

مدل شبکه‌ی عصبی از نگاشت سلول‌های شبکه به سلول‌های مکانی

ساره سعیدی و فرزاد توحیدخواه

^{۱۲}دانشگاه صنعتی امیرکبیر، دانشکده مهندسی برق

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؛ نوخ آتش‌شدن این سلول‌ها در چندین مکان از محیط افزایش می‌باید. این مکان‌ها تشکیل یک شبکه‌ی مثلثی تکراری می‌دهند که کلّ 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 (Radial Basis Function) RBF پیشنهاد شده است. برای بررسی عملکرد این مدل ابتدا یک محیط یک‌بعدی (خط به طول ۱ متر) و سپس یک محیط دو‌بعدی (محیط مربعی) در نظر گرفته شده است. مدل سازی با در نظر گرفتن ویژگی‌های سلول‌های شبکه انجام شده و از عملکرد بسیار خوبی در ایجاد میدان‌های مکانی متتمرکز برخوردار است.

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

۱- مقدمه

بیشتر اوقات، راهبری^۱ در محیط‌های ناشناخته‌ای انجام می‌شود که در قبل دیده نشده‌اند. اگرچه انسان و موش صحرایی، راهبری را در این محیط‌ها به خوبی 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،^۲ یکی‌افزایش می‌باید^۳ و داستروفسکی^۴ در حالی که پیانسیل عمل سلول‌های هیپوکمپ موش در حال حرکت در یک محیط 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 به شدت افزایش می‌باید (اکیفه 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 می‌باید (موزر و همکاران، ۱۹۹۵).

فضایی که در آن یک سلول مکانی خاص فعال است، میدان مکانی^۵ آن سلول خوانده می‌شود. براساس این یافته‌ها، یک فرضیه مبنی بر این‌که عملکرد اولیه‌ی هیپوکمپ در موش صحرایی، ایجاد یک "نقشه‌ی شناختی"^۶ از محیط اطراف حیوان است، بیان شد (جفری، ۲۰۰۱). سلول‌های مکانی مختلف، مکان‌های مختلفی را از محیط، که می‌کنند. شکل و اندازه‌ی میدان مکانی، ممکن است از یک سلول به سلول دیگر متفاوت باشد. همه‌ی سلول‌ها در همه‌ی

⁴ Place field
⁵ Cognitive map

¹ Navigation
² Jhon O'keefe
³ Jhon Dostrovsky

به بیان دیگر، در طول محور پشتی-شکمی^۷ هیپوکمپ، قطر میدان مکانی سلول‌ها افزایش پیدا می‌کند. مقیاس بازنمایی در سلول‌های شبکه نیز مانند سلول‌های مکانی از بخش پشتی به شکمی قشر میانی انتورینال، به صورت منظم افزایش می‌یابد. یعنی در راستای محور پشتی-شکمی، فاصله گذاری سلول‌ها و اندازه‌ی میدان آن‌ها به تدریج زیاد می‌شود. سلول‌های مجاور دارای فاصله گذاری‌های مشابه هستند (برون و همکاران، ۲۰۰۱).

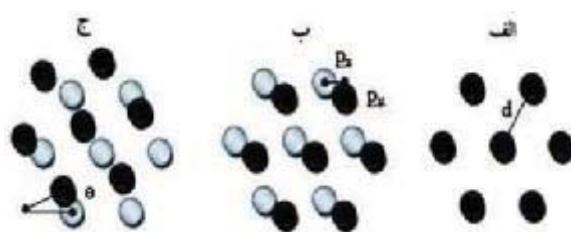
سلول‌های شبکه، به نشانه‌های مکانی خارجی وابسته‌اند، اما در تاریکی هم عمل می‌کنند. این واقعیت نشان می‌دهد که این سلول‌ها، ممکن است بخشی از نقشه‌ی فضایی محیط، بر پایه‌ی اطلاعات حرکت باشند (سارگولینی و همکاران، ۲۰۰۶؛ فین و همکاران، ۲۰۰۷).

وجود یک نقشه‌ی نرونی واحد از محیط، که می‌تواند در همه جا به کار رود، علاوه‌بر مقرنون به صرفه بودن، مانع از بروز مشکلات ظرفیت بسیار زیاد می‌گردد. اگر مغز، قواعد مربوط به روابط متقابل فضایی را برای هر مکانی که فرد در آن قرار می‌گیرد ذخیره می‌کرد، مشکل ظرفیت بسیار بالا ایجاد می‌شد (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 لایه‌ی دو و سه قشر میانی انتورینال، به هیپوکمپ بازنمایی دارند، می‌توان گفت به احتمال سلول‌های مکانی، بیشترین ورودی‌های قشری خود را از سلول‌های شبکه دریافت می‌کنند. تا به حال اطلاعاتی مبنی بر این که سلول‌های مکانی چگونه الگوی شبکه‌مانند را به میدان‌های مکانی متتمرکز تبدیل می‌کنند، به دست نیامده است (موزر و همکاران، ۲۰۰۱). بنابراین برای پاسخ به این پرسش، چند روش پیشنهاد شده است. اوّل این‌که 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 شبکه‌ی هیپوکمپ وابسته نیست (سالستد و همکاران، ۲۰۰۶). مدل ارائه شده در (سالستد و همکاران، ۲۰۰۶)، با نتایج تعدادی از تحقیقات نروفیزیولوژیکی همخوانی دارد؛ مانند این‌که مقیاس بازنمایی فضایی در سلول‌های مکانی و سلول‌های شبکه، از بخش پشتی به شکمی به صورت منظم افزایش می‌یابد (هفتینگ و همکاران، ۲۰۰۵؛ برون و همکاران، ۲۰۰۱). مدل همچنین اتصالات آناتومیکی بین

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

سلول‌های مهمی در قشر میانی انتورینال (MEC) وجود دارند که این سلول‌ها نیز محل قرارگیری حیوان را مشخص می‌کنند. فرضیه‌ی وجود سلول‌های شبکه در سال ۲۰۰۵ توسط هفتینگ^۱ به این صورت ارائه شد که مجموعه‌ای از این سلول‌ها، یک نقشه از محیط را تشکیل می‌دهند (هفتینگ و همکاران، ۲۰۰۵). ویژگی این سلول‌ها داشتن تعدادی میدان آتش‌شدن است که با الگویی نظم‌دار، مثلثی و شبکه‌مانند می‌توانند هر محیط دویعدی را که حیوان در آن حرکت می‌کند، بپوشانند. الگوی آتش‌شدن هر سلول شبکه، می‌تواند با "فاصله گذاری"^۲ آن (فاصله بین رئوس مجاور در شبکه)، "جهت‌گیری"^۳ آن نسبت به محیط و "جایه‌جایی"^۴ (آفست 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 شده‌اند. همانند سلول‌های مکانی هیپوکمپ، مکان‌های آتش‌شدن (جایه‌جایی فضایی) نرون‌های همسایه پراکنده است؛ یعنی همه‌ی نقاط محیط می‌توانند در تجمع محلی سلول‌های شبکه، نشان داده شوند. برخلاف سلول‌های مکانی، سلول‌های شبکه صرف‌نظر از راهنمایی خارجی، در تمامی محیط‌ها فعال هستند؛ که نشان می‌دهد این سلول‌ها بخشی از نقشه‌ی داخلی ایجاد شده از محیط می‌باشند (مک ناوتن و همکاران، ۲۰۰۶).



(شکل ۱) سه ویژگی سلول‌های شبکه. (الف) فاصله گذاری، (ب) جایه‌جایی و (ج) جهت‌گیری. دایره‌های نشان داده شده، رئوس شبکه‌ی مثلثی را نشان می‌دهند.

یکی از موارد قابل توجه در مورد سلول‌های مکانی این است که مقیاس بازنمایی در این سلول‌ها از بخش پشتی^۵ به شکمی^۶ هیپوکمپ به‌طور منظم افزایش می‌یابد.

^۱ Hafting

^۲ Spacing

^۳ Orientation

^۴ Spatial phase

^۵ Dorsal

^۶ Ventral

مدلی از این نگاشت را با تأکید بر نقش فاز تنا پیشنهاد کرده‌اند.

در مقاله‌ی حاضر از شبکه‌ی RBF برای مدل‌سازی نگاشت از سلول‌های شبکه به سلول‌های مکانی استفاده شده است. به‌نظر می‌رسد ساختار این شبکه‌ها با نحوه‌ی فعالیت سلول‌های شبکه هم‌خوانی دارد؛ زیرا نحوه‌ی فعالیت سلول‌های شبکه با تابع RBF مورده 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 نگاشت 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 (روزلر 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 اولین‌بار 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 لایه‌ی 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 (روزلر و همکاران، ۲۰۰۶).

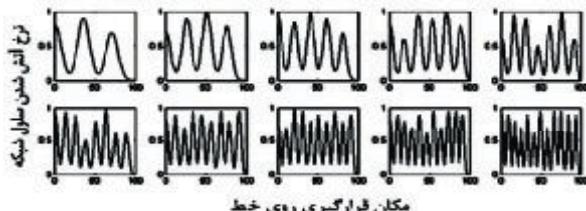
تحقیقات آزمایشگاهی هنوز بین این دو مدل، تفاوتی قائل نشده است. این ایده که میدان‌های مکانی از روش‌های یادگیری LTP-مانند به‌دست می‌آیند، تنها تأیید نسبی دارد؛ زیرا میدان‌های مکانی، حتی در حالتی که دریافت کننده‌های NMDA غیرفعال می‌شوند، تشکیل می‌گردند. روش‌های یادگیری رقابتی ممکن است برای تشکیل مجموعه‌ی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

در (بایلو و همکاران، ۲۰۰۹) محققان برای مدل‌سازی نگاشت 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، ۲۰۰۱). 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، ۲۰۰۱) نویسنده‌گان مدلی از نگاشت مورد بحث با در نظر گرفتن تجدید نگاشت 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)، نویسنده‌گان

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؛ سالست و همکاران، ۲۰۰۶). نرخ آتش شدن هر سلول شبکه به صورت مجموع یک سری توابع گوسی که مرکز آن‌ها نقاط متواالی بر روی خط مفروض است، در نظر گرفته می‌شود. انتخابتابع گوسی، بهدلیل 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 دربرمی‌گیرد. تعداد توابع گوسی مورد استفاده برای هر سلول به فرکانس آن برمی‌گردد. تابع گوسی مربوط به یک سلول شبکه با نرخ آتش شدن $r^{EC} = e^{-(x-x_0)^2/\sigma^2}$ از رابطه‌ی ۱، مشخص می‌شود.

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

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

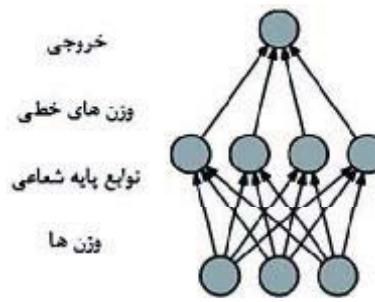


(شکل ۳): نرخ آتش شدن ۱۰ سلول شبکه با فرکانس ۳ تا ۱۲، روی ۱۰۰ مکان تقسیم‌بندی شده روی خط. انحراف معیار بیشینه توابع گوسی ۱۵/۰ است.

فضای مورد بررسی ذاتاً پیوسته است؛ اما اگر چنین فضایی بخواهد در یک رایانه‌ای دیجیتالی 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 یک‌مترا می‌توان این امر را محقق نمود. در طول تعلیم، عامل^۲ 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

اضافه‌شدن نرون‌ها به لایه‌ی پنهان تا آن‌جا ادامه می‌باید که خطاب 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 بازارهای 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 (بررس، ۲۰۰۲؛ یگان‌نارایان، ۱۹۹۹).



(شکل ۲): ساختار کلی یک شبکه

۲-۲- مدل‌سازی نگاشت در محیط یک‌بعدی

برای بررسی چگونگی نگاشت از بازنمایی سلول‌های شبکه به بازنمایی سلول‌های مکانی در مدل ارائه شده، ابتدا مدل را در یک محیط یک‌بعدی فرض می‌کنیم. محیط یک‌بعدی که یک خط یک‌مترا 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

^۱ Standard deviation

^۲ 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. (α_i, β_i) مختصات رئوس شبکه و (x, y) مختصات نقاط محیط هستند. s اندازه‌ی میدان آتش‌شدن بوده و به فاصله‌گذاری رئوس شبکه بستگی دارد. f به عنوان اندازه‌ی مکان‌های مجاور در یک میدان تعريف می‌شود که نرخ آتش‌شدن سلول در آن‌ها کمتر از 20% بیشینه نرخ آتش‌شدن باشد.

اگر π نسبت پارامتر s به فاصله‌گذاری d باشد، برای محاسبه آن می‌توان این گونه عمل نمود (گوئلا، ۲۰۰۷):

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

با این فرض که میدان سلول‌های واقعی به شکل دایره باشد و با تعريف x به عنوان 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 20% 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:

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

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

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 به صورت 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 بدست 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) تعريف می‌شود.

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

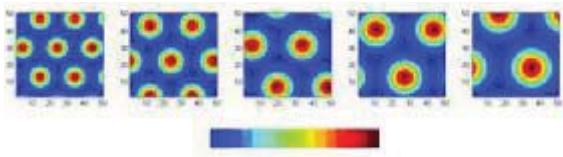
که در آن x مکان قرارگیری موش و x_0 اولویت مکانی مربوط به هر یک از سلول‌های مکانی و τ پارامتری است که اندازه‌ی میدان مکانی سلول را مشخص می‌کند. با توجه به تحقیقات فیزیولوژیکی موجود، میدان مکانی سلول‌های مجاور دارای همپوشانی است (موزر و همکاران، ۲۰۰۱)؛ به همین دلیل پارامتر τ به گونه‌ای تعیین می‌شود که این مسئله در مدل محقق شود.

۳-۳- مدل‌سازی نگاشت در محیط دوبعدی با در نظر گرفتن جابجایی‌های مختلف برای سلول‌های شبکه

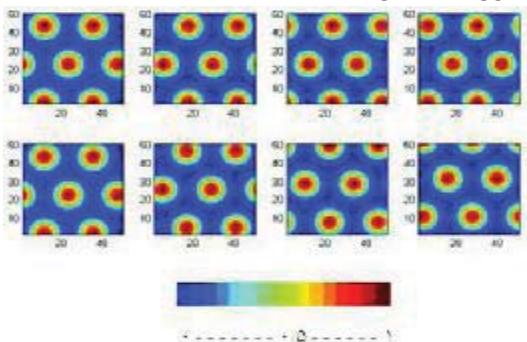
به منظور انجام شبیه‌سازی در محیط دوبعدی، مدل توصیف شده در بخش قبل، به دو بعد گسترش داده می‌شود. در این بخش یک محیط مربع شکل دو بعدی به طول یک‌متر در نظر گرفته می‌شود. نتایج آزمایش‌های انجام شده بر روی موش در چنین محیطی، در (هفتینگ و همکاران، ۲۰۰۵) آمده است. برای این که شبیه‌سازی محیط پیوسته دوبعدی میسر شود، یک تقسیم‌بندی 50×50 روی مربع 1×1 متر انجام می‌شود. به عبارت دیگر نقاط محیط به 2500 گسیسته‌سازی می‌شود. مطابق با یافته‌های تحقیقات انجام شده، فعالیت سلول‌های شبکه و مکانی به عنوان رودی و خروجی شبکه تعريف می‌شود. تعليم مدل شامل حرکت موش مجازی در 2500 نقطه تعليم مدل است در حالی که حرکت به صورت متوالی در سطرهای مختلف 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 Δ نشان دهنده‌ی فاصله‌گذاری بین نقاط شبکه است. فعالیت سلول‌های شبکه به صورت مجموعی از توابع گوسی که مرکز آن‌ها بر روی رئوس شبکه قرار دارد، تعريف

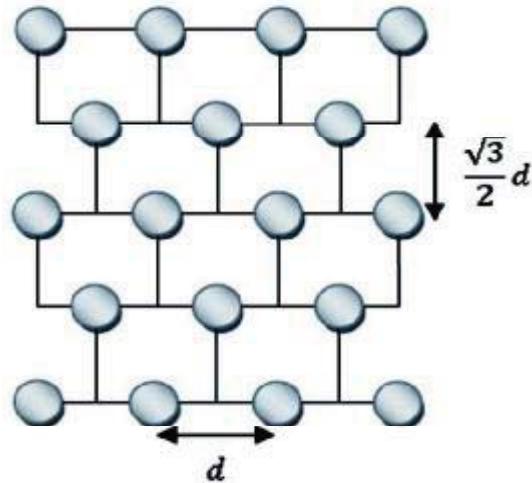


(شکل ۵): فعالیت ۵ سلوی شبکه با ۵ فاصله‌گذاری (d) مختلف از سمت راست به ترتیب برابر با $۳۹, \frac{۴۷}{۵}, ۵۶, \frac{۶۴}{۵}, ۷۳$ سانتی متر می‌باشد. محور افقی و عمودی به ترتیب مکان قرارگیری در راستای x و y است.



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

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



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

ب- فعالیت سلوی‌های مکانی

حال می‌بایست فعالیت نرون‌های خروجی مدل یعنی سلوی‌های مکانی نیز محاسبه گردد. فعالیت این سلوی‌ها 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 سلوی‌های مکانی را نشان می‌دهد و t به گونه‌ای انتخاب می‌شود که سطح میدان مکانی سلوی در بازه‌ای قرار گیرد که برای این سلوی‌ها گزارش شده است. در این بخش، محیط شبیه‌سازی که یک مربع 1×1 است به یکصد نقطه تقسیم‌بندی شده است که هریک از این نقاط اولویت مکانی یک سلوی مکانی را تشکیل می‌دهند. به این ترتیب میدان مکانی سلوی‌های مجاور دارای همپوشانی خواهد بود.

به‌منظور تعلیم مدل، محیط مربعی به 50×50 نقطه گسترش‌سازی شده و در هر گام، عامل در هریک از این نقاط قرار داده می‌شود. در هر نقطه فعالیت سلوی‌های شبکه و مکانی به عنوان 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.

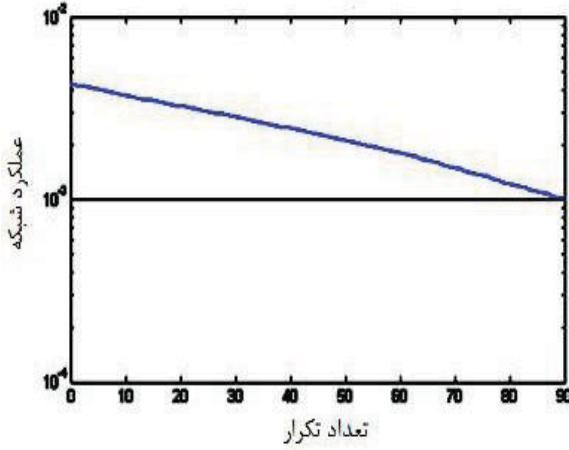
۳- نتایج

شبیه‌سازی در حالت یک‌بعدی شامل پنجاه سلوی شبکه به عنوان ورودی و یکصد سلوی مکانی به عنوان 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 (0.0003)، تعداد هفتاد تکرار مورد نیاز است. عملکرد شبکه در طول تعلیم در (شکل ۷) نشان داده شده است. میانگین مجموع مربعات خطای در پایان تعلیم برابر 0.0029 می‌باشد. نتایج سه نرون خروجی شبکه در مرحله تست در (شکل ۸) نشان داده شده است.

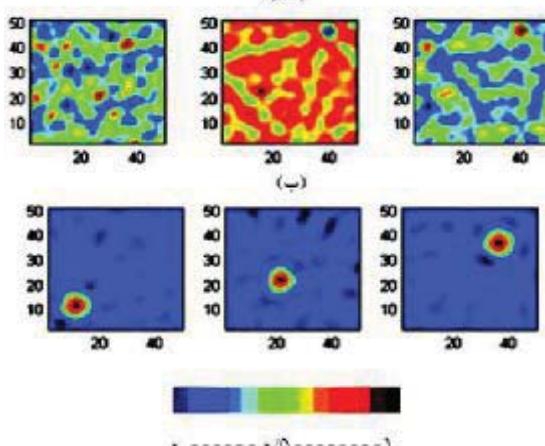
شبیه‌سازی در محیط دو‌بعدی مربعی 1×1 شامل چهل سلوی شبکه به عنوان ورودی و یکصد سلوی مکانی به عنوان خروجی شبکه می‌باشد. همه ورودی‌های تست منجر به ایجاد خروجی متمرکزی می‌شود که فعالیتش به یک ناحیه از محیط محدود شده است؛ این نتیجه پیش از تعلیم دیده نشد. برای یادگیری نگاشت مورد بحث با مجموع مربعات خطای قابل قبول (0.001)، تعداد نسود تکرار مورد نیاز است. عملکرد شبکه در طول تعلیم در (شکل ۹) و نتایج سه نرون خروجی شبکه، قبل از تعلیم و در مرحله‌ی آزمایش در (شکل ۱۰) نشان داده شده است.



باشد، می‌تواند عملکرد مناسبی برای مدل کردن نگاشت مورد بحث فراهم کند. بهمنظور ارزیابی کارآیی مدل، در گام اول این مدل‌سازی در یک محیط یک بعدی در نظر گرفته شد؛ یک خط یک متري 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 1×1 در نظر گرفته شد، زیرا نتایج تحقیقات نروفیزیولوژی برای چنین محیطی ارائه شده است (هفتینگ و همکاران، ۲۰۰۵).

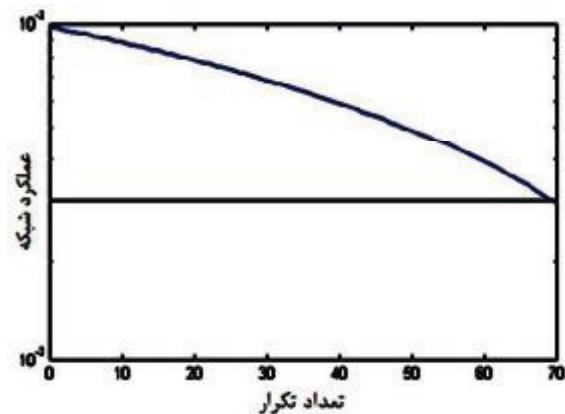


(شکل ۹): عملکرد مدل در طول تعلیم در ۹۰ تکرار.

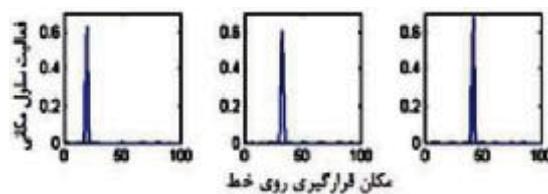


(شکل ۱۰): فعالیت سه سلول مکانی از یک‌صد سلول خروجی مدل، (الف) قبل از تعلیم و (ب) پس از تعلیم در محیط دو بعدی مربعی. محورهای عمودی و افقی به ترتیب جای جایی در راستای محور y و x هستند.

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



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



(شکل ۸): فعالیت سه سلول مکانی از یک‌صد سلول خروجی مدل پس از تعلیم در محیط یک بعدی.

۴- بحث

پیش از این، قشر میانی انتورینال به عنوان مهم‌ترین ساختار ورودی و خروجی هیپوکمپ معروف 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 مرکز 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. بدلیل داشتن ویژگی‌های تقریب غیرخطی، شبکه‌های RBF قادر به مدل کردن نگاشت‌های پیچیده هستند؛ در حالی که شبکه‌های پرسپترون تنها با به کار بردن چندین لایه‌ی میانی می‌توانند این کار را انجام دهند (برس، ۲۰۰۲). هم‌چنین در شبکه‌ی RBF ازتابع 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

عملکرد مدل دارای اهمیت بسیاری است زیرا کلیه‌ی نقاط محیط می‌بایست دارای بازنمایی یکتاوی 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، ۲۰۰۱؛ رولز و همکاران، ۲۰۰۶؛ رولز و همکاران، ۲۰۰۱، سالستد و همکاران، ۲۰۰۴)، نمی‌تواند منجر به ایجاد میدان‌های مکانی متمرکز شود (هی من و همکاران، ۲۰۰۱). 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 CA3 و CA1 را شبیه‌سازی کند، 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. درنتیجه 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

می‌آورد. در شبیه‌سازی اول که در محیط یکبعدی در نظر گرفته شده است، پنجاه سلول شبکه و یکصد سلول مکانی در کدکردن محیط نقش دارند. سلول‌های شبکه دارای ده فرکانس مختلف می‌باشند و برای هر فرکانس پنج جایه‌جایی وجود دارد که این مورد نمایان گر این مسئله است که سلول‌های مجاور دارای فاصله‌گذاری مشابه و جایه‌جایی‌های 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 متمرکز نشان می‌دهند. بنابراین مدل RBF علاوه بر این که صحبت بالاتری نسبت به (رولز، ۲۰۰۱) دارد، به تعداد سلول‌های شبکه‌ی کمتری برای گذنودن همه‌ی نقاط محیط احتیاج دارد.

در شبیه‌سازی‌های بعدی یک محیط دو بعدی 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 رؤوس یک شبکه مثلى که کل محیط را می‌پوشاند از رابطه ۳ و فعالیت سلول‌های مکانی از رابطه ۱۰ محاسبه گردید. در شبیه‌سازی مربوط به محیط دو بعدی، 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 جایه‌جایی‌های مختلف به عنوان روروی مدل و یکصد سلول مکانی به عنوان 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 گذرن یک محیط کافی است (هفتینگ و همکاران، ۲۰۰۵)، سالستد و همکاران، ۲۰۰۶). باید گفت مدل RBF ارائه شده با این موارد مطابقت دارد.



- 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، نگاشت 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 نروفیزیولوژیکی موجود نشان می‌دهد که مدل ارائه شده قادر است توصیف مناسبی از عملکرد این سیستم ارائه دهد. اگرچه این مدل، عملکرد بخشی از این سیستم مربوط به حافظه‌ی مکانی را توضیح می‌دهد؛ اما به این دلیل که هنوز توضیح شفافی برای روش‌های مورد استفاده در مغز برای این نگاشت 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 رشته 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

رشته مهندسی پزشکی از دانشگاه ساسکاچوان کانادا دریافت نمود و از آن زمان تاکنون عضو هیئت علمی دانشکده مهندسی پزشکی دانشگاه صنعتی امیرکبیر می باشد. وی در سال های ۸۰-۸۴ و همچنان از سال ۸۸ تاکنون سمت ریاست دانشکده مهندسی پزشکی دانشگاه صنعتی امیرکبیر را داشته است. وی تاکنون چندین مقاله در مجلات علمی پژوهشی و همچنان در کنفرانس های بین المللی منتشر نموده است. نامبرده دهها پژوهشی کارشناسی ارشد و دکترا را سرپرستی نموده و در چند طرح تحقیقاتی مشارکت داشته است. زمینه های تحقیقاتی مورد علاقه هی وی کنترل سیستم های زیستی، کنترل حرکت، کنترل هوشمند، شناسایی سیستم و مدل سازی سیستم های زیستی می باشد. وی هم اکنون دانشیار مهندسی پزشکی دانشگاه صنعتی امیرکبیر می باشد.

نشانی رایانامک ایشان عبارت است از:

Towhidkhah@aut.ac.ir

ساره سعیدی در سال ۱۳۸۵ در



رشته مهندسی پزشکی، گرایش بیوالکتریک در مقطع کارشناسی از دانشگاه صنعتی امیرکبیر فارغ التحصیل شده است. سپس دوره کارشناسی ارشد را در همان رشته تا سال ۱۳۸۸ ادامه داده است. زمینه های تحقیقاتی مورد علاقه هی وی، مدل سازی سیستم های زیستی می باشد.

نشانی رایانامک ایشان عبارت است از:

Sareh.saeidi@gmail.com