

## ارزیابی شکنندگی مالی بانک‌ها با به‌کارگیری روش شبکه عصبی<sup>۱</sup>

اعظم احمدیان<sup>۲</sup>

تاریخ دریافت: ۱۳۹۴/۱/۲۵

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۴/۳/۲۵

### چکیده

پیش‌بینی تداوم فعالیت یک بانک در دوره‌های آتی، یکی از عناصر مهم در تصمیم‌گیری ناظران بانکی بوده و در این میان، انتخاب متغیر پیش‌بینی‌کننده و روش مناسب، به عنوان یکی از مسائل چالش برانگیز در ادبیات پیش‌بینی شکنندگی مالی مطرح بوده است. یکی از پیشرفته‌ترین مدل‌های پیش‌بینی‌کننده شکنندگی مالی، مدل شبکه عصبی است. در نمونه مورد بررسی در این مقاله، ابتدا با بهره‌گیری از ادبیات نظری و تجربی، شاخص شکنندگی مالی متناسب با ساختار شبکه بانکی کشور تعریف شده و سپس با به‌کارگیری آزمون  $t$  معنی‌داری نسبت‌های مالی مورد نظر و بر اساس آماره لوین میانگین دو نمونه در سطح اطمینان ۹۵ درصد، مورد آزمون قرار گرفته و سپس با انتخاب نسبت‌های مالی معنی‌دار که قدرت توضیح‌دهی در مدل داشته

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 توضیح‌دهنده 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<sup>۱</sup>، ۲۰۰۰).

شکندگی مالی بانک‌ها با آسیب زدن به اثربخشی سیاست پولی، منجر به افزایش تورم و افزایش بی‌ثباتی شاخص‌قیمت‌ها می‌شود. وقتی یک بانک با شکندگی 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 شکندگی 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 شکندگی مالی بانک‌ها، آسیب می‌بیند، سیاستگذار پولی، توانایی خود را در ثبات قیمتی از دست خواهد داد (لیندگرن<sup>۱</sup>، 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 فرار 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 شکندگی 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، به طوری که 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 به‌کارگیری آماره  $t$  و آزمون لوین<sup>۱</sup>، انتخاب شوند. سپس با به‌کارگیری شبکه عصبی، مدلی مناسب که دارای قدرت پیش‌بینی شکنندگی مالی بانک‌های کشور را داشته باشد، طراحی گردد. این مقاله به لحاظ ادبیات تجربی، ملاحظات را مورد توجه قرار داده است که آن را از سایر مطالعات متمایز می‌سازد. به طوری که 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 بانک‌ها با به‌کارگیری 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

## ۲-۱. 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 به کار گرفته شده، که از جمله این روش‌ها، تعریف بحران بانکی بر اساس وقوع بحران<sup>۱</sup> می‌باشد که معمولاً بر اساس شواهد گذشته<sup>۲</sup> بنا شده است (کاپرو و کلینگیبل<sup>۳</sup>، 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 پنبلی 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<sup>۴</sup> 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<sup>۱</sup>، ۲۰۰۲).

هدف اصلی از اندازه‌گیری شاخص شکنندگی مالی، کمک به قانونگذاران بانکی جهت شناسایی بانک‌های در معرض 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<sup>۲</sup> (۲۰۰۷)، پسولا<sup>۳</sup> (۲۰۰۷)، دگریس و الهی<sup>۴</sup> (۲۰۱۲) و فیلدینگ و رویلاک<sup>۵</sup> (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:

$$Z_{jt} = \frac{ROAA_{jt} + \frac{equity_{jt}}{assets_{jt}}}{\sigma_{ROAA_j}} \quad (1)$$

که در آن،  $\sigma_{ROAA_j}$  انحراف استاندارد شاخص بازده دارایی  $ROAA_{jt}$ ،  $equity_{jt}$  سرمایه کشور  $Z_{jt}$  و  $assets_{jt}$  دارایی کشور  $Z$  است.

در ادامه، گروه دوم از مطالعات بیان می‌شود. آندریانوآ و همکاران<sup>۶</sup> (۲۰۱۵) از شاخص‌های کملز<sup>۷</sup> و Z\_Score به عنوان شاخص شکنندگی مالی استفاده کرده‌اند. در این راستا، نسبت سرمایه به دارایی به عنوان شاخص کفایت سرمایه<sup>۸</sup>، 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<sup>۱</sup>، نسبت هزینه به کل درآمد به عنوان شاخص کیفیت مدیریت<sup>۲</sup>، نسبت درآمد خالص به متوسط دارایی به عنوان سودآوری<sup>۳</sup>، نسبت تسهیلات به دارایی و نسبت دارایی‌های نقد شونده به کل دارایی به عنوان شاخص نقدینگی<sup>۴</sup> و نسبت جریمه وام به مجموع تسهیلات و ذخیره زیان تسهیلات به عنوان شاخص در معرض ریسک قرار گرفتن<sup>۵</sup> 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 کم‌تر برای هر کشور محاسبه شده است.

$$X_{jt} = \sum_{i \in j} W_{ijt} * X_{ijt} \quad (2)$$

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

$$W_{ijt} = \frac{A_{ijt}}{\sum_{i=1}^{N_{xjt}} A_{ijt}} \quad (3)$$

که  $A_{ijt}$ ، ارزش دارایی بانک  $i$  در کشور  $z$  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 به دست 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. Liquidity
  5. Risk Exposure

گوش<sup>۱</sup> (۲۰۱۱) شاخص ثبات بانکی<sup>۲</sup> را تعریف کرده و بیان می‌دارد، کاهش این شاخص بیانگر افزایش شکنندگی مالی بانک است. بنابراین با به‌کارگیری سه شاخص ذخیره زیان وام به کل دارایی<sup>۳</sup> به عنوان شاخص کیفیت دارایی بانکی، سرمایه به دارایی موزون به ریسک<sup>۴</sup> یا همان نسبت کفایت سرمایه<sup>۵</sup> به عنوان شاخص سلامت بانکی، نسبت بازده دارایی<sup>۶</sup> که از تقسیم سود پس از کسر مالیات بر کل دارایی<sup>۷</sup> 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.

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

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  $0 < d_i < 1$  است. در فضای  $n$  بعدی، شاخص ثبات بانکی با به‌کارگیری رابطه زیر به‌دست می‌آید.

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

که در آن،  $BSI_j$  شاخص ثبات بانکی برای بانک  $j$ ام 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<sup>۸</sup> (۲۰۰۵) در مقاله خود همچون مطالعه دمورگاک-کانت و دتراجیچ<sup>۹</sup> (۱۹۹۸) از چهار شاخص به‌عنوان 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<sup>۱</sup> بیشتر از ۲ درصد، بحران بانکی در مقیاس ملی<sup>۲</sup> و هجوم بانکی<sup>۳</sup> به عنوان عناصر تشکیل دهنده شاخص شکنندگی مالی معرفی شده‌اند. به طوری که 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 عددی یک و در غیر این صورت، مقدار صفر اختیار می‌کند. متوسط وزنی این متغیرهای مجازی، شاخص شکنندگی مالی را ارائه می‌دهد.

کیبریتسیوگلو<sup>۴</sup> (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 سرسید 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 به خوبی نشان دهد؛ بنابراین، شاخص شکنندگی مالی  $BSF_t$  را به صورت رابطه زیر تعریف کرده است:

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

که:

$$CPS_t = \left[ \frac{(LCPS_t - LCPS_{t-1})}{LCPS_{t-n}} \right] \quad (۷)$$

$$FL_t = \left[ \frac{(LFL_t - LFT_{t-1})}{LFT_{t-1}} \right] \quad (۸)$$

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

$$DEP_t = \left[ \frac{(LDEP_t - LDEP_{t-1})}{LDEP_{t-1}} \right] \quad (9)$$

در این معادله  $\mu$  و  $\sigma$  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<sup>۱</sup>، 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.

$$0 > BSF_t > -0.5 \quad (10)$$

$$-0.5 \geq BSF_t \quad (11)$$

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 دارای رتبه ۳ هستند.

هاوکینس و کلاو<sup>۲</sup> (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 به صورت 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 شاخص‌ها 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، به طوری که 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 بالاتر بوده و هر چه رتبه مثبت‌تر باشد، بانک در شاخص مورد نظر، دارای ریسک پایین<sup>۲</sup> است. به این ترتیب در این روش، شاخص شکنندگی مالی به صورت زیر تعریف شده است:

$$BSF_i = \frac{\sum_{i=1}^i w_{it} a_{it}}{n} \quad (12)$$

که در آن،  $BSF_i$  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)

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

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،  $I_i = [i_1, \dots, i_k]$ ، یک خروجی  $a_i$ ، تابع فعال  $f$  و نرخ یادگیری  $\mu_i$ . برای هر عنصر بردار ورودی، یک وزن تعریف شده و بردار وزن  $V_i = [v_1, \dots, v_k]$  را تشکیل می‌دهد.  $V_i = s_i = \sum_{j=1}^k i_j v_j$  که  $j=1, \dots, k$  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 کار برده می‌شود. خروجی  $a_i = f(I_i.V_i)$  است. زمانی که تابع فعال یک تابع سیگموئید<sup>۱</sup> است، آنگاه:

$$a_i = f(s_i) = \frac{1}{1 + e^{-s_i}} \quad (13)$$

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

$$A_n = f(I_n.W_n) \quad (14)$$

بنابراین همه گره‌ها در لایه  $L_n$  برداری از ورودی مشابه دارند به طوری که  $I_n = I_i$  (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  $L_1, \dots, L_m$  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<sup>۲</sup> نامیده می‌شود (هاشمی و همکاران<sup>۳</sup>، ۱۹۹۸).

یکی از مهمترین گونه‌های شبکه عصبی، تابع شعاع‌مدار<sup>۴</sup> می‌باشد. این شبکه با توجه به کاربردهای متنوع به یکی از معروف‌ترین 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 صورتی که از RBF برای تقریب تابع استفاده شود، چنین خروجی‌ای مفید خواهد بود ولی در صورتی که 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 صورتی که مراکز این خوشه‌ها مشخص باشد، می‌توان فاصله از مرکز خوشه را اندازه گرفت. به علاوه، این اندازه‌گیری فاصله به صورت 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 به دست آمده به طور قابل ملاحظه‌ای کاهش می‌یابد. نکته مهم آنکه این ناحیه به صورت شعاعی در اطراف مرکز خوشه متقارن است، بنابراین تابع غیر خطی به صورت تابع شناخته شده شعاع مدار در می‌آید. معمولی‌ترین شکل تابع شعاع مدار بدین صورت می‌باشد:

$$\phi(r) = \exp\left(-\frac{r^2}{2\sigma^2}\right) \quad (15)$$

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 به دست می‌آید:

$$r_1 = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_1 - w_{ij})^2} \quad (16)$$

بنابراین خروجی عصب  $z$  در لایه پنهان به این شکل است:

$$\phi_j = \exp\left(-\frac{\sum_{n=1}^n (x_1 - w_{ij})^2}{2\sigma^2}\right) \quad (17)$$

متغیر  $\sigma$  به‌عنوان عرض یا شعاع منحنی نرمال تعریف، و گاهی اوقات الزاماً به‌صورت تجربی تعیین می‌شود. زمانی که فاصله از مرکز منحنی نرمال به  $\sigma$  می‌رسد، خروجی از یک به  $0/6$  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، داده‌هایی است که به شبکه داده می‌شود تا شبکه میزان کارایی 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<sup>۱</sup>، 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<sup>۲</sup> و بیشینه<sup>۳</sup> باشد. این کار با استفاده از رابطه زیر انجام می‌گیرد:

$$X_n = \frac{X_i - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} * (H - L) + L \quad i=1,2,\dots,n \quad (18)$$

در این رابطه،  $X_i$  مقدار واقعی ورودی شبکه،  $X_n$  مقدار نرمال شده متناظر با آن است.  $X_{\max}$  و  $X_{\min}$  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<sup>۱</sup>. اولین مطالعه در مورد کاربرد شبکه عصبی در پیش‌بینی ورشکستگی بانک‌ها توسط آدام و شاردا<sup>۲</sup> (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 آمریکای 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<sup>۳</sup> (۲۰۱۶) در مقاله خود شکنندگی مالی را با به کارگیری شبکه عصبی و کارایی بانک‌های کشور مالزی به روش TOPSIS مورد بررسی قرار داده‌اند. نتایج نشان می‌دهد که ساختار هزینه بر کارایی بانک‌ها اثر منفی دارد. نسبت اهرمی بانک‌های این کشور، رابطه مثبت با کارایی 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<sup>۴</sup> (۲۰۱۵) با به کارگیری مدل شبکه عصبی رگرسیون، 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<sup>۱</sup> (۲۰۱۵) از سه روش برای پیش‌بینی شکنندگی مالی کشورهای اتحادیه اروپا استفاده کرده‌اند: روش تحلیل تجزیه‌ای<sup>۲</sup>، روش لاجستیک و روش هوش مصنوعی<sup>۳</sup>. 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 پیش‌بینی ورشکستگی می‌نماید.

اردل و اکینسی<sup>۴</sup> (۲۰۱۳) برای پیش‌بینی شکنندگی مالی از چهار روش ماشین بردار<sup>۵</sup>، تابع شعاع مدار<sup>۶</sup> و چند لایه<sup>۷</sup> شبکه عصبی و تجزیه و تحلیل عاملی<sup>۸</sup> 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<sup>۹</sup> (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<sup>۱</sup> (۲۰۱۰) از شبکه عصبی برای پیش‌بینی شکنندگی مالی در بحران ۲۰۰۰-۲۰۰۱ در کشور ترکیه استفاده کرده‌اند. نتایج بررسی نشان می‌دهد که حقوق صاحبان سهام رابطه منفی با شکنندگی مالی داشته و قدرت پیش‌بینی شبکه عصبی ۸۷ درصد است.

مطالعات تجربی موجود در کشور، کاربرد شبکه عصبی را در رتبه‌بندی اعتباری و ارزیابی کارایی 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 روبه‌به 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 طوری که 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 کارایی شعب بانک استفاده کرده، داده‌ها مربوط به ۴۰ شعبه بانک در سال‌های ۱۳۸۶-۱۳۸۷ جمع‌آوری و میزان کارایی 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

انتخاب شده، به طبقه‌بندی آنها پرداخته و دقت رتبه‌بندی مدل‌های مزبور در معیارهای انتخاب شده، به طبقه‌بندی آنها پرداخته و دقت رتبه‌بندی مدل‌های مزبور مورد ارزیابی قرار گرفته است. نتایج نشان می‌دهد که مدل MOE دقیق‌تر از مدل‌های MLP و RBF می‌باشد و مدل LVQ از دقت قابل قبولی برای رتبه‌بندی اعتباری متقاضیان بانکی برخوردار نیست.

#### ۴. تصریح مدل

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

۱. تعریف و استفاده از نسبت‌های مالی مورد نظر پژوهش به منظور آموزش شبکه عصبی؛
  ۲. تفکیک دو نمونه از بانک‌ها با وجود شکنندگی مالی و بدون وجود 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 مقاله، بانک‌های دارای مجوز از بانک مرکزی انتخاب شده‌اند، که در دوره زمانی ۹۳-۱۳۸۵، که هر ساله توسط مؤسسه عالی بانکداری ایران منتشر می‌شود، مورد بررسی قرار می‌گیرند. این بانک‌ها دارای عمر بیش 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 بانک‌ها بدون وجود شکنندگی مالی از تعریف شکنندگی مالی<sup>۱</sup> استفاده شده است. شاخص شکنندگی مالی بانک‌ها بر اساس مطالعات نظری و تجربی نظیر کبیریتسیوگلو<sup>۲</sup> (۲۰۰۲) و زاگدودی<sup>۳</sup> (۲۰۱۳) و واقعیات حاکم بر شبکه بانکی کشور به صورت زیر قابل تعریف است:

$$FF_t = \frac{(OD_t - \mu_{od})}{\sigma_{od}} + \frac{(DC_t - \mu_{DC})}{\sigma_{DC}} + \frac{(DI_t - \mu_{DI})}{\sigma_{DI}} \quad (19)$$

که  $OD_t$ ،  $DC_t$  و  $DI_t$  به ترتیب، بیانگر سایر سپرده‌های بانک‌ها، بدهی به بانک مرکزی و بدهی به شبکه بانکی،  $\mu_{od}$ ،  $\mu_{DC}$  و  $\mu_{DI}$  به ترتیب، بیانگر میانگین سایر سپرده‌های

---

1. Financial Friction  
2. Kibritcioglu  
3. Zaghdoudi

بانک‌ها، بدهی به بانک مرکزی و بدهی به شبکه بانکی و  $\sigma_{od}$ ،  $\sigma_{Dc}$  و  $\sigma_{DI}$  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؛ به طوری که هر چه یک بانک دارای اعتبار کمتر در بازار بین بانکی باشد و هر چه بیشتر با ریسک نقدینگی و کمبود منابع همراه باشد، به صورتی که 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 بر شکنندگی مالی که به عنوان ورودی شبکه عصبی در نظر گرفته می‌شوند، 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<sup>۱</sup> 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

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

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

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<sup>۱</sup> برای متغیرهای کمی بررسی شده است.<sup>۲</sup> 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. همان‌طور که در جدول شماره (۳) مشاهده می‌شود، مقایسه دو گروه بانکی، همان‌گونه 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. همان‌طور 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 خطر قرار دارند. 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 بانک‌های کشور در تأمین مالی بخش تولید نقش دارند، بیش از سایر بانک‌ها در معرض خطر قرار گرفته‌اند. به همین دلیل، از ثبات بانکی کمتری نیز در مقایسه با گروه دیگر برخوردارند.

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

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

مأخذ: نتایج تحقیق

برای آزمون دقت مدل، از نتایج حاصل از جدول طبقه‌بندی استفاده می‌شود. در این جدول، درصد صحت پیش‌بینی در سه گروه آموزش، آزمون و گروه مجزا نگهداری شده برای بانک‌ها با وجود شکنندگی مالی و بانک‌ها بدون وجود شکنندگی مالی بررسی شده است. بر اساس نتایج حاصل از این جدول در هر مورد، در صورتی که احتمال پیش‌بینی بیشتر از ۵۰ درصد باشد، عکس‌العمل سیستم مثبت خواهد بود. همان گونه که در جدول شماره ۴ مشاهده می‌شود، سلول‌های قرار گرفته بر روی قطر این جدول، در هر مورد، پیش‌بینی‌های صحیح بوده و سلول‌هایی که بر روی قطر فرعی قرار دارند، پیش‌بینی‌های غیر صحیح می‌باشند. در بین مواردی که از آنها برای ساخت مدل استفاده شده است، ۵۴ مورد از کل مواردی که در گذشته شکنندگی مالی نداشته‌اند، یعنی ۹۴ درصد به درستی طبقه‌بندی شده‌اند و تعداد ۴۵ مورد از کل مواردی که در گذشته شکنندگی مالی داشته‌اند، یعنی ۹۷ درصد، نیز به درستی طبقه‌بندی شده‌اند. به صورت کلی ۹۶ درصد از موارد آموزش به درستی طبقه‌بندی شده و میزان باقی‌مانده

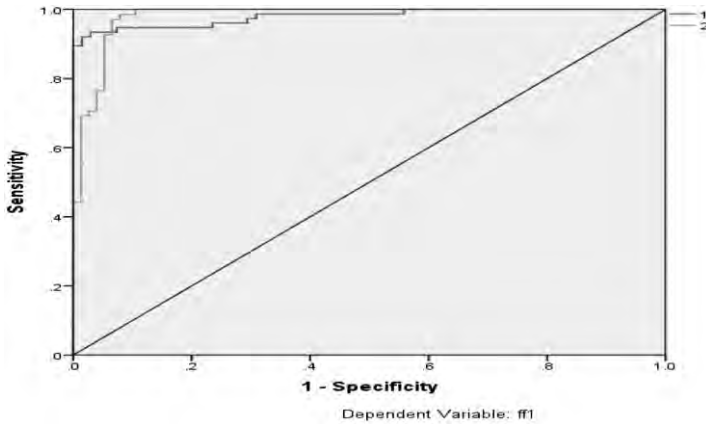
یعنی ۴ درصد موارد اشتباه در خلاصه مدل می‌باشد. درصد بالای موارد صحیح بیانگر عملکرد مناسب مدل می‌باشد. نمونه‌های جدا نگهداشته شده، به ارزیابی مدل کمک می‌کنند. در اینجا ۷۵ درصد از موارد به درستی طبقه‌بندی گردیده‌اند؛ این موارد، بیانگر آن است که در حالت کلی، مدل ما تقریباً ۳ بار از ۴ بار را صحیح پیش‌بینی می‌نماید.

جدول ۴. طبقه‌بندی

پیش‌بینی					
درصد صحیح	بدون وجود شکنندگی مالی	با وجود شکنندگی مالی	با وجود شکنندگی مالی	بدون وجود شکنندگی مالی	درصد صحیح
۹۴/۷٪	۳	۵۴	با وجود شکنندگی مالی	آموزش	
۹۷/۸٪	۴۵	۱	بدون وجود شکنندگی مالی		
۹۶/۱٪	۴۶/۶٪	۵۳/۴٪	درصد کل		
۸۴/۳٪	۳	۱۶	با وجود شکنندگی مالی	آزمون	
۹۵/۵٪	۲۱	۱	بدون وجود شکنندگی مالی		
۹۰/۳٪	۵۸/۵٪	۴۱/۵٪	درصد کل		
۷۱/۴٪	۲	۴	با وجود شکنندگی مالی	مجزا نگهداری شده	
۸۰/۱۰٪	۴	۱	بدون وجود شکنندگی مالی		
۷۵٪	۵۰٪	۵۰٪	درصد کل		

مأخذ: نتایج تحقیق

منحنی ROC به ارائه تصویری گویا از میزان حساسیت و شاخص‌نمایی برای تمامی مقادیر ممکن محدودیت توقف، تنها در یک نمودار و به طور همزمان می‌پردازد که بسیار واضح‌تر و توانمندتر از مجموعه‌ای از جداول می‌تواند عمل نماید. نموداری که 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 نمایندگی می‌کنند. از آنجایی که تنها دو دسته‌بندی وجود دارد. منحنی‌ها نسبت به خط ۴۵ درجه از گوشه بالایی سمت چپ نمودار تا قسمت پایینی قسمت سمت راست، متقارن می‌باشند. باید توجه نمود که این نمودار بر اساس ترکیبی از نمونه‌های آموزشی و آزمایشی استوار است. برای رسم یک نمودار ROC در مورد نمونه‌های جدا نگهداری شده، فایل را توسط متغیر تفکیکی به دو نیم تقسیم نموده و فرآیند ترسیم منحنی ROC را با توجه به 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 عددی 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 در آن 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

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

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 سپرده‌های 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 تورم به ترتیب، دارای ۷۸ و ۷۱ درصد اهمیت در توضیح‌دهی شکنندگی مالی هستند. کاهش رشد اقتصادی باعث کاهش درآمد خانوارها و در نتیجه، سپرده‌های بانکی خواهد شد. از طرف دیگر، افزایش تورم نیز باعث کاهش ارزش حقیقی منابع بانک‌ها خواهد شد. این موضوع بر منابع بانک‌ها اثر منفی داشته و باعث تلاش بانک‌ها برای استقراض از بانک مرکزی و بانک‌های دیگر، برای پوشش کمبود منابع خواهد شد و شکنندگی مالی بانک‌ها افزایش خواهد یافت. در نهایت، ثبات بانک‌ها نیز دارای اثر بیش از ۵۰ درصد خواهد بود؛ به طوری که افزایش ثبات بانکی باعث کاهش شکنندگی مالی خواهد شد.

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

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

مأخذ: نتایج تحقیق

## ۵. جمع‌بندی و پیشنهادات

در سال‌های اخیر، شبکه بانکی کشور با کمبود منابع و در نتیجه، افزایش سپرده فرار در سبد بدهی و بدهی به بانک مرکزی و بدهی به شبکه بانکی مواجه بوده است. این موضوع، برخی از بانک‌های کشور را در معرض خطر قرار داده و دست‌اندرکاران شبکه بانکی کشور را به بررسی بیشتر و دقیق‌تر فعالیت‌های بانک‌ها واداشته است. با توجه به پیوستگی و ارتباط عملیاتی بانک‌های کشور، ایجاد بی‌ثباتی مالی در هر بانک، به سایر

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 بانک مرکزی 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 پیش‌بینی 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 می‌دهد. 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 سبب درآمدی بانکها در مقایسه با درآمدهای 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 و کاهش 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 کارایی شعب بانک اقتصاد نوین با ترکیبی از روش شبکه عصبی و تحلیل پوششی داده‌ها. مجله تحقیق در عملیات و کاربردهای آن، سال هشتم، شماره ۴ (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*.
  - Demircuc-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., & Ekinici, 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](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.