



پرديس علوم
دانشکده ریاضی، آمار و علوم کامپیوتر

مدل‌سازی محاسباتی نوروهای هرمی بر پایه‌ی دندریتها

نگارنده

عرفان اسمعیلی

استاد راهنما: محمد گنج تابش

پایان‌نامه برای دریافت درجه کارشناسی
در رشته علوم کامپیوتر

مرداد ۱۴۰۲

چکیده

مسئله اصلی در این پایان‌نامه پیاده‌سازی یک کتابخانه به منظور انجام محاسبات دندریتی در مدل‌سازی‌ها است که جزئی موثر در سلول‌های عصبی بشمار می‌آیند. از جمله دلایل اهمیت این محاسبات ایجاد توانایی پیش‌بینی، وجود حافظه ترتیبی و توانایی یادگیری الگوها در مغز است. لازم به ذکر است که حافظه ترتیبی در انسان حاصل عملکرد این محاسبات در نورون‌های هرمی می‌باشد که با ضرباتی که مشابه با نورون‌ها دارند به ما کمک می‌کنند تا بتوانیم از این نوع حافظه بهره‌مند شویم. ما در این پروژه سعی داریم تا با پیاده‌سازی این محاسبات در بستر کتابخانه کانکس توانایی استفاده از آن را در شبیه‌سازی‌های آینده ایجاد کنیم.

پیشگفتار

بدون شک مهم‌ترین و پیچیده‌ترین عضو بدن هر انسان مغز است. مطالعه‌ی این عضو مهم از سال‌ها پیش آغاز شده است و امروزه ما را به نقطه‌ای رسانده است که در این عصر تکنولوژی بتوانیم از ساختار آن برای کارهای مختلفی الهام بگیریم. در عصر فعلی با پیشرفت کامپیوترها و بالا رفتن توان محاسباتی آنها ما سودای حل مسائل بسیاری را به کمک ابزار مختلفی در سر می‌پرورانیم، یکی از مهمترین آنها هوش مصنوعی است. هوش مصنوعی تلاش می‌کند تا به کمک یادگیری از بخش کوچکی از دامنه‌ی مسئله اصلی، اقدام به حل آن کند. برای مثال می‌توان به تشخیص چهره، پیش بینی قیمت سهام و ملک، تبدیل متن به صدا و مسائل بسیار دیگری اشاره کرد. امروزه با الهام‌گیری از مغز و شبکه‌های عصبی پیشرفت انکارناپذیری در رده مسائل هوش مصنوعی رخ داده است و ما در حل بسیاری از این مسائل به دقت رضایت بخشی رسیده‌ایم. اولین کوشش‌ها در شبیه‌سازی با استفاده از یک مدل منطقی در اوایل دهه‌ی ۱۹۴۰ توسط وارن مک کالک و والتر پیترز صورت گرفت که امروزه بلوک اصلی اکثر شبکه‌های عصبی مصنوعی است. عملکرد این مدل مبتنی بر جمع ورودی‌ها و ایجاد خروجی با استفاده از شبکه‌ای از نورون‌ها است. اگر جمع ورودی‌ها از یک آستانه‌ی معین بیشتر شود، در اصطلاح می‌گوئیم نورون برانگیخته شده است و ضربه می‌زند. قدرت محاسباتی این رده از مدل‌ها انکارناپذیر بوده و برای همه اثبات شده است؛ هرچند که مسیر باقی مانده برای رسیدن به مدلی که بتواند ساختار و فعالیت‌های مغز را بطور قابل قبولی شبیه‌سازی کند بسیار طولانی است. ما در این پروژه قصد داریم با تمرکز بر محاسبات دندریتی که می‌توانند ما را در بهبود عملکرد شبکه‌های عصبی و نزدیک کردن به یک مدل دقیق‌تر از مغز یاریمان دهند قدمی در این مسیر برداریم. این پایان نامه دارای سه فصل می‌باشد. در فصل اول به توضیحات اولیه در ارتباط با سیستم عصبی، بررسی اجزای اصلی آن و معرفی انواع تقسیم‌بندی نورونی با تمرکز بر

نورون‌های هرمی پرداخته‌ایم، در فصل دوم راجع به مدل‌سازی و مدل‌های نوروئی صحبت کرده‌ایم. نهایتاً با معرفی چند کتابخانه و بررسی آنها فصل را به پایان برده‌ایم. در نهایت با بررسی محاسبات دندریتی و معادلات حاکم بر آن توضیح داده‌ایم که این محاسبات به صورت حدودی چگونه کار می‌کنند و در پایان با توضیح مختصر در ارتباط با کد پیاده‌سازی شده فصل را به اتمام رسانده‌ایم.

فهرست مطالب

۱	مقدمه	۱
۱	۱.۱ اجزای اصلی	۱
۲	۱.۱.۱ مغز	۲
۴	۲.۱.۱ نورون	۴
۷	۳.۱.۱ سیناپس	۷
۷	۴.۱.۱ تقسیم‌بندی نورون‌ها	۷
۱۲	۲ مدل‌های عصبی	۱۲
۱۲	۱.۲ مدل‌سازی	۱۲
۱۳	۱.۱.۲ سطوح مدل‌سازی	۱۳
۱۴	۲.۱.۲ مدل‌سازی نورون‌های عصبی	۱۴
۱۴	۳.۱.۲ انواع مدل‌سازی‌های نورونی	۱۴
۱۸	۲.۲ محاسبات دندریتی	۱۸
۱۹	۱.۲.۲ دندریفای	۱۹
۲۰	۲.۲.۲ کانکس	۲۰
۲۲	۳ راه حل پیشنهادی	۲۲
۲۲	۱.۳ مقدمه	۲۲
۲۲	۲.۳ معادلات حاکم بر محاسبات دندریتی	۲۲

۲۳	معادلات مربوط به مدل نورونی	۱.۲.۳
۲۴	معادلات مربوط به دندریت	۲.۲.۳
۲۵	ضربات دندریتی	۳.۲.۳
۲۵	جریان محوری	۴.۲.۳
۲۶	خواص جزئی و کلی	۵.۲.۳
۲۷	معادلات مربوط به سیناپس و جریان سیناپسی	۶.۲.۳
۲۸	پیاده‌سازی پروژه	۳.۳
۲۹	پیاده‌سازی مدل نورونی	۱.۳.۳
۲۹	پیاده‌سازی محاسبات دندریتی	۲.۳.۳
۲۹	پیاده‌سازی سیناپس و جریان سیناپسی	۳.۳.۳

فصل ۱

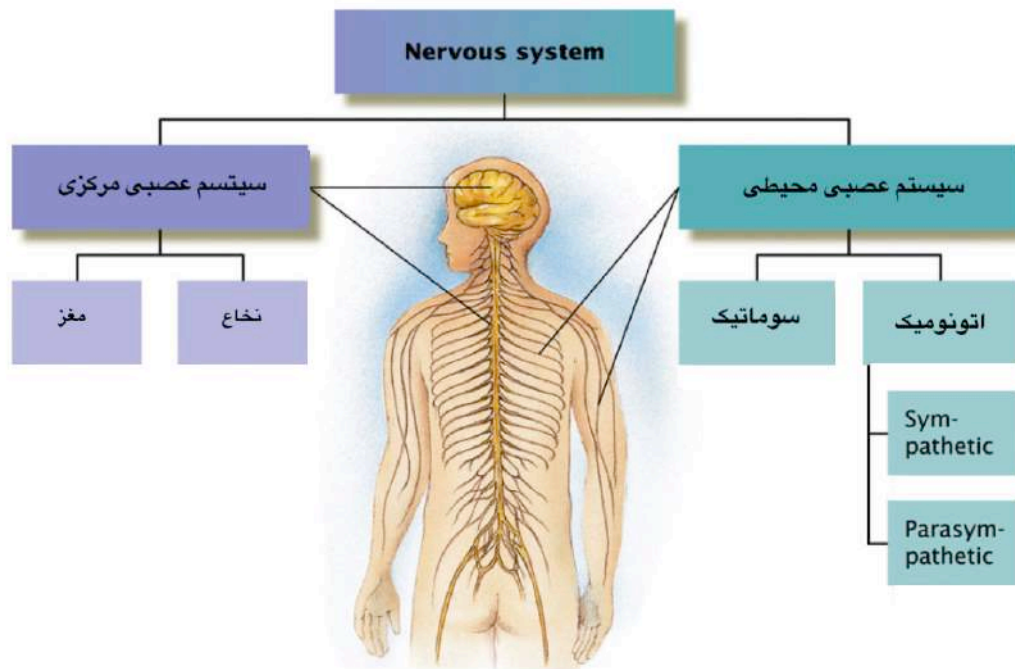
مقدمه

در این فصل توضیحاتی در ارتباط با مغز و جزئیاتی در ارتباط با آن، نوروں و اجزای آن، انواع نوروں و مدل سازی صحبت میکنیم.

۱.۱ اجزای اصلی

سیستم عصبی را می‌توان مهم‌ترین قسمت بدن انسان دانست چراکه مسئولیت تمام فرمان‌های بدن از طریق آن صادر و به دیگر اجزاء بدن منتقل می‌شود. یکی از ویژگی‌های مهم این سیستم، عکس‌العمل نشان دادن به عوامل خارجی است که باعث بوجود آمدن جریان‌های عصبی می‌شود. این سیستم به دو قسمت سیستم عصبی مرکزی و سیستم عصبی محیطی تقسیم می‌شود. همانطور که در شکل ۱.۱ نشان داده شده است. سیستم عصبی مرکزی به دو قسمت مغز و نخاع و سیستم عصبی محیطی به دو قسمت خودکار و حسی تقسیم می‌شود [۱۱].

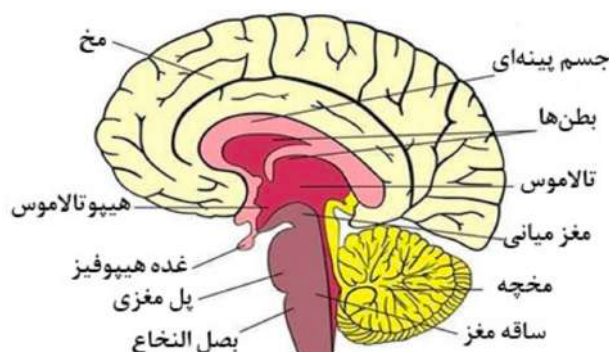
مغز، نخاع و اعصاب محیطی از سلول‌های عصبی به نام نوروں ساخته شده‌اند. سیستم عصبی با استفاده از نوروں‌ها، اطلاعات مورد نیاز را حس کرده و به مغز ارسال می‌کند و در مقابل، فرمان‌های مغزی را به اندام‌های بدن منتقل می‌کند [۱۱].



شکل ۱.۱: سیستم عصبی انسان

۱.۱.۱ مغز

مغز مرکز سیستم عصبی است که یکی از حساس‌ترین و پیچیده‌ترین اعضای بدن در همه مهره داران و حتی بیشتر بی‌مهرگان است. فرمان تمام حرکات بدن از مغز صادر می‌شود و بیشتر اطلاعات دریافتی از محیط پیرامون نیز در مغز پردازش می‌شود. مغز انسان شبکه‌ای بسیار پیچیده از مدارهای عصبی است که به شکلی دقیق و هدفمند طراحی شده است. این عضو حساس و پیچیده که تنها دو درصد از وزن بدن را تشکیل می‌دهد، نزدیک به ۳۰ درصد از انرژی بدن را مصرف می‌کند و در تمام دوران حیات ما فعال است. مغز بیشتر انرژی خود را از طریق کربوهیدرات یا در واقع گلوکز خون تامین می‌کند. این عضو حیاتی در زمان خواب یا بیداری بیشتر از هر اندام دیگری در بدن انرژی و اکسیژن مصرف می‌کند. سیستم اعصاب مرکزی در زبان عام به دو قسمت به نام‌های ماده‌ی سفید و ماده‌ی خاکستری تقسیم شده است. مغز شامل قسمت‌های مختلفی می‌باشد که هر کدام در عین داشتن ارتباطی تنگاتنگ با یکدیگر، دارای وظایف خاص خود هستند (شکل ۲.۱) [۳].

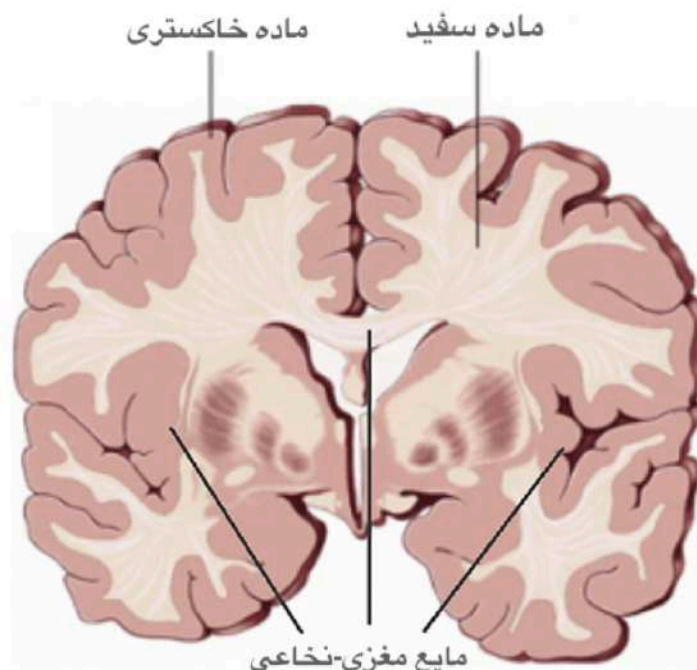


شکل ۲.۱: مغز انسان

به مانند سیستم عصبی، مغز نیز شامل دو قسمت عصبی و محیطی می‌باشد. قسمت عصبی مرکز فعالیت‌های ارادی و غیرارادی می‌باشد. قسمت محیطی نیز شامل رشته عصب‌هایی است که قسمت‌های مختلف بدن را به بخش عصبی متصل می‌کنند. اصلی‌ترین ناحیه‌ی مغز برای چیزی که آن را فکر کردن یا هوش میدانیم لایه‌ی خارجی مغز یا همان کورتکس است که مانند یک پارچه نازک به قطر حدوداً ۵.۲ میلی‌متر دور تا دور مغز را پوشانده است (شکل ۳.۱).

طبق آخرین شواهد بدست آمده و نظریات حاصل از آن این لایه نازک خارجی یا قشر خاکستری مغز شامل ۱۵۰/۰۰۰ ستون با ساختار مشابه است که به آنها ستون‌های قشری می‌گوئیم. این ستون‌های شش لایه در سراسر مغز گسترده شده‌اند و بیشترین تراکم نورونی را در بدن دارند. حدود مساحت هریک از این ستون‌ها نیز در حدود ۵.۲ میلی‌متر است. نوع ارتباط در این ستون‌ها به دو حالت کلی درون لایه‌ای و بین لایه‌ای می‌باشد (شکل ۴.۱).

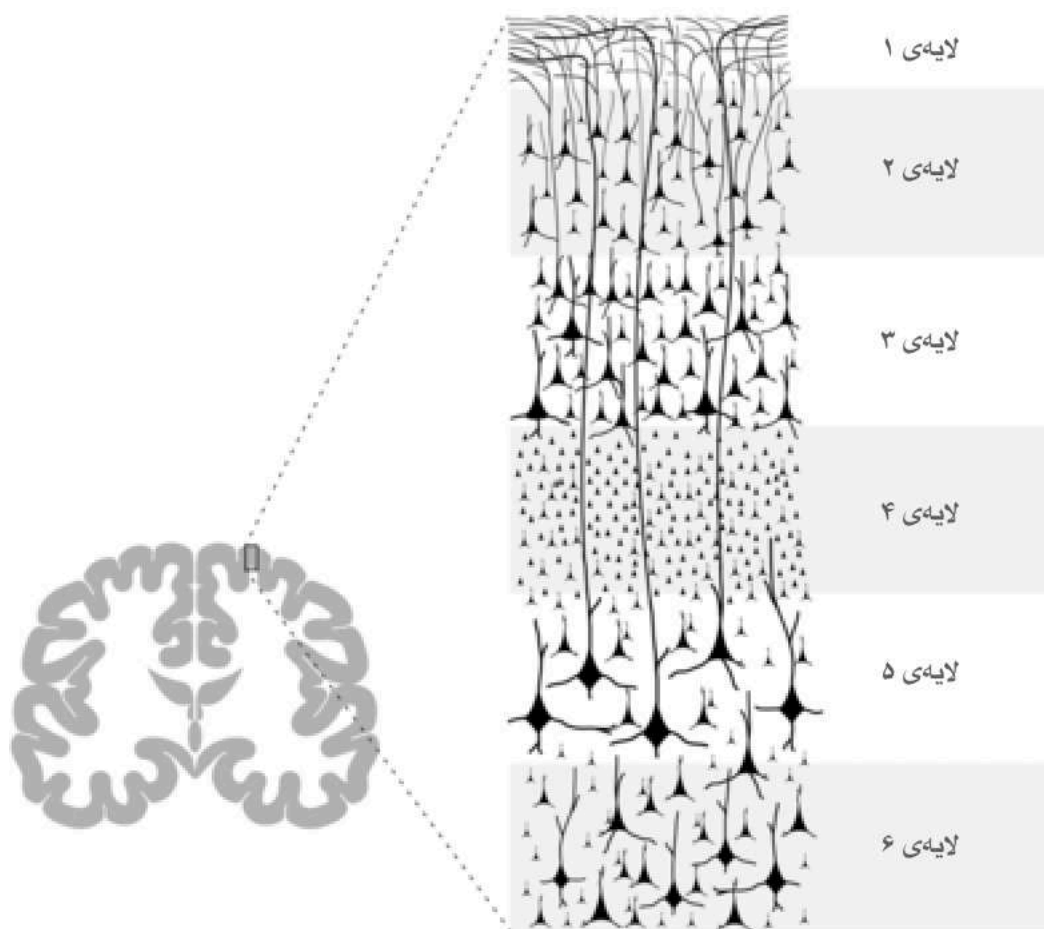
در مغز انسان حدود 10^{11} نورون وجود دارد که به صورت شبکه‌ای پیچیده با یکدیگر در ارتباط هستند و پیام‌های عصبی را به صورت امواج الکتروشیمیایی منتقل می‌کنند. تعداد این ارتباطات حدود 10^{15} میلیارد است. ساختار کلی اکثر نورون‌ها شبیه به یکدیگر بوده، اما هر نوعی از آنها دارای کارکردهای بسیار متفاوتی نسبت به یکدیگر هستند. در واقع می‌توان گفت ساختار نورون‌ها به نوع وظیفه‌ای که در سیستم عصبی عهده دار هستند، بستگی دارد [۱۱].



شکل ۳.۱: قشر مغز انسان

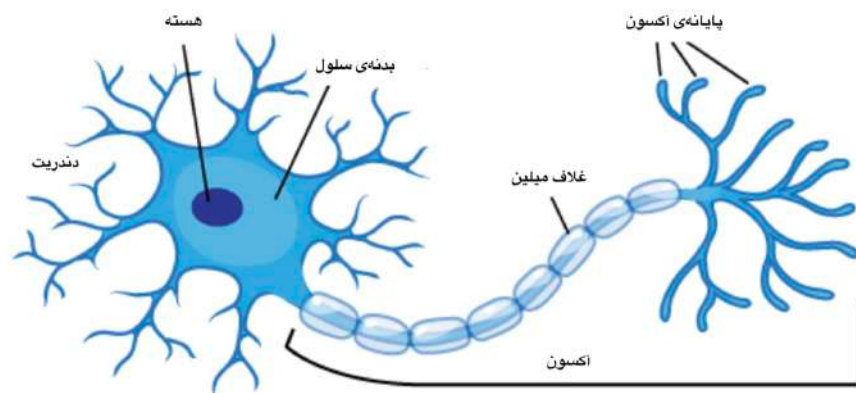
۲۰۱.۱ نورون

نورون نامی است که برای یک یاخته و یا سلول عصبی و تمام زوائد آن برگزیده شده است. نورون‌ها سلول‌هایی تحریک پذیر هستند که برای دریافت، پردازش اولیه، انتقال محرک‌های گوناگون و هدایت پیام‌های عصبی اختصاص یافته‌اند. شایان ذکر است که پردازش‌های اصلی (فراتر از جمع کردن ورودی‌ها) حاصل همکاری جمعیت‌های نورونی است و نورون‌ها به تنهایی توان محاسباتی چندانی ندارند. این سلول‌ها از لحاظ اندازه و شکل با یکدیگر متفاوت هستند اما از نظرات بسیار نیز مشابه یکدیگر می‌باشند. هر نورون دارای یک جسم سلولی یا سوما است که از سطح خارجی آن چندین زائده سلولی موسوم به نوریت خارج می‌شود. بخشی از جسم سلولی که در اطراف هسته قرار دارد را نیز پریکاریون می‌نامند. نوریت‌هایی که مسئول دریافت اطلاعات و هدایت آنها به داخل جسم سلولی می‌باشند، دندریت نام دارند و نوریت منفرد طولی که ایمپالس‌ها را از جسم سلولی به بیرون هدایت می‌نماید، آکسون خوانده می‌شود. دندریت‌ها و آکسون‌ها را الیاف عصبی



شکل ۴.۱: ستون‌های مغز انسان

نیز می‌خوانند. در سیستم عصبی مرکزی، محل تجمع جسم سلولی نورون‌ها و زوائد فاقد میلین آنها را ماده خاکستری و محل تجمع رشته‌های عصبی میلین دار را ماده سفید نام گذاری می‌کنند. محل تجمع جسم سلولی نورون‌ها در بیرون از سیستم عصبی مرکزی را عقده عصبی و جمعیت‌های کوچک از جسم سلولی نورون‌ها داخل سیستم عصبی مرکزی را که برای انجام وظیفه‌ی خاصی کنار یکدیگر قرار گرفته‌اند، هسته می‌گویند (شکل ۵.۱) [۷].



شکل ۵.۱: نورون

دندریت

زوائد سلولی یک نورون به دو دسته‌ی کلی دندریت و آکسون تقسیم می‌شود. دندریت‌ها زوائد ظریفی هستند که از جسم سلولی جدا شده، با چند شاخه شدن خود را در اطراف سوما می‌گسترانند و با اینکار موجب افزایش سطح گیرندگی می‌شوند. برخلاف آکسون‌ها که قطرشان از ابتدا تا انتها ثابت است، دندریت‌ها هرچه بیشتر به شاخه‌هایشان تقسیم می‌شوند نازکتر نیز می‌شوند، این موضوع و چند انشعاب شدن دندریت‌ها از مهم‌ترین و بارزترین ویژگی‌های آنها است. غالباً دندریت‌ها دارای تعدادی زائده ریز به نام خارهای دندریتی بر روی خود هستند که موجب بیشتر شدن سطح سیناپسی در دندریت‌ها می‌شوند. به سادگی میتوان دندریت‌ها را به صورت شاخک‌هایی در نظر گرفت که ورودی را از نورون‌های دیگر یا درواقع سیناپس به بدنه‌ی نورون یعنی سوما انتقال میدهند [۸].

سوما

جسم سلول عصبی مانند سایر سلول‌های بدن، از هسته و سیتوپلاسم تشکیل شده است. سلول‌های عصبی دارای یک هسته‌ی نسبتاً بزرگ یوکروماتیک و مرکزی هستند که درون آن تعدادی هستک دیده می‌شود. اسکلت سلول عصبی اهمیت ویژه‌ای دارد زیرا عملکرد این سلول‌ها و شکل آنها به یکدیگر وابسته هستند. در جسم سلولی یا همان سوما، تمام ورودی‌هایی که از دندریت‌ها به صورت پالس‌های الکتریکی میرسند به صورت ساده باهم جمع شده و اگر در لحظه‌ای این حاصل جمع از

یک آستانه‌ی معینی بیشتر شد، نورون ضربه (اسپایک) میزند و پتانسیل فعالیتش را به صورت یک پیام الکتروشیمیایی از طریق آکسون به دیگر نورون‌ها منتقل میکند [۸].

آکسون

آکسون یک زائده‌ی استوانه‌ای و بلند است که بسته به نوع نورون می‌تواند قطر و طول متفاوتی داشته باشد. تمام آکسون‌ها از یک ناحیه‌ی هرمی شکل به نام تپه آکسونی شروع می‌شوند. در نورون‌هایی که آکسون آنها میلیندار است، آن بخش از آکسون را که بین تپه‌ی آکسونی و نقطه‌ی شروع میلینیشن قرار دارد، قطعه‌ی اولیه می‌نامند. در این محل، امواج تحریکی و مهاری مختلفی که به نورون می‌رسند، جمع جبری شده و بر اساس عبور یا عدم عبور از آستانه‌ی معین، تصمیمات جهت ایجاد پتانسیل عمل صورت می‌پذیرد. در آکسون پیام لازم به صورت هر دو صورت الکتریکی و شیمیایی منتقل می‌شود. غلاف میلین که دور تا دور رشته‌ی اصلی آکسون کشیده شده است به منظور جابجایی پیام به صورت الکتریکی و افزایش سرعت انتقال آن بوجود آمده است [۸].

۳.۱.۱ سیناپس

سیناپس در واقع یک ناحیه‌ی میانی بین پایانه‌های دندریت و پایانه‌ی آکسون است. هرگاه پتانسیل عمل به انتهای آکسون می‌رسد از طریق وزیکل‌های موجود در آن محل موادی به نام پیام‌رسان عصبی یا نوروترانسمیتر را آزاد می‌کند تا پیام در سیناپس به صورت شیمیایی انتقال یابد. لازم به ذکر است تمام انتقالات در سیناپس به صورت شیمیایی رخ می‌دهند؛ از آزاد سازی نوروترانسمیترها تا ورود یون‌ها به داخل نورون، تمام فرآیند به صورت شیمیایی رخ می‌دهد. تاکنون مواد شیمیایی زیادی از جمله استیل کولین، اپی نفرین، دوپامین، گلیسین، سروتونین و... به عنوان نوروترانسمیتر شناخته شده‌اند [۸].

۴.۱.۱ تقسیم‌بندی نورون‌ها

نورون‌ها را می‌توان بر اساس تعداد زوائد، طول آکسون و عملکرد تقسیم بندی کرد. در این بخش ابتدا در رابطه با این تقسیم‌بندی‌ها صحبت می‌کنیم و در انتها به توضیح یک نوع خاص از نورون یعنی نورون‌های هرمی و خواص ویژه آن می‌پردازیم.

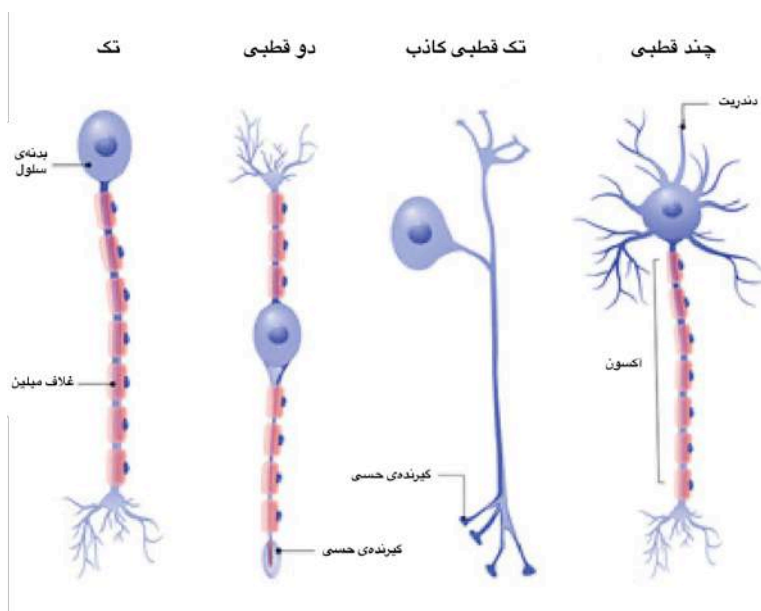
تقسیم‌بندی نورون‌ها بر اساس تعداد زوائد

۱. نورون‌های یک قطبی کاذب: دارای جسم سلولی مدور هستند و دارای یک زائده می‌باشند که به دو شاخه شیه حرف T تقسیم می‌شود. یک شاخه (دندریت) که به سوی انتهای سیستم عصبی محیطی گسترده می‌شود و شاخه دیگر (آکسون) که به سمت سیستم عصبی مرکزی کشیده شده است. هر دو این زوائد، ساختار آکسونی دارند. در این نوع از نورون‌ها، جریان عصبی مستقیماً و بدون عبور از پریکاریون از دندریت به آکسون انتقال پیدا می‌کند. برای مثال این نوع نورون‌ها در نخاع و در گانگلیون پشتی قابل مشاهده هستند.

۲. نورون‌های دو قطبی: جسم سلولی این نورون‌ها دوکی شکل بوده و دارای یک دندریت و آکسون هستند. برای نمونه این نوع نورون را می‌توان در مخاط بویایی، شبکیه چشم و... مشاهده کرد.

۳. نورون‌های چند قطبی: دارای جسم سلولی چندقطبی با اشکال مختلفی نظیر هرمی و ستاره‌ای هستند. به طور معمول بیشتر از دو زائده سلولی دارند که یکی از آنها آکسون و بقیه آنها دندریت هستند. نورون‌های چند قطبی بیشترین تعداد را در میان نورون‌های بدن ما دارا هستند (شکل ۶.۱) [۸،

۷].



شکل ۶.۱: شکل برخی از نورون‌ها بر اساس تعداد زوائد

تقسیم‌بندی نورون‌ها بر اساس طول آکسون (گلژی)

۱. نورون‌های گلژی تیپ یک: دارای یک آکسون بلند هستند که می‌تواند تا یک متر و حتی بیشتر طول داشته باشد. آکسون این نورون‌ها، الیاف بلند راه‌های عصبی مغز، نخاع و همچنین الیاف اعصاب محیطی را تشکیل می‌دهند. سلول‌های هرمی قشر مخ، سلول‌های حرکتی نخاع و سلول‌های پورکنز قشر مخچه همگی نمونه‌هایی از این نوع نورون هستند.
۲. نورون‌های گلژی تیپ دو: دارای یک آکسون کوتاه هستند که در همان حوالی جسم سلولی خاتمه پیدا میکند. این نوع از نورون‌ها پر تعدادتر از نورون‌های گلژی تیپ یک می‌باشند.

تقسیم‌بندی نورون‌ها بر اساس عملکرد (فیزیولوژیک)

۱. نورون‌های حسی: برای دریافت تحریکات حسی از محیط چه خارج و چه داخل بدن بکار می‌روند.
۲. نورون‌های حرکتی: به اعضاء اجرا کننده مانند عضلات و غدد فرمان می‌دهند.
۳. نورون‌های بینایی: نقش برقرار کننده‌ی ارتباط میان نورون‌ها را عهده‌دار هستند و فراوان‌ترین نوع نورون در سیستم عصبی می‌باشند.

نورون‌های هرمی

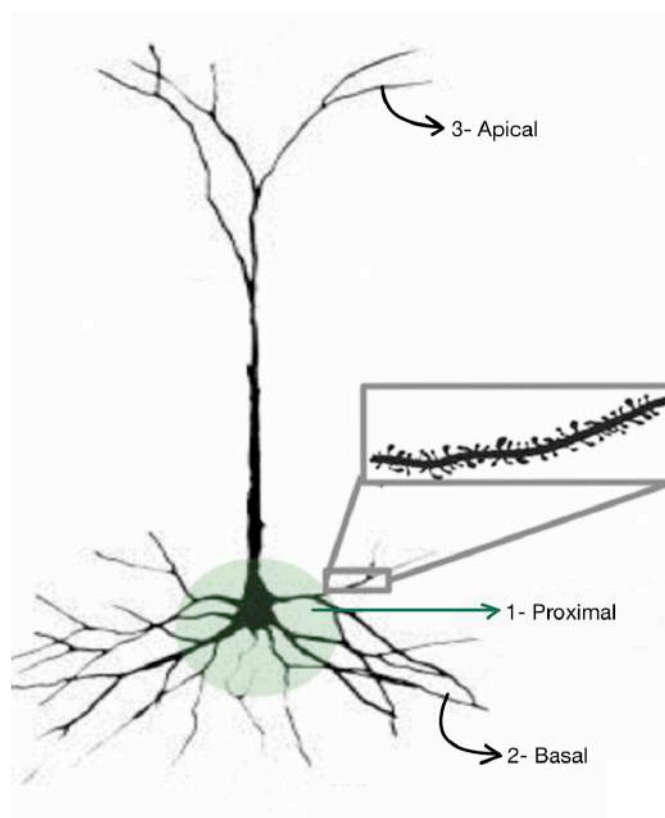
در حدود ۸۰ درصد نورون‌های مغز نورون‌های تقویتی بوده و بیشتر نورون‌های تقویتی از نوع هرمی هستند. این نورون‌ها بیشتر در لایه‌های دو، سه و پنج کورتکس و همچنین در ناحیه‌ی هیپوکامپوس وجود دارند. این نورون از دسته نورون‌های چند قطبی و یا گلژی نوع یک هستند. دندریت این نورون‌ها بر اساس وظیفه به سه دسته اصلی به نام‌های پروکسیمال^۱، بیسال^۲ و دیستال^۳ تقسیم بندی می‌شوند. همانطور که در شکل ۷.۱ پیداست، دندریت‌های پروکسیمال کم طول و در اطراف سوما هستند. این دسته از دندریت‌ها میتوانند با رساندن ورودی به سوما باعث ضربه زدن آن شوند. همچنین از دیگر ویژگی‌هایشان موضعی و سریع بودن است [۵].

¹Proximal

²Basal

³Distal

دندریتهای بیسال با طول بیشتر به صورتی افقی و در همان لایه‌ای که سوما قرار دارد می‌توانند با رساندن ورودی به سوما آن را تحریک و در یک حالت آماده باش برای ضربه قرار دهند ولی نمی‌توانند به تنهایی باعث ایجاد ضربه در آن شوند. این دندریتهای بیسالی درون لایه‌ای بودند نشان در پیش‌بینی ورودی بعدی به ما کمک می‌کنند، برای مثال اگر یک نفر در کنار ما از عدد یک تا هجده را بشمارد، ما منتظر شنیدن عدد نوزده از دهان او خواهیم بود. دندریتهای دیستال نیز همانند بیسال نورون را به حالت آماده باش می‌رسانند و تفاوتشان نسبت به بیسال در این است که بجای دریافت پیام‌های درون لایه‌ای، پیام‌های بین لایه‌ای را دریافت می‌کند. این دندریتهای بیسالی در پیش‌بینی کلیت الگوی مطرح شده در ورودی کمک می‌کنند [۵، ۶].



شکل ۷.۱: نورون هرمی

منظور از حالت آماده باش در نورون، حالتی است که در آن اختلاف پتانسیل در نورون هنوز به آستانه لازم برای فعال شدن و ایجاد پتانسیل عمل نرسیده است اما نورون در سطحی از پتانسیل الکتریکی قرار دارد که با رسیدن مقدار کمتری ورودی نسبت به حالت طبیعی میتواند آستانه حد را رد کرده و ضربه بزند. این موضوع برای ما امر بسیار مهمی است، با توجه به همین ویژگی نورون‌های هرمی است که ما توانمندی پیش‌بینی و آماده باش بودن را بدست می‌آوریم. برای مثال دونده‌ای که در حالت آماده باش برای شروع یک مسابقه است به کمک همین ویژگی‌های نورون هرمی است که پس از چند ثانیه سکوت آمادگی صدای شلیک و شروع مسابقه را پیدا می‌کند، پس از آن چند ثانیه مکث بین حالت استارت و شروع برای دونده، نورون‌های هرمی او می‌دانند لحظه شلیک نزدیک است و آماده هستند تا با رسیدن اولین موج‌های صدا پیام شروع مسابقه را به سمت عضلات روانه کنند [۵، ۶].

فصل ۲

مدل‌های عصبی

در این فصل می‌خواهیم به ترتیب در ارتباط با مدل‌سازی و سطوح متفاوت آن صحبت کنیم. در مرحله بعدی به سراغ مدل‌های نورونی رفته و دو نمونه از آنها را مفصلاً بررسی می‌کنیم. در ادامه در ارتباط با محاسبات دندریتی و مزایای آن صحبت کرده و یک کتابخانه برای اضافه کردن این محاسبات به مدل‌ها را معرفی می‌کنیم. در نهایت صحبت را با معرفی کتابخانه کانکس که یک کتابخانه برای مدل‌سازی نورون‌ها به صورت ضربه‌ای است را معرفی کرده و کمی در ارتباط با آن صحبت می‌کنیم.

۱.۲ مدل‌سازی

زمانی که ما از در ارتباط با موضوعی خاص یک تئوری در ذهن داریم، پیاده‌سازی آن را مدل می‌گوئیم و فرآیند ایجاد و انتخاب آن را نیز مدل‌سازی نام گذاری می‌کنیم. مدل‌ها الزاماً باید به نحوی شامل اطلاعات حاصل از آزمایشات قبلی باشند و با آنها همخوانی داشته باشند. می‌توان اینطور در نظر گرفت که مدل‌ها طراحی می‌شوند تا بتوانند به یک یا چند سوال خاص پاسخ بدهند. از آنجا که تعداد نورون‌های موجود در مغز بسیار بالا و توان محاسباتی ما نسبت به این تعداد پایین است، ما معمولاً ترجیح می‌دهیم از مدل‌های نورونی ساده‌تر اما در تعداد بالا استفاده کنیم تا بهتر بتوانیم فرآیندها را شبیه‌سازی کنیم. مدلی را مدل موثر گوئیم که بسته به نیاز درجه‌ی درستی از ساده سازی در آن انجام شده باشد و بتواند به سوال مدنظر ما نه کمتر و نه بیشتر از حد نیاز پاسخ

دهد. در علوم اعصاب محاسباتی ما می‌توانیم فرضیه‌های خود را با سه روش متفاوت برای نورون‌ها بررسی کنیم. در روش اول باید یک یا چند نورون در اختیار داشته باشیم و به کمک الکتروود تاثیر ورودی‌ها و اتفاقات مختلف را روی آنها بررسی کنیم. اینکار برای ما بسیار پرهزینه و زمان بر خواهد و همچنین در ارتباط با اکثر افراد راهی غیر عملی بنظر می‌رسد. راه دیگری که کمی بهتر از راه قبل می‌باشد تناظر نورون به یک مدار الکتریکی خازن-مقاومت است. در این روش ما برای آزمایش‌هایمان به هزینه کمتری نیاز خواهیم داشت و برای عموم نیز راه در دسترس‌تری محسوب می‌شود اما همچنان چالش زمان و محدودیت ما در مقدار دهی‌های متفاوت به پارامترها بر سر راه ما وجود دارد. بهترین راهی که در دسترس عموم بوده، چندان هزینه‌بر نباشد و هم به ما در آزمایش‌ها و مقدار دهی به پارامترها آزادی عمل مناسبی در عین حفظ سرعت بدهد ارائه‌ی یک مدل ریاضیاتی برای نورون است. در این روش پس از تناظر مدل به یک مدار خازن-مقاومت معادلات حاکم بر آن را محاسبه کرده و تلاش می‌کنیم به این روش آزمایشات خود را پیش ببریم [۲].

۱.۱.۲ سطوح مدل‌سازی

در مدل‌سازی ما بسته به نیاز و سوال مدنظر مدل را طراحی می‌کنیم و بسته به آنها ورودی و سطح مدل‌سازی را تعیین می‌کنیم و مجردسازی انجام می‌دهیم؛ این امر به دلیل بالاتر رفتن سرعت در برخی مراحل کار، سادگی درک مدل در کار با آن، جلوگیری از اشتباهات ممکن در هنگام پیچیدگی بیش از حد مدل و... است. برای مثال هنگامی که می‌خواهیم ناحیه‌ی مربوط به حس شنوایی را در مغز مدل کنیم، نیازی نیست تمام نورون‌های مغز و نواحی مربوط به حس چشایی را نیز در این مدل‌سازی لحاظ کنیم و باید تنها نورون‌ها و بخش‌های مربوط به مسئله مطرح شده را به مدل‌سازی اضافه کنیم تا از پیچیدگی کار کاسته و به سرعت و توانمندی آن اضافه شود [۲، ۱۰]. در حالت کلی، مدل‌سازی در سه سطح انجام می‌شود:

۱) مدل‌های توصیفی: در این سطح از مدل‌سازی ما به دنبال چگونگی کارکرد می‌گردیم. برای مثال می‌پرسیم اگر یک محرک خاص را به نورون مدنظر بدهیم، خروجی آن چه خواهد شد و قصد در توصیف فعالیت انجام شده داریم.

۲) مدل‌های مکانیکی: در اینجا کمی فراتر رفته و قصد داریم الگوریتمی برای شبیه‌سازی رفتار انجام شده بنویسیم. برای مثال الگوریتم یا تابعی ارائه دهیم که در صورت گرفتن ورودی مذکور در

مثال مورد قبلی، رفتاری مشابه با نورون مدنظر نشان دهد.

۳) مدل‌های تفسیری: در اینجا نیز به دنبال چرایی این نحوه کارکرد و رد کردن باقی انواع ممکن عملکرد هستیم. برای مثال بتوانیم توجیه کنیم که در مثال‌های قبلی دلیل این عملکرد خاص نورون مذکور با این ورودی چیست و چرا رفتار دیگری از خودش نشان نمی‌دهد.

۲.۱.۲ مدل‌سازی نورون‌های عصبی

مدل‌های محاسباتی الگو گرفته از مغز رواج فراوانی یافته‌اند و روز به روز بر اهمیت آنها افزوده می‌شود. از مهم‌ترین علل این موضوع می‌توان به تولید سریع داده‌های تجربی در جامعه‌ی امروز اشاره کرد. همچنین پیشرفت‌های عمده در حوزه‌های فناوری و علوم محاسباتی نظیر هوش ماشینی، داده کاوی، پایگاه داده و از سوی دیگر ظهور رایانه‌های سریع و پر قدرت در این امر کم‌تاثیر نمی‌باشند. تا به امروز مدل‌های نورونی متفاوتی بوجود آمده‌اند، در ادامه به بررسی برخی از آنها می‌پردازیم [۱۰].

۳.۱.۲ انواع مدل‌سازی‌های نورونی

۱) مدل‌های مبتنی بر نرخ ضربه یکی از رایج‌ترین انواع مدل‌سازی هستند که در آنها فعالیت نورون تابعی از تجمیع ورودی‌ها می‌باشد. برای مثال پرسپترون یکی از این مدل‌ها است. معمولاً شبکه‌ها موجود در یادگیری عمیق که در آنها با یک شبکه عصبی دارای تعداد زیادی لایه مواجه هستیم، مبتنی بر این نوع مدل نورونی می‌باشد.

۲) مدل‌های مبتنی بر ضربه نوع دیگری از مدل‌سازی می‌باشند که در دهه‌های اخیر مورد توجه ویژه‌ای قرار گرفته‌اند. مدل‌هایی مانند مدل تجمیع و آتش، مدل تجمیع و آتش نشی، مدل ایزیکویچ، مدل هاجگین هاکسلی و... از این نوع مدل‌سازی نورونی می‌باشند. در اینجا علاوه بر تعداد و نرخ ضربات، زمان ایجاد آنها و فاصله بین‌شان یا در واقع به صورت کلی دینامیک این ضربات مورد توجه قرار می‌گیرد. در این نوع مدل‌سازی پس از اجماع مقادیر ورودی در صورت عبور آنها از یک حد مشخص آستانه، نورون ضربه می‌زند. این ضربات نوعی رخدادهای دودویی می‌باشند.

۳) مدل‌سازی نقطه‌ای روشی از مدل‌سازی است که در آن نورون را به صورت یک نقطه و بدون لحاظ اجزای فیزیکی آن در نظر می‌گیرند. از این نوع مدل‌سازی می‌توان به مدل نورونی پرسپترون،

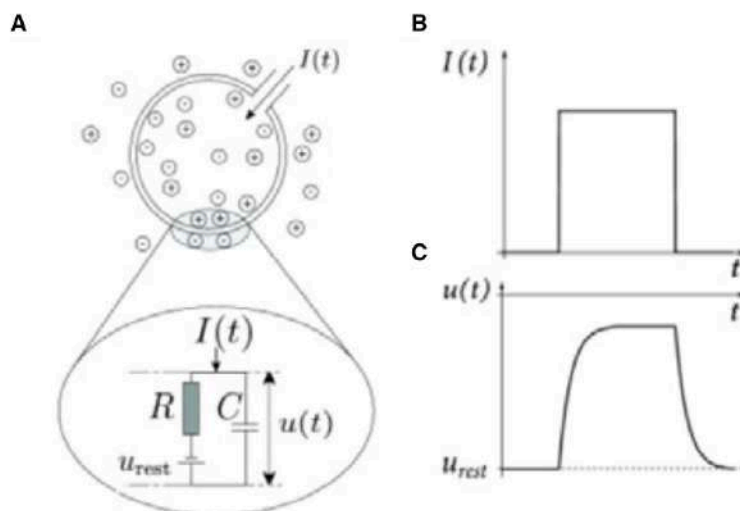
مدل تجمیع و آتش، مدل تجمیع و آتش نشستی، مدل ایزیکویچ، مدل هاجگین هاکسلی و... اشاره کرد.

۴) از طرفی مدل سازی ساختارمند گونه‌ی دیگری از مدل سازی می باشد که در آن اجزای نورون مورد توجه ویژه‌ای قرار گرفته و در مدل سازی لحاظ می شوند. برای مثال دندریفای یکی از این گونه مدل سازی ها می باشد که در آن علاوه بر ویژگی های فیزیکی نورون، ویژگی های فیزیکی و الکتروشیمیایی دندریت ها از جمله طول، قطر، محل قرار گیری و... لحاظ شده اند.

مدل تجمیع و آتش

این مدل در سال ۱۹۰۵ میلادی توسط لوییس لاپیک معرفی شده است. در بخش های قبلی دیدیم که سلول های عصبی یا نورون ها، دارای چه ویژگی هایی هستند. با نگاهی به این ویژگی ها می توانیم عملکرد یک نورون را با استفاده از یک مدار خازن-مقاومت مدل کنیم. در این مدل که نوعی مدل نقطه ای ضربه ای است، نورون را به عنوان یک ساختار نقطه ای و با صرف نظر از اجزای فیزیکی آن مدل می کند. در این مدل ضربه ای یک آستانه به عنوان حدی که اگر اختلاف پتانسیل نورون به آن برسد ضربه می زند در نظر گرفته می شود و ورودی های آن بر اساس وزن سیناپسی به صورت خطی با یکدیگر جمع شده، پتانسیل نورون را تعیین می کنند. به بیاندر این حالت نورون را به صورت یک مدار که دارای خازن و مقاومت است، در نظر گرفته و با یک معادله ی فیزیکی، پتانسیل نورون را محاسبه می کنیم. در سلول های عصبی، ورودی ها بر پتانسیل داخلی نورون تاثیر گذاشته و اگر این پتانسیل - پس از جمع شدن ورودی ها با یکدیگر- به یک آستانه ی مشخص برسد، سلول یک سیگنال الکتریکی از خود ساطع می کند و بعد به پتانسیل پایه برمی گردد. در این مدل، ولتاژهای ورودی باعث ذخیره بار الکتریکی در خازن شده که خازن در این مدل به مانند جسم سلولی عمل کرده و مقاومت مانند غشای سلولی نورون عمل می کند. سیاست تجمیع ورودی های نورون برای تشخیص زمان فعالیت نورون و ضربه زدنش، دلیل نام گذاری این مدل است. این مدل دارای دو جزء اصلی می باشد؛ اول معادله ای است که تغییرات پتانسیل را نشان می دهد و دوم شیوه ی تولید ضربه مدل است. به طور معمول فعالیت نورون ها در شبکه با در نظر گرفتن زمان ضربه دنبال می شود [۱، ۴] (شکل ۱.۲).

در شکل ۱.۲ نحوه ی تاثیر افزایش جریان بر پتانسیل نورون نشان داده شده است. مقاومت

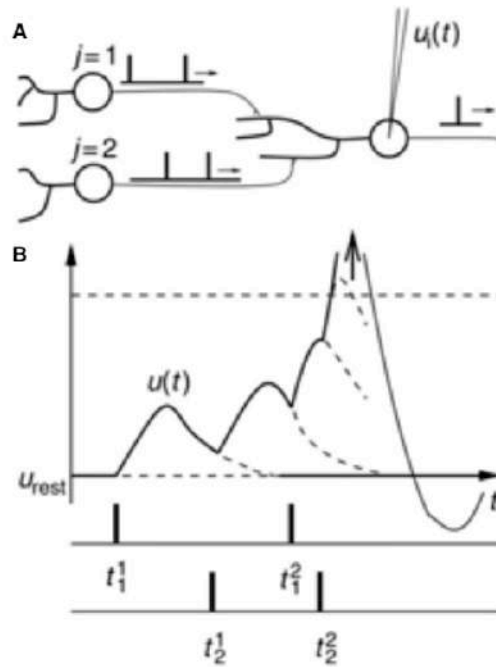


شکل ۱.۲: نحوه‌ی تاثیر افزایش جریان بر پتانسیل

باعث ایجاد شیب در افزایش اختلاف پتانسیل می‌شود. حال، برای مدارخازن-مقاومت، یک معادله در اختیار داریم و می‌توانیم با انتگرال‌گیری از این معادله، معادله‌ی مناسب برای این مدل نورونی را به دست آوریم. در سلول‌های عصبی، وقتی پتانسیل سلول به آستانه مشخصی می‌رسد، پتانسیل به شدت کاهش پیدا می‌کند، حتی از پتانسیل حالت اولیه نیز پایین‌تر می‌آید و بعد به آرامی به پتانسیل اولیه باز می‌گردد. در زمان‌های مشخص شده، جریان‌هایی به سلول وارد می‌شوند که باعث ایجاد تغییرات در پتانسیل نورون می‌شوند. پتانسیل سلول رفته رفته کاهش یافته و اگر جریانی وارد نشود، به حالت استراحت یا حالت اولیه خود باز می‌گردد اما اگر این تغییرات پتانسیل به نحوی عمل کنند که پتانسیل به آستانه‌ی ضربه برسد، نورون فعالیت کرده و ضربه می‌زند. در مدل تجمیع و آتش‌نشستی این امر را بهتر نشان می‌دهیم. این دو مدل بسیار شبیه به بهم هستند، معادلات مربوط به مدل تجمیع و آتش‌نشستی را در بخش بعد می‌آورد [۱، ۴] (شکل ۲.۲).

مدل نورونی تجمیع و آتش‌نشستی

این مدل به دلیل پیچیدگی محاسباتی پایین، از پرکاربردترین مدل‌های نورونی در شبکه‌های عصبی ضربه‌ای به حساب می‌آید. در این مدل، جریان ورودی به نورون موجب افزایش اختلاف پتانسیل



شکل ۲.۲: نمودار ولتاژ برحسب زمان در سلول‌های عصبی

بین خارج و داخل سلول می‌شود. در صورتی که این اختلاف پتانسیل به حد معینی، که به آن آستانه‌ی ضربه گفته می‌شود، برسد، نورون یک ضربه زده و اختلاف پتانسیل مجدد تنظیم می‌شود. همچنین، در صورتی که جریان قطع شود و اختلاف پتانسیل به آستانه‌ی ضربه نرسیده باشد، فرآیند نشت اتفاق می‌افتد و اختلاف پتانسیل به حالت استراحت بازمی‌گردد. این رفتار را می‌توان به کمک یک مدار خازن-مقاومت مدل کرد (شکل ۳.۲).

لذا، این مدل به کمک یک معادله دیفرانسیل و یک رابطه شرطی، به صورت زیر قابل تعریف

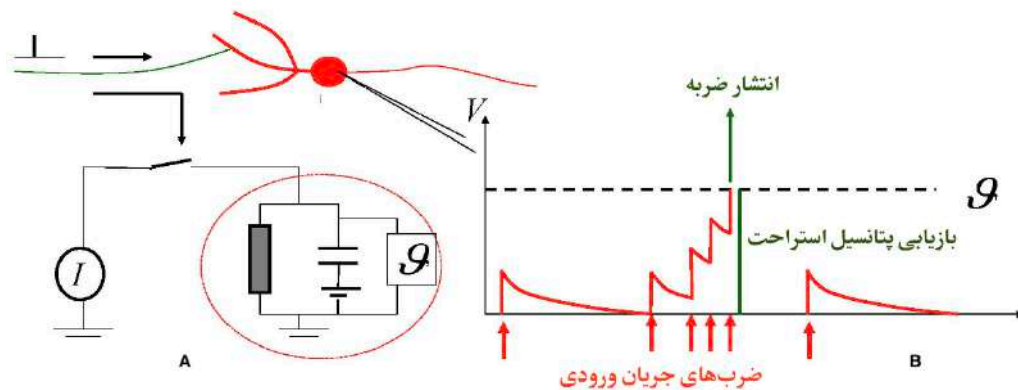
است:

$$\tau \cdot \frac{du}{dt} = -(u - u_{rest}) + R \cdot I(t),$$

$$\text{if } u(t) = \vartheta \implies \text{Fire} + \text{Reset} , \quad (1.2)$$

$$(2.2)$$

که در آن، u اختلاف پتانسیل غشای نورون، u_{rest} اختلاف پتانسیل غشای نورون در حالت



شکل ۳.۲: شمای کلی مدل نورونی تجمیع و آتش نشستی

استراحت، ϑ آستانهٔ ضربه، R مقاومت غشای نورون، و $I(t)$ جریان ورودی نورون در طول زمان می‌باشند. در این معادلات، $\tau = R.C$ یک ثابت زمانی است که نرخ نشت را تعیین می‌کند [۱، ۴].

۲.۲ محاسبات دندریتی

در برخی مدل‌های نورونی (مانند پرسپترون) از بسیاری از ویژگی‌های نورونی از جمله وجود و تفاوت دندریت‌ها در مدل‌سازی چشم پوشی می‌شود. این ساده‌سازی‌ها گاهی می‌توانند باعث حذف ویژگی‌های مهمی شوند. یکی از مهم‌ترین آنها ویژگی‌های مربوط به دندریت‌ها می‌باشد. تا سال‌های اخیر ما شهود چندان دقیقی از نحوه عملکرد دندریت‌ها و تاثیرات ممکن آنها روی ضربات نورون نداشتیم و به سادگی آنها را به عنوان رشته‌هایی که ورودی را از سیناپس‌ها به سوما انتقال می‌دهند در نظر می‌گرفتیم. پس از مطالعه‌ی بیشتر روی این تارها ما متوجه رفتار تازه‌ای از آنها شدیم و آن این بود که خودت دندریت‌ها نیز توانایی ضربه زدن و انتقال آن به سوما را دارند. به بیان دیگر دندریت‌ها علاوه بر انتقال پیام‌های عصبی و رساندن آنها به سوما خودشان نیز همانند آن ضربه می‌زنند که این موضوع می‌تواند سطح آمادگی سوما برای ضربه را افزایش دهد؛ ما به سادگی به این ضربات، ضربات دندریتی می‌گوئیم. در نظر گرفتن این ضربات می‌تواند در بسیاری از مسائل برای ما راهگشا و کمکی برای بالا بردن توانمندی ما به حل برخی مسائل باشد. برای مثال با در نظر گرفتن همین ویژگی است که ما می‌توانیم دندریت‌هایمان را طوری در نظر بگیریم که برخی از آنها

بتوانند نورون را به آستانه معین برای ضربه برسانند و برخی دیگر تنها باعث تحریک و آمادگی آن برای ضربه (بدون تولید آن) بشوند. بنابراین در نظر گرفتن محاسبات دندریتی و شبیه‌سازی دقیق‌تر آنها در مدل‌ها برای رده بزرگی از مسائل امروز کمک کننده و حتی امری حیاتی می‌باشد. ما در این پروژه تلاش می‌کنیم تا قدمی در راستای پیاده‌سازی محاسبات دندریتی در یکی از کتابخانه‌های موجود برای نورون‌های ضربه‌ای انجام دهیم. دندریفای با استفاده از تعدادی دستورات پایه‌ای سعی در شبیه‌سازی مدل‌های ساختارمند نورونی به روشی است که در عین سادگی ویژگی‌های بیولوژیک لازم را نیز دارا باشند [۹، ۵].

۱.۲.۲ دندریفای

ما همواره در مدل‌سازی‌ها تلاش می‌کنیم حد تعادلی بین جزئیات و سرعت محاسبه تعیین کنیم. اگر بخواهیم مدلی داشته باشیم که بیش از حد به بیولوژی نزدیک باشد به دلیل پیچیدگی بالا و مراحل زیاد محاسبه سرعت را از دست می‌دهیم و از طرفی، در صورتی که مدل به منظور بدست آوردن سرعت بیش از حد ساده کنیم دقت خود را فدا کرده‌ایم. در مدل‌سازی محاسبات دندریتی نیز این چالش‌ها بر سر راه ما هستند. دندریفای یک کتابخانه است که به کمک برایان ورژن دو و در زبان پایتون نوشته شده است که برای عموم در دسترس و قابل استفاده است. این کتابخانه سعی دارد تا با برقرار کردن یک حد تعادل میان پیچیدگی و سرعت ما را به مقصود خود یعنی یک مدل بیولوژیک و در عین حال نسبتاً سریع برساند. با استفاده از این کتابخانه می‌توان برنامه‌ها را روی واحد پردازش مرکزی و یا واحد پردازش گرافیکی اجرا کرد که این موضوع مزیت مهمی برای این کتابخانه محسوب می‌شود. لازم بذکر است دندریفای تلاش می‌کند مدلی ارائه دهد که از جنبه‌های دندریتی و سیناپسی دارای خواص بیولوژیکی باشد و در باقی بخش‌ها مجردسازی‌های لازم را برای بهبود سرعت انجام داده است.

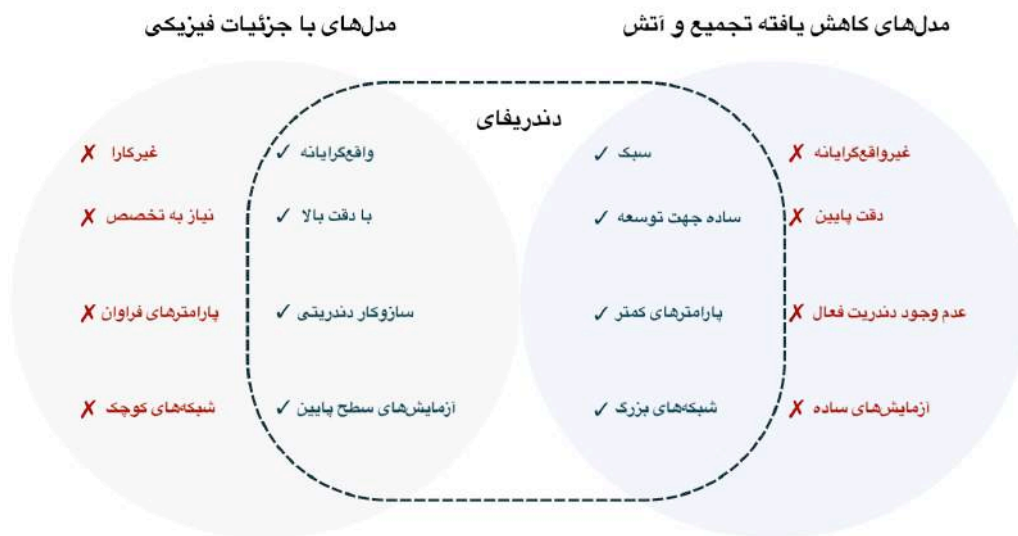
همانطور که پیش‌تر اشاره شد، دندریت‌ها می‌توانند به عنوان اجزائی نیمه مستقل در نورون شناخته شوند و خودشان در صورت نیاز ضربه بزنند. همانند سوما که به کمک یون‌هایی که از طریق گیت‌های روی غشاء آن وارد نورون می‌شود ضربه می‌زند، در دندریت‌ها نیز دروازه‌هایی وجود دارد که به طریق مشابه با عبور یون‌ها از خودشان دندریت را به سطح بالاتری از پتانسیل الکتریکی رسانده و باعث ضربه زدن آن می‌شوند. لازم به ذکر است که این ضربات بعضاً می‌توانند روی سطح آمادگی

دندریتهای مجاور نیز تاثیر مثبت یا منفی بگذارد. این ویژگی معمولاً در نورونهای ضربه‌ای لحاظ نمی‌شود و دندریفای تلاش کرده است تا با پیاده‌سازی توابع اولیه این ویژگی را به مدل‌های ضربه‌ای اضافه کرده و آنها را به یک مدل ضربه‌ای ساختارمند تبدیل کند. در این کتابخانه بجز قابلیت مدل‌سازی دندریته برای یک تک نورون به دلیل وجود توابع لازم برای شبیه‌سازی سیناپس‌ها ما می‌توانیم به کمک آن حتی یک یا چند جمعیت نورونی را همراه با انواع مختلف دندریته‌هایشان مدل‌سازی کنیم و از مزایای آن بهره‌مند شویم. طبق مشاهدات صورت گرفته، اضافه کردن دندریته‌ها به شبکات نورونی مصنوعی باعث تقویت آنها شده است. بدین معنا که تعداد پارامترهای یادگیرنده لازم و به طبع زمان یادگیری را برای بدست آوردن دقتی مشخص کاهش داده است. این موضوع در شبکات عصبی ضربه‌ای نیز صادق است و به کمک این تغییرات ما قادر به ایجاد شبکاتی با زمان یادگیری مورد نیاز کمتر و دقتی بیشتر خواهیم شد. در این کتابخانه معادلات مربوط به محاسبات دندریته از پیش نوشته شده‌اند و کاربر می‌تواند بسته به نیاز خود از آنها استفاده کند و همچنین این قابلیت وجود دارد که با مقدار دهی دلخواه به پارامترها و بسته به نیاز مسئله پیچیدگی مدل می‌تواند تعیین شود. این امر به ما کمک می‌کند تا به راحتی بتوانیم نحوه فعالیت بسیاری از نورون‌ها را شبیه‌سازی کرده و در صورت نیاز با پیاده‌سازی معادلات جدید می‌توان مدل‌های تازه نورونی را پیاده‌سازی کرد [۹] (شکل ۴.۲)

از طریق نمودار رسم شده در شکل ۴.۲ به سادگی می‌توان مزایا و معایب دو نمونه مدل‌سازی با جزئیات فیزیکی و کاهش یافته تجمعی را مقایسه کرد. دندریفای با ساختار بهینه خود تلاش می‌کند تا مزایای دو مدل را نگه داشته و معایب آنها را حذف کند.

۲.۲.۲ کانکس

کانکس یک کتابخانه برای پیاده‌سازی شبکه‌های عصبی با نورونهای ضربه‌ای است که در آزمایشگاه علوم اعصاب محاسباتی دانشکده علوم دانشگاه تهران توسعه یافته است. این کتابخانه مبتنی بر ساختار ستون‌های قشری در قشر مغز طراحی شده است و در آن از شبکه‌های عصبی ضربه‌ای بهره گرفته شده است. این کتابخانه خود مبتنی بر کتابخانه پایمونتورچ در زبان پایتون بوده که طراحی پایین به بالا دارد بدین معنا که هسته‌ی اصلی کتابخانه بسیار ساده بوده و شامل ماژول‌هایی برای



شکل ۴.۲: مزایای دندریفای

ایجاد جمعیت نورونی، اتصالات سیناپسی و شبکه‌های عصبی می‌باشد. در این کتابخانه دینامیک‌ها طوری طراحی شده‌اند که بتوان رفتارهای مختلف مورد نیاز برای هر مسئله را پیاده سازی و به آنها اضافه کرد. در یک بخش از این پیاده‌سازی‌ها برای تسهیل کار کاربر رفتارهایی شامل دینامیک نورونی، انواع ارتباطات سیناپسی و قوانین یادگیری پیاده‌سازی شده‌اند. در این کتابخانه همچنین قابلیت‌هایی برای ایجاد دندریت و آکسون گذاشته شده است که در برخی مسائل می‌توانند در مدل‌سازی به ما کمک کنند. علاوه بر اینها یک بخش برای ساختار ستون‌های قشری نیز در این کتابخانه در نظر گرفته شده است که در این پروژه ما به آنها نمی‌پردازیم و تنها از ویژگی‌های تعبیه شده برای نورون‌های اسپایکی در این کتابخانه استفاده خواهیم کرد که با پیاده‌سازی تعدادی رفتار از پیش تعیین شده کار را برای ما روان‌تر می‌کند.

فصل ۳

راه حل پیشنهادی

۱.۳ مقدمه

کار ما در این پروژه پیاده‌سازی و بهینه‌سازی کتابخانه دندریفای در کانکس بر پایه‌ی نورون‌های هرمی است. یعنی ما بتوانیم با استفاده از ویژگی‌های جدیدی که به کتابخانه کانکس اضافه می‌شود، در صورت نیاز به راحتی محاسبات دندریتی را با استفاده از این کتابخانه در مدل‌های خود لحاظ کرده و کار را پیش ببریم. برای بررسی صحت این کد تلاش کردیم تا مثال‌هایی نزدیک به نورون‌های هرمی را پیاده‌سازی کرده و خروجی را بررسی کنیم.

لازم به ذکر است که در این پروژه ما از یک مدل مشابه با مدل نورونی تجمیع و آتش نشستی استفاده کرده‌ایم، با این تفاوت که در این مدل تلاش کردیم به کمک معادلات و پارامترهای بیشتری که ما را در تطبیق‌پذیر کردن مدل یاری می‌کنند، حالت دقیق‌تری از نورون را شبیه‌سازی کنیم.

معادلات کلی استفاده در این پروژه به همراه توضیحات کلی مربوط به پارامترهای استفاده شده در ادامه آمده‌اند.

۲.۳ معادلات حاکم بر محاسبات دندریتی

در ادامه طی شش بخش مختلف به تحلیلی و بررسی معادلات و شروط حاکم بر محاسبات دندریتی می‌پردازیم که در این پروژه به پیاده‌سازی آنها پرداخته‌ایم.

۱.۲.۳ معادلات مربوط به مدل نورونی

معادلات آورده شده در این بخش، طرز کار مدل نورونی استفاده شده در این پروژه را نشان می‌دهند که مدلی مشابه با مدل نورونی تجمیع و آتش نشستی است. شروط آورده شده نیز نشان می‌دهند که اگر نورون از حد آستانه عبور کند پارامترهای مدل چگونه تغییر می‌کنند [۹].

$$C_m^s \frac{dV_m^s}{dt} = -\bar{g}_L^s (V_m^s - E_L^s) - g_A (V_m^s - E_A) + \sum_{i \in C^s} I_a^{i,s} + \sum_{j \in S^s} I_{syn}^{j,s} + I_{ext}^s \quad (۱.۳)$$

$$\tau_A \frac{dg_A}{dt} = \bar{g}_a |V_m^s - V_A| - g_A \quad (۲.۳)$$

$$\text{if } V_m^s > V_m \quad \text{then} \begin{cases} V_m^s \leftarrow V_{spike} \\ g_A \leftarrow g_A + b \\ t_{spike} \leftarrow t \end{cases} \quad (۳.۳)$$

$$\text{if } t = t_{spike} + 0.5_{ms} \quad \text{then} \quad V_m^s \leftarrow V_{reset} \quad (۴.۳)$$

$$\text{if } t = t_{spike} + 0.5_{ms} \quad \text{then} \quad V_m^s \leftarrow V_{reset} \quad (۵.۳)$$

در معادلات بالا V_m^s نشان دهنده‌ی ولتاژ غشای بدنه‌ی نورون^۱ و C_m^s ظرفیت غشا^۲ هستند. \bar{g}_L^s ثابت نشستی^۳ و E_L^s پتانسیل غشا نشستی^۴ می‌باشند. g_A ظرفیت تطبیق دهی^۵ و E_A پتانسیل غشا تطبیقی^۶ هستند. I_A نیز جریان محوری^۷ می‌باشد و منظور از این نوع جریانی است که از طریق

^۱somatic membrane voltage

^۲membrane capacitance

^۳constant leak conductance

^۴leak reversal potential

^۵adaptation conductance

^۶adaptation reversal potential

^۷axial current

ساختار به بدنه‌ی سلول متصل است، I_{ext} و I_{syn} نیز به ترتیب نماینده‌ی جریان خارجی^۸ و جریان رسیده از سیناپس^۹ هستند. τ_A نیز ثابت زمانی تطبیق غشا^{۱۰} و \bar{g}_A هم بیشینه ظرفیت جریان تطبیق^{۱۱} هستند.

در اینجا t پارامتر نشان دهنده‌ی زمان و t_{spike} زمان ضربه نورو می‌باشند. V_{reset} نیز پتانسیلی است که نورو پس از ضربه به آن بازمی‌گردد و V_{th} حد آستانه نورو است که پس از عبور از آن، نورو ضربه خواهد زد.

۲.۲.۳ معادلات مربوط به دندریت

در این قسمت انواع معادلات دینامیکی دندریت‌های مدل آورده شده‌اند. با توجه به اهمیت ویژه جریانات مختلف در محاسبات دندریتی تمامی حالات ممکن جریان مدل در معادله‌ی اصلی دینامیک دندریتی لحاظ شده‌اند و در ادامه معادلات حاکم بر برخی از آنها با توجه به تاثیرات دندریت آورده شده‌اند.

$$C_m^d \frac{dV_m^d}{dt} = -\bar{g}_L^d (V_m^d - E_L^d) + \sum_{i \in C^d} I_a^{i,d} + \sum_{j \in S^d} I_{syn}^{j,d} + I_{Na}^d + I_K^d + I_{ext}^d \quad (۶.۳)$$

$$I_{Na}^d = -\bar{g}_{Na}^d (V_m^d - E_{Na}) f_{Na} \quad (۷.۳)$$

$$I_K^d = -\bar{g}_K^d (V_m^d - E_K) \quad (۸.۳)$$

$$\tau_{Na} \frac{dI_{Na}^d}{dt} = -I_{Na}^d \quad (۹.۳)$$

$$\tau_K \frac{dI_K^d}{dt} = -I_K^d \quad (۱۰.۳)$$

در این قسمت I_K^d و I_{Na}^d به ترتیب نشان دهنده‌ی جریان سدیم و پتاسیم هستند که جریان مربوط به پتاسیم با تاخیر نیز همراه است^{۱۲}. متغیرهای g_{Na}^d و g_K^d نیز به ترتیب نشان دهنده‌ی ظرفیت

^۸external current

^۹synaptic current

^{۱۰}time constant of the adaptation

^{۱۱}maximum conductance of the adaptation current

^{۱۲}delayed rectified potassium

تطبيق ۱۳ برای سدیم و پتاسیم هستند. τ_K و τ_{Na} ثابت‌های زمانی نشت ۱۴ هستند و همچنین f_{Na} پارامترهایی دودویی ۱۵ نشان دهنده‌ی اسپایک‌های دندریتی ۱۶ هستند [۹].

۳.۲.۳ ضربات دندریتی

در این بخش معادلات و شروط حاکم بر ضربات دندریتی آورده شده‌اند که در چه صورت و به چه شکل رخ داده و چه تاثیراتی بر روی پارامترهای مربوطه می‌گذارند.

$$if \begin{cases} V_m^d > V_{th}^d \\ f_{Na} = 1 \\ t > t_{spike}^d + t_{ref}^{Na} \end{cases} \quad then \begin{cases} g_{Na}^d \leftarrow g_{Na}^d + \bar{g}_{Na}^d \\ f_{Na} \leftarrow 0 \\ f_K \leftarrow 1 \\ t_{spike}^d \leftarrow t \end{cases} \quad (11.3)$$

$$if \begin{cases} t > t_{spike}^d + t_{offset}^K \\ f_K = 1 \end{cases} \quad then \begin{cases} g_K^d \leftarrow g_K^d + \bar{g}_K^d \\ f_{Na} \leftarrow 1 \\ f_K \leftarrow 0 \end{cases} \quad (12.3)$$

t_{offset}^K نشان دهنده‌ی تاخیر در ایجاد جریان پتاسیم است ۱۷ [۹].

۴.۲.۳ جریان محوری

به صورت کلی در این بخش می‌خواهیم معادلات مربوط به جریان محوری را بیاوریم که در واقع مدل‌کننده‌ی جریانات و معادلات میان بخشی است.

$$I_a^k = \sum_{i \in C^k} I_a^{i,k} \quad (13.3)$$

¹³corresponding conductances

¹⁴decay time constant

¹⁵Boolean

¹⁶dendritic spike

¹⁷time delay in potassium current generation

$$I_a^{i,k} = g_c^{i,k} (V_m^k - V_m^i) \quad (14.3)$$

$$R_{long} = \frac{r_a l^k}{\pi \left(\frac{d^k}{2}\right)^2} \quad (15.3)$$

$$g_c^{i,k} = \frac{1}{R_{long}} \quad (16.3)$$

^{۱۸} در این دسته از معادلات، C_k مجموعه‌ی تمام ساختارهایی^{۱۹} است که با k امین ساختار ما در ارتباط هستند است. $g_c^{i,k}$ مجدداً نشان دهنده‌ی ظرفیت است اما در اینجا نشان دهنده‌ی ظرفیت جفت شدن دو ساختار^{۲۰} است. R_{long} مقاومت طولی^{۲۱}، d^k قطر^{۲۲}، l^k طول و r_a نیز مقاومت محوری^{۲۳} می‌باشند [۹].

۵.۲.۳ خواص جزئی و کلی

در ادامه معادلات مربوط به سه پارامتر پراستفاده در مدل نرونی آورده شده است.

$$A^i = 2\pi \left(\frac{d^i}{2}\right) l^i \quad (17.3)$$

$$C_m^i = c_m^i A^i \quad (18.3)$$

¹⁸Peripheral Nervous System

¹⁹compartments

²⁰coupling conductance

²¹longitudinal resistance

²²diameter

²³axial resistance

$$\bar{g}_L^i = \frac{1}{r_m^i} A^i \quad (۱۹.۳)$$

متغیر c_m ظرفیت را نشان می‌دهد.

۶.۲.۳ معادلات مربوط به سیناپس و جریان سیناپسی

در این قسمت که به کمک تعریف دو تابع و تعدادی شرط، تلاش کرده‌ایم تمامی معادلات مربوط به سیناپس را در مدل‌سازی بیاوریم. جریان رسیده شده از سیناپس و نشت آن در این بخش محاسبه می‌شود [۹].

$$I_{syn}^i(t) = \bar{g}_{syn}^i f_{syn}(\tau_{syn}^{rise}, \tau_{syn}^{decay}) s_{syn}^i(t) (V_m^i - E_{syn}) \sigma(V_m^i) \quad (۲۰.۳)$$

$$s_{syn}^i(t) = H(t - t_{pre}) \exp\left(-\frac{t - t_{pre}}{\tau_{syn}^{decay}}\right) \quad (۲۱.۳)$$

$$H(z) \begin{cases} 1, & \text{if } z \geq 0 \\ 0, & \text{if } z < 0 \end{cases} \quad (۲۲.۳)$$

$$\frac{ds_{syn}^i}{dt} := 0 \iff t_{peak} = \frac{\tau_{syn}^{decay} \tau_{syn}^{rise}}{\tau_{syn}^{decay} - \tau_{syn}^{rise}} \ln\left(\frac{\tau_{syn}^{decay}}{\tau_{syn}^{rise}}\right) + t_{pre} \quad (۲۳.۳)$$

$$f_{syn}(\tau_{syn}^{rise}, \tau_{syn}^{decay}) = \frac{1}{s_{syn}^i(t_{peak})} \quad (۲۴.۳)$$

$$\sigma(V_m^i) = \frac{1}{1 + \frac{[Mg^{2+}]}{\beta} \cdot \exp(-\alpha(V_m^i - \gamma))} \quad (۲۵.۳)$$

در این معادله $[Mg^{2+}]$ میزان تجمیع منیزیم است. پارامترهای α ، β و γ نیز میزان منیزیم و وابستگی به ولتاژ را کنترل می‌کنند.

$$\frac{dX_{syn}^i}{dt} = -\frac{X_{syn}^i}{\tau_{syn}^{rise}} \quad (26.3)$$

$$if \ t = t_{pre} \ then \ X_{syn}^i \leftarrow X_{syn}^i + 1 \quad (27.3)$$

در اینجا X_{syn}^i را می‌توان اثر اسپایک در نظر گرفت.

$$\frac{ds_{syn}^i}{dt} = -\frac{s_{syn}^i}{\tau_{syn}^{decay}} \quad (28.3)$$

$$if \ t = t_{pre} \ then \ s_{syn}^i \leftarrow s_{syn}^i + 1 \quad (29.3)$$

۳.۳ پیاده‌سازی پروژه

ما در این پروژه تلاش کردیم تا با استفاده از کتابخانه‌های pytorch و conx پس از پیاده‌سازی معادلات آورده شده در بالا بتوانیم محاسبات دندریتی را به کانکس اضافه کنیم و در نهایت آن را تست و بررسی کنیم. لازم به ذکر است که برنامه‌ی اصلی پیاده‌سازی شده جزو رفتار نورونی حساب شده و به این قسمت از کانکس متصل می‌شود. در ارتباط با تست‌های گرفته شده از کد چالش‌های برای تبدیل کردن واحدهای استفاده شده در مقاله و کد مربوط به کتابخانه‌ی دندریفای بر سر راه بود که به صورت کامل رفع نشد. در فاز بعدی پروژه و بررسی‌های آینده برای تست‌های بیشتر و تطبیق دهی با نتایج ذکر شده در مقاله تلاش خواهد شد. تست‌ها در سه حالت کلی گرفته خواهند شد؛ در مرحله اول با لحاظ دو نوع دندریت و بدون لحاظ معادلات سیناپسی، در مرحله بعد با سه ساختار دندریتی و مجدداً بدون لحاظ معادلات سیناپسی و در نهایت آزمایش قبلی با لحاظ کردن معادلات حاکم بر سیناپس بررسی می‌شوند. در کتابخانه‌ی پیاده‌سازی شده محدودیتی در ارتباط با تعداد ساختارهای دندریتی مورد تعریف و نوع آنها وجود ندارد، به این معنا که می‌توان با توجه به نیاز انواع بیشتری از دندریت‌ها را نیز برای تعریف کرد و در مدل‌سازی از آنها استفاده کرد.

۱.۳.۳ پیاده‌سازی مدل نورونی

در این پروژه ما از مدلی مشابه با مدل تجمع و آتش نشستی استفاده کرده‌ایم و به کمک پارامترهای ξ و اضافه کردن یک حد ظرفیت مدل نورونی تجمع و آتش نشستی مبتنی بر رسانایی را شبیه‌سازی کرده‌ایم. در این قسمت با پیاده‌سازی معادلات ۱.۳ و ۲.۳ کار را جلو برده‌ایم و نهایتاً با پیاده‌سازی شروط ۳.۳ و ۵.۳ مدل نورونی مورد نظر را ایجاد کرده‌ایم [۹].

۲.۳.۳ پیاده‌سازی محاسبات دندریتی

در این قسمت تمام معادلات نورونی و دندریتی مربوط به بخش‌های ۲.۲.۳، ۳.۲.۳، ۴.۲.۳ و ۵.۲.۳ را پیاده‌سازی کرده‌ایم. این معادلات به ما کمک می‌کنند تا بتوانیم نوروون را به عنوان یک جسم غیرنقطه‌ای و با اجزای متفاوت نگاه کنیم، همچنین به کمک معادلات پیاده‌سازی شده در این قسمت است که می‌توانیم به دندریت به عنوان یک جسم ساختارمند و با ویژگی‌های منحصر بفرد نگاه کنیم.

۳.۳.۳ پیاده‌سازی سیناپس و جریان سیناپسی

در این بخش که قسمت نهایی کد به حساب می‌آید تلاش کردیم تا با پیاده‌سازی معادلات ۶.۲.۳ اتفاقات داخل سیناپس و جریان ایجاد شده توسط آن را پیاده‌سازی کنیم. جریانات بدست آمده در این قسمت در معادلات بخش‌های قبلی مورد استفاده قرار گرفته‌اند.

واژه‌نامه فارسی به انگلیسی

Threshold	آستانه
Axon	آکسون
Apical	اپیکال
Nerve Fibers	الیاف عصبی
Soma	بدنه نورو
Axon terminal	پایانه آکسون
Resting potential	پتانسیل استراحت
Proximal	پروکسیمال
Neurotransmitter	پیام‌رسان‌های عصبی
integrate-and-fire	تجمیع و آتش
Leaky integrate-and-fire	تجمیع و آتش نشستی
Neuronal Populations	جمعیت‌های نورونی
Dendritic Spines	خارهای دندریت
Dendrite	دندریت
Dendrify	دندریفای
Distal	دیستال
Brain stem	ساقه مغز
Soma	سوما
Cytoplasm	سیتوپلاسم
Nervous system	سیستم عصبی
Central nervous system	سیستم عصبی مرکزی

Peripheral nervous system	سیستم عصبی محیطی
Synapse	سیناپس
Spiking neural networks	شبکه‌های عصبی ضربه‌ای
Spike	ضربه
Action	عمل
Membrane	غشا
Myelin sheath	غلاف میلین
(Cerebral) Cortex	قشر مغز
Conex	کانکس
Gray Matter	ماده خاکستری
White Matter	ماده سفید
Izhikevich Model	مدل ایزکویچ
Hodgkin-Huxley Model	مدل هادجکین-هاکسی
Cerebrum	مخ
Cerebellum	مخچه
Brain	مغز
Spinal cord	نخاع
Theory of Mind	نظریه ذهن
Brain Theory of Mind	نظریه ذهن مغز
Neurotransmitter	نوروترانسمیتر
Neuron	نورون
Post-synaptic neuron	نورون پس سیناپسی
Pre-synaptic neuron	نورون پیش سیناپسی
Excitatory neuron	نورون تحریکی
Inhibitory neuron	نورون مهارى
Pyramidal neuron	نورون هرمی
Pseudounipolar Neruron	نورون یک قطبی کاذب
Afferent Neurons	نورون‌های آوران
Inter Nerurons	نورون‌های بینابینی
Motor Nerurons	نورون‌های حرکتی

Sensory Neurons	نورون‌های حسی
Bipolar Neurons	نورون‌های دوقطبی
Multipolar Neurons	نورون‌های چند قطبی
Efferent Neurons	نورون‌های وایران
Neurite	نوریت
State	وضعیت
Nucleus	هسته

واژه‌نامه انگلیسی به فارسی

Action	عمل
Afferent Neurons	نورون‌های آوران
Apical	اپیکال
Axon	آکسون
Axon terminal	پایانه آکسون
Bipolar Neurons	نورون‌های دوقطبی
Brain	مغز
Brain stem	ساقه مغز
Brain Theory of Mind	نظریه ذهن مغز
Central nervous system	سیستم عصبی مرکزی
Cerebellum	مخچه
Cerebrum	مخ
(Cerebral) Cortex	قشر مغز
Conex	کانکس
Cytoplasm	سیتوپلاسم
Dendrify	دندریفای
Dendrite	دندریت
Dendritic Spines	خارهای دندریت
Distal	دیستال
Efferent Neurons	نورون‌های وایران
Excitatory neuron	نورون تحریکی
Gray Matter	ماده خاکستری

Hodgkin-Huxley Model	مدل هادجکین-هاکسی
Inhibitory neuron	نورون مهارى
Integrate-and-fire	تجميع و آتش
Inter Nerurons	نورون‌هاى بينابىنى
Izhikevich Model	مدل ايزکويچ
Leaky integrate-and-fire	تجميع و آتش نشتى
Membrane	غشا
Motor Nerurons	نورون‌هاى حرکتى
Multipolar Neurons	نورون‌هاى چند قطبى
Myelin sheath	غلاف ميلين
Nerve Fibers	الياف عصبى
Nervous system	سيستم عصبى
Neurite	نوريت
Neuron	نورون
Neuronal Populations	جمعيت‌هاى نورونى
Neurotransmitter	پيامرسان‌هاى عصبى
Nucleus	هسته
Peripheral nervous system	سيستم عصبى محيطى
Post-synaptic neuron	نورون پس سيناپسى
Pre-synaptic neuron	نورون پيش سيناپسى
Proximal	پروکسيمال
Pseudounipolar Neruron	نورون يک قطبى کاذب
Pyramidal neuron	نورون هرمى
Resting potential	پتانسيل استراحت
Sensory Neurons	نورون‌هاى حسى
Soma	بدنه نورون
Spike	ضربه
Spiking neural networks	شبکه‌هاى عصبى ضربه‌اى
Spinal cord	نخاع
State	وضعيت

Synapse
Theory of Mind
Threshold
White Matter

سیناپس
نظریهٔ ذهن
آستانه
ماده سفید

کتابنامه

- [1] P. Dayan and L. F. Abbott. *Theoretical neuroscience: computational and mathematical modeling of neural systems*. MIT press, 2005.
- [2] C. Eliasmith. *How to build a brain: A neural architecture for biological cognition*. OUP USA, 2013.
- [3] W. Gerstner, W. M. Kistler, R. Naud, and L. Paninski. *Neuronal dynamics: From single neurons to networks and models of cognition*. Cambridge University Press, 2014.
- [4] W. Gerstner, W. M. Kistler, R. Naud, and L. Paninski. *Neuronal dynamics: From single neurons to networks and models of cognition*. Cambridge University Press, 2014.
- [5] J. Hawkins. *A thousand brains: A new theory of intelligence*. Basic Books, 2021.
- [6] J. Hawkins and S. Ahmad. Why neurons have thousands of synapses, a theory of sequence memory in neocortex. *Frontiers in neural circuits*, page 23, 2016.
- [7] E. R. Kandel, J. H. Schwartz, T. M. Jessell, S. Siegelbaum, A. J. Hudspeth, S. Mack, et al. *Principles of neural science*, volume 4. McGraw-hill New York, 2000.

- [8] P. Miller. *An introductory course in computational neuroscience*. MIT Press, 2018.
- [9] M. Pagkalos, S. Chavlis, and P. Poirazi. Introducing the dendrify framework for incorporating dendrites to spiking neural networks. *Nature Communications*, 14(1):131, 2023.
- [10] F. Ponulak and A. Kasinski. Introduction to spiking neural networks: Information processing, learning and applications. *Acta neurobiologiae experimentalis*, 71(4):409–433, 2011.
- [11] L. Squire, D. Berg, F. E. Bloom, S. Du Lac, A. Ghosh, and N. C. Spitzer. *Fundamental neuroscience*. Academic press, 2012.

Abstract

The main issue addressed in this thesis is to implement a library that enables dendritic computation, which is an effective subset of computations within a neuron, in neural modeling. Among the reasons for the importance of these computations is the mechanism of prediction, the existence of sequential memory and the ability to learn brain patterns. It should be noted that sequential memory in humans is the result of the performance of these computations in pyramidal neurons. These neurons benefit from this type of memory with the help of the dendritic spiking mechanism that is similar to those of neurons. In this project, we are trying to facilitate future simulations by implementing these computations in CoNeX framework.



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

Computational Modeling of Pyramidal Neurons Based on Dendrites

Erfan Esmaeili

Supervisor: Mohammad Ganjtabesh

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

2023