فصلنامه علمی ـ پژوهشی مطالعات مدیریت صنعتی سال نهم، شماره ۲۳، زمستان ۹۰
صفحات ۱۳۱ تا ۱۶۱

رتبه‌بندی اعتباری مشتریان حقیقی بانک‌ها با استفاده از مدل‌های مختلف شبکه‌های عصبی: مطالعه موردی یکی از بانک‌های خصوصی ایران

ابوالفضل کاظمی *
جواد قاسمی **
وحید زندیه ***

چکیده

در گذشته تصمیم‌گیری در مورد اعطای تسهیلات به مشتریان بانک‌ها در ایران به‌روش سنتی و بر پایه قضاوت شخصی در مورد ریسک عدم بازپرداخت صورت می‌پذیرفت. لیکن افزایش فزاینده تقاضای تسهیلات بانکی از سوی بنگاه‌های اقتصادی و خانوارها از یک‌سو و افزایش رقابت‌های تجاری گسترده و تلاش بانک‌ها و مؤسسات مالی و اعتباری در کشور برای کاهش ریسک عدم بازپرداخت تسهیلات از سوی دیگر موجب به‌کارگیری روش‌های نوین از جمله روش‌های آماری در این زمینه شده است. امروزه بانک‌ها به‌منظور پیش‌بینی احتمال کوتاهی در

* استادیار دانشکده مهندسی صنایع و مکانیک ـ دانشگاه آزاد اسلامی واحد قزوین، ایران، (مسئول مکاتبات) abkaazemi@gmail.com
** دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی مالی، دانشگاه علم و فرهنگ تهران، ایران javad.ghasemi@gmail.com
*** دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی مالی، دانشگاه علم و فرهنگ تهران، ایران vahid_61z@yahoo.com
تاریخ دریافت: ۸۹/۱/۲۳ تاریخ پذیرش: ۸۹/۱۰/۱۳

بازپرداخت تسهیلات و طبقه‌بندی متقاضیان خود از رتبه‌بندی اعتباری مشتریان خود بهره می‌گیرند. صرفه‌جویی در زمان، صرفه‌جویی در هزینه، حذف قضاوت‌های شخصی و افزایش دقت در ارزیابی متقاضیان انواع تسهیلات از جمله مزایای آن می‌باشد. روش‌های آماری مختلفی همچون تحلیل ممیزی، رگرسیون لجستیک، هموارسازی ناپارامتریک و نیز روش‌هایی چون شبکه‌های عصبی در زمینه رتبه‌بندی اعتباری مورد استفاده قرار گرفته‌اند. از این میان شبکه‌های عصبی به‌دلیل قابلیت طبقه‌بندی، تعمیم و یادگیری الگوها نسبت به سایر روش‌ها از انعطاف‌پذیری بالاتری برخوردار بوده و در سال‌های اخیر مورد توجه بیشتری قرار گرفته‌اند. در این مقاله، ابتدا با بهره‌گیری از پرسشنامه و نظر خبرگان بانکی به انتخاب بعضی معیارهای مهم در اعطای انواع تسهیلات اعتباری اعم از مضاربه، مشارکت مدنی، فروش اقساطی و جعاله به مشتریان حقیقی یکی از بانک‌های خصوصی کشور می‌پردازیم. سپس با ارائه چهار مدل MOE، MLP، LVQ و RBF از شبکه‌های عصبی و استفاده از داده‌های مشتریان حقیقی بانک مزبور در معیارهای انتخاب شده، به طبقه‌بندی آن‌ها پرداخته و دقت رتبه‌بندی مدل‌های مزبور را مورد ارزیابی قرار می‌دهیم. نتایج حاکی از آن‌است که مدل MOE دقیق‌تر از مدل‌های MLP و RBF می‌باشد و مدل LVQ از دقت قابل قبولی برای رتبه‌بندی اعتباری متقاضیان بانکی برخوردار نیست.

واژگان کلیدی: رتبه‌بندی اعتباری، شبکه عصبی، پرسپترون چند لایه (MLP)، ترکیبی از خبرگان (MOE)، تابع پایه شعاعی (RBF)، کوانتیزه برداری یادگیرنده (LVQ)

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

مقدمه

امروزه با توجه به گسترش فزاینده صنعت اعتبار و به‌وجود آمدن پرتفوی‌های متنوع وام، مدل‌های رتبه‌بندی اعتباری در حال توسعه پویا با دقتی فراتر از گذشته است؛ به‌نحوی‌که حتی چند صدم درصد افزایش در دقت اعتبارسنجی مشتریان از اهمیت خاصی برخوردار شده است. این مسئله مؤسسات اعتباردهنده را به سمت تجدید نظر، توانمندسازی و به‌کارگیری فن آوری‌های جدید در فرایند مدیریت

اعتبار سوق داده است [۱۱].

هدف مدل‌های رتبه‌بندی اعتباری، پیش‌بینی احتمال عدم بازپرداخت تسهیلات از سوی مشتری و یا طبقه‌بندی متقاضیان تسهیلات به دو گروه دارای اعتبار خوب و دارای اعتبار بد است. به‌عبارت دیگر، رتبه‌بندی اعتباری مجموعه‌ای از مدل‌های تصمیم‌گیری و روش‌های مرتبط با آنها است که اعتباردهندگان را در اعطای اعتبار به مشتریان کمک می‌نماید. در حقیقت، مؤسسه اعتباردهنده با دو نوع تصمیم روبرو است: اول آنکه آیا به یک متقاضی جدید اعتبار بدهد یا خیر؟ و دوم آنکه با مشتریان موجود چگونه رفتار کند؟ روش‌هایی که در مورد اول تصمیم‌گیری می‌کنند، رتبه‌بندی اعتباری نامیده می‌شوند؛ در حالی‌که روش‌هایی که در مورد مشتریان موجود تصمیم‌گیری می‌کنند رتبه‌بندی رفتاری[1] نامیده می‌شوند [۳۳].

روش‌های آماری تحلیل ممیزی، رگرسیون لجستیک، مدل پروبیت، رگرسیون خطی و روش هموارسازی ناپارامتریک از جمله روش‌های به‌کار گرفته شده در رتبه‌بندی اعتباری مشتریان می‌باشند که در تحقیقات مایرز و فورگی[2] [۲۹]، اورگلر[3] [۳۰]، ویگینتون[4] [۳۵]، گرابلوسکی و تالی[5] [۱۶]، هنلی و هند[6] [۲۰،۲۱] مورد بررسی و استفاده قرار گرفته‌اند.

اطلاعات مورد نیاز برای ساختن چنین مدل‌هایی از طریق فرم‌ها و یا از اطلاعات پیشین مشتریان بدست می‌آید. اطلاعاتی مانند درآمد ماهیانه، بدهی‌های عمده، دارایی های مالی، زمینه فعالیت شغلی (شغل مشتری)، سابقه اعتباری در سیستم بانکی، موجودی حسابهای بانکی، وضعیت مسکن مشتری و ... همگی از عواملی هستند که می‌توانند در نهایت در ارزیابی و یا در مدل اعتباری مورد استفاده قرار گیرند.

پرسش‌ها و فرضیه‌ها

طرح موضوع تحقیق در قالب فرضیه‌ها و پرسش‌های ذیل قابل بررسی است:

1. Behavioral scoring
2. Myers & Forgy, 1963
3. Orgler, 1970
4. Wiginton, 1980
5. Grablowsky & Talley, 1981
6. Henley & Hand, 1996, 1997

فرضیه اصلی: مدل‌های شبکه عصبی که در رتبه‌بندی اعتباری مشتریان مؤسسات اعتباردهنده مورد استفاده قرار می‌گیرند از دقت متفاوتی برخوردار است.

فرضیه‌های فرعی

فرضیه فرعی ۱ ـ مدل MOE نسبت به مدل‌های MLP، LVQ و RBF از دقت متفاوتی برخوردار است.

فرضیه فرعی۲ ـ مدل MLP نسبت به مدل‌های MOE، LVQ و RBF از دقت متفاوتی برخوردار است.

فرضیه فرعی۳ ـ مدل RBF نسبت به مدل‌های MOE، MLP و LVQ از دقت متفاوتی برخوردار است.

فرضیه فرعی٤ ـ مدل LVQ نسبت به مدل‌های MOE، MLP و RBF از دقت متفاوتی برخوردار است.

پرسش اصلی: کدام‌یک از مدل‌های شبکه عصبی مورد استفاده در رتبه‌بندی اعتباری مشتریان مؤسسات اعتباردهنده از دقت بالاتری برخوردار است؟

پرسش‌های فرعی:

پرسش فرعی ۱ ـ آیا شاخص MSE در مدل MOE نسبت به مدل‌های MLP، LVQ و RBF به‌طور معنی‌داری از مقدار متفاوتی برخوردار است؟

پرسش فرعی ۲ ـ آیا شاخص MSE در مدل MLP نسبت به مدل‌های MOE، LVQ و RBF به‌طور معنی‌داری از مقدار متفاوتی برخوردار است؟

پرسش فرعی ۳ ـ آیا شاخص MSE در مدل RBF نسبت به مدل‌های MOE، MLP و LVQ به‌طور معنی‌داری از مقدار متفاوتی برخوردار است؟

پرسش فرعی ٤ـ آیا شاخص MSE در مدل LVQ نسبت به مدل‌های MOE، MLP و RBF به‌طور معنی‌داری از مقدار متفاوتی برخوردار است؟

پیشینه پژوهش

از زمانی‌که سیستم‌های هوش‌مصنوعی نظیر شبکه‌های عصبی مصنوعی،

الگوریتم‌های ژنتیک و سیستم‌های خبره[1] طراحی و معرفی شدند، استفاده از آنها در تحقیقات مالی و رتبه‌بندی اعتباری مرسوم گشته و به‌سرعت در حال گسترش، نوآوری و بهبود است. از جمله مقالاتی که در آنها از سیستم‌های خبره در رتبه‌بندی اعتباری استفاده شده است، می‌توان به داویس[2] [۱۴] و لئونارد[3] [۲۶] اشاره کرد. از کاربرد الگوریتم‌های ژنتیک در رتبه‌بندی اعتباری نیز می‌توان به مقاله شین و لی[4] [۳۲] اشاره نمود که صورتهای مالی حسابرسی شده ۵۲۸ شرکت صنعتی را برای تخمین احتمال ورشکستگی مورد استفاده قرار دادند. نتایج نشان داد که مدل به طور متوسط در ۸۰ درصد موارد قابلیت پیش بینی صحیح دارد.

در مورد کاربرد شبکه‌های عصبی در رتبه بندی اعتباری، مقالات متعددی وجود دارد. مالهترا و مالهترا[5] [۲۷] از یک مدل شبکه عصبی پرسپترون چند لایه برای طبقه‌بندی مشتریان ۱۲ موسسه مالی در آمریکا استفاده کرده و نتایج آن را با روش آنالیز ممیزی مقایسه نمودند که باز هم مدل شبکه عصبی دقت طبقه‌بندی بالاتری را نشان داد. کیم و سون[6] [۲۳] در مقاله خود از یک روش شبکه عصبی برای طبقه‌بندی متقاضیان وام استفاده کردند که در نهایت مدل، دقت کلی معادل ۸۴-۷۱ درصد در داده‌های آموزشی و ۸۴-۶۹ درصد رادر داده‌های آزمایشی بدست آورد.

در ایران نیز مقالات متعددی در زمینه کاربردهای شبکه عصبی در علوم مختلف از جمله پزشکی، مهندسی و اقتصاد به چاپ رسیده است. اما کاربرد شبکه عصبی در رتبه‌بندی اعتباری کمتر مورد توجه قرار گرفته است. فلاحی و همکاران [۴] در سال ۱۳۸۵ کاربرد شبکه عصبی مصنوعی در پیش بینی درآمدهای مالیات بر مشاغل در اقتصاد ایران را مطالعه کردند. مشیری و مروت [۷] در سال ۱۳۸۴ شبکه عصبی مصنوعی را به‌منظور بررسی وجود فرایند آشوب در شاخص بازدهی کل قیمت سهام بازار بورس تهران به‌کار بردند. علاوه بر آن مشیری و مروت [۸] در سال ۱۳۸۵ مدلهای شبکه عصبی را به‌منظور پیش‌بینی شاخص کل بازدهی سهام تهران به‌کار

1. Expert Systems
2. Davis, 1987
3. Leonard, 1993
4. Shin & Lee, 2002
5. Malhotra, R. & Malhotra, D.K., 2003
6. Kim & Sohn, 2004

بردند و نشان دادند که مدل شبکه عصبی در پیش‌بینی شاخص روزانه و هفتگی بازدهی سهام تهران عملکرد بهتری نسبت به برخی مدل‌های سری زمانی دارد.

در سال ۱۳۸۵ نجفی و طرازکار [۱۱] نیز از شبکه‌های عصبی به‌منظور پیش‌بینی میزان صادرات پسته ایران استفاده کردند. در همان سال کمیجانی و سعادت‌فر [۵] به کاربرد مدل‌های شبکه عصبی در پیش‌بینی ورشکستگی اقتصادی شرکت‌های بورسی پرداختند، متوسلی و طالب کاشفی [۶] نیز در سال ۱۳۸۵ کاربردپذیری پیش‌بینی قیمت سهام به وسیله شاخص‌های تحلیل تکنیکی با استفاده از شبکه‌های عصبی را بررسی نمودند و عباسپور و امین ناصری [۲] در سال ۱۳۸۴ قیمت سهام شرکت ایران‌خودرو را به کمک شبکه‌های عصبی پیش‌بینی کردند. از جمله دیگر مطالعات انجام شده می‌توان به مقاله مهدوی و به‌منش [۱۰] در سال ۱۳۸۴ اشاره نمود که در آن به طراحی مدل پیش‌بینی قیمت سهام شرکت‌های سرمایه‌گذاری با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی پرداخته‌اند.

سرانجام نیلساز، راسخ، عصاره و سینایی [۱۲] در سال ۱۳۸۶ از یک مدل شبکه عصبی برای طبقه‌بندی متقاضیان دریافت تسهیلات از نوع فروش اقساطی بهره گرفته و عملکرد این مدل را با دو مدل آماری تحلیل ممیزی و رگرسیون لجستیک مورد مقایسه قراردادند که در نهایت نتایج حاصله حاکی از کارایی و دقت بالاتر شبکه عصبی نسبت به سایر مدل‌های مورد مطالعه بود.

با توجه موارد فوق‌الذکر در خصوص برتری شبکه‌های عصبی نسبت به دیگر روش‌های مدل‌سازی رتبه‌بندی اعتباری، در پژوهش حاضر قصد داریم تا با کد نویسی چهار مدل مختلف شبکه‌های عصبی که در تحقیقات متعددی اعم از داخلی و خارجی [۵، ۱۲، ۱۶ و ۳۴] به کار رفته به رتبه‌بندی مشتریان حقیقی متقاضی دریافت انواع تسهیلات اعتباری یکی از بانک‌های خصوصی کشور با بهره‌گیری از نرم‌افزار MATLAB بپردازیم، سپس به بررسی آنها پرداخته و با ارزیابی دقت آنها با توجه به فرضیه‌های این تحقیق، به آزمون فرض صفر هر یک از فرضیه‌های پژوهش حاضر با استفاده از نرم‌افزار آماری SPSS 17.0 بپردازیم.

چارچوب نظری مدل‌های شبکه عصبی

شبکه‌های عصبی شامل مجموعه‌ای از عناصر عملیاتی ساده به نام نرون‌هاست که در لایه‌های ورودی، میانی و خروجی قرار گرفته‌اند و می‌توانند چندین لایه میانی را بین لایه ورودی و لایه خروجی شامل گردند. این شبکه‌ها به دلیل قابلیت یادگیری و تعمیم در بسیاری از موارد کاربرد دارند؛ از جمله می‌توان به اجرای توابع پیچیده در زمینه‌های مختلفی چون تشخیص الگو، تشخیص هویت، طبقه‌بندی، پردازش صحبت و تصویر و سیستم‌های کنترلی اشاره کرد. یک مدل شبکه عصبی از متغیرهای ورودی در لایه اول استفاده می‌کند.

خروجی شبکه معمولاً راه‌حلی برای یک مسئله است. در این تحقیق خروجی شبکه می‌تواند نشان دهنده یک متقاضی دارای اعتبار خوب و یا یک متقاضی دارای اعتبار بد باشد. بدین‌ترتیب شبکه پس از آموزش برای متقاضی دارای اعتبار خوب که حایز شرایط دریافت تسهیلات می‌باشد خروجی یک و برای متقاضی دارای اعتبار بد که فاقد شرایط دریافت تسهیلات است خروجی صفر را نشان می‌دهد. مدل‌های شبکه‌های عصبی برای محاسبه خروجی‌ها از وزن‌هایی که به هر یک از ارتباطات نرون‌ها تخصیص می‌یابد بهره می‌گیرند. وزن‌ها به‌صورت ارزشی عددی، ارتباط بین دو نرون را نشان می‌دهند و بیانگر اهمیت نسبی هر متغیر ورودی هستند. فرایند یادگیری نظارتی[1] در شبکه‌های عصبی، شامل محاسبه خروجی‌ها و اصلاح مکرر اوزان تا رسیدن به خروجی مناسب مطابق یا بسیار نزدیک (در فاصله‌ای کمتر از خطای مورد نظر) به خروجی هدف[2] است. با تکرار فرایند یادگیری، شبکه مقادیر صحیح وزن‌ها را شناسایی می‌کند.

شبکه‌های عصبی مختلف، مقدار خطا را بر اساس الگوریتم‌های یادگیری که مورد استفاده قرار می‌دهند، محاسبه می‌کنند. به دلیل آنکه الگوریتم یادگیری پس-انتشار خطا[3] توانایی شناسایی الگوها را در دامنه وسیعی از داده‌ها دارد، می‌تواند در امور مالی و در پیش بینی عملکرد سیستم‌های مالی، بررسی عملکرد سهام، رتبه‌بندی

1. Supervised Learning
2. Target Output
3. Back-Propagation

اعتباری و بررسی درخواست‌های وام یا شناسایی مشتریان متقلب در مورد کارت-های اعتباری استفاده شود [۲۷].

از موارد حایز اهمیت در یادگیری شبکه‌های عصبی که در طبقه‌بندی الگوها و دیگر کاربردها مؤثر می‌باشند ساختار شبکه[1] می‌باشد که تعداد نرون‌ها، تعداد لایه‌ها و نحوه قرارگیری آنها در کنار یکدیگر را شامل می‌گردد. الگوریتم‌های یادگیری و روش‌های آموزش نیز در دقت یادگیری شبکه‌های عصبی از اهمیت بسزایی برخوردارند. در این مقاله سعی شده که با استفاده از چهار ساختار متمایز از شبکه‌های عصبی برای رتبه‌بندی اعتباری[2] مشتریان دارای اعتبار خوب و بد استفاده شده و به آموزش و تحلیل نتایج حاصله از آنهاا و در پایان به مقایسه میزان خطای هر یک پرداخته شود. لازم به‌ذکر است که در هر یک از این ساختارها از الگوریتم‌های یادگیری متمایزی برای برآورد اعتبار مشتریان استفاده شده و از روش‌های آموزش متفاوتی در دستیابی به اطلاعات کاربردی از نمونه‌های در دسترس خصوصیات مشتریان متقاضی تسهیلات بهره برداری می‌شود و در تحقیقات و مقالات مختلف قبلی به‌کار رفته‌اند.

شبکه پرسپترون چند لایه (MLP)[3]

از پرکاربردترین معماری[4]های شبکه‌های عصبی در کاربردهای تجاری از جمله رتبه‌دهی اعتباری، پرسپترون چند لایه می‌باشد. در طی فرایند یادگیری پس‌انتشار خطا اوزان اولیه از اعداد تصادفی کوچک انتخاب می‌شوند و با محاسبه مشتقات تابع میانگین مربعات خطا به‌روز رسانی می‌گردند. با استفاده از قانون زنجیره‌ای در مشتق-گیری، گرادیان خطاها در هر لایه از شبکه محاسبه شده و به لایه خروجی انتقال می‌یابد. با انتشار خطای محاسبه شده به‌صورت پس‌انتشار در لایه به لایه شبکه، اوزان اصلاح می‌شوند تا در نهایت دقت مورد نظر در خروجی شبکه بدست آید.

در انتشار سیگنال پس‌انتشار خطا در هر لایه ابتدا یک جمع موزون در هر نرون از

1.Topology of Network
2. Credit Scoring
3. Multiple Layer Perceptron Network
4. Architecture

ضرب عددی مقدار خروجی هر نرون در وزن اتصال مربوط به نرون محاسبه شده و سپس یک تابع انتقال[1] $g(x)$ که در این پژوهش به‌جهت تسریع آموزش شبکه از نوع تابع تانژانت هیپربولیک[2] می‌باشد، خروجی نرون را تعیین می‌کند. مقدار خروجی، Y، برای نرون خروجی، k، می‌تواند به‌شکل تابعی از مقادیر ورودی و اوزان شبکه، w، به‌صورت رابطه (۱) بیان گردد:

$$Y_k = \sum_{h=1}^{2} w_{kj}\left(g\left(\sum_{i=1}^{2} w_{ji}X_i\right) + w_{jb}\right) + w_{ib}\,, \quad k = 1,2 \qquad \text{رابطه (۱)}$$

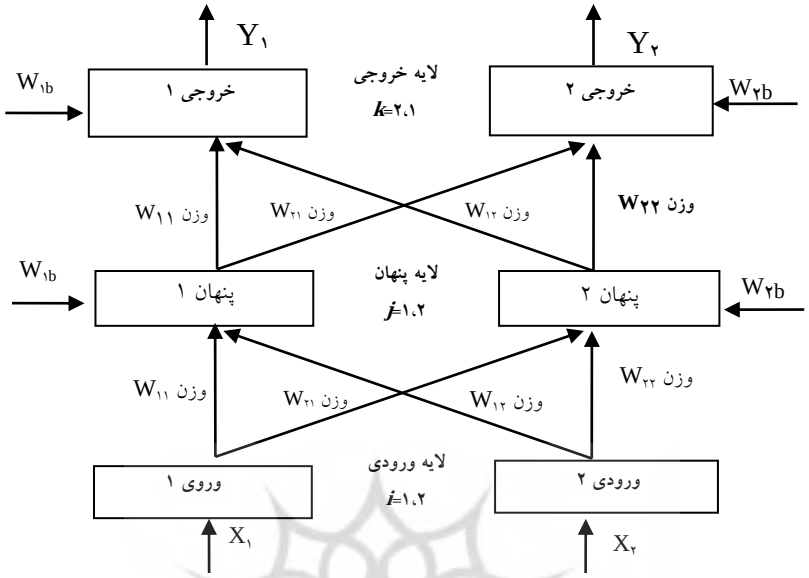
در حالی‌که i نشان‌دهنده نرون‌های ورودی، j نشان‌دهنده نرون‌های لایه پنهان و b مقادیر اریبی(خطای) مربوطه می‌باشد.

یکی از خصوصیات MLP ماتریس اوزان آن است که به‌صورت یک تابع کلی[3] بوده و در هر مرحله از به‌روز رسانی همه اوزان شبکه با یکدیگر به‌روز می‌شوند. شکل ۱ نمونه‌ای از شبکه MLP تک لایه پنهان دو ورودی و دو خروجی را به تصویر می‌کشد [۱۸،۳۰].

در شکل ۱ مربع‌های رسم شده نماینده نرون‌ها، بردارهای متصل کننده مربع‌ها نشان‌دهنده مقادیر اوزان ارتباطات پیش‌خور[4] بین نرون‌ها و هر یک از چهار بردار بدون منبع نیز از خروجی واحدهای اریبی[5] که به‌منظور ساده‌سازی ترسیم نشده، می‌آید.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

1. Transfer Function
2. Hyperbolic Tangent
3. Global Function
4. Feed Forward Connections
5. Bias Units



شکل ۱. شبکه عصبی پرسپترون چند لایه (MLP)

شبکه عصبی پرسپترون چند لایه مورد استفاده در این پژوهش برای ارزیابی مشتریان حقیقی بانک مورد مطالعه با قاعده‌ی یادگیری پس‌انتشار خطا دارای ساختار کلی زیر است:

۱. لایه ورودی، شامل تعداد ۵ نرون برابر با تعداد متغیرهای وروی شبکه می‌باشد.
۲. لایه میانی که شامل ۳ نرون می‌باشد. در مورد تعداد لایه‌های میانی و تعداد نرون‌های مورد استفاده در هر یک از لایه‌های میانی در ادامه بحث خواهیم کرد.
۳. لایه خروجی که مقدار عددی یک را به اعتبار خوب و مقدار صفر را به اعتبار بد اختصاص می‌دهد.

فرایند یادگیری و تعیین ساختار (توپولوژی[1]) شبکه پرسپترون چندلایه

همانگونه که گفته شد بررسی شبکه‌های عصبی و فرایند یادگیری در آن‌ها با تجزیه داده‌ها به طور تصادفی به دو گروه مجزای آموزش و آزمون صورت می‌پذیرد، که ۸۵ درصد از آن‌ها برای آزمون و مابقی برای آزمون به‌کار می‌رود.

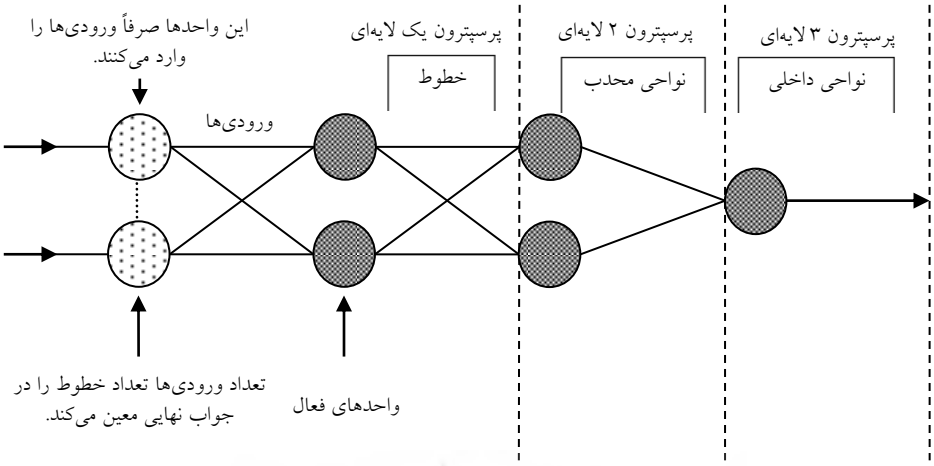
1.Topology of Network

پرسپترون تک لایه‌ای تنها قادر است یک صفحه تفکیک‌کننده طبقات ایجاد کند به‌طوری‌که هریک از نرون‌ها در لایه ورودی خطی را در فضای الگوها تعریف می‌کند و نرون‌های لایه خروجی با ترکیب این خطوط فضا را طبقه‌بندی می‌کند؛ بدین ترتیب پرسپترون تک‌لایه قادر به حل مسائل تفکیک‌ناپذیر خطی همچون مسأله XOR، که نیاز به تشکیل ناحیه‌های محدب پیش از طبقه‌بندی فضای مسأله جهت دستیابی به جواب نهایی دارند، نیست.

اگر لایه‌ای جدید به پرسپترون چندلایه اضافه کنیم، پرسپترون این لایه به‌جای خط، ناحیه‌های محدب را به‌عنوان ورودی دریافت می‌کنند. ترکیب این فضاها توسط لایه جدید لزوماً دیگر محدب نیست و بدین طریق می‌توان اشکال دلخواهی را ایجاد کرد. این توانایی در ایجاد اشکال دلخواه بدان معنی است که تنها سه لایه برای تفکیک هر نوع فضایی مناسب بوده و نیازی به لایه بیشتر نیست [۱]. این قضیه که در سال ۱۹۵۷ میلادی توسط کولموگوروف[1]، ریاضیدان شهیر روسی مطرح و به‌نام قضیه بقای کولموگوروف[2] معروف است بیان می‌کند که: «هر تابع پیوسته n متغیره را می‌توان تنها توسط حاصل جمع‌های خطی و توابع غیرخطی پیوسته اکیداً صعودی از یک متغیر محاسبه نمود.» بر این اساس یک پرسپترون سه لایه با n(2n+1) گره (نرون)، با استفاده از توابع غیرخطی پیوسته اکیداً صعودی می‌تواند هر تابع پیوسته‌ای از متغیر را محاسبه نماید. بنابراین از یک پرسپترون سه‌لایه می‌توان برای ایجاد هر تابع پیوسته مورد نیاز یک طبقه‌بند استفاده نمود [۳]. شکل ۲ نحوه تشکیل و ترکیب فضای مسأله توسط لایه‌های پرسپترون را به تصویر می‌کشد.

پرتال جامع علوم انسانی

1. A. N. Kolmogorov
2. Kolmogorov Existence Theorem



شکل ۲. نحوه تشکیل محدوده‌های فضا توسط تعداد مختلف لایه‌های پرسپترون [۱]

تعداد نرون‌ها در لایه ورودی ۵ نرون، برابر با تعداد متغیرهای مورد ارزیابی این تحقیق در تصمیم‌گیری اعتباری از دید خبرگان بانکی در زمینه اعتبارات شامل: ارزش اموال و دارایی‌های مشتری، موجودی حسابهای مشتری نزد بانک مورد نظر، میزان مبلغ وام درخواستی توسط مشتری، سابقه اعتباری مشتری در سیستم بانکی و درآمد خالص ماهیانه مشتری شامل: ارزش اموال و دارایی‌های مشتری، موجودی حسابهای مشتری نزد بانک مورد نظر، میزان مبلغ وام درخواستی توسط مشتری، سابقه اعتباری مشتری در سیستم بانکی و درآمد خالص ماهیانه مشتری می‌باشد. تعداد نرون در لایه خروجی نیز با توجه به هدف مقاله مبنی بر رتبه‌بندی اعتباری مشتریان به دو رتبه اعتبار خوب و اعتبار بد، برابر با یک نرون می‌باشد.

شبکه پرسپترون چندلایه به‌کار گرفته شده در این تحقیق، همچنین دارای یک لایه میانی است که تعداد نرون‌های آن از طریق آزمون و خطا بدست آمده است. گرچه قوانین تجربی زیادی وجود دارد که می‌توان برای انتخاب تعداد نرون‌های لایه میانی از آن‌ها استفاده کرد، لیکن در اغلب موارد روش آزمون و خطا بهترین راه‌حل تعیین تعداد نرون‌ها است [۲۳]. همچنین تعداد بهینه از سیکل‌های یادگیری برای آموزش شبکه از اهمیت خاصی برخوردار است، به‌طوری‌که اگر شبکه با تعداد سیکل‌های یادگیری کم‌تر از حد مورد نیاز آموزش داده شود دچار کم‌برآوردی

شده و اگر با تعداد بیش از حد آموزش یابد مشکل بیش‌برآوردی بوجود می‌آید [۲۷].

از سوی دیگر مطلوب آن است که خطای آموزش شبکه حتی‌الامکان کاهش یابد، اما به‌هرحال تجربه نشان می‌دهد که یک شبکه نمی‌تواند به همان خوبی که بر روی مجموعه آموزش عمل می‌کند بر روی مجموعه آزمون کار کند. این پدیده را بیش‌آموزش[1] خوانده شده و گفته می‌شود که شبکه بر روی داده‌های آموزش بیش-انطباق[2] دارد [۳].

تقسیم‌بندی داده‌ها به سه مجموعه آموزش، آزمون و تعیین اعتبار به‌جای بهره‌گیری از تنها دو مجموعه اول آموزش و آزمون در یادگیری شبکه‌های عصبی در جهت اجتناب از بیش‌آموزش شبکه است؛ بدین ترتیب که یادگیری با به‌کارگیری مجموعه آموزش انجام شده و از خطا برای تعدیل اوزان استفاده می‌شود. در خلال آموزش شبکه، داده‌های مجموعه آزمون نیز به شبکه نشان داده شده و مقدار خطا ثبت می‌گردد. باید توجه داشت وقتی که مجموعه آزمون به شبکه نشان داده می‌شود، اوزان تعدیل نمی‌گردد و تعدیل اوزان تنها پس از ارائه مجموعه آموزش و به‌وسیله پس‌انتشار خطا انجام می‌شود.

مقدار خطای ناشی از ارائه مجموعه آزمون بزرگتر از میزان خطایی است که از نشان دادن مجموعه آموزش بوجود می‌آید. در نقطه‌ای از یادگیری مقدار خطای مجموعه آزمون از کاهش یافتن باز می‌ماند و حتی ممکن است شروع به افزایش کند و این همان نقطه آغاز بیش‌آموزش شبکه است و از این نقطه به بعد شبکه شروع به انطباق بیش از حد با مجموعه آموزش می‌کند و قابلیت تعمیم شبکه کاهش می‌یابد. در صورتی‌که در نقطه‌ای که از آنجا خطای مجموعه آزمون شروع به بالا رفتن کند، آموزش متوقف گردد می‌توان از بیش‌آموزش جلوگیری نمود. پس از آنکه آموزش شبکه متوقف شد مجموعه تعیین اعتبار به شبکه داده می‌شود و شامل داده‌هایی است که تا به حال به شبکه داده نشده است.

در نهایت شبکه پرسپترون چندلایه طراحی شده برای رتبه‌بندی اعتباری مشتریان

1. Over Training
2. Over Fitting

دارای یک لایه میانی با ۳ نرون و تعداد ۱۱ دوره آموزشی است که این دو پارامتر در توپولوژی شبکه به‌کار گرفته شده از روش آزمون و خطا و با پایش سنجه‌های نرم‌افزار مورد استفاده در ارزیابی خودکار عملکرد شبکه عصبی تعیین شده‌اند.

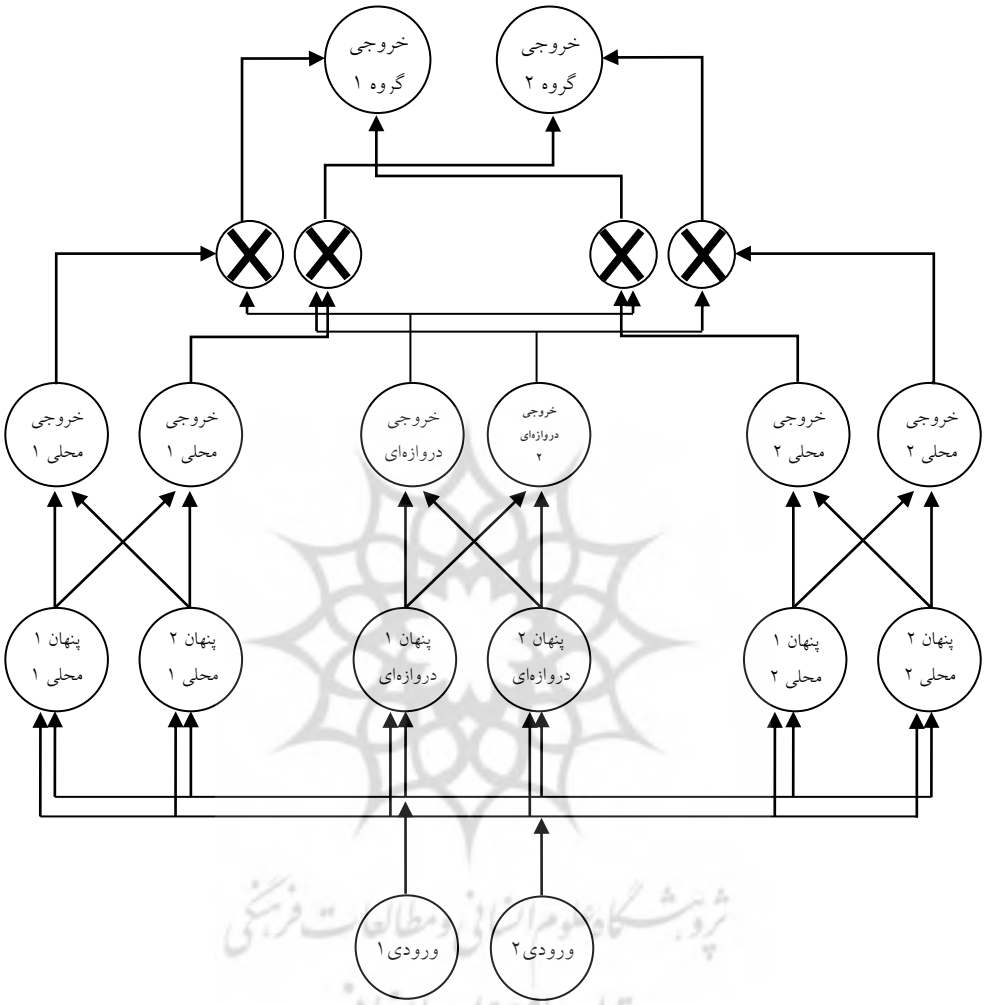
بدین ترتیب شبکه عصبی پرسپترون چند لایه آموزش داده می‌شود تا با دریافت ورودی‌های جدید که در این مقاله اعداد معیارهای انتخاب شده از اطلاعات مشتریان متقاضی تسهیلات بانک خصوصی مورد بررسی می‌باشد، میان مشتری حایز اعتبار خوب و مشتری حایز اعتبار بد تمایز قایل شده و تشخیص دهد که به کدامیک تسهیلات اعطا شود (اعتبار خوب) و به کدامیک اعطا نشود (اعتبار بد).

شبکه ترکیبی خبرگان (MOE)[1]

شبکه ترکیبی خبرگان [۲۲] به‌مانند شبکه پرسپترون چند لایه در رتبه‌بندی اعتباری مشتریان به کار گرفته می‌شود با این تفاوت که تو رفتگی اعتبار دهی را تجزیه می‌کند و به هر یک از خبرگان محلی[2] حل بخش‌های خاصی از مسئله اعتباردهی را یاد می‌دهد. در این مقاله هر خبره‌ی محلی به هر یک از دو خروجی اعطای وام یا عدم اعطای وام اختصاص می‌یابد. شبکه دروازه‌ای ترکیبی خبرگان[3] تعیین می‌کند که کدامیک از دو شبکه محلی باید نماینده هر یک از ورودی‌ها باشد.

یکی از مزیت‌های این نوع معماری شبکه آن است که اوزان در طی فرایند یادگیری با توجه به هر یک از خبرگان و به‌صورت محلی تغییر می‌یابد، بدین ترتیب امکان تداخل یادگیری بین خبرگان حداقل می‌گردد. مزیت دیگر این نوع معماری این است که هر یک از خبرگان باید برای ناحیه محلی کوچکتری از فضای ورودی‌ها آموزش داده شود، در حالی که وقتی یک شبکه چند لایه به‌طور تکی با پس‌انتشار خطا آموزش داده می‌شود، امکان ایجاد اثرات قوی تداخلی که منجر به کندی یادگیری شبکه و تعمیم ضعیف آن می‌گردد، وجود دارد. یک معماری متداول برای شبکه طبقه‌بندی کننده MOE در شکل ۳ نشان داده شده است.

1. Mixture of Experts Network
2. Local Expert
3.The MOE Gating Network



شکل ۳. شبکه ترکیبی خبرگان (MOE)

بهبود محلی‌سازی اوزان در حین فرایند یادگیری از اهمیت شایانی برای تابع خطای شبکه MOE برخوردار است. ژاکوب و دیگران دریافتند که تابع هدف **J** که در رابطه (۲) نشان داده شده است، بهترین عملکرد را برای این نوع از معماری شبکه‌ها بدست می‌دهد.

$$\mathbf{J} = -\sum_{o=1}^{2} g_o e^{-0.5(\mathbf{d}-\mathbf{y}_o)^T(\mathbf{d}-\mathbf{y}_o)} \qquad \text{رابطه (۲)}$$

d در این رابطه بردار خروجی هدف (۰، ۱ یا ۱، ۰) و **y** بردار فعال‌سازی برای شبکه‌های خبرگان محلی را نشان می‌دهد. اوزان شبکه‌های خبره محلی به‌صورت هم زمان و با بهره‌گیری از الگوریتم پس‌انتشار خطا تنظیم می‌گردند. در هر یک از مراحل آموزش، اوزان شبکه‌های خبره در جهت کاهش مجموع مربعات خطای ناشی از تفاوت خروجی سیستم و خروجی هدف اصلاح می‌شوند. اوزان شبکه دروازه‌ای در جهت کاهش تابع پیچیده‌تری از خطا تصحیح می‌شوند.

برای آموزش هر یک از الگوها، شبکه خبره‌ای که نزدیکترین خروجی را به خروجی مطلوب دارد به‌عنوان برنده برمی‌گزینند. برای هر یک از الگوهای تعلیمی داده شده به شبکه، اگر عملکرد MOE به‌طور معنی‌داری بهبود یافت، اوزان شبکه دروازه‌ای در جهت افزایش خروجی‌های مربوط به خبره برنده به سمت عدد یک و در جهت کاهش خروجی‌های مربوط به خبرگان بازنده به سمت عدد صفر تنظیم می‌شوند. ولی اگر عملکرد سیستم‌ها بهبودی نداشته باشد، خروجی شبکه دروازه‌ای با تغییر مقادیر خروجی همه خبرگان به سمت مقادیر خنثی اصلاح می‌گردد.

شبکه تابع پایه شعاعی (RBF)[1]

شبکه تابع پایه شعاعی [۲۸] به‌منظور طبقه‌بندی و تقریب زدن تابع الگو به کار رفته و شامل دو لایه می‌گردد و نرون‌های لایه خروجی ترکیبی خطی از تابع‌های پایه‌ای را به‌وجود می‌آورند، که به وسیله نرون‌های لایه پنهان محاسبه شده‌اند. زمانی‌که ورودی در ناحیه تعیین شده کوچکی از فضای ورودی قرار می‌گیرد، توابع اساسی (غیر خطی) در لایه پنهانی، پاسخ غیر صفری به محرک ورودی می‌دهند. این

1. Radial Basis Function Network

مدل همچنین به‌عنوان یک شبکه دریافت کننده ناحیه‌ای شناخته شده است و تفاوت بارز آن با دیگر شبکه‌ها آن است که لایه پنهان آن به توابع متقارن شعاعی محدود می‌گردد، که هر یک پاسخ محلی خود را به ورودی‌های شبکه تولید می‌دهد. شکل ۴ معماری این نوع شبکه‌ها را نشان می‌دهد.

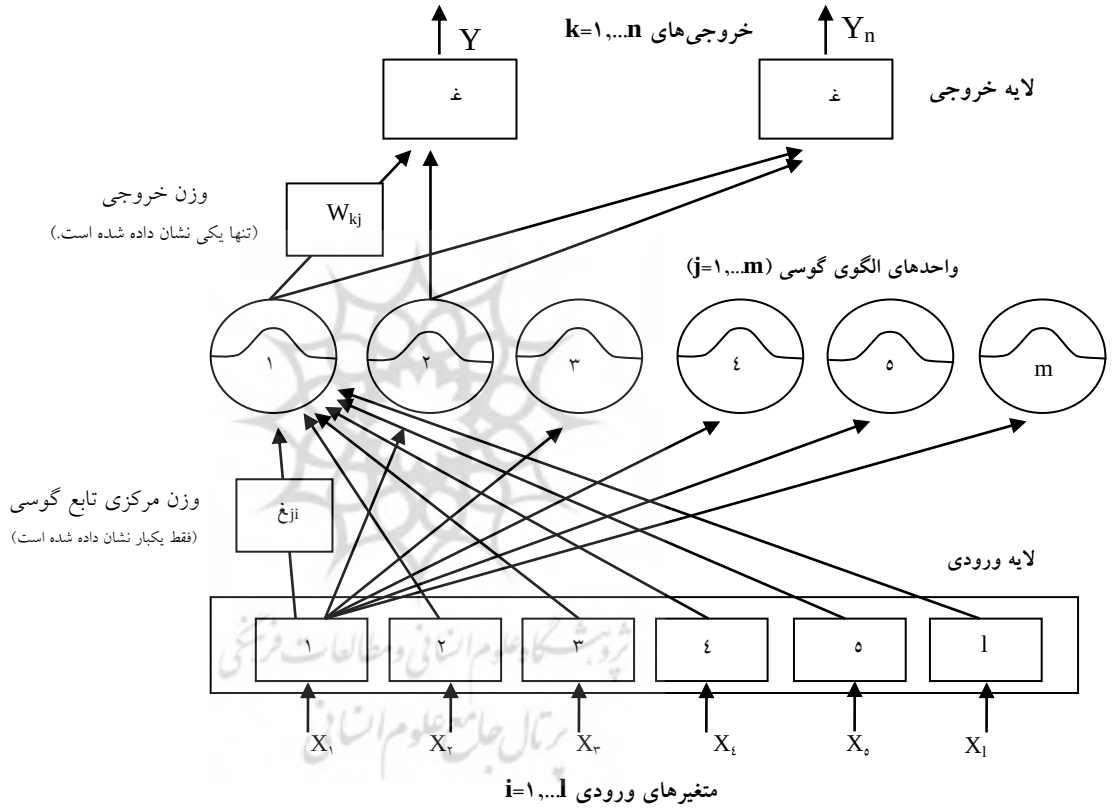
معمول‌ترین توابع غیر خطی استفاده شده در این نوع معماری از شبکه‌های عصبی، توابع سیگموئیدی و گوسی هستند. خروجی گوسی واحد jام نشان داده شده در شکل از رابطه (۳) بدست می‌آید:

$$\boldsymbol{G}(\boldsymbol{X}) = \exp\left(-\frac{\|X-\mu_j\|^2}{2\sigma_j^2}\right) \quad \forall j = 1,2,\dots,m \qquad \text{رابطه (۳)}$$

در این رابطه، $\mathbf{X}$ بردار l- بعدی ورودی‌ها و μ_j بردار اوزان اتصال بین l-ورودی و واحد گوسی j است. پارامتر σ_j بر فاصله میان پاسخ توابع گوسی اثر گذاشته و در نتیجه بر همواری[1] تابع تقریب زننده مؤثر است؛ به‌عبارت دیگر پارامتر نرمالیزاسیون برای نرون jام است. هنگامی‌که از توابع هسته‌ای گوسی در این نوع معماری استفاده می‌گردد، هر نرون، خروجی یکسان و مشابهی برای ورودی‌ها در فاصله شعاعی ثابتی از مرکز هسته تولید می‌کند، بدین معنی که آنها به طور شعاعی با هم متفاوتند و از این رو دارای نام تابع پایه شعاعی یا RBF برای این گونه از شبکه‌ها انتخاب گردیده است.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

1. Smoothness



شکل ٤. شبکه تابع پایه شعاعی (RBF)

خروجی این نوع شبکه یک ترکیب خطی موزون، $\mathbf{Y}_k$، از m تابع پایه‌ای گوسی می‌باشد، که در رابطه (۴) نشان داده می‌شود:

$$Y_k(X) = \sum_{j=1}^{m} \exp\left(-\frac{\|X-\mu_j\|^2}{2\sigma_j^2}\right) + w_{ko} \quad \forall k = 1,2,\dots,n \qquad \text{رابطه (۴)}$$

که در آن Y_k، ارزش محاسبه شده برای هر یک از n نرون خروجی می‌باشد، w_{ko} عبارت پایه‌ای مربوط به Y_k بوده و w_{ko} و $_{ji}$ عناصر بردار اوزان **W** می‌باشند.

شبکه کوانتیزه برداری یادگیرنده (LVQ)[1]

شبکه کوانتیزه برداری یادگیرنده [۲۴] شبکه سه لایه‌ای ساده‌ای است که مرزهای میان طبقات را برای کاهش طبقه‌بندی نامتناسب، مناسب ساخته است. هر شبکه، دارای یک لایه از نرون‌ها می‌باشد که در آن هر نرون به یک طبقه یا زیر طبقه از الگوها حساس است. شبکه LVQ در طی مرحله آموزش برای هر الگوی ورودی، گره خروجی را که بالاترین میزان مطابقت را برای الگوی آموزشی دارد، پیدا می‌کند. اگر طبقه الگوی آموزشی با طبقه نرون خروجی، تفاوت داشته باشد، بهترین حالت مطابقت بعدی را برای الگوی آموزشی پیدا می‌کند. در صورتی که بهترین حالت مناسب بعدی طبقه‌ای درست را دارا باشد، این نوع معماری از شبکه‌های عصبی بهترین نرون مناسب را از الگوی آموزشی دور می‌سازد و بهترین نرون مناسب بعدی را به آن نزدیک می‌کند. این فرایند که به‌عنوان آموزش رقابتی شناخته شده است در حقیقت مرز بین طبقات را به موقعیت بهینه نزدیک‌تر می‌سازد.

به عبارت دیگر می‌توان گفت که این نوع از شبکه‌های عصبی، تصمیمات اعتباردهی را با به کارگیری نرون‌های لایه پنهان به‌عنوان بردارهای کُدبوک[2]، اتخاذ می‌کنند. زیرمجموعه‌ای از این بردارهای کدبوک به هر گروه از اعتبارات تخصیص می‌یابد. برگه درخواست اعتباری جدید با استفاده از تعیین گروهی، c، که نزدیکترین فاصله اقلیدسی بردار کدبوک، W_i، را از بردار ورودی **X** دارد طبقه‌بندی می‌شود:

$$c = arg\min_i\{\|\boldsymbol{X} - W_i\|\} \qquad \text{رابطه (۵)}$$

1. Learning Vector Quantization Network
2. Codebook Vectors

آموزش شبکه با ارائه نمونه‌های آموزشی به شبکه و تعیین نزدیک‌ترین بردار کدبوک به آن آغاز می‌گردد. اگر بردار ورودی **X**، و بردار کدبوک برنده، W_c، به گروه اعتباری مشابه تعلق داشته باشد، اوزان بردار کدبوک طبق رابطه (۶) بگونه‌ای اصلاح می‌گردد که به بردار ورودی نزدیک‌تر شود.

رابطه (۶) $$W_c(t+1) = W_c(t) + \propto (t)[\mathbf{X} - W_c(t)]$$

پارامتر در رابطه بالا نرخ یادگیری است که در طی زمان کاهش می‌یابد. به‌طور مشابه اگر یک جفت بردارهای ورودی به گروه‌های اعتباری متفاوتی تعلق داشته باشد، بردار کدبوک از بردار ورودی دور می‌شود. در طی این فرایند، همه بردارهای کدبوک به‌جز برنده، c، ثابت باقی می‌ماند.

روش‌شناسی پژوهش

ابزار گردآوری داده‌ها و تعریف متغیرها

در انتخاب معیارها و طبقه‌بندی آنها، ابتدا از فرم‌های اطلاعات اعتباری مشتریان حقیقی بهره جسته و به انتخاب آن دسته از معیارهایی می‌پردازیم که در قانون عملیات بانکداری ایران به‌عنوان ضوابط اساسی معرفی گشته‌اند.

این ضوابط به چهار دسته تقسیم شده است: ۱ ـ قابلیت اعتماد و اطمینان[1]، ۲ ـ قابلیت و صلاحیت فنی[2]، ۳ـ ظرفیت مالی و کشش اعتباری[3] و ۴ـ وثیقه یا تأمین اعتبار[4] [۱۳]. در ادامه به تشریح اجمالی هریک از ضوابط فوق‌الذکر می‌پردازیم.

۱. قابلیت اعتماد و اطمینان: منظور این است که بانک بداند متقاضی تسهیلات تا چه حد به تعهدات خود پایبند بوده و به قراردادهای خود در گذشته احترام گذاشته است.
۲. قابلیت و صلاحیت فنی: منظور از قابلیت و صلاحیت فنی توانایی‌های بالفعل و عملی مشتری در رشته فعالیت و موضوع درخواست تسهیلات است.

1. Character
2. Capacity
3. Creditworthiness
4. Collateral

۳. ظرفیت مالی و کشش اعتباری: معمولاً بانکها به هنگام مشارکت و اعطای تسهیلات به یک فرد یا موسسه مایلند بدانند که متقاضی تسهیلات، برای فعالیت یا طرح مورد نظر، خود شخصاً چه مقدار منابع در اختیار دارد و یا چه سهمی از سرمایه موضوع مشارکت را تقبل می‌نماید.

۴. وثیقه یا تأمین اعتبار: به عبارتی مقصود از وثیقه را می‌توان حصول اطمینان و تامین برای استحکام معامله و حسن ایفای تعهدات و کاهش ریسک ناشی از عدم وصول تسهیلات اعطایی تعبیر نمود.

با توجه به ضوابط اساسی بیان شده در فوق که درتصمیم گیری اعتباری حائز اهمیت است، به طراحی پرسشنامه پرداخته‌ایم. این پرسشنامه را که دربرگیرنده ۱۰ معیار اساسی می‌باشد، در اختیار خبرگان بانکی در زمینه اعتبارات قرار دادیم تا با بهره‌گیری از تجربه آنان، معیارهای کاربردی‌تر دراعطای تسهیلات اعتباری به مشتریان حقیقی بانک خصوصی مورد نظر انتخاب شوند. در جدول ۱ به معرفی این معیارها پرداخته و آنها را از لحاظ ضوابط اساسی قانون عملیات بانک داری ایران طبقه بندی نموده‌ایم.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

جدول۱. معیارهای اساسی در تصمیم‌گیری اعتباری و تفکیک آنها براساس ضوابط عملیات بانک داری ایران [۱۳]

قابلیت اعتماد و اطمینان: ۱. سابقه اعتباری مشتری در سیستم بانکی (منظور مطالبات معوق و سررسید گذشته مشتری در سیستم بانکی است) ۲. سابقه چکهای برگشتی مشتری در سیستم بانکی
قابلیت و صلاحیت فنی: ۱. زمینه فعالیت مشتری (شغل مشتری) ۲. نوع وام در خواستی
ظرفیت مالی و کشش اعتباری: ۱. ارزش اموال و دارایی‌های مشتری ۲. میزان مبلغ وام درخواستی توسط مشتری ۳. درآمد خالص ماهیانه مشتری ٤. موجودی حسابهای مشتری نزد بانک مورد نظر (منظور گردش شش‌ماهه حسابها می‌باشد)
وثیقه یا تأمین اعتبار: ۱. نوع وثیقه ۲. وضعیت املاک مشتری (از لحاظ در رهن بودن سند ملک توسط بانک‌ها و مؤسسات اعتباری)

پس از جمع‌آوری پاسخ خبرگان به پرسشنامه، در بررسی پاسخهای داده شده، از آزمون آماری آلفای کرونباخ[1] برای محاسبه قابلیت اعتماد یا میزان صحه‌گذاری[2] پرسشنامه استفاده می‌کنیم. مقدار ضریب آلفای کرونباخ معادل ۰/۸۶۷ بدست آمد که بیانگر قابل اعتماد بودن پاسخ‌های داده شده است. همچنین در بررسی پاسخ‌های پرسشنامه برای انتخاب معیارهای کاربردی در اعطای تسهیلات از روش مقیاس لیکرت[3] بهره جسته‌ایم؛ که در انتها پنج معیار *ارزش اموال و دارایی‌های مشتری،*

1. Cronbach's Alpha
2. Validation
3. Likert Scale

موجودی حسابهای مشتری نزد بانک مورد نظر، میزان مبلغ وام درخواستی توسط مشتری، سابقه اعتباری مشتری در سیستم بانکی و درآمد خالص ماهیانه مشتری به‌عنوان معیارهای کاربردی در تصمیم گیری اعتباری از دید خبرگان برگزیده شدند.

جمع‌آوری داده‌های مورد نیاز پژوهش حاضر با اتخاذ تدابیر لازم جهت محرمانه ماندن اطلاعات مشتریان متقاضی تسهیلات در یکی از بانک‌های خصوصی کشور صورت پذیرفته و مقادیر هر یک از پنج معیار برگزیده شده از سوی خبرگان، برای ۴۰۰ مشتری گردآوری شده است. کد نویسی مدل‌های شبکه‌های عصبی مورد مطالعه با بهره‌گیری از نرم‌افزار MATLAB 7.10 انجام گرفته و با دادن داده‌های معیارهای مورد نیاز مشتریان به‌عنوان ورودی شبکه‌ها، نتایج خروجی شبکه‌ها را در هر یک از تکرارها ثبت می‌کنیم. شایان ذکر آن است که در برنامه‌نویسی مورد بحث، برای مرحله یادگیری شبکه‌ها، مجموعه‌های آموزش[1]، آزمون[2] و تعیین اعتبار[3] هر یک از شبکه‌ها با انتخاب تصادفی نرم‌افزار از داده‌های ورودی به هر شبکه شکل می‌پذیرد.

در ارزیابی دقت شبکه‌های مورد بررسی، پس از ۱۰ بار اجرای شبکه‌های مزبور، میانگین مربعات خطای نتایج هر شبکه به‌طور متوسط بدست آمده است. از آنجایی‌که آموزش هر مدلی از شبکه‌های عصبی از فرایندی احتمالی پیروی می‌کند، خطای بدست آمده برای هر بار اجرای هم زمان چهار مدل مزبور به‌صورت متوسط بیان می‌گردد. دلیل دیگر برای تکرار اجرای مدل‌ها و میانگین گرفتن از خطاهای بدست آمده را می‌توان تأثیر گذاری ترتیب ورودی‌ها بر نتایج و همچنین قابلیت تعمیم شبکه عنوان نمود. چون در برنامه نویسی صورت گرفته با استفاده از نرم‌افزار MATLAB از ورودی‌های تصادفی و تابع تصادفی‌ساز ورودی‌ها بهره گرفته شده است، خطای هر بار اجرای مدل‌ها با یکدیگر فرق خواهد کرد.

پس از مقایسه میانگین مربعات خطای ده بار اجرای هم زمان مدل‌های شبکه‌های عصبی مورد کاربرد ما در رتبه‌بندی اعتباری مشتریان متقاضی تسهیلات بانکی،

1. Training Set
2. Test Set
3. Validation Set

فرض صفر هر یک از فرضیه‌های تحقیق در رابطه با تفاوت معنی‌دار دقت مدل‌های شبکه‌های عصبی با استفاده از آزمون ناپارامتریک مک‌نمار[1] که از توزیع مربع کای بهره می‌برد، مورد آزمون قرار می‌گیرد. آزمون مک‌نمار به‌عنوان قوی‌ترین آزمون برای آزمودن معنی‌داری تفاوت مدل‌های شبکه‌های عصبی که از الگوریتم‌های یادگیری با ناظر استفاده می‌کنند، شناخته شده است [۱۵].

جامعه آماری، حجم نمونه و روش نمونه‌گیری جامعه آماری مورد مطالعه در این تحقیق شامل مشتریان حقیقی متقاضی دریافت تسهیلات اعتباری در یکی از بانک‌های خصوصی کشور است. در این تحقیق به‌دلیل عدم‌دسترسی به چارچوب نمونه‌گیری (فهرست کامل افراد جامعه) و با توجه به محدودیت‌ها و موانع موجود برای انتخاب نمونه، از روش نمونه‌گیری خوشه‌ای استفاده شده است. بدین ترتیب که هریک از انواع تسهیلات اعطایی بانک مورد نظر به مشتریان حقیقی که بیشتر از نوع مضاربه، مشارکت مدنی، فروش اقساطی و جعاله می‌باشد، به چهار خوشه تقسیم شده و از هر خوشه ۱۰۰ نمونه به‌عنوان ورودی مدل‌های شبکه عصبی مورد استفاده قرار گرفته است. البته به‌دلیل محرمانه بودن مشتریان بانک و لزوم حفظ امانت، در جمع آوری اطلاعات از ثبت اطلاعاتی نظیر نام، نام خانوادگی، نشانی، شماره تلفن و حتی شماره حساب مشتریان بانک خودداری شده است.

برای بررسی شبکه‌های عصبی باید داده‌ها به‌طور تصادفی به دو گروه مجزا شامل مجموعه آموزش و مجموعه آزمون تقسیم شوند. بدین منظور از اطلاعات گذشته ۴۰۰ نمونه از مشتریان حقیقی متقاضی دریافت تسهیلات اعتباری بانک خصوصی مورد تحقیق ما اعم از آنها که تسهیلات دریافت کرده‌اند یا دریافت نکرده‌اند، استفاده شده است. هشتاد و پنج درصد از آنها به‌طور تصادفی برای آموزش[2] شبکه‌ها و برآورد میزان خطای شبکه با استفاده از سنجه‌ی میانگین مربعات خطا و تعدیل اوزان شبکه و مابقی برای آزمون به‌کار گرفته می‌شود.

1. McNemar s Chi Square Test
2. Learning

تحلیل خروجی‌ها و نتایج

نتایج حاصل از هر یک از مدل‌های شبکه‌های عصبی در جدول ۲ گزارش شده است. این نتایج میانگینی از خطای بدست آمده برای ۱۰ بار اجرای مدل‌های شبکه‌های عصبی به‌کار گرفته شده در این تحقیق است. بدین ترتیب اعداد درج شده در جدول ۲ به‌صورت میانگینی از ده بار اجرای هم زمان مدل‌ها در محیط نرم‌افزاری MATLAB 7.10 آمده است.

در جدول ۲، خطای «اعتبار خوب» نسبتی از درخواست متقاضیان است که حایز شرایط دریافت تسهیلات هستند اما در میان متقاضیان با ریسک اعتبار بد طبقه‌بندی شده‌اند. به‌همین ترتیب خطای «اعتبار بد» نیز نسبتی از درخواست متقاضیان است که حایز شرایط دریافت تسهیلات نیستند لیکن اشتباهاً در میان متقاضیان با اعتبار مناسب طبقه‌بندی شده‌اند. کل خطا و میانگین مربعات خطا نیز به عنوان دو سنجه دیگر بکار رفته‌اند.

جدول ۲. میانگین خطای مدل‌های شبکه‌های عصبی در رتبه‌بندی اعتباری متقاضیان تسهیلات

مدل	اعتبار خوب	اعتبار بد	کل	MSE
MOE	۰/۲٦۷	۰/۲۸٤	۰/۲۷۲	۰/۲٦٤
RBF	۰/٤۹۷	۰/۵۰۲	۰/۵۰۱	۰/۵۰۲
MLP	۰/۳٤۱	۰/٤۰۵	۰/۳۷۱	۰/۲۸۰
LVQ	۱	۰	۰/۵۱	۰/۵۱

ملاحظه می‌گردد که MOE پاسخ‌های نسبتاً نزدیکتری را به مقادیر هدف نشان می‌دهد. شبکه MLP نیز مقادیر بهتری را نسبت به دو شبکه باقیمانده نشان می‌دهد. لیکن نتیجه‌گیری از تفاوت‌های مشاهده شده در جدول ۲، نیازمند آزمون آماری معنی‌داری این تفاوت‌ها می‌باشد. بدین منظور آزمون ناپارامتریک مک‌نمار، به‌عنوان قوی‌ترین آزمون در مورد مدل‌های مورد بررسی ما انجام پذیرفته و نتایج نهایی آن در قالب جداول ۳ تا ۶ قابل مشاهده است.

جدول ۳. مقایسه آزمون معنی‌داری تفاوت دقت شبکه MOE با دیگر مدل‌های مورد بررسی

شرح	LVQ	*MLP	RBF
مقدار آماره آزمون مربع کای	۳۵/۰۲۷	–	۳۰/۰۳۱
مقدار P_Value	۰/۰۰۰	۰/۰۳۲۵	۰/۰۰۰
وضعیت فرض صفر**	رد می‌شود.	رد می‌شود.	رد می‌شود.
تفاوت معنی‌دار	وجود دارد.	وجود دارد.	وجود دارد.

* مقدار آماره آزمون فرض صفر برای مقایسه دو شبکهMOE و MLP، با توجه به بهره‌گیری از توزیع آماری دوجمله‌ای در جدول درج نشده است.

** وضعیت فرض صفر مبنی بر عدم وجود تفاوت معنی‌دار بین دقت شبکه MOE با دیگر شبکه‌های مورد بررسی در سطح ۹۵ درصد اطمینان بیان شده است.

جدول ٤. مقایسه آزمون معنی‌داری تفاوت دقت شبکه MLP با دیگر مدل‌های مورد بررسی

شرح	LVQ	*MOE	RBF
مقدار آماره آزمون مربع کای	۲۹/۰۳۲	–	۲٤/۰۳۸
مقدار P_Value	۰/۰۰۰	۰/۰۳۲۵	۰/۰۰۰
وضعیت فرض صفر**	رد می‌شود.	رد می‌شود.	رد می‌شود.
تفاوت معنی‌دار	وجود دارد.	وجود دارد.	وجود دارد.

* مقدار آماره آزمون فرض صفر برای مقایسه دو شبکه MLP و MOE، با توجه به بهره‌گیری از توزیع آماری دوجمله‌ای در جدول درج نشده است.

** وضعیت فرض صفر مبنی بر عدم وجود تفاوت معنی‌دار بین دقت شبکه MOE با دیگر شبکه‌های مورد بررسی در سطح ۹۵ درصد اطمینان بیان شده است.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

جدول ۵ . مقایسه آزمون معنی‌داری تفاوت دقت شبکه RBF با دیگر مدل‌های مورد بررسی

شرح	MLP	MOE	LVQ*
مقدار آماره آزمون مربع کای	۲٤/۰۳۸	۳۰/۰۳۱	–
مقدار P_Value	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	–
وضعیت فرض صفر**	رد می‌شود.	رد می‌شود.	–
تفاوت معنی‌دار	وجود دارد.	وجود دارد.	–

* شباهت زیاد خروجی‌های دو شبکه RBF و LVQ مقایسه این دو شبکه را با استفاده از آزمون ناپارامتریک مک‌نمار غیرممکن ساخته است؛ بنابراین در مورد معنی‌داری تفاوت دقت این دو شبکه نمی‌توان نتیجه آماری گرفت.

** وضعیت فرض صفر مبنی بر عدم وجود تفاوت معنی‌دار بین دقت شبکه RBF با دیگر شبکه‌های مورد بررسی در سطح ۹۵ درصد اطمینان بیان شده است.

جدول ٦. مقایسه آزمون معنی‌داری تفاوت دقت شبکه LVQ با دیگر مدل‌های مورد بررسی

شرح	MLP	MOE	RBF*
مقدار آماره آزمون مربع کای	۲۹/۰۳۲	۳۵/۰۲۷	–
مقدار P_Value	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	–
وضعیت فرض صفر**	رد می‌شود.	رد می‌شود.	–
تفاوت معنی‌دار	وجود دارد.	وجود دارد.	–

* شباهت زیاد خروجی‌های دو شبکه LVQ و RBF مقایسه این دو شبکه را با استفاده از آزمون ناپارامتریک مک‌نمار غیرممکن ساخته است؛ بنابراین در مورد معنی‌داری تفاوت دقت این دو شبکه نمی‌توان نتیجه آماری گرفت.

** وضعیت فرض صفر مبنی بر عدم وجود تفاوت معنی‌دار بین دقت شبکه LVQ با دیگر شبکه‌های مورد بررسی در سطح ۹۵ درصد اطمینان بیان شده است.

نتیجه‌گیری و پیشنهاد

مدل شبکه عصبی MOE، سپس MLP و RBF و در آخر LVQ در رده‌های اول تا چهارم حداقل خطای بدست آمده در هر چهار سنجه‌ی مورد ارزیابی، قرار می‌گیرند. بدین ترتیب شبکه MOE با کسب مقادیر قابل قبول برای خطای رتبه‌بندی اعتباری مشتریان به‌عنوان شبکه‌ای قابل اعتماد معرفی می‌گردد. شایان ذکر است که خطای بدست آمده از شبکه LVQ در دو معیار خطای اعتبار خوب و خطای اعتبار

به دلیل تفاوت بسیار زیاد مقادیر بدست آمده از مقایسه با دیگر مدل‌ها در این دو معیار کنار گذاشته شده است.

پیشنهاد می‌شود که در تحقیقات بعدی با اصلاح بیشتر ساختار شبکه MOE، به بررسی ساختارهای مختلفی از این نوع معماری شبکه‌های عصبی پرداخته شود به‌گونه‌ای که بتوان خطای اندازه‌گیری شده را به سمت صفر میل داد.

همچنین پیشنهاد می‌شود که مدل‌های شبکه‌های عصبی مزبور در این مقاله در رتبه‌بندی اعتباری دیگر بانک‌ها نیز مورد بررسی قرار گیرند تا به توانایی تعمیم آنها افزوده گردد و شبکه عصبی برتر قابلیت اعتماد بیشتری را بدست آورد.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

منابع و مآخذ

. بیل، آر و جکسون، تی، **آشنایی با شبکه‌های عصبی**. مترجم: محمود البرزی، تهران، انتشارات علمی دانشگاه صنعتی شریف، ۱۳۸٦.

. عباس‌پور، محمدرضا و امین ناصری، محمدرضا. **پیش‌بینی قیمت سهام شرکت ایران خودرو به کمک شبکه‌های عصبی**. امیرکبیر، شماره ٦۲، ۱۳۸٤.

. پیکتن، ف جمال. **شبکه‌های عصبی (اصول و کارکردها)**.مترجم مهدی غضنفری و جمال اسکات، تهران، انتشارات دانشگاه علم و صنعت، ۱۳۸۳.

. فلاحی، محمد علی، حمیدی، حمید و علمداری، سعیده. **الگوسازی غیرخطی وپیش‌بینی درآمدهای مالیات بر مشاغل در اقتصاد ایران**. نشریهٔ تحقیقات اقتصادی، شماره ۷، ۱۳۸۵.

. کمیجانی، اکبر و سعادت‌فر، جواد. **کاربرد مدل‌های شبکه عصبی در پیش‌بینی ورشکستگی اقتصادی شرکت‌های بورسی**. دوفصلنامه جستارهای اقتصادی، شماره٦، ۱۳۸۵.

. متوسلی، محمود و طالب‌کاشفی، بیژن. **بررسی مقایسه‌ای توان شبکه‌های عصبی با ورودی شاخص‌های تحلیل تکنیکی برای پیش بینی قیمت سهام**. دوماهنامه مفید، شماره ٥٤، ۱۳۸۵.

. مشیری، سعید و مروت، حبیب. **بررسی وجود فرایند آشوبی در شاخص بازدهی کل قیمت سهام بازار بورس تهران**. نشریهٔ پژوهش‌های اقتصادی ایران، شماره ۲۵، ۱۳۸٤.

. مشیری، سعید و مروت، حبیب. **پیش بینی شاخص کل بازدهی سهام تهران با استفاده از مدل‌های خطی و غیر خطی**. نشریهٔ پژوهشنامه بازرگانی. شماره ٤۱، ۱۳۸۵.

. منهاج، محمد باقر. **مبانی شبکه‌های عصبی**. انتشارات دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ۱۳۸۱.

. مهدوی، غلام‌حسین و بهمنش، محمدرضا. **طراحی مدل پیش‌بینی قیمت سهام شرکت‌های سرمایه‌گذاری با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی (تحقیق موردی: شرکت سرمایه‌گذاری البرز)**. نشریهٔ پژوهشنامه اقتصادی، شماره ۱۹، ۱۳۸٤.

. نجفی، بهاءالدین و طرازکار، محمد حسن. **پیش‌بینی میزان صادرات پسته ایران: کاربرد شبکه عصبی مصنوعی**. نشریهٔ پژوهشنامه بازرگانی، شماره ۳۹، ۱۳۸۵.

. نیلساز، حمید، راسخ، عبدالرحمن، عصاره، علیرضا، سینایی، حسینعلی. **کاربرد شبکه‌های عصبی در رتبه‌بندی اعتباری فروش اقساطی وام**. فصلنامه پژوهش‌های اقتصادی ایران، سال نهم، شماره ۳۲، پاییز ۱۳۸٦.

. هدایتی، سیدعلی‌اصغر، سفری، علی‌اصغر، کلهر، حسن و بهمنی، محمود. **عملیات بانکی داخلی-۲ (تخصیص منابع)**. انتشارات مؤسسه عالی بانکداری ایران، بانک مرکزی ج.ا.ا.، تهران، ۱۳۸٦.

14. Davis, D. B., **Artificial Intelligence Goes to Work.** High Technology, Apr. 1987.
15. Dietterich T. G., **Approximate Statistical Tests for Comparing Supervised Classification Learning Algorithms.** Neural Computation No. 10, 1998.
16. Fausett, L., **Fundamentals of Neural Networks (Architectures, Algorithms and Applications).** Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall. 1994.
17. Grablowsky, B. J. and Talley, W.J., **Probit and Discriminant Functions for Classifying Credit Applicants: A comparison.** Journal of Economic Business, No. 33, 1981.
18. Hahn, B. and Valentine D.P., **Essential MATLAB for Engineers and Scientists.** Oxford, U.K.: Elsevier Ltd., 2007.
19. Hand, D. J., **Construction and assessment of Classification Rules.** NY: Wiley, 1997.
20. Haneley, W. E. and Hand, D.J., **A k-nearest Neighbor Classifier for Assessing Consumer Credit Risk.** Statistician, No. 45, 1996.
21. Haneley, W. E. and Hand, D.J., **Statistical Classification Method in Consumer Credit Scoring: A Review.** J. R. Statist. Society, No. 160, 1997.
22. Jacobs R. A., Jordan M. I., Nowlan, S. J., Hinton G. E., **Adaptive Mixtures of Local Experts.** Neural Computation, No. 3, 1991.
23. Kim, Y. S. and Sohn, S. Y., **Managing Loan Customers using Misclassification Patterns of Credit Scoring Model.** Expert Systems with Applications, No. 26, 2004.
24. Kohonen T. **Self-organizing Maps.** Berlin, Germany: Springer, 1997.
25. Lee, T. S., Chiu, C. C., Lu, C. J. and Chen, I. F., **Credit Scoring using the Hybrid Neural Discriminant Technique.** Expert Systems with Applications. No. 23, 2002.
26. Leonard, K. J, **Empirical Bayes Analysis of The Commercial Loan Evaluation Process.** Statistical Probability Letter, No. 18, 1993a.
27. Malhotra, R. and Malhotra, D. K., **Evaluating Consumer loans using Neural Networks.** Omega, No. 31, 2003.

28. Moody, J., Darken, C. J., **Fast Learning in Networks of Locally Tuned Processing Units.** Neural Computation, No. 3, 1989.
29. Myers, J. H. and Forgey, E. W., **The Development of Numerical Credit Evaluation Systems.** J. Am. Statist. Association, No. 58, 1963.
30. Orgler, Y. E., **A Credit Scoring Model for Commercial Loans.** Journal Money Credit Bank, Nov. 1970.
31. RumelHart D.E., McClelland J. L., **Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition, Cambridge,** M.A.: MIT Press, 1986.
32. Shin, K.S. and Lee, Y.J., **A Genetic Application in Bankruptcy Prediction Modelling.** 2002,Available in www. Elsevier .com / locate/ esva
33. Thomas, L. C., Eldman, D. B. and Crook, J. N., **Credit Scoring and Its Applications.** Philadelphia: Siam, 2002.
34. West, D., **Neural Network Credit Scoring Models.** Computers and Operations Research, No. 27, 2000.
35. Wigington, J. C., **A Note on Comparison of Logit and Discriminant Models of Consumer Credit Behavior.** Journal of Financial Quantitative Analysis, No. 15, 1980.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی