دانشگاه صنعتی شاهرود

دانشکده فناوری اطلاعات و کامپیوتر

گروه کامپیوتر

پیش بینی شدت آسیبهای کبدی در بیماران کبدچرب با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی

دانشجو : نازبخت مرگانپور

استاد راهنما :

جناب آقای دکتر حمید حسن پور

پایان نامه ارشد جهت اخذ درجه کارشناسی ارشد

شهریور ماه سال ۹۲-۹۱

دانشگاه صنعتی شاهرود

دانشکده :فناوری اطلاعات و کامپیوتر

پایان نامه کارشناسی ارشد آقای/ خانم نازبخت مرگانپور

تحت عنوان: پیش بینی شدت آسیبهای کبدی در بیماران کبدچرب با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی

در تاریخ ۱۳۹۲/۰۶/۲۳ توسط کمیته تخصصی زیر جهت اخذ مدرک کارشناسی ارشد مورد ارزیابی و با درجه خیلی خوب مورد پذیرش قرار گرفت.

اساتید راهنما	امضاء	اساتید مشاور	امضاء
نام و نام خانوادگی: دکتر حمید حسن پور		نام و نام خانوادگی:	
نام و نام خانوادگی :		نام و نام خانوادگی :	

اساتید داور	امضاء	نماینده تحصیلات تکمیلی	امضاء
نام و نام خانوادگی: دکتر وحید ابوالقاسمی	۹۲/۷/۲۱	نام و نام خانوادگی: مهندس علی بازقندی	
نام و نام خانوادگی : دکتر پیمان کبیری			
نام و نام خانوادگی :			
نام و نام خانوادگی :			

تقدیم به

روح پاک پدرم که عالمانه به من آموخت تا چگونه در عرصه زندگی، ایستادگی را تجربه نمایم

و به مادرم، دریای بی کران فداکاری و عشق که وجودم برایش همه رنج بود و وجودش برایم همه مهر

و به همسرم، اسطوره زندگیم، پناه خستگیم و امید بودنم.

تشکر و قدردانی

قبل از هر چیز، خداوند بزرگ را به خاطر لطفی که همواره شامل حال من نموده شاکرم . با تشکر و کسب اجازه از اساتید گرانقدری که در این سال ها زحمت آموزش و تعالی مرا بر دوش کشیدند، ابتدا جا دارد از زحمات استاد محترم جناب آقای پروفسور ملک زاده، رئیس محترم پژوهشکده گوارش و کبد دانشگاه علوم پزشکی تهران به دلیل رهنمودها و تشویق های موثر ایشان و در اختیار گذاشتن دیتابیس بسیار پرارزش و واقعی پژوهشکده گوارش و کبد دانشگاه علوم پزشکی تهران، که زمینه ساز این تحقیق بوده است، صمیمانه قدردانی کنم . جا دارد از زحمات جناب آقای دکتر حسین پوستچی معاون آموزشی پژوهشکده گوارش و کبد دانشگاه علوم پزشکی تهران، که تحسین الهام بخش در انتخاب موضوع بوده اند، به دلیل رهنمودهای موثر ایشان سپاسگزاری نمایم . به علاوه، از استاد محترم جناب آقای دکتر شاهین مرآت فوق تخصص گوارش و کبد به عنوان استاد مشاور در تمام مراحل انجام این تحقیق از رهنمودها و کمک های بی دریغ ایشان بهره مند بوده ام ، به ویژه به خاطر ساعت هایی که به بحث و تبادل نظر در مورد موضوع تحقیق بنده اختصاص داده اند که همواره برای من الهام بخش و دیدگاهی تازه نسبت به موضوع بوده است، سپاسگزارم و تمامی اساتید و پزشکان پژوهشکده گوارش و کبد دانشگاه علوم پزشکی تهران و کارکنان مرکز کوهورت استان گلستان در جمع آوری داده ها، به موجب این ناچیز که در راه علم و تحقیق حاصل شده است، همواره قدردان آنان خواهم بود. در پایان، با سپاسی ویژه از جناب آقای دکتر حمید حسن پور، رئیس محترم دانشکده کامپیوتر و فناوری اطلاعات دانشگاه صنعتی شاهرود، که به عنوان استاد راهنما، با پیشنهادات خود راهنما و راهگشای این پایان نامه بودند، و نیز با قدردانی از جناب آقای مهندس بروسان که با بزرگواری تمام و با وجود هزاران کیلومتر فاصله مکانی، از طریق پست الکترونیک و ویدیو کنفرانس با راهنمایی های خود کمک شایانی در شناخت کامل شبکه های عصبی و اصلاح کدهای نوشته شده داشتند و تمامی کسانی که هرگز پرسش های بی شمارم را در طول انجام این تحقیق بی پاسخ نگذاشتند .

چکیده

استان گلستان به دلیل قرار گرفتن روی کمربند جهانی بیماریهای گوارش و کبد ، جزء مناطق پرخطر جهان میباشد . در همین راستا مرکز تحقیقات گوارش و کبد دانشگاه علوم پزشکی تهران ، پس از جستجوهای متنوع طرحی را برای پیش بینی شدت آسیبهای کبدی در بیماران مبتلا به کبد چرب برپایه ی اطلاعات فردی، بالینی و آزمایشگاهی در گروه های مختلف بیماران را پیشنهاد نمود . دراین پروژه اطلاعات مربوط به تعداد ۱۴۶۴ بیمار با نتیجه درمان مشخص گرد آوری می شود . شبکه های عصبی مورد استفاده دراین تحقیق ، شبکه های عصبی پرسپترون چندلایه و شبکه های عصبی پایه شعاعی میباشد . زیرا پرسپترون نوعی از شبکه عصبی برمبنای یک واحد محاسباتی به نام پرسپترون ساخته میشود . شبکه های تابع پایه شعاعی رفتاری مشابه شبکه های بیولوژیکی مغز انسان دارد و شبکه ای مرتبط با شبکه پیش خور چند لایه با یک لایه ورودی و الگوریتم آموزش که این مجموعه یکی از قویترین شبکه های عصبی را تشکیل داده است . شبکه RBF نسبت به شبکه پرسپترون پیشخورد چند لایه ساختار ساده تری دارد و از سه لایه ثابت تشکیل شده : لایه ورودی محل ورود داده ها به شبکه , لایه میانی که به لایه RBF نیز معروف است و لایه خروجی که ترکیبی خطی از کلیه خروجی های لایه میانی است . با توجه به تمامی مراحل آموزش و تست کردن شبکه های عصبی RBF و MLP ، به این نتیجه رسیده شده است که این پایان نامه با شبکه عصبی RBF به نتیجه مطلوبی رسیده است .

کلمات کلیدی: شبکه های عصبی پرسپترون چندلایه ، شبکه های عصبی پایه شعاعی ، بیماری کبد چرب

لیست مقالات استخراج شده

طراحی مدل جهت پیش بینی شدت آسیبهای کبدی در بیماران کبد چرب بااستفاده از شبکه های عصبی مصنوعی ، نازبخت مرگانپور ، حمید حسن پور ، شاهین مرآت

فهرست مطالب

عنوان **صفحه**

فصل۱ مقدمه

۱-۱. مقدمه ۲
۱-۲. چگونگی تشخیص بیماری بوسیله شبکه های عصبی مصنوعی..... ۲
۱-۳.ضرورت انجام کار ۴
.۱-۳-۱شرایط و نحوه جمع آوری داده ها ۵
۱-۴. اهداف پایان نامه ۵
۱-۵. ساختار پایان نامه ۶

فصل۲ بیماری کبد چرب و معرفی روشهای موجود

۲-۱. مقدمه ۸
۲-۲. بیماری کبد چرب ۸
۲-۳. روش انجام کار ۹
۲-۳-۱. شمای کلی از دستگاه فیبرواسکن ۱۰
۲-۴. گامهای اجرائی تحقیق و معرفی ۱۲
۲-۵. معرفی روشهای پیشین ۱۶
۲-۵. نتیجه گیری ۲۰

فصل۳ شبکه های عصبی MLP و RBF

۳-۱. مقدمه ۲۲
۳-۴. شبکه های عصبی MLP و RBF ۲۳
۳-۴-۱. شبکه عصبی پرسپترون چندلایه (MLP)و نحوه پیاده سازی ۲۳
۳-۴-۲. شبکهٔ عصبی تابع پایه شعاعی (RBF) و نحوه پیاده سازی ۲۷
۳-۴-۲-۱. روشهای انتخاب مراکز برای داده های ورودی ۲۹
۳-۴-۲-۲. نحوه آموزش شبکه RBF ۲۷
۳-۴-۲-۳. مشکلات آموزش شبکه RBF ۳۰
۳-۵. نتیجه گیری ۳۱

فصل ۴پیاده سازی روشهای پیشنهادی

۴-۱. مقدمه ۳۴
۴-۲. فلوچارت الگوریتم پیشنهادی ۳۴
۴-۳. مواد و روشها ۳۶
۴-۴.یافته ها ۳۶
۴-۴-۱.فراهم کردن نمونه های آموزشی ۳۶
۴-۴-۲.عمل پیش پردازش داده ها ۳۷
۴-۵.پیاده سازی بوسیله شبکه عصبی مصنوعی MLP ۳۸
۴-۵-۱ فاز آموزش شبکه عصبی MLP ۴۰
۴-۵-۲. فاز تست شبکه عصبی MLP ۴۱
۴-۶.پیاده سازی بوسیله شبکه عصبی مصنوعی RBF ۴۲

۴-۶-۱ فاز آموزش شبکه عصبی RBF ۴۲
۴-۶-۲. فاز تست شبکه عصبی RBF ۴۶
۴-۷.نتیجه گیری ۴۷

فصل۵ نتایج

۵-۱. مقدمه ۴۹
۵-۲. تحلیل ۴۹
۵-۳. مرحله آموزش و تست با کم کردن تعداد ویژگی هادر شبکه عصبی MLP ۵۱
۵-۴. مرحله آموزش و تست با کم کردن تعداد ویژگی هادر شبکه عصبی RBF ۵۷
۵-۵. نتیجه گیری ۶۱

فصل۶ جمع یندی و پیشنهادات

۶-۱. مقدمه ۶۵
۶-۲. نوآوری تحقیق ۶۵
۶-۲. پیشنهادات ۶۶

مراجع ۶۷

عنوان **صفحه**

فصل۱ مقدمه

فصل۲ بیماری کبد چرب و معرفی روشهای موجود

شکل۲-۱. تصویر دستگاه فیبرواسکن ۱۲
شکل۲-۲. نمودار نحوه آموزش شبکه عصبی ۱۴
شکل۲-۳. ساختار شبکه عصبی مصنوعی ۱۴

فصل۳ شبکه های عصبی MLP و RBF

شکل۳-۱. نمونه ای از یک شبکه عصبی چندلایه ۲۵
شکل۳-۲. نمای کلی شبکه عصبی RBF ۲۷
شکل۳-۳. نحوه آرایش شبکه عصبی RBF ۲۸
شکل۳-۴. تابع گوسین در بازه (۰٫۵و۱و۱٫۵) ۲۹

فصل۴ پیاده سازی روشهای پیشنهادی

شکل۴-۱. فلوچارت الگوریتم پیشنهادی ۳۵
شکل۴-۱. خروجی حاصل از آموزش شبکه عصبی MLP با اعمال تمامی ورودیها ۴۱
شکل۴-۲. خروجی حاصل از تست شبکه عصبی MLP با اعمال تمامی ورودیها ۴۲
شکل۴-۳. خروجی حاصل از آموزش شبکه عصبی RBF با اعمال تمامی ورودیها ۴۶

فصل۵ نتایج

شکل۵-۱. خروجی حاصل از آموزش شبکه عصبی MLP با اعمال تمامی ورودیها ۵۲
شکل۵-۲. خروجی حاصل از حذف دو متغیر ALT و AST در مرحله آموزش شبکه عصبی MLP . ۵۲
شکل۵-۳. خروجی حاصل از حذف دو متغیر HDL وLDL در مرحله آموزش شبکه عصبی MLP ۵۳
شکل۵-۴. خروجی حاصل از حذف دو متغیر CRE در مرحله آموزش شبکه عصبی MLP ۵۴
شکل۵-۵. خروجی حاصل از حذف دو متغیر GFR در مرحله آموزش شبکه عصبی MLP ۵۵
شکل۵-6.خروجی حاصل از حذف دو متغیر UREA در مرحله آموزش شبکه عصبی MLP ۵۶
شکل۵-.7 خروجی حاصل از حذف دو متغیر T-SCORE در مرحله آموزش شبکه عصبی MLP ۵۷
شکل۵-۸. خروجی حاصل از آموزش شبکه عصبی RBF با اعمال تمامی ورودیها ۵۸
شکل۵-۹. خروجی حاصل از حذف دو متغیر ALT و AST در مرحله آموزش شبکه عصبی RBF ۵۸
شکل۵-۱۰. خروجی حاصل از حذف دو متغیر HDL و LDL در مرحله آموزش شبکه عصبی RBF ۵۹
شکل۵-۱۱. خروجی حاصل از حذف دو متغیر CRE در مرحله آموزش شبکه عصبی RBF ۵۹
شکل۵-۱۲. خروجی حاصل از حذف دو متغیر GFR در مرحله آموزش شبکه عصبی RBF ۶۰
شکل۵-۱۳. خروجی حاصل از حذف دو متغیر UREA در مرحله آموزش شبکه عصبی RBF ۶۱
شکل۵-۱۴. خروجی حاصل از حذف دو متغیر T-SCORE در مرحله آموزش شبکه عصبی RBF ۶۰

فصل۶ جمع یندی و پیشنهادات **۶۴**

فهرست جداول

عنوان **صفحه**

فصل۱ مقدمه

فصل۲ بیماری کبد چرب و معرفی روشهای موجود

فصل۳ شبکه های عصبی MLP و RBF

فصل۴ پیاده سازی روشهای پیشنهادی

جدول شماره (۴-۱): معرفی داده ها..... ۳۶

فصل۵ نتایج

جدول شماره (۵-۱): نتایج (MSE) در هر دوشبکه MLP و. RBF ۶۳

جدول شماره (۵-۲): حساسیت و ویژگی نتایج الگوریتم پیشنهادی..... ۶۳

جدول شماره (۵-۳): مقایسه نتایج الگوریتم پیشنهادی با روش پیشین..... ۶۳

فصل۶ جمع یندی و پیشنهادات **۶۴**

فصل اول

مقدمه

مقدمه:

پیشرفت علوم و تکنولوژی و در پی آن ارتقا سطح زندگی و آسایش و سهولت در انجام امور زندگی سبب شده است که انسان دوره حاضر در مقابل دریافت بیش تر از میزان نیاز غذا ، با انجام فعالیت کمتر بدنی در معرض عوارض ناشی از ذخیره مازاد مواد غذایی در بدن بصورت چربی گردد . این چربی علاوه بر تغییراتی که در ظاهر افراد ایجاد می کند ، در بافتهای مختلف بدن نیز می تواند منشا تغییرات و تحولاتی گردد که بر کمیت و کیفیت زندگی تاثیر بگذارد . با ایجاد بیماریهای مربوط به افزایش وزن و چاقی کیفیت زندگی را پایین بیاورد و به طبع بیماریهای حاصل طول عمر را کاهش دهد . یکی از عوارض مهم این نوع زندگی کم تحرک ، پیدایش کبد چرب است . این بیماری در سالهای اخیر مورد توجه بسیار قرار گرفته است و مطالعات بسیاری در مورد شیوع بیماری به نحوه پیدایش بیماری روش ایجاد آسیب ، اثرات و عوارض ناشی از بیماری ، درمان های موجود و مورد نیاز و در نهایت سیر بیماری صورت گرفته است.

۱-۲) چگونگی تشخیص بیماری بوسیله شبکه های عصبی مصنوعی:

یکی از مشکلاتی که در مورد بیماران مزمن کبدی با آن مواجه هستیم ، رویه تشخیص است . روش تشخیصی متداول برای اینگونه بیماریها عمدتاً بر بیوپسی کبد [۱]استوار است که یک روش تهاجمی می باشد . در دهه اخیر کارهای زیادی در تشخیص اختلالات کبدی انجام شده که منجر به بهبود عملکرد آنها شده است . هدف بسیاری از این الگوریتمها و روشهای ارائه شده ، یافتن مقادیری است که نمایانگر شدت بیماریهای کبدی است ، به طوری که خطای شبکه به ازای آن حداقل شود . برای مثال ، برای پیشگویی و تحلیل طبقه بندی، مدل های آماری زیادی ارائه شده است. شبکه عصبی مصنوعی[۲] یک روش غیرپارامتری برای طبقه بندی است که در حیطه پزشکی براساس ویژگیهای ورودی نسبت به طبقه بندی افراد به بیمار یا سالم اقدام می کند . طبقه بندی و پیشگویی وضعیت

[1]- liver biopsy
[۲]-Artificial nueral network

بیمار بر اساس عوامل خطر یکی از کاربردهای شبکه های عصبی مصنوعی است . تشخیص بیماری مهمترین مرحله کار درمان می باشد . به علت این که در بسیاری از موارد پردازش داده‌های وسیع مربوط به یک بیماری خاص به طور دستی برای پزشکان امکان ندارد و یا بسیار پیچیده و طولانی است به کار بردن شبکه‌های عصبی ، توانسته بسیاری از این مشکلات را حل کند. نحوهٔ استخراج اطلاعات در هر بیماری بسیار با اهمیت است و هر چه از تعداد بیماران بیشتری استفاده شود ، عملکرد شبکه بهتر خواهد بود . در شبکه عصبی مصنوعی از ساختار درهم و توده ای مغز انسان الهام گرفته شده است . میلیاردها سلول عصبی (نرون) از طریق ارتباطاتی که با یکدیگر دارند، (سیناپس ها[3]) یک شبکه عصبی بیولوژیکی در مغز انسان را تشکیل می دهندکه به فعالیت های انسان از جمله خواندن، ادراک ، گفتگو ، تنفس ، حرکت ، تشخیص صدا ، تشخیص چهره ، همچنین حل مسائل و ذخیره سازی از اطلاعات و ... اختصاص دارد و در واقع بخشی عملکرد مغز را شبیه سازی می کنند [۲،۱]. شبکه عصبی مصنوعی در حل مسائلی که دارای راه حل الگوریتمی نیستند یا مسائلی که راه حل الگوریتمی بسیار پیچیده ای دارند و نیز مسائلی که برای انسان ها آسان ، اما برای کامپیوترهای رایج دشوار هستند مانند تشخیص تصاویر و پیش بینی ها بر پایه دانش گذشته، به خوبی مورد استفاده قرار گرفته است[۳].

شبکه های عصبی مصنوعی به عنوان یک شیوه جانشین در مسائلی که به طور متداول از روش های آماری استفاده می شود مثل مدل سازی رگرسیونی و پیش بینی، سری های زمانی، تحلیل خوشه ای و تحلیل ممیزی، بررسی مسائل تصمیم آماری، کنترل فرایند و برآورد توزیع شرطی می تواند مورد استفاده قرار گیرد [۱،۲]. از قرن نوزدهم به طور همزمان اما جداگانه ، از سویی نروفیزیولوژیست ها سعی کردند سامانه یادگیری و تجزیه و تحلیل مغز را کشف کنند و از سوی دیگر ریاضیدانان تلاش کردند تا مدل ریاضی بسازند که قابلیت فراگیری و تجز یه و تحلیل عمومی مسائل را دارا باشد . اولین کوشش ها در شبیه سازی با استفاده از یک مدل منطقی توسط مک کلوک و والتر پیتز انجام شد که

[3] - synaps

امروزه بلوک اصلی سازنده اکثر شبکه های عصبی مصنوعی است . این مدل فرضیه هایی در مورد عملکرد نرون ها ارائه میکند . در سال ۱۹۵۸ شبکه پرسپترون توسط روزنبلات معرفی گردید . ورباس در سال ۱۹۷۴ شیوه آموزش پس انتشار خطا را ایجاد کرد که یک شبکه پرسپترون چندلایه[۴] البته با قوانین نیرومندتر آموزشی بود[۳].

شبکه های عصبی مصنوعی در حل مسائل مربوط به تشخیص بالینی، آنالیز تصاویرپزشکی ، پیش بینی بقا و در دامنه وسیعی از زمینه های پزشکی شامل انکولوژی ، کاردیولوژی و هماتولوژی، مراقبت های ویژه ، تشخیص از روی تصاویر پزشکی ، ناباروری ، جراحی و ... به کار رفته است . همچنین برخی از مطالعات از شبکه عصبی مصنوعی در مباحث مختلف مربوط به بیماری های کبدی و تشخیص اختلالات آن استفاده نمودند.

۱-۳) ضرورت انجام کار:

یکی از آزمایشات مهم در فرآیند آزمایشات بیماران کبد چرب ، که در هر فرد بیمار و سالم انجام شده است ، انجام فیبرواسکن روی هر فرد میباشد . این آزمایش ۳ خروجی دارد به نامهای fibro scan result که نشان دهنده مقدار آسیب کبدی و هم چنین دو گزینه دیگر به نامهای IQR [۵] و SR[۶] که قابلیت اعتماد را نشان میدهد . شبکه عصبی باید طراحی شود که بتواند نتایج فیبرواسکن را تخمین بزند.

در این سیستم اطلاعات آنزیمهای کبدی بسیار فاکتور مهمی است. هدف از انجام این پروژه تخمین زدن بیمارانی است که در معرض شدیدتر آسیبهای کبدی قرار دارند تا در چند سال آینده بتوان فقط روی همین بیماران پیش بینی شده بوسیله مطالعه انجام شده در این پایان نامه ، آزمایشات مفیدتر برای این بیماران انجام داد .

[4] - multi layer perceptron
[5]- success rate
[6]- *Inter quartile range*

۱-۳-۱) شرایط و نحوه جمع آوری داده ها

استان گلستان با دارا بودن جمعیتی بالغ بر یک میلیون و ششصد هزار نفر، جزء مناطق پرخطر جهان از نظر ابتلاء به سرطان های گوارشی به خصوص سرطان مری و بیماریهای کبدی بوده و روی کمربند جهانی این بیماریها قرار دارد . این مساله از چند سال قبل مورد توجه واقع شده و کنترل آن در دستور کار مسئولان دانشگاه قرار گرفته است . در همین راستا مرکز تحقیقات گوارش و کبد دانشگاه علوم پزشکی تهران از اردیبهشت ماه سال ۱۳۸۴ با مصوبه شورای پژوهشی دانشگاه فعالیت خود را آغاز نمود . در شهریورماه ۹۰ تا بهمن ماه ۹۰ طی شش ماه برروی ۱۴۶۴ نفر از کلیه بیماران کبدی و افراد سالم آزمایشاتی اعم از آزمایش خون و سونوگرافی و فیبرواسکن انجام شد و هدف این تحقیق ، با توجه به پیشنهادات مسئولان محترم پژوهشکده گوارش و کبد دانشگاه علوم پزشکی تهران ، مدلسازی طرحی میباشد که بتواند شدت آسیب کبدی در بیماران کبد چرب را تخمین بزند تا در چند سال آینده بتوان فقط بر روی بیماران قرار گرفته در معرض بیماری شدید کبد و خطر جدی آسیبهای کبدی ، آزمایش پرهزینه فیبرواسکن و درمانهای مربوط به بیماری های جدی کبدی را انجام داد. مرکز کوهورت استان گلستان واقع در شهرستان گنبد کاووس در استان گلستان محل جمع آوری داده ها بوده است و افراد ساکن در شهرستان گنبد کاووس چه افراد سالم و چه افراد بیمار ، به این مرکز دعوت شده که با توجه به زحمات کارکنان محترم این مرکز ، ابتدا آزمایشات خون و سپس آزمایش های مربوط به سونو گرافی و فیبرو اسکن بر روی این افراد انجام شده است . بنابراین نحوه جمع آوری اطلاعات در این مرکز به صورت حضوری بوده است که دراین حالت رفتار آزمودنی طبیعی تر است و اطلاعات واقعی تری بدست می آید.

۱-۴) اهداف پایان نامه :

دراین پایان نامه با ترکیب دانش موجود در زمینه درمان ضد کبد چرب با قابلیتهای مدلهای شبکه های عصبی مصنوعی ، سعی خواهد شد یک مدلی براساس پارامترهای فردی و بالینی برای پیش بینی شدت آسیب کبدی ایجاد شود. روند توسعه این مدلها بدین صورت است که در ابتدا پایگاه داده-

ای از اطلاعات مربوط به بیماران تهیه خواهد شد. بعبارت دیگر در مدلهای توسعه داده شده از روی این ویژگیها که بعنوان اطلاعات ورودی به مدلها وارد می‌شوند، سیر پاسخ به شدت بیماری پیش‌بینی خواهد شد و پارامتر خروجی ، پارامتری است که درجه شدت آسیب کبدی را نمایش میدهد .

۱-۵) ساختار پایان نامه:

در این پایان نامه ابتدا تعریفی کلی از شبکه های عصبی مصنوعی و انواع آن وضرورت انجام کار و در ادامه هدف از انجام این تحقیق مورد بحث و بررسی انجام میگیرد. سپس در فصل دوم تعریفی از بیماری کبدچرب و روشهای پیشین تعیین اختلالات کبدی مطرح می شوند. در فصل سوم روشهای به کاررفته برای پیش بینی شدت آسیبهای کبدی به طور کامل بحث و برسی میشود در فصل چهارم نتایج کلی از مدلهای انواع شبکه های عصبی مصنوعی به کاررفته جهت رسیدن به هدف مورد نظر به طور کامل نمایش داده میشود .در فصل پنجم نتیجه کل این پژوهش ارائه شده است و در فصل ششم خلاصه و پیشنهاداتی برای ادامه آن ارائه می گردد . فصل انتهایی پایان نامه به مراجع اختصاص یافته است.

فصل دوم

بیماری کبد چرب و معرفی

روش‌های موجود

۲-۱) مقدمه:

در این فصل ابتدا تعریفی کلی از بیماری کبد چرب [7]خواهیم داشت . سپس میزان شیوع این بیماری و روشهای تشخیص آن و اینکه در چه افرادی نمود پیدا میکند ، به طور مختصر توضیح داده خواهد شد . در بخش بعدی روشهایی که برای تشخیص و پیش بینی شدت آسیبهای کبدی در این پایان نامه به کار گرفته شده است که شامل توضیح شبکه های عصبی مصنوعی است بررسی خواهد شد و در اخر هم مقالاتی که در این زمینه کار شده است به همراه توضیحات مختصری از آنها ، مورد بحث قرار خواهد گرفت.

۲-۲) بیماری کبد چرب:

در یک کلام این بیماری شایعترین بیماری کبدی در دوره زمانی حاضر است و شیوع آن رو به فزونی دارد . بنا بر آمارهای موجود بین ۳۰ تا ۴۰ درصد افراد جامعه دچار درجاتی از کبد چرب هستند . اکثریت افراد چاق دارای کبد چرب هستند ولی ضرورتی ندارد که فردی که کبد چرب دارد حتما چاق باشد. این بیماری در مردان بیشتر اتفاق می افتد و در زنان هم پس از سن یائسگی شیوع آن بطور چشمگیری افزایش می یابد . افرادی که دیابت قندی دارند هم در معرض خطر این بیماری هستند . کبد چرب در کودکان نیز اهمیت ویژه ی دارد. با توجه به افزایش میزان چاقی و اضافه وزن در بچه ها این مساله قابل انتظار است . کبد چرب شایعترین علت بیماری مزمن کبدی در گروه سنی نوجوانان و جوانان است . در این گروه سنی در صورت عدم توجه به بیماری و درمان مناسب ، عوارض نگران کننده ای از جمله پیشرفت بیماری به نسبت نارسایی کبدی و نیاز به پیوند کبد بوجود خواهد آمد . اهمیت بالینی بیماری کبد چرب به شیوع آن در جامعه و سیر طبیعی آن بستگی دارد . با توجه به شیوع گسترده این بیماری درسطح جهان و ارتباط قابل توجه آن با مرگ و میر ناشی از بیماریهای قلبی عروقی ومغزی و در درجه بعدی نارسایی کبدی و بدخیمی ها، این بیماری را باید بعنوان یک

[7] -fatty liver

پدیده زائیده زندگی پیشرفته ماشینی با اهمیت تلقی کرد و برنامه های درمانی مناسب در جهت درمان و برنامه های آموزشی گسترده در جهت جلوگیری آن را تدارک دید .

منظور از کبد چرب، رسوب چربی (عمدتاً از چربی‌های خنثی مثل تری گلیسیرید) در کبد است که رسوب چربی در کبد از نظر شکل ذرات چربی و از نظر اهمیت بالینی و فیزیوپاتولوژی به دو نوع "Micro Vesicular"و "Macro Vesicular" تقسیم می شود . در کسانی که عوامل خطر پیدایش کبد چرب را دارند ، مثل افراد چاق ، مبتلایان به دیابت و چربی خون بالا و بی‌تحرک . مصرف بعضی داروها نیز می تواند باعث رسوب چربی در کبد گردد . در بیشتر موارد این عارضه بدون علامت است و پزشک در بررسی آزمایشگاهی یا "سونوگرافی" یا "سی تی اسکن" که به علل دیگر انجام می شود ، متوجه آن می شود . در این تحقیق با توجه به آزمایش فیبرو اسکن که بر روی هر فردی انجام شده است می توان نتیجه مطلوب را تحمین زد . در این طرح آزمایش فیبرواسکن که یک آزمایش بسیار پرهزینه می باشد ، سعی بر آن شده است که طی چند سال آینده بدون انجام آزمایش فیبرواسکن بتوان بیمارانی که درمعرض جدی آسیبهای کبدی قرار دارند ، را تشخیص داد و ادامه درمان های جدی را برای آنها انجام داد . در ادامه شمای کلی از دستگاه فیبرواسکن توضیح داده خواهد شد .

۲-۳) روش انجام کار

در سالیان اخیر، در پردازش اطلاعات برای مسائلی که برای آنها راه حل مشخصی موجود نیست ، سیستم‌های هوشمند به طور فزاینده‌ای مورد توجه واقع شده است که شبکه‌های عصبی مصنوعی از این مجموعه می‌باشند . این شبکه ها با پردازش داده‌های تجربی ، قانون نهفته در ورای این اطلاعات را استنتاج می‌کنند . در شبکه‌های عصبی مصنوعی سعی بر این است که ساختاری مشابه ساختار بیولوژیکی شبکه عصبی مغز انسان طراحی شود تا همانند آن قدرت یادگیری ، تعمیم‌دهی و تصمیم-گیری داشته باشد . مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی در مورد فرایندهایی که تعریف دقیق و درک خاصی از آنها وجود ندارد ، بسیار مؤثر عمل می‌کنند . در این مورد ، این امر به اثبات رسیده است که شبکه‌های عصبی مصنوعی قادر می‌باشند که هر تابع ریاضی را با دقت قابل قبولی تخمین بزنند.

خصوصیت دیگر این مدل‌ها که آنها را نسبت به سایر روش‌ها و الگوریتم‌ها ممتازتر می‌نماید حساسیت کمتر آنها نسبت به وجود خطا در ورودی‌ها می‌باشد . علت این امر پردازش توزیعی اطلاعات می‌باشد . ویژگی مهم دیگر این مدل ها عدم نیاز آنها به همه داده های مؤثر در پدیده می باشد ، لذا صرفه جوئی قابل توجهی می توان در جمع آوری داده نمود . این ویژگی ها سبب افزایش رویکرد به این مدل‌ها در بین انواع مدل‌های پیش‌بینی شده است . این مدل‌ها قادرند رابطه میان ورودی‌ها و خروجی‌های یک سیستم را توسط شبکه‌ای از گره‌ها که همگی به هم متصل هستند ، تعیین نمایند که در آن میزان فعالیت هر یک از این اتصالات توسط اطلاعات تاریخی تنظیم می‌شود (فرایند یادگیری[8]) و در نهایت مدل قادر خواهد بود قوانین مرتبط میان ورودی‌ها و خروجی‌ها را کشف نماید، هرچند این قوانین غیرخطی و پیچیده باشند . از مهم‌ترین عوامل تعریف شبکه عصبی مصنوعی نحوه معماری آن می‌باشد . هدف این تحقیق این است که ، شبکه عصبی باید طراحی شود که بتواند نتایج فیبرواسکن ها را تخمین بزند . در آخر هم با توجه به نتایج واقعی آزمایش فیبرواسکن انجام شده و مقایسه با آن ، بتوان صحت و درستی این پیش بینی را تعیین کرد .

در این تحقیق خروجی آزمایش فیبرواسکن اهمیت ویژه ای دارد ، به دلیل اینکه خروجی این دستگاه که بر روی هر فرد بیمار و سالم انجام شده است ، به عنوان خروجی هدف یا target در نظر گرفته شده است ، جا دارد توضیح مختصری در مورد دستگاه فیبرواسکن[9] و نحوه انجام آن را در این قسمت قرار دهیم.

۲-۳-۱) شمای کلی از دستگاه فیبرواسکن:

اولین بار نمونه برداری از کبد به وسیله پائول ارلیش در سال ۱۸۸۳ انجام شد . در جنگ جهانی دوم ، از این روش به منظور بررسی و تحقیق در رابطه با هپاتیت ویروسی استفاده شد . نمونه برداری از کبد یا اصطلاحا بیوپسی کبد ، برای بررسی ضایعات کبدی و میزان وخامت آن است. نمونه بدست

[8] - learning proce
[9] -fibroscan set

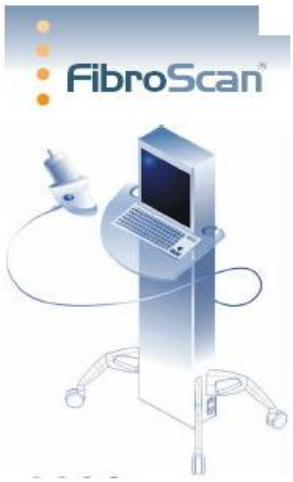
آمده از این روش در حد چند میلی متر تا سانتی متر بوده و توسط آزمایشگاه پاتولوژی مورد بررسی قرار می گیرد. جهت انجام بیوپسی کبد ، بررسی آزمایشات انعقادی و هموگلوبین خون ضروری است. انجام نمونه برداری از کبد یک روش تهاجمی است و می تواند در موارد نادر با خاطرات و عوارضی برای بیماران همراه باشد . امروزه از نمونه برداری کبد تنها و تنها در موارد ضروری استفاده می شود . با استفاده از تکنولوژی پرتاب امواج با فرکانس پایین (ماوراء صوت) به داخل کبد می توان به میزان سفتی آن پی برد . میزان سفتی کبد نیز با میزان فیبروز و آسیب پایدار کبد ارتباط مستقیم دارد، این روش غیر تهاجمی است. تقسیم بندی میزان فیبروز کبدی به صورت نمره ای F0تاF4 تقسیم بندی میشود و به همین میزان نیز می توان از سنجش میزان سفتی کبد که با کیلو پاسکال(kpa) گزارش میشود استفاده کرد . میزان سفتی کبدکه با کیلو پاسکال شناخته می شود نشان دهنده میزان آسیب پایدار کبدی است . از این روش می توان در پی گیری درمان بیماران هپاتیت ویروسی ، کبد چرب و بیماری خود ایمنی استفاده کرد و با تکرار آزمون می توان به سیر بیماری و تغییر در شدت آن پی برد . تحلیل یافته ها توسط نرم افزاری پیچیده ای صورت می گیرد و با سنجش میزان سرعت سیر امواج و با استفاده از فرمول های آماری میزان آسیب پایدار کبد (فیبروز) مشخص میشود. انجام این کار هیچ دردی ندارد . میزان بررسی کبد هنگام نمونه برداری ۱/۵۰۰۰واحد کبد می باشد ولی در فیبرو اسکن یک در ۵۰۰ واحد کبدی است و این نشان دهنده ی دقت بیشتر فیبرو اسکن در بررسی آسیب های کبدی است.

اندازه گیری CAP[10] چیست؟

CAP در واقع یک پارامتر تقویت شده وکنترل شده ای است که نشاندهنده ی میزان ارتفاع (Amplitude) امواج سونوگرافی هنگام عبور از کبد می باشد که در واقع می توان به وسیله ی آن به میزان رسوب چربی درکبد و آسیب آن پی برد . هرچه میزان رسوب چربی در کبد بیشتر باشد میزان CAP بالاتر خواهد بود و واحد آن dB/m می باشد . این روش در تشخیص میزان رسوب چربی در

[10] -*Controlled Attenuation Parameter*

کبد از روش سونوگرافی حساس تر است . قابل توجه است در صورت انجام دقیق و صحیح مراحل استفاده از دستگاه فیبرو اسکن می توان نقش اپراتور و ماشین را در تحلیل نتایج نادیده گرفت . در خاتمه باید تاکید کرد که تفسیر دقیق یافته ها با در نظر گرفتن وضعیت بیمار، وجود یا عدم وجود بیماری های غیر کبدی مثل بیماری های قلبی توسط متخصص بیماری های کبد (هپاتولوژیست) ضروری است.



شکل شماره۲-۱: تصویر دستگاه فیبرواسکن [۴]

۲-۴) گامهای اجرائی تحقیق و معرفی:

دراین پایان نامه با ترکیب دانش موجود در زمینه درمان ضد کبد چرب ، با قابلیتهای انواع شبکه های عصبی مصنوعی ، سعی خواهد شد یک مدل شبکه عصبی مناسب براساس پارامترهای فردی و بالینی برای پیش بینی شدت آسیب کبدی ایجاد شود . روند توسعه این مدلها بدین صورت است که در ابتدا پایگاه داده‌ای از اطلاعات مربوط به بیماران تهیه خواهد شد . به عبارت دیگر در مدلهای هوشمند توسعه داده شده از روی این ویژگیها که بعنوان اطلاعات ورودی به مدلها وارد می‌شوند ، سیر پاسخ به درمان پیش‌بینی خواهد شد و پارامتر خروجی مدل هوشمند درجه شدت آسیب کبدی است . بنابراین گامهای اجرائی این تحقیق به صورت مختصر و خلاصه عبارتنداز:

۱-گردآوری اطلاعات و ویژگیهای فردی، بالینی و ... و تهیه پایگاه دانش مورد استفاده شبکه های عصبی مصنوعی

۲-پیش‌پردازش اولیه داده‌ها و آماده نمودن آنها جهت ورود به شبکه های عصبی مصنوعی

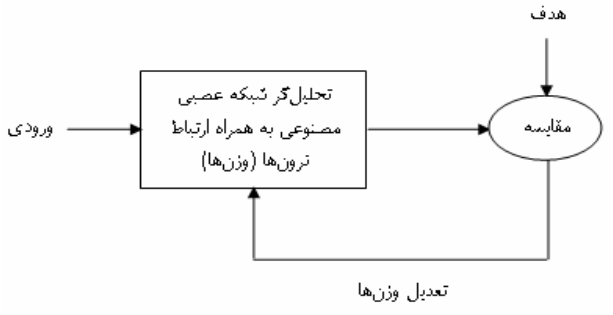
۳-توسعه مدلهای مختلف شبکه‌های عصبی مصنوعی با برنامه‌نویسی در نرم‌افزار MATLAB7.5 و ارزیابی دقت آنها و در نهایت انتخاب مدل بهتر با معماری بهینه

۴-مقایسه تطبیقی نتایج مدل ANN

۵-ارائه مدل نهائی خبره برای پیش‌بینی شدت آسیب کبدی در افراد مختلف

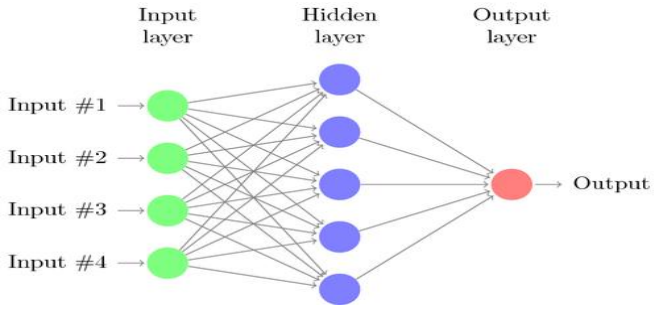
۶-تهیه گزارش و نتایج نهائی کار

شبکه عصبی مصنوعی ترکیبی از بهره‌برداری موازی از عناصر ساده است که می‌توان برای انجام یک مسأله به وسیله تنظیم مقادیر ارتباط (وزن‌ها) بین عناصر آن را آموزش داد. معمولاً با استفاده از داده-های واقعی ، خروجی شبکه عصبی مصنوعی به خروجی هدف تعیین شده سوق می‌یابد و شبکه عصبی مصنوعی آموزش می‌بیند . شبکه بر مبنای مقایسه بین خروجی شبکه و هدف تعدیل می‌شود و این کار تا زمانی که خروجی شبکه با هدف تطبیق پیدا کند، ادامه می‌یابد. منظور از بهره‌برداری موازی آن است که هر یک از عناصر یا سلول‌های موجود در شبکه به موازات همدیگر عمل می‌نمایند و نهایتاً به خروجی ختم می‌شوند. با توجه به پیشرفت‌های انجام شده در زمینه شبکه عصبی مصنوعی در سال‌های اخیر، نرم‌افزارهای متعددی در این زمینه نوشته شده است که می‌توان به Neural Works, Things Pro, Nerosolutionو جعبه نرم‌افزار شبکه عصبی مصنوعی در Matlab اشاره کرد. لیست پارامترهای مورد استفاده درفصول بعدی آورده شده است ، با این وجود در صورت نیاز ممکن است بعضی از پارامترها تغییر یافته یا حذف و اضافه گردند .



شکل شماره ۲- ۲ : نمودار نحوه آموزش شبکه عصبی مصنوعی

پس از آنکه مثال‌های اولیه به شبکه آموزش داده شد ، شبکه می‌تواند در مقابل یک ورودی آموزش داده نشده قرار گیرد و یک خروجی مناسب ارائه نماید که این موضوع به خاصیت تعمیم شهرت دارد. شبکه‌های عصبی مصنوعی در رابطه با مسائل مختلف دارای خاصیت انعطاف پذیری هستند که نفوذ آنها در زمینه‌های مختلف علوم تخصصی حاکی از این ویژگی است .



شکل شماره ۲- ۳ : ساختار شبکه عصبی مصنوعی

در شبکه‌های عصبی مصنوعی دو روش یادگیری با نظارت [11] و بدون نظارت[12] مورد استفاده قرار می‌گیرد. در یادگیری با نظارت، نمونه‌هایی از مقادیر ورودی و خروجی مورد نظر به عنوان الگوهای آموزشی انتخاب می‌شوند و در روند یادگیری، وزن‌های ارتباطی شبکه به گونه‌ای تنظیم می‌شوند تا خروجی مدل به خروجی مورد نظر نزدیک شود.

در یادگیری بدون نظارت، بردار آموزش‌دهنده وجود ندارد و وزن‌ها فقط براساس ورودی‌ها اصلاح می‌شوند. قوانینی که در این دسته قرار می‌گیرند در پاسخ به ورودی شبکه و با کشف همبستگی و خواص آماری بین ورودهای مختلف، وزن‌های شبکه را اصلاح می‌کنند و باعث تفکیک دسته‌ها و یا کلاس‌های

[11] -Supervised learning
[12]- Unsupervised learning

مختلف از یکدیگر می‌شوند. در به کارگیری روش بدون نظارت برای آموزش شبکه‌های عصبی مصنوعی این فرض که تمام الگوهای ورودی دارای ویژگی مشترکی هستند و شبکه قادر می‌باشد این ویژگی‌ها را تنها با استفاده از ورودی‌ها کشف کند، باید در نظر گرفته شود.

از روش‌های یادگیری بدون نظارت ، بیشتر در مسائل طبقه‌بندی و بهینه‌سازی استفاده می‌گردد. بدین صورت که مجموعه‌ای از متغیرها به شبکه ارائه می‌شوند ، سپس شبکه با استفاده از جستجوی الگوهای مشابه و یا متفاوت در اطلاعات ورودی ، روابط داخلی بین داده‌ها را مشخص می‌نماید . پس از این مرحله با ارائه ورودی‌های جدید کلاس‌بندی[۱۳] و یا بهینه‌سازی[۱۴] انجام می‌شود . شبکه های عصبی مرحله ای موسوم به یادگیری دارند که شبیه مغز عمل می کنند .

شبکه‌های عصبی مصنوعی برای حل مسائل پیچیده یا مواردی که هیچ راه حل الگوریتمی وجود ندارد یا بسیار پیچیده هستند مورد استفاده قرار می‌گیرد . چهار نوع هدف کلی توسط این شبکه‌های قابل پیگیری است ،که هر کدام بسته به نوع مجهولات در مواردی خاص قابل بهره گیری است :

۱ -طبقه بندی

برای طبقه بندی ، داده های اطلاعات افراد مختلف(بیمار وسالم) به شبکه داده می شودو میزان آسیب کبدی هر فرد به عنوان خروجی مشخص می شود ، پس از آموزش مناسب شبکه قادر خواهد بود با دریافت داده های مربوط به افرادجدید مشخص کند که این نمونه به کدام طبقه متعلق است. به عنوان مثال می توان پارامترهای آزمایشگاهی بیماران مبتلا به کبد چرب و افراد سالم را به عنوان ورودی و وضعیت فرد (سالم بودن یا بیمار بودن) را به عنوان خروجی به شبکه داده ، در این صورت شبکه پس از یادگیری خواهد توانست پارامترهای فرد جدید را گرفته و بیمار بودن او را پیشگویی کند.

[13] - Classification
[14] - Optimization

۲ -تخمین تابع

زمانی که پارامترهای ورودی با تأثیرات پیچیده در سیستم پاسخی قابل اندازه گیری ایجاد می کنند ، شبکه می تواند آموزش بیابد تا این پاسخ را پیشگویی کند . به عنوان مثال شبکه می تواند پس از آموزش ، با دریافت داده های مربوط به هرفرد جدید ، شدت آسیب کبدی آن فرد را پیشگویی کند.

۳-پیشگویی

اصطلاح پیشگویی در اینجا برای سری های زمانی به کار برده می شود ، یعنی جایی که داده ها مربوط به نمونه های پیاپی هستند و داده های هر نمونه برای پیشگویی نمونه بعدی استفاده می شود . مانند پیشگویی وضعیت آتی بیمار بستری در بخشCCU .

4- خوشه کردن

این نوع کارکرد شبکه ها مربوط به یادگیری Unsupervised است . یعنی طبقه‌بندی داده ها بر حسب رفتار و بر هم کنش های درونی آن ها بدون داشتن الگو یا فرضیه قبلی است.

۲-۵) معرفی روشهای پیشین:

شبکه‌های عصبی توانسته اند درتشخیص بیماری به پزشکان یاری رسانند. همچنین در بسیاری ازمسائل پزشکی نظیر پیش بینی امید زندگی بیماران خاص و یا ساخت ابزارهای پزشکی شبکه‌های عصبی مورد بهره‌برداری قرارگرفته‌اند . دقت و صحت نتایج نهایی بدست آمده از شبکه فقط به ساختار شبکه وابسته نبوده بلکه به داده‌هایی‌که برای آموزش شبکه به کارمی‌روند نیز بستگی دارد . اگر اطلاعات درست از تعداد بیماران بیشتری دردست باشد ، عملکرد شبکه بهبود قابل توجهی خواهد یافت .

در بعضی مطالعات ارجحیت روش های نوین بر روش های کلاسیک همچون رگرسیون ثابت شده است ، در مطالعه متا آنالیزی که Sargent با ۲۸ مطالعه انجام که داده بود مشاهده نمود در ۳۶ درصد موارد ، شبکه های عصبی مصنوعی بهتر از روش های رگرسیونی ، در ۱۴ درصد موارد روش

های رگرسیونی بهتر از شبکه های عصبی مصنوعی و در ۵۰ درصد موارد این دو شبیه هم عمل کردند . در مطالعه متاآنالیزی Dreiseitl که با جمع بندی ۷۲ مطالعه انجام داده بود مشاهده نمود در ۱۸ درصد موارد شبکه های عصبی مصنوعی بهتر و در ۱ درصد موارد روش های رگرسیون لجستیک بهتر و در ۴۲ درصد موارد ، این دو روش شبیه هم عمل کردند . ضمناً در ۳۹ درصد موارد مقالات آزمون های آماری کافی نداشتند و لذا این مقالات در نظر گرفته نشدند[۷،۵].

به عنوان نمونه میتوان به چند نمونه از مطالعاتی که در زمینه بیماریهای کبدی انجام شده ، اشاره نمود: در مقاله ای با استفاده از آنالیزهای شبکه های عصبی مصنوعی و مدلهای درختان تصمیم گیری برای تشخیص اولیه سرطان کبد استفاده شده است[۸]. دراین مقاله از مدل شبکه عصبی چندلایه برپایه مدل دسته بندی بوسیله جعبه ابزار شبکه عصبی محیط برنامه نویسی متلب استفاده شده است. داده های برگرفته از بیماران پس از فشرده سازی و نرمالسازی ، وارد شبکه عصبی چندلایه با ۹۲ ورودی (شامل آزمایشات مربوط به بیماریهای کبدی و سونوگرافی) و۲ لایه مخفی و یک لایه خروجی طراحی شده است که این شبکه دارای خروجی خطی در محدوده ۱ و -۱ است که نشاندهنده وجود تومور و عدم وجود تومور میباشد.

مقاله دیگری وجود دارد که برای تشخیص و طبقه بندی بیماریهای کبدی از مدل تشخیص پیوندی[۱۵] استفاده کرده است.این مدل یک مدل هوشمند تشخیص بیماری های کبدی بر اساس شبکه های عصبی بین افراد سالم و بیماران کبدی است. در این مقاله از روش های مدل شبکه های عصبی مصنوعی و روش case based reasoning استفاده شده است .در روش case based reasoning یک برداری از ویژگی ها وجود دارد که تعیین کردن وزن برای هر کدام از این ویژگی ها تاثیر بسیار مهمی را در روند بدست آوردن بهترین خروجی و صحت و اعتبار آن دارد.در این مقاله از نمونه های تعداد ۵۱۰ نفر از افراد در کشور تایوان که تعداد ۲۱۰ نفر افراد سالم و تعداد ۳۰۰ نفر افراد بیمار کبدی بوده اند استفاده شده است که نتیجه حاصل شده از این تحقیق به این صورت بوده است که شبکه

[15] -Hybrid

های عصبی مصنوعی در تشخیص بیماری های کبد نه تنها کمک فیزیکی می کند بلکه در تشخیص بیماری با بیشترین اعتبار و درستی نیز کمک شایانی کرده است [۹].

مقاله دیگر هم وجود دارد که با عنوان طراحی سیستم خبره تشخیص اختلالات کبدی با استفاده از شبکه های عصبی میباشد که در این مقاله هدف طراحی یک سیستم خبره با استفاده از شبکه های عصبی است تا بتوانیم عمل تشخیص بیماری کبد را انجام دهیم . عمل تشخیص را با استفاده از دو نوع شبکه متداول انجام شده است شبکه های مورد نظر پرسپترون چند لایه (MLP) و شبکه تابع پایه شعاعی (RBF) است . ابتدا به آنالیز داده های بانک پرداخته وپس از تجزیه و تحلیل داده ها دسته بندی های گوناگون عملیات آموزش و تست شبکه را انجام ، همچنین با افزایش و کاهش تعداد نودهای میانی در شبکه عصبی پرسپترون به نتایج جالب توجهی رسیدند. این مقدار ۸۶,۲٪ صحت درستی تشخیص بود سپس با استفاده از شبکه RBF عمل تشخیص به دقت ۶۴,۳٪ انجام شد که نسبت به کارهای گذشته بهبود چشمگیری داشته است. نتیجه این تحقیق به این صورت است که اهمیت طراحی سیستمهای خبره پزشکی کاملا احساس میشود . در این تحقیق با استفاده از داده های بانک به طراحی و پیاده سازی دو شبکه عصبی پرسپترون چندلایه و rbf و همچنین آموزش هر یک از شبکه ها در حالتهای گوناگون با تعداد متفاوت رکورد و حذف فیلد ناخوشایند و سپس تست این شبکه ها در پرسپترون با دو لایه پنهان ۸۶,۲ در صد صحت درستی و شبکه RBF با ۶۴,۳ درصد صحت تشخیص اختلال کبدی درستی در تشخیص که در مقایسه پرسپترون چند لایه عملکرد بهتری داشته است . استفاده از سیستمهای خبره فازی[۱۶] و شبکه های عصبی فازی[۱۷] راههای مناسبی است برای دنبال نمودن حل مشکل تشخیص اختلالات کبد و طراحی هر سیستم خبره پزشکی میتواند جان هزاران انسان را از مرگ نجات دهد[۱۰] .

مقاله بعدی ، تشخیص بیماری کبدی با استفاده از شبکه های عصبی CMAC (cerebellar model articulation controller) میباشد که روشی است مختصر وکوتاه به جای روش طولانی فیزیکی و

[16] - Fuzzy expert system
[17] - fuzzy neural network

پزشکی و در تشخیص حالتهای مشکل و پیچیده به پزشکان کمک بسیاری میکند . در این مقاله سیستم خبره ای طراحی شده است که با استفاده از آنزیمهای کبدی و شبکه های عصبی CMAC انواع بیماری های کبدی را تشخیص میدهد. [۱۱].

مقاله بعدی با عنون پیش بینی سندورم متابولیک با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی بر پایه دیتابیس افراد ژاپنی شامل شاخص مقاومت انسولین میباشد که از روشهای MLR(multiple logistic regression) و شبکه های عصبی مصنوعی استفاده شده است که دیتا ها بر حسب تصادف به دوقسمت آموزش[۱۸] و اعتبارسنجی[۱۹] تقسیم شده است که در قسمت اعتبار سنجی از روش cross validation استفاده گردیده است ، که نتیجه ان به صورت موفقیت آمیز در پیش بینی بیماری سندروم متابولیک در۶ سال آینده تخمین زده شده است [۱۲].

مقاله دیگری با عنوان مدل کلاس بندی تک مرحله ای و چند مرحله ای برای تشخیص فیبروز کبدی در بیماران مبتلا به هپاتیت سی وجود دارد که ، مدلی که در این مقاله به کار گرفته شده است یک مدل تشخیص الگوی اماری است که در روش کلاس بندی تک مرحله ای از چهار تکنیک شبکه های عصبی و کلاس بندی منطقی و روش نزدیکتری همسایه و درخت تصمیم گیری استفاده شده است که در این روش ، شبکه عصبی ارتباط غیر خطی بین درجات فیبروز کبدی را شبیه سازی کرده است و در استخراج میزان همپوشانی درجات فیبروز کبدی به کار گرفته شده است و در روش چند مرحله ای از طریق ترکیب روش های تک مرحله ای نتایج مطلوبی تخمین زده شده است[۱۳].

مقاله دیگری وجود دارد با عنوان کلاس بندی بیماریهای کبدی با استفاده از تصاویر سونو گرافی که روشی نیمه اتوماتیک برای ارزیابی بیماری های کبدی می باشد. در این مدل از روشها و ساختارهای مربوط به شبکه های عصبی و روش نزدیکتری همسایه (knn) و روش ماشین بردار پشتیبان (svm) استفاده شده است که نتیجه نشان داده است که روش svm بهتر از روش knn عمل کرده است و کارائی بهتری را در طبقه بندی بیماریهای کبدی نشان داده است[۱۴].

---

[18] - Train

[19] - Validation

۲-۵) نتیجه گیری:

بیماری کبد چرب ، بیماری می باشد که اکثر افرادی که مبتلا به این بیماری هستند ، هیچ علائم خاصی نداشته و فقط بعضی از افراد احساس درد خفیف و گاهی خستگی و بی حالی میکنند. به دلیل اهمیت مهم این بیماری با توجه به آزمایشاتی که در پژوهشکده گوارش و کبد دانشگاه علوم پزشکی تهران صورت گرفته این پایان نامه تهیه شده است که می تواند شدت آسیبهای کبدی را در چند سال آینده پیش بینی نماید و برای جلوگیری از آزمایش مجدد پرهزینه فیبرواسکن ، میتوان از نتایج این تحقیق فقط به افراد در معرض بیماری رسیدگی کرد .و اینکه استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی برای این منظور ، به عنوان راه حل اساسی جهت پیش بینی آسیبهای کبدی می باشد. با توجه به مقالات انجام شده قبلی ، میتوان نتیجه گرفت که بیشتری شبکه های عصبی مورد استفاده در تشخیص و پیش بینی بیماریها ، شبکه های عصبی MLP و RBF میباشد.

فصل سوم

شبکه های عصبی MLP و RBF

۳-۱) مقدمه:

همانطور که در قسمت مقدمه فصل قبلی اشاره شده است ، شبکه های عصبی که بیشترین استفاده را در قسمت پیش بینی بیماری های کبدی استفاده شده ، شبکه های عصبی RBF و MLP بود که در این پایان نامه هم از این دو روش جهت رسیدن به هدف موردنظر استفاده شده است که در این فصل توضیحات گسترده تری از این دو شبکه عصبی مصنوعی به عمل خواهد آمد در بخش بعدی در مورد داده ها و تعریف آنها توضیح داده خواهد شد . سپس نحوه استفاده از این دو شبکه در این پایان نامه به طور گسترده و چگونگی تقسیم بندی داده ها جهت آموزش و آزمایش شبکه های عصبی مورد استفاده بحث شده است که هر بخش شامل گزارش نتایج به طور مختصر میباشد . شبکه‌عصبی مصنوعی‌روشی‌عملی برای‌یادگیری توابع گوناگون نظیر توابع با مقادیر حقیقی ، توابع با مقادیر گسسته و توابع با مقادیر برداری میباشد . یادگیری شبکه عصبی دربرابر خطاهای داده‌های آموزشی‌مصون بوده و اینگونه شبکه‌ها با موفقیت به‌مسائلی‌نظیر شناسائی‌گفتار، شناسائی و تعبیر تصاویر، و یادگیری روبات اعمال شده است . مسائل‌مناسب برای‌یادگیری‌شبکه های‌عصبی مسائلی است که خطادرداده‌های آموزشی وجودداشته باشد . مثل مسائلی که‌داده‌های آموزشی دارای نویز حاصل ازدادهای سنسورها نظیر دوربین و میکروفن هاهستند . مواردی که نمونه‌ها توسط مقادیر زیادی زوج ویژگی- مقدارنشان داده شده باشند . نظیر داده‌های حاصل ازیک دوربین ویدئوئی . تابع هدف دارای مقادیر پیوسته‌باشد. زمان کافی برای یادگیری وجودداشته باشد . این روش درمقایسه باروشهای دیگر نظیر درخت تصمیم نیاز به زمان بیشتری برای یادگیری دارد و نیازی به تعبیر تابع هدف نمیباشد ، زیرا به سختی‌میتوان اوزان یادگرفته شده توسط‌شبکه‌را تعبیر نمود . شبکه عصبی پرکاربرد در علوم پزشکی با توجه به تحقیقات انجام شده در این زمینه ، شبکه های عصبی پرسپترون چندلایه و شبکه عصبی توابع پایه شعاعی میباشد . لذا در این تحقیق از این دونوع شبکه عصبی مصنوعی جهت تخمین درجه شدت آسیب کبدی استفاده شده است . بنابراین در ابتدا در مورد این دوشبکه عصبی بحث خواهد شد و سپس نحوه انجام این شبکه های عصبی در این تحقیق توضیح داده خواهد شد.

۳-۴) شبکه های عصبی MLP و RBF :

۳-۴-۱) شبکه عصبی پرسپترون چندلایه(MLP) ونحوه پیاده سازی:

الگوریتم فراگیری پرسپترون تضمین می کند که ضرایب وزنی هر بار در جهت تقلیل خطا تعدیل یابند یافتن خطی برای جداسازی دوگروه داده از هم توسط پرسپترون انجام می شود . پرسپترون این خط را با تصحیح مقادیر ضرایب وزنی بدست می آورد . پرسپترون ابتدا با مقادیر تصادفی بردار وزن ها شروع می کند که جهت نامعینی در فضای الگودارد الگوها به پرسپترون داده می شود روش فراگیری تضمین می کند که اگرخروجی نادرست باشد بردار وزنها در جهت کاهش خطا تغییر یابد این هدف با تغییر مکان بردار وزن ها به اندازه ای محدود در جهت بردار وزنی ایده آل حاصل میگردد در نهایت بردار وزن ها تبدیل به بردار ایده آل می شود و فضا را با موفقیت تفکیک می کند در آن هنگام پرسپترون آموخته است که چگونه بین کلاسها تمایز قائل شود. اما پرسپترون تک لایه مشکل بزرگی دارد و آن این است که تنها توانایی جداسازی خطی کلاسها را دارد ومسائلی چون که اولین بار توسط مینسکی و پاپرت در کتاب XOR پرسپترونها بر ملا شد سبب گردید تا خیلی از دانشمندان از این ساختار مایوس شوند تا سال 1986 که مدل جدید پرسپترون توسط آقایان رومل هارت و مک کللند ارائه گردید نام این مدل جدید پرسپترون چند لایه بود که مانیز در تحقیقمان ار این مدل استفاده کرده ایم.

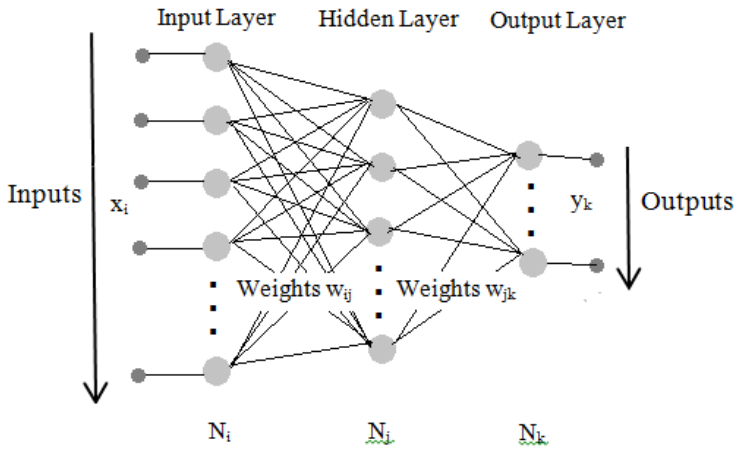
شبکه های عصبی بنا برا تعداد لایه هایی که در ساختار خود دارند ، می توانند پرسپترون (تک لایه) یا چند لایه (MLP) باشند . چند لایه بودن به معنای وجود یک یا چند لایه (لایه مخفی- Hidden Layer) ما بین لایه ورودی و لایه خروجی می باشد.

شبکه های پرسپترون فقط دارای یک لایه هستند و فقط برای مسائلی مناسب هستند که داده ها به صورت خطی جداپذیر هستند اما از آنجایی که در اغلب مسائل مرز بین داده ها به سادگی قابل تشخیص نیست و داده ها با یکدیگر هم پوشانی دارند ، باید از توابع غیر خطی برای کلاس بندی آنها استفاده کنیم که این قابلیت با افزودن یک یا چند لایه مخفی به شبکه پرسپترون داده می شود . در

حقیقت وظیفه لایه یا لایه های مخفی انجام یکسری عملیات و پردازش روی داده ها است . به عبارتی زمانی که محاسبات پیچیده باشند و نتوان آنها را فقط در یک لایه انجام داد ، باید به شبکه لایه های مخفی را اضافه کنیم . با توجه به توضیحات بیان شده، تابع فعالساز[۲۰] در MLP برخلاف شبکه پرسپترون ، باید یک تابع غیر خطی مانند تابع سیگموئید (مثلاً $y = 1/(1+e^{-x})$) باشد. قانون آموزش در MLP را " قانون دلتا یا back propagation " می نامند.

نحوه آموزش MLP مانند پرسپترون ، به صورت supervised است ؛ بدین صورت که یک الگوی خاص به شبکه عرضه می شود به عبارت دیگر با توجه به نمونه های ورودی ، خروجی مطلوب برای شبکه تعیین می شود و خروجی شبکه در مرحله تست محاسبه می گردد ، (همانطور که می دانیم در مرحله تست داده هایی را به شبکه می دهیم که برای شبکه جدید هستند و شبکه با توجه یادگیری که در مرحله آموزش داشته، سعی در شناسایی آنها دارد و مسلماً خروجی که تولید می کند با خروجی مطلوب متفاوت هستند.) سپس با توجه به میزان تفاوت خروجی مطلوب و خروجی محاسبه شده توسط شبکه، میزان خطا تعیین می شود و از آنجایی که هدف ما این است که این میزان خطا با نزدیکتر شدن خروجی های واقعی به خروجی های مطلوب ، کمتر و بهینه شود ، از قاعده دلتا که مقدار خطا را به عقب و از یک لایه به لایه پیشین انتشار می دهد ، استفاده می کنیم. (عبارت back propagate نیز ناظر بر همین موضوع است) سپس ضرایب هر نرون به تناسب نرونی که به آن متصل است، تغییر می کند . بدین ترتیب می توان با انتشار خطا به عقب ، ضرایب وزنی تمام لایه ها را جهت رسیدن به نتیجه بهتر و میزان خطای بهینه تر، به درستی تنظیم کرد.

[20] - Activition function



شکل شماره ۳-۱ : نمونه ای از یک شبکه عصبی چند لایه

پرسپترون چند لایه از سه لایه کلی تشکیل شده است یک لایه ورودی , یک لایه خروجی و یک لایه میانی یا لایه پنهان است . هر واحد در لایه پنهان و لایه خروجی مانند یک پرسپترون عمل می کند با این تفاوت که تابع استفاده شده به صورتی که در شکل زیر مشاده می کنید بجای تابع پلکانی تابع سیگموید[۲۱] است . نودهای ورودی صرفا وظیفه توزیع مقادیر ورودی را به لایه بعدی بر عهده دارند و هیچ محاسبه ای را انجام نمی دهند . در ساختار این شبکه تعداد نرونهای لایه ورودی برابر با تعداد ورودی های موجود برای تصمیم گیری درمورد هر یک از نمونه های داده ها می باشد . به عبارت دیگر ورودی شبکه خصوصیات نمونه ها می باشد . همچنین تعداد نرونهای لایه خروجی شبکه برابر است با تعداد خروجیهای داده ها وهر نود در لایه خروجی متناظر است با یک کلاس خاص در مجموعه داده ها . بخش دیگر ساختار این شبکه لایه می باشد . تعداد لایه های پنهان یا لایه میانی آن لایه های پنهان معمولا یک لایه در نظرگرفته می شود ، زیرا در اکثر موارد یک لایه جوابگوی حل مساله می باشد . الگوریتم پرسپترون چند لایه از قاعده آموزش پس انتشار استفاده می کند این الگوریتم به توابع غیره خطی نیاز دارد که به طور پیوسته قابل مشتق گیری باشند به عبارت دیگر توابع باید هموار باشند . فرمول زیر نشاندهنده تابع سیگموئید میباشد که ما استفاده از تابع سیگموید را به علت سادگی مشتق آن انتخاب کرده ایم:

[21] - Sygmiod

$$f(net) = \frac{1}{1+ e^{-knet}} \qquad (۱-۳)$$

الگوریتم یادگیری: شبکه های عصبی دارای این توانایی هستند که از گذشته ، تجربه و محیط ، آموزش بگیرند و در حال یادگیری رفتار خود را بهبود بخشند . شبکه عصبیMLP از روش یادگیری با ناظر جهت آموزش استفاده می کند . در یادگیری با ناظر، مجموعه ای از زوج داده ها به نام نمونه های آموزشی به صورت زیر داده می شود:

$$A=(X i , t i) \qquad (۲-۳)$$

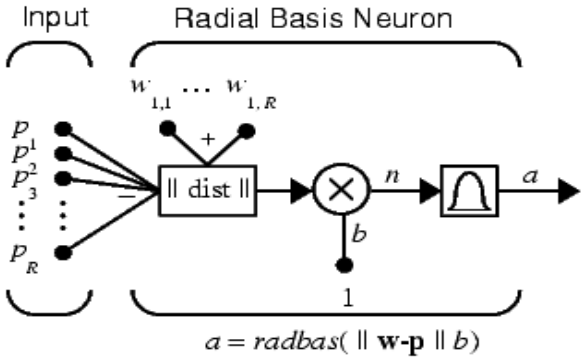
در ان Xi ورودی و ti خروجی مطلوب شبکه برای ورودیXi است. پس از اعمال ورودی Xi به شبکه عصبی ، خروجی واقعی شبکه Yi با ti مقایسه شده و سپس خطای یادگیری محاسبه و از آن جهت تنظیم پارامترهای شبکه به گونه ای استفاده می شود که اگر دفعه بعد به شبکه همان ورودی Xi اعمال شود خروجی شبکه به ti نزدیک تر گردد.

الگوریتم یادگیری مورد استفاده در شبکه عصبی MLP الگوریتم یادگیری پس انتشار خطا می باشد . در الگوریتم پس انتشار خطا یا (EBPL) دو مسیر محاسباتی وجود دارد . مسیر رفت که در آن توابع محرک، روی تک تک نرون ها عمل می کند . مسیربرگشت که در این مسیر بردارهای حساسیت (بردارهای خطا) از لایه آخر به لایه اول برگشت داده می شوند . در نهایت، با استفاده از اطلاعات به دست آمده از دو مسیر ماتریس های وزن و بردار های bias شبکه MLP تنظیم میشود . جهت توقف تکرار الگوریتم می توان از شاخص میانگین مربعات خطا به صورت زیر استفاده کرد.

$$mse = \sum_{i=1}^{Q}(t_i - a_L(\mathrm{P}_i))^2 \ /\mathrm{Q} \qquad (۳-۳)$$

۳-۴-۲) شبکه های تابع پایه شعاعی RBF و نحوه پیاده سازی :

شبکه RBF رفتاری مشابه شبکه های بیولوژیکی مغز انسان شبکه دارد .شبکه ای مرتبط با شبکه پیش خور چند لایه با یک لایه ورودی و الگوریتم آموزش که این مجموعه یکی از قویترین شبکه های عصبی را تشکیل داده است[۱۴]. شبکه RBF نسبت به شبکه پرسپترون پیشخورد چند لایه ساختار ساده تری دارد و از سه لایه ثابت تشکیل شده : لایه ورودی محل ورود سیگنالها به شبکه , لایه میانی که به لایه نیز معروف است و لایه خروجی که ترکیبی خطی از کلیه خروجی های لایه میانی است .شکل نمایی از یک RBF است [۱۶].



شکل شماره ۳-۲ : نمای کلی شبکه عصبی RBF

شبکه های RBF معمولادارای سه لایه هستند:

لایه ورودی[۲۲] که با ورودی ها در ارتباط هستند.

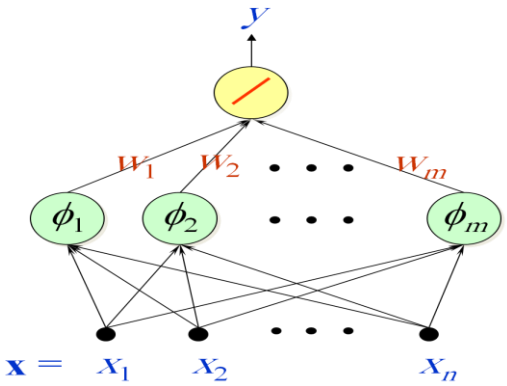
لایه مخفی[۲۳](معمولا فقط یک لایه) که یک نگاشت غیر خطی را به مقادیر ورودی اعمال می کنند

لایه خروجی[۲۴] که خطی بوده و خروجی های لایه میانی را به خروجی شبکه تبدیل می کند .

یک شبکه RBF بطور کلی شامل دو لایه وزن می باشد لایه مخفی و لایه خروجی که با معادله زیر بیان می شوند :

[22] - Input layer
[23] - Hidden layer
[24] - Output layer

$$y = w_0 \sum_{i=1}^{n} w_i \; f(\|X - c_i\|) \qquad (۴-۳)$$



شکل شماره ۳-۳ : نحوه آرایش شبکه عصبی RBF

پارامترهای اصلی شبکه RBF عبارتنداز:مرکز, میزان فاصله و تابع اساسی

شبکه RBF را می توان به عنوان یک مدل پارامتری در نظر گرفت که برای تقریب زدن یک تابع اختیاری با استفاده از ترکیب خطی از توابع اساسی $\emptyset$ تعریف شود.

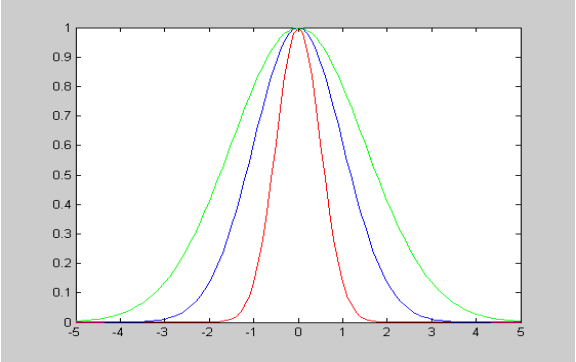
برخی از این توابع اساسی عبارتند از:

۱ - تابع گوسین $f(x) = e^{\frac{-(x-c)^2}{r^2}}$

۲ - توابع مجذوری $f(x) = ((x-c)^2 + r^2)^{1/2}$

۳ - توابع مجذوری معکوس $f(x) = \frac{((x-c)^2 + r^2)^{-1/2}}{r}$

که معمولا ازتابع گوسین بیشتر استفاده می شود. که مدل این تابع در بازه(0.5,1.0,1.5) به این صورت می باشد:



شکل شماره ۳-۴ : تابع گوسین در بازه (0.5,1.0,1.5)

در RBF نوع یک برای هر ورودی یک نرون درنظر گرفته می شود به همین دلیل برای ورودی های با تعداد زیاد این روش مناسب نیست و نویزرا زیاد می کند. حال برای رفع این مشکل وکم کردن نویز می توان به جای هرچند عدد ورودی یک مرکز درنظرگرفت و منحنی را براساس آن مراکز رسم کرد،که در واقع در این روش داده ها کلاس بندی می شوند. به این روش RBF نوع دوم می گویند ،که برای انتخاب مراکزدر آن روش های مختلفی وجود دارد.

۳-۴-۲-۱) روش های انتخاب مراکزبرای داده های ورودی:

۱. انتخاب هر یک از نمونه ها یک بار به عنوان مرکز
۲. نمونه‌برداری بصورت تصادفی ازداده‌ها و استفاده از داده‌های نمونه‌برداری شده به عنوان مرکزها
۳. انتخاب یک زیرمجموعه از مراکز از یک مجموعه بزرگتری از کاندیداها
۴. شاخه‌بندی k-means
۵. یادگیری سازنده

۳-۴-۲-۲) نحوه آموزش شبکه RBF :

آموزش شبکه RBF شامل دو مرحله اصلی میشود :

۱ - تعیین مراکزواحد میانی wi و احتمالا σj *برای* هر تحریک دریافتی واحد میانی

۲ - تعیین وزن های لایه میانی به لایه خروجی $w ij$

لازم به ذکر است که هدف اول حساس تر است زیرا لایه های خروجی خطی هستند و به راحتی آموزش می بینند در حالتی که مقادیر wi مناسب قبلاتعریف شده باشد.

شبکهRBF با تمام سادگی می تواند هر تابعی را با در نظر گرفتن محدودیتهایی به خوبی تخمین بزند و در مسائل پیش بینی بسیار پرکاربرد است . در کاربردهای واقعی خیلی از مواقع با تعداد زیادی بردار آموزش دهنده مواجه هستیم و باید حجم داده هایی را که برای آموزش شبکه به آنها نیاز داریم کاهش دهیم[۱۷] و در اکثر مواقع از روشهای ترکیبی برای آموزش این شبکه ها استفاده شده و برای تنظیم پارامترها یRBF از آموزش بدون نظارت و برای تعیین وزن های اتصالات طبقه خطی شبکه از روش با ناظر استفاده می نماییم [۱۸] .

۳-۴-۲-۳) مشکلات آموزش

اگر از روشهای ترکیبی RBF برای آموزش شبکه استفاده نماییم , در قسمت آموزش بدون ناظر باید پارامترهای مربوط به لایه میانی تنظیم شوند . این پارامترها شامل تعداد واحدهای RBF در این لایه , میزان پهنای هر کدام از توابع گوسی و موقعیت مراکز توابع گوسی است . در روش آموزش بدون ناظر با یک سری مشاهدات بصری به صورت نقاطی منفرد در فضای داده ها مواجه ایم و باید پارمترهای مناسب با توجه به ویژگیها و اختلافات مهم در بین این مشاهدات را بدست آوریم.

سه روش مختلف جهت حل این مشکل انتخاب می شود و ممکن است یکی از این راه حلها مناسب باشند:

۱) انتخاب تصادفی تعدادی از مشاهدات در فضای داده ها و در نظر گرفتن مختصات هر الگو به عنوان مرکز یک تابع گوسی است ، همچنین تمامی گستردگی توابع گوسی را عدد ثابتی فرض کرد.

۲) از یک عملیات تحت نظارت تصحیح خطا به کمک مینیمم کردن مجموع مربعات تفاضل ورودی ها و خروجی ها(LMS) .

۳) از عملیات کلاس بندی استفاده می شود .

با وجود اینکه در کل شبکه های RBF عملیات تابع را به صورت جامع انجام می دهند ولی از واحدهایی تشکیل شده اند که به صورت موضعی و محلی رفتار می نمایند . میزان پوشش هر واحد روی فضای داده ها توسط پارامتر تعیین گستردگی یا واریانس گوسی مورد استفاده در RBF تعیین می شود و موقعیت تحت پوشش آن همان مختصات مرکز گوسی است . پس از انجام عمل کلاسترینگ نیز داده ها به نواحی خاصی از فضای داده تقسیم می شوند و به راحتی میتوان پارامترهای RBF را پس از کلاسترینگ از روی موقعیت مرکز و میزان پهنای کلاسترها به دست آورد و موقعیت مرکز و میزان پهنای هر یک از توابع گوسی را تعیین کرد .

۳-۵) نتیجه گیری:

تعریف کلی از شبکه عصبی پرسپترون چندلایه به این صورت است که شبکه های پرسپترون فقط دارای یک لایه هستند و فقط برای مسائلی مناسب هستند که داده ها به صورت خطی جداپذیر هستند اما از آنجایی که در اغلب مسائل مرز بین داده ها به سادگی قابل تشخیص نیست و داده ها با یکدیگر هم پوشانی دارند ، باید از توابع غیر خطی برای کلاس بندی آنها استفاده کنیم که این قابلیت با افزودن یک یا چند لایه مخفی به شبکه پرسپترون داده می شود . در حقیقت وظیفه لایه یا لایه های مخفی انجام یکسری عملیات و پردازش روی داده ها است . به عبارتی زمانی که محاسبات پیچیده باشند و نتوان آنها را فقط در یک لایه انجام داد ، باید به شبکه لایه های مخفی را اضافه کنیم .اما شبکه عصبی RBF از نظر ساختاری دارای ساختاری پیشرو است که در اکثر کاربردها ، فضای لایه میانی از بعد بالایی برخوردار است . لایه خروجی که پاسخ شبکه را به الگوی تحریک اعمال شده فراهم می‌کند ، رفتار خطی دارد . در این شبکه ، لایه‌ی ورودی ، وظیفه‌ی انتقال مقادیر ورودی را به هر یک از گره‌های لایه‌ی پنهان را بر عهده دارد . شبکه‌های RBF نیازمند نرون‌های بیشتری نسبت به شبکه‌های استاندارد پیش‌رو با الگوریتم پس‌انتشار خطا می‌باشند ولی اغلب این شبکه‌ها را می‌توان در زمانی کوتاهتر نسبت به زمان مورد نیاز برای شبکه‌های پیش‌روی دیگر آموزش داد . این شبکه‌ها

زمانی که بردارهای ورودی فراوانی در دسترس داشته باشند از عملکرد مطلوبتری برخوردارند . باید توجه داشت که ورودیهای یک نرون شعاعی ، با سایر نرون‌ها متفاوت است [۱۹].

فصل چهارم

پیاده سازی روش های پیشنهادی

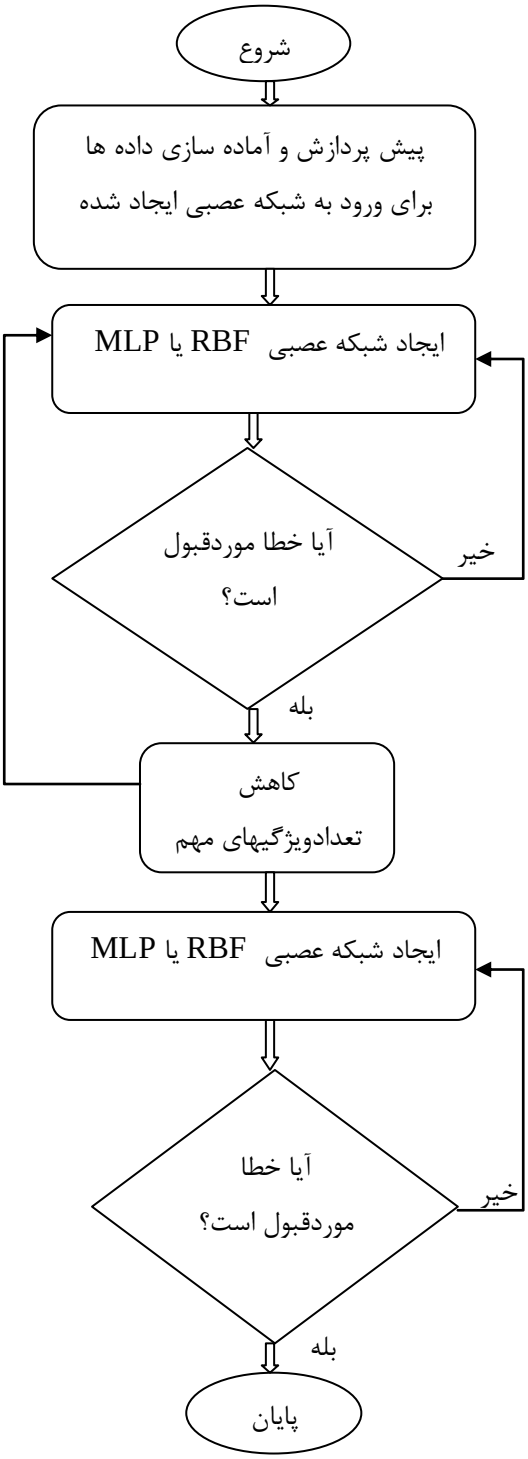
۴-۱) مقدمه:

پیاده سازی شبکه عصبی دارای سه بخش فراهم کردن نمونه های آموزشی، فاز آموزش و تست شبکه عصبی است. هدف این مطالعه تعیین شدت آسیب کبدی است . مدل شبکه های عصبی مصنوعی در طبقه بندی بیماران کبد چرب از افراد سالم براساس نتایج فیبرواسکن است تا در صورت داشتن قدرت تشخیصی بالا بتوان قبل از انجام آزمایش فیبرواسکن بیمار ، با استفاده ازمدل شبکه عصبی مصنوعی و از طریق ویژگیهای فردی ، آزمایشات و نتایج تست های غیر تهاجمی مانند آزمایش های خون و سونوگرافی درباره وضعیت بیماری کبد چرب پیشگویی کرد . این نتیجه از آن جهت دارای اهمیت می باشد که می تواند از عوارض و آسیب های احتمالی آزمایشات و درمان های مربوط به بیماری کبد چرب در بیمارانی که نیاز به آن ندارند ، جلوگیری کند و از طرفی دیگر در هزینه آزمون تشخیصی برای این افراد صرفه جویی خواهد شد.

۴-۲) فلوچارت[۲۵] الگوریتم پیشنهادی :

در این بخش فلوچارت الگوریتم پیشنهادی ترسیم شده است. پس از بکار گیری دو روش پیشنهادی ، نتایج دو روش مقایسه می گردد.

[25] - Flowchart



شکل شماره ۴- ۱ : فلوچارت الگوریتم پیشنهادی

۴-۳) مواد و روش ها

تحقیق حاضر یک مطالعه تشخیصی است که براساس ویژگیهای ورودی ، به پیشگویی وضعیت آسیبهای کبدی می پردازد . جامعه آماری بیمارانی هستند که در پژوهشکده بیماریهای گوارش و کبد دانشگاه علوم پزشکی تهران تحت آزمایشهای خون و سونو گرافی و آزمایش فیبرواسکن قرار گرفتند . تعداد ۱۴۶۴ نفر از افراد فوق در سال ۱۳۹۰ به صورت تصادفی[۲۶] به عنوان نمونه انتخاب و پرسشنامه حاوی اطلاعات آزمایشهای خون و سونو گرافی و آزمایش فیبرواسکن موجود در پرونده برای آن ها تکمیل گردید . این مطالعه در محیط برنامه نویسی متلب صورت گرفته است و داده ها به صورت مستقیم از محیط اکسل وارد محیط متلب شده اند . نحوه استفاده از این داده ها بدین صورت است که ۷۰ درصد جهت آموزش شبکه عصبی مصنوعی طراحی شده و مابقی آن جهت تست این شبکه میباشد . برای مقایسه نتیجه و پی بردن به صحت خروجی ، خروجی برنامه با نتیجه فیبرواسکن افرادکه در دیتا بیس وجو دارد مقایسه شده است .

۴-۴) یافته ها

۴-۴-۱) فراهم کردن نمونه های آموزشی

نمونه های آموزشی استفاده شده در این تحقیق ، مربوط به نمونه های آزمایش خون و سونوگرافی و آزمایش فیبرو اسکن افراد شهرستان گنبد کاووس در سال ۱۳۹۰ در مرکز کوهورت (طرح سلامت مری و معده استان گلستان) می باشد که این نمونه ها شامل :

جدول شماره (۴-۱): معرفی داده ها

SEX ⟶ جنسیت
HEIGHT ⟶ اندازه قد
WEIGHT ⟶ اندازه وزن
SR ⟶ میزان موفقیت اندازه گیری

[26] - Random

IQR ⟶ میزان دقت اندازه گیری
TOTAL SCORE ⟶ درجه چربی کبد که از روی آزمایش سونوگرافی مشخص میشود
CHOL ⟶ میزان کلسترول خون
HDL ⟶ میزان کلسترول خوب خون
LDL ⟶ میزان کلسترول بد خون
TRIG ⟶ میزان سطح تری گلیسیرید خون
CRE ⟶ میزان کراتینین خون
GFR ⟶ میزان تصفیه گلومرولی
UREA ⟶ میزان اوره خون
AST ⟶ آنزیمی در سلول های سراسر بدن است، اما بیشتر در قلب و کبد و تا حد کمتری در کلیه ها و ماهیچه یافت می شود
ALP ⟶ آنزیمی است که در بافت های مختلف سراسر بدن از جمله کبد، استخوان، کلیه، روده یافت میشود.
ALT ⟶ آنزیمی است که بیشتر در سلول های کبد و کلیه یافت می شود
GGT ⟶ سطح گاما گلوتامیل ترانسفراز در خون است
FBS ⟶ میزان قند خون
HB ⟶ میزان هموگلوبین خون
WBC ⟶ میزان گلبولهای سفید خون
PLT ⟶ میزان پلاکت خون

۴-۴-۲) عمل پیش پردازش داده ها:

اصولاً واردکردن داده ها به صورت خام باعث کاهش سرعت ودقت شبکه می شود . برای احرازچنین شرایطی و همچنین به منظور یکسان کردن ارزش داده ها برای شبکه ، عمل نرمال سازی صورت گرفته است که این کارمانع ازکوچک شدن بیش ازحد وزن ها و باعث جلوگیری از اشباع زودهنگام نرون ها می شود . دراین تحقیق کلیه داده های ورودی قبل ازاعمال به شبکه عصبی MLP ، به وسیله دستوراتی به شکل زیر پیش پردازش[۲۷] میشوند. 'removeconstantrows'، دستوری است که سطرهای ثابت را حذف میکند . همانطور که میدانیم در محیط متلب ، نمونه ها روی ستونها هستند یعنی کل شبکه های عصبی ورودیها را به این صورت شناسایی میکنند . برای درک بیشتر این قضیه ، مثالی خارج از مباحث این تحقیق زده میشود که به این صورت است که مثلا میخواهیم اثرات مصرف کاهو را در رژیم غذایی محاسبه کنیم . ورودیها به این صورت است که همه آنها یا آقا هستند یا خانم . ما جنسیت را به عنوان یک عامل گرفتیم ولی چون جنسیت همه افراد یکی است ، در واقع جنسیت یک constantrow میباشد. پس این گزینه یک عامل ثابتی است که باید حذف شود که این عمل یک عمل پیش پردازش در این مرحله به شمار میآید.

```
net.inputs{1}.processFcns={'removeconstantrows','mapminmaxX'};
```

mapminmax هم نوعی mapping خطی است که بین ورودیها اتفاق میفتد . در واقع این دستور ، داده ها را نرمالایز می کند به این معنی که در هر سطر از ماتریس ورودی ها ، مقدار min و مقدار max را در بازه[۱ و -۱] نگاشت می کند .

۴-۵) پیاده سازی بوسیله شبکه عصبی مصنوعی MLP :

جهت تعیین ماکسیمم تعداد نرونها در شبکه عصبی MLP میتوان از استدلال زیر استفاده کرد :

همانطور که میدانیم شبکه عصبی مذکور دولایه دارد . در لایه اول تعداد n1 تا نرون و در لایه دوم تعداد n2 تا نرون و خروجی تعداد no و ورودی تعداد n_i در نظر گرفته میشود . میدانیم که n2 باید

[27] - Preprossecing

برابر n_o باشد . در این قسمت هدف این است که میخواهیم بدانیم برای n1 چه حد بالایی در نظر بگیریم . برای این کار فرض میکنیم که تعداد k نمونه اطلاعات داریم . که در اینجا تعداد ۲۱ عدد است. بنابراین تعداد کل نمونه ها برابر است با $k(n_{i+} n_o)$. منظور از نمونه ها ، درواقع همان تعداد کل ویژگیها میباشد.

تعداد پارامترهای یک نرون با n ورودی ، برابر n+1 میباشد.

به ازای n_i ورودی تعداد کل مجهولات یا پارامترهای لایه اول برابر است با فرمول زیر :

$$n_1 \times n_{i+1}$$

که n_{i+1} تعداد مجهولات یک نرون میباشد .

به دلیل اینکه در شبکه پرسپترون تعداد نرونهای لایه اول به نرونهای لایه دوم متصل میشوند بنابراین تعداد ورودیهای لایه دوم برابر n1 میباشد . که تعداد مجهولات لایه دوم از فرمول زیر محاسبه میشوند :

$$(n_1 + 1) \times n_o$$

یا

$$n_2 \times (n_i + 1)$$

که تعداد کل مجهولات لایه اول و دوم برابر است با فرمول زیر :

$$n_1 \times (n_i + 1) + (n_1 + 1) \times n_o$$

وچون داریم :

تعداد معلومات ≤ تعداد مجهولات

$$k(n_i + n_o) \geq n_1 \times (n_i + 1) + (n_1 + 1) \times n_o$$

که از روابط فوق میتوان به فرمول حد بالای تعداد نرون های لایه اول برای یک شبکه عصبی دو لایه رسید که به صورت زیراست:

$$n_1 \leq k\,(n_i + n_o) - n_o / n_i + n_o + 1$$

برای تعداد حد پایین آن قاعده مشخصی وجود ندارد ولی به صورت تجربی ۲ برابر در نظر میگیریم .

$$2\,(n_i + n_o) \leq n_1 \leq k\,(n_i + n_o) - n_o / n_i + n_o + 1$$

پس بنابراین طبق فرمولهای ذکر شده بالاو با توجه به تست کردن تمامی اعداد مختلف برای تعداد نرونهای لایه اول و رسیدن به بهترین جواب ، تعداد نرونهای لایه اول را برابر ۲۱ در نظر میگیریم. در لایه دوم که همان لایه آخر یا لایه خروجی است تعداد نرون برابر یک نرون است زیرا تعداد نرونها در لایه خروجی برابر تعداد خروجی است .

الگوریتم تقسیم بندی اطلاعات[۲۸] به صورت رندوم میباشد . این اصطلاح بهم ریختگی را shuffle مینامند.

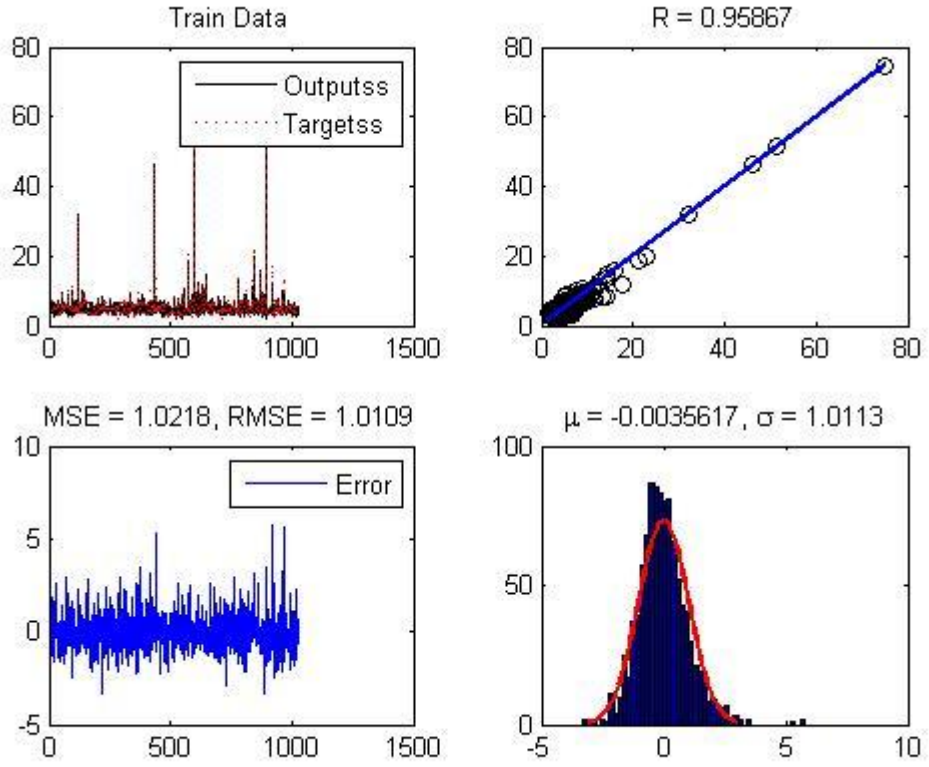
در بخش آموزش یا training از تابع levenberg-marquardt استفاده شده است و از تابع mse جهت بررسی خطا و تابع فعالسازی از نوع تابع سیگموئید میباشد.

۴-۵-۱) فاز آموزش شبکه عصبی MLP

در این فاز از ۱۴۶۴ نمونه ۷۰ درصد ، جهت آموزش شبکه عصبی مصنوعی استفاده شد . بعد ازآن با پیاده سازی شبکه عصبی پرسپترون چندلایه در نرم افزار متلب الگوریتم پس انتشار خطا و بعد از عوض کردن تعداد ورودیها و مشاهده خطای آن ، بهترین خروجی را با حذف کردن یکی یکی ویژگیها و اثر هر کدام از آنها در تعیین خروجی مطلوب و کمترین خطا و بهترین کارایی بدست آورده ایم . شبکه عصبی پرسپترون در این تحقیق دو لایه دارد . در لایه اول تعداد نرونها برابر ۲۱ نرون است . به دلیل اینکه تعداد ورودیها ۲۱ می باشد ، بنابراین تعداد نرونهای لایه اول را نیز ۲۱ در نظر گرفتیم. تعداد زیاد نرون های لایه میانی ممکن است شبکه عصبی مصنوعی را با مشکلاتی نظیر افزایش زمان آموزش شبکه مواجه کند و همچنین ممکن است شبکه نظام بی اهمیت داده های آموزشی را یاد بگیرد و در حل مسائل ضعیف عمل نماید . لذا ما با توجه به این نکته یعنی ، بهترین ساختار شبکه

[28] - Data division

عصبی مصنوعیMLP را با توجه به کوچک بودن مجموع مربعات خطای آن در نظر گرفتیم که بعد از امتحان کردن حالتهای مختلف خروجی زیر را بدست آوردیم:

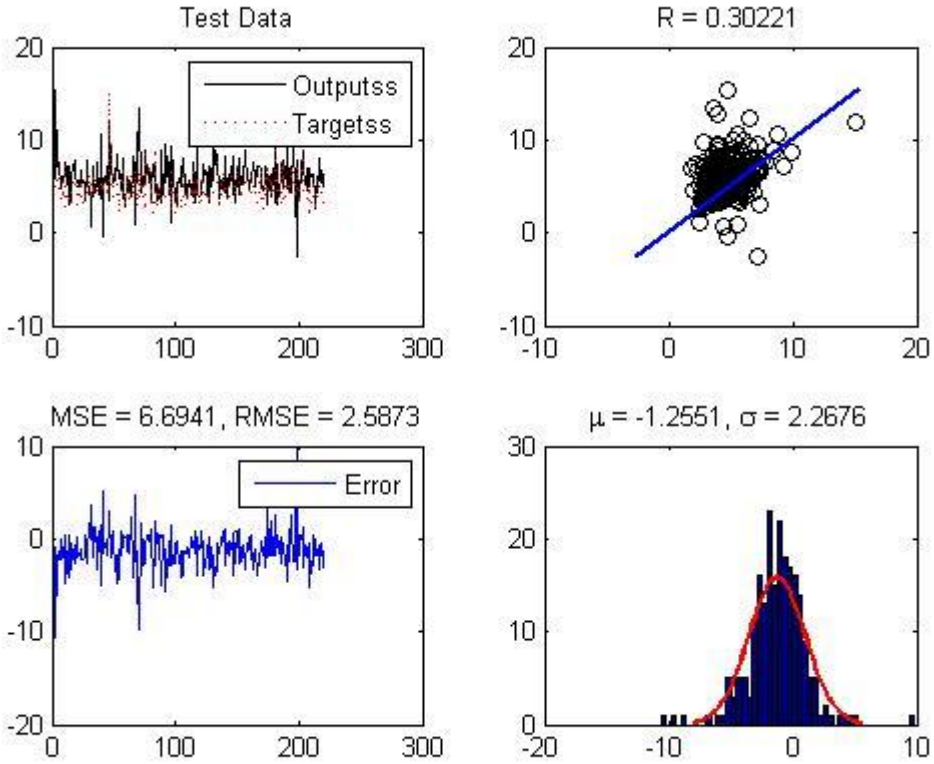


شکل شماره ۴-۲ : خروجی حاصل از آموزش شبکه عصبی MLP بااعمال تمام ورودیها

۴-۵-۲) فاز تست شبکه عصبی MLP

جهت تست شبکه عصبی مصنوعی از ۳۰ درصد نمونه ها استفاده شد . در این فاز نیز از شبکه عصبی پرسپترون چند لایه (MLP) و شبکه عصبی توابع پایه شعاعی (RBF) و 500 سیکل آموزشی استفاده شد.

بهترین مجموع مربعات خطای مشاهده شده در مرحله تست به دست آمده در شبکه عصبی MLP ، برابر با ۶,۶۹۴۱ می باشد. .



شکل شماره ۴-۳ : خروجی حاصل ازتست شبکه عصبی MLP بااعمال تمام ورودیها

۴-۶) پیاده سازی[۲۹] بوسیله شبکه عصبی مصنوعی RBF :

۴-۶-۱) فاز آموزش شبکه عصبی

در این فاز از ۱۴۶۴ نمونه ۷۰ درصد، جهت آموزش شبکه عصبی مصنوعی استفاده شد . بعد ازآن با پیاده سازی شبکه عصبی RBF ، در نرم افزار متلب الگوریتم پس انتشار خطا و بعد از عوض کردن تعداد ورودیها و مشاهده خطای آن ، بهترین خروجی را با حذف کردن ویژگیها و اثر هر کدام از آنها در تعیین خروجی مطلوب و کمترین خطا و بهترین کارایی بدست آورده ایم .

برای داده های مربوط به مرحله آموزش و تست کردن ، در این شبکه ما داده های مربوط به آموزش و تست کردن را از هم جدا میکنیم . برای اینکار کافی است داده ها را به هم بریزیم . یا به اصطلاح این کار عمل shuffle (جایگشتی از اندیسها) نام دارد . لذا با دستور randperm جایگشتی از اندیسها

[29] - Implementation

ایجاد میکنیم . برای ایجاد شبکه عصبی RBF در این پایان نامه از جعبه ابزار خود متلب استفاده شده است که بوسیله دستور ایجاد شبکه عصبی RBF با نام newrb این عمل انجام شده است.

Net=newrb(P,T,goal,spread,MN,DF);

که در آن p ورودی است و به صورت برداری از ورودی ها شامل تمامی ورودیهای شبکه عصبی مصنوعی rbf است و T در واقع همان بردار target میباشد .

عبارت goal نشاندهنده این است که انتظار ما از شبکه عصبی rbf برای رسیدن به خطای mse برآورده شود . که در این پایان نامه ما عدد ۰,۵ را برای رسیدن به هدف مورد نظر استفاده کردیم . این مقدار را با توجه به قانون (Confidence Interval) در نظر گرفته ایم . با فرض مثال، شاخصی که به نحو بهتری قادر خواهد بود تفاوت میان دو گروه را نشان دهد چیست؟ محدوده واقعی تفاوت میان دو گروه چگونه است؟ برای یافتن پاسخ این سؤالات از شاخص فاصله اطمینان استفاده می شود .که این روش را با زدن مثالی توضیح میدهیم . فرض کنید سکه ای داریم که مطمئن نیستیم احتمال اینکه در هر بار پرتاب آن شیر یا خط بیاید با هم برابر است (۰,۵) و یا این سکه بالانس نبوده و این احتمال به نفع یک سر سکه بیشتر یا کمتر است . در این شرایط ما سعی می کنیم به امتحان سکه بپردازیم:

سکه را دو بار پرتاب می کنیم . در یک پرتاب شیر و در پرتاب دیگر خط داریم . در این حالت تخمینی که برای احتمال شیر یا خط آمدن در نظر گرفته می شود چگونه است؟ آیا با این یک بار انداختن سکه می‌توان نتیجه گرفت که احتمال به دست آوردن شیر یا خط در هربار پرتاب با هم برابر و ۰,۵ می‌باشد؟ اگر احتمال شیر یا خط آمدن در هر پرتاب برابر با۰,۱ و یا ۰,۹ باشد باز هم چندان تعجب آور نخواهد بود اگر در یک پرتاب دوتایی یک شیر و یک خط داشته باشیم . در واقع پس از یک پرتاب دوتایی سکه هم چنان مطمئن نخواهیم بود که این سکه به درستی کار می‌کند یا نه .

در آزمون دیگری ما روند انداختن سکه را ۸ بار دیگر تکرار می‌کنیم. در این آزمون ۱۰ نتیجه مختلف خواهیم داشت که ۵ تای آنها شیر و ۵ تا خط بوده است. در این حالت بهتریت تخمینی که می‌توانیم از احتمال به دست آمدن شیر یا خط در هر پرتاب بزنیم برابر با ۰,۵ برای هرکدام خواهد بود . هم جنین محدوده ای که این نتیجه در آن قرار دارد بسیار باریکتر شده و گستردگی زیادی ندارد . در واقع در این حالت بسیار غیر محتمل به نظر می رسد که احتمال یکی از موارد شیر یا خط ۰,۹ باشد . چرا که در صورتی که اینگونه بود بسیار غیر محتمل می نمود که در یک نمونه ۱۰ تایی تنها ۵ شیر یا خط (نمونه با احتمال زیاد) داشته باشیم . در این شرایط بهترین شاخصی که می توان برای توضیح احتمال شیر یا خط در هر بار پرتاب به دست بیاید عدد ۰,۵ است . اگرچه در پایان این آزمون اعدادی که فاصله زیادی با عدد ۰,۵ دارند نظیر ۰,۱ یا ۰,۹ بسیار غیر محتمل به نظر می رسند ولی هم چنان اعداد نزدیک به ۰,۵ نظیر ۰,۴ یا ۰,۶ بسیار محتملند . این در حالی است که هر چه این عدد از ۰,۵ فاصله می گیرد احتمال اینکه واقعیت داشته باشد کمتر می شود . در صورتی که این آزمون را با پرتابهای بیشتری تکرار کنیم بیشتر و بیشتر به واقعیت نزدیک خواهیم شد .

در حقیقت روشی که ما در این آزمونها به کار می‌بریم استفاده از روشی است که در آن بتوان حدود اطمینان را در اطراف یک یافته مشخص (۰,۵) به دست آوریم . در هر آزمون این فاصله اطمینان (Confidence Interval)حدودی است که به احتمال زیاد واقعیت در آن وجود دارد . هر چقدر تعداد نمونه هایی که به دست می‌آوریم کمتر باشد این بازه وسیعتر بوده و به همان میزان نیز احتمال رسیدن به واقعیت کمتر است . در واقع وقتی حجم نمونه به میزان زیادی بالا می رود ما با اطمینان بیشتری قادر خواهیم بود بیان کنیم که عددی که به دست آورده ایم به واقعیت نزدیک است و CI نیز بازه محدودتری دارد.

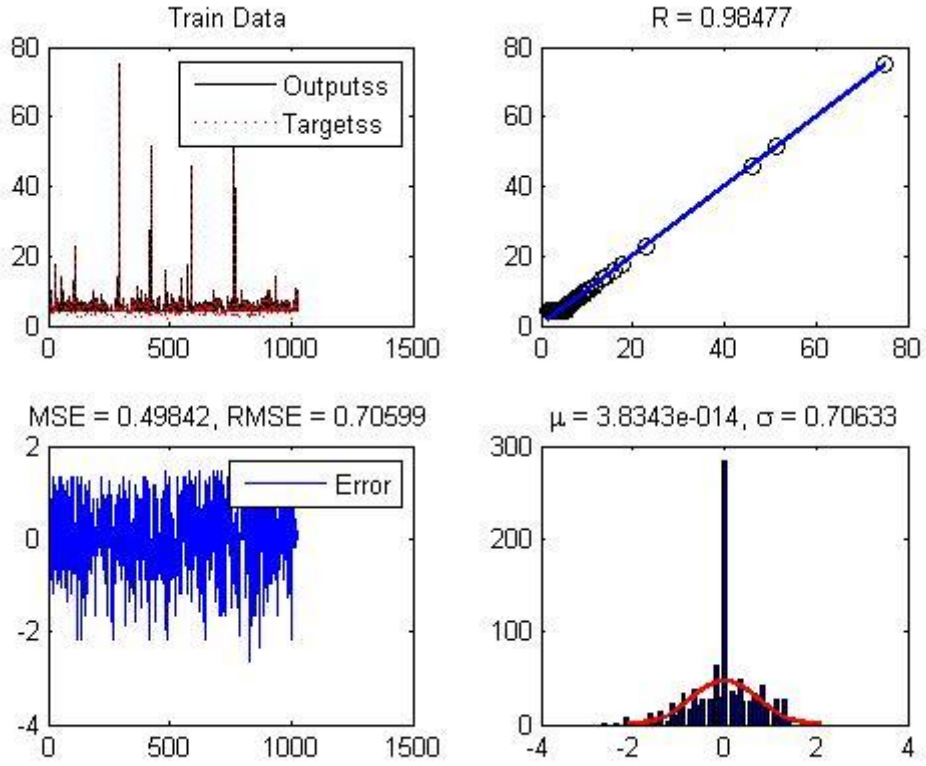
از سوی دیگر به منظور دست یافتن به فاصله اطمینان در مرحله اول باید مشخص کنیم که منظور ما به عنوان محقق از فاصله اطمینان چیست . یعنی در واقع چه حدی از فاصله اطمینان برای ما قابل قبول است . برای این منظور فاصله CI در نظر گرفته شده در اکثر مطالعات برابر با ۹۹٪ ویا ۹۵٪ ویا

۹۰٪ می باشد که به این معنی است که در صورتی که مطالعه مورد نظر ۱۰۰ بار تکرار شود در ۹۹ یا ۹۵ یا ۹۰ بار آن همین محدوده به دست خواهد آمد . هر چه عدد مربوط به CI از ۱۰۰ فاصله می گیرد میزان دقت آن کاهش می یابد . به این معنی که احتمال اینکه شاخصی که با ٪۹۹ CI بیان شده به واقعیت نزدیک باشد بیشتر از شاخصی است که با٪ ۹۵ CI بیان می شود .

در برخورد با مثال مربوط به شدت آسیب کبدی نیز تفسیر باید با استفاده از حدود اطمینان صورت گیرد . هر یافته ای که حدود اطمینان باریکتری (narrow) داشته باشد و عدد مربوط به CI آن بزرگتر باشد به واقعیت نزدیکتر است و می توان بر اساس آن تصمیم گرفت . پس بنابراین در این پایان نامه با توجه به توضیحات ذکر شده مقدار goal را برابر با ۰,۵ درنظر میگیریم.

مقدار spread یا میزان پراکندگی برابر با ۱ در نظر گرفته شده است. هر چقدر میزان پراکندگی بیشتر و بزرگتر باشد همپوشانی rbf نیز بیشتر خواهد بود .

مقدار DF ، تعداد نرونها را مشخص میکند . بیشترین حد بالای نرونها که برابر با مقدار MN میباشد را در این پایان نامه برابر با ۱۰۲۵ یعنی مقدار ۷۰ درصد نمونه های موجود در پایان نامه در نظر گرفته ایم که با حالتهای مختلف آموزش و تست کردن به این نتیجه رسیدیم که در حالت بیشترین حد تعداد نرون برای لایه میانی بهرین کارایی و کمترین خطا دیده شده است . لذا ما با توجه به این نکته یعنی ، بهترین ساختار شبکه عصبی مصنوعی RBF را با توجه به کوچک بودن مجموع مربعات خطای آن در نظر گرفتیم که بعد از امتحان کردن حالتهای مختلف خروجی زیر را بدست آوردیم:



شکل شماره ۴-۴ : خروجی حاصل از آموزش شبکه عصبی RBF بااعمال تمام ورودیها

۴-۶-۲) فاز تست شبکه عصبی

جهت تست شبکه عصبی مصنوعی از ۳۰ درصد نمونه ها استفاده شد . در این فاز شبکه عصبی توابع پایه شعاعی (RBF) و 500 سیکل آموزشی استفاده شد . بهترین مجموع مربعات خطای مشاهده شده در مرحله تست به دست آمده در شبکه عصبی RBF ، برابر با ۳,۳۱۵۷ می باشد

فرآیندی که دستور newrb دنبال میکند مانند توابع مربوط به MLP نیست . در شبکه عصبی MLP ما ابتدا شبکه را ایجاد میکردیم و سپس عمل TRAIN یا آموزش شبکه عصبی را انجام میدادیم . اما در شبکه عصبی که با دستور newrb ایجاد شده و بقیه توابع شبکه rbf ، توابع همراه با ایجاد شبکه فرآیند train را نیز انجام میدهند که این عمل توام با فرآیند افزایشی انجام می‌گیرد . بدین معنی که ابتدا هر سری که تعداد نرونها را بشتر میکند در همان حال ، نرون اضافه را تیون میکند و سپس بقیه نرونها را نسبت به تغییری که در مرحله قبلی انجام داده است ، تغییر میدهد که بهترین performance را داشته باشد یعنی نرونها را تا جایی اضافه میکند که تعداد نرونها به

ماکسیمم تعداد نرونها یعنی مقدار ۱۰۲۵ برسد قبل از اینکه به خطای قرار داده شده مقدار goal برسد . در قسمت ساختار شبکه عصبی مصنوعی ، طبق فرمول ذکرشده در فصل سوم جهت تعیین حد بالای نرونهای لایه اول ، نرون های لایه میانی ۲۱ در نظر گرفته شده است . این نتیجه بسیار مهم می باشد و می تواند بیمارانی را که به طور واقعی به این اقدامات تشخیصی و درمانی نیاز دارند در سریع ترین زمان و بیشترین دقت مشخص نماید . حتی در آینده می توان با تکیه بر تعداد داده های بیشتر آموزشی از مراکز فوق تخصصی کبد در سراسر کشور به صورت چند مرکزی یک شبکه عصبی مصنوعی جامع تری پیاده سازی نمود تا در کنارآزمایش فیبروسکن بتواند به افراد بیمار و غیر بیمار مراجعه کننده کمک نماید . یعنی ابتدا با استفاده از شبکه عصبی مصنوعیMLP و RBF افراد سالم را از بیمار جدا نموده و سپس آزمایش فیبرواسکن را برای افراد بیمار جهت یافتن تعداد بیماریهای کبد چرب به کار گرفت .

۴-۷) نتیجه گیری:

دراین فصل سعی بر آن شد که نتایج پیشگویی بهبود داده شود ، لذا تغییرات اساسی در ویژگیهای ورودی داده شد . به عنوان مثال با حذف بعضی ویژگی های ورودی که نقش مهمی را در پیش بینی داشته اند و مشاهده نتیجه و مقایسه آن با خروجی مطلوب سعی در حذف کردن ویژگیهای اضافه و بی کاربرد شده است که این کار باعث افزایش کارایی و صحت عملکرد سیستم میباشد . در آخر با افزودن و کاستن ویژگیها ، نتایج بهتری حاصل شد .

فصل پنجم

نتایج

۵-۱) مقدمه:

در این فصل ، با تغییر در ویژگی ها نتایج مختلف مشاهده میشود . با توجه به ارتباط و وابستگی ویژگیها نسبت به هم و ارتباط و نقش موثر آنها در تعیین خروجی مطلوب ، میتوان بعضی از آنها را حذف کرد و سپس نتیجه را مشاهده کرد . بالعکس این روش هم انجام پذیر است . در ابتدای این فصل ابتدا راجع به ارتباطات ویژگیها نسبت به هم و نقش آنها در تعیین هدف مورد نظر بحث خواهد شد و در بخش بعدی نتایج به صورت کلی مورد بررسی قرار خواهد گرفت .

۵-۲) تحلیل:

همانطور که در فصول قبلی ذکر شد ، تعداد ویژگیهای این تحقیق شامل ۲۱ عدد می باشد که بعضی از آنها وابستگی خاصی نسبت به هم دارند و بعضی دیگر وابستگی آنچنانی نسبت به هم ندارند . طبق تحقیقات انجام شده ، بر حسب تعداد ورودیهای موجود در این پایان نامه ، وابستگی هایی که وجود دارد به صورت زیر میباشد:

تمام ویژگیهای موجود در این پایان نامه :

SEX -HEIGHT-WEIGHT-SR-IQR-TOTAL SCORE -CHOL -HDL -LDL-TRIG -CRE-GFR-UREA -AST- ALP -ALT-HB -GGT- WBC- PLT

۱- CHOL و HDL و LDL ارتباط قوی با هم دارند اما TRIG با این سه گزینه ارتباط ضعیفی دارند .

۲- ALT با ALP ارتباط قوی دارد .

۳- ALP با GGT ارتباط دارد .

۴- بالا رفتن CRE باعث پایین آمدن GFR میشود .

۵- CRE با UREA ارتباط قوی دارد .

۶- سه گزینه WBC و PLT و HB هیچ ارتباطی با هم ندارند .

۷- طبق اطلاعات پزشکی فرمول زیر وجود دارد :

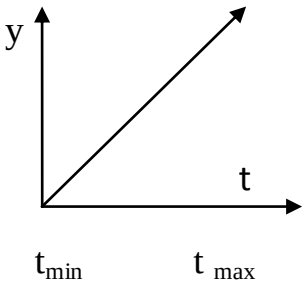
CHOL= HDL+LDL+X+Y

که X و Y دو گزینه ای هستند که در این تحقیق مورد استفاده قرار نمی گیرند و به همین دلیل از نوشتن آنها صرف نظر شده است .

۸- قد با وزن ارتباط مستقیم دارد .

در این بخش با توجه به ارتباطاتی که در قسمت قبلی ذکر شد میتوان با کم کردن تعداد ویژگی ها و مشاهده هر کدام از نتایج ، بوسیله دو شبکه عصبی MLP , RBF نتیجه مطلوب را تخمین زد . در خروجی تولید شده ، سعی براین است که در بین همه مدل های فرآیند ، بهترین مدل انتخاب شود . برای بیان کردن این هدف ، مقادیر بهترین پارامترها به شکل ریاضی نشان داده شده است . این مقادیر به صورت زیر می باشند :

۱ – وابستگی بین ورودیها (R):



Output برابر با y

Target برابر با t

$x_{min} = \min(\min(t),\min(y))$

$x_{max} = \max(\max(t),\max(y))$

برای بدست آوردن ارتباط و وابستگی بین داده های خروجی و داده های هدف ابتدا دو گزینه بالا محاسبه شده و از روی آنها به وسیله تابع corr ، این مقدار محاسبه میشود و نام آن R میباشد که در خروجی قابل مشاهده است .

۲- میانگین مربعات خطای وزن دار $\text{MSE} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} e_i^2$

3 - جذر میانگین مربعات خطا $\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} e_i^2}$

۴ - میانگین خطا $\mu = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(T - Y)$

5 - واریانس خطا $\partial = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(e_i - \overline{e})^2}$

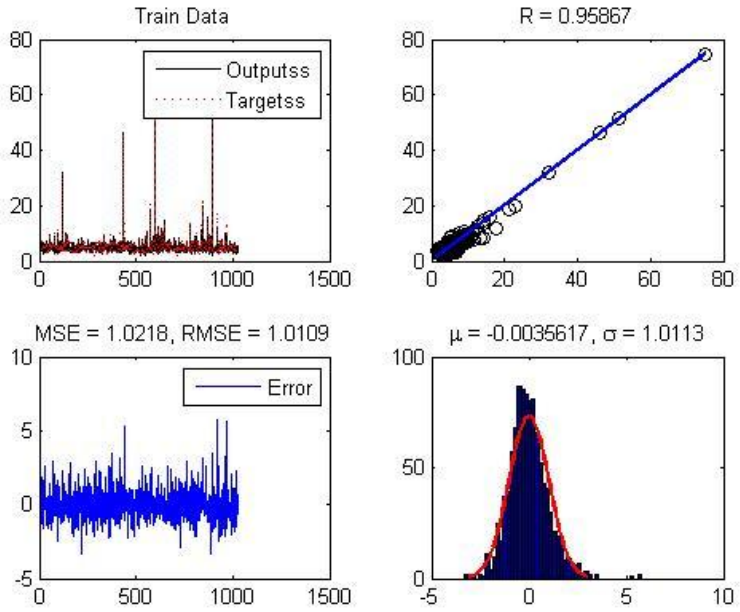
i= 1,2,3,…..,N

که در فرمولهای بالا ، N تعداد دیتاها و T خروجی مطلوب و Y خروجی شبکه عصبی مصنوعی می باشد.

در خروجی ، شکل سمت پایین راست مقدار پراکندگی داده ها را نشان میدهد . این پراکندگی نشان میدهد که چقدر شبکه عصبی realable است .هر چه این پراکندگی نوک تیز تر باشد نشان دهنده تمرکز بیشتر شبکه عصبی و بهتر بودن آن میباشد .

۵-۳) مرحله آموزش و تست با کم کردن تعداد ویژگی ها با شبکه عصبی MLP :

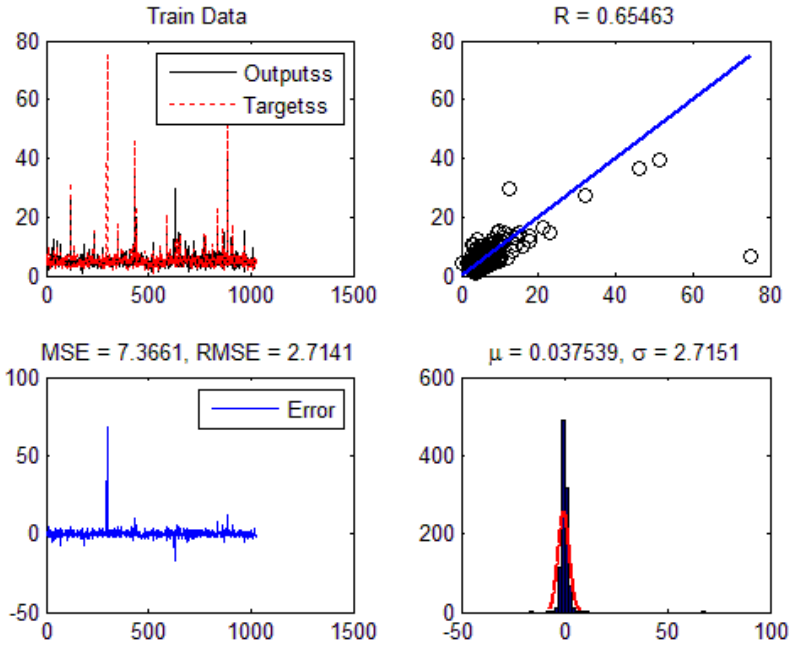
ابتدا به صورت کلی تمام ویژگیها را بدون حذف هیچ کدام از آنها به شبکه عصبی وارد میکنیم و نتیجه را با حذف کردن هر کدام از وردیهای مهم مقایسه می‌کنیم . ابتدا کار را با شبکه عصبی MLP آغاز می‌کنیم.



شکل شماره ۵-۱ : خروجی حاصل از آموزش شبکه عصبی MLP بااعمال تمام ورودیها

در مرحله اول ، دو ویژگی ALT, AST ارتباط مستقیم با هم داشتند را یکجا با هم حذف کردیم

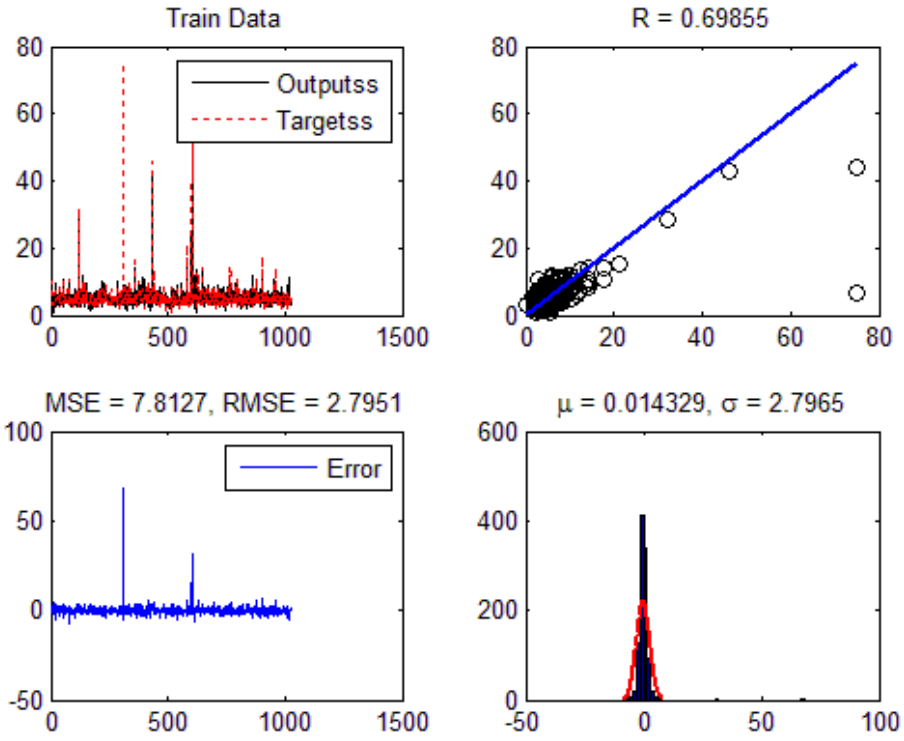
نتیجه به صورت شکل زیر است:



شکل شماره ۵-۲ : خروجی حاصل از حذف دو ویژگی ALT,AST مرحله آموزش شبکه عصبی MLP

همانطور که مشاهده میکنیم خطا مقداری تغییر کرد . بنابراین نتیجه میگیریم که این دو گزینه از ورودیهایی هستند که نقش مهمی را در تعیین خروجی مطلوب و در رسیدن به هدف مورد نظر دارند .

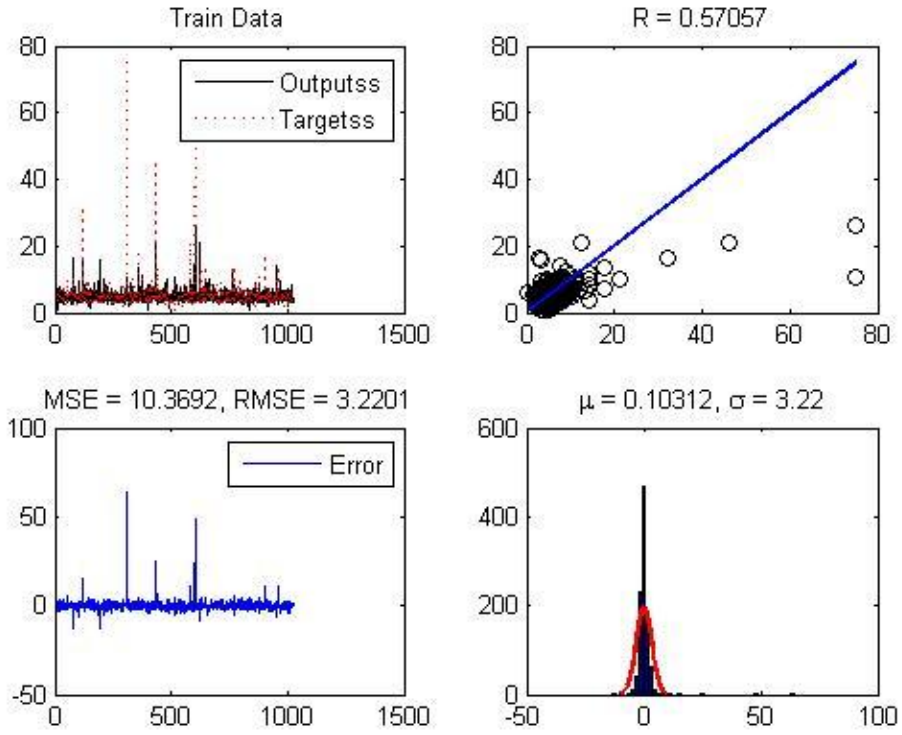
در مرحله دوم ، دو ویژگی HDL, LDL را یکجا با هم حذف کردیم نتیجه به صورت شکل زیر است:



شکل شماره ۵-۳ : خروجی حاصل از حذف دو ویژگی HDL,LDL مرحله آموزش شبکه عصبی MLP

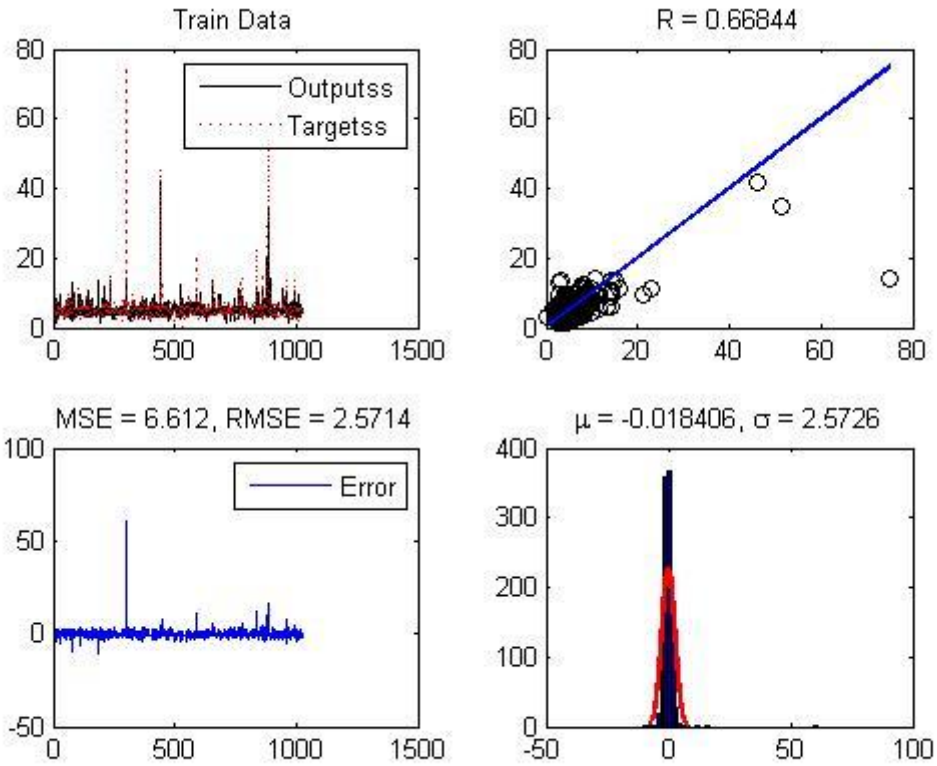
با توجه به تغییر محسوس مقدار خطا نتیجه میگیریم که این دو گزینه از و ویژگی هایی هستند که نقش مهمی را در تعیین خروجی مطلوب و در رسیدن به هدف موردنظر دارند .

در مرحله سوم ، ویژگی cre را حذف کردیم نتیجه به صورت شکل زیر است . همانطور که مشاهده میشود تغییر اساسی در مقدار خطا ایجاد شد و بنابراین نتیجه میگیریم که این ویژگی ، یکی از ویژگیهای مهمی است که نقش بسزایی را در تعیین بهترین خروجی و کارایی بالا خواهد داشت .



شکل شماره ۵-۴ : خروجی حاصل از حذف ویژگی CRE مرحله آموزش شبکه عصبی MLP

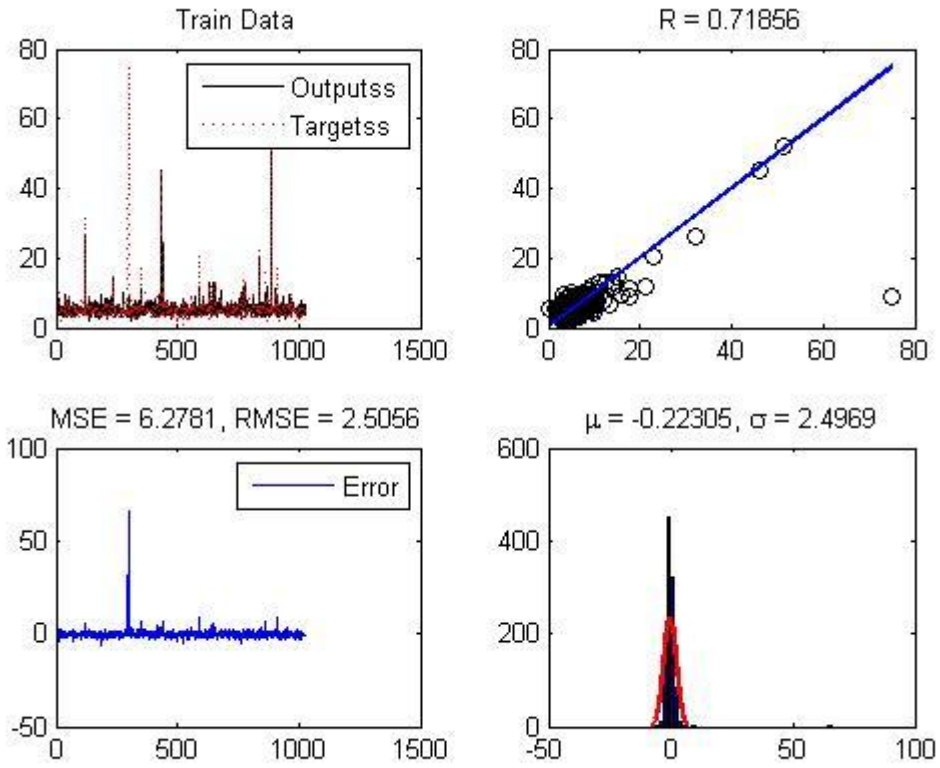
مرحله بعدی را با حذف کردن ویژگی GFR دنبال میکنیم.



شکل شماره ۵-۵ : خروجی حاصل از حذف ویژگی GFR مرحله آموزش شبکه عصبی MLP

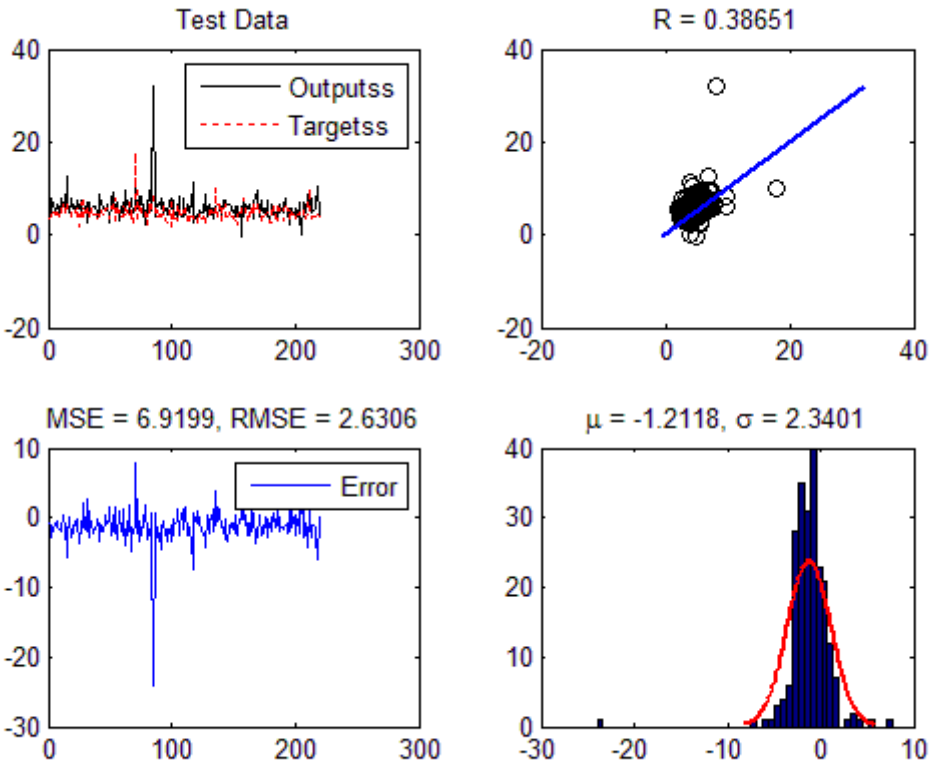
همانطور که مشاهده میکنیم خطا مقدار کمی تغییر کرد یعنی بودن یا نبودن این ویژگی ، در مقدار خطا چندان تاثیری در میزان خطا ندارد .

حذف کردن ویژگی UREA را مشاهده میکنیم . اینجا هم مانند قسمت قبلی خطا مقدار کمی تغییر کرد یعنی بودن یا نبودن این ویژگی ، در مقدار خطا چندان تاثیری در میزان خطا ندارد .



شکل شماره ۵-۶ : خروجی حاصل از حذف ویژگی UREA مرحله آموزش شبکه عصبی MLP

با حذف کردن ویژگی T-SCORE نتیجه زیر قابل مشاهده است :

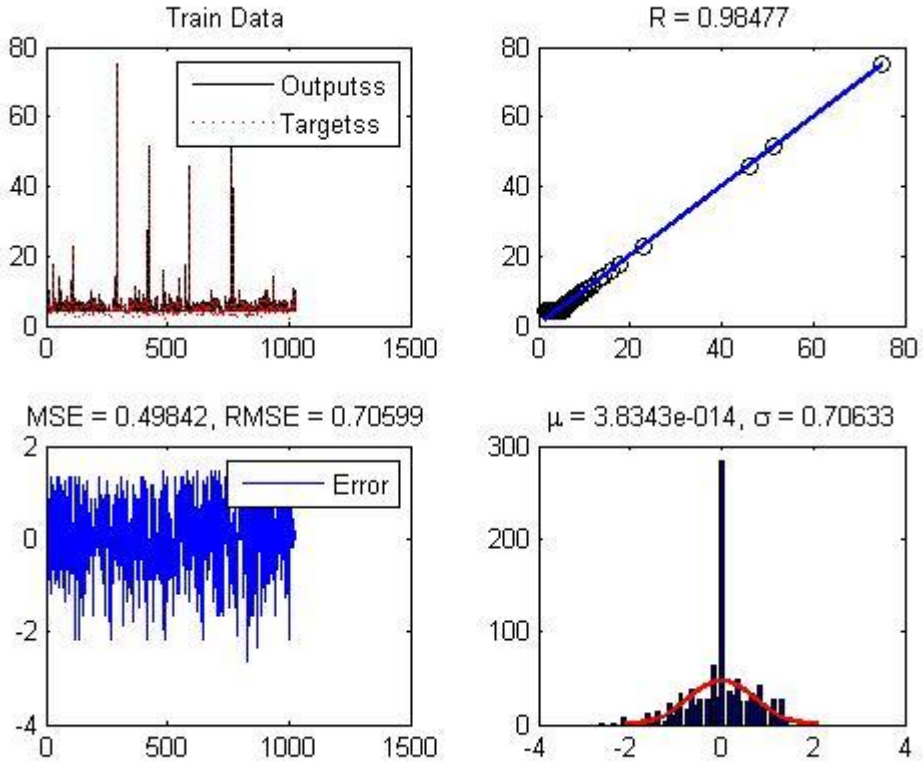


شکل شماره ۵-۷ : خروجی حاصل از حذف ویژگی t-score مرحله آموزش شبکه عصبی MLP

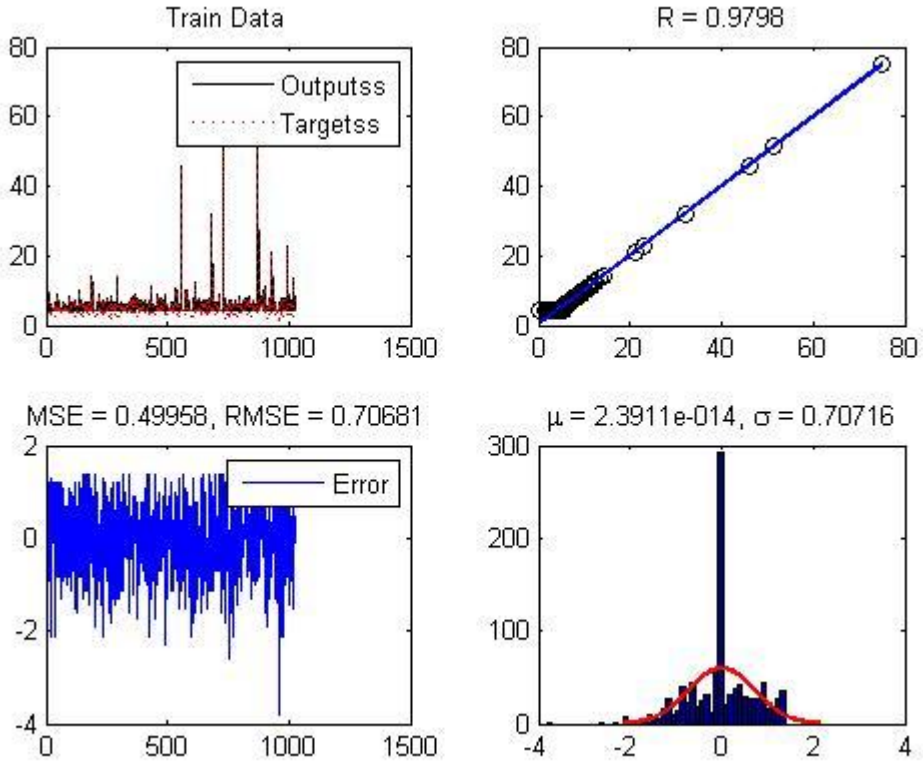
همانطور که در این قسمت مشاهده میشود حذف این گزینه نیز تغییری را در میزان خطای آموزش ایجاد نکرده است . یعنی میتوان نتیجه گرفت که میتوان این گزینه را در تعین بهترین خطای خروجی حذف کرد .

۵-۴) مرحله آموزش و تست با کم کردن تعداد ویژگی با شبکه عصبی RBF :

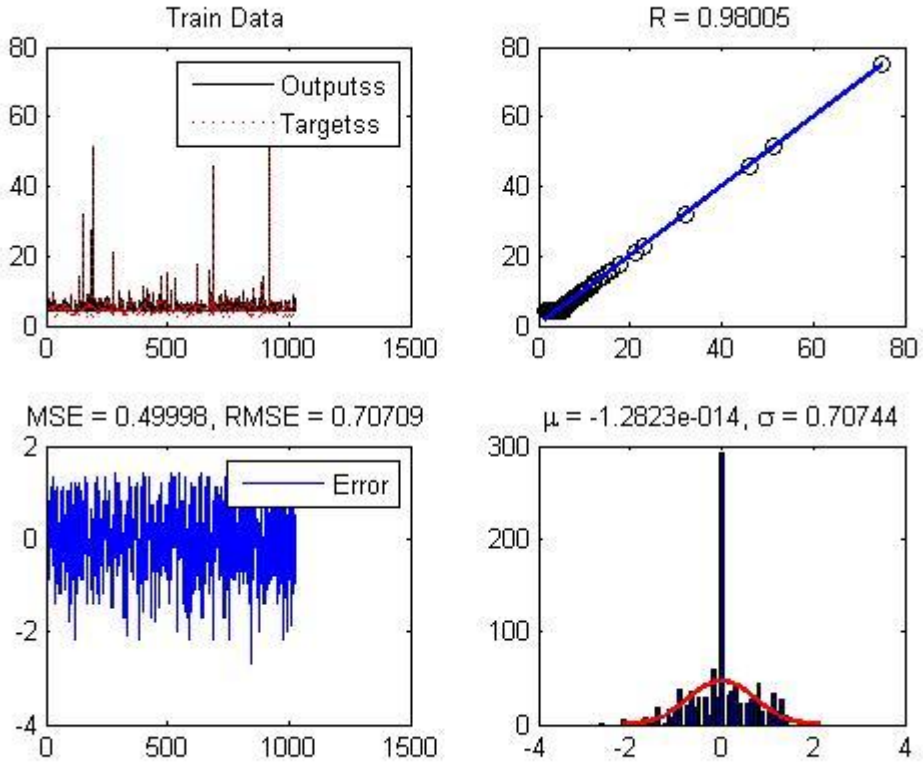
مرحله بعد ، تمام این مراحل را در شبکه عصبی RBF نیز انجام دادیم .



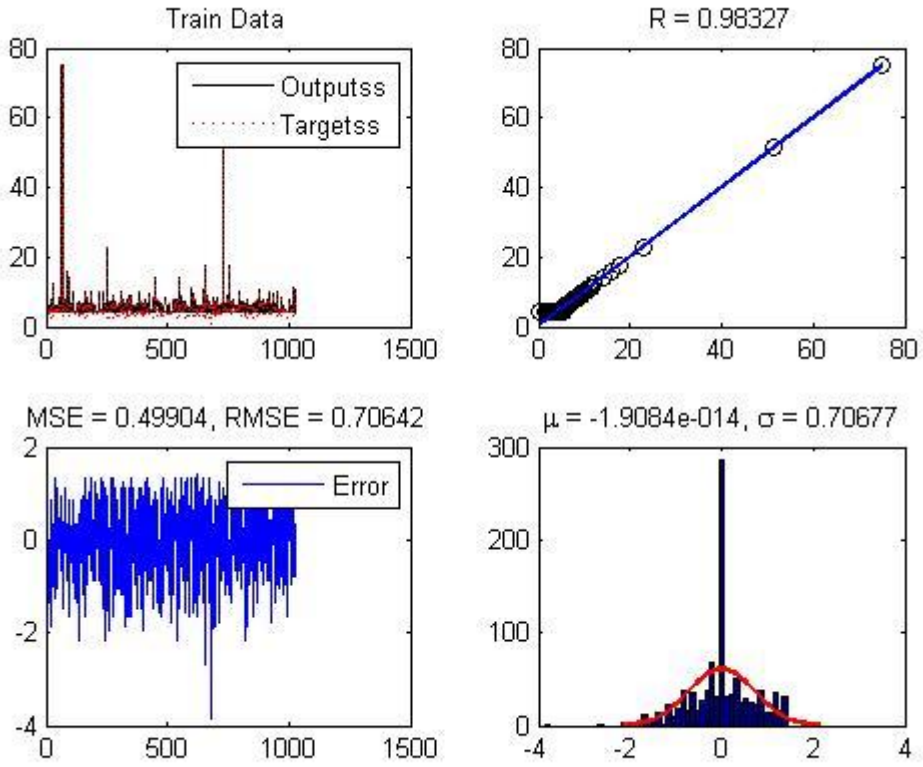
شکل شماره ۵-۸ : خروجی حاصل از آموزش شبکه عصبی RBF بااعمال تمام ویژگی ها



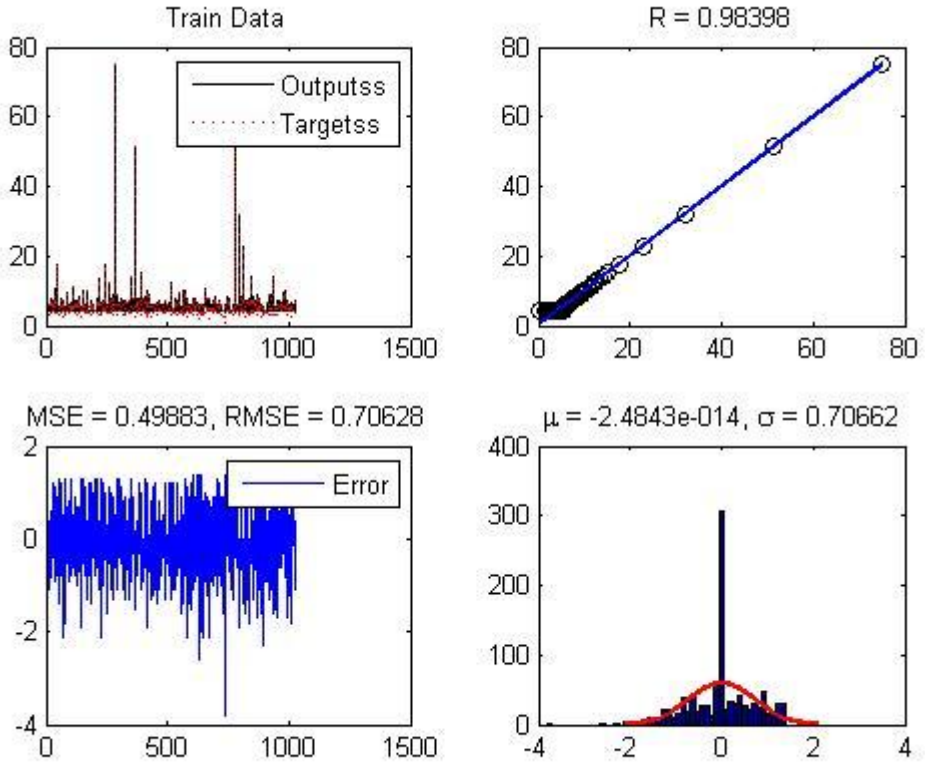
شکل شماره ۵-۹ : خروجی حاصل از آموزش شبکه عصبی RBF بااعمال حذف دو ویژگی ALT-AST



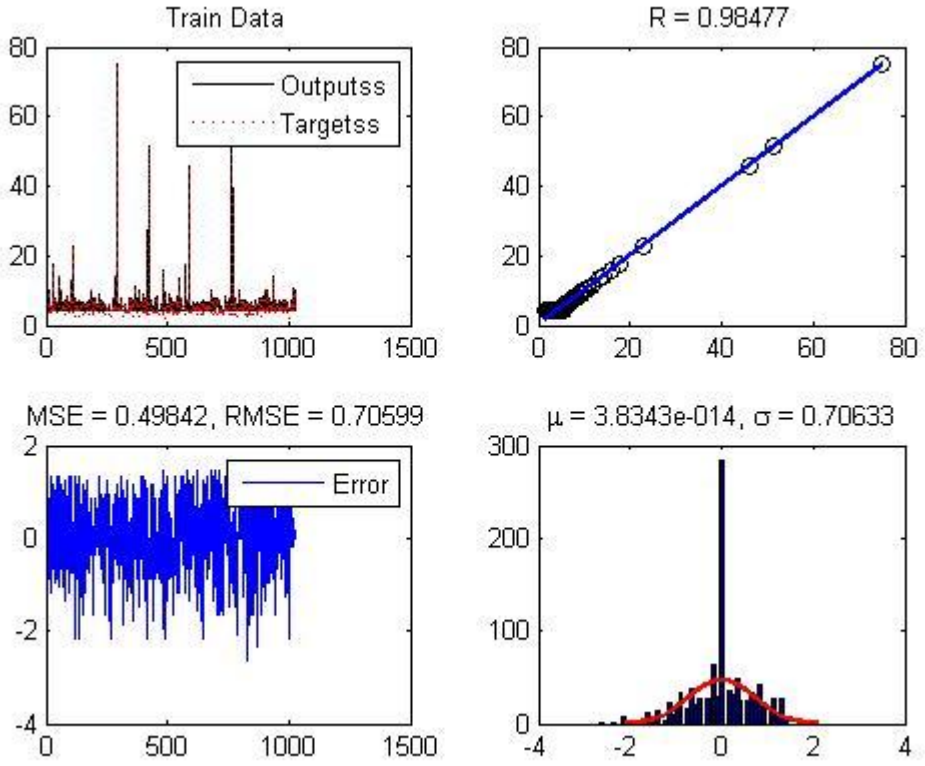
شکل شماره ۵-۱۰ : خروجی حاصل از آموزش شبکه عصبی RBF بااعمال حذف دو ویژگی LDL-HDL



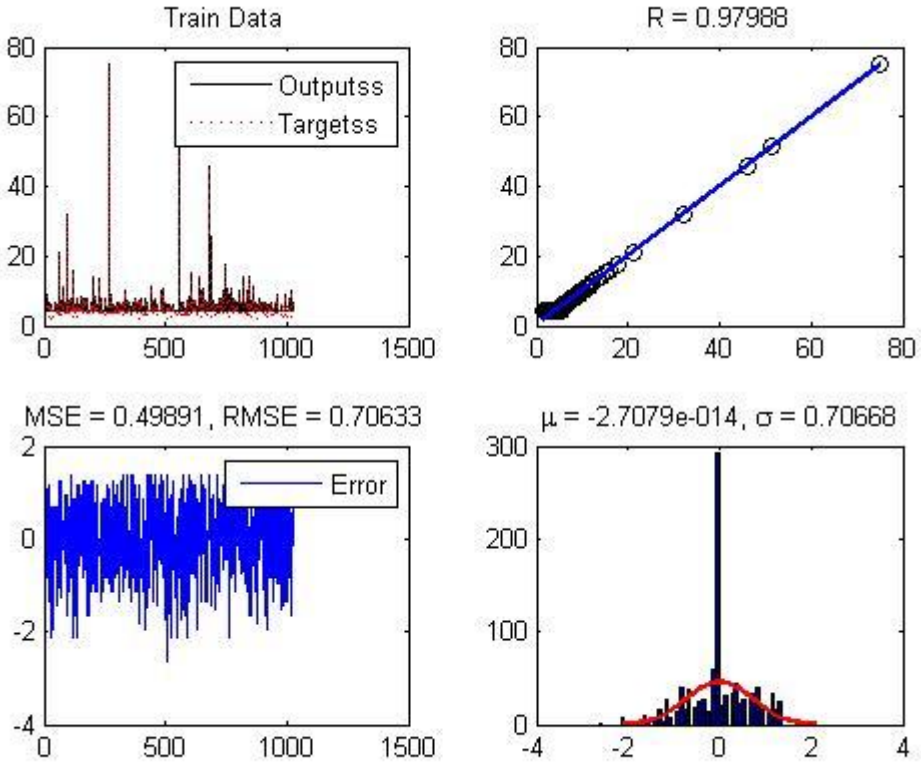
شکل شماره ۵-۱۱ : خروجی حاصل از آموزش شبکه عصبی RBF بااعمال حذف ویژگی CRE



شکل شماره ۵-۱۲ : خروجی حاصل از آموزش شبکه عصبی RBF بااعمال حذف ویژگی GFR



شکل شماره ۵-۱۳ : خروجی حاصل از آموزش شبکه عصبی RBF بااعمال حذف ویژگی T-SCORE



شکل شماره ۵-۱۴ : خروجی حاصل از آموزش شبکه عصبی RBF بااعمال حذف ویژگی UREA

۵-۵) نتیجه گیری:

در این فصل ، مقدار خطا و میزان کارایی شبکه های عصبی MLP و RBF را با کم کردن ویژگیهایی که در تعیین خروجی با توجه به روابط و وابستگی هایی که ورودیهای مذکور دارند ، بررسی کردیم . در این بخش شدت آسیب های کبدی در بیماران کبد چرب به خوبی قابل ارزیابی است ، طبق دانسته های پزشکی بیمارانی که دارای fibro scan result بالای ۸ باشند ، در معرض آسیب جدی کبد چرب قرار دارند . نتیجه اساسی که میتوان از اعمال این حذف کردنها و سنجیدن خروجی شبکه داشت این است که میتوان گفت در شبکه عصبی MLP ، تعداد ویژگیها و حذف کردن ویژگیهایی که ارتباط مستقیمی را در تعیین خروجی مطلوب دارند تاثیری مستقیم را در خروجی مطلوب دارد . ولی همانطور که مشاهده گردید ، با حذف کردن ویژگیهای مهم ، خروجی و

میزان خطای شبکه عصبی RBF ، تغییر آنچنانی نکرده است . نتیجه به دست آمده نیز همسو با دیگر تحقیق انجام گرفته درایران می باشد و همکاران مقاله ای با عنوان طراحی سیستم خبره تشخیص اختلالات کبدی [10] با استفاده از شبکه های عصبی را منتشر نمودند که بیشترین تطبیق را با موضوع تحقیق حاضر داشت .داده های این تحقیق که از اطلاعات ثبت شده بیماران که از بانک BUPA به دست آمده بود شامل ویژگی های تست خون و میزان نوشیدن الکل بوده است که در این تحقیق که هدف ، مشابه تحقیق حاضر بود ، به طراحی و پیاده سازی دو شبکه عصبی پرسپترون چندلایه و RBF و همچنین آموزش هر یک از شبکه ها در حالتهای گوناگون با تعداد متفاوت رکورد و حذف فیلد ناخوشایند روی آورده شده است و سپس تست این شبکه ها در پرسپترون با دو لایه پنهان 86,2 در صد صحت درستی وRBF با 64,3 درصد صحت درستی تشخیص اختلال کبدی صورت گرفته است که در مقایسه پرسپترون چند لایه عملکرد بهتری داشته است . اما در تحقیق حاضر ، همانطور که مشاهده میشود شبکه عصبی RBF در مقایسه با پرسپترون چند لایه عملکرد بهتری داشته است . بدین معنی که شبکه عصبی RBF در حالتهای گوناگون با تعداد متفاوت ویژگی ها و کم کردن ویژگی های مختلف ، در مرحله تست، در پرسپترون با دو لایه پنهان ۹۳،۳۱ در صد درستی و RBF با ۹۶،۶۹ درصد درستی پیش بینی شدت آسیب کبدی صورت گرفته است . استفاده از خاصیت کم کردن تعدادِ ویژگی های مهم و شبکه های عصبی راههای مناسبی است برای دنبال نمودن حل مشکل تشخیص اختلالات کبد و طراحی هر سیستم خبره پزشکی میتواند جان هزاران انسان را از مرگ نجات دهد.

در این بخش میتوان نتایج را در مرحله تست شبکه های عصبی به صورت جدول وار جهت انجام مقایسه مشاهده نمود :

بر حسب ارتباطاتی که ما بین داده های وودی وجود دارد ، با کاهش تعداد ویژگیهای مهم، هر مرحله میزان خطا با میزان خطایی که حاصل از آموزش شبکه عصبی با تمامی ویژگیها بدست آمده ، مقایسه گردید . نتایج (MSE) به شکل جدول زیر میباشد:

جدول شماره (۵-۱): نتایج (MSE) در هر دوشبکه MLP و RBF

	MLP	RBF
TOTAL	1.0218	0.4984
REMOVE LDL-HDL	7.81	0.4999
REMOVE ALT-AST	7.36	0.4995
REMOVE CRE	10.36	0.4990
REMOVE GFR	6.61	0.4988
REMOVE UREA	6.27	0.4984
REMOVE T-SCORE	6.91	0.4989

جدول شماره (۵-۲): حساسیت و ویژگی نتایج الگوریتم پیشنهادی

Neural network	sensitivity	specificity
MLP	%۷۲	%۹۸
RBF	%۶۷	%۱۰۰

جدول شماره (۵-۳): مقایسه نتایج الگوریتم پیشنهادی با روش پیشین

نوع شبکه عصبی	دقت روش پیشین	دقت روش پیشنهادی
MLP	٪۸۶،۲	٪۹۸
RBF	٪۶۴،۳	۱

فصل ششم

جمع بندی و پیشنهادها

۶-۱) مقدمه:

شبکه‌های عصبی از اواخر ۱۹۸۰ در پزشکی مورد استفاده قرار گرفتند . هر دو نوع شبکه با یادگیری با معلم (Supervised) و بدون معلم (unsupervised) به عنوان راهکارهای موفقی در طب استفاده شده‌اند . در بسیاری از تحقیقات طبی که نتیجه گیری از داده‌های حجیم مربوط به یک بیماری خاص به طور دستی امکان نداشته است ، شبکه‌های عصبی توانسته‌اند در تشخیص بیماری به پزشکان یاری رسانند . همچنین در بسیاری از مسائل پزشکی نظیر پیش بینی امید زندگی بیماران خاص و یا ساخت ابزارهای پزشکی شبکه‌های عصبی مورد بهره‌برداری قرار گرفته‌اند . دقت و صحت نتایج نهایی بدست آمده از شبکه فقط به ساختار شبکه وابسته نبوده بلکه به داده‌هایی که برای آموزش شبکه به کار می‌روند نیز بستگی دارد . اگر اطلاعات درست از تعداد بیماران بیشتری در دست باشد ، عملکرد شبکه بهبود قابل توجهی خواهد یافت . در این پایان نامه با بکار گیری دو روش مرسوم در تشخیص و پیش بینی بیماریها در زمینه پزشکی ، یعنی با استفاده از دو شبکه عصبی مصنوعی MLP و RBF میزان شدت آسیب کبدی در بیماران متبلا به بیماری کبد چرب تخمین زده شده است . ابتدا با اعمال کل ورودیها ، به دو شبکه عصبی مصنوعی میزان خطا مشاهده شد و سپس با توجه به ارتباط و وابستگی که ویژگیها با هم دارند ، تعداد ویژگیها حذف و اضافه گردید و نتایج بر اساس آنها مشاهده گردید . همانطور که مشاهده شد شبکه عصبی مصنوعی MLP در حذف و یا اضافه کردن ویژگیها حساس است و نسبت به این اعمال واکنش خاصی نشان میدهدو با حذف ویژگیهای تاثیر گذار در خروجی مطلوب میزان خطا به مقدار محسوسی تغییر میکند . ولی در شبکه عصبی RBF میزان خطا نسبت به ویژگیهای تاپیر گذار حساس نیست و تغییر کمی را متحمل میشود .

۶-۲) نوآوری تحقیق:

مهمترین نوآوری این تحقیق ، لحاظ کردن معیار حذف ویژگیهای غیر ضروری و غیر وابسته در

تعیین خروجی مطلوب ، که تاثیر قابل توجهی در کاهش میزان خطا در شبکه ، افزایش کارایی[۳۰] شبکه‌ای داشته است . دومین نوآوری در استفاده از شبکهٔ عصبی RBF به عنوان ابزاری برای پیش بینی شدت آسیب کبدی بیماران مبتلا به کبد چرب بدون حساس بودن به ویژگیهای غیر وابسته و غیر ضروری در تعیین خروجی مطلوب و از انواع مختلف بوده است که در مقایسه با سایر روش‌ها ، بسیار ساده و کارا است . همچنین استفاده از شبکه‌ای الگوریتم پیشنهادی با استفاده از معیار ابتکاری مورد ارزیابی و مقایسه قرار گرفته و برتری آن نسبت به روش‌های پیشین به اثبات رسیده است .

۶-۳) پیشنهادات :

به عنوان کارهای تحقیقاتی آینده که می‌توانند در جهت توسعهٔ روش ارایـه شـده در ایـن تحقیـق انجام شوند، پیشنهادهای زیر مطرح می‌گردد :

۱ -روشی که در این تحقیق انجام شده است می تواند در جاهایی که امکان انجام آزمایش فیبرواسکن وجود ندارد کارساز باشد ، به این صورت که با انجام آزمایشات غیر از آزمایش پرهزینه فیبرواسکن ، میتوان شدت آسیب کبدی در بیماران کبد چرب را پیش بینی نمود و اطلاعات مفیدی را در رابطه با سلامتی و بیماری بیماران در اختیار بیماران قرار داد .

۲ -روشی که در این تحقیق ارائه شده است را میتوان بر روی بیمارانی که در این تحقیق مورد بررسی قرار گرفته اند را بعد از مدت ۵ سال پیگیری ، به کار برد و اعدادی که در این تحقیق گزارش شده است را با اعدادی که با اطلاعات بعد از ۵ سال بیماران مقایسه کرد و میزان مرگ و میر آنها را مورد بررسی قرار داد و نتیجه گرفت که آیا این اعداد گزارش شده با عوارض دراز مدت بیماران ارتباط دارد یا نه .

۳ -ترکیب الگوریتم پیشنهادی با شبکه های عصبی دیگر(برای مثال شبکه عصبی pso)

۴ -اعمال ویژگیهای سودمند دیگر برای تعیین خروجی مطلوب و نتیجه گیری مناسب .

[30] - Efficiency

مراجع

مراجع:

[1] Dunne RA, Wiley J, Inc S. A Statistical Approach to Neural Networks for Pattern Recognition. New Jersey: John Wiley & Sons Inc; 2007.

[2] Livingstone DJ, Totowa NJ. Artificial Neural Networks Methods and Application. 1th ed. Totowa, NJ: Hummana Press; 2008.

[3]. Zini G, d'Onofrio G, Neural network in hematopoietic malignancies. Clin Chim Acta 2003; 333(2): 195-201

[4] abdollah s.alghamdi . fibroscan : a noninvasive test of liver fibrosis assessment , the Saudi journal of gastroenterology 2007 13(3):147-149

[5] Sargent DJ. Comparison of artificial neural networks with other statistical approaches: results from medical data sets. Cancer 2001; 91(8 Suppl): 1636-1642.

[6] Dreiseitl S, Ohno-Machado L. Logistic regression and artificial neural network classification models: a methodology review. J Biomed Inform 2002; 35(5-6): 352-359.

[7] Song JH, Venkatesh SS, Conant EA, Arger PH, Sehgal CM. Comparative analysis of logistic regression and artificial neural network for computer-aided diagnosis of breast masses. Acad Radiol 2005; 12(4): 487-495.

[8] John M. Luk, Brian Y. Lam, Nikki P.Y. Lee, David W. Ho, Pak C. Sham, Lei Chen, Jirun Peng, Xisheng Leng, Philip J. Day, Sheung-Tat Fan, Artificial neural networks and decision tree model analysis of liver cancer proteomes361 (2007) 68–73

[9] Rong-Ho Lin a, Chun-LingChuang b, A hybrid diagnosis model for determining the types of the liver disease. 40 (2010) 665–670

[10] مهدی نشاط *مهدی یعقوبی محمد باقر نقیبی عباس اسمعیل زاده. طراحی سیستم خبره تشخیص اختلالات کبدی با استفاده از شبکه های عصبی

[11] Ihsan Ömür Bucak *, Semra Baki , Diagnosis of liver disease by using CMAC neural network approach, Computer Engineering Department, Engineering Faculty, Fatih University, 34500 Istanbul, Turkey

[12] Hiroshi Hirose, TetsuroTakayama, ShigenariHozawa, ToshifumiHibi, IkuoSaito , Prediction of metabolic syndrome using artificial neural network system based on clinical data including insulin resistance index and serum adiponectin, Received 26 February 2011 Accepted 23 September 2011

[13] Ahmed M. Hashema, , M. Emad M. Rasmyb, Khaled M. Wahbab, Olfat G. Shakerc,, Single stage and multistage classification models for the prediction of liver fibrosis degree in patients with chronic hepatitis C infection, Received 29 July 2011 Received in revised form
14 October 2011 Accepted 14 October 2011

[14] Andreia Andrade1, José Silvestre Silva,Jaime Santos, Pedro Belo-Soares, Classifier Approaches for Liver Steatosis using Ultrasound Images, Procedia Technology 5 (2012) 763 – 770

[15] S. Haykin, "Neural networks: A Comprehensive Foundation", 2nd ed., Upper Saddle River, NJ: Prentice- Hall, 1999

[16]. شبکه های عصبی مصنوعی ,پروفسور رابرت جی شالکوف دکتر محمود جورابیان ,چاپ دوم138 .

[17] Jau-Jia Guo and Peter B. Luh, "Selecting Input Factors for Clusters of Gaussian Radial Basis Function Networks to Improve Market Clearing Price Prediction", IEEE Trans. On Power systems Part B: Cybernetics, Vol. 18, No. 2, 2003, pp. 665-672

[18] Nicolaos B Karayiannis, Mi Glenn Weiqun, "Growing Radial Basis Neural Networks: Merging Supervised and Unsupervised Learning with Network Growth Techniques" IEEE Trans. on Neural Networks, Vol. 8, No. 6, 1997, pp. 1492-1506

[19] Nicolaos B Karayiannis, Mi Glenn Weiqun, "Growing Radial Basis Neural Networks: Merging Supervised and Unsupervised Learning with Network Growth Techniques" IEEE Trans. on Neural Networks, Vol. 8, No. 6, 1997, pp. 1492-1506

Abstract:

Province due to the global belt Digestive diseases among high-risk areas of the world. Therefore, Tehran University of Medical Sciences Research Center of Gastroenterology, the design of various searches to predict the severity of liver damage in patients with fatty liver based on demographic, clinical and laboratory data in different groups of patients suggests. . In this project, the data collected will determine the outcomes of 1464 patients. The neural network used in this research, a neural network MLP and Radial Basis of Neural Networks. Because of Perceptron Perceptron neural network is constructed based on the arithmetic unit. Similar behavior radial basis function networks, biological networks and network-related brain is a multi-layer feed forward network with an input layer and one of the most powerful neural network learning algorithm, which is formed. Multi-layer perceptron networks Pyshkhvrd RBF network compared to the simpler structure is composed of three layers fixed: data entry input layer, network layer, the middle layer and output layer of RBF is also known as a linear combination of the outputs of all the layers between. Given all the training and testing the neural network RBF and MLP, it is concluded that this thesis is an ideal RBF neural network.

Keywords: multilayer perceptron neural network, radial basis neural networks, fatty liver disease