Archive of SID

فصلنامه مدلسازی اقتصادی (سال سوم، شماره ۳ «پیاپی ۹»، پاییز ۱۳۸۸، صفحات ۱۵۰-۱۲۱)

رتبه بندی اعتباری مشتریان حقوقی بانک پارسیان

محسن مهرآرا* میثم موسایی** مهسا تصوری*** آیت حسن زاده****

تاریخ دریافت: ۱۳۸۹/۹/٦ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۰/۲/٦

چکیده

این مقاله با هدف مدلسازی سنجش ریسک اعتباری و اعتبارسنجی مشتریان در بانک پارسیان به روش رگرسیون لاجیت وپروبیت و مدل شبکه‌های عصبی هوشمند GMDH انجام می‌شود. بدین منظور اطلاعات و داده‌های مالی و کیفی یک نمونه تصادفی ٤۰۰ تایی از مشتریان که تسهیلات دریافت نموده اند مورد بررسی قرار می‌گیرد. این حجم نمونه از مشتریان دارای حساب منتهی به سال ۱۳۸۸ انتخاب شده‌اند. در این مقاله پس از بررسی پرونده‌های اعتباری هر یک از مشتریان، ۱۱ متغیر توضیح دهنده مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. نتایج مقاله ضمن دلالت بر تأیید نظریه‌های اقتصادی و مالی نشان می‌دهد که عملکرد پیش بینی الگوی شبکه عصبی (درصد پیش بینی‌های صحیح آن) به مراتب بهتر از الگوهای اقتصاد سنجی متعارف لاجیت و پروبیت است و در زمینه عوامل مؤثر بر ریسک اعتباری نشان می‌دهد که از بین متغیرهای مذکور، نوع وثیقه و نسبت بدهی دارای بیشترین اثر بر متغیر احتمال نکول می‌باشند. همچنین سابقه همکاری، نسبت جاری، نسبت آنی و نسبت مالکانه دارای اثر معمولی و سایر متغیرها کم اثر هستند.

طبقه بندی JEL: C45؛ C67؛ G31؛ G32.

واژه‌های کلیدی: ریسک اعتباری؛ اعتبار سنجی؛ رگرسیون لاجیت وپروبیت؛ شبکه عصبی GMDH.

* دانشیار، دانشگاه تهران، دانشکده اقتصاد، تهران، ایران[نویسنده مسئول]
Email: mehrara12@yahoo.com
** استاد، دانشگاه تهران، دانشکده علوم اجتماعی، تهران، ایران. Email: mousaaei@ut.ac.ir
*** کارشناس ارشد اقتصاد، دانشگاه آزاد اسلامی.
**** کارشناس ارشد اقتصاد، دانشگاه تهران. Email:hasanzadeh45@gmail.com

www.SID.ir

Archive of SID

۱- مقدمه

بانک‌ها به منظور آگاهی از نیازمندی‌های مشتریان خود، در اعطای تسهیلات اعتباری باید به شناسایی ویژگی‌های آن‌ها بپردازند. این امر از طریق اعتبارسنجی[1]، منجر به کاهش ریسک‌های بانکی از جمله ریسک اعتباری[2] می‌شود (توماس[3]،۲۰۰٦). اعتباری سنجی به عملی اطلاق می‌شود که در آن اعتبار مشتریان حقیقی و حقوقی مؤسسات مالی اعتباری و بانک‌ها با توجه به اطلاعات دریافتی از آنها اندازه گیری شده و امکان شناخت بیشتر را نسبت به وضعیت و توان مالی افراد جهت بازپرداخت تسهیلات دریافتی و دریافت خدمات بیشتر فراهم می‌کند. بر اساس این روش، ریسک اعتباری افراد اندازه گیری شده و افراد و مشتریان بر اساس ریسک اعتباری خود طبقه بندی و امتیاز دهی می‌شوند (خداوردی، ۱۳۸۸).

مؤسسات اعتباری و بانک‌ها به دو دلیل به وجود سیستمی برای رتبه بندی اعتباری مشتریان خود نیازمندند. سیستم رتبه بندی اعتباری مشتریان این امکان را برای بانک‌ها و مؤسسات اعتباری فراهم می کند که با اتکا به چنین سیستمی و بر اساس نرخ‌های تکلیفی موجود، ریسک پرتفوی اعتباری خود را تا حد ممکن کاهش داده و از بین متقاضیان دریافت تسهیلات، معتبرترین و کم ریسک ترین مشتریان را گزینش نمایند. در مؤسسات اعتباری که امکان تعیین نرخ تسهیلات بر اساس ریسک و درجه اعتباری مشتریان می باشد، سیستم رتبه بندی اعتباری می‌تواند این گونه سازمان‌ها را در طراحی پرتفوی اعتباری خود بر اساس رعایت اصل تنوع یاری دهد.

ارائه صحیح و بهینه تسهیلات مالی یکی از فعالیت‌های مهم نظام بانکی تلقی می‌شود. بر این اساس در بسیاری از کشورها، بیشتر بانک‌ها یک واحد جداگانه و مخصوص تجزیه و تحلیل اعتباری دارند که هدف آن به حداکثر رساندن ارزش افزوده برای سهامداران از طریق مدیریت ریسک اعتباری است. بانک‌ها فهرستی از عوامل متعدد در مورد متقاضی تسهیلات، مانند اعتبار وی در گذشته (که معمولاً مؤسسات رتبه‌بندی

1- Accreditation
2- Credit Risk
3- Thomas

www.SID.ir

Archive of SID

اعتباری تعیین می‌نماید)، ثروت متقاضی، میزان نوسان سود وی و آیا باید در قرارداد تسهیلات، وثیقه را گنجانید یا خیر؟ تعیین نموده و بر اساس اطلاعات مذکور ریسک یا احتمال نکول مشتریان را برآورد می کنند.

پژوهش‌ها و کاربردهای متعددی در حوزه اعتبار سنجی، برای شناسایی مشتریان خوب و بد بانک‌ها صورت گرفته است. روش قضاوتی در اعتبارسنجی به دلیل خطا و زمان زیاد به تدریج جای خود را به روش‌های پارامتریک و ناپارامتریک داده است (توماس،۲۰۰٦). روش‌های پارامتریک[1] مثل لاجیت و پروبیت[2]، تحلیل ممیزی[3] و رگرسیون لجستیکی[4] در ابتدای ظهور اعتبارسنجی مورد استفاده قرار گرفتند و سپس استفاده از روش‌های ناپارامتریک[5] و داده کاوی[6] مثل: درختان تصمیم‌گیری[7]، شبکه‌های عصبی[8] و سیستم‌های خبره[9] مورد توجه محققین قرار گرفت(سبزواری و همکاران،۲۰۰٦). به طور کلی مطالعات بسیاری در این زمینه صورت پذیرفته است که از میان آنها می‌توان به مطالعات خارجی: سالچین برگر[10] (۱۹۹۲)،کوانتس و فانت[11] (۱۹۹۳)، آلتمن[12]و همکاران (۱۹۹٤)، لاچر[13] و همکاران(۱۹۹۵)، دسایی[14](۱۹۹٦)، پیراموتا[15](۱۹۹۸)، دیوید وست[16] (۲۰۰۰)، تیان شیونگ لی[17]و همکاران (۲۰۰۲)، مو-چین چین و شی هسین هوانگ[18] (۲۰۰۳)، حسین عبده[19] و همکاران (۲۰۰۷)، جی جنگ‌هاونگ[20] و همکاران (۲۰۰۹) و مطالعات داخلی شامل علی منصوری (۱۳۸۲)، پونه رویین تن (۱۳۸٤)، پویا حسینی (۱۳۸۷) اشاره نمود. در اکثر این پژوهش‌ها نشان

1- Parametric
2- Logit and Probit
3- Discriminant Analysis
4- Logistic regression
5- Nonparametric
6- Data mining
7- Decision trees
8- Nero Network
9- Expert systems
10- Salchenberger
11- Coats and Fant
12- Altmanl
13- Lacher
14- Desai
15- Piramutha
16- David West
17- Tian-Shyug Lee
18- Mu-Chen Chen and Shih-Hsien Huang
19- Hussein Abdou
20- Jih-Jeng Huang

www.SID.ir

Archive of SID

داده شده که کارایی روش‌های ناپارامتریک و داده کاوی از جمله شبکه‌های عصبی به مراتب بالاتر از روش‌های سنتی آماری می‌باشد. همچنین نتایج مدلها نشان می‌دهد که بین تغییر وثیقه‌ها از سفته به ملک (سند رهنی) و ریسک نکول، رابطه معکوس معناداری وجود دارد. به عبارت دیگر با تغییروثیقه از سفته به ملک، ریسک نکول کم می‌شود، بین تغییر نوع مالکیت محل فعالیت از استیجاری به ملکی و ریسک نکول متقاضی رابطه معکوس معناداری وجود دارد یعنی با تغییر نوع مالکیت از استیجاری به ملکی، ریسک نکول کاهش می‌یابد. بین سابقه همکاری با بانک و ریسک نکول رابطه معکوس معناداری وجود دارد. بین نسبت جاری و احتمال نکول رابطه معکوس، بین نسبت مالکانه و احتمال نکول رابطه معکوس، بین سرمایه مشتریان و احتمال نکول هم رابطه معنی داری وجود دارد.

شبکه‌های عصبی از نسل جدید تکنیک‌های داده‌کاوی به شمار می‌آیند که در دو دهه اخیر توسعه زیادی یافته‌اند. مزیت اصلی شبکه‌های عصبی، قابلیت فوق‌العاده آنها در یادگیری و نیز پایداریشان در مقابل اغتشاشات ناچیز ورودی است (ایواخننکو[1]، ۱۹۹۵). از این رو در این تحقیق، از روش‌های اقتصادسنجی متعارف (پروبیت و لاجیت) جهت الگوسازی و پیش بینی متغیر هدف (احتمال نکول) استفاده کرده و نتایج حاصله را با روش شبکه عصبی هوشمند GMDH[2]، مقایسه می‌کنیم.

این مقاله حاوی دو نوع آوری نسبت به مطالعات قبلی است. اولاً این مقاله اولین مطالعه ای است که روشی را برای رتبه بندی اعتباری مشتریان بانک پارسیان با استفاده از رویکرد شبکه‌های عصبی ارائه کرده است. ثانیاً در این مقاله، برای طراحی شکل شبکه عصبی و تعیین ضرایب آن، از رویکرد GMDH مبتنی بر الگوریتم ژنتیک استفاده شده است. روش‌های تکاملی[3] مانند الگوریتم ژنتیک(هیاست و مورت[4]، ۲۰۰۳) کاربرد وسیعی در مراحل مختلف طراحی شبکه‌های عصبی به خاطر قابلیت‌های منحصر به فرد خود در پیدا کردن مقادیر بهینه و امکان جستجو در فضاهای غیر قابل پیش بینی،

1- Ivakhnenko.
2- Group Method of Data Handling.
3- Evolutionary
4- Hiassat and Mort

www.SID.ir

Archive of SID

دارند(نریمان زاده و همکاران ۲۰۰۲). لذا در مقاله حاضر، برای طراحی شکل شبکه عصبی و تعیین ضرایب آن، از الگوریتم ژنتیک استفاده شده است.

مقاله حاضر به دنبال یافتن پاسخی برای سوالات زیر می‌باشد: عوامل موثر بر ریسک اعتباری مشتریان کدامند؟ و کدامیک از مدلهای لاجیت، پروبیت و شبکه‌های عصبی (با الگوریتم یادگیری ژنتیک) از عملکرد بهتری در تعیین ریسک اعتباری مشتریان برخوردارند؟

این مقاله در پنج بخش تنظیم شده است. بخش دوم ادبیات موضع تحقیق شامل: انواع ریسک‌هایی که یک مؤسسه مالی با آن مواجه است را مرور می‌کنیم. در بخش سوم روش شناسی شامل: شواهد آماری و منابع جمع‌آوری داده‌ها، تصریح مدل شامل: معرفی متغیرها، ارتباط متغیرها، نحوه اندازه‌گیری متغیرها و همچنین به معرفی الگوهای اقتصادسنجی و روش شبکه عصبی هوشمند GMDH پرداخته می‌شود. بخش چهارم مقاله به برآورد مدل و تجزیه و تحلیل آن اختصاص یافته و در بخش پایانی نیز نتایج و پیشنهادات ارائه می‌گردد.

۲- ادبیات موضوع

در این بخش مبانی نظری انواع مهمترین ریسک‌هایی که مؤسسات مالی با آن مواجه هستند را مرور کرده و در ادامه با تفصیل بیشتر به تبیین ریسک اعتباری و اعتبارسنجی می‌پردازیم.

۲-۱- انواع ریسک‌های مؤسسات مالی

در منابع علمی مختلف، تعاریف متعددی از ریسک ارائه شده‌است. افراد مختلف بر اساس زاویه دید خود و حوزه فعالیتشان به تعریف این واژه پرداخته‌اند.

در فرهنگ مدیریت راهنما ریسک بدین صورت تعریف شده‌است: «ریسک عبارت است از آنچه که حال یا آینده دارایی یا توان کسب درآمد شرکت، مؤسسه یا سازمانی را تهدید می‌کند». واژه ریسک در فرهنگ لانگمن[1] چنین تعریف شده‌است: «ریسک

1- Longman

www.SID.ir

Archive of SID

عبارتست از احتمال وقوع حادثه‌ای نامطلوب و یا احتمال وقوع خطر». در فرهنگ وبستر[1]، ریسک از لحاظ لغوی به معنای خطر آمده‌است. به عبارتی دیگر ریسک به معنی شانس و احتمال آسیب و یا ضرر و زیان تعریف شده‌است. وستون[2] و بریگام[3]، ریسک یک دارایی را بدین‌گونه تعریف می‌کند: «ریسک یک دارایی عبارت است از تغییر احتمالی بازده آتی ناشی از آن دارایی».

با آنکه به نظر می‌رسد ریسک واجد یک مفهوم و تعریف ساده است، اما هنوز اقتصاددانان، به یک مفهوم جامع و واحد از این واژه دست نیافته‌اند. بطور کلی و با توجه به تعاریف ارائه شده به طور کلی سه عامل مشترک را می‌توان در آنها مشاهده کرد: عمل یا اقدامی بیش از یک نتیجه به بار می‌آورد، تا زمان محقق شدن نتایج از حصول هیچ یک از نتایج اطمینانی وجود نداشته باشد، و حداقل یکی از نتایج ممکن پیامد نامطلوبی به همراه داشته باشد (احمدی‌زاده، ۱۳۸۵).

ریسک‌های اصلی شناسایی شده توسط کمیته بال[4] برای یک موسسه مالی عبارتند از: ریسک نقدینگی، ریسک نرخ بهره، ریسک بازار، ریسک عملیاتی، ریسک اعتباری.

ریسک نقدینگی عبارتست از: ریسک ناشی از فقدان نقدینگی لازم جهت پوشش تعهدات کوتاه مدت و خروجی‌های غیر منتظره وجوه. در چنین شرایطی بانک مجبور به جذب منابع گران قیمت و یا نقد کردن سایر دارایی‌های خود در زمان کمتر و با قیمتی بسیار پایین‌تر از قیمت بازار آنها می‌شود[5]. بانک‌ها ریسک نقدینگی را به طور سیستماتیک و منظم از طریق تطابق نمودار سر رسید دارایی‌ها و بدهی‌های خود، به ویژه در زمان‌هایی که سررسید آنها نزدیک است، از روی احتیاط و با نگهداری ذخایر نقد از قبیل: وجه نقد نزد سایر بانک‌ها و اوراق بهادار دولتی قابل فروش در بازار، مدیریت می‌کنند. آنها ممکن است امکانات آماده و پشتیبانی متقابل بین بانکی را داشته باشند تا در صورت بروز مسائل نقدینگی، به صورت موقت متعهد پرداخت وام به

1- Webster
2- Weston
3- Brigham
٤- میزان سرمایه لازم جهت مقابله با ریسک‌های عملیاتی مصوب کمیته بال II در پست بانک طی دوره ۱۳۸۱ تا ۱۳۸٤
5- Basel Core Principles, 1997, p. 22

www.SID.ir

Archive of SID

یکدیگر باشند. در حالتی که کل بازار مالی تنش داشته باشد، معمولاً امکان دریافت وام از آخرین پناهگاه یعنی بانک مرکزی، وجود دارد (هیچنس[1]،هاگ[2]، مالت[3]، ۲۰۰۱).

تغییرات نرخ بهره نیز نقش بسیار مهمی را در جریان پولی ناشی از عملیات بانکی مانند: اعطای تسهیلات و اخذ سپرده‌ها ایفا می‌کند. از ریسک ناشی از تغییرات نرخ بهره به عنوان ریسک نرخ بهره یاد می‌شود. نوسانات نرخ بهره ارزش خالص دارایی‌ها و سود ناشی از آن را تحت تأثیر قرار می‌دهد بانک‌ها جهت محدود کردن و کنترل ریسک ناشی از نوسانات نرخ بهره باید سیاست‌های واضحی را اتخاذ کنند. سیستم اندازه‌گیری ریسک نرخ بهره بانک‌ها باید شامل تمامی منابع ریسک نرخ بهره بوده و برای ارزیابی تأثیر تغییرات نرخ بهره بر عایدات و ارزش اقتصادی بانک کافی باشد(دهقان، ۱۳۸٤).

سرمایه گذاری در بازار سهام و ارز، بخشی از فعالیت‌های بانک‌ها و مؤسسات مالی و اعتباری را تشکیل می‌دهد. این امر باعث می‌شود که بانک‌ها با ریسک بازار که ناشی از تغییرات قیمت سهام و ارز است، مواجه شوند. کمیته بال ریسک بازار را ریسک مربوط به زیان‌های ایجاد شده در اثر وضعیت اقلام داخل و خارج ترازنامه، ناشی از نوسانات بازار می‌داند. از دیدگاه بال ریسک بازار می‌تواند ناشی از ریسک نرخ ارز[4] و ریسک بازار کالا[5] باشد (عبده تبریزی،۱۳۸۸).

تعاریف بسیار متنوعی از ریسک عملیاتی ارائه شده‌است. کمیته بال ریسک عملیاتی را به عنوان ریسک ناشی از فرایندهای داخلی، افراد، سیستم و یا اتفاقات خارجی می‌داند. در برخی دیگر از تعاریف نیز گفته شده است که فقط زیان‌های مستقیم حاصل از عملیات سازمان را در بر می‌گیرد، در صورتی که بسیاری از ریسک‌های عملیاتی نتیجه غیرمستقیم انجام عملیات سازمان هستند که می‌توان به انواع سرقت‌ها و سوءاستفاده‌ها مانند اختلاس اشاره کرد. برخی از عوامل ایجاد زیان عملیاتی عبارتند از:

1- Hitchins
2- Hogg
3- Mallet
4- Foreign Exchange Risk
5- Commodity

www.SID.ir

Archive of SID

سرقت داخلی[1]، سرقت خارجی[2]، فرآیند سازمان در امور مربوط به استخدام کارکنان و ایمنی محیط کاری، فرآیندهای مرتبط با مشتریان، محصولات و کسب وکار، برای مثال تغییرات در مقررات، مطالبات، رضایت مشتری، دعاوی حقوقی و نظایر آن، آسیب به دارایی‌های فیزیکی، برای مثال مواردی که طی آن دارایی‌های آسیب دیده موجب ایجاد وقفه در امر تجارت شود. آسیب ممکن است به‌دلیل آتش‌سوزی، سیل یا زمین لرزه باشد. تغییرات در محیط تجاری و اشکالات و خطاهای سیستمی، برای مثال اشکال در سیستم، ویروس اینترنتی، داده‌های نادرست، خطوط ارتباطی ضعیف و نظایر آن. مدیریت اجرا، تحولات و فرآیندها درون سازمان (همان).

۲-۲- ریسک اعتباری

ریسک اعتباری ریسکی است که از نُکول/قصور[3] طرف قرارداد، یا در حالتی کلی‌تر ریسکی که از «اتفاقی اعتباری» به وجود می‌آید. به طور تاریخی این ریسک معمولا در مورد اوراق قرضه واقع می‌شد، بدین صورت که قرض‌دهنده‌ها از بازپرداخت وامی که به قرض‌گیرنده داده بودند، بی اطمینانی داشتند. به همین خاطر گاهی اوقات ریسک اعتباری را «ریسک نکول» هم گویند.

ریسک اعتباری، ناشی از ناتوانی و یا عدم تمایل دریافت کننده تسهیلات در بازپرداخت تسهیلات می‌باشد. این عدم عمل به تعهدات می‌تواند ناشی از کسادی شرایط کسب و کار یا سایر وضعیت‌هایی باشد که طرف قرارداد با آن مواجه است. به عبارت دیگر ریسک اعتباری عبارتست از احتمال اینکه بعضی از دارایی‌های بانک، بویژه تسهیلات اعطایی از نظر ارزش کاهش یابد و یا بی‌ارزش شود. با توجه به اینکه سرمایه بانک‌ها نسبت به کل ارزش دارایی‌های آنها کم است، حتی اگر درصد کمی از وام‌های اعطایی، قابل وصول نباشد، بانک با خطر ورشکستگی روبرو خواهد شد.

فرآیند مدیریت ریسک اعتباری یعنی شناسایی، ارزیابی و تجزیه تحلیل و واکنش مناسب به ریسک اعتباری و نیز نظارت مستمر بر آنها با توجه به شرایط متغیر محیطی

1- Internal Fraud
2- External Fraud
3- Default

www.SID.ir

Archive of SID

(اقتصادی، سیاسی، اجتماعی و تکنولوژیکی...) (مدرس و ذکاوت، ۱۳۸٦).

بحران‌های مشاهده شده در نظام بانکی کشورها عمدتاً ناشی از عدم کارایی در مدیریت ریسک اعتباری بوده‌است. تمرکز اعطای تسهیلات با حجم بالا به یک فرد، شرکت، گروه صنعتی و یا بخش اقتصادی خاص از عوامل افزایش دهنده این ریسک خواهد بود. مهمترین ابزاری که بانک‌ها برای مدیریت و کنترل ریسک اعتباری به آن نیازمندند، سیستم رتبه بندی اعتباری مشتریان است. چنین سیستمی، مشتریان را بر اساس میزان ریسکی که متوجه بانک خواهد نمود، رتبه‌بندی می‌کند. بدیهی است چنین سیستمی بانک را در گزینش مطلوب مشتریان اعتباری خود، یاری نموده و ضمن کنترل و کاهش ریسک اعتباری، سطح بهره‌وری فرایند اعطای تسهیلات را ارتقا خواهد داد.(احمدی‌زاده، ۱۳۸۵)

۲-۳- اعتبار سنجی

اعتبارسنجی به مفهوم ارزیابی و سنجش توان بازپرداخت متقاضیان اعتبار تسهیلات مالی و احتمال عدم بازپرداخت اعتبارات دریافتی از سوی آنها می‌باشد. اعتبارسنجی اظهارنظری رسمی است که توسط مؤسسه‌های اعتبار سنجی درباره اعتبار مشتریان حقیقی و حقوقی بانک‌ها و موسسات مالی اعتباری مطرح می‌شود و امکان شناخت بیشتر را نسبت به وضعیت و توان مالی افراد جهت بازپرداخت تسهیلات دریافتی و دریافت خدمات بیشتر فراهم می‌کند. رتبه‌سنجی (تعیین رتبه اعتباری) در حقیقت بینش لازم جهت شناخت ریسک اعتباری مشتریان را برای یک بنگاه فراهم می‌سازد (مدرس،۱۳۸٦). مرحله اعتبارسنجی در بررسی اعتباری مشتریان، شناسایی عوامل اصلی اثرگذار بر ریسک اعتباری می‌باشد.

اساس کار اعتبار سنجی بر مبنای داده کاوی بنیان نهاده شده است. در فرآیند اعتبار سنجی، مشتریان بر اساس شاخص‌ها و ویژگی‌های مختلفی مورد ارزیابی و رتبه بندی قرار می‌گیرند(فردحریری، ۱۳۸۷). این رتبه یا امتیاز در واقع نمایانگر اعتبار مالی مشتری است که بانک می‌تواند بر اساس آن نسبت به ارائه خدمات به مشتری خیلی سریع‌تر و دقیق‌تر تصمیم گیری کند.

www.SID.ir

Archive of SID

در فعالیت‌های مالی همواره سود بیشتر همراه با ریسک بیشتر است و در چنین شرایطی پرتفوی اعتباری با نگاهی همزمان به دو مؤلفه سود و ریسک چیده می‌شود که علاوه بر پذیرش ریسک معقول، فرآیند اعطای تسهیلات با سودآوری مناسب همراه باشد. طراحی چنین پرتفویی مستلزم ایجاد موازنه میان توان ریسک‌پذیری و سود انتظاری است. در چنین شرایطی سیستم رتبه بندی اعتباری مشتریان برای ایجاد چنین توازنی بین ریسک و سود، ضروری است و عدم وجود چنین سیستمی بی شک به وجود و شکل گیری یک پرتفوی اعتباری کارآمد و بهینه که تأمین کننده منافع مالی مؤسسات باشد، لطمه وارد خواهد نمود.

۳- روش تحقیق

نوع روش تحقیق در این پژوهش از نظر هدف کاربردی و از نظر نحوه گردآوری داده‌ها، توصیفی پیمایشی می باشد. به منظور رتبه بندی اعتباری مشتریان حقوقی بانک پارسیان، از اطلاعات مربوط به پرونده‌های ٤۰۰ مورد از مشتریان اعتباری بانک استفاده می‌شود. جامعه آماری این تحقیق، اطلاعات تراکنشی و جمعیت‌شناختی ٤۰۰ نفر از مشتریان این بانک می‌باشد که به صورت کاملاً تصادفی انتخاب شده‌اند. این حجم نمونه از مشتریان دارای حساب منتهی به سال ۱۳۸۸ انتخاب شده‌اند.

۳-۱- معرفی متغیرهای الگو

برای تعیین رتبه و امتیاز اعتباری، بایستی متغیرهای توضیحی موثر بر ریسک اعتباری مشتری که توانایی توضیح دهندگی متغیر وابسته را داشته باشند، شناسایی کرد. متغیرهای مورد استفاده در الگو را می توان به دو گروه اصلی زیر تقسیم بندی نمود:

الف) متغیرهای کمی: اطلاعاتی که مشتریان برای گرفتن تسهیلات ارائه می‌دهند و در پرونده اعتباری آنها موجود است مثل نسبت جاری، نسبت آنی و نسبت مالکانه؛

ب) متغیرهای کیفی: شامل متغیرهایی از قبیل شخصیت قانونی متقاضی(حقیقی یا حقوقی)، نوع فعالیت اقتصادی، سابقه همکاری با بانک و مالکیت محل کار.

فهرست متغیرهای مورد استفاده در الگو به همراه توضیحات مربوطه در جدول(۱)

www.SID.ir

Archive of SID

نمایش داده شده اند[1].بر اساس اطلاعات پرونده‌های یاد شده، مشتریان را به دو گروه خوب (عدم نکول وام) و بد (نکول وام) تقسیم کرده و مبتنی بر مجموعه اطلاعات نمونه برای متغیرهای وابسته و مستقل، الگوهای اقتصاد سنجی لاجیت و پروبیت را برآورد کرده و عملکرد آنها با شبکه عصبی GMDH مقایسه می‌شود.

جدول۱: متغیرهای مورد استفاده در تحقیق

ردیف	متغیر	توضیحات
۱	نوع وثیقه(سند رهنی = ۱، سایر وثیقه‌ها = ۰)	یکی از عواملی که حسن نیت مشتری را در پایبندی به ایفای به موقع تعهدات خود نشان می‌دهد، ارائه وثایق قابل ترهین و تضمینات متقاضی نزد مؤسسه می‌باشد.
۲	نوع مالکیت محل فعالیت(استیجاری = ۱، سایر = ۰).	متقاضیانی که طی سالهای متمادی در دفتر یا مرکز تجاری معتبر به لحاظ مالکیت و مکان آن مشغول فعالیت هستند، از رتبه و امتیاز اعتباری و صلاحیت عمومی بیشتری برخوردارند.
۳	سابقه همکاری مشتریان با بانک	استمرار، تمرکز و تداوم فعالیت یک مشتری و سابقه آن نزد بانک، باعث آگاهی بیشتر از میزان و نحوه فعالیت‌ها وتوانایی-های وی از یک سو وکاهش ریسک‌های آتی از سوی دیگر می-گردد.
٤	سرمایه مشتری	ارزش و اهمیت شرکت‌ها را از میزان سرمایه آنها می‌توان درک کرد. هر قدر سرمایه ثبت شده شرکت‌ها بیشتر باشد، از اعتبار بالاتری جهت افتتاح حساب و دریافت تسهیلات برخوردار خواهند بود.
٥	نسبت جاری	(بدهی جاری/ دارایی جاری). نسبت جاری نشان می‌دهد که دارایی جاری تا چه اندازه بدهی جاری را می‌پوشاند. نسبت

۱- متغیرهای الگو بر اساس ادبیات ریسک اعتباری، مطالعات مشابه(خداوردی،۸۸؛ مدرس و ذکاوت، ۸٦؛ مجموعه رهنمودهای بانک مرکزی برای مدیریت موثر ریسک اعتباری سال ۸٦؛ فردحریری،۸۷) و محدودیت دسترسی به داده‌ها انتخاب شده اند. محرمانه بودن و یا در دسترس نبودن اطلاعات مشتریان مهمترین محدودیت در انتخاب متغیرها به حساب می آید.

www.SID.ir

Archive of SID

ردیف	متغیر	توضیحات
		مذکور را مقیاس نقدینگی در کوتاه مدت می‌دانند.
٦	نسبت آنی	(بدهی جاری/ موجودی کالا –دارایی جاری)، این نسبت به وضوح نشان می‌دهد که آن قسمت از دارایی جاری که از لحاظ ارزش، ثبات بیشتری دارد و احتمال کاهش در آن کمتر است تا چه میزان می‌تواند پشتوانه طلبکاران کوتاه مدت قرار گیرد.
۷	دارایی جاری به دارایی کل	این نسبت نشان دهنده دارایی جاری به دارایی کل می باشد.
۸	گردش دارایی کل	(دارایی کل/ فروش) این نسبت نشان می‌دهد چگونه دارایی‌های یک شرکت به منظور ایجاد در آمد فروش بکار گرفته شده است.
۹	گردش سرمایه جاری	(سرمایه در گردش / فروش خالص) این نسبت نشان می‌دهد سرمایه در گردش چگونه در مسیر فروش به کار رفته است.
۱۰	نسبت بدهی	(دارایی کل/ بدهی کل). میزان وجوهی را نشان می‌دهد که به وسیله بدهی تأمین شده است.
۱۱	نسبت مالکانه	(کل دارایی/ حقوق صاحبان سهام) این نسبت نشان دهنده این است که به طور کلی چه مقدار از دارایی‌ها به صاحبان سهام تعلق دارد و در تفسیر با نسبت کل بدهی‌ها ارتباط نزدیک دارد. این نسبت را می‌توان به نوعی مکمل نسبت‌های نقدینگی دانست، زیرا نشانگر محل تأمین نقدینگی از نوع استقراض یا عدم استقراض است

۳-۲- معرفی الگوی اقتصادسنجی و روش شبکه عصبی GMDH

به منظور مدلسازی عوامل تعیین کننده ریسک اعتباری از الگوهای اقتصاد سنجی متعارف لاجیت و پروبیت و روش‌های شبکه عصبی GMDH کمک خواهیم گرفت. در این بخش به معرفی این الگوها می پردازیم.

www.SID.ir

Archive of SID

۳-۲-۱- تابع لاجیت

مدل لاجیت یکی از مدل‌های رگرسیونی است که در حالتی که متغیر وابسته بـاینری یـا موهومی باشد مورد استفاده قرار می‌گیرد. در این حالت Y به عنوان متغیر وابـسته تنهـا می‌تواند مقادیر ۰ (متناظر با بازپراخـت بـه موقـع وام توسـط مـشتری) و ۱ (نکـول در بازپرداخت) را اختیارکند. اگرمتغیرهای مستقل $X_{1i},\dots X_{ni}$ عوامل تعیین کننده احتمـال نکول باشند احتمال این که متغیر Y مقدار ۱ را بپذیرد برابر است با:

$$P_i = E(y=1|X_i, i=1,2,\dots,n) = \frac{1}{1+e^{-(\beta_0+\beta_1X_{1i}+\cdots+\beta_nX_{ni})}} \qquad (۱)$$

که در آن P_i احتمال نکول مشتری و متغیرهای X_{1i} تا X_{ni} عوامل تعیین کننده احتمال یاد شده می‌باشند. این تابع را تابع توزیع تجمعی لوجستیک[1] می‌نامند. این تابع را مـی-توان به شکل زیر دوباره نویسی کرد:

$$P_i = \frac{1}{1+e^{-Z_i}} \qquad (۲)$$

$$Z_i = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \cdots + \beta_n X_{ni}$$

هم‌چنان که Z_i بین $-\infty$ تا $+\infty$ تغییر می‌کنـد P_i بـین ۰ و ۱ مقـادیر خـود را اختیـار خواهد کرد. در این رابطه P_i به طور غیر خطی به Z_i (یعنی X_i) مربوط است. اما از تابع P_i ملاحظه می‌شود P_i نه تنها بر حسب X بلکه بر حسب βها هم غیر خطی اسـت. امـا به راحتی می‌توان نشان داد که می‌توان معادله P_i را به صورت رابطه ای خطی بر حسب پارامترها تبدیل نمود:

$$1 - P_i = \frac{1}{1+e^{Z}} \qquad (۳)$$

$$\frac{P_i}{1-P_i} = \frac{1+e^{Z}}{1+e^{-Z}} = e^{Z} \qquad (٤)$$

حال به طور ساده $\frac{P_i}{1-P_i}$ نسبت احتمال حادثه مورد نظر بر آلترناتیو آن اسـت کـه در اینجا بیانگر میزان برتری احتمال وقوع حادثه بر عدم آن می‌باشد.

حال چنانچه از تابع مذکور لگاریتم بگیریم نتیجه زیر بدست می‌آید:

1- Logistic Distribution Function

www.SID.ir

Archive of SID

$$Z_i = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \cdots + \beta_n X_{ni} = Ln\left(\frac{P_i}{1-P_i}\right) \qquad (۵)$$

یعنی Z که لگاریتم نسبت برتری یا مزیت است نه تنها بر حسب X بلکه (نکته مهم از نظر تخمین) بر حسب پارامترها نیز، خطی است.

۳-۲-۲- مدل پروبیت

مدل پروبیت نیز مانند مدل لاجیت یک تابع توزیع تجمعی(CDF[1]) می‌باشد، با این تفاوت که در مدل لاجیت تابع توزیع لوجیستیکی و در مدل پروبیت نرمال می‌باشد. اگر I_i شاخص وقوع حادثه باشد، این شاخص به صورت زیر بیان می‌شود:

$$I_i = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \cdots + \beta_n X_{ni} \qquad (٦)$$

از طرفی دیگر I_i^* را مقدار آستانه شاخص فوق می‌نامیم، بدین صورت که اگر $I_i \geq I_i^*$ حادثه به وقوع می‌پیوندد. احتمال وقوع حادثه به صورت زیر بیان می‌شود:

$$P_i = P_r(Y=1) = P_r(I_i \geq I_i^*) = F(I_i \geq I_i^*) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}}\int_{-\infty}^{T_i} e^{\frac{-t^2}{2}} dt = \frac{1}{\sqrt{2\pi}}\int_{-\infty}^{\beta_0+\beta_1 X_{1i}+\cdots+\beta_n X_{ni}} e^{\frac{-t^2}{2}} dt \qquad (۷)$$

که در آن t متغیر نرمال استاندارد است یعنی $t \sim N(0,1)$.

برای تخمین پارامترهای این مدل از روش حداکثر راست نمایی استفاده می‌شود.

۳-۲-۳- شبکه عصبی GMDH

شبکه‌های عصبی بر پایه یک مفهوم کلی از شناخت الگو و تصفیه کننده‌ی متدهای سنتی تکنیکی هستند. شبکه‌های عصبی که انعطاف پذیری بالایی دارند، به صورت مدل‌های نیمه پارامتری در بسیاری از رشته‌های عملی، به ویژه علوم رفتاری و اقتصاد به کار برده شده اند.[2]

روش دسته‌بندی گروهی داده‌های عددی، یک فن‌آوری آموزش آماری، جهت غلبه

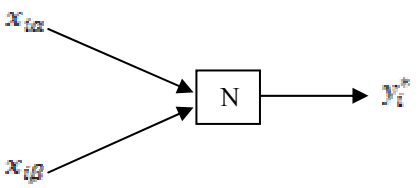
1- Cumulative Distribution Function

۲- برای مطالعات بیشتر رجوع شود به سلیمانی‌کیا(۱۳۸٦)

www.SID.ir

Archive of SID

بر ضعف‌های آماری و شبکه‌های عصبی است. آنچه الگوریتم GMDH را به عنوان یک روش هیوریستیک[۱] معرفی می‌کند، ساختن مدل‌هایی برای سیستم‌های پیچیده از نوع رگرسیون با درجات بالا می‌باشد که دارای مزایایی نسبت به مدل‌سازی کلاسیک است. اولین بار الگوریتم GMDH توسط یک دانشمند اوکراینی به نام ایواخننکو[۲] (۱۹۶۸، ۱۹۹۵، ۲۰۰۰) معرفی گردید. شبکه GMDH[۳]، شبکه‌ای خود سازمانده و یک سویه می‌باشد که از چندین لایه و هر لایه نیز از چندین نرون تشکیل یافته است. تمامی نرون‌ها از ساختار مشابهی برخوردار می‌باشند به طوری که دارای دو ورودی و یک خروجی هستند و هر نرون با ۵ وزن و یک بایاس عمل پردازش را میان داده‌های ورودی و خروجی بر اساس رابطه(۸) برقرار می‌کند:



شکل ۱: پردازش داده‌های ورودی و خروجی

$$y_{ik}^* = N(x_{i\alpha}, x_{i\beta}) = b^k + w_1^k x_{i\alpha} + w_2^k x_{i\beta} + w_3^k x_{i\alpha}^2 + w_4^k x_{i\beta}^2 + w_5^k x_{i\alpha} x_{i\beta} \quad (۸)$$

$$i = 1,2,3,\ldots,N$$

که در آن N داده‌های ورودی و خروجی بوده و $(K = 1,2,3,\ldots,C_m^2)$ و $\alpha,\beta \in \{1,2,3,\ldots,m\}$ می‌باشد، که در آنها m تعداد نرون‌های لایه قبلی است.

وزن‌ها بر اساس روش‌های کمترین مربعات خطا محاسبه شده و سپس به عنوان مقادیر مشخص و ثابت در داخل هر نرون جای گذاری می‌شود. ویژگی بارز این نوع

۱- الگوریتم هیوریستیک (Heuristic) عبارت است از معیار، روش و یا اصولی برای تصمیم‌گیری بین چندین خط‌مشی، به طوری که اثربخش‌ترین آنان برای دست یابی به اهداف موردنظر، انتخاب گردد.

2- Ivakhnenko

3- Group Method of Data Handling

www.SID.ir

Archive of SID

شبکه آن است که نرون‌های مرحله قبلی و یا لایه قبلی، عامل و مولد تولید نـرون‌هـای جدید به تعداد $C_m^2 = \frac{m(m-1)}{2}$ می‌باشند و از میان نرون‌های تولید شده، لزوماً تعـدادی از آنها حذف گشته تا بدین وسـیله از واگرایـی شـبکه جلـوگیری بعمـل آیـد (فـارلو[1]، ۱۹۸٤).

نرون‌هایی که برای ادامه و گسترش شبکه باقی می‌مانند، امکان دارد برای ایجاد فرم همگرایی شبکه و عدم ارتباط آنها با نرون لایه آخر حذف گردند که اصطلاحاً بـه آنهـا نرون غیر فعال می‌گویند. معیار گزینش و حذف مجموعه‌ای از نـرون‌هـا در یـک لایـه، نسبت مجموع مربعات خطا (r_j^2) بین مقادیرخروجی واقعی (y_i) و خروجی نرون j ام (y_{ij}^*) به صورت رابطه (۹) می‌باشد.

$$j \in \{1,2,3,\dots,C_m^2\} \qquad (۹)$$

$$r_j^2 = \frac{\sum_{i=1}^{N}(y_i - y_{ij}^*)^2}{\sum_{i=1}^{N} y_i^2}$$

که در آن m تعداد نرون‌های گزینش شده در لایه قبلی است.

نگاشتی که بین متغیرهای ورودی و خروجی توسط این نوع از شـبکه‌هـای عـصبی برقرار می‌شود به شکل تابع غیر خطی ولترا[2] به صورت رابطه (۱۰) می‌باشد:

$$\hat{y} = a_0 + \sum_{i=1}^{m} a_i x_i + \sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{m} a_{ij} x_i x_j \sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{m}\sum_{k=1}^{m} a_{ijk} x_i x_j x_k + \cdots \qquad (۱۰)$$

ساختاری را که برای نرون‌ها در نظر گرفته شـده، بـصورت فـرم خلاصـه شـده دو متغیره درجه دوم زیر است:

$$y_i = f(x_{ip}, x_{iq}) = a_0 + a_1 x_{ip} + a_2 x_{iq} + a_3 x_{ip} x_{iq} + a_4 x_{ip}^2 + a_5 x_{iq}^2 \qquad (۱۱)$$

تابع f دارای شش ضریب مجهول است که به ازای تمام زوج‌های دو متغیـر وابـسته

1- Farlow
2- Volterra

www.SID.ir

Archive of SID

به سیستم $\{(x_{ip}, x_{iq}), i = 1,2, \dots, N\}$، خروجی مطلوب $\{(y_i), i = 1,2, \dots, N\}$ را برآورد می‌کند. حال عبارت زیر را بر اساس قاعده کمترین مربعات خطا حداقل می‌کنیم:

$$\text{Min} \sum_{k=1}^{N} [(f(x_{ki}, x_{kj}) - y_i)^2] \qquad (۱۲)$$

براین اساس دستگاه معادله‌ای را که دارای شش مجهول و N معادله می‌باشد، حل می‌کنیم.

$$\begin{cases} a_0 + a_1 x_{1p} + a_2 x_{1q} + a_3 x_{1p} x_{1q} + a_4 x_{1p}^2 + a_5 x_{1q}^2 = y_1 \\ a_0 + a_1 x_{2p} + a_2 x_{2q} + a_3 x_{2p} x_{2q} + a_4 x_{2p}^2 + a_5 x_{2q}^2 = y_2 \\ \dots\dots\dots\dots\dots\dots\dots\dots\dots\dots\dots\dots\dots\dots\dots\dots\dots\dots\dots\dots\dots\dots\dots\dots \\ a_0 + a_1 x_{Np} + a_2 x_{Nq} + a_3 x_{Np} x_{Nq} + a_4 x_{Np}^2 + a_5 x_{Nq}^2 = y_N \end{cases}$$

دستگاه معادله فوق را می‌توان به فرم ماتریسی زیر نمایش داد:

$$Aa = Y \qquad (۱۳)$$

که در آن

$$a = \{a_0, a_1, a_2, a_3, a_4, a_5\}^T \qquad (۱۴)$$

$$Y = \{y_1, y_2, y_3, \dots, y_N\} \qquad (۱۵)$$

$$A = \begin{bmatrix} 1 & x_{1p} & x_{2q} & x_{1p}x_{1q} & x_{1p}^2 & x_{1q}^2 \\ 1 & x_{2p} & x_{2q} & x_{2p}x_{2q} & x_{2p}^2 & x_{2q}^2 \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot\cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot\cdot & \cdot & \cdot \\ 1 & x_{Np} & x_{Nq} & x_{Np}x_{Nq} & x_{Np}^2 & x_{Nq}^2 \end{bmatrix} \qquad (۱۶)$$

برای حل معادله لازم است که شبه معکوس ماتریس غیر مربع A محاسبه گردد (آناستاساکیس و مورت[1]، ۲۰۰۱).

1- Anastasakis & Mort

www.SID.ir

Archive of SID

یکی از مسائل مهمی که در شبکه‌های عصبی مصنوعی مطرح می‌باشد، طراحی ساختار شبکه است. در این طراحی بایستی تعداد لایه‌ها و نیز ساختار نرونی از قبیل: تعداد وزن‌ها و مقادیر اولیه آنها و همچنین تابع تحریک هر نرون به صورت مناسب انتخاب گردند، تا یک نگاشت مناسب و ایده‌آل میان داده‌های ورودی و خروجی برقرار شود.

در طراحی شبکه‌های عصبی GMDH، هدف جلوگیری از رشد واگرایی شبکه و نیز مرتبط‌کردن شکل و ساختار شبکه به یک یا چند پارامتر عددی می‌باشد، به گونه‌ای که با تغییر این پارامترها، ساختار شبکه‌ها نیز تغییر کند. روش‌های تکاملی[1] مانند الگوریتم ژنتیک کاربرد وسیعی در مراحل مختلف طراحی شبکه‌های عصبی دارند(واچکین و یارین[2]،۲۰۰۱)، چنانکه دارای قابلیت‌های منحصر به فردی در پیدا کردن مقادیر بهینه و امکان جستجو در فضاهای غیر قابل پیش‌بینی دارند. در تحقیق حاضر، برای طراحی شکل شبکه عصبی و تعیین ضرایب آن، از الگوریتم ژنتیک استفاده شده است (جمالی و همکاران،۲۰۰٦).

نرم‌افزار محاسباتی مبتنی بر روش تلفیقی الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی GMDH (نریمان‌زاده و همکاران[3]،۲۰۰۳)، با هدف بهینه‌سازی دو منظوره[4] (آتش کاری و همکاران،۲۰۰۷)، کمینه خطای مدل‌سازی و پیش‌بینی، با استفاده از نرم‌افزار Matlab[5] طراحی شده که مجموعه‌ای از نقاط بهینه (امانی فرد و همکاران،۲۰۰۸)، خطای پیش‌بینی و الگوسازی فرآیند را گزارش می‌دهد.

بهینه‌سازی چند منظوره یا بهینه‌سازی بردار عبارت است از یافتن برداری از متغیرهای تصمیم‌گیری که شرایط و محدودیت‌های مورد نظر را ارضاء کنند و مقادیر بهینه‌ای برای همه توابع هدف فراهم کنند. به بیان ریاضی می‌خواهیم بردار $X^* = [x_1^*, \ldots, x_n^*]^t$ را بیابیم به‌گونه‌ای که تابع زیر بهینه شود.

$$F(x) = [f_1(x), f_2(x), \ldots, f_k(x)]^t \qquad (۱۷)$$

که در آن $X^* \in R^n$ بردار تصمیم‌گیری یا متغیرهای طراحی هستند و $F(*) \in R^k$

1- Evolutionary
2- Vasechkina & Yarin
3- Nariman-Zadeh et al
4- Multi-Objective Optimization Program
5- Matrix Laboratory

www.SID.ir

Archive of SID

بردار توابع هدف است.

٤- برآورد مدل و تجزیه و تحلیل آن

در این بخش به بررسی متغیرهای اثرگذار بر ریسک اعتباری مشتریان حقوقی بانک پارسیان با استفاده از روش‌های اقتصادسنجی مدل‌های لاجیت و پروبیت و شبکه عصبی GMDH می‌پردازیم. مدل‌های اقتصاد سنجی لاجیت یا پروبیت در حالتی که متغیر وابسته، باینری یا موهومی باشد مورد استفاده قرار می‌گیرند. به عبارت دیگر در این حالت متغیر وابسته یا خروجی برای الگوی شبکه عصبی تنها می‌تواند مقادیر ۰(عدم نکول) و ۱ (نکول) را اختیار کند. در ادامه به معرفی متغیرهای الگو و ارائه و تحلیل نتایج تجربی می پردازیم.

٤-١- نتایج الگوی اقتصاد سنجی

با توجه به نمونه ٤۰۰ تایی حاصل از پرونده‌های مشتریان اعتباری بانک، از اطلاعات مربوط به ۳۵۰ مشتری حقوقی بانک برای تخمین الگوی لاجیت و پروبیت استفاده کرده و سپس با استفاده از الگوی برآورد شده، متغیر وابسته(نکول یا عدم نکول) را برای ۵۰ مشتری دیگر پیش بینی می کنیم[1]. اطلاعات واقعی در خصوص متغیر وابسته برای ۵۰ مشتری دیگر در دسترس هست و بر اساس آن می توان عملکرد پیش بینی الگو در خارج از دوره تخمین(نسبت پیش بینی‌های صحیح در خصوص نکول یا عدم نکول در خصوص ۵۰ مشتری) را ارزیابی کرد. در انتها عملکرد پیش بینی مذکور را با عملکرد پیش‌بینی الگوی GMDH مقایسه می کنیم.

نتایج حاصل از تخمین ضرایب مبتنی بر الگوهای لاجیت و پروبیت با استفاده از ۳۵۰ مشاهده در جدول۲ ارائه شده است. از آنجا که تفسیر مقادیر ضرایب حاصل ازمدل لاجیت و پروبیت پیچیده‌است اثر نهایی هر یک از متغیرهای توضیحی x_i روی احتمال شرطی(۱) یا (۷) به وسیله زیر تعیین شده و در جدول یاد شده گزارش شده‌اند:

۱- با توجه به اینکه از اطلاعات ۵۰ مشتری برای تخمین استفاده نشده است می توان عملکرد پیش بینی الگو را برای خارج از دوره تخمین بررسی نمود.

www.SID.ir

Archive of SID

$$\frac{\partial E(y|x,\beta)}{\partial x_j} = f(-x'\beta)\beta_j \qquad (۱۸)$$

که در آن x بردار متغیرهای توضیحی و $f(x) = dF(x)/dx$ تابع چگالی برای تابع توزیع تجمعی $F(x)$ است. توجه داشته باشیم که β_j به وسیله عامل f که خود بستگی به مقادیر همه متغیرهای توضیحی در بردار x دارد وزن داده می‌شود. از آن-جایی‌که تابع f همیشه دارای مقدار مثبت است، جهت اثر نهایی به علامت β_j بستگی دارد. اگر β_j مثبت باشد، افزایش x_j باعث افزایش احتمال وقوع متغیر وابسته می‌شود. اثرات یا ضرایب نهایی در رابطه فوق به مقادیر x بستگی دارد. به همین دلیل اثرات نهایی در سطوح میانگین مقادیر x محاسبه می شوند. (کرامر[1]؛۱۹۹۱)

جدول۲: نتایج حاصل ار تخمین الگو به روش‌های لاجیت و پروبیت

	نتایج حاصل از تخمین مدل به روش لاجیت			نتایج حاصل از تخمین مدل به روش پروبیت		
متغیر	ضرایب	p-value	اثر نهایی	ضرایب	p-value	اثر نهایی
نوع وثیقه	-۱.۸۵۱۱	۰.۰۱۱۹	-۰.۲۸۲٤	-۱.٦۲۹٦٤۷	۰.۰۰۷۲	-۰.۳٤۹٦
مالکیت محل	۰.۹۲۷٤۵۰	۰.۰۵٦٦	۰.۱٤۱٤٤	۰.۹۳۷۱۳۹	۰.۰٦٦۲	۰.۱۷۵۰
سابقه همکاری	-۰.۲۱۷۹٦۸	۰.۰٦۳۹	-۰.۰۳۳	-۰.۱۸۵۳٤۷	۰.۰٤۰۵	-۰.۰٤۱۱
سرمایه مشتری	-۰/۰۰۲۲۳	۰.۷۲۷۱	-۰/۰۰۳۸	-۰/۰۰۳۱۲	۰.۷۱۵٤	-۰/۰۰٤۸۹
نسبت جاری	-۱.۲۹۵۸۷۰	۰.۰۰۵۸	-۰.۱۹۷٦۳	-۱.٤۳۲۲۰۲	۰.۰۰۵٤	-۰.۲٤٤٦
نسبت آنی	-۰.۸۲۸۸۰۳	۰.۱۸٤۹	-۰.۱۲٦٤	-۰.۹۸۳۸۰۲	۰.۱۸۹٦	-۰.۱۵٦٤
دارایی جاری به دارایی کل	۱.۰۸۲٦۸٤	۰.۲۳٦۱	۰.۱٦۵۱	۱.۰۰۸۱۰۱	۰.۲٤٦۸	۰.۲۰٤٤
گردش دارایی کل	-۰.۰۹۵٤۷۰	۰.۷۷۸۸	-۰.۰۱٤۵	-۰.۰۸۵۷۸۲	۰.۷۲۳۸	-۰.۰۱۸۰
گردش سرمایه جاری	۰.۰۰۸۸٤۵	۰.٤۳۸۲	۰.۰۰۱۳	۰.۰۱۰۲۲۰	۰.٤۲۸۱	۰.۰۰۱٦
نسبت بدهی	۰.۱۸۰۲۱۹	۰.۰۵۹۳	۰.۰۲۷٤	-۰.۲۵۰۳۸٤	۰.۰۷٤۹	۰.۰۳٤۰
نسبت مالکانه	-۱.٦۷٤۳۸۱	۰.۰۰٦۷	-۰.۲۵۵۳	-۲.٤۵۹۹٦۵	۰.۰۰٦۹	-۰.۳۱٦۱

ماخذ: نتایج تحقیق

1- Cramer

www.SID.ir

Archive of SID

مطابق نتایج حاصله برای الگوی پروبیت با تغییر وثیقه از سایر به سند رهنی، احتمال نکول کاهش می‌یابد. به‌عبارت دیگر بین وثیقه سند رهنی و احتمال نکول رابطه منفی با اثر نهایی ۰/۳۴۹۶- وجود دارد. به همین ترتیب با تغییر نوع مالکیت از استیجاری به ملکی، احتمال عدم نکول افزایش می‌یابد، به‌طوری‌که مالکیت ملکی، احتمال عدم نکول را با ضریب نهایی ۰/۱۷۵۰ به‌طور معنی داری افزایش می دهد. با افزایش سابقه همکاری مشتری با بانک، احتمال نکول با ضریب ۰/۰۴۱۱- کاهش می‌یابد. ضریب مذکور به لحاظ آماری معنی دار می‌باشد.

به همین ترتیب بین ریسک نکول و نسبت جاری در الگوی پروبیت، مطابق انتظار رابطه منفی و معنی داری با ضریب ۰/۲۴۴۶- وجود دارد. افزایش نسبت بدهی مطابق انتظار ریسک نکول مشتری را با ضریب ۰/۰۳۴ به‌طور معنی‌داری افزایش می‌دهد. بالاخره نسبت مالکانه، سازگار با انتظارات قبلی اثر منفی معنی داری با ضریب ۰/۳۱۶۱- بر احتمال نکول دارد. بین سایر نسبت‌های مالی و ریسک اعتباری رابطه معناداری وجود ندارد. نتایج حاصل از الگوی لاجیت به لحاظ کیفی تفاوتی با الگوی پروبیت ندارد.

نتایج آزمون‌هاسمر-لموشوف[1] برای خوبی برازش[2] و ارزیابی الگو در جدول۳ ارزیابی شده است. در این آزمون مقدار برازش شده مورد انتظار با مقادیر واقعی در هر گروه مقایسه می‌شود (تعداد گروه‌ها برابر ۱۰ گروه در نظر گرفته شده‌است). مقدار آماره‌هاسمر-لمشوف ۱۳/۷۳ که به لحاظ آماری حتی در سطح اهمیت ۱۰٪ معنی دار نیست. لذا آزمون مذکور دلالت بر رضایت‌بخش بودن برازش الگو دارد.

جدول۳: آزمون خوبی برازش

آزمون خوبی برازش		
	لاجیت	پروبیت
تعداد مشاهدات	۱۶۰	۱۶۰
تعداد گروه‌ها	۱۰	۱۰
مقدار آماره‌هاسمر-لمشوف	۱۳/۷۳	۱۲/۷۲

ماخذ: نتایج تحقیق

1- Hosmer-Lemeshow(1989)
2- Goodness of Fit

www.SID.ir

Archive of SID

پیش بینی‌های مورد انتظار[1] برای ۵۰ مشتری خارج از دوره تخمین برای دو مدل لاجیت و پروبیت در جدول٤ مشاهده می‌شود(نتایج حاصل از دو مدل یکسان می باشند). ازمجموع ۱۷ مشتری خوش حساب، تعداد ۱۰ نفر به عنوان خوش حساب و ۷ نفر (به اشتباه) به عنوان بد حساب تشخیص داده شده اند به‌طوری‌که دقت الگو در این خصوص ۵۸٪ محاسبه شده است. به همین ترتیب از ۳۳ مشتری بد حساب، ۳۰ نفر به عنوان بد حساب و ۳ نفر (به اشتباه) خوش حساب تشخیص داده شده اند و دقت الگو در این حالت حدود ۹۰٪ می باشد. لذا نتایج نشان می دهند که توانایی این الگوها در پیش بینی مشتریان بد حساب بسیار زیاد، اما در پیش بینی مشتریان خوش حساب حدود ۵۸ ٪ می باشد. دقت پیش بینی کل برای این الگوها ۸۰٪ بدست می آید.

این جدول طبقه بندی درست و نادرست را بر اساس یک قاعده پیش‌بینی که کاربر تعیین می‌کند، نشان می‌دهد. در این تحقیق مقدار برش ۰/۵ در نظر گرفته شده-است(یعنی مقادیر بزرگتر از ۰/۵ برای متغیر وابسته، متناظر با نکول و مقادیر کوچکتر از ۰/۵ معادل عدم نکول شناخته می‌شود).

جدول٤: عملکرد پیش بینی الگوهای لاجیت و پروبیت خارج از دوره تخمین

	کلاس ۰ (خوش حساب)	کلاس ۱ (بد حساب)	مجموع
موارد تشخیص به‌عنوان خوش حساب	۱۰	۳	۱۳
موارد تشخیص به‌عنوان بد حساب	۷	۳۰	۳۷
مجموع	۱۷	۳۳	۵۰
تعداد تشخیص درست	۱۰	۳۰	٤۰
درصد دقت مدل	۵۸/۸۲	۹۰/۹۰	۸۰
درصد خطای مدل	٤۱/۱۸	۹/۰۹	۲۰

ماخذ: نتایج تحقیق

1- Prediction-Expectation Evaluation

www.SID.ir

Archive of SID

٤-۲- مدل سازی با شبکه‌های عصبی GMDH

پس از تخمین الگوسازی احتمال نکول به روش‌های رگرسیونی لاجیت و پروبیت، در این بخش با شبکه‌های عصبی GMDH مبتنی بر نرم‌افزار MATLAB احتمال نکول را الگوسازی کرده و پیش‌بینی‌های آن را برای خارج از دوره آموزش (یا دوره تست) با پیش‌بینی‌های رگرسیون‌های لاجیت و پروبیت مقایسه می کنیم.

لازم به توضیح است که از مزیت‌های الگوریتم GMDH آن است که در میان تعدادی از متغیرهای ورودی، متغیرهایی را که به نسبت سایر متغیرها اثرگذاری کمتری بر متغیر خروجی دارند،شناسایی نموده و در مدل‌سازی دخالت نمی‌دهد. به این ترتیب پس از چند مرحله غربال‌سازی متغیرهایی که بیشترین اثرگذاری را بر متغیر خروجی دارند، شناسایی می‌شوند. پس از اجرای مدل و بدست آوردن نتایج، متغیرهایی که بیشترین تکرار را داشتند تحت عنوان دارای "اثر بالا"، متغیرهایی که تکرار کمتری داشتند تحت عنوان دارای "اثر معمولی" و متغیرهایی که توسط مدل حذف شده بودند به‌عنوان "کم اثر"، معرفی می‌شوند.

با توجه به توانایی الگوریتم GMDH در شناسایی متغیرهای زاید و انتخاب متغیرهای مهم در فرآیند مدل‌سازی، تمام ۱۱ متغیر را در مدلسازی مورد استفاده قرار می دهیم. نتایج حاصل از تخمین بیانگر آنست که برخی متغیرها دارای اثر بالا، برخی اثر معمولی و برخی دیگر کم اثر می‌باشند. جدول۵ میزان اهمیت هریک از ورودی‌ها را در مدل‌سازی به کمک شبکه‌های عصبی با الگوریتم GMDH نشان می‌دهد.

www.SID.ir

Archive of SID

جدول۵: اثر متغیرهای توضیحی در شبکه عصبی GMDH

ردیف	متغیرها	اثر متغیرها
۱	نوع وثیقه	اثر بالا
۲	نوع مالکیت محل فعالیت	کم اثر
۳	سابقه همکاری مشتریان با بانک	اثر معمولی
٤	سرمایه مشتری	کم اثر
۵	نسبت جاری	اثر معمولی
٦	نسبت آنی	اثر معمولی
۷	دارایی جاری به دارایی کل	کم اثر
۸	گردش دارایی کل	کم اثر
۹	گردش سرمایه جاری	کم اثر
۱۰	نسبت بدهی	اثر بالا
۱۱	نسبت مالکانه	اثر معمولی

ماخذ: نتایج تحقیق

بر اساس جدول۵ در تخمین مدل باشبکه‌های عصبی GMDH با دو لایه پنهان "نوع وثیقه" و نسبت بدهی بالاترین اثر را در تعیین ریسک اعتباری مشتریان دارد. به‌علاوه متغیرهای "سابقه همکاری با بانک"، "نسبت جاری"، "نسبت آنی"، و "نسبت مالکانه"، متغیرهای با اثر معمولی می‌باشند. همچنین متغیرهای "نوع مالکیت محل فعالیت"، "سرمایه مشتری"، "نسبت دارایی جاری به دارایی کل"، "گردش دارایی کل" و "گردش سرمایه جاری" دارای اثر کمی در اعتبارسنجی مشتریان می‌باشند.

پس از آموزش الگوی شبکه عصبی (تخمین ضرایب) بر اساس اطلاعات ۳۵۰ مشتری، عملکرد پیش بینی الگو برای ۵۰ مشتری در دوره تست(خارج از دوره آموزش) را مورد ارزیابی قرار می دهیم. نتایج حاصل در جدول ٦ ارائه شده است. با مقایسه نتایج جدول٦ با نتایج جدول٤ کاملاً مشهود است که عملکرد شبکه‌های عصبی

www.SID.ir

Archive of SID

GMDH در پیش‌بینی احتمال نکول به مراتب رضایت‌بخش‌تر از عملکرد پیش بینی الگوهای رگرسیونی لاجیت یا پروبیت است. در واقع درصد موارد تشخیص صحیح نکول یا عدم نکول مشتری در الگوی شبکه عصبی ۸۶٪ می باشد، در حالی که این رقم برای الگوهای رگرسیونی ۸۰ درصد بوده است. به ویژه دقت الگوی شبکه عصبی برای تشخیص مشتریان خوش حساب حدود ۷۱٪ است که به مراتب بیشتر از مقدار محاسبه شده برای الگوی رگرسیون لاجیت و پروبیت(۵۸٪) می‌باشد.

جدول۶: عملکرد پیش بینی الگوی شبکه عصبی GMDH در دوره تست

	کلاس ۰ (خوش حساب)	کلاس ۱ (بد حساب)	مجموع
موارد تشخیص به‌عنوان خوش حساب	۱۲	۲	۱۴
موارد تشخیص به‌عنوان بد حساب	۵	۳۱	۳۶
مجموع	۱۷	۳۳	۵۰
تعداد تشخیص درست	۱۲	۳۱	۴۳
درصد دقت مدل	۷۰/۵۹	۹۳/۹۳	۸۶
درصد خطای مدل	۲۹/۴۱	۶/۰۷	۱۴

ماخذ: نتایج تحقیق

۵- نتایج و پیشنهادها

موضوع رتبه بندی ریسک اعتباری، به یک موضوع بسیار مهم و حساس در فرآیند تصمیم گیری در سطوح مختلف اعطای تسهیلات تبدیل شده است. مطالعات زیادی در خصوص سنجش ریسک اعتباری مشتریان در داخل و خارج از کشور به خصوص برای مؤسسات اعتباری و مالی انجام شده است. هدف اصلی این مقاله استفاده از الگوهای رگرسیونی لاجیت و پروبیت برای شناسایی عوامل موثر بر احتمال نکول

www.SID.ir

Archive of SID

مشتری (یا ریسک اعتباری مشتریان) و مقایسه نتایج حاصله با شبکه عصبی هوشمند GMDH می‌باشد. در مقاله حاضر، برای طراحی شکل شبکه عصبی و تعیین ضرایب آن، از الگوریتم ژنتیک استفاده شده است. بکارگیری این الگوریتم به خاطر قابلیت‌های منحصر به فرد خود در پیدا کردن مقادیر بهینه و امکان جستجو در فضاهای غیر قابل پیش بینی، از عملکرد بهتر نسبت به دیگر شبکه‌های عصبی متعارف برخوردار است.

این مطالعه روی نمونه‌ای به حجم ٤۰۰ از مشتریان حقوقی بانک پارسیان انجام شده است. با توجه به ادبیات موضوع، ۱۱ عامل تأثیرگذار بر روی ریسک اعتباری شامل: نوع وثیقه، نوع مالکیت محل فعالیت، سابقه همکاری، سرمایه، نسبت جاری، نسبت آنی، دارایی جاری به دارایی کل، گردش دارایی کل، گردش سرمایه جاری، نسبت بدهی و نسبت مالکانه برای تعیین احتمال نکول مشتری در الگو استفاده شده‌اند. نتایج بدست آمده از الگوها رگرسیونی پروبیت و لاجیت بیانگر صحیح بودن علامت ضرایب (سازگاری علامت‌ها با انتظارات قبلی) می‌باشد. به علاوه ضرایب متغیرهای نوع وثیقه، نوع مالکیت، سابقه همکاری مشتری، نسبت جاری، نسبت بدهی و نسبت مالکانه به لحاظ آماری معنی دار تشخیص داده شدند. در واقع با تغییر وثیقه از سایر به سند رهنی، افزایش سابقه همکاری مشتری با بانک، افزایش نسبت دارایی جاری به بدهی جاری(مقیاس نقدینگی یا نسبت جاری) و افزایش سهم سهامداران از کل دارایی‌ها (نسبت مالکانه) احتمال نکول به طور معنی داری کاهش می یابد. به همین ترتیب با تغییر نوع مالکیت از استیجاری به ملکی و افزایش نسبت بدهی‌ها احتمال عدم نکول افزایش می‌یابد. بر اساس نتایج حاصل از برآورد (آموزش) شبکه عصبی، نوع وثیقه و نسبت بدهی به عنوان "اثر بالا" طبقه بندی شده و به همین علت مهمترین متغیرهای تأثیرگذار بر احتمال نکول مشتری تشخیص داده شدند. به علاوه متغیرهای سابقه همکاری مشتریان با بانک، نسبت‌های جاری و آنی و همچنین نسبت مالکانه به عنوان متغیرهایی با "اثر معمولی" طبقه‌بندی شدند. سایر متغیرها نیز در این رویکرد کم اثر تشخیص داده می‌شوند.

هرچند آزمون‌های تشخیصی مانند آزمون‌هاسمر- لموشوف دلالت بر آن دارد که

www.SID.ir

Archive of SID

مدل‌های پروبیت و لاجیت به نحو رضایت بخشی قادر بـه تـشخیص ریـسک اعتبـاری مشتریان هستند اما عملکرد پیش بینی آنها در خصوص احتمال نکول مشتری به مراتـب ضـعیف تـر از شـبکه عـصبی GMDH اسـت. دقـت پـیش بینـی کـل (درصـد پیش‌بینی‌های صحیح برای نکول یا عدم نکول مشتری) در مدل شبکه عـصبی GMDH برای نمونه‌ای خارج از دوره آموزش ۸۶٪ محاسبه می‌شود در حـالی کـه ایـن رقـم در مدل‌های لاجیت و پروبیت ۸۰ در صد می باشد. به ویژه الگوی شبکه عـصبی عملکـرد چشم گیرتری در تشخیص مشتریان خوش حساب(با دقت ۷۰٪) در مقابـل الگوهـای رگرسیونی با دقت ۵۸ درصد دارد.

٦- منابع و مآخذ

- احمدی‌زاده، کوروش، (۱۳۸۵): "لزوم تاسیس مراکز اعتبارسنجی و رتبه بندی"، فصلنامه حسابرس، شماره۳٤

- حسینی، پویا،(۱۳۸۷):"عوامل موثر بر ریسک اعتباری مشتریان حقوقی بانک (مطالعه موردی بانک پارسیان)"، پایان نامه کارشناسی ارشد دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم و تحقیقات

- خداوردی، امید (۱۳۸۸): "امتیازدهی ریسک اعتباری بیمه شدگان با استفاده از روش‌های هوشمند (مطالعه موردی در یک مؤسسه اعتبار صادراتی)"، پایان نامه کارشناسی ارشد دانشگاه تهران

- دهقان،محمد،(۱۳۸٤): "بررسی تاثیر بی ثباتی درآمدهای ارزی بر سرمایه گذاری: مورد ایران(۱۳۳۸-۱۳۷۸)"،دانشگاه آزاد اسلامی شیراز

- رویین تن، پونه،(۱۳۸٤): " بررسی عوامل موثر بر ریسک اعتباری مشتریان حقوقی بانک "(مطالعه موردی بانک کشاورزی)، پایان نامه کارشناسی ارشد دانشگاه شهید بهشتی.

- سلیمانی کیا، فاطمه(۱۳۸٦): "مدل سازی و پیش بینی قیمت بنزین با استفاده از شبکه عصبی GMDH "، پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشکده اقتصاد دانشگاه تهران.

- عبده تبریزی، حسین، میثم رادیور، (۱۳۸۸): «اندازه گیری و مدیریت ریسک بازار: رویکرد ارزش در معرض ریسک»، نشر پیشبرد

- فرد حریری، علیرضا، (۱۳۸۷): " مدل‌سازی ریسک و رتبه‌بندی اعتباری مشتریان حقوقی بانک رفاه کارگران"، پایان نامه کارشناسی ارشد دانشگاه تهران.

- کشاورز حداد، غلامرضا، حسین آیتی گازار (۱۳۸٦): "مقایسه کارکرد مدل لاجیت و روش درختهای طبقه‌بندی و رگرسیونی در فرایند اعتبار سنجی مشتریان حقیقی بانک در اعطای تسهیلات(مطالعه موردی بانک مسکن)" فصلنامه پژوهشهای اقتصادی- سال هفتم- شماره چهارم،

www.SID.ir

Archive of SID

صص ۷۱-۹۷

- گجراتی، دامودار، ترجمه: حمید ابریشمی، (۱۳۸۵): "مبانی اقتصادسنجی"، انتشارات دانشگاه تهران

- مدرس، احمد و سید مرتضی ذکاوت ، (۱۳۸٦)، "مدلهای ریسک اعتباری مشتریان بانک"، (مطالعه موردی)، فصلنامه حسابرس، شماره ۱۹

- منصوری، علی، (۱۳۸۲): "طراحی و تبیین مدل ریاضی تخصیص تسهیلات بانکی رویکرد مدلهای کلاسیک و شبکه‌های عصبی"، رساله دکترا دانشگاه تربیت مدرس

- Altman EL,(1994), "Corporate distress diagnosis: Comparisons using Linear Discriminant analysis and neural network (the Italian Experience)", Journal of Banking and Finance , Volume 18, Issue 3, pages 505-529
- Amanifard, N. Nariman-Zadeh, M. Borji, A. Khalkhali and A. Habibdoust,(2008), Modelling and Pareto optimization of heat transfer and flow coefficients in microchannels using GMDH type neural networks and genetic algorithms, Energy Conversion and Management, Vol. 49, Issue 2, February, pp.311-325.
- Anastasakis, L., Mort, N., (2001), "The Development of Self-Organization Techniques in Modeling: A Review of The Group Method of Data Handling (GMDH)", Department of Automatic Control & Systems Engineering The University of Sheffield, Mappin St, Sheffield, Research Report No. 813
- Atashkari, N. Nariman-Zadeh, M. Gölcü, A. Khalkhali and A. Jamali, (2007) "Modelling and multi-objective optimization of a variable valve-timing spark-ignition engine using polynomial neural networks and evolutionary algorithms", Energy Conversion and Management, Vo. 48, Issue 3, March, pp.1029-1041.
- Chien-Huiyang , Mou-Yuanlia, Pin-Lunn Chen, Mei-Ting Huang,Chun-Wei Huang,Jia-Siang Huang ,Jui-Bin Chang, (2009) "Constracting Finantial Distress Prediction Model ; Using Group Method OF Data Handlind Technique". Department of Business Administration, Yuanpei University, Hsinchu, Taiwan 30015, ROC
- Coats PK, Fant LF,(1993) "Recognizing financial distress Patterns using a neural network tool". Financial Management,Vol.23, Issue3, Pages 55-142
- David West.(2000) "Neural network credit scoring", Computer and Operation Research, Volume 27, Issues 11-12, Pages 1131-1152
- Desai VS,Crook JN, Overstreet GA,(1996), "A comparison of neural network and linear scoring models in credit union environment", European Journal of Operational Research, Volume 95, Issues 1, Pages 24-37
- Farlow, S.J., (1984), "Self-organizing methods in modeling, GMDH type algorithms", New York and Basel, Marcel Dekker, Inc, Textbooks and Monographs, Volume 54 (Fifty-Four)

www.SID.ir

Archive of SID

- Hitchins J Hogg M and Mallett D (2001) Banking: A Regulatory Accounting and Auditing Guide (The Institute of Chartered Accountants)
- Hiassat, M, N. Mort, 2004, An evolutionary method for term selection in the group method of data handling In R.G. Aykroyd, S. Barber, & K.V. Mardia (Eds.), Bioinformatics, Images, and Wavelets, pp. 130-133. Department of Statistics, University of Leeds
- Hussein Abdou,John Pointon, Ahmed El-Masry, (2007), "Neural nets versus conventional techniques in credit scoring in Egyptian banking", Expert system with applications, Volume 35, Issue 3,Pages 1275-1292
- Ivakhnenko A.G and Ivakhnenko, G.A., (1995), "The review of problems solvable by algorithms of the group method of data handling (GMDH)", Pattern Recognition and Image Analysis, Vol.5, No.4, pp. 527-535.
- Ivakhnenko G., (2000(b)) Problems of further development of the group method of data handling algorithms. Pattern Recognition and Image Analysis, 187-194.
- Ivakhnenko, A. G., (1968) The group method of data handling; a rival of the method of stochastic approximation, Soviet Automatic Control, 13(3), 43-55
- Jamali, A., Nariman-zadeh, N., Atashkari, K., (2006), "Inverse Modelling of Multi-objective Thermodynamically Optimized Turbojet Engines using GMDH and GA", Engineering Optimization, Volume 37, Issue 5 , pages 437 - 462
- Lacher RC, Coats PK, Sharma S, Fant LF,(1995) "A neural network for classifying the financial health of a firm", European Journal of Operational research, Volume 85, Issues 1, Pages 53-65
- Mu-Chen Chen, Shih-Hsien Huang. (2003), "Credit scoring and rejected instances reassigning through evolutionary computation techniques", Expert system with applications, Volume 24, Issue 4, Pages 433-441
- Nariman-Zadeh, N.; Darvizeh, A.; Ahmad-Zadeh, G. R., (2003), "Hybrid genetic design of GMDH-type neural networks using singular value decomposition for modeling and prediction of the explosive cutting process", Journal of Engineering manufacture Proceedings of the I MECH E Part B, Vol.217, pp.779 - 790.
- Piramutha S,(1998), "financial credit risk evaluation with neural and neurofuzzy systems". European Journal of Operational Research, Volume 112, Issue 2, Pages 310-321
- Sabzevari H., Soleymani M., Noorbakhsh E.(2006), (n.d.) A Comparison between Statistical and Data Mining Methods for Credit Scoring in Case of Limited Available Data.
- Salchenberger LM, Cinar EM, Lash NA, (1992), "Neural networks: a new tool for predicting thrift failures". Decision Sciences, Volume 23, Issue 4, pages 899–916
- Tam KY, Kiang MY. (1992), "Managerial application of neural networks: the case of bank failure predictions", Management Science, Vol. 38, No.7, pp.926-947

www.SID.ir

Archive of SID

- Thomas L. C. A. (2000), "Survey of Credit and Behavioural Scoring: Forecasting Financial Risk of Lending to Consumers", International Journal of Forecasting Volume 16, Issue 2, pages 149-172
- Tian-Shyug Leea, Chih-Chou Chiu, Chi-Jie Lu, I-Fei Chen. (2002), " Credit scoring using the Hybrid Neural Discriminant technique", Expert System Applications, Volume 23, Issue 3, 1, Pages 245-254
- Vasechkina, E.F. and Yarin, V.D., (2001), "Evolving polynomial neural network by means of genetic algorithms: some application examples", Complexity International, Vol. 9.

www.SID.ir