

مقایسه شبکه عصبی با شبکه فازی - عصبی پس انتشار خطا در تشخیص افسردگی پس از زایمان

شیما کامیابی^{۱*}، مهرداد محمدزاده^۲

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی برق کنترل، دانشگاه کاشان

۲- دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی برق الکترونیک قدرت و ماشین های الکتریکی، دانشگاه کاشان

*me.mohammadzadeh@grad.kashanu.ac.ir

ارسال: شهریور ماه ۹۹ پذیرش: مهر ماه ۹۹

چکیده

افسردگی پس از زایمان یک مشکل سلامتی عمومی در مادران پرستاری است که به مراقبت های بهداشتی اولیه بعد از زایمان اهمیت چندانی نمی دهند. این نوع افسردگی که پس از زایمان تجربه می شود حدود ۱۳ تا ۱۹ درصد مادران شیرده را تحت تاثیر قرار می دهد؛ تشخیص افسردگی پس از زایمان بسیار مشکل است و با تمرکز بر بیماری های جسمی اغلب پزشکان قادر به تشخیص آن نبوده و نیاز به بررسی های دقیق روانی دارد. در این مقاله یک سیستم پیش بین فازی عصبی برای پیش بینی افسردگی پس از زایمان مورد استفاده قرار گرفته است همچنین روش جایگزین عصبی نیز در این مقاله مورد بررسی قرار گرفته و نتایج این دو روش با یکدیگر مقایسه شده اند. ۲۰ نمونه داده در آموزش مدل مورد استفاده قرار گرفته است که در سیستم فازی عصبی خطای آموزشی ۰/۰۰۰۰۵۴۸۳۵ در دوره یک بوده و در سیستم عصبی مصنوعی خطای آموزشی برابر ۰/۰۰۳۱۵۸ محاسبه شده است. این تکنیک، تشخیص سریع و صحیح افسردگی پس از زایمان را تسهیل می کند.

کلمات کلیدی: افسردگی، فازی عصبی، عصبی، زایمان، تشخیص.

۱- مقدمه

پزشکی دارای حوزه های وسیعی بوده که یکی از شاخه های اصلی این حوزه ها مربوط به سلامت روانی است. یک مشکل عمده در بهداشت روانی تشخیص بیماری بر اساس علائم بالینی است. افسردگی یک بیماری شایع روانی در جهان است که بیش از ۳۰۰ میلیون نفر در جهان به آن مبتلا شده اند [۱]. این بیماری می تواند بر احساس، تفکر، رفتار و توانایی فرد تاثیر منفی بگذارد. نشانه های افسردگی شامل احساس اندوه، فقدان علاقه به فعالیت هایی که قبلا از آن لذت می برده اند، از دست رفتن وزن، بی خوابی، خستگی، احساس بی ارزشی، افکار مربوط به خودکشی و دشواری در تصمیم گیری است [۲-۴] که بسته به تعداد و شدت علائم افسردگی می تواند به صورت خفیف، متوسط یا شدید طبقه بندی شود؛ آمار نشان می دهد که افسردگی، افراد را در سنین بین ۱۵ تا ۷۴ سال تحت تاثیر قرار می دهد که در این بین افراد دارای بازه سنی ۲۵ تا ۴۰ سال بیشتر در معرض خطر ابتلا به افسردگی هستند [۱]. در این بین مادران پرستار نیز از دسته افرادی هستند که این افسردگی را تجربه می کنند و از این گروه مستثنی نیستند؛ نوعی از افسردگی که بعد از تولد فرزند به وجود می آید به افسردگی پس از زایمان مشهور است و افسردگی پس از زایمان یکی از جدی

ترین بیماری های روحی است که سلامت انسان را به خطر می اندازد و می تواند بین ۱۳ تا ۱۹ درصد مادران پرستار را به خود گرفتار کند [۵]. بعضی از محققین گزارش هایی را مبنی بر دچار شدن به افسردگی پس از زایمان ۱۰ تا ۱۵ درصد مادران پرستار در کشورهای توسعه یافته و همچنین ۲۲ درصد در کشورهای در حال توسعه ارائه داده اند و بسیاری از مطبوعات نیز این مقدار را بیش از ۳۵ درصد گزارش کرده اند [۶-۷].

افسردگی بعد از زایمان به عنوان یک حالت افسردگی پایدار در نو مادران مشخص می شود که اغلب با نشانه های افسردگی همراه است [۳ و ۸]؛ افسردگی پس از زایمان با حالت افسردگی به وجود آمده در روز های اول پس از زایمان متفاوت است اغلب مادران حالت افسردگی را در چند روز ابتدایی پس از زایمانشان تجربه می کنند که معمولاً این حالت طی ۱۰ روز از بین می رود [۹] اما افسردگی پس از زایمان حالات پایداری داشته و به سرعت از بین نمی رود. دلیل قطعی به وجود آمدن این نوع افسردگی هنوز مشخص نیست با این حال نقش نوسانات هورمونی در دوره پس از زایمان با تأکید بر کاهش سریع پروژسترون، استرادیول و استریول سنجیده می شود [۱۰]. همچنین فعالیت بخش های هیپوتالاموس، هیپوفیز و اختلال عملکرد تیروئید مورد بحث قرار می گیرد [۱۱]؛ عوامل به وجود آورنده خطر افسردگی پس از زایمان معمولاً با دلایلی همچون: افسردگی هایی که از قبل وجود داشته اند، اضطراب در دوران بارداری، رویدادهای استرس زای زندگی، حمایت های اجتماعی ضعیف، استرس های دوران کودکی، اعتماد به نفس پایین و موقعیت اجتماعی - اقتصادی پایین شدت می یابند.

محققان اذعان داشته اند که افسردگی پس از زایمان با عواملی همچون سن مادر، جنسیت فرزند، تعداد زایمان های قبلی، سطح تحصیلات و قومیت مادر ارتباطی ندارد [۶ و ۷ و ۱۲]. طبق تحقیقات انجام شده این نوع افسردگی باعث به وجود آمدن نوعی تداخل میان محبت مادر نسبت به فرزند می گردد که مانع رشد صحیح کودک در این دوران می شود [۱۳] و تاثیرات منفی بر رشد روحی-روانی و اجتماعی فرزند دارد [۱۴]. افسردگی پس از زایمان به سادگی قابل تشخیص نبوده و حتی بسیاری از روان پزشکان نیز قادر به تشخیص این نوع از افسردگی در مراحل اولیه به وجود آمدن آن نیستند.

ثابت شده است که سیستم پیش بین فازی - عصبی ابزار قدرتمندی در تشخیص پزشکی است [۱۶-۱۷]؛ گزارشات نشان داده اند که سیستم های هوشمند مبتنی بر ANFIS برای تشخیص بیماری های پزشکی نتایج بسیار خوبی را ارائه کرده اند [۱۷-۱۸]. ANFIS شبکه عصبی و منطق فازی را ترکیب می کند؛ تکنیک استفاده شده توسط ANFIS تکنیک ساده ای است. مؤلفه منطق فازی، هر پارامتر را در مجموعه داده ها به برچسب های زبانی برای پارامتر با استفاده از تابع عضویت نگاشت می کند از این رو برای ردیابی داده های ورودی به داده های خروجی استفاده می شود در حالی که مؤلفه شبکه عصبی تحلیل محاسباتی را روی مجموعه داده ها انجام می دهد این در حالست که در ANN فقط تحلیل محاسباتی روی مجموعه داده ها انجام می شود.

۱-۱- بررسی کار های مرتبط

تحقیقات بسیاری با استفاده از تکنیک های یادگیری ماشین در تشخیص افسردگی انجام شده است اما در زمینه این موضوع (افسردگی پس از زایمان) با استفاده از این تکنیک ها تحقیقاتی انجام نشده است. انیش و همکارانش [۱۷] یک سیستم عصبی برای مدل سازی داده های افسردگی را پیشنهاد کردند، آنها در کار خود از ۷۶ داده برای آموزش کنترلر در منطق فازی با استفاده از یک شبکه عصبی پس انتشار خطا استفاده کردند؛ این مدل هفت ورودی و خروجی دارد و پس از اتمام آموزش، مدل عصبی برای ۳۰ دوره داده می شود. سیستم دارای میانگین مربعات خطای ۰.۰۱۱۶۰۴۲ است اما احتمال مورد استفاده، برای نشان دادن ارزش هر علامت می باشد و این نقص جزئی سیستم است. در مطالعات اخیر از شبکه عصبی برای پیش بینی وضعیت افسردگی مبتنی بر سوابق خود گزارش دهی و همچنین در این کار از یک الگوریتم یادگیری نظارت شده برای آموزش شبکه عصبی استفاده شده است [۲۱]. شبکه عصبی بر اساس یک تکنیک بلند مدت تصحیح حافظه کوتاه مدت توسعه داده شده است. نتایج بدست آمده از این سیستم با داده های به دست آمده از ماشین پشتیبان و روش شبکه بردار های فضایی که با استفاده از همان مجموعه داده ها به دست آمده اند مقایسه شده اند. شبکه عصبی در مقایسه با Space Vector Modulation نتایج بسیار خوبی را از خود نشان داده است. در مطالعه ای که توسط

آرکاپرابها انجام شد [۲۲] محققان از یک شبکه عصبی مصنوعی ANN برای پیش بینی افسردگی در میان جمعیت سالمندان در یک منطقه فقیرنشین در کلکته هند استفاده کردند در این مطالعه ۱۰۰ بیمار مورد بررسی قرار گرفتند ANN آموزش دیده و تست شده نتایج خروجی که دارای نرخ خطای ۲.۸۶٪ و صحت طبقه بندی ۹۷.۴٪ بود را ارائه داد. در یک مطالعه مشابه، Subhrangsu و همکاران داده های افسردگی را با استفاده از شبکه عصبی پیش خور و شبکه عصبی تابع پایه شعاعی مدل سازی کردند [۲۳]. ۴۵ نمونه داده برای آموزش هر دو شبکه مورد استفاده قرار گرفت این نمونه ها با استفاده از الگوریتم یادگیری پس انتشار خطا آموزش دیدند. مجموعه ی داده ها شامل ۱۰ ورودی و یک خروجی است. نتیجه آزمایش نشان داد که شبکه عصبی پس انتشار خطا عملکرد بهتری نسبت به شبکه عصبی پایه شعاعی دارد. اگرچه شبکه عصبی ابزار مهم یادگیری ماشین است، اما ناتوانی آن در توضیح داده یک عیب در این سیستم است.

۲- داده ها و روش ها

۲-۱- جمع آوری داده

این مجموعه داده ها از یک بیمارستان روانپزشکی در نیجریه جمع آوری شده است. مقیاس نمایش افسردگی پس از زایمان (PDSS) یک روش روانسنجی است که توسط روانپزشکان برای به دست آوردن داده ها مورد استفاده قرار می گیرد. پرسشنامه شامل ۳۵ سوال است که برای دستیابی به سطح افسردگی پس از زایمان در زنان استفاده می شود. مقیاس اندازه گیری در PDSS از ۳۵ تا ۱۷۵ و نمرات بین ۳۵ تا ۵۹، ۶۰ تا ۷۹ و ۸۰ تا ۱۷۵ به ترتیب نشان دهنده عدم وجود افسردگی پس از زایمان، وجود نشانه های افسردگی پس از زایمان و افسردگی پس از زایمان است. این مجموعه داده پیشتر به قالب مورد نیاز برای این مطالعه تبدیل شد. مجموعه داده در دسترس شامل ۲۰ نمونه تشخیص داده شده که از تمام مجموعه داده ها در آموزش سیستم استفاده شده است همچنین از چند نمونه برای آزمایش سیستم استفاده گردید. جدول ۱ و ۲، ۲۰ مورد از مجموعه داده افسردگی پس از زایمان و خلاصه موارد تشخیصی را نشان می دهد. شکل یک درجه علائم بالینی را نسبت به هر مورد نشان داده شده در جدول یک نشان می دهد. شکل ۲ رابطه بین ارزش تشخیصی و نتیجه تشخیصی برای هر مورد نشان داده شده در جدول ۲ را نشان می دهد.

برای اجرای مدل انفیس از متلب 2018 a استفاده شد. تکنیک های انتخاب ویژگی همبستگی گشتاوری پیرسون به منظور از بین بردن ویژگی های اضافی در مجموعه داده ها مورد استفاده قرار گرفت و به ما این اجازه را می دهد تا ویژگی های مرتبط با افسردگی پس از زایمان را به عنوان ورودی انفیس انتخاب نماییم. تکنیک های انتخاب ویژگی های همبستگی پیرسون دارای شش نشانه زیر است:

احساس ناراحتی، عدم علاقه به فعالیت های لذت بخش قبلی، بیخوابی، مشکل شدید در تفکر و تصمیم گیری، خستگی و افکار خودکشی یا نگرانی در مورد آسیب رساندن به کودک یا شریک زندگی. تشخیص PPD و این علائم ذکر شده توسط متخصص اعصاب و روان معتمد تایید شد. علائم اختصاری زیر برای هر یک از این احساسات انتخاب شده اند:

SA نشان دهنده علامت ۱ (احساس ناراحتی)

SB نشان دهنده علامت ۲ (عدم علاقه به فعالیت های لذت بخش قبلی)

SC نشان دهنده علامت ۳ (بی خوابی)

SD نشان دهنده علامت ۴ (مشکل شدید در تفکر یا تصمیم گیری)

SE نشان دهنده علامت ۵ (خستگی)

SF نشان دهنده علامت ۶ (افکار خودکشی یا نگرانی در مورد آسیب رساندن به کودک یا شریک زندگی).

از این علائم به عنوان ورودی های مدل استفاده می گردد.

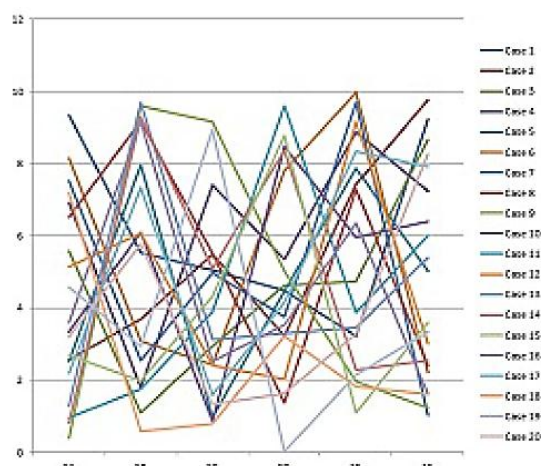
جدول ۱- مجموعه داده های افسردگی پس از زایمان

SF	SE	SD	SC	SB	SA	
۹/۲۲	۳/۲۳	۴/۴۷	۵/۰۴	۵/۵۴	۹/۳۴	نمونه ۱
۹/۷۶	۷/۴۲	۳/۲۳	۵/۵۰	۳/۶۹	۲/۵۷	نمونه ۲
۸/۶۷	۴/۷۴	۴/۶۳	۲/۹۴	۱/۱۰	۵/۵۹	نمونه ۳
۷/۲۵	۸/۸۷	۵/۳۵	۷/۴۱	۱/۸۰	۶/۹۳	نمونه ۴
۵/۰۱	۷/۸۸	۴/۴۶	۰/۹۷	۷/۹۸	۲/۵۳	نمونه ۵
۲/۲۱	۹/۹۷	۷/۸۱	۲/۴۴	۳/۰۹	۸/۱۵	نمونه ۶
۱/۰۲	۹/۶۹	۳/۷۶	۴/۹۹	۲/۵۴	۷/۵۲	نمونه ۷
۲/۴۰	۷/۳۰	۱/۳۹	۵/۵۱	۹/۱۹	۶/۵۲	نمونه ۸
۱/۲۴	۱/۹۷	۵/۰۳	۹/۱۷	۹/۶۱	۰/۴۰	نمونه ۹
۶/۴۱	۵/۹۶	۸/۴۹	۰/۸۷	۶/۱۰	۳/۳۳	نمونه ۱۰
۶/۰۰	۳/۸۷	۹/۵۹	۳/۹۱	۱/۷۵	۰/۹۶	نمونه ۱۱
۳/۰۲	۹/۱۵	۲/۰۲	۲/۴۰	۶/۰۷	۵/۱۴	نمونه ۱۲
۵/۳۹	۳/۴۵	۳/۳۰	۳/۱۲	۹/۷۰	۱/۲۸	نمونه ۱۳
۲/۵۳	۲/۲۹	۸/۳۶	۵/۰۹	۹/۳۰	۰/۸۲	نمونه ۱۴
۳/۶۰	۱/۱۰	۸/۷۹	۴/۳۳	۱/۹۸	۲/۶۸	نمونه ۱۵
۱/۶۱	۶/۳۵	۳/۵۳	۲/۵۳	۲/۱۶	۳/۵۹	نمونه ۱۶
۷/۹۳	۸/۳۴	۴/۱۶	۱/۵۹	۷/۳۴	۲/۲۰	نمونه ۱۷
۱/۶۲	۱/۸۲	۳/۲۲	۰/۸۰	۰/۵۹	۷/۱۹	نمونه ۱۸
۳/۳۳	۲/۱۵	۰/۰۲	۸/۹۵	۲/۹۵	۴/۵۷	نمونه ۱۹
۸/۲۸	۳/۳۰	۱/۶۴	۱/۳۳	۵/۷۶	۳/۲۰	نمونه ۲۰

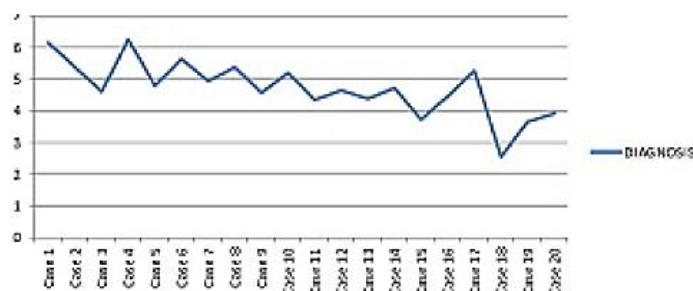
جدول ۲- خلاصه نتایج شناسایی شده

نتیجه شناسایی	مقدار شناسایی	
شدید	۶/۱۳۸۲۱۲۵۹	نمونه ۱
متوسط	۵/۳۶۲۳۲۲۷۵	نمونه ۲
متوسط	۴/۶۰۸۴۷۷۶۸	نمونه ۳
شدید	۶/۲۷۰۰۰۶۳۹	نمونه ۴
متوسط	۴/۸۰۴۰۵۴۶۸	نمونه ۵
متوسط	۵/۶۱۲۷۸۱۳۱	نمونه ۶
متوسط	۴/۹۱۹۴۳۵۹۷	نمونه ۷
متوسط	۵/۳۸۳۲۲۴۸۳	نمونه ۸
متوسط	۴/۵۶۸۹۸۵۳۲	نمونه ۹
متوسط	۵/۱۹۴۴۲۳۱	نمونه ۱۰
متوسط	۴/۳۴۶۹۹۹۷۲	نمونه ۱۱
متوسط	۴/۶۳۲۹۱۰۶۲	نمونه ۱۲
متوسط	۴/۳۷۴۱۲۶۴۶	نمونه ۱۳

متوسط	۴/۷۳۲۰۹۰۶۷	نمونه ۱۴
خفیف	۳/۷۴۴۷۰۷۱۷	نمونه ۱۵
متوسط	۴/۴۶۳۴۵۴۳۴	نمونه ۱۶
متوسط	۵/۲۶۰۳۲۲۵۵	نمونه ۱۷
خفیف	۲/۵۴۰۷۰۲۸۲	نمونه ۱۸
خفیف	۳/۶۵۹۶۸۱۵۱	نمونه ۱۹
خفیف	۳/۹۱۷۱۶۵۴۷	نمونه ۲۰



شکل ۱- درجه علائم بالینی



شکل ۲- دو رابطه بین ارزش تشخیصی و نتیجه تشخیصی

۲-۲- سیستم تطبیقی فازی عصبی (ANFIS)

سیستم تطبیقی فازی عصبی ترکیبی از منطق فازی و شبکه عصبی است. توانایی مولفه فردی ANFIS را به یک ابزاری قدرتمند تبدیل کرده است. در سیستم فازی عصبی شبکه عصبی توانایی محاسباتی و منطق فازی قابلیت تفسیر و تعبیر موضوع را دارد. در ANFIS، مولفه منطق فازی در لایه پنهان شبکه عصبی است و ادغام این روش ها سبب ایجاد یک سیستم ترکیبی می شود. معماری ANFIS شامل شش لایه است که در ادامه به اختصار توضیح داده می شود:

۲-۲-۱- لایه ۱

به عنوان لایه ورودی شناخته می شود. این لایه شامل شش نورون است که نشان دهنده علائم بالینی (احساس ناراحتی، عدم علاقه به فعالیت های لذت بخش قبلی، بی خوابی، مشکل شدید در تفکر یا تصمیم گیری، خستگی، افکار خودکشی یا نگرانی در مورد آسیب رساندن به کودک یا شریک زندگی) است. مجموعه داده ها به ANFIS داده می شود و هر نورون به عنوان یک نشانه بالینی خاص در نظر گرفته می شود. این مساله را می توان طبق رابطه (۱) به شکل زیر نشان داد:

(۱)

که در اینجا $O_1^1 = i$ امین نورون خروجی از لایه ۱، x مقدار نشانه بالینی

۲-۲-۲-۲ لایه ۲

به عنوان لایه تابع عضویت شناخته می شود؛ این لایه اولین لایه پنهان معماری انفیس است. این لایه شامل تابع عضویتی است که متغیرهای زبانی را از لایه ۱ تا برچسب های زبانی در مجموعه فازی نگاشت می کند. توابع عضویت مختلفی وجود دارد اما در مدل ما، از تابع عضویت زنگوله ای برای نگاشت این نشانه ها به یک مجموعه فازی استفاده شده است زیرا این تابع قابلیت نزدیک کردن یک مجموعه غیر فازی را دارد و همچنین در تمامی نقاط دارای مقدار غیر صفر است. تابع عضویت زنگوله ای را میتوان طبق رابطه (۲) به شکل زیر به صورت ریاضی نشان داد:

$$\mu(x) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x-c}{a} \right|^{2b}} \quad (2)$$

که در اینجا a = میانگین مقدار نشانه های بالینی، b = تخمین منحنی زنگوله ای نشانه های بالینی، c = مرکز منحنی، x = مقدار یک نشانه بالینی و $\mu(x)$ = تابع عضویت.

۲-۲-۳-۲ لایه ۳

به عنوان لایه قوانین شناخته می شود. این لایه دومین لایه پنهان معماری ANFIS است. هر نورون در این لایه، ورودی را از لایه قبلی (تابع عضویت) دریافت می کند و مقدار واقعی برای هر قانون را محاسبه می نماید. این لایه از قاعده استنباط takagi-sugeno پیروی می کند که در معادله (۳) نشان داده شده است.

$$O_i^3 = \mu(x) \times \mu(y) \quad (3)$$

که در اینجا $O_i^3 = i$ امین نورون خروجی از لایه ۳، $\mu(x)$ و $\mu(y)$ توابع عضویت x و y .

۲-۲-۴-۲ لایه ۴

به عنوان لایه نرمالیزه کننده شناخته می شود. این لایه سومین لایه پنهان معماری ANFIS است. هر نورون در این لایه دقیقاً با یک نورون در لایه قوانین مطابقت دارد و میزان تاثیر هر قانون را محاسبه می کند. این مطلب را می توان طبق رابطه (۴) به شکل زیر نشان داد:

$$O_i^4 = \frac{O_i^3}{O_1^3 + O_2^3 + \dots + O_n^3} \quad (4)$$

که در اینجا $O_i^4 = i$ امین نورون خروجی از لایه ۴، $O_i^3 = i$ امین نورون خروجی از لایه ۳، n = مجموع نورون های لایه ۳.

۲-۲-۵-۲ لایه ۵

به عنوان لایه فازی زدایی (غیر فازی کننده) شناخته می شود. این لایه چهارمین لایه پنهان معماری ANFIS است. این لایه شامل تنها یک نورون است که تمام نورون ها از لایه نرمال سازی به آن متصل هستند. خروجی این لایه از ضرب میزان تاثیر قانون در پارامترهای منتجه حاصل می شود و آن را می توان طبق رابطه (۵) به صورت زیر نشان داد:

$$O_i^5 = O_i^4(p_i(x) + q_i(y) + r) \quad (5)$$

که در اینجا $O_i^5 = i$ امین نورون خروجی از لایه ۵، p_i, q_i = پارامترهای منتجه و r = بایاس.

۲-۲-۶-۲ لایه ۶

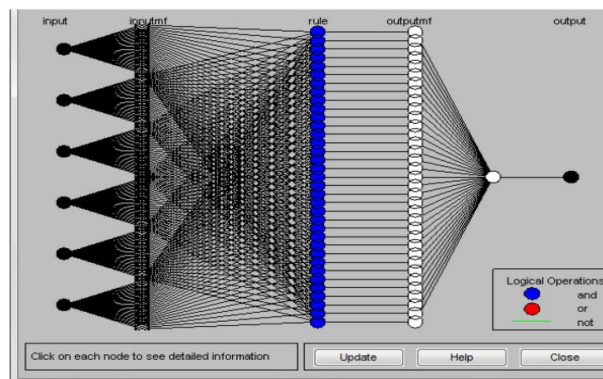
به عنوان لایه خروجی شناخته می شود. این لایه پنجمین لایه پنهان معماری ANFIS است. نورون های این لایه خروجی نهایی را تولید می کنند. ورودی این لایه از لایه ۵ گرفته شده است. خروجی این لایه حاصل جمع ورودی هاست که می توان به صورت رابطه (۶) نشان داد:

$$O_i^6 = \sum_i^n O_i^5 \quad (6)$$

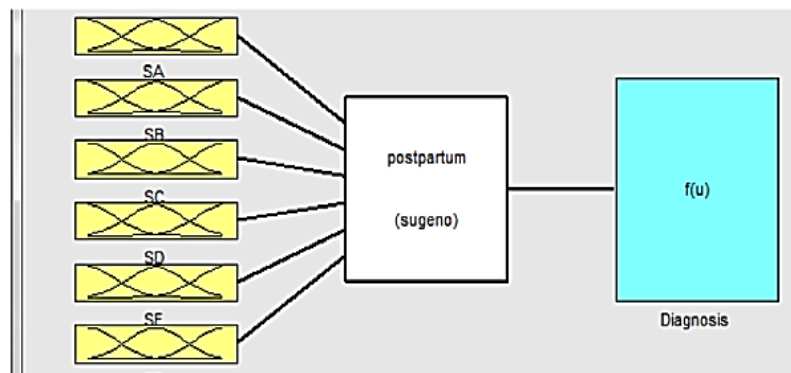
که در اینجا $i = O_1^6$ امین نورون خروجی از لایه ۶، $i = O_1^5$ امین نورون خروجی از لایه ۵.

۲-۳- سیستم عصبی مصنوعی (ANN)

شبکه های عصبی مصنوعی (ANN) یا Artificial Neural Networks به عبارت دیگر سیستم های اتصال گر، سیستم های محاسبه کننده ای هستند که از شبکه های عصبی زیستی الهام گرفته شده اند. در این مقاله برای انجام تحقیقات از روش Neural Fitting بهره گیری شده است. در مسایل انطباقی به یک نقشه برای اتصال میان مجموعه داده های عددی ورودی و مجموعه داده های خروجی نیاز است. برنامه تطبیق عصبی که از زیر شاخه های نرم افزار متلب است با انتخاب داده ها، تمرین دادن شبکه عصبی و محاسبه بازدهی با استفاده از روش حداقل مجموع مربعات در این راه به ما کمک می کند. شبکه عصبی پیش خور با نورون های پنهان و نورون های خروجی خطی می تواند مشکلات نگاشت چند بعدی را به خوبی با داده های ثابت و نورون های کافی در لایه پنهان برطرف نماید. این شبکه با الگوریتم Levenberg-Marquardt backpropagation آموزش داده خواهد شد و در صورتی که حافظه کافی در اختیار نداشته باشد از conjugate gradient backpropagation استفاده خواهد شد.



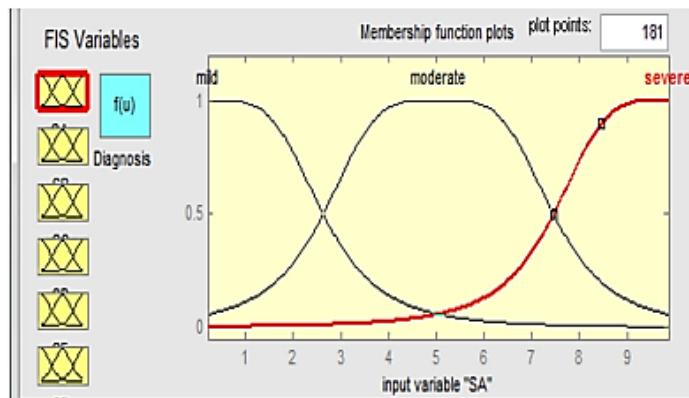
شکل ۳- معماری ANFIS



شکل ۴- مدل استنتاج فازی

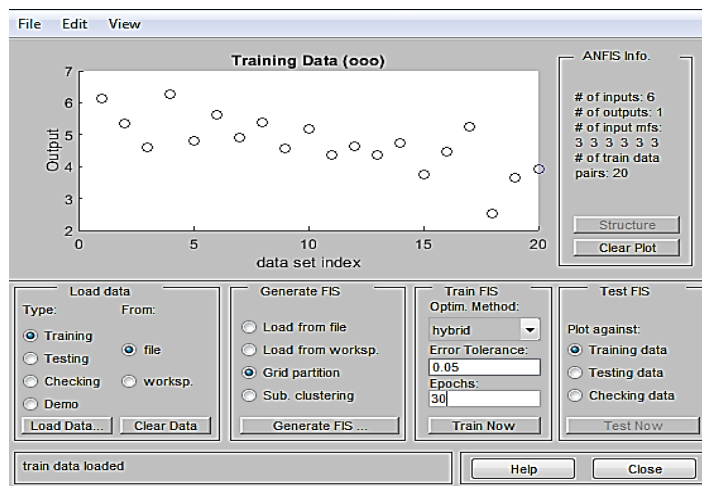
۳- نتایج

جدول ۱ و ۲ مجموع داده افسردگی پس از زایمان و خلاصه نتایج تشخیص را نشان می دهد. شکل یک درجه علایم بالینی را نسبت به هر مورد نشان داده شده در جدول یک نشان می دهد. شکل دو رابطه بین ارزش تشخیصی و نتیجه تشخیصی برای هر مورد همانطور که در جدول دو نشان داده شده است را نشان می دهد. در مدل انفیس، ما از یک تابع عضویت زنگوله ای و الگوریتم یادگیری ترکیبی استفاده کرده ایم که دارای تلورانس خطای ۰/۰۵ است. مجموعه داده استفاده شده برای ۳۰ دوره آموزش داده شده است و پس از اتمام سیستم دارای خطای آموزشی ۰/۰۰۰۵۴۸۳۵ در دوره یک بوده و میانگین خطای آزمایش ۰/۰۵۶۴۶۷ روی مجموعه داده تست دارد که نشان می دهد سیستم قادر است تقریباً ۹۹/۹۵ درصد از مجموعه داده تست را به درستی تخمین بزند.

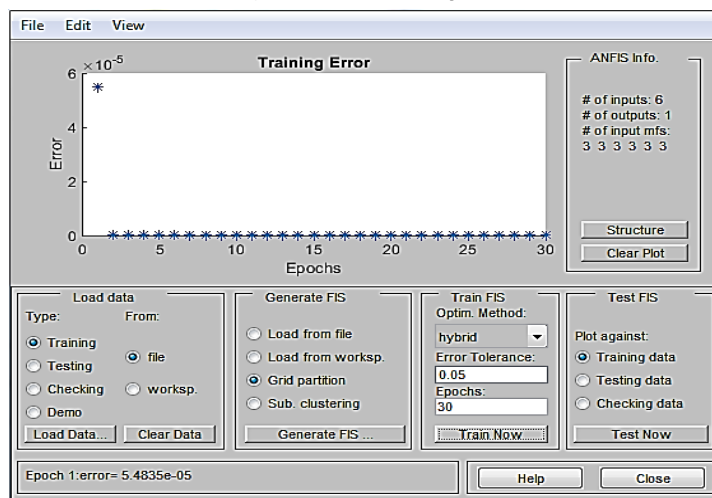


شکل ۵- تابع عضویت برای متغیرهای زبانی

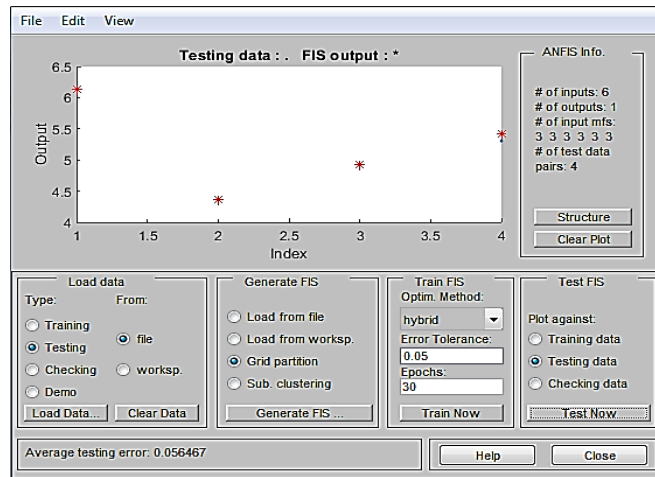
مجموعه داده مورد استفاده برای آموزش و تست از طریق یک شبکه عصبی مصنوعی مورد بررسی قرار گرفت و خطای آموزشی 0.003158 و خطای میانگین تست 0.056575 است. این نشان می دهد که ANN قادر به تخمین حدود $99/94$ درصد از مجموعه داده تست است. شکل های ۳، ۴، ۵، ۶، ۷ و ۸ نشان دهنده ی معماری ANFIS، مدل استنتاج فازی، تابع عضویت برای متغیرهای زبانی، مجموعه داده آموزشی، فرایند آموزش و فرایند تست هستند. شکل های ۹، ۱۰، ۱۱ و ۱۲ نشان دهنده آموزش شبکه عصبی، نمودار رگرسیون، نمودار خطا و نمودار انطباق است.



شکل ۶- مجموعه داده آموزشی



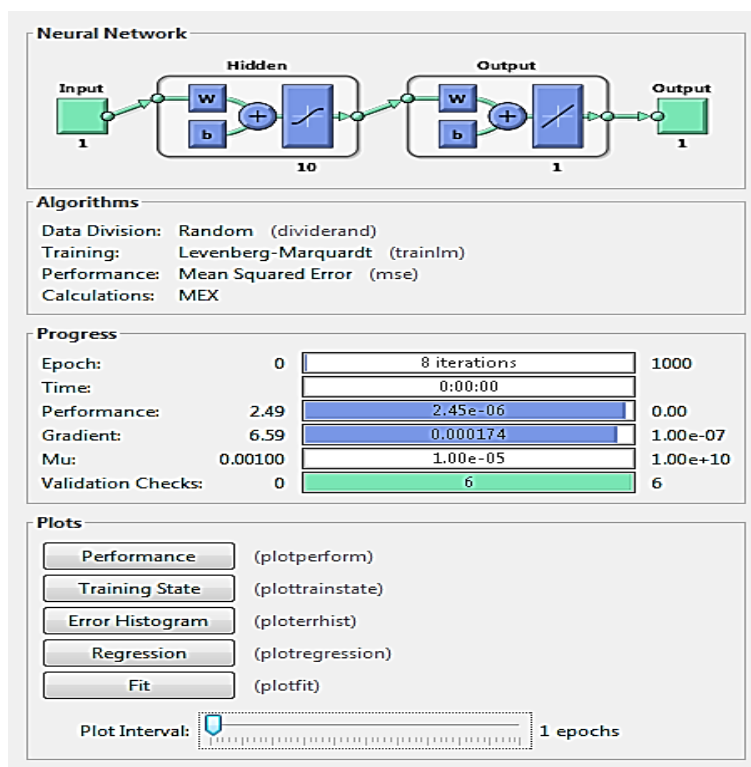
شکل ۷- فرایند آموزش



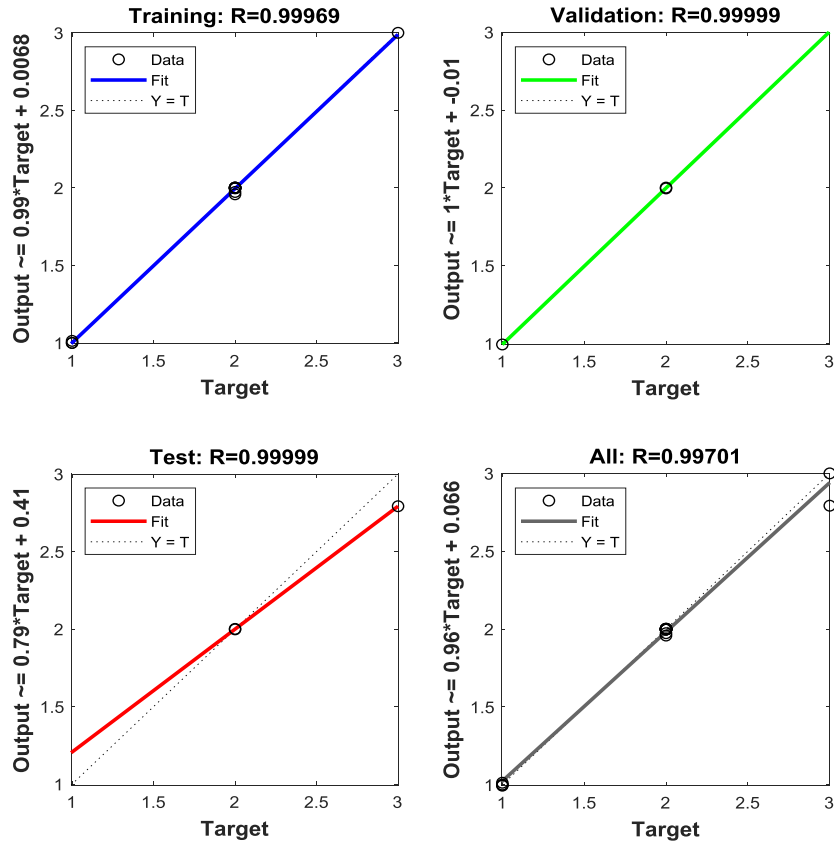
شکل ۸- فرایند تست

۴- جمع بندی

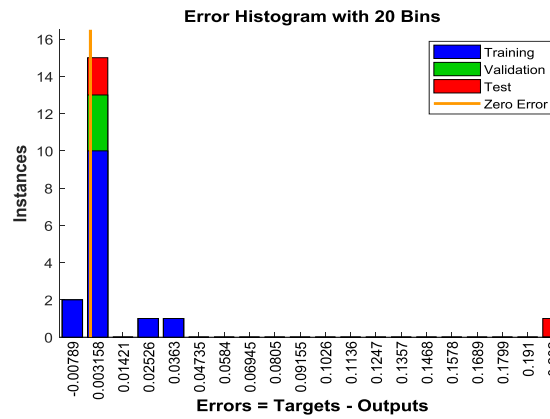
هوش مصنوعی ابزارى توانمند برای تشخیص سریع و دقیق بیماری های روانی است؛ تعداد بسیاری از تحقیقات پیرامون سلامت روانی به منظور خودکار کردن فرایند های تشخیصی با استفاده از هوش مصنوعی انجام شده است تکنیک پیشنهادی مورد استفاده در این مقاله برای اولین در این حوزه در تشخیص روحی بیماری افسردگی پس از زایمان مورد استفاده قرار گرفته است. در این مطالعه یک مدل ANFIS برای تشخیص افسردگی پس از زایمان ارایه شد و نتیجه آن با استفاده از همین داده ها با ANN مقایسه گردید؛ نتایج نشان می دهند که ANFIS برای پیش بینی اختلال افسردگی پس از زایمان بهتر از ANN عمل می کند. با استفاده از این مدل، می توان یک رابط سیستم طراحی نمود که از معماری انفیس استفاده نماید این امر به پزشکان در تشخیص افسردگی پس از زایمان کمک خواهد کرد.



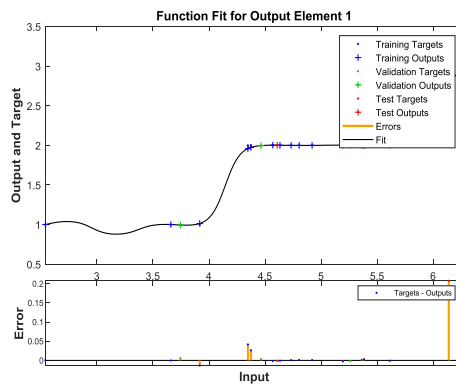
شکل ۹- آموزش شبکه عصبی



شکل ۱۰- نمودار رگرسیون



شکل ۱۱- نمودار خطا



شکل ۱۲- نمودار تطابق

1. World Health Organization (WHO): Depression fact sheet (2017).<http://www.who.int/mediacentre/factsheets/fs369/en/>. Accessed 5. Jan 2018
2. American Psychiatric Association.: Diagnostic and Statistical Manual for Mental Disorders. 4th edn. (DSM-IV): American Psychiatric Association Publ., Washington, DC (2005)
3. DelRosario, G.A., Chang, A.C., Lee, E.D.: Postpartum depression: symptoms, diagnosis, and treatment approaches. *J. Am. Acad. Physician Assist.* 26, 50–54 (2013)
4. Wisner, K.L., Parry, B.L., Piontek, C.M.: Clinical practice: postpartum depression. *N. Engl. J. Med.* 347, 194–199 (2002)
5. O'Hara, M.W., McCabe, J.E.: Postpartum depression: current status and future directions. *Ann. Rev. Clin. Psychol.* 9, 379–407 (2013). <https://doi.org/10.1146/annurev-clinpsy-050212-185612>
6. Moses-Kolko, E.E., Kraus, R.: Antepartum and postpartum depression: healthy mom, healthy baby. *J. Am. Med. Women Assoc.* 59, 181–191 (2004)
7. Chinawa, J.M., Odetunde, O.I., Ndu, I.K., Ezugwu, E.C., Aniwada, E.C., Chinawa, A.T., Ezenyirioha, U.: Postpartum depression among mothers as seen in hospitals in Enugu, South-East Nigeria: an undocumented issue. *Pan Afr. Med. J.* 23, 180–186 (2016)
8. Pearlstein, T., Howard, M., Salisbury, A., Zlotnick, C.: Postpartum depression. *Am. J. Obstet. Gynecol.* 200(4), 357–364 (2009)
9. Carley, J.P., Dwight, M.: Breastfeeding and postpartum depression: an overview and methodological recommendations for future research. *Depress. Res. Treat.* (2016). <https://doi.org/10.1155/2016/4765310>
10. Soares, C.N., Zitek, B.: Reproductive hormone sensitivity and risk for depression across the female life cycle: a continuum of vulnerability? *J. Psychiatry Neurosci.* 33(4), 331–343 (2008)
11. Kent, G.N., Stuckey, B.G.A., Allen, J.R., Lambert, T., Gee, V.: Postpartum thyroid dysfunction: clinical assessment and relationship to psychiatric morbidity. *Clin. Endocrinol.* 51(9), 429–438 (1999)
12. Thurgood, S., Avery, D.M., Williamson, L.: Postpartum depression. *Am. J. Clin. Med.* 6, 17–22 (2009)
13. Earls, M.F.: Committee on psychosocial aspects of child and family health american academy of pediatrics: incorporating recognition and management of perinatal and postpartum depression into paediatric practice. *Pediatrics* 126(5), 1032–1039 (2010)
14. Marian, F.E.: Incorporating recognition and management of perinatal and postpartum depression into paediatric practice. *Pediatrics* 126, 1032–1039 (2010)
15. McLennan, J.D., Kotelchuck, M.: Parental prevention practices for young children in the context of maternal depression. *Pediatrics* 105(5), 1090–1095 (2000)
16. Odigie, B.E., Achukwu, P.U., Bello, M.E.: Neuro fuzzy implementation for cervical lesion screening in commercial sex workers. *Int. J. Med. Eng. Inform.* 34, 153–162 (2017)
17. Anish, D., Nirmal, B.H., Subhagata, C.: A neuro-fuzzy system for modeling the depression data. *Int. J. Comput. Appl.* 54(6), 1–6 (2012)
18. Sampath, R., Saradha, A.: Alzheimer's disease classification using hybrid neuro fuzzy Runge–Kutta (HNFRK) classifier. *Res. J. Appl. Sci. Eng. Technol.* 10(1), 29–34 (2015)
19. Kavitha, M.M., Naidu, K.B.: Comparison of membership functions in adaptive network based fuzzy inference system (ANFIS) for the prediction of ground water level of a watershed. *J. Comput. Appl. Res. Dev.* 1(1), 35–42 (2011)
20. Talpur, N., Salleh, M.N.M., Hussain, K.: An investigation of membership functions on performance of ANFIS for solving classification problem. *IOP Conf. Ser. Mater. Sci. Eng.* 226, 012103(2017). <https://doi.org/10.1088/1757-899x/226/1/012103>
21. Suhara, Y., Xu, Y., Pentland, A.S.: DeepMood: forecasting depressed mood based on self reported histories via recurrent neural networks. *Proceedings of the 26th International Conference on World Wide Web, WWW 2017, Perth, Australia, 3–7 April 2017*, pp. 715–724 (2017)
22. Arkaprabha, S., Ishita, B.: Artificial neural network (ANN) model to predict depression among geriatric population at a slum in Kolkata, India. *J. Clin. Diagn. Res.* 11(5), 01–04 (2017)
23. Subhrangsu, M., Kumar, A., Nirmal, B.H., Subhagata, C.: Modeling depression data: feed forward neural network vs. radial basis function neural network., *Am. J. Biomed. Sci.* 6(3), 166–174 (2014).