



مروری بر روش‌های براساس ظاهر در نمایش و تشخیص اشیای سه بعدی

علی اکبر ابراهیمی

دانشگاه فردوسی مشهد، گروه برق

al_eb8@um.ac.ir

سید علیرضا سیدین

دانشگاه فردوسی مشهد، گروه برق

seyedin@um.ac.ir

چکیده: کار اصلی یک سیستم تشخیص، شناسایی انواع اشیای موجود در یک تصویر می‌باشد. عملکرد سیستم تشخیص و دسته‌بندی اشیای به چگونگی نمایش شی در آن بستگی دارد. هرچه نمایش شی در این سیستم دقیق‌تر و براساس اطلاعات و ویژگی‌های کامل‌تری باشد، آن سیستم قدرت تشخیص بیشتری نیز خواهد داشت. در این مقاله، روش‌های گوناگون تشخیص اشیای سه بعدی مورد بررسی قرار می‌گیرد.

پس از مرور روش‌های نمایش و تشخیص اشیای سه بعدی به معرفی روش جدیدی به نام $SIFT^1$ می‌پردازیم که براساس دسته خاصی از ویژگی‌های تصویر کار می‌کند. این ویژگی‌ها نسبت به تغییر مقیاس، انتقال و چرخش تصویر و همچنین تا حدودی نیز نسبت به تغییرات نور و تغییرات سه بعدی هندسی، ثابت می‌باشند. در کاری که در این مقاله انجام شده است، یک تصویر نمونه و تصاویر تغییر شکل داده شده‌ی آن به همراه نقاط ویژگی مربوط به آنها مورد بررسی قرار گرفته است و نشان داده شده است که بیشتر از 90٪ از نقاط ویژگی تصاویر تغییر شکل داده شده با نقاط ویژگی تصویر اصلی همپوشانی دارد که نشان از توانایی بالای این روش در نمایش اشیای و در نتیجه تشخیص آنها دارد. شبیه

سازی مورد نظر در محیط *MATLAB* انجام شده است.

واژه‌های کلیدی: نمایش و تشخیص اشیای، بردار ویژگی، فضای ویژگی، فضای مقیاس و کلید تصویر.

1- مقدمه

همان طوری که ما در طول زندگی خود تجربه کرده‌ایم، سیستم بصری انسان دارای توانایی فوق‌العاده‌ای برای تشخیص اشیای می‌باشد. انسان انواع مختلفی از اشیای را می‌شناسد و می‌تواند آنها را در حالت‌های مختلف زیادی از جمله زوایای دید گوناگون بدون زحمت تشخیص دهد.

تشخیص شی به شناسایی انواع اشیای موجود در یک تصویر گفته می‌شود. یکی از روش‌های کلیدی تشخیص شی بر اساس ویژگی‌های استخراج شده از آن می‌باشد. این ویژگی‌ها مشخصات شی مورد نظر را گرفته و به یک دسته‌بندی کننده تزریق می‌نماید. به هر حال، استخراج ویژگی‌های مناسب از تصاویر واقعی به خاطر حضور عوامل مخرب از جمله نویز، پیچیده می‌باشد. سوالی که در اینجا مطرح می‌شود این است که ویژگی‌های مناسب چه می‌باشد و یا چطور می‌توان یک مجموعه مناسب از ویژگی‌ها را از ویژگی‌های در دسترس انتخاب نمود. به همین خاطر در زمینه تشخیص اشیای سه بعدی در سال‌های اخیر مقاله‌های

¹ Scale Invariant Feature Transform

بیشماری ارایه شده است و روش‌های جدیدی نیز معرفی شده است. بسیار مهم است توجه کنیم که عملکرد سیستم تشخیص و دسته‌بندی اشیاء به طرز نمایش اشیاء در آن بستگی دارد و هر چه نمایش اشیاء در سیستمی دقیق‌تر و براساس اطلاعات و ویژگی‌های کامل‌تری باشد، آن سیستم قدرت تشخیص بیشتری نیز خواهد داشت.

اگرچه هنوز مدلی برای تشخیص به اندازه دقیق همانند توانایی‌های انسان وجود ندارد اما نظریه‌ها و مدل‌های قابل قبول بسیاری برای تشخیص شیء پیشنهاد شده است. دو مورد از مهم‌ترین این روش‌ها عبارت است از:

1. روش بر اساس مدل

2. روش بر اساس ظاهر¹

یافتن مطابقت بهینه و انتخاب یک حالت از یک شیء سه بعدی، بخش اصلی و مرکزی روش‌های بر اساس مدل می‌باشد. از میان مدل‌های سه بعدی کامل، موفق‌ترین و قابل توجه‌ترین آنها عبارت است از مدل لاو² [1] و مدل هاتنلاچر³ [2]. روش‌های بر اساس مدل مشکلات بسیاری را دارا می‌باشند. اول این که سیستم‌های براساس مدل در تشخیص انواع اشیاء محدودیت دارد و دوم آن که به دست آوردن مدل‌های سه بعدی دقیق از اشیاء کار بسیار سخت و گاهی غیرممکن می‌باشد. روش‌های تشخیص بر اساس ظاهر در جاهایی که کشف مدل‌های هندسی اشیاء مشاهده شده پیچیده و دشوار می‌باشد برای عمل تشخیص، مناسب می‌باشد [3].

در بخش دوم، مهم‌ترین روش‌های براساس ظاهر تشریح می‌گردد. در بخش سوم، روش براساس جدیدی به نام *SIFT* معرفی می‌شود که براساس دسته خاصی از ویژگی‌های تصویر کار می‌کند. این ویژگی‌ها نسبت به تغییر مقیاس، انتقال و چرخش تصویر و همچنین تا حدودی نیز نسبت به تغییرات نور و تغییرات سه بعدی هندسی⁴، ثابت می‌باشند. در بخش چهارم نتایج به دست آمده از شبیه‌سازی انجام شده

آورده شده است. در پایان نیز نتیجه‌گیری از روش‌های مختلف مطالعه شده و مقایسه میان آنها ارایه شده است.

2- روش‌های براساس ظاهر در تشخیص شیء

روش‌های بر اساس ظاهر، اشیاء سه بعدی را به صورت یک مجموعه از تصاویر دو بعدی مدل می‌نمایند که هر یک از این تصاویر مربوط به یک نمای خاصی از شیء مربوط می‌باشد. بنابراین، در این روش‌ها دیگر نیاز به ذخیره مدل‌های سه بعدی در مجموعه مورد نظر نمی‌باشد. به عبارت دیگر، روش‌های بر اساس ظاهر عمل تشخیص شیء را به صورت یک مساله بازیابی تصویر در نظر می‌گیرند در حالی که روش‌های بر اساس مدل به آن به صورت یک مساله بازیابی مدل هندسی می‌نگرند.

از آنجایی که روش‌های بر اساس ظاهر می‌توانند فرایند تشخیص را سریع‌تر، عمومی‌تر و مقاوم‌تر سازند و نیز امکان گرفتن اطلاعات آموزشی را آسان‌تر می‌سازند، علاقه به استفاده از این روش‌ها به سرعت رشد کرده است. در نتیجه، نظریه‌ها و شیوه‌های بسیاری در این زمینه پیشنهاد شده است که مهم‌ترین آنها را می‌توان به دو بخش کلی زیر تقسیم کرد:

1. تطبیق فضای مشخصه یا فضای ویژگی

2. شیوه‌های طرح زیرفضا⁵

2-1- شیوه‌های تطبیق فضای ویژگی

در این روش، اشیاء به وسیله بردارهای ویژگی معرفی می‌گردند و تشخیص از طریق انطباق بردار ویژگی محاسبه شده از یک تصویر با ویژگی‌های مدل ذخیره شده صورت می‌پذیرد. این روش به طور گسترده‌ای در سیستم‌های مرسوم تشخیص الگو به کار رفته است به طوری که هدف آن پیدا کردن مرزهای تصمیم‌گیری در فضای ویژگی است که الگوهای مربوط به دسته‌های مختلف را جدا می‌سازد. این روش یک ساز و کار مشترک با روش‌های بر اساس مدل دارد که در آن، ویژگی‌ها از ورودی استخراج می‌گردد و با ویژگی‌های مدل ذخیره شده مورد مقایسه قرار می‌گیرد. به هر

¹ Appearance-based

² Lowe

³ Huttenlocher

⁴ Affine or 3D projection

⁵ Subspace projection methods

حال بر خلاف روش‌های بر اساس مدل، ویژگی‌های ذخیره شده در روش‌های بر اساس ظاهر همگی از نماهای دو بعدی استخراج می‌گردند بنابراین استخراج هیچ مدل سه بعدی از ویژگی‌های ورودی نیاز نمی‌باشد.

2-2- شیوه‌های طرح زیرفضا

در روش‌های طرح زیرفضا، تصاویر ناشناخته در یک فضای ساخته شده از مولفه‌های اصلی یک مجموعه داده تصویر، تصویر می‌گردند و شباهت میان نمایش‌های تصویر شده اندازه گیری می‌گردد.

2-2-1- براساس PCA^1 و ICA^2

PCA ، یک الگوریتم یا مدل خطی است که برای استخراج چند مولفه مهم و کاهش بعد فضای ویژگی استفاده می‌شود تا مشخصه‌های مهم شی تحت تشخیص را به دست آورد. ایده اصلی این روش در یافتن مولفه‌هایی متعامد است که در حد امکان بیشترین مقدار واریانس را بیان کند. در عمل، نوعاً می‌خواهیم که داده را با استخراج چند مولفه مهم در ابعاد کوچک‌تر نشان دهیم به طوری که بیشتر ساختارهای موجود در داده حفظ گردد [4].

از روش دیگری به نام تحلیل مولفه مستقل (ICA) برای امر تشخیص استفاده شده است. ICA ، یک تبدیل خطی را پیاده می‌کند تا این که متغیرهای حاصل در حد امکان به طور آماری از یکدیگر مستقل گردند. بنابراین لازم نیست تا محورهای پایه در ICA نسبت به هم متعامد باشند. ICA ، ابتدا در پردازش سیگنال مورد توجه قرار گرفت و اخیراً نیز به منظور نمایش داده با ابعاد بالا برای تشخیص شی و دسته بندی کردن آنها و همچنین برای تشخیص چهره مورد استفاده قرار گرفته است [5, 6].

با توجه به نتایج آزمایش‌های انجام شده در [7]، عملکرد $KPCA$ بهتر از PCA اعلان شده است. نرخ تشخیص در این مورد، بیشتر از 95% برای $KPCA$ در برابر حدود 75% برای

PCA گزارش شده است. البته PCA در بسیاری از آزمایش‌ها به طور مطلوبی جواب داده است که از آن جمله می‌توان به کاربرد آن در تشخیص کشتی [8] و تشخیص شی براساس شکل و تخمین حالت سه بعدی آن [9, 10]. اشاره کرد.

2-2-2- براساس تبدیل موجک³

روش براساس ظاهر جدیدی برای تشخیص اشیای سه بعدی با حالت دلخواه در یک تصویر دو بعدی ارایه شده است که به جای بخش‌بندی تصویر، از تبدیل موجک برای استخراج ویژگی‌های فشرده برای نمایش شکل استفاده می‌شود. بخش‌بندی یک تصویر موجب از دست رفتن بعضی از اطلاعات می‌گردد و بنابراین موجب کاهش دقت سیستم می‌شود [11, 12].

عیب بیشتر روش‌های تشخیص، پیچیدگی محاسبات و نیز تغییرپذیر بودن بسیاری از نمایش‌های ارایه شده می‌باشد. برای غلبه بر این مشکلات، روش عصبی سریعی پیشنهاد شده است که در آن اشیا با بردار ویژگی فشرده که دارای ابعاد کوچک‌تری بوده و انتقال- ثابت⁴ نیز می‌باشند، نمایش داده می‌شوند [11]. به منظور نشان دادن مزیت استفاده از تجزیه موجک برای نمایش تصویر، با شیوه نمایش پیکسلی تصویر نیز این آزمایش انجام شده است [13]. برای درستی منطق مقایسه، از یک پنجره 8×8 برای نمونه برداری تصاویر پایگاه داده $XM2VTS$ و یک پنجره 4×4 برای نمونه برداری تصاویر پایگاه ORL استفاده شده است. نتایج این آزمایش‌ها بعد از تکرارهای زیاد در جدول‌های 1 و 2 به نمایش در آمده است.

نمایش پیکسلی	نمایش زیرباند LL
32/64 %	23/73 %
30/63 %	20/85 %

جدول 1: مقایسه نرخ خطای پایگاه داده $XM2VTS$ [13]

نمایش پیکسلی	نمایش زیرباند LL
--------------	--------------------

³ Wavelet transform

⁴ Translation-invariant

¹ Principal Component Analysis

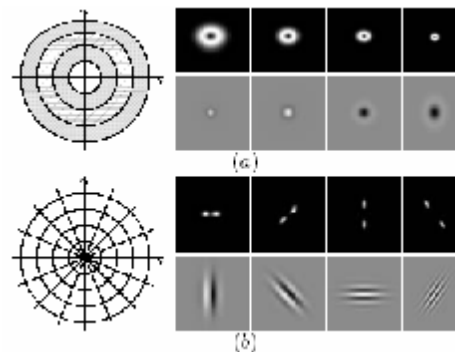
² Independent Component Analysis

6/31 %	7/19 %
3/7 %	7/5 %

جدول 2: مقایسه نرخ خطای پایگاه داده ORL [13]

3-2-2- براساس هیستوگرام

یکی از راه‌های موثر نمایش اشیاء برای عمل تشخیص و دسته‌بندی، هیستوگرام طیفی می‌باشد که دارای ویژگی تبدیل-ثابت می‌باشد. این نمایش با تقسیم حوزه فرکانس به نواحی کوچک مستقل از هم به دست می‌آید. این کار منجر به تولید یک مجموعه از فیلترها و یک نمایش که شامل توزیع‌های حاشیه‌ای¹ پاسخ‌های آن فیلترها می‌باشد، می‌شود [9]. هر رینگ در شکل 1 (الف) با استفاده از یک فیلتر لاپلاسیان گاوسی² (LoG) پیاده‌سازی می‌گردد و هر ناحیه کوچک در شکل 1 (ب) نیز منجر به یک فیلتر گابور³ می‌گردد.



شکل 1: دو راه بخش بندی حوزه فرکانس: (الف) ساختارهای رینگی و فیلترهای LoG مربوطه در حوزه فرکانس و حوزه مکان. (ب) نواحی کوچک و فیلترهای گابور مربوطه در حوزه فرکانس و حوزه مکان [9]

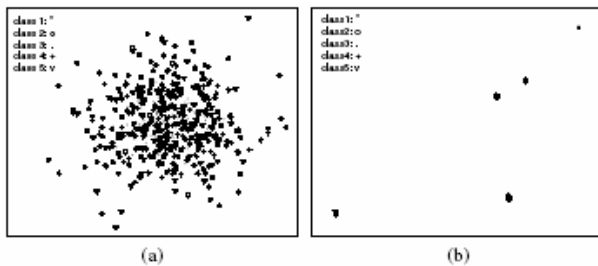
به این ترتیب حوزه فرکانس به نواحی کوچک تقسیم گردید و فیلترهای مکانی مربوطه به دست آمد. کانولوشن تصویر داده شده را با هر فیلتر محاسبه کرده و توزیع حاشیه‌ای تصویر فیلتر شده حاصل را به دست آورده و آنگاه، توزیع‌های حاشیه‌ای را با هم ترکیب می‌کنیم. بنابراین هر تصویر به

وسیله یک بردار شامل توزیع‌های حاشیه‌ای نمایش داده می‌شود که نمایش هیستوگرام طیفی تصویر نام دارد.

برای نشان دادن کارآمدی روش نمایش هیستوگرام طیفی در فرایند تشخیص، شکل 2، 500 تصویر (100 تصویر برای 5 دسته) را بعد از اعمال PCA به مجموعه داده در فضای تصویر و در فضای نمایش طیفی نشان می‌دهد که تنها مهم‌ترین دو بعد آن به نمایش درآمده است.

همان طوری که در شکل 2 دیده می‌شود، تصاویر مربوط به هر کلاس در فضای نمایش طیفی به صورت خوشه‌های⁴ جداگانه درآمده است.

یکی از روش‌های آشکارسازی چهره که در سال جاری ارایه شده است از هیستوگرام‌های طیفی و SVM ⁵ استفاده می‌کند.



شکل 2: نتیجه PCA مربوط به 500 تصویر متعلق به 5 دسته: (الف) در فضای تصویر (ب) در فضای نمایش هیستوگرام طیفی [9]

هر تصویر به وسیله هیستوگرام طیفی خودش نمایش داده می‌شود که در حقیقت، یک بردار ویژگی است که در بر گیرنده هیستوگرام‌های تصاویر فیلتر شده می‌باشد [15, 14]. در [14]، نمایش هیستوگرام طیفی با استفاده از 33 فیلتر به نام‌های گرادیان، LoG و گابور ارایه شده است. در شکل 3، نمایش هیستوگرام طیفی چند تصویر با استفاده از 33 فیلتر آورده شده است.

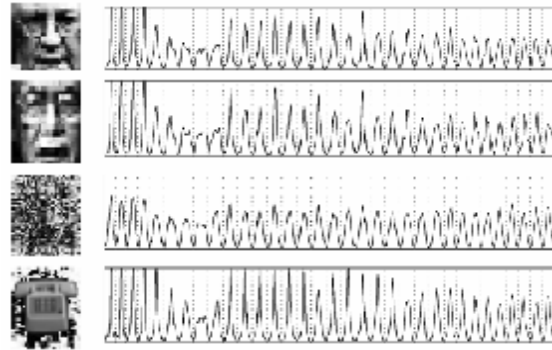
⁴ Clusters

⁵ Support Vector Machine

¹ Marginal distributions

² Laplacian of Gaussian

³ Gabor



شکل 3: هیستوگرام طیفی چهار تصویر ورودی [14]

همان طوری که در شکل 3 دیده می‌شود، هیستوگرام‌های طیفی تصاویر چهره مشابه بوده و در عین حال برای تصاویر مربوط به کلاس‌های گوناگون، متفاوت می‌باشد. بنابراین نمایش‌های هیستوگرام را می‌توان برای آشکارسازی و تشخیص اشیا به کار برد.

قابل توجه می‌باشد که نمایش اشیای سه بعدی با استفاده از هیستوگرام طیفی به موقعیت شی هدف بستگی ندارد و به حالت‌ها و شرایط نوری مختلف حساس نمی‌باشد [16]. روش جدید دیگری برای تشخیص اشیای سه بعدی با استفاده از اطلاعات رنگی ارائه شده است که براساس مقایسه توزیع‌های رنگی یا هیستوگرام‌های رنگی اشیا در یک فضای رنگی کار می‌کند [17].

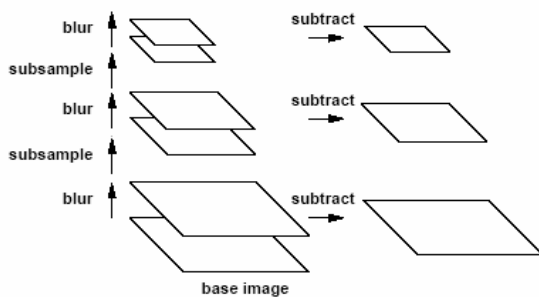
3- روش تبدیل ویژگی‌های مستقل از تغییر مقیاس

روش جدید ارائه شده، روش تبدیل ویژگی‌های مستقل از تغییر مقیاس (*SIFT*) نام دارد که براساس دسته خاصی از ویژگی‌های تصویر می‌باشد. این ویژگی‌ها نسبت به تغییر مقیاس، انتقال و چرخش تصویر و همچنین تا حدودی نیز نسبت به تغییرات نور و تغییرات سه بعدی هندسی، ثابت می‌باشند [18]. در این روش، ویژگی‌ها به طور کارآمد آشکار می‌گردند و سپس از طریق یک روش فیلترینگ مرحله‌ای، نقاط پایدار در فضای مقیاس¹ مشخص می‌گردد که به آنها کلیدهای تصویر² گویند. مزیت اصلی این روش نسبت به

روش‌های ذکر شده پیشین در این است که اینبار، ویژگی‌های محلی تصویر در برابر تغییرات مقیاس مقاوم بوده و حساسیت کمتری نسبت به نور و تغییرات هندسی سه بعدی دارند.

به منظور تطبیق بهینه میان مدل‌ها و تصاویر، ابتدا همه تصاویر را بر حسب ویژگی‌های *SIFT* بیان می‌کنند. هر ویژگی *SIFT* بیانگر برداری از اندازه‌گیری‌های محلی تصویر می‌باشد به طوری که نسبت به انتقال، تغییر مقیاس و چرخش، ثابت می‌باشد و در برابر تغییرات در نور و تغییر شکل‌های محلی تصویر، تقریباً ثابت می‌باشد. طبیعت محلی و چند مقیاسی بودن ویژگی‌ها، آنها را نسبت به نویز، شلوغی و انسداد، غیر حساس می‌سازد. فرایند به دست آوردن این ویژگی‌های پایدار با استفاده از تابع DoG ³ (رابطه 1) و هرم تصویر یا هرم لاپلاسین انجام می‌پذیرد. هر سطح در هرم، از تفاضل نمونه محو شده⁴ از نمونه اصلی تصویر (*DoG*) حاصل می‌گردد. این تصویر محو شده بار دیگر نمونه‌برداری می‌گردد تا سطح بعدی هرم را بسازد. این فرایند در شکل 4 به نمایش درآمده است.

$$\begin{aligned} D(x, y, S) &= (G(x, y, kS) - G(x, y, S)) * I(x, y) \\ &= L(x, y, kS) - L(x, y, S) \end{aligned} \quad (1)$$



شکل 4: هرم لاپلاسین [19]

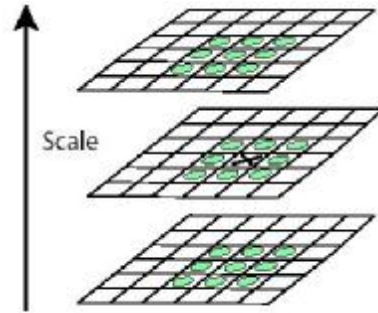
با مقایسه هر نقطه نمونه در مقیاس فعلی با تمام همسایگی-هایش در مقیاس بالایی و پایینی، اکسترم‌ها در هرم *DoG* آشکار می‌گردند.

³ Difference of Gaussian

⁴ Blurred

¹ Scale space

² Image keys



شکل 5: آشکارسازی اکسترمم‌ها در هرم *DoG* [19]

بعد از جمع آوری کامل اکسترمم‌ها، دو عمل زیر انجام می‌پذیرد:

1. اکسترمم ناپایدار که کنتراست پایینی دارد، حذف می‌شود.

2. اکسترمم‌های مربوط به لبه‌ها نیز حذف می‌گردد چرا که موجب ناپایداری کلیدهای تصویر می‌گردد.

4- نتایج شبیه‌سازی

به منظور مشاهده توانایی روش *SIFT* در نمایش اشیاء، شبیه‌سازی مورد نظر در محیط *MATLAB* انجام شده است. در ستون سمت راست شکل 6 (الف): تصویر اصلی، 6 (ب): تصویر امتداد یافته¹ به اندازه 110٪ به صورت افقی، 6 (ج):

¹ *Stretched*



(الف) تصویر اصلی و نقاط ویژگی آن.



(ب) تصویر امتداد یافته و نقاط ویژگی آن.



(ج) تصویر اریب و نقاط ویژگی آن.



(د) تصویری که همزمان هم اریب شده و هم امتداد یافته است و نقاط ویژگی آن.

شکل 6: ستون سمت راست: (الف): تصویر اصلی، (ب): تصویر امتداد یافته، (ج): تصویر اریب، (د): تصویری که همزمان هم اریب شده است و هم امتداد یافته است. ستون سمت چپ: نقاط ویژگی تصویر ستون سمت راست.

جدیدی به نام *SIFT* ارایه شده است که در بیشتر موارد کارآمدی بالاتری نسبت به دیگر روش‌های بررسی شده داشته و براساس دسته خاصی از ویژگی‌های محلی تصویر عمل می‌کند. همان طوری که در شبیه‌سازی انجام شده دیدیم این ویژگی‌ها نسبت به بعضی تغییرات سه بعدی هندسی، ثابت می‌باشند. در کاری که در این مقاله انجام شده است، یک تصویر نمونه و تصاویر تغییر شکل داده شده آن به همراه نقاط ویژگی مربوط به آنها مورد بررسی قرار گرفته است و نشان داده شده است که بیشتر از 90٪ از نقاط ویژگی تصاویر تغییر شکل داده شده با نقاط ویژگی تصویر اصلی همپوشانی دارد که نشان از توانایی بالای این روش در نمایش اشیای سه بعدی و در نتیجه تشخیص آنها دارد.

تصویر اریب¹ به اندازه 10 درجه به صورت افقی، 6 (د): تصویری که همزمان هم اریب شده است و هم امتداد یافته است به نمایش در آمده است. در ستون سمت چپ این شکل نیز، نقاط ویژگی تصاویر تغییر شکل داده شده مربوط به شکل‌های 6 (الف) تا 6 (د) به صورت ستاره‌های سفید نشان داده شده است. شبیه‌سازی انجام شده نشان داده است که بیشتر از 90٪ از نقاط ویژگی تصاویر تغییر شکل داده شده، با نقاط ویژگی تصویر اصلی همپوشانی دارد که گویای توانایی بالای این روش در نمایش اشیای و در نتیجه تشخیص آنها در تصویر می‌باشد. بنابراین همان طوری که گفته شد، دیده شده است که این ویژگی‌ها نسبت به تغییر مقیاس، انتقال و چرخش ثابت می‌باشند و همچنین با کمی تغییرات در نور نیز پایداری زیادی را از خود به نمایش می‌گذارند.

6- مراجع

- [1] D. G. Lowe, "Three-Dimensional Object Recognition From Two-Dimensional Image," Artificial Intelligence, 1987.
- [2] D. P. Huttenlocher and S. Ullman, "Recognizing Solid Object by Alignment With an Image," International Journal of Computer Vision, 1990.
- [3] M. Pontil and A. Verri, "Support Vector Machines for 3D Object Recognition," IEEE Trans. on

5- نتیجه‌گیری

در این مقاله، روش‌های مختلف تشخیص اشیای سه بعدی مورد بررسی قرار گرفت و مزایا و معایب هرکدام به طور کلی بیان شد. مشکل اساسی بیشتر روش‌های نام برده در این می- باشد که همزمان نسبت به تغییرات سه بعدی هندسی، تغییر مقیاس، انتقال و چرخش تصویر پایدار نمی‌باشند. در این زمینه برای رفع مشکلات ذکر شده، در سال‌های اخیر روش

¹ Skew

- Proceedings of 2001 International Symposium on intelligent Multimedia, video and Speech Processing , Hong Kong, 2001.
- [14] C. A. Waring and X. Liu, "*Face Detection Using Spectral Histograms and SVMs*," Trans. on Systems, Man, and Cybernetics-part B: Cybernetics, vol. 35, no. 3, IEEE, 2005.
 - [15] M. Pontil and A. Verri, "*Support Vector Machines for 3D Object Recognition*," Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 20, no. 6, June, IEEE, 1998.
 - [16] X. Liu, A. Srivastava, "*3D Object Recognition Using Perceptual Components*," IEEE, 2001.
 - [17] A. Koschan, S. Lee, and M. A. Abidi, "*Finding Objects in A 3D Environment by Combining Distance Measurement and Color Indexing*," Imaging, Robotics, and Intelligent Systems Laboratory Department of Electrical and Computer Engineering, IEEE, 2001.
 - [18] D. G Lowe, "*Object Recognition From Local Scale Invariant Features*," International Conference on Computer Vision, Corfu, Greece, pp. 150–1157, 1999.
 - [19] M. Brown and D. G.Lowe, "*Invariant Features From Interest Point Groups*," Department of Computer Science, University of British Columbia, Vancouver, Canada.
 - Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 20, no. 6, 1998.
 - [4] K. R. Müller, S. Mika, G. Rätsch, K. Tsuda, and B. Schölkopf, "*An Introduction to Kernel-based Learning Algorithms*," Trans. on Neural Networks, vol. 12, no. 2, IEEE, 2001.
 - [5] M. S. Bartlett, J. R. Movellan, and T. J. Sejnowski, "*Independent Component Representations for Face Recognition*," Trans. on Neural Networks, IEEE, 2002.
 - [6] P. C. Yuen and J. H. Lai, "*Independent Component Analysis for Face Images*," In Workshop on Biologically Motivated Computer Vision, pages 545-553, Seoul, Korea, IEEE, 2000.
 - [7] L. Zhao, S. Luo, L. Liao, "*3D Object Recognition and Pose Estimation Using Kernel PCA*," Proceedings of the Third International Conference on Machine Learning and Cybernetics, Shanghai, IEEE, 2004.
 - [8] V. Gouaillier and L. Gagnon, "*Ship Silhouette Using Principal Components Analysis*," Conference, Application of Digital Image Processing XX, San Diego, 1997.
 - [9] X. Liu and Q. Zhang, "*Spectral Histogram Representations for Visual Modeling*" Proceedings of the 32nd Applied Imagery Pattern Recognition, IEEE, 2003.
 - [10] S. R. Correa, L. G. Shapiro, "*A New Signature-based For Efficient 3-D Object Recognition*," IEEE, 2001.
 - [11] C. Yuan and H. Niemann, "*An Appearance Based Nearal Image Processing Algorithm For 3-D Object Recognition Transforms*," Chair for Pattern Recognition, University of Erlangen- Nuemberg, 2000.
 - [12] J. Posl and H. Niemann, "*Wavelet Features for Statistical Object Localization Without Segmentation*," Proceedings of the Intemationd Conference on Image Processing (ICIP97), vol. 3, pages 170-173, Santa Barbara, Califomia, October 1997.
 - [13] B. Zhang and Y. Guo, "*Face Recognition by Wavelet Domain Associative Memory*,"