



دانشکده‌گان علوم
دانشکده ریاضی، آمار و علوم کامپیوتر

سازوکار یادگیری در نوروهای مهارتی قشر مغز

نگارنده

امین زینالی

استاد راهنما: محمد گنج تابش

پایان‌نامه برای دریافت درجه کارشناسی
در رشته علوم کامپیوتر

مردادماه ۱۴۰۲

چکیده

نورون‌های مهارى نقش کلیدی در کنترل عملکرد شبکه‌های عصبی مغز ایفا می‌کنند. آن‌ها با اینکه تعدادشان کم است، فعالیت شبکه‌های عصبی را در برابر تحریک‌های عصبی قوی پایدار می‌کنند و در محاسبات عصبی حضور فعالی دارند. تحقیقات اخیر نشان می‌دهد شبکه‌های متوازن در تنظیم عملکرد مغز بسیار مهم هستند ولی در مدل‌سازی برای تحقق این امر لازم است ارتباط‌های مهارى به صورت دقیق تنظیم شوند که اغلب بسیار زمان‌بر است. در این پروژه، ابتدا نگاهی به شواهد تجربی در یادگیری نورون‌های مهارى می‌اندازیم سپس یک قانون یادگیری بدون ناظر برای آن‌ها ارائه می‌دهیم. در گام بعد نقش این قانون یادگیری در ایجاد تعادل میان تحریک و مهار در شبکه‌های پیش‌رو و بازخوردی را مورد بررسی قرار می‌دهیم.

سپاسگزاری

در طول انجام این پروژه، دکتر گنج‌تابش هر هفته روند پیشرفت کارها را پیگیری می‌کردند و یا پیشنهادهای ارزشمندشان، مسیر انجام این پروژه را هموارتر کردند. از ایشان بابت زحماتشان قدردانی و تشکر می‌کنم.

پیاده‌سازی‌های پروژه مذکور روی بستر PymoNNtorch انجام شد که توسط اعضای محترم آزمایشگاه پژوهشی علوم اعصاب محاسباتی، خانم گرگان محمدی، آقای رحیمی و آقای ابراهیمی توسعه یافته است. از ایشان بابت همه زحمتهایی که متحمل شده‌اند، قدردانی و تشکر می‌کنم.

پیشگفتار

از زمانی که دونالد هب در دهه ۱۹۴۰ میلادی پیشنهاد داد که یادگیری می‌تواند بر تغییرات وزن‌های اتصال‌های عصبی میان نورون‌ها تکیه کند، انعطاف‌پذیری سیناپسی^۱ به یکی از زمینه‌های تحقیقاتی مهم در حوزه علوم اعصاب تبدیل شده است.

شبکه‌های عصبی مغز انسان از طریق تعامل‌های پیچیده میان تعداد زیادی از نورون‌های تحریکی و مهارتی، اطلاعات را دریافت، پردازش و ذخیره می‌کنند. مطالعات این حوزه به دلیل شایع بودن اتصالات نورون‌های تحریکی و نقش برجسته آن‌ها در قشر مغز، بیشتر روی سیناپس‌های تحریکی متمرکز شده‌اند. اخیراً با پیشرفت روش‌های تصویربرداری و الکتروفیزیولوژی و فراهم شدن امکان بررسی ماهیت و انعطاف‌پذیری، اتصالات نورون‌های مهارتی مورد توجه محققان قرار گرفته است. نورون‌های مهارتی نقش بسیار مهمی در تنظیم فعالیت شبکه‌های عصبی و جلوگیری از بیش‌فعالی آن‌ها دارند. تحقیقات نشان داده‌اند که اختلال در توازن میان تحریک و مهار می‌تواند منجر به بروز اختلالات عصبی مانند صرع شود.

نورون‌های قشری جریان‌های تحریکی و مهارتی متوازی دریافت می‌کنند. چنین توازنی می‌تواند از طریق انعطاف‌پذیری سیناپسی در نورون‌های مهارتی برقرار و حفظ شود. با این حال، سازوکارهای مرتبط با این موضوع در مغز و نقش آن‌ها در یادگیری و حافظه همچنان ناشناخته هستند. در مدل‌سازی شبکه‌های عصبی مبتنی بر مغز، حفظ تعادل و پایداری شبکه‌های عصبی از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است به طوری که گاهی برای تحقق این امر، ساختارهای مهارتی به صورت دستی تنظیم می‌شوند که کاری طاقت‌فرسا است. بنابراین نیازمند روش‌هایی هستیم که این مشکل را هوشمندانه‌تر حل کنند.

در این پروژه ضمن بررسی شواهد تجربی، یک قانون یادگیری بدون‌ناظر برای ارتباطات از نورون‌های مهارتی به تحریکی ارائه می‌دهیم و سپس نقش آن در ایجاد تعادل میان تحریک و مهار و همچنین یادگیری را در انواع مختلف شبکه‌های عصبی ضربه‌ای بررسی می‌کنیم.

¹Synaptic Plasticity

فهرست مطالب

۱	مفاهیم مقدماتی	۱
۱	سیستم عصبی	۱.۱
۲	مغز	۲.۱
۳	آناتومی مغز انسان	۱.۲.۱
۵	نورون	۳.۱
۵	انواع نورون	۱.۳.۱
۶	عملکرد نورون	۲.۳.۱
۷	ساختار نورون	۳.۳.۱
۸	سیناپس	۴.۱
۹	نحوه انتقال پیام در سیناپس	۱.۴.۱
۱۰	مدل سازی و یادگیری شبکه های عصبی	۲
۱۱	شبکه های عصبی مصنوعی	۱.۲
۱۱	شبکه های عصبی عمیق	۱.۱.۲
۱۲	شبکه های عصبی ضربه ای	۲.۱.۲
۱۳	مدل نوروئی تجمیع و آتش نشستی	۳.۱.۲
۱۳	یادگیری	۲.۲
۱۳	یادگیری باناظر	۱.۲.۲
۱۴	یادگیری بدون ناظر	۲.۲.۲
۱۴	یادگیری تقویتی	۳.۲.۲
۱۴	قوانین یادگیری در شبکه های عصبی ضربه ای	۳.۲
۱۴	یادگیری وابسته به زمان ضربه	۱.۳.۲
۱۵	محدود کردن وزن های سیناپسی در بازه دلخواه	۲.۳.۲
۱۶	یادگیری وابسته به زمان ضربه پاداش محور	۳.۳.۲
۱۶	سازوکار برنده همه را می گیرد	۴.۳.۲

۱۷	قوانین یادگیری در نورون‌های مهارى	۳
۱۷	۱.۳ انعطاف پذيرى سيناپس‌هاى مهارى	
۱۸	۲.۳ تعادل در شبكه‌هاى عصبى	
۱۹	۳.۳ يادگيرى وابسته به زمان ضربه در نورون‌هاى مهارى	
۲۰	آزمائش‌ها و نتايج	۴
۲۰	۱.۴ شبكه‌هاى پيش‌رو	
۲۰	۱.۱.۴ جزئيات شبیه‌سازى	
۲۱	۲.۱.۴ نتايج	
۲۴	۲.۴ شبكه‌هاى متعادل	
۲۴	۱.۲.۴ جزئيات شبیه‌سازى	
۲۴	۲.۲.۴ نتايج	
۲۷	۳.۴ يادگيرى سيگنال‌هاى تصادفى	
۲۷	۱.۳.۴ نحوه ساخت سيگنال‌ها	
۲۷	۲.۳.۴ ترتيب سيگنال‌هاى ورودى	
۲۸	۳.۳.۴ حالت اول: يادگيرى بدون ناظر	
۳۱	۴.۳.۴ حالت دوم: يادگيرى بدون ناظر با سازوکار برنده همه را مى‌گيرد	
۳۴	۵.۳.۴ حالت سوم: يادگيرى تقويتى	
۳۷	۴.۴ نتيجه‌گيرى	

فصل ۱

مفاهیم مقدماتی

در این فصل به تشریح مفاهیم اولیه مورد نیاز می‌پردازیم. از سیستم عصبی^۱ شروع می‌کنیم و سراغ یکی از پیچیده‌ترین عضو جانداران یعنی مغز، می‌رویم و بخش‌های مختلف آن را معرفی می‌کنیم. سپس نگاهی به سلول‌های عصبی یعنی نورون‌ها می‌کنیم و ویژگی‌های مهم آن‌ها را زیر ذره‌بین قرار می‌دهیم.

۱.۱ سیستم عصبی

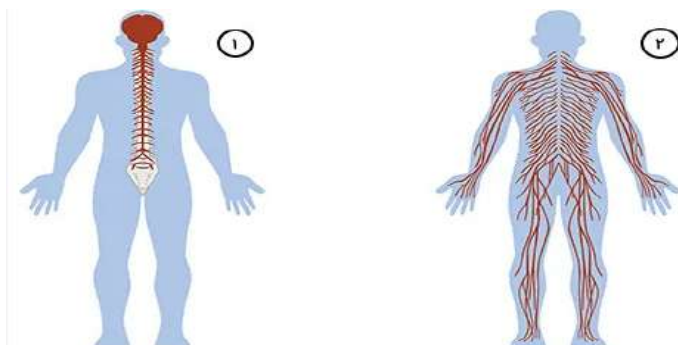
سیستم عصبی یکی از مهم‌ترین بخش‌های بدن انسان است زیرا همه فرمان‌های بدن انسان از طریق آن صادر و به دیگر بخش‌های بدن منتقل می‌شوند. دستگاه عصبی در حالت کلی به دو بخش تقسیم می‌شود:

- سیستم عصبی مرکزی^۲: اطلاعات دریافتی از محیط در این بخش ادراک می‌شوند که شامل مغز و نخاع است.
- سیستم عصبی محیطی^۳: شامل سلول‌های عصبی خارج از سیستم عصبی مرکزی است به طوری که این سلول‌ها با سیستم مرکزی در ارتباط هستند مانند سلول‌های عصبی حرکتی.

¹Nervous System

²Central Nervous System

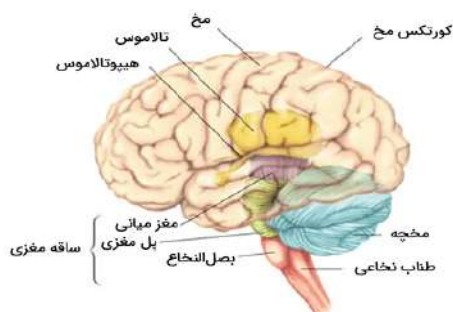
³Peripheral Nervous System



شکل ۱.۱: سیستم عصبی انسان: ۱- سیستم عصبی مرکزی ۲- سیستم عصبی محیطی

۲.۱ مغز

مغز یکی از حیاتی‌ترین اعضای بدن همه مهره‌داران است. این عضو جرم و حجم زیادی ندارد ولی وظایف بسیار مهمی را انجام می‌دهد. مغز، اکثر فعالیت‌های بدن، همچون پردازش، یکپارچه سازی و هماهنگ کردن اطلاعات دریافتی از اعضای حسی را کنترل کرده و با ارسال دستورالعمل‌هایی به سایر نقاط بدن، تصمیم‌سازی می‌کند. به همین دلیل مصرف انرژی آن زیاد است به طوری که بیش از ۲۵ درصد از انرژی مصرفی روزانه انسان متعلق به مغز است. مغز حتی هنگام خواب نیز فعال است و بیشتر از هر عضو دیگری اکسیژن استفاده می‌کند. مغز عضو مرکزی دستگاه عصبی انسان است که به همراه نخاع دستگاه عصبی مرکزی را تشکیل می‌دهند. مغز اجزای گوناگونی دارد که علاوه بر ارتباط با یکدیگر وظایف مختلفی را بر عهده دارند.



شکل ۲.۱: مغز و بخش‌های سازنده آن

۱.۲.۱ آناتومی مغز انسان

مغز انسان از سه بخش اصلی تشکیل شده است:

- ساقه مغز^۴

- مخ^۵

- مخچه^۶

سلول‌های عصبی یا نورون‌ها، بخش بزرگی از ماده خاکستری مغز را تشکیل می‌دهند. در نواحی زیرقشر و عمیق‌تر مغز ماده سفید قرار دارد که نیمی از مغز را تشکیل می‌دهند و شامل آکسون‌های میلیون‌ها هستند.

مخ

مخ بزرگترین قسمت مغز انسان، دارای دو نیمکره چپ و راست است که با یک شکاف عمیق از یکدیگر جدا شده‌اند. قشر مخ^۷ یک لایه خارجی ماده خاکستری است که هسته ماده سفید را پوشانده است. ضخامت قشر خاکستری مخ ۲ تا ۴ میلی‌متر و به صورت لایه لایه است و برای جای گرفتن در جمجمه ساختاری به شدت پیچ‌خورده دارد. قشر مخ به دو بخش تقسیم می‌شود:

- نئوکورتکس^۸: بخش بزرگتر مخ است و از ۶ ناحیه عصبی تشکیل می‌شود.

- آلوکورتکس^۹: بخش کوچکتر که دارای ۳ یا ۴ ناحیه عصبی است.

⁴Brainstem

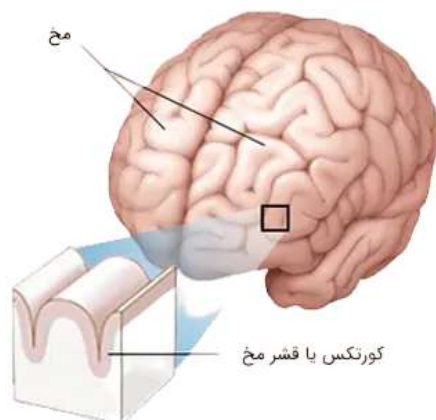
⁵Cerebrum

⁶Cerebellum

⁷Cerebral Cortex

⁸NeoCortex

⁹AlloCortex



شکل ۳.۱: قشر مخ

قشر مخ از نظر عملکردی به دو ناحیه تقسیم می‌شود:

- قشر حرکتی: آکسون‌ها^{۱۰} از این ناحیه به سمت نورون‌های حرکتی در ساقه مغز و نخاع می‌روند.
- قشر حسی: در لوب آهیانه قرار دارد و از اعصاب حسی سیگنال دریافت می‌کنند.

لوب‌های مغز

هر نیمکره مغز به طور معمول به چهار لوب تقسیم می‌شود:

- لوب قدامی^{۱۱}: این لوب در برنامه‌ریزی، استدلال و تفکر انتزاعی نقش دارد.
- لوب گیجگاهی^{۱۲}: لوب گیجگاهی حافظه شنیداری، بینایی، زبان و برخی عملکردهای شنوایی و گفتاری را کنترل می‌کند.
- لوب آهیانه^{۱۳}: لوب آهیانه‌ای بخش بالایی و وسط نیم‌کره مغز است که بین لوب پیشانی و لوب پس‌سری و بالای لوب گیجگاهی قرار دارد. لوب مذکور در ادراک فضایی، دیداری، حس لامسه و درد نقش دارد.
- لوب پس‌سری^{۱۴}: کوچکترین لوب مغز است که اطلاعات بصری را دریافت کرده و آنها را پردازش می‌کند.

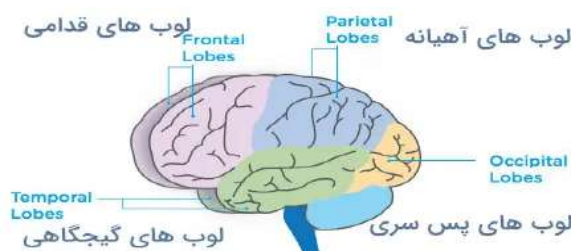
¹⁰Axon

¹¹Frontal Lobe

¹²Temporal Lobe

¹³Parietal Lobe

¹⁴Occipital Lobe



شکل ۴.۱: لوب‌های تشکیل دهنده مخ

۳.۱ نورون

نورون که با اسامی دیگری همچون سلول عصبی یا یاخته عصبی نیز شناخته می‌شود، از اجزای اصلی و عملکردی سیستم عصبی برای انتقال پیام عصبی است. در ادامه به انواع، ساختار، عملکرد مرتبط با این سلول‌ها می‌پردازیم. در مغز، بیش از ۸۶ بیلیون نورون وجود دارد که تقریباً برابر با سایر سلول‌های آن است. فعالیت مغزی با ارتباط عملکردی بین نورون‌ها و آزادسازی نوروترانسمیتر^{۱۵} از آن‌ها در پاسخ به پیام‌های عصبی انجام می‌گیرد. نورون‌ها برای ایجاد مسیرهای عصبی، مدارهای عصبی و ایجاد شبکه عصبی به یکدیگر اتصال می‌یابند.

۱.۳.۱ انواع نورون

نورون‌ها را می‌توان براساس عملکرد آن‌ها در مغز، به سه دسته تقسیم کرد:

- نورون‌های حسی
- نورون‌های حرکتی
- نورون‌های بینابینی

نورون‌های حسی

این سلول‌ها اطلاعات را از محیط دریافت و به سیستم عصبی مرکزی منتقل می‌کنند. مثلاً وقتی یک جسم تیز را با پوستان برخورد می‌کند، نورون‌های حسی پوست که در تماس با آن جسم هستند، با انتقال پیام به مغز، موجب درک حس درد می‌شوند.

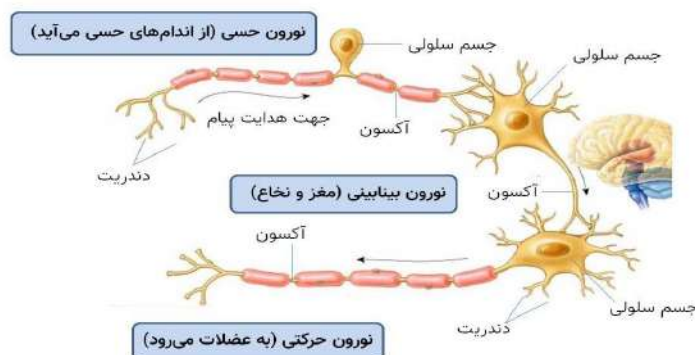
¹⁵Neurotransmitter

نورون‌های حرکتی

این نورون‌ها اطلاعات را از دیگر سلول‌های عصبی (نورون‌های حسی یا بینابینی) دریافت و به عضلات بدن دستور حرکت را ارسال می‌کنند. در مثال جسم تیز، پس از انتقال حس درد از طریق نورون‌های حسی به نورون‌های بینابینی در نخاع، نورون‌های حرکتی پیام انقباض را به ماهیچه‌های دست منتقل می‌کنند که موجب واکنش ناگهانی و کشیدن دست به عقب می‌شود. به این ترتیب بخشی از سیستم عصبی با ایجاد واکنش‌های ناخودآگاه، از بدن در برابر آسیب محافظت می‌کند.

نورون‌های بینابینی

بیشترین تعداد نورون‌ها جزو این دسته هستند که وظیفه تحلیل کردن پیام‌های ساده مانند واکنش‌های ناخودآگاه یا عملکردهای پیچیده‌تر را در مدارهای عصبی بر عهده دارند. انتقال مجموعه‌ای از پیام‌ها توسط این نورون‌ها در مغز، کمک می‌کنند فرد درک کند که نباید به یک تکه ذغال داغ دست بزند. در این تصمیم، او از آموخته‌های قبلی خود استفاده کرده و در واقع به یاد آورده که ذغال داغ است. سپس نوبت به تصمیم‌گیری می‌رسد، به خاطر آوردن احساس ناشی از لمس ذغال، باعث می‌شود تصمیم بگیرد که به ذغال دست نزند.



شکل ۵.۱: گروه‌بندی نورون‌ها براساس عملکردشان و تفاوت‌های ساختاری آن‌ها

۲.۳.۱ عملکرد نورون

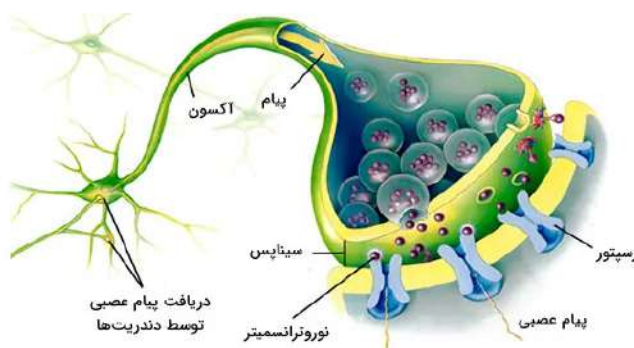
همه نورون‌ها مستقل از نوع آن‌ها، سه عملکرد اساسی دارند:

- دریافت پیام: جمع‌آوری سیگنال‌های ورودی از محیط
- ادغام سیگنال‌های ورودی: با این عملکرد معلوم می‌شود که نورون فعال می‌شود یا نه.
- انتقال پیام: دستوری از مغز به سلول‌های هدف منتقل می‌شود.

۳.۳.۱ ساختار نورون

اندازه و شکل نورون‌ها گوناگون است ولی سه بخش زیر در همه آن‌ها مشاهده می‌شود:

- جسم سلولی
- دندریت^{۱۶}
- آکسون



شکل ۶.۱: نورون و ساختار آن

ساختار نورون، مانند سایر سلول‌ها از یک بخش اصلی یا بدنه به نام جسم سلولی یا سوما^{۱۷} تشکیل شده که هسته سلولی نورون را در بر گرفته است. نورون‌ها نیاز به تولید مقدار فراوانی پروتئین دارند که بیشتر آن‌ها در سوما ساخته می‌شوند.

غشای سلولی نورون

مانند تمام سلول‌ها، غشای پلاسمایی نورون نیز از دو لایه لیپیدی همراه با تعداد زیادی پروتئین تشکیل شده است. این دو لایه لیپیدی در تمام سلول‌ها عایق جریان الکتریکی هستند اما پروتئین‌های موجود در غشای سلولی نورون، پیام الکتریکی را از طریق همین پروتئین‌ها منتقل می‌کنند.

دندریت

یک نورون دو نوع سیگنال ورودی می‌گیرد:

¹⁶Dendrite

¹⁷Soma

- سیگنال محرک^{۱۸}: احتمال فعال شدن نورون را افزایش می‌دهد.
 - سیگنال مهارى^{۱۹}: عكس سیگنال محرک، احتمال فعال شدن نورون را کمتر می‌کند.
- بیشتر نورون‌ها، سیگنال‌های فراوانی را از طریق دندریتهای خود دریافت می‌کنند. هر نورون گاهی بیش از چند دندریت دارد و بنابراین قادر است هزاران سیگنال را از سلول‌های مختلف اطراف خود دریافت کند.

تفاوت دندریت و آکسون

از میان تفاوت‌های دندریت و آکسون می‌توان به موارد زیر اشاره کرد:

- آکسون از بخشی از جسم سلولی به نام پشته آکسونی^{۲۰} خارج می‌شود.
- برخی اوقات آکسون‌ها با لایه‌ای به نام میلین پوشانده می‌شوند تا انتقال پیام عصبی سریع‌تر صورت بگیرد در حالی که دندریت‌ها توسط میلین پوشانده نمی‌شوند.

۴.۱ سیناپس

ارتباط میان چند نورون را سیناپس^{۲۱} گویند. این واژه را اولین بار نورولوژیست انگلیسی Charles Sherrington استفاده کرد. در واقع سیناپس فضایی کوچک بین دو سلول است که در این محل سلول‌ها می‌توانند با یکدیگر ارتباط برقرار کنند. سیناپس فضایی در حدود ۲۰ تا ۴۰ نانومتر را اشغال می‌کند. یک نورون می‌تواند هزاران سیناپس داشته باشد. به نورونی که پیام عصبی را به سیناپس انتقال می‌دهد، نورون پیش سیناپسی^{۲۲} گویند. همچنین نورونی که پیام عصبی را دریافت می‌کند، نورون پس سیناپسی^{۲۳} نامیده می‌شود.

¹⁸Excitatory

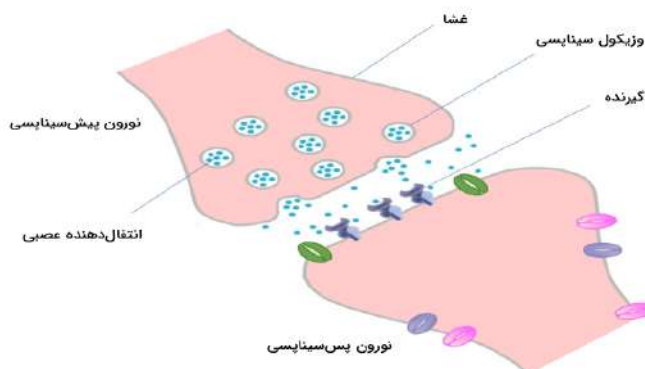
¹⁹Inhibitory

²⁰Axon Hillock

²¹Synapse

²²Presynaptic

²³Postsynaptic



شکل ۷.۱: اجزای مختلف سیناپس

۱.۴.۱ نحوه انتقال پیام در سیناپس

در اواخر قرن ۱۹ و اوایل قرن ۲۰، گروهی معتقد بودند که جریان یونی در سیناپس پیام عصبی را منتقل می‌کند. از طرفی برخی نیز ادعا می‌کردند که آزادسازی ماده شیمیایی موجب انتقال پیام عصبی می‌شود. امروزه می‌دانیم هر دو انتقال شیمیایی و الکتریکی اتفاق می‌افتند. شیوه انتقال شیمیایی در سیستم عصبی رایج‌تر و پیچیده‌تر است.

سیناپس شیمیایی

در این شیوه انتقال، ماده شیمیایی به نام نوروترانسمیتر نقش مهمی ایفا می‌کند. این ماده توسط نورون پیش سیناپسی ترشح و وارد فضای سیناپسی می‌شود. این انتقال از آکسون نورون پیش سیناپسی به دندریت نورون پس سیناپسی اتفاق می‌افتد. از آنجایی که دندریت و آکسون انشعابات زیادی دارند، قادر به ارسال و دریافت تعداد زیادی پیام از نورون‌های مختلف هستند. با دریافت پیام عصبی توسط نورون، کانال‌های کلسیمی وابسته به ولتاژ در غشای نورون فعال می‌شوند و کلسیم که غلظت بالاتری در محیط خارجی دارد، وارد سلول خواهد شد. اگر تغییرات تحرکی باشند، موجب ایجاد پاسخ در نورون می‌شوند که پتانسیل پس سیناپسی محرک^{۲۴} نامیده می‌شود. در نتیجه این عمل غلظت بار مثبت در داخل سلول نسبت به خارج آن افزایش می‌یابد. معمولاً یک پتانسیل پس سیناپسی محرک برای فعال کردن نورون کافی نیست و باید با پتانسیل‌های محرک دیگر نیز همراه شود تا نورون را فعال کند. اگر تغییرات الکتریکی هیچ واکنشی را در نورون ایجاد نکنند، پتانسیل پس سیناپسی مهاری^{۲۵} نامیده می‌شود.

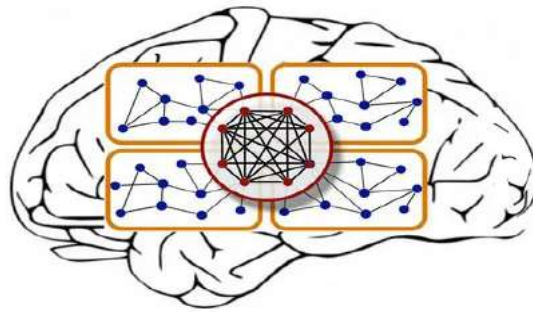
²⁴EPSP

²⁵IPSP

فصل ۲

مدل سازی و یادگیری شبکه‌های عصبی

در فصل قبل با سیستم عصبی انسان و اجزای آن آشنا شدیم، بخش‌های مختلف مغز را بررسی کردیم و نحوه عملکرد نورون‌ها را شرح دادیم. می‌توان گفت مغز یکی از پیچیده‌ترین سیستم‌هایی است که تحت مطالعه است. پیچیدگی این سیستم بی‌نظیر، به اتصال‌های فراوان اجزای سازنده آن برمی‌گردد. توانایی مغز در حل انواع مسائل و کارایی بالای آن، موجب شده است که شبیه‌سازی مغز یکی از مهم‌ترین آرمان‌های علم شود. از چند دهه گذشته که رایانه‌ها امکان پیاده‌سازی الگوریتم‌های محاسباتی را فراهم کرده‌اند، در راستای مدل کردن رفتارهای مغز پژوهش‌ها و تلاش‌های زیادی انجام شده است. در این فصل نگاهی به مهم‌ترین مدل‌های ارائه شده و نیز قوانین یادگیری می‌اندازیم.

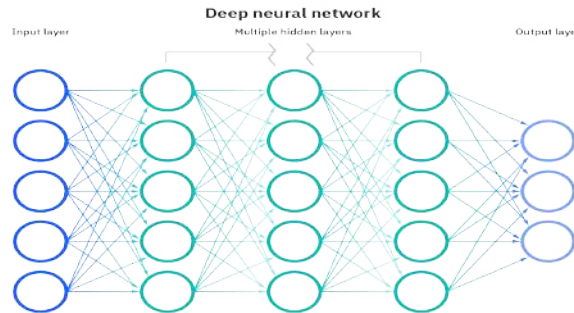


شکل ۱.۲: ارتباط مغز و شبکه‌های عصبی مصنوعی. شبکه‌های عصبی مصنوعی الهام گرفته از ساختار و عملکرد مغز انسان هستند. هدف از شبکه‌های عصبی مصنوعی ایجاد الگوهایی شبیه به شبکه عصبی مغز انسان است تا بتوانند مهارت‌های شناختی مانند یادگیری، طبقه‌بندی الگو و پردازش تصویر را شبیه‌سازی کنند.

۱.۲ شبکه‌های عصبی مصنوعی

۱.۱.۲ شبکه‌های عصبی عمیق

یکی از ساده‌ترین مدل‌های شبکه‌های عصبی، شبکه‌های عصبی عمیق^۱ است. این شبکه‌ها می‌توانند انواع ورودی مثل عکس، متن و ... را به خروجی موردنظر کاربر تبدیل کنند. سازوکارهای استفاده شده در این شبکه‌ها روش‌های ریاضیاتی هستند و لزوماً از لحاظ زیست‌شناسی معتبر نیستند. این شبکه‌ها یک وظیفه خاصی را می‌توانند به خوبی انجام دهند و حتی گاهی اوقات عملکردشان از انسان‌ها نیز بهتر است. از طرفی این شبکه‌ها به قدرت محاسباتی زیادی نیاز دارند همچنین زمانی می‌توان از آن‌ها بیشترین بهره را برد که بتوان حجم زیادی از داده را جمع‌آوری کرد که این امر اغلب طاقت‌فرسا و هزینه‌بر است.



شکل ۲.۲: نمونه‌ای از یک شبکه مصنوعی عمیق

این سیستم از تعداد زیادی از عناصر پردازشی به نام پرسپترون^۲ تشکیل شده است که به همدیگر متصل هستند و توسط سیناپس‌ها اطلاعات را بین یکدیگر مبادله می‌کنند. الگوریتم‌هایی مثل گرادیان کاهشی با دستکاری وزن‌های سیناپسی این شبکه‌ها را برای انجام کار خاصی آموزش می‌دهند.

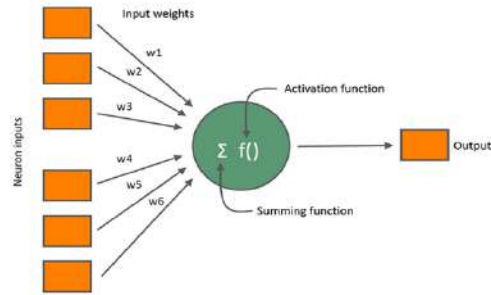
مدل نرونی پرسپترون

ساده‌ترین مدل ارائه شده برای شبیه‌سازی رفتارهای نرون واقعی، مدل پرسپترون است. این مدل مجموع وزن‌دار ورودی‌های خود را محاسبه کرده و سپس حاصل به دست آمده را به تابع فعال‌ساز^۳ می‌دهد تا خروجی مدل تولید شود.

¹Deep Neural Networks

²Peceptron

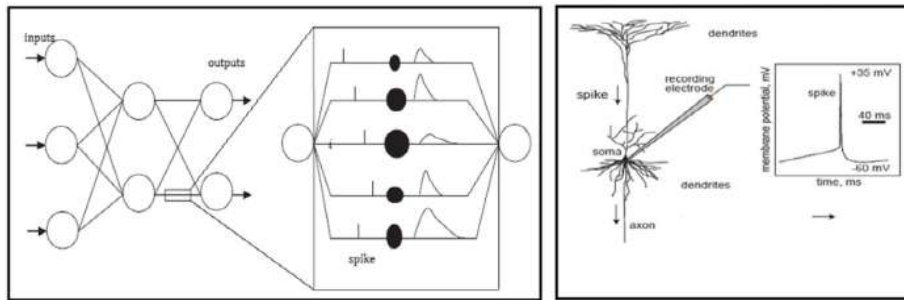
³Activation Function



شکل ۳.۲: مدل نورونی پرسپترون

۲.۱.۲ شبکه‌های عصبی ضربه‌ای

شبکه‌های عصبی ضربه‌ای^۴ بسیار نزدیک به شبکه‌های عصبی واقعی هستند و پشت سازوکارهای استفاده شده در این شبکه‌ها دلیل زیستی وجود دارد. مانند شبکه‌های عصبی عمیق در این شبکه‌ها می‌توان ساختار نورون‌ها و اتصالات بین آن‌ها را تنظیم کرد. از همه مهم‌تر این نوع شبکه‌ها ویژگی جدیدی به نام زمان را نیز به ساختار شبکه اضافه می‌کنند. در هر مرحله از اجرای عملیات شبکه، همه نورون‌ها همزمان تاثیرگذار نیستند بلکه فقط نورون‌هایی که شرایط تعیین شده برای آن‌ها صدق می‌کند، فعالیت می‌کنند. در نتیجه این شبکه‌ها استفاده بهینه‌تری از سخت‌افزارها دارند.



شکل ۴.۲: ساختار یک شبکه عصبی ضربه‌ای

⁴Spiking Neural Networks

۳.۱.۲ مدل نوروئی تجمیع و آتش نشستی

مدل تجمیع و آتش نشستی^۵ در عین ساده و کم‌هزینه بودن، به نوروئی واقعی شبیه است و می‌تواند زمان‌های فعال شدن نوروئی واقعی را با دقت خوبی پیش‌بینی کند. تغییرات اختلاف پتانسیل این مدل تحت معادله دیفرانسیل زیر انجام می‌شود:

$$\tau \frac{du}{dt} = -(u - u_{rest}) + RI(t)$$

در رابطه فوق R مقاومت، $I(t)$ جریان ورودی در زمان t ، u_{rest} مقدار پتانسیل نوروئی در حالت استراحت است. هرگاه اختلاف پتانسیل نوروئی به آستانه از پیش تعیین شده می‌رسد، اختلاف پتانسیل نوروئی به مقدار اولیه خود یعنی u_{reset} برمی‌گردد.

۲.۲ یادگیری

وقتی تاثیر سیناپس‌ها روی نوروئی‌ها در یک شبکه تغییر می‌کند، یادگیری رخ می‌دهد. منظور از قانون یادگیری، روشی برای تغییر وزن‌های سیناپسی در یک شبکه است به گونه‌ای که شبکه عمل موردنظر را با دقت خوبی انجام دهد. به طور کلی، سه روش یادگیری در شبکه‌های مصنوعی داریم:

- یادگیری باناظر^۶
- یادگیری بدون ناظر^۷
- یادگیری تقویتی^۸

لازم به ذکر است که در مغز انسان یادگیری عمدتاً از نوع نظارت نشده و تقویتی است.

۱.۲.۲ یادگیری باناظر

در این روش، مجموعه‌ای از زوج داده‌های (X, y) به شبکه داده می‌شود که در آن X ورودی شبکه و y نیز برچسب داده‌ها است. وزن‌های شبکه طوری تغییر می‌کنند که خروجی‌های آن به ازای هر ورودی تا جای ممکن به برچسب داده‌ها نزدیک باشد. با توجه به اینکه شبکه هیچ دخالتی در برچسب‌ها، تعداد و یا چرایی آن‌ها ندارد و این موارد توسط یک ناظر تعیین می‌شود، یادگیری نظارت شده است.

^۵Leaky Integrate and Fire

^۶Supervised Learning

^۷Unsupervised Learning

^۸Reinforcement Learning

۲.۲.۲ یادگیری بدون ناظر

در این روش از یادگیری، شبکه صرفاً ورودی‌های خود، X را دریافت می‌کند و داده‌ها برچسب‌دار نیستند. شبکه باید ارتباطات موجود در دادگان را یاد گرفته و آن‌ها را در خروجی کد کند. از آنجایی که در این روش نیازی به برچسب نداریم، هزینه‌های یادگیری نسبت به یادگیری نظارت شده بسیار کمتر است. ولی از طرفی تنظیم پارامترهای شبکه در این روش از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است.

۳.۲.۲ یادگیری تقویتی

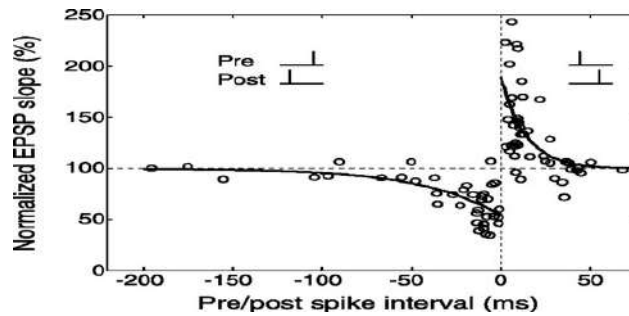
در یادگیری تقویتی، یک عامل در یک محیط قرار می‌گیرد تا با آزمایش و خطا یاد بگیرد کدام عمل‌ها مفید هستند و کدام عمل‌ها غیرمفید و در نهایت عامل با پیدا کردن ترکیب مناسبی از اعمال ممکن به هدف خود می‌رسد. در این روش شبکه برچسبی از داده‌ها دریافت نمی‌کند بلکه از محیط نسبت به اعمالی که انجام می‌دهد، واکنش می‌گیرد که بسته به عمل انجام شده واکنش محیط می‌تواند مثبت یا منفی باشد.

۳.۲ قوانین یادگیری در شبکه‌های عصبی ضربه‌ای

۱.۳.۲ یادگیری وابسته به زمان ضربه

یادگیری وابسته به زمان ضربه^۹ یک فرایند زیستی و نظارت نشده است که قدرت سیناپس‌ها در مغز را تنظیم می‌کند. آزمایش‌ها روی نورون‌ها نشان می‌دهند که اگر نورون پیش‌سیناپسی فعال شود سپس با یک فاصله زمانی نورون پس‌سیناپسی فعالیت کند، قدرت اتصال آن‌ها بیشتر می‌شود. همچنین اگر ابتدا نورون پس‌سیناپسی فعال شود و سپس نورون پیش‌سیناپسی از خود فعالیت نشان دهد، قدرت اتصال نورون‌ها کاهش می‌یابد. شدت این تغییرات وابسته به فاصله زمانی میان فعالیت آن‌ها است به طوری که هر چه فاصله زمانی بیشتر باشد، شدت تغییرات کمتر است.

^۹Spike-Timing Dependent Plasticity (STDP)



شکل ۵.۲: یادگیری وابسته به زمان مشاهده شده در مغز موش

در شکل ۵.۲ دایره‌های توخالی داده‌های به دست آمده از آزمایش‌ها هستند و خط‌های رسم شده نیز تابع برازش یافته روی داده‌های تجربی را نشان می‌دهد که به صورت زیر است:

$$\Delta W = \begin{cases} A_+ \exp\left(\frac{-\Delta t}{\tau_+}\right) & \Delta t \geq 0 \\ -A_- \exp\left(\frac{-\Delta t}{\tau_-}\right) & \Delta t < 0 \end{cases}$$

$$\Delta t = t_{post} - t_{pre}$$

در رابطه بالا، A_+ ، A_- ، τ_+ و τ_- پارامترهای قابل تنظیم هستند. دو پارامتر A_+ و A_- نیازی نیست یک عدد باشند و می‌توانند شامل توابعی وابسته به وزن‌های سیناپسی شوند [۳].

۲.۳.۲ محدود کردن وزن‌های سیناپسی در بازه دلخواه

بسیاری از مواقع لازم است برای پایداری شبکه وزن‌های سیناپسی را در یک بازه مشخصی نگه داریم. برای این کار دو راه‌حل وجود دارد:

- محدودسازی سخت^{۱۰}: در این روش، برای وزن‌ها بیشینه و کمینه مجاز تعریف می‌کنیم. اگر وزنی بیشتر از مقدار بیشینه تعیین شده شود، آن وزن به مقدار بیشینه مجاز کاهش می‌یابد. راجع به مقدار کمینه نیز به طور مشابه عمل می‌شود.
- محدودسازی نرم^{۱۱}: این روش برای ثبات فعالیت‌های شبکه اهمیت ویژه‌ای دارد. دو پارامتر A_+ و A_- را به صورت زیر تعریف می‌کنیم:

$$A_+(w_{ij}) = (w_{max} - w_{ij})\eta_+$$

$$A_-(w_{ij}) = (w_{ij} - w_{min})\eta_-$$

¹⁰Hard Bound

¹¹Soft Bound

با توجه به روابط فوق، هرچقدر وزن موردنظر به مقادیر کمینه یا بیشینه نزدیک تر می شود، تغییرات آن وزن نیز کمتر می شود تا از مقادیر مجاز عبور نکند [۳].

۳.۳.۲ یادگیری وابسته به زمان ضربه پاداش محور

یادگیری وابسته به زمان ضربه پاداش محور^{۱۲} نسخه گسترش یافته یادگیری وابسته به زمان ضربه است که مشروط به یک سیگنال پاداش شده است. بنابراین در گروه یادگیری تقویتی می گنجد. مطالعات روی مغز انسان نشان دادند که یادگیری در مغز، رابطه مستقیمی با غلظت هورمون دوپامین دارد به طوری که اگر تصمیمی منجر به پاداش از طرف محیط شود، غلظت دوپامین بیشتر می شود و قدرت سیناپسی نورون هایی که در آن تصمیم دخیل بودند با ضریب بیشتری تقویت می شوند.

برای پیاده سازی این روش مهم ترین گام تعریف تابعی است که متناظر با خروجی شبکه و خروجی موردانتظار، به شبکه پاداش یا تنبیه بدهد. علاوه بر این، ویژگی جدیدی نیز به هر سیناپس اضافه می کنیم که رفتار آنزیم های فعال ساز را شبیه سازی کند. تغییرات غلظت این آنزیم ها بسیار آهسته است و در عین حال در یادگیری موثر هستند. دستگاه معادلات دیفرانسیل این الگوریتم به شرح زیر است:

$$\begin{aligned}\frac{dc}{dt} &= -\frac{c}{\tau_c} + STDP(\tau)\delta(t - t_{pre/post}) \\ \frac{dd}{dt} &= -\frac{d}{\tau_d} + DA(t) \\ \frac{ds}{dt} &= cd\end{aligned}$$

در روابط فوق، c فعال ساز آنزیمی، d غلظت دوپامین، و $DA(t)$ نیز تابع پاداش است [۴].

۴.۳.۲ سازوکار برنده همه را می گیرد

مکانیسم برنده همه را می گیرد^{۱۳} برای ایجاد رقابت میان نورون های یک جمعیت به کار می رود. کاربر تعداد نورون هایی که می توانند فعال شوند، k را تعیین می کند. نورون هایی که به آستانه فعال شدن خود رسیده اند، براساس اختلاف پتانسیل به صورت نزولی مرتب می شوند و سپس k نورون اول فعال می شوند و از فعالیت بقیه نورون ها جلوگیری می شود.

¹²Reward-modulated Spike-Timing Dependent Plasticity(R-STDP)

¹³Winner Takes All

فصل ۳

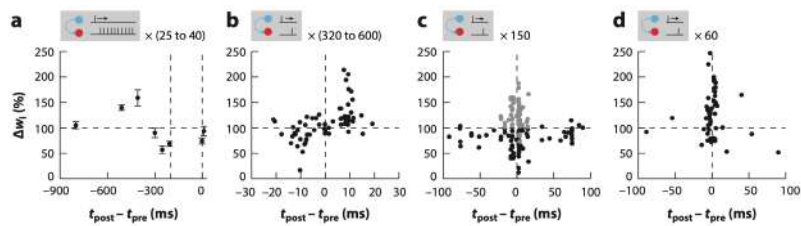
قوانین یادگیری در نورون‌های مهاری

نورون‌ها در قشر مغز ورودی‌های تحریکی و مهاری متعادل دریافت می‌کنند. در این بخش نشان می‌دهیم که این تعادل میان جریان‌های تحریکی و مهاری می‌تواند از طریق انعطاف پذیری سیناپسی در سیناپس‌های مهاری به وجود آید. علاوه بر این قانون یادگیری که در ادامه برای نورون‌های مهاری ارائه می‌دهیم در شرایط مناسب اثر هم‌ایستایی^۱ از خود نشان می‌دهد و الگوهای فعالیت پراکنده مشاهده شده در آزمایش‌ها را نیز توجیه می‌کند [۲].

۱.۳ انعطاف پذیری سیناپس‌های مهاری

انعطاف پذیری سیناپس‌های تحریکی به طور گسترده مطالعه شده‌اند ولی در مقابل مطالعات در زمینه انعطاف پذیری سیناپس‌های مهاری بسیار محدود است و نتایج حاصل شده نیز گیج‌کننده هستند. تا به حال چهار مطالعه موفق شده‌اند یک قانون یادگیری وابسته به زمان ضربه برای سیناپس‌ها از نورون‌های مهاری به نورون‌های تحریکی ارائه دهند. در هر کدام از این مطالعه‌ها نوع نورون مهاری نامشخص بود. قوانین ارائه شده همگی متفاوت هستند و پیامدهای عملکردی آن‌ها اغلب مبهم است [۱].

¹Homeostasis



شکل ۱.۳: چهار قانون یادگیری به دست آمده از سیناپس‌های مهارتی در آزمایش‌های تجربی [۱].

برای مثال در شکل ۱.۳ دو قانون در تصاویر b و d را در نظر بگیرید. قانون تصویر b از لوب گیجگاهی مغز موش به دست آمده است. این قانون نامتقارن با قانون یادگیری وابسته به زمان ضربه در نورون‌های تحریکی سازگار است به طوری که اگر ابتدا نورون پیش‌سیناپسی فعال شود و سپس نورون پس‌سیناپسی، آن گاه ارتباط آن‌ها قوی‌تر می‌شود و اگر ترتیب فعالیت‌شان عوض شود، سیناپس میان این دو تضعیف می‌شود. نکته جالب توجه این است که بیشترین مقدار تغییر در کمترین اختلاف زمانی رخ نمی‌دهد [۱]. در تصویر d نیز قانونی متقارن از قشر شنوایی موش را شاهد هستیم که برخلاف دیگر قوانین در اکثر مواقع سیناپس‌های مهارتی را تشدید می‌کند. موردی که قدرت مهارتی شبکه را قوی‌تر می‌سازد.

لازم به ذکر است که بزرگی و جهت تغییرات سیناپسی مهارتی می‌تواند تحت تاثیر وضعیت فعالیت شبکه قرار بگیرد. به نظر می‌رسد هر یک از مشاهدات تجربی به دست آمده بخشی از یک سامانه پیچیده تعاملات سیناپسی باشند [۱].

۲.۳ تعادل در شبکه‌های عصبی

هدف از بررسی سازوکارهای یادگیری در نورون‌های مهارتی، ساخت شبکه‌های عصبی متعادل^۲ است. در این بخش معنای تعادل را در شبکه‌های عصبی بیشتر بررسی می‌کنیم. ابتدا تعادل به این صورت تعریف شد که هرگاه میانگین ورودی‌های تحریکی و مهارتی نورون‌ها باهم برابر باشند، تعادل سراسری^۳ در شبکه برقرار است [۲]. در این حالت شبکه به تغییرات ورودی سریعاً واکنش نشان می‌دهد. ورودی‌های تحریکی و مهارتی نورون‌ها در قشر مغز نه تنها از لحاظ مقدار همدیگر را خنثی می‌کنند، بلکه با اختلاف زمانی بسیار کم به نورون‌ها می‌رسند. در این صورت می‌گوییم تعادل دقیق^۴ برقرار است [۲].

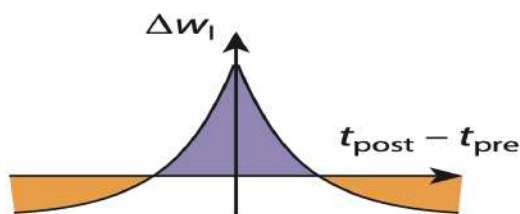
²Balanced Networks

³Global Balance

⁴Detailed Balance

۳.۳ یادگیری وابسته به زمان ضربه در نورون‌های مهاری

قانون‌های یادگیری وابسته به زمان ضربه در نورون‌های مهاری^۵ موجود در شکل ۲.۳ درک شهودی از نحوه تاثیر یادگیری نورون‌های مهاری بر عملکرد قشری مغز را فراهم نمی‌کنند. با این حال با در نظر گرفتن قوانین ذکر شده، قانونی قابل تحلیل به شکل زیر به دست آمده است [۱]:



شکل ۲.۳: قانون یادگیری سیناپس‌های مهاری برای استفاده در مدل‌سازی [۱].

جهت پیاده‌سازی قانون فوق ابتدا برای هر نورون متغیر x را تعریف می‌کنیم به طوری که به ازای هر فعالیت نورون یک واحد به این متغیر اضافه می‌شود $x \rightarrow x + 1$ در غیر این صورت رابطه زیر اجرا می‌شود:

$$\tau_{iSTDP} \frac{dx}{dt} = -x$$

در رابطه فوق پارامتر τ_{iSTDP} ثابت زمانی است که معمولاً چند میلی‌ثانیه در نظر می‌گیرند. برای بروزرسانی وزن‌ها نیز روابط زیر را به کار می‌بریم:

$$\begin{cases} w_{ij} = w_{ij} + \eta(x_i - \alpha) & \text{for every presynaptic spike at time } t_f^j \\ w_{ij} = w_{ij} + \eta x_j & \text{for every postsynaptic spike at time } t_f^i \end{cases}$$

در روابط فوق، η نرخ یادگیری است و شدت تغییرات را کنترل می‌کند و α نیز از معادله زیر محاسبه می‌شود:

$$\alpha = 2 * \rho_0 * \tau_{iSTDP}$$

مقدار این پارامتر قبل از یادگیری تعیین می‌شود و در حین یادگیری ثابت می‌ماند و عامل تضعیف وزن‌های سیناپسی است [۲]. مهم‌ترین پارامتر در تعیین مقدار α ، پارامتر ρ_0 است که توسط کاربر تنظیم می‌شود. فرکانس فعالیت نورون‌های پس‌سیناپسی با این پارامتر رابطه مستقیمی دارد به این صورت که با افزایش ρ_0 میزان فعالیت نورون‌های هدف نیز بیشتر می‌شوند و به این ترتیب می‌توان با این قانون فرکانس فعالیت نورون‌ها را کنترل کرده و اثر هم‌ایستایی را روی یک جمعیت نورونی ایجاد کرد [۲].

⁵Inhibitory Spike-Timing Dependend Plasticity(iSTDP)

فصل ۴

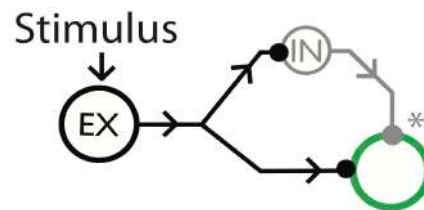
آزمایش‌ها و نتایج

در این فصل، تاثیر قانون یادگیری وابسته به زمان ضربه در سیناپس‌های مهاري را روی فعاليت‌های انواع شبکه‌های عصبی را بررسی می‌کنیم. در هر حالت ابتدا همه سیناپس‌ها را با قانون یادگیری STDP آموزش می‌دهیم و سپس قانون iSTDP را روی سیناپس‌های مهاري با ثابت در نظر گرفتن بقیه ویژگی‌های شبکه اعمال می‌کنیم و در نهایت نتایج به دست آمده را مقایسه می‌کنیم.

۱.۴ شبکه‌های پیش‌رو

۱.۱.۴ جزئیات شبیه‌سازی

در این نوع از شبکه‌های عصبی، اطلاعات در یک جهت خاص پردازش می‌شوند. معماری شبکه‌ای که روی آن مقایسه می‌کنیم به صورت زیر است:



شکل ۱.۴: معماری شبکه پیش‌رو برای بررسی ورودی‌های مهاري و تحریکی نورون هدف [۲].

شبکه عصبی‌ای که می‌سازیم، از سه بخش با ویژگی‌های زیر تشکیل شده است:

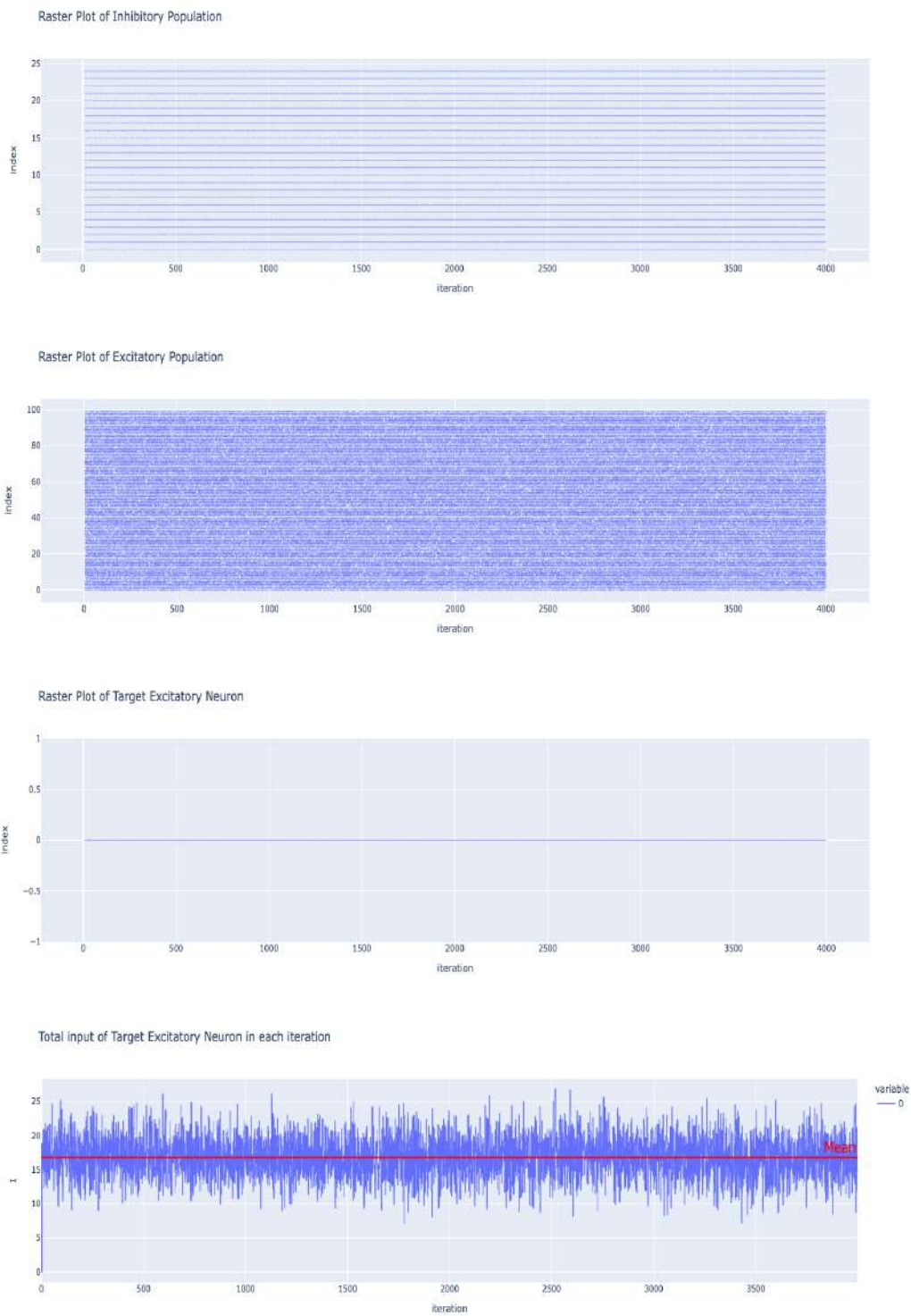
- جمعیت نورونی تحریکی: این جمعیت شامل ۱۰۰ نورون است که یک جریان تصادفی تولید شده از توزیع نرمال با پارامترهای $\mu = 60.0, \sigma = 20.0$ را دریافت می‌کند.
- جمعیت نورنی مهاری: این جمعیت ۲۵ نورون دارد که هیچ‌گونه ورودی خارجی دریافت نمی‌کند و همه جریان دریافتی در این جمعیت از جمعیت تحریکی تامین می‌شود.
- نورون هدف: تک نورونی است که به هر دو جمعیت تحریکی و مهاری وصل است.

در نتیجه جریان داده شده به شبکه از طریق دو مسیر به تک نورون هدف می‌رسد، مسیر اول به طور مستقیم از جمعیت تحریکی به نورون هدف است و مسیر دوم نیز غیرمستقیم به واسطه جمعیت مهاری است. در ادامه دو قانون یادگیری STDP و iSTDP را در سیناپس‌های مهاری مقایسه می‌کنیم.

۲.۱.۴ نتایج

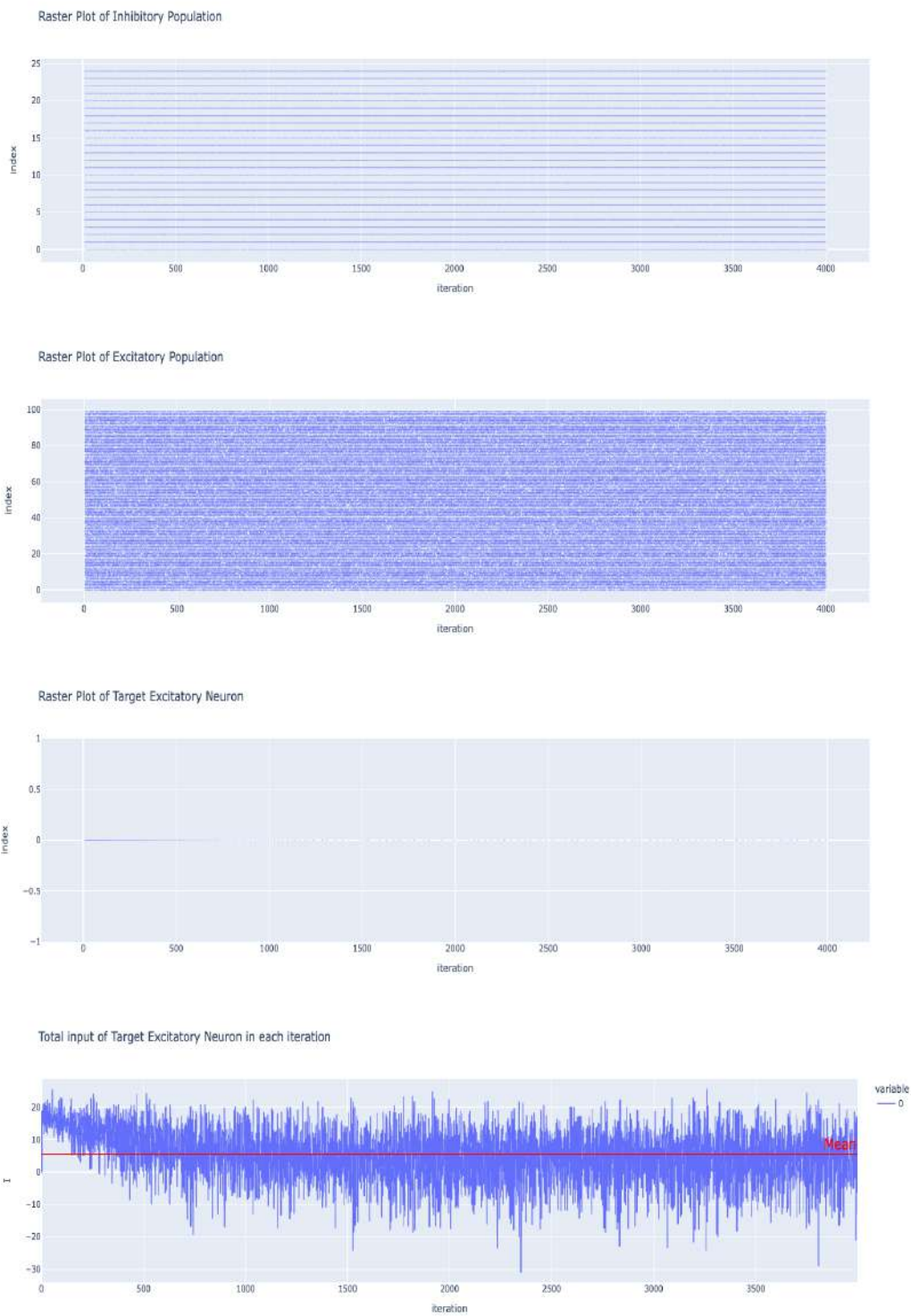
با مراجعه به نمودارهای ۲.۴ و ۳.۴ می‌توانید نتایج مربوط به قوانین یادگیری اشاره شده را مشاهده کنید. دو نمودار اول در هر دو شکل رستر پلات^۱ هستند. محور افقی در این نمودار شناسه پیمایش و محور عمودی نیز شناسه نورون است. هرگاه نورون i ام در پیمایش j ام فعالیت کند، در نقطه (j, i) یک دایره رنگی قرار می‌گیرد. نمودار آخر در دو شکل مذکور مقدار جریان دریافتی در تک نورون هدف است. همانطور که مشاهده می‌کنید، هنگام استفاده از الگوریتم STDP مقدار جریان بین ۱۰ تا ۲۵ با میانگین ۱۷ تغییر می‌کند و طی شبیه‌سازی پایدار است. از طرفی در الگوریتم iSTDP این عدد با شیب ملایمی به سمت صفر حرکت می‌کند که نشان از تعادل سراسری در شبکه است.

¹Raster Plot



۲۲

شکل ۲.۴: عملکرد شبکه پیش‌رو در هنگام استفاده از قانون STDP با تنظیمات $a_+ = 0.01$, $a_- = 0.01$



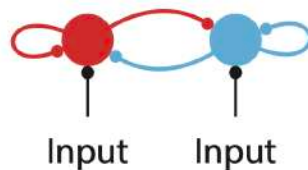
۲۳

شکل ۳.۴: عملکرد شبکه پیش‌رو در هنگام استفاده از قانون iSTDP با تنظیمات $\eta = 0.01, \rho_0 = 5.0$

۲.۴ شبکه‌های متعادل

۱.۲.۴ جزئیات شبیه‌سازی

Excitatory Inhibitory

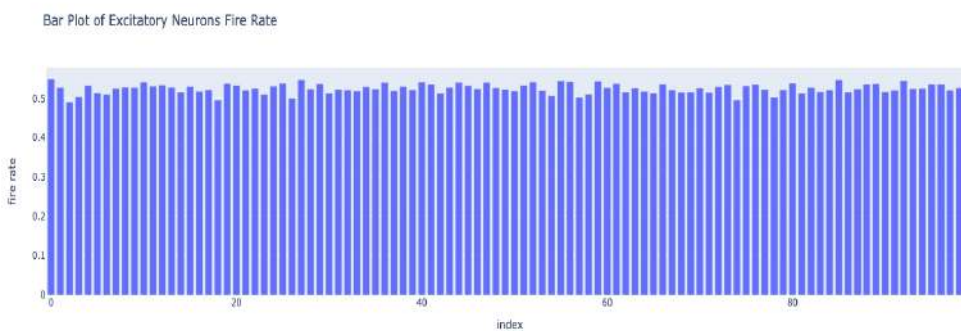
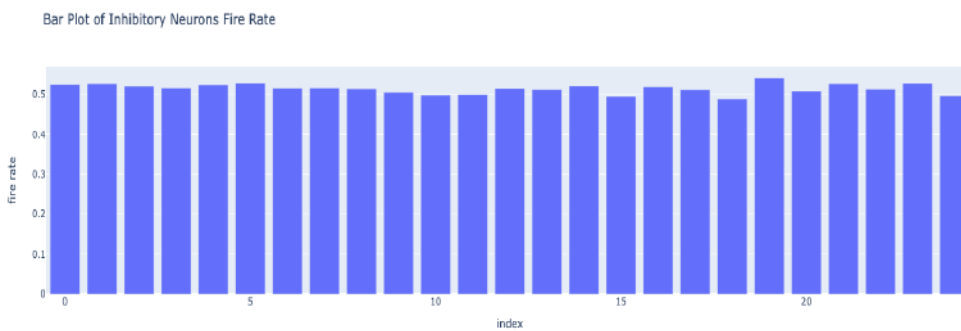
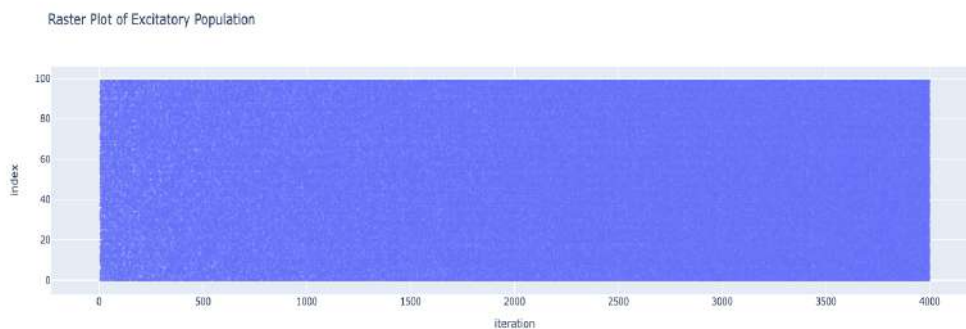
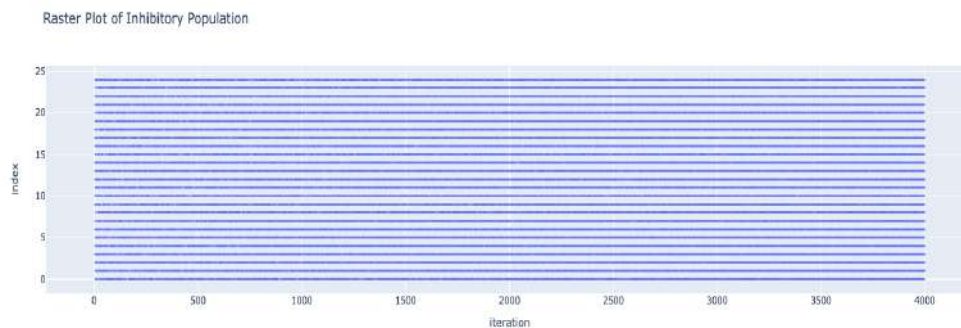


شکل ۴.۴: ساختار شبکه عصبی متعادل برای بررسی تاثیر الگوریتم iSTDP روی فعالیتهای آن [۱].

در این معماری، شبکه از دو جمعیت نورونی تحریکی و مهارتی تشکیل شده است به طوری که این جمعیت‌ها به خودشان و همچنین به یکدیگر متصل هستند و هر دو ورودی خارجی دریافت می‌کنند. در این حالت نیز ورودی‌ها را از طریق توزیع نرمال تولید می‌کنیم. در این معماری انتظار داریم وقتی فعالیت جمعیت تحریکی بیشتر می‌شود، جمعیت مهارتی نیز تحریک شود و در نتیجه با افزایش فعالیت نورون‌های مهارتی، فعالیت نورن‌های تحریکی کمتر شود.

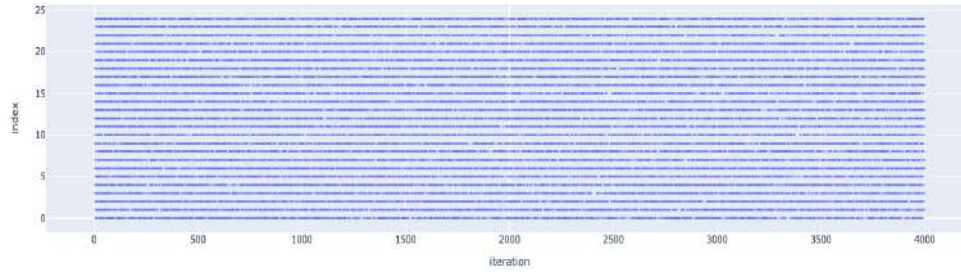
۲.۲.۴ نتایج

نمودارهای مربوط به این بخش در شکل‌های ۵.۴ و ۶.۴ قابل مشاهده است. در حالت STDP میزان فعال شدن نورون‌ها بسیار زیاد است به طوری که نسبت فعالیت در هر دو جمعیت نورونی حدوداً 0.5 است به این معنی که در شبیه‌سازی با ۴۰۰۰ پیمایش تقریباً نورون‌ها ۲۰۰۰ بار فعال شدند. از طرفی در یادگیری iSTDP میزان فعالیت نورون‌ها بسیار کمتر است و در جمعیت نورونی تحریکی این عدد به 0.03 می‌رسد و از همه مهم‌تر، رفتاری که انتظار داشتیم طی آن میزان فعالیت نورون‌ها به صورت نوسانی کم و زیاد شود، به وضوح دیده می‌شود.

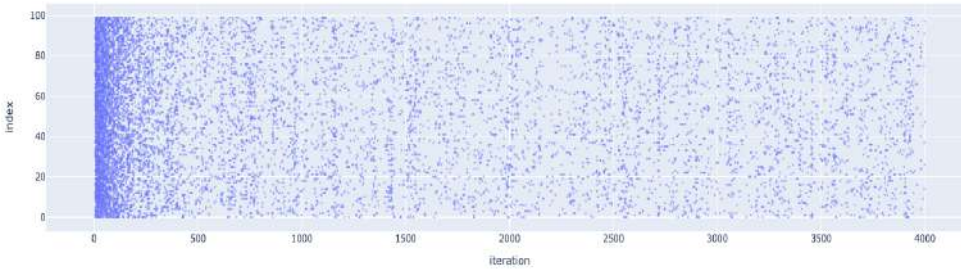


شکل ۵.۴: فعالیت شبکه در یادگیری با STDP با تنظیمات $a_+ = 0.01$, $a_- = 0.01$

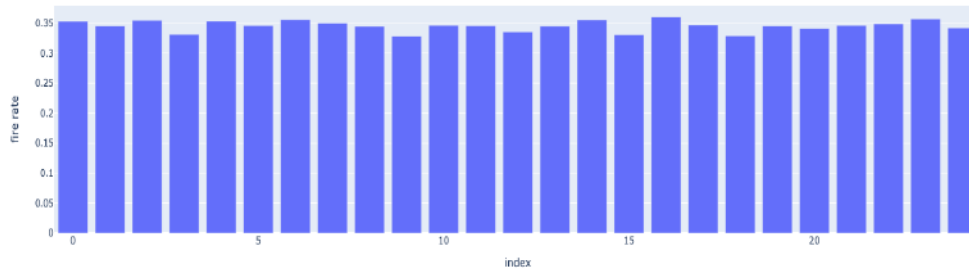
Raster Plot of Inhibitory Population



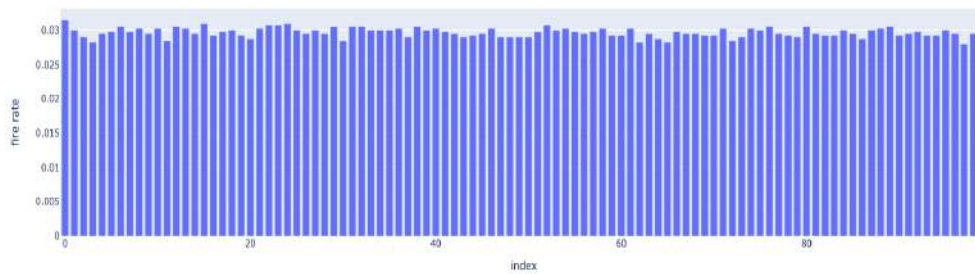
Raster Plot of Excitatory Population



Bar Plot of Inhibitory Neurons Fire Rate



Bar Plot of Excitatory Neurons Fire Rate



۳.۴ یادگیری سیگنال‌های تصادفی

در این قسمت، دو سیگنال تصادفی تولید می‌کنیم و سپس با استفاده از انواع مختلف سازوکارهای یادگیری از جمله یادگیری تقویتی، ورودی‌های ساخته شده را به شبکه آموزش می‌دهیم.

۱.۳.۴ نحوه ساخت سیگنال‌ها

در هر کدام از ساختارهای شبکه عصبی که در ادامه بررسی می‌کنیم، یک جمعیت نورونی تحریکی داریم که ورودی شبکه را دریافت می‌کند. ورودی به صورت یک جریان تصادفی از توزیع نرمال در قالب یک آرایه به اندازه جمعیت نورونی تحریکی به اسم I است. علاوه بر این آرایه دیگری هم اندازه I به نام $mask$ از توزیع یکنواخت به طور تصادفی تعریف می‌کنیم به طوری که اعضای آن در بازه $[0, 1]$ قرار دارند. جریان I_i زمانی وارد نورون i ام می‌شود که $mask_i \geq 0.5$ باشد در غیر این صورت جریانی به نورون داده نمی‌شود. به این ترتیب جریان تصادفی توسط جمعیت نورونی به صورت مجموعه‌ای از فعالیت نورون‌ها در زمان‌های مشخص کدگذاری می‌شوند.

۲.۳.۴ ترتیب سیگنال‌های ورودی

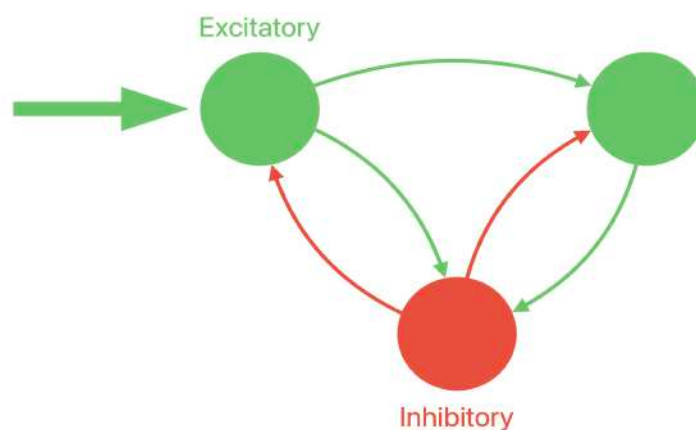
در حالت‌های مربوط به یادگیری بدون ناظر، لازم است ورودی چندین مرتبه به شبکه داده شود تا شبکه به عملکرد مورد نظر دست یابد. در این پروژه در هر گام یکی از دو سیگنال به صورت تصادفی انتخاب می‌شود و فرایند یادگیری برای آن در شبکه انجام می‌شود. با فرض اینکه دو سیگنال با شناسه‌های 0 و 1 داریم، ترتیب انتخاب شده در شبیه‌سازی‌ها به شرح زیر است:

$$signal\ order : [0, 1, 0, 1, 0, 0, 0, 1, 1, 1]$$

در نمودارها سیگنال با شناسه 0 با رنگ نارنجی و سیگنال دیگر با رنگ بنفش نشان داده می‌شوند. لازم به ذکر است قبل از اینکه سیگنالی به شبکه داده شود، به تعداد مشخصی ورودی صفر به شبکه می‌دهیم تا تاثیر سیگنال قبلی از بین برود.

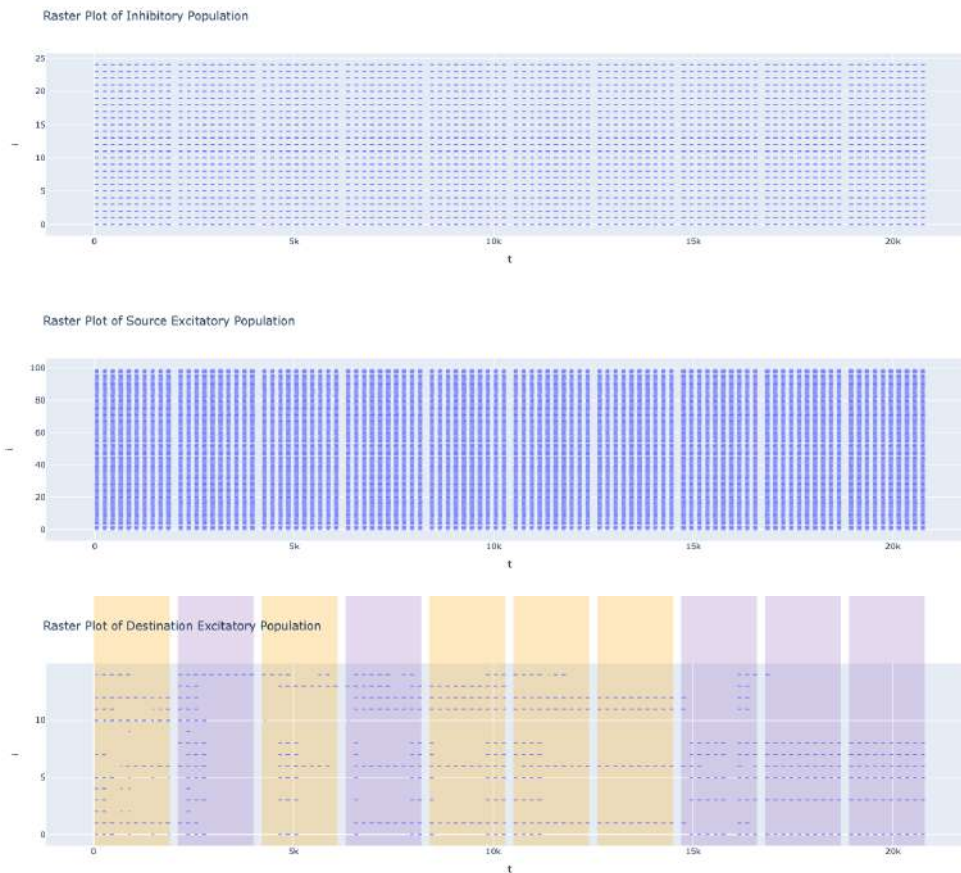
۳.۳.۴ حالت اول: یادگیری بدون ناظر

معماری شبکه در این حالت به شکل زیر است:

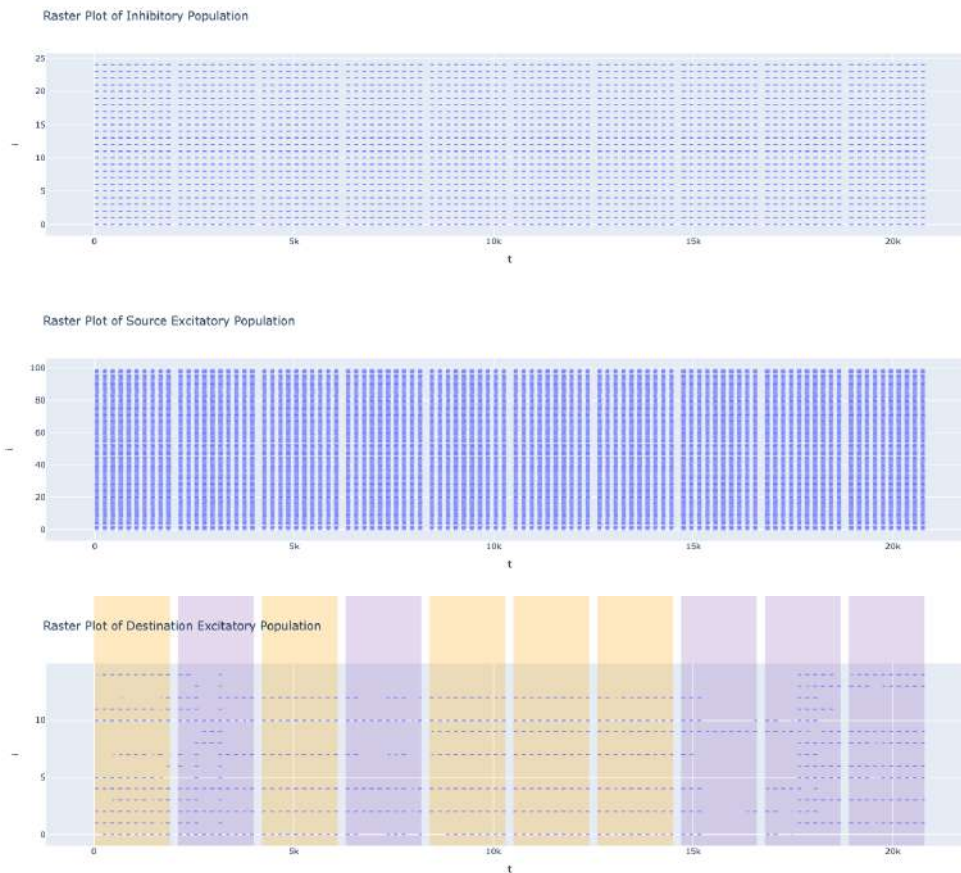


شکل ۷.۴: ساختار شبکه در حالت اول یادگیری سیگنال‌های تصادفی

در ادامه با الگوریتم STDP نتایج یادگیری را بررسی می‌کنیم و سپس الگوریتم iSTDP را جایگزین سیناپس‌های مهارتی (قرمز رنگ) کرده و یادگیری را تکرار می‌کنیم. در نمودارهای ۸.۴ و ۹.۴ رسترپلات جمعیت تحریکی دوم را با دو رنگ سبز و قرمز نشان داده شده است. هر کدام از این رنگ‌ها متناظر با یکی از سیگنال‌های ساخته شده هستند. همانطور که مشاهده می‌کنید در دو شکل مذکور با تغییر سیگنال ورودی، نورون‌هایی که فعالیت آن‌ها زیاد بود، کاهش می‌یابد و نورون‌هایی که فعال نبودند، شروع به فعالیت می‌کنند. این موضوع نشان می‌دهد نورون‌ها دو گروه شده‌اند و هر کدام به یک سیگنال خاص واکنش نشان می‌دهند.

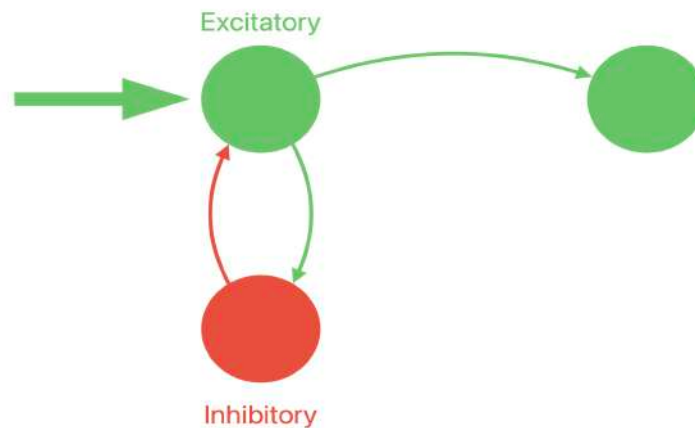


شکل ۸.۴: نتایج قانون یادگیری STDP در حالت اول با تنظیمات $a_+ = 0.31, a_- = 0.301$



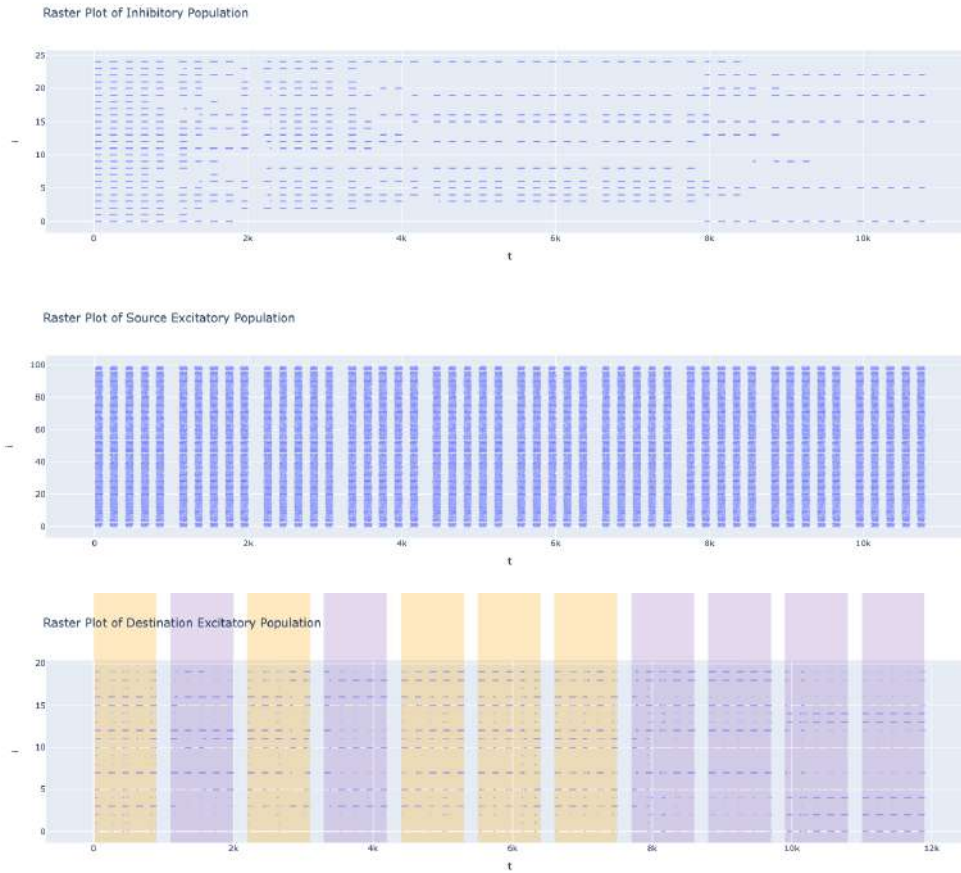
شکل ۹.۴: نتایج قانون یادگیری iSTDP در حالت اول با تنظیمات $\eta = 0.000145, \rho_0 = 8.0$

۴.۳.۴ حالت دوم: یادگیری بدون ناظر با سازوکار برنده همه را می‌گیرد
 معماری شبکه در این حالت به صورت زیر است:

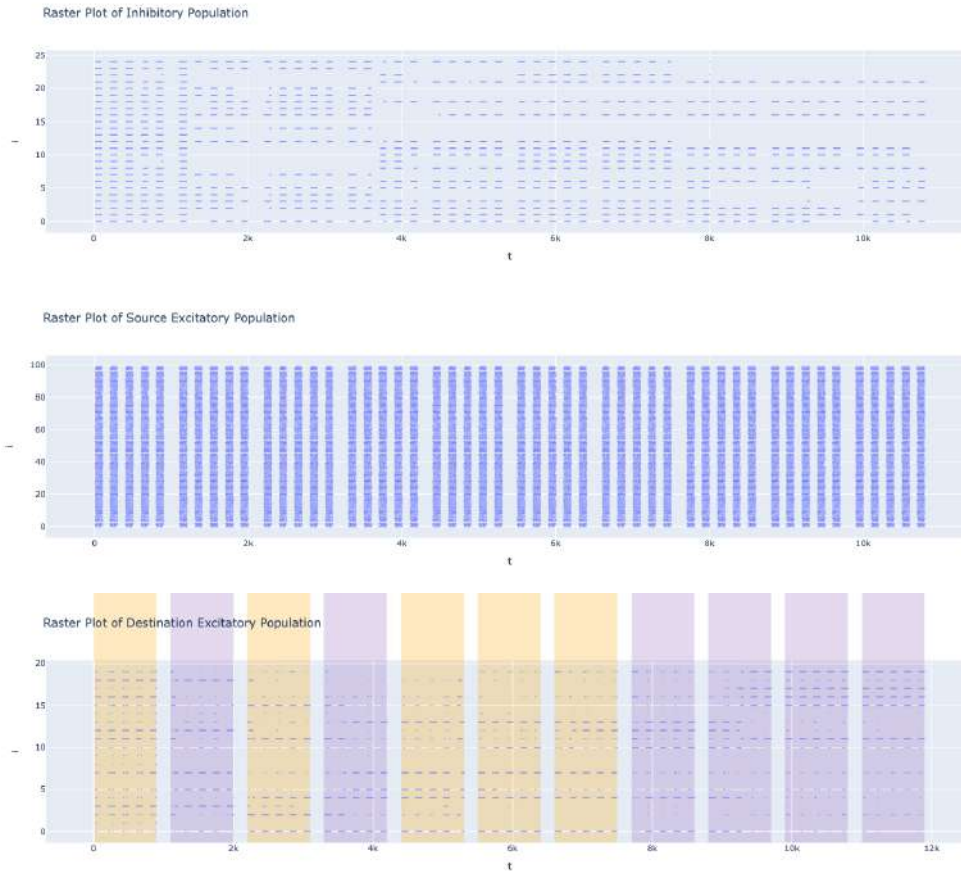


شکل ۱۰.۴: ساختار شبکه در حالت دوم یادگیری سیگنال‌های تصادفی

در حالت دوم میان جمعیت نوروئی هدف و جمعیت مهاری ارتباطی وجود ندارد. به همین دلیل سازوکار برنده همه را می‌گیرد را اضافه کردیم تا رقابت لازم برای یادگیری سیگنال‌های ورودی در نوروئی‌های جمعیت تحریکی هدف به وجود آید. در شکل‌های ۱۱.۴ و ۱۲.۴ فعالیت شبکه در این حالت قابل مشاهده است. با بررسی نمودار جمعیت نوروئی هدف متوجه می‌شویم که نتایج بخش قبلی در این حالت نیز تکرار می‌شوند.



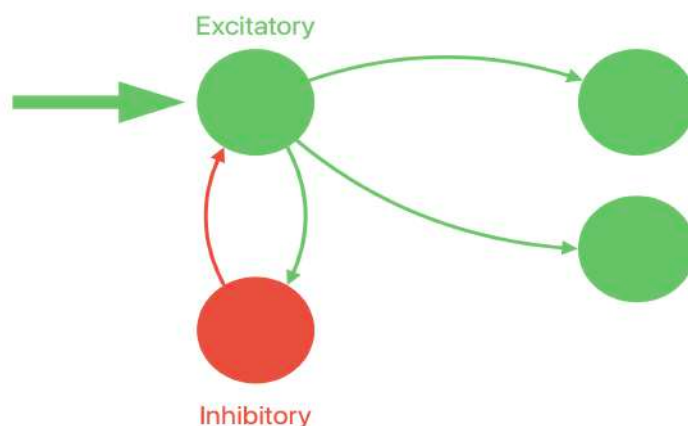
شکل ۱۱.۴: نتایج قانون یادگیری STDP در حالت دوم با محدودسازی نرم و تنظیمات $\eta_+ = 0.342, \eta_- = 0.337, w_{max} = 1.1$



شکل ۱۲.۴: نتایج قانون یادگیری iSTDP در حالت دوم با محدودسازی سخت و تنظیمات $\eta = 0.000050, \rho_0 = 9.0, w_{max} = 1.1$

۵.۳.۴ حالت سوم: یادگیری تقویتی

ساختار شبکه در یادگیری تقویتی مطابق شکل زیر است:



شکل ۱۳.۴: ساختار شبکه در حالت سوم یادگیری سیگنال‌های تصادفی

در این بخش، دو جمعیت نورونی هدف داریم و می‌خواهیم هر کدام از جمعیت‌ها یک سیگنال خاصی را یاد بگیرند. به این ترتیب انتظار داریم با ورودی دادن سیگنالی، فعالیت جمعیت متناظر با آن بیشتر شود.

نتایج مربوط به این حالت در شکل‌های ۱۴.۴ و ۱۵.۴ قابل مشاهده است. نمودار آخر در دو شکل مذکور نشان‌دهنده غلظت دوپامین طی شبیه‌سازی است. همانطور که مشاهده می‌کنید، در ابتدای هر دو سیگنال مقدار دوپامین حول صفر تغییر می‌کند ولی بعد از مدتی و با تقویت سیناپس‌های مفید، مقدار آن به اندازه کافی افزایش می‌یابد. طبق نمودارهای جمعیت‌های نورونی هدف، سیگنال بنفش رنگ را جمعیت دوم و سیگنال نارنجی را جمعیت اول یاد می‌گیرند زیرا میزان فعالیت آن‌ها هنگام ورودی دادن سیگنال متناظرشان بیشتر است.



۳۵

شکل ۱۴.۴: نتایج قانون یادگیری STDP و RSTDP در حالت سوم با محدودسازی نرم و تنظیمات $initial_{Dopamine} = 4.9, \tau_c = 1500, \tau_{Dopamine} = 10$



۳۶

شکل ۱۵.۴: نتایج قانون یادگیری RSTDP و iSTDP در حالت سوم با محدودسازی نرم و تنظیمات $initial_{Dopamine} = 4.9, \tau_c = 1500, \tau_{Dopamine} = 10, \eta = 0.00004283, \rho_0 = 10.1$

۴.۴ نتیجه گیری

در این پروژه نشان دادیم که یک قانون یادگیری بدون ناظر روی اتصالات از نورون‌های مهاری به تحریکی منجر به تعادل خودسازماندهی شده میان ورودی‌های تحریکی و مهاری در شبکه عصبی می‌شود به طوری که با توجه به تنظیمات الگوریتم این تعادل بین تعادل سراسری و دقیق متفاوت است. علاوه بر این، مشاهده کردیم که قانون مذکور در کنار دیگر سازوکارهای یادگیری مانند یادگیری تقویتی و برنده همه را می‌گیرد، نتایج مناسبی در وظیفه یادگیری از خود نشان می‌دهد. مغز پستانداران میزبان انواع سلول‌های مهاری با الگوهای پاسخ مختلف و مناطق هدف مورفولوژیکی متفاوت است. احتمالاً این سلول‌ها وظایف یکسانی ندارند و در نتیجه سیناپس‌های آن‌ها ممکن است از چندین قانون یادگیری متفاوت پیروی کنند. در یک مدل ساده‌شده که در این پروژه نشان داده شد، متوجه شدیم که چنین سازوکار یادگیری مهاری می‌تواند به طور قابل توجه عملکرد معماری‌های قشری را بهبود بخشد و ممکن است تاثیر قوی بر طرح‌های کدگذاری قشری داشته باشد.

واژه‌نامه فارسی به انگلیسی

Axon.....	آکسون.....
AlloCortex	آلوکورتکس.....
Synaptic Plasticity.....	انعطاف‌پذیری سیناپسی.....
Postsynaptic	پس‌سیناپسی.....
Perceptron.....	پرسپترون.....
EPSP	پتانسیل پس‌سیناپسی محرک.....
IPSP	پتانسیل پس‌سیناپسی مهارى.....
Presynaptic.....	پیش‌سیناپسی.....
Axon Hillock.....	پشته آکسونى.....
Activation Function.....	تابع فعال‌ساز.....
Detailed Balance.....	تبادل دقیق.....
Global Balance.....	تبادل سراسرى.....
Dendrite.....	دندريت.....
Raster Plot	رسترپلات.....
Brainstem.....	ساقه مغز.....
Excitatory	سیگنال محرک.....
Inhibitory	سیگنال مهارى.....
Synapse	سیناپس.....
Nervous System.....	سیستم عصبى.....
Peripheral Nervous System.....	سیستم عصبى محیطى.....
Central Nervous System.....	سیستم عصبى مرکزى.....
Deep Neural Networks	شبکه‌هاى عصبى عمیق.....
Spiking Neural Networks.....	شبکه‌هاى عصبى ضربه‌اى.....
Balanced Networks	شبکه‌هاى متعادل.....
Cerebral Cortex.....	قشر مخ.....
Temporal Lobe	لوب گیجگاهی.....
Frontal Lobe.....	لوب قدامى.....

Parietal Lobe	لوب آهیانه
Occipital Lobe	لوب پس سری
Hard Bound	محدودسازی سخت
Soft Bound	محدودسازی نرم
Cerebrum	مخ
Cerebellum	مخچه
Leaky Integrate and Fire Model	مدل تجمیع و آتش
Inhibitory	مهاری
NeoCortex	نئوکورتکس
Neurotransmitter	نوروترانسمیتر
Homeostasis	هم‌ایستایی
Supervised Learning	یادگیری باناظر
Unsupervised Learning	یادگیری بدون ناظر
Reinforcement Learning	یادگیری تقویتی
STDP	یادگیری وابسته به زمان ضربه
R-STDP	یادگیری وابسته به زمان ضربه پاداش محور
iSTDP	یادگیری وابسته به زمان ضربه در سیناپس های مهاری

واژه‌نامه انگلیسی به فارسی

Activation Function	تابع فعال‌ساز
AlloCortex	آلوکورتکس
Axon	آکسون
Axon Hillock	پشته آکسونی
Balanced Networks	شبکه‌های متعادل
Brainstem	ساقه مغز
Central Nervous System	سیستم عصبی مرکزی
Cerebellum	منخچه
Cerebral Cortex	قشر مخ
Cerebrum	مخ
Dendrite	دندریت
Deep Neural Networks	شبکه‌های عصبی عمیق
Detailed Balance	تعادل دقیق
EPSP	پتانسیل پس‌سیناپسی محرک
Excitatory	سیگنال محرک
Frontal Lobe	لوب قدامی
Global Balance	تعادل سراسری
Hard Bound	محدودسازی سخت
Homeostasis	هم‌ایستایی
Inhibitory	سیگنال مهارى
Integrate and Fire Model	مدل تجمیع و آتش
IPSP	پتانسیل پس‌سیناپسی مهارى
iSTDP	یادگیری وابسته به زمان ضربه در سیناپس‌های مهارى
NeoCortex	نئوکورتکس
Neural Networks	شبکه‌های عصبی
Neurotransmitter	نوروترانسمیتر
Occipital Lobe	لوب پس‌سری
Parietal Lobe	لوب آهیانه

Peripheral Nervous System.....	سیستم عصبی محیطی.....
Perceptron.....	پرسپترون.....
Postsynaptic	پس سیناپسی
Presynaptic.....	پیش سیناپسی.....
Raster Plot	رسترپلات
Reinforcement Learning.....	یادگیری تقویتی.....
R-STDP	یادگیری وابسته به زمان ضربه پاداش محور.....
Soft Bound.....	محدودسازی نرم.....
Spiking Neural Networks	شبکه‌های عصبی ضربه‌ای.....
Spike-Timing Dependent Plasticity.....	یادگیری وابسته به زمان ضربه.....
STDP	یادگیری وابسته به زمان ضربه.....
Supervised Learning	یادگیری باناظر.....
Synapse	سیناپس
Synaptic Plasticity.....	انعطاف‌پذیری سیناپسی.....
Temporal Lobe	لوب گیجگاهی.....
Unsupervised Learning.....	یادگیری بدون‌ناظر.....

کتاب نامه

- [1] Guillaume Hennequin, Everton J. Agnes, and Tim P. Vogels. “Inhibitory Plasticity: Balance, Control, and Codependence.” Annual Review of Neuroscience. Volume 40. 2017.
- [2] T.P. Vogels, H. Sprekeler, F. Zenke, C. Clopath, W. Gerstner. “Inhibitory plasticity balances excitation and inhibition in sensory processing and Hebbian assemblies.” Science. 2011.
- [3] Jesper Sjöström, Wulfram Gerstner. “Spike-timing dependent plasticity.” Scholarpedia. 2010.
- [4] E. M. Izhikevich, “Solving the Distal Reward Problem through Linkage of STDP and Dopamine Signaling,” Cerebral Cortex, vol.17, pp.2443–2452, 01 2007.

Abstract

Inhibitory neurons play a key role in controlling the function of brain neural networks. Although few in number, they stabilize neural network activity against strong neural excitation and have an active presence in neural computations. Recent research indicates that balanced networks are very important in regulating brain function, but to achieve this in modeling it is necessary to precisely tune the inhibitory connections which is often very time-consuming. We first take a look at empirical evidence on inhibitory neuron learning and then present an unsupervised learning rule for them. In the next step, we examine the role of this learning rule in balancing excitation and inhibition in neural networks.



College of Science
School of Mathematics, Statistics, and Computer Science

The Learning Mechanism in the Inhibitory Neurons of the Cerebral Cortex

Amin Zeinali

Supervisor: Mohammad Ganjtabesh

A thesis submitted in partial fulfillment of the requirements for
the degree of B.Sc. in Computer Science

July 2023