فصلنامهٔ سیاست‌گذاری پیشرفت اقتصادی دانشگاه الزهرا (س)
سال سوم، شمارهٔ ۷، تابستان ۱۳۹۴

ارزیابی شکنندگی مالی بانک‌ها با بـه‌کـارگیری روش شبکه عصبی[۱]

اعظم احمدیان[۲]

تاریخ دریافت: ۱۳۹۴/۱/۲۵
تاریخ پذیرش: ۱۳۹۴/۳/۲۵

چکیده

پیش‌بینی تداوم فعالیت یک بانک در دوره‌های آتی، یکی از عناصر مهـم در تصمیم‌گیری نـاظران بـانکی بـوده و در ایـن میـان، انتخـاب متغیـر پیش‌بینی کننده و روش مناسب، به عنوان یکی از مسائل چالش برانگیز در ادبیـات پـیش‌بینـی شـکنندگی مـالی مطـرح بـوده اسـت. یکـی از پیشرفته‌ترین مدل‌های پیش‌بینی‌کننده شکنندگی مـالی، مـدل شـبکه عصبی است. در نمونه مورد بررسی در این مقاله، ابتدا با بهـره‌گیـری از ادبیات نظری و تجربی، شاخص شـکنندگی مـالی متناسـب بـا سـاختار شبکه بـانکی کشـور تعریـف شـده و سـپس بـا بـه کـارگیری آزمـون t معنـی‌داری نسبت‌های مالی مورد نظر و بر اساس آماره لوین میانگین دو نمونه در سطح اطمینان ۹۵ درصد، مورد آزمون قرار گرفته و سپس بـا انتخاب نسبت‌های مالی معنـی‌دار که قدرت توضیح‌دهی در مدل داشـته

---

۱. شناسه دیجیتال (DOI): 10.22051/edp.2016.2526

۲. دارای مدرک دکتری اقتصاد، پژوهشگر گروه بانکداری پژوهشکده پولی و بانکی (نویسنده مسئول)؛
azam_ahmadyan@yahoo.com

باشند، مدل شبکه عصبی طراحی گردید. برای آزمون دقت و صحت مدل از جدول طبقه‌بندی و منحنی ROC استفاده شد. نتایج بررسی بیانگر قدرت پیش‌بینی ۹۶ درصدی مدل طراحی شده است. همچنین بر اساس یافته‌های این مقاله، ریسک اعتباری و ریسک نقدینگی، از مهمترین عوامل توضیح دهنده شکنندگی مالی هستند.

واژگان کلیدی: شکنندگی مالی، شبکه عصبی، شبکه بانکی، ریسک اعتباری، ریسک نقدینگی.
طبقه‌بندی JEL: C45, G21.

۱. مقدمه

همواره شکنندگی مالی بانک‌ها، یکی از دغدغه‌های اصلی ناظران و تصمیم‌گیران بانکی بوده است. محققان مختلف، اقدام به ارائه مدل‌های متفاوتی برای پیش‌بینی شکنندگی مالی نموده‌اند. تکنولوژی داده‌کاوی مانند شبکه عصبی، قادر به ایجاد مدل‌های پیش‌بینی است. امروزه استفاده از شبکه‌های عصبی به عنوان ابزاری در تصمیمات مالی رو به افزایش است. شمار زیادی از تحقیقات، به توانایی شبکه عصبی در پیش‌بینی عملکرد مالی پرداخته‌اند (حجازی و همکاران، ۱۳۹۱). بنابراین، استفاده از شبکه‌های عصبی می‌تواند به توسعه مدل‌های پیش‌بینی شکنندگی نیز کمک شایانی نماید.

شکنندگی مالی بانک‌ها دارای اثرات اقتصادی است. یک بانک با شکنندگی مالی، توانایی کمتری برای انجام وظیفه واسطه‌گری مالی خواهد داشت. نگرانی در مورد کیفیت سیستم بانکی می‌تواند منجر به کاهش اطمینان سپرده‌گذاران و در نتیجه، سرمایه‌گذاران شده و اثر منفی بر رشد اقتصادی خواهد داشت. کانال اصلی اثر شکنندگی مالی بر رشد اقتصادی، از طریق تخصیص کارای منابع است. بانک به عنوان واسطه‌گر مالی، با تأمین نقدینگی مورد نیاز پروژه‌های سرمایه‌گذاری و عرضه اعتبارات به بخش‌های مختلف اقتصادی، قادر به تخصیص کارای منابع و بهبود سرمایه‌گذاری و رشد اقتصادی خواهد بود. شکنندگی مالی باعث می‌شود، یک بانک به‌خوبی قادر به تخصیص کارای منابع نباشد و به این ترتیب، منجر به کاهش سرمایه‌گذاری و رشد اقتصادی گردد (زوت و زوانک[1]، ۲۰۰۰).

1. Zwet and Swank

شکنندگی مالی بانک‌ها با آسیب زدن به اثربخشی سیاست پولی، منجر به افزایش تورم و افزایش بی‌ثباتی شاخص‌قیمت‌ها می‌شود. وقتی یک بانک با شکنندگی مالی مواجه باشد، اهمیت انتقال سیاست پولی از کانال تسهیلات اعطایی کاهش یافته و عرضه اعتبارات به سرمایه بانک بستگی داشته و کمتر به ابزار سیاست پولی واکنش نشان خواهد داد. از طرف دیگر، سپرده‌گذاران با مشاهده شکنندگی مالی در بانک‌ها، سپرده‌ها را از بانک‌ها خارج نموده و در بازار دارایی سرمایه‌گذاری می‌کنند. کاهش در منابع بانک و قدرت وام‌دهی آن، منجر به کاهش تأمین مالی سرمایه‌گذاری‌ها و رشد اقتصادی و در نتیجه، افزایش تورم خواهد شد. به این ترتیب، تغییر در تقاضای پول، مانع از انتقال سیاست پولی از طریق عرضه پول و نرخ بهره خواهد شد. وقتی کارکرد سیاست پولی به دلیل رویداد شکنندگی مالی بانک‌ها، آسیب می‌بیند، سیاستگذار پولی، توانایی خود را در ثبات قیمتی از دست خواهد داد (لیندگرن[1]، ۱۹۹۶).

در سال‌های اخیر، شبکه بانکی کشور پس از طی روند کاهشی نرخ سود سپرده از سال ۱۳۸۰ تا سال ۱۳۸۹، از سال ۱۳۹۰ به بعد، روند صعودی را در نرخ سود سپرده تجربه کرده است. از آنجا که نرخ سود سپرده یکی از مهمترین عوامل مؤثر بر جذب سپرده است، به همراه سایر عوامل نظیر رونق بازار ارز و طلا، باعث کاهش رشد سپرده مدت‌دار از ۳۰ درصد در سال ۱۳۸۶ به ۱۶ درصد در سال ۱۳۹۲ و سپس افزایش آن به ۳۰ درصد در سال ۱۳۹۳ شده است. در همین دوره، نرخ متوسط رشد بدهی به بانک مرکزی، بدهی به شبکه بانکی و سپرده فرّار به ترتیب، ۴۳ درصد، ۲۱ درصد و ۱۴ درصد بوده است. منظور از این نوع سپرده، مجموع سپرده دیداری و سپرده قرض‌الحسنه پس‌انداز است. همچنین مجموع بدهی به بانک مرکزی، بدهی به شبکه بانکی و سپرده فرار که به عنوان بدهی ناپایدار در نظر گرفته می‌شوند،که در دوره ۱۳۸۵ تا ۱۳۹۳ به طور متوسط با رشد ۲۱ درصدی مواجه بوده، و همین موضوع بیانگر افزایش شکنندگی مالی به دلیل افزایش بدهی ناپایدار است، اگرچه افزایش رشد آن کمتر از افزایش رشد سپرده مدت‌دار می‌باشد. نسبت بدهی ناپایدار به سپرده سرمایه‌گذاری، به خوبی می‌تواند وضعیت پایداری منابع بانک‌های کشور را نشان دهد، به‌طوری‌که این شاخص از ۱/۱ واحد در سال ۱۳۸۵ به ۰/۹۶ واحد در سال ۱۳۹۳

1. Lindgren, *et. al.*

رسیده، که اگرچه دارای روند کاهشی است، اما نزدیک به یک بودن رقم مزبور، توجه خاص و ویژه را به جذب منابع پایدار، ضروری می‌سازد.

در این مقاله سعی شده است، با استفاده از ادبیات نظری و تجربی موجود در زمینه شکنندگی مالی و متناسب با ساختار شبکه بانکی کشور، ابتدا شاخص شکنندگی مالی برای شبکه بانکی کشور تعریف شده و سپس مهمترین نسبت‌های مالی مؤثر بر شکنندگی مالی با به کارگیری آماره t و آزمون لوین[1]، انتخاب شوند. سپس با به کارگیری شبکه عصبی، مدلی مناسب که دارای قدرت پیش‌بینی شکنندگی مالی بانک‌های کشور را داشته باشد، طراحی گردد. این مقاله به لحاظ ادبیات تجربی، ملاحظاتی را مورد توجه قرار داده است که آن را از سایر مطالعات متمایز می‌سازد. به طوری‌که در آن، برای نخستین بار شاخص شکنندگی مالی در کشور تعریف شده است. با توجه به عدم تنوع در ابزارهای تأمین مالی در شبکه بانکی کشور و به دلیل عدم ارتباط شبکه بانکی کشور با بانک‌های برون مرزی از جهت تأمین منابع، سعی شده است، در تعریف شاخص شکنندگی مالی، ملاحظات فوق مد نظر قرار گرفته و با توجه به منابع کوتاه‌مدت، شاخص شکنندگی مالی تعریف شود. مدل طراحی شده در این مقاله، به عنوان یک سیستم هشدار سریع، توانایی پیش‌بینی وقوع شکنندگی مالی در شبکه بانکی کشور را دارد و شناسایی مهمترین نسبت‌های مالی مؤثر بر آن، به سیاستگذاران در رصد بهتر عملکرد بانک‌ها کمک می‌نماید. در ادامه، ساختار مقاله به این شرح است: در بخش دوم، مبانی نظری مرتبط با شکنندگی مالی و شبکه عصبی تابع شعاع مدار، بیان شده و در بخش سوم، ادبیات تجربی مربوط به کاربرد شبکه عصبی در شبکه بانکی و در بخش چهارم، مدل طراحی شده در این مقاله، تصریح، و در پایان نیز جمع‌بندی و پیشنهادها ارائه شده است.

۲. مبانی نظری

در این بخش، با توجه به هدف مقاله که پیش‌بینی شکنندگی مالی بانک ها با به کارگیری شبکه عصبی است، سعی شده ابتدا شاخص شکنندگی مالی بر اساس ادبیات نظری و تجربی تعریف و سپس ساختار شبکه عصبی و تابع شعاع مدار بیان شود.

1. Levene’s Test

۱-۲. شکنندگی مالی بانک‌ها

در دو دهه اخیر، بحران بانکی به صورت سیستمی افزایش یافته و توسط بسیاری از مطالعات مورد بررسی قرار گرفته است. در مقالات عمدتاً بحث می‌شود که تعریف بحران بانکی به دلیل فقدان داده کافی و واقعی از بخش بانکی مشکل می‌باشد و بنابراین، روش‌های مختلفی برای تعریف بحران بانکی به‌کارگرفته شده، که از جمله این روش‌ها، تعریف بحران بانکی بر اساس وقوع بحران[1] می‌باشد که معمولاً بر اساس شواهد گذشته[2] بنا شده است (کاپرو و کلینگبیل[3]، ۲۰۰۲).

ویژگی مثبت این روش آن است که به راحتی با اطلاعات مربوط به دخالت دولت و تغییرات در مقررات بانکی قابل شناسایی است. این روش دارای مشکلاتی نیز می‌باشد. تعیین زمان احتمالی بحران بر اساس داده‌های سالانه است. بنابراین بررسی بحران بانکی بر اساس داده‌های ماهانه مناسب نیست. عمدتاً سال‌های بحران بانکی به عنوان متغیر وابسته در مدل‌هایی نظیر لاجیت و پروبیت به کار می‌رود که با توجه به محدودیت داده‌ها، به اطلاعات پنلی از چندین کشور نیاز می‌باشد. همچنین زمان دخالت دولت، لزوماً نمی‌تواند زمان آغاز بحران بانکی باشد. قضاوت در مورد سیستمی بودن و یا نبودن بحران بانکی، ساده نیست. برای یک محقق، نه تنها دسترسی به اطلاعات بانکی سایر کشورها بلکه دسترسی به اطلاعات بانکی کشور خود نیز مشکل بوده و بنابراین، با توجه به مشکلاتی که این روش داشته است، روش آماری نظیر محاسبه شاخص شکنندگی بخش بانکی[4] معرفی شد.

این روش، برتری‌هایی نسبت به روش وقوع بحران دارد. روش شکنندگی مالی بانک‌ها به صورت ماهانه نیز قابل محاسبه است. محاسبه ماهانه این شاخص به ناظران و قانون‌گذاران بانکی، امکان تجدید نظر در مقررات و قواعد عملیاتی را می‌دهد. این شاخص برای یک کشور منفرد نیز قابل کاربرد است و نیازی به داده‌های بانکی سایر کشورها ندارد. با به کارگیری این شاخص، بحران سیستمی از بحران غیر سیستمی قابل شناسایی بوده، اما این روش نیز دارای مشکلاتی است. داده‌های ماهانه بانکی ممکن است برای برخی از کشورها در دسترس نباشد. برخی از داده‌ها ممکن است به دلیل

1. Event based
2. Ex post
3. Caprio and Klingebiel
4. Banking sector fragility

حساسیت به صورت صحیح گزارش نشود، نظیر داده مطالبات معوق بانک‌ها. یا برخی از داده‌ها به دلیل مقررات حاکم بر یک کشور اجازه انتشار نداشته باشند. همچنین این شاخص قادر به انعکاس زمان دخالت دولت در شبکه بانکی نیست. بنابراین برای رفع این اشکال، محققان حوزه بحران بانکی، به‌کارگیری روش وقوع بحران و روش شکنندگی مالی بانک‌ها را همراه با هم پیشنهاد می‌کنند (کیبریتچیگلو[1]، ۲۰۰۲).

هدف اصلی از اندازه‌گیری شاخص شکنندگی مالی، کمک به قانونگذاران بانکی جهت شناسایی بانک‌های درمعرض خطر بوده و در واقع، ابزاری در اختیار ناظران بانکی قرار می‌دهد که قبل از وقوع بحران، قادر به شناسایی علائم بحران بانکی هستند. در یک گروه از مطالعات، از یک شاخص به عنوان شاخص شکنندگی مالی، و در گروهی دیگر، از ترکیبی از نسبت‌های مالی برای ساخت شاخص شکنندگی مالی استفاده شده است. از جمله مطالعات گروه اول می‌توان به مقاله گلاک و همکاران[2] (۲۰۰۷)، پسولا[3] (۲۰۰۷)، دگریس و الهی[4] (۲۰۱۲) و فیلدینگ و رویلاک[5] (۲۰۱۵) اشاره نمود که در آنها، به ترتیب از شاخص نرخ نکول، انحراف معیار بدهی به تولید ناخالص داخلی یا نسبت بدهی به دارایی، منفی بازده دارایی و شاخص z_score به عنوان شاخص شکنندگی مالی استفاده و شاخص Z_score نیز به صورت رابطه زیر تعریف شده است:

$$Z_{jt} = \frac{ROAA_{jt} + \frac{equity_{jt}}{assets_{jt}}}{\sigma_{ROAA_j}} \qquad (۱)$$

که در آن، σ_{ROAA_j} انحراف استاندارد شاخص بازده دارایی $ROAA_{jt}$، $equity_{jt}$ سرمایه کشور j و $assets_{jt}$ دارایی کشور j است.

در ادامه، گروه دوم از مطالعات بیان می‌شود. آندریانوآ و همکاران[6] (۲۰۱۵) از شاخص‌های کملز[7] و Z_Score به‌عنوان شاخص شکنندگی مالی استفاده کرده‌اند. در این راستا، نسبت سرمایه به دارایی به عنوان شاخص کفایت سرمایه[8]، نسبت مطالبات

1. Kibritcioglu
2. Geluk, *et. al.*
3. Pesola
4. Degryse and Elahi
5. Fielding and Rewilak
6 . Andrianova, *et. al.*
7. CMELS
8. Capital adequacy

غیرجاری به کل تسهیلات اعطایی به عنوان کیفیت دارایی[1]، نسبت هزینه به کل درآمد به عنوان شاخص کیفیت مدیریت[2]، نسبت درآمد خالص به متوسط دارایی به عنوان سودآوری[3]، نسبت تسهیلات به دارایی و نسبت دارایی‌های نقد شونده به کل دارایی به عنوان شاخص نقدینگی[4] و نسبت جریمه وام به مجموع تسهیلات و ذخیره زیان تسهیلات به عنوان شاخص در معرض ریسک قرار گرفتن[5] در نظر گرفته شده‌اند.

در این مطالعه، برای اینکه یک شاخص در هر سرفصل برای یک کشور ساخته شود، ابتدا هر شاخص برای هر بانک در یک کشور محاسبه و سپس بر اساس سهم از بازار بانک در یک کشور، وزن آن شاخص برای بانک تعریف، و بعد با استفاده از رابطه زیر، سرفصل کملز برای هر کشور محاسبه شده است.

$$X_{jt} = \sum_{i \in j} W_{ijt} * X_{ijt} \qquad (۲)$$

که در آن، X_{ijt} اندازه شاخص X در بانک i در کشور j در سال t است. W_{ijt}، به صورت رابطه زیر به‌دست می‌آید:

$$W_{ijt} = \frac{A_{ijt}}{\sum_{i=1}^{i=N_{xjt}} A_{ijt}} \qquad (۳)$$

که A_{ijt}، ارزش دارایی بانک i در کشور j در زمان t است. N_{xjt} تعداد بانک‌های یک کشور در شاخص مورد نظر و در زمان مشخص t است. پس از استخراج هر سرفصل برای هر کشور، اندازه هر شاخص با آستانه آن که با به‌کارگیری تابع توزیع کرنل به‌دست آمده است، مقایسه شده و در صورتی که هر شاخص در وضعیت بهتری در مقایسه با آستانه بحرانی قرارگیرد، به آن مقدار عددی یک و در غیر این صورت، به آن عدد صفر داده می‌شود. سپس در مورد شاخص z_Score نیز همین روند اجرا شده و متوسط وزنی متغیرهای مجازی که اکنون دارای مقادیر صفر و یک هستند، شاخص شکنندگی مالی که مقدار عددی آن نیز بین صفر و یک است، استخراج می‌شود.

1. Asset quality
2. Management efficiency
3. Earning
4. Lquidity
5. Risk Exposure

گوش[1] (۲۰۱۱) شاخص ثبات بانکی[2] را تعریف کرده و بیان می‌دارد، کاهش این شاخص بیانگر افزایش شکنندگی مالی بانک است. بنابراین با به کارگیری سه شاخص ذخیره زیان وام به کل دارایی[3] به عنوان شاخص کیفیت دارایی بانکی، سرمایه به دارایی موزون به ریسک[4] یا همان نسبت کفایت سرمایه[5] به عنوان شاخص سلامت بانکی، نسبت بازده دارایی[6] که از تقسیم سود پس از کسر مالیات بر کل دارایی[7] به‌عنوان شاخص سودآوری، شاخص ثبات بانکی را محاسبه نموده است. بر اساس روش گوش (۲۰۱۱)، عناصر تشکیل‌دهنده شاخص ثبات بانکی ، با استفاده از رابطه زیر نرمال می‌شوند.

$$d_i = \frac{A_i - m_i}{M_i - m_i} \qquad (۴)$$

که A_i مقدار عددی شاخص‌ها و M_i و m_i، به ترتیب حداکثر و حداقل دامنه برای هر شاخص i هستند. ارزش بالاتر d_i بیانگر سطح بالاتر موفقیت در دامنه مورد نظر بوده و $0 \prec d_i \prec 1$ است. در فضای n بعدی، شاخص ثبات بانکی با به کارگیری رابطه زیر به‌دست می‌آید.

$$BSI_j = 1 - \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(1-d_i)^2}}{\sqrt{n}} \qquad (۵)$$

که در آن، BSI_j شاخص ثبات بانکی برای بانک jام و n تعداد شاخص‌های مورد بررسی است. شاخص ثبات بانکی، معکوس فاصله اقلیدسی شاخص بین مقدار واقعی و مقدار ایده‌آل است. مقدار عددی این شاخص نیز بین صفر و یک قرار دارد که هر چه مقدار عددی آن به صفر نزدیک تر باشد، بانک با ثبات کمتر و شکنندگی مالی بیشتر مواجه است و اگر به یک نزدیکتر باشد، بانک با ثبات بیشتر و شکنندگی مالی کمتر همراه است.

تادس[8] (۲۰۰۵) در مقاله خود همچون مطالعه دمورگاک-کانت و دتراجیچ[9] (۱۹۹۸) از چهار شاخص به عنوان شاخص‌هایی که می‌توانند شکنندگی مالی را نشان دهند،

1. Ghosh
2. Banking stability index
3. Loan-loss provision to total asset ratio
4. Capital to total risk weighted asset
5. Capital adequacy ratio
6. Return on asset
7. Profit after tax to total asset
8. Tadesse
9. Demirguc-Kunt and Detragiache

استفاده کرده است. بر اساس این مطالعه، نسبت مطالبات غیرجاری به کل دارایی بیش از ۱۰ درصد، نسبت هزینه نجات به تولید ناخالص داخلی[1] بیشتر از ۲ درصد، بحران بانکی در مقیاس ملی[2] و هجوم بانکی[3] به عنوان عناصر تشکیل‌دهنده شاخص شکنندگی مالی معرفی شده‌اند. به طوری‌که برای هر شاخص متغیر مجازی ساخته شده است که بر اساس آن، در صورت بروز بحران در هر شاخص، متغیر مجازی مربوط به آن شاخص، مقدار عدد یک و در غیر این صورت، مقدار صفر اختیار می‌کند. متوسط وزنی این متغیرهای مجازی، شاخص شکنندگی مالی را ارائه می‌دهد.

کیبریتسیوگلو[4] (۲۰۰۲) شاخص شکنندگی مالی را تابعی از سپرده بانک‌ها ($LDEP$)، اعتبارات اعطایی به بخش خصوصی($LCPS$) و بدهی‌های خارجی بانک‌ها (LFL) در نظر گرفته، و اشاره می‌کند، نرخ بهره واقعی به عنوان چهارمین عنصر در این شاخص نادیده گرفته شده است؛ به این دلیل که نرخ بهره در کشورهای در حال توسعه، توسط مکانیزم بازار تعیین نمی‌شود. از طرفی، به دلیل عدم دسترسی به سررسید دارایی‌ها و بدهی‌ها، سپرده و اعتبارات اعطایی به صورت کلی در یک سال، و ریسک نرخ بهره به صورت غیر مستقیم در سپرده، تسهیلات اعطایی و بدهی‌های خارجی در نظر گرفته شده است. بنابراین نوسانات در این سه شاخص، می‌تواند برای هر کشور قابل کاربرد باشد. از طرف دیگر، این شاخص به دلیل عمومیتی که دارد، می‌تواند ریسک اقتصادی مرتبط با ترازنامه بانک‌ها را به‌خوبی نشان دهد؛ بنابراین، شاخص شکنندگی مالی BSF را به صورت رابطه زیر تعریف کرده است:

$$BSF_t = \frac{\left(\frac{CPS_t - \mu_{cps}}{\sigma_{cps}}\right) + \left(\frac{FL_t - \mu_{fl}}{\sigma_{fl}}\right) + \left(\frac{DEP_t - \mu_{dep}}{\sigma_{dep}}\right)}{3} \qquad (۶)$$

که:

$$CPS_t = \left| \frac{\left(LCPS_t - LCPS_{t-1}\right)}{LCPS_{t-n}} \right| \qquad (۷)$$

$$FL_t = \left| \frac{\left(LFL_t - LFT_{t-1}\right)}{LFT_{t-1}} \right| \qquad (۸)$$

1. Rescue costs amount
2. The crisis involved large scale nationalizations
3. Bank run
4. Kibritcioglu

$$DEP_t = \left\lfloor \frac{\left(LDEP_t - LDEP_{t-1}\right)}{LDEP_{t-1}} \right\rfloor \qquad (۹)$$

در این معادله μ و σ به ترتیب، میانگین و انحراف معیار سه متغیر مورد نظر هستند. CPS، FL، و DEP به ترتیب، تغییرات سالانه اعتبارات اعطایی به بخش خصوصی، بدهی خارجی و سپرده هستند. منفی بودن ارزش شاخص BSF به عنوان وجود شکنندگی بانکی تفسیر می‌شود. کاهش شاخص BSF به دلایل زیر صورت می‌گیرد، کاهش سپرده‌ها ناشی از خروج سپرده‌ها از بانک‌ها[1]، کاهش در اعتبارات اعطایی به بخش خصوصی به دلیل افزایش مطالبات غیر جاری، کاهش در بدهی خارجی به دلیل کاهش ارزش بالفعل و بالقوه در ارزش پول داخلی. بنابراین هر یک از این سه رویداد، اتفاق بیافتد، بخش بانکی با مشکل مواجه خواهد شد. هر کاهش در شاخص BSF به مفهوم رخداد بحران سیستمی نیست. بنابراین ضروری است بین شکنندگی مالی متوسط و شدید تفاوت قائل شویم. بنابراین دو آستانه برای BSF تعریف شده است.

$$0 > BSF_t > -0.5 \qquad (۱۰)$$

$$-0.5 \geq BSF_t \qquad (۱۱)$$

رابطه اول، بیانگر شکنندگی مالی متوسط و رابطه دوم، بیانگر شکنندگی مالی قوی است که بانک‌ها بدون شکنندگی مالی دارای رتبه ۱، بانک‌ها با شکنندگی مالی متوسط رتبه ۲ و بانک‌ها با شکنندگی مالی قوی داری رتبه ۳ هستند.

هاوکینس و کلاو[2] (۲۰۰۰) از ۵ شاخص برای ساخت شاخص شکنندگی مالی استفاده کرده‌اند که عبارتند از: نرخ رشد اعتبارات اعطایی داخلی، رشد استقراض از بازار بین بانکی، استقراض خارجی توسط بانک‌ها به‌صورت درصدی از اعتبارات داخلی، سطح نرخ بهره واقعی و رتبه اعتباری بانک‌های پیشرو. در این مطالعه بر اساس جدول زیر، شاخص شکنندگی مالی استخراج شده است. بر اساس روش هاوکینس و کلاو، ۵ رتبه (۲-، ۱-، ۰، ۱، ۲)، و برای هر شاخص، آستانه‌ای جهت تعیین رتبه تعریف، و سعی شده است وزن شاخص ها با هم برابر و معادل عدد ۱ در نظر گرفته شوند. این دو نویسنده بیان می‌کنند، وزن شاخص‌ها می‌تواند بر اساس نظر ناظران بانکی تغییر نماید. رتبه‌ها به صورت سلیقه‌ای تعیین شده است، به‌طوری‌که می‌توانست رتبه بین یک تا ۵ تعیین

1. Bank withdrawals
2. Hawkins and Klau

شود. در این روش، هر چه رتبه منفی‌تر باشد، بانک در شاخص مورد نظر دارای ریسک بالا[1] بوده و هرچه رتبه مثبت‌تر باشد، بانک در شاخص مورد نظر، دارای ریسک پایین[2] است. به این ترتیب در این روش، شاخص شکنندگی مالی به صورت زیر تعریف شده است:

$$BSF_t = \frac{\sum_{i=1}^{i} w_{it} a_{it}}{n} \qquad (۱۲)$$

که در آن، BSF_t شاخص شکنندگی مالی، w_{it} وزن هر شاخص و a_{it} رتبه هر بانک در شاخص مورد نظر است.

جدول ۱. شاخص شکنندگی مالی در مدل هاوکینس و کلاس (۲۰۰۰)

شاخص			رتبه				
تعریف	کد	وزن	۲-	۱-	۰	۱	۲
نسبت اعتبارات اعطایی به بخش خصوصی به تولید ناخالص داخلی (درصد)	Dce	w_1			$x \le 5$	$5 \prec x \le 10$	$x \succ 10$
بدهی بانکها به تولید ناخالص داخلی (درصد)	Bis	w_2			$x \le 5$	$5 \prec x \prec 8$	$x \succ 8$
بدهی بانکها به اعتبارات اعطایی به بخش خصوصی (درصد)	Bisdc	w_3			$x \succ 25$	$10 \prec x \le 25$	$x \le 10$
نرخ بهره سه ماهه کمتر از تغییر سالانه قیمت مصرف‌کننده	R	w_4			$x \succ 4$ یا $x \prec -8$	$2 \prec x \le 4$	$-8 \le x \prec 2$
متوسط رتبه اعتباری بانک	Bkrat	w_5	A	B to A/B	C to B/C	D to C/D	E to D/E

منبع: هاوکینس و کلاو (۲۰۰۰)

۲-۲. ساختار شبکه عصبی و تابع شعاع‌مدار

شبکه عصبی، ترکیبی از مجموعه‌ای از نرون‌های گروه‌بندی شده در سه لایه است. لایه اول، لایه ورودی، لایه دوم یا همان لایه میانی، لایه پنهان و لایه آخر، لایه خروجی نامیده می‌شود. خروجی هر نرون در لایه داده شده بجز لایه خروجی به عنوان یک عنصر ورودی برای هر نرون لایه بعدی در نظر گرفته می‌شود. ورودی برای هر لایه ورودی، خروجی برای لایه دیگر نیست.

1. High risk
2. Low risk

گره N_i در لایه L_n دارای چهار ویژگی است. این مشخصه‌ها عبارت هستند از: یک بردار ورودی، $I_i = [i_1,...,i_k]$، یک خروجی a_i، تابع فعال f و نرخ یادگیری μ_i. برای هر عنصر بردار ورودی، یک وزن تعریف شده و بردار وزن $V_i = [v_1,...,v_k]$ را تشکیل می‌دهد. $V_i = s_i = \sum i_j v_j$، که $j = 1,...k$ کل وزن ورودی دریافت شده توسط گره، N_i است. تابع فعال f سطح تحریک را برای گره N_i نشان می‌دهد. تابع فعال مشابه برای همه گره‌های یک شبکه عصبی به کاربرده می‌شود. خروجی $a_i = f(I_i.V_i)$ است. زمانی‌که تابع فعال یک تابع سیگموئید[1] است، آنگاه:

$$a_i = f(s_i) = \frac{1}{1+e^{-s_i}} \qquad (۱۳)$$

نرخ یادگیری یک ضریب $0 \prec \mu_i \prec 1$ است که در آموزش، گره N_i است که ممکن است برای همه گره‌ها در داخل شبکه عصبی مشابه باشد. برای گره‌های $N_1,...,N_j$ در لایه L_n، بردار وزنی $V_1,...,V_j$ مرتبط با بردار ورودی $I_1,...,I_j$، ماتریسی از J ستون و K ردیف با عنوان W_n. خروجی لایه L_n، برداری از $A_n = [a_1,...,a_j]$ و به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$A_n = f(I_n.W_n) \qquad (۱۴)$$

بنابراین همه گره‌ها در لایه L_n برداری از ورودی مشابه دارند به‌طوری‌که $I_n = I_i$ (اگرچه بردار ورودی برای همه گره‌ها در لایه L_n مشابه است، اما وزن‌های مرتبط با آنها مشابه نیست). اگر شبکه عصبی ترکیبی از لایه‌های $L_1,...,L_m$ باشد، آنگاه خروجی هر لایه محاسبه می‌شود. خروجی لایه L_i، به عنوان ورودی لایه L_{i+1} در نظر گرفته می‌شود. این فرایند تا زمانی که بردار خروجی نهایی محاسبه شود، ادامه خواهد داشت. فرایند دریافت یک ورودی و ارسال آن به همه لایه‌های شبکه عصبی، برای ایجاد بردار خروجی نهایی به عنوان گام رو به جلو[2] نامیده می‌شود (هاشمی و همکاران[3]، ۱۹۹۸).

یکی از مهمترین گونه‌های شبکه عصبی، تابع شعاع‌مدار[4] می‌باشد. این شبکه با توجه به کاربردهای متنوع به یکی از معروف ترین شبکه‌های عصبی تبدیل شده است و مهمترین رقیب پرسپترون چند لایه محسوب می‌شود. این شبکه‌ها بیشترین الهام را از

1. Sigmoid
2. Forward pass
3. Hashemi, *et. al.*
4. Radial Basis Function (RBF)

تکنیک‌های آماری طبقه‌بندی الگوها گرفته‌اند. معیار اصلی (RBF) متشکل از یک شبکه سه لایه می‌باشد. لایه ورودی فقط یک لایه کشنده است و در آن هیچ پردازشی صورت نمی‌گیرد. لایه دوم یا لایه پنهان، یک انطباق غیر خطی مابین فضای ورودی و یک فضا با بعد بزرگتر برقرار می‌کند که در آن الگوها به صورت تفکیک‌پذیر خطی در می‌آیند. سرانجام لایه سوم، جمع وزنی را به همراه یک خروجی خطی تولید می‌کند. در صورتی‌که از RBF برای تقریب تابع استفاده شود، چنین خروجی‌ای مفید خواهد بود ولی در صورتی‌که به طبقه‌بندی الگوها نیاز باشد، آنگاه یک محدودکننده سخت یا یک تابع سیگموئید را می‌توان بر روی عصب‌های خروجی قرار داد تا مقادیر خروجی ۰ یا ۱ تولید شوند.

خصوصیت منحصر به فرد RBF، پردازشی است که در لایه پنهان انجام می‌گیرد. ایده اصلی، آن است که الگوهای فضای ورودی، تشکیل خوشه دهند. در صورتی‌که مراکز این خوشه‌ها مشخص باشد، می‌توان فاصله از مرکز خوشه را اندازه گرفت. به‌علاوه، این اندازه‌گیری فاصله به‌صورت غیر خطی انجام می‌گیرد، بنابراین در صورتی که الگویی در ناحیه مجاور مرکز یک خوشه قرار داشته باشد، مقداری نزدیک به ۱ تولید می‌شود. در خارج از این ناحیه، مقدار به‌دست آمده به‌طور قابل ملاحظه‌ای کاهش می‌یابد. نکته مهم آنکه این ناحیه به‌صورت شعاعی در اطراف مرکز خوشه متقارن است، بنابراین تابع غیر خطی به‌صورت تابع شناخته شده شعاع مدار در می‌آید. معمولی‌ترین شکل تابع شعاع‌مدار بدین‌صورت می‌باشد:

$$\emptyset(r) = \exp(-\frac{r^2}{2\sigma^2}) \qquad (۱۵)$$

در یک RBF، r برابر مقدار عددی فاصله از مرکز خوشه بوده و معمولاً فاصله اندازه‌گیری شده تا مرکز خوشه، از نوع فاصله اقلیدسی است. برای هر عصب موجود در لایه پنهان، وزن‌ها، مختصات مرکز خوشه را نشان می‌دهند. بنابراین زمانی که عصب، یک الگوی ورودی x را دریافت می‌کند، فاصله مزبور با استفاده از معادله زیر به‌دست می‌آید:

$$r_1 = \sqrt{\sum_{i=1}^{n}(x_1 - w_{ij})^2} \qquad (۱۶)$$

بنابراین خروجی عصب j در لایه پنهان به این شکل است:

$$\emptyset_j = exp(-\frac{\sum_{n=1}^{n}(x_1 - w_{ij})^2}{2\sigma^2} \qquad (۱۷)$$

متغیر σ به‌عنوان عرض یا شعاع منحنی نرمال تعریف، و گاهی اوقات الزاماً به‌صورت تجربی تعیین می‌شود. زمانی‌که فاصله از مرکز منحنی نرمال به σ می‌رسد، خروجی از یک به ۰/۶ تنزل می‌یابد.

برای اینکه بتوانیم از داده‌ها برای پیش‌بینی توسط شبکه عصبی استفاده کنیم، داده‌ها را به دو بخش داده‌های آزمایشی و داده‌های آزمون تقسیم می‌کنیم. داده‌های آزمایشی، داده‌هایی هستند که شبکه توسط آنها آموزش داده می‌شود و داده‌های آزمون، داده هایی است که به شبکه داده می‌شود تا شبکه میزان کارآیی خود را برای پیش‌بینی آینده مشخص سازد. برای این فرایند، بسیاری از محققان، ۸۰ درصد داده‌ها را برای آموزش و ۲۰ درصد داده‌ها را برای آزمون پیشنهاد می‌کنند (ژانگ و همکاران[1]، ۲۰۰۴). پیش‌پردازش داده‌ها سبب کاهش میزان تفاوت در داده‌ها و همچنین وزن‌ها شده و موجب بهبود فرایند یادگیری می‌گردد. نرمالیزه کردن از جمله رایج‌ترین روش پیش‌پردازش روی داده‌ها است. در این روش، داده‌ها چنان تغییر می‌یابند که دامنه تغییر داده‌ها در محدوده کمینه[2] و بیشینه[3] باشد. این کار با استفاده از رابطه زیر انجام می‌گیرد:

$$X_n = \frac{X_i - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} * (H - L) + L \qquad i = 1,2,...,n \qquad (۱۸)$$

در این رابطه، X_i مقدار واقعی ورودی شبکه، X_n مقدار نرمال شده متناظر با آن است. $X_{\max}$ و $X_{\max}$ به ترتیب، مقدار کمینه و بیشینه X_i ها هستند. در این مقاله از دامنه $[-1,1]$ به عنوان محدوده نرمال‌سازی استفاده شده است.

با توجه به دوگانه بودن متغیر پاسخ، یک ملاک مناسب برای سنجش کیفیت مدل برازش شده و تعیین توان پیش‌بینی مدل، استفاده از مساحت زیر منحنی مشخصه عملکرد (ROC) است. مساحت زیر این منحنی، عددی بین ۰ و ۱ است و به عنوان ملاکی برای سنجش توانایی پیش‌بینی مدل مورد استفاده قرار می‌گیرد. هرچه این عدد نزدیک به یک باشد، نشان‌دهنده توانایی بیشتر مدل پیش‌بینی است.

1. Zhang, *et. al*.
2. Low
3. High

۳. کاربرد شبکه عصبی در بخش بانکی

بسیاری از تحقیقات بر کاربرد شبکه عصبی در بررسی مسائل مالی نظیر پیش بینی ورشکستگی، ارزیابی ریسک اعتباری، ارزیابی شکنندگی مالی و کشف تقلب و سایر مسائل مالی متمرکز شده‌اند. مطالعه بر روی کاربرد شبکه عصبی در پیش بینی ورشکستگی بانک‌ها از سال ۱۹۹۰ آغاز شد. امروزه بسیاری از نهادهای رتبه بندی اعتباری نیز از این روش برای رتبه بندی استفاده می‌کنند؛ نظیر مدل رتبه‌بندی اعتباری مودیز[1]. اولین مطالعه در مورد کاربرد شبکه عصبی در پیش‌بینی ورشکستگی بانک‌ها توسط آدام و شاردا[2] (۱۹۹۰) بررسی شد. آدام و شاردا از نسبت‌های مالی آلتمن به عنوان ورودی شبکه عصبی استفاده کرده و قدرت پیش بینی این نوع مدل را با مدل تجزیه و تحلیل چند متغیره برای پیش بینی ورشکستگی بنگاه‌های آمریکا مقایسه نمودند. دوره زمانی مورد نظر برای داده‌های سال‌های قبل از ورشکستگی بوده، و نتایج بررسی بیانگر این است که خطای نوع اول در روش شبکه عصبی بسته به نوع شاخص‌های وابسته و تعداد آنها از ۷۷/۸ درصد به ۸۱/۵ درصد و خطای نوع دوم از ۷۸/۶ درصد به ۸۵/۷ درصد، و خطای نوع اول و دوم در روش تجزیه و تحلیل چند متغیره نیز از ۵۹/۳ درصد به ۷۰/۴ درصد و خطای نوع دوم از ۷۸/۶ درصد به ۸۵/۷ درصد برای خطای نوع دوم رسیده است.

وانکه و همکاران[3] (۲۰۱۶) در مقاله خود شکنندگی مالی را با به کارگیری شبکه عصبی و کارآیی بانک‌های کشور مالزی به روش TOPSIS مورد بررسی قرارداده اند. نتایج نشان می‌دهد که ساختار هزینه بر کارآیی بانک‌ها اثر منفی دارد. نسبت اهرمی بانک‌های این کشور، رابطه مثبت با کارآیی بانک‌های این کشور دارند. یافته‌ها نشان می‌دهد که بانک‌های خارجی بیش از بانک‌های داخلی دارای قدرت پیش‌بینی بوده و شبکه عصبی دارای قدرت پیش‌بینی ۸۷ درصد در پیش‌بینی شکنندگی مالی بانک‌های این کشور است. خماخم و بوجلبن[4] (۲۰۱۵) با به کارگیری مدل شبکه عصبی رگرسیونی، برای کشور تونس، شکنندگی مالی بانک‌های این کشور را پیش‌بینی کرده‌اند. به همین منظور از ریسک اعتباری به عنوان شاخص شکنندگی مالی و داده

1. Moody's Public Firm Risk Model
2. Odom and Sharda
3. Wanke, *et. al*
4. Khemakhem and Boujelbene

خروجی استفاده شده و از داده‌های صورت مالی بنگاه‌های این کشور، به عنوان داده ورودی استفاده شده است. نتایج حاصل از مدل شبکه عصبی با روش تحلیل تفکیکی، بیانگر این است که شبکه عصبی دارای قدرت پیش‌بینی بیش از مدل تحلیل تفکیکی بوده، به‌طوری‌که مدل شبکه عصبی دارای قدرت پیش‌بینی ۸۲/۵۵ درصد و مدل تحلیل تفکیکی دارای قدرت پیش‌بینی ۷۴/۴ درصد، و بر اساس نتایج حاصل از برآورد مدل به دو روش نامبرده، روش تحلیل تفکیکی برای انتخاب متغیرهای پیشرو، و روش شبکه عصبی برای پیش‌بینی با حداقل خطا مناسب است.

مسای و گالالی[1] (۲۰۱۵) از سه روش برای پیش‌بینی شکنندگی مالی کشورهای اتحادیه اروپا استفاده کرده‌اند: روش تحلیل تجزیه‌ای[2]، روش لاجستیک و روش هوش مصنوعی[3]. یافته‌ها نشان می‌دهد که روش شبکه عصبی بهتر از سایر روش‌ها بوده و دارای قدرت پیش‌بینی بیشتری در مقایسه با سایر روشها است. بنابراین طراحی سیستم هشدار سریع به روش شبکه عصبی به سیاستمداران کمک بیشتری برای پیش بینی ورشکستگی می‌نماید.

اردل و اکینسی[4] (۲۰۱۳) برای پیش‌بینی شکنندگی مالی از چهار روش ماشین بردار[5]، تابع شعاع مدار[6] و چند لایه[7] شبکه عصبی و تجزیه و تحلیل عاملی[8] استفاده کرده، و نتیجه بررسی حاکی از این است که روش تجزیه و تحلیل عاملی در مقایسه با سایر روش‌ها دارای قدرت پیش‌بینی کمتری است. روش ماشین بردار و روش تابع شعاع مدار دارای یک قدرت پیش‌بینی هستند. در این میان، روش ماشین بردار بهتر از سایر روش‌ها، و روش چند لایه نیز دارای قدرت پیش‌بینی کمتری در مقایسه با روش ماشین بردار و روش تابع شعاع مدار بوده است.

اما نتیجه بررسی ایسر[9] (۲۰۱۳) بر خلاف مقاله اکسینی بوده و بر اساس یافته‌های این مقاله، قدرت پیش‌بینی مدل‌های بر پایه تابع شعاع مدار بهتر از مدل‌ها بر پایه

1. Messai and Gallali
2. Discriminant analysis
3. Artificial intelligence
4. Erdal and Ekinci
5. Support vector machines
6. Radial basis function
7. Multilayer
8. Principal component analysis
9. Ecer

ماشین بردار بوده است. پناس و تومر-الکان[1] (۲۰۱۰) از شبکه عصبی برای پیش‌بینی شکنندگی مالی در بحران ۲۰۰۰-۲۰۰۱ در کشور ترکیه استفاده کرده‌اند. نتایج بررسی نشان می دهد که حقوق صاحبان سهام رابطه منفی با شکنندگی مالی داشته و قدرت پیش بینی شبکه عصبی ۸۷ درصد است.

مطالعات تجربی موجود در کشور، کاربرد شبکه عصبی را در رتبه‌بندی اعتباری و ارزیابی کارآیی شعب بانک‌های کشور مورد بررسی قرار داده‌اند و مطالعه‌ای در مورد ساخت شاخص شکنندگی مالی و کاربرد شبکه عصبی در پیش‌بینی شکنندگی مالی کشور صورت نپذیرفته است. از جمله مطالعات تجربی، می‌توان به مطالعات دادمحمدی و احمدی (۱۳۹۳)، محرابیان و همکاران (۱۳۹۰) و کاظمی و همکاران (۱۳۹۰) اشاره نمود.

دادمحمدی و احمدی (۱۳۹۳) به رتبه‌بندی اعتباری مشتریان حقوقی یکی از بانک‌های دولتی کشور با استفاده از شبکه‌های عصبی پرداخته است. نتایج حاصل از شبکه عصبی با ساختار همزمان روبه به جلو و جانبی در مقایسه با تابع فعال‌سازی شعاعی و شبکه یادگیری کوانتیزه نمودن برداری، بیانگر توانایی بالای این شبکه در پیش‌بینی مجموعه تست داده‌های مشتریان و همچنین نرخ خطای بسیار کم در مقایسه با دو مدل دیگر است؛ به طوری‌که مدل پیشنهادی قادر به پیش‌بینی رفتار مشتریان به دو گروه خوش حساب و بد حساب بوده است.

محرابیان و همکاران (۱۳۹۰) با ترکیبی از یک روش شبکه عصبی و تحلیل پوششی داده‌ها به عنوان دو روش ناپارامتریک برای ارزیابی کارآیی شعب بانک استفاده کرده، داده‌ها مربوط به ۴۰ شعبه بانک در سال‌های ۱۳۸۶-۱۳۸۷ جمع‌آوری و میزان کارآیی هر یک از شعب محاسبه گردیده، و نتایج حاصل از بررسی، بیانگر قدرت پیش‌بینی بیشتر مدل‌های مبتنی بر شبکه عصبی در مقایسه با تحلیل پوششی داده‌ها بوده است.

کاظمی و همکاران (۱۳۹۰) در مقاله خود، ابتدا با بهره‌گیری از پرسشنامه و نظر خبرگان بانکی به انتخاب بعضی معیارهای مهم در اعطای انواع تسهیلات اعتباری اعم از مضاربه، مشارکت مدنی، فروش اقساطی و جعاله به مشتریان حقیقی یکی از بانک‌های خصوصی کشور پرداخته‌اند. سپس با ارائه چهار مدل MOE, MLP, LVQ, RBF از شبکه‌های عصبی و استفاده از داده‌های مشتریان حقیقی بانک مزبور در معیارهای

1. Penas and Tumer-Alkan

انتخاب شده، به طبقه‌بندی آنها پرداخته و دقت رتبه‌بندی مدل‌های مزبور در معیارهـای انتخاب شده، به طبقه‌بندی آنها پرداخته و دقت رتبه‌بندی مدل‌های مزبور مورد ارزیـابی قرار گرفته است. نتایج نشان می‌دهد که مدل MOE دقیق‌تر از مدل‌هـای MLP و RBF می‌باشد و مدل LVQ از دقت قابل قبولی بـرای رتبـه‌بنـدی اعتبـاری متقاضـیان بـانکی برخوردار نیست.

۴. تصریح مدل

فرایند برازش مدل در شبکه عصبی در این مقاله به صورت زیر است:

۱. تعریف و استفاده از نسبت‌های مالی مورد نظر پژوهش بـه منظـور آمـوزش شبکه عصبی؛
۲. تفکیـک دو نمونـه از بانـک‌هـا بـا وجـود شـکنندگی مـالی و بـدون وجـود شکنندگی مالی؛
۳. استفاده از شبکه‌های عصبی با تابع شعاع‌مدار جهت ساخت مدل؛
۴. بررسی نتایج و مقایسه دقت عملکرد مدل‌های ساخته شده.

جامعه آماری مورد مطالعه در این مقالـه، بانـک‌هـای دارای مجـوز از بانـک مرکـزی انتخاب شده‌انـد، کـه در دوره زمـانی ۹۳-۱۳۸۵، کـه هـر سـاله توسـط مؤسسـه عـالی بانکداری ایران منتشر می‌شود، مورد بررسی قرار می‌گیرند. این بانک‌ها دارای عمر بـیش از ۵ سال بوده و دوره مالی آن‌ها مختوم به پایان سال، و برای تقسیم بانک‌ها به دو گروه بانک‌های با وجود شکنندگی مالی و بانـک‌هـا بـدون وجـود شـکنندگی مـالی از تعریـف شکنندگی مالی[1] استفاده شده است. شاخص شکنندگی مالی بانک‌ها بر اساس مطالعـات نظری و تجربی نظیر کیبریتسیوگلو[2] (۲۰۰۲) و زاگدودی[3] (۲۰۱۳) و واقعیات حاکم بـر شبکه بانکی کشور به صورت زیر قابل تعریف است:

$$FF_t = \frac{\frac{(OD_t - \mu_{od})}{\sigma_{od}} + \frac{(Dc_t - \mu_{DC})}{\sigma_{Dc}} + \frac{(DI_t - \mu_{DI})}{\sigma_{DI}}}{3} \qquad (۱۹)$$

که OD_t، Dc_t و DI_t به ترتیب، بیانگر سایر سپرده‌های بانک‌ها، بدهی به بانک مرکـزی و بدهی به شبکه بانکی، μ_{od}، μ_{DC} و μ_{DI} به ترتیب، بیانگر میانگین سایر سپرده‌هـای

1. Financial Friction
2. Kibritcioglu
3. Zaghdoudi

بانک‌ها، بدهی به بانک مرکزی و بدهی به شبکه بانکی و σ_{od}، σ_{Dc} و σ_{DI} به ترتیب، بیانگر انحراف معیار سایر سپرده‌های بانک‌ها، بدهی به بانک مرکزی و بدهی به شبکه بانکی هستند. بدهی به شبکه بانکی و بدهی به بانک مرکزی، بیانگر ناتوانی بانک در مدیریت نقدینگی است. بسته به شهرت و اعتبار بانک در شبکه بانکی و مقدار ریسک نقدینگی بانک، تناسب بین بدهی به شبکه بانکی و بدهی به بانک مرکزی تغییر خواهد نمود؛ به‌طوری‌که هر چه یک بانک دارای اعتبار کمتر در بازار بین بانکی باشد و هر چه بیشتر با ریسک نقدینگی و کمبود منابع همراه باشد، به‌صورتی‌که منابع استقراضی از بازار بین بانکی، تکافوی کمبود نقدینگی بانک را ندهد، برای تأمین مالی و رفع کمبود نقدینگی بیشتر، مجبور به استقراض از بانک مرکزی خواهد شد. بنابراین درجه اهمیت بدهی به شبکه بانکی بیشتر از بدهی به بانک مرکزی بوده و در آخر، سایر سپرده‌ها از نظر درجه اهمیت قرار دارد. اما در این مقاله، برای ممانعت از دخالت قضاوت شخصی در اندازه‌گیری وزن اهمیت این سه نوع شاخص، سعی شده است وزن یکسان برای هر سه در نظر گرفته شود.

به این ترتیب، اگر شاخص شکنندگی مالی طراحی شده، دارای مقدار عددی مثبت باشد، متغیر مجازی شکنندگی مالی عدد یک و بانک با شکنندگی مالی مواجه خواهد بود و در غیر این صورت، متغیر مجازی شکنندگی مالی، عدد ۲ اتخاذ خواهد کرد. از آنجا که این سه متغیر از جمله منابع ناپایدار بانک هستند، بنابراین بیشتر بودن مقدار عددی آنها از متوسط شبکه بانکی بیانگر وجود شکنندگی مالی در بانک‌ها است. متغیرهای مستقل مؤثر برشکنندگی مالی که به عنوان ورودی شبکه عصبی در نظر گرفته می شوند، در جدول (۲) معرفی شده‌اند. نسبت‌های مالی مورد استفاده در این مقاله، از مطالعات تجربی مرتبط با موضوع انتخاب شده است. متغیرهای اقتصاد کلان از نماگرهای اقتصادی که هر فصل توسط بانک مرکزی منتشر می‌شوند، استخراج شده‌اند.

پس از تفکیک بانک‌ها به دو گروه، داده‌ها جهت ساخت مدل به نرم‌افزار IBM SPSS Statistics 22(2) انتقال داده شد و با استفاده از شبکه‌های عصبی و تابع‌های شعاع‌مدار، مدل ساخته شد. برای انتخاب ساختار مناسب برای شبکه عصبی مورد نظر مقاله، از آماره حداقل مربعات میانگین خطا[1] استفاده شده است. به این ترتیب که به صورت انتخابی تعداد مشاهدات در لایه آموزش، در لایه آزمایش و در لایه پنهان تعیین شده و

1. Minimum Mean Square Error

پس از برآورد مدل، میانگین مربعات خطا برای هر مدل محاسبه شده، و مدلی که حداقل میانگین مربعات خطا را داشته باشد، به عنوان مدل مناسب انتخاب شده است؛ و با توجه به میانگین مربعات خطا و نتایج قدرت پیش‌بینی مدل، ۸۱/۴ درصد مشاهدات به عنوان داده‌های آموزشی، ۱۳/۲ درصد به عنوان داده‌های آزمایشی و ۵/۴ درصد به عنوان داده‌های جدا نگهداری شده تفکیک شدند.

جدول ۲. معرفی متغیرهای ورودی

	نسبت‌ها	تعریف	نماد
ورودی ۱	دارایی، بدهی و سرمایه	سرمایه‌گذاری ها به کل دارایی	V_1
ورودی ۲		تسهیلات به کل دارایی	V_2
ورودی ۳		مطالبات غیرجاری به کل دارایی	V_3
ورودی ۴		سپرده سرمایه‌گذاری به بدهی	V_4
ورودی ۵		سپرده فرار به بدهی	V_5
ورودی ۶		حقوق صاحبان سهام به کل دارایی	V_6
ورودی ۷	درآمد و هزینه	درآمد بهره‌ای به دارایی	V_7
ورودی ۸		درآمد غیر بهره‌ای به دارایی	V_8
ورودی ۹		هزینه نیروی انسانی به دارایی	V_9
ورودی ۱۰		هزینه بهره‌ای به دارایی	V_{10}
ورودی ۱۱		هزینه مطالبات مشکوک‌الوصول به دارایی	V_{11}
ورودی ۱۲		درآمد بهره‌ای به کل هزینه بهره‌ای	V_{12}
ورودی ۱۳		درآمد غیر بهره‌ای به هزینه غیر بهره‌ای	V_{13}
ورودی ۱۴	نسبت‌های شعب	کل دارایی به تعداد شعب	V_{14}
ورودی ۱۵		کل سپرده به تعداد شعب	V_{15}
ورودی ۱۶		کل تسهیلات به تعداد شعب	V_{16}
ورودی ۱۷		سود خالص به تعداد شعب	V_{17}
ورودی ۱۸	متغیرهای اقتصاد کلان	رشد اقتصادی	V_{18}
ورودی ۱۹		تورم	V_{19}
ورودی ۲۰	سهم از بازار	سهم از کل دارایی	V_{20}
ورودی ۲۱		سهم از کل تسهیلات	V_{21}
ورودی ۲۲	شاخص ثبات	Z_score	V_{22}
خروجی	شاخص شکنندگی مالی	شکنندگی مالی	V_{23}

قبل از ارائه نتایج حاصل از برازش مدل، معنی‌دار بودن متغیرها بر اساس آزمون t و معنی‌دار بودن تفاوت میانگین نسبت‌های مالی بر اساس آزمون لوین[1] برای متغیرهای کمی بررسی شده است.[2] بر اساس نتایج حاصل از آزمون t و آزمون لوین، نسبت‌های مطالبات غیرجاری به کل دارایی، سپرده فرار به بدهی، درآمد بهره‌ای به دارایی، هزینه بهره‌ای به دارایی، درآمد غیر بهره‌ای به دارایی، کل دارایی به تعداد شعب، هزینه مطالبات مشکوک‌الوصول به کل دارایی و سهم از کل تسهیلات معنی‌دار بوده و تفاوت معنی‌داری بین میانگین نسبت‌های مالی در دو گروه مورد نظر وجود دارد. بنابراین، سایر نسبت‌های مالی که از نظر آماری معنی‌دار نبوده و فرضیه تفاوت بین میانگین آنها رد می‌شود، از مدل حذف شده و مدل نهایی بر اساس نسبت‌های مالی معنی‌دار و متغیرهای اقتصاد کلان طراحی و اجرا شده است.

در این قسمت، قبل از برآورد مدل و تجزیه و تحلیل نتایج، میانگین و انحراف معیار نسبت‌های مالی بانک‌های با وجود شکنندگی مالی و بانک‌های بدون وجود شکنندگی مالی با هم مقایسه شده است. همان طور که در جدول شماره (۳) مشاهده می‌شود، مقایسه دو گروه بانکی، همان گونه که انتظار می‌رفت، بیانگر این است که بانک‌های بدون وجود شکنندگی مالی، از منظر همه شاخص‌های مورد بررسی، بهتر از بانک‌های با وجود شکنندگی مالی بوده‌اند. همان طور که مشاهده می‌شود، بانک‌های سالم از نسبت مطالبات غیرجاری و هزینه مطالبات مشکوک‌الوصول کمتری در مقایسه با بانک‌ها با وجود شکنندگی مالی برخوردارند. همچنین با مدیریت مناسب درآمدها و هزینه‌ها دارای نسبت درآمد بهره‌ای به دارایی و درآمد بهره‌ای به هزینه بهره‌ای بیشتر از گروه دیگر و نسبت هزینه بهره‌ای به دارایی کمتری داشته‌اند. به عبارت دیگر، بانک‌ها بدون وجود شکنندگی مالی از درآمد لازم برای پوشش هزینه‌ها برخوردارند و همچنین در کسب درآمد از دارایی‌ها موفق‌تر از گروه دیگر بوده‌اند.

همچنین بانک‌های با شکنندگی مالی از نسبت سپرده فرار به کل بدهی بیشتری در مقایسه با گروه دیگر برخوردارند. با توجه به بی‌ثباتی سپرده فرار، این گروه از بانک‌ها بیش از گروه دیگر در معرض شکنندگی مالی قرار دارند. در بانک‌ها با وجود شکنندگی بالا نسبت دارایی به تعداد شعب بیشتر از گروه دیگر است. در واقع، این گروه از بانک‌ها

1. Levene's Test

۲. نتایج حاصل از این آزمون جهت استحضار داوران، به دفتر فصلنامه ارسال شده و همچنین نتایج نزد نویسنده نیز موجود است.

از جمله بانک‌های بزرگ کشور هستند که بیش از دیگران در معرض خطـر قـرار دارنـد. همان طور که مشاهده می‌شود، سهم از بازار آنها نیز بیشتر از گروه دیگر است. به عبارت دیگر، بانک‌های بزرگ کشور که دارای بیش از سایر بانـک‌هـای کشـور در تـأمین مـالی بخش تولید نقش دارند، بیش از سایر بانک‌ها در معرض خطر قرار گرفته‌انـد. بـه همـین دلیل، از ثبات بانکی کمتری نیز در مقایسه با گروه دیگر برخوردارند.

جدول ۳. میانگین و انحراف معیار نسبت‌های مالی در دو گروه

	با وجود شکنندگی مالی		بدون وجود شکنندگی مالی	
نسبت‌های مالی	میانگین	انحراف معیار	میانگین	انحراف معیار
مطالبات غیرجاری به کل دارایی	۳/۰۰۸	۰/۳۶	۱/۹	۱/۳
سپرده قرار به بدهی	۹۰/۷	۱/۴	۱۱/۸	۱/۷
درآمد بهره‌ای به دارایی	۱۳۲/۴	۷/۱	۲۰۸/۰۴	۵/۴
هزینه بهره‌ای به دارایی	۵/۶	۱/۵	۲/۰۵	۰/۲۲
درآمد بهره‌ای به کل هزینه بهره‌ای	۱۳/۸	۱/۵	۱۴/۶	۰/۹۲
کل دارایی به تعداد شعب	۵۷۰/۰۰۱	۲/۸	۱۳۵/۹	۴/۲
هزینه مطالبات مشکوک الوصول به کل دارایی	۸۲/۶	۲/۹	۳۱/۹	۲/۳
سهم از کل تسهیلات	۵/۷	۱/۴	۱/۴	۰/۱۸
ثبات بانکی	۲/۷	۱/۲	۹/۹	۰/۳۳

مأخذ: نتایج تحقیق

برای آزمون دقت مدل، از نتایج حاصل از جدول طبقه‌بندی استفاده می‌شود. در ایـن جدول، درصد صحت پیش‌بینی در سه گروه آموزش، آزمون و گروه مجزا نگهداری شـده برای بانک‌ها با وجود شکنندگی مالی و بانک‌ها بدون وجود شکنندگی مالی بررسی شـده است. بر اساس نتایج حاصل از این جدول در هر مورد، در صورتی که احتمال پیش‌بینـی بیشتر از ۵۰ درصد، باشد، عکس‌العمل سیستم مثبت خواهـد بـود. همـان گونـه کـه در جدول شماره ۴ مشاهده می‌شود، سلول‌های قرار گرفته بر روی قطر این جـدول، در هـر مورد، پیش‌بینی‌های صحیح بـوده و سـلول‌هـایی کـه بـر روی قطـر فرعـی قـرار دارنـد، پیش‌بینی‌های غیر صحیح می‌باشـند. در بـین مـواردی کـه از آنهـا بـرای سـاخت مـدل استفاده شده است، ۵۴ مورد از کل مواردی که در گذشته شکنندگی مـالی نداشـته‌انـد، یعنی ۹۴ درصد به درستی طبقه‌بندی شده‌اند و تعداد ۴۵ مورد از کـل مـواردی کـه در گذشته شکنندگی مالی داشته‌اند، یعنی ۹۷ درصد، نیز به درستی طبقه‌بندی شده‌اند. به صورت کلی ۹۶ درصد از موارد آموزش به درستی طبقه‌بندی شـده و میـزان بـاقی‌مانـده

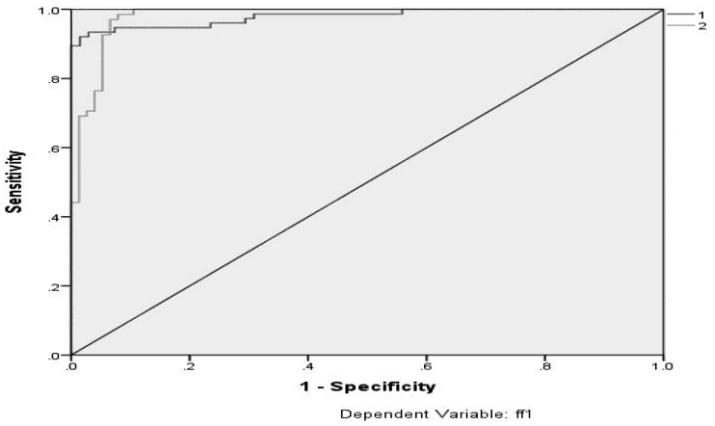
یعنی ۴ درصد موارد اشتباه در خلاصه مدل می‌باشد. درصد بالای مـوارد صـحیح بیـانگر عملکر مناسب مدل می‌باشد. نمونه‌های جدا نگهداشـته شـده، بـه ارزیـابی مـدل کمـک می‌کنند. در اینجا ۷۵ درصد از موارد به درستی طبقه‌بندی گردیده‌اند؛ این موارد، بیـانگر آن است که در حالت کلی، مدل ما تقریباً ۳ بار از ۴ بار را صحیح پیش‌بینی می‌نماید.

جدول ۴. طبقه‌بندی

		پیش‌بینی		
		با وجود شکنندگی مالی	**بدون وجود شکنندگی مالی**	**درصد صحیح**
آموزش	با وجود شکنندگی مالی	۵۴	۳	٪۹۴/۷
	بدون وجود شکنندگی مالی	۱	۴۵	٪۹۷/۸
	درصد کل	٪۵۳/۴	٪۴۶/۶	٪۹۶/۱
آزمون	با وجود شکنندگی مالی	۱۶	۳	٪۸۴/۲
	بدون وجود شکنندگی مالی	۱	۲۱	٪۹۵/۵
	درصد کل	٪۴۱/۵	٪۵۸/۵	٪۹۰/۲
مجزا نگهداری شده	با وجود شکنندگی مالی	۴	۲	٪۷۱/۴
	بدون وجود شکنندگی مالی	۱	۴	٪۸۰/۰
	درصد کل	٪۵۰	٪۵۰	٪۷۵

مأخذ: نتایج تحقیق

منحنی ROC به ارائه تصویری گویا از میزان حساسیت و شاخص نمایی برای تمـامی مقادیر ممکن محدودیت توقف، تنها در یک نمودار و بـه طـور همزمـان مـی‌پـردازد کـه بسیار واضح‌تر و توانمندتر از مجموعه‌ای از جداول می‌تواند عمل نماید. نمـوداری کـه در اینجا نشان داده شده است، دو منحنی را نمایش می‌دهد، یکی از آنها گروه (۱) به منزله گروهی که با شکنندگی مالی مواجه هستند و گروه دیگر (۲) را نماینـدگی مـی‌کننـد. از آنجایی که تنها دو دسته‌بندی وجود دارد. منحنی‌ها نسبت به خـط ۴۵ درجـه از گوشـه بالایی سمت چپ نمودار تا قسمت پایینی قسمت سمت راست، متقارن مـی‌باشـند. بایـد توجه نمود که این نمودار بر اساس ترکیبی از نمونـه‌هـای آموزشـی و آزمایشـی اسـتوار است. برای رسم یک نمودار ROC در مورد نمونه‌های جدا نگهداری شده، فایل را توسـط متغیر تفکیکی به دو نیم تقسیم نموده و فرآینـد ترسـیم منحنـی ROC را بـا توجـه بـه میزان احتمال مشخص و ذخیره شده، راه‌اندازی می‌نماید.



نمودار ۱. منحنی ROC

مأخذ: نتایج تحقیق

فضای زیر منحنی، خلاصه و چکیده‌ای عددی از منحنی ROC، است و عددهایی که در جدول آمده، نشان‌دهنده این نکته هستند که در هر دسته، احتمالی که برای حضور در دسته مشخصی پیش‌بینی شده است، در مواردی که به صورت تصادفی درآن دسته انتخاب شده‌اند، نسبت به حالتی که به صورت تصادفی، اما نه در آن دسته مشخص انتخاب شده‌اند، بیشتر است. به این ترتیب، این جدول نشان می‌دهد، در ۹۶ درصد موارد، پیش‌بینی مدل درست است.

جدول ۵. فضای زیر منحنی ROC

با وجود شکنندگی مالی	۰/۹۶
بدون وجود شکنندگی مالی	۰/۹۶

مأخذ: نتایج تحقیق

اهمیت متغیرهای مستقل در تشخیص این نکته است که به چه میزان مقادیر پیش‌بینی شده توسط شبکه، با تغییر متغیر مستقل، تغییر می‌نماید. نسبت هزینه مطالبات مشکوک‌الوصل، نسبت مطالبات غیر جاری و سهم از کل تسهیلات از جمله شاخص‌های کیفیت دارایی هستند که بیشترین اهمیت را در پیش‌بینی و توضیح‌دهی شکنندگی مالی دارند. این موضوع اهمیت مدیریت ریسک اعتباری را برای بانک‌ها بیش از پیش ساخته است. بانک‌هایی که دارای سهم از تسهیلات بالایی در شبکه بانکی کشور

هستند، بیش از سایر بانک‌ها در معرض ریسک اعتباری قرار دارند. هر چه نسبت هزینه مطالبات مشکوک الوصول و نسبت مطالبات غیر جاری بیشتر باشد، ریسک اعتباری بانک افزایش یافته و بانک بیشتر در معرض خطر قرار می‌گیرد.

همان گونه که در جدول شماره ۵ مشاهده می‌شود، اندازه بانک‌ها نیز از مهمترین عوامل مؤثر بر شکنندگی مالی بانک‌ها است. بانک‌های بزرگ در صورتی که از فرایند مدیریت ریسک مناسب برخوردار نباشند، به دلیل حجم فعالیت‌های بانکی، بیش از سایر بانک‌ها در معرض شکنندگی مالی قرار می‌گیرند، به این ترتیب که به دلیل اینکه یکی از منابع بانک‌ها، بازپرداخت تسهیلات است، در صورت نکول در تسهیلات، منابع بانک در جامعه بلوکه شده و به بانک بر نمی‌گردد و بانک برای تأمین مالی، نیاز به استقراض از بانک مرکزی و شبکه بانکی خواهد داشت.

نسبت‌های درآمد و هزینه بهره‌ای به کل دارایی و نسبت درآمد بهره‌ای به هزینه بهره‌ای، از جمله نسبت‌های سودآوری هستند که پس از نسبت‌های ریسک اعتباری، در درجه دوم اهمیت قرار دارند. نسبت درآمد بهره‌ای به کل دارایی، بیانگر این است که یک بانک از دارایی موجود چه میزان درآمد بهره‌ای کسب نموده است و نسبت هزینه بهره‌ای به کل دارایی، بیانگر این است که دارایی یک بانک تا چه حد می‌تواند هزینه بهره‌ای را پوشش دهد. نسبت درآمد بهره‌ای به هزینه بهره‌ای نیز بیانگر این است که آیا بانک از درآمد کافی برای پوشش هزینه‌ها برخوردار است. هر چه نسبت درآمد بهره‌ای به کل دارایی و نسبت درآمد بهره‌ای به هزینه بهره‌ای بیشتر باشد، بانک از سودآوری و سلامت بیشتری برخوردار بوده و توان بیشتری برای پوشش هزینه‌ها خواهد داشت. از طرف دیگر، از آنجا که سود، یکی از منابع تأمین مالی بانک است، افزایش آن، باعث می‌شود بانک کمتر نیاز به استقراض از بازار بین بانکی و بانک مرکزی داشته باشد و به این ترتیب، کمتر از سایر بانک‌ها در معرض خطر شکنندگی مالی قرار می‌گیرد.

سپرده فرار به بدهی، از جمله نسبت‌هایی است که کیفیت نقدینگی بانک را نشان می‌دهد. از آنجا که سپرده های فرار ناپایدار هستند، هر چه نسبت سپرده فرار به بدهی برای یک بانک بیش از سایر بانک‌ها باشد، بیش از سایر بانک‌ها در معرض خطر شکنندگی مالی قرار می‌گیرد. این گروه از بانک‌ها برای پوشش نقدینگی مورد نیاز خود، استقراض از بانک مرکزی و شبکه بانکی را افزایش می‌دهند.

رشد اقتصادی و تـورم بـه ترتیـب، دارای ۷۸ و ۷۱ درصـد اهمیـت در توضـیح‌دهـی شکنندگی مالی هستند. کاهش رشد اقتصادی باعث کاهش درآمد خانوارها و در نتیجـه، سپرده‌های بانکی خواهد شد. از طرف دیگر، افزایش تورم نیز باعث کاهش ارزش حقیقی منابع بانک‌ها خواهد شد. این موضوع بر منابع بانک‌ها اثر منفـی داشـته و باعـث تـلاش بانک‌ها برای استقراض از بانک مرکزی و بانک‌های دیگـر، بـرای پوشـش کمبـود منـابع خواهد شد و شکنندگی مالی بانک‌ها افزایش خواهد یافت. در نهایت، ثبات بانک‌هـا نیـز دارای اثر بیش از ۵۰ درصد خواهد بود؛ به طوری‌که افزایش ثبات بـانکی باعـث کـاهش شکنندگی مالی خواهد شد.

جدول ۶. درجه اهمیت نسبت‌های مالی و متغیرهای اقتصاد کلان در پیش‌بینی شکنندگی مالی

نسبت مالی	میزان اهمیت	درصد اهمیت
هزینه مطالبات مشکوک‌الوصول به کل دارایی	۰/۱۱۱	٪۹۹
کل دارایی به تعداد شعب	۰/۱۱۰	٪۹۸
مطالبات غیر جاری به کل دارایی	۰/۱۰۸	٪۹۷/۲
سهم از کل تسهیلات	۰/۰۹۳	٪۸۴/۱
درآمد بهره ای به کل دارایی	۰/۰۹۰	٪۸۴
درآمد بهره‌ای به هزینه بهره‌ای	۰/۰۹۳	٪۸۳/۶
هزینه بهره‌ای به دارایی	۰/۰۹۰	٪۸۱/۵
سپرده فرار به بدهی	۰/۰۸۸	٪۷۹/۳
رشد اقتصادی	۰/۰۸۷	٪۷۸/۸
تورم	۰/۰۷۹	٪۷۱/۲
ثبات بانکی	۰/۰۴۹	٪۵۳/۳

مأخذ: نتایج تحقیق

۵. جمع‌بندی و پیشنهادات

در سال‌های اخیر، شبکه بانکی کشور با کمبود منابع و در نتیجه، افزایش سپرده فـرار در سبد بدهی و بدهی به بانک مرکزی و بدهی بـه شـبکه بـانکی مواجـه بـوده اسـت. ایـن موضوع، برخی از بانک‌های کشور را در معرض خطر قرار داده و دسـت انـدرکاران شـبکه بانکی کشور را به بررسی بیشتر و دقیق‌تر فعالیت‌های بانک‌ها واداشته است. با توجـه بـه پیوستگی و ارتباط عملیاتی بانک‌های کشور، ایجاد بی‌ثباتی مالی در هر بانـک، بـه سـایر

بانک‌ها انتقال یافته و شبکه بانکی کشور را در معرض خطر شکنندگی مالی قرار می‌دهد. از آنجا که شبکه بانکی کشور مهمترین بخش مالی است که تأمین مالی بخش تولیدی کشور را بر عهده دارد، رویداد شکنندگی مالی می‌تواند از ابعاد مختلف منجر به کاهش رشد اقتصادی و افزایش تورم گردد. رویداد شکنندگی مالی، به نوعی بیانگر رویداد ریسک نقدینگی در بانک است. ریسک نقدینگی ناشی از کمبود منابع بانک رخ می‌دهد که این منابع از محل سپرده‌ها و بازپرداخت تسهیلات تأمین می‌شود.

بنابراین کمبود منابع بانک، قدرت وام‌دهی بانک‌ها را کاهش داده و منجر به کاهش سرمایه‌گذاری‌ها و در نتیجه رشد اقتصادی می‌شود. از طرف دیگر، کمبود منابع بانک‌ها، منجر به افزایش استقراض از بانک‌مرکزی خواهد شد که از طریق پایه پولی، زمینه افزایش تورم را فراهم خواهد نمود.

با توجه به اهمیت موضوع شناسایی بانک‌ها با وجود شکنندگی مالی، در این مقاله سعی گردید، با به کارگیری روش شبکه عصبی، مدلی مناسب طراحی شده و مهمترین شاخص‌هایی که قادر به توضیح‌دهی شکنندگی مالی بانک‌ها هستند، را شناسایی نماید. در همین راستا، ابتدا بر اساس آماره t و آماره لوین، نسبت‌های مالی که قادر به تفکیک بانک‌ها با شکنندگی مالی یا بدون وجود شکنندگی مالی هستند، انتخاب شدند. برای بررسی قدرت صحت مدل و قدرت پیش بینی آن، از اطلاعات مربوط به جدول طبقه بندی و منحنی ROC استفاده شد که نتایج، بیانگر قدرت پیش‌بینی ۹۶ درصدی مدل طراحی شده است.

نتایج همچنین اهمیت ریسک اعتباری، سودآوری، ریسک نقدینگی و متغیرهای کلان اقتصادی نظیر رشد اقتصادی و تورم در به خطر افتادن بانک‌ها را نشان می دهد. وجود ریسک اعتباری، کمبود منابع و ریسک نقدینگی، کاهش رشد اقتصادی و افزایش تورم، کاهش سودآوری بانک‌ها، آنها را در معرض شکنندگی مالی قرار خواهد داد.

در پایان پیشنهاد می‌شود، بانک‌ها مدیریت ریسک اعتباری و ریسک نقدینگی را بیش از پیش در اولویت برنامه‌های خود قرار دهند و بانک مرکزی نیز به عنوان ناظر شبکه بانکی کشور، ریسک اعتباری و ریسک نقدینگی بانک‌ها را مورد ارزیابی قرار داده و بانک‌های با وجود شکنندگی مالی را شناسایی نماید.

ناظران بانکی ضمن اتفاق نظر در مورد تعریف شکنندگی مالی، از این ابزار برای شناسایی بانک‌های بحرانی استفاده نمایند.

با توجه به اهمیت سودآوری بانک‌ها و سهم بیشتر درآمد بهره‌ای در سبد درآمدی بانک‌ها در مقایسه با در آمدهای غیر بهره‌ای، بهتر است بانک مرکزی امکان به کارگیری ابزارهای نوین بانکی مطرح در جهان را در اولویت تحول در صنعت بانکداری قرار دهد.

با توجه به تأثیرپذیری عملکرد بانک‌ها از متغیرهای اقتصاد کلان نظیر رشد اقتصادی و تورم، بهتر است دست اندرکاران اقتصاد کلان، سیاست‌های مناسب برای بهبود رشد اقتصادی وکاهش تورم را در اولویت برنامه‌های خود قرار دهند.

منابع

- کاظمی، ابوالفضل؛ قاسمی، جواد و زندیه، وحید. (۱۳۹۰). رتبه‌بندی اعتباری مشتریان حقیقی بانک‌ها با استفاده از مدل‌های مختلف شبکه‌های عصبی: مطالعه موردی یکی از بانک‌های خصوصی ایران. مطالعات مدیریت صنعتی. سال نهم، شماره ۳۳، زمستان ۹۰: ۱۶۱-۱۳۱.
- کیا، مصطفی. (۱۳۸۹). شبکه‌های عصبی در MATLAB. انتشارات کیان رایان سبز، چاپ سوم.
- صورت مالی بانک‌های کشور (۹۳-۱۳۸۵). مؤسسه عالی بانکداری ایران.
- دادمحمدی، دانیال و احمدی، عباس. (۱۳۹۳). رتبه‌بندی اعتباری مشتریان بانک با استفاده از شبکه عصبی با اتصالات جانبی. فصلنامه توسعه مدیریت پولی و بانکی، سال دوم، شماره ۳، تابستان.
- محرابیان، سعید؛ ساعتی مهتدی، صابر و هادی، علی. (۱۳۹۰). ارزیابی کارآیی شعب بانک اقتصاد نوین با ترکیبی از روش شبکه عصبی و تحلیل پوششی داده‌ها. مجله تحقیق در عملیات و کاربردهای آن، سال هشتم، شماره۴ (پیاپی ۳۱)، زمستان ۹۰: ۳۹-۲۹.
- نماگرهای اقتصادی، (۹۳-۱۳۸۵). بانک مرکزی ایران.
- Andrianova, S., Baltagi, B., Lensik, R., Rewilak, J., & Rousseau, P. (2015). A New International Database on Financial Fragility. University of Leicester, Department of Economics, *Working paper, No. 15/18*.
- Caprio, G., & Klingebiel, D.C. (2002). Episodes of systemic and borderline banking crises. In: D. Klingebiel and L. Laeven, eds.,

Managing the Real and Fiscal Effects of Banking Crises. Washington, D. C. *The World Bank, Discussion Paper,* No. 428: 31-49.

- Degryse, H., & Elahi, M. A. (2012). Determinants of banking system fragility: A regional perspective. Katholieke universiteit Leuven. Faculty of Business Economics. *Working paper*: AFI_1263.
- Demirguc-Kunt, A., & Detragiache, E. (1998). The Determinants of Banking Crises: Evidence from Developed and Developing Countries. *Working Paper*, The World Bank.
- Ecer, F. (2013). Comparing the bank failure prediction performance of neural networks and support vector machines: the Turkish case. *Economic research*, *26*(3), 81-98.
- Erdal, H. I., & Ekinci, A. (2013). A comparison of various artificial intelligence methods in the prediction of bank failures. *Computational Economics*, *42*(2), 199-215.
- Fielding, D., & Rewilak, J. (2015). Credit booms, financial fragility and banking crises. *Economics Letters*, *136*, 233-236.
- Geluk, J., de Haan, L., & de Vries, C. (2007). Weak & Strong Financial fragility. *Tinbergen Institute Discussion Paper*, The Erasmus Universiteit Rotterdam, No: 023/2
- Ghosh, S. (2011). A simple index of banking fragility: application to Indian data. *The Journal of Risk Finance*, *12*(2), 112-120.
- Hashemi, R. R., Le Blanc, L. A., Rucks, C. T., & Rajaratnam, A. (1998). A hybrid intelligent system for predicting bank holding structures. *European Journal of Operational Research*, *109*(2), 390-402.
- Hawkins, J., & M. Klau. (2000). Measuring potential vulnerabilities in emerging market economies. Basel: Bank for International Settlements, *Working papers*, No. 91.
- Khemakhem, S., & Boujelbene, Y. (2015). Credit risk prediction: A comparative study between discriminant analysis and the neural network approach. *Accounting and Management Information Systems*, *14*(1), 60-78.

- Kibritcioglu, A. (2002). Excessive risk-taking, banking sector fragility, and banking crises. *U of Illinois, Commerce and Bus. Admin. Working Paper*, (02-0114).
- Lindgren, C. J., Garcia, G. G., & Saal, M. I. (1996). *Bank soundness and macroeconomic policy*. International Monetary Fund.
- Messai, A. S., & Gallali, M. I. (2015). Financial Leading Indicators of Banking Distress: A Micro Prudential Approach-Evidence from Europe. *Asian Social Science*, *11*(21), 78.
- Odom, M. D., & Sharda, R. (1990). A neural network model for bankruptcy prediction. In *1990 IJCNN International Joint Conference on neural networks* (pp. 163-168).
- Penas, M. F., & Tümer-Alkan, G. (2010). Bank disclosure and market assessment of financial fragility: evidence from Turkish banks' equity prices. *Journal of financial services research*, *37*(2-3), 159-178.
- Pesola, J. O. (2007). Financial fragility, macroeconomic shocks and bank's loan losses: evidence from Europe. *Social Science Research Network electronic library*. http://ssrn.com/abstract_id=1018637.
- Tadesse, S. (2005). Banking fragility and disclosure: international evidence. *University of South Carolina*.
- Wanke, P., Azad, M. A. K., & Barros, C. P. (2016). Predicting efficiency in Malaysian Islamic banks: A two-stage TOPSIS and neural networks approach. *Research in International Business and Finance*, *36*, 485-498.
- Zaghdoudi, T. (2013). Bank failure prediction with logistic regression. *International Journal of Economics and Financial Issues*, *3*(2), 537-543.
- Zhang, W., Cao, Q., & Schniederjans, M. J. (2004). Neural network earnings per share forecasting models: a comparative analysis of alternative methods. *Decision Sciences*, *35*(2), 205-237.
- Zwet, A. V., & Swank, J. (2000). Financial Fragility and Macroeconomic Performance. De Nederlandsche Bank: *DNB Staff Reports*, 2000, No. 52.