فصلنامه مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار
شماره چهل و سوم / تابستان ۱۳۹۹

# ارایه مدل بهینه ریسک اعتباری فرایند تامین مالی جمعی با استفاده از شبکه عصبی پرسپترون چندلایه (MLP)

علی ملکی[۱]
علی زارع[۲]
هاشم نیکومرام[۳]
شادی شاهوردیانی[۴]

تاریخ دریافت مقاله : ۹۸/۰۸/۲۵ تاریخ پذیرش مقاله : ۹۸/۰۹/۲۱

**چکیده**

هدف مطالعه حاضر، پیش‌بینی و ارایه مدل ریسک اعتباری جهت سرمایه‌پذیران تأمین مالی جمعی مبتنی بر بدهی است. با توجه به پیچیدگی ارزیابی ریسک، بهترین معماری شبکه عصبی با خاصیت تنظیم نرون لایه پنهان، الگوریتم پرسپترون چند لایه برای شبیه‌سازی انتخاب شد. جامعه آماری این پژوهش، اطلاعات مالی پرونده اعتباری/تسهیلاتی کلیه مشتریان (۵۰۶ مورد) یکی از بانک‌های کشور مربوط به سال ۹۸-۹۷ است. به منظور معناداری رابطه شاخص‌های استخراج شده از نمونه با متغیر خروجی مدل (نکول و عدم نکول) اعضای نمونه توسط آزمون رگرسیون سنجیده شد. بدین ترتیب تعداد۱۳شاخص به‌عنوان بردار ورودی شبکه عصبی با سه لایه پنهان در دو گروه نکول و عدم نکول وارد مدل گردید. بر اساس نتایج شبیه‌سازی، مدل پیشنهادی توانست با خطای کمتر و دقت پیش‌بینی بالاتر (۹۴,۱) وزن هریک از شاخص‌های ورودی به شبکه را محاسبه کند. همچنین ضریب تعیین برای داده‌های آموزشی برابر (۰,۸۸)، آزمایش برابر (۰,۹۴) و ارزیابی برابر (۰,۸۴) بدست آمد که این امر نشان دهنده توانایی برازش بالای مدل شبکه عصبی پیشنهادی است. یافته‌های پژوهش نشان داد، از میان شاخص‌های ورودی، درآمدخالص، با وزنی معادل ۰,۱۶۳، میانگین حساب جاری با وزنی معادل ۰,۱۲۳ به مراتب از اهمیت بیشتر و شاخص سابقه تحصیلات با وزنی معادل ۰,۰۵۳ از اهمیت کمتری در گروه عدم نکول شده برخوردار است.

کلمات کلیدی

ریسک اعتباری، تأمین مالی جمعی، شبکه عصبی پرسپترون چند لایه

۱-گروه مدیریت مالی، واحد علوم تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران. maleki.ideas@gmail.com

۲-گروه حقوق خصوصی، واحد علوم تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران. (نویسنده مسئول)dr.alizare@gmail.com

۳- گروه مدیریت مالی، واحد علوم تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران.nikoomaram@srbiau.ac.ir

۴-گروه مدیریت بازرگانی، واحد شهر قدس، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران.shshahverdiani@gmail.com

**مقدمه**

امروزه، به موازات کاهش اعتبار سرمایه‌ای در بسیاری از کشورهای توسعه یافته، تامین مالی جمعی مبتنی بر بدهی[1]، یک تکنیک جدید برای سرمایه‌گذاری محسوب می‌شود. از سال ۲۰۱۳میلادی، در بسیاری از کشورها به‌ویژه کشور آمریکا و بریتانیا مبلغ هنگفتی سرمایه برای پروژه‌های گوناگون به کمک این روش تامین‌مالی صورت گرفت[۲۳]. به‌طوری که در سال ۲۰۱۵ میلادی بیش از ۳۴ میلیارد دلار سرمایه در سراسر جهان توسط این شیوه تامین‌مالی شد و پیش‌بینی می‌شود تا پایان سال ۲۰۲۰ میلادی این رقم به میلیون‌ها میلیارد یورو برسد[۴]. یکی از عوامل مهم مشارکت و جذب سرمایه‌گذاران در فرایند تامین‌مالی جمعی، میزان ریسک اعتباری است چراکه در اثر آن ممکن است بخشی یا همه سرمایه سرمایه گذاران هدر رفته و متحمل خسارت جبران ناپذیری شوند [۱۸]. شناسایی و تجزیه و تحلیل ریسک اعتباری از عوامل موفقیت هر بنگاه اقتصادی/مالی است که باید استراتژی جامع و مناسب برای اندازه‌گیری و در نهایت برای مقابله با آن در نظر گرفته شود. در این خصوص مطالعات صفری (۲۰۱۶) نشان داد، در حال حاضر ریسک اعتباری تقریباً در تمام زمینه‌های مالی/ اقتصادی حتی صنعتی از اولویت بالاتری برخوردار است[۱۵]. تحقیقات نشان می‌دهد، میلیون‌ها سرمایه‌پذیر قادر به پرداخت اصل و سود وام خود نیستد [۱۲]. بدیهی است این مساله برای موسسات تامین‌مالی جمعی مشکلات جبران ناپذیری بدنبال دارد[۹]. چراکه برای کنترل آن زمان و هزینه بیشتری صرف می‌شود [۸]. بدین منظور در سه دهه گذشته از مدل‌های گوناگون ارزیابی ریسک اعتباری استفاده شده است و روش‌های تخمینی مختلفی برای حل این مسئله بکارگرفته شده است. اما هریک از تحقیقات انجام شده به نوعی دارای نقاط ضعف و قوت می‌باشند. به همین جهت دراین مطالعه سعی شده است یک مدل سنجش ریسک اعتباری با بکارگیری تکنیک شبکه عصبی پرسپترون چند لایه طراحی شده و عامل‌های موثر بر بازپرداخت نشدن اعتبارات مورد بررسی قرار گیرد. همچنین پژوهش حاضر در صدد پاسخ به این سئوال نیز است: مدل شبکه عصبی پیشنهادی، چگونه ریسک اعتباری فرایند تامین‌مالی جمعی مبتنی بر بدهی را بهینه می‌کند؟

**مبانی نظری پژوهش**

تامین مالی جمعی[2]، به مفهوم رویکرد نوینی از فرایند تامین‌مالی است که طی آن جمع کثیری از مردم و سرمایه‌گذاران در بستر اینترنت در طرح‌های نوآورانه حتی با سرمایه اندک مشارکت و سرمایه‌گذاری انجام می‌دهند [۲۳]. پائلوپیترو (۲۰۱۷) تامین‌مالی جمعی را نوعی شبکه‌های ایجاد شده جمع‌آوری سرمایه‌های خرد مردم در بستر وب تعریف می‌کند که به سرمایه‌گذاران و سرمایه‌پذیران در

سراسر جهان امکان می‌دهد تعامل مالی مشترکی با یکدیگر داشته باشند[۲۱]. ایده اولیه تامین‌مالی توسط جف‌هاو[۳] (۲۰۰۸) بر پایه جمع سپاری[۴] مطرح شد و بیشتر در زمینه‌ی تامین مالی کسب و کارهای نوپا و ایده‌های نوآورانه مورد بهره برداری قرار گرفت [۲۰]. تامین مالی جمعی مبتنی بر بدهی یکی از انواع روش‌های تامین‌مالی جمعی است که بر اساس آن وام یا قرض توسط انبوهی از مردم تامین می‌شود و قرض‌دهنده (مشارکت کننده) وجه خود (یا مبلغی بیش از آن) را در زمان معینی باز پس می‌گیرد [۷]. بر این اساس سرمایه‌گذاران از وام یا هر بسته وام‌های مشابه[۵]در صورتی بهره می‌گیرند، که سرمایه‌پذیران بتوانند باز پرداخت‌ها را به موقع انجام دهند[۲۰].

در واقع پلتفرم تامین مالی جمعی یک روش موثر جذب سرمایه و افزایش فرصت‌های سرمایه‌گذاری و مهم‌تر از همه شفاف‌سازی فرایند مالی است[۱۵]. این در حالی است که براساس تحقیقات خان (۲۰۱۷)، پلتفرم تامین مالی جمعی روند نقدینگی را کاهش می‌دهد و همچنین اساسی برای رشد و تنوع در فعالیت‌های مالی آینده فراهم می‌کند به شرطی که ریسک یا مهم‌تر از همه ریسک اعتباری آن کنترل شود[20]. تامین مالی جمعی با تعدادی از ریسک یا موانع بالقوه همراه است. مطالعات انجام شده برای سرمایه‌پذیر و همچنین سرمایه‌گذار نشان می‌دهد که تامین مالی از طریق پلتفرم دارای ریسک، عدم اطمینان و عدم تقارن اطلاعات را به همراه دارد. که به شماری از موارد آن اشاره می‌شود:

- ریسک اعتباری[۶]: توانایی سرمایه‌پذیران در بازپرداخت یا عدم تمایل در بازپرداخت اصل و سود تسهیلات می‌تواند به شدت اعتبار آنها را تحت تأثیر قرار دهد. [15] در این میان نگرانی سرمایه‌گذاران از سوء استفاده و احتمال بازپرداخت نشدن وجوه بالا است و ممکن است مانع مشارکت عمومی آنها شود.[۱۷]

- ریسک مالکیت معنوی [۷]: بسیاری از توسعه‌دهندگان رسانه‌های تعاملی دیجیتال و تولید کنندگان به طور کلی محتاطانه جزئیات پروژه خودرا قبل از بهره‌برداری به دلیل نگرانی در مورد سرقت ایده و محافظت از آن اعلام نمی‌کنند. از اینرو به نظر می‌رسد، سرمایه‌پذیرانی که در زمینه جمع‌آوری پول مشارکت دارند، باید در مراحل اولیه تأمین مالی و توسعه محصول یا خدمات خود به عموم مردم بفرستند و ریسک احتمالی آن را مدیریت نمایند.[۲۲]

- ریسک انعطاف پلتفرم تامین‌مالی [۸]: اگر پلتفرم تامین‌مالی (سمت سرمایه‌گذار، هم سرمایه‌پذیر) شبکه‌ای قابل انعطاف و امن نباشد، این شبکه در نهایت از پشتیبانی لازم برخور نخواهد بود و نمی‌تواند تمام سرمایه‌گذاران را تحت پوشش قرار دهد [۱۵].

با توجه به موارد بیان شده ریسک اعتباری تامین مالی جمعی نسبت به سایر ریسکها از اهمیت زیادی برخوردار است. به‌طوری که در فرایند تامین مالی جمعی هر فرد با پذیرش میزان ریسک اعتباری و نرخ بهره، اقدام به سرمایه‌گذاری می‌کند [۱۰].

پیشینه ۷۰ ساله ریسک اعتباری به تحقیقات فیشر (۱۹۳۶) اشاره دارد که در آن تمایزپذیری مشتریان بر اساس مشخصه‌های مختلف مالی، اعتباری و حتی شخصیتی انجام گرفت [۱۶]. دونهام (۱۹۳۸) شاخص‌های همچون، شرایط جاری متقاضی، شرایط درآمدی، شرایط مالی، ضمانت‌ها و وثیقه‌ها، و اطلاعات راجح به پرداخت‌ها از سایر بانک‌ها را مبنای سنجش ارزیابی ریسک اعتباری مطرح می‌نماید[۱۷]. مطالعات دوراند (۱۹۴۱) شاخص‌های مانند شغل متقاضی، تعداد سال‌های اشتغال، تعداد سال‌های اقامت در آدرس فعلی، حساب‌های بانکی، جنسیت و تعداد اقساط ماهیانه به عنوان متغیرهای ارزیابی میزان ریسک اعتباری در دو گروه هدف (نکول و عدم نکول کننده) معرفی می‌کند[۱]. جمال (۲۰۱۹) نیز شاخص‌های مشابهی همچون دریافت وثایق، خالص درآمدمالی، میانگین حساب جاری، دارایی متقاضی از عوامل موثر بر کاهش میزان ریسک اعتباری مطرح می‌کند[۱۵].

بر این اساس از مدلهای مختلفی می‌توان به منظور ارزیابی اعتباری مشتریان بانکی استفاده کرد. اخیرا شبکه‌های عصبی با وجود خاصیت مهم تقلید ارتباط بین ورودیها و خروجیهای نهایی و همچنین توانایی به حداقل رساندن شکاف بین مقادیر پیش‌بینی شده و اندازه واقعی به عنوان یک تکنولوژی کاربردی موفق در بسیاری ازحوزه‌های موسسات مالی بویژه بانکها معرفی شده است[۱].

نخستین بار در سال ۱۹۱۹ جان‌موری[۹] مطالعه‌ای جهت اندازه‌گیری و درجه بندی ریسک اعتباری بر روی اوراق قرضه انجام داد.[۱۶]. میزان نکول تسهیلات اعتباری بانک‌ها باعث شد تا سنجش ریسک بازپرداخت نشدن اصل و سود وام نیز مورد توجه قرار گیرد [۱۷]. در این باره می‌توان به پژوهش فیشر[۱۰] (۱۹۳۶) به عنوان اولین نظام ارزیابی اعتبارات اشاره کرد [۱۵]. دوراند[۱۱] (۱۹۴۶) نیز نظام‌های اعتباردهی را مطرح نمود [۱۴]. یکی از نخستین پژوهش‌ها در مورد اندازه‌گیری ریسک اعتباری توسط آلترن (۱۹۶۸) انجام گرفت و به مدل Z معروف شد. سیدک[۱۲] (۲۰۱۳) متدی جدید مبتنی بر مجموعه‌های فازی و قوانین خاص موجود در بانک جهت امتیازدهی مشتریان بانکی خاص بکار برد و در این حالت روش IT2FS (بازه‌های بین ۰ تا۱۰۰ ) جهت امتیازدهی استفاده نمود. آبدوه[۱۳] (۲۰۱۴) نیز از ۴۸۷ داده واقعی تقاضای تسهیلات به دست آمده از طریق بانک انگلستان مؤلفه‌های ضروری و غیرضروری پیش‌بینی ریسک اعتباری را به دست آورد که بر این اساس جنسیت و تحصیلات از مولفه‌های غیر ضروی و میزان درآمد خالص و شغل از مولفه‌های ضروری به شمار می‌رفت [۱۵]. مدل

هیبریدی از شبکه‌های عصبی مصنوعی و ماشین بردار پشتیبان توسط گوزر (۲۰۱۴) جهت ارزیابی ناتوانی از پرداخت دیون واحدهای تجاری ارائه شده است. واحد تجاری که نیمی از آنها توانایی بازپرداخت دیون را نداشتند به عنوان داده اولیه در نظر گرفته شد. نتایج حاصل نشان می‌دهند که روش مبتنی بر ماشین بردار پشتیبان نتایج بهتری در مقایسه با سایر روشها داشته است.

مالهورتا و همکاران(۲۰۱۵) با استفاده از شبکه‌های عصبی به طبقه بندی مشتریان دوازده موسسه مالی در آمریکا اقدام کردند. فرض مدل تقسیم نمونه ها به دو گروه خوش حسابی و بد حسابی بود؛ به عبارتی باید مشتریانی که باز پرداخت آنها دچار نکول شده است در گروه بدحساب و مشتریانی که به تعهدات عمل کرده اند در گروه خوش حساب قرار گیرند. نتایج این تحقیق که در آن بردار ورودی شامل متغیر: مالکیت منزل مسکونی، مدت اقامت در محل فعلی، کارتهای اعتباری شخص، نسبت کل هزینه ها به کل در آمد، نسبت کل بدهی به کل درآمد و رتبه اعتباری مشتری بود، نشان داد، دقت پیش بینی معادل ۷۰ تا ۷۷ درصد در گروههای آموزشی داخل نمونه و ۶۸ تا ۷۴ درصد در گروههای آزمایشی خارج از نمونه به دست آمده است. همچنین مقایسه نتایج با روش تحلیل ممیزی چند متغیره نشان داد که به طور معنی داری دقت پیش‌بینی این مدلها (حدود ۴ درصد) بالاتر است [۱]. سرانجام توانا و همکاران (۲۰۱۸) مدلی را با کمک شبکه‌های عصبی با دقت بالاتر و خطای بسیار کمتر برای پیش‌بینی میزان ریسک اعتباری پیشنهاد نمودند [۱۹].

**روش پژوهش**

هدف مطالعه حاضر، پیش‌بینی و ارایه مدل ریسک اعتباری سرمایه‌پذیران (تامین مالی جمعی مبتنی بر بدهی) با استفاده از شبکه عصبی پرسپترون چند لایه[۱۴] می‌باشد. این مطالعه از نظر هدف کاربردی و از نظر روش بنیادی است. برای رسیدن به هدف پژوهش مراحل؛ ۱- انتخاب شاخص‌های اعتباری مناسب جهت پیش‌بینی ریسک اعتباری ۲- انتخاب و بررسی پرونده اعتباری سرمایه‌پذیران بانکی نکول و عدم نکول کننده به‌عنوان منابع داده ۳- آموزش شبکه عصبی بوسیله الگوریتم پرسپترون ۴- آزمون قدرت پیش‌بینی کنندگی شبکه عصبی انجام گرفت. متغیرهای مورد استفاده در این پژوهش ترکیبی از اطلاعات جمعیتی، مالی، شغلی و اعتباری تعداد ۵۰۶ پرونده اعتباری سرمایه‌پذیرانی بود که طی یک سال ۹۸-۱۳۹۷ از یک بانک کشور تسهیلات دریافت داشتند.

**متغیرهای پژوهش**

ابتدا با توجه به مبانی نظری و همچنین یافته پژوهشگران متغیرهای مهم و تاثیرگذار با استفاده از

آنالیز آماری با دقت استخراج شد. اما با این وجود معناداری رابطه بین شاخص‌های مالی و اعتباری و شخصیتی استخراج شده از صورت‌های مالی و پرونده‌های اعتباری نمونه تحقیق با متغیر خروجی مدل نکول و عدم نکول کننده اعضای نمونه توسط آزمون رگرسیون سنجیده شد تا علاوه بر ادبیات تحقیق مبنای منطقی قوی‌تری جهت کاربرد این متغیرها برای ورود به شبکه عصبی، وجود داشته باشد. متغیر خروجی میزان ریسک اعتباری یا چگونگی بازپرداخت تسهیلات می‌باشد. این متغیر نوع رفتار سرمایه‌پذیران (وام‌گیرندگان) خوش‌حساب بودن (پرداخت به موقع اقساط) یا بدحساب بودن (نکول وام) است که متناظر عدد صفر و یک خواهد بود. مقدار صفر برای سرمایه‌پذیران خوش‌حساب و مقدار یک برای سرمایه‌پذیران بدحساب. بردارهای ورودی، شامل متغیرهای جمعیتی، مالی، شغلی و اعتباری است. که به صورت جدول زیر بیان شد.

**جدول ۱ : متغیر و شاخص های مورد استفاده در مدل سازی شبکه عصبی**

| جمعیتی | مالی | شغلی | اعتباری |
|---|---|---|---|
| سن | کل دارایی متقاضی | نوع استخدام | میانگین حساب جاری |
| تحصیلات | درآمد ناخالص متقاضی | سابقه کار و بیمه | چک برگشتی یا عدم تعهد |
| وضعیت مالکیت منزل مسکونی | مبلغ اقساط | | تسهیلات پرداخت شده یا جاری |
| | | | وام های نکول شده یا معوق |
| | | | وثایق یا ضمانت نامه ها |

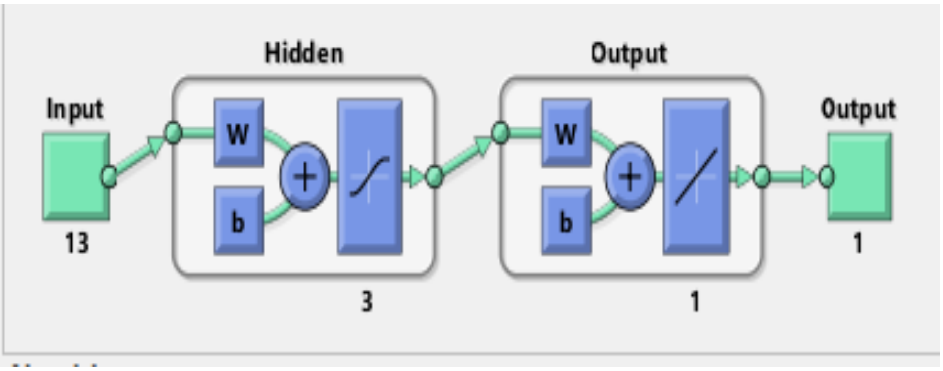
منبع : یافته پژوهش

به‌منظور طراحی مدل شبکه عصبی (آموزش، تست و اعتبارسنجی) از ابزار شبکه عصبی نرم‌افزار MATLAB نسخه ۲۰۱۴استفاده شد.

**مدل سازی شبکه عصبی**

برای مدل سازی از شبکه عصبی پرسپترون با ۱۳ متغیر ورودی و سه لایه پنهان و یک لایه خروجی استفاده شده است. وزن هریک از متغیرها به گونه‌ای تعریف شد که ارتباط معنی‌داری بین بردار داده‌های ورودی و بردار داده‌های خروجی برقرار کند. بدین ترتیب نخست وزنهای کوچک به هریک از متغیرها داده شد و سپس با استفاده از الگوریتم، بازخورد خطاها تعدیل یافت. اولین گام در پی‌ریزی شبکه عصبی تعیین داده‌های فضای ورودی و هدف است، که در این تحقیق پارامترهای شخصیتی، اعتباری، مالی و شغلی ورودی شبکه و ریسک اعتباری وام اندازه‌گیری شده به عنوان هدف شبکه در نظر گرفته شد.

مسئله اصلی در طراحی این شبکه‌ها تعیین تعداد مناسب لایه‌های پنهان و تعداد نورونهای پنهان در لایه‌های میانی است. یک شبکه عصبی مصنوعی می‌تواند دو و یا سه لایه مخفی داشته باشد. به طورکلی هرچه تعداد لایه‌ها بیشتر باشد، سیستم قادر به درک پیچیدگی‌های بیشتری است، هرچند از طرف دیگر زیاد بودن تعداد لایه‌ها دقت پیش‌گویی را کم کرده و ممکن است مانع هم گرا شدن شبکه شود. شبکه‌های چندلایه بسیار قدرتمند هستند، به عنوان مثال یک شبکه دولایه با لایه اول سیگموییید و لایه دوم خطی می‌تواند هر تابع دلخواهی را با تعداد نقاط محدود ناپیوستگی تخمین بزند در یک شبکه عصبی چندلایه هر لایه دارای ماتریس وزن، بردارهای بایاس و خروجیهای مختص به خود است و خروجی هریک از لایه های میانی به عنوان ورودی لایه بعدی به کار می‌رود. به همین دلیل در حل این گونه مسائل از شبکه‌های عصبی که متشکل از چندین نرون یا چندین لایه هستند و به صورت موازی باهم کار می‌کنند، استفاده می‌شود.. شبکه‌های عصبی با دو لایه پنهان با تابع سیگموییید در لایه میانی و تابع خطی در لایه خروجی قادر به تقریب تمامی توابع مورد نظر با هر درجه تقریب خواهد بود، به شرطی که به اندازه کافی نورون در لایه پنهان موجود باشد [۲]. بر همین اساس در پژوهش حاضر یک شبکه پرسپترون سه لایه به دلیل توانایی فراوان (مدل‌سازی سیستم‌های پیچیده و غیرخطی) با سه لایه مخفی با تابع سیگموییید و تابع انتقال خطی برای نورون خروجی در نظر گرفته شد.




**شکل ۱ : مدل شبکه عصبی پرسپترون با ۱۳ ورودی، ۳ لایه پنهان، خروجی مدل پیشنهادی**

منبع: یافته پژوهش

در این شکل n تعداد لایه و k تعداد نرون است. مقدار خروجی yبرای نورون خروجی k می‌تواند به صورت مقادیر ورودی و وزنهای شبکه W است.

$$y_{in}(Net) = Wib + \sum Wkj(g(\sum Xi\, wij) + Wij) \quad (۱)$$

در انتشار سیگنال خطا در هر لایه ابتدا یک جمع موزون در هر نورون از حاصل ضرب عددی مقدار خروجی هر نورون در وزن اتصال مربوط به نورون محاسبه شده و سپس یک تابع انتقال$g(x)$ به تسریع آموزش شبکه از نوع هیپربولیک می‌باشد، خروجی نورون را تعیین می‌کند. لایه پنهان مدل شامل گره‌های غیرقابل مشاهده شبکه است که تابعی از حاصل جمع وزن دهی شده ورودی‌ها است. با توجه به روند عملیات شبکه پرسپترون در صورتی‌که وزن‌ها و مقدار بایاس بهبود یافت. وزن‌ها خروجی آن از شبکه خارج شده و خط پرسپترونی مشخص می‌شود. در این شبکه تابع فعال‌سازی برای هریک از واحدهای پیوند یافته تابع پله‌ای دودیی با مقدار آستانه اختیاری، اما ثابت است بنابر این سیگنالی که از واحدهای پیونددهنده به واحد خروجی فرستاده می‌شود. سیگنالی دودویی (صفر و یک) است.

**آموزش شبکه عصبی**

نورون‌های لایه‌های میانی در شبکه به عنوان تشخیص دهنده الگو عمل می کنند[۲]. از اینرو تعداد نورونها در لایه پنهان نقش مهمی در قدرت شبکه دارد. باید تعداد نورونها به گونه‌ای انتخاب شوند که شبکه قدرت کافی و نه بیش از حد برای تولید نگاشت بین ورودی و خروجی داشته باشد [۲]. در این پژوهش تعداد مناسب نورون‌های لایه پنهان برای دستیابی به بهترین پیش‌بینی و کمترین میزان خطا در شبکه بر مبنای روش آزمون و خطا با تابع انتقال سیگموییدی تعیین شد. قابلیت پیش بینی و عملکرد شبکه عصبی توسعه داده شده با استفاده از روشهای ریاضی و آماری مشخص شد به منظور بررسی عملکرد شبکه، از میانگین مربعات خطا[۱۵] (MSE) به‌عنوان معیاری برای سنجش دقت نتایج شبکه عصبی، استفاده شد.

$$MSE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y - \bar{y})^2 \quad (۲)$$

در روابط فوق n نشان دهنده تعداد مشاهدات، مقادیر اندازه‌گیری شده و y نشان‌دهنده مقدار پیش‌بینی شده است. قابلیت پیش‌بینی سیستم توسعه داده شده توسط درصد میانگین مطلق خطای سیستم (MAPE)[۱۶] که نشان دهنده انحراف بین مقادیر تجربی و پیش‌بینی شده است به صورت رابطه زیر محاسبه شد.

$$MAPE = \frac{100}{n}\sum_{i=1}^{n}\frac{y-\bar{y}}{y} \quad (۳)$$

در رابطه فوق نیز n نشان‌دهنده تعداد مشاهدات، y مقادیر اندازه گیری شده و نشان

دهنده مقدار پیش‌بینی شده است. خطای نسبی انحراف بین مقادیر پیش‌بینی شده و داده‌های اندازه‌گیری شده را نشان می‌دهد و بهتر است که مقدار آن به صفر میل کند.

آموزش شبکه عصبی پرسپترون چندلایه[17] به این معنی است پارامترهای آزاد شبکه (وزن‌ها و بایاس‌ها) توسط الگوریتم‌های آموزش و بر اساس داده‌های آموزشی (شامل بردارهای ورودی و هدف) به گونه‌ای بهینه شوند که مقدار خطای بین خروجی شبکه و پارامتر هدف به حداقل مقدار ممکن خود برسد. به طورکلی دو نوع آموزش شامل آموزش با ناظر و آموزش بدون ناظر وجود دارد. معمولاً برای آموزش شبکه‌های عصبی با ناظر، یک تابع تعریف می‌شود و از مجموعه‌ای از داده‌های تجربی به نام داده‌های آموزشی برای تعیین وزن‌های شبکه عصبی استفاده می‌شود [۳]. در این مسیر، پارامترهای شبکه (ماتریس‌های وزن و بردارهای بایاس)، ثابت و بدون تغییر در نظر گرفته شد. در مسیر برگشت تنظیمات پارامترهای شبکه MLP بر اساس قانون یادگیری اصلاح خطا انجام گرفت. بردار خطا برابر با اختلاف بین پاسخ مطلوب و پاسخ واقعی شبکه می‌باشد. مقدار خطا، پس از محاسبه، در مسیر برگشت از لایه خروجی و از طریق لایه‌ها در کل شبکه توزیع می‌شود. برای آموزش مدل پیشنهادی پژوهش حاضر، داده‌ها به سه دسته داده‌های آموزشی[18] ،داده های اعتبارسنجی[19] و داده های آزمایشی[20] تقسیم شدند. از کل داده‌ها مدل (۵۰۶) به گروه آموزش[21] (داده‌های آموزش تعداد ۳۵۴)، آزمایش[22] (پیدا کردن خطا در حین آموزشتعداد۷۵ ) و نمونه‌های ارزیابی نهایی[23]( به تعداد ۷۵) اختصاص یافت. داده‌های آموزشی( شامل۷۰ درصد از کل داده‌ها) در فرایند آموزش برای محاسبه گرادیان و بهینه‌سازی پارامترهای آزاد مورد استفاده قرار گرفت. ۱۵درصد از داده‌ها به داده‌های اعتبارسنجی و ۱۵ درصد دیگر به داده‌های آزمایشی مدل به طور تصادفی اختصاص یافت.

## یافته‌های پژوهشی

جامعه آماری مورد مطالعه بر پایه وضعیت پازپرداخت تسهیلات دریافتی در گروه مورد مطالعه به دو گروه بازپرداخت‌کننده (طبق سررسید)و نکول کننده دسته بندی شد. که نتایج آماری میانگین و انحراف معیار هریک از شاخص‌های آزمودنی‌ها بصورت جدول زیر است.

**جدول ۲ : ویژگی جمعیتی، مالی، شغلی و اعتباری جامعه آماری**

| | بازپرداخت کننده | | عدم پرداخت به موقع (نکول) | | کل نمونه | |
|---|---|---|---|---|---|---|
| متغیر | میانگین | انحراف معیار | میانگین | انحراف معیار | میانگین | انحراف معیار |
| سن | ۴۶,۷۰ | ۱۱,۵۰ | ۴۹,۰۹ | ۱۳,۰۸ | ۴۸,۳۰ | ۱۲,۰۹ |
| میانگین حساب جاری | ۵,۴۸ | ۲,۱۶ | ۴,۳۰ | ۱,۶۲ | ۴,۷۵ | ۱,۹۲ |
| تسهیلات پرداخت شده | ۲,۱۵ | ۰,۷۳ | ۱,۲۲ | ۰,۶۸ | ۱,۸۲ | ۰,۸۵ |
| چک برگشتی یا عدم تعهد | ۰,۱۱ | ۰,۳۴ | ۰,۷۳ | ۰,۴۵ | ۰,۳۴ | ۰,۴۷ |
| تحصیلات | ۲,۴۴ | ۰,۹۴ | ۱,۷۸ | ۰,۹۳ | ۲,۲۱ | ۰,۹۹ |
| سابقه کار و بیمه | ۳,۴۳ | ۱,۸۷ | ۱,۰۱ | ۰,۹۷ | ۳,۲۳ | ۰,۹۸ |
| مهارت و نوع استخدام | ۰,۱۲ | ۰,۳۵ | ۰,۷۴ | ۰,۴۶ | ۰,۳۳ | ۰,۴۸ |
| درآمد خالص | ۵۶۶,۳۶ | ۲۹۳,۳۴ | ۱۰۴,۸۵ | ۱۴۲,۱۲ | ۴۰۲,۰۵ | ۳۳۴,۴۶ |
| وضعیت مالکیت منزل | ۲,۱۶ | ۰,۷۳ | ۱,۲۰ | ۰,۶۶ | ۱,۸۰ | ۰,۸۵ |
| وضعیت دارایی | ۳,۶۲ | ۳,۰۲ | ۰,۶۸ | ۱,۶۳ | ۲,۵۱ | ۲,۹۸ |
| مبلغ وام‌های نکول شده | ۱۰۹,۱۱ | ۸۲,۷۵ | ۱۰۹,۸۱ | ۹۵,۹۹ | ۱۰۹,۳۶ | ۸۷,۴۳ |
| وثیقه | ۲,۱۴ | ۰,۸ | ۱,۹۶ | ۰,۷۵ | ۲,۰۸ | ۰,۷۳ |
| مبلغ اقساط | ۲۳,۶۰ | ۱۵,۸۴ | ۴۰,۹۷ | ۳۲,۹۰ | ۲۹,۷۸ | ۲۴,۳۰ |

منبع : یافته های پژوهش

بر اساس جدول (۲) متغیرهای میانگین حساب‌جاری، درآمدخالص، وضعیت مالکیت، بیمه، در گروه بازپرداخت کننده‌ها بالاتر از گروه نکول کننده‌ها بود. و می‌توان نتیجه گرفت، تأثیر مثبت بر بازیرداخت وام دارند. همچنین متغیرهای سن و تحصیلات، مبلغ وام نکول شده، مبلغ اقساط در گروه بازپرداخت کننده‌ها کمتر از گروه نکول بود. که بیانگر رابطه منفی این متغیرها با بازیرداخت تسهیلات مورد مطالعه است. متغیرهای لایه ورودی و لایه خروجی و همچنین لایه پنهان شبکه عصبی که بر اساس مبانی نظری پژوهش و هم چنین مطالعات گذشته استخراج شدند بصورت زیر بیان می‌شود.

**جدول ۳ : متغیرهای ورودی و خروجی و لایه پنهان مدل شبکه عصبی**

| | | | |
|---|---|---|---|
| | X1 | | تحصیلات |
| | X2 | | مهارت |
| | X3 | | سابقه کار |
| | X4 | عامل | نوع وثیقه |
| | X5 | | سن |

| | | | |
|---|---|---|---|
| لایه ورودی مدل شبکه عصبی | متغیر کمکی | X6 | تعهد مالی و چک برگشتی |
| | | X7 | درآمد خالص |
| | | X8 | امکانات مالی |
| | | X9 | وضعیت بیمه |
| | | X10 | میانگین حساب جاری |
| | | X11 | وام های نکول شده |
| | | X12 | وام دریافتی |
| | | X13 | مبلغ اقساط |
| | | تعداد گره a (گره بایاس اریب خارخ شده) | ۲۶ |
| | | روش مقیاس بندی | استانداد سازی |
| لایه پنهان | تعداد لایه پنهان | | ۳ |
| | تعداد گره لایه پنهان | | ۶ |
| | تابع متحرک | | تانزانت هایپرپولیک |
| لایه خروجی | تعداد گره | | ۲ |
| | تابع متحرک | | سافت مکس |
| | تابع خطا | | آنتروپی |

منبع : یافته های پژوهش

بعد از یادگیری شبکه، فرایند انجام شده شبکه پروسپترون با سه لایه پنهان در شکل نشان داده است. از مجموع کل تعداد ۵۰۶ نمونه (۳۵۴ نمونه ۷۰ درصد)در گروه آموزشی، تعداد ۷۶ نمونه (۱۵ درصد) در گروه آزمایشی و تعداد ۷۶ نمونه (۱۵ درصد) در گروه اعتبارسنجی، خطای هریک از گروه‌ها (مقدار MSE ) به صورت جدول زیر است.

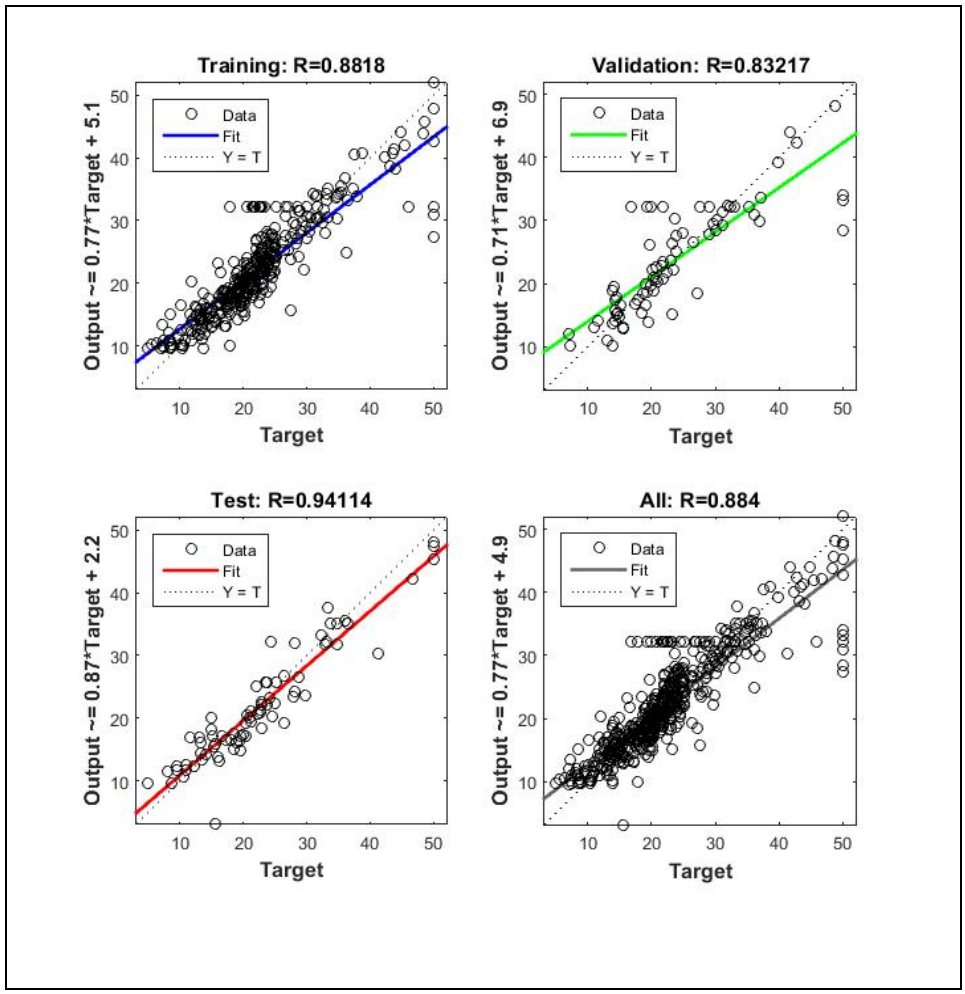
**جدول۴ : بر آورد میزان خطا در سه گروه داده آموزش، آزمایش و اعتبار سنجی**

| نمونه | نمونه | | | معتبر | کل |
|---|---|---|---|---|---|
| | آموزشی | آزمایشی | اعتبار سنجی | | |
| **تعداد** | **۳۵۴** | **۷۶** | **۷۶** | **۵۰۶** | **۵۰۶** |
| **درصد** | **٪۷۰** | **٪۱۵** | **٪۱۵** | ٪۱۰۰ | ٪۱۰۰ |
| **MSE** | **۱۱,۶ ×۱۰ -۵** | **۲۱,۳ ×۱۰ -۵** | **۱۵,۸ ×۱۰ -۵** | | |

منبع : یافته‌های پژوهش

جدول (۴) میزان خطای یادگیری (MSE)در هر یک از گروه داده‌های آموزشی، آزمایشی، اعتبار سنجی را نشان می‌دهد، بر این اساس چون مقادیر این شاخص به عدد صفر نزدیکتر است، نشان دهنده

میزان کمتر خطا در سه گروه داده است. در ادامه برای بررسی دقیق‌تر این موضوع نتایج رگرسیون خطی بین مقادیر تجربی و مدل شبکه عصبی دربین داده های تجربی آورده شده است.

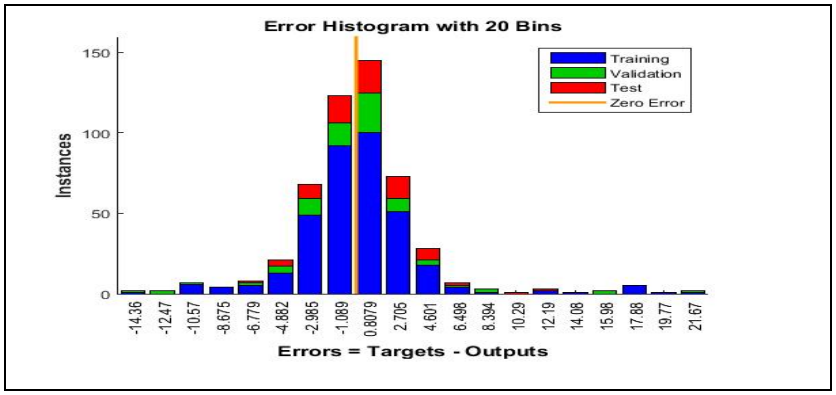



**شکل ۲ : نتایج رگرسیون خطی بین مقادیر تجربی و مدل شبکه عصبی مصنوعی**

منبع : یافته‌های پژوهش

شکل ۲- نمودار رگرسیون، خروجی‌های شبکه عصبی را با توجه به اهداف آموزش، اعتبار سنجی و مجموعه‌های آزمون نمایش می‌دهند. برای تناسب کامل، چون اکثر داده‌ها در امتداد یک خط ۴۵ درجه قرار گرفته اند، پس تناسب کامل بین مجموعه داده‌ها برای یادگیری شبکه وجود دارد. همچنین این نمودار نشان می‌دهد، ضریب تبیین مدل شبکه عصبی برای داده‌های آموزشی، اعتبارسنجی و

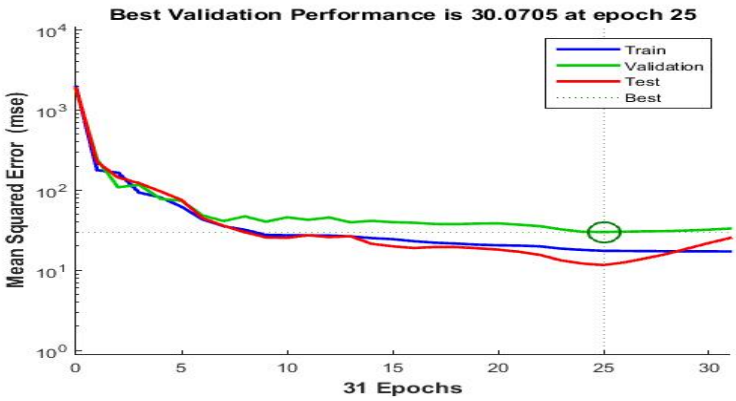
ارزیابی برای آموزش (۰,۸۸)، تست (۰,۹۴) و ارزیابی(۰,۸۴) و کل مدل(۰,۸۸) بدست آمده است. که این مقادیر توانایی برازش بالای مدل شبکه عصبی پیشنهادی را به درستی نشان می‌دهد.




**شکل ۳ : نمودار هیستوگرام خطا**

منبع : یافته‌های پژوهش

در شکل شماره ۳- میله‌های آبی داده‌های آموزشی، میله‌های سبز داده‌های اعتبارسنجی و میله‌های قرمز داده‌های آزمایشی را نشان می‌دهند. این هیستوگرام بیانگر فاصله نقاط داده‌هاست. به‌طوری که بیشتر خطاها بین -۴ و +۴ قرار دارند، یک نقطه آموزش با خطای ۱۷ و نقاط اعتبار سنجی با خطاهای ۲۱-و۱۵وجود دارد. این فاصله‌ها در مدل رگرسیون تست نیز قابل مشاهده است. آموزش زمانی متوقف می‌شود که خطای اعتبار سنجی برای شش تکرار افزایش یابد، این مورد در تکرار[۲۴] ۳۱ رخ داده است.




**شکل ۴: مدل بهینه یادگیری شبکه عصبی MLP**

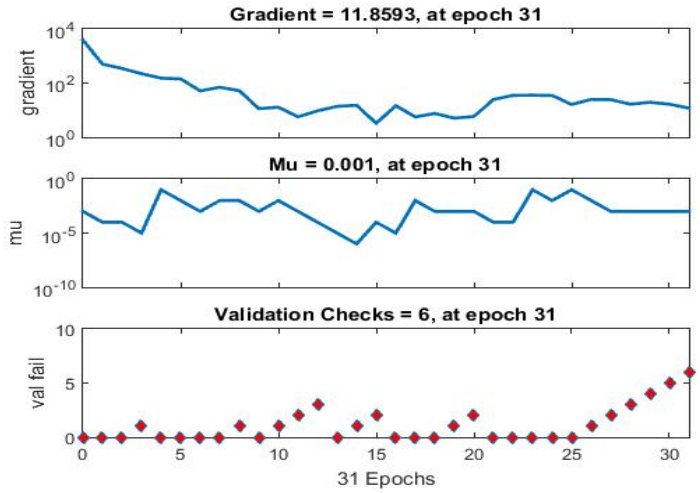
منبع : یافته های پژوهش

همانطور که در نمودار شماره ۴ ملاحظه می‌شود خطای میانگین مربعات شبکه از یک مقدار بزرگ آغاز شده و رفته رفته کاهش می‌یابد. این امر بدان معناست که روال یادگیری شبکه دارای پیشرفت می‌باشد. نمودار بالا دارای سه خط است که بردارهای ورودی و هدف بصورت تصادفی به سه مجموعه آموزشی (۷۵٪)، ارزیابی (۱۵٪) و آزمایشی (۱۵٪) تقسیم شده است. مجموعه ارزیابی در راستای حفظ عمومیت شبکه مورد استفاده قرار می‌گیرد. روال آموزش تا زمانی ادامه می‌یابد که خطای شبکه در مورد شبکه ارزیابی کاهش نشان دهد. بدین ترتیب از بیش برازش شبکه بر روی مجموعه آموزشی جلوگیری می شود.

همچنین این نمودار مقادیر خطای MSE بدست آمده مدل را نشان می‌دهد همان طور که از روند اعتبار سنجی داده‌ها در این شکل بر می آید، کمترین مقدار به دست آمده از رابطه ۵ برای میانگین مربعات خطا برابر با $۱۱,۶ \times ۱۰^{-۵}$ و در اپوک ۲۵ است.

$$MSE = \frac{1}{mN} \sum_{K=1}^{N} \sum_{j=1}^{m} (yi^k - tj^k)^2 \qquad (۵)$$

با بررسی این نمودار نتایج حاصل به دلیل زیر مطلوب می‌باشد، مقدار خطایی میانگین مربعات نهایی کوچک است. خطای مجموعه آزمایشی با خطای مجموعه ارزیابی دارای رفتار و خصوصیات مشابهی هستند. تا تکرار ۲۵ (که بهترین کارایی در مورد مجموعه به وقوع می پیوندد) هیچ بیش برازشی رخ نداده است. جایی (نقطه بهینه)که بهترین عملکرد اعتبار سنجی رخ می‌دهد.




**شکل ۵ : مدل بهینه یادگیری شبکه عصبی MLP برای داده‌ها**

منبع : یافته های پژوهش

جدول شماره (۵) اهمیت مقادیر وزنی هریک از متغیرهای ورودی (که بیانگر میزان تغییرات مقادیر پیش‌بینی شده توسط شبکه با تغییر وزن متغیر ورودی است) را نشان می‌دهد.

**جدول ۵ : نتایج اهمیت وزنی متغیرهای ورودی مدل شبکه عصبی**

| متغیر | اهمیت وزنی | اهمیت نرمال سازی شده | متغییر | اهمیت وزنی | اهمیت نرمال سازی شده |
|---|---|---|---|---|---|
| سطح تحصیلات | ٪۰,۰۲۵ | ۱۵,۴ | میانگین حساب جاری | ٪۰,۱۲۳ | ۷۵,۴۶ |
| نوع وثیقه | ٪۰,۲۶ | ۱۲ | چک برگشتی و عدم تعهدات | ٪۰,۱۲۴ | ۷۶,۰۷ |
| سن | ٪۰,۸۲ | ۱۱,۲ | مبلغ اقساط | ٪۰,۹۹ | ۶۰,۷ |
| امکانات | ٪۰,۱۲۷ | ۷۷,۷ | تسهیلات پرداخت شده | ٪۰,۱۲۲ | ۷۴,۸ |
| تجربه کار | ٪۰,۴۱ | ۲۵,۱ | مبلغ اقساط | ٪۰,۸۶ | ۵۲,۷ |
| بیمه | ٪۰,۰۷۵ | ۴۵,۹ | وام دریافتی | ٪۰,۱۲۳ | ۷۶,۰۴ |
| درآمد خالص | ٪۰,۱۶۳ | ۱۰۰ | | | |

منبع : یافته های پژوهش

جدول شماره (۵) اهمیت وزن هریک از متغیرهای ورودی را نشان می‌دهد؛ در آمد خالص افراد (با وزن ۰,۱۶۳) بیشترین اهمیت از میان بردارهای ورودی شبکه برای سنجش میزان ریسک اعتباری است. بطور مثال میانگین حساب جاری با وزن ۰,۱۲۳ شاخص ورودی دیگر شبکه است. در این میان برخلاف برخی مطالعات وزن شاخص سطح تحصیلات افراد برابر ۰,۰۲۵ بدست آمد که نشان دهنده کمترین اهمیت پیش‌بینی ریسک اعتباری است.

## بحث و نتیجه گیری

در این تحقیق سعی بر آن بود مدلی کاراتر جهت بهینه سازی ریسک اعتباری تامین مالی جمعی ارائه شود. مدلی که با در نظر داشتن شرایط ریسک سرمایه‌گذاری، بازدهی بیشتری را برای سرمایه‌گذاران فراهم نماید. به همین منظور بهترین معماری شبکه عصبی، پرسپترون با سه لایه پنهان با توجه به پیچیدگی و حجم بالای اطلاعات مورد پردازش برای شبیه‌سازی انتخاب شد. مدل با یک مجموعه از اطلاعات پرونده تسهیلات سرمایه‌پذیران آموزش داده شد. برای جلوگیری از آموزش بیش از اندازه شبکه در حین آموزش و نظارت بر خطای بدست آمده برای داده آزمایش و داده آموزش استفاده شد. این الگوریتم از نظر پایایی و روایی و همچنین همگرایی تأثیر پارامترهای ورودی بر جواب بهینه مورد مطالعه قرارگرفت. نتایج اجرای الگوریتم در سناریوهای مختلف و نتایج آن نیز بررسی شد و نتایج قابل قبولی بدست آمد.

هدف مطالعه حاضر، پیش‌بینی و ارایه مدل ریسک اعتباری جهت سرمایه‌پذیران تأمین مالی جمعی مبتنی بر بدهی بود. در این راستا یافته‌های پژوهش نشان داد، مدل پیشنهادی با کارایی بسیار بالا (۹۴,۱) و همچنین ضریب خطای پیش‌بینی بسیار پایین وزن هریک از شاخص‌های ورودی به شبکه را پیدا کند. همچنین دقت پیش‌بینی برای داده‌های آموزشی(۰,۸۸)، آزمایش(۰,۹۴) و ارزیابی(۰,۸۴) بدست آمد که نشان دهنده توانایی بالای مدل شبکه عصبی پیشنهادی است. نتایج تحقیقات مالهورتا و همکاران (۲۰۱۵) بردار ورودی شبکه را متغیرهای مالکیت منزل مسکونی، مدت اقامت در محل فعلی، نسبت کل هزینه‌ها به کل در آمد، نسبت کل بدهی به کل درآمد و رتبه اعتباری مشتری در دو گروه نکول و عدم نکول تعیین کرده بودند، نشان داد، دقت پیش‌بینی مدل معادل ۷۰ تا ۷۷ درصد در گروههای آموزشی داخل نمونه و ۶۸ تا ۷۴ درصد در گروههای آزمایشی خارج از نمونه به دست آمده است. می‌توان چنین تفسیر کرد که یافته‌های مطالعه حاضر در مورد دقت پیش‌بینی مدل ریسک اعتباری به مراتب بهتر از پژوهش یاد شده است. اما نتایج حاصله کاملا با مطالعه فوق هم سو و در یک راستاست.

برای پاسخ به سئوال پژوهش مبنی بر اینکه مدل شبکه عصبی پیشنهادی، چگونه ریسک اعتباری فرایند تامین‌مالی جمعی مبتنی بر بدهی را بهینه می‌کند؟ یافته پژوهش نشان داد، بر اساس مقادیر خطای MSE بدست آمده مدل همان طور که از روند اعتبار سنجی داده‌ها کمترین مقدار به دست آمده برای میانگین مربعات خطا برابر با $۱۱,۶ \times ۱۰^{-۵}$ و در اپوک ۲۵ است. نتایج حاصل به دلیل، کوچک بودن مقدار خطایی میانگین مربعات نهایی و مشابهت خطای مجموعه آزمایشی با خطای مجموعه ارزیابی تا تکرار ۲۵ (که بهترین کارایی در مورد مجموعه به وقوع می‌پیوندد) هیچ بیش برازشی رخ نداده است. جایی (نقطه بهینه)که بهترین عملکرد اعتبار سنجی رخ می‌دهد.

براساس یافته‌های پژوهش، اهمیت شاخص‌های ارزیابی ریسک اعتباری به ترتیب درآمدخالص، میانگین حساب‌جاری و وضعیت مالکیت در گروه بازپرداخت کننده بیشتر است. اما شاخص سابقه تحصیلات بر خلاف پاره‌ای از تحقیقات انجام گرفته از اهمیت کمتری نسبت به سایر شاخص‌ها برخوردار بود. بر اساس نتایج مطالعات آبدوه (۲۰۱۴) در مورد تقاضای تسهیلات بانکی انگلستان جنسیت و تحصیلات از مولفه‌های غیر ضروی سنجش ریسک اعتباری و میزان درآمدخالص و شغل از مولفه‌های ضروری است. پس چنین تفسیر می‌شود که نتایج مطالعه فوق با یافته پژوهش حاضر همخوان است.

توجه به نتایج بدست آمده این مطالعه، در موسسات مالی و بانک‌ها می‌تواند علاوه بر کاهش میزان ریسک اعتباری و هزینه عملیاتی آن، نیز مطالبات معوقه (بیش از ۵۰ درصد در بانک مورد مطالعه) به

مراتب کاهش داده و موجب بهره‌وری بیشتر شود. به موسسات مالی و اعتباری تامین‌مالی جمعی پیشنهاد گردید، در هنگام بررسی سوابق مالی و اعتباری سرمایه‌پذیران شاخص‌های همچون درآمدخالص، میانگین حساب جاری، وضعیت مالکیت بیشتر از سایر موارد در الویت قرار گیرد.

**منابع**


۱) طالبی، محمد، شیرزادی، نازنین، ریسک‌اعتباری: اندازه‌گیری و مدیریت‌انتشارات‌سمت تهران ۱۳۹۰

۲) فاست، لوران. مبانی‌شبکه‌های عصبی: ساختارها، الگوریتم ها و کاربردها انتشارات نص تهران ۱۳۹۵

۳) منهاج، محمد باقر. مبانی شبکه‌های عصبی و هوش محاسباتی انتشارات دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران۱۳۹۷

4) Agrawal, Ajay; Catalini, Christian; Goldfarb, Avi (2015). "Are Syndicates the Killer App of Equity Crowdfunding?". Rochester, NY: Social Science Research Network. doi:10.2139/ssrn.2569988. SSRN 2569988

5) Agrawal, Catalini & Goldfarb (2013). Some simple economics of crowdfunding. Josh Lerner & Scott Stern (eds.). Innovation Policy and the Economy. NBER Vol 14.

6) Altman, E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. The journal of finance, 23: 589-609.

7) Aschenbeck-Florange & Nagel (2014). Crowdfunding is growing up - Welcome to the World of Regulation. Osborne Clarke. Available at: http://www.osborneclarke.com

8) Beaver, W. 1967. Financial Ratios as Predictors of Failure, Empirical Research in Accounting selected studies, 71-127.

9) Beck, Thorsten and Carletti, Elena and Goldstein, Itay, Financial Regulation in Europe: Foundations and Challenges (2016). CEPR Discussion Paper No. DP11147.

10) Belleflamme, P., Omrani, N., Peitz, M., 2016. The Economics of Crowdfunding Platforms. CESIfo DICE Report, Volume 14.

11) Boot, A. W.A., 2017. The Future of Banking: From Scale & Scope Economies to Fintech, European economy. Banks, regulation, and the real sector

12) Buchak, G., G. Matvos, T. Piskorski, A. Seru, 2017. Fintech, regulatory arbitrage, and the rise of shadow banks, NBER Working Paper No. 23288

13) Davis, K. and J. Murphy, 2016. Peer-to peer lending: Structures, risks and regulation, JASSA The Finsia Journal of Applied Finance 3.

14) Durand, D. (1941). Risk element in consumer installment lending, national bureau of economic research.

15) Ebrahim Al-Gamal1, Dr. Abbokar Siddiq(2018) Significance of Credit Risk Management in Banking Industry in Yemen: A Study nternational Journal of Commerce and Management Research Volume 5; Issue 3; May 2019; Page No. 163-165

16) Fisher, R. (1936). Linear discriminant analysis. Annals of Eugenics, 7: 179-188.

17) Glantz, M. (2003). Managing Bank Risk: An Introduction to Broad-base Credit Engineering (Vol. 1). academic press.

18) Lopez, J.A., and Saidenberg, M.R. (2000). Evaluating credit risk models. Journal of Banking & Finance, 24: 151-165.

19) Madjid Tavana, Amir-Reza Abtahi, Debora Di Caprio , , Maryam Poortarigh (2018) An Artificial Neural Network and Bayesian Network model for liquidityrisk assessment in banking Neuro computing 275 (2018) 2525–2554

20) M. R. Khan and J. M. Baarmah (2017) 'Building a case for crowdfunding platforms in Saudi Arabia', *Middle East Journal of Entrepreneurship, Leadership and Sustainable Development*, Vol. 1, No. 1, pp.43]60.

21) Paolo Pietro Biancone (2017) Crowdfunding and Fintech: business model sharia compliant

22) Prasanna Prakash. "A Study on the Significance of Risk Management in Banking Sector ", International Journal of Research in IT and Management (IJRIM). 2016; 6(9):135-139.

23) Yamaguchi (2014).Brazilian SEC nottolimit equity crowdfunding .Lexology,25 April. Available at: http://www.lexology.com/library/detail.aspx

**یادداشت‌ها :**

1 Debt Crowdfunding
2 Crowdfunding
3 Jeff Howe
4 Crowd sourcing
5 Package of similar loans
6 Reputation
7 IP protection
8 Donor exhaustion
9 Jun Maury
10 Fisher
11 Durand
12 Sidiki
13 Abdu
14 MLP- Malty Layer Perceptron
15 Mean squared error
16 Mean absolute percentage error
17 perceptron Multilayer
18 Training data
19 data validation
20 data test
21 Tearing
22 Test
23 Validation
24 Epoch