

مدلسازی حرکت زیر آب و کنترل حرکت وسایل نقلیه زیر آبی با شبکه های عصبی

مینا عطاری	محمد ضیائی	میثم فرخی فر
گروه مهندسی کنترل	گروه مهندسی کنترل	گروه مهندسی قدرت
دانشکده ی مهندسی برق دانشگاه تبریز	دانشکده ی مهندسی برق دانشگاه تبریز	دانشکده ی مهندسی برق دانشگاه تبریز
mina_at7ir@yahoo.com	zeiaee@gmail.com	me.farrokhifar@gmail.com

چکیده : در این مقاله پژوهشهای انجام شده در زمینه کاربرد شبکه های عصبی برای کنترل وسایل نقلیه زیر دریائی اتوماتیک ونیمه اتوماتیک بررسی می شود و بر مبنای بررسی انجام شده روشهای کنترلی به کار رفته طبقه بندی می شوند. با استفاده از نتایج بدست آمده توصیفی کیفی از هریک از روشها ارائه می شود و در نهایت مزایا و معایب هر یک مورد بحث قرار می گیرد .

کلمات کلیدی : کنترل هوشمند ، تخمین مدل ، شبکه های عصبی ، مهندسی دریا ، وسایل نقلیه زیر دریائی

۱- مقدمه

در سالهای اخیر توجه به پژوهش در مورد مسائل زیر آب به طور چشمگیری افزایش یافته است. این نوع از پژوهشها معمولا دارای هزینه ی زیاد بوده و نیز بالقوه خطرناک هستند. به همین دلیل تلاشهای زیادی در جهت کنترل وسایل زیر دریائی بی سرنشین انجام گرفته است. به هر حال با توجه به شرایط شدیداً غیر خطی و دینامیک دنیای زیر آب ، کنترل UUUV ها (Unmanned Underwater Vehicles) با دشواریهای زیادی روبروست. این موضوع باعث توجه به گروه خاصی از UUUV ها با نام AUV ها (Autonomous Underwater Vehicles) شده است. AUV ها بدون نظارت مستقیم بشر و تنها با تکیه بر سیستم کنترلی بسیار مقاوم خود کار می کنند. در این بخش مسائل کنترلی روی کاربرد کنترلرهای خطی و غیر خطی متمرکز می شوند . البته به دلیل ماهیت سیستمهای زیر آبی ، پاسخ منطقی به چنین مسائلی به کار گیری سیستمهای کنترل غیر خطی خواهد بود که متأسفانه فعلاً گسترش مناسبی نیافته است و تنها با اعمال فرضیهائی قابل اعمال است که باز مشتمل بر حالتی کلی نخواهد بود . با توجه به قدرت ذاتی NNها (Neural Networks) و منطق فازی در برخورد با مسائل غیر خطی، انتظار می رود که این دو روش کاربردهای سودمندی در مورد AUV ها داشته باشند. در این مقاله کاربرد NN ها و منطق فازی در AUV ها و نیز مزایا و معایب آنها در سیستمهای مختلف مورد بررسی قرار گرفته است .

۲- مدل‌های AUV

بی شک یکی از مهمترین عوامل در شبیه سازی یک سیستم ، مدل بکار رفته از آن است. مدل‌های مختلفی از AUV ها، از تابع تبدیل SISO مبتنی بر تخمین ویژگیهای درونی گرفته تا مدل‌های بسیار پیچیده ی مبتنی بر شناسائی سیستم واقعی با چندین درجه ی آزادی ارائه شده است .

۲-۱- معادلات حرکت

اساس معادلات حرکت، معادلات نیوتن و اوایلر است . داریم :

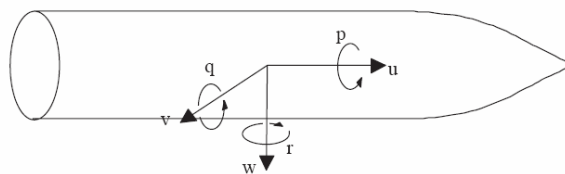
$$\begin{aligned}\dot{p}_c &= f_c \\ p_c &= mv_c\end{aligned}\quad (1)$$

$$\begin{aligned}\dot{h}_c &= m_c \\ h_c &= I_c \omega\end{aligned}\quad (2)$$

در این معادلات f_c و m_c نیروها و گشتاورهای موثر روی جسم، p_c اندازه حرکت جسم، ω سرعت زاویه ای و I_c ماتریس ممان اینرسی است. با استفاده از معادلات (۱) و (۲) معادلات جسم صلب با شش درجه آزادی به شکل زیر خواهد بود :

$$\begin{aligned}M\dot{v} + C(v)v + D(v)v + g(\eta) &= \tau \\ \dot{\eta} &= J(\eta)v\end{aligned}\quad (3)$$

η موقعیت و جهت وسیله در دستگاه زمین ثابت، v سرعت خطی و زاویه ای وسیله در دستگاه جسم ثابت، M ماتریس اینرسی، $C(v)$ ماتریس حاوی جملات نیروی جانب مرکز و کوریولیس، $D(v)$ ماتریس حاوی جملات Damping و Drag، $g(\eta)$ بردار نیروها و گشتاورهای ناشی از گرانش و τ بردار ورودیهای کنترلی است. ماتریس $J(\eta)$ ، سرعت v در دستگاه جسم ثابت را به سرعت $\dot{\eta}$ در دستگاه زمین ثابت تبدیل می کند. برای سرعت در دستگاه جسم ثابت، $v = [uvw pqr]^T$ ، دستگاه مختصاتی مانند شکل (۱) انتخاب می شود .



شکل (۱) مشخصات دستگاه جسم ثابت

محورهای u و v و w در دستگاهی راستگرد قرار دارند و گردش حول آنها یعنی p و q و r به ترتیب، از قانون دست راست تبعیت می کند. در دستگاه مختصات زمین ثابت نیز، محورها به ترتیب رو به شمال و شرق و مرکز زمین هستند. این محورها نیز دارای سه گردش همانند دستگاه جسم ثابت هستند.

۲-۱-۱- جرم و اینرسی

ماتریس M از دو بخش تشکیل می شود .

$$M = M_{RB} + M_A\quad (4)$$

M_{RB} یا ماتریس اینرسی جسم صلب ، ویژگیهای فیزیکی و جرم وسیله را نشان می دهد. در یک سیال فشرده، جرم اضافه شده ی M_a از بر هم کنش میان آب و جسم به وجود می آید. این جرم اضافه شده، به صورت نیروها و گشتاورهای القائی ناشی از حرکت هارمونیک وارد شده به جسم دیده می شود.

۲-۱-۲- نیروهای جانب مرکز و کوریولیس

برای ماتریس $C(v)$ هم می توان بحث مشابهی داشت. هر دو نیروی کوریولیس و جانب مرکز وابسته به جرم و اینرسی می باشند. بنا براین این ماتریس را هم می توان به فرم ترکیب دو ماتریس زیر نشان داد :

$$C(v) = C_{RB}(v) + C_A(v) \quad (5)$$

C_{RB} مبین نیروها و گشتاورهای ناشی از جرم و مشخصات فیزیکی است؛ در حالیکه C_A گویای جملاتی است که از مولفه ی جرم اضافه شده به دست می آیند .

۲-۱-۳- Damping :

ماتریس میرائی مرکب از چهار جمله است :

$$D(v) = D_p(v) + D_s(v) + D_w(v) + D_m(v) \quad (6)$$

جزء $C_p(v)$ میرائی ذاتی، $D_s(v)$ اصطکاک خطی و درجه دو پوستی، $D_w(v)$ میرائی ناشی از رانش موجی (Wave Drift) و $D_m(v)$ میرائی ناشی از فشار گردابی است .

۲-۱-۴- غوطه وری و گرانش :

آخرین جمله سمت چپ معادله ی (۳) ، $g(\eta)$ است که از نیروهای جاذبه ی گرانشی و غوطه وری جسم حاصل می شود. نیروی گرانشی بردار نیست که در راستایی گذرنده از مرکز جسم، عمل می کند. به همین ترتیب، نیروی غوطه وری هم در راستای مرکز غوطه وری جسم قرار می گیرد.

۳- بحث پیرامون استراتژی های کنترل

استراتژی های مختلفی برای اعمال NN به سیستمهای کنترلی ارائه شده است. می توان دینامیک سیستم را از طریق آموزش NN برای داشتن دینامیک های معکوس سیستم، کنترل کرد. همچنین یک NN می تواند مدلی از دینامیکهای مسیر پیشرو را یاد بگیرد و سپس بر اساس آن کنترلر مورد استفاده برای کنترل سیستم، ساخته شود. یا یک NN می تواند جایگزین شناساگر معمولی سیستم در شمای کنترل Model-Based شود. برای هر استراتژی کنترل انتخابی، NN معمولاً شامل لایه ای مخفی از توابع غیر خطی است. با استفاده از این توابع، NN قادر به حل مسایل غیرخطی است. لذا با توجه به ماهیت غیر خطی کرافت های زیر آب، بکار گیری NN در کنترلر آنها بسیار مفید خواهد بود.

NN های فازی، ترکیب جالبی از این دو تکنیک هستند که قابلیت های هر دو روش را در جهت رسیدن به بیشترین کارایی، مورد استفاده قرار می دهند. خصوصیت منطق فازی، قابلیت ترجمه مهارتهای انسانی به مجموعه ای از دستورات منطقی (if-then-else) است. این قابلیت، امکان تجهیز کنترلر را با استفاده از اطلاعات بسیار ابتدایی و محدود از سیستم، فراهم می آورد که در ترکیب با قابلیت های یادگیری NN ها، مشکل انعطاف پذیری اندک شبکه های منطق

فازی نیز برطرف می شود. در این مقاله استراتژی ها و تکنیکهای کنترلی مورد بحث، در سه گروه آنالیز و طبقه بندی

می شود: (i) Combined Control and Learning یا CCL

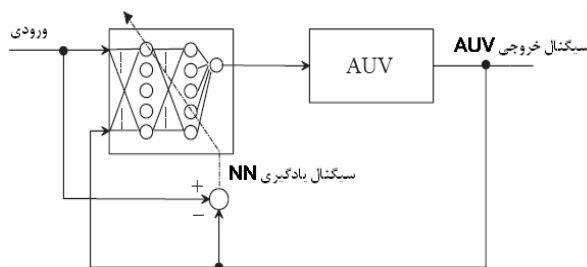
(ii) Separate Control and Learning یا SCL

(iii) Augmented Control یا AC

در نگاه اول، ممکن است طبقه بندی CCL و SCL به ترتیب، مشابه طبقه بندی کنترل مستقیم و غیر مستقیم به نظر آید. با وجود اینکه متدهای به کار رفته در CCL روش کنترل مستقیم را اعمال می کنند، اما در SCL هر دو روش کنترل مستقیم و غیر مستقیم قابل اعمال است. علاوه بر این، همانگونه که در ادامه خواهیم دید، برای نشان دادن تمایز بین روشهایی که عمل یادگیری را در حین اجرای کنترل در یک حلقه انجام می دهند (یادگیری online)، با روشهایی که در آنها فرآیند یادگیری مستقل از حلقه کنترلی است (یادگیری offline)، باید طبقه بندی جدیدی روی متدهای کنترلی انجام گیرد. زیرا طبقه بندی کنترل مستقیم و غیر مستقیم این تمایز را مشخص نمی کند.

۳-۱- (CCL) Combined Control and Learning

در این روش، کنترل کرافت و فرایند یادگیری NN از لحاظ زمانی به طور پشت سر هم انجام می گیرد. تقسیم زمانی بین این دو عمل توسط یک حلقه فیدبک ساده در شکل (۲) نشان داده شده است.



شکل (۲) نمایش بلوک دیاگرامی عملکرد CCL

Set point یا خروجی مطلوب سیستم به کنترلر فرستاده می شود. کنترلر بر اساس اطلاعاتی که از کرافت دارد، سیگنال کنترلی لازم را به محرکها می فرستد. خروجی کرافت پس از مشاهده، توسط فیدبک به کنترلر خوراندن می شود. بر پایه خروجی فیدبک شده و خروجی مطلوب، فرایند یادگیری NN انجام می شود. به دلیل اجرای فرایند یادگیری به صورت online و پیوسته، NN ها قابلیت سازگاری مناسبی در مقابل دینامیکهای متغیر دارند. در طول زمانی که NN در حال یادگیری رفتار مناسب است، از یک کنترلر معمولی برای بهبود رفتار کنترلر استفاده می شود. اما پس از آموزش مناسب NN، کنترل سیستم بر عهده ی آن خواهد بود. روش دیگری که به وضوح قابلیت های یادگیری کرافت مبتنی بر NN را نشان می دهد، این است که کرافت، بدون هرگونه اطلاعات اولیه و تنها با توجه به عملکردهای کنترلی مناسب، توسط شبکه عصبی کنترل می شود. به این منظور، در ابتدا ورودیهایی به شبکه عصبی داده می شود و خروجی های آن برای آموزش کنترلر NN به کار می رود تا کنترلر، اعمال کنترلی را به طور مناسب انجام دهد. این عمل تا زمانی که کارایی کنترلر به حد قابل قبول برسد، ادامه می یابد. البته در این روش پاسخ سیستم به اعمال کنترلی اولیه به سختی قابل تخمین است. بنابراین برای جلوگیری از رخداد هرگونه شرایط خطرناک، باید در مرحله یادگیری اولیه دقت کافی شود.

مزایای روش CCL را به این ترتیب می توان خلاصه کرد که در اغلب موارد جایگزینی ساختار کنترلر معمولی با کنترلر NN امکان پذیر است. نیز به دلیل مشخص بودن مدل معکوس کرافت، کنترلر NN پیچیدگی محدودی دارد و عمل

کنترل تنها با استفاده از یک NN امکان پذیر خواهد بود. همچنین یادگیری و سازگاری با دینامیکهای جدید سیستم، بر اساس آخرین دیتا موجود انجام می گیرد. واضح ترین نقطه ضعف این روش قرارگیری فرآیند یادگیری بین اعمال کنترلی است. لذا زمان یادگیری سیستم توسط نرخ update مطلوب عمل کنترلی، محدود می شود و به همین دلیل در این روش امکان استفاده از الگوریتمهای پیچیده تر و باطبع وقت گیر تر نیست.

به طور کلی در روشهای مختلف اعمال CCL، NN مدلی از دینامیکهای معکوس کرافت است. اما متدهای یادگیری مختلفی برای آموزش NN به کار گرفته می شود. در یک روش، آموزش NN از طریق خطای موجود بین خروجی سیستم و خروجی مطلوب صورت می گیرد. استفاده از یک گین تطبیقی بین NN و کرافت، فرآیند همگرایی به راه حل را آسانتر خواهد کرد. در روش دیگر update وزنه های NN توسط یک تابع هدف و با به کار گیری خطاهای خروجی صورت می گیرد و برای محدود کردن سیگنال محرک، مشتق سیگنال کنترلی نیز به تابع هدف وارد می شود.

عموما در CCL، نوسانات قابل توجهی در پاسخ پله سیستم دیده می شود. در این روش، NN را می توان به شکل یک کنترل کننده معمولی فیدبک دار با وزنه های تطبیقی فرض کرد. سیگنال خطا به NN فیدبک می شود و منجر به update وزن های آن و در نتیجه تغییر تابع تبدیل کنترلر می شود. در لحظه ای که ورودی پله به سیستم اعمال می شود، مقدار خطا به میزان بسیار زیادی افزایش می یابد، در حالیکه خروجی کرافت همچنان در نزدیکی مقدار مطلوب قدیمی قرار دارد. بنابراین ورودی پله به صورت یک تغییر شدید در دینامیک های سیستم حس می شود و NN در صدد یادگیری این شرایط جدید بر می آید. با نزدیک شدن به set point، با توجه به کاهش خطا، فرایند یادگیری نیز کندتر می شود. به هر حال زمانی که NN به set point مطلوب می رسد، طوری آموزش دیده است که همواره کرافت را در مقداری عقب تر از set point آن کنترل خواهد کرد و در نتیجه اورشوت و نوسانات میرا رخ می دهد. حتی در صورتی که نرخ یادگیری بالا باشد، احتمال ناپایدار شدن سیستم حلقه بسته وجود دارد و نوسانات با دامنه ی افزایشده اتفاق خواهد افتاد. در CCL از مدل معکوس کرافت در سیستم کنترلی استفاده می شود، بنابراین مدل سازی آن برای کنترلرهای با درجات آزادی بیش از یک، بسیار مشکل است. چون در CCL تطبیق با دینامیک های متغیر به سرعت انجام می گیرد، لذا نیازی به استفاده از شبکه های عصبی دارای حافظه نخواهیم داشت.

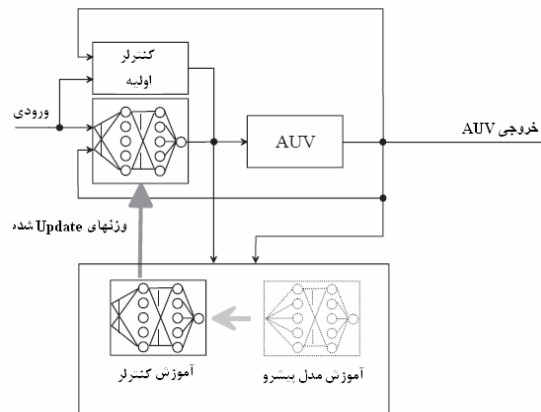
۳-۲- Separate Control and Learning (SCL)

در SCL کنترل اولیه توسط یک کنترلر معمولی یا یک شبکه فازی و با استفاده از اطلاعات اولیه کرافت انجام می گیرد. در طول بازه زمانی کنترل اولیه، NN ها آموزش می بینند. اولین قدم در این فرایند، آموزش دینامیک های پیشرو کرافت به NN است. پس از آن که NN آموزش دید، برای آموزش کنترلر NN به کار می رود. پس از این مرحله، می توان NN اخیر و یا یک کپی از آن را برای کنترل کرافت واقعی به کار برد.

در روش فوق، NN کنترلر با استفاده از مدل NN دینامیک های پیشرو، دینامیکهای معکوس را آموزش می بیند (Indirect Control). البته می توان بدون استفاده از شبکه مدل پیشرو و به طور مستقیم، دینامیکهای معکوس را به NN آموزش داد (Direct Control). در هر صورت، زمانی که آموزش NN به حد قابل قبول رسید، NN کنترلر را در دست می گیرد. پس از آن، آموزش مدل پیشرو جدید و متعاقبا کنترلر NN جدید، در خارج از حلقه کنترلی خواهد بود. چون در حالت ایده ال، کنترلر مدل معکوس کرافت است، بنابراین تابع تبدیل کل برابر با واحد خواهد بود و خروجی کرافت برابر با خروجی مطلوب است.

دلایل مختلفی برای تأیید استفاده از SCL وجود دارد. شاید واضح ترین تفاوت بین SCL و CCL این است که در SCL کنترل و یادگیری کارهای مجزا از هم هستند که می توانند به طور همزمان انجام شوند. در نتیجه می توان زمان

بیشتری را به آموزش NN اختصاص داد. شکل (۳) نمونه ای از کنترلر SCL را نشان می دهد. از این شکل کاملاً مشخص است که این استراتژی به ساختاری بسیار پیچیده منتهی می شود. البته همانطور که گفته شد، به دلیل امکان آموزش Offline، معماری و الگوریتم هایی که نوعاً نیاز به زمان بیشتری برای همگرایی به راه حل دارند، در این روش قابل استفاده هستند.

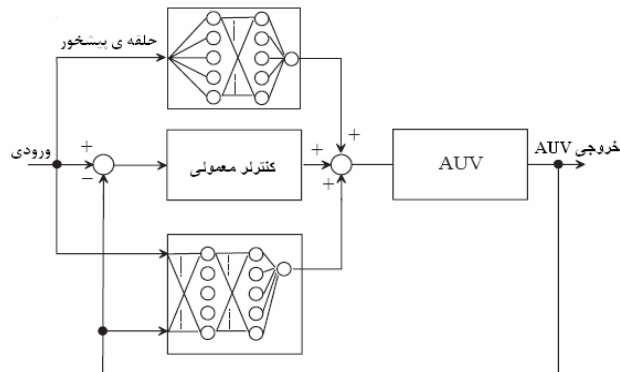


شکل (۳) نمایش بلوک دیاگرامی عملکرد SCL

از مزایای این روش این است که می توان از انواع معماری دارای حافظه NN از جمله شبکه های recurrent، برای مدلسازی سیستم استفاده کرد. همچنین مدل پیشرو و کنترلر را می توان تا رسیدن به عملکرد مطلوب آموزش داد. نیز در شرایطی که مدل پیشرو سیستم برای آموزش کنترلر مشخص شده است، این مدل را می توان برای self-diagnosis و path planning نیز به کار برد. این روش معایبی هم دارد. مثلاً مدل پیشرو مدلی از گذشته را ارائه می دهد که ممکن است در شرایط دینامیکهای متغیر یا اثرات محیطی، منجر به مشکلاتی شود؛ همچنین برای آموزش شبکه ها، توان محاسباتی بالایی نیاز است. مطالعه پاسخ پله SCL و مقایسه آن با CCL، مزایای آن را در این زمینه آشکار می کند. SCL دارای اورشوت کمتر و نیز زمان صعود کوتاه تری است.

۳-۳-۲ Augmented Control (AC)

AC بر این فرض استوار است که کنترلر عادی می تواند بخش اعظمی از عملیات کنترلی سیستم را تحت هر شرایطی انجام دهد. برای کمک به کنترلر عادی، یک NN به مسیر پیشخور یا پیشخور، مطابق شکل (۴) افزوده می شود.



شکل (۴) بلوک دیاگرام عملکرد AC

این ساختار پاسخ لازم به دینامیک های مدل نشده یا دارای مدل ضعیف، اغتشاشات و دیگر موارد ناپایدارساز را به عملکرد نهایی کنترلر اضافه می کند. NN می تواند در خارج حلقه کنترلی آموزش ببیند. بنابراین از نقطه نظر یادگیری، نیازی به استفاده از پروسور چندان پر سرعت نیست. اگرچه در بسیاری از کاربردهای AC، شبکه های پیشخور در ترکیب با الگوریتم back propagation به کار گرفته می شود، اما کاربردهایی که از توپولوژی های دیگر همچون شبکه های recurrent استفاده می کنند نیز وجود دارند. در روش AC می توان کنترلر اولیه را به روش های مختلفی با استفاده از NN ها افزایش داد (Augment). خود کنترلر می تواند توسط کنترلر NN فیدبک دار، افزایش یابد یا افزایش با مدلسازی NN از دینامیکها صورت گیرد. برای افزایش مقاوم بودن سیستم می توان از یک NN به صورت موازی با دینامیکهای سیستم استفاده کرد. این شیوه می تواند کارایی سیستم را در زمانی که مدل NN آن در حال یادگیری دینامیک مناسب است بهبود دهد. در AC نیازی به طراحی کلی جدید برای سیستم نیست. بنابراین زمان ساخت پروژه و نیز هزینه آن به طور چشمگیری کاهش می یابد. عیب این کار در اینست که احتمالاً باید NN را برای مدلسازیهای نادرست و یا حتی حالت های غیر خطی جبران سازی کرد. به عنوان مثال فرض کنید که یک کنترلر خطی توسط یک NN افزایش یافته باشد. هرگاه نقطه کار از نقطه ی مطلوب طراحی فاصله بگیرد، امکان ناپایداری سیستم غیر خطی جبران شده با کنترلر خطی وجود خواهد داشت. این مسئله منجر به افزایش بار کاری NN می شود. نهایتاً باید به این نکته توجه شود که ممکن است بدلیل وابستگی کامل نتایج به طراحی اولیه سیستم و عدم پیش بینی NN در آن، مزایای AC مشهود نباشد. در بررسی کنترلر های AC این نکته قابل توجه است که افزایش قابلیت اطمینان، موجب کاهش فاکتور سازگاری نسبت به هر دو نوع SCL و CCL شده است.

۴- نتیجه گیری

در این مقاله، بحث های مختلفی در مورد جایگاه کنترل (نیمه -) اتوماتیک وسایل نقلیه زیر آبی با استفاده از شبکه های عصبی (NN) انجام گرفت و روش های کنترلی در سه گروه CCL و SCL و AC طبقه بندی شدند. CCL روش نسبتاً ساده ای برای کنترل وسایل دریائی است که برای عملکرد سرعت پائین طراحی شده باشند یا Tracking آنها چندان مد نظر نباشد. نوسانهائی که هنگام تغییرات بزرگ در مقدار Set Point رخ می دهد، نشانگر کارائی نا مناسب CCL برای کرافتهای سریع است. از سوی دیگر با وجود اورشوت زیاد، CCL توانائی رویارویی با دینامیکهای متغیر را دارد. این عملکرد عمدتاً به خاطر این است که دینامیکهای متغیر فوراً توسط NN تشخیص داده شده و بر مبنای آن عمل می شود. این مورد قابل توجه ترین مزیت CCL در مقایسه با بسیاری از کنترل کننده های معمولی است. با وجود اینکه CCL احتیاج به پردازشگرهای سریع دارد، اما NN هائی که برای کنترل بکار می روند به شبکه های نسبتاً ساده محدود می شوند. چون معماری کنترل کننده هم نسبتاً ساده است لذا این استراتژی کنترل برای کاربردهای تجاری مناسب است که به مدل های پیشرو خوب توجهی ندارند.

در SCL یادگیری در خارج از حلقه ی کنترلی صورت می گیرد و لذا مستقل از زمان بین دو عملکرد کنترلی است. در این روش هر دو متد کنترل مستقیم و غیر مستقیم بکار می رود که در آنها مدل NN کرافت برای استفاده در آموزش کنترلر NN شناسائی می شود. در SCL مشکل سرعت های بالا بدلیل استفاده از شبکه های مناسبتر وجود ندارد. SCL در مورد سخت افزار و هزینه های ساخت پر هزینه است که در مسائل کاربردی صنعتی مسئله ی مهمی است. روش AC مزایای هر دو روش قبل را با هم ترکیب می کند و می تواند شامل هر دو روش کنترل مستقیم و غیر مستقیم باشد. به این معنی که مانند CCL دارای کنترل قابل فهم و ساده است و در عین حال مانند SCL حلقه های مجزا برای یادگیری و کنترل دارد. اما نکته ی قابل توجه و اساسی در این است که کنترلر عادی بکار رفته، قسمت عمده ای از

کل عملکرد کنترلی سیستم را در شرایط مختلف بر عهده دارد. به هر حال برای عملکرد نزدیک به نقطه ی کار برای کنترلر معمولی، AC انتخاب مناسبتری نسبت به CCL و SCL است. AC علاوه بر مرکب بودن از NN و تکنیکهای معمولی کنترل، احتمال عملکرد کلا نادرست کنترلر را کاهش می دهد. به دلیل اهمیت مسئله ی مقاوم بودن سیستم در کاربردهای صنعتی، این مزیت AC احتمالاً مهمترین فاکتور برای سازندگان خواهد بود.

در مقایسه با روشهای کنترلی که از NN استفاده نمی کنند، مهمترین تفاوت و مزیت کنترلرهای مبتنی بر NN، توانایی آنها در سازگاری با دینامیکهای متغیر است. در جائیکه شماهای کنترلی ساده تر و اغلب خطی، عملکرد نه چندان خوب و شاید رفتاری واگرا دارند، هر سه روش مبتنی بر NN که در بالا ذکر شد، عملکرد موفقیت آمیز در مقابله با تغییرات خواهند داشت. مواردی چون شیوه ی معماری NN انتخاب شده یا الگوریتم یادگیری و یا بستر آزمایش، نتایج به دست آمده را به شدت تحت تاثیر خود قرار می دهد. لذا نتیجه گیری در مورد انتخاب استراتژی مناسب (SCL, CCL, AC) به آسانی امکان پذیر نیست. مسائل کنترلی واقعی شامل کنترل ۳ تا ۶ درجه ی آزادی خواهند بود. در حال حاضر، چنین تلاشیایی برای کنترل وسائل زیر آبی گزارش نشده است. پژوهشهای اخیر نشان داده است که طراحی مدل پیشرو برای هر ۶ درجه آزادی ممکن است. در این صورت AC مبتنی بر استفاده از NN ها به عنوان مدل پیشرو کرافت ممکن خواهد بود. در آینده نزدیک، کنترلرهای عادی به عنوان نسخه ی پشتیبان برای کنترلرهای NN به کار خواهند رفت. این موضوع اهمیت پژوهش در زمینه ی این نوع کنترلرها را به خوبی نشان می دهد.

۵- مراجع :

- [1]Akkizidis, I., Roberts, G., 1998. Fuzzy modeling and fuzzy-neuro motion control of an autonomous underwater robot. In: Proceedings of the Fifth International Workshop on Advanced Motion Control, pp. 644-646
- [2]Campa, G., Sharma, M., Calise, A., Innocenti, M., 2000 Neural network augmentation of linear controllers with application to underwater vehicles. In: Proceedings of the 2000 American Control Conference, vol. 1, pp 75-79.
- [3]Comoglio, R., Pandya, A., 1992. Using a cerebellar model arithmetic computer (cmac) neural network to control an autonomous underwater vehicle. In: Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks, vol. 2, pp 781-786
- [4]Farrell, J., Goldenthal, B., Govindarajan, K., 1990. Connectionist learning control systems: submarine depth control. In: Proceedings of the 29th IEEE Conference on Decision and Control, vol. 4, pp. 2362-2367.
- [5]Fossen, T., 1994. Guidance and Control of Underwater Vehicles. Wiley, New York.
- [6]Fossen, T., 2002. Marine Control Systems Guidance Navigation and Control of Ships Rigs and Underwater Vehicles, first ed. Marine Cybernetics, AS.
- [7]Fujii, T., Ura, T., 1990. Development of motion control system for AUV using neural nets. In: Proceedings of the (1990)