

چکیده

طراحی و استقرار مدل اندازه‌گیری ریسک اعتباری در نظام بانکی، نقش مؤثری در راستای ارتقای بهره‌وری بانک‌های کشور در تخصیص بهینه منابع خواهد داشت. در این مقاله سعی شده است کارایی مدل‌های احتمالی خطی، لوجستیک و شبکه‌های عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی ریسک اعتباری مورد بررسی قرار گیرد. متغیرهای پیش‌بینی در این مدل‌ها، نسبت‌های مالی وام‌گیرندگان بوده که معناداری ارتباط آن‌ها با ریسک اعتباری از طریق آزمون‌های آماری مناسب تأیید شد. با استفاده از اطلاعات مالی و اعتباری 316 نفر از مشتریان حقوقی بانک‌های کشور مدل‌های مذکور طراحی و مورد آزمون قرار گرفت. نتایج حاصله بیانگر این است که ارتباط بین متغیرها در مدل، پیش‌بینی ریسک اعتباری به صورت خطی نبوده و توابع نمایی و سیگموئید مناسب‌ترین مدل‌های پیش‌بینی ریسک اعتباری محسوب می‌گردند. بیشترین قدرت پیش‌بینی اعتباری به ترتیب، مربوط به شبکه‌های عصبی مصنوعی و مدل لوجستیک است.

کلمات کلیدی: نرخ نکول^۱، ریسک اعتباری^۲، مدل احتمالی خطی^۳، رگرسیون لوجستیک^۴، شبکه‌های عصبی مصنوعی^۵.

مؤسسه عالی بانکداری ایران
بانک مرکزی جمهوری اسلامی ایران

¹ default rate

² credit risk

³ liner probability model

⁴ log it regression

⁵ artificial

مقدمه

ارتباط صحیح بین نظام‌های مالی و تولیدی در هر کشوری از مهمترین عوامل رشد و توسعه اقتصادی محسوب خواهد شد. بانک‌ها به‌عنوان بخش اصلی نظام مالی (نظام پایه بانکی)، نقش اصلی را در تأمین مالی بخش‌های تولیدی، تجاری و مصرفی و حتی دولتی برعهده خواهند داشت. در ایران نیز با توجه به ساختار اقتصادی کشور و به دلایلی همچون توسعه نیافتن بازارهای سرمایه و سایر شبکه‌های غیربانکی و قراردادی، تأمین مالی بخش‌های واقعی اقتصاد برعهده شبکه بانکی کشور است. متأسفانه این بخش نیز در تحقق رسالت‌های خود چندان موفق نبوده است. در حال حاضر تداوم فعالیت‌ها و بقای اکثر بانک‌های کشور ناشی از حمایت‌های دولتی است. حجم قابل ملاحظه تسهیلات اعطایی سوخت‌شده یا معوقه بانک‌ها، گویای نبود مدل‌های مناسب اندازه‌گیری ریسک اعتباری و سیستم‌های مدیریت ریسک در شبکه بانکی است.

در بازاری که حاشیه سود بانک‌ها به‌دلیل تشدید رقابت به‌طور مستمر در حال کاهش بوده و همواره فشار برای کاهش بیشتر هزینه‌ها احساس می‌شود، مدل‌های ریسک اعتباری با پیش‌بینی زیان‌های عدم بازپرداخت وام‌ها نوعی مزیت نسبی برای بانک‌ها و مؤسسات اعتباری ایجاد خواهد کرد. مدل‌های ریسک اعتباری با اندازه‌گیری ریسک می‌توانند با ایجاد ارتباط منطقی بین ریسک و بازده امکان قیمت‌گذاری دارایی‌ها را فراهم سازند. همچنین مدل‌های ریسک اعتباری امکان بهینه‌سازی ترکیب پرتفولیوی اعتباری و تعیین سرمایه اقتصادی بانک‌ها برای کاهش هزینه‌های سرمایه‌ای را فراهم خواهد ساخت.

در این مقاله ابتدا پیشینه‌ای از مطالعات صورت گرفته در زمینه اندازه ریسک اعتباری مطرح شده و سپس مدل مفهومی و چارچوب نظری تحقیق ارائه شده است. در بخش بعدی تحقیق به اختصار به متدولوژی به‌کار رفته جهت اندازه‌گیری ریسک اعتباری در نظام بانکی کشور پرداخته شده است. موضوعات این بخش شامل، فرضیه‌ها، روش تحقیق، جامعه آماری و شیوه‌های نمونه‌گیری، روش‌های تحلیل آماری و آزمون فرضیات است و بالاخره در بخش پایانی مقاله، یافته‌های تحقیق و پیشنهادات برای

استقرار سیستم اندازه‌گیری و مدیریت ریسک اعتباری در نظام بانکی کشور ارائه شده است.

1-12- مروری بر ادبیات موضوع

به احتمال عدم بازپرداخت یا پرداخت با تأخیر اصل و فرع تسهیلات اعطایی بانک‌ها و سایر ابزار بدهی از سوی مشتری، ریسک اعتباری گویند. طراحی مدلی برای اندازه‌گیری و درجه‌بندی ریسک اعتباری برای نخستین بار در سال 1909 توسط جان موری به‌روی اوراق قرضه انجام شد.¹ امروزه هر یک از مؤسسات معتبر درجه‌بند همچون مودیز² و S&P از متدولوژی‌های خاصی برای درجه‌بندی اوراق قرضه و سایر ابزارهای اعتباری استفاده می‌کنند. مشابهت زیاد تسهیلات اعتباری بانک‌ها به اوراق قرضه سبب شد که درجه‌بندی ریسک اعتباری تسهیلات بانک‌ها، یعنی اندازه‌گیری ریسک عدم بازپرداخت اصل و بهره و ام‌ها از سوی برخی از محققان مورد توجه قرار گیرد. از جمله مطالعات اولیه انجام شده در این زمینه می‌توان به کارهای دیکین³ در زمینه طراحی مدل نمره‌دهی اعتباری، مطالعات آلتمن⁴ در طراحی مدل نمره Z، مورگان⁵ در طراحی مدل اعتبارسنجی⁶ و کارهای تریسی⁷ در طراحی مدل ارزش در ریسک⁸ برای تخمین تابع چگالی احتمال عدم بازپرداخت اشاره کرد.

در سال‌های دهه 1970 تحولات بازارهای مالی و ورشکستگی چندین بانک معتبر جهانی همچون فرانکلین ناشنال امریکا و هرشستات آلمان، مقامات بانکداری را به تأمل در مورد چالش‌های فراروی آنها و استفاده از مدل‌هایی برای اندازه‌گیری ریسک بانک به‌طور اعم و ریسک اعتباری به‌طور اخص وادار نمود.⁹

مؤسسه عالی بانکداری ایران

بانک مرکزی جمهوری اسلامی ایران

¹ Sharp (1998)

² Moody's

³ Deakin (1964)

⁴ Altman (1968)

⁵ Morgan (1994)

⁶ credit metrics

⁷ Treacy (1998)

⁸ value at risk

⁹ Glants (2003)

هم‌اکنون همگام با مطالعات کمیته بال (کمیته نظارت بر مقرارت بانکی، بانک تسویه بین‌المللی)، تحقیقات بسیاری از سوی محققان و مؤسسات اعتباری برای طراحی مدل دقیق اندازه‌گیری ریسک اعتباری انجام می‌شود. همچنین مدل‌های زیادی با استفاده از روش‌های اقتصادسنجی و شبکه‌های عصبی و منطق فازی برای اندازه‌گیری ریسک اعتباری در بانک‌ها و مؤسسات اعتباری مورد استفاده قرار می‌گیرد.

تکنیک‌های گسترده‌ای در حوزه‌های ریاضی، آمار، اقتصادسنجی و تحقیق در عملیات از قبیل برنامه‌ریزی ریاضی، شبیه‌سازی احتمالی و قطعی^۱، شبکه‌های عصبی مصنوعی، تحلیل بقاء^۲، نظریه بازی‌ها، تحلیل ممیزی، تحلیل لوجیت^۳ و تحلیل پروبیت^۴ در توسعه الگویی برای اندازه‌گیری دقیق ریسک اعتباری سهمیم بوده‌اند. همچنین پیشرفت نظریات بازارهای مالی مانند نظریه آربیتراژ^۵، نظریه قیمت‌گذاری اختیار معامله^۶ و مدل قیمت‌گذاری دارایی‌های سرمایه‌ای همگی در توسعه مدل‌های دقیق اندازه‌گیری ریسک اعتباری نقش مؤثری را ایفا کرده‌اند.^۷

در این مقاله سعی شده که با بررسی کارایی الگوهای احتمالی خطی، لوجستیک و شبکه‌های عصبی چند لایه پرسپترون، مناسب‌ترین مدل برای اندازه‌گیری ریسک اعتباری مشتریان بانک‌های کشور طراحی و تبیین گردد.

1-1-12- مدل احتمالی خطی

نوعی از مدل رگرسیون است که متغیرهای مستقل مقادیر کمی و متغیر وابسته مقادیر صفر و یک را اختیار می‌کند. زمانی که متغیر وابسته (Y_i) برابر با صفر است، حادثه مورد نظر رخ نداده است و زمانی که برابر با یک است، حادثه مورد نظر به‌طور قطع رخ داده است. مدل رگرسیون احتمال خطی به‌صورت زیر تعریف می‌شود:^۸

¹ probability and deterministic simulation

² survival analysis

³ legit analysis

⁴ probit analysis

⁵ arbitrage pricing theor

⁶ option pricing theory

⁷ altman & caouette & narayanan, 1998

$$\hat{Y} = E(Y_i | X_i) = \beta_0 + \sum_{i=1}^n \beta_i X_i = P_i \quad (1)$$

امید ریاضی شرطی Y_i بر حسب X_i معین $(E(Y_i | X_i))$ را می‌توان به‌عنوان احتمال شرطی وقوع حادثه موردنظر به شرط X_i معین تعبیر نمود. نظریه‌اینکه P_i می‌بایست بین صفر و یک باشد، محدودیت زیر را خواهیم داشت:

$$0 \leq E(Y_i | X_i) \leq 1 \quad (2)$$

به‌بیان دیگر، احتمال شرطی وقوع حادثه مورد نظر به‌طور لزوم (عدم بازپرداخت وام) می‌بایست بین صفر و یک باشد. اگرچه این امر به‌طور نظری صادق است، اما هیچ تضمینی برای قرار گرفتن \hat{Y} (تخمین زن $E(Y_i | X_i)$) بین صفر و یک وجود ندارد. و در واقع همین امر مشکل عمده را در تخمین مدل تشکیل می‌دهد. یک راه‌حل این است که مقادیر کمتر از صفر را مساوی صفر فرض کنیم و مقادیر بزرگتر از یک را نیز برابر با یک فرض کنیم. در این پژوهش از مدل احتمال خطی برای پیش‌بینی ریسک اعتباری (احتمال عدم بازپرداخت وام) مشتریان استفاده شده است.^۱

2-1-12- رگرسیون لوجستیک

نوعی از مدل رگرسیون است که متغیرهای پیش‌بین (مستقل) هم در مقیاس کمی و هم در مقیاس مقوله‌ای می‌تواند باشد و متغیر وابسته، مقوله‌ای دو سطحی است. این دو مقوله معمولاً به عضویت یا عدم عضویت در یک گروه (شرکت‌هایی که قادر به بازپرداخت وام‌های خود نیستند) اشاره می‌کند. در رگرسیون لوجستیک از مفهوم بخت برای مقدار متغیر وابسته استفاده می‌شود. در اصطلاح آماری بخت به معنی نسبت احتمال وقوع یک حادثه (P_i) بر احتمال عدم وقوع ($1 - P_i$) آن است. احتمال بین صفر و یک تغییر می‌کند، در حالی که بخت ممکن است، بیش از یک باشد.^۲

^۱ ابریشمی (1381)

^۲ بازرگان، سرمد، حجازی (1376)

کلمات کلیدی در تحلیل رگرسیون لوجستیک سازه‌ای به‌نام لوجیت است که لگاریتم طبیعی بخت است. رگرسیون لوجستیک به‌صورت زیر تعریف می‌شود.¹

$$Z_i = \ln\left(\frac{P_i}{1-P_i}\right) = \beta_0 + \sum_{i=1}^n \beta_i X_i \quad (3)$$

در معادله فوق، \ln بیان‌گر لگاریتم طبیعی است. در مدل رگرسیون لوجستیک، احتمال وقوع حادثه موردنظر (عدم بازپرداخت تسهیلات وام از سوی مشتری) براساس رابطه زیر محاسبه می‌گردد:

$$P_i = \pi_i(x_1, x_2, \dots, x_k) = \frac{e^{\beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i}}{1 + e^{\beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i}} \quad (4)$$

3-1-12- شبکه‌های عصبی پرسپترون

شبکه‌های عصبی مصنوعی، سیستم‌هایی بر مبنای کامپیوتر است که تلاش می‌کند کارکرد مغز انسان را به‌عنوان شبکه‌ای از نرون‌های متصل به هم، در فرآیند تصمیم‌گیری تقلید کند. شبکه‌های عصبی مصنوعی، فرآیند یادگیری انسانی را شبیه‌سازی کرده و با تقلید از سیستم عصبی و مغزی انسان سعی می‌کند که ارتباط بین داده‌ها (نسبت‌های مالی، روند اقتصادی، کیفیت مدیریت و...) و ستاده‌ها (وضعیت اعتباری وام‌گیرنده) را از طریق تکرار نمونه‌برداری از مجموعه اطلاعات گذشته داده/ ستاده یاد گیرد. سیستم شبکه‌های عصبی چیزی جز مجموعه‌ای از نرون‌های مرتبط با یکدیگر نیست. واحدهای محاسباتی در شبکه‌های عصبی نرون‌ها هستند. با عبور بردار داده‌ها (متغیرهای ورودی) از هر یک از نرون‌ها وزن هر یک از متغیرهای ورودی برای پیش‌بینی ستاده مشخص می‌شود. یک

¹ کجراتی (1992)

شبکه عصبی براساس سه ویژگی، داده‌های ورودی، وزن‌ها و لایه‌های پنهان مشخص می‌شود.¹

شبکه عصبی پرسپترون، به‌ویژه پرسپترون چند لایه، در زمره کاربردی‌ترین شبکه‌های عصبی مصنوعی هستند. این شبکه‌ها قادرند با انتخاب تعداد لایه‌ها و سلول‌های عصبی (نرون‌ها)، که اغلب زیاد نیستند، یک نگاشت غیرخطی را با دقت دلخواه انجام دهند. قابلیت اساسی پرسپترون چند لایه از آنجا ناشی می‌شود که در هر کدام از نرون‌ها، توابع سیگموئید که یک تابع غیرخطی است به‌شکل عمومی زیر به‌کار رفته‌اند.²

$$F(X) = \frac{1}{1 + \exp(-\beta X)} \quad (5)$$

تابع سیگموئید یک تابع پیوسته بوده و در تمام نقاط قابل مشتق‌گیری است. بنابراین، امکان اعمال الگوریتم یادگیری جستجوی گرادیان برای شبکه چند لایه را فراهم می‌آورد. از سوی دیگر، با توجه به این ویژگی در مسائل شناسایی، مدل دارای قابلیت نسبتاً بالایی است.

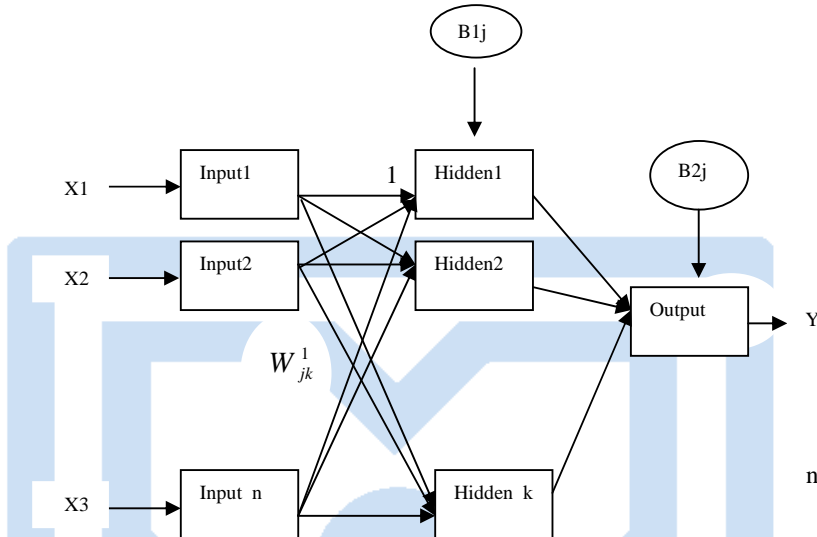
در این مقاله شبکه‌های عصبی پیشنهادی، مدل پرسپترون دولایه است که دارای یک لایه پنهان (میانی) و یک لایه خروجی است. در این مدل X_i بردارهای ورودی (متغیرهای ورودی) و Y بردار خروجی (متغیر وابسته)، β_{1j} متغیر بایاس j ام در لایه اول، β_{2j} متغیر بایاس j ام در لایه دوم و w_{jk}^i نیز وزن متغیر j ام به نرون k ام در لایه i ام را نشان می‌دهد.

مؤسسه عالی بانکداری ایران
بانک مرکزی جمهوری اسلامی ایران

¹ Altman & Narayanan (1998)

² منهاج (1382)

نمودار 12-1: شبکه‌های عصبی مصنوعی



به جز لایه ورودی هر یک از نرون‌های لایه پنهان در مدل فوق تابع تبدیل نرون مربوطه را نشان می‌دهد. براساس تابع تبدیل وزن هر یک از متغیرها در هر نرون برآورد می‌گردد. با داشتن وزن‌ها در لایه پنهان، خروجی این لایه، به‌عنوان مثال، به شکل زیر خواهد بود.

$$Y^H = g\left(\sum_{K=1}^k \sum_{j=1}^n (W_{jk}^1 X_j + W_{jb}^1)\right) \quad (6)$$

در رابطه فوق، W_{jk}^1 وزن متغیر j ام به نرون k ام در لایه اول، W_{jb}^1 مقدار بایاس متغیر j ام در لایه اول و $g(\)$ تابع تبدیل سیگموئیدی است که مجموع وزن‌ها را به مقدار صفر و یک تبدیل می‌نماید. با داشتن مقدار تابع لایه پنهان مقدار لایه خروجی¹ به صورت زیر تعریف خواهد شد.

$$Y^0 = g \sum_{j=1}^n W_{jk}^2 \left(g \sum_{j=1}^n W_{jk}^1 X_j + W_{jb}^1 \right) + W_{jb}^2 \quad (7)$$

¹ output

در رابطه فوق، W_{jk}^2 وزن متغیر z ام به نرون k ام در لایه دوم و W_{jk}^2 مقدار بایاس متغیر z ام را در لایه دوم نشان می‌دهد. آنچه که در یک مدل شبکه‌های عصبی حائز اهمیت است، آن است که وزن‌های موجود در شبکه‌های عصبی به نحو مطلوبی برآورد شوند. بدیهی است که پس از تعیین وزن‌ها به نحو مطلوب با دادن بردار متغیرهای ورودی به سهولت می‌توان بردار خروجی را برآورد نمود.¹

به منظور برآورد مطلوب مقادیر بردار وزن‌ها (W_{jk}^1) از الگوریتم پس انتشار خطا² استفاده شده است. در این روش همچنان که از عنوان آن برمی‌آید، مقدار خطا دوباره به مدل شبکه عصبی منتقل و مقادیر وزن‌ها تعدیل شده است.

2-12- بررسی‌های تجربی

1-12-2- فرضیه‌های مطالعه

- در فرضیات زیر شناسایی متغیرهای اثرگذار بر ریسک و الگوی مناسب پیش‌بینی ریسک اعتباری مورد بررسی قرار می‌گیرد:
- الف- افزایش نوسان نرخ ارز (ریسک نرخ ارز) منجر به افزایش احتمال عدم بازپرداخت اصل و سود تسهیلات اعطایی بانک‌ها خواهد شد.
- ب- بین نرخ سود تسهیلات مختلف اعطایی بانک‌ها و درجه ریسک آنها ارتباط معناداری وجود دارد.
- ج- با افزایش مدت زمان سررسید تسهیلات اعطایی بانک‌ها، درجه ریسک آنها افزایش خواهد یافت.
- د- بهبود وضعیت مالی وام‌گیرندگان، درجه ریسک تسهیلات اعطایی را کاهش خواهد داد.
- ه- با افزایش ریسک صنعت وام‌گیرنده، درجه ریسک تسهیلات اعطایی بانک‌ها افزایش خواهد یافت.
- و- از طریق مدل احتمالی خطی می‌توان ریسک اعتباری مشتریان را پیش‌بینی کرد.

¹ Yaong and platt (2001)

² back propagation error

ز- با استفاده از مدل لوجیت می‌توان ریسک اعتباری مشتریان را پیش‌بینی کرد.
ح- با استفاده از مدل شبکه عصبی پرسپترون چند لایه می‌توان ریسک اعتباری مشتریان را پیش‌بینی کرد.

2-2-12- روش تحقیق

تحقیق حاضر از نوع تحقیقات توصیفی و در تحقیقات توصیفی از نوع همبستگی محسوب می‌شود. در تحقیقات همبستگی رابطه همزمانی میان متغیرها مورد بررسی قرار می‌گیرد.¹ در این مقاله برای تجزیه و تحلیل داده‌ها از نرم‌افزارهای SPSS و Eviews و Matlab استفاده شده است. برای طراحی و آزمون نیکویی برازش مدل‌های اقتصادسنجی از نرم‌افزارهای SPSS و Eviews استفاده شده است. همچنین برای طراحی مدل شبکه عصبی پرسپترون چند لایه از نرم‌افزار Matlab استفاده شده است.

3-2-12- جامعه آماری

کلیه مشتریان تسهیلات اعتباری در شبکه بانکی کشور که از بانک‌ها تسهیلات اعتباری دریافت نموده و اصل و سود آن‌را به بانک‌ها برگشت داده یا نداده‌اند به‌عنوان جامعه آماری تعریف می‌شوند.

1-3-2-12- نمونه آماری و فرآیند نمونه‌گیری

برای نمونه‌گیری از بین تسهیلات اعطایی به مشتریان در طی سال‌های مذکور از روش نمونه‌گیری مرحله‌ای استفاده شده است. در این روش ابتدا هر یک از بانک‌های کشور به‌عنوان یک سازمان در نظر گرفته شده و در مرحله بعدی از بین شعبه‌های بانک‌های منتخب براساس لیست، برخی از شعبات به روش تصادفی ساده انتخاب شدند و در مرحله آخر به روش نمونه‌گیری طبقه‌ای 316 نفر از دریافت‌کنندگان تسهیلات اعتباری از بانک‌های مورد نظر در طی سال‌های 1377-1382 انتخاب شدند. در این

¹ سرمد، بازرگان و حجازی، 1376

تحقیق برای برازش و طراحی دقیق مدل، حجم نمونه بزرگ انتخاب شده است. داده‌های گردآوری شده در طی سال‌های 1381-1377 برای طراحی مدل (236 مشتری) و داده‌های گردآوری شده سال‌های 1382-1381 در دو گروه آزمایش 45 نفری و 35 نفری برای تعیین میزان دقت پیش‌بینی مدل انتخاب شدند.

در این مقاله منظور از گروه آزمایش، گروهی است که داده‌های استخراج شده از آن در برازش مدل مورد استفاده قرار نگرفته است. بلکه از داده‌های این گروه برای تعیین قدرت پیش‌بینی مدل استفاده شده است. به این ترتیب که پس از برازش مدل، با قرار دادن داده‌های ورودی گروه آزمایش در هر یک از مدل‌ها، مجدداً نتایج پیش‌بینی گردید و سپس با مقایسه مقادیر پیش‌بینی شده با نتایج واقعی این گروه، قدرت پیش‌بینی هر یک از مدل‌ها مشخص شد.

2-3-2- نحوه استخراج داده‌ها

از محدودیت‌های اساسی تحقیق حاضر، حساسیت مسئولان بانک‌ها در ارائه اطلاعات اعتباری مشتریان بوده است. بنابراین، ناکافی بودن اطلاعات، محدودیتی است که می‌تواند اعتبار مدل طراحی شده را تا حدودی مخدوش کند.

داده‌های مورد استفاده برای طراحی مدل شامل نوع وام، تعداد کل اقساط، تعداد اقساط معوق و اطلاعات مالی مشتریان اعتباری بانک‌ها بوده که برخی از این داده‌ها بدون قید نام مشتریان با هماهنگی‌های به‌عمل آمده از سوی مدیران عامل و ارشد بانک‌های ملی، رفاه کارگران، ملت، کشاورزی گردآوری شده است.

بخش عمده‌ای از داده‌های اعتباری مشتریان، از گزارش حسابرسی و یادداشت‌های همراه صورت‌های مالی شرکت‌هایی که سهام آن‌ها در بازار بورس مورد معامله قرار می‌گیرد تهیه شده است.

بانک مرکزی جمهوری اسلامی ایران

4-2-2- بررسی قدرت پیش‌بینی مدل‌های برآورد شده

برای تعیین قدرت پیش‌بینی مدل‌های برآورد شده از روش‌های کمی ارزیابی نیز استفاده شده است. به این ترتیب، که پس از برآورد مدل، با مقایسه مقادیر واقعی

ریسک اعتباری و مقادیر برآورد شده براساس داده‌های گروه‌های آزمایش، قدرت مدل در پیش‌بینی ریسک اعتباری مورد بررسی قرار گرفت.

5-2-12- یافته‌های تحقیق

1-5-2-12- نتایج آزمون فرضیه اول

با انجام آزمون همبستگی پیرسون¹ در سطح اطمینان 95 درصد مشخص شد که بین نوسانات نرخ ارز و ریسک اعتباری مشتریان بانک‌ها ارتباط مستقیمی وجود دارد. ضریب همبستگی محاسبه شده بین نرخ ارز و نرخ عدم بازپرداخت، برای وام‌های ارزی و وام‌های ریالی به ترتیب 58 درصد و 33 درصد است که نشان‌دهنده ارتباط ضعیف تا متوسط بین این دو متغیر است. دلیل اصلی همبستگی ضعیف تا متوسط، کنترل نرخ ارز در دو سال گذشته از سوی دولت بوده است. پیش از کنترل نرخ ارز از سوی دولت شدت همبستگی بین این دو متغیر، به‌ویژه برای وام‌های ارزی بسیار بالا بوده است. براساس داده‌های سال‌های 1379 و 1380 که دوره تغییر سیاست‌های ارزی دولت از نرخ ارز دولتی به نرخ شناور بوده همبستگی بین نرخ ارز و نرخ عدم بازپرداخت وام‌ها بسیار بالا بوده است. ضریب همبستگی محاسبه شده طی این دوره برای کلیه وام‌ها و وام‌های ارزی به ترتیب 74 درصد و 94 درصد بوده است.

2-5-2-12- نتایج آزمون فرضیه دوم

ضریب همبستگی و ضریب تعیین محاسبه شده بین نرخ سود و نرخ عدم بازپرداخت تسهیلات اعتباری در این آزمون برابر با 36 درصد و 13 درصد است. سطح معناداری محاسبه شده در این آزمون برابر با 0/23 است. با توجه به بالا بودن سطح خطا، با اطمینان 95 درصد می‌توان نتیجه گرفت که ارتباط منطقی بین ریسک و نرخ سود تسهیلات اعتباری بانک‌های کشور وجود ندارد. در حال حاضر، نرخ سود به‌صورت تکلیفی و از سوی شورای پول و اعتبار تصویب می‌شود. عدم انطباق بین

¹ Pearson correlation test

ریسک و بازده افزون بر غیر بهینه ساختن ترکیب پرتفوی اعتباری بانکها، خطر اخلاقی تسهیلات اعتباری بانکها را نیز افزایش خواهد داد و مشتریان اعتباری با اخذ وامهای پر ریسک سعی خواهند نمود که بازده بیشتری را کسب کنند.

3-5-2-12- نتایج آزمون فرضیه سوم

داده‌های لازم برای آزمون این فرضیه شامل نرخ عدم بازپرداخت وامهای اعطاشده و مدت زمان سررسید وامها بوده است که از طریق نمونه‌گیری تصادفی برای دوره پنج ساله انتخاب شده‌اند. برای آزمون این فرضیه از روش تحلیل همبستگی و تحلیل واریانس یک دامنه استفاده شده است. ضریب همبستگی محاسبه شده بین زمان سررسید وامها و نرخ عدم بازپرداخت برابر با 61 درصد و سطح معناداری محاسبه شده کمتر از 1 درصد بوده است. بنابراین با اطمینان 99 درصد می‌توان ادعا نمود که بین زمان سررسید وامها و نرخ عدم بازپرداخت رابطه مستقیمی وجود دارد.

برای آزمون فرضیه مذکور، از روش تحلیل واریانس یک دامنه نیز استفاده شده است. مقدار F و سطح خطای محاسبه شده به ترتیب 29/7 و 0/007 هستند. نتایج آزمون تحلیل واریانس نیز بیانگر تأیید این فرضیه است که متوسط نرخ عدم بازپرداخت برای سررسیدهای متفاوت یکسان نخواهد بود. با انجام آزمون توکی¹ مشخص گردید که با افزایش زمان سررسید وامها، نرخ عدم بازپرداخت افزایش خواهد یافت.

4-5-2-12- نتایج آزمون فرضیه چهارم

داده‌های لازم برای آزمون این فرضیه، نسبت‌های مالی شامل نسبت نقدینگی، نسبت فعالیت، نسبت اهرمی و نسبت سودآوری هستند. برای تعیین میزان ارتباط بین وضعیت مالی وام‌گیرنده و ریسک اعتباری از روش تحلیل همبستگی استفاده شده است. در سطح اطمینان 95 درصد مشخص شد که بین نسبت‌های مالی و نرخ عدم بازپرداخت وامها ارتباط معنی‌داری وجود دارد. بیشترین همبستگی نسبت‌های مالی با نرخ عدم بازپرداخت مربوط به نسبت‌های سودآوری (بین 89 تا 93 درصد) و سپس مربوط به

¹ tukey HSD test

نسبت‌های نقدینگی (حدود 70 درصد) و اهرمی (69 درصد) است. ارتباط بین نسبت‌های سودآوری و نقدینگی با نرخ عدم بازپرداخت معکوس است. در حالی که ارتباط بین نسبت اهرمی و نرخ عدم بازپرداخت مستقیم است. یعنی شرکت‌هایی که بیشتر از منابع بدهی برای تأمین مالی خود استفاده می‌نمایند، بیشتر در معرض ریسک اعتباری قرار خواهند داشت.

5-2-12- نتایج آزمون فرضیه پنجم

برای آزمون این فرضیه که بین نوع صنعت و درجه ریسک اعتباری مشتریان (نرخ عدم بازپرداخت وام‌ها) رابطه معناداری وجود دارد، از روش تحلیل واریانس استفاده شد. مقدار F و سطح خطا محاسبه شده در این آزمون به ترتیب $4/3$ و $0/012$ است. بنابراین، حداقل با اطمینان 95 درصد می‌توان گفت که میانگین ریسک اعتباری در کلیه صنایع یکسان نخواهد بود. براساس آزمون توکی نیز مشخص گردید که تفاوت میانگین نرخ عدم بازپرداخت در صنایع معنادار است و در حال حاضر بیشترین نرخ عدم بازپرداخت وام‌ها مربوط به صنعت نساجی و صنعت تجهیزات و فلزات است. صنایعی که در مرحله افول قرار دارند با بیشترین احتمال عدم بازپرداخت روبه‌رو هستند.

6-2-12- نتایج آزمون فرضیه ششم

در مدل احتمالی خطی برآزش شده، متغیرهای مستقل نسبت‌های مالی وام‌گیرندگان و متغیر وابسته احتمال عدم بازپرداخت تسهیلات اعطا شده به مشتریان است. مقادیر متغیر وابسته در این مدل، بین صفر و یک خواهد بود. زمانی که مقدار متغیر وابسته یک باشد، بیانگر این است که مشتری به‌طور قطع تسهیلات دریافتی را بازپرداخت خواهد نمود و زمانی که متغیر وابسته صفر باشد، بیانگر این است که مشتری قطعاً توان بازپرداخت وام‌های دریافتی خود را نخواهد داشت. جدول (1-12) نتایج تحلیل مدل احتمالی خطی را نشان می‌دهد:

جدول 1-12: ضرایب متغیرهای پیش‌بین مدل و نتایج معناداری آنها

متغیر	ضرایب	انحراف معیار	آماره t	سطح خطا
ثابت	0/425	0/082	4/988	0
نسبت بدهی	-0/090	0/061	-1/475	0/083
سرمایه در گردش به کل دارایی‌ها	0/098	0/057	1/698	0/031
گردش کل دارایی‌ها	0/180	0/114	1/578	0/067
سود عملیاتی به کل دارایی‌ها	0/749	0/1363	4/71	0
سود انباشته به کل دارایی‌ها	0/149	0/091	1/637	0/052

همان‌طور که مشاهده می‌شود، در سطح اطمینان 95 درصد، ضرایب متغیرهای گردش کل دارایی‌ها، سود انباشته به کل دارایی‌ها و نسبت بدهی در مدل برازش شده معنادار نخواهد بود. سایر متغیرهای پیش‌بینی در مدل از معناداری بالایی برخوردار هستند. نتایج آزمون تحلیل واریانس نیز حاکی از این است که مدل برازش شده برای پیش‌بینی ریسک، مناسب نخواهد بود. ضریب تعیین R^2 و نسبت F محاسبه شده برای مدل 38 درصد و 3/24 است که بیانگر ضعف مدل برازش شده در پیش‌بینی ریسک اعتباری است. برای سنجش قدرت پیش‌بینی مدل از داده‌های گروه‌های آزمایش استفاده شده است. قدرت پیش‌بینی کلی مدل براساس داده‌های گروه اول 71/1 است. این نرخ بیانگر قدرت پیش‌بینی پایین مدل در پیش‌بینی ریسک اعتباری است. نتایج آزمایش گروه دوم نیز نشان‌دهنده کارایی پایین مدل برازش شده است قدرت پیش‌بینی کلی مدل برای پیش‌بینی ریسک اعتباری براساس نتایج آزمایش بروی گروه دوم 74/3 درصد است.

7-5-2-12- نتایج آزمون فرضیه هفتم - انکداری ایران

در مدل‌های لوجستیک هدف متمایز ساختن دو گروه شرکت‌های ورشکسته و غیر ورشکسته است. بنابراین، در این پژوهش قبل از برازش مدل لوجیت از طریق آزمون تفاضل میانگین امکان جداسازی این دو گروه براساس نسبت‌های مالی مورد آزمون قرار گرفته است.

جدول 2-12: نتایج آزمون تفاضل میانگین‌های دو گروه

متغیر	آماره t	درجه آزادی	سطح معناداری	فاصله اطمینان 95 درصدی	
				حد بالا	حد پایین
نسبت جاری	10/69	234	0/00	0/51	0/74
گردش دارایی‌ها	7/66	234	0/00	0/28	0/47
سرمایه در گردش به کل دارایی‌ها	6/95	234	0/00	0/31	0/49
نسبت بدهی	-2/77	234	0/028	-0/23	-0/12
سود قبل از بهره و مالیات به دارایی‌ها	10/66	234	0/00	0/37	0/43
بازده سرمایه گذاری‌ها	5/46	234	0/00	0/19	0/33
سود انباشته به کل دارایی‌ها	9/24	234	0/00	0/21	0/33

همان‌طور که مشاهده می‌شود، کلیه نسبت‌های مالی در دو گروه، متفاوت بوده و در هیچ نسبتی دو گروه برابر نیستند. ولی از بین کلیه نسبت‌های مالی، نسبت‌های به‌کار رفته در مدل از بیشترین معناداری برخوردار هستند. نتایج مدل برازش شده به این روش به شرح جدول (3-12) است.

جدول 3-12: خلاصه نتایج برازش مدل لوجیت

متغیر	سطح معناداری	آماره W	انحراف معیار	ضرایب (β_i)
مقدار ثابت	0/036	-1/724	0/454	-0/783
نسبت کل بدهی‌ها به کل دارایی‌ها (X_1)	0/059	-1/553	1/106	-1/719
سرمایه در گردش به کل دارایی‌ها (X_2)	0/00	3/447	0/678	2/340
گردش کل دارایی‌ها (X_3)	0/032	0/845	2/066	1/813
نسبت سود عملیاتی به کل دارایی‌ها (X_4)	0/00	5/241	2/054	10/768
سود انباشته به کل دارایی‌ها (X_5)	0/0097	2/148	0/925	1/987

آماره والد (W) محاسبه شده برای هر یک از نسبت‌های مالی و سطح خطای محاسبه شده بیان‌گر معنی‌داری ضرایب در مدل است. مقدار درست‌نمایی¹ برای این مدل برابر با 234/166 است که نشان‌دهنده قابلیت بالای مدل در پیش‌بینی ریسک اعتباری است. مدل لوجستیک طراحی شده برای پیش‌بینی ریسک اعتباری، براساس ضرایب نسبت‌های مالی (متغیرهای مستقل) به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$Z_i = \log\left(\frac{P_i}{1-p_i}\right) = 0/783 - 1/719X_1 + 2/3X_2 + 1/813X_3 + 10/768X_4 + 1/987X_5$$

حدود مقدار Z با استفاده از اطلاعات آماری به‌شرح جدول (4-12) است.

جدول 4-12: حدود مقدار Z با استفاده از اطلاعات آماری

حدود Z	احتمال عدم بازپرداخت
$Z \leq 1/598$	خیلی زیاد
$1/598 \leq Z \leq 4/387$	ضعیف
$Z \geq 4/387$	صفر (وضعیت عادی)

براساس مدل برازش شده، احتمال وقوع عدم بازپرداخت وام از سوی مشتری نوعی به‌صورت زیر محاسبه می‌شود.

$$1 - p_i = 1 - \pi(x_1, \dots, x_5) = 1 - \frac{e^{-0/783 - 1/719X_1 + 2/34X_2 + 1/813X_3 + 10/768X_4 + 1/987X_5}}{1 + e^{-0/783 - 1/719X_1 + 2/34X_2 + 1/813X_3 + 10/768X_4 + 1/987X_5}}$$

همچنین نتایج آزمون کارایی مدل لوجستیک حاکی از کارایی بالای مدل در پیش‌بینی ریسک اعتباری است. کارایی کلی مدل برای گروه اول برابر 95/5 درصد و برای گروه دوم 88/6 درصد بوده است.

¹ log likelihood

8-2-12- نتایج آزمون فرضیه هشتم

از دیگر مدل‌های مورد بررسی در این تحقیق برای پیش‌بینی ریسک اعتباری، مدل پرسپترون چند لایه است. برای تعیین تعداد نرون‌ها در شبکه‌های عصبی از روش هرس استفاده شده است. به این ترتیب، که ابتدا با تعدادی نرون کار شروع شده و در هر مرحله نرون‌های اضافی حذف شوند تا اینکه شاخص خطا ارضاء گردد. برای افزایش سرعت یادگیری در مدل نیز تنها از یک لایه پنهان استفاده شده است. متغیرهای ورودی در مدل پرسپترون چند لایه، همان نسبت‌های مالی هستند که معناداری آن‌ها در مدل‌های اقتصادسنجی و آماری مورد تأیید قرار گرفته‌اند. متغیرهای ورودی مورد استفاده در این مدل شامل: نسبت بدهی (X_1)، گردش کل دارایی‌ها (X_2)، خالص سرمایه در گردش به کل دارایی‌ها (X_3)، سود قبل از بهره و مالیات به کل دارایی‌ها (X_4) و نسبت سود انباشته به کل دارایی‌ها (X_5) هستند.

جدول 5-12: ضرایب برازش شده شبکه عصبی MLP در لایه اول

H ₇	H ₆	H ₅	H ₄	H ₃	H ₂	H ₁	نرون‌ها متغیرهای ورودی
2964 4	9507 -5	0725 -1	801 -12	-66103	49725	7115 -3	Bias
1306 9	3339 8	9998 -3	3523 1	-7047	-50966	8569 -3	X ₁
008 -13	5152 -1	9223 7	4956 9	61797	-50492	9148 3	X ₂
032 14	151 11	4597 3	772 -13	88523	12647	-3514	X ₃
785 -37	515 28	6379 2	7881 -0	14153	-72586	-2584	X ₄
923 -17	9595 -4	3917 -1	213 -10	10065	-4814	1563 0	X ₅



مؤسسه عالی بانکداری ایران
بانک مرکزی جمهوری اسلامی ایران

جدول 6-12: ضرایب برازش شده شبکه عصبی MLP در لایه دوم

Y	متغیر خروجی
	نرون‌ها
-5/2796	Bias
-4/051	H ₁
-16/769	H ₂
22/153	H ₃
-29/331	H ₄
3/3824	H ₅
42/483	H ₆
-59/925	H ₇

قدرت پیش‌بینی کلی مدل براساس داده‌های گروه آزمایش اول برابر با 97/7 درصد و برای گروه دوم برابر با 97/1 درصد بوده است. نتایج به‌دست آمده از قدرت پیش‌بینی مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی و مقایسه آن با سایر مدل‌ها، بیانگر این واقعیت است که در پیش‌بینی ریسک اعتباری، مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی نسبت به دیگر مدل‌های بررسی شده از بیشترین کارایی برخوردار است.

نتیجه‌گیری

بررسی‌های به‌عمل آمده از فراگرد اعتباردهی در نظام بانکی کشور بیانگر قضاوتی بودن نظام اعتباری است. اکثر بانک‌های کشور به مقوله ریسک به‌طور اعم و ریسک اعتباری به‌طور اخص، بی‌توجه بوده و هیچ اقدامی برای کنترل ریسک کلی دارایی‌ها و بدهی‌های بانک انجام نداده‌اند. پیامدهای استقرار سیستم قضاوتی اعطای اعتبارات در نظام بانکی کشور، بالابودن حجم ذخایر و مطالبات مشکوک‌الوصول و به تبع آن کاهش توان بازدهی بانک‌ها است. وجود انحصار دولتی در نظام بانکی کشور نیز سبب شده است که نوآوری‌های کمی در سیستم سنتی آنان ایجاد شود. هم‌اکنون بخش عمده بانک‌های

کشور در ساختار سازمانی خود فاقد مدیریت ریسک بوده و در صورت وجود واحد مدیریت ریسک، اقدام جدی برای کنترل و اداره کردن ریسک انجام نداده‌اند. در حالی که نتایج تحقیق حاضر نشان‌دهنده این واقعیت است که امکان پیش‌بینی ریسک اعتباری مشتریان در هنگام اعطای تسهیلات اعتباری از طریق مختصات مشتریان به‌عنوان، متغیرهای پیش‌بینی و استفاده آن‌ها در مدل‌های آماری و شبکه‌های عصبی وجود دارد. همچنین مشخص شد که مدل‌های مذکور (شبکه‌های عصبی و مدل لوجستیک) از کارایی بالایی برای پیش‌بینی ریسک اعتباری برخوردار هستند. مسلماً تلفیق این روش‌ها با سیستم‌های قضاوتی خبره در افزایش توانایی نظام بانکی در پیش‌بینی ریسک و سرانجام بهینه‌سازی ترکیب پرتفولیوی بانک‌ها نقش مؤثری خواهد داشت.



منابع و مأخذ

دکتر علی جهان‌خانی، دکتر علی پارسانیان، (1375) "فرهنگ اصطلاحات فارسی"، چاپ اول، مؤسسه مطالعات و پژوهش‌های بازرگانی.

سیزدهمین همایش بانکداری اسلامی، شهریور (1380) "مدیریت ریسک در بانکداری اسلامی"، مؤسسه عالی بانکداری ایران.

کریستوفر. جی. بارلتروپ، دایانامک نافتن (1380) "تفسیر گزارش‌ها و صورت‌های مالی بانک‌ها"، ترجمه کارشناسان اداره مطالعات و سازمان‌های بین‌المللی بانک مرکزی، مؤسسه تحقیقات پولی و بانکی.

رضا راعی، کاظم چاوشی، تابستان (1382) "پیش‌بینی بازده سهام در بورس اوراق بهادار تهران: مدل شبکه عصبی مصنوعی و مدل چند عاملی، مجله تحقیقات مالی"، شماره 15.

سعید فلاح پور، شهریور (1383) "پیش‌بینی در ماندگی مالی شرکت‌ها با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی، استاد"، راهنما: دکتر رضا راعی، دانشکده مدیریت دانشگاه تهران.

عباس بازرگان، الهه سرمدی، (1383) "روش تحقیق در علوم تربیتی"، مؤسسه نشر آگه، چاپ نهم.

گجراتی، اقتصادسنجی، (1381) ترجمه دکتر حمید ابریشمی، انتشارات دانشگاه تهران.

Glantz, Morton (2003) "*Managing Bank Risk*", Academic Press, pp 2-13.

Saunders, A. (1999) "*Credit Risk Measurement: New Approaches to Value at Risk and Other Paradigms*", John Wiley & Sons, NY, pp 41-50.

Caouette, J. & E. Altman & P. Narayanan (1998) "*Managing Credit Risk: The Next Great Financial Challenge*", John Wiley & Sons, N. Y. pp 137-164.

Saunders, A. & L. Allen (2002) "*Credit Risk Measurement*", Second Edition (New York) John Wiley & Sons. pp 10-24.

Greuning, H. & S. B. Bratanovic (2003) "*Analyzing and Managing Banking Risk*", The World Bank, Washington, D. C. pp1-6.

Hosmer, W. (1989) "*Applied Logistic Regression*", John Willy & Sons, pp 61-72.

Longstaff, F. A. & E.S. Schwartz (1995) "*A Simple Approach to Valuing Risky Fixed and Floating Rate Debt*", Journal of Finance, 50, pp 789-819.

Lopez, Jose A. (1999) "*Evaluating Credit Risk Models*", Fedral Reserve Bank.

Gordy, Michael (2001) "*A Risk - Factor Model Foundation for Rating*", Based Bank Capital Rules.

Hillegeist, Stephen A. & Cram, Donald P. (2003) "*Assessing the Probablity of Bankruptcy*", California State University. pp 31-45.

Altman, Edward I. (1968) "*Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy*", Journal of Finance, pp 589-609.

Beaver, W.H. (1966) "*Financial Ratios and Predictors of Failure*", Journal of Accounting Reserch, pp 11-71.

Tyree, Eric K. & J. a. Long. "*Assessing Financial Distress With Probability Neural Networks*", Working Paper, City University of London.

Delianedis, G. & R. Geske (1998) "*Credit Risk and Risk-Neural Default Probabilities*", Paper Presented at the Bank of England Conference on Credit Risk Modeling.

Wilson, T. (1997) "*Credit Risk Modeling: A New Approach*", New York: McKinsey Inc.

Yang, Z. R. M. B. Platt & H. D. Platt (2001) "*Probabilistic Neural Networks in BankRuptcy Prediction*", Journal of Business Research, pp 67-74.