

پیش‌بینی سرمایه پوششی ریسک عملیاتی در صنعت بانکداری: رویکرد شبکه عصبی

حامد نادری

دانشجوی دکتری مهندسی صنایع، گروه بهینه‌سازی سیستم‌ها، دانشکده مهندسی صنایع و سیستم‌ها، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران.

محمد علی رستگار

استادیار، گروه مدیریت سیستم و بهره‌وری، دانشکده مهندسی صنایع و سیستم‌ها، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران.

چکیده

ریسک عملیاتی یکی از مهم‌ترین ریسک‌های صنعت بانکداری شناخته شده است. برای مدیریت ریسک عملیاتی در صنعت بانکداری نیاز به پیش‌بینی سرمایه مورد نیاز برای پوشش ریسک عملیاتی است. سرمایه مورد نیاز پوشش ریسک عملیاتی با استفاده از معیار ارزش در معرض ریسک عملیاتی محاسبه می‌شود. در این پژوهش مدلی طراحی شده است که در دو مرحله به دنبال پیش‌بینی ارزش در معرض ریسک عملیاتی برای حوادث زیان‌بار نادر و تعیین آستانه حوادث زیان‌بار ریسک عملیاتی است. در پژوهش حاضر سعی شده است با بهره‌گیری از روش تئوری مقدار حدی و شبکه عصبی مدلی کارآمد برای پیش‌بینی ارزش در معرض ریسک عملیاتی و تعیین آستانه حوادث زیان‌بار طراحی شده است. در این پژوهش با استفاده از شبکه عصبی می‌توان ارزش در معرض ریسک عملیاتی را پیش‌بینی کرد و همچنین مقدار آستانه حوادث زیان‌بار ریسک عملیاتی را نیز می‌توان تعیین کرد. در این پژوهش با استفاده از پایگاه داده خارجی و روش تئوری مقدار حدی یک شبکه عصبی طراحی شد که توانایی تعیین مقدار آستانه حوادث زیان‌بار و پیش‌بینی ارزش در معرض ریسک عملیاتی برای داده‌های دنباله را دارد. در این پژوهش از روش شبیه‌سازی مونت کارلو برای شبیه‌سازی پایگاه‌های داده استفاده شده است که ۱۰ پایگاه داده مشابه با پایگاه داده اصلی شبیه‌سازی شده است. با استفاده از پایگاه داده‌های شبیه‌سازی شده مدل طراحی شده مورد بررسی قرار گرفت. استفاده از رویکردهای مربوط به شبکه‌های عصبی در تخمین سرمایه مورد نیاز برای پوشش ریسک عملیاتی می‌تواند رویکردی کارآمد و مفید باشد.

واژگان کلیدی: مدیریت ریسک، ریسک عملیاتی، ارزش در معرض ریسک، تئوری مقدار حدی، شبکه عصبی پیش‌خور.

مقدمه

امروزه ریسک عملیاتی یکی از مهم‌ترین ریسک‌های صنعت بانکداری شناخته شده است. ریسک عملیاتی بعد از بحران‌های مالی که در سراسر جهان به وقوع پیوست مورد توجه قرار گرفت. در صنعت بانکداری تلاش‌هایی برای مدیریت ریسک عملیاتی صورت گرفته است (Gonzalez-Carrasco et al. 2019 & Hoffman, 2002). توافق‌نامه بازل ۲ ریسک عملیاتی را احتمال متحمل شدن زیان ناشی از رویدادهای داخلی مانند نقص و نارسایی‌ها در فرآیندها، سیستم‌ها، افراد و رویدادهای خارجی است (BCBS, 2016). برای جلوگیری از پیامدهای ریسک عملیاتی لازم است مؤسسات مالی ریسک عملیاتی را مدیریت کنند. طبق دستورالعمل کمیته بال رویکردهای متفاوتی برای تخمین سرمایه موردنیاز برای پوشش ریسک عملیاتی وجود دارد. کمیته بال ریسک عملیاتی را به ۷ دسته تقسیم کرده است که عبارتند از: تقلب داخلی، تقلب خارجی، روابط کار، مشتریان، آسیب به دارایی‌های ثابت، خرابی‌های تکنولوژیکی و نارسایی در اجرا و مدیریت فرآیندها (Hinti & Arif, 2014). برای محاسبه سرمایه مورد نیاز برای پوشش ریسک عملیاتی از معیار اندازه‌گیری ارزش در معرض ریسک استفاده می‌شود که حداقل سرمایه پوششی را تعیین می‌کند (Gurrea-Martínez & Remolina, 2019). برای استفاده از رویکردهای داده محور مدل‌سازی ریسک عملیاتی نیاز به پایگاه دارد. طبق دستورالعمل کمیته بال این پایگاه داده‌ها شامل پایگاه داده داخلی، پایگاه داده خارجی، پایگاه داده تجزیه و تحلیل سناریوها و پایگاه داده عوامل منعکس کننده محیط کسب‌وکار و سیستم‌های داخلی است (Aramburu, 2014).

پژوهش حاضر به دنبال توسعه مدلی برای تعیین مقدار آستانه حوادث زیان بار و پیش‌بینی ارزش در معرض ریسک عملیاتی با سطح اطمینان مختلف برای دنباله حوادث زیان‌بار در خط کسب‌وکار بانکداری تجاری و ۷ نوع رویداد ریسک عملیاتی است. در این پژوهش با بهره گرفتن از داده‌های خارجی و داده‌های برچسب‌دار به دنبال طراحی یک مدل شبکه عصبی مصنوعی بر پایه تئوری مقدار حدی^۱ است. با استفاده شبکه عصبی طراحی شده آستانه حوادث زیان‌بار تعیین می‌شود، داده‌های دنباله و بدنه از هم تفکیک می‌شود و ارزش در معرض ریسک عملیاتی برای سطوح اطمینان مختلف پیش‌بینی می‌شود. در این پژوهش با استفاده از شبکه عصبی به دنبال ارائه رویکردی جدید برای تعیین آستانه حوادث زیان‌بار و پیش‌بینی ارزش در معرض ریسک عملیاتی است.

مبانی نظری

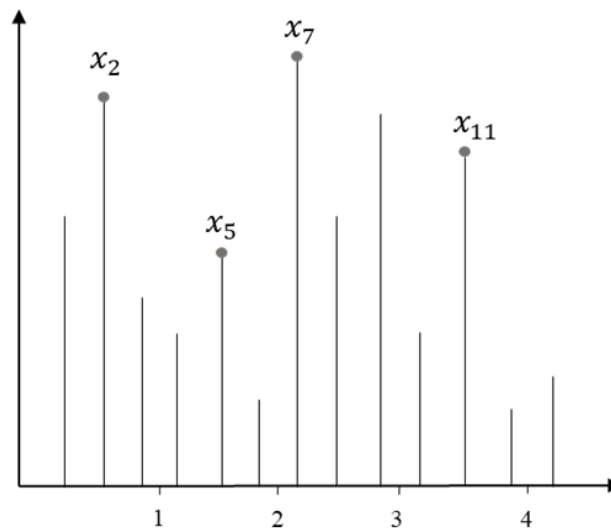
ریسک عملیاتی احتمال وارد شدن زیان ناشی از نقص‌ها، خرابی‌ها، نارسایی‌ها در منابع انسانی، فرآیندها، زیرساخت‌ها در اثر وقوع رویدادهای داخلی و خارجی است (Pena et al. 2018). توافق‌نامه بازل برای تخمین سرمایه موردنیاز پوشش ریسک‌های عملیاتی رویکردهای شاخص پایه، استاندارد و اندازه‌گیری پیشرفته را معرفی کرده است (Mora Valencia, 2017 & Mora Valencia et al. 2017). رویکرد شاخص پایه و رویکرد استاندارد براساس درآمد ناخالص سالیانه سرمایه پوششی را تخمین می‌زنند، با این تفاوت که در رویکرد استاندارد فعالیت‌های بانک به ۸ خط کسب‌وکار^۲ تقسیم می‌شود. برای رویکرد شاخص پایه از ضریب آلفا (α) ۱۵ درصد استفاده می‌شود ولی برای رویکرد استاندارد هر خط کسب‌وکار از ضریب بتا (β) مربوط به خط کسب‌وکار مربوطه استفاده می‌شود، ضریب بتا استفاده شده در بازه ۱۲ تا ۱۸ درصد است. رویکرد اندازه‌گیری پیشرفته یک رویکرد کمی و کیفی است که شامل روش‌های کمی و کیفی است. برای استفاده از روش‌های کمی نیاز به پایگاه داده است که باید داده‌های آماری مورد نیاز جمع‌آوری شود. روش توزیع زیان یکی از معروف‌ترین و بهترین روش‌های رویکرد اندازه‌گیری پیشرفته است، به‌طور کلی مدل‌سازی ریسک عملیاتی در این روش مبتنی بر

¹ Extreme Value Theory

² Business line

برازش توزیع‌های فراوانی و توزیع شدت است که مستقل از هم هستند. محاسبه سرمایه پوششی بر اساس توزیع تجمعی فراوانی و شدت است. روش توزیع زیان یک روش داده محور است و برای محاسبه ریسک عملیاتی نیاز به داده دارد، بنابراین طبق بیانیه بال ۲ نیاز به پایگاه داده برای جمع‌آوری داده مورد نیاز وجود دارد. بنابراین ۴ پایگاه داده برای جمع‌آوری داده‌های ریسک عملیاتی لازم است که عبارتند از پایگاه داده داخلی^۳، پایگاه داده خارجی^۴، پایگاه داده تجزیه و تحلیل مبتنی بر سناریو^۵ و پایگاه داده عوامل محیط کسب‌وکار و کنترل داخلی^۶ است (BCBS, 2004).

برحسب نمودار توزیع زیان، زیان‌های عملیاتی به دو دسته زیان‌های عمومی و زیان‌های نادر تقسیم می‌شود. برای جداسازی زیان‌های عمومی و نادر از روش‌های مختلفی استفاده می‌شود. تئوری مقدار حدی یکی از روش‌های مورد استفاده است. تئوری مقدار حدی ساختاری برای بررسی و تحلیل رفتار مقادیر حدی ارائه می‌دهد. تمرکز اصلی در این تئوری بر روی دنباله‌های توزیع متغیرها است، بنابراین با استفاده از تئوری مقدار حدی می‌توان زیان‌های نادر را در توزیع شدت زیان‌های عملیاتی بررسی کرد. برای تفکیک داده‌های دنباله و بدنه در تئوری مقدار حدی از دو رویکرد بیشینه بلوک^۷ و رویکرد فراتر از حد آستانه^۸ استفاده می‌شود. در روش بیشینه بلوک افق زمانی به بلوک‌ها یا دوره‌های مساوی تقسیم می‌شود، بزرگترین داده از هر دوره زمانی انتخاب می‌شود. این مشاهدات به عنوان بیشینه بلوک انتخاب شده و داده‌های دنباله را تشکیل می‌دهد. در شکل ۱ مشاهدات x_2, x_5, x_7, x_{11} و x_{11} بیشینه بلوک برای ۴ دوره زمانی انتخاب می‌شود. در رویکرد فراتر از آستانه مشاهداتی که از یک سطح آستانه بالاتر باشد به عنوان مشاهدات نادر انتخاب می‌شود. در شکل ۲ مشاهدات x_1, x_2, x_7, x_8, x_9 و x_{11} از سطح آستانه بالاتر رفته است و داده‌های دنباله را تشکیل می‌دهد (Taleblou & davoudi, 2017).



شکل (۱) رویکرد بیشینه بلوک

³ Internal Data

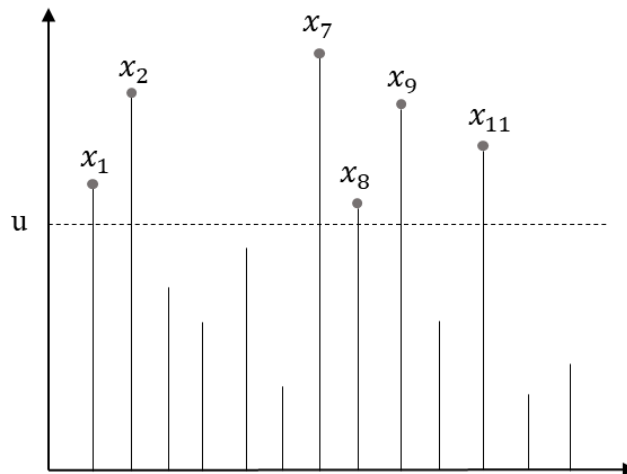
⁴ External Data

⁵ Scenario-based analysis data

⁶ Business Environment and Internal Control Factors

⁷ Block Maxima Approach

⁸ Peak Over Threshold (POT)



شکل (۲) رویکرد فراتر از آستانه

ریسک عملیاتی یکی از موضوعات چالش برانگیز است که پژوهشگران و مدیران ریسک در بانک‌ها با آن روبرو هستند. پژوهشگران و مدیران ریسک عملیاتی لازم است شناخت کافی بر چارچوب و ابعاد ریسک عملیاتی را داشته باشند. در پژوهش نادری و رستگار (۲۰۲۳) با استفاده از روش فراترکیب چارچوب و ابعاد ریسک عملیاتی به صورت کامل تشریح شده است. طالبی و همکاران (۲۰۱۱) با استفاده از روش پژوهش توصیفی و سلسله‌مراتبی به این نتیجه رسیدند که ریسک‌های عملیاتی در بانک‌های اسلامی به دو دسته کلی ریسک‌های مشترک با بانکداری متعارف و ریسک‌های خاص بانکداری اسلامی طبقه‌بندی می‌شوند. نصرتی و پاکیزه (۲۰۱۴) با استفاده از رویکرد اندازه‌گیری پیشرفته به تخمین سرمایه مورد نیاز برای پوشش ریسک عملیاتی پرداختند. هدف اصلی پژوهش آن‌ها معرفی و پیاده‌سازی رویکرد توزیع زیان در محاسبه ذخیره سرمایه در قالب مطالعه موردی برای یکی از بانک‌های ایران بود. برای مدل‌سازی شدت زیان از توزیع‌های کلاسیک و از نوع خاصی از توزیع‌های دنباله پهن به نام توزیع آلفا پایدار استفاده شده است. استادی و همکاران (۲۰۱۸) با استفاده از استنتاج بیزی ارزیابی ریسک عملیاتی در صنعت بانکداری را انجام داده‌اند. نتایج پژوهش آن‌ها حاکی از آن است که با در نظر گرفتن فرض وابستگی بین دو منبع داده‌ای نظرات کارشناسان و داده‌های زیان داخلی و با افزایش تعداد دوره‌های پیش‌بینی پارامتر فراوانی، مقادیر پارامتر توزیع کاهش می‌یابد که این امر نشان‌دهنده این است که با گذشت زمان نمایه ریسک کاهش می‌یابد. در الگوی ارائه شده، پارامتر برآورد شده توزیع فراوانی زیان در حول یک مقدار مشخص نوسان دارد، اما با در نظر گرفتن فرض وابستگی بین زیان‌ها، با افزایش تعداد دوره‌ها مقادیر پارامتر فراوانی کاهش می‌یابد که یک امر طبیعی در سیستم بانکداری است. گالتا و همکاران^۹ (۲۰۲۳) در پژوهش خود به دنبال بررسی رابطه بین امتیازهای ترکیبی محیطی، اجتماعی و حاکمیتی^{۱۰} (ESG) و ریسک عملیاتی است. با استفاده از یک نمونه جهانی از بانک‌های فعال در ۳۵ کشور از سال ۲۰۱۱ تا ۲۰۲۰ متوجه رابطه بین امتیازهای ترکیبی محیطی، اجتماعی و حاکمیتی با ریسک عملیاتی شده است. بنابراین با بیشتر شدن این امتیازها، ریسک عملیاتی بانک کاهش پیدا می‌کند. در پژوهش کریسانتو و پرنیو^{۱۱} (۲۰۱۷) منابعی شناسایی شد که با تهدیدات سایبری متعدد و کلاهبرداری سایبری می‌توانند بر فرآیند تخمین سرمایه ریسک عملیاتی تأثیر بگذارند نمونه‌هایی از این جرایم که از زمان معرفی خدمات بانکداری الکترونیک بیشتر شده‌اند (BCBS, 2016)، شامل دسترسی غیرقانونی، اختلال سیستم و سوء استفاده یا دزدی از دستگاه‌ها به منظور دستیابی به مزیت مالی است (Drewk & Farrell, 2018) برای تعیین کمیت زیان‌های احتمالی در معاملات بانکداری الکترونیکی، به دنبال روش ارائه شده در

^۹ Galletta et al.

^{۱۰} Environmental, Social and Governance

^{۱۱} Crisanto & Prenio

(Dávila-Aragón et al. 2017)، یک مدل شبکه بیزی^{۱۲} (BN) برای تخمین ارزش سرمایه پوششی ریسک عملیاتی در شرکت‌های مالی در طراحی شد (Bouveret, 2018). از این‌رو، بدیهی است که هوش مصنوعی^{۱۳} و به‌ویژه یادگیری ماشین یکی از امیدوارکننده‌ترین اما چالش برانگیزترین رویکردهای کلیدی در امور مالی مدرن هستند (Tsai & Wu, 2008). یادگیری ماشین روش کار صنعت مالی را تغییر می‌دهد (Ivanov et al. 2019) و یادگیری عمیق^{۱۴} (DL) در حال حاضر به دلیل تطبیق پذیری و قابلیت‌های پیش‌بینی، بیشترین تحقیق و پارادایم کاربردی را دارند. در پژوهش پنا و همکاران^{۱۵} (۲۰۲۱) دیگر با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری عمیق و شبکه عصبی کانولوشنال فازی^{۱۶} (CNN) به دنبال محاسبه حداکثر ارزش در معرض خطر ریسک عملیاتی با سطح اطمینان ۹۹.۹ درصد است. با بررسی پژوهش‌های گذشته مدل‌سازی ریسک عملیاتی با چالش‌هایی روبرو است. با بررسی پژوهش‌های گذشته استفاده از شبکه‌های عصبی در مدل‌سازی ریسک عملیاتی خیلی کم استفاده شده است. در این پژوهش سعی شده است با استفاده از رویکردی جدید به دنبال طراحی شبکه عصبی برای تعیین آستانه حوادث زیان‌بار و پیش‌بینی ارزش در معرض ریسک عملیاتی با سطح اطمینان مختلف برای داده‌های دنباله است.

روش تحقیق

پژوهش حاضر براساس جمع‌آوری داده‌ها و اطلاعات از پدیده‌های مورد بررسی عمل می‌کند بنابراین در دسته پژوهش‌های کمی قرار می‌گیرد. این پژوهش به دنبال طراحی یک شبکه عصبی مصنوعی برای تعیین آستانه زیان عملیاتی و ارزش در معرض ریسک عملیاتی با سطح اطمینان مختلف بر اساس روش تئوری مقدار حدی است. در این پژوهش ابتدا داده‌های مورد نیاز از پایگاه داده خارجی جمع‌آوری می‌شود، همچنین از داده‌های برچسب‌دار پژوهش‌ها و همکاران (۲۰۱۵) استفاده می‌شود. روش تئوری مقدار حدی از داده‌های شدت زیان عملیاتی استفاده می‌کند. ابتدا با استفاده از داده‌های شدت زیان عملیاتی و داده‌های برچسب‌دار، شبکه عصبی در دو مدل طراحی می‌شود که در مدل اول به دنبال تعیین مقدار آستانه شدت زیان عملیاتی برای تفکیک داده‌های دنباله و بدنه شدت زیان عملیاتی است. در مدل دوم به دنبال تخمین ارزش در معرض ریسک عملیاتی با سطوح اطمینان مختلف برای داده‌های دنباله است. در این پژوهش با استفاده از شبیه‌سازی مونت کارلو ۱۰ پایگاه داده مشابه پایگاه داده اصلی با تعداد رکورد مختلف شبیه‌سازی شده است. با استفاده از مدل شبکه عصبی طراحی شده، آستانه شدت زیان عملیاتی تعیین می‌شود، داده‌های دنباله و بدنه تفکیک می‌شود و ارزش در معرض ریسک عملیاتی برای پایگاه‌های داده شبیه‌سازی شده پیش‌بینی می‌شود.

یافته‌ها

داده‌های مورد استفاده در این پژوهش مربوط به پایگاه داده خارجی است که در کشور چین جمع‌آوری شده است. داده‌ها شامل ۵۳۳ رکورد زیان عملیاتی از بخش بانکداری تجاری است که مربوط به ۷ نوع رویداد ریسک عملیاتی است. داده‌های جمع‌آوری شده مربوط به دوره ۱۹۹۵ تا ۲۰۱۲ است. ویژگی‌های آماری داده‌های مورد نظر در جدول ۱ قابل مشاهده است.

جدول (۱) ویژگی‌های آماری داده‌های مورد استفاده (واحد زیان ۱۰۰۰۰ یوان)

تعداد	مجموع	مینیمم	ماکزیمم	میانگین	انحراف معیار	واریانس	چولگی	کشدگی
۵۳۳	۷۵۴۹۰۷۸	۰/۰۱	۷۴۰۰۰۰	۱۴۱۸۹/۹۹	۶۲۲۵۸/۷۹	۳/۸۷۶۱۵۷×۱۰ ^۹	۸/۳۲۵۵۴۸	۸۰/۹۶۵۲۶۳

¹² Bayesian Network

¹³ Artificial Intelligence

¹⁴ Deep learning

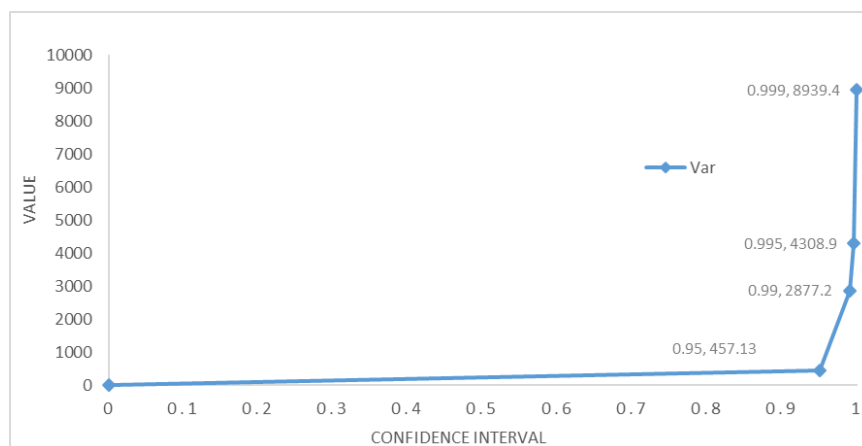
¹⁵ Pena et al.

¹⁶ Convolutional Neural Network

در پژوهش‌های هان و همکاران (۲۰۱۵) با استفاده از روش تئوری مقدار حدی به دنبال محاسبه حداکثر ارزش در معرض ریسک عملیاتی برای زیان‌های نادر با سطح اطمینان مختلف است. آن‌ها با استفاده از رویکرد فراتر از حد آستانه پیشنهاد شده توسط مک نیل (۲۰۰۵) و تجزیه و تحلیل تجری ۴ مقدار مختلف برای آستانه بهینه زیان عملیاتی مشخص کردند. آستانه‌های مشخص شده عبارتند از ۳۲۸۴۰، ۶۴۵۰۰، ۷۵۰۰۰ و ۱۶۷۹۰۰ که با توجه به تجزیه و تحلیل‌های انجام شده آستانه بهینه برابر با ۷۵۰۰۰ است. داده‌های دنباله و بدنه تفکیک شد و نتایج پژوهش آن‌ها در جدول ۲ و شکل ۲ قابل مشاهده است.

جدول (۲) نتایج پژوهش‌های هان و همکاران (۲۰۱۵)

پایگاه داده	تعداد داده‌ها	آستانه	$Var_{95\%}$	$Var_{99\%}$	$Var_{99.5\%}$	$Var_{99.9\%}$
پایگاه داده اصلی	۵۳۳	۷۵۰۰۰	۴۵۲/۱۳	۲۸۷۷/۲	۴۳۰۸/۹	۸۹۳۹/۴



شکل (۲) نتایج پژوهش‌های هان و همکاران (۲۰۱۵)

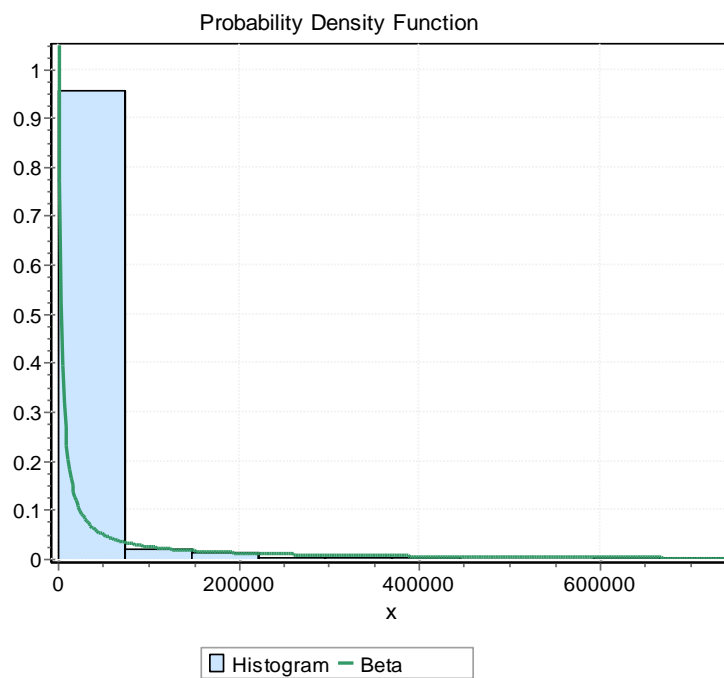
در پژوهش حاضر از داده‌های برجسب‌دار پژوهش‌های هان و همکاران^{۱۷} (۲۰۱۵) استفاده شده است. این پژوهش به دنبال طراحی یک مدل شبکه عصبی مصنوعی برای تعیین مقدار آستانه بهینه زیان‌های عملیاتی و پیش‌بینی ارزش در معرض ریسک عملیاتی است. با استفاده از شبیه‌سازی مونت کارلو ۱۰ پایگاه داده مشابه با پایگاه داده اصلی شبیه‌سازی شده است. برای این کار لازم است ابتدا توزیع داده‌های شدت مشخص شود. داده‌های زیان عملیاتی از توزیع پیوسته پیروی می‌کند. توزیع‌های بتا، گاما، لوگ نرمال و وایبول بر روی این داده‌ها برازش شده است و با توجه به آزمون نیکویی برازش بهترین توزیع انتخاب می‌شود. پارامترتوزیع‌های برازش شده در جدول ۳ قابل مشاهده است.

جدول (۳) پارامتر توزیع‌های برازش شده

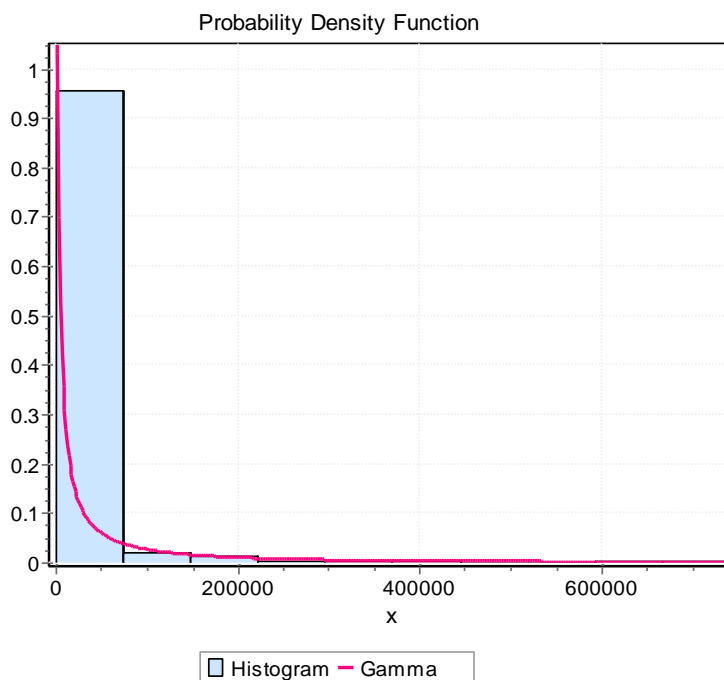
ردیف	توزیع	پارامتر
۱	Beta	$a_1=0.3705$ $a_2=1/5687$ $a=0.1$ $b=74000$
۲	Gamma	$a=0.5117$ $b=279170$
۳	Lognormal	$s=2/835$ $m=6/1932$
۴	Weibull	$a=0.43252$ $b=1812/7$

در شکل ۳، ۴، ۵ و ۶ توزیع‌های برازش شده برای داده‌های شدت قابل مشاهده است.

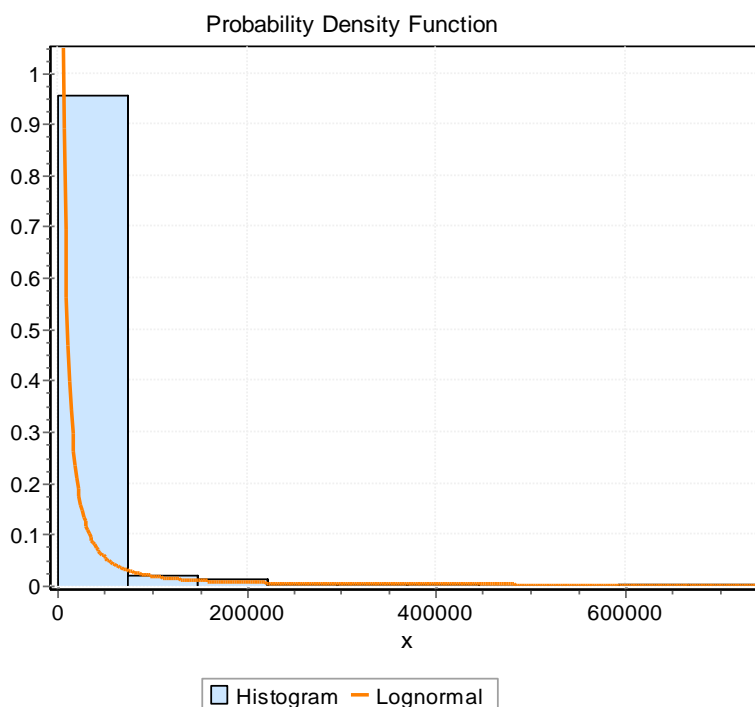
¹⁷ Han et al.



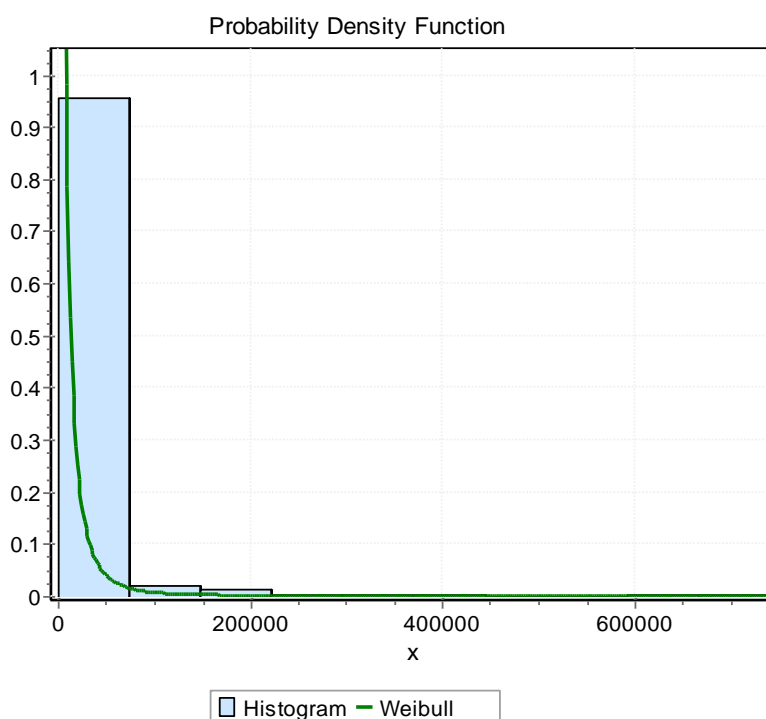
شکل (۳) توزیع بتا



شکل (۴) توزیع گاما



شکل (۵) توزیع لوگ نرمال



شکل (۶) توزیع وایبول

بهترین توزیع برازش شده برای داده‌های شدت، توزیع بتا است. بنابراین با استفاده از شبیه‌سازی مونت کارلو ۱۰ پایگاه داده مشابه با تعداد رکورد مختلف شبیه‌سازی شد. ویژگی‌های آماری پایگاه‌های داده شبیه‌سازی شده در جدول ۴ نمایش داده شده است.

جدول (۴) ویژگی‌های آماری پایگاه‌های داده شبیه‌سازی شده

پایگاه داده	تعداد	مجموع	مینیمم	ماکزیمم	میانگین	انحراف معیار	واریانس	چولگی	کشدگی
۱	۷۹۳	۱۱۸۹۴۵۴۰	۰/۰۳	۷۴۰۰۰	۱۴۹۹۹/۴۳	۶۹۲۸۸/۷۱	۴/۸۰۰۸۲۵×۱۰ ^{-۹}	۷/۶۷۱۸۵۷	۶۶/۰۱۶۴۴۴
۲	۲۱۰۱	۲۹۳۶۶۲۸۰	۰/۰۱	۷۴۰۰۰	۱۳۹۷۷/۲۹	۶۲۴۰۷/۷	۳/۸۹۴۷۲۱×۱۰ ^{-۹}	۸/۴۷۰۳۴۲	۸۳/۶۳۸۸۲۵
۳	۲۲۲۷	۲۸۲۹۷۶۴۰	۰/۰۱	۷۴۰۰۰	۱۲۷۰۶/۶۲	۵۴۶۵۱/۶۸	۲/۹۸۶۸۰۶×۱۰ ^{-۹}	۸/۸۸۹۹۹۷	۹۷/۲۹۱۰۵۴
۴	۲۸۵۲	۳۴۲۹۶۳۶۰	۰/۰۱	۷۴۰۰۰	۱۲۰۲۵/۳۸	۵۳۹۹۵/۶۱	۲/۹۱۵۵۲۶×۱۰ ^{-۹}	۹/۳۱۱۵۴۷	۱۰۴/۷۴۳۳۰۴
۵	۲۴۸۹	۳۶۳۵۰۸۴۰	۰/۰۱	۷۴۰۰۰	۱۴۶۰۴/۶	۷۰۱۳۷/۲۶	۴/۹۱۹۲۳۴×۱۰ ^{-۹}	۸/۴۵۶۴۳۷	۷۷/۸۹۵۷۰۸
۶	۹۷۷	۱۴۹۳۶۶۰۰	۰/۰۱	۷۴۰۰۰	۱۵۲۸۸/۲۳	۶۴۰۹۰/۰۹	۴/۱۰۷۵۳۹×۱۰ ^{-۹}	۷/۷۲۹۳۵	۷۰/۰۶۳۲۱۸
۷	۲۸۱۱	۴۲۱۸۷۹۷۰	۰/۰۱	۷۴۰۰۰	۱۵۰۰۸/۱۸	۶۲۴۰۴/۶۳	۳/۸۹۴۳۳۸×۱۰ ^{-۹}	۷/۸۰۵۶۴۷	۷۲/۸۰۸۳۲۸
۸	۱۶۹۱	۲۷۳۹۵۱۸۰	۰/۰۱	۷۴۰۰۰	۱۶۲۰۰/۵۸	۷۳۵۶۰/۱۹	۵/۴۱۱۱۰۱×۱۰ ^{-۹}	۷/۵۲۵۰۳۱	۶۲/۳۶۷۱۸۱
۹	۱۳۷۵	۱۹۱۳۹۳۰۰	۰/۰۱	۷۴۰۰۰	۱۳۹۱۹/۵	۶۵۴۹۶/۴	۴/۲۸۹۷۷۸×۱۰ ^{-۹}	۸/۳۶۱۴۲۱	۷۸/۴۴۶۸
۱۰	۱۳۳۲	۲۲۰۲۳۸۹۰	۰/۰۱	۷۴۰۰۰	۱۶۵۳۴/۴۶	۶۷۴۳۹/۲۹	۴/۵۴۸۰۵۷×۱۰ ^{-۹}	۷/۷۱۰۸۰۳	۶۹/۵۳۶۴۷۴

برای تعیین مقدار آستانه و پیش‌بینی ارزش در معرض ریسک عملیاتی شبکه عصبی پیش‌خور طراحی شده است. شبکه عصبی پیش‌خور نوعی شبکه‌ی عصبی است که به آن پرسپترون چندلایه^{۱۸} (MLP) هم گفته می‌شود. در واقع چندین لایه پرسپترون که به هم متصل هستند یک شبکه‌ی عصبی پیش‌خور را تشکیل می‌دهند. یک شبکه‌ی عصبی پیش‌خور لایه‌ی ورودی، لایه‌های میانی یا نهان و لایه‌ی خروجی دارد که به هم متصل هستند. این لایه‌ها از چندین پرسپترون یا نورون تشکیل شده‌اند. هر یک از این لایه‌ها چندین نورون دارند. این نورون‌ها به نورون‌های لایه‌ی بعدی متصل هستند و خروجی هر نورون به نورون‌های لایه‌ی بعدی وارد می‌شود تا در نهایت نورون موجود در لایه‌ی خروجی پیش‌بینی نهایی را به ما اعلام کند.

در این پژوهش شبکه عصبی پیش‌خور در دو مدل طراحی شده است. در مدل اول مقدار آستانه تعیین می‌شود و در مدل دوم ارزش در معرض ریسک عملیاتی تخمین زده می‌شود. برای آموزش این شبکه عصبی از پایگاه داده خارجی و داده‌های برچسب‌دار پژوهش هان و همکاران^{۱۹} (۲۰۱۵) استفاده شده است. مدل طراحی شده رابطه بین متغیرهای ورودی و متغیرهای خروجی را یاد می‌گیرد و سعی در پیش‌بینی مقدار آستانه و ارزش در معرض ریسک عملیاتی با سطح اطمینان‌های مختلف است. در مدل اول با استفاده از داده‌های شدت مقدار آستانه تعیین می‌شود که می‌تواند داده‌های دنباله و بدنه را از هم تفکیک کند. برای پیش‌بینی ارزش در معرض ریسک عملیاتی برای زبان‌های نادر لازم است از داده‌های دنباله استفاده شود. در مدل دوم با استفاده از داده‌های دنباله ارزش در معرض ریسک عملیاتی را با سطوح اطمینان ۰/۹۵، ۰/۹۹، ۰/۹۹۵ و ۰/۹۹۹ پیش‌بینی می‌شود. با استفاده از مدل طراحی شده مقدار آستانه و ارزش در معرض ریسک عملیاتی با سطوح مختلف برای پایگاه‌های داده شبیه‌سازی شده پیش‌بینی می‌شود. نتایج در جدول ۵ مشاهده می‌شود.

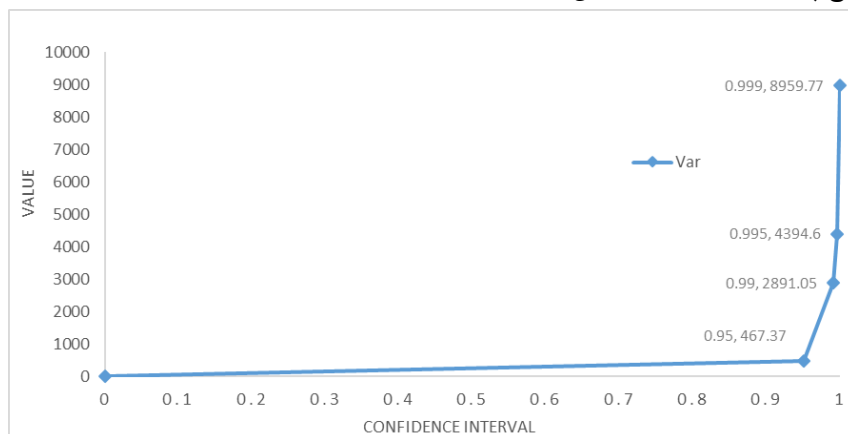
جدول (۵) نتایج پایگاه‌های داده شبیه‌سازی شده

پایگاه داده	تعداد داده‌ها	آستانه	Var%95	Var%99	Var%99.5	Var%99.9
۱	۷۹۳	۷۵۶۵۷/۰۵۵	۴۶۷/۳۷	۲۸۹۱/۰۵	۴۳۹۴/۶	۸۹۵۹/۷۷
۲	۲۱۰۱	۷۶۲۲۴/۸۲	۴۷۲/۴۱	۲۹۰۶/۹۴	۴۳۵۱/۱	۹۰۹۰/۴۵
۳	۲۲۲۷	۷۶۳۳۲/۰۲	۴۶۴/۴	۲۸۹۲/۱۵	۴۳۹۸/۰۱	۹۰۸۳/۲۳
۴	۲۸۵۲	۷۵۹۶۰/۳۳	۴۷۰/۶	۲۹۰۳/۶۳	۴۳۹۶/۳	۹۱۳۰/۸۳
۵	۲۴۸۹	۷۶۴۹۳/۴۳	۴۶۹	۲۸۸۶/۶۱	۴۳۹۸/۱۷	۹۰۵۹/۴۵
۶	۹۷۷	۷۵۱۴۹/۶۷	۴۶۱/۴۲	۲۸۸۹/۶۸	۴۳۴۴/۸۸	۹۲۳۵/۳۴
۷	۲۸۱۱	۷۶۱۵۴/۵۸	۴۷۵/۸۲	۲۹۳۰/۰۲	۴۳۸۴/۹	۹۳۴۰/۳۱
۸	۱۶۹۱	۷۵۳۳۶/۹۵	۴۶۵/۰۹	۲۹۰۳/۱۳	۴۴۷۴/۲۶	۹۲۲۶/۹
۹	۱۳۷۵	۷۶۱۴۶/۲۳	۴۷۲/۱۷	۲۸۸۱/۱۱	۴۳۶۶/۷۶	۸۹۶۹/۶۲
۱۰	۱۳۳۲	۷۶۶۰۹/۲۳	۴۵۹/۵۸	۲۹۴۵/۴۵	۴۴۸۴/۷۲	۹۳۵۷/۴۸

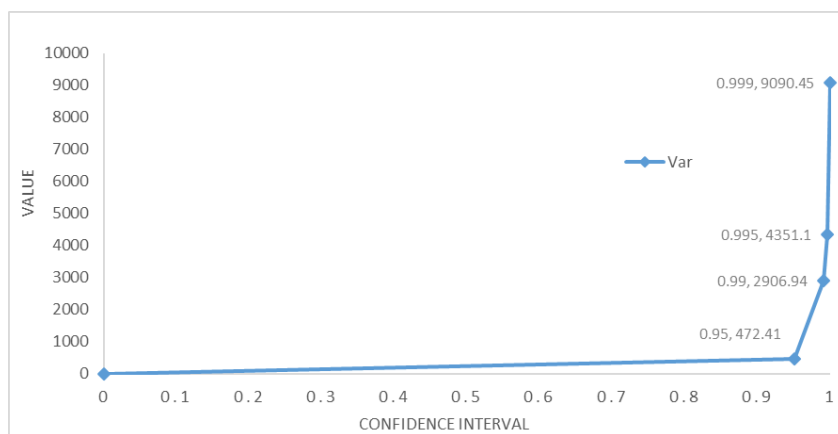
¹⁸ Multi-Layer Perceptron

¹⁹ Han et al.

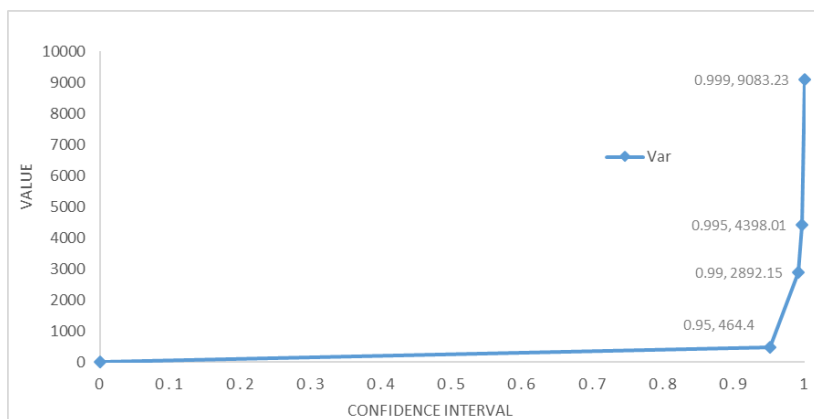
در شکل‌های ۷ تا ۱۶ نتایج پایگاه داده مختلف نمایش داده شده است.



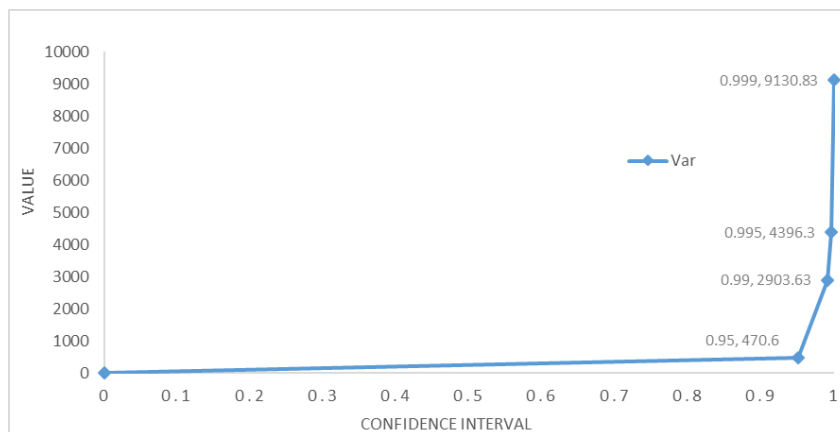
شکل (۷) ارزش در معرض ریسک پایگاه داده شبیه‌سازی ۱



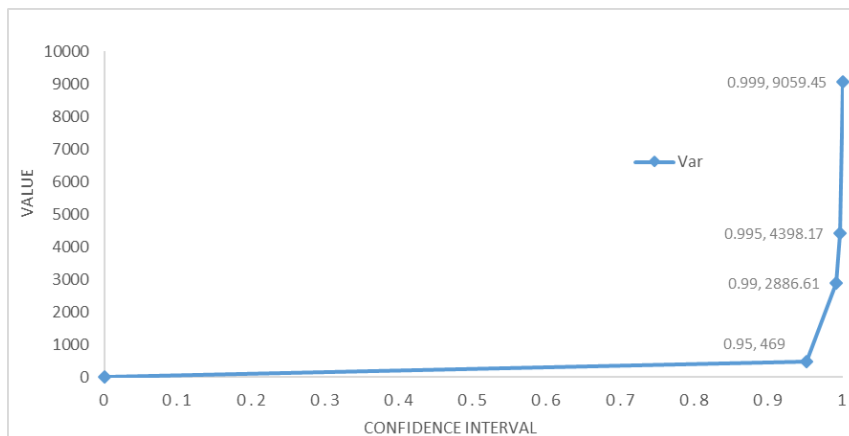
شکل (۸) ارزش در معرض ریسک پایگاه داده شبیه‌سازی ۲



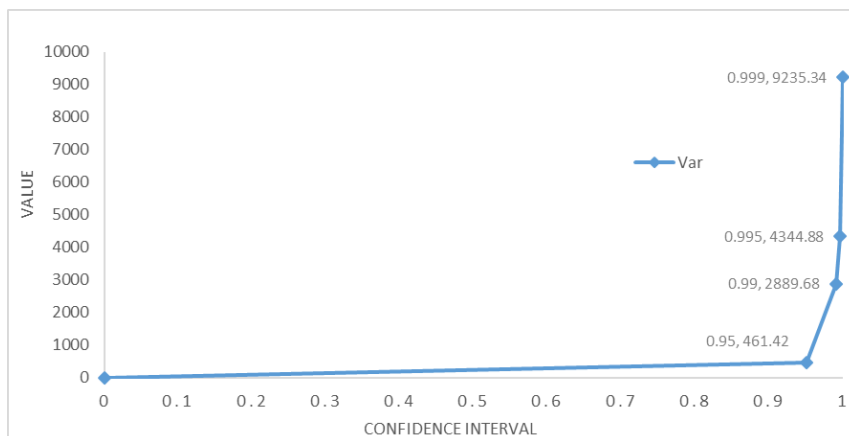
شکل (۹) ارزش در معرض ریسک پایگاه داده شبیه‌سازی ۳



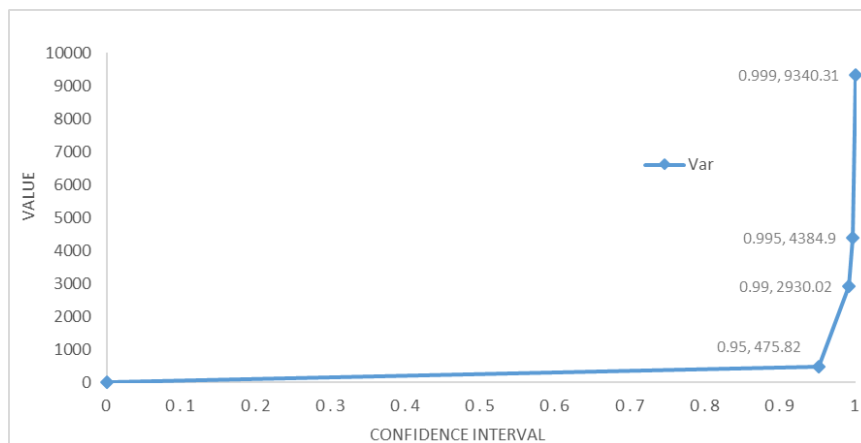
شکل (۱۰) ارزش در معرض ریسک پایگاه داده شبیه‌سازی ۴



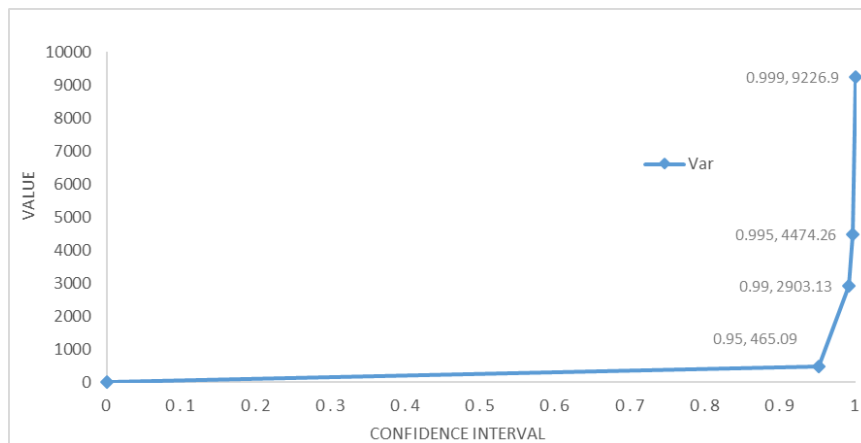
شکل (۱۱) ارزش در معرض ریسک پایگاه داده شبیه‌سازی ۵



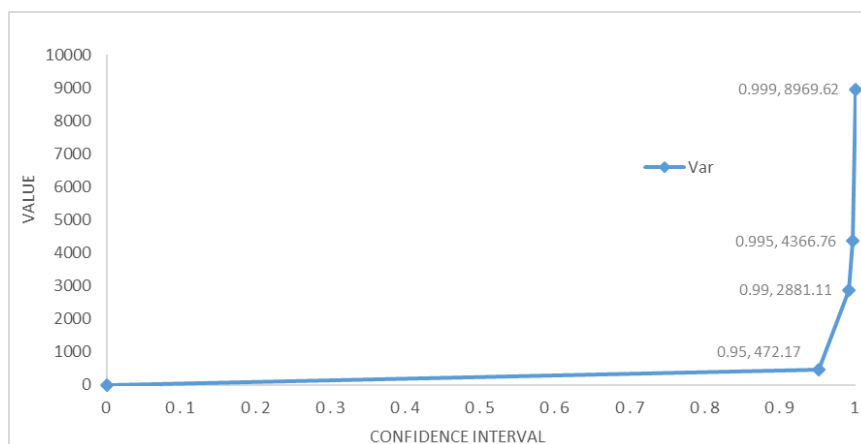
شکل (۱۲) ارزش در معرض ریسک پایگاه داده شبیه‌سازی ۶



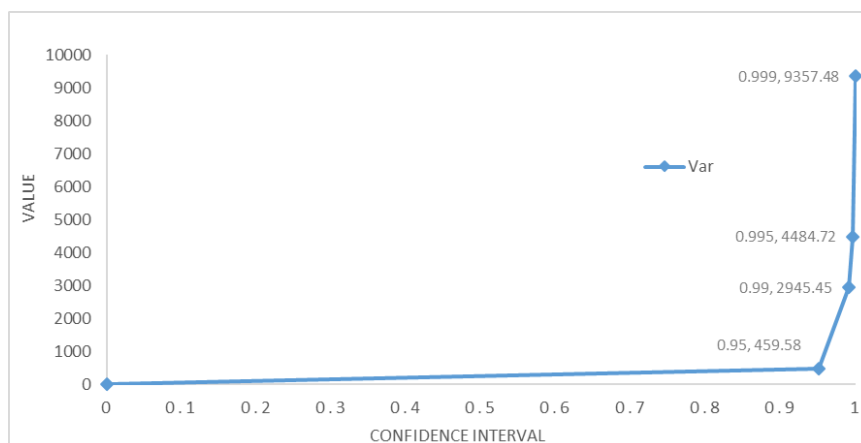
شکل (۱۳) ارزش در معرض ریسک پایگاه داده شبیه‌سازی ۷



شکل (۱۴) ارزش در معرض ریسک پایگاه داده شبیه‌سازی ۸



شکل (۱۵) ارزش در معرض ریسک پایگاه داده شبیه‌سازی ۹



شکل (۱۶) ارزش در معرض ریسک پایگاه داده شبیه‌سازی ۱۰

بحث و نتیجه‌گیری

پس از بحران‌های مالی که در سراسر جهان به وجود آمد، مؤسسات مالی زیادی با ورشکستگی روبرو شدند. بنابراین کمیته‌ای برای ارائه دستورالعمل‌هایی برای جلوگیری و کاهش بحران‌های مالی تحت عنوان کمیته بال به وجود آمد. بحران‌های مالی به دلایل مختلفی اتفاق افتاد، یکی از این دلایل عدم تخصیص سرمایه مورد نیاز برای پوشش ریسک‌های صنعت بانکداری است. ریسک عملیاتی یکی از مهم‌ترین ریسک‌هایی است که در به وجود آمدن بحران‌های مالی مؤثر بود. کمیته بال دستورالعمل‌های برای مقابله با ریسک عملیاتی ارائه داد. طبق این دستورالعمل سه رویکرد شاخص پایه، رویکرد استاندارد و رویکرد اندازه‌گیری پیشرفته برای تخمین سرمایه مورد نیاز برای پوشش ریسک عملیاتی وجود دارد. زیان‌های عملیاتی به سه دسته زیان‌های قابل انتظار، زیان‌های غیرقابل انتظار و زیان‌های نادر و استرسی تقسیم می‌شود. ارزش در معرض ریسک یکی از معیارهای اندازه‌گیری سرمایه مورد نیاز برای پوشش ریسک عملیاتی است. روش‌های مختلفی برای اندازه‌گیری ارزش در معرض ریسک عملیاتی مانند شبیه‌سازی تاریخی، شبیه‌سازی مونت کارلو، روش واریانس کواریانس و ... وجود دارد. تئوری مقدار حدی رویکردی است که زیان‌های نادر را از زیان‌های معمولی جدا می‌کند. در رویکرد تئوری مقدار حدی داده‌ها به دو دسته دنباله و بدنه تقسیم می‌شود که داده‌های دنباله نشان‌دهنده زیان‌های نادر و داده‌های بدنه نشان‌دهنده زیان‌های معمولی است. رویکردهای مختلفی مانند رویکرد بیشینه بلوک برای هر دوره زمانی و رویکرد فراتر از حد آستانه برای تعیین آستانه بهینه داده‌های زیان وجود دارد.

در این پژوهش سعی شده است با استفاده از داده‌های خارجی رویکردی جدید با استفاده از شبکه عصبی برای تعیین آستانه داده‌های زیان و پیش‌بینی ارزش در معرض ریسک عملیاتی با سطوح اطمینان مختلف برای داده‌های دنباله است. این رویکرد شامل دو مدل است که در مدل اول سعی دارد با استفاده از داده‌های شدت آستانه داده‌های زیان را تعیین کند. با تعیین آستانه داده‌های دنباله و بدنه از هم تفکیک می‌شود و داده‌های زیان نادر مشخص می‌شود. در مدل دوم با استفاده از داده‌های دنباله سعی در پیش‌بینی ارزش در معرض ریسک عملیاتی با سطوح اطمینان مختلف دارد. با استفاده از شبیه‌سازی مونت کارلو ۱۰ مجموعه داده جدید با تعداد رکورد مختلف از داده‌های خارجی مورد استفاده، ایجاد شده است. با استفاده از شبکه عصبی طراحی شده مقدار آستانه و ارزش در معرض ریسک عملیاتی با سطوح اطمینان مختلف برای ۱۰ مجموعه داده شبیه‌سازی شده پیش‌بینی شده است. این رویکرد جدید می‌تواند در مدل‌سازی ریسک عملیاتی برای زیان‌های نادر در صنعت بانکداری مورد استفاده قرار بگیرد و مدل‌سازی ریسک عملیاتی را بهبود بخشد.

اکثر مؤسسات مالی برای استفاده از رویکردهای داده محور با مشکل روبرو هستند. یکی از دلایل آن نبود پایگاه داده مرتبط برای داده‌های زیان عملیاتی است. مؤسسات مالی می‌توانند براه بهره‌مند شدن از داده‌کاو و یادگیری ماشین پایگاه داده‌های زیان عملیاتی را ایجاد کنند. پژوهشگران در آینده می‌توانند با استفاده از شبکه‌های عصبی دیگر آستانه‌های شدت را تعیین کنند و ارزش در معرض ریسک عملیاتی با سطوح اطمینان مختلف پیش‌بینی کنند و نتیجه پژوهش خود را با این پژوهش مقایسه کنند. همچنین می‌توان این کار را برای دیگر خطوط تجاری و دسته رویدادهای صنعت بانکداری انجام داد.

منابع

- طالبلو، رضا و داودی، محمد مهدی. (۱۳۹۶). مقایسه رویکرد EVT با سایر روش‌های سنجش ریسک بازار (VaR) در چارچوب پس‌آزمایی و آزمون کوپیک: دلالت‌هایی برای مدیریت ریسک بازار نهادهای مالی. *پژوهش‌های اقتصادی ایران*، ۲۲(۷۰).
- استادی، بختیار، خزایی، سجاد و حسین زاده کاشان، علی. (۱۳۹۷). ارزیابی ریسک عملیاتی با استفاده از روش استنتاج بیزی و با در نظر گرفتن ترکیب منابع داده‌ای و فرض وابستگی بین نظرات کارشناسان و داده‌های زیان داخلی. *راهبرد مدیریت مالی*، ۱۶(۱)، ۵۳-۷۲.
- نصرتی، هاشم و پاکیزه، کامران. (۱۳۹۳). تخمین ذخیره سرمایه ریسک عملیاتی در صنعت بانکداری. *مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار*، ۵(۲۰)، ۲۶-۱.
- طالبی، محمد، کاوند، مجتبی و حسین پور، محمد. (۱۳۹۰). تحلیل و رتبه‌بندی ریسک‌های عملیاتی در بانکداری اسلامی؛ مطالعه موردی: بانکداری بدون ربا در ایران. *اقتصاد اسلامی*، ۱۱(۴۴)، ۱۵۷-۱۸۴.
- نادری، حامد و رستگار، محمد علی. (۱۴۰۱). به‌کارگیری روش فراترکیب در روش‌شناسی مدیریت ریسک عملیاتی بانکی. *مدیریت دارایی و تأمین مالی*، ۱۰(۴)، ۱۱۵-۱۳۲.
- A. Pena, I. Bonet, C. Lochmuller, F. Chiclana, M. Gongora, An integrated inverse adaptive neural fuzzy system with monte-carlo sampling method for operational risk management, *Expert Systems. Appl.* 98 (2018) 11,26.
- A. Mora Valencia, Cuantificación del riesgo operativo en entidades financieras en colombia, *Cuadernos Admin.* 25 (41) (2010) 185-211.
- A. Gurrea-Martínez, N. Remolina, The dark side of implementing basel capital requirements: Theory, evidence, and policy, *J. Int. Econ. Law* 22 (1) (2019) 125-152.
- A. Mora-Valencia, W. Zapata-Jaramillo, Quantifying operational risk using the loss distribution approach (lda) model, in: *Proceedings of the Seventh European Academic Research Conference on Global Business, Economics, Finance and Banking, EAR17Swiss Conference, 2017*, pp. 0-10.
- A. Bouveret, *Cyber Risk for the Financial Sector: a Framework for Quantitative Assessment*, Technical Report, International Monetary Fund, 2018, Working Paper No. 18/143.
- Bank for International Settlements, *Basel II: International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards: a Revised Framework*, <https://www.bis.org/publ/bcbs107.htm> (06 2004).
- Bank for International Settlements, 2016. Standardised measurement approach for operational risk - consultative document.
- Bank for International Settlements, 2016. Standardised measurement approach for operational risk - consultative document.
- C. Tsai, J. Wu, Using neural network ensembles for bankruptcy prediction and credit scoring, *Expert Systems. Appl.* 34 (2008) 2639-2649.
- Crisanto, J. C., & Prenio, J. (2017). Regulatory approaches to enhance banks' cyber-security frameworks. Bank for International Settlements, Financial Stability Institute.
- D. Ivanov, A. Dolgui, B. Sokolov, The impact of digital technology and industry 4.0 on the ripple effect and supply chain risk analytics, *Int. J. Prod. Res.* 57 (3) (2019) 829,846.
- D.G. Hoffman, *Managing Operational Risk: 20 Firmwide Best Practice Strategies*, John Wiley & Sons, 2002
- F.Z. El Arif, S. Hinti, Methods of quantifying operational risk in Banks: Theoretical approaches, *Am. J. Eng. Res.* 03 (03) (2014) 238-244.
- G. Aramburu, Basel i, basel ii, and basel iii: main impacts and implications, *Rev. Univ. Eur.* 20 (2014) 23,46.
- Galletta, S., Goodell, J. W., Mazzù, S., & Paltrinieri, A. (2023). Bank reputation and operational risk: The impact of ESG. *Finance Research Letters*, 51, 103494.
- G. Dávila-Aragón, S. Rivas-Aceves, F. Ortiz, Operational risk measured by bayesian networks with a poisson-gamma joint distribution in a financial firm, *Rev. Mexicana Econ. Finanzas* 12 (2017) 351,363.
- Han, J., Wang, W., & Wang, J. (2015). POT model for operational risk: Experience with the analysis of the data collected from Chinese commercial banks. *China Economic Review*, 36, 325-340.
- I. Gonzalez-Carrasco, J.L. Jimenez-Marquez, J.L. Lopez-Cuadrado, B. Ruiz-Mezcua, Automatic detection of relationships between banking operations using machine learning, *Information Sciences* 485 (2019) 319-346.
- J. Drewk, L. Farrell, Online victimization risk and self-protective strategies: developing police-led cyber fraud prevention programs, *Police Pract. Res.* 19 (6) (2018) 537,549.
- McNeil, A. J., Frey, R., & Embrechts, P. (2015). *Quantitative risk management: concepts, techniques and tools-revised edition*. Princeton university press.

- Naderi, H., & Rastegar, M. A. (2022). Applying the Meta-Synthesis Method in Banking Operational Risk Management Methodology. *Journal of Asset Management and Financing*, 10(4), 115-132. (In Persian)
- Nosrati, H., & Pakizeh, K. (2014). Estimation of operating capital reserves in the banking industry. *Financial Engineering and Portfolio Management*, 5(20), 1-26. (In Persian)
- Ostadi, B., Khazayi, S., & Husseinazadeh Kashan, A. (2018). Operational risk Assessment using Bayesian inference with regard to the composition of data sources and the assumption of dependence between experts and internal loss data. *Financial Management Strategy*, 6(1), 53-72. (In Persian)
- Pena, A., Patino, A., Chiclana, F., Caraffini, F., Gongora, M., Gonzalez-Ruiz, J. D., & Duque-Grisales, E. (2021). Fuzzy convolutional deep-learning model to estimate the operational risk capital using multi-source risk events. *Applied Soft Computing*, 107, 107381.
- Taleblou, R., & davoudi, M. M. (2017). Comparison of EVT Approach with Other Methods of Measuring Market Risk (VAR) in the Context of the Backtesting and Kupiec Test: Implications for Market Risk Management of Financial Institutions. *Iranian Journal of Economic Research*, 22(70), 99-132.
- Talebi, M., Kavand, M. & Hosseinpour, M. (2011). Analysis and ranking of operational risks in Islamic banking; Case study: Interest-free banking in Iran. *Islamic Economics*, 11(44), 157-184. (In Persian)

Predicting operational risk coverage capital in the banking industry: a neural network approach

Hamed Naderi

Ph. D. student of Industrial Engineering, Department of Industrial Engineering, Faculty of Industrial and Systems Engineering, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran.

Mohammad Ali Rastegar

Assistant Prof, Department of System and Productivity Management, Faculty of Industrial and Systems Engineering, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran.

Abstract

Operational risk is one of the most important risks of the banking industry. To manage the operational risk in the banking industry, it is necessary to predict the capital required to cover the operational risk. The required capital to cover operational risk is calculated using the criterion of value exposed to operational risk. In this research, a model has been designed that seeks to predict the value exposed to operational risk for rare harmful events and determine the threshold of harmful events of operational risk in two stages. In this research, an efficient model has been designed by using the limit value theory method and neural network to predict the value exposed to operational risk and determine the threshold of harmful events. In this research, by using the neural network, it is possible to predict the value exposed to the operational risk, and the threshold value of the harmful incidents of the operational risk can also be determined. In this research, a neural network was designed using an external database and the limit value theory method, which has the ability to determine the threshold value of harmful events and predict the operational risk value for sequence data. In this research, the Monte Carlo simulation method was used to simulate databases, and 10 databases similar to the main database were simulated. The designed model was investigated using simulated databases. Using approaches related to neural networks in estimating the capital required to cover operational risk can be an efficient and useful approach.

Keywords: Operational Risk, Value at Risk, Extreme Value Theory, Feed Forward Neural Network.