



پردیس علوم
دانشکده ریاضی، آمار و علوم کامپیوتر

یادگیری تاخیرات سیناپسی در شبکه های عصبی ضربه ای

نگارنده

علیرضا ندافیان نقابی

استاد راهنما

دکتر محمد گنج تابش

پایان نامه برای دریافت درجه کارشناسی
در رشته علوم کامپیوتر

بهمن ماه ۱۳۹۷

چکیده

بدون شک یکی از پیچیده ترین ساختارهای محاسباتی شناخته شده مغز انسان می باشد. میزان تاخیر در هدایت ضربه توسط آکسون، سیناپس و قسمت‌های دیگر نقش مهمی در عملکرد مغز دارد. برای مثال این تاخیرات می توانند به نورونها برای درک یک الگوی ضربه ای زمانی- مکانی کمک کنند تا انسان در هر زمان نسبت به محرکی که موجب ایجاد این الگو می شود عکس العمل نشان دهد. در بررسی های قبلی نشان داده شده است که شبکه های عصبی ضربه ای بر پایه یادگیری وابسته به زمان (STDP) قادر به یادگیری الگوهای ضربه ای زمانی- مکانی خاص می باشند اما یکی از چالش های اصلی آنها قرار دادن مقادیر مناسب برای تاخیرات سیناپسی می باشد. در طبیعت این تاخیرات ممکن است بصورت تصادفی و تکاملی یا حتی با یادگیری در طول زمان مشخص شوند. در اینجا ما با افزودن روشی برای یادگیری این تاخیرات به شبکه های عصبی ضربه ای بر پایه یادگیری وابسته به زمان به بررسی افزایش میزان توانایی یادگیری الگوهای ضربه ای زمانی- مکانی توسط شبکه خواهیم پرداخت.

پیش‌گفتار

مدل‌های محاسباتی مربوط به عملکردهای مغز رواج فراوانی یافته‌اند و روز به روز بر اهمیت آن‌ها افزوده می‌شود. از عوامل اساسی این موضوع نیز می‌توان به توانایی بالای این مدل‌ها در حل بسیاری از مسائل و کاربردهای اساسی و گسترده آنها اشاره کرد. هرچند پیشرفت‌های زیادی در این زمینه حاصل شده است اما تا رسیدن به مدلی دقیق برای مغز انسان مسیر طولانی در پیش است.

یکی از ابزارهای الهام‌گرفته شده از سیستم عصبی مغز انسان، شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌باشند. از قرن نوزدهم به‌طور همزمان اما جداگانه از سوی نوروفیزیولوژیست‌ها سعی کردند سیستم یادگیری و تجزیه و تحلیل مغز را کشف کنند و از سوی دیگر ریاضیدانان تلاش کردند مدل ریاضی‌ای بسازند که قابلیت فراگیری و تجزیه و تحلیل عمومی مسائل را دارا باشد.

اولین کوشش‌ها در شبیه‌سازی با استفاده از یک مدل منطقی در اوایل دهه ۱۹۴۰ توسط وارن مک‌کالک و والتر پیتز انجام شد که امروزه بلوک اصلی سازنده اکثر شبکه‌های عصبی مصنوعی است. عملکرد این مدل مبتنی بر جمع ورودی‌ها و ایجاد خروجی با استفاده از شبکه‌ای از نورون‌ها است. اگر حاصل جمع ورودی‌ها از مقدار آستانه بیشتر باشد، اصطلاحاً نورون برانگیخته می‌شود. نتیجه این مدل اجرای ترکیبی از توابع منطقی بود در سال ۱۹۴۹ دونالد هب قانون یادگیری را برای شبکه‌های عصبی طراحی کرد که

در آینده پایه و اسای بسیاری از روش های یادگیری شبکه های عصبی شد. قدرت یادگیری این مدل ها تقریبا اثبات شده می باشد اما همچنان چالش های فراوانی تا کامل شدن آنها برای رسیدن به یک مدل محاسباتی قابل قبول و کامل برای مغز وجود دارد.

این پایان نامه دارای ۳ فصل می باشد. در فصل اول سیستم عصبی و قسمت هایی از آن که مورد نیاز است معرفی خواهند شد و سپس در فصل دوم به معرفی مدل های محاسباتی معرفی شده برای مغز می پردازیم و در فصل سوم راه حلی برای یکی از چالش های اساسی در این مدل ها ارائه می دهیم.

فهرست مطالب

۱	مقدمه ای بر سیستم عصبی	۱
۱ مقدمه	۱.۱
۱ مغز	۲.۱
۳ نورون	۳.۱
۵ سیناپس	۴.۱
۵ انعطاف پذیری سیناپسی	۵.۱
۷	مدل های عصبی	۲
۷ مقدمه	۱.۲
۷ شبکه های عصبی مصنوعی	۲.۲
۹ شبکه های عصبی ضربه ای	۳.۲
۱۰ قوانین یادگیری	۴.۲
۱۰ یادگیری با ناظر	۱.۴.۲
۱۰ یادگیری بدون ناظر	۲.۴.۲
۱۱ یادگیری تقویتی	۳.۴.۲
۱۲ قانون هب	۵.۲
۱۲ یادگیری وابسته به زمان	۶.۲
۱۳ فرآیند یادگیری وابسته به زمان	۱.۶.۲

۱۴	قانون هم ایستایی	۷.۲
۱۶		یادگیری تاخیرات سیناپسی	۳
۱۶	مقدمه	۱.۳
۱۷	فرآیند یادگیری تاخیرات سیناپسی	۲.۳
۱۸	پیاده سازی و بررسی عملکرد مدل	۳.۳
۱۸	مجموعه داده ها	۱.۳.۳
۱۹	نتایج بر روی مجموعه داده ها	۲.۳.۳
۲۳	نتیجه گیری	۴.۳

فصل ۱

مقدمه ای بر سیستم عصبی

۱.۱ مقدمه

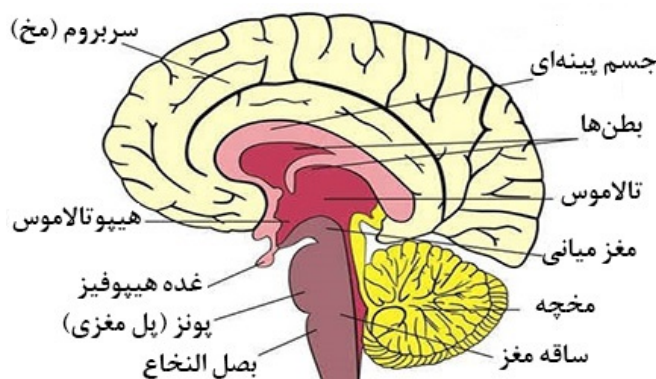
در این فصل به مروری کوتاه بر اجزای تشکیل دهنده ی سیستم عصبی^۱ می پردازیم که به واقع با داشتن مسئولیت ادراک و کنترل دیگر اعضای بدن، می توان آن را مهمترین بخش از بدن موجودات زنده نامید.

۲.۱ مغز

مغز یکی از حسّاس ترین و پیچیده ترین اعضای بدن در همه مهره داران و بیشتر بی مهرگان است که در برخی گونه ها ۲ درصد از وزن بدن جاندار را تشکیل می دهد. در انسان حدود ۲۰ تا بیش از ۲۵ درصد کالری (انرژی) روزانه را مصرف می کند و بیشتر انرژی خود را از کربوهیدرات ها (گلوکز خون) جذب می کند و این سوخت را سریع می سوزاند حتی زمانی که شخص در خواب است، مغز بیشتر از هر عضوی از بدن اکسیژن مصرف می کند. مغز انسان مرکز دستگاه عصبی است. دستگاه عصبی مرکزی در درون حفاظی استخوانی به نام جمجمه و ستون فقرات قرار گرفته و شامل مغز

^۱Nervous system

و نخاع می‌باشد. سیستم اعصاب مرکزی در زبان عام به دو قسمت با نام‌های ماده سفید و ماده خاکستری تقسیم می‌شود. مغز شامل قسمت‌های متنوعی است که هر کدام در عین ارتباط تنگاتنگ با یکدیگر دارای کارها و وظائف گوناگونی هستند.



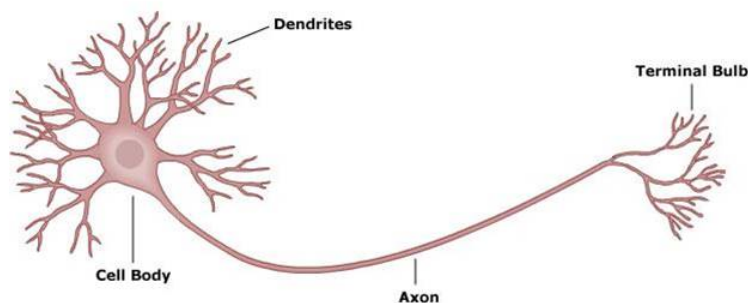
شکل ۱.۱: ساختار کلی و قسمت‌های مختلف مغز

مغز انسان شامل دو قسمت عصبی و محیطی می‌باشد. قسمت عصبی مرکز فعالیت‌های ارادی و غیرارادی می‌باشد و قسمت محیطی شامل رشته عصب‌هایی است که قسمت‌های مختلف بدن را به بخش عصبی متصل می‌کند* مغز انسان از دید ساختار، همانند مغز دیگر پستانداران است ولی کورتکس آن در مقایسه با دیگر پستانداران دارای گسترش و پیشرفت بسیار بیشتری است. جانوران بزرگی مانند نهنگ‌ها و فیلها در اندازه‌گیری مطلق دارای مغزی بزرگ‌تر هستند، اما زمانی که اندازه‌گیری با استفاده از ضریب مغزی و پس از جبران اندازه و جثه بدن انجام گیرد، این مغز انسان است که تقریباً دو برابر مغز دلفین پوزه‌بطری، و سه برابر مغز یک شامپانزه خواهد بود. بخش عمده‌ای از گسترش و پیچیدگی مغز انسان مربوط به بخشی از مغز به نام قشر مغزی یا کورتکس، به ویژه لوب پیشانی، که با توابع اجرایی از جمله خوددلگامی یا اتوکنترل، برنامه‌ریزی، استدلال، و تفکر انتزاعی در ارتباط

است، می‌باشد. بخشی از قشر مخ ویژه بینایی نیز تا میزان زیادی در انسان بزرگتر است.

۳.۱ نرون

سلولهای سیستم عصبی با نام یاخته‌های عصبی یا نرون^۲ شناخته می‌شوند. مغز انسان حدوداً دارای صد میلیارد یاخته‌ی عصبی می‌باشد. نرون‌ها پیام الکتریکی ایجاد شده توسط محرک را دریافت کرده، به مراکز عصبی می‌رسانند و پاسخ مربوطه را انتقال می‌دهند. اندازه و شکل نرون‌ها گوناگون است. اما در همه آنها سه بخش متمایز وجود دارد. این سه بخش عبارتند از: جسم سلولی^۳، دندریت^۴ و آکسون^۵. نرون‌ها با داشتن ساختار و خواص ویژه برای کاری که انجام می‌دهند سازگاری حاصل کرده‌اند و به راحتی هماهنگی بین اندامهای داخلی و ارتباط با محیط خارج را مقدور می‌سازند.



شکل ۲.۱: ساختار نرون

نرون‌ها را بر مبنای کارهای آنها می‌توان به سه دسته بخش کرد:

Neuron^۲
Soma^۳
Dendrite^۴
Axon^۵

۱. نورونهای حسی: نورونهای حسی از نوع آوران بوده و به محرک‌های معینی که به سیستم‌های حسی وارد می‌شوند (مثلاً نور، امواج صوتی، بساوایی یا پاره‌ای از مواد شیمیایی) واکنش نشان می‌دهند. این دسته نورونها دارای دندریت بلند و آکسون کوتاه هستند.

۲. نورونهای حرکتی: نورونهای حرکتی از نوع وبران بوده و تکانه‌های الکتریکی را به سمت یاخته‌های ماهیچه‌ای یا غده‌ای هدایت می‌کنند و در دو مرحله به هدف حرکت می‌کنند. پیش‌گانگلیون (عصب اولیه) و پس‌گانگلیون (عصب ثانویه). این دسته از نورونها دارای آکسون بلند و دندریت کوتاه هستند.

۳. نورونهای رابط: بیشتر نورونهای سامانه عصبی آدمی از نوع نورون‌های میانجی هستند. همانگونه که از نام این نورون‌ها می‌توان پنداشت، وظیفه نورون‌های میانجی این است که پیام‌های ورودی را از نورونهای حسی یا از نورون‌های رابط دیگر دریافت کرده و در برابر تکانه‌هایی به نورونهای حرکتی یا دیگر نورون‌های میانجی بفرستند. در نخاع درون نخاع قرار دارند. این نورونها در ساختار خود دارای دندریت کوتاه و آکسون کوتاه یا بلند هستند.

در ساده‌ترین مثال فرضی، نورون حسی تکانه‌ها (پیام‌های عصبی) را به نورون میانجی می‌فرستد و آن نیز به نوبه خود تکانه‌ها را به نورون حرکتی ترانسانی می‌کند.

۴.۱ سیناپس

محل ارتباط دو نورون یا نورون و سلول ماهیچه ای را سیناپس^۶ می گویند. در محل سیناپس ها ، پایانه های آکسون به دندریتها ، به جسم سلولی نورون دیگر و یا به سلول ماهیچه ای نچسبده اند بلکه فضای کوچکی به نام فضای سیناپسی در میان آنها وجود دارد. ه نورونی که پیام عصبی (مثل درد، احساس گرسنگی و هر نوع پیام دیگری) را منتقل می کند، نورون پیش سیناپسی و به نورونی که پیام را دریافت می کند، نورون پس سیناپسی می گویند. مغز انسان حاوی حدود صد میلیارد نورون است که هر کدام توانایی ارتباط و تأثیر روی تعداد زیادی نورون دیگر را دارد. مکانیسم مؤثر و کارآمدی نیاز است تا ارتباط بین این تعداد نجومی از نورون ها را برقرار کند. این ارتباط با استفاده از سیناپس صورت می گیرد. اگرچه تعداد زیادی سیناپس وجود دارد، ولی می توان آن ها را به دو دسته تقسیم بندی کرد: سیناپس الکتریکی و سیناپس شیمیایی. در سیناپس الکتریکی جریان از شکاف پیوندگاه جاری می شود. در مقابل، سیناپس شیمیایی قادر به ارتباط سلول به سلول توسط ترشح پیام رسان عصبی می باشد. این عامل های شیمیایی که توسط نورون پیش سیناپسی ترشح می شوند، جریان های ثانویه در نورون پس سیناپسی را به وسیله فعال کردن گیرنده های خاصی تولید می کنند. در حدود صد نوع پیام رسان عصبی شناخته شده است.

۵.۱ انعطاف پذیری سیناپسی

به توانایی سیناپس ها برای تقویت یا تضعیف در طی زمان، در پاسخ به افزایش یا کاهش فعالیتشان انعطاف پذیری سیناپسی^۷ می گویند. انعطاف

Synapse^۶
Synaptic plasticity^۷

پذیری سیناپسی یکی از مهم ترین اساس یادگیری^۸ و حافظه است. تغییر انعطاف اغلب ناشی از تغییر تعداد گیرنده های نوروترانسمیتر^۹ موجود در یک سیناپس است. چندین مکانیسم اساسی که برای رسیدن به انعطاف پذیری سیناپسی مشارکت می کنند، وجود دارد. از جمله این مکانیزم ها می توان تغییرات در مقدار نوروترانسمیترهای آزاد شده در سیناپس و نحوه مؤثر پاسخ سلول به این نوروترانسمیترها را نام برد. کشف شده است که انعطاف پذیری سیناپسی چه در نورون های مهارتی^{۱۰} و چه در نورون های تحریکی^{۱۱} وابسته به کلسیم رهایی از نورون پس سیناپسی^{۱۲} هست.

Learning^۸
Neurotransmitter^۹
Inhibitory neuron^{۱۰}
Excitatory neuron^{۱۱}
Postsynaptic^{۱۲}

فصل ۲

مدل های عصبی

۱.۲ مقدمه

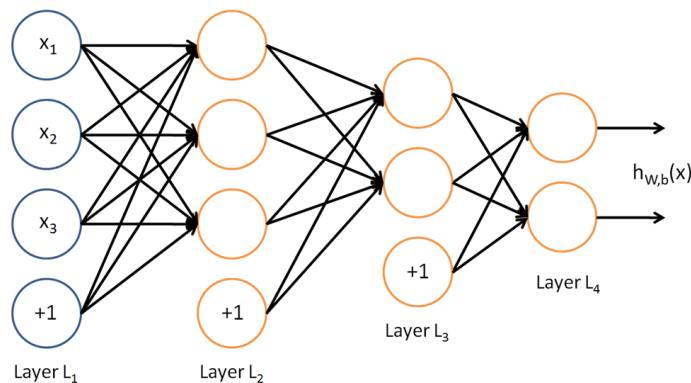
مدل های محاسباتی مربوط به عملکردهای مغز رواج فراوانی یافته اند و روز به روز بر اهمیت آن ها افزوده می شود. انگیزه ها و علل این امر را باید در تولید سریع مجموعه های حجیم داده های تجربی از یک سو، و پیشرفت های عمده در حوزه های فناوری و علوم محاسباتی نظیر هوش ماشینی، کاوش در داده ها، پایگاه های داده ها و از سوی دیگر ظهور رایانه های سریع و پر قدرت جستجو کرد. از سوی دیگر، علاوه بر رویکرد، مدل سازی های محاسباتی به طور خاص تر به مطالعه در کارکردهای عالی تر مغز در سطوح کلان (بیشتر مرتبط با فرایندهای شناختی و شبکه های نورونی) یا سطوح خرد (سطح تک نورونی) می پردازد.

۲.۲ شبکه های عصبی مصنوعی

شبکه های عصبی مصنوعی^۱ یا به زبان ساده تر شبکه های عصبی سیستم ها و روش های محاسباتی نوین برای یادگیری ماشینی، نمایش دانش و در انتها

^۱Artificial Neural Networks

استفاده از دانش به دست آمده در جهت بیش بین پاسخ های خروجی از سامانه های پیچیده هستند. ایده اصلی این گونه شبکه ها تا حدودی الهام گرفته از شیوه کارکرد سیستم عصبی زیستی برای پردازش داده ها و اطلاعات به منظور یادگیری و ایجاد دانش قرار دارد. عنصر کلیدی این ایده، ایجاد ساختارهایی جدید برای سامانه پردازش اطلاعات است این سیستم از شمار

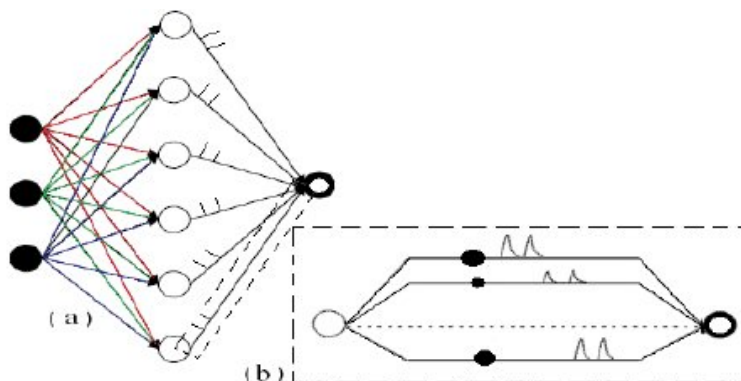


شکل ۱.۲: نمونه ای از یک شبکه عصبی مصنوعی

زیادی عناصر پردازشی فوق العاده بهم پیوسته با نام نورون تشکیل شده که برای حل یک مسئله خاص با هم هماهنگ عمل می کنند و توسط سیناپس ها (ارتباطات الکترومغناطیسی) اطلاعات را منتقل می کنند. در این شبکه ها اگر یک سلول آسیب ببیند بقیه سلول ها می توانند نبود آن را جبران کرده، و نیز در بازسازی آن سهیم باشند. این شبکه ها قادر به یادگیری اند. مثلاً با اعمال سوزش به سلول های عصبی لامسه، سلول ها یاد می گیرند که به طرف جسم داغ نروند و با این الگوریتم سیستم می آموزد که خطای خود را اصلاح کند. یادگیری در این سیستم ها به صورت تطبیقی صورت می گیرد، یعنی با استفاده از مثال ها وزن سیناپس ها به گونه ای تغییر می کند که در صورت دادن ورودی های جدید، سیستم پاسخ درستی تولید کند

۳.۲ شبکه های عصبی ضربه ای ۲

شبکه های عصبی ضربه ای ، مدل های عصبی هستند که بیشترین شباهت به شبکه های عصبی طبیعی دارند. هم چنین این شبکه ها علاوه بر ساختار نوروها و اتصالات و میزان قدرت اتصالات، مفهوم زمان را نیز در خود جای داده اند. ایده اساسی در این مدل ها آن است که در هر مرحله از انتشار تمامی نوروها تاثیر گذار نیستند(بر خلاف مدل های دیگر مانند پرسپترون ها^۳) بلکه فقط زمانی ضربه می زند که به یک حد آستانه از پتانسیل الکتریکی که از طریق سیگنال هایی که از نوروهای دیگر دریافت میکند برسد و پس از ضربه، سیگنالی به نوروهای دیگری که به آنها متصل است ارسال می کند که این سیگنال خود می تواند مهاری یا تحریکی باشد.



شکل ۲.۲: نمونه ای از یک شبکه عصبی ضربه ای

Spiking Neural Networks^۲
Perceptron^۳

۴.۲ قوانین یادگیری

بطور کلی منظور از قانون یادگیری، روشی برای تعیین مقادیر وزن ها و بایاسها در شبکه می باشد که به این روش الگوریتم یادگیری نیز می گویند. هدف از یک قانون یادگیری در واقع، آموزش شبکه به منظور انجام یک عمل خاص می باشد. برای آموزش شبکه های عصبی، قوانین یادگیری متنوعی وجود دارد. که همه آنها در سه گروه اصلی یادگیری با ناظر^۴، یادگیری بدون ناظر^۵ و یادگیری تقویتی^۶ قرار می گیرند که هرکدام را به اختصار توضیح خواهیم داد.

۱.۴.۲ یادگیری با ناظر

در یادگیری با ناظر، به قانون یادگیری مجموعه ای از زوج های داده ها به نام داده های آموزش^۷ (X, y) می دهند که در آن X ، ورودی به شبکه و y ، خروجی مطلوب شبکه برای ورودی X است. پس از اعمال ورودی X به شبکه عصبی خروجی شبکه باهدف y مقایسه شده و سپس خطای یادگیری محاسبه و از آن جهت تنظیم پارامترهای شبکه (وزن ها و بایاس ها) استفاده می شود.

۲.۴.۲ یادگیری بدون ناظر

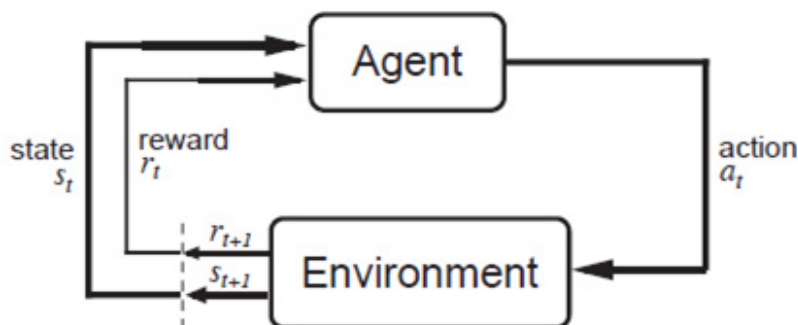
در این نوع یادگیری، هیچ سیگنالی که اطلاعات در مورد مطلوبیت جواب شبکه به خود شبکه وارد نماید موجود نیست و این بدان معناست که، هیچ برگشتی از محیط که بگوید، خروجی ها چه بایستی باشند و یا جواب شبکه

^۴Supervised Learning
^۵Unsupervised Learning
^۶Reinforcement Learning
^۷Training set

چقدر مطلوب است، موجود نیست. شبکه عصبی در اینجا بایستی تنها به صرف اطلاعات ورودی X، طبقه بندی موجود در الگوهای ورودی، شاخص های موجود در ورودی ها، ارتباطات موجود بین الگوهای ورودی را پیدا نماید و در خروجی شبکه کد نماید. برای این منظور پارامترهای شبکه باید تنظیم شوند. تنظیم پارامترها در اینجا، موسوم است به عمل خودسازماندهی، یک مثال بسیار متداول، خوشه بندی الگوهای ورودی است بدون اینکه بدانیم کدام الگو به کدام خوشه تعلق دارد. خوشه ها در نهایت از روی تشابهات و عدم تشابهات بین الگوها، ایجاد می شوند. و شبکه یاد می گیرد که الگوهای ورودی را در تعداد محدودی از کلاس ها دسته بندی کند. در یادگیری با ناظر نیاز داریم، داده هدف برای داده هایمان را نیز داشته باشیم که در بیشتر مواقع بسیار هزینه بر می باشد. عدم نیاز داده هدف در این روش یادگیری را می توان از مزیت های این روش یادگیری نسبت به یادگیری با ناظر در نظر گرفت هرچند از قدرت بالای یادگیری روش با نظارت در حل مسائل پیچیده و خاص نباید غافل ماند.

۳.۴.۲ یادگیری تقویتی

یادگیری از نوع تشدید، نوعی از یادگیری بین یادگیری با ناظر و بدون ناظر می باشد که در آن به جای فراهم نمودن جواب مطلوب به شبکه عددی که نشانگر میزان عملکرد شبکه یا میزان پاداش شبکه است ارائه می شود. مثلاً به شبکه می توان گفت که پاسخ فعلی اش ۵۰ درصد درست است یا کاملاً درست نیست و برحسب آن به شبکه پاداش داد. پس یادگیری تشدید روش یادگیری است که در آن سیگنال برگشتی که به شبکه کمک می کند تا پارامترهایش را تنظیم نماید تنها یک سیگنال ارزیاب یا پاداش است و یا عبارتی دیگر این سیگنال رفتار شبکه را نقادی می کند.



شکل ۳.۲: شمای کلی از یک مدل تقویتی

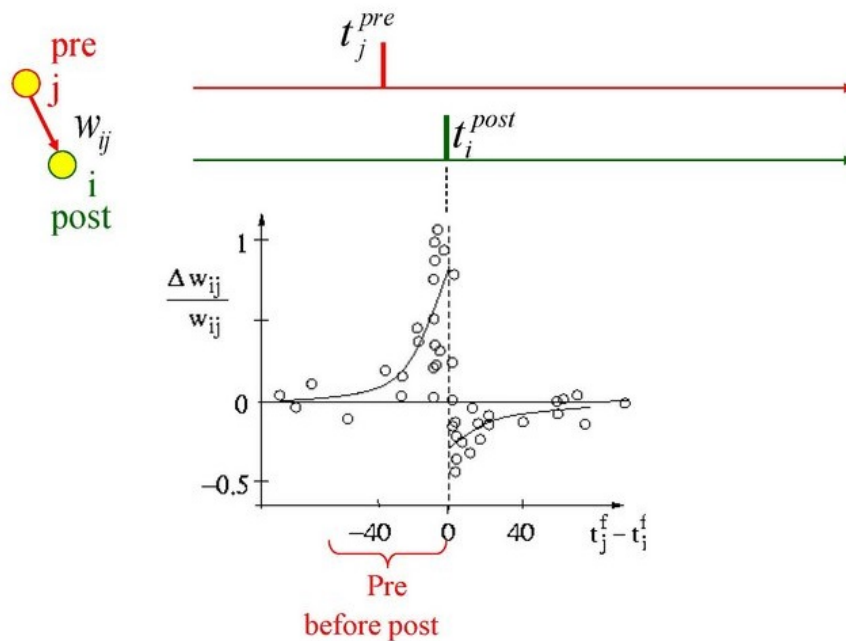
۵.۲ قانون هب^۸

قانون هب یک قانون یادگیری می باشد که مشخص می کند وزن سیناپس هایی که ۲ نورون را به یکدیگر متصل می کنند به چپ میزان افزایش یا کاهش پیدا کند. Donald Hebb در سال ۱۹۴۹ نخستین قانون یادگیری را بدین شرح مطرح نمود: «نورون هایی که با یکدیگر ضربه می زنند اتصالاتشان به یکدیگر تقویت می شود.»

۶.۲ یادگیری وابسته به زمان^۹

یادگیری وابسته به زمان یک فرآیند زیستی که قدرت اتصالات نورون ها در مغز را تنظیم می کند که این تغییرات بر حسب تابعی از زمان ضربه ورودی و خروجی نورون هایی خاص می باشد. این یادگیری در مغز ساختار فعال و وابسته به زمان را تا حد زیادی توجیه می کند .

^۸Hebbian rule
^۹Spiking Time Dependant Plasticity



شکل ۴.۲: تابع یادگیری وابسته به زمان بر حسب اختلاف زمانی بین ضربه نورون های پس سیناپسی و پیش سیناپسی

۱.۶.۲ فرآیند یادگیری وابسته به زمان

در فرآیند یادگیری وابسته به زمان، اگر ضربه ورودی به یک نورون بطور میانگین بلافاصله قبل آن باشد و باعث ضربه در آن شود، این سیناپس قدرتمندتر می شود و اگر ضربه ورودی بطور میانگین با فاصله زمانی کمی بعد از ضربه نورون باشد، این سیناپس ضعیفتر می شود. در نتیجه این اعمال ورودی هایی که موجب ضربه در نورون پس سیناپسی می شوند در آینده در صورت وقوع دوباره موجب ضربه خواهند شد و همچنین ورودی هایی که در وقوع ضربه تقشی نداشته اند، در آینده نیز تاثیری بر نورون پس سیناپسی نخواهند گذاشت. مدل ریاضی ارائه شده برای بروزسانی وزن ها بصورت

زیر می باشد :

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

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

۷.۲ قانون هم ایستایی^{۱۰}

در مغز برای تنظیم فعالیت نورون ها مکانیسمی وجود دارد، بدین صورت که نورونهایی که بطور مداوم دارای فعالیت می باشند بوسیله بازخوردهای مهاری سعی می شود تا از فعالیت و نرخ تعداد ضربه های آنها کاسته شود. همزمان با قانون یادگیری هب که بوسیله آن وزن های سیناپس ها برای وقوع یادگیری تغییر می کنند، این مکانیسم بوسیله کاهش قدرت (وزن) هر سیناپس به نسبت میزان فعالیت نورون آن، وزن سیناپس های شبکه را عادی نگه می دارد. مدل ریاضی ارائه شده برای بروزسانی وزن سیناپس ها همزمان با یادگیری وابسته به زمان بصورت زیر می باشد :

$$\Delta W = [\alpha.W(1 - \frac{R_{\text{avg}}}{R_{\text{target}}}) + \beta.F(\Delta t)] * K$$

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

تغییرات وزن بر حسب مجموعی از هم ایستایی سیناپسی و یادگیری وابسته به زمان می باشد که α و β میزان تاثیر هر کدام را مشخص می کنند. K در اینجا ضریب تعادل می باشد. R_{avg} میانگین نرخ ضربه نورون و R_{target} نرخ ضربه هدف برای نورون می باشد.

^{۱۰}Homeostasis

$$K = \frac{R_{avg}}{T \cdot (1 + |1 - \frac{R_{avg}}{R_{target}}| \cdot \gamma)}$$

T بازه زمانی که میانگین نرخ فعالیت نورون محاسبه شده است را نشان می دهد و γ ضریب تنظیم می باشد.

فصل ۳

یادگیری تاخیرات سیناپسی

۱.۳ مقدمه

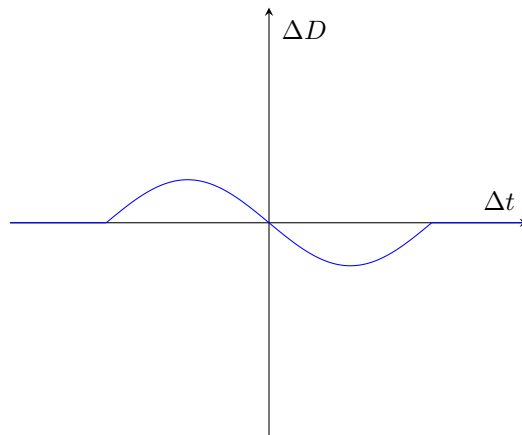
تاخیرات سیناپس ها و آکسون و غیره برای انتقال اطلاعات در مغز انسان برای درک بسیاری از الگوهای وابسته به زمان بسیار موثر می باشند. یکی از اساسی ترین چالش ها شبکه های عصبی ضربه ای قرار دادن مقادیر مناسب برای تاخیرات سیناپسی می باشد. راهکارهای زیادی برای غلبه بر این مشکل پیشنهاد شده است از جمله قرار دادن چند سیناپس با تاخیرات مختلف بین هر دو نورون تا در یادگیری وابسته به زمان بهترین تاخیر انتخاب شود و یا روش هایی که یادگیری وزن و تاخیر سیناپس ها را جدا پیش می برند. روش های ارائه شده تاکنون نتایج قابل قبولی نداشته اند و یا پیش زمینه بیولوژی متناسب با مغز را ندارند. زیرا می دانیم که این تاخیرات نیز دارای یادگیری می باشند و مقداری ثابت ندارند و هم چنین این یادگیری همزمان با یادگیری در قدرت اتصالات صورت می گیرد. در این فصل یک مدل محاسباتی برای یادگیری این تاخیرات همزمان با یادگیری وابسته به زمان ارائه شده است که قابلیت یادگیری الگوهای زمانی- مکانی که بصورت مداوم تکرار می شوند را دارد.

۲.۳ فرآیند یادگیری تاخیرات سیناپسی

همانطور که در یادگیری وابسته به زمان وزن‌ها را برحسب تابعی از زمان برورسانی می‌کردیم در اینجا نیز همانگونه عمل می‌کنیم. اگر ضربه نورونی در ضربه نورون دیگر موثر باشد در نتیجه سیناپس بین این دو نورون تقویت شده در نتیجه وزن آن زیادتر شده و انتقال ضربه با سرعت بیشتری انجام می‌شود و همچنین نورون‌هایی که ضربه آنها در ضربه نورون پس سیناپسی بی‌تاثیر می‌باشند تضعیف می‌شوند در نتیجه وزن آنها کاهش یافته و انتقال اطلاعات با سرعت کمتری انجام می‌شود. تغییر تاخیرات بصورت زیر می‌باشد:

$$\Delta D = F(\Delta t) = A \sin\left(\frac{-\Delta t}{B}\right) \quad -B\pi < \Delta t < B\pi$$

$$\Delta t = t_{\text{post}} - t_{\text{pre}} - D_{\text{current}}$$



شکل ۱.۳: تابع یادگیری تاخیرات سیناپسی. در این تابع A کنترل کننده میزان تغییرات و B ثابتی برای کنترل وابستگی ضربه‌ها در زمان می‌باشد.

۳.۳ پیاده سازی و بررسی عملکرد مدل

مدل ارائه شده برای بررسی کارکرد یک شبکه عصبی با صد نورون به عنوان ورودی و به تعداد الگوها نورون خروجی می باشد. هر نورون فقط قادر به ایجاد فقط یک ضربه می باشد و در هر مرحله وزن ها و تاخیرات سیناپس های متصل از ورودی ها به نورون برنده توسط یادگیری وابسته به زمان و قانون هم ایستایی و روش ارائه شده برای یادگیری تاخیرات بروزرسانی می شود.

۱.۳.۳ مجموعه داده ها

سه مجموعه داده برای بررسی عملکرد مدل مورد استفاده قرار گرفتند که عبارتند از :

۱. داده ای با ۵۰۰۰ ثانیه اطلاعات زمان ضربه های هر نورون ورودی که هر نورون در هر ثانیه حداکثر یک ضربه ایجاد می کند. یک الگو خاص که احتمال رخداد آن در هر ثانیه 0.5 می باشد و در غیر اینصورت یک الگو ضربه از توزیع پواسون^۱.

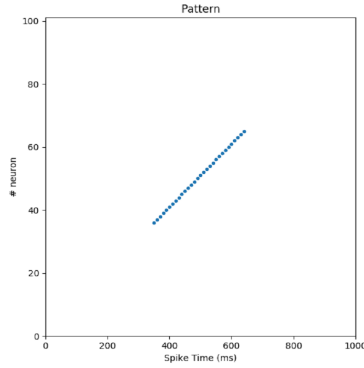
۲. داده ای با ۵۰۰۰ ثانیه اطلاعات زمان ضربه های هر نورون ورودی که هر نورون در هر ثانیه حداکثر یک ضربه ایجاد می کند. دو الگو خاص متفاوت که احتمال رخداد آنها در هر ثانیه 0.35 می باشد و در غیر اینصورت یک الگو ضربه از توزیع پواسون.

۳. داده ای با ۵۰۰۰ ثانیه اطلاعات زمان ضربه های هر نورون ورودی که هر نورون در هر ثانیه حداکثر یک ضربه ایجاد می کند. چهار الگو خاص متفاوت که احتمال رخداد آنها در هر ثانیه 0.20 می باشد و در غیر اینصورت یک الگو ضربه از توزیع پواسون.

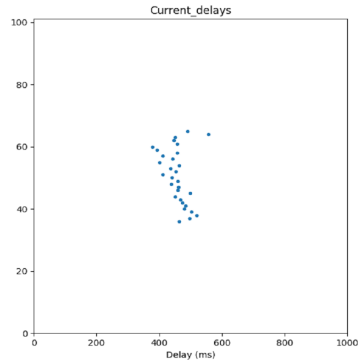
^۱Poisson distribution

۲.۳.۳ نتایج بر روی مجموعه داده ها

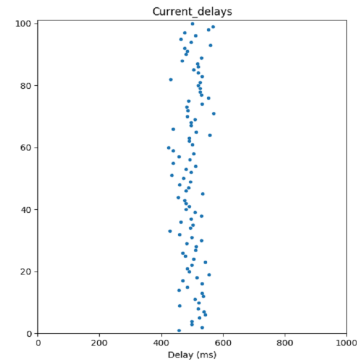
همانطور که در مراحل یادگیری الگوها توسط شبکه بر روی مجموعه داده های مختلف مشاهده می شود، روش ارائه شده توانایی یادگیری الگوهای زمانی- مکانی که تکرار می شوند را با دقت بالایی دارد.



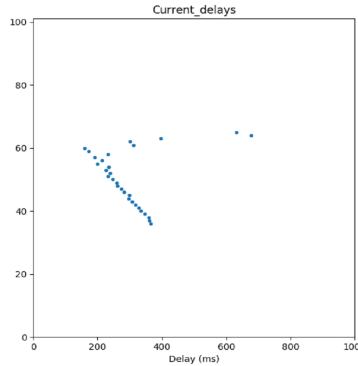
(آ) الگوی مجموعه داده اول



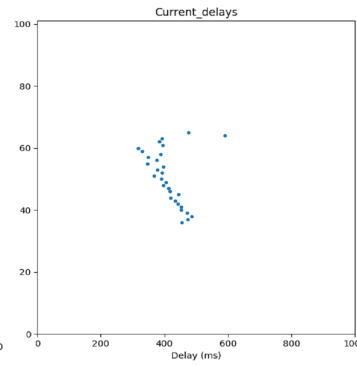
(ج) تاخیرات در $t = 500s$



(ب) تاخیرات در $t = 0s$

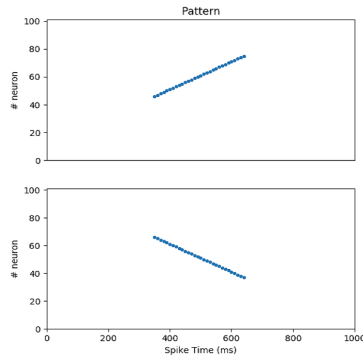


(ه) تاخیرات در $t = 5000s$

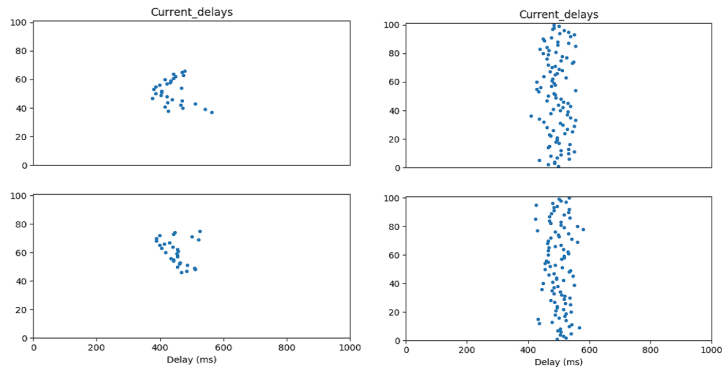


(د) تاخیرات در $t = 2500s$

شکل ۲.۳: یادگیری تاخیرات در مجموعه داده اول در مدت زمان اجرا

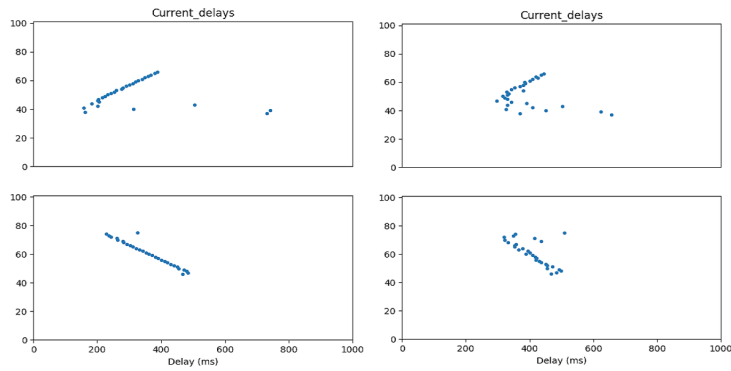


(آ) الگوی مجموعه داده دوم



(ج) تاخیرات در $t = 500s$

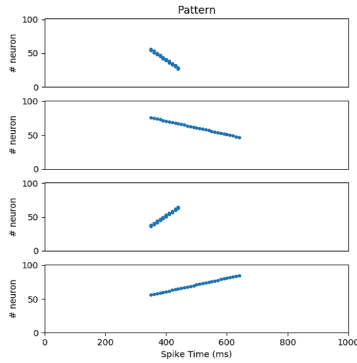
(ب) تاخیرات در $t = 0s$



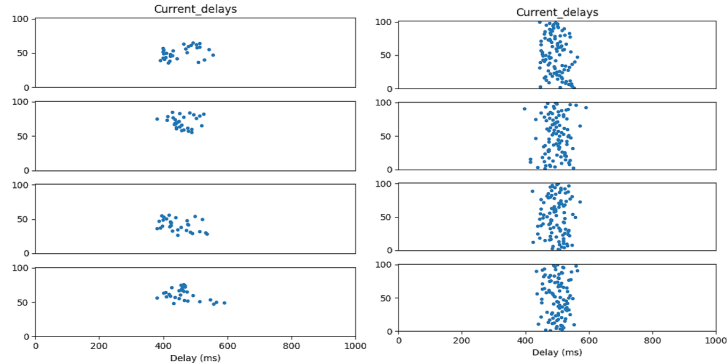
(ه) تاخیرات در $t = 5000s$

(د) تاخیرات در $t = 2500s$

شکل ۳.۳: یادگیری تاخیرات در مجموعه داده دوم در مدت زمان اجرا. همانطور که در شکل مشخص می باشد نرون اول الگوی دوم و نرون دوم الگوی اول را یادگرفته است.

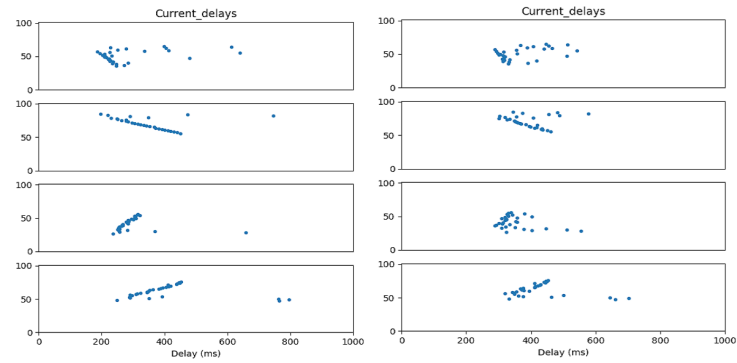


(آ) الگوهای مجموعه داده سوم



(ج) تاخیرات در $t = 500s$

(ب) تاخیرات در $t = 0s$



(ه) تاخیرات در $t = 5000s$

(د) تاخیرات در $t = 2500s$

شکل ۴.۳: یادگیری تاخیرات در مجموعه داده سوم در مدت زمان اجرا. همانطور که در شکل مشخص می‌باشد نورون‌های اول تا چهارم بترتیب الگوهای سوم، چهارم، اول و دوم را یاد گرفته‌اند.

۴.۳ نتیجه گیری

علی رغم پیشرفت های گسترده در مدل های محاسباتی ارائه شده برای مغز، رسیدن به یک مدل کامل و قابل قبول هدفی دور از دسترس به نظر می آید زیرا چالش های فراوانی بر سر راه قرار دارند ولی واضح است که رسیدن به چنین مدلی غیرممکن نمی باشد. در این پایان نامه روشی برای حل یکی از چالش های اساسی مدل های فعلی یعنی بدست آوردن تاخیرات مناسب برای سیناپس ها در شبکه های عصبی ضربه ای ارائه شد.

با بررسی عملکرد مدل نهایی ارائه شده بر روی مجموعه داده های مختلف در یک شبکه عصبی ضربه ای دو لایه به توانایی بالای این مدل در یادگیری الگوهای زمانی- مکانی می توان پی برد.

هم چنین در کارهای آینده می توان این روش را به انواع مختلفی از شبکه های عصبی از جمله شبکه های عصبی همگشتی بر پایه یادگیری وابسته به زمان و یا شبکه های عصبی بازگشتی اضافه کرد و عملکرد آن را در این مدل ها بررسی کرد.

کتاب نامه

- [1] Sjöström, J. and Gerstner, W. (2010) Spike-timing dependent plasticity. Scholarpedia, 5 (2):1362., revision-142314
- [2] S. R. Kheradpisheh, M. Ganjtabesh, S. J. Thorpe, T. Masquelier, STDP-based spiking deep neural networks for object recognition, CoRR abs/1611.01421.
- [3] Bi, G. Q. and Poo, M. M. (2001). Synaptic modification of correlated activity: Hebb's postulate revisited. Ann. Rev. Neurosci., 24:139-166.
- [4] Tsodyks, M. and Wu, S. (2013) Short-term synaptic plasticity. Scholarpedia, 8(10):3153., rev-136920
- [5] Beyeler, M., Carlson, K. D., Chou, T. S., Dutt, N., Krichmar, J. L., CARLsim 3: A user-friendly and highly optimized library for the creation of neurobiologically detailed spiking neural networks.
- [6] Turrigiano, G., G., (2008) The self-tuning neuron: synaptic scaling of excitatory synapses. Cell 135: 422-435.
- [7] Morrison, A., Markus D., and Gerstner, W. (2008). Phenomenological models of synaptic plasticity based on spike timing. Biological Cybernetics 98: 459-478.
- [8] Stuart J. Russell, Peter Norvig (2010) Artificial Intelligence: A Modern Approach, Third Edition, Prentice Hall ISBN 9780136042594.
- [9] Melnik, Roderick, ed. (2015). Mathematical and Computational Modeling: With Applications in Natural and Social Sciences, Engineering, and the Arts. Wiley. ISBN 978-1-118-85398-6.
- [10] Bear, M. F.; B. W. Connors; M. A. Paradiso (2006). Neuroscience: Exploring the Brain (3rd ed.). Philadelphia: Lippincott. ISBN 0-7817-6003-8.
- [11] Byrne and Roberts (2004). From Molecules to Networks. Academic Press; ISBN 0-12-148660-5

واژه نامه

Synaptic plasticity	انعطاف پذیری سیناپسی
Training set	داده آموزش
Synapse	سیناپس
Spiking neural network	شبکه عصبی ضربه ای
Artificial Neural network	شبکه عصبی مصنوعی
Neuroscience	علوم اعصاب
Hebbian rule	قانون هب
Mathematical model	مدل ریاضی
Computational model	مدل محاسباتی
Neuron	نورون
Postsynaptic neuron	نورون پس سیناپسی
Presynaptic neuron	نورون پیش سیناپسی
Weight	وزن
Artificial Intelligence	هوش مصنوعی
Learning	یادگیری
Supervised learning	یادگیری با نظارت
Unsupervised learning	یادگیری بدون نظارت
Delay learning	یادگیری تاخیرات سیناپسی

Reinforcement learning یادگیری تقویتی
Spiking time dependant plasticity یادگیری وابسته به زمان

Abstract

Obviously the brain is the most complex computational structure. Delays in sending and receiving information through synapses and axons have an important role in the functions of the brain. For instance these delays play an important role in understanding spatio-temporal patterns. Recent studies have shown that STDP-based Spiking neural networks can learn these spatio-temporal patterns properly but still there are some challenges. One of these challenges is finding the best synaptic delays for the synapses in the network. As we know these delays in the brain can be set randomly, by natural selection or even learning at some points. In this thesis we investigate STDP (for synaptic weight changes) and a mechanism for delay learning to extract proper synaptic delays and eventually learn specific repeating spatio-temporal patterns.



Faculty of Science

School of mathematics, statistics and computer science

Delay Learning in Spiking Neural Networks

By

Alireza Nadafian Neghabi

Supervisor

Dr. Mohammad Ganjtabesh

Project for receiving bachelor degree

Computer Science

February 2019