دوفصلنامه اقتصاد پولی، مالی(دانش وتوسعه سابق) دوره جدید، سال بیستم ، شمارۀ۵، بهار و تابستان ۱۳۹۲

مقایسه کارایی مدل‌های کلاسیک و شبکه‌های عصبی در برآورد ریسک و ظرفیت اعتباری مشتریان شواهدی از بانک تجارت

سعید عیسی زاده[۱]
دانشیار گروه اقتصاد دانشکده اقتصاد و علوم اجتماعی، دانشگاه بوعلی سینا همدان
حامد منصوری گرگری[۲]
کارشناس ارشد توسعه اقتصادی و برنامه‌ریزی، دانشگاه بو علی سینا همدان

تاریخ دریافت: ۱۳۹۱/۱/۳۰ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۱/۷/۲۴

چکیده

یکی از اهداف مهمی که بانک‌ها و موسسات مالی جهت بالا بردن کارایی پس‌اندازهای جمع‌آوری شده از اشخاص حقیقی و حقوقی دنبال می‌کنند، این است که با شناسایی مشتریان اعتباری خود تسهیلات اعتباری را به افراد یا سازمان‌هایی تخصیص دهند که احتمال نکول کمتری داشته باشند. لیکن برای این کار از روش‌های مختلفی هم‌چون روش معمول قضاوت شخصی، تحلیل ممیزی و ... استفاده می‌کنند. با این وجود اغلب این روش‌ها، روی ریسک اعتباری مشتریان متمرکز شده‌اند، در حالی که ظرفیت اعتباری مشتریان می‌تواند در ارائه تسهیلات نقش مهمی ایفاء نماید.

در این مقاله مدل شبکه‌های عصبی برای محاسبه هر دو عامل ریسک و ظرفیت اعتباری به طور همزمان مورد توجه قرار گرفته است. البته مدل‌های رگرسیون خطی و لجستیک نیز برای محاسبه ریسک و ظرفیت اعتباری به کار گرفته شده است تا با مدل شبکه‌های عصبی مقایسه گردد.

۱- نویسنده مسئول saeedisazadeh@gmail. com

2- hamed@yahoo. Com

Archive of SID

www.SID.ir

نتایج به‌دست آمده دلالت بر کارایی بالای شبکه‌های عصبی نسبت به رگرسیون خطی در برآورد ظرفیت اعتباری مشتریان و کارایی یکسان مدل شبکه‌های عصبی و رگرسیون لجستیک در برآورد ریسک اعتباری دارد.

واژه‌های کلیدی: ریسک اعتباری، ظرفیت اعتباری، شبکه‌های عصبی، رگرسیون لجستیک، رگرسیون خطی، بانک تجارت، ایران
طبقه‌بندی JEL: G21, G24, G32

Comparison of Performance Classical and Neural Networks Models for Estimation Credit risk and Capacity Customers: Evidence from Tejarat bank

Saeid Isazadeh
Associate prof. of Economics, University of Bu Ali Sina, Hamadan
Hamed mansouri gargari
M. S. Students of economics, University of Bu Ali Sina, Hamadan

Received: 18 Apr 2012 Accept: 15 Oct 2012

Abstract

As an important goal, financial institutions in order to enhance their performance identify customers to credit allocation to those who are less likely to default. But for this purpose some common methods such as personal judge, analysis and audit have been used. However, most of these methods have focused on credit risk of customers, while the credit capacity to provide facilities for customers can play an important role to implement.
Therefore, this paper uses neural network model to calculate both the credit risk factor and capacity at the same time. Simultaneous, linear and logistic regression models to calculate the credit risk and capacity has been compared with the neural networks model results.
Results imply higher efficiency of neural networks than linear regression to estimate the capacity and efficiency of credit customers.

Keywords: Credit Risk, Credit Capacity, Neural Networks, Logistic Regression, Linear Regression, Tejarat Bank, Iran
JEL classification:. G21, G24, G32

www.SID.ir

۱. مقدمه

در جوامع امروزی تقریباً تمامی افراد با مفهوم ریسک آشنایی دارند و اذعان می‌کنند که کلیه‌ی شئونات زندگی با ریسک مواجه است. ریسک در زبان عرف عبارت است از خطری که به علت عدم اطمینان در مورد وقوع حادثه‌ای در آینده پیش می‌آید و هر چه قدر این عدم اطمینان بیشتر باشد اصطلاحاً گفته می‌شود ریسک زیادتر است. به طور کلی عدم اطمینان مضمون ریسک را تشکیل می‌دهد و عبارت است از تردید شخص در ارتباط با وقوع یک نتیجه ممکن از میان نتایج ممکن از نظر علمی ریسک عبارت است از امکان انحراف نامطلوب واقعیات از آنچه که مورد انتظار بوده است یا به عبارت دیگر تغییرات نامطلوبی که ممکن است در نتایج حاصل از موقعیت مشخصی پدید آید. با توجه به تغییرات مداوم در عوامل محیطی و سیستم‌های اقتصادی، هر روزه ریسک‌های متفاوتی بر ساختار مالی بانک‌ها و مؤسسات اثر می‌گذارد. همان‌طور که می‌دانیم اعطای وام، فعالیت اصلی اکثر بانک‌ها را تشکیل می‌دهد. وام‌دهی مستلزم آن است که بانک‌ها، راجع به توان بازپرداخت متقاضیان وام، اظهار نظر نمایند. گاهی این پیش‌بینی‌ها همیشه درست از آب در نمی‌آیند و یا گاهی ممکن است وضعیت اعتباری یک گیرنده وام به مرور زمان و در اثر عوامل مختلف، ضعیف شود؛ در نتیجه، یکی از ریسک‌های عمده‌ای که بانک‌ها با آن مواجه هستند ریسک اعتباری یا نکول طرف مقابل برای اجرای مفاد قرارداد است. به طور تاریخی این ریسک معمولاً در مورد اوراق قرضه واقع می‌شد، بدین صورت که قرض‌دهنده‌ها از بازپرداخت وامی که به قرض‌گیرنده داده بودند، نگران می‌شدند. به همین خاطر گاهی اوقات ریسک اعتباری را ریسک نکول هم می‌گویند. این ریسک نه تن‌ها انواع وام را در بر می‌گیرد بلکه شامل سایر مقادیر در معرض ریسک که در بالا و پایین خط ترازنامه قرار دارند از جمله ضمانت‌نامه‌ها، قبولی‌ها[1] و سرمایه‌گذاری در اوراق بهادار نیز می‌شود. بنابراین ریسک اعتباری به عنوان یکی از عوامل مهم برای ارزیابی مشتریان مورد توجه بانک‌ها و موسسات مالی است.

1- Acceptances

Archive of SID

www.SID.ir

۲. پیشینه تحقیق

۲-۱. مطالعات خارجی

در گذشته بانک‌ها معیارهای ذهنی را برای ارزیابی مشتریان مورد توجه قرار داده‌اند و سپس مدل‌های ریاضی ساده‌ای برای ارزیابی ریسک اعتباری توسعه یافت.

بی‌ور با استفاده از تعدادی شاخص سعی نمود موفقیت و شکست شرکت‌ها را برآورد نماید(Bivar, 1967).

آلتمن تلاش بسیاری برای یافتن یک رابطه معنی‌دار بین متغیرهای حسابداری یک شرکت و احتمال عدم توانایی در پرداخت دیون این شرکت در آینده انجام داد و رابطه‌ای معروف به Z-score را ارایه داد. این روش مبتنی بر تحلیل تفکیک خطی بین شرکت‌های خوب و بد بود و بر اساس آن فقط شرکت‌های خوب از بد جدا می‌شدند. با اینکه این روش بسیار ابتدایی بود اما تا حدودی وضعیت شرکت‌های بد را می‌توانست پیش‌بینی کند و تا سال ۱۹۸۰ روش غالب اکثر مطالعات بود(Altman, 1968).

پینچز و مینگو از روش تحلیل تفکیک خطی چندگانه (MDA) در تعیین یک تابع تفکیک از چندین متغیر مستقل و یک متغیر وابسته استفاده نمودند و دقت رتبه‌بندی اوراق را بهبود بخشیدند(Pinches & Mingo,1973).

دیکینز تحلیل ممیزی را به منظور ارزیابی شکست شرکت‌ها مورد استفاده قرار داد. وی در مطالعه مذکور ۱۴ متغیر مستقل برای دستیابی به این منظور استفاده نمود. مجدداً در همین زمینه مطالعات ارزشمندی در سال‌های ۱۹۹۳ و ۱۹۹۵ در زمینه ورشکستگی مالی شرکت‌ها و پیش‌بینی انحطاط مالی شرکت‌ها انجام داد(Deakins, 1972).

آلتمن و همکاران رگرسیون لجستیک و تحلیل سود را در رتبه‌بندی شرکت‌ها مورد استفاده قرار دادند و در مطالعات خود نسبت‌های مالی را به عنوان متغیرهای تاثیرگذار استفاده نمودند و فرض را براین قرار دادند که متغیرها دارای اطلاعات کاملی از وضعیت شرکت‌ها می‌باشند(Altman et al, 1980).

اخیراً، روشهای هوش مصنوعی، به‌خصوص سیستم‌های مبتنی بر پایگاه قواعد و روش‌های یادگیری ماشین مانند شبکه‌های عصبی و الگوریتم ژنتیک برای چنین تحلیل‌هایی به کار می‌روند. روش‌های هوش مصنوعی به طور خودکار از مجموعه داده‌ها کسب دانش نموده و مدل‌های

www.SID.ir

مختلفی را در تشریح وضعیت ارائه می‌دهند.

از جمله تحقیقات انجام شده در این زمینه می‌توان به کاربرد موفق شبکه‌های عصبی در پیش بینی رتبه بندی اوراق قرضه با دقت ۳، ۸۳٪ توسط شِخار و داتا اشاره نمود (Shekhar & Dutta, 1988).

سینگلتون و سورکان با استفاده از یک شبکه عصبی پس انتشار موفق به رتبه‌بندی اوراق قرضه با دقت ۸۸٪ گردیدند. هم‌چنین این مدل را با تحلیل تفکیک چندگانه مقایسه نموده و نشان دادند که شبکه عصبی دارای دقت بیشتری در پیش‌بینی می‌باشد(Singleton & Surkun, 1990).

مالهترا و مالهترا از یک مدل شبکه عصبی پرسپترون چند لایه برای طبقه‌بندی مشتریان ۱۲ موسسه مالی در آمریکا استفاده و نتایج آن را با روش آنالیز ممیزی مقایسه کردند که باز هم مدل شبکه عصبی دقت طبقه‌بندی بالاتری را نشان داد(Malhotra & Malhotra, 2003). کیم و سون از یک روش شبکه عصبی برای طبقه‌بندی متقاضیان وام استفاده کردند. در نهایت، مدل دقت کلی معادل ۸۴-۷۱ درصد در داده‌های آموزشی و ۸۴-۶۹ درصد در داده‌های آزمایشی را به‌دست آورد(Kim & Sohn, 2004).

۲-۲. مطالعات داخلی

در ایران نیز مقالات متعددی در زمینه کاربردهای شبکه عصبی در زمینه‌های مختلف از جمله پزشکی، مهندسی و اقتصاد به چاپ رسیده است. اما کاربرد شبکه‌های عصبی در رتبه‌بندی اعتباری کمتر مورد توجه قرار گرفته است.

مشیری و مروت در سال ۱۳۸۴ شبکه عصبی مصنوعی را برای بررسی فرآیند آشوبی در شاخص بازدهی کل قیمت سهام بازار بورس تهران به کار بردند و در سال ۱۳۸۵ برای پیش‌بینی شاخص کل بازدهی سهام بورس تهران از مدل شبکه عصبی استفاده کردند. آن‌ها نشان دادند که مدل شبکه عصبی برای پیش‌بینی بازده سهام بورس تهران نسبت به مدل‌های سری زمانی از عملکرد بهتری برخوردار است(Moshiri and Morovat, 2006).

فلاحی و همکاران شبکه‌های عصبی را در پیش‌بینی درآمدهای مالیات بر مشاغل در اقتصاد ایران به کار بردند (Fallahi, Khalozadeh, Hamidi and Alamdari, 2007).

نجفی و طرازکار در سال ۱۳۸۵ نیز از شبکه عصبی به منظور پیش‌بینی میزان صادرات پسته

www.SID.ir

ایران استفاده کردند(Najafi and Tarazkar, 2006).

کمیجانی و سعادت فر در سال ۱۳۸۵ به کاربرد مدل‌های شبکه عصبی در پیش‌بینی ورشکستگی اقتصادی شرکت‌های بازار بورس پرداختند(Komijani and Saadatfar, 2006).

متوسلی و طالب کاشفی کاربردپذیری پیش‌بینی قیمت سهام به وسیله شاخص‌های تحلیل تکنیکی با استفاده از شبکه‌های عصبی را بررسی کردند(Mottavaseli and Taleb Kashefi, 2006).

نیلساز و همکاران در مقاله‌ای با عنوان «کاربرد شبکه‌های عصبی در رتبه‌بندی اعتباری فروش اقساطی متقاضیان وام» احتمال کوتاهی در بازپرداخت تسهیلات اعطایی متقاضیان اعتبار را بررسی کردند و نتایج مدل شبکه عصبی را با مدل‌های آنالیز ممیزی و رگرسیون لجستیک مقایسه نمودند. نتایج حاصل از این مقایسه نشان داد که مدل شبکه عصبی از دقت و کارایی بالایی برخوردار است(Nilsaz, Rasekh, Assare and Sinaiee, 2007).

رجب زاده و همکاران از سیستم هوشمند ترکیبی که مبتنی بر مدل‌های استدلال فازی ترکیبی است برای رتبه‌بندی اعتباری مشتریان بانک‌ها استفاده کردند. آن‌ها نشان دادند که چنین سیستمی قابلیت استدلال و تشریح سیستم خبره و قابلیت یادگیری و تطبیق پذیری شبکه عصبی توأمان به همراه دارد و نتایج بیانگر قدرت و دقت بالای این سیستم در رتبه‌بندی اعتباری مشتریان است(Rajabzadeh, Mirzaie and Ahmadi, 2009).

همان‌طور که از مطالب بالا مشهود است اکثر مطالعات انجام شده در خارج از کشور و حتی مطالعات معدودی که در ایران انجام گرفته بر روی ریسک اعتباری متمرکز شده‌اند. اما عامل مهمی هم‌چون ظرفیت اعتباری مشتریان[1] که می‌تواند در ارائه تسهیلات به بانک‌ها و موسسات کمک شایانی نماید مورد توجه قرار نگرفته است.

در این تحقیق سوالاتی بدین صورت مطرح می‌شود:

آیا می‌توان مدلی برای ارزیابی ریسک و ظرفیت اعتباری مشتریان بانک با استفاده از مدل‌های توسعه داده شده‌ای هم‌چون شبکه‌های عصبی طراحی کرد؟

۱- ظرفیت اعتباری مقدار وامی است که یک مشتری می‌تواند از بانک دریافت نماید.

Archive of SID

www.SID.ir

در صورتی که بتوان مدلی ارائه داد، آیا مدل شبکه‌های عصبی نسبت به سایر مدل‌های به کاربرده شده – مانند مدل‌های کلاسیک– از کارایی بالایی برخوردار می‌باشد؟

بنابراین، در ادامه این مقاله برای پاسخگویی به این سوالات به بررسی مواردی هم‌چون مدل‌های کلاسیک، شبکه‌های عصبی، اندازی شبکه عصبی، متغیرها و داده‌های تحقیق پرداخته خواهد شد. سپس در، نتایج و بحث برآوردهای حاصل از مدل‌های کلاسیک و شبکه‌های عصبی به تفصیل آورده می‌شود و در نهایت جمع‌بندی و نتیجه‌گیری ارائه می‌گردد.

۳. روش تحقیق

۳-۱. مدل‌های کلاسیک ارزیابی (رگرسیون خطی و لجستیک)

مدل‌های کلاسیک یکی از مهم‌ترین مدل‌ها برای تجزیه و تحلیل‌های آماری می‌باشند و می‌توانند یک یا چند متغیر را به همدیگر مرتبط سازند. از جمله این مدل‌ها، می‌توان به مدل‌های رگرسیونی خطی و لجستیک اشاره نمود. مدل رگرسیون خطی زمانی اهمیت دارد که متغیر وابسته (ظرفیت اعتباری) قابل اندازه‌گیری باشد. اما در بعضی از موارد متغیر وابسته کیفی می‌باشد. اصطلاح متغیرهای کیفی به آن دسته از متغیرها گفته می‌شود که نمی‌توان برای آن‌ها یک مقیاس متعارف اندازه‌گیری در فضای سلسله اعداد حقیقی بیان کرد. به این نوع متغیرها حتی متغیرهای احتمالی نیز گفته می‌شود. در بعضی از مواقع متغیر کیفی رابطه نزدیکی با متغیرهای کمی‌دارد؛ همانند این پژوهش که متغیر وابسته کیفی (ریسک اعتباری) با توجه به وضعیت پرداخت و عدم پرداخت تسهیلات اعتباری مقادیر ۰ یا ۱ را اتخاذ می‌کند.

روش‌های درجه‌بندی آماری با ترکیب نسبت‌های وزندار شده و به‌دست آوردن یک شاخص (نمره یا درجه ریسک اعتباری)، شرکت‌های با وضعیت خوب و بد را از یکدیگر جدا می‌سازند. یکی از روش‌های آماری که کاربرد بسیار گسترده‌ای دارد رگرسیون لجستیک است (Derakhshan, 1994).

تحلیل لوجیت، از نسبت‌های حسابداری برای پیش‌بینی احتمال عدم بازپرداخت وام استفاده می‌کند. دراین مدل فرض می‌شود که احتمال عدم بازپرداخت از تابع توزیع لجستیک پیروی می‌نماید و بنابر تعریف مقادیری بین صفر و یک را برمی‌گزینند. در مدل لجستیک خطی، متغیر وابسته لگاریتم نپرین، نسبت بخت است که بنابر فرض تابعی از متغیرهای توضیح دهنده

www.SID.ir

(نسبت‌های حسابداری) است.

یکی از منافع رگرسیون لجستیک بی‌نیازی آن به مفروضات محدودکننده آماری در رابطه با متغیرهاست. علاوه براین می‌توان اهمیت نسبی متغیرهای موجود در تابع مربوط را بر اساس آزمون ساده t به دست آورد.

مسئله اصلی که دراین مدل وجود دارد این است که تغییرات یکسان وضعیت اقتصادی شرکت همیشه تغییرات یکسانی را در احتمال به دست آمده به دنبال ندارد. این موضوع زمانی‌که احتمال، نزدیک مقادیر ۱ و یا ۰/۵ باشد، اهمیت بیشتری پیدا می‌کند. در این مدل شکل کلی تابعی که می‌توان نشان داد به صورت زیر است:

به خاطر غیر خطی بودن شکل فوق، از تبدیل خطی این تابع به صورت زیر، برای پیش‌بینی وقایع مالی استفاده می‌شود:

$$Ln(\frac{P(x)}{1-P(x)}) = \alpha + \beta_i X_i \qquad i = 1,2,...,n \qquad (۱)$$

که در آن Xها، متغیرهای توضیحی مدل (نسبت‌های مالی) هستند و $P(x)$، احتمال وقوع یک پیشامد مالی را نشان می‌دهد.

برای حالتی که مقدار $Y_i = 1$ سهم تابع برابر $P(x)$ و برای حالتی که $Y_i = 0$ سهم تابع برابر $1-P(x)$ خواهد بود(Derakhshan, 1994).

$$E(Y = 1/X) = P(x)$$
$$E(Y = 0/X) = 1-P(x)$$

در این تحقیق متغیر وابسته ریسک به عنوان یک متغیر گسسته و مجازی به کار می‌رود که عدد صفر برای مشتریان زنده و عدد یک برای مشتریان معوق در نظر گرفته خواهد شد. بر این اساس ضریب برآورد شده نسبت بخت مطالبات زنده به مطالبات معوق خواهد بود (Basel Committee, 2000).

۳-۲. شبکه‌های عصبی

یکی از کاربردهای عمده مدل‌های شبکه‌های عصبی پیش‌بینی و تخمین یک متغیر ویژه با استناد به تعدادی ورودی می‌باشد. بدین معنی که مدل‌های شبکه‌های عصبی یک سری داده‌های ورودی و خروجی را گرفته و رابطه بین متغیرهای ورودی و خروجی را مشابه مدل‌های رگرسیون

www.SID.ir

غیر خطی تخمین می‌زنند. در این مدل کل داده‌های مدل به دو گروه آموزش[1] و آزمایش[2] تقسیم می‌شوند و پس از آن کل داده‌های آزمایش[3]، از مدل حذف شده و با استفاده از داده‌های آموزشی، مدل مورد نظر برازش می‌گردد. پس از برازش مدل، از داده‌های آزمایشی برای آزمون استفاده می‌شود و این داده‌ها تقریباً ۱۰ تا ۲۰ درصد از کل داده‌ها را شامل می‌شود(WSG, 1995).

در برخی از مدل‌های شبکه عصبی، حجم داده‌های آزمایش تا ۲۵٪ از کل داده‌ها را شامل می‌شود. هدف اصلی از داده‌های آزمایش، آن است که با استفاده از آن‌ها بتوان، نتایج پیش‌بینی شده برای داده‌های آزمایشی را با جواب واقعی آن‌ها مقایسه نمود. بدیهی است اختلاف بین متغیر وابسته‌ی پیش‌بینی شده از طریق مدل و مقدار واقعی آن در داده‌های آزمایشی، نشان دهنده مقدار خطا خواهد بود که به صورت متوسط قدرمطلق خطا[4] یا مجموع مربعات خطا[5] نشان داده می‌شود و با ادامه فرایند یادگیری، این مقادیر خطا با طی روندهای خاص مربوط به الگوریتم یادگیری، حداقل می‌گردد (WSG, 1995).

۳-۲. اندازه شبکه عصبی

همواره تعیین اندازه شبکه عصبی برای محققان و پژوهش‌گران مورد سؤال بوده و کارهای زیادی در این زمینه انجام داده‌اند. در سال ۱۹۸۶ روملهارت و همکاران یک روش آماری برای انتخاب اندازه شبکه و تعداد نرون‌ها تحت عنوان نگرش ممیزی[6] (DA) پیشنهاد نمودند، در نهایت امر یک الگوی عملیاتی در این زمینه به دست نیآمد(Rumelhart, Hintom and Williams, 1986).

در سال ۱۹۹۳ نیز یک‌سری دستورالعمل‌ها ارائه گردید که معیارهای برازش را بهینه می‌نمود، در اینجا نیز از همان دستورالعمل‌های آماری استفاده می‌شد، این دستورالعمل‌ها در سال ۱۹۹۶ به

1- Training Test
2- Test Data
۳- در برخی از موارد مجموعه داده‌های آزمایشی، مجموعه داده‌های تولید (Product Set) نیز نامیده می‌شود.

4- Absolute Mean Error
5- Mean Squared Error
6- Discriminate Approach

Archive of SID

www.SID.ir

شدت از سوی محققین رد گردید(Refenes, Zapranis and Francis, 1993).

از آن زمان تا به حال نیز در مورد توپولوژی شبکه‌های عصبی، تکنیک‌های متعددی ارائه شده که هیچ کدام از آن‌ها دارای جامعیت لازم نمی‌باشد. از این رو در اغلب مدل‌های شبکه‌های عصبی استفاده شده، برای انتخاب تعداد نرون‌ها و تعداد لایه‌های مخفی از روش‌های ابداعی استفاده گردیده است.

اصولاً شبکه‌ی MLP با یک لایه مخفی برای تقریب توابع کافی است. ولی برای تعیین میزان یا تعداد نرون‌های لایه مخفی هیچ فرضیه و پیش‌شرطی روی سیستم‌های واقعی گذاشته نمی‌شود و فقط تمرکز روی داده‌های تجربی می‌باشد که این خود بر پیچیدگی کار با شبکه می‌افزاید. از این رو اندازی یک لایه مخفی، عموماً به طور تجربی به‌دست می‌آید.

یک راه تجربی برای تعیین تعداد نرون‌های لایه‌ی مخفی به قرار زیر می‌تواند فرموله گردد. برای یک شبکه‌ی عصبی با اندازه‌ی معقول به طور مثال با صدها و یا هزاران ورودی، تعداد نرون‌های مخفی یک نسبت بالنسبه کوچکی از تعداد ورودی‌ها انتخاب می‌گردد، اگر شبکه‌ی MLP به جواب مطلوب همگرا نگردد، تعداد نرون‌های لایه‌ی مخفی را افزایش می‌دهند و اگر شبکه همگرا گردید و از قدرت تعمیم خوبی هم برخوردار بود، در صورت امکان، تعداد نرون‌های کمتری را مورد آزمایش قرار می‌دهند. نهایتاً روی یک اندازه‌ی مناسب بر اساس عملکرد کلی سیستم توافق می‌گردد.

راه‌کارهای دیگری هم بر اساس آنالیز تحلیلی وجود دارد که در اینجا به طور خلاصه به تشریح یکی از آن‌ها پرداخته می‌شود(Menhaj, 1999).

فرض کنید که فضای ورودی دارای n بعد و به طور خطی به N ناحیه مجزا از هم جداپذیر باشد. بدین مفهوم که عناصر هر ناحیه‌ی ورودی، دارای خروجی یکسان هستند. ارتباط بین تعداد نواحی مجزای N و تعداد نرون‌های S و بعد فضای ورودی توسط نابرابری زیر بیان می‌گردد:

$$S+1 \le N \le \sum_{i=0}^{n} \binom{S}{i} \qquad (۲)$$

جایی‌که فرض می‌شود: $i > S$ آنگاه $\binom{S}{i} = 0$ خواهد بود و $\binom{S}{i} = \frac{S!}{i!(S-i)!}$

یعنی:

Archive of SID

www.SID.ir

$$N = \sum_{i=0}^{n} \binom{S}{i} = 1 + S + \frac{S(S-1)}{2!} + \frac{S(S-1)(S-2)}{3!} + \cdots + \frac{S(S-1)\ldots(S-n+1)}{n!}, \quad S > n \quad (۳)$$

و برای حالتی که $S \le n$ خواهیم داشت:

$$N = 2^S \Rightarrow S = Log_2 N$$

۴. تجزیه و تحلیل الگو

متغیرهای تحقیق به دو قسمت متغیرهای وابسته و مستقل تقسیم می‌شوند.

متغیرهای وابسته عبارتند از:

ریسک اعتباری مشتریان (احتمال بازپرداخت تسهیلات دریافتی از سوی مشتریان به بانک‌ها، موسسات مالی و ....)

ظرفیت اعتباری مشتریان (حجم اعتباری که هر مشتری می‌تواند دریافت نماید)

قبل از ذکر متغیرهای مستقل تأثیرگذار بر متغیر وابسته ابتدا به بررسی و تجزیه و تحلیل انواع اطلاعات و متغیرهای مالی که در بانک‌ها و مؤسسات مالی موجود می‌باشد، پرداخته خواهد شد و سپس متغیرهای مهم تأثیرگذار که با استفاده از آنالیزهای آماری و با تأکید بر یافته‌ها و پژوهش‌های انجام شده‌ی محققان، استخراج می‌شود، در مدل‌های کلاسیک و شبکه عصبی به عنوان متغیرهای مستقل به کار خواهد رفت.

به طور کلی، درخواست کنندگان اعتبار را می‌توان به دو گروه افراد حقیقی و حقوقی تقسیم کرد. از آنجا که فعالیت افراد حقیقی به صورت مستقل و خارج از سیستم شرکتی انجام می‌شود، لذا فاقد صورت‌های مالی استاندارد- نظیر ترازنامه و صورت‌های سود و زیان- هستند. اظهارنامه مالیاتی تن‌ها سند معتبری است که تا حدودی فعالیت تجاری این‌گونه افراد را مشخص می‌سازد. انواع اطلاعاتی که می‌توان از افراد حقیقی دریافت کرد و در مدل‌های رتبه‌بندی لحاظ نمود در جدول (۱) آورده شده است.

گروه دوم، افراد حقوقی یا در واقع همان شرکت‌ها می‌باشند. صورت‌های مالی، حاوی کامل‌ترین و بهترین نوع اطلاعات می‌باشد که می‌تواند به خوبی وضعیت اعتباری یک شرکت را نشان بدهد. در کنار اطلاعات مالی، یک سری دیگر از اطلاعات نظیر اطلاعات عمومی و فنی شرکت، سابقه اعتباری، وضعیت صنعت و ... نیز وجود دارد. در جدول (۲) لیستی طبقه‌بندی شده

Archive of SID

www.SID.ir

از این نوع اطلاعات آورده شده است.

جدول (۱): طبقه‌بندی اطلاعات و منابع کسب آن (افراد حقیقی)

طبقه‌بندی اطلاعات و مثال‌هایی از هر طبقه	**اطلاعات شناسایی اولیه**	**نام، سن، جنسیت و ...**
	اطلاعات خانوادگی	**وضعیت ازدواج، تعداد فرزندان و ...**
	وضعیت اقامتی	مالیت یا اجاره، مدت اقامت در محل فعلی، آدرس و ...
	وضعیت استخدامی	شغل، نوع استخدام، تعداد سال‌های اشتغال و ...
	وضعیت مالی	حقوق، درآمد، لیست هزینه‌های زندگی، اوراق بهادار، دارایی‌ها، اظهار نامه مالیاتی و ...
	سابقه گردش حساب در بانک	متوسط گردش روزانه و ماهانه، حداقل و حداکثرهای موجودی و ....
	سابقه اعتباری	اطلاعات وام‌های قبلی، تاریخچه بازپرداخت‌های قبلی و ...
منابع کسب اطلاعات	فرم‌های درخواست وام مدارک معتبر نظیر فیش حقوق، اجاره نامه، اسناد ملکی، اظهارنامه مالیاتی و .... اطلاعات حساب بانکی اطلاعات اعتباری نزد سایر بانک‌ها	

مآخذ: گردآوری محقق

جدول (۲): طبقه‌بندی اطلاعات و منابع کسب آن (افراد حقوقی)

اطلاعات طبقه‌بندی شده شرکت‌ها	اطلاعات عمومی و شناسایی
	اطلاعات مالی (شامل صورت‌حساب‌های مالی و ...).
	سابقه اعتباری
	اطلاعات راجع به دارایی‌های درآمدزای شرکت
	اطلاعات اعتباری شخصی مالکان شرکت
	سابقه اعتباری شرکت نزد بانک‌های دیگر
	اطلاعات راجع به بخش اقتصادی که شرکت در آن فعالیت می‌کند
	اطلاعات مربوط به قیمت سهام شرکت (در صورت حضور در بورس سهام)
	شاخص‌های وضعیت اقتصادی شرکت، بخش اقتصادی و کل صنعت
منابع کسب اطلاعات	فرم درخواست وام و مدارک همراه
	مؤسسات رتبه‌بندی و تحلیل گر خارج از بانک
	بانک‌های دیگر
	گزارشات دولتی
	بازارهای مالی
	بازدید و نظرات کارشناسان بانک

مآخذ: گردآوری محقق

Archive of SID

www.SID.ir

حال با توجه به طبقه‌بندی مذکور و چگونگی کسب اطلاعات، متغیرهایی که می‌توان مورد توجه قرار داد، به دو دسته متغیرهای اصلی و نسبت‌های مالی تقسیم می‌شود (جدول(۳) و (۴)).

جدول (۳): متغیرهای اصلی

نوع فعالیت (تولیدی، کشاورزی، خدماتی و بازرگانی)	
سابقه همکاری با بانک	**سرمایه پرداخت شده**
وجه نقد	اسناد دریافتی
جمع دارایی‌های جاری	بدهی بانک‌ها
بستانکاران تجاری	سرمایه
سرمایه ثبت شده	تحصیلات مدیر
موجودی کالا	بدهکاران تجاری
جمع دارایی‌های ثابت	اسناد پرداختی
جمع بدهی‌های جاری	جمع گردش بدهکار نزد بانک
جمع گردش حساب بستانکار نزد بانک	معدل مانده نزد بانک
سابقه فعالیت	و ....

مآخذ: گردآوری محقق

در مطالعات انجام شده برای برآورد ریسک و ظرفیت اعتباری، محققان از تکنیک آماری تحلیل عاملی[1] برای شناسایی متغیرهای تأثیرگذار (مستقل) استفاده کرده‌اند. با توجه به اینکه هدف این تحقیق محاسبه ریسک و ظرفیت اعتباری مشتریان بانک تجارت است، متغیرهای مورد استفاده محققان به عنوان متغیرهای اصلی پژوهش جهت آزمون انتخاب گردید. البته متغیرهای دیگری که از اطلاعات ترازنامه‌ای مشتریان بانک تجارت به‌دست می‌آمد، نیز مورد بررسی قرار گرفت. در نهایت متغیرهای مورد استفاده محققان به عنوان متغیرهای تأثیرگذار انتخاب و مورد تأیید قرار گرفت (منصوری و عادل آذر، ۱۳۸۱). متغیرهای تأثیرگذار انتخاب شده به قرار زیر می‌باشند:

نوع فعالیت شرکت (خدماتی (X_{1KH})، تولیدی(X_{1T})، بازرگانی(X_{1B})، کشاورزی(X_{1K}))

1- Factor Analysis

www.SID.ir

جدول (۴): نسبت‌های مالی

نسبت‌های مالی	نسبت‌های نقدینگی	نسبت جاری	دارایی‌های جاری به بدهی‌های جاری (اگر $2 \geq$ باشد شرکت در بازپرداخت مشکلی نخواهد داشت)
		نسبت آنی	دارایی‌های جاری منهای موجودی کالا تقسیم بر بدهی‌های جاری (باید $1 \geq$ باشد)
	نسبت‌های فعالیت	گردش موجودی کالا	نسبت فروش بر موجودی کالا با گردش زیاد کارایی مدیریت را نشان می‌دهد
		نسبت گردش کل دارایی‌ها	نسبت فروش خالص بر کل دارایی‌ها
		متوسط فروش نسیه در روز	نسبت بدهکاران تجاری بر کل دارایی‌ها
		متوسط دوره وصول مطالبات	نسبت حساب‌های دریافتنی بر متوسط فروش نسیه در روز
	نسبت‌های بدهی یا اهرمی	نسبت وام‌های بلندمدت به حقوق صاحبان سهام	وام‌های بلندمدت بر حقوق صاحبان سهام (هر چه بزرگ‌تر ریسک مالی شرکت بیشتر)
		نسبت کل بدهی‌ها به کل دارایی‌ها	کل بدهی‌ها بر کل دارایی‌ها (هر چه بزرگ‌تر ریسک مالی شرکت بیشتر)
		توان پرداخت بهره	نسبت سود قبل از بهره و مالیات تقسیم بر وام‌های بلند مدت
	نسبت‌های سودآوری	نسبت حاشیه سود	نسبت سود خالص بر خالص فروش
		نرخ بازده سرمایه‌گذاری	نسبت سود خالص بر کل دارایی‌ها
		نسبت گردش دارایی‌ها	نسبت فروش خالص بر کل دارایی‌ها
		نرخ بازده حقوق صاحبان سهام	سود خالص بر حقوق صاحبان سهام
		اهرم مالی	$FL^{*} = \frac{Y}{(Y-1)-(\frac{E}{1-T})}$
* Y: سود قبل از بهره و مالیات I: هزینه بهره E: سود سهام ممتاز T: نرخ مالیات			

مآخذ: گردآوری محقق

Archive of SID

www.SID.ir

سابقه فعالیت شرکت (X_2)
سابقه مدیر یا مدیر عامل شرکت (X_3)
جمع گردش بدهکار نزد بانک (X_4)
جمع گردش بستانکار نزد بانک (X_5)
جمع دارایی‌های جاری (X_6)
جمع بدهی‌های جاری (X_7)
جمع دارایی‌های ثابت (X_8)
نرخ بازده سرمایه (X_9)
سرمایه ثبت شده (X_{10})

به منظور تجزیه و تحلیل، از بین مشتریان بانک تجارت ۵۰۰ نفر به عنوان نمونه انتخاب گردید و سپس از بین این تعداد مشتریان موجود بانکی حدود ۱۲۲ نفر که دارای اطلاعات کامل بودند، برای تجزیه و تحلیل لحاظ گردید. از بین این مشتریان ۹۰ نفر برای برآورد و تخمین مدل‌های به کار برده شده و حدود ۳۲ نفر به عنوان داده‌های آزمایش مورد توجه قرار گرفت. داده‌های موجود با استفاده از نرم‌افزارهای Eviews 5 و Neural Work برازش شده‌اند.

۴-۱- نتایج مدل رگرسیون خطی

در مدل رگرسیون خطی که برای داده‌های جمع‌آوری شده برازش گردید، همان‌طور که دیده می‌شود در آن آماره t فقط برای نوع فعالیت شرکت از نوع خدماتی، سابقه فعالیت شرکت و جمع دارایی‌های جاری معنی‌دار است. بنابراین، می‌توان نتیجه گرفت که مدل رگرسیون خطی در برآورد ظرفیت اعتباری از کارایی خوبی برخوردار نیست. با این وجود برای مقایسه از این مدل برای برازش داده‌های آزمایش استفاده شده است تا با نتایج به‌دست آمده از مدل رگرسیون خطی و شبکه‌های عصبی مقایسه گردد. ضریب پارامترهای مدل به صورت معادله زیر است:

نتایج به‌دست آمده از مدل فوق، جهت مقایسه‌ی داده‌های آزمایش و مقادیر واقعی در جدول (۵) آورده شده است.

Archive of SID

www.SID.ir

$$Y_{Worthiness} = 68.770 + 1919.245 * X_{1KH} - 959.783 * X_{1T} + 772.027 * X_{1B} + 47.862 * X_2$$
$$(t = 0.063) \quad (2.477) \quad (-1.531) \quad (1.099) \quad (1.184)$$
$$+ 61.313 * X_3 - 0.027 * X_4 - 0.508 * X_5 + 0.016 * X_6 - 0.029 * X_7$$
$$(1.282) \quad (-0.116) \quad (-2.748) \quad (1.340) \quad (-0.694)$$
$$- 0.074 * X_8 + 3536.162 * X_9 - 0.126 * X_{10}$$
$$(-0.367) \quad (3.115) \quad (-0.866)$$

*. اعداد داخل پرانتز آماره t را نشان می‌دهند.

مآخذ: محاسبات تحقیق

جدول(۵): مقایسه مقادیر به‌دست آمده از رگرسیون خطی و داده‌های واقعی

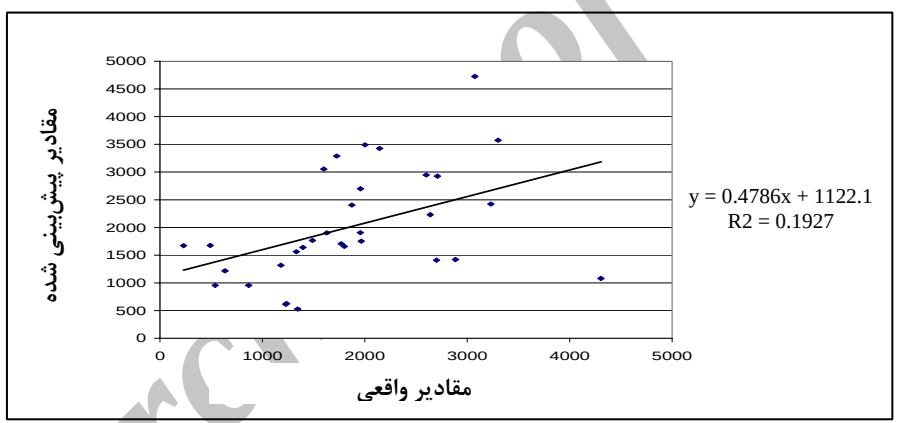
ظرفیت اعتباری مشتریان					
ردیف	داده‌های واقعی	رگرسیون خطی	ردیف	داده‌های واقعی	رگرسیون خطی
۱	۱۹۵۷	۲۶۹۷/۳۶	۱۷	۳۳۰۰	۳۵۷۴/۰۹
۲	۲۱۴۴	۳۴۲۵/۳۸	۱۸	۱۴۸۹	۱۷۶۵/۰۲
۳	۸۶۷	۹۵۴/۸۸	۱۹	۱۸۰۰	۱۶۵۸/۶۸
۴	۶۳۴	۱۲۱۷/۴۵	۲۰	۲۷۰۰	۱۴۱۰/۱۱
۵	۲۷۰۸	۲۹۲۶/۶۱	۲۱	۱۳۳۱	۱۵۶۱/۰۸
۶	۱۶۰۰	۳۰۵۲/۳۵	۲۲	۱۳۴۴	۵۲۷/۹۲
۷	۵۳۸	۹۵۵/۲۶	۲۳	۲۳۰	۱۶۷۱/۶۵
۸	۱۲۳۵	۶۲۶/۴۹	۲۴	۱۶۲۹	۱۹۰۲/۶۳
۹	۳۲۳۰	۲۴۲۲/۶۸	۲۵	۱۹۶۵	۱۷۵۲/۳۰
۱۰	۳۰۷۴	۴۷۲۶/۸۹	۲۶	۲۶۳۹/۱۳	۲۲۲۸/۵۷
۱۱	۲۵۹۹	۲۹۴۶/۳۹	۲۷	۱۷۷۰	۱۷۰۵/۷۹
۱۲	۱۸۷۲	۲۴۰۳/۵۳	۲۸	۲۸۸۴	۱۴۲۰/۰۳
۱۳	۴۹۰	۱۶۷۵/۸۴	۲۹	۲۰۰۲	۳۴۹۰/۷۸
۱۴	۱۲۲۸	۶۱۳/۱۸	۳۰	۴۳۰۵	۱۰۸۰/۹۲
۱۵	۱۷۲۵	۳۲۸۶/۳۴	۳۱	۱۹۵۶/۳	۱۹۰۴/۷۵
۱۶	۱۳۹۶	۱۶۳۹/۶۷	۳۲	۱۱۸۰	۱۳۱۷/۷۱
ضریب تعیین (R^2)			٪ ۱۹/۲۷		
عرض از مبدأ			۱۱۲۲/۱۰		
شیب			۰/۴۷۸۶		
مآخذ: محاسبات تحقیق					

با توجه به اینکه ظرفیت اعتباری مشتریان متغیر پیوسته‌ای است، برای مقایسه داده‌های واقعی و

Archive of SID
www.SID.ir

برآورد شده از مدل رگرسیونی استفاده شده است. یعنی در نمودار خط رگرسیونی آن‌ها هر چه شیب خط رگرسیونی نزدیک به یک بوده و عرض از مبدأ آن به مبدأ مختصات نزدیک باشد مدل رگرسیون خطی توانسته مقادیر واقعی را به خوبی برآورد نماید. نمودار (۱) مقایسه بین داده‌های واقعی و برازش شده را نشان می‌دهد. شیب خط ۰/۴۷۸۶ و فاصله‌ی زیاد عرض از مبدأ از مبدأ مختصات (۱۱۲۲/۱۰) نشان دهنده ارتباط ضعیف بین داده‌های واقعی و برآورد شده است. هم‌چنین ضریب تعیین ۱۹/۲۷ درصدی نیز موید همین موضوع است. به بیان دیگر این مدل ۱۹/۲۷ درصد داده‌های واقعی را می‌تواند توضیح دهد. پس رگرسیون خطی در برآورد ظرفیت اعتباری از کارائی لازم برخوردار نمی‌باشد.

نمودار(۱): مقایسه داده‌های مشاهده شده و پیش‌بینی شده با استفاده از رگرسیون خطی



مآخذ: محاسبات تحقیق

۴-۲. نتایج مدل رگرسیون لجستیک

ریسک اعتباری مشتریان نیز از جمله مهم‌ترین فاکتورهای تصمیم‌گیری در اعطاء تسهیلات می‌باشد. همان‌طور که در شرایط فعلی بانک‌ها مشهود است تعداد زیادی از مشتریان بانک‌ها در بازپرداخت تسهیلات با مشکلات عدیده‌ای مواجه هستند. بنابراین به نظر می‌رسد بانک‌ها باید قبل از اعطاء وام، برآورد صحیحی از توانایی بازپرداخت تسهیلات دریافتی مشتریان خود داشته باشند. بدیهی است که برآورد ریسک به بانک‌ها این امکان را می‌دهد که از یک سو، تسهیلات خود را

www.SID.ir

به مشتریانی پرداخت نمایند که توانایی لازم را در بازپرداخت آن دارند و از سوی دیگر بانک‌ها می‌توانند از مزایای گردش صحیح پول بهره ببرند.

رگرسیون لجستیک به دلیل اینکه نسبت به سایر مدل‌های سنجش ریسک اعتباری (یعنی مدل پروبیت، تحلیل ممیزی و ...) از قابلیت نسبی زیادی برخوردار است برای سنجش ریسک اعتباری استفاده شده است. با توجه به اینکه مدل رگرسیون لجستیک اغلب مقادیر باینری را به عنوان متغیر وابسته استفاده می‌کند از اینرو در این مدل متغیر پاسخ مدل برازش شده بین صفر و یک خواهد بود. بدین معنی که هر اندازه مقدار متغیر پاسخ به یک نزدیکتر باشد، نشان دهنده ریسک بالاتری خواهد بود.

برازش انجام شده بر روی کل داده‌های موجود، بیانگر کارائی بالای رگرسیون لجستیک در برآورد ریسک اعتباری مشتریان است. جدول (۶) کارایی این مدل را در برآورد ریسک اعتباری مشتریان نشان می‌دهد.

جدول(۶): بررسی کارایی مدل رگرسیون لجستیک در برآورد ریسک اعتباری مشتریان

داده‌های واقعی / برآورد شده	(۰)	(۱)	کارائی کل مدل
(۰)	۴۸	۳	٪ ۸۹/۳۴
(۱)	۱۰	۶۱	
کارائی مدل	٪ ۸۲/۷۶	٪ ۹۵/۳۱	

مآخذ: محاسبات تحقیق

همان‌طور که دیده می‌شود کارایی کل مدل ۸۹/۳۴ ٪ است که نشانگر کارایی بالای مدل رگرسیون لجستیک است. یعنی در صورتی که از این مدل برای سنجش ریسک اعتباری مشتریان استفاده شود می‌توان در حدود ۹۰٪ تسهیلات را به مشتریان واقعی اختصاص داد.

پارامترهای مدل برازش شده به صورت زیر است:

Archive of SID

www.SID.ir

$$Ln\left(\frac{\Pi(x)}{1-\Pi(x)}\right) = 24.70736 - 1\ 9.82566 * X_{1KH} + 4.81923 * X_{1T} - 2\ 4.09354 * X_{1B} + 1.11536 * X_{2}$$
$$(z = 2.337) \quad (-2.511) \quad (3.472) \quad (-3.355) \quad (2.788)$$
$$- 0.82059 * X_{3} - 0.00\ 389 * X_{4} - 0.00256 * X_{5} - 0.00017 * X_{6} + 0.00039 * X_{7}$$
$$(-2.675) \quad (-1.966) \quad (-3.066) \quad (-2.836) \quad (2.196)$$
$$- 0.00206 * X_{8} - 9.56838 * X_{9} - 0.00138 * X_{10}$$
$$(-2.300) \quad (-4.324) \quad (-2.337)$$

*. اعداد داخل پرانتز آماره t را نشان می‌دهند.

مآخذ: محاسبات تحقیق

با استفاده از مدل برازش شده فوق، داده‌های آزمایش مورد بررسی قرار گرفت. نتایج در جدول (۷)[۱] آورده شده که بیانگر برآورد ۷۸/۱۳ درصدی داده‌های آزمایش است؛ بنابراین، رگرسیون لجستیک توانسته به خوبی ریسک اعتباری مشتریان بانک را برآورد نماید.

۴-۳. نتایج مدل شبکه‌های عصبی

شبکه‌های عصبی به عنوان یکی از کاربردترین مدل‌ها در برآورد و پیش‌بینی دارای انعطاف و قابلیت‌های زیادی است. همان‌طور که در مباحث قبلی اشاره شد، شبکه‌های عصبی را می‌توان برای چندین خروجی همزمان با ورودی‌های یکسان به کار برد. در این بخش با در نظر گرفتن دوازده ورودی، یک لایه پنهان و دو نرون در لایه خروجی، شبکه عصبی برای برآورد مدل طراحی شده است. با تغییر دادن توابع و تعداد نرون‌های لایه پنهان سعی شد شبکه‌ای که دارای کمترین میانگین خطا بود انتخاب گردد. برای مقایسه کارایی مدل‌های شبکه عصبی با رگرسیون خطی و لجستیک از همان متغیرهایی که در مدل‌های رگرسیونی به کار رفته بود، استفاده شد.

در برازش مدل‌های شبکه عصبی برای داده‌های فوق‌الذکر از روش یادگیری پس انتشار خطا استفاده گردید. برای یافتن بهترین شبکه در حدود ۸۳ نوع شبکه مورد آموزش قرار گرفت. بهترین شبکه‌ای که توانست هر دو متغیر ریسک و ظرفیت اعتباری را با میانگین خطای کمتر برازش نماید

۱- مقادیر به‌دست آمده برای داده‌های آزمایش از مدل رگرسیون لجستیک بین صفر و یک قرار دارند، بنابراین اعداد به‌دست آمده برای مقایسه گرد شده‌اند.

Archive of SID

www.SID.ir

از یک شبکه عصبی سه لایه با شش نرون در لایه پنهان و تابع فعال سازی تانژانت هیپربولیک در لایه پنهان و در لایه خروجی برای ظرفیت اعتباری تابع تبدیل همانی و ریسک اعتباری تابع تبدیل هیپربولیک تشکیل شده بود. در شکل (۱) شبکه مورد نظر همراه با ساختار درونی یکی از نرون‌های لایه پنهان نشان داده شده است(Menhaj, 1999).

جدول(۷): مقایسه مقادیر به‌دست آمده از رگرسیون لجستیک و داده‌های واقعی

ریسک اعتباری مشتریان					
ردیف	داده‌های واقعی	رگرسیون لجستیک	ردیف	داده‌های واقعی	رگرسیون لجستیک
۱	۰/۰۰	۰	۱۷	۰/۰۰	۰
۲	۰/۰۰	۰	۱۸	۰/۰۰	۱
۳	۱/۰۰	۱	۱۹	۱/۰۰	۱
۴	۱/۰۰	۱	۲۰	۰/۰۰	۱
۵	۰/۰۰	۰	۲۱	۱/۰۰	۱
۶	۰/۰۰	۱	۲۲	۱/۰۰	۱
۷	۱/۰۰	۱	۲۳	۱/۰۰	۱
۸	۱/۰۰	۱	۲۴	۱/۰۰	۱
۹	۰/۰۰	۰	۲۵	۱/۰۰	۱
۱۰	۰/۰۰	۰	۲۶	۰/۰۰	۱
۱۱	۰/۰۰	۰	۲۷	۱/۰۰	۱
۱۲	۰/۰۰	۰	۲۸	۰/۰۰	۱
۱۳	۱/۰۰	۱	۲۹	۰/۰۰	۰
۱۴	۱/۰۰	۱	۳۰	۰/۰۰	۱
۱۵	۰/۰۰	۰	۳۱	۰/۰۰	۱
۱۶	۱/۰۰	۱	۳۲	۱/۰۰	۱
صحیح			۲۵		
غلط			۷		
درصد برآورد صحیح			٪۷۸/۱۳		

مآخذ: محاسبات تحقیق

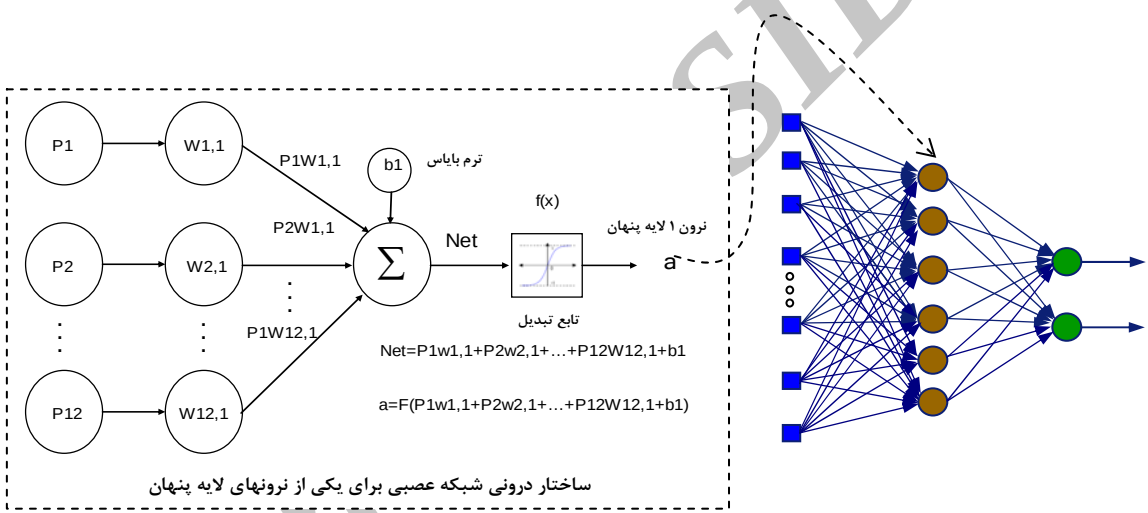
با استفاده از مدل برآورد شده توسط شبکه عصبی، داده‌های آزمایش مورد بررسی قرار گرفت و مقادیر به‌دست آمده با مقادیر واقعی ریسک و ظرفیت اعتباری مقایسه شدند که در جدول (۸) نشان داده شده است. همان‌طور که دیده می‌شود مدل طراحی شده توانسته ۸۴/۳۸ ٪ ریسک

Archive of SID

www.SID.ir

اعتباری مشتریان را درست برآورد نماید. بنابراین شبکه عصبی در برآورد ریسک اعتباری کارایی بالایی دارد. برای نشان دادن کارایی مدل شبکه عصبی در برازش ظرفیت اعتباری، ابتدا داده‌های واقعی و برآورد شده به صورت صعودی مرتب گردید و سپس با استفاده از مدل رگرسیون خطی مقدار R^2 محاسبه گردید. نمودار (۲) نتایج حاصل از این مقایسه را نشان می‌دهد.

شکل (۱): شبکه عصبی پرسپترون سه لایه با شش نرون در لایه پنهان و دو خروجی



مآخذ: محاسبات تحقیق

همان‌طور که در نمودار فوق دیده می‌شود کارائی شبکه‌های عصبی در برآورد ظرفیت اعتباری مشتریان بسیار زیاد می‌باشد، شیب ۰/۸۱۲ نزدیک به یک بیانگر رابطه همگرایی شدید داده‌های برآورد شده با داده‌های مشاهده شده است. از طرف دیگر عرض از مبدأ ۲۴۶ نشانگر نزدیکی معادله به مبدأ مختصات و داشتن کارایی بالا می‌باشد. البته نزدیک بودن نمودار به مبدأ مختصات یکی دیگر از عوامل اساسی برای تعیین کارائی به شمار می‌رود. جدول (۹) و (۱۰) وزن‌های بایاس و ضرایب هرکدام از شاخه‌ها را نشان می‌دهند.

۴-۴- مقایسه مدل‌های کلاسیک و شبکه‌های عصبی

برای مقایسه و ارزیابی مدل‌های کلاسیک و شبکه‌های عصبی باید با استفاده از معادلات و

www.SID.ir

پارامترهای برآورد شده تعدادی از اطلاعات مشتریان جدید را به عنوان متغیرهای ورودی وارد مدل کرده و مقادیر به‌دست آمده برای ریسک و ظرفیت اعتباری را با مقادیر واقعی آن مقایسه نمود. بدیهی است که هر کدام از مدل‌ها خطای کمتری داشته باشد از کارائی بالاتری برخوردار خواهد بود. بدین منظور داده‌های آموزش به عنوان اطلاعات جدید برآورد و با مقادیر واقعی مقایسه گردید. نتایج حاصل از مقایسه در جدول (۱۱) آورده شده است.

جدول(۸): مقایسه مقادیر به‌دست آمده از شبکه عصبی و داده‌های واقعی

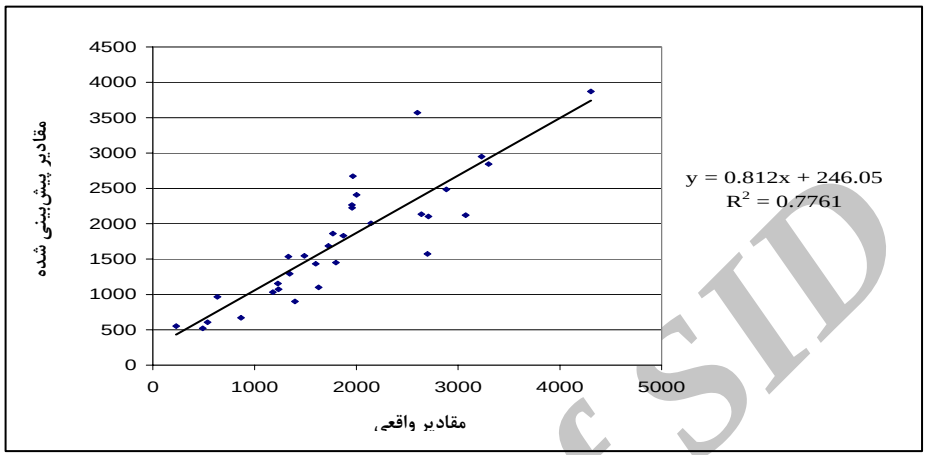
	ریسک اعتباری مشتریان					ظرفیت اعتباری مشتریان				
ردیف	داده‌های واقعی	شبکه عصبی	ردیف	داده‌های واقعی	شبکه عصبی	ردیف	داده‌های واقعی	شبکه عصبی	ردیف	داده‌های واقعی	شبکه عصبی
۱	۰/۰۰	۰	۱۷	۰/۰۰	۰	۱	۱۹۵۷	۲۲۲۴/۵۴	۱۷	۳۳۰۰	۲۸۴۴/۵۶
۲	۰/۰۰	۰	۱۸	۰/۰۰	۱	۲	۲۱۴۴	۲۰۰۶/۵۶	۱۸	۱۴۸۹	۱۵۴۶/۸۴
۳	۱/۰۰	۱	۱۹	۱/۰۰	۱	۳	۸۶۷	۶۶۹/۹۲	۱۹	۱۸۰۰	۱۴۴۹/۷۷
۴	۱/۰۰	۱	۲۰	۰/۰۰	۱	۴	۶۳۴	۹۶۵/۶۷	۲۰	۲۷۰۰	۱۵۷۴/۰۳
۵	۰/۰۰	۰	۲۱	۱/۰۰	۱	۵	۲۷۰۸	۲۱۰۳/۹۸	۲۱	۱۳۳۱	۱۵۳۴/۷۱
۶	۰/۰۰	۰	۲۲	۱/۰۰	۱	۶	۱۶۰۰	۱۴۳۴/۳۴	۲۲	۱۳۴۴	۱۲۹۳/۱۲
۷	۱/۰۰	۱	۲۳	۱/۰۰	۰	۷	۵۳۸	۶۰۵/۷۳	۲۳	۲۳۰	۵۵۱/۶۶
۸	۱/۰۰	۱	۲۴	۱/۰۰	۱	۸	۱۲۳۵	۱۰۷۳/۹۲	۲۴	۱۶۲۹	۱۱۰۰/۲۷
۹	۰/۰۰	۰	۲۵	۱/۰۰	۱	۹	۳۲۳۰	۲۹۵۰/۰۱	۲۵	۱۹۶۵	۲۶۷۲/۶۴
۱۰	۰/۰۰	۰	۲۶	۰/۰۰	۱	۱۰	۳۰۷۴	۲۱۲۰/۷۷	۲۶	۲۶۳۹/۱۳	۲۱۳۵/۲۰
۱۱	۰/۰۰	۰	۲۷	۱/۰۰	۱	۱۱	۲۵۹۹	۳۵۷۱/۷۲	۲۷	۱۷۷۰	۱۸۶۰/۸۳
۱۲	۰/۰۰	۰	۲۸	۰/۰۰	۰	۱۲	۱۸۷۲	۱۸۳۱/۱۳	۲۸	۲۸۸۴	۲۴۸۴/۹۰
۱۳	۱/۰۰	۱	۲۹	۰/۰۰	۰	۱۳	۴۹۰	۵۲۲/۰۵	۲۹	۲۰۰۲	۲۴۰۹/۸۰
۱۴	۱/۰۰	۱	۳۰	۰/۰۰	۱	۱۴	۱۲۲۸	۱۱۵۵/۴۸	۳۰	۴۳۰۵	۳۸۷۱/۱۸
۱۵	۰/۰۰	۰	۳۱	۰/۰۰	۰	۱۵	۱۷۲۵	۱۶۸۵/۶۸	۳۱	۱۹۵۶/۳	۲۲۶۵/۱۴
۱۶	۱/۰۰	۱	۳۲	۱/۰۰	۱	۱۶	۱۳۹۶	۹۰۰/۸۲	۳۲	۱۱۸۰	۱۰۳۳/۷۴
صحیح			۲۷			ضریب تعیین (R^2)			٪ ۷۷/۶۱		
غلط			۵			عرض از مبدأ			۲۴۶/۰۵		
درصد برآورد صحیح			٪ ۸۴/۳۸			شیب			۰/۸۱۲		

مآخذ: محاسبات تحقیق

Archive of SID

www.SID.ir

نمودار(۲): مقایسه داده‌های مشاهده شده و پیش‌بینی شده با استفاده از شبکه‌های عصبی



مآخذ: محاسبات تحقیق

جدول (۹): وزن‌های متغیر بایاس و متغیرهای ورودی از لایه ورودی به لایه پنهان

	لایه پنهان ۱		Hidden Layer No.۱			
	Neuron 1	*Neuron* 2	*Neuron* 3	*Neuron* 4	*Neuron* 5	*Neuron* 6
Bias	-۳/۲۲۲۷	-۲/۹۵۱۹	۰/۳۵۶۶	۰/۷۰۲۲	۳/۲۸۱۲	۱/۲۱۷۲
X_{1kh}	۲/۵۷۹۹	-۰/۸۵۹۶	-۰/۱۴۲۳	-۳/۷۷۵۶	۰/۱۰۴۹	۱/۱۹۰۱
X_{1T}	-۰/۵۶۷۸	۰/۲۲۳۸	-۰/۰۲۳۱	۲/۰۱۷۵	-۰/۲۶۴۶	-۰/۵۶۳۷
X_{1B}	-۵/۶۱۷۹	-۱/۷۹۰۹	-۰/۵۷۴۲	۲/۵۸۰۶	-۰/۱۳۱۴	۱/۶۲۴۹
X_2	۱/۷۶۹۲	۲/۵۴۳۹	-۱/۲۵۱۶	۵/۴۱۱۷	-۰/۵۸۸۵	-۲/۳۰۷۶
X_3	-۳/۱۲۸۷	-۱/۹۰۴۷	-۰/۱۱۷۶	۱/۶۵۵۲	۰/۱۵۹۳	۱/۶۷۹۰
X_4	-۷/۴۳۱۶	-۱/۷۷۴۵	۱/۲۳۲۲	-۱/۸۷۶۴	۰/۲۳۷۸	۱/۳۶۴۸
X_5	-۰/۴۸۴۰	-۱/۷۳۰۹	۰/۲۲۵۶	-۲/۲۷۷۸	۰/۰۱۹۲	۲/۲۳۸۰
X_6	-۱/۰۳۰۲	-۲/۵۱۸۳	-۱/۲۱۸۰	-۲/۹۳۳۷	۴/۴۲۴۷	-۰/۹۱۷۳
X_7	۱/۷۵۳۰	۱/۵۶۲۷	-۱/۶۳۴۰	-۰/۳۵۱۸	-۰/۰۸۰۵	-۰/۸۶۰۲
X_8	-۳/۸۱۸۳	۰/۴۱۹۹	۰/۰۱۴۵	-۲/۲۶۹۸	۰/۳۰۱۹	-۰/۹۳۲۱
X_9	-۵/۳۳۷۹	-۴/۰۱۹۴	۰/۲۱۴۷	-۱/۲۰۰۶	۰/۱۰۸۴	۴/۹۹۵۱
X_{10}	-۱/۶۱۹۸	۰/۲۵۴۸	۲/۹۶۱۵	-۱/۲۶۴۳	-۰/۰۱۵۶	۰/۳۶۶۱

مآخذ: محاسبات تحقیق

Archive of SID

www.SID.ir

جدول (۱۰): وزن‌های متغیر بایاس و نرون‌های لایه پنهان از بایاس و لایه پنهان به لایه خروجی

		ظرفیت اعتباری	ریسک اعتباری
		Output 1	*Output* 2
Hidden Layer No.۱	*Bias*	-۱/۲۷۷۹	-۰/۱۷۸۹
	Neuron 1	۱/۳۱۸۸	-۰/۰۵۲۶
	Neuron 2	-۰/۲۰۷۹	۰/۸۲۹۲
	Neuron 3	۰/۰۱۲۰	-۰/۲۴۰۷
	Neuron 4	۱/۳۰۴۵	۰/۰۹۱۴
	Neuron 5	۰/۰۲۳۰	۰/۶۴۳۱
	Neuron 6	-۰/۰۰۳۷	۰/۸۲۸۰

مآخذ: محاسبات تحقیق

جدول(۱۱): مقایسه مقادیر به‌دست آمده از شبکه عصبی و مقادیر واقعیِ داده‌های آزمایش

ردیف	ریسک اعتباری مشتریان			ظرفیت اعتباری مشتریان		
	داده‌های واقعی	شبکه عصبی	رگرسیون لجستیک	داده‌های *واقعی*	*شبکه عصبی*	رگرسیون خطی
۱	۰/۰۰	۰	۰	۱۹۵۷	۲۲۲۴/۵۴	۲۶۹۷/۳۶
۲	۰/۰۰	۰	۰	۲۱۴۴	۲۰۰۶/۵۶	۳۴۲۵/۳۸
۳	۱/۰۰	۱	۱	۸۶۷	۶۶۹/۹۲	۹۵۴/۸۸
۴	۱/۰۰	۱	۱	۶۳۴	۹۶۵/۶۷	۱۲۱۷/۴۵
۵	۰/۰۰	۰	۰	۲۷۰۸	۲۱۰۳/۹۸	۲۹۲۶/۶۱
۶	۱/۰۰	۰	۱	۱۶۰۰	۱۴۳۴/۳۴	۳۰۵۲/۳۵
۷	۱/۰۰	۱	۱	۵۳۸	۶۰۵/۷۳	۹۵۵/۲۶
۸	۱/۰۰	۱	۱	۱۲۳۵	۱۰۷۳/۹۲	۶۲۶/۴۹
۹	۰/۰۰	۰	۰	۳۲۳۰	۲۹۵۰/۰۱	۲۴۲۲/۶۸
۱۰	۰/۰۰	۰	۰	۳۰۷۴	۲۱۲۰/۷۷	۴۷۲۶/۸۹
۱۱	۰/۰۰	۰	۰	۲۵۹۹	۳۵۷۱/۷۲	۲۹۴۶/۳۹
۱۲	۰/۰۰	۰	۰	۱۸۷۲	۱۸۳۱/۱۳	۲۴۰۳/۵۳
۱۳	۱/۰۰	۱	۱	۴۹۰	۵۲۲/۰۵	۱۶۷۵/۸۴
۱۴	۱/۰۰	۱	۱	۱۲۲۸	۱۱۵۵/۴۸	۶۱۳/۱۸
۱۵	۰/۰۰	۰	۰	۱۷۲۵	۱۶۸۵/۶۸	۳۲۸۶/۳۴
۱۶	۱/۰۰	۱	۱	۱۳۹۶	۹۰۰/۸۲	۱۶۳۹/۶۷
۱۷	۰	۰	۰	۳۳۰۰	۲۸۴۴/۵۶	۳۵۷۴/۰۹
۱۸	۱/۰۰	۱	۱	۱۴۸۹	۱۵۴۶/۸۴	۱۷۶۵/۰۲

Archive of SID

www.SID.ir

۱۹	۱/۰۰	۱	۱	۱۸۰۰	۱۴۴۹/۷۷	۱۶۵۸/۶۸
۲۰	۱/۰۰	۱	۱	۲۷۰۰	۱۵۷۴/۰۳	۱۴۱۰/۱۱
۲۱	۱/۰۰	۱	۱	۱۳۳۱	۱۵۳۴/۷۱	۱۵۶۱/۰۸
۲۲	۱/۰۰	۱	۱	۱۳۴۴	۱۲۹۳/۱۲	۵۲۷/۹۲
۲۳	۱/۰۰	۰	۱	۲۳۰	۵۵۱/۶۶	۱۶۷۱/۶۵
۲۴	۱/۰۰	۱	۱	۱۶۲۹	۱۱۰۰/۲۷	۱۹۰۲/۶۳
۲۵	۱/۰۰	۱	۱	۱۹۶۵	۲۶۷۲/۶۴	۱۷۵۲/۳۰
۲۶	۱/۰۰	۱	۱	۲۶۳۹/۱۳	۲۱۳۵/۲۰	۲۲۲۸/۵۷
۲۷	۱/۰۰	۱	۱	۱۷۷۰	۱۸۶۰/۸۳	۱۷۰۵/۷۹
۲۸	۱/۰۰	۰	۱	۲۸۸۴	۲۴۸۴/۹۰	۱۴۲۰/۰۳
۲۹	۰	۰	۰	۲۰۰۲	۲۴۰۹/۸۰	۳۴۹۰/۷۸
۳۰	۱/۰۰	۱	۱	۴۳۰۵	۳۸۷۱/۱۸	۱۰۸۰/۹۲
۳۱	۱/۰۰	۰	۱	۱۹۵۶/۳	۲۲۶۵/۱۴	۱۹۰۴/۷۵
۳۲	۱/۰۰	۱	۱	۱۱۸۰	۱۰۳۳/۷۴	۱۳۱۷/۷۱
صحیح		۲۷	۲۵	ضریب تعیین	٪ ۷۷/۶۱	٪ ۱۹/۲۷
غلط		۵	۷	عرض از مبدأ	۲۴۶/۰۵	۱۱۲۲/۱۰
درصد برآورد صحیح		٪ ۸۴/۳۸	٪ ۷۸/۱۳	شیب	۰/۸۱۲	۰/۴۷۸۶
مآخذ: محاسبات تحقیق						

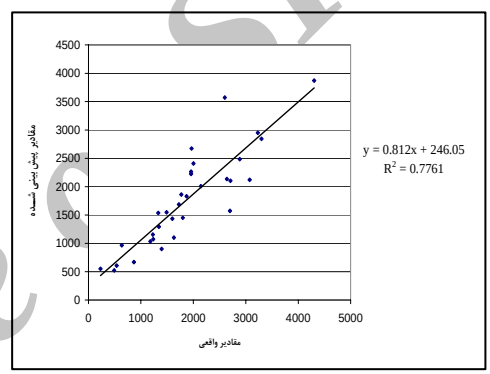
جدول فوق ظرفیت اعتباری و ریسک اعتباری برآورد شده مشتریان را بر اساس مدل‌های کلاسیک و مدل‌های شبکه عصبی نشان می‌دهد. در این جدول مقادیر واقعی تسهیلات دریافتی مشتریان به همراه برآوردهای حاصل از شبکه عصبی و رگرسیون خطی آورده شده است. همان‌طور که ملاحظه می‌شود شبکه عصبی، خطای کمتری را نسبت به مدل رگرسیون خطی نشان می‌دهد. بنابراین می‌توان نتیجه گرفت که کارایی شبکه‌های عصبی نسبت به رگرسیون خطی در برازش ظرفیت اعتباری بیشتر است. نمودارهای (۳) و (۴) به وضوح قابلیت بیشتر شبکه‌های عصبی را نسبت به مدل رگرسیون خطی نشان می‌دهد. در این نمودار هم‌چنان‌که ملاحظه می‌شود، شیب نمودار شبکه عصبی (۰/۸۱۲) نسبت به رگرسیون خطی (۰/۴۷۸۶) به یک نزدیک‌تر است و حتی عرض از مبدأ نمودار در مدل شبکه عصبی به صفر نزدیک‌تر است و این بیانگر کارائی بالای شبکه‌های عصبی نسبت به رگرسیون خطی است. ضریب تعیین ۷۷/۶۱ درصدی شبکه‌های عصبی در مقابل ضریب تعیین ۱۹/۲۷ درصدی رگرسیون لجستیک نیز نشانگر توانایی بسیار زیاد

Archive of SID

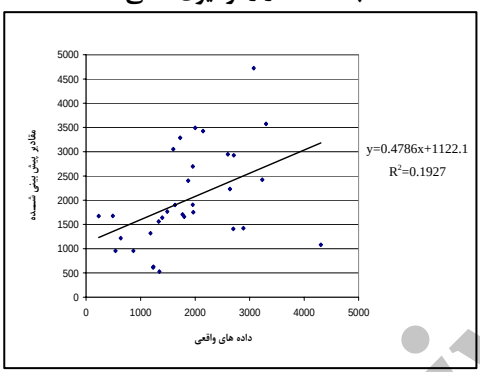
www.SID.ir

شبکه‌های عصبی در پیش‌بینی ظرفیت اعتباری در مقابل مدل رگرسیون خطی است. اما شبکه‌های عصبی با ضریب تعیین ۸۴/۳۸ درصدی و مدل رگرسیون لجستیک با ضریب تعیین ۷۸/۱۳ درصدی برای ریسک اعتباری توانسته‌اند ریسک اعتباری مشتریان را به خوبی برازش کنند و تقریباً نزدیک ۸۰ درصد مشاهدات را توضیح دهند. با توجه به اینکه اختلاف فاحشی بین رگرسیون لجستیک و شبکه‌های عصبی مشاهده نمی‌شود، می‌توان گفت که رگرسیون لجستیک و شبکه‌های عصبی تقریباً کارایی مشابهی دارند.

نمودار(۳): مقایسه داده‌های واقعی و پیش‌بینی شده با استفاده از شبکه‌های عصبی



نمودار(۴): مقایسه داده‌های مشاهده شده و پیش‌بینی شده با استفاده از رگرسیون خطی



مآخذ: محاسبات تحقیق

جمع بندی

در تحقیقات به عمل آمده استفاده از مدل رگرسیون لجستیک در زمینه ریسک اعتباری بیانگر کارایی بالای این مدل در برآورد ریسک مشتریان بوده است. نتایج به‌دست آمده در این تحقیق نیز گواهی بر این موضوع است. مقایسه این مدل با مدل شبکه‌های عصبی می‌تواند معیار خوبی برای بررسی کارایی شبکه‌های عصبی باشد. در مباحث قبلی ضریب تعیین برای داده‌های آزمون درمدل شبکه‌های عصبی و رگرسیون لجستیک به ترتیب ۸۴/۳۸ ٪ و ۷۸/۱۳ ٪ به‌دست آمد که هر دو مدل تقریباً توانسته‌اند در حدود ۸۰ درصد مشاهدات را برآورد کنند. با وجود اینکه ضریب تعیین مدل شبکه‌های عصبی بیشتر از مدل رگرسیون است، ولی اختلاف فاحشی نسبت به همدیگر ندارند. بنابراین، می‌توان گفت که هر دو مدل تقریباً دارای کارایی مشابهی هستند. اما مدل رگرسیون خطی با ضریب تعیین ۱۹/۲۷، عرض از مبدأ ۱۱۲۲/۱۰ و شیب ۰/۴۷۸۶ نتوانسته در برآورد ظرفیت اعتباری نتایج مطلوبی ارائه دهد. در حالی که شبکه‌های عصبی با شیب نزدیک به یک و عرض از

Archive of SID
www.SID.ir

مبدأ نزدیک به مبدأ مختصات و ضریب تعیین بالای ۷۷ درصد در برآورد ظرفیت اعتباری کارایی بالایی را نشان داده است. بنابراین می توان نتیجه گرفت که شبکه‌های عصبی نسبت به مدل رگرسیون خطی از کارایی بالایی برخوردار است.

در مجموع آنچه نتیجه گرفته می‌شود این است که می‌توان مدلی برای ریسک و ظرفیت اعتباری مشتریان با استفاده از شبکه‌های عصبی طراحی کرد که نسبت به سایر مدل‌های کلاسیک کارایی خوبی داشته باشد.

References

[1] Altman, E.I. (1968). Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy, Vol. 22.

[2] Altman, E.I., R.B. Avery, R.A. Eisenbeis and J.F. Sinky. (1980). Application of Classification Techniques in Business, Banking, and Finance. *JAI Press Inc*.

[3] Basel Committee on Banking Supervision (Sep. 2000), p. 107.

[4] Beaver, W. (1967). Financial Ratio as Predictor of Failures. *Journal of Accounting Research 4.*

[5] Deakins, E. B. (1972). A Discriminate Analysis of Predicators of Business Failure. *Journal of Accounting Research* Vol. 10, Pp.169-179

[6] Derakhshan, M. (1994). Econometrics (Single Equations with the Classical Assumptions). *The Organization for Researching and Composing University Textbooks in the Humanities (Samt),* Vol.1.

[7] Donald O. Hebb. (1949)."He Organization of Behavior". *Wiley, N. Y.*

[8] Fallahi M., H. Khalozadeh, H. Hamidi and S. Alamdari. (2007). Nonlinear Modeling and Forecasting of Tax Revenues in Iran Economy: an Application of Neural Network. *Tahgigate Eghtesadi*, Vol.77, Pp. 144-167(in Persian).

[9] Frank Rosenblatt. (1958). The Perceptron: A Probabilistic Model for Information Storage and Organization in the Brain. *Psychological Review*, Vol. 65, Pp.

[10] Hosmer W., David, Stanly Lemeshow. (1989). Applied Logistic Regression. *John Willey & Sons.*

[11] Kim, Y. S. and S. Y. Sohn. (2004). Managing Loan Customers by Using Misclassification Patterns of Credit Scoring Model. *Expert Systems with Applications*, 26, 567-573.

[12] Komijani A. and J. Saadatfar. (2006). Application of Neural Network in Forecasting Bankruptcy Tehran Exchange Market Companies. *Jostarhaye Eghtesadi*; Vol.6, Pp.11-44(in Persian).

[13] Malhotra, R. and D. K. Malhotra. (2003). Evaluating Consumer Loans by Using Neural Networks. *Omega*, 31, 83-96.

[14] Mansouri, A. and Adel Azar. (2001). Designing the Effective Model of

Archive of SID

www.SID.ir

Allocating Banking Facilities: Neural Network, Logistic and Liner Regression Approach. *Journal of Tarbiat Modares-fall, Tehran,* Pp. 133-135(in Persian).

[15] McCulloch, W. and W. Pitts. (1943). A Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity. *Bulletined of Mathematical Biophysics*, Vol. 5.

[16] Menhaj, M. B. (1999). Essential of Neural Network. *Amir Kabir University, prof. Hesabi Publication,* Pp. 602-605.

[17] Moshiri S. and H. Morovat. (2006). Chaotic Process in The Tehran Stock Price Index. *Quarterly Iranian Economic Research*, Vol. 25, Pp. 47-64(in Persian).

[18] Moshiri S. and H. Morovat. (2007). Forecasting Total Returns Index of Tehran Stock Price Through Liner and Non-Liner Models. *Pajoheshhaye Bazargani*, Vol. 41, Pp. 245-275(in Persian).

[19] Mottavaseli M. and B. Taleb Kashefi. (2006). Comparative Study of Neural Network Analysis and Technical Analysis Method for Forecasting Tehran Exchange Share Prices. *Mahname Mofid*, Vol. 54, Pp. 57-82(in Persian).

[20] Najafi B. and M.H. Tarazkar. (2006). Forecasting the Export of Iranian Pistachio: an Application of Neural Network. *Pajoheshname Bazargani*; Vol.39, Pp.191-214(in Persian).

[21] Nilsaz H., A. Rasekh, A. Assare and H. Sinaiee. (2007). Using Neural Networks to Classify the Personal Loan Applicants. *Quarterly Iranian Economic Research*, Vol.32, Pp. 85-109(in Persian).

[22] Pinches, G. E. and K. A. Mingo. (1973). A Multivariate Analysis of Industrial Bond Ratings. *Journal of Finance*, Vol. 28, No. 1.

[23] Rajabzadeh A., B. Mirzaie and P. Ahmadi. (2009). Designing Synthetic Intelligent System of Credit Scoring of Banking Customers by Synthetic Fuzzy Logic Models. *Pajoheshname Bazargani*, Vol.53, Pp.159-201(in Persian).

[24] Refenes, A. N., A. D. Zapranis and G. Francis. (1993). Neural Network Applications in Financial Asset Management. *Journal of Neural Computing Applications*, Vol. 1 No. 1.

[25] Rumelhart, D. E, G. E. Hintom and R. J. Williams. (1986). Learning Internal Representation by Error Propagation. *In Rulhart, D. E. (ED).*

[26] Surkan, A. and J. Singleton. (1990). Neural Networks for Bond Rating Improved by Multiple Hidden Layers. *Proceedings of the 1990 International Joint Conference on Neural Networks*, Vol.4, Pp. 157-162.

[27] Teo Kohenen. (1972). Correlation Matrix Memories. *IEEE Trance on Comp*., Vol. 21.

[28] Ward System Group (WSG). (1995). Neuroshell 2. Users Guide. *Frederic, MD*, P.101

Archive of SID

www.SID.ir