکل موج خواهد بود . به بیان دیگر ، هر چه فرکانس آتش پائینتر باشد به همان نسبت ، مجموع تغییرات در مقیاس نیز ، کمتر خواهد بود .

هم اکنون پارامترهای درون کلاسی به صورت کامل تعریف شده اند و شامل متغیرهای f_s ، v_{w1} ، v_{w2} ، v_{s1} و v_{s2} خواهد بود .

^{۴۱} Firing Frequency

۴-۴-۲ پدیده جمع آثار^{۴۲}

اکنون نوبت آن می رسد که درجه جمع آثار را بین دو یا تعداد بیشتری از MUAP ها کمینه کرد. تفکیک واحدهای حرکتی که با هم فعال شده اند، مشکلترین قسمت فرایند تفکیک سیگنال الکترومایوگرام را تشکیل می دهد و شامل طبقه بندی صحیح MUAP هایی است که توسط MUAP های دیگر دچار همپوشانی شده اند. اگر پارامترهایی از جمله فرکانس آتش، تغییرات در نحوه آتش واحدهای حرکتی، زمان آتش شدن یا آتش شدن دوباره واحدهای حرکتی مورد نیاز باشد، این قسمت از اهمیت فراوانی برخوردار خواهد بود. اولین پارامتری که در این مورد معرفی می شود، درصد MUAP های متداخل در سیگنال ($N_{\%s}$) می باشد و به صورت درصد MUAP هایی که دچار تداخل شده اند به کل MUAP ها تعریف می شود. پارامتر دیگر ماکزیمم تعداد واحدهای حرکتی است که در جمع آثار شرکت می کنند و با پارامتر $N_{s,max}$ معرفی می شود. پارامتر سوم، ماکزیمم درجه جمع آثار ($\alpha_{\%,max}$) است که در سیگنال اتفاق می افتد. درجه جمع آثار ($\alpha_{\%}$) در مورد h عدد MUAP به صورت زیر تعریف می شود.

$$\alpha_{\%} = \frac{(l_1 + l_h)/2 + \sum_{i=2}^{h-1} l_i - \Delta}{(l_1 + l_h)/2 + \sum_{i=2}^{h-1} l_i} \quad (۳۱-۲)$$

در این رابطه، Δ تأخیر بین دو MUAP است که دارای فاصله زمانی ماکزیمم نسبت به هم می باشند و در پدیده جمع آثار استفاده می شوند. پارامتر l_i طول^{۴۳} MUAP شماره i ام می باشد که به صورت فاصله زمانی شامل ۹۹/۵٪ از انرژی MUAP ها به مرکزیت انرژی میانه می باشد. لازم به ذکر است که در اینجا فاصله بین دو MUAP به صورت نقاطی از شکل موجها که مطابق با نصف انرژی MUAP ها (انرژی میانه^{۴۴}) است، تعریف می شود. در شکل (۸-۲)، نمونه هایی از MUAP ها متداخل با درجه متفاوتی از جمع آثار نشان داده شده است.

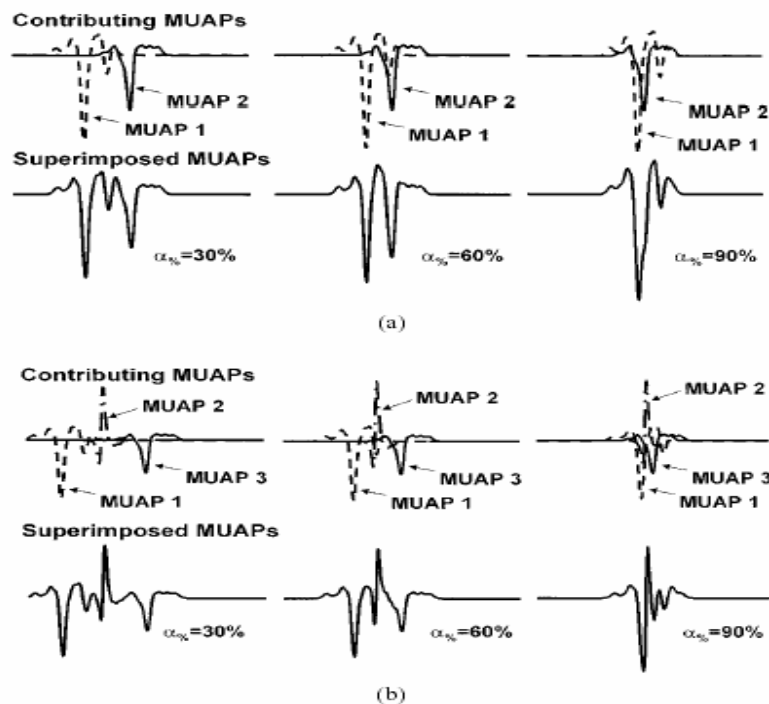
بدین ترتیب، تداخل (جمع آثار) بوسیله سه پارامتر $N_{\%s}$ ، $N_{s,max}$ و $\alpha_{\%,max}$ معرفی می شود. بنابراین، هدف ما در این قسمت ایجاد سیگنال با استفاده از پارامترهای درخواستی استفاده کننده بوده است. بدیهی است درموردی که هیچگونه درخواستی در مورد مشخصات آماری فرکانس آتش واحدهای حرکتی نشده باشد، این فرایند به سادگی انجام خواهد شد. حال اگر مشخصات آماری فوق، مورد نظر باشد چه باید کرد؟

پاسخ این سؤال در بخش ۴-۴-۵ مورد بررسی قرار می گیرد.

^{۴۲} Superposition

^{۴۳} Length

^{۴۴} Median



شکل (۸-۲): نمونه ای از MUAP های متداخل با درجه همپوشانی ۳۰٪، ۶۰٪ و ۹۰٪ درمورد دو عدد (a) و سه عدد (b) پتانسیل عمل واحد حرکتی، بر اساس [۲۰]

۵-۴-۲ ایجاد الگوی آتش واحدهای حرکتی^{۴۵}

ایجاد این الگو، شامل تعیین زمان حضور MUAP ها در یک MUAPT خواهد بود. در مدل مورد بررسی، می توان مشخصات آماری زیر را مشخص کرد.

- آتش منظم^{۴۶}
این مشخصه بوسیله میانگین فاصله بین پالسی^{۴۷} و پارامتر I که نسبت بین انحراف استاندارد و میانگین فاصله بین پالسی معرفی می شود. لازم به ذکر است که پارامتر I برای تمامی MUAPT ها ثابت خواهد بود.

- آتش مضاعف^{۴۸}
آتش مضاعف در فاصله زمانی ۲ تا ۱۵ میلی ثانیه پس از یک MUAP متعلق به واحد حرکتی یکسان، انجام می پذیرد. پارامتر $N_{\%d}$ ، نسبت آتش مضاعف به مجموع تعداد آتش خواهد بود.

- آتش تصادفی^{۴۹}

^{۴۵} Firing Pattern Generation

^{۴۶} Regular Firing

^{۴۷} Mean Interpulse Interval

^{۴۸} Double Discharge Firing

^{۴۹} Random Firing

این نحوه آتش شدن واحدهای حرکتی ، به صورت تصادفی در سیگنال انجام می گیرد . نحوه توزیع آن به صورت یکنواخت بین زمانهای $t=0$ و $t=l$ است که l ، مجموع زمان سیگنال است . پارامتر $N_{\%b}$ ، درصد آتش تصادفی نسبت به مجموع آتش واحدهای حرکتی است .

برای ایجاد الگوی آتش ، لازم است که مشخصات آماری آتش واحدهای حرکتی به همراه میزان درخواستی همپوشانی در سیگنال ، با هم مورد بررسی قرار گیرد . بدین منظور ، در ابتدا سیگنال توسط روش زیر ایجاد می شود و در این مرحله ، هیچگونه تداخل اعمال نمی شود و سپس در مرحله بعدی ، تداخل بر اساس پارامترهای مورد نظر اعمال می شود . برای قراردادن آتش واحدهای حرکتی در سیگنال ، در ابتدا آتش منظم قرار داده می شود . پس از آن ، پارامترهای N_d و N_b که به ترتیب تعداد مجموع آتش مضاعف و تصادفی است توسط پارامترهای $N_{\%d}$ و $N_{\%b}$ بدست آمده و به الگوی آتش سیگنال ، اضافه می شود . براین اساس ، مکان یک MUAP متعلق به ردیف آتش منظم ، توسط متغیر تصادفی $\Phi_{i,a}$ مشخص می شود . این متغیر به صورت زیر تعریف می شود :

$$\Phi_{i,a} = \begin{cases} \Theta & a=1 \\ \bar{\theta}_i + \sum_{i=1}^{a-1} T_i(t) + \Psi & a>1 \end{cases} \quad (32-2)$$

در این رابطه ، $T_i(t)$ میانگین فاصله بین پالسی در مورد واحد حرکتی i ام (که بر اساس بخش ۲-۴-۶ می تواند متغیر در زمان باشد) ، Θ یک متغیر تصادفی با توزیع یکنواخت در فاصله زمانی $[0, T_i(0)]$ ، $\bar{\theta}_i$ مقدار مشخص شده بوسیله Θ ، Ψ متغیر تصادفی با توزیع گوسی و با میانگین صفر و انحراف استاندارد $JT_i(t)$ و بالاخره a ، تعداد حقیقی آتش منظم است . آتش مضاعف نزدیک به آتش منظم قرار داده می شود . آتش منظمی که آتش مضاعف به آن مربوط می شود ، به صورت تصادفی در MUAPT هایی که دارای آتش مضاعف هستند (توسط پارامتر N_{id} معرفی می شوند) انتخاب می شود . مکان آتش مضاعف مربوط به آتش منظم a ام بوسیله متغیر $\Phi_{i,d}$ بدست می آید . این متغیر به صورت زیر تعریف می شود .

$$\Phi_{i,d} = \bar{\Phi}_{i,a} + Z \quad (33-2)$$

در رابطه بالا ، $\bar{\Phi}_{i,a}$ توسط متغیر $\Phi_{i,a}$ مشخص می شود و Z یک متغیر تصادفی با توزیع یکنواخت در فاصله زمانی $[0.002, 0.015]$ ثانیه است . سپس ، مکان آتش تصادفی توسط متغیر $\Phi_{i,b}$ که متغیر تصادفی با توزیع یکنواخت در فاصله $[0, l]$ است (l مجموع زمان سیگنال) مشخص می شود .

مقادیر $\Phi_{i,a}, \Phi_{i,d}, \Phi_{i,b}$ بدون در نظر گرفتن همپوشانی بدست آمده است . اکنون همپوشانی را به مراحل قبلی اضافه می کنیم . بدین منظور ، الگوریتم (۲-۲) ارائه می شود .

قبل از ارائه الگوریتم ، توضیحاتی در مورد متغیرهای به کار رفته در آن بیان می کنیم .

N_{tot} تعداد کل MUAP هایی است که در فاز قبلی ایجاد شده است. از MUAP هایی که انتخاب شده اند ، دو تای آنها که بیشترین فاصله زمانی با هم دارند ، تغییر مکانی داده شده تا فاصله ای برابر با Δ_{target} (معادل با $\alpha_{\%}$) داشته باشند. حد بالا و پایین برای این شیفت زمانی ، به مشخصات آماری مورد نظر در مورد MUAP ها بستگی دارد. این الگوریتم به شرح زیر است.

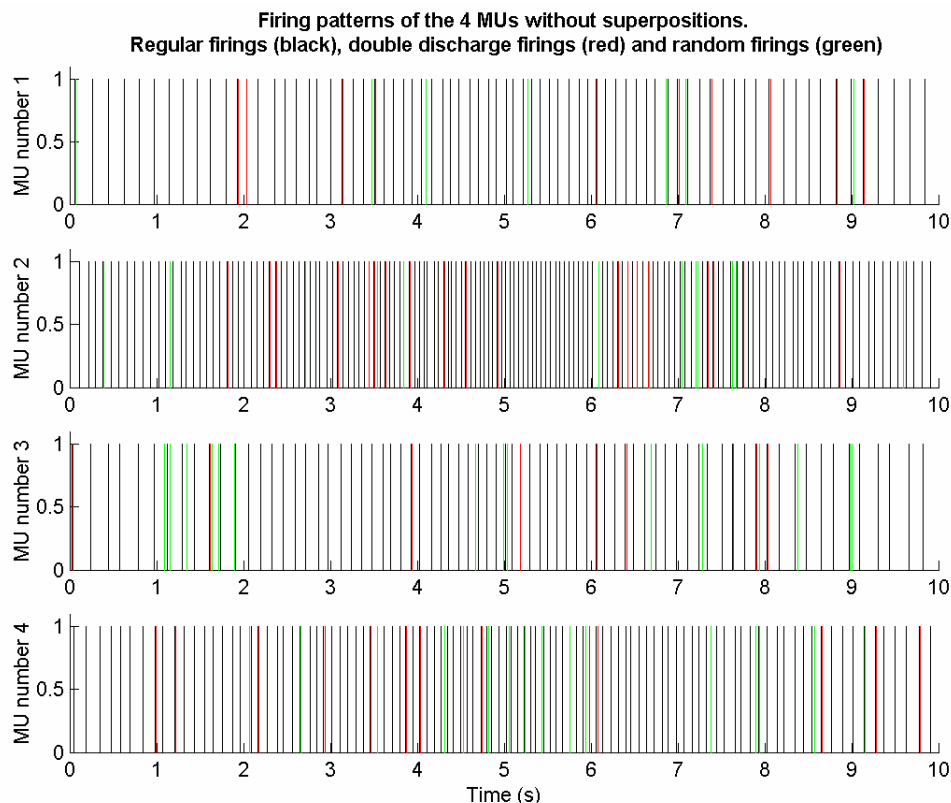
الگوریتم (۲-۲) : دستورالعمل اضافه کردن همپوشانی پس از ایجاد الگوی آتش

- ۱- قرار دادن $N_{s,tot} = N_{tot} * N_{\%s}$ و $count = 0$
- ۲- انتخاب تصادفی N_s در بازه $[2, N_{s,max}]$ ، انتخاب تصادفی یک MUAP در سیگنال و نزدیکترین $(N_s - 1)$ عدد MUAP ، انتخاب تصادفی $\alpha_{\%}$ در بازه $[0, \alpha_{\%,max}]$ و محاسبه Δ_{target}
- ۳- محاسبه حد بالا (ul) و پایین (ll) برای MUAP های دارای بیشترین فاصله در گروه انتخابی که در مورد اولین و آخرین عضو گروه ، به ترتیب انجام می شود.
- ۴- اگر $(ll - ul) \geq \Delta_{target}$ ، آنگاه به قسمت (۲) برو.
- ۵- جابجایی دو تا از MUAP ها که دارای بیشترین فاصله نسبت به هم هستند به نحوی که دارای فاصله زمانی برابر با Δ_{target} باشند. افزایش $count$ به صورت $count = count + N_s$
- ۶- اگر $count < N_{s,tot}$ آنگاه به مرحله (۲) برو.
- ۷- پایان الگوریتم

الگوریتم ارائه شده بر تمامی MUAP ها در سیگنال به صورت مشابه عمل می کند و تنها استثنایی برای محاسبه حد بالا و پایین در شیفت زمانی وجود دارد. این حدود برای انواع متفاوت الگوی آتش (منظم ، مضاعف و تصادفی) و به خاطر برقراری خصوصیت های آماری مورد نظر متفاوت می باشد. آتش منظم می تواند تا $\pm 3\sigma$ نسبت به مکان میانگین $(\bar{\theta}_i + \sum_{i=1}^{a-1} T_i(t))$ تغییر کند. این در حالی است که این نکته در مورد آتش مضاعف به فاصله زمانی ایجاد شده توسط آتش منظم نسبت به آتش منظم مربوط شده و در مورد آتش تصادفی ، محدودیتی نخواهیم داشت. اکنون ، این الگوریتم را بیان مثالی در این زمینه بیشتر توضیح خواهیم داد.

فرض کنید که ثبت ما تک کانالی است (روش ایجاد ثبت چند کانالی در بخش های بعدی مورد بررسی قرار می گیرد) و پارامترهای مورد نظر ما به صورت زیر باشد :

$f_s = 10(KHz)$ ، مدت زمان سیگنال برابر با ۱۰ ثانیه ، تعداد واحدهای حرکتی برابر با ۴ ، $r = 0.1$ ، $\Delta E_{max} = 0.1$ ، $v_{w1} = 0.2$ ، $v_{w2} = 0.1$ ، فرکانس آتش واحدهای حرکتی در زمان $t = 0$ به ترتیب برابر با ۵ ، ۱۰ ، ۵ و ۷ هرتز ، $J = 0.1$ ، $N_{td} = 4$ ، $N_{\%d} = 0.1$ ، $N_{\%b} = 0.1$ ، $N_{\%s} = 0.5$ ، $\alpha_{\%,max} = 0.9$ و $N_{s,max} = 4$ باشد ، الگوی آتش آنها قبل و بعد از در نظر گرفتن همپوشانی در شکل های (۲-۹) و (۲-۱۰) ترسیم شده است. لازم به ذکر است که پارامترهای غیر ایستایی مربوط به بخش (۲-۴-۶) در آنها لحاظ نشده است.



شکل (۹-۲) : الگوی آتش چهار عدد واحد حرکتی بدون در نظر گرفتن همپوشانی ؛ آتش منظم ، مضاعف و تصادفی به ترتیب با رنگهای سیاه ، قرمز و سبز نشان داده شده است .

نکاتی که در اینجا باید مورد مطالعه قرار گیرد ، نحوه انقباض عضله است . تا کنون در مورد انقباض ایزومتریک با نیروی ثابت صحبت شده است . آیا می توان انقباضهای زیر را مدل کرد ؟

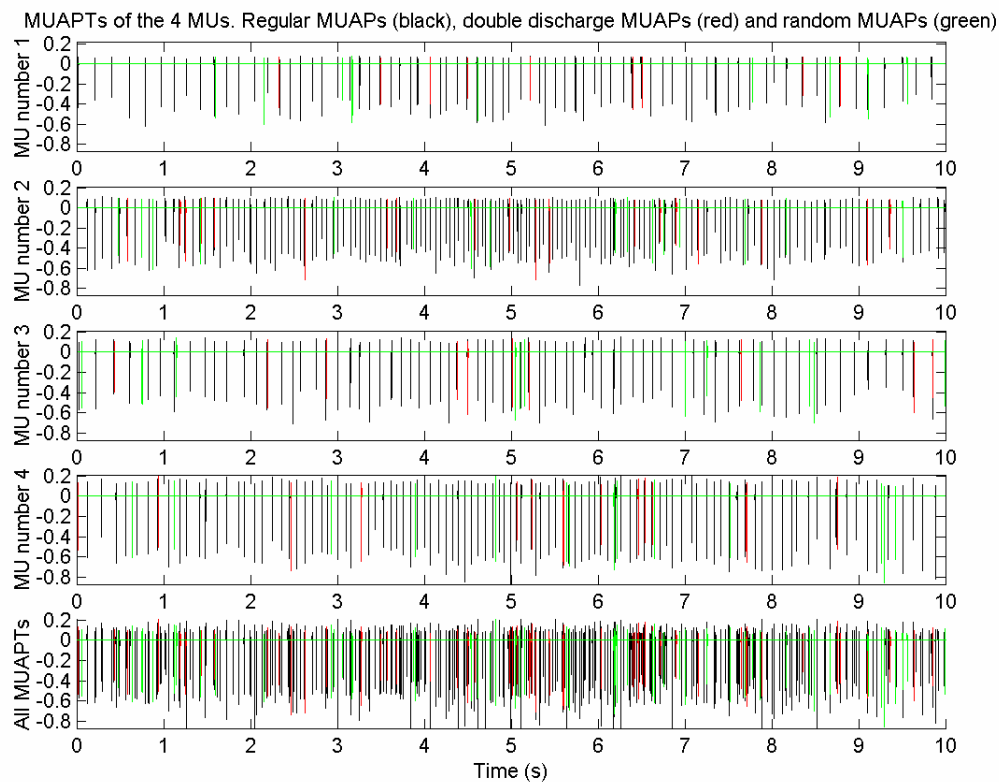
- انقباض شیبدار افزایشی^۰
 - انقباض شیبدار کاهش^۱
 - انقباض شیبدار افزایشی و سپس کاهش
 - انقباض شیبدار کاهش و سپس افزایش
- اهمیت این مسأله واضح است . الگوریتهای تفکیک سیگنال الکترومایوگرام که در انقباضات فوق مورد استفاده قرار می گیرند نیز باید مورد بررسی قرار گیرند .

آیا فرکانس آتش واحدهای حرکتی در طول MUAPT تغییر می کند ؟

آنچه از نظر فیزیولوژیکی برای ما مشخص است ، این است که فرکانس آتش واحد های حرکتی محدوده ۵ تا ۴۰ هرتز را شامل می شود [۱۲] . جواب این پرسشها را در بخش ۴-۶-۲ خواهیم داد .

^۰ Increasing Ramp Contraction

^۱ Decreasing Ramp Contracion



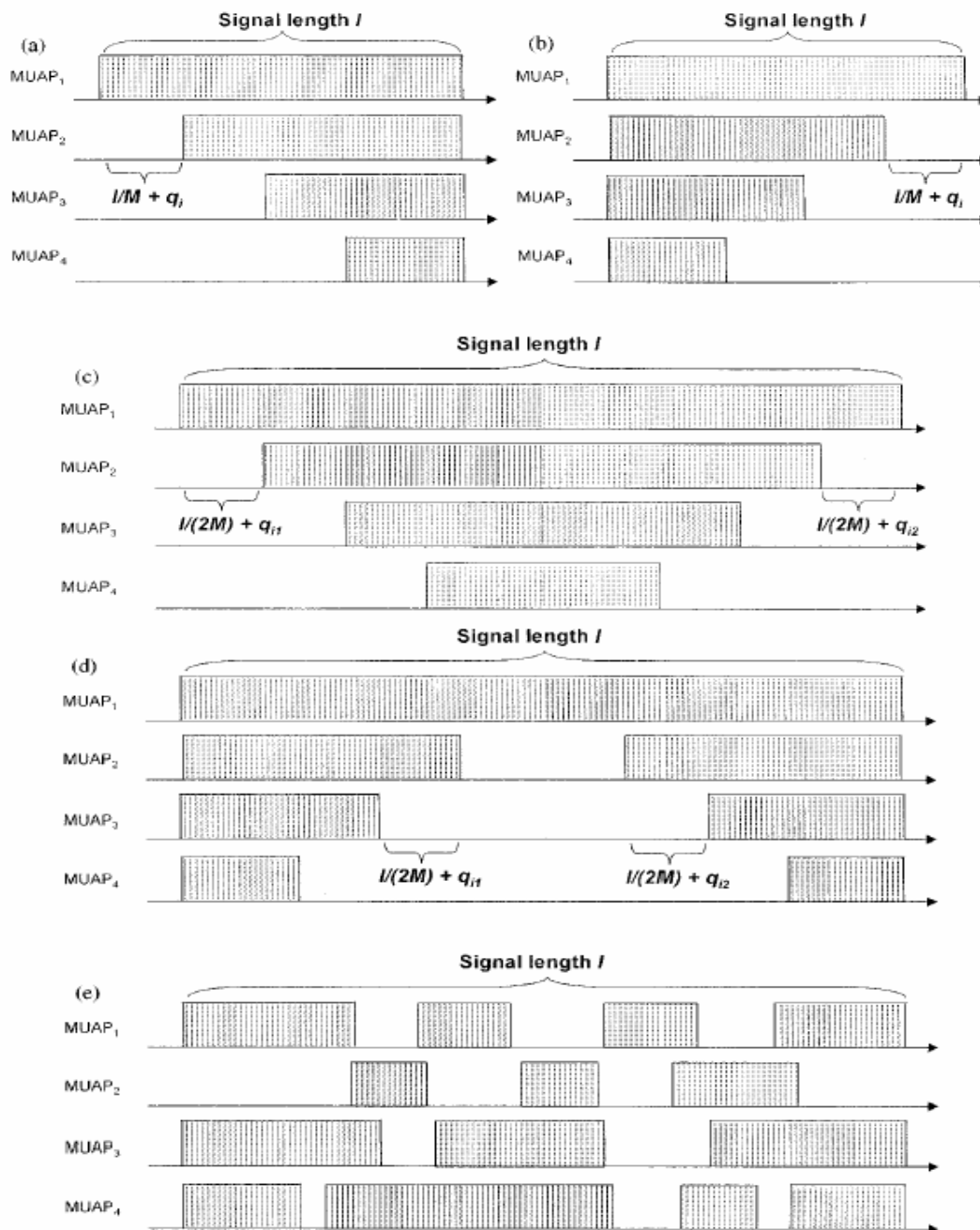
شکل (۲-۱۰) : الگوی آتش چهار عدد واحد حرکتی به همراه MUAPT کلی با در نظر گرفتن همپوشانی، در این شکل، آتش منظم، مضاعف و تصادفی به ترتیب با رنگهای سیاه، قرمز و سبز نشان داده شده است.

۲-۴-۶ فواصل فعالسازی^۲ و فرکانسهای آتش متغیر با زمان^۳

مدل ایجاد سیگنال دارای ۵ نوع فاصله فعال سازی است که در شکل (۲-۱۱) نشان داده شده است. در این شکل، q_i متغیرهای تصادفی مستقل گوسی با میانگین صفر، l طول سیگنال و M تعداد واحدهای حرکتی است. اکنون با استفاده از الگوی آتش بدست آمده در بخش قبلی و فواصل فعال سازی مشخص در شکل (۲-۱۱)، می توان آتش واحدهای حرکتی را تنها در فواصل مورد نظر قرار دارد. این حالتها بوسیله پارامتر $Type$ در مدل، مشخص می شود. مقادیر این پارامتر به همراه مشخصات مربوط به آن در جدول (۲-۲) نشان داده شده است. لازم به ذکر است که اضافه کردن مشخصات غیرایستایی که الگوی آتش پس از ذکر مثالی درمورد فواصل فعال سازی مورد بررسی قرار خواهد گرفت.

^۲ Activation Intervals

^۳ Time-Varying Firing Frequencies

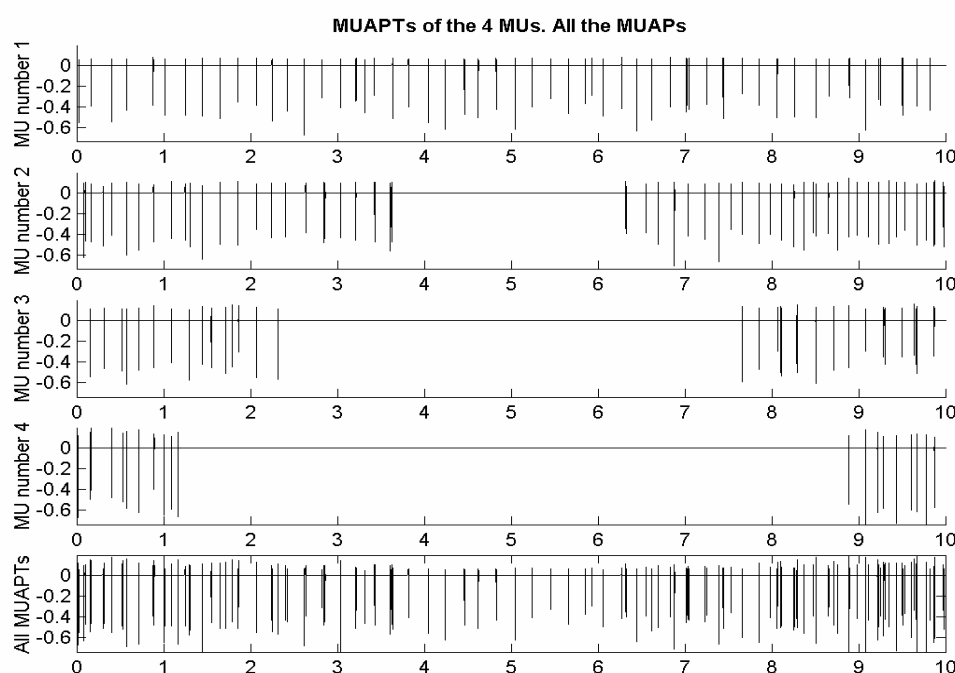


شکل (۲-۱۱): ایجاد فواصل فعال سازی در مدل ارائه شده، قسمتهای (a)، (b)، (c)، (d) و (e) این شکل به ترتیب متناظر با مقدار پارامتر $Type$ برابر با ۱، ۲، ۳، ۴ و ۵ مشروح در جدول (۲-۲) می باشد لازم به ذکر است، حالت متناظر با $Type = 5$ در مد سازی، پیاده سازی نشده است [۲۰]

جدول (۲-۲) : مقادیر پارامتر *Type* به همراه توضیحات مربوط به آنها^{۵۴}

| قسمت متناظر از شکل (۱۱-۲) | توضیحات | مقدار متغیر <i>Type</i> |
|---------------------------|----------------------------------------------|-------------------------|
| - | انقباض ایزومتریک با نیروی ثابت ^{۵۵} | ۰ |
| a | انقباض شیبدار افزایشی | ۱ |
| b | انقباض شیبدار کاهشی | ۲ |
| c | انقباض شیبدار افزایشی و سپس کاهشی | ۳ |
| d | انقباض شیبدار کاهشی و سپس افزایشی | ۴ |
| e | انقباض کوپل شده ^{۵۶} | ۵ |

اکنون ، مثال مربوط به بخش (۲-۴-۵) را با اضافه کردن عبارت *Type = 4* تکرار می کنیم. الگوی آتش واحدهای حرکتی پس از اعمال تداخل در شکل (۲-۱۲) قرار دارد.



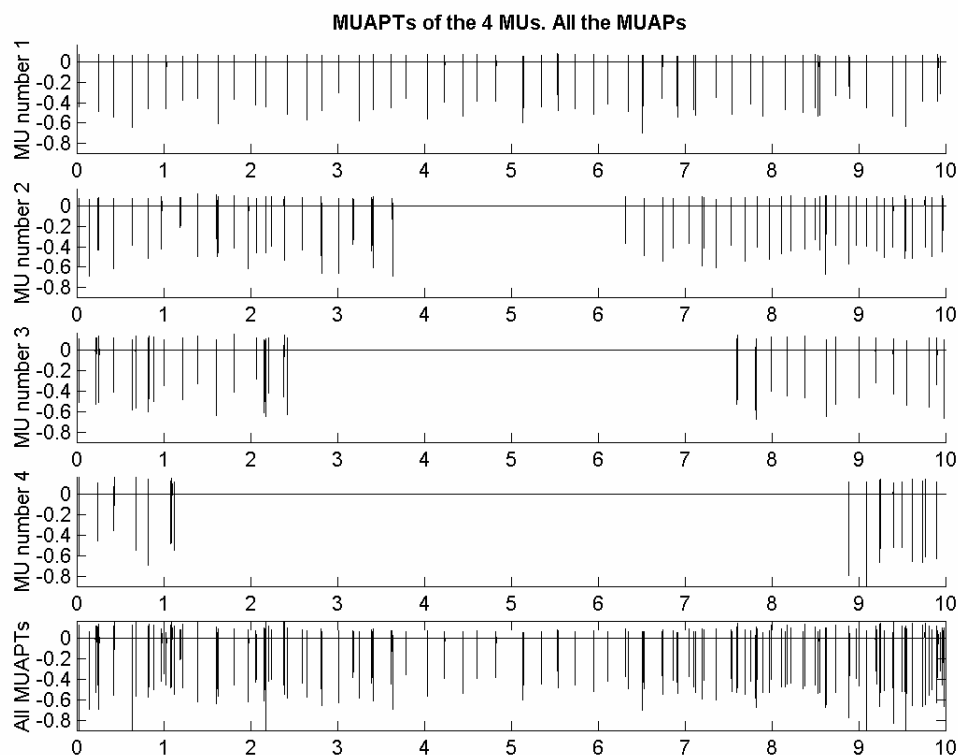
شکل (۲-۱۲) : الگوی آتش چهار عدد واحد حرکتی به همراه MAUPT کلی در انقباض شیبدار کاهشی و سپس افزایشی. پارامترهای دیگر مورد استفاده مشابه مثال بخش (۲-۴-۵) است.

^{۵۴} برای توضیحات بیشتر در مورد فواصل فعالسازی متناظر با مقادیر مختلف پارامتر مورد نظر ، به شکل (۱۱-۲) مراجعه شود.

^{۵۵} Isometric Constant Force with No Re-derecruitment of the MUs

^{۵۶} در این حالت ، فواصل فعالسازی به صورت تصادفی بر اساس احتمال داشتن یک تعداد از واحدهای حرکتی کوپل شده (یک واحد حرکتی فعال خواهد بود اگر واحد حرکتی کوپل شده آن غیر فعال باشد و بالعکس) ایجاد شده است.

همانگونه که ذکر شد ، برای اضافه کردن مشخصات غیرایستا به الگوی آتش واحدهای حرکتی ، یک MAUP بر اساس الگوریتم بخش (۲-۴-۵) و تنها در فواصل فعال سازی بدست آمده در بخش (۲-۴-۶) در MUAPT قرار داده می شود . علاوه بر این مشخصه غیر ایستا ، نوع دیگر غیر ایستایی می تواند بررسی شود و آن ، تغییرات (خطی با زمان) در فرکانسهای آتش لحظه ای است . این پدیده ، بوسیله پارامتر v_r که نسبت بین ماکزیمم تغییرات در فرکانس و فرکانس آتش اولیه است ، معرفی می شود . در شکل (۲-۱۳) ، الگوی آتش مثال مورد بررسی همین بخش را با اضافه کردن $v_r = 5$ نشان داده ایم .



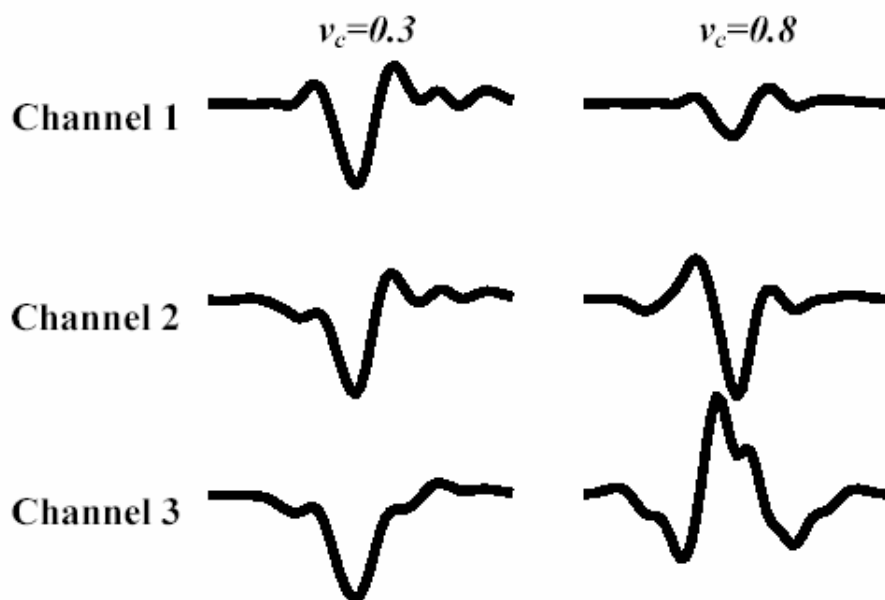
شکل (۲-۱۳) : الگوی آتش مثال بخش (۲-۴-۶) با اضافه کردن $v_r = 5$

با توجه به پارامترهای مورد بررسی ، می توان پارامتر دیگری در مورد خاصیت غیرایستایی الگوی آتش مبنی بر تغییر فرکانس آتش در طول زمان ارائه کرد . این پارامتر Pl ، نشان دهنده آن است که تغییر فرکانس آتش ، در طول زمان به صورت پیوسته است $Pl = 0$ و یا اینکه در زمان معینی (آن زمان به صورت تصادفی مشخص می شود) متوقف می شود $Pl = 1$.

با توجه با توضیحات ارائه شده ، غیرایستایی در فرکانس آتش و زمانهای فعالسازی توسط پارامترهای $Type$ ، v_r و Pl مشخص می شود . در بخش بعدی ، نحوه ایجاد سیگنال در ثبت چند کاناله مورد بررسی قرار خواهد گرفت .

۷-۴-۲ ایجاد سیگنال در ثبت چند کاناله^{۵۷}

برخی از برنامه های تفکیکی سیگنال الکترومایوگرام از ثبت چند کانالی استفاده می کنند . این تکنیکها ، کیفیت نتایج را افزایش می دهند . برای تست این روشها ، لازم است که سیگنال به اندازه کانالهای ثبت مورد نیاز (N_c) ، ایجاد شود تا بتواند شرایطی را که بیش از یک کانال ثبت مورد نیاز است را شبیه سازی کند . در مدل مورد بررسی ، ابتدا سیگنال اول (مبنا) بر اساس الگوریتم ارائه شده در بخشهای قبلی ، ایجاد می شود . الگوی آتش سیگنالهای کانالهای دیگر مشابه سیگنال مبنا است . این بدان معنی است که مکان MUAPها یکسان است ولی MUAPهای نماینده ، متفاوت خواهند بود . آنها ، توسط MUAPهای نماینده در سیگنال مبنا و بر اساس تغییر ضرائب AH ، بدست می آیند . تفاوت بین شکل MUAPهای تشخیص داده شده توسط کانالهای ثبت متفاوت ، بوسیله پارامتر v_c ، معرفی می شود . این پارامتر ، نسبت بین تغییرات ضرائب بسط AH و خود ضرائب اولیه می باشد . لازم به ذکر است که برخی از ضرائب ، به صورت تصادفی انتخاب شده و افزایش یافته و بقیه کاهش می یابند . این پارامتر برای تمامی ضرائب و کانالهای ثبت ، یکسان می باشد . برای هر کلاس واحد حرکتی ، ضربیهایی که باید افزایش داده شوند به صورت تصادفی انتخاب شده و بقیه کاهش می یابند . در حقیقت ، پارامتر v_c یک اندازه گیری از میزان اطلاعات اضافه شده توسط افزایش کانالهای ثبت خواهد بود . پس از ایجاد M عدد MAUP نماینده برای تمامی کانالهای ثبت مورد نظر ، آنها در مکانی مشابه سیگنال مبنا قرار داده شده و پارامترهای قبلی مورد نظر در آنها یکسان خواهد بود . نمونه ای از دو ثبت سه کاناله ایجاد شده با پارامترهای $v_c = 0.3$ و $v_c = 0.8$ در شکل (۲-۱۴) نشان داده شده است .

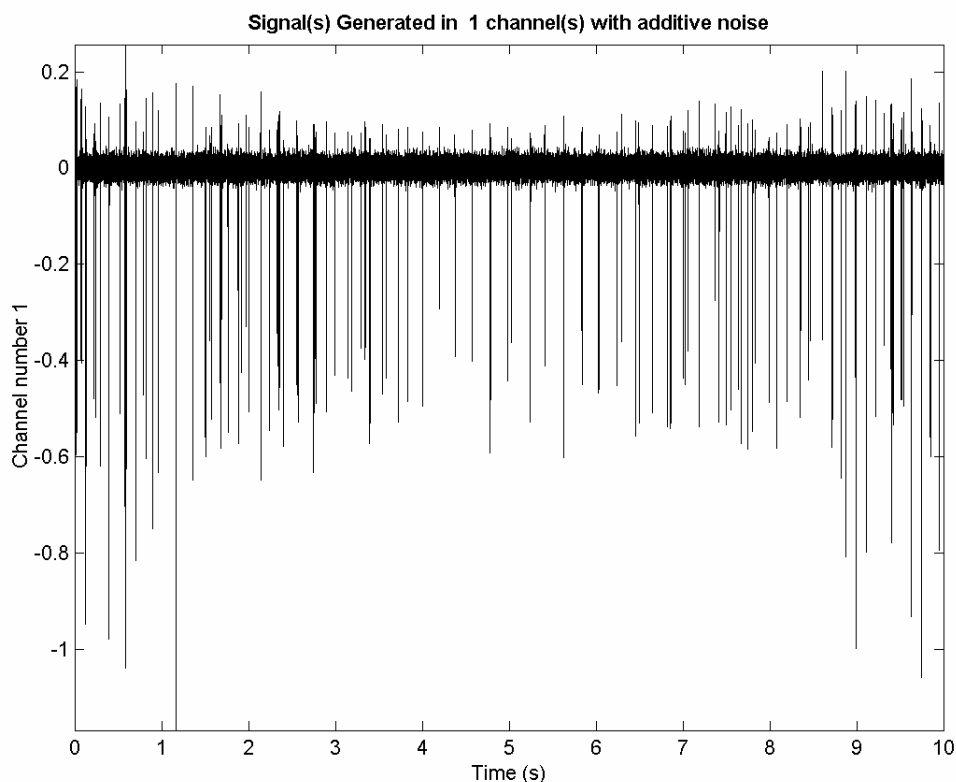


شکل (۲-۱۴) : MUAP نماینده در دو ثبت سه کانالی با پارامترهای $v_c = 0.3$ و $v_c = 0.8$ ، [۲۰]

^{۵۷} Multiple-Channel Signals

۸-۴-۲ اضافه کردن نویز به سیگنال ساخته شده

نویز اضافه شده به ثبت سیگنال الکترومایوگرام ، شامل نویز اتصال بین الکتروود و الکترولیت ، نویز الکترونیکی ، آرتیفکت حرکتی^{۵۸} ، تداخل برق شهر و فعالیت واحد های حرکتی دور از مکان ثبت می باشد . سه منبع نویز قبلی ، دارای اجزای فرکانس پایین هستند . ویژگیهای نویز در سیگنال الکترومایوگرام می تواند به فیلترهای آنالوگ مورد استفاده در تشخیص سیگنال الکترومایوگرام نیز بستگی داشته باشد . در مدل مورد بررسی ، نویز توسط پارامتر SNR که نسبت بین توان سیگنال و توان مجموع نویز می باشد ، مشخص می شود . نویز با اعمال فیلتر میانگذر به نویز سفید با توزیع گوسی یا لاپلاسی (در مدل پیاده سازی شده از توزیع گوسی استفاده شده است) بدست می آید . استفاده کننده از این مدل می تواند محدوده بالا و پایین این باندفرکانسی به همراه مقدار SNR را تغییر دهد . در شکل (۱۵-۲) ، مثال موجود در بخش ۸-۴-۲ با اضافه کردن پارامترهای $SNR = 10(dB)$ و $BW = [50,3000](Hz)$ مورد بررسی قرار گرفته است .



شکل (۱۵-۲) : سیگنال بدست آمده در ثبت تک کانالی به همراه نویز اضافه شده در بخش ۸-۴-۲

^{۵۸} Motion Artifact

۹-۴-۲ مدل کامل سیگنال الکترومایوگرام

تمامی پارامترهای مورد استفاده در مدل، در جدول (۳-۲) قرار دارد. بر اساس پارامترهای موجود در این جدول، مدل کاملی از فرایند ایجاد سیگنال تصادفی (مدل) ارائه شده تا بتواند الگوریتمهای موجود در بخشهای قبل را به صورت خلاصه بیان کند.

جدول (۳-۲): خلاصه پارامترهای مورد نیاز برای ایجاد سیگنال تست

| توضیحات | پارامتر | کلاس متغیر |
|---------------------------------------------------------------------------|--------------------|---------------------------------------|
| تعداد کانالهای ثبت برای ایجاد سیگنال | N_c | کانال ثبت (۱) |
| درجه تفاوت شکل بین MUAPهای موجود در کانالهای ثبت | v_c | |
| تعداد واحدهای حرکتی | M | کلاسهای MUAP (۲) |
| ماکزیمم اختلاف انرژی نرمالیزه شده بین MUAPهای نماینده در M عدد واحد حرکتی | ΔE_{\max} | |
| نسبت بین مینیمم فاصله در MUAPهای نماینده وریشه دوم انرژی میانگین | r | |
| تغییرات تصادفی شکل | v_{w1} | تغییرات MUAPها (۳) |
| تغییرات گرایشی شکل | v_{w2} | |
| تغییرات تصادفی مقیاس | v_{s1} | |
| تغییرات گرایشی مقیاس | v_{s2} | |
| درصد آتش مضاعف نسبت به تعداد کلی آتش واحدهای حرکتی | $N_{\%d}$ | مشخصات آماری آتش واحدهای حرکتی (۴) |
| تعداد MUAPTهای شامل آتش مضاعف | N_{td} | |
| درصد آتش تصادفی نسبت به تعداد کلی آتش واحدهای حرکتی | $N_{\%b}$ | |
| نسبت بین انحراف استاندارد و میانگین فاصله بین پالسی | J | |
| فرکانس واحدهای حرکتی در زمان $t = 0$ | $\{f_i\}_{i=1}^M$ | |
| نوع فاصله بین پالسی موجود در جدول (۲-۲) | $Type$ | خصوصیت غیر ایستایی (۵) |
| تغییرات خطی در فرکانس آتش | v_f | |
| نحوه اعمال پارامترهای غیرایستا در سیگنال | Pl | |
| نسبت سیگنال به نویز | SNR | نویز (۶) |
| فرکانسهای قطع بالا و پایین فیلتر اعمال شده به نویز | BW | |
| طول سیگنال گسسته در حوزه زمان | l | سیگنال |
| فرکانس نمونه برداری | f_s | |
| درصد MUAPهای دارای همپوشانی نسبت به کل | $N_{\%s}$ | همپوشانی (جمع آثار) (۷) |
| ماکزیمم تعداد MUAPها در یک همپوشانی | $N_{s,\max}$ | |
| ماکزیمم درجه همپوشانی | $\alpha_{\%,\max}$ | |

فرض کنید که MUAP شماره k از واحد حرکتی شماره i با رابطه (۳۴-۲) به فرم آنالوگ و قبل از نمونه برداری نشان داده شود.

$$X_{i,k}^A(\tau) = \sum_{n=0}^{15} \beta_{n,k}^{(i)}(t) u_{n,\lambda_k^{(i)}(t)}(\tau) \quad (34-2)$$

پارامترهای موجود در رابطه (۳۴-۲) در روابط (۳۵-۲) و (۳۶-۲)، معرفی می شود.

$$\beta_{n,k}^{(i)}(t) = \beta_n^{(i)}(t) + \Gamma_{n,k}^{(i)} = \beta_n^{(i)}(0) + (-1)^{b_n^{(i)}} v_{w2}^{(i)} \beta_n^{(i)}(0) \frac{t}{l} + \Gamma_{n,k}^{(i)} \quad (35-2)$$

$$\lambda_k^{(i)}(t) = \lambda^{(i)}(t) + \Omega_k^{(i)} = \lambda^{(i)}(0) + v_{s2}^{(i)} \lambda^{(i)}(0) \frac{f^{(i)}}{\max_{i=1 \dots M} \{f^{(i)}\}} \frac{t}{l} + \Omega_k^{(i)} \quad (36-2)$$

در روابط ذکر شده، $\beta_n^{(i)}(0)$ ضرایب AH در MUAPهای نماینده مربوط به واحد حرکتی شماره i و $\lambda^{(i)}(0)$ مقیاس آن است. $\Gamma_{n,k}^{(i)} (i=1, \dots, M; n=0, \dots, 15; k=1, \dots, N_i)$ متغیرهای تصادفی گوسی مستقل با میانگین صفر و انحراف استاندارد $v_{w1} \cdot \beta_n^{(i)}(t)$ ، $b_n^{(i)} \in \{0,1\} (i=1, \dots, M; n=0, \dots, 15)$ متغیرهای تصادفی مستقل با توزیع یکنواخت گسسته و $\Omega_k^{(i)} (i=1, \dots, M; k=1, \dots, N_i)$ متغیرهای تصادفی گوسی با میانگین صفر و انحراف استاندارد $v_{s1} \lambda^{(i)}(t)$ هستند. مفاهیم مرتبط با این پارامترها با توجه به جدول (۳-۲) و بخشهای قبلی مشخص خواهد بود. این شکل موج آنالوگ به منظور شبیه سازی نقطه شروع تصادفی در فرایند نمونه برداری (بر اساس بخش ۳-۴-۲)، به صورت تصادفی در بازه $[-\frac{T_s}{2}, \frac{T_s}{2}]$ شیفیت داده می شوند. لازم به ذکر است که T_s ، پریود نمونه برداری است. با توجه به توضیحات ارائه شده رابطه (۳۷-۲) بدست می آید.

$$X_{i,k}^{AS}(\tau) = X_{i,k}^A(\tau - \varepsilon) = \sum_{n=0}^{15} \beta_{n,k}^{(i)}(t) u_{n,\lambda_k^{(i)}(t)}(\tau - \varepsilon) \quad (37-2)$$

در رابطه مذکور، ε یک متغیر تصادفی با توزیع یکنواخت در بازه $[-\frac{T_s}{2}, \frac{T_s}{2}]$ می باشد. شکل موج گسسته توسط نمونه برداری از شکل موج آنالوگ $X_{i,k}^{AS}(\tau)$ بر اساس رابطه (۳۸-۲) بدست می آید.

$$X_{i,k}[n] = X_{i,k}^{AS}(nT_s) \quad (38-2)$$

سیگنال MUAPT شماره i ، $G_i[n]$ و سیگنال نهایی همراه با نویز، $S[n]$ بوسیله روابط (۳۹-۲) و (۴۰-۲) بدست می آیند.

$$G_i[n] = \sum_{k=1}^{N_i} X_{i,k}[n] * \delta[n - \Phi_{i,k}] \quad (39-2)$$

$$S[n] = \sum_{i=1}^M G_i[n] + v[n] = \sum_{i=1}^M \sum_{k=1}^{N_i} X_{i,k}[n - \Phi_{i,k}] + v[n] \quad (40-2)$$

لازم به ذکر است که اپراتور (*) در رابطه (۲-۳۹) عملگر کانولوشن می باشد. $v[n]$ نیز نویز اضافه شده و $\Phi_{i,k}$ متغیرهای تصادفی بیانگر مشخصات آماری واحد های حرکتی بوده و بر اساس رابطه (۲-۴۱) بدست می آیند.

$$\{\{\Phi_{i,k}\}_{k=1}^{N_i}\}_{i=1}^M = \{\{\Phi_{i,a}\}_{a=1}^{N_a^{(i)}}, \{\Phi_{i,d}\}_{d=1}^{N_d^{(i)}}, \{\Phi_{i,b}\}_{b=1}^{N_b^{(i)}}\}_{i=1}^M \quad (۲-۴۱)$$

در رابطه مذکور، N_i تعداد MUAP های متعلق به واحد حرکتی شماره i ، $N_a^{(i)}$ ، $N_d^{(i)}$ و $N_b^{(i)}$ به ترتیب تعداد مجموع آتش منظم، مضاعف و تصادفی واحد حرکتی شماره i می باشد. شرایط مرتبط با همپوشانی (جمع آثار) و فواصل فعالسازی به پارامتر $\Phi_{i,k}$ اعمال می شوند. لازم به ذکر است فرایند تصادفی ارائه شده در رابطه (۲-۴۰)، حالتی خاص از رابطه عمومی (۱-۲) می باشد.

هفت کلاس^۹ ارائه شده در جدول (۲-۳)، خصوصیت های مورد نیاز در یک الگوریتم تفکیک را به خوبی نشان می دهند. این مشخصات بر اساس شماره مذکور در جدول، به شرح زیر است:

- گروه اول، بر اساس میزان اطلاعاتی است که الگوریتم مورد بررسی از سیگنالها بدست می آورد. برخی از الگوریتمها تنها از یک کانال ثبت استفاده می کنندو برخی دیگر از چند کانال ثبت. مقایسه مناسبی باید در مورد میزان اطلاعات اضافه شده در ثبت چندکانالی انجام گیرد.
- گروه دوم، مربوط به تفاوت شکل و انرژی MUAP های نماینده بوده و در تمامی فازهای تفکیک سیگنال الکترومایوگرام، نقش ایفا می کنند.
- گروه سوم، بیانگر این نکته است که یک شکل موج مربوط به یک کلاس، چقدر می تواند در طول زمان، تغییر کند. بنابراین، این موضوع قابلیت انعطاف الگوریتم در فاز طبقه بندی و توانایی دنبال کردن تغییرات پیشرو در شکل موج مربوطه را نشان می دهد.
- گروه چهارم، بر اساس اطلاعاتی است که به صورت دانش قبلی^{۱۰} در مورد الگوی آتش واحد حرکتی موجود است.
- گروه پنجم، نشان دهنده اجزای غیر ایستا است که به گروه چهارم، مربوط می شود.
- گروه ششم، نویز تصادفی اضافه شده به سیگنال را بیان می کند.
- گروه هفتم، درجه همپوشانی (جمع آثار) بوده و مرتبط با توانایی الگوریتم در تفکیک صحیح و طبقه بندی شکل موجهایی است که دچار همپوشانی شده اند، می باشد.

۲-۴-۱۰ محدودیت های مدل ارائه شده و مثال تکمیلی

با استفاده از الگوریتم ارائه شده در بخش (۲) از این رساله، می توان سیگنال الکترومایوگرام با ثبت داخل سلولی را به صورت مصنوعی ایجاد کرد. این فرایند بر اساس ویژگیها و خصوصیات است که می توان به صورت کامل، کنترل کرد. در اینجا لازم به نظر می رسد که محدودیت های

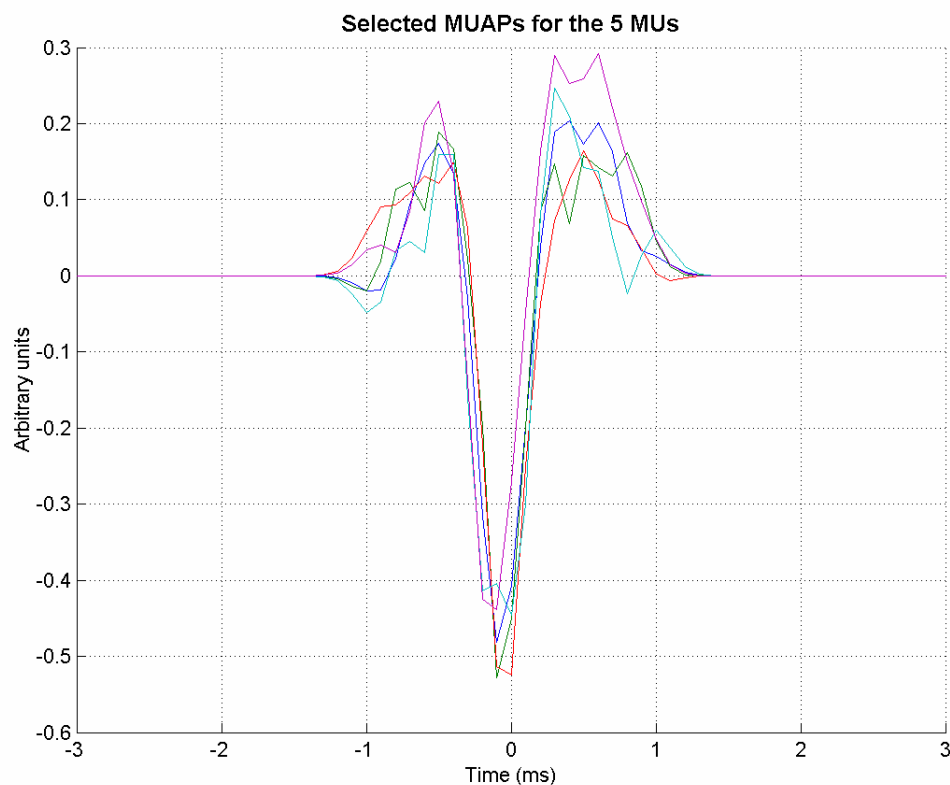
^۹ لازم به ذکر است این مشخصات، ۷ مشخصه از ۸ کلاس موجود در جدول است و دلیل آن، عام بودن خصوصیت های کلاس سیگنال که تنها مدت زمان و فرکانس نمونه برداری است، می باشد. توضیحات ارائه شده برای بقیه کلاسها و با رعایت شماره آنها ارائه میشود.

^{۱۰} Priori Information

این روش ذکرشود تا روش صحیح استفاده از آن، مشخص شود. محدودیت اساسی این مدل آن است که از دیدگاه پدیده شناسی بررسی را انجام می دهد. مشخصات هادی حجمی در ایجاد سیگنال در نظر گرفته نشده است و در نتیجه برخی از ویژگیهای سیگنال ساخته شده ممکن است با سیگنال حقیقی ثبت شده متفاوت باشد. به عنوان مثال، در سیگنالهای حقیقی انتظار داریم که MUAPهای با دامنه کم، دور از مکان ثبت ایجاد شده باشند و دارای اجزای فرکانس پایین باشند. اگر چه این MUAPها می تواند بوسیله واحدهای حرکتی کوچک و نزدیک مکان ثبت ایجاد شده باشند. این موضوع در ثبت چند کانالی که هیچگونه فرضی در مورد خاصیت فیلتر بودن هادی حجمی اعمال نشده است، اهمیت بیشتری پیدا می کند. به طریق مشابه، نویز اضافه شده به صورت نویز سفید گوسی عبور یافته از یک فیلتر میانگذر مدل شده است و هیچگونه مدلسازی در مورد فعالیت زمینه واحدهای حرکتی دور از مکان ثبت از دیدگاه فیزیولوژیکی صورت نگرفته است. این نکته هم قابل ذکر است که بسیاری از وجوه فیزیولوژیکی مرتبط با مشخصات آماری آتش واحدهای حرکتی مورد بررسی قرار گرفته است. در بین آنها می توان به هم زمانسازی^{۱۱} و مشخصات آتش غیر فیزیولوژیکی (آتش تصادفی) هم مدل شده است. تغییرات خطی در شکل و فرکانس آتش واحدهای حرکتی نیز ساده سازی دیگری است که باید با نمونه های حقیقی مقایسه شود. به بیان دیگر، مشخص است که هدف مدل ارائه شده، تفسیر سیگنال حقیقی یا درک بهتر آثار پارامترهای فیزیولوژیکی و فیزیکی بر ویژگیهای سیگنال نمی باشد. این مدل برای تست فرایند تفکیک سیگنال الکترومایوگرام می تواند مورد استفاده قرار گیرد و بدین منظور ساده سازیهایی برای کاهش پارامترهای مورد نیاز در توصیف فرایند تصادفی، صورت گرفته است. تمامی مشخصاتی که دارای اثر جزئی بر توانایی تفکیک الگوریتم داشته است یا صرفنظر شده است و یا اینکه بسیار ساده شده است. به دلایل مشابه، مشخصاتی که می تواند به صورت کامل، فیزیولوژیکی نباشد معرفی شده است. از جمله آنها، اضافه کردن آتش تصادفی است که به ندرت در عمل با آن مواجهیم ولی اضافه کردن آن به مدل، موجب شده است که بتوان الگوریتم را با دانش قبلی در مورد مشخصات آتش واحد حرکتی، مورد بررسی قرار داد. بنابراین، تست الگوریتم با سیگنال ساختگی همراه با آتش تصادفی ممکن است در حالتی که تفکیک سیگنال به شدت غیر ایستا مانند سیگنال ثبت شده در انقباض دینامیک مورد نظر باشد، مفید خواهد بود. نکته دیگر اینکه محدود کردن پارامترهای توصیف کننده فرایند تصادفی موجب ساده سازیهای بسیار زیادی شده است. این الگوریتم می تواند مورد استفاده طراحان برنامه های تفکیک سیگنال الکترومایوگرام قرار گیرد تا برنامه خود را با روشهای دیگر مقایسه کنند و این، نکته ارزشمندی است. حال باید دید که چه مقیاس کمی برای خطای برنامه تفکیک به خصوص می توان ارائه کرد. پس از ارائه مثال تکمیلی در ایجاد سیگنال الکترومایوگرام با تمام پارامترهای ارائه شده در این فصل، این موضوع را مورد بررسی قرار می دهیم. در بخش (۲-۵)، ارزیابی الگوریتمهای تفکیک سیگنال الکترومایوگرام با ثبت داخل عضلانی بر اساس مدل ارائه شده [۱۹] در این فصل انجام می شود. با توجه به آن، می توان الگوریتمهای تفکیک پیاده سازی شده و روشهای ابتکاری جدید ارائه شده را مقایسه کرد. اکنون می خواهیم سیگنال الکترومایوگرام با ثبت داخل سلولی را با تمام مشخصات ارائه شده در این فصل ایجاد کنیم. پارامترهای مورد نظر در ادامه ذکر می شود. فرض کنید که ثبت ما در سه کانال و پارامترهای مورد نظر ما بر اساس صفحه بعد باشد که شامل اجزای غیر ایستا، همپوشانی زیاد و وجود آتش مضاعف و تصادفی در نظر گرفته شده است. پس از معرفی پارامترهای مورد نیاز، خروجی الگوریتم به ترتیب ارائه می شود.

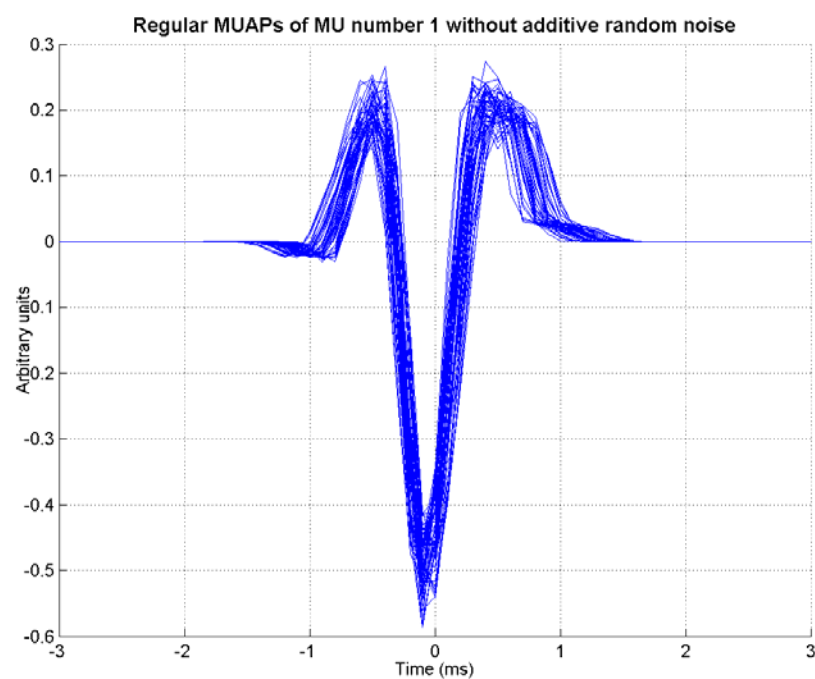
^{۱۱} Synchronizing

مدت زمان سیگنال برابر با ۱۰ ثانیه ، تعداد واحدهای حرکتی برابر با ۵ ، $f_s = 10(KHz)$ ، $v_c = 0.5$ ، $r = 0.3$ ، $\Delta E_{max} = 0.2$ ، $v_{w1} = 0.1$ ، $v_{w2} = 0.3$ ، $v_{s1} = 0.1$ ، $v_{s2} = 0.2$ ، فرکانس آتش واحدهای حرکتی در زمان $t = 0$ به ترتیب برابر با ۵ ، ۱۰ ، ۵ ، ۷ و ۸ هرتز ، $J = 0.1$ ، $N_{td} = 5$ ، $N_{sd} = 0.3$ ، $N_{db} = 0.1$ ، $N_{ss} = 0.2$ ، $\alpha_{\%,max} = 0.9$ و $N_{s,max} = 4$ ، $Type = 2$ ، $Pl = 1$ ، $v_f = 10$ ، $SNR = 12(dB)$ و $BW = [50,3000](Hz)$. شکل موج MUAP های ایجاد شده ، در شکل (۱۶-۲) نشان داده شده است .

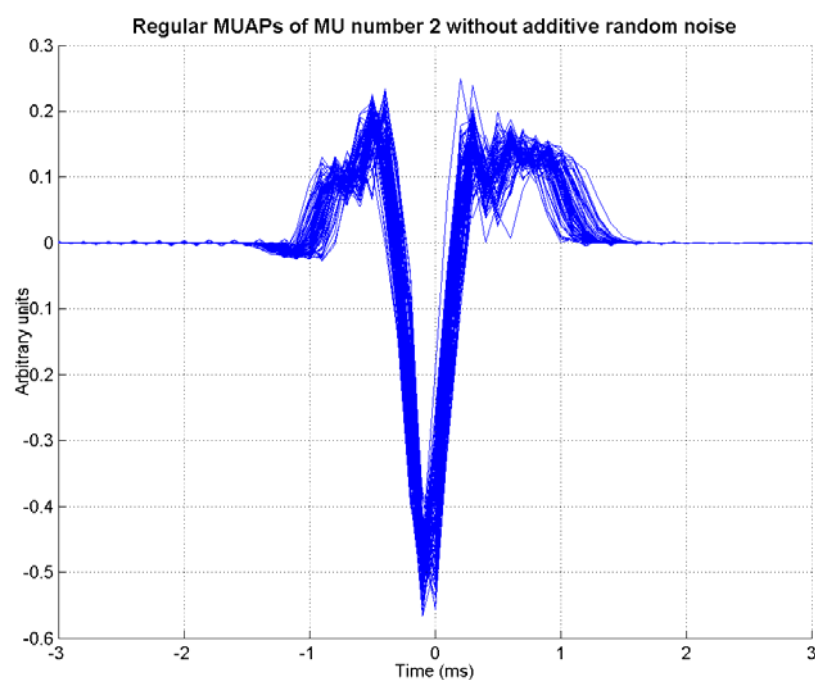


شکل (۱۶-۲) : شکل موج MUAP های ایجاد شده برای پنج عدد واحد حرکتی مورد نیاز

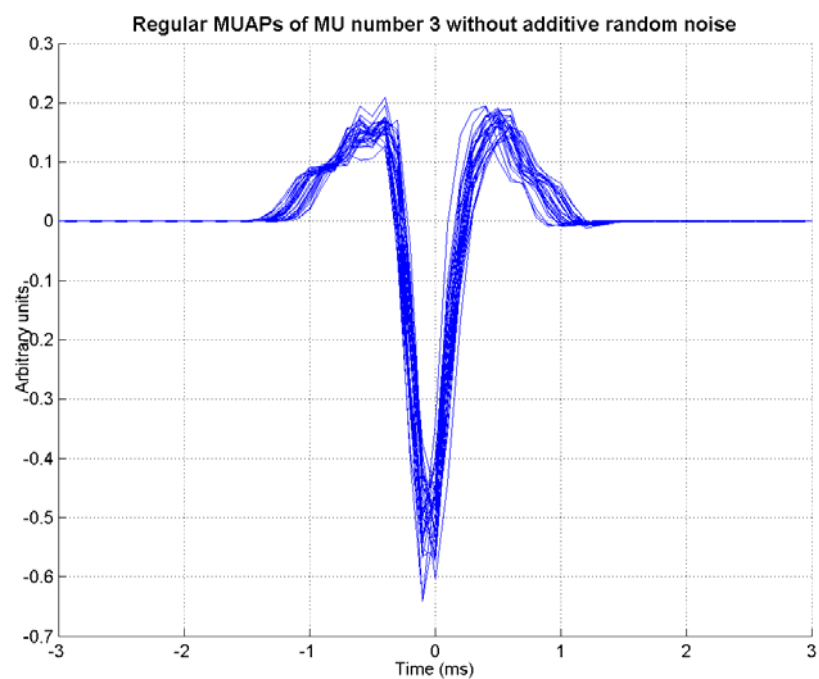
شکل موج مربوط به MUAP های ایجاد شده برای پنج واحد حرکتی به ترتیب در شکل (۱۷-۲) ، (۱۸-۲) ، (۱۹-۲) ، (۲۰-۲) ، (۲۱-۲) نشان داده شده است . لازم به ذکر است که این شکل موجها بدون نویز اضافه شده است . الگوی آتش بدست آمده ، قبل و بعد از اعمال تداخل به ترتیب در شکل های (۲۲-۲) و (۲۳-۲) قرار دارد . سیگنال ایجاد شده در سه کانال ثبت مورد نیاز قبل و بعد از اعمال نویز ، به ترتیب در شکل های (۲۴-۲) و (۲۵-۲) نشان داده شده است .



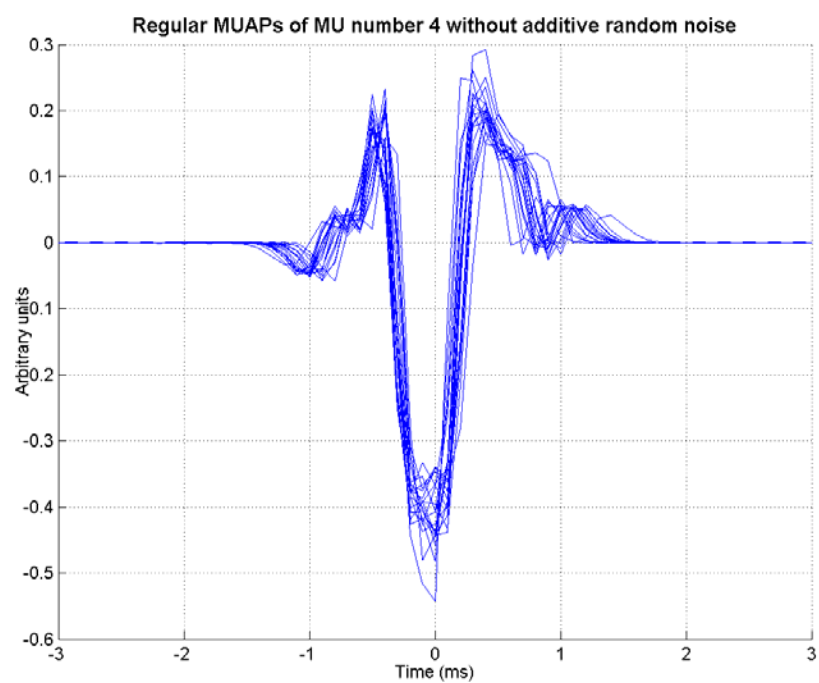
شکل (۱۷-۲) : شکل موجهای MUAPهای مربوط به واحد حرکتی شماره (۱) بدون نویز



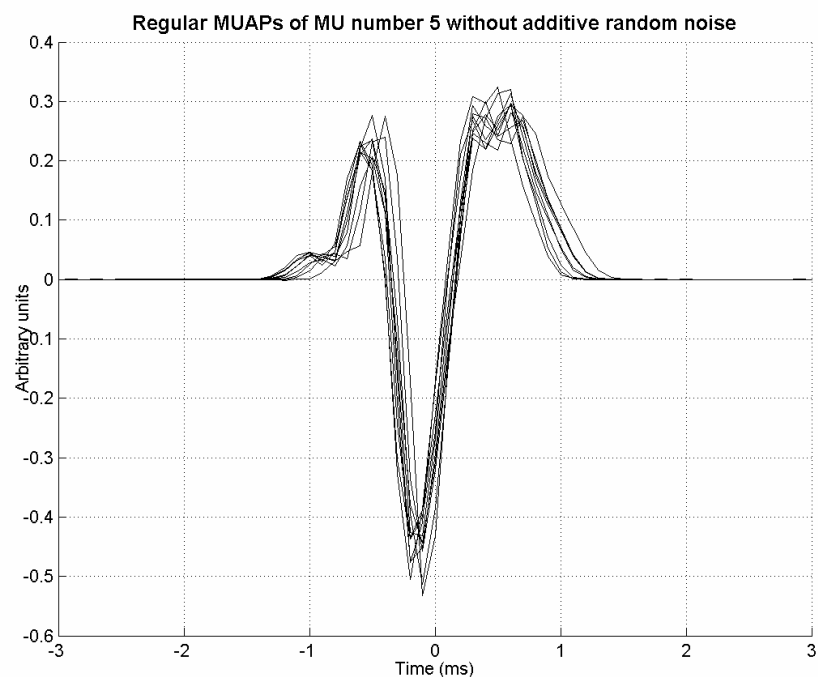
شکل (۱۸-۲) : شکل موجهای MUAPهای مربوط به واحد حرکتی شماره (۲) بدون نویز



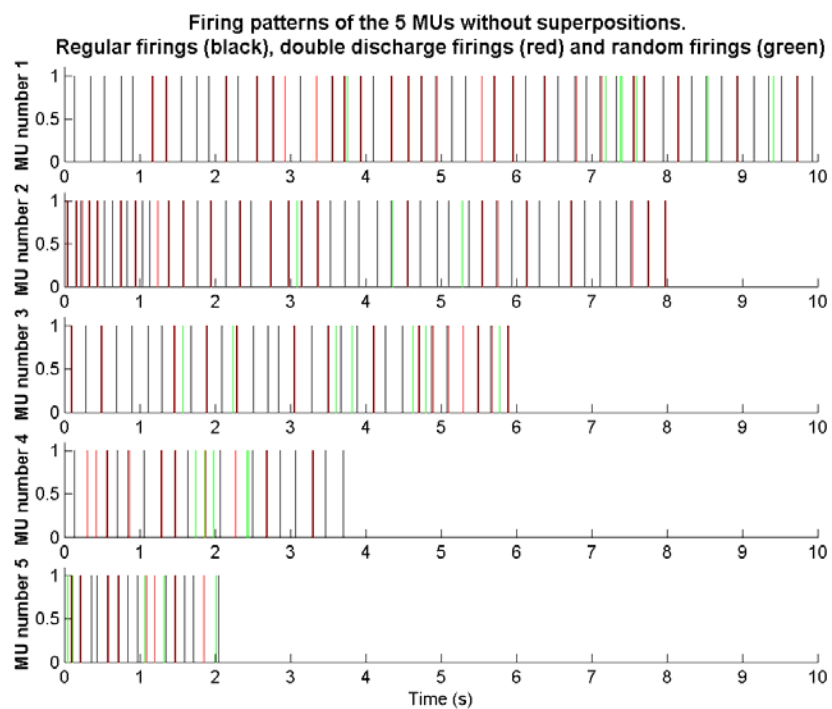
شکل (۱۹-۲): شکل موجهای MUAPهای مربوط به واحد حرکتی شماره (۳) بدون نویز



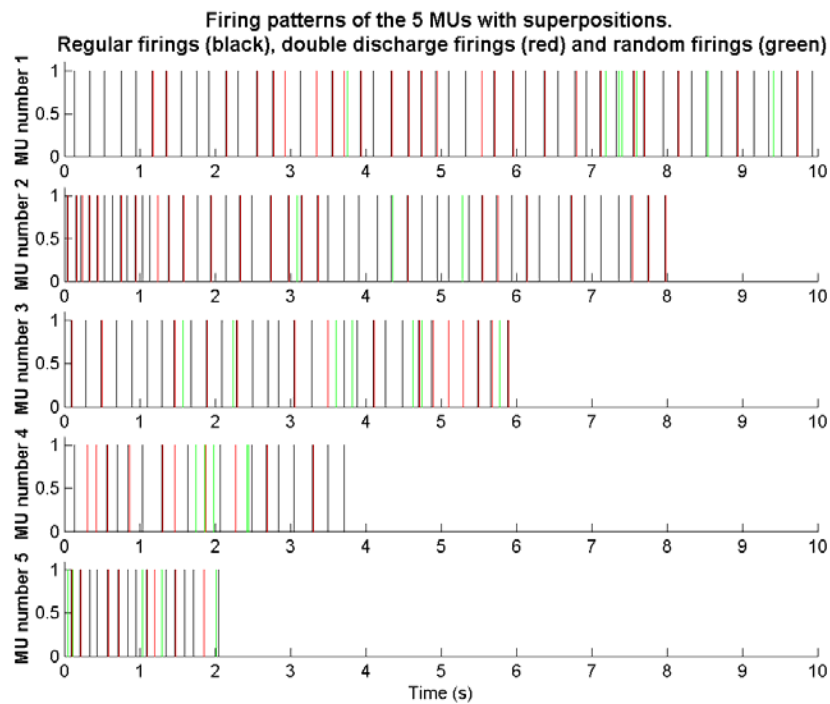
شکل (۲۰-۲): شکل موجهای MUAPهای مربوط به واحد حرکتی شماره (۴) بدون نویز



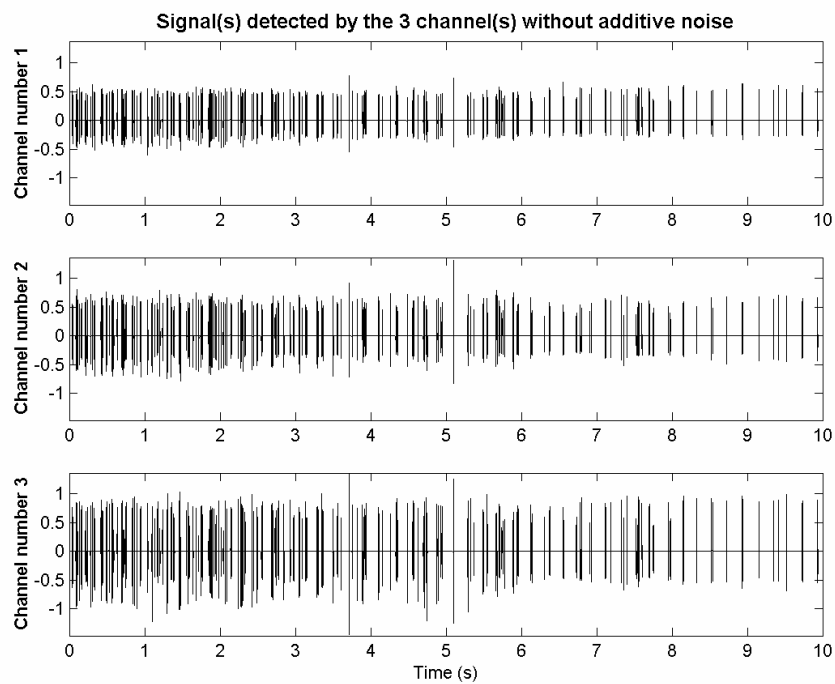
شکل (۲-۲۱) : شکل موجهای MUAPهای مربوط به واحد حرکتی شماره (۵) بدون نویز



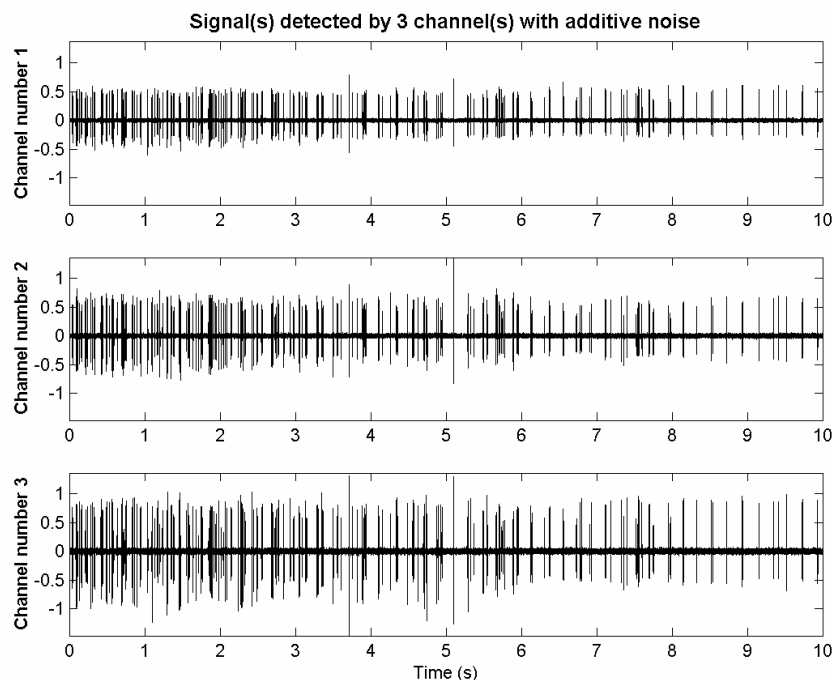
شکل (۲-۲۲) : الگوی آتش واحدهای حرکتی بدون اعمال همپوشانی، در این شکل، آتش منظم، مضاعف و تصادفی به ترتیب با رنگهای سیاه، قرمز و سبز نشان داده شده است.



شکل (۲-۲۳): الگوی آتش واحدهای حرکتی با اعمال همپوشانی، در این شکل، آتش منظم، مضاعف و تصادفی به ترتیب با رنگهای سیاه، قرمز و سبز نشان داده شده است.



شکل (۲-۲۴): سیگنالهای ایجاد شده در سه کانال ثبت بدون نویز اضافه شده



شکل (۲-۲۵) : سیگنالهای ایجاد شده در سه کانال ثبت به اضافه نویز اضافه شده

۵-۲ ارزیابی الگوریتمهای تفکیک سیگنال الکترومایوگرام در ثبت داخل عضلانی

۵-۲-۱ مقدمه

اکنون با استفاده از بخشهای قبل ، مدلی در دست است که بوسیله آن می توان سیگنال الکترومایوگرام با ثبت داخل عضلانی با پارامترهای مورد نیاز را ایجاد کرد . حال ، چگونه از این الگوریتم برای ارزیابی روشهای مختلف تفکیک سیگنال الکترومایوگرام استفاده کنیم؟ جواب این پاسخ را می توان در [۱۹] یافت . بر اساس آن ، سیگنالهای مورد نیاز را بر اساس ویژگیهای متعددی ایجاد می کنیم . در این بخش روش ارائه معیار کمی به الگوریتمهای تفکیک را ارائه خواهیم کرد . این معیار ، در حقیقت شاخص کارایی^{۶۲} خواهد بود . بر این اساس در ابتدا تعداد ۱۸ عدد سیگنال الکترومایوگرام با ویژگیهای متفاوت ایجاد می کنیم . هدف ما از این کار پدید آوردن سیگنالهای مینا برای بررسی الگوریتمهای ارائه شده در بخشهای بعد است و بر اساس روشی که ارائه خواهیم کرد ، شاخص کارایی الگوریتمهای ارائه شده مورد مقایسه قرار خواهد گرفت . لازم به ذکر است که تمامی این سیگنالها دارای فرکانس نمونه برداری ۱۰ کیلوهرتز و مدت زمان ۱۰ ثانیه هستند و فیلتر اعمالی به نویز دارای فرکانسهای قطع ۵۰ و ۳۰۰۰ هرتز می باشد . مشخصات سیگنالهای مزبور در جدول (۲-۴) موجود است . با نگاهی به این جدول ،

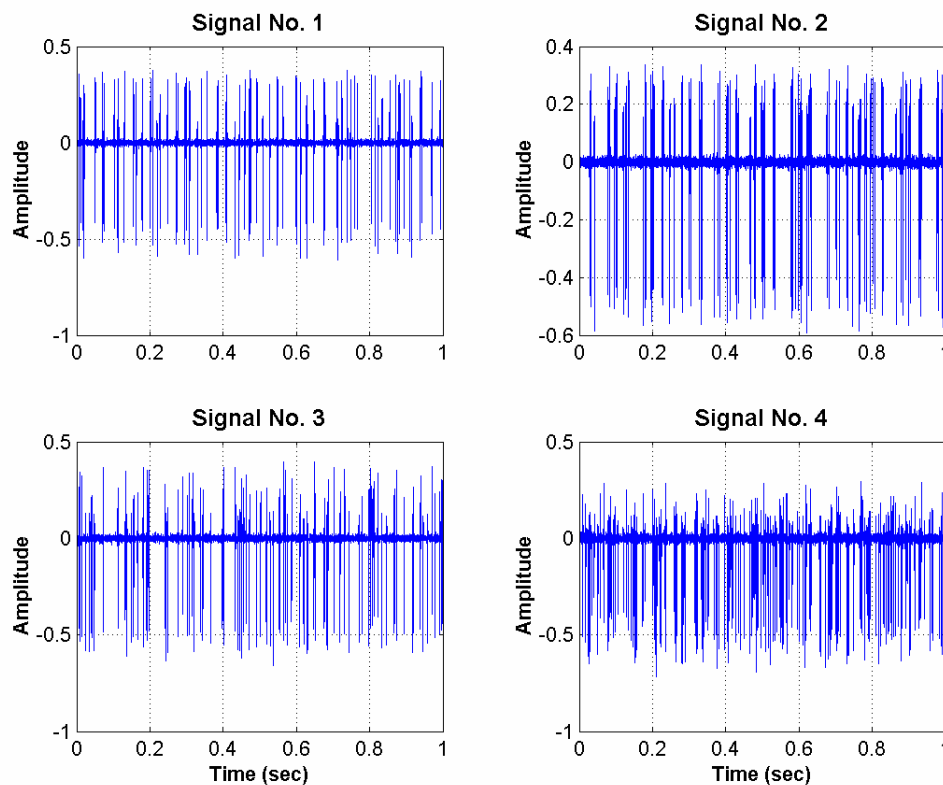
^{۶۲} Index of Performance

خواهیم دریافت که تمامی پارامترهای ارائه شده در مدل به صورت متنوعی تغییر یافته است تا قسمتهای مختلف الگوریتمهای مورد بررسی را ارزیابی کند.

جدول (۲-۴): پارامترهای به کار رفته در ایجاد سیگنالهای مبنا در تست الگوریتمهای تفکیک

| P/S | ۱ | ۲ | ۳ | ۴ | ۵ | ۶ | ۷ | ۸ | ۹ | ۱۰ | ۱۱ | ۱۲ | ۱۳ | ۱۴ | ۱۵ | ۱۶ | ۱۷ | ۱۸ |
|---------------------|----|----|----|----|----|----|----|-----|----|-----|----|----|----|----|----|----|----|----|
| N_c | ۱ | ۱ | ۱ | ۱ | ۱ | ۱ | ۱ | ۱ | ۱ | ۱ | ۱ | ۱ | ۱ | ۳ | ۱ | ۱ | ۱ | ۳ |
| v_c % | ۱۵ | ۱۵ | ۱۵ | ۱۵ | ۱۵ | ۱۵ | ۱۵ | ۱۵ | ۱۵ | ۱۵ | ۱۵ | ۱۵ | ۱۵ | ۱۰ | ۱۵ | ۱۵ | ۱۵ | ۶۰ |
| M | ۷ | ۸ | ۱۰ | ۸ | ۱۰ | ۷ | ۷ | ۶ | ۷ | ۶ | ۸ | ۸ | ۸ | ۱۱ | ۸ | ۸ | ۱۰ | ۶ |
| ΔE_{\max} % | ۲۰ | ۱۵ | ۵ | ۱۵ | ۱۰ | ۱۵ | ۲۵ | ۲۰ | ۲۰ | ۵ | ۱۰ | ۱۰ | ۱۰ | ۱۰ | ۱۵ | ۱۰ | ۱۰ | ۵ |
| r % | ۳۰ | ۳۰ | ۳۰ | ۱۰ | ۱۵ | ۱۵ | ۲۰ | ۲۰ | ۱۰ | ۱۰ | ۵ | ۵ | ۱۵ | ۱۵ | ۱۰ | ۱۰ | ۲۰ | ۲۰ |
| v_{w1} % | ۰ | ۰ | ۵ | ۲۰ | ۰ | ۵ | ۰ | ۰ | ۰ | ۰ | ۱۵ | ۳۰ | ۰ | ۰ | ۰ | ۰ | ۰ | ۱۰ |
| v_{w2} % | ۰ | ۰ | ۱۰ | ۱۵ | ۰ | ۲۰ | ۰ | ۰ | ۰ | ۰ | ۲۰ | ۴۰ | ۰ | ۰ | ۰ | ۰ | ۱۰ | ۰ |
| v_{s1} % | ۰ | ۰ | ۷ | ۰ | ۱۰ | ۰ | ۰ | ۰ | ۰ | ۰ | ۰ | ۰ | ۰ | ۰ | ۰ | ۱۰ | ۰ | ۰ |
| v_{s2} % | ۰ | ۰ | ۸ | ۰ | ۰ | ۱۵ | ۰ | ۰ | ۰ | ۰ | ۰ | ۰ | ۰ | ۰ | ۱۰ | ۰ | ۰ | ۰ |
| $N_{\%d}$ | ۰ | ۰ | ۱۰ | ۰ | ۱۰ | ۵ | ۱۰ | ۵ | ۱۰ | ۵ | ۱۰ | ۵ | ۱۰ | ۵ | ۰ | ۰ | ۰ | ۰ |
| N_{td} | ۰ | ۰ | ۲ | ۰ | ۳ | ۳ | ۱ | ۵ | ۷ | ۶ | ۵ | ۴ | ۳ | ۲ | ۰ | ۰ | ۰ | ۰ |
| $N_{\%b}$ | ۰ | ۰ | ۰ | ۱۰ | ۰ | ۰ | ۰ | ۰ | ۰ | ۰ | ۱۰ | ۵ | ۰ | ۰ | ۰ | ۰ | ۰ | ۰ |
| J % | ۱۰ | ۴ | ۱۰ | ۵ | ۱۰ | ۵ | ۱۰ | ۵ | ۱۰ | ۲۰ | ۱۵ | ۱۰ | ۵ | ۵ | ۱۰ | ۱۵ | ۲۰ | ۱۰ |
| $\{f_i\}_{i=1}^M$ | ۵ | ۷ | ۵ | ۲۰ | ۵ | ۵ | ۲۰ | ۵ | ۱۰ | ۱۰ | ۵ | ۱۰ | ۵ | ۵ | ۱۰ | ۸ | ۵ | ۱۰ |
| | ۷ | ۸ | ۶ | ۱۹ | ۶ | ۵ | ۲۰ | ۱۰ | ۵ | ۱۱ | ۸ | ۱۵ | ۱۰ | ۸ | ۱۰ | ۸ | ۶ | ۵ |
| | ۱۰ | ۱۰ | ۷ | ۱۸ | ۷ | ۵ | ۲۰ | ۱۵ | ۱۰ | ۱۲ | ۹ | ۱۰ | ۵ | ۱۰ | ۱۰ | ۸ | ۷ | ۲۰ |
| | ۱۵ | ۵ | ۸ | ۱۷ | ۸ | ۵ | ۲۰ | ۲۰ | ۵ | ۱۳ | ۲۰ | ۱۵ | ۱۰ | ۱۵ | ۱۰ | ۸ | ۸ | ۷ |
| | ۲۰ | ۶ | ۹ | ۱۶ | ۹ | ۵ | ۲۰ | ۷ | ۱۰ | ۱۴ | ۱۵ | ۱۰ | ۵ | ۶ | ۱۰ | ۸ | ۹ | ۹ |
| | ۵ | ۲۰ | ۱۰ | ۱۵ | ۱۰ | ۵ | ۲۰ | ۸ | ۵ | ۱۵ | ۱۲ | ۱۵ | ۱۰ | ۱۵ | ۱۰ | ۸ | ۱۰ | ۱۵ |
| | ۱۰ | ۱۰ | ۹ | ۱۴ | ۱۱ | ۵ | ۲۰ | | ۱۰ | | ۱۴ | ۱۰ | ۵ | ۷ | ۱۰ | ۸ | ۱۱ | |
| | | ۲۰ | ۸ | ۱۳ | ۱۲ | | | | | | ۱۵ | ۱۵ | ۱۰ | ۲۰ | ۱۰ | ۸ | ۱۲ | |
| | | | ۷ | | ۱۳ | | | | | | | | | ۱۰ | | | ۱۳ | |
| | | | ۶ | | ۱۴ | | | | | | | | | ۵ | | | ۱۴ | |
| $N_{\%s}$ | ۰ | ۰ | ۰ | ۰ | ۰ | ۰ | ۲۰ | ۴۰ | ۲۰ | ۴۰ | ۰ | ۳۰ | ۲۰ | ۵ | ۱۰ | ۱۵ | ۵ | ۱۰ |
| $N_{s,\max}$ | ۰ | ۰ | ۰ | ۰ | ۰ | ۰ | ۲ | ۳ | ۲ | ۵ | ۰ | ۶ | ۶ | ۴ | ۱ | ۳ | ۲ | ۵ |
| $\alpha_{\%,\max}$ | ۰ | ۰ | ۰ | ۰ | ۰ | ۰ | ۷۵ | ۱۰۰ | ۷۵ | ۱۰۰ | ۰ | ۷۰ | ۶۰ | ۵۰ | ۴۰ | ۳۰ | ۲۰ | ۱۰ |
| Type | ۰ | ۰ | ۰ | ۰ | ۰ | ۰ | ۰ | ۰ | ۰ | ۰ | ۳ | ۳ | ۲ | ۱ | ۲ | ۲ | ۱ | ۱ |
| v_f | ۰ | ۰ | ۰ | ۰ | ۰ | ۰ | ۰ | ۰ | ۰ | ۰ | ۵ | ۱۰ | ۱۵ | ۵ | ۵ | ۱۰ | ۱۵ | ۵ |
| Pl | ۰ | ۰ | ۰ | ۰ | ۰ | ۰ | ۰ | ۰ | ۰ | ۰ | ۰ | ۰ | ۰ | ۰ | ۰ | ۰ | ۰ | ۱ |
| SNR | ۲۰ | ۲۰ | ۲۰ | ۲۰ | ۲۰ | ۲۰ | ۲۰ | ۲۰ | ۱۲ | ۵ | ۲۰ | ۲۰ | ۲۰ | ۱۵ | ۱۵ | ۵ | ۱۲ | ۱۵ |

سیگنال خروجی (همراه با نویز) در ۴ سیگنال از ۱۸ سیگنال ایجاد شده در شکل (۲-۲۶) نشان داده شده است. لازم به ذکر است که تنها ۱ ثانیه از ۱۰ ثانیه شکل موجها نشان داده شده است.



شکل (۲-۲۶): تعداد ۴ عدد سیگنال خروجی از برنامه، مدت زمان نشان داده شده ۱ ثانیه است.

۲-۵-۲ شاخص کارایی^{۶۳} در الگوریتمهای تفکیک

شاخص کارایی برای ارزیابی و مقایسه الگوریتمها به کار می رود. تعریف شاخصها برای تشریح فرایند تفکیک به صورت فشرده انجام می گیرد. لازم به ذکر است که هر الگوریتم تفکیک سیگنال الکترومایوگرام دارای دو بخش اساسی است و آنها، فازهای تقسیم بندی^{۶۴} و طبقه بندی^{۶۵} است. فاز اول، تشخیص MUAPها در سیگنال بوده و در فاز دوم، شناسایی خوشه های مربوط به واحد های حرکتی انجام می شود. تعیین کارایی دو فاز الگوریتم به صورت مجزا

^{۶۳} Index of Performance

^{۶۴} Segmentation

^{۶۵} Classification

روشی مفید خواهد بود. لازم به ذکر است که فرایند تفکیک می تواند به مرحله‌ی بیش از دوفاز، تقسیم بندی شود و به عنوان مثال، برطرف ساختن همپوشانی^{۶۶} به صورت متداول به صورت مجزا انجام می گیرد، ولی در حالت کلی می توان فرایند را به مرحله تقسیم بندی (توانایی تشخیص یک رخداد) و طبقه بندی (توانایی تفاوت قائل شدن بین فعالیت واحدهای حرکتی متفاوت) تفکیک نمود. قبل از ادامه بحث به چند اصلاح اشاره می کنیم که از این به بعد از آنها استفاده می کنیم. اصطلاح کلاس^{۶۷} نشاندهنده اجزای مربوط به یک واحد حرکتی مشخص، مدل^{۶۸} نشاندهنده سیگنالهای مصنوعی ایجاد شده بر اساس مدل ارائه شده در بخش ۲-۴ است. کلاس تشخیص داده شده^{۶۹} به معنای واحد حرکتی شناسایی شده در الگوریتم مورد بررسی، است.

نکته اول، نحوه نگاشت بین کلاسهای تشخیص داده شده و مدل است. در عمل، این مشکل از زمانی حادث می شود که تعداد واحدهای حرکتی بدست آمده از سیگنال (M_A) با تعداد واحدهای حرکتی موجود در سیگنال (M_I)، متفاوت باشد. در این حالت، دیگر نمی توان به سادگی تطابق بین کلاسهای تشخیص داده شده و مدل را بدست آورد. برای انجام این تطابق، باید معیاری تعریف کنیم که یک رخداد تشخیصی را به یک رخداد فعال، مربوط کند و در این راه باید به نکته مهم زیر توجه کرد:

- تعریف زمان آتش (فعال شدن) واحد حرکتی در الگوریتمهای مختلف، متفاوت است.

به عنوان مثال، زمان آتش شدن واحد حرکتی می تواند به صورتهای زیر تعریف شود:

زمان مطابق با انرژی میانه، مقدار قله^{۷۰} شکل موج، ابتدا و یا آغاز MUAP، محل عبور از صفر^{۷۱} و یا نقاط دیگر بر اساس تعریف افراد مختلف در الگوریتمهای متفاوت.

بنابراین تفاوت بین آنها می تواند در حدود ۳ تا ۴ میلی ثانیه (به عنوان مثال در تعاریف مربوط به نقاط ابتدایی و انتهایی MUAPها) باشد و این نکته، قابل چشمپوشی نخواهد بود. بنابراین، اینگونه تفاوتها یا تفاوت سیستمی^{۷۲} (آفت در تشخیص) را باید به همراه خطای تصادفی^{۷۳} بین زمانهای وقوع تشخیصی و مدل بدست آورد. خطای سیستمی، نباید به عنوان خطای الگوریتم در نظر گرفته شود و در حقیقت آن خطا باید تخمین زده شده و به نحوی جبران شود ولی خطای تصادفی باید محدود شود چراکه نشاندهنده خطا در تخمین زمانهای آتش واحدهای حرکتی است. اگر خطای δt_o در تشخیص زمان آتش واحد حرکتی موجود باشد، در آنصورت خطای

$$\delta f_r \text{ در تخمین فرکانس لحظه ای آتش واحد حرکتی مزبور بوسیله رابطه ۲-۴۲ بدست می آید}$$

$$\delta f_r = 2f_r^2 \cdot \delta t_o \quad (۲-۴۲)$$

لازم به ذکر است که در رابطه (۲-۴۲)، پارامتر f_r فرکانس لحظه ای آتش می باشد.

^{۶۶} Resolving Superposition

^{۶۷} Class

^{۶۸} Model

^{۶۹} Detected Class

^{۷۰} Peak

^{۷۱} Zero Crossing

^{۷۲} Systematic Difference

^{۷۳} Random Error

اگر فرض کنیم که حد بالای فرکانس آتش برابر با ۴۰ هرتز باشد، در حالتی که $\delta t_o = 0.5(ms)$ باشد، میزان خطای نسبی^{۷۴} در f_r برابر با ۴٪ خواهد بود که قابل قبول است. با توجه به اینکه مقدار خطای نسبی از رابطه $RelErr = 2f_r\delta t_o$ بدست می آید، پس از تخمین و جبران خطای سیستمی، یک الگوریتم تشخیص MUAP، صحیح است اگر زمان تخمین زده شده برای وقوع MUAP در محدوده $\pm 0.5(ms)$ از مقدار حقیقی باشد. مشکل ما اکنون این است که چگونه می توان یک کلاس تشخیصی را به کلاس مدل مربوط کنیم. لازم به ذکر است که خطای سیستمی به کلاس وابسته است. به عنوان مثال، تفاوت زمان بین آغاز و پایان MUAP به مدت زمان آن شکل موج وابسته است. بدین دلیل، نمی توان خطای سیستمی را قبل از تطابق بین کلاسهای تشخیصی و مدل، تخمین زد. ذکر این نکته لازم به نظر می رسد که الگوی میانگین^{۷۵} برای هر کلاس تشخیصی را نمی توان در تعریف یک تطبیق بین کلاسها استفاده کرد و دلیل آن هم تأثیرپذیری این الگو از خطای طبقه بندی و تعاریف متفاوت آن در الگوریتمهای متفاوت می باشد. به بیان دیگر در حالتی که شکل MUAPها در طول MUAPT تغییر می کند، تعریف یک الگوی میانگین در طول MUAPT بی معنی است.

۳-۵-۲ ارتباط بین کلاسهای تشخیصی و مدل

یک کلاس با زمان وقوع MUAPهای مربوط به آن، مشخص می شود. زمانهای وقوع MUAPها تنها اطلاعاتی است که برای تطابق بین کلاسها استفاده می شود. دلیل عدم استفاده از الگوی میانگین نیز در بخش ۲-۵-۲ بیان شده است. به منظور تعیین تطابق بین یک کلاس تشخیصی و مدل، هر کلاس مدل با تمامی کلاسهای تشخیصی مقایسه می شود. نحوه این مقایسه، محاسبه فواصل بین زمانهای وقوع کلاسهای مدل و تخمین زده شده است. این فواصل برای نسبت دادن یک MUAP تشخیص داده شده به نزدیکترین MUAP مدل، محاسبه می شود. بنابراین، در هر قدم فاصله بین وقوع نزدیکترین مدل و نوع تشخیصی مقایسه و انتخاب بر اساس رابطه (۲-۴۳) خواهد بود.

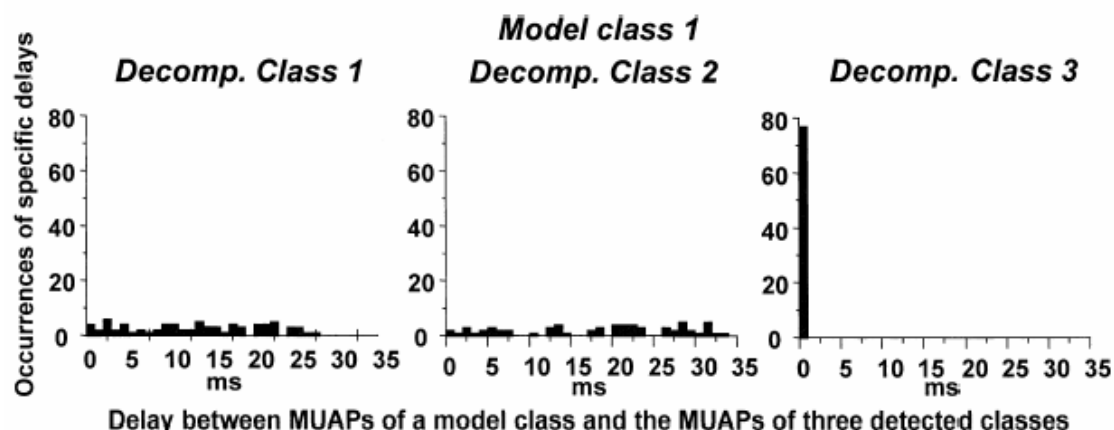
$$\Delta_k^{IA} = \min_{i,a} \{ |t_i - t_a| \}, \quad k = 1, \dots, \min\{N_I, N_A\} \quad (2-43)$$

در رابطه فوق، t_i زمان وقوع MUAP شماره i از کلاس مدل I ، t_a زمان وقوع MUAP شناسایی شده از کلاس تشخیصی A ، N_I تعداد مجموع MUAPهای ایجاد شده در کلاس مدل I و N_A تعداد مجموع MUAPهای شناسایی شده در کلاس تشخیصی A است. پس از هر تطابق، نمونه های بدست آمده در محاسبه بعدی مورد استفاده قرار نمی گیرند. لازم به ذکر است که آفست مورد بررسی در بخش ۲-۵-۲، در رابطه ۲-۴۳ لحاظ نشده است و در حقیقت، صفر در نظر گرفته شده است. تخمین مقدار آفست در ادامه بیان شده و رابطه ۲-۴۳ تصحیح می شود. اکنون می توان یک توصیف گرافیکی از فواصل محاسبه شده بوسیله رسم نمودار هیستوگرام بیان کرد که در شکل (۲-۲۷)^{۷۶} موجود است.

^{۷۴} Relative Error

^{۷۵} Averaged Template

^{۷۶} لازم به ذکر است که این نمودار تنها برای معرفی روش تخمین آفست و بر اساس شکل (۲) از مرجع شماره (۷) بیان می شود و در روشهای تفکیک بخشهای بعد بر داده های مورد تست، به صورت کامل نشان داده می شود.



Delay between MUAPs of a model class and the MUAPs of three detected classes

شکل (۲۷-۲): توصیف گرافیکی از زمانهای تأخیر محاسبه شده بین زمانهای وقوع کلاسهای تشخیصی و مدل. یک کلاس مدل با سه کلاس تشخیصی مقایسه شده است. مقدار آفست هنوز جبران نشده است و به صورت میانگین زمانهای تأخیر در قله هیستوگرامها تخمین زده می شود. [۱۹]

بدین ترتیب، هیستوگرامهای ترسیم شده به هر کلاس مدل اولیه نسبت داده می شود. در این هیستوگرامها محور افقی، تأخیرهای بدست آمده توسط رابطه (۲-۴۳) و محور عمودی، تعداد تکرار شدن این تأخیرها در فرایند تطابق سازی می باشد. مقدار آفست، با استفاده از Δ_k^{IA} بدست می آید. این پارامتر، میانگین فواصل مرتبط با مقدار قله هیستوگرامهاست. فواصل قبلی، بار دیگر با کاستن مقادیر آفست (θ^{IA}) از مقادیر قبلی موجود در رابطه (۲-۴۳) و به صورت زیر بدست می آید.

$$\Delta_k^{IA} = \min_{i,a} \left\{ |t_i - t_a - \theta^{IA}| \right\}, \quad k = 1, \dots, \min(N_I, N_A) \quad (2-44)$$

لازم به ذکر است که تعداد M_A عدد آفست θ^{IA} برای هر کلاس مدل I ، که مطابق با مقادیر آفست مورد نظر بین کلاس مدل I و هر یک از M_A عدد کلاسهای تشخیصی، تخمین زده می شود. سپس، برای هر بردار فواصل، عدد N_{AI} که تعداد وقوع در فاصله ۱ میلی ثانیه به مرکزیت صفر، محاسبه می شود. این تعداد وقوع به عنوان MUAPهایی خواهند بود که به صورت صحیح شناسایی و طبقه بندی شده اند (TP)^{۷۷} و عدد N_{AI} ، مطابق با تعداد طبقه بندی صحیح در تطابق بین کلاس مدل I و کلاس تشخیصی A می باشد. در این روش، امکان آن است که بیش از یک کلاس مدل به کلاس تشخیصی مشابه متناسب شود. در این حالت، تطابق معادل با بیشترین تعداد TP (ترکیب کلاسهها)^{۷۸}، انتخاب می شود. کلاسهای مدل انتخاب نشده با معیار مشابه بیشترین تعداد TP به کلاسهای تشخیصی باقیمانده، منتسب می شود. در حالتی که کلاس تشخیصی دیگری باقی نمانده باشد، در کلاسهای مدل باقیمانده تطابق صورت نگرفته و از دست رفته^{۷۹} در نظر گرفته می شوند. همچنین، یک کلاس از دست رفته است اگر عدد TP متناظر کمتر از ۲۰٪ تعداد مجموع MUAPهای حقیقی متعلق به آن کلاس مدل باشد. تفکیک

^{۷۷} True Positive

^{۷۸} Merge of Two Class

^{۷۹} Missed

یک کلاس مدل ^{۸۰} به دو یا تعداد بیشتری از کلاسهای تشخیصی بر اساس معیار مشابهی صورت می گیرد که در ترکیب آنها استفاده می شود و آن معیار ، افزایش مقدار پارامتر TP است . بدین ترتیب ، کلاسهای مدل به کلاسهای تشخیصی مربوط شده و در حالتی که تعداد کلاسهای تشخیصی و مدل متفاوت باشد ، انجام تطابق بر اساس ایجاد مقدار ماکزیمم TP خواهد بود . در انتهای پروسه تطابق ، برای هر کلاس مدل ، اطلاعاتی در مورد کلاس تشخیصی متناظر و مقدار آفست در دست خواهد بود . لازم به ذکر است که مقادیر متفاوتی از آفست برای هر کلاس مدل می تواند وجود داشته باشد که آن نیز وابسته به نوع الگوریتم مورد تست و روش جبرانسازی می باشد .

۴-۵-۲ شاخص کارایی در فاز شناسایی MUAPها

فاز شناسایی MUAPها را می توان به صورت یک مسأله شناسایی متداول دو کلاس در نظر گرفت . پارامتر TP در این مورد ، موارد تشخیصی مطابق با مقدار حقیقی آن و بدون توجه به فاز طبقه بندی خواهد بود و شامل مواردی است که به درستی شناسایی شده اند و طبقه بندی به درستی انجام گرفته و یا نگرفته است . گروه اول ، که در آنها هم شناسایی و هم طبقه بندی به درستی انجام شده است ، به صورت مستقیم از پروسه تنظیم کلاسها ^{۸۱} نتیجه گیری می شود . گروه دوم با مقایسه زمانهای وقوع مربوط نشده کلاس تشخیصی و مدل ، مشخص می شوند . پارامتر FN ^{۸۲} در این فاز به صورت تعداد وقوع کلاسهای مدل که توسط الگوریتم تفکیک ، شناسایی نشده اند تعریف می شود . در حقیقت مقدار FN برابر یا تفاوت بین تعداد مجموع MUAPهای مدل و مقدار پارامتر TP است . در نهایت ، مقادیر FP ^{۸۳} برابر با تعداد وقوع تشخیصی است که مطابق با هیچ مورد حقیقی نمی باشد و از تفاوت بین تعداد مجموع موارد تشخیصی و TP بدست می آید . لازم به ذکر است که پارامتر TN ^{۸۴} در فاز شناسایی MUAPها محاسبه نمی شود . در نهایت ، تعاریف پارامترهای مزبور به صورت خلاصه در جدول (۵-۲) موجود می باشد .

جدول (۵-۲) : تعاریف پارامترهای اساسی در فاز شناسایی کلاسها

| توضیحات پارامتر | تعاریف مربوط به پارامترها |
|-----------------|-----------------------------------------------------------|
| TP | تعداد موارد تطابق بین کلاسهای تشخیصی و مدل |
| FN | تفاوت بین تعداد مجموع MUAPهای مدل و مقدار پارامتر TP |
| FP | تفاوت بین تعداد مجموع MUAPهای تشخیصی و مقدار پارامتر TP |
| TN | این پارامتر ، در فاز شناسایی کلاسها تعریف نمی شود . |

لازم به ذکر است پارامترهای TP و FN به صورت مجزا در MUAPهای متداخل (دارا بودن همپوشانی) (TP_s, FN_s) یا با داشتن مشخصات آماری نامنظم (آتش تصادفی

^{۸۰} Split of one Model

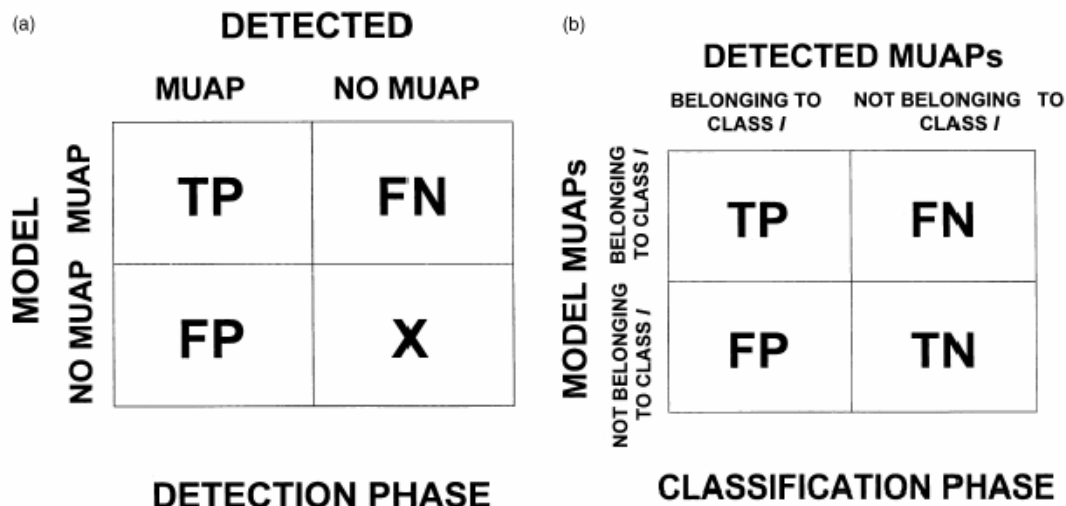
^{۸۱} Class Assignment Procedure

^{۸۲} False Negative

^{۸۳} False Positive

^{۸۴} True Negative

و مضاعف) (TP_r, FN_r) محاسبه می شوند. در بخش (a) از شکل (۲-۲۸) تعاریف این پارامترها موجود است.



شکل (۲-۲۸): تعاریف TP ، FP ، FN و TN در فازهای شناسایی (a) و طبقه بندی (b) در کلاس I ، [۱۹]

پارامترهای حساسیت متداول (Se)^{۸۰} و پیش بینی صحیح (P)^{۸۱} در فاز تشخیصی بر اساس رابطه (۲-۴۵) بدست می آیند.

$$^{(s)}Se = \frac{^{(s)}TP}{^{(s)}TP + ^{(s)}FN}, \quad ^{(s)}P = \frac{^{(s)}TP}{^{(s)}TP + ^{(s)}FP} \quad (۲-۴۵)$$

لازم به ذکر است، استفاده از پیشوند (s) در پارامترهای معرفی شده نشاندهنده مقدار پارامتر در فاز شناسایی بوده و این پیشوند در فاز طبقه بندی به صورت (c) خواهد بود که آن، نشاندهنده مقدار پارامترهای مزبور در فاز طبقه بندی می باشد. در نهایت، باید گفته شود که پارامتر Se برای هر کلاس مدل از دست نرفته محاسبه می شود. این پارامتر، در هر کلاس مدل از دست نرفته، دارای همپوشانی (Se_s)^(s) و دارای آتش نامنظم (Se_r)^(s) محاسبه می شود.

۲-۵-۵ شاخص کارایی در فاز طبقه بندی MUAPها

تعاریف مربوط به پارامترهای TP ، FP ، TN و FN در فاز طبقه بندی نسبت به فاز شناسایی MUAPها متفاوت است. پارامتر TP در مورد کلاس I ، مواردی تشخیصی هستند که به صورت صحیح به کلاس I متناسب شده اند و مقدار آن به صورت مستقیم در حین پروسه طبقه بندی، محاسبه می شود. پارامتر FP در کلاس I مواردی هستند که شناسایی آنها مطابق با

^{۸۰} Traditional Sensivity

^{۸۱} Positive Predictivity

نمونه های حقیقی مدل بوده ولی به اشتباه طبقه بندی آنها در کلاس I قرار گرفته است و مقدار آنها برابر با تفاوت بین موارد طبقه بندی شده صحیح در کلاس I و مقدار TP در همان کلاس خواهد بود. پارامتر TN برای هر کلاس مدل از دست نرفته شماره I برابر با تعداد موارد تشخیصی که متعلق به کلاس I نبوده و در الگوریتم مورد بررسی نیز به آن کلاس منتسب نشده اند. لازم به ذکر است طبقه بندی یک مورد می تواند نادرست بوده ولی به عنوان TN در نظر گرفته شود. به عنوان مثال، در حالتی که تعداد کلاسها برابر با ۵ عدد باشد، اگر یک MUAP متعلق به کلاس شماره (۳) به کلاس شماره (۵) منتسب شده باشد، به صورت TN در کلاسهای ۱، ۲ و ۴ در نظر گرفته می شود. پارامتر FN در کلاس I مواردی هستند که به درستی شناسایی شده اند ولی به کلاس دیگری به غیر از کلاس شماره I منتسب شده اند. در بخش (b) از شکل (۲۸-۲) تعاریف این پارامترها، نشان داده شده اند. در جدول (۶-۲) نیز تعاریف پارامترهای تعریف شده و مربوط به فاز طبقه بندی به صورت خلاصه ذکر شده است.

جدول (۶-۲): تعاریف پارامترهای اساسی در فاز طبقه بندی کلاسها در مورد کلاس I

| توضیحات پارامتر | تعاریف مربوط به پارامترها |
|-----------------|---------------------------------------------------------------------------------------|
| TP | تعداد موارد طبقه بندی صحیح بین کلاسهای تشخیصی I و مدل I |
| FN | مواردی از کلاس I که به درستی شناسایی شده اند ولی به کلاسی غیر از I منتسب شده اند. |
| FP | مواردی که به درستی شناسایی شده اند ولی به اشتباه به کلاس I منتسب شده اند. |
| TN | مواردی که به کلاس I تعلق نداشته و به این کلاس هم منتسب نشده اند. |

اکنون با استفاده از پارامترهای $TP^{(c)}$ ، $FP^{(c)}$ ، $TN^{(c)}$ و $FN^{(c)}$ می توان متغیرهای حساسیت ($Se^{(c)}$)، ویژگی ($Sp^{(c)}$) و صحت ($Ac^{(c)}$) الگوریتم را برای هر کلاس تعریف کرد. این پارامترها برای هر کلاس مدل از دست نرفته بر اساس رابطه (۴۶-۲) بدست می آیند.

$$Se^{(c)} = \frac{TP^{(c)}}{TP^{(c)} + FN^{(c)}}, Sp^{(c)} = \frac{TN^{(c)}}{TN^{(c)} + FP^{(c)}}, Ac^{(c)} = \frac{TP^{(c)} + TN^{(c)}}{TP^{(c)} + TN^{(c)} + FP^{(c)} + FN^{(c)}} \quad (46-2)$$

این شاخصها در هر کلاس مدل از دست نرفته، دارای همپوشانی ($Se_s^{(c)}, Sp_s^{(c)}, Ac_s^{(c)}$) و مشخصات آتش غیر منظم ($Se_r^{(c)}, Sp_r^{(c)}, Ac_r^{(c)}$) محاسبه می شوند. شاخصهایی که تاکنون معرفی شده اند، نشانگر فازهای شناسایی و طبقه بندی هستند. با وجود این مهم است ذکر شود که احتمال این وجود دارد که برخی از MUAPهای تشخیصی که به هیچیک از کلاسهای مدل منتسب نشده باشند در نتایج نهایی بررسی الگوریتم گنجانده نشوند. شاخصهایی که مربوط به فاز شناسایی هستند، می تواند کارایی متفاوتی را نشان بدهند و دلیل آن، روشهای متفاوتی است که

^{AV} Specificity

^{AA} Accuracy

برای برخورد با MUAP های طبقه بندی نشده (حذف یا انتساب به کلاسهای دیگر) استفاده می شود. در بخش بعد، شاخصهای کارایی عمومی مورد بررسی قرار می گیرند.

۶-۵-۲ شاخصهای کارایی عمومی^{۸۹}

در اینجا برخی از شاخصها را معرفی می کنیم که برای تشریح کارایی در تخمین پارامترهای عمومی مورد استفاده قرار می گیرند. دلیل این امر، ارائه شاخصی در مورد کارایی الگوریتم در زمانی است که ویژگیهای متداول سیگنال نسبت به الگوی آتش واحدهای حرکتی برای ما جالبتر (مهمتر) باشد. دو شاخصی که نشاندهنده توانایی الگوریتم در تخمین تعداد واحدهای حرکتی فعال می باشند، مورد بررسی قرار خواهند گرفت. پارامتر اول، تفاوت بین تعداد کلاسهای مدل و تعداد کلاسهای تخمین زده شده توسط الگوریتم، قبل از الگوریتم تطابق ارائه شده در بخشهای ۲-۵-۲ تا ۵-۵-۲ (Δc_1) می باشد که می تواند مثبت یا منفی باشد. پارامتر دوم، تفاوت بین کلاسهای مدل و تعداد کلاسهای شناسایی شده و مرتبط با کلاسهای مدل پس از الگوریتم تطابق ارائه شده Δc_2 می باشد و در حقیقت بیانگر تعداد کلاسهای از دست رفته بوده و می تواند تنها مقادیر مثبت (یا صفر) را داشته باشد. برای بیان بهتر این پارامترها، فرض کنید که تعداد کلاسهای مدل N_m ، تعداد کلاسهای تشخیصی در برنامه مورد تست N_d و m کلاس مدل توسط الگوریتم تطابق به m کلاس تشخیصی منتسب شده باشند. در این صورت خواهیم داشت:

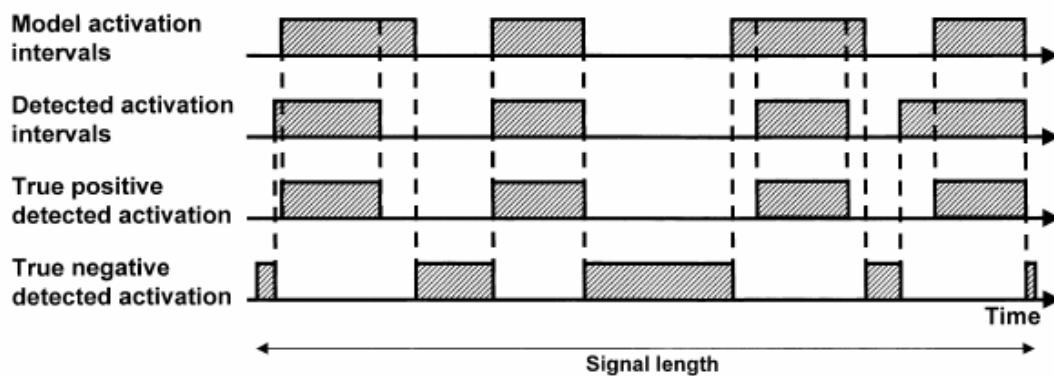
- اگر مقدار پارامتر Δc_1 مثبت باشد، الگوریتم مورد بررسی دارای کلاسهای از دست رفته^{۹۰} است و در حالت منفی بودن آن پارامتر، کلاسهای بیش از کلاسهای حقیقی توسط الگوریتم تفکیک، شناسایی شده است که یکی از دلایل آن عدم توانایی الگوریتم در دنبال کردن تغییرات شکل MUAP ها به مرور زمان می باشد که این دلایل در بخش سوم مورد بررسی قرار خواهند گرفت.
- $\Delta c_2 = N_m - m$ ، این پارامتر نشاندهنده تعداد کلاسهای از دست رفته در الگوریتم تطابق خواهند بود.

به عنوان مثال، در حالتی که تعداد کلاسهای تشخیصی و مدل، ۱۲ و ۱۰ عدد باشد، داریم $\Delta c_1 = 10 - 12 = -2$. در صورتی که ۹ عدد از کلاسهای تشخیصی به ۹ عدد از کلاسهای مدل مربوط شده باشد (توسط الگوریتم تطابق)، داریم $\Delta c_2 = 10 - 9 = +1$. بنابراین در این مثال ۲ عدد کلاس تشخیصی اضافی قبل از الگوریتم تطابق و یک کلاس از دست رفته پس از الگوریتم تطابق داریم که نشاندهنده عدم توانایی الگوریتم تطابق در شناسایی یک کلاس خواهد بود. شاخصهای عمومی دیگر مربوط به تخمین فرکانس آتش میانگین و تشخیص فواصل فعالسازی می باشد. لازم به ذکر است که پارامتر مربوط به تخمین فرکانس آتش میانگین، تنها در مورد فرکانس آتش ثابت، تعریف می شود. تفاوت نرمالیزه شده بین فرکانس آتش میانگین تخمینی و

^{۸۹} Global Performance Indexes

^{۹۰} Missed

فرکانس آتش میانگین حقیقی در هر کلاس مدل تطابق یافته، پارامتر Δf_i خواهد بود. لازم به ذکر است که در این حالت، فرکانس آتش میانگین به صورت معکوس فاصله بین پالسی متوسط برای تمامی MUAPها خواهد بود. در نهایت، پارامتر τ_p درصدی است که الگوریتم به درستی زمان فعال بودن واحدی حرکتی را نسبت به مجموع زمان فعالسازی کل نشان می دهد. پارامتر τ_n نیز درصدی است که الگوریتم به درستی زمان فعال نبودن واحدی حرکتی را نسبت به مجموع زمان غیر فعالسازی کل نشان می دهد. توضیح بهتر این موارد در شکل (۲-۲۹) موجود است. لازم به ذکر است که یک واحد حرکتی شماره i ، در زمان بعد از وقوع یک MUAP متعلق به همان واحد حرکتی به شرطی که MUAP بعدی متعلق به همان واحد حرکتی تا زمان ۲۰۰ میلی ثانیه بعد از آن، موجود نباشد، غیر فعال در نظر گرفته می شود و این زمان مطابق با فرکانس آتش لحظه ای برابر با ۵ هرتز می باشد.



شکل (۲-۲۹): تعاریف پارامترهای τ_p (درصد TP در زمان فعالسازی تشخیصی) و τ_n (درصد TN در زمان فعالسازی تشخیصی) در مقایسه بین زمانهای فعالسازی تشخیصی و مدل، [۱۹]

اکنون پارامترهای Δc_1 ، Δc_2 ، Δf_i ، τ_p و τ_n توصیفی از کیفیت اطلاعات بدست آمده از پروسه تفکیک خواهد بود. در بخش ۲-۶ نتیجه گیری و توضیحات تکمیلی و ارائه پیشنهاد درباره روش ارائه شده در ارزیابی الگوریتمهای تفکیک سیگنال الکترومایوگرام انجام خواهد گرفت.

۲-۶ نتیجه گیری

یکی از راههای بررسی الگوریتمها، شبیه سازی است. در حقیقت، بررسی الگوریتمها قبل از اعمال شرایط واقعی (به کار بردن سیگنالهای حقیقی) موجب می شود که کارایی آنها افزایش یابد. البته لازم به ذکر است که کارایی این روش وابسته به نحوه مدلسازی می باشد. در بخشی که گذشت، مدل جدیدی برای ارزیابی روشهای تفکیک سیگنال الکترومایوگرام ارائه شد. نکات مهمی که این روش را حائز اهمیت فراوان می کند این است که در روشهای قبلی که یکی از آنها مقایسه نتایج الگوریتم با روش تفکیک دستی توسط اپراتور انسانی است، خصوصیات برنامه مورد بررسی قرار نمی گیرد. به بیان دیگر اگر بتوان ویژگیهای مختلفی را در مدل خود بگنجانیم و قسمتهای مختلف پروسه تفکیک سیگنال الکترومایوگرام را مورد بررسی قرار دهیم،

می توانیم خطا را در قسمتهای مختلف برنامه کاهش دهیم و حاصل آن ، افزایش کارایی برنامه خواهد بود . از دیدگاه دیگر ، اگر بخواهیم الگوریتم جدید را با الگوریتمهای قبلی مقایسه کنیم ، چه می کنیم ؟ چه پارامتری برای مقایسه الگوریتمها به کار می بریم ؟ آیا مقایسه در اینجا معنی دارد ؟ در پاسخ به این سؤالات باید گفت که کمی کردن فاکتور ارزشیابی دارای معایب و مزایای متفاوتی است . در حقیقت ، کمی کردن همه جا جواب خوبی نخواهد بود ولی در این مورد ، که پاسخ به سؤالات فوق است باید فاکتور ارزشیابی مناسبی ارائه کرد . بدین منظور بر اساس الگوریتمهای موجود در بخش (۲) ، می توان جنبه های مختلفی از جمله شناسایی MUAPها ، طبقه بندی و شناسایی الگوی آتش واحدهای حرکتی ، فواصل فعالسازی ، تخمین تعداد واحدهای حرکتی فعال و غیر فعال در هر لحظه را مورد بررسی قرار داد و قسمتهای مختلف الگوریتم را مورد بررسی قرار داد و کارایی آن قسمتها را مورد ارزشیابی قرار دهیم . در حقیقت با تغییر پارامترهای مدل از قبیل تعداد واحدهای حرکتی ، تعداد کانال ثبت سیگنال ، فرکانسهای آتش اولیه و واحدهای حرکتی ، نحوه تغییر فرکانس آتش در طول زمان ، اضافه کردن مشخصات غیرایستایی به سیگنال از قبیل نحوه انقباض دینامیک و فواصل فعال سازی ، نحوه همپوشانی واحدهای حرکتی اعم از تعداد واحدهای حرکتی درگیر در همپوشانی و درصد همپوشانی ، شباهت MUAPها در MUAPTها ، شباهت MUAPهای مربوط به واحدهای حرکتی مختلف ، مشخصات آماری الگوی آتش واحدهای حرکتی و تعداد MUAPTهایی که دارای آتش مضاعف هستند ، در صد MUAPهایی که دارای آتش مضاعف یا تصادفی هستند و میزان نویز اضافه شده ، می توان ابزار قدرتمندی برای بررسی الگوریتمها بدست آورد . اکنون با استفاده از الگوریتمهای ارائه شده ، پارامترهایی که برای مقایسه الگوریتمهای مختلف تفکیک سیگنال الکترومایوگرام به کار می روند به شرح زیر خواهند بود :

۱- شاخصهای کارایی فاز شناسایی MUAPها

$$^{(s)}TP, ^{(s)}FN, ^{(s)}FP, ^{(s)}Se, ^{(s)}P$$

۲- شاخصهای کارایی فاز طبقه بندی MUAPها

$$^{(c)}TP, ^{(c)}FN, ^{(c)}FP, ^{(c)}TN, ^{(c)}Se, ^{(c)}Sp, ^{(c)}Ac$$

۳- شاخصهای کارایی عمومی

$$\Delta c_1, \Delta c_2, \Delta f_i, \tau_p, \tau_n$$

۱۸ سیگنال ایجادشده با ویژگیهای متفاوت گنجانده شده در آنها ، به الگوریتمهای تفکیک مورد بررسی اعمال خواهد شد و پارامترهای ارزشیابی در آنها بدست آمده که موجب افزایش کیفیت قسمتهای مختلف الگوریتمها خواهد بود . اکنون می توان روشهای جدید مورد بررسی را نیز با روشهای قبلی مقایسه کرد . در بخش (۳) یکی از روشهای تفکیک سیگنال الکترومایوگرام که توسط آقای مکگیل^{۹۱} و با استفاده از تطابق الگو در حوزه فرکانس بدست آمده است مورد بررسی قرار می دهیم . لازم به ذکر است که روش مزبور به صورت پایه از سال ۱۹۸۴ تا کنون مورد استفاده قرار گرفته و توسط طراح آن ، تا کنون تغییرات فراوانی در آن صورت گرفته است . با توجه به موجود بودن رساله دکترای ایشان به همراه مقالات ارسالی ایشان که به بیش از ۲۰ مقاله می رسد ، و با توجه به بخشهای اساسی از جمله شناسایی خطای طبقه بندی الگوی آتش واحدهای حرکتی ، استفاده های فراوانی هم در ارائه الگوریتم جدید و افزایش کارایی آن از این بخش خواهیم کرد . کارایی الگوریتم مورد بررسی در بخش (۳) با توجه به بخش (۲) بررسی خواهد شد .

^{۹۱} Kevin C. McGill

بخش سوم : تفکیک سیگنال الکترومایوگرام توسط تکنیک تطابق الگوی فرکانسی^۱

۱-۳ مقدمه

در بخش دوم ، الگوریتمی برای ارزیابی روشهای تفکیک سیگنال الکترومایوگرام ارائه شد . اکنون در این بخش یکی از این الگوریتمهای تفکیک را ارائه می کنیم . این الگوریتم که توسط آقای مکگیل^۲ طراحی شده است ، روشی پایه به حساب می آید . دلیل دیگر بررسی این روش نکاتی است که از این الگوریتم در الگوریتم جدید استفاده خواهیم کرد . این روش براساس تطابق الگو در حوزه فرکانس بر اساس تبدیل گسسته فوریه^۳ بوده و روشی برای کاهش خطای کوانتیزاسیون زمانی^۴ در آن ارائه می شود . این روش در انقباضهای ایزومتريک نیرو ثابت به خوبی عمل می کنید . اگر نوع انقباض به حالت دینامیک تبدیل شود ، صحت الگوریتم کاهش می یابد و دلیل آن ، استفاده از مشخصاتی است که در انقباض دینامیک صادق نیست . لازم به ذکر است که الگوریتم پیاده شده بر اساس داده های ارسالی^۵ ، در حالت های مذکور نیز بررسی خواهد شد . در این بخش ، نکاتی از قبیل نحوه کاهش خطای کوانتیزاسون زمانی به منظور افزایش دقت الگوریتمها ، کاهش عملیات با رفتن به حوزه فرکانس نیز مورد بررسی قرار می گیرد . نکته دیگری که لازم به ذکر است ، افزایش کارایی این الگوریتم است . اعتقاد ما بر این است که همواره می توان روشهای قبلی را بهبود داد . با بررسی نقاط ضعف و قوت الگوریتمهای تفکیک قبلی ، می توان روشی بهتر ارائه کرد . این الگوریتم نیز مورد بررسی کامل قرار گرفته و نواقص^۶ آن ذکر خواهد شد . بر این اساس ، در بخشهای بعدی که به منظور بهبود الگوریتمهای تفکیک و ارائه الگوریتمی جدید در نظر گرفته شده است ، به این مهم می پردازیم و در این بخش تنها به ذکر الگوریتم اصلی ، ارزیابی آن و ارائه پیشنهاد اکتفا خواهیم کرد . نکاتی از قبیل برطرف کردن همپوشانی واحد های حرکتی نیز به صورت مجزا در بخشی دیگر ارائه می شود که دلیل آن ، بررسی تمامی الگوریتمهای ارائه شده در این زمینه به همراه الگوریتم جدید پیشنهادی خواهد بود . روش بررسی صحت طبقه بندی الگوی آتش واحدهای حرکتی در این بخش از جمله مهمترین الگوریتمی است که در این زمینه تا به حال ارائه شده است و از این روش در الگوریتم جدید به خوبی استفاده خواهیم نمود . اکنون در اولین فصل از این بخش ، به بررسی نحوه تنظیم شکل موجهای نمونه برداری شده با رزولوشن بالاتر از نمونه های زمان گسسته خواهیم پرداخت و چگونگی کاهش خطای کوانتیزاسیون زمانی را مورد بررسی قرار می دهیم . این نکته نیز لازم به ذکر است که در بخشهای دیگر ، از حوزه فرکانسی با استفاده از تبدیل ویولت نیز استفاده خواهیم کرد که قابلیت های بهتری را نیز به روش تفکیک اضافه خواهد کرد .

^۱ Frequency Template Matching

^۲ Kevin C. McGill

^۳ DFT

^۴ Time Quantization Error

^۵ لازم به ذکر است که داده های مذکور توسط آقای مکگیل ، ارسال شده است . آنها شامل انقباض با نیروی ثابت و یا شیبدار میباشد .

^۶ لازم به ذکر است که این نواقص نیز به طراح این الگوریتم ارسال شده و مورد تأیید ایشان قرار گرفته است .

۲-۳ افزایش رزولوشن در سیگنال نمونه برداری شده^۷

۱-۲-۳ مقدمه

برای مقایسه دو شکل موج با زمانهای وقوع تصادفی، آنها به طور معمول بر اساس نقاط ماکزیم همبستگی^۸ مرتب می شوند. در عمل، این روش در حوزه زمان گسسته با نمونه برداری از شکل موج، تنظیم بردارهای نمونه ها برای ماکزیم شدن همبستگی متقابل و مقایسه شکل موجهای مرتب شده انجام می گیرد. به دلیل اینکه در این روش، تنها شیفتهای زمان گسسته (محدود به نمونه های زمان گسسته) استفاده می شود، رزولوشن زمانی تنها برابر با ± 0.5 برابر فواصل نمونه برداری بوده و برای رسیدن به رزولوشن کافی در مقایسه ای دقیق به فرکانس نمونه برداری بالایی نیاز است. بدین منظور از فرکانس نمونه برداری ۵ تا ۷ برابر نرخ نایکونیست^۹ [۲۸] استفاده می شده است. روش دیگر در افزایش رزولوشن با درونیایی^{۱۰} از داده های نمونه برداری شده در نرخ نایکونیست بر اساس تئوری نمونه برداری [۴۲] می باشد. استفاده از نمونه برداری با فرکانسی بیش از نرخ نایکونیست و یا درونیایی، از نظر محاسباتی مقرون به صرفه نیست. در این فصل، الگوریتمهای عملی برای استفاده از شکل موجهای نمونه برداری شده با رزولوشن بهتری نسبت به فواصل نمونه برداری ارائه می شود. در این روش، شکل موجها توابع پیوسته ای هستند که توسط ضرائب بسطهایی با توابع پایه مناسب معرفی می شوند و به صورت گسسته، بیان خواهند شد. مسأله تنظیم شکل موجهایی که همفاز نیستند نیز به صورت بهینه سازی زمان پیوسته^{۱۱} ارائه می شود که می تواند از لحاظ تئوری با رزولوشن بینهایت به جواب برسد. به دلیل کارایی محاسباتی از توابع نمایی مختلط در مقایسه با توابع سینک^{۱۲} در تئوری نمونه برداری، به صورت توابع پایه استفاده خواهد شد. این روش به الگوریتمهای کارآمدی برای تنظیم و مقایسه شکل موجها، شناسایی مقدار پیک^{۱۳}، حذف همپوشانی^{۱۴} در شکل موجهای متداخل و میانگین گیری در شکل موجهای متداخل خواهد انجامید که در تکنیک سیگنال الکترومایوگرام از آنها استفاده خواهیم کرد. به دلیل اینکه در این روشها، استفاده کاملی از اطلاعات بدست آمده با نمونه برداری نرخ نایکونیست می شود، الگوریتم دقیقتر بوده و به فرکانس نمونه برداری کمتر، مکان ذخیره سازی کمتر و درحقیقت محاسبات کمتری نسبت به تکنیکهای زمان گسسته در بسیاری از کاربردها نیازمند است. شکل موجهایی که برای بررسی الگوریتمها انتخاب شده اند، اسپایکهایی از واحدهای حرکتی هستند که از سیگنال الکترومایوگرام فیلتر شده بدست آمده اند. داده هایی که برای پیاده سازی اولیه الگوریتمها مورد استفاده قرار گرفته اند، ثبت داخل عضلانی سیگنال الکترومایوگرام است که مشخصات ثبت آنها در جدول (۱-۳) موجود است. لازم به ذکر است که این چهار سیگنال، در انقباض ایزومتریک بانبروی ثابت بدست آمده اند. فیلتر میانگذری که در مرحله پیش پردازش^{۱۵} دارای فرکانسهای قطع بالا

^۷ لازم به ذکر است که الگوریتمهای ارائه شده در فصل ۲-۳ از مراجع [۳۲] و [۳۶] انتخاب شده است.

^۸ Maximum Correlation

^۹ Over sampling

^{۱۰} Interpolation

^{۱۱} Continuous-time Optimisation

^{۱۲} Sinc Functions

^{۱۳} Peak

^{۱۴} Superposition

^{۱۵} Preprocessing

و پایین ۸ و ۵۰۰۰ هرتز می باشد و فرکانس مورد استفاده در فیلتر آنتی الیاسینگ^{۱۶} برابر با ۵ کیلوهرتز می باشد. رزولوشن تبدیل کننده آنالوگ به دیجیتال^{۱۷} برابر با ۱۲ بیت بوده و فاکتور تبدیل کلی سیستم ثبت کننده ، $5.0e-7$ می باشد. در ضمن فرکانس نمونه برداری این داده ها ۱۰ کیلوهرتز می باشد.

جدول (۱-۳) : مشخصات داده های ثبت شده حقیقی در پیاده سازی الگوریتمهای بخش (۲-۳)^{۱۸}

| نوع الکترود ثبات | نام عضله | مقدار نیرو (%MVC) | سن افراد | نام داده | ردیف |
|------------------|----------|-------------------|----------|----------|------|
| CNE | BB | ۱۰ | ۴۰-۶۰ | BA۱۱۰۲ | ۱ |
| CNE | TA | ۳۰ | ۴۰-۶۰ | BA۱۲۰۳ | ۲ |
| CNE | BT | ۱۰ | ۲۰-۴۰ | TO۱۳۰۸ | ۳ |
| CNE | BT | ۱۰ | ۶۰-۸۰ | BE۱۱۲۰ | ۴ |

لازم به ذکر است که اختصارات به کار رفته در جدول به شرح زیر است :

BB = Brachial Biceps , TA = Tibialis Anterior , BT = Brachial Triceps
CNE = Concentric Needle

داده های مزبور به فیلتر پایین گذر تفاضلگیرنده^{۱۹} با رتبه (۱) اعمال می شوند. معادله این فیلترها در رابطه (۱-۳) موجود است. لازم به ذکر است در این رابطه، x و y به ترتیب داده های خروجی و ورودی فیلتر مزبور خواهند بود.

$$x_n = y_{n+1} - y_{n-1} \quad (1-3)$$

مشخصات این فیلترها در بخش مشخصات فیلتر اولیه^{۲۰} در فصل پیاده سازی روش تفکیک تطابق الگوی فرکانسی در بخش (۳-۳) و بر اساس مراجع [۳۲]، [۳۴] و [۳۵] ارائه میشود. اگر به صورت خلاصه در مورد این فیلترها توضیح دهیم ، آنها MUAPها را به اسپایکهای نوک تیز^{۲۱} تبدیل کرده و پتانسیل عملهای فرکانس پایین که مورد نظر نیستند را تضعیف می کند و بر خلاف یک تفاضلگیر ایده آل ، نویز فرکانس بالا را نیز تضعیف می کند. بر اساس تعداد نمونه های تبدیل فوریه گسسته که در بخش ۲-۲-۳ استفاده می شود ، این اسپایکها دارای ۱۶ یا ۳۲ نمونه خواهند بود و دارای ابتدا و انتهای کم دامنه و نسبت سیگنال به نویز زیاد هستند. به عنوان مثال ، نمونه ای از اسپایکهای بدست آمده در شکل (۱-۳) نشان داده شده است. لازم به ذکر است که نحوه بدست آوردن ابتدا و انتهای آنها در سیگنالی که همراه با نویز است در بخش (۳-۳) به صورت کامل بیان می شود و در اینجا تنها نمونه هایی را نشان می دهیم که الگوریتمهای بخش (۲-۳) بر آنها پیاده خواهند شد. این نکته نیز لازم به ذکر است که با استفاده از تبدیل $CRDFT$ ^{۲۲} مندرج در بخش (۲-۲-۳) مقدار ماکزیمم آنها در نمونه شماره ۹ از ۱۶ بوده و برای وضوح بیشتر در شکل مزبور درونیایی شده اند.

^{۱۶} Anti-Aliasing Filter

^{۱۷} ADC

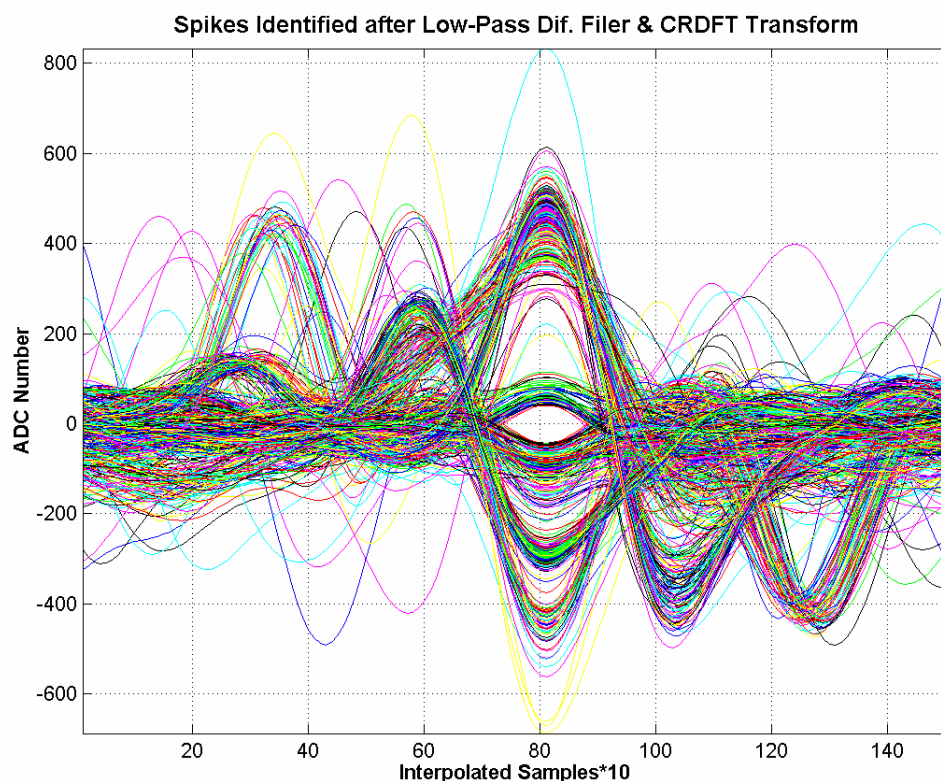
^{۱۸} لازم به ذکر است این داده ها توسط آقای دکتر مکگیل ارسال شده است. این داده ها در حالت انقباض ایزومتریک با نیروی ثابت ثبت شده اند. داده های دیگر که در انقباضهای مشابه و یا دینامیک در پیاده سازی الگوریتمها استفاده می شوند در جای خود معرفی میشوند.

^{۱۹} Low-Pass Differentiator

^{۲۰} Prefiltering

^{۲۱} Sharp

^{۲۲} Canonically Registered Discrete Fourier Transform



شکل (۱-۳): اسپایکهای شناسایی شده از سیگنال BA ۱۲۰۳ پس از اعمال فیلتر تفاضلگیر پایین گذر درجه یک و تبدیل فوریه گسسته کانونی شده (CRDFT) به آنها

۲-۲-۳ تنظیم و مقایسه شکل موجها

۱-۲-۲-۳ استفاده از تبدیل فوریه زمان گسسته

هر شکل موج $x(t)$ با انرژی محدود، را می توان برای مقاصد عملی هم به صورت باند فرکانسی محدود در بازه $[0, T/2]$ و هم زمان محدود در پریود $[0, NT]$ در نظر گرفت. لازم به ذکر است در این روابط T ، فرکانس نمونه برداری و N تعداد نمونه های زمان گسسته می باشد. در این صورت، $x(t)$ را می توان به صورت تقریبی از تعداد N نمونه های سیگنال زمان گسسته $x_n = x(nT), n = 0, 1, \dots, N-1$ با استفاده از رابطه (۲-۳) بدست آورد.

$$x(t) \approx \hat{x}(t) = \frac{X_0}{N} + \frac{1}{N} \sum_{k=1}^{N/2-1} [X_k \exp(j\frac{2\pi kt}{NT}) + X_k^* \exp(-j\frac{2\pi kt}{NT})] \quad , 0 \leq t \leq NT \quad (2-3)$$

در رابطه (۲-۳) داریم :

$$X_k = \sum_{n=0}^{N-1} x_n \cdot \exp\left(\frac{-j2\pi nk}{N}\right), k = 0, 1, \dots, N-1 \quad (۳-۳)$$

لازم به ذکر است که رابطه (۳-۳) در حقیقت همان تبدیل گسسته فوریه (DFT) اعمالی به $x(nT)$ می باشد و علامت (*) در رابطه (۲-۳) نشاندهنده مزدوج مختلط است. با توجه به اینکه در سیگنال حقیقی بدون مؤلفه های موهومی، ضرائب $X_{N/2+1}, \dots, X_{N-1}$ به ترتیب برابر با مزدوج مختلط $X_{N/2-1}, \dots, X_1$ خواهند بود. در رابطه (۲-۳) فرض دیگری نیز شده است و آن $X_{N/2} = 0$ می باشد. دلیل این امر بر اساس تئوری نمونه برداری است که تنها به انرژی سیگنالهایی اجازه می دهد که کمتر از $1/2T$ باشند. اگر چه این فرض، موجب تغییرات اندکی در شکل موج بدست آمده خواهد شد ولی به دلیل اینکه پاسخ اپراتور شیفیت، حقیقی باشد، این شرط لازم خواهد بود. نکته کلیدی دیگر این است که چون $\hat{x}(t)$ تابع پیوسته ای از متغیر پیوسته t است، تکنیکهای مربوط به توابع پیوسته از قبیل مشتقگیری نسبت به زمان به استفاده از ضرائب X_k خواهد انجامید. استفاده از DFT در تنظیم شکل موجها مؤثر است و دلیل آن در پیاده سازی شیفیت زمانی پیوسته (کسری از فواصل نمونه برداری) با استفاده از رابطه (۴-۳) خواهد بود که به اپراتور چرخشی در حوزه فرکانس تبدیل می شود.

$$X_{k,\Phi} = X_k * \exp\left(\frac{j2\pi k\Phi}{N}\right) \quad (۴-۳)$$

در رابطه فوق، $X_{k,\Phi}$ تبدیل فوریه گسسته $x((n+\Phi)T)$ و Φ مقدار شیفیت زمانی است. مزیت دیگر استفاده از DFT آن است که می توان رابطه (۲-۳) را به سرعت توسط الگوریتم FFT [۴۲] محاسبه کرد. در مقاصد از قبیل نشان دادن شکل موج نیز می توان درونیایی از شکل موج x_n را با استفاده از الگوریتم FFT و تبدیل معکوس از نسخه طولانی تری از X_k که به صورت مناسبی به آن صفر اضافه شده است^{۲۳} بدست آورد. در تئوری یک شکل موج نمی تواند از دو لحاظ زمانی و فرکانسی به صورت محدود باشد و در نتیجه اگرچه $\hat{x}(t)$ مقادیر نمونه های $x(nT)$ را به صورت دقیق، درونیایی می کند، تنها مقادیر $x(t)$ را تخمین می زند. همچنین به دلیل اینکه $\hat{x}(t)$ تابعی تناوبی است، و رابطه (۳-۴) نیز یک تأخیر چرخشی است، تنها می تواند مقادیر $x(t)$ را در بازه $[0, N.T]$ تقریب بزند. با وجود این، باند فرکانس را می توان بوسیله فیلتر آنتی الیاسینگ^{۲۴} محدود نموده و با انتخاب مقادیر به اندازه کافی زیاد N که شامل بیشتر قسمتهای شکل موج و بالای سطح نویز باشد، خطای تقریب را کاهش داد. با توجه به نکات گفته شده از این به بعد، تمایزی بین $x(t)$ و $\hat{x}(t)$ قائل نخواهیم بود و بر اساس مطالب ذکر شده به ارائه الگوریتمی در تنظیم شکل موج با رزولوشن بهتری نسبت به فاصله نمونه برداری می پردازیم.

۲-۲-۲-۳ الگوریتم تنظیم شکل موجها

می توان دو شکل موج را با استفاده از DFT و رزولوشن بهتری نسبت به فاصله نمونه برداری نسبت به هم تنظیم نمود. مرتب سازی برای بهینه کردن مربع خطای حاصل بین دو شکل موج

^{۲۳} Zero Padding

^{۲۴} Anti-Aliasing Filter

$x(t)$ و $s(t)$ با استفاده از آفست Φ صورت می گیرد که خطای تنظیم^{۲۰} موجود در رابطه (۵-۳) را مینیمم خواهد کرد. لازم به ذکر است، پارامتر آفست Φ همبستگی متقابل بین شکل موجهای $s(t)$ و $x(t + \Phi.T)$ را ماکزیمم می کند.

$$e^2 = \sum_{n=0}^{N-1} [x((n + \Phi)T) - s(nT)]^2 \quad (۵-۳)$$

در رابطه فوق، N تعداد نمونه های شکل موج زمان گسسته است. خطای موجود در رابطه (۵-۳)، با استفاده از قانون پارسوال در حوزه فرکانس بر اساس رابطه (۶-۳) بدست می آید.

$$e^2 = \frac{1}{N} |X_0 - S_0|^2 + \frac{2}{N} \sum_{k=1}^{N/2-1} |X_{k,\Phi} - S_k|^2 \quad (۶-۳)$$

در رابطه فوق، S_k تبدیل فوریه گسسته $s(nT)$ ، $X_{k,\Phi}$ بر اساس رابطه (۴-۳) و با توجه به این نکته که هر دو شکل موج $s(t)$ و $x(t)$ بدون مؤلفه های موهومی هستند، بدست می آید. رابطه (۶-۳) را می توان با استفاده از روش نیوتن [۶] مینیمم کرد. این روش به صورت تکراری بوده و توسط روابط (۷-۳)، (۸-۳)، (۹-۳)، (۱۰-۳) و (۱۱-۳) بدست می آید.

$$\Phi^{(p+1)} = \Phi^{(p)} + \bar{u}^{(p)} \quad (۷-۳)$$

$$\bar{u}^{(p)} = \begin{cases} u^{(p)} & \text{if } |u^{(p)}| < 0.5 \text{ and } \left. \frac{d^2 e^2}{d\Phi^2} \right|_{\Phi^{(p)}} > 0 \\ -0.05 * \text{sign} \left(\left. \frac{de^2}{d\Phi} \right|_{\Phi^{(p)}} \right) & \text{Otherwise} \end{cases} \quad (۸-۳)$$

$$u^{(p)} = \frac{-\left. \frac{de^2}{d\Phi} \right|_{\Phi^{(p)}}}{-\left. \frac{d^2 e^2}{d\Phi^2} \right|_{\Phi^{(p)}}} \quad (۹-۳)$$

در روابط فوق، (p) نشاندهنده شماره تکرار است. با اطمینان حاصل کردن از اینکه قدم (\bar{u}) همواره در جهت گرادیان منفی بوده و محدود نمودن مقدار قدم به نصف فاصله نمونه برداری، رابطه (۸-۳) رسیدن به نزدیکترین مینیمم محلی^{۲۱} را تضمین می کند. مشتقات مورد نیاز در روابط مذکور با مشتقگیری از رابطه (۶-۲) بدست آمده و به صورت زیر خواهد بود:

$$\frac{de^2}{d\Phi} = \frac{4}{N} \sum_{k=1}^{N/2-1} \left(\frac{2\pi k}{N} \right) \text{Im}\{X_{k,\Phi} S_k^*\} \quad (۱۰-۳)$$

$$\frac{d^2 e^2}{d\Phi^2} = \frac{4}{N} \sum_{k=1}^{N/2-1} \left(\frac{2\pi k}{N} \right)^2 \text{Re}\{X_{k,\Phi} S_k^*\} \quad (۱۱-۳)$$

^{۲۰} Alignment Error

^{۲۱} Local Minimum

محدوده آفستهای اولیه که الگوریتم با استفاده از آنها به مینیمم عمومی^{۲۷} همگرا می شود در قله های تیز شکل موجها واقعی است. رزولوشن قابل دسترسی به نسبت سیگنال به نویز بستگی داشته و تکرار تا زمانی ادامه می یابد که میزان قدم به حد مطلوب رسیده باشد. می توان بررسی کرد [۳۲] برای نویز پایین گذر ایده آل، مقدار رزولوشن قابل دسترسی برابر با $\sigma/\beta\sqrt{E}$ بوده که در این رابطه، σ مقدار rms دامنه نویز، E انرژی موجک مورد بررسی و β مقدار rms نرمالیزه شده پهنای باند موجک مذکور؛ که به طور معمول در موجکها با قله های تیز بین ۰/۴ و ۰/۹ قرار دارد؛ می باشد. پایان تکرار در الگوریتم زمانی خواهد بود که پس از محاسبه $X_{k,\Phi^{(p+1)}}$ ، شرط $|u^{(p)}| < \sigma/\sqrt{E}$ برقرار باشد. لازم به ذکر است اگر دو موجک به نحوی تنظیم شده باشند که قله های آنها در نمونه های مشابه زمانی قرار داشته باشند، همرسی به $|u| < 0.05$ از فاصله نمونه برداری به تنها دو تکرار نیازمند است. لازم به ذکر است که پس از بیان بخش ۳-۲-۲-۳ بررسی صحت این الگوریتمها و مثال تکمیل کننده مورد بررسی قرار خواهد گرفت.

۳-۲-۲-۳ تنظیم نقاط ویژه شکل موجها

نقاط ویژه شکل موج از قبیل قله ها و نقاط عبور از یک آستانه به خصوص را نیز می توان برای تنظیم شکل موج مورد استفاده قرار دارد. مکانهای دقیق بسیاری از نقاط ویژه شکل موج که شامل مرکز ثقل، نقاط عبور از صفر و یا هر آستانه به خصوص، یک قله و یا نقطه عطف^{۲۸} - در حالت عمومی زمانهایی که در آنها شکل موج یا یکی از مشتقات و یا انتگرال آن دارای مقدار خاصی باشد- با استفاده از روش نیوتن در حوزه فرکانس (DFT) با رزولوشن بالایی قابل محاسبه است [۳۲]. لازم به ذکر است که این نقاط، اکثرا در فواصل بین نمونه های گسسته واقع بوده و بر اساس نمونه برداری اکنون مشخص نیستند. در ابتدا فرض کنید که می خواهیم یک ریشه از مشتق m ام تابع $x(t)$ را بیابیم. مقدار مشتق محاسبه شده در زمان $t = \Phi.T$ را می توان در حوزه فرکانس به صورت رابطه (۳-۱۲) بیان کرد.

$$\frac{d^m x}{d\Phi^m} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^{N/2-1} \left[\left(\frac{j2\pi k}{N} \right)^m . X_{k,\Phi} + \left(\frac{-j2\pi k}{N} \right)^m . X_{k,\Phi}^* \right] \quad (۳-۱۲)$$

جواب این مسأله با استفاده از روش نیوتن به صورت پروسه تکراری (۳-۱۳) خواهد بود.

$$\Phi^{(p+1)} = \Phi^{(p)} - \frac{\left. \frac{d^m x}{d\Phi^m} \right|_{\Phi^{(p)}}}{\left. \frac{d^{m-1} x}{d\Phi^{m-1}} \right|_{\Phi^{(p)}}} \quad (۳-۱۳)$$

^{۲۷} Global Minimum

^{۲۸} Point of Inflection

برای اطمینان از همگرایی پاسخ ، می توان نقطه آغاز $\Phi^{(0)}$ را از نقاط نمونه برداری شده انتخاب نمود . به عنوان مثال ، برای یافتن ماکزیمم تابع مفروض ، می توان نمونه گسسته ماکزیمم را به عنوان نقطه شروع اولیه در تکرارها در نظر گرفت . در فصل بعد نشان خواهیم داد که یک روش برای قطع تکرارها و رسیدن به جواب ، در حالتی که مقدار ماکزیمم مورد نظر باشد ، زمانی است که اندازه قدم کمتر از $\sigma/2A$ باشد که σ مقدار rms دامنه نویز و A اندازه پیک سیگنال است . جالب است که بدانیم مسأله یافتن ریشه یکی از مشتقات ، مشابه یافتن بهترین ترتیب ارائه شده در رابطه (۳-۱۰) می باشد . اگر رابطه (۳-۱۲) را بازنویسی کنیم ، خواهیم داشت :

$$\frac{d^m x}{d\Phi^m} = -\frac{2}{N} \sum_{k=1}^{N/2-1} \left(\frac{2\pi k}{N} \right) \text{Im} \left\{ X_{k,\Phi} \left(\frac{j2\pi k}{N} \right)^{m-1} \right\} \quad (۳-۱۴)$$

با مقایسه روابط (۳-۱۴) و (۳-۱۰) ، در می یابیم همچنین که Φ پاسخی برای $\frac{d^m x}{d\Phi^m} = 0$ می باشد ، مینیمم کننده مربع خطا در تنظیم شکل موج $x(t + \Phi.T)$ و سیگنالی است که تبدیل گسسته آن به صورت رابطه (۳-۱۵) باشد .

$$S_k = \left(\frac{-j2\pi k}{N} \right)^{m-1} \quad (۳-۱۵)$$

این سیگنال دارای ویژگی بخصوصی است . آن ، هسته اصلی^{۲۹} تفاضلگیر درجه $m-1$ و N نقطه ای است [۳۲] . بنابراین ، یافتن قله موجک مشابه تنظیم موجک با اسپایک واحد معرفی شده در رابطه (۳-۱۶) می باشد .

$$s_n = \begin{cases} 1 & n = 0 \\ 0 & n = 1, \dots, N-1 \end{cases} \quad (۳-۱۶)$$

اکنون فرض کنید در حالت کلی می خواهیم پاسخ معادله $x^m(\Phi) = a$ را بیابیم . در این رابطه ، m می تواند مثبت ، منفی یا صفر باشد و بر این اساس نشاندهنده رابطه (۳-۱۷) می باشد .

$$x^{(m)}(\Phi) = \begin{cases} \frac{d^m x}{d\Phi^m} \Big|_{\Phi} & m > 0 \\ x(\Phi) & m = 0 \\ \int_{\Phi|m|}^{\Phi} \cdots \int_{\Phi_2 \Phi_1}^{r_2} x(\tau_1) d\tau_1 d\tau_2 \cdots d\tau_{|m|} & m < 0 \end{cases} \quad (۳-۱۷)$$

در ادامه این بخش برای سهولت بیشتر ، پریود نمونه برداری T برابر با ۱ خواهد بود و در غیر اینصورت مقدار آن ذکر می شود . برای حل مسأله ارائه شده ، روش نیوتن تکرارهای رابطه (۳-۱۸) را معرفی می کند .

^{۲۹} Kernel

$$\Phi^{(p+1)} = \Phi^{(p)} + \frac{a - x^{(m)}(\Phi^{(p)})}{x^{(m-1)}(\Phi^{(p)})} \quad (18-3)$$

محاسبه انتگرالها بر اساس مقدار ثابت و کران پایین آنها، پیچیده به نظر می رسد، ولی مشتقات و انتگرالها به صورت رابطه (19-3) هم می تواند نوشته شود.

$$x^{(m)}(\Phi) = \begin{cases} D_m(\Phi) & m > 0 \\ D_0(\Phi) + \frac{X_0}{N} & m = 0 \\ D_m(\Phi) + \frac{X_0}{N} I_1 - \sum_{i=1}^{|m|} D_{-i}(\Phi_i) I_{i+1} & m < 0 \end{cases} \quad (19-3)$$

پارامترهای به کار رفته در رابطه (19-3) در روابط (20-3) و (21-3) موجود است.

$$D_m(\Phi) \equiv \frac{1}{N} \sum_{k=1}^{N/2-1} \left[\left(\frac{j2\pi k}{N} \right)^m \cdot X_{k,\Phi} + \left(\frac{-j2\pi k}{N} \right)^m \cdot X_{k,\Phi}^* \right] \quad (20-3)$$

$$I_i = \begin{cases} \int_{\Phi_{|m|}}^{\Phi} \cdots \int_{\Phi_i}^{\tau_i+1} d\tau_i \cdots d\tau_{|m|} & i \leq |m| \\ 1 & i = |m| + 1 \end{cases} \quad (21-3)$$

اکنون، با تعریف تبدیل فوریه گسسته کانونی شده (CRDFT)^{۳۰} از الگوریتمهای مطرح شده استفاده می کنیم. بدین منظور، در ابتدا با استفاده از الگوریتم یافتن مقدار حقیقی پیک، آنرا یافته و شکل موج را به نحوی شیفیت می دهیم که مقدار پیک در نمونه اول قرار گیرد. با این کار روش مناسبی برای مقایسه شکل موجها حاصل خواهد شد. برای همگرا شدن الگوریتم، کافی است که نقطه شروع را مقدار پیک نمونه های گسسته در نظر گرفت. با توجه به توضیحات گفته شده، وقت آن است که صحت الگوریتمهای ارائه شده را مورد بررسی قرار دهیم. بر این اساس در ابتدا مقایسه ای بین روشهای تنظیم شکل موجها از لحاظ تئوری انجام داده و سپس مثالی تکمیلی ارائه خواهیم داد. این مقایسه، بین معیارهای ماکزیمم همبستگی (MC)^{۳۱}، پیک در پیک (PP)^{۳۲} و آستانه در آستانه (TT)^{۳۳}، خطای آفست و واریانس خطا می باشد. لازم به ذکر است که در هر مورد، ابتدا جزئیات روش، مورد بررسی قرار گرفته و سپس مقایسه صورت می گیرد.

^{۳۰} Canonical Registration Discrete Fourier Transform

^{۳۱} Maximum Correlation

^{۳۲} Peak-to-Peak

^{۳۳} Threshold-to-Threshold

۳-۲-۲-۴ صحت الگوریتمهای تنظیم کننده شکل موجها^{۳۴}

در این بخش ، صحت سه معیار تنظیم شکل موجها ، یعنی MC ، PP و TT مورد بررسی قرار می گیرد . بر این اساس ، صحت معیارها در تنظیم یک نسخه همراه با نویز موجک با یک الگوی بدون نویز شرح داده می شود . دو اندازه گیری متفاوت از صحت مورد بررسی قرار می گیرد که شامل واریانس خطای آفست^{۳۵} و مقدار خطای عدم تطابق^{۳۶} مورد نظر می باشد . آنالیز درمورد سیگنال با مقدار SNR بالا بوده و در انتهای این بخش ، نتایج برای یافتن قانون پایان الگوریتم در روشهای تنظیم بر اساس ماکزیم همبستگی و یافتن پیک ارائه می شود و در نهایت صحت و کارایی محاسباتی^{۳۷} سه معیار بررسی خواهد شد .

فرض کنید $x(t) = s(t) + n(t)$ ، سیگنال مشاهده شده شامل یک موجک معین^{۳۸} $s(t)$ و نویز زمینه $n(t)$ باشد . با فرض اینکه $s(t)$ به بازه فرکانسی $[-\pi, +\pi]$ محدود باشد (پریود نمونه برداری برای سهولت کار ، مقدار واحد دارد) ، اگر چه پارامتر زمان (t) برخی از اوقات اجازه می یابد که در محدوده کل اعداد حقیقی تغییر کند ولیکن برای مقاصد عملی ، به بازه $[-L/2, L/2]$ محدود شده است . در تمامی این بخش ، $s(t)$ تابعی پیوسته خواهد بود و از خطای حاصل از تقریب صورت گرفته بوسیله DFT صرف نظر می شود . بدین ترتیب ، A مقدار پیک موجک ، $S(w)$ تبدیل فوریه موجک ، $E = \int_{-\infty}^{+\infty} s^2(t)dt$ مقدار انرژی آن و

$$\beta_s = \sqrt{\frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{+\pi} w^2 |S(w)|^2 dw} / E$$

مقدار β_s نرمالیزه شده پهنای باند موجک $s(t)$ خواهد بود .

نویز $n(t)$ یک فرایند ایستا ، گوسی و با میانگین صفر در نظر گرفته شده است که تابع

$$R(\tau) \equiv E\{n(t)n(t+\tau)\}$$

و چگالی طیف توان آن ، $S_n(w) \equiv \int_{-\infty}^{+\infty} R(\tau)e^{-jw\tau}d\tau$ ، خودهمبستگی آن

مقدار rms دامنه برابر با $\sigma = \sqrt{E\{n^2(t)\}} < \sqrt{E}$ می باشد . از این به بعد فرض می کنیم که سیگنال $x(t)$ از فیلتر آنتی الیاسینگ عبور کرده است و در نتیجه $n(t)$ به بازه فرکانسی $[-\pi, +\pi]$

$$\beta_n = \sqrt{\frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{+\pi} w^2 S_n(w)dw} / \sigma^2$$

مقدار β_n نرمالیزه شده پهنای باند rms محدود بوده و دارای مقدار

می باشد . چون $n(t)$ فرایند گوسی با باند فرکانسی محدود است ، تمامی مشتقات آن و با هر درجه ای موجود بوده و فرایندی گوسی با باند فرکانسی محدود می باشد [۴۳] . در فرمولهایی که شامل n و مشتقات آن است ، استفاده از $N(w)$ یعنی تبدیل فوریه $n(t)$ مفید خواهد بود . این در حالی است که $N(w)$ واقعا موجود نیست و دلیل آن نامحدود بودن انرژی $n(t)$ است ، ولی

^{۳۴} Alignment Accuracy

^{۳۵} Variance of the Offset Error

^{۳۶} Mismatch Error

^{۳۷} Computational Efficiency

^{۳۸} Deterministic

می توان آنرا به صورت یک متغیر تصادفی با میانگین صفر و تابع خودهمبستگی موجود در رابطه (۲۲-۳) در نظر گرفت.

$$E\{N(w_1)N^*(w_2)\} = 2\pi S(w_1)\delta(w_1 - w_2) \quad (22-3)$$

در رابطه فوق، δ تابع دیراک دلتا^{۳۹} می باشد. به عنوان مثال برای محاسبه $E\{n'(t_1)n'(t_2)\}$ می توان از $N(w)$ به جای $n'(t)$ استفاده نمود. این جایگزینی در رابطه (۲۳-۳) موجود است.

$$n'(t) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{+\pi} jwN(w)e^{jw t} dw \quad (23-3)$$

با استفاده از رابطه (۲۳-۳) می توان عبارت مذکور را به صورت زیر محاسبه کرد:

$$E\{n'(t_1)n'(t_2)\} = \frac{1}{4\pi^2} \int_{-\pi}^{\pi} \int_{-\pi}^{\pi} w^2 E\{N(w_1)N^*(w_2)\} e^{j(w_1 t_1 - w_2 t_2)} dw_1 dw_2 = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} w^2 S_n(w) e^{jw(t_1 - t_2)} dw \quad (24-3)$$

در الگوریتمهای بعدی، معیار تنظیم شکل موجها برابر با تخمین τ در مورد زمان وقوع موجک (زمانی که قله $s(t)$ در معیارهای PP و MC و یا اولین زمانی که $s(t)$ به آستانه $s = a$ در معیار TT برسد) خواهد بود. مبدأ زمان و زمان وقوع موجک بر هم منطبق هستند و در نتیجه خطای آفست با τ برابر می باشد. مقدار واریانس خطای آفست با محاسبه $Var(\tau)$ و مقدار خطای عدم تطابق مورد انتظار نیز بر اساس رابطه (۲۵-۳) بدست می آید.

$$Ee^2(\tau) = E\left\{ \int_{-L/2}^{L/2} [x(t) - s(t - \tau)]^2 dt \right\} \quad (25-3)$$

۱-۴-۲-۲-۳ خطای آفست در تنظیم پیک در پیک

در معیار PP ، مکان قله موجک مورد مشاهده $x(t)$ به عنوان تخمینی از زمان وقوع آن محسوب می شود. پارامتر آفست (τ_{pp}) ، بر اساس رابطه (۲۶-۳) معرفی می شود.

$$x'(\tau_{pp}) = s'(\tau_{pp}) + n'(\tau_{pp}) = 0 \quad (26-3)$$

^{۳۹} Dirac Delta Function

بر این اساس ، مبدأ زمانی بر قله موجک $s(t)$ منطبق می باشد . چون مقدار نویز ناچیز است ، در نزدیکی زمان $t = 0$ قرار گرفته و قسمت سمت چپ رابطه (۲۶-۳) در $t = 0$ به صورت زیر بسط داده می شود و تنها اولین بخش غیر صفر آن ، در نظر گرفته می شود .

$$\tau_{pp}s''(0) + n'(0) = 0 \quad (۲۷-۳)$$

بر این اساس ، تقریب پارامتر مورد نظر به صورت زیر خواهد بود^{۴۰} .

$$\tau_{pp} = -\frac{n'(0)}{s''(0)} \quad (۲۸-۳)$$

بنابراین ، بر اساس فرضیاتی که در مورد نویز اعمال کرده ایم ، پارامتر τ_{pp} یک متغیر تصادفی با توزیع نرمال و میانگین صفر خواهد بود . واریانس آن نیز با استفاده از رابطه (۲۵-۳) بدست می آید و به صورت زیر خواهد بود .

$$Var(\tau_{pp}) = \frac{E\{n'(0)\}^2}{(s''(0))^2} = \frac{\beta_n^2 \cdot \sigma^2}{(s''(0))^2} = \frac{\beta_n^2 \cdot \sigma^2}{\gamma_s^2 \cdot A^2} \quad (۲۹-۳)$$

در رابطه فوق ، $\gamma_s = -s''(0)/A$ مقدار خمیدگی^{۴۱} قله موجک می باشد .

۲-۲-۲-۴-۲ خطای آفست در تنظیم آستانه بر آستانه

در معیار TT ، زمانی که در آن موجک مورد مشاهده $x(t)$ از مقدار آستانه a عبور می کند را به عنوان تخمینی از زمان وقوع موجک در نظر می گیرد . پارامتر آفست (τ_{TT}) بر اساس رابطه (۳۰-۳) بدست می آید .

$$x(\tau_{TT}) = x(\tau_{TT}) + n(\tau_{TT}) = a \quad (۳۰-۳)$$

مبدأ زمانی به نحوی در نظر گرفته شده است که $s(0) = a$ باشد . با بسط رابطه فوق در $t = 0$ داریم :

$$s(0) + \tau_{TT}s'(0) + n(0) = a \quad (۳۱-۳)$$

^{۴۰} در توضیح مربوط به اینکه از رابطه (۲۶-۳) چگونه می توان رابطه (۲۷-۳) را نتیجه گرفت باید گفت همانگونه که داریم $x(t) = s(t) + n(t)$ ، با مشتقگیری از آن داریم $x'(t) = s'(t) + n'(t)$ ، حال بسط تیلور $s'(t)$ را بر اساس دو جمله اول آن می نویسم . پس داریم $s'(t) = s'(0) + ts''(0) + \dots$ ، حال با توجه به اینکه مبدأ زمان بر محل وقوع قله موجک منطبق است داریم $s'(0) = 0$ در نتیجه خواهیم داشت $x'(t) = ts''(0) + n'(t)$ ، حال مقدار آنرا در $t = t_{pp}$ بدست آورده و با توجه به این نکته که $x'(t_{pp}) = 0$ است ، داریم $t_{pp}s''(0) + n'(t_{pp}) = 0$ ، اکنون با استفاده از این مشخصه که نویز اعمالی به صورت تصادفی و ایستا است ، $n'(t) = n'(0)$ بوده و در نتیجه ، رابطه (۲۷-۳) و (۲۸-۳) بدست می آید . لازم به ذکر است که اثباتهای دیگر ذکر شده به صورت مشابه می تواند بررسی شود .

^{۴۱} Curvature

بر این اساس ، تقریب پارامتر مورد نظر به صورت زیر خواهد بود •

$$\tau_{TT} = -\frac{n(0)}{s'(0)} \quad (32-3)$$

با دلایل مشابه بخش (۱-۴-۲-۲-۳) خواهیم داشت پارامتر τ_{TT} متغیری تصادفی با توزیع نرمال و میانگین صفر خواهد بود و واریانس آن نیز با استفاده از رابطه (۳۳-۳) بدست می آید •

$$Var(\tau_{TT}) = \frac{\sigma^2}{(s'(0))^2} \quad (33-3)$$

بر اساس رابطه فوق مشخص است که مقدار صحت زمانی بیشتر خواهد شد که آستانه به نحوی انتخاب شود که شیب $s(t)$ در آن نقطه ماکزیم باشد •

۳-۴-۲-۲-۳ خطای آفت در تنظیم بیشترین همبستگی متقابل

تنظیم بوسیله معیار MC بر اساس همبستگی متقابل $(g(\tau))$ بین سیگنال مشاهده شده و موجک شناخته شده به صورت الگو است • این همبستگی بر اساس رابطه (۳۴-۳) تعریف می شود •

$$g(\tau) \equiv \int_{-\infty}^{+\infty} s(t)x(t+\tau)dt = h(\tau) + m(\tau) \quad (34-3)$$

توابع h و m ذکر شده در رابطه (۳۴-۳) در روابط (۳۵-۳) و (۳۶-۳) معرفی شده اند •

$$h(\tau) \equiv \int_{-\infty}^{+\infty} s(t)s(t+\tau)dt \quad (35-3)$$

$$m(\tau) \equiv \int_{-\infty}^{+\infty} s(t)n(t+\tau)dt \quad (36-3)$$

تخمین زمان وقوع در MC بر اساس تخمین پارامتر τ_{MC} به نحوی است که $g(\tau)$ را ماکزیم کند • در نتیجه خواهیم داشت :

$$g'(\tau_{MC}) = h'(\tau_{MC}) + m'(\tau_{MC}) = 0 \quad (37-3)$$

با بسط رابطه (۳۷-۳) در $t = 0$ و در نظر گرفتن اولین عبارت غیر صفر ، خواهیم داشت :

$$\tau_{MC}h''(0) + m'(0) = 0 \quad (38-3)$$

بر این اساس ، پارامتر مورد نظر بر اساس رابطه (۳۹-۳) بدست می آید .

$$\tau_{MC} = -\frac{m'(0)}{h''(0)} \quad (39-3)$$

با برهانی مشابه بخش (۱-۴-۲-۲-۳) ، پارامتر τ_{MC} دارای توزیع نرمال با میانگین صفر است . اکنون واریانس آنرا محاسبه می کنیم . با توجه به رابطه (۴۰-۳) مخرج کسر رابطه (۳۹-۳) ثابت می باشد .

$$h''(0) = \int_{-\infty}^{+\infty} s''(t)s(t)dt = -\frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} w^2 |S(w)|^2 dw = -\beta_s^2 E \quad (40-3)$$

صورت کسر رابطه (۳۹-۳) یک متغیر تصادفی است که واریانس آنرا می توان با استفاده از $N(w)$ به صورت زیر محاسبه کرد .

$$m'(\tau) = \int_{-\infty}^{+\infty} s(t)n'(t+\tau)dt = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} jw S^*(w)N(w)e^{jw\tau} dw \quad (41-3)$$

بنابراین ، امید ریاضی پارامتر بدست آمده در رابطه (۴۱-۳) به صورت زیر محاسبه می شود :

$$\begin{aligned} E\{m'(0)\}^2 &= \frac{1}{4\pi^2} \int_{-\pi}^{\pi} \int_{-\pi}^{\pi} w_1 w_2 S(w_1) S^*(w_2) E\{N(w_1)N^*(w_2)\} dw_1 dw_2 \\ &= \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} w^2 |S(w)|^2 S_n(w) dw = \beta_{sn}^2 \sigma^2 E \end{aligned} \quad (42-3)$$

در رابطه فوق ، β_{sn} مقدار rms نرمالیزه شده همبستگی متقابل پهنای باند سیگنال و نویز می باشد و در نهایت ، واریانس مورد نظر بر اساس رابطه (۴۳-۳) محاسبه می شود .

$$Var(\tau_{MC}) = \frac{\beta_{sn}^2 \sigma^2}{\beta_s^4 E} \quad (43-3)$$

۴-۴-۲-۲-۳ خطای عدم تطابق در تنظیم بیشترین همبستگی متقابل

این خطا که حاصل از تخمین زمان وقوع (τ) می باشد ، در رابطه (۲۵-۳) معرفی شده است . تنظیم بر اساس MC ، این خطا را مینیمم می کند . بنابراین ، خواهیم داشت :

$$\left. \frac{de^2}{d\tau} \right|_{\tau=\tau_{MC}} = 0 \quad (44-3)$$

با بسط درجه دو $e^2(\tau)$ در $\tau = \tau_{MC}$ خواهیم داشت :

$$e^2(\tau) = e^2(\tau_{MC}) + \frac{1}{2}(\tau - \tau_{MC})^2 \left. \frac{d^2 e^2}{d\tau^2} \right|_{\tau=\tau_{MC}} \quad (45-3)$$

به دلیل اینکه τ_{MC} نزدیک صفر است ، داریم :

$$\left. \frac{d^2 e^2}{d\tau^2} \right|_{\tau=\tau_{MC}} \approx \left. \frac{d^2 e^2}{d\tau^2} \right|_{\tau=0} = -2 \int_{-\infty}^{\infty} x(t)s''(t)dt \approx -2 \int_{-\infty}^{\infty} s(t)s''(t)dt = 2\beta_s^2 E \quad (46-3)$$

حال با ترکیب روابط (45-3) و (46-3) و با توجه به این نکته که مقدار نویز نسبت به سیگنال ناچیز است ، رابطه (47-3) به صورت زیر خواهد بود .

$$e^2(\tau_{MC}) = e^2(0) - \tau_{MC}^2 \beta_s^2 E \quad (47-3)$$

اکنون ، امید ریاضی مورد نظر بر اساس رابطه (48-3) بدست می آید .

$$E\{e^2(\tau_{MC})\} = \int_{-L/2}^{L/2} E\{n(t)\}^2 dt - Var(\tau_{MC})\beta_s^2 E = \left(L - \frac{\beta_{sn}^2}{\beta_s^2} \right) \sigma^2 \quad (48-3)$$

بنابراین خطای عدم تطابق موجود در رابطه (48-3) ، شامل دو بخش است . بخش نخست ، مجموع واریانس نویز در فواصل نمونه برداری است و حتی در صورت دانستن مکان دقیق موجکها کاهش نمی یابد . بخش دوم ، یک همبستگی منفی و کوچکی است که مستقل از مقدار SNR می باشد و بر این اساس ، خطای حاصل از خطای مربوط به تنظیم دقیق شکل موجها اندکی کمتر خواهد بود و دلیل آن ، ارتباط بین نویز و سیگنال می باشد .

۳-۲-۲-۴-۵ خطای عدم تطابق در تنظیم پیک در پیک

با جایگزین کردن پارامتر τ_{PP} در رابطه (45-3) خواهیم داشت :

$$e^2(\tau_{PP}) = e^2(\tau_{MC}) + \frac{1}{2}(\tau_{PP} - \tau_{MC})^2 \left. \frac{d^2 e^2}{d\tau^2} \right|_{\tau=\tau_{MC}} \quad (49-3)$$

با اعمال امید ریاضی به رابطه فوق ، خواهیم داشت :

$$E\{e^2(\tau_{PP})\} = \sigma^2 L + (Var(\tau_{PP}) - 2E\{\tau_{PP}\tau_{MC}\})\beta_s^2 E \quad (50-3)$$

برای محاسبه رابطه (50-3) ، کافی است که $E(\tau_{PP}\tau_{MC})$ را از رابطه (51-3) جایگزین کنیم .

$$E(\tau_{PP}\tau_{MC}) = \frac{\int_{-\infty}^{+\infty} s(t)E\{n'(0)n'(t)\}dt}{\beta_s^2 E\gamma_s A} \quad (51-3)$$

صورت کسر رابطه (51-3) بر اساس رابطه (52-3) بدست می آید.

$$\int_{-\infty}^{+\infty} s(t) \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} w^2 S_n(w) \exp(-jwt) dw dt = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} w^2 S_n(w) S(w) dw \quad (52-3)$$

با جایگزینی روابط (52-3) و (51-3) در رابطه (50-3)، مقدار خطا به صورت زیر بدست می آید.

$$E\{e^2(\tau_{PP})\} = \left(L + \frac{\beta_n^2 \beta_s^2 E}{\gamma_s^2 A^2} - \frac{2\gamma_{sn}}{\gamma_s} \right) \sigma^2 \quad (53-3)$$

در رابطه بالا، $\gamma_{sn} \equiv \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} w^2 S_n(w) S(w) dw / A \sigma^2$ تعریف می شود و همانگونه که مشخص است، خطای عدم تطابق به فاکتور $L \sigma^2$ نیز وابسته است.

۳-۲-۲-۴-۶ خطای عدم تطابق در تنظیم آستانه بر آستانه

در این مورد، خطای عدم تطابق به صورت زیر خواهد بود:

$$E\{e^2(\tau_{TT})\} = \sigma^2 L + (Var(\tau_{TT}) - 2E\{\tau_{TT}\tau_{MC}\})\beta_s^2 E \quad (54-3)$$

امید ریاضی $(E\{\tau_{TT}\tau_{MC}\})$ مورد نیاز با استفاده از رابطه (55-3) بدست می آید.

$$E\{\tau_{TT}\tau_{MC}\} = \frac{\int_{-\infty}^{+\infty} s(t)E\{n(0)n'(t)\}dt}{\beta_s^2 E s'(0)} \quad (55-3)$$

در نهایت، این خطا در رابطه (56-3) موجود می باشد.

$$E\{e^2(\tau_{TT})\} = \left(L + \frac{\beta_n^2 \beta_s^2 E}{\gamma_s^2 A^2} - \frac{2A\delta_{sn}}{s'(0)} \right) \sigma^2 \quad (56-3)$$

در رابطه بالا داریم: $\delta_{sn} \equiv -\frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} jw S_n(w) S(w) dw / A \sigma^2$

حال با توجه به اینکه مقدار خطای آفت، واریانس خطای آفت و خطای عدم تطابق مورد انتظار محاسبه شده است، نتایج حاصل در جدول (۲-۳) به صورت خلاصه، موجود است.

جدول (۲-۳): مقادیر خطای آفست، واریانس و خطای عدم تطابق در معیارهای MC ، PP و TT ، [۳۲]

| خطای عدم تطابق | واریانس خطای آفست | خطای آفست | معیار تنظیم |
|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------|---------------------------------------------------------|------------------------------------------------------------|---------------------------|
| $\left(L - \frac{\beta_{sn}^2}{\beta_s^2}\right) \cdot \sigma^2$ | $\frac{\beta_{sn}^2}{\beta_s^4} \frac{\sigma^2}{E}$ | $\frac{\int_{-\infty}^{+\infty} s(t)n'(t)dt}{\beta_s^2 E}$ | ماکزیم همبستگی (MC) |
| $\left(L + \frac{\beta_n^2 \beta_s^2 E}{\gamma_s^2 A^2} - \frac{2\gamma_{sn}}{\gamma_s}\right) \cdot \sigma^2$ | $\frac{\beta_n^2 \cdot \sigma^2}{\gamma_s^2 \cdot A^2}$ | $\frac{n'(t_p)}{\gamma_s A}$ | پیک در پیک (PP) |
| $\left(L + \frac{\beta_n^2 \beta_s^2 E}{\gamma_s^2 A^2} - \frac{2A\delta_{sn}}{s'(0)}\right) \cdot \sigma^2$ | $\frac{\sigma^2}{(s'(t_a))^2}$ | $-\frac{n(t_a)}{s'(t_a)}$ | آستانه بر آستانه (TT) |

تعاریف پارامترهای به کار رفته :

t شماره نمونه پس از نمونه برداری، t_p زمان وقوع قله $s(t)$ ، t_a زمان عبور $s(t)$ از آستانه

$s = a$ ، $S(w)$ تبدیل فوریه $s(t)$ و $S_n(w)$ چگالی طیف فرکانسی $n(t)$ می باشد.

$$A = s(t_p) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} S(w) e^{jw t_p} dw$$

$$E = \int_{-\infty}^{+\infty} s^2(t) dt = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} |S(w)|^2 dw$$

$$\sigma^2 = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} S_n(w) dw$$

$$\beta_s^2 = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{+\pi} w^2 |S(w)|^2 dw / E$$

$$\beta_n^2 = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{+\pi} w^2 S_n(w) dw / \sigma^2$$

$$\beta_{sn}^2 = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} w^2 |S(w)|^2 S_n(w) dw / E \sigma^2$$

$$\gamma_s = -s''(t_p) / A = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} w^2 S(w) e^{jw t_p} dw / A$$

$$\gamma_{sn} = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} w^2 S(w) e^{jw t_p} S_n(w) dw / A \sigma^2$$

$$\delta_{sn} = -\frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} jw S(w) e^{jw t_a} S_n(w) dw / A \sigma^2$$

۳-۲-۲-۴ قوانین اتمام عملیات تطابق

نتایج بدست آمده در بخشهای قبل ، می تواند به عنوان قوانین اتمام الگوریتم تطابق و یافتن قله شکل موجها به کار گرفته شود . برای بدست آوردن قانون مورد نظر ، فرض کنید که τ_0 زمان حقیقی وقوع شکل موج ، $\hat{\tau}$ مقادیر تخمین یافته از τ_0 با استفاده از معیارهای MC و PP باشد . در الگوریتم پیاده سازی شده ، مقادیر $\hat{\tau}_i$ به صورت تکراری بدست می آید و هدف ما همگرایی الگوریتم به $\hat{\tau}$ می باشد . این تکرارها تا زمانی باید ادامه یابد که شرط $|\hat{\tau}_i - \hat{\tau}| < \sigma_0$ صدق کند و این درحالی است که $\sigma_0^2 \equiv Var(\hat{\tau} - \tau_0)$ مقدار واریانس خطای آفست بوده و از جدول (۲-۳) انتخاب می شود . بر اساس همگرایی درجه ۲ در روش نیوتن ، می توان فرض کرد که شرط $|\hat{\tau}_{i+1} - \hat{\tau}| < |\hat{\tau}_i - \hat{\tau}|$ صدق می کند . با استفاده از مقادیر جدول (۲-۳) که در بدترین شرایط بدست آمده اند [۳۲] ، شرطهای مورد نیاز در اتمام الگوریتم به شرح زیر است :

در معیار MC شرط $|\hat{\tau}_i - \hat{\tau}_{i-1}| < 0.94\sigma/\sqrt{E}$ و در روش یافتن پیک شکل موج شرط $|\hat{\tau}_i - \hat{\tau}_{i-1}| < 0.85\sigma/A$ به عنوان شرط پایان یافتن الگوریتم ، استفاده می شود .

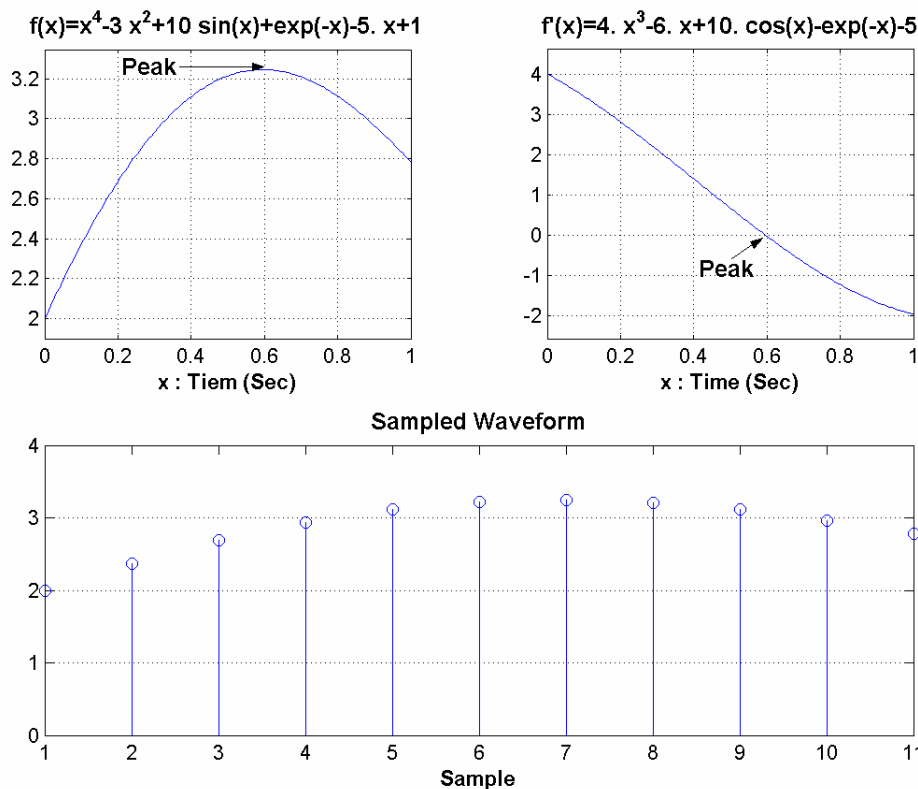
۳-۲-۲-۸ مقایسه معیارهای تنظیم شکل موجها

برای مقایسه کمی معیارهای مورد بررسی ، لازم است که الگوریتم تطابق الگوی فرکانسی معرفی شود و در حین این عملیات ، صحت آنها مورد بررسی قرار گیرد . لذا در اینجا مقایسه هایی از دیدگاه حجم عملیات محاسباتی انجام گرفته و دلایل استفاده از معیار PP نسبت به TT ارائه می شود .

از دیدگاه حجم عملیات محاسباتی ، معیارهای PP و TT دارای کارایی بیشتری نسبت به معیار MC می باشند . دلیل این امر نیز بدین صورت است که مکان قله و یا عبور از آستانه به خصوص ، در زمان تشخیص اسپایک قابل محاسبه بوده و شکل موج را می توان بر اساس مکان بدست آمده ، شیفته داد . بر این اساس ، اسپایک حاصل ، بدون نیاز به هرگونه الگوریتم تنظیم دیگر با اسپایکهای (تنظیم شده) قابل مقایسه خواهند بود . این در حالی است که در استفاده از معیار MC یک مسأله تنظیم کمترین مربع خطا در هر مقایسه باید مورد بررسی قرار گیرد و در نتیجه ، عملیات محاسباتی بسیار بیشتری مورد نیاز است .

نکته دیگری که باید ذکر شود این است که علی رغم صحت بیشتر معیار TT نسبت به PP بر اساس نویز گوسی اضافه شده در بسیار از اوقات ، دلیل خوبی وجود دارد که از استفاده از این معیار بپرهیزیم . این نکته به علت وجود منبع دیگر نویز است که به آن ، تداخل اسپایکهای نزدیک گفته می شود . بسیاری از اسپایکهایی که دارای دنباله های کند (اجزای فرکانس پایین) هستند حتی پس از اعمال تفاضلگیر ، همراه سیگنال ، ثبت شده و به عنوان مؤلفه DC در اسپایک مورد بررسی ، ظاهر می شوند . این در حالی است که تداخل بوجود آمده دارای تأثیر کمتری در مورد مکان قله اسپایک بوده و در این شرایط ، استفاده از معیار PP دارای مزایای فراوانی خواهد بود که حجم محاسباتی کمتر نسبت به معیار MC نیز یکی از آن مزایا می باشد .

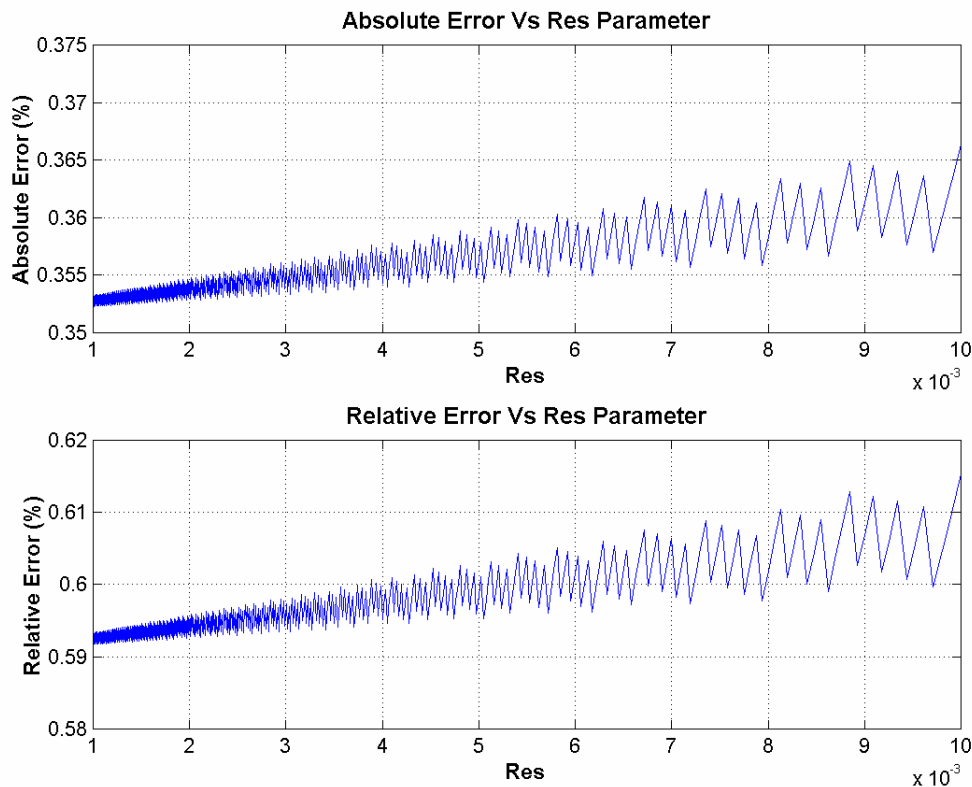
در مثال تکمیلی، صحت الگوریتمهای ارائه شده را مورد بررسی قرار می دهیم. در نمونه اول، تابع مشخصی خواهیم داشت: $f(x) = x^4 - 3x^2 + 10\sin(x) + e^{-x} - 5x + 1$ و با استفاده از روشهای عددی مقدار ماکزیمم آنرا با صحت $1e-16$ بدست می آوریم. سپس از تابع بدست آمده در فاصله زمانی $[0,1]$ ثانیه نمونه برداری می کنیم. در نهایت با استفاده از روش ارائه شده در یافتن پیک سیگنال بر اساس بخش (۳-۲-۲-۳) زمان متناظر با قله سیگنال مورد نظر را یافته و خطا را مورد بررسی قرار می دهیم. در مثالهای بعدی با اضافه کردن نویز و اعمال الگوریتمهای MC و PP در تنظیم نسخه نویز دار سیگنال اولیه، و در نمونه های متفاوت، الگوریتمهای ارائه شده در بخش (۳-۲) مورد بررسی قرار می گیرد. لازم به ذکر است برای بدست آمدن سیگنال گسسته، از سیگنال آنالوگ داده شده با فرکانس ۱۰ هرتز، نمونه برداری می کنیم. شکل تابع پیوسته، مشتق آن و نمونه زمان گسسته که در بازه $[0,1]$ ثانیه بدست آمده است، در شکل (۳-۲) موجود است.



شکل (۳-۲): نمودار تابع پیوسته در زمان (بالا-چپ)، مشتق آن (بالا-راست) و تابع نمونه برداری شده با فرکانس ۱۰ هرتز در فاصله زمانی ۰ و ۱ ثانیه (پایین)

در ابتدا با استفاده از روش نیوتن، قله شکل موج را بدست می آوریم. این فرایند بوسیله یافتن ریشه تابع $f'(x)$ انجام می گیرد. بدین ترتیب با نقطه آغاز $x_0 = 0.6$ و تعداد تکرار ۳ مرتبه، ریشه $x = 0.59536770143698$ با خطای مطلق $8.8817e-16$ بدست می آید و مقدار ماکزیمم تابع $f(x)$ برابر با 3.24490927143794 می باشد. این در حالی است که بیشترین نمونه گسسته در

زمان، پس از نمونه برداری از سیگنال زمان پیوسته برابر با 3.24483037 می باشد که این ماکزیمم، در نمونه هفتم حاصل شده است و با توجه به فرکانس نمونه برداری ۱۰ هرتز، زمان مورد نظر برابر با 0.7 می باشد. تخمین زمان مربوط به ماکزیمم قله دارای خطای نسبی^{۴۲} 6.135% و خطای مطلق^{۴۳} 4.046% نسبت به مقدار بدست آمده در سیگنال زمان پیوسته می باشد. ذکر این نکته نیز لازم است که این خطاها در حالتی محاسبه شده است که شکل موج بدون قله تیز، قله های دیگر (منفی) و نویز می باشد و این نکات نیز بر سیگنال حقیقی MUAP نیز بررسی خواهد شد. لازم به ذکر است که در الگوریتم یافتن قله شکل موجها، مقدار رزولوشن مورد نظر نیز محسوب می شود و بر اساس درخواست کاربر، تغییر می کند^{۴۴}. در شکل (۳-۳) نمودارهای مربوط به خطاهای مطلق و نسبی یافتن مکان منطبق با قله شکل موج بر اساس پارامتر رزولوشن موجود در برنامه، نشان داده شده است. لازم به ذکر است که در بدترین حالت، خطای مطلق برابر با 0.37% و خطای نسبی برابر با 0.62% می باشد و نشان دهنده دقت مناسب این الگوریتم در مثال مطرح شده خواهد بود.



شکل (۳-۳): نمودار خطای مطلق (بالا) و نسبی (پایین) الگوریتم یافتن مکان مربوط به قله ماکزیمم نسبت به پارامتر رزولوشن (از ۰/۰۱ تا ۰/۰۰۱) که نشان دهنده کاهش کلی خطا با کاهش مقدار پارامتر رزولوشن می باشد. لازم به ذکر است، مقیاس خطا بر حسب % می باشد.

^{۴۲} Relative Error

^{۴۳} Absolute Error

^{۴۴} لازم به ذکر است که این پارامتر، نشاندهنده دقت الگوریتم در بررسی داده های بین فواصل نمونه برداری است. به عنوان مثال، با استفاده از $Res = 0.05$ و $T = 1$ ، فواصلی با اختلاف زمانی ۵۰ میلی ثانیه مورد بررسی قرار خواهند گرفت.

نکته دیگری که علاوه بر صحت الگوریتم، باید مورد توجه قرار گیرد حجم عملیات محاسباتی است که به طور مستقیم به تعداد تکرار الگوریتم در همگراشدن به جواب نهایی بستگی دارد. در شکل (۳-۴)، تعداد تکرار نسبت به پارامتر رزولوشن، نشان داده شده است. نکته جالبی که قابل ذکر است، وجود تکرار ۱۳ در بهترین رزولوشن مورد تست (۰/۰۰۱) می باشد که نشان دهنده همگرایی سریع روش یافتن مکان قله شکل موجها و تکرارهای ناچیز مورد نیاز می باشد.



شکل (۳-۴): نمودار تعداد تکرار در الگوریتم یافتن مکان قله شکل موج بر حسب پارامتر رزولوشن

حال بر این اساس، تبدیل *CRDFT* را بر اسپایکهای بدست آمده از سیگنال *BA1203* پس از اعمال فیلتر تفاضلگیر پایین گذر درجه اول اعمال می کنیم. نتیجه در شکل (۳-۱) نشان داده شده است. در اینجا بررسی مقدماتی الگوریتمهای ذکر شده در بخش (۳-۲) به پایان می رسد. در بخش بعدی^{۴۵}، الگوریتم اولیه تفکیک سیگنال الکترومایوگرام به صورت تطبیق الگوی فرکانسی ارائه شده و خطاهای مورد بررسی در بخش (۳-۲-۲-۴)، در حین پیاده سازی الگوریتم بر داده های حقیقی مورد بررسی قرار می گیرد.

۳-۳ الگوریتم تفکیک سیگنال الکترومایوگرام به روش تطابق الگوی فرکانسی^{۴۶}

اکنون با توجه به الگوریتم ارائه شده درمورد مقایسه شکل موجها، می توان الگوریتم اصلی را مورد بررسی قرار دهیم. این الگوریتم شامل مراحل مختلفی از جمله فیلتر کردن، تشخیص و طبقه بندی اسپایکها، طبقه بندی نهایی (بررسی صحت الگوریتم طبقه بندی اسپایکها با استفاده از مشخصات آماری الگوی آتش واحدهای حرکتی) و میانگین گیری می باشد. نکته مهمی که

^{۴۵} لازم به ذکر است که مراجع اصلی مربوط به الگوریتمهای موجود در بخش (۳-۳)، مراجع [۳۲] تا [۳۸] می باشد.

^{۴۶} Frequency Template Matching

بررسی آن قبل از پرداختن به بخشهای دیگر لازم است، روش ثبت داده^{۴۷} می باشد. از آنجایی که داده های مورد بررسی، توسط پست الکترونیکی و همچنین لوح نوری فشرده^{۴۸} دریافت شده است شاید بررسی این نکته، مهم به نظر نرسد ولی بر اساس [۳۹] این نکته الزامی است. بنابراین در اینجا مشخصاتی را که در بخش (۳-۲-۱) به صورت خلاصه بیان شده بود به صورت کاملتر بیان می کنیم^{۴۹}. سیگنال الکترومایوگرام با استفاده از الکتروود سوزنی استاندارد متمرکز^{۵۰} در حین انقباض ایزومتریک با نیروی ثابت بدست آمده است. این ثابت بودن نیرو، موجب میشود که الگوهای آتش واحدهای حرکتی با تغییر کمتری همراه بوده و احتمال لغزش (جابجایی) الکتروود، کاهش می یابد. نیروی انقباض به صورت نسبت ثابتی از ماکزیمم نیروی انقباض ارادی^{۵۱} در عضله در نظر گرفته شده است تا آزمایشها به صورت تکرار شونده انجام گرفته شوند. مدت زمان ثبت داده ها ۱۰ ثانیه بوده تا موجب خستگی عضلانی و یا ناراحتی فرد را فراهم نکرده و در نتیجه صحت روش ثبت افزایش یابد. تقویت سیگنال توسط دستگاه استاندارد الکترومایوگراف انجام گرفته (با ضریب تبدیل $5.0e-7$) و فیلترهای اعمالی به سیگنال تقویت شده، فیلتر میانگذر $[8,8K](Hz)$ و آنتی الیاسینگ $5KHz$ می باشد. داده های آنالوگ بوسیله مبدل ADC با فرکانس نمونه برداری $10KHz$ و رزولوشن ۱۲ بیتی به داده دیجیتال تبدیل شده است. دلیل انتخاب فرکانس نمونه برداری ۱۰ کیلوهرتز، پوشاندن دو سطح مهم از جزئیات مربوط به شکل $MUAP$ ها می باشد. این دو بخش، ساختار کلی^{۵۲} و ساختار ظریف مربوط به لبه های بالارونده^{۵۳} می باشند. بدست آوردن ساختار مربوط به لبه های بالا رونده به طرز صحیح دارای اهمیت فراوانی است، چراکه زمان صعود^{۵۴}، شاخصی از فاصله واحد حرکتی از الکتروود بوده و دلیل دیگر اینکه اسپایکهای فیلتر شده مورد استفاده در الگوریتم تفکیک بخش سوم، در ابتدا از جزئیات مربوط به لبه بالارونده مزبور ناشی می شوند. دو سطح جزئیات ذکر شده در مناطق مختلف طیف فرکانسی سیگنال $MUAP$ بیان می شوند. در شکل (۳-۵) شکل موج $MUAP$ بدست آمده از سیگنال $BA1203$ (سیگنال مربوط به واحد حرکتی شماره یک) و طیف فرکانسی آن، نشان داده شده است. ساختار اول، مربوط به اجزای فرکانس پایین طیف فرکانس به مرکزیت قله طیفی (که در مکان $1/d$ قرار می گیرد و d مدت زمان $MUAP$ است^{۵۵}) می باشد^{۵۶}. ساختار دوم مربوط به زمان صعود شکل موج است. هرگاه بر شکل موج $MUAP$ مشتقگیری انجام گیرد، زمان صعود شکل موج اصلی برابر با مدت زمان شکل موج بدست آمده می باشد. تعریف مدت زمان شکل موج $MUAP$ نیز، مدت زمانی است که سیگنال از نویز زمینه آغاز و به آن خاتمه یابد. در نتیجه، برای بدست آوردن جزئیات مربوط به زمان صعود به فرکانس نمونه برداری مناسبی نیازمندیم. لذا، یک قانون مناسب قراردادن پریود نمونه برداری کمتر از نصف زمان صعود می باشد [۳۲] و با توجه به اینکه سریعترین زمان صعود با استفاده از الکتروودهای سوزنی متمرکز در محدوده ۲۰۰ تا ۶۰۰ میکروثانیه است، لذا با در نظر گرفتن

^{۴۷} Data Acquisition

^{۴۸} Compact CD-Rom

^{۴۹} نکاتی که در اینجا ذکر می شود بنابر اطلاعات بدست آمده از فرستنده داده های بخش (۳-۲-۱) می باشد.

^{۵۰} Needle Concentric Electrode

^{۵۱} Maximum Voluntary Contraction (MVC)

^{۵۲} Overall Coarse Structure

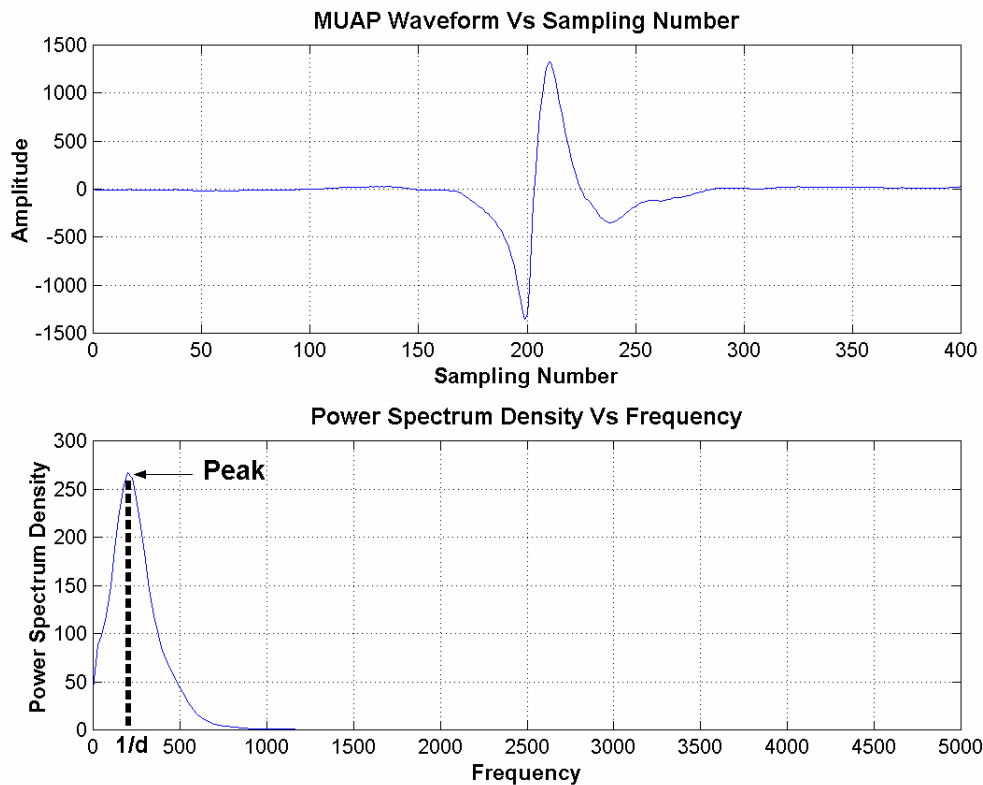
^{۵۳} Rising Edges

^{۵۴} Rise Time

^{۵۵} Duration

^{۵۶} لازم به ذکر است که تعاریف مربوط به ویژگیهای پتانسیل عمل واحد حرکتی در بخش مربوط به استخراج ویژگی بیان می شود.

بدترین شرایط (۲۰۰ میکروثانیه) ، پریود نمونه برداری مینیمم برابر با نصف این زمان یعنی ۱۰۰ میکروثانیه بوده و در نتیجه فرکانس نمونه برداری مینیمم برابر با ۱۰ کیلوهرتز می باشد.



شکل (۳-۵) : شکل موج یکی از $MUAP$ های بدست آمده از سیگنال BA1203 (بالا) و چگالی طیف فرکانسی آن (پایین) ، پارامتر d نشاندهنده مدت زمان سیگنال می باشد .

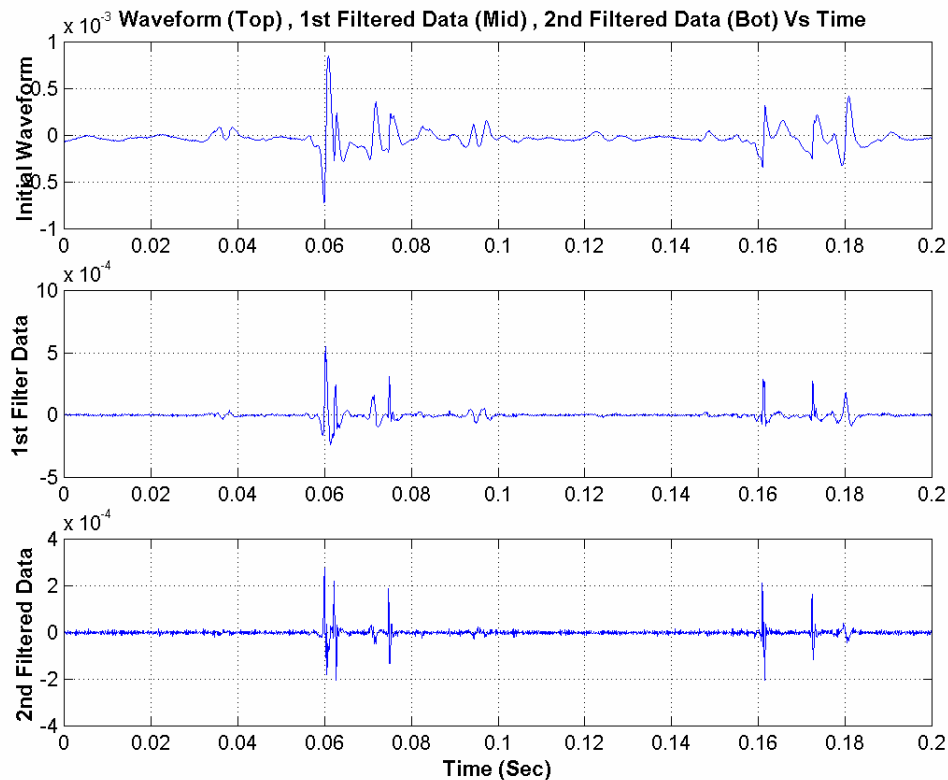
اکنون که داده های ثبت شده ، آماده پروسه های بعد هستند در حافظه ذخیره شده و به مرحله فیلتر کردن می رسیم . در بخش بعد ، فرایند اعمال فیلترهای تفاضلگیر به سیگنال ، مورد بررسی قرار می گیرد .

۳-۳-۱ اعمال فیلتر تفاضلگیر^{۵۷} به سیگنال ثبت شده

اسپایکها در $MUAP$ های مربوط به فیبرهای عضلانی نزدیک به الکتروود ثبت کننده دارای لبه های بالارونده سریعی هستند و این در حالی است که $MUAP$ های مربوط به واحدهای حرکتی دورتر از مکان ثبت بر اساس خاصیت فیلتر پایین گذر بودن بافت عضلات ، دارای دنباله زمانی بیشتر بوده و به بیان دیگر ، مدت زمان آنها افزایش یافته است . در نتیجه ، اعمال فیلتر بالاگذر [۲۸] و یا تفاضلگیری [۳۲] روش مناسبی در انتخاب اسپایکها از فعالیت پیش زمینه

^{۵۷} Differentiating Filter

می باشد. نتیجه اعمال فیلتر تفاضلگیر درجه یک و دو در شکل (۳-۶) نشان داده شده است. لازم به ذکر است که داده های پردازش شده از داده BA1203 می باشد.



شکل (۳-۶): سیگنال ثبت شده اولیه (بالا)، اعمال فیلتر تفاضلگیر درجه یک (وسط) و درجه دو (پایین) به داده های ثبت شده

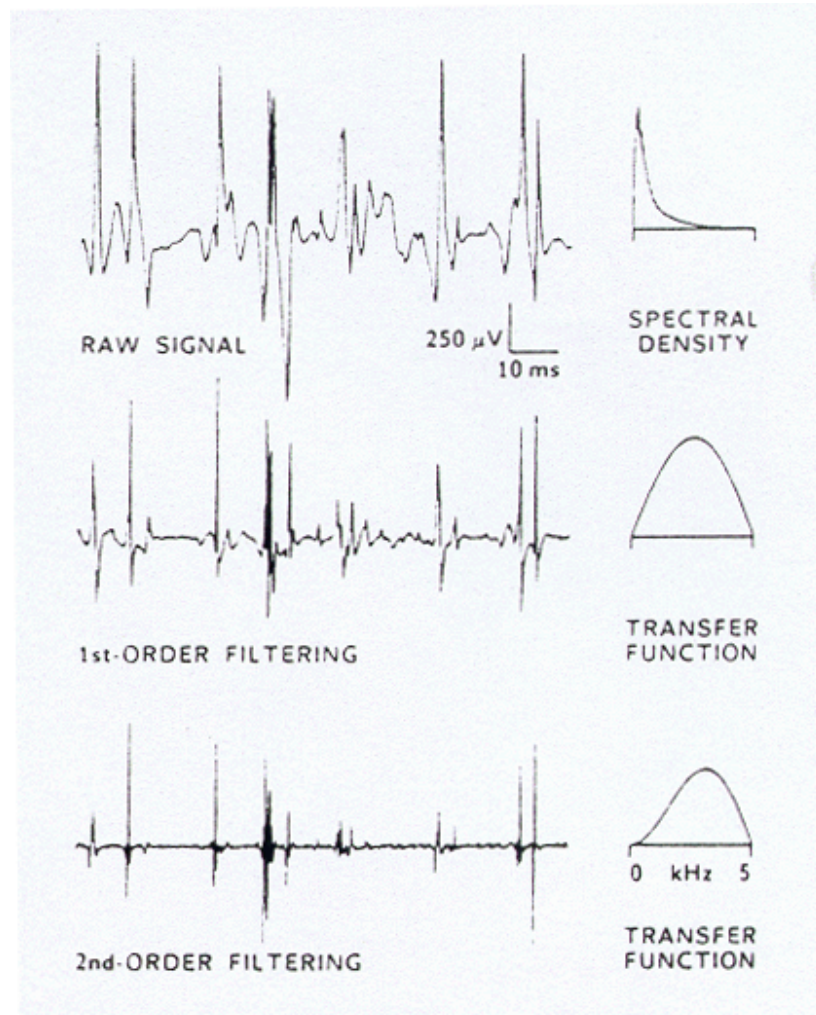
همانگونه که مشخص است، با اعمال این فیلترها اسپایکهای MUAPها مشخصتر و نویز مربوط به فعالیت پیش زمینه، تضعیف شده است. بدین منظور یکی از دو نوع فیلتر تفاضلگیر، استفاده می شود که به صورت زیر تعریف می شوند.

$$x_t = y_{t+1} - y_{t-1} \quad (۳-۵۷)$$

$$x_t = y_{t+2} - y_{t+1} - y_t + y_{t-1} \quad (۳-۵۸)$$

رابطه (۳-۵۷) و (۳-۵۸) به ترتیب مربوط به فیلترهای تفاضلگیر پایین گذر درجه اول و دوم می باشد. در مورد این فیلترها، توضیحات مختصری در بخش (۳-۲-۱) داده شده است و در اینجا به صورت مشروح در مورد این فیلترها توضیح داده می شود. لازم به ذکر است در روابط بالا y_t سیگنال نمونه برداری شده اولیه و x_t خروجی فیلتر می باشد. عملکرد این فیلترها بر

بخشی از سیگنال ثبت شده اولیه در شکل (۳-۶) موجود است. اندازه تابع تبدیل آنها به همراه چگالی طیف توان سیگنال اولیه (BA1203) نیز در شکل (۳-۷) نشان داده شده است.



شکل (۳-۷): سیگنال ثبت شده اولیه به همراه چگالی طیف توان آن (بالا)، سیگنال حاصل بعد از اعمال فیلتر تفاضلگیر پایین گذر و اندازه تابع تبدیل فیلتر (درجه اول: وسط و درجه دوم: پایین)، [۳۴]

این فیلترها متعلق به کلاس فیلترهای تفاضلگیر پایین گذر^{۵۸} بوده و دارای مشخصات زیر هستند:

- ۰۱ طراحی آنها بر اساس فرکانس نمونه برداری نایکوئیست است.
- ۰۲ دارای رزولوشن زمانی عالی بوده و دلیل آن، پهنای باند وسیع این فیلترهاست.
- ۰۳ این فیلترها بسیار سریع هستند و تنها به تعداد محدودی جمع و تفریق در هر نمونه نیاز دارند.

^{۵۸} Low-Pass Differentiator Filter

از دیدگاه حوزه زمان ، این فیلترها تقریبهای مشتقات اول و دوم سیگنال ورودی را بدست آورده و در نتیجه لبه های بالارونده سریع اسپایکها را مشخص تر کرده و آنها را به اسپایکهای باریک تکفاز^۹ و دوفاز^{۱۰} تبدیل می کنند . لازم به ذکر است ، با اعمال فیلتر درجه اول و دوم به ترتیب اسپایکهای تکفاز و دوفاز بدست می آید . ممکن است اینجا سؤالی پیش آید که چرا از تقاضلگیرهای درجه بالاتر استفاده نمی شود ؟

در جواب این سؤال می توان گفت با استفاده از این فیلترها اسپایکهای چندفازه^{۱۱} بدست می آید که برای مقاصد تشخیصی مناسب نیستند . اگرچه به دلیل تقویت بی مورد نویز فرکانس بالا از این فیلترها در پردازش سیگنال اجتناب می شود ولی در مواردی که سیگنال دارای SNR بالا بوده و با محدود کردن عملیات به فرکانسهای مورد نظر (مشتگیری با باند محدود) با اطمینان می توان از این فیلترها استفاده کرد . از دیدگاه حوزه فرکانسی ، همانگونه که در شکل (۷-۳) نشان داده شده است ، این فیلترها همانند فیلترهای میانگذر بوده که باند عبور^{۱۲} آنها شامل انرژی لبه های بالارونده MUAP ها بوده و باندهای پایین و بالا را که به ترتیب شامل فعالیت پیش زمینه و نویز حرارتی^{۱۳} هستند تضعیف می کند . اسپایکهای فیلتر شده دارای مزیت های فراوانی هستند که موجب آشکارسازی و طبقه بندی بهتر نسبت به MUAP ها در سیگنال اولیه می گردد . در نتیجه ، آشکار سازی آنها تنها بوسیله یک آشکارساز عبور از آستانه^{۱۴} ساده انجام پذیر است . همچنین آنها باریک بوده و در هنگامیکه چند اسپایک متعلق به واحد های حرکتی متفاوت دچار همپوشانی شده باشند ، بهتر تفکیک شده و به صورت دقیقی می توانند زمانهای وقوع MUAP ها را معین نموده و در بخش میانگین گیری مورد استفاده قرار گیرند .

یک مزیت دیگر در مورد اسپایکهای فیلتر شده آن است که علیرغم باریک بودن آنها ، نسبت به MUAP های اولیه دارای قابلیت تشخیص^{۱۵} بهتری دارند . اولین دلیل آن ، کاهش نویز فرکانس پایین است که در شکل (۸-۳) نشان داده شده است . در این شکل ، ۱۰ شکل موج MUAP از ۳ عدد واحد حرکتی (مجموع ۳۰ شکل موج) قبل و بعد از اعمال فیلترهای درجه یک و دو نشان داده شده است . لازم به ذکر است که این داده ها درحین فرایند تطبیق الگوی فرکانس بدست آمده اند و پارامترهای مربوط به این داده های به صورت $C_1 = 3.5$ ، $C_2 = C_3 = 0.1$ و $N_{FFT} = 32$ بوده (با مراجعه به بخش ۳-۳-۲ مفاهیم این پارامترها به صورت کامل توضیح داده شده است) . همچنین لازم به ذکر است که داده مورد بررسی در این مثال BA1203 می باشد . تمایز بین شکل موجها را می توان به صورت کمی بیان کرد . این تمایز بوسیله رابطه $E/\sqrt{L\sigma}$ بدست می آید که در این رابطه ، L مدت زمان شکل موج (نمونه) ، E^2 تفاوت انرژی بین شکل موجهای مورد مقایسه و σ^2 مقدار rms دامنه نویز بوده و از رابطه $\sigma^2 = \sqrt{E(n^2(t))}$ بدست می آید . لازم به ذکر است که مقدار (۵) در مورد پارامتر تمایز برای طبقه بندی قابل اعتماد مناسب است [۳۲] و باز بر اساس [۳۲] داده های اولیه این شرط را برآورده نکرده و در هر دو نوع فیلتر درجه یک و دو این شرط صدق می کند ولی از دو فیلتر ، نوع درجه دوم عموماً ترجیح

^۹ Monophasic

^{۱۰} Biphasic

^{۱۱} Polyphasic

^{۱۲} Pass Band

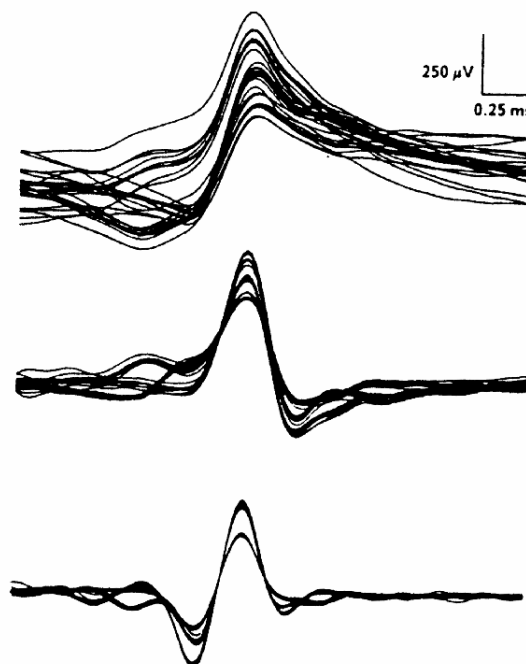
^{۱۳} Thermal Noise

^{۱۴} Threshold-Crossing Detector

^{۱۵} Distinguish ability

داده شده است. در این فیلتر، بیس لاین^{۶۶} به صورت هموارتر و اسپایکها باریکتر هستند. به بیان دیگر، اسپایکهای کوچکتر قابل تشخیص بوده و الگوهای باریکتر می توانند مورد استفاده قرار گیرند. نکته قابل تأمل این است که در مواردی که *MUAP* ها دارای لبه های بالارونده کندی هستند، اسپایکهای حاصل از فیلتر درجه دوم می تواند دارای *SNR* پایین بوده و اسپایکهای حاصل از فیلتر درجه اول دارای قابلیت بیشتری باشد که البته این نکات در بخشهای نتیجه گیری و بررسی کارایی الگوریتم تفکیک مذکور، مورد بررسی قرار خواهد گرفت. بنابراین در ادامه بخش، هر جا که نوع فیلتر ذکر نشود، منظور ما فیلتر درجه دوم خواهد بود.

Raw Signal (Top) , 1st Filterd (Mid) , 2nd Filterd (Bot)



شکل (۸-۳): ۱۰ شکل موج *MUAP* از ۳ عدد واحد حرکتی (مجموع ۳۰ شکل موج) قبل از اعمال فیلترها (بالا) و بعد از اعمال فیلترهای درجه یک (وسط) و دو (پایین) نشان داده شده است. [۳۴]

اکنون داده های ثبت شده از فیلترهای تقاضلگیر پایین گذر عبور کرده و برای مراحل پردازشی بعد، در حافظه ذخیره می شوند. لازم به ذکر است که برنامه نوشته شده برای تفکیک سیگنال به روش تطابق الگوی فرکانسی به همراه برنامه های الگوریتمهای دیگر در بخشی مجزا مورد بررسی قرار خواهد گرفت^{۶۷}. در بخش بعدی پروسه تشخیص و طبقه بندی (فاز ۱) اسپایکهای بدست آمده، مورد بررسی قرار خواهد گرفت.

^{۶۶} Baseline

^{۶۷} لازم به ذکر است که تمامی برنامه های نوشته شده به صورت User Friendly و بدون وابستگی به نرم افزار Matlab و به صورت فایل های اجرایی بوده و به همراه سیگنالهای دریافتی در CD ضمیمه موجود است.

۳-۳-۲ تشخیص و طبقه بندی (فاز یک)^{۶۸} اسپایکها

در تکنیک سیگنال الکترومایوگرام به روش تطابق الگوی فرکانس از اسپایکهای فیلتر شده استفاده می شود ، چراکه آنها به سادگی قابل شناسایی هستند . در این بخش ، روش تشخیص و طبقه بندی (فاز یک) مورد بررسی قرار می گیرد .

۳-۳-۱ تشخیص اسپایکها

اسپایکها با استفاده از یک معیار ساده عبور از آستانه^{۶۹} ، تشخیص داده می شود . این تکنیک با قابلیت اطمینان بالایی همراه بوده و دلیل آن ، هموار بودن بیسلاین^{۷۰} و تیزی اسپایکها پس از فیلتر کردن می باشد . انتخاب یک آستانه به تخمین سطح نویز موجود بستگی دارد . این آستانه در [۲۸] توسط اپراتور مشخص می شود . در این بخش ، یک آستانه معرفی شده که بدون نیاز به اپراتور مشخص می شود . در روش اصلی ، از ۲۰۰۰ عدد نمونه اولیه (با فرکانس نمونه برداری ۱۰ کیلوهرتز ، ۰/۲ ثانیه) برای تخمین سطح نویز استفاده شده و به صورت تطبیقی ، تغییر نمی کند . دلیل این امر بدین صورت است که بر اساس [۲۸] مشخصات سطح نویز در طول ۱۰ ثانیه انقباض با نیروی ثابت ، ایستا می باشد . البته در بخش مربوط به تغییرات اعمالی به این روش تفکیک ، این روش تشخیص اسپایک را بهبود داده و آثار آنرا بررسی خواهیم کرد . آستانه تشخیص α برابر با حاصلضرب یک پارامتر ثابت C_1 در انحراف استاندارد سطح نویز می باشد . پارامتر C_1 به صورت پیش تنظیم شده برابر با ۳/۵ می باشد و در روش اصلی می تواند توسط اپراتور نیز تعیین شود . مقدار آستانه ، با حل معادله (۳-۵۹) بدست می آید . در این معادله ، سیگنال به دو بخش شامل سطح نویز و اجزای فعال ، تقسیم شده است .

$$\alpha = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^{T_1} x_t^2 \cdot I(\alpha, t)}{\sum_{t=1}^{T_1} I(\alpha, t)}} \quad (۳-۵۹)$$

در این رابطه ، x_t سیگنال گسسته در زمان پس از اعمال فیلتر تفاضلگیر ، T_1 تعداد نمونه مورد نیاز در تشخیص سطح نویز (۲۰۰۰ نمونه) و $I(\alpha, t)$ تابع نشاندهنده اجزای بیسلاین بوده و به صورت زیر تعریف می شود :

$$I(\alpha, t) = \begin{cases} 1 & |x_t| < \alpha \\ 0 & \text{Otherwise} \end{cases} \quad (۳-۶۰)$$

نقطه ابتدایی اسپایکها ، محل تلاقی اسپایک (بالارونده در داده با دامنه مثبت و پایین رونده در داده با دامنه منفی) و آستانه بوده و تعداد نمونه های اسپایکهای ثابت و در داده های حاصل از فیلتر درجه اول ، ۳۲ نمونه و در مورد فیلتر درجه دوم ، ۱۶ نمونه می باشد . در حل معادله (۳-۵۹)

^{۶۸} لازم به ذکر است که طبقه بندی فاز یک ، روش خوشه یابی LBC و فاز دو ، یک نوع طبقه بندی همراه با نظارت می باشد .

^{۶۹} Threshold-Crossing Criterion

^{۷۰} Baseline

از روش تکرار با نقطه ثابت^{۷۱} [۶] استفاده شده است که نتیجه آن ، تعداد تکرار بسیار کم به همراه خطای مطلق بسیار ناچیز می باشد. در این الگوریتم ، مقدار خطای قابل قبول $1.0e-9$ و بدون تعیین تعداد تکرار ماکزیمم ، تعداد تکرار ، خطای مطلق و آستانه بدست آمده در داده های $BA1102$ ، $BA1203$ ، $BE1120$ و $TO1308$ در جدول (۳-۳) موجود می باشد. لازم به ذکر است که این داده ها برای دو نوع فیلتر تقاضلگیر درجه یک و دو موجود است.

جدول (۳-۳) : تعداد تکرار مورد نیاز ، خطای مطلق و آستانه موجود در شناسایی اسپایکها در داده های مختلف و فیلترهای درجه یک (۱) و دو (۲)

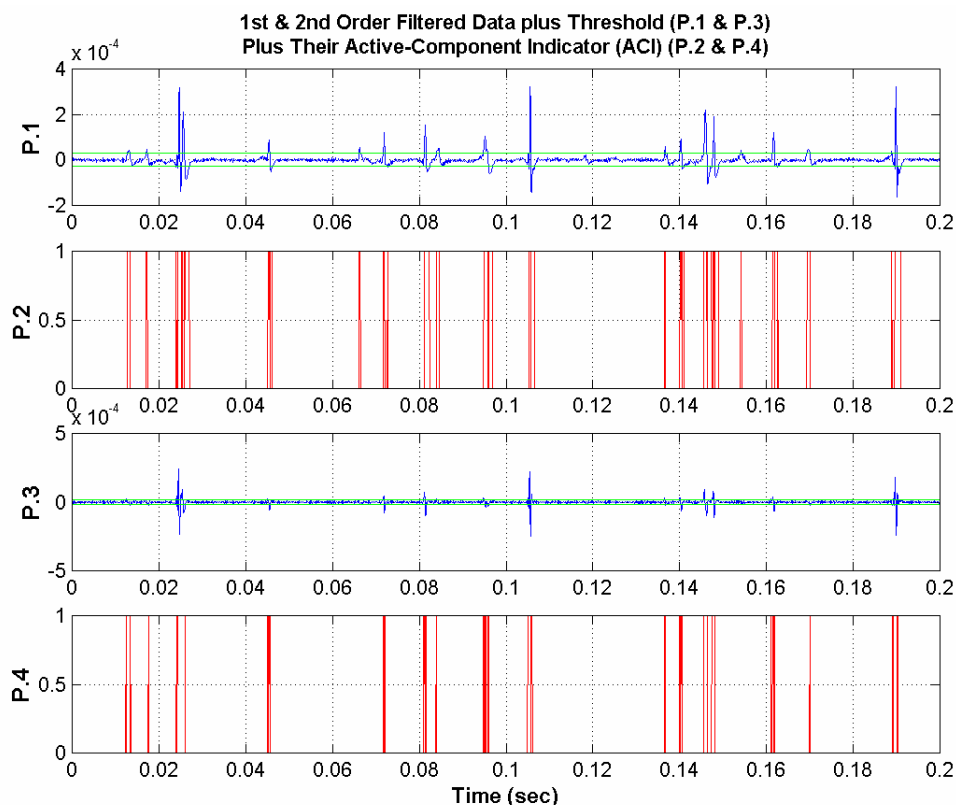
| خطای مطلق | تعداد تکرار | مقدار آستانه | داده مورد بررسی |
|--------------|-------------|--------------|-----------------|
| 0 | ۸ | $2.4622e-5$ | $BA1102$ (۱) |
| $4.4409e-16$ | ۳ | $2.2263e-5$ | $BA1102$ (۲) |
| 0 | ۱۳ | $3.2637e-5$ | $BA1203$ (۱) |
| 0 | ۵ | $2.2069e-5$ | $BA1203$ (۲) |
| $4.4409e-16$ | ۸ | $7.2163e-5$ | $BE1120$ (۱) |
| 0 | ۷ | $2.5216e-5$ | $BE1120$ (۲) |
| 0 | ۱۰ | $2.9079e-5$ | $TO1308$ (۱) |
| 0 | ۶ | $1.9772e-5$ | $TO1308$ (۲) |

لازم به ذکر است که برای سهولت بیشتر از اینجا به بعد از واژه $FTMD$ ^{۷۲} به جای تکنیک تفکیک الکترومایوگرام بر اساس تطابق الگوی فرکانسی ، استفاده می کنیم. در $FTMD$ ، هم اسپایکهای مثبت و هم منفی که از آستانه عبور می کنند تشخیص داده می شوند. بیشتر $MUAP$ ها دارای اسپایکهایی با قله های مثبت و منفی بوده و در نتیجه ممکن است در فاصله مورد بررسی تعدادی از قله های مثبت و منفی موجود باشند که البته این موضوع در مورد فیلتر درجه دوم ، بیشتر است. بدین منظور ، تنها بزرگترین قله در فاصله زمانی مشخص (۳۲ نمونه در فیلتر درجه یک و ۱۶ نمونه در فیلتر درجه دو) تشخیص داده شده و بقیه جزئی از آن اسپایک محسوب می شوند. در نتیجه ، $MUAP$ هایی که دارای یک پیک برجسته هستند به درستی تشخیص و طبقه بندی می شوند ولی در حالتی که پیکهای مشابه موجود باشد ، الگوهای متفاوتی ایجاد شده شده که موجب خطای طبقه بندی در فاز اول می گردد. لذا در طبقه بندی فاز دو ، بر اساس الگوهای آتش بدست آمده ، خطاها کاهش یافته و الگوریتم ، تصحیح می شود. به بیان دیگر در فاز اول ، تنها اطلاعات مربوط به شکل موج $MUAP$ ها در طبقه بندی استفاده شده و در فاز دوم بر اساس الگوریتمی که ارائه خواهد شد ، برخی از الگوها حذف و یا ترکیب می شوند. در نتیجه یکی دیگر از روشهای بهبود الگوریتم $FTMD$ ، تغییر روش طبقه بندی برای کاهش خطاست که در جای خود مورد بررسی قرار خواهد گرفت. در شکل (۳-۹) ، تشخیص آستانه بر داده $TO1308$ با استفاده از فیلترهای درجه اول و دوم ، به همراه نشاندهنده سطح فعال^{۷۳} موجود است.

^{۷۱} Fixed Point Iteration

^{۷۲} Frequency Template Matching (EMG) Decomposition

^{۷۳} Active-Component Indicator (ACI)



شکل (۳-۹): داده های فیلتر شده درجه یک و دو به همراه آستانه تخمین زده شده به ترتیب در $P.1$ و $P.3$ ، نشاندهنده بخش فعال (ACI) آنها به ترتیب در $P.2$ و $P.4$

اکنون ، با مشخص شدن بخشهای فعال ، زمان وقوع آنها در سیگنال ثبت شده (زمان آغاز اسپایک بدست آمده) به همراه داده های بخشهای فعال در حافظه ذخیره شده و به بخش بعد که چگونگی استخراج ویژگی از داده های موجود در حوزه زمان است ، خواهیم رفت .

۳-۲-۲-۳ استخراج ویژگی^{۷۴} از اسپایکهای بدست آمده

روشهای استخراج ویژگی از تنوع فراوانی برخوردار هستند که بر اساس تفاوت قائل شدن بین داده های کلاسهای مختلف و کاهش فضای جستجو و پارامترهای مختلف دیگر دسته بندی می شوند. روش دیگر استفاده از خود نمونه های حوزه زمانی است که تمامی مشخصات مورد نیاز ما را دارا بوده ولی به پهنای باندی مشابه سیگنال اولیه نیازمند هستند . اگر بدانیم که یک شکل موج متعلق به شکل موجهایی است که دارای مشخصات مشابه معینی هستند ، فضای مورد استفاده بدون تأثیر فراوان بر صحت الگوریتم ، کاهش می یابد . اسپایکهای عصبی و عضلانی با ویژگیهایی از قبیل دامنه ، انرژی ، مدت زمان و یا بوسیله ضرائب حاصل از نگاشت آنها به

^{۷۴} Feature Extraction

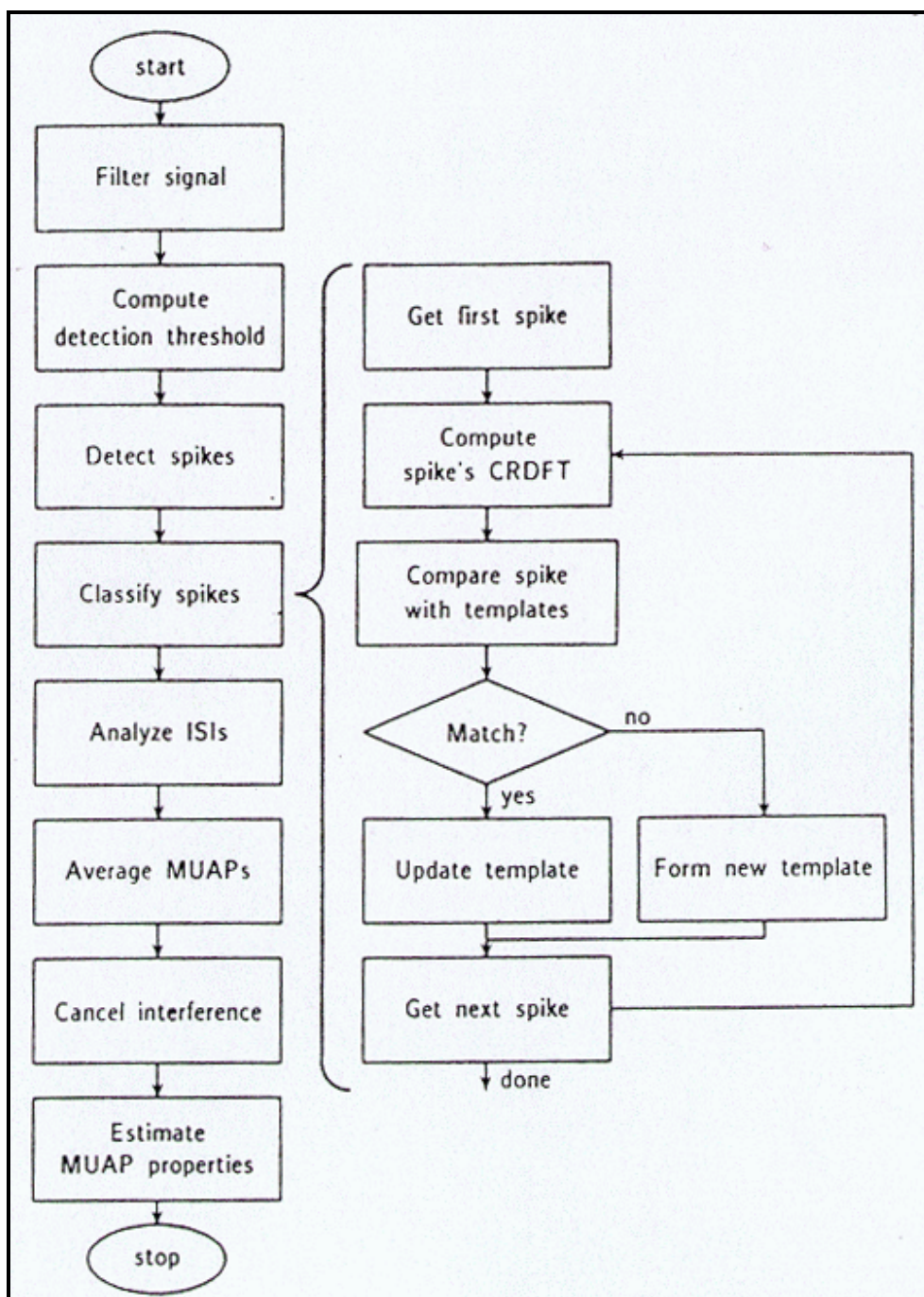
فضایی با بعد کمتر مشخص می شوند. البته درمورد این کاهش بعد نیز تحقیقاتی صورت گرفته است که نشان می دهد برای رسیدن به طبقه بندی بهینه می توان از سه درجه آزادی استفاده کرد [۳۲]. در الگوریتم *FTMD* از ضرائب *CRDFT* استفاده می شود. در بخش (۳-۲) توضیحات مربوط به تبدیل *CRDFT* به طور کامل موجود است و در اینجا نیز به صورت مختصر، توضیحاتی در حد معرفی و استفاده از این تبدیل بیان می کنیم. اگرچه استفاده از این ضریبها، موجب کاهش بعد نمی شود^{۷۵} و در حقیقت بعد ها برابر است و در نتیجه مکان ذخیره سازی وسیعی مورد نیاز است ولی مزیت های فراوانی نسبت به روش های کاهش بعد خواهیم داشت. به بیان دیگر، از تمامی اطلاعات یک اسپایک استفاده کرده و این درحالی است که در مورد اسپایک، هیچ فرض قبلی انجام نشده است. نتیجه آن نیز، تفاوت قائل شدن مناسبی بین اسپایکها خواهد بود و با استفاده از (۳-۲) می توان اسپایکها را برای مقایسه آماده کرد و این درحالی است که رزولوشن بالای زمانی خواهیم داشت که در روش های دیگر موجود نمی باشد. روشی که بوسیله آن، استخراج ویژگی اسپایکها در *FTMD* انجام می شود، به شرح زیر است:

در ابتدا، تبدیل *DFT* نمونه های هر اسپایک، محاسبه می شود (۳۲ نمونه در فیلتر اول و ۱۶ نمونه در فیلتر دوم)، این نکته نیز لازم به ذکر است که در الگوهای با ۳۲ نمونه، اگر اسپایکها در ابتدا پنجره گذاری شود (به عنوان مثال پنجره کسینوسی) کارایی طبقه بندی افزایش خواهد یافت و دلیل آن، کاهش تداخلی است که در اطراف اسپایک موجود می باشد. سپس، با استفاده از الگوریتم بخش (۳-۲-۲-۳)، مکان پیک اسپایک با رزولوشن زمانی بالایی بدست می آید. در نهایت، ضرائب *DFT* به نحوی چرخش یافته که پیک شکل موج به مرکز فاصله آنالیز (نمونه ۹ و ۱۷ به ترتیب در شکل موجهای دارای ۱۶ و ۳۲ نمونه) منتقل شود. این روش مستقل از فاز نمونه ها بوده و به آن *CRDFT* می گویند. در نتیجه با استفاده از تبدیل *CRDFT*، پیکهای نمونه های مختلف در زمان (نمونه) مشابهی قرار داشته و در *FTMD* از این روش در مقایسه شکل موجها استفاده خواهد شد. در بسیاری از روشهای تطابق الگو^{۷۶} به عنوان مثال [۲۸] از ماکزیم همبستگی یا روش مشابه کمترین مربع خطا استفاده می شود که مزایا و معایب آن نسبت به استفاده از روش تنظیم پیک در پیک، در بخش (۳-۲-۲-۴) به صورت کامل بررسی شده است. استفاده از روش پیک در پیک از لحاظ حجم عملیات محاسباتی بسیار به صرفه بوده و صحت آن نیز نسبت به روش ماکزیم همبستگی چندان کمتر نیست و درمورد اسپایکها با قله های تیز در داده فیلتر شده، این صحت تقریباً برابر است. مقایسه بین این دو معیار در حین انجام پروسه تطابق الگو، انجام خواهد گرفت. در اینجا، ارائه فلوجارت الگوریتم *FTMD* لازم به نظر می رسد. این فلوجارت در شکل (۳-۱۰) موجود است. بر اساس فلوجارت داده شده، ما اکنون در بخش طبقه بندی اسپایکها قرار داریم و تا روش مقایسه اسپایکها با الگوهای موجود، پیش رفته ایم. با استفاده از روش درونیابی موجود در بخش (۳-۲)، می توان از داده های نمونه برداری شده در فرکانس نمونه برداری نایکونئست (۱۰ کیلوهرتز در این مورد) را مورد استفاده قرار داده و هیچگونه نیازی به نمونه برداری با فرکانس چندین برابر فرکانس نایکونئست^{۷۷} نخواهیم داشت و افزایش رزولوشن در نمونه های گسسته با این روش یا درونیابی انجام می گیرد.

^{۷۵} فرض کنید که ضرائب *DFT* از نمونه های گسسته (*n* نمونه) رابست آوریم. با توجه به اینکه نمونه ها حقیقی هستند برای حقیقی بودن حاصل اپراتور شیفت (۳-۲-۱)، به تعداد $n/2$ ضریب نیاز داریم. حال با توجه به مختلط بودن داده ها، به n مکان ذخیره نیاز داریم که در حقیقت بعد ما تغییر نکرده است.

^{۷۶} Template Matching

^{۷۷} Over sampling



شکل (۱۰-۳): فلوچارت الگوریتم *FTMD*، [۳۴]

بسیاری از روشهای تطابق الگو به نمونه های گسسته محدود بوده و در نتیجه به فرکانس نمونه برداری ۵ تا ۷ برابر نرخ نایکوئیست احتیاج دارند تا خطای عدم تطابق صحیح حاصل از کوانتیزاسیون زمانی^{۷۸} را کاهش دهند. حال روش تطابق الگوی مورد استفاده را بیان می کنیم.

^{۷۸} Time-Quantization

۳-۲-۳-۳ طبقه بندی فاز اول

روشهای طبقه بندی متعددی تا کنون ارائه شده است. با بررسی مراجع [۵۶] و [۶۱] می توان دریافت که نه تنها تعداد آنها بسیار زیاد است بلکه روشهای مرتبط با آنها که به عنوان مثال پیش پردازش^{۷۹} و یا کاهش بعد (انتخاب ویژگی) است، فراوان بوده که هر کدام کارایی مخصوص به خود را داشته و در شرایط خاصی، موجب بهبود الگوریتمهای طبقه بندی خواهد شد. با این وجود در الگوریتم اولیه FTMD از تطابق الگوی یک مرحله ای استفاده می شود. البته این نکته نیز قابل ذکر است که در فاز دوم، ترکیب، حذف و تغییر کلاسها نیز صورت می گیرد. این نکته نیز قابل ذکر است که در FTMD اولیه، طبقه بندی تنها بر اساس شکل موج اسپایکها صورت گرفته و از الگوی آتش در بررسی صحت طبقه بندی و تغییر آن استفاده می شود. در حقیقت به دلایلی که عدم توانایی در طراحی روشی ترکیبی که طبقه بندی را با دو معیار گفته شده و همزمان انجام دهد، این روش اتخاذ شده است. در بخش بهبود الگوریتم FTMD نیز روشی جدید ارائه می کنیم که با توجه به الگوریتمهای موجود در [۵۶] و [۶۱]، کارایی روش اصلی را بهبود دهیم.

در روش اولیه، هر اسپایک رسیده را با تمامی الگوهای قبلی مقایسه می کنیم. اگر تطابق (بهترین تطابق ممکن) انجام گیرد، طبقه بندی انجام گرفته و زمان اسپایک در الگوهای آتش مربوط به الگو، ذخیره می شود و الگو نیز بر اساس اسپایک جدید، به روز در آورده می شود. اگر هیچگونه تطابق صورت نگیرد، اسپایک به صورت الگوی جدید ذخیره می شود. این فرایند در شکل (۳-۱۰) به طور کامل نشان داده شده است. نکته دیگر اینکه، برطرف کردن تداخل واحدهای حرکتی در این مرحله صورت نمی گیرد. الگوریتم تطابق الگو به صورت مشروح در ادامه، بیان می شود.

الگوریتم FTMD پروسه تطابق الگو را نیز برای پرهیز از بازگشت به حوزه زمان، در حوزه CRDFT انجام می دهد. هر اسپایک جدید با استفاده از رابطه زیر با الگوی قبلی مقایسه می شود.

$$e^2 = \frac{1}{N} |S_0 - X_0|^2 + \frac{2}{N} \sum_{k=1}^{N/2-1} |S_k - X_k|^2 \quad (۳-۶۱)$$

در رابطه بالا، $X_k, k=0, \dots, N/2-1$ تبدیل CRDFT اسپایک و S_k نیز تبدیل CRDFT الگوی ذخیره شده قبلی است. فرایند تطابق الگو به شرح زیر است:

اسپایک اول، به عنوان الگو ذخیره می شود. اسپایکهای دیگر با تمامی الگوهای ذخیره شده مقایسه شده و اگر $e^2 < C_2.E^2$ باشد، تطابق بین الگو و اسپایک جدید صورت گرفته و الگو، با توجه به اسپایک جدید تغییر می کند و اگر شرط بالا برآورده نشود، اسپایک به صورت الگوی

^{۷۹} Preprocessing

جدید ذخیره می شود. لازم به ذکر است که در رابطه مذکور، C_2 ضریب تطابق^{۸۰} و معمولاً $0/1$ و E^2 نیز انرژی اسپایک می باشد. لازم به ذکر است که برای تست شرط مذکور با توجه به این نکته که عمده انرژی اسپایک در ضرائب DFT مرتبه ۰ تا ۳ موجود است، کافی است که جمع این ضرائب را محاسبه و اگر شرط برآورده نشد، از حلقه خارج شویم. بدین ترتیب، تعداد محاسبات مورد نیاز نیز کاهش می یابد. این نکته نیز لازم به ذکر است که در صورت تطابق بین الگوی قبلی و اسپایک جدید، الگ بر اساس رابطه زیر تغییر می کند.

$$S_k = (1 - C_3)S_k + C_3.X_k, \quad k = 0, 1, \dots, N/2 - 1 \quad (۶۲-۳)$$

در رابطه بالا، C_3 فاکتور فراموشی^{۸۱} (معمولاً $0/1$) بوده که به الگو اجازه می دهد که تغییرات کند شکل اسپایک را دنبال کند. لازم به ذکر است که روابط (۶۱-۳) و (۶۲-۳) مشابه روابط مورد استفاده در حوزه زمان می باشند. این نکته نیز نیاز به تأمل بیشتری دارد که تا کنون چندین پارامتر مورد استفاده قرار گرفته که می تواند توسط اپراتور تغییر داده شود که آنها C_1 ، C_2 و C_3 می باشد. اگر تعداد نمونه های مورد نیاز در تبدیل $CRDFT$ و نوع فیلتر را نیز به آنها اضافه کنیم، تعداد آنها به ۵ پارامتر می رسد. با توجه به پارامترهای مورد نیاز در بخش بعدی (طبقه بندی فاز ۲) تعداد آنها بیشتر نیز خواهد شد. یکی دیگر از مسائلی که در بهبود روش به آن اشاره می شود، تعیین پارامترها برای رسیدن به کارایی بهتر و توسط سیستمی هوشمند خواهد بود. به عنوان مثال، تغییر پارامتر C_1 عملاً تعداد اسپایکهای تشخیصی را تحت تأثیر قرار داده و لزومی ندارد که با دادن مقدار $3/5$ به آن، همواره جواب مناسبی دریافت شود و دلیل آن، قابلیت است که در برنامه اولیه موجود بوده و تغییر آن توسط انسان (اپراتور هوشمند) است. نکته دیگر ضریب تطابق (C_2) است. کاهش این ضریب (نسبت به مقدار $0/1$) موجب کاهش عدم تطابق شده و در عین حال، درصد شناسایی^{۸۲} کلی را کاهش می دهد. با افزایش این ضریب، درصد شناسایی افزایش یافته ولی اگر بیش از حد، افزایش یابد موجب می شود که اسپایکهای واحدهای حرکتی مختلف، مشابه هم تلقی شوند و نتیجه آن، $MUAP$ های نادرست خواهد بود. فاکتور فراموشی نیز در توانایی الگوریتم در دنبال کردن تغییرات شکل موج اسپایکها بسیار مهم بوده و دادن مقدار ۰ به آن موجب از بین بردن این توانایی و مقدار ۱ به آن، عملاً الگوی قبلی را نابود می کند. حال باید دید که چه مقداری در چه مواقعی بهتر است. این مطلب نیز در بخش بهبود کارایی روش $FTMD$ مورد بررسی قرار می گیرد.

اکنون که طبقه بندی فاز اول بیان شد، می توان بسیاری از نکات گفته شده در بخش (۲-۳) را نیز عملاً در حین تطابق الگو بررسی کرد. در اولین قدم، نتایج مربوط به الگوریتم تطابق الگو در مورد داده های $BA1102$ ، $BA1203$ ، $BE1120$ و $TO1308$ در جدول (۴-۳) خلاصه شده است. در این جدول، تعداد اسپایک و الگوی بدست آمده، ماکزیمم و مینیمم تطابق، در داده های مذکور قرار دارد. نمودار تعداد تطابق در داده $BA1203$ به صورت نمونه در شکل (۱۱-۳) نشان داده شده

^{۸۰} Match Coefficient

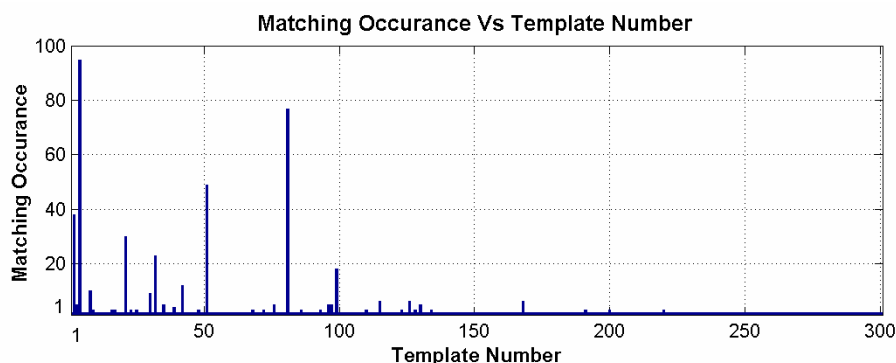
^{۸۱} Forgetting Factor

^{۸۲} Identification Rate

است. حذف برخی از الگوها نیز در این فاز انجام می گیرد. در الگوریتم اولیه (اصلی)^{۸۳} الگوهایی که تعداد تطابق آنها در سیگنال کمتر از پارامتر $MNRP1$ ^{۸۴} باشد، از الگوهای موجود حذف می شوند. این پارامتر در مقاله اصلی، برابر با ۵ بوده ولی می تواند در برنامه توسط اپراتور تغییر یابد. با مراجعه به جدول (۳-۴) می یابیم که تعداد الگوهای حذف شده در این فاز بسیار زیاد است. در بخش مربوط به افزایش کارایی الگوریتم *FTMD* این موضوع را نیز مورد بررسی قرار خواهیم داد و روشی برای کاهش تعداد الگوهای حذف شده، ارائه می شود. لازم به ذکر است که نتایج موجود در این بخش پارامترهای از پیش تنظیم شده بوده و در مواردی که این مقادیر تغییر کرده باشد، به مقادیر جدید اشاره می شود.

جدول (۳-۴): نتایج حاصل از طبقه بندی فاز (۱) در داده های حاصل از فیلتر درجه اول (۱) و دوم (۲) بر اساس معیار پیک در پیک با اعمال الگوریتم بالا برنده رزولوشن^{۸۵}

| ردیف | نام داده | تعداد اسپایک | تعداد الگو | حداقل تطابق | حداکثر تطابق | تعداد الگوی باقیمانده Phase(I) |
|------|------------|--------------|------------|-------------|--------------|-----------------------------------|
| ۱ | BA1102 (۱) | ۷۵۶ | ۴۵۸ | ۲ | ۷۹ | ۶ |
| ۲ | BA1102 (۲) | ۵۳۰ | ۴۰۹ | ۲ | ۵۷ | ۴ |
| ۳ | BA1203 (۱) | ۹۸۶ | ۵۰۰ | ۲ | ۶۷ | ۱۶ |
| ۴ | BA1203 (۲) | ۶۹۱ | ۳۰۱ | ۲ | ۹۵ | ۱۰ |
| ۵ | BE1120 (۱) | ۶۶۱ | ۲۴۲ | ۲ | ۶۶ | ۱۶ |
| ۶ | BE1120 (۲) | ۷۷۹ | ۳۷۸ | ۲ | ۸۱ | ۹ |
| ۷ | TO1308 (۱) | ۸۹۵ | ۳۷۰ | ۲ | ۷۰ | ۱۵ |
| ۸ | TO1308 (۲) | ۸۸۳ | ۴۰۸ | ۲ | ۷۴ | ۱۸ |



شکل (۳-۱۱): نمودار ستونی تعداد تطابق الگو بر حسب شماره الگو در داده BA1203 پس از اعمال فیلتر درجه دوم در طبقه بندی با معیار پیک در پیک با اعمال الگوریتم بالا برنده رزولوشن

^{۸۳} لازم به ذکر است هر جا که از واژه "الگوریتم اصلی (اولیه)" استفاده شده است، منظور الگوریتمی است که توسط طراح اولیه آن، آقای مکگیل ایجاد شده است و ما بر آنیم که این الگوریتم را اصلاح نماییم و کارایی آنرا افزایش دهیم.

^{۸۴} Min. Number for Rejection Phase (I)

^{۸۵} لازم به ذکر است که تعداد تطابق حقیقی که مورد نظر ماست، یکی کمتر از داده های تطابق موجود در جدول است. اعداد موجود در جدول، با در نظر گرفتن خود الگوها نیز می باشد و وقوع الگوها به عنوان تطابق نیز در نظر گرفته شده است. لازم به ذکر است که این نکته در مورد جدولهای (۳-۵) و (۳-۶) نیز صادق است.

اکنون ، الگوریتم تطابق الگو را با استفاده از معیارهای مینیمم مربع خطا (ماکزیمم همبستگی متقابل) و پیک در پیک بدون اعمال الگوریتم بالابرنده رزولوشن انجام داده و نتایج را مورد بررسی قرار می دهیم . نتایج به ترتیب در جدولهای (۵-۳) و (۶-۳) موجود بوده و ترتیب داده ها و مشخصات آنها بر اساس جدول (۴-۳) می باشد . نمودار ستونی تعداد تطابق الگو در داده BA1203 پس از اعمال فیلتر درجه دوم و مربوط به الگوریتمهای LS و تنظیم پیک در پیک بدون اعمال الگوریتم بالابرنده رزولوشن در شکل (۳-۱۲) موجود می باشد . براین اساس ، در برنامه مربوط به $FTMD$ امکان استفاده از این دو روش نیز قرار داده شده است که در بخش مربوط به بررسی نرم افزارهای طراحی شده ، به آنها اشاره خواهد شد .

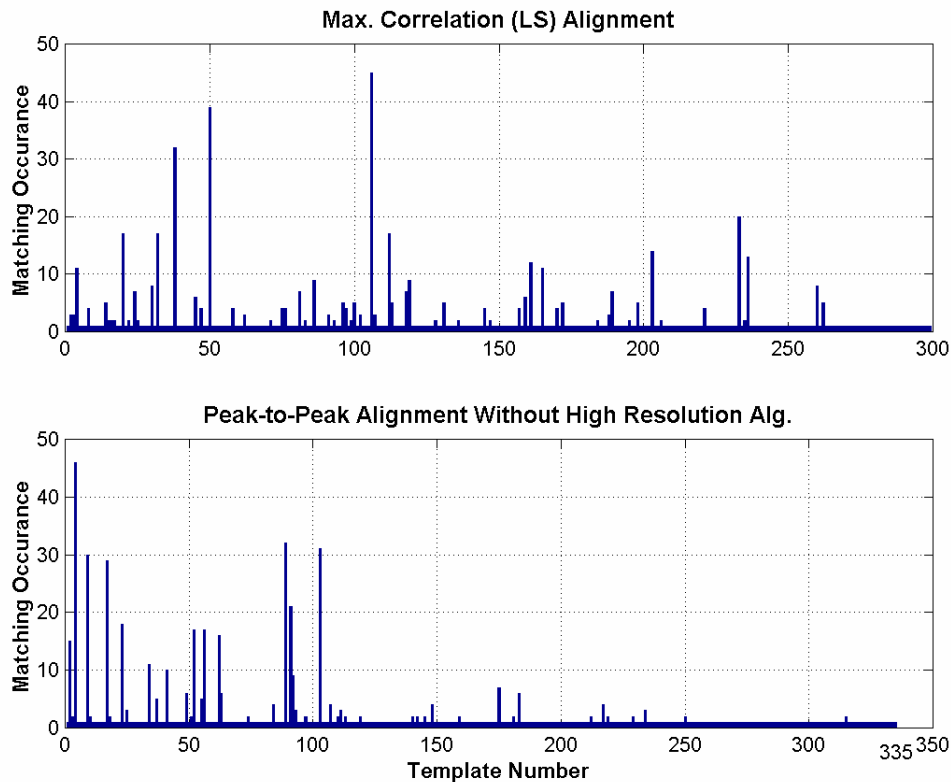
جدول (۵-۳) : نتایج حاصل از طبقه بندی فاز (۱) در داده های حاصل از فیلتر درجه اول (۱) و دوم (۲) بر اساس معیار ماکزیمم همبستگی (LS)

| ردیف | نام داده | تعداد اسپایک | تعداد الگو | حداقل تطابق | حداکثر تطابق | تعداد آگوی باقیمانده Phase(I) |
|------|------------|--------------|------------|-------------|--------------|-------------------------------|
| ۱ | BA1102 (۱) | ۷۵۶ | ۴۲۲ | ۲ | ۸۱ | ۷ |
| ۲ | BA1102 (۲) | ۵۳۰ | ۳۸۹ | ۲ | ۳۰ | ۷ |
| ۳ | BA1203 (۱) | ۹۸۶ | ۴۶۳ | ۲ | ۲۸ | ۳۸ |
| ۴ | BA1203 (۲) | ۶۹۱ | ۲۹۹ | ۲ | ۴۶ | ۲۲ |
| ۵ | BE1120 (۱) | ۶۶۱ | ۲۱۴ | ۲ | ۶۷ | ۱۹ |
| ۶ | BE1120 (۲) | ۷۷۹ | ۳۲۸ | ۲ | ۸۱ | ۱۱ |
| ۷ | TO1308 (۱) | ۸۹۵ | ۳۴۶ | ۲ | ۵۳ | ۱۹ |
| ۸ | TO1308 (۲) | ۸۸۳ | ۳۸۷ | ۲ | ۵۸ | ۲۱ |

جدول (۶-۳) : نتایج حاصل از طبقه بندی فاز (۱) در داده های حاصل از فیلتر درجه اول (۱) و دوم (۲) بر اساس معیار پیک در پیک بدون اعمال الگوریتم بالابرنده رزولوشن

| ردیف | نام داده | تعداد اسپایک | تعداد الگو | حداقل تطابق | حداکثر تطابق | تعداد آگوی باقیمانده Phase(I) |
|------|------------|--------------|------------|-------------|--------------|-------------------------------|
| ۱ | BA1102 (۱) | ۷۵۶ | ۴۶۷ | ۲ | ۷۵ | ۸ |
| ۲ | BA1102 (۲) | ۵۳۰ | ۴۲۴ | ۲ | ۳۱ | ۳ |
| ۳ | BA1203 (۱) | ۹۸۶ | ۵۲۵ | ۲ | ۴۸ | ۱۸ |
| ۴ | BA1203 (۲) | ۶۹۱ | ۵۳۵ | ۲ | ۴۷ | ۱۸ |
| ۵ | BE1120 (۱) | ۶۶۱ | ۲۵۳ | ۲ | ۵۹ | ۲۴ |
| ۶ | BE1120 (۲) | ۷۷۹ | ۴۱۱ | ۲ | ۴۷ | ۱۷ |
| ۷ | TO1308 (۱) | ۸۹۵ | ۴۰۸ | ۲ | ۳۵ | ۲۲ |
| ۸ | TO1308 (۲) | ۸۸۳ | ۴۶۷ | ۲ | ۳۶ | ۲۲ |

نکته ای که قابل توجه است ، زمان بسیار بیشتری است که برای اجرای الگوریتم *LS* مورد نیاز است که در حدود ۱۰ برابر دو الگوریتم دیگر است و بدون در نظر گرفتن فاکتور زمان ، اکنون نمی توان دلیل مزیت الگوریتمهای ذکر شده را بیان کرد . به بیان دیگر ، این مقایسه با ذکر نتایج الگوریتم طبقه بندی نهایی در بخش (۳-۲-۴) انجام خواهد گرفت .



شکل (۳-۱۲) : نمودار ستونی تعداد تطابق الگو بر حسب شماره الگو در داده BA1203 پس از اعمال فیلتر درجه دوم در طبقه بندی با معیارهای *LS* (بالا) و پیک در پیک با اعمال الگوریتم بالا برنده رزولوشن (پایین)

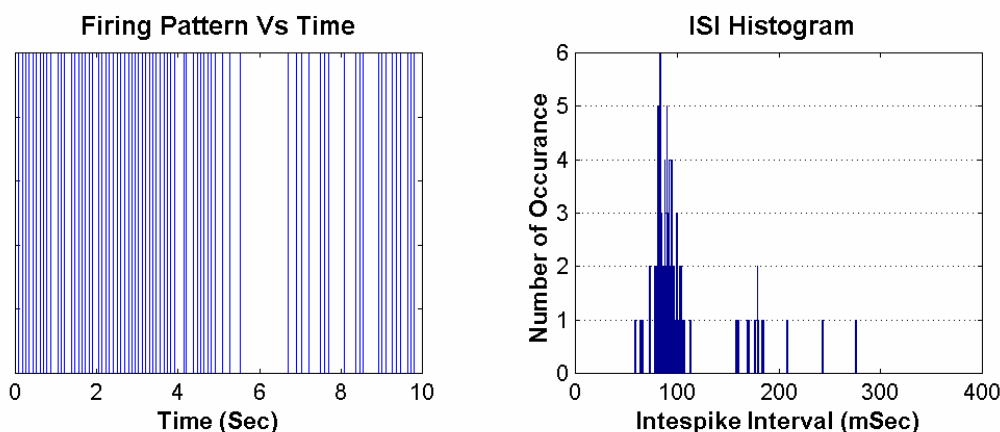
۳-۲-۴ طبقه بندی فاز دوم

همانگونه که در بخش قبل ذکر شد ، طبقه بندی فاز اول تنها بر اساس شکل موج اسپایکها انجام می شود . مرحله بعد ، بررسی زمانهای آتش^{۸۶} اسپایکهای مربوط به الگوها است . بر اساس این بررسی ، می توان تعلق اسپایکها را به واحدهای حرکتی معتبر بررسی نمود . این بررسی قابل انجام بوده و دلیل آن ، الگوی آتش منظمی است که در حین انقباض ثابت بوجود می آید . این نظم با استفاده از هیستوگرام مربوط به فواصل بین پالسی (*ISI*)^{۸۷} حتی در مواردی که برخی از اسپایکها از دست رفته و یا تعدادی از اسپایکهای همراه با خطا^{۸۸} باشند نیز قابل مشاهده است . در شکل (۳-۱۳) بر اساس الگوهای بدست آمده از داده BA1203 فیلتر شده درجه دوم (الگوی شماره ۴) ، نمودار الگوی آتش به همراه *ISI* نشان داده شده است .

^{۸۶} Firing Times

^{۸۷} Interspike Interval

^{۸۸} Erroneous Spike : این اسپایکها می توانند یا به یک واحد حرکتی دیگر منتقل بوده و یا از تداخل واحدهای حرکتی ایجاد شوند .



شکل (۳-۱۳): نمودار الگوی آتش (سمت چپ) به همراه *ISI* (سمت راست) در نمونه ای از داده BA1203

در روش *FTMD*، بررسی الگوی آتش در مرحله دوم طبقه بندی صورت می گیرد. این بررسی نیز بر اساس نمودار هیستوگرام *ISI* می باشد. در مواردیکه طبقه بندی به صورت کامل انجام گیرد، این نمودار در یک انقباض با نیروی ثابت دارای تنها یک قله بوده مکان و پهنای آن، پارامترهای فرکانس آتش میانگین و تغییرات الگوی آتش را تحت تأثیر قرار می دهد [۳۵]. الگوهای تشخیص داده شده توسط الگوریتم طبقه بندی الگوی فاز اول، معمولاً کامل نیست که دلیل اسپایکهای از دست رفته بر اساس تداخل واحدهای حرکتی می باشد و در نتیجه الگوریتم فاز اول با خطا همراه می باشد. در نتیجه، نمودار *ISI* دارای قله های ثانویه و همچنین مقادیر دیگری از داده های کوچک با ماهیت غیر فیزیولوژیکی هستند و این نکته در شکل (۳-۱۳) به وضوح نشان داده شده است. بنابراین، الگوریتم ما باید تغییر داده شود و یا اینکه روشی برای تصحیح الگوریتم فاز اول ارائه شود.^{۸۹} نکته مهمی که در اینجا باید ذکر کرد، نحوه آتش واحدهای حرکتی در انقباض ثابت است که در آن، فواصل بین پالسی دارای توزیع تقریباً گوسی بوده که انحراف استاندارد آنها ۱۰ تا ۲۰ درصد میانگین است [۳۴]. این نکته حتی در مورد الگوی آتش شکل (۳-۱۳) که ناقص است نیز قابل مشاهده است. با استفاده از این نکته به همراه نوع توزیع الگوهای آتش، می توان الگوریتمی طراحی کرد تا نتایج بدست آمده پس از طبقه بندی فاز (۱) را تصحیح کند. این نکته به صورت مشروح در بخش (۳-۳-۴-۲) مورد بررسی قرار می گیرد. ما در اینجا به نکاتی کلی در مورد نحوه عملکرد الگوریتم اکتفا می کنیم و بر اساس این معلومات به همراه دانش فرایندهای تصادفی، در بخش دیگر الگوریتم اصلی را بیان می کنیم. آنالیز الگوی آتش، شامل چهار بخش است و به شرح زیر می باشد:

۱- در بخش اول، الگوهایی که مطابق با *MUAP* یکسان هستند با هم ترکیب می شوند که این ترکیب بر اساس شباهت شکل اسپایکها و صحت الگوی آتش ترکیبی است. این الگوهای متعدد گاهی اوقات بر اساس نحوه طبقه بندی الگو به ویژه در مورد اسپایکها با قله برابر بوجود می آید. روش تشخیص آنها نیز بدین صورت است که تمامی جفت الگوها^{۹۰}، پارامتر *e* بر اساس رابطه (۳-۶۳) محاسبه می شود و در حقیقت شباهت آنها با هم بدست می آید.

^{۸۹} لازم به ذکر است که در اینجا، بر اساس مقاله اصلی عمل می کنیم و روش تصحیح ارائه خواهد شد و این درحالی است که در بخش مربوط به افزایش کارایی الگوریتم *FTMD*، راه حل اول (تغییر کلی روش) را انتخاب خواهیم کرد.
^{۹۰} لازم به ذکر است که این الگوریتم تنها در حالتی اعمال می شود که مجموع تعداد آتش دو الگو بیشتر از ۲۵ باشد.

$$e = \frac{2}{N} \sum_{k=1}^{N/2-1} \left| |S_k|^2 - |R_k|^2 \right| \quad (۶۳-۳)$$

در رابطه بالا ، S_k و R_k ضرائب تبدیل $CRDFT$ دو الگوی مورد بررسی است . لازم به ذکر است که در رابطه بالا ، مربع اندازه ضرائب به جای خود ضرائب بررسی می شوند ، بنابراین اگر دو الگوی مورد بررسی دارای شکل یکسان باشند حتی در موردی که آنها شیفت یافته هم باشند مقدار e کوچک خواهد بود . لازم به ذکر است که در برخی از موارد که دو الگو شکل موج مشابه ندارند نیز این پارامتر می تواند کوچک باشد ، لذا تطابق در زمانی انجام می شود که شرط $e < c.E$ برآورده شود . در این رابطه ، c ضریب حساسیت^{۹۱} (مقدار پیش تنظیم شده ۰/۴) و E انرژی الگوی S می باشد . در صورت تطابق ، زمانهای آتش و احدهای حرکتی در الگوها با هم ترکیب شده و صحت این الگوی ترکیبی با الگوهای اولیه بر اساس الگوریتم بخش (۳-۴-۳) مقایسه شده و صحت آنها مشخص می شود . اگر معیار صحت ، برآورده شد در آن صورت این دو الگو به صورت دائمی ترکیب می شوند و اگر این دو الگو شیفت یافته هم باشند ، زمانهای آتش یکی از این الگوها با توجه به دیگری تنظیم شده تا در مرحله میانگین گیری (از آخرین بخشهای الگوریتم $FTMD$) شکل موجها به خوبی تنظیم شده باشند .

۲- در بخش دوم ، مشخص کردن الگوهای مرتبط با هم^{۹۲} انجام می گیرد . این الگوها زمانی بوجود می آیند که $MUAP$ هایی با شکل پیچیده (شامل اجزای مرتبط) طبقه بندی شوند و نتیجه آن ایجاد چند اسپایک با مدت زمان بیش از یک الگو (۳۲ یا ۱۶ نمونه) می باشد . بر اساس الگوریتم بخش (۳-۴-۳) این نکته مشخص شده و از یکی از این الگوها که دارای تعداد کمتری الگوی آتش است ، صرفه نظر می شود . نکته ای که در اینجا از اهمیت فراوانی برخوردار است ، مشخصه ای است که در خستگی عضلانی و یا ورزش بیشتر مشهود می شود و آن ، همزمانی^{۹۳} است و تمایل واحدهای حرکتی در آتش شدن در زمانهای نزدیک به هم می باشد [۱۲] . به بیان ریاضی ، همزمانی ، وابستگی بین $MUAPT$ هاست و در نتیجه همبستگی متقابل بالا شرط لازم و نه کافی برای آن است . در این حالت نیز مشابه الگوهای مرتبط به هم ، نتایج ممکن است مشابه هم باشد و باید بررسیهای لازم در این مورد به عمل آید که در بخش (۳-۴-۳) به آن اشاره می شود .

۳- در بخش سوم ، تعلق داشتن الگوها به $MUAP$ های معتبر بررسی می شود و پارامترهای الگوهای آتش ، تخمین زده می شود . در این بخش ، تمامی الگوهایی که تعداد زمان آتش در آنها بیش از ۲۵ عدد است (در الگوریتم اصلی) ، مورد بررسی قرار می گیرند . پارامترهای زیر در هر الگو با استفاده از الگوریتم بخش (۳-۴-۳) محاسبه می شود:

میانگین حقیقی ISI ، ضریب تغییرات^{۹۴} ISI (حاصل تقسیم میانگین بر انحراف استاندارد) ، درصد تشخیص^{۹۵} الگو (نسبت زمانهای آتش تشخیص داده شده) و تعداد اسپایکهای همراه با خطا^{۹۶} اگر تمامی سه شرط موجود در صفحه بعد برآورده شود ، الگوی بدست آمده ، معتبر است .

^{۹۱} Sensitivity Coefficient

^{۹۲} Time-Locked Templates

^{۹۳} Synchronization

^{۹۴} Variation Coefficient

^{۹۵} Detection Probability

^{۹۶} Erroneous Spike

در الگوی مورد بررسی، حداقل تعداد اسپایکهای معتبر برابر با پارامتر $MNVS$ ^{۹۷} (معمولا ۲۵) باشد.
تعداد اسپایکهای معتبر از اسپایکهای همراه با خطا، بیشتر باشد.
درصد تشخیص، بیشتر از پارامتر $MIR2$ ^{۹۸} (معمولا ۴۰٪) باشد.

لازم به ذکر است که پارامترهای گفته شده، می توانند توسط اپراتور تغییر داده شوند. حال سؤالی مطرح می کنیم که بهترین مقدار در پارامترهای گفته شده تاکنون (۸ پارامتر) و همچنین پارامتری که در بخش میانگین گیری معرفی می شود، چیست؟
پاسخ این سوال را به بخش بررسی صحت الگوریتم و افزایش کارایی آن، موکول می کنیم.

۴- در بخش چهارم، شناسایی و حذف اسپایکهای همراه با خطا در الگوهای بررسی شده در بخشهای یک تا سه، انجام می گیرد. این بخش از اهمیت بالایی برخوردار بوده و باعث افزایش صحت شکل موجهای $MUAP$ تخمین زده شده، می گردد. این بررسی براساس الگوریتم $MUAP$ ^{۹۹} است که در بخش بعدی توضیح داده می شود و نشان دهنده آن است که کدامیک از اسپایکهای یک الگو در بدست آوردن الگوی آتش نهایی محاسبه می شوند.

در جدول (۷-۳)، نتایج بررسی الگوها پس از طبقه بندی فاز (۲) نشان داده شده است. در این جدول، تنها تعداد الگوهای معتبر باقیمانده نشان داده شده است. جزئیات بیشتر در این مورد را در طی بخش (۳-۴-۲) بیان می کنیم.

جدول (۷-۳): تعداد الگوها^{۱۰۰} قبل و بعد از طبقه بندی فاز اول و دوم در داده های مورد بررسی پس از اعمال فیلترهای درجه اول (۱) و دو (۲) در مورد سه الگوریتم مختلف

| روش تنظیم | پیک در پیک رزولوشن بالا | | | ماکزیمم همبستگی | | | پیک در پیک | | |
|------------|----------------------------|----|----|--------------------|----|----|------------|----|----|
| | N1 | N2 | N3 | N1 | N2 | N3 | N1 | N2 | N3 |
| نوع داده | | | | | | | | | |
| (۱) BA1102 | ۴۵۸ | ۶ | ۳ | ۴۲۲ | ۷ | ۵ | ۴۶۷ | ۸ | ۲ |
| (۲) BA1102 | ۴۰۹ | ۴ | ۱ | ۳۸۹ | ۷ | ۱ | ۴۲۴ | ۳ | ۰ |
| (۱) BA1203 | ۵۰۰ | ۱۶ | ۵ | ۴۶۳ | ۳۸ | ۲ | ۵۲۵ | ۱۸ | ۱ |
| (۲) BA1203 | ۳۰۱ | ۱۰ | ۴ | ۲۹۹ | ۲۲ | ۲ | ۵۳۵ | ۱۸ | ۰ |
| (۱) BE1120 | ۲۴۲ | ۱۶ | ۳ | ۲۱۴ | ۱۹ | ۴ | ۲۵۳ | ۲۴ | ۱ |
| (۲) BE1120 | ۳۷۸ | ۹ | ۳ | ۳۲۸ | ۱۱ | ۴ | ۴۱۱ | ۱۷ | ۳ |
| (۱) TO1308 | ۳۷۰ | ۱۵ | ۶ | ۳۴۹ | ۱۹ | ۶ | ۴۰۸ | ۲۲ | ۱ |
| (۲) TO1308 | ۴۰۸ | ۱۸ | ۳ | ۳۸۷ | ۲۱ | ۳ | ۴۶۷ | ۲۲ | ۱ |

با توجه به نتایج بسیار ضعیف الگوریتم پیک در پیک و همچنین زمان فراوانی که در الگوریتم ماکزیمم همبستگی (بیش از ۱۰ برابر الگوریتمهای پیک در پیک)، یکی از دلایل استفاده از الگوریتم پیک در پیک با رزولوشن بالا را می توان دریافت. با توجه به اینکه در انقباض ۱۰٪

^{۹۷} Min. Number for Valid Spikes

^{۹۸} Min. Identification Rate (Phase II)

^{۹۹} Maximum-a-Posteriori

^{۱۰۰} در جدول (۷-۳) منظور از پارامترهای $N1$ ، $N2$ و $N3$ به ترتیب تعداد الگوهای بدست آمده در الگوریتم تطابق الگوی موجود در روش طبقه بندی فاز (۱)، تعداد الگوهای باقیمانده پس از الگوریتم حذف فاز (۱) و (۲) می باشد.

نمی توان انتظار داشت که تنها یک عدد واحد حرکتی فعال شده باشد (در چند نمونه از نتایج جدول قبلی) ! باید فکری برای تصحیح این خطاها اندیشید . بدین منظور الگوریتمهای بخش بعد ، ارائه خواهد شد . نکته دیگری که لازم به ذکر است ، عدم انجام ترکیب الگوها در نتایج جدول (۳-۷) می باشد . نکته دیگر در مورد تفاوت نتایج نهایی در الگوریتمهای ماکزیمم همبستگی و پیک در پیک با رزولوشن بالاست که دارای میانگین مقدار مطلق خطایی برابر با 1.1250 می باشد . لذا ، از این به بعد ، تصحیح الگوی آتش تنها در مورد الگوریتم تنظیم پیک در پیک با رزولوشن بالا انجام می گیرد . دلیل این امر نیز بر اساس نتایج بخش (۳-۲) و (۳-۳) می باشد و بدلیل اهمیت بخشهای یک تا چهار و همچنین امکان استفاده از آنها در روشهای تفکیک دیگر ، آنها با بیان توضیحات و مثالهای بیشتری ارائه می شوند . لازم به ذکر است که الگوریتمهای اصلی مورد استفاده ، در مرجع [۳۲] و [۳۵] موجود می باشد . اکنون آن بخش با نام آنالیز زمان آتش^{۱۱} ارائه می شود .

۳-۲-۵ آنالیز زمانهای آتش واحد های حرکتی

۳-۲-۵-۱ مقدمه

در حین انقباضهایی با نیروی ثابت ، آتش واحدهای حرکتی فعال به صورت منظم انجام می گیرد و این نظم به نحوی است که تغییرات فواصل بین پالسی بسیار کمتر از میانگین آن است . بر این اساس و به دلیل توزیع تقریباً گوسی *ISI* ، این اطلاعات می تواند به همراه اطلاعات مربوط به شکل اسپایکها استفاده شود تا طبقه بندی دقیقتری حاصل گردد . به بیان دیگر ، اطلاعات مربوط به الگوی آتش واحدهای حرکتی می تواند برای بررسی اعتبار *MUAPT* های بدست آمده در فاز اول الگوریتم طبقه بندی که تنها اطلاعات مربوط به شکل اسپایکها استفاده شده است ، قرار گیرد . در الگوریتم *FTMD* اولیه ، اطلاعات مربوط به زمان آتش واحدهای حرکتی در بخش طبقه بندی اسپایک استفاده نمی شود . دلایل این امر به شرح زیر است :

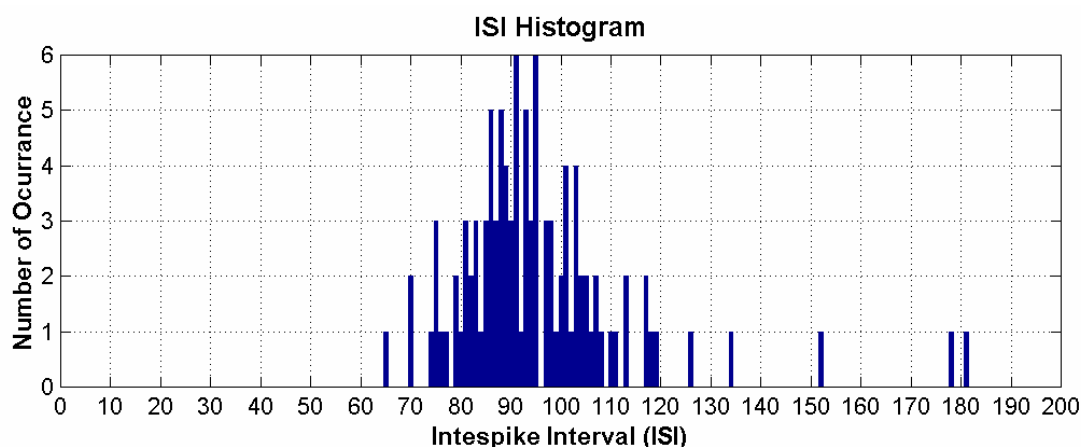
- بر اساس [۳۲] ، اطلاعات مربوط به شکل به تنهایی موجب نتایج مناسبی در طبقه بندی شده و مصالحه بین صحت و زمان محاسبات ، موجب عدم استفاده از الگوی آتش به همراه شکل موج اسپاکها شده و از اطلاعات مربوط به الگوی آتش در بررسی صحت الگوریتم طبقه بندی و پس از اتمام فاز اول ، استفاده می گردد .
- دلیل دیگر ، عدم توانایی طراح الگوریتم *FTMD* اولیه در طراحی الگوریتم طبقه بندی است که اطلاعات مربوط به شکل موجها و الگوی آتش واحدهای حرکتی به طور همزمان مورد استفاده قرار گیرد . این نکته نیز در مرجع [۳۲] ذکر شده است .

بر این اساس ، در الگوریتم *FTMD* از الگوی آتش واحد های حرکتی در چهار مورد استفاده می گردد که شامل (۱) ترکیب الگوهای مربوط به *MUAP* یکسان ، (۲) شناسایی الگوهای

^{۱۱} Firing-Time Analysis

مرتبط به همدیگر^{۱۰۲}، (۳) ارزیابی الگوهای مربوط به *MUAP* های معتبر و (۴) حذف اسپایکهای همراه با خطا^{۱۰۳} از الگوهای معتبر، می باشد. در این بخش، آنالیز زمان آتش واحدهای حرکتی، طراحی شده و ترتیب بقیه فصول به شرح زیر است:

چگالی فواصل بین پالسی^{۱۰۴}، به عنوان نقطه شروع بقیه پروسه ها در بخش (۳-۵-۲-۳-۳) و (۳-۵-۲-۳-۳) مدل می شود. در این مدل، اسپایکهای همراه با خطا و از دست رفته که معمولاً در عمل دیده می شود، نیز محسوب می شود. تصمیم گیری در مورد اینکه آیا دو الگو، بخشهایی از یک الگوی تنها هستند نیز در بخش (۳-۵-۲-۳-۳) بررسی می شود. تکنیکی برای تخمین مشخصات آماری الگوی آتش واحدهای حرکتی در بخش (۳-۵-۲-۳-۳) معرفی می شود. الگوریتم طبقه بندی *MAP*^{۱۰۵} نیز در ضمیمه شماره (۲) معرفی شده و بر اساس آن، الگوریتمی برای تشخیص اسپایکهای همراه با خطا در بخش (۳-۵-۲-۳-۳) مورد بررسی قرار می گیرد. به بیان دیگر هدف ما در حقیقت تغییر هیستوگرام شکل (۳-۱۳) به شکل (۳-۱۴) می باشد. با مقایسه این دو نمودار و در نظر گرفتن توضیحات موجود در بخش (۳-۵-۲-۳-۳) می توان به برخی از این تغییرات، پی برد. لازم به ذکر است که نمودار شکل (۳-۱۴) پس از اعمال الگوریتمهای بخش (۳-۵-۲-۳-۳) بدست آمده است و داده آن نیز مشابه نمودار (۳-۱۳) میباشد.



شکل (۳-۱۴): نمودار هیستوگرام *ISI* در نمونه ای از داده *BA1203* (واحد حرکتی شماره یک)

۳-۵-۲-۳-۳ مشخصات آماری فواصل بین اسپایکها^{۱۰۶}

در حین انقباض ایزومتریک با نیروی ثابت، فرکانس آتش واحدهای حرکتی بین ۵ و ۲۵ هرتز قرار می گیرد [۳۲]. فواصل بین پالسی در آنها دارای یک توزیع تک مدی^{۱۰۷} حول میانگین بوده و تقریباً گوسی است و در این توزیع، انحراف استاندارد بین ۱۰ تا ۲۰ درصد میانگین قرار دارد.

^{۱۰۲} Time-Locked Templates

^{۱۰۳} Erroneous Spikes

^{۱۰۴} Interspike-Interval Density

^{۱۰۵} Maximum-a-Posteriori

^{۱۰۶} Interspike-Interval Statistics

در اغلب موارد ، یک همبستگی منفی جزئی بین دو فاصله پشت سر هم ISI موجود بوده و بر این اساس ، فواصل کوتاه تمایل دارند که پس از زمانهای بلندتر بیایند و بالعکس . یک قطار اسپایک^{۱۰۸} را می توان به صورت فرایند نقطه ای^{۱۰۹} مدل کرد و با زمانهای آتش آنها (t_1, \dots, t_N) یا با استفاده از فواصل بین پالسی ISI در آنها به صورت $\tau_1, \dots, \tau_{N-1}$ معرفی می شوند . لازم به ذکر است ، N تعداد الگوهای شناسایی شده مربوط به یک واحد حرکتی مشخص بوده و ارتباط بین زمانهای آتش و ISI توسط رابطه $\tau_i = t_{i+1} - t_i$ مشخص می شود . اکنون با فرض اینکه تابع چگالی احتمال^{۱۱۰} در مورد ISI توسط پارامتر $p_I(\tau)$ مشخص شود ، اگر یک اسپایک در زمان t اتفاق افتد ، احتمال آنکه اسپایک بعدی در فاصله زمانی $[t + \tau, t + \tau + \Delta t]$ وقوع دهد برابر با $p_I(\tau)\Delta t$ خواهد بود . چون ISI باید مثبت باشد ، داریم : $\tau \geq 0$ ، $p_I(\tau) = 0$ اگر ISI ها از لحاظ آماری ، مستقل باشند^{۱۱۱} داریم : $p_I(\tau_{i+1} | \tau_i, \tau_{i-1}, \dots) = p_I(\tau_{i+1})$ در غیر اینصورت همبستگی سریال^{۱۱۲} بین ISI ها وجود دارد . در مدلسازی ISI ها از همبستگی سریال درجه اول استفاده می شود و در نتیجه فرض میشود که $p_I(\tau_{i+1} | \tau_i, \tau_{i-1}, \dots) = p_I(\tau_{i+1} | \tau_i)$. فرکانس آتش متوسط که توسط پارامتر λ معرفی می شود ، بر اساس رابطه (۶۴-۳) معکوس ISI متوسط می باشد^{۱۱۳} .

$$\lambda = \frac{1}{E\{\tau\}} = \left(\int_0^{\infty} \tau \cdot p_I(\tau) d\tau \right)^{-1} \quad (۶۴-۳)$$

تابع چگالی احتمال گوسی ، در مورد $MUAPT$ ها تقریب مناسبی از $p_I(\tau)$ خواهد بود و لذا از این به بعد از رابطه (۶۵-۳) استفاده می شود .

$$p_I(\tau) \approx N(\mu, \sigma^2) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2}(\tau - \mu)^2\right) \quad (۶۵-۳)$$

بر اساس روابط (۶۴-۳) و (۶۵-۳) می توان نتیجه گرفت که فرکانس آتش متوسط برابر با معکوس میانگین در تابع چگالی گوسی است و در نتیجه داریم $\lambda = 1/\mu$. تابع چگالی گوسی ، شرط مثبت بودن ISI را به همراه ندارد ولی مقادیر فیزیولوژیکی میانگین و انحراف استاندارد چگالی ISI منفی ، قابل چشمپوشی است . چگالی گوسی به خوبی بر داده های تجربی قرار گرفته و دارای مشخصات محاسباتی بهتری نسبت به توابع توزیع حقیقتاً مثبت مانند تابع توزیع گوسی مقطوع ، گاما و یا ویبال^{۱۱۴} خواهد داشت . لازم به ذکر است که تابع چگالی احتمال در توزیع ویبال

^{۱۰۷} توزیع Unimodal توزیعی است که تنها یک قله در تابع توزیع آن باشد . به عبارت دیگر متغیر تصادفی X یا تابع توزیع آن $F(x)$ تک مدی است اگر یک مقدار $x = a$ موجود باشد که $F(x)$ برای $x < a$ محدب و برای $x > a$ مقعر باشد [۳] .

^{۱۰۸} Spike Train

^{۱۰۹} Point Process

^{۱۱۰} (Pdf) Probability Density Function

^{۱۱۱} در این حالت ، به فرایند نقطه ای حاصل ، $Renewal Process$ می گویند .

^{۱۱۲} Serial Correlation

^{۱۱۳} به پارامتر λ ، شدت فرایند نقطه ای نیز گفته می شود چرا که احتمال آنکه اسپایک در فاصله زمانی $[t, t + \Delta t]$ قرار گیرد

برابر با $\lambda \cdot \Delta t$ بوده و تعداد اسپایکهای مورد انتظار در فاصله زمانی $[0, T]$ برابر با $\lambda \cdot T$ می باشد .

^{۱۱۴} Weibull

توسط رابطه (۶۶-۳)، میانگین و واریانس آن در رابطه (۶۷-۳) و تعریف تابع گاما نیز در رابطه (۶۸-۳) بیان می شود.

$$P(x) = \alpha \beta^{-\alpha} x^{\alpha-1} e^{-(x/\beta)^\alpha} \quad (۶۶-۳)$$

$$\begin{cases} \mu = \beta \Gamma(1 + \alpha^{-1}) \\ \sigma^2 = \beta^2 [\Gamma(1 + 2\alpha^{-1}) - \Gamma^2(1 + \alpha^{-1})] \end{cases} \quad (۶۷-۳)$$

$$\Gamma(z) = \int_0^\infty t^{z-1} e^{-t} dt \quad (۶۸-۳)$$

تابع چگالی احتمال در توزیع گاما نیز در رابطه (۶۹-۳) و میانگین و انحراف معیار آن در رابطه (۷۰-۳) موجود است.

$$P(x) = \frac{\lambda(\lambda x)^{h-1}}{(h-1)!} e^{-\lambda x} = \frac{x^{\alpha-1} e^{-x/\theta}}{\Gamma(\alpha)\theta^\alpha}, \begin{cases} \alpha \equiv h \\ \theta \equiv 1/\lambda \end{cases} \quad (۶۹-۳)$$

$$\begin{cases} \mu = \alpha \cdot \theta \\ \sigma^2 = \alpha \cdot \theta^2 \end{cases} \quad (۷۰-۳)$$

در تعریف توابع مذکور، یکی از شرایط $x > 0$ می باشد و برای مقصود ما نیز مناسب است ولی به خاطر پیچیدگیهای محاسبه میانگین و واریانس؛ همانگونه که قابل مشاهده است؛ از تابع چگالی گوسی (نرمال) استفاده خواهیم کرد.

همبستگی سری موجود بین نمونه های ISI توسط مقدار غیر صفر $\rho \in [-1, +1]$ مشخص شده و بر این اساس، تابع چگالی احتمال مشترک^{۱۱۵} دو ISI پشت سر هم بر اساس رابطه (۷۱-۳) خواهد بود^{۱۱۶}.

$$p_I(\tau_i, \tau_{i+1}) = \frac{1}{2\pi\sigma^2\sqrt{1-\rho^2}} \cdot \exp\left[-\frac{1}{2(1-\rho^2)}\left(\frac{(\tau_i - \mu)^2}{\sigma^2} - \frac{2\rho}{\sigma^2}(\tau_i - \mu)(\tau_{i+1} - \mu) + \frac{(\tau_{i+1} - \mu)^2}{\sigma^2}\right)\right] \quad (۷۱-۳)$$

توابع دیگری که در آنالیزهای بعدی مورد استفاده قرار می گیرند با استفاده از تابع بدست می آیند. یکی از این توابع، $S(\tau)$ ^{۱۱۷} است و احتمال آن است که اسپایک بعدی حداقل در τ

^{۱۱۵} Joint Probability Density Function

^{۱۱۶} برای بررسی صحت این رابطه می توان به مرجع [۴۳]، صفحه ۱۳۸، رابطه ۴۴-۶ مراجعه کرد و با قرار دادن روابط $y = \tau_{i+1}$ و $x = \tau_i$ ، $r = \rho$ ، $\mu_1 = \mu_2$ ، $\sigma_1 = \sigma_2$ در آن، رابطه (۷۱-۳) را نتیجه گرفت.

^{۱۱۷} Survivor Function

ثانیه پس از اسپایک موجود ، اتفاق افتد . با فرض آنکه ، متغیر تصادفی ν پهنای زمانی ISI موجود باشد ، تابع $S(\tau)$ توسط رابطه (۷۲-۳) تعریف می شود .

$$S(\tau) = \Pr(\nu > \tau) = \int_{\tau}^{\infty} p_I(\xi) d\xi \quad (72-3)$$

تابع دیگر ، $h(\tau)$ ^{۱۱۸} بوده و چگالی احتمال شرطی است که اسپایک بعدی دقیقاً هم اکنون اتفاق افتد با این شرط که اسپایک قبلی در τ ثانیه قبل اتفاق افتاده باشد و توسط رابطه (۷۳-۳) بدست می آید^{۱۱۹}.

$$h(\tau) = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \left(\frac{\Pr(\tau \leq \nu \leq \tau + \Delta t \mid \nu \geq \tau)}{\Delta t} \right) = \frac{p_I(\tau)}{S(\tau)} \quad (73-3)$$

لازم به ذکر است که مقدار $p_I(\tau)$ با استفاده از رابطه (۶۵-۳) به راحتی محاسبه می شود و مقدار $S(\tau)$ نیز با استفاده از روابط (۷۴-۳) و (۷۵-۳) که بر گرفته از تابع خطا^{۱۲۰} هستند محاسبه می شود و تعریف تابع خطا نیز در رابطه (۷۶-۳) آمده است .

$$I(x) = \int p_I(x) dx = 0.5 * \operatorname{Erf} \left(\frac{1}{\sigma\sqrt{2}} (x - \mu) \right) + C \quad (74-3)$$

$$S(\tau) = \lim_{x \rightarrow \infty} [I(x)] - I(\tau) \quad (75-3)$$

$$\operatorname{Erf}(x) = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_0^x e^{-t^2} dt \quad (76-3)$$

بدین ترتیب ، توابعی که تا کنون تعریف شده اند ، به راحتی با استفاده از روشهای محاسبات عددی [۶] محاسبه می شوند . اکنون ، توابع دیگری را بر اساس این توابع ، تعریف می کنیم .

تابع بعدی مربوط به زمان وقوع (t_1) اولین اسپایک در الگوی مورد بررسی است . بدست آوردن این تابع ، به روشی خاص نیازمند است چراکه زمان وقوع اسپایکهایی که قبلاً آتش شده اند ، مشخص نیست . لذا در ابتدا ، تابع چگالی مربوط به زمانهای وقوع قبلی در الگوی آتش را مورد بررسی قرار می دهیم . فرض کنید که مشاهده ما در زمان $t = 0$ آغاز شده است و بر این اساس ،

^{۱۱۸} Hazard Function

^{۱۱۹} در اثبات این رابطه ، می توان از قانون احتمال شرطی $\Pr(A/B) = \frac{P(A \cap B)}{P(B)}$ استفاده کرد ، و با قرار دادن قسمتهای اول

و دوم شرط مورد نظر به ترتیب در A و B و در نظر گرفتن اینکه صورت کسر با $P(A)$ برابر است ، رابطه (۷۳-۳) بدست می آید .

^{۱۲۰} Error Function : $\operatorname{Erf}(x)$

متغیر تصادفی ψ_0 ، نشاندهنده زمان وقوع قبلی است. احتمال $\psi_0 \in [t_0 - \Delta t, t_0], t_0 < 0$ برابر با حاصلضرب احتمال آن است که یک اسپایک در آن فاصله زمانی اتفاق افتد $(\lambda \Delta t)$ در احتمال اینکه هیچ اسپایک دیگری در فاصله زمانی $[t_0, 0]$ آتش نشود $(S(-t_0))$ بر این اساس ، تابع چگالی احتمال ψ_0 بر اساس رابطه (۷۷-۳) خواهد بود.

$$p_I^0 = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \left[\frac{\lambda \Delta t S(-t_0)}{\Delta t} \right] \equiv \lambda S(-t_0) \quad (77-3)$$

نتایج بدست آمده ، ما را قادر خواهد ساخت که دو تابع بعدی را محاسبه کنیم.

۱- $S^0(t)$ ، احتمال آن است که اسپایک اول پس از زمان t اتفاق افتد. با فرض آنکه ν مقدار ISI در زمان t_1 باشد ، مقدار $S^0(t)$ به صورت زیر محاسبه می شود.

$$\begin{aligned} S^0(t) &= \int_{-\infty}^0 \Pr(\nu \geq t - t_0 \mid \nu \geq -t_0) p_I^0(t_0) dt_0 = \int_{-\infty}^0 \frac{S(t - t_0)}{S(-t_0)} p_I^0(t_0) dt_0 \\ &= \lambda \int_{-\infty}^0 S(t - t_0) dt_0 = \lambda \int_t^{\infty} (\xi - t) p_I(\xi) d\xi \end{aligned} \quad (78-3)$$

۲- $h^0(t)$ ، احتمال آن است که اولین اسپایک در زمان t اتفاق افتد و به صورت زیر محاسبه می شود.

$$\begin{aligned} h^0(t) &= \int_{-\infty}^0 \Pr(\nu = \tau - t_0 \mid \tau \geq -t_0) p_I^0(t_0) dt_0 = \int_{-\infty}^0 \frac{p_I(t - t_0)}{S(-t_0)} p_I^0(t_0) dt_0 \\ &= \lambda \int_{-\infty}^0 p_I(t - t_0) dt_0 = \lambda S(t) \end{aligned} \quad (79-3)$$

نکته ای که در عمل بسیار اهمیت دارد ، بررسی الگوهایی است که شامل اسپایکهای از دست رفته می باشد، چراکه الگوریتم FTMD توانایی آنرا ندارد که تمامی اسپایکها را شناسایی کند [۳۲]. تابع چگالی احتمال ISI با اسپایکهای از دست رفته را با پارامتر $p_I(\tau)$ نمایش می دهیم و به صورت زیر محاسبه می شود.

با فرض اینکه تشخیص اسپایک در اسپایکی نسبت به اسپایک دیگر ، مستقل باشد و درصد (احتمال) تشخیص^{۱۲۳} (P_d) برای تمامی اسپایکها یکسان باشد ، احتمال مورد نظر در مورد فاصله زمانی شماره n (با فرض اینکه تعداد $n-1$ اسپایک از دست رفته بین دو اسپایک تشخیص داده شده موجود است) برابر با $P_d.(1 - P_d)^{n-1}$ خواهد بود و چگالی احتمال در این فاصله ، بر اساس رابطه (۸۰-۳) خواهد بود.

^{۱۲۱} Initial Survivor Function

^{۱۲۲} Initial Hazard Function

^{۱۲۳} Detection Probability

$$p_I^{(n)}(\tau) = \int_{\tau_0+\dots+\tau_n=\tau} \dots \int p_I(\tau_0, \dots, \tau_n) d\tau_0 \dots d\tau_n \quad (۸۰-۳)$$

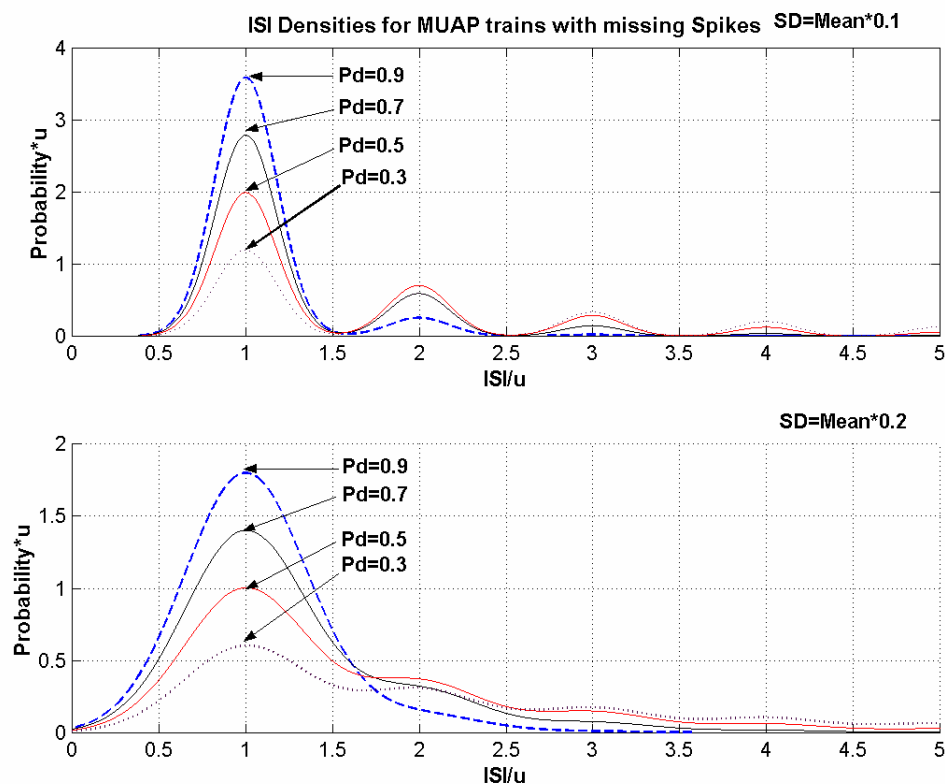
لازم به ذکر است که رابطه (۸۰-۳) در توزیع گوسی بدون همبستگی به رابطه (۸۱-۳) تبدیل می شود.

$$p_I^{(n)}(\tau) \approx N(n\mu, n\sigma^2) \quad (۳-۸۱)$$

با توجه به رابطه (۸۰-۳)، تابع چگالی احتمال کلی در ISI یک الگو با اسپایکهای از دست رفته با استفاده از رابطه زیر بدست می آید.

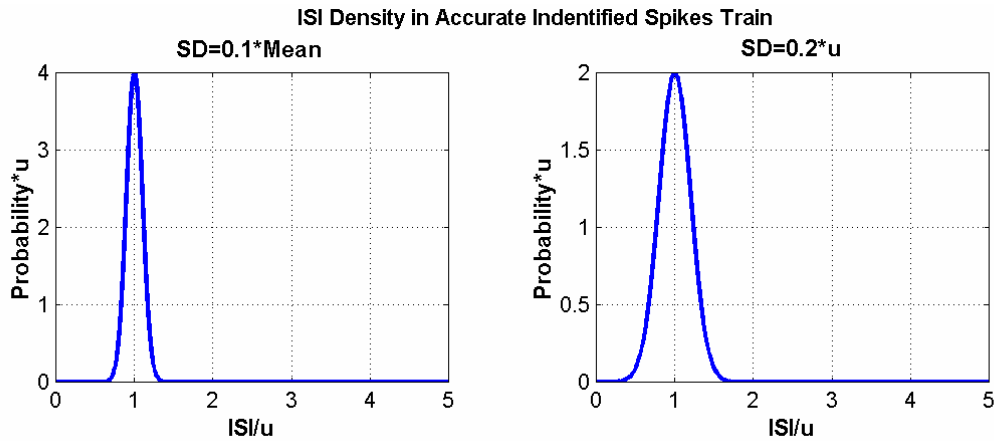
$$p_I(\tau) = \sum_{n=1}^{\infty} P_d (1 - P_d)^{n-1} p_I^{(n)}(\tau) \quad (۸۲-۳)$$

بدین ترتیب، این چگالی P_d برابر چگالی در یک الگوی کامل است. اکنون، با توجه به مطالب گفته شده، مثالهایی برای توضیح بیشتر آنها بیان می کنیم. اجازه بدهید به شکلهای (۱۳-۳) و (۱۴-۳) بازگردیم. با توجه که در این نمودارها، اسپایکهای از دست رفته هم موجود است، چرا شکل آنها بدان صورت است؟ در اینجا مطالبی در این مورد بیان شد و با توجه به روابط (۶۴-۳) تا (۸۲-۳)، نمودار چگالی احتمال ISI ها با اسپایکهای از دست رفته و با پارامترهای مختلف در شکل (۱۵-۳) نشان داده شده است.



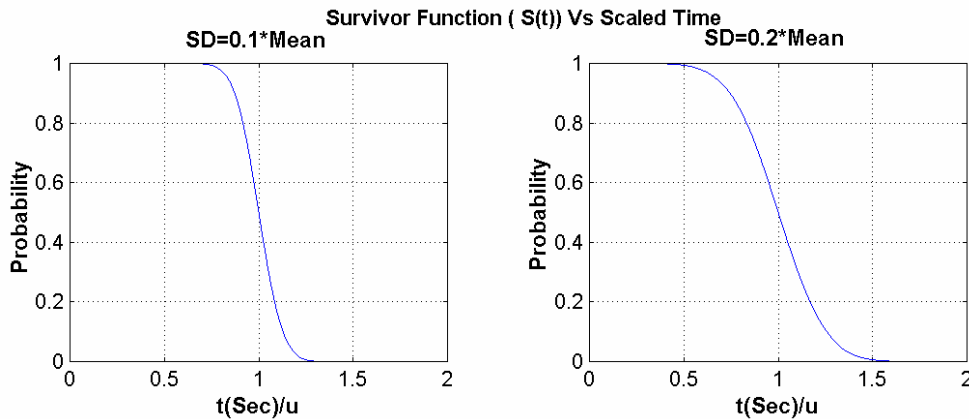
شکل (۱۵-۳): نمودار چگالی احتمال مقیاس شده ($\text{Pr} * \mu$) بر حسب ISI مقیاس شده (ISI / μ) در حالت های $\sigma = 0.1\mu$ (قسمت بالا) و $\sigma = 0.2\mu$ (قسمت پایین) با توجه به مقادیر مختلف درصد (احتمال) تشخیص متفاوت 0.9, 0.7, 0.5, 0.3 در هر دو نمودار

همانگونه که مشاهده می شود ، این نمودارها دارای یک قله (ماکزیم پیک) در مقدار میانگین داشته و قله های دیگر در ضرائب صحیحی از میانگین ، موجود است . اگر این نمودار را با نمودار ISI در طبقه بندی کامل (بدون خطا و اسپایک از دست رفته) در شکل (۳-۱۶) مقایسه کنیم ، تفاوت این دو تابع به طور کامل مشخص می شود .



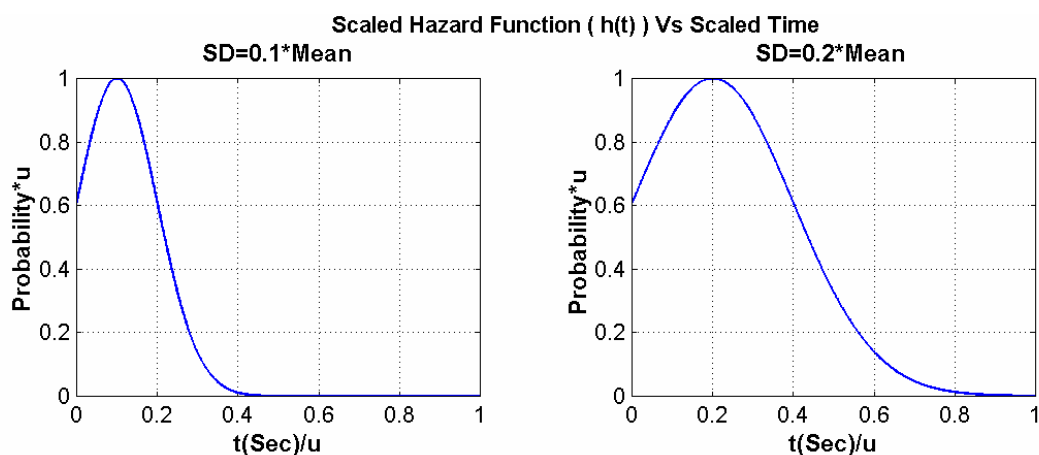
شکل (۳-۱۶) : نمودار چگالی احتمال مقیاس شده ($\mu \cdot Pr$) بر حسب ISI مقیاس شده (ISI/μ) درحالت های $\sigma = 0.1\mu$ (قسمت چپ) و $\sigma = 0.2\mu$ (قسمت راست)

اکنون به رابطه (۳-۷۲) باز می گردیم . رابطه ای که احتمال وقوع اسپایک را حداقل τ ثانیه پس از اسپایک موجود بیان می کند . این تابع ، در دو حالت $\sigma = 0.1\mu$ و $\sigma = 0.2\mu$ بدست آمده و در شکل (۳-۱۷) نشان داده شده است .



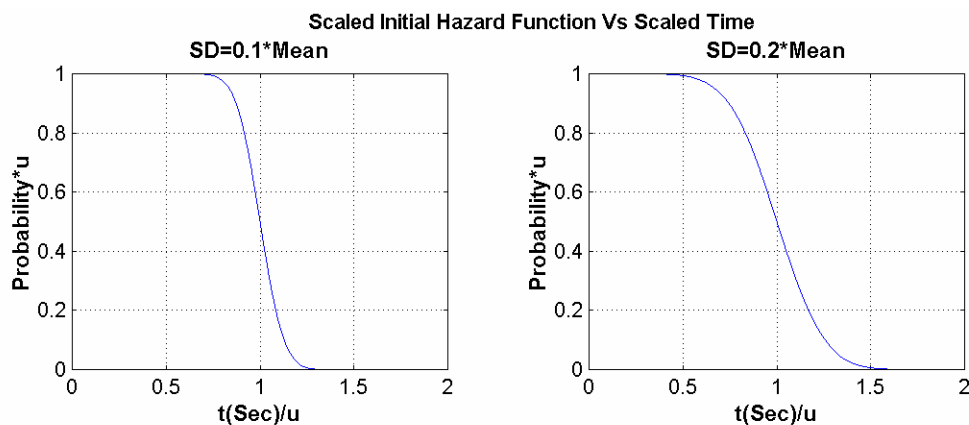
شکل (۳-۱۷) : نمودار تابع $S(t)$ بر حسب t/μ در دو حالت $\sigma = 0.1\mu$ (قسمت چپ) و $\sigma = 0.2\mu$ (قسمت راست)

بدین ترتیب ، با استفاده از رابطه (۳-۷۳) ، احتمال آنرا محاسبه می کنیم که با شرط آتش شدن اسپایک قبلی در τ ثانیه قبل ، اسپایک بعدی هم اکنون آتش شود . این تابع ، در دو حالت $\sigma = 0.1\mu$ و $\sigma = 0.2\mu$ بدست آمده و در شکل (۳-۱۸) نشان داده شده است .



شکل (۱۸-۳): نمودار تابع $h(t)$ بر حسب t/μ در دو حالت $\sigma = 0.1\mu$ (قسمت چپ) و $\sigma = 0.2\mu$ (قسمت راست)

با توجه به روابط بدست آمده ، اکنون می توان رابطه (۷۹-۳) را محاسبه کرد . این تابع ، احتمال آنست که اسپایک نخست در زمان t اتفاق افتد . این تابع ، در دو حالت $\sigma = 0.1\mu$ و $\sigma = 0.2\mu$ بدست آمده و در شکل (۱۹-۳) نشان داده شده است .



شکل (۱۹-۳): نمودار تابع $h^0(t)$ مقیاس شده به پارامتر μ و بر حسب t/μ در دو حالت $\sigma = 0.1\mu$ (قسمت چپ) و $\sigma = 0.2\mu$ (قسمت راست)

حال با توجه به محاسبه توابع اولیه مورد نیاز ، قادر خواهیم بود تا مفاهیم توابع پیچیده بعدی را بیان کرده و مقدار آنها را نیز محاسبه کنیم . قبل از پرداختن به بخش بعد ، نکاتی در مورد محاسبه توابع قبل بیان می کنیم . کلیه محاسبات سمبلیک انجام شده در نرم افزار میپل^{۱۲۴} آزمایش شده و به

^{۱۲۴} Maple

منظور پیوند زدن آنها با روتینهای نرم افزار مطلب^{۱۲۵} از هسته محاسباتی میپل^{۱۲۶} در محیط برنامه نویسی مطلب ، استفاده شده است . به عنوان مثال ، عبارت محاسباتی مربوط به تابع $S(\tau)$ بر اساس روابط زیر بدست آمده است .
با فرض $\tau = a.\mu$ و $\sigma = b.\mu$ ، تابع مفروض $S(\tau)$ توسط رابطه (۳-۸۳) بدست می آید .

$$S(\tau) = 0.5 * \left(1 - \operatorname{Erf} \left(\frac{a-1}{b\sqrt{2}} \right) \right) \quad (۳-۸۳)$$

۳-۳-۲-۵-۳ معرفی الگوهای آتش معتبر و غیر معتبر

در این بخش ، سه نوع الگو که در نتایج الگوریتم *FTMD* بیشتر دیده می شوند ، مورد بررسی قرار خواهند گرفت . الگوی نخست ، الگوی *MUAPT* های معتبر با اسپایکهای همراه با خطای محدود (کم) می باشند . دسته دوم ، الگوهای تصادفی هستند که بوسیله طبقه بندی ضعیف اسپایکهای با *SNR* پایین ، حاصل شده اند . دسته سوم نیز ، الگوی ترکیبی از دو *MUAPT* معتبر می باشد . این وضعیت (سوم) زمانی بوجود می آید که دو *MUAP* به الگوی یکسانی مربوط می شوند که دلیل آن عدم تفاوت فائل شدن بین اسپایکهای آنان است . دلیل دیگر این حالت ، در حین مرحله آنالیز الگوی آتش بخش (۳-۲-۴) است که تعلق چند الگو به یک *MUAPT* مورد بررسی قرار می گیرد . ترکیب الگوهای آتش در هر دو الگویی که شکل آنها به هم شبیه است ، انجام گرفته و مورد بررسی قرار می گیرد . سپس الگوریتم بخش (۳-۲-۵) برای مشخص کردن درستی و یا عدم درستی این ترکیب مورد استفاده قرار خواهد گرفت .

در ابتدا تابع چگالی *ISI* حاصل از اجتماع دو الگوی اسپایک را مورد بررسی قرار می دهیم . فرض کنید که دو الگو ، مستقل بوده و تابع چگالی *ISI* در آنها به ترتیب $p_1(\tau)$ و $p_2(\tau)$ و شدت^{۱۲۷} λ_1 و λ_2 باشد . اکنون دو الگوی ترکیبی را در نظر بگیرید . هر اسپایک یا به الگوی (۱) و یا به الگوی (۲) تعلق دارد^{۱۲۸} . اکنون ، احتمال اینکه اسپایک اول متعلق به الگوی (۱) باشد برابر است با $\frac{\lambda_1}{\lambda_1 + \lambda_2}$. این نکته با توجه به این فرض است که اسپایک اول به الگوی (۱)

مربوط باشد . اکنون ، احتمال آنکه اسپایک دوم از الگوی (۱) باشد و *ISI* برابر با τ باشد ، $p_1(\tau)S_1^0(\tau)$ و چگالی آنکه اسپایک دوم از الگوی (۱) بوده و *ISI* برابر با τ باشد ، $h_2^0(\tau)S_1^0(\tau)$ می باشد . احتمالات مربوط به اینکه اسپایک اول مربوط به الگوی (۲) باشد نیز با تغییر اندیکسها بدست می آید . با ترکیب تمامی چهار عبارت بدست آمده ، تابع چگالی *ISI* مربوط به دو الگوی ترکیبی به صورت رابطه (۳-۸۴) خواهد بود .

^{۱۲۵} Matlab

^{۱۲۶} Maple Kernel

^{۱۲۷} واژه شدت (Intensity) ، از این به بعد برای پارامتر λ و بر اساس رابطه (۳-۶۴) استفاده می شود که نام دیگری برای فرکانس آتش متوسط می باشد .

^{۱۲۸} در اینجا ، احتمال آنکه دو اسپایک بر روی هم قرار گیرند ، بسیار ضعیف در نظر گرفته شده و در حقیقت ، تداخل واحدهای حرکتی در صورت مسأله ، بیان نشده است . این نکته نیز در بخش مربوط به همپوشانی واحدهای حرکتی به طور مشروح بررسی می شود .

$$p_{1\cup 2} = \frac{1}{\lambda_1 + \lambda_2} (\lambda_1 [p_1(\tau)S_2^0(\tau) + h_2^0(\tau)S_1(\tau)] + \lambda_2 [p_2(\tau)S_1^0(\tau) + h_1^0(\tau)S_2(\tau)]) \quad (84-3)$$

بدین ترتیب ، سه دسته از الگوها به شرح زیر است^{۱۲۹} .

الگوی معتبر همراه با خطا

با فرض آنکه الگوی (۱) شامل MUAPT همراه با اسپایکهای از دست رفته با چگالی $\rho_1(\tau) = p_1(\tau)$ و الگوی (۲) ، فرایند پواسن $(\lambda_2 \ll \lambda_1)$ باشد ، درحقیقت ، الگوی (۲) شامل برخی از اسپایکهای همراه با خطا است که به صورت تصادفی توزیع شده اند . در این حالت چگالی ISI براساس رابطه (۸۵-۳) خواهد بود .

$$p_{1\cup 2}(\tau) \approx \frac{\lambda_1}{\lambda_1 + \lambda_2} [p_1(\tau) + 2\lambda_2 S_1(\tau)] \quad (85-3)$$

در مناطق اطراف ناحیه μ_1 ، چگالی مورد نظر به صورت $\frac{\lambda_1}{\lambda_1 + \lambda_2} p_1(\tau)$ بوده و در مناطقی که مقدار τ ناچیز است $(\tau < 0.5\mu_1)$ ، چگالی به صورت $2\lambda_2$ می باشد .

الگوی معتبر همراه با خطای سنگین

با فرض آنکه الگوی (۱) شامل MUAPT همراه با اسپایکهای از دست رفته با چگالی $\rho_1(\tau) = p_1(\tau)$ و الگوی (۲) ، فرایند پواسن $(\lambda_2 \gg \lambda_1)$ باشد . در این حالت چگالی ISI برای مقادیر ناچیز τ $(\tau < 1.5\mu_1)$ براساس رابطه (۸۶-۳) خواهد بود .

$$p_{1\cup 2} \approx p_2(\tau)S_1^0(\tau) \quad (86-3)$$

لازم به ذکر است ، چگالی الگوهای ترکیبی درمقادیر ناچیزی از τ مرکزیت داشته و همچنین رابطه (۸۷-۳) نیز صدق می کند .

$$\lim_{\lambda_2 \rightarrow \infty} [p_{1\cup 2}] = p_2(\tau) \quad (87-3)$$

الگوی ترکیبی از دو MUAPT معتبر

با فرض اینکه الگوهای (۱) و (۲) ، دو الگوی مستقل بوده و برای سادگی بیشتر دارای چگالی ISI یکسان $p(\tau) = p_1(\tau)$ باشند ، چگالی الگوی ترکیبی بر اساس رابطه (۸۸-۳) می باشد .

^{۱۲۹} لازم به ذکر است نتایج مندرج در این بخش بدون ارائه اثبات بیان می شود و برای بررسی اثبات آنها می توان به [۳۲] رجوع کرد .

$$p_{1\cup 2} = p(\tau)S^0(\tau) + h^0(\tau)S(\tau) \quad (۸۸-۳)$$

در حالتی که مقدار τ ناچیز باشد ، چگالی الگوی ترکیبی برابر با 2λ می باشد .

در سه حالت مذکور ، می توان دید بر اساس نسبت ISI در منطقه $0.5\mu < \tau$ به منطقه $0.5\mu < \tau < 1.5\mu$ ، چگالی ISI مربوط به یک $MUAPT$ معتبر با خطاهای ناچیز را می توان از مجموع تصادفی اسپایکها و همچنین از ترکیب دو الگوی معتبر تفاوت قائل شد . برنامه $FTMD$ از الگوریتم (۱-۳) استفاده می کند تا مشخص کند که آیا دو الگوی آتش ، بخشی از یک الگوی معتبر هستند یا خیر .

الگوریتم (۱-۳) : روش شناسایی الگوهای مربوط به یک الگوی معتبر

فرض می کنیم ، الگوی (۱) دارای بیشترین اسپایک بوده و $\hat{\mu}$ تخمین میانگین ISI در آن باشد و با میانگین گیری تمامی ISI آن در فاصله $[0.5\hat{\mu}^{(0)}, 1.5\hat{\mu}^{(0)}]$ که $\hat{\mu}^{(0)}$ مکان قله هیستوگرام ISI است ، بدست می آید . با معرفی پارامترهای N_1^0 و N_1^1 که تعداد ISI های الگوی (۱) که به ترتیب در فواصل $[0, 0.5\hat{\mu}]$ و $[0.5\hat{\mu}, 1.5\hat{\mu}]$ قرار می گیرد ، پارامترهای $N_{1\cup 2}^0$ و $N_{1\cup 2}^1$ نیز به ترتیب تعداد ISI های الگوی ترکیبی موجود در فواصل قبلی خواهند بود . لازم به ذکر است که پارامتر $\hat{\mu}$ در الگوی ترکیبی دوباره بدست نمی آید . آنچه که به نظر می رسد این است که شرطهای $N_{1\cup 2}^0 > N_1^0$ و $N_{1\cup 2}^1 > N_1^1$ به ترتیب نشاندهنده معتبر و غیر معتبر بودن الگوهای ترکیبی است . در الگوریتم $FTMD$ اصلی (اولیه) شرط اینکه الگوی ترکیبی مطابق با یک الگوی معتبر باشد ، این است که معیار $(N_{1\cup 2}^0 - N_1^0) > 3(N_{1\cup 2}^1 - N_1^1)$ صدق کند . این معیار در عمل به نتایج مناسبی انجامیده است .

۳-۲-۵-۴ تخمین پارامترهای الگوی آتش واحدهای حرکتی

در این بخش روشی برای تخمین چهار پارامتر مورد نیاز در شناسایی یک $MUAPT$ همراه با اسپایکهای از دست رفته و یا همراه با خطا معرفی می شود . این پارامترها به شرح زیر است .

پارامترهای μ (میانگین ISI الگو) ، σ (انحراف استاندارد ISI الگو) ، P_d (درصد یا احتمال شناسایی که درصد اسپایکهای $MUAP$ است که به درستی شناسایی شده است) ، λ_E (شدت یا فرکانس متوسط آتش اسپایکهای همراه با خطا) ، در این بخش محاسبه خواهند شد .

در این بخش ، بر دو ناحیه هیستوگرام ISI تمرکز خواهیم داشت . این نواحی به ترتیب I_0 و I_1 بوده که اولی ، مد بنیادی^{۱۳۰} و دومی ، ناحیه سمت چپ مد بنیادی است . ISI هایی که در ناحیه I_1

^{۱۳۰} Fundamental Mode

قرار دارند ، شامل اسپایکهای معتبر بوده و این در حالی است که ناحیه I_0 دارای حداقل یک اسپایک همراه با خطا می باشد. روش مورد بررسی ، به صورت تکراری بوده و تخمینها با پارامترهای $\hat{\mu}^{(p-1)}$ ، $\hat{\sigma}^{(p-1)}$ و $\hat{P}_d^{(p-1)}$ معرفی می شوند که نشاندهنده مقدار پارامتر در تکرار شماره p است . سپس دو ناحیه معرفی شده بر اساس روابط (۸۹-۳) و (۹۰-۳) تعریف می شود^{۱۳۱}.

$$I_0^{(p)} = [0, \hat{\mu}^{(p-1)} - 3\hat{\sigma}^{(p-1)}] \quad (۸۹-۳)$$

$$I_1^{(p)} = [\hat{\mu}^{(p-1)} - 3\hat{\sigma}^{(p-1)}, \hat{\mu}^{(p-1)} + 3\hat{\sigma}^{(p-1)}] \quad (۹۰-۳)$$

تخمینهای اولیه به روش زیر بدست می آید .

هیستوگرام ISI با فواصل ۵ میلی ثانیه از صفر تا دو برابر میانگین ISI مشاهده شده ، ساخته می شود . مرکز قسمتی که دارای بیشترین تعداد تطابق است به عنوان $\hat{\mu}^{(0)}$ در نظر گرفته می شود . مقادیر $\hat{\sigma}^{(0)}$ و $\hat{P}_d^{(0)}$ نیز به ترتیب برابر با $0.1\hat{\mu}^{(0)}$ و 0.7 قرار داده می شود . در ادامه بخش از اندیکس $(p-1)$ استفاده نمی شود و مقادیر بدون اندیکس باید با در نظر گرفتن اندیکس در نظر گرفته شوند .

اکنون با فرض آنکه τ_1, \dots, τ_N مقادیر ISI های مشاهده شده بوده که N تعداد آنها می باشد ، و همچنین T مجموع کلی زمان نمونه ها باشد و چگالی ISI های مشاهده شده بر اساس رابطه (۸۵-۳) باشد ، این رابطه را به صورت دیگری باز نویسی می کنیم که در رابطه (۹۱-۳) موجود می باشد .

$$p_0(\tau) = \frac{\lambda_{\bar{M}}}{\lambda_{\bar{M}} + \lambda_E} [p_{\bar{M}}(\tau) + 2\lambda_E S_{\bar{M}}(\tau)] \quad (۹۱-۳)$$

در این رابطه ، $\lambda_{\bar{M}}$ شدت $MUAPT$ با اسپایکهای از دست رفته ، $p_{\bar{M}}$ تابع چگالی ISI و $S_{\bar{M}}$ نیز همانند رابطه (۷۲-۳) تعریف می شود . در این بخش ، چگالی ISI الگوهایی است که بدون اسپایک از دست رفته هستند . محاسبه پارامترهای مورد نیاز به شرح زیر است^{۱۳۲}.

شدت اسپایکهای همراه با خطا

بر اساس تعریفی که از ناحیه I_0 داشته ایم ، اینک نوبت به استفاده از آن ناحیه می رسد . شدت اسپایکهای همراه با خطا با استفاده از تعداد ISI های مشاهده شده در این ناحیه تخمین زده می شود . تخمین مورد نظر در رابطه (۹۲-۳) موجود است .

^{۱۳۱} نکته ای که در اینجا باید به آن اشاره شود ، تعریف ناحیه دیگری توسط آقای Stashuk در [۵۴] می باشد که در بخش افزایش کارایی الگوریتم به آن ، اشاره خواهد شد .

^{۱۳۲} لازم به ذکر است اثبات روابط موجود در این بخش ، ذکر نمی شود و برای بررسی اثبات آنها می توان به [۳۲] مراجعه کرد .

$$\hat{\lambda}_E^{(p)} = \frac{n_0 \hat{\mu}}{2\alpha} \quad (92-3)$$

در رابطه بالا، $n_0 \equiv \sum_{\tau_i \in I_0} 1$ تعداد ISI های موجود در ناحیه I_0 و $\alpha \equiv \hat{\mu} - 3\hat{\sigma}$ پهنای ناحیه I_0 می باشد.

میانگین ISI

میانگین ISI در $MUAP$ ها با استفاده از ISI ها در ناحیه I_1 و پس از اعمال آثار مربوط به اسپایکهای همراه با خطا بدست می آید. میانگین مورد نظر توسط رابطه (93-3) بدست می آید.

$$\hat{\mu}^{(p)} = \frac{\sum_{\tau_i \in I_1} \tau_i - \frac{n_0}{\alpha N} S_1}{\sum_{\tau_i \in I_1} \tau_i - \frac{n_0}{\alpha N} S_0} \quad (93-3)$$

متغیرهای مورد نیاز در رابطه بالا توسط روابط زیر معرفی می شوند.

$$S_0 \approx 6\sigma \left(1 - \frac{P_d}{2}\right) \quad (94-3)$$

$$S_1 \approx -3\sigma \left[2\mu \left(1 - \frac{P_d}{2}\right) - \sigma P_d\right] \quad (95-3)$$

لازم به ذکر است تمامی متغیرهای به کار رفته از تخمینهای تکرار شماره $(p-1)$ بدست می آید.

انحراف استاندارد ISI

انحراف استاندارد ISI همانند میانگین حقیقی محاسبه می شود و بر اساس رابطه (96-3) خواهد بود.

$$\hat{\sigma}^{(p)} = \sqrt{\frac{\sum_{\tau_i \in I_1} \tau_i^2 - \frac{n_0}{\alpha N} S_2}{\sum_{\tau_i \in I_1} 1 - \frac{n_0}{\alpha N} S_0} - \left(\hat{\mu}^{(p)}\right)^2} \quad (96-3)$$

پارامتر مورد نیاز در رابطه بالا از رابطه (97-3) بدست می آید.

$$S_2 \approx -3\sigma \left[2\mu^2 \left(1 - \frac{P_d}{2}\right) - 2\mu\sigma P_d + 6\sigma^2 \left(1 - \frac{P_d}{2}\right)\right] \quad (97-3)$$

درصد (احتمال) تشخیص

درصد تشخیص می تواند توسط تعداد ISI های معتبر به دست آید. این پارامتر در رابطه (۹۸-۳) بدست آمده است.

$$\hat{P}_d^{(p)} = \sqrt{\left[\left[\sum_{\tau_i \in I_1} 1 - \frac{n_0}{\alpha N} S_0 \right] \frac{\mu^{(p)}}{T} \right]} \quad (98-3)$$

تکرارهای مورد نیاز در رسیدن به تخمین مناسب تا زمانی ادامه می یابد که شرط موجود در رابطه (۹۹-۳)، تحقق یابد.

$$|\hat{\sigma}^{(p)} - \hat{\sigma}^{(p-1)}| < 0.01 \hat{\mu}^{(p)} \quad (99-3)$$

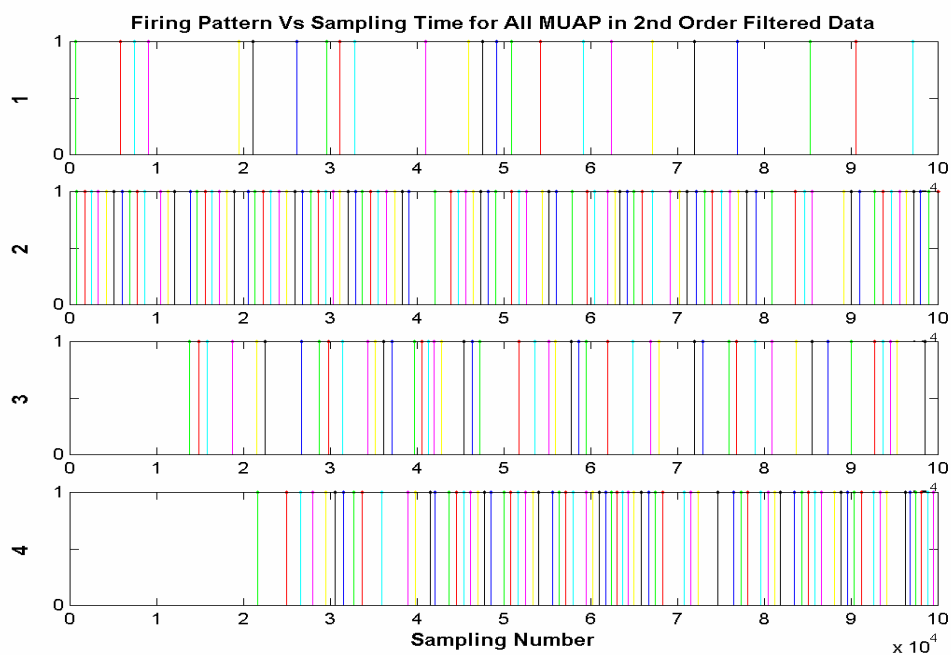
نتایج بدست آمده در تخمین پارامترهای میانگین، انحراف استاندارد، درصد تشخیص و چگالی اسپایکهای همراه با خطا در مورد داده $BA1203$ و فیلترهای درجه اول و دوم پس از اعمال فاز اول طبقه بندی و حذف الگوها، در جدول (۸-۳) آمده است. لازم به ذکر است که تعداد الگوهای بدست آمده در داده های حاصل از اعمال فیلترهای درجه اول و دوم به ترتیب برابر با ۵ و ۴ الگو می باشد.

جدول (۸-۳): پارامترهای تخمین زده شده از داده $BA1203$ پس از طبقه بندی و حذف الگوی فاز اول^{۱۳۳}

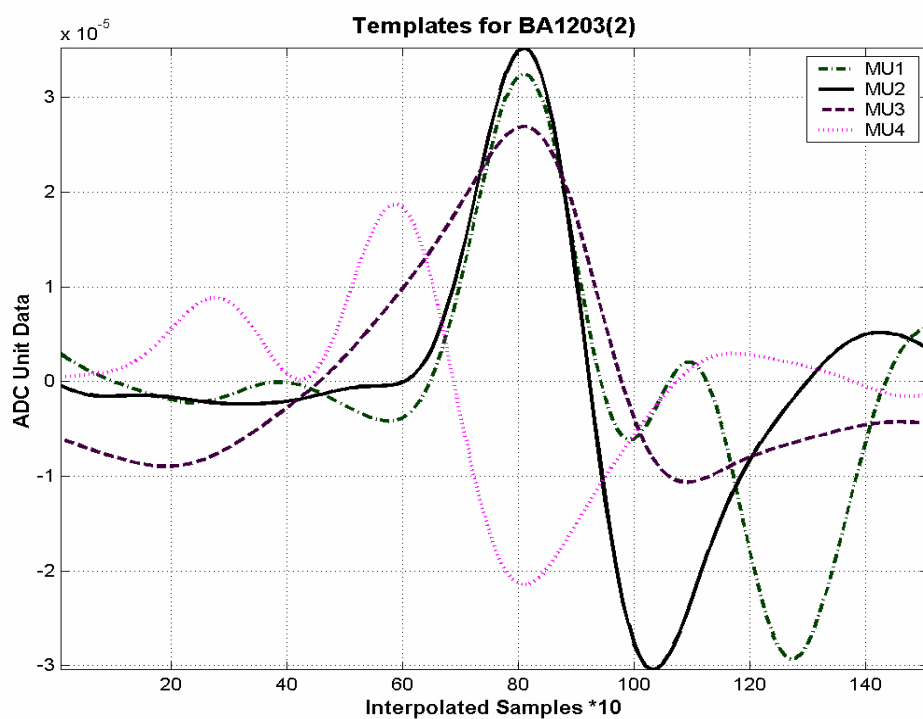
| داده پارامتر | (۱) $BA1203$ | | | | (۲) $BA1203$ | | | |
|--------------|--------------|----------|----------|-------------|--------------|----------|----------|-------------|
| الگو | μ | σ | $P_d \%$ | λ_E | μ | σ | $P_d \%$ | λ_E |
| ۱ | ۰/۰۸۹۸ | ۰/۰۰۸۹ | ۴۹/۵۳ | ۰/۱۰۱۲ | ۰/۰۸۵۴ | ۰/۰۰۸۴ | ۲۸/۳۷ | ۰/۱۰۴۸ |
| ۲ | ۰/۰۸۸۹ | ۰/۰۰۷۵ | ۵۷/۵۰ | ۰/۱۱۹۵ | ۰/۰۸۹۵ | ۰/۰۰۸۴ | ۸۳/۱۰ | ۰/۱۷۰۸ |
| ۳ | ۰/۰۸۲۷ | ۰/۰۱۰۵ | ۴۷/۴۶ | ۱۰۴۷/۰ | ۰/۰۸۹۶ | ۰/۰۱۰۷ | ۴۸/۲۶ | ۰/۱۱۸۱ |
| ۴ | ۰/۱۰۵۰ | ۰/۰۰۹۷ | ۴۳/۷۴ | ۰/۱۱۳۹ | ۰/۰۷۷۱ | ۰/۰۰۸۳ | ۷۱/۱۶ | ۰/۱۲۸۴ |
| ۵ | ۰/۰۷۸۵ | ۰/۰۰۷۵ | ۵۵/۲۲ | ۰/۱۲۹۶ | - | - | - | - |

بدین ترتیب، الگوی آتش و شکل موج حاصل در داده $BA1203$ (۲) پس از طبقه بندی و حذف فاز اول به ترتیب در شکل‌های (۲۰-۳) و (۲۱-۳) نشان داده شده است. نکته ای که در اینجا ذکر آن لازم است اینست که در این نمودارها و جدول بالا، الگوریتم ترکیب الگوها اجرا نشده است. این الگوریتم پس از بیان روش حذف اسپایکهای همراه با خطا پیاده سازی شده و نتایج حاصل نیز ارائه خواهد شد. نکته دیگر اینکه الگوریتم MAP که در ضمیمه شماره (۲) ارائه می شود نیز در برنامه $FTMD$ اولیه پیاده سازی نشده است و از این الگوریتم کاراً نیز در بخش افزایش کارایی الگوریتم تطابق الگوی فرکانسی استفاده خواهد شد و بیان شدن این الگوریتم، به دو دلیل جلوگیری از تفکیک شدن بیشتر مطالب و همچنین استفاده از برخی قسمتهای آن در بخش (۳-۲-۵-۵) می باشد، لذا در بخش مربوط به الگوریتم MAP مثال چندانی ارائه نخواهد شد و ذکر مثالهای تکمیلی در این مورد را به بخش افزایش کارایی الگوریتم $FTMD$ واگذار می کنیم.

^{۱۳۳} از این به بعد، هر جا که از (۱) و (۲) در کنار داده ها استفاده شود، منظور داده های حاصل از اعمال فیلترهای درجه اول و دوم بوده، اگر چه در توضیحات مربوط به جداول تا کنون به آن اشاره شده است، از این به بعد به صراحت در متن بیان نمی شود.



شکل (۳-۲۰): الگوی آتش مربوط به چهار واحد حرکتی در داده BA1203 (۲) پس از فاز (۱)



شکل (۳-۲۱): الگوی چهار واحد حرکتی در داده BA1203 (۲) پس از فاز (۱)

۳-۲-۵-۵ حذف اسپایکهای همراه با خطا

در این بخش، الگوریتمی برای حذف و طبقه بندی اسپایکهای همراه با خطا از یک $MUAPT$ شامل اسپایکهای از دست رفته و یا همراه با خطا بر اساس اطلاعات الگوی آتش آنها ارائه می شود. این الگوریتم بدان جهت ارائه می شود که $MUAPT$ های بدست آمده در تطابق الگو به خاطر عدم طبقه بندی صحیح شامل خطا می باشند. این اسپایکهای همراه با خطا برای افزایش صحت شکل موج و فرکانس آتش تخمین زده شده در $MUAP$ ، باید حذف شوند^{۱۳۴}. الگوریتم مورد نظر با استفاده از روش MAP موجود در ضمیمه شماره (۲) بدست می آید. لازم به ذکر است که حالت خاص $M = 2$ از این الگوریتم استفاده شده است. در ابتدا فرض می کنیم $p_{\tilde{M}}(\tau)$ چگالی ISI در مورد الگوی همراه با اسپایکهای از دست رفته بوده و اسپایکهای همراه با خطا دارای چگالی λ_E بوده و به صورت تصادفی و مستقل از اسپایکهای $MUAP$ در فواصل مورد مشاهده اتفاق افتاده باشند. بدین ترتیب فواصل بین اسپایکهای همراه با خطا دارای تابع چگالی پواسن^{۱۳۵} به صورت رابطه (۳-۱۰۰) خواهد بود.

$$p_E(\tau) = \lambda_E \exp(-\lambda_E \tau) \quad , \quad \tau \geq 0 \quad (۳-۱۰۰)$$

با توجه به روابط (۳-۷۸) و (۳-۷۹) و (۳-۱۰۰) رابطه (۳-۱۰۱) نتیجه گیری خواهد شد.

$$h_E^0(\tau) = p_E(\tau) \quad , \quad S_E^0(\tau) = S_E(\tau) = \exp(-\lambda_E \tau) \quad (۳-۱۰۱)$$

بر این اساس، چگالی مجموعه ای از الگوی آتش اسپایکهای همراه با خطا با استفاده از لیست زمانهای آتش اسپایکها (H) و رابطه (پ-۲-۱۲) مندرج در ضمیمه (۲) بر اساس رابطه (۳-۱۰۲) بدست می آید.

$$p_{E:t}(H) = \begin{cases} \exp(-\lambda_E \tau) & N_{E:t} = 0 \\ \lambda_E \exp(-\lambda_E t_{E,1}) \left[\prod_{k=2}^{N_{E:t}} \lambda_E \exp(-\lambda_E (t_{E,k} - t_{E,k-1})) \right] \exp(-\lambda_E (t - t_{E,N_{E:t}})) & N_{E:t} > 0 \end{cases}$$

$$= \lambda_E^{N_{E:t}} \exp(-\lambda_E t) \quad (۳-۱۰۲)$$

در رابطه بالا، $t_{E,k}$ زمان اسپایک شماره k و متعلق به واحد E و $N_{E:t}$ نیز تعداد اسپایکهای واحد E می باشد. نکته دیگر اینکه اندیکسهای E و M به ترتیب در مورد اسپایکهای همراه با خطا و اسپایکهای از دست رفته استفاده می شود. بر این اساس، چگالی مورد نظر تنها به طول فاصله زمانی مورد بررسی و نیز تعداد اسپایکهای همراه با خطا بستگی داشته و به مکان آنها وابسته نیست.

^{۱۳۴} البته ذکر این نکته نیز لازم است که این حذف در الگوریتم اصلی انجام می گیرد. آیا این حذف از لحاظ فیزیولوژیکی درست است یا اینکه نقص روش به حساب می آید؟ آیا می توان این اسپایکهای حذف شده را به نحوی به الگوهای دیگر مربوط کرد؟ پاسخ این سؤالات را در بخش مربوط به افزایش کارایی الگوریتم تطابق الگوی فرکانسی خواهیم داد.

^{۱۳۵} Poisson Density

با استفاده از رابطه (۳-۱۰۲) و همچنین ضمیمه (۲)، الگوریتم مشخص کردن اسپایکهای همراه با خطا به صورت زیر خواهد بود.

الگوریتم (۳-۲): الگوریتم تشخیص اسپایکهای همراه با خطا

۱- با فرض آنکه t_1, t_2, \dots, t_N زمانهای آتش مشاهده شده و T زمان انتهایی باشد، پارامترهای $\mu, \sigma, p_d, \lambda_E$ توسط الگوریتم (۳-۱) تخمین زده می شود. به آرایه های $L(0:N+1)$ و $P(0:N+1)$ در حافظه فضا اختصاص داده می شود.

۲- مقدار دهی اولیه $n=0$ و $P(0)=1$ انجام می گیرد.

۳- اگر $n=N$ باشد به مرحله (۴) برو و گرنه $n=n+1$

۴- یافتن مقدار k از مقادیر $k=1, \dots, n$ که عبارت $\Pi(n, k)$ موجود در رابطه (۳-۱۰۳) را مینیمم کند.

$$\Pi(n, k) \equiv P(n-k) p_{\tilde{M}}(t_n - t_{n-k}) \lambda_E^{n-k-1} \quad (3-103)$$

مقدار k بدست آمده را در پارامتر $L(n)$ و مقدار مینیمم عبارت بالا را در پارامتر $P(n)$ ذخیره می کنیم.

۵- به مرحله (۳) باز می گردیم.

۶- یافتن مقدار k از مقادیر $k=1, \dots, n$ که عبارت $\Pi(N+1, k)$ موجود در رابطه (۳-۱۰۴) را مینیمم کند.

$$\Pi(N+1, k) \equiv P(N+1-k) S_{\tilde{M}}^*(T) \lambda_E^{N-k} \quad (3-104)$$

مقدار k بدست آمده را در پارامتر $L(N+1)$ ذخیره می کنیم.

۷- شاخصهای اسپایکهای معتبر به صورت معکوس برابر با $L(N+1), L(L(N+1))$ بوده و به همین ترتیب اسپایک هایی که در این لیست موجود نیستند، همراه با خطا بوده و از لیست زمانهای آتش الگو، حذف می شوند.

هنگامیکه دو اسپایک از نظر زمانی بسیار به هم نزدیک باشند، فرضیه اینکه اولی یک MUAP و دومی اسپایک همراه با خطا است همانقدر محتمل است که فرضیه خلاف آن احتمال دارد و همچنین آنکه احتمالش بیشتر است می تواند درست نباشد. یک راه برای آنکه مطمئن شویم

اسپایک همراه با خطا به عنوان *MUAP* طبقه بندی نشود ، حذف هر دوی آنها می باشد و هزینه ای که باید پردازیم کاهش تعداد اسپایکهایی است که به درستی طبقه بندی شده اند . این ایده را می توان در الگوریتم (۲-۳) به صورت زیر پیاده سازی کرد .

در مرحله (۱) تخصیص فضا برای آرایه $F(0 : N + 1)$ انجام می گیرد . در مراحل (۴) و (۶) اگر رابطه (۱۰۵-۳) برقرار باشد یعنی فرضیه اول محتملتر باشد ، $F(n) = 1$ و در غیر آن صورت $F(n) = 0$ خواهد بود .

$$P(n) > c. \text{Max}_{k \neq L(n)} [\Pi(n, k)] \quad (105-3)$$

در رابطه بالا ، پارامتر c یک ضریب قابل تغییر است . سپس در مرحله (۷) ، اگر $F(n) = 1$ باشد در آن صورت اسپایک $L(n)$ یک *MUAP* خواهد بود و در غیر این صورت اسپایک همراه با خطا بوده و از لیست زمانهای آتش مربوط به واحد های حرکتی ، حذف می شود .

اکنون برای پیاده سازی الگوریتم (۲-۳) از داده های بدست آمده از بخش (۳-۲-۵-۴) استفاده می کنیم . نتایج بدست آمده در مورد اسپایکها و الگوهای حذف شده در مورد داده BA1203 و BA1102 در جدول (۹-۳) و همچنین داده های TO1308 و BE1120 در جدول (۱۰-۳) خلاصه شده است . لازم به ذکر است که اندیکسهای حذف شده در این جداول ، شماره اسپایکی است که در الگوی ذکر شده همراه با خطا در نظر گرفته شده و حذف شده است .^{۱۳۶}

جدول (۹-۳) : اسپایکها و الگوهای حذف شده در فاز دوم طبقه بندی در داده BA1203 و BA1102

| نام داده مشخصه | BA1203 (۱) | BA1203 (۲) | BA1102 (۱) | BA1102 (۲) |
|-----------------------------------------|--------------------------------------------------------------------------------------------------|-------------------------------------------------------------------------------------------------------|-------------------------------------------------|---------------|
| تعداد الگوهای مورد بررسی | ۱۵ | ۹ | ۶ | ۱ |
| اندیکس الگوهای معتبر (<i>MUAP</i>) | ۱،۲،۶،۱۲،۱۵ | ۱،۲،۸،۹ | ۱،۲،۶ | ۱ |
| تعداد عناصر الگوهای معتبر | ۵۴،۶۶،۵۸،۳۷،۶۰ | ۳۷،۹۴،۴۸،۷۶ | ۷۸،۷۴،۳۹ | ۵۶ |
| اندیکس اسپایکهای غیر معتبر | $s_1 = \{ \}$ $s_2 = \{43\}$ $s_6 = \{ \}$ $s_{12} = \{23\}$ $s_{15} = \{6,7,9,11\}$ | $s_1 = \{2,3,7,8,9,14,18,26,27,31,32,33,35\}$ $s_2 = \{43\}$ $s_8 = \{ \}$ $s_9 = \{10,12\}$ | $s_1 = \{ \}$ $s_2 = \{ \}$ $s_6 = \{ \}$ | $s_1 = \{1\}$ |

^{۱۳۶} لازم به ذکر است که اعداد موجود در این جداول بدون اعمال الگوریتم ترکیب الگوها بدست آمده است .

جدول (۳-۱۰) : اسپایکها و الگوهای حذف شده در فاز دوم طبقه بندی در داده TO1308 و BE1120

| نام داده مشخصه | TO1308 (۱) | TO1308 (۲) | BE1120 (۱) | BE1120 (۲) |
|----------------------------------|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|------------------------------------------------|------------------------------------------------|
| تعداد الگوهای مورد بررسی | ۱۱ | ۱۳ | ۵ | ۵ |
| اندیکس الگوهای معتبر (MUAP) | ۱،۲،۴،۶،۸،۱۱ | ۳،۴،۱۳ | ۲،۳،۵ | ۱،۴،۵ |
| تعداد عناصر الگوهای معتبر | ۳۶،۵۳،۶۹،۴۳،۵۷،۴۵ | ۷۳،۶۴،۵۴ | ۴۲،۳۹،۶۵ | ۶۲،۷۲،۸۰ |
| اندیکس اسپایکهای غیر معتبر | $s_1 = \{1,6,7,14,16,18,19,20,22,23,25,28,32,33,35\}$ $s_2 = \{15,33,34,44\}$ $s_4 = \{\}$ $s_6 = \{11,14,21,22,23,35,37,39,41,43\}$ $s_8 = \{26,56\}$ $s_{11} = \{25\}$ | $s_3 = \{1,3,5,7,8,9,10,12,14,15,17,19,21,22,23,26,29,32,34,36,37,38,39,42,50,52,55,56,57,64,65,67,68,70,71,73\}$ $s_4 = \{\}$ $s_{13} = \{51,53\}$ | $s_2 = \{\}$ $s_3 = \{27\}$ $s_5 = \{\}$ | $s_1 = \{\}$ $s_4 = \{52\}$ $s_5 = \{\}$ |

با بررسی دو جدول قبل ، دو نکته بسیار مهم آشکار می شود . نکته اول اینکه با توجه به عدم پیاده سازی الگوریتم تلفیق الگوها در این بخش ، اسپایکهای همراه با خطا بسیار زیاد هستند . این اسپایکها به علت طبقه بندی نادرست بوجود آمده اند و باید حذف شوند . نکته دیگر اینکه حذف این اسپایکها در برنامه اصلی چه معنی دارد ؟ آیا می توان اسپایک را به علت کامل نبودن روش طبقه بندی یا دلایلی از جمله نویز ، حذف کرد ؟ آیا بهتر نیست روشی ارائه شود که مبنای بهینه سازی داشته و هدف آن علاوه بر طبقه بندی صحیح ، کاهش خطا باشد ؟ در اینصورت ، این الگوریتم چه الگوریتمی است ؟ سؤالاتی از این قبیل از اهمیت بالایی برخوردارند . روشهای جدید با توجه به نواقص روشهای قبلی ، بوجود آمده و پیشرفت می کنند . پاسخ این سؤالات را در ادامه این بخش و دو بخش افزایش کارایی الگوریتم FTMD و طراحی روش جدید تفکیک سیگنال الکترومایوگرام سوزنی ، خواهیم داد و سعی خواهیم کرد با استفاده از روشهای دیگر از جمله استفاده از تبدیل ویولت در تفکیک سیگنال الکترومایوگرام (بخش بعد) و همچنین روشهای اختصاص مربوط به بخشهای مختلف حذف نویز ، روش طبقه بندی جدید ، حذف همپوشانی واحدهای حرکتی و آنالیز زمانهای آتش واحدهای حرکتی (بخشهای دیگر در ادامه بخش ۴) نواقص الگوریتمها را برطرف و کارایی آنها را افزایش دهیم .

با توجه به پایان بخش آنالیز زمانهای آتش واحدهای حرکتی ، به بخش دیگر یعنی میانگین گیری و حذف تداخل واحدهای حرکتی رفته و روش میانگین گیری خاصی را ارائه خواهیم کرد و پس از آن، بررسی نتایج الگوریتم FTMD با توجه به داده های شبیه سازی شده و حقیقی انجام می گیرد .

۳-۳-۳ میانگین گیری و حذف تداخل واحدهای حرکتی^{۱۳۷}

۱-۳-۳-۳ مقدمه

در انقباض متوسط عضله، $MUAP$ ها در سیگنال الکترومایوگرام اولیه دارای نویز بوده و میانگین گیری برای استخراج آنها مورد نیاز است. در روش $FTMD$ میانگین گیری با استفاده از اسپایکهای طبقه بندی شده به عنوان مشخصه زمانی در سیگنال الکترومایوگرام اولیه انجام می گیرد. این روش بدین صورت است که زمانهای مربوط به اسپایکهای طبقه بندی شده در سیگنال اصلی، ذخیره شده و هر گونه عملیاتی بر اساس اندیکس اسپایکها بر سیگنال اولیه انجام می گیرد. در این بخش، نویز دارای دو بخش است که شامل نویز با سطح پایین پیش زمینه ناشی از واحدهای حرکتی دورتر و همچنین تداخل ناشی از تداخل $MUAP$ مجاور می باشد. نویز پیش-زمینه تنها با میانگین گیری کاهش می یابد ولی آثار تداخل زمانی برطرف می شود که تعداد $MUAP$ های متداخل مشخص باشد. روشی برای انجام این میانگین گیری در این بخش ارائه می شود.

۲-۳-۳-۳ حذف تداخل

در این بخش، مسأله برطرف کردن آثار تداخل میانگینهای موجکها ($MUAP$) به صورت یک مسأله تخمین LS ^{۱۳۸} فرموله می شود. جواب مسأله نیز با استفاده از نوشتار برداری بیان شده و در انتهای بخش، دو روش برای حل عددی این مسأله ارائه می شود که یکی در حوزه فرکانس و دیگری در حوزه زمان می باشد.

اکنون فرض می کنیم که $x(t)$ به صورت بردار L بعدی X و اپراتور شیفت نیز توسط ماتریس $L \times L$ بعدی D به صورت زیر تعریف شود.

$$D(\Phi)X = X_{\Phi} \Leftrightarrow x(t - \Phi) \quad (۱۰۶-۳)$$

با توجه به اینکه $X_{-\Phi}^T X = X^T X_{\Phi}$ [۳۲]، ماتریس شیفت زمانی دارای مشخصه زیر است.

$$D^T(\Phi) = D(-\Phi) \quad (۱۰۷-۳)$$

^{۱۳۷} Motor Unit Interference Cancellation

^{۱۳۸} Least Square Problem

حال فرض می کنیم که تعداد $MUAP$ های متفاوت ، برابر با M بوده و زمانهای وقوع هر $MUAP$ با توجه به فاز طبقه بندی اسپایکها مشخص باشد. بدین ترتیب ، بخشهای فعال سیگنال را به Q بخش که هر کدام دارای L نمونه هستند تقسیم می کنیم و در نتیجه ، هر بخش یا شامل یک $MUAP$ مشخص است و یا اینکه چندین $MUAP$ همراه با تداخل در آن موجود می باشند. پارامتر X_q نشاندهنده داده موجود در بخش شماره q بوده و دو پارامتر $\delta_{q,m}$ و $\Phi_{q,m}$ به ترتیب با استفاده از روابط (۱۰۸-۳) و (۱۰۹-۳) تعریف می شوند .

(۱۰۸-۳) اگر $MUAP$ شماره m در بخش q موجود باشد ، $\delta_{q,m}$ برابر با (۱) می باشد و در غیر اینصورت برابر با (۰) است .

(۱۰۹-۳) $\Phi_{q,m}$ برابر با آفست $MUAP$ شماره m در بخش q در صورت وقوع در آن بخش میباشد .

لازم به ذکر است در روابط بالا محدوده q و m به صورت $q = 1, \dots, Q$ و $m = 1, \dots, M$ میباشد . در ابتدا میانگین گیری ساده ای را در نظر می گیریم که با جمع تمامی موجکهای مربوط به هر $MUAP$ بدست آید . این میانگین ساده در مورد $MUAP$ شماره m توسط رابطه (۱۱۰-۳) نشان داده شده است .

$$\bar{s}_m = \frac{1}{N_m} \sum_{q=1}^Q \delta_{q,m} D(-\Phi_{q,m}) X_q \quad (110-3)$$

پارامتر مورد نیاز در رابطه بالا ، در رابطه (۱۱۱-۳) موجود است .

$$N_m = \sum_{q=1}^Q \delta_{q,m} \quad (111-3)$$

در حقیقت پارامتر معرفی شده در رابطه (۱۱۱-۳) ، تعداد وقوع $MUAP$ شماره m در سیگنال است . در این میانگین گیری هیچ توجهی به تداخل $MUAP$ ها نشده و از آنها نیز به عنوان نویز یاد می شود . در حقیقت ، ایده حذف تداخل به معنای تخمین شکل موجهای تمامی m عدد $MUAP$ و با در نظر گرفتن تداخل آنها می باشد و $MUAP$ تخمین زده شده (s_m) مجموع مربع خطای موجود در رابطه (۱۱۲-۳) را مینیمم خواهد کرد .

$$\sum_{q=1}^Q \|X_q - \delta_{q,1} D(\Phi_{q,1}) s_1 - \dots - \delta_{q,M} D(\Phi_{q,M}) s_M\|^2 \quad (112-3)$$

خطای مورد نظر $\|e\|$ به صورت $\|e\| = (e^T e)^{1/2} = \sqrt{\int_0^L e^2(t) dt}$ بدست می آید . مسأله مینیمم سازی

به صورت دیگری نیز می تواند بیان شود که در رابطه (۱۱۳-۳) موجود است .

$$\begin{bmatrix} D_{1,1} & \dots & D_{1,M} \\ \vdots & & \vdots \\ D_{Q,1} & \dots & D_{Q,M} \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} s_1 \\ \vdots \\ s_M \end{bmatrix} \cong \begin{bmatrix} X_1 \\ \vdots \\ X_M \end{bmatrix} \quad (113-3)$$

اکنون رابطه (۱۱۳-۳) را به صورت برداری $DS \equiv X$ نشان می دهیم که در این روابط ، نماد \equiv نشان دهنده آن است که هدف ، مینیم کردن $\|X - DS\|^2$ می باشد . به بیان دیگر ، رابطه (۱۱۳-۳) یک مسأله استاندارد $LQ \times LM$ مینیم مربع خطا می باشد که با حل معادله (۱۱۴-۳) می توان به جواب آن دست یافت .

$$D^T DS = D^T X \quad (114-3)$$

با توجه به رابطه بالا شاید به نظر برسد که پاسخ آن بسیار ساده بوده و با محاسبه رابطه $S = (D^T D)^{-1} D^T X$ بدست آید . حال کافی است که به ابعاد ماتریسها نگاهی بیندازیم . یکی از این پارامترها Q است که مقدار آن می تواند بسیار بزرگ باشد ، لذا ابعاد مسأله بالا می رود . بدین صورت به رابطه (۱۱۴-۳) به صورت دقیقتری نگاه می کنیم . با توجه به اینکه اپراتور D^T را می توان بر اساس رابطه (۱۰۷-۳) بدست آوریم ، رابطه (۱۱۵-۳) را خواهیم داشت .

$$[D^T]_{m,q} = \delta_{q,m} D(-\Phi_{q,m}) \quad (115-3)$$

بر این اساس ، سطر شماره m از طرف راست رابطه (۱۱۴-۳) به صورت زیر خواهد بود .

$$A_m = \sum_{q=1}^Q \delta_{q,m} D(-\Phi_{q,m}) X_q \quad (116-3)$$

رابطه (۱۱۶-۳) همانند میانگین گیری ساده موجود در رابطه (۱۱۰-۳) می باشد . عناصر ماتریس حاصل از حاصلضرب $D^T D$ در رابطه (۱۱۷-۳) موجود می باشد .

$$[D^T D]_{n,m} = \begin{cases} \sum_{q=1}^Q \delta_{q,m} = N_m & m = n \\ \sum_{q=1}^Q \delta_{q,n} \delta_{q,m} D(\Phi_{q,n} - \Phi_{q,m}) & m \neq n \end{cases} \quad (117-3)$$

با توجه به روابط ذکر شده ، سطر شماره m در سمت چپ رابطه (۱۱۴-۳) به صورت زیر خواهد بود .

$$\sum_{q=1}^Q \delta_{q,1} \delta_{q,m} D(\Phi_{q,1} - \Phi_{q,m}) s_1 + \dots + N_m s_m + \dots + \sum_{q=1}^Q \delta_{q,M} \delta_{q,m} D(\Phi_{q,M} - \Phi_{q,m}) s_M \quad (118-3)$$

حال با توجه به روابط (۱۱۰-۳) ، (۱۱۴-۳) و (۱۱۸-۳) ، می توان رابطه (۱۱۹-۳) را نتیجه گرفت .

$$s_m = \bar{s}_m - \frac{1}{N_m} \sum_{n=1}^M \sum_{q=1}^Q \delta_{q,n} \delta_{q,m} D(\Phi_{q,n} - \Phi_{q,m}) s_n \quad (119-3)$$

مسئله تخمین LS ما اکنون به یک میانگین گیری ساده (\bar{s}_M) منهای میزان تداخل ایجاد شده توسط $MUAP$ های همپوشانی شده تبدیل شده است. نتیجه را می توان به صورت رابطه (۱۲۰-۳) نیز بیان کرد.

$$s_m(t) = \bar{s}_m(t) - \frac{1}{N_m} \sum_{\substack{n=1 \\ n \neq m}}^M \sum_{i=1}^{N_{m,n}} s_n(t - \tau_{m,n,i}) \quad (120-3)$$

در رابطه بالا، $N_{m,n}$ تعداد دفعاتی است که $MUAP$ های شماره n و m با هم متداخل شده اند و همچنین پارامتر ($\tau_{m,n,i}$) برابر با آفست $\Phi_{i,n} - \Phi_{i,m}$ می باشد.

اکنون، بهتر است که رابطه (۱۱۹-۳) را به فرم ماتریسی نوشته تا بهتر بتوان راه حلی برای آن ارائه کرد. بدین ترتیب، رابطه (۱۱۴-۳) را به صورت زیر بازنویسی می کنیم.

$$(N + \tilde{D})S = A \quad (121-3)$$

در رابطه بالا پارامترهای مورد نیاز به صورت $\tilde{D} = D^T D - N$ ، $N \equiv \text{Diag}[N_1, \dots, N_M]$ و $A \equiv [A_1, \dots, A_n]^T = D^T X$ معرفی می شوند. با نگاه دقیقتر به رابطه (۱۲۱-۳) درمی یابیم که ماتریسهای N و \tilde{D} ، ماتریس $D^T D$ را به دو بخشی که اولی تنها شامل اطلاعات مربوط به یک واحد حرکتی و دومی تنها شامل بخش تداخلی است، تقسیم می کند. با استفاده از این رابطه، رابطه (۱۱۹-۳) به صورت زیر نوشته می شود.

$$S = \bar{S} - N^{-1} \tilde{D} S \quad (122-3)$$

در رابطه بالا پارامتر مورد نیاز به صورت $\bar{S} = N^{-1} A = [\bar{s}_1, \dots, \bar{s}_n]$ تعریف می شود.

دو روش برای حل این معادلات در این بخش ارائه خواهد شد. اولین روش در حوزه فرکانس و دومین روش در حوزه زمان خواهد بود.

۱-۲-۳-۳-۳ پاسخ در حوزه فرکانس

هنگامیکه از تبدیل DFT برای نشان دادن موجکها استفاده کنیم، معادله (۱۲۱-۳) به صورت فرم بسته قابل حل می باشد. در این حالت، براساس بخش (۱-۲-۲-۳) موجک $x(t)$ با بردار ضرایب DFT آن، یعنی $[X_0, \dots, X_{L/2-1}]$ معرفی شده و اپراتور شیفت زمانی نیز با ماتریس قطری موجود در رابطه (۱۲۳-۳) نشان داده می شود.

$$D(\Phi) = \text{Diag}[1, \exp(j2\pi\Phi/L), \dots, \exp(j2\pi(L/2-1)\Phi/L)] \quad (123-3)$$

به دلیل قطری بودن ماتریس (۱۲۳-۳)، معادلات مورد بررسی به $L/2M \times M$ سیستم مختلط معادلات که هر کدام مربوط به یک جزء فرکانسی است، تقسیم می شود. معادلات مربوط به جزء فرکانسی شماره k بر اساس رابطه (۱۲۴-۳) خواهد بود.

$$D_k^* D_k S_k = D_k^* X_k \quad (124-3)$$

در رابطه بالا، ماتریس D_k به صورت زیر تعریف می شود.

$$D_k = \begin{bmatrix} \delta_{1,1} \exp(j2\pi k \Phi_{1,1} / L) & \cdots & \delta_{1,M} \exp(j2\pi k \Phi_{1,M} / L) \\ \vdots & & \vdots \\ \delta_{Q,1} \exp(j2\pi k \Phi_{Q,1} / L) & \cdots & \delta_{Q,M} \exp(j2\pi k \Phi_{Q,M} / L) \end{bmatrix} \quad (125-3)$$

ماتریسهای دیگر مورد نیاز در رابطه (۱۲۴-۳)، یکی $S_k \equiv [S_{1,k}, \dots, S_{M,k}]^T$ که بردار ضرائب شماره k از تبدیل فوریه گسسته M عدد $MUAP$ و دیگری $X_k \equiv [X_{1,k}, \dots, X_{Q,k}]^T$ که بردار ضرائب شماره k از تبدیل فوریه گسسته Q عدد موجک قسمتهای مورد بررسی و همچنین نماد (*) نیز در اینجا نشاندهنده ترانهاد مزدوج مختلط^{۱۳۹} می باشد. لازم به ذکر است که معادله (۱۲۴-۳) می تواند توسط الگوریتم چلسکی^{۱۴۰} با استفاده از بخش (۶-۶)، صفحه (۴۰۴)، الگوریتم (۶-۶) موجود در مرجع [۶] با زمانی کوتاه و به صورت کارآیی حل شود. اگر به کاهش حافظه مورد نیاز برای محاسبه $S_k = (D_k^* D_k)^{-1} D_k^* X_k$ نیز علاقمند باشیم، می توانیم از روابط زیر نیز استفاده کنیم.

$$D_k^* X_k = \sum_{q=1}^Q d_q^* X_{q,k} \quad (126-3)$$

$$D_k^* D_k = \sum_{q=1}^Q d_q^* d_q \quad (127-3)$$

$$d_q^* = [\delta_{q,1} \exp(j2\pi k \Phi_{q,1} / L), \dots, \delta_{q,M} \exp(j2\pi k \Phi_{q,M} / L)] \quad (128-3)$$

پارامتر d_q^* مقادیر موجود در سطر q از ماتریس D_k می باشد. این نکته نیز حائز اهمیت است که ذخیره ماتریسهای $D_k^* D_k$ نیاز به حافظه قابل ملاحظه ای (حدود $LM^2 / 2$ کلمه) داشته و بهتر است که تعداد وقوع هر واحد حرکتی و لیست آفستهای هر دو جفت واحدهای متداخل را در ابتدا ذخیره کرده و سپس با ساختن معادلات مورد نظر و حل آنها، به جواب مورد نظر برسیم. در اینجا ذکر روش حوزه فرکانس به پایان رسیده و در بخش بعد به روش حوزه زمان می پردازیم و پس از آن نیز نکاتی عملی مورد نیاز را بیان کرده و نتایج پیاده سازی این روشها را ذکر خواهیم کرد.

^{۱۳۹} Complex Conjugate Transpose

^{۱۴۰} Cholesky Factorization

۳-۳-۲-۲ پاسخ در حوزه زمان

موجک $x(t)$ در حوزه زمان با استفاده از بردار مقادیر نمونه های آن یعنی $[x_0, \dots, x_{L-1}]^T$ معرفی شده و اپراتور شیفیت زمانی نیز ماتریس توپلیتز^{۱۴۱} بوده و بر اساس رابطه (۳-۱۲۹) معرفی می شود.

$$[D(\Phi)]_{i,j} = \text{Sinc}(\Phi + i - j) \quad , \quad i, j \in \{0, \dots, L-1\} \quad (3-129)$$

در حوزه زمان ، معادلات مربوط به رابطه (۳-۱۲۲) با تمامی ابعاد ، مورد بررسی قرار می گیرند و به عنوان مثال D^*D شامل بلوکهای $M \times M$ بوده که هر بلوک یک ماتریس توپلیتز $L \times L$ می باشد و نتیجه آن ، یک سیستم $LM \times LM$ می باشد. سیستم بدست آمده بسیار وسیع بوده و روشهای بازگشتی ژاکوبی^{۱۴۲} و گوس-سایدل^{۱۴۳} به تریب موجود در بخش (۳-۷) ، الگوریتمهای (۷-۱) و (۷-۲) ، صفحات ۴۴۰ و ۴۴۲ مرجع [۶] می تواند در حل آن مورد استفاده قرار گیرد. اکنون ، به عنوان مثال ، راه حل این معادلات به روش بازگشتی ژاکوبی به صورت زیر است.

تخمین اولیه (تکرار شماره صفر) ، همان میانگین ساده موجود در رابطه (۳-۱۱۰) و نادیده گرفتن عامل تداخلی بوده و بر اساس رابطه (۳-۱۳۰) می باشد.

$$S^{(0)} = N^{-1}A = \bar{S} \quad (3-130)$$

تخمینهای بعدی ، با استفاده از تخمینهای قبلی و برای حذف تداخل ، بر اساس رابطه (۳-۱۳۱) بدست می آیند.

$$S^{(p)} = \bar{S} - N^{-1}\tilde{D}S^{(p-1)} \quad (3-131)$$

در دو رابطه بالا ، بالانویس نوشته شده ، نشاندهنده شماره تکرار است. رابطه (۳-۱۳۱) مشابه رابطه (۳-۱۲۲) بوده ولی با این تفاوت که تخمین قبلی $S^{(p-1)}$ جایگزین متغیر S در سمت راست رابطه قبلی شده است. بحث همگرایی دو روش مذکور نیز از اهمیت بالایی برخوردار است. همانگونه که می دانیم ، شرط همگرایی جواب در دو روش به پاسخ صحیح ، آن است که ماتریس $D^T D$ معین مثبت^{۱۴۴} باشد. بدلیل اهمیت این شرط ، توضیحاتی در این باره ذکر می کنیم.

تعریف ماتریس مثبت معین و شرطهای آن

بر اساس مرجع [۶] ، ماتریس A معین مثبت است ، (اگر مقارن^{۱۴۵} بوده) و برای هر ماتریس n بعدی $X \neq 0$ داشته باشیم : $X^T A X > 0$

^{۱۴۱} Toeplitz Matrix

^{۱۴۲} Jacobi Method

^{۱۴۳} Gauss-Seidel Method

^{۱۴۴} Positive Definite

^{۱۴۵} Symmetric

لازم به ذکر است که اگرچه لفظ متقارن در عبارت مذکور (معین مثبت) ذکر نشده است ولی برخی این شرط را لازم دانسته و برخی همانند آقایان گولاب^{۱۴۶} و وانلوان^{۱۴۷} [GV] این شرط را ذکر نکرده اند. به بیان دقیقتر حاصل عملیات ماترسی مذکور، یک ماتریس 1×1 می باشد. به بیان کلی تر، هرگاه ماتریس A یک ماتریس $n \times n$ مثبت معین باشد، چهار شرط زیر باید صادق باشد.

- ۰۱ معکوس ماتریس A یعنی A^{-1} وجود داشته باشد.
- ۰۲ برای تمامی $i = 1, \dots, n$ شرط $a_{ii} > 0$ صدق کند.
- ۰۳ شرط $\max_{1 \leq k, j \leq n} |a_{kj}| \leq \max_{1 \leq i \leq n} |a_{ii}|$ برقرار باشد.
- ۰۴ برای تمامی $i \neq j$ شرط $(a_{ij})^2 < a_{ii}a_{jj}$ صدق کند.

اکنون به بحث قبلی باز می گردیم. ماتریس $D^T D$ ، حداقل غیرمنفی معین است و دلیل آن ضرب یک ماتریس در ترانهاد آن است. با بررسی دقیقتر عناصر موجود در قطر اصلی آن به

صورت $\sum_{j=1}^n (a_{ij})^2$ ، $i = 1, \dots, n$ ، بوده که همواره نامنفی می باشند. ماتریس حاصل، زمانی معین

مثبت خواهد بود که ماتریس D ماترسی با رتبه ستونی کامل^{۱۴۸} باشد. این حالت نیز زمانی اتفاق می افتد که حداقل به تعداد واحدهای حرکتی، بخشهای مورد بررسی نیز موجود باشد که به عنوان مثال، هر واحد حرکتی حداقل در یک بخش بدون تداخل اتفاق افتد و یا اینکه در دو بخش با یک واحد حرکتی مشترک باشد. این شرط نیز همواره در عمل برآورده می شود، چراکه تعداد واحدهای حرکتی در یک سیگنال الکترومایوگرام ۱۰ ثانیه ای، به حدود ۱۰۰ عدد نیز نخواهد رسید! میزان همگرایی نیز برای اهمیت است. بر اساس [۳۲]، در عمل، یک تکرار اغلب کافی است اگر شرط $N_m > 25$ برای تمامی واحدهای حرکتی صدق کند. در عمل، نتایج قابل قبولی در راه حل حوزه زمان بدست می آید که البته با این شرط است که اپراتور شیفیت زمانی به اعداد صحیح، محدود شود و در اینجا نیازی به استفاده از الگوریتم اپراتور شیفیت زمانی با رزولوشن بالا نخواهد بود.

۳-۳-۳-۲ راه حل تکمیلی در میانگین گیری

در ابتدا میانگین گیری ساده را در نظر می گیریم. معادله مورد نظر آن در رابطه (۳-۱۳۲) نشان داده شده است.

$$\bar{y}_t^i = \frac{1}{N_i} \sum_{n=1}^{N_i} y_{t_{i+n}+t}, \quad t = -L/2 + 1, \dots, L/2, \quad i = 1, \dots, M \quad (3-132)$$

در رابطه (۳-۱۳۲)، پارامتر \bar{y}^i میانگین ساده از $MUAP$ شماره i (از M عدد واحد حرکتی)، y نیز سیگنال اولیه، $\{t_{i,n}, n = 1, \dots, N_i\}$ لیست زمان آتش مربوط به $MUAP$ شماره i و L پهنای

^{۱۴۶} Golub

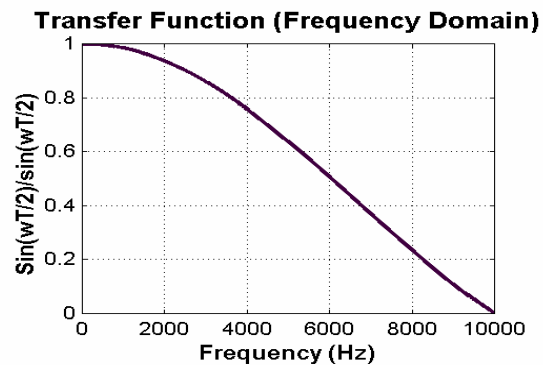
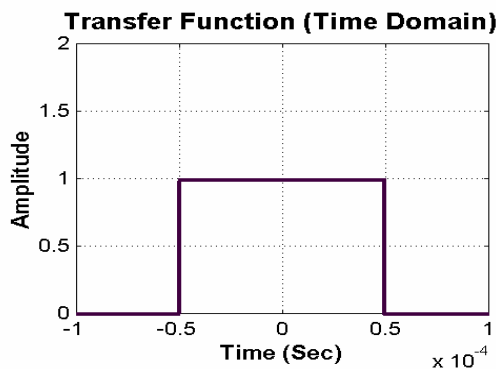
^{۱۴۷} Van Loan

^{۱۴۸} Full Column Rank

پنجره گذاری برای میانگین گیری بوده و در برنامه اصلی برابر با ۲۵۶ نمونه (۲۵/۶ میلی ثانیه) بوده و در روش پیاده سازی شده با پارامتر W_Avr معرفی می شود و قابلیت تغییر توسط اپراتور انسانی را نیز دارا است. اکنون برای حذف تداخل واحدهای حرکتی، لیست آفستهای بین هر دو جفت واحد حرکتی شماره i و j هر زمانی که با هم تداخل می کنند $\{\tau_{i,j,n}, n=1, \dots, N_{i,j}\}$ بدست آمده و سپس، میانگین ساده به رابطه (۳-۱۳۳) تبدیل می شود.

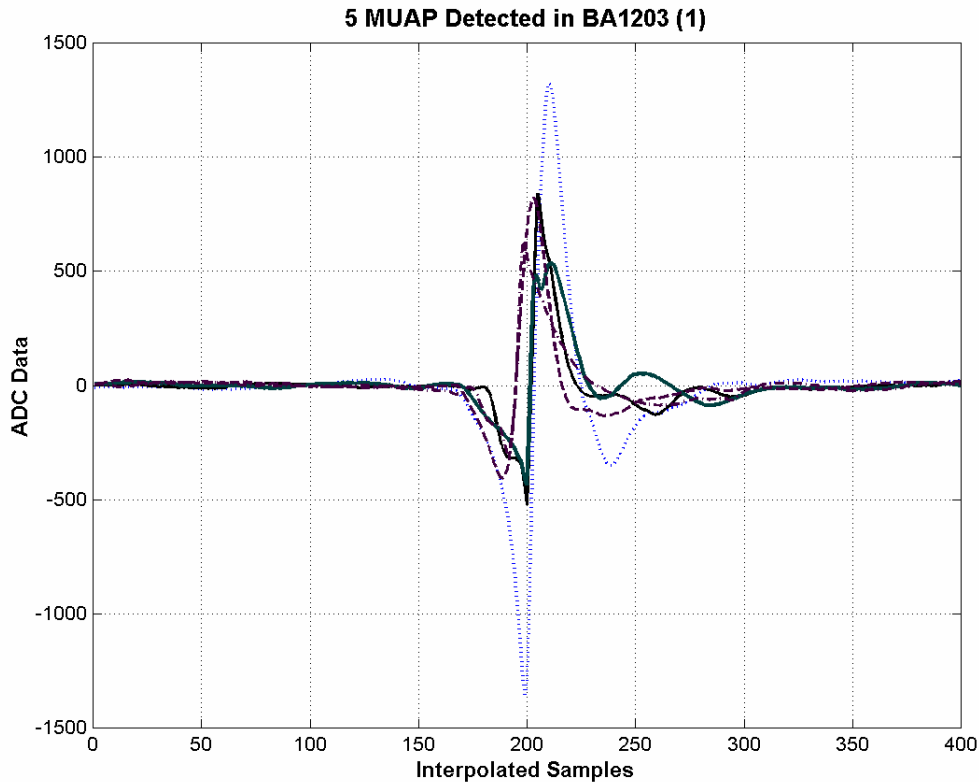
$$\hat{y}_T^i = \bar{y}_i^i - \frac{1}{N_i} \sum_{j=1}^M \sum_{\substack{n=1 \\ n \neq m}}^{N_{ij}} \bar{y}_{t-\tau_{i,j,n}}^j, \quad t = -L/2 + 1, \dots, L/2, \quad i = 1, \dots, M \quad (3-133)$$

پارامتر $\tau_{i,j,n}$ نشاندهنده تفاوت بین زمانهای وقوع اسپایک i و نزدیکترین اسپایک j به آن می باشد و با فرض اینکه زمانهای وقوع اسپایکهای i و j به ترتیب $\{t_{i_1}, \dots, t_{i_n}\}$ و $\{t_{j_1}, \dots, t_{j_k}\}$ باشد و پارامترهای n و k نیز به ترتیب، تعداد اسپایکهای واحدهای حرکتی i و j پس از الگوریتم حذف فاز دوم باشد، این پارامتر در حالتی که $|t_{i_n} - t_{j_k}| < T/2$ باشد، برابر با $t_{i_n} - t_{j_k}$ خواهد بود و در غیر آن صورت، تعریف نمی شود. پارامتر k^* نیز مقداری از پارامتر k می باشد که $|t_{i_n} - t_{j_k}|$ را مینیمم کند و در حقیقت، اندیکس نزدیکترین اسپایک الگوی j به زمان t_{i_n} بوده و پارامتر T نیز پهنای پنجره میانگین گیری می باشد. رابطه (۳-۱۳۳)، تقریب مناسبی از الگوریتم مینیمم مربع خطای ارائه شده در دو بخش قبل بوده و دارای مزیت سریعتر بودن نسبت به آنها می باشد. لازم به ذکر است که میانگین گیری و حذف تداخل، همانند بخش طبقه بندی الگو شامل خطای کوانتیزاسیون زمانی نبوده و می تواند در حوزه زمان گسسته و بدون اعمال الگوریتم بالارونده رزولوشن زمانی، انجام گیرد. نکته دیگر اینکه، شکل موجهای موجود در میانگین گیری می توانند دارای فاز متفاوتی بوده که به صورت تصادفی در بازه $[-T/2, T/2]$ که T پریود نمونه برداری است، منتشر شده اند و دارای توزیع یکنواخت می باشند. برای برطرف کردن این اثر، کافی است که شکل موجهای قسمتهای مورد بررسی را از تابع تبدیل مستطیلی در حوزه زمان و معادل آن، تابع تبدیل $\sin(\omega T/2)/(\omega T/2)$ در حوزه فرکانس، موجود در شکل (۳-۲۲) عبور دهیم. در فرکانس نمونه برداری ۱۰ کیلوهرتز، اثر این فیلتر مناسب بوده و تنها دامنه پیک در پیک و پهنای زمان صعود آنها را در حدود ۰/۱ درصد کاهش می دهد ولی از طرف دیگر اجازه آن را می دهد که الگوریتم حوزه زمان در حوزه زمان گسسته، مورد استفاده قرار گیرد.



شکل (۳-۲۲): تابع تبدیل فیلتر اعمالی به بخشهای میانگین گیری در حوزه زمان (چپ) و فرکانس (راست)

نمونه ای از داده میانگین گیری شده توسط الگوریتم مطرح شده در شکل (۳-۲۳) نشان داده شده است. این نمودار مربوط به پنج عدد *MUAP* شناسایی شده در داده *BA1203* (۱) می باشد.



شکل (۳-۲۳): شکل موج پنج عدد *MUAP* شناسایی شده از داده *BA1203* (۱) پس از اعمال میانگین گیری

پس از انجام میانگین گیری، میانگین سطح نویز به عنوان اندازه گیری از سطح نویز انجام می گیرد. این سطح نویز از میانگین ۱۰۰ قسمت سیگنال الکترومایوگرام به صورت تصادفی انتخاب و بدست می آید. این سطح نویز می تواند به عنوان معیاری از تغییرات میانگین *MUAP* ها در طول ۱۰ ثانیه ثبت سیگنال، استفاده شود. قبل از بررسی این معیار، سطح نویز توسط جذر عدد ۱۰۰ بر N عدد میانگین *MUAP* ها مقیاس می گردد. اکنون، تنها مراحل که باقیمانده است، دو مرحله بوده که یکی تست الگوی آتش و دیگری استخراج ویژگیهای مربوط به *MUAP* ها می باشد. مرحله اول، مربوط به بررسی مضاعف بودن *MUAP* های شناسایی شده می باشد. این الگوها زمانی بوجود می آیند که بخش آنالیز زمانهای آتش واحدهای حرکتی از تشخیص این نکته که چندالگوی شناسایی شده متعلق به یک *MUAP* هستند، عاجز ماند که یکی از دلایل آن، تغییر شکل اسپایکها در حین زمان می باشد. در این مرحله، هر دو جفت *MUAP* های بدست آمده از دو جهت شباهت شکل آنها و همچنین نظم الگوی آتش مشترک مورد بررسی قرار می گیرند. تطابق در شکل موجها زمانی صورت می گیرد که رابطه $\|X_1 - X_2\|_2^2 < 2\sigma_n^2$ برقرار باشد. در این رابطه مجذور تفاوت شکل موجها پس از تنظیم

آنها بر اساس ماکزیمم پیک آنها محاسبه شده و اگر حاصل آن از دو برابر واریانس نویز تخمین زده شده کمتر باشد، تطابق صورت گرفته است.^{۱۴۹} پس از آن، نظم الگوهای آتش در مورد الگوهای تطابق یافته مورد بررسی قرار می گیرد.^{۱۵۰} برای این منظور، الگوریتم (۳-۱) بر الگوی آتش داده ها اعمال شده و در صورت موفقیت آمیز بودن نتیجه آن، از شکل موجهای MUAP ها میانگین گیری شده و زمانهای آتش آنها با هم ترکیب می شود.

۴-۳-۳ استخراج ویژگی از واحدهای حرکتی

پس از اعمال الگوریتمهای روش FTMD نوبت به استخراج ویژگی از شکل موجهای MUAP و الگوی آتش آنها می رسد.^{۱۵۱} ویژگیهای مورد نظر در مورد الگوی آتش، سه ویژگی فرکانس آتش^{۱۴۹}، ضریب تغییرات ISI^{۱۵۰} و همچنین، درصد (احتمال) تشخیص^{۱۵۱} می باشد. این ویژگیها به صورت زیر بدست می آیند.

فرکانس آتش

پس از حذف الگوهای آتش همراه با خطا، میانگین حقیقی آتش واحدهای حرکتی (μ) توسط الگوریتم بخش (۳-۲-۳-۴)، فرکانس آتش واحدهای حرکتی (λ) بوسیله رابطه $\lambda = 1/\mu$ بدست می آید.

ضریب تغییرات ISI

این ضریب (CIV) پس از محاسبه مقادیر حقیقی میانگین (μ) و انحراف معیار (σ) در الگوی آتش واحدهای حرکتی و پس از حذف الگوهای آتش همراه با خطا بوسیله رابطه $CIV = \sigma/\mu$ بدست می آید.

درصد (احتمال) تشخیص

این پارامتر (P_d) قبل از اعمال الگوریتم حذف الگوهای آتش همراه با خطا، مستقیماً توسط الگوریتم بخش (۳-۲-۳-۴) بدست می آید، چراکه یکی از پارامترهای خروجی آن، درصد تشخیص می باشد و به معنای درصد اسپایکهای است که به درستی تشخیص داده شده اند.

ویژگیهای مربوط به شکل موج MUAP های میانگین گیری شده شامل دامنه^{۱۵۲}، سرعت افزایش^{۱۵۳}، مدت زمان^{۱۵۴} و تعداد تغییر جهت (چرخش)^{۱۵۵} می باشد. این ویژگیها بر اساس الگوریتمهای موجود در صفحه بعد، بدست می آیند.

^{۱۴۹} Firing Frequency

^{۱۵۰} Coefficient of ISI Variability (CIV)

^{۱۵۱} Identification Rate

^{۱۵۲} Amplitude

دامنه MUAP

این دامنه بر اساس واحد μV و مقدار پیک در پیک می باشد. این پارامتر از تفاوت بزرگترین پیکهای مثبت و منفی بدست می آید. نمونه هایی که دارای دامنه کمتر از ۱۰۰ میکرو ولت هستند بهتر است، حذف شوند [۳۲] ولی ما آنها را حذف نکرده و نتایج را به اپراتور نشان می دهیم. اپراتور می تواند داده مفروض را حذف کرده و یا اینکه آنرا حفظ نماید.

سرعت افزایش

این پارامتر دارای واحد V/s می باشد و ماکزیمم تغییر بین دو نمونه متوالی در شکل موج MUAP میانگین گیری شده در واحد زمان می باشد. سرعت افزایش، به زمان صعود^{۱۵۳} وابسته است ولی مستقل از دامنه MUAP و همچنین معیار مورد استفاده برای تشخیص ابتدا و انتهای زمان صعود می باشد و با تعریف ذکر شده نخست، به صورت $\max\{y_{i+1} - y_i\}/T$ بوده که در این رابطه، T پریود نمونه برداری بوده و y_i نمونه های سیگنال میانگین گیری شده اند.

مدت زمان

مدت زمان MUAP ها دارای واحد $msec$ می باشد و محاسبه آن دشوارتر از بقیه ویژگیهاست. این ویژگی حتی در حالتی که سیگنال MUAP بدون نویز است، بدلیل سختی یافتن انتهای MUAP بسیار دشوار است. مطالعات انجام گرفته نشان می دهد که تغییرات فراوانی در اندازه گیری مدت زمان MUAP با نیروی انقباضی پایین با استفاده از دستگاههای متفاوت الکترومایوگراف و روشهای متنوع محاسباتی و یا حتی دستگاه یکسان الکترومایوگراف و در شرایط متفاوت دیده می شود [۳۵]. سیگنالهای MUAP بدست آمده توسط برنامه FTMD در انقباضهای قویتر دارای SNR پایینتر بوده و با اعمال الگوریتم میانگین گیری و حذف تداخل، شناسایی این ویژگی بسیار مشکل می باشد. در برنامه FTMD از آستانه وابسته به نویز برای بدست آوردن آغاز و افسست MUAP ها استفاده می شود. نکته اول اینکه، به خاطر استفاده از پنجره ۶/۲۵ میلی ثانیه ای مقدار این پارامتر محدود به این عدد می باشد. در ابتدا، مکان قله ماکزیمم بدست آمده و نقطه آغاز شکل موج، مرکز اولین پنجره ۲ میلی ثانیه ای است که قبل از قله شکل موج قرار داشته و دامنه سیگنال در آن پنجره کمتر از ۲/۵ برابر انحراف استاندارد دامنه نویز تخمین زده شده باشد. مکان افسست نیز در پنجره مشابهی است که پس از قله شکل موج قرار دارد. مدت زمان شکل موج نیز از تفاوت ابتدا و افسست شکل موج بدست می آید. این روش در عمل از نتیجه مناسبی برخوردار است ولی دارای دو مشکل است که ذکر می شود. نکته نخست اینکه استفاده از پنجره ۱ میلی ثانیه ای قبل از قله شکل موج باعث آن می شود که برخی از تغییرات سریع MUAP ها در نظر گرفته نشده یا اینکه برخی اجزای مربوط به واحدهای حرکتی حذف شود. نکته دوم اینکه

^{۱۵۳} Rise Rate

^{۱۵۴} Duration

^{۱۵۵} Number of Turns

^{۱۵۶} Rise Time

بدلیل وابسته بودن آستانه مورد استفاده در تعیین آغاز و افسست شکل موج به نویز ، مدت زمان تخمین زده شده دارای همبستگی منفی نسبت به شدت نویز می باشد. دلیل آن هم اینست که با افزایش نویز ، آستانه هم بالاتر رفته و آغاز و افسست را به هم نزدیکتر کرده و موجب کاهش مدت زمان MUAP می گردد .

تعداد تغییر جهت (چرخش)

تعداد تغییر جهت در سیگنال MUAP برابر با تعداد دفعاتی است که جهت سیگنال در مکانهایی که دامنه آنها $2/5$ برابر مقدار انحراف استاندارد دامنه نویز تخمین زده شده ، تغییر کند. این پارامتر در تمامی MUAP ها حداقل ، دارای مقدار واحد می باشد. یکی از مشکلات این روش ، زمانی است که شکل موج دو فازه یا سه فازه در سیگنال MUAP دارای دامنه های کمی بوده و در این بازه قرار نمی گیرند. لذا برای آنها تنها یک تغییر جهت ، لحاظ می شود .

پس از بیان روش بدست آوردن ویژگیهای مورد نظر ، نتایج مربوط به داده BA1203 (۱) در جدول (۱-۳) موجود می باشد .

جدول (۱-۳) : ویژگیهای بدست آمده برای واحدهای حرکتی در داده BA1203 (۱)

| تعداد چرخش | سرعت افزایش (V/s) | دامنه (uV) | مدت زمان (msec) | درصد تشخیص (%) | ضریب تغییرات (%) | فرکانس آتش متوسط | ویژگی الگو |
|---------------|-------------------------|---------------|-----------------------|----------------------|------------------------|---------------------|---------------|
| ۳ | ۲/۳۱۵ | ۱۳۳۷/۵ | ۸/۷ | ۴۹/۵۳ | ۹/۹۱ | ۱۱/۱۳۵۹ | ۱ |
| ۲ | ۱/۸۷۰ | ۶۸۱/۵ | ۱۲/۴ | ۵۷/۵۰ | ۸/۴۴ | ۱۱/۲۴۸۶ | ۲ |
| ۴ | ۲/۱۱۵ | ۴۸۵/۵ | ۱۳/۵ | ۴۷/۴۶ | ۱۱/۷۳ | ۱۲/۰۹۱۹ | ۳ |
| ۲ | ۰/۷۷۰ | ۶۱۴ | ۱۰/۱ | ۴۳/۷۶ | ۹/۲۴ | ۹/۵۲۳۸ | ۴ |
| ۲ | ۱/۴۶۵ | ۴۶۰ | ۲۰/۳ | ۵۵/۲۲ | ۹/۵۵ | ۱۲/۷۳۸۹ | ۵ |

با بررسی فرکانس آتش متوسط بدست آمده در MUAP های بدست آمده در داده BA1203 (۱) متوجه می شویم که آنها در بازه ۵ تا ۲۵ هرتز قرار دارند . این بازه ، محدوده فرکانس آتش واحدهای حرکتی در انقباض ایزومتری با نیروی ثابت می باشد . این نتیجه ، می تواند در بررسی صحیح بودن روش ذکر شود ولی دلیل قطعی نیست . دلایل درستی روش و کارآمد بودن آن با استفاده از داده های شبیه سازی شده در بخش (۲) و اعمال الگوریتم FTMD بر آنها در بخش (۳-۴) مورد بررسی قرار خواهد گرفت . اکنون با توجه به بیان تمامی بخشهای مورد نیاز در الگوریتم FTMD ، نتایج پیاده سازیهای مربوط به داده های حقیقی و شبیه سازی شده در بخش بعد بیان می شود .

۳-۴ پیاده سازی تکمیلی و تست الگوریتم FTMD

قبل از پیاده سازی تکمیلی و بررسی نتایج برنامه FTMD با توجه به داده های حقیقی و شبیه سازی شده ، ذکر مراحل این الگوریتم به صورت خلاصه و با ذکر بخش مورد نظر ، لازم به نظر می رسد. دلیل این امر اینست که بتوان در بخش افزایش کارایی الگوریتم از آن استفاده کرد .

الگوریتم *FTMD* اولیه به همراه داده های ورودی و خروجی آن به صورت زیر می باشد :

داده های ورودی اولیه

سیگنال الکترومایوگرام با ثبت داخل عضلانی ، فرکانس نمونه برداری ، ضریب تبدیل *ADC* و مقدار رزولوشن مورد نظر در الگوریتم تنظیم شکل موجها^{۱۵۷} ($RES = 0.05$)

پیش فیلترهای مورد نیاز (بخش ۱-۳-۳)

اعمال فیلترهای تقاضلگیر درجه اول و دوم به صورت مستقل به داده های قبلی به نحوی که تمامی فرایندهای اعمالی به داده ها بر این دو نوع داده فیلتر شده ، انجام می گیرد .

تشخیص سطح آستانه نویز (بخش ۱-۲-۳-۳)

آستانه نویز با استفاده از 0.2 ثانیه داده بخش قبل تخمین زده شده و بر این اساس ، بخشهای فعال بدست می آید . تعداد نمونه های اسپایکها در داده های فیلتر شده درجه یک و دو به ترتیب برابر با 32 و 16 نمونه می باشد . پارامتر مورد نیاز ، $(C_1 = 3.5)$ می باشد .

استخراج ویژگی داده های بخشهای فعال (بخش ۲-۲-۳-۳)

تبدیل *CRDFT* به داده های بخشهای فعال اعمال می شود و مقادیر مختلط مربوط به اسپایکها به همراه زمان آتش آنها در سیگنال اولیه ، ذخیره می شود .

الگوریتم طبقه بندی فاز اول (بخش ۳-۲-۳-۳)

در این بخش ، فرایند طبقه بندی الگو بر داده های تبدیل یافته انجام گرفته و الگوهای تطابق یافته ذخیره شده و تغییرات شکل موجها نیز ، الگو را تنظیم می کند . در این بخش از پارامترهای $C_2 = 0.1$ و $C_3 = 0.1$ استفاده شده و الگوهای بدست آمده به همراه زمانهای آتش آنها ذخیره میشوند .

الگوریتم حذف الگوی فاز اول (بخش ۳-۲-۳-۳)

در این بخش ، الگوهایی که تعداد عناصر زمان آتش در آنها کمتر از پارامتر $MNRP1 = 5$ باشد ، حذف می شوند .

الگوریتم تشخیص الگوهای مرتبط (۱) (بخش ۴-۲-۳-۳)

در این بخش ، الگوهایی که وابسته به یک واحد حرکتی بوده و مجموع تعداد زمان آتش در آنها از

^{۱۵۷} لازم به ذکر است که پارامترهای مورد نیاز در برنامه به اینصورت نشان داده می شود و مقادیر از پیش تعیین شده آنها نیز در کنار آنها ذکر شده که می تواند توسط اپراتور انسانی تغییر داده شود .

پارامتر $TLN = 25$ بیشتر است ، ترکیب شده و زمانهای آتش آنها ترکیب و یا منظم می شود .
پارامتر دیگر مورد نیاز در تطابق دو الگوی مرتبط ، ضریب حساسیت ($C = 0.4$) می باشد .

تخمین پارامترهای الگوی آتش (بخش ۳-۲-۳-۴)

در این بخش ، مشخصات آماری مربوط به الگوی آتش واحدهای حرکتی تخمین زده شده و بر این اساس ، الگوریتم حذف فاز شماره دو (بخش بعدی) انجام می گیرد .

الگوریتم حذف فاز شماره (۲) (بخش ۳-۲-۳-۵)

در این بخش ، ابتدا الگوهایی که سه شرط زیر را دارا نیستند ، حذف شده و پس از آن ، الگوریتم حذف اسپایکهای همراه با خطا در داده های باقیمانده انجام می گیرد . این سه شرط به شرح زیر است :

- ۱ . درصد تشخیص الگوها باید از پارامتر $MNRP2 = 40\%$ بالاتر باشد .
- ۲ . تعداد اسپایکهای معتبر در الگوها باید حداقل $MNVS = 25$ باشد .
- ۳ . تعداد اسپایکهای معتبر در یک الگو باید از تعداد اسپایکهای غیر معتبر بیشتر باشد .

الگوهای معتبر باقیمانده و زمانهای آتش مرتبط با آنها ذخیره می شود .

الگوریتم میانگین گیری و حذف تداخل (بخش ۳-۳-۳)

در این بخش ، با استفاده از الگوریتم میانگین گیری و حذف تداخل واحدهای حرکتی ، شکل موج مربوط به هر واحد حرکتی ($MUAP$) ، بدست می آید . داده های خروجی از سیگنال الکترومایوگرام اولیه و با استفاده از زمان مرتبط با اسپایک فیلتر شده ، بدست آمده و پارامتر مورد نیاز ، طول پنجره (تعداد نمونه های) میانگین گیری $WAVR = 256$ می باشد . در این بخش میزان نویز موجود در سیگنال ، تخمین زده می شود .

الگوریتم تشخیص الگوهای مرتبط (۲) (بخش ۳-۲-۳-۳-۳)

در این بخش بر اساس شباهت شکل موج الگوهای بدست آمده (با توجه به نویز تخمینی) و همچنین نظم الگوی آتش ترکیبی ، شکل موج الگوهای مربوط به یک واحد حرکتی میانگین گیری شده و الگوی آتش آنها ، ترکیب می شود .

استخراج ویژگیهای خروجی (بخش ۳-۳-۴)

در این بخش ، ویژگیهای خروجی برنامه که شامل ویژگیهای مربوط به الگوی آتش و همچنین شکل موج $MUAP$ ها می شود ، در هر دو داده فیلتر شده بدست آمده و در خروجی برنامه نشان داده می شود .

در این بخش ، ابتدا نتایج بدست آمده در داده های $BA1102$ ، $BA1203$ ، $BE1120$ و $TO1308$ در دو حالت فیلتر درجه اول و دوم و با توجه به اعمال تمامی الگوریتمهای ذکر شده مورد بررسی قرار می گیرند . سپس برای ارزیابی بهتر الگوریتم ، از داده های شبیه سازی شده استفاده کرده و شاخصهای کارایی الگوریتم ارائه می شود . پس از ذکر این نتایج ، بررسی دقیقتر الگوریتم که موجب افزایش کارایی آن می شود را به بخشهای بعدی موکول می کنیم .

۳-۴-۱ استفاده از داده های حقیقی و اعلام نتایج الگوریتمهای ذکر شده به صورت قدم به قدم

نکته ای که در اینجا ذکر آن لازم است ، اینست که با توجه به تفاوتی که در این نتایج با داده های جدول (۳-۸) و بعد از آن دارد ، نتایج از بخش تخمین پارامترهای الگوی آتش به بعد ذکر می شود . برای این عمل دو دلیل ، موجود است . اول آنکه ، الگوریتم ترکیب الگوها در آن قسمت اعمال می شود و با توجه به توضیحاتی که در مورد جداول مربوط گفته شده است ، این الگوریتم در بدست آوردن آن داده ها اعمال نشده است و دیگر اینکه ، نتایج موجود در آن جدولها به عنوان مثالی برای الگوریتمهای مورد بررسی ذکر شده است و کامل نیست . لذا ، نتایج را به صورت کامل در اینجا بیان می کنیم . در ابتدا ، نتایج مربوط به شماره الگوهای ترکیبی و تکرار الگوریتم در داده های مورد بررسی در جدول (۳-۱۲) به صورت خلاصه نشان داده شده اند .

جدول (۳-۱۲): نتایج مربوط به الگوریتم ترکیب الگوهای مرتبط با یک واحد حرکتی در هشت داده مورد بررسی^{۱۰۸}

| نام داده و ویژگی | $BA1102$ (۱) | $BA1102$ (۲) | $BA1203$ (۱) | $BA1203$ (۲) | $TO1308$ (۱) | $TO1308$ (۲) | $BE1120$ (۱) | $BE1120$ (۲) |
|---------------------------|----------------------------------------------------|----------------------------------------------------|---------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------|---------------------------------------------------------------------------------|------------------------------------------------------------------------------------------------------------|------------------------------------------------------|----------------------------------------------------|
| تعداد الگو قبل از ترکیب | ۶ | ۴ | ۱۶ | ۱۰ | ۱۵ | ۱۸ | ۱۶ | ۹ |
| تعداد الگو پس از ترکیب | ۴ | ۲ | ۱۱ | ۶ | ۱۲ | ۱۴ | ۱۴ | ۷ |
| الگوهای ترکیبی مورد بررسی | $\langle 1:3,4 \rangle$ $\langle 2:3,5 \rangle$ | $\langle 1:1,3 \rangle$ $\langle 2:1,3 \rangle$ | $\langle 1:1,7 \rangle$ $\langle 1:3,6 \rangle$ $\langle 1:4,12 \rangle$ $\langle 2:3,13 \rangle$ $\langle 2:4,6 \rangle$ | $\langle 1:1,3 \rangle$ $\langle 1:4,10 \rangle$ $\langle 1:6,8 \rangle$ $\langle 2:1,3 \rangle$ | $\langle 1:3,7 \rangle$ $\langle 1:5,12 \rangle$ $\langle 1:9,11 \rangle$ | $\langle 1:1,7 \rangle$ $\langle 1:4,8 \rangle$ $\langle 1:5,14 \rangle$ $\langle 2:1,14 \rangle$ | $\langle 1:1,12 \rangle$ $\langle 2:1,15 \rangle$ | $\langle 1:2,9 \rangle$ $\langle 1:3,7 \rangle$ |
| تعداد تکرار | ۳ | ۳ | ۳ | ۳ | ۲ | ۳ | ۳ | ۲ |

^{۱۰۸} لازم به ذکر است ، نماد مورد استفاده در الگوهای ترکیبی ، در ابتدا شماره تکرار و سپس دو الگوی مرتبط است . لازم به ذکر است که اگر اشتراکی در شماره الگوها موجود باشد ، در هر تکرار تنها ترکیب دو الگوی مقدم انجام می گیرد و ترکیبهای بعدی به تکرارهای بعدی محول می شود . به عنوان مثال در ستون مربوط به $BA1102$ (۱) ، از دو مجموعه ابتدایی ترکیبی ، اولی در تکرار (۱) انجام گرفته و دومی در تکرار دوم (مجموعه شماره ۳) انجام می گیرد . در تکرار آخر ، اگر تعداد تغییرات صفر باشد ، مجموعه مربوط به آن در ردیف مربوط به الگوهای ترکیبی نیامده و لذا تعداد تکرار می تواند بیشتر از شماره تکرار ذکر شده در مجموعه ترکیبی باشد .

در جدول (۳-۱۳) ، پارامترهای تخمین زده شده الگوی آتش برای داده BA1102 (۱) و (۲) پس از الگوریتم ترکیب الگو ، موجود می باشد. نتایج مشابه جداول (۳-۱۴) تا (۳-۱۶) به ترتیب درمورد داده های BA1203 ، TO1308 و BE1120 می باشد .

جدول (۳-۱۳) : پارامترهای تخمین زده شده الگوی آتش داده BA1102 (۱)
و (۲) پس از الگوریتم ترکیب الگو و پیش از الگوریتم حذف الگوی فاز دوم

| پارامتر داده | BA1102 (۱) | | | | BA1102 (۲) | | | |
|-----------------|---------------|----------|-------|-------------|---------------|----------|-------|-------------|
| | μ | σ | Pd% | λ_E | μ | σ | Pd% | λ_E |
| الگو | | | | | | | | |
| ۱ | ۰/۰۹۶۷ | ۰/۰۰۷۷ | ۷۴/۴۶ | ۱۰۰۵/۰ | ۰/۰۹۷۰ | ۰/۰۰۶۹ | ۶۹/۸۲ | ۰/۱۰۰۵ |
| ۲ | ۰/۰۸۳۵ | ۰/۰۰۶۱ | ۶۳/۵۱ | ۰/۱۰۰۷ | ۰/۱۴۲۸ | ۰/۰۱۲۶ | ۱۸/۳۸ | ۰/۱۱۸۳ |
| ۳ | ۰/۰۸۴۲ | ۰/۰۰۷۶ | ۵۷/۳۳ | ۰/۱۰۲۷ | - | - | - | - |
| ۴ | ۰/۱۵۴۱ | ۰/۰۲۰۸ | ۶۷/۵۰ | ۰/۱۰۹۵ | - | - | - | - |

جدول (۳-۱۴) : پارامترهای تخمین زده شده الگوی آتش داده BA1203 (۱)
و (۲) پس از الگوریتم ترکیب الگو و پیش از الگوریتم حذف الگوی فاز دوم

| پارامتر داده | BA1203 (۱) | | | | BA1203 (۲) | | | |
|-----------------|---------------|----------|-------|-------------|---------------|----------|-------|-------------|
| | μ | σ | Pd% | λ_E | μ | σ | Pd% | λ_E |
| الگو | | | | | | | | |
| ۱ | ۰/۰۹۰۵ | ۰/۰۱۰۰ | ۶۰/۵۳ | ۰/۱۰۱۲ | ۰/۰۸۴۴ | ۰/۰۰۹۵ | ۷۷/۴۵ | ۰/۱۰۱۲ |
| ۲ | ۰/۰۸۸۹ | ۰/۰۰۷۵ | ۵۷/۵۰ | ۰/۱۱۹۵ | ۰/۰۸۹۵ | ۰/۰۰۸۴ | ۸۳/۱۰ | ۰/۱۷۰۸ |
| ۳ | ۰/۰۸۲۷ | ۰/۰۰۸۲ | ۷۷/۸۱ | ۰/۱۰۳۱ | ۰/۳۳۶۰ | ۰/۰۱۶۸ | ۲۸/۱۷ | ۰/۱۱۸۱ |
| ۴ | ۰/۱۰۳۷ | ۰/۰۰۹۱ | ۶۵/۱۹ | ۰/۱۰۲۵ | ۰/۰۸۹۴ | ۰/۰۱۰۰ | ۶۹/۰۹ | ۰/۱۰۹۰ |
| ۵ | ۰/۱۷۲۰ | ۰/۰۱۸۴ | ۳۹/۰۹ | ۰/۴۴۴۰ | ۰/۰۸۷۸ | ۰/۰۰۴۴ | ۱۴/۴۰ | ۰/۱۱۸۰ |
| ۶ | ۰/۳۹۹۰ | ۰/۰۲۰۰ | ۳۹/۲۷ | ۰/۶۸۹۰ | ۰/۰۷۷۱ | ۰/۰۰۸۳ | ۷۱/۱۶ | ۰/۱۲۸۴ |
| ۷ | ۰/۴۹۰۲ | ۰/۰۲۴۵ | ۳۷/۷۴ | ۰/۳۵۱۳ | - | - | - | - |
| ۸ | ۰/۵۷۷۱ | ۰/۰۷۲۳ | ۶۲/۸۹ | ۰/۱۶۶۷ | - | - | - | - |
| ۹ | ۰/۶۶۳۱ | ۰/۰۳۳۲ | ۳۰/۸۵ | ۰/۱۴۳۵ | - | - | - | - |
| ۱۰ | ۰/۰۷۸۵ | ۰/۰۰۷۵ | ۵۵/۲۲ | ۰/۱۲۹۶ | - | - | - | - |
| ۱۱ | ۱/۲۴۳۸ | ۰/۰۶۲۲ | ۷۹/۷۱ | ۰/۵۹۳۳ | - | - | - | - |

سؤالی که در اینجا به نظر می رسد اینست که آیا این نتایج دارای اهمیت است ؟
در پاسخ به این سؤال ، بخش مربوط به افزایش کارایی الگوریتم FTMD را مطرح خواهیم کرد ولی اکنون با توجه به این داده ها ، فرکانس آتش متوسط به همراه ضریب تغییرات داده ها را محاسبه می کنیم . این اعداد ، یکی از دلایل حذف برخی از این الگوها خواهند بود . دلایل دیگر نیز در جداول بعدی (مربوط به الگوریتم حذف فاز شماره ۲) ارائه می شود . نکته دیگر در حذف الگوها ، مقدار کم عدد مربوط به درصد تشخیص است . با توجه به الگوریتم اولیه ، مجبور به این عمل می باشیم و بر این اساس ، الگوریتم جدیدی در بخش انتهایی ارائه می شود که مبنای آن ، بهینه سازی است تا حذف الگوهایی که در اثر ضعف روش ما بوجود آمده اند . بر این اساس جدول (۳-۱۷) شامل مشخصات آماری الگوهای آتش (فرکانس آتش میانگین و ضریب تغییرات) می باشد . با استفاده از این جدول و همچنین بررسی جداول بعدی که مربوط به الگوهای حذف شده در فاز دوم می باشد، به نتایجی خواهیم رسید که ما را در طراحی الگوریتم جدید کمک می کند .

جدول (۳-۱۵): پارامترهای تخمین زده شده الگوی آتش داده TO1308 (۱)
و (۲) پس از الگوریتم ترکیب الگو و پیش از الگوریتم حذف الگوی فاز دوم

| داده پارامتر | TO1308 (۱) | | | | TO1308 (۲) | | | |
|-----------------|---------------|----------|-------|-------------|---------------|----------|-------|-------------|
| | μ | σ | Pd% | λ_E | μ | σ | Pd% | λ_E |
| ۱ | ۰/۱۹۹۴ | ۰/۰۱۰۰ | ۴۶/۵۸ | ۱/۱۱۵۰ | ۰/۰۹۱۷ | ۰/۰۱۴۵ | ۴۷/۸۹ | ۰/۶۴۰۶ |
| ۲ | ۰/۰۸۲۰ | ۰/۰۰۷۶ | ۴۹/۲۷ | ۰/۶۴۲۳ | ۰/۰۸۶۲ | ۰/۰۰۷۲ | ۱۶/۱۸ | ۰/۱۰۱۲ |
| ۳ | ۰/۱۰۸۹ | ۰/۰۱۲۲ | ۴۹/۷۷ | ۰/۱۰۳۴ | ۰/۱۳۶۹ | ۰/۰۰۷۴ | ۶۱/۹۹ | ۳/۷۵۶۵ |
| ۴ | ۰/۰۸۳۱ | ۰/۰۰۷۹ | ۵۸/۲۷ | ۰/۱۰۲۱ | ۰/۰۸۳۴ | ۰/۰۰۷۵ | ۸۸/۵۲ | ۰/۱۰۲۱ |
| ۵ | ۰/۰۷۱۰ | ۰/۰۰۶۳ | ۳۳/۱۳ | ۰/۱۰۳۱ | ۰/۱۰۷۲ | ۰/۰۱۰۰ | ۴۵/۹۴ | ۰/۱۰۹۴ |
| ۶ | ۰/۱۴۰۴ | ۰/۰۱۴۲ | ۵۴/۶۶ | ۰/۸۶۰۷ | ۰/۰۸۷۸ | ۰/۰۰۴۴ | ۹/۸۰ | ۰/۱۰۹۵ |
| ۷ | ۰/۰۹۳۶ | ۰/۰۱۱۲ | ۵۲/۱۶ | ۰/۱۰۳۸ | ۰/۰۸۹۴ | ۰/۰۰۴۵ | ۱۸/۶۲ | ۰/۴۱۲۵ |
| ۸ | ۰/۱۱۲۱ | ۰/۰۱۲۸ | ۶۱/۴۴ | ۰/۱۱۲۲ | ۰/۲۹۰۹ | ۰/۰۳۳۲ | ۳۹/۵۳ | ۰/۳۵۷۵ |
| ۹ | ۰/۱۷۰۹ | ۰/۰۰۸۵ | ۲۹/۳۰ | ۰/۴۳۸۴ | ۰/۳۹۵۵ | ۰/۰۱۹۸ | ۳۷/۷۴ | ۰/۴۳۴۸ |
| ۱۰ | ۰/۲۹۴۸ | ۰/۰۴۷۴ | ۳۲/۴۱ | ۰/۱۱۸۸ | ۰/۰۹۴۶ | ۰/۰۱۰۵ | ۶۰/۹۹ | ۰/۲۷۲۰ |
| ۱۱ | ۰/۵۳۸۸ | ۰/۰۲۶۹ | ۴۳/۲۱ | ۰/۲۱۷۰ | ۰/۰۸۲۹ | ۰/۰۰۴۱ | ۱۰/۶۹ | ۰/۱۳۷۹ |
| ۱۲ | ۰/۱۶۳۳ | ۰/۰۲۹۶ | ۱۰۰/۰ | ۱/۲۲۵۰ | ۰/۰۴۲۱ | ۰/۰۰۲۱ | ۸/۳۹ | ۰/۱۶۷۴ |
| ۱۳ | - | - | - | - | ۰/۰۸۲۷ | ۰/۰۰۴۱ | ۲۷/۶۰ | ۰/۹۲۱۲ |
| ۱۴ | - | - | - | - | ۰/۲۲۸۶ | ۰/۰۱۱۴ | ۳۲/۴۱ | ۰/۲۷۰۹ |

جدول (۳-۱۶): پارامترهای تخمین زده شده الگوی آتش داده BE1120 (۱)
و (۲) پس از الگوریتم ترکیب الگو و پیش از الگوریتم حذف الگوی فاز دوم

| داده پارامتر | BE1120 (۱) | | | | BE1120 (۲) | | | |
|-----------------|---------------|----------|-------|-------------|---------------|----------|-------|-------------|
| | μ | σ | Pd% | λ_E | μ | σ | Pd% | λ_E |
| ۱ | ۰/۰۸۵۶ | ۰/۰۰۸۱ | ۴۴/۷۶ | ۰/۶۰۲۹ | ۰/۰۸۴۱ | ۰/۰۰۵۸ | ۶۷/۸۱ | ۰/۱۲۷۲ |
| ۲ | ۰/۰۹۰۹ | ۰/۰۱۱۴ | ۵۲/۰۸ | ۰/۱۲۹۷ | ۰/۰۹۳۵ | ۰/۰۰۵۹ | ۳۵/۲۰ | ۰/۶۲۹۵ |
| ۳ | ۰/۰۷۶۸ | ۰/۰۰۷۲ | ۴۲/۸۹ | ۰/۲۱۴۰ | ۰/۰۸۶۱ | ۰/۰۰۶۸ | ۲۷/۸۰ | ۰/۱۲۸۲ |
| ۴ | ۰/۰۹۰۴ | ۰/۰۰۷۷ | ۳۰/۳۱ | ۰/۱۲۷۰ | ۰/۰۷۶۲ | ۰/۰۰۶۲ | ۶۸/۱۲ | ۰/۲۴۷۸ |
| ۵ | ۰/۰۸۹۹ | ۰/۰۰۸۵ | ۷۳/۲۳ | ۰/۱۲۶۹ | ۰/۰۸۹۵ | ۰/۰۰۸۹ | ۸۹/۷۸ | ۰/۱۲۶۹ |
| ۶ | ۰/۷۴۶۸ | ۰/۰۸۴۳ | ۷۵/۲۸ | ۰/۳۶۳۰ | ۱/۱۳۶۲ | ۰/۱۲۱۱ | ۷۲/۰۳ | ۰/۱۵۵۱ |
| ۷ | ۰/۲۷۰۷ | ۰/۰۲۷۳ | ۴۱/۶۵ | ۱/۲۶۵۰ | ۰/۰۷۷۳ | ۰/۰۰۳۹ | ۲۱/۰۱ | ۰/۱۴۲۷ |
| ۸ | ۰/۰۷۸۳ | ۰/۰۰۸۸ | ۲۸/۵۹ | ۰/۱۲۹۹ | - | - | - | - |
| ۹ | ۰/۰۷۸۵ | ۰/۰۰۳۹ | ۲۶/۰۱ | ۰/۴۳۰۸ | - | - | - | - |
| ۱۰ | ۰/۱۷۲۴ | ۰/۰۰۸۶ | ۵۴/۹۳ | ۰/۹۳۲۵ | - | - | - | - |
| ۱۱ | ۰/۱۲۹۲ | ۰/۰۰۶۷ | ۲۱/۳۹ | ۰/۴۰۸۲ | - | - | - | - |
| ۱۲ | ۰/۱۵۰۲ | ۰/۰۰۹۲ | ۲۷/۶۵ | ۰/۲۵۴۵ | - | - | - | - |
| ۱۳ | ۰/۶۶۳۷ | ۰/۰۳۳۲ | ۶۴/۶۸ | ۰/۴۳۶۹ | - | - | - | - |
| ۱۴ | ۰/۱۷۴۴ | ۰/۰۰۸۷ | ۲۰/۹۱ | ۰/۲۵۰۷ | - | - | - | - |

جدول (۳-۱۷): فرکانس آتش میانگین و درصد ضریب تغییرات در الگوهای داده های مورد بررسی^{۱۰۹}

| نام داده | BA ^{۱۱۰۲} | | BA ^{۱۱۰۲} | | BA ^{۱۲۰۳} | | BA ^{۱۲۰۳} | | TO ^{۱۳۰۸} | | TO ^{۱۳۰۸} | | BE ^{۱۱۲۰} | | BE ^{۱۱۲۰} | |
|---------------|--------------------|-----|--------------------|-----|--------------------|-----|--------------------|-----|--------------------|-----|--------------------|-----|--------------------|-----|--------------------|-----|
| | (۱) | | (۲) | | (۱) | | (۲) | | (۱) | | (۲) | | (۱) | | (۲) | |
| شماره الگو | fr | civ | fr | civ | fr | civ | fr | civ | fr | civ | fr | civ | fr | civ | fr | civ |
| ۱ | ۱۰ | ۸ | ۱۰ | ۷ | ۱۱ | ۱۱ | ۱۲ | ۱۱ | ۵ | ۵ | ۱۱ | ۱۶ | ۱۲ | ۹ | ۱۲ | ۷ |
| ۲ | ۱۲ | ۷ | ۷ | ۹ | ۱۱ | ۸ | ۱۱ | ۹ | ۱۲ | ۹ | ۱۲ | ۸ | ۱۱ | ۳ | ۱۱ | ۶ |
| ۳ | ۱۲ | ۹ | - | - | ۱۲ | ۱۰ | ۳ | ۵ | ۹ | ۱۱ | ۷ | ۵ | ۱۳ | ۹ | ۱۲ | ۸ |
| ۴ | ۶ | ۱۳ | - | - | ۱۰ | ۹ | ۱۱ | ۱۱ | ۱۲ | ۹ | ۱۲ | ۹ | ۱۱ | ۹ | ۱۳ | ۸ |
| ۵ | - | - | - | - | ۶ | ۱۱ | ۱۱ | ۵ | ۱۴ | ۹ | ۹ | ۹ | ۱۱ | ۹ | ۱۱ | ۱۰ |
| ۶ | - | - | - | - | ۳ | ۵ | ۱۳ | ۱۱ | ۷ | ۱۰ | ۱۱ | ۵ | ۱ | ۱۱ | ۱ | ۱۱ |
| ۷ | - | - | - | - | ۲ | ۵ | - | - | ۱۱ | ۱۲ | ۱۱ | ۵ | ۴ | ۱۰ | ۱۳ | ۵ |
| ۸ | - | - | - | - | ۲ | ۱۳ | - | - | ۹ | ۱۱ | ۳ | ۱۱ | ۱۳ | ۱۱ | - | - |
| ۹ | - | - | - | - | ۲ | ۵ | - | - | ۶ | ۵ | ۳ | ۵ | ۱۳ | ۵ | - | - |
| ۱۰ | - | - | - | - | ۱۳ | ۱۰ | - | - | ۳ | ۱۶ | ۱۱ | ۱۱ | ۶ | ۵ | - | - |
| ۱۱ | - | - | - | - | ۱ | ۵ | - | - | ۲ | ۵ | ۱۲ | ۵ | ۸ | ۵ | - | - |
| ۱۲ | - | - | - | - | - | - | - | - | ۶ | ۱۸ | ۲۴ | ۵ | ۷ | ۶ | - | - |
| ۱۳ | - | - | - | - | - | - | - | - | - | - | ۱۲ | ۵ | ۲ | ۵ | - | - |
| ۱۴ | - | - | - | - | - | - | - | - | - | - | ۴ | ۵ | ۶ | ۵ | - | - |

با توجه به اینکه در انقباض ایزومتریک با نیروی ثابت ، فرکانس آتش واحدهای حرکتی بین ۵ تا ۲۵ هرتز بوده و انحراف استاندارد توزیع ISI در آنها بین ۱۰٪ تا ۲۰٪ میانگین است و بر این اساس ، پارامتر civ تقریباً باید در محدوده [10 : 20] باشد و پارامتر fr نیز در بازه [5,25] هرتز قرار گیرد . با توجه به اینکه این دو پارامتر در حذف فاز (۲) در الگوریتم $FTMD$ اصلی استفاده نشده اند این سؤال پیش می آید که آیا می توان از این دو شرط از حذف داده های غیر قابل قبول ، استفاده کرد ؟ آیا این شرط ، شرطی مکمل برای سه شرط مورد استفاده در الگوریتم حذف فاز دوم خواهد بود و یا اینکه با استفاده از این شرط ، استفاده از سه شرط دیگر موجود در بخش (۳-۳-۲) دیگر لازم نیست ؟

پاسخ به این سؤالات با مشخص شدن اندیکس الگوهای حذف شده در الگوریتم حذف فاز (۲) بدست می آید . برای بررسی بهتر این مسأله ، سه شرط مورد نیاز برای عدم حذف الگوی مورد بررسی را بیان می کنیم . این شروط به شرح زیر هستند:

- ۰۱ درصد تشخیص الگوها باید از پارامتر $MNRP2 = 40\%$ بالاتر باشد .
- ۰۲ تعداد اسپایکهای معتبر در الگوها باید حداقل $MNVS = 25$ باشد .
- ۰۳ تعداد اسپایکهای معتبر در یک الگو باید از تعداد اسپایکهای غیر معتبر بیشتر باشد .

با توجه به اینکه شرط شماره (۱) در جداول (۳-۱۳) تا (۳-۱۶) در ستون Pd موجود است ، تعداد اسپایکهای معتبر و غیر معتبر در داده های مورد بررسی در جدول (۳-۱۸) موجود است و با توجه به این جداول ، بررسی سؤالات مطرح شده انجام می گیرد .

^{۱۰۹} در این جدول ، پارامتر fr نشاندهنده جزء صحیح فرکانس آتش متوسط و همچنین پارامتر civ نیز جزء صحیح درصد ضریب تغییرات می باشد .

جدول (۱۸-۳): تعداد اسپایکهای معتبر و غیر معتبر در الگوهای داده های مورد بررسی^{۱۶۰}

| نام داده | BA۱۱۰۲ | | BA۱۱۰۲ | | BA۱۲۰۳ | | BA۱۲۰۳ | | TO۱۳۰۸ | | TO۱۳۰۸ | | BE۱۱۲۰ | | BE۱۱۲۰ | |
|---------------|--------|----|--------|----|--------|----|--------|----|--------|----|--------|----|--------|----|--------|----|
| | (۱) | | (۲) | | (۱) | | (۲) | | (۱) | | (۲) | | (۱) | | (۲) | |
| شماره الگو | vs | es | vs | es | vs | es | vs | es | vs | es | vs | es | vs | es | vs | es |
| ۱ | ۷۸ | ۰ | ۷۳ | ۰ | ۶۸ | ۰ | ۹۲ | ۰ | ۲۱ | ۱۵ | ۵۰ | ۴ | ۳۹ | ۴ | ۶۲ | ۰ |
| ۲ | ۷۴ | ۰ | ۹ | ۰ | ۶۵ | ۱ | ۹۳ | ۱ | ۴۹ | ۴ | ۱۵ | ۰ | ۴۲ | ۰ | ۳۰ | ۶ |
| ۳ | ۶۳ | ۰ | - | - | ۸۹ | ۱ | ۷ | ۱ | ۴۸ | ۰ | ۳۷ | ۳۶ | ۳۸ | ۱ | ۲۸ | ۰ |
| ۴ | ۳۹ | ۰ | - | - | ۶۰ | ۱ | ۷۰ | ۰ | ۶۹ | ۰ | ۱۰۵ | ۰ | ۲۵ | ۰ | ۷۱ | ۱ |
| ۵ | - | - | - | - | ۵ | ۱ | ۱۰ | ۱ | ۴۶ | ۰ | ۴۰ | ۲ | ۶۵ | ۰ | ۸۰ | ۰ |
| ۶ | - | - | - | - | ۷ | ۷ | ۷۴ | ۲ | ۳۳ | ۱۰ | ۶ | ۰ | ۸ | ۲ | ۵ | ۱ |
| ۷ | - | - | - | - | ۵ | ۵ | - | - | ۵۵ | ۲ | ۱۶ | ۸ | ۱۴ | ۱۰ | ۱۸ | ۴ |
| ۸ | - | - | - | - | ۹ | ۱ | - | - | ۴۹ | ۲ | ۱۱ | ۳ | ۲۵ | ۰ | - | - |
| ۹ | - | - | - | - | ۴ | ۲ | - | - | ۱۱ | ۷ | ۶ | ۴ | ۵ | ۱ | - | - |
| ۱۰ | - | - | - | - | ۵۶ | ۴ | - | - | ۱۰ | ۰ | ۵۲ | ۲ | ۱۱ | ۹ | - | - |
| ۱۱ | - | - | - | - | ۳ | ۳ | - | - | ۴ | ۴ | ۶ | ۲ | ۸ | ۳ | - | - |
| ۱۲ | - | - | - | - | - | - | - | - | ۶ | ۰ | ۵ | ۱ | ۵ | ۲ | - | - |
| ۱۳ | - | - | - | - | - | - | - | - | - | - | ۵ | ۲ | ۴ | ۵ | - | - |
| ۱۴ | - | - | - | - | - | - | - | - | - | - | ۹ | ۵ | ۴ | ۲ | - | - |

جدول (۱۹-۳): نتایج مربوط به معیارهای مورد بررسی فاز حذف (۲) در الگوهای داده های مورد بررسی^{۱۶۱}

| نام داده | BA۱۱۰۲ | | | BA۱۱۰۲ | | | BA۱۲۰۳ | | | BA۱۲۰۳ | | |
|---------------|--------|-------|-------|--------|-------|-------|--------|-------|-------|--------|-------|-------|
| | (۱) | | | (۲) | | | (۱) | | | (۲) | | |
| شماره الگو | c_1 | d_1 | d_2 | c_1 | d_1 | d_2 | c_1 | d_1 | d_2 | c_1 | d_1 | d_2 |
| ۱ | ۱ | ۱ | ۰ | ۱ | ۱ | ۰ | ۱ | ۱ | ۱ | ۱ | ۱ | ۱ |
| ۲ | ۱ | ۱ | ۰ | ۰ | ۱ | ۱ | ۱ | ۱ | ۱ | ۱ | ۱ | ۱ |
| ۳ | ۱ | ۱ | ۱ | - | - | - | ۱ | ۱ | ۱ | ۰ | ۰ | ۰ |
| ۴ | ۱ | ۱ | ۱ | - | - | - | ۱ | ۱ | ۱ | ۱ | ۱ | ۱ |
| ۵ | - | - | - | - | - | - | ۰ | ۱ | ۱ | ۰ | ۱ | ۰ |
| ۶ | - | - | - | - | - | - | ۰ | ۰ | ۰ | ۱ | ۱ | ۱ |
| ۷ | - | - | - | - | - | - | ۰ | ۰ | ۰ | - | - | - |
| ۸ | - | - | - | - | - | - | ۰ | ۰ | ۱ | - | - | - |
| ۹ | - | - | - | - | - | - | ۰ | ۰ | ۰ | - | - | - |
| ۱۰ | - | - | - | - | - | - | ۱ | ۱ | ۱ | - | - | - |
| ۱۱ | - | - | - | - | - | - | ۰ | ۰ | ۰ | - | - | - |

^{۱۶۰} در این جدول، پارامتر vs نشاندهنده تعداد اسپایکهای معتبر و همچنین پارامتر es نیز تعداد اسپایکهای همراه با خطا در الگوی مورد نظر می باشد.

^{۱۶۱} در این جدول، معتبر بودن الگو، با عدد یک و حذف الگو با عدد صفر، نشان داده شده است و پارامترهای c_1 ، d_1 و d_2 به ترتیب، نشاندهنده ترکیب "و" منطقی بین سه شرط مورد استفاده در الگوریتم حذف فاز (۲)، قرار گرفتن فرکانس آتش متوسط در مجموعه A_1 و در نهایت قرار گرفتن ضریب تغییرات در مجموعه A_2 می باشد. محدوده دو مجموعه به ترتیب 15 ± 7 و 15 ± 10 در نظر گرفته شده است.

با توجه به سه شرط مورد استفاده در الگوریتم حذف فاز (۲) و همچنین نتایج مربوط به معتبر بودن فرکانس آتش میانگین و ضریب تغییرات ، مقایسه ای بین این نتایج صورت می گیرد. در این مقایسه ، نتایج مربوط به سه شرط گفته شده و همچنین دو شرط جدید در دو جدول (۳-۱۹) و (۳-۲۰) نشان داده شده است . لازم به ذکر است که در هر یک از این جداول ، نتایج مربوط به چهار داده ، نشان داده شده است .

جدول (۳-۲۰) : نتایج مربوط به معیارهای مورد بررسی فاز حذف (۲) در الگوهای داده های مورد بررسی

| نام داده | TO ^{۱۳۰۸} | | | TO ^{۱۳۰۸} | | | BE ^{۱۱۲۰} | | | BE ^{۱۱۲۰} | | |
|------------|--------------------|-------|-------|--------------------|-------|-------|--------------------|-------|-------|--------------------|-------|-------|
| | (۱) | | | (۲) | | | (۱) | | | (۲) | | |
| شماره الگو | c_1 | d_1 | d_2 | c_1 | d_1 | d_2 | c_1 | d_1 | d_2 | c_1 | d_1 | d_2 |
| ۱ | ۰ | ۱ | ۰ | ۱ | ۱ | ۱ | ۱ | ۱ | ۱ | ۱ | ۱ | ۰ |
| ۲ | ۱ | ۱ | ۱ | ۰ | ۱ | ۱ | ۱ | ۱ | ۱ | ۰ | ۱ | ۰ |
| ۳ | ۱ | ۱ | ۱ | ۱ | ۱ | ۰ | ۱ | ۱ | ۱ | ۰ | ۱ | ۰ |
| ۴ | ۱ | ۱ | ۱ | ۱ | ۱ | ۱ | ۰ | ۱ | ۱ | ۱ | ۱ | ۱ |
| ۵ | ۰ | ۱ | ۱ | ۱ | ۱ | ۱ | ۱ | ۱ | ۱ | ۱ | ۱ | ۱ |
| ۶ | ۱ | ۱ | ۱ | ۰ | ۱ | ۰ | ۰ | ۰ | ۱ | ۰ | ۰ | ۱ |
| ۷ | ۱ | ۱ | ۱ | ۰ | ۱ | ۰ | ۰ | ۰ | ۱ | ۰ | ۱ | ۰ |
| ۸ | ۱ | ۱ | ۱ | ۰ | ۰ | ۱ | ۰ | ۱ | ۱ | - | - | - |
| ۹ | ۰ | ۱ | ۰ | ۰ | ۰ | ۰ | ۰ | ۱ | ۰ | - | - | - |
| ۱۰ | ۰ | ۰ | ۱ | ۱ | ۱ | ۱ | ۰ | ۱ | ۰ | - | - | - |
| ۱۱ | ۰ | ۰ | ۰ | ۰ | ۱ | ۰ | ۰ | ۱ | ۰ | - | - | - |
| ۱۲ | ۰ | ۱ | ۱ | ۰ | ۱ | ۰ | ۰ | ۱ | ۰ | - | - | - |
| ۱۳ | - | - | - | ۰ | ۱ | ۰ | ۰ | ۰ | ۰ | - | - | - |
| ۱۴ | - | - | - | ۰ | ۰ | ۰ | ۰ | ۱ | ۰ | - | - | - |

با توجه به دو جدول قبل ، درصد تطابق بین مجموعه های $\{c_1, d_1\}$ ، $\{c_1, d_2\}$ و $\{c_1, d_1, d_2\}$ به ترتیب برابر با ۶۷ ، ۷۴ و ۵۱ درصد می باشد. اکنون با ارائه این قانون (x) که اگر شرط $d_1 = 1$ برقرار باشد ، پاسخ برابر با نتیجه شرط d_2 خواهد بود و در غیر اینصورت ، نتیجه برابر با صفر خواهد بود . با بررسی این شرط ، درصد تطابق بین $\{x, c_1\}$ برابر با ۷۹٪ می باشد. با توجه به اینکه این شرط از پیچیدگی محاسباتی کمتری برخوردار است ، در بخش افزایش کارایی الگوریتم $FTMD$ از آن استفاده خواهیم کرد . اکنون ، در جدول (۳-۲۱) نتایج مربوط به الگوریتم حذف فاز (۲) که شامل تعداد الگوهای معتبر ($MUAP$) و همچنین تعداد زمانهای آتش مربوط به هر واحد حرکتی در هشت داده مورد بررسی ، موجود می باشد. با بررسی این نتایج ، متوجه می شویم که بسیاری از الگوها و همچنین ، زمانهای آتش مربوط به آنها حذف شده و در حقیقت دور انداخته شده اند . این هم یکی از نکات ضعف الگوریتم $FTMD$ اولیه می باشد . سپس ، ویژگیهای بدست آمده از شکل موجهای $MUAP$ میانگین گیری شده در جداول بعدی موجود می باشد. این ویژگیها ، شامل فرکانس آتش متوسط ، ضریب تغییرات ، مدت زمان ، دامنه ، سرعت افزایش و تعداد چرخش (فاز) می باشد و داده های مربوط به هر داده در جدولی مجزا قرار داده شده که شماره جداول از (۳-۲۲) تا (۳-۲۵) می باشد . این اعداد خروجی برنامه هستند .

لازم به ذکر است ، تفاوت پارامترهای مربوط به الگوی آتش در جداول بعدی (ویژگیها) و جدول (۱۸-۳) اینست که در جدولهای بعدی ، تخمین پارامترها با توجه به الگوهایی است که اسپایکهای همراه با خطا در آنها حذف شده است و حال اینکه ، در جدول (۱۸-۳) نتایج بدون حذف آن اسپایکها بدست آمده است .

جدول (۲۱-۳) : تعداد الگوها و زمانهای آتش موجود در الگوهای بدست آمده در داده های مورد بررسی^{۱۶۲}

| نام داده | BA1102 (۱) | BA1102 (۲) | BA1203 (۱) | BA1203 (۲) | TO1308 (۱) | TO1308 (۲) | BE1120 (۱) | BE1120 (۲) |
|----------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|
| ۱ | ۷۸ | ۷۳ | ۶۸ | ۹۲ | ۴۹ | ۵۰ | ۳۹ | ۶۲ |
| ۲ | ۷۴ | - | ۶۵ | ۹۳ | ۴۸ | ۳۷ | ۴۲ | ۷۱ |
| ۳ | ۶۳ | - | ۸۹ | ۷۰ | ۶۹ | ۱۰۵ | ۳۸ | ۸۰ |
| ۴ | ۳۹ | - | ۶۰ | ۷۴ | ۳۳ | ۴۰ | ۶۵ | - |
| ۵ | - | - | ۵۶ | - | ۵۵ | ۵۲ | - | - |
| ۶ | - | - | - | - | ۴۹ | - | - | - |

آنچه از داده های موجود در جدول بالا به نظر می رسد ، عدم توانایی الگوریتم *FTMD* اولیه در شناسایی تمامی واحدهای حرکتی فعال ، می باشد . این نکته ، حداقل در مورد داده *BA1102* که در شرایط نیروی *MVC* 10% ثبت شده است ، مشهود است . این نکته ، با استفاده از داده های شبیه سازی شده در ادامه بخش نیز مشخص می شود . این نکته هم ، از دلایلی است که بهبود الگوریتم اولیه از اهمیت بالایی برخوردار است . نکته دیگر اینکه ، با توجه به اینکه تعداد واحدهای حرکتی فعال تشخیص داده شده کم می باشد ، ولی صحت داده های بدست آمده بسیار بالاست . این نکته ، از اهمیتی خاص برخوردار است که الگوریتم *FTMD* اولیه با توجه به عدم شناسایی تمامی واحدهای حرکتی و زمانهای آتش آنها (به علت عدم حذف تداخل در الگوها) ، تمامی دقت خود را در شناسایی الگوهای معتبر صرف نموده و در این راه ، تعداد زیادی از الگوها و یا زمانهای آتش الگوهای معتبر ، حذف می شوند . با توجه به این نکات ، استفاده از قابلیت های این الگوریتم و برطرف کردن نقاط ضعف آن ، الگوریتم کارایی را ایجاد خواهد کرد که در بخش مربوط به افزایش کارایی الگوریتم *FTMD* ، به آن می پردازیم . با توجه به نتایج بدست آمده ، پاسخی که دارای بیشترین تعداد واحد حرکتی است در هر داده (دو فیلتر اعمالی) ، جواب نهایی خواهد بود .

جدول (۲۲-۳) : ویژگیهای نهایی استخراج شده از داده *BA1102* (۱) و (۲)^{۱۶۳}

| نام داده | BA1102 (۱) | | | | | | BA1102 (۲) | | | | | |
|-------------|------------|------------|-----------|-----------|-----------|------------|------------|------------|-----------|-----------|-----------|------------|
| | <i>amp</i> | <i>dur</i> | <i>rr</i> | <i>tn</i> | <i>fr</i> | <i>civ</i> | <i>amp</i> | <i>dur</i> | <i>rr</i> | <i>tn</i> | <i>fr</i> | <i>civ</i> |
| <i>muap</i> | | | | | | | | | | | | |
| ۱ | ۴۰۳ | ۱۵/۳ | ۰/۴۶ | ۱ | ۱۰/۳۴ | ۸/۰ | ۴۱۳ | ۱۶/۳ | ۰/۵۱ | ۱ | ۱۰/۳۱ | ۷/۱ |
| ۲ | ۳۱۸ | ۱۳/۶ | ۰/۳۶ | ۱ | ۱۱/۹۸ | ۷/۳ | - | - | - | - | - | - |
| ۳ | ۲۵۳ | ۱۴/۱ | ۰/۲۵ | ۱ | ۱۱/۸۷ | ۹/۰ | - | - | - | - | - | - |
| ۴ | ۳۱۸ | ۱۳/۸ | ۰/۴۷ | ۲ | ۶/۴۹ | ۱۳/۵ | - | - | - | - | - | - |

^{۱۶۲} لازم به ذکر است ، داده های موجود در جدول ، نشاندهنده تعداد اسپایک در الگوی مورد بررسی است . قسمتهایی که شامل "-" هستند ، نشاندهنده عدم وجود آن الگو می باشد و بدین ترتیب ، تعداد الگو در هر داده بدست می آید .

^{۱۶۳} لازم به ذکر است ، پارامتر *amp* نشاندهنده ویژگی دامنه و واحد آن ، μV می باشد . پارامترهای *dur* ، *rr* ، *tn* ، *fr* و *civ* نیز به ترتیب ، مدت زمان ، سرعت افزایش ، تعداد چرخش ، فرکانس آتش متوسط و ضریب تغییرات بوده و (مقیاس) واحدهای آنها به ترتیب میلی ثانیه ، V/s ، بدون واحد ، هرتز و % می باشد .

جدول (۳-۲۳): ویژگیهای نهایی استخراج شده از داده BA1203 (۱) و (۲)

| BA۱۲۰۳ (۱) | | | | | | | BA۱۲۰۳ (۲) | | | | | | |
|---------------|------------|------------|-----------|-----------|-----------|------------|---------------|------------|-----------|-----------|-----------|------------|--|
| نام داده | | | | | | | | | | | | | |
| <i>muap</i> | <i>amp</i> | <i>dur</i> | <i>rr</i> | <i>tn</i> | <i>fr</i> | <i>civ</i> | <i>amp</i> | <i>dur</i> | <i>rr</i> | <i>tn</i> | <i>fr</i> | <i>civ</i> | |
| ۱ | ۹۲۳ | ۱۴/۲ | ۱/۱۷ | ۳ | ۱۱/۰.۴ | ۱۱/۱ | ۵۸۳ | ۱۵/۰ | ۱/۵۹ | ۲ | ۱۱/۸۴ | ۱۱/۳ | |
| ۲ | ۳۹۷ | ۱۴/۹ | ۱/۳۷ | ۴ | ۱۱/۲۵ | ۸/۶ | ۴۴۸ | ۱۵/۴ | ۱/۴۱ | ۲ | ۱۱/۱۸ | ۹/۵ | |
| ۳ | ۴۸۸ | ۱۳/۹ | ۱/۱۹ | ۴ | ۱۲/۰.۹ | ۹/۰ | ۱۱۷۳ | ۱۵/۵ | ۱/۳۹ | ۳ | ۱۱/۱۹ | ۱۱/۲ | |
| ۴ | ۳۱۰ | ۱۴/۱ | ۰/۲۷ | ۲ | ۹/۶۴ | ۸/۸ | ۳۷۴ | ۱۴/۶ | ۱/۰.۷ | ۲ | ۱۲/۹۶ | ۱۰/۸ | |
| ۵ | ۲۸۶ | ۱۴/۲ | ۰/۷۲ | ۳ | ۱۲/۸۳ | ۹/۱ | - | - | - | - | - | - | |

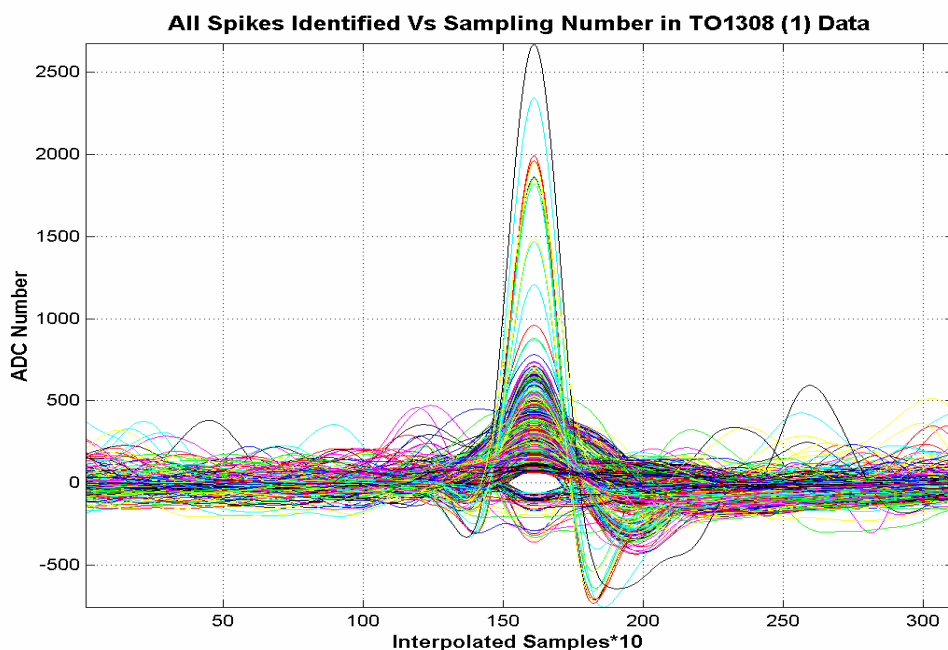
جدول (۳-۲۴): ویژگیهای نهایی استخراج شده از داده TO1308 (۱) و (۲)

| نام داده | TO۱۳۰۸ (۱) | | | | | | TO۱۳۰۸ (۲) | | | | | | |
|----------|---------------|------------|------------|-----------|-----------|-----------|---------------|------------|------------|-----------|-----------|-----------|------------|
| | <i>muap</i> | <i>amp</i> | <i>dur</i> | <i>rr</i> | <i>tn</i> | <i>fr</i> | <i>civ</i> | <i>amp</i> | <i>dur</i> | <i>rr</i> | <i>tn</i> | <i>fr</i> | <i>civ</i> |
| ۱ | | ۱۹۳ | ۱۵/۷ | ۰/۵۴ | ۱ | ۱۲/۰.۱ | ۸/۴ | ۱۶۰ | ۱۳/۵ | ۰/۴۱ | ۱ | ۱۰/۵۷ | ۱۴/۲ |
| ۲ | | ۲۷۹ | ۱۶/۹ | ۰/۴۵ | ۱ | ۹/۱۹ | ۱۱/۲ | ۲۷۸ | ۱۶/۴ | ۰/۶۶ | ۱ | ۷/۲۲ | ۵/۹ |
| ۳ | | ۲۸۰ | ۱۴/۳ | ۰/۹۸ | ۱ | ۱۲/۰.۳ | ۹/۴ | ۳۲۰ | ۱۳/۳ | ۱/۴۳ | ۱ | ۱۱/۹۹ | ۹/۰ |
| ۴ | | ۳۰۹ | ۱۶/۲ | ۰/۸۷ | ۱ | ۶/۸۹ | ۱۱/۳ | ۴۹۲ | ۱۷/۳ | ۱/۰.۸ | ۲ | ۹/۳۳ | ۹/۰ |
| ۵ | | ۲۰۱ | ۱۴/۱ | ۰/۶۷ | ۱ | ۱۰/۶۰ | ۱۱/۳ | ۲۰۳ | ۱۴/۶ | ۰/۵۹ | ۱ | ۱۰/۵۷ | ۱۱/۲ |
| ۶ | | ۴۵۶ | ۱۶/۵ | ۰/۹۶ | ۲ | ۸/۹۲ | ۱۱/۴ | - | - | - | - | - | - |

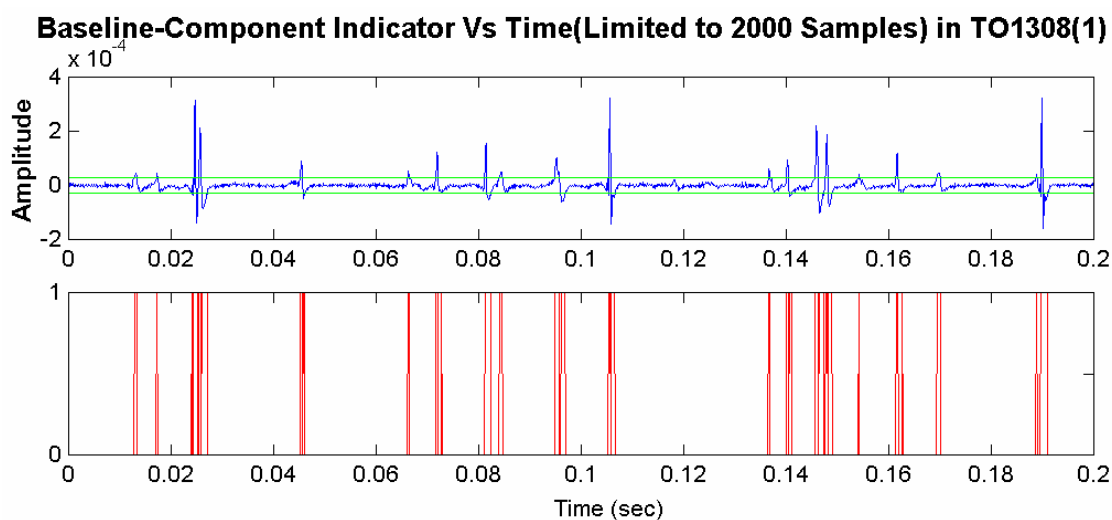
جدول (۳-۲۵): ویژگیهای نهایی استخراج شده از داده BE1120 (۱) و (۲)

| نام داده | BE۱۱۲۰ (۱) | | | | | | BE۱۱۲۰ (۲) | | | | | | |
|----------|-------------|------------|------------|-----------|-----------|-----------|------------|------------|------------|-----------|-----------|-----------|------------|
| | <i>muap</i> | <i>amp</i> | <i>dur</i> | <i>rr</i> | <i>tn</i> | <i>fr</i> | <i>civ</i> | <i>amp</i> | <i>dur</i> | <i>rr</i> | <i>tn</i> | <i>fr</i> | <i>civ</i> |
| ۱ | | ۴۷۳ | ۱۵/۵ | ۰/۶۶ | ۲ | ۱۱/۷۴ | ۱۰/۴ | ۵۲۹ | ۱۵/۶ | ۰/۸۱ | ۲ | ۱۱/۹۰ | ۶/۹ |
| ۲ | | ۴۲۸ | ۱۵/۱ | ۰/۹۸ | ۳ | ۱۰/۲۰ | ۱۲/۵ | ۳۴۹ | ۱۴/۲ | ۰/۷۵ | ۱ | ۱۳/۱۶ | ۸/۱ |
| ۳ | | ۳۴۹ | ۱۴/۲ | ۰/۷۷ | ۱ | ۱۳/۰.۳ | ۹/۷ | ۸۴۶ | ۱۴/۷ | ۲/۰.۳ | ۲ | ۱۷/۱۱ | ۲/۰ |
| ۴ | | ۸۳۶ | ۱۴/۸ | ۲/۰.۴ | ۲ | ۱۱/۱۲ | ۹/۴ | - | - | - | - | - | - |

اکنون با توجه به اینکه شرط قرار گرفتن داده های *fr* و *civ* در مجموعه های A_1 و A_2 در الگوریتم اصلی اعمال نشده است ، با مشاهده چهار جدول قبلی مشاهده می کنیم که تمامی این داده ها در مجموعه های گفته شده قرار دارد و شرط جایگزین ذکر شده ، قابل قبول می باشد . در ادامه ، نمودارهای خروجی برنامه درمورد داده TO1308 (۱) نشان داده می شود . این نمودارها شامل شکل موج اسپایکهای تنظیم شده ، سطح نویز ، شکل موج الگوها پس از اعمال الگوریتمهای حذف فاز اول و دوم ، الگوهای آتش واحدهای حرکتی و شکل موج MUAP های میانگین گیری- شده می باشد و به ترتیب از شکل شماره (۳-۲۴) تا (۳-۲۹) می باشند . پس از ارائه این نمودارها ، نتایج مربوط به داده های شبیه سازی شده (بخش ۲) برای بررسی الگوریتم ، ارائه خواهد شد .

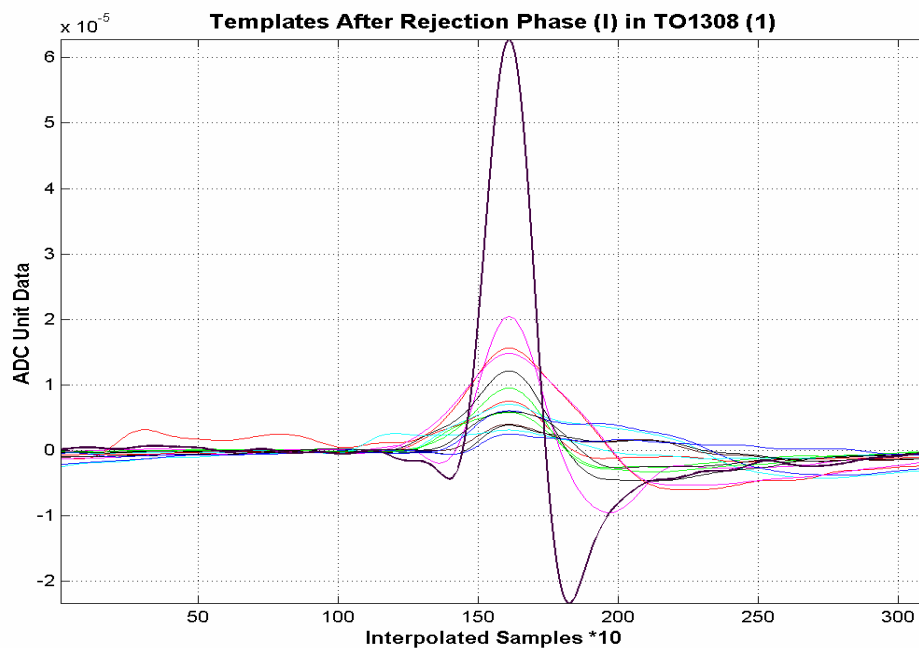


شکل (۳-۲۴) : شکل موج اسپایکهای شناسایی شده (پس از اعمال الگوریتم بالا برنده رزولوشن) در داده TO1308 (۱) که به منظور وضوح بیشتر با ضریب ۱۰ درونیابی شده اند .

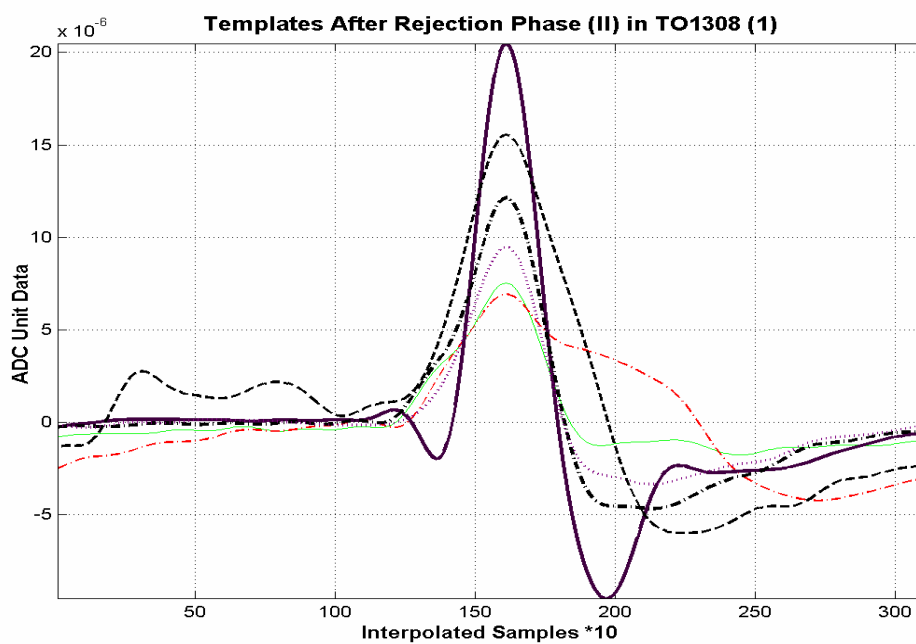


شکل (۳-۲۵) : نمودار سطح نویز شناسایی شده (بالا) و همچنین آشکارساز مکان سیگنال (بخش فعال) (پایین) در داده TO1308 (۱) پس از شناسایی سطح نویز

در صفحه بعد ، شکل موج الگوها (تریگر MUAP ها) در داده TO1308 (۱) پس از اعمال الگوریتمهای حذف فاز اول و دوم به ترتیب در شکل‌های (۳-۲۶) و (۳-۲۷) نشان داده شده است .

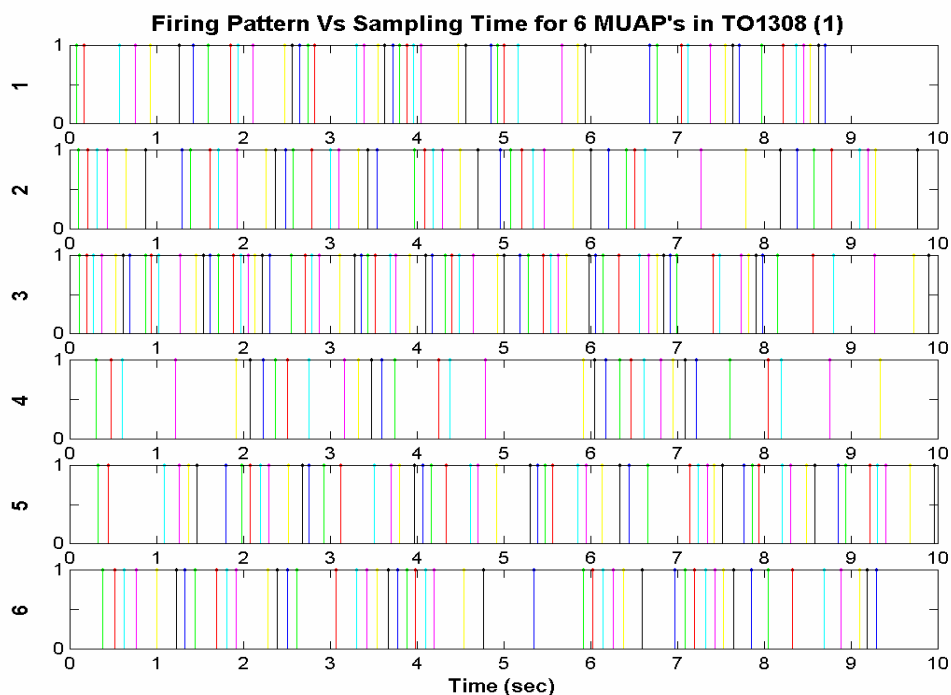


شکل (۳-۲۶): شکل موج الگوهای بدست آمده در داده TO1308 (۱) پس از پیاده سازی الگوریتم تطابق الگوی فرکانس و حذف فاز (۱)

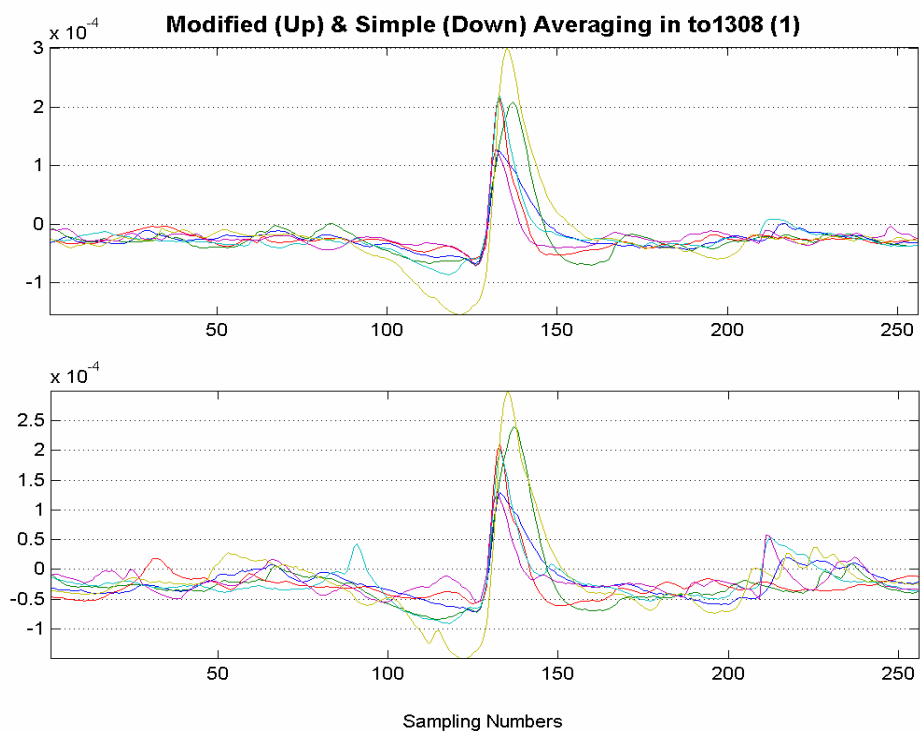


شکل (۳-۲۷): شکل موج الگوهای بدست آمده در داده TO1308 (۱) پس از پیاده سازی الگوریتم تطابق الگوی فرکانس و حذف فاز (۱) و (۲)

الگوی آتش (زمانهای فعالیت واحد های حرکتی) و شکل موج *MUAP* های میانگین گرفته شده در داده TO1308 (۱) به ترتیب در شکل های شماره (۳-۲۸) و (۳-۲۹) در صفحه بعد موجود می باشد.



شکل (۲۸-۳): الگوی آتش شش عدد از واحدهای حرکتی شناسایی شده در داده TO1308 (۱)



شکل (۲۹-۳): شکل موج MUAP های میانگین گیری شده در داده TO1308 (۱)، به روش میانگین گیری اصلاح شده (بالا) و میانگین گیری ساده (پایین)

۲-۴-۳ استفاده از داده های شبیه سازی شده در بررسی صحت الگوریتم FTMD اولیه

اکنون با استفاده از داده های شبیه سازی شده ای که در بخش (۲) ، ایجاد کرده ایم الگوریتم FTMD اولیه را مورد بررسی قرار می دهیم . داده های مورد استفاده ، داده های شماره ۱ تا ۱۰ از بین ۱۸ داده ایجاد شده می باشد که مشخصات ویژگیهای آنها در جدول (۲-۴) موجود است . بدین ترتیب ، الگوریتم مورد بررسی را بر داده ها اعمال نموده و خروجی الگوریتم را بررسی می کنیم . لازم به ذکر است که پارامترهای مورد استفاده در الگوریتم FTMD اولیه در این بخش همانند بخشهای قبلی بوده و در جدول (۲۶-۳) خلاصه شده است .

جدول (۲۶-۳) : پارامترهای مورد نیاز برنامه FTMD اولیه به منظور تست الگوریتم^{۱۶۴}

| پارامتر | C ^۱ | C ^۲ | C ^۳ | MNRP ^۱ | MNRP ^۲ | L | MNVS | MSG | MIC | RES | C |
|---------|----------------|----------------|----------------|-------------------|-------------------|-----|------|-----|-----|------|-----|
| مقدار | ۳/۵ | ۰/۱ | ۰/۱ | ۵ | ۴۰٪ | ۲۵۶ | ۲۵ | ۲۰ | ۱۰ | ۰/۰۵ | ۰/۴ |

اکنون ، نتایج اولیه بدست آمده با استفاده از داده های شبیه سازی شده در جداول (۲۷-۳) و (۲۸-۳) خلاصه شده اند . پس از ارائه نتایج ، درمورد کارایی الگوریتم، توضیحاتی ارائه می شود .

جدول (۲۷-۳) : نتایج اولیه بدست آمده در الگوریتم FTMD اصلی با ۵ عدد داده شبیه سازی شده (۱) و (۲)^{۱۶۵}

| نام داده مشخصه | S ^۱ (۱) | S ^۱ (۲) | S ^۲ (۱) | S ^۲ (۲) | S ^۳ (۱) | S ^۳ (۲) | S ^۴ (۱) | S ^۴ (۲) | S ^۵ (۱) | S ^۵ (۲) |
|-------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|
| Ns | ۷۲۸ | ۱۰۳۳ | ۸۵۸ | ۱۲۲۲ | ۸۵۴ | ۱۱۴۲ | ۱۳۹۲ | ۱۶۲۸ | ۱۰۴۳ | ۱۲۶۰ |
| Nt | ۶۷ | ۱۷۲ | ۱۰۴ | ۲۳۹ | ۱۳۶ | ۳۵۳ | ۴۷۰ | ۴۱۲ | ۲۳۰ | ۲۸۷ |
| Ne | ۸ | ۱۷ | ۱۲ | ۲۶ | ۲۷ | ۴۰ | ۳۵ | ۷۱ | ۳۱ | ۴۷ |
| Ni | ۲ | ۳ | ۲ | ۹ | ۳ | ۳ | ۵ | ۵ | ۳ | ۳ |
| Nm | ۷ | ۸ | ۷ | ۸ | ۱۰ | ۸ | ۶ | ۴ | ۸ | ۸ |
| Fa | ۱۵/۱ | ۱۵/۰ | ۷/۰ | ۲۰/۰ | ۸/۸ | ۷/۰ | ۱۳/۱ | ۱۳/۰ | ۱۱/۰ | ۱۳/۸ |
| | ۵/۱ | ۵/۰ | ۲۰/۰ | ۷/۰ | ۷/۰ | ۹/۰ | ۱۹/۱ | ۱۷/۱ | ۱۴/۰ | ۹/۱ |
| | ۲۰/۰ | ۱۰/۰ | ۲۰/۰ | ۲۰/۰ | ۵/۰ | ۱۰/۲ | ۱۴/۱ | ۱۶/۰ | ۹/۰ | ۱۲/۹ |
| | ۱۰/۰ | ۷/۰ | ۱۰/۰ | ۶/۰ | ۹/۱ | ۱۰/۴ | ۱۵/۱ | ۱۴/۳ | ۶/۸ | ۱۰/۹ |
| | ۷/۰ | ۲۰/۱ | ۸/۰ | ۱۰/۰ | ۱۰/۱ | ۸/۰ | ۱۶/۲ | | ۶/۵ | ۸/۶ |
| | ۹/۹ | ۱۰/۱ | ۱۰/۰ | ۱۰/۰ | ۷/۰ | ۶/۰ | ۱۷/۱ | | ۱۱/۹ | ۵/۰ |
| | ۵/۰ | ۵/۰ | ۰/۵ | ۸/۰ | ۸/۰ | ۸/۳ | | | ۸/۱ | ۸/۲ |
| | | ۷/۰ | | ۵/۰ | ۶/۰ | ۵/۵ | | | ۶/۴ | ۱۰/۹ |

^{۱۶۴} لازم به ذکر است پارامترهای جدول ، از C^۱ تا C به ترتیب برابر با ضریب آستانه ، ضریب انرژی ، فاکتور فراموشی ، مینیمم تعداد اسپایکهای الگو در الگوریتم حذف فاز (۱) ، مینیمم درصد تشخیص در الگوریتم حذف فاز (۲) ، تعداد نمونه ها در میانگین گیری ، مینیمم تعداد اسپایکهای معتبر در الگوریتم حذف فاز (۲) ، ماکزیمم تعداد تکرار الگوریتم بالابرنده رزولوشن ، ماکزیمم تکرار در الگوریتم ترکیب الگوها ، مقدار رزولوشن مورد نظر در الگوریتم بالابرنده رزولوشن و فاکتور حساسیت در الگوریتم ترکیب الگوها می باشد . این نکته نیز لازم به ذکر است که تمامی داده های موجود در بخش سوم ، با استفاده از این پارامترها بدست آمده اند .

^{۱۶۵} داده های مورد بررسی در دو حالت (۱) و (۲) بررسی شده اند و پارامترهای معرفی شده از Ns تا Fa به ترتیب تعداد اسپایکهای شناسایی شده ، تعداد الگوی بدست آمده پس از الگوریتم تطابق الگوی فرکانسی ، تعداد الگوی باقیمانده پس از اعمال الگوریتم حذف فاز اول ، تعداد تکرار الگوریتم ترکیب الگوها ، تعداد واحدهای حرکتی شناسایی شده و فرکانس متوسط آتش واحدهای حرکتی می باشد .

جدول (۲۸-۳): نتایج اولیه بدست آمده در الگوریتم FTMD اصلی با ۵ عدد داده شبیه سازی شده (۱) و (۲)

| نام داده مشخصه | S ₆ (۱) | S ₆ (۲) | S ₇ (۱) | S ₇ (۲) | S ₈ (۱) | S ₈ (۲) | S ₉ (۱) | S ₉ (۲) | S ₁₀ (۱) | S ₁₀ (۲) |
|-------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|------------------------|------------------------|
| Ns | ۳۸۱ | ۷۳۰ | ۱۳۶۸ | ۱۵۶۱ | ۵۸۳ | ۸۳۹ | ۵۶۷ | ۶۵۲ | ۵۶۱ | ۳۲۴ |
| Nt | ۳۳ | ۲۳۹ | ۲۹۵ | ۱۸۴ | ۱۵۲ | ۲۶۷ | ۱۸۳ | ۲۸۸ | ۵۵۷ | ۲۸۹ |
| Ne | ۷ | ۲۲ | ۱۹ | ۲۱ | ۷ | ۱۵ | ۱۶ | ۱۷ | ۰ | ۰ |
| Ni | ۱ | ۳ | ۳ | ۴ | ۱ | ۴ | ۳ | ۱ | - | - |
| Nm | ۷ | ۸ | ۶ | ۶ | ۵ | ۵ | ۶ | ۱ | ۰ | ۰ |
| Fa | ۵/۰ | ۵/۰ | ۱۹/۹ | ۲۰/۱ | ۱۴/۹ | ۱۰/۰ | ۱۰/۰ | ۱۰/۰ | - | - |
| | ۵/۰ | ۵/۰ | ۲۰/۱ | ۱۹/۷ | ۷/۱ | ۱۴/۹ | ۵/۱ | | | |
| | ۵/۰ | ۵/۰ | ۴۸/۸ | ۲۰/۲ | ۲۰/۲ | ۷/۰ | ۱۰/۱ | | | |
| | ۵/۰ | ۵/۰ | ۲۰/۱ | ۱۹/۹ | ۷/۹ | ۲۰/۱ | ۱۰/۳ | | | |
| | ۵/۰ | ۵/۰ | ۲۰/۴ | ۲۰/۰ | ۵/۰ | ۷/۹ | ۱۰/۰ | | | |
| | ۵/۰ | ۵/۰ | ۲۰/۵ | ۲۰/۱ | | | ۵/۸ | | | |
| | ۵/۰ | ۵/۰ | | | | | | | | |

انتخاب نتیجه نهایی از بین داده های مربوط به فیلترهای درجه اول و دوم ، با استفاده از قانون زیر صورت می گیرد:

اگر تعداد واحدهای حرکتی شناسایی شده در دو داده ، متفاوت باشد آنکه تعداد واحدهای حرکتی بیشتری داراست ، پاسخ نهایی خواهد بود و اگر تعداد واحدهای حرکتی در دو داده برابر باشد آنکه تعداد مجموع اسپایکهای شناسایی شده در آن ، بیشتر باشد پاسخ نهایی است . در این روش انتخاب ، این نکته در نظر گرفته شده است که صحت نتایج هر دو داده معمولاً بالاست و آنکه دارای اطلاعات بیشتر است ، پاسخ نهایی است .

بر این اساس ، تعداد واحدهای حرکتی تنها در سه داده برابر است و با توجه به تعداد مجموع اسپایکهای داده های S₅ (۱) ، S₅ (۲) ، S₇ (۱) ، S₇ (۲) ، S₈ (۱) و S₈ (۲) به ترتیب برابر با ۴۶۶ ، ۴۱۲ ، ۸۶۴ ، ۹۶۸ ، ۳۳۱ و ۴۳۸ می باشد ، پاسخ نهایی در داده های مربوط به S₁ (۲) ، S₂ (۲) ، S₃ (۱) ، S₄ (۱) ، S₅ (۱) ، S₆ (۲) ، S₇ (۲) ، S₈ (۲) و S₉ (۱) می باشد . در مورد داده S₁₀ که الگوریتم نتوانسته است هیچ واحد حرکتی شناسایی کند ، با توجه به پارامتر SNR مربوط به آن در جدول (۲-۴) که برابر با 5dB است ، توجه می شود . مقدار SNR داده ها به جز دو مورد برابر با 20dB بوده و در داده باقیمانده ، یعنی S₉ برابر با 12dB است . پس از بررسی نتایج بدست آمده و مقایسه آن با ویژگیهای موجود در جدول (۲-۴) متوجه می شویم که نتایج الگوریتم FTMD در حالتی که مقدار SNR سیگنال ، پایین نباشد دارای صحت نسبتاً بالایی بوده و بر این اساس ، با تغییراتی در بخشهای آن ، این کارایی نیز بالاتر خواهد رفت . با توجه به نتایج بسیار ضعیفی که در مورد داده هایی با SNR پایین بدست آمده است ، نکته ای که به نظر می رسد

ضعف روشهای حذف نویز و یا تشخیص آستانه اسپایک در الگوریتم است. این نکته را در بخش مربوط به افزایش کارایی الگوریتم FTMD اولیه، مورد بررسی قرار می دهیم.

اکنون، خطای مربوط به تخمین تعداد واحدهای حرکتی فعال و فرکانس آتش متوسط واحدهای حرکتی را مورد بررسی قرار می دهیم. خطای مربوط به تخمین تعداد واحد حرکتی، با پارامتر خطای مطلق $M - M'$ (تفاوت تعداد واحدهای حرکتی اولیه (M) با شناسایی شده (M')) معرفی می شود و دومین پارامتر نیز به صورت میانگین مجموع مربع خطای مربوط به فرکانسهای آتش $\left(\frac{1}{\min(M, M')} \sum_{i=1}^{M'} [f_i - f'_i]^2 \right)$ ، تعریف می شود. در حالتی که تعداد واحدهای حرکتی برابر نباشد، رابطه قبلی، با یافتن نمونه های نزدیک به هم محاسبه می شود. پارامترهای مورد بررسی در جدول (۳-۲۹) موجود است.

جدول (۳-۲۹): مقایسه نتایج جداول (۲۷-۳) و (۲۸-۳) با جدول (۴-۲)، خطای تخمین فرکانس آتش و تعداد واحدهای حرکتی در مورد داده های شبیه سازی شده^{۱۶۶}

| نتیجه مجموع | S ^۱ | S ^۲ | S ^۳ | S ^۴ | S ^۵ | S ^۶ | S ^۷ | S ^۸ | S ^۹ | نام داده خطا |
|----------------|----------------|----------------|----------------|----------------|----------------|----------------|----------------|----------------|----------------|-----------------|
| 1 ± 0.71 | ۱ | ۰ | ۰ | ۲ | ۲ | ۱ | ۱ | ۱ | ۱ | E_M |
| 5.18 | ۰/۲۸ | ۰ | ۰/۷۰ | ۱/۵۰ | ۲۸/۳۸ | ۰ | ۲/۶۷ | ۰/۶۰ | ۱۲/۵ | $E_f \%$ |

با توجه به داده های موجود در جدول، تعداد واحدهای حرکتی شناسایی شده در بدترین حالت مقدار ۲ واحد از تعداد واحدهای حرکتی فعال، کمتر می باشد و خطای مربوط به فرکانس آتش نیز در بدترین حالت دارای خطای ۲۸/۳۸ درصدی است. بدین ترتیب، در مرحله اول بررسی، توانایی الگوریتم FTMD مورد بررسی قرار گرفت و نتایج این بررسی نیز تقریباً رضایت بخش است و با تغییراتی در بخشهای مختلف این الگوریتم، صحت روش نیز بسیار بالاتر خواهد رفت. بررسیهای بیشتر را به بخش مربوط به افزایش کارایی الگوریتم، محول می کنیم.

بررسی یک الگوریتم تفکیک سیگنال الکترومایوگرام با استفاده از داده های حقیقی نیز قابل پیاده سازی است. در این حالت، از دو آزمایش استفاده می شود.

۱. فرض کنید، ثبت داده الکترومایوگرام با الکتروود سوزنی چند کاناله صورت گرفته است. اگر داده های موجود در هر کانال، به صورت مجزا مورد بررسی قرار گیرد، واحدهای حرکتی مشترک بسیار زیاد خواهد بود. الگوی آتش آنها نیز به هم نزدیک است. با بررسی شکل موج و الگوی آتش مربوط به واحدهای حرکتی آنها، می توان الگوریتم را مورد بررسی قرار داد.

۲. هنگامیکه داده های ثبت شده از یک محل، در انقباضهای متفاوت در اختیار باشیم با توجه به این مطلب که با افزایش نیروی انقباضی، تعداد و یا فرکانس آتش واحدهای حرکتی

^{۱۶۶} خطاهای مورد بررسی، یعنی E_M و E_f به ترتیب برابر با خطای مطلق تفاوت واحدهای حرکتی موجود در سیگنال اولیه و تخمین زده شده در الگوریتم مورد بررسی و میانگین مجموع مربع خطای فرکانس آتش تخمین زده شده می باشد.

افزایش می یابد ، با بررسی شکل موج و الگوی آتش مربوط به واحدهای حرکتی استخراج شده از سیگنال ، می توان کارایی الگوریتم را بررسی نمود .

این دو روش ذکر شده نیز در بخش مربوط به افزایش کارایی الگوریتم *FTMD* ، بررسی خواهند شد . در بخش بعد ، توضیحاتی در مورد کارایی الگوریتم *FTMD* اولیه بیان شده و سپس در انتهای بخش سوم ، برخی از نکاتی که می تواند در افزایش کارایی الگوریتم *FTMD* اولیه مورد استفاده قرار گیرد ، ذکر می شود .

۳-۵ نتیجه گیری و بررسی مشخصه الگوریتم *FTMD* اولیه

در این بخش ، توضیحاتی در مورد اهمیت الگوریتم *FTMD* و دلایل بررسی آن به عنوان یکی از الگوریتمهای مورد بررسی ، بیان می شود . با بررسی الگوریتمهای تفکیک سیگنال الکترومایوگرام که به صورت کاملاً خودکار و بدون کمک اپراتور انسانی ، اجرا می شوند به نکته مهمی بر می خوریم و آن ، عدم توانایی تشخیص خطا در الگوی آتش می باشد . تقریباً تمامی الگوریتمهای تفکیک سیگنال الکترومایوگرام ، تنها از شکل موج سیگنال برای تشخیص واحدهای حرکتی و مشخصه های مربوط به شکل موج *MUAP* ها و همچنین الگوی آتش (تنها شامل زمانهای آتش واحدهای حرکتی) استفاده کرده و روش دیگری که در مورد آنالیز زمانهای آتش موجود است ، توسط آقای استشوک^{۱۶۷} ارائه شده و بر مبنای روش مورد بررسی در همین بخش و با تغییراتی جزئی می باشد . حال اگر بتوانیم نواقص موجود در بخشهای الگوریتم *FTMD* اولیه را برطرف کرده و یا تنها از الگوریتم آنالیز زمان آتش واحدهای حرکتی در روشهای دیگر استفاده کنیم ، کارایی روش جدید بسایر بالا خواهد بود . با بررسی نتایج جدول (۳-۲۸) متوجه این نکته می شویم که با توجه به عدم توانایی الگوریتم ، در شناسایی تمامی واحدهای حرکتی ، ویژگی فرکانس آتش متوسط ، به نحو بسیار مناسبی تخمین زده شده و دارای خطای بسیار کمی می باشد . این نکته، ما را امیدوار می سازد که الگوریتم مناسبی را برای شروع انتخاب کرده ایم . نکته دیگر آنکه با معرفی خطای کوانتیزاسیون زمانی ، و راه حلی که به الگوریتم بالابرنده رزولوشن منجر شد ، روش بررسی برخی از ویژگیها ذکر شده است . روشهای تفکیک جدید نیز از این نکته به بهترین نحو استفاده کرده اند ، و در مهمترین آنها [۶۶] از این نکته در استخراج ویژگی با استفاده از تبدیل ویولت ، استفاده شده است که در بخش دیگر به آن نیز می پردازیم . نکته دیگری که از اهمیت بالایی برخوردار است ، دلیل استفاده از الگوریتمهای تفکیک سیگنال الکترومایوگرام است . این دلایل که شامل بررسی ساختار آناتومیک یا فیزیولوژیکی عضلات و همچنین شناسایی اختلالات عصبی-عضلانی^{۱۶۸} از جمله مایوپاتی^{۱۶۹} و نروپاتی^{۱۷۰} می باشند از اهمیت بالایی برخوردار است . با بررسی مقالات ارائه شده ، می توان به کاربرد این روش برای بررسی نکات مذکور ، پی برد . بر این اساس ، با توجه به [۳۸] ، نتایج مربوط به الگوریتم

^{۱۶۷} Dr. Dan Stashuk : Robust Decomposition Program

^{۱۶۸} Neuromuscular Disorders

^{۱۶۹} Myopathy

^{۱۷۰} Neuropathy

FTMD ، با روشهای دیگر آنالیز واحدهای حرکتی (آنالیز تغییر جهت: ^{۱۷۱}TA) مطابقت دارد. با توجه به این تحقیق ، هر دو مشخصه مربوط به *FTMD* و *TA* تغییرات منظم و متناسبی را نسبت به تغییرات نیرو ، سن فرد ، عضله مورد بررسی و نوع الکتروود دارا هستند. تعداد تغییر جهت در هر الگوی آتش موجود در *TA* با تعداد واحدهای حرکتی فعال در *FTMD* به شدت همبسته بوده و دارای درجه همبستگی $r = 0.65$ بوده و درجه این همبستگی با فرکانس آتش متوسط ، میانگین تعداد تغییر جهت بر هر *MUAP* و حاصلضرب سه ویژگی قبلی به ترتیب برابر با 0.72 ، 0.34 و 0.83 می باشد. میانگین تغییرات دامنه بر تغییر جهت نیز با درجه همبستگی بالایی $r = 0.82$ با میانگین دامنه *MUAP* ها همبسته است. نکته دیگری که به آن اشاره شده است ، درصد توانایی الگوریتم *FTMD* در تشخیص الگوهای آتش می باشد که به طور متوسط برابر با ۶۰ درصد می باشد و این ، همان نکته ای است که ما در بخش قبل ، بررسی کرده و به آن پی برده ایم. بررسیهای دیگر که مربوط به استفاده از الگوریتم *FTMD* در شناسایی ساختار واحدهای حرکتی می باشد در [۲۶] و [۲۷] آمده است که مربوط به شناسایی شکل^{۱۷۲} و ساختار واحدهای حرکتی می باشد. بر اساس این تحقیقات ، نوع آنالیز مربوط به شکل واحدهای حرکتی ، اطلاعات مهمی را در مورد مشخصات واحدهای حرکتی در افراد سالم و یا دارای اختلالات عصبی-عضلانی آشکار می سازد. تحقیقات دیگر [۱۵] نیز نشاندهنده آن است که می توان از الگوریتم *FTMD* در شناسایی بیماریهای عصبی-عضلانی و یا تفکیک سیگنال الکترومایوگرام سطحی استفاده کرد. بر این اساس ، در بیماریهای مربوط به عصب حرکتی^{۱۷۳} ، ویژگیهای دامنه ، فرکانس آتش متوسط و ضریب تغییرات ، افزایش می یابد و در برخی اوقات بدلیل افزایش زیاد از حد پهنای شکل موج *MUAP* ها ، برخی از واحدهای حرکتی و یا اسپایکهای مرتبط با آنها ، شناسایی نمی شوند. در بیماری مایوپاتی^{۱۷۴} ، ویژگیهای دامنه ، مدت زمان و تعداد تغییر جهت کاهش و در برخی اوقات ، فرکانس آتش متوسط ، افزایش می یابد. در این حالت ، میانگین تعداد واحدهای حرکتی بر مکان ثبت ، اغلب نشاندهنده آن است که واحدهای حرکتی در حین انقباض ایزومتریک با نیروی ثابت ، بیش از حد دوباره فعال شده اند. در بیماری پلیمایوسیتیس^{۱۷۵} که از شایعترین نوع دسته مورد بررسی در کلاس مایوپاتی است ، ویژگیهای دامنه و تغییرات فرکانس آتش واحدهای حرکتی با تغییر مقدار نیرو ، تغییر نمی کند و این نکته می تواند نشان دهنده آن باشد که واحدهای حرکتی بدون توجه به رتبه فعالیت^{۱۷۶} آنها ، تحت تأثیر قرار گرفته اند. در بیماری مالتیپل اسکلروسیس^{۱۷۷} که از کلاس ضعف (فلج) اعصاب حرکتی بالایی^{۱۷۸} است ، ساختار مربوط به شکل *MUAP* ها بدون تغییر عمده بوده ولی فرکانس آتش متوسط ، کاهش و ضریب تغییرات ، افزایش می یابد. بر اساس این تحقیق ، تغییرات فرکانس آتش برای تفاوت قائل شدن بین ضعف عضلانی مربوط به اعصاب محیطی و مرکزی ، مناسب بوده ولی در مورد مقایسه بیماریهای مربوط به اعصاب محیطی و مایوپاتی ، مناسب نیست ، چراکه در این دو بیماری ، فرکانس آتش افزایش می یابد. افزایش ضریب تغییرات نیز می تواند نشاندهنده ضعف اعصاب محیطی و یا مرکزی باشد. در تحقیق دیگر انجام شده [۱۴] ، با استفاده از الگوریتم

^{۱۷۱} Turns Analysis

^{۱۷۲} Morphology

^{۱۷۳} Motor Neuron Disease

^{۱۷۴} Myopathy

^{۱۷۵} Polymyositis

^{۱۷۶} Recruitment Order

^{۱۷۷} Multiple Sclerosis

^{۱۷۸} Upper Motor Neuron Paresis

FTMD ، نتایج حاصل از تغییر سن افراد ، نیروی انقباضی و نوع الکتروود بر ویژگیهای تعداد واحدهای حرکتی فعال ، دامنه ، مدت زمان ، تعداد تغییر جهت ، سرعت افزایش و فرکانس آتش متوسط در افراد سالم بررسی شده و همچنین ، تغییر پارامترهای مدت زمان ، دامنه ، تعداد تغییر جهت و فرکانس آتش متوسط در برخی از اختلالات عصبی-عضلانی (مایوپاتی و نروپاتی)^{۱۷۹} مورد بررسی قرار گرفته است. در این تحقیق ، با استفاده از روش ثبت چند الکتروودی سیگنال الکترومایوگرام سطحی و تقاضلگیری درجه دو (استفاده از دو طبقه تقویت کننده تقاضلگیر) ، سیگنال الکترومایوگرام سطحی با استفاده از الگوریتم *FTMD* همانند سیگنال الکترومایوگرام داخل عضلانی ، تفکیک شده است. این نکته ، نشان دهنده آن است که با توجه به اینکه ، الگوریتم مورد بررسی برای تفکیک سیگنال الکترومایوگرام داخل عضلانی ، طراحی شده است ولی از این الگوریتم می توان در تفکیک سیگنالهای الکترومایوگرام سطحی نیز استفاده کرد. با توجه به اینکه ، هدف تحقیق صورت گرفته ، بررسی و پیاده سازی الگوریتمها مختلف تفکیک سیگنال الکترومایوگرام داخل عضلانی بوده ، بررسی در مورد بیماریهای عصبی-عضلانی و یا سیگنال الکترومایوگرام سطحی به صورت اختصاصی انجام نمی گیرد و در برخی از بخشها ، مثالی در مورد تشخیص بیماریهای گفته شده ارائه خواهد شد. برای اطلاعات بیشتر در مورد استخراج ویژگیها در تشخیص بیماریهای عصبی-عضلانی می توان به [۶۷] رجوع کرد. اکنون با توجه به توضیحات ارائه شده ، می توان الگوریتم *FTMD* را نقطه شروع مناسبی در نظر گرفت. نکته مهم دیگر نیز آن است که این الگوریتم ، پس از ایجاد در سال ۱۹۸۴ توسط آقای مکگیل^{۱۸۰} ، تا کنون تغییراتی نیز کرده است. این تغییرات بر اساس مکاتباتی که با طراح این الگوریتم داشته ام و همچنین مقاله های مرتبط ایشان به این موضوع به شرح زیر است :

این الگوریتم در ابتدا به منظور شناسایی بیماریهای عصبی و عضلانی طراحی شده ولی در ادامه بنا به نیاز مرکز مربوطه ، در راه شناسایی ساختار فیزیولوژیکی و آناتومیکی عضلات استفاده می شود. تعداد نمونه های مورد استفاده در استخراج ویژگی اولیه از ۱۶ و ۳۲ نمونه به ۱۲۸ نمونه تغییر کرده است. روش مورد استفاده در تطابق الگو، به روش موجود در [۲۸] نزدیک شده و برطرف کردن تداخل واحدهای حرکتی با توجه به [۳۳] در حال حاضر انجام می گیرد. بخشهای دیگر الگوریتم ، تغییر نکرده است و تنها یک اپراتور انسانی به الگوریتمها اضافه شده است که وظیفه آن ، تصحیح خطاها توسط برنامه در صورت نیاز است. در روش جدید ، توانایی مقایسه داده ها در ثبت چند کاناله و همچنین انقباضهای متفاوت نیز اضافه شده و برنامه جدید بر این اساس دارای ساختار نیمه خودکار می باشد. با توجه به امکانات این برنامه جدید ، ما نیز برآنیم که ساختاری کاملتر و روشی جدیدی برای تفکیک سیگنال الکترومایوگرام داخل عضلانی ارائه کنیم که شامل مزایای الگوریتمهای قبلی بوده و نواقص آنان را نیز برطرف کند. این نکته نیز قابل ذکر است که بررسی روشهای حذف همپوشانی (تداخل) واحدهای حرکتی به دلیل اهمیت در بخشی مجزا صورت گرفته است. با توجه به نواقص اولیه بدست آمده در الگوریتم *FTMD* اولیه ، روشهای پیشنهادی برای رفع نواقص مطرح شده ، در ادامه بیان می شود و برخی از آنها در بخش مربوط به افزایش کارایی الگوریتم *FTMD* اولیه ، مورد بررسی قرار خواهند گرفت. در بخش بعد ، با ارائه نواقص بدست آمده ، روشهایی برای برطرف کردن آنها پیشنهاد می شود.

^{۱۷۹} این بررسی در مورد پنج بیماری Inflammatory Myopathy ، Segmental Motoneuron Dysfunction ، Duchenne ، Limb-Gridle Syndrome ، Muscular Dystrophy و Primary Lateral Sclerosis Syndrome می باشد.

^{۱۸۰} Dr. Kevin C. McGill

۳-۶ پیشنهادات به منظور رفع نواقص الگوریتم FTMD اولیه

در این بخش ، نواقص بدست آمده در الگوریتم FTMD بیان شده و روشهایی برای رفع این نواقص پیشنهاد می شود . برخی از این روشها در بخش مربوط به افزایش کارایی الگوریتم FTMD مورد بررسی قرار خواهند گرفت . نواقص مورد بررسی به همراه روشهای پیشنهادی در برطرف کردن آنها به صورت زیر می باشند :

۱-۱ حذف نویز

در الگوریتم FTMD اولیه ، روش خاصی در حذف نویز سیگنال الکترومایوگرام ارائه نشده است و بر این اساس ، با توجه به شبیه سازی انجام شده هنگامیکه مقدار SNR سیگنال ، بالا نباشد کارایی الگوریتم پایین می آید و حتی در حالتی که مقدار SNR برابر با ۵ دسی بل است ، تعداد واحدهای حرکتی تشخیصی برابر با صفر می باشد . بر این اساس ، روش تضعیف (حذف) نویز مورد نیاز خواهد بود . با توجه به فراوانی روشهای حذف نویز در مورد سیگنالهای غیر ایستا که مهمترین آنها استفاده از تبدیل ویولت است ، این روشها باید مورد بررسی قرار گرفته تا علاوه بر کاهش نویز ، کارایی برنامه نیز افزایش یابد . روشهای حذف نویز با استفاده از فیلترهای تطبیقی^{۱۸۱} RLS و^{۱۸۲} LMS به سیگنال مرجعی نیازمند است که می تواند با سیگنال مورد نظر اولیه و یا نویز همبسته بوده ولی سیگنال مورد نظر و نویز نباید همبسته باشند^{۱۸۴} [۲] . سیگنال مبنا ، در مورد مسأله ما ، می تواند ثبت سیگنال الکترومایوگرام سطحی در نیروی انقباضی 0% MVC باشد [۹] . اگر سیگنال مبنا ، در اختیار نباشد می توان از روش ALE^{۱۸۵} با استفاده از الگوریتمهای LMS و GAL^{۱۸۶} استفاده کرد . در این حالت ، از نسخه شیفیت یافته ای از سیگنال به عنوان سیگنال مبنا استفاده می شود . با توجه به تحقیقات صورت گرفته ، تحقیق [۴۶] به خاطر موفقیت حذف نویز ایستا از سیگنال غیر ایستا و مدلسازی سیگنال غیر ایستا در مثالهایی شامل سیگنالهای ECG ، EEG و سیگنال فشار خون می تواند مورد استفاده قرار گیرد . در این روش ، سیگنال مرجعی مورد نیاز نبوده و الگوریتم ، تنها زمانی جواب مناسب می دهد که سیگنال مورد بررسی ، غیر ایستا بوده و نویز نیز ایستا باشد . این نکته نیز قابل تأمل است که تنها در صورتی این روش در مورد سیگنال الکترومایوگرام ، مؤثر خواهد بود که کارایی الگوریتم تقطیک را افزایش دهد^{۱۸۷} . آنچه مسلم است ، عدم توانایی الگوریتم FTMD در تقطیک سیگنال الکترومایوگرام با مقدار SNR پایین می باشد . طراحی روش مناسب در حذف نویز ، می تواند صحت الگوریتم را بالا برد .

^{۱۸۱} Adaptive Noise Canceling

^{۱۸۲} Recursive Least-Square

^{۱۸۳} Least Mean-Square

^{۱۸۴} در این روش دو سیگنال ثبت می شود . سیگنال اول که به صورت $s(n) = x(n) + s(n)$ می باشد ، شامل "سیگنال مورد نظر" و "نویز" می باشد . سیگنال مرجع نیز $r(n)$ می باشد . سیگنالهای s و x نباید همبسته باشند ولی سیگنال r می تواند با دو سیگنال دیگر همبسته باشد .

^{۱۸۵} Adaptive Line Enhancer

^{۱۸۶} Gradient Adaptive Lattice

^{۱۸۷} این بررسی با توجه به این نکته مورد نیاز است که بر اساس مکاتبات انجام شده با طراح این الگوریتم حذف نویز ، استفاده از این الگوریتم تا کنون بر سیگنال الکترومایوگرام و به منظور حذف نویز در الگوریتم تقطیک سیگنال ، انجام نگرفته است .

۰۲ شناسایی اسپایکها

آیا استفاده از پنجره ۱۶ یا ۳۲ نمونه ای در تشخیص اسپایکها مناسب است؟ در پاسخ این سؤال آنچه می توان گفت، جواب "خیر" است. همانگونه که بیان شد، بسیاری از اسپایکها به صورت ناقص شناسایی می شوند. اگر تمامی اسپایکها، به درستی تشخیص داده شوند، می توان به افزایش کارایی الگوریتم طبقه بندی امیدوار بود و در غیر اینصورت هر چه کارایی بخش طبقه بندی، افزایش یابد به دلیل عدم تشخیص درست اسپایکها، کارایی نهایی برنامه افزایش چندانی نخواهد داشت. بدین منظور، به نظر می رسد که استفاده از روش تطبیقی شناسایی اسپایکها بسیار مناسب خواهد بود. روشی که بتواند ابتدا و انتهای اسپایک را به خوبی شناسایی کند. انجام این عمل نیز به نوبه خود به پیاده سازی بخش قبل، یعنی حذف نویز بستگی دارد. بدست آوردن آستانه اسپایکها مشابه آنچه گفته شد در تحقیق [۶۶] صورت گرفته است ولی با این تفاوت که در آنجا به جای یک آستانه از چندین آستانه استفاده شده است که ابتدا و انتهای اسپایک را مشخص می کند. در بررسی نسخه جدیدتر الگوریتم FTMD که از پنجره ۱۲۸ نمونه ای استفاده می شود نیز اشکالات دیگری مطرح می شود. با توجه به پهنای پنجره، احتمال اینکه بیش از یک اسپایک در پنجره قرار داشته باشد، بسیار زیاد است. در هر صورت به نظر می رسد استفاده از پنجره ای که تعداد نمونه های آن، متغیر با زمان است آثار مناسبی خواهد داشت البته به این شرط که بتوان روشی برای مقایسه اسپایکها با تعداد نمونه های متفاوت، ایجاد کرد.

۰۳ بخش طبقه بندی

الگوهای فراوانی در الگوریتمهای حذف فاز اول و دوم، حذف می شوند. برخی از اسپایکها نیز در الگوریتم حذف اسپایکهای غیر معتبر در هر الگو حذف می شوند. آیا می توان با اعمال روشهای بهینه سازی و تغییر روش طبقه بندی، الگوها و یا اسپایکهای حذف شده را به صورت مناسبی به الگوهای دیگر مرتبط کرد؟

به نظر می رسد با استفاده از سیستمهای فازی^{۱۸۸} و مینیم درخت پوشا^{۱۸۹} (با استفاده از الگوریتم پریم^{۱۹۰}) بتوان کارایی الگوریتم طبقه بندی را افزایش داد. اگر الگوریتم جدید بتواند درصد تشخیص را افزایش دهد، در صورتی قابل قبول خواهد بود که درصد تشخیص کلی قابل اعتماد باشد. به عنوان مثال، در یک کاربرد کلینیکی، اگر الگویی که تنها ۵ دفعه در یک سیگنال ۱۰ ثانیه ای، شناسایی شده باشد، نمی توان به اپراتور استفاده کننده از برنامه اطمینان داد که این الگو به یک واحد حرکتی فعال، مرتبط است. به بیان دیگر، اگر روش جدید بتواند از آن ۵ تکرار، یک الگو بسازد و با بررسی مجدد سیگنال، زمانهای وقوع دیگری را شناسایی کرده که درصد تشخیص الگوهای آتش واحد حرکتی مربوط به آن را افزایش دهد و به بیان دیگر، واحد حرکتی بدست آمده دارای قابلیت اطمینان بالایی باشد، روش جدید، روشی ارزشمند می باشد. اکنون اگر از تئوری فازی برای پر کردن فاصله موجود در بین الگوهای آتش معتبر استفاده شود، ولی الگوهای آتش بدست آمده قابل اعتماد نباشد، روش بدست آمده قابل استفاده نخواهد بود. به بیان دیگر، اگر از تکنیک سیستمهای فازی استفاده شود و زمانهای آتش مرتبط با

^{۱۸۸} Fuzzy Systems

^{۱۸۹} Minimum Spanning Tree

^{۱۹۰} Prim's Method

هم شناسایی شود و از تکنیکهای دیگری همانند حذف تداخل واحدهای حرکتی استفاده شود و زمانهای آتش جدید دارای درصد تشخیص بالایی باشد، روش جدید، روشی بسیار ارزشمند خواهد بود. نکته دیگر اینکه، اگر استفاده از اپراتور انسانی در فاز طبقه بندی موجب کارایی بیش از حد برنامه شود، می توان از هوش مصنوعی (اپراتور هوشمند) استفاده کرد.

۰۴ استخراج ویژگی

با استفاده از ویژگیهای دیگر از جمله ضرائب ویولت [۶۶] به جای ضرائب CRDFT می توان به کارایی بالاتری دست یافت. نکته دیگر اینکه با اضافه کردن دامنه سیگنال الکترومایوگرام سطحی ثبت شده به همراه ثبت داخل عضلانی و یا مقدار نیروی ثبت شده در عضله توسط سنسور نیرو، و اضافه کردن آن به ویژگیهای مورد استفاده در فاز طبقه بندی می توان امید آنرا داشته باشیم که با توجه به تغییرات حاصل در نیرو و متعاقبا در فرکانس آتش یا تعداد واحدهای حرکتی به روشی کارآ در انقباضهایی با نیروی متغیر دست یابیم [۹]. البته، این نکته نیز قابل ذکر است که صحت الگوریتم در این مورد، باید مورد بررسی دقیق قرار گیرد.

۰۵ تداخل واحدهای حرکتی

اگر بتوان الگوریتمی دقیق برای حذف تداخل واحدهای حرکتی طراحی کنیم قادر خواهیم بود که الگوهای آتش از دست رفته را کاهش داده و کارایی الگوریتم را افزایش دهیم. تا کنون، روشهایی برای برطرف کردن تداخل واحدهای حرکتی ارائه شده اند که هر کدام دارای مشکلات مخصوص به خود هستند. مزایا و معایب آنها در بخش جداگانه بررسی خواهد شد ولی اگر بخواهیم به اختصار در مورد آنها صحبت کنیم، تا کنون از روشهای فیلترهای تطبیقی (اصلاح شده)^{۱۹۱}، شبکه های عصبی^{۱۹۲}، روشهای آنالیز زمان-فرکانس^{۱۹۳}، تطابق الگو با چند الگوی مرجع غیر متعامد^{۱۹۴} و جستجوی دقیق^{۱۹۵} در حوزه زمان گسسته و روش موجود در [۳۳] به منظور بهینه سازی در حوزه زمان گسسته و پیوسته استفاده شده است. تمامی این روشها دارای معایبی است که با تصحیح آنها، می توان به الگوریتم بهتری دست یافت و بر اساس آن، کارایی نهایی برنامه را افزایش داد.

در اینجا بخش مربوط به بررسی اولیه الگوریتم FTMD به پایان می رسد. در بخش چهارم استفاده از تبدیل ویولت در تفکیک سیگنال الکترومایوگرام، مورد بررسی قرار می گیرد. در آن بخش، ویژگیهای جدیدی به همراه روشهای طبقه بندی مربوط به آنها، ارائه می شود. این بخش به دلیل استفاده از دو مرجع اصلی [۶۳] و [۵۷] که پایان نامه های دکترای در سالهای ۲۰۰۲ و ۲۰۰۱ میلادی می باشد، از بخشهای مهم پایان نامه به شمار می رود. با استفاده از نتایج موجود در بخشهای سوم و چهارم، روشهایی برای افزایش کارایی بخشهای مختلف یک الگوریتم تفکیک سیگنال الکترومایوگرام ارائه خواهیم کرد.

^{۱۹۱} (Modified) Mathced Filter

^{۱۹۲} Neural Network

^{۱۹۳} Time-Frequency Analysis

^{۱۹۴} Multi Nonorthogonal Template Matching

^{۱۹۵} Exhaust Search

بخش چهارم : استفاده از تبدیل ویولت در تفکیک سیگنال الکترومایوگرام

۱-۴ مقدمه

استفاده از تکنیک تطابق الگوی فرکانسی در بخش قبل مورد بررسی قرار گرفت و ویژگیهای استخراج شده از سیگنال الکترومایوگرام اولیه ضرائب CRDFT بودند که در مراحل خوشه یابی و طبقه بندی نهایی مورد استفاده قرار گرفتند. در این بخش، ویژگیهای جدیدی بر اساس ضرائب ویولت مورد بررسی قرار خواهد گرفت و بر اساس آن، روش طبقه بندی جدیدی استفاده خواهد شد. همانگونه که در بخش قبل ذکر شد، مراجع اصلی بخش چهارم شامل [۵۷] و [۶۳] بوده و بر این اساس منابع دیگری از جمله [۶۴] تا [۶۶]، [۵۸] تا [۶۰] نیز مورد استفاده قرار می گیرد. همانگونه که می دانیم، در سالهای گذشته استفاده از تبدیل ویولت در پردازش سیگنالهای حیاتی گسترش فراوانی یافته است. دلیل این امر نیز، ویژگیهای منحصر به فرد تبدیل ویولت است که آنرا به ابزار قدرتمندی در پردازش سیگنالهای غیر ایستا تبدیل کرده است. ما نیز برآنیم که در این بخش از این ابزار قدرتمند در تفکیک سیگنال الکترومایوگرام استفاده کنیم. در این بخش، تأکید بیشتر ما بر روی دو منبع اصلی و منابع وابسته به آنها می باشد. اکنون ممکن است که این سؤال پیش بیاید که چرا این مراجع اصلی، انتخاب شده اند؟ در پاسخ به این سؤال، می توان دلایلی را بیان کرد که به این شرح است:

۱. در این منابع، تفکیک سیگنال الکترومایوگرام با ثبت یک تا سه کانال مورد بررسی قرار می گیرد. استفاده از چندین کانال ثبت، اطلاعات بیشتری در اختیار ما قرار می دهد و با توجه به توضیحات بخشهای دوم و سوم، کارایی الگوریتم تفکیک را افزایش می دهد. روشی که در بخش قبل، مورد بررسی قرار گرفت از ثبت تک کانالی استفاده می کند. با توجه به این نکته، روش انتخابی در بخش چهارم، از ثبت چند کانالی استفاده می کند تا هم تنوع روشها را افزایش دهد و هم بتوان از تکنیکهای ارائه شده در طراحی یک الگوریتم جدید استفاده کرد.
۲. در این منابع، برخلاف تکنیکهای دیگر که از ثبت کوتاه مدت (حدود ۱۰ ثانیه ای) سیگنال الکترومایوگرام، استفاده می شود، از ثبت دراز مدت (حدود ۳۰ دقیقه) استفاده می شود. با توجه به وجود همبستگی منفی بین فواصل زمانهای آتش واحدهای حرکتی در این حالت (با توجه به توضیحات بخش سوم و [۱۲]) و سنکرون شدن بیشتر واحدهای حرکتی در انقباضهای طولانی مدت، تکنیک قدرتمندی در تفکیک سیگنال الکترومایوگرام در این شرایط مورد نیاز است.
۳. نکته ای که از اهمیت بیشتری برخوردار است، نحوه انقباض عضلات در ثبت داده است. در روشهایی که تا به حال در تفکیک سیگنال الکترومایوگرام، ارائه شده است، نیروی انقباض باید ثابت بوده و انقباض ایزومتریک (غیر دینامیک) انجام گیرد. یکی از دلایل این شرایط، عدم توانایی الگوریتمها در تفکیک سیگنالهای الکترومایوگرام در انقباضهای دینامیک بوده که محل الکتروود، تغییر می کند. این نکته هم در روش مورد بررسی بخش قبل، صدق می کند. اکنون در این بخش، روش تفکیک ارائه می شود که در انقباضهای دینامیک و با حرکتهای کم عضلات تطبیق داده شده است. بدین دلیل، می توان از اهمیت این روش آگاه شد، چراکه تنها روش تفکیکی است که در شرایط انقباض دینامیک، با ثبت چندکانالی و دراز مدت طراحی شده است.

لازم به ذکر است که این روش تفکیک ، در بررسی اختلالات عضلانی (درد گردن و شانه) مربوط به کار با رایانه مورد استفاده قرار گرفته است [۶۶] . داده های مورد نیاز ، توسط طراح روش (آقای دکتر زنارو^۱) ارسال شده و با توجه به [۳۹] توضیحات مربوط به روش ثبت ، عضلات مورد بررسی و مشخصات سیستم ثبت کننده ، به شرح زیر است .

داده های مورد بررسی *Z0C0206C.EXP* ، *Z0C1209C.EXP* و *Z0C1306C.EXP* می باشند^۲ که هر کدام شامل دو ثبت سه کانالی سیگنال الکترومایوگرام داخل عضلانی و یک ثبت دو کانالی سیگنال الکترومایوگرام سطحی می باشد . فرکانس نمونه برداری ۲۰ کیلوهرتز و رزولوشن واحد ADC ، ۱۲ بیت می باشد . ثبت از عضله Trapezius انجام گرفته و مکانهای الکترودهای مرجع ، سطحی و داخل عضلانی در شکل (۴-۱) موجود می باشد . الکترودهای داخل عضلانی^۳ از نوع سیمی^۴ می باشد . الکترودهای سطحی مورد استفاده از نوع نقره - کلرید نقره^۵ بوده و در هر طرف مکانهای ثبت داخل عضلانی (با فاصله بین الکترودهای ۲۰ میلی متر) قرار گرفته اند . یک تقویت کننده تقاضلگیر^۶ همراه با یک تقویت کننده ایزوله شده الکتریکی با مشخصات امپدانس ورودی ۲۰۰ مگا اهم و ۲۵ پیکوفاراد در مد تفاضلی و بیش از ۱۰۰۰ مگا اهم در مد مشترک و همچنین مقدار CMRR بیش از ۱۰۰ دسی بل ، مورد استفاده قرار گرفته است . یک فیلتر آنتی الیاسینگ^۷ پایین گذر با مشخصات فرکانس قطع ۳ کیلوهرتز ($-100dB/oct$) نیز استفاده شده است . پس از قرار دادن الکترودها ، فرد دو انقباض با ماکزیم MVC انجام داده است . یک مبدل نیرو^۸ برای اندازه گیری دو انقباض ، استفاده شده است . لازم به ذکر است که این انقباضها ، قبل و بعد از انجام آزمایشات (ثبت داده) انجام گرفته است .

فرایند تفکیک سیگنال الکترومایوگرام با ثبت داخل عضلانی در این بخش ، به پنج مرحله پردازشی مختلف تقسیم می شود که شامل مراحل پیش پردازش^۹ ، فیلتر کردن ، تقسیم بندی^{۱۰} (شناسایی بخشهای فعال و غیر فعال) ، طبقه بندی و تفکیک تکمیلی می باشد . بخش اول شامل مرحله پیش پردازش آنالوگ (تقویت کننده ، فیلتر میان گذر نوک تیز^{۱۱} برای حذف نویز برق شهر ، فیلتر آنتی الیاسینگ و بخش نمونه برداری) بوده که مشخصات قسمتهای مختلف آن در همین صفحه موجود است . بخش فیلتر کردن و شناسایی بخشهای فعال در صفحه بعد معرفی میشود .

^۱ Dr. Daniel Zennaro

^۲ با توجه به اینکه سیگنالهای بررسی شامل دو ثبت داخل عضلانی با سه کانال و همچنین یک ثبت الکترومایوگرام سطحی با دو کانال می باشد ، تعداد مجموع کانالها در هر سیگنال ۸ کانال بوده و سه اندیکس ۱ ، ۲ و ۳ مربوط به سه کانال مکان ثبت (۱) [رجوع شود به زیر نویس (۳) از همین صفحه] و سه اندیکس ۴ ، ۵ و ۶ مربوط به سه کانال مکان ثبت (۲) و دو اندیکس ۷ و ۸ مربوط به سیگنالهای الکترومایوگرام سطحی است . بر این اساس شماره داده ها مثلا در *Z0C0206C.EXP* (۵) نشاندهنده دومین سیگنال از ثبت داخل سلولی مکان (۲) می باشد . در ادامه بخش از این نحوه ارجاع به داده ها استفاده خواهد شد .

^۳ Position : (۱) 2 cm Medial , 1 cm above midpoint (C7 Spinosus Processus , Acromian) , (2) Caudal

(1) 2 cm

^۴ Wire Electrode

^۵ Pre-Gelled Disposable Surface Electrode , Medtronic

^۶ Dantec Keypoint

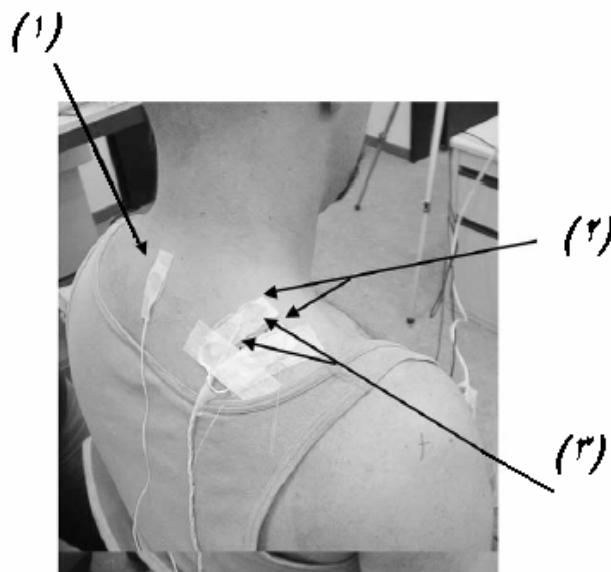
^۷ Anti-aliasing

^۸ (Mecmesin ,S-Beam Load Cell) Force Transducer

^۹ Preprocessing

^{۱۰} Segmentation

^{۱۱} Notch Filter



شکل (۱-۴) : مکان الکترودهای مرجع (۱) ،
سطحی (۲) و الکترودهای داخل عضلانی (۳) ، [۶۴]

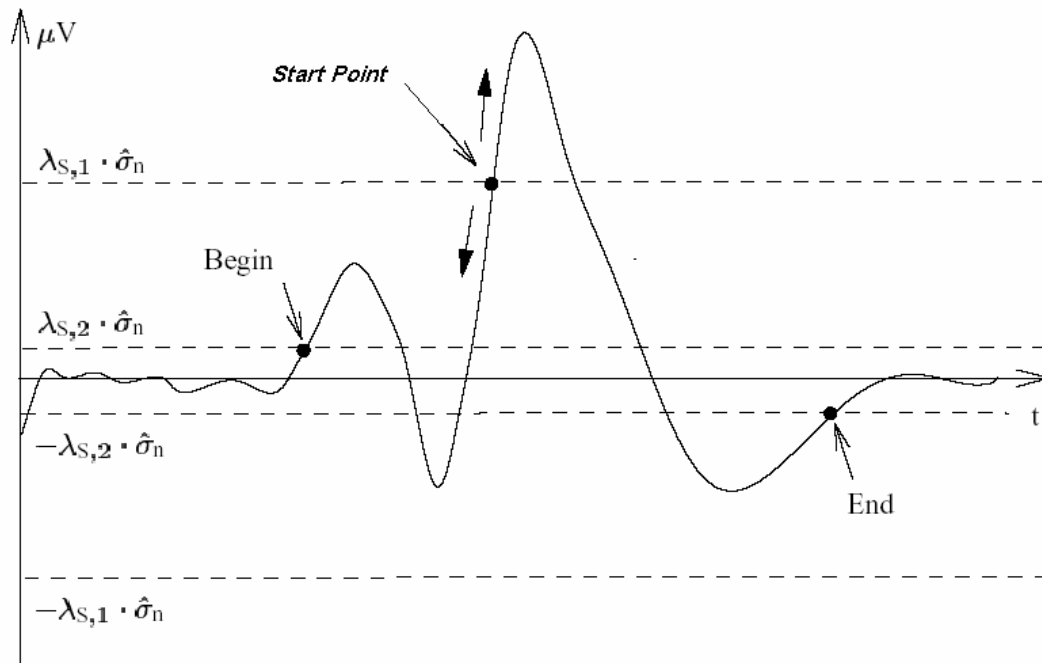
فیلتر کردن داده ها

داده موجود در سه کانال ثبت ، پس از اعمال بخش پیش پردازش به بخش فیلترکننده وارد می شوند. فیلتر به کار رفته ، فیلتر میانگذر FIR درجه ۲۰ با باند عبور $[300,3000](KHz)$ می باشد [۶۴]. این فیلتر برای حذف آرتیفکت حرکتی و کاهش مدت زمان $MUAP$ ها به کار می رود .

۲-۴ شناسایی بخشهای فعال

پس از فیلتر کردن داده ها ، بخشهایی از سیگنال که شامل فعالیت کم واحدهای حرکتی هستند (بخشهای فعال) و همچنین بخشهای شامل $MUAP$ ها شناسایی می شوند. این تقسیم بندی بوسیله آستانه گذاری و بر اساس تخمین توان نویز صورت می گیرد. در شکل (۲-۴) ، آستانه های مورد نیاز ، نشان داده شده اند. ابتدا و انتهای بخش فعال ، توسط فعالیت سیگنال الکترومایوگرام بدست می آید. مکان اولی که توسط الگوریتم ، شناسایی می شود در شکل (۲-۴) با نام Starting Point معرفی می شود. این مکان ، قبل از شناسایی ابتدا و انتهای بخشهای فعال ، توسط الگوریتم شناسایی می شود. با توجه به شکل (۲-۴) ، اگر نمونه ای از سیگنال مورد بررسی از یکی از دو آستانه $\pm \lambda_{s,1} \sigma_n$ عبور کند (قسمت بالا رونده و یا پایین رونده) ، یک بخش فعال شناسایی می شود . در روابط مورد استفاده ، σ_n انحراف استاندارد نویز سیگنال است. ابتدا و انتهای بخش فعال با استفاده از آستانه های $\pm \lambda_{s,2} \sigma_n$ بدست می آیند . هرگاه نمونه های سیگنال ، حداقل به مدت ۵/۰ میلی ثانیه بین دو آستانه قرار گیرند ، ابتدا و انتهای بخش فعال را مشخص می کنند . بر این اساس ، الگوریتم از مکان Start Point به سمت جلو و عقب حرکت می کند . هرگاه معیار گفته شده

برآورده شود ، به ترتیب ابتدا و انتهای سیگنال ، مشخص خواهد شد . پارامترهای $\lambda_{s,1}$ و $\lambda_{s,2}$ به ترتیب در محدوده های [3,5] و [1,3] قرار داشته و می تواند توسط اپراتور تغییر داده شود . مقادیر از پیش تعیین شده برای این پارامترها به ترتیب برابر با ۴ و ۳ می باشد .



شکل (۴-۲) : نحوه شناسایی بخش فعال در سیگنال ، در این شکل آستانه های $\pm \lambda_{s,1} \sigma_n$ و $\pm \lambda_{s,2} \sigma_n$ به ترتیب برای تشخیص وجود بخش فعال و ابتدا و انتهای آن ، مورد استفاده قرار می گیرد . در این شکل **Start Point**، **Begin** و **End** به ترتیب نشاندهنده مکان شروع الگوریتم ، نقاط ابتدایی و انتهایی بخش فعال می باشد . [۵۷]

لازم به ذکر است که پس از بدست آوردن یک بخش فعال ، دو شرط در مورد آن بررسی می شود و اگر هر دو شرط مورد بررسی ، صدق کند بخش فعال مورد نظر برای پروسه های بعدی ذخیره می شود . دو شرط مذکور به شرح زیر است :

- ۰۱ مدت زمان بخش فعال ($t_{End} - t_{Begin}$) کمتر از $L_s = 3(msec)$ نباشد .
- ۰۲ مقدار ماکزیمم پیک در پیک ($V_{max} - V_{min}$) کمتر از $V_s = 50(\mu V)$ نباشد .

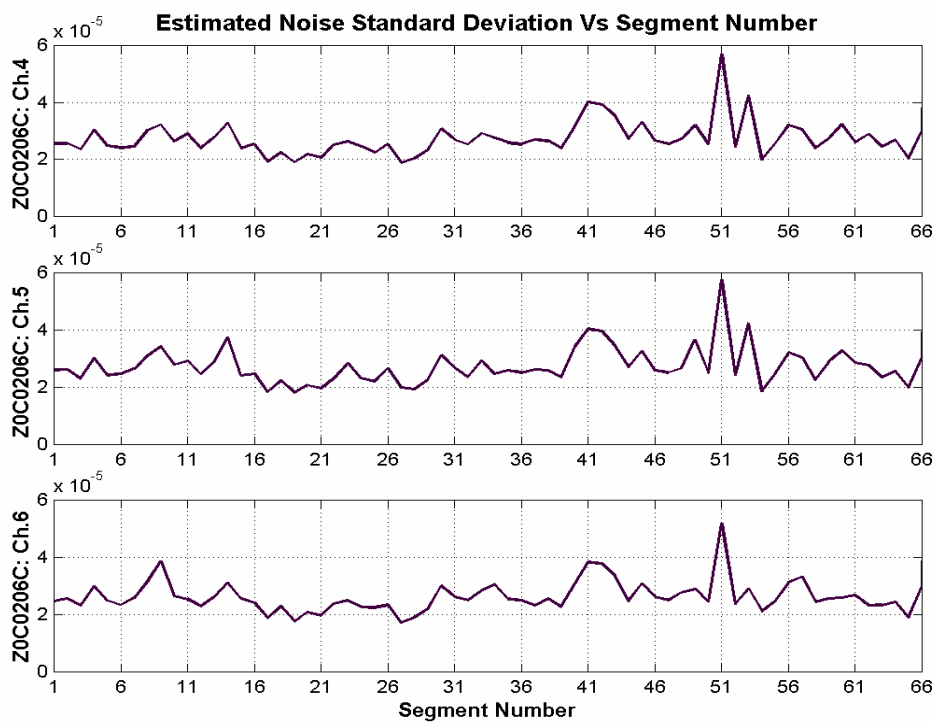
لازم به ذکر است که مقادیر V_s و L_s می تواند توسط اپراتور تغییر داده شود . نکته دیگر ، نحوه محاسبه انحراف استاندارد نویز (σ_n) می باشد که به شرح زیر است :

با توجه به اینکه حجم داده های کلی بسیار زیاد است ، داده ها برای پروسه در بخشهای ۱۰ ثانیه ای ذخیره می شوند . برای محاسبه σ_n از بیست مکان متفاوت هر بخش ۱۰ ثانیه ای استفاده

شده و پارامتر σ_i^2 بر اساس رابطه (۱-۴) در هر مکان، بدست می آید. سپس σ_n بر اساس رابطه $\sigma_n = \min_i(\sigma_i)$ بدست می آید.

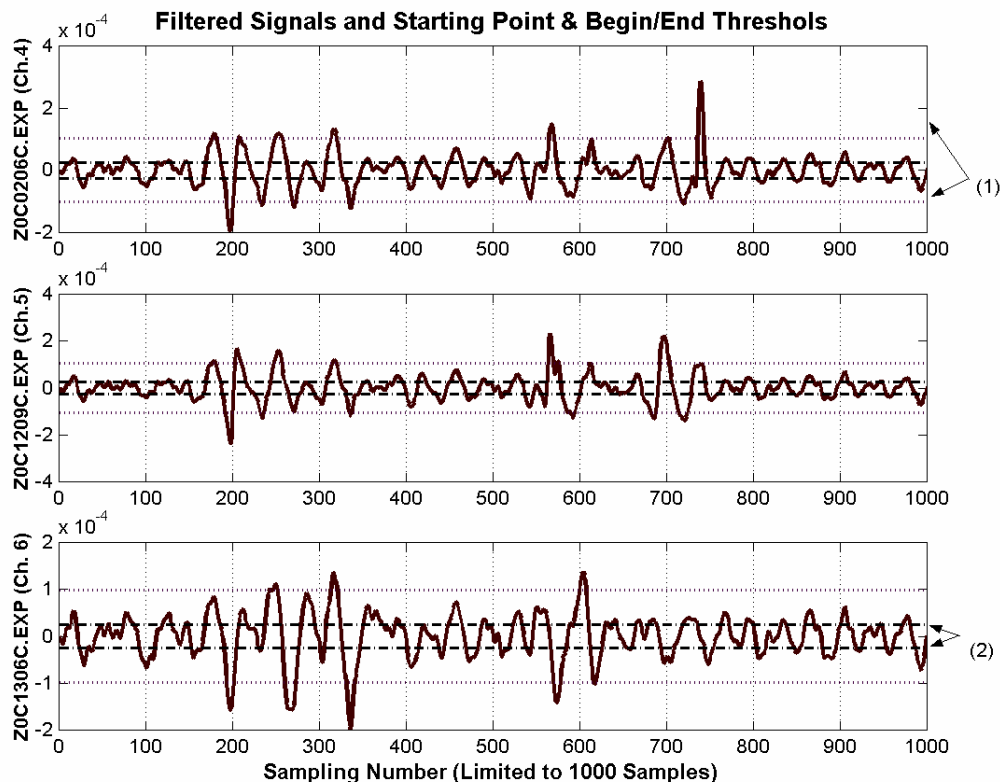
$$\sigma_i^2 = \frac{1}{L_R} \sum_{k=1}^{i+L_R-1} s_{EMG}^2[k] \quad (1-4)$$

در رابطه بالا، پارامتر L_R در محاسبه پهنای پنجره مورد استفاده قرار گرفته و بر اساس [۵۷] مقدار ۴۰۰ برای آن مناسب است. پارامتر $s_{EMG}[k]$ نیز نمونه k ام از سیگنال فیلترشده موجود در بخش ۱۰ ثانیه ای می باشد. به اینصورت، پارامتر σ_n برای هر بخش ۱۰ ثانیه ای از سیگنال، محاسبه شده و در نتیجه، در هر ۱۰ ثانیه تنظیم مجدد می گردد تا با تغییرات سیگنال ثبت شده، تطبیق داده شود. به بیان دیگر، می توان از ابتدای بخشهای ۱۰ ثانیه ای، ۲۰ قسمت ۴۰۰ نمونه ای به ترتیب و پشت سر هم انتخاب کرد و واریانس آنها را بدست آورد و مینیمم آنها را به عنوان σ_n انتخاب کرد. در شکل (۳-۴) نمودار انحراف استاندارد تخمین زده شده نویز موجود در کانالهای ثبت ۴، ۵ و ۶ در داده Z0C0206C بر حسب بخشهای ۱۰ ثانیه ای از سیگنال، نشان داده شده است.



شکل (۳-۴): نمودار انحراف استاندارد نویز تخمین زده شده در کانالهای ثبت شماره ۴ (بالا) ۵ (وسط) و ۶ (پایین) در داده Z0C0206C بر حسب شماره بخش ۱۰ ثانیه ای از سیگنال

نمودار مربوط به بخش ۱۰ ثانیه ای اول داده های مورد بررسی در صفحه قبل به همراه آستانه-های مربوط به شناسایی بخش فعال ($\pm \lambda_{s,1} \sigma_n$) و همچنین آستانه های مربوط به شناسایی ابتدا و انتهای بخش فعال ($\pm \lambda_{s,2} \sigma_n$) در شکل (۴-۴) نشان داده شده است.

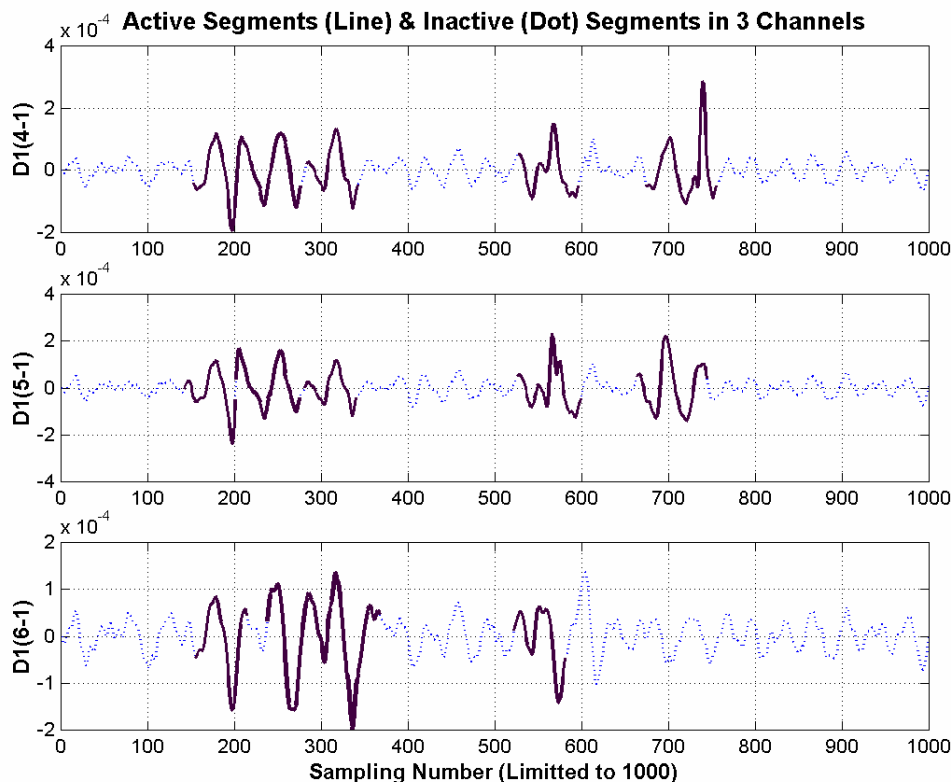


شکل (۴-۴): نمودار سیگنالهای فیلتر شده در کانالهای ۴ (بالا)، ۵ (وسط) و ۶ (پایین) در داده Z0C0206C به همراه آستانه های $\pm \lambda_{s,1} \sigma_n$ (۱) و $\pm \lambda_{s,2} \sigma_n$ (۲) در هر مورد

لازم به ذکر است که پارامترهای مورد استفاده در شکل (۴-۴)، یعنی $\lambda_{s,1}$ و $\lambda_{s,2}$ به ترتیب برابر با ۴ و ۱، انتخاب شده است.^{۱۲} نکته دیگر اینکه با توجه به شکلهای (۳-۴) و (۴-۴)، شباهت مقدارهای انحراف استاندارد نویز تخمین زده شده و متعاقبا آستانه های مورد استفاده بسیار زیاد می باشد. با توجه به اینکه در شناسایی بخشهای فعال از پنجره ای با پهنای ثابت استفاده نشده و نتیجه آن، متفاوت بودن تعداد نمونه های الگوهای بدست آمده خواهد بود. به بیان دیگر، همانگونه که در بخش سوم، استفاده از الگوهایی با تعداد نمونه های ثابت مورد بررسی قرار گرفت و مشکلات آن نیز بیان شد، در این بخش از پنجره ای با تعداد نمونه متفاوت استفاده می شود و در ادامه، نتیجه استفاده از آن نیز بررسی خواهد شد. شکل بخشهای فعال شناسایی شده در داده های $D1(4,5,6-1)$ ^{۱۳} در شکل (۵-۴) نشان داده شده است. با توجه به بخشهای فعال موجود در داده مورد بررسی، تشابه تقریبی زمانی بخشهای فعال در سه کانال ثبت مشهود است.

^{۱۲} لازم به ذکر است در داده های موجود در ادامه بخش، پارامترهای $\lambda_{s,1}$ و $\lambda_{s,2}$ به ترتیب برابر با ۴ و ۲، می باشد.

^{۱۳} لازم به ذکر است پس از یافتن بخشهای فعال، از فرمت خاصی برای معرفی داده ها استفاده می شود. به عنوان مثال، در مورد $D1(4,5,6-1)$ ، بخش (۱) از کانالهای ثبت ۴، ۵ و ۶ در داده Z0C0206C مورد نظر است. داده های Z0C1209C و Z0C1306C نیز به ترتیب با $D2$ و $D3$ معرفی می شوند. شماره مورد استفاده در مورد بخش سیگنال، با استفاده از رابطه $[10 * (i-1) + 1 : 10 * i]$ به فاصله زمانی سیگنال موجود در بخش شماره (i)، تبدیل می شود. دلیل ذخیره داده ها در بخشهای اثباتی، حجم بسیار زیاد داده ها بوده که آنالیز تمامی آنها با توجه به محدودیتهای حافظه سیستم، انجام پذیر نبوده است.



شکل (۵-۴): بخشهای فعال و غیر فعال در داده های $D1(4-1)$ (بالا) ، $D1(5-1)$ (وسط) و $D1(6-1)$ (پایین) ، بخشهای فعال و غیر فعال با خطوط توپر و خط چین نشان داده شده اند .

اکنون قبل از آنکه ، به بخشهای دیگر الگوریتم LODEC^{۱۴} بپردازیم ، روشهای استفاده شده از تبدیل ویولت در این الگوریتم مورد بررسی قرار می گیرد . در این بررسی ، دلایل افزایش کارایی الگوریتم تقنیک سیگنال الکترومایوگرام بوسیله استفاده از تبدیل ویولت نیز مورد بحث قرار خواهد گرفت .

۳-۴ چگونگی استفاده از تبدیل ویولت در الگوریتم LODEC

اولین سؤالی که پس از الگوریتم شناسایی بخشهای فعال ، به نظر می رسد ، اینست که با توجه به متفاوت بودن تعداد نمونه ها در بخشهای تشخیص داده شده ، روش مقایسه آنها ، چگونه است ؟ به سؤال مطرح شده در این بخش ، پاسخ داده می شود . نکات دیگری که در این بخش ، بررسی می شود شامل استخراج ویژگی ضرایب ویولت ، دلایل عدم استفاده از ضرائب ویولت در برخی از باندهای فرکانسی می باشد . با استفاده از ویژگیهای بدست آمده ، تغییراتی نیز در الگوریتم خوشه یابی SLNN^{۱۵} می دهیم و از آن در خوشه یابی بخشهای فعال ، استفاده خواهیم کرد .

^{۱۴} LODEC : Long-term DEComposition

^{۱۵} Single Linkage Nearest Neighbor

تبدیل ویولت در مراجع فراوانی مورد بررسی قرار گرفته اند و با توجه به اینکه هدف ما ، استفاده از تبدیل ویولت است تا اینکه به بررسی تاریخچه ، مقدمات و بحثهای ریاضی آن بپردازیم. بدین دلیل ، خلاصه ای در مورد تبدیل ویولت ارائه شده و پس از آن به روشهای استفاده از آن در الگوریتم LODEC خواهیم پرداخت. این توضیحات مقدماتی در بخش (۴-۳-۱) ارائه می شود [۷] ، [۴۰] و سپس به بحث اصلی باز خواهیم گشت .

۴-۳-۱ مقدمه

یک سیگنال یا تابع $f(t)$ با استفاده از رابطه (۴-۲) به صورت بهتری آنالیز و یا پردازش می شود .

$$f(t) = \sum_l a_l \psi_l(t) \quad (۲-۴)$$

در رابطه بالا ، پارامتر l اندیکسی برای جمع محدود و یا نامحدود می باشد و a_l ، ضرایب یک بسط و $\psi_l(t)$ ، مجموعه ای از توابع می باشد. اگر بسط (۴-۲) ، منحصر به فرد باشد به مجموعه توابع ، کلاسی از توابع پایه گفته می شود. اگر ، توابع پایه ، متعامد^{۱۶} باشند ، رابطه (۴-۳) نیز صدق خواهد کرد .

$$\langle \psi_k(t), \psi_l(t) \rangle = \int \psi_k(t) \psi_l(t) dt = 0 \quad , k \neq l \quad (۳-۴)$$

سپس ، ضرایب بسط نیز بوسیله اپراتور ضرب داخلی^{۱۷} و بر اساس رابطه (۴-۴) بدست می آید .

$$a_k = \langle f(t), \psi_k(t) \rangle = \int f(t) \psi_k(t) dt \quad (۴-۴)$$

در تبدیل فوریه ، توابع پایه متعامد $\psi_k(t)$ برابر با $\sin(k\omega_0 t)$ و $\cos(k\omega_0 t)$ (با فرکانس $k\omega_0$) می باشد. توابع پایه در مورد بسطهای هرمیت-رودریگوز و هرمیت همبسته نیز در بخش دوم مورد بررسی قرار گرفت. در مورد بسط ویولت^{۱۸} ، یک سیستم دو پارامتری با استفاده از رابطه (۴-۵) طراحی می شود .

$$f(t) = \sum_k \sum_j a_{j,k} \psi_{j,k}(t) \quad (۵-۴)$$

در رابطه بالا ، هر دو پارامتر j و k ، اندیسهای صحیح بوده و $\psi_{j,k}(t)$ نیز توابع بسط ویولت بوده که معمولاً تشکیل توابع پایه متعامد می دهند. در این بسط ، $a_{j,k}$ تبدیل ویولت گسسته^{۱۹} تابع $f(t)$ بوده و رابطه (۴-۵) ، تبدیل معکوس می باشد. با توجه به مطالب گفته شده ، تمامی

^{۱۶} Orthogonal

^{۱۷} Inner Product Operator

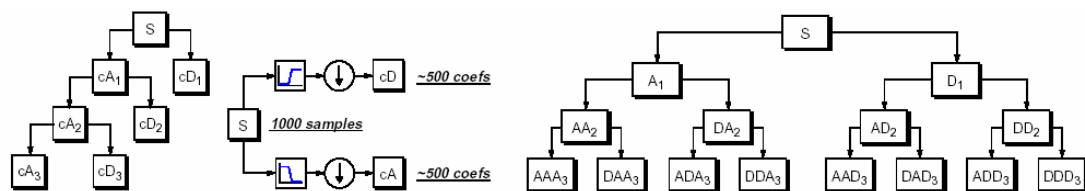
^{۱۸} Wavelet Expansion

^{۱۹} Discrete Wavelet Transform (DWT)

سیستمهای ویولت نسل اول بوسیله یک تابع مقیاس کننده ، بدست می آیند که به آن ، تابع ویولت مادر ($\psi(t)$) نیز گفته می شود. در این سیستمها ، تابع $\psi_{j,k}(t)$ توسط رابطه (۴-۶) بدست می آید .

$$\psi_{j,k}(t) = 2^{j/2} \psi(2^j t - k) \quad j, k \in \mathbb{Z} \quad (4-6)$$

در حقیقت ، نسخه های شیفته یافته و مقیاس شده تابع مادر ، در بسط ویولت مورد استفاده قرار می گیرد. با استفاده از تبدیل ویولت می توان تفکیک سیگنال را در مراحل مختلف انجام داد. به عنوان مثال ، اگر بخواهیم اجزای فرکانس بالا و پایین سیگنالی را از هم جدا کنیم ، از فیلتر کردن یک مرحله ای بر اساس بخش میانی شکل (۴-۶) استفاده می کنیم. اگر تفکیک سیگنال در چندین مرحله انجام گیرد (به عنوان مثال ۳ مرحله) با استفاده از ساختاری مشابه بخش سمت چپ شکل (۴-۶) استفاده می کنیم. در این روش ، اجزای فرکانس پایین در هر مرحله به بخشهای فرکانس پایین و بالای دیگری تفکیک می شوند. این مسیر تا رسیدن به سطح تفکیک مورد نظر ادامه می یابد. حال اگر اجزای فرکانس بالا نیز تفکیک شوند ، آنالیز WP^{۲۰} انجام گرفته است که نمونه ای از آن در بخش سمت راست شکل (۴-۶) ، نشان داده شده است .



شکل (۴-۶) : تفکیک سیگنال توسط تبدیل ویولت در یک سطح (وسط) ، سه سطح (چپ) و استفاده از آنالیز WP برای تفکیک سیگنال به سه سطح (راست) ، [۴۰]

با استفاده از تبدیل ویولت ، قادر خواهیم بود که پردازش سیگنال را بر سیگنالهای غیر ایستا انجام داده و خواهیم توانست پروسه های فشرده سازی و حذف نویز را نیز با کیفیت بالاتری انجام دهیم .

۲-۳-۴ بررسی تغییرات شکل موج MUAP^{۲۱}

در این بخش ، ارتباط بین تغییرات شکل موج MUAPها و ضرائب ویولت مورد بررسی قرار خواهد گرفت . همانگونه که در بخش سوم ، راه حلی برای کاهش این خطا ارائه شد (الگوریتم بالا برنده رزولوشن) ، در این بخش نیز روشی برای کاهش این خطا ارائه می شود که به فرایند استخراج ویژگی و مقایسه الگوهایی با تعداد نمونه متفاوت ، منجر خواهد شد. بر این اساس ، تفاوت بین ضرائب ویولت نمونه اصلی و نمونه شیفته یافته از آن ، مورد بررسی قرار خواهد گرفت و با توجه به آن ، استخراج ویژگی انجام می شود. تغییرات شکل موج MUAPها در عمل بوسیله سه عامل مهم ، تأثیر پذیر می باشد [۵۸] ، که در صفحه بعد ، بررسی خواهند شد .

^{۲۰} Wavelet Packet Analysis

^{۲۱} Muap Shimmer :MSH

۰۱ اولین فاکتور ، آفست زمانی نمونه های شکل موجها می باشد . خطای کلی مربوط به تنظیم شکل موجها بر اساس آفست ، به فرکانس نمونه برداری و مشتق شکل موج بستگی دارد . این خطا با استفاده از نمونه برداری با فرکانس بالا (۲ تا ۵ برابر فرکانس نایکویست) و یا درونیایی کاهش می یابد ولی تعداد نمونه ها و حجم عملیات محاسباتی ، افزایش می یابد .

۰۲ دومین فاکتور از نوسانات موضعی خط زمینه^{۲۲} و نویز پیش زمینه ناشی می شود . نویز مزبور به خاطر دیپلایزه شدن فیبرهای عضلانی دور از مکان ثبت ، بوجود می آید . این عوامل را می توان به عنوان نویز فرکانس پایینی در نظر گرفت که طیف توان غالب آن پایین تر از فرکانس ۱۵۰ هرتز می باشد . با استفاده از فیلتر میانگذر مورد استفاده در بخش فیلتر ، بیشتر نویز زمینه و همچنین ، اجزای سیگنال که فرکانس آنها کمتر از ۳۰۰ هرتز است ، حذف می شوند .

۰۳ فاکتور سوم ، شامی تمامی نویزهایی است که با نویز پیش زمینه و آفست ، متفاوت است . در مورد این نویز ، فرض بر آن است که چگالی طیف توان آن به صورت تقریباً یکسان در حوزه فرکانس ، توزیع شده است و ما آنرا با نویز سفید ، مدل می کنیم .

با استفاده از آنالیز مالتی رزولوشن^{۲۳} ، ضرائب ویولت ($F_f[m, n]$) یک تابع L_2 ($f(t)$) با استفاده از رابطه (۷-۴) بدست می آید .

$$F_f[m, n] = \langle \psi_{m, n}(t), f(t) \rangle = \int_{-\infty}^{\infty} \psi_{m, n}(t) \cdot f(t) dt \quad (7-4)$$

در رابطه بالا ، $\psi(t)$ تابع پایه ویولت بوده و $\psi_{m, n}(t) = 2^{\frac{m}{2}} \psi(2^{-m}t - n)$ ، نسخه شیفت یافته و مقیاس شده تابع پایه با پارامترهای شیفت n و مقیاس m است . با استفاده از تبدیل فوریه $\psi_{m, n}(t)$ یعنی $\Psi_{m, n}(t)$ ، ضرائب ویولت با استفاده از رابطه (۸-۴) بدست می آید .

$$F_f[m, n] = \frac{1}{2\pi} 2^{\frac{m}{2}} \int_{-\infty}^{\infty} F(\omega) \Psi^*(2^m \omega) e^{j2^m n \omega} d\omega \quad (8-4)$$

در ادامه ، آثار آفست زمانی ، نویز فرکانس پایین در حوزه ویولت بررسی می شود .

آفست زمانی

تبدیل فوریه یک تابع L_2 ($f(t)$) و نسخه شیفت یافته آن ، یعنی $g(t) = f(t - \tau)$ بوسیله $F(\omega)$ و $G(\omega) = F(\omega) e^{-j\omega\tau}$ معرفی می شود . فرکانس نمونه برداری در این توابع ، $1/T$ و پارامتر شیفت نیز در محدوده $[-T/2, T/2]$ قرار دارد . با استفاده از رابطه (۸-۴) ، تفاوت بین ضرائب ویولت توابع f و g با استفاده از رابطه (۹-۴) بدست می آید .

$$F_f[m, n] - F_g[m, n] = \frac{2^{\frac{m}{2}}}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} F(\omega) \Psi^*(2^m \omega) e^{j2^m n \omega} e^{-j(\omega \frac{\tau}{2} - \frac{\pi}{2})} \sin(\frac{\omega \tau}{2}) d\omega \quad (9-4)$$

^{۲۲} Baseline

^{۲۳} Multiresolution

نسبت بین ضریب ویولت $F_f(m, n)$ به تفاوت ضرائب ویولت $F_g(m, n)$ و $F_f(m, n)$ با استفاده از رابطه (۱۰-۴) بدست می آید .

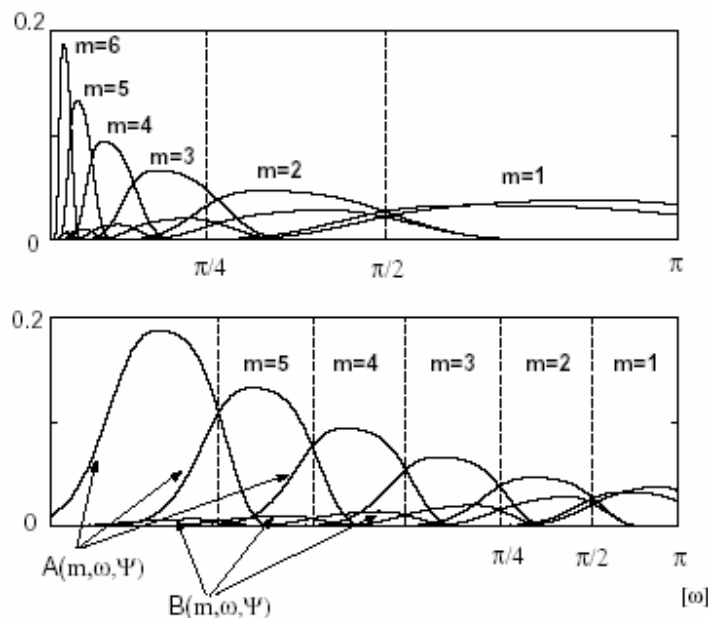
$$\frac{F_f[m, n]}{F_f[m, n] - F_g[m, n]} = \frac{\int_{-\infty}^{\infty} e^{j2^m n \omega} F(\omega) A(m, \omega, \Psi) d\omega}{\int_{-\infty}^{\infty} e^{j2^m n \omega} F(\omega) B(m, \omega, \Psi) e^{-j(\omega \frac{\tau}{2} \frac{\pi}{2})} d\omega} \quad (10-4)$$

در رابطه بالا ، توابع A و B با استفاده از رابطه (۱۱-۴) بدست می آید .

$$A(m, \omega, \Psi) = \frac{2^{\frac{m}{2}}}{2\pi} \Psi^*(2^m \omega) \quad , \quad B(m, \omega, \Psi) = A(m, \omega, \Psi) \left[2 \sin\left(\frac{\omega \tau}{2}\right) \right] \quad (11-4)$$

با توجه به روابط (۹-۴) ، (۱۰-۴) و (۱۱-۴) ، اثر آفست زمانی بر ضرائب ویولت در باندهای فرکانس بالاتر نسبت به باندهای فرکانس پایین تر ، بسیار بیشتر است و دلیل آن ، وجود عامل $2 \sin\left(\frac{\omega \tau}{2}\right)$ برای $\tau \in \left[-\frac{T}{2}, \frac{T}{2}\right]$ می باشد . مثالی در مورد توابع A و B با استفاده از فیلتر db^{24}

با تابع مادر ویولت db^{10} و $\tau = \tau_{\max} = \frac{T}{2}$ ، در شکل (۷-۴) موجود است . این نمودار با استفاده از روابط (۱۱-۴) و $\Psi(2^m \omega) = 2^{-m} F\{\psi(2^{-m} t)\}$ (تبدیل فوریه) بدست آمده است .



شکل (۷-۴) : شکل اندازه توابع A و B در مقیاسهای فرکانسی خطی (بالا) و لگاریتمی (پایین) ، تابع ویولت مادر db^{10} می باشد [۵۷]

^{۲۴} Daubechies Filter

^{۲۵} db^{10} : ۱۰ Vanishing Moments , Compactly Support

با تعریف $e(t)$ به عنوان اختلاف بین سیگنالهای $f(t)$ و $g(t) = f(t - \tau)$ ، نرم L_2 تابع $e(t)$ را می توان هم در حوزه زمان و هم در حوزه ویولت با استفاده از قانون پارسوال^{۲۶} بر اساس رابطه (۱۲-۴) بدست آورد.

$$\|e(t)\| = \|f(t) - g(t)\| = \sqrt{\sum_m \sum_n |F_f[m, n] - F_g[m, n]|^2} \quad (12-4)$$

با توجه به مطالب گفته شده، بیشترین انرژی $e(t)$ در بالاترین باند فرکانسی $m = 1$ که بوسیله نیمی از ضرائب ویولت معرفی می شود، قرار دارد. این یکی از دلایلی است که بر اساس آن، نباید از ضرائب ویولت باند فرکانسی $m = 1$ برای طبقه بندی استفاده کرد. این نکته در ادامه، بوسیله شبیه سازی نیز مورد بررسی قرار می گیرد. دلیل دیگر اینکه، مشخصه فرکانسی فیلتر آنتی الیاسینگ در بخش پیش پردازش، در انتخاب ضرائب ویولت مؤثر است. این فیلتر در مورد داده های مورد بررسی، فرکانس قطع ۳ دسی بل آن، ۳ کیلوهرتز بوده و در باند قطع، دارای تضعیف ۱۰۰ دسی بل بر اکتاو می باشد. در نتیجه، هیچ اطلاعات مهمی در فرکانسهای بالاتر از ۳ کیلوهرتز (ضرائب ویولت بیشترین باند فرکانسی $m = 1$) وجود ندارد.

نویز فرکانس پایین

همانگونه که ذکر شد، نویز پیش زمینه و نوسانات موضعی دارای اجزای فرکانس پایین بوده و قبل از بخش طبقه بندی، توسط فیلترهای اعمالی به سیگنال تضعیف می شوند. اگر بخواهیم طبقه بندی را در حوزه ویولت انجام دهیم، از به کار بردن ضرائب ویولتی که مطابق با باندهای فرکانسی پایین تر از ۱۵۰ هرتز هستند، باید پرهیز شود. مقدار SNR سیگنال نیز در این بازه فرکانس، افت می کند. این همان دلیلی است که بر اساس آن آنالیز مالتی رزولوشن تا ۵ سطح، مورد نیاز بوده و از استفاده از ضرائب تقریب^{۲۷} پرهیز می شود.

۳-۳-۴ شبیه سازی اثرات MSH^{۲۸} بر ضرائب ویولت

در این بخش، مطالب ذکر شده در بخش (۲-۳-۴) با استفاده از شبیه سازی، بررسی می شود. نکته ای که در ابتدا باید به آن اشاره شود، شرط استفاده از رابطه (۹-۴) است. مطالبی که تا کنون در مورد آفست زمانی و اثرات بیشتر آن در مورد باند $m = 1$ ، بیان شد هنگامی برقرار است که شرط ایزوله بودن تابع L_2 ($f(t)$) صدق کند [۶۰]. با توجه به اینکه، سیگنال f ، همان بخشهای فعال تشخیص داده شده است، شرط مزبور در آنها صدق نمی کند و ضرائب ویولت آنها تحت تأثیر بخشهای مجاور خواهد بود. برای ایزوله کردن این بخشها، هر بخش فعالی به یک بردار ۱۲۸ عنصری نگاشت می شود. با توجه به محدودیت اعمالی به الگوریتم شناسایی قمستهای فعال، تعداد نمونه های آن بخشها کمتر از ۱۲۸ می باشد. به این ترتیب، نمونه ای که دارای ماکزیمم دامنه است در وسط بردار (نمونه شماره ۶۴) قرار

^{۲۶} Parseval Theorem

^{۲۷} پس از آنکه از فیلترهای پایین گذر و بالا گذر در آنالیز مالتی رزولوشن، استفاده می شود نتایج مربوط به فیلتر پایین گذر، با نام "ضرائب تقریب" (Approximation Coefficients) و فیلتر بالا گذر به "ضرائب جزئیات" (Detail C.) استفاده می شوند.

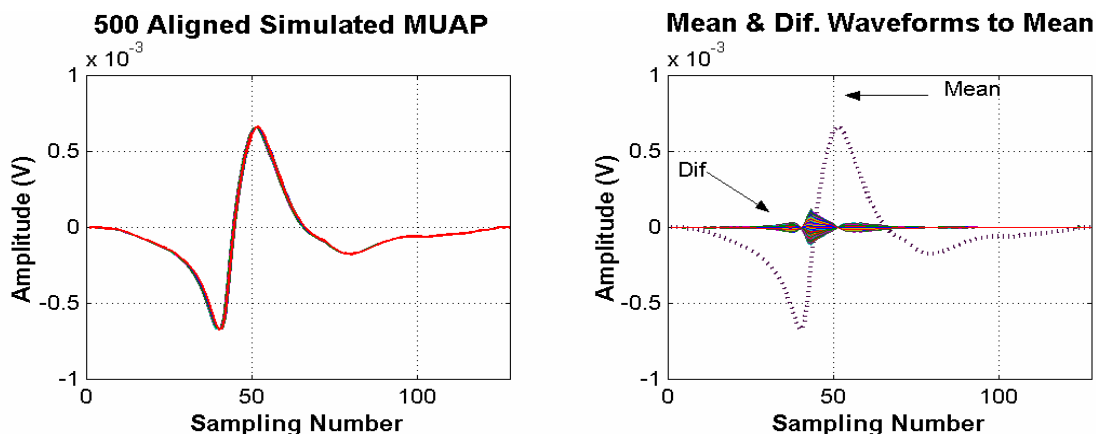
^{۲۸} MUAP Shimmer

داده شده و بر اساس آن، شکل موج با استفاده از الگوریتم تنظیم الگوها با معیار پیک در پیک (بخش سوم) تنظیم شده و دو انتهای بردار با صفر پر می شود. به دلیل اینکه از فیلتر میانگذر در بخش فیلتر، استفاده شده است و همچنین دو انتهای بردار با صفر پر شده است، هم مشکل متفاوت بودن تعداد نمونه های بخشهای فعال، حل می شود و هم اینکه بخشهای فعال، اکنون توابع ایزوله شده L_2 می باشند. ضرب و یولت با استفاده از فیلترهای دابیشز^{۲۹}، تابع مادر $db10$ و تکنیک پر کردن دو انتهای بردار با صفر^{۳۰} بدست آمده است.

بررسی اثر آفست زمانی بر ضرائب ویولت

برای این منظور، یک تابع پیوسته در زمان مورد نیاز است که بتوان با استفاده از آفست های زمانی متفاوت، نمونه های گسسته در زمانی برای تست مطالب گفته شده ایجاد کرد. با توجه به اینکه اگر تابع مورد نظر، شکل موج MUAP باشد نتایج قابل قبولی در مقایسه با نتایج حقیقی بدست خواهد آمد، از روشهای گفته شده در بخش سوم استفاده خواهیم کرد. بر این اساس، یکی از MUAP های بدست آمده از داده BA1203 (بخش سوم) را انتخاب کرده و تعداد نمونه آن را به نحوی انتخاب می کنیم که از 128 کمتر باشد. اکنون، دو طرف بردار را به نحوی صفر قرار می دهیم که تعداد نمونه های آن به 128 نمونه برسد. سپس، با استفاده از الگوریتم موجود در بخش (۲-۲-۳)، تابع زمان پیوسته آنرا بدست می آوریم. پس از آن، تعداد 500 عدد تصادفی با توزیع یکسان در فاصله زمانی $\left[-\frac{T}{2}, \frac{T}{2}\right]$ (T = پریود نمونه برداری) ایجاد کرده که در حقیقت

آفستهای زمانی مورد استفاده هستند. سپس، مجدداً با استفاده از الگوریتم بخش (۲-۲-۳) نمونه های گسسته در زمان را برای 500 عدد شکل موج MUAP که در حقیقت نسخه ای با آفست زمانی از MUAP اولیه است را ایجاد کرده و از آنها در پروسه های بعدی، استفاده می کنیم. در شکل (۸-۴) شکل موجهای ایجاد شده با الگوریتم تنظیم پیک در پیک (بخش سوم) به همراه شکل موج میانگین و اختلاف شکل موجها از شکل موج میانگین، نشان داده شده است.

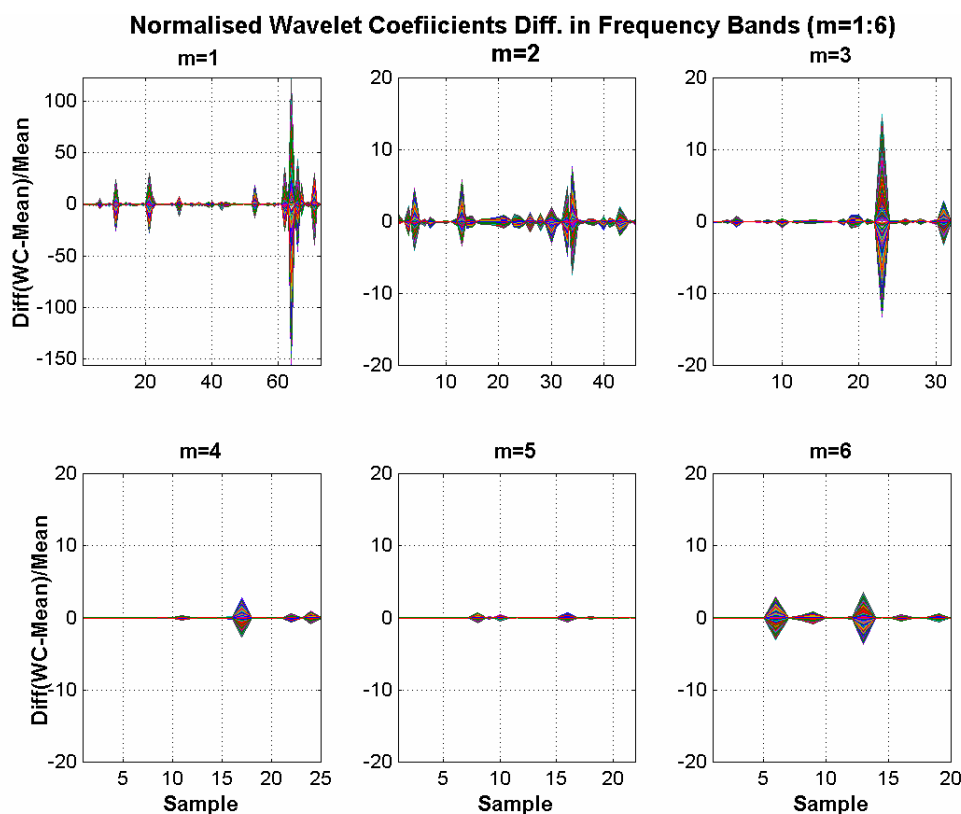


شکل (۸-۴): شکل موج 500 MUAP تنظیم شده پیک در پیک و شبیه سازی شده (سمت چپ) میانگین (Mean) و اختلاف شکل موجهای شبیه سازی شده با شکل میانگین (Dif) (سمت راست)

^{۲۹} Daubechies Filter

^{۳۰} Zero-Padding

اکنون ، میانگین و اختلاف ضرائب ویولت^{۳۱} در شکل موجها با ضرائب ویولت در شکل میانگین در باندهای فرکانسی ۱ تا ۶ ، محاسبه می کنیم . اختلاف ضرائب نرمالیزه شده به میانگین بدست آمده در شکل (۹-۴) نشان داده شده است .



شکل (۹-۴): تفاوت ضرائب ویولت نرمالیزه شده نسبت به میانگین آنها در ۶ باند فرکانسی (ضرائب جزئیات)

با توجه به شکل (۹-۴) ، تغییرات ضرائب ویولت در باندهای فرکانسی پایینتر ($m = 4,5,6$) نسبت به باندهای فرکانسی بالاتر ($m = 1,2,3$) کمتر است . با توجه به همین شکل ، بیشترین تغییرات مربوط به ضرائب ویولت بالاترین باند فرکانسی ($m = 1$) بوده و این همان دلیلی است که بر اساس آن ، از ضرائب ویولت بالاترین باند فرکانسی در استخراج (انتخاب) ویژگی ، نباید استفاده شود .

بررسی اثر اضافه کردن نویز به همراه آفست زمانی بر مقدار SNR سیگنال (باندهای فرکانسی)

در این بخش ، اثر اضافه کردن آفست زمانی و (یا) نویز سفید به سیگنال MUAP مورد بررسی قرار می گیرد . در ابتدا ، تعریف مقدار SNR در حوزه زمان و فرکانس بر اساس [۵۷] بیان می شود .

^{۳۱} تفکیک سیگنال در این مثال ، به ۶ سطح انجام شده که "ضرائب جزئیات" آنها از شماره ۱ تا ۶ بوده و مورد استفاده قرار گرفته است . با توجه به توضیحات قبلی ، از "ضرائب تقریب" سطح ۶ ($m_a = 6$) استفاده نشده است .

اگر سیگنال مورد بررسی، $x(t)$ و نویز مورد نظر نیز، $e(t)$ باشد مقدار SNR در حوزه زمان با استفاده از رابطه (۴-۱۳) بدست می آید. این نکته نیز لازم به ذکر است که پارامتر $e(t)$ در اینجا تفاوت سیگنال شیفیت یافته با سیگنال اصلی ($x(t)$) می باشد.

$$r^{SNR} = 10 \log \frac{\|x(t)\|^2}{\|e_i(t)\|^2} \quad (۴-۱۳)$$

اکنون، مقدار SNR سیگنال در یک باند فرکانسی خاص (m) نیز بر اساس رابطه (۴-۱۴) می باشد. در این رابطه، $F_{d,x}$ ، $F_{d,e}$ و M_m به ترتیب ضرائب ویولت سیگنال x و e و تعداد ضرائب ویولت باند فرکانسی m می باشد.

$$r_m^{SNR} = 10 \log \frac{\sum_{n=1}^{M_m} F_{d,x}[m,n]^2}{\left(\sum_{n=1}^{M_m} F_{d,e}[m,n]^2 \right)} \quad (۴-۱۵)$$

در ابتدا، بدون اضافه کردن نویز سفید و با استفاده از ۵۰۰ شکل موج بدست آمده در بخش قبل، نتایج مربوط به میانگین انرژی $e(t)$ و همچنین مقدار SNR سیگنال اولیه و ضرائب ویولت مورد بررسی در بخش قبل در جدول (۴-۱) خلاصه شده است.

جدول (۴-۱): نتایج مقدار SNR و انرژی نویز موجود در حوزه زمان و باندهای فرکانس ویولت لازم به ذکر است که نتایج موجود در جدول، میانگین ۵۰۰ نمونه می باشد.^{۳۲}

| داده ها نتایج | حوزه زمان | m=۱ | m=۲ | m=۳ | m=۴ | m=۵ | m=۶ | ma=۶ |
|---------------------------------------|--------------|------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| انرژی نویز $e(t)$ مقیاس = 1e-10 | ۲۲۱ | ۰/۸۵ | ۷/۲۴ | ۳۱/۳ | ۸۴/۹ | ۸۲/۱ | ۱۲/۰ | ۰/۳۷ |
| مقدار SNR | ۲۹/۲۹ | ۹/۸۷ | ۱۶/۷۲ | ۲۲/۶۲ | ۲۷/۰۸ | ۲۹/۸۶ | ۳۰/۶۶ | ۳۳/۶۹ |

با توجه به مقدار SNR موجود در جدول، علت عدم استفاده از ضرائب ویولت باند فرکانسی $m=۱$ مشخص می شود. در ادامه، با استفاده از رابطه (۴-۱۶) می توان از تابع اولیه، نسخه های شیفیت یافته و همراه با نویز ایجاد کرد.

$$x_{i,j}(t) = \tilde{x}_j(t - \tau_i) + z_i(t) \quad (۴-۱۶)$$

در رابطه بالا، $z_i(t)$ نویز سفید گوسی با میانگین صفر و واریانس σ_n^2 ، \tilde{x}_j نیز نسخه اولیه از تابع بدون نویز و آفست زمانی، $x_{i,j}$ نیز سیگنال نهایی است. در این رابطه، اندیکس j مربوط به شماره واحد حرکتی و i شماره سیگنال ایجاد شده برای هر واحد حرکتی است. بدین منظور، شکل موج ۶ عدد MUAP استخراج شده از بخش سوم را استفاده کرده و برای هر واحد حرکتی، تعداد صد عدد نسخه شیفیت یافته و همراه با نویز (مقادیر متفاوت σ_n^2) از MUAP اولیه ایجاد می شود.

^{۳۲} ستونهای مربوط به m و ma به ترتیب مربوط به ضرائب ویولت "جزئیات" و "تقریب" باند فرکانسی مورد نظر می باشد.

اکنون با توجه به این نکته که در این حالت، هر دو پارامتر شیفیت و نویز اضافه شده به عنوان نویز محسوب می شوند، با استفاده از [۵۷] مقدار SNR تعریف می شود. بر این اساس، در تعریف مقدار SNR به جای رابطه (۴-۱۶)، از رابطه مشابه $x_{i,j}(t) = \tilde{x}_j(t) + z_i(t)$ استفاده می شود. با فرض آنکه طیف فرکانسی سیگنال اولیه و نویز به ترتیب برابر با $S_n(\omega)$ و $S_{\tilde{x}_j}(\omega)$ باشد، مقدار SNR باند فرکانسی m ، به صورت تقریبی با استفاده از رابطه (۴-۱۷) بدست می آید.

$$\tilde{r}_m^{SNR} = 10 \log \frac{\int_{-\infty}^{\infty} S_{\tilde{x}_j}(\omega) |F_{FT,\psi}(2^m \omega)|^2 d\omega}{\int_{-\infty}^{\infty} S_n(\omega) |F_{FT,\psi}(2^m \omega)|^2 d\omega} \quad (۴-۱۷)$$

در رابطه بالا، $F_{FT,\psi}(\dots)$ نشاندهنده تبدیل فوریه تابع ویولت مادر ψ می باشد. اکنون، فرم ساده شده رابطه (۴-۱۷) به صورت کاربردی، بر اساس رابطه (۴-۱۸) می باشد.

$$\tilde{r}_m^{SNR} = 10 \log \int_{-\infty}^{\infty} S_{\tilde{x}_j}(\omega) |F_{FT,\psi}(2^m \omega)|^2 d\omega - 10 \log (2\pi \sigma_n^2 \|\psi(t)\|^2) \quad (۴-۱۸)$$

لازم به ذکر است که ۶ شکل موج MUAP مورد استفاده، با استفاده از الگوریتم بخش سوم و از داده TO1308 (۲)، استخراج شده است. پارامترهای مربوط به نویز سفید اضافه شده نیز در ۶ گروه شکل موجها به نحوی تنظیم شده است که مقدار SNR سیگنالهای اولیه از ۱۲ دسی بل کمتر نباشد. نتایج میانگین گیری شده مربوط به ۶۰۰ داده در جدول (۴-۲) خلاصه شده است.

جدول (۴-۲): نتایج مقدار SNR در حوزه زمان و باندهای فرکانس ویولت، لازم به ذکر است که نتایج موجود در جدول، میانگین ۵۰۰ نتایج بدست آمده در ۶۰۰ نمونه می باشد.

| داده ها | سیگنال اولیه | m=۱ | m=۲ | m=۳ | m=۴ | m=۵ | m=۶ | ma=۶ |
|-----------|--------------|------|-----|------|------|------|-------|------|
| مقدار SNR | ۱۵/۱۰ | -۲/۱ | ۷/۴ | ۱۲/۳ | ۲۲/۱ | ۲۲/۳ | ۲۳/۰۱ | ۲۰/۱ |

۴-۳-۴ انتخاب ضرائب ویولت و مقایسه بخشهای فعال

با توجه به توضیحاتی که در بخش (۴-۳-۳) ارائه شد، انتخاب ضرائب ویولت در کارایی الگوریتم بسیار مؤثر است. آنچه که از قبل بدست آمد، مناسب بودن ضرائب ویولت جزئیات باندهای فرکانسی ۲ تا ۵ می باشد. اکنون سؤالی پیش می آید که از کدامیک از این ضرائب استفاده شود؟ آیا ترکیبهای آنها نیز مناسب است؟ چه معیاری برای انتخاب ضرائب وجود دارد؟ در پاسخ به این سؤالات باید گفت که روشهای متفاوتی در این باره، ارائه می شود. با توجه به [۵۹]، استفاده از الگوریتم خوشه یابی SLNN در باندهای فرکانسی $\langle 3,4 \rangle$ ، $\langle 3,5 \rangle$ ، $\langle 4,5 \rangle$ ، $\langle 3,4,5 \rangle$ و $\langle 2,3,4,5 \rangle$ در خوشه های مختلف دارای نتایج مختلف است. به بیان دیگر، استفاده از هر یک از این باندهای فرکانسی، وابسته به مشخصات خوشه مورد نظر است و نمی توان به یقین گفت استفاده از یک باند فرکانسی مشخص، تفکیک پذیری یک خوشه را بهتر می کند. با توجه به [۶۰]، با تعریف جدیدی از فاصله بین بخشهای فعال و با استفاده از معیار تک متغیری^{۳۳}

^{۳۳} Univariate Criterion

کارآیی الگوریتم در باند فرکانسی (3,4,5) افزایش یافته است. با توجه به [۵۸]، استفاده از معیار تک متغیری و بررسی نتایج باندهای فرکانسی مختلف (به صورت تنها و یا ترکیبی) در آنالیز مالتی رزولوشن تا سطح تفکیک ششم، استفاده از باند فرکانسی (2,3,4,5) نسبت به هر یک از این باندها و همچنین ضرائب ویولت جزئیات و تقریب باند ششم، نتایج بهتری داشته است. در نهایت، با توجه به [۶۶]، ضرائب ویولتی از باندهای فرکانسی ۲ تا ۵ مورد استفاده قرار می گیرند که معیار فیشر^{۳۴} در خوشه مورد بررسی، صدق کند. در این روش، انتخاب ضرائب به خوشه مورد بررسی وابسته است. در ادامه با بررسی روشهای مقایسه بخشهای فعال، نکات گفته شده در مورد نحوه انتخاب ضرائب ویولت و معیارهای مقایسه کارآیی الگوریتم نیز مورد بررسی قرار می گیرد.

۴-۳-۱ استفاده از ماتریس فاصله^{۳۵}

روش استفاده از ماتریس فاصله در مقایسه (خوشه یابی) بخشهای فعال در [۶۰] ارائه شده است. بر این اساس، چون خطای تنظیم MUAPها با انرژی بیشتر بسیار بیشتر از MUAPهای با انرژی کم می باشد، از فاکتور وزنی استفاده می شود. در این روش از معیار تفاوت^{۳۶} $(d_{k,l})$ بین دو بخش فعال k و l استفاده می شود. تعریف این معیار، در رابطه (۱۹-۴) آمده است.

$$d_{k,l} = \frac{\sum_{m=3}^5 \sum_{n=1}^{N_m} (F_k[m,n] - F_l[m,n])^2}{\min(P_k, P_l)} \quad (19-4)$$

در رابطه بالا، از ضرائب جزئیات ویولت در باندهای فرکانسی $m = 3,4,5$ استفاده شده است و پارامترهای N_m ، F_k و F_l به ترتیب تعداد ضرائب ویولت در باند فرکانسی m ، ضرائب ویولت بخشهای شماره k و l می باشد. تعریف پارامترهای وزنی P_k و P_l نیز در رابطه (۲۰-۴) آمده است.

$$P_k = \sum_{m=3}^5 \sum_{n=1}^{N_m} F_k[m,n]^2, P_l = \sum_{m=3}^5 \sum_{n=1}^{N_m} F_l[m,n]^2 \quad (20-4)$$

معیار تفاوت را می توان به عنوان مربع خطای نسبی بین دو بخش فعال در حوزه فرکانسی انتخابی در نظر گرفت. اگر تعداد بخشهای فعال برابر با L باشد، این معیار برای تمامی بخشهای فعال را می توان در ماتریس فاصله (D) و بر اساس رابطه (۲۱-۴) ذخیره کرد.

$$D = [d_{k,l}] = \begin{bmatrix} 0 & d_{1,2} & \cdots & d_{1,L} \\ d_{2,1} & 0 & \cdots & d_{2,L} \\ \vdots & & \ddots & \\ d_{L,1} & d_{L,2} & \cdots & 0 \end{bmatrix} \quad (21-4)$$

با توجه به اینکه $d_{i,j} = d_{j,i}$ ، عملیات بعدی در عناصر بالای قطر اصلی انجام می گیرد. برای کاهش پیچیدگی الگوریتم تفکیک کلاسهها، در ابتدا MUAPهای دارای تداخل، شناسایی می شوند.

^{۳۴} Fisher

^{۳۵} Distance Matrix

^{۳۶} Dissimilarity Measure

معیاری که بر اساس آن ، یک بخش فعال متعلق به یک کلاس است ، اینست که حداقل ۵ بخش دیگر به همان کلاس تعلق داشته باشند . این نکته نیز واضح است که احتمال برابر بودن شکل ۵ عدد MUAP دارای همپوشانی ، بسیار ناچیز است . در نتیجه ، بخش i هنگامی انتخاب می شود که حداقل پنج بخش دیگر ز دارای شرط $d_{i,j} < 0.1$ باشد . پس از استخراج ویژگی و کاهش فضای جستجو ، تنها کافی است که خوشه های مجزا از هم در فضای اقلیدسی شناسایی شوند . در نتیجه فاصله بین کلاسهای مختلف از فاصله بخشهای موجود در یک کلاس ، بسیار بیشتر است . با استفاده از یک الگوریتم جستجو ، مراحل مذکور انجام شده و بر اساس آن ، تعداد کلاسها (واحدهای حرکتی) و MUAP های متعلق به هر کلاس ، به سادگی بدست می آید .^{۳۷} پس از آنکه کلاسها بدست آمد از معیار تک متغیری برای بررسی نحوه جدا پذیری کلاسها استفاده می شود . این معیار ، توسط رابطه (۲۲-۴) معرفی می شود .

$$Criterion(Uni\ var) = \frac{2}{c(c-1)} \sum_{i=1}^{c-1} \sum_{j=i+1}^c \left[1 - \left(\frac{\sigma_i + \sigma_j}{\mu_i - \mu_j} \right)^2 \right] \quad (22-4)$$

در رابطه بالا ، c نشاندهنده تعداد کلاسها ، μ_i و μ_j میانگینها ، σ_i و σ_j نیز انحراف استاندارد کلاسهای i و j می باشد . بهترین مقدار برای این معیار ، عدد یک است که نشاندهنده جدایی کامل کلاسها از هم می باشد . مقدار منفی نیز نشاندهنده کلاسهای متداخل است .

پایاده سازی الگوریتم

اکنون ، نکات گفته شده را با استفاده از داده های $D1(4,5,6-1:3)$ مورد بررسی قرار می دهیم . در این داده ها ، با استفاده از الگوریتم بخش (۲-۴) بخشهای فعال را شناسایی کرده و و آنها را ایزوله کرده و سپس الگوریتم طبقه بندی مذکور در این بخش را پایاده سازی می کنیم . برای مقایسه نتایج معیار تک متغیری ، با استفاده از الگوریتم ماتریس فاصله در حوزه زمان (یا استفاده از ضرائب ویولت تمام باندهای فرکانسی) ، نیز داده ها را طبقه بندی می کنیم . در ادامه ، نتایج بدست آمده در مورد تعداد بخشهای فعال ، واحدهای حرکتی بدست آمده و معیار تک متغیری در مورد ۹ داده مورد بررسی در جدول (۳-۴) به صورت خلاصه ارائه می شود .

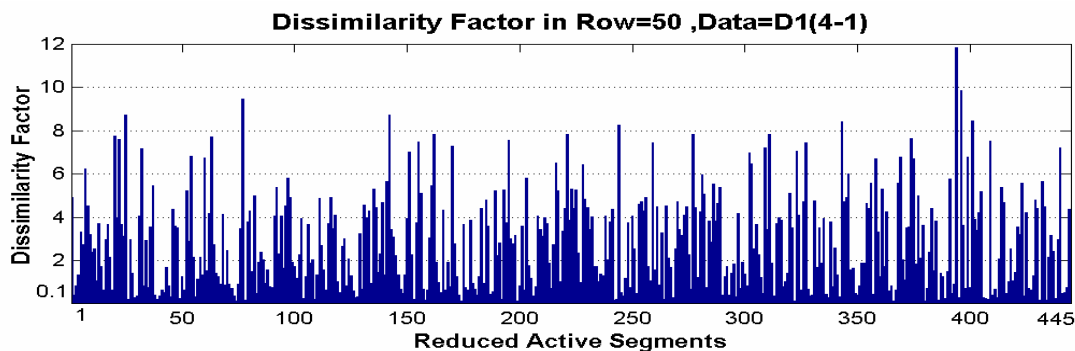
جدول (۳-۴) : تعداد بخشهای فعال ، واحدهای حرکتی و معیار تک متغیری در دو الگوریتم مورد بررسی^{۳۸}

| نام داده مشخصه | D ¹ (۴-۱) | D ¹ (۴-۲) | D ¹ (۴-۳) | D ¹ (۵-۱) | D ¹ (۵-۲) | D ¹ (۵-۳) | D ¹ (۶-۱) | D ¹ (۶-۲) | D ¹ (۶-۳) |
|---------------------------------|-------------------------|-------------------------|-------------------------|-------------------------|-------------------------|-------------------------|-------------------------|-------------------------|-------------------------|
| تعداد بخشهای فعال | ۴۴۸ | ۳۸۰ | ۴۰۶ | ۵۵۶ | ۴۹۷ | ۵۱۱ | ۴۳۶ | ۳۷۵ | ۳۸۸ |
| تعداد کلاسهای تشخیص داده شده | ۷ | ۵ | ۶ | ۸ | ۴ | ۶ | ۹ | ۶ | ۷ |
| معیار تک متغیری الگوریتم DMT | ۰/۸۱ | ۰/۷۲ | ۰/۸۵ | ۰/۷۱ | ۰/۸۸ | ۰/۸۳ | ۰/۷۰ | ۰/۷۵ | ۰/۷۸ |
| معیار تک متغیری الگوریتم DMF | ۰/۹۳ | ۰/۸۱ | ۰/۹۰ | ۰/۷۲ | ۰/۹۳ | ۰/۸۸ | ۰/۷۹ | ۰/۸۱ | ۰/۹۰ |

^{۳۷} لازم به ذکر است الگوریتم طبقه بندی (خوشه یابی) مورد استفاده ، حالت بهینه یافته ای از الگوریتم SLNN می باشد که در بخشهای بعد بیان میشود .

^{۳۸} در این جدول ، منظور از الگوریتمهای DMT و DMF به ترتیب ماتریس فاصله در حوزه های زمان و فرکانس است .

لازم به ذکر است که فیلترهای دابیشز، تابع ویولت مادر $db10$ و آنالیز مالتی رزولوشن در سطح ۵ انجام گرفته است. از ضرائب جزئیات ویولت باندهای $m = 3:5$ در الگوریتم DMF و از تمامی ضرائب جزئیات ویولت باندهای $m = 1:5$ به همراه ضریب تقریب ویولت باند $ma = 5$ در الگوریتم DMT استفاده شده است. با توجه به مقادیر معیار تک متغیری، تفکیک پذیری بهتر داده ها در الگوریتم ماتریس فاصله، کاملاً مشهود است. نکته دیگر در این الگوریتم، پیچیدگی محاسباتی آن است. با توجه به اینکه زمان مورد نیاز در بدست آوردن ماتریس D داده $D1(4-1)$ برابر با ۴۵۰۰ ثانیه^{۳۹} می باشد. با توجه به تعداد بخشهای فعال مورد بررسی (۴۴۸ بخش فعال) و زمان ۱۰ ثانیه ای از سیگنال که در این داده قرار دارد، اگر فرض کنیم که تعداد بخشهای فعال در بخشهای ۱۰ ثانیه ای از سیگنال ۲۰ دقیقه ای ثبت شده، به طور متوسط ۴۴۸ عدد باشد، مدت زمان کلی^{۴۰} برای بدست آوردن ماتریس D در ثبت سه کاناله و ۲۰ دقیقه ای در حدود ۲۲۵۵ شبانه روز خواهد بود! با توجه به این نکته، استفاده از این الگوریتم در ثبتهای طولانی مدت، مقرون به صرفه نیست و در این شرایط می توان نتایج بدست آمده در هر بخش ۱۰ ثانیه ای، محاسبه و نتایج در الگوریتم طبقه بندی نهایی مورد استفاده قرار گیرد. در این حالت، اگرچه دقت الگوریتم کمی کاهش می یابد ولی در زمان، صرفه جویی می شود. به عنوان مثال، زمان مورد نیاز در شرایط مشابه بالا، در حدود ۱۹ شبانه روز می باشد. لذا با توجه به اینکه از ماتریس فاصله در الگوریتم خوشه یابی SLNN نیز استفاده می شود، از روش دوم برای بدست آوردن ماتریس فاصله استفاده خواهد شد. در شکل (۴-۱۰)، عناصر سطر شماره ۵۰ (به غیر از عنصر شماره ۵۰) در داده $D1(4-1)$ که معیار تفاوت بین بخش فعال شماره ۵۰ و بخشهای فعال دیگر است بر اساس الگوریتم DMF به صورت نمودار ستونی، نشان داده شده است. لازم به ذکر است که عناصری که مقدار پارامتر d در آنها کمتر از ۰/۱ است (الگوهای متداخل) در این نمودار نشان داده نشده اند. تعداد الگوهای متداخل در این مثال، سه عدد می باشد.



شکل (۴-۱۰): معیار تفاوت در مقایسه بخش فعال شماره ۵۰ و دیگر بخشهای کاهش یافته در داده $D1(4-1)$

^{۳۹} لازم به ذکر است که رایانه مورد استفاده در بدست آوردن زمان محاسباتی، $PentIII800MHz$ با مقدار حافظه $384MBytes$ می باشد. الگوریتمهای مورد استفاده در بدست آوردن ماتریس D، به بهترین نحو ممکن بهینه بوده و برای افزایش سرعت برنامه، به جای نوشتن برنامه در محیط Matlab از محیط Borland C استفاده شده است.

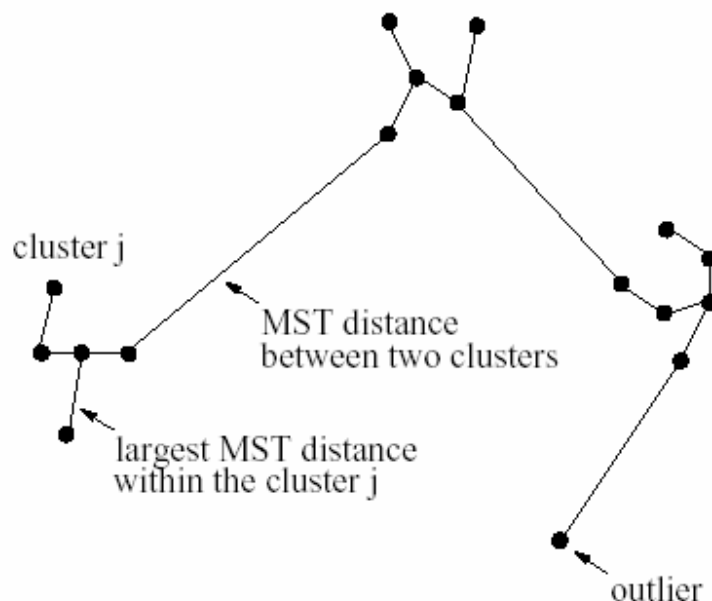
^{۴۰} رابطه ابتکاری بدست آمده، به این شرح است: اگر تعداد بخشهای فعال در قسمتهای ۱۰ ثانیه ای سیگنال به طور متوسط برابر با n و زمان مورد نیاز در محاسبه ماتریس D در بخش ۱۰ ثانیه ای اول برابر با X باشد، در اینصورت زمان مورد نیاز برای بدست آوردن ماتریس D در ثبت m ثانیه ای و با p کانال ثبت، بر اساس تابع زیر بدست می آید:

$$f(n, m, p, X) = \frac{mXp}{10(n-1)} \left(\frac{nm}{10} - 1 \right)$$

اکنون با استفاده از ماتریس فاصله بدست آمده در این بخش ، الگوریتم خوشه یابی SLNN را مورد بررسی قرار می دهیم. در بخش بعد ، روش استفاده از ضرائب ویولت در حوزه های فرکانسی مورد نظر بررسی می شود . این الگوریتم ، مبنای روش خوشه یابی مورد استفاده در بخش چهارم خواهد بود .

۲-۴-۳-۴ الگوریتم خوشه یابی SLNN^{۴۱}

در این الگوریتم ، از مینیمم درخت پوشا (MST)^{۴۲} استفاده می شود . مختصری از تئوری گراف و همچنین الگوریتم یافتن MST (الگوریتم پریم^{۴۳}) بر اساس [۱] در ضمیمه (۳) آمده است . در MST ، گره ها^{۴۴} نشاندهنده بخشهای فعال و لبه ها^{۴۵} نشاندهنده فاصله بین دو بخش مرتبط است . در MST مجموع فواصل در تمامی درختهای ممکن به صورت مینیمم است . اگر فاصله بین تمامی بخشها مشخص باشد (ماتریس D) ، MST را می توان با استفاده از الگوریتم پریم بدست آورد . با حذف لبه هایی که مقدار فاصله آنها از آستانه به خصوصی بیشتر است (به عنوان مثال حذف لبه ای با بیشترین فاصله) ، نتیجه حاصل دو خوشه خواهد بود . حذف دومین لبه با فاصله بیشتر ، یک ساختار سه خوشه ای ایجاد می کند . در شکل (۴-۱۱) ، استفاده از MST برای ایجاد روش خوشه یابی SLNN نشان داده شده است .



شکل (۴-۱۱) : استفاده از MST در الگوریتم خوشه یابی SLNN ، [۵۹]

همانگونه که در شکل (۴-۱۱) مشخص است ، فاصله MST بین خوشه ها و ماکزیمم فاصله داخل خوشه ها ، در نحوه تقسیم بخشهای فعال مؤثر می باشد .

^{۴۱} Single-Linkage Nearing Neighbors Clustering Algorithm

^{۴۲} Minimum Spanning Tree

^{۴۳} Prim's Method

^{۴۴} Nodes

^{۴۵} Edges

کارایی الگوریتم SLNN توسط دو پارامتر ، معرفی می شود . پارامتر اول ، $r_{o,i}$ بوده که نشاندهنده چگونگی تشخیص بخشهای مجزا و پارامتر دوم ، $r_{c,j}$ است که نشاندهنده نحوه جداسازی خوشه ها توسط MST است . این دو پارامتر توسط روابط (۲۳-۴) و (۲۴-۴) بدست می آیند .

(۲۳-۴) پارامتر $r_{o,i}$ برابر است با حاصل تقسیم فاصله MST از بخش مجزای i نسبت به نزدیکترین خوشه بر بیشترین فاصله MST در داخل نزدیکترین خوشه مربوط به آن

(۲۴-۴) پارامتر $r_{c,j}$ برابر است با حاصل تقسیم فاصله MST بین خوشه j و نزدیکترین خوشه مجاور آن بر بیشترین فاصله MST در داخل خوشه j

با استفاده از تعریف فاصله اقلیدسی ، پارامتر $r_{c,j}$ بوسیله رابطه $r_{c,j}^E = \frac{\|c_{1,j}\|}{\|c_{2,j}\|}$ بدست می آید که در این رابطه ، $c_{1,j}$ نشاندهنده بردار MST بین خوشه j و نزدیکترین خوشه نسبت به آن بوده و $c_{2,j}$ نیز بردار MST در داخل خوشه j است که دارای بیشترین انرژی است . در ادامه ، پارامتر $r_{c,j}$ با استفاده از ضرائب ویولت باندهای فرکانسی مورد نظر به دست می آید . با استفاده از قانون پارسوال ، رابطه (۲۵-۴) بدست می آید [۵۹] .

$$\|c\|^2 = \sum_{m=1}^{\infty} \sum_{n=1}^{N_m} F_c[m,n]^2 = \sum_{m=1}^{\infty} (\rho_{m,c} \cdot \|c\|^2) \quad (25-4)$$

در رابطه بالا ، N_m تعداد ضرائب ویولت در باند فرکانسی m و $\rho_{m,c}$ درصد انرژی c است که در ضرائب ویولت باند فرکانسی m موجود است . اکنون با قرار دادن رابطه (۲۵-۴) در رابطه $r_{c,j}^E = \frac{\|c_{1,j}\|}{\|c_{2,j}\|}$ ، و با استفاده از تمامی ضرائب ویولت و فاصله اقلیدسی ، رابطه (۲۶-۴) بدست می آید .

$$r_{c,j}^W = \sqrt{\frac{\sum_{m=1}^{\infty} \sum_{n=1}^{N_m} F_{c_1}[m,n]^2}{\sum_{m=1}^{\infty} \sum_{n=1}^{N_m} F_{c_2}[m,n]^2}} = \frac{\|c_1\|}{\|c_2\|} = r_{c,j}^E \quad (26-4)$$

اگر بخواهیم از ضرائب ویولت در باندهای فرکانسی انتخابی $B = \{k, l, \dots\}$ ، استفاده کنیم ، رابطه (۲۶-۴) به رابطه (۲۷-۴) تبدیل می شود .

$$r_{c,j}^W = \sqrt{\frac{\sum_{m \in B} \sum_{n=1}^{N_m} F_{c_1}[m,n]^2}{\sum_{m \in B} \sum_{n=1}^{N_m} F_{c_2}[m,n]^2}} = \sqrt{\frac{\sum_{m \in B} \rho_{m,c1}}{\sum_{m \in B} \rho_{m,c1}}} r_{c,j}^E \quad (27-4)$$

با توجه به رابطه (۲۷-۴) ، کارایی الگوریتم خوشه یابی هنگامی نسبت به حالت اولیه (۲۶-۴) افزایش می یابد که رابطه (۲۸-۴) صدق کند .

(۲۸-۴)

$$\sum_{m \in B} \rho_{m,c1} > \sum_{m \in B} \rho_{m,c2}$$

به دلایل فیزیولوژیکی، طیف توان فرکانسی شکل موج MUAPها اساساً در محدوده فرکانسی $[200\text{Hz}, 2\text{KHz}]$ قرار دارد [۵۷]. به بیان دیگر، به خاطر تغییرات شکل MUAP، نویز و خطای تنظیم شکل موجهای شیفته شده زمانی، طیف توان فرکانسی در اختلاف بین دو بخش مجاور در تمامی حوزه فرکانسی، قرار دارد. به این دلیل، ضرائب ویولت استخراج شده سیگنال در محدوده فرکانسی $[200\text{Hz}, 2\text{KHz}]$ ، کارایی الگوریتم خوشه یابی افزایش یافته و تعداد ویژگیها نیز کاهش می یابد.

پیاده سازی الگوریتم

الگوریتم SLNN را ابتدا بر داده $D1(4-1)$ مورد آزمایش قرار می دهیم. همانگونه که در بخش قبل ذکر شد، تعداد بخشهای فعال آن برابر با ۴۴۸ عدد می باشد. اکنون با استفاده از آنالیز مالتی رزولوشن در سطح ۵، فیلترهای ویولت دابیشز، تابع مادر $db10$ الگوریتم MST اصلاح شده را بر داده های موجود در بخشهای فعال ایزوله شده مورد بررسی قرار می دهیم.

برای اینکار، ابتدا بخشهای فعال بدست آمده با استفاده از الگوریتم بخش سوم، به نحوی تنظیم می شوند که ماکزیم آنها در نمونه وسط، قرار گیرد. در ادامه، آنها را ایزوله کرده و ماتریس تفاوت (D) را محاسبه می کنیم. در ادامه، با استفاده از الگوریتم پریم، ماتریس NNA^{41} در MST اولیه را محاسبه می کنیم. پس از ایجاد MST، ماکزیم و مینیم فاصله موجود در درخت به ترتیب برابر با $1/0.72$ و $0/0.19$ می باشد. اگر این فواصل را با فواصل موجود در شکل (۴-۱۳) مقایسه کنیم، به کاهش فواصل موجود در درخت پی خواهیم برد. اکنون با توجه به اینکه، مینیم فاصله مورد قبول $0/1$ است، بخشهای فعال را با حذف شاخه هایی که فاصله آنها بیشتر از $1/0$ است، به خوشه های اولیه، تقسیم می کنیم. پس از این مرحله، خوشه هایی که تعداد عناصر آنها بیشتر از ۵ نمونه است، به عنوان انتخابهای اولیه برای کلاسها در نظر گرفته میشود. در مرحله اول، خوشه های اولیه برابر با ۲۵۲ عدد می باشد. این عدد پس از بررسی معیار تعداد بخش فعال موجود در خوشه ها، به ۲۲ عدد کاهش می یابد. اکنون باید با روشی مناسب، از خوشه های بدست آمده، کلاسها را انتخاب کنیم. نکته قابل توجه اینست که در این الگوریتم، بخشهای فعالی که خود به عنوان خوشه های تنها بوجود می آید در ادامه در نظر گرفته نمی شود و نکته دیگر، حذف خوشه هایی است که تعداد عناصر آنها کمتر از ۵ عدد می باشد. با توجه به ارقام بدست آمده، تعداد ۱۸۶ بخش فعال که به عنوان خوشه های مجزا در نظر گرفته شده اند، حذف شده و از ۶۶ خوشه باقیمانده، تعداد ۲۲ خوشه به مرحله طبقه بندی رسیده اند که در نتیجه، ۴۴ عدد خوشه باز هم حذف شده است. اکنون، با توجه به الگوریتم خوشه یابی SLNN، نتایج اولیه بدست آمده است. از این داده ها در الگوریتم طبقه بندی نهایی استفاده می کنیم. با اتوجه به الگوریتم مطرح شده، الگوریتم خوشه یابی SLNN را بر داده های $D1(4,5,6-1)$ آزمایش کرده، و نتایج مربوط به پارامتر $r_{c,j}$ در خوشه های مربوط به داده ها بدست می آوریم. این نتایج در جدول (۴-۴) خلاصه شده است.

⁴¹ Node-Node Adjacency Matrix

جدول (۴-۴) : پارامتر $r_{c,j}$ در خوشه های بدست آمده در داده های $D1(4,5,6-1)$ ، الگوریتم خوشه یابی SLNN بخش (۴-۳-۴-۲)

| نام داده ویژگی | D ^۱ (۴-۱) | D ^۱ (۵-۱) | D ^۱ (۶-۱) |
|-----------------------|-------------------------|-------------------------|-------------------------|
| تعداد کلاس | ۷ | ۵ | ۵ |
| | ۲۲/۹۸ <72> | ۱۰۴/۸۴ <16> | ۸/۴۶ <183> |
| پارامتر $r_{c,j}$ % | ۳۵۴/۹۸ <6> | ۳۱/۸۷ <43> | ۱۲۲/۶۶ <15> |
| در هر کلاس | ۲۰۹/۴۸ <19> | ۳۸/۷۸ <25> | ۳۷۱/۳۱ <12> |
| به همراه تعداد | ۳۲/۰۵ <27> | ۲۵۸/۶۷ <10> | ۴۱۱/۱۰ <5> |
| بخشهای فعال | ۶۱/۸۰ <10> | ۸۸۳/۰۸ <6> | ۲۴۹/۱۳ <5> |
| مربوط به | ۷۰/۳۶ <35> | | |
| هر کلاس ^{۴۷} | ۱۰۴/۰۸ <5> | | |

با توجه به معیار $r_{c,j}$ ، می توان تفسیر اولیه ای بر این موضوع داشت که خوشه های بدست آمده در بسیاری از موارد، به خوبی از هم جدا شده و تنها در چند مورد، نتیجه مناسبی در دست نیست [۵۹]. نکته مهمی که در نقد استفاده از شاخص $r_{c,j}$ برای مقایسه نحوه جداسازی خوشه ها در MST و بر اساس [۵۹] می توان گفت، عدم توجه به تعداد عناصر خوشه ها در محاسبه معیار مذکور است. اگر به ستونی از جدول که تعداد عناصر خوشه ها را در هر داده نشان می دهد، توجه کنیم کار آمد بودن این معیار زیر سؤال می رود. همانگونه که در جدول بالا دیده می شود، مقدار این پارامتر در خوشه هایی که تعداد عناصر آنها محدود است بسیار بالا بوده و در مواردی که تعداد عناصر، زیاده تر می شود این معیار به شدت کاهش می یابد. این همان نکته ای است که بر اساس آن، تعداد عناصر موجود در جدولهای متناظر در مراجع [۵۷] و [۵۹] نشان داده نشده است. نکته دیگر، حداقل تعداد عناصری است که در یک کلاس معتبر در نظر گرفته شده است. با توجه به اینکه عدد ۵ برای این منظور در نظر گرفته شده است (این عدد برای الگوریتم خوشه یابی استفاده شده و در طبقه بندی می تواند تغییر کند)، برخی از خوشه ها می توانند دارای ۵ زمان آتش باشند. نکته ای که در اینجا باید ذکر شود، اینست که مرحله انجام شده یک طبقه بندی بدون نظارت^{۴۸} است. با استفاده از این الگوریتم خوشه یابی، تعداد کلاسها بدست آمده است. با استفاده از این فاکتور، می توان در مرحله بعد طبقه بندی با نظارت را انجام دهیم. نکته دیگر، فاصله مینیمم ۰/۱ است که در الگوریتم SLNN برای تفکیک خوشه ها در نظر گرفته شده است. آیا این فاصله مینیمم نباید بر اساس شرایط ثابت (مشخصات سیگنال)، تعریف شود؟ آیا عدد ۵ برای شروع الگوریتم SLNN مناسب است؟ آیا می توان از بخشهای مجزا شده ای که در حین الگوریتم، حذف می شوند پس از حذف تداخل الگوی واحدهای حرکتی،

^{۴۷} لازم به ذکر است که در جدول (۴-۴)، تعداد بخشهای فعال مربوط به خوشه ها در داخل علامت < > قرار داشته که سمت چپ

پارامترهای $r_{c,j}$ مربوطه (درصد) قرار گرفته است.

^{۴۸} Unsupervised Classification

استفاده کرد ؟ این سؤالات ، مشابه سؤالات بخش سوم می باشد . پاسخ تمامی این سؤالات را در بخش افزایش کارایی الگوریتم SLNN و ارائه الگوریتم تفکیک جدید ، بیان می کنیم . در اینجا ، با توجه به مراجع مورد استفاده عمل کرده و از تغییر پارامترها اجتناب می کنیم .

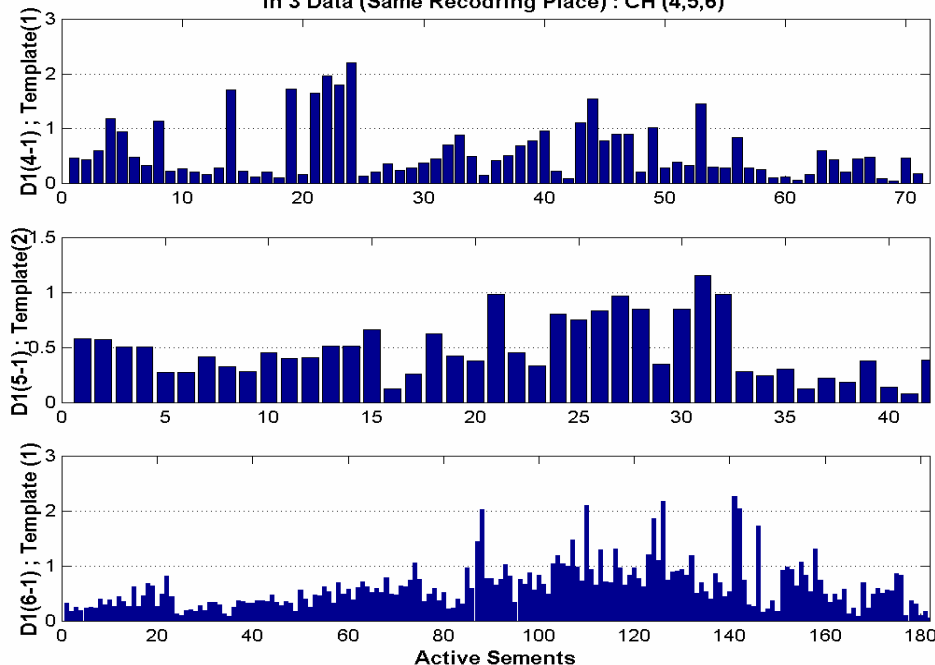
با توجه به نحوه تعریف معیار تک متغیری که هم شامل تعداد بخشهای خوشه ها و هم در بر گیرنده تمامی کلاسهای مورد بررسی است ، و در حقیقت معیاری برای تفکیک کلاسها است ، از آن می توان در بررسی نتایج الگوریتم SLNN نیز استفاده کرد . مقادیر این معیار به همراه متوسط معیار $r_{c,j}$ (در هر کلاس) در مورد داده های مورد بررسی، در جدول (۴-۵) خلاصه شده است .

جدول (۴-۵): معیار تک متغیری و میانگین معیار $r_{c,j}$ در کلاسهای

تشخیص داده شده در داده $D1(4,5,6-1)$ ، الگوریتم SLNN

| نام داده ویژگی | D1 (۴-۱) | D1 (۵-۱) | D1 (۶-۱) |
|------------------------------------------------|-------------|-------------|-------------|
| تعداد کلاس | ۷ | ۵ | ۵ |
| معیار تک متغیری در مجموع کلاسها (%) | ۸۷/۰۸ | ۸۶/۷۸ | ۸۷/۹۵ |
| میانگین معیار $r_{c,j}$ در مجموع کلاسها (%) | ۱۲۲/۲۵ | ۲۶۳/۴۵ | ۲۳۲/۵۴ |

Dissimilarity Factor between Mean Segment & Other ones
in 3 Data (Same Recoding Place) : CH (4,5,6)



شکل (۴-۱۲) : معیار تفاوت (فاصله) بین میانگین هر کلاس و اعضای دیگر آن در داده های مورد بررسی $D1(4,5,6-1)$ ، معیار تفاوت کلاسها نسبت به شکل (۴-۱۳) کاهش یافته است .

با توجه به نتایج موجود در جدول (۴-۵)، تفکیک پذیری مناسبی بر اساس معیار تک متغیری در سه داده مورد بررسی قرار دارد. با توجه به اینکه، این سه داده، سه کانال ثبت همزمان از یک عضله هستند، تعداد واحدهای حرکتی (کلاس) تخمین زده شده در دو کانال ۵ و ۶ برابر بوده و تنها کانال ۴ دارای دو واحد اختلاف، می باشد. بر این اساس، در ادامه روشی ارائه می شود که استخراج ویژگی و مقایسه بخشهای فعال، با توجه به داده های سه کانال ثبت و همزمان مورد بررسی قرار گیرد. برای مقایسه نحوه عملکرد الگوریتم SLNN بر کاهش معیار تفاوت (فاصله) در داخل کلاسها به شکل (۴-۱۲) توجه کنید. در این شکل، فاصله بین بخش میانگین و بقیه اعضای هر کلاس در داده های $D1(4,5,6-1)$ ، نشان داده شده است. با مقایسه این نمودار و نمودار موجود در شکل (۳-۱۳) می توان کارایی الگوریتم SLNN در کاهش فاصله عناصر موجود در یک کلاس (تقسیم مناسب بخشهای فعال) را مشاهده کرد. با توجه به این شکل، معیار تفاوت در تمامی سه کلاس به عدد $2/5$ نیز نمی رسد. این نکته می تواند عملکرد طبقه بندی کننده را نیز نشان دهد، چرا که داده های اولیه دارای فاصله ماکزیمم $0/1$ بوده اند که با توجه به طبقه بندی داده ها، کلاس اولیه به اینصورت در آمده است. این نکته نیز لازم به ذکر است که بررسی کارایی الگوریتم باید بوسیله الگوریتمهای مورد قبول (بخش دوم) بررسی شود تا از نتیجه الگوریتم، مطمئن شویم. با توجه به توضیحات موجود در بخشهای (۲-۳-۴) تا (۴-۳-۴)، توضیحاتی در مورد انتخاب ضرائب ویولت در (ترکیب) باندهای فرکانسی مشخص بیان شده است. در اینجا سؤالی پیش می آید که آیا می توان با توجه به شرایط ثبت سیگنال، ضرائب ویولت باندهای خاصی را مورد استفاده قرار داد؟ آیا لازم نیست با توجه به این شرایط، باندهای فرکانسی مورد استفاده را تغییر داد؟ اگر این کار انجام می شود، با توجه به چه فاکتوری است؟ پاسخ این سؤال تا حدودی با دانستن ارتباط بین ضرائب ویولت باندهای فرکانسی مختلف و صفحه زمان - فرکانس، پاسخ داده می شود. بدین منظور، این ارتباط را با توجه به مرجع [۴۵] و در بخش (۴-۳-۴) بیان کرده و بر اساس آن، روشی در انتخاب باندهای فرکانسی بیان می شود.

۴-۳-۴ ضرائب ویولت باندهای فرکانسی و ارتباط آنها با صفحه زمان-فرکانس

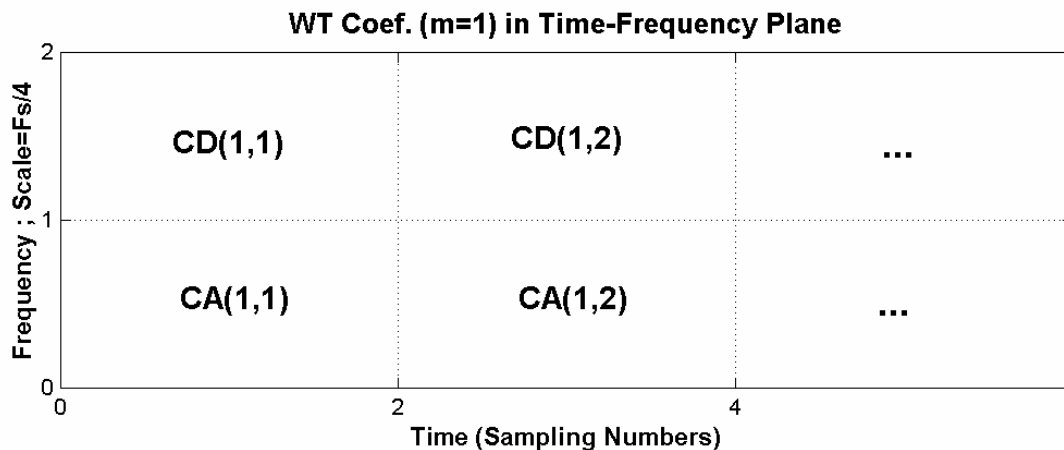
ضرائب ویولت و صفحه زمان - فرکانس، با هم ارتباط دارند. این ارتباط ما را در انتخاب (عدم انتخاب) باندهای فرکانسی در استخراج ویژگی کمک می کند. همانگونه که می دانیم، الگوریتم WT^{۴۹} شامل فازهای تفکیک^{۵۰} و بازسازی^{۵۱} است و در این بخش بر روی فاز تفکیک، تمرکز خواهیم کرد. در فاز تفکیک، سیگنال اولیه x به اجزای فرکانس بالا و فرکانسی پایین تفکیک می شود. سیگنال گسسته اولیه x_0, x_1, \dots با استفاده از فیلترهای پایین گذر h_0, h_1, \dots و سپس نمونه برداری با نصف فرکانسی اولیه، اجزای فرکانس پایین سیگنال، یعنی $CA1$ را ایجاد می کند. به طرز مشابهی، سیگنال گسسته اولیه با استفاده از فیلترهای بالاگذر g_0, g_1, \dots و سپس نمونه برداری با نصف فرکانس اولیه، اجزای فرکانس بالای سیگنال، یعنی $CD1$ را ایجاد می کند. اگر تفکیک سیگنال در سطح بالاتر مورد نظر باشد، اجزای فرکانسی پایین نیز تفکیک شده تا ضرائب CAi و CDi بدست آید. بدین ترتیب، در تفکیکی سیگنال به سطح L ، ضرائب CA_L و $CD_i, i = 1:L$ در انتها مورد استفاده قرار می گیرد.

^{۴۹} Wavelet Transform

^{۵۰} Decomposition

^{۵۱} Reconstruction

اکنون اجازه بدهید ، اجزای فرکانس پایین و بالا را به ترتیب با $CA_i = \{CA(i, j)\}$ و $CD_i = \{CD(i, j)\}$ معرفی کنیم. اکنون به عنوان مثال ، ارتباط ضرائب ویولت باند فرکانسی $m = 1$ (در تقکیک یک مرحله ای سیگنال) را با صفحه زمان – فرکانس ، مورد بررسی قرار دهیم. فرض ما بر این است که داده های گسسته در زمان اولیه بوسیله فرکانسی نمونه برداری F_s از داده های پیوسته در زمان بدست آمده اند. این ارتباط در شکل (۴-۱۳) نشان داده شده است.



شکل (۴-۱۳) : ارتباط بین ضرائب ویولت باند فرکانس ($m=1$) و صفحه زمان – فرکانس

اگر تقکیک سیگنال در سطح های بالاتر انجام شود ، نمودار بدست آمده مشابه بالا خواهد بود با این تفاوت که ، ضرائب CA در سطح قبل ، حذف شده و به جای آن از ضرائب CA و CD سطح بالاتر استفاده شده و محور زمان و فرکانس در هر مرحله به ترتیب به مقیاس ۲ و ۱/۲ تبدیل می شود. با توجه به این نکته ، حالتی را در نظر می گیریم که تقکیک سیگنال در سطح پنجم ، انجام می گیرد. این حالت ، مشابه استخراج ویژگی در بخش (۴-۳) می باشد. در نتیجه ، بردار ضرائب ویولت بدست آمده به صورت $\{CD_i, i = 1 : 6\} \cup \{CA_6\}$ می باشد. برای یافتن محدوده فرکانسی (صفحه زمان – فرکانس) مرتبط با ضرائب ویولت ، کافی است با استفاده از استقرای ریاضی ، رابطه ای در حالت کلی برای این ارتباط ارائه داده و سپس ، از آن استفاده کنیم.

محدوده فرکانسی ضرائب ویولت

اگر سیگنال گسسته در زمان اولیه با فرکانس نمونه برداری F_s بدست آمده باشد و تقکیک سیگنال تا سطح L ادامه یابد ، محدوده فرکانسی ضرائب $CD_i, i = 1 : L$ و CA_L با استفاده از رابطه (۴-۲۸) بدست می آید.

$$f_{CD_i} \in \left[\frac{F_s}{2^{i+1}}, \frac{F_s}{2^i} \right] , f_{CA_L} \in \left[0, \frac{F_s}{2^L} \right] \quad (۴-۲۸)$$

نکته دیگر اینکه ، مقیاس زمانی در $CD_i, i = 1 : L$ و CA_L به ترتیب 2^i و 2^L می باشد. در نتیجه رزولوشن زمانی در ضرائب $CD_i, i = 1 : L$ و CA_L به ترتیب برابر با $2^i / F_s$ و $2^L / F_s$ می باشد.

با توجه به روابط بدست آمده ، محدوده فرکانس و رزولوشن زمانی را در این مثال بدست می آوریم . با توجه به اینکه ، فرکانس نمونه برداری داده ها برابر با ۲۰ کیلوهرتز بوده ، تفکیک تا سطح ۶ ادامه یافته و تعداد نمونه های بخشهای فعال ایزوله شده ، برابر با ۱۲۸ می باشد ، نتایج بدست آمده در جدول (۴-۶) خلاصه شده است . لازم به ذکر است که به این پارامترها (تعداد نمونه های موجود در باند فرکانس ، محدوده فرکانسی و رزولوشن زمانی مرتبط) ، پارامترهای اسکیلوگرام (SG)^۲ نیز گفته می شود .

جدول (۴-۶) : پارامترهای SG در نمونه مورد بررسی

| رزولوشن زمانی (msec) | محدوده فرکانسی (Hz) | تعداد نقاط | باند فرکانسی |
|-------------------------|------------------------|------------|--------------|
| ۰/۱ | ۵۰۰۰-۱۰۰۰ | ۶۴ | CD1 |
| ۰/۲ | ۲۵۰۰-۵۰۰۰ | ۳۲ | CD2 |
| ۰/۴ | ۱۲۵۰-۲۵۰۰ | ۱۶ | CD3 |
| ۰/۸ | ۶۲۵-۱۲۵۰ | ۸ | CD4 |
| ۱/۶ | ۳۱۲/۵-۶۲۵ | ۴ | CD5 |
| ۳/۲ | ۱۵۶/۲۵-۳۱۲/۵ | ۲ | CD6 |
| ۳/۲ | ۰-۱۵۶/۲۵ | ۲ | CA6 |

با توجه به نتایج بدست آمده در جدول بالا ، چندین نکته مشخص می شود . اولین نکته اینکه ، داده های بدست آمده در هر باند فرکانسی زمانی می تواند در استخراج ویژگی ، مؤثر باشد که تعداد نمونه موجود ، نسبت به نمونه های سیگنال اولیه قابل قبول باشد . نکته دیگر که از اهمیت بالایی برخوردار است ، عدم استفاده از باندهای فرکانسی است که در مراحل قبلی (پیش پردازش و فیلتر) ، مشخصه فرکانسی مربوط به آنها حذف (تضعیف) شده است . با توجه به داده های مورد بررسی در بخش چهارم ، باند فرکانسی فعال (تضعیف نشده در مراحل قبلی) برابر با ۳۰۰ هرتز تا ۳۰۰۰ هرتز می باشد . در نتیجه ، یکی از دلایل عدم استفاده از ضرائب CD1 ، CD2 ، CD6 و CA6 نیز مشخص می شود . سوالی که در اینجا مطرح می شود ، اینست که اگر اشتراکی بین مرزهای فرکانسی فیلترها و محدوده فرکانسی ضرائب و ولت بوجود آید ، چه کار باید کرد ؟ به عنوان مثال در ضریب CD2 ، باند فرکانسی مشترک برابر با (۲۵۰۰-۳۰۰۰) هرتز است . با توجه به مشخصات فیلتر (تیزی) ، این محدوده فرکانسی از اهمیت نسبتاً بالایی برخوردار است و اگر حذف شود ، امکان دارد که در کارایی الگوریتم تأثیر بگذارد و اگر ضریب CD2 استفاده شود اجزای غیر فعال (۵۰۰-۳۰۰۰) هرتز مورد استفاده قرار گرفته و با توجه به تعداد نمونه های این باند فرکانسی که از همه باندهای انتخابی دیگر بیشتر است ، تعداد نمونه های ویژگی ما افزایش یافته در حالی که نیازی به آنها نیست . در اینجا می توان از WPA^۳ استفاده کرد . ما این پیشنهاد را در بخش افزایش کارایی الگوریتم LODEC مورد بررسی قرار می دهیم و در اینجا تنها به ذکر این مطلب ، بسنده می کنیم که با استفاده از این تبدیل ، اجزای فرکانس بالا (ضرائب جزئیات) نیز همانند بخشهای فرکانس پایین ، دوباره تفکیک می شوند . جزئیات این روش در شکل (۴-۶) آمده است . نکته دیگر اینکه با استفاده از نمودار SC می توان به انرژی موجود در بخشهای مختلف صفحه زمان- فرکانس (مرتبط با ضرائب و ولت) پی برد . در این نمودار ، محور

^۲ Scalogram Parameters

^۳ Wavelet Packet Analysis

افقی ، رزولوشن زمانی و محور عمودی ، فرکانس است. داده های موجود در این نمودار ، مربع اندازه ضرائب ویولت مرتبط با رزولوشن زمانی و محدوده فرکانسی مورد بررسی است. این نمودار نیز در بخش افزایش کارایی الگوریتم LODEC مورد بررسی قرار خواهد گرفت.

انتخاب تابع ویولت

انتخاب تابع ویولت (مادر) نیز در کاربردهای خاص بر سیگنالهای متفاوت ، دارای اهمیت است. اولین نکته ای که مورد بررسی قرار می دهیم ، تعامد^۴ در تابع ویولت (مقیاس) است. در مواردی که از تابع ویولت (مقیاس) متعامد استفاده شود (مانند dbN و BL) هر ضریب ویولت نشاندهنده یک کمیت آماری مستقل^۵ است [۴۵] ولی این نکته در مورد توابع ویولت نیمه متعامد^۶ صدق نمی کند. در این توابع (مانند CH)^۷ استقلال آماری بین مقیاسهای مختلف وجود دارد ولی در مورد نمونه های موجود در یک مقیاس ، صدق نمی کند. نکته دیگر اینکه ، اسکیلوگرام نیز تابعی از تابع ویولتی است که در محاسبه آن ، استفاده شده است [۴۵]. بر اساس بررسی که در [۴۵] صورت گرفته است ، مقایسه ای بین توابع ویولت $db20$ ، $db4$ ، CH و BL صورت گرفته است. این مقایسه برای بررسی برخی از مشخصاتی است که توابع گفته شده به عنوان نمونه ذکر شده و می توان از این خواص در توابع دیگر با مشخصات مشابه نیز استفاده کرد. $db4$ و $db20$ با استفاده از تعداد محدودی از ضرائب (FIR) به صورت دقیق بدست می آیند ولی CH و BL تنها با تعداد محدودی از ضرائب (IIR) تقریب زده می شوند. در مورد خانواده dbN ، $db4$ با استفاده از تنها ۴ ضریب و $db20$ بر اساس ۲۰ ضریب بدست می آید. در نتیجه ، چون $db4$ نسبت به $db20$ تأثیر کمتری نسبت به نمونه های سیگنال دار است لذا واضح است که $db4$ از رزولوشن زمانی بهتری نسبت به $db20$ برخوردار است. به بیان دیگر ، $db20$ تقریب بهتری را برای فیلترهای ایده آل پایین گذر و بالا گذر بوجود می آورد. در نتیجه ، برای سیگنالهایی که به سرعت ، تغییر می کنند (مانند MUAPها) در مکانی که اسپایک موجود است ، رزولوشن زمانی به رزولوشن مقیاس ، ترجیح داده می شود. از دیدگاه آنالیز مالتی رزولوشن ، ویولتهای CH و BL ، تقریب چند جمله ای- تکه ای^۸ برای سیگنال ایجاد می کند. این تقریب ، از این جهت برای ما اهمیت دارد که بهتر می تواند ضرائب ویولت را در حوزه زمان ، مشخص کند. این نکته در مورد ویولتهای dbN که دارای شکل بسیار نامنظمی هستند ، صدق نمی کند. با توجه به اینکه در بخش چهارم از ویولت $db10$ استفاده می شود ، تغییر تابع ویولت و همچنین تغییر درجه آن ، می تواند در کارایی الگوریتم تقطیک سیگنال ، مؤثر واقع شود. بر این اساس ، اثر این تغییر را در بخش مربوط به افزایش کارایی الگوریتم LODEC مورد بررسی قرار خواهیم داد.

در بخش بعد ، نحوه استفاده از بخشهای فعال موجود در چند کانال ثبت ، مورد بررسی قرار گرفته و بر اساس آن ، ماتریس فاصله پس از ترکیب ویژگیهای چند کانال ثبت ، بدست می آید.

^۴ Orthogonality

^۵ Daubechies (n(Vanishing Moment)=N) Wavelet

^۶ Battle-Lemarie Wavelet

^۷ Statistical Independence

^۸ Semi orthogonal

^۹ Chui Wavelet

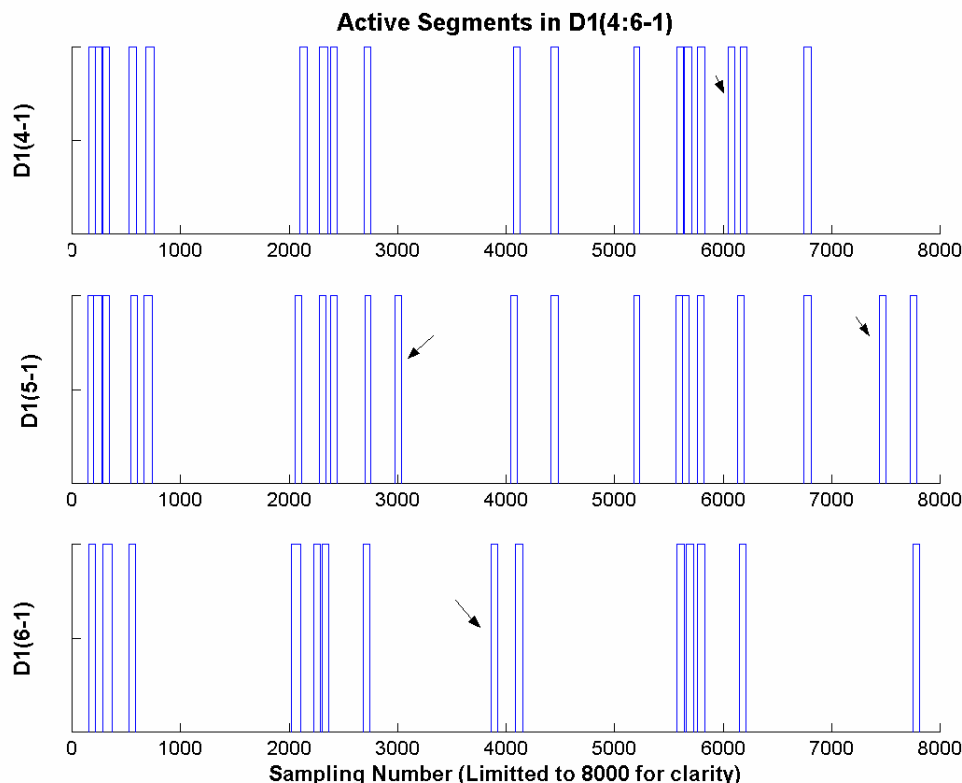
^{۱۰} Piecewise-polynomial approximation

۴-۳-۴ ترکیب ویژگیهای کانالهای ثبت

با توجه به اینکه روش ارائه شده در ثبت چند کانالی نیز می تواند مورد استفاده قرار گیرد ، روشی مورد نیاز است که نتایج چند کانال ثبت با یکدیگر تلفیق شده و در ادامه ، مورد استفاده قرار گیرد . اکنون ، ادامه الگوریتم LODEC پس از شناسایی بخشهای فعال چند کانال ثبت ، مورد بررسی قرار می گیرد . پس از شناسایی بخشهای فعال ، معیار تفاوت بین بخشهای فعال در چند کانال ثبت ، با استفاده از فاصله تعریف شده توسط ضرائب ویولت بدست می آید . این فاصله $(d_{k,l})$ بین دو بخش فعال x_k و x_l با استفاده از رابطه (۲۹-۴) بدست می آید .

$$d_{k,l} = \frac{\sum_{i=1}^K \sum_{m,n \in B} |F_{x_{k,i}}[m,n] - F_{x_{l,i}}[m,n]|^2}{\min \left(\sum_{i=1}^K \sum_{m,n \in B} |F_{x_{k,i}}[m,n]|^2, \sum_{i=1}^K \sum_{m,n \in B} |F_{x_{l,i}}[m,n]|^2 \right)} \quad (29-4)$$

در رابطه بالا ، K تعداد کانالهای ثبت (ماکزیم ۳) و $x_{k,i}$ نیز بخش فعال شماره k از کانال ثبت شماره i می باشد . با توجه به این رابطه ، در بخشهای مشترک چند کانال ، از بخشهای مشترک استفاده شده و در مواقعی که بخش مورد بررسی ، در یک کانال ثبت بدون اشتراک با کانالهای دیگر است ، از آن بخش فعال برای محاسبات بعدی استفاده نمی شود .



شکل (۴-۱۴) : تعدادی از بخشهای فعال داده $D1(4:6-1)$ ، بخشهای نشان داده شده با علامت (فلش) مربوط به بخش فعال در کانال ثبتی است که در کانالهای دیگر دارای اشتراک نمی باشد .

به عنوان مثال ، با توجه به نتایج مربوط به تعداد بخشهای فعال داده $D1(4:6-1)$ در جدول (۳-۴) مشاهده می شود که تعداد بخشهای فعال شناسایی شده در سه کانال ثبت ۴ ، ۵ و ۶ در ۱۰ ثانیه اول به ترتیب برابر با ۴۴۸ ، ۳۸۰ و ۴۰۶ می باشد. با توجه به این اعداد ، تعداد بخشهای فعال مورد بررسی با استفاده از بخشهای بدون اشتراک در کانالهای دیگر و بخشهای ایزوله مشخص می شود. اشتراک ، زمانی در نظر گرفته می شود که نیمی از داده ها دارای تداخل باشد [۵۷]. تعداد بخشهای فعال بدست آمده در داده $D1(4:6-1)$ در شکل (۴-۱۴) نشان داده شده است. با توجه به این شکل ، بخشهای مشترک در چند کانال ثبت به خوبی نشان داده شده است. برخی از بخشها نیز (مشخص شده با علامت فلش) دارای اشتراک نمی باشند. با توجه به نتایج بدست آمده که مقداری از آن نیز در شکل (۴-۱۷) مشخص است ، تعداد بخشهای مشترک در کانالهای ثبت ، نسبت به بخشهای ایزوله ، قابل ملاحظه است. هر چه بخشهای مشترک بیشتر باشد احتمال تشخیص واحدهای حرکتی مشترک ، بیشتر است. اکنون با استفاده از ماتریس فاصله بدست آمده ، به بخش بعدی رفته و در آن بخش ، فرایند طبقه بندی داده ها را انجام می دهیم.

۴-۴ طبقه بندی داده ها

پس از آنکه ، بخشهای فعال شناسایی شدند نوبت به بخش طبقه بندی می رسد. این بخش در دو مرحله ، انجام می گیرد. در مرحله اول ، با استفاده از الگوریتم خوشه یابی SLNN یک طبقه بندی بدون نظارت^{۶۱} صورت می گیرد. در این مرحله از الگوریتم بخش (۴-۳-۴) و با استفاده از تعریف معیار فاصله بخش (۴-۳-۴) استفاده می شود. جزئیات مربوط به روش خوشه یابی مورد استفاده در بخش (۴-۳-۴) آمده است. پس از پایان مرحله اول طبقه بندی ، تعداد کلاسها ، الگوها (بخشهای فعالی که دارای مجموع فاصله مینیمم نسبت به اعضای دیگر خوشه دارند) و بخشهای مربوط به MUAPهای متداخل بدست آمده اند. در مرحله دوم ، طبقه بندی با نظارتی صورت می گیرد که در آن ، تعداد الگوها و الگوهای اولیه بدون تطابق مشخص است. در این مرحله ، هر بخش فعال به استثناء بخشهایی که در مرحله خوشه یابی به عنوان بخشهای MUAPهای متداخل معرفی شده اند^{۶۲} ، با استفاده از طبقه بندی کننده مینیمم فاصله^{۶۳} ، طبقه بندی می شود. اساس کار این طبقه بندی کننده ، همانند الگوریتم تطابق الگوی موجود در بخش دوم است ، با این تفاوت که تعریف فاصله ، با استفاده از ضرائب ویولت باندهای فرکانسی انتخابی (بخش ۴-۳-۴) انجام شده و قانون تغییر الگو پس از تطابق با استفاده از رابطه (۴-۳۰) می باشد. به دلیل خستگی عضلانی و تغییرات مکانی الکتروود و یا عضله ، شکل موجهای MUAP در حین زمان تغییر می کند. برای برطرف کردن این مشکل ، الگوها در طول زمان تطبیق داده می شوند. در تطبیق الگوها ، از رابطه (۴-۳۰) استفاده می شود.

$$\bar{x}_{i+1,j} = \bar{x}_{i,j} - \beta(\bar{x}_{i,j} - x_{i,j}) = x_{0,j}(1-\beta)^{i+1} - \beta \sum_{k=0}^i x_{k,j}(1-\beta)^{i-k} \quad (30-4)$$

در رابطه بالا ، $\bar{x}_{i+1,j}$ الگوی جدید (شماره $i+1$) از واحد حرکتی شماره j بوده و $x_{i,j}$ آخرین بخش فعالی است که به این الگو ، تعلق یافته است (جدیدترین تطابق) و β نیز فاکتور فراموشی^{۶۴} است.

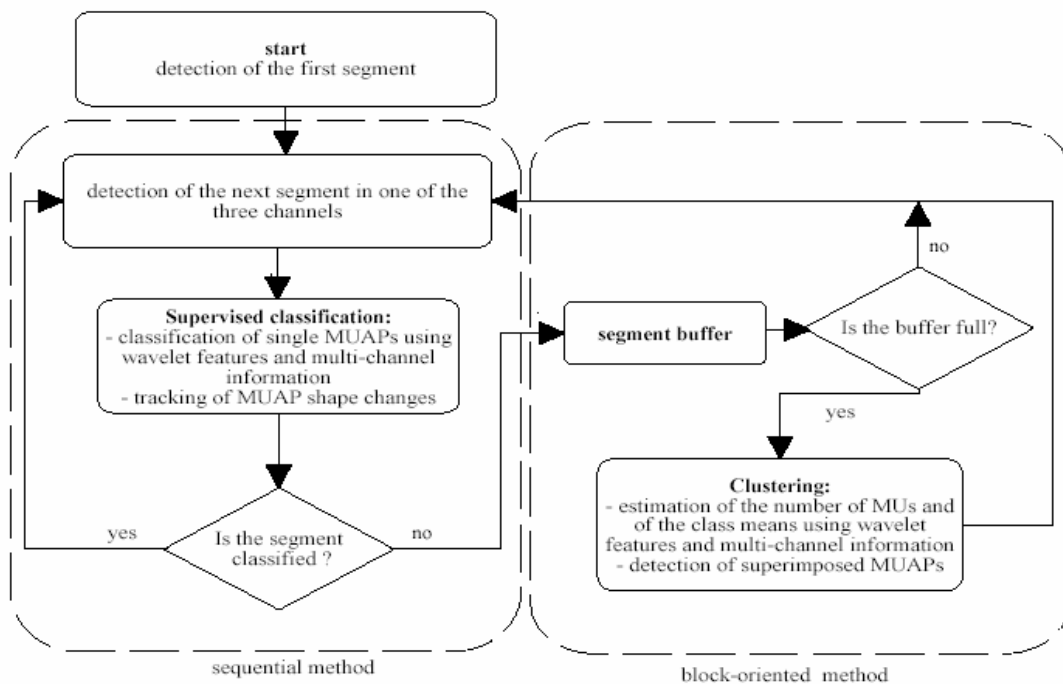
^{۶۱} Unsupervised Classification (Clustering)

^{۶۲} منظور از این بخشها همانطور که در بخشهای قبلی ذکر شده است ، سیگنالهایی است که از ترکیب چند MUAP بدست آمده است.

^{۶۳} اصلاح آن ، Minimum Distance Supervised Classifier بوده که در ضمیمه (۴) بر اساس [۱۰] توضیح داده می شود.

^{۶۴} Forgetting Factor

لازم به ذکر است که از فاکتور فراموشی در الگوریتم تطابق الگوی فرکانسی (بخش سوم) نیز استفاده شده است. این فاکتور باید نزدیک به ۱ باشد تا بتواند تغییرات سریع شکل موجها را دنبال کند. تغییرات آهسته شکل موج MUAPها بوسیله الگوریتمها شناسایی می شوند ولی تغییرات سریع، اغلب به صورت MUAP جدید در نظر گرفته می شوند. در نتیجه، پس از پایان الگوریتم طبقه بندی، شکل موجهای بدست آمده به عنوان الگوی هر کلاس بر اساس ویژگیهای مربوط به شکل^{۶۵} سیگنال MUAP بررسی شده تا الگوهای معتبر بدست آید. این الگوریتم در ادامه مورد بررسی قرار خواهد گرفت. مراحل انجام شده (شناسایی بخشهای فعال، طبقه بندی فاز اول و دوم) در شکل (۴-۱۵) به صورت فلوجارت موجود می باشد.



شکل (۴-۱۵): فلوجارت بخشهایی از الگوریتم تفکیک سیگنال LODEC، [۶۳]

بخش نهایی الگوریتم نیز تفکیک تکمیلی سیگنال است. در این بخش، با توجه به اینکه الگوهای معتبر مربوط به MUAPها بدست آمده است، بخشهای فعالی که مربوط به چند واحد حرکتی هستند تفکیک شده و به الگوهای مورد نظر مرتبط می شوند. در نتیجه، الگوهای آتش واحدهای حرکتی تکمیل می شود. در الگوریتم LODEC با توجه به [۶۶]، تنها ترکیب دو شکل موج MUAP برای ایجاد الگوی مشابه بخش مورد بررسی در نظر گرفته می شود. این الگوریتم به اینصورت است که تمامی حالات ترکیبی دو الگو و شیفتهای زمانی (گسسته) آنها مورد بررسی قرار گرفته و حالتی که خطای آن نسبت به ترکیبهای دیگر کمتر است (مقایسه انرژی بخش مورد بررسی و دو الگوی ترکیبی) به عنوان پاسخ در نظر گرفته شده و زمان متناظر با بخش مذکور به زمانهای آتش دو الگوی انتخابی اضافه می شود^{۶۶}. این روش بسیار زمان گیر بوده و از نظر محاسباتی، مقرون به صرفه نیست. برای پی بردن به زمان مورد نیاز آن، مثالی بررسی میشود.

^{۶۵} Morphological Property

^{۶۶} به این روش، جستجوی در برگزیده یا peel off approach گفته می شود.

اگر فرض کنیم که تعداد الگوی مورد بررسی برابر با M و هر الگو دارای N نمونه زمان گسسته باشد، تعداد کل حالاتی که برای بدست آوردن بهترین ترکیب و شیفتم زمانی (گسسته) مورد نیاز است با استفاده از [۱۸]، بر اساس رابطه (۴-۳۱) می باشد.

$$f(N, M) = \sum_{i=1}^M \binom{M}{i} (2N)^i = (2N+1)^M - 1 \quad (۴-۳۱)$$

در این رابطه، تمامی ترکیبهای تک الگویی، دو الگویی، ... و M الگویی لحاظ شده است. با توجه به اینکه تعداد شیفتم زمان گسسته هر الگو برابر با $2N$ است، رابطه بالا بدست آمده است. اکنون در حالت خاص مسأله که شامل الگوریتم حذف تداخل مورد استفاده در LODEC نیز می شود، تنها ترکیبهای دوتایی الگوها بررسی می شود. در نتیجه، رابطه بدست آمده در این حالت خاص به صورت $g(N, M) = \binom{M}{2} (2N)^2$ خواهد بود. در نتیجه اگر به عنوان مثال، تعداد

الگوهای معتبر بدست آمده برابر با ۱۲ الگو و تعداد نمونه های آن نیز ۱۲۸ عدد باشد، تعداد دفعات مورد بررسی در ترکیب الگوها برای هر بخش مورد بررسی برابر با ۴۳۲۵۳۷۶ می باشد و اگر تعداد بخشهای همراه با تداخل در ثبت ۲۰ دقیقه ای ما برابر با ۲۴۰۰ باشد، تعداد دفعاتی که در مجموع این بررسی انجام می گیرد، بیش از ۱۰ میلیارد تکرار خواهد بود. اکنون اگر همین مسأله در حالتی که تمامی ترکیبها، مجاز باشد بررسی کنیم، تعداد مجموع تکرار مورد نیاز به عدد $1.99e + 34$ خواهد رسید. با توجه به اینکه تنها شیفتمهای زمان گسسته بررسی شده است، لزوم استفاده از روش زمان پیوسته در کاهش خطا نیز احساس می شود. با توجه به ضعف این روش، هم از لحاظ نتیجه نهایی و هم از لحاظ زمان مورد نیاز آن، لزوم استفاده از روشی بهینه در حذف تداخل واحدهای حرکتی، مشخص می شود. به این مسأله نیز در بخشی مجزا و با همین عنوان، خواهیم پرداخت. در بخش بعد، استفاده از ویژگیهای مربوط به شکل MUAPها در شناسایی الگوهای معتبر مورد بررسی قرار می گیرد.

۴-۵ شناسایی الگوهای معتبر بدست آمده در فاز طبقه بندی

اگر چه تغییرات کند شکل موج MUAPها در طول زمان، بوسیله الگوریتم تطابق الگو دنبال می شود ولی تغییراتی که به سرعت انجام می شود اغلب به صورت یک MUAP جدید در نظر گرفته می شود. بنابراین پس از فاز طبقه بندی، کلاسهای مختلف با یکدیگر مقایسه شده که در این مقایسه از ویژگیهای مربوط به شکل کلاسهای واحدهای حرکتی استفاده می شود [۶۵]. پارمترهای مورد استفاده، شامل ΔE و d می باشد که برای ترکیب کلاسترها مورد استفاده قرار می گیرد. تعاریف این پارامترها به شرح زیر است:

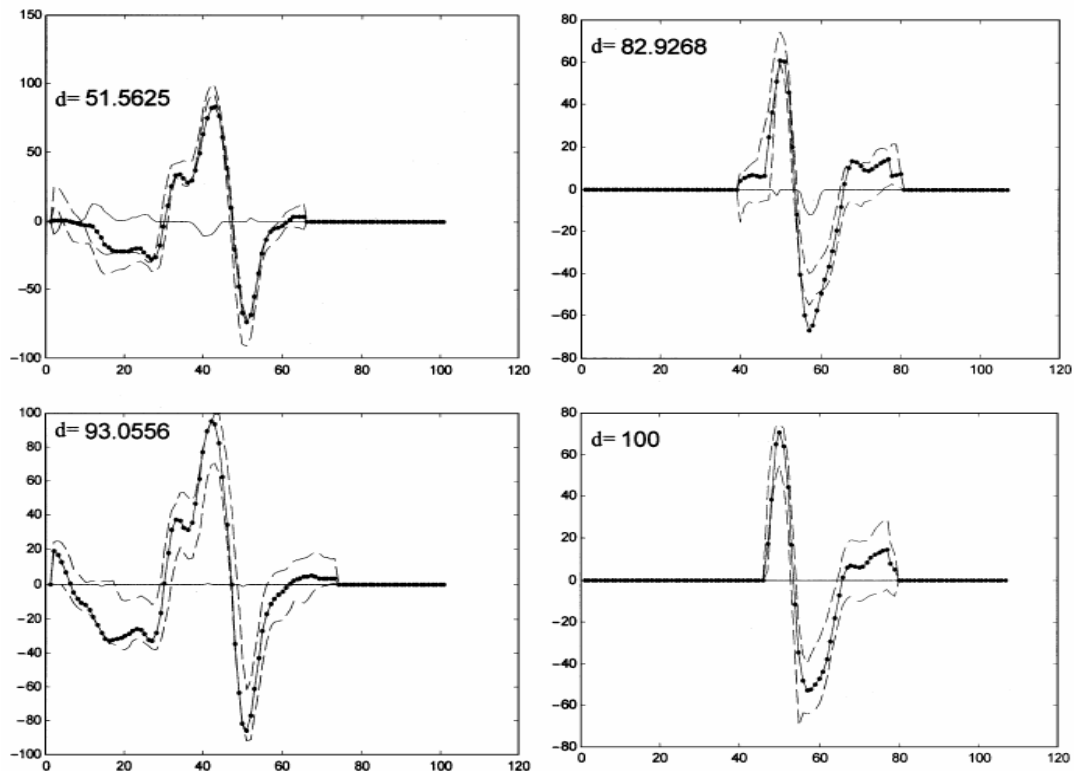
۱. تفاوت انرژی (ΔE) بوسیله رابطه $\Delta E = |E_i - E_j|$ بدست می آید. در این رابطه، E_i و E_j به ترتیب، انرژیهای الگوهای شماره i و j می باشد.

۲. تفاوت شکل بین کلاسهای واحد های حرکتی (d) برای بررسی شباهت شکل موجها مورد بررسی به کار می رود. برای مشخص شدن تعریف این پارامتر، فرض کنید که می خواهیم دو الگوی شماره i و j را باهم مقایسه کنیم. فرض کنید که تعداد نمونه های موجود در هر دو الگو برابر با n باشد. اکنون دو نمودار مشابه الگوی شماره i که با فاصله اطمینان ۰/۹۵ از نمودار

اصلی مشخص می شوند ، رسم می شود . پارامتر d با توجه به میزان قرار گرفتن الگوی شماره z در داخل دو محدوده ترسیم شده ، بدست می آید . اگر تمامی نمونه های الگوی z در داخل قرار گیرد ، این پارامتر برابر با 100% و اگر تمامی نمونه ها در خارج باشد ، برابر با صفر می باشد . این پارامتر بوسیله رابطه (۳۲-۴) می تواند بدست آید^{۶۷} .

$$d(\%) = \frac{100}{n} \sum_{k=1}^n [u(x_j(k) - x_i^D(k)) - u(x_j(k) - x_i^U(k))] \quad (32-4)$$

در رابطه بالا ، پارامترهای x_i^U و x_i^D به ترتیب برابر با مرزهای پایین و بالای مربوط به الگوی x_i می باشد . تابع u نیز ، تابع پله واحد می باشد . پس از بدست آمدن دو پارامتر ΔE و d بین هر دو جفت الگوها ، اگر دو شرط $\Delta E < 20\% \max(E_i, E_j)$ و $d > 70\%$ برقرار باشد ، دو الگوی مورد بررسی و زمانهای آتش آنها نیز با هم ترکیب می شود . یک مثال در شکل (۴-۱۶) نشان داده شده است که در آن ، چهار مقایسه مختلف نشان داده شده است .



شکل (۴-۱۶): نمونه هایی از مقایسه الگوها برای بدست آوردن پارامتر d ، در این شکلهای محدوده بالا و پایین الگوهای مورد بررسی با خط چین و الگوی مقایسه شده به صورت نقطه چین نشان داده شده است . [۶۵]

^{۶۷} پارامتر d را می توان به صورت دیگری بدست آورد . در این روش ، پارامتر $Error(i)$ برای تمامی نمونه های سیگنال x_j بدست می آید و در نهایت ، پارامتر d با استفاده از رابطه $d = 100 \left(1 - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Error(i) \right)$ بدست می آید . پارامتر $Error(i)$ با استفاده از رابطه مقابل ، بدست می آید . تعاریف پارامترهای به کار رفته ، مشابه رابطه (۳۲-۴) است .

$$Error(k) = \begin{cases} 0 & x_i^U(k) \geq x_j(k) \geq x_i^D(k) \\ 1 & \text{Otherwise} \end{cases}$$

با توجه به بخش پایین و راست این شکل ، مقدار پارامتر d در آن مقایسه برابر با ۱۰۰٪ است که نشان دهنده قرار گرفتن تمامی نمونه های الگوهای مورد مقایسه در داخل محدوده بالا و پایین الگوی دیگر است. با توجه به روش ارائه شده ، ترکیب الگوهای مشابه انجام می گیرد. اکنون سؤالی پیش می آید که با تغییر ترتیب دو الگوی مورد بررسی ، آیا تشخیص ترکیب و یا عدم ترکیب دو الگو تغییر می کند ؟ در حالتیکه این تشخیص در دو حالت ، متفاوت باشد چه باید کرد ؟ در پاسخ به این سؤال باید گفت چون از $\max(E_i, E_j)$ در بخش تفاوت انرژی استفاده شده است ، تشخیص آنکه آیا شرط $\Delta E < 20\% \max(E_i, E_j)$ برقرار است در دو حالت ، یکسان است ولی در مورد پارامتر d باید دو حالت ترکیبی بررسی شده و ماکزیم این پارامتر به عنوان پارامتر d در نظر گرفته شود. با توجه به اینکه قسمتهای مختلف الگوریتم LODEC مورد بررسی قرار گرفته است ، نوبت به پیاده سازی نهایی و ارزیابی الگوریتم مذکور می رسد. در بخش بعد ، نتایج بدست آمده در مورد داده های حقیقی (ثبت شده) بیان شده و در ادامه ، روشهای ارزیابی الگوریتم LODEC به همراه روش موجود در بخش دوم ، در بررسی کارایی الگوریتم تفکیک سیگنال الکترومایوگرام با ثبت چند کاناله و با مدت زمان زیاد ، مورد استفاده قرار خواهد گرفت.

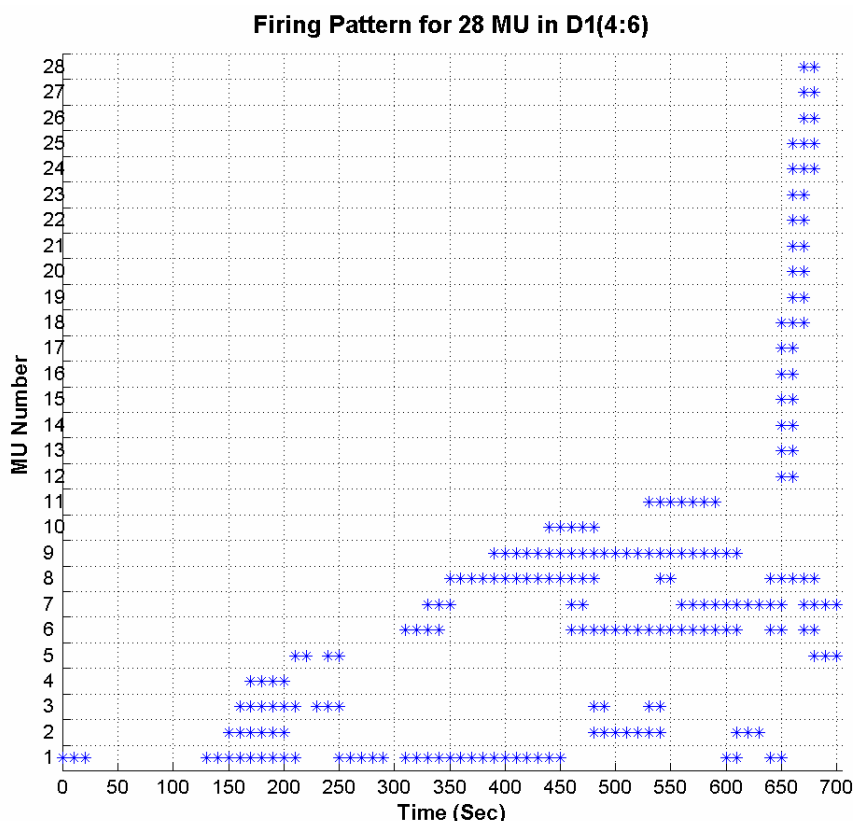
۴-۶ پیاده سازی تکمیلی الگوریتم LODEC

پیش از آنکه نتایج پیاده سازی الگوریتم LODEC بر داده های $D1(4:6)$ ^{۶۸} مورد بررسی قرار گیرد مراحل مختلف الگوریتم ، با ذکر بخشهای مرتبط با آنها به ترتیب و به صورت خلاصه بیان می شود.

۱. شناسایی بخشهای فعال در کانالهای ثبت مورد بررسی (بخش ۲-۴)
۲. تنظیم بخشهای فعال بر اساس معیار پیک در پیک ، ایزوله کردن آنها و استخراج ویژگی از بخشهایی با تعداد نمونه های برابر (بخش ۲-۳-۴ تا بخش ۴-۳-۴)
۳. ترکیب بخشهای فعال در کانالهای ثبت (بخش ۴-۴-۳-۴)
۴. بدست آوردن ماتریس فاصله با توجه به مرحله (۳) و بخش (۱-۴-۳-۴)
۵. الگوریتم طبقه بندی بدون ناظر (خوشه یابی) بر اساس الگوریتم SLNN (بخش ۲-۴-۳-۴)
۶. بدست آوردن بخشهای مربوط به MUAPهای متداخل (بخش ۲-۴-۳-۴)
۷. الگوریتم طبقه بندی با نظارت بر اساس تعداد کلاس و همچنین شکل موجهای نماینده هر کلاس بدست آمده در مرحله (۵) ، موجود در بخش (۴-۴)
۸. بررسی الگوهای معتبر و ترکیب خوشه های مرتبط با یکدیگر (بخش ۵-۴)
۹. حذف تداخل واحد های حرکتی و تکمیل زمانهای آتش مربوط به آنها (بخش ۴-۴)

با توجه به اینکه تعداد واحد های حرکتی شناسایی شده در داده $D1(4:6)$ و توسط الگوریتم LODEC برابر با ۲۸ عدد می باشد ، الگوی آتش این واحد های حرکتی در زمان ۷۰۰ ثانیه ای از ثبت سیگنال و قبل از اعمال الگوریتم حذف تداخل ، در شکل (۴-۱۷) نشان داده شده است.

^{۶۸} یکی از دلایلی که الگوریتم LODEC تنها بر داده های $D1(4:6)$ انجام می شود ، زمان بسیار زیادی است که برای پردازش سیگنالهای ۲۰ دقیقه ای با ثبت سه کاناله ، مورد نیاز است.



شکل (۴-۱۷) : الگوی آتش ۲۸ واحد حرکتی شناسایی شده در مدت زمان ۷۰۰ ثانیه ای داده $D1(4:6)$ ، علامت * نشاندهنده فعالیت واحد حرکتی در مدت زمان ۱۰ ثانیه ای (فریمهای ذخیره شده) می باشد. لازم به ذکر است که الگوهای آتش ترسیم شده ، به دلیل آنکه الگوریتم حذف تداخل واحد های حرکتی پیاده نشده است به صورت گسسته بوده و در برخی فریمهای ۱۰ ثانیه ای ، نشان داده نشده اند .

با توجه به اینکه ثبت داده در حالت انقباضی دینامیک (فشار دادن صفحه کلید رایانه) انجام شده است ، گوسی بودن توزیع فواصل بین اسپایکها صدق نمی کند . در شکل بالا ، هر علامت * نشاندهنده فعالیت واحد حرکتی مربوطه در یک فریم ۱۰ ثانیه ای است . در جدولهای (۴-۷) و (۴-۸) ، تعداد MUAP های مربوط به داده های شکل (۴-۱۷) موجود می باشد . ذکر این نکته باز هم ضروری به نظر می رسد که علت گسسته بودن نمودار کلی آتش واحد های حرکتی ، آن است که داده های مورد استفاده مربوط به قبل از اعمال الگوریتم حذف تداخل واحد های حرکتی است .

جدول (۴-۷) : تعداد MUAP های شناسایی شده در داده $D1(4:6)$ در واحد های حرکتی شماره ۱ تا ۱۴ پیش از اعمال الگوریتم حذف تداخل واحد های حرکتی

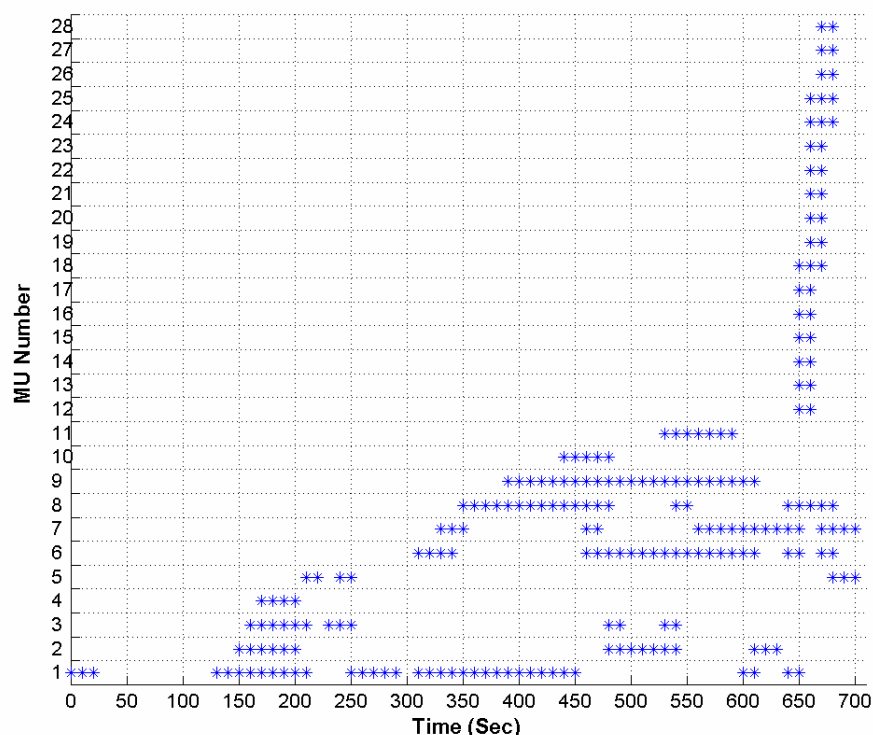
| شماره MU | ۱ | ۲ | ۳ | ۴ | ۵ | ۶ | ۷ | ۸ | ۹ | ۱۰ | ۱۱ | ۱۲ | ۱۳ | ۱۴ |
|---------------|-----|----|----|----|----|-----|-----|-----|-----|----|----|----|----|----|
| تعداد MUAP | ۱۷۸ | ۵۵ | ۷۹ | ۱۷ | ۳۹ | ۱۴۵ | ۱۴۰ | ۱۸۷ | ۱۰۴ | ۹۷ | ۲۴ | ۳۷ | ۱۴ | ۱۶ |

جدول (۸-۴) : تعداد MUAP های شناسایی شده در داده $D1(4:6)$ در واحد های حرکتی شماره ۱۵ تا ۲۸
پیش از اعمال الگوریتم حذف تداخل واحد های حرکتی

| شماره MU | ۱۵ | ۱۶ | ۱۷ | ۱۸ | ۱۹ | ۲۰ | ۲۱ | ۲۲ | ۲۳ | ۲۴ | ۲۵ | ۲۶ | ۲۷ | ۲۸ |
|---------------|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|
| تعداد MUAP | ۷ | ۱۵ | ۴۶ | ۹۲ | ۸۲ | ۶۸ | ۷ | ۵ | ۵ | ۳۰ | ۲۰ | ۱۶ | ۱۳ | ۶ |

اکنون ، الگوریتم حذف تداخل واحد های حرکتی را پیاده سازی می کنیم . نتیجه این الگوریتم ، تکمیل الگوی آتش واحد های حرکتی است . الگوی آتش تکمیل شده در شکل (۴-۱۸) نشان داده شده است . ساختار این نمودار ، مشابه شکل (۴-۱۷) می باشد .

Complete Firing Pattern in $D1(4:6)$



شکل (۴-۱۸) : الگوی آتش کامل ۲۸ واحد حرکتی شناسایی شده در مدت زمان ۷۰۰ ثانیه ای داده $D1(4:6)$ ، علامت * نشاندهنده فعالیت واحد حرکتی در مدت زمان ۱۰ ثانیه ای (فریمهای ذخیره شده) می باشد .

با مقایسه نمودارهای (۴-۱۷) و (۴-۱۸) تفاوت چندانی در الگوهای آتش ۱۰ ثانیه ای مشخص نمی شود . برای مشخص شدن تفاوت بین این دو نمودار ، کافی است ، الگوی آتش بدست آمده در تمامی فواصل زمانی ، ترسیم شود و نتایج موجود پس از بخش حذف تداخل ، در جداولی مشابه جداول (۴-۷) و (۴-۸) نشان داده شود . لذا ، تعداد MUAP های مربوط به واحدهای حرکتی شناسایی شده در داده $D1(4:6)$ ، در جداول (۴-۹) و (۴-۱۰) موجود می باشد . الگوی آتش قبل و

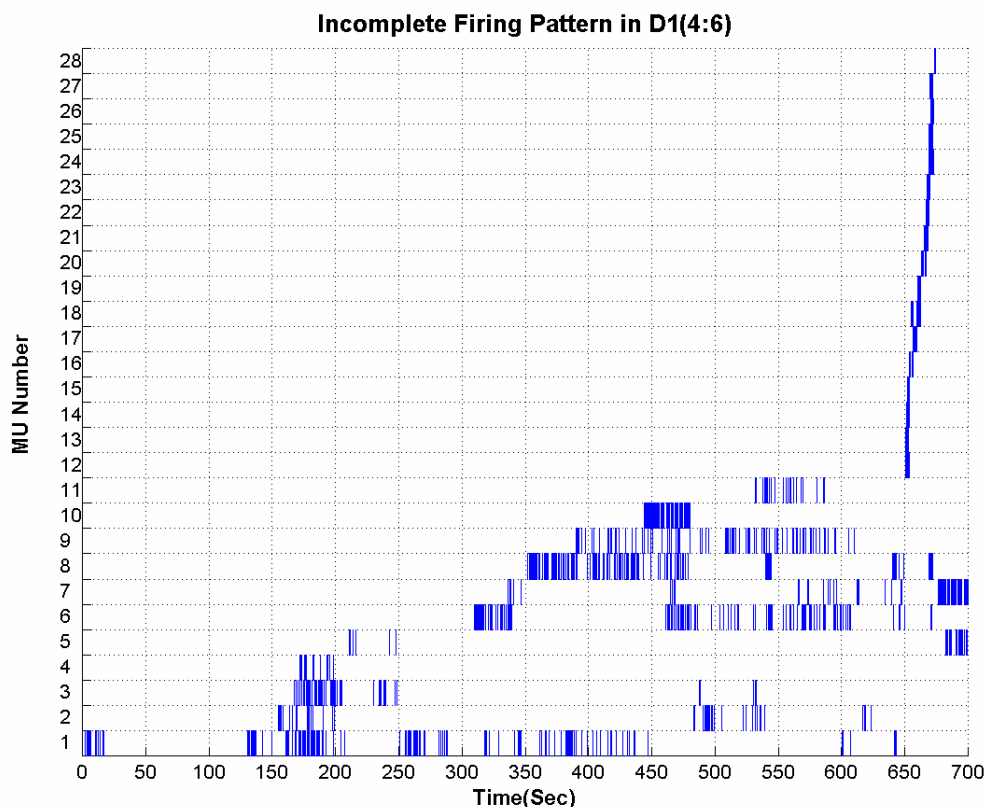
بعد از پیاده سازی الگوریتم حذف تداخل نیز به ترتیب در شکل‌های (۱۹-۴) و (۲۰-۴) نشان داده شده است. با مقایسه این دو شکل و همچنین جداول (۲۰-۴) تا (۲۳-۴)، نتیجه استفاده از الگوریتم حذف تداخل، به خوبی مشخص می‌شود.

جدول (۹-۴): تعداد MUAP‌های شناسایی شده در داده D1(4:6) در واحد‌های حرکتی شماره ۱ تا ۱۳

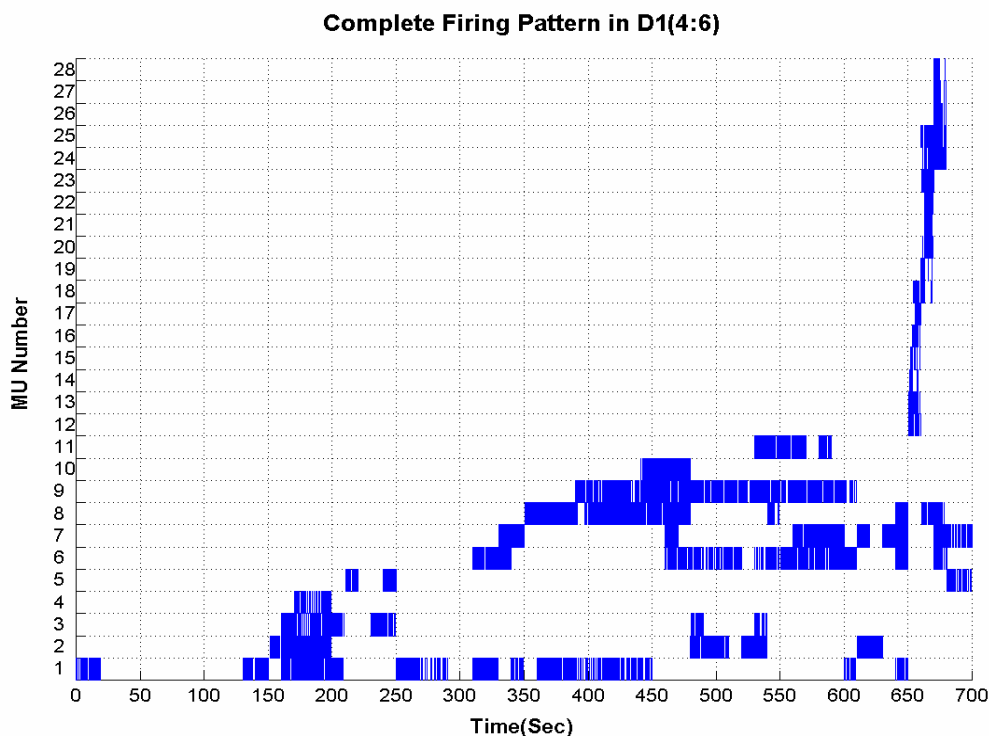
| شماره MU | ۱ | ۲ | ۳ | ۴ | ۵ | ۶ | ۷ | ۸ | ۹ | ۱۰ | ۱۱ | ۱۲ | ۱۳ |
|------------|------|------|------|-----|-----|------|------|------|------|-----|-----|-----|-----|
| تعداد MUAP | ۵۲۰۸ | ۱۶۸۷ | ۱۰۴۰ | ۱۶۱ | ۴۶۲ | ۱۷۰۷ | ۲۹۱۱ | ۲۲۱۸ | ۲۶۴۲ | ۵۰۸ | ۶۸۶ | ۲۲۹ | ۲۷۶ |

جدول (۱۰-۴): تعداد MUAP‌های شناسایی شده در داده D1(4:6) در واحد‌های حرکتی شماره ۱۴ تا ۲۸

| شماره MU | ۱۴ | ۱۵ | ۱۶ | ۱۷ | ۱۸ | ۱۹ | ۲۰ | ۲۱ | ۲۲ | ۲۳ | ۲۴ | ۲۵ | ۲۶ | ۲۷ | ۲۸ |
|------------|-----|----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|----|
| تعداد MUAP | ۱۱۷ | ۷۲ | ۱۴۷ | ۱۱۸ | ۲۶۷ | ۱۳۰ | ۲۰۸ | ۱۰۱ | ۱۰۹ | ۲۰۷ | ۵۴۴ | ۳۰۶ | ۱۷۱ | ۱۶۹ | ۵۷ |



شکل (۱۹-۴): الگوی آتش در داده D1(4:6) قبل از اعمال الگوریتم حذف تداخل واحد‌های حرکتی

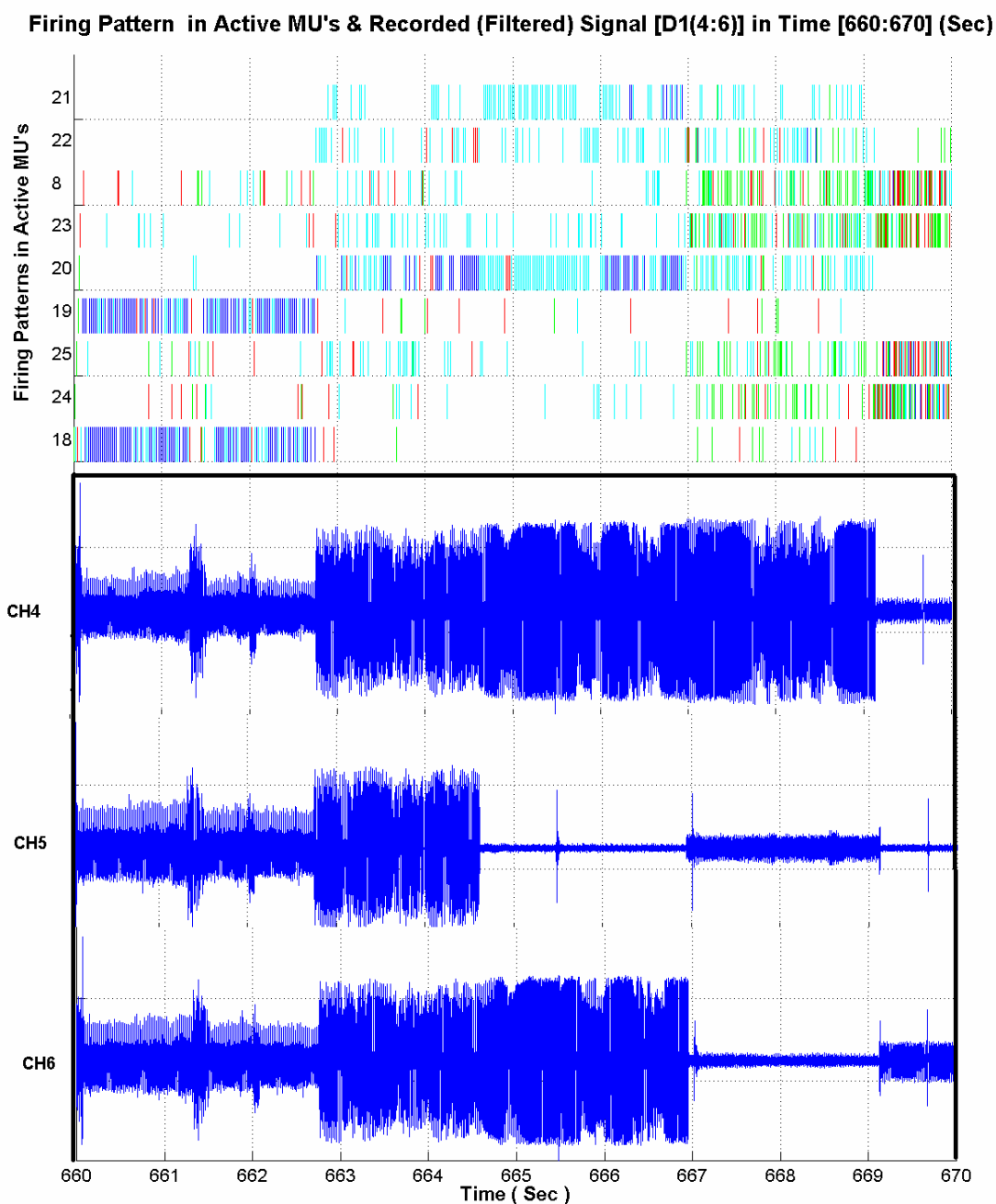


شکل (۴-۲۰) : الگوهای آتش کامل واحدهای حرکتی شناسایی شده در داده D1(4:6)

با توجه به نتایج بدست آمده ، تعداد مجموع MUAP ها قبل و بعد از پیاده سازی الگوریتم حذف تداخل واحدهای حرکتی به ترتیب برابر با ۱۵۴۴ و ۲۲۴۵۸ عدد می باشد . در نتیجه ، تعداد بخشهای فعالی که دارای همپوشانی (تداخل) بوده اند برابر با ۱۰۴۵۷ می باشد . با توجه به این نتایج ، تعداد بخشهای تداخلی از تعداد MUAP های اولیه هم بیشتر است . بدین ترتیب ، اهمیت بخشهای حذف تداخل واحدهای حرکتی و همچنین ، شناسایی بخشهای دارای همپوشانی کاملاً مشخص می شود ، چراکه اگر الگوریتم حذف تداخل واحدهای حرکتی مورد استفاده قرار نگیرد ، بیش از نیمی از الگوی آتش واحدهای حرکتی بدست نیامده و نتیجه آن ، کاهش کارایی الگوریتم می باشد . اکنون سؤال دیگری مطرح می شود . برخی از فریمهای ۱۰ ثانیه ای ، قبل و بعد از الگوریتم حذف تداخل ، دارای الگوی آتش نمی باشد . نتیجه آن نیز عدم شناسایی MUAP در آن فریمهاست . دلیل آن چیست ؟

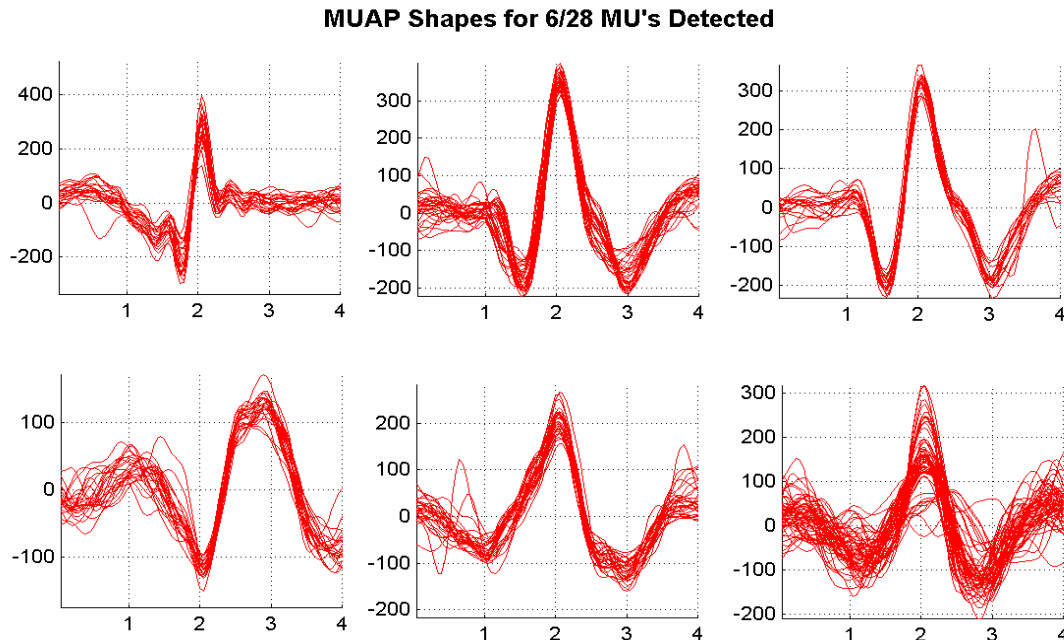
دلیل آن واضح است . با توجه به پارامترهای انتخابی در فاز شناسایی بخشهای فعال ، یا هیچ بخش فعالی در آن قسمتها شناسایی نشده است و یا اینکه بخشهای فعال مشترکی در آن قسمتها موجود نیست . با توجه به اینکه پارامترهایی که در انتخاب بخشهای فعال مؤثر هستند شامل V_{min} ، T_{min} و λ_1 و λ_2 می شوند ، امکان آن وجود دارد که با انتخاب این پارامترها برای تمامی بخشهای سیگنال ، برخی از بخشهای فعال مثلاً به دلیل آنکه دامنه پیک در پیک آنها کمتر از V_{min} بوده و یا اینکه مدت زمان مرتبط با بخش فعال ، کمتر از T_{min} باشد ، حذف می شوند . این نکته نیز از نکاتی است که در بخش افزایش کارایی الگوریتم LODEC مورد بررسی قرار خواهد گرفت و همچنین در بخش پیشنهادات نیز به آن ، پرداخته می شود .

در ادامه ، فریمی از سیگنال در هر سه کانال به همراه الگوی آتش واحدهای حرکتی فعال در آن بخش ، در شکل (۲۱-۴) نشان داده می شود .



شکل (۲۱-۴) : نمونه ای از سیگنالهای ثبت شده از سه کانال به همراه الگوی آتش واحد های حرکتی فعال در داده D1(4 : 6) و محدوده زمانی [660 : 670] (ثانیه) ، سیگنالهای فیلتر شده نشان داده شده اند .

در ادامه ، شکل موج MUAP های مربوط به ۶ عدد از واحدهای حرکتی تشخیص داده شده قبل از اعمال الگوریتم حذف تداخل ، در شکل (۲۲-۴) ارائه می شود .



شکل (۲۲-۴) : شکل موج MUAP های مربوط به ۶ عدد واحد حرکتی تشخیصی قبل از فاز حذف تداخل

۷-۴ بررسی کارایی الگوریتم LODEC

برای بررسی کارایی الگوریتم پیاده سازی شده ، از چند معیار و روش مختلف استفاده می کنیم . معیار اول به نحوه تفکیک پذیری کلاسها مربوط می شود که معیار تک متغیری^{۶۹} می باشد . هرچه مقدار آن به واحد نزدیکتر باشد ، طبقه بندی کلاسها بهتر صورت گرفته و کلاسها نسبت به یکدیگر قابل تفکیک پذیرتر خواهند بود . روش دیگر ، پیاده سازی الگوریتم در داده های موجود در سه کانال ثبت و به صورت مستقل است . در این روش ، تفکیک سیگنالهای سه کانال مورد بررسی به صورت مجزا انجام شده و نتایج سه کانال ثبت با یکدیگر مقایسه می شود . بدیهی است که در محاسبه معیار فاصله بخشهای فعال از ترکیب ویژگیهای سه کانال ثبت ، استفاده نمی شود . با توجه به مرجع [۶۵] ، اگر نتایج بدست آمده حداقل در دو کانال ثبت شبیه به هم باشد ، الگوریتم تفکیک مورد بررسی ، دارای کارایی مناسبی خواهد بود . روش سوم نیز ، استفاده از داده های شبه سازی شده است . در این روش ، داده های شبیه سازی شده بخش دوم برای بررسی کارایی الگوریتم LODEC مورد استفاده قرار گرفته و با استفاده از ویژگیهایی که از قبل مشخص شده است ، کارایی بخشهای مختلف الگوریتم ، مورد بررسی قرار خواهد گرفت . نکته دیگر اینست که روش دیگری برای بررسی الگوریتم LODEC در [۶۵] ارائه شده است . در این روش از تفکیک داده های چرخش یافته^{۷۰} استفاده شده و معیار CK^{۷۱} برای کارایی الگوریتم مورد استفاده

^{۶۹} Univariate Criterion

^{۷۰} در این روش ، تفکیک سیگنال اولیه و سیگنالی که نمونه های آن از آخر به اول ، مرتب شده اند مورد بررسی قرار می گیرد .

^{۷۱} Cohen's Kappa

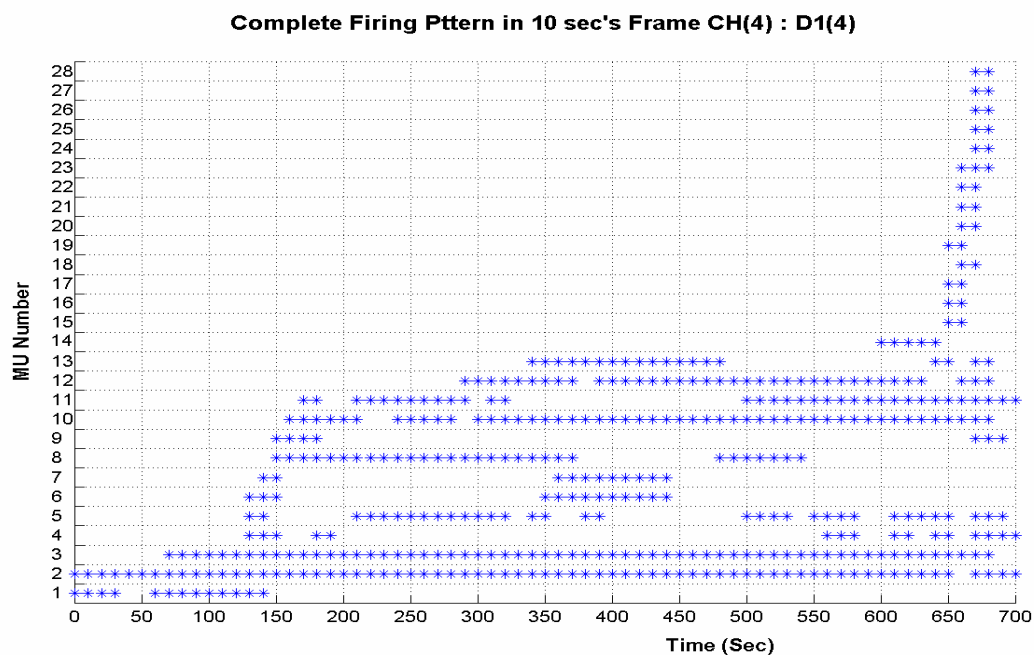
قرار می گیرد. این روش در این بخش، مورد بررسی قرار نخواهد گرفت. اکنون، سه روش مطرح شده به ترتیب بیان می شود.

۴-۷-۱ تفکیک پذیری کلاسها

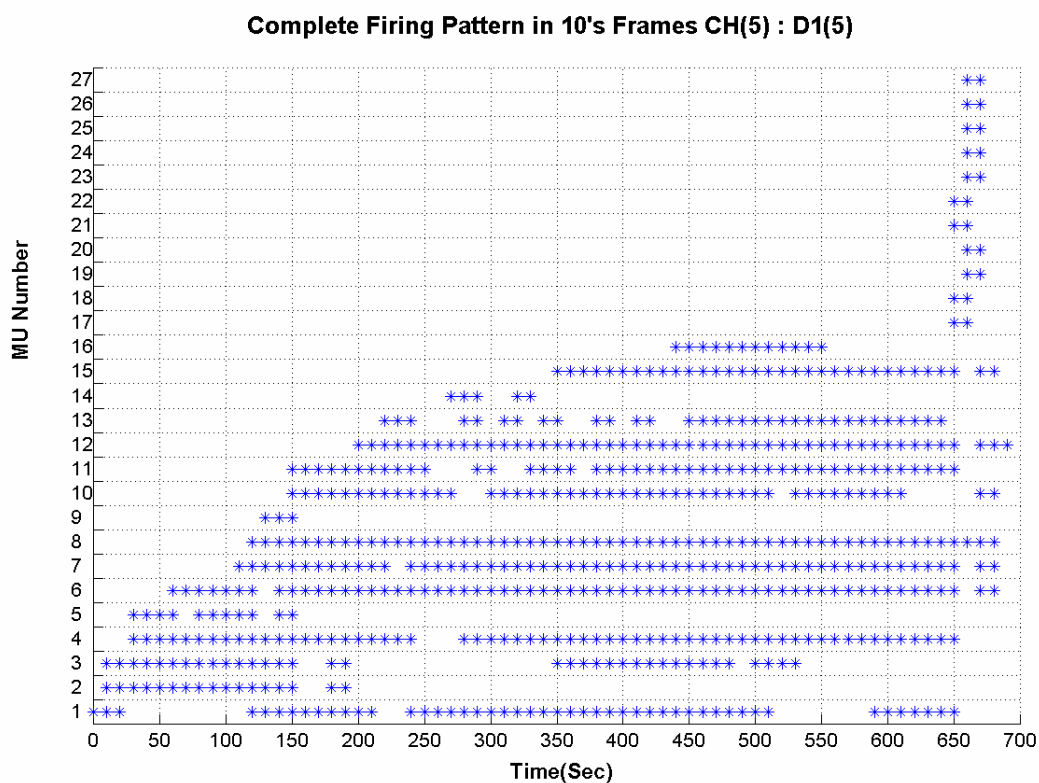
مقدار این پارامتر با استفاده از رابطه (۴-۲۲) و با بررسی تمامی ۲۸ کلاس تشخیص داده شده در سیگنال، قبل از حذف تداخل واحد های حرکتی برابر با ۷۶٪ می باشد. این مقدار در مقایسه با اعداد موجود در جدول (۴-۳) کمتر می باشد. دلیل آن نیز، تعداد کلاسها و فریمهای مورد بررسی است. نتایج موجود در جدول (۴-۳) تنها در مورد یک فریم ۱۰ ثانیه است و تعداد کلاسهای مورد بررسی در بیشترین حالت برابر با ۹ کلاس است و این در حالی است که تعداد کلاسهای مورد بررسی در اینجا ۲۸ کلاس بوده و ۷۰ فریم ۱۰ ثانیه ای مورد استفاده قرار گرفته شده است. با توجه به اینکه پس از حذف تداخل واحدهای حرکتی، تداخل کلاسها بسیار زیاد می شود، بررسی این معیار قبل از فاز حذف تداخل واحدهای حرکتی انجام می گیرد.

۴-۷-۲ استفاده از داده های موجود در کانالهای ثبت

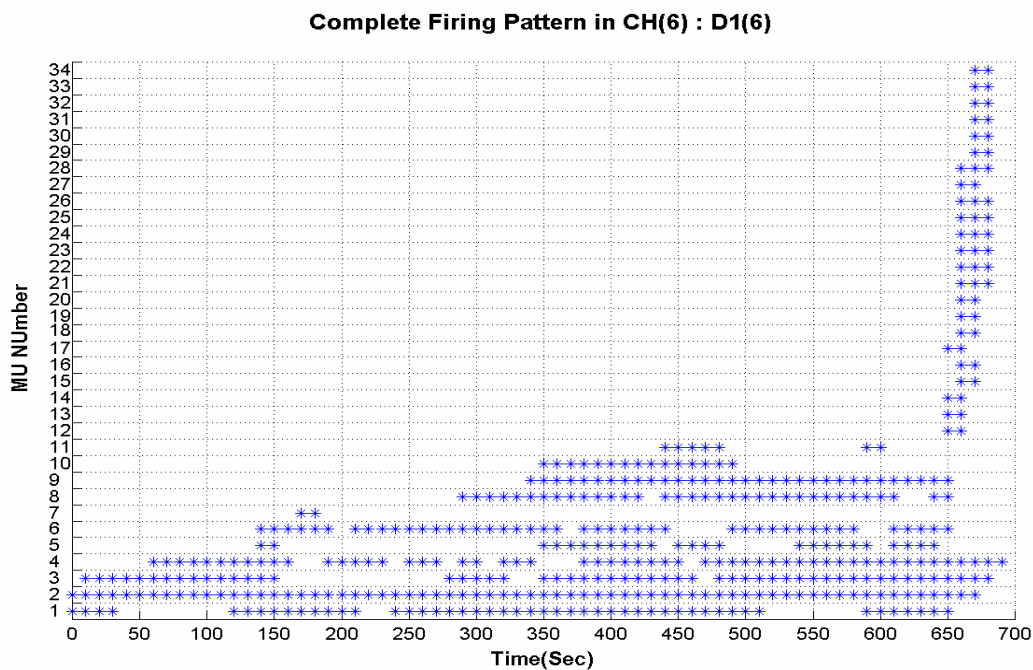
همانگونه که در ابتدای بخش (۴-۷) گفته شد، یکی از روشهای بررسی کارایی الگوریتم تفکیک استفاده از نتایج بدست آمده از تفکیک داده های موجود در سه کانال ثبت و به صورت مجزا می باشد. این نتایج با هم مقایسه شده و در صورتی که حداقل در سه کانال، شبیه باشد الگوریتم تفکیک دارای کارایی بالایی خواهد بود و در غیر اینصورت، نیاز به اصلاحاتی خواهد داشت. با توجه به اینکه در پیاده سازی الگوریتم LODEC از داده های (6: 4) $D1$ استفاده شده است، در این بخش، داده های (4) $D1$ ، (5) $D1$ و (6) $D1$ به صورت مجزا تفکیک شده و نتایج نهایی الگوریتم (شکل MUAP های موجود در هر کلاس و الگوی آتش آنها) مورد بررسی قرار می گیرد. در ابتدا، نتایج بدست آمده در مورد الگوی آتش (نسبت به فریمهای ۱۰ ثانیه ای و یا فواصل نمونه برداری) و شکل موج MUAP ها ارائه شده و در ادامه، نتایج بدست آمده را باهم مقایسه می کنیم. بدین ترتیب، الگوهای آتش واحدهای حرکتی شناسایی شده در سیگنالهای (4) $D1$ ، (5) $D1$ و (6) $D1$ بر اساس فریمهای ۱۰ ثانیه ای به ترتیب در شکلهای (۴-۲۳) تا (۴-۲۵) نشان داده شده است. نمودارهای مشابه آنها نیز در مورد فواصل نمونه برداری در شکلهای (۴-۲۶) تا (۴-۲۸) موجود است. مقایسه ای بین تعداد واحدهای حرکتی و همچنین تعداد MUAP های مربوط به آنها در سه کانال ثبت، در جداول (۴-۱۱) تا (۴-۱۳) آمده است. پس از آن نیز، مقایسه ای بین برخی از شکل موجهای MUAP های مربوط به واحدهای حرکتی شناسایی شده در سه کانال ثبت (شکل موجهای مشابه هم) در ادامه بیان می شود. پس از آن، با توجه به نتایج بدست آمده در سه کانال ثبت و همچنین مجموع آنها، معیار مقایسه ای بین شکل موجهای MUAP های موجود در سه کانال ثبت و همچنین، زمانهای آتش آنها ارائه می شود تا بر اساس آن، بتوانیم شباهت بین داده های موجود در سه کانال ثبت را به صورت کمی، بیان کرده و بر اساس آن، کارایی الگوریتم بر اساس روش ثبت چند کانالی موجود در [۳۴]، با روشی جدید مورد بررسی قرار می گیرد. در این روش، یک معیار جدیدی بر اساس فاکتورهای کیفی موجود، ارائه می شود.



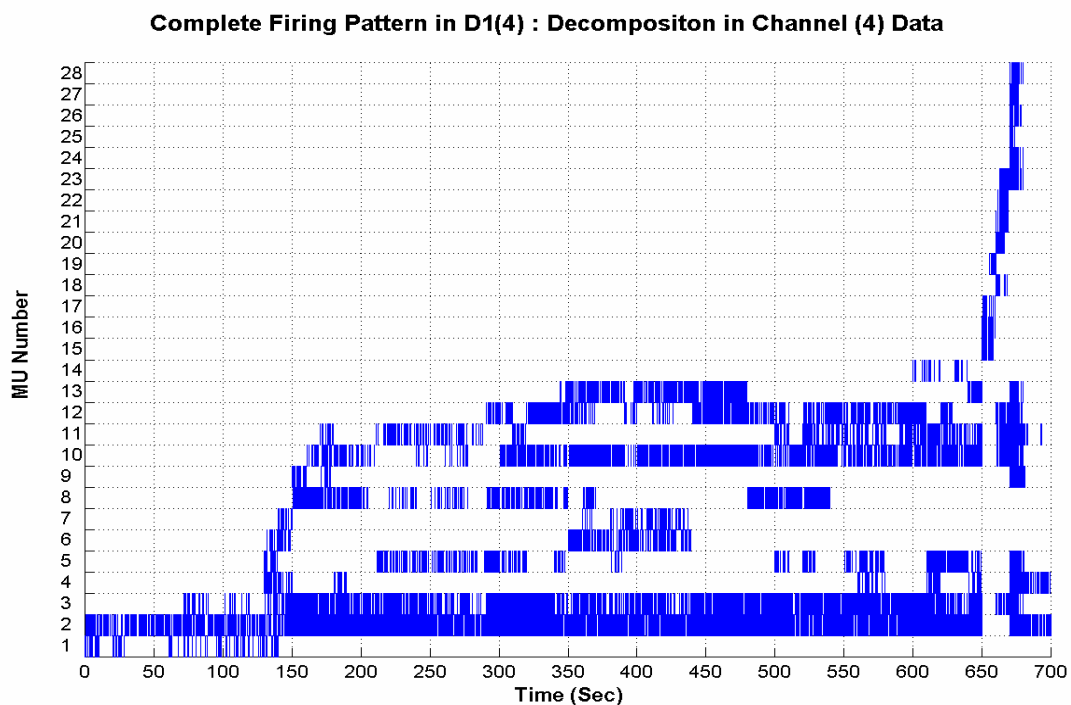
شکل (۴-۲۳) : الگوهای آتش ۲۸ واحد حرکتی شناسایی شده در داده D1(4) در فریمهای ۱۰ ثانیه ای



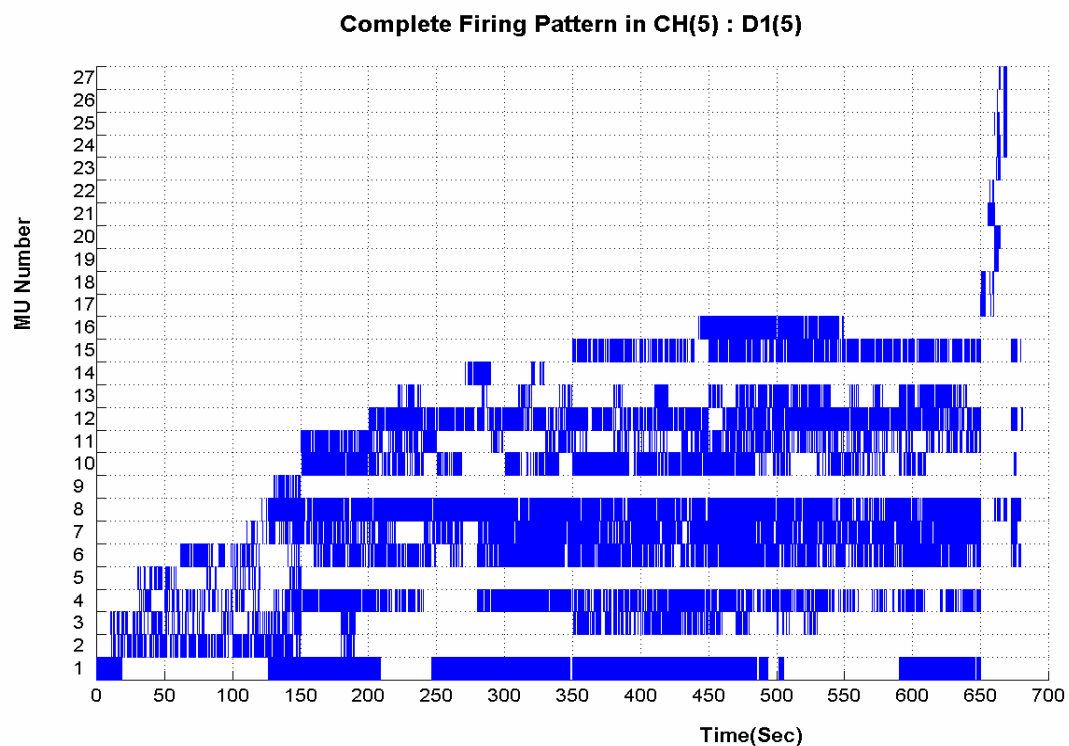
شکل (۴-۲۴) : الگوهای آتش ۲۷ واحد حرکتی شناسایی شده در داده D1(5) در فریمهای ۱۰ ثانیه ای



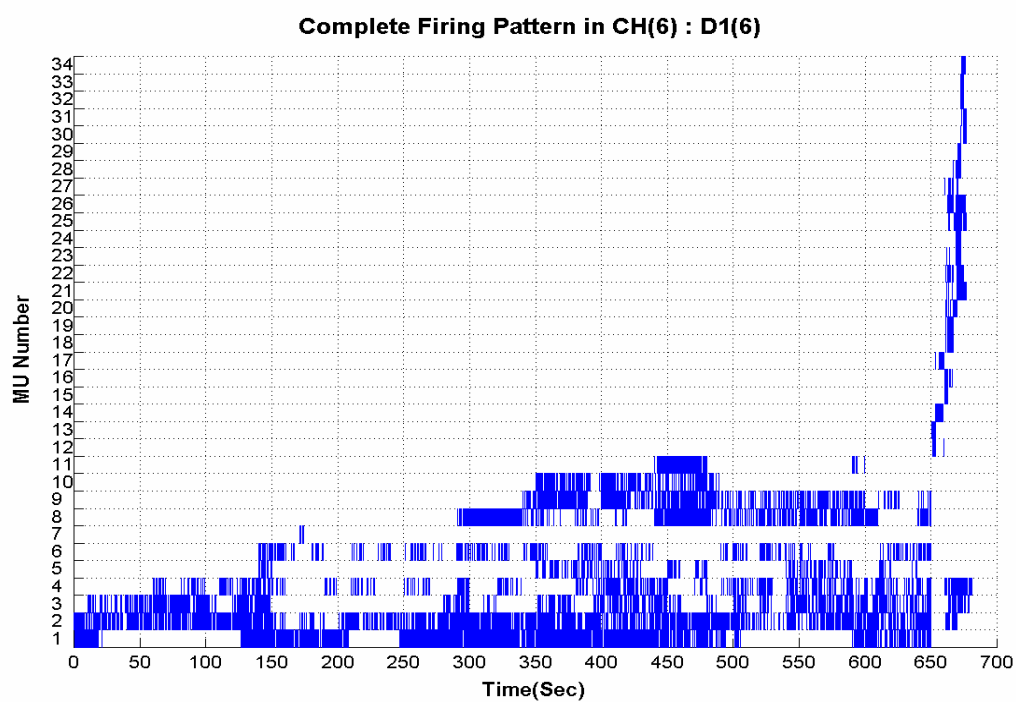
شکل (۲۵-۴) : الگوهای آتش ۳۴ واحد حرکتی شناسایی شده در داده $D1(6)$ در فریمهای ۱۰ ثانیه ای



شکل (۲۶-۴) : الگوهای آتش ۲۸ واحد حرکتی شناسایی شده در داده $D1(4)$ در فواصل نمونه برداری



شکل (۲۷-۴) : الگوهای آتش ۲۷ واحد حرکتی شناسایی شده در داده D1(5) در فواصل نمونه برداری



شکل (۲۸-۴) : الگوهای آتش ۳۴ واحد حرکتی شناسایی شده در داده D1(6) در فواصل نمونه برداری

جدول (۱۱-۴) : تعداد MUAP های بخشی از واحدهای حرکتی شناسایی شده در سه کانال ثبت داده D1

| شماره MU | ۱ | ۲ | ۳ | ۴ | ۵ | ۶ | ۷ | ۸ | ۹ | ۱۰ |
|------------------------|------|------|------|------|-----|------|------|------|-----|------|
| تعداد MUAP CH(۴) | ۲۴۹ | ۴۹۵۹ | ۲۶۰۸ | ۵۱۸ | ۹۱۹ | ۳۳۸ | ۱۲۳ | ۸۷۸ | ۳۱۷ | ۲۰۸۸ |
| تعداد MUAP CH(۵) | ۳۳۷۹ | ۴۷۱ | ۸۲۰ | ۲۰۳۶ | ۱۹۰ | ۲۲۷۵ | ۲۶۵۵ | ۳۸۵۵ | ۴۳ | ۱۴۲۲ |
| تعداد MUAP CH(۶) | ۲۲۹۵ | ۲۳۹۸ | ۱۶۸۷ | ۱۴۹۶ | ۲۷۹ | ۶۴۸ | ۲۱ | ۹۹۲ | ۸۸۲ | ۴۲۱ |

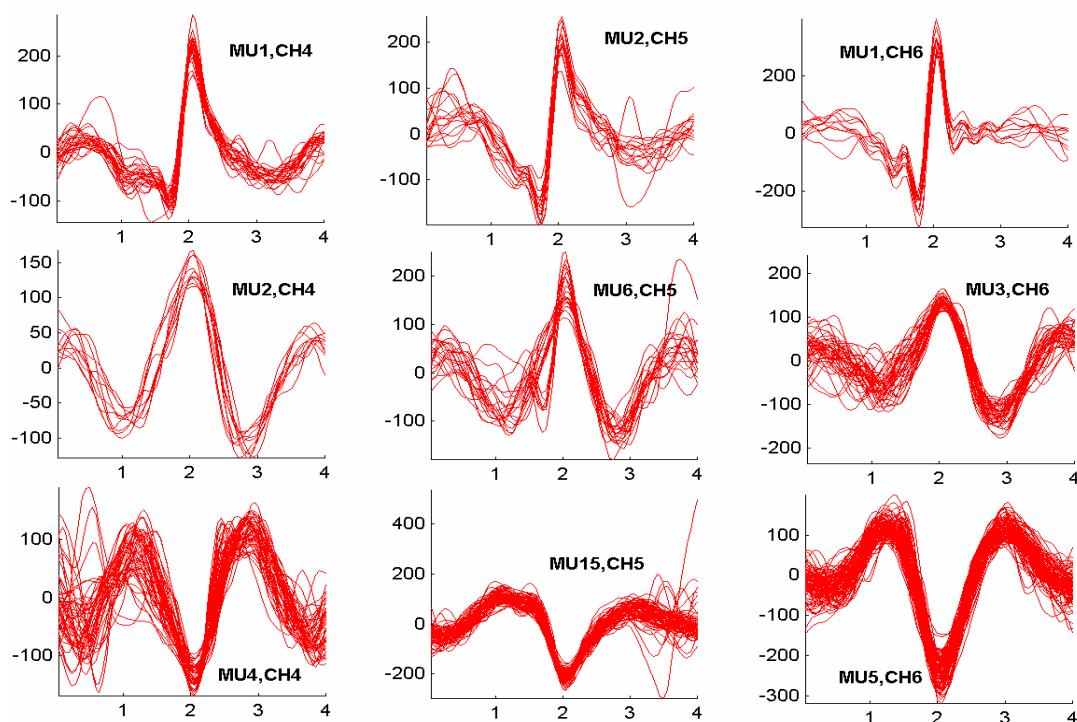
جدول (۱۲-۴) : تعداد MUAP های بخشی از واحدهای حرکتی شناسایی شده در سه کانال ثبت داده D1

| شماره MU | ۱۱ | ۱۲ | ۱۳ | ۱۴ | ۱۵ | ۱۶ | ۱۷ | ۱۸ | ۱۹ | ۲۰ | ۲۱ | ۲۲ |
|------------------------|------|------|-----|-----|------|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|
| تعداد MUAP CH(۴) | ۱۲۶۹ | ۱۴۸۹ | ۵۸۰ | ۴۸ | ۲۸۹ | ۴۳۹ | ۲۲۲ | ۱۲۲ | ۱۱۳ | ۱۲۵ | ۴۸ | ۲۵۷ |
| تعداد MUAP CH(۵) | ۱۱۶۲ | ۲۶۲۹ | ۵۵۹ | ۱۱۶ | ۱۱۲۴ | ۶۷۷ | ۲۶۹ | ۲۷۶ | ۱۷۷ | ۱۴۲ | ۱۳۶ | ۹۹ |
| تعداد MUAP CH(۶) | ۱۹۲ | ۲۴۲ | ۲۱۶ | ۱۷۹ | ۱۲۲ | ۱۲۳ | ۱۴۸ | ۱۶۰ | ۱۵۶ | ۴۲ | ۷۰ | ۸۷ |

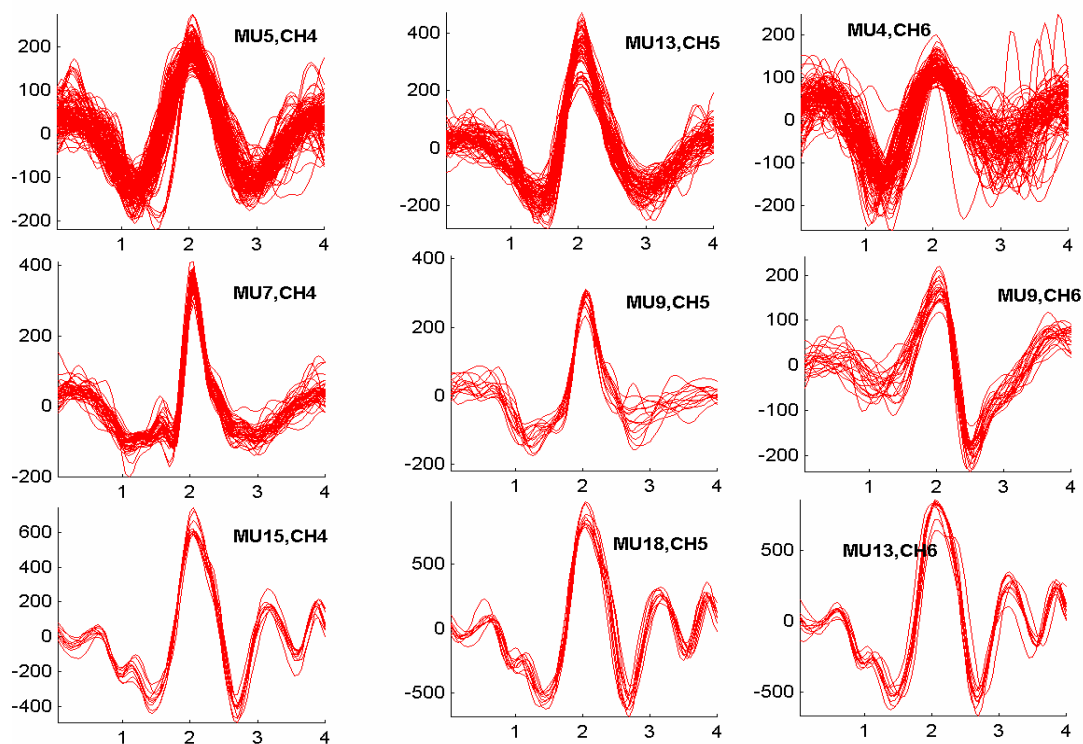
جدول (۱۳-۴) : تعداد MUAP های بخشی از واحدهای حرکتی شناسایی شده در سه کانال ثبت داده D1

| شماره MU | ۲۳ | ۲۴ | ۲۵ | ۲۶ | ۲۷ | ۲۸ | ۲۹ | ۳۰ | ۳۱ | ۳۲ | ۳۳ | ۳۴ |
|------------------------|-----|-----|-----|-----|----|----|----|----|-----|----|----|----|
| تعداد MUAP CH(۴) | ۳۶۸ | ۵۴ | ۳۳ | ۵۹ | ۲۹ | ۵۵ | - | - | - | - | - | - |
| تعداد MUAP CH(۵) | ۷۱ | ۱۵۲ | ۷۲ | ۹۱ | ۶۹ | - | - | - | - | - | - | - |
| تعداد MUAP CH(۶) | ۱۰۲ | ۳۱ | ۱۱۹ | ۱۲۹ | ۲۱ | ۴۳ | ۱۳ | ۴۵ | ۱۲۴ | ۳۲ | ۴۳ | ۵۶ |

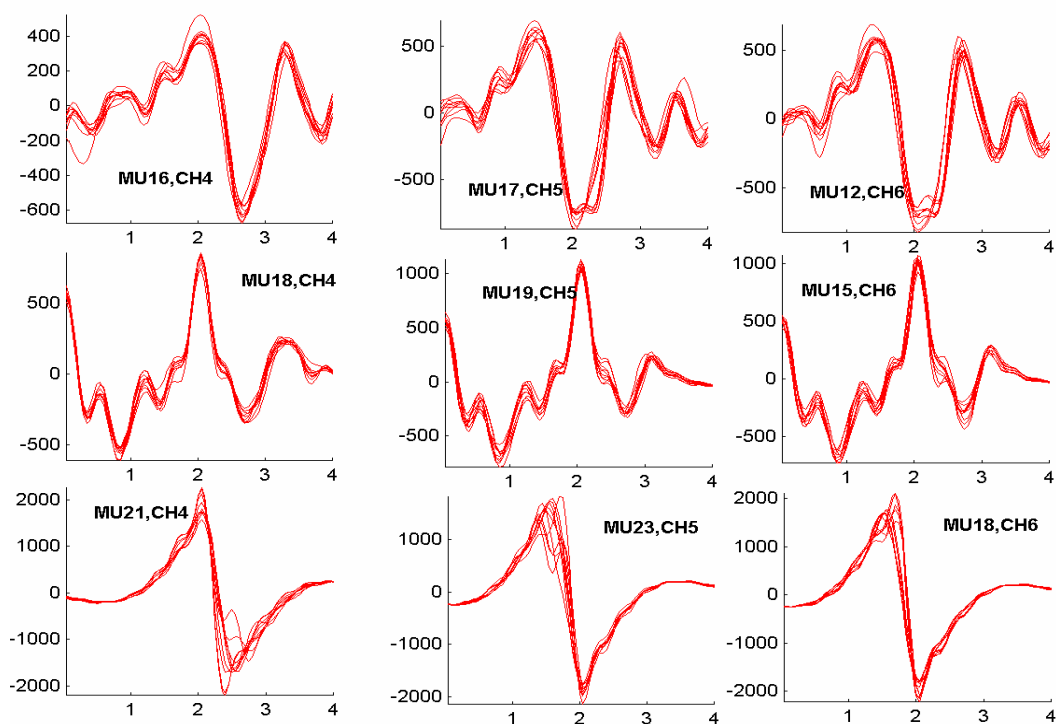
در ادامه ، مقایسه ای بین شکل موجهای MUAP های مشابه در سه کانال ثبت انجام گرفته و نتایج این مقایسه ، در شکلهای (۲۹-۴) تا (۳۳-۴) ارائه می شود .



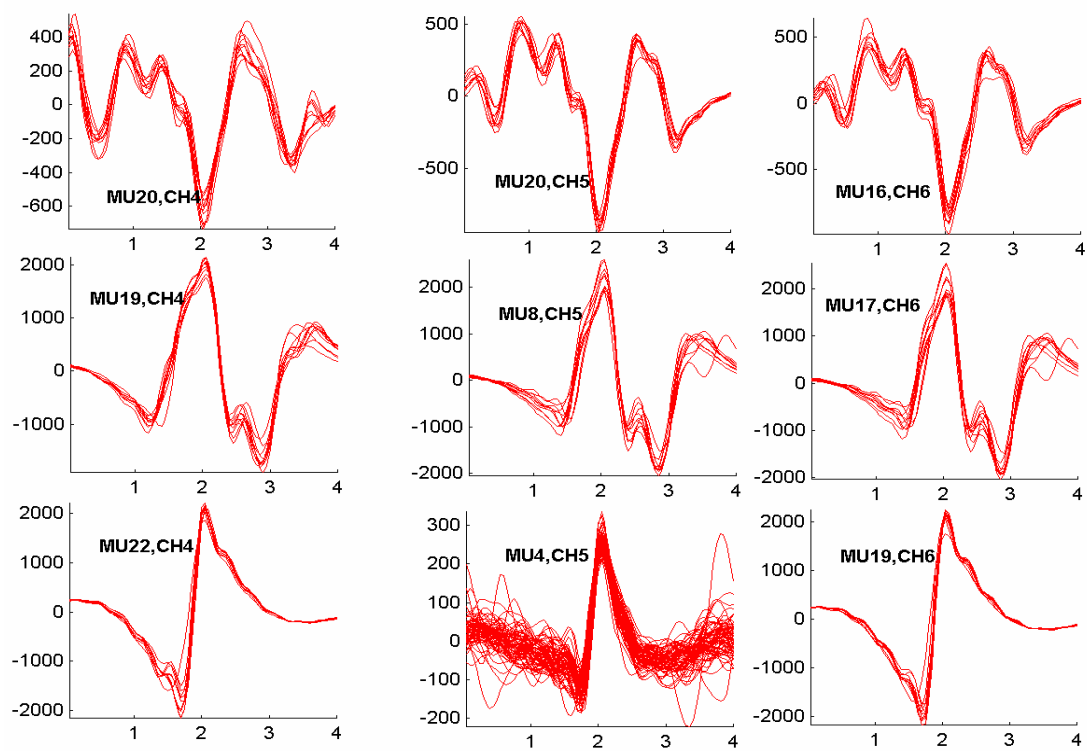
شکل (۲۹-۴) : مقایسه ای بین شکل موج MUAP های برخی از واحدهای حرکتی در سه کانال ثبت



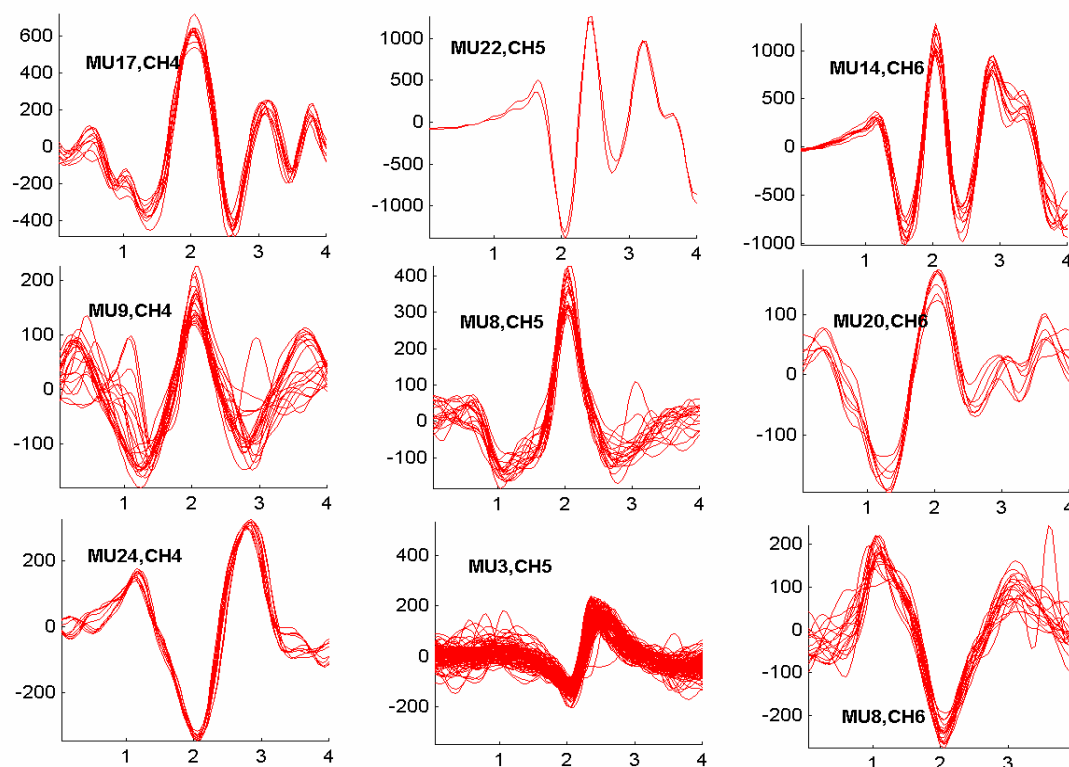
شکل (۳۰-۴) : مقایسه ای بین شکل موج MUAP های برخی از واحدهای حرکتی در سه کانال ثبت



شکل (۳۱-۴) : مقایسه ای بین شکل موج MUAP های برخی از واحدهای حرکتی در سه کانال ثبت

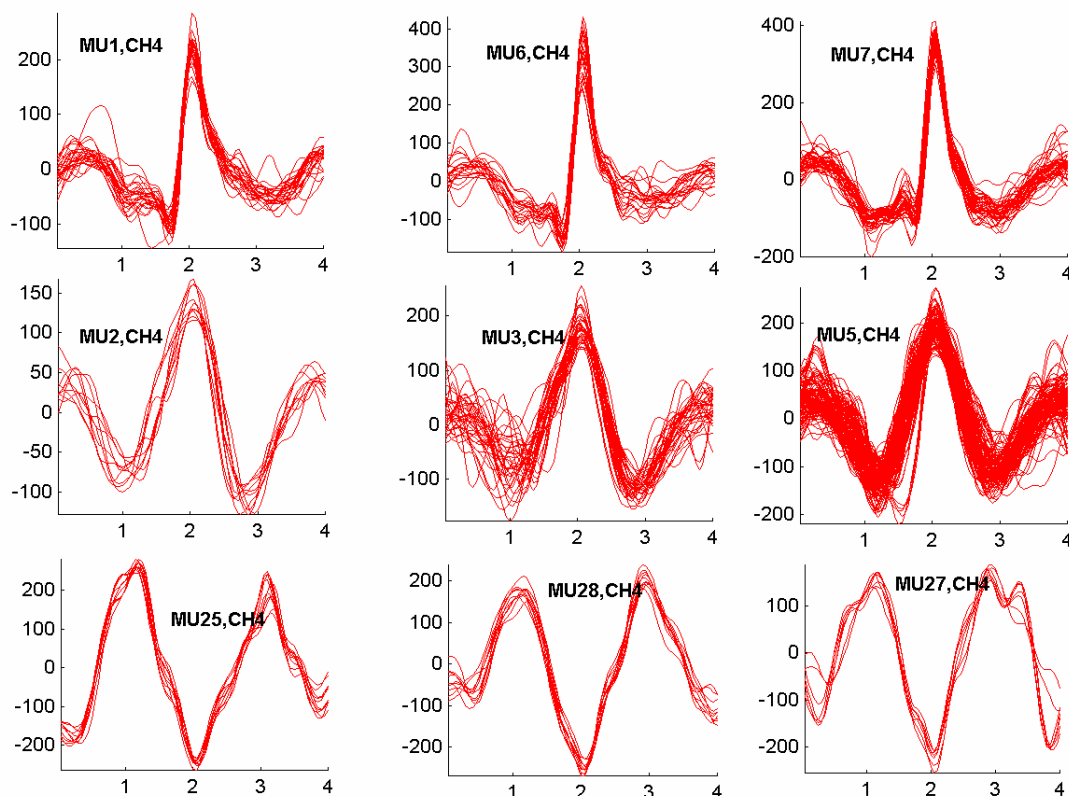


شکل (۳۲-۴) : مقایسه ای بین شکل موج MUAP های برخی از واحدهای حرکتی در سه کانال ثبت



شکل (۴-۳۳) : مقایسه ای بین شکل موج MUAPهای برخی از واحدهای حرکتی در سه کانال ثبت

نکته ای که باید در اینجا ذکر شود ، اینست که انتخاب MUAPهای مشابه در سه کانال ثبت بر اساس معیار کیفی (انتخاب توسط اپراتور انسانی) انجام گرفته است. آنچه واضح است این است که این انتخاب باید بر اساس تشابه نسبی بین شکل موج MUAPهای سه کانال ثبت و همچنین ، الگوی آتش آنها انجام گیرد. با توجه به اینکه شکل موجهای ترسیم شده در مورد تمامی MUAPها از یک مدت زمان خاص ، انتخاب شده اند نکته ای که با یک نگاه به نمودارها متوجه می شویم ، تفاوت تعداد شکل موجهای ترسیم شده در مورد هر MUAP است. با توجه به این نکته و همچنین ، بررسی نمودارهای مربوط به الگوی آتش آنها ، سؤال دیگری پیش می آید که احتمالاً این MUAPها مربوط به واحدهای حرکتی متفاوتی هستند و این در حالی است که احتمال آنکه الگوی آتش واحدهای حرکتی مشترک تشخیص داده شده در سه کانال ثبت ، متفاوت باشد بسیار ضعیف است. در اینجا نکته مهمی را باید بیان کرد. با مشاهده شکل موجهای MUAPهای موجود در هر کانال ثبت ، متوجه می شویم که بسیاری از این MUAPها دارای ساختار یکسانی بوده و تنها تفاوتی که دارند ، کاهش یا افزایش دامنه و یا اینکه پهن شدن و باریک شدن متفاوتی در قسمتهای آنها موجود است. با توجه به اینکه ، ثبت داده در شرایط غیر استاتیک انجام شده است و نیروی عضلانی در هر لحظه ، تغییر می کند این احتمال وجود دارد که پارامترهای گفته شده در ثبت ۱۰ دقیقه ای ، تغییر کند. با توجه به [۶۵] ، تغییرات دامنه موج MUAPها در ثبت چند دقیقه ای سیگنال ، تا ۳۰٪ ماکزیمم پیک در پیک سیگنال می باشد. بدین ترتیب ، نقص معیار انتخابی در ترکیب الگوهای بدست آمده پس از فاز طبقه بندی (بخش ۴-۵) آشکار می شود. در ادامه ، برخی از شکل موجهای MUAPهای مشابه در کانال ثبت شماره (۴) ارائه می شود. با مشاهده شکل (۴-۳۴) ، نقص الگوریتم ترکیب الگوهای مشابه ، بیشتر مشخص می شود.



شکل (۴-۲۴) : برخی از MUAPهای مشابه (در هر ردیف) در داده $D1(4)$ ، انتخاب بوسیله اپراتور انسانی

با توجه به شکل بالا ، لزوم ارائه قانون جدیدی برای ترکیب الگوهای بدست آمده در الگوریتم LODEC ، احساس می شود . این نکته و همچنین نکته دیگری که آیا الگوی بدست آمده می تواند یک MUAP باشد ، از اهمیت خاصی برخوردار است . اینجا است که اپراتور انسانی متخصص می تواند به کار گرفته شود . تقریباً در اکثر الگوریتمهای تفکیک سیگنال الکترومایوگرام ، اپراتور انسانی مورد استفاده قرار گرفته تا کارایی الگوریتم بالا رود . اگر قرار باشد الگوریتم تفکیک به صورت کاملاً اتوماتیک انجام گیرد ، لازم است که برای مقایسه شکل موجها و همچنین بررسی اعتبار یک الگو به عنوان MUAP از روشی استفاده شود که شکل موج MUAPها را مستقل از دامنه و مدت زمان ، معرفی کرده و از آن پارامتر در مقایسه داده های بدست آمده در کانالهای ثبت متفاوت نیز استفاده شود . این نکته نیز از نکاتی است که می تواند در افزایش کارایی الگوریتمهای تمام اتوماتیک ، مورد بررسی قرار گیرد . اکنون قبل از اینکه این معیار رابدهست آوریم با بررسی کیفی انجام گرفته ، الگوی آتش مربوط به MUAPهای مشابه را با یکدیگر ترکیب کرده و نتایج بدست آمده را در آنالیز بعدی (مقایسه داده های سه کانال ثبت) استفاده می کنیم . برای بدست آوردن معیار مقایسه ، در ابتدا باید دو الگوی مشابه در دو کانال ثبت بدست آید . این مرحله را در اینجا به صورت کیفی کمی انجام داده و با مقایسه شباهت شکل موجهای MUAP ها و تعداد الگوی آتش آنها ، MUAPهای متناظر را مشخص می کنیم . در ادامه ، از رابطه $FactSim(\%)[i, j] = 100(1 - \|F_i - F_j\|)$ استفاده می کنیم . در این رابطه ، الگوهای آتش دو واحد حرکتی i و j مورد بررسی قرار گرفته و تفاوت بین زمانهای آتش آنها به عنوان خطا بدست

می آید. این تفاوت در هر نمونه با استفاده از زمان آغاز و پایان بخش فعال بدست آمده و اگر فواصل زمانی در دو نمونه دارای حداقل نیمی از زمان بخش فعالی که تعداد نمونه های آن، مینیمم باشد را در بر گرفته باشد، از آن بخش صرف نظر شده و در غیر این صورت به عنوان خطا در نظر گرفته می شود. اگر تعداد نمونه ها برابر نباشد، بدیهی است که تفاوت نمونه ها به صورت خطا در نظر گرفته می شود. مجموع خطای بدست آمده، به تعداد نمونه های ماکزیم در دو الگو نرمالیزه شده که حاصل آن، $\|F_i - F_j\|$ می باشد. در نتیجه برای بدست آمدن معیار شباهت الگوهای آتش دو واحد حرکتی، این خطا از عدد یک کاسته شده که نتیجه آن، مقدار پارامتر $FactSim$ می باشد. بدیهی است استفاده بهینه از این روش، مستلزم عوامل زیر است:

- ۰۱ ترکیب الگوهای مشابه، به بهترین نحو انجام گیرد.
- ۰۲ قانون ترکیب الگوها، نسبت به تغییرات دامنه و مدت زمان MUAP ها مقاوم باشد.
- ۰۳ الگوهای مشابه در دو کانال ثبت، بدرستی انتخاب شوند.

اگر بتوان مراحل گفته شده را به خوبی انجام داد، می توان انتظار داشت که مقایسه داده های چند کانال ثبت و در نتیجه بررسی کارایی الگوریتم تقطیک، معتبر است و در غیر این صورت، نتیجه قابل قبولی بدست نمی آید.

در ادامه، برای بدست آمدن شباهت کلی دو MUAP از دو کانال ثبت متفاوت از رابطه ابتکاری (۳۳-۴) استفاده می کنیم.

$$FullSim = (1 - \frac{\max(m,n) - n(E)}{\max(m,n)}) \times \frac{1}{n(E)} \times \sum_{i,j \in E} FactSim[i, j] \quad (33-4)$$

این رابطه برای وضوح بیشتر به صورت ساده نشده، بیان شده است. برای بدست آوردن مقدار این معیار، ابتدا الگوهای مشابه در دو کانال ثبت مشخص می شود. همانگونه که قبلاً گفته شد، فعلاً فرض ما بر این است که این انتخاب توسط یک اپراتور انسانی انجام شده است. مثلاً فرض کنید که کانالهای مورد مقایسه، به ترتیب دارای $m = 5$ و $n = 6$ واحد حرکتی باشند. با بررسی اپراتور انسانی، مشخص می شود که واحد های حرکتی $E = \{(1,3), (2,5), (3,4)\}$ مشابه هم هستند. مجموعه E شامل عضوهای مرتبی است که به ترتیب از دو کانال ثبت مختلف، انتخاب شده اند. فرض کنید که معیار شباهت در سه مقایسه موجود به ترتیب $0/9$ ، $0/5$ و $0/7$ باشد،

مقدار عبارت $\frac{1}{n(E)} \times \sum_{i,j \in E} FactSim[i, j]$ برابر با $0/7$ خواهد بود. اکنون، تعداد الگوها مشابه نیز با استفاده از عبارت $(1 - \frac{\max(m,n) - n(E)}{\max(m,n)})$ وارد معادلات شده و مقدار آن برابر با $0/5$ خواهد

بود. در نتیجه، مقدار پارامتر $FullSim$ برابر با 35% می باشد. با توجه به ضرب دو فاکتور گفته شده، مقدار $25\% = 50\% * 50\%$ به عنوان حد شباهت در نظر گرفته می شود. در نتیجه، اگر مقدار این معیار از 25% کمتر باشد، دو کانال مورد بررسی به هم شبیه نبوده و اگر بیشتر یا مساوی 25% باشد، فاکتور شباهت راضی کننده خواهد بود. این نکته نیز باید ذکر شود که این روش دارای مشکلاتی است ولی برای شروع، روش مناسبی است که از آن استفاده خواهیم کرد.

عبارت بدست آمده به صورت ساده شده ، به صورت رابطه (۴-۳۴) خواهد بود .

$$FullSim = \frac{1}{\max(m,n)} \times \sum_{i,j \in E} FactSim[i, j] \quad (۴-۳۴)$$

اگر بخواهیم رابطه ای برای پارامتر $FactSim$ ارائه دهیم ، نتیجه رابطه (۴-۳۵) می باشد .

$$FactSim[i, j] = \frac{n(Match[i, j])}{\max(n(C_i), n(C_j))} \quad (۴-۳۵)$$

در رابطه بالا ، پارامتر $FactSim$ در دو کلاس i و j (در دو کانال ثبت مختلف) بدست می آید و $n(Match[i, j])$ ، تعداد تطابق بین الگوهای آتش دو کلاس C_i و C_j بوده و پارامترهای $n(C_i)$ و $n(C_j)$ نیز به ترتیب ، تعداد زمانهای آتش واحدهای حرکتی کلاسهای C_i و C_j است . پس از ارائه این معیار ، بار دیگر این نکته را ذکر می کنیم که سیستمهای فازی^{۷۲} بهترین راه حل برای این مسائل هستند و دلیل آن ، کیفی بودن "شباهت" است که با استفاده از تئوری فازی به کمیت نزدیکتر می شود . ما در آینده از سیستمهای فازی نیز ، در این مورد استفاده خواهیم کرد .

اکنون برای مقایسه نتایج بدست آمده در سه کانال ثبت ، از یک اپراتور انسانی استفاده کرده و MUAPهای مشابه در هر کانال ثبت را مشخص می کنیم . پس از آن ، الگوی آتش آنها را با یکدیگر ترکیب می کنیم .

بدین ترتیب ، تعداد واحدهای حرکتی کانالهای ثبت از ۲۸ ، ۲۷ و ۳۴ عدد به ۱۸ ، ۱۶ و ۲۵ عدد کاهش می یابد . اکنون ، نوبت آن است که واحدهای حرکتی مشابه در سه کانال ثبت ، مشخص شده و مجموعه های B_{12} ، B_{13} و B_{23} بدست آید . در نتیجه ، تعداد اعضای مجموعه های مورد بررسی به ترتیب ، ۱۲ ، ۱۰ و ۱۱ می باشد . اکنون ، کافی است که فاکتور شباهت را بر اساس رابطه (۴-۳۳) در این عضوهای مشابه هم ، بدست آورده و در نهایت ، فاکتور شباهت کلی را بر اساس رابطه (۴-۳۴) محاسبه کنیم . این نتایج در جدول (۴-۱۴) به صورت خلاصه موجود است .

جدول (۴-۱۴) : نتایج معیار شباهت در مقایسه سه کانال ثبت

| پارامتر | B(۱،۲) | B(۱،۳) | B(۲،۳) |
|--------------------------------------|--------|--------|--------|
| n[] | ۱۲ | ۱۰ | ۱۱ |
| $\min(FactSim[i, j])_{i, j \in B()}$ | ۰/۳۷۱ | ۰/۴۳۲ | ۰/۳۳۲ |
| $\max(FactSim[i, j])_{i, j \in B()}$ | ۰/۷۲۱ | ۰/۷۵۲ | ۰/۸۱۳ |
| FullSim (%) | ۲۴/۱ | ۲۶/۷ | ۲۵/۱ |

^{۷۲} Fuzzy Systems

با توجه به اینکه ، مرز قبولی برای معیار شباهت کلی را ۲۵٪ در نظر گرفته ایم ، با توجه به فاصله اطمینانی که می توانیم در نظر بگیریم ، نتایج هر سه کانال تقریباً به هم شبیه است . اکنون ، در بخش بعد با استفاده از داده های شبیه سازی شده ، کارایی الگوریتم را مورد بررسی قرار خواهیم داد .

۳-۷-۴ بررسی کارایی الگوریتم LODEC با استفاده از داده های شبیه سازی شده^{۷۳}

با بررسی [۶۶] ، [۶۳] ، [۵۷] و [۶۵] متوجه می شویم که الگوریتم ارزیابی روشهای تفکیک سیگنال الکترومایوگرام (بخش دوم) در ارزیابی الگوریتم LODEC نیز مورد استفاده قرار گرفته است . با بررسی ویژگیهای به کار رفته در الگوریتم ارزیابی ، به نکات جالب توجهی برخورد می کنیم . بدین ترتیب ، پارامترهای به کار رفته در دو جدول (۴-۱۵) و (۴-۱۶) ارائه می شود . لازم به ذکر است که این پارامترها و جدول مورد استفاده از [۵۷] اقتباس شده است و دلیل آن ، ایجاد ۹ سیگنال مختلف در آن است که در دیگر مراجع ذکر شده ، از برخی از آنها استفاده شده است . این داده ها که در سه کانال ثبت و با فرکانس نمونه برداری ۱۰ کیلوهرتز هستند برای بررسی به کار گرفته شده اند . با ذکر این توضیح که پارامترهای $N_{\%ii}$ ، N_{ii} و ii موجود در جدول (۴-۱۶) به ترتیب برابر با پارامترهای $N_{\%s}$ ، $N_{s,max}$ و $\alpha_{\%max}$ هستند . برای بررسی مفاهیم این پارامترها می توان به جدول (۲-۳) موجود در بخش دوم ، مراجعه کرد . با توجه به این پارامترها نکاتی در مورد نحوه ارزیابی الگوریتم LODEC توسط طراح آن ، مشخص می شود که به شرح زیر است :

۱ . با توجه به اینکه پارامترهای ΔE_{max} و r از کلاس (۲) انتخاب شده است^{۷۴} ، دارای مینیمم ۲۰٪ هستند . این نکته نشان دهنده توجه به تفاوت اندکی است که می تواند در انرژی MUAPهای مرتبط با واحدهای حرکتی متفاوت وجود داشته باشد . پارامترهای مورد استفاده در کلاسهای (۴) و (۶) دارای مقادیر مناسبی هستند .

۲ . تغییرات موجود در کلاس (۳) ، بسیار اندک است . با توجه به اینکه الگوریتم LODEC در انقباضات دینامیک استفاده می شود ، این پارامترها باید دارای مقدار بیشتری باشد .

۳ . پارامترهای موجود در کلاس (۷) نشاندهنده درصد تعداد همپوشانی ، ماکزیمم تعداد MUAPها در همپوشانی و درجه همپوشانی پایینی است . با توجه به این داده ها ، ماکزیمم پارامترهای گفته شده به ترتیب ۱۰٪ ، ۳ و ۶۰٪ می باشد . این نکته نیز قابل بررسی است ، چراکه با توضیحات مطرح شده در بخش (۴-۴) ، ماکزیمم تعداد همپوشانی در الگوریتم حذف تداخل ، برابر با عدد ۲ است . لذا برای بررسی کارایی این الگوریتم ، از پارامترهای گفته شده استفاده می شود .

^{۷۳} لازم به ذکر است که پارامترهای مورد استفاده در این بخش ، در بخش دوم معرفی شده اند . لذا ، توضیحاتی در مورد این متغیرها در این بخش ارائه نمی شود و تنها از آنها ، استفاده می شود . برای توضیحات بیشتر در مورد پارامترهای به کار رفته ، به بخش (۲) رجوع شود .

^{۷۴} برای مشخص شدن شماره کلاس مورد بررسی به جدول (۲-۳) مراجعه شود .

جدول (۴-۱۵) : مشخصات چهار گروه از داده های شبیه سازی شده مورد استفاده در [۵۷]

| | f_s | J | ΔE_{\max} | r | $v_{w,1}$ | $v_{w,2}$ | $v_{w,3}$ | $v_{w,4}$ | SNR |
|--------------|-------|-----|-------------------|-----|-----------|-----------|-----------|-----------|-----|
| Simulation A | 10 | 6 | 0.5 | 0.5 | 0.2 | 0 | 0.05 | 0 | 20 |
| Simulation B | 10 | 4 | 0.2 | 0.2 | 0.2 | 0 | 0.05 | 0 | 25 |
| Simulation C | 10 | 5 | 0.2 | 0.5 | 0.2 | 0 | 0.05 | 0 | 20 |
| | 10 | 5 | 0.25 | 0.5 | 0.2 | 0 | 0.05 | 0 | 20 |
| | 10 | 5 | 0.3 | 0.5 | 0.2 | 0 | 0.05 | 0 | 20 |
| Simulation D | 10 | 4 | 0.8 | 0.5 | 0.05 | 0.8 | 0.05 | 0.8 | 25 |

جدول (۴-۱۶) : مشخصات پنج گروه دیگر از داده های شبیه سازی شده مورد استفاده در [۵۷]

| Simulation | ΔE_{\max} | r | $v_{w,1},$ $v_{w,2},$ $v_{w,3},$ $v_{w,4}$ | f_j | $N_{\%d}$ | $N_{\%ü}$ | $N_{\ddot{u}}$ | $\alpha_{\ddot{u}}$ | SNR |
|------------|-------------------|-----|-----------------------------------------------------|-------------------------------|-----------|-----------|----------------|---------------------|-----|
| E | 0.7 | 0.9 | 0.02, 0.02, 0.05, 0.05 | 5, 6, 5, 6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 20 |
| F | 0.9 | 0.5 | 0.01, 0.01, 0.01, 0.01 | 8, 9, 7, 8, 9 | 0 | 10 | 2 | 0.1 | 20 |
| G | 0.9 | 0.5 | 0.01, 0.01, 0.01, 0.01 | 12, 9, 5, 10, 9 | 5 | 10 | 3 | 0.6 | 20 |
| H | 0.9 | 0.5 | 0.01, 0.01, 0.01, 0.01 | 12, 9, 12, 10, 9, 5,5,5 | 5 | 10 | 2 | 0.4 | 20 |
| I | 0.5 | 0.4 | 0.01, 0.01, 0.01, 0.01 | 8, 9, 8, 10, 9, 8 | 5 | 10 | 3 | 0.4 | 12 |

۰۴ با توجه به اینکه ثبت سیگنال در زمان بالایی صورت می گیرد و نحوه انقباض به صورت دینامیک می باشد ، حرکت جزئی الکتروود ثبت کننده و عضله و همچنین خستگی عضلانی [۶۳] موجود بوده و طبقه بندی سیگنال الکترومایوگرام بدون توجه به مشخصات آماری الگوی آتش واحدهای حرکت انجام می گیرد ، استفاده از پارامترهای کلاس (۵) که مربوط به خصوصیات غیر ایستایی سیگنال می باشد ، لازم به نظر می رسد . این در حالی است که در [۵۷] به این نکته پرداخته نمی شود .

۰۵ با توجه به تعداد واحدهای حرکتی که در ثبت ۱۰ دقیقه ای سیگنال و با نیروی عضلانی متوسط (تشخیص نیرو با استفاده از سیگنال سطحی ثبت شده و پنجره متوسط گیر) ، تعداد واحدهای حرکتی در نظر گرفته شده در مدل ، ناکافی است . با مراجعه به [۶۶] ، ماکزیمم تعداد واحدهای حرکتی ۱۰ عدد می باشد در حالی که مثلاً در داده DI(4) به ۲۸ عدد می رسد . لذا به نظر می رسد که باید از تعداد واحدهای حرکتی بیشتری استفاده کرد .

با توجه به توضیحاتی که داده شد ، نتایج بررسی موجود در [۵۷] ، با توجه به داده های مورد بررسی در بدترین حالت (ماکزیمم نویز) شامل خطای ۱/۵٪ در تشخیص MUAPهای مربوط به واحد حرکتی مربوط به آن می باشد . این خطای بسیار ناچیز ، با توجه به پارامترهای مورد استفاده در مدل و الگوریتم LODEC منطقی به نظر می رسد . اکنون ، با تغییر پارامترهای مدل به نحو منطقی و با در نظر گرفتن شرایط حقیقی و عدم تغییر پارامترها برای رسیدن به بهترین پاسخ ، کارایی الگوریتم را مورد بررسی قرار می دهیم .

اگر به پارامترهای در نظر گرفته شده برای ارزیابی الگوریتمهای تفکیک (جدول ۲-۴) نگاهی ببیندازیم ، با تغییر اندکی در آن پارامترها می توان از آنها در ارزیابی کارایی الگوریتم LODEC نیز استفاده کرد . با توجه به اینکه الگوریتم LODEC اصولاً در بررسی ثبتهای چند کاناله استفاده می شود ، پارامتر N_c در تمامی این ۱۸ سیگنال به عدد ۳ تغییر می یابد^{۷۰} و همچنین تعداد واحدهای حرکتی موجود نیز افزایش می یابد . در مقایسه الگوهای آتش MUAPهای مشابه در سیگنال تفکیک شده و مدل ، از معیار FullSim که در بخش قبل ، معرفی شده است ، استفاده خواهیم کرد . لازم به ذکر است که پارامترهای از پیش تعیین شده الگوریتم LODEC را تا ادامه شبیه سازی تغییر نخواهیم داد . نتایج این پیاده سازی در جداول (۱۷-۴) و (۱۸-۴) ارائه شده است .

جدول (۱۷-۴) : نتایج اعمال الگوریتم LODEC بر داده های شبیه سازی شده شماره (۱) تا (۹)

| نام داده مشخصه | ۱ | ۲ | ۳ | ۴ | ۵ | ۶ | ۷ | ۸ | ۹ |
|-------------------------------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|
| تعداد واحدهای حرکتی موجود | ۱۰ | ۱۱ | ۱۳ | ۱۱ | ۱۳ | ۱۰ | ۱۰ | ۹ | ۱۰ |
| تعداد واحدهای حرکتی تشخیصی | ۹ | ۹ | ۱۰ | ۷ | ۹ | ۸ | ۷ | ۶ | ۵ |
| FullSim (%) | ۲۶/۲ | ۲۳/۱ | ۱۹/۱ | ۲۱/۳ | ۲۵/۸ | ۳۹/۴ | ۲۲/۶ | ۲۴/۶ | ۱۱/۳ |

^{۷۰} بر این اساس ، پارامتر v_c دارای مقدار $10\% \pm 50\%$ می باشد .

جدول (۱۸-۴): نتایج اعمال الگوریتم LODEC بر داده های شبیه سازی شده شماره (۱۰) تا (۱۸)

| نام داده مشخصه | ۱۰ | ۱۱ | ۱۲ | ۱۳ | ۱۴ | ۱۵ | ۱۶ | ۱۷ | ۱۸ |
|-------------------------------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|
| تعداد واحدهای حرکتی موجود | ۹ | ۱۱ | ۱۱ | ۱۱ | ۱۴ | ۱۱ | ۱۱ | ۱۳ | ۹ |
| تعداد واحدهای حرکتی تشخیصی | ۵ | ۷ | ۹ | ۷ | ۱۰ | ۹ | ۷ | ۱۱ | ۷ |
| FullSim (%) | ۱۰/۱ | ۱۷/۳ | ۰/۲۰ | ۱۹/۳ | ۲۲/۷ | ۳۱/۱ | ۲۰/۷ | ۲۲/۶ | ۲۷/۴ |

با توجه به نتایج بدست آمده ، مقدار پارامتر FullSim در مجموعه داده ها برابر با $22.5 \pm 6.7\%$ می باشد . از دلایل کوچک بودن مقدار پارامتر FullSim در نتایج مورد بررسی می توان به عوامل زیر اشاره کرد .

۰۱ در داده هایی که ماکزیمم تعداد همپوشانی و درجه آن بالاتر از عدد (۲) باشد ، تعداد واحدهای حرکتی تشخیصی و همچنین پارامتر FullSim نیز کاهش یافته است .

۰۲ در داده هایی که شباهت بین MUAP های نماینده در هر کلاس زیاد باشد ، برخی از MUAP های مربوط به واحدهای حرکتی متفاوت در یک کلاس ، قرار گرفته اند .

۰۳ در داده هایی که مقدار SNR ، پایین باشد کارایی الگوریتم کاهش یافته است .

۰۴ با اضافه شدن پارامترهای غیر ایستایی در شکل موجها و الگوی آتش آنها ، پارامتر FullSim کاهش یافته است .

با توجه به این نکات و همچنین نکات موجود در بخش قبل ، می توان روشهایی برای افزایش کارایی الگوریتم LODEC پیشنهاد کرد . این پیشنهادات در انتهای بخش چهارم ارائه شده و برخی از آنها در بخش مربوط به افزایش کارایی الگوریتم LODEC نیز مورد استفاده قرار خواهند گرفت . در بخش بعد ، برخی از مشخصات و استفاده هایی که از این الگوریتم تا به حال صورت گرفته است به صورت خلاصه بیان می شود .

۸-۴ ویژگیهای الگوریتم LODEC و تحقیقات انجام گرفته با استفاده از آن

همانگونه که در ابتدای بخش گفته شد ، الگوریتم LODEC روشی برای تفکیک سیگنال الکترومایوگرام با ثبت چند کانالی و طولانی مدت و در شرایط انقباضی دینامیک می باشد . با توجه به اینکه ، تحقیق صورت گرفته برای بررسی دردهای مزمن شانه-گردن در حین کار با کامپیوتر در نظر گرفته شده است [۶۴] ، بر این اساس فعالیت واحدهای حرکتی در ثبت ۲۰ دقیقه ای مورد بررسی قرار می گیرد . با توجه به [۶۳] ، فعالیت عضله تریزیوس^{۷۶} مورد

^{۷۶} Trapezius Muscle

بررسی قرار گرفته است و فرضیه سیندرلا^{۷۷} بررسی شده است. بر اساس این تحقیق، واحدهای حرکتی در اثر فعالیت پیوسته و دراز مدت در طول انقباضات با نیروی کم موجب درد عضلانی می شوند. بر این اساس، به این سؤال که آیا واحدهای حرکتی به اندازه کافی فعال می مانند تا به فیبرهای عضلانی آسیب بزنند نیز پاسخ داده شده است. واحدهای حرکتی سیندرلا نیز بر این اساس، مشخص شده اند. این واحدهای حرکتی در طول ۳۰ دقیقه کار با کامپیوتر (ماوس) تقریباً در تمامی فواصل زمانی فعال بوده اند. با توجه به اینکه این الگوریتم در سال ۲۰۰۲ میلادی ابداع شده است، تا کنون استفاده دیگری در تحقیقات فیزیولوژیکی بوسیله آن صورت نگرفته است. با توجه به این الگوریتم، تحقیقاتی که نیاز به ثبتهای طولانی مدت در شرایط انقباض دینامیک (با نیروی کم) دارند به خوبی انجام می گیرند.

۹-۴ نواقص الگوریتم LODEC و پیشنهادات

با توجه به بررسیهایی که در طول این بخش انجام گرفت، برخی از معایب الگوریتم LODEC مشخص شد. این معایب در بخش (۹-۴) به صورت خلاصه بیان شده و پیشنهاداتی برای افزایش کارایی الگوریتم و همچنین رفع نواقص ارائه می شود. در ادامه، پیشنهاداتی مربوط به تلفیق دو روش موجود در بخشهای سوم و چهارم برای رسیدن به کارایی بهتر، ارائه خواهد شد. لازم به ذکر است که برخی از این پیشنهادات، در بخش مربوط به افزایش کارایی الگوریتم LODEC مورد استفاده قرار خواهد گرفت. نواقص ارائه شده به همراه پیشنهادات، به شرح زیر است:

۱. اگرچه استفاده از الگوریتم شناسایی بخشهای فعال با تعداد نمونه متغیر (بخش ۴-۲)، مشکل استفاده از پنجره ثابت (بخش سوم) را برطرف کرده است، ولی باز هم پارامترهایی مورد استفاده قرار می گیرند که با توجه به شرایط سیگنال باید توسط اپراتور انسانی، تغییر یابند. این پارامترها شامل λ_1 ، λ_2 ، T_{min} و V_{min} می باشند. با استفاده از یک روش تطبیقی که در آن، مقادیر این پارامترها با توجه به سیگنال و شناسایی بهینه بخشهای فعال مشخص می شود، می تواند کارایی الگوریتم را افزایش دهد.

۲. با استفاده از نتایج موجود در جدول (۴-۱۷) و (۴-۱۸) می توان نتیجه گرفت که با کاهش مقدار SNR در سیگنال الکترومایوگرام، کارایی الگوریتم LODEC به شدت کاهش می یابد و این همان نکته است که در توضیحات مربوط به نواقص الگوریتم FTMD نیز اشاره شده است. استفاده از روشی برای حذف نویز به شرط آنکه شکل موج MUAPها را نیز تضعیف نکند و در عین حال، مقدار نویز سیگنال را کاهش دهد مطمئناً می تواند کارایی الگوریتم را افزایش دهد. نکته مهمی که در اینجا باید به آن اشاره شود، بررسی دقیق روش حذف نویز است. اگر روش به کار رفته، ماهیت سیگنال را تغییر دهد به نحوی که الگوی آتش و شکل موج MUAPها را کاملاً تغییر دهد، روش به کار رفته مناسب نیست. این بررسی را می توان در ابتدا با استفاده از الگوریتم ارزیابی ارائه شده در بخش دوم، بررسی کرد و در صورت رضایت بخش بودن الگوریتم، در داده های حقیقی بررسی کرد.

۳. با استفاده از نتایج بدست آمده در بخش (۴-۷-۲)، یکی از نواقص الگوریتم، مشخص شد.

^{۷۷} Cynderella Hypothesis

این نقص که عدم توانایی الگوریتم ترکیب الگوهای مشابه می باشد ، موجب می شود که واحدهای حرکتی بدست آمده ، بیشتر از واحدهای حرکتی حقیقی در سیگنال باشد . با توجه به اینکه ، سیگنال الکترومایوگرام به کار رفته در این الگوریتم ، دارای ثابت طولانی مدت بوده و شرایط ثابت نیز ، انقباض دینامیک است ، شکل MUAPها می تواند دارای تغییراتی در طول زمان باشد . اگر به شکل (۴-۳۷) نگاهی بیاندازیم ، این نکته بیشتر مشخص می شود . به عنوان مثال ، از ۲۸ واحد حرکتی شناسایی شده در داده $DI(4)$ ، تنها ۱۸ واحد حرکتی به صورت مستقل می باشند و تعداد ۱۰ عدد از واحدهای حرکتی شناسایی شده ، با تغییرات اندکی در دامنه و مدت زمان ۱۸ واحد حرکتی دیگر ، بدست آمده اند . بیان این نکته نیز لازم است که انتخاب روش دقیقی که معیارهای کیفی و کمی مقایسه شکل موجها پس از فاز طبقه بندی را در نظر بگیرد ، به کارایی الگوریتم ترکیب الگوهای مشابه (بخش ۴-۵) و در نتیجه کارایی کلی الگوریتم خواهد انجامید . روشهای فازی ، می تواند با توجه به معیارهای کیفی "شباهت" به این ارزیابی ، کمک کند .

پیشنهادهای در روشهای ترکیبی

با توجه به مشخصات الگوریتمهای FTMD و LODEC ، می توان این دو الگوریتم را تلفیق کرد . اگر هدف ما تفکیک سیگنال الکترومایوگرام با ثبت تک کانالی ، کوتاه مدت و با انقباض ایزومتریک با نیروی ثابت باشد ، می توان از روش زیر استفاده کرد:

۱. شناسایی بخشهای فعال بر اساس الگوریتم بخش (۴-۲)
۲. استفاده از الگوریتم SLNN در شناسایی تعداد واحد های حرکتی (بخش ۴-۳-۴-۲)
۳. اضافه کردن مشخصات آمارای الگوهای آتش به معیار فاصله در طبقه بندی با نظارت برای رسیدن به تعداد اسپایکهای همراه با خطای مینیم
۴. حذف تداخل واحد های حرکتی و انتساب آنها به کلاسی که معیار موجود در مرحله (۳) را بر آورده سازد .
۵. با فرض اینکه ، اسپایکهای همراه با خطا بر اساس تداخل واحدهای حرکتی بدست آمده اند ، می توان آنها را به واحدهای حرکتی موجود تفکیک نموده و به مرحله (۳) باز گردیم .
۶. الگوریتم تا زمانی ادامه می یابد که تعداد اسپایکهای همراه با خطا ، از یک مقدار آستانه کمتر شود .

ذکر این نکته نیز لازم است که برای رسیدن به بهترین کارایی هم از نظر زمان انجام محاسبات و هم از نظر تعداد اسپایکهای همراه با خطای موجود ، طراحی روشی جدید برای حذف تداخل واحدهای حرکتی ، لازم به نظر می رسد .

در اینجا ، بخش چهارم به پایان می رسد . با توجه به پیشنهادات ارائه شده در دو بخش سوم و چهارم ، سعی ما در بخش پنجم بر این است که بتوان از نقاط قوت الگوریتمهای FTMD و LODEC استفاده کرد و یک روش ترکیبی بدست آوریم که کارایی بیشتری نسبت به دو الگوریتم قبلی داشته باشد . نکته دیگری که در بخش پنجم بررسی می شود ، طراحی روش جدیدی برای حذف تداخل واحد های حرکتی است . بدین ترتیب ، در بخش پنجم روش جدیدی برای تفکیک سیگنال الکترومایوگرام ارائه شده و کارایی آن با توجه به معیارهای موجود ، بررسی خواهد شد .

بخش پنجم: ارائه الگوریتم جدید تفکیک سیگنال الکترومایوگرام

۵-۱ مقدمه

روشهای FTMD و LODED در بخشهای سوم و چهارم مورد بررسی قرار گرفت. پیشنهاداتی نیز به منظور رفع نواقص این الگوریتمها نیز مطرح شد که این پیشنهادات بر اساس بررسیهایی بود که در ارزیابی کارایی آنها انجام گرفته بود. اکنون زمان آن رسیده است که این پیشنهادات را عملی ساخته و اثرات آنها را در افزایش کارایی الگوریتمهای تفکیک بررسی کنیم. بدین منظور استراتژی ما در برخورد با مسأله تفکیک، به صورت زیر است:

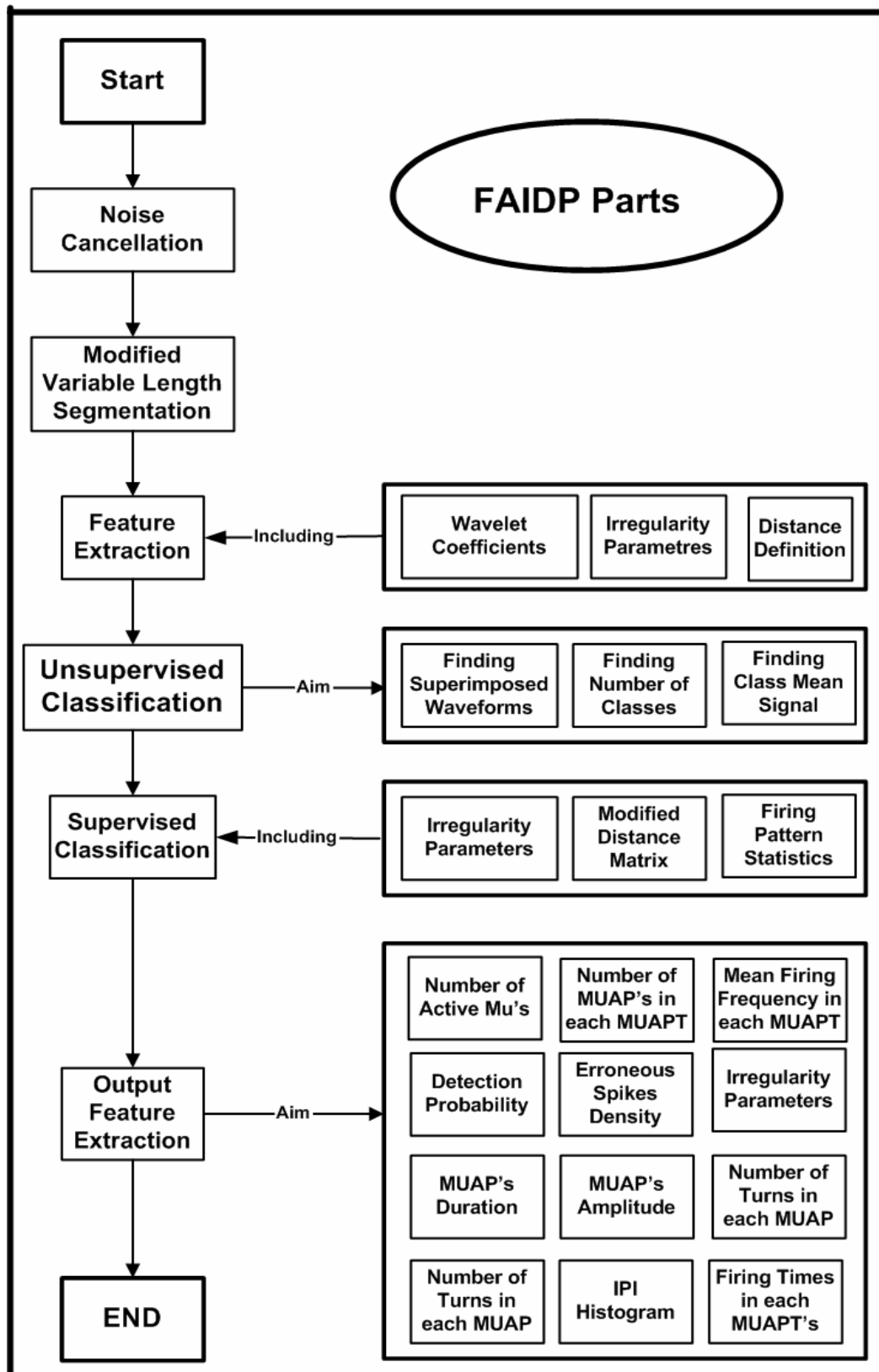
هدف ما طراحی یک روش تفکیک جدید است که دارای کارایی مناسبی نسبت به روشهای تفکیک مشابه باشد. در تمرکز ما نیز بر روی سیگنال الکترومایوگرام با ثبت داخل عضلانی و شرایط انقباضی ایزومتریک با نیروی ثابت است. دلیل این امر نیز آنست که در این شرایط معیار طبقه بندی MUAPها علاوه بر شکل موج آنها، الگوهای آتش واحدهای حرکتی آنهاست که با توجه به بخش سوم مورد استفاده قرار می گیرد.

ساختار این الگوریتم، در بسیاری از قسمتها مشابه الگوریتمهای تفکیک قبلی است ولی قسمتهای کاملاً متفاوتی نیز در این الگوریتم گنجانده می شود که عملکرد الگوریتم را هم از لحاظ کارایی و هم از لحاظ سرعت محاسباتی از الگوریتمهای دیگر متفاوت می سازد و ما بر این اساس، این بسته نرم افزاری را FAIDP^۱ می نامیم و سعی ما بر این خواهد بود که در ادامه این پروژه آنرا عرضه کنیم. برای مشخص شدن قسمتهای مختلف این برنامه، ساختار آن در شکل (۵-۱) نشان داده شده است. بخشهای مختلف این الگوریتم، به ترتیب زیر است و ما از این به بعد این بخشها را با ذکر شماره آنها، مورد بررسی قرار خواهیم داد:

- ۰۱ بخش حذف نویز سیگنال
- ۰۲ شناسایی بخشهای فعال در سیگنال با استفاده از پنجره ای با تعداد نمونه های متغیر
- ۰۳ استخراج ویژگی (ضرائب ویولت باندهای فرکانسی بر اساس مشخصات سیگنال ثبت شده و پارامترهای بی نظمی^۲) و تعریف معیار فاصله
- ۰۴ خوشه یابی (طبقه بندی بدون نظارت) برای یافتن شکل موجهای متداخل، تعداد کلاسها و نماینده هر کلاس
- ۰۵ طبقه بندی همراه با نظارت با استفاده از ویژگیهای استخراج شده، ماتریس فاصله اصلاح شده مشخصات آماری الگوهای آتش واحدهای حرکتی (به صورت فعال) و الگوریتم حذف تداخل واحدهای حرکتی
- ۰۶ استخراج ویژگیهای خروجی شامل تعداد واحدهای حرکتی فعال، تعداد MUAPهای مربوط به هر MUAPT، مشخصات الگوی آتش واحدهای حرکتی فعال شناسایی شده (فرکانس آتش متوسط، درصد (احتمال) شناسایی، چگالی اسپایکهای همراه با خطا)، هیستوگرام ISI

^۱ Full Automatic Improved Decomposition Program

^۲ Irregularity



شکل (۱-۵) : بخشهای مختلف الگوریتم FAIDP

در شکل (۵-۱)، کلیات الگوریتم FAIDP نشان داده شده است و جزئیات مربوط به بخشهای مختلف، در ادامه مورد بررسی قرار خواهد گرفت.

روشهای تست الگوریتم FAIDP

با توجه به اینکه هدف ما ارائه الگوریتمی است که دارای کارایی مناسبی باشد، از تمامی روشهای موجود در تست یک الگوریتم تفکیک و در بدترین شرایط نویز، تداخل و تغییرات شکل موج MUAPهای مربوط به یک واحد حرکتی و اعمال فاکتور تشابه در MUAPهای نماینده واحدهای حرکتی متفاوت استفاده خواهیم کرد. این روشها شامل استفاده از سیگنال شبیه سازی شده (بخش دوم) می باشد.

ترتیب مطالبی که ارائه می شود بر اساس روشهایی است که مورد بررسی قرار گرفته و طراحی شده است. در قدم اول، روش جدیدی برای تصمیم گیری طبقه بندی بر اساس تخمین پارامترهای میانگین و انحراف معیار در الگوهای آتش واحدهای حرکتی ارائه شده و کارایی آن با شبیه سازی مورد بررسی قرار می گیرد.

۵-۲ تخمین مشخصات آماری الگوهای آتش واحدهای حرکتی^۳

بر اساس [۳۲]، در حین یک انقباض ایزومتریک با نیروی ثابت، فرکانسهای آتش واحد حرکتی در محدوده ۵ تا ۲۵ هرتز قرار دارد. فواصل بین پالسی ($ISI | IPI$) دارای توزیع تک مدی^۴ در نزدیکی میانگین بوده که تقریباً گوسی است. ضریب تغییرات IPI (CIV) نیز در محدوده ۱۰٪ تا ۲۰٪ قرار گرفته است. بر اساس [۱۲] در این شرایط، IPI ها تمایلی غیر ایستا به سمت مقادیر بزرگتر خواهند داشت. با این شرایط، بر اساس [۵۴] در فواصل زمانی کوتاه (حدود ۱۰ ثانیه) می توان آنها را ایستا فرض کرد. نکته دیگر اینکه، اگرچه یک همبستگی منفی بین IPI ها دیده می شود (فواصل زمانی کوتاه پس از فواصل زمانی طولانی قرار دارند و بالعکس) ولی می توان در فواصل زمانی کوتاه، آنها را به صورت یک فرایند تصادفی مستقل ایستا مدل کرد [۱۲]. از آنجا که تخمین SMC از اهمیت فراوانی برخوردار است و با توجه به دو عامل اسپایکهای از دست رفته^۵ و همراه با خطا^۶، روشهای میانگین گیری و بدست آوردن انحراف معیار با توجه به تمامی نمونه های الگوی آتش، در بسیاری از مواقع دارای صحت مطلوبی نخواهد بود. عوامل ذکر شده، به دلایل زیر ایجاد می شود:

- در بسیاری از مواقع به دلیل تغییرات شکل موج MUAPهای مربوط به یک واحد حرکتی یکسان، برخی از MUAPها به کلاس مورد نظر منتسب نمی شوند. نتیجه آن

^۳ از این به بعد برای سادگی بیشتر به جای "مشخصات آماری الگوهای آتش واحدهای حرکتی" از واژه SMC استفاده می شود.

^۴ Unimodal Distribution

^۵ Missed Spikes

^۶ Erroneous Spikes

در مورد واحد حرکتی مورد بررسی از دست رفتن یک اسپایک و در مورد واحد حرکتی منتسب شده ، اسپایک همراه با خطا خواهد بود [۴۹] .

- در بسیاری از موارد ، به دلیل یکسان بودن (شبیه بودن بیش از حد) شکل موج MUAP مربوط به یک واحد حرکتی به شکل موج نماینده کلاس دیگر ، طبقه بندی به صورت غلط صورت گرفته و شرایطی مانند حالت قبلی را بوجود می آورد . نتیجه گفته شده حاصل این نکته است که برخی از MUAP ها می توانند دارای شکل یکسانی باشند در حالی که به واحدهای حرکتی متفاوتی تعلق دارند [۴۹] .
- به دلیل تداخل واحدهای حرکتی که از فعالیت چندین واحد حرکتی نزدیک به مکان ثبت در زمانهای نزدیک به هم صورت می گیرد ، در بسیاری از موارد برخی از MUAP های مربوط به واحدهای حرکتی فعال ، شناسایی نشده و نتیجه آن از دست رفتن برخی از اسپایکها می باشد [۴۹] .

با توجه به عوامل گفته شده ، الگوی آتش واحدهای حرکتی اغلب به صورت ناقص بوده و برخی از زمانهای آتش نیز به غلط منتسب شده اند . این نکته نیز لازم به ذکر است که استفاده از SMC از دو دیدگاه کاملاً متفاوت مورد بررسی قرار می گیرد که به شرح زیر است :

۰۱ اگر روش طبقه بندی به صورت غیر فعال باشد (همانند [۳۲]) ، پس از انجام طبقه بندی اولیه که تنها مبتنی بر شکل MUAP ها است ، از SMC استفاده شده و کلاسهای معتبر (متناظر با واحد حرکتی) ، ترکیب (تفکیک) کلاسها و حذف اسپایکهای همراه با خطا انجام می گیرد . این مراحل به صورت کامل در بخش سوم مورد بررسی قرار گرفته است .

۰۲ اگر روش طبقه بندی به صورت فعال باشد (همانند [۴۸]) ، معیار طبقه بندی شباهت شکل و نظم الگوی آتش پس از انتساب یک MUAP به یک کلاس می باشد . به بیان دیگر در این روش ، از SMC و شباهت شکل موجها به صورت همزمان استفاده شده و این نکته هم در فاز خوشه یابی ([۵۳]) و هم در فاز طبقه بندی همراه با نظارت ([۵۲]) دیده می شود .

نکته دیگری که از اهمیت بالایی برخوردار است اینست که تعداد الگوهای آتش مورد استفاده در فاز خوشه یابی ، اغلب بسیار کم بوده و الگوریتمی که برای تخمین SMC مورد استفاده قرار می گیرد باید از درجه تطابق بالایی برخوردار است . با توجه به اینکه هدف ما طراحی یک روش طبقه بندی فعال است ، اهمیت تخمین SMC کاملاً آشکار است . بر این اساس ، باید بتوانیم کارایی الگوریتم تخمین SMC مورد استفاده را با روشهای دیگر مقایسه کنیم . این مقایسه چگونه و با چه روشهایی صورت می گیرد ؟

در قدم اول ، روشی برای بررسی کارایی یک الگوریتم SMC ارائه می شود . لازم به ذکر است که نمونه مشابهی از این روش در [۵۴] مورد استفاده قرار گرفته است ولی تفاوتی هم در نحوه ارزیابی و شبیه سازی ، وجود دارد که در ادامه بیان خواهد شد . پس از ارائه روش ارزیابی در قدم اول ، کارایی روشهای تخمین SMC با استفاده از میانگین و انحراف معیار ساده (استفاده از تمامی نمونه ها) و روشهای موجود در [۵۴] و [۳۲] مورد بررسی قرار می گیرد . پس از آن روشی جدیدی برای تصمیم گیری در طبقه بندی و بر اساس تخمین SMC ارائه شده و کارایی آن با استفاده از شبیه سازی مورد بررسی قرار می گیرد .

۵-۲-۱ روش بررسی کارایی الگوریتمها در تخمین SMC

الگوریتم شبیه سازی الگوی آتش ناقص و همراه با خطا به صورت زیر است :

ورودی

درصد اسپایکهای همراه با خطا (r_f) ، درصد اسپایکهای از دست رفته (r_m) ، تعداد الگوهای آتش اولیه (بدون خطا و کامل) ($N_{isi} + 1$) ، زمان اولین الگوی آتش (t_0) ، زمانهای ابتدا و انتهای مشاهده الگوهای آتش [t_a, t_n] ، حداقل فاصله زمانی بین دو الگوی آتش (Δt_{min}) ، میانگین و ضریب تغییرات الگوی آتش اولیه (بدون خطا و کامل) (μ, civ)

خروجی

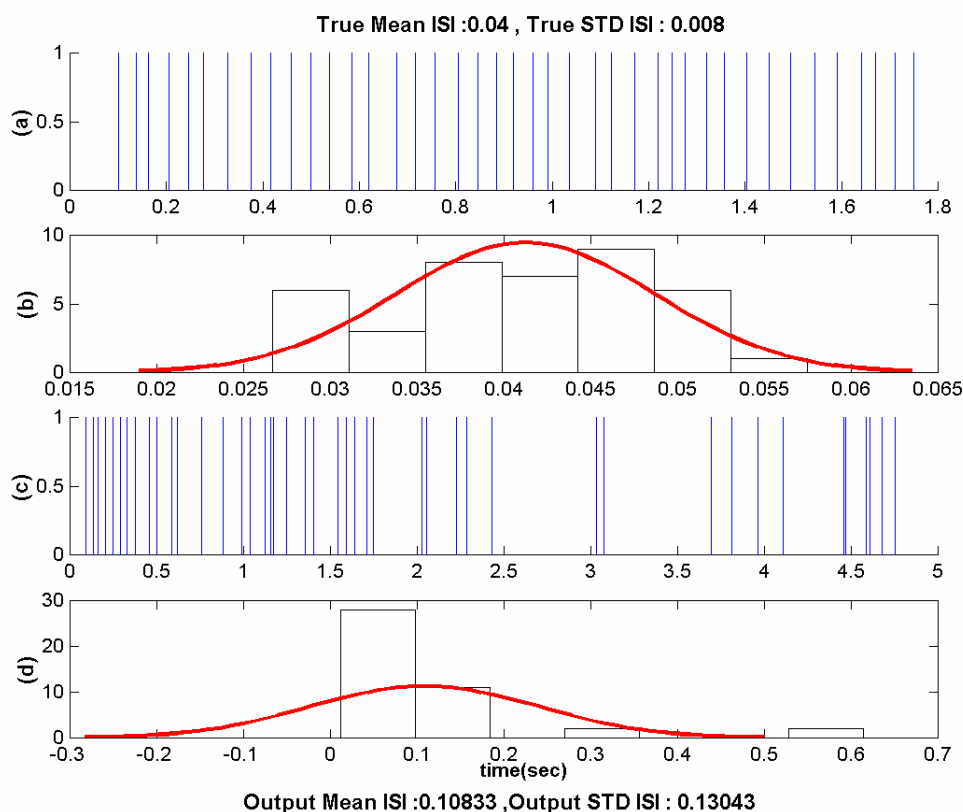
الگوی آتش واحدهای حرکتی (*out.firing*) و یا پیغامی مبتنی بر عدم ایجاد الگوی آتش در اثر وارد کردن مقادیر غلط به ورودی

الگوریتم

ابتدا ، با استفاده از پارامترهای N_{isi} ، μ و $\sigma = \mu * civ$ یک الگوی آتش بین پالسی (*ISI*) با تابع چگالی احتمال نرمال (گوسی) به صورت تصادفی ایجاد می شود . سپس با استفاده از t_0 ، زمان الگوهای آتش بدست می آید . این زمانها ، با استفاده از رابطه $firing(i) = firing(i-1) + ISI(i-1)$ بدست می آید که در این رابطه ، $firing(i-1)$ و $firing(i)$ به ترتیب *ISI* و زمان آتش قبلی و زمان آتش جدید است . لازم به ذکر است که اگر شرایط $firing(end) \geq t_n$ یا $t_0 \leq t_a$ برقرار باشد ، الگوریتم با نشان دادن پیغامی مبتنی بر اینکه الگوی آتش ایجاد نشده است از کاربر می خواهد که مقادیر مناسبی برای پارامترهای مدل انتخاب کند . اکنون با توجه به اینکه ، زمان الگوی آتش اولیه ساخته شده است (*firing*) ، الگوریتم را ادامه می دهیم . تعداد الگوهای حرکتی که باید به صورت تصادفی از الگوی اولیه حذف شود با استفاده از رابطه $n_m = [(N_{isi} + 1) * r_m]$ بدست می آید . این الگوها به صورت تصادفی (توزیع یکنواخت) از الگوی آتش اولیه انتخاب شده و نتیجه آن الگوی آتش ناقص *new.firing* خواهد بود . سپس ، تعداد الگوهای همراه با خطا از رابطه $n_f = [(N_{isi} + 1) * r_f]$ بدست می آید . الگوهای آتش همراه با خطا به صورت تصادفی (توزیع یکنواخت) در فاصله زمانی [$t_a : t_n$] ایجاد می شود و این در حالی است که حداقل فاصله زمانی بین آنها و همچنین الگوهای آتش اولیه برابر با Δt_{min} می باشد . اکنون با استفاده از این الگوی آتش و *new.firing* ، الگوی آتش خروجی (*out.firing*) ساخته می شود . نکته ای که از اهمیت بالایی برخوردار است انتخاب مناسب پارامترهای μ و *civ* بر اساس مقادیر فیزیولوژیکی است . نتایج این الگوریتم با استفاده از پارامترهای جدول (۵-۱) در شکل (۵-۲) نشان داده شده است .

جدول (۱-۵): پارامترهای مورد استفاده در شبیه سازی الگوی آتش مورد استفاده در شکل (۲-۵)

| پارامتر | t_0 (m sec) | μ (m sec) | civ | N_{isi} | r_m (%) | r_f (%) | t_a (sec) | t_b (sec) | Δt_{min} (m sec) |
|---------|------------------|------------------|-----|-----------|--------------|--------------|----------------|----------------|-----------------------------|
| داده | ۱۰۰ | ۴۰ | ۰/۲ | ۱۰۰ | ۴۵ | ۳۵ | ۰ | ۵ | ۲ |



شکل (۲-۵): الگوی آتش اولیه (a)، هیستوگرام ISI اولیه (b)، الگوی آتش ناقص و همراه با خطا (c) و هیستوگرام ISI نهایی (d)، میانگین و انحراف معیار ISI در الگوی اولیه و نهایی به ترتیب در بالا و پایین شکل، نشان داده شده است. نمودار پوش هیستوگرامهای (b) و (d) به منظور نشان دادن نوع توزیع و تخمین آن نشان داده شده است. تغییرات این نمودارها واضح است.

با توجه به شکل بالا، میانگین و انحراف معیار در الگوهای آتش اولیه و خروجی الگوریتم به ترتیب برابر با ۴۰، ۸ و ۱۰۸، ۱۳۱ میلی ثانیه است. با توجه به این اعداد و همچنین شرایطی که شبیه سازی در آن انجام گرفته است ($r_m = 45\%$, $r_f = 35\%$) اهمیت تخمین مقادیر صحیح میانگین و انحراف معیار (توزیع نرمال) به وضوح نشان داده می شود. اکنون که روش شبیه سازی مشخص شد، ارزیابی الگوریتمهای مختلف چگونه است؟

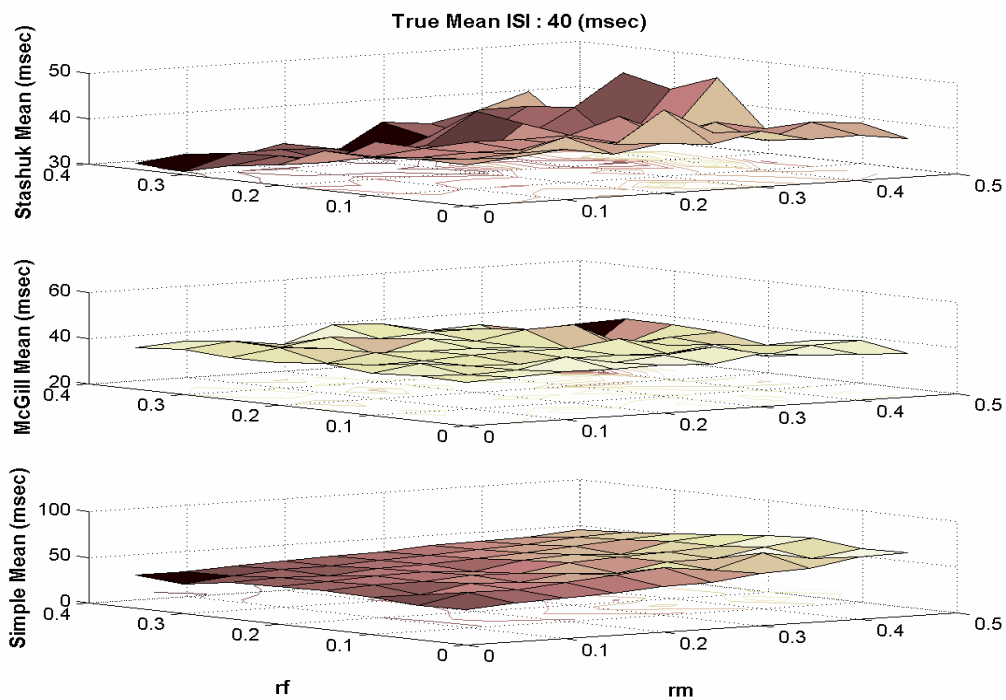
در پاسخ به این سؤال، باید به پارامترهای N_{isi} ، r_m و r_f توجه داشت و این در حالی است که تعداد نمونه های الگوهای آتش شبیه سازی شده با استفاده از رابطه (۱-۵) بدست می آید.

$$n(out.firing) = [(N_{isi} + 1) * r_f] - [(N_{isi} + 1) * r_m] + N_{isi} + 1 \quad (۵-۱)$$

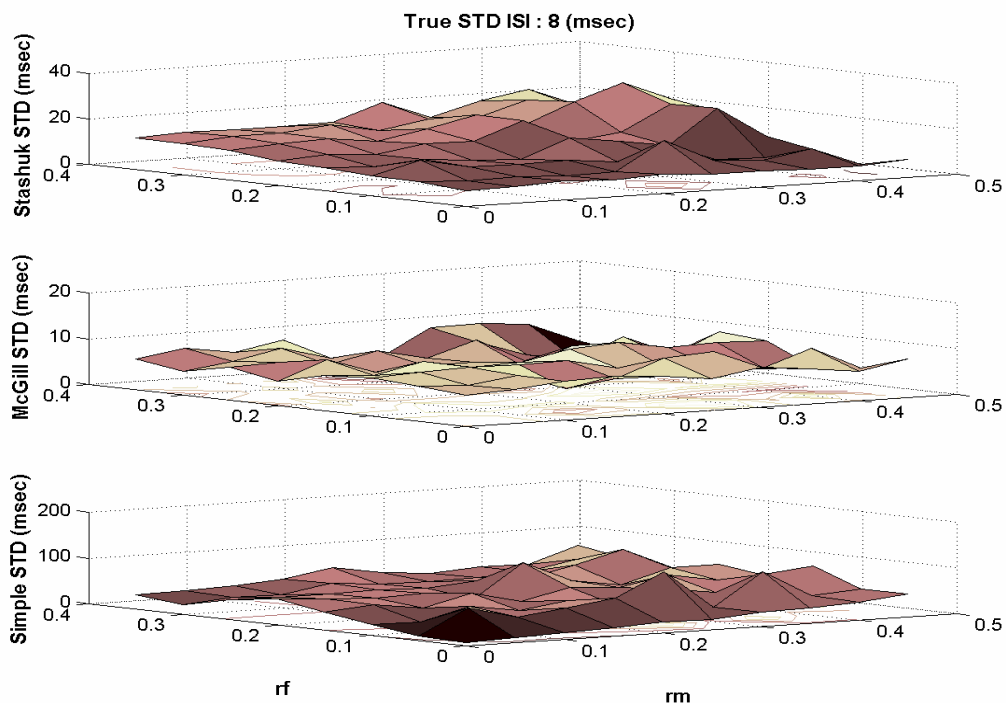
همانگونه که پارامترهای r_f و r_m در مشخصات الگوی آتش خروجی اهمیت دارند ، تعداد نمونه های الگوی آتش $n(out.firing)$ نیز از اهمیت بالایی برخوردار است . اهمیت این عوامل با ذکر یک مثال ، در ادامه نشان داده خواهد شد .

لازم به ذکر است که در مرجع [۵۴] از یک روش شبیه سازی مشابه الگوریتم ارائه شده استفاده شده است . در آن روش ، الگوریتم ارزیابی بر اساس خطای تشخیص^۷ می باشد . این خطا با استفاده از رابطه $E_d = r_m + r_f$ بدست می آید . لازم به ذکر است که در آن روش ، محدوده تغییرات E_d به صورت $[0 : 10\% : 70\%]$ بوده و اگر شرط $E_d > 10\%$ صدق کند ، پارامتر r_f برابر با ۵٪ (ثابت) بوده و پارامتر r_m نیز از رابطه $r_m = E_d - 5\%$ بدست می آید و در غیر اینصورت ، $r_m = 4 * r_f$ می باشد . بر اساس این تقسیم بندی ، می توان نمودارهایی ایجاد کرد که در محور افقی ، پارامتر E_d و در محور عمودی مقادیر تخمینی میانگین و یا انحراف معیار الگوی آتش در روش مورد بررسی قرار دارد . در آن روش ، فرض می شود که همواره درصد الگوهای آتش همراه با خطا از درصد الگوهای آتش از دست رفته کمتر است . این نکته نیز جالب است که تعداد الگوهای آتش مورد بررسی ، در حدود ۸۵ عدد می باشد و در فاصله ۰ تا ۵ ثانیه این الگو ، ایجاد می گردد . اگر روش تخمین الگوهای آتش موجود در مراجع [۵۴] و [۳۲] را پیاده سازی کنیم ، اهمیت تعداد الگوی آتش واحدهای حرکتی به وضوح نشان داده می شود و این در شرایطی است که تعداد الگوهای آتش مورد استفاده در [۳۲] با توجه به نوع روش ، حداقل برابر با ۲۵ عدد می باشد ولی در [۵۴] با توجه به نوع روش طبقه بندی ، از مقادیر بسیار کمی در حدود ۱۰ نمونه آغاز می شود . این نکات و همچنین روشهای طبقه بندی مورد استفاده ، نشاندهنده این موضوع است که نمودارهای موجود در [۵۴] ، کارایی الگوریتم تخمین SMC را به صورت کامل نشان نمی دهد . اکنون برای مشخص شدن نکات گفته شده ، کفایت که روشهای تخمین SMC موجود در [۵۴] و [۳۲] و همچنین با استفاده از تمامی نمونه های الگوهای آتش را با روش شبیه سازی موجود در همین بخش مورد ارزیابی قرار دهیم . روش تخمین SMC بر اساس الگوریتم موجود در [۳۲] در بخش سوم به صورت کامل بیان شده است . با توجه به اینکه در این بخش ، هدف ما ارائه الگوریتمهای جدید و پیاده سازی الگوریتمهای قبلی برای مقایسه روشها است از ذکر جزئیات مربوط به روش موجود در [۵۴] خودداری می شود ولی به صورت خلاصه ، الگوریتم ارائه شده در این مرجع بر اساس روش [۳۲] بوده ولی در این الگوریتم ، به جای دو ناحیه اصلی موجود در [۳۲] از سه ناحیه اولیه و دو ناحیه ثانویه استفاده می کند و روش تخمین SMC در الگوریتم طبقه بندی فعال مورد استفاده قرار می گیرد . نحوه بررسی اولیه ، با استفاده از الگوی آتش بدست آمده در این بخش (بر اساس جدول ۵-۱) انجام می گیرد و نمودارها به صورت سه بعدی $(\hat{\mu}, r_f, r_m)$ می باشد . تخمینهای میانگین و انحراف معیار در شکلهای (۵-۳) و (۵-۴) نشان داده شده است . در این شکلها ، نمودارهای مربوط به سه روش به صورت مجزا موجود می باشد . لازم به ذکر است که در این نمودارها $r_m = [0 : 5\% : 45\%]$ و $r_f = [0 : 5\% : 35\%]$ می باشد و این پارامترها ، بردارهای مختصات x و y را تشکیل میدهند .

^۷ Detection Error



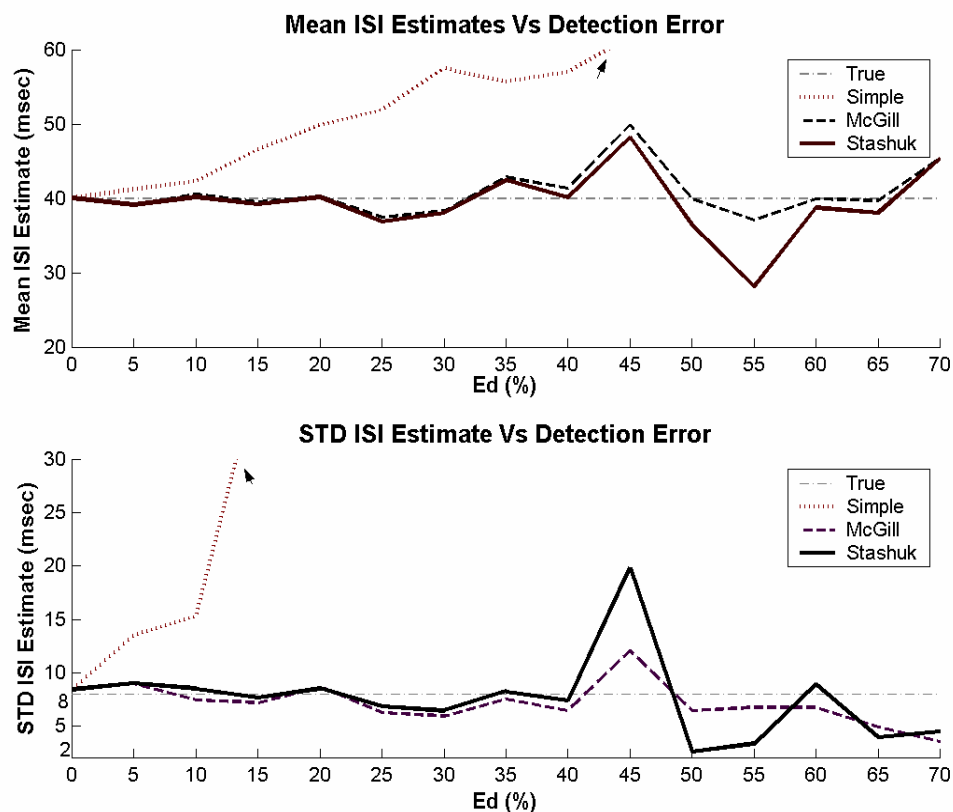
شکل (۳-۵): تخمین میانگین ISI با استفاده از روشهای McGill (بالا)، Stashuk (وسط) و میانگین گیری ساده (پایین) نسبت به پارامترهای r_f و r_m (میانگین حقیقی ISI = ۴۰ میلی ثانیه)



شکل (۴-۵): تخمین انحراف معیار ISI با استفاده از روشهای McGill (بالا)، Stashuk (وسط) انحراف معیار ساده (پایین) نسبت به پارامترهای r_f و r_m (انحراف معیار حقیقی ISI = ۸ میلی ثانیه)

اکنون اگر بخواهیم این نمودارها را به صورت دو بعدی و بر اساس E_d ترسیم کنیم، چه باید کرد؟ این سؤال از این بابت است که مقادیر متفاوتی از r_m و r_f می توانند مقدار یکسانی از E_d را ایجاد کنند. به عنوان مثال، با توجه به $E_d = r_m + r_f$ ، برخی از ترکیبهای ممکن به صورت زیر است: $10\% + 20\% = 20\% + 10\% + 15\% + 15\% + 0\% + 30\% = 30\% + 0\% = 30\%$ بر این اساس، آیا این نگاشت عملی است؟

یکی از راه حلها استفاده از محدوده هایی است که تنها یک ترکیب موجود باشد (و در برخی از مکانهایی که ترکیبهای متفاوتی ایجاد شده اند از مقداری در نمودار استفاده شود که ماکزیم خطا را دارا می باشد) و همان روشی است که در [۵۴] مورد استفاده قرار می گیرد و در صفحه ۲۳۶ (بخش پنجم) نیز توضیح داده شده است. بر این اساس، نتایج تخمین میانگین و انحراف معیار ISI با استفاده از این داده ها در شکل (۵-۵) بر اساس پارامتر E_d نشان داده شده است. با توجه به اینکه بخش مربوط به نمودار میانگین و انحراف معیار ساده دارای خطای بسیار زیادی است، بخشهایی از این نمودارها که از یک مقدار آستانه بیشتر است برای وضوح بیشتر در نمودارهای دیگر، ترسیم نشده است.



شکل (۵-۵): مقایسه ای بین نتایج روشهای مختلف تخمین SMC (میانگین: بالا، انحراف معیار: پایین) مقادیر حقیقی میانگین و انحراف معیار ISI (توزیع نرمال) سیگنال مرجع به ترتیب ۴۰ و ۸ میلی ثانیه است.

این نکته نیز لازم به ذکر است که نمودارهای نشان داده شده در شکل‌های (۳-۵) تا (۵-۵) تنها مربوط به یک شبیه سازی بوده و اگر بخواهیم نتایج قابل قبولی در مقایسه آنها ارائه کنیم باید تعداد آزمایش‌های انجام گرفته را افزایش داده (در حدود ۲۰۰ آزمایش مستقل) و نتیجه را بیان کنیم. با توجه به اینکه هدف ما ارائه روشی در بررسی کارایی الگوریتم‌های تخمین SMC بود^۸، این نمودارها به صورت مثال ارائه شده است. در ادامه، روش جدیدی برای تصمیم گیری در طبقه بندی MUAPها بر اساس تخمین SMC ارائه می شود و کارایی این روش با الگوریتم‌های دیگر تخمین SMC مقایسه خواهد شد.

۵-۲-۲ روش جدید تصمیم گیری در طبقه بندی با استفاده از تخمین SMC

با توجه به اینکه هدف ما طراحی یک روش طبقه بندی فعال است که تصمیم گیری در طبقه بندی بر اساس شباهت شکل موجهای MUAPها و تناسب الگوی آتش انجام می گیرد. بر این اساس، باید روشی برای مشخص شدن تناسب الگوی آتش پس از انتساب یک MUAP به کلاس مورد نظر فراهم کرد. با توجه به اینکه هدف ما استفاده از این تصمیم گیری در ساختار یک سیستم فازی است، بهتر آن است که نتیجه به صورت عددی در محدوده [0,1] ارائه شود. این تصمیم گیری بر اساس SMC بوده و پس از طراحی این روش با نتیجه مربوط به مقایسه شکل موجها نیز ترکیب می شود. این مسأله به صورت زیر بیان می شود:

ورودی

الگوی آتش واحدهای حرکتی در M کلاس به همراه یک زمان آتش جدید

هدف

انتساب MUAP متناظر با زمان آتش جدید به یکی از کلاسها و یا تصمیم گیری مبتنی بر اینکه این شکل موج، در اثر تداخل واحدهای حرکتی ایجاد شده است که در یک قسمت موقت ذخیره شده تا با استفاده از الگوریتم حذف تداخل، تصمیم گیری انجام شود.

توضیحات

با توجه به نکات بیان شده، مشخص می شود که فرض ما بر این است که طبقه بندی بدون ناظر (خوشه یابی) انجام گرفته و تعداد کلاسها، اعضای اولیه آنها و در نتیجه نماینده هر کلاس مشخص است. در نتیجه این روش در فاز طبقه بندی همراه با نظارت کاربرد دارد. پس از بیان توضیحات مربوط به این روش تصمیم گیری، فاز طبقه بندی بدون نظارت نیز بیان می شود. لازم به ذکر است که یک روش تصمیم گیری دیگر با همین هدف و البته به صورت متفاوت نیز در [۵۲] آمده است که برای پیشنهاد الگوریتم جدید مورد بررسی قرار گرفته است.

^۸ لازم به ذکر است که روش شبیه سازی و ارزیابی ارائه شده دارای نقاط ضعفی است که در ادامه، معرفی و اصلاح می شود.

روش شبیه سازی

برای بررسی کارایی الگوریتم تصمیم گیری ، کافیسیت بر اساس یک سری مشخصات اولیه ، همانند درصد اسپایکهای از دست رفته (r_m) ، تعداد اسپایکهای همراه با خطا در هر ثانیه (r_f) ، مدت زمان شبیه سازی سیگنال (t_{max}) ، میانگین حقیقی ISIها (μ) و همچنین ضریب تغییرات حقیقی ISIها (civ) سیگنال اولیه ای شبیه سازی شود . همانگونه که مشاهده می شود ، این روش شبیه سازی با روش قبلی کمی متفاوت است . دلیل تغییر روش قبلی ، بر این نکته استوار است که بهتر است تعداد پارامترهای اولیه را به نحو مناسبی کاهش دهیم تا علاوه بر افزایش کارایی ، نحوه استفاده از آن نیز ساده تر شود . اگر بخواهیم این الگوریتم را به طور خلاصه توضیح دهیم ابتدا تعداد ISI اولیه با استفاده از رابطه $N = 2 * Round(t_{max} / \mu)$ بدست می آید که نتیجه آن تعداد دو برابر ISI مورد نیاز است که به ما اجازه حذف برخی از آنها با توجه به پارامتر r_m را می دهد . پس از ایجاد ISI اولیه ، آنهایی که دارای مقدار بیش از حد کم و زیاد هستند حذف می شود . این فرایند با استفاده از پارامتر n است که به صورت $n = \frac{2}{3} * (1 + 20 * civ)$ تعریف

شده و هر ISI که در رابطه $\mu \leq isi \leq n * \mu$ صدق نکند ، حذف می شود . دلیل این امر را می توان در این دانست که به ترتیب درحالات کاملاً طبیعی و نامنظم تر روابط $civ = 0.1, n = 2$ و $civ = 0.25, n = 4$ صدق می کند [۳۲] . بر این اساس ، با استفاده از تقریب خطی رابطه ای بین n و civ به صورت $n = f(civ)$ بوجود آورده و داده ها را تست می کنیم . سپس زمان آتش اولیه به صورت تصادفی از فاصله $[0, \mu]$ انتخاب شده و با استفاده از آن ، الگوی آتش اولیه ایجاد می شود . پس از آن ، با استفاده از پارامترهای r_f و r_m ، الگوی آتش ناقص و همراه با خطا ایجاد می شود که شبیه الگوریتم قبلی است با این تفاوت که ماهیت پارامتر r_f از درصد اسپایکهای همراه با خطا به تعداد اسپایکهای همراه با خطا تغییر یافته است . در انتهای الگوریتم ، ISIهای که در رابطه $isi \leq t_{max}$ صدق می کنند ، به عنوان خروجی برنامه در نظر گرفته می شوند . اکنون اگر از این الگوریتم بخواهیم در ارزیابی نحوه انتساب یک الگوی معتبر و یا غیر معتبر به کلاسهای معین استفاده کنیم ، چه باید کرد ؟

بدین منظور کافیسیت ، شرایطی را شبیه سازی کنیم که یک الگوی معتبر و یا یک الگوی غیر معتبر ایجاد شده و تصمیم گیری توسط الگوریتم مورد تست انجام می گیرد . حال کافیسیت این تصمیم گیری با دانش اولیه برنامه مورد مقایسه قرار گیرد چرا که ما از قبل با استفاده از درخواست کاربر یک زمان آتش معتبر (بر اساس توزیع نرمال اولیه) و یا یک زمان آتش غیر معتبر (به صورت تصادفی) ایجاد کرده ایم . اکنون اگر شرایط اولیه الگوریتم شبیه سازی را تغییر دهیم تا تمامی حالات ممکن را ایجاد نماییم ، با بررسی درصد الگوهای معتبری که به درستی به کلاس متناظر آن منتسب شده و همچنین درصد الگوهای غیر معتبری که به درستی به کلاس مورد بررسی منتسب نشده است ، می توان کارایی طبقه بندی کننده را مورد بررسی قرار داد . بدین منظور ، مقایسه اولیه ای بین تصمیم گیری بر اساس درصد شناسایی (P_d) ، چگالی اسپایکهای همراه با خطا (X_I) و یا ترکیبی این دو پارامتر به صورت مثال بیان می شود . لازم به ذکر است که برای مشخص شدن تعاریف این پارامترها می توان به بخش (۳-۳-۲-۵-۴) مراجعه کرد .

روشهای (۱)، (۲) و (۳) با استفاده از بخشهای a، b و c از رابطه (۲-۵) تعریف می شوند.

$$(2-5) \quad (c) = (a) * (b) \quad \begin{cases} 1 & Pd(New) \geq Pd(Old) \\ 0 & Pd(New) < Pd(Old) \end{cases} \quad \begin{cases} 1 & Xl(New) \leq Xl(Old) \\ 0 & Xl(New) > Xl(Old) \end{cases} \quad (a) \quad (b)$$

در روش اول، طبقه بندی زمانی صورت می گیرد که درصد تشخیص الگوی آتش ثانویه (الگوی آتش اولیه به همراه الگوی جدید) نسبت به اولیه کمتر نباشد. در روش دوم از چگالی اسپایکهای همراه با خطا استفاده می شود و زمانیکه این چگالی در الگوی ثانویه از اولیه بیشتر نباشد طبقه بندی انجام می گیرد. در روش سوم از ترکیب این دو روش استفاده شده و اگر هر دو شرط قبلی برقرار باشد، طبقه بندی صورت می گیرد. در روش (۴)، نتایج روش (۳) به همراه شرط کاهش مقدار انحراف استاندارد در تصمیم گیری استفاده می شود^۹.

تنها پارامتر ثابت در شبیه سازی، پارامتر $t_{max} = 10(sec)$ بوده و پارامترهای دیگر به صورت زیر تغییر می کنند:

$$\mu = 30 : 10 : 100(msec), civ = 0.1 : 0.05 : 0.3(msec), r_m = 0 : 0.1 : 0.8, r_f = 0 : 1 : 5$$

این نکته نیز لازم به ذکر است که برای هر حالت بالا، تعداد ۱۰ عدد شبیه سازی انجام گرفته است. نتایج بدست آمده در بررسی کارایی الگوریتمهای شماره (۱)، (۲)، (۳) و (۴) در تصمیم گیری در جدول (۲-۵) خلاصه شده است. نتایج موجود در ردیفهای اول و دوم به ترتیب، درصد موفقیت در تخصیص الگوی معتبر به کلاس مورد نظر و عدم تخصیص الگوی غیر معتبر به کلاس مورد بررسی است.

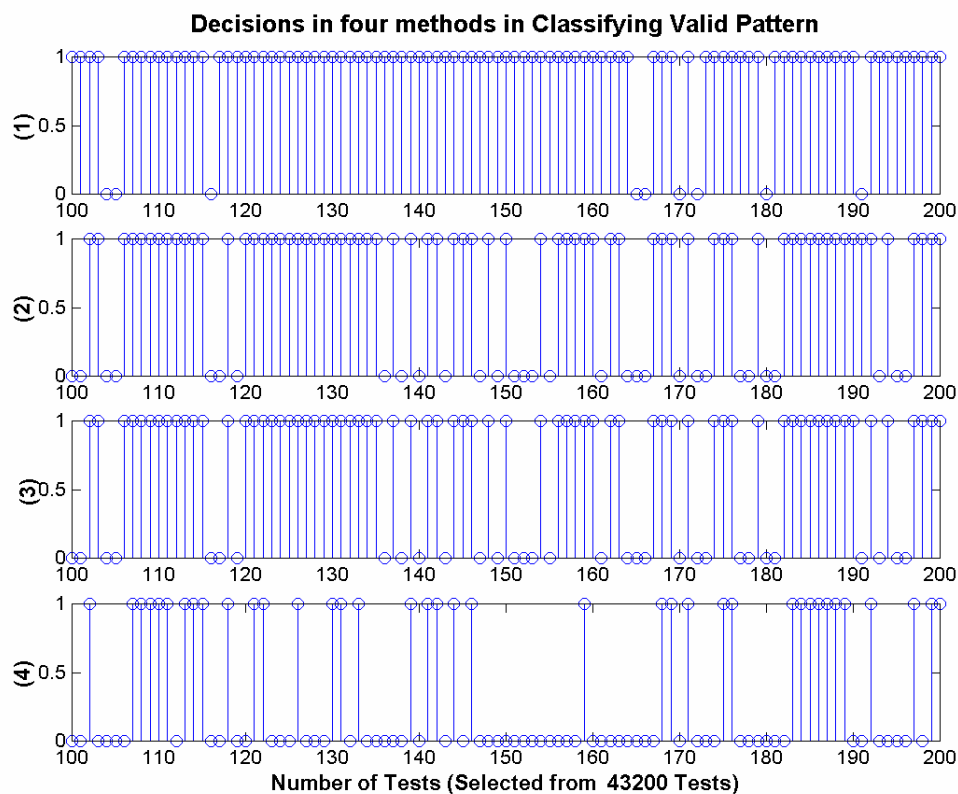
جدول (۲-۵): نتایج بررسی الگوریتمهای طبقه بندی (۱)، (۲)، (۳) و (۴) با استفاده از الگوی آتش ناقص و همراه با خطای شبیه سازی شده (روش ۲)

| روشهای طبقه بندی معیارهای ارزیابی | (۱) P_d | (۲) X_l | (۳) $P_d * X_l$ | (۴) $P_d * X_l * Sd$ |
|--------------------------------------|--------------|--------------|--------------------|-------------------------|
| درصد شناسایی الگوی معتبر | ۷۰/۳۸ | ۵۹/۰۲ | ۵۲/۰۲ | ۱۹/۲۸ |
| درصد شناسایی الگوی غیر معتبر | ۵۴/۵۶ | ۶۴/۱۹ | ۷۲/۰۶ | ۹۱/۸۴ |

با استفاده از نتایج جدول بالا، توانایی نسبی طبقه بندی کننده های غیر فازی مشخص شده است. با توجه به اینکه هدف ما طراحی یک طبقه بندی کننده با کارایی بالاتر است به دنبال عوامل تمایز دهنده دیگری هستیم که درصدهای موجود در جدول بالا را افزایش دهد. این طبقه بندی کننده می تواند با استفاده از ویژگیهای دیگر و یا ترکیبی از ویژگیهای موجود و ویژگیهای جدید

^۹ لازم به ذکر است که انحراف استاندارد (Sd) و میانگین (μ) که در بخش پنجم استفاده می شوند، دارای تعاریف متفاوتی نسبت به تعاریف متداول خود بوده که در بخش (۳-۳-۲-۴) معرفی شده اند.

باشد. قبل از اینکه ویژگیهای جدید را مورد بررسی قرار دهیم، نمودارهایی از فرایند تصمیم گیری، ارائه می شود. در نمودار اول (شکل ۵-۶)، نحوه تصمیم گیری در چند حالت و در چهار روش مورد بررسی در طبقه بندی یک الگوی معتبر نشان داده شده است. مقادیر یک و صفر به ترتیب نشان دهنده انجام و عدم انجام طبقه بندی است. بدیهی است که حالت ایده آل در این نمودارها اینست که در تمامی این داده ها مقدار تابع تصمیم گیری برابر با مقدار واحد باشد. در نمودار دیگر (شکل ۵-۷)، این تصمیم گیری در طبقه بندی یک الگوی غیر معتبر نشان داده شده است. در این نمودار، هر چه تعداد صفرها بیشتر باشد، الگوریتم دارای کارایی بیشتری خواهد بود.



شکل (۵-۶): توابع تصمیم گیری در چهار الگوریتم مورد بررسی در طبقه بندی الگوی معتبر

اکنون روشهایی دیگر را در تصمیم گیری ارائه می کنیم و نتایج را در جدول (۵-۳) ارائه می کنیم. روشهای (۵)، (۶)، (۷) و (۸) به ترتیب با قوانین زیر معرفی می شود:

$$Pd(Old) * Xl(New) < Pd(New) * Xl(Old) , Xl * Sd[Old] > Xl * Sd[New]$$

$$Sd * \mu[N] < Sd * \mu[O] , Pd(New) * Xl(Old) * Sd(Old) > Pd(Old) * Xl(New) * Sd(New)$$

الگوریتم (۹) نیز به صورت زیر بیان می شود:

$$If \{Pd(N) \leq Pd(O)\} \Rightarrow 'No', Elseif \{Xl(O) \geq Xl(N)\} \Rightarrow 'Yes', Else : 'No'$$

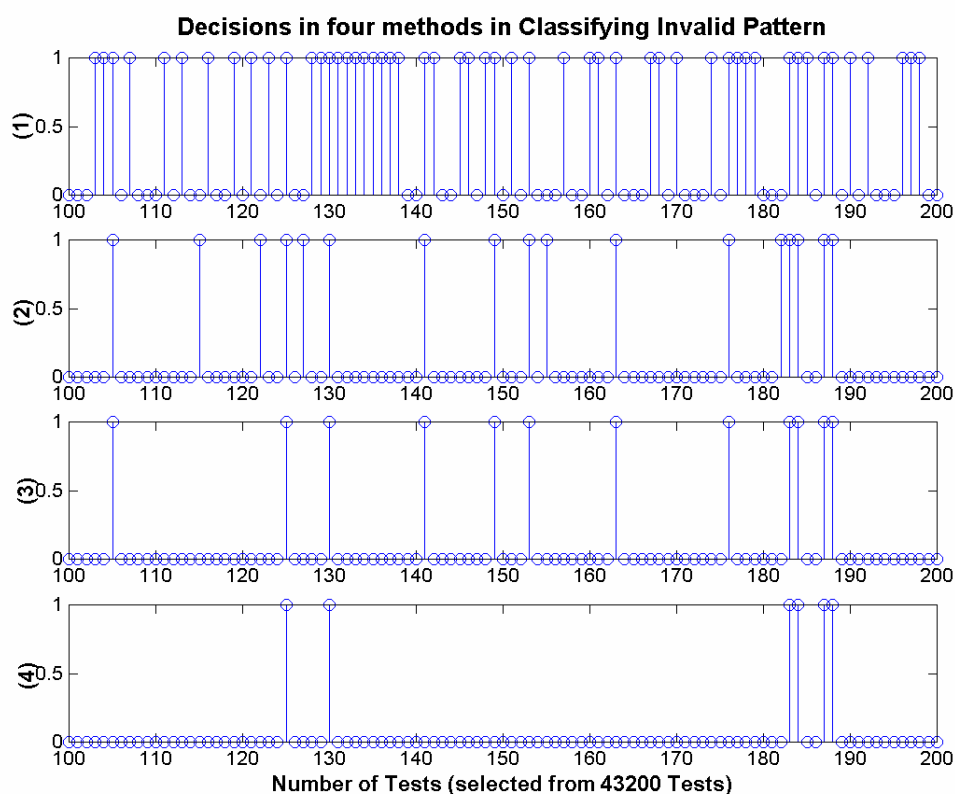
الگوریتم (۱۰) نیز به صورت زیر تعریف می شود :

$$If\{Pd(N) \leq Pd(O)\} \Rightarrow 'No', Elseif\{Xl(O) \geq Xl(N)\} \Rightarrow 'Yes', Else : 'Yes'$$

جدول (۳-۵) : نتایج بررسی الگوریتمهای طبقه بندی (۵)، (۶)، (۷)، (۸)، (۹)، (۱۰) با استفاده از الگوی آتش ناقص و همراه با خطای شبیه سازی شده (روش ۲)

| روشهای طبقه بندی معیارهای ارزیابی | (۵) | (۶) | (۷) | (۸) | (۹) | (۱۰) |
|--------------------------------------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| درصد شناسایی الگوی معتبر | ۴۸/۸۰ | ۶۲/۲۱ | ۵۹/۴۶ | ۵۵/۷۶ | ۴۹/۸۴ | ۶۷/۶۱ |
| درصد شناسایی الگوی غیر معتبر | ۵۴/۵۰ | ۶۵/۲۹ | ۶۶/۵۴ | ۶۴/۹۷ | ۷۵/۲۵ | ۵۸/۳۲ |

این نکته نیز لازم به ذکر است که الگوریتمی برای تصمیم گیری مناسب است که مقادیر مربوط به درصد شناسایی در هر دو ردیف مربوط به الگوهای معتبر و غیر معتبر دارای بیشترین مقدار نسبت به روشهای دیگر باشد که تا کنون ، روش (۶) بهتر از بقیه روشها می باشد . لازم به ذکر است روشهای مورد تست بر اساس استنتاج اولیه و همچنین نتایج دیگر روشها پیشنهاد می شود .

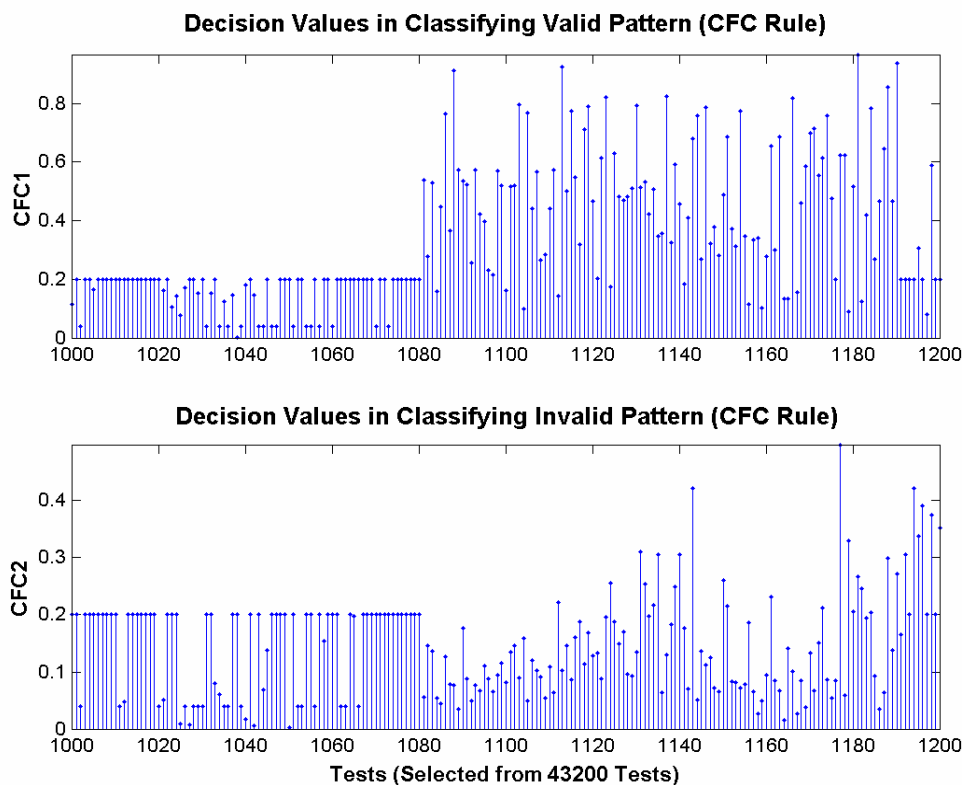


شکل (۷-۵) : توابع تصمیم گیری در چهار الگوریتم مورد بررسی در طبقه بندی الگوی غیر معتبر

در تصمیم گیری (۱۱) از پارامتر درصد شناسایی (IR)^{۱۰} استفاده کرده و قانون $IR(N) \geq IR(O)$ مورد استفاده قرار می گیرد. لازم به ذکر است که این پارامتر در [۵۴] معرفی شده است. در روش (۱۲) از پارامتر C_{FC} ^{۱۱} (نظم الگوی آتش) استفاده شده و با توجه به اینکه این پارامتر به صورت پیوسته در فاصله [0,1] تغییر می کند، از میانگین و انحراف معیار برای معرفی این روش استفاده می شود. لازم به ذکر است که این پارامتر در [۵۲] معرفی شده است. روشهای (۱۳) تا (۱۶) بر اساس تعداد ISIهایی است که در ناحیه های I_0 و I_1 قرار می گیرد. تعاریف این ناحیه ها در بخش (۳-۲-۳-۴) آمده است. بدین ترتیب، قوانین مورد استفاده در این روشها به ترتیب به صورت زیر است:

$$n(I1 : N) + n(I0 : O) \geq n(I1 : O) + n(I0 : N) \text{ , } n(I1 : N) \geq n(I1 : O) \\ n(ISI : O) - n(I1 : O) \geq n(ISI : N) - n(I1 : N) \text{ , } n(I0 : N) \leq n(I0 : O)$$

نتایج این روشهای تصمیم گیری در جدول (۴-۵) موجود می باشد. لازم به ذکر است که نتایج تابع تصمیم گیری روش (۱۲) در مورد انتساب الگوی آتش معتبر و عدم انتساب الگوی نامعتبر در برخی از نمونه های مورد بررسی در شکل (۵-۸) آمده است.



شکل (۵-۸): مقدار تابع تصمیم گیری در روش (۱۲) برای طبقه بندی الگوهای معتبر (بالا) و غیر معتبر (پایین)

^{۱۰} Identification Rate

^{۱۱} Firing Consistency Criterion

جدول (۴-۵): نتایج الگوریتمهای تصمیم گیری (۱۱) تا (۱۶) با استفاده از داده های شبیه سازی شده

| روشهای طبقه بندی معیارهای ارزیابی | (۱۱) | ^{۱۲} (۱۲) | (۱۳) | (۱۴) | (۱۵) | (۱۶) |
|--------------------------------------|-------|--------------------|-------|-------|-------|-------|
| درصد شناسایی الگوی معتبر | ۶۹/۳۸ | 0.24 ± 0.169 | ۸۰/۸۹ | ۷۴/۹۵ | ۷۳/۶۳ | ۶۴/۶۸ |
| درصد شناسایی الگوی غیر معتبر | ۴۰/۶۲ | 0.15 ± 0.098 | ۲۸/۸۷ | ۵۳/۴۸ | ۵۵/۲۹ | ۶۱/۳۹ |

در روشهای تصمیم گیری (۱۷) تا (۲۰) به ترتیب از معیارهای زیر استفاده می شود :

$$n(I0:O) * n(I1:N) \geq n(I0:N) * n(I1:O) \text{ ، } n(I0:O) * n(I1:N) > n(I0:N) * n(I1:O)$$

$$n(I1:N) * (n(ISI:O) - n(I1:O)) > n(I1:O) * (n(ISI:N) - n(I1:N))$$

$$n(I1:N) * (n(ISI:O) - n(I1:O)) \geq n(I1:O) * (n(ISI:N) - n(I1:N))$$

با توجه به اینکه محدوده مربوط به I_0 و I_1 بر اساس [۳۲] به ترتیب برابر با $[0, \mu - 3\sigma]$ و $[\mu - 3\sigma, \mu + 3\sigma]$ می باشد و نتایج مربوط به آن تا الگوریتم (۲۱) مورد استفاده قرار گرفته است ، اکنون ضریب ۳ را به ۲ کاهش داده تا معیارهای تصمیم گیری سخت گیرانه تری را ایجاد کنیم . بدین ترتیب الگوریتمهای (۲۱) تا (۳۰) با قوانین تصمیم گیری زیر به ترتیب ایجاد می شود :

$$n(I0:O) > n(I0:N) \text{ ، } n(I1:N) \geq n(I1:O) \text{ ، } n(I0:O) \geq n(I0:N) \text{ ، } n(I1:N) > n(I1:O)$$

$$n(isi:o) - n(I1:o) \geq n(isi:N) - n(I1:N) \text{ ، } n(isi:o) - n(I1:o) > n(isi:N) - n(I1:N)$$

$$n(I0:O) * n(I1:N) \geq n(I0:N) * n(I1:O) \text{ ، } n(I0:O) * n(I1:N) > n(I0:N) * n(I1:O)$$

$$n(I1:N) * (n(ISI:O) - n(I1:O)) > n(I1:O) * (n(ISI:N) - n(I1:N))$$

$$n(I1:N) * (n(ISI:O) - n(I1:O)) \geq n(I1:O) * (n(ISI:N) - n(I1:N))$$

نتایج موجود برای قوانین تصمیم گیری (۱۷) تا (۳۰) در جداول (۵-۵) و (۵-۶) موجود است .

جدول (۵-۵): نتایج الگوریتمهای تصمیم گیری (۱۷) تا (۲۳) با استفاده از داده های شبیه سازی شده

| روشهای طبقه بندی معیارهای ارزیابی | (۱۷) | (۱۸) | (۱۹) | (۲۰) | (۲۱) | (۲۲) | (۲۳) |
|--------------------------------------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| درصد شناسایی الگوی معتبر | ۵۲/۱۹ | ۷۲/۳۴ | ۶۴/۵۶ | ۶۴/۷۱ | ۶۱/۸۲ | ۶۸/۲۷ | ۷۸/۶۲ |
| درصد شناسایی الگوی غیر معتبر | ۴۸/۱۹ | ۵۶/۰۶ | ۶۱/۵۹ | ۶۱/۳۷ | ۶۴/۰۹ | ۶۰/۷۳ | ۳۶/۰۹ |

^{۱۲} لازم به ذکر است که داده های موجود در این ستون ، میانگین و انحراف معیار تابع تصمیم گیری در حالت مورد بررسی است .

جدول (۶-۵): نتایج الگوریتمهای تصمیم گیری (۲۴) تا (۳۰) با استفاده از داده های شبیه سازی شده

| روشهای طبقه بندی معیارهای ارزیابی | (۲۴) | (۲۵) | (۲۶) | (۲۷) | (۲۸) | (۲۹) | (۳۰) |
|--------------------------------------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| درصد شناسایی الگوی معتبر | ۲۲/۴۵ | ۴۱/۱۵ | ۶۱/۸۲ | ۵۶/۲۲ | ۶۷/۸۳ | ۶۱/۸۲ | ۶۱/۸۸ |
| درصد شناسایی الگوی غیر معتبر | ۸۱/۵۵ | ۷۷/۳۸ | ۶۴/۰۹ | ۶۸/۷۴ | ۶۱/۳۱ | ۶۴/۰۹ | ۶۴/۰۶ |

اکنون ، ضریب ۲ را به ۱ تبدیل کرده و ناحیه مورد بررسی را کاهش می دهیم . الگوریتمهای حاصل از شماره (۳۱) تا (۴۰) بوده که مشابه الگوریتمهای (۲۱) تا (۳۰) است با این تفاوت که ناحیه های I_0 و I_1 به ترتیب $[0, \mu - \sigma)$ و $[\mu - \sigma, \mu + \sigma]$ خواهند بود . نتایج این الگوریتمها در جداول (۷-۵) و (۸-۵) موجود است .

جدول (۷-۵): نتایج الگوریتمهای تصمیم گیری (۳۱) تا (۳۵) با استفاده از داده های شبیه سازی شده (الگوهای آتش ناقص و همراه با خطا) (روش ۲)

| روشهای طبقه بندی معیارهای ارزیابی | (۳۱) | (۳۲) | (۳۳) | (۳۴) | (۳۵) |
|--------------------------------------|-------|-------|-------|-------|-------|
| درصد شناسایی الگوی معتبر | ۵۳/۰۵ | ۵۷/۷۱ | ۷۴/۱۳ | ۲۳/۴۲ | ۳۲/۳۸ |
| درصد شناسایی الگوی غیر معتبر | ۶۵/۵۱ | ۶۱/۸۲ | ۴۰/۰۹ | ۷۹/۰۷ | ۷۷/۹۷ |

جدول (۸-۵): نتایج الگوریتمهای تصمیم گیری (۳۶) تا (۴۰) با استفاده از داده های شبیه سازی شده (الگوهای آتش ناقص و همراه با خطا) (روش ۲)

| روشهای طبقه بندی معیارهای ارزیابی | (۳۶) | (۳۷) | (۳۸) | (۳۹) | (۴۰) |
|--------------------------------------|-------|-------|-------|-------|-------|
| درصد شناسایی الگوی معتبر | ۵۳/۰۵ | ۴۹/۱۶ | ۵۹/۱۳ | ۵۳/۰۵ | ۵۳/۲۵ |
| درصد شناسایی الگوی غیر معتبر | ۶۵/۵۱ | ۶۷/۹۳ | ۶۰/۹۶ | ۶۵/۵۱ | ۶۵/۳۵ |

بدین ترتیب ، نتایج روشهای پیشنهادی در جداول (۲-۵) تا (۸-۵) موجود می باشد . اکنون زمان آن فرا می رسد که بر اساس روش طبقه بندی مورد استفاده ، معیار (معیارهای) مناسب را برای مقایسه نظم الگوهای آتش واحدهای حرکتی مورد استفاده قرار گیرد . قبل از ارائه الگوریتم ، فرض می کنیم که روش طبقه بندی مینیم فاصله برای طبقه بندی داده ها مورد استفاده قرار گرفته است و در نتیجه خوشه های اولیه پس از الگوریتم خوشه یابی مشخص شده اند و در نتیجه اجزای اولیه ، تعداد خوشه ها و در نتیجه نماینده آنها مشخص شده است . به منظور طبقه بندی هر داده تست ، دو نماینده از بین کلاسهای مشابه (از نظر شکل موج) انتخاب شده است . اکنون زمان آن فرا می رسد که با استفاده از نظم الگوی آتش ، یکی از کلاسها انتخاب شود . لازم به ذکر است که

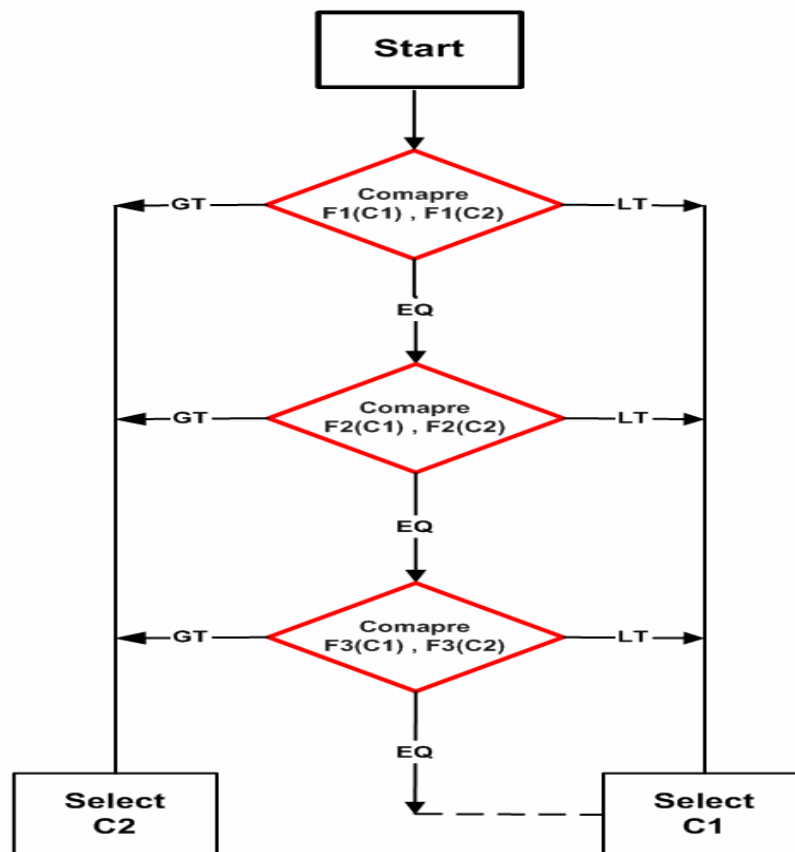
روش مقایسه شکل موجه و معیار شباهت در ادامه توضیح داده می شود ولی اکنون تنها در مورد معیار انتخاب و نظم الگوی آتش صحبت می شود. اکنون فرض می کنیم که مجموعه های زمانهای آتش کلاسها به ترتیب شباهت ، C_1 و C_2 باشد. الگوریتم تصمیم گیری به صورت یک درخت تصمیم گیری چهار مرحله ای خواهد بود. این الگوریتم پس از بررسی فراوان و انتخاب ویژگیهای متعدد از میان ویژگیهای قبلی و حتی فواصل احتمال بین توزیعهای نرمال^{۱۳} انتخاب شده است. پیش از بیان الگوریتم ، سه تابعی که در این الگوریتم استفاده می شوند ، معرفی می شود.

$$f_1(C) = \frac{n(I1; N)}{n(isi; N) + 1 - n(I1; N)} - \frac{n(I1; O)}{n(isi; O) + 1 - n(I1; O)}$$

$$f_2(C) = \left(1 + \frac{n(I0; O) - n(I0; N)}{n(isi; O) + 1} \right) * \left(1 + \frac{n(I1; N | k=2) - n(I1; O | k=2)}{n(isi; O) + 1} \right)$$

$$f_3(C) = P_d(N) * X_l(O) - P_d(O) * X_l(N)$$

پارامترهای مورد استفاده در این بخش و همچنین بخش (۳-۳-۲-۵-۴) تعریف شده اند. الگوریتم ابتکاری در شکل (۵-۹) نشان داده شده است.



شکل (۵-۹) : الگوریتم تصمیم گیری برای انتخاب الگویی با تعداد اسپایک همراه با خطای کمتر

^{۱۳} Normal Probabilistic Distance : Divergence

همانگونه که در شکل (۹-۵) نشان داده شده است ، حتی پس از بخش سوم تصمیم گیری (مقایسه f_3) در برخی از موارد تصمیم گیری در شرایط مساوی انجام گرفته و در نتیجه الگوی C_1 (شبیه ترین شکل) انتخاب می شود . اکنون کارایی این الگوریتم را مورد بررسی قرار می دهیم . روش بررسی استفاده از شبیه سازی قبلی است با این تفاوت که در شرایط مساوی تصمیم گیری برای انتساب دو الگوی معتبر و غیر معتبر انجام می گیرد . الگوریتم مورد بررسی همان الگوریتم شکل (۹-۵) است با این تفاوت که اگر تصمیم گیری در بخش سوم به تساوی انجامید ، نتیجه آن به بخشهای درست و غلط منتسب نمی شود . تعداد آزمایشها نیز ۴۳۲۰۰ عدد بوده و مقایسه کارایی بر اساس میزان خطای AER^{۱۴} بوده و مقایسه با معیار FC موجود در [۵۲] انجام گرفته است . نتایج در جدول (۹-۵) خلاصه شده است .

جدول (۹-۵)^{۱۵}: مقایسه کارایی الگوریتم پیشنهادی با معیار FC

| معیارهای مورد بررسی روشهای مورد بررسی | CC (%) | IC (%) | UD (%) | AER (%) |
|------------------------------------------|-----------|-----------|-----------|------------|
| روش ابتکاری | ۸۱/۶۱ | ۱۳/۷۳ | ۴/۶۶ | ۱۸/۳۹ |
| روش موجود در [۵۲] | ۵۹/۵۸ | ۱۵/۲۸ | ۲۵/۱۴ | ۴۰/۴۲ |

با توجه به نتایج موجود در جدول ، روش پیشنهادی از هر لحاظ نسبت به روش موجود در [۵۲] برتری دارد . این نکته از این جهت دارای اهمیت است که روش مورد مقایسه (FC) جزو بهترین الگوریتمهایی است که در طبقه بندی فعال مورد استفاده قرار گرفته است و با توجه به شرایط تست الگوریتمها (نحوه شبیه سازی) بدترین حالت موجود در الگوهای آتش لحاظ شده است می توان امید آنرا داشت که استفاده از الگوریتم ابتکاری در یک ساختار مناسب (روش تفکیک) بتواند کارایی الگوریتم پیشنهادی را نسبت به الگوریتمهای دیگر افزایش دهد . این نکته نیز لازم به ذکر است که در شرایطی که وضعیت UD پیش آید ، الگویی که به نمونه مورد بررسی شبیه تر است انتخاب می شود و در نتیجه ، در بررسی کلی می توان مقدار پارامتر AER را تا ۱۳/۷۳ درصد کاهش داد . نکته دیگر اینکه ، این روش در ابتدای راه قرار دارد و با بررسیهای بیشتر کارایی آن از این حد نیز بیشتر خواهد شد . نکاتی که در این مسیر می تواند مورد استفاده قرار گیرد و نیز در حال تکمیل است به شرح زیر است :

۰۱ ارائه روش بهتری برای تخمین مشخصات آماری الگوهای آتش واحدهای حرکتی نسبت به روشهای مورد استفاده با استفاده از مدلهای نرمال ترکیبی^{۱۶} و استفاده از الگوریتم EM^{۱۷} در آن

۰۲ استفاده از معیارهای شباهت بین توابع توزیع احتمالات الگوها پس از تکمیل روش نخست

لازم به ذکر است که این روشها در حال بررسی است ولی به دلیل عدم تکمیل آنها در اینجا معرفی نمی شوند .

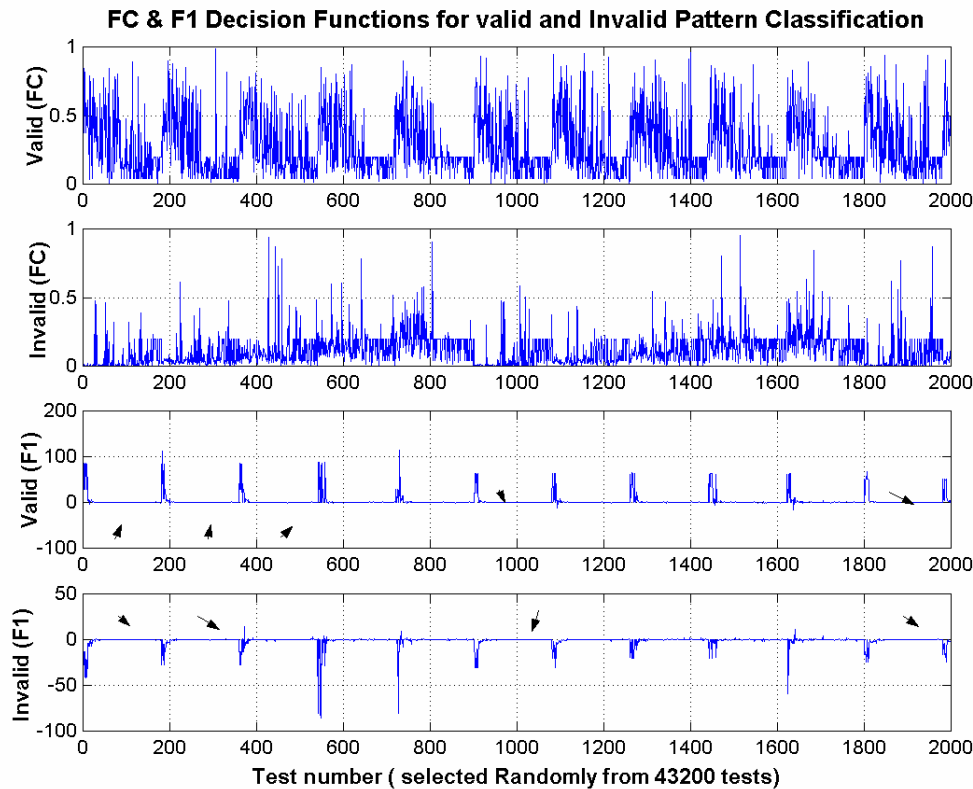
^{۱۴} Apparent Error Rate

^{۱۵} معرفی : CC = درصد الگوهایی که به درستی طبقه بندی شده اند ، IC = درصد الگوهایی که به غلط طبقه بندی شده اند ، UD = درصد الگوهایی که تصمیم گیری در مورد آنها در نهایت به تساوی کشیده شده است (عدم انجام تصمیم گیری) ، AER=IC+UD

^{۱۶} Normal Mixture Models

^{۱۷} Expectation Maximization

مقایسه ای بین نتایج تصمیم گیری بر اساس معیار FC و f_1 در شکل (۵-۱۰) انجام گرفته است. در این شکل، چهار بخش نمودار از بالا به پایین معیار تصمیم گیری بین الگوهای معتبر و غیر معتبر (مقدار تابع) به ترتیب بر اساس معیارهای FC و f_1 می باشد. برخی از بخشها که با فلش نشان داده شده است به دلیل عدم تصمیم گیری بر اساس تابع f_1 ، تصمیم گیری با استفاده از توابع کمکی f_2 و f_3 انجام می گیرد.



شکل (۵-۱۰): نتایج توابع تصمیم گیری FC و F1 در تشخیص الگوهای معتبر و غیر معتبر از بالا به پایین (۱) FC، معتبر، (۲) FC، غیر معتبر، (۳) F1، معتبر، (۴) F1، نامعتبر در برخی از بخشها (مانند قسمتهای فلش دار) تصمیم گیری به دلیل تساوی معیار F1 باید با توجه به توابع کمکی F2 و F3 انجام گرفته شود.

بدین ترتیب معیار تصمیم گیری برای انتخاب الگوی معتبر در فاز طبقه بندی بدست آمد. اکنون به الگوریتم باز گشته و قسمتهای مختلف آنرا به ترتیب بیان می کنیم. اولین قسمت، حذف نویز است. در این بخش، یک بررسی اجمالی بر منابع مختلف نویز در فرایند تفکیک سیگنال الکترومایوگرام را بررسی کرده و با استفاده از روش آستانه گذاری در حوزه ویولت، کیفیت سیگنال را افزایش داده و پس از آن بخش مربوط به شناسایی بخشهای فعال، استخراج ویژگی، خوشه یابی، طبقه بندی همراه با نظارت و حذف تداخل مورد استفاده بیان می شود. پس از ذکر مشخصات الگوریتمهای بخشهای مختلف، کارایی این روش تفکیک با استفاده از داده های شبیه سازی شده و همچنین داده های ثبت شده حقیقی مورد بررسی قرار می گیرد.

۵-۳ روش حذف نویز

با بررسی الگوریتمهای تفکیکی که تا کنون طراحی شده اند ، روشهای عمده ای که در حذف نویز مورد استفاده قرار گرفته اند را می توان به صورت زیر دسته بندی کرد :

استفاده از فیلتر میان گذر در اغلب روشها برای حذف نویز فرکانس بالا و همچنین نویز فرکانس پایین (آرتیفکتهای) انجام می پذیرد . این نکته نیز لازم به ذکر است که محدوده فرکانسهای قطع بالا و پایین نیز در اکثر این روشها متفاوت است . آنچه مسلم است اینست که اگر فرکانس قطع پایین بیشتر باشد ، تنها بخشهای فرکانس بالا در نظر گرفته می شود و عملاً مدت زمان MUAPها کاهش می یابد و این نکته ای است که دلیل اصلی تنوع داده های مربوط به ویژگیهایی از قبیل مدت زمان MUAP و مدت زمان اسپایک می باشد . به عنوان مثال ، فیلترهای میانگذر مورد استفاده در [۳۲] ، [۵۷] ، [۴۴] ، [۲۱] ، [۲۸] به ترتیب دارای محدوده فرکانسی $[8,5k](Hz)$ ، $[300,3k](Hz)$ ، $[3,8k](Hz)$ ، $[32,3k](Hz)$ و $[1k,10k](Hz)$ می باشد . نکته دیگر اینکه این محدوده ها با در نظر گرفتن فرکانس قطع فیلتر پایین گذر آنتی الیاسینگ که آن هم وابسته به فرکانس نمونه برداری است ، بیان شده است .

استفاده از فیلترهای پایین گذر تفاضلگیر درجه اول و دوم به همراه فیلتر میان گذر در [۳۲] و [۵۳] انجام گرفته است که مشخصات این نوع فیلترها در بخش (۳-۳-۱) مورد بررسی قرار گرفته است .

استفاده از روش آستانه گذاری نرم^{۱۸} در حوزه ویولت و بر اساس معیار مینیمم-ماکزیمم^{۱۹} (بر اساس [۱۳]) در [۱۶] و در ادامه آن در [۱۷] گزارش شده است . در این روش ، مقدار آستانه بهینه (σ_z) از رابطه $\sigma_z = \sigma \sqrt{\frac{2 * \log(L)}{L}}$ بدست می آید که در این رابطه ، L مجموع تعداد نمونه های موجود در سیگنال مورد بررسی $(r(t))$ است و σ نیز مقدار انحراف استاندارد نویز $(n(t))$ است . در این روش ، فرض بر آن است که رابطه $r(t) = s(t) + n(t)$ در مورد سیگنال بدون نویز $(s(t))$ ، نویز $(n(t))$ و سیگنال مورد بررسی $(r(t))$ صدق می کند . نویز نیز به صورت فرایند تصادفی نرمال $N(0, \sigma^2)$ مدل می شود . استفاده ای که از این روش حذف نویز در الگوریتم تفکیک می شود با تخمین مقدار انحراف استاندارد نویز از بخشهای غیر فعال عملی می شود که آن نیز با استفاده از یک اپراتور انسانی برای تشخیص بخشهای فعال و غیر فعال بر اساس معیار آستانه صورت می پذیرد .

در نتیجه روشهای حذف نویز عموماً در دسته بندی بالا قرار می گیرد . اکنون با توجه به اینکه داده های مورد استفاده در مرحله پیش پردازش از یک فیلتر میانگذر $[8,8k](Hz)$ عبور کرده و فیلتر آنتی الیاسینگ نیز دارای فرکانس قطع پنج کیلوهرتز بوده و مبدل آنالوگ به دیجیتال دارای

^{۱۸} Soft Thresholding

^{۱۹} min-max

فرکانس نمونه برداری ده کیلوهرتز و رزولوشن دوازده بیتی باشد ، از چه روش حذف نویز استفاده کنیم ؟

در بخش سوم پیشنهادی در مورد استفاده از روش حذف نویز موجود در [۴۶] برای افزایش کارایی الگوریتم تفکیک ارائه شد . پس از بررسی این الگوریتم حذف نویز و شبیه سازی اولیه دو نکته مشخص شد که بر اساس آن ، استفاده از این الگوریتم نخواهد توانست کارایی الگوریتم تفکیک را به صورت زیاد افزایش دهد و با تغییراتی در آن الگوریتم ، می توان امید افزایش کارایی را داشت . دو نکته مورد بررسی به شرح زیر است :

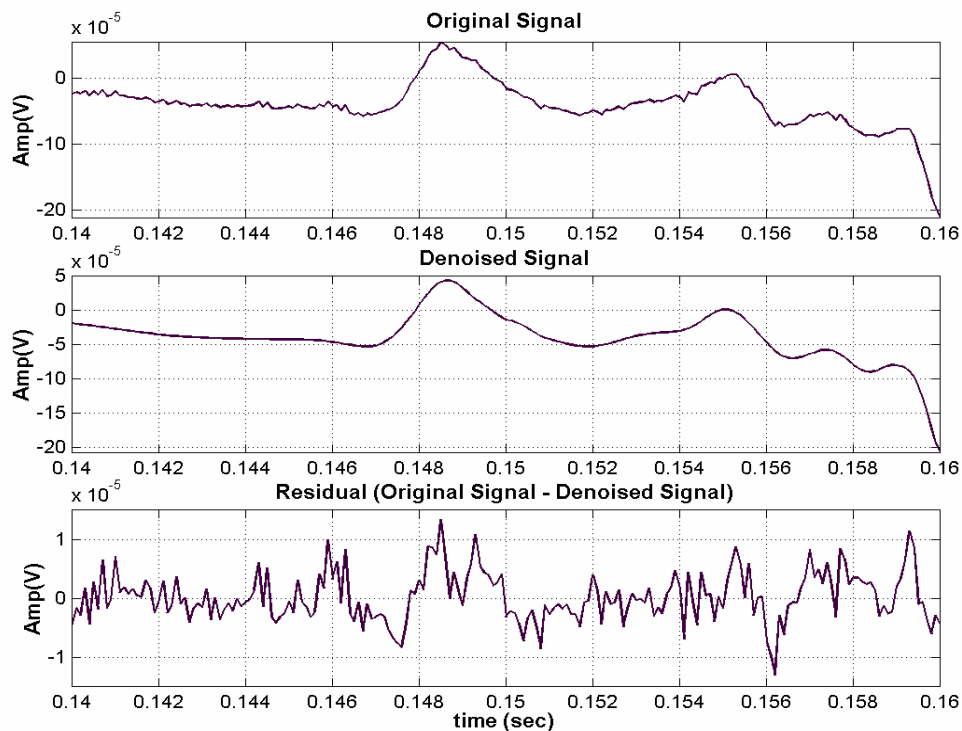
کارایی الگوریتم حذف نویز زمانی بالاست که بتوان نویز و سیگنال مورد بررسی را به ترتیب به صورت فرایندهای ایستا و غیر ایستا در نظر گرفت . فرض غیر ایستایی سیگنال الکترومایوگرام را می توان پذیرفت ولی ایستا بودن نویز را نمی توان پذیرفت . ما در بسیاری از موارد از جمله بررسی الگوریتم تنظیم شکل موجها (بخش سوم) از نویز ایستا استفاده کرده ایم ولی یکی از منابع نویز در فرایند تفکیک را نمی توان ایستا فرض کرد . این منبع ، همان فعالیت واحدهای حرکتی دورتر از مکان ثبت است که پس از رسیدن به مکان ثبت در زیر خط (نویز) قرار گرفته و موجب تغییراتی در اجزای فرکانس پایین شکل موج می شود . در حقیقت این بخش فرکانس پایین ، به شدت خاصیت غیر ایستایی دارد و با توجه به تغییر زمان تأخیر در مکان عصب و عضله^{۲۰} این مسأله ، حادثر نیز می شود . نکته دیگر اینکه کارایی مجموع این الگوریتم حذف نویز همانند یک فیلتر پایین گذر با فرکانس قطع متغیر است . مشکل ما همان تغییرات حاصل از اجزای فرکانس پایین است که با این فیلتر تأثیری بر آنها حاصل نمی شود . اگر بتوان این ساختار را به صورتی تغییر دهیم که بتواند به صورت یک فیلتر بالاگذر با فرکانس متغیر عمل کند ، می توان امید بهبود را داشت وگرنه با این شرایط به نظر می رسد بهتر است که از این فیلتر استفاده نشود .

بدین ترتیب روش حذف نویزی که انتخاب کرده ایم ، مشابه روش حذف نویز آستانه گذاری نرم مورد استفاده در [۱۷] می باشد با این تفاوت که تخمین مقدار واریانس نویز به نحو دیگری انجام می گیرد^{۲۱} . با توجه به اینکه فرکانس نمونه برداری ۱۰ کیلوهرتز است در یک فرایند تفکیک سیگنال با استفاده از آنالیز مالتی رزولوشن ($m=5$) در حوزه ویولت ، محدوده فرکانسی ضریب اول جزئیات ($CD1$) برابر با $[2.5k, 5k](Hz)$ می باشد و با توجه به توضیحات ارائه شده در بخش چهارم ، انتخاب ویژگی بر اساس ضرائب ویولت نباید از این ناحیه فرکانسی صورت گیرد . در نتیجه اگر میانه^{۲۲} قدر مطلق تغییرات سیگنال در این حوزه فرکانسی (ضریب ویولت $CD1$) را به عنوان تخمین مقدار σ در نظر بگیریم ، تخمین این پارامتر بدون استفاده از اپراتور انسانی و بر اساس مشخصات سیگنال صورت گرفته است . این نکته نیز لازم به ذکر است که کارایی الگوریتم تفکیک ، در دو حالتی که الگوریتم حذف نویز استفاده شده و یا نشده است به صورت مجزا بررسی می شود ولی به عنوان اینکه اثر اعمال این الگوریتم بر سیگنال همراه با نویز نشان داده شود ، بخشی از سیگنال الکترومایوگرام مورد استفاده قبل و بعد از اعمال الگوریتم حذف نویز در شکل (۵-۱۱) موجود است که شکل ، برای وضوح بیشتر ، به صورت گسترده می باشد .

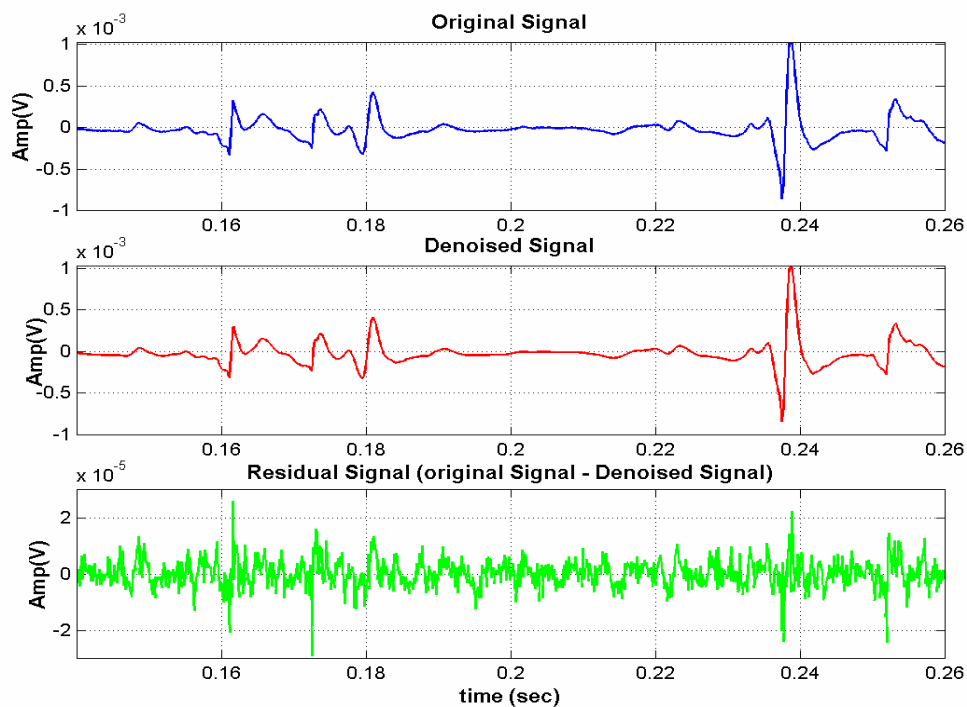
^{۲۰} Neuromuscular Junction : Jiggle Effect

^{۲۱} لازم به ذکر است که سیگنال پس از مرحله پیش پردازش از فیلتر FIR درجه ۲۰ با محدوده فرکانسی ۱۰۰ و ۴ کیلوهرتز عبور میکند .

^{۲۲} Median



شکل (۵-۱۱) : سیگنال الکترومایوگرام اولیه (بالا) ، پس از حذف نویز (وسط) و اختلاف دو شکل موج (پایین)

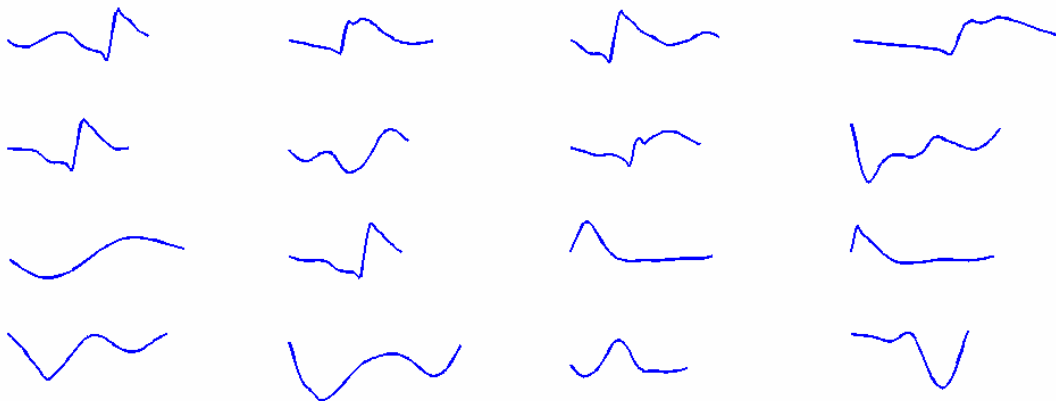


شکل (۵-۱۲) : سیگنال الکترومایوگرام اولیه (بالا) ، پس از حذف نویز (وسط) و اختلاف دو شکل موج (پایین)

لازم به ذکر است که تابع ویولت مادر ، $db10$ می باشد و در الگوریتم حذف نویز ، آستانه گذاری تنها بر باند فرکانسی $CD1$ انجام می گیرد . الگوریتم حذف نویز با توجه به آنکه استخراج ویژگی در این باند فرکانسی انجام نمی گیرد ، اثر عمده ای در بخش شناسایی بخشهای فعال (شناسایی اسپایک) خواهد شد . بر این اساس ، اثرات الگوریتم حذف نویز بر نوسانات موجود در اجزای سیگنال به وضوح مشخص است . اثرات این الگوریتم در بخش بیشتری از سیگنال در شکل (۵-۱۲) موجود است . با توجه به این شکل ، ساختار کلی شکل موج تغییر نکرده است و تنها اجزای نوسانی در آن کاهش یافته است . اکنون نوبت به آن می رسد که الگوریتم شناسایی بخشهای فعال ، مورد بررسی قرار گیرد . این بررسی در بخش بعدی صورت گرفته است .

۵-۴ شناسایی بخشهای فعال

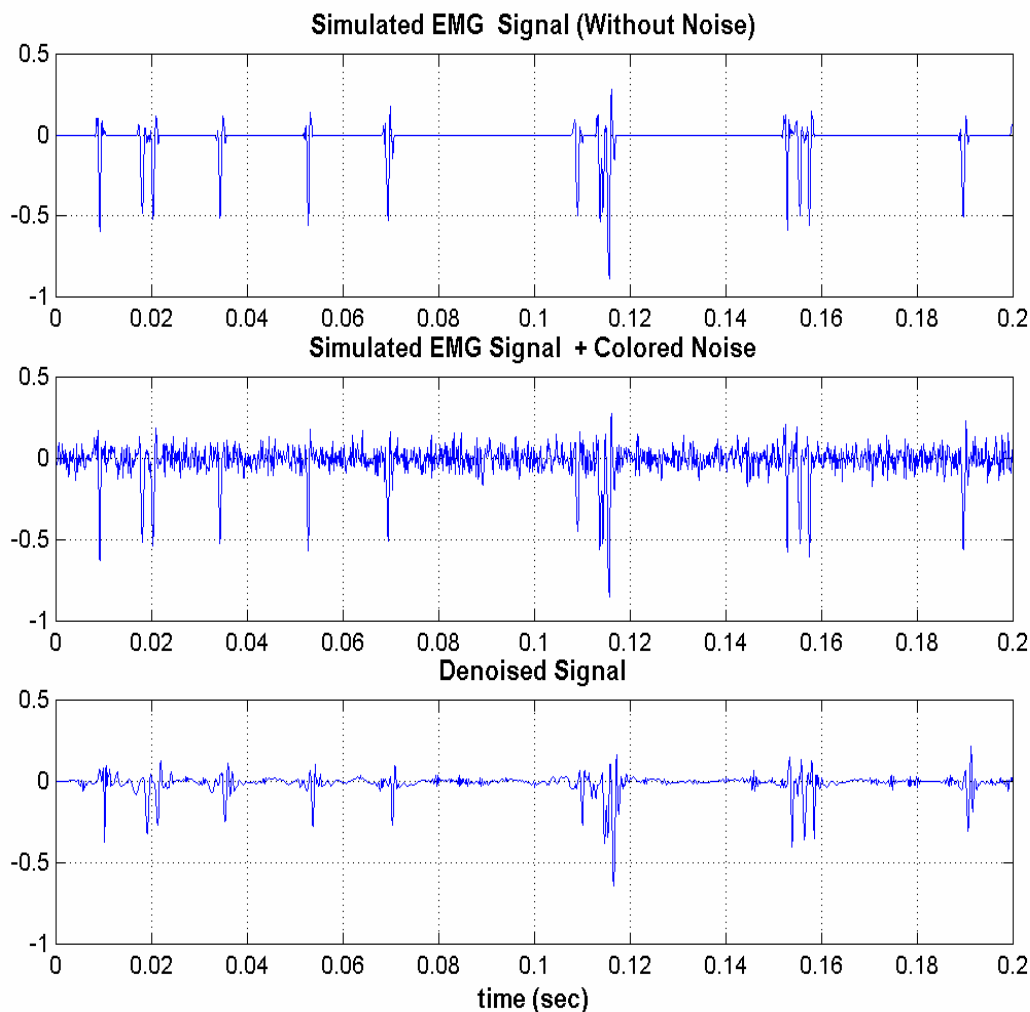
با توجه به اینکه هدف ما ارائه الگوریتمی است که بتواند بخشهای فعال با تعداد نمونه های متفاوت را شناسایی کند ، باید از روشی استفاده کنیم که بتواند این بخشهای فعال را شناسایی کند . از منابعی که بخشهای فعال را با تعداد نمونه های متفاوت شناسایی می کنند ، می توان به [۵۷] و [۲۱] اشاره کرد که ساختاری تقریباً مشابه هم دارند . با توجه به اینکه روش اول را در بخش چهارم مورد بررسی قرار داده ایم ، از این روش با تغییر کوچکی استفاده خواهیم کرد . بدین ترتیب با حذف شرط T_{min} و V_{min} ، قیود ثانویه ای که برای شناسایی بخشهای فعال در نظر گرفته می شود را حذف می کنیم . دلیل این امر ، بوجود آوردن شرایطی است که الگوریتم بتواند تمامی بخشهای فعال را شناسایی کند و در انتهای الگوریتم تفکیک ، اپراتور خواهد توانست الگوهایی که دارای دامنه و یا مدت زمان کوتاهی هستند را در نظر نگیرد . یکی از عواملی که موجب شده است این تصمیم گیری انجام شود ، وجود توانایی شناسایی اسپایکهای غیر طبیعی توسط الگوریتم تفکیک است که در ادامه ، فواید این کار مشخص خواهد شد . در شکل (۵-۱۳) برخی از بخشهای فعال نشان داده می شود . لازم به ذکر است که بر این داده ها حذف نویز هم صورت گرفته است .



شکل (۵-۱۳) : برخی از بخشهای فعال شناسایی شده در داده $BA1203$ توسط الگوریتم شناسایی

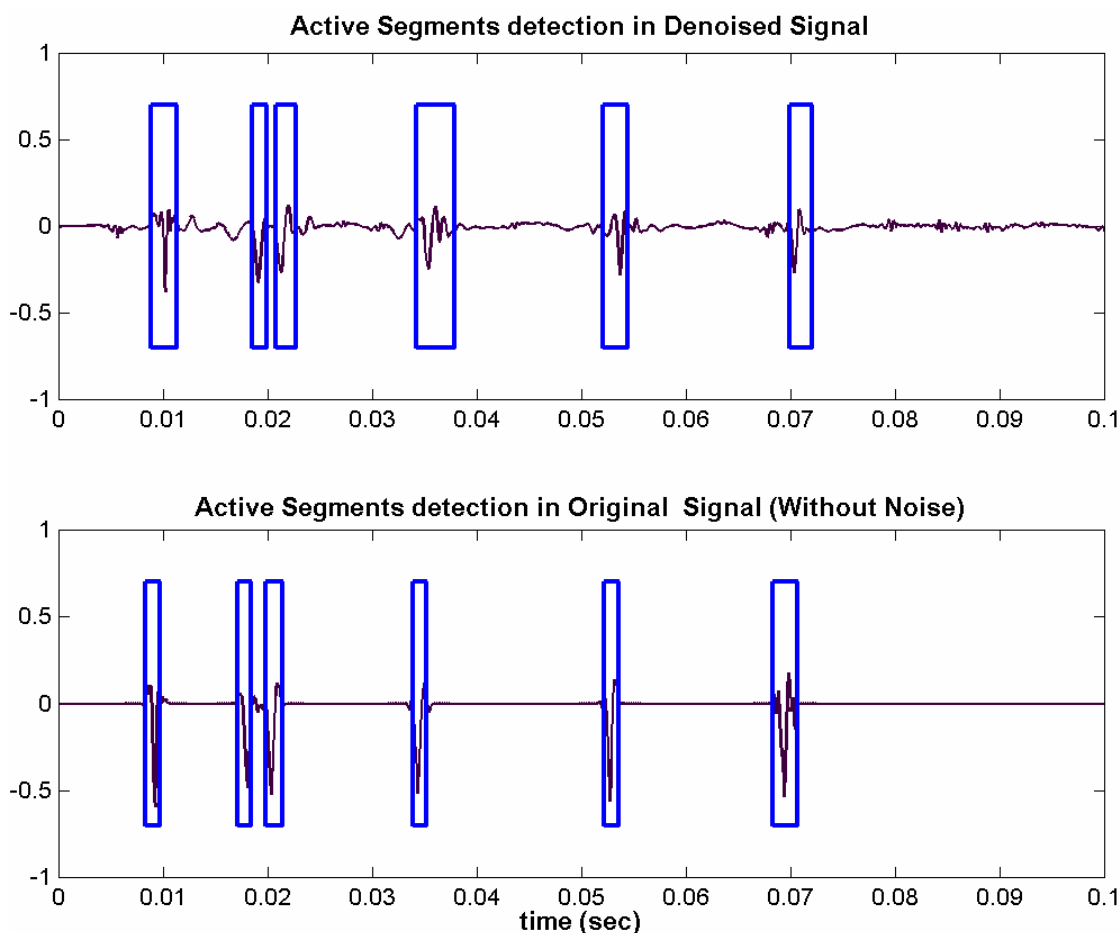
این نکته نیز لازم به ذکر است که پارامترهای $\lambda_{s,1}$ و $\lambda_{s,2}$ به ترتیب برابر با ۳ و ۲ انتخاب شده است تا الگوریتم شناسایی بخشهای فعال ، بتواند اسپایکهایی با دامنه های کم را نیز شناسایی کند .

اکنون پس از اتمام بخشهای مربوط به حذف نویز و شناسایی بخشهای فعال ، کارایی آنها با استفاده از داده های شبیه سازی شده در شکل (۵-۱۴) نشان داده می شود . در اینجا از داده شماره (۱۰) که مشخصات آن در جدول (۲-۴) موجود است ، استفاده می کنیم . با توجه به اینکه میزان SNR در این سیگنال برابر با ۵ دسی بل است ، شرایط یک ثبت سیگنال با کیفیت نامناسب را شبیه سازی می کند که نویز نیز به صورت رنگی می باشد . در این شکل ، سیگنال شبیه سازی شده بدون نویز و پس از اضافه کردن نویز و همچنین نسخه حذف نویز شده توسط الگوریتم نشان داده شده است .



شکل (۵-۱۴) : شکل موج الکترومایوگرام شبیه سازی شده (شماره ۱) بدون نویز (بالا) ، پس از اضافه کردن نویز رنگی $SNR = 5(dB)$ (وسط) و پس از اعمال الگوریتم حذف نویز به سیگنال نویزی (پایین)

اکنون الگوریتم شناسایی بخشهای فعال را به سیگنال شبیه سازی شده بدون نویز و همچنین سیگنال حاصل از الگوریتم حذف نویز اعمال می کنیم . نتیجه در شکل (۵-۱۵) نشان داده شده است .



شکل (۵-۱۵): شناسایی بخشهای فعال در سیگنال حذف نویز شده (بالا) و سیگنال اولیه بدون نویز (پایین)

همانگونه که در شکل بالا دیده می شود ، الگوریتم شناسایی بخشهای فعال به خوبی عمل کرده و بخشهای فعال را شناسایی کرده است . در بررسی دقیقتر با توجه به مشخص بودن زمانهای آتش و احدهای حرکتی ، الگوریتمهای حذف نویز و شناسایی بخشهای فعال بر داده های شبیه سازی شده شماره (۱) تا (۱۰) اعمال می شود . بخشهای فعال شناسایی شده با بخشهای فعال حقیقی مقایسه شده و نتیجه این مقایسه (در دو حالتی که الگوریتم حذف نویز اعمال شده و یا نشده است) در جدول (۵-۱۰) خلاصه می شود . لازم به ذکر است ، زمانی شناسایی یک بخش فعال درست فرض می شود که میزان تداخل دو بخش اولیه و شناسایی شده بیش از ۸۰٪ باشد .

جدول (۵-۱۰)^{۲۳}: بررسی کارایی بخشهای حذف نویز و شناسایی بخشهای فعال با داده های شبیه سازی شده

| نام داده معیار بررسی | (۱) | (۲) | (۳) | (۴) | (۵) | (۶) | (۷) | (۸) | (۹) | (۱۰) | نتیجه کلی |
|----------------------------|-----|-----|-----|-----|-----|-----|------|------|------|------|--------------|
| Cr (%) | ۱۰۰ | ۱۰۰ | ۱۰۰ | ۱۰۰ | ۱۰۰ | ۱۰۰ | ۹۹/۷ | ۹۹/۱ | ۹۸/۳ | ۹۶/۲ | 99.3±1.2 |
| Md (%) | ۱/۸ | ۲/۲ | ۳/۲ | ۱/۶ | ۲/۷ | ۳/۴ | ۶/۴ | ۵/۱ | ۱۰/۳ | ۱۵/۷ | 5.2±4.5 |

^{۲۳} در این جدول ، درصد بخشهای فعالی که به درستی شناسایی شده اند با Cr و بخشهای فعال در اثر نویز با Md نشان داده شده است . لازم به ذکر است که به دلیل آنکه برخی از بخشهای فعال به دلیل نویز به غلط شناسایی شده اند جمع دو معیار واحد نیست .

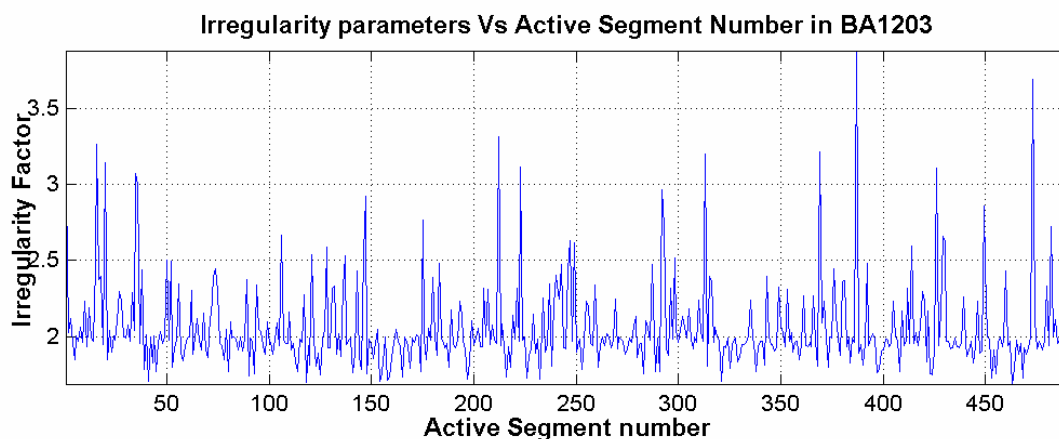
با توجه به اینکه معیارهای مورد بررسی ، معرفی شده اند برای وضوح بیشتر از یک مثال استفاده می کنیم . لازم به ذکر است که بخشهایی از سیگنال اولیه که در اثر تداخل ایجاد شده اند زمانی به درستی شناسایی می شوند که تمامی آن بخش تداخلی به صورت یک بخش فعال شناسایی شده است . فرض کنید که تعداد ۷۷۱ عدد بخش فعال در یک سیگنال (شماره ۱۰) شناسایی شده است و این در حالی است که تعداد ۷۰۸ بخش فعال کلی در سیگنال اولیه موجود است . با بررسی بخشهای فعال و معیار ۸۰٪ تداخل ، متوجه می شویم که ۶۵۰ عدد از بخشهای فعال شناسایی شده با بخشهای حقیقی متناظر هستند . بر این اساس ، درصد بخشهای فعالی که به درستی شناسایی شده اند برابر با $Cr = 650/708 = 91.8\%$ است . از آنجا که تعداد بخشهای فعالی که در اثر نویز ایجاد شده اند برابر با $121 = 771 - 650$ است ، بنابراین درصد بخشهای فعالی که در اثر نویز ایجاد شده اند ولی به غلط شناسایی شده اند برابر با $Md = 121/771 = 15.7\%$ می باشد . لذا جمع دو معیار برابر با واحد نیست . بر این اساس ، می توان درصد بخشهای فعالی را محاسبه کرد که از دست رفته اند و با رابطه $Fd = 1 - Cr$ معرفی می شود . با توجه به موجود بودن معیار Cr از این معیار استفاده نشده است . با توجه به اینکه نحوه ارزشیابی سخت گیرانه است ، باز هم نتایج قابل قبولی بدست آمده است . این نکته نیز لازم به ذکر است که این معیار نیاز به تصحیح دارد تا بتواند توانایی الگوریتمها را بیان کند و یکی از این زمینه ها تصمیم گیری در مورد بخشهایی است که از تداخل چند واحد حرکتی ایجاد شده اند و الگوریتم شناسایی ، هر کدام از این بخشها را با چند بخش فعال شناسایی کرده است و در روش ارزیابی ما ، این نکته به عنوان خطا در نظر گرفته می شود و این در حالی است که ممکن است الگوریتم بتواند واحدهای حرکتی موجود در آن بخشها را به درستی تعیین کند . بدین ترتیب ، ارزیابی نهایی باید پس از اتمام الگوریتم تفکیک بیان شود و این روش ارزیابی ، آنچه را بیشتر مشخص می کند بخشهایی است که در اثر نویز ایجاد شده و به عنوان بخش فعال معرفی شده اند . شاید این یکی از دلایلی باشد که معیارهایی برای اعتبار بخشهای فعال معرفی می شود ولیکن هدف ما شناسایی تمامی بخشها بوده که با توجه به نتایج موجود در جدول (۵-۱۰) به آن دست یافته ایم . اکنون با توجه به اینکه بخشهای فعال شناسایی شده است ، پروسه استخراج ویژگی مورد بررسی قرار می گیرد . این بررسی در بخش بعد انجام می گیرد .

۵-۵ استخراج ویژگی

در قدم اول ، پارامتر بی نظمی^{۲۴} بر اساس تعریف آن در [۶۲] برای تمامی بخشهای فعال محاسبه می شود . در مراحل بعدی از این پارامتر به منظور خوشه یابی استفاده می کنیم . مشخصات این ویژگی در [۶۲] بیان شده است ولی به طور خلاصه ، این پارامتر مستقل از مدت زمان و دامنه اسپایکها بوده و نشان دهنده بی نظمی الگو نسبت به یک اسپایک نرمال است . سپس ، بخشهای فعال بر اساس الگوریتم تنظیم شکل موجها با توجه ماکزیمم پیک در پیک با رزولوشن بالا که در بخش سوم بررسی شده است به نحوی تنظیم می شوند که قله حقیقی آنها در نمونه وسط قرار گیرد . سپس بخشهای فعال تنظیم شده در بردارهایی با طول ۲۵۶ نمونه به نحوی قرار می گیرند که ابتدا و انتهای بردار با صفر پر می شود . از این بخشها در استخراج ضرائب ویولت در

^{۲۴} Irregularity Parameter

باند‌های فرکانسی خاص استفاده می‌شود. در اینجا مقادیر پارامتر بی‌نظمی برای داده BA1203 در شکل (۵-۱۶) نشان داده شده است. لازم به ذکر است که مقدار ۲ برای این معیار متناظر با یک اسپایک نرمال است.



شکل (۵-۱۶): معیار بی‌نظمی در بخش‌های فعال شناسایی شده در داده BA1203

لازم به ذکر است که از معیارهای بی‌نظمی در بخش‌های فعال با استفاده از رابطه
$$Cut = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^n d_c(i)$$
 برای شناسایی تعداد خوشه‌ها در بخش خوشه‌یابی استفاده می‌شود. در این رابطه، $d_c(i)$ معیار بی‌نظمی در بخش فعال شماره i ، n تعداد بخش‌های فعال شناسایی شده و Cut نیز برای برش در الگوریتم خوشه‌یابی SLNN^{۲۰} استفاده می‌شود. لازم به ذکر است که این مقدار در [۵۷] برابر با مقدار ثابت ۰/۲ می‌باشد. هدف ما این است که با تغییر کیفیت ثبت سیگنال و همچنین افزایش درصد تداخل واحدهای حرکتی این مقدار به صورت تطابقی تغییر کند. به عنوان مثال مقدار Cut در داده BA1203 برابر با ۱/۰۲۷ است. لازم به ذکر است که روش تفکیک موجود در [۵۷] در بخش چهارم به صورت کامل بررسی شده است لذا در مورد آن توضیح نمی‌دهیم. نکته مهمی که به آن توجه شده است اینست که با توجه به آنکه ترکیب خوشه‌ها بسیار ساده‌تر از تفکیک آنها می‌باشد [۴۹]، بالا بودن معیار برش نسبت به معیار بسیار کوچک ترجیح داده می‌شود. استخراج ویژگی در حوزه ویولت به شرح زیر است:

با توجه به توضیحات مربوط به انتخاب باند فرکانسی مناسب در بخش چهارم، ضرائب ویولت بالاترین باند فرکانسی CD1 و همچنین پایین‌ترین ضرائب تقریب CA5 در شرایطی مشابه شرایط این الگوریتم (فرکانس نمونه برداری ۱۰ کیلو هرتز و فیلتر میان‌گذر $[100, 4k](Hz)$) نباید در استخراج ویژگی استفاده شوند. با نگاهی دقیق‌تر به ارتباط ضرائب ویولت و باند‌های فرکانسی، حوزه فرکانسی ضرائب ویولت مربوط به آنالیز مالتی رزولوشن (تفکیک $m = 5$) در جدول (۵-۱۱) نشان داده شده است.

^{۲۰} Single Linkage Nearest neighbor Clustering

جدول (۱۱-۵) : ارتباط ضرائب ویولت باندهای فرکانسی با صفحه زمان-فرکانس

| باند فرکانسی حوزه ویولت | CD1 | CD2 | CD3 | CD4 | CD5 | CA5 |
|----------------------------|------|------|------|-------|--------|--------|
| محدوده فرکانس (Hz) | ۲۵۰۰ | ۱۲۵۰ | ۶۲۵ | ۳۱۲/۵ | ۱۵۶/۲۵ | ۷۸/۱۲۵ |
| | ۵۰۰۰ | ۲۵۰۰ | ۱۲۵۰ | ۶۲۵ | ۳۱۲/۵ | ۱۵۶/۲۵ |

با توجه به نکات مطرح شده در بخش چهارم و همچنین مشخصات فیلترهای مورد استفاده در الگوریتم ابتکاری، ضرائب ویولت $[CD2, CD3, CD4, CD5]$ برای محاسبه ماتریس فاصله استفاده می شود. تابع ویولت مادر مورد استفاده نیز $db10^{26}$ و تفکیک تا درجه ۵ انجام می گیرد. معیار فاصله بین دو بخش فعال شماره i و j نیز با استفاده از رابطه (۳-۵) بدست می آید.

$$d_{i,j} = \frac{\sum_{m=2}^5 \sum_{n=1}^{N_m} (F_i[m,n] - F_j[m,n])^2}{\min(P_i, P_j)} \quad \begin{cases} P_i = \sum_{m=2}^5 \sum_{n=1}^{N_m} (F_i[m,n])^2 \\ P_j = \sum_{m=2}^5 \sum_{n=1}^{N_m} (F_j[m,n])^2 \end{cases} \quad (3-5)$$

در رابطه بالا، پارامترهای N_m ، F_i ، F_j به ترتیب تعداد ضرائب ویولت باند فرکانسی m ، ضرائب ویولت بخشهای فعال تنظیم یافته شماره i و j می باشد. در این تعریف، نرمالیزاسیون نیز لحاظ شده است. با توجه به معیارهای فاصله، ماتریس فاصله نیز بر اساس رابطه (۴-۵) بدست می آید.

$$D = [d_{i,j}] = \begin{bmatrix} 0 & d_{1,2} & \cdots & d_{1,L} \\ d_{2,1} & 0 & \cdots & d_{2,L} \\ \vdots & & \ddots & \vdots \\ d_{L,1} & d_{L,2} & \cdots & 0 \end{bmatrix} \quad (4-5)$$

در رابطه بالا، پارامتر L تعداد بخشهای فعال شناسایی شده است و با توجه به تقارن ماتریس فاصله، محاسبه ماتریس بالا مثلثی آن کافی بوده که از حجم عملیات لازم می کاهد. اکنون نوبت به آن می رسد که بخش خوشه یابی مورد بررسی قرار گیرد.

۶-۵ خوشه یابی

روش خوشه یابی مورد استفاده، الگوریتم $SLNN^{27}$ است. ابتدا با استفاده از ماتریس فاصله بدست آمده در بخش قبل و الگوریتم پریم^{۲۸}، مینیمم درخت پوشا^{۲۹} ایجاد می شود. سپس با استفاده از پارامتر Cut، درخت حاصل برش داده شده تا مجموعه ای از خوشه های اولیه ایجاد شود.

^{۲۶} Feature : ۱۰ vanishing moments , Compactly Support

^{۲۷} Single Linkage Nearest Neighbor Clustering

^{۲۸} Prim's Method

^{۲۹} Min. Spanning Tree

در قدم اول ، خوشه هایی که تعداد اعضای آنها از عدد $n_{\min} = 5$ بیشتر باشد ، انتخاب می شود . خوشه هایی که این شرایط در آنها صدق کند به مرحله بعد منتقل می شود . در این مرحله ، الگوهای باقیمانده در خوشه های معتبر ، داده های آموزشی مورد استفاده در بخش طبقه بندی همراه با نظارت خواهند بود . بخش طبقه بندی همراه با نظارت در بخش بعد ، توضیح داده می شود . این بخش به دو قسمت بالا برنده درصد احتمال و طبقه بندی مینیم فاصله تقسیم می شود .

۷-۵ طبقه بندی همراه با نظارت

۱-۷-۵ الگوریتم بالا برنده درصد تشخیص

در این بخش ، از طبقه بندی کننده مینیم فاصله اصلاح شده ، استفاده می شود . روش طبقه بندی به صورت زیر است :

فرض کنیم که می خواهیم الگوی شماره k را به یکی از خوشه های $i = 1 : n$ منتسب کنیم . توجه به اینکه الگوهای متداخل را نباید به خوشه ها مربوط کنیم [۴۹] باید معیاری برای تداخل واحد های حرکتی تعریف کرده و به بیان دیگر باید قادر باشیم آنها را شناسایی کرده و به منظور طبقه بندی استفاده نشوند . بدین منظور اگر رابطه $\min(d_{i,k}) > (d_{\min} = 1.6 * Cut), i = 1 : n$ صدق کند الگوی مورد بررسی طبقه بندی نمی شود . مقدار d_{\min} پس از بررسی انجام شده در حالتی که برابر با $1.6 * Cut$ باشد دارای کارایی قابل قبولی است . اکنون خوشه هایی که در رابطه گفته شده به عنوان کاندیداهای طبقه بندی در نظر گرفته می شوند . در این بخش ، دو حالت می تواند وجود داشته باشد :

۱ . تعداد خوشه هایی که در این مجموعه قرار می گیرد ، عدد یک باشد . در این حالت اگر شرط $\Delta n(Pd) > 0$ صدق کند ، الگوی مورد بررسی به خوشه مزبور ملحق می شود .

۲ . تعداد خوشه هایی که در این مجموعه قرار می گیرد ، بیش از عدد یک است . در این حالت مینیم فاصله بدست آمده و بر اساس الگوریتم تصمیم گیری ابتکاری ، خوشه مرتبط با الگوی مورد بررسی ، بدست می آید .

در صورتیکه انتساب صورت گیرد ، باید نماینده خوشه تنظیم شود . این تنظیم با توجه به الگوی جدید طبقه بندی شده انجام گرفته تا الگوریتم بتواند تغییرات شکل موج MUAP ها در طول زمان را دنبال کند . این تکنیک که به تکنیک جمع وزندار^{۳۰} نیز مشهور است بر اساس تقریب تصادفی^{۳۱} بوده [۶۶] و به صورت $T = T - \alpha(T - S)$ می باشد . در این رابطه ، T نماینده خوشه ، S الگوی طبقه بندی شده و α نیز ضریب فراموشی است . از این رابطه در بخشهای سوم و چهارم به صورتهای متفاوتی استفاده شده است . ضریب فراموشی در محدوده $[0,1]$ قرار دارد و

^{۳۰} Weighted-Average Technique

^{۳۱} Stochastic Approximation

اگر نزدیک به عدد یک باشد ، تنظیم الگو با تغییرات آهسته شکل موج تطبیق می یابد . بدین منظور ، مقدار ۰/۱ برای این پارامتر در این بخش انتخاب شده است . بدین ترتیب برخی از الگوهای مشابه خوشه ها طبقه بندی شده و نتیجه آن هم افزایش نمونه های معتبر خوشه ها و هم تشکیل هیستوگرام تک مدی برای آنها است . ذکر این نکته نیز لازم به ذکر است که طبقه بندی کننده مینیمم فاصله با شرایطی در این مرحله استفاده شده است و با توجه به بررسیهای انجام شده ، موجود این بخش لازم است . اکنون به بخش بعد ، یعنی طبقه بندی فاز دوم می رویم .

۵-۷-۲ طبقه بندی با نظارت بخش دوم

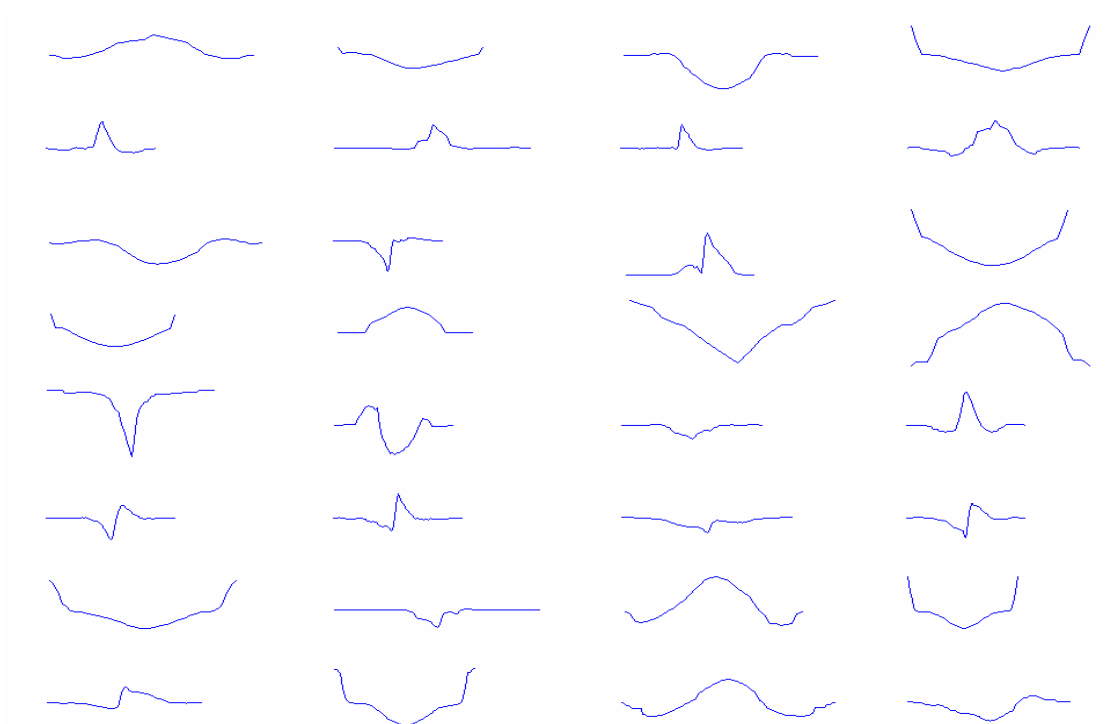
در این فاز طبقه بندی از طبقه بندی کننده مینیمم فاصله استفاده کرده و با کاهش پارامتر d_{min} و حذف شرط ΔPd زمینه طبقه بندی نیمه فعال را آماده می کنیم . در این مرحله ، مقادیر پارامترهای d_{min} و α به ترتیب برابر با $1.3 * Cut$ و ۰/۱۵ در نظر گرفته می شود . اگر مینیمم فاصله خوشه های با هر الگو بیشتر از d_{min} باشد ، طبقه بندی انجام نمی گیرد و الگوی مورد بررسی یا تداخلی و یا حاصل از نویز است . اگر مینیمم فاصله در این شرط صدق کند به الگوی مورد نظر منتسب می شود . این الگوریتم مشابه الگوریتم بخش (۵-۷-۲) در یک مرحله انجام می گیرد . پس از انجام الگوریتم طبقه بندی ، آنچه باقی می ماند تعدادی از کلاسها به همراه برخی از الگوهای تداخلی یا حاصل از نویز است . اکنون زمان آن فرا رسیده است که کلاسهای معتبر شناسایی شده و بر اساس آن ، کلاسهایی که متناظر با یک واحد حرکتی مشترک هستند شناسایی شده و ترکیب شود . این فرایند در بخش بعد مورد بررسی قرار می گیرد . قبل از بررسی این فرایند ، نمونه ای از کلاسهای ایجاد شده به همراه زمان آتش مربوطه نشان داده می شود . پس از اعمال بخشهای خوشه یابی و طبقه بندی به داده $BA1203$ ، تعداد کلاسهای ایجاد شده برابر با ۳۲ کلاس است . شکل موجهای نماینده هر کلاس در شکل (۵-۱۷) و همچنین الگوی آتش هر کلاس نیز در شکل (۵-۱۸) نشان داده شده است . برای مشاهده وضعیت کلاسهای ایجاد شده ، تعداد زمانهای آتش به همراه درصد شناسایی الگوهای مربوط به داده $BA1203$ پس از انجام طبقه بندی همراه با نظارت در جداول (۵-۱۲) و (۵-۱۳) نشان داده شده است .

جدول (۵-۱۲) : تعداد زمانهای آتش و درصد شناسایی برخی از کلاسهای موجود در داده $BA1203$

| کلاس ویژگی | ۱ | ۲ | ۳ | ۴ | ۵ | ۶ | ۷ | ۸ | ۹ | ۱۰ | ۱۱ | ۱۲ | ۱۳ | ۱۴ | ۱۵ | ۱۶ |
|---------------|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|
| تعداد اعضا | ۳۸ | ۱۲ | ۲۱ | ۲۲ | ۴۷ | ۳۰ | ۲۹ | ۳۵ | ۲۰ | ۵۷ | ۵۴ | ۱۲ | ۲۰ | ۱۵ | ۲۳ | ۴۲ |
| $Pd(\%)$ | ۴۷ | ۲۳ | ۱۶ | ۲۱ | ۳۳ | ۱۷ | ۳۹ | ۹۰ | ۱۷ | ۴۶ | ۳۶ | ۵۷ | ۲۱ | ۱۰ | ۲۴ | ۴۷ |

جدول (۵-۱۳) : تعداد زمانهای آتش و درصد شناسایی برخی از کلاسهای موجود در داده $BA1203$

| کلاس ویژگی | ۱۷ | ۱۸ | ۱۹ | ۲۰ | ۲۱ | ۲۲ | ۲۳ | ۲۴ | ۲۵ | ۲۶ | ۲۷ | ۲۸ | ۲۹ | ۳۰ | ۳۱ | ۳۲ |
|---------------|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|----|
| تعداد اعضا | ۳۷ | ۱۳ | ۴۵ | ۳۸ | ۲۸ | ۲۹ | ۳۱ | ۲۰ | ۲۷ | ۴۵ | ۱۰ | ۲۲ | ۲۰ | ۱۶ | ۷ | ۱۶ |
| $Pd(\%)$ | ۲۸ | ۲۰ | ۳۵ | ۳۳ | ۲۸ | ۲۵ | ۱۵ | ۱۶ | ۹ | ۲۸ | ۵۳ | ۱۲ | ۴۳ | ۶۲ | ۵۷ | ۱۰ |

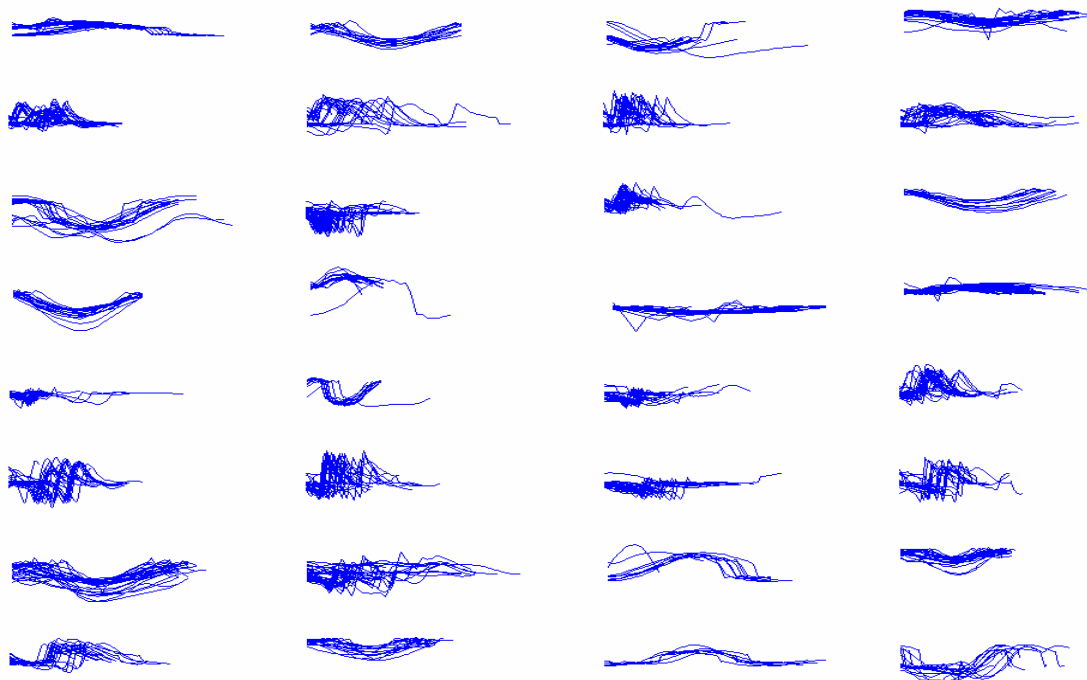


شکل (۵-۱۷) : نماینده کلاسهای شناسایی شده در داده BA1203 پس از طبقه بندی همراه با نظارت

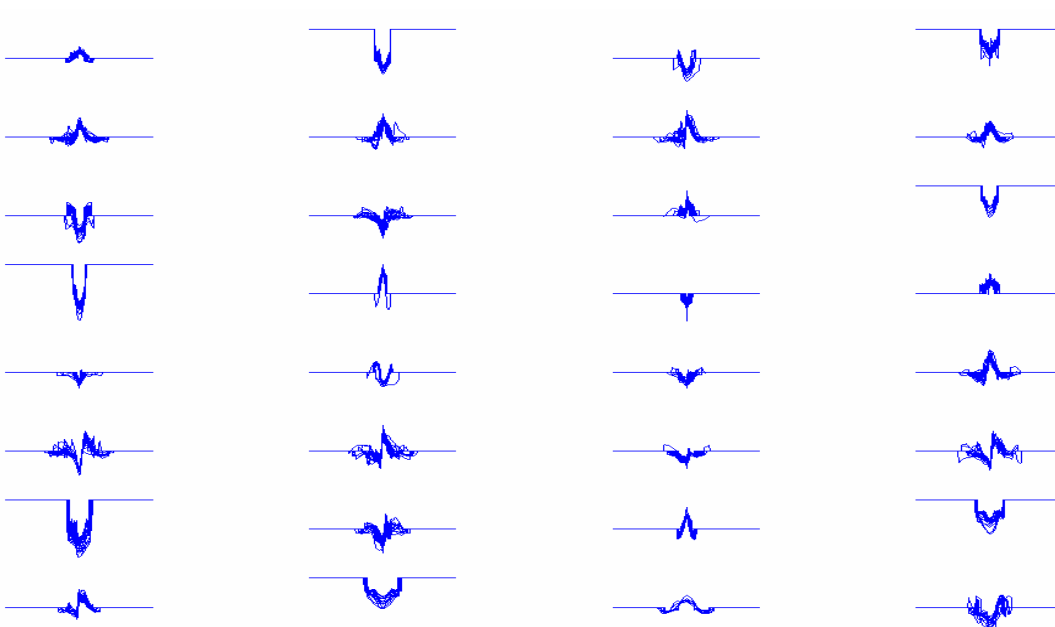


شکل (۵-۱۸) : الگوی آتش کلاسهای شناسایی شده در داده BA1203 پس از فاز طبقه بندی با نظارت

در ادامه شکل موجهای مربوط به هر کلاس در شکل (۵-۱۹) نشان داده شده است *



شکل (۵-۱۹) : شکل موجهای مرتبط با هر کلاس شناسایی شده در داده BA1203



شکل (۵-۲۰) : الگوهای ایزوله شده مرتبط با هر کلاس پس از اعمال طبقه بندی در داده BA1203

با توجه به اینکه الگوریتم طبقه بندی قادر است الگوهای شیفیت یافته را شناسایی کند ، این نکته در شکل (۵-۱۹) نیز مشهود است . نسخه ایزوله شده ای از شکل (۵-۱۹) نیز در شکل (۵-۲۰) موجود است . این نسخه ، به منظور استخراج ویژگی ایجاد شده است .

لازم به ذکر است که بخشهای شکل‌های (۵-۱۷) تا (۵-۲۰) مرتبط با یکدیگر هستند . بر این اساس ، برخی از نکات مشخص می شود که به شرح زیر است :

برخی از نماینده های کلاسها ، بخشی از شکل موج MUAPها را تشکیل می دهد . بدین معنا که اجزای وابسته به هم در این روش طبقه بندی وجود دارد که ناشی از نقصی در بخش شناسایی بخشهای فعال است . با توجه به اینکه این نقص در [۳۲] ، [۵۲] و [۱۷] نیز بیان شده و راه حل برطرف کردن این مشکل نیز در [۳۲] بر اساس الگوی آتش ترکیبی بیان شده است و در بخش سوم مورد بررسی قرار گرفته است از این روش در الگوریتم ابتکاری استفاده می شود .

برخی از نماینده های کلاسها به هم شبیه هستند . بدین ترتیب احتمال آن می رود که این الگوها مرتبط با یک واحد حرکتی باشند . بر این اساس ، با استفاده از الگوریتم بخش سوم ، این ارتباط بررسی شده و معیار این ارتباط علاوه بر شباهت شکل آنها ، نظم الگوی آتش ترکیبی است .

۵-۷-۳ شناسایی کلاسهای متناظر با واحدهای حرکتی

این بخش از دو مرحله کلی تشکیل شده است که به ترتیب زیر است :

۱. شناسایی و ترکیب کلاسهای مشابه و متناظر با واحد حرکتی یکسان
 ۲. شناسایی کلاسهایی که اجزای متناظر با واحد حرکتی مشابه هستند و شکل‌های مشابهی ندارند .
- در حقیقت ، این کلاسها هر کدام دارای بخشی از شکل MUAPهای متناظر با یک واحد حرکتی یکسان هستند .

لازم به ذکر است که اصول این دو مرحله در بخش سوم به صورت کامل بیان شده است و در اینجا تنها معیار شباهت شکل موج نماینده کلاسها (مرحله اول) تغییر داده شده و معیار نظم الگوی ترکیبی دقیقاً بر اساس بخش سوم می باشد .

معیار شباهت شکل موج نماینده کلاسها

معیار شباهت مورد استفاده به صورت $d_{ij} \leq 0.3$ می باشد که پارامتر d_{ij} فاصله بین دو نماینده کلاس شماره i و j می باشد و تعریف آن در بخشهای قبل انجام شده است . با توجه به اینکه الگوریتمهای شماره (۱) و (۲) به صورت کامل در بخش سوم توضیح داده شده است از بیان توضیحات تکراری خود داری نموده و تنها نکته ای در مورد ایجاد هیستوگرام ISI بیان می شود . در این بخش برای ایجاد هیستوگرام ISI از روش تخمین تابع چگالی احتمال به صورت غیر پارامتری (کرنل)^{۳۲} استفاده شده است . این روش در [۵۶] آمده است و تنها مشخصاتی در

^{۳۲} Kernel Nonparametric Probability Density Estimation

مورد آن البته به صورت کاملاً خلاصه بیان می شود. هسته^{۳۳} مورد استفاده، تابع نرمال متقارن رادیال^{۳۴} و پارامتر پهنای باند نیز بوسیله رابطه $\left(\frac{4}{3}\right)^{\frac{1}{5}} \sigma L^{\frac{1}{5}}$ مشخص می شود که در این رابطه σ انحراف معیار و L نیز تعداد نمونه های ISI مورد بررسی است. لازم به ذکر است که این رابطه در [۵۶] آمده است. بدین ترتیب از پهنای باند غیر تطبیقی استفاده شده است و این روش در حالتی که داده ها دارای توزیع نرمال غالب باشد، نتیجه مناسبی خواهد داشت. استفاده از این روش، کارایی بهتری نسبت به ایجاد هیستوگرام به روش سنتی دارد و این در حالی است که هدف ما محاسبه ماکزیمم تابع توزیع است.

۸-۵ حذف تداخل واحدهای حرکتی

به منظور تکمیل الگوی آتش واحدهای حرکتی، باید این فرایند صورت گیرد. روشهای مختلفی که برای حذف تداخل واحدهای حرکتی استفاده می شود در بخش اول و همچنین بخش چهارم مورد بررسی قرار گرفته است. در این بخش با توجه به اینکه روش جدیدی که به منظور حذف تداخل واحدهای حرکتی طراحی کرده ایم هنوز تکمیل نشده است، از روش مدلسازی (جستجوی گسترده) استفاده کرده تا واحدهای حرکتی متداخل شناسایی شود. لازم به ذکر است که این روش بسیار زمانگیر بوده و به همین دلیل، ماکزیمم تعداد واحدهای حرکتی متداخل را به عدد ۳ و تعداد شیفتهای گسسته را نیز به نصف کاهش داده ایم. بر این اساس، ساختار اولیه الگوریتم تفکیک ایجاد شده است. اکنون برخی از نتایج بدست آمده در داده BA1203 مورد بررسی قرار گرفته و در ادامه، نتایج بدست آمده با استفاده از داده های شبیه سازی شده بیان می شود.

۹-۵ بررسی کارایی الگوریتم

در قدم اول، درصد تشخیص، چگالی اسپایکهای همراه با خطا و تعداد الگوهای موجود در هر کلاس، فرکانس آتش متوسط و ضریب تغییرات داده های مفروض را به صورت خلاصه در جدول (۱۴-۵) ارائه می کنیم.

جدول (۱۴-۵): برخی از ویژگیهای بدست آمده در داده BA1203

| کلاس ویژگی | ۱ | ۲ | ۳ | ۴ | ۵ | ۶ | ۷ |
|-------------|-------|------|-------|------|------|------|------|
| <i>fr</i> | ۱۰/۸۶ | ۱۱/۸ | ۱۱/۲۷ | ۹/۴۶ | ۱۲/۸ | ۸/۴۵ | ۱۳/۴ |
| <i>civ</i> | ۰/۱۲ | ۰/۱۱ | ۰/۰۹ | ۰/۰۸ | ۰/۱ | ۰/۱ | ۰/۱ |
| P_d | ۹۷ | ۹۳ | ۸۱ | ۶۵ | ۹۱ | ۸۵ | ۸۷ |
| X_l | ۰/۱۰ | ۰/۱۰ | ۰/۱۰ | ۰/۱۰ | ۰/۱۲ | ۰/۱۵ | ۰/۱۰ |
| $n(firing)$ | ۱۰۵ | ۱۱۸ | ۱۱۲ | ۹۲ | ۹۱ | ۸۴ | ۱۳۴ |

^{۳۳} Kernel

^{۳۴} Radically Symmetric Normal Kernel

با توجه به داده های بدست آمده از سیگنال ثبت شده نرمال ، فرکانس آتش متوسط و ضریب تغییرات در کلاسهای تشخیصی در محدوده نرمال یعنی $[5,25](Hz)$ و $[0.1,0.25]$ صدق می کند . پارامتر تعیین کننده ، درصد تشخیص است و هرچه بیشتر باشد نشاندهنده آن است که تعداد اسپایکهای بدون خطا در کلاس تشخیصی بیشتر است . بر این اساس ، با توجه به مقادیر درصد تشخیص کارایی بالای الگوریتم نسبت به الگوریتم بخش سوم ، مشخص می شود . آنچه که مسلم است ، اینست که کارایی الگوریتم با داده های شبیه سازی شده بخش دوم بیشتر معین خواهد شد . بر این اساس ، داده های شبیه سازی شده شماره ۱ تا ۱۷ برای بررسی کارایی الگوریتم تفکیک مورد استفاده قرار می گیرد . نتایج بدست آمده بر اساس پارامترهای کارایی تعریف شده در بخش چهارم در جداول (۵-۱۵) و (۵-۱۶) ، خلاصه شده است .

جدول (۵-۱۵) : معیارهای بدست آمده در تفکیک داده های شبیه سازی شده

| نام داده ویژگی | ۹ | ۸ | ۷ | ۶ | ۵ | ۴ | ۳ | ۲ | ۱ |
|-------------------------------|----|----|----|----|----|----|----|----|----|
| تعداد واحدهای حرکتی موجود | ۷ | ۶ | ۷ | ۷ | ۱۰ | ۸ | ۱۰ | ۸ | ۷ |
| تعداد واحدهای حرکتی تشخیصی | ۹ | ۷ | ۷ | ۹ | ۱۰ | ۹ | ۹ | ۸ | ۷ |
| FullSim (%) | ۶۴ | ۶۹ | ۸۹ | ۵۶ | ۸۴ | ۶۱ | ۶۵ | ۸۳ | ۷۱ |
| $Mean(P_d)$ | ۹۴ | ۸۳ | ۷۹ | ۸۲ | ۹۷ | ۹۳ | ۸۷ | ۹۱ | ۸۱ |

جدول (۵-۱۶) : معیارهای بدست آمده در تفکیک داده های شبیه سازی شده

| نام داده ویژگی | ۱۷ | ۱۶ | ۱۵ | ۱۴ | ۱۳ | ۱۲ | ۱۱ | ۱۰ |
|-------------------------------|----|----|----|----|----|----|----|----|
| تعداد واحدهای حرکتی موجود | ۱۰ | ۸ | ۸ | ۱۱ | ۸ | ۸ | ۸ | ۶ |
| تعداد واحدهای حرکتی تشخیصی | ۵ | ۴ | ۵ | ۸ | ۶ | ۵ | ۴ | ۹ |
| FullSim (%) | ۲۱ | ۱۷ | ۹ | ۲۰ | ۱۴ | ۱۲ | ۱۷ | ۴۵ |
| $Mean(P_d)$ | ۱۷ | ۱۶ | ۱۷ | ۱۹ | ۱۳ | ۲۳ | ۵۸ | ۳۷ |

در بررسی نتایج موجود در این دو جدول ، دو نکته اساسی را باید در نظر بگیریم که به شرح زیر است :

۱. جدولی که نتایج آن را می توان معتبر دانست تنها جدول (۵-۱۵) می باشد . این نکته به این دلیل نیست که نتایج آن بسیار رضایت بخش است و دلیل آن با توجه به نوع انقباضی است که در شبیه سازی داده ها در نظر گرفته شده است . با مراجعه به جدول (۲-۴) مشخص می شود که داده های شبیه سازی شده شماره (۱) تا (۱۰) در انقباض ایزومتریک با نیروی ثابت بوده و بقیه داده ها دارای شرایط دیگری از قبیل انقباضهای شیبدار افزایشی ، کاهششی و یا ترکیبی هستند .

داده شماره (۱۰) نیز دارای مقدار SNR بسیار پایین ۵ دسی بل بوده که تنها در شرایطی واقعی به نظر می رسد که ثبت داده با کیفیت بسیار پایین انجام گرفته است.

۰۲ بر اساس نکاتی که در مورد معیار FullSim (بخش چهارم) ارائه شده است، مرز قبولی صحت یک روش تفکیک برابر با ۲۵٪ می باشد.

با توجه به این نکات و مشخصات داده های شبیه سازی شده، برخی از نکات مشخص می شود که می توان از آنها در افزایش کارایی الگوریتم استفاده کرد:

۰۱ هر زمان که ماکزیم تعداد واحدهای حرکتی موجود در تداخل از عدد ۳ بیشتر شود، کارایی کلی الگوریتم کاهش می یابد که نشاندهنده محدودیت اعمال شده به الگوریتم حذف تداخل به کار رفته می باشد.

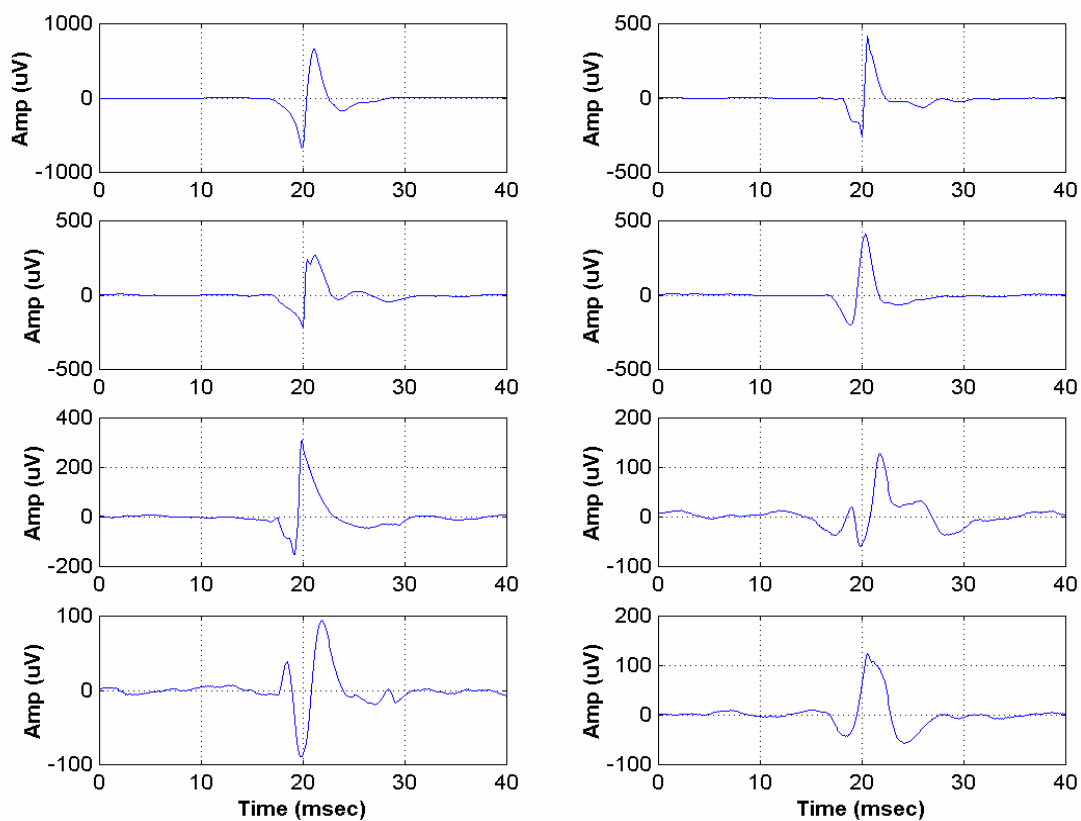
۰۲ با کاهش مقدار SNR، تعداد واحدهای حرکتی شناسایی شده بیشتر از مقدار حقیقی آن می باشد که یکی از دلایل آن، شناسایی بخشهای فعال حاصل از نویز توسط الگوریتم تشخیص بخشهای فعال است که قبلاً در مورد آن توضیحاتی ارائه شد.

۰۳ این الگوریتم، صرفاً در شرایط انقباضی ایزومتریک با نیروی ثابت می تواند مورد استفاده قرار گیرد. بر این اساس، بهتر است شرایطی ایجاد شود که در ثبتی با مشخصات دیگر (انقباض شیبدار) شرطهای مربوط به الگوی آتش واحد های حرکتی حذف شده و طبقه بندی صرفاً بر اساس شکل موج MUAPها انجام گیرد.

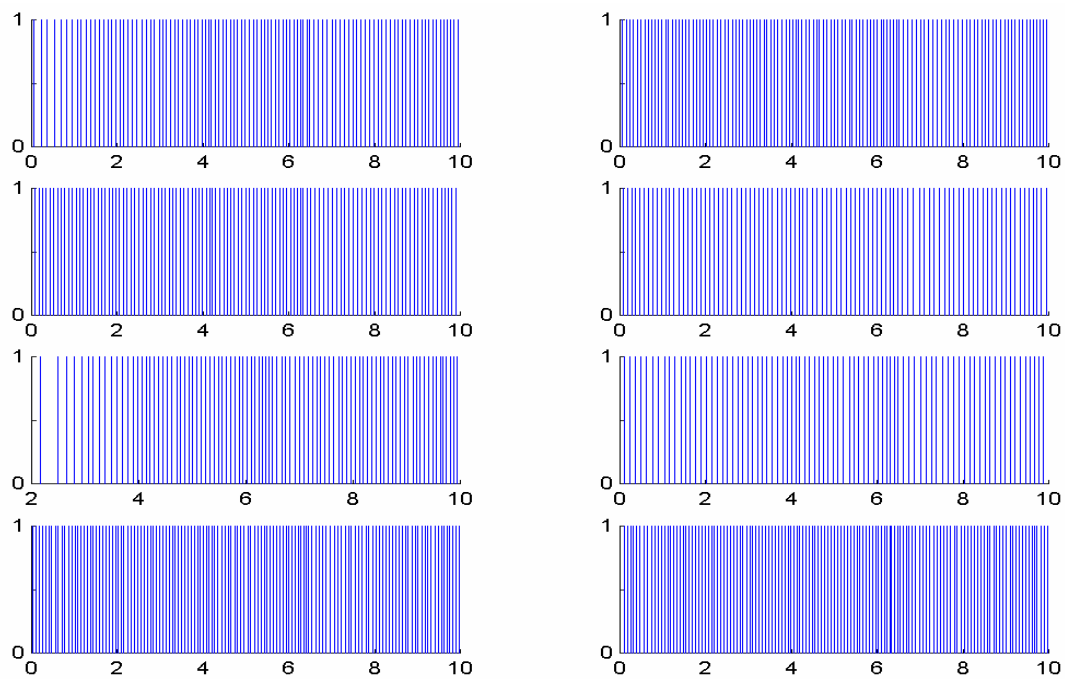
در ادامه، شکل موج MUAPهای حاصل از میانگین گیری تصحیح شده (بخش سوم) در سیگنال اولیه و در مورد داده BA1102 به همراه الگوی آتش و تابع چگالی احتمال ISIهای هر کلاس بر اساس روش غیر پارامتریک توضیح داده شده در بخش پنجم نشان داده می شود. بدین ترتیب، این نمودارها به ترتیب در شکل (۵-۲۱) تا (۵-۲۳) موجود است.

۵-۱۰ بحث تکمیلی و نتیجه گیری

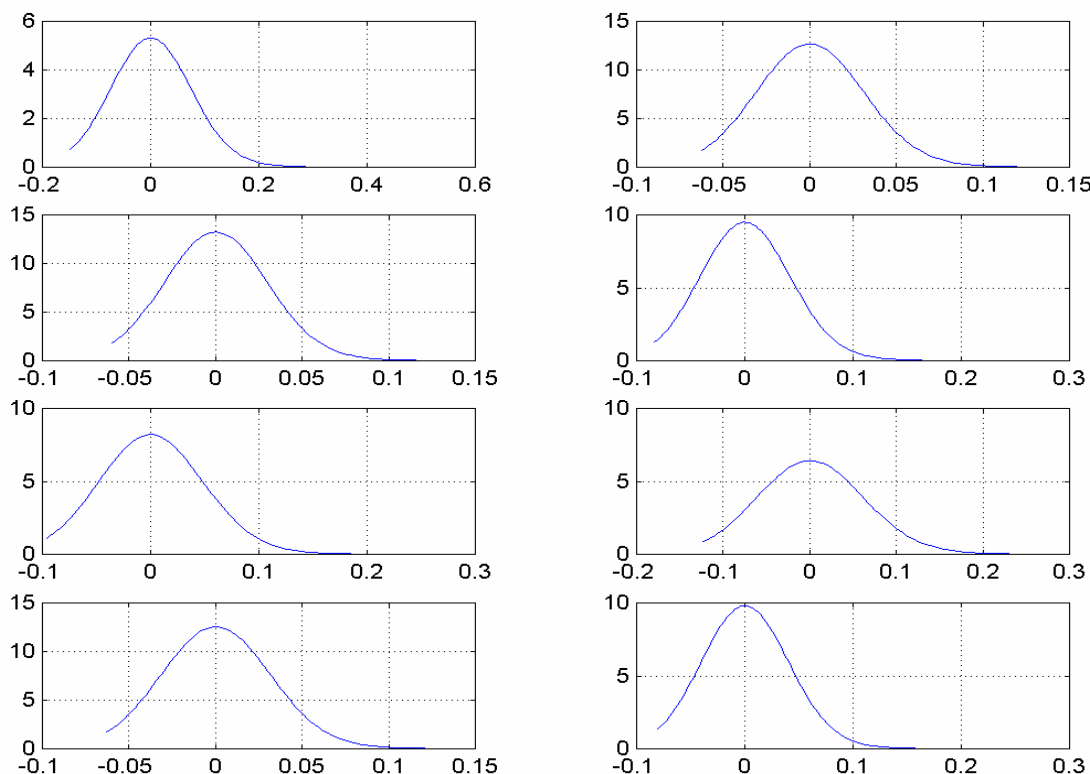
در این بخش الگوریتمی به منظور تفکیک سیگنال الکترومایوگرام با ثبت داخل عضلانی ارائه شد. با توجه به بررسی انجام گرفته توسط داده های شبیه سازی شده، کارایی آن در قدم اول مشخص شد. آنچه لازم به ذکر است، اینست که این الگوریتم به بررسیهای بیشتری نیازمند است تا بتواند در جمله الگوریتمهای قدرتمند موجود قرار گیرد. برخی از تصحیحات مورد نیاز مربوط به بخشهای تخمین مشخصات آماری الگوی آتش واحدهای حرکتی، حذف تداخل واحدهای حرکتی و روش طبقه بندی است. با این وجود، زمینه های مورد بررسی که منجر به طراحی روشهای جدیدی خواهد شد بدلیل آنکه تا کنون به صورت کامل بررسی نشده و کارایی آنها نیز



شکل (۲۱-۵) : شکل موج MUAPهای شناسایی شده پس از میانگین گیری در داده BA1102



شکل (۲۲-۵) : الگوی آتش واحد های حرکتی شناسایی شده پس از میانگین گیری در داده BA1102



شکل (۵-۲۳) : تابع چگالی احتمال نرمال ISI برای واحدهای حرکتی شناسایی شده در داده BA1102

کاملاً تست نشده است در این رساله گنجانده نشده است. برخی از این زمینه ها که تا کنون به ترتیب ۵۰٪، ۷۵٪ و ۲۵٪ تکمیل یافته اند^{۳۵}، به شرح زیر می باشند:

- ۰۱ ارائه روش جدیدی برای تخمین مشخصات آماری الگوی آتش واحدهای حرکتی
- ۰۲ ارائه روش جدیدی به منظور خوشه یابی و طبقه بندی همراه با نظارت به صورت فعال
- ۰۳ ارائه روش جدیدی به منظور ارزیابی الگوریتمهای تفکیک

روش ترکیبی ارائه شده در بخش پنجم دارای مزایایی است که می توان آنرا از جمله الگوریتمهای مناسب در زمینه تفکیک سیگنال الکترومایوگرام با ثبت داخل عضلانی دانست. با توجه به بررسیهای انجام شده بر روشهای تفکیک دیگر، اکنون در حال افزایش کارایی الگوریتم مطرح شده هستیم. بر این اساس، ساختار ظاهری و نحوه استفاده از این روش با توجه به [۴۱] در حال تکمیل است و ساختار آن با توجه به کند بودن نسبی زبان مطلب^{۳۶} در محیط ویژوای سی^{۳۷} در حال تکمیل است. در بخش ششم، جمع بندی کل رساله به همراه پیشنهادات ارائه خواهد شد.

^{۳۵} ارائه این درصد پیشرفت بر این اساس است که روند ارائه الگوریتم جدید را می توان به چهار بخش کلی زیر تقسیم کرد: (۱) بررسی و شبیه سازی اولیه به منظور عملی بودن ایده اولیه، (۲) بررسی دقیقتر موضوع به منظور انتخاب راه حل بهتر برای مسأله مطرح شده و انتخاب روش (روشهای) مناسب، (۳) پیاده سازی نهایی روش مورد نظر، (۴) ارائه روش پس از تستهای متنوع بر داده های شبیه سازی شده و همچنین ثبت شده

^{۳۶} Matlab

^{۳۷} Visual C++

بخش ششم : جمع بندی و پیشنهادات

آنچه در این رساله ارائه شد ، تلاشی به منظور درک فرایند تفکیک سیگنال الکترومایوگرام و همچنین آشنایی و بررسی برخی از الگوریتمهای تفکیک می باشد . اگرچه در بخش پنجم الگوریتم جدیدی به منظور تفکیک سیگنال الکترومایوگرام ارائه شده است ولی افزایش کارایی این الگوریتم با توجه به نکات مطرح شده در بخش (۵-۱۰) لازم به نظر می رسد . مطالب مورد بررسی در این رساله با ترتیب موضوعی به صورت خلاصه به شرح زیر است :

۰۱ بیان مفهوم تفکیک سیگنال الکترومایوگرام ، ساختارهای متفاوت (روشهای متفاوت) تفکیک ، نکاتی که باید در مراحل مختلف الگوریتم تفکیک مورد توجه قرار گیرد در بخش اول ، ابتدا به صورت کلی و در ادامه با بررسی جزئیات ، انجام گرفته است .

۰۲ ارائه روشی به منظور بررسی کارایی الگوریتمهای تفکیک با استفاده از روش شبیه سازی در بخش دوم انجام گرفته است . در این الگوریتم ، ویژگیهایی از قبیل تعداد واحدهای حرکتی موجود در سیگنال ، تعداد کانالهای ثبت ، نحوه تغییرات شکل موج واحدهای حرکتی ، میزان تداخل ، الگوی آتش واحدهای حرکتی ، مشخصات غیر ایستایی فعالیت واحدهای حرکتی و میزان نویز اضافه شده به سیگنال در ابتدا تعیین شده و بر اساس این ویژگیها ، نتایج الگوریتمهای تفکیک با ویژگیهای اولیه مقایسه می شود .

۰۳ بررسی الگوریتمهای شناسایی بخشهای فعال با تعداد نمونه ثابت و متغیر به ترتیب در بخشهای سوم و چهارم

۰۴ بررسی پروسه استخراج ویژگی با استفاده از ضرائب CRDFT^۱ ، ضرائب ویولت باندهای فرکانسی انتخابی و همچنین معیار بی نظمی^۲ به ترتیب در بخشهای سوم ، چهارم و پنجم ارائه شده است .

۰۵ بررسی روشهای خوشه یابی LBC^۳ و SLNN^۴ به منظور تفکیک سیگنال الکترومایوگرام به ترتیب در بخشهای سوم و چهارم انجام گرفته است .

۰۶ آنالیز الگوی آتش واحدهای حرکتی به همراه الگوریتمهای مربوط به شناسایی خوشه (خوشه های) متناظر با واحدهای حرکتی معتبر و حذف اسپایکهای همراه با خطا به صورت کامل در بخش سوم و پنجم بررسی شده است .

۰۷ ارزیابی نتایج الگوریتم شبیه سازی بخش دوم ، کارایی الگوریتم طبقه بندی فعال به ترتیب در بخشهای چهارم و پنجم و به صورت ابتکاری انجام گرفته است .

^۱ Canonically Registered Discrete Fourier Transform

^۲ Irregularity Coefficient

^۳ Leader Based Clustering

^۴ Single Linkage Clustering Nearing neighbor

۰۸ تشخیص تعداد خوشه های مورد بررسی در الگوریتم خوشه یابی SLNN با استفاده از معیار بی نظمی بوسیله الگوریتمی ابتکاری در بخش پنجم انجام گرفته است .

۰۹ روشی جدید به منظور طبقه بندی فعال در بخش پنجم ارائه و کارایی آن با الگوریتم موجود در [۵۷] با استفاده از روش مقایسه بند (۷) مقایسه شده است .

پیشنهادهای به منظور ادامه تحقیقات انجام گرفته

قبل از بیان پیشنهادات کلی ، لازم به ذکر است که پیشنهادات مربوط به روشهای بررسی شده در هر بخش به صورت مجزا و با ارائه دلیل مربوط به آن ، ارائه شده است . بر این اساس ، پیشنهادات مطرح شده در این بخش به افزایش کارایی الگوریتم تفکیک ارائه شده در بخش پنجم اختصاص یافته است . این پیشنهادات در بخش (۵-۱۰) ارائه شده است ولی به صورت خلاصه به شرح زیر است :

- ۰۱ افزایش کارایی الگوریتم تخمین مشخصات آماری الگوی آتش واحدهای حرکتی
- ۰۲ افزایش کارایی الگوریتمهای خوشه یابی و طبقه بندی همراه با نظارت به صورت فعال
- ۰۳ بهبود روش ارزیابی الگوریتمهای تفکیک ارائه شده در بخش دوم

همانگونه که در بخش پنجم بیان شد ، بدلیل آنکه این روشها تا زمان ارائه رساله تکمیل نشده است از بیان جزئیات مربوط به آنها در رساله خودداری شده است .

سعی شده است مطالب این رساله به نحوی بیان شود که مورد استفاده دوستانی که در این زمینه و یا زمینه های مرتبط با پروسه تفکیک قرار گیرد . بر این اساس ، سازماندهی مطالب این رساله با توجه به [۳۱] انجام گرفته است و سعی شده است که داده ها به همراه برخی از روتینهای مورد استفاده به همراه توضیحات لازم در یک لوح فشرده ضمیمه شود . امید است که مطالب این مجموعه مورد استفاده دوستان گرامی قرار گیرد .

ضمیمه شماره (۱) : روشهای شبه نیوتنی^۱

یکی از نقاط ضعف روش نیوتن در حل سیستمهای معادلات غیرخطی آن است که در هر تکرار باید ماتریس ژاکوبین^۲ محاسبه شود و یک سیستم خطی $n \times n$ که این ماتریس را شامل است، بدست آید. با در نظر گرفتن مقدار عملیات محاسباتی که در هر تکرار روش نیوتن باید انجام شود، محاسبه ماتریس ژاکوبین مربوط به یک سیستم با n معادله غیرخطی به فرم $F(x) = 0$ به مشخص کردن و محاسبه n^2 مشتق جزئی در مورد n تابع موجود در F نیازمند است. در بسیاری از مواقع، محاسبه مشتقات جزئی نامناسب بوده هرچند که روشهای محاسباتی سمبلیک^۳ بسیار پیشرفت کرده است و به عنوان مثال زبانهای برنامه نویسی مطلب^۴ و به ویژه میپل^۵ امکانات گسترده ای در این مورد در اختیار کاربران قرار داده است. هنگامیکه محاسبه دقیق، عملی نباشد می توان از تقریبهای FD ^۶ در مورد مشتقات جزئی به صورت زیر استفاده کرد.

$$\frac{\partial f_j}{\partial x_k}(X^{(i)}) \approx \frac{f_j(X^{(i)} + E_k h) - f_j(X^{(i)})}{h} \quad (\text{پ ۱-۱})$$

در رابطه بالا، h یک مقدار کوچک و E_k برداری است که تنها بخش غیر صفر آن یک مقدار واحد در عنصر شماره k آن است. در این بخش، روش تعمیم یافته ای از الگوریتم وتر^۷ در معادلات غیر خطی با نام الگوریتم برویدن^۸ ارائه می شود. روش مورد بررسی تنها به محاسبه n عدد تابع اسکالر در هر تکرار احتیاج داشته و همچنین پیچیدگی محاسباتی را به $O(n^2)$ کاهش می دهد. این الگوریتم به کلاسی از الگوریتمها متعلق بوده که الگوریتم شبه نیوتنی را بوجود آورده است و به صورت زیر خلاصه می شود. برای تقریب جواب سیستم غیرخطی $F(X) = 0$ با توجه به موجود بودن تقریب اولیه X از این الگوریتم استفاده می شود.

ورودی الگوریتم

تعداد معادلات و مجهولات (n)، تقریب اولیه $X = (x_1, \dots, x_n)$ ، خطای مورد نظر (TOL) و بیشترین تعداد تکرار (N)

خروجی الگوریتم

پاسخ تقریب $X = (x_1, \dots, x_n)^T$ و یا پیغامی که نشان دهد تعداد تکرارهای مورد نظر به پایان رسیده است.

^۱ Quasi-Newton Methods [۶]

^۲ Jacobian Matrix

^۳ Symbolic Mathematics

^۴ Matlab

^۵ Maple

^۶ Finite Difference

^۷ Secant Method

^۸ Broyden's Method

مراحل الگوریتم

(۱) تعیین $A_0 = J(X)$ که در این رابطه داریم: $1 \leq i, j \leq n$, $J(X)_{i,j} = \frac{\partial f_i}{\partial x_j}(X)$ و همچنین

$$V = F(X^{(0)}) \text{ اولیه}$$

(۲) تعیین $A = A_0^{-1}$ (با استفاده از روش حذف گوسی^۹)

(۳) تعیین $S = -AV$ و $(S = S_1)$ و $X = X + S$ و $(X = X^{(1)})$ و $k = 2$

(۴) تا زمانی که شرط $k \leq N$ برقرار باشد، مراحل (۵) تا (۱۳) انجام می شود.

(۵) تعیین $W = V$ و $(V = F(X^{(k)}))$ و $Y = V - W$ ($Y = Y_k$)

(۶) تعیین $Z = -A_{k-1}^{-1}Y_k$ ($Z = -AY$)

(۷) تعیین $P = -S^T Z$ ($P = S_k^T A_{k-1}^{-1}Y_k$)

(۸) تعیین $U^T = S^T A$

(۹) تعیین $A = A + \frac{1}{P}(S + Z)U^T$

(۱۰) تعیین $S = -A_k^{-1}F(X^{(k)})$ ($S = -AV$)

(۱۱) تعیین $X = X + S$ ($X = X^{(k+1)}$)

(۱۲) اگر شرط $\|S\| < TOL$ برقرار باشد، خروجی X بدست می آید و پایان الگوریتم خواهد بود.

(۱۳) $k = k + 1$ تعیین

(۱۴) خروجی "ماکزیمم تکرار مورد نظر انجام گرفته و الگوریتم نا موفق بود" نمایش داده شده و الگوریتم به پایان می رسد.

در اینجا، الگوریتم مورد نظر در پیوست شماره (۱) به پایان می رسد.

^۹ Gaussian Elimination

ضمیمه شماره (۲) طبقه بندی اسپایکها به روش MAP^۱

در این ضمیمه الگوریتمی برای طبقه بندی MAP یک الگو با استفاده از هر دو اطلاعات مربوط به شکل و زمان آتش واحدهای حرکتی ارائه می شود. این الگوریتم توسط برنامه FTMD اولیه مورد استفاده قرار نمی گیرد و از آن تنها به عنوان پایه ای در نتیجه گیری الگوریتم حذف اسپایکهای همراه با خطا در بخش (۳-۲-۵-۵) استفاده خواهد شد. در این الگوریتم از دو بخش وابسته به شکل^۲ و زمان آتش^۳ واحدهای حرکتی استفاده می شود. دومین بخش گفته شده می تواند توسط برنامه ریزی پویا^۴ بهینه شود. سیگنال مورد نظر نیز به صورت سیگنال چند واحدی (SMU)^۵ معرفی شده است. اکنون مسأله مورد بررسی را همراه با فرضهای اولیه بیان می کنیم. لازم به ذکر است که مرجع اصلی این ضمیمه، بخش (۵-۵) مرجع [۳۲] می باشد.

بیان مسأله

سیگنال SMU را می توان به صورت زیر مدل کرد. فرض می کنیم که تعداد واحدها برابر با M ، شکل موج آنها (s_1, s_2, \dots, s_M) و همچنین چگالی ISI در آنها $(p_{I_1}, \dots, p_{I_M})$ نیز معلوم باشند. اجازه بدهید پارامتر $\Gamma = \{T, H\}$ پیشینه آتش واحدهای حرکتی در فاصله زمانی $[0, T]$ باشد که $T = \{t_1, t_2, \dots, t_N\}$ لیست زمانهای آتش و $H = \{\eta_1, \eta_2, \dots, \eta_N\}$ ، $\eta_i \in \{1, 2, \dots, M\}$ لیست واحدهای اسپایکها و N تعداد مجموع اسپایکها در فاصله زمانی مورد بررسی است. پریود نمونه برداری برای سادگی بیشتر برابر با واحد در نظر گرفته شده است. پارامتر $t_{i,k}$ نشاندهنده زمان اسپایک شماره k و متعلق به واحد شماره i بوده و پارامتر N_i تعداد مجموع اسپایکهای متعلق به واحد شماره i می باشد. سیگنال ثبت شده $X = \{x_1, x_2, \dots, x_{T_0}\}$ به صورت مجموع یک سیگنال معین^۶ S و نویز N نشان داده می شود. سیگنال S با توجه به رابطه (پ-۲) به شکل موج اسپایکها و زمانهای آتش مربوط می شود.

$$S = \sum_{i=1}^M \sum_{k=1}^{N_i} D(t_{i,k}) s_i \quad (\text{پ-۲})$$

در رابطه بالا، D اپراتور شیفیت یا تأخیر می باشد. فرض بر آن است که چگالی احتمال مشترک نمونه های نویز (p_N) مشخص می باشند و همچنین نمونه های نویز، متغیرهای تصادفی گوسی غیر همبسته با میانگین صفر و واریانس ν^2 در نظر گرفته می شوند.

^۱ Maximum-A-Posteriori

^۲ Shape-Dependent Part

^۳ Firing-time-Dependent Part

^۴ Dynamic Programming

^۵ Multi-Unit Signal

^۶ Deterministic Signal :

سیگنالی که تصادفی نباشد و مشخصات آماری و طیفی آنرا بتوان پیش بینی کرد [۴۳].

مسئله مورد بررسی

بر اساس سیگنال ثبت شده (X)، پیشینه آتش (Γ) را بدست آوریم که با احتمال زیاد، سیگنال مورد نظر آنرا بوجود آورده است. به بیان دقیقتر، یافتن Γ مورد نظر است که چگالی احتمال شرطی گسسته پیشینه آتش با معلوم بودن سیگنال مورد مشاهده یعنی $p_{\Gamma|X}(\Gamma|X)$ را ماکزیمم کند. بر اساس قانون بیس^۷، این چگالی توسط رابطه (پ-۲) بیان می شود.

$$p_{\Gamma|X}(\Gamma|X) = \frac{p_{X|\Gamma}(X|\Gamma)p_{\Gamma}(T)}{p_X(X)} \quad (\text{پ-۲})$$

در رابطه بالا، $p_{X|\Gamma}$ چگالی احتمال شرطی سیگنال ثبت شده با توجه به موجود بودن پیشینه آتش بوده، p_{Γ} چگالی احتمال (گسسته) پیشینه آتش و p_X چگالی احتمال سیگنال ثبت شده است. به خاطر اینکه p_X به Γ بستگی ندارد، ماکزیمم کردن رابطه (پ-۲) به ماکزیمم کردن رابطه (پ-۲) خواهد انجامید.

$$p_{X\Gamma}(X, \Gamma) \equiv p_{X|\Gamma}(X|\Gamma)p_{\Gamma}(\Gamma) \quad (\text{پ-۳})$$

اولین پارامتر موجود در رابطه بالا، یعنی $p_{X|\Gamma}(X|\Gamma)$ براساس مرجع [۳۲]، برابر با چگالی احتمال نویز ($X - S$) بوده که در رابطه (پ-۴) نشان داده شده است.

$$p_{X|\Gamma}(X|\Gamma) = p_N(X - S) \quad (\text{پ-۴})$$

بر اساس فرضی که در مورد نویز بیان کرده ایم (نویز گوسی غیر وابسته با میانگین صفر) رابطه (پ-۵) نتیجه گیری خواهد شد.

$$p_{X|\Gamma}(X|\Gamma) = \left(\frac{1}{v\sqrt{2\pi}} \right)^N \exp \left[-\frac{1}{2v^2} \sum_{k=1}^T (x_k - s_k)^2 \right] \quad (\text{پ-۵})$$

پارامتر دوم مورد نیاز در رابطه (پ-۳) یعنی $p_{\Gamma}(\Gamma)$ برابر با چگالی مشترک ISI ها بوده که در رابطه (پ-۶) موجود می باشد.

$$p_{\Gamma}(\Gamma) = \prod_{i=1}^M \prod_{k=1}^{N_i+1} [p_{I_i}(t_{i,k} - t_{i,k-1})] \quad (\text{پ-۶})$$

^۷ Bayes's Law

ماکزیم کردن رابطه (پ ۲-۳) ، بسیار مشکل است . دلیل آن نیز ، بررسی تمامی مجموعه های H و T می باشد . یک الگوریتم مناسب در این زمینه ، توسط برنامه ریزی پویا بدست می آید . برای آنکه طراحی روش مزبور ، آسانتر باشد از سه فرض ساده کننده استفاده می شود . فرض اول ، مشخص بودن زمانهای آتش است که غیر واقعی نیست . این سه فرض به شرح زیر هستند .

فرض اول اینست که اسپایکهای موجود در X به درستی تشخیص داده شده اند و لذا بر این اساس زمانهای آتش $\{t_1, t_2, \dots, t_N\}$ به صورت کامل شناخته شده اند . در این حالت ، مسأله MAP به یافتن طبقه بندی H کاهش یافته که رابطه (پ ۲-۷) را مینیمم کند .

$$p_{XH}(X, H) = p_{X|H}(X | H) p_H(H) \quad (\text{پ ۲-۷})$$

رابطه بالا نیز به چگالی AP^{\wedge} معروف می باشد . با استفاده از برنامه ریزی پویا می توان H بهینه را بدون آزمایش تمامی M^N حالت ممکن بدست آورد .

فرض دوم آنست که هر اسپایک به یک و فقط یک واحد حرکتی مربوط بوده و در نتیجه جمع آثار و تداخل موجود نبوده و در نتیجه برای تمامی مقادیر k ، شرط $t_{k+1} > t_k + L$ برقرار است که در این رابطه ، L تعداد نمونه های الگو (در حالت گسسته) است . فرض گفته شده به ما این اجازه را می دهد که $p_{X|H}(X | H)$ را اسپایک به اسپایک محاسبه نموده و هیچ تداخلی موجود نباشد .

فرض سوم آنست که زمانهای آتش اسپایک دارای همبستگی سریال نیستند . این شرط هم موجب استفاده از احتمالات غیر مشروط نسبت به احتمالات مشروط شده و روش مورد استفاده ما را آسانتر می کند .

بخش وابسته به شکل موج

اکنون ، بخش وابسته به شکل در چگالی AP ، یعنی $p_{X|H}(X | H)$ را مورد بررسی قرار می دهیم . استفاده از برنامه ریزی پویا ، وابسته به محاسبه این چگالی در فواصل زمانی موجود در $[0, t]$ می باشد . در اینجا از پارامتر $X_{:t}$ به جای $\{x_1, x_2, \dots, x_t\}$ و همچنین از $p_{X|H}(X_{:t} | H)$ برای چگالی احتمال شرطی $X_{:t}$ با داشتن H استفاده می کنیم . برای اختصار ، زیرنویس X گاهی اوقات حذف می شود و در این شرایط ، زیرنویس آنها مشابه تابع چگالی مورد استفاده خواهد بود . پارامتر $X_{:t}$ را می توان به دو بخش اسپایکها و مناطق بین اسپایکها بر اساس رابطه (پ ۲-۸) تقسیم کرد .

$$X_{:t} = \tilde{X}_{:t} \cup \bar{X}_{:t} = \left(\bigcup_{k=1}^{N_t} x_k \right) \cup \bar{X}_{:t} \quad (\text{پ ۲-۸})$$

[^] a-Posteriori Density

در رابطه بالا، $x_k = \{x_{t_k-L/2+1}, \dots, x_{t_k}, \dots, x_{t_k+L/2}\}$ مجموعه نمونه هایی است که اسپایک شماره k را تشکیل می دهند و N_{it} مجموع تعداد اسپایک هایی است که در فاصله زمانی $[0, t]$ موجود است. اکنون بر اساس فرض دومی که قبلا بیان کردیم، رابطه (پ ۲-۹) در مورد اسپایکها برقرار است.

$$p_{X|H:t}(X|H) = p_{\tilde{X}|H:t}(\tilde{X}|H)p_{\bar{X}|H:t}(\bar{X}|H) = \left[\prod_{k=1}^{N_{it}} p_{N:L}(x_k - s_{\eta k}) \right] p_{\bar{X}|H:t}(\bar{X}|H) \quad (\text{پ ۲-۹})$$

در حاتی که نویز، به صورت گوسی ناهمبسته باشد رابطه (پ ۲-۱۰) برقرار است.

$$p_{N:L}(x_k - s_{\eta k}) = \left(\frac{1}{\nu\sqrt{2\pi}} \right)^L \exp \left[-\frac{1}{2\nu^2} \sum_{i=1}^L (x_k^i - s_{\eta k}^i)^2 \right] \quad (\text{پ ۲-۱۰})$$

در رابطه بالا، x_k^i و $s_{\eta k}^i$ به ترتیب نمونه شماره i از x_k و $s_{\eta k}$ می باشد. عبارت $p_{\bar{X}|H:t}(\bar{X}|H)$ به H وابسته نبوده و بر این اساس، هدف ما ماکزیم کردن احتمال $p_{\tilde{X}|H:t}(\tilde{X}|H)$ خواهد بود.

بخش وابسته به الگوی آتش

اکنون بخش وابسته به الگوی آتش در چگالی AP یعنی $p_H(H)$ را مورد بررسی قرار می دهیم. در ابتدا این چگالی را در فاصله زمانی $[0, t]$ با استفاده از $p_{H:t}(H)$ بیان می کنیم. بر اساس فرض سوم بیان شده، این چگالی بر اساس رابطه (پ ۲-۱۱) خواهد بود.

$$p_{H:t}(H) = \prod_{i=1}^M p_{I_i:t}(H) \quad (\text{پ ۲-۱۱})$$

در این رابطه داریم:

$$p_{I_i:t}(H) \equiv \begin{cases} S_i^0(t) & N_{it} = 0 \\ h_i^0(t_{i,1}) \left[\prod_{k=2}^{N_{it}} p_{I_i}(t_{i,k} - t_{i,k-1}) \right] S_i(t - t_{i,N_{it}}) & N_{it} > 0 \end{cases} \quad (\text{پ ۲-۱۲})$$

در رابطه بالا، N_{it} تعداد اسپایکها در فاصله زمانی است. مقدار این چگالی در فاصله زمانی $[0, t_n]$ می تواند به صورت جایگشتی از حاصلضرب چگالی در فاصله زمانی $[0, t_{n-1}]$ در چگالی انتقالی^۹ از زمان t_{n-1} تا t_n بدست آید که بر اساس رابطه (پ ۲-۱۳) خواهد بود.

$$p_{H:t_n}(H) = p_{H:t_{n-1}}(H) \left[\prod_{i=1}^M \frac{S_i^*(t_n)}{S_i^*(t_{n-1})} \right] h_{\eta n}^*(t_n) \quad (\text{پ ۲-۱۳})$$

^۹ Transition Density

پارامترهای مورد نیاز در رابطه (پ ۲-۱۳) با استفاده از رابطه (پ ۲-۱۴) تعریف می شود.

$$S_i^*(t) = \begin{cases} S_i^0(t) & t-i=0 \\ S_i(t-t-i) & t-i>0 \end{cases}, h_i^*(t) = \begin{cases} h_i^0(t) & t-i=0 \\ h_i(t-t-i) & t-i>0 \end{cases} \quad (\text{پ ۲-۱۴})$$

نماد $t-i$ نشاندهنده آخرین زمان آتش واحد i قبل از زمان t می باشد و اگر هیچ آتشی قبل از زمان t موجود نباشد مقدار آن ، صفر می باشد و در غیر اینصورت ، بزرگتر از صفر می باشد و به طرز مشابه ، پارامتر $t-i$ نشاندهنده جدیدترین آتش واحد i تا زمان t (و در بر گیرنده آن) بوده و اگر هیچ آتش قبل از زمان t موجود نباشد ، مقدار آن نیز صفر می باشد.

چگالی انتقالی موجود در رابطه (پ ۲-۱۳) ، علاوه بر زمانهای t_n و t_{n-1} تنها به مقدار اسپایک شماره n و آخرین زمانهای آتش واحدهای دیگر وابسته است که در بردار حالت $\xi_n = \{t_{n-1}, \dots, t_n - M\}$ ذخیره می شود. مقدار اسپایک شماره n با استفاده از اندیکس i در $t_n - i = t_n$ بدست آمده و توسط $I(\xi_n)$ معرفی می شود. برای هر طبقه بندی $H_{i,n}$ یک دسته از بردارهای حالت منحصر به فرد $\{\xi_1, \dots, \xi_n\}$ موجود می باشد. بر اساس فرضهای انجام شده در مسأله ، ξ_k تنها می تواند مقادیر خاصی را شامل باشد و تنها این مقادیر خاص به طبقه بندی صحیح خواهند انجامید. بردار $\xi_n = \{\xi_n^1, \dots, \xi_n^M\}$ یک بردار حالت صحیح است اگر و تنها اگر برای تمامی مقادیر i شرط $\xi_n^i \in \{0, t_1, \dots, t_n\}$ و برای برخی مقادیر i شرط $\xi_n^i = t_n$ و برای $i \neq j$ شرط $\xi_n^i \neq \xi_n^j$ برقرار باشد. به بیان مشابه ، ξ_{n-1} حالت پیشین معتبری برای ξ_n (به بیان دیگر ، ξ_n حالت پسین معتبری برای ξ_{n-1}) است ، اگر و تنها اگر ξ_{n-1} یک بردار حالت معتبر بوده و برای تمامی مقادیر i ($i \neq I(\xi_n)$) و $\xi_{n-1}^{I(\xi_n)} < \xi_n^{I(\xi_n)}$ شرط $\xi_{n-1}^i = \xi_n^i$ برقرار باشد. هر حالتی دارای M عدد حالت پسین است که متناظر با M مقدار محتمل برای اسپایک بعدی است. مجموعه بردارهای حالت مجاز ، تشکیل فرایند تصادفی مارکوف^{۱۰} می دهند. چگالی احتمال ξ_n توسط رابطه (پ ۲-۱۵) بدست می آید.

$$p_{E_n}(\xi_n) = \left[\prod_{i=1}^M S_i^*(t_n) \right] h_{I(\xi_n)}^* \quad (\text{پ ۲-۱۵})$$

بر این اساس ، چگالی مشترک سری برابر با چگالی طبقه بندی متناظر خواهد بود که در رابطه (پ ۲-۱۶) نشان داده شده است.

$$p_{E_{1:n}}(\xi_1, \dots, \xi_n) = p_{H_{1:n}}(I(\xi_1), \dots, I(\xi_n)) \quad (\text{پ ۲-۱۶})$$

رابطه دیگری که بدست می آید ، رابطه (پ ۲-۱۷) است که از برابر بودن چگالی شرطی و انتقالی حاصل شده است.

$$p_{E_n|E_{n-1}}(\xi_n | \xi_{n-1}) = \left[\prod_{i=1}^M \frac{S_i^*(t_n)}{S_i^*(t_{n-1})} \right] h_{I(\xi_n)}^* \quad (\text{پ ۲-۱۷})$$

^{۱۰} Markov Random Process

با توجه به مشخصه فرایند مارکوف ، رابطه (پ ۲-۱۸) بدست می آید .

$$p_{E_n|E_{1:n-1}}(\xi_n | \xi_1, \dots, \xi_{n-1}) = p_{E_n|E_{n-1}}(\xi_n | \xi_{n-1}) \quad (\text{پ ۲-۱۸})$$

برنامه ریزی پویا به دو بردار حالت در زمانهای 0 و T یعنی ξ_0 و ξ_{N+1} نیز احتیاج دارد . پارامتر ξ_0 تنها می تواند یک مقدار را دارا باشد که شامل $\{0, \dots, 0\}$ و $p_{E_0}(\xi_0 = \{0, \dots, 0\}) = 1$ می باشد . اگر هیچ اسپایکی در زمان T موجود نباشد ، $\xi_{N+1} = \xi_N$ بوده و در این صورت چگالی شرطی آن توسط رابطه (پ ۲-۱۹) بدست می آید .

$$p_{E_{N+1}|E_N}(\xi_{N+1} | \xi_N) = \prod_{i=1}^M \frac{S_i^*(T)}{S_i^*(t_N)} \quad (\text{پ ۲-۱۹})$$

با استفاده از رابطه (پ ۲-۱۷) ، چگالی AP به صورت جایگشتی توسط رابطه (پ ۲-۲۰) بدست می آید .

$$p_{\tilde{X}H:t_n}(X, H) = p_{\tilde{X}H:t_{n-1}}(X, H) p_{N:L}(x_n - s_{I(\xi_n)}) p_{E_n|E_{n-1}}(\xi_n | \xi_{n-1}) \quad (\text{پ ۲-۲۰})$$

استفاده از این حالت جایگشتی ، ما را قادر خواهد خواست تا از برنامه ریزی پویا استفاده نماییم . روش برنامه ریزی پویا ، طبقه بندی بهینه بدست می آید . این روش می تواند به صورت جایگشتی و با کارایی بالایی انجام گیرد که در ادامه توضیح داده می شود . بهترین طبقه بندی با یافتن حالت بهینه در زمان T بدست می آید . اکنون اجازه دهید که طبقه بندی بهینه ای که در حالت ξ_n و زمان t_n بدست می آید ، با پارامتر $H_{t_n}^{*\xi_n}$ نمایش دهیم . فرض کنید که برای هر حالت ξ_{n-1} در زمان t_{n-1} ، طبقه بندی بهینه برابر با $H_{t_{n-1}}^{*\xi_{n-1}}$ و چگالی AP متناظر با آنها $p_{\tilde{X}H:t_n}(X, H_{t_{n-1}}^{*\xi_{n-1}})$ مشخص شده باشد . بر این اساس ، طبقه بندی بهینه در حالت ویژه ξ_n در زمان t_n با ماکزیم کردن رابطه (پ ۲-۲۰) بدست می آید که در رابطه (پ ۲-۲۱) موجود می باشد .

$$p_{\tilde{X}H:t_n}(X, H_{t_n}^{*\xi_n}) = \max_{H_{t_{n-1}}} [p_{\tilde{X}H:t_{n-1}}(X, H_{t_{n-1}}) p_{N:L}(x_n - s_{I(\xi_n)}) p_{E_n|E_{n-1}}(\xi_n | \xi_{n-1})] \quad (\text{پ ۲-۲۱})$$

$$= p_{N:L}(x_n - s_{I(\xi_n)}) \max_{\xi_{n-1}} [p_{\tilde{X}H:t_{n-1}}(X, H_{t_{n-1}}^{*\xi_{n-1}}) p_{E_n|E_{n-1}}(\xi_n | \xi_{n-1})]$$

بنابراین ، طبقه بندی بهینه در زمان t_n تنها به آزمایش این حالتها که هم در زمان t_{n-1} بهینه هستند و هم حالتها پیشین معتبری برای ξ_n هستند ، احتیاج دارد . بر این اساس ، حالتی که در زمان t_{n-1} رابطه (پ ۲-۲۱) را ماکزیم می کند ، با پارامتر (ξ_n^*, ξ_{n-1}^*) معرفی می کنیم . طبقه بندی بهینه کلی با استفاده از زنجیره حالتها پیشین قبلی از ξ_n تا قبل از آن ، بر اساس رابطه (پ ۲-۲۲) خواهد بود .

$$H_{t_n}^{*\xi_n} = \{I(\xi_0^*(\xi_1^*(\dots \xi_{n-1}^*(\xi_n^*) \dots))), \dots, I(\xi_{n-1}^*(\xi_n^*)), I(\xi_n^*)\} \quad (\text{پ ۲-۲۲})$$

الگوریتم تکمیلی ، در ادامه بیان می شود .

الگوریتم طبقه بندی بهینه MAP

آغاز الگوریتم از زمان 0 و با پارامترهای $\xi_0 = \{0, \dots, 0\}$ و $p_{\tilde{X}H,0}(X, H_0^*) = 1$ انجام می گیرد . الگوریتم به صورت متوالی از یک زمان آتش به زمان بعدی ادامه می یابد و در هر زمان آتش مجموعه حالت های مجاز و برای هر حالت ، حالت پیشین بهینه و چگالی AP با استفاده از رابطه (پ ۲-۲۱) بدست می آید . این روند تا زمان T ادامه می یابد . سپس پارامتر ξ_{N+1}^* که عبارت از $p_{\tilde{X}H,T}(X, H_{:T}^{\xi_{N+1}^*})$ را ماکزیمم می کند ، بدست می آید . مجموعه طبقه بندی بهینه پیشین $H_{:T}^{\xi_{N+1}^*}$ طبقه بندی MAP را تشکیل می دهد .

ملاحظات عملی الگوریتم

مشخصات آماری الگوی آتش که در برنامه ریزی پویا مورد استفاده قرار می گیرد باید از داده ها تخمین زده شود . این تخمین می تواند به صورت تطبیقی در حین طبقه بندی انجام گرفته و زمانی کارایی الگوریتم بالا می باشد که مشخصات آماری بدست آمده ، صحیح باشند . یک روش بهتر ولی پیچیده تر از لحاظ محاسباتی ، یافتن اسپایکها با استفاده از طبقه بندی وابسته به شکل اسپاکها و سپس تخمین مشخصات آماری از الگوهای آتش ناقص می باشد که از این روش در بخش سوم استفاده شده است . بر این اساس ، اسپایکهای بدست آمده بر اساس طبقه بندی مبتنی بر شکل دارای خطای پایینی می باشد و اطلاعات مربوط به الگوی آتش ، زمانی از اهمیت بالایی برخوردار است که در برخی از بخشهای این طبقه بندی ، دچار شک شده ایم .

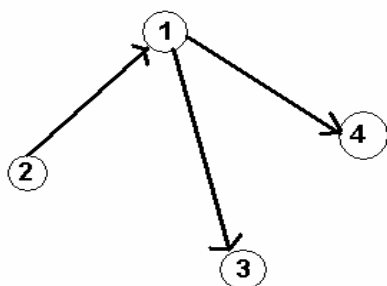
ضمیمه شماره (۳) : مختصری از تئوری گراف و الگوریتم یافتن MST^۱

با توجه به اینکه از تئوری گراف در بخش چهارم ، استفاده شده است در این بخش ، مختصری در مورد تئوری گراف و ارتباط آن با الگوریتم خوشه یابی SLNN^۲ ارائه می شود . لازم به ذکر است که مطالب اصلی ارائه شده در این بخش از مرجع [۱] انتخاب شده است . در ابتدا ، تعاریف اولیه تئوری گراف که در تعریف و بدست آوردن MST مورد نیاز است ، بیان می شود .

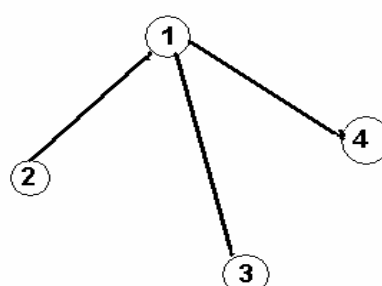
تعاریف اولیه

۱.۱ گراف

یک گراف با تعدادی گره^۳ و شاخه^۴ مشخص می شود . در حقیقت ، گره ها بوسیله شاخه ها به هم متصل می شوند . در نتیجه از این به بعد ، یک گراف با استفاده از $G = (N, A)$ معرفی می شود که در آن ، N تعداد گره ها و A نیز تعداد شاخه های آن است . البته ، معرفی دقیق یک گراف با استفاده از ماتریس NAI ^۵ و یا NNA ^۶ انجام می گیرد که در ادامه ، توضیح داده می شود . گره ها به عنوان مثال می توانند خوشه های بدست آمده در یک الگوریتم خوشه یابی و یا بخشهای فعال بدست آمده از الگوریتم تشخیص بخشهای فعال باشند . شاخه ها نیز می توانند دارای مفهوم فاصله بین خوشه ها و یا بخشهای فعال باشند که در تئوری شبکه از مفاهیم دیگری مانند فلو ، ظرفیت و فاصله بین گره ها نیز استفاده می شود . نمونه ای از دو گراف مختلف در شکل (پ ۱-۳) نشان داده شده است . همانگونه که در این شکل ، مشخص است ، گرافها را می توان به دو دسته جهت دار و بدون جهت تقسیم بندی کرد . با توجه به اینکه ، در الگوریتم SLNN تنها از گراف بدون جهت استفاده می شود و این شاخه ها به معنای فواصل بین خوشه ها هستند ، از این به بعد از تعاریف مربوط به گراف جهت دار که نشان دهنده جهت فلو (ارتباط) بین گره ها است ، استفاده نمی شود .



Directed Graph



Undirected Graph

شکل (پ ۱-۳) : شکل یک گراف جهت دار (سمت چپ) و یک گراف بدون جهت (سمت راست)

^۱ Minimum Spanning Tree

^۲ Single Linkage Nearest Neighbor Clustering Algorithm

^۳ Node

^۴ Arc

^۵ Node-Arc Incidence Matrix

^۶ Node-Node Adjacency Matrix

در یک مثال ساده ، گراف بدون جهت همانند یک خیابان دو طرفه است که ماشینها می توانند در دو جهت ، حرکت کنند و این در حالی است که در گراف جهت دار ، جهت حرکت ماشینها محدود شده است . این نکته در تئوری شبکه استفاده می شود . در نتیجه گراف مربوط به شکل سمت راست (پ ۳-۱) با استفاده از $N = \{1,2,3,4\}$ و $A = \{(1,2), (1,3), (1,4)\}$ معرفی می شود .

زیر گراف^۷

گراف $G' = (N', A')$ ، زیر گراف $G = (N, A)$ است اگر و تنها اگر دو شرط $N' \subseteq N$ و $A' \subseteq A$ صدق کند . ضمناً ، یک گراف $G' = (N', A')$ ، یک زیرگراف پوشا (فراگیر) از گراف $G = (N, A)$ است ، اگر دو شرط $N' = N$ و $A' \subseteq A$ صدق کند .

گشت^۸

یک گشت در گراف $G = (N, A)$ ، یک زیر گراف از G است که برای دو گره پشت سر هم داشته باشیم $(i_k, i_{k+1}) \in A$

مسیر^۹

یک مسیر ، گشتی بدون تکرار شدن هیچ یک از گره ها می باشد .

دور^{۱۰}

یک دور ، مسیر $i_1 - i_2 - \dots - i_r$ است که در آن $i_1 = i_r$ می باشد .

برش^{۱۱}

یک برش ، تقطیک مجموعه گره N به دو بخش S و $\bar{S} = N - S$ است . در هر برش ، شاخه هایی که یک گره آنها در S و گره دیگر آنها در \bar{S} است در نظر گرفته شده وبا علامت $[S, \bar{S}]$ معرفی می شود .

گراف همبند^{۱۲}

یک گراف ، همبند (پیوسته) است اگر و تنها اگر هیچ گره بدون شاخه ای در آن موجود نباشد .

^۷ Sub graph

^۸ Directed Walk

^۹ Path

^{۱۰} Cycle

^{۱۱} Cut

^{۱۲} Connected Graph

درخت^{۱۳}

یک درخت ، گراف همبندی است که بدون حلقه (دور) باشد . از این مفهوم در تعریف مینیم درخت پوشا (MST) استفاده خواهد شد .

درخت فراگیر (پوشا)^{۱۴}

یک درخت T ، درختی پوشا در گراف G است ، اگر و تنها اگر T یک زیر گراف پوشا^{۱۵} باشد .

مینیم درخت فراگیر (MST)

درخت فراگیر T ، یک MST است اگر درخت پوشای انتخابی در گراف G دارای مینیم مجموع فواصل (شاخه های درخت) بین گره ها باشد .

ماتریس مجاورت بین گره ها (NNA)

در یک گراف بدون جهت ، ردیفها و ستونهای این ماتریس ، ارتباط بین گره های مختلف گراف G را نشان می دهد . مقدار عناصر این ماتریس با استفاده از رابطه (پ-۳-۱) بدست می آید .

$$m_{i,j} = \begin{cases} 1 & i \neq j \text{ and } a_{i,j} \in A \\ 0 & i = j \\ 0 & i \neq j \text{ and } a_{i,j} \notin A \end{cases} \quad (\text{پ-۳-۱})$$

با توجه به این رابطه ، اگر دو گره i و j در گراف G بوسیله یک شاخه به هم مربوط باشند ، مقدار درایه سطر i و ستون j و همچنین سطر j و ستون i برابر با عدد یک می باشد و در غیر اینصورت ، مقدار آن ، برابر با صفر است . با توجه به این تعریف ، ماتریس NAA متقارن می باشد . این ماتریس به عنوان مثال در گراف موجود در شکل سمت راست (پ-۳-۱) ، به صورت رابطه (پ-۳-۲) می باشد .

$$M = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (\text{پ-۳-۲})$$

اکنون اگر هر یک از درایه های ماتریس را در فاصله بین دو گره مورد نظر ، ضرب کنیم ماتریس جدیدی بدست می آید که هم نشاندهنده نحوه اتصال گره ها و هم فاصله بین آنها است .

^{۱۳} Tree

^{۱۴} Spanning Tree

^{۱۵} Spanning Sub graph

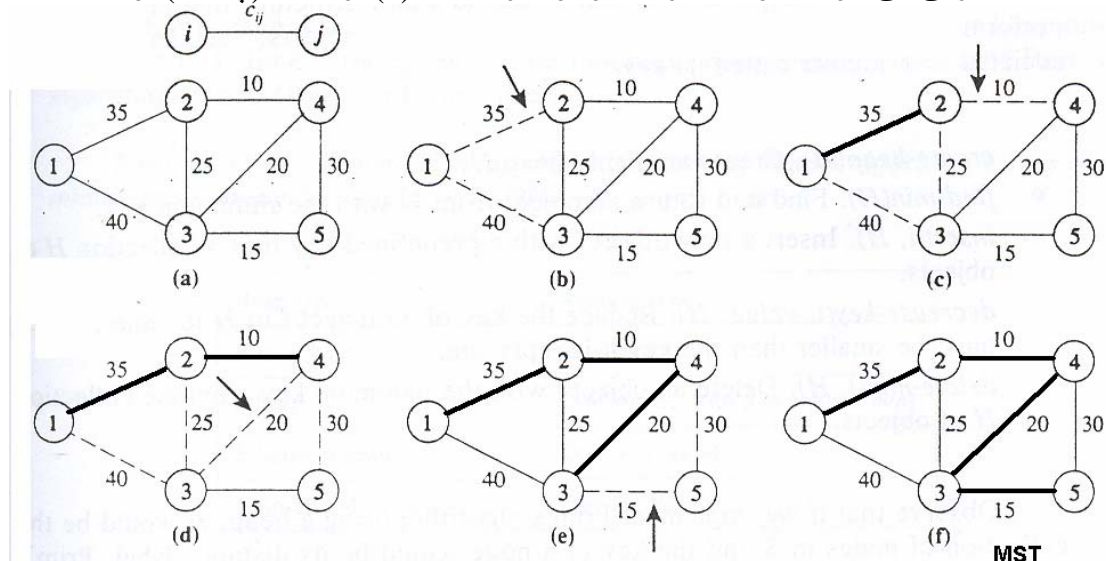
این ماتریس جدید را ماتریس P می نامیم و از آن در محاسبات بعدی استفاده می کنیم. اگر در مثال قبل، فواصل شاخه های $(1,2)$ ، $(1,3)$ و $(1,4)$ به ترتیب برابر با ۱۰، ۷ و ۵ باشد، ماتریس P به صورت رابطه (پ-۳) خواهد بود.

$$P = \begin{bmatrix} 0 & 10 & 7 & 5 \\ 10 & 0 & 0 & 0 \\ 7 & 0 & 0 & 0 \\ 5 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (\text{پ-۳})$$

با توجه به توضیحات گفته شده، اکنون می توان توضیحاتی در مورد الگوریتمهای یافتن MST بیان کرد و در ادامه، الگوریتم پریم^{۱۶} را مورد بررسی قرار خواهیم داد.

الگوریتمهای یافتن مینیمم درخت فراگیر (پوشا)

از MST در زمینه های مختلف استفاده می شود. این زمینه ها، شامل تئوری شبکه و مخابرات، طراحی سیستمهای فیزیکی، کاهش فضای ذخیره داده، آنالیز خوشه یابی است. از الگوریتمهایی که برای بدست آوردن MST استفاده می شود می توان به الگوریتمهای کروسکال^{۱۷}، پریم و سالینز^{۱۸} اشاره کرد. در اینجا الگوریتم پریم مورد بررسی قرار می گیرد. این الگوریتم با ذکر یک مثال، معرفی می شود. اکنون به گراف موجود در قسمت (a) از شکل (پ-۳) توجه کنید.



شکل (پ-۳): مراحل مختلف ایجاد مینیمم درخت فراگیر (MST) از گراف اولیه (a)، [۱]

همانگونه که در شکل بالا نشان داده شده است، گراف مورد نظر $G = (N, A)$ دارای پنج عدد گره $N = \{1, 2, 3, 4, 5\}$ و هفت عدد شاخه $A = \{(1,2), (1,3), (2,3), (2,4), (4,5), (3,5), (3,4)\}$ می باشد. با توجه به اینکه c_{ij} فاصله بین دو گره i و j می باشد، ماتریس P به صورت زیر است:

^{۱۶} Prim's Method

^{۱۷} Kruskal's Method

^{۱۸} Sollin's Method

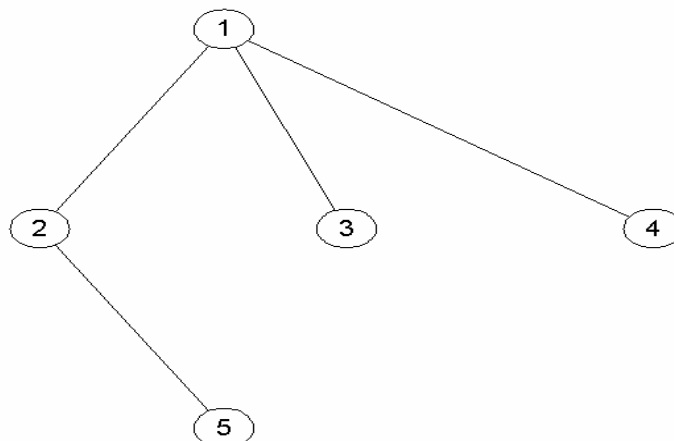
$$P = \begin{bmatrix} 0 & 35 & 40 & 0 & 0 \\ 35 & 0 & 25 & 10 & 0 \\ 40 & 25 & 0 & 20 & 15 \\ 0 & 10 & 20 & 0 & 30 \\ 0 & 0 & 15 & 30 & 0 \end{bmatrix}$$

در ابتدا فرض می‌کنیم $S = \{1\}$ و بر اساس آن، برش $[S, \bar{S}]$ را بدست می‌آوریم. این برش، شامل دو شاخه $(2,1)$ و $(3,1)$ می‌باشد. این شاخه‌ها در قسمت (b) از شکل با خط چین مشخص شده‌اند. از این شاخه‌ها، شاخه مینیمم فاصله انتخاب می‌شود که همان شاخه $(2,1)$ است. پس از آن، $S = \{1,2\}$ که نتیجه آن، شاخه $(4,2)$ می‌باشد که در شکل (c) نشان داده شده است. این روند، ادامه می‌یابد تا اینکه MST در شکل (f) بدست آید. نکته قابل توجه در این الگوریتم، آن است که اگر گره‌ها، بخشهای فعال ایزوله شده و شاخه‌ها نیز، فاصله بین این بخشها باشد، لازم است که تمامی فواصل بین شاخه‌ها بدست آید. در نتیجه، به عنوان مثال اگر تعداد بخشهای فعال n عدد باشد، تعداد فواصلی که باید محاسبه شود $G(n) = \frac{n}{2}(n-3) + n$ خواهد بود. در نتیجه،

اگر فرض کنیم که هیچ فاصله‌ای برابر با صفر نمی‌شود (معمولاً هم اینگونه است). به جز عناصر قطر اصلی ماتریس P ، عنصر صفر دیگری وجود ندارد. پس از پایان الگوریتم، اگر آستانه‌ای مشخص شود که اگر فاصله یک شاخه در MST از آن بیشتر باشد، آن شاخه حذف شود. نتیجه کار، تعدادی خوشه تفکیک شده خواهد بود و این الگوریتم، همان الگوریتم SLNN می‌باشد. فرض کنید، ماتریس فاصله در ۵ بخش فعال به صورت زیر باشد:

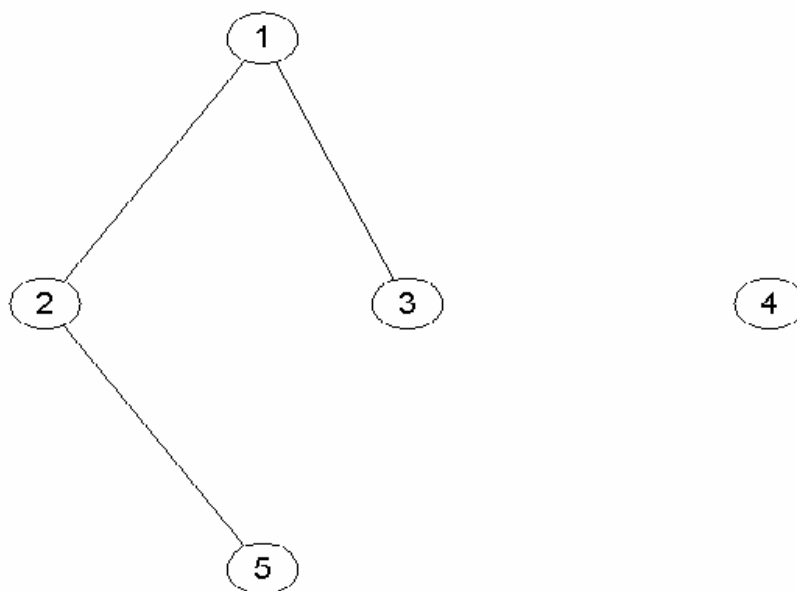
$$D = P = \begin{bmatrix} 0 & 0.1 & 0.05 & 0.15 & 0.2 \\ 0.1 & 0 & 0.12 & 0.3 & 0.01 \\ 0.05 & 0.12 & 0 & 1 & 0.11 \\ 0.15 & 0.3 & 1 & 0 & 0.5 \\ 0.2 & 0.01 & 0.11 & 0.5 & 0 \end{bmatrix}$$

اکنون MST را با استفاده از الگوریتم پریم بدست می‌آوریم. نتیجه آن، گراف زیر است:



شکل (پ ۳-۳): گراف MST بدست آمده توسط الگوریتم پریم

اکنون اگر شاخه هایی که فاصله آنها بیشتر از $0/1$ باشد ، حذف کنیم ، نتیجه کار گراف موجود در شکل (پ ۳-۴) می باشد .



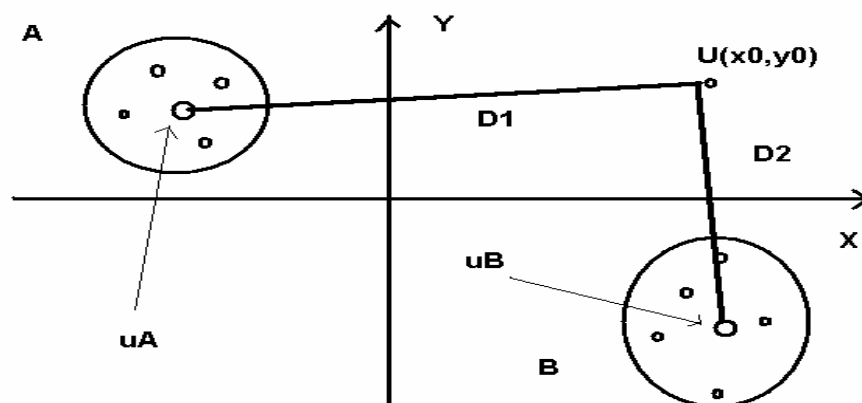
شکل (پ ۳-۴) : گراف بدست آمده (خوشه یابی SLNN)

نتیجه این عمل ، یک خوشه با اعضای $\{1,2,3,5\}$ و یک بخش ایزوله $\{4\}$ می باشد . در نتیجه ، گراف غیر همبندی بدست می آید که خوشه های متعددی ، در آن وجود خواهند داشت . در اینجا ، با ذکر دو مطلب توضیحات مربوط به MST را به پایان می بریم که به شرح زیر هستند :

- ۱ . استفاده از الگوریتم خوشه یابی SLNN بسیار زمانگیر است .
- ۲ . الگوریتم خوشه یابی SLNN در محیطهای همراه با نویز ، جواب مناسبی خواهد داشت .

ضمیمه شماره (۴) : طبقه بندی با نظارت مینیم فاصله^۱

پس از آنکه خوشه ها توسط یک طبقه بندی کننده بدون نظارت^۲ بدست آمده باشند ، ابتدا الگوهای این کلاسها بدست می آیند . این الگوها می توانند به عنوان مثال ، میانگین وزنداری از داده های موجود در هر خوشه باشند . در نتیجه ، اکنون تعداد کلاسها و همچنین ، الگو (معرف) کلاس موجود است . بدین ترتیب ، برای طبقه بندی داده های مجهول می توان از طبقه بندی کننده مینیم فاصله استفاده کرد . با تعریف فاکتور فاصله ، هر داده مجهول به کلاسی تعلق دارد که فاصله آن داده از کلاس مورد نظر ، از فاصله کلاسهای دیگر تا نمونه مورد نظر کمتر است . در بیشتر موارد از فاصله اقلیدسی^۳ در تعریف فاصله استفاده می شود . در بخش چهارم ، این تعریف بر اساس ضرائب و یولت باندهای فرکانسی انتخابی صورت گرفته است . در حقیقت ، تعریف فاصله باید با توجه به ویژگیهای انتخابی باشد تا نتیجه مناسبی داشته باشیم . استفاده از فاصله اقلیدسی موجب می شود که تمامی داده های مورد تست از اهمیت یکسانی نسبت به کلاسهای مورد بررسی برخوردار باشند . اگر یک دانش قبلی نسبت به مشخصات آماری کلاسها موجود باشد می توان به ویژگیها ، ضریب وزنی داد . به عنوان مثال اگر از قبل بدانیم که برخی از ویژگیها دارای واریانس زیاد هستند می توان آنها را از درجه قابلیت اطمینان پایینی دانست و در تعریف این ضرائب ، از این رابطه استفاده کرد که ضرائب وزنی به صورت معکوس با ماتریس کوواریانس ویژگیها ، متناسب هستند . به عنوان مثال ، به شکل (پ ۴-۱) توجه کنید . با فرض اینکه ، فضای ویژگی مورد استفاده ، دو بعدی بوده و فاصله تعریف شده نیز اقلیدسی باشد . با توجه به اینکه کلاسهای موجود دو کلاس A و B با نماینده های u_A و u_B باشد . با محاسبه فاصله $U(x_0, y_0)$ از دو کلاس ، متوجه می شویم که U به کلاس B تعلق دارد و دلیل آن ، کمتر بودن فاصله U تا کلاس B است .



شکل (پ ۴-۱) : نحوه اختصاص $U(x_0, y_0)$ به کلاسهای موجود بر اساس معیار مینیم فاصله

در اینجا ، با ذکر یک مطلب به بحث پایان می دهیم و آن ، وجود ارتباط بین مینیم فاصله و تمایز خطی^۴ است .

^۱ Minimum distance Supervised Classifier [۱۰]

^۲ Unsupervised Classifier

^۳ Euclidean distance

^۴ Linear discrimination

- [١] R. K. Ahuja , T. L. Magnanti , J. B. Orlin , "**Network Flows : Theory , Algorithms and Applications** " , Prentice Hall , 1993
- [٢] M. Akay , "**Biomedical Signal processing**" ,Academic Press , 1994
- [٣] P. Basak , I. Basak , " **Unimodality of the distribution of Record Statistics**", Statistics & Probability letters , Elsevier , 56 (2002) 395-398
- [٤] J. Ben-Arie , K.R. Rao , " **A Novel Approach for Template Matching by Nonorthogonal Image Expansion** " , , IEEE Transactions on Circuits and systems for Video Technology " , Vol. 3 , No. 1 , February 1993
- [٥] P. Bonato , Z. Erim , "**Solving Superposition of motor Unit Action potential Waveforms Through a Cross-Time-Frequency Based Methodology**" , Proceeding of the 22nd Annual EMBS International Conference , July 23-28 , 2000 , Chicago IL.
- [٦] R.L. Burden , J. D. Faires , "**Numerical Analysis**" , 7th Edition , Copyright 2001 , Thomson Learning
- [٧] C. S. Burrus , R. A. Gopinath , H. Guo , "**Introduction to Wavelets and Wavelet Transforms**", Prentice Hall , 1998
- [٨] C. I. Christodoulou , C. S. Pattichis , " **Unsupervised Pattern Recognition for Classification of EMG Signals** " , IEEE Transactions on Biomedical Engineering , Vol. 46 , No. 2 , February 1999
- [٩] E. A. Clancy, K. A. Farry , " **Adaptive Whitening of the Electromyogram to Improve Amplitude Estimation** " , IEEE TRANSACTIONS ON BIOMEDICAL ENGINEERING, VOL. 47, NO. 6, JUNE 2000
- [١٠] A. Cohen , "**Biomedical Signal processing , Volume II : Compression and Automatic Recognition** " , 2nd Edition , CRC Press , 1988
- [١١] L. Cohen , "**Time-Frequency Analysis**" , Prentice-Hall , Inc. , 1995
- [١٢] C. J. De Luca , "**Physiology and Mathematics of Myoelectric Signals**" , IEEE Transactions on Biomedical Engineering , Vol. BME-26 , No. 6 , June 1979
- [١٣] D.L. Donoho , " **De-noising via soft-thresholding** " , Tech. Rep. Dept. Statistics , Stanford Univ. , Stanford , CA , 1992

[١٤] L. J. Dorfman , J. E. Howard , K. C. McGill , "**Clinical studies using automatic decomposition electromyography (ADEMG) in needle and surface EMG** " , Computer-Aided Electromyography and Expert Systems , 1989

[١٥] L. J. Dorfman , J. E. Howard , K. C. McGill , "**Motor unit firing rates and firing variability in the detection of neuromuscular disorders**" , Electroencephalography and clinical Neurophysiology , 1989 , 73 : 215-224

[١٦] J. Fang , G. C. Agrawal , B. T. Shahani , "**Decomposition of EMG Signal by Wavelet Spectrum Matching** " , Proceedings 19th International Conference , IEEE/EMBS Oct. 30 – Nov. 2 , 1997 Chicago , IL. USA

[١٧] J. Fnag , G.C. Agrawal , B.T. Shahani , "**Decomposition of Multiunit Electromyographic Signals** " , IEEE Transactions on Biomedical Eng. , Vol. 46 , No. 6 , June 1999

[١٨] J. Fang , J. Ben-Arie , Z. Wang , G. C. Agrawal , B.T. Shahani , "**Seperation of Superimposed EMG Potentials using Expansion Matching Technique** " , Proceedings 19th International Conference , IEEE/EMBS Oct. 30 – Nov. 2 , 1997 Chicago , IL. USA

[١٩] D. Farina , R. Conlombo , R. Merletti , H. B. Olsen , "**Evaluation of Intra-Muscular EMG Signal decomposition algorithms** " , Journal of Electromyography and Kinesiology 11 (2001) 175-187

[٢٠] D. Farina , A. Crosetti , R. Merletti , "**A Model for the Generation of Synthetic Intramuscular EMG Signals to Test Decomposition Algorithms** " , IEEE Transactions on Biomedical Engineering , Vol. 48 , No. 1 , January 2001

[٢١] A. Gerber , "**Detection and Estimation for the Decomposition of Electromyograms** " , PhD. Dissertation , Swiss Federal Institute of Technology , Zurich , Switzerland , 1984

[٢٢] A. Gerber , R. M. Studer , R.J.P. De Figueiredo , G.S. Moschytz , "**A New Framework and Computer Program for Quantitative EMG Signal Analyzing**" , IEEE Transactions on Biomedical Engineering , Vol. BME-31 , No. 12 , December 1984

[٢٣] R. Gut. "**Exakte Zerlegung von Elektromyogrammen mittels Viterbi Algorithmus**"¹ PhD. Dissertation Swiss Federal Institute of Technology , Zurich , Switzerland, 1992

¹ Translation : "**High-Precision EMG Signal Decomposition Using Viterbi Algorithm** "

[٢٤] R. Gut , G. S. Moschytz , "**High-Precision EMG Signal Decomposition Using Communication Techniques** " , IEEE Transactions on Signal Processing , Vol. 48 , No. 9 , September 2000

[٢٥] B. Hammarberg , "**A Signal Processing Approach to Practical neurophysiology : A Search for Improved Methods in Clinical Routine and Research** " , Dissertation for the degree of Doctor of Philosophy in Signal Processing at Uppsala University , Uppsala , Sweden , 2002

[٢٦] Z. C. Lateva , K. C. McGill , "**Estimating motor-unit architectural properties by analyzing motor-unit action potential morphology**" , Clinical Neurophysiology 112 (2001) 127-135

[٢٧] Z. C. Lateva , K. C. McGill , M. E. Johanson , "**Electrophysiological evidence of adult human skeletal muscle fibers with multiple endplates and polyneuronal innervation**", Journal of Physiology , Acceptance date : 2002

[٢٨] R. S. LeFever , C. De Luca , " **A Procedure for Decomposing the Myoelectric Signal into its Constituent Action Potentials – Part I : Technique , Theory and Implementation** " , IEEE Transactions on Biomedical Engineering , Vol. BME-29 , No. 3 , March 1982

[٢٩] L. R. Lo Conte , R. Merletti , G. V. Sandri , "**Hermite Expansions of Compact Support Waveforms : Applications to Myoelectric Signals** " , IEEE Transactions on Biomedical Engineering , Vol. 41 , No. 12 , December 1994

[٣٠] Mathworks , Inc. , " **Fuzzy logic Toolbox for Use with MATLAB User's Guide** " , Copyright 1995-1997 , Version No. 2

[٣١] Mathworks Inc. , "**Optimization Toolbox For use with MATLAB User's Guide**" , COPYRIGHT 1990 – 2001 (June 2001) Revised for Version 2.1.1 (Release 12.1)

[٣٢] K. C. McGill , "**A Method for Quantitating the Clinical Electromyogram** " , Ph.D. thesis , Stanford University , USA , December 1985

[٣٣] K. C. McGill , "**Optimal Resolution of Superimposed Action Potentials** " , IEEE Transactions on Medical Engineering , Acceptance date : 2002

[٣٤] K. McGill , K. L. Cummins , L. J. Dorfman , " **Automatic Decomposition of the Clinical Electromyogram** " , IEEE Transactions on Biomedical Engineering , Vol. BME-32 , No. 7 , July 1985

[٣٥] K. C. McGill , L. J. Dorfman , "**Automatic Decomposition Electromyography (ADEMG) Methodologic and technical considerations**" , Computer-Aided Electromyography and Expert Systems , 1989

- [٢٢] K. C. McGill , L. J. Dorfman , " **High-Resolution Alignment of Sampled Waveforms** " , IEEE Transactions on Biomedical Engineering , Vol. BME-31 , No. 6 , June 1984
- [٢٣] K. C. McGill , Z. C. Lateva , S. Xiao , " **A Model of the Muscle Action potential for Describing the Leading Edge , Terminal Wave , and Slow Afterwave** " , IEEE Transactions on Biomedical Engineering , Vol. 48 , No. 12 , December 2001
- [٢٤] K. C. McGill , K. Lau , L. J. Dorfman , " **A Comparison of turns analysis and motor unit analysis in Electromyography** " , Electromyography and Clinical Neurophysiology , 1991 , 81 :8-17
- [٢٥] R. Merletti , " **Standards for Reporting EMG Data**", Journal of Electromyography and Kinesiology , February 1999 ; 9(1)
- [٢٦] M. Misiti , Y. Misiti , G. Oppenheim , J. M. poggi , " **Wavelet Toolbox for Use with MATLAB User's Guide**" , Copyright 1996-1997 , MathWorks , Inc.
- [٢٧] A. K.G. Murphy , " **Effective Information Display and Interface Design for Decomposition-based Quantitative Electromyography** " , M.S.C. Thesis , Department of System design Engineering , University of Waterloo , Waterloo , Ont. , Canada
- [٢٨] A. V. Oppenheim , Ronald W. Schafer , "Discrete-Time Signal Processing", Prentice-Hall International , Inc. , 1989
- [٢٩] A. Papoulis , " **Probability , Random Variables & Stochastic Process**" , 3rd Edition , McGraw-Hill International Edition , 1991
- [٣٠] C.S. Pattichis , " **Artificial Neural Networks in Clinical Electromyography** " , PhD. Dissertation , Queen Mary and Westfield College , University of London , February 1992
- [٣١] C. S. Pattichis , M. S. Pattichis , " **Time-Scale Analysis of Motor Unit Action potentials** " , IEEE Transactions on Medical Engineering , Vol. 46 , No. 11 , November 1999
- [٣٢] W. Philips , " **Adaptive Noise Removal from Biomedical Signals Using Warped Polynomials**" , IEEE Transactions on Biomedical Engineering , Vol. 43 , No. 5 , May 1996
- [٣٣] K.R. Rao , J. Ben-Arie , " **Multiple Template matching using the Expansion Filter** " , IEEE Transactions on Circuits and systems for Video Technology " , Vol. 4 , No. 5 , October 1994

[٤٨] D. Stashuk , " **Decomposition and quantitative analysis of clinical electromyographic signals** " , Medical Engineering & Physics 21 (1999) 389–404

[٤٩] D. Stashuk , " **EMG Signal Decomposition : How can it be accomplished and Used ?** " , Journal of Electromyography and Kinesiology 11 (2001) 151-173

[٥٠] D. Stashuk , T.J. Doherty , A. Kassam , W.F. Brwon , " **Motor Unit Number Estimates Based on the Automated Analysis of F-Responses** " , Muscle & Nerve , 17 :881-890 , 1994

[٥١] D. Stashuk , R.K. Naphan , " **Probabilistic Interference-Based Classification Applied to Myoelectric Signal Decomposition** " , IEEE Transactions on Biomedical Engineering , Vol. 39 , No. 4 , April 1992

[٥٢] D. Stashuk , G.M. Paoli , " **Robust Supervised Classification of Motor Unit Action Potentials** " , Medical & Biological Engineering & Computing , 1998 , 36 , 75-82

[٥٣] D. Stashuk , Y. Qu , " **Adaptive Motor Unit Action Potential Clustering Using Shape and Temporal Information** " , Medical & Biological Engineering & Computing , 1996 , 34 , 41-49

[٥٤] D. Stashuk , Y. Qu , " **Robust Method for Estimating Motor Unit Firing-Pattern Statistics** " , Medical & Biological Engineering & Computing , 1996 , 34 , 50-57

[٥٥] Li-Xin Wang , " **A Course in Fuzzy Systems and Control** " , Prentice-Hall , Inc. , 1997

[٥٦] A. Webb , " **Statistical Pattern Recognition** " , Arnold Co publisher Oxford University Press , Inc. , 1st Edition , 1999

[٥٧] P. Wellig , " **Zerlegung von Langzeit Elektromyogrammen zur Prävention von arbeitsbedingten Muskelschäden** " ² , Ph.D. Thesis , Signal and Information Processing Laboratory, Swiss Federal Institute of Technology Zurich, Switzerland , 2001

[٥٨] P. Wellig and G.S. Moschytz , " **Analysis of Wavelet Features for Myoelectric Signal Classification** " , Proceedings of the 5th IEEE International Conference on Electronics, Circuits, and Systems, Lisbon, Vol. 3, pp. 109-112, Sept. 1998

[٥٩] P. Wellig and G.S. Moschytz , " **Electromyogram Decomposition using the Single-Linkage Clustering Algorithm and Wavelets** " , Proceedings of the 6th IEEE International Conference on Electronics, Circuits, and Systems, Pafos, Vol. 1, pp. 537-541, Sept. 1999

² Translation : " **Prevention of Work-related Muscle Damage by Long-Term EMG Decomposition** "

[۶۰] P. Wellig, G.S. Moschytz, Th. Läubli, **"Decomposition of EMG signals using time-frequency features"**, Proceedings of the 20th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, Vol. 20, part 3, pp. 1497-1500, Hong Kong, Nov. 1998

[۶۱] E. yom-Tov , D. G. Stork , **"Computer Manual in MATLAB to Accompany Pattern Classification (Classification Toolbox)"**, Copyright 2002 John Wiley & Sons, Inc.

[۶۲] E. Zalewska , I. Hausmanowa-Petrusewicz , **"Evaluation of MUAP Shape Irregularity – A New Cocept of Quantification "** , IEEE Transactions on Biomedical Engineering , Vol. 42 , No. 6 , June 1995

[۶۳] D. Zennaro , **" Analysis and Interpretation of Long-Term Intramuscular Electromyography Signals During Prolonged Computer Work"** , Ph.D. Thesis , Institute of Hygiene and Applied Physiology , Swiss Federal Institute of Technology , Zurich , Switzerland , 2003

[۶۴] D. Zennaro, T. Läubli, D. Krebs, A. Kipstein, H. Krueger **"Continuous, intermitted and sporadic motor unit activity in the trapezius muscle during prolonged computer work"**, Journal of Electromyography and Kinesiology , Acceptance Data : 2002

[۶۵] D. Zennaro, T. Läubli, P. Wellig, D. Krebs, M. Schnoz, A. Klipstein, H. Krueger **"A method to test reliability and accuracy of the decomposition of multi-channel long-term intramuscular EMG signal recordings"**, International Journal of Industrial Ergonomics. vol. 30/4-5: 211-224, 2002

[۶۶] D. Zennaro, P. Wellig, V. M. Koch, G. S. Moschytz, T. Läubli , **" A Software Package for the Decomposition of Long-term Multi-channel EMG Signals Using Wavelet Coefficients "** , IEEE Transactions on Biomedical Engineering , IEEE Acceptance date : 2002

[۶۷] وحید شالچیان ، **" استخراج ویژگیهای طبقه بندی عصبی-فازی سیگنال الکترومایوگرام سوزنی به منظور تشخیص اختلالات عصبی-عضلانی "** ، پایان نامه کارشناسی ارشد بیوالکتریک ، دانشکده مهندسی پزشکی دانشگاه صنعتی امیر کبیر ، پاییز ۱۳۸۰

Abstract

Various methods for decomposing EMG signal are presented in recent years. Their goals, particularly, is toward enhancing previous algorithms and automating EMG decomposition systems by means of fast computers. The results obtained from a decomposition program can be used in neuromuscular disorder diagnosis and motor control. The algorithms discussed have distinct features rather than other methods. Two different decomposition algorithms is discussed differ in structure and type of the muscle contraction, but we can take part this dissertation in another way. On the other hand, spike detection Methods (active segments) with fixed and varying window and active/passive classifications is also discussed. A comprehensive review is performed on various decomposition algorithms in structural and Methodological manner and according to it's importance it's located in a single chapter named introduction. EMG decomposition problem is discussed and methods addressed. After examining methods mentioned before, a new Decomposition algorithm is presented based on previous methods. Distinct feature of this algorithm is using noise cancellation, active classification and a new method for determining class members in classification process. Three new methods developed related to this dissertation, but details is not discussed they were not complete till defense date. As it's mentioned in dissertation title, we concentrate on Intramuscular EMG signal and type of contractions is short-term isometric constant force as well as long-term dynamic with small variation in posture.

Keywords:

Optimization algorithms , Pattern Recognition , Canonically Registered Discrete Fourier Transform , Discrete wavelet Transform , EMG Decomposition , Locating Waveform Landmarks , Graph theory , Noise Cancellation , EMG Signal , EMG Simulation , Random Process

Acknowledgments:

I would like to express my thanks to persons mentioned below for their kind helps for reaching their articles , Recorded EMG Signals in various conditions and kind guides that will be used for developing new methods :

Dr. McGill , Dr. Farina , Dr. Clancy , Dr. Zennaro , Prof. Moschytz , Prof. Zazula , Dr. Stashuk , Dr. Pattichis , Dr. Finsterer , Dr. Disselhorst-Klug , Prof. Jones