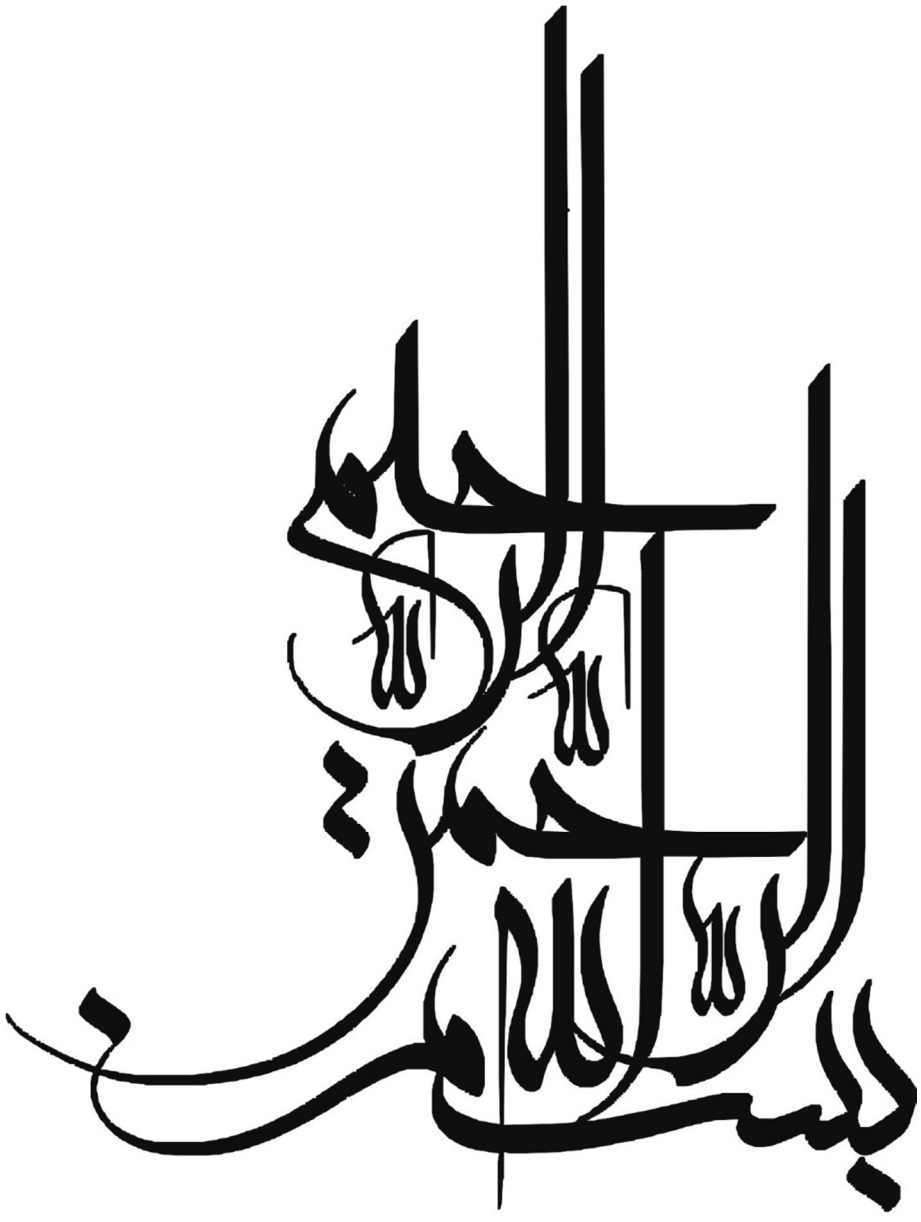

بسم الله الرحمن الرحيم

دانشگاه ارومیه

دانشکده فنی و مهندسی

عنوان:

ارائه ی روشی نو مبتنی بر الگوریتم PSO برای تعلیم شبکه های عصبیBlock Based جهت طبقه بندی سیگنال های ECG

نگارش:

شیرین شادمند

استاد راهنما:

دکتر بهبود مشعوفی

بهمن ۱۳۹۲

تقدیم به

پدرم، به استواری کوه

مادرم، به زلالی چشمه

همسرم، نشانه لطف الهی در زندگیم

سپاس

تشکر و سپاس بی پایان مخصوص خدایی است که بشر را آفرید و به او قدرت اندیشیدن داده و توانایی های بالقوه را در وجود انسان قرار داده و او را امر به تلاش و کوشش نموده و راهنمایانی را برای هدایت بشر فرستاده است.

پس از ارادت خاضعانه به درگاه خداوند بی همتا لازم است از استاد ارجمند جناب آقای دکتر بهبود مشعوفی به خاطر سعه صدر و رهنمودهای دلسوزانه که در تهیه ی این تحقیق مرا مورد لطف خود قرار دادند و راهنمایی های لازم را نمودند تشکر و قدردانی نمایم.

همچنین از پدر و مادر عزیز، دلسوز و مهربانم که آرامش روحی و آسایش فکری فراهم نمودند تا با حمایت های همه جانبه در محیطی مطلوب، مراتب تحصیلی را به نحو احسن به اتمام برسانم، سپاسگزاری می نمایم.

در نهایت، از همسر مهربان و صبورم تشکر می نمایم. کسی که با وجود فرسخ ها فاصله ی بینمان ، سایه ی مهربانیش سایه سار زندگیم بوده، او که اسوه صبر و تحمل بوده و مشکلات مسیر را برایم تسهیل نموده. به امید آنکه تا ابد در کنار یکدیگر باشیم.

چکیده

در جامعه ی مدرن امروزی که تمایل به داشتن عمر طولانی بیشتر شده است، مونیتورینگ علایم حیاتی نقشی بسیار مهم ایفا می کند. شخصی سازی مونیتورینگ علایم حیاتی برای هر فرد باعث می شود تا تغییرات فیزیولوژیکی ناشی از تفاوت های فردی و تغییرات محیطی نیز در نظر گرفته شود. بنابراین نیازمند آن هستیم که بتوانیم ویژگی های سیستم مونیتورینگ را متناسب با تفاوت های فردی و تغییرات محیط، تنظیم کنیم. در این پژوهش از شبکه های عصبی بلوکی(BBNN) به عنوان سیستم طبقه بندی کننده بیماری های قلبی استفاده شده است. شبکه های عصبی بلوکی شامل یک آرایه ی دو بعدی از بلوک های پایه با ساختار سلسله مراتبی هستند که می توانند به راحتی با استفاده از یک سخت افزار قابل بازآرایی مانند FPGA پیاده سازی شوند. همچنین برای آموزش شبکه های بلوکی نیازمند یک الگوریتم آموزش هستیم که در این پژوهش از الگوریتم بهینه سازی جمعیت ذرات(PSO) استفاده شده است. با استفاده از این الگوریتم به طور همزمان هم شبکه آموزش داده می شود و هم ساختار داخلی و وزن های شبکه بهینه می شوند. با استفاده از این شبکه بهینه شده و طبق استاندارد AAMI سیگنال های قلب در پنج کلاس مختلف طبقه بندی شده اند. ورودی شبکه عصبی بلوکی ویژگی هایی هستند که از سیگنال های ECG استخراج شده اند. برای این کار از تبدیل هرمیت استفاده شده است. ضرایب تبدیل هرمیت همراه با یک ویژگی زمانی (نسبت فاصله زمانی بین قله های مجاور) بردار ورودی شبکه عصبی بلوکی را بوجود می آورند. در روش پیشنهادی از داده های موجود در بانک اطلاعاتی بیماری های قلبی MIT-BIH استفاده شده است و دقتی در حدود ۹۸٪ برای تشخیص نمونه های VEB و۹۷٪ برای تشخیص نمونه های SVEB بدست آمده است که یک بهبود آشکار نسبت به کارهای انجام شده را نشان می دهد.

فهرست مطالب

عنوان **صفحه**

فصل اول مقدمه..... ۱

۱-۱ انگیزه و اهداف تحقیق..... ۱

۱-۲ سازمان پایان نامه..... ۴

فصل دوم پیش زمینه..... ۶

۲-۱ مقدمه..... ۶

۲-۲ شبکه های عصبی مصنوعی..... ۶

۲-۲-۱ شبکه های عصبی زیستی..... ۶

۲-۲-۲ شبکه های عصبی مصنوعی: تاریخچه و کاربردها..... ۷

۲-۲-۳ شبکه های عصبی پرسپترون چند لایه..... ۹

۲-۲-۴ روش های آموزش شبکه های عصبی مصنوعی..... ۱۶

۲-۳ شبکه های عصبی مصنوعی بلوکی..... ۲۰

۲-۳-۱ ساختار شبکه عصبی بلوکی..... ۲۰

۲-۳-۲ بهینه سازی شبکه عصبی بلوکی..... ۲۲

۲-۴ سیگنال های الکتروکاردیوگرام..... ۲۳

فصل سوم بهینه سازی شبکه عصبی بلوکی با استفاده از الگوریتم PSO..... ۲۵

۳-۱ مقدمه..... ۲۵

۳-۲ مدل شبکه عصبی بلوکی..... ۲۵
۳-۳ آنالیز الگوریتم بهینه سازی جمعیت ذرات(PSO)..... ۳۱
۳-۳-۱ معرفی الگوریتم بهینه سازی جمعیت ذرات(PSO)..... ۳۱
۳-۳-۲ الگوریتم پایه ی بهینه سازی جمعیت ذرات..... ۳۲
۳-۳-۳ بررسی مزایا و معایب الگوریتم پایه بهینه سازی جمعیت ذرات..... ۳۳
۳-۳-۴ بهبود عملکرد الگوریتم پایه بهینه سازی جمعیت ذرات..... ۳۴
۳-۳-۴-۱ ضریب اینرسی..... ۳۴
۳-۳-۴-۲ ضریب همگرایی..... ۳۴
۳-۴ بهینه سازی شبکه های عصبی مصنوعی بلوکی با استفاده از الگوریتم PSO..... ۳۶

فصل چهارم طبقه بندی سیگنال های الکتروکاردیوگرام..... ۴۲

۴-۱ مقدمه..... ۴۲
۴-۱-۱ سیگنال های الکتروکاردیوگرام..... ۴۲
۴-۱-۲ تلاش برای طبقه بندی سیگنال های الکتروکاردیوگرام..... ۴۳
۴-۲ روش های پیشین برای شبقه بندی سیگنال های ECG ۴۶
۴-۳ طبقه بندی سیگنال های الکتروکاردیوگرام..... ۴۹
۴-۳-۱ داده های آماده برای سیگنال های ECG ۴۹
۴-۳-۲ پیش پردازش سیگنال های ECG ۵۲
۴-۳-۲-۱ نویز تصادفی ناشی از برق شهر..... ۵۲
۴-۳-۲-۲ نویز ناشی از انحراف خط زمینه..... ۵۴
۴-۳-۳ استخراج ویژگی..... ۵۸
۴-۳-۳-۱ تبدیل هرمیت..... ۵۸
۴-۳-۳-۲ فاصله زمانی بین قله ها..... ۶۱
۴-۳-۴ تابع صلاحیت..... ۶۲

فصل پنجم نتایج شبیه سازی و مقایسه با روش های پیشین..... ۶۴

۵-۱ نتایج تجربی..... ۶۴
۵-۱-۱ پارامترهای آموزش..... ۶۴
۵-۱-۲ روند تکامل الگوریتم بهینه سازی جمعیت ذرات(PSO)..... ۶۵
۵-۲ نتایج طبقه بندی..... ۷۵
۵-۳ مقایسه..... ۷۹
۵-۳-۱ مقایسه از نظر پارامترهای اندازه گیری شده..... ۸۰
۵-۳-۲ مقایسه از نظر تاثیر نویز..... ۸۳

فصل ششم نتیجه گیری و پیشنهادات..... ۸۶

۶-۱ نتیجه گیری..... ۸۶
۶-۲ پیشنهادات..... ۸۷

فهرست مراجع و منابع..... ۸۹

۱- مقدمه

۱-۱ انگیزه و اهداف تحقیق

با توجه به علاقه انسان ها به داشتن عمر طولانی، مونیتورینگ سریع علایم حیاتی برای افراد مسن و بیمار نقشی اساسی ایفا می کند. در صورت بروز شرایط غیرعادی یا اورژانسی برای بیمار، پزشک متخصص می تواند به سرعت این علایم را تشخیص داده و اقدامات لازم را در جهت حفظ جان بیمار انجام دهد. حتی خود بیمار نیز می تواند به طور دائم علایم حیاتی خود را کنترل کرده و در صورت دیدن تغییراتی در این علایم حیاتی سریعا به پزشک مراجعه کرده و از بروز برخی از خطرات برای بدن جلوگیری کند. به عنوان مثال افرادی که در شرایط خطرناک کار می کنند، مانند پرسنل ارتش ، آتش نشان ها و رانندگان ماشین های بزرگ ، می توانند از این امکانات استفاده کرده و برخی از خطرات تهدیدکننده ی سلامتی مانند کاهش هشیاری و سکته های قلبی را پیش بینی کنند.

شخصی سازی مونیتورینگ علایم حیاتی بدن یک امر مهم و اساسی است زیرا برخی از شرایط مانند تاریخچه ی بیماری ها، جنسیت و سن هر بیمار با بیمار دیگر متفاوت خواهد بود و این تفاوت ها در تصمیم گیری پزشک تاثیر خواهد داشت. بعلاوه برخی از تغییرات فیزیولوژیکی که ناشی از تغییرات زمانی و محیطی است نیز باید در نظر گرفته شود.

ابزار های مونیتورینگ علایم حیاتی باید به گونه ای طراحی شوند که بتوان تغییرات بین بیماران مختلف را در نظر گرفت و بتوان ساختار آن ها را با توجه به این تغییرات بازسازی نمود.

برای مونیتورینگ علایم حیاتی بدن می توان اندازه گیری های مختلفی را در نظر گرفت مانند سیگنال های ECG[1] ، سرعت تنفس، فشار خون و غیره.

سیگنال های الکتروکاردیوگرام (ECG) یک شیوه ی مهم در مونیتورینگ فعالیت های قلب می باشند. طبق تحقیقاتی که توسط اتحادیه قلب آمریکا انجام شده است، ۳۸ درصد مرگ و میر در سال ۲۰۰۳ در

[1] Electrocardiogram

آمریکا ، مربوط به بیماری های قلبی و عروقی بود. طبق آمار در برخی از سال ها بیماری های قلبی و عروقی نسبت به سایر بیماری ها مانند سرطان و تصادفات، بیشترین آمار مرگ و میر را به خود اختصاص داده است.[1]

مونیتورینگ دائم شرایط فعالیت قلب باعث می شود تا حملات قلبی پیش از وقوع پیش بینی شده و اقدامات لازم جهت رفع خطر انجام شود. در نتیجه مرگ و میر ناشی از بیماری های قلبی کاهش می یابد. مونیتورینگ فعالیت های قلب به ویژه برای افراد مسن و بیمارانی که سابقه ایست قلبی یا تپش قلب دارند ضروری و لازم است.

یک ویژگی مهم سیگنال های قلبی وابستگی شدید آن ها به تغییرات شرایط محیطی است. این سیگنال ها برای افراد مختلف بسیار متفاوت می باشند. حتی سیگنال های قلبی یک شخص نیز در طول زمان و بسته به شرایط محیطی تغییرات بسیاری خواهد داشت.

ضربان های قلبی سینوسی و نرمال از نقطه سینوس قلب سرچشمه می گیرند و سایر انواع ضربان های قلب بسته به اینکه سرچشمه بیماری از کدام نقطه قلب است، می توانند نشان دهنده ی انواع بیماری های قلبی باشند.

در شرایط مختلف ضربان هایی که نشان دهنده ی یک نوع بیماری هستند ، ممکن است از نظر ظاهر با هم تفاوت داشته باشند. به عنوان مثال اگر تعدادی ضربان قلب را در نظر بگیریم که همگی نشان دهنده ی بیماری نوع انقباض زودرس بطنی هستند، ممکن است این ضربان ها شکل های متفاوتی داشته باشند.

برای فایق آمدن بر این مشکل(تغییرات بسیار سیگنال های قلبی) نیازمند یک بانک اطلاعاتی بزرگ هستیم که تا حد امکان شامل تمام بیماری های احتمالی باشد و به وسیله این بانک اطلاعاتی شبکه عصبی طبقه بندی کننده ی بیماری ها را آموزش دهیم و با استفاده از این شبکه ی آموزش دیده بیماری ها را طبقه بندی کنیم.

برای طبقه بندی بیماری های قلبی روش های مختلفی موجود است. در این پژوهش از شبکه های عصبی بلوکی(BBNN)[۲][2] برای این کار استفاده شده است. شبکه های عصبی بلوکی شامل یک آرایه ی دو بعدی از بلوک ها هستند که ساختار سلسله مراتبی دارند. ساختار شبکه های عصبی بلوکی به گونه ای است که می توانند به راحتی توسط سخت افزار های قابل بازسازی [۳](FPGA) پیاده سازی شوند[3]. در صورت نیاز می توان ساختار شبکه را بازسازی نمود و در نهایت به یک ساختار بهینه برای ساختار درونی و وزن های شبکه رسید. ساختار سلسله مراتبی شبکه های عصبی بلوکی این امکان را فراهم می سازد تا بتوان به راحتی با اضافه کردن بلوک هایی ابعاد شبکه را گسترش داد.

هدف اصلی این پژوهش، طبقه بندی بیماری های قلبی برای یک شخص منحصر به فرد است. برای رسیدن به این هدف نیازمند آن هستیم که شبکه عصبی را به عنوان یک طبقه بندی کننده و یک الگوریتم را نیز برای آموزش این طبقه بندی کننده در نظر بگیریم. این الگوریتم باید قادر باشد به طور همزمان ساختار درونی و وزن های شبکه عصبی را بهینه کند. در این پژوهش از الگوریتم بهینه سازی جمعیت ذرات [۴](PSO)[4] برای این کار استفاده شده است. الگوریتم هایی که قبلا برای بهینه سازی ساختار و وزن های شبکه ی عصبی استفاده شده است اغلب دارای سرعت همگرایی پایینی می باشند.

برای شخصی سازی طبقه بندی بیماری های قلبی برای هر فرد، شبکه عصبی بلوکی مورد نظر را با استفاده از دو نوع داده های آموزشی تعلیم می دهیم. یک دسته از این داده ها برای تمام افراد مشترک است. در دسته ی دوم نمونه هایی هستند که مخصوص هر فرد هستند و از نوار قلبی مخصوص هر فرد انتخاب می شوند.

ضرایب تبدیل هرمیت و نسبت فاصله ی زمانی هر پیک با پیک های قبلی و بعدی به عنوان ویژگی هایی هستند که از هر ضربان قلب استخراج می شوند. این ویژگی ها به عنوان ورودی های شبکه عصبی در نظر گرفته می شوند.

[۲] Block Based Neural Network
[۳] Field programmable gate array
[۴] Particle Swarm Optimization

این شبکه عصبی آموزش دیده به عنوان یک سیستم طبقه بندی کننده، ضربان های قلب را در پنج کلاس جداگانه که توسط انجمن ارتقاع تجهیزات پزشکی [5](AAMI)[5] معرفی شده اند، قرار می دهد.

در نتایج شبیه سازی از بانک اطلاعاتی آماده MIT-BIH [6]و نرم افزار MATLAB استفاده شده است و دقتی در حدود ۹۸ درصد برای تشخیص نمونه های کلاس VEB و ۹۷.۴ درصد برای تشخیص نمونه های کلاس SVEB نشان می دهد. این نتایج نوعی بهبود در عملکرد تشخیص بیماری ها از نظر سرعت و دقت ، در مقایسه با روش های قبلی را نشان می دهد.

۱-۲ سازمان پایان نامه

این پایان نامه از قسمت های زیر تشکیل شده است.

فصل دوم شامل مطالبی است در مورد مفاهیم و ابزار های مورد استفاده در این پژوهش و مطالبی که به عنوان پیش زمینه مورد استفاده قرار خواهد گرفت. در این فصل به طور خلاصه ساختار شبکه های عصبی مصنوعی مورد مطالعه قرار می گیرد. در ادامه بر روی شبکه های عصبی بلوکی (BBNN) تمرکز خواهیم کرد و مطالبی در مورد ساختار، روش های بهینه سازی که در کار های گذشته انجام شده است و همچنین اطلاعاتی در مورد پیاده سازی سخت افزاری این نوع شبکه عصبی ارائه خواهد شد.

در فصل سوم یک نوع الگوریتم بهینه سازی برای شبکه عصبی بلوکی ارائه خواهد شد. این الگوریتم به طور همزمان ساختار و وزن های شبکه را بهینه می کند. الگوریتم مورد استفاده در این پژوهش الگوریتم بهینه سازی جمعیت ذرات (PSO) است که الهام گرفته شده از حرکت و همکاری پرندگان یا ماهی ها برای یافتن غذا است. این الگوریتم به طور کامل در این فصل توضیح داده خواهد شد. همچنین این فصل

[۵] Association for the Advancement of Medical Instrumentation
[۶] Massachusetts Institute of Technology-Boston's Beth Israel Hospital
[۷] Ventricular Ectopic Beats
[۸] Supra Ventricular Ectopic Beats

شامل مطالبی در مورد آماده سازی شبکه عصبی بلوکی برای بهینه شدن با استفاده از الگوریتم PSO می باشد.

فصل چهارم روش طبقه بندی سیگنال های ECG را توسط شبکه عصبی بلوکی شرح می دهد. همچنین کلیه ابزار مورد نیاز برای طبقه بندی یک سیگنال ECG مانند بانک اطلاعاتی مورد استفاده، روش استخراج ویژگی و سایر موارد توضیح داده خواهدشد.

در فصل پنج نتایج شبیه سازی ها ارائه شده و نحوه عملکرد و دقت طبقه بندی با استفاده از یک سری معیار ها مورد سنجش قرار خواهد گرفت و در انتها روش پیشنهادی با روشهای ارائه شده در روش های قبل مقایسه خواهد شد.

۲- پیش زمینه

۲-۱ مقدمه

در این فصل مفاهیم مربوط به شبکه عصبی و راه های آموزش شبکه عصبی و همچنین اطلاعاتی در مورد تاریخچه و کاربردهای شبکه عصبی ارائه می شود. در انتهای فصل نیز سیگنال های الکتروکاردیوگرام معرفی خواهند شد.

۲-۲ شبکه های عصبی مصنوعی

انسان ها همیشه به دنبال به وجود آوردن سیستم هایی بودند که قادر باشد کارهای پیچیده و محاسبات سنگین را بهتر از مغز انسان انجام دهد. این تمایلات باعث شده است که شبکه های عصبی مصنوعی بوجود بیایند. شبکه های عصبی مصنوعی در واقع الهام گرفته شده از مغز انسان هستند. زمینه شبکه های عصبی مصنوعی می تواند تعداد زیادی از تئوری ها و کاربردها را تحت پوشش قرار دهد و در بسیاری از زمینه های علمی و رشته های مختلف کاربرد های بسیاری داشته باشد.

جزئیات مربوط به شبکه های عصبی مصنوعی به دلیل اینکه خارج از اهداف این پژوهش می باشد، اشاره نشده اند. در این قسمت فقط توضیحات مختصری در مورد تئوری شبکه های عصبی داده خواهد شد.

۲-۲-۱ شبکه های عصبی زیستی

با توجه به اینکه شبکه های عصبی مصنوعی از سیستم عصبی مغز انسان الهام گرفته شده اند، بنابراین داشتن اطلاعات دقیقی در مورد شبکه های عصبی زیستی مفید خواهد بود. مغز انسان از میلیارد ها نرون عصبی تشکیل شده است که این نرون ها با اتصالات مختلفی به یکدیگر وصل شده اند. یک مدل ساده شده از یک نرون عصبی در شکل ۲-۱ نشان داده شده است. این شکل فقط قسمتهای اصلی نرون را نشان می دهد. دندریت ها کانال های ورودی نرون هستند.

بدنه سلول، اولین واحد پردازش است و سیگنالهای ورودی که از نرونهای همسایه آمده اند توسط برآمدگی آکسون جمع می شوند. آکسون انشعابات زیادی دارد که به سلول های دیگر وصل شده اند و خروجی را بوجود می آورند.

وظیفه هر نرون به این صورت است که سیگنال های ورودی را دریافت کرده، عمل پردازش را روی آنها انجام می دهد و خروجی حاصل را به نرون بعدی می فرستد. به این صورت که ورودی های هر نرون با یکدیگر جمع شده و سپس حاصل این جمع از یک تابع عبور داده می شود و خروجی را به وجود می آورد. این خروجی از طریق انشعابات آکسون به نرون بعدی منتقل می شود. انشعابات آکسون از طریق اتصالاتی به نام سیناپس به دندریت های نرون های همسایه متصل می شوند.

هر نرون به عنوان یک واحد عملیاتی پایه در نظر گرفته می شود. میلیون ها نرون به صورت یک شبکه عصبی به هم متصل شده اند و هر کدام از آنها می توانند به گونه ای آموزش ببینند که در همکاری با نرون های دیگر وظیفه خاصی را به انجام برسانند.

گرچه ظرفیت و توانایی یک نرون تنها، برای انجام بعضی از کارها محدود است ولی شبکه های عصبی که ساختاری از میلیون ها نرون عصبی هستند قادر به انجام وظایف پیچیده ای می باشند.

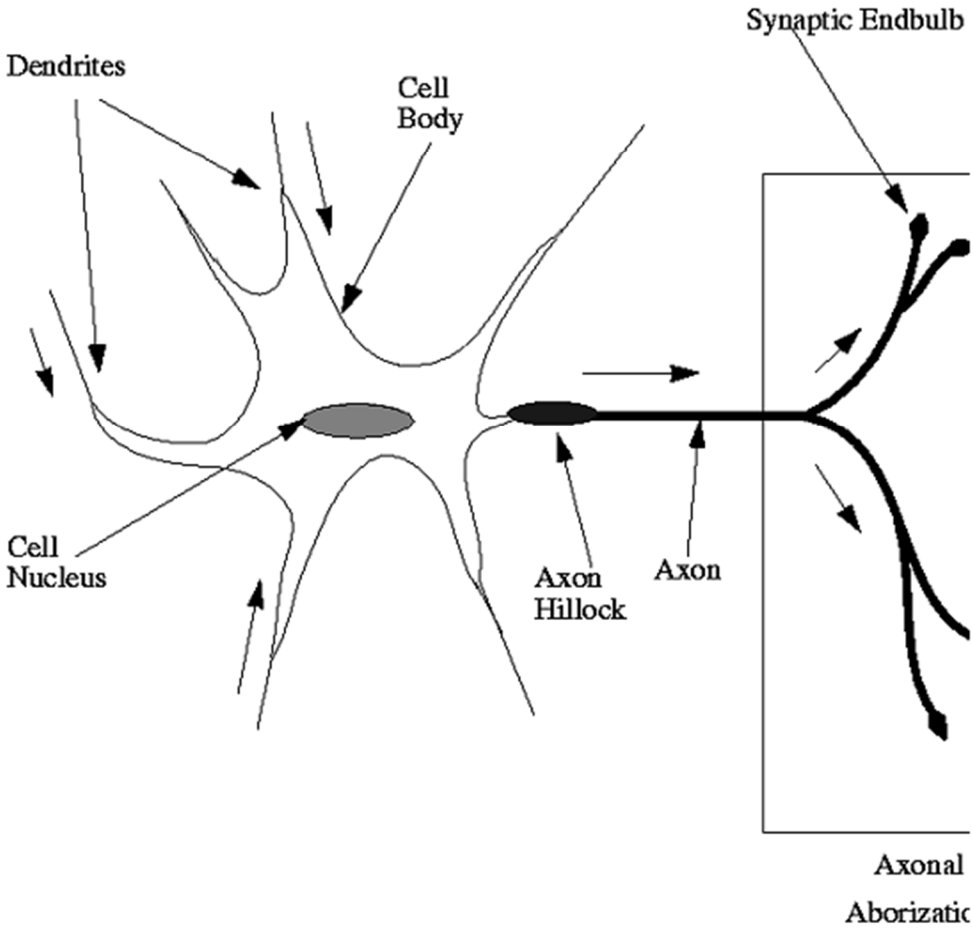
۲-۲-۲ شبکه های عصبی مصنوعی: تاریخچه و کاربردها

تمایل محققان برای شبیه سازی مکانیزم عملکرد مغز انسان انگیزه ای بوده است که باعث شده است تا شبکه های عصبی مصنوعی به وجود بیایند. اما به خاطر اینکه اطلاعات کمی در مورد مغز انسان و عملکرد آن در اختیار داریم، شبیه سازی بعضی از عملکردهای مغز توسط سیستم های مصنوعی غیرممکن است. در بسیاری از زمینه های علمی مختلف، بخش بزرگی از فعالیت های تحقیقاتی صرف تحقیق روی شبکه های عصبی شده است و نتایج بسیار جالبی نیز به دست آمده است.

اولین کاری که در زمینه شبکه های عصبی مصنوعی انجام گرفته است توسط وارن مک کولچ و والتر پیتز در سال ۱۹۴۳ بود [7]. آنها مقاله ای در مورد اینکه چگونه نرونهای زیستی طبق معادلات ریاضی و

منطقی در یک شبکه عصبی ساده کار می کنند، نوشتند. به دنبال آن دونالد هب در مقاله ای یک مکانیزم آموزش برای نرون های زیستی پیشنهاد کرد[8].

برنارد ویدرو و مارسین هوف[9] در دانشگاه استنفورد یک شبکه عصبی مصنوعی جدید با نام آدالاین معرفی کردند که توسط الگوریتم کوچکترین میانگین مربعات[۹] (LMS)آموزش داده شده بود. آدالاین اولین مدل شبکه عصبی بود که در کاربرد های واقعی مورد استفاده قرار گرفت.



[۹] Least Mean Square

شکل ۲-۱ مدل ساده شده ی یک نرون عصبی

در سال ۱۹۵۸ شبکه عصبی پرسپترون توسط روزنبلات معرفی شد[10]. این شبکه عصبی توانست انتظاراتی را که از یک شبکه عصبی مصنوعی وجود داشت را به اثبات برساند. یک شبکه عصبی پرسپترون تک لایه قادر بود تا یک سری عدد را در یک یا دو کلاس طبقه بندی کند.

در سال ۱۹۶۹، مینسکی و پاپرت[11] در کتاب معروف خود نشان دادند که شبکه عصبی پرسپترون تنها برای مسائلی کاربرد دارد که بتوان به صورت خطی کلاس ها را از هم جدا کرد. آنها ثابت کردند که شبکه عصبی پرسپترون قادر به حل مسائلی که به صورت خطی قابل تفکیک نیستند، نمی باشد. انتشار کتاب آنها یک ضربه بزرگ بر تحقیقات روی شبکه های عصبی بود وتوانایی های انتظار رفته از یک شبکه عصبی را زیر سوال برد.

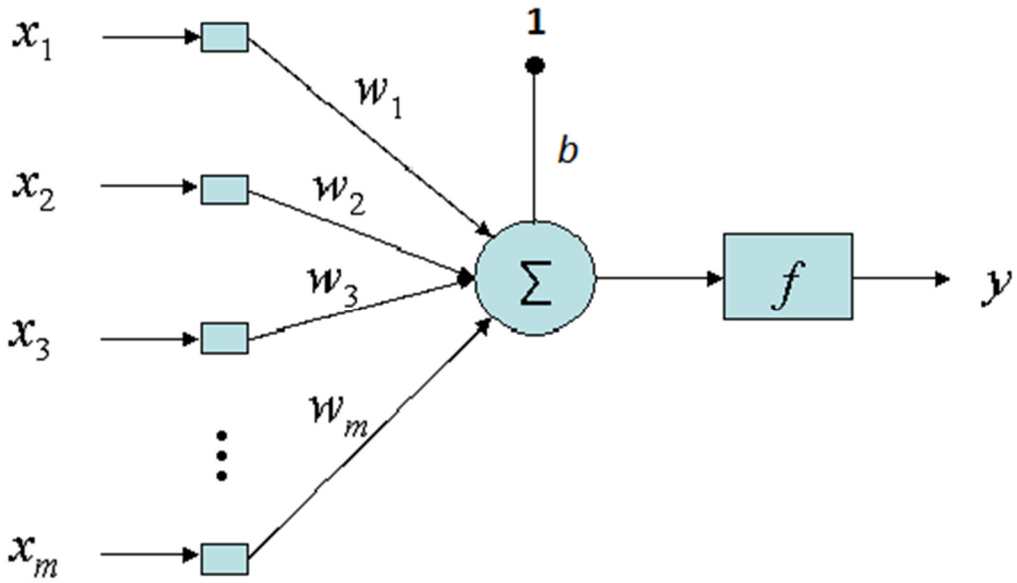
شک و شبهه در مورد توانایی های شبکه های عصبی، توسط رومل هارت [12],[13] و با معرفی الگوریتم پس انتشار خطا، به پایان رسید. از مدل های دیگری که برای شبکه های عصبی مصنوعی معرفی شد می توان به شبکه های خودسازمان ده و مدل هاپفیلد که به ترتیب توسط کوهنن[14] و هاپفیلد[15] معرفی شدند، اشاره کرد.

شبکه های عصبی مصنوعی مورد علاقه بسیاری از زمینه های علمی بوده است. این شبکه ها توانسته اند در گستره ی وسیعی از کاربردها با موفقیت مورد استفاده قرار گیرند مانند سیستم های تشخیص هویت ، پیش گویی در حوزه ی زمان ، طبقه بندی ، سیستم های هوشمند و غیره.

به عنوان چند مثال از کاربرد های شبکه های عصبی مصنوعی می توان به شناسایی صوت ، شناسایی چهره ، پردازش سیگنال ، پیش بینی های اقتصادی ، بیوانفورماتیک ، طراحی سیستم های کنترلی ، بهینه سازی زمان انجام پروژه ، طراحی Lay out مدارهای الکترونیکی و غیره اشاره کرد.

۲-۲-۳ شبکه عصبی پرسپترون چند لایه

در این فصل ابتدا نگاهی به شبکه عصبی پرسپترون می کنیم که توسط روزنبلات معرفی شد. این شبکه عصبی مصنوعی در شکل ۲-۲ نشان داده شده است. مدل شبکه عصبی پرسپترون شامل یک ترکیب کننده ی خطی و یک تابع محدود کننده است. ترکیب کننده خطی یک ترکیب خطی از ورودی سیناپس های نرون را ارائه می کند. معمولا یک جمله بایاس نیز به این ترکیب خطی اضافه می شود.



شکل ۲-۲ شبکه عصبی پرسپترون

سپس حاصل جمع به وجود آمده به تابع محدود کننده اعمال می شود تا خروجی تولید شود. خروجی محدود کننده بسته به اینکه ورودی مثبت بوده است یا منفی، ۱+ یا ۱- خواهد بود.

از نظر ریاضی، یک نرون، خروجی را طبق روابط زیر محاسبه می کند.

$$y = f(v) = \begin{cases} +1 & ,if\ v \geq 0 \\ -1 & ,if\ v < 0 \end{cases} \qquad (۱-۲)$$

$$v = \sum_{i=1}^{m} w_i x_i + b \qquad (۲-۲)$$

در این رابطه v نشان دهنده خروجی نرون قبل از وارد شدن به تابع محدود کننده است. x_i ورودی نرون ها و w_i وزن های شبکه عصبی پرسپترون می باشند. b نیز نشان دهنده جمله ی بایاس می باشد.

همانطور که گفته شد، شبکه عصبی پرسپترون قادر است تا یک مجموعه از داده های ورودی x_1، x_2، x_3، . . . . ، x_n را در دو کلاس C_1 و C_2 طبقه بندی کند. محدوده ی تصمیم گیری توسط پرسپترون را می توان توسط یک خط نشان داد.

$$\sum_{i=1}^{m} w_i x_i + b = 0 \qquad (۳-۲)$$

قانون طبقه بندی ورودی ها نیز به این صورت است که در یک فضای m بعدی از ورودی ها، ورودی i متعلق به کلاس C_1 است اگر خروجی پرسپترون مثبت باشد، در غیر این صورت متعلق به کلاس C_2 خواهد بود. این ساختار دو لایه قادر بود تا توابع منطقی ساده را پیاده سازی کند.

شبکه عصبی پرسپترون به دلیل نداشتن یک الگوریتم آموزشی مشخص، نمی توانست بیشتر از دو لایه داشته باشد. همانطور که مینسکی و پاپرت در کتاب خود اشاره کرده بود[11]، یک شبکه عصبی پرسپترون دو لایه حتی قادر به حل مسائل ساده ای مانند مسئله XOR نبود.

کتاب مینسکی و پاپرت چندین محدودیت دیگر نیز برای شبکه پرسپترون دو لایه معرفی کرده بود. همچنین آنها در این کتاب پیشنهاد کرده بودند که اضافه کردن چند لایه مخفی به این شبکه قادر خواهد بود

تا توانایی و ظرفیت آن را گسترش دهد. تنها مشکلی که وجود داشت آن بود که این شبکه پرسپترون جدید با چند لایه مخفی نیازمند یک الگوریتم آموزشی جدید بود.

مشکل شبکه عصبی پرسپترون با چند لایه مخفی در سال ۱۹۸۶ توسط رومل هارت و با معرفی الگوریتم پس انتشار خطا رفع گردید. الگوریتم پس انتشار خطا یک روش مفید برای آموزش شبکه عصبی پرسپترون چند لایه بود و محدودیت های شبکه عصبی پرسپترون دو لایه را حل کرد تا این شبکه قادر به حل مسائل پیچیده تر باشد.

پس از انتشار این روش در مقالات، الگوریتم پس انتشار خطا به دلیل سادگی و موثر بودن در حل مسائل مختلف، به عنوان یک روش معروف در زمینه شبکه های عصبی مصنوعی به کار برده می شد. در ادامه این الگوریتم به طور خلاصه توضیح داده خواهد شد.

شکل ۲-۳ ساختار شبکه عصبی پرسپترون چند لایه را نشان می دهد. این شبکه ترکیبی است از یک لایه ی ورودی، یک یا چند لایه ی پنهانی و یک لایه ی خروجی. هر نرون در هر لایه به تمام نرونهای لایه بعد متصل شده است. پردازش سیگنال در این شبکه فقط به سمت جلو است، یعنی از لایه ورودی به سمت لایه پنهانی و در نهایت به سمت لایه خروجی.

در الگوریتم پس انتشار خطا، سیگنال ها در دو جهت حرکت می کنند. سیگنال های ورودی به سمت جلو و سیگنال های خطا به سمت عقب حرکت می کنند. در حرکت به سمت جلو، سیگنال های ورودی x_i ($i=1,2,3,\ldots,m$) از لایه ورودی و از طریق لایه های پنهانی به سمت لایه خروجی حرکت می کنند و خروجی های شبکه y_k ($k=1,2,3,\ldots,n$) را به وجود می آورند.

$$y_k = f(v_k)$$

$$= f\left(\sum_{j=1}^{J} w_{jk} z_j + b_k\right). \qquad (۲-۴)$$