فصلنامه علمی اقتصاد و بانکداری اسلامی، شماره پنجاه و پنجم، تابستان۱۴۰۵- صفحات ۳۸۰-۳۵۵

ارزیابی مدل ریسک اوراق صکوک به پشتوانه دارایی بر اساس روش‌های یادگیری عمیق به منظور کاربرد در صنعت بیمه

نوع مقاله: پژوهشی

پونه فرنیا[۱]
حمیدرضا کردلویی[۲]
هاشم نیکو مرام[۳]
محسن رستمی مال خلیفه[۴]

تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۲/۱۱ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۵/۱۵

چکیده

با توجه به گسترش بازار تأمین مالی از طریق اوراق صکوک به پشتوانه دارایی و الزام سازمان بورس و اوراق بهادار مبنی بر انتشار اوراق بدهی با استفاده از رتبه اعتباری، شناخت عوامل مؤثر در فرآیند رتبه‌بندی اوراق صکوک به پشتوانه دارایی و ارایه مدلی برای رتبه‌بندی آن‌ها در بازار سرمایه کشور از جمله صنعت بیمه امری ضروری و اجتناب ناپذیر محسوب می‌شود. در بسیاری از مطالعات انواع ریسک به‌عنوان عوامل اصلی مؤثر در رتبه‌بندی اوراق صکوک معرفی شده‌است. اگرچه تاکنون مطالعه‌ای کمی برای مدل‌سازی ریسک در اوراق صکوک به پشتوانه دارایی انجام نشده‌است. از این رو در این مقاله به ارایه و ارزیابی مدل ریسک اوراق صکوک به پشتوانه دارایی بر اساس روش‌های یادگیری عمیق به منظور کاربرد در صنعت بیمه پرداخته شده‌است.

در این پژوهش بعد از تعریف ورودی‌ها، دو شبکه عصبی مبتنی بر یادگیری عمیق CNN و RNN با استفاده از داده‌های اوراق صکوک منتشره در بورس اوراق بهادار تهران آموزش داده شده‌است. قلمرو مکانی این تحقیق، بورس اوراق بهادار تهران می‌باشد و قلمرو زمانی آن سال‌های ۱۳۸۹ تا ۱۴۰۳ است. برای انتخاب نمونه آماری جهت آموزش، تست و تبیین مدل از هر دو اوراق صکوک سر رسید شده و در حال معامله استفاده شده‌است.

۱ گروه مدیریت مالی، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران
pooneh.farnia@gmail.com
۲ گروه مدیریت مالی، واحد اسلامشهر، دانشگاه آزاد اسلامی، اسلامشهر، ایران (نویسنده مسئول)
Kordlouie@iiau.ac.ir
۳ گروه مدیریت مالی، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران Nikoomaram@srbiau.ac.ir
۴ گروه ریاضی، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران rostamy@srbiau.ac.ir

[Downloaded from mieaoi.ir on 2026-11-13]

در این تحقیق اعتبارسنجی مدل با استفاده از داده‌های آموزشی و داده‌های تست صورت گرفته‌است. میزان صحت برای هر دو مدل محاسبه شد و برای مدل‌های CNN و RNN به ترتیب ۰,۰۹۸ و ۰,۰۹۶ میلی‌متر بدست آمد. نتایج نشان می‌دهد که مدل به خوبی قادر به تشخیص برچسب‌های مثبت و منفی است و همچنین به خوبی از تشخیص‌های نادرست منفی جلوگیری می‌کند.

واژه‌های کلیدی: اوراق صکوک، ریسک، یادگیری عمیق، صنعت بیمه

طبقه بندی JEL: A20, A10, B19

[Downloaded from mieaoi.ir on 2026-11-13]

مقدمه

در سال‌های اخیر، نظام اقتصاد اسلامی توجه ویژه‌ای به بازار سرمایه معطوف داشته‌است و عقود اسلامی خود را در چارچوب این فرآیند تعریف نموده‌است. نتیجه این فرآیند، ابزاری تحت عنوان اوراق صکوک است که در سال‌های اخیر جایگاه خود را میان ابزارهای تأمین مالی تثبیت کرده‌است. حدود سه دهه است که اوراق صکوک به‌صورت جدی و رسمی وارد ادبیات جهان اسلام شده‌است. اوراق صکوک اوراق بهاداری است که مبتنی بر شریعت می‌باشد و این اوراق بهادار امکان سرمایه‌گذاری براساس شریعت اسلام را فراهم کرده‌است.

حجم کل اوراق صکوک منتشرشده در جهان از ابتدای سال ۲۰۰۱ تا پایان سال ۲۰۲۲ به ۱۷۹۲/۷ میلیارد دلار می‌رسد. طبق گزارش سال ۲۰۲۲ بازار بین‌المللی مالی اسلامی(IIFM[1])، بازار صکوک جهانی سال ۲۰۲۲ را با کاهشی جزئی در انتشار صکوک به پایان رساند و این در حالی است که انتشارهای کوتاه‌مدت اوراق صکوک افزایش یافتند و انتشارهای بلندمدت اوراق صکوک روند نزولی را نشان دادند. بر اساس آمار ارایه شده در این گزارش، حجم اوراق صکوک منتشرشده در سال ۲۰۲۲، بالغ بر ۱۸۲/۷۱۵میلیارد دلار بوده‌است که نسبت به سال ۲۰۲۱، حدود ۲/۹۶ درصد عمدتاً به دلیل شرایط تورمی جهانی و افزایش نرخ‌های بهره کاهش جزیی یافته‌است. با این وجود مجموع اوراق صکوک در سال ۲۰۲۲، جایگاه برتر صکوک را به عنوان ابزار کلیدی تأمین مالی تایید می‌کند که بخش عمده انتشار اوراق صکوک در این سال مربوط به کشورهای آسیایی، آفریقایی و شورای همکاری خلیج فارس بوده‌است. همچنین در سال ۲۰۲۲ از مجموع اوراق صکوک منتشرشده، ۱۴۶/۹۹۰ میلیارد دلار مربوط به اوراق صکوک داخلی و ۳۵/۷۲۵ میلیارد دلار مربوط به اوراق صکوک بین‌المللی بوده‌است. هرچند سهم کشورهایی مانند عربستان و اندونزی و همچنین بحرین و ترکیه در این بازار افزایش یافته‌است، اما همچنان در حال حاضر قویترین کشور دنیا در حوزه اوراق صکوک مالزی است که با انتشار حجم حدود ۸۷۷ میلیارد دلار، بالاترین رتبه اوراق صکوک را به خود اختصاص داده‌است.

میزان انتشار اوراق صکوک در کشورهای پیشرو از سال ۲۰۰۱ تا سال ۲۰۲۲ مطابق جدول شماره ۱ است:

1 International Islamic Financial Market

[Downloaded from mieaoi.ir on 2026-11-13]

جدول ۱: حجم انتشار اوراق صکوک در کشورهای پیشرو در زمینه انتشار صکوک

نام کشور	حجم انتشار (میلیارد دلار)
مالزی	۸۷۷
عربستان صعودی	۲۲۵/۰۸۷
اندونزی	۱۶۹/۹۰۷
بانک توسعه اسلامی	127/311
امارت	۱۰۵/۶۹۵
ترکیه	۹۴/۷۰۳

منابع : یافته‌های پژوهش

بر اساس آخرین لیست اوراق بهادار بدهی منتشر شده توسط سازمان بورس و اوراق بهادار از سال ۱۳۸۹ تا ۱۴۰۳ (پایگاه اطلاع‌رسانی بازار سرمایه ایران، ۱۴۰۳)، حدوداً مبلغ ۲،۳۶۷ هزار میلیارد ریال اوراق بدهی شامل اوراق اجاره، مرابحه، سلف، استصناع، رهنی، منفعت، خرید دین و همچنین اوراق مشارکت مطابق جدول شماره ۲ توسط ناشران غیردولتی منتشر شده‌است:

جدول ۲: آمار اوراق بهادار بدهی منتشر شده در بازار سرمایه

نوع اوراق	مبلغ (میلیون ریال)
اجاره	۱،۰۲۶،۲۴۷،۷۰۳
مرابحه	۷۱۱،۶۸۵،۳۰۶
سلف	۵۳۳،۳۴۹،۰۰۰
استصناع	۱،۶۲۹،۳۱۴
رهنی	۱۸،۰۸۷،۲۰۵
منفعت	۳۴،۰۰۰،۰۰۰
خرید دین	۱،۶۷۹،۲۰۰
مشارکت	40,471,763
جمع	**۲،۳۶۷،۱۴۹،۴۹۱**

منابع : یافته‌های پژوهش

در میان اوراق صکوک منتشر شده، اوراق صکوک اجاره حدود ۴۰٪ کل اوراق صکوک منتشر شده را تشکیل می‌دهد که یکی از مهم‌ترین انواع اوراق صکوک می‌باشد. از طرفی با گسترش بازار

[Downloaded from mieaoi.ir on 2026-11-13]

تأمین مالی از طریق اوراق صکوک به پشتوانه دارایی[1] در چند دهه اخیر و تاکید نهاد ناظر بازار سرمایه بر ضرورت رتبه‌بندی این اوراق، در نهایت دستورالعمل انتشار اوراق بدهی با استفاده از رتبه اعتباری[2] در راستای تسهیل، تسریع و کاهش هزینه‌های تأمین مالی شرکت‌ها تصویب و اجرایی گردید. بر اساس این دستورالعمل، شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران یا فرابورس ایران در صورت اخذ رتبه اعتباری BBB^- به بالا از مؤسسات رتبه‌بندی[3] دارای مجوز فعالیت، مجاز به تأمین مالی بدون استفاده از رکن ضامن و با تکیه بر رتبه اعتباری اخذ شده خواهند بود (سازمان بورس و اوراق بهادار، ۱۴۰۳).

بر اساس آخرین لیست اوراق بهادار بدهی منتشر شده توسط سازمان بورس و اوراق بهادار از سال ۱۳۸۹ تا ۱۴۰۳ (پایگاه اطلاع‌رسانی بازار سرمایه ایران، ۱۴۰۳)، در حدود ۱۰۹ مورد صکوک اجاره در کشور منتشر شده‌است که ضامن ۶۰ صکوک منتشرشده از بین بانک‌ها و مؤسسات مالی و اعتباری (حدود ۵۵٪) و ۱۲ صکوک منتشرشده از بین شرکت‌های تأمین سرمایه، سرمایه‌گذاری، نهادهای عمومی و شرکت‌ها و مؤسسات دولتی (حدود ۱۱ ٪) می‌باشد و ۱۹ صکوک منتشرشده از توثیق اوراق بهادار به نفع نهاد واسط (Spv)[4] برای تضمین تعهدات بانی به جای ضامن (حدود ۱۷٪) و در نهایت ۱۸ صکوک منتشر شده از رتبه اعتباری و رتبه اعتباری با کاهش وثیقه در بازار سرمایه (حدود ۱۸٪) استفاده کرده‌اند. با توجه به لازم الاجرا بودن دستورالعمل انتشار اوراق بدهی با استفاده از رتبه اعتباری از خرداد ماه سال ۱۳۹۹ تا ۱۴۰۳ [۳]، در این بازه زمانی حدوداً ۱۸٪ صکوک منتشره از طریق رتبه اعتباری و بدون رکن ضامن و ۷۲٪ دیگر از طریق ضامن و یا وثیقه تأمین مالی گردیده‌اند. این آمار و ارقام نشان‌دهنده این امر است که هنوز شرکت‌های بسیاری پتانسیل تأمین مالی بابت انتشار اوراق بدهی از طریق رتبه اعتباری را دارند. لذا، در سال‌های آتی احتمال افزایش تأمین مالی شرکت‌های خصوصی و دولتی در حوزه‌های مختلف از طریق انتشار اوراق صکوک با استفاده از رتبه اعتباری وجود دارد. یکی از صنایع مهمی که نیازمند انتشار و رتبه‌بندی اوراق صکوک است، صنعت بیمه[5] می‌باشد. مؤسسات مالی به خصوص شرکت‌های بیمه در ارتقای ساختار اقتصادی جوامع، نقش بسزایی دارند. صنعت بیمه ایران نیز در حال گذر از مسیر تحول است و این تحول تغییراتی اساسی برای صنعت بیمه کشور به همراه دارد و وضعیت رقابت را در صنعت بیمه کشور دگرگون خواهد کرد. بدین ترتیب شناخت عوامل مؤثر در فرآیند رتبه‌بندی اوراق صکوک به پشتوانه دارایی و ارایه مدلی برای رتبه‌بندی آن‌ها در بازار سرمایه کشور از جمله صنعت بیمه امری ضروری و اجتناب ناپذیر محسوب می‌شود.

1 Asset back sukuk
2 Credit score
3 Credit Rating Companies
4 Special purpose vehicle
5 Insurance Industry

[Downloaded from mieaoi.ir on 2026-11-13]

در بسیاری از مطالعات انواع ریسک به‌عنوان عوامل اصلی مؤثر در رتبه‌بندی اوراق صکوک معرفی شده‌است. هر چند یافته‌های بدست آمده نشان می‌دهد که در هیچ یک از تحقیقات انجام شده، به ارایه مدل ریسک در اوراق صکوک به پشتوانه دارایی پرداخته نشده‌است و تا کنون مطالعه‌ای کمی برای مدل‌سازی ریسک در اوراق صکوک به پشتوانه دارایی انجام نشده‌است. این در حالی است که اندازه‌گیری کمی ریسک به‌دلیل تعدد روش‌های آماری و کمی دارای مدل‌های متعدد و پیچیده‌ای است. از طرف دیگر با روی کار آمدن روش‌های هوش مصنوعی[1] مبتنی بر یادگیری عمیق[2] و اثبات توانایی آن‌ها در مدل‌سازی مسایل پیچیده ریاضی، این روش‌ها در سال‌های اخیر در علوم متعددی بسیار مورد توجه قرارگرفته‌اند. یادگیری عمیق یکی از توابع هوش مصنوعی است که عملکرد مغز انسان را با پردازش داده‌ها و ایجاد الگوها جهت تصمیم‌سازی، تقلید می‌کند. یادگیری عمیق یک زیر شاخه از یادگیری ماشینی[3] است و پایه‌ی آن بر یادگیری و نمایش دانش و ویژگی‌های اصلی در لایه‌های مدل است. در نهایت با توجه به این‌که مهم‌ترین عامل در رتبه‌بندی اوراق صکوک به پشتوانه دارایی، اندازه‌گیری ریسک‌های اوراق صکوک می‌باشد و نظر به اینکه طبق مطالعات تا کنون پژوهشی کمی در زمینه‌ی ریسک برای اوراق صکوک به پشتوانه دارایی انجام نشده‌است و همچنین چالش‌های اندازه‌گیری کمی، در این پژوهش برای اولین بار استفاده از مدل‌های یادگیری عمیق با استفاده از شبکه‌های عصبی عمیق با لایه‌های پیچشی[4] و شبکه‌های عصبی بازگشتی[5] جهت مدل‌سازی ریسک در اوراق صکوک به پشتوانه دارایی پیشنهاد شده‌است.

۱. ادبیات و پیشینه تحقیق

در این پژوهش مرور ادبیات و سوابق مربوطه با توجه به اهداف در دو حوزه‌ی اصلی رتبه‌بندی اوراق صکوک و روش‌های هوش مصنوعی مبتنی بر یادگیری عمیق بررسی شده‌است.

۲-۱ بررسی مطالعات در حوزه رتبه‌بندی اوراق صکوک

با توجه به سابقه غنی انتشار اوراق صکوک اجاره در داخل و خارج از کشور، به بررسی رویه مؤسسات رتبه‌بندی و سپس به شناسایی ریسک‌های مربوط به اوراق صکوک اجاره و پژوهش‌های انجام شده در هر دو حیطه پرداختیم.

1 Artificial Intelligence
2 Deep Learning
3 Machine Learning
4 Convolutional Neural Network
5 Recurrent Neural Network

[Downloaded from mieaoi.ir on 2026-11-13]

مؤسسات رتبه‌بندی اعتباری در دو سطح بین‌المللی و ملی اقدام به رتبه‌بندی اوراق صکوک می‌کنند. این مؤسسات در حوزه‌ی رتبه‌بندی اوراق صکوک، رویه‌های متفاوتی را در پیش گرفته‌اند. از مهم‌ترین مؤسسات رتبه‌بندی اعتباری بین‌المللی می‌توان مؤسسات اس‌اندپی[1] فیچ و مودیز[2] را نام برد که حجم بازاری بالغ بر ۹۰٪ را در اختیار دارند (تیچی، ۲۰۱۴). همچنین از مهم‌ترین مؤسسات رتبه‌بندی اعتباری ملی می‌توان به مؤسسات مارک و رتبه‌بندی مالی اسلامی (IIRA) [3] در کشورهای مالزی و بحرین اشاره کرد. در ادامه به رویه هر یک از این مؤسسات در رتبه‌بندی اوراق صکوک اشاره می‌گردد.

الف) ویژگی‌های رتبه‌بندی صکوک توسط مؤسسات بین‌المللی

شاخصه‌های اصلی ارزیابی اوراق بهادار اسلامی توسط این مؤسسات به شرح ذیل می‌باشد.

- این مؤسسات انطباق صکوک با اصول شریعت را به عنوان عاملی مؤثر در تعیین رتبه صکوک در نظر نمی‌گیرند (هالادار، ۲۰۰۶) و (هاسون، ۲۰۰۷) اعتقاد دارند اصول شریعت فاقد ماهیت عینی و تأثیرگذار در رتبه‌بندی است.
- فرآیند رتبه‌بندی صکوک در این مؤسسات یکسان بوده و بعضاً مکانیزم‌های مشابهی را به منظور رتبه‌بندی هر دو دسته به کار می‌برند (هاسون، ۲۰۰۷).
- تمرکز این مأسسه‌ها بیشتر بر احتمال نکول ناشر است. به همین دلیل برای ارتقای رتبه ناشر از ابزارهای ارتقای رتبه اعتباری[4] استفاده می‌کنند. بکارگیری بسیاری از این ابزارها در صکوک از دیدگاه شریعت یا ممنوع بوده و یا مشروعیت آن جای بحث دارد.

ب) ویژگی‌های رتبه‌بندی صکوک توسط مؤسسات ملی

چهارچوب کلی رتبه‌بندی این مؤسسات به شرح زیر است:

- **تحلیل ماهیت اوراق بهادار بدهی:**

این مؤسسات بین دو طبقه صکوک تفاوت قائل هستند. مهم‌ترین تفکیک صورت‌پذیرفته تفکیک صکوک به دو دسته‌ی صکوک به پشتوانه دارایی و صکوک بر مبنای دارایی[5] می‌باشد و عمده‌ترین تفاوت این دو نوع صکوک در انتقال مالکیت دارایی مبنای انتشار[6] است (مدی و نیفار، ۲۰۱۴).

- **ارزیابی ارکان انتشار:**

انتشار صکوک مستلزم ایجاد ارکانی است که هر کدام مسئولیت مشخصی را بر عهده دارند. حداقل ارکان انتشار صکوک عبارتند از بانی (تأمین مالی شونده)، نهاد واسط (ناشر اوراق) و سرمایه‌گذاران (دارندگان اوراق). تفکیک دقیق وظایف ارکان و کیفیت اعتباری آن‌ها، مثل به دور از ورشکستگی

1 S & P
2 Fitch &. Moody's
3 Islamic International Ratings Agency
4 Credit enhancement
5 Asset base sukuk
6 Underlying asset

[Downloaded from mieaoi.ir on 2026-11-13]

بودن نهاد واسط، تاثیر بسزایی در ارزیابی صکوک دارد. این موضوع تا جایی اهمیت دارد که بررسی وضعیت اعتباری ارکان را اصطلاحاً "رتبه‌بندی سایه‌ای[1]" می‌گویند.

- **ارزیابی دارایی مبنای انتشار:**

در این مرحله توانایی دارایی مبنای انتشار در ایجاد جریان وجه نقد مورد بررسی قرار می‌گیرد، ارزش روز دارایی مبنای انتشار و هر گونه محدودیت در نقل و انتقال دارایی به دقت مشخص و بررسی می‌شود، تاکید بر انتقال مالکیت حقوقی دارایی مبنای انتشار به نهاد واسط از مراحل مورد تاکید در این بخش می‌باشد (مدی و نیفار، ۲۰۱۴).

- **ارزیابی راهکارهای ناشر به منظور ارتقای اعتبار اوراق:**

مکانیزم ارتقای اعتبار از راهکارهای لازم به منظور بهبود رتبه اوراق بهادار اسلامی می‌باشد که در دو طبقه کلی مکانیزم‌های داخلی و خارجی قرار می‌گیرند (کوتاری، ۲۰۰۶)و (فبوزی و دریک، ۲۰۱۴). مکانیزم‌های داخلی، مربوط به اقدامات شرکت در جهت ارتقای رتبه اوراق بهادار اسلامی می‌باشد که می‌توان به استفاده از دارایی مبنا به ارزشی بیشتر از مبلغ اشاره نمود و مکانیزم‌های خارجی نیز دارای انواع مختلفی می‌باشد که مهم‌ترین آن‌ها که با اصول شریعت نیز سازگار است استفاده از یک ضامن به منظور تضمین پرداخت اصل و سود اوراق توسط بانی می‌باشد.

- **ارزیابی قانونی:**

انطباق با قوانین و مقررات داخلی و به ویژه انطباق با اصول شریعت، از مهمترین ویژگی ارزیابی‌های قانونی این مؤسسات را تشکیل می‌دهد که یکی از عوامل مهم تفاوت در ابعاد رتبه‌بندی مؤسسات رتبه‌بندی بین المللی و این مؤسسات است.

بخش عمده‌ای از تحقیقات صورت‌گرفته در داخل و خارج از کشور در حوزه رتبه‌بندی اوراق صکوک، به شناسایی ریسک‌های مربوط به اوراق صکوک اجاره می‌پردازد.

مؤسسه بین‌المللی رتبه‌بندی اسلامی(۲۰۱۵)[2] به تشریح ابعاد و مولفه‌های مؤثر بر رتبه‌بندی پرداخته و آن‌ها را به شرح فوق طبقه‌بندی کرده‌است:۱.ریسک اعتباری[3]،۲.ریسک نقدینگی[4]،۳.ریسک نرخ بهره[5]،۴.ریسک بازار[6]،۵.ریسک عملیاتی[7].

1 shadow rating
2 International Islamic Rating Agency
3 Credit risk
4 Liquidity risk
5 Interest Rate risk
6 Market Risk
7 Operational Risk

[Downloaded from mieaoi.ir on 2026-11-13]

مؤسسه بانکداری سرمایه‌گذاری اتحادیه اروپا (۲۰۰۹)[1] نیز در گزارش خود مبنی بر شناخت و رتبه‌بندی اوراق بهادار به پشتوانه دارایی ضمن برشمردن ابعاد و مؤلفه‌های رتبه‌بندی اوراق بهادار به پشتوانه دارایی، ریسک‌های این اوراق را مورد بررسی قرار داده و در مجموع ۷ ریسک عمده این اوراق را به شرح فوق معرفی کرده‌است: ۱.ریسک اعتباری،۲.ریسک بازار،۳.ریسک سرمایه‌گذاری مجدد[2]،۴.ریسک نقدینگی،۵.ریسک عملیاتی،۶.ریسک اعمال اختیارات[3]، ۷.ریسک قانونی[4]. عمده‌ی تحقیقات داخلی در این زمینه به طبقه‌بندی ریسک‌های اوراق صکوک مرتبط است که در نتیجه آن‌ها ریسک‌های مختلفی نیز مطرح شده‌اند (موسوی و همکاران، ۱۳۹۱) و (طالبی و همکاران، ۱۳۹۱).

به طور کلی شاخص‌های ریسک اوراق صکوک در ۳ حوزه ریسک‌های بازار اولیه، ریسک‌های بازار ثانویه و ریسک‌های مرتبط با دارایی طبقه‌بندی می‌شوند (سروش، ۱۳۸۶). هر کدام از این شاخص‌ها دارای زیرمجموعه‌هایی می‌باشند که نحوه محاسبه آن‌ها بخش عمده‌ای از فرآیند ارزیابی اوراق را به خود اختصاص داده و نیازمند محاسبات کمی و کیفی متعددی می‌باشند. از مهم‌ترین اجزای ریسک اوراق بهادار نظیر صکوک، ریسک اعتباری (نکول[5]) است که برای دارندگان اوراق از اهمیت به‌سزایی برخوردار بوده و تاثیر قابل ملاحظه‌ای بر رتبه اوراق خواهد داشت (دمودران، ۱۹۷۵).

به‌طور کلی پژوهش‌های صورت‌گرفته در زمینه‌ی رتبه‌بندی اوراق صکوک بیشتر بر روی عوامل تعیین‌کننده رتبه این اوراق تمرکز داشته‌اند. در این راستا در پژوهشی در سال ۱۳۹۷ قاسم بولو و همکارانش، اقدام به تدوین الگوی رتبه‌بندی اعتباری اوراق بهادار به پشتوانه دارایی با محوریت اوراق صکوک در بازار سرمایه کردند تا از یک سو مشکلات اجرایی انتشار اوراق صکوک از جمله وجود اجباری ضامن مرتفع گردد و از سوی دیگر زمینه شفافیت بازار تأمین مالی و تسریع در فرآیند تأمین مالی از طریق این بازار فراهم شود. در این پژوهش ابتدا بر اساس مبانی نظری انتشار اوراق به پشتوانه دارایی‌ها و رویه مؤسسات رتبه‌بندی بین‌المللی و رهنمودهای نهادهای مالی بین‌المللی اسلامی، الگوی اولیه رتبه‌بندی اوراق بهادار به پشتوانه دارایی استخراج شده‌است و سپس این الگو با هدف کسب اجماع و با استفاده از روش تحقیق دلفی در معرض نظرخواهی از خبرگان قرارگرفته و در آخر الگوی نهایی رتبه‌بندی اوراق بهادار به پشتوانه دارایی ارایه گردیده‌است (بولو و همکاران، ۱۳۹۷).

بر اساس مطالعات انجام شده، به نظر می‌رسد تا کنون پژوهشی در راستای مدل‌سازی کمی ریسک برای اوراق صکوک به پشتوانه دارایی انجام نشده‌است. اگرچه مطالعات متعددی به بررسی و مدل‌سازی انواع ریسک در بانک‌ها، مؤسسات بیمه، مؤسسات تأمین سرمایه و غیره پرداخته‌اند.

1 European Investment Bank
2 Reinvestment Risk
3 Call Risk
4 Legal Risk
5 Default risk

[Downloaded from mieaoi.ir on 2026-11-13]

۲-۲ بررسی مطالعات در حوزه روش‌های هوش مصنوعی مبتنی بر یادگیری عمیق

روش‌های کمی اندازه‌گیری و مدل‌سازی ریسک به‌طور کلی به دوسته روش‌های پارامتری و غیرپارامتری دسته‌بندی می‌شوند. در حوزه روش‌های پارامتریک می‌توان به روش‌هایی مانند تحلیل ممیزی، مرتن و رگرسیون اشاره کرد. همچنین روش‌هایی مانند درختواره‌های تصمیم‌گیری، سیستم‌های خبره، روش نزدیک‌ترین همسایگی، فرآیندهای تحلیل سلسله مراتبی، الگوریتم‌های ژنتیک و شبکه‌های عصبی مصنوعی از روش‌های اصلی و مؤثر غیرپارامتریک هستند. با توجه به پیشرفت شبکه‌های عصبی با رویکردهای یادگیری عمیق در ادامه به معرفی آن‌ها و بررسی متون متمرکز بر روش‌های یادگیری عمیق پرداخته‌ایم.

از قرن نوزدهم به‌طور همزمان اما جداگانه از سویی نوروفیزیولوژیست‌ها سعی کردند سیستم یادگیری و تجزیه و تحلیل مغز را کشف کنند، و از سوی دیگر ریاضیدانان تلاش‌کردند مدل ریاضی‌ای بسازند که قابلیت فراگیری و تجزیه و تحلیل عمومی مسایل را دارا باشد. اولین کوشش‌ها در شبیه‌سازی با استفاده از یک مدل منطقی در اوایل دهه‌ی ۱۹۴۰ توسط وارن مک‌کالک و والتر پیتز انجام شد که امروزه بلوک اصلی سازنده اکثر شبکه‌های عصبی مصنوعی است. عملکرد این مدل مبتنی بر جمع ورودی‌ها و ایجاد خروجی با استفاده از شبکه‌ای از نورون‌ها است. اگر حاصل جمع ورودی‌ها از مقدار آستانه بیشتر باشد، در اصطلاح نورون برانگیخته می‌شود. از شبکه‌های اولیه معرفی‌شده با یک لایه میانی تا سال ۱۹۵۸ تا توسعه شبکه‌های عصبی چند لایه حدود ۳۰ سال طول کشید. اگرچه کارایی این شبکه‌ها نیز برای حل برخی مسایل کاربردی مناسب نبود. علیرغم تلاش‌های فراوان برای افزایش کارآیی شبکه عصبی چند لایه شبکه‌های عصبی به مدت ۲۰ سال به فراموشی سپرده شد. تا در اواسط دهه ۲۰۰۰، با معرفی یادگیری عمیق دریچه‌ای نو در این حوزه گشوده شد. در فن‌آوری‌های جدید یادگیری عمیق، کارکرد به مراتب بهتر از یادگیری ماشینی و دیگر شبکه‌های عصبی بوده و مطالعات هوش مصنوعی در این زمینه بسیار مورد توجه قرارگرفت. اگرچه این موضوع به دلیل حجم بالای محاسبات زیاد مورد توجه واقع نشد. پس از سال ۲۰۱۲ با پیشرفت فن‌آوری تلاش برای یافتن معماری‌های جدید اوج گرفت. سیمونیان و زیسرمن در سال ۲۰۱۴ اولین افرادی بودند که شبکه‌های عمیق‌تر را بررسی کردند و از کرنل‌هایی کوچک و با اندازه ثابت در هر لایه استفاده کردند. مدل ۱۹ لایه آن‌ها که با نام VGG19 یا OxfordNet شناخته می‌شود که در سال ۲۰۱۴ توانست در چالش ImageNet برنده شود. معرفی شبکه‌های گوناگون با یادگیری عمیق با تغییر عوامل مؤثر بر دقت شبکه مانند تعداد لایه‌ها، پارامترها و غیره در حوزه‌های گوناگون همچنان ادامه دارد.

[Downloaded from mieaoi.ir on 2026-11-13]

در این حوزه، شعبانی‌ورنامی و همکارانش در سال ۱۴۰۰ به طراحی مدل ارزیابی رتبه‌بندی اعتباری اوراق بهادار اسلامی با رویکرد شبکه‌های عصبی- فازی تطبیق‌پذیر پرداختند. هدف از انجام این پژوهش، طراحی مدل رتبه‌بندی اعتباری ناشران و ابزارهای تأمین مالی اوراق بهادار اسلامی در بازار سرمایه ایران بود که با سه گام اصلی انجام پذیرفت. گام اول، شناسایی معیارهای ارزیابی و یا همان ریسک‌های مرتبط با اوراق بهادار اسلامی بود که توسط خبرگان و مروری بر مبانی نظری انجام پذیرفت. گام دوم، مدل‌سازی اوراق بهادار اسلامی با استفاده از مدل شبکه عصبی- فازی تطبیق‌پذیر بود که میانگین خطای آموزش تمامی مدل‌های اصلی و زیرمجموعه کمتر از حد آستانه بود. گام سوم، بکارگیری مدل‌سازی سیستم عصبی فازی در رتبه‌بندی اعتباری اوراق بهادار اسلامی بود. نتایج پژوهش آن‌ها نشان داد که ناشر دولت دارای کمترین و شرکت‌های خصوصی دارای بیشترین ریسک می‌باشند. در مرحله دوم برای رتبه‌بندی ابزارهای تأمین مالی، نتایج نشان داد که برای ناشر دولت اوراق اسناد خزانه دارای کمترین و اوراق سلف دارای بیشترین ریسک می‌باشند. برای ناشر شرکت‌های دولتی، اوراق سلف دارای بیشترین و اوراق اجاره دارای کمترین ریسک می‌باشد. برای ناشر شرکت‌های مرتبط با نهادهای عمومی، اوراق مرابحه دارای بیشترین و اوراق اجاره دارای کمترین ریسک می‌باشد. برای ناشر شرکت‌های خصوصی، اوراق مشارکت دارای بیشترین و اوراق اجاره دارای کمترین ریسک می‌باشد (شعبانی و همکاران، ۱۴۰۰)

فنگ و همکارانش در سال ۲۰۲۰، یک روش جدید رتبه‌بندی اعتبار شرکتی از طریق شبکه‌های عصبی پیچیده را پیشنهاد دادند. در مدل پیشنهادی، هر شرکت به یک تصویر تبدیل می‌شود. نتایج حاصل شده ثابت می‌کند که مدل پیشنهادی آن‌ها به طور مداوم از روش‌های پیشرفته برتر عمل می‌کند (فنگ و همکاران، ۲۰۲۰).

شن و همکارانش نیز در سال ۲۰۲۱، یک مدل ارزیابی ریسک اعتباری مبتنی بر یادگیری عمیق را برای مقابله با داده‌های اعتباری نامتعادل ایجاد کردند. آن‌ها از شبکه حافظه بلندمدت (LSTM[1]) و تقویت تطبیقی (AdaBoost) برای آموزش و یادگیری داده‌های اعتباری پردازش‌شده استفاده کردند. نتایج آزمون تجربی نشان داد که مدل یادگیری عمیق پیشنهادی به طور کلی در هنگام پرداختن به مشکلات ارزیابی ریسک اعتباری نامتعادل نسبت به مدل‌های دیگر رقابتی‌تر است (شن و همکاران، ۲۰۲۱).

ژائو و شیائو در سال ۲۰۲۱ در پژوهش خود به تحقیق در مورد مدیریت ریسک اعتباری مالی مصرف‌کننده توسط کلان داده پرداختند. نتایج تجربی این مقاله نشان می‌دهد که این مدل توانایی پیش‌بینی خوبی دارد، می‌تواند بین مشتریان وام عادی و مشتریان وام پیش‌فرض تمایز قائل شود و

1 Long Short Term Memory

[Downloaded from mieaoi.ir on 2026-11-13]

برای تجارت کنترل ریسک اعتباری شخصی مناسب است. دقت پیش‌بینی مدل پیش‌فرض مدل تلفیقی ۹۷,۱۴ درصد است و نرخ پیش‌فرض مربوط به تجارت واقعی ۲,۸۶ درصد است (گو و ژائو، ۲۰۲۱).

همچنین در مطالعه‌ای مقایسه‌ای مروری که توسط قاضی توفیق اسلام در سال ۲۰۲۴ انجام شد، به بررسی عملکرد رویکردهای مبتنی بر یادگیری در تخمین قیمت صکوک در کشورهای اسلامی پرداخته شد و بررسی مطالعات ۵ سال اخیر ثابت کرد که روش های مبتنی بر یادگیری از دقت بالاتری نسبت به روش‌های آماری سنتی در تخمین قیمت برخوردارند.

بر اساس مطالعات صورت‌گرفته و خلا موجود در این حوزه در این مطالعه استفاده از شبکه‌های عصبی عمیق با لایه‌های پیچشی و شبکه‌های عصبی بازگشتی جهت مدل‌سازی ریسک در اوراق صکوک به پشتوانه دارایی پیشنهاد شده‌است.

۱- روش تحقیق

همانطور که مطرح شد در این پژوهش به مدل‌سازی ریسک اوراق صکوک به پشتوانه دارایی با استفاده از شبکه‌های عصبی عمیق می‌پردازیم. روش اجرای شامل چند مرحله اصلی جمع‌آوری و پیش‌پردازش داده‌ها، طراحی، آموزش و ارزیابی مدل‌های یادگیری عمیق و ارزیابی نتایج به دست آمده می‌باشد که در ادامه به توضیح هریک از این مراحل می‌پردازیم.

۳-۱ جمع‌آوری و پیش پردازش داده‌ها

برای پیش‌بینی ریسک اوراق صکوک به پشتوانه دارایی، ابتدا داده‌های مربوط به این اوراق جمع‌آوری شده‌است. در انتخاب نمونه آماری جهت آموزش صحیح شبکه به دو موضوع اصلی توجه شده‌است. در وهله اول نمونه باید نماینده مطلوبی از جامعه آماری باشد و همچنین نمونه متناسب با متغیرهای اساسی پژوهش باشد. بر این اساس برای آموزش شبکه از داده‌های اوراق صکوک استفاده شده‌است. داده‌های مورد استفاده در این پژوهش، اوراق صکوک منتشره در بورس اوراق بهادار و قلمرو مکانی تحقیق، بورس اوراق بهادار تهران و قلمرو زمانی تحقیق سال‌های ۱۳۸۹ تا ۱۴۰۳ است. برای انتخاب نمونه آماری جهت آموزش و تست و تبیین مدل از هر دو اوراق صکوک سر رسید شده و در حال معامله استفاده شده‌است. در این تحقیق ابتدا برای جمع آوری داده‌های مورد نیاز برای پیش بینی ریسک اوراق صکوک به پشتوانه دارایی، از داده‌های مالی شرکت‌ها استفاده شد. این داده‌های مالی شامل نسبت‌های مالی استخراج شده از صورت‌های مالی حسابرسی‌شده برای پیش‌بینی ریسک اوراق صکوک به پشتوانه دارایی بود. برای استفاده از داده‌ها در شبکه‌های یادگیری عمیق، باید ابتدا داده‌ها پیش‌پردازش شود. در این مرحله، داده‌های ورودی باید به یک فرمت مشخص و قابل‌پردازش برای

[Downloaded from mieaoi.ir on 2026-11-13]

شبکه عصبی عمیق تبدیل شوند. چندین مرحله در پیش‌پردازش داده‌ها شامل نرمال‌سازی داده‌ها، تبدیل داده‌های دسته‌ای به صورت سریال، افزایش حجم داده‌ها انجام شده‌است.

۳-۲ ساختار شبکه‌ها

در این پژوهش آموزش شبکه‌ها بدون استفاده از استخراج ویژگی با استفاده از روش یادگیری عمیق انجام شده‌است که در آن، شبکه‌ها مستقیماً بر روی داده‌های ورودی آموزش داده می‌شوند، بدون این که نیاز به مرحله پیش‌پردازش ویژگی داشته باشند. در این روش، شبکه‌ها به طور خودکار ویژگی‌های مفید و قابل استفاده را از داده‌های ورودی یاد می‌گیرند. بر اساس موفقیت‌های قبلی معماری‌های مختلف از دو شبکه یادگیری عمیق ۱. شبکه عصبی کانولوشنال (CNN) و ۲. شبکه عصبی بازگشتی (RNN) استفاده شده‌است که در ادامه به شرح معماری هر یک و تنظیم پارامترهای آن پرداخته‌ایم.

شبکه عصبی کانولوشنال

شبکه‌های عصبی کانولوشنی، یادگیری ویژگی را توسط تبدیل‌های غیرخطی که به صورت مجموعه‌ای از لایه‌ها به کار گرفته می‌شوند، اعمال می‌کنند و به تعیین نمایش مناسبی از روابط بین داده‌ها می‌پردازند. داده‌های ورودی به صورت آرایه‌ای از داده‌های چند بعدی در لایه ابتدایی قابل مشاهده هستند. پس از آن، مجموعه‌ای از لایه‌های کانولوشنی (لایه‌های پنهان) که روی داده‌های ورودی اعمال می‌شوند به استخراج ویژگی می‌پردازند و یک نسخه تبدیل‌یافته از داده‌های ورودی را توسط مجموعه‌ای از فیلترها با آرایه‌های چند بعدی در خروجی تولید می‌کنند (گودفلو و همکاران، ۲۰۱۶). با فرض ورودی دو بعدی x، با فیلتر دو بعدی h کانولوشن دو بعدی زیر شکل می‌گیرد.

$$(x * h)_{i,j} = x[i,j] * h[i,j] = \sum_n \sum_m x[n,m] \,.\, h[i-n][j-m] \qquad (۱)$$

بعد از عمل کانولوشن یک مقدار بایاس اضافه شده و برای تولید نگاشت ویژگی، تابعی غیر خطی به عنوان تابع فعال‌سازی اعمال می‌شود:

$$h_{i,j}^{l} = g((W^{l} * x)_{ij} + b_l) \qquad (۲)$$

در فرمول (۲) * عملگر کانوالو دو بعدی و g(.)، تابع فعال‌سازی است، b_l، مقادیر بایاس و W^l، ضرایب یا وزن‌های فیلترها را مشخص می‌کند. توابع فعال‌سازی متنوعی نظیر تابع سیگموئید، تابع تانژانت هایپربولیک و تابع یکسوکننده در CNN استفاده می‌شود که در این پژوهش از تابع یکسوکننده خطی (ReLU[1]) استفاده شده‌است، این تابع فعال‌سازی سرعت بالایی در انجام پروسه

1 Rectified Linear Unit

[Downloaded from mieaoi.ir on 2026-11-13]

نسبت به سایر توابع فعال‌سازی دارد. آخرین لایه برای طبقه‌بندی از طبقه بند بیشینه-هموار[1] استفاده می‌کند که مقادیر احتمالات پسین را در K کلاس تخمین می‌زند (فرمول ۳).

$$\widehat{y_i} = \frac{e^{z_i}}{\sum_{j=1}^{K} e^{z_j}}, \quad \mathrm{i} = 1, \dots, \mathrm{K} \qquad (۳)$$

مقادیر $\boldsymbol{z_i}$، درلایه خروجی محاسبه می‌شوند و به احتمالات نگاشت می‌شوند. یک تابع تلفات L(.)، در آخرین لایه اختلاف بین احتمالات تخمین زده‌شده، $\boldsymbol{\widehat{y}_i}$ و مقادیر اصلی کلاس‌ها را محاسبه می‌نماید. پارامترهای CNN، θ، با حداقل‌کردن تابع تلفات در دوره آموزش محاسبه می‌گردند.

$$\min_{\theta} \sum_{i \epsilon S} L(\widehat{y_i}, y_i) \qquad (۴)$$

تابع تلفات معمولاً تابع میانگین مربعات خطا یا تابع آنتروپی است.

در شبکه CNN، داده ورودی به عنوان ماتریسی از اعداد به شبکه داده می‌شود. در ابتدا، یک لایه پیچشی با استفاده از فیلترهای کوچکی که به دنبال یافتن الگوهای مختلف در داده‌های ورودی هستند، اطلاعاتی از داده‌ها استخراج می‌کند. سپس، یک لایه پولینگ[2] برای کاهش ابعاد داده ورودی و حذف اطلاعات اضافی استفاده می‌شود. این عملیات تکرار می‌شود تا اطلاعاتی که در لایه‌های پیچشی و پولینگ استخراج می‌شود، تبدیل به بردارهای ویژگی شود. در نهایت، با استفاده از چندین لایه کاملاً متصل، این بردارهای ویژگی به دست آمده از لایه‌های پیچشی و ادغامی، برای شناسایی الگوهای مختلف و دسته‌بندی سیگنال استفاده می‌شوند. در ادامه لایه‌های مورد استفاده در ساختار شبکه توضیح داده شده‌است.

۱. لایه کانولوشنال

لایه کانولوشنال یکی از اصلی‌ترین لایه‌های شبکه‌های عصبی کانولوشنی است که در بسیاری از مسائل تحلیل مالی استفاده می‌شود. این لایه می‌تواند به صورت خودکار ویژگی‌های داده‌های ورودی را استخراج کند و سپس با استفاده از لایه‌های بعدی شبکه، این ویژگی‌ها را برای دسته‌بندی یا تشخیص روند سیگنال به کار بگیرد. در لایه کانولوشنال، از یک ماتریس فیلتر[3] به عنوان ورودی استفاده می‌شود. این فیلتر به طور تصادفی ایجاد می‌شود و مقادیر آن به صورت تنظیم شده و ثابت در نظر گرفته می‌شوند. سپس، این فیلتر به صورت افقی و عمودی بر روی داده ورودی حرکت می‌کند و به ازای هر موقعیت، نتیجه ضرب ماتریس فیلتر با بخشی از داده ورودی محاسبه می‌شود. این عملیات به عنوان عمل کانولوشن معروف است.

1 Softmax
2 Pooling
3 kernel

[Downloaded from mieaoi.ir on 2026-11-13]

۲. لایه کاملاً متصل

لایه کاملاً متصل یکی از لایه‌های شبکه‌های عصبی است که در بیشتر مدل‌های عمیق یادگیری، بعد از لایه‌های کانولوشنال و لایه‌های پولینگ به کار می‌رود. در این لایه، تمام ویژگی‌هایی که در لایه‌های قبلی استخراج شده‌اند، با یکدیگر ترکیب‌شده و به عنوان ورودی به لایه بعدی ارسال می‌شوند. این لایه شامل تمام نورون‌هایی است که به تمامی ویژگی‌های ورودی متصل می‌شوند و وزن‌هایشان به صورت تصادفی ایجاد شده و در فرآیند آموزش شبکه، بهینه‌سازی می‌شوند. علاوه بر وزن‌ها، هر نورون در این لایه دارای یک انحراف[1] نیز است که با همین روش بهینه‌سازی می‌شود. با استفاده از لایه کاملاً متصل، شبکه قادر است ویژگی‌هایی را که در لایه‌های قبلی استخراج شده‌اند، با یکدیگر ترکیب کرده و به شکل نهایی برای دسته‌بندی یا پیش‌بینی روند داده‌های ورودی استفاده کند. این لایه به عنوان یک لایه خروجی نیز می‌تواند استفاده شود و در این صورت، تمامی نورون‌های آن را می‌توان به یک دسته‌بندی خاص اختصاص داد.

۳. بهینه‌سازی

بهینه‌ساز Adam یک الگوریتم بهینه‌سازی گرادیان است که برای آموزش شبکه‌های عصبی عمیق استفاده می‌شود. نام Adam مخفف Adaptive Moment Estimation است که به معنای تخمین لحظه انطباقی است. این الگوریتم با ترکیب دو روش Momentum و RMSprop ساخته شده‌است. در این الگوریتم، در هر مرحله از آموزش، وزن‌ها با توجه به میانگین گرادیان‌ها و میانگین مربعات گرادیان‌ها به روزرسانی می‌شوند. علاوه بر این، برای جلوگیری از بیش‌برازش[2] و رفتار نامطلوب در مسیر گرادیان، Adam از روش Regularization نیز بهره می‌برد. مزایای Adam شامل سرعت بالا در آموزش، بهبود کیفیت و افزایش سرعت پیدا کردن بهینه‌ی محلی و جلوگیری از گیرکردن در بهینه‌ی محلی هستند. این الگوریتم معمولاً به عنوان یکی از بهترین الگوریتم‌های بهینه‌سازی برای شبکه‌های عصبی پیچیده و عمیق در حال حاضر شناخته شده‌است.

۴. تابع تلفات حداقل میانگین مربعات[3]

حداقل میانگین مربعات MSE یکی از توابع تلفات یادگیری ماشین است که برای اندازه‌گیری فاصله‌ی میان پیش‌بینی‌ها و واقعیت‌ها در مسائل رگرسیون استفاده می‌شود. این تابع بر اساس میانگین مقدار مطلق خطای پیش‌بینی‌ها نسبت به مقادیر واقعی است. تابع MSE به صورت ریاضی به صورت فرمول (۵) تعریف می‌شود:

1 Bias
2 Over-Fitting
3 Mean Absolute Error

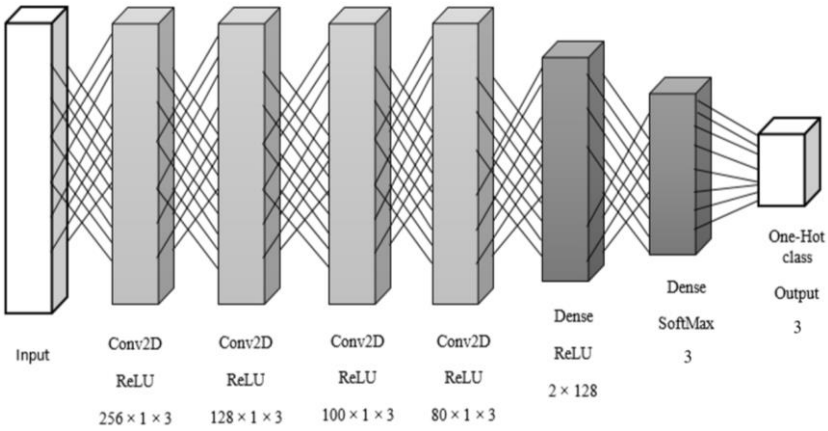
[Downloaded from mieaoi.ir on 2026-11-13]

$$MSE = \frac{\sum(y_i - \hat{y}_i)^2}{n} \quad (۵)$$

که در آن n تعداد نمونه‌های داده، y_i مقدار واقعی برای نمونه i ام و $\hat{y}_i$ مقدار پیش‌بینی شده برای آن نمونه است. مقدار تابع MSE برای پیش‌بینی‌هایی که در این تابع به کار می‌روند، همواره مثبت است و هرچه کمتر شود بهتر است.

۵. معماری شبکه

ساختار شبکه عصبی کانولوشنی مورد استفاده از چهار لایه کانولوشنال تشکیل شده است. لایه ابتدایی دارای سایز مشخصی از داده ورودی است. دو لایه پنهان کانولوشنال استخراج ویژگی از داده‌های ورودی را با استفاده از فیلترها و تابع فعال‌سازی ReLU بر عهده دارند. اولین لایه کانولوشنال دارای ۲۵۶ فیلتر با ابعاد ۳×۱ است و ابعاد داده ورودی-خروجی در این لایه برابر هستند. این فیلترها ۲۵۶ نقشه ویژگی که به عنوان ورودی لایه دوم با ۱۲۸ فیلتر با سایز ۳×۱ هستند تولید می‌کنند. لایه سوم دارای ۱۰۰ فیلتر با سایز ۳×۱ و لایه آخر دارای ۸۰ فیلتر با سایز ۳×۱ است. برای جلوگیری از بیش‌برازش در هر لایه منظم سازی با برون‌اندازی ۰/۵ مورد استفاده قرار گرفته‌است. در انتها یک لایه کاملاً متصل با ۲۵۶ نورون و تابع فعال‌سازی ReLU اضافه شده‌است. خروجی این لایه به یک طبقه بند بیشینه-هموار داده شده‌است که میزان شباهت سیگنال ورودی (x) و کلاس (y) را مشخص می‌کند. این ساختار در شکل شماره ۱ قابل مشاهده‌است.



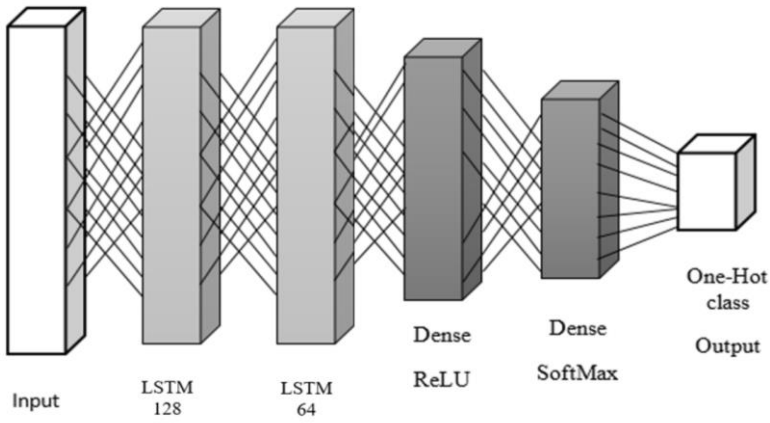
شکل ۱: ساختار شبکه عصبی کانولوشنال با چهار لایه conv2D

منابع : یافته‌های پژوهش

[Downloaded from mieaoi.ir on 2026-11-13]

شبکه عصبی بازگشتی

ساختار RNN، از دو لایه متشکل از سلول‌های LSTM تشکیل شده‌است. لایه ابتدایی دارای سایز مشخصی از داده ورودی است. لایه اول و دوم به ترتیب دارای ۱۲۸ و ۶۴ سلول LSTM هستند. برای جلوگیری از بیش‌برازش در هر لایه منظم‌سازی با برون‌اندازی ۰/۳ مورد استفاده قرار گرفته‌است. خروجی این لایه به یک طبقه بند بیشینه- هموار داده شده‌است که میزان شباهت سیگنال ورودی (x) و کلاس (y) را مشخص می‌کند. این ساختار در شکل شماره ۲ قابل مشاهده‌است.



شکل ۲: ساختار شبکه عصبی بازگشتی

منابع : یافته‌های پژوهش

در این مدل، از لایه‌های LSTM استفاده کنیم که به دلیل قابلیت پردازش دنباله‌های زمانی مناسب برای مدل سازی رفتار ریسک اوراق صکوک هستند. همچنین از لایه‌های کاملاً متصل به عنوان لایه خروجی استفاده شده است. برای آموزش مدل، از تابع هزینه MSE استفاده می‌شود که برای اندازه‌گیری فاصله بین خروجی مدل و مقدار واقعی داده‌ها استفاده می‌شود. الگوریتم بهینه‌سازی می‌تواند از الگوریتم آماری کاهشی گرادیان کاهشی(SGD[1]) با یک شیب انباشته (momentum) و الگوریتم بهینه سازیRMSProp استفاده شود. اعتبارسنجی مدل با استفاده از داده‌های آموزشی و داده‌های تست صورت می‌گیرد. در این مرحله، مدل بر روی داده‌های تست اجرا می‌شود و خروجی‌های پیش‌بینی شده با مقدار واقعی مقایسه می‌شود.

1 Stochastic Gradient Descent

[Downloaded from mieaoi.ir on 2026-11-13]

۳-۳ پیاده سازی و ارزیابی

شبکه‌های معرفی‌شده در نرم افزار پایتون با استفاده از کتابخانه کراس[1] شبیه‌سازی و آموزش داده شده‌اند. در این پژوهش داده‌ها به سه دسته تقسیم شده‌اند: ۸۰٪ به عنوان داده‌های آموزش، ۱۰٪ باقی‌مانده به عنوان داده‌های اعتبارسنجی[2] و ۱۰٪ نهایی به عنوان داده‌های آزمون انتخاب شده‌اند.

۲- یافته‌های تحقیق

یافته‌های این پژوهش در دو بخش نتایج پیاده‌سازی شبکه‌های CNN و RNN ارایه خواهد شد.

۴-۱ نتایج پیاده‌سازی شبکه CNN

شبکه CNN از ۳ لایه کانولوشنال و ۲ لایه کاملاًمتصل تشکیل شده‌است. هر لایه کانولوشنال از ۱۰۰ نورون با سایز کرنل ۲*۲ تشکیل شده‌است. برای آموزش شبکه از بهینه‌ساز Adam و تابع تلفات حداقل میانگین مربعات استفاده شده‌است. نتایج گزارش‌شده با استفاده از معیارهای [Accuracy, MSE[3],MAE[4],TPR[5],TNR[6],FPR[7]] به شرح زیر در ۵۰۰ ایپوک آموزش حاصل شده‌اند.

نتایج آموزش شبکه در جدول شماره ۳ نشان داده شده‌است. دقت آموزش و اعتبارسنجی در این مدل نزدیک به ۹۸ ٪ هستند و نشان می‌دهد که مدل به خوبی آموزش دیده و قادر به تشخیص برچسب داده‌های جدید با دقت بالا است. همچنین، مقادیر میانگین مربعات خطا (MSE)، میانگین قدرمطلق خطا (MAE) و تابع هزینه (LOSS) در این مدل بسیار کم است و نشان می‌دهد که مدل به خوبی با داده‌های آموزشی هماهنگ شده‌است. همچنین، مقادیر نرخ مثبت صحیح (TPR) و نرخ منفی صحیح (TNR) نیز نزدیک به ۱ است و این بدین معناست که مدل به خوبی قادر به تشخیص برچسب‌های مثبت و منفی است و مقدار نرخ مثبت کاذب (FPR) بسیار کم است که نشان می‌دهد که مدل به خوبی قادر به تشخیص برچسب‌های نادرست منفی نیز است.

1 Keras
2 Validation set
3 Mean squared Error
4 Mean Absolute Error
5 True positive rate
6 True Negative Rate
7 False Positive Rate

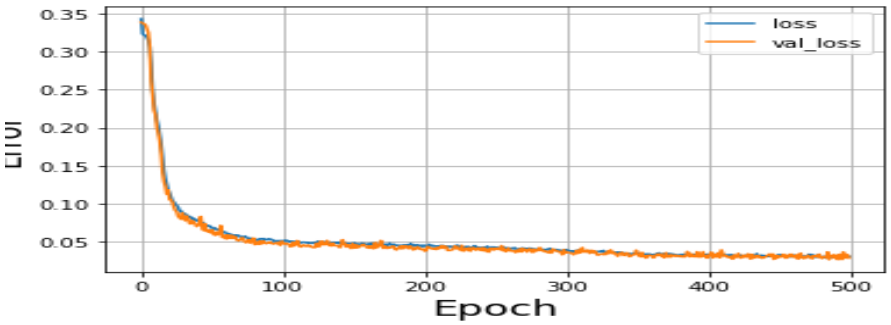
[Downloaded from mieaoi.ir on 2026-11-13]

جدول ۳: نتایج آموزش و ارزیابی مدل CNN

معیار ارزیابی	داده‌های آموزش	داده‌های ارزیابی
Accuracy	0.9849	0.9848
MSE	0.0142	0.0143
MAE	0.0307	0.0289
TPR	0.9849	0.9845
TNR	0.9849	0.9845
FPR	0.0151	0.0155
LOSS	0.0308	0.0286

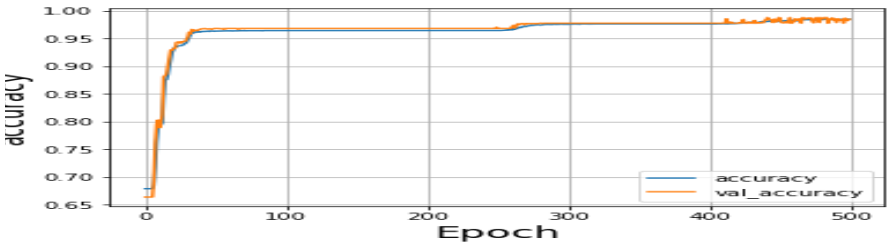
منابع : یافته‌های پژوهش

در شکل شماره ۳ منحنی تغییرات خطا، دقت، حداقل میانگین مربعات، TPR و FPR نشان داده شده‌است. منحنی تغییرات تابع تلفات معمولاً به صورت یک منحنی کاهشی است که نمایانگر کاهش قدرت سیگنال در طول زمان است. پارامترهای اصلی ارزیابی منحنی شامل میانگین تلفات، نرخ تلفات و زمان تغییرات تلفات هستند. همانطور که در شکل ۳- الف نشان داده شده‌است تابع تلفات بعد از ۱۰۰ ایپوک همگرا شده‌است. نرخ تغییرات تابع تلفات از ایپوک ۱۰۰ تا ایپوک ۵۰۰ بسیار کم و در حدود ۰,۰۲ بوده‌است.

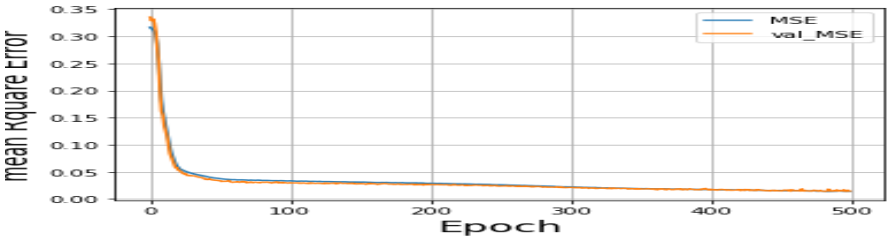


(الف) منحنی تابع تلفات

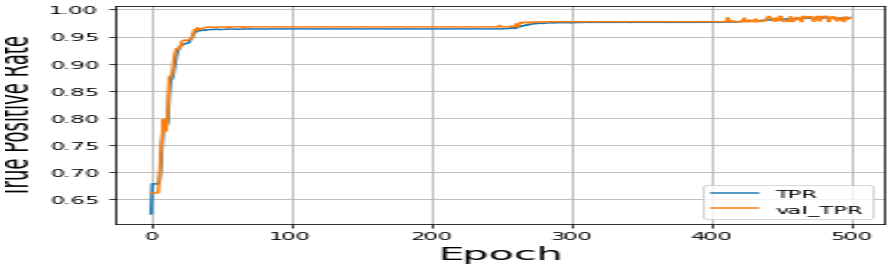
[Downloaded from mieaoi.ir on 2026-11-13]



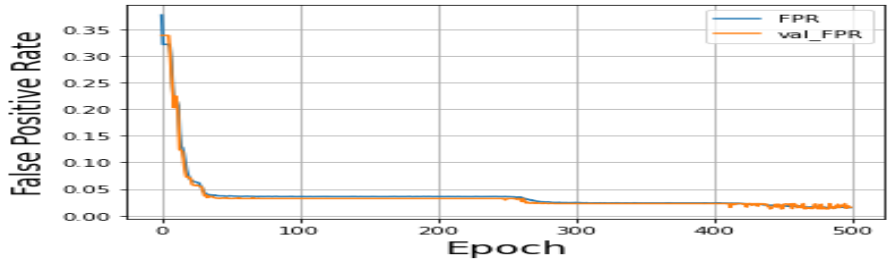
(ب) منحنی دقت



(ج) منحنی حداقل میانگین مربع



(د) منحنی TPR



(ه) منحنی FPR

شکل ۳: منحنی تغییرات نتایج آموزش شبکه CNN

منابع : یافته‌های پژوهش

[Downloaded from mieaoi.ir on 2026-11-13]

به طور کلی منحنی تغییرات دقت یک روش برای ارزیابی عملکرد یک مدل یادگیری است که نشان می‌دهد که با افزایش تعداد نمونه‌ها در داده های آموزشی، دقت مدل به چه شکلی تغییر می‌کند. منحنی تغییرات دقت و میانگین مربعات خطای شبکه CNN در شکل (ب) و (ج) نشان داده شده‌است. منحنی تغییرات دقت کمک می‌کند تا بهترین تعداد نمونه‌های آموزشی برای استفاده در آموزش مدل را تعیین کنیم. همچنین در شکل (د) و (ه) تغییرات نرخ مثبت درست و مثبت کاذب بر اساس تغییرات اپوک نمایش داده شده‌است.

۳-۳ نتایج پیاده‌سازی شبکه RNN

در این مدل، ابتدا داده‌های زمانی مربوط به ریسک اوراق صکوک جمع آوری شد و سپس این داده‌ها به صورت زمانی سری شده و به مدل طراحی‌شده داده می‌شوند. برای آموزش شبکه از بهینه ساز Adam و تابع تلفاتMSE استفاده شده‌است. نتایج گزارش‌شده با استفاده از معیارهای ,Accuracy [MSE,MAE,TPR,TNR,FPR] به شرح زیر در ۵۰۰ ایپوک آموزش در جدول شماره ۴ ارایه شده‌است.

جدول ۴: نتایج آموزش شبکه RNN بدون استخراج ویژگی

معیار ارزیابی	داده‌های آموزش	داده‌های ارزیابی
Accuracy	0.9645	0.9679
MSE	0.0336	0.0317
MAE	0.0374	0.0339
TPR	0.9645	0.9678
TNR	0.9645	0.9678
FPR	0.0355	0.0322
LOSS	0.0374	0.0338

منابع : یافته‌های پژوهش

همانطور که در جدول شماره ۴ نشان داده شده‌است، این مقادیر برای ارزیابی عملکرد یک مدل است که برای دسته‌بندی دو کلاسه (برچسب‌دهی به دو دسته) آموزش داده شده‌است. مقادیر TPR، TNR و FPR نشان دهنده تعداد نمونه‌هایی هستند که به درستی تشخیص داده شده‌اند، به درستی تشخیص داده نشده‌اند و به اشتباه تشخیص داده شده‌اند. در این مدل، دقت (accuracy) برای داده‌های اعتبارسنجی و آموزشی به ترتیب حدود ۹۶ ٪ و ۹۶ ٪ است که مقدار خوبی است و نشان می‌دهد که مدل به خوبی داده‌های آموزشی را یاد گرفته‌است و به خوبی با داده‌های جدید هماهنگ است.

[Downloaded from mieaoi.ir on 2026-11-13]

MSE و MAE نشان دهنده میزان خطا در پیش‌بینی برچسب می‌باشند، در این مدل مقادیر MSE و MAE برای داده‌های اعتبارسنجی و آموزشی به ترتیب ۰,۳۱ و ۰,۳۳ بوده که نشان می‌دهد که مدل به خوبی با داده‌های آموزشی هماهنگ شده‌است.

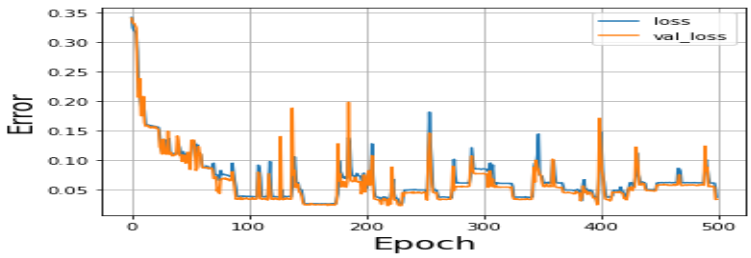
مقادیر TPR، TNR و FPR نیز نزدیک به ۱ است که نشان می‌دهد که مدل به خوبی قادر به تشخیص برچسب‌های مثبت و منفی است و همچنین به خوبی از برچسب‌های نادرست منفی جلوگیری می‌کند. به طور کلی، می‌توان گفت که مدل به خوبی آموزش داده شده و با داده‌های آموزشی و اعتبارسنجی خوب هماهنگ شده‌است.

منحنی تغییرات خطا، دقت، حداقل میانگین مربعات، TPR و FPR آموزش شبکه RNN در شکل ۴ نشان داده شده‌است. منحنی تلفات به معنای نموداری است که نشان می‌دهد چگونه تلفات در یک فرایند یا سیستم به مرور زمان تغییر می‌کنند. تغییرات زیاد در منحنی تلفات می‌تواند نشان دهنده وقایع یا تحولاتی باشد که در فرایند یا سیستم رخ می‌دهند.

به عنوان مثال، اگر در یک پروژه نرم‌افزاری، منحنی تلفات در طول زمان نشان دهنده کاهش تلفات باشد، می‌تواند نشان دهنده بهبود کیفیت کد، مدیریت بهتر پروژه، استفاده از روش‌های جدید توسعه نرم‌افزار و یا افزایش توانایی تیم توسعه باشد. به عبارت دیگر، تغییرات زیاد در منحنی تلفات می‌تواند نشان دهنده بهبود یا بهتر شدن فرایند یا سیستم باشد.

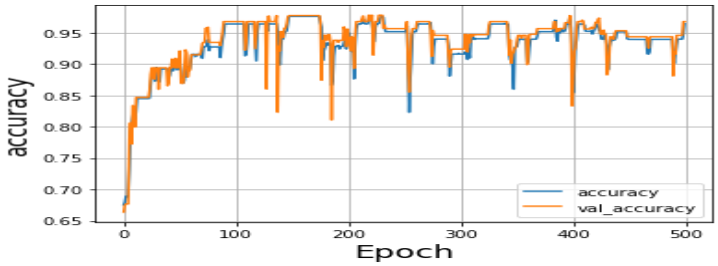
از سوی دیگر، اگر منحنی تلفات در طول زمان نشان دهنده افزایش تلفات باشد، می‌تواند نشان دهنده مشکلاتی باشد که در فرایند یا سیستم وجود دارد. به عنوان مثال، ممکن است نیاز به بازنگری روش‌های توسعه نرم‌افزار، بهبود تسهیلات و یا افزایش توانایی تیم توسعه باشد. بنابراین، تغییرات زیاد در منحنی تلفات می‌تواند نشان دهنده بهبود یا بهتر شدن یا برعکس، مشکلات و نیاز به اصلاح در فرایند یا سیستم باشد.

در شکل ۴-الف منحنی تلفات در ابتدا دارای نوسان زیادی است اما با جلو رفتن روند آموزش بازه تغییر نوسان‌ها کاهش می‌یابد که نشان‌دهنده آموزش صحیح شبکه است.

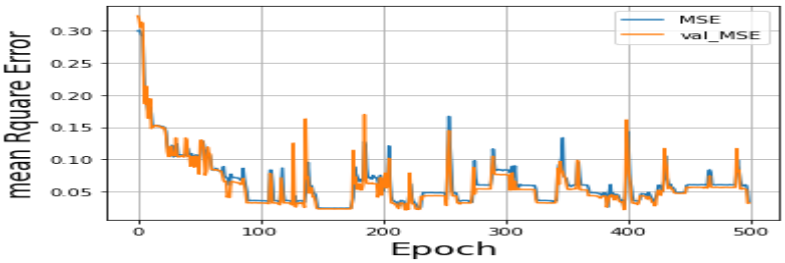


(الف) منحنی تابع تلفات حداقل میانگین مربعات

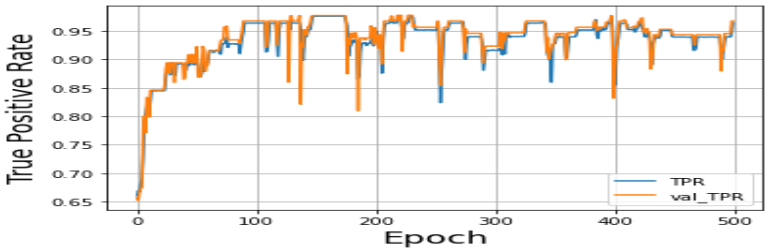
[Downloaded from mieaoi.ir on 2026-11-13]



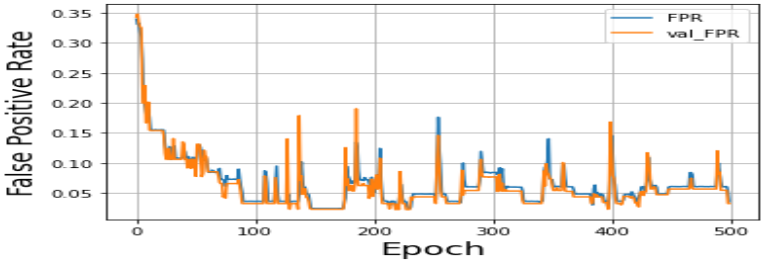
(ب) منحنی تغییرات دقت



(ج) منحنی تغییرات MSE



(د) منحنی تغییرات TPR



(ه) منحنی تغییرات FPR

شکل ۴: منحنی تغییرات نتایج آموزش شبکه RNN

منابع : یافته‌های پژوهش

[Downloaded from mieaoi.ir on 2026-11-13]

۴- نتیجه‌گیری

در صنعت بیمه، ارزیابی ریسک به‌عنوان یکی از ارکان اصلی رتبه‌بندی اعتباری اوراق صکوک به پشتوانه دارایی بر اساس روش‌های یادگیری عمیق، امری ضروری محسوب می‌شود. لذا، پس از ارائه مدل ریسک اوراق صکوک به پشتوانه دارایی با استفاده از روش‌های یادگیری عمیق، این مدل می‌تواند به عنوان یک ابزار مهم بابت برآورد ریسک و رتبه‌بندی اوراق صکوک به پشتوانه دارایی در صنعت بیمه مورد استفاده قرار گیرد. در واقع این مدل به شرکت‌های بیمه کمک می‌کند، ریسک‌های مربوط به اواق صکوک به پشتوانه دارایی را ارزیابی کنند تا بدین وسیله در صورت امکان آن‌ها را کاهش دهند و یا حداقل به سرمایه‌گذاران اطمینان خاطر بیشتری جهت خرید این اوراق دهند تا در نهایت بازدهی سرمایه‌گذاران از خرید این اوراق متناسب با ریسک‌های آن باشد. به‌عبارتی، ارتباط معقولی بین ریسک و بازده برای سرمایه‌گذاران ایجاد گردد. آگاهی از ریسک‌های اوراق، یک منبع اطلاعاتی مطمئن برای سرمایه‌گذاران محسوب می‌شود و نیازهای اطلاعاتی طیف‌های گوناگونی سرمایه‌گذار از ریسک‌گریز تا ریسک‌پذیر را فراهم می‌کند.

این مدل با دقت بالا، می‌تواند به عنوان یک ابزار برای پیش‌بینی رفتار سرمایه‌گذاران در خرید اوراق را پیش روی صنعت بیمه قرار دهد. استفاده از مدل‌های یادگیری عمیق در ارائه مدل ریسک اوراق صکوک به پشتوانه دارایی، به دلیل دقت بالا و قابلیت پیش‌بینی دقیق، به عنوان یک فاکتور مهم در جذب سرمایه‌گذاران و تأمین منابع مالی برای پروژه‌های اقتصادی در صنعت بیمه به شمار می‌رود. صنعت بیمه به عنوان یکی از صنایعی که به شدت به تحلیل داده‌ها نیاز دارد، می‌تواند از مدل‌های یادگیری عمیق برای تحلیل داده‌های اوراق صکوک بهره ببرد. در واقع، مدل‌های یادگیری عمیق، به دلیل قابلیت پردازش اطلاعات در ابعاد بالا، سرعت بالا، دقت بالا و قابلیت تعمیم، برای تحلیل داده‌های اوراق صکوک برای صنعت بیمه بسیار مناسب هستند. با این حال، استفاده از مدل‌های یادگیری عمیق در صنعت بیمه، همچنان با چالش‌ها و محدودیت‌هایی همراه است که نیازمند رفع آن‌ها با استفاده از روش‌های مناسب است.

[Downloaded from mieaoi.ir on 2026-11-13]

منابع

۱. پایگاه اطلاع‌رسانی بازار سرمایه ایران (۱۴۰۳)، "آمار انتشار اوراق بهادار بدهی"، قابل دسترسی از طریق لینک http://www.seo.ir.

۲. سازمان بورس و اوراق بهادار، "دستورالعمل انتشار اوراق بدهی با استفاده از رتبه اعتباری"، مصوب سازمان بورس و اوراق بهادار تهران ۱۳۸۹، اصلاحیه سال ۱۴۰۳.

۳. طالبی، محمد. رحیمی، امیر محمد (۱۳۹۱)، " شناسایی، طبقه‌بندی و اولویت‌بندی ریسک‌های مرتبط با اوراق بهادار اجاره". *دو فصلنامه علمی- پژوهشی جستارهای اقتصادی ایران*، ۹(۱۸)،۷۷-۱۰۳.

۴. دموداران، اسوات (۱۹۷۵)." مالی شرکتی پیشرفته با رویکرد کاربردی". ترجمه بدری و همکاران (۱۳۹۲) چاپ اول، تهران، انتشارات نص.

۵. قاسم، بولو و همکاران (۱۳۹۷). "الگوی مفهومی رتبه‌بندی اوراق به پشتوانه دارایی در بازار سرمایه ایران". *فصلنامه علمی _ پژوهشی مطالعات تجربی حسابداری مالی*، ۱۵(۶۰) ، ۶۱-۷۶.

۶. محمد، شعبانی‌ورنامی و همکاران. (۱۴۰۰) "طراحی مدل ارزیابی رتبه‌بندی اعتباری اوراق بهادار اسلامی با رویکرد شبکه‌های عصبی- فازی تطبیق‌پذیر". *فصلنامه مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار*، ۱۲(۴۶)،۱۹۸-۲۳۴.

۷. موسویان، سید عباس و همکاران (۱۳۹۲). " شناخت و رتبه‌بندی ریسک‌های ابزارهای مالی اسلامی (صکوک)". *اندیشه مدیریت راهبردی*، ۷(۱)،۱۸۷-۲۱۲.

8. Fabozzi, F. J., & Drake, P. P. (2009). "Finance capital markets, *financial management and investment management*". Hoboken, NJ: John Wiley & Sons.

9. Feng, B., Xue, W., Xue, B., & Liu, Z. (2020, December). Every corporation owns its image: Corporate credit ratings via convolutional neural networks. In 2020 IEEE 6th International Conference on Computer and Communications (ICCC) (pp. 1578-1583). IEEE.

10. Gao, L., & Xiao, J. (2021). Big data credit report in credit risk management of consumer finance. *Wireless Communications and Mobile Computing*, 2021, 1-7.

11. Goodfellow, I., Y. Bengio, and A. Courville, Deep learning. 2016: MIT press.

12. Howladar, K. (2006). "Shari'ah and sukuk: A Moody's primer". Moody's Investors Service. Retrieved from www.moodys.com.

13. Hassoune, A. (2007). "Standard & Poor's approach to rating sukuk". *S&P Ratings Direct*. September.

14. IIFM SUKUK REPORT, A Comprehensive Study of the Global Sukuk Market, August 2023 | 12th Edition.

[Downloaded from mieaoi.ir on 2026-11-13]

15. Kothari, V. (2006). Securitization the financial instrument of the future (2nd ed). Hoboken, NJ: John Wiley & Sons.
16. Mseddi, S., & Naifar, N. (2013). Rating Methodology and Evaluating the Issuer of Sukuk. *International Journal of Management Science and Engineering Management*.
17. Shen, F., Zhao, X., Kou, G., & Alsaadi, F. E. (2021). A new deep learning ensemble credit risk evaluation model with an improved synthetic minority oversampling technique. *Applied Soft Computing*, 98, 106852.
18. Tichy, G. (2011). "Credit rating agencies: Part of the solution or part of the problem? Intereconomics" - *Review of European Economic Policy*, 46, 232–262.

[Downloaded from mieaoi.ir on 2026-11-13]