

# مدل شبکه‌ی عصبی از نگاشت سلول‌های شبکه

## به سلول‌های مکانی

ساره سعیدی و فرزاد توحیدخواه

<sup>۱،۲</sup> دانشگاه صنعتی امیرکبیر، دانشکده مهندسی پزشکی

### چکیده

قشر انتورینال، هسته‌ی اصلی شبکه‌ای است که در مغز به راهبری و حافظه‌ی مکانی اختصاص دارد. نرون‌های اصلی این بخش دارای الگوی آتش‌شدن خاصی در محیط هستند؛ نرخ آتش‌شدن این سلول‌ها در چندین مکان از محیط افزایش می‌یابد. این مکان‌ها تشکیل یک شبکه‌ی مثلثی تکراری می‌دهند که کل محیط را می‌پوشاند. قشر انتورینال، مهم‌ترین ساختار ورودی به هیپوکمپ است و سلول‌های شبکه، یک سیناپس بالاتر از سلول‌های مکانی هیپوکمپ قرار دارند. مسئله‌ی مهم این است که چگونه فعالیت واحد و متمرکز سلول‌های مکانی می‌تواند از فعالیت چندتایی سلول‌های شبکه ایجاد شود. در این تحقیق، برای توجیه نگاشت از سلول‌های شبکه به سلول‌های مکانی، یک مدل (RBF (Radial Basis Function پیشنهاد شده است. برای بررسی عملکرد این مدل ابتدا یک محیط یک‌بُعدی (خط به طول ۱ متر) و سپس یک محیط دو بُعدی (محیط مربعی) در نظر گرفته شده است. مدل‌سازی با در نظر گرفتن ویژگی‌های سلول‌های شبکه انجام شده و از عملکرد بسیار خوبی در ایجاد میدان‌های مکانی متمرکز برخوردار است.

واژگان کلیدی: سلول مکانی، سلول شبکه، هیپوکمپ، قشر انتورینال.

### ۱- مقدمه

بیشتر اوقات، راهبری<sup>۱</sup> در محیط‌های ناشناخته‌ای انجام می‌شود که در قبل دیده نشده‌اند. اگرچه انسان و موش صحرایی، راهبری را در این محیط‌ها به‌خوبی انجام می‌دهند؛ اما محاسباتی که باید در این مورد انجام شوند، به طرز قابل ملاحظه‌ای پیچیده‌اند. بنابراین، برای بررسی مکانیزم‌های درگیر در راهبری فضایی، دانشمندان به مدل‌های حیوانی روی آورده‌اند.

در سال ۱۹۷۱، آکیفه<sup>۲</sup> و داستروفسکی<sup>۳</sup>، درحالی‌که پتانسیل عمل سلول‌های هیپوکمپ موش در حال حرکت در یک محفظه را ثبت می‌کردند، دریافتند نرون‌های زیادی وجود دارند که الگوی رفتاری خاصی از خود نشان می‌دهند. هنگامی که موش به مکان‌های خاصی از محیط می‌رسد

دشارژ این سلول‌ها به‌شدت افزایش می‌یابد (آکیفه و داستروفسکی، ۱۹۷۱). آن‌ها همچنین دریافتند هنگامی که موش از آن محیط خارج می‌شود، سلول‌ها به حالت استراحت بازمی‌گردند و چنان‌چه حیوان دوباره به همان محیط برگردد، آتش‌شدن این سلول‌ها دوباره افزایش می‌یابد (موزر و همکاران، ۱۹۹۵).

فضایی که در آن یک سلول مکانی خاص فعال است، میدان مکانی<sup>۴</sup> آن سلول خوانده می‌شود. براساس این یافته‌ها، یک فرضیه مبنی بر این‌که عملکرد اولیه‌ی هیپوکمپ در موش صحرایی، ایجاد یک "نقشه‌ی شناختی"<sup>۵</sup> از محیط اطراف حیوان است، بیان شد (جفری، ۲۰۰۸). سلول‌های مکانی مختلف، مکان‌های مختلفی را از محیط، کد می‌کنند. شکل و اندازه‌ی میدان مکانی، ممکن است از یک سلول به سلول دیگر متفاوت باشد. همه‌ی سلول‌ها در همه‌ی

<sup>4</sup> Place field

<sup>5</sup> Cognitive map

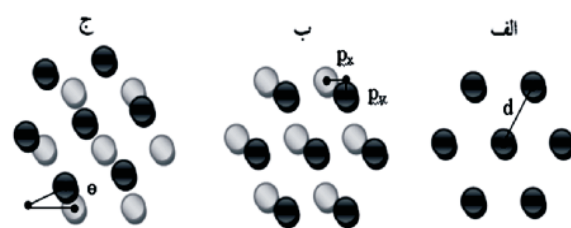
<sup>1</sup> Navigation

<sup>2</sup> Jhon O'keefe

<sup>3</sup> Jhon Dostrovsky

محیطها عمل نمیکنند و ممکن است یک سلول در محیط مورد نظر، هیچ اولویتی برای آتش شدن نداشته باشد (موزر و همکاران، ۲۰۰۸).

سلولهای مهمی در قشر میانی انتورینال (MEC) وجود دارند که این سلولها نیز محل قرارگیری حیوان را مشخص می کنند. فرضیهی وجود سلولهای شبکه در سال ۲۰۰۵ توسط هفتینگ<sup>۱</sup> به این صورت ارائه شد که مجموعه ای از این سلولها، یک نقشه از محیط را تشکیل می دهند (هفتینگ و همکاران، ۲۰۰۵). ویژگی این سلولها داشتن تعدادی میدان آتش شدن است که با الگویی نظم دار، مثلثی و شبکه مانند می توانند هر محیط دو بُعدی را که حیوان در آن حرکت می کند، بپوشانند. الگوی آتش شدن هر سلول شبکه، می تواند با "فاصله گذاری"<sup>۲</sup> آن (فاصله بین رئوس مجاور در شبکه)، "جهت گیری"<sup>۳</sup> آن نسبت به محیط و "جابه جایی"<sup>۴</sup> (اقلست نسبت به یک موقعیت ثابت در محیط)، توصیف گردد (هفتینگ و همکاران، ۲۰۰۵؛ جفری و برگس، ۲۰۰۶). این ویژگیهای سلولهای شبکه، در (شکل ۱) نشان داده شده اند. همانند سلولهای مکانی هیپوکمپ، مکانهای آتش شدن (جابه جایی فضایی) نرونهای همسایه پراکنده است؛ یعنی همهی نقاط محیط می توانند در تجمع محلی سلولهای شبکه، نشان داده شوند. برخلاف سلولهای مکانی، سلولهای شبکه صرف نظر از راهنماهای خارجی، در تمامی محیطها فعال هستند؛ که نشان می دهد این سلولها بخشی از نقشه ی داخلی ایجاد شده از محیط می باشند (مک ناوتن و همکاران، ۲۰۰۶).



(شکل ۱) سه ویژگی سلولهای شبکه. الف) فاصله گذاری، ب) جابه جایی و ج) جهت گیری. دایره های نشان داده شده، رئوس شبکه ی مثلثی را نشان می دهند.

یکی از موارد قابل توجه در مورد سلولهای مکانی این است که مقیاس باز نمایی در این سلولها از بخش پشتی<sup>۵</sup> به شکمی<sup>۶</sup> هیپوکمپ به طور منظم افزایش می یابد.

به بیان دیگر، در طول محور پشتی-شکمی<sup>۷</sup> هیپوکمپ، قطر میدان مکانی سلولها افزایش پیدا می کند. مقیاس باز نمایی در سلولهای شبکه نیز مانند سلولهای مکانی از بخش پشتی به شکمی قشر میانی انتورینال، به صورت منظم افزایش می یابد. یعنی در راستای محور پشتی-شکمی، فاصله گذاری سلولها و اندازه ی میدان آنها به تدریج زیاد می شود. سلولهای مجاور دارای فاصله گذاریهای مشابه هستند (برون و همکاران، ۲۰۰۸).

سلولهای شبکه، به نشانه های مکانی خارجی وابسته اند، اما در تاریکی هم عمل می کنند. این واقعیت نشان می دهد که این سلولها، ممکن است بخشی از نقشه ی فضایی محیط، بر پایه ی اطلاعات حرکت باشند (سارگولینی و همکاران، ۲۰۰۶؛ فین و همکاران، ۲۰۰۷).

وجود یک نقشه ی نرونی واحد از محیط، که می تواند در همه جا به کار رود، علاوه بر مقرون به صرفه بودن، مانع از بروز مشکلات ظرفیت بسیار زیاد می گردد. اگر مغز، قواعد مربوط به روابط متقابل فضایی را برای هر مکانی که فرد در آن قرار می گیرد ذخیره می کرد، مشکل ظرفیت بسیار بالا ایجاد می شد (سارگولینی و همکاران، ۲۰۰۶؛ مک ناوتن و همکاران، ۲۰۰۶). این مسئله به دلیل ویژگیهای ذکر شده برای سلولهای موجود در MEC، به طور کامل حل شده است.

نظر به این که بیشتر سلولهای اصلی در لایه ی دو و سه قشر میانی انتورینال، به هیپوکمپ باز نمایی دارند، می توان گفت به احتمال سلولهای مکانی، بیشترین ورودیهای قشری خود را از سلولهای شبکه دریافت می کنند. تا به حال اطلاعاتی مبنی بر این که سلولهای مکانی چگونه الگوی شبکه مانند را به میدانهای مکانی متمرکز تبدیل می کنند، به دست نیامده است (موزر و همکاران، ۲۰۰۸). بنابراین برای پاسخ به این پرسش، چند روش پیشنهاد شده است. اول این که میدانهای مکانی ممکن است از ترکیب خطی سیگنالهای ورودی از سلولهای شبکه، با فاصله گذاریهای مختلف ایجاد شود. چنین روشی برای تشکیل میدانهای مکانی، به محاسبات درون شبکه ی هیپوکمپ وابسته نیست (سالستد و همکاران، ۲۰۰۶). مدل ارائه شده در (سالستد و همکاران، ۲۰۰۶)، با نتایج تعدادی از تحقیقات نروفیزیولوژیکی همخوانی دارد؛ مانند این که مقیاس باز نمایی فضایی در سلولهای مکانی سلولهای شبکه، از بخش پشتی به شکمی به صورت منظم افزایش می یابد (هفتینگ و همکاران، ۲۰۰۵؛ برون و همکاران، ۲۰۰۸). مدل هم چنین اتصالات آناتومیکی بین

<sup>1</sup> Hafting  
<sup>2</sup> Spacing  
<sup>3</sup> Orientation  
<sup>4</sup> Spatial phase  
<sup>5</sup> Dorsal  
<sup>6</sup> Ventral

<sup>7</sup> Dorsoventral axis

مدلی از این نگاهت را با تأکید بر نقش فاز تتا پیشنهاد کرده‌اند.

در مقاله‌ی حاضر از شبکه‌ی RBF برای مدل‌سازی نگاهت از سلول‌های شبکه به سلول‌های مکانی استفاده شده است. به نظر می‌رسد ساختار این شبکه‌ها با نحوه‌ی فعالیت سلول‌های شبکه هم‌خوانی دارد؛ زیرا نحوه‌ی فعالیت سلول‌های شبکه با تابع RBF مورد استفاده (تابع گوسی) شباهت دارد. به‌کاربردن این مدل با در نظر گرفتن یافته‌های نروفیزیولوژی موجود نتایج قابل قبولی ارائه داده است که در ادامه به بررسی این نتایج می‌پردازیم.

## ۲- مدل پیشنهادی برای نگاهت از سلول‌های مکانی به شبکه

در این بخش با ارائه‌ی دو شبیه‌سازی، مدل پیشنهادی معرفی می‌شود. این مدل بر مبنای داده‌های نروفیزیولوژی در مورد سلول‌های شبکه است که از زمان کشف آن‌ها در سال ۲۰۰۵ گزارش شده است (هفتینگ و همکاران، ۲۰۰۵). همان‌طور که گفته شد، این مدل‌سازی با استفاده از شبکه‌های RBF انجام شده است. در (رولز و همکاران، ۲۰۰۶)، به‌منظور ارزیابی عملکرد مدل، ابتدا یک محیط یک‌بعدی در نظر گرفته شده و در شبیه‌سازی‌های دیگر، مدل به یک محیط دوبعدی گسترش یافته است. داده‌های موجود که مبنای بیشتر مدل‌سازی‌های ارائه شده در این زمینه هستند، با آزمایش بر روی موش در یک محیط دوبعدی به‌دست آمده‌اند (هفتینگ و همکاران، ۲۰۰۵).

### ۲-۱- شبکه‌های RBF

شبکه‌های RBF در اواخر دهه‌ی هشتاد برای اولین بار مورد استفاده قرار گرفتند. این نوع شبکه‌ی عصبی در حالت کلی دارای سه لایه است: لایه‌ی ورودی، لایه‌ی پنهان که یک لایه‌ی غیرخطی است و لایه‌ی خروجی که خطی می‌باشد. هر واحد لایه‌ی پنهان یک تابع شعاعی به ورودی‌اش اعمال می‌کند و واحدهای خروجی یک جمع وزن‌دار از خروجی‌های لایه‌ی پنهان انجام می‌دهند. ساختار کلی یک شبکه‌ی RBF در (شکل ۲) نشان داده شده است.

در شبیه‌سازی‌هایی که در بخش‌های بعدی آمده، از شبکه‌ی RBF به‌صورت بهینه استفاده شده است؛ به این معنی که تا رسیدن به مقدار خطای مطلوب، هر بار یک نرون به لایه‌ی پنهان شبکه اضافه می‌شود. در هر تکرار بردار ورودی که موجب بیشترین کاهش در خطای شبکه شده است، برای ایجاد نرون لایه پنهان مورد استفاده قرار می‌گیرد. خطای شبکه‌ی جدید محاسبه می‌شود و

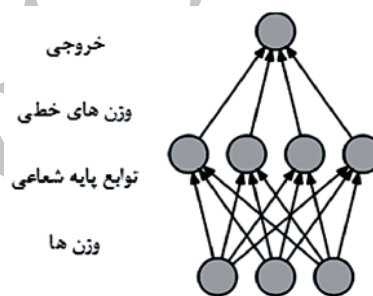
MEC و هیپوکمپ را مبنی بر این که بخش پشتی/شکمی MEC به بخش پشتی/شکمی هیپوکمپ بازنمایی دارد، تأیید می‌کند. این مدل، تنها توصیفی برای تبدیل الگوی سلول‌های شبکه به یک تخمین موقعیت متمرکز ارائه می‌دهد و توضیح نمی‌دهد که یک سلول مکانی، چگونه سلول‌های شبکه با بیشینه‌ی فعالیت هم‌زمان را انتخاب می‌کند (فین و همکاران، ۲۰۰۷). در روشی دیگر، سلول‌های مکانی از سلول‌های شبکه با فاصله‌گذاری و جابه‌جایی‌های مختلف، ورودی دریافت می‌کنند. این مدل با به کار بردن قانون یادگیری رقابتی هب، منجر به تشکیل واحدهای مکانی می‌شود که حدود یک سوم آن‌ها میدان‌های مکانی متمرکز را نشان می‌دهند و بیشتر آن‌ها چند میدان دارند (رولز و همکاران، ۲۰۰۶).

تحقیقات آزمایشگاهی هنوز بین این دو مدل، تفاوتی قائل نشده است. این ایده که میدان‌های مکانی از روش‌های یادگیری LTP-مانند به‌دست می‌آیند، تنها تأیید نسبی دارد؛ زیرا میدان‌های مکانی، حتی در حالتی که دریافت‌کننده‌های NMDA غیرفعال می‌شوند، تشکیل می‌گردند. روش‌های یادگیری رقابتی ممکن است برای تشکیل مجموعه‌ی جدیدی از سلول‌ها، هنگامی که موش اطلاعات جدیدی درباره‌ی محیط‌های ناآشنا کسب می‌کند، ضروری باشد (موزر و همکاران، ۲۰۰۸).

در (بابلو و همکاران، ۲۰۰۹) محققان برای مدل‌سازی نگاهت از سلول‌های شبکه به سلول‌های مکانی، مکانیزم یادگیری رقابتی را با در نظر گرفتن تغییراتی دنبال کردند. در تحقیقی دیگر، محققان پیشنهاد کردند که میدان‌های مکانی از جمع ورودی‌های تحریکی با در نظر گرفتن شبکه winner-take-all به‌دست می‌آید (المدیا و همکاران، ۲۰۰۹). همه‌ی این مدل‌ها با این فرض ارائه شده‌اند که میدان‌های مکانی از جمع ورودی‌هایشان (سلول‌های شبکه) به‌دست می‌آیند. این فرضیه نمی‌تواند منجر به ایجاد میدان‌های مکانی متمرکز شود (هیمن و همکاران، ۲۰۰۸). اگرچه این مدل‌ها می‌توانند با پاسخی که می‌دهند عملکرد سلول‌های موجود در DG را مدل کنند؛ اما این که بتوانند فعالیت سلول‌های مکانی موجود در CA1 و CA3 را شبیه‌سازی کند، مستلزم انجام تحقیقات بیشتری در آینده است (فین و همکاران، ۲۰۰۷). در (هیمن و همکاران، ۲۰۰۸) نویسندگان مدلی از نگاهت مورد بحث با در نظر گرفتن تجدید نگاهت ارائه کرده‌اند. در تحقیقی دیگر، از ICA برای این مدل‌سازی استفاده شده است. در این تحقیق نیز به‌ازای همه‌ی حالات یک میدان مکانی متمرکز حاصل نمی‌شود (فرانزیوس و همکاران، ۲۰۰۷). در (مولتر و همکاران، ۲۰۰۷)، نویسندگان

اضافه شدن نرون‌ها به لایه‌ی پنهان تا آن‌جا ادامه می‌یابد که خطا به مقدار مطلوب برسد.

شبکه‌های RBF حتی وقتی به صورت بهینه طراحی می‌شوند، تعداد نرون‌های بیشتری نسبت به شبکه‌ی جلوسوی عادی دارند. به این دلیل که نرون‌های سیگموئید در شبکه‌های جلوسوی عادی، روی بخش بزرگی از فضای ورودی دارای خروجی هستند؛ حال آن‌که نرون‌های غیرخطی در RBF به بخش کوچکی از فضای ورودی پاسخ می‌دهند. به همین دلیل، در شبکه‌ی RBF، هرچه فضای ورودی، بزرگتر باشد (بر حسب تعداد ورودی‌ها و بازه‌ای که روی آن تغییر می‌کنند)، تعداد نرون‌های بیشتری برای لایه‌ی پنهان مورد نیاز است. از سوی دیگر تعلیم یک شبکه‌ی RBF، از تعلیم یک شبکه‌ی سیگموئیدی، زمان کمتری می‌گیرد. به علاوه، شبکه‌های RBF به دلیل ویژگی تقریب غیرخطی قادرند نگاشت‌های پیچیده را به خوبی مدل کنند؛ در حالی که شبکه‌های پرسپترون تنها با به کار بردن چندین لایه‌ی میانی می‌توانند این کار را انجام دهند (برس، ۲۰۰۲؛ یگاناناریانا، ۱۹۹۹).



(شکل ۲): ساختار کلی یک شبکه RBF

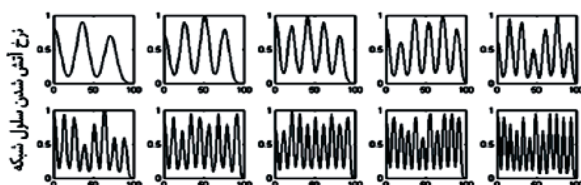
## ۲-۲- مدل سازی نگاشت در محیط یک بعدی

برای بررسی چگونگی نگاشت از بازنمایی سلول‌های شبکه به بازنمایی سلول‌های مکانی در مدل ارائه شده، ابتدا مدل را در یک محیط یک بعدی فرض می‌کنیم. محیط یک بعدی که یک خط یک متری در نظر گرفته شده است، می‌تواند نشان‌دهنده‌ی حالتی باشد که موش در طول یک خط در حرکت است. شبیه‌سازی این قسمت شامل پنجاه سلول شبکه و یکصد سلول مکانی است. به منظور مدل‌سازی نگاشت از سلول‌های مکانی به سلول‌های شبکه، یک شبکه RBF در نظر گرفته شده است که نرون‌های ورودی آن را سلول‌های شبکه و نرون‌های خروجی آن را سلول‌های مکانی تشکیل می‌دهند. همان‌طور که در (شکل ۳) نشان داده شده است، سلول‌های شبکه دارای ده فرکانس مختلف (سه تا دوازده سیکل) روی محیط هستند. این فرکانس‌ها نمایان‌گر محدوده‌ی فاصله‌گذاری‌های مشاهده شده در تحقیقات نروفیزیولوژیکی مربوط به سلول‌های شبکه است (هفتینگ و

همکاران، ۲۰۰۵). برای هر فرکانس، پنج سلول شبکه با جابه‌جایی‌های مختلف در نظر گرفته شده است؛ که با این مسئله که سلول‌های مجاور در MEC دارای فاصله‌گذاری‌های یکسان هستند، اما فعالیت آن‌ها نسبت به یکدیگر دارای جابه‌جایی است، سازگاری دارد (هفتینگ و همکاران، ۲۰۰۵؛ سالستد و همکاران، ۲۰۰۶). نرخ آتش شدن هر سلول شبکه به صورت مجموع یک سری توابع گوسی که مرکز آن‌ها نقاط متوالی بر روی خط مفروض است، در نظر گرفته می‌شود. انتخاب تابع گوسی، به دلیل شکل فعالیت این سلول‌ها، مطابق با (هفتینگ و همکاران، ۲۰۰۵) می‌باشد. برای این که ویژگی‌های سلول‌های شبکه مطابق با ثبت‌های سلولی مدل شود، دامنه‌ی توابع گوسی متفاوت فرض می‌شود. هر تابع گوسی تعداد زیادی از مکان‌های تعلیم را در برمی‌گیرد. تعداد توابع گوسی مورد استفاده برای هر سلول به فرکانس آن برمی‌گردد. تابع گوسی مربوط به یک سلول شبکه با نرخ آتش شدن  $r^{EC}$  از رابطه‌ی ۱، مشخص می‌شود.

$$r^{EC} = e^{-\frac{(x-x_0)^2}{\sigma^2}} \quad (1)$$

در رابطه‌ی (۱)،  $x$  مکان‌هایی است که موش در آن‌ها قرار می‌گیرد و  $x_0$  اولویت مکانی پیک آتش شدن سلول‌های شبکه است. پارامتر  $\sigma$  پهنای تابع گوسی را تعیین می‌کند. مرکز اولین تابع گوسی صفر فرض شده است. انحراف معیار<sup>۱</sup> بین بیشینه‌ی توابع گوسی بین ۰/۱ تا ۰/۱۵ می‌باشد.



مکان قرارگیری روی خط

(شکل ۳): نرخ آتش شدن ۱۰ سلول شبکه با فرکانس ۳ تا ۱۲، روی ۱۰۰ مکان تقسیم‌بندی شده روی خط. انحراف معیار بیشینه توابع گوسی ۰/۱۵ است.

فضای مورد بررسی ذاتاً پیوسته است؛ اما اگر چنین فضایی بخواهد در یک رایانه‌ای دیجیتال مدل شود، می‌بایست فضا به تعداد زیادی نقاط نزدیک به هم تقسیم‌بندی گردد. به همین دلیل با به کار بردن یکصد تقسیم‌بندی در مورد خط یک‌متری می‌توان این امر را محقق نمود. در طول تعلیم، عامل<sup>۲</sup> بر روی یکصد مکان مشخص شده در طول خط حرکت داده می‌شود. با قرار گرفتن عامل در هریک از این مکان‌ها، نرخ فعالیت هریک از سلول‌های شبکه از رابطه‌ی (۱) محاسبه شده و به عنوان ورودی به شبکه‌ی RBF داده می‌شود. ساختار شبکه RBF مورد استفاده در مدل در (بخش دو) بررسی شده است. حال می‌بایست فعالیت

<sup>1</sup> Standard deviation

<sup>2</sup> Agent



می‌شود. این فعالیت که تابعی از مکان قرارگیری موش مجازی در هر لحظه است، به این صورت در نظر گرفته می‌شود:

$$A_{GC}(x, y) = \sum_{i=1}^N (e^{-(x-\alpha_i)^2 / s^2} \cdot e^{-(y-\beta_i)^2 / s^2}) \quad (3)$$

که در آن  $N$  تعداد رئوس شبکه برای فاصله‌گذاری مشخص  $d$  است.  $(\alpha_i, \beta_i)$  مختصات رئوس شبکه و  $(x, y)$  مختصات نقاط محیط هستند.  $s$  اندازه‌ی میدان آتش‌شدن بوده و به فاصله‌گذاری رئوس شبکه بستگی دارد.  $f$  به‌عنوان اندازه‌ی مکان‌های مجاور در یک میدان تعریف می‌شود که نرخ آتش‌شدن سلول در آن‌ها کمتر از ۲۰٪ بیشینه نرخ آتش‌شدن باشد.

اگر  $\mu$  نسبت پارامتر  $s$  به فاصله‌گذاری  $d$  باشد، برای محاسبه آن می‌توان این گونه عمل نمود (گوانلا، ۲۰۰۷):

$$d \times 0.55 = \sqrt{f} \quad (4)$$

با این فرض که میدان سلول‌های واقعی به شکل دایره باشند و با تعریف  $x$  به‌عنوان شعاع این میدان، خواهیم داشت:

$$x = \sqrt{\frac{f}{\pi}} = \frac{d \times 0.55}{\sqrt{\pi}} \quad (5)$$

با توجه به فرض‌های انجام شده می‌توان گفت که در  $x$  مقدار تابع گوسی به ۲۰٪ مقدار بیشینه آن می‌رسد. یعنی:

$$e^{-(x/\sigma)^2} = 0.2 \quad (6)$$

و در نتیجه:

$$x = \sqrt{-\ln(0.2)} \sigma \quad (7)$$

بنابراین:

$$\sigma = \frac{d \times 0.55}{\sqrt{-\pi \ln(0.2)}} \quad (8)$$

$$\beta = \frac{0.55}{\sqrt{-\pi \ln(0.2)}} \cong 0.25 \quad (9)$$

در شبیه‌سازی‌های انجام شده در این قسمت، پنج دسته سلول در نظر گرفته شده که فاصله‌گذاری سلول‌های هر دسته مشابه بوده و در دسته‌های مختلف به‌صورت منظم بین ۳۹ تا ۷۳ سانتیمتر متغیر است؛ زیرا در (هفتینگ و همکاران، ۲۰۰۵) فاصله‌گذاری سلول‌های شبکه ثبت شده، در این بازه گزارش شده است. در هر دسته هشت سلول با جابه‌جایی‌های مختلف در نظر گرفته شده است که مطابق با نتایج به‌دست آمده در (هفتینگ و همکاران، ۲۰۰۵) می‌باشد. (شکل ۵) فعالیت سلول‌های شبکه را در پنج دسته مختلف و با پنج فاصله‌گذاری متفاوت نشان می‌دهد. جابه‌جایی‌های مختلف برای هشت سلول موجود در یکی از

سلول‌های مکانی که خروجی شبکه را تشکیل می‌دهند نیز محاسبه گردد. به هر نقطه از یکصد مکان تقسیم‌بندی شده بر روی خط مفروض یک سلول مکانی اختصاص داده می‌شود؛ به این معنی که هنگامی که موش در آن مکان قرار می‌گیرد، سلول مربوطه بیشترین میزان آتش‌شدن را خواهد داشت. در محیط‌های باز فعالیت سلول‌های مکانی را می‌توان با یک تابع گوسی که مرکز آن بر اولویت مکانی سلول قرار دارد تخمین زد (سالستد و همکاران، ۲۰۰۶). نرخ آتش‌شدن سلول‌های مکانی مطابق با رابطه‌ی (۲) تعریف می‌شود.

$$r^{PC} = e^{-(x-x_0)^2 / \tau^2} \quad (2)$$

که در آن  $x$  مکان قرارگیری موش و  $x_0$  اولویت مکانی مربوط به هر یک از سلول‌های مکانی و  $\tau$  پارامتری است که اندازه‌ی میدان مکانی سلول را مشخص می‌کند. با توجه به تحقیقات فیزیولوژیکی موجود، میدان مکانی سلول‌های مجاور دارای هم‌پوشانی است (موزر و همکاران، ۲۰۰۸)؛ به همین دلیل پارامتر  $\tau$  به‌گونه‌ای تعیین می‌شود که این مسئله در مدل محقق شود.

## ۲-۳- مدل‌سازی نگاهت در محیط دو بُعدی با

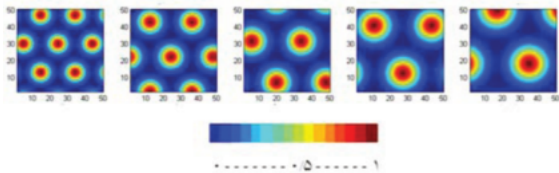
### در نظر گرفتن جابجایی‌های مختلف

#### برای سلول‌های شبکه

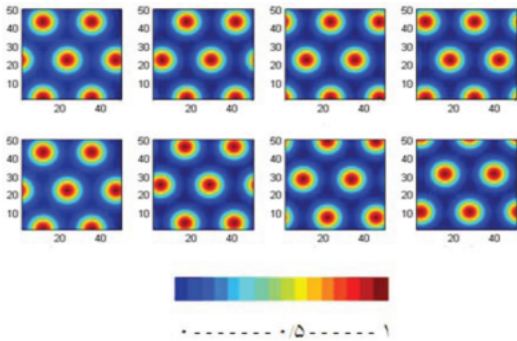
به‌منظور انجام شبیه‌سازی در محیط دو بُعدی، مدل توصیف شده در بخش قبل، به دو بُعد گسترش داده می‌شود. در این بخش یک محیط مربع‌شکل دو بُعدی به طول یک‌متر در نظر گرفته می‌شود. نتایج آزمایش‌های انجام شده بر روی موش در چنین محیطی، در (هفتینگ و همکاران، ۲۰۰۵) آمده است. برای این که شبیه‌سازی محیط پیوسته دو بُعدی میسر شود، یک تقسیم‌بندی  $50 \times 50$  روی مربع  $1 \times 1$  متر انجام می‌شود. به‌عبارت دیگر نقاط محیط به ۲۵۰۰ نقطه گسسته‌سازی می‌شود. مطابق با یافته‌های تحقیقات انجام شده، فعالیت سلول‌های شبکه و مکانی به‌عنوان ورودی و خروجی شبکه تعریف می‌شود. تعلیم مدل شامل حرکت موش مجازی در ۲۵۰۰ نقطه تعلیم مدل است درحالی‌که حرکت به‌صورت متوالی در سطرها و از چپ به راست انجام می‌شود.

#### الف- فعالیت سلول‌های شبکه

سلول‌های شبکه در رئوس یک شبکه‌ی مثلثی شکل تکراری که کل محیط را می‌پوشاند، فعال می‌شوند. چنین شبکه‌ای در یک محیط مربعی در (شکل ۴) نشان داده شده است؛ که در آن  $d$  نشان دهنده‌ی فاصله‌گذاری بین نقاط شبکه است. فعالیت سلول‌های شبکه به‌صورت مجموعی از توابع گوسی که مرکز آن‌ها بر روی رئوس شبکه قرار دارد، تعریف



(شکل ۵): فعالیت ۵ سلول شبکه با ۵ فاصله‌گذاری (d) مختلف از سمت راست به ترتیب برابر با ۷۳، ۶۴/۵، ۵۶، ۴۷/۵، ۳۹ سانتی متر می باشد. محور افقی و عمودی به ترتیب مکان قرارگیری در راستای x و y است.



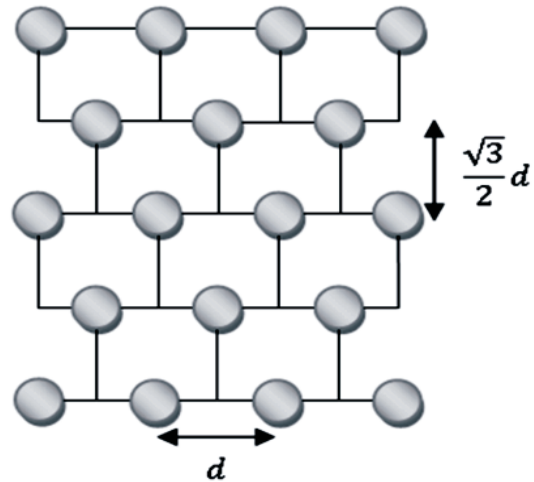
(شکل ۶): فعالیت ۸ سلول شبکه از یک دسته با هشت جابه‌جایی مختلف. محور افقی و عمودی به ترتیب مکان قرارگیری در راستای x و y است.

### ۳- نتایج

شبیه‌سازی در حالت یک‌بُعدی شامل پنجاه سلول شبکه به عنوان ورودی و یکصد سلول مکانی به‌عنوان خروجی شبکه می‌باشد. پس از تعلیم، تمام ورودی‌های تست، منجر به ایجاد خروجی متمرکزی می‌شوند که فعالیتش به یک ناحیه از محیط محدود شده است. این نتیجه پیش از تعلیم دیده نشد. برای یادگیری نگاشت مورد بحث با مجموع مربعات خطای قابل قبول (۰/۰۰۳)، تعداد هفتاد تکرار مورد نیاز است. عملکرد شبکه در طول تعلیم در (شکل ۷) نشان داده شده است. میانگین مجموع مربعات خطا در پایان تعلیم برابر ۰/۰۰۲۹ می‌باشد. نتایج سه ترون خروجی شبکه در مرحله تست در (شکل ۸) نشان داده شده است.

شبیه‌سازی در محیط دوبعدی مربعی ۱x۱ شامل چهار سلول شبکه به‌عنوان ورودی و یکصد سلول مکانی به‌عنوان خروجی شبکه می‌باشد. همه ورودی‌های تست منجر به ایجاد خروجی متمرکزی می‌شود که فعالیتش به یک ناحیه از محیط محدود شده است؛ این نتیجه پیش از تعلیم دیده نشد. برای یادگیری نگاشت مورد بحث با مجموع مربعات خطای قابل قبول (۰/۰۰۱)، تعداد نود تکرار مورد نیاز است. عملکرد شبکه در طول تعلیم در (شکل ۹) و نتایج سه ترون خروجی شبکه، قبل از تعلیم و در مرحله آزمایش در (شکل ۱۰) نشان داده شده است.

دسته‌ها نیز در (شکل ۶) نشان داده شده است. بنابراین در این شبیه‌سازی برای کدکردن نقاط محیط مربعی چهل سلول شبکه با شرایط گفته شده مورد نیاز است. هریک از سلول‌های شبکه، یک نرون ورودی را برای مدل RBF ارائه شده تشکیل می‌دهد.



(شکل ۴): رئوس یک شبکه‌ی مثلثی در محیط مربعی.

### ب- فعالیت سلول‌های مکانی

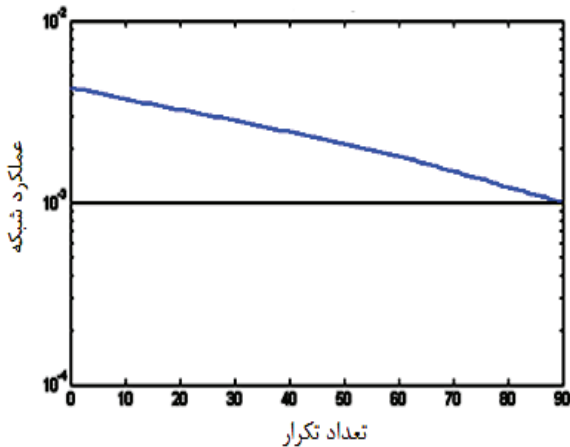
حال می‌بایست فعالیت نرون‌های خروجی مدل یعنی سلول‌های مکانی نیز محاسبه گردد. فعالیت این سلول‌ها که تابع مکان قرارگیری عامل در هر لحظه است، از رابطه‌ی (۱۰) به دست می‌آید.

$$A_{PC}(x, y) = e^{-(x-x_0)^2/t^2} \cdot e^{-(y-y_0)^2/t^2} \quad (10)$$

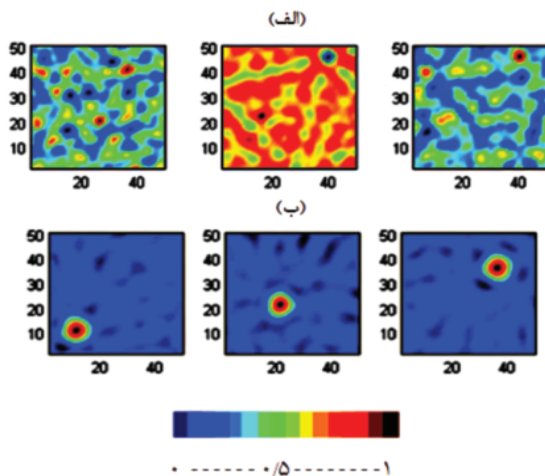
در این رابطه  $(x_0, y_0)$  اولویت مکانی هر یک از سلول‌های مکانی را نشان می‌دهد و  $t$  به‌گونه‌ای انتخاب می‌شود که سطح میدان مکانی سلول در بازه‌ای قرار گیرد که برای این سلول‌ها گزارش شده است. در این بخش، محیط شبیه‌سازی که یک مربع ۱x۱ است به یکصد نقطه تقسیم‌بندی شده است که هریک از این نقاط اولویت مکانی یک سلول مکانی را تشکیل می‌دهند. به این ترتیب میدان مکانی سلول‌های مجاور دارای هم‌پوشانی خواهد بود.

به‌منظور تعلیم مدل، محیط مربعی به ۵۰x۵۰ نقطه گسسته‌سازی شده و در هر گام، عامل در هریک از این نقاط قرار داده می‌شود. در هر نقطه فعالیت سلول‌های شبکه و مکانی به‌عنوان ورودی و خروجی مدل محاسبه می‌گردد. حرکت عامل از پایین‌ترین نقطه و در خطوط افقی انجام می‌شود و به تدریج به سمت بالا ادامه می‌یابد. این حرکات حالتی را شبیه‌سازی می‌کنند که موش به‌منظور یادگیری محیط در آن گردش می‌کند.

باشد، می‌تواند عملکرد مناسبی برای مدل کردن نگاشت مورد بحث فراهم کند. به منظور ارزیابی کارایی مدل، در گام اول این مدل‌سازی در یک محیط یک بعدی در نظر گرفته شد؛ یک خط یک متری که به یکصد نقطه گسسته‌سازی شده و به هر نقطه یک سلول مکانی به خصوص اختصاص داده شد. در گام‌های بعدی شبیه‌سازی در یک محیط مربعی  $1 \times 1$  در نظر گرفته شد؛ زیرا نتایج تحقیقات نروفیزیولوژی برای چنین محیطی ارائه شده است (هفتینگ و همکاران، ۲۰۰۵).

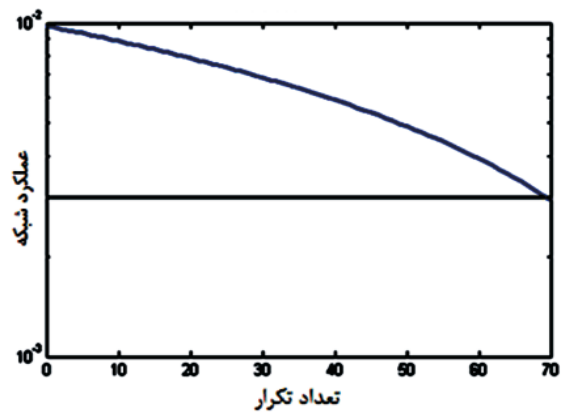


(شکل ۷): عملکرد مدل در طول تعلیم در ۹۰ تکرار.

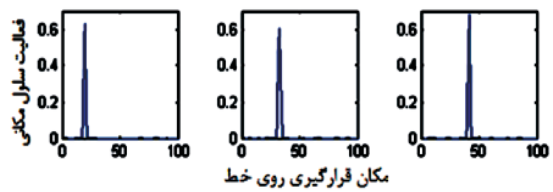


(شکل ۸): فعالیت سه سلول مکانی از یکصد سلول خروجی مدل، (الف) قبل از تعلیم و (ب) پس از تعلیم در محیط دو بُعدی مربعی. محورهای عمودی و افقی به ترتیب جابه‌جایی در راستای محور  $y$  و  $x$  هستند.

شبیه‌سازی‌ها با در نظر گرفتن ویژگی‌های گزارش شده برای سلول‌های شبکه ارائه شده است (هفتینگ و همکاران، ۲۰۰۵؛ سالستند و همکاران، ۲۰۰۶). این ویژگی‌ها شامل فاصله‌گذاری‌های مختلف از بخش پشتی به شکمی قشر میانی انتورینال و جابه‌جایی و جهت‌گیری‌های مختلف می‌باشد؛ که اطلاعات مهمی را برای یادگیری محیط فراهم



(شکل ۹): عملکرد مدل در طول تعلیم در هفتاد تکرار.



(شکل ۱۰): فعالیت سه سلول مکانی از یکصد سلول خروجی مدل پس از تعلیم در محیط یک بعدی.

## ۴- بحث

پیش از این، قشر میانی انتورینال به‌عنوان مهم‌ترین ساختار ورودی و خروجی هیپوکمپ معرفی شده بود. اما از زمان کشف سلول‌های شبکه در این بخش (سال ۲۰۰۵)، پرسش‌های بسیاری در زمینه‌ی چگونگی فعالیت این سلول‌ها و نقش آن‌ها در حافظه مکانی مطرح شد. یکی از مهم‌ترین این پرسش‌ها این است که با توجه به این که سلول‌های شبکه یک سیناپس بالاتر از سلول‌های مکانی قرار دارند، چطور ممکن است الگوی فعالیت متمرکز سلول‌های مکانی از الگوی فعالیت شبکه‌مانند سلول‌های شبکه حاصل گردد.

در این تحقیق با ارائه‌ی دو شبیه‌سازی و مدلی برای نگاشت از سلول‌های شبکه به سلول‌های مکانی ارائه شد. در این مدل‌سازی از شبکه‌های RBF استفاده شده است. به دلیل داشتن ویژگی‌های تقریب غیرخطی، شبکه‌های RBF قادر به مدل کردن نگاشت‌های پیچیده هستند؛ درحالی‌که شبکه‌های پرسپترون تنها با به کار بردن چندین لایه می‌توانند این کار را انجام دهند (پرس، ۲۰۰۲). هم‌چنین در شبکه‌ی RBF از تابع گوسی استفاده شده است و از طرف دیگر فعالیت سلول‌های شبکه با توابع گوسی تعریف می‌شود. به این دلیل به نظر می‌رسد استفاده از یک شبکه‌ی عصبی که تابع مورد استفاده در آن از جنس داده‌های ورودی و خروجی

می‌آورد. در شبیه‌سازی اول که در محیط یک‌بعدی در نظر گرفته شده است، پنجاه سلول شبکه و یکصد سلول مکانی در کد کردن محیط نقش دارند. سلول‌های شبکه دارای ده فرکانس مختلف می‌باشند و برای هر فرکانس پنج جابه‌جایی وجود دارد که این مورد نمایان‌گر این مسئله است که سلول‌های مجاور دارای فاصله‌گذاری مشابه و جابه‌جایی‌های متفاوت هستند. پس از مرحله تعلیم با شبکه RBF، کلیه‌ی ورودی‌های تست منجر به ایجاد خروجی متمرکز در یک ناحیه شدند (شکل ۸). در کاری مشابه که همین اواخر ارائه شده (رولز و همکاران، ۲۰۰۶)، از قانون یادگیری رقابتی برای مدل‌سازی نگاشت مذکور استفاده شده است. در این مدل برای شبیه‌سازی در حالت یک‌بعدی یکصد سلول شبکه و یکصد سلول مکانی به کار رفته است. در این مدل تنها دو سوم واحدهای خروجی الگوی فعالیت متمرکزی نشان می‌دهند. بنابراین مدل RBF علاوه بر این که صحت بالاتری نسبت به (رولز، ۲۰۰۸) دارد، به تعداد سلول‌های شبکه‌ی کمتری برای کد نمودن همه‌ی نقاط محیط احتیاج دارد.

در شبیه‌سازی‌های بعدی یک محیط دوبعدی مربع شکل ۱x۱ متر در نظر گرفته شد. برای انجام شبیه‌سازی، این محیط به ۲۵۰۰ نقطه با فواصل مساوی گسسته‌سازی شد. فعالیت سلول‌های شبکه روی رؤس یک شبکه مثلثی که کل محیط را می‌پوشاند از رابطه‌ی ۳ و فعالیت سلول‌های مکانی از رابطه‌ی ۱۰ محاسبه گردید. در شبیه‌سازی مربوط به محیط دوبعدی، برای فاصله‌گذاری سلول‌های شبکه‌ی پنج مقدار در بازه‌ی ۳۹ تا ۷۳ سانتی‌متر در نظر گرفته شده است (مطابق با (هفتینگ و همکاران، ۲۰۰۵)). چهل سلول شبکه با فاصله‌گذاری گفته شده و جابه‌جایی‌های مختلف به‌عنوان ورودی مدل و یکصد سلول مکانی به‌عنوان خروجی مدل در نظر گرفته شد. در این مرحله نیز کلیه‌ی دادگان آزمایش منجر به ایجاد خروجی متمرکز شدند. در مقایسه با (رولز و همکاران، ۲۰۰۶) که برای مدل‌سازی در این حالت از ۱۲۵ سلول شبکه و یکصد سلول مکانی بهره برده است، مدل RBF ارائه شده، مزیت نیاز به تعداد کم‌تری از سلول‌های شبکه را دارد. مطابق با آنچه در یکی از گزارش‌ها، اعلام شده است، حدود ۱۰ تا ۱۰۰ سلول شبکه به هر سلول مکانی اتصال دارد (فین و همکاران، ۲۰۰۷). همچنین گفته شده است که تعداد محدودی از سلول‌های شبکه برای کد کردن یک محیط کافی است (هفتینگ و همکاران، ۲۰۰۵، سالستد و همکاران، ۲۰۰۶). باید گفت مدل RBF ارائه شده با این موارد مطابقت دارد.

عملکرد مدل دارای اهمیت بسیاری است زیرا کلیه‌ی نقاط محیط می‌بایست دارای بازنمایی یکتایی باشند. اگر یادگیری با صحت مناسبی انجام نشود، الگوی متمرکز فعالیت سلول‌های مکانی از الگوی فعالیت شبکه‌مانند سلول‌های شبکه ساخته نخواهد شد. عملکرد مدل RBF ارائه شده به‌گونه‌ای بود که همه‌ی سلول‌های مکانی قادر بودند ناحیه‌ی به‌خصوصی از محیط را کد کنند. در یک تحقیق از ICA برای انجام این مدل‌سازی استفاده شده است (فرانزیوس و همکاران، ۲۰۰۷). در این مدل تنها ۷۵٪ از واحدهای خروجی منجر به ایجاد الگوی فعالیت متمرکز شده‌اند حال آن که مدل RBF این مزیت را دارد که ۱۰۰٪ واحدهای خروجی دارای این گونه فعالیت هستند.

مدل‌هایی که با این فرض ارائه شده‌اند که میدان‌های مکانی از جمع ورودی‌هایشان (سلول‌های شبکه) به‌دست می‌آیند. این فرضیه که میدان‌های مکانی از جمع ورودی‌هایشان (سلول‌های شبکه) به‌دست می‌آیند (بایلو، ۲۰۰۹؛ هی من و همکاران، ۲۰۰۸؛ رولز و همکاران، ۲۰۰۶؛ رولز و همکاران، ۲۰۰۸، سالستد و همکاران، ۲۰۰۶) نمی‌تواند منجر به ایجاد میدان‌های مکانی متمرکز شود (هی من و همکاران، ۲۰۰۸). اگرچه این مدل‌ها می‌توانند با پاسخی که می‌دهند عملکرد سلول‌های موجود در DG را مدل کنند (چون این سلول‌ها دارای چند میدان مکانی در محیط هستند)؛ اما این که بتوانند فعالیت سلول‌های مکانی موجود در CA1 و CA3 را شبیه‌سازی کنند، مستلزم انجام تحقیقات بیشتری در آینده است (فین و همکاران، ۲۰۰۷). این در حالی است که مدل RBF ارائه شده قادر است میدان‌های مکانی به‌طور کامل متمرکز ایجاد نماید و به نظر می‌رسد که برای مدل‌سازی فعالیت سلول‌های موجود در CA1 و CA3 عملکرد خوبی دارد.

در کل به نظر می‌رسد که مدل RBF ارائه شده قادر است نشان دهد که چگونه سلول‌های شبکه می‌توانند به سلول‌های مکانی، بازنمایی داشته باشند. با در نظر داشتن فرض‌هایی که از دیدگاه نروفیزیولوژیکی مطرح شده‌اند، مدل به‌خوبی عمل می‌کند. در نتیجه می‌توان پیشنهاد داد که ممکن است در این مورد روند مشابهی در مغز مورد استفاده قرار گیرد.

## ۵- نتیجه‌گیری

از زمان کشف سلول‌های شبکه در سال ۲۰۰۵، پرسش‌های زیادی در مورد فعالیت این سلول‌ها و نقش آن‌ها در



- Cognitive Sciences, Elsevier. - January 2006. - Vol. 10. - pp. 1-3.
- Jeffery Kathryn J** The Place Cells-Cognitive Map or Memory System? Hippocampal Place Fields / ed. Mizumori J Sheri.: Oxford University Press, 2008.
- McNaughton Bruce L [et al.]** Path Integration and The Neural Basis of Cognitive Map. NATUREREVIEWS. - August 2006. - Vol. 7. - pp. 663-678.
- Molter C and Yamaguchi Y** Impact of temporal coding of presynaptic entorhinal cortex grid cells on the formation of hippocampal place fields. Neural Netw. - 2008. - Vol. 21. - pp. 303-310.
- Moser Edvard I and Moser May-Britt** A metric for space. Hippocampus. - 2008. - Vol. 18. - pp. 1142-1156.
- Moser Edvard I, Kropff Emilio and Moser May-Britt** Place cells, grid cells, and the brain's spatial representation system. annual reviews of neuroscience. - february 2008. - Vol. 31. - pp. 69-89.
- Moser May-Britt [et al.]** Spatial Learning with a Minislab in the Dorsal Hippocampus. Proc. Natl. Acad. Sci USA. - October 1995. - Vol. 92. - pp. 9697-9701.
- O'keefe J, Dostrovsky J.** The hippocampus as a spatial map. Preliminary evidence from unit activity in the freely moving rat. Brain Res, 1971. Vol. 34. -pp. 171-175.
- Rolls Edmund T** Spatial View Cells in the Primate Hippocampus, and Memory Hippocampal Place Fields / ed. Mizumori Sheri J. Oxford University Press, 2008.
- Rolls Edmund T, Stringer Simon M and Elliot Thomas** Entorhinal Cortex Grid Cells Can Map to Hippocampal Place Cells by Competitive Learning. informa. - December 2006. - Vol. 447. - p. 447:465.
- Sargolini Francesca [et al.]** Conjunctive representation of position, direction, and velocity in Entorhinal Cortex. Science. - May 2006. - Vol. 312. - pp. 758-762.
- Sargolini Francesca and Moser Edvard I** Entorhinal Grid Cells and the Representation of Space. Springer. - 2007. - pp. 125-135.
- Solstad Trygve, Moser Edvard I and Einevoll Gaute T** From Grid Cells to Place Cells: A Mathematical Model. HIPPOCAMPUS. - November 2006. - Vol. 16. - pp. 1026-1031.
- Yegnanarayana B** Artificial Neural Networks. Prentice-Hall of India Private Limited, 1999.

حافظه‌ی مکانی مطرح شده است. یکی از مسائل مهم و قابل توجه این است که چطور الگوی فعالیت متمرکز سلول‌های مکانی می‌تواند از الگوی فعالیت شبکه‌مانند سلول‌های شبکه ایجاد شود. در این مقاله، نگاهت از سلول‌های شبکه به سلول‌های مکانی با استفاده از شبکه‌های RBF شبیه‌سازی شد. موارد در نظر گرفته شده در مدل و همچنین مقایسه نتایج با یافته‌های نروفیزولوژیکی موجود نشان می‌دهد که مدل ارائه شده قادر است توصیف مناسبی از عملکرد این سیستم ارائه دهد. اگرچه این مدل، عملکرد بخشی از سیستم مربوط به حافظه‌ی مکانی را توضیح می‌دهد؛ اما به این دلیل که هنوز توضیح شفاف‌تری برای روش‌های مورد استفاده در مغز برای این نگاهت داده نشده است، ارائه‌ی مدل‌های کامل‌تر به صورت مجزا دارای اهمیت است.

## ۶. مراجع

- Almeida L, Idirat M and Lisman J. E.** The input-output transformation of the hippocampal granule cells: from grid cells to place cells. The journal of Neuroscience. - 2009 - Vol. 29. - pp. 7504-7512.
- Bailu B and Treves A** The role of competitive learning in the generation of DG fields from EC inputs. Cogn Neurodyn. - 2009. - Vol. 3. - pp. 177-187.
- Bors Adrian G** Introduction of The Radial Basis Function (RBF) Networks [Report] / Department of Computer Science, University of York. - 2002. - pp. 1-7.
- Brun Vegard Heimly [et al.]** Progressive Increase in Grid Scale From Dorsal to Ventral Medial Entorhinal Cortex. HIPPOCAMPUS. - November 2008. - Vol. 18. - pp. 1200-1212.
- Franzius M, Vollgraf R and Wiskott L** From Grids to Places. J Comput Neurosci. - December 2007. - Vol. 22. - pp. 297-299.
- Fyhn Marianne, Solstad Trygve and Hafting Torkel** Entorhinal Grid Cells and The Neural Basis of Navigation. "Hippocampal Place Fields" / ed. Mizumori Sheri J. - [s.l.] : Oxford University Press, 2007.
- A. Guanella and P. Verschure,** "Prediction of the Position of an Animal Based on Populations of Grid and Place Cells: A Comparative Simulation Study," *Journal of Integrative Neuroscience*, 2007, vol. 6, pp. 433-446, Jul.
- Hafting Torkel [et al.]** Microstructure of a spatial map in the entorhinal cortex. Nature. - August 2005. - Vol. 436. - pp. 801-806.
- Hayman RM and Jeffery KJ** How heterogeneous place cell responding arises from homogeneous grids-a contextual gating hypothesis. Hippocampus. - 2008. - Vol. 18. - pp. 1301-1313.
- Jeffery Kathryn J and Burgess Neil** A Metric for Cognitive Map: Found At Last? TRENDS in



### فرزاد توحیدخواه کارشناسی خود را

در رشته‌ی مهندسی برق در سال ۱۳۶۴ از دانشگاه صنعتی امیرکبیر و کارشناسی ارشد مهندسی برق را در سال ۱۳۶۹ از همان دانشگاه اخذ نمود. وی در سال ۱۳۷۶ دکترای خود را در

رشته‌ی مهندسی پزشکی از دانشگاه ساسکاچوان کانادا دریافت نمود و از آن زمان تاکنون عضو هیئت علمی دانشکده‌ی مهندسی پزشکی دانشگاه صنعتی امیرکبیر می‌باشد. وی در سال‌های ۸۴-۸۰ و هم‌چنین از سال ۸۸ تاکنون سمت ریاست دانشکده‌ی مهندسی پزشکی دانشگاه صنعتی امیرکبیر را داشته است. وی تاکنون چندین مقاله در مجلات علمی پژوهشی و هم‌چنین در کنفرانس‌های بین‌المللی منتشر نموده است. نامبرده ده‌ها پروژه‌ی کارشناسی ارشد و دکترا را سرپرستی نموده و در چند طرح تحقیقاتی مشارکت داشته است. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه‌ی وی کنترل سیستم‌های زیستی، کنترل حرکت، کنترل هوشمند، شناسایی سیستم و مدل‌سازی سیستم‌های زیستی می‌باشد. وی هم‌اکنون دانشیار مهندسی پزشکی دانشگاه صنعتی امیرکبیر می‌باشد.

نشانی رایانامک ایشان عبارت است از:

[Towhidkhah@aut.ac.ir](mailto:Towhidkhah@aut.ac.ir)



### ساره سعیدی در سال ۱۳۸۵ در

رشته‌ی مهندسی پزشکی، گرایش بیوالکتریک در مقطع کارشناسی از دانشگاه صنعتی امیرکبیر فارغ التحصیل شده است. سپس دوره‌ی کارشناسی

ارشد را در همان رشته تا سال ۱۳۸۸ ادامه داده است. زمینه‌ی تحقیقاتی مورد علاقه‌ی وی، مدل‌سازی سیستم‌های زیستی می‌باشد.

نشانی رایانامک ایشان عبارت است از:

[Sareh.saedi@gmail.com](mailto:Sareh.saedi@gmail.com)