



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 شاهرودیانی^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 ۹۷-۹۸ 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 تعداد ۱۳ شاخص 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^۱، یک تکنیک جدید برای سرمایه‌گذاری محسوب می‌شود. از سال ۲۰۱۳ میلادی، در بسیاری از کشورها به‌ویژه کشور آمریکا و بریتانیا مبلغ هنگفتی سرمایه برای پروژه‌های گوناگون به کمک این روش تامین مالی صورت گرفت [۲۳]. به‌طوری که در سال ۲۰۱۵ میلادی بیش از ۳۴ میلیارد دلار سرمایه در سراسر جهان توسط این شیوه تامین مالی 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 تامین مالی جمعی، میزان ریسک اعتباری است چراکه در اثر آن ممکن است بخشی یا همه سرمایه سرمایه‌گذاران 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 نیستند [۱۲]. بدیهی است این مساله برای موسسات تامین مالی 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 بکار گرفته شده است. اما هریک از تحقیقات انجام شده به نوعی دارای نقاط ضعف و قوت می‌باشند. به همین جهت در این 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 سؤال نیز است: مدل شبکه عصبی پیشنهادی، چگونه ریسک اعتباری فرایند تامین مالی جمعی مبتنی بر بدهی را بهینه می‌کند؟

مبانی نظری پژوهش

تامین مالی جمعی^۲، به مفهوم رویکرد نوینی از فرایند تامین مالی 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) تامین مالی جمعی را نوعی شبکه‌های ایجاد شده جمع‌آوری سرمایه‌های خرد مردم در بستر وب تعریف می‌کند که به سرمایه‌گذاران و سرمایه‌پذیران در

ارایه مدل بهینه ریسک اعتباری فرایند تامین مالی.../ملکی، زارع، نیکومرام و شاهرودیانی

سراسر جهان امکان می‌دهد تعامل مالی مشترکی با یکدیگر داشته باشند [۲۱]. ایده اولیه تامین مالی 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 تامین مالی 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 خود را 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 تامین مالی و توسعه محصول یا خدمات خود به عموم مردم بفرستند و ریسک احتمالی آن را مدیریت نمایند. [۲۲]

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

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

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

پیشینه ۷۰ ساله ریسک اعتباری به تحقیقات فیشر (۱۹۳۶) اشاره دارد که در آن تمایزپذیری مشتریان بر اساس مشخصه های مختلف مالی، اعتباری و حتی شخصیتی انجام گرفت [۱۶]. دونهام (۱۹۳۸) شاخص های همچون، شرایط جاری متقاضی، شرایط درآمدی، شرایط مالی، ضمانت ها و وثیقه ها، و اطلاعات راجع به پرداخت ها از سایر بانک ها را مبنای سنجش ارزیابی ریسک اعتباری مطرح می نماید [۱۷]. مطالعات دوراند (۱۹۴۱) شاخص های مانند شغل متقاضی، تعداد سال های اشتغال، تعداد سال های اقامت در آدرس فعلی، حساب های بانکی، جنسیت و تعداد اقساط ماهیانه به عنوان متغیرهای ارزیابی میزان ریسک اعتباری در دو گروه هدف (نکول و عدم نکول کننده) معرفی می کند [۱]. جمال (۲۰۱۹) نیز شاخص های مشابهی همچون دریافت وثایق، خالص درآمد مالی، میانگین حساب جاری، دارایی متقاضی از عوامل موثر بر کاهش میزان ریسک اعتباری مطرح می کند [۱۵].

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

نخستین بار در سال ۱۹۱۹ جان موری^۹ مطالعه ای جهت اندازه گیری 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 می توان به پژوهش فیشر^{۱۰} (۱۹۳۶) به عنوان اولین نظام ارزیابی اعتبارات اشاره کرد [۱۵]. دوراند^{۱۱} (۱۹۴۶) نیز نظام های اعتباردهی را مطرح نمود [۱۴]. یکی از نخستین پژوهش ها در مورد اندازه گیری ریسک اعتباری توسط آلترن (۱۹۶۸) انجام گرفت و به مدل Z معروف شد. سیدک^{۱۲} (۲۰۱۳) متدی جدید مبتنی بر مجموعه های فازی و قوانین خاص موجود در بانک جهت امتیازدهی مشتریان بانکی خاص بکار برد و در این حالت روش IT2FS (بازه های بین ۰ تا ۱۰۰) جهت امتیازدهی استفاده نمود. آبدوه^{۱۳} (۲۰۱۴) نیز از ۴۸۷ داده واقعی تقاضای تسهیلات به دست آمده از طریق بانک انگلستان مؤلفه های ضروری و غیرضروری پیش بینی ریسک اعتباری را به دست آورد که بر این اساس جنسیت و تحصیلات از مؤلفه های غیر ضروری و میزان درآمد خالص و شغل از مؤلفه های ضروری به شمار می رفت [۱۵]. مدل

ارایه مدل بهینه ریسک اعتباری فرایند تامین مالی.../ملکی، زارع، نیکومرام و شاهرودیانی

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

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

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 شاخص‌های مورد استفاده در مدل سازی شبکه عصبی

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

منبع: یافته پژوهش

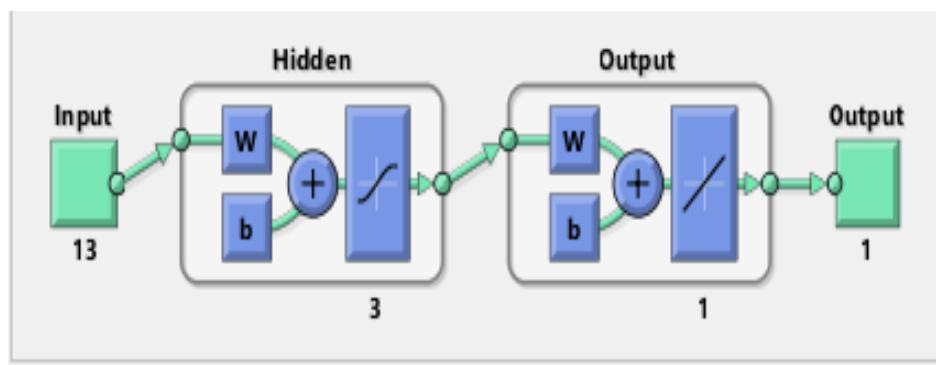
به‌منظور طراحی مدل شبکه عصبی (آموزش، تست و اعتبارسنجی) از ابزار شبکه عصبی نرم‌افزار MATLAB نسخه ۲۰۱۴ استفاده شد.

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 وزنه‌های 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.

ارایه مدل بهینه ریسک اعتباری فرایند تامین مالی.../ملکی، زارع، نیکومرام و شاهوردیانی

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 طور کلی 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 هم‌گرا شدن شبکه شود. شبکه‌های چندلایه بسیار قدرتمند هستند، به عنوان مثال یک شبکه دولایه با لایه اول سیگموئید 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 هر یک از لایه‌های 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 سیگموئید 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 نرون 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 سیگموئید 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 l برای نرون خروجی k می‌تواند به صورت مقادیر ورودی و وزنهای شبکه W است.

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

$$y_{in}(Net) = Wib + \sum Wkj(g(\sum Xi wij) + Wij) \quad (1)$$

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 صورتی که وزن‌ها و مقدار بایاس بهبود یافت. وزن‌ها خروجی آن از شبکه خارج شده و خط پرسپترونی مشخص می‌شود. در این شبکه تابع فعال‌سازی برای هر یک از واحدهای پیوند یافته تابع پله‌ای دودویی 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 می‌کنند [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 سیگموئیدی تعیین شد. قابلیت پیش‌بینی 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.

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

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.

$$MAPE = \frac{100}{n} \sum_{i=1}^n \frac{y - \bar{y}}{y} \quad (3)$$

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

ارایه مدل بهینه ریسک اعتباری فرایند تامین مالی.../ملکی، زارع، نیکومرام و شاهوردیانی

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^{۱۷} 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 طور کلی 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^{۱۸}، داده‌های اعتبارسنجی^{۱۹} و داده‌های آزمایشی^{۲۰} تقسیم شدند. از کل داده‌ها مدل (۵۰۶) به گروه آموزش^{۲۱} (داده‌های آموزش تعداد ۳۵۴)، آزمایش^{۲۲} (پیدا کردن خطا در حین آموزش تعداد ۷۵) و نمونه‌های ارزیابی نهایی^{۲۳} (به تعداد ۷۵) اختصاص یافت. داده‌های آموزشی (شامل ۷۰ درصد از کل داده‌ها) در فرایند آموزش برای محاسبه گرادینان و بهینه‌سازی پارامترهای آزاد مورد استفاده قرار گرفت. ۱۵ درصد 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 بازپرداخت تسهیلات دریافتی در گروه مورد مطالعه به دو گروه بازپرداخت‌کننده (طبق سررسید) و نکول‌کننده دسته بندی شد. که نتایج آماری میانگین و انحراف معیار هر یک از شاخص‌های آزمودنی‌ها بصورت جدول زیر است.

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

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

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

منبع: یافته‌های پژوهش

بر اساس جدول (۲) متغیرهای میانگین حساب جاری، درآمدخالص، وضعیت مالکیت، بیمه، در گروه بازپرداخت کننده‌ها بالاتر از گروه نکول کننده‌ها بود. و می‌توان نتیجه گرفت، تأثیر مثبت بر بازپرداخت 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 بازپرداخت 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

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

ارایه مدل بهینه ریسک اعتباری فرایند تامین مالی.../ملکی، زارع، نیکومرام و شاهوردیانی

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

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 هر یک از گروه‌ها (مقدار MSE) به صورت جدول زیر است.

جدول ۴ : بر آورد میزان خطا در سه گروه داده آموزش، آزمایش و اعتبار سنجی

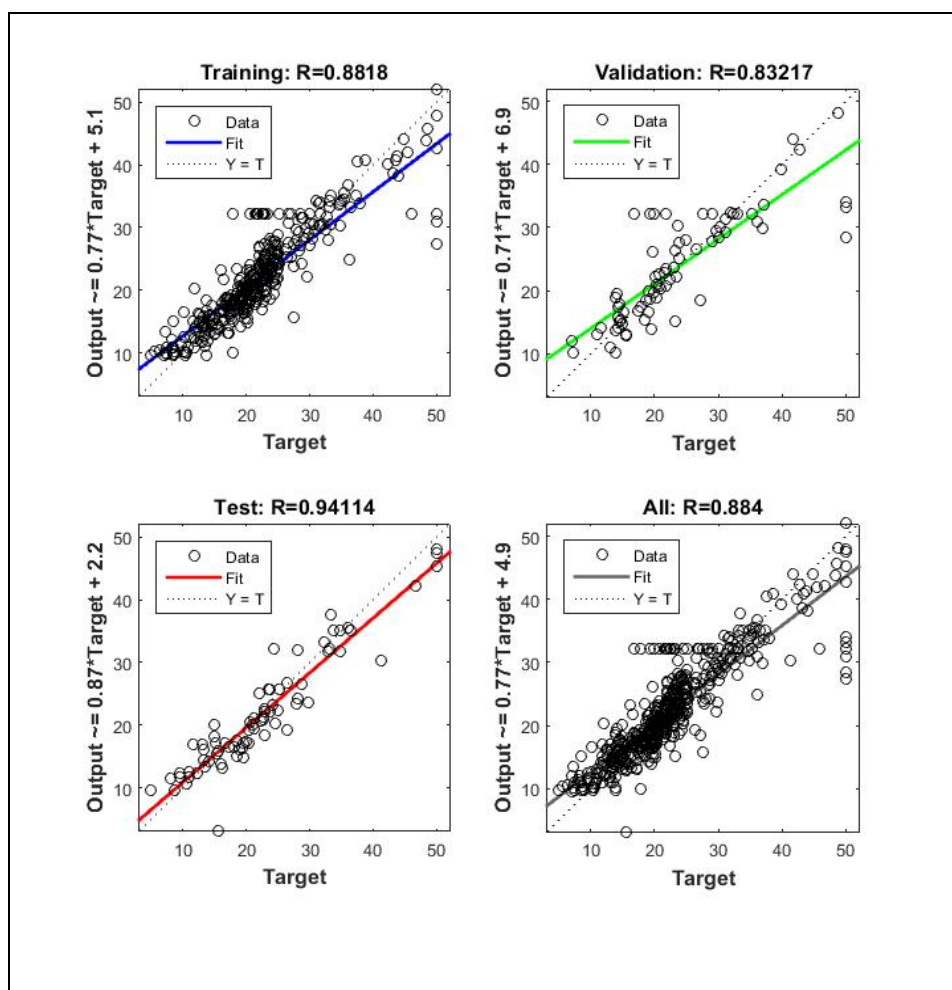
کل	معتبر	نمونه			نمونه
		اعتبار سنجی	آزمایشی	آموزشی	
۵۰۶	۵۰۶	۷۶	۷۶	۳۵۴	تعداد
%۱۰۰	%۱۰۰	%۱۵	%۱۵	%۷۰	درصد
		15.8×10^{-5}	21.3×10^{-5}	11.6×10^{-5}	MSE

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

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

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



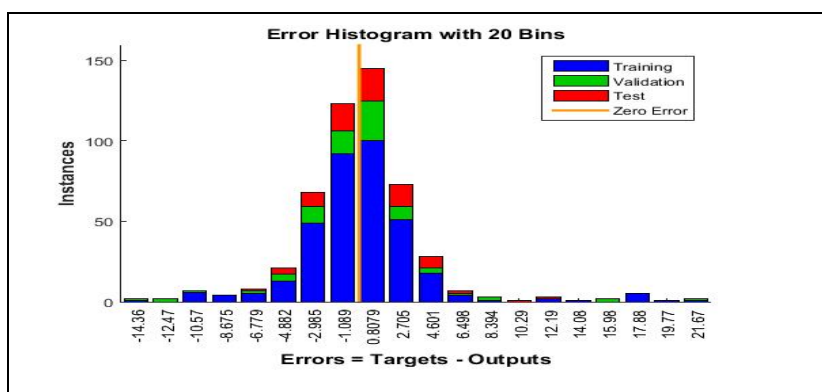
شکل ۲: نتایج رگرسیون خطی بین مقادیر تجربی و مدل شبکه عصبی مصنوعی

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

ارایه مدل بهینه ریسک اعتباری فرایند تامین مالی.../ملکی، زارع، نیکومرام و شاهوردیانی

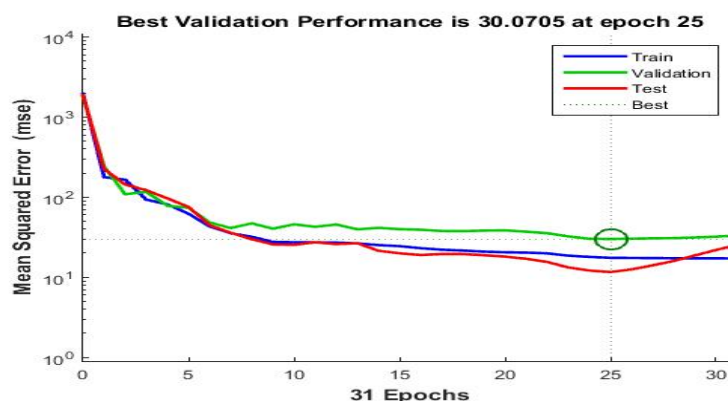
ارزیابی برای آموزش (۰,۸۸)، تست (۰,۹۴) و ارزیابی (۰,۸۴) و کل مدل (۰,۸۸) بدست آمده است. که این مقادیر توانایی برازش بالای مدل شبکه عصبی پیشنهادی را به درستی نشان می دهد.



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. به طوری که بیشتر خطاها بین ۴- و ۴+ قرار دارند، یک نقطه آموزش با خطای ۱۷ و نقاط اعتبارسنجی با خطاهای ۲۱- و ۱۵ وجود دارد. این فاصله‌ها در مدل رگرسیون تست نیز قابل مشاهده است. آموزش زمانی متوقف می‌شود که خطای اعتبارسنجی برای شش تکرار افزایش یابد، این مورد در تکرار ۳۱^{۲۴} رخ داده است.



شکل ۴: مدل بهینه یادگیری شبکه عصبی MLP

منبع: یافته‌های پژوهش

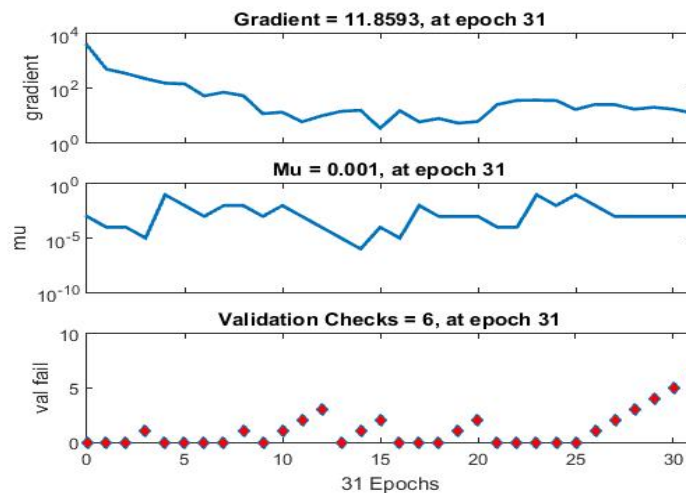
فصلنامه مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار / شماره چهل و سوم / تابستان ۱۳۹۹

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 برآزش شبکه بر روی مجموعه آموزشی جلوگیری می‌شود.

همچنین این نمودار مقادیر خطای MSE بدست آمده مدل را نشان می‌دهد همان طور که از روند اعتبار سنجی داده‌ها در این شکل بر می‌آید، کمترین مقدار به دست آمده از رابطه ۵ برای میانگین مربعات خطا برابر با 11.6×10^{-5} و در اپوک ۲۵ است.

$$MSE = \frac{1}{mN} \sum_{K=1}^N \sum_{j=1}^m (y_i^k - t_j^k)^2 \quad (5)$$

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 می‌پیوندد) هیچ بیش برآزشی رخ نداده است. جایی (نقطه بهینه) که بهترین عملکرد اعتبار سنجی رخ می‌دهد.



شکل ۵: مدل بهینه یادگیری شبکه عصبی MLP برای داده‌ها

منبع: یافته‌های پژوهش

ارایه مدل بهینه ریسک اعتباری فرایند تامین مالی.../ملکی، زارع، نیکومرام و شاهوردیانی

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	متغیر	اهمیت وزنی	اهمیت نرمال سازی شده
سطح تحصیلات	۰,۲۵٪	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: یافته‌های 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 کارا تر 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 قرار گرفت. نتایج اجرای الگوریتم در سناریوهای مختلف و نتایج آن نیز بررسی شد و نتایج قابل قبولی بدست آمد.

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

هدف مطالعه حاضر، پیش‌بینی و ارزیابی 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 کاملاً با مطالعه فوق هم سو و در یک راستاست.

برای پاسخ به سؤال پژوهش مبنی بر اینکه مدل شبکه عصبی پیشنهادی، چگونه ریسک اعتباری فرایند تأمین مالی 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 $10^{-5} \times 11,6$ 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 برآزشی 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 ضروری 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

ارایه مدل بهینه ریسک اعتباری فرایند تامین مالی.../ملکی، زارع، نیکومرام و شاهوردیانی

مراتب کاهش داده و موجب بهره‌وری بیشتر شود. به موسسات مالی و اعتباری تامین مالی 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.

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

منابع

- (۱) طالبی، محمد، شیرزادی، نازنین، ریسک‌اعتباری: اندازه‌گیری و مدیریت انتشارات سمت تهران ۱۳۹۰
- (۲) فاست، لوران. مبانی شبکه‌های عصبی: ساختارها، الگوریتم‌ها و کاربردها انتشارات نص تهران ۱۳۹۵
- (۳) منهاج، محمد باقر. مبانی شبکه‌های عصبی و هوش محاسباتی انتشارات دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران ۱۳۹۷
- 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-Gamall, 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

ارایه مدل بهینه ریسک اعتباری فرایند تامین مالی.../ملکی، زارع، نیکومرام و شاهوردیانی

- 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>

-
- 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- Multy 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