

ارائه یک مدل فازی نقشه شناختی ربات متحرک با الهام از سلولهای جهت سر و مکانی با رویکرد کاهش ابعاد

حسام عمرانپور^۱، سعید شیری^۲

^۱ دانشگاه صنعتی امیرکبیر تهران، دانشکده مهندسی کامپیوتر و فن آوری اطلاعات، H.omranpour@aut.ac.ir

^۲ دانشگاه صنعتی امیرکبیر تهران، دانشکده مهندسی کامپیوتر و فن آوری اطلاعات، Shiry@aut.ac.ir

چکیده - در این مقاله یک مدل جدید برای نقشه ربات متحرک ارائه شده است. در این مدل از عملکرد سلولهای جهت سر در قشر *postsubiculum* الهام گرفته شده است. این مدل بر اساس اطلاعات بینایی ربات بنا نهاده شده است از اینرو ورودی مدل پیشنهادی تصویری است که ربات از محیط دریافت می کند. در مدل پیشنهادی لایه VI از قشر بینایی مغز، با استفاده از فیلتر گابور با توجه به اینکه بافت تصاویر را به عنوان خروجی می دهد، مدل شده است. هیستوگرام فیلتر گابور تصاویر به عنوان ویژگی های تصاویر مورد استفاده قرار می گیرند. از اینرو مدل می تواند در محیط های واقعی که حتی رنگ های محیط مشابه هستند به خوبی به کار گرفته شود. ابعاد داده های خروجی این لایه با استفاده از روش های کاهش بعد بدون ناظر، کاهش داده می شود. این مدل اولین مدلی است که با رویکرد کاهش بعد ارائه شده است. یکی از مشکلات مهم داده ها با ابعاد بالا، نفرین ابعادی است؛ لذا با استفاده از کاهش ابعاد، علاوه بر اینکه از حجم ذخیره سازی داده ها کاسته شود، بر این مشکل نیز فائق می آییم. از روش های کاهش ابعاد پایه مانند *Kernel-PCA*، *PCA*، *ISOMAP* و *MDS* برای کاهش ابعاد استفاده می شود. یکی دیگر از نوآوری های مدل، استفاده از مدل فازی خوشه بندی است. این مدل موجب می شود تا با استفاده از تعداد محدودی سلول جهت سر بتوانیم در مرحله غیرفازی سازی به درون یابی در یافتن جهت واقعی سر ربات پردازیم. در مدل های پیشین مانند مدل توکوناگا و میلرود با این محدودیت مواجه هستیم که فقط می توان به تعداد سلول های جهت سر، زاویه به عنوان خروجی تولید شود، اما در مدل پیشنهادی این مساله حل شده است. همچنین خروجی عملکرد این مدل برای سلول های جهت سر مشابه با خروجی واقعی سلول های جهت سر است که از آزمایش های تجربی روی مغز به دست آمده است. در نتایج پیاده سازی مدل پیشنهادی ارزیابی و با روش های دیگر مقایسه شده است که در بیشتر موارد به نتایج با دقت بالاتری دست یافته ایم.

کلید واژه ها- هیپوکمپ، کاهش ابعاد، نقشه، ربات متحرک، خوشه بندی فازی

نقشه برداری عبارت است از به دست آوردن مدلی از محیط ربات و مکان یابی، به دست آوردن وضعیت ربات در نقشه به دست آمده، تعریف می شود.

نقشه ها معمولاً برای هدایت و مکان یابی استفاده می شوند. برای تهیه نقشه، ربات ها بایستی به حسگرهایی مجهز باشند. این حسگرها به دو دسته کلی تقسیم می شوند؛ دسته اول حسگرهای تشخیص محیط مانند دوربین، لیزر و سونار هستند. دسته دوم حسگرهای حرکتی ربات و اطلاعات ادومتری^۱ است. به صورت معمول ربات متحرک به هر دو دسته حسگر مجهز می باشد. ممکن است در مواقعی، اطلاعات ادومتری قابل اطمینان نباشد و یا دارای خطا باشد و یا حتی اطلاعات ادومتری

۱. مقدمه

امروزه با پیشرفت تکنولوژی در علم رباتیک، شاهد ساخت ربات هایی هستیم که در کرات دیگر و یا در زیر آبها و اقیانوس ها و یا هر نقطه ناشناخته به طور خودگردان حرکت می کنند و در جستجوی جهان ناشناخته هستند. این ربات ها با توجه به اینکه از محیط، اطلاعاتی ندارند باید بتوانند در حال حرکت، نقشه محیط را بسازند و همچنین موقعیت خود را در هر لحظه درست تشخیص دهند، از اینرو مدلهایی با رویکردهای متنوع ارائه شده است [۱، ۲].

^۱ Odometry

که یک یال دو نقطه را به هم متصل می‌کند به این معناست که ربات می‌تواند مستقیماً از یک محل به محل دیگری برود. انگیزه اصلی در استفاده از نقشه‌های توپولوژیکی این است که محیط ممکن است ویژگی‌های غیرهندسی مهمی داشته باشد که ربات باید بتواند آنها را تشخیص دهد [۵].

در نقشه مفهومی ربات را به دو نوع دانش هندسی و معنایی پیرامون محیط مجهز می‌کنند [۶]. این دو نوع دانش، در این رویکرد، از طریق عمل لنگر اندازی^۷ به یکدیگر ربط داده می‌شوند. این عمل، نمادها (مثلاً تخت) را به داده دیگری که به همان موجودیت فیزیکی درون محیط اشاره می‌کند (مثلاً تصویری از یک اتاق)، مرتبط می‌کند.

در نقشه شناختی مدلی ارائه می‌شود که ربات هوشمند با استفاده از آن نقشه، محیط را مانند انسان درک کند. در نتیجه با استفاده از آن مانند انسان عمل کند. در این گونه نقشه‌ها مدل بر اساس آناتومی و عملکرد مغز ارائه می‌شوند. در واقع یک نوع مدل بیولوژیکی از عملکرد مغز برای ساخت نقشه هستند. در این نوع نقشه مدلی برای اجزاء تشکیل دهنده نقشه در مغز ارائه می‌شود. همچنین سعی بر این است که مدل، ساختار و عملکردی مانند مغز انسان داشته باشند.

دو نوع سلول در ساخت نقشه نقش اساسی به عهده دارند. سلول‌های مکانی که موقعیت را مشخص می‌کنند، سلول‌های جهت سر که نسبت به چرخش سر و جهت آن فعالیت نشان می‌دهند. شکل (۱)، الگوی فعالیت سلول‌های مکانی و جهت سر مغز یک موش را نشان می‌دهد [۷]. آزمایش به این صورت است که موش را در یک محیط رها کرده‌اند تا در مسیرهای متفاوتی حرکت کند. در طول حرکت موش، از فعالیت یک سلول مکانی و همچنین یک سلول جهت سر در مکان‌های متفاوت نمونه برداری شده است. شکل (۱-الف) خطوط مشکی نشان دهنده مسیر حرکتی موش است و نقاط قرمز نشان دهنده این است که این سلول مکانی در این قسمت‌ها فعال شده است که در واقع این قسمت از محیط توسط این سلول برای موش نگاشت می‌شود. شکل (۱-ب) نشان دهنده فعالیت سلول جهت سر موش می‌باشد. همان‌گونه که مشاهده می‌شود این سلول نسبت به یک بازه زاویه فعالیت نشان می‌دهد. این امر موجب می‌شود تا موش بتواند جهت حرکت خود را نیز در مغز خود ذخیره نماید.

را نداشته باشیم؛ در این مقاله مدل نقشه ای ارائه می‌شود که تنها از اطلاعات دوربین استفاده می‌کند و احتیاج به اطلاعات اودومتري ندارد. همچنین ممکن است در ابتدای حرکت ربات قرار داشته باشیم این مساله به ربات سرقت شده^۱ در رباتیک معروف است. هدف این مقاله ارائه مدلی است که توانایی حل این مساله را دارد. در کاربردهای رباتیک به‌طور کلی از چهار روش برای بازنمایی نقشه محیط استفاده می‌شود، که عبارتند از: نقشه متریک^۲، نقشه توپولوژیک^۳، نقشه مفهومی^۴ و نقشه شناختی^۵.

نقشه متریک یک نمایش مقیاس شده از محیط را نمایش می‌دهند. یکی از انواع نقشه متریک شبکه اشغال^۶ است که در آن محیط توسط یک شبکه گسسته نمایش داده می‌شود که در آن هر سلول یا توسط یک مانع اشغال شده است و یا اینکه خالی بوده و فضای آزاد به حساب می‌آید [۳، ۴]. این روش به خصوص در مواقعی که ربات علاوه بر اطلاعات اودومتري، مجهز به حسگرهای فاصله نظیر سونار است استفاده می‌شود، زیرا به روز کردن نقشه ساده‌تر است. در این روش هر سلول با یک شمارنده متناظر می‌شود، که مقدار آن در مواقعی که حسگر اندازه‌گیری، برای آن مقدار برمی‌گرداند، افزایش می‌یابد و در مواقعی که حسگر اندازه‌گیری از آن رد می‌شود، کاهش می‌یابد. نقشه‌های متریک فاصله‌های فیزیکی در محیط را حفظ می‌کند. ویژگی نقشه‌های متریک ساده بودن این نقشه‌ها و استفاده آسان از آنها می‌باشد. از معایب بزرگ این روش نیاز به حافظه زیاد می‌باشد. مشکل دیگر این روش مساله ربات سرقت شده است که برای حل آن احتیاج به حافظه زیاد و حجم محاسباتی بالا می‌باشد. در مواقعی که از اطلاعات بینایی برای ساخت نقشه استفاده می‌شود، این روش استفاده نمی‌شود؛ به این دلیل که باید در تصویر، عمق را تشخیص دهیم که حجم محاسبات زیادی دارد.

در نقشه‌های توپولوژیکی از اندازه‌گیری‌های هندسی محیط پرهیز می‌شود، در عوض بر مشخصاتی از محیط که برای مکان‌یابی ربات مهم است تاکید می‌شود. در حالت کلی، نقشه توپولوژیکی، یک گراف است که گره‌ها مکان‌های موجود در محیط ویال‌ها، مجاورت هر زوج از گره‌ها را نشان می‌دهد. وقتی

¹ Kidnapped Robot Problem

² Metric Map

³ Topologic Map

⁴ Semantic Map

⁵ Cognitive Map

⁶ Occupancy Grid

⁷ Anchoring

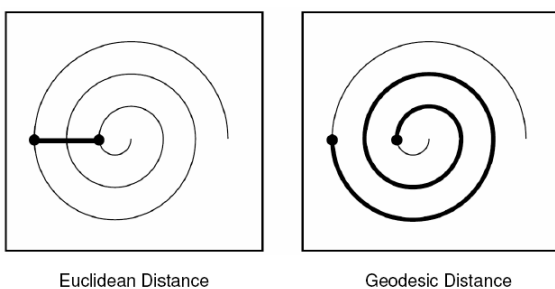
$$\text{objective} = W^T \text{Cov}(X)W \quad (1)$$

که در آن $\text{Cov}(X)$ ماتریس کواریانس دادگان ورودی X است. از نقاط قوت این الگوریتم می‌توان به این نکته اشاره کرد که پارامتری برای تنظیم ندارد. بهینه‌سازی بر اساس تکرار نیست، در بهینه محلی گیر نمی‌افتد و با حل معادله، پاسخ را خواهیم داشت. از ضعف‌های آن نیز می‌توان به این نکته اشاره کرد که نگاشت خطی را انجام می‌دهد و تنها از کواریانس که پراکندگی داده‌ها را نشان می‌دهد، استفاده می‌نماید.

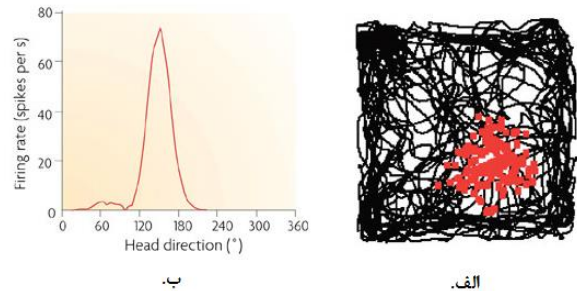
روش تغییر مقیاس چند بعدی (MDS) یک تکنیک خطی برای نگاشت داده‌های بعد بالا به داده‌های بعد پایین معرفی می‌کند [۹، ۱۰]. این نگاشت به گونه‌ای انجام می‌گیرد که فاصله هر جفت از نقاط در دو فضای بعد بالا و نگاشت یافته آن در بعد پایین، تا حد امکان یکسان بماند. تابع هدف رابطه (۲) باید کمینه گردد.

$$\varphi(Y) = \sum_{i,j} (\|x_i - x_j\| - \|y_i - y_j\|)^2 \quad (2)$$

که در آن $\|x_i - x_j\|$ فاصله اقلیدسی بین نقاط در بعد بالا و $\|y_i - y_j\|$ فاصله اقلیدسی بین نقاط در بعد پایین است. روش بعدی ISOMAP است که بر پایه MDS می‌باشد [۱۱]. از الگوریتم‌های عمومی است که سعی در حفظ ویژگی‌های کلی دادگان دارند. در این الگوریتم از فاصله ژئودزیک^۲ به عنوان معیار استفاده می‌شود. همان‌طور که در شکل مشاهده می‌شود این فاصله نزدیک‌ترین مسیر بر روی منحنی می‌باشد (شکل ۲).



شکل (۲): معیار ژئودزیک این فاصله نزدیک‌ترین مسیر بر روی منحنی می‌باشد اما معیار فاصله اقلیدسی بدون در نظر گرفتن محدودیت، فاصله را در نظر می‌گیرد [۱۱].



شکل (۱): فعالیت سلول‌های مکانی [۷]. جهت سر. الف- میدان مکانی معمولی ایجاد شده توسط سلول‌های مکانی. نمودار سایه‌رنگ مسیر حرکت موش را نشان می‌دهند و نقاط قرمز نشان‌دهنده نقاطی هستند که با قرار گرفتن موش در آن‌ها سلول مکانی فعال می‌شود. ب- فعالیت سلول جهت سر که در یک بازه زاویه فعالیت نشان داده است.

به‌طور معمول برای بازنمایی نقشه شناختی این سلول‌ها مدل می‌شوند. نقشه ارائه شده در این مقاله، یک نقشه شناختی است. این مدل بر اساس اطلاعات بینایی ربات بنا نهاده شده است. اطلاعات بینایی ربات دارای پیچیدگی می‌باشد. لذا به دست آوردن ویژگی‌های مناسب در آن یک مساله مهم به شمار می‌رود. ممکن است ویژگی‌هایی استفاده شوند که موجب شوند دقت مکان یابی ربات کم شود. لذا با رویکرد کاهش بعد به ارائه یک مدل نقشه شناختی پرداخته‌ایم. یکی از مشکلات مطرح در نقشه‌های مبتنی بر بینایی، حجم حافظه مصرفی می‌باشد. کاهش بعد مناسب موجب می‌شود تا علاوه بر اینکه از حجم ذخیره سازی داده‌ها اجتناب گردد، از ابعادی که موجب نفرین ابعادی و پراکندگی نامناسب داده‌ها می‌شوند نیز جلوگیری می‌نماید. سپس یک مدل خوشه بندی برای ارائه نقشه نهایی ارائه می‌شود. به دلیل اینکه استفاده از مدل‌های خوشه بندی معمولاً گسسته سازی انجام می‌دهند؛ لذا از یک روش فازی برای بدست آوردن مکان‌های میانی ارائه شده است، تا با همان تعداد خوشه‌های کم بتوان دقت مکان یابی را افزایش داد.

در ادامه به تحلیل روش‌های کاهش بعد می‌پردازیم. تحلیل مولفه‌های اساسی (PCA)^۱ روشی است که سعی در انتقال توزیع دادگان بر روی محورهای متعامد و در جهت حداکثر واریانس توزیع آن‌ها دارد [۸]. این روش توصیفی بر مبنای ساختار کلی توزیع دادگان دارد. در روش PCA هدف، یافتن نگاشت خطی W است به‌طوری که تابع هدف در رابطه (۱) بیشینه گردد.

² Multi-Dimensional Scaling
³ Geodesic

¹ Principal Component Analysis

حلقه‌ای^۲ می‌باشد. این شبکه خود سازمانده کوهونن حلقه‌ای نشان دهنده سلول‌های جهت سر است (شکل ۳). هر یک از مکان‌ها به تصاویر در جهت‌های مختلف تقسیم می‌شوند (۱۶ جهت). تصویر در هر جهت به یک نود شبکه خود سازمانده کوهونن داخلی تعلق می‌گیرد. نتایج این مدل نشان می‌دهد، هر سلول جهت سر به یک بازه خاص از زاویه فعالیت نشان می‌دهد (شکل ۴). بنا به گفته مقاله فقط در محیط شبیه-سازی قابل پیاده سازی و اجرا می‌باشد که یک ضعف بزرگ است. همچنین از هیستوگرام رنگ برای ویژگی‌ها استفاده کرده است که در محیطی که رنگ‌ها مشابه باشند نمی‌تواند به درستی عمل کند. سلول‌های جهت سر به مکان ارتباطی ندارند اما در مدل این بحث رعایت نشده است. همچنین مهم‌ترین ضعف این روش استفاده از اطلاعات ادومتری برای نگاشت است، علاوه بر آن ربات در مکانهای خاصی از پیش تعیین شده به صورت شبکه^۴ قرار می‌گیرد تا بتواند تمام محیط را بسازد.

۲.۲. مدل نقشه میلر فرد^۵

در این مدل سلول‌های مکانی بوسیله یک ماتریس سه بعدی نمایش داده می‌شوند که ابعاد اول و دوم نشان دهنده محورهای مختصات x و y و بعد سوم ان نمایانگر جهت است [14]. یک بخش دیگر نیز وجود دارد به نام دید محلی^۶، که با توجه به تصویر مشاهده شده در مکان خاص با هر سلول مکانی ارتباط برقرار می‌کنند. در واقع اجتماع این دو بخش نمایانگر موقعیت، جهت و همچنین مشاهدات در آن مکان می‌باشد (شکل ۵). در این مدل از هیستوگرام رنگ برای ویژگی استفاده شده است لذا در محیطی که رنگ‌ها مشابه باشند و همچنین در محیط واقعی، نمی‌تواند کار کند. این مدل توانایی کار در محیط پویا را ندارد. میلر فرد در [۱۵] از یک روش که بر پایه [۱۶] SIFT^۷ است، برای تناظر^۸ استفاده کرده است که در مغز این ویژگی وجود ندارد. در مدلی که وی ارائه کرده است، سلول‌های مکانی به جهت حساس گردیده و همچنین سلول‌های جهت سر به مکان حساس شده‌اند، که در مغز این گونه نیست. ضعف اصلی مدل اینجاست که بدون اطلاعات ادومتری مدل نمی‌تواند موقعیت ربات را تشخیص دهد.

دو راه مختلف برای اندازه‌گیری فاصله بین دو نقطه X_i و X_j وجود دارد. یک راه به دست آوردن فاصله بین مختصات آن دو نقطه می‌باشد. این روش شکل هندسی داده‌ها و همسایگی را نشان نمی‌دهد. روش دوم استفاده از گراف است. گراف نزدیک-ترین همسایگی بر اساس داده‌ها شکل گرفته و سپس به هر یال، وزنی بر اساس میزان شباهت نقطه‌های دو سر آن یال اختصاص داده می‌شود (به عنوان نمونه فاصله اقلیدسی). فاصله بین دو نود X_i و X_j با استفاده از مجموع وزن یال‌هایی که در مسیر X_i و X_j وجود دارد به دست می‌آید. فاصله ژئودزیک در گراف با محاسبه کوتاه‌ترین مسیر بین دو نود X_i و X_j به دست می‌آید. مساله کوتاه‌ترین مسیر با استفاده از برنامه نویسی پویا که توسط دایجسترا پیشنهاد شد، حل می‌گردد. ایزومپ به میزان زیادی به دقت به دست آوردن فاصله ژئودزیک در گراف بستگی دارد. الگوریتم ISOMAP ابتدا منیفولد دادگان را با ساختن گراف به دست می‌آورد. سپس فاصله بین نودهای گراف را با الگوریتم دایجسترا به دست آورده و در یک ماتریس D قرار می‌دهد. در نهایت روش MDS را روی ماتریس D پیاده می‌نماید.

در ادامه مقاله در بخش دوم به نقد و بررسی مهم‌ترین کارهای مرتبط می‌پردازیم. در بخش سوم مدل پیشنهادی خود را ارائه می‌کنیم، برای مدل‌سازی رفتار سلولهای جهت سر از یک سیستم فازی بهره برده ایم تا عملکردی مانند خروجی شکل (۱-ب) داشته باشد. در بخش چهارم نتایج تجربی بر روی ربات واقعی ارائه و بررسی می‌گردد.

۲. بررسی کارهای مرتبط

در این قسمت مهم‌ترین مدل‌های نقشه شناختی سال‌های اخیر را نقد و بررسی می‌کنیم.

۱.۲. مدل نقشه توکوناگا^۱

در این مدل [۱۲] از دو شبکه خود سازمانده کوهونن^۲ داخل هم [۱۳] استفاده شده است. مدلی برای سلول‌های مکانی و سلول‌های جهت سر ارائه شده است. یک شبکه خود سازمانده کوهونن دو بعدی که مشخص کننده سلول‌های مکانی است، در مختصات x و y قرار دارد. هر یک از نودهای این شبکه خود سازمانده کوهونن دارای یک شبکه خود سازمانده کوهونن

³ Ring Self Organizing Map

⁴ Grid

⁵ Milford

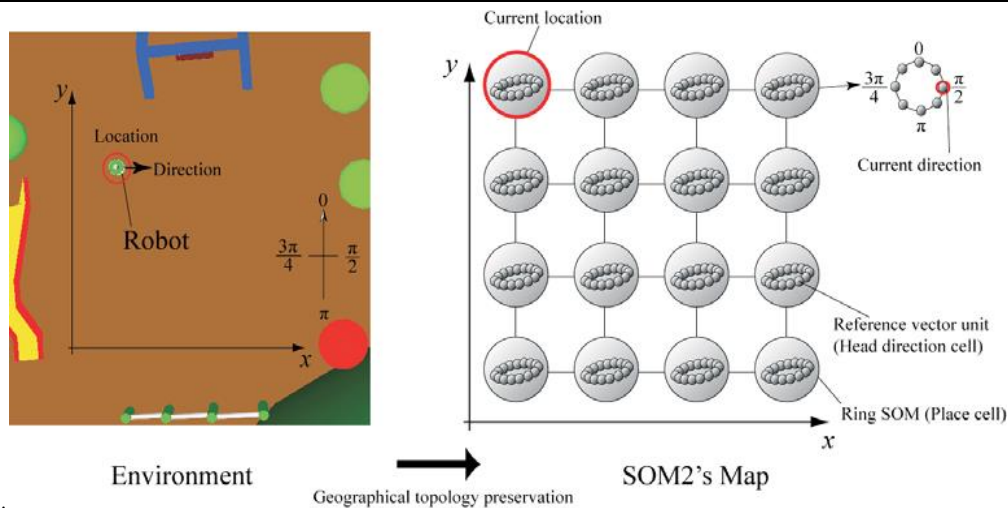
⁶ Local View

⁷ Scale-Invariant Feature Transform

⁸ Corresponding

¹ Tokunaga

² Self-Organizing Map (Som)



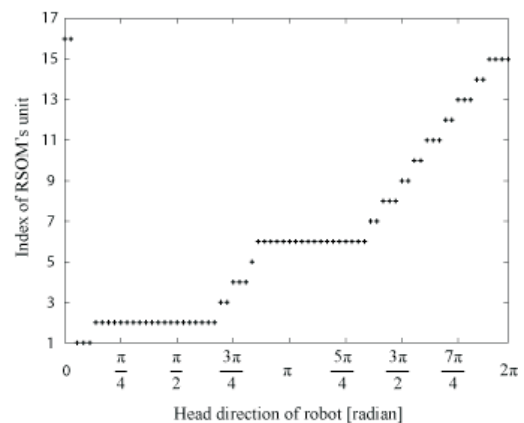
شکل (۳): محیط شبیه سازی برای ربات و نگاشت آنرا به شبکه خود سازمانده کوهونن نمایش می دهد [۱۲].

۳. مدل پیشنهادی

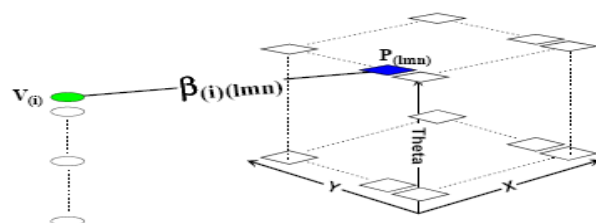
در این مقاله مدلی برای بازنمایی نقشه ربات متحرک ارائه می شود. این بازنمایی، یک مدل محاسباتی برای سلول های مهم مغز می باشد. در مغز، چند نوع سلول در ساخت نقشه نقش اساسی را به عهده دارند که مهم ترین آنها سلول های مکانی است که در هیپوکمپ قرار دارند. در شکل (۶) مسیرهای داده های اطلاعات بینایی به هیپوکمپ نشان داده شده است.

با توجه به مسیرهای اطلاعات بینایی به هیپوکمپ، در این مقاله بخش های V1، انتورینال و هیپوکمپ مدل می شوند (شکل ۷). سلول هایی در LEC^۱ قرار دارند که اطلاعات داده های محیط نظیر بافت را بازنمایی می کنند، لذا از آن برای تشخیص اشیاء استفاده می گردد. همان گونه که در شکل (۸) مشخص است هر یک از سلول های LEC به یک ویژگی خاص از محیط فعالیت نشان می دهند.

ایده روش به این صورت است که هر سلول LEC به یک ویژگی خاص فعالیت نشان می دهد، البته این ویژگی ها ویژگی های مهم هستند. لذا با استفاده از روش های کاهش ابعاد سلول های LEC را مدل می نمایم. با این مدل سازی سلول های LEC که در نقاط مختلف مقادیر متمایزی دارند را به دست می آوریم. روش های کاهش ابعادی که مورد استفاده قرار می گیرند عبارتند از: ISOMAP، PCA، Kernel-PCA و MDS ورودی مدل LEC از لایه V1 اطلاعات خروجی را دریافت می کند.

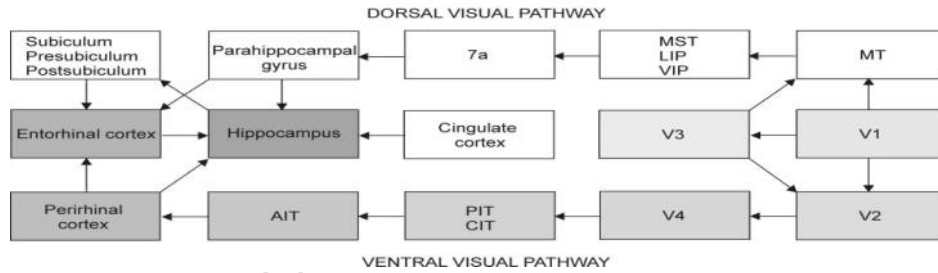
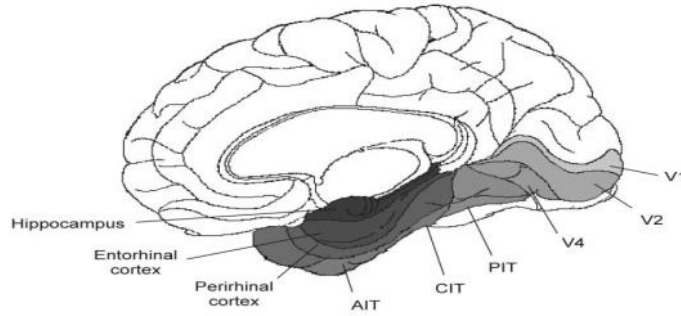


شکل (۴): سلول های جهت سر متفاوت در بازه های متنوع از خود فعالیت نشان می دهند. (ستون نمایانگر شماره سلول جهت سر که از خود فعالیت نشان داده می باشد و سطر نشان دهنده زاویه است.) [۱۲]

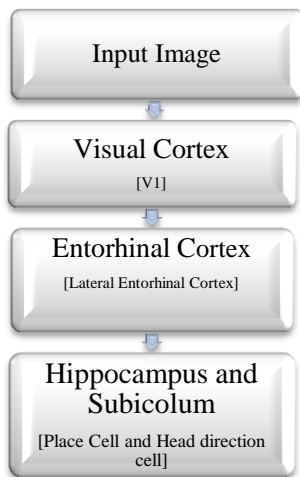


شکل (۵): مدل ارائه شده Rat SLAM، سلول های مکانی و جهت سر توسط یک ماتریس سه بعدی نمایش داده شده است، که با ویژگی هایی از تصویری که مشاهده می شود (Local View) ارتباط برقرار می کند. [۱۴]

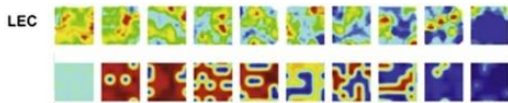
^۱ Lateral Entorhinal Cortex



شکل (۶): مسیرهای اطلاعات بینایی به هیپوکمپ [۱۷]



شکل (۷): شمای مدل ارائه شده



شکل (۸): سلولهای LEC که هر مربع نشان دهنده یک سلول است که مکانهای زرد و قرمز فعالیت این سلول را نشان می دهد. مشاهده می شود سلول در مناطق مختلف فعالیت نشان می دهد [۱۸].

در این مدل از IMU^۱ با استفاده از ادومتری و جهت ربات برای مدل سازی سیستم وستیبولار استفاده می شود. ورودی بینایی سلولهای جهت سر از خروجیهای LEC در نظر گرفته می شوند.

تصاویر متوالی که ربات از محیط دریافت می کند، به عنوان ورودیهای مدل می باشند. از ویژگیهای فیلتر گابور استفاده کرده ایم (رابطه ۳) که به خاطر شباهت آن با لایه V1 بینایی [۱۹] و تشخیص المانهای بافت تصاویر می باشد [۲۰، ۲۱].

$$g(x, y; \lambda, \theta, \varphi, \sigma, \gamma) = \exp\left(-\frac{x'^2 + \gamma^2 y'^2}{2\sigma^2}\right) \exp\left(2\pi \frac{x'}{\lambda} + \varphi\right) \quad (3)$$

$$x' = x \cos \theta + y \sin \theta, \varphi = 0, \gamma = 2$$

در رابطه فوق θ راستا، γ نسبت کشیدگی، σ طول موثر و λ فرکانس مکانی می باشند. با تغییر ویژگیهای λ و θ به فیلترهای متنوعی دست پیدا می کنیم [۲۲] که هر یک، یک ویژگی از تصویر را ارائه می دهند.

از هیستوگرام فیلتر گابور برای مدل سازی V1 استفاده می نماییم. خروجی این لایه به عنوان ورودی سلولهای LEC در نظر گرفته می شود.

سلولهای جهت سر دو ورودی دارند که عبارتند از ورودی سیستم بینایی و ورودی سیستم وستیبولار [۲۳]. دو حس وستیبولار وجود دارد که عبارتند از حس وزن که هر گونه تغییر وضعیت سر از خط عمودی جاذبه ای را تشخیص می دهد و حس شتاب که تغییرات سرعت خطی و تغییر جهت یعنی شتاب زاویه ای را تشخیص می دهد [۲۴].

¹ Inertia Measurement Units

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m x_k}{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m} \quad (7)$$

بعد از انجام خوشه بندی به روی داده‌ها، در فاز آموزش مراکز خوشه‌ها را در هر یک از سلول‌های جهت سر ذخیره می‌نماییم. سپس در فاز آزمایش داده‌ای که وارد می‌شود ابتدا میزان تعلق آن را به هر یک از مراکز خوشه‌ها (سلول‌های جهت سر) به دست می‌آوریم. سپس عمل نافازی‌سازی را انجام می‌دهیم تا مقدار زاویه این داده مشخص شود. قبل از عمل نافازی‌سازی به دلیل اینکه ممکن است مراکز به یکدیگر شبیه باشند و همچنین برای جلوگیری از نویز از روش برش α (رابطه ۸) استفاده می‌نماییم [۲۸]. سپس با استفاده از رابطه (۹) به نافازی‌سازی داده می‌پردازیم.

$$A_\alpha = \{x | \alpha_A(x) \geq \alpha\} \quad (8)$$

استفاده از نافازی‌سازی میانگین مراکز نسبت به نافازی‌سازی‌های مرکز ثقل و ماکزیمم این ویژگی را دارد که از نظر محاسباتی ساده و توجیه پذیر است همچنین تغییرات کوچک در مقدار مراکز خوشه‌ها و درجه عضویت، تغییر کوچکی در خروجی ایجاد می‌کند. لذا در این مقاله از روش نافازی‌سازی میانگین مراکز بهره برده‌ایم (رابطه ۹) [۲۷].

$$y^* = \frac{\sum_{i=1}^m \bar{y}^i u_i}{\sum_{i=1}^m u_i} \quad (9)$$

که \bar{y}^i مرکز i -امین مجموعه فازی (خوشه) و u_i درجه عضویت داده در این خوشه می‌باشد.

در مجموع در این قسمت یک مدل برای ساخت نقشه ربات متحرک ارائه شده است. از فیلتر گابور برای مدل کردن لایه VI قشر بینایی مغز و از کاهش ابعاد برای مدلسازی سلول‌های LEC بهره برده‌ایم. تصاویری که ربات از محیط جمع آوری می‌کند به عنوان ورودی فیلتر گابور هستند و خروجی فیلتر گابور به عنوان ورودی مدل کاهش بعد برای مدلسازی سلول‌های LEC استفاده شده است. سپس با استفاده از خوشه بندی Fuzzy-CMEANS مدلی برای ساخت سلول‌های مکانی و جهت سر ارائه شده است. خروجی مدل کاهش ابعاد به عنوان ورودی خوشه بندی مورد استفاده قرار می‌گیرد. در انتها برای مکان‌یابی ربات در نقشه بدست آمده، یک مدل نافازی‌سازی به روی مراکز خوشه‌ها ارائه شده است.

ممکن است هر یک از ورودی‌های سلول‌های جهت سر با خطا همراه باشد. در این مقاله مدلی پیشنهاد می‌شود که بتوان با ترکیب ورودی‌ها از خطای مجموعه کاست. این قسمت از مدل‌سازی برای سلول‌های جهت سر و سلول‌های مکانی از نظر شماتیک مشابه با مدل توکوناگا است (شکل ۳). اما در این روش از خوشه بندی KMEANS به جای SOM استفاده شده است. همچنین برای مدل‌سازی سلول‌های جهت سر از یک مدل جدید مبتنی بر روش Fuzzy-CMEANS استفاده می‌شود [۲۵]. تعداد خوشه‌ها در مدل پیشنهادی به صورت خودکار مشخص نمی‌شود و ربات هر چه حافظه بیشتری داشته باشد می‌توان تعداد خوشه‌های بیشتری را در نظر بگیریم، تا دقت نقشه و مکان‌یابی افزایش یابد. لذا در آزمایش‌های انجام شده، نتایج با تعداد خوشه‌های متفاوت ارائه شده است.

در این الگوریتم [۲۵]، تعداد خوشه‌ها (c) از قبل مشخص شده است. تابع هدفی که برای این الگوریتم تعریف شده است به صورت زیر می‌باشد:

$$J = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n u_{ik}^m d_{ik}^2 = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n u_{ik}^m \|x_k - v_i\|^2 \quad (4)$$

در رابطه فوق m یک عدد حقیقی بزرگتر از ۱ است که در اکثر موارد برای m عدد ۲ انتخاب می‌شود. X_k نمونه k ام است و v_i نماینده یا مرکز خوشه i ام است. U_{ik} میزان تعلق نمونه i ام در خوشه k ام را نشان می‌دهد. علامت $\|*\|$ میزان تشابه نمونه از مرکز خوشه می‌باشد که می‌توان از هر تابعی که بیانگر تشابه نمونه و مرکز خوشه باشد را استفاده کرد. از روی U_{ik} می‌توان یک ماتریس U تعریف کرد که دارای c سطر و n ستون می‌باشد و مولفه‌های آن هر مقداری بین ۰ تا ۱ را می‌توانند اختیار کنند. اگر تمامی مولفه‌های ماتریس U به صورت ۰ و ۱ باشند الگوریتم مشابه c میانگین کلاسیک خواهد بود. با اینکه مولفه‌های ماتریس U می‌توانند هر مقداری بین ۰ تا ۱ را اختیار کنند اما مجموع مولفه‌های هر یک از ستون‌ها باید برابر ۱ باشد و داریم:

$$\sum_{i=1}^c u_{ik} = 1, \forall k = 1, \dots, n \quad (5)$$

معنای این شرط این است که مجموع تعلق هر نمونه به c خوشه باید برابر ۱ باشد. با استفاده از شرط فوق و مینیمم کردن تابع هدف خواهیم داشت:

$$u_{ik} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left(\frac{d_{ik}}{d_{jk}} \right)^{2/(m-1)}} \quad (6)$$

۴. نتایج پیاده سازی

در این قسمت به ارائه نتایج پیاده‌سازی مدل پیشنهادی و مقایسه آن با روش‌های پیشین و همچنین مقایسه خروجی آن با خروجی سلول‌های جهت سر واقعی می‌پردازیم. از پایگاه داده [۲۸] برای آزمایش مدل استفاده شده است. این پایگاه داده شامل تصاویر پانورامیک با دوربین تمام جهته می‌باشد. تصاویر با کنترل ربات و حرکت آن در محیط اطراف دانشگاه جمع‌آوری شده است. هر تصویر دارای تصاویر با ابعاد 618×2048 پیکسل در فضای قرمز سبز آبی (RGB) است. هر پیکسل عددی بین ۰ تا ۲۵۵ دارد. از اینرو هر پیکسل دارای فضای 3×256 می‌باشد. هر تصویر شامل اطلاعات 360° درجه دور ربات است. در شکل (۹) یکی از این تصاویر ارائه شده است. برای گسسته سازی هر تصویر را به 360° تصویر در 360° جهت، بخش بندی و هر یک را ذخیره می‌کنیم. اگر اطلاعات بینایی یک انسان را در یک نقطه با تغییر زاویه یک درجه ذخیره کنیم این اطلاعات دارای همپوشانی می‌باشند. دو تصویر مجاور هم دارای اشتراک در بخشی از تصاویر می‌باشد. در مدل پیشنهادی نیز این امر در نظر گرفته شده است. این بخش بندی در مدل به این صورت است که هر تصویر به پنجره‌های دارای اشتراک با هم در نظر گرفته می‌شود (شکل ۱۰).

بعد از گسسته‌سازی تصاویر، در هر مکان 360° تصویر در زوایای متفاوت وجود دارد. با استفاده از فیلتر گابور (رابطه ۳) ناحیه VI را مدل می‌کنیم. در پیاده سازی رابطه ۳، θ به 24° قسمت (هر 7.5° درجه) تقسیم می‌شود و از 12 مقدار برای λ استفاده می‌گردد. در نتیجه 288 ویژگی متفاوت خواهیم داشت؛ هر ویژگی را به بازه $1-10$ نرمال می‌کنیم. آنرا به 100 قسمت تقسیم می‌کنیم و در نهایت 100 ویژگی برای هر زوج λ و θ خواهیم داشت. در واقع با این عمل از هیستوگرام آن به عنوان خروجی این لایه استفاده می‌کنیم تا بتوانیم تصاویر مختلف را در فضای ویژگی مناسب جهت مقایسه قرار دهیم. در این صورت 28800 ویژگی متفاوت خواهیم داشت.

بعد از انجام این مرحله از روش‌های کاهش بعد PCA، Kernel PCA، ISOMAP و MDS برای کاهش ابعاد داده‌ها و دوری از نفرین ابعادی، استفاده می‌شود. تعداد ابعاد کاهش یافته در تمامی آزمایش‌ها به اندازه تعداد خوشه‌ها می‌باشد، با این دیدگاه که برای جداسازی هر خوشه از بقیه خوشه‌ها حداقل به یک بعد جداساز خاص این خوشه نیاز است. خروجی این قسمت به‌عنوان ورودی سلول‌های جهت سر در نظر گرفته می‌شود.

سپس از روش Fuzzy C-Means برای مدل سازی سلول‌های جهت سر استفاده می‌شود. برای محاسبه خروجی در مرحله نافازی سازی برای جلوگیری از خطا از برش α و سپس از رابطه (۹) بخش قبل استفاده شده است.

برای معیار ارزیابی از دو رابطه 10 و 11 برای پیوستگی داده‌های هر خوشه و همچنین جدایی پذیری خوشه‌ها از هم استفاده می‌شود [۲۹]. که رابطه (۱۰) نشان دهنده مجموع توان دوم فاصله داده‌های یک خوشه به هم است (WSS^۱). هر چه این مقدار کوچکتر باشد به این معنا است داده‌های هر خوشه به یکدیگر نزدیک و مشابه هستند. رابطه 11 نشان دهنده میزان فاصله مرکز هر خوشه به خوشه‌های دیگر است (BSS^۲). خوشه بندی هر چه این فاصله بیشتر باشد جدایی پذیری خوشه‌ها بیشتر می‌شود و دقت آن بیشتر می‌شود [۳۰، ۳۱].

$$WSS = \sum_{i=1}^k \sum_{x \in C_i} (x - m_i)^2 \quad (10)$$

$$BSS = \sum_{i=1}^k |C_i| (m - m_i)^2 \quad (11)$$

m_i نشان دهنده مرکز خوشه i ، k نشان دهنده تعداد خوشه‌ها و m نشان دهنده میانگین تمام داده‌ها است. در رابطه (۱۱)، $|C_i|$ نشان دهنده اندازه خوشه i است. این پارامتر موجب می‌شود تا خوشه‌هایی که داده‌های بیشتری دارند تأثیرشان نیز بیشتر شود.

این دو معیار متناسب با دقت موقعیت‌یابی ربات است به این صورت که هر چه مقدار BSS بزرگتر و مقدار WSS کوچکتر باشد به دقت بیشتری دست می‌یابیم.

یک معیار جدید در این مقاله برای مقایسه آزمایش‌ها، ارائه شده است. در این معیار میزان فاصله زاویه خروجی مدل با زاویه واقعی محاسبه می‌شود. مجموع قدر مطلق اختلاف زوایای واقعی و پیش بینی شده توسط مدل در این رابطه محاسبه می‌شود. هر چه این مقدار کوچکتر باشد به دقت بیشتری دست می‌یابیم.

$$AbsError = \sum_{i=1}^{360} |x_i - x'_i| \quad (12)$$

که x_i زاویه واقعی و x'_i زاویه پیش بینی شده توسط مدل می‌باشد.

¹ Within Cluster Sum Of Squares

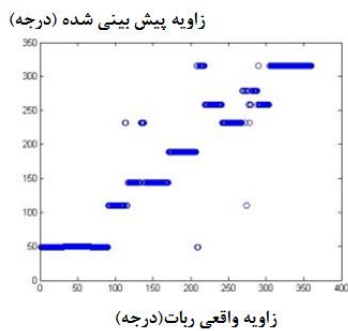
² Between Cluster Sum of Squares



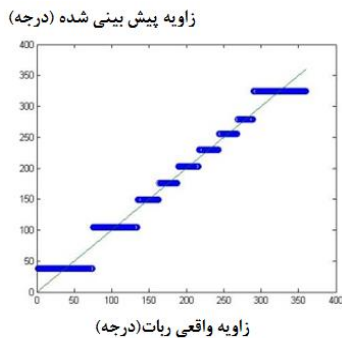
شکل (۹): تصویر پانورامیک با دوربین تمام جهته دریافت شده از محیط توسط ربات [۲۸].



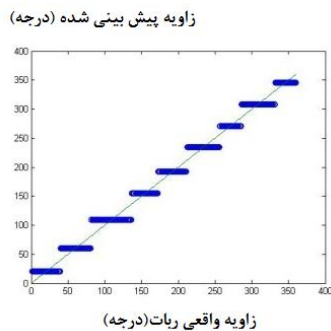
شکل (۱۰): پنجره بندی تصاویر به ۳۶۰ تصویر در ۳۶۰ درجه



الف.



ب.



پ.

شکل (۱۱): الف. مدل توکوناگا- هیستوگرام رنگ به عنوان ویژگی و SOM به عنوان ابزار خوشه بندی؛ ب. مدل پیشنهادی- هیستوگرام

در ادامه در ابتدا به بررسی مدل V1 و همچنین مدل LEC پیشنهادی می پردازیم. از اینرو مدل پیشنهادی را با استفاده از هیستوگرام فیلتر گابور و بدون کاهش ابعاد و با کاهش ابعاد، با استفاده از روش k-means خوشه بندی می کنیم. نتایج این آزمایش به همراه نتایج روش توکوناگا که بر پایه هیستوگرام رنگ و SOM است، در جدول (۱) و شکل (۱۱) ارائه شده است. تعداد خوشه ها برای زوایا ۹ خوشه و در کاهش ابعاد، ۲۸۸۰۰ ویژگی را به ۹ بعد کاهش می دهیم.

همان گونه که در جدول (۲) و شکل (۱۱) مشاهده می شود مدل توکوناگا به علت استفاده از هیستوگرام رنگ نتوانسته پاسخ مناسبی تولید کند. همچنین مدل پیشنهادی با فیلتر گابور به پاسخ بهتری رسیده است. اما با استفاده از کاهش بعد توانستیم ابعاد نامناسب را حذف نماییم و به دقت بالاتری دست یابیم.

جدول (۱): نتایج پیاده سازی برای ۹ خوشه و کاهش بعد به ۹ بعد الف- مدل توکوناگا، هیستوگرام رنگ به عنوان ویژگی و SOM به عنوان ابزار خوشه بندی

ب- مدل پیشنهادی، هیستوگرام فیلتر گابور به عنوان ویژگی و KMeans به عنوان ابزار خوشه بندی بدون استفاده از کاهش ابعاد
ج- مدل پیشنهادی، هیستوگرام فیلتر گابور به عنوان ویژگی و KMeans به عنوان ابزار خوشه بندی با استفاده از کاهش ابعاد PCA

| مدل | WSS | BSS | AbsError |
|-----|--------|---------|----------|
| الف | 422220 | 3465700 | 8562 |
| ب | 90443 | 3797500 | 4539 |
| ج | 53553 | 3834417 | 3736 |

جدول(۳): نتایج پیاده سازی مدل با تعداد خوشه‌های متفاوت

| تعداد خوشه ها | روش کاهش بعد | WSS | BSS | Abserror |
|---------------|--------------|--------------|----------------|-------------|
| 18 | PCA | 15139 | 3872800 | 1191 |
| 18 | ISOMAP | 14324 | 3873646 | 1102 |
| 27 | PCA | 10500 | 3877500 | 927 |
| 27 | ISOMAP | 8394 | 3879600 | 888 |
| 36 | PCA | 4766 | 3883200 | 672 |
| 36 | ISOMAP | 4626 | 3883300 | 640 |

همان‌گونه نتایج نشان می‌دهد هر چه تعداد خوشه‌ها بیشتر باشد بازه‌ی درجه‌ای که یک سلول جهت سر در مدل پیشنهادی کوچکتر و دقیق‌تر خواهد بود. نتایج نشان دهنده عملکردی مانند عملکرد سلول‌های جهت سر واقعی (شکل ۱-ب) است. همان‌گونه که در جدول (۳) مشاهده می‌شود، در تمام موارد روش ISO-MAP بهتر از PCA عمل کرده است. و این نشان دهنده غیر خطی بودن فضای دادگان می‌باشد. همچنین با افزودن تعداد خوشه‌ها از خطا کاسته می‌شود. البته هر چه تعداد خوشه‌ها بیشتر شود نیاز به حافظه بیشتری برای ذخیره سازی خواهیم داشت. لذا با توجه به حافظه‌ای که در اختیار داریم می‌توانیم تعداد خوشه‌ها را انتخاب نماییم.

۵. نتیجه گیری

در این مقاله مدلی برای نقشه ربات متحرک ارائه شده است. این مدل بر اساس سلول‌های LEC و سلول‌های جهت سر و سلول‌های مکانی ارائه شده است. از این رو که هر سلول LEC به یک ویژگی خاص فعالیت نشان می‌دهد از روش‌های کاهش ابعاد برای مدل کردن LEC بهره برده‌ایم. تصاویر تمام جهت متوالی که ربات از محیط دریافت می‌کند، به عنوان ورودی‌های مدل می‌باشند. از ویژگی‌های فیلتر گابور استفاده کرده‌ایم که به خاطر شباهت آن با لایه V1 بینایی و تشخیص المان‌های بافت تصاویر می‌باشد. در مدل فازی ارائه شده از برش آلفا جهت افزایش دقت و خوشه‌بندی فازی و همچنین نافازی‌سازی میانگین مراکز استفاده شده است. ویژگی بارز این روش نافازی-سازی، این است که تغییرات کوچک در مقدار مراکز خوشه‌ها و درجه عضویت، تغییر کوچکی در خروجی ایجاد می‌کند. در نتایج آزمایشی مشاهده شد که خروجی مدل فازی ارائه شده با خروجی واقعی سلول‌های جهت سر مشابه است. نتایج بر روی ربات واقعی تست شده و مشاهده شده است که دو روش کاهش بعد PCA و ISOMAP نسبت به روش‌های دیگر به

فیلتر گابور به عنوان ویژگی و KMeans به عنوان ابزار خوشه بندی بدون استفاده از کاهش ابعاد؛ پ. مدل پیشنهادی- هیستوگرام فیلتر گابور به عنوان ویژگی و KMeans به عنوان ابزار خوشه بندی با استفاده از کاهش ابعاد PCA؛

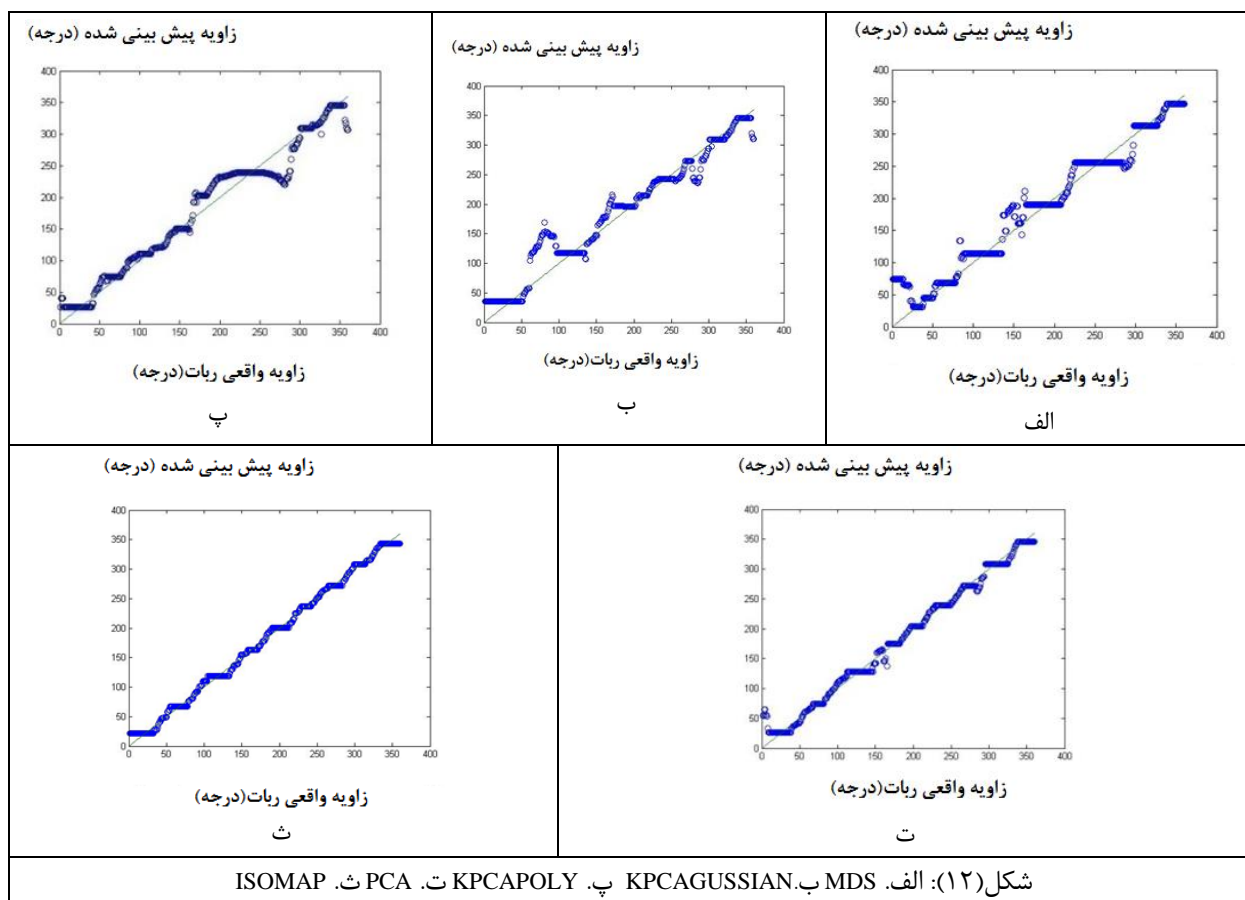
مدل پیشنهادی با کاهش ابعاد به دقت بیشتری رسیده است. در ادامه برای مقایسه کارایی روش‌های کاهش ابعاد در مدل پیشنهادی به پیاده سازی مدل با هیستوگرام فیلتر گابور به عنوان ویژگی و Fuzzy-CMeans به عنوان ابزار خوشه با استفاده از روش‌های کاهش ابعاد پرداخته ایم. نتایج این پیاده سازی در جدول (۲) و شکل (۱۲) ارائه شده است. همان‌گونه که در جداول (۱و۲) و مشاهده می‌شود با استفاده از خوشه بندی فازی و نافازی سازی کاهش ابعاد PCA توانسته از مقدار خطای ۴۵۳۹ به ۲۶۶۴ برسد. این نشان دهنده عملکرد مناسب خوشه بندی فازی می‌باشد. همچنین همان‌گونه که در جدول (۲) و شکل (۱۲) مشاهده می‌شود، روش کاهش بعد ISO-MAP توانسته نسبت به سایر روش‌ها به دقت بهتری دست یابد. به این دلیل که از فاصله ژنودزیک استفاده می‌کند و همسایگی محلی را در نظر می‌گیرد.

جدول(۲): نتایج پیاده سازی مدل با استفاده از روشهای کاهش بعد

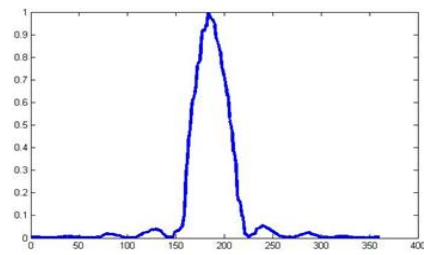
| روش کاهش بعد مورد استفاده در مدل پیشنهادی | WSS | BSS | AbsError |
|---|--------------|----------------|-------------|
| MDS | 271860 | 3616110 | 5474 |
| Kernel-PCA (Gaussian Kernel) | 164850 | 3723100 | 5734 |
| Kernel-PCA (Polynomial Kernel) | 172560 | 3715400 | 4959 |
| PCA | 53345 | 3834625 | 2664 |
| ISO-MAP | 52160 | 3835810 | 1879 |

آزمایش بعدی با هدف بررسی تاثیر تعداد خوشه‌ها در نتایج پیاده سازی می‌باشد. با توجه به اینکه دو روش کاهش بعد PCA و ISOMAP نتایج با دقت بیشتری از سایر روش‌ها ارائه کرده‌اند (جدول ۲ و شکل ۱۲)، لذا به بررسی این دو روش می‌پردازیم. نتایج این آزمایش در جدول (۳) و شکل (۱۳) ارائه شده است.

دقت بالاتری دست یافته اند. همچنین مدل ارائه شده در مقایسه با مدل‌های پیشین نیز به نتایج بهتری دست یافته است. با استفاده از کاهش بعد توانستیم ابعاد نامرتب را حذف کنیم و به دقت بالاتری برسیم. همچنین با استفاده از هیستوگرام فیلتر گابور توانستیم با تشخیص بافت تصاویر به نتایج بهتری از روش‌های مبتنی بر هیستوگرام رنگ برسیم.



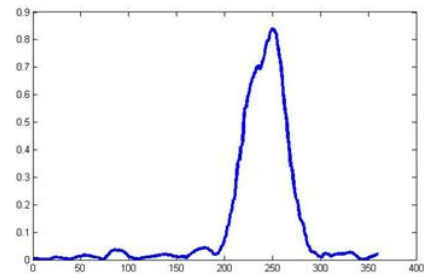
درجه عضویت



زاویه واقعی ربات (درجه)

ب. ۹ خوشه روش ISOMAP

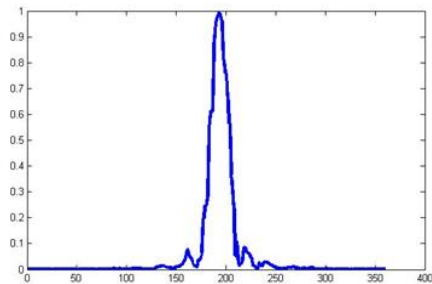
درجه عضویت



زاویه واقعی ربات (درجه)

الف. ۹ خوشه روش PCA

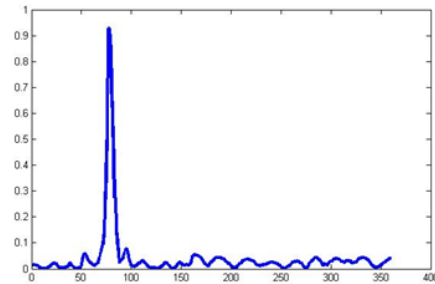
درجه عضویت



زاویه واقعی ربات (درجه)

ت. ۱۸ خوشه روش ISOMAP

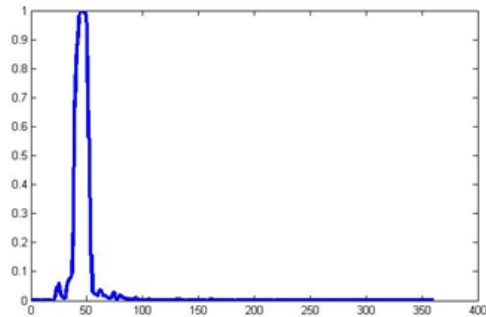
درجه عضویت



زاویه واقعی ربات (درجه)

پ. ۱۸ خوشه روش PCA

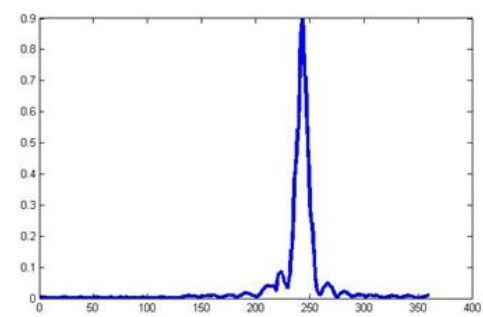
درجه عضویت



زاویه واقعی ربات (درجه)

ج. ۲۷ خوشه روش ISOMAP

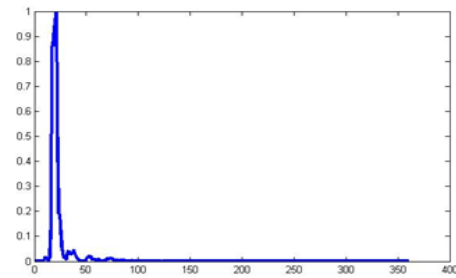
درجه عضویت



زاویه واقعی ربات (درجه)

ث. ۲۷ خوشه روش PCA

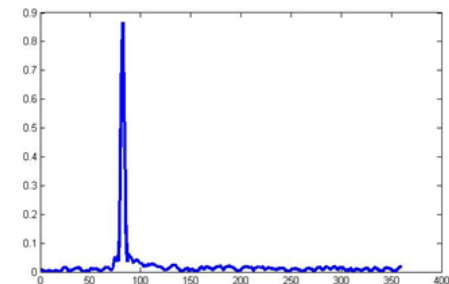
درجه عضویت



زاویه واقعی ربات (درجه)

ح. ۳۶ خوشه روش ISOMAP

درجه عضویت



زاویه واقعی ربات (درجه)

چ. ۳۶ خوشه روش PCA

شکل (۱۳): نتایج پیاده سازی مدل با تعداد خوشه های متفاوت

مراجعه

- [23] L.M. Giocomo, T. Stensola, T. Bonnevie, T. Van Cauter, M. Moser, and E. Moser, "Topography of head direction cells in medial entorhinal cortex." *Current Biology*, 24(3), (2014), pp. 252-262.
- [24] R. Yoder, and J. Taube, "The vestibular contribution to the head direction signal and navigation." *Frontiers in integrative neuroscience*, 8, (2014).
- [25] N. Pal, and J. Bezdek, "On cluster validity for the fuzzy c-means model." *Fuzzy Systems, IEEE Transactions on*, 3(3), (1995), pp. 370-379.
- [26] M. Mohammadi, S. Iranmanesh, R. Tavakkoli-Moghaddam, and M. Abdollahzadeh, "Hierarchical Alpha-cut Fuzzy C-means, Fuzzy ARTMAP and Cox Regression Model for Customer Churn Prediction." *International Journal of Engineering-Transactions C: Aspects*, 27(9), 1405, (2014).
- [27] W. Kosinski, P. Prokopowicz, and A. Rosa, "Defuzzification functionals of ordered fuzzy numbers." *Fuzzy Systems, IEEE Transactions on*, 21(6), (2013), pp. 1163-1169.
- [28] M. Smith, I. Baldwin, W. Churchill, R. Paul, and P. Newman, "The New College Vision and Laser Data Set," <http://www.robots.ox.ac.uk/NewCollegeData/>
- [29] M. Halkidi, Y. Batistakis and M. Vazirgiannis, "On Clustering Validation Techniques", *Journal of Intelligent Systems*, vol. 17:2/3, (2001), pp 107-145.
- [30] G. Tsekouras and H. Sarimveis, "A new approach for measuring the validity of the fuzzy c-means algorithm", *Advances in Engineering Software* 35 (2004), pp. 567-575.
- [31] N. Zahid, M. Limouri and A. Essaid, "A new cluster-validity for fuzzy clustering", *Pattern Recognition* 32 (1999), pp.1089-1097.
- [1] H. Omranpour, S. Shiry and Sh. Gharibzadeh "Environment Multiple Layer Map, Inspired From Hippocampus Function" *Journal Of Neuropsychiatry And Clinical Neurosciences*, vol. 24,no. 3 , (2012), pp. 10001.
- [2] B. Fan Chen and Z. Xing Cai, "Research on Mobile Robot SLAM in Dynamic Environment", *Applied Mechanics and Materials*, (2011), pp 232-238.
- [3] Y. Choi, and S. Oh, "Visual sonar based localization using particle attraction and scattering," In *IEEE International Conference Mechatronics and Automation*, (2005).
- [4] J. Gutmann, M. Fukuchi, and M. Fujita, "A floor and obstacle height map for 3D navigation of a humanoid robot," In *Robotics and Automation, ICRA ,IEEE*, (2005), pp.1066-1071.
- [5] R. Siegwart and I. Nourbakhsh "Introduction to Autonomous Mobile Robots" (2004).
- [6] C. Galindo, A. Saffiotti, S. Coradeschi, P. Buschka, J. Fernandez-Madrigo, J. Gonzalez, "Multi-hierarchical semantic maps for mobile robotics," in: *Proc. IEEE/RSJ Intl. Conf. Intelligent Robots and Systems, IROS '05, Edmonton, Canada*, (2005), pp. 3492-3497.
- [7] K. J. Jeffery and N. Burgess, "A Metric for Cognitive Map: Found At Last?," *Trends in Cognitive Sciences*, Elsevier, vol. 10, Jan. (2006), pp. 1-3.
- [8] H. Hotelling. "Analysis of a complex of statistical variables into principal components." *Journal of Educational Psychology*, 24, (1933), pp. 417-441.
- [9] J.B. Kruskal." Multidimensional scaling by optimization goodness of fit to a nonmetric hypothesis", *Psychometrika*, vol. 29, (1964), pp.1-27.
- [10] T. Cox and M. Cox. "Multidimensional scaling. ", Chapman & Hall, London, UK, 1994.
- [11] A. John and M. Verleysen, "Nonlinear Dimensionality Reduction", Springer, (2007).
- [12] K. Tokunaga and T. Furukawa. "Building a cognitive map using an SOM2 ", *Journal of Automation, Mobile Robotics & Intelligent Systems (JAMRIS)*, Vol.4, No.2, (2010), pp.39-47 .
- [13] T. Furukawa. "SOM of SOMs", *Neural Networks* , vol. 22, issue 4, (2009), pp. 463-478.
- [14] M. J. Milford, "Robot Navigation from Nature", Springer-Verlag, March (2008).
- [15] M. J. Milford, g. F. Wyeth, "Mapping A Suburb With A Single Camera Using A Biologically Inspired Slam System", *IEEE Transactions On Robotics*, Vol. 24, No. 5, October (2008)
- [16] Z. Ancan, and T. Telekom, "Scale Invariant Features and Polar Descriptors in Omnidirectional Images, *Image Processing, IEEE Transactions*, Issue:99, (2012).
- [17] M. Tsanov and D. Manahan-vaughan "Synaptic Plasticity From Visual Cortex To Hippocampus: Systems Integration In Spatial Information Processing" *The Neuroscientist*, Number 6, (2008).
- [18] R. o-Costa, J. E. Lisman, and P. F. Verschure, "The mechanism of rate remapping in the dentate gyrus," *Neuron*, vol. 68, no. 6, (2010), pp. 1051-1058.
- [19] J. Jones, and L. Palmer "An evaluation of the two-dimensional Gabor filter model of simple receptive fields in cat striate cortex." *Journal of Neurophysiology*, (1987).
- [20] D. Dunn, and W. Higgins, "Optimal Gabor filters for texture segmentation." *IEEE Transactions on Image Processing*, (1995), pp. 947- 964.
- [21] T. Weldon, W. Higgins and D. Dunn, "Efficient Gabor filter design for texture segmentation," *Pattern Recogn.*, vol. 29, no. 12, (1996), pp. 2005-2015.
- [22] A. K. Jain and F. Farrokhnia , "Unsupervised Texture Segmentation using Gabor Filters," <http://note.sonots.com/SciSoftware/GaborTextureSegmentation.html>