

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

حسام عمرانپور<sup>۱</sup>، سعید شیری (نویسنده مرتبط)<sup>۲</sup>

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

<sup>۲</sup> 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 ویژگیهای تصاویر مورد استفاده قرار می گیرند. از اینرو مدل می تواند در محیطهای واقعی که حتی رنگهای محیط مشابه هستند به خوبی به کار گرفته شود. ابعاد داده های خروجی این لایه با استفاده از روشهای 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 روشهای کاهش ابعاد پایه مانند *Kernel-PCA*، *ISOMAP*، *PCA* و *MDS* و برای کاهش ابعاد استفاده می شود.

یکی دیگر از نوآوریهای مدل، استفاده از مدل فازی خوشه بندی است. این مدل موجب میشود تا با استفاده از تعداد محدودی سلول جهت سر بتوانیم در مرحله غیرفازی سازی به درونبایی در یافتن جهت واقعی سر ربات پردازیم. در مدلهای پیشین مانند مدل توکوناگا و میلرود با این محدودیت مواجه هستیم که فقط میتوان به تعداد سلولهای جهت سر، زاویه به عنوان خروجی تولید شود، اما در مدل پیشنهادی این مساله حل شده است. همچنین خروجی عملکرد این مدل برای سلولهای جهت سر مشابه با خروجی واقعی سلولهای جهت سر است که از آزمایشهای تجربی روی مغز بدست آمده است. در نتایج پیاده سازی مدل پیشنهادی ارزیابی و با روشهای دیگر مقایسه شده است که در بیشتر موارد به نتایج با دقت بالاتری دست یافته ایم.

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

نقشه‌ها معمولاً برای هدایت و مکان‌یابی استفاده می‌شوند.

برای تهیه نقشه، ربات‌ها بایستی به حسگرهایی مجهز باشند. این حسگرها به دو دسته کلی تقسیم می‌شوند؛ دسته اول حسگرهای تشخیص محیط مانند دوربین، لیزر و سونار هستند. دسته دوم حسگرهای حرکتی ربات و اطلاعات ادومتری<sup>a</sup> است. به صورت معمول ربات متحرک به هر دو دسته حسگر مجهز می‌باشد. ممکن است در مواقعی، اطلاعات ادومتری قابل اطمینان نباشد و یا دارای خطا باشد و یا حتی اطلاعات ادومتری را نداشته باشیم؛ در این مقاله مدل نقشه ای ارائه می‌شود که تنها از اطلاعات دوربین استفاده می‌کند و احتیاج به اطلاعات ادومتری ندارد. همچنین ممکن است در ابتدای حرکت ربات قرار داشته باشیم این مساله به ربات سرقت شده<sup>b</sup> در رباتیک معروف است. هدف این مقاله ارائه مدلی است که توانایی حل این مساله را دارد. در کاربردهای رباتیک به طور کلی از چهار

### ۱. مقدمه

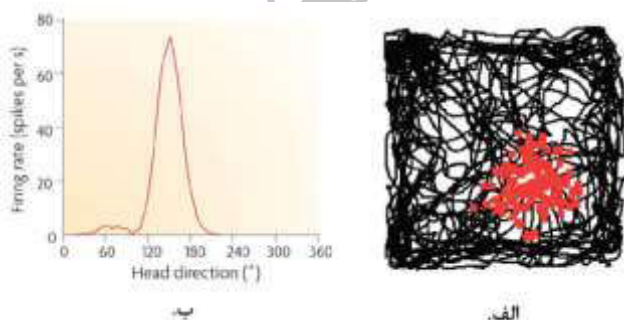
امروزه با پیشرفت تکنولوژی در علم رباتیک، شاهد ساخت ربات‌هایی هستیم که در کرات دیگر و یا در زیر آب ها و اقیانوس ها و یا هر نقطه ناشناخته به طور خودگردان حرکت می‌کنند و در جستجوی جهان ناشناخته هستند. این ربات‌ها با توجه به اینکه از محیط، اطلاعاتی ندارند باید بتوانند در حال حرکت، نقشه محیط را بسازند و همچنین موقعیت خود را در هر لحظه درست تشخیص دهند، از اینرو مدلهایی با رویکردهای متنوع ارائه شده است [1,2].

نقشه برداری عبارت است از بدست آوردن مدلی از محیط ربات و مکان‌یابی، به دست آوردن وضعیت ربات در نقشه بدست آمده، تعریف می‌شود.

همان موجودیت فیزیکی درون محیط اشاره می کند (مثلا تصویری از یک اتاق)، مرتبط می کند.

در نقشه شناختی مدلی ارائه می شود 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 نقشه ها مدل بر اساس آناتومی و عملکرد مغز ارائه می شوند. 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 می شود. 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. سلول های مکانی که موقعیت را مشخص می کنند، سلول های جهت سر که نسبت به چرخش سر و جهت آن فعالیت نشان می دهند. شکل (۱)، الگوی فعالیت سلول های مکانی و جهت سر مغز یک موش را نشان می دهد [7]. آزمایش به این صورت است که موش را در یک محیط رها کرده اند 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 قسمت ها فعال شده است که در واقع این قسمت از محیط توسط این سلول برای موش نگاشت می شود. شکل (۱-ب) نشان دهنده فعالیت سلول جهت سر موش می باشد. همانگونه که مشاهده می شود این سلول نسبت به یک بازه زاویه فعالیت نشان می دهد. این امر موجب می شود تا موش بتواند جهت حرکت خود را نیز در مغز خود ذخیره نماید.



شکل (۱): فعالیت سلول های مکانی [7]، جهت سر. الف- میدان مکانی معمولی ایجاد شده توسط سلول های مکانی. نمودار سیاه رنگ مسیر حرکت موش را نشان می دهد و نقاط قرمز نشان دهنده نقاطی هستند که با قرار گرفتن موش در آن ها سلول مکانی فعال می شود. ب- فعالیت سلول جهت سر که در یک بازه زاویه فعالیت نشان داده است.

روش برای بازنمایی نقشه محیط استفاده می شود، که عبارتند از: نقشه متریک<sup>c</sup>، نقشه توپولوژیک<sup>d</sup>، نقشه مفهومی<sup>e</sup> و نقشه شناختی<sup>f</sup>.

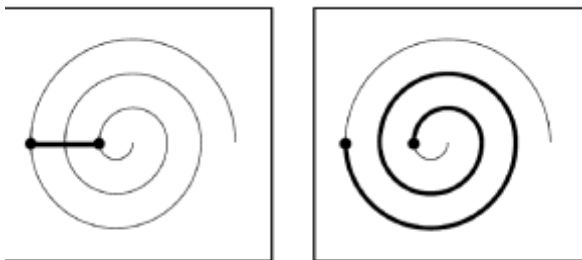
نقشه متریک یک نمایش مقیاس شده از محیط را نمایش می دهند. یکی از انواع نقشه متریک شبکه اشغال<sup>g</sup> است که در آن محیط توسط یک شبکه گسسته نمایش داده می شود که در آن هر سلول یا توسط یک مانع اشغال شده است و یا اینکه خالی بوده و فضای آزاد به حساب می آید [3,4]. این روش به خصوص در مواقعی که ربات علاوه بر اطلاعات ادومتری، مجهز به حسگرهای فاصله نظیر سونار است استفاده می شود، زیرا به روز کردن نقشه ساده تر است. در این روش هر سلول با یک شمارنده متناظر می شود، که مقدار آن در مواقعی که حسگر اندازه گیری، برای آن مقدار برمی گرداند، افزایش می یابد و در مواقعی که حسگر اندازه گیری از آن رد می شود، کاهش می یابد. نقشه های متریک فاصله های فیزیکی در محیط را حفظ می کند. ویژگی نقشه های متریک ساده بودن این نقشه ها و استفاده آسان از آنها می باشد. از معایب بزرگ این روش نیاز به حافظه زیاد می باشد. مشکل دیگر این روش مساله ربات سرقت شده است که برای حل آن احتیاج به حافظه زیاد و حجم محاسباتی بالا می باشد. در مواقعی که از اطلاعات بینایی برای ساخت نقشه استفاده می شود، این روش استفاده نمی شود؛ به این دلیل که باید در تصویر، عمق را تشخیص دهیم که حجم محاسبات زیادی دارد.

در نقشه های توپولوژیکی از اندازه گیری های هندسی محیط پرهیز می شود، در عوض بر مشخصاتی از محیط که برای مکان یابی ربات مهم است تاکید می شود. در حالت کلی، نقشه توپولوژیکی، یک گراف است که گره ها مکان های موجود در محیط و یال ها، مجاورت هر زوج از گره ها را نشان می دهد. وقتی که یک یال دو نقطه را به هم متصل می کند به این معناست که ربات می تواند مستقیماً از یک محل به محل دیگری برود. انگیزه اصلی در استفاده از نقشه های توپولوژیکی این است که محیط ممکن است ویژگی های غیرهندسی مهمی داشته باشد که ربات باید بتواند آنها را تشخیص دهد [5].

در نقشه مفهومی ربات را به دو نوع دانش هندسی و معنایی پیرامون محیط مجهز می کنند [6]. این دو نوع دانش، در این رویکرد، از طریق عمل لنگر اندازی<sup>h</sup> به یکدیگر ربط داده می شوند. این عمل، نمادها (مثلاً تخت) را به داده دیگری که به

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

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 می باشد [11]. از الگوریتم های عمومی است که سعی در حفظ ویژگی های کلی دادگان دارند. در این الگوریتم از فاصله ژئودزیک<sup>k</sup> به عنوان معیار استفاده می شود. همانطور که در شکل مشاهده می شود این فاصله نزدیک ترین مسیر بر روی منحنی می باشد (شکل ۲).



Euclidean Distance

Geodesic Distance

شکل (۲): معیار ژئودزیک این فاصله نزدیک ترین مسیر بر روی منحنی می باشد اما معیار فاصله اقلیدسی بدون در نظر گرفتن محدودیت، فاصله را در نظر می گیرد [11].

دو راه مختلف برای اندازه گیری فاصله بین دو نقطه  $X_i$  و  $X_j$  وجود دارد. یک راه به دست آوردن فاصله بین مختصات آن دو نقطه می باشد. این روش شکل هندسی داده ها و همسایگی را نشان نمی دهد. روش دوم استفاده از گراف است. گراف نزدیک ترین همسایگی بر اساس داده ها شکل گرفته و سپس به هر یال، وزنی بر اساس میزان شباهت نقطه های دو سر آن یال اختصاص داده می شود (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 می آید. فاصله ژئودزیک در گراف با محاسبه کوتاهترین مسیر بین دو نود  $X_i$  و  $X_j$  به دست می آید. مساله کوتاهترین مسیر با استفاده از برنامه نویسی پویا که توسط دایجسترا پیشنهاد شد، حل می گردد. 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 می آورد. سپس فاصله بین نودهای گراف را با الگوریتم دایجسترا بدست آورده و در یک ماتریس  $D$  قرار می دهد. در نهایت روش MDS را روی ماتریس  $D$  پیاده می نماید.

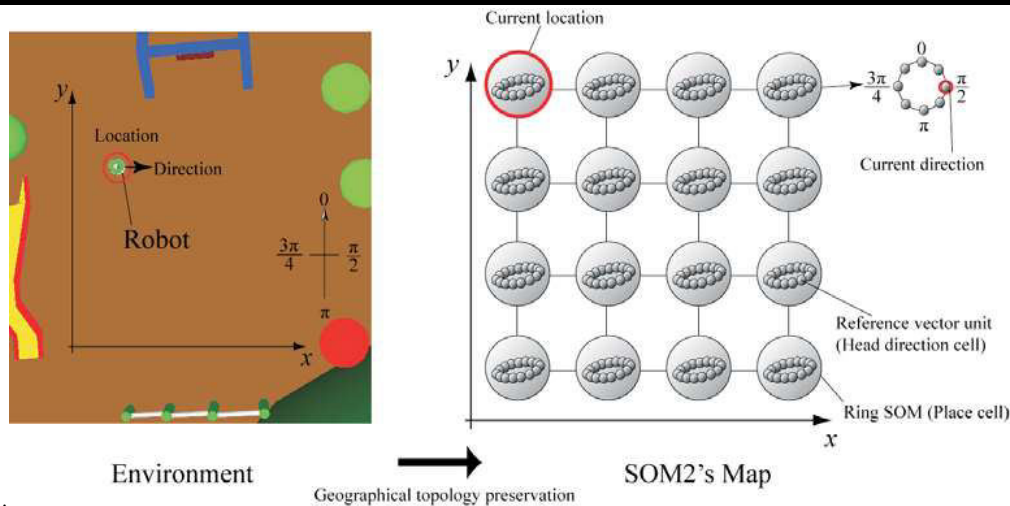
به طور معمول برای بازنمایی نقشه شناختی این سلول ها مدل می شوند. نقشه ارائه شده در این مقاله، یک نقشه شناختی است. این مدل بر اساس اطلاعات بینایی ربات بنا نهاده شده است. اطلاعات بینایی ربات دارای پیچیدگی می باشد. لذا بدست آوردن ویژگی های مناسب در آن یک مساله مهم به شمار می رود. ممکن است ویژگیهایی استفاده شوند که موجب شوند دقت مکان یابی ربات کم شود. لذا با رویکرد کاهش بعد به ارائه یک مدل نقشه شناختی پرداخته ایم. یکی از مشکلات مطرح در نقشه های مبتنی بر بینایی، حجم حافظه مصرفی می باشد. کاهش بعد مناسب موجب میشود تا علاوه بر اینکه از حجم ذخیره سازی داده ها اجتناب گردد، از ابعادی که موجب نفرین ابعادی و پراکندگی نامناسب داده ها می شوند نیز جلوگیری می نماید. سپس یک مدل خوشه بندی برای ارائه نقشه نهایی ارائه می شود. به دلیل اینکه استفاده از مدل های خوشه بندی معمولاً گسسته سازی انجام میدهند؛ لذا از یک روش فازی برای بدست آوردن مکان های میانی ارائه شده است، تا با همان تعداد خوشه های کم بتوان دقت مکان یابی را افزایش داد.

در ادامه به تحلیل روشهای کاهش بعد می پردازیم. تحلیل مولفه های اساسی (PCA) روشی است که سعی در انتقال توزیع دادگان بر روی محورهای متعامد و در جهت حداکثر واریانس توزیع آن ها دارد [8]. این روش توصیفی بر مبنای ساختار کلی توزیع دادگان دارد. در روش PCA هدف، یافتن نگاشت خطی  $W$  است به طوری که تابع هدف در رابطه (۱) بیشینه گردد.

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

که در آن  $\text{Cov}(X)$  ماتریس کواریانس دادگان ورودی  $X$  است. از نقاط قوت این الگوریتم می توان به این نکته اشاره کرد که پارامتری برای تنظیم ندارد. بهینه سازی بر اساس تکرار نیست، در بهینه محلی گیر نمی افتد و با حل معادله، پاسخ را خواهیم داشت. از ضعف های آن نیز می توان به این نکته اشاره کرد که نگاشت خطی را انجام می دهد و تنها از کواریانس که پراکندگی داده ها را نشان می دهد، استفاده می نماید.

روش تغییر مقیاس چند بعدی (MDS) یک تکنیک خطی برای نگاشت داده های بعد بالا به داده های بعد پایین معرفی می کند [9,10]. این نگاشت به گونه ای انجام می گیرد 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.



شکل (۳): محیط شبیه سازی برای ربات و نگاشت آنرا به شبکه خود سازمانده کوهونن نمایش می دهد [12].

سازي قابل پياد سازي و اجرا مي باشد که یک ضعف بزرگ است. همچنين از هيستوگرام رنگ برای ویژگیها استفاده کرده است که در محیطی که رنگها مشابه باشند نمی تواند 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<sup>۰</sup> قرار می گیرد تا بتواند تمام محیط را بسازد.

در ادامه مقاله در بخش دوم به نقد و بررسی مهمترین کارهای مرتبط می پردازیم. در بخش سوم مدل پیشنهادی خود را ارائه می کنیم، 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 می گردد.

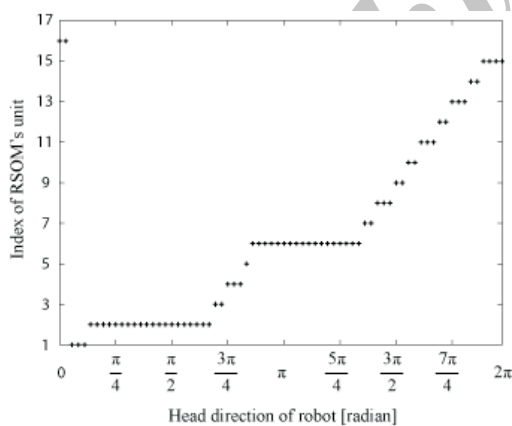
## ۲. بررسی کارهای مرتبط

در این قسمت مهمترین مدل های نقشه شناختی سالهای اخیر را نقد و بررسی می کنیم.

### ۱.۲. مدل نقشه توکوناگا<sup>۱</sup>

در این مدل [12] از دو شبکه خود سازمانده کوهونن<sup>m</sup> داخل هم [13] 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 حلقه ای<sup>n</sup> می باشد. این شبکه خود سازمانده کوهونن حلقه ای نشان دهنده سلولهای جهت سر است (شکل ۳).

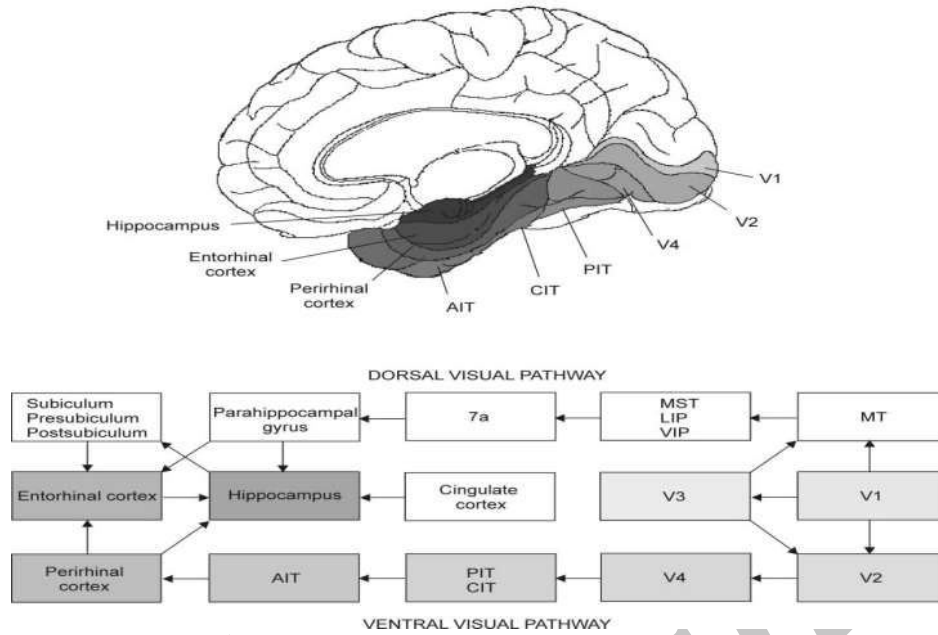
هر یک از مکانها به تصاویر در جهت های مختلف تقسیم می شوند (۱۶ جهت). تصویر در هر جهت به یک نود شبکه خود سازمانده کوهونن داخلی تعلق می گیرد. نتایج این مدل نشان می دهد، هر سلول جهت سر به یک بازه خاص از زاویه فعالیت نشان می دهد (شکل ۴). بنا به گفته مقاله فقط در محیط شبیه-



شکل (۴): سلولهای 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.) [12]

### ۲.۲. مدل نقشه میلفرد<sup>p</sup>

در این مدل سلولهای مکانی بوسیله یک ماتریس سه بعدی نمایش داده می شوند که ابعاد اول و دوم نشان دهنده محورهای



شکل (۶): مسیرهای اطلاعات بینایی به هیپوکمپ [17].

### ۳. مدل پیشنهادی

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

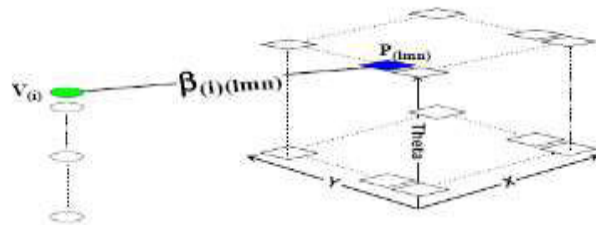
با توجه به مسیرهای اطلاعات بینایی به هیپوکمپ، در این مقاله بخش‌های V1، انتورینال و هیپوکمپ مدل می‌شوند (شکل ۷).

سلول‌هایی در LEC قرار دارند که اطلاعات داده‌های محیط نظیر بافت را بازنمایی می‌کنند، لذا از آن برای تشخیص اشیاء استفاده می‌گردد. همان‌گونه که در شکل (۸) مشخص است هر یک از سلول‌های LEC به یک ویژگی خاص از محیط فعالیت نشان می‌دهند.

ایده روش به این صورت است که هر سلول LEC به یک ویژگی خاص فعالیت نشان می‌دهد، البته این ویژگی‌ها ویژگی‌های مهم هستند. لذا با استفاده از روش‌های کاهش ابعاد سلول‌های LEC را مدل می‌نماییم. با این مدل سازی سلول‌های LEC که در نقاط مختلف مقادیر متمایزی دارند را بدست می‌آوریم. روش‌های کاهش ابعادی که مورد استفاده قرار می‌گیرند عبارتند از: Kernel-PCA، PCA، ISOMAP و MDS ورودی مدل LEC از لایه V1 اطلاعات خروجی را دریافت می‌کند.

مختصات X و Y و بعد سوم آن نمایانگر جهت است [14]. یک بخش دیگر نیز وجود دارد به نام دید محلی<sup>q</sup>، 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. میلفرد در [15] از یک روش که بر پایه SIFT [16] است، برای تناظر<sup>s</sup> 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.



شکل (۵): مدل ارائه شده Rat SLAM. سلول‌های مکانی و جهت سر توسط یک ماتریس سه بعدی نمایش داده شده است، که با ویژگی‌هایی از تصویری که مشاهده می‌شود (Local View) ارتباط برقرار می‌کند. [14]

با استفاده از ادومتری و جهت ربات برای مدل سازی سیستم وستیبولار استفاده می شود. ورودی بینایی سلولهای جهت سر از خروجی های LEC در نظر گرفته می شوند.

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 می شود [25]. تعداد خوشه ها در مدل پیشنهادی به صورت خودکار مشخص نمی شود و ربات هر چه حافظه بیشتری داشته باشد میتواند تعداد خوشه های بیشتری را در نظر بگیریم، تا دقت نقشه و مکان یابی افزایش یابد. لذا در آزمایشهای انجام شده، نتایج با تعداد خوشه های متفاوت ارائه شده است.

در این الگوریتم [25]، تعداد خوشه ها (c) از قبل مشخص شده است. تابع هدفی که برای این الگوریتم تعریف شده است بصورت زیر می باشد:

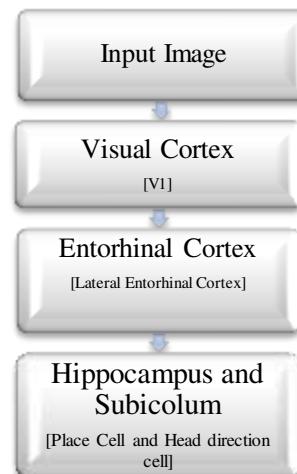
$$J = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n u_{ik}^m d_{ik}^2 = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n u_{ik}^m \|x_k - v_i\|^2 \quad (4)$$

در رابطه فوق m یک عدد حقیقی بزرگتر از ۱ است که در اکثر موارد برای m عدد ۲ انتخاب می شود.  $X_k$  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 می دهد. علامت  $\|*\|$  میزان تشابه نمونه از مرکز خوشه می باشد که می توان از هر تابعی که بیانگر تشابه نمونه و مرکز خوشه باشد را استفاده کرد. از روی  $U_{ik}$  می توان یک ماتریس U تعریف کرد که دارای c سطر و n ستون می باشد و مولفه های آن هر مقداری بین ۰ تا ۱ را می توانند اختیار کنند. اگر تمامی مولفه های ماتریس U بصورت ۰ و ۱ باشند الگوریتم مشابه C میانگین کلاسیک خواهد بود. با اینکه مولفه های ماتریس U می توانند هر مقداری بین ۰ تا ۱ را اختیار کنند اما مجموع مولفه های هر یک از ستونها باید برابر ۱ باشد و داریم:

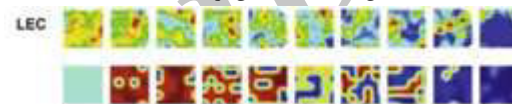
$$\sum_{i=1}^c u_{ik} = 1, \forall k = 1, \dots, n \quad (5)$$

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:

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



شکل (۷): شمای مدل ارائه شده



شکل (۸): سلول های 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 [18].

تصاویر متوالی که ربات از محیط دریافت می کند، به عنوان ورودی های مدل می باشند. از ویژگی های فیلتر گابور استفاده کرده ایم (رابطه ۳) که به خاطر شباهت آن با لایه V1 بینایی [19] و تشخیص المانهای بافت تصاویر می باشد [20,21]

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

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

در رابطه فوق  $\theta$  راستا،  $\gamma$  نسبت کشیدگی،  $\sigma$  طول موثر و  $\lambda$  فرکانس مکانی می باشند. با تغییر ویژگیهای  $\lambda$  و  $\theta$  به فیلترهای متنوعی دست پیدا می کنیم [22] که هر یک، یک ویژگی از تصویر را ارائه می دهند. از هیستوگرام فیلتر گابور برای مدل سازی V1 استفاده مینماییم. 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 [23]. 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 [24]. در این مدل از IMU<sup>u</sup>

## ۴. نتایج پیاده سازی

در این قسمت به ارائه نتایج پیاده سازی مدل پیشنهادی و مقایسه آن با روشهای پیشین و همچنین مقایسه خروجی آن با خروجی سلولهای جهت سر واقعی می پردازیم. از پایگاه داده [28] برای آزمایش مدل استفاده شده است. این پایگاه داده شامل تصاویر پانورامیک با دوربین تمام جهته می باشد. تصاویر با کنترل ربات و حرکت آن در محیط اطراف دانشگاه جمع آوری شده است. هر تصویر دارای تصاویر با ابعاد  $۶۱۸ \times ۲۰۴۸$  پیکسل در فضای قرمز سبز آبی (RGB) است. هر پیکسل عددی بین ۰ تا ۲۵۵ دارد. از اینرو هر پیکسل دارای فضای  $۳ \times ۲۵۶$  می باشد. هر تصویر شامل اطلاعات  $۳۶۰$  درجه دور ربات است. در شکل (۹) یکی از این تصاویر ارائه شده است. برای گسسته سازی هر تصویر را به  $۳۶۰$  تصویر در  $۳۶۰$  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 می باشند. دو تصویر مجاور هم دارای اشتراک در بخشی از تصاویر می باشد. در مدل پیشنهادی نیز این امر در نظر گرفته شده است. این بخش بندی در مدل به این صورت است که هر تصویر به پنجره های دارای اشتراک با هم در نظر گرفته می شود (شکل ۱۰).

بعد از گسسته سازی تصاویر، در هر مکان  $۳۶۰$  تصویر در زوایای متفاوت وجود دارد. با استفاده از فیلتر گابور (رابطه ۳) ناحیه VI را مدل میکنیم. در پیاده سازی رابطه ۳،  $\theta$  به  $۲۴$  قسمت (هر  $۷.۵$  درجه) تقسیم می شود و از  $۱۲$  مقدار برای  $\lambda$  استفاده می گردد. در نتیجه  $۲۸۸$  ویژگی متفاوت خواهیم داشت؛ هر ویژگی را به بازه  $۱-۰$  نرمال می کنیم. آنرا به  $۱۰۰$  قسمت تقسیم میکنیم و در نهایت  $۱۰۰$  ویژگی برای هر زوج  $\lambda$  و  $\theta$  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  $۲۸۸۰۰$  ویژگی متفاوت خواهیم داشت.

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

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

بعد از انجام خوشه بندی

به روی داده ها، در فاز آموزش مراکز خوشه ها را در هر یک از سلولهای جهت سر ذخیره می نماییم. سپس در فاز آزمایش داده ای که وارد می شود ابتدا میزان تعلق آن را به هر یک از مراکز خوشه ها (سلولهای جهت سر) بدست می آوریم. سپس عمل نافازی سازی را انجام می دهیم تا مقدار زاویه این داده مشخص شود. قبل از عمل نافازی سازی بدلیل اینکه ممکن است مراکز به یکدیگر شبیه باشند و همچنین برای جلوگیری از نویز از روش برش  $\alpha$  (رابطه ۸) استفاده مینماییم [26]. سپس با استفاده از رابطه (۹) به نافازی سازی داده می پردازیم.

$$A_{-\alpha} = \{x | \alpha_{-A}(x) \geq \alpha\} \quad (8)$$

استفاده از نافازی سازی میانگین مراکز نسبت به نافازی سازی های مرکز ثقل و ماکزیمم این ویژگی را دارد که از نظر محاسباتی ساده و توجیه پذیر است همچنین تغییرات کوچک در مقدار مراکز خوشه ها و درجه عضویت، تغییر کوچکی در خروجی ایجاد میکند. لذا در این مقاله از روش نافازی سازی میانگین مراکز بهره برده ایم (رابطه ۹) [27].

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

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

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 برده ایم. تصاویری که ربات از محیط جمع آوری می کند 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 مکان یابی ربات در نقشه بدست آمده، یک مدل نافازی سازی به روی مراکز خوشه ها ارائه شده است.



شکل (۹): تصویر پانورامیک با دوربین تمام جهته دریافت شده از محیط توسط ربات [28].



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

این دو معیار متناسب با دقت موقعیت یابی ربات است به این صورت که هر چه مقدار BSS بزرگتر و مقدار WSS کوچکتر باشد به دقت بیشتری دست می یابیم. یک معیار جدید در این مقاله برای مقایسه آزمایش ها، ارائه شده است. در این معیار میزان فاصله زاویه خروجی مدل با زاویه واقعی محاسبه می شود. 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 می یابیم.

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

که  $x_i$  زاویه واقعی و  $x'_i$  زاویه پیش بینی شده توسط مدل می باشد. در ادامه در ابتدا به بررسی مدل VI 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 میکنیم. 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. همانگونه 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.

می شود. سپس از روش Fuzzy C-Means برای مدل سازی سلولهای جهت سر استفاده می شود. برای محاسبه خروجی در مرحله نافازی سازی برای جلوگیری از خطا از برش  $\alpha$  و سپس از رابطه (۹) بخش قبل استفاده شده است. برای معیار ارزیابی از دو رابطه ۱۰ و ۱۱ برای پیوستگی داده های هر خوشه و همچنین جدایی پذیری خوشه ها از هم استفاده می شود [29]. که رابطه (۱۰) نشان دهنده مجموع توان دوم فاصله داده های یک خوشه به هم است ( $WSS^v$ ). هر چه این مقدار کوچکتر باشد به این معنا است داده های هر خوشه به یکدیگر نزدیک و مشابه هستند. رابطه ۱۱ نشان دهنده میزان فاصله مرکز هر خوشه به خوشه های دیگر است ( $WSS^w$ ). در خوشه بندی هر چه این فاصله بیشتر باشد جدایی پذیری خوشه ها بیشتر می شود و دقت آن بیشتر می شود [30, 31].

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

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

$m_i$  نشان دهنده مرکز خوشه  $i$ ام،  $k$  نشان دهنده تعداد خوشه ها و  $m$  نشان دهنده میانگین تمام داده ها است. در رابطه (۱۱)،  $|C_i|$  نشان دهنده اندازه خوشه  $i$ ام است. این پارامتر موجب میشود تا خوشه هایی که داده های بیشتری دارند تاثیرشان نیز بیشتر شود.



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 (۱ و ۲) و مشاهده می شود 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 می باشد. 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 ژئودزیک 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	<b>52160</b>	<b>3835810</b>	<b>1879</b>

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

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

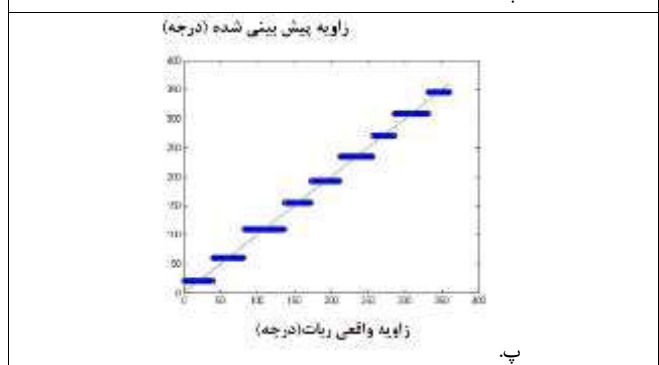
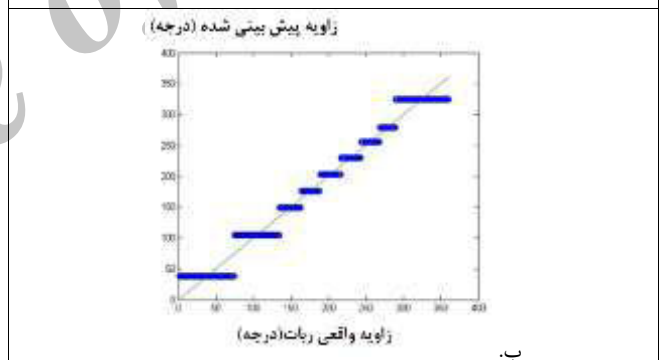
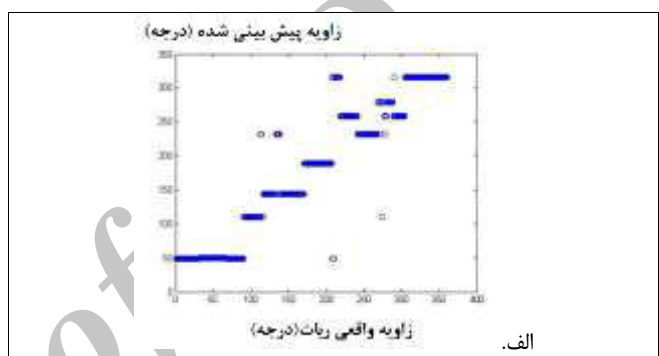
تعداد خوشه ها	روش کاهش بعد	WSS	BSS	Abserror
18	PCA	15139	3872800	1191
18	ISOMAP	<b>14324</b>	<b>3873646</b>	<b>1102</b>
27	PCA	10500	3877500	927
27	ISOMAP	<b>8394</b>	<b>3879600</b>	<b>888</b>
36	PCA	4766	3883200	672
36	ISOMAP	<b>4626</b>	<b>3883300</b>	<b>640</b>

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

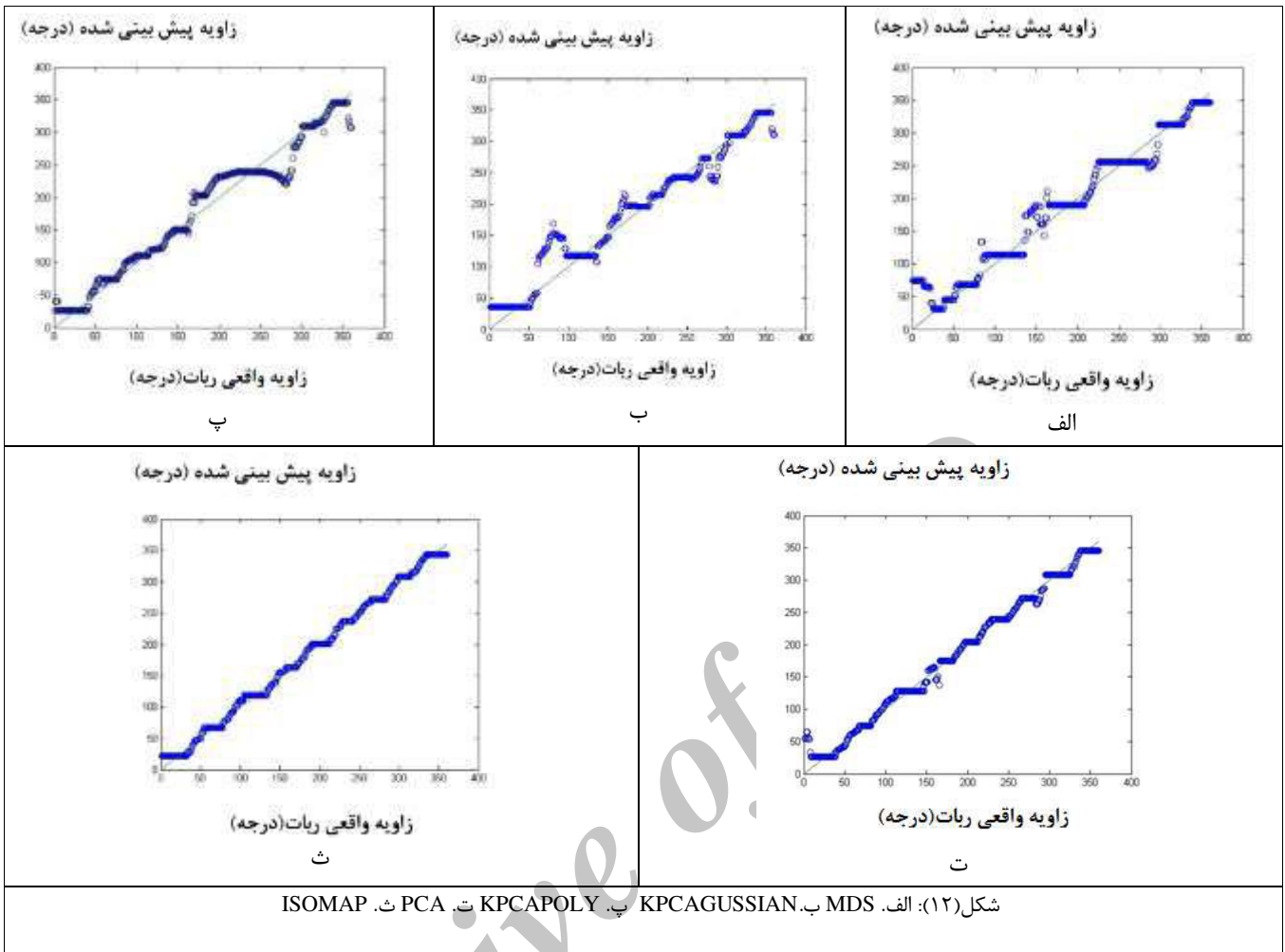
ب- مدل پیشنهادی، هیستوگرام فیلتر گابور به عنوان ویژگی و KMeans به عنوان ابزار خوشه بندی بدون استفاده از کاهش ابعاد

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	<b>53553</b>	<b>3834417</b>	<b>3736</b>



شکل (۱۱): 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؛ پ. مدل پیشنهادی- هیستوگرام فیلتر گابور به عنوان ویژگی و KMeans به عنوان ابزار خوشه بندی با استفاده از کاهش ابعاد PCA؛

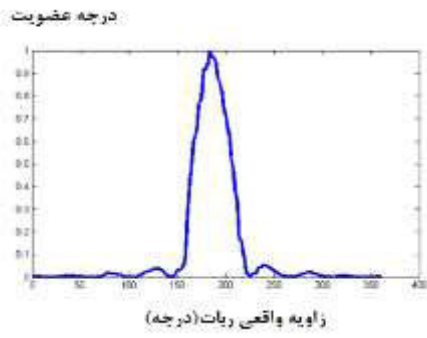


### ۵. نتیجه گیری

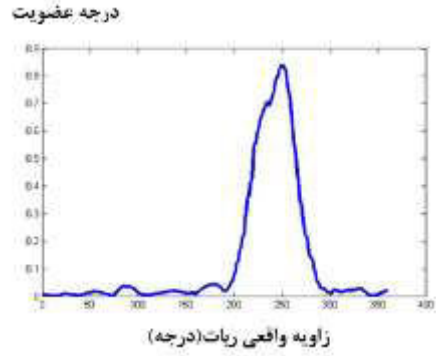
در این مقاله مدلی برای نقشه ربات متحرک ارائه شده است. این مدل بر اساس سلول های LEC و سلول های جهت سر و سلول های مکانی ارائه شده است. از این رو که هر سلول LEC به یک ویژگی خاص فعالیت نشان می دهد از روشهای کاهش ابعاد برای مدل کردن LEC بهره برده ایم. تصاویر تمام جهت متوالی که ربات از محیط دریافت می کند، به عنوان ورودی های مدل می باشند. از ویژگی های فیلتر گابور استفاده کرده ایم که به خاطر شباهت آن با لایه VI بینایی و تشخیص المانهای بافت تصاویر می باشد. در مدل فازی ارائه شده از برش آلفا جهت افزایش دقت و خوشه بندی فازی و همچنین نافازی سازی میانگین مراکز استفاده شده است. ویژگی بارز این روش نافازی سازی، این است که تغییرات کوچک در مقدار مراکز خوشه ها و درجه عضویت، تغییر کوچکی در خروجی ایجاد میکند.

همانگونه نتایج نشان می دهد هر چه تعداد خوشه ها بیشتر باشد بازه ی درجه ای که یک سلول جهت سر در مدل پیشنهادی کوچکتر و دقیق تر خواهد بود. نتایج نشان دهنده عملکردی مانند عملکرد سلولهای جهت سر واقعی (شکل ۱-ب) است.

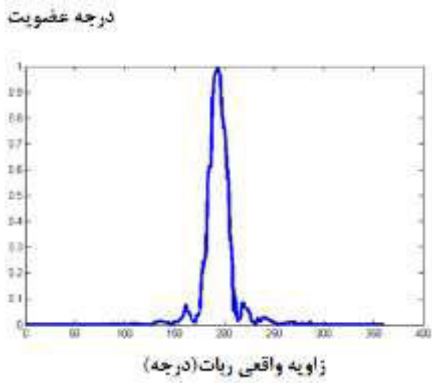
همانگونه که در جدول (۳) مشاهده می شود، در تمام موارد روش ISO-MAP بهتر از PCA عمل کرده است. و این نشان دهنده غیر خطی بودن فضای دادگان می باشد. همچنین با افزودن تعداد خوشه ها از خطا کاسته میشود. البته هر چه تعداد خوشه ها بیشتر شود نیاز به حافظه بیشتری برای ذخیره سازی خواهیم داشت. لذا با توجه به حافظه ای که در اختیار داریم میتوانیم تعداد خوشه ها را انتخاب نماییم.



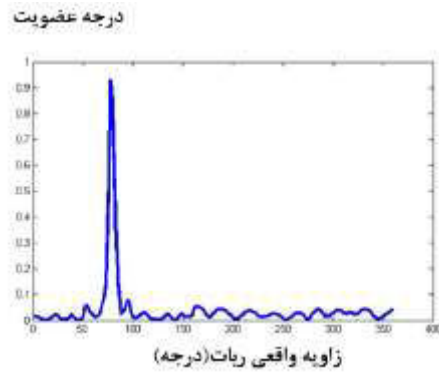
ب. ۹ خوشه روش ISOMAP



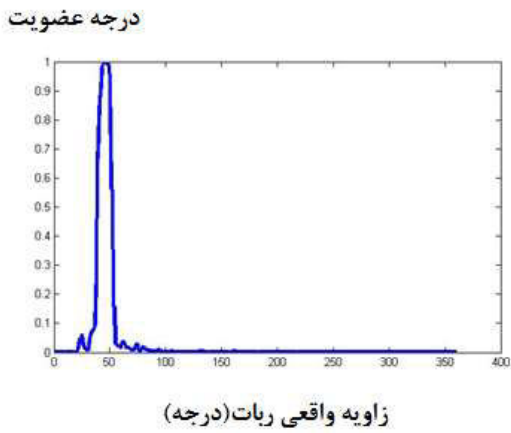
الف. ۹ خوشه روش PCA



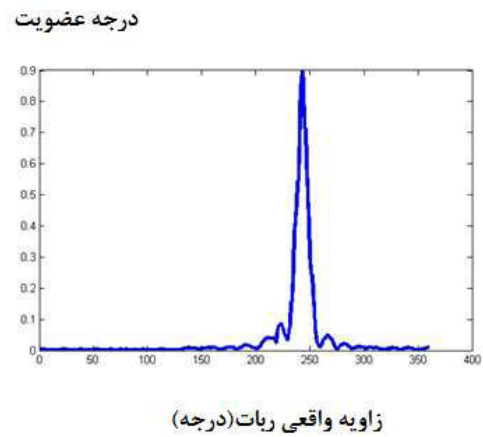
ت. ۱۸ خوشه روش ISOMAP



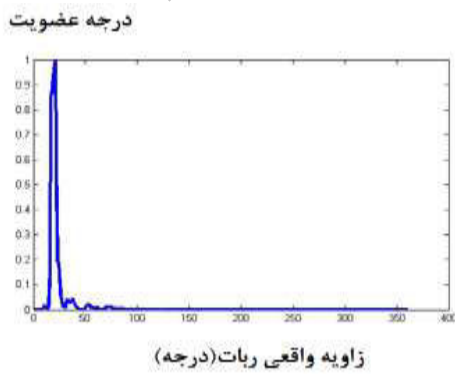
پ. ۱۸ خوشه روش PCA



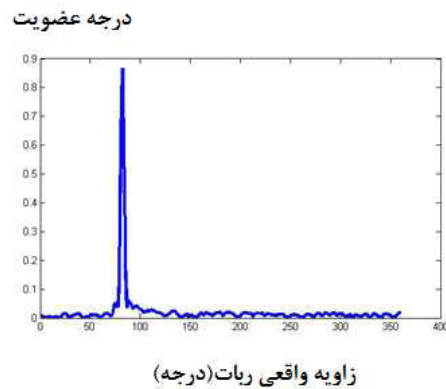
ج. ۲۷ خوشه روش ISOMAP



ث. ۲۷ خوشه روش PCA



ح. ۳۶ خوشه روش ISOMAP



چ. ۳۶ خوشه روش PCA

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

- [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>
- [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.

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 دقت بالاتری دست یافته اند. همچنین مدل ارائه شده در مقایسه با مدل های پیشین نیز به نتایج بهتری دست یافته است. با استفاده از کاهش بعد توانستیم ابعاد نامرتبط 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.

## مراجع

- [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-Madrigal, 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).

پانویس ها

- <sup>a</sup> Odometry
- <sup>b</sup> Kidnapped Robot Problem
- <sup>c</sup> Metric Map
- <sup>d</sup> Topologic Map
- <sup>e</sup> Semantic Map
- <sup>f</sup> Cognitive Map
- <sup>g</sup> Occupancy Grid
- <sup>h</sup> Anchoring
- <sup>i</sup> Principal Component Analysis
- <sup>j</sup> Multi-Dimensional Scaling
- <sup>k</sup> Geodesic
- <sup>l</sup> Tokunaga
- <sup>m</sup> Self-Organizing Map (Som)
- <sup>n</sup> Ring Self Organizing Map
- <sup>o</sup> Grid
- <sup>p</sup> Milford
- <sup>q</sup> Local View
- <sup>r</sup> Scale-Invariant Feature Transform
- <sup>s</sup> Corresponding
- <sup>t</sup> Lateral Entorhinal Cortex
- <sup>u</sup> Inertia Measurement Units
- <sup>v</sup> Within Cluster Sum Of Squares
- <sup>w</sup> Between Cluster Sum Of Squares