مدیریت شهری
فصلنامه علمی پژوهشی مدیریت شهری و روستایی
شماره ۸۰ . پاییز ۱۴۰۴

Urban managment
No.80 Autumn 2025

۷۱-۸۴

تاریخ دریافت مقاله: ۱۴۰۳/۰۹/۱۲ تاریخ پذیرش نهایی : ۱۴۰۳/۱۲/۰۸

ارائه الگوی اعتبارسنجی مشتریان حقیقی بانک‌ها برای اخذ تسهیلات مبتنی بر عقود اسلامی براساس رویکرد معماری شبکه عصبی

علیرضا احمدی: دانشجوی دکتری اقتصاد مالی، دانشکده اقتصاد، پردیس بین‌المللی ارس، دانشگاه تهران، جلفا، ایران.

محسن مهر آرا*: استاد، دانشکده اقتصاد، دانشگاه تهران، تهران، ایران.

چکیده

هدف اصلی این تحقیق، ارائه الگوی اعتبارسنجی مشتریان حقیقی بانک‌ها برای اخذ تسهیلات مبتنی بر عقود اسلامی براساس رویکرد معماری شبکه عصبی می‌باشد. یکی از مهم‌ترین ابزارها برای انجام این مهم، برخورداری از سیستمی می‌باشد که با شناسایی عوامل تأثیرگذار و با اهمیت، مشتریانی که احتمال نکول دارند را شناسایی کند. مدل‌های رتبه‌بندی اعتباری، براساس معیارهای کمی و کیفی که از مشتریان دریافت می‌شود و با استفاده از اطلاعات حال و گذشته متقاضی، احتمال عدم بازپرداخت وام توسط وی را ارزیابی کرده و به او امتیاز می‌دهد. مهم‌ترین هدف این تحقیق، کمک به مدیران اعتباری بانک‌ها و مؤسسات مالی جهت اخذ تصمیمات اعتباری می‌باشد. مدیران مؤسسات اعتباری به کمک سیستم‌های رتبه‌بندی اعتباری، می‌توانند تصمیمات اعتباری خود را با دقت بیشتر، با صرف هزینه و زمان کمتری اتخاذ نمایند. در این تحقیق سعی خواهد شد با استفاده از اطلاعات موجود در پرونده‌های اعتباری مشتریان حقیقی بانک شهر، مدلی قابل‌قبول جهت رتبه‌بندی اعتباری مشتریان حقیقی بانک‌ها ارائه شود. بدین منظور پس از مطالعه تحقیقات و مقالات گذشته، عواملی که در رتبه‌بندی اعتباری مشتریان حقیقی بانک‌ها تأثیرگذار هستند، شناسایی می‌شود. پس از شناسایی عوامل تأثیرگذار، به انتخاب مدل شبکه عصبی مناسب جهت رتبه‌بندی اعتباری مشتریان پرداخته می‌شود. لازم به ذکر است در این تحقیق برای اعتبار سنجی مدل ارائه شده از داده‌های واقعی استفاده می‌شود.

واژگان کلیدی: الگوی اعتبارسنجی، ریسک نکول، عقود اسلامی، بانک شهر، معماری شبکه عصبی.

Presenting a model for validating real bank customers for obtaining facilities based on Islamic contracts based on the neural network architecture approach

Abstract

The primary objective of this research is to present a model for credit scoring of individual bank customers seeking Islamic financing facilities based on the neural network architecture approach. One of the most critical tools for achieving this is the development of a system that identifies influential and significant factors to detect customers with a potential risk of default. Credit scoring models evaluate the likelihood of loan repayment by customers using both quantitative and qualitative criteria gathered from them, leveraging current and historical data of applicants, and assigning a credit score. The main goal of this study is to assist credit managers of banks and financial institutions in making informed credit decisions. Credit managers, with the help of credit scoring systems, can make their decisions more accurately, efficiently, and at a lower cost and time. This research aims to propose a viable model for credit scoring of individual customers using the available data from credit files of individual customers at Bank Shahr. For this purpose, after reviewing prior studies and literature, the factors influencing the credit scoring of individual bank customers will be identified. Once these factors are determined, a suitable neural network model will be selected for credit scoring. It is worth noting that real data will be used for validating the proposed model in this study.

Keywords: Credit Scoring Model, Default Risk, Islamic Contracts, Bank Shahr, Neural Network Architecture.

* نویسنده مسؤول mmehrara@ut.ac.ir

[Downloaded from ijurm.imo.org.ir on 2026-11-02]

۱- مقدمه

در عصر دیجیتال و با گسترش فناوری‌های پیشرفته، صنعت بانکداری شاهد تحولات چشمگیری در فرآیندهای ارزیابی ریسک و مدیریت اعتباری بوده است. استفاده از روش‌های هوشمند مبتنی بر یادگیری ماشین، به‌ویژه شبکه‌های عصبی مصنوعی، توانسته است رویکردهای سنتی ارزیابی اعتبار را به چالش کشیده و دقت و سرعت تصمیم‌گیری‌های اعتباری را بهبود بخشد (West, 2000). این رویکردها با بهره‌گیری از الگوریتم‌های یادگیری غیرخطی و توانایی پردازش داده‌های پیچیده، ابزاری مؤثر برای تحلیل رفتارهای اعتباری مشتریان و پیش‌بینی ریسک‌های احتمالی ارائه می‌دهند (Malhotra & Malhotra, 2003).

از سوی دیگر، در نظام بانکداری اسلامی، توجه به اصول شرعی و انطباق عملیات بانکی با قواعد فقهی، چالش‌های مضاعفی را برای طراحی الگوهای اعتبارسنجی ایجاد کرده است. به‌کارگیری شبکه‌های عصبی در این حوزه می‌تواند راهکاری مؤثر برای ارائه مدل‌های منطبق بر عقود اسلامی باشد که نه تنها اصول شرعی را رعایت می‌کند، بلکه تصمیم‌گیری‌های دقیق‌تری را در مورد تخصیص منابع و مدیریت تسهیلات ارائه می‌دهد (Ghodrati & Taghizad, 2014).

علاوه بر این، بحران‌های اقتصادی جهانی و افزایش نرخ نکول وام‌ها در سال‌های اخیر، اهمیت طراحی سیستم‌های پیشرفته اعتبارسنجی را دوچندان کرده است. مطالعات نشان می‌دهد که استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی و مدیریت ریسک اعتباری می‌تواند به‌طور معناداری نرخ نکول وام‌ها را کاهش دهد و پایداری سیستم بانکی را تضمین کند (Bennell et al., 2006).

این تحقیق با هدف ارائه الگویی مبتنی بر شبکه‌های عصبی مصنوعی برای اعتبارسنجی مشتریان حقیقی در نظام بانکداری اسلامی انجام شده است. تمرکز این پژوهش بر ارائه مدلی است که علاوه بر رعایت ملاحظات شرعی، دقت پیش‌بینی ریسک اعتباری را افزایش داده و راهکارهای مؤثری برای بهبود فرآیند تصمیم‌گیری اعتباری در بانک‌ها فراهم آورد.

۲- مبانی نظری و مروری بر پیشینه پژوهش

۲-۱- مبانی نظری

۲-۱-۱- ریسک اعتباری[1]

در یک تعریف ساده می‌توان گفت احتمال عدم ایفای تعهد، در نتیجه شرایط خاص متعهد به بانک را ریسک اعتباری می‌گویند. این نوع ریسک در شرایط نامناسب اقتصادی نظیر رکود و بحران اقتصادی افزایش می‌یابد (Basel committee, 2000).

ریسک اعتباری عبارت است از ریسکی که یک دارایی یا یک وام بازیافت نشود (البته اگر طرف قرارداد ورشکست شود) و یا عبارت است از ریسک مربوط به تأخیر در پرداخت اقساط وام. در هر یک از این دو حالت، ارزش فعلی دارایی کاهش می‌یابد که در نتیجه توان پرداخت بانک کم می‌شود (Heffernan, 2003).

همچنین در تعریف دیگری از رادپور و همکاران آمده است که ریسک اعتباری در این واقعیت ریشه دارد که طرف قرار داد، نتواند یا نخواهد تعهدات قرار داد را انجام دهد. تأثیر این ریسک با هزینه جایگزینی وجه نقد ناشی از نکول[2] طرف قرار داد سنجیده می‌شود. این ضرر شامل احتمال نکول[3]، مبلغ تحت نکول[4] و نرخ بازیافت[5] می‌شود. نرخ بازیافت قسمتی است که به قرض دهنده بازگردانده می‌شود و معمولاً براساس درصد مشخص می‌شود (رادپور و همکاران، ۱۳۸۸).

افزایش ریسک اعتباری موجب می‌شود هزینه نهایی اوراق بدهی و مالکانه افزایش یابد و آن هم به‌نوبه خود، باعث افزایش هزینه وجوه (هزینه تأمین مالی) برای بانک خواهد شد؛ بنابراین مقام‌های ارشد واحد اعتبار بانک باید در تدوین سیاست‌های وام دستورالعمل‌های اساسی را رعایت کنند. روش‌هایی را که در مدیریت ریسک اعتباری به کار می‌برند بسیار شناخته شده می‌باشد، زیرا بخش بانکداری در این زمینه تاریخچه طولانی و تجربه کافی دارد. علی‌رغم این نکته، مسائل مربوط به کیفیت بازپرداخت وام‌ها می‌تواند دلیل اصلی بحران مالی بانک‌ها شود. بدین دلیل، همه مقام‌های بانکی و نه تنها کارکنان واحد ریسک اعتباری، باید به عوامل عمده‌ای که بر کیفیت مجموعه (پرتفوی) وام اثر می‌گذارند، توجه کنند (Heffernan, 2003).

1. Credit Risk
2. Default
3. Probability of Default
4. Exposure at Default
5. Recovery Rate

مدیریت شهری
فصلنامه علمی پژوهشی
مدیریت شهری و روستایی
شماره ۸۰ . پاییز ۱۴۰۴
Urban managment
No.80 Autumn 2025

[Downloaded from ijurm.imo.org.ir on 2026-11-02]

ذکر این نکته نیز ضروری است که بنابه ماهیت فعالیت بانک‌ها، مهم‌ترین منبع درآمد یک بانک اعطای تسهیلات به مشتریان می‌باشد. معمولاً تسهیلات بانک در یکی از قالب‌های زیر در اختیار مشتریان قرار می‌گیرد (دهقانی، ۱۳۸۸):

- پرداخت تسهیلات به شکل وام در قالب یکی از عقود
- قبول تعهد در قبال مشتری بابت صدور ضمانت‌نامه‌های بانکی
- قبول تعهد در قبال مشتری ناشی از گشایش اعتبارات اسنادی به منظور واردات کالا

در همه موارد فوق، بانک به‌صورت بالقوه یا بالفعل وجوهی را یا به‌صورت وام و یا مستقیماً به مشتری پرداخت می‌نماید و یا پرداخت وجهی را از طرف مشتری خود به شخصی ثالث تعهد و تضمین می‌کند که در سررسید موردتوافق، وجه بدهی یا سود مورد انتظار خود را دریافت و بدهی مشتری را تسویه نماید (دهقانی، ۱۳۸۸). لذا با توجه به ماهیت فعالیت بانک‌ها که درآمد اصلی آن‌ها از راه اعطای تسهیلات بانکی ایجاد می‌شود، می‌توان به گستردگی و اهمیت بسیار زیاد این نوع ریسک در نظام بانکی پی برد. در بخش بعدی اصول مهم در مدیریت ریسک اعتباری از دیدگاه بانک تسویه‌حساب بین‌المللی بال بیان خواهد شد.

۲-۱-۲- اعتبار سنجی مشتریان حقیقی (رتبه‌بندی اعتباری)

نظامی است که به‌وسیله آن بانک‌ها و مؤسسات اعتباری با استفاده از اطلاعات حال و گذشته متقاضی، احتمال عدم بازپرداخت وام توسط وی را ارزیابی نموده و به او امتیاز می‌دهد (دیوانداری و همکاران، ۱۳۸۵).

اعتبارسنجی مشتریان حقیقی فرآیند ارزیابی و تحلیل اطلاعات مالی و غیرمالی یک فرد است که به منظور پیش‌بینی توانایی وی در بازپرداخت بدهی‌ها و تسهیلات اعطایی انجام می‌شود. این فرآیند شامل تحلیل سوابق اعتباری، درآمد، بدهی‌های گذشته و سایر عوامل مؤثر است که به مؤسسات مالی کمک می‌کند تا ریسک مرتبط با اعطای اعتبار به یک مشتری را ارزیابی کنند. هدف اعتبارسنجی کاهش ریسک نکول و تسهیل فرآیند تصمیم‌گیری در مورد تخصیص تسهیلات می‌باشد. (Thom-as & et al.,2002)

۲-۱-۳- شبکه‌های عصبی مصنوعی[1]

شبکه‌های عصبی مصنوعی (Artificial Neural Net-works, ANNs) مجموعه‌ای از مدل‌های محاسباتی هستند که از ساختار و عملکرد مغز انسان الهام گرفته‌اند. این شبکه‌ها از واحدهای محاسباتی ساده‌ای به نام نورون‌ها تشکیل شده‌اند که به صورت لایه‌ای به هم متصل هستند و قادرند الگوهای پیچیده داده‌ها را شبیه‌سازی کنند. شبکه‌های عصبی به‌طور گسترده در مسائل پیش‌بینی، دسته‌بندی، تشخیص الگو و بهینه‌سازی استفاده می‌شوند. آن‌ها می‌توانند از داده‌ها یاد بگیرند و به‌طور خودکار مدل‌های پیچیده‌ای برای حل مسائل مختلف ایجاد کنند. این شبکه‌ها در حوزه‌های مختلف از جمله شبیه‌سازی‌های مالی، پردازش زبان طبیعی، تصویر و حتی پیش‌بینی‌های اقتصادی و اعتباری کاربرد دارند. هر شبکه عصبی مصنوعی (ANN) به‌طور کلی توسط چندین عامل یا پارامتر مشخص می‌شود که عملکرد آن را تعیین می‌کنند. این عوامل عبارتند از:

۱. **ساختار شبکه** (Architecture):

- شبکه‌های عصبی معمولاً از سه نوع لایه تشکیل می‌شوند: لایه ورودی، لایه‌های مخفی (Hidden Layers) و لایه خروجی. تعداد این لایه‌ها و نورون‌ها در هر لایه به عنوان ساختار شبکه شناخته می‌شود.

۲. **نورون‌ها** (Neurons):

- نورون‌ها یا واحدهای محاسباتی هر لایه مسئول پردازش اطلاعات و انتقال سیگنال‌ها به لایه‌های دیگر هستند. تعداد نورون‌ها در هر لایه و نوع عملکرد آن‌ها (مانند سیگموید، تانژانت هایپربولیک یا ReLU) از عوامل مهم هستند.

۳. **اتصالات** (Connections):

- شبکه‌های عصبی از اتصالاتی بین نورون‌ها تشکیل می‌شوند که نشان‌دهنده نحوه انتقال اطلاعات بین لایه‌ها هستند. هر اتصال دارای یک وزن است که اهمیت و تأثیر آن اتصال را تعیین می‌کند.

1. Artificial Neural Networks

[Downloaded from ijurm.imo.org.ir on 2026-11-02]

۴. **وزن‌ها** (Weights):

- وزن‌ها پارامترهایی هستند که میزان تأثیر هر ورودی روی خروجی را مشخص می‌کنند. شبکه عصبی با تغییر این وزن‌ها به تدریج و از طریق فرآیند یادگیری، به‌طور خودکار به بهترین مدل می‌رسد.

۵. **عملکرد فعال‌سازی** (Activation Function):

- هر نورون معمولاً از یک تابع فعال‌سازی برای تبدیل سیگنال ورودی به خروجی استفاده می‌کند. این توابع می‌توانند انواع مختلفی داشته باشند (مانند ReLU، Sigmoid، Tanh) و تأثیر زیادی در عملکرد شبکه دارند.

۶. **آموزش و الگوریتم‌های به‌روزرسانی وزن‌ها** (Learning and Weight Update Algorithms):

- الگوریتم‌های آموزش مانند پس انتشار خطا (Back-propagation) و الگوریتم‌های به‌روزرسانی وزن‌ها مانند گرادیان نزولی (Gradient Descent) برای بهینه‌سازی وزن‌ها در طول فرآیند یادگیری استفاده می‌شوند.

۷. **نرخ یادگیری** (Learning Rate):

- نرخ یادگیری پارامتری است که تعیین می‌کند در هر مرحله از یادگیری، وزن‌ها چقدر تغییر کنند. این مقدار باید به دقت تنظیم شود تا فرآیند یادگیری بهینه شود.

۸. **بایاس** (Bias):

- بایاس به عنوان یک ورودی اضافی در شبکه عصبی عمل می‌کند که به هر نورون اضافه می‌شود تا مدل انعطاف‌پذیرتر شود و به تنظیمات دقیق‌تری دست یابد. این عوامل به‌طور کلی مشخص‌کننده عملکرد و توانایی شبکه عصبی در یادگیری و پیش‌بینی هستند. تنظیم مناسب این پارامترها برای بهینه‌سازی عملکرد شبکه ضروری است. از دیدگاهی دیگر، هر شبکه عصبی به‌وسیله سه عامل مشخص می‌شود:

- الگویی که ارتباط‌دهنده نرون‌هاست (معماری)[1].
- روشی که در آن نحوه وزن‌دهی خطوط ارتباطی مشخص می‌شود (الگوریتم یادگیری).
- تابع فعالیت (Fausett, 1994).

1. Architecture

۴-۱-۲- معماری شبکه عصبی

به الگویی که ارتباط‌دهنده نرون‌ها می‌باشد، معماری شبکه‌های عصبی می‌گویند (Fausett, 1994). شبکه‌های عصبی مصنوعی براساس معماری (توپولوژی) به دو گروه شبکه‌های بازخور و پیش خور تقسیم می‌شوند.

- **شبکه‌های عصبی پیش خور** (Feed-Forward Neural Networks)

در این نوع شبکه، نرون‌ها در لایه‌های متوالی قرار گرفته‌اند و ارتباط یک طرفه است و زمانی که یک الگوی ورودی به شبکه اعمال می‌شود، اولین لایه مقدار خروجی‌اش را محاسبه کرده و در اختیار لایه بعدی قرار می‌دهد. لایه بعدی این مقادیر را به عنوان ورودی دریافت کرده و مقادیر خروجی‌اش را به لایه بعدی منتقل می‌کند. در این نوع شبکه‌ها، هیچ حلقه بازخوری وجود ندارد، یعنی خروجی هر لایه نمی‌تواند در همان لایه تأثیر بگذارد. این شبکه‌ها را به‌طور گسترده در تشخیص الگوها به کار می‌برد. از مهم‌ترین انواع این شبکه‌ها، شبکه پرسپترون یک لایه و چندلایه می‌باشد (Fausett, 1994).

- **شبکه‌های عصبی بازخور** (Feed-Back Neural Networks)

در این نوع شبکه‌ها، نرون‌های لایه‌های بالاتر به لایه‌های پایین‌تر سیگنال منتقل می‌کنند. شبکه‌های بازخور از توانایی بالقوه بیشتری نسبت به پیش خور برخوردارند و بهتر می‌توانند رفتار مربوط به ویژگی‌های زمانی سیستم‌ها را نشان دهند. معروف‌ترین این شبکه‌ها، شبکه‌هاپفیلد و شبکه‌های خود سازمانده می‌باشد (Picton, 2000).

۲-۱-۵- تعریف نکول

یکی از نکات و مسائل اساسی در ساخت یک مدل رتبه‌بندی اعتباری تعریف نکول (قصور) است که مدل براساس آن شکل می‌گیرد. با توجه به اهمیت موضوع، کمیته بال، تعاریف زیر را برای نکول ارائه می‌دهد. نکول به حالتی اطلاق می‌شود که برای بدهکار یک یا بیشتر از یکی از حوادث زیر اتفاق افتاده باشد (Basel committee, 2001)

در توانایی بدهکار برای پرداخت تعهداتش شامل اصل، بهره یا کارمزد تردید وجود دارد.

مدیریت شهری
فصلنامه علمی پژوهشی
مدیریت شهری و روستایی
شماره ۸۰ . پاییز ۱۴۰۴
Urban managment
No.80 Autumn 2025

[Downloaded from ijurm.imo.org.ir on 2026-11-02]

بدهکار بیش از ۹۰ روز از هرگونه تعهد اعتباری خویش سپری کرده باشد.

بدهکار با تشکیل پرونده اعلام ورشکستگی کرده باشد.

۲-۲- پیشینه پژوهش

۲-۲-۱- مطالعات داخلی

در این قسمت به بررسی برخی از این مطالعات انجام شده در ایران می‌پردازیم.

- **عابدی** (۱۴۰۰)، در این پژوهش، هدف اصلی توسعه یک مدل ترکیبی از شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم ژنتیک برای رتبه‌بندی اعتباری مشتریان بانک بود. این تحقیق بر روی بانک ملی شعبه مرکزی ایلام متمرکز شد و داده‌های مربوط به ۱۰۸ مشتری حقیقی و حقوقی جمع‌آوری گردید. مدل پیشنهادی با شناسایی دقیق متغیرهای تأثیرگذار، فرآیند رتبه‌بندی را با دقت بالای ۹۳.۶۴٪ انجام داد. یافته‌های این تحقیق نشان می‌دهد که استفاده از الگوریتم ژنتیک در بهینه‌سازی وزن‌های شبکه عصبی، توانایی مدل در پیش‌بینی و ارزیابی ریسک اعتباری را به‌طور قابل‌توجهی افزایش می‌دهد. این مدل به عنوان ابزاری کارآمد برای کاهش ریسک اعتباری در بانک‌ها و مؤسسات مالی پیشنهاد شده است.
- **نوروزی و امیری** (۱۴۰۰)، این تحقیق به بررسی و مقایسه عملکرد چهار مدل شبکه عصبی شامل پرسپترون چندلایه (MLP)، ترکیبی از خبرگان (MOE)، تابع پایه شعاعی (RBF) و کوانتیزه‌سازی برداری یادگیرنده (LVQ) در رتبه‌بندی اعتباری مشتریان حقیقی پرداخت. مطالعه در یکی از بانک‌های خصوصی ایران انجام شد و برای آموزش و ارزیابی مدل‌ها از داده‌های اعتباری مشتریان استفاده گردید. نتایج تحقیق نشان داد که مدل MOE در ترکیب اطلاعات ورودی و پیش‌بینی رتبه اعتباری مشتریان دقت بالاتری نسبت به سایر مدل‌ها دارد. در مقابل، مدل LVQ با وجود ساختار ساده‌تر، عملکرد قابل‌قبولی نشان نداد. این مطالعه پیشنهاد می‌کند که ترکیب مدل‌های یادگیری ماشین و شبکه‌های عصبی می‌تواند به بهبود تصمیمات اعتباری کمک کند.
- **صالحی و دیگران** (۱۴۰۲)، این مطالعه با هدف توسعه یک مدل هوشمند برای پیش‌بینی ریزش مشتریان در مؤسسات مالی انجام شد. مدل پیشنهادی از شبکه عصبی پرسپترون چندلایه (MLP) استفاده کرد و داده‌های ۵۰ هزار مشتری از یک مؤسسه مالی پیشرو در نیجریه مورد تحلیل قرار گرفت. مدل با بررسی رفتار مشتریان و تحلیل اطلاعات تاریخی آن‌ها توانست با دقت ۹۷.۵۳٪ مشتریانی که احتمال ریزش داشتند را شناسایی کند. این تحقیق همچنین نشان داد که استفاده از مدل‌های یادگیری عمیق می‌تواند به شکل مؤثری الگوهای رفتاری مشتریان را شناسایی کرده و با ارائه اطلاعات به مدیران مالی، ریسک ناشی از کاهش مشتریان را کاهش دهد.
- **کریمی، شریفی و دیگران** (۱۴۰۳)، در این تحقیق، هدف طراحی سیستمی برای پیش‌بینی ریسک اعتباری مشتریان حقیقی و حقوقی بود. داده‌های مورد استفاده شامل اطلاعات ۴۰۰ مشتری حقیقی و ۷۵۰۰ مشتری حقوقی از یک بانک بزرگ بود. در این تحقیق، سه روش مختلف شامل شبکه‌های عصبی، تابع احتمال بقا و ماشین بردار پشتیبان برای تحلیل و پیش‌بینی ریسک مورد استفاده قرار گرفت. نتایج نشان داد که مدل ماشین بردار پشتیبان، با ترکیب تابع احتمال بقا، دقت بیشتری نسبت به سایر مدل‌ها در پیش‌بینی ریسک اعتباری دارد. این تحقیق همچنین اهمیت داده‌های کیفی و استفاده از روش‌های پیشرفته برای بهبود مدیریت ریسک در بانک‌ها را مورد تأکید قرار داد.
- **آیتی** (۱۳۸۶). در مقاله‌ای با عنوان "مقایسه کارکرد مدل مبتنی بر روش لوجیت با روش درخت‌های طبقه‌بندی" اشاره نمود که در این مطالعه مقایسه کارکرد مدل مبتنی بر روش لوجیت با روش درخت‌های طبقه‌بندی رگرسیونی در فرایند اعتبار سنجی مشتریان حقیقی برای استفاده از تسهیلات بانک را مورد بررسی قرار داده است. آیتی علیرغم دقت بیشتر روش لوجیت، استفاده از روش‌های نا پارامتریک یا درخت‌های طبقه‌بندی را با توجه به ساختار داده‌ها و نقص اطلاعات در ایران بر روش‌های رگرسیونی لوجیت و پروبیت ترجیح می‌دهد و البته در صورتی که بتوان این نقص (کمبود اطلاعات) را برطرف نمود، بنابر نظر او روش‌های لوجیت و پروبیت دارای دقت بالاتری نسبت به سایر روش‌ها می‌باشد (آیتی، ۱۳۸۶).

[Downloaded from ijurm.imo.org.ir on 2026-11-02]

۲-۲-۲- مطالعات خارجی

در این قسمت برخی از این مطالعات را بررسی می‌نماییم.

- **چنگ و دیگران** (۲۰۲۴). در مقاله‌ای با عنوان، مدل هشدار اولیه ریسک اعتباری بانک‌های تجاری مبتنی بر الگوریتم شبکه عصبی، بیان می‌دارند، این تحقیق بر توسعه مدلی برای پیش‌بینی ریسک اعتباری در بانک‌های تجاری با استفاده از شبکه‌های عصبی پرسپترون چندلایه (MLP) تمرکز دارد. در این مدل، داده‌های مربوط به معاملات گذشته مشتریان، رفتارهای مالی و شاخص‌های اقتصادی به کار گرفته شده تا با دقت بالا مشتریانی که احتمال نکول دارند شناسایی شوند. این تحقیق به‌ویژه برای استفاده در سیستم‌های بانکی کاربرد دارد که می‌خواهند پیش از ارائه تسهیلات، میزان ریسک را ارزیابی کنند.

- **براون و فورد** (۲۰۲۳). در مقاله‌ای با عنوان، ارزیابی ریسک اعتباری با استفاده از شبکه عصبی به همراه الگوریتم‌های بهینه‌سازی، بیان می‌دارند، در این تحقیق، براون و فورد از یک رویکرد ترکیبی برای ارزیابی ریسک اعتباری مشتریان استفاده کرده‌اند. این تحقیق از شبکه عصبی به همراه الگوریتم‌های بهینه‌سازی مانند الگوریتم‌های ژنتیک و بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO) برای شبیه‌سازی دقیق‌تر ریسک‌های اعتباری استفاده می‌کند. در این تحقیق همچنین بررسی می‌شود که چطور می‌توان به‌طور هم‌زمان از شبکه‌های عصبی برای پیش‌بینی و الگوریتم‌های بهینه‌سازی برای اصلاح نتایج به‌دست‌آمده از شبکه‌های عصبی بهره برد.

- **جانسون و فیشر** (۲۰۲۵). در مقاله‌ای با عنوان، بهبود مدل‌های پیش‌بینی ریسک اعتباری با استفاده از یادگیری عمیق، بیان می‌دارند، این تحقیق به بررسی استفاده از یادگیری عمیق برای پیش‌بینی ریسک اعتباری در بانک‌ها پرداخته است. جانسون و فیشر نشان می‌دهند که استفاده از مدل‌های یادگیری عمیق مانند شبکه‌های عصبی کانولوشنی (CNN) و شبکه‌های عصبی بازگشتی (RNN) می‌تواند دقت پیش‌بینی‌ها را نسبت به مدل‌های سنتی افزایش دهد. این تحقیق به‌ویژه در زمینه بانک‌های بزرگ و مؤسسات مالی که حجم زیادی از داده‌ها را دارند، مفید است.

- **آمودا و آدییمو** (۲۰۱۹). در مقاله‌ای با عنوان، پیش‌بینی ریزش مشتریان در مؤسسات مالی با استفاده از شبکه عصبی، بیان می‌دارند که این تحقیق به بررسی استفاده از شبکه‌های عصبی در پیش‌بینی ریزش مشتریان در مؤسسات مالی نیجریه پرداخته است. مدل پیشنهادی از یک شبکه عصبی پرسپترون چندلایه (MLP) استفاده می‌کند تا براساس ویژگی‌های مشتریان و رفتارهای پیشین، مشتریانی که احتمال ریزش بالایی دارند شناسایی شوند. این مدل با استفاده از داده‌های تاریخی مؤسسه و ویژگی‌های فردی مشتریان به پیش‌بینی چگونگی ترک مشتریان پرداخته و توانسته دقت بالایی را در شناسایی مشتریان در معرض ریزش ارائه دهد.

۳- روش‌شناسی پژوهش

تحقیق حاضر از نوع تحقیقات توصیفی است؛ چرا که مطابق تحقیقات توصیفی در بعد کاربردی، از نتایج این تحقیق در تصمیم‌گیری سیاست‌گذاری و برنامه‌ریزی که در قلمرو کار مدیریت قرار دارد استفاده می‌شود. همچنین با توجه به ماهیت مسأله مورد بررسی در این تحقیق، می‌توان تحقیق ارائه شده را، براساس نوع هدف تحقیق، در دسته‌بندی تحقیقات کاربردی قرار داد.

۳-۱- جامعه و نمونه آماری

جامعه آماری موردنظر در این تحقیق کلیه اشخاص حقیقی می‌باشند که بین سال‌های ۱۳۹۹ تا ۱۴۰۲ از تسهیلات بانک شهر به مبلغ ۵۰۰ تا ۱۰۰۰ میلیون ریال استفاده کرده‌اند را در برمی‌گیرد. براساس پرتفولیوی اعتباری بانک شهر، تسهیلات موردنظر در یکی از ۵ قالب عقود اسلامی مشارکت مدنی، مضاربه، فروش اقساطی، اجاره به‌شرط تملیک و جعاله پرداخت گردیده است. روش نمونه‌گیری بکار رفته در این تحقیق از نوع نمونه‌گیری هدف‌دار (قضاوتی است). در نمونه‌گیری هدف‌دار، به جای کسب اطلاعات از کسانی که در دسترس هستند لازم است اطلاعات را از افراد خاص بدست آوریم، یعنی افرادی که قادر خواهند بود اطلاعات مطلوب را ارائه دهند به این دلیل که یا آن‌ها تنها کسانی هستند که می‌توانند اطلاعات لازم را بدهند یا افرادی هستند که با معیار خاصی که پژوهشگر در نظر دارد، وفق دارند (سکاران، ۱۳۸۰).

۳-۲- مدل و متغیرهای تحقیق

متغیر وابسته این تحقیق نشان‌دهنده رتبه اعتباری متقاضی وام می‌باشد. بدین ترتیب که عدد (۱) نشان‌دهنده احتمال نکول مشتری می‌باشد و این مشتریان، در دسته مشتریان

مدیریت شهری
فصلنامه علمی پژوهشی
مدیریت شهری و روستایی
شماره ۸۰. پاییز ۱۴۰۴
Urban managment
No.80 Autumn 2025

[Downloaded from ijurm.imo.org.ir on 2026-11-02]

"بدحساب" قرار می‌گیرد و عدد (۰) نشان‌دهنده عدم نکول مشتری در بازپرداخت وام می‌باشد و این مشتریان به دسته مشتریان "خوش‌حساب" تعلق دارند. لازم به ذکر است، براساس دستورالعمل طبقه‌بندی دارایی‌های بانک‌ها و مؤسسات اعتباری صادره از بانک مرکزی ایران، در صورتی که میزان تأخیر مشتری در بازپرداخت بدهی از ۶ ماه تجاوز نماید، بدهی به مطالبات معوق منتقل شده و اقدامات حقوقی بانک برای وصول مطالبات شروع می‌گردد (دهقانی، ۱۳۸۸). لذا در این تحقیق، اگر از سررسید تسهیلات مشتری ۶ ماه گذشته باشد، این مشتری در ردیف مشتریان بدحساب قرار می‌گیرد.

در ادامه متغیرهای مستقل مورد بررسی در این تحقیق به شرح زیر تعریف می‌شوند.

۱- انواع وام[1]: مشتریان وام‌های خرد بانکی، در قالب یکی از انواع قراردادهای بانکی زیر از تسهیلات بانک استفاده می‌کنند:

- تسهیلات مشارکت مدنی عمدتاً برای ساخت‌وساز مسکن شخصی یا مشارکت در پروژه‌های کوچک پرداخت می‌گردد.
- تسهیلات مضاربه عمدتاً برای خریدوفروش کالا برای بازرگانان یا بازاریان در سطح خرد پرداخت می‌گردد.
- تسهیلات فروش اقساطی بیشتر برای تأمین سرمایه در گردش تولیدکنندگان خرد یا فروش اقساطی مسکن شخصی مورد استفاده می‌باشد
- تسهیلات اجاره به‌شرط تملیک عمدتاً برای خرید منزل شخصی برای افراد مورد استفاده می‌باشد.
- تسهیلات جعاله معمولاً برای نیازهای شخصی، تعمیر مسکن یا انجام کارهای ضروری مورد استفاده قرار می‌گیرد (دهقانی، ۱۳۸۸).

۲- متوسط موجودی حساب‌های بانکی[2]: متوسط موجودی حساب‌های متقاضی تسهیلات در طول یک دوره می‌تواند تأثیر مهمی در بررسی وضعیت مالی او داشته باشد. اگر یک مشتری عملکرد مالی خود را در بانک متمرکز نماید این حجم متوسط موجودی حساب‌ها می‌تواند به عنوان یک ویژگی مثبت توان مالی او را نشان دهد. احتمالاً اگر میزان متوسط موجودی حساب‌های مشتری بالاتر باشد توان بازپرداخت او نیز بیشتر خواهد بود. در این تحقیق متوسط موجودی حساب‌های متقاضی وام در ۳ ماه اخیر مورد بررسی قرار گرفته شده است و واحد اندازه‌گیری آن میلیون ریال می‌باشد.

۳- تعداد وام‌ها اخذ شده[3]: تعداد وام‌هایی که در طول دوره آشنایی مشتری با بانک شهر استفاده شده نیز در ارزیابی احتمال نکول مشتری تأثیر زیادی دارد. بدین‌صورت که هر چه تعداد وام‌های استفاده شده و بازپرداخت شده مشتری از بانک بیشتر باشد احتمال نکول او کمتر می‌شود. خیلی از مشتریان ممکن است به دلیل خوش‌حسابی چند وام داشته باشند. واحد اندازه‌گیری این متغیر عدد می‌باشد.

۴- نوع وثیقه[4]: نوع وثیقه‌ای که مشتری به عنوان پشتوانه وام‌های خود در اختیار بانک شهر قرار می‌دهد تا حد زیادی می‌تواند در نحوه پرداخت او مؤثر باشد. به نظر می‌رسد در صورتی که مشتری وثایق مطمئن و سهلال‌بیع‌تری به بانک معرفی نماید احتمال نکول در بازپرداخت وام کمتر می‌گردد. در این تحقیق انواع وثیقه‌های مورد قبول بانک شهر شامل انواع سپرده، سفته و ملک می‌باشد.

۵- ارزش وثیقه: ارزش وثیقه دارای اهمیت زیادی در بررسی تخصیص وام و احتمال نکول مشتریان می‌باشد. واحد اندازه‌گیری این متغیر، میلیون ریال می‌باشد.

۶- وضعیت تأهل[5]: وضعیت تأهل شخص می‌تواند در مسئولیت‌پذیری و قابل‌اعتماد بودن فرد تأثیر قابل‌توجهی داشته باشد.

۷- وضعیت مسکن[6]: این متغیر وضعیت سکونت متقاضی وام را نشان می‌دهد که آیا متقاضی مالک مسکن می‌باشد یا مستأجر است و یا اینکه به همراه والدین خود زندگی می‌کند. در صورتی که شخص مالک مسکن باشد، این موضوع می‌تواند توان مالی و قدرت بازپرداخت وی را نشان می‌دهد. همچنین اگر محل سکونت وی استیجاری باشد نشان‌دهنده این است که متقاضی وام، هزینه‌هایی را بابت اجاره پرداخت می‌نماید که این هزینه‌ها ممکن است بر احتمال نکول شخص تأثیر داشت باشد. پس با توجه به موارد ذکر شده انواع وضعیت سکونت شامل: مالک مسکن، مسکن استیجاری و مسکن والدین.

1. Loan types
2. Average balance account
3. Number of loans
4. Kind of Guarantee
5. Marital status
6. Housing

[Downloaded from ijurm.imo.org.ir on 2026-11-02]

۸- جنسیت[1]: جنسیت متقاضی نیز می‌تواند در احتمال نکول مشتریان تأثیرگذار باشد.

۹- سن[2]: سن متقاضی می‌تواند در توان بازپرداخت وام و احتمال نکول مشتریان تأثیرگذار باشد. واحد اندازه‌گیری این متغیر سال می‌باشد.

۱۰- سابقه کار[3]: منظور از این متغیر، تعداد سال‌هایی می‌باشد که متقاضی وام در شغل فعلی خود مشغول به کار می‌باشد. هرچه میزان توقف فرد در شغل خود بیشتر باشد، ثبات شغلی وی بیشتر شده و این امنیت شغلی باعث می‌شود که بانک چشم‌انداز روشن‌تری از توان بازپرداخت وام متقاضی داشته باشد. لازم به ذکر است با توجه به اینکه در پرونده‌های اعتباری مورد بررسی مشتریان، فقط سابقه بیمه آن‌ها موجود بود، لذا در این تحقیق از سابقه بیمه مشتریان برای اندازه‌گیری این متغیر استفاده شده است و واحد اندازه‌گیری آن سال می‌باشد.

۱۱- نوع شغل: نوع شغل نیز می‌تواند در توان بازپرداخت وام تأثیر مهمی داشته باشد. در این تحقیق انواع مشاغلی که مورد بررسی قرار گرفته است شامل انواع زیر می‌باشد:

- مدیران مؤسسات و متخصصین
- کارمند سازمان‌های دولتی و بخش خصوصی
- مشاغل آزاد – تولیدکنندگان
- مشاغل آزاد – بازرگانان و بازاریان
- مشاغل آزاد – سازندگان مسکن
- مشاغل آزاد – هنرمندان و صاحبان حرف
- بازنشستگان

۱۲- تحصیلات[4]: سطح تحصیلات نیز می‌تواند در توان بازپرداخت تسهیلات تأثیرگذار باشد، در این تحقیق سطوح تحصیلی متقاضیان وام به ۴ دسته تقسیم شده‌اند که شامل دسته‌بندی زیر می‌شود:

- کم‌سواد و بی‌سواد
- سیکل
- دیپلم
- کارشناسی
- کارشناسی ارشد و بالاتر

۱۳- درآمد ماهانه[5]: بدیهی است که میزان درآمد ماهانه افراد نیز از شاخص‌های بسیار مهمی می‌باشد که در توان بازپرداخت وام تأثیر زیادی دارد. واحد اندازه‌گیری این متغیر در این تحقیق میلیون ریال می‌باشد.

۱۴- مبلغ وام[6]: میزان وامی که متقاضی وام درخواست نموده است نیز در احتمال نکول وی تأثیرگذار است. واحد اندازه‌گیری این متغیر در این تحقیق میلیون ریال می‌باشد

۱۵- زمان ارتباط با بانک: می‌توان گفت هر چه مشتری زمان طولانی‌تری با بانک در ارتباط باشد و فعالیت بانکی و اعتباری خود را بیشتر نماید، به دلیل شناخت بیشتر، احتمال نکول وی کمتر می‌شود. واحد اندازه‌گیری این متغیر سال می‌باشد.

۳-۳- معماری شبکه عصبی پیشنهادی در این تحقیق

در این تحقیق برای آموزش شبکه عصبی از تابع فعال‌سازی TrainGDX استفاده می‌شود، این تابع از الگوریتم پس انتشار خطا برای یادگیری استفاده می‌کند و از مزایای آن برای انتخاب در این تحقیق، استفاده از نرخ یادگیری و ضریب گشتاور در آموزش شبکه عصبی می‌باشد. با اجرای کدهای نوشته شده در برنامه، صفحه‌ای باز می‌شود که در آن اطلاعات روند آموزش شبکه عصبی موجود است. در قسمت بالای این صفحه، معماری شبکه عصبی ترسیم شده است؛ همان‌طور که پیداست شبکه دارای یک لایه پنهان و یک لایه خروجی می‌باشد و لایه ورودی به دلیل اینکه در آن پردازشی صورت نمی‌گیرد، همچنین از تابع سیگموئید برای محاسبه خروجی لایه پنهان و خروجی لایه آخر استفاده می‌شود.

در قسمت روند آموزش (Progress) نیز می‌توان تعداد مراحل آموزش (Epochs)، خطای میانگین مربعات (Performance)، روند افزایش و یا کاهش مقادیر گرادیان وزنی (Gradient) و تعداد مینیمم‌های تابع اعتبارسنجی را مشاهده کرد. لازم به ذکر است، برای توقف آموزش، نیاز

1. Gender
2. Age
3. Years working at the current company
4. Education Level
5. Monthly income
6. Loan amount

مدیریت شهری
فصلنامه علمی پژوهشی
مدیریت شهری و روستایی
شماره ۸۰ . پاییز ۱۴۰۴
Urban managment
No.80 Autumn 2025

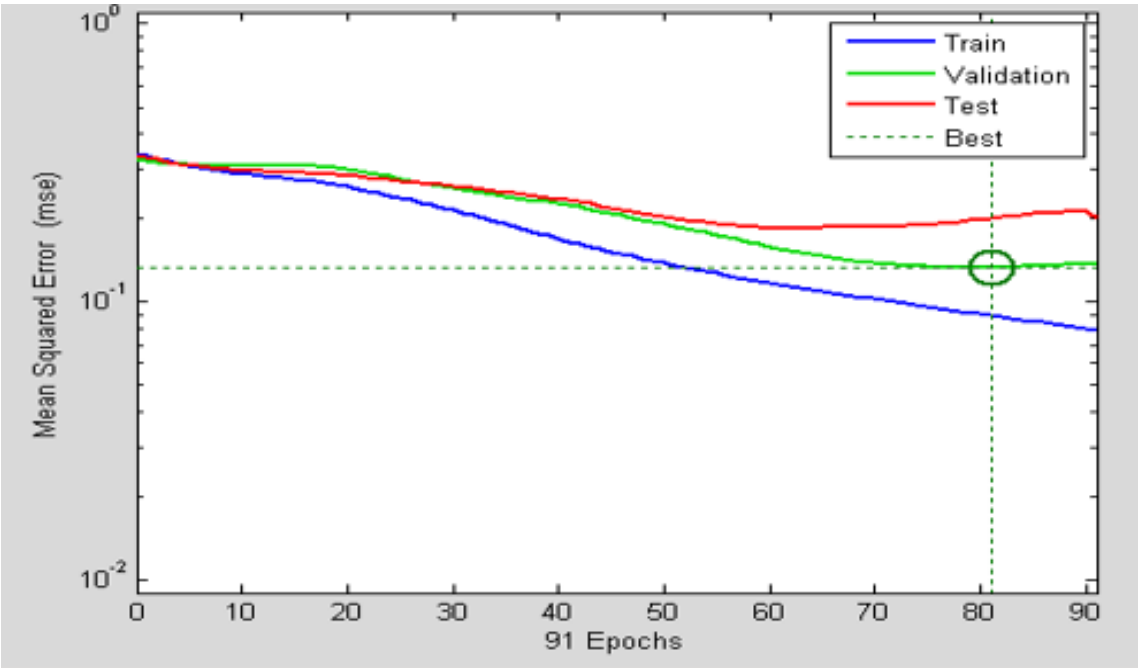
[Downloaded from ijurm.imo.org.ir on 2026-11-02]

است شرایطی تعیین شوند که از جمله آن‌ها می‌توان به تعداد دوره‌های آموزش، گرادیان وزنی، تعداد نقاط مینیمم در منحنی اعتبارسنجی و یا میزان خطای مطلوب اشاره کرد که همان‌طور که در قسمت Process این شکل پیداست، هرکدام از این مقادیر که به حد نهایی خود برسند، آموزش شبکه متوقف می‌شود.

برای مدل‌سازی رتبه‌بندی اعتباری مشتریان بانک شهر معرفی شد، دارای ۱۵ نرون در لایه ورودی، ۱ نرون در لایه خروجی می‌باشد و تعداد نرون‌های لایه پنهان به صورت سعی و خطا از بین ۲۸ تا ۳۲ نرون انتخاب می‌شوند. در این مرحله هر بار یکی از اعداد ۲۸ تا ۳۲ به عنوان تعداد نرون‌های لایه پنهان انتخاب می‌شود و شبکه با آن معماری آموزش داده می‌شود. سپس با مقایسه‌ای که بین خروجی مطلوب و خروجی واقعی شبکه داده می‌شود، دقت معماری شبکه‌های عصبی بدست می‌آید و درنهایت معماری شبکه عصبی با بالاترین دقت، به عنوان معماری انتخابی در این مرحله معرفی می‌شود. برای آموزش مدل‌های مختلف در این مرحله، برای هرکدام از ۵ معماری شبکه عصبی موردنظر، پارامترهای نرخ یادگیری و ضریب گشتاور به ترتیب ۰/۰۱ و ۰/۹ در نظر گرفته می‌شود و اوزان اولیه به صورت تصادفی انتخاب می‌شوند.

۳-۳-۱- خروجی شبکه عصبی با معماری ۱-۲۸-۱۵:

در این مدل، تعداد نرون‌های لایه پنهان ۲۸ عدد انتخاب شده است. با توجه به داده‌های خروجی تست و مقایسه آن با خروجی حقیقی این داده‌ها، میزان دقت شبکه در رتبه‌بندی اعتباری مشتریان، ۸۰ درصد محاسبه شده است. شکل (۱) کارایی مدل را به ازای داده‌های آموزش، اعتبارسنجی و تست نمایش می‌دهد. همان‌طور که از این نمودار پیداست، نقطه توقف آموزش شبکه عصبی با توجه به نقطه مینیمم خطای منحنی اعتبارسنجی می‌باشد.

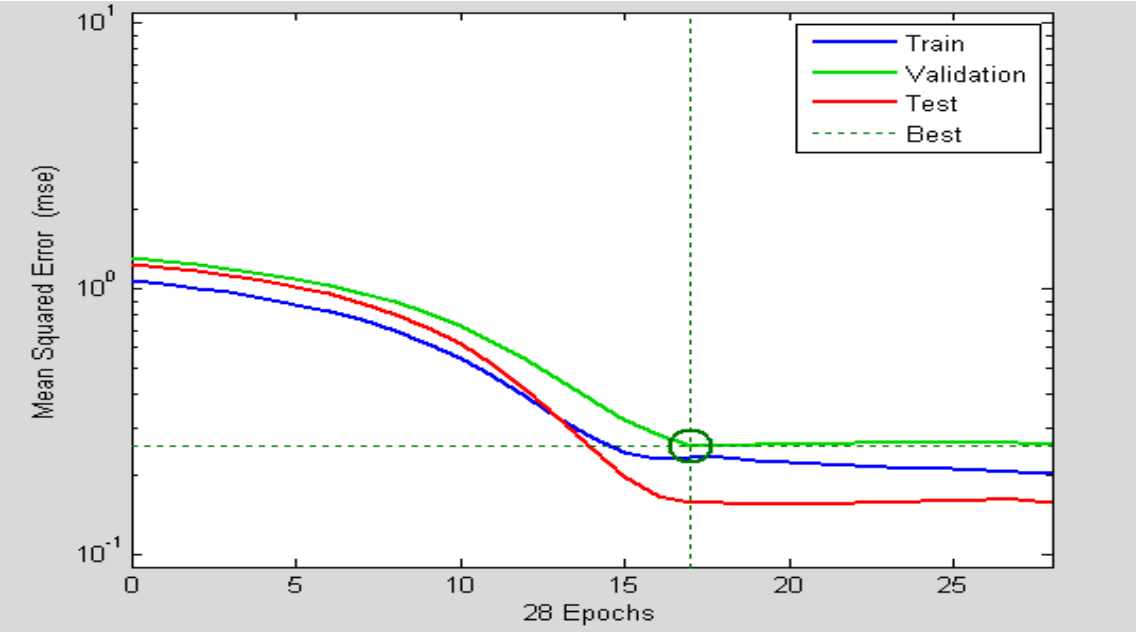


شکل (۱) کارایی مدل به ازای داده‌های آموزش، اعتبارسنجی و تست نمایش برای معماری ۱-۲۸-۱۵ (منبع: یافته‌های تحقیق)

۳-۳-۲- خروجی شبکه عصبی با معماری ۱-۲۹-۱۵:

در این مدل، تعداد نرون‌های لایه پنهان ۲۹ عدد انتخاب شده است. با توجه به داده‌های خروجی تست و مقایسه آن با خروجی حقیقی این داده‌ها، میزان دقت شبکه در رتبه‌بندی اعتباری مشتریان، ۷۵ درصد محاسبه شده است. شکل (۲) کارایی مدل را به ازای داده‌های آموزش، اعتبارسنجی و تست نمایش می‌دهد. همان‌طور که از این نمودار پیداست، نقطه توقف آموزش شبکه عصبی با توجه به نقطه مینیمم خطای منحنی اعتبارسنجی می‌باشد.

[Downloaded from ijurm.imo.org.ir on 2026-11-02]

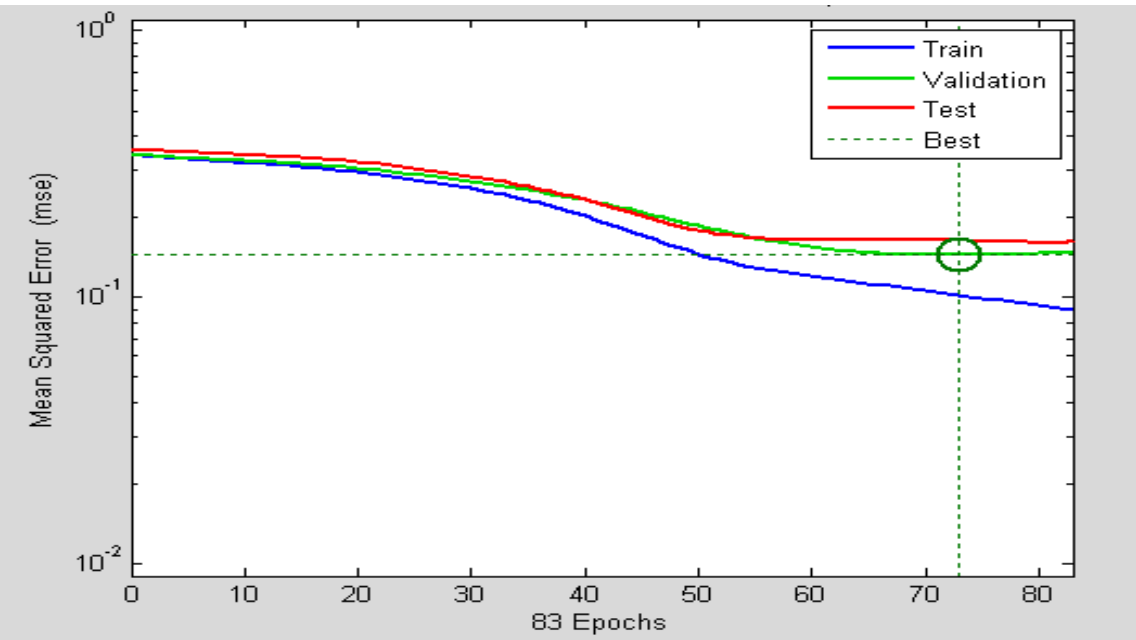


شکل (۲) کارایی مدل به ازای داده‌های آموزش، اعتبارسنجی و تست نمایش برای معماری ۱۵-۲۹-۱ (منبع: یافته‌های تحقیق)

مدیریت شهری
فصلنامه علمی پژوهشی
مدیریت شهری و روستایی
شماره ۸۰ . پاییز ۱۴۰۴
Urban managment
No.80 Autumn 2025

۳-۳-۳- خروجی شبکه عصبی با معماری ۱-۳۰-۱۵:

در این مدل، تعداد نرون‌های لایه پنهان ۳۰ عدد انتخاب شده است. با توجه به داده‌های خروجی تست و مقایسه آن با خروجی حقیقی این داده‌ها، میزان دقت شبکه در رتبه‌بندی اعتباری مشتریان، ۵/۷۸ درصد محاسبه شده است. شکل (۳) کارایی مدل را به ازای داده‌های آموزش، اعتبارسنجی و تست نمایش می‌دهد. همان‌طور که از این نمودار پیداست، نقطه توقف آموزش شبکه عصبی با توجه به نقطه مینیمم خطای منحنی اعتبارسنجی می‌باشد.

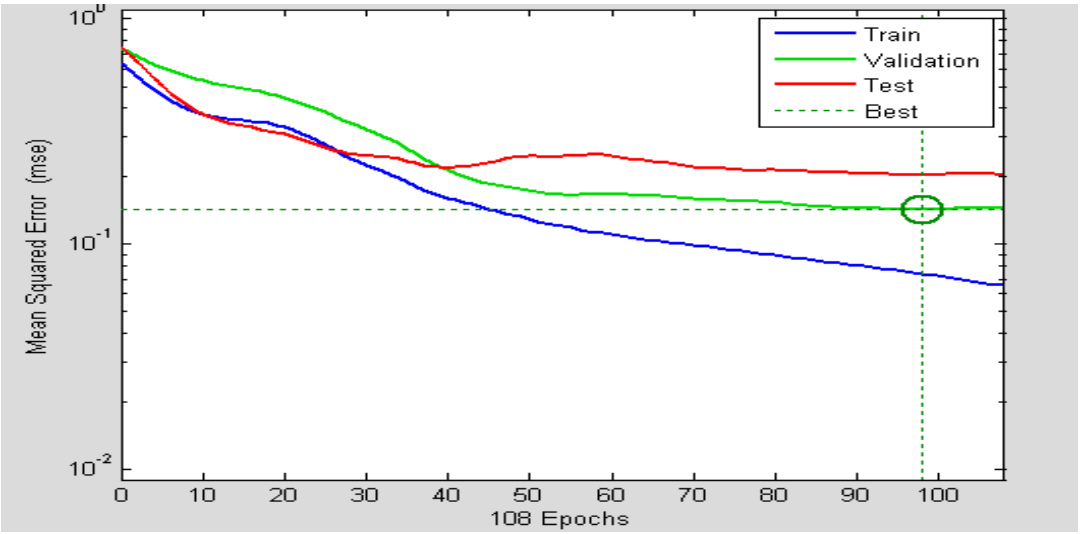


شکل (۳) کارایی مدل به ازای داده‌های آموزش، اعتبارسنجی و تست نمایش برای معماری ۱۵-۳۰-۱ (منبع: یافته‌های تحقیق)

[Downloaded from ijurm.imo.org.ir on 2026-11-02]

۳-۳-۴- خروجی شبکه عصبی با معماری ۱-۳۱-۱۵:

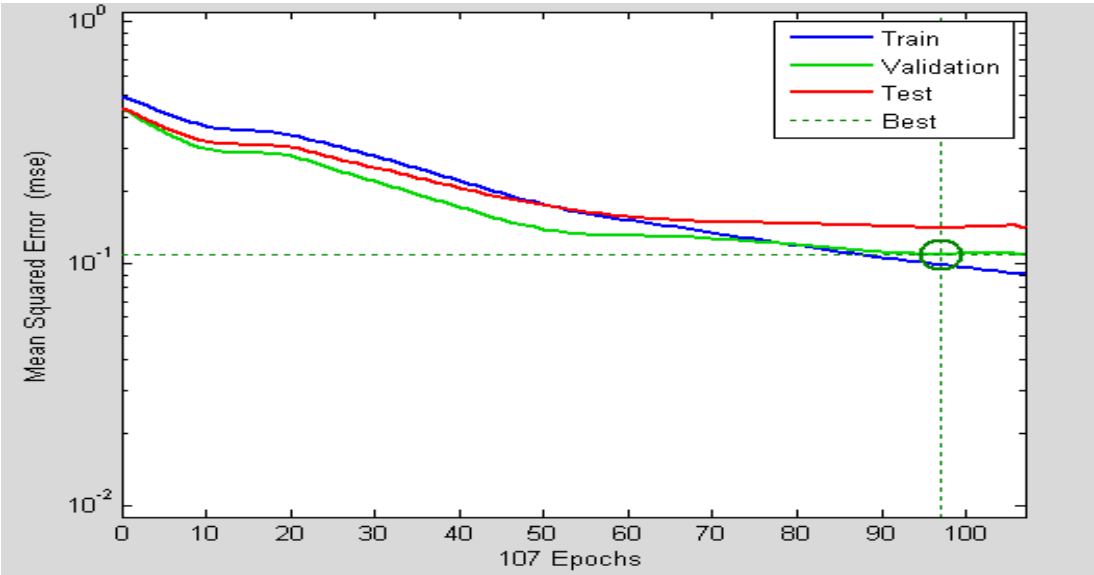
در این مدل، تعداد نرون‌های لایه پنهان ۳۱ عدد انتخاب شده است. با توجه به داده‌های خروجی تست و مقایسه آن با خروجی حقیقی این داده‌ها، میزان دقت شبکه در رتبه‌بندی اعتباری مشتریان، ۷۳ درصد محاسبه شده است. شکل (۴) کارایی مدل را به ازای داده‌های آموزش، اعتبارسنجی و تست نمایش می‌دهد. همان‌طور که از این نمودار پیداست، نقطه توقف آموزش شبکه عصبی با توجه به نقطه مینیمم خطای منحنی اعتبارسنجی می‌باشد.



شکل (۴) کارایی مدل به ازای داده‌های آموزش، اعتبارسنجی و تست نمایش برای معماری ۱۵-۳۱-۱(منبع: یافته‌های تحقیق)

۳-۳-۵- خروجی شبکه عصبی با معماری ۱۵-۳۲-۱:

در این مدل، تعداد نرون‌های لایه پنهان ۳۲ عدد انتخاب شده است. با توجه به داده‌های خروجی تست و مقایسه آن با خروجی حقیقی این داده‌ها، میزان دقت شبکه در رتبه‌بندی اعتباری مشتریان، ۷۷/۵ درصد محاسبه شده است. شکل (۵) کارایی مدل را به ازای داده‌های آموزش، اعتبارسنجی و تست نمایش می‌دهد. همان‌طور که از این نمودار پیداست، نقطه توقف آموزش شبکه عصبی با توجه به نقطه مینیمم خطای منحنی اعتبارسنجی می‌باشد.



شکل (۵) کارایی مدل به ازای داده‌های آموزش، اعتبارسنجی و تست نمایش برای معماری ۱۵-۳۲-۱ (منبع: یافته‌های تحقیق)

[Downloaded from ijurm.imo.org.ir on 2026-11-02]

۴- یافته‌های تحقیق

۴-۱- انتخاب معماری شبکه عصبی

با توجه به دقت خروجی هر یک از مدل‌های مورد آزمایش، نتایج آن‌ها را می‌توان در جدول (۶)، خلاصه کرد. چنانچه در این جدول پیداست، شبکه پس انتشار با تعداد ۲۸ نرون در لایه پنهان، با دقت ۸۰ درصد، در بین مدل‌های مورد بررسی، دارای بالاترین قدرت تشخیص در رتبه‌بندی اعتباری مشتریان بانک می‌باشد.

جدول (۶). نتایج دقت خروجی معماری شبکه‌های عصبی مورد بررسی

معماری شبکه	دقت مدل
۱-۲۸-۱۵*	٪۸۰
۱-۲۹-۱۵	٪۷۵
۱-۳۰-۱۵	٪۷۸/۵
۱-۳۱-۱۵	٪۷۳
۱-۳۲-۱۵	٪۷۷/۵

۴-۲- تعیین پارامترهای شبکه عصبی

با توجه به بررسی‌های انجام شده، شبکه پس انتشار خطا با تعداد ۲۸ نرون در لایه پنهان با بیشترین دقت در بین مدل‌های مورد بررسی برای رتبه‌بندی اعتباری مشتریان بانک انتخاب شد. حال لازم است به تعیین دقیق پارامترهای شبکه عصبی، برای آموزش آن بپردازیم. برای این کار محدوده‌ای برای نرخ یادگیری و ضریب گشتاور در نظر می‌گیریم و هر بار با تغییر یکی از این پارامترها، دقت شبکه عصبی را ثبت کرده و با یکدیگر مقایسه می‌کنیم. برای نرخ یادگیری هر بار یکی از اعداد ۰/۰۱، ۰/۰۵، ۰/۱، ۰/۲، ۰/۳ و ۰/۴ مورد بررسی قرار گرفت. برای گشتاور نیز مقادیر ۰/۸، ۰/۹ و ۰/۹۹ در نظر گرفته شد. نتایج این بررسی‌ها در جدول (۷) آمده است. همان‌طور که از این جدول پیداست، بهترین مقادیر انتخابی برای ضریب گشتاور و نرخ یادگیری به ترتیب ۰/۸ و ۰/۴ می‌باشد.

با توجه به بررسی‌های انجام شده، شبکه پس انتشار خطا با تعداد ۲۸ نرون در لایه پنهان با بیشترین دقت در بین مدل‌های مورد بررسی برای رتبه‌بندی اعتباری مشتریان بانک انتخاب شد. حال لازم است به تعیین دقیق پارامترهای شبکه عصبی، برای آموزش آن بپردازیم. برای این کار محدوده‌ای برای نرخ یادگیری و ضریب گشتاور در نظر می‌گیریم و هر بار با تغییر یکی از این پارامترها، دقت شبکه عصبی را ثبت کرده و با یکدیگر مقایسه می‌کنیم. برای نرخ یادگیری هر بار یکی از اعداد ۰/۰۱، ۰/۰۵، ۰/۱، ۰/۲، ۰/۳ و ۰/۴ مورد بررسی قرار گرفت. برای گشتاور نیز مقادیر ۰/۸، ۰/۹ و ۰/۹۹ در نظر گرفته شد. نتایج این بررسی‌ها در جدول ۴-۲ آمده است. همان‌طور که از این جدول پیداست، بهترین مقادیر انتخابی برای ضریب گشتاور و نرخ یادگیری به ترتیب ۰/۸ و ۰/۴ می‌باشد.

جدول (۷). میزان دقت شبکه عصبی انتخابی براساس پارامترهای مختلف (منبع: یافته‌های تحقیق)

نرخ یادگیری	ضریب گشتاور		
	۰/۸	۰/۹	۰/۹۹
۰/۰۱	۷۹/۶	۷۵	۶۴/۳
۰/۰۵	۷۸	۸۰	۷۷/۶
۰/۱	۷۸/۶	۸۰/۳	۷۷/۳
۰/۲	۷۷/۳	۸۰	۷۸/۶
۰/۳	۸۱/۳	۷۹/۳	۷۲
۰/۴	۸۲/۶*	۷۹	۷۹/۶

۵- نتیجه‌گیری و پیشنهادات

۵-۱- نتیجه

با توجه به بررسی‌های انجام شده می‌توان گفت شبکه عصبی با معماری ۱۵ نرون در لایه ورودی، ۲۸ نرون در لایه پنهان و ۱ نرون در لایه خروجی می‌تواند تقریب زننده خوبی برای رتبه‌بندی اعتباری مشتریان حقیقی بانک‌ها لحاظ شود. همچنین نتایج مورد بررسی حاکی از این امر است که با ضریب گشتاور ۸/۰ و نرخ یادگیری ۴/۰ می‌توان شبکه عصبی را با دقت بهتری آموزش داد. با توجه به مشاهدات تحقیق و خروجی شبکه‌های عصبی می‌توان گفت، مدل انتخابی با تقریب خوبی قادر به رتبه‌بندی اعتباری مشتریان بانک‌ها می‌باشد.

۵-۲- پیشنهادها

یکی از موضوعاتی که در مدیریت هر سازمان بر آن تأکید می‌شود، سیستم‌های اطلاعات مدیریت می‌باشد. در شرایط رقابتی و حساس امروز سازمان‌هایی قادر به ادامه فعالیت خود می‌باشند که از اطلاعات و تجربیات خود به‌خوبی استفاده نمایند و بازخور مناسبی دریافت نمایند. تنها در صورتی می‌توان بر

مدیریت شهری
فصلنامه علمی پژوهشی
مدیریت شهری و روستایی
شماره ۸۰. پاییز ۱۴۰۴
Urban managment
No.80 Autumn 2025

[Downloaded from ijurm.imo.org.ir on 2026-11-02]

این مهم تحقق یافت که سیستم مدیریت پایگاه داده مناسبی در سازمان وجود داشته باشد و اطلاعات در آن به راحتی قابل دسترسی باشد و قابلیت به روز شدن و دریافت گزارشات خاص را داشته باشد. با توجه به عدم وجود پایگاه داده مناسب و ثبت و بروز کردن اطلاعات مشتریان در سیستم بانکی کشور، وجود چنین سیستمی در امر مدیریت اعتبارات بانک‌ها از مسائل حیاتی می‌باشد که بانک‌ها و مؤسسات مالی باید برای رشد و پیشرفت خود به آن توجه زیادی نمایند.

استفاده از مدل مناسب و دقیق برای رتبه‌بندی اعتباری مشتریان بانک‌ها و مؤسسات اعتباری امری ضروری محسوب می‌شود که با توجه به توصیه کمیته بال در این زمینه، بهتر است بانک‌ها برای رتبه‌بندی اعتباری مشتریان خود به یک روش بسنده نکنند و روش‌ها و مدل‌های مختلفی را برای این امر به کار برند.

با توجه به کمبود دانش افراد در زمینه مدیریت ریسک و به‌ویژه مدیریت ریسک اعتباری، آموزش افراد و کارکنان بانکی در این زمینه یکی از ضروریات می‌باشد.

بانک‌ها چگونگی و کیفیت بازپرداخت تسهیلات توسط مشتریان را در سیستم نرم‌افزاری ثبت و ضبط نمایند تا آگاهی از نحوه بازپرداخت‌های قبلی در زمان اعطای تسهیلات جدید به راحتی میسر و قابل استفاده باشد.

بانک‌ها موظف گردند تا بدهی سررسید گذشته و معوق مشتریان را در مقاطع زمانی خاص به بانک مرکزی ارسال نمایند تا این اطلاعات به راحتی برای شبکه بانکی و مؤسسات اعتباری قابل استفاده باشد.

تمهیدات لازم برای ایجاد مؤسسات رتبه‌بندی خارجی لحاظ شود و زمینه مناسب برای افزایش کیفیت خدمات اعتباری در یک بازار رقابتی فراهم گردد.

بانک مرکزی در خصوص تأکید، تشویق و نظارت بر بانک‌ها برای برقراری سیستم رتبه‌بندی اعتباری مشتریان برنامه‌ریزی نماید و ایجاد بانک اطلاعات یکپارچه رتبه‌بندی اعتباری را مورد توجه قرار دهد.

از پیشنهاداتی که برای علاقمندان به تحقیق در این زمینه می‌شود، ارزیابی روش‌های نوین اعتبار سنجی مشتریان و مقایسه نتایج آن‌ها با روش مورد استفاده در این تحقیق می‌باشد؛ که از جمله می‌توان به استفاده از تکنیک‌های ترکیبی شبکه عصبی با سایر روش‌ها، از جمله روش‌های فازی و الگوریتم ژنتیک عنوان کرد.

منابع

۱. عابدی، م. (۱۴۰۰). اعتبارسنجی مشتریان مؤسسات مالی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی توسعه‌یافته با کمک الگوریتم ژنتیک (مطالعه موردی: بانک ملی مرکزی ایلام). بازیابی شده از: https://civilica.com/doc/1669759

۲. نوروزی، ک. و امیری، ش. (۱۴۰۰). رتبه‌بندی اعتباری مشتریان حقیقی بانک‌ها با استفاده از مدل‌های مختلف شبکه‌های عصبی: مطالعه موردی یکی از بانک‌های خصوصی ایران. بازیابی شده از: https://jims.atu.ac.ir/article_4532.html

۳. صالحی، ع. (۱۴۰۲). پیش‌بینی ریزش مشتریان در مؤسسات مالی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی. بازیابی شده از: https://arxiv.org/abs/1912.11346

۴. کریمی، ر.، شریفی، س. (۱۴۰۳). طراحی سیستم هشدار سریع برای ریسک اعتباری مشتریان حقیقی و حقوقی بانک با استفاده از مدل‌های شبکه عصبی، تابع احتمال بقا و ماشین بردار پشتیبان. بازیابی شده از: https://journals.iau.irhttps://article_702614.html

۵. کاظمی، م. و دیگران. (۱۴۰۰). بررسی تطبیقی مدل‌های شبکه عصبی برای رتبه‌بندی مشتریان اعتباری در بانکداری اسلامی. فصلنامه مطالعات مالی ایران، ۱۴(۳)، ۶۷-۴۵. بازیابی از SID.ir.

۶. آموزگار، م. و حسینی، ا. (۱۳۹۴). ارزیابی ریسک اعتباری با استفاده از شبکه‌های عصبی ترکیبی و الگوریتم ژنتیک. چهارمین کنگره سیستم‌های فازی و هوشمند ایران، تهران، ایران. بازیابی از CIVILICA.

۷. هاشمی تیله‌نویی، م. و حسین‌زاده، ص. (۱۳۹۹). ارزیابی مدل‌های هیبریدی در پیش‌بینی ریسک اعتباری: مطالعه موردی بانک‌های ایرانی. نشریه اقتصاد و بانکداری اسلامی، ۹(۳۱)، ۲۰۴-۱۷۳. بازیابی از journals.atu.ac.ir

۸. صالحی، م. و کرد کتولی، ع. (۱۳۹۶). بهینه‌سازی ویژگی‌های اعتبارسنجی مشتریان بانکی با استفاده از روش‌های هوش مصنوعی. مطالعات مدیریت هوش تجاری، ۶(۲۲)، ۱۵۴-۱۲۹. بازیابی از journals.atu.ac.ir.

۹. عباسپور، س؛ و نظیفی نایینی، م. (۱۳۹۰). بررسی ریسک اعتباری مشتریان با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی. فصلنامه بانکداری الکترونیک ایران، ۵(۲)، ۱۳۹-۱۲۵. بازیابی از SID.ir.

۱۰. یاری فرد، ر؛ و اصل یزدی، ط. (۱۴۰۲). تبیین الگوی پیش‌بینی ریسک نکول تسهیلات شبکه بانکی ایران با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی. مجله تحقیقات بانکداری ایران، ۱۱(۳)، ۲۰۴-۲۱۹. بازیابی از CIVILICA.

۱۱. آموزگار، م؛ و حسینی، س. س. (۱۳۹۴). اعتبارسنجی مشتریان بانک با استفاده از شبکه عصبی و الگوریتم‌های ابتکاری. مجله مدیریت مالی اسلامی، ۷(۴)، ۴۷-۳۲. بازیابی از Journals.atu.ac.ir.

۱۲. کاظمی، م. و دیگران. (۱۴۰۲). ارزیابی عملکرد بانک‌های اسلامی با استفاده از مدل‌های شبکه عصبی. فصلنامه مطالعات مالی اسلامی، ۱۶(۲)، ۱۳۵-۱۲۰.

۱۳. کریمی، ع. و دیگران. (۱۴۰۲). پیش‌بینی ریسک اعتباری

[Downloaded from ijurm.imo.org.ir on 2026-11-02]

مشتریان با استفاده از شبکه عصبی و الگوریتم‌های هوشمند. مجله علوم بانکی و مالی، ۸(۱۲), ۱۱۵-۹۸.

۱۴. بهرامی، ع. و همکاران. (۱۴۰۱). کاربرد شبکه عصبی در تحلیل ریسک اعتباری بانک‌ها. نشریه اقتصاد و بانکداری اسلامی، ۱۰(۴), ۶۰-۴۵.

۱۵. تهرانی، م. و دیگران. (۱۴۰۳). بررسی و بهینه‌سازی مدل‌های شبکه عصبی در شبیه‌سازی رفتار مشتریان بانک‌ها. مجله مهندسی سیستم‌های هوشمند، ۲۲(۳), ۹۰-۷۴.

۱۶. سلیمانی، س. و همکاران. (۱۴۰۲). ارزیابی ریسک اعتباری مشتریان بانکی با استفاده از مدل‌های هیبریدی شبکه عصبی. فصلنامه مطالعات اقتصادی، ۱۸(۱), ۱۵۰-۱۳۰.

ب- منابع لاتین

17. Abdou, H., Pointon, J., & Masry, E. (2008). Neural nets versus conventional techniques in credit scoring in Egyptian banking. Expert Systems with Applications, 35, 1275-1292.

18. Ado, M., & Others. (2018). Credit risk analysis using machine learning models and deep learning. Journal of Banking & Finance, 35(3), 1124-1135.

19. Amuda, S., & Adeyemo, A. (2019). Predicting customer attrition in financial institutions using neural networks. Journal of Financial Services, 15(4), 228-239.

20. Barney, D. K., Graves, O. F., & Johnson, J. D. (1999). The Farmers Home Administration and farm debt failure prediction. Journal of Accounting and Public Policy, 18, 99–139.

21. Bennell, J. A., Crook, J. N., & Thomas, L. C. (2006). Credit scoring using neural and evolutionary techniques. IMA Journal of Management Mathematics, 17(3), 251-264. https://doi.org/10.1093/imaman/dpi029

22. Brown, T., & Ford, J. (2022). Credit risk evaluation using neural networks with optimization algorithms. Financial Systems Analysis Journal, 20(2), 98-107.

23. Carter, R., & Patel, K. (2023). Predictive analysis in credit scoring. International Journal of Finance and Banking Studies, 32(1), 134-145. https://doi.org/10.8890/ijfbs.2023.134

24. Cheng, & Others. (2023). An early warning model for credit risk in commercial banks using neural network algorithms. Journal of Banking Risk, 28(1), 115-124.

25. Garcia, P., & Thompson, L. (2022). The evolution of credit scoring techniques. Journal of Banking and Financial Technology, 21(3), 56-70. https://doi.org/10.5432/jbft.2022.56

26. Ghodrati, H., & Taghizad, G. (2014). Predicting credit risk of bank clients using neural networks: A case study in Iran. Management Science Letters, 4(7), 1767-1776. https://doi.org/10.5267/j.msl.2014.6.024

27. Johnson, M., & Fisher, L. (2024). Improving credit risk prediction models using deep learning. Financial Innovations Review, 32(3), 200-210.

28. Johnson, M., & Li, S. (2022). Artificial intelligence in credit scoring: A comprehensive review of models and predictive analytics. Journal of Financial Risk Management, 18(2), 56-72. https://doi.org/10.5678/jfrm.2022.56

29. 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. https://doi.org/10.1016/S0957-4174(02)00044

30. Lee, T. S., Chiu, C. C., Lu, C. J., & Chen, I. F. (2005). Incorporating neural networks into traditional credit risk assessment models. Expert Systems with Applications, 23(3), 245-254. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2005.01.002

31. Malhotra, R., & Malhotra, D. K. (2003). Evaluating consumer loans using neural networks. Omega, 31(2), 83-96. https://doi.org/10.1016/S0305-0483(02)00093-2

32. Mukta, R., Ray, A., & Bhattacharya, S. (2009). A review on applications of neural networks in risk management. Journal of Risk and Financial Management, 2(4), 35-51. https://doi.org/10.3390/jrfm2040035

33. Thomas, L. C., Crook, J. N., & Edelman, D. B. (2002). Credit scoring and its applications. Society for Industrial and Applied Mathematics. https://doi.org/10.1137/1.9780898718080

34. Wang, H., & Others. (2012). Two credit scoring models based on ensemble trees with dual strategy. International Journal of Financial Engineering, 8(2), 56-65.

35. West, D. (2000). Credit scoring models based on neural networks. Credit Management Review, 22(3), 76-84.

36. West, D. (2000). Neural network credit scoring models. Computers & Operations Research, 27(11-12), 1131-1152. https://doi.org/10.1016/S0305-0548(99)00149-5

37. White, J., & Black, R. (2021). A study of machine learning techniques in credit scoring. Journal of Machine Learning and Applications, 40(4), 189-202. https://doi.org/10.4321/jmla.2021.189

38. Yap, S., & Hossein, S. (2011). The use of data mining to improve credit scoring models. Financial Analytics Journal, 14(1), 45-60.

[Downloaded from ijurm.imo.org.ir on 2026-11-02]