Archive of SID

کاربرد مدل شبکه عصبی مصنوعی در تعیین پیش‌بینی کننده‌های مهم مرگ و میر درون بیمارستانی پس از جراحی قلب باز و مقایسه آن با مدل رگرسیون لجستیک

اکبر بیگلریان[۱]، غلامرضا بابایی[۲]*، رضا عزمی[۳]

۱- دانش آموخته کارشناسی ارشد آمار زیستی، دانشکده علوم پزشکی، دانشگاه تربیت مدرس
۲- دانشیار گروه آمار زیستی، دانشکده علوم پزشکی، دانشگاه تربیت مدرس
۳- استادیار گروه الکترونیک، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه تربیت مدرس

چکیده

هدف مطالعه: شبکه‌های عصبی مصنوعی در چند سال اخیر مورد توجه بسیاری واقع شده اند. این مدلها برای پیش‌بینی و طبقه‌بندی در مواردی که مدلهای رگرسیونی و سایر تکنیکهای آماری مرتبط استفاده می شدند، مورد استفاده قرار می‌گیرد. هدف از این مطالعه مقایسه تواناییهای دو مدل شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون لجستیک به منظور پیش‌بینی مخاطره مرگ درون بیمارستانی پس از عمل جراحی قلب باز بود [۲،۱]

مواد و روشها: مدل شبکه مصنوعی با استفاده از یک مجموعه از ۱۵۰ بیماری که در سال ۱۳۷٦ در بیمارستان دکتر شریعتی تهران تحت عمل جراحی قلب باز قرار گرفته اند، آموزش داده شد. سپس با استفاده از مجموعه داده‌های ۱٦۰ بیماری که در سال ۱۳۷۷ جراحی قلب باز داشته اند، مورد ارزیابی (آزمایش) قرار گرفت. مدل شبکه عصبی استفاده شده شامل مشخصه‌های زیر بود: ۱۸ نرون ورودی، ٤ نرون مخفی و ۲ نرون خروجی با الگوریتم یادگیری پس از انتشار خطا (نرخ یادگیری ۰/۱۲، تحمل خطای ۰/۵۰، تابع انتقال سیگموئید و حداکثر خطای ۰/۰۱).

نتایج: پس از انجام آزمایشهای مختلف روی شبکه و حصول اطمینان از یادگیری آن [۳]، متغیرهای جراحی قلب باز، سیگار کشیدن، فشار خون و کسر تخلیه جزئی بطن چپ به عنوان ویژگیهای اصلی انتخاب شدند. حساسیت و ویژگی در گروه آموزشی برابر ۱۰۰٪ و در گروه آزمایشی به ترتیب برابر ۹۹/۳۳٪ و ۱۰۰٪ و میزان بازشناسی کل برابر ۹۹/٦۳٪ شد. در مدل رگرسیون لجستیک، متغیرهای سابقه جراحی قلب باز، سیگار کشیدن و فشار خون وارد مدل شدند. برای مدل به دست آمده، حساسیت و ویژگی برای پیش‌بینی پیامدهای بیمار (مرگ/بقا) به ترتیب برابر ۹۹٪ و ۹۰٪ شد.

نتیجه‌گیری: سطح زیر منحنی راک برای دو مدل شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون لجستیک، مخاطره مرگ درون بیمارستانی را، با توجه به ویژگیهای موجود، برآورد کرد.

کلید واژگان: شبکه عصبی طبیعی، شبکه عصبی مصنوعی، رگرسیون لجستیک، جراحی قلب باز، مرگ و میر.

*نشانی مکاتبه: تهران، صندوق پستی ۲۱۲-۱٤۱۲۵، دانشگاه تربیت مدرس، دانشکده علوم پزشکی، گروه آمار زیستی.

www.SID.ir

Archive of SID

۱- مقدمه

در سالهای اخیر، حرکتی مستمر از تحقیقات صرفاً تئوری به سمت تحقیقات کاربردی را، علی‌الخصوص در پردازش اطلاعات برای حل مسایلی که یا راه حلی ندارند یا به راحتی قابل حل نیستند، شاهد بوده‌ایم. با توجه به این حقیقت، علاقه فزاینده‌ای در توسعه نظری سیستمهای دینامیکی هوشمند مدل- آزاد[1] که مبتنی بر داده‌های تجربی هستند ایجاد شده است.

شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN)[2] از این دسته سیستمهای دینامیکی هستند که با پردازش داده‌های تجربی، دانش یا قانون نهفته در ورای داده‌ها را به ساختار شبکه منتقل می‌کنند. به همین دلیل به این سیستمها هوشمند می‌گویند زیرا بر اساس محاسبات داده‌های عددی یا مثالها، قوانین کلی را فرا می‌گیرند. در واقع شبکه‌های عصبی تکنیکهای ناپارامتری، استوار[3] و شناسایی الگو هستند که می‌توانند برای مدلهای با ارتباط پیچیده مورد استفاده قرار گیرند.

مدل شبکه‌های مصنوعی در طبقه‌بندی مسایلی نظیر: پیش‌بینی مشکلات قلبی در بیماران، تشخیص فشار خون، شناسایی گفتاری و ... استفاده شده است. این مسایل، معمولاً به کمک مدلهای آماری نظیر تحلیل تشخیصی، رگرسیون لجستیک، بیز و رگرسیون چندگانه حل می شود [۱].

مزیت فرایندهای شبکه این است که می‌تواند هر تابع پیوسته‌ای را که اطلاعی از شکل تابع در دست نیست تقریب کند [۴،۵]. در عین حال یک شبکه عصبی، هرگز ارتباطات تابعی را آشکار نمی کند بلکه آن را در توابع سیگموئیدی پنهان می کند [۶] اما وقتی که مجموعه داده‌ها شامل ارتباطات غیر خطی پیچیده یا اثرات متقابل بالامرتبه بین متغیرهای مستقل و وابسته موجود باشد، شبکه‌های عصبی ممکن است در پیش‌بینی از رگرسیون بهتر باشند. لیکن این نوع داده‌ها ممکن است در پزشکی بالینی کمتر اتفاق بیفتد [۷].

۲- مواد و روشها

در این تحقیق که به روش گذشته نگر انجام شد، تمامی بیمارانی که برای انجام عمل جراحی قلب به بیمارستان دکتر شریعتی تهران مراجعه کرده بودند و تحت عمل جراحی قلب باز قرار گرفته بودند، به عنوان جامعه آماری در نظر گرفته شد: از میان آنها تمامی بیماران مذکر[4] بیش از ۳۵ سال که طی سالهای ۱۳۷٦ تا ۱۳۷۷ تحت عمل جراحی قرار گرفته بودند به عنوان نمونه (تمام شماری) برای بررسی انتخاب شدند.

از مجموع ۳۵۸ پرونده که بررسی شد، ۱٦٦ پرونده مربوط به سالهای ۱۳۷٦ و ۱۹۲ پرونده مربوط به سال ۱۳۷۷ بود. در نهایت پس از حذف پرونده‌های ناقص و غیر قابل استفاده، این تحقیق بر ۳۱۰ بیمار (۱۵۰ بیمار از سال ۱۳۷٦ و ۱٦۰ بیمار از سال ۱۳۷۷) انجام گرفت.

متغیر وابسته در این مطالعه وضعیت بیمار (مرگ درون بیمارستانی یا بقا) پس از عمل جراحی در نظر گرفته شد. سایر متغیرهای جمع‌آوری شده عبارتند از: سن، شاخص توده بدن، کلسترول، تری‌گلیسیرید، فشار خون (حداقل و حداکثر)، وضعیت کسر تخلیه جزئی بطن چپ، سیگار کشیدن، دیابت، بیماری فشار خون، چربی خون، درد قلبی، سابقه انفارکتوس قلبی، سابقه جراحی قلبی، بیماری چپ اصلی، و گرفتگی کرونری.

به منظور تحلیل داده‌ها، با توجه به متغیر پاسخ، از تحلیل رگرسیونی لجستیک (روش گام به گام پیشرو با سطح معناداری ورود به مدل ۰/۱۵ و سطح معناداری خروج از مدل ۰/۲۰)[5] استفاده شد. همچنین ارز یک شبکه عصبی مصنوعی با الگوریتم پس از انتشار خطا (نرخ یادگیری ۰/۱۲، تحمل خطای ۰/۵۰، تابع انتقال سیگموئید و حداکثر خطای ۰/۰۱) که روشی برای یافتن وزنها در یک شبکه پیشرونده چند لایه است، استفاده شد.

مجموعه داده‌های بیمارانی که در سال ۱۳۷٦ در بیمارستان دکتر شریعتی تهران (۱۵۰ نفر) تحت عمل جراحی قرار گرفته‌بودند به عنوان آموزشی در نظر گرفته شد؛ پس از آموزش

1. Free- model
2. Artificial Neuron Network (ANN)
3. Rebust

۴. تحقیقات نشان داده است که افراد مذکر، بیشتر در معرض ابتلا هستند و نیز افراد ۳۵-۴۷ سال بیشتر در معرض مرگ قرار دارند [۶،۲].

۵. تحقیقات نشان داده‌است که بهترین سطح معناداری برای ورود به مدل و خروج از مدل به ترتیب برابر ۰/۱۵ و ۰/۳۰ هستند [۷،۵].

www.SID.ir

Archive of SID

شبکه بر روی این داده‌ها و یادگیری شبکه، مرحله آزمایش شبکه بر روی مجموعه بیمارانی که در سال ۱۳۷۷ در همین بیمارستان تحت عمل جراحی قرار گرفته‌بودند، اجرا شد و وضعیت یادگیری شبکه ارزیابی شد. همچنین برای تعیین ورودیهای مهم برای حضور در مدل از انتخاب ساختار[1] و هرس کردن وزنها[2] برای تعیین ارتباطات نرونی هریک از ورودیهای انتخاب شده، استفاده شد (قابل ذکر است که انتخاب ساختار و هرس کردن وزنها، عملیاتی مشابه روش عقب‌رو و گام به گام انتخاب مدل در روشهای آماری است.

۱-۲- ساختار شبکه عصبی مصنوعی

مغز انسان به عنوان یک سیستم پردازش اطلاعاتی یا ساختار موازی از نرونهای به هم مرتبط، تشکیل شده است که ساده‌ترین واحد ساختاری سیستمهای عصبی هستند. این عصبها اجتماعی از نرونها هستند که وظیفه انتقال اطلاعات و پیامها را بر عهده دارند. قسمتهای اساسی نرون عبارتند از: بدنه سلول، دندریت و اکسون. بدنه سلول ، انرژی لازم را برای فعالیت نرون فراهم کرده و بر روی سیگنالهای دریافتی عمل می‌کند. دندریت‌ها، به عنوان مناطق دریافت سیگنالهای الکتریکی هستند که آنها را به هسته سلول منتقل می‌کنند و اکسون، از تعداد شاخه‌های کمتری نسبت به دندریت برخوردار بوده و طول بیشتری دارد و سیگنالهای الکتروشیمیایی دریافتی از هسته سلول را به نرونهای دیگر منتقل می‌کند.

شکل ۱ شمای کلی یک شبکه عصبی مصنوعی را نشان می‌دهد.

به طوری که مشخص است یک شبکه عصبی مصنوعی از سه لایه تشکیل شده است:

لایه اول لایه ورودی است که می‌تواند پارامترهای آماری یا مؤلفه‌های حاصل از تبدیلات ریاضی روی توابع باشد. لایه دوم، لایه یا لایه‌های پنهان (میانی) هستند که اساس ساختار یک شبکه را تشکیل می‌دهند. کار اصلی این لایه، استخراج اطلاعات دسته‌بندی از داده‌های موجود است. لایه آخر، یا لایه خروجی، بر اساس انتظارات کاربر تعیین می‌شود. این لایه می‌تواند به وسیله یک یا چند عنصر پردازشگر که خروجی آن نشان‌دهنده دسته‌بندی نهایی است،شناخته شود. بنابراین اجزای یک شبکه عصبی مصنوعی عبارتند از:

۱- عنصر پردازشگر

عنصر پردازشگر عملکردی شبیه به نرون بیولوژیکس دارد. وظایف ارزیابی سیگنالهای ورودی، جمع کردن سیگنالها و مقایسه آن با یک مقدار از قبل تعیین شده را به منظورتعیین خروجی بر عهده دارد.

۲- ورودیها و خروجی (ها)

هر عنصر پردازشگر می‌تواند سیگنالهلی ورودی زیادی را به طور همزمان دریافت کند، اما فقط دارای یک سیگنا خروجی است که بسته به سیگنالهای ورودی، مقادیر وزنها و مقادیر اولیه می‌تواند منفی یا مثبت باشد. برخی از مدلهای شبکه ورودیهای اضافی دارند که به آن بایاس گویند و آن از جهت تأثیراتی است که از خارج به شبکه اعمال می‌شود. عنص پردازشگر ورودی، سیگنالها را از خارج شبکه دریافت می‌کند و عنصر پردازشگر خروجی، سیگنالها را به خارج سامانه هدایت می‌کند [۹،۸].

۳- تابع انتقال (فعالیت)

عملکرد تبدیل سیگنالهای ورودی به سیگنال خروجی به عهده تابع انتقال است. این مکانیزم در دو مرحله صورت می‌گیرد: مرحله اول شامل به دست آوردن ارزش مقادیر ورودی است. در این مرحله برخی از ورودیها مهمتر از ورودیهای دیگر است و این دلیل بیشتر بودن وزن آنهاست. مرحله دوم مشخص کردن خروجی به کمک توابعی است که می‌توانند خطی یا غیر خطی باشند.

تابع فعالیت استفاده شده در این تحقیق تابع سیگموئید به صورت زیر است:

$$f(u)= \{1+\exp(-u)\}^{-1}=fs(u)$$

تابعی غیر خطی که خروجی بین صفر و یک تولید می‌کند.

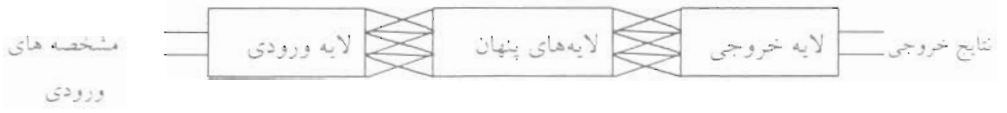
٤- پیوستگیها یا اتصالات

اتصالات بخشی از تعریف ساختار شبکه است که سیگنالها به وسیله آنها منتقل میشوند. هر کدام از این ناتصالت دارای وزن خاصی هستند که با Wij نشان داده می‌شوند. در واقع همین وزنها حافظه شبکه را تشکیل می‌دهند [۹].

1. Feature selection
2. Cut off weight

www.SID.ir

Archive of SID



شکل ۱ شمای کلی یک شبکه عصبی مصنوعی

۵- قانون یادگیری

قانون یادگیری نرخ تغییر در وزنها یا حافظه است که در حالت کلی بر دو نوع است:

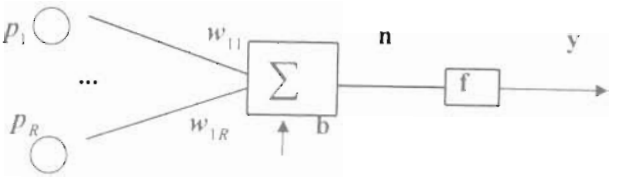
یادگیری با ناظر و یادگیری بدون ناظر. در یادگیری با ناظر فرض بر این است که در هر مرحله تکرار الگوریتم یادگیری، جواب مطلوب سیستم آماده است و سعی می‌شود با تغییر دادن وزنها، خطاهای شبکه هرچه بیشتر کم شود. در یادگیری بدون ناظر، جواب مطلوب برای سیستم یادگیرنده موجود نیست. به عبارتی خروجی مطلوب برای شبکه تعریف نشده است و فقط ورودی به شبکه داده می‌شود [۱۰].

قانون یادگیری به وسیله روابط بازگشتی، عموماً به صورت معادلات تفاضلی بیان می‌شود و روندی است که به وسیله آن ماتریس وزنها، وزنهای اتصال واحدهای ورودی به واحدهای مخفی و وزنهای اتصال واحدهای مخفی به واحدهای خروجی، و بردار بایاس شبکه عصبی تنظیم می‌شود به قسمی که شاخص خطای موجود حداقل شود. در این حالت پس از یادگیری شبکه و یافتن ارتباط تابعی بین ورودیها و خروجیها، شبکه می‌تواند به عنوان یک مدل یا پیش‌بینی یک پاسخ مطابق با یک الگوی ورودی جدید، استفاده شود [۱۲،۱۱].

۲-۲- مدل نرون چند ورودی

شکل ۲ یک مدل نرون با R ورودی (ساده‌ترین مدل، نرون تک ورودی است) را نمایش می‌دهد.

P، بردار ورودی و (Rو...و۲و۱ =I) Pi ، عناصر بردار ورودی هستند. مجموعه سیناپسهای Wli را با ماتریس وزن W نمایش می‌دهیم. میزان تأثیر Piها روی خروجی y به وسیله اسکالرهای Wli تعیین می‌شود. ورودی خالص شبکه، n، مطابق با فرمول زیر



شکل ۲ شمای کلی یک نرون چند ورودی

محاسبه می‌شود:

$$n = \sum_{i=1}^{R} p_i w_{1i} + b = WP + b$$

که در آن $P = [P_1, P_2, \ldots, PR]$ و $W = [w_1, w_2 \ldots, w_1 R]$ و در نهایت خروجی نرون به صورت زیر محاسبه خواهد شد [۱۳]:

$$y = f(WP + b)$$

در حالت کلی که بیش از یک نرون داریم، هر سطر از ماتریس وزن W، متناظر با یک نرون است.

به عنوان یک مقایسه عملاً w معادل شدت سیناپس؛ تابع فعالیت f و جمع کننده Σ معادل هسته سلول و سیگنال خروجی نرون y، معادل سیگنال گذرنده از آکسون خواهد بود.. پارامترهای w و b قابل تنظیم هستند و تابع فعالیت f نیز به وسیله طراح (کاربر) انتخاب می‌شود. بر اساس انتخاب f و نوع الگوریتم یادگیری، پارامترهای w و b تنظیم می‌شوند [۱۴،۱۳].

۳- نتایج

ابتدا از یک مدل رگرسیونی اشباع شده با همه اثرات متقابل ممکن استفاده شد. نتیجه نشان داد که هیچ یک از اثرات متقابل برای ورود به مدل معنادار نشدند و لذا ۰/۱ یک مدل رگرسیونی با اثرات اصلی برای انجام تحلیل استفاده شد. با استفاده از روش گام به گام پیشرو (با سطح معناداری ورود به مدل ۰/۱۵ و سطح معناداری خروج از مدل ۰/۲۰) در رگرسیون لجستیک، مدل به صورت زیر به دست آمد:

www.SID.ir

Archive of SID

$$\log it(\pi) = \ln\frac{\pi}{1-\pi} = -۷.۶۸۱ + ۴.۵۱۳\,CABG + ۲.۰۸۹\,SMI + ۲.۰۸۴\,HTN$$

که در آن متغیرهای سابقه جراحی قلبی، سیگار کشیدن و فشار خون وارد مدل شدند. برای مدل فوق، حساسیت و ویژگی برای پیش‌بینی پیامدهای بیمار (مرگ یا بقا) به ترتیب برابر ۹۹٪ و ۹۰٪ شدند.

در ادامه برای انجام تحلیل به کمک شبکه عصبی، از یک شبکه عصبی مصنوعی با الگوریتم پس انتشار خطا (با نرخ یادگیری ۰/۱۲، تحمل خطای ۰/۵۰، تابع انتقال سیگموئید و حداکثر خطای ۰/۰۱) استفاده شد. از مجموعه داده‌های سال ۱۳۷۶ (۱۵۰ بیمار)، برای آموزش شبکه استفاده شد. پس از کامل شدن آموزش شبکه، برای آزمایش شبکه، از داده‌های سال ۱۳۷۷ (۱۶۰ بیمار) استفاده شد که نتیجه موفقیت آمیز بود. در نهاهیت شبکه با میزان بازشناسی کل ۹۹/۶۷٪ قادر به شناسایی بیماران شد. حساسیت و ویژگی مدل برای پیش بینی وضعیت بیمار به ترتیب برابر ۹۹/۳۳٪ و ۱۰۰٪ شد. نتیجه در این مرحله از کار، ماتریسی است که وزنهای هریک از ورودیها را شامل می شود. همانطور که پیشتر گفته شد، وزنهای شبکه در واقع میزان تأثیر هریک از ورودیها برای حضور در مدل محسوب می شود. هرچقدر وزن یک ورودی بیشتر باشد، نشان دهنده اهمیت بیشتر آن ورودی (متغیر) است [۱۶،۱۵]. برای تعیین ورودیهای مهم برای حضور در مدل و تعیین ارتباطات نرونی به ترتیب از لحاظ انتخاب ساختار و هرس کردن وزنها استفاده شد. در نهایت، نتایج زیر حاصل شد:

- تعداد ورودیها به ٤ ویژگی کاهش یافت، یعنی شبکه قادر به شناسایی ٤ متغیر برای ورود به مدل شد که این متغیرها عبارتند از: کسر تخلیه جزئی بطن چپ،سیگار کشیدن، بیماری فشار خون و سابقه جراحی قلب.
- تعداد نرونهای مخفی به ۳ نرون کاهش یافت، یعنی شبکه به لحاظ ساختار ساده‌تر شد.
- ماتریس وزن نهایی به صورت زیر به دست آمد:

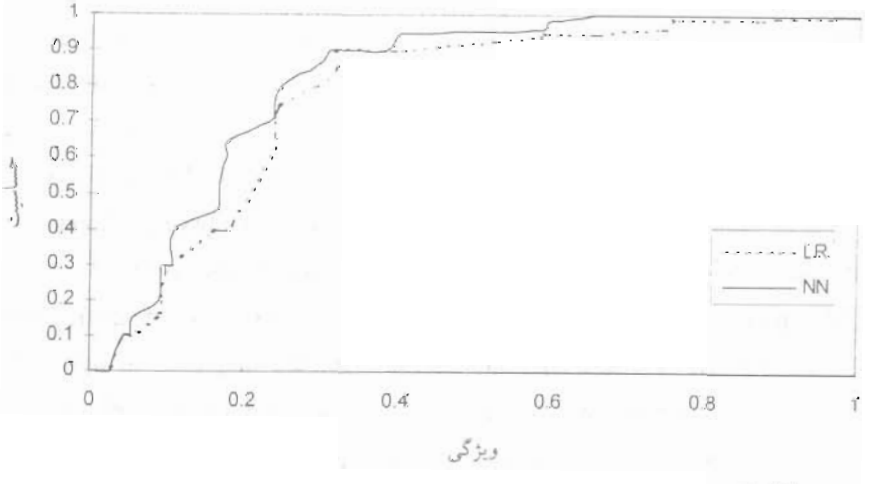
$$\begin{bmatrix} -۸.۶۷۱ & ۴.۸۵۳ & ۱.۵۹۵ \\ ۸.۹۵۱ & -۴.۴۸۲ & ۰ \end{bmatrix}$$

ماتریس وزن لایه میانی به لایه خارجی

LVF	SM	HTN	CABG
-۳.۵۶۱	۲.۶۱۴	۲.۶۳۴	۵.۲۱۵
۲.۰۶	-۱.۳۸	-۱.۷۹۳	۰
۰	۰	۰	-۲.۹۱۷

ماتریس وزن لایه ورودی به لایه میانی

برای مقایسه دو مدل شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون لجستیک، روش منحنی راک به کار گرفته شد. منحنیهای راک برای دو مدل فوق در شکل زیر آمده است:



شکل ۳ نمودار منحنی راک برای دو مدل رگرسیونی (LR) و شبکه عصبی مصنوعی (NN)

www.SID.ir

Archive of SID

همانطور که از نمودار پیداست، نواحی زیر منحنی راک مدل شبکه عصبی مصنوعی از مدل رگرسیون لجستیک بیشتر است (۰/۸۱۱ در مقابل ۰/۷۹۱).

٤- بحث و نتیجه‌گیری

شبکه‌های عصبی به خصوص وقتی با ارزشند که ارتباط تابعی بین متغیرهای مستقل (ورودی) و وابسته (خروجی) را نمی‌دانیم و نیز در حالتی که حجم نمونه بزرگ باشد [۱۷]. به نظر می‌رسد که مزیت اصلی محاسبات شبکه بر روشهای آماریو توانایی شبکه در نشان دادن تعداد بیشتر ویژگیها نسبتت به آنچه که به وسیله روشهای آماری نظیر انجام می‌گیرد، باشد.

در این مطالعه، حساسیت و ویژگی برای پیش‌بینی پیامدهای بیمار (مرگ یا بقا) در مدل رگرسیونی به ترتیب برابر ۹۹٪ و ۹۰٪ شد. حساسیت و ویژگی برای مدل شبکه عصبی مصنوعی در گروه آموزشی برابر ۱۰۰٪ و در گروه آزمایشی به ترتیب برابر ۹۹/۳۳٪ و ۱۰۰٪ و میزان بازشناسی کل برابر ۹۹/۶۳٪ شد. سطح زیر منحنی راک برای دو مدل شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون لجستیک، با این مجموعه از داده‌ها در شناسایی متغیرهای مهم برای ورود به مدل تقریباً مشابه است (در مطالعه مشابهی که جک و همکارانش انجام دادند به نتیجه دست یافته رسیدند [۱۸])؛ صرف‌نظر از اینکه در مطالعه حاضر، شبکه یک متغیر بیشتر از رگرسیون شناسایی کرد که شاید به خاطر نوع خاص داده‌ها (با شیوع کرگ تقریبی ۳٪) این نتیجه حاصل شده است. به نظر می‌رسد که شبکه در چنین حالاتی که در آن وقوع یکی از برامدهای پاسخ پایین باشد، از مزیت بیشتری برخوردار است و جایگزینن جالبی برای رگرسیون لجستیک خواهد بود.

در این مطالعه از الگوریتم پس انتشار خطا" استفاده شد. الگوریتمهای جدیدتری در این زمینه وجود دارد که می‌تواند به وسیله سایر محققان به کار گرفته شود و ممکن است منجر به نتایجی شود که جالب توجه باشد. قابل ذکر است که این مطالعه، مقایسه‌ای بین شبکه عصبی و رگرسیون لجستیک بر اساس تعداد محدودی از متغیرها بود و مقایسه‌های بیشتر این دو روش (به خصوص با متغیرهای پیوسته بیشتر به عنوان ورودی) به سایر محققان پیشنهاد می شود.

٥- منابع

[۱] سابه میری، کوروش، پیش‌بینی مرگ و میرو بقای بیماران بعد از آنفارکتوس میوکارد حاد (AMI) با استفاده از آنالیز چند متغیره آماری در بیمارستان امام خمینی(ره) تهران، پایان‌نامه کارشناسی ارشد علوم بهداشتی رشته آمار حیاتی، دانشگاه تهران، صص ۵- ۳۰، دی ماه ۱۳۷٦.

[۲] فیپس، لانگ، وودز، کاسمیر، پرستاری بیماریهای قلب و عروق، ترجمه دکتر حمید نام‌آور، دکتر لادن مقدم، تهران، انتشارات چهر، فصل چهارم، ۱۳۷۲.

[3] Alexander I , Morton H. An introduction to neural computing. Londons: Chapman & Hall 1977; pp. 1-30.

[4] Baxt WG. Use of artificial neural network for the diagnosis of myocardial infarction. Ann Internal Med 1991; 115:843-848.

[5] Bendel RB , Afifi AA. Comparision of stoping rules in forward regression. JASA 1977; 72:46-53.

[6] Brad W, Manavendia M. Understanding neural network as statistical tools. The American Statistician 1996; 50(4): 284-293.

[7] Costanza MC, Afifi AA. Comparision of stoping rules in forward stepwise. discriminant analysis. JASA 1979; 74:777-785.

[8] Dayhoff J. Neural network architectures: a introduction. New York: Van Nostrand Reinhold 1990; pp.1-54.

[9] Hertz J, Krogh A, Palmer RG. Introduction to the theory of neural computation. Santa Fe institute studies in the sciences of

www.SID.ir

Archive of SID

Complexity (vol 1), Redwood City, CA: Addison- Wesley 1991; pp.90-130

[10] Jack VTU. Predicting mortality after coronary artery bypass surgery: What do ANNs Learn. Med Decis Making 1998; 18:229-235.

[11] Lippman RP. Coronary artery bypass risk prediction using neural network. Ann Thorac Surg 1997; 63(6): 1643-4653.

[12] Lippman R P. An introduction to computing with neural nets. IEEE ASSP Magazine 1987; 4-22.

[13] Neter JW, Kutner MH, Natchtsheim CJ. Applied linear statistical models. Homewood, IL: Richard D. Irwin 1996; pp. 580-608.

[14] Ripely BD. Neural networks and related methods for classification. JRSS B 1994; 56(3): 409-456.

[15] Sarle WS. Neural networks and related methods. In Proceeding of the 19th Annual SAS User Group International Conference 1994.

[16] SAS-Institute Inc. Information on neural network macros, 1994.

[17] Schumacher M. Neural networks and logistic ragression: Part I. Computational Statistics & Data Analysis 1996; 21:661-682.

[18] Smith M. Neural networks for statistical modeling. New York: Van Nostrand Reinhold 1993; pp. 1-25.

www.SID.ir