بررسی ریسک اعتباری مشتریان

با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

سحر عباسپور، کارشناس ارشد توسعه اقتصادی و برنامه‌ریزی،

saharabaspur@gmail.com

مینو نظیفی نایینی، کارشناس ارشد توسعه اقتصادی و برنامه‌ریزی

minoonazifi@gmail.com

چکیده

رتبه بندی اعتباری یکی از موضوعات مهمی است که همواره مورد توجه بانکداران قرار می گیرد. به منظور مدیریت و کنترل ریسک اعتباری، سیستم های رتبه بندی اعتباری مشتریان ضرورتی انکار ناپذیر دارد. همچنین اهمیت اعطای تسهیلات در صنعت بانکداری کشور و نقش خطیر آن در رشد اقتصادی و افزایش اشتغال منجر به توسعه چندین مدل گوناگون برای ارزیابی اعتباری مشتریان متقاضی این تسهیلات شده است . رتبه بندی اعتباری به منظور پیش بینی احتمال کوتاهی در باز پرداخت و یا عدم باز پرداخت و یا معادل آن برای طبقه بندی متقاضیان اعتبار به دو گروه ریسک خوب و ریسک بد مورد استفاده قرار می گیرد. از جمله مزایای این روش می توان به صرفه جویی در زمان ، صرفه جویی در هزینه، حذف قضاوت های شخصی و افزایش دقت در ارزیابی متقاضیان وام اشاره کرد. روش‌های آماری مختلفی از جمله آنالیز ممیزی، رگرسیون لجستیک، روش های هموارسازی ناپارامتری و شبکه های عصبی در زمینه رتبه بندی اعتباری مورد استفاده قرار گرفته اند. بسیاری از این مدل ها، مدل های کلاسیک هستند و توانایی ارزیابی

اعتباری مشتریان را بطور کامل و بهینه ندارند. بنابراین زمینه ورود مدل های هوش مصنوعی به این حوزه مهیا گردیده است. شبکه های عصبی به دلیل انعطاف پذیری بالاتر، در سال های اخیر بیشتر مورد توجه قرار گرفته اند. در این مقاله، به توضیح مدل شبکه عصبی مصنوعی برای اعتبار دهی مشتریان و طبقه بندی متقاضیان دریافت وام با استفاده از نرم افزار spss و معرفی قابلیت های این نرم افزار در رتبه بندی اعتبار دهی مشتریان پرداخته شده است. با استفاده ازROC curve بوسیله دو معیار حساسیت و تصریح، الگوی مناسب برای طبقه بندی ریسک های خوب و بد اعتباردهی برای پیش بینی خوش اعتباری و بد اعتباری مشتریان ارائه می دهد و کارایی و دقت مدل شبکه عصبی مصنوعی را در رتبه بندی اعتباری بررسی خواهیم کرد.

کلمات کلیدی: رتبه بندی اعتباری، مدل رتبه بندی، شبکه عصبی ،پرسپترون چندلایه، ROC curve

مقدمه

توسعه و گسترش فعالیت های بانکی با سیستمی کارآمد در پیشرفت و توسعه اقتصاد کشور بسیار مؤثر خواهد بود و باعث دوام بانک در محیط رقابتی خواهد گردید . بانکها هنگامی می توانند این منابع خود را به صورت بهینه و کارآمد به مشتریان تخصیص دهند که از سیستم قابلی در ارزشگذاری و رتبه بندی مشتریان خود در هنگام اعطای تسهیلات برخوردار باشند.

صنعت اعتبار امروزه نقش مهمی در اقتصاد کشورها یافته است. با افزایش تقاضای اعتبار و افزایش رقابت، فرصت های جدید برای موسسات اعتبار دهنده بوجود آمده است و نیاز آنها را به ابزارها و روش های نوین افزایش می دهد.

در صنعت بانکداری یکی از موضوعات مهمی که همواره مورد توجه سیاست گذاران اعتباری قرار دادرد، بحث مدیریت ریسک اعتباری است. به منظور مدیریت و کنترل ریسک مذکور، سیستم های رتبه بندی اعتباری مشتریان ضرورتی انکار ناپدیر است. چنین سیستمی، بر اساس سوابق و اطلاعات موجود، درجه اعتبار مشتریان را تعیین و آنان را بر اساس میزان ریسکی که متوجه بانک خواهند کرد، رتبه بندی می کند. بهره گیری از چنین سیستمی بانک را در گزینش مطلوب مشتریان خود یاری کرده و ضمن کنترل و کاهش ریسک اتباری، سطح بهره وری فرآیند اعطای تسهیلات بانکی را ارتقا می دهد.

با وجود اهمیت این موضوع، در اقتصاد ایران، در زمینه اعطای تسهیلات اعتباری به مشتریان،روند منسجم و منظمی به منظور تعیین ریسک اعتباری، امتیاز دهی، درجه بندی و همچنین تعیین سقف های اعتباری بر اساس شاخص های ریسک ملاحظه نمی شود و شاخص ها بیشتر بر اساس تشخیص کارشناسی و کمیته اعتباری صورت می گیرد. روش های آماری مختلفی در زمینه رتبه بندی اعتباری مورد استفاده قرار گرفته اند. این مدل های آماری را علاوه بر مدل های رتبه بندی، طبقه بندی کننده و یا کارت امتیاز نیز می نامند.

از این مدل ها برای پیش بینی احتمال کوتاهی و یا عدم بازپرداخت وام توسط افراد متقاضی و با دریافت کننده وام استفاده می شود.

در مطالعات گذشته نیز بیشتر از روش های آماری مانند مدل های رگرسیونی و روش تحلیل ممیزی برای امتیاز دهی و رتبه بندی مشتریان استفاده می شد، ولی در سال های اخیر با توسعه مدل های مبتنی بر هوش مصنوعی و روش های ابتکاری، مطالعات بسیاری در کاربرد این روش ها در مدل های امتیازدهی و رتبه بندی اعتباری انجام گرفته است.

از زمانی که سیستم های هوش مصنوعی نظیر شبکه های عصبی مصنوعی، الگوریتم های ژنتیک و سیستم های خبره[1] طراحی و معرفی شده اند، استفاده از آنها در تحقیقات مالی و رتبه بندی اعتباری مرسوم گشته و به سرعت در حال گسترش و نوآوری است. در این مقاله به معرفی مدلهای شبکه عصبی در رتبه بندی اعتباری متقاضیان وام پرداخته شده است و مدل اصلی استفاده شده برای طبقه بندی، یک مدل شبکه عصبی پرسپترون چندلایه با الگوریتم یادگیری پس انتشار خطاست.

۱- رتبه بندی و مدل های آن

هدف رتبه بندی اعلام کیفیت یک وام گیرنده و دورنمای بازپرداخت آن به بازار است . رتبه ها این قابلیت را دارند که برای مشاهده گران خارجی مثل مقامات نظارتی و شرکت کنندگان در بازار نسبت به یک شرکت در بازار اعتبار ایجاد نمایند . البته اعتبار اطلاعات رتبه بندی ارتباط نزدیکی با مقررات قابل قبول رتبه بندی دارد . طبقات رتبه بندی شکل مختصر شده خطر اعتباری هستند. رتبه ها می توانند بر اساس اطلاعات گذشته به تواتر نسبی نکول مرتبط باشند یا می توانند مبنایی برای ارزش گذاری یک دارایی محسوب گردند. شاخص ترین تقاضا برای رتبه ها در بخش مدیریت دارایی بدهی شرکتی، زمانی است که بازده های سرمایه تعدیل شده بر حسب ریسک، معیار پایه برای ارزیابی عملکرد بخشی تلقی می شوند. رتبه ها برای بانک این امکان را فراهم می کنند که خطر اعتباری را اندازه گیری نموده و آن را متناسب با پرتفوی اعتباری اداره کنند و مفهوم اکسپوژر بانک را در رابطه با انواع خطر تعدیل و اصلاح نمایند. رتبه ها، مخصوصاً برای ارزشگذاری یک اوراق قرضه و یا یک وام مفید هستند و رابطه ای مثبت ویژه بین خطر اعتباری مورد انتظار و بازده اسمی را بیان می کنند. دلایل مذکور در فوق در مجموع بیانگر علت توجه طیف گسترده ای به کیفیت سیستم رتبه بندی یک موسسه مالی است. روش های متفاوتی وجود دارند که از طریق آنها می توان یک رتبه بدست آورد. از آن جمله می توان به اندازه گیری احتمال وقوع نکول اشاره کرد. روش مشخصی که امروزه کاربرد دارد، روش امتیازدهی است. این روش متکی به مجموعه ای از معیارهاست که هر یک به خوبی تعریف شده اند . به هر یک از معیارها بطور جداگانه امتیاز داده می شود. به

1 . Expert Systems

هر امتیاز که به مجموعه ای از معیارها مرتبط است وزنی داده می شود، سپس اینها با هم جمع می شوند. حاصل جمع، یک امتیاز کلی است. این امتیاز به یکی از طبقات رتبه تبدیل می گردد که در حد فاصل بین حداقل امتیاز کلی تا حداکثر آن قرار می گیرد. شبکه های عصبی مصنوعی، جزو آن دسته از سیستم های دینامیکی قرار دارند که با پردازش روی داده های تجربی، دانش یا قانون نهفته در ورای داده ها را به ساختار شبکه منتقل می کنند .به همین خاطر به این سیستم ها هوشمند می گویند چرا که بر اساس محاسبات روی داده های عددی یا مثالها، قوانین کلی را فرا می گیرند .این سیستمهای مبتنی بر هوش محاسباتی سعی در مدلسازی ساختار نوروسیناپتیکی مغز بشر دارند. کاربردهای شبکه های عصبی در حوزه مالی پیشرفت چشم گیری داشته است .حیطه هایی که شبکه های عصبی در امور مالی می توانند کارایی داشته باشند، شامل شبیه سازی مالی ، پیش بینی رفتار سرمایه گذارها ، ارزیابی اهداف ، ارزیابی اعتبار ، مدیریت پورتفوی دارایی قیمت گذاری اولیه اوراق قرضه ، تعیین ساختار سرمایه بهینه و پیش بینی مالی می باشد.

فرایند تایید بر اساس امتیازبندی اعتبار را می توان توسط نرم افزار و تجهیزات کامپیوتری معمولی به طور موفقیت آمیزی انجام داد . هر چند که چنین سیستم هایی نمی توانند در عملیات خود المانهای کیفی، ذهنی فرایند تصمیم گیری انسان را لحاظ کنند. بعلاوه، اکثر اطلاعات مربوط به مشتریان در فرمت استاندارد به دست تصمیم گیرنده نمی رسد . هر چند که امروزه در غالب بانکهای تجاری جهان و همچنین در کلیه بانکهای تجاری کشور اغلب از روش قضاوتی برای تعیین ریسک و ظرفیت اعتباری مشتریان استفاده می شود ؛ لیکن استفاده از این روش با توجه به توان محدود انسان در تحلیل هم زمان فاکتورهای مختلف موثر بر ریسک و ظرفیت اعتباری دریافت کنندگان اعتبار روش قضاوتی در مقایسه با روش های آماری و همچنین روش های هوش مصنوعی از کارایی کمتری برخوردار است.

۲- مطالعات انجام شده

در مورد کاربرد شبکه های عصبی در رتبه بندی اعتباری، مقالات متعددی وجود دارد. وست[1] به مقایسه دقت طبقه بندی پنج مدل شبکه عصبی MLP[2] ، RBF[3] ، LVQ[4]،[5] FAR ، MOE[6] و چهار مدل آماری رگرسیون لجستیک، نزدیک ترین همسایگی ها، آنالیز ممیزی و چگالی کرنل پرداخته است. در این میان مدل های MOE، RBF، MLP به عنوان مدل های برتر انتخاب شده اند.

جنسون در سال ۱۹۹۲ ار شبکه عصبی برای امتیازدهی اعتبار استفاده نمود . دقت این شبکه بین ۷۶ تا ۸۰ درصد بود .اگر چه اندازه نمونه جنسون بسیار کوچک بود و تنها ۱۲۵ متقاضی وام را شامل می شد. دزای و

1 West,2000
2 Multi Layer Perceptron
3 Radial Basis Function
4 Learning Vector Quantization
5 Fuzzy Adaptive Resonance
6 Mixture of Experts

همکاران در سال ۱۹۹۷ به مقایسه شبکه های عصبی، تحلیل تمایز خطی و رگرسیون لجستیک پرداختند . آنها در مطالعاتشان به این نتیجه رسیدند که در طبقه بندی متقاضیان وام به مشتریان خوش اعتبار و بد اعتبار شبکه ها ی عصبی از تحلیل تمایز خطی بهتر عمل می کند ونسبتا عملکرد مشابهی نسبت به رگرسیون لجستیک دارند.

در سال ۲۰۰۶ ترینکل [1] در پایان نامه دکترای خود به مقایسه قدرت شبکه عصبی مصنوعی و مدل های آماری سنتی در امتیازدهی اعتباری پرداخت. وی دو فرضیه داشت :اول اینکه قدرت طبقه بندی شبکه های عصبی از روش های آماری سنتی بیشتر است و دوم اینکه با تغییر تکنیک های تفسیر وزن های شبکه عصبی، امتیازدهی اعتبار نتایج متفاوتی خواهد داشت .نتایج پژوهش وی دو فرضیه فوق را اثبات نمود.

مالهترا و مالهترا[2] از یک مدل شبکه عصبی پرسپترون چندلایه برای طبقه بندی مشتریان ۱۲ موسسه مالی در آمریکا استفاده و نتایج آن را با روش آنالیز ممیزی مقایسه کردند که باز هم مدل شبکه عصبی دقت طبقه بندی بالاتری را نشان داد.

کیم و سون[3] در مقاله خود از یک روش شبکه عصبی برای طبقه بندی متقاضیان وام استفاده کردند. در نهایت، مدل، دقت کلی معادل ۸۴-۷۱ درصد در داده های فراگیری و ۸۴-۶۹ درصد در داده های آزمایشی به دست آورد.

در ایران نیز مقالات متعددی در زمینه کاربردهای شبکه عصبی در زمینه های مختلف از جمله پزشکی، مهندسی و اقتصاد به چاپ رسیده است. اما کاربرد شبکه عصبی در رتبه بندی اعتباری کمتر مورد توجه قرار گرفته است. اخباری و مخاطب رفیعی(۱۳۸۹) در مقاله ای با عنوان کاربرد سیستم های استدلال عصبی – فازی در رتبه بندی اعتباری مشتریان حقوقی بانک ها مدل رتبه بندی اعتباری با استفاده از سیستم استدلال عصبی – فازی جهت رتبه بندی مشتریان حقوقی بانکها ارائه داده اند. نتایج مطالعه آنها پس از آموزش و تست مدل بر اساس داده های بانک کشاورزی طی سال های ۱۳۸۵-۱۳۸۰، مدل ارائه شده با دقت ۶۹.۳۶ درصد وضعیت اعتباری مشتریان را پیش بینی می کند.

رجب زاده و همکاران (۱۳۸۸) در مطالعه ای با عنوان طراحی سیستم هوشمند ترکیبی رتبه بندی اعتباری مشتریان بانک ها با استفاده از مدل های استدلالی فازی ترکیبی، نتایج سیستم هیبریدی و هیبری فازی سیستم را با نتایج سیستم خبره مقایسه کردند، نتایج حاکی از دقت و قدرت بالای سیستم هوشمند هیبریدی نسبت به سیستم خبره در رتبه بندی اعتباری مشتریان است. نیلساز و همکاران(۱۳۸۶) به بررسی کاربرد شبکه های عصبی در رتبه بندی اعتباری فروش اقساطی متقاضیان وام پرداختند و مدل شبکه عصبی برای طبقه بندی متقاضیان دریافت وام فروش اقساطی ارائه و عملکرد این مدل را با دو مدل

1 Trinkle
2 Malhotra, R & Malhotra, D.K,2003
3 Kim & Sohn,2004

آماری آنالیز ممیزی و رگرسیون لجستیک مقایسه کردند و نشان داند که مدل شبکه عصبی در مقایسه با سایر مدل های مورد مطالعه، از کارایی و دقت بالاتری برخوردار است.

۲- شبکه عصبی مصنوعی [۱] و ویژگی های آن

شبکه عصبی مصنوعی برای مدل سازی معادلات پیچیده و غیرخطی در شاخه علوم کامپیوتر و هوش مصنوعی ارائه شده است .ساختار سلولهای عصبی انسان ایده اولیه شکل گیری شبکه های عصبی مصنوعی بوده است .اولین مدل شد شبکه عصبی مصنوعی توسط راسن بلات [۲]در سال 1958 ارائه ولی مدل شبکه عصبی با پس انتشار خطا در سال ۱۹۸۶ و توسط رامل هارت [۳]ارائه شد که کاربرد زیادی در زمینه هوش مصنوعی و تحلیل های پیچیده در زمینه های مختلف پیدا کرده است .قدرت شبکه های عصبی مصنوعی در مد لسازی ارتباطات پیچیده متغیرها، این تکنیک را به یک ابزار قوی در زمینه تحلیلهای چند متغیره و مدل سازی ارتباطات پیچیده بین متغیرها تبدیل کرده است.

شبکه عصبی مصنوعی یک نمونه سیستم پردازش است که در آن از سیستم های عصبی بیولوژیک مانند مغز الهام گرفته شده است . عضو کلیدی این ساختار جدید سیستم پردازنده اطلاعات است که تعداد زیادی از آن ها به صورت مجتمع مانند هورمون های مغز با یکدیگر کار می کنند تا بتوانند مسائل خاصی مانند تشخیص الگو یا طبقه بندی داده ها را از طریق فرایند یادگیری حل کنند.

یادگیری در شبکه های عصبی به دو صورت است:

۱- تحت نظارت [۴]

۲- بدون دخالت انسان [۵]

یادگیری در شبکه های عصبی رایج به شکل یادگیری تحت نظارت است. در واقع کار شبکه های عصبی مانند یادگیری کودکان است . با نشان دادن اشیاء ماهیت هر شیء برای کودک مشخص می شود. ANN شاخه ای از زمینه هوش مصنوعی یا سیستم های خبره است که با منطق فازی مرتبط است. یک شبکه عصبی مصنوعی می تواند به عنوان یک جعبه سیاه در نظر گرفته شود که قادر است الگوهای خروجی را پس از تشخیص الگوهای ورودی گزارش دهد. شبکه های عصبی در واقع مثلثی هستند که سه ضلع مفهومی دارند:

۱- سیستم تجزیه و تحلیل داده ها

۲- نورون یا سلول عصبی

1 Artificial Neural Network (ANN)
2 Rosenblatt
3 Rumelhart
4 Supervised
5 Unsupervised

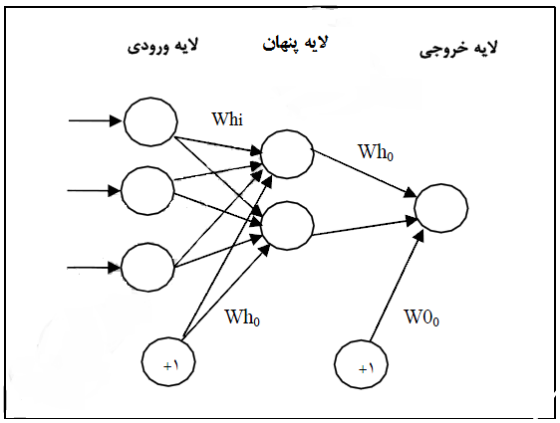
۳- شبکه یا قانون کار گروهی نورون ها

شبکه های عصبی مرحله ای موسوم به یادگیری دارند که شبیه مغز عمل می کنند. نورون‌ها با پردازشگرهای شبکه به صورت غیر مستقیم به کانال‌های ارتباطی مرتبط هستند که وظیفه حمل داده ها را بر عهده دارند و تنها بر روی داده های محلی خود که به عنوان ورودی از طریق کانال‌های ارتباطی دریافت می دارند، عمل می کنند. این شبکه‌ها به صورت چندلایه[1] هستند که تعداد لایه های آن بستگی به پیچیدگی مسئله دارند و تعداد لایه ها و تعداد گره ها در هر لایه مخفی از پارامترهایی است که توسط کاربر قابل تنظیم است .هر چه تعداد لایه ها بیشتر باشد سیستم قادر به درک پیچیدگی‌های بیشتری است .در این شبکه ها با پردازش موازی از طریق وزن ها سیناسپی داده ها راه خود را باز کرده و جلوی داده های دامپ[2] (داده های دارای خطا یا بی ربط) گرفته می شود. طرز کار یک مدل سلول عصبی بدین صورت است که خطوط یا کانال های ورودی ، سیگنال های تحریکی یا مهاری را که همان پارامترهای تعریف کننده سیستم هستند به جسم سلولی یا گره های عصبی می آورند . در ابتدای هر کانال یک ضریب عددی (وزن سیناسپی) وجود دارد که شدت تحریک در آن ضرب می‌شود . اگر مثبت باشد یک سیگنال تحریکی و اگر منفی باشد یک سیگنال مهاری است؛ این سیگنال های تحریکی یا مهاری که از ورودی‌های مختلف به جسم سلولی می رسند ، با هم به صورت خطی جمع می شود . اگر از میزان آستانه کمتر باشد سلول عصبی خاموش شده و در غیر این صورت شلیک[3] می شود و جریان الکتریکی ثابتی در خروجی ایجاد می کند که به سلول‌های دیگر وارد می شود . مشکل شبکه‌های عصبی این است که به تدریج به حفظ کردن الگوها می پردازند و قابلیت تجزیه و تحلیل آن‌ها کم می شود ، برای رفع این مشکل بایستی تعداد گره ها کم شود، در این صورت شبکه مجبور به تعمیم می شود .شبکه‌های عصبی مصنوعی برای حل مسائل پیچیده یا مواردی که هیچ راه حل الگوریتمی وجود ندارد یا بسیار پیچیده هستند مورد استفاده قرار می‌گیرد .

مدل های شبکه عصبی مصنوعی مدل های محاسباتی هستند که قادرند رابطه بین ورودی ها و خروجی های یک دستگاه را با شبکه ای از گره های متصل به هم تعیین می نماید.

1 Multilayer
2 dump
3 fire

شکل ۱ – نمایش شبکه عصبی



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 نمونه های مختلف به شبکه داده می شود و نام گروه هر نمونه به عنوان خروجی مشخص می شود، پس از آموزش مناسب شبکه قادر خواهد بود با دریافت داده های مربوط به نمونه های جدید مشخص کند که این نمونه به کدام طبقه متعلق است. به عنوان مثال می توان پارامترهای آزمایشگاهی بیماران مبتلا به سرطان پروستات و افراد سالم را به عنوان ورودی و وضعیت فرد (سالم بودن یا سرطانی بودن) را به عنوان خروجی به شبکه داده در این صورت شبکه پس از یادگیری خواهد توانست پارامترهای فرد جدید را گرفته و سرطانی بودن او را پیشگویی کند.

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 هر مولکول جدید در داروها ، شدت اثر آن 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 بخش CCU.

۴-خوشه کردن

این نوع کارکرد شبکه ها مربوط به یادگیری[1] است. یعنی طبقه‌بندی داده ها بر حسب رفتار و بر هم کنش های درونی آن ها بدون داشتن الگو یا فرضیه قبلی است .

همانطور که بیان شد، شبکه‌های عصبی تقریبی از رفتار مغز و اعصاب در قسمت‌های مختلف بدن موجودات زنده هستند و دارای قابلیت‌های مختلف بر اساس کاربرد می‌باشند. شبکه‌های عصبی یک پردازشگر موازی است که در یک لحظه دارای آموزش و اعمال می‌باشند ودارای محاسبات قوی و ارزشمند از داده و اطلاعات هستند.

در ساختار شبکه‌های عصبی که دارای نرون‌ها و لایه‌های زیاد هستند باعث انعطاف پذیری و درجه آزادی زیاد در سیستم عصبی می‌شوند ولی زمان محاسبات طولانی‌تر خواهد شد اما دارای توانایی زیاد در اصلاح و تعمیم پذیری می‌باشند و دارای قابلیت حذف اغتشاش و نویز هستند. همچنین قابلیت تولید الگوریتم تطبیق پذیر هوشمند بر پایه کاربرد را دارند.

تاکنون مدل های مختلف با ساختار و الگوریتم های متنوعی از شبکه های عصبی ارائه شده است و هر چند این مدل ها با یکدیگر تفاوت دارند، اما تمام این مدل ها یک هدف مشترک را دنبال می کنند. به طور کلی سلول های عصبی که تشکیل دهنده یک شبکه عصبی می باشند ماشین های محاسباتی هستند، که از اجزای ساده(سلول) و زنجیره ای تشکیل می شوند و دارای خواص زیرند:

- قابلیت یادگیری و تطبیق پذیری
- قابلیت تعمیم پذیری
- پردازش موازی
- مقاوم بودن
- قابلیت تقریب عمومی

قابلیت یادگیری یعنی توانایی تنظیم پارامترهای شبکه عصبی. برای این منظور نمونه های اولیه را به شبکه اعمال می کنند شبکه، پارامترها را بر اساس این نمونه ها تنظیم می کند. اگر نمونه های جدید به این شبکه که به این طریق آموزش دیده، اعمال شود، خروجی مناسب را با درصد خطای کوچک می توان بدست آورد. با این ترتیب شبکه های عصبی می توانند با تغییر شرایط به صورت هوشمندانه، خود را تطبیق یا اصلاح نماید.

قابلیت تعمیم پذیری یعنی پس از آنکه نمونه های اولیه به شبکه آموزش داده شد، شبکه می تواند در مقابل ورودیهای آموزش داده نشده (ورودی های جدید) قرار گیرد و یک خروجی مناسب تولید نماید. این خروجی بر اساس مکانیسم تعمیم، که چیزی جز فرایند درون یابی نیست به دست می آید.

1 Unsupervised

پردازش موازی یعنی هنگامی که شبکه عصبی در قالب سخت افزار پیاده می شود سلولهایی که در یک تراز قرار می گیرند می توانند به طور همزمان به ورودیهای آن تراز پاسخ دهند. این ویژگی باعث افزایش سرعت پردازش می شود. در واقع در چنین سیستمی، وظیفه کلی پردازش بین پردازنده های کوچکتر مستقل از یکدیگر توزیع می گردد.

مقاوم بودن یعنی در یک شبکه عصبی رفتار کلی آن مستقل از رفتار هر سلول در شبکه می باشد درواقع رفتار کلی شبکه برآیند رفتارهای محلی تک تک سلولهای شبکه می باشد که این امر باعث می شود تا خطا های محلی سلولها از چشم خروجی نهایی دور بمانند. این خصوصیت باعث افزایش قابلیت مقاوم بودن در شبکه عصبی می گردد.

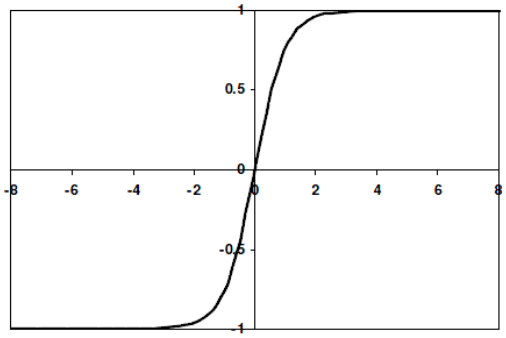
قابلیت تقریب عمومی یعنی شبکه های عصبی چند لایه، با یک یا چند لایه مخفی به شرط آن که تعداد نرونهای لایه ها مخفی کافی داشته باشند، می توانند هر تابع غیر خطی پیوسته ای را در فضای ترکیبی تخمین بزنند.

۳- ساختار شبکه پریسپترون چند لایه

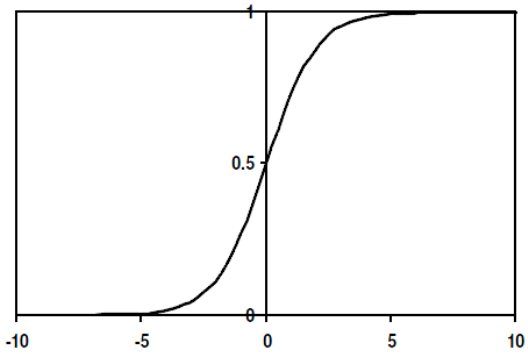
یک شبکه معمولاً از تعدادی لایه تشکیل می شود .در یک شبکه پریسپترون چند لایه(MLP) تمامی نرونهای ورودی در یک لایه ورودی و تمامی نرونهای خروجی در یک لایه خروجی و تمامی نرون های پنهان در یک یا چند لایه پنهان توزیع می شوند .در طراحی این شبکه باید متغیرهای مانند تعداد نرونهای ورودی، تعداد لایه های پنهان و نرون های پنهان و تعداد نرونهای خروجی تعیین شود. تعداد نرونهای ورودی برابر با تعداد متغیرهای بردار ورودی مورد استفاده برای پیش بینی مقادیر آینده متغیر مورد بررسی است. برای پیش بینی عالی، تعداد ورودی ها مشخص و به راحتی قابل تعیین است .برای پیش بینی سری زمانی، تعداد نرون های ورودی برابر با تعداد مشاهدات با وقفه ای است که برای کشف الگوی موجود در داده ها و پیش بینی مقادیر آینده آن به کار می رود .وجود تعداد خیلی کم یا خیلی زیاد از نرونهای ورودی می تواند قابلیت یادگیری و پیش بینی شبکه را تحت تأثیر قرار دهد .بنابراین، تعیین تعداد نرونهای ورودی مهمترین عامل در پیش بینی سری زمانی است؛ زیرا حاوی اطلاعات بسیار مهمی در خصوص ساختار خود همبستگی پیچیده (خطی یا غیرخطی) داده ها است. نرونهای لایه های پنهان نیز نقش بسیار مهمی در به کارگیری موفقیت آمیز یک شبکه دارند .در واقع این نرون های پنهان در لایه های پنهان هستند که به شبکه اجازه کشف ویژگی ها، شکار الگوی موجود در داده ها و طرح ریزی یک نقشه غیرخطی کاملاً پیچیده میان متغیرهای ورودی و خروجی را می دهند .باید توجه داشت که در صورت نبود نرون های پنهان، پرسپترون های ساده با نرون های خروجی خطی، کارکردی همانند کارکرد مدل های آماری خطی برای پیش بینی دارند .یک شبکه عصبی مصنوعی با یک لایه پنهان می تواند هر تابع غیرخطی پیچیده را با هر درجه از دقت تقریب بزند (هورنیک و دیگران، ۱۹۸۹) از این رو، بیشتر پژوهشگران از یک لایه مخفی برای

پیش بینی استفاده می کنند .یک لایه پنهان به تعداد زیادی نرون پنهان احتیاج دارد و این امر زمان آموزش را بسیار طولانی می کند .معمول ترین روش برای تعیین تعداد نرونهای پنهان و لایه های پنهان روش تجربی یا آزمون و خطا[1] است.تعداد نرونهای خروجی معمولاً به سادگی و با توجه به موضوع مورد مطالعه تعیین می شود .

نرون های موجود در لایه بالادست به نرون های موجود در لایه پایین دست ارتباط دارند. نقش هر نرون محاسبه مجموع وزن داده شده نرون وردوی و سپس گذراندن این مجموع از یک تابع به نام تابع انتقال می باشد. تابع انتقال می تواند یک تابع خطی یا غیرخطی باشد. دو نوع از توابع مرسوم در شبکه پرسپترون چندلایه، تابع سیگموییید و تانژانت سیگموئید می باشد که در شکل های زیر این توابع نشان داده شده اند.



شکل ۱ـ تابع تانژانت هایپر بولیک



شکل ۲ - تابع سیگموییید

برای مسأله پیش بینی سری زمانی، تعداد نرونهای خروجی به افق پیش بینی[2] بستگی دارد. دو نوع پیش بینی به صورت پیش بینی یک گام به جلو شامل یک نرون خروجی و پیش بینی چند گام به جلو شامل یک یا چند نورون خروجی وجود دارد. برای پیش بینی به صورت چندگام به جلو نیز دو روش وجود دارد .روش اول که در روش باکس- جنکینز نیز از آن استفاده می شود، عبارت از پیش بینی تکراری است. در این روش فقط به یک نرون خروجی نیاز است و در آن مقادیر پیش بینی به صورت تکراری به عنوان ورودی برای پیش بینی های آینده به کار می رود .روش دوم روش مستقیم است .در این روش به شبکه اجازه داده می شود که چندین نرون خروجی داشته باشد .به نظر می رسد که روش مستقیم روش بهتری باشد (ژانگ و ترلین[3]،۱۹۹۴)

۴- روش تحقیق:

مدل های رتبه بندی اعتباری، یکی از مهمترین و اساسی ترین سیستم های تصمیم گیری هستند که بخش عمده ای از اطلاعات مورد نیاز موسسات اعتباردهنده در مدیریت اعتبار را فراهم می کنند. هدف مدل های رتبه بندی اعتباری، پیش بینی احتمال عدم بازپرداخت اعتبار از سوی مشتریان و یا طبقه بندی متقاضیان

1 Trial and Error
2 Forecasting Horizon
3 Zhang and Thearling

اعتبار به دو گروه خوب و بد است. به عبارت دیگر، رتبه بندی اعتباری مجموعه ای از مدل های تصمیم گیری و روش های مرتبط با آنهاست که به اعتبار دهندگان در اعطای اعتبار به مشتریان کمک می کند.

در این مقاله هدف اصلی، استفاده و معرفی مدلهای شبکه عصبی در رتبه بندی اعتباری متقاضیان وام است، لذا مدل اصلی استفاده شده برای طبقه بندی، یک مدل شبکه عصبی پرسپترون چندلایه با الگوریتم یادگیری پس انتشار خطاست.

از اطلاعات مربوط به ۸۵۰ مشتری که در فایل داده های bankloan.sav موجود است استفاده می کنیم.۷۰۰ مورد اول مشتریانی هستند که قبلا وام گرفته بودند. با استفاده از نمونه گیری تصادفی از این ۷۰۰ مشتری یک پرسپترون چند لایه ای ایجاد می کنیم و باقی مشتریان را برای تحلیل رتبه بندی بکار می گیریم. بنابر این از مدل برای طبقه بندی ۱۵۰ مشتری آینده به عنوان مشتریان خوش ریسک یا بد ریسک استفاده می کنیم. در اینجا مامور بانک داده ها با استفاده از رگرسیون لجستیک ، داده ها را تحلیل نموده و می خواهد بداند چگونه پرسپترون چند لایه ای به عنوان ابزار طبقه بندی استفاده می شود.

انتخاب اعضای تصادفی به ما این اجازه را می دهد که تحلیل ها را به درستی تکرار کنیم. در تحلیل رگرسیونی که مامور بانک قبلا انجام داده است حدود ۷۰٪ مشتریان گذشته در نمونه ی یادگیری ثبت شده اند و ۳۰٪ باقیمانده در نمونه اعتبار. این نشان می دهد که نیاز به یک متغیر دسته بندی داریم تا به طور دقیق نمونه های لازم در این تحلیل ها را ایجاد کند .

متغیر افرادی که قبلا در وام تاخیر داشتند[1] را به عنوان متغیر وابسته و متغیر سطح تحصیلات[2] را به عنوان کوواریت[3] انتخاب می کنیم.بعد از مدلسازی و وارد کردن متغیرهای وابسته و مستقل در مدل، خروجی های مدل را بصورت زیر تفسیر می کنیم.

جدول ۱ – خلاصه فرآیند شبکه

		N	Percent
Sample	Training	499	71.3%
	Holdout	201	28.7%
Valid		700	100.0%
Excluded		150	
Total		850	

نتایج نشان می دهد که ۴۹۹ مورد در نمونه یادگیری ثبت شده اند و ۲۰۱ داده در نمونه بیرون نگاه داشته و به عنوان اعتبار ثبت شده اند. ۱۵۰ داده ای که از تحلیل دور نگه داشته شده اند همان مشتریان مربوط به آینده می باشد. جدول زیر اطلاعات درباره شبکه عصبی ساخته شده ارائه می دهد و برای تضمین اینکه تصریح درست بوده است، مفید می باشد.

1 previously defaulted
2 level of education
3 covariates

جدول ۲ – اطلاعات شبکه

Input Layer	Factors	1	Level of education
	Covariates	1	Age in years
		2	Years with current employer
		3	Years at current address
		4	Household income in ...
		5	Debt to income ratio (x100)
		6	d debt in thousands
		7	Other debt in thousands
	Number of Units[a]		12
	Rescaling Method for Covariates		Standardized
Hidden Layer(s)	Number of Hidden Layers		1
	Number of Units in Hidden Layer 1[a]		4
	Activation Function		Hyperbolic tangent
Output Layer	Dependent Variables	1	Previously defaulted
	Number of Units		2
	Activation Function		Softmax
	Error Function		Cross-entropy

Network information

a.Excluding the bias unit

جدول ۳- خلاصه مدل

Training	Cross Entropy Error	156.606
	Percent Incorrect Predictions	15.6%
	Stopping Rule Used	Maximum number of epochs (100) exceeded
	Training Time	00:00:00.081
Holdout	Percent Incorrect Predictions	25.4%

Dependent Variable: Previously defaulted

جدول۳ خلاصه ی مدل، اطلاعاتی را ارائه می دهد که در باره نتایج یادگیری و کاربرد شبکه نهایی راجع به نمونه بیرون و اعتبار است.

از میان مواردی که مدل ایجاد کرده است ، ۷۴ نفر از ۱۲۴ نفر از افرادی که قبلا تاخیر در پرداخت وام داشتند[1] بدرستی دسته بندی شده اند.۱۷۴ نفر از ۳۷۵ نفر از کسانی که تاخیر نداشتند هم به درستی دسته بندی شده اند . بطور کلی ۸۴.۴٪ از موارد یادگیری بدرستی دسته بندی شده است در مقابل ۱۵.۶ ٪ نادرست نشان داده شده اند که در جدول خلاصه مدل نشان داده شده .یک مدل بهتر باید بدرستی یک درصد بالاتری از این موارد را مشخص کند.

دسته بندی های بر اساس مورد ها معمولا مدلی را می سازد که تمایل به خوش بینی در نرخ دسته بندی و طبقه بندی دارد و آنها را متورم تر نشان می دهد. نمونه خارج مانده یا اعتبار برای برسی اعتبار مدل کمک

[1] previously defaulted

می کند . در اینجا ۷۴.۶ ٪ از این موارد بوسیله مدل به درستی دسته بندی شده اند. این روش پیشنهاد می دهد که به طور کلی در وقع مدل مورد نظر ۳/۴ صحت دارد.

در تحلیل های رگرسیون لجستیک که مامور بانک قبلا انجام داده بود ، نمونه های یاد گیری و اعتبار همین در صد ها را به درستی پیش بینی می کردند (حدود ۸۰ ٪). در شبکه عصبی در صد بیشتری از پیش بینی درست را در نمونه یاد گیری یک پیش بینی ضعیف تر در نمونه اعتبار برای پیش بینی مشتریانی که حقیقتا تاخیر داشتند انجام شده است (۴۵.۸٪ درست برای نمونه اعتبار در مقابل ۵۹.۷ ٪درست برای نمونه یادگیری). با ترکیب قائده توقف که در جدول خلاصه مدل گزارش داده شد، به این نتیجه می رسیم که شبکه باید بازنویسی شود یعنی به دنبای الگویی بهتر باشیم که در داده های یادگیری بوسیله تغییرات تصادفی ظاهر می شود.

با تعریف یک نمونه آزمون برای کمک به اجرای شبکه متغیر تقسیم بندی[1] را قبلا درست شبیه تحلیل های رگرسیون لجستیک ساختیم که هیچ مفهومی از نمونه آزمون وجود نداشت. حال سهمی از نمونه یادگیری را برداریم و و به عنوان نمونه آزمون تعریف می کنیم. خروجی های مدل به این صورت می باشد:

جدول ۴– خلاصه فرآیند شبکه

		N	Percent
Sample	Training	398	56.9%
	Testing	101	14.4%
	Holdout	201	28.7%
Valid		700	100.0%
Excluded		150	
Total		850	

از بین ۴۹۹ موردی که قبلا موردی که قبل جزو نمونه یادگیری ثبت شده بودند حال ۱۰۱ مورد جزو نمونه آزمون دوباره ثبت شدند. تنها در جدول اطلاعات شبکه تغییر بوجود آمده است و این است که ساختار انتخاب شده در ۷ واحد در لایه ی پنهان است.

1 partition

جدول ۵ – اطلاعات شبکه

Input Layer	Factors	1	Level of education
	Covariates	1	Age in years
		2	Years with current employer
		3	Years at current address
		4	Household income in ...
		5	Debt to income ratio (x100)
		6	Credit card debt in thousands
		7	Other debt in thousands
	Number of Units[a]		12
	Rescaling Method for Covariates		Standardized
Hidden Layer(s)	Number of Hidden Layers		1
	Number of Units in Hidden Layer 1[a]		7
	Activation Function		Hyperbolic tangent
Output Layer	Dependent Variables	1	Previously defaulted
	Number of Units		2
	Activation Function		Softmax
	Error Function		Cross-entropy

a.Excluding the bias unit

همانطور که مشاهده می شود در پیش بینی های غلط، میان نمونه های یادگیری آزمون و اعتبار برابر است. الگوریتم برآورد متوقف شده زیراکه خطا از این مرحله به بعد افزایش نداشته است. همچنین این نتایج پیشنهاد می دهد که مدل اولیه شاید در واقع یادگیری مازاد داشته و این مساله بوسیله ی اضافه کردن نمونه آزمون حل شده است والبته اندازه های نمونه کوچک است.

جدول ۶- خلاصه فرایند مدل

Training	Cross Entropy Error	159.870
	Percent Incorrect Predictions	20.1%
	Stopping Rule Used	1 consecutive step (s) with no decrease in error[a]
	Training Time	00:00:01.013
Testing	Cross Entropy Error	40.068
	Percent Incorrect Predictions	17.8%
Holdout	Percent Incorrect Predictions	20.4%

Dependent Variable: Previously defaulted

a.Error computations are based on the testing sample.

جدول دسته بندی[1] نشان داد که استفاده از مرز و نقطه قطع احتمال کاذب ۰.۵ برای دسته بندی، شبکه در پیش بینی تاخیر نداران نسبت به تاخیرداران بهتر عمل نموده است .

جدول ۷- جدول دسته بندی

		Predicted		
Sample	Observed	No	Yes	Percent Correct
Training	No	263	34	88.6%
	Yes	46	55	54.5%
	Overall Percent	77.6%	22.4%	79.9%
Testing	No	73	5	93.6%
	Yes	13	10	43.5%
	Overall Percent	85.1%	14.9%	82.2%
Holdout	No	124	18	87.3%
	Yes	23	36	61.0%
	Overall Percent	73.1%	26.9%	79.6%

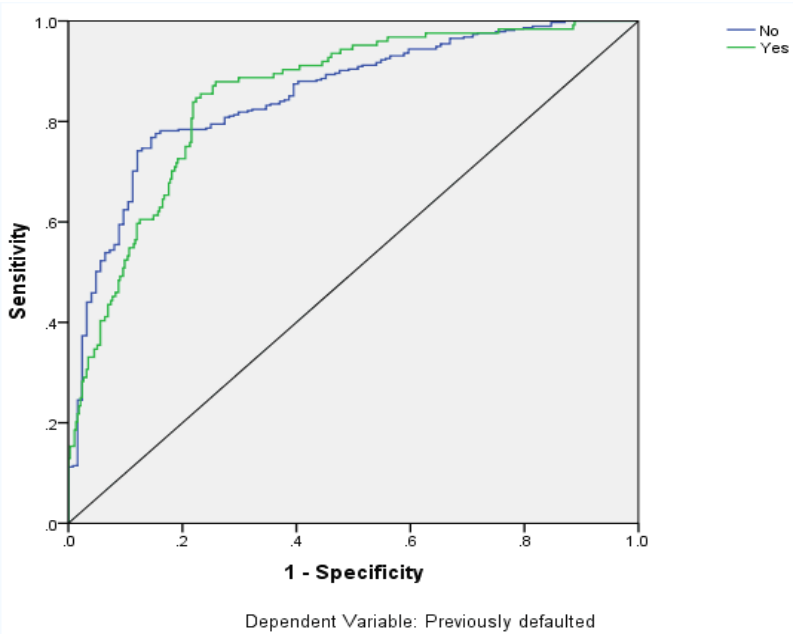
Dependent Variable: Previously defaulted

1 classification table

مقادیر قطع و انفصال یک دید محدود از توانایی پیش بینی شبکه به شما می دهد. در نتیجه این قسمت برای مقایسه با شبکه های رقیب زیاد جالب بنظر نمی رسد بنابراین برای مقایسه بهتر نمودار راک کرو[1] را رسم می کنیم. نمودار راک کرو بوسیله دو معیار حساسیت و تصریح، الگوی مناسب برای طبقه بندی ریسک های خوب و بد اعتباردهی برای پیش بینی خوش اعتباری و بد اعتباری مشتریان ارائه می دهد و کارایی و دقت مدل شبکه عصبی مصنوعی را در رتبه بندی اعتباری بررسی خواهیم کرد.

معیار حساسیت[2]: معیاری برای سودمندی و فایده الگوی طبقه بندی است. این حساسیت احتمال این است که حالت های مثبت به درستی دسته بندی شود و و روی محور y در نمودار راک کرو رسم می شود. مقدار ۱ برای حساسیت بیانگر نرخ منفی غلط می باشد.

معیار صراحت[3] : این معیار نیز برای سودمندی و فایده الگوی طبقه بندی است. این حساسیت احتمال این است که حالت های منفی به درستی دسته بندی شود و روی محور x در نمودار راک کرو رسم می شود. مقدار ۱ برای حساسیت بیانگر نرخ مثبت غلط می باشد.



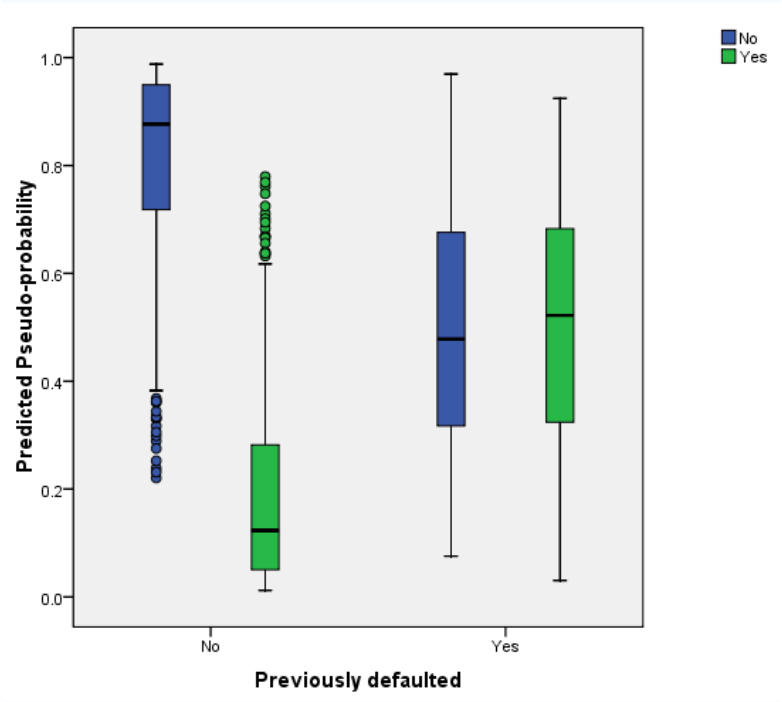
نمودار موجود در اینجا دو منحنی را نشان می دهد .یکی برای گروه no و دیگری برای گروه yes می باشد. از آنجا که تنها دو گروه وجود دارد منحنی ها نسبت به خط ۴۵ در جه متقارن می باشد. این نمودار بر اساس نمونه های یادگیری وآزمون می باشد .

1 ROC Curve
2 sensitivity
3 specificity

		Area
Previously defaulted	No	.853
	Yes	.853

سطح زیر نمودار یک خلاصه ی عددی از راک کرو است و مقادیر داخل جدول، برای هر دسته، احتمال پیش بینی و احتمال کاذب بودن در آن دسته برای یک حالت تصادفی انتخاب شده بیشتر از این احتمال است که حالت تصادفی خارج از این دسته انتخاب شود را ارائه می دهد.

سطح زیر نمودار آماره ای خلاصه برای دقت شبکه است. در این جا لازم است قادر باشیم معیار خاصی بوسیله مشتریان طبقه بندی شده انتخاب کنیم. نمودار پیش بینی با مشاهدات یک شروع بصری در این مرحله به ما می دهد.



برای متغیر وابسته دسته بندی شده نمودار پیش بینی با مشاهدات، یک نمودار جعبه ای خوشه ای از احتمالات کاذب برای نمونه های یادگیری و آزمون ارائه می دهد. محور x مطابق با دسته های پاسخ مشاهده شده است وعلائم و اختصارات مطابق با دسته بندی های پیش بینی شده است.

شکل اول در سمت چپ نمودار نشان دهنده حالت هایی است که no مشاهده شده است یعنی احتمال کاذب پیش بینی شده برای دسته no می باشد. قسمتی از نمودار جعبه ای که بالای ۰.۵روی محور y قرار دارد بیانگر پیش بینی های درست است که در جدول دسته بندی نشان داده شده بود. و قسمتی از نمودار جعبه ای که پایین تر از ۰.۵ است بیانگر پیش بینی های نادرست است. از جدول دسته بندی به یاد آورید

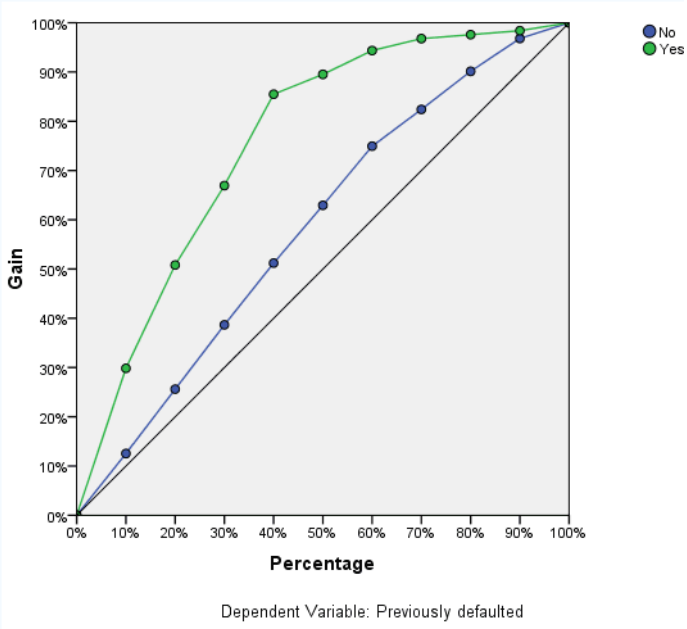
که شبکه در پیش بینی حالت هایی با دسته بندی no با نقطه انفصال ۰.۵بسیار خوب عمل می کرد. بنابراین و شاید تنها بخشی از از ریسک دارهای پایینی و بعضی موارد پرت در دسته بندی قرار نگیرند.

شکل دوم از سمت چپ در نمودار نشان دهنده حالتی است که no مشاهده شده است و احتمال پیش بینی کاذب در دسته yes می باشد. از آنجا که تنها دو دسته در متغیر هدف وجود دارد، دو نمودار اول نسبت به خط افقی ۰.۵ متقارن هستند.

سومین نمودار از سمت چپ بیانگر حالت هایی که دسته مشاهده شده yes می باشد و احتمال کاذب پیش بینی در دسته no می باشد . این نمودار و نمودار آخری نسبت به خط افقی ۰.۵ متقارن اند.

آخرین نمودار از سمت چپ برای حالت هایی است که در دسته بندی yes مشاهده شده است و احتمال کاذب پیش بینی در دسته yes بوده است. قسمتی از نمودار جعبه ای که که بالای ۰.۵ است بیانگر پیش بینی های درست است که در جدول نشان داده شده است .از جدول دسته بندی به یاد داریم که پیش بینی شبکه کمی بیشتر از نصف حالت ها با دسته بندی yes با استفاده از نقاط انفصال ۰.۵ بود، بنابراین قسمت خوب این جعبه دسته بندی نشده است.

با مشاهده به نمودار اینگونه بنظر می رسد که با کم کردن نقطه انفصال برای دسته بندی یک حالت به عنوان yes به حدود ۰.۳، این حدودا همان مقداری است که بالای جعبه ی دوم وپایین جعبه ی چهارم است، این کاهش نقطه انفصال باعث می شود که به تاخیر داران آینده دست یابیم بدون اینکه هیچ مشتری خوب بالقوه را از دست دهیم. یعنی حرکت از ۰.۵ به ۰.۳ در طول جدول دوم باعث دسته بندی مجدد و غلط نسبتا کمی از مشتریان تاخیر ندار در طول چهارچوب به عنوان تاخیر داران پیش بینی شده می شود.در حالی که در طول جعبه چهارم این حرکت نقطه انفصال باعث می شود بسیاری از تاخیر داران داخل جعبه به درستی به عنوان تاخیر داران پیش بینی شده دسته بندی شدند.

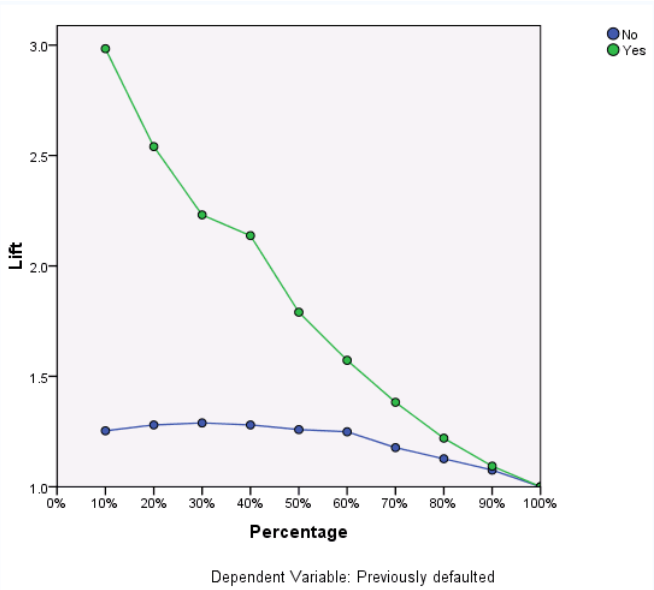


نمودار سود انباشته[1] درصد کل تعداد حالتهایی را در یک دسته مشخص gain بوسیله هدف گیری یک درصد تعداد کل حالات را در نظر می گیرد. برای مثال اولین نقطه روی منحنی برای دسته بندی yes در نقطه (٪۳۰و٪۱۰) به معنای این است که اگر یک مجموعه داده را در شبکه دسته بندی کنیم و همه موارد را با احتمالات پیش بینی کاذب yes مرتب کنیم، انتظار خواهیم داشت ۱۰ درصد بالایی تقریبا ۳۰ درصد همه مواردی است دقیقا در دسته yes قرار دارند (یعنی تاخیر داران). به همین صورت ۲۰ در صد بالایی که شامل ۵۰ درصد تاخیر داران است و۳۰ درصد حالات شامل ۷۰ درصد تاخیر داران[2] است. اگر ۱۰۰ درصد مجموعه داده های امتیاز بندی را انتخاب کنیم، به همه تاخیرداران در مجموعه داده ها دست خواهیم یافت. خط قطری خط پایه منحنی است. اگر ۱۰ درصد موارد از داده های امتیاز بندی شده را به صورت تصادفی انتخاب کنیم انتظار خواهیم داشت که تقریبا ۱۰ درصد همه حالت هایی را که واقعا yes هستند را سود[3] کنیم . هر چه از خط پایه نمودار بالاتر رویم سود بیشتری می بریم. میتوان از نمودار سود تجمعی برای کمک گرفتن برای انتخاب یک نقطه انفصال بوسیله انتخاب درصدی که مربوط به سود مورد نظر است استفاده نمود. سپس می توان درصد سود دلخواه را با مقدار نقطه انفصال مورد نظر ردیابی نمود.

آنچه که یک سود مورد نظر را می سازد بستگی به هزینه های نوع اول و نوع دوم دارد. یعنی هرینه اینکه یک تاخیردار را جزو تاخیر ندار دسته بندی کنیم (خطای نوع اول) و هزینه اینکه یک تاخیر ندار را به عنوان تاخیر دار دسته بندی کنیم (خطای نوع دوم) چیست. اگر بدحسابی اولین اهمیت و نگرانی باشد آنگاه میخواهیم که خطای نوع اول را کاهش دهیم. در نمودار سود تجمعی این ممکن است متناظر با رد وام به متقاضیانی باشد که جزو ۴۰ در صد بالای احتمال پیش بینی کاذب yes باشند که حدود ۹۰ درصد افراد تاخیر دار می باشد اما تقریبا نزدیک نیمی از جمع متقاضیان را از بین می برد.

اگر افزایش تعداد مشتریان هدف اصلی است آنگاه باید خطای نوع اول را کم کرد. درنمودار این می تواند متناظر با این باشد که رد ۱۰ درصد اولیه که ۳۰ درصد تاخیر داران را به تصویر می کشد و بقیه جمعیت مشتریان را از دست می دهیم. معمولا هر دو موضوع اهمیت دارد هم بد حسابی هم افزایش تعداد مشتریان. بنابر این مجبور خواهیم بود یک تصمیم برای دسته بندی مشتریان که بهترین ترکیب حسایست و تصریح را می دهد انتخاب کنیم.

1 cumulative gain chart
2 defaulter
3 gain



نمودار ترقی[1] از نمودار سود تجمعی بدست می آید . مقادیر روی محور x متناظر با نرخ سود تجمعی برای هر نمودار نسبت به خط اصلی است و بنابر این افزایش در ۱۰٪ برای دسته بندی yes ۳۰٪ می باشد. این راه دیگر برای این فراهم می سازد که اطلاعات را از روی نمودار سود تجمعی بدست آوریم.

نمودار های ترقی و سود انباشته بر اساس نمونه های یاد گیری وتست (آزمون) می باشد.

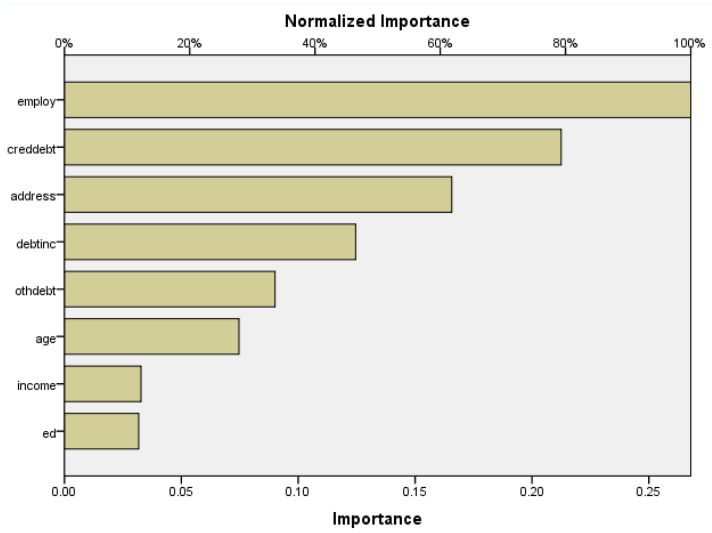
	Importance	Normalized Importance
Level of education	.032	11.9%
Age in years	.075	27.9%
Years with current employer	.268	100.0%
Years at current address	.166	61.8%
Household income in thousands	.033	12.2%
Debt to income ratio (x100)	.125	46.5%
Credit card debt in thousands	.213	79.3%
Other debt in thousands	.090	33.6%

اهمیت یک متغیر مستقل این است که معیار برای اینکه چقدرارزش مدل پیش بینی شده شبکه، برای مقادیر مختلف متغیر وابسته تغییر می کند. اهمیت هنجار شده ومرسوم این است که مقادیر ارزش بوسیله ی مقادیر ارزش بزرگتر تقسیم می شود و به عنوان درصد بیان می شود.

نمودار اهمیت[2] یک نمودار میله ای است از مقادیر اهمیت در جدول اهمیت که به صورت مقادیر کاهشی تنظیم و مرتب شده است. اینگونه بنظر می رسد که متغیرهای مرتبط با استحکام مشتریان (مثل آدرس و شغل) و وام[3] بیشترین اثر را روی مشتریان دسته بندی شده شبکه داشته اند .آنچه نمی توان پیش بینی

1 lift chart
2 importance chart
3 creddebt , debtinc

کرد مسیر و نقشه رابطه بین این متغیر است و اینکه احتمال پیش بینی شده تاخیر دارها است. حدس می زنیم که یک تعداد بیشتری از وام بیانگر درستنمایی بالاتری از تاخیر داران است اما برای اطمینان نیاز به استفاده از یک مدل ساده تر با پارامتر قابل تفسیر بیشتری است.



۵- نتیجه گیری

با استفاده از فرآیند پرسپترون چند لایه، می توان یک شبکه عصبی برای پیش بینی احتمالاتی که یک مشتری روی وام تاخیر داشته باشد می دهد. نتایج مدل با آنچه از نتایج رگرسیون لجستیک را تحلیل های مشخص بدست می آید قابل مقایسه است. بنابراین می توان بطور منطقی مطمئن باشد داده ها شامل روابطی نیست که نتواند توسط آن مدل به تصویر کشیده نشوند. بنابراین می توان از آن ها برای برای جستجوی بیشتر ذات روابط بین متغیر های مستقل و وابسته استفاده کرد.در این مطالعه با استفاده از مطلع بودن ویژگی احتمال دیرکرد در پرداخت وام مشتریان ، از این ویژگی ها برای شناسایی ریسک خوش اعتباری و بد اعتباری استفاده شد.

منابع:

۱. آماده، حمید؛ محمود جعفرپور،(۱۳۸۸).«بررسی موانع و راهکارهای توسعه بانکداری الکترونیکی در بانک های خصوصی کشور». پژوهشنامه مدیریت اجرایی، علمی – پژوهشی، سال نهم، شماره ۲(پیاپی ۳۶)، نیمه دوم،۱۳۸۸.

۲. اخباری، مهدیه؛ مخاطب رفیعی، فریماه.(۱۳۸۹).« کاربرد سیستم های استدلال عصبی – فازی در رتبه بندی اعتباری مشتریان حقوقی بانک ها»، مجله تحقیقات اقتصادی، شماره ۹۲، پاییز ۸۹، صفحات ۲۱-۱.

۳. رجب زاده قطری، علی؛ آرش بهرام میرزایی، پرویز احمدی؛(۱۳۸۷). «طراحی سیستم هوشمند ترکیبی رتبه بندی اعتباری مشتریان بانک ها با استفاده از مدل های استدلالی فازی ترکیبی». فصلنامه پژوهشنامه بازرگانی، شماره ۵۳، زمستان ۱۳۸۸، ۲۰۱-۱۵۹.

۴. خورشید، صدیقه؛ حمیده قانع،(۱۳۸۸).«رتبه بندی چالش های بانکداری الکترونیکی از دیدگاه مشتریان و مدیران نظام بانکی با استفاده از فرآیند تحلیل سلسله مراتبی فازی».فصلنامه مدیریت صنعتی، دانشکده علوم انسانی دانشگاه آزاد اسلامی، واحد سنندج، سال چهارم، شماره۹، پاییز ۱۳۸۸.

۵. نیلساز، حمید و همکاران، (۱۳۸۶).« کاربرد شبکه های عصبی در رتبه بندی اعتباری فروش اقساطی متقاضیان وام»، فصلنامه پژوهش های اقتصادی ایران، سال نهم، شماره ۳۲، پاییز ۱۳۸۶، صفحات ۱۰۹-۸۵.

6. Bennell. J.A, Crabbe.D, Thomas. S, Gwilym.O.A, 2006," Modelling Sovereign Credit Ratings: Neural Networks Versus Ordered Probit", *Expert Systems With Applications*, Vol 30, PP. 415-425.
7. Chang F-Y; Chiu D-Y, 2001; "Simulating the Investors' Decision Making for Financial Investment", A*genda of the Third Conference on Sustainable Development for Management*, pp. 548-553.
8. Chen. A-S, Leung.M.T, 2004: "Regression Neural Network for Error Correction in Foreign Exchange Forecasting and Trading*", Computers & Operations Research*, Vol 31, pp. 1049–1068.
9. Jenson. Herbert, 1992; "Using Neural Network for Credit Scoring", *Managerial Finance* , 18(6), pp. 15-26.
10. Kim, Y.S. and Sohn, S.Y. (2004). Managing loan customers using misclassification patterns of credit scoring model. Expert Systems with Applications, 26, 567-573.
11. Malhorta., Malhorta.D.K, 2002; "Differentiating Between Good Credits and Bad Credits Using Neuro-Fuzzy Systems", *European Journal of Operation Research*, pp. 190-211.
12. Malhotra, R. and Malhotra, D.K. (2003). Evaluating consumer loans using neural networks. Omega, 31, 83-96.
13. Ripley B. D. Neural netwoks as a related methods for classification, *Jounal of Royall Statistical Society.* 1994; 56 (3), 409 – 456
14. Stern S. Neural networks in applied statistics, *American Statistical Association.* 1996; 38 (3), 205 – 215
15. Thomas, L.C., Edelman, D.B and Crook J.N. (2002). Credit scoring and its applications. Siam, Philadelphia.
16. Trinkle. B. S, 2006; Interpretable Credit Model Development Via Artificial Neural Network, PhD thesis, University of Alabama.
17. Wang, S. An insight into the standard back–propagation neural network model for regression analysis. *J. Mgmt. Sci.* 1998; 26 (1), 133 – 140.
18. West. D, 2000; "Neural Network Credit Scoring Models", *Computers and Operations Res*earch, Vol 27, pp. 1131–1152.
19. Zhang M, Zhang JC, Fulcher J, 2000; "Higherorder Neural Network Group Models for Financial Simulation", *International Journal of Neural Network*, Vol 10, Issue 2, pp 123-42