

## رتبه‌بندی اعتباری مشتریان بانک با استفاده

### از شبکه عصبی با اتصالات جانبی

دانیال دادمحمدی<sup>۱</sup>

دانش‌آموخته کارشناسی ارشد مهندسی صنایع، دانشگاه صنعتی امیرکبیر

عباس احمدی

استادیار مهندسی صنایع، دانشگاه صنعتی امیرکبیر

### چکیده:

استقرار نظام رتبه‌بندی اعتباری با توجه به حجم انبوه مطالبات معوق بانک‌ها، یکی از مهمترین ابزارهای کنترل ریسک اعتباری در بانک‌ها و موسسات مالی است. بر این اساس، هدف اصلی این مقاله رتبه‌بندی اعتباری مشتریان حقوقی یکی از بانک‌های دولتی داخل با استفاده از شبکه‌های عصبی است. شبکه‌های عصبی به دلیل دقت به مراتب بالاتر و حجم محاسبات پایین‌تر نسبت به سایر روش‌های کلاسیک در پیش‌بینی رفتار اعتباری افراد حقیقی و حقوقی، دارای اولویت هستند. این مقاله نیز با استفاده از شبکه‌های عصبی توانمند در حوزه پیش‌بینی، به تهیه و تدوین مدلی به منظور رتبه‌بندی اعتباری مشتریان بانک می‌پردازد. مدل پیشنهادی که دارای ساختار همزمان رو به جلو و جانبی است، شبکه عصبی با اتصالات جانبی نام دارد. نتایج حاصل از این شبکه با شبکه عصبی با تابع فعال‌سازی شعاعی و شبکه یادگیری کوانتیزه نمودن برداری، در قالب دو مجموعه آموزش و تست مقایسه شده است. مدل پیشنهادی به دلیل توانایی بالا در در پیش‌بینی مجموعه تست داده‌های مشتریان و همچنین نرخ خطای بسیار کم در مقایسه با دو مدل دیگر، به عنوان مدل برتر انتخاب شد. برای ارزیابی هر چه بهتر، خطای ریشه میانگین مربعات علاوه بر معیار دقت مجموعه‌های آموزش و تست به کار گرفته شده است. بنابراین با طراحی یک شبکه عصبی جدید و قدرتمند و نیز انتخاب دقیق نسبت‌های مالی تأثیر گذار در نظام رتبه‌بندی اعتباری، مدل پیشنهادی توانست رفتار مشتریان را با دقت بسیار بالایی در دو گروه خوش حساب و بدحساب پیش‌بینی کند.

### کلید واژه‌ها:

رتبه‌بندی اعتباری، ریسک اعتباری، شبکه عصبی با اتصالات جانبی، پیش‌بینی، ریشه میانگین مربعات خطا.

نسبت‌های مالی

## مقدمه

فرایند جهانی شدن و به تبع آن تشدید رقابت موسسات مالی و اقتصادی در بازارهای محلی و جهانی، روز به روز ضرورت تقویت و اصلاحات سیستمی را در بنگاه‌های مالی و سرمایه‌ای در سرتاسر دنیا افزایش می‌دهد. بانک‌ها نیز از این امر مستثنا نیستند (فرد حریری، ۱۳۸۷). در صنعت بانکداری یکی از موضوعات مهمی که همواره بایستی مد نظر سیاست‌گذاران اعتباری قرار گیرد، مبحث مدیریت ریسک اعتباری است. به منظور کنترل و مدیریت ریسک مذکور، سیستم‌های رتبه‌بندی اعتباری<sup>۱</sup> مشتریان ضرورتی انکارناپذیر است (Ong, et al., 2005).

به کارگیری سیستم رتبه‌بندی، شاخص و معیاری برای تنظیم نرخ سود و میزان وثایق فراهم می‌کند تا مشتریان با وضعیت اعتباری مناسب از آن بهره‌مند شوند. همچنین کاهش مطالبات معوق، توسعه ضریب نفوذ اعتبار، افزایش کارایی و سرعت، بهبود سودآوری بانک و گردآوری اطلاعات آماری، ارتباط بالقوه با سیستم‌های مکانیزه امتیازدهی و فراهم نمودن اطلاعات مشابه، حذف بخش عمده‌ای از تقلب‌ها و حداقل کردن ریسک اعتباری، امکان دسترسی سریع به اطلاعات به‌روز و دسترسی به زیرساخت‌های اطلاعاتی و مدیریت آسان داده‌ها برای صنایع مرتبط با مدیریت وصول مطالبات و بهبود نسبت بدهی‌های ناصول از اثرات نظام سنجش و اعتبار است. بنابراین وجود یک سیستم اطلاعاتی متمرکز و مبتنی بر تکنولوژی نوین و با معماری ویژه و ساختار داده استاندارد که دخالت عوامل انسانی را به حداقل می‌رساند، زمینه تنبیه متخلفان و تشویق افراد خوش حساب را فراهم خواهد کرد (Ong, et al., 2005).

زمانی که بانک‌ها قصد دارند به مشتریان وام یا تسهیلاتی پرداخت کنند، وضع اعتبار دارایی‌ها و خوش‌حسابی یا بدحسابی مشتری مورد نظر را می‌سنجند و پس از به دست آوردن اطلاعات لازم از جمله میزان سرمایه شرکت‌ها، نسبت‌های مالی و حجم صادرات آنها با استفاده از صورت‌های مالی حسابرسی شده و میانگین موجودی سپرده مشتریان، میزان بدهی و تعهدات نزد بانک مورد نظر و سایر بانک‌ها اقدام به تصمیم‌گیری در این خصوص می‌کنند. حتی زمانی هم که مشتری درخواست اعتبار نکند، بانک‌ها با سنجشی که انجام می‌دهند به مشتریان اعلام می‌کنند که چنانچه نیاز به تسهیلات دارند، تسهیلات مورد نظر در اختیارشان قرار داده شود (Ong, et al., 2005). در واقع مدل‌های رتبه‌بندی اعتباری یکی از مهم‌ترین و اساسی‌ترین سیستم‌های این تصمیم‌گیری‌ها هستند که بخش عمده‌ای از اطلاعات مورد نیاز موسسه اعتباردهنده در مدیریت اعتبار را فراهم می‌کنند. بانک‌ها و موسسات مالی با استفاده از رتبه‌بندی اعتباری با توجه به سوابق متقاضی

تسهیلات، احتمال عدم بازپرداخت توسط وی را ارزیابی کرده و امتیازبندی می‌کند. به عبارت دیگر رتبه‌بندی اعتباری مجموعه‌ای از مدل‌های تصمیم‌گیری و روش‌های مرتبط با آنها است که به اعتبار دهندگان در اعطای اعتبار به مشتریان کمک می‌کند (Lee, et al. 2002).

در اکثر مطالعات این حوزه، از روش‌های آماری و رگرسیونی برای امتیازدهی و رتبه‌بندی مشتریان استفاده شده است، ولی در سال‌های اخیر با توسعه مدل‌های مبتنی بر هوش مصنوعی و روش‌های ابتکاری، مطالعات بسیاری در کاربرد این روش‌ها در مدل‌های امتیازدهی و رتبه‌بندی اعتباری انجام شده‌است. از انواع مدل‌ها و روش‌های مختلفی که برای اعتبارسنجی مشتریان بانک‌ها وجود دارد، می‌توان به مدل‌های تحلیل ممیزی<sup>۱</sup>، مدل‌های احتمالی خطی، لاجیت و پروبیت، مدل‌های مبتنی بر تئوری قیمت‌گذاری اختیار معامله و مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی اشاره کرد (تقوی و همکاران، ۱۳۸۹). از جمله مطالعات انجام شده در این زمینه می‌توان به کارهای دیکن<sup>۲</sup> (۱۹۶۴) در زمینه طراحی مدل نمره‌دهی اعتباری، مطالعات آلتمن<sup>۳</sup> (۱۹۶۸) در طراحی مدل نمره Z مورگان<sup>۴</sup> (۱۹۹۴) در طراحی مدل اندازه‌گیری ریسک اشاره کرد (فرد حریری، ۱۳۸۷). روش‌های آماری، متداول‌ترین و پرکاربردترین روش‌ها برای ساختن مدل‌های رتبه‌بندی هستند (Nan-chen, 2005). در حوزه هوش مصنوعی، وست<sup>۵</sup> به مقایسه دقت طبقه‌بندی پنج مدل شبکه عصبی و چهار مدل آماری رگرسیون لجستیک، نزدیک‌ترین همسایه<sup>۶</sup>، آنالیز ممیزی و چگالی کرنل پرداخته است. در این میان مدل‌های  $RBF$ <sup>۷</sup>  $MLP$ <sup>۸</sup> و  $MOE$ <sup>۹</sup> به عنوان مدل‌های برتر انتخاب شده‌اند (Malhotra, R. & Malhotra, D., 2005).

کاربرد شبکه‌های عصبی در فعالیت‌های مالی، رتبه‌بندی مشتریان و ارزیابی تقاضای تسهیلات آنان است. مزیت شبکه عصبی در این است که می‌تواند از هزاران نمونه قبلی در تاریخچه فعالیت‌های مالی بانک یا مؤسسه استفاده کند، ویژگی‌های برجسته را فراگیرد و از طریق آنها پیامدها را پیش‌بینی کند. اکثر مطالعات انجام شده در حوزه رتبه‌بندی اعتباری که توسط شبکه‌های عصبی انجام شده است، از شبکه عصبی پرسپترون و حالات مختلف آن و یا ترکیبی از آن شبکه‌های عصبی با سایر ابزارهای پیش‌بینی استفاده کرده‌اند. در این مقاله از شبکه

1 - Discriminant Analysis (DA)

2 - Deakin

3 - Altman

4 - Morgan

5 - West

6 - K-NN

7 - Multi-Layer Perceptron (MLP) Neural Network

8 - Radial Basis Function (RBF) Neural Network

9 - Mixture Of Experts

عصبی با اتصالات جانبی<sup>۱</sup> که شبکه جدیدی در حوزه رتبه‌بندی اعتباری مشتریان بانک به شمار می‌رود برای پیش‌بینی استفاده شده است. این شبکه از نظر ساختاری مشابه شبکه عصبی پرسپترون چند لایه است که اتصالات جانبی را در لایه پنهان شبکه بررسی و لحاظ می‌کند. با استفاده از روش پیشنهادی، مقاله حاضر به تهیه و تدوین الگوی رتبه‌بندی اعتباری مشتریان حقوقی یکی از بانک‌های دولتی پرداخته که قادر خواهد بود متقاضیان اعتبار را به دو گروه اعتباری خوب و بد تقسیم کند. به منظور بررسی دقیق تر مساله پیش رو، دو شبکه عصبی توانمند دیگر در این حوزه که شبکه عصبی با تابع فعال‌سازی شعاعی و شبکه عصبی کوانتیزه نمودن برداری<sup>۲</sup> نام دارند، در شرایط مشابه به کار گرفته می‌شوند و نتایج حاصل از آنها با روش پیشنهادی مقایسه می‌شوند. ساختار مقاله به این صورت است که ابتدا مروری بر پیشینه ادبیات موضوع و مطالعات گذشته می‌شود. سپس، مدل تحقیق و روش پیشنهادی آن مطرح می‌شود. پس از آن نتایج اجرای مدل و مقایسه آن با مدل‌های دیگر آورده می‌شود و در پایان، نتایج مقاله آورده خواهد شد.

### پیشینه تحقیق

تحقیقات انجام شده در حوزه رتبه‌بندی اعتباری مشتریان بانک را می‌توان در دو گروه عمده کارها و تحقیقاتی که بر پایه روش‌های آماری انجام شده و کارها و پژوهش‌هایی که بر پایه هوش مصنوعی و تکنیک‌های مربوط به آن انجام شده است، دسته‌بندی کرد. در زمینه تحقیقات بر مبنای روش‌های آماری، شروع کار رتبه‌بندی اعتباری و توسعه آن در سال‌های اولیه و ظهور آن به وسیله روش‌های آماری مختلف بوده است. این روند به لحاظ پایش ادبیاتی موضوع سهم بیشتری در حوزه این نوع مسائل را به خود اختصاص می‌دهد، این روش‌ها به دلیل حجم محاسبات بالا و وقت گیر بودن و دقت پایین تر نسبت به برخی مدل‌های شبکه عصبی، در سال‌های اخیر کمتر مورد توجه هستند. از این رو تمرکز پایش ادبیات موضوع در حوزه مسائل رتبه‌بندی اعتباری، بر تکنیک‌های هوش مصنوعی و روش‌های مرتبط با آن است.

همانطور که گفته شد، روش‌های آماری، متداول‌ترین و پرکاربردترین روش‌ها برای ساختن مدل‌های رتبه‌بندی هستند (Nan-chen, 2005). در این خصوص نیز مقالات بسیاری وجود دارد، در ابتدا آنالیز ممیزی و رگرسیون تنها مدل‌هایی بودند که در زمینه رتبه‌بندی اعتباری استفاده می‌شدند. ویگینتون<sup>۳</sup> برای اولین بار از رگرسیون لجستیک در زمینه رتبه‌بندی اعتباری

1 - Laterally Connected Neural Network (LCNN)

2 - Learning Vector Quantizer (LVQ)

3 - Winginton

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<sup>۱</sup> از آنالیز ممیزی و مدل پروبیت برای رتبه‌بندی متقاضیان یک فروشگاه زنجیره‌ای بزرگ در آمریکا استفاده کردند (Ong, et al., 2005).

پژوهشی با عنوان «تحلیلی از امتیازدهی اعتباری برای تسهیلات کشاورزی» در تایلند انجام شده‌است. هدف پژوهشگران از انجام این مطالعه تخمین مدل امتیازدهی اعتباری (تصمیم‌گیری وام‌دهی) برای تسهیلات کشاورزی در تایلند بوده است. آنها از مدل لاجیت و دو نوع از مدل‌هایی که به صورت اختصار با شبکه عصبی مصنوعی، یکی با عنوان «شبکه عصبی احتمالی»<sup>۲</sup> نشان داده می‌شود و دیگری با عنوان «شبکه عصبی چند لایه بازخوردی»<sup>۳</sup>، برای برآورد مدل امتیازدهی اعتباری خود استفاده کرده‌اند. در این مطالعه قدرت پیش‌بینی هر یک از سه مدل مورد استفاده مورد بررسی تجربی نیز قرار گرفته است. نتایج این تحقیق نشان می‌دهد که در مدل *PNN* قدرت پیش‌بینی صحیح، به‌طور کلی در داده‌های داخل نمونه، بیشتر از دو مدل دیگر است. نتایج حاصل از قدرت پیش‌بینی مدل در داده‌های خارج از نمونه نشان می‌دهد که هر سه مدل از قدرت پیش‌بینی یکسان برخوردارند. اما در کل، مدل لاجیت فقط تسهیلات خوب (تسهیلات که به موقع تسویه شده‌اند) را می‌تواند پیش‌بینی کند و توان پیش‌بینی تسهیلات بد (تسهیلات نکول شده) را ندارد. اما قدرت پیش‌بینی مدل لاجیت در مورد تسهیلات خوب بالاتر از دو مدل دیگر است. به منظور تصمیم‌گیری در مورد انتخاب یکی از این سه مدل و کاهش خطای طبقه‌بندی تسهیلات (خطای نوع اول و دوم)، زبان انتظاری طبقه‌بندی نادرست محاسبه شده است. محاسبه این نسبت نشان می‌دهد که مدل *PNN* نسبت به دو مدل دیگر از اولویت در برآورد امتیاز اعتباری مشتریان برخوردار است (تقوی و همکاران، ۱۳۸۹).

مطالعه‌ای با عنوان «مدل امتیازدهی اعتباری برای تسهیلات تجاری» توسط اورگلر<sup>۴</sup> انجام شده است که در آن مدل امتیازدهی اعتباری با استفاده از اطلاعات مربوط به تسهیلات بد و تسهیلات خوب استخراج شده است. این مدل مجموعه‌ای از شاخص‌ها را به دست می‌دهد که بر اساس آن می‌توان بین دو گروه از تسهیلات بد و خوب تمایز قائل شد. برای این منظور یک مدل رگرسیون

1 - Grablowsky & Talley

2 - Probabilistic Neural Network (PNN)

3 - Multi-Layer Feedforward Neural Network

4 - Yair E. Orgler, (1970)

چند متغیره از نوع مدل‌های لاجیت استفاده شده است. با توجه به نتایج به دست آمده، تسهیلات بدی که در زمره تسهیلات خوب باشند ۴ درصد کل وام‌های بد و تسهیلات خوبی که در زمره تسهیلات بد تلقی شوند، ۲۰/۴ درصد کل تسهیلات خوب بوده‌اند که این نسبت‌ها در داده‌های خارج از نمونه به ترتیب ۲/۵ درصد و ۱۷/۵ درصد هستند. لذا مدل تخمین زده شده در داده‌های خارج از نمونه پیش‌بینی قوی‌تری دارد (Orgler, 1970).

از زمانی که سیستم‌های هوش مصنوعی نظیر شبکه عصبی، الگوریتم ژنتیک و سیستم‌های خبره طراحی و معرفی شدند، استفاده از آنها در تحقیقات مالی و رتبه‌بندی اعتباری مرسوم شده و به سرعت در حال گسترش است. در این زمینه می‌توان به کاربرد الگوریتم ژنتیک در رتبه‌بندی اعتباری توسط شین و لی<sup>۱</sup> اشاره کرد که صورت‌های مالی حسابرسی شده ۵۲۸ شرکت صنعتی را برای تخمین احتمال ورشکستگی مورد استفاده قرار دادند. نتایج نشان داد که مدل مورد نظر به طور متوسط در ۸۰ درصد موارد قابلیت پیش‌بینی صحیح را دارد (Malhotra, R. & Malhotra, D., 2005).

از نتایج محاسباتی که توسط تکنیک‌های جدید داده‌کاوی بوسیله تام و کیانگ<sup>۲</sup> انجام شده، شبکه‌های عصبی با دقت‌ترین تکنیک‌ها و به دنبال آن تجزیه و تحلیل جدا کننده خطی<sup>۳</sup>، رگرسیون لجستیک، درختان تصمیم<sup>۴</sup> و نزدیک‌ترین همسایه بوده‌اند. در مقایسه با روش‌های دیگر آنها نتیجه گرفتند که مدل‌های شبکه‌های عصبی با دقت تر، مقاوم‌تر و قابل پذیرش‌تر هستند (Oreski, et al., 2012).

هنلی و هند<sup>۵</sup> (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 چهار روش رگرسیون خطی، رگرسیون لجستیک، نزدیک‌ترین همسایه و درخت تصمیم استفاده کردند. نتیجه تحقیق حاکی از برتری روش نزدیک‌ترین همسایه نسبت به سه روش دیگر دارد و رگرسیون لجستیک، رگرسیون خطی و درخت تصمیم از نظر دقت طبقه‌بندی در رده‌های بعدی قرار می‌گیرند (Desai, et al., 2003).

مالهترا<sup>۶</sup> و مالهترا (۲۰۰۵)، از یک مدل شبکه عصبی پرسپترون چند لایه برای طبقه‌بندی مشتریان ۱۲ موسسه مالی در آمریکا استفاده و نتایج آن را با روش آنالیز ممیزی مقایسه کردند

1 - Shin & Lee

2 - Tam and Kiang

3 - Linear Discriminant Analysis

4 - Decision Trees

5 - Henley & Hand

6 - Malhotra, 2005

که مدل شبکه عصبی دقت طبقه‌بندی بالاتری نشان داد. کیم<sup>۱</sup> در مقاله خود از یک روش شبکه عصبی برای طبقه‌بندی متقاضیان تسهیلات استفاده کرد. در نهایت، مدل، دقت کلی ۸۴-۷۱ درصد در داده‌های آموزش و ۸۴-۶۹ درصد در داده‌های آزمایشی را به دست آورد.

دیسای و همکاران<sup>۲</sup> (۲۰۰۳)، شبکه عصبی پرسپترون چند لایه، شبکه عصبی ترکیب خبرگان، تحلیل جداکننده خطی و رگرسیون لجستیک را برای امتیازدهی متقاضیان اعتباری در صنعت اتحادیه اعتباری بررسی کردند. روش‌شناسی آنها شامل اعتبارسنجی ضربدری ۲-بخشی<sup>۳</sup> از داده‌های زمینه‌ای است که از سه اتحادیه اعتباری با فرض هزینه‌های برابر برای ریسک‌های اعتباری خوب و بد بدست آمده‌اند. آنها نتیجه گرفتند که مدل‌های شبکه عصبی عملکرد بهتری نسبت به تحلیل جدا کننده خطی دارند اما فقط اندکی از مدل‌های رگرسیون لجستیک بهتر هستند.

کاستیلو و ملین<sup>۴</sup> (۲۰۰۲)، از یک سیستم خبره با ترکیب شبکه عصبی مصنوعی و منطق فازی به منظور پیش‌بینی قیمت استفاده کرده‌اند. آنها مدل‌های ممدانی و سوگنو را با یکدیگر مقایسه و کارایی بهتر سیستم‌های استدلال سوگنو را گزارش کردند. همچنین با استفاده از روش سیستم‌های استدلال عصبی - فازی سازگار<sup>۵</sup>، یک مدل سوگنو ساختند و از آن برای پیش‌بینی نرخ مبادلات ارزی (دلار/پسو) استفاده کردند و نشان دادند که شبکه عصبی مصنوعی به روش‌های رگرسیونی مرسوم برتری داشته و کاربرد این روش را به جای روش‌های آماری در پیش‌بینی پیشنهاد کردند. همچنین نشان دادند که شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی با افق‌های زمانی کوتاه (کمتر از ده هفته) نسبت به سیستم استدلال فازی کارایی بهتری دارد.

مالهترا و مالهترا<sup>۶</sup> (۲۰۰۲)، کارایی سیستم‌های استدلال عصبی - فازی سازگار را با تحلیل ممیزی چندگانه<sup>۶</sup> مقایسه کردند. آنها در مطالعه خود از یک مجموعه داده ۵۰۰ تایی (۲۵۰ مشتری خوش حساب و ۲۵۰ مشتری بد حساب) استفاده کردند که داده‌های یادگیری و آزمایشی به صورت تصادفی از بین این مشاهدات انتخاب شدند. نتایج مطالعات آنها نشان دهنده برتری روش *ANIFS* بر *MDA* بود.

1 - Kim

2 - Desai, Crook & Overstreet, 2003

3 - Fold Cross Validation

4 - Castillo, O. & Melin, P., 2002

5 - Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS)

6 - Multiple Discriminant Analysis (MDA)

هوانگ و همکاران<sup>۱</sup> (۲۰۰۵)، الگوریتم ژنتیک دو مرحله‌ای را برای ارتباط با مساله رتبه‌بندی اعتباری از طریق ترکیب مزایای استفاده از قوانین اگر آنگاه<sup>۲</sup> و تابع جداکننده ارائه نمودند. بر اساس نتایجی که آنها به دست آوردند، الگوریتم ژنتیک دو مرحله‌ای دقت بهتری نسبت به مدل‌های رگرسیون لجستیک، شبکه عصبی *CART*، *MLP*<sup>۳</sup> و *C4.5*<sup>۴</sup> داشته است.

در ایران نیز مقالات متعددی در زمینه کاربردهای شبکه عصبی در زمینه‌های مختلف از جمله پزشکی، مهندسی و اقتصاد به چاپ رسیده است. اما کاربرد شبکه عصبی در رتبه‌بندی اعتباری کمتر مورد توجه قرار گرفته است. فلاح شمس و تهرانی در مقاله‌ای با عنوان «طراحی و تبیین مدل ریسک اعتباری در نظام بانکی کشور» سال ۱۳۸۴، کارایی مدل‌های احتمالی خطی، لجستیک و شبکه‌های عصبی مصنوعی را برای پیش‌بینی ریسک اعتباری مشتریان نظام بانکی کشور مورد بررسی قرار داده‌اند. متغیرهای پیش‌بینی کننده در این مدل‌ها، نسبت‌های مالی تسهیلات گیرندگان بوده که ارتباط معنا داری آنها با ریسک اعتباری، با استفاده از آزمون‌های آماری مناسب تایید شده است. با استفاده از داده‌های مالی و اعتباری ۳۱۶ نفر از مشتریان حقوقی بانک‌های کشور، مدل‌های یاد شده طراحی شدند و مورد آزمون کارایی قرار گرفتند. نتایج به دست آمده در این مقاله، بیانگر آن است که ارتباط بین متغیرها در مدل پیش‌بینی ریسک اعتباری به صورت خطی نبوده و تابع‌های نمایی و سیگموئید، مناسب‌ترین مدل‌های پیش‌بینی ریسک اعتباری محسوب می‌شوند و بیشترین کارایی برای پیش‌بینی ریسک اعتباری به ترتیب مربوط به شبکه‌های عصبی مصنوعی و مدل لجستیک است (خوش‌سیما و شهیکی‌تاش، ۱۳۹۱).

با توجه به مطالعات انجام شده و نتایج به دست آمده در زمینه رتبه‌بندی اعتباری مشتریان، می‌توان گفت که در حال حاضر روش‌های آماری و مبتنی بر محاسبات عددی همانند آنچه پیش‌تر ذکر شد، به دلیل حجم محاسبات ریاضی بالا و پیچیده، دقت پیش‌بینی پایین و همچنین وقت‌گیر بودن آنها، کمتر مورد استفاده قرار می‌گیرند. این در حالی است که روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی و دانش داده‌کاوی از جمله شبکه‌های عصبی مصنوعی به خوبی نقاط ضعف اشاره شده را پوشش می‌دهند و قابلیت انعطاف‌پذیری بسیار بالایی در برخورد با مساله پیش‌رو دارند. تنظیم دقت و نامحدود بودن در حجم ورودی‌های مساله از جمله مزایای برتری آنها نسبت به سایر روش‌ها است. از آنجا که اغلب شبکه‌های عصبی که در مرور ادبیات استفاده شده است، از

1 - Jih-Jeng Huang, Gwo-Hshiang Tzeng & Chorng-Shyong Ong, 2005

2 - If-Then Rules

3 - Classification and Regression Tree (CART)

4 - C4.5 is an algorithm used to generate a decision tree.



نوع شبکه عصبی پرسپترون و یا تلفیقی از شبکه‌های عصبی و سایر ابزارهای رایج در این حوزه است، در این مقاله از شبکه عصبی جدیدی با عنوان شبکه عصبی با اتصالات جانبی که شبکه‌ای قدرتمند در حوزه پیش‌بینی به شمار می‌رود، استفاده شده‌است.

## مدل تحقیق و روش پیشنهادی

مدلی که در این مطالعه برای رتبه‌بندی اعتباری از آن استفاده می‌شود، شبکه عصبی با اتصالات جانبی است که توانایی پیش‌بینی رفتار مشتریان را با دقت بالایی دارد. از آنجایی که این شبکه از نظر کاربرد و معرفی، شبکه جدیدی است و ایده استفاده از اتصالات جانبی در شبکه‌های عصبی، توسط محققان به‌طور مفصل بیان نشده، در نتیجه ادبیات موضوع در این حوزه نیز بسیار محدود است، بنابراین در ادامه ابتدا با اندکی تامل بیشتر و با جزئیات به معرفی این شبکه پرداخته می‌شود و سپس مدل‌های دیگر رتبه‌بندی اعتباری معرفی می‌شوند.

### شبکه عصبی متصل از پهلو

شبکه‌های عصبی رو به جلو توسط الگوریتم پس‌انتشار<sup>۱</sup> یا انواع مختلف آن آموزش می‌بینند. تلاش‌های زیادی برای آموزش هر چه سریعتر این شبکه‌ها انجام شده‌است. اکثر این تلاش‌ها سعی در به‌کارگیری گام‌های بزرگ ممکن را در فرایند آموزش دارند، اگرچه منبع بالقوه دیگری از عدم کارایی، که از تکامل مستقل نرون‌های لایه پنهان ظهور پیدا کرده است، بطور قابل ملاحظه‌ای توجه کمتری را دریافت کرده است. فاهلمن و لیبری (۱۹۹۱)<sup>۲</sup> این موضوع را «اثر جمعی<sup>۳</sup>» می‌نامند. اثر جمعی به دلیل اینکه همه نرون‌های لایه پنهان اطلاعات مشابهی را دریافت می‌کنند، به‌وجود می‌آید. در این بخش ساده‌ترین فرم اتصالات جانبی (نرون  $z$  در لایه پنهان به نرون  $I+z$  در همان لایه متصل است). در یک شبکه  $LCNN$  رو به جلو، برای کاهش این اثر معرفی می‌شود (Kothari, R. & Agyepong, K., 1991).

### • معماری و الگوریتم آموزش

اساساً مدل  $LCNN$ ، همان‌طور که ذکر شد، یک شبکه عصبی رو به جلو همراه با اتصالات

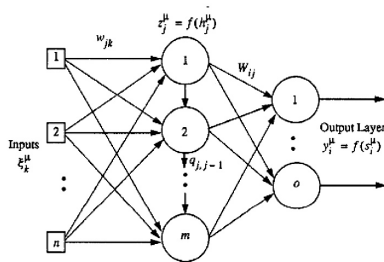
1 - Back-Propagation Algorithm

2 - Fahlmn & Liberi

3 - Herd Effect

جانبی اضافی میان نرون‌های لایه پنهان است. همان‌طور که در شکل (۱) مشاهده می‌شود، معماری پیشنهادی شامل یک شبکه رو به جلو با اتصالات جانبی از نرون  $(j-1)$  به نرون  $j$  در لایه پنهان است. سیگنالی که توسط این اتصالات جانبی حمل می‌شود، در ادامه توضیح داده خواهد شد (Kothari, R. & Agyepong, K., 1991). جدول (۱) نمادهای به کار رفته در نحوه آموزش این شبکه را نشان می‌دهد:

شکل (۱): طرح کلی از شبکه LCNN



جدول (۱): نمادهای به کار رفته در شبکه LCNN

ورودی خالص به نرون لایه پنهان $z$ برای الگوی $\mu$	
ورودی خالص نرون لایه خروجی $i$ برای الگوی $\mu$	
وزن نرون پنهان $j$ به نرون خروجی $i$	
وزن ورودی $k$ به نرون لایه پنهان $j$	
خروجی نرون لایه پنهان $j$ برای الگوی $\mu$	$q_{j,j-1}$
وزن جانبی از نرون پنهان $(j-1)$ به نرون پنهان $j$	
خروجی نرون لایه خروجی $i$ برای الگوی $\mu$	
$p$ الگوی آموزشی ورودی-خروجی	$\{(\xi^\mu, \zeta^\mu) : \mu=1,2,\dots,p\}$
تابع هزینه	$J$
به ترتیب تعداد ورودی‌ها، نرون‌های پنهان، نرون‌های خروجی	$n,m,o$
نرخ یادگیری اوزان رو به جلو و اوزان جانبی	$\eta, \eta_q$

ورودی خالص که به وسیله نرون لایه پنهان دریافت می‌شود، زمانی که الگوی  $\mu$  به شبکه معرفی می‌شود:

$$h_j^\mu = \begin{cases} \sum_{k=1}^n w_{jk} \xi_k^\mu & j=1 \\ \sum_{k=1}^n w_{jk} \xi_k^\mu + q_{j,j-1} h_{j-1}^\mu & 1 < j \leq m \end{cases} \quad (1)$$

خروجی نرون لایه پنهان تابعی غیر خطی از ورودی خالص آن است:

$$z_j^\mu = f(h_j^\mu) \quad (2)$$

ورودی خالص به نرون لایه خروجی:

$$s_i^\mu = \sum_{j=1}^m W_{ij} z_j^\mu \quad (3)$$

و خروجی شبکه:

$$Y_i^\mu = f(s_i^\mu) \quad (4)$$

تنظیم وزن‌ها برای حداقل کردن خطای مجموع مربعات بین خروجی  $Y$  و خروجی مطلوب  $\xi$  انجام می‌شود:

$$= \frac{1}{\gamma} \sum_{i=1}^n (\xi_i^\mu - Y_i^\mu)^2 \quad (5)$$

برای به‌دست آوردن الگوریتم یادگیری، از تکنیک کاهش گرادیان برای حداقل کردن  $J$  استفاده می‌گردد. برای اوزان لایه پنهان به خروجی به‌دست می‌آید:

$$\Delta W_{ij}^\mu = \eta \delta_i^\mu z_j^\mu \quad (6)$$

که در آن:

$$\delta_i^\mu = (\xi_i^\mu - Y_i^\mu) f'(s_i^\mu) \quad (7)$$

معادلات به‌روز رسانی اوزان برای وزن‌های جانبی عبارتند از:

$$\Delta q_{j,j-1}^\mu = \eta q_j^\mu \left[ \delta_j^\mu + \left( \sum_{\beta=j+1}^m \delta_\beta^\mu \prod_{\alpha=j+1}^{\beta} q_{\alpha,\alpha-1} \right) \right] h_{j-1}^\mu \quad (8)$$

$$\delta_j^\mu = \left( \sum_{i=1}^n \delta_i^\mu W_{ij} f'(h_i^\mu) \right) \quad (9)$$

دلتای استاندارد پس انتشار در نرون‌های لایه پنهان است. بنابراین بجای  $\delta_j^\mu$  پس انتشار میان اوزان پنهان، خروجی،  $\delta_j^\mu$  پس انتشار جانبی میان اوزان پنهان، خروجی و همچنین اوزان جانبی انتشار می‌یابد.

معادلات به‌روز رسانی برای اوزان لایه ورودی به پنهان شبیه به معادلات بالا است:

$$v_{jk}^\mu = \eta \left[ \delta_j^\mu + \left( \sum_{\beta=j+1}^m \delta_\beta^\mu \prod_{\alpha=j+1}^{\beta} q_{\alpha,\alpha-1} \right) \right] \xi_k^\mu \quad (10)$$

روابط (۸) و (۱۰) نشان می‌دهد که خطا در نرون لایه پنهان به خطای نرون‌های دیگر در

لایه پنهان بستگی دارد. وزن‌های جانبی برای کنترل تاثیر نسبی نرون‌های لایه پنهان بر روی نرون معینی در لایه پنهان است. بنابراین اتصالات جانبی برای رفتار مستقل نرون‌های در محل هستند (Kothari, R. & Agvepong, K., 1991).

در شبکه  $LCNN$  در فاز به روز رسانی اوزان، جریان اطلاعات در ارتباطات جانبی، رو به جلو و خطا با همان اتصالات جانبی، رو به عقب پس انتشار می‌یابد. برای اوزان ارتباطی لایه پنهان به خروجی از قانون به روز رسانی رو به جلو استفاده می‌شود (عالم تبریز و همکاران، ۱۳۸۷). آموزش شبکه با تمام داده‌ها و بر طبق الگوریتم ارزیابی ضربدری  $n$ -بخشی انجام می‌شود که با توجه تعداد داده‌ها و ابعاد آنها،  $n=5$  در نظر گرفته شده است. الگوریتم مذکور داده‌ها را به ۵ قسمت تقسیم می‌کند و در هر بار اجرا یک پنجم از داده‌ها را نگه می‌دارد و با چهار پنجم باقی مانده شبکه را آموزش می‌دهد، سپس با یک پنجم اولیه که در هر بار اجرا فرق می‌کند، شبکه را تست می‌کند. برای آموزش بهتر شبکه، داده‌ها به صورت تصادفی و بر اساس مقدار هدف در هر کلاس مرتب می‌شوند تا داده‌هایی که در هر تکرار به شبکه معرفی می‌شوند به صورت کاملاً تصادفی از هر دو کلاس موجود باشند، در این صورت شبکه‌ای که آموزش می‌بیند قادر است هر دو کلاس را به خوبی و با دقت بالا تشخیص دهد.

### شبکه عصبی یادگیری کوانتیزه نمودن برداری

شبکه عصبی  $LVQ$ ، ساختار یکپارچه از یادگیری بدون ناظر<sup>۱</sup> و باناظر<sup>۲</sup> است و نرخ یادگیری آن به مراتب سریعتر از شبکه‌های عصبی با الگوریتم پس انتشار است. اساساً این شبکه از سه لایه ورودی، رقابتی و لایه خروجی تشکیل می‌شود. لایه اول و دوم که ذکر شد، در یادگیری رقابتی شبکه شرکت می‌کنند. الگوریتم  $LVQ$  یک دیدگاه رقابتی تحت یادگیری باناظر است. توسط یادگیری باناظر و بدون ناظر، شبکه عصبی  $LVQ$  می‌تواند بردارهای هدف را از بردارهای ورودی تشخیص دهد و سپس اهداف را به انواع مختلف تقسیم کند. لایه سوم و خروجی این شبکه می‌تواند اطلاعات منتقل شده از لایه رقابتی را به کلاس‌های اهداف تعریف شده‌ای که نیاز است، تغییر دهد (Qiu-Hua, et al., 2007). هسته  $LVQ$  بر اساس روش نزدیکترین همسایه به وسیله محاسبه فاصله اقلیدسی است. فواصل بین هر بردار ورودی و نودهای لایه رقابتی می‌تواند محاسبه شود و نود خروجی که کمترین فاصله است، به عنوان نود برنده در نظر گرفته می‌شود ( $d$  فاصله

1 - Unsupervised

2 - Supervised

افلیدسی،  $X$  بردار ورودی،  $W_i$  بردار مرجع و  $W_c$  زیر کلاس برنده).

$$d(X, W_c) = \min \{d(X, W_i)\}, (i=1, 2 \dots n) \quad (11)$$

معادلات زیر الگوریتم اصلی  $LVQ$  را نشان می‌دهند:  
زمانی که  $i=c$ ، اگر  $X$  و  $W_c$  به یک کلاس تعلق داشته باشند:

$$W_c(t+1) = W_c(t) + \alpha(t)[X(t) - W_c(t)], \quad (12)$$

اگر  $X$  و  $W_c$  به یک کلاس تعلق نداشته باشند:

$$W_c(t+1) = W_c(t) - \alpha(t)[X(t) - W_c(t)], \quad (13)$$

زمانی که  $i \neq c$

$$W_i(t+1) = W_i(t) \quad (14)$$

که  $\alpha(t)$  معمولاً به‌طور یکنواخت با زمان کاهش می‌یابد. نرخ یادگیری نقش مهمی در همگرایی شبکه ایفا می‌کند (Qiu-Hua, et al., 2007).

فرایند آموزش شبکه  $LVQ$ ، دو دیدگاه باناظر و بدون‌ناظر در فرایند یادگیری را ترکیب می‌کند. کلاس هر بردار ورودی می‌تواند بوسیله یک فرایند یادگیری رقابتی حاصل شود. کلاس‌هایی که به‌وسیله لایه رقابتی یاد گرفته می‌شوند، به‌عنوان زیر کلاس‌ها و کلاس‌های لایه خطی به‌عنوان کلاس‌های هدف در نظر گرفته می‌شوند (عالم تبریز و همکاران، ۱۳۸۷). آموزش این شبکه نیز بر اساس الگوریتم ارزیابی ضربدری ۵- بخشی صورت می‌گیرد.

### شبکه تابع پایه شعاعی<sup>۱</sup>

این شبکه یک طبقه‌بندی خاصی از ساختار رو به جلو در شبکه عصبی را نمایش می‌دهد. این مدل برای تقریب توابع نگاشت غیرخطی فرایندهای آماری توسعه پیدا کرد. شبکه مذکور

سه لایه مختلف دارد: لایه ورودی، لایه پنهان با تعداد نرون به اندازه کافی که این نرون‌ها از طریق تابع شعاعی یک تبدیل غیرخطی از ورودی‌ها را انجام می‌دهند و لایه خروجی که یک تبدیل خطی از ورودی حاصل از لایه پنهان را انجام می‌دهد. تکنیکی که برای آموزش این شبکه استفاده می‌شود یک روش ترکیبی است که ابتدا خوشه‌بندی داده‌های آموزشی برای استخراج پارامترهای شبکه انجام می‌شود و سپس الگوریتم باناظر برای محاسبه وزن‌های لایه خروجی به کار برده می‌شود. مراحل آموزش این شبکه مطابق الگوریتم زیر است (Karray, 2004):

- ۱ - برای محاسبه مرکز و شعاع تابع مورد استفاده در این شبکه، شبکه با یک الگوریتم خوشه‌بندی آموزش داده می‌شود. برای این کار از الگوریتم‌هایی مانند کا- میانگین<sup>۱</sup> یا شبکه عصبی خود سازمان‌ده<sup>۲</sup> استفاده می‌شود. این مرحله در ساختار شبکه بسیار تاثیر دارد.
  - ۲ - وزن‌های لایه خروجی با استفاده از الگوریتم باناظر به دست می‌آید. پس از محاسبه مراکز و شعاع نرون‌های لایه میانی، مرحله بعدی آموزش شروع می‌شود. برای این کار می‌توان از یک الگوریتم باناظر مانند روش کمترین مربعات<sup>۳</sup> استفاده کرد.
- فرم کلی تابع  $RBF$  به صورت رابطه (۱۵) است:

$$g_i(x) = r_i \left( \frac{\|x - v_i\|}{\sigma_i} \right) \quad (15)$$

که می‌تواند از تابع لجستیک<sup>۴</sup> و یا از تابع گوسین<sup>۵</sup> باشد (X بردار ورودی،  $v_i$  بردار مرکز تابع شعاعی و  $\sigma_i$  پارامتر شعاع).  
پس از محاسبه پارامترها و محاسبه تابع  $RBF$ ، وزن‌های شبکه با رابطه (۱۶) محاسبه می‌شود ( $W$  ماتریس اوزان و  $D$  خروجی مطلوب):

$$W = G^{-1}D \quad (16)$$

$$G = \{ \{ g_{ij} \} \} \quad (17)$$

1 - K-Means

2 - Self Organizing Map (SOM)

3 - Least Squares Method

4 - Logistic Function

5 - Gaussian Function

اگر  $G$  معکوس پذیر نباشد، برای محاسبه وزن باید از رابطه (۱۸) استفاده شود ( $G +$  شبه معکوس ماتریس  $G$ ):

$$W = G^+ D \quad (18)$$

$$G^+ = (G^+ G)^{-1} G^T \quad (19)$$

بعد از محاسبه  $W$ ، خروجی شبکه را از طریق رابطه (۲۰) محاسبه می‌شود ( $n$  تعداد نرون‌های پنهان و  $r$  تعداد واحدهای خروجی):

$$= \sum_{j=1}^n w_{ij} g_j(x), \quad j=1, \dots, r. \quad (20)$$

فعال‌سازی نرون‌های لایه پنهان از طریق محاسبه فاصله بین مرکز نرون‌های لایه پنهان و بردار ورودی انجام می‌شود. در واقع یک تبدیل غیرخطی در لایه پنهان و یک تبدیل خطی در لایه خروجی انجام می‌شود (Chen, 1991).

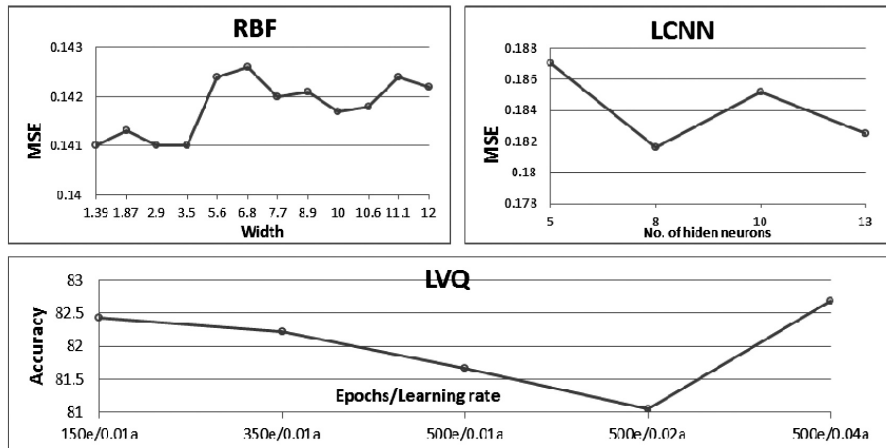
در شبکه  $RBF$ ، روند آموزش بدین صورت است که ابتدا توسط الگوریتم کا- میانگین، شعاع‌ها و مراکز توابع پایه شعاعی که مربوط به لایه پنهان است، تعیین می‌شود و سپس توسط الگوریتم یادگیری شبه معکوس، شبکه آموزش می‌بیند. این شبکه با تمام داده‌ها و بر اساس الگوریتم ارزیابی ضربدری ۵- بخشی آموزش می‌بیند.

### طراحی ساختار بهینه مدل‌ها

این مقاله بهبود دقت رتبه‌بندی اعتباری را به وسیله سه شبکه عصبی با مجموعه داده‌ای که در قسمت (۵) توضیح داده می‌شود، بررسی می‌کند. برای دستیابی به دقت هر چه بهتر و مشارکت تمامی داده‌ها در فرآیند آموزش شبکه‌ها، ساختار بهینه هر یک، پس از معرفی مجموعه داده به آنها باید بهینه شود تا نتایجی با حداقل خطا و حداکثر میزان دقت پیش‌بینی به دست آید. برای این منظور، تعداد لایه‌های پنهان هر شبکه و نرون‌های مربوط به هر یک از لایه‌ها باید بهینه شوند. روشی که در این مطالعه برای این کار استفاده شده است، روش آزمون و خطا است. در این روش می‌توان از طریق انجام آزمون‌های مختلف برای هر یک از شبکه‌ها به یک ساختار بهینه در رابطه با تعداد لایه‌های پنهان، نرون‌ها و پارامترهای مهم یادگیری دست یافت. همه شبکه‌ها از سه لایه ورودی، پنهان و خروجی تشکیل شده‌اند. تعداد نرون‌ها برای لایه ورودی و خروجی هر یک از

شبکه به تعداد مساوی و به ترتیب برابر ۱۸ و ۱ است که در لایه ورودی بر اساس ابعاد هر یک از داده‌های ورودی و در لایه خروجی بر اساس مقدار متغیر وابسته مدل‌ها در نظر گرفته می‌شود.

شکل (۲): مقایسه پارامترهای تعداد نرون پنهان، شعاع و نرخ یادگیری ۳ شبکه مورد استفاده



انتخاب تعداد لایه‌های پنهان و نرون‌های آن از قاعده خاصی پیروی نمی‌کند و دست یافتن به بهترین چینش، نیازمند مقایسه معیارهای سنجش به دست آمده از ترکیب‌های مختلف آزمون شده است. تعداد لایه‌های پنهان برای هر یک از شبکه‌ها به طور پیش فرض یک در نظر گرفته شده است. از آنجایی که در شبکه عصبی مدل پیشنهادی علاوه بر اتصالات رو به جلو اتصالات جانبی نیز بررسی می‌شود، برای جلوگیری از روند انبوه محاسبات و پیچیدگی بیش از حد مساله پیش رو تعداد لایه پنهان همان‌طور که گفته شد، یک در نظر گرفته شده است. در رابطه با دو مدل دیگر، ساختار معمول و رایج این دو نوع شبکه که در اکثر مسائل پیش‌بینی استفاده می‌شود، لحاظ شده است.

تعداد نرون‌های بهینه لایه پنهان در مدل پیشنهادی، همان‌طور که در روند نمودار شکل (۲) بخوبی نمایان است، طبق روش آزمون و خطا ۸ در نظر گرفته شده است. بر این اساس تعداد نرون‌های پنهان در دو شبکه دیگر نیز ۸ در نظر گرفته شده‌اند. این تعداد نرون، نه بیش از حد کم است که شبکه توانایی پیش‌بینی را نداشته باشد و نه بیش از حد زیاد است که منجر



به آموزش بیش از حد شبکه و یا بیش برآزش<sup>۱</sup> شود. پارامتر بسیار مهمی دیگری که نقش بسزایی در یادگیری شبکه *RBF* و شبکه *LVQ* دارند به ترتیب شعاع تابع فعال‌سازی و ضریب یادگیری و تعداد دوره‌های آموزشی است. با توجه به نمودار شکل (۲)، این پارامترها نیز از طریق روش آزمون و خطا برای شبکه *RBF* مقدار  $3/5$  و برای شبکه *LVQ* به ترتیب،  $500$  و  $0/04$  است.

جدول زیر سایر مهمترین پارامترها و مشخصات تاثیرگذار در روند یادگیری هر شبکه را نشان می‌دهد:

جدول ۲- مقدار پارامترها و مشخصات یادگیری هر شبکه

شبکه <i>LVQ</i>		شبکه <i>RBF</i>			شبکه <i>LCNN</i>						
تابع خطا	نرخ یادگیری	تابع خطا	تابع شعاعی	الگوریتم یادگیری	شعاع توابع	تابع خطا	تابع فعال سازی لایه خروجی	تابع فعال سازی لایه میانی	ضریب مومنتوم	نرخ یادگیری جانبی	نرخ یادگیری شبکه
MSE	$0/02$	MSE	گوسین	شیخ معکوس	$3/5$	MSE	سیگموئید	سیگموئید	$0/9$	$0/02$	$0/03$

### معرفی داده‌ها و نتایج آزمایشات

پس از ساخت مدل‌ها، در این بخش، مدل پیشنهادی بر روی مجموعه داده موجود اجرا و نتایج آن با مدل شبکه عصبی با تابع پایه شعاعی و شبکه عصبی یادگیری کوانتیزه نمودن برداری مقایسه می‌شود. نتایج مدل‌ها بر اساس کارایی و دقت پیش‌بینی رتبه‌بندی می‌شوند و در نهایت مدل برتر انتخاب می‌شود. با توجه به اینکه هدف این مقاله کلاس‌بندی مشتریان به دو دسته خوش‌حساب و بدحساب است، جامعه آماری از نظر وضعیت اعتباری به دو دسته مشتریان خوش‌حساب (مشتریانی که تسهیلات دریافتی خود را در سررسید مربوطه قبل از اینکه تسهیلات سررسید گذشته شود، تسویه می‌کنند) و مشتریان بدحساب (مشتریانی که پس از دریافت تسهیلات، در سررسید مربوطه نسبت به تسویه تعهدات خود شامل اصل و سود تسهیلات اقدام نمی‌کند) تقسیم شده است.

### • جمع آوری و پیش پردازش داده‌ها

در ایران به شکل تاریخی بانک‌ها به ترکیبی از تجربیات کارشناسان خود و تحلیل‌های کمی و کیفی برای تصمیم‌گیری در مورد پرداخت تسهیلات و میزان اعتبار مشتری تکیه می‌کنند. در این مطالعه به منظور بررسی عوامل مؤثر بر رفتار اعتباری مشتریان حقوقی بانکی، به جز سرمایه در گردش که اختلاف بدهی‌های جاری و دارایی‌های جاری است، در سایر موارد از نسبت‌های مالی مناسب استفاده شده است. شایان ذکر است که این نسبت‌ها بنا بر پیشنهاد اداره کل تحقیقات و کنترل ریسک بانک مورد بررسی، تهیه و ارائه شده‌اند. در ادامه این نسبت‌ها که همان متغیرهای مستقل مدل نیز به شمار می‌روند، معرفی و مورد بررسی قرار می‌گیرد.

پس از مشخص شدن ابعاد داده‌های ورودی (متغیر مستقل) اکنون زمان گردآوری داده‌ها فرا می‌رسد. داده‌های مربوط به مشتریان مختلف، در طی سال‌های مختلف جمع‌آوری و در پایگاه داده ذخیره می‌شود. برای این منظور داده‌های مربوط به ۱۰۸ مشتری حقوقی مختلف در طی بازه‌های زمانی معین جمع‌آوری شدند. این داده‌ها، خام و مربوط به مشتریانی است که برای بانک از اهمیت بالاتری نسبت به سایر مشتریان برخوردارند. کیفیت داده‌ها در پیش‌بینی همواره یک موضوع کلیدی است. برای بهبود نتایج، پیش از اینکه داده‌ها برای آموزش شبکه‌ها به مدل داده شوند، پردازش‌هایی بر روی آنها انجام می‌گیرد. نمای کلی از وضعیت مجموعه داده در دسترس، در جدول زیر مشاهده می‌شود:

جدول (۳): نمای کلی از وضعیت مجموعه داده

تعداد نمونه	خوش حساب	بدحساب
۱۰۸	۸۲	۲۶

با توجه به اینکه داده‌ها دارای مقادیر خام و در دامنه‌های مختلف قرار دارند، برای معرفی به عنوان ورودی به شبکه عصبی، باید نرمال و تبدیل به دامنه مشخصی از اعداد بین صفر و یک یا منفی یک و یک شوند. یکی از مهمترین روش‌های استاندارد سازی، تبدیل داده‌ها به مجموعه جدیدی است که میانگین آنها صفر و واریانس آنها واحد باشد.

### • متغیرهای پژوهش

۱. متغیر وابسته: با توجه به اینکه مشتریان اعتباری به دو دسته خوش حساب و بدحساب

تقسیم شده‌اند، این متغیر می‌تواند دو حالت صفر و یک را به خود اختصاص دهد. اگر مشتری در بازپرداخت تسهیلات نکول کرده باشد تسهیلات سررسید گذشته یا معوق داشته باشد ( $0 = I$ ) در نظر گرفته می‌شود و چنانچه بازپرداخت تسهیلات در سررسید انجام شده باشد ( $I = 1$ ) در نظر گرفته می‌شود.

۲. متغیرهای مستقل: شامل آن دسته از متغیرهایی می‌شوند که بر ریسک اعتباری مشتری و به عبارتی دیگر بر متغیر وابسته مدل تأثیر گذارند. بنابراین با توجه به بررسی‌های انجام شده، مجموعه متغیرهایی که به نوعی می‌توانند بر متغیر وابسته مدل تأثیر داشته باشند. به شرح زیر هستند:

- سرمایه در گردش (بدهی‌های جاری - دارایی‌های جاری)  $X_1$
- نسبت بدهی جاری (بدهی‌های جاری به دارایی‌ها)  $X_2$
- نسبت مالکانه (حقوق صاحبان سرمایه یا ارزش ویژه به جمع دارایی‌ها)  $X_3$
- نسبت دارایی (دارایی جاری به کل دارایی‌ها)  $X_4$
- نسبت سریع (آنی) (دارایی جاری منهای موجودی کالا به بدهی جاری)  $X_5$
- نسبت گردش نقد (موجودی نقدی و سپرده‌ها به بدهی جاری)  $X_6$
- موجودی نقد و سپرده‌ها به کل دارایی‌ها  $X_7$
- نسبت جاری (دارایی جاری به بدهی جاری)  $X_8$
- نسبت بدهی (کل بدهی‌ها به کل دارایی‌ها)  $X_9$
- حاشیه سود (سود خالص به فروش)  $X_{10}$
- بازده دارایی (سود خالص به کل دارایی‌ها)  $X_{11}$
- سود انباشته به کل دارایی‌ها  $X_{12}$
- نسبت بدهی به حقوق صاحبان سهام  $X_{13}$
- کل وام‌هایی بانکی به کل دارایی‌ها  $X_{14}$
- کل وام‌های بانکی به کل بدهی‌ها  $X_{15}$
- فروش خالص به کل دارایی‌ها  $X_{16}$
- موجودی کالا به فروش خالص  $X_{17}$
- بدهی‌های جاری به فروش خالص  $X_{18}$

پس از تعریف نسبت‌های مالی با توجه به اهمیت آنها در روند مدل‌سازی، ابتدا رابطه مهمترین نسبت‌های مالی که در بالا گفته شد با نظام رتبه‌بندی اعتباری بررسی می‌شود و سپس شاخص‌ها و نسبت‌های مالی که در مطالعه‌های مشابه به کار رفته است مورد بحث و مقایسه قرار می‌گیرند.

### • تحلیل نسبت های مالی

وقایع مختلف مالی می تواند منابع مالی یک اعتباردهنده را در معرض خطر قرار دهد. برخی مطالعه ها در این زمینه، ورشکسته شدن اعتبار گیرنده را به عنوان ریسک اعتباری در نظر گرفته و مدل هایی برای پیش بینی آن ارائه کرده اند. اما بحران مالی که باعث ناتوانی موقت شرکت ها در بازپرداخت دیون می شود، قبل از مرحله ورشکستگی روی می دهد که می توان با ارائه مدلی مناسب و انجام رتبه بندی اعتباری به پیش بینی آن اقدام و زمان لازم برای عکس العمل شرکت ها را فراهم نمود و سرمایه گذاران را در ارزیابی فرصت های مطلوب از نامطلوب یاری رساند (مسیح - آبادی و وحیدیان، ۱۳۸۸). نسبت های مالی اغلب مرزبندی رتبه سنجی را مشخص می سازد با این حال نسبت های مالی به خودی خود در سنجش رتبه به کار نمی روند، به طور قطع هیچ فرمولی وجود ندارد که نسبت های مالی را به رتبه اعتباری تبدیل کند.

### نسبت های اهرم مالی

نسبت های اهرم مالی میزان کلی بدهی های شرکت را اندازه می گیرند. نسبت های مزبور منعکس کننده توانایی شرکت برای پاسخگویی به تعهدات کوتاه مدت و بلندمدت هستند. این نسبت ها از طریق مقایسه هزینه های ثابت و سود (از صورت حساب سود و زیان) یا با ارتباط دادن بدهی ها به حقوق صاحبان سرمایه (از ترازنامه) محاسبه می شوند. نسبت های اهرم مالی برای وام دهندگان اهمیت دارند. زیرا نشان می دهند که آیا درآمد شرکت هزینه های ثابت و بهره را پوشش می دهند یا نه و آیا در صورت ورشکستگی دارایی های شرکت برای بازپرداخت بدهی ها کافی هستند یا نه. اگر وام و هزینه بهره بیش از حد باشد امکان ورشکستگی شرکت افزایش می یابد. بنابراین هرچه درآمد و بازده شرکت بیشتر قابل پیش بینی باشد مقدار بدهی بیشتری نیز قابل قبول است. زیرا احتمال اینکه شرکت نتواند تعهدات خود را انجام دهد کمتر می شود. اگر دو شرکت متقاضی اخذ تسهیلات بلندمدت بانکی باشند به طور حتم شرکتی که از لحاظ نداشتن یا کم داشتن بدهی بلندمدت (علاوه بر وجود وثیقه، تحصیل سود و...) وضعیت بهتری دارد، مقدم خواهد بود؛ لذا اگر حاصل این نسبت برای شرکتی کم باشد هر زمان که مدیران آن قصد دریافت تسهیلات داشته باشند باید بتوانند تسهیلات بلندمدت بگیرند.

### نسبت بدهی به کل دارایی ها

نسبت بدهی به کل دارایی ها نسبت بدهی نیز خوانده می شود. به طور معمول تسهیلات دهندگان

نسبت بدهی پایین‌تر را ترجیح می‌دهند. زیرا به معنی حمایت بیشتر از وضعیت آنان است. نسبت بدهی بالاتر اغلب به معنی این است که شرکت برای تسهیلات دریافتی باید نرخ بهره بالاتری پرداخت کند یا اصلاً تسهیلات دریافت نکند.

گاهی شرکت می‌تواند با دریافت تسهیلات بلندمدت بدهی‌های کوتاه مدت خود را پرداخت نماید که این عمل نسبت بدهی شرکت را تحت تاثیر قرار نمی‌دهد اما کاهش بدهی جاری ارتباط مناسب‌تری بین دارایی‌های جاری و بدهی‌های جاری برقرار می‌کند.

### نسبت بدهی به حقوق صاحبان سهام

بالا بودن نسبت بدهی به حقوق صاحبان سهام (با استفاده از بدهی بلندمدت در صورت کسر) بدین معنی است که درصد بالایی از نیازهای مالی بلندمدت از طریق بدهی (تسهیلات) تامین می‌شود. تسهیلات‌دهندگان بلندمدت معمولاً نسبت بدهی به حقوق صاحبان سهام پائین‌تر را ترجیح می‌دهند زیرا احتمال عدم بازپرداخت طلب آنان کمتر است.

### نسبت های سودآوری

یکی از شاخص‌های مهم سلامت مالی شرکت و کارایی مدیریت آن، توانایی شرکت در کسب سود قابل قبول و یا برگشتی راضی‌کننده روی سرمایه‌گذاران آن است. بدیهی است که سرمایه‌گذاران تمایلی به مشارکت در شرکتی با سودآوری و درآمد ضعیف ندارند، چرا که سودآوری اندک، در قیمت سهام و توانایی بالقوه شرکت در سود سهام تاثیر منفی دارد. اعتباردهندگان نیز راضی به پرداخت وام به شرکتی با سودآوری ضعیف، نخواهند بود، چون احتمال این را می‌دهند که طلب آنها هرگز بازپرداخت نشود. بررسی نسبت تسهیلات به سپرده‌های سرمایه‌گذاری که بیانگر دارایی‌ها و بدهی‌های حساس به نرخ سود است، بسیار ضروری به نظر می‌رسد (رضانژاد، ۱۳۸۹).

حاشیه سود: این نسبت که حاشیه سود خالص نیز نامیده می‌شود، در بانک‌ها سودآوری هر ریال از درآمد را محاسبه می‌کند، به این ترتیب که مقدار «سود پس از کسر مالیات» بر درآمدهای مشاع و غیرمشاع<sup>۱</sup> تقسیم می‌شود (رضانژاد، ۱۳۸۹).

۱ - درآمدهای مشاع از محل سرمایه‌گذاری مشترک بین سپرده‌گذاران و نیز حق الوکاله سهم بانک و همچنین از محل درآمدهای مشترک حاصل بین بانک و وام‌گیرندگان از محل تسهیلات اعطایی، و درآمدهای غیر مشاع از محل ارائه انواع خدمات و کارمزدهایی که اخذ می‌شود، به دست می‌آیند.

## بازده دارایی

این نسبت، نسبت سود عملیاتی را به کل منابعی که تحت مدیریت بانک قرار دارد، مرتبط می‌سازد. این نسبت بهترین نسبت برای ارزیابی مدیریت است و خالص درآمدی را که از بکاربردن کل دارایی‌های بانک ایجاد می‌شود، ارزیابی می‌کند. این نسبت نشان‌دهنده یک ریال سود برای هر صد ریال از دارایی‌هاست. این نسبت تا حدودی کارایی دارایی‌ها را مشخص می‌کند، ولی نکته اساسی این است که در طبقه‌بندی دارایی‌ها که عمده‌ترین آنها تسهیلات است، درجه ریسک دارایی‌ها در نظر گرفته نمی‌شود، به نحوی که اگر بانکی با دارایی متوسط، دارایی بیشتری نسبت به بانک دیگر داشته باشد، ولی میزان طبقات مطالبات معوقه‌اش بیشتر باشد، در این نسبت بازده دارایی بیشتری خواهد داشت، لذا میزان بیشتر این نسبت نمی‌تواند لزوماً کارایی و ریسک دارایی‌ها را نشان دهد و استفاده صرف از این نسبت برای نتیجه‌گیری کلی درباره دارایی‌ها گمراه کننده خواهد بود. بنابراین، این امر زمانی مفید خواهد بود که میزان ریسک دارایی‌های سودآور نیز در نظر گرفته شود (رضانژاد، ۱۳۸۹).

با توجه به گستردگی شاخص‌های مالی اثرگذار بر نظام رتبه‌بندی اعتباری و تعیین خوش حساب و یا بدحساب بودن مشتری، همان‌طور که گفته شد ارتباط تعدادی از مهمترین این شاخص‌ها با نظام رتبه‌بندی و ارائه تسهیلات بررسی و تحلیل می‌شود. در ادامه مهمترین مطالعاتی که در این زمینه انجام گرفته است و از شاخص‌های متناظر و یا شاخص‌های مشابه به منظور رتبه‌بندی اعتباری مشتریان حقوقی بانک‌ها استفاده شده است، مورد بررسی قرار می‌گیرد و به مقایسه آنها پرداخته خواهد شد.

تقوی و همکاران (۱۳۸۹)، در پژوهشی با عنوان «مدل ریسک اعتباری و رتبه‌بندی مشتریان حقوقی بانک کشاورزی» به شناسایی متغیرهای اثرگذار بر ریسک اعتباری مشتریان و رتبه‌بندی اعتباری آنان با استفاده از روش اقتصادسنجی و مدل رگرسیون لاجیت پرداختند. آنها به دلیل اینکه اغلب پرونده اعتباری مشتریان مورد بررسی شان فاقد صورت‌های مالی بودند، مدل رتبه‌بندی اعتباری را بدون استفاده از نسبت‌های مالی و با استفاده از مجموع اطلاعات مشتریان حقوقی تخمین زدند.

در پژوهشی که اسکندری در سال ۸۳ انجام داد، ۵ عامل شخصیت مشتری، ظرفیت، سرمایه، وضعیت و وثایقی که مشتری هنگام اعطای تسهیلات ارائه می‌دهد را هنگام تصمیم‌گیری کارشناسان بانک در خصوص اعطای تسهیلات در نظر گرفته است (آذری‌پناه و فلاح‌شمس، ۱۳۹۲).

یولالان و همکاران (۲۰۰۳)، در مقاله دیگری تحت عنوان «امتیازدهی اعتباری رهیافتی

در بانکداری تجاری» به امتیازدهی اعتباری مشتریان بانک ترکیه در هفت مرحله انتخاب مجموعه مشاهدات، تعیین ابعاد مالی اصلی، تعیین نسبت‌های مالی مناسب (۴۶ نسبت مالی)، تصفیه نسبت‌های مالی (۴۶ نسبت مرحله قبل به عنوان ورودی تحلیل عاملی مورد استفاده قرار گرفت. عوامل با استفاده از روش مؤلفه‌های اصلی استخراج شدند که در این مرحله ۴ نسبت از تحلیل عاملی کنار گذاشته شد و در نهایت ۴۲ نسبت در مجموعه باقی ماند که در ۱۱ عامل گروه‌بندی شد و بر حسب مشخصات مشترک میان نسبت‌ها به هفت عامل تسهیلات بانکی، دارایی‌های ثابت، سوددهی، نسبت بدهی به حقوق صاحبان سهام، ساختار بدهی از بعد زمان، نقدینگی و هزینه‌های فروش طبقه‌بندی شدند)، انتخاب نسبت‌های مالی نهایی با نظر کارشناسان (در نهایت شش نسبت مالی وام‌های کوتاه مدت / بدهی جاری، بدهی جاری / خالص فروش، دارایی‌های ثابت / حقوق صاحبان سهام، دارایی‌های جاری منهای موجودی کالا، بدهی‌های جاری، حقوق صاحبان سهام / کل دارایی‌ها و خالص سود / کل دارایی‌ها انتخاب شدند)، محاسبه رتبه‌بندی اعتباری به روش تحلیل پوششی داده‌ها و اعتبار بخشی از طریق رگرسیون، تحلیل ممیزی و تحلیل‌های قضاوتی پرداختند (عیسی‌زاده و عریانی، ۱۳۸۹).

در تحقیق دیگری با عنوان «کارایی شرکت‌ها بر مبنای تکنیک تحلیل پوششی داده‌ها و توانایی پرداخت بدهی در سررسید» که توسط مسیح‌آبادی و همکاران (۱۳۸۸) انجام شد، صحت و اعتبار نتایج تکنیک تحلیل پوششی داده‌ها در رتبه‌بندی اعتباری با استفاده از اطلاعات دو گروه از شرکت‌های تولیدی بورس اوراق بهادار و هفت نسبت مالی منتخب مورد آزمون قرار گرفته است. گروه اول متشکل از ۴۰ شرکت دارای بحران مالی و گروه دوم متشکل از ۴۰ شرکت فاقد بحران مالی بوده‌اند. نتایج آماری تحقیق نشان داد که بین کارآیی محاسبه شده با استفاده از تکنیک تحلیل پوششی داده‌ها و توانایی شرکت‌ها جهت پرداخت بدهی در سررسید، همبستگی معناداری وجود دارد. نسبت‌های مالی کل بدهی به کل دارایی، کل بدهی به حقوق صاحبان سهام، دارایی جاری به بدهی جاری، سرمایه در گردش به کل دارایی، وجه نقد به کل بدهی، سود خالص به کل دارایی و توان پرداخت بهره از مناسب‌ترین نسبت‌های مالی جهت استفاده در رتبه‌بندی اعتباری بودند.

## نتایج اجرا و بحث

نتایج برای هر مدل رتبه‌بندی اعتباری در جدول (۴) آمده است. این نتایج، میانگین خطاهای ۵ قسمت مجموعه داده است که در الگوریتم ارزیابی ضربدری استفاده شده است. با توجه به اینکه نتایج مربوط به هر مدل ۱۰ بار تکرار شده است، نتایج درج شده در جدول، بهترین

خروجی هر شبکه در ۱۰ بار تکرار و میانگین ۵ قسمت از داده‌ها است که توسط الگوریتم ارزیابی ضربدری به هر یک از شبکه‌ها معرفی شده‌اند.

جدول (۴): مقادیر خطا و دقت پیش‌بینی مدل‌های رتبه‌بندی اعتباری

مدل عصبی	خوش حساب	بد حساب	خطای کل	دقت پیش‌بینی (تست)
LCNN	۰/۰۵۹۵	۰/۵۷۳۳	۰/۱۸۴۵	۸۱/۵۵ درصد
LVQ	۰/۰۲۵	۰/۸۳۳۳	۰/۲۲۱۸	۷۸/۷۳ درصد
RBF	۰/۱۱۱۰	۰/۶۵۶۷	۰/۲۴۳۷	۷۵/۶۴ درصد

خطای «خوش حساب» نسبت تعداد افراد خوش حسابی است که به عنوان بد حساب دسته‌بندی شده‌اند و بالعکس خطای «بد حساب» نسبت افراد بد حسابی است که به اشتباه به عنوان خوش حساب معرفی و دسته‌بندی شده‌اند. خطای کل نیز نسبت همه افرادی است که به اشتباه دسته‌بندی شده‌اند به کل تعداد نمونه‌ها (West, 2000).

از جدول (۴) به خوبی نمایان است که مدل پیشنهادی کمترین خطای رتبه‌بندی اعتباری یعنی ۰/۱۸۴۵ را داراست. به دنبال آن مدل شبکه LVQ با ۰/۲۲۱۸ مقدار خطا و شبکه RBF با ۰/۲۴۳۷ مقدار خطا قرار دارد.

#### • معیار خطای ریشه میانگین مربعات<sup>۱</sup>

بررسی صحت و کارایی نتایج به دست آمده توسط هر یک از مدل‌های عصبی، نیازمند معیاری است که توانایی هر یک از مدل‌ها را در پیش‌بینی و تحلیل نماید و همچنین از میان آنها برترین مدل را که به خوبی آموزش دیده، انتخاب و معرفی کند. برای این منظور در این مطالعه از معیار خطای ریشه میانگین مربعات بهره گرفته شده است.

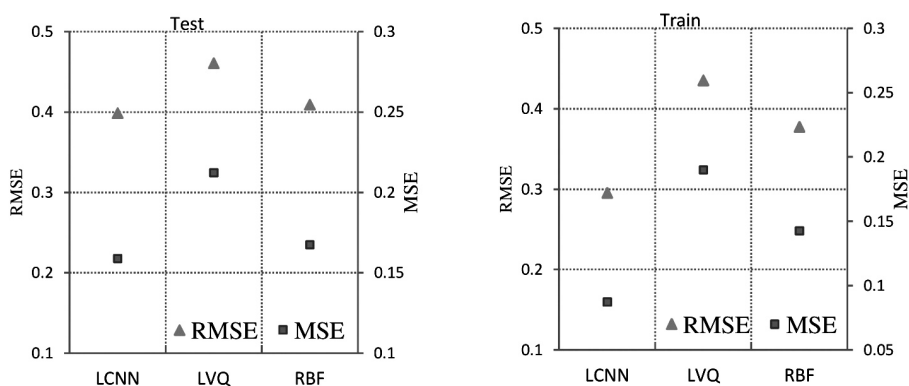
خطای ریشه میانگین مربعات (Witten, 2011) مقدار خطا را در کلاس‌های پیش‌بینی شده و واقعی نمونه‌هایی را که به مجموعه داده تعلق دارند، نشان می‌دهد. خطای مذکور برای نتایج دسته‌بندی دقیق‌تر باید مقادیر کمتری را اختیار کند. با توجه به نتایج به دست آمده برای هر دو مجموعه آموزش و تست (شکل ۳) مدل پیشنهادی نسبت به دو مدل دیگر از مقدار خطایی به

1 - Root Mean Squared Error (RMSE)



مراتب کمتر برخوردار است و مدل *RBF* در رتبه بعدی و مدل *LVQ* به عنوان ضعیف‌ترین مدل از نظر این معیار قرار می‌گیرد (Bostanci, B. & Bostanci, E., 2013).

شکل (۳): نمودار مقادیر خطای ریشه میانگین مربعات و خطای میانگین مربعات سه مدل رتبه‌بندی اعتباری.



برای مقایسه و درک بهتر علاوه بر معیار خطای ریشه میانگین مربعات، مقدار خطای میانگین مربعات<sup>۱</sup> که به وسیله آن شبکه‌ها آموزش می‌بینند در محور سمت راست شکل‌ها آورده شده است. همان‌طور که از روند نمودارها به خوبی نمایان است مدل شبکه عصبی *LCNN* در هر دو معیار مذکور توانسته بهترین عملکرد و کمترین مقدار خطا را داشته باشد.

در این مقاله، برای مقایسه شبکه‌ها از سه معیار مختلف استفاده شد که هر کدام به تفصیل بحث و بررسی شد. در جدول زیر در یک نمای کلی، همه مدل‌ها به وسیله معیارهای ارزیابی بحث شده مقایسه می‌شوند و عملکرد هر یک نسبت به دیگری مورد سنجش قرار می‌گیرند. مثبت‌های درج شده در جدول (۵) نشان دهنده درجه عملکرد هر مدل نسبت به معیار به کار گرفته شده است.

جدول (۵): خلاصه عملکرد مدل‌ها بر اساس معیارهای مختلف.

<i>LCNN</i>	<i>LVQ</i>	<i>RBF</i>	
++++	++	+++	مقدار ریشه میانگین مربعات خطا
++++	+++	++	دقت پیش بینی مجموعه تست
++++	+++	++	مقدار میانگین مربعات خطا

1 - Mean Squared Error (MSE)

## نتیجه گیری

این مطالعه دقت مدل‌های کمی مورد نظر را برای یکی از بانک‌های دولتی داخلی به منظور کاربردهای رتبه‌بندی اعتباری بررسی کرد. نتیجه این تحقیق پیشنهاد می‌دهد که مدل‌های شبکه عصبی رتبه‌بندی اعتباری می‌توانند با دقت بسیار بالایی به پیش‌بینی رفتار اعتباری مشتریان بپردازند. از آنجایی که مدل شبکه عصبی پرسپترون چندلایه رایج‌ترین مدل استفاده شده در زمینه رتبه‌بندی اعتباری است، مدل‌های شبکه عصبی با اتصالات جانبی و شبکه عصبی با تابع محرک شعاعی و همچنین شبکه یادگیری کوانتیزه نمودن برداری باید در نظر گرفته شوند. مدل شبکه عصبی با اتصالات جانبی که در این مطالعه به عنوان روش پیشنهادی مطرح و بررسی شد، نسبت به سایر مدل‌های بررسی شده دارای دقت بهتری است. به دلیل اینکه مدل مذکور ساختاری شبیه به مدل پرسپترون چندلایه دارد، از توانایی بالای تقسیم فضای ورودی و تشخیص صحیح الگوها برخوردار است، همچنین روند همگرایی آموزش شبکه به سمت حداقل خطای سراسری در سطح خطا نزدیک‌تر است.

کاملاً واضح است که مدل پیشنهادی با توجه به معیار مقایسه‌ای خطای کل حدود  $0.373$  با دقت‌تر نسبت به مدل کوانتیزه نمودن برداری و حدود  $0.0592$  با دقت‌تر نسبت به مدل شبکه عصبی با تابع فعال‌سازی شعاعی است. به هر حال با توجه به آنچه که گفته شد، نتایج حاکی از دقت بهتر مدل شبکه عصبی با اتصالات جانبی نسبت به سایر مدل‌ها در هر سه معیار مقایسه دارد. مدل شبکه عصبی کوانتیزه نمودن برداری در جایگاه بعدی و مدل شبکه عصبی با تابع محرک شعاعی در جایگاه آخر رتبه‌بندی مشتریان برای این مساله قرار می‌گیرند. بدیهی است که میزان عملکرد مدل پیشنهادی با توجه به حساسیت موضوع رتبه‌بندی مشتریان، برای بانک از اهمیت بالایی برخوردار است چرا که اشتباه در این سیستم باعث بروز صدماتی جبران‌ناپذیر می‌شود که نه تنها می‌تواند اعتبار بانک را خدشه‌دار کند بلکه باعث سوء استفاده‌های مالی عظیمی در این مسیر شود. بنابراین مدل برتر و منتخب در این تحقیق (*LCNN*) به عنوان یک پیشنهاددهنده به بانک عمل می‌کند و تصمیم‌نهایی بر عهده مسئولان و ارزیابان بانک است. با توجه به یافته‌های تحقیق که در بالا بیان شد، می‌توان نتیجه گرفت که رفتار اعتباری مشتریان تسهیلات از طریق مدل رتبه‌بندی اعتباری مشتریان قابل اجرا است، یعنی با کمک این روش می‌توان رفتار مشتریان را در قالب مشتریان خوش حساب و بدحساب رتبه‌بندی کرد، که این کار سبب کاهش ریسک اعتباری و باعث افزایش سودآوری برای بانک و جذب مشتریان خوب می‌شود. این مدل می‌تواند برای متقاضیان دسته چک و باندهای تغییر برای طبقه‌بندی مشتریان بانک در ۴ کلاس مشتری خوب، سر رسید گذشته، معوق و مشکوک الوصول نیز استفاده شود.

## منابع و ماخذ

### منابع فارسی:

- تقوی، م.، لطفی، ع. ا. و سهرابی، ع. (۱۳۸۹). «مدل ریسک اعتباری و رتبه‌بندی مشتریان حقوقی بانک کشاورزی»، مجله پژوهشنامه اقتصادی، ۹۹-۱۲۸.
- فردحریری، ع. (۱۳۸۷). «مدل‌سازی ریسک و رتبه‌بندی اعتباری مشتریان حقوقی بانک رفاه»، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشکده اقتصاد دانشگاه تهران.
- عالم تبریز، ا.، زندیه، م.، محمدرحیمی، ع. (۱۳۸۷). «الگوریتم‌های فراابتکاری در بهینه‌سازی ترکیبی»، تهران: انتشارات صفار-اشراقی.
- فروند، جی. (۱۳۸۵). «آمار ریاضی»، ترجمه علی عمیدی و محمد قاسم وحیدی اصل، تهران: مرکز نشر دانشگاهی.
- عیسی‌زاده، س. و بهاره عربانی (۱۳۸۹). «رتبه‌بندی مشتریان حقوقی بانک‌ها بر حسب ریسک اعتباری به روش تحلیل پوششی داده‌ها: مطالعه موردی شعب بانک کشاورزی»، فصلنامه پژوهش‌ها و سیاست‌های اقتصادی، سال ۱۸، شماره ۵۵، ۸۶-۵۹.
- خوش‌سیمما، ر. و محمد نبی شهیکی‌تاش (۱۳۹۱). «تاثیر ریسک‌های اعتباری، عملیاتی و نقدینگی بر کارایی نظام بانکی ایران»، فصلنامه علمی-پژوهشی، سال ۱۷، شماره ۴، ۹۵-۶۵.
- رضانژاد، اکبر (۱۳۸۹). «نسبت‌های مالی عملکرد در بانک‌ها»، بانک و اقتصاد، شماره ۱۱۰، ۵۰-۴۵.
- آذری‌پناه، ش. و فلاح شمس، م. ف. (۱۳۹۲). «بررسی ارتباط بین احتمال نکول و ساختار سرمایه با استفاده از مدل  $KMV$  و روش پنل دیتا»، فصلنامه علمی پژوهشی دانش مالی تحلیل اوراق بهادار، سال ۶، شماره ۱۸، ۹۶-۸۵.
- مسیح‌آبادی، ا. و واحدیان، م. (۱۳۸۸). «کارایی شرکت‌ها بر مبنای تکنیک تحلیل پوششی داده‌ها و توانایی پرداخت بدهی در سررسید»، فصلنامه تحقیقات حسابداری و حسابرسی، سال اول، شماره ۴، ص ۱۸۴. ۷۸۶

### منابع انگلیسی:

- Bostanci, B. and Bostanci, E., (2013). "An Evaluation of Classification Algorithms Using Mc Nemar's Test", *Proceedings of Seventh International Conference on Bio-Inspired Computing: Theories and Applications, Advances in Intelligent Systems and Computing Volume 201*, pp. 15-26.
- Castillo, O. & Melin, P., (2002). "Hybrid Intelligent Systems for Time Series Prediction Using Neural Networks, Fuzzy Logic and Fractal Theory", *IEEE Transactions on Neural Networks, Vol.13, No. 16*.

- Chen, S. C., (1991). "Orthogonal Least Squares Learning Algorithm for Radial Basis Function Networks", *IEEE Trans on Neural Networks*, 2, pp. 302-309.
- Desai, V. S., Crook, J. N., & Overstreet, G. A. (2003). "A comparison of neural networks and linear scoring models in the credit union environment», *European Journal of Operational Research*, 95(1), 24–37.
- Fahlman, S. E., & Lebiere, C., (1991). "The Cascade-Correlation learning architecture", *CMU Technical Report CMU- CS-90-100*.
- Karray, F. O., (2004). "Soft computing and intelligent systems design", Harlow, England: Pearson Education Limited.
- Kothari, R., Agyepong, K., (1996). "On lateral connections in feed-forward neural networks", *Neural Networks. IEEE International Conference on*, vol.1, pp. 13 – 18.
- Lee, T.S., Chiu, C.C., Lu, C.J., & Chen, I.F., (2002). "Credit scoring using the hybrid neural discriminant technique", *Expert Systems with Applications*, 23(3), 245–254.
- Malhotra, R., & Malhotra, D. K., (2005). "Evaluating consumer loans using neural networks", *Omega*, 31(2), 83–96.
- Malhotra, R. & Malhotra, D. K., (2002). "Differentiating between Good Credits and Bad Credits Using Neural-fuzzy Systems", *European Journal of Operational Research*, Vol. 136, pp.190-211.
- Nan-chen, H., (2005). "Hybrid mining approach in the design of credit scoring Models", *Expert Systems with applications*, (5), 655-665.
- Ong, C., Huang, J. & Tzng, G., (2005). "Building credit scoring models using genetic Programming", *Expert Systems with applications*, 29 (5), 41-47.
- Oreski, S., Oreski, D., Oreski. G., (2012). "Hybrid system with genetic algorithm and artificial neural networks and its application to retail credit risk assessment Expert", *Expert Systems with Applications*.
- Qiu-Hua, T., Bao-Hua, L., Yong-Qi, C., Xing-Hua, Z., Ji-Sheng, D., (2007). "Application of LVQ neural network combined with the genetic algorithm in acoustic seafloor classification", *Chinese Journal of Geophysics Vol.50, No.1*, pp. 291-298.
- West, D., (2000). "Neural network credit scoring models", *Computers & Operations Research* 27, pp. 1131-1152.
- Witten, I. H., Frank, E., and Hall, M. A., (2011). "Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques", Third Edition, A volume in *The Morgan Kaufmann Series in Data Management Systems*.
- Yair, E. Orgler, (1970). «Credit and Banking», *Journal of Money*, Vol. 2, No. 4.