Archive of SID

فصلنامه پژوهش‌های اقتصادی ایران/ سال نهم/ شماره ۳۲/ پاییز ۱۳۸۶/ صفحات ۸۵-۱۰۹

کاربرد شبکه‌های عصبی در رتبه‌بندی اعتباری فروش اقساطی متقاضیان وام[۱]

حمید نیلساز[*]
دکتر عبدالرحمن راسخ[**]
دکتر علیرضا عصاره[***]
دکتر حسنعلی سینایی[****]

تاریخ ارسال: ۱۳۸۵/۹/۱ تاریخ پذیرش: ۱۳۸۶/۹/۲۷

چکیده

روش‌های سنتی تصمیم گیری در مورد اعطای اعتبار به متقاضیان وام، همانند آنچه که اکنون در کشور ما انجام می‌گیرد، بر پایه قضاوت شخصی در مورد خطر عدم باز پرداخت استوار است. با این وجود، فشارهای اقتصادی ناشی از افزایش تقاضا برای شکل‌های مختلف اعتبار، در کنار رقابت‌های تجاری گسترده و تلاش موسسات مالی و بانک‌ها برای پایین آوردن در صد عدم باز پرداخت، موجب افزایش به‌کارگیری روش‌های آماری در زمینهٔ اعطای اعتبار شده است. رتبه‌بندی اعتباری به منظور پیش‌بینی احتمال کوتاهی در بازپرداخت و یا عدم باز پرداخت و یا معادل آن برای طبقه‌بندی متقاضیان اعتبار به دو گروه ریسک خوب و ریسک بد مورد استفاده قرار می‌گیرد. از جمله مزایای این روش می‌توان به صرفه جویی در زمان، صرفه جویی در هزینه، حذف قضاوت‌های شخصی و

۱. مقاله حاضر، برگرفته از پایان‌نامه کارشناسی ارشد نگارنده اول در گروه آمار دانشگاه شهید چمران اهواز است.

[*] مربی دانشگاه آزاد اسلامی ماهشهر
E-mail:Hamid_Nilsaz@yahoo.com
[**] دانشیار گروه آمار دانشگاه شهید چمران اهواز
E-mail:Rasekh_a@scu.ac.ir
[***] استادیار گروه کامپیوتر دانشگاه شهید چمران اهواز
E-mail:Alireza.osareh@scu.ac.ir
[****] استادیار گروه مدیریت دانشگاه شهید چمران اهواز
E-mail:Ha_Sinaei@yahoo.com

www.SID.ir

Archive of SID

افزایش دقت در ارزیابی متقاضیان وام اشاره کرد. روش‌های آماری مختلفی از جمله آنالیز ممیزی، رگرسیون لجستیک، روشهای هموارسازی نا پارامتری وشبکه های عصبی در زمینه رتبه‌بندی اعتباری مورد استفاده قرار گرفته‌اند. در این میان، "شبکه‌های عصبی" به دلیل انعطاف پذیری بالاتر، در سال‌های اخیر بیشتر مورد توجه قرار گرفته‌اند. در این مقاله، یک مدل شبکه عصبی برای طبقه‌بندی متقاضیان دریافت وام فروش اقساطی ارائه و سپس عملکرد این مدل را با دو مدل آماری آنالیز ممیزی و رگرسیون لجستیک مقایسه می‌کنیم. نتایج حاصل از این مقایسه نشان می دهد که مدل شبکه عصبی در مقایسه با سایر مدل‌های مورد مطالعه، از کارایی و دقت بالاتری برخوردار است.

طبقه‌بندی JEL : C45 و H81

واژگان کلیدی: رتبه‌بندی اعتباری، مدل رتبه‌بندی، شبکه عصبی،آنالیز ممیزی، رگرسیون لجستیک.

www.SID.ir

Archive of SID

مقدمه

با توجه به روند توسعه و پویایی صنعت اعتبار، امروزه این صنعت نقش مهمی در اقتصاد کشورها یافته است. اگر چه افزایش تقاضای اعتبار، افزایش رقابت و به‌وجود آمدن کانال‌های جدید در فضای اقتصاد نوین، فرصت‌های جدیدی برای مؤسسات اعتبار دهنده به‌وجود آورده است، اما از طرفی آنها را نیازمند ابزارها و روش‌های جدیدی نیز نموده است. این مسئله مؤسسات مزبور را به سمت تجدید نظر، توانمندسازی و ورود فن‌آوری‌های جدید در فرایند مدیریت اعتبار سوق داده است.

مدل‌های رتبه بندی اعتباری، یکی از مهم‌ترین و اساسی‌ترین سیستم‌های تصمیم‌گیری هستند که بخش عمده‌ای از اطلاعات مورد نیاز مؤسسات اعتباردهنده در مدیریت اعتبار را فراهم می‌کنند. هدف مدل‌های رتبه‌بندی اعتباری، پیش‌بینی احتمال عدم بازپرداخت اعتبار از سوی مشتری و یا طبقه‌بندی متقاضیان اعتبار به دو گروه خوب و بد است. به عبارت دیگر، رتبه‌بندی اعتباری مجموعه‌ای از مدل‌های تصمیم‌گیری و روش‌های مرتبط با آنهاست که به اعتبار دهندگان در اعطای اعتبار به مشتریان کمک می‌کند. یک قرض‌دهنده می‌بایست دو نوع تصمیم بگیرد: اول اینکه آیا به یک متقاضی جدید اعتبار بدهد یا نه، و دوم اینکه با مشتریان موجود چگونه رفتار کند. روش‌هایی که در مورد اول تصمیم‌گیری می‌کنند، رتبه‌بندی اعتباری نامیده می‌شوند؛ در حالی که روش‌هایی که در مورد مشتریان موجود تصمیم‌گیری می‌کنند، رتبه‌بندی رفتاری[1] نامیده می‌شوند. (توماس[2]، ۲۰۰۲)

روش‌های آماری مختلفی در زمینه رتبه‌بندی اعتباری مورد استفاده قرارگرفته‌اند. این مدل‌های آماری را علاوه بر مدل‌های رتبه‌بندی، طبقه‌بندی‌کننده[3] و یا کارت امتیاز [4] نیز می‌نامند. از این مدل‌ها برای پیش‌بینی احتمال کوتاهی و یا عدم بازپرداخت وام توسط فرد متقاضی و یا دریافت کننده وام استفاده می‌شود.

اطلاعات مورد نیاز برای ساختن چنین مدل‌هایی از طریق فرم‌های تقاضا و یا از اطلاعات پیشین مشتریان به‌دست می‌آید. اطلاعاتی مانند درآمد ماهیانه، بدهی‌های عمده، دارایی‌های مالی، مدت زمان اشتغال به کار، کوتاهی یا عدم کوتاهی مشتری در مورد وام‌های قبلی وی، نوع حساب‌های بانکی و وضعیت مسکن مشتری، همگی فاکتورهایی هستند که می‌توانند در نهایت، در ارزیابی مشتری و یا در مدل اعتباری مورد استفاده قرار گیرند. سپس با استفاده از تجزیه و تحلیل‌های آماری رابطه‌ی بین عملکرد وام با این متغیرها مورد بررسی قرار می‌گیرد تا دریابیم که کدام ترکیب از متغیرها می‌توانند

1.Behavioral Scoring
2.Thomas
3.Classifier
4.Score Card

www.SID.ir

Archive of SID

بهترین پیش‌بینی را در مورد احتمال کوتاهی و یا عدم بازپرداخت ارائه دهند و به هر کدام از این متغیرها چه وزنی باید داده شود. پس طبیعی به‌نظر می‌رسد که تعدادی از متغیرهایی که در ابتدا با آنها سر و کار داشته‌ایم در مدل نهایی مورد استفاده قرار نگیرند. در رتبه‌بندی اعتباری به این متغیرها پیش‌بینی‌کننده یا صفت و مقادیری را که این متغیرها به خود اختصاص می‌دهند، ویژگی[1] می‌گویند. روش‌های آماری، متعارف‌ترین و پرکاربردترین روش‌ها برای ساختن کارت‌های امتیاز یا مدل‌های رتبه‌بندی هستند. در ابتدا آنالیز ممیزی و رگرسیون، تنها مدل‌هایی بودند که در زمینه رتبه‌بندی اعتباری استفاده می‌شدند. اولین مقاله منتشر شده در مورد استفاده از آنالیز ممیزی در رتبه‌بندی اعتباری مربوط به دوراند (۱۹۴۱) است که نشان داد این روش یک پیش‌بینی خوب درمورد بازپرداخت اعتبار ارائه می‌دهد. مایرز و فورگی[2] در مقاله خود به مقایسه دقت آنالیز ممیزی و رگرسیون در رتبه‌بندی اعتباری پرداختند. اورگلر[3] از رگرسیون برای رتبه‌بندی متقاضیان وام‌های تجاری استفاده کرد. ویگینتون[4] برای اولین بار از رگرسیون لجستیک در زمینه رتبه‌بندی اعتباری استفاده کرد. او مدل رگرسیون لجستیک را با آنالیز ممیزی مقایسه کرد و نتیجه گرفت که رگرسیون لجستیک، برتر از آنالیز ممیزی است. گرابلوسکی و تالی[5] از آنالیز ممیزی و مدل پروبیت برای رتبه‌بندی متقاضیان یک فروشگاه زنجیره‌ای بزرگ در آمریکا استفاده کردند. از دیگر روش‌های آماری که در زمینه رتبه‌بندی اعتباری مورد استفاده قرار گرفته‌اند، می‌توان از روش‌های هموارسازی ناپارامتری نام برد. هنلی و هند[6] از روش نزدیک‌ترین همسایگی‌ها برای رتبه‌بندی متقاضیان دریافت وام مسکن استفاده کرد. هنلی و هند (۱۹۹۷) در یک مطالعه جامع، دقت چهار روش مختلف در رتبه‌بندی را با استفاده از داده‌های مربوط به یک شرکت فروش پستی بزرگ، مقایسه کردند. آنها در تحقیق خود از چهار روش رگرسیون خطی، رگرسیون لجستیک، نزدیک‌ترین همسایگی و درخت تصمیم استفاده کردند. نتیجه تحقیق این بود که روش نزدیک‌ترین همسایگی نسبت به سه روش دیگر عملکرد بهتری دارد و رگرسیون لجستیک، رگرسیون خطی، و درخت تصمیم از نظر دقت طبقه‌بندی در رده‌های بعدی قرار می‌گیرند.

از زمانی‌که سیستم‌های هوش مصنوعی نظیر شبکه‌های عصبی مصنوعی، الگوریتم‌های ژنتیک و سیستم‌های خبره[7] طراحی و معرفی شدند، استفاده از آنها در تحقیقات مالی و رتبه‌بندی اعتباری مرسوم گشته و به سرعت در حال گسترش و نوآوری است. از جمله مقالاتی که در آنها از سیستم‌های

1.Attribute
2.Myers & Forgy,1963
3.Orgler,1970
4.Wiginton,1980
5.Grabllowsky & Talley,1981
6.Henley & Hand,1986
7.Expert Systems

www.SID.ir

Archive of SID

خبره در رتبه‌بندی اعتباری استفاده شده است، می‌توان به داویس[۱] و لئونارد[۲] اشاره کرد. به طور مثال، از کاربرد الگوریتم‌های ژنتیک در رتبه‌بندی اعتباری می‌توان به مقاله شین و لی[۳] اشاره کرد که صورت‌های مالی حسابرسی شده ۵۲۸ شرکت صنعتی را برای تخمین احتمال ورشکستگی مورد استفاده قرار دادند. نتایج نشان داد که مدل، به‌طور متوسط در ۸۰ درصد موارد قابلیت پیش‌بینی صحیح دارد.

در مورد کاربرد شبکه‌های عصبی در رتبه‌بندی اعتباری، مقالات متعددی وجود دارد. وست[۴] به مقایسه دقت طبقه‌بندی پنج مدل شبکه عصبیMLP[۵]، RBF[۶]، LVQ[۷]، FAR[۸]، MOE[۹] و چهار مدل آماری رگرسیون لجستیک، نزدیک‌ترین همسایگی‌ها، آنالیز ممیزی و چگالی کرنل پرداخته است. در این میان مدل‌های MOE، RBF، MLP به‌عنوان مدل‌های برتر انتخاب شده‌اند.

مالهترا و مالهترا[۱۰] از یک مدل شبکه عصبی پرسپترون چندلایه برای طبقه‌بندی مشتریان ۱۲ مؤسسه 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. کیم وسون[۱۱] در مقاله خود از یک روش شبکه عصبی برای طبقه‌بندی متقاضیان وام استفاده کردند. در نهایت، مدل، دقت کلی معادل ۸۴-۷۱ درصد در داده‌های فراگیری و ۸۴-۶۹ درصد در داده‌های آزمایشی را به‌دست 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. فلاحی و همکاران (۱۳۸۵) کاربرد شبکه های عصبی مصنوعی را در پیش بینی درآمدهای مالیات بر مشاغل در اقتصاد ایران مطالعه کردند. مشیری و مروت (۱۳۸۴) شبکه عصبی مصنوعی را به منظور بررسی وجود فرایند آشوبی در شاخص بازدهی کل قیمت سهام بازار بورس تهران به کار بردند. علاوه برآن مشیری و مروت (۱۳۸۵) مدل‌های شبکه عصبی را به منظور پیش بینی شاخص کل بازدهی سهام تهران بکار بردند و نشان دادند که مدل شبکه عصبی در پیش‌بینی شاخص

1.Davis,1987
2.Leonard,1993
3.Shin & Lee,2002
4.West,2000
5.Multi Layer Perceptron
6.Radial Basis Function
7.Learning Vector Quantization
8.Fuzzy Adaptive Resonance
9. Mixture of Experts
10.Malhotra, R & Malhotra, D.K,2003
11.Kim & Sohn,2004

www.SID.ir

Archive of SID

روزانه و هفتگی بازدهی سهام تهران عملکرد بهتری نسبت به برخی مدل های سری زمانی دارد. نجفی و طرازکار (۱۳۸۵) به نیز از شبکه عصبی به منظور پیش بینی میزان صادرات پسته ایران استفاده کردند.

کمیجانی و سعادت فر (۱۳۸۵) به کاربرد مدلهای شبکه عصبی در پیش‌بینی ورشکستگی اقتصادی شرکتهای بازار بورس پرداختند و متوسلی و طالب کاشفی (۱۳۸۵) نیز کاربرد پذیری پیش بینی قیمت سهام به وسیله شاخص های تحلیل تکنیکی با استفاده از شبکه‌های عصبی را بررسی نمودند. عباس پور و امین ناصری (۱۳۸۴) قیمت سهام شرکت ایران خودرو را به کمک شبکه های عصبی پیش بینی کردند. سرانجام از جمله دیگر مطالعات انجام شده می‌توان به مقاله مهدوی و بهمنش محمدرضا (۱۳۸۴) اشاره نمود که در آن به طراحی مدل پیش‌بینی قیمت سهام شرکتهای سرمایه گذاری با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی پرداخته‌اند.

در این مقاله، یک مدل شبکه عصبی برای رتبه بندی متقاضیان وام فروش اقساطی از یکی از شعب بانک را پیشنهاد نموده و این مدل را با برخی مدل‌های دیگر آماری مقایسه می‌کنیم. بدین منظور در بخش بعد به معرفی داده‌های گردآوری شده پرداخته و متغیرهای مورد استفاده را معرفی و در مورد چگونگی انتخاب متغیرهای مهم بحث می‌کنیم.

۱. معرفی داده‌ها و روش جمع‌آوری آنها

جامعه آماری مورد مطالعه در این تحقیق شامل متقاضیان دریافت وام‌های فروش اقساطی در یکی از شعبه‌های بانک است. از آنجا که برای طراحی یک مدل رتبه‌بندی رفتاری، نیازمند به داشتن اطلاعاتی در زمینه رفتار بازپرداختی مشتریان هستیم، بنابراین از میان متقاضیان دریافت وام‌های فروش اقساطی تنها آن‌دسته از مشتریان که با درخواست وام آنها موافقت شده و مدتی از زمان دریافت وام از سوی آنها گذشته است، انتخاب و اطلاعات مورد نیاز در مورد آنها جمع‌آوری شده است.

در این تحقیق، برای انتخاب نمونه، از روش نمونه‌گیری سیستماتیک دوری (ککران[1]) استفاده شده است. با توجه به محدودیت‌ها و موانع موجود بر سر راه جمع‌آوری اطلاعات و همچنین محرمانه بودن اطلاعات، یک نمونه به حجم ۵۰۰ از میان دریافت‌کنندگان وام‌های فروش اقساطی انتخاب و اطلاعات مورد نیاز آنها، جمع‌آوری شده است. البته به‌دلیل محرمانه بودن اطلاعات مشتریان بانک و لزوم حفظ امانت، در جمع‌آوری اطلاعات از ثبت اطلاعاتی نظیر نام، نام خانوادگی، نشانی، شماره تلفن و حتی شماره حساب مشتریان بانک خودداری شده است.

در انتخاب صفات و متغیرها و کلاس‌بندی آنها، پرسشنامه‌ای را مبنای کار خود قرار داده‌ایم. که توسط پروفسور هنس هافمن[2]، استاد دانشگاه هامبورگ آلمان و با هدف ارزیابی متقاضیان وام‌های

1.Cochran,1997
2.Hans Hofmann,1997

www.SID.ir

Archive of SID

شخصی طراحی شده است. چارچوب این پرسشنامه و حتی داده‌های جمع‌آوری شده در آن، پیش از این به دفعات در زمینه طراحی مدل‌های رتبه‌بندی، بررسی عملکرد این مدل‌ها و مقایسه دقت روش‌های مختلف طبقه‌بندی در رتبه‌بندی اعتباری، مورد استفاده قرار گرفته است که از آن جمله می‌توان به مقالاتی چون وست (۲۰۰۰)، پاردس و ویدال[1]، لی و همکاران (۲۰۰۲) و کیم و سون (۲۰۰۴) اشاره کرد.

از سوی دیگر، اغلب بانک‌ها در ایران به منظور ارزیابی اعتبار متقاضیان انواع وام، پرسشنامه‌هایی را تنظیم و در اختیار متقاضیان قرار می‌دهند. این پرسشنامه‌ها دارای شباهت قابل توجهی (پس از بومی سازی و مطابقت با شرایط ایران) با پرسشنامه پیشنهادی هنس هافمن می‌باشند همچنین اعتبار علمی این پرسشنامه‌ها و نقش تحلیلی و اهمیت متغیرهای مورد استفاده در توضیح وضعیت اعتباری در مقالات مختلف از جمله آوری و همکاران[2] مورد بررسی قرار گرفته است و لذا به منظور حفظ اختصار از ذکر مجدد آنها در این مقاله خودداری شده است. متغیرهای مورد استفاده در این مطالعه عبارتند از: وضعیت اعتباری(متغیر پاسخ)، سن متقاضی(برحسب سال)، جنسیت و وضعیت تأهل، اموال و دارایی‌ها، شغل مشتری، مدت زمان اشتغال به‌کار، وضعیت مسکن، مدت زمان سکونت در آدرس فعلی (بر حسب سال)، موجودی حساب جاری، میزان وام دریافتی، هدف از دریافت وام، میزان موجودی حساب پس‌انداز، سابقه اعتباری مشتری و مدت زمان ارتباط با بانک. مبنای محاسبه مدت زمان ارتباط با بانک فاصله زمانی بین افتتاح حساب مشتری در بانک تا زمان دریافت وام از سوی مشتری می‌باشد. برخی از متغیرها به‌صورت کمّی و برخی دیگر به‌صورت رسته‌ای استفاده شده‌اند. متغیرهای رسته‌ای مورد استفاده در این مقاله و رسته‌های آنها در جدول ۱ نشان داده شده است.

1.Paredes & Vidal,2000
2.Avery and etal,2004

www.SID.ir

Archive of SID

جدول- ۱. متغیرهای رسته‌ای مورد استفاده در مدل رتبه‌بندی متقاضیان دریافت وام‌های فروش اقساطی

نام متغیر و رسته‌ها		نام متغیر و رسته‌ها		نام متغیر و رسته‌ها	
وضعیت اعتباری		**شغل مشتری**		**سابقه اعتباری**	
خوب	۱	بیکار یا فاقد مهارت	۱	اعتبار دریافت نکرده	۱
بد	۲	غیر متخصص	۲	همه اعتبارات به موقع باز پرداخت شده	۲
جنسیت و وضعیت تاهل		مشاغل دولتی یا اداری یا مهارتی	۳	اعتبارات موجود تاکنون بازپرداخت شده	۳
زن، مجرد	۱	مدیر، عضو هیئت رئیسه، مشاغل بالا	۴	درگذشته تأخیر در بازپرداخت داشته	۴
زن، متاهل	۲	**وضعیت مسکن**		وضعیت اعتباری بد و یا چک برگشتی	۵
مرد، مجرد	۳	شخصی	۱	**اموال و دارایی ها**	
مرد، متاهل	۴	استیجاری	۲	املاک و مستقلات تجاری و مسکونی	۱
مدت زمان اشتغال به کار		سایر موارد	۳	فقط منزل مسکونی	۲
بیکار	۱	**موجودی حساب پس انداز**		اتومبیل و سایر دارایی های منقول	۳
کمتر از ۱ سال	۲	کمتر از ۲ میلیون تومان	۱	فاقد دارایی یا نا مشخص	۴
۱ تا ۴ سال	۳	۲ تا ۵ میلیون تومان	۲	**موجودی حساب جاری**	
۴تا۷ سال	۴	۵ تا ۱۰ میلیون تومان	۳	کمتر از ۲۰۰ هزار تومان	۱
بیش از ۷ سال	۵	۱۰ تا ۱۰۰ میلیون تومان	۴	۲۰۰ هزار تا یک میلیون تومان	۲
هدف از دریافت وام		بیش از ۱۰۰ میلیون تومان	۵	بیش از یک میلیون تومان	۳
مصارف شخصی	۱	نامشخص یا فاقد حساب پس انداز	۶	نامشخص یا فاقد حساب جاری	۴
مصارف تجاری(کسب و کار)	۲				

متغیر وضعیت اعتباری با دو سطح خوب و بد مشخص شده است. از میان دریافت‌کنندگان وام، افراد دارای بیش از سه قسط معوق به عنوان بد اعتبار و سایر مشتریان به عنوان خوش اعتبار طبقه‌بندی شده‌اند. سایر متغیرها به‌عنوان متغیرهای مستقل در نظر گرفته شده‌اند. بدیهی است تعدادی از این متغیرهای مستقل، پیش‌بینی‌کننده‌های خوبی درباره وضعیت بازپرداختی مشتری نیستند و باید از مدل رتبه‌بندی کنار گذاشته شوند.

با توجه به‌دو حالتی بودن متغیر پاسخ، برای انتخاب متغیرهای مستقل دارای رابطه معنی‌دار با وضعیت اعتباری متقاضیان، از رگرسیون لجستیک و روش انتخاب پس‌رو استفاده شده است (لایتینن[1]). در هر مرحله از تحلیل رگرسیونی، اگر مقدار سطح معنی‌داری در آزمون ضریب متناظر با یک متغیر، از

1.Laitinen,1991

www.SID.ir

Archive of SID

مقدار ۰/۱ بیشتر باشد، متغیر از مدل خارج می‌شود.[۱] جدول ۲ نتایج مدل نهایی رگرسیون لجستیک را به همراه برآورد ضرایب رگرسیونی، انحراف استاندارد ضرایب، مقادیر آماره والد[۲] و سطح معنی‌داری برای متغیرهای معنی‌دار نشان می‌دهد. سایر متغیرها به‌دلیل معنی‌دار نشدن از مدل حذف گردیده‌اند. ردیف آخر جدول ۲ نیز مقدار آماره انحراف[۳] (DEV=۵۶۵/۹۴) و سطح معنی‌دار بودن رابطه بین متغیر وابسته(وضعیت اعتباری) با متغیرهای مستقل را در مدل نهایی نشان می‌دهد. لازم به توضیح است که آماره انحراف با توزیع کای دو با هفت درجه آزادی مقایسه می‌شود.

جدول–۲. نتایج مربوط به رگرسیون لجستیک برای متغیرهای معنی دار در مدل

نام متغیر	ضرایب	انحراف استاندارد	آماره والد	p-value
موجودی حساب‌جاری	-۰/۶۰۱	۰/۰۸۹	۴۵/۷۱	<۰/۰۰۱
پیشینه اعتباری	-۰/۲۷۳	۰/۰۹۷	۷/۰۶	۰/۰۰۵
مدت ارتباط با بانک	۰/۰۲۴	۰/۰۰۹	۷/۸۹	۰/۰۰۸
اموال و دارایی‌ها	۰/۲۶۶	۰/۱۰۳	۵/۹۰	۰/۰۱۰
موجودی‌حساب پس‌انداز	۰/۱۶۵	۰/۰۶۸	۳/۵۸	۰/۰۱۵
جنسیت و وضعیت تأهل	-۰/۲۶۳	۰/۱۰۳	۶/۶۰	۰/۰۵۱
مدت زمان اشتغال به‌کار	-۰/۱۲۷	۰/۰۸۷	۳/۸۰	۰/۰۸۱
آماره انحراف	$P-value=۰/۰۰۰$		$DEV=۵۶۵/۹۴$	

با توجه به نتایج حاصل، ۷ متغیر کم‌اهمیت از مدل حذف و از ۷ متغیر باقی‌مانده برای طراحی مدل رتبه‌بندی استفاده می‌کنیم. این متغیرها عبارتند از: موجودی حساب جاری، پیشینه اعتباری، مدت زمان ارتباط با بانک، اموال و دارایی‌ها، موجودی حساب پس‌انداز، جنسیت و وضعیت تأهل و مدت زمان اشتغال به‌کار.

۱. برای آشنایی بیشتر با رگرسیون لجستیک به بخش ۵ و مرجع مورد اشاره در آن بخش مراجعه کنید.

2.Wald statistic

3.Deviance

www.SID.ir

Archive of SID

۲. روش‌های مورد استفاده برای ساختن مدل رتبه‌بندی

با توجه به اینکه هدف از رتبه‌بندی، تقسیم متقاضیان وام به دو گروه خوش اعتبار و بد اعتبار است، مسئله رتبه‌بندی با مسئله طبقه‌بندی ارتباط نزدیک پیدا می‌کند (چن و هوانگ)[1]. در واقع مدل‌های طبقه‌بندی به عنوان ابزاری برای تقسیم‌بندی متقاضیان وام استفاده می‌شوند.

از آنجا که در این مقاله هدف اصلی، استفاده از مدل‌های شبکه‌عصبی در رتبه‌بندی اعتباری متقاضیان وام است، لذا مدل اصلی استفاده شده برای طبقه‌بندی، یک مدل شبکه عصبی پرسپترون چند لایه با الگوریتم یادگیری پس‌انتشار خطاست. در کنار این مدل، ما از دو مدل آماری دیگر (یعنی مدل‌های آنالیز ممیزی و رگرسیون لجستیک) نیز برای طبقه‌بندی متقاضیان استفاده و نتایج حاصل از سه مدل را با هم مقایسه می‌کنیم.

۲-۱. روش اعتبارسنجی[2] و استفاده از آن در طراحی مدل‌های رتبه‌بندی

روش استاندارد برای ارزیابی یک سیستم رتبه‌بندی اعتباری، استفاده از یک نمونه کنار گذاشته شده است. در واقع، برای ارزیابی عملکرد مدل، نمونه‌ای را می‌خواهیم که از یک سو، مستقل از نمونه‌ای باشد که برای ساختن مدل رتبه‌بندی مورد استفاده قرار می‌گیرد و از سوی دیگر، بسیار شبیه به جامعه اصلی باشد. بدیهی است که داشتن چنین نمونه‌ای مستلزم در اختیار داشتن یک نمونه بزرگ از مشتریان است. از طرفی، خود این مسئله می‌تواند در مواردی موجب بروز مشکلاتی شود. به‌طور مثال در مواردی ممکن است که ما با یک محصول اعتباری جدید مواجه باشیم و یا در مورد یک نوع اعتبار خاص، جامعه موجود محدود باشد و دسترسی به اطلاعات تعداد زیادی از مشتریان، به‌آسانی میسر نباشد.

در این‌گونه موارد، به‌دلیل محدود بودن اطلاعات در دسترس، ناچار به استفاده از تمام داده‌ها برای ساختن مدل اعتباری می‌باشیم. بنابراین امکان کنار گذاشتن قسمتی از نمونه وجود نخواهد داشت. راه حل پیشنهاد شده برای این مشکل، استفاده از روش اعتبارسنجی است (ژانگ و همکاران[3]). در این روش، هر بار یک زیرنمونه از نمونه اصلی انتخاب و کنار گذاشته می‌شود. این زیرنمونه برای ارزیابی عملکرد مدل برازش شده با استفاده از باقیمانده اعضای نمونه، به‌کار می‌رود. این فرایند برای زیر نمونه‌های مختلف تکرار می‌شود و میانگین نتایج حاصل از زیرنمونه‌های مختلف محاسبه می‌شود. دو روش برای انتخاب زیرنمونه‌ها پیشنهاد شده است (توماس،۲۰۰۲):

1.Chen & Huang,2003
2.Cross-Validation
3.Zhang et al,1999

www.SID.ir

Archive of SID

الف. بیرون گذاشتن یک مشاهده[1]: در این روش، یک مشتری به عنوان مجموعه‌آزمایشی برای ارزیابی عملکرد مدلی به کار می‌رود که براساس $n-1$ مشتری دیگر ساخته شده است و این فرایند برای هر یک از مشتریان موجود در نمونه تکرار می‌شود.

ب. روش چرخشی[2]: نمونه به حجم n، به m زیر نمونه مجزا تفکیک می‌شود و هر بار یک زیرنمونه برای آزمایش عملکرد مدلی که بر اساس زیر نمونه‌های باقی‌مانده ساخته شده، کنار گذاشته می‌شود.

برای طراحی و بررسی دقت پیش‌بینی این مدل‌ها از یک نمونه ۵۰۰ تایی متقاضیان استفاده شده است. برای کاهش اثر وابستگی داده‌ها و افزایش صحت برآوردهای حاصل، از یک روش اعتبار سنجی ۵ بخشی استفاده کرده‌ایم، بدین صورت که نمونه ۵۰۰ تایی، به ۵ زیر نمونه ۱۰۰ تایی دو به دو مجزا تقسیم می‌شود. هر یک از این ۵ زیر نمونه به عنوان یک زیر نمونه مستقل کنار گذاشته شده برای آزمایش عملکرد مدلی به کار می‌رود که براساس ۴ زیر نمونه دیگر ساخته شده است. دقت طبقه‌بندی کلی به دست آمده، میانگین دقت طبقه‌بندی در بین ۵ زیر نمونه است. از مزایای استفاده از این روش اعتبارسنجی، این است که از یک سو مدل رتبه‌بندی براساس یک مجموعه نسبتاً بزرگ از داده‌های موجود، (هشتاد درصد) ساخته می‌شود و از سوی دیگر تمام داده‌ها برای ارزیابی عملکرد مدل استفاده می‌شوند (مالهترا و مالهترا، ۲۰۰۳).

۳. مدل شبکه‌عصبی

یک مدل شبکه عصبی شامل مجموعه‌ای از نرون‌هاست که در لایه‌های ورودی، میانی و خروجی جمع شده‌اند و البته چندین لایه میانی می‌تواند بین لایه ورودی و لایه خروجی قرار گیرد. یک مدل شبکه عصبی از متغیرهای ورودی در لایه اول استفاده می‌کند. خروجی شبکه معمولاً راه‌حلی برای یک مسئله است.[3] در این تحقیق خروجی شبکه می‌تواند نشان‌دهنده یک متقاضی خوب و یا یک متقاضی بد باشد. شبکه، مقادیر عددی برابر یک را به متقاضی خوب و مقدار صفر را به یک متقاضی بد اختصاص می‌دهد.

برای محاسبه خروجی‌ها، مدل شبکه عصبی از وزن‌ها استفاده می‌کند. وزن‌ها به صورت عددی ارتباط بین دو نرون را نشان می‌دهند و بیانگر اهمیت نسبی هر متغیر ورودی هستند. در جریان اصلاح مکرر وزن‌ها، یک شبکه آموزش می‌بینند. فرایند یادگیری در یک شبکه عصبی، شامل محاسبه خروجی و اصلاح وزن‌هاست. با تکرار فرایند یادگیری، شبکه مقادیر صحیح وزن‌ها را شناسایی می‌کند. برای یک مجموعه مشخص از ورودی‌ها، خطا عبارت است از تفاضل بین مقدار واقعی و خروجی شبکه. معیار

1.Leave-One-Out
2.Rotation

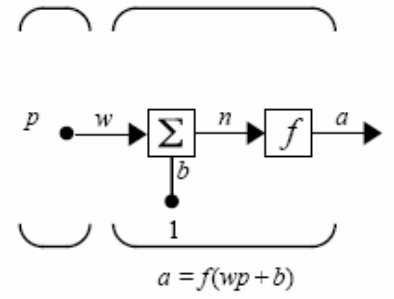
۳. در ادامه، با انواع شبکه‌های عصبی و ساختار آنها آشنا خواهیم شد.

www.SID.ir

Archive of SID

خطایی که ما در این‌جا در نظر گرفته‌ایم میانگین مربعات خطاست. شبکه، وزن‌ها را به‌گونه‌ای تغییر می‌دهد که مقدار میانگین مربعات خطا حداقل شود. شبکه‌های عصبی مختلف، مقدار خطا را بر اساس الگوریتم‌های یادگیری که مورد استفاده قرار می‌دهند، محاسبه می‌کنند. از آن‌جا که الگوریتم یادگیری پس انتشار خطا توانایی شناسایی الگوها را در دامنه وسیعی از داده‌ها دارد، می‌تواند در امور مالی و در پیش‌بینی عملکرد سیستم‌های مالی، بررسی عملکرد سهام، رتبه‌بندی اعتباری و بررسی درخواست‌های وام و یا شناسایی مشتریان متقلب در مورد کارت‌های اعتباری استفاده شود (مالهترا و مالهترا، ۲۰۰۳).

شکل ۱ ساختار یک نرون تک ورودی را نشان می‌دهد. اسکالرهای p و a به ترتیب ورودی و خروجی می‌باشند.



شکل-۱. مدل نرون تک ورودی

میزان تأثیر p روی a به وسیله مقدار اسکالر w تعیین می‌شود. ورودی دیگر که مقدار ثابت یک است، در جمله اریبی b ضرب شده و سپس با wp جمع می‌شود. این حاصل‌جمع، ورودی خالص[1] برای تابع محرک f خواهد بود. بدین ترتیب، خروجی نرون با رابطه زیر تعریف می‌شود:

$$a = f(wp + b)$$

باید توجه داشت که پارامترهای w و p قابل تنظیم هستند و تابع محرک f نیز توسط طراح انتخاب می‌شود. بر اساس انتخاب f و نوع الگوریتم یادگیری، پارامترهای w و p تنظیم می‌شوند. یادگیری بدین معنی است که w و p طوری تغییر می‌کنند که رابطه ورودی و خروجی نرون با هدف خاصی مطابقت نمایند. عموماً یک نرون بیش از یک ورودی دارد که نمایش ماتریس آن به صورت زیر است:

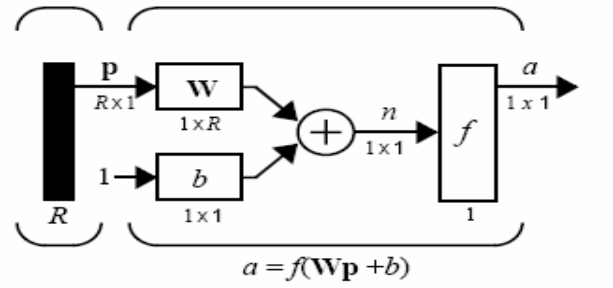
1.Net Input

www.SID.ir

Archive of SID

$$n = WP + b = \sum p_i w_{ij} + b_i$$

شکل۲، مدل خلاصه شده یک نرون چند ورودی را نشان می‌دهد:



شکل-۲. فرم ساده شده نرون با R ورودی

تابع محرک f در مدل های فوق می‌تواند خطی یا غیر خطی باشد. یک تابع محرک بر اساس نیاز خاص حل یک مسئله انتخاب می‌شود. در عمل، تعداد محدودی از توابع محرک مورد استفاده قرار می‌گیرند. از جمله توابع محرک می توان به تابع محرک خطی $a = f_1(n) = n$، تابع محرک آستانه‌ای دو مقداره حدی $a = \begin{cases} 1 & n \geq 0 \\ 0 & n < 0 \end{cases}$ و تابع محرک زیگموید $a = f_s(n) = \frac{1}{1+e^{-cn}}$ $(c > 0)$ اشاره نمود.

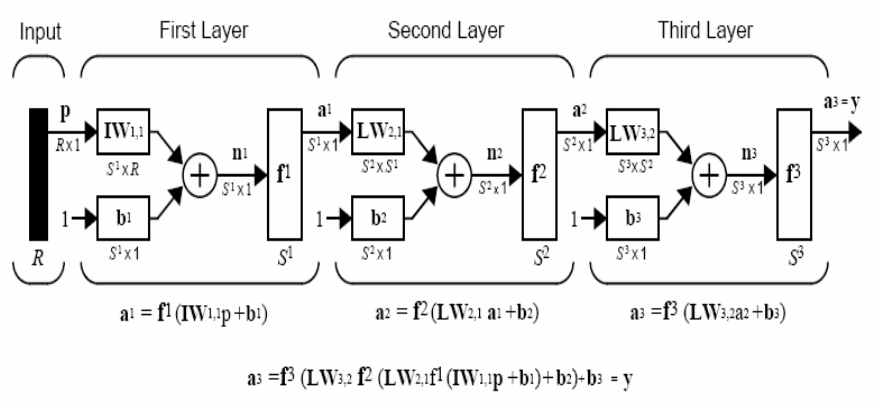
شبکه‌های عصبی دارای انواع مختلف هستند. در این میان شبکه‌های عصبی پیش خور از جمله شبکه‌های عصبی با کاربرد فراوان می‌باشند و به دلیل ارتباط نزدیک این شبکه‌ها با شبکه مورد استفاده در این مقاله، در ادامه این بخش به اختصار آنها را معرفی می‌کنیم. این شبکه‌ها از چند لایه تشکیل شده‌اند. هر نرون در هر لایه به تمامی نرون‌های لایه قبل متصل است. به چنین شبکه‌هایی، شبکه‌های کاملاً مرتبط نیز می‌گویند. این شبکه‌ها از یک لایه خروجی و چند لایه میانی تشکیل شده‌اند. خروجی‌های لایه اول، بردار ورودی لایه دوم را تشکیل می‌دهند، و به همین ترتیب بردار خروجی لایه دوم، بردار ورودی لایه سوم را می‌سازد و سرانجام خروجی‌های لایه آخر، پاسخ واقعی شبکه را تشکیل می‌دهند. به عبارتی روشن‌تر، روند جریان سیگنالی در شبکه، در یک مسیر پیشرو صورت می‌گیرد (از چپ به راست از لایه‌ای به لایه دیگر).

هر لایه می‌تواند از تعدادی نرون‌های متفاوت با توابع تبدیل مختلف برخوردار باشد. یک نمونه ساده از شبکه‌های عصبی پیشخور، شبکه عصبی پرسپترون است. این شبکه‌ها در زمره کاربردی‌ترین

www.SID.ir

Archive of SID

شبکه‌های عصبی هستند. این شبکه‌ها قادرند با انتخاب مناسب تعداد لایه و سلول‌های عصبی که اغلب هم زیاد نیست، یک نگاشت غیر خطی را با دقت دلخواه تقریب بزنند. شکل ۳ نمایی از یک شبکه عصبی پرسپترون چند لایه را نشان می‌دهد.



شکل ۳-. نمودار یک شبکه عصبی پیشخور سه لایه

شبکه‌ی عصبی مورد استفاده در این مقاله برای ارزیابی متقاضیان وام، یک شبکه عصبی پرسپترون چند لایه با قاعده‌ی یادگیری پس انتشار خطاست که در شکل۴ آمده است و دارای نمای کلی زیر است:

۱. لایه‌ی ورودی با ۷ متغیر که عبارتند از: موجودی حساب جاری، مدت زمان ارتباط با بانک، مدت زمان اشتغال، دارایی‌ها، موجودی حساب پس‌انداز، سابقه اعتباری، جنسیت و وضعیت تاهل.

۲. لایه میانی که در مورد تعداد لایه‌های میانی و تعداد نرون‌های مورد استفاده در هر یک از لایه‌های میانی صحبت خواهیم کرد.

۳. لایه‌ی خروجی که یک مقدار عددی را به هر یک از مشتریان خوب و بد اختصاص می‌دهد.

۱-۳. فرایند یادگیری و تعیین پارامترهای شبکه

برای بررسی عملکرد شبکه عصبی باید داده‌ها به‌طور تصادفی به دو گروه مجزا شامل مجموعه یادگیری و مجموعه آزمایشی تقسیم شوند. برای این‌که یک مدل شبکه عصبی به‌خوبی آموزش ببیند، لازم است که برای یادگیری شبکه از نمونه‌ای استفاده کنیم که نماینده تمام جامعه تحت بررسی باشد. همان‌طور که در قسمت قبل اشاره کردیم، برای یادگیری شبکه از یک نمونه ۴۰۰ تایی شامل متقاضیان خوب و بد استفاده می‌کنیم.

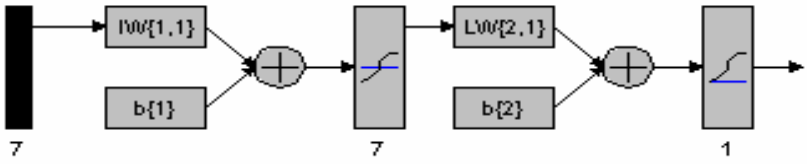
www.SID.ir

Archive of SID

همچنین برای اینکه شبکه به‌طور مؤثر آموزش ببیند در کنار یک نمونه یادگیری خوب، تصمیم‌گیری در مورد ساختار شبکه عصبی و تعداد نرون‌ها در لایه‌های ورودی، خروجی و میانی ضروری است.

تعداد نرون‌ها در لایه ورودی به سادگی برابر با تعداد متغیرها در مجموعه داده‌هایی است که ورودی شبکه را تشکیل می‌دهند. با توجه به هدف تحقیق که طبقه‌بندی متقاضیان به دو گروه است، یک نرون در لایه خروجی به‌کار گرفته می‌شود که دو کد مختلف را به متقاضیان خوب و بد اختصاص می‌دهد. همچنین شبکه دارای یک لایه میانی است که باید در مورد تعداد نرون‌ها در این لایه تصمیم‌گیری شود. گرچه قوانین تجربی زیادی وجود دارد که می‌توان برای انتخاب تعداد نرون‌های لایه میانی ازآنها استفاده کرد؛ ولی در اغلب موارد، آزمون و خطا بهترین راه‌حل برای تعیین تعداد نرون‌هاست (کیم و سون، ۲۰۰۴).

علاوه بر داشتن تعداد مناسب از نرون‌های لایه میانی، شبکه عصبی باید به‌وسیله تعداد بهینه از سیکل‌های یادگیری، آموزش داده شود. چنانچه شبکه با تعداد دوره‌های کم آموزش داده شود، مشکل کم‌برآوردی و چنانچه با دوره‌های زیاد آموزش داده شود منجر به بیش‌برآوردی می‌شود. (مالهترا،۲۰۰۳). در نهایت شبکه طراحی شده برای متقاضیان وام، دارای یک لایه میانی با ۷ نرون ، لایه‌ی خروجی با ۱ نرون و تابع وتعداد ۱۰۰ دوره آموزشی است. تعداد لایه‌های میانی وتعداد دوره‌های آموزشی با استفاده از روش آزمون و خطا تعیین شده‌اند. همچنین ۱۳ تابع یادگیری مختلف آزمایش شده‌اند که در نهایت تابعی که با استفاده از آن شبکه بهترین عملکرد و کمترین خطا را به‌دست آورده، انتخاب شده است. ساختار کلی شبکه عصبی پرسپترون به‌کار گرفته شده در شکل ۴ آمده است. لازم به ذکر است که برای طراحی، فراگیری و آزمایش مدل شبکه عصبی از نرم‌افزار *MATLAB* 7.1 و جعبه ابزار *GUI*[1] استفاده شده است.



شکل-۴. ساختار مدل شبکه عصبی مورد استفاده برای طبقه‌بندی متقاضیان وام فروش اقساطی

1.Graphical User Interface

www.SID.ir

Archive of SID

۴. مدل آنالیز ممیزی

آنالیز ممیزی، اولین بار توسط فیشر (۱۹۳۰) به عنوان روشی برای ممیزی و طبقه‌بندی پیشنهاد و پس از آن در علوم مختلف به‌کار گرفته شد. این روش قدیمی‌ترین روش آماری مورد استفاده در رتبه‌بندی اعتباری است. آنالیز ممیزی شامل ترکیب خطی از دو یا چند متغیر مستقل است که بهترین تمایز را بین طبقات از قبل تعیین شده، ایجاد می‌کند. این تقسیم‌بندی با استفاده از قاعده تصمیم‌گیری آماری حداکثرکردن واریانس بین طبقات نسبت به واریانس درون طبقات به‌دست می‌آید که این رابطه به‌صورت نسبت واریانس بین طبقات به واریانس درون طبقات بیان می‌شود. ترکیب‌های خطی برای آنالیز ممیزی به‌صورت زیر هستند:

$$Z = W_1X_1 + W_2X_2 + \cdots + W_nX_n$$

که در آن، Z امتیاز ممیزی، W_iها وزن‌های نسبت داده شده و X_iها متغیرهای مستقل هستند. در اینجا هدف تقسیم‌بندی متقاضیان وام به دو طبقه خوب و بد، براساس ویژگی‌های افراد و بر پایه امتیازهای ممیزی به‌دست آمده از مدل است. فرض‌های در نظر گرفته شده برای بدست آوردن تابع ممیزی، فرض توزیع نرمال چند متغیره برای متغیرها و ساختار ماتریس‌کوواریانس نامعلوم اما برابر برای طبقات است. برای آشنایی بیشتر با آنالیز ممیزی می‌توان به جانسون و ویچرن (۱۹۹۸) مراجعه کرد.

۵. مدل رگرسیون لجستیک

مدل رگرسیون لجستیک نیز از جمله روش‌های آماری مورد استفاده برای طبقه‌بندی متقاضیان است که نخستین بار توسط ویگینتون (۱۹۸۰) در رتبه‌بندی اعتباری مورد استفاده قرار گرفت. در این روش متغیر پاسخ به‌صورت دو حالتی (رتبه‌ای) است و احتمالات مربوط به پاسخ‌های رتبه‌ای از طریق مدل زیر به متغیرهای مستقل مرتبط می‌شوند.

$$\log(\frac{\pi}{1-\pi}) = \beta_0 + \beta_1X_1 + \beta_2X_2 + \ldots + \beta_nX_n$$

در این مدل π احتمال پاسخ مورد نظر، β_0 عرض از مبدأ و $\beta_i \quad (i = 1,\ldots,n)$ نشان دهنده ضریب رگرسیونی مربوط به متغیر مستقل $X_i \quad (i = 1,\ldots,n)$ است. در این مدل، متغیر وابسته به‌صورت لگاریتم بخت‌ها (لگاریتم نسبت احتمالات دو پاسخ مورد نظر) در نظر گرفته می‌شود. در رتبه‌بندی اعتباری، متغیر پاسخ رتبه‌ای شامل دو حالت بد بودن و خوب بودن اعتبار متقاضی و π احتمال بد بودن اعتبار یک متقاضی است. برای آشنایی بیشتر با مدل‌های رگرسیونی لجستیک می‌توان آگرستی (۱۹۹۶) مراجعه نمود.

www.SID.ir

Archive of SID

۶. نتایج رتبه‌بندی اعتباری با مدل‌های شبکه عصبی، آنالیز ممیزی و رگرسیون لجستیک

نتایج مربوط به تجزیه و تحلیل داده‌ها با استفاده از شبکه عصبی پرسپترون سه لایه‌ای در جداول۳ و ۴ آمده است. جدول۳ نشان می‌دهد که بعد از یادگیری، شبکه ۷۴/۶ تا ۸۶/۷ درصد از متقاضیان خوب و ۷۹/۵ تا ۸۱/۷ درصد از متقاضیان بد را به درستی طبقه بندی کرده است. متوسط دقت طبقه‌بندی در بین پنج نمونه یادگیری مختلف برای مشتریان خوب و بد به ترتیب ۸۰ و ۸۰/۷ درصد است. متوسط دقت کلی طبقه‌بندی در مرحله یادگیری ۸۰/۳ است. اما همان‌گونه که پیش از این اشاره شد، از خطای به‌دست آمده در مرحله آزمایش، به عنوان برآورد خطای واقعی مدل استفاده می‌کنیم. برای نمونه‌های آزمایشی کوچک (نمونه‌های ۱۰۰ تایی)، مدل شبکه عصبی، دقت طبقه‌بندی بین ۷۳/۲ تا ۸۰/۴ درصد برای متقاضیان خوب و دقت بین ۷۵/۴ تا ۸۱/۸ درصد را برای متقاضیان بد، به‌دست آورده است. در این مرحله، متوسط دقت طبقه‌بندی به‌دست آمده برای مشتریان خوب و بد به ترتیب۷۷/۷ و۷۷/۸ درصد است. دقت طبقه‌بندی کلی مدل نیز بین ۷۷/۸ تا ۸۳/۲ درصد در بین پنج زیرنمونه آزمایشی مختلف تغییر می‌کند. متوسط دقت کلی طبقه‌بندی برابر ۷۷/۸ است. نتایج مربوط به مرحله آزمایش شبکه با استفاده از نمونه‌های آزمایشی در جدول ۴ ارائه شده است.

جدول -۳. نتایج طبقه بندی مدل شبکه عصبی در مرحله یادگیری

مرحله یادگیری	نمونه ۱		نمونه ۲		نمونه ۳		نمونه ۴		نمونه ۵	
	تعداد	دقت	تعداد	دقت	تعداد	دقت	تعداد	دقت	تعداد	دقت
متقاضی خوب	۲۰۸	۸۰/۳	۲۰۳	۷۹/۸	۲۱۸	۷۸/۴	۲۱۰	۸۶/۷	۲۰۵	۷۴/۶
متقاضی بد	۱۹۲	۸۰/۲	۲۹۷	۸۱/۷	۱۸۲	۸۱/۳	۱۹۰	۷۹/۵	۱۹۵	۸۱/۰
کل	۴۰۰	۸۰/۲	۴۰۰	۸۰/۷	۴۰۰	۷۹/۷	۴۰۰	۸۳/۲	۴۰۰	۷۷/۸

جدول -۴. نتایج طبقه بندی مدل شبکه عصبی برای نمونه آزمایشی

مرحله آزمایش	نمونه ۱		نمونه ۲		نمونه ۳		نمونه ۴		نمونه ۵	
	تعداد	دقت	تعداد	دقت	تعداد	دقت	تعداد	دقت	تعداد	دقت
متقاضی خوب	۵۳	۷۷/۳	۵۸	۷۹/۳	۴۳	۷۹/۱	۵۱	۸۰/۴	۵۶	۷۳/۲
متقاضی بد	۴۷	۷۸/۷	۴۲	۷۸/۵	۵۷	۷۵/۴	۴۹	۷۵/۵	۴۴	۸۱/۸
کل	۱۰۰	۷۹/۰	۱۰۰	۷۷/۰	۱۰۰	۷۸/۰	۱۰۰	۷۹/۰	۱۰۰	۷۷/۰

www.SID.ir

Archive of SID

در ادامه، نتایج مربوط به رتبه‌بندی براساس مدل‌های آنالیز ممیزی و رگرسیون لجستیک ارائه می‌شود. جدول ۵، نتایج مدل آنالیز ممیزی و درصد متقاضیان به‌درستی طبقه‌بندی شده را برای ۵ زیر نمونه مختلف در نمونه‌های یادگیری، نشان می‌دهد. نتایج طبقه‌بندی و نیز تعداد نمونه در هر یک از گروه ها برای نمونه‌های آزمایشی کوچک در جدول ۶ آمده است. با توجه به نتایج به‌دست آمده در نمونه‌های آزمایشی، مدل آنالیز ممیزی از دقت طبقه‌بندی بین ۶۴/۳ تا ۷۵/۵ درصد با میانگین ۷۱/۲ برای متقاضیان خوب و۶۱/۷ تا ۷۷/۳ درصد با میانگین۶۸/۲ برای متقاضیان بد برخوردار است. دقت طبقه‌بندی کلی مدل نیز از ۶۸/۰ تا ۷۱/۰ درصد در بین پنج زیر نمونه آزمایشی مختلف متغیر است. نتایج نشان می‌دهد که دقت این مدل در طبقه‌بندی برای هر دو گروه متقاضیان خوب و بد در مقایسه با مدل شبکه عصبی پرسپترون سه لایه‌ای در سطح پایین‌تری قرار دارد.

جدول-۵. نتایج طبقه بندی مدل آنالیز ممیزی در مرحله یادگیری

مرحله یادگیری	نمونه ۱		نمونه ۲		نمونه ۳		نمونه ۴		نمونه ۵	
	تعداد	دقت	تعداد	دقت	تعداد	دقت	تعداد	دقت	تعداد	دقت
متقاضی خوب	۲۰۸	۷۰/۲	۲۰۳	۷۲/۴	۱۸۲	۷۵/۲	۲۱۰	۷۳/۳	۲۰۵	۷۱/۲
متقاضی بد	۱۹۲	۷۲/۹	۱۹۷	۷۴/۱	۲۱۸	۶۷/۰	۱۹۰	۷۱/۶	۱۹۵	۷۳/۸
کل	۴۰۰	۷۱/۵	۴۰۰	۷۳/۲	۴۰۰	۷۱/۵	۴۰۰	۷۲/۵	۴۰۰	۷۲/۵

جدول۷، نتایج طبقه بندی رگرسیون لجستیک و درصد متقاضیانی را که به‌درستی طبقه‌بندی شده‌اند، برای پنج زیر نمونه یادگیری مختلف، نشان می‌دهد. همچنین، نتایج طبقه‌بندی در نمونه‌های آزمایشی در جدول ۸ آمده است.

جدول-۶. نتایج طبقه بندی مدل آنالیز ممیزی برای نمونه‌های آزمایشی

مرحله آزمایش	نمونه ۱		نمونه۲		نمونه ۳		نمونه ۴		نمونه ۵	
	تعداد	دقت	تعداد	دقت	تعداد	دقت	تعداد	دقت	تعداد	دقت
متقاضی خوب	۵۳	۷۵/۵	۵۸	۷۰/۷	۴۳	۶۷/۷	۵۱	۷۰/۶	۵۶	۶۴/۳
متقاضی بد	۴۷	۶۱/۷	۴۲	۷۱/۴	۵۷	۶۶/۷	۴۹	۶۵/۳	۴۴	۷۷/۳
کل	۱۰۰	۶۹/۰	۱۰۰	۷۱/۰	۱۰۰	۷۱/۰	۱۰۰	۶۸/۰	۱۰۰	۷۰/۰

www.SID.ir

Archive of SID

جدول -۷. نتایج طبقه‌بندی مدل رگرسیون لجستیک برای نمونه‌های یادگیری

مرحله یادگیری	نمونه ۱		نمونه ۲		نمونه ۳		نمونه ۴		نمونه ۵	
	تعداد	دقت	تعداد	دقت	تعداد	دقت	تعداد	دقت	تعداد	دقت
متقاضی خوب	۲۰۸	۷۱/۶	۲۰۳	۷۲/۹	۲۱۸	۷۴/۸	۲۱۰	۷۴/۳	۲۰۵	۷۱/۲
متقاضی بد	۱۹۲	۷۲/۹	۱۹۷	۷۳/۱	۱۸۲	۶۷/۰	۱۹۰	۷۲/۱	۱۹۵	۷۳/۳
کل	۴۰۰	۷۲/۳	۴۰۰	۷۳/۰	۴۰۰	۷۱/۳	۴۰۰	۷۳/۳	۴۰۰	۷۲/۳

جدول-۸. نتایج طبقه‌بندی رگرسیون لجستیک برای نمونه‌های آزمایشی

مرحله آزمایش	نمونه ۱		نمونه ۲		نمونه ۳		نمونه ۴		نمونه ۵	
	تعداد		تعداد	دقت	تعداد	دقت	تعداد	دقت	تعداد	دقت
متقاضی خوب	۵۳	۵۷/۴	۵۸	۷۰/۷	۴۳	۷۶/۷	۵۱	۷۰/۶	۵۶	۶۶/۱
متقاضی بد	۴۷	۷۷/۴	۴۲	۶۶/۷	۵۷	۶۶/۷	۴۹	۶۵/۳	۴۴	۷۷/۳
کل	۱۰۰	۶۸/۰	۱۰۰	۶۹/۰	۱۰۰	۷۱/۰	۱۰۰	۶۸/۰	۱۰۰	۷۱/۰

نتایج، دقت بین ۶۶/۱ تا ۷۶/۷ درصد را برای متقاضیان خوب و ۶۵/۳ تا ۷۷/۴ درصد را برای متقاضیان بد نشان می‌دهد. دقت طبقه‌بندی کلی مدل نیز از ۶۸/۰ تا ۷۱/۰ درصد در بین پنج زیر نمونه آزمایشی مختلف متغیر است. متوسط دقت طبقه‌بندی به دست آمده برای متقاضیان خوب و بد به ترتیب ۶۸/۹ و ۷۱/۱ درصد است. همچنین متوسط دقت کلی برای نمونه‌های ۱۰۰ تایی برابر ۷۰ درصد است.

۷. مقایسه دقت عملکرد مدل شبکه عصبی با برخی دیگر از مدل‌های آماری

در این بخش، برای بررسی اختلاف‌های آماری معنی‌دار موجود بین دقت عملکرد سه مدل شبکه عصبی، آنالیز ممیزی و رگرسیون لجستیک در مراحل یادگیری و آزمایش طبقه‌بندی متقاضیان وام، از تحلیل واریانس یک‌طرفه و سپس آزمون مقایسات زوجی توکی استفاده کرده‌ایم. میانگین دقت طبقه‌بندی در هریک از ۵ زیر گروه به تفکیک متقاضیان خوب، متقاضیان بد و کل متقاضیان به عنوان متغیر وابسته (پاسخ) در نظر گرفته شد. لذا تحلیل واریانس با ۵ تکرار انجام شده است. جداول ۹ و ۱۰ به ترتیب نتایج آزمون‌های انجام شده در سطح معنی‌داری ۰/۰۵ برای نمونه‌های مراحل یادگیری و آزمایشی را نشان می‌دهد. مقادیر آماره آزمون F و سطح معنی داری هر آزمون در دو ردیف آخر جداول ارائه شده‌اند. نتایج این جداول نشان دهنده وجود اختلاف معنی دار بین سه مدل برای متقاضیان خوب، بد و کل متقاضیان در نمونه‌های یادگیری و آزمایشی می باشد.

www.SID.ir

Archive of SID

در ادامه، به منظور سهولت در مقایسه دو به دو عملکرد مدل‌ها، سه مدل شبکه عصبی، آنالیز ممیزی و رگرسیون لجستیک به‌ترتیب با حروف (a)، (b) و (c) نشان داده شده‌اند. ستون‌های جداول، مقدار میانگین و انحراف استاندارد از میانگین را برای هر کدام از مدل‌ها در مراحل یادگیری و آزمایش نشان می‌دهند. برای نشان دادن وجود اختلاف معنی‌دار در سطح۰/۰۵ بین دو مدل در هر جدول، از همین حروف استفاده شده است. به عنوان مثال در جدول ۹ نمایش حرف (b) در ستون دوم و در مقابل مدل شبکه عصبی (a)، بیانگر این است که بین دقت طبقه‌بندی دو مدل شبکه عصبی و آنالیز ممیزی، در مرحله یادگیری، در سطح معنی‌داری ۰/۰۵ اختلاف معنی‌دار وجود دارد. جدول ۹ نتایج آزمون‌های انجام شده در سطح معنی‌داری ۰/۰۵ برای نمونه‌های یادگیری را نشان می‌دهد.

با توجه به نتایج جدول ۹ در مرحله یادگیری، بین دقت طبقه‌بندی مدل شبکه عصبی با دو مدل دیگر اختلاف معنی‌دار وجود دارد. نتایج آزمون توکی، نشان می‌دهد که مدل شبکه عصبی در طبقه‌بندی متقاضیان خوب نسبت به مدل‌های آنالیز ممیزی و رگرسیون لجستیک از عملکرد بهتری برخوردار بوده و بین میانگین دقت طبقه‌بندی مدل شبکه عصبی در بین ۵ نمونه یادگیری با دو مدل دیگر اختلاف معنی‌داری دارد. در مورد متقاضیان بد نیز دقت طبقه‌بندی مدل شبکه عصبی به‌طور معنی‌داری بالاتر از دقت طبقه‌بندی دو مدل دیگر است.

جدول-۹. مقایسه عملکرد سه مدل در طبقه‌بندی متقاضیان در نمونه‌های یادگیری

عملکرد / مدل‌ها	میانگین دقت طبقه‌بندی ± انحراف استاندارد از میانگین		
	متقاضیان خوب	متقاضیان بد	کل
شبکه عصبی (a)	۷۹/۹۶ ± ۱/۹۶ $(c), (b)$	۸۰/۷۴ ± ۰/۳۹ $(c), (b)$	۸۰/۳۲ ± ۰/۸۷ $(c), (b)$
آنالیز ممیزی (b)	۷۲/۴۶ ± ۰/۸۶ (a)	۷۱/۸۸ ± ۱/۲۹ (a)	۷۲/۲۴ ± ۰/۳۳ (a)
رگرسیون لجستیک(c)	۷۲/۹۶ ± ۰/۷۱ (a)	۷۱/۶۸ ± ۱/۱۸ (a)	۷۲/۴۴ ± ۰/۳۴ (a)
مقدار آماره آزمون	F(۲ و ۱۲)=۱۰/۳۶	F(۲ و ۱۲)=۲۴/۷۵	F(۲ و ۱۲)=۶۴/۵۷
p-value	۰/۰۰۲	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰

دقت طبقه‌بندی کلی مدل شبکه عصبی ۸۰/۳۲ به‌دست آمده است که به طور معنی‌داری بالاتر از دقت طبقه‌بندی مدل‌های رگرسیون لجستیک و آنالیز ممیزی است. به علاوه، اختلاف آماری معنی‌داری

www.SID.ir

Archive of SID

بین دقت طبقه‌بندی مدل‌های آنالیز ممیزی و رگرسیون لجستیک در شناسایی متقاضیان خوب و بد مشاهده نمی‌شود.

جدول ۱۰، نتایج مربوط به مقایسه عملکرد سه مدل را در نمونه‌های آزمایشی ۱۰۰ تایی نشان می‌دهد. برای نمونه‌های آزمایشی کوچک، دقت طبقه‌بندی مدل شبکه عصبی برای متقاضیان خوب برابر با ۷۷/۸۶ درصد است که به‌طور معنی‌داری بالاتر از دقت طبقه‌بندی دو مدل آنالیز ممیزی و رگرسیون لجستیک است.

جدول-۱۰. مقایسه عملکرد سه مدل در طبقه‌بندی متقاضیان در نمونه‌های آزمایشی

عملکرد / مدل‌ها	میانگین دقت طبقه‌بندی ± انحراف استاندارد از میانگین		
	متقاضیان خوب	متقاضیان بد	کل
شبکه عصبی (a)	۷۷/۸۶ ± ۱/۲۷ $(c),(b)$	۷۷/۹۸ ± ۱/۱۸ $(c),(b)$	۷۸/۰۰ ± ۰/۴۵ $(c),(b)$
آنالیز ممیزی (b)	۶۹/۷۶ ± ۱/۸۵ (a)	۶۸/۴۸ ± ۲/۶۹ (a)	۶۹/۸ ± ۰/۵۸ (a)
رگرسیون لجستیک(c)	۷۲/۳ ± ۲/۱۱ (a)	۶۶/۶۸ ± ۳/۱۶ (a)	۶۹/۴۰ ± ۰/۶۸ (a)
مقدار آماره آزمون	F(۲ و ۱۲)=۵/۴۲	F(۲ و ۱۲)=۵/۹۰	F(۲ و ۱۲)=۷۰/۶۷
p-value	۰/۰۲۱	۰/۰۱۶	۰/۰۰۰

در شناسایی و طبقه‌بندی متقاضیان بد نیز مدل شبکه عصبی از دقتی معادل ۷۷/۹۸ درصد برخوردار است که به‌طور معنی‌داری از دقت طبقه‌بندی دو مدل دیگر بالاتر است . دقت طبقه‌بندی کلی مدل شبکه عصبی ۷۸ درصد است که باز هم اختلاف معنی‌داری با دو مدل دیگر نشان می‌دهد. در این مرحله نیز بین عملکرد دو مدل رگرسیون لجستیک و آنالیز ممیزی، در شناسایی متقاضیان خوب و بد اختلاف معنی‌داری مشاهده نمی‌شود.

۸. خلاصه و نتیجه‌گیری

در این تحقیق، یک مدل شبکه عصبی پرسپترون چند لایه‌ای برای طبقه‌بندی متقاضیان وام فروش اقساطی پیشنهاد و دقت این مدل را در برابر مدل‌های آنالیز ممیزی و رگرسیون لجستیک ارزیابی کرده‌ایم. برای بررسی کارایی هر سه مدل، نمونه اصلی شامل ۵۰۰ متقاضی دریافت وام را به پنج زیر

www.SID.ir

Archive of SID

نمونه صدتایی دو به دو مجزا تقسیم و هر یک از این مدل‌ها را به‌وسیله یک نمونه ۴۰۰ تایی طراحی کردیم و با استفاده از یک نمونه ۱۰۰ تایی و سپس با استفاده از کل نمونه مورد آزمایش قرار دادیم.

نتایج تحقیق نشان داد که مدل پرسپترون سه لایه، به طور معنی‌داری در شناسایی متقاضیان، عملکرد بهتری از خود نشان می‌دهد. با مقایسه نتایج به‌دست‌آمده، می‌توان گفت که مدل‌های شبکه عصبی یک جایگزین مناسب برای سایر روش‌های طبقه‌بندی هستند. برای ادعای این گفته، در زیر به چند مورد از برتری‌ها و نقاط قوت شبکه‌های عصبی اشاره می‌کنیم.

مدل‌های شبکه عصبی می‌توانند در یک روش تطابق‌پذیر به‌آسانی به‌وسیله تعدیل وزن‌های شبکه و نوع یادگیری اصلاح شوند. بنابراین شبکه‌های عصبی این قابلیت را دارند که به سرعت در مقابل تغییر در داده‌های واقعی و به عبارتی تغییر متقاضیان اعتبار پاسخگو باشند.

یک شبکه عصبی، هیچ‌گونه فرضی درباره توزیع احتمالی و یا یکسان بودن پراکندگی در مجموعه داده‌ها لحاظ نمی‌کند. به‌علاوه محدودیت جدی در مورد استفاده از تابع‌های ورودی و خروجی در یک شبکه عصبی وجود ندارد و در ضمن الگوریتم‌های یادگیری مستقل از تعداد ورودی‌ها عمل می‌کنند.

با استفاده از شبکه‌های عصبی، نیازی نیست که ابتدا تحلیلی از مسئله و یا ساختار درونی سیستم داشته باشیم. بنابراین مدل‌های شبکه عصبی نسبت به روش‌های آماری مرسوم، نیرومندتر و انعطاف‌پذیرتر هستند. در کنار اینها دسترسی ساده به نرم‌افزارهای شبکه عصبی نظیر ، تجزیه و تحلیل داده‌ها با استفاده از شبکه‌های عصبی را امکان‌پذیر می‌سازد. شبکه‌های عصبی به عنوان یک ابزار پیش‌بینی از توانایی و پتانسیل بالایی برخوردارند. بنابراین به‌کارگیری شبکه‌های عصبی تلفیق یافته با روش‌های آماری برای رسیدگی به مشکلات مالی، با احتمال زیاد فرصت‌های سودمندی را فراهم خواهد کرد.

www.SID.ir

Archive of SID

منابع

عباس پور، محمدرضا و امین ناصری، محمدرضا. (۱۳۸۴). پیش‌بینی قیمت سهام شرکت ایران خودرو به کمک شبکه‌های عصبی. *امیرکبیر*، شماره ۶۲.

فلاحی، محمدعلی، خالوزاده، حمید، حمیدی و علمداری، سعیده. (۱۳۸۵). الگوسازی غیر خطی و پیش‌بینی درآمدهای مالیات بر مشاغل در اقتصاد ایران (کاربرد شبکه‌های عصبی مصنوعی و مقایسه آن با الگوهای رگرسیون خطی و سری زمانی). *تحقیقات اقتصادی*، شماره ۷۷.

کمیجانی، اکبر و سعادت فر، جواد. (۱۳۸۵). کاربرد مدلهای شبکه عصبی در پیش‌بینی ورشکستگی اقتصادی شرکتهای بازار بورس. *دوفصلنامه جستارهای اقتصادی، شماره ۶*، صص ۱۱-۴۴.

متوسلی، محمود و طالب کاشفی، بیژن. (۱۳۸۵). بررسی مقایسه‌ای توان شبکه‌های عصبی با ورودی شاخص‌های تحلیل تکنیکی برای پیش‌بینی قیمت سهام. *دوماهنامه نامه مفید*، شماره ۵۴.

مشیری، سعید و مروت حبیب. (۱۳۸۴). بررسی وجود فرایند آشوبی در شاخص بازدهی کل قیمت سهام بازار بورس تهران. *پژوهشهای اقتصادی ایران*، شماره ۲۵.

مشیری، سعید و مروت، حبیب. (۱۳۸۵). پیش بینی شاخص کل بازدهی سهام تهران با استفاده از مدل‌های خطی و غیرخطی. *پژوهشنامه بازرگانی*، شماره ۴۱.

منهاج، محمد باقر.(۱۳۸۱)، مبانی شبکه‌های عصبی. تهران، دانشگاه صنعتی امیرکبیر.

مهدوی، غلام حسین و بهمنش، محمدرضا. (۱۳۸۴). طراحی مدل پیش‌بینی قیمت سهام شرکتهای سرمایه گذاری با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی (تحقیق موردی: شرکت سرمایه‌گذاری البرز). *پژوهشنامه اقتصادی*، شماره ۱۹.

نجفی، بهاالدین و طرازکار، محمدحسن. (۱۳۸۵). پیش‌بینی میزان صادرات پسته ایران: کاربرد شبکه عصبی مصنوعی. *پژوهشنامه بازرگانی*، شماره ۳۹.

Agresti, A. (1996). *Categorical Data Analysis*. Wiley, New York.

Avery, R.B., Calem, P.S. and Canner, G.B. (2004). Consumer credit scoring: Do situational circumstances matter?, *Journal of Banking and Finance*, **28**, 835-856.

Chen, M.C. and Huang, S.H. (2003). Credit scoring and rejected instances reassigning through evolutionary computation techniques. *Expert Systems with Aplication*., **24**, 433-441.

Cochran, W.G. (1977). *Sampling Techniques*, Wiley, New York.

Davis, D.B. (1987). Artificial intelligence goes to work. *High Technol*., **Apr**, 16-17

Demuth, H. and Beal, M. (1997). *Neural Network Toolbox for Use with Matlab*. the Math works. Inc, Natick.

www.SID.ir

Archive of SID

Grablowsky, B.J. and Talley, W.K. (1981). Probit and discriminant functions for classifying credit applicants: a comparison. *J. Econ. Bus*, **33**, 284-261

Henley, W.E. and Hand, D.J. (1996) A k-nearest-neighbour classifier for assessing consumer credit risk. *Statistician*, **45**, 77-95.

Henley, W.E. and Hand, D.J. (1997). Statistical classification methods in consumer credit scoring: a review. *J.R.Statist.Soc*, **160**, 523-541.

Johnson, R.A. & Wichern, D.W. (1998). *Applied Multivariate Statistical Analysis*, Prentice Hall, New York.

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.

Lee, T.S., Chiu, C.C., Lu, C.J. and Chen, I.F. (2002). Credit scoring using the hybrid neural discriminant technique. *Expert Systems with Aplications.* **23**, 245-254.

Laitinen, E.K. (1999). Predicting a corporate credit analysts risk estimate by logistic and linear models. International Review of Financial Analysis. **8**:2, 97-121.

Leonard, K.J. (1993a). Empirical Bayes analysis of the commercial loan evaluation process. *Statist. Probab. Lett*, **18**, 289-296.

Malhotra, R. and Malhotra, D.K. (2003). Evaluating consumer loans using neural networks. *Omega*, **31**, 83-96.

Myers, J.H. and Forgey, E.W. (1963).The development of numerical credit evaluation systems. *J. Am. Statist. Ass*, **58**, 799-806.

Orgler, Y.E. (1970). A credit scoring model for commercial loans. J. *Money credit Bank*, Nov., 435-445.

Paredes, R. and Vidal, E. (2000). A class-dependent weighted dissimilarity measure for nearest neighbor classification problems. *Pattern Recognition letter*, **21**, 1027-1036.

Shin, K.S. and Lee, Y.J. (2002). A genetic application in bankruptcy prediction modeling. Available in www.elsevier.com/locate/esva.

Thomas, L.C., Edelman, D.B and Crook J.N. (2002). *Credit scoring and its applications.* Siam, Philadelphia.

West, D. (2000). Neural network credit scoring models. *Computers and Operations Resea*rch, **27**, 1131–1152.

Wiginton, J.C. (1980). A note on the comparison of logit and discriminant models of consumer credit behavior. *J. Financial Quantitative* Anal, **15**, 757-770.

www.SID.ir

Archive of SID

Zhang, G., Hu, M.Y., Patuwo, B.E. and Indro, D.C. (1999). Artificial neural networks in bankruptcy prediction: general framework and cross-validation analysis. *European J. Operational Research*, **116**, 16-32.

www.SID.ir