International Journal of Industrial Engineering & Production Management (2012)

June 2012, Volume 23, Number 1
pp. 43-54

http://IJIEPM.iust.ac.ir/

Using Fuzzy Analytic Hierarchy Process and Hybrid of Higher Order Neural Network for Evaluation Credit Risk of Corporate

S. H. Ghodsypour*, M. Salari & V. Delavari

Seyed Hassan Ghodsypour, *Professor of Industrial Engineering, Department of Industrial Engineering, Amirkabir University of Technology, Tehran, Iran*
Meysam Salari, *M.Sc. in Industrial Engineering, Department of Industrial Engineering, Amirkabir University of Technology, Tehran, Iran*
Vahid Delavari, *M.Sc. in Information Technology Management, Shahidbeheshti University, Tehran, Iran*

Keywords

Credit risk, Default rate,
neural network,
fuzzy analytic hierarchy process

ABSTRACT

Banks as financial institutions must estimate the credit risk of their debtors. This is the basis of pricing a loan, determining appropriate interest rates and determining the mortgage required to each borrower. Since the continuity of bank activities largely depends on the amount of credit losses in a particular period, banks should consider the credit quality of their loan portfolio as a collection of debts.

In this paper, the calculation of credit risk of corporates applying for loans has been investigated. Using fuzzy analytic hierarchy process, effective criteria for credit risk have been analyzed.

The neural network is used to extract an open box model that describes the relationship between effective criteria and the credit risk of the companies who apply for a loan. Neural network model has been run with historical data. Observations have been based on 174 corporate who had taken out a loan from a major Iranian bank named Mellat (All loans had been made during 2005 to 2008).

The output of the model can predict credit risk of a corporate by at least 84% accuracy.

© 2012 IUST Publication, IJIEPM. Vol. 23, No. 1, All Rights Reserved

* **Corresponding author. Seyed Hassan Ghodsypour**
Email: *Ghodsypo@aut.ac.ir*

[Downloaded from ijiepm.iust.ac.ir on 2026-09-05]

نشـــریه بین المللـــی مهنـــدسی صنـــایع و مدیـــریت تولیـــد

شمـــاره ۱، جلـــد ۲۳، خـــرداد ۱۳۹۱
صفحـــه ۵۴-۴۴

نشریه بین المللی مهندسی صنایع و مدیریت تولید
دانشگاه علم و صنعت ایران

ISSN: 2008-4870

http://IJIEPM.iust.ac.ir/

ارزیابی ریسک اعتباری شرکت‌های وام گیرنده از بانک با استفاده از تحلیل سلسله مراتبی فازی و شبکه عصبی ترکیبی درجه بالا

سیدحسن قدسی پور*، میثم سالاری و وحید دلاوری

کلمات کلیدی

ریسک اعتباری،
نرخ عدم پرداخت بدهی،
شبکه عصبی، ت
حلیل سلسله مراتبی فازی.

چکیده:

بانک به عنوان یک نهاد مالی باید ریسک اعتباری هر یک از بدهکاران را برآورد کند. این کار مبنای اصلی قیمت گذاری یک وام، تعیین نرخ بهره مناسب و تعیین مقدار وثیقه مورد نیاز در مورد هر وام گیرنده است. در عین حال باید به کیفیت اعتباری سبد وام خود نیز به عنوان مجموعه‌ای از بدهی‌ها توجه کند، زیرا تداوم فعالیت بانک، تا حد زیادی به عملکرد آن و حجم زیان‌های اعتباری در یک دوره معین بستگی دارد.

در این مقاله نحوه محاسبه ریسک اعتباری شرکتهای متقاضی وام بررسی شده است به طوریکه با استفاده از روش تحلیل سلسله مراتبی فازی معیارهای موثر بر ریسک اعتباری شرکتهای متقاضی وام وزن دهی شده‌اند و با استفاده از شبکه عصبی ارتباط بین معیارهای موثر بر ریسک اعتباری و میزان اعتبار شرکت متقاضی وام به صورت مدل جعبه باز[1] استخراج شده است. مدل شبکه عصبی با داده‌های تاریخی مربوط به ۱۷۴ شرکت وام گیرنده در سال‌های ۱۳۸۳ تا ۱۳۸۷ از بانک ملت جمهوری اسلامی ایران وام دریافت نموده‌اند و دوره بازپرداخت آن‌ها تمام شده است اجرا شده است. خروجی مدل قابلیت پیش بینی ریسک اعتباری با دقت ۸۴٪ را دارا می‌باشد.

۱. مقدمه

بانک‌ها یکی از ارکان اصلی نهادهای مالی در هر اقتصادی محسوب می‌شوند که در سال‌های اخیر با توجه به رشد چشمگیر بازارها و نهادهای مالی، نقش آن‌ها روز به روز بیشتر می‌شود. با گسترش دامنه فعالیت بانک‌ها در کشورهای مختلف نقش مدیران و کارشناسان باتجربه و آشنا با علوم جدید بانکداری بیشتر مشخص می‌شود. از طرفی ارائه تسهیلات مالی یکی از فعالیت‌های مهم نظام بانکی تلقی می‌شود. برای اعطای تسهیلات، باید درجه اعتبار و قدرت گیرنده تسهیلات را در باز پرداخت اصل و سود تسهیلات اعطایی تعیین نمود. احتمال عدم بازگشت اصل و سود تسهیلات اعطایی را ریسک اعتباری گویند. بحران‌های مشاهده شده در نظام بانکی کشورها عمدتاً ناشی از عدم کارآیی در مدیریت ریسک اعتباری بوده است[۱].

یکی از مدل‌های تکنیکی برای حمایت از سیستم اعتباردهی بانک‌ها و سایر ارگان‌های مالی امتیازدهی می‌باشد. این مدل‌ها اثر بخشی تصمیمات اعتباری را در تولید خدمت و رفع نیازهای مشتریان (CS) اعتباری افزایش داده و موجبات کاهش محسوس هزینه‌ها و قصور وام گیرندگان را فراهم ساخته است. برای بانک که واگذارندهٔ اعتبار است مسأله اساسی، همانا تعیین سطح ریسک اعتبار گیرندگان و مدیریت اعتبارات می‌باشد؛ لذا مدیران بانکی بایستی آگاهی وسیعی از تعیین نیازها، اندازه گیری، نظارت و کنترل ریسک اعتباری همچنین تعیین سرمایه مناسب با توجه به ریسک آن‌ها داشته باشند. بنابراین بانک‌ها بایستی ابزار مناسبی

تاریخ وصول: ۸۹/۶/۲۹
تاریخ تصویب: ۹۰/۲/۲۷

***نویسنده مسئول مقاله:** **دکتر سیدحسن قدسی پور،** استاد دانشکده مهندسی صنایع دانشگاه صنعتی امیرکبیر Ghodsypo@aut.ac.ir
میثم سالاری، کارشناسی ارشد مهندسی مالی دانشکده مهندسی صنایع دانشگاه صنعتی امیرکبیرM_Salari@aut.ac.ir
وحید دلاوری، کارشناسی ارشد مدیریت فناوری اطلاعات دانشکده مدیریت دانشگاه شهید بهشتی V.Delavari@gmail.com

[1]. *Open box*

[Downloaded from ijiepm.iust.ac.ir on 2026-09-05]

جهت اندازه گیری ریسک اعتباری مشتریان خود طراحی کنند که همانا این ابزار چیزی جز کمی کردن ریسک اعتباری از طریق روش امتیازدهی اعتباری نیست. با توجه به مطالب بیان شده، ضرورت مدیریت ریسک در بانک‌ها عبارتند از:

۱- جهانی شدن و توجه به مقررات خدمات بانکی.
۲- تشدید رقابت در عرصه بازارهای محلی و جهانی.
۳- افزایش روند ورشکستگی شرکت‌های بزرگ و ضرورت پیش بینی امکان ورشکستگی شرکت‌ها در هنگام دریافت اعتبار.
۴- توسعه و تکامل بازارهای مالی و افزایش ابداعات و نوآوری در ابزارهای پولی و مالی.
۵- افزایش تنوع عوامل ریسک در بانک‌ها و مؤسسات اعتباری به دلیل پیچیده شدن معادلات و روابط اقتصادی ناشی از جهانی شدن و مقررات زدایی و توسعه و نوآوری ابزارهای پولی و مالی [۲].

در بخش بعد ادبیات مربوط به ریسک اعتباری بررسی شده است. در بخش ۴ الگوریتم ارائه شده برای محاسبه ریسک اعتباری بیان شده که قسمت‌های مختلف آن جداگانه در این بخش تشریح شده است. در بخش ۵ نحوه اجرای الگوریتم، معیارها و داده‌های مورد استفاده در اجرای الگوریتم بیان شده و نتایج حاصل از اجرا به همراه تفسیر نتایج ارائه شده است. در قسمت آخر نیز نتیجه گیری از مقاله بیان شده است.

۲. مرور ادبیات

از دهه‌های ۱۹۵۰ و ۱۹۶۰ که رتبه بندی اعتباری گسترش یافت، مدل‌های آماری و غیر آماری برای ایجاد مدل‌های ارزیابی اعتبار برای جلوگیری از سوء استفاده‌های اعتباری به کار گرفته شده‌اند. اعتباردهندگان با مسأله افزایش حجم اعتبارات بدون افزایش قابل محسوس در معرض قصور قرار گرفتن از سوی دریافت کنندگان اعتبارات مواجه هستند. بنابراین، برای پایش درخواست کنندگان اعتبار، ارایه تکنیک‌های جدید برای پیش بینی اعتبارات با صحت بیشتر لازم است. تصمیمات در ارتباط با ارزیابی ریسک اعتباری، ارزیابی مشخصه‌های مالی و غیر مالی شرکت‌ها را شامل می‌شوند. به عبارت دیگر تصمیمات ارزیابی ریسک اعتباری در بر گیرنده دو موضوع مهم: تعیین احتمال قصور و ارزیابی سود و زیان‌های بالقوه آینده برای درخواست کنندگان اعتبار می‌باشند.

اولین بار جان مودی درسال ۱۹۰۹، با یک کتاب کوچک رتبه بندی آغاز کرد. امروزه این بازار به صنعتی چند بیلیون دلاری تبدیل شده است. شرکت‌های مدرن سنجش اعتبار از دهه ۱۹۵۰ در پی توسعه فناوری و گسترش اعتبارات اعطایی توسعه و تکامل یافته‌اند. در بین بازارهای نوظهور، آمریکای لاتین دارای قدیمی ترین شرکت‌های سنجش اعتبار است. درحالیکه تا دهه ۱۹۹۰ هنوز در بسیاری از بازارهای مالی این‌گونه شرکت‌ها ایجاد نشده بود، در بین سال‌های ۱۹۹۰ تا ۲۰۰۵ تعداد شرکت‌های سنجش اعتبار به دو برابر افزایش یافت. شرکت‌های سنجش اعتبار در سال های اخیر نیز رشد چشمگیری داشته‌اند، بطوریکه تعداد آن‌ها در ده سال گذشته حدود ۵ برابر شده است. در آسیا پس از بحران مالی دهه ۹۰، بسیاری از کشورها به این سمت تمایل پیدا کردند. طی پنج سال گذشته در اروپای شرقی نیز این نوع شرکت‌ها با رشدی سریع ظاهر شدند که بسیاری از آن‌ها ثمره فعالیت‌هایی است که از دهه ۱۹۹۰ در این کشورها آغاز شده بود. در منطقه خاورمیانه و آفریقای شمالی نیز اخیراً تمایل روبه رشدی در زمینه گزارش گیری اعتباری ایجاد گردیده است. [۳].

در پژوهشی که توسط باسنز و همکارانش انجام گرفت، روش‌های متعدد رتبه بندی اعتباری از جمله رگرسیون لجستیک، تحلیل ممیز خطی، kامین همسایه نزدیک، شبکه عصبی، درخت تصمیم، ماشین‌های بردار پشتیبانی و ماشین بردار پشتیبانی حداقل مربعات روی ۸ مجموعه داده واقعی با یکدیگر مقایسه شده‌اند؛ و نتیجه گیری بدین ترتیب بوده که روش‌های شبکه عصبی و LS-SVM ، بهتر از سایر روش‌ها در کلاس بندی موفق بوده‌اند [۴].

زوراندا نیز روش‌های رگرسیون لجستیک، شبکه عصبی، استدلال بر پایه حافظه و روش ترکیبی روی داده‌های صورتحساب پرداخت نشده بخش بهداشت و درمان با هم مقایسه کرده و این داده‌ها به دو دسته خوب/بد که محتمل بودن/نبودن پرداخت را نشان می‌دهد، تقسیم کرده است. نتایج نشان داد روش رگرسیون لجستیک و شبکه عصبی از روش‌های دیگر بهتر دسته بندی نموده بودند [۵]. هانگ و همکاران ترکیبی از SVM، الگوریتم ژنتیک و F-score را به کار گرفته است[۶]. لی و همکاران در سال ۲۰۰۲ از سیستم یکپارچه‌ای از شبکه عصبی و روش تحلیل تمایز سنتی استفاده کرده است[۷]. لی و چن در سال ۲۰۰۵ یک مدل ترکیبی دو مرحله‌ای با شبکه‌های عصبی و رگرسیون چند متغیره ارایه دادند[۸]. هانگ و چن در یال ۲۰۰۳ دو مسأله ارزیابی اعتبار را در نظر گرفته و به حل آن‌ها با به کار گیری شبکه‌های عصبی و الگوریتم ژنتیک پرداخته‌اند [۹]. هوفمن در سال ۲۰۰۲ نیز نشان داده است که مدل طبقه بندی ژنتیک فازی بهتر از هر دو مدل انفرادی نرو فازی و C4.5 عمل کرده است[۱۰]. به علاوه، مدل ترکیبی شبکه‌های عصبی نیز به صحت بالاتری نسبت به مدل‌های منفرد شبکه عصبی در ارزیابی اعتباری و پیش بینی ورشکستگی دست یافته‌اند [۱۱]. با وجود اینکه کمّی سازی ریسک اعتباری بانک‌ها در کشورهای پیشرفته از جمله امریکا و اروپا سال‌ها است که آغازشده، و اگرچه در حال

[Downloaded from ijiepm.iust.ac.ir on 2026-09-05]

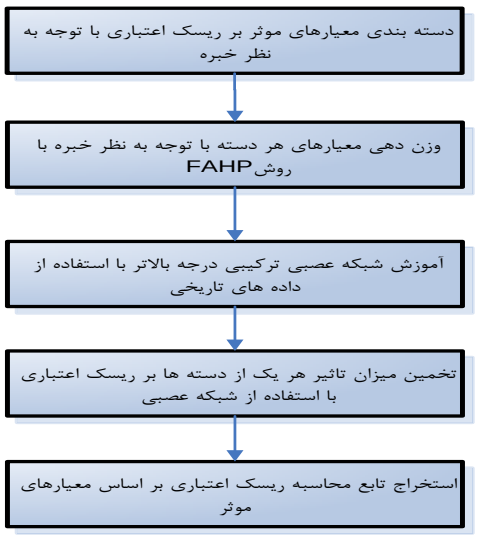
حاضر در برخی از بانک‌های کشور دپارتمان مدیریت ریسک تشکیل شده و مطالعاتی آغاز شده است، لیکن اثربخشی بکارگیری مدل‌های ریسک اعتباری مورد بررسی قرار نگرفته است. با این حال، پژوهش‌های مشابهی در زمینه رتبه‌بندی شرکت‌ها و پیش بینی ریسک اعتباری آن‌ها بر اساس مدل‌های AHP و نمره Z آلتمن و شبکه‌های عصبی انجام شده است. از آن جمله می‌توان به پایان‌نامه‌ی دکتری قلیزاده در زمینه‌ی رتبه‌بندی شرکت‌ها با استفاده از رویکرد AHP اشاره کرد. در این پژوهش ابتدا به روش پیمایشی، دیدگاه کارشناسان و صاحب‌نظران پیرامون اهمیت هر یک از متغیرهای مالی برای رتبه‌بندی شرکت‌ها مشخص شده، سپس با استفاده از رویکرد AHP شرکت‌ها رتبه‌بندی شدند. نتایج این پژوهش حاکی از این است که رویکرد یاد شده، روش مناسبی برای رتبه‌بندی شرکت‌ها بر حسب ریسک است.

از دیگر پژوهش‌های صورت گرفته برای پیش‌بینی ریسک اعتباری شرکت‌ها، می‌توان به پژوهشی که در سال ۱۳۸۳ در مقطع کارشناسی ارشد توسط فلاحپور صورت گرفته، اشاره کرد. روش مورد استفاده در این پژوهش، روش تحلیل همبستگی بوده است. در این پژوهش مدل تحلیل ممیزی چندگانه و شبکه‌های عصبی برای پیش‌بینی درماندگی مالی شرکت‌های بورس مورد بررسی قرارگرفته است. یافته‌های این پژوهش حاکی از این است که اگرچه با استفاده از مدل‌های تحلیل ممیزی امکان پیش‌بینی درماندگی مالی وجود دارد، ولی مدل‌های یادشده در مقایسه با شبکه‌های عصبی مصنوعی کارآیی کمتری دارند[۱۲].

۳. الگوریتم پیشنهادی ارزیابی ریسک اعتباری شرکتها

در این مقاله برای محاسبه ریسک اعتباری شرکت‌های وام گیرنده از بانک از دو روش تحلیل سلسله مراتبی فازی برای وزن دهی اولیه معیارها با توجه به نظر خبره و الگوریتم شبکه عصبی درجه بالا ترکیبی برای وزن دهی نهایی و آموزش مدل با توجه به داده-های تاریخی استفاده شده است. به طوریکه معیارهای تأثیرگذار بر ریسک اعتباری شرکت‌ها ابتدا با توجه به نظر خبرگان در این زمینه در سه دسته تقسیم بندی شده‌اند و سپس این معیارها در هر دسته با توجه به نظر خبرگان از لحاظ میزان تأثیرگذاری بر ریسک اعتباری شرکت‌های وام گیرنده از بانک با استفاده از روش تحلیل سلسله مراتبی فازی وزن دهی می‌شوند. سپس تأثیر هر یک از این سه دسته بر روی ریسک اعتباری شرکت‌های وام گیرنده از بانک با استفاده از داده‌های تاریخی برای شرکت‌هایی که در گذشته از بانک وام دریافت نموده‌اند از طریق الگوریتم شبکه عصبی درجه بالا اندازه گیری می‌شود. در نهایت تابع تخمین مربوط به ریسک اعتباری با توجه به سه ورودی اصلی که مقادیر این سه ارزیابی برای شرکت‌ها می‌باشد تولید می‌شود.

در ادامه هر یک از دو روش تحلیل سلسله مراتبی فازی و شبکه عصبی درجه بالاتر به همراه کاربرد و نحوه به کارگیری آن‌ها توضیح داده شده است. فلوچارت ۱ الگوریتم ارائه شده را نشان می‌دهد.



فلوچارت ۱. الگوریتم ارائه شده جهت محاسبه ریسک اعتباری

۱-۳. تحلیل سلسله¬مراتبی فازی[1] (FAHP)

در ادبیات، تعداد زیادی متدلوژی فرآیند تصمیم¬گیری چند معیاره فازی وجود دارند که توسط پژوهش¬گران مختلفی ارائه شده¬اند. در عمل، غالباً کار کردن با اعداد فازی مثلثی به خاطر سادگی محاسبه آن¬ها راحت¬تر است. به¬علاوه، اعداد فازی مثلثی برای نمایش و پردازش اطلاعات در یک محیط فازی قابل کاربرد هستند. [۱۳] در این مقاله از فرآیند تحلیل سلسله¬مراتبی مبتنی بر آنالیز اندازه [۱۴] که مفهوم اعداد فازی مثلثی را به کار می‌برد، استفاده شده¬است. مراحل روش FAHP مبتنی بر آنالیز اندازه در ادامه آمده¬اند.

۱-۱-۳. ارزش اندازه ترکیبی فازی[2]

فرض کنید که $X=\{x_1,x_2,...,x_n\}$ یک مجموعه شیء و $G=\{g_1,g_2,...,g_m\}$ یک مجموعه هدف[3] باشد. با توجه به روش آنالیز اندازه[4]، می‌توانیم هر شیء را در نظر بگیریم و آنالیز اندازه را به ترتیب برای هر هدف انجام دهیم. بنابراین، ما

[1] *Fuzzy Analytic Hierarchy Process*
[2] *Value of Fuzzy Synthetic Extent*
[3] *goal*
[4] *Extent Analysis*

[Downloaded from ijiepm.iust.ac.ir on 2026-09-05]

می‌توانیم m اندازه آنالیز ترکیبی را برای هر شیء با علائم مورد اشاره در معادله ۱ به دست آوریم:

$$M_{g_i}^{1}, M_{g_i}^{2}, ..., M_{g_i}^{m} \quad i = 1,2,..., n \qquad (۱)$$

که همه $M_{g_i}^{j}$ ها با $j = 1,2,...,m$ اعداد فازی مثلثی هستند.

تعریف: فرض کنید که $M_{g_i}^{1}, M_{g_i}^{2}, ..., M_{g_i}^{m}$ ارزش آنالیز اندازه i امین شیء برای m هدف باشند. ارزش اندازه ترکیبی فازی با توجه به i امین شیء به صورت معادله ۲ تعریف می‌شود:

$$S_i = \sum_{j=1}^{m} M_{g_i}^{j} \quad \left[\sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{m} M_{g_i}^{j} \right]^{-1} \qquad (۲)$$

که اجزای S_i همان طور که اشاره کرده‌اند [۱۳]، از فرمول‌های ۳ و ۴ به دست می‌آیند:

$$\sum_{j=1}^{m} M_{g_i}^{j} = \left(\sum_{j=1}^{m} l_j, \sum_{j=1}^{m} m_j, \sum_{j=1}^{m} u_j \right) \qquad (۳)$$

$$\left[\sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{m} M_{g_i}^{j} \right]^{-1} = \left(\frac{1}{\sum_{i=1}^{n} u_i}, \frac{1}{\sum_{i=1}^{n} m_i}, \frac{1}{\sum_{i=1}^{n} l_i} \right) \qquad (۴)$$

۲-۳. محاسبه بردار اهمیت نسبی (اوزان) عناصر

اگر $A = (a_{ij})_{n \times m}$ یک ماتریس مقایسه زوجی اعداد فازی باشد، که $a_{ij} = (l_{ij}, m_{ij}, u_{ij})$ و $l_{ij} = \frac{1}{l_{ji}}, m_{ij} = \frac{1}{m_{ji}}, u_{ij} = \frac{1}{u_{ji}}$، برای به دست آوردن تخمین‌هایی از بردار وزن تحت هر معیار، باید اصل مقایسه اعداد فازی در نظر گرفته شود.

تعریف: اگر دو عدد فازی مثلثی $M_1 = (l_1, m_1, u_1)$ و $M_2 = (l_2, m_2, u_2)$ را داشته باشیم، درجه امکان $M_1 \geq M_2$ به صورت معادله ۵ تعریف می‌شود:

$$V(M_1 \geq M_2) = \sup_{x \geq y} \left[\min(\mu_{M_1}(x), \mu_{M_2}(y)) \right] \qquad (۵)$$

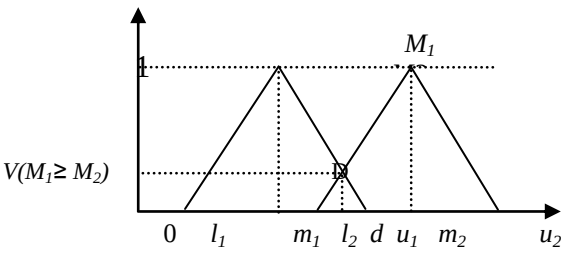
موقعی که یک زوج (x,y) وجود دارد، چنان که $x \geq y$ و $\mu_{M_1}(x) = \mu_{M_2}(y) = 1$، $V(M_1 \geq M_2) = 1$ را خواهیم داشت. به دلیل این که M_1 و M_2 اعداد فازی محدب هستند، خواهیم داشت:

$$V(M_1 \geq M_2) = hgt(M_1 \cap M_2) = \mu_{M_1}(d) \qquad (۶)$$

با بسط دادن معادله ۶، عبارت ۷ حاصل می‌شود:

$$V(M_1 \geq M_2) = \begin{cases} 1 & iff\ m_1 \geq m_2, \\ 0 & iff\ l_2 \geq u_1, \\ \dfrac{l_1 - u_2}{(m_2 - u_2) - (m_1 - l_1)} & otherwise \end{cases} \qquad (۷)$$

که d برابر عرض بالاترین نقطه تقاطع D میان μ_{M_1} و μ_{M_2} است[۱۳].



شکل ۱. اشتراک دو عدد فازی مثلثی M_1 و M_2

برای مقایسه M_1 و M_2، به هر دو مقدار $V(M_1 \geq M_2)$ و $V(M_2 \geq M_1)$ نیاز داریم.

تعریف: امکان این که یک عدد فازی محدب، بزرگتر از k عدد فازی محدب M_i باشد که $i = 1,2,...,k$، به صورت معادله ۸ تعریف می‌شود:

$$V(M \geq M_1, M_2, ..., M_k) = V\left[(M \geq M_1) and (M \geq M_2) and ... and (M \geq M_k)\right] = \min V(M \geq M_i),\ i = 1,2,...,k. \qquad (۸)$$

اگر داشته باشیم:

$$d'(A_i) = \min V(S_i \geq S_k) \qquad (۹)$$

که در آن $k = 1,2,...,n; k \neq i$، بردار وزن از معادله ۱۰ به دست می‌آید:

$$W' = (d'(A_1), d'(A_2), ..., d'(A_n))^T \qquad (۱۰)$$

که $A_i\ (i = 1,2,...,n)$، n عنصر هستند. از طریق نرمال سازی، بردارهای وزنی نرمال شده مطابق با معادله ۱۱ به دست می‌آیند:

$$W = (d(A_1), d(A_2), ..., d(A_n))^T \qquad (۱۱)$$

که W یک عدد غیر فازی است.

[Downloaded from ijiepm.iust.ac.ir on 2026-09-05]

۳-۳. مدل‌ها و ساختارهای شبکه عصبی درجه بالاتر[1] (HONN)

در سال‌های اخیر، گونه‌های مختلف ساختار HONN توسعه یافته است. HONN همبستگی بیشتری از نرون‌های ورودی را برای تنظیم نمودن بهتر مشخصه‌ها استفاده می‌کند که معمولاً منجر به تولید تعداد بیشتری وزن‌های یادگیری می‌شود به طوری که درجه مدل افزایش می‌یابد و در نتیجه تعداد پارامترهای مورد استفاده نیز افزایش می‌یابد. [۱۵]

ژانگ۲ در سال ۲۰۰۸ مدل sigma-pi را در سه ساختار اصلی زیر ارائه کرد: ساختارهای 1b,1,0 مدل 1b سه لایه وزن دارد که می‌بایست در طول اجرای مدل تغییر کنند، مدل 1 دو لایه و مدل 0 یک لایه وزن قابل تغییر دارد. برای مدل 1b,1 و ۰، Z مقدار خروجی می‌باشد زمانی که X1 و X2 ورودی‌های مدل HONN، a_{ij}^{0} وزن لایه خروجی، $a_{ij}^{kx_1}$ و $a_{ij}^{hx_2}$ وزن‌های لایه دوم و a $a_i^{x_1}$ و $a_j^{x_2}$ وزن‌های لایه اول باشند. توابع یک تا سه مدل را برای شبکه‌ای که دو ورودی داشته باشد نشان می‌دهند: X1 و X2 دو ورودی مدل می‌باشند.

HONN Model 1b:

$$Z=\sum_{i,j=0}^{N} a_{ij}^{0}.\left\{a_{ij}^{kx_1}.f_{x_1}^{i}(a_i^{x_1}x_1)\right\}.\left\{a_{ij}^{hx_2}.f_{x_2}^{j}(a_j^{x_2}x_2)\right\} \qquad (۱۲)$$

HONN Model 1:

$$Z=\sum_{i,j=0}^{N} a_{ij}^{0}.\left\{f_{x_1}^{i}(a_i^{x_1}x_1)\right\}.\left\{f_{x_2}^{j}(a_j^{x_2}x_2)\right\} \qquad (۱۳)$$

HONN Model 0:

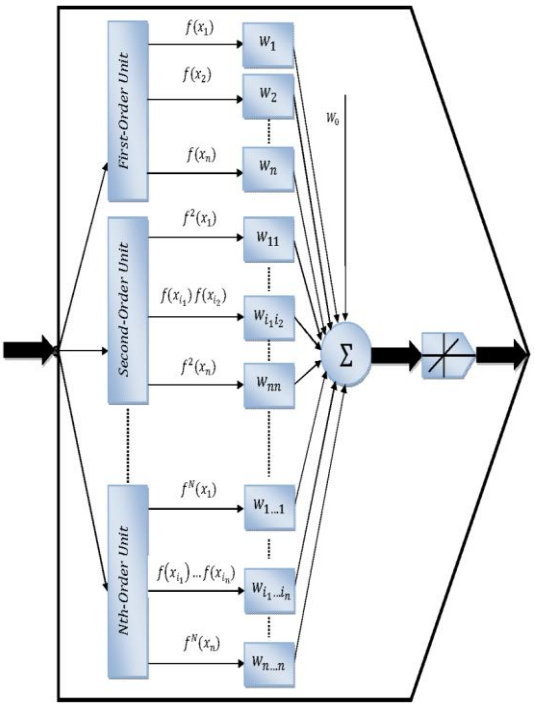
$$Z=\sum_{i,j=0}^{N} a_{ij}^{0}.\left\{f_{x_1}^{i}(x_1)\right\}.\left\{f_{x_2}^{j}(x_2)\right\} \qquad (۱۴)$$

تابع نرون لایه مخفی اول می‌تواند هر تابع غیرخطی باشد. HONN یک مدل جعبه سفید می‌باشد که هر وزن آن ضریب متناظر خود را در فرمول مدل دارد. ساختار HONN با یک فرمول غیرخطی ساخته شده است. همچنین برای فرمول‌های ۱۲، ۱۳ و ۱۴ مقادیر K و j از صفر تا n تغییر می‌کند که متغیر n عدد صحیح می‌باشد. مدل HONN هر تابع غیر خطی را می‌تواند تخمین بزند. [۱۶]

ژانگ در سال ۲۰۰۸ شش مدل مختلف HONN را توسعه داده است:

۱. شبکه عصبی درجه بالای چند جمله‌ای۳
۲. شبکه عصبی درجه بالای مثلثاتی۴
۳. شبکه عصبی درجه بالای SINC۵
۴. شبکه عصبی درجه بالای چند جمله‌ای حلقوی۶
۵. شبکه عصبی درجه بالای UCS ۷
۶. شبکه عصبی درجه بالای چند جمله‌ای SXS۸

در حقیقت هر یک از این شش مدل می‌توانند در یکی از ساختارهای 1b,1 یا 0 پیاده‌سازی شوند. با تغییر یکی از این شش مدل به دیگری، تابع فعال‌سازی وزن‌ها در داخل علامت سیگما تغییر می‌کند. ژانگ ۲۰۰۸ از طریق ریاضی اثبات می‌کند که مدل‌های HONN ارائه شده همواره همگرا می‌باشند و دقت بهتری از سیستم‌های آنالیز آماری غیر خطی (SAS NLIN) دارند. ژانگ مزیت‌های مختلف مدل‌های HONN را نسبت به SAS NLIN بیان نموده است و نشان داده است که ساختارهای مختلف مدل، RMSE کمتری نسبت به SAS NLIN برای داده های رشد جمعیت آمریکا دارا می‌باشند. شکل ۲ دیاگرام یک HONN مدل 0 را نشان می‌دهد.



شکل ۲. دیاگرام هر واحد درجه بالاتر در HONN

۳-۴. ساختار و الگوریتم یادگیری شبکه عصبی درجه بالاتر ترکیبی[9] (HHONN)

از آنجایی که توابع ۱۲ و ۱۳ شرح می‌دهد، برای تنظیم کردن بهتر شاخصه‌ها، تعداد پارامترهای یادگیری در مدل 1b HONN و ۱ از مدل HONN، 0 بیشتر است و از آنجایی که هر چه درجه

[1] *Higher Order Neural Network*
[2] *Zhang*
[3] *Polynomial Higher Order Neural Network (PHONN)*
[4] *Trigonometric Higher Order Neural Network (THONN)*
[5] *SINC Higher Order Neural Network(SINCHONN)*
[6] *Sigmoid Polynomial Higher Order Neural Network (SPHONN)*
[7] *UCS Higher Order Neural Network (UCSHONN)*
[8] *SXS Higher Order Neural Network (SXSHONN)*
[9] *Hybrid of Higher Order Neural Network*

[Downloaded from ijiepm.iust.ac.ir on 2026-09-05]

مدل بیشتر شود به‌روزرسانی پارامترها سخت‌تر می‌گردد در نتیجه، در این مقاله، ما یک رتبه‌بندی کننده دو لایه‌ای HONN معرفی می‌کنیم که شامل درجه‌هایی از چهار ساختار PHONN,SPHONN,SINCHONN,THONN می‌باشد که با مدل HONN 0 که در لایه اول اجرا می‌شود ساخته شده است. در لایه دوم ترکیب خطی این ساختارها انتخاب می‌شود.
ساختارهای مختلف درجه بالاتر در لایه اول به صورت زیر سازماندهی می‌شوند:[۱۶]

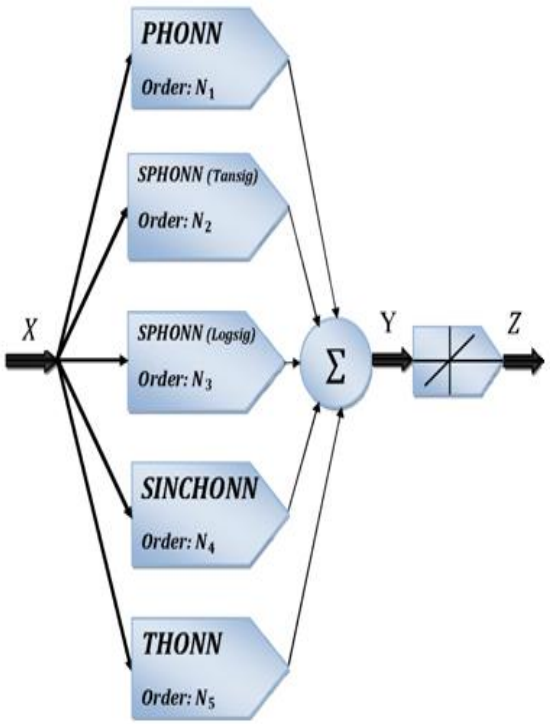
PHONN: f(x) = x

THONN: $f(x_1) = \cos(x_1)$, $f(x_2) = \sin(x2)$.

SINCHONN: $f(x) = \dfrac{\sin(x)}{x}$

SPHONN:

$$Tansig: f(x) = \frac{1-e^{-x}}{1+e^{-x}}, Logsig: f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$$



شکل ۳. دیاگرام ترکیبی HONN (HHONN).

شکل ۳ سیمای کلی HHONN را نشان می‌دهد. در اصل این شکل توابع درجه بالا مختلف را شامل می‌شود. درجه هر کدام از توابع به صورت پویا در پروسه آموزش تغییر می‌کند تا دقت مطلوب برای نمونه‌های اعتبار سنجی به وجود آید.

توابع ۱۵ و ۱۶ خروجی‌های HHONN را به صورت تابع ریاضی از ویژگی‌های ورودی نشان می‌دهد:

$$y_j(\bar{x}) =$$

$$w_{j0}^{(1)} + \sum_{i_1=1}^{P} w_{ji_1}^{(1)} f_1(x_{i_1}) + \sum_{i_1=1}^{P}\sum_{i_2=i_1}^{P} w_{ji_1i_2}^{(1)} f_1(x_{i_1}) f_1(x_{i_2}) + .. + \sum_{i_1=1}^{P}.. \sum_{i_{N_1}=i_{N_1-1}}^{P} w_{ji_1..i_{N_1}}^{(1)} f_1(x_{i_1})..f_1(x_{i_{N_1}}) +$$

$$w_{j0}^{(2)} + \sum_{i_1=1}^{P} w_{ji_1}^{(2)} f_2(x_{i_1}) + \sum_{i_1=1}^{P}\sum_{i_2=i_1}^{P} w_{ji_1i_2}^{(2)} f_2(x_{i_1}) f_2(x_{i_2}) + .. + \sum_{i_1=1}^{P}.. \sum_{i_{N_2}=i_{N_2-1}}^{P} w_{ji_1..i_{N_2}}^{(2)} f_2(x_{i_1})..f_2(x_{i_{N_2}}) \qquad (۱۵)$$

$$+ ... +$$

$$w_{j0}^{(K)} + \sum_{i_1=1}^{P} w_{ji_1}^{(K)} f_K(x_{i_1}) + \sum_{i_1=1}^{P}\sum_{i_2=i_1}^{P} w_{ji_1i_2}^{(K)} f_K(x_{i_1}) f_K(x_{i_2}) + .. + \sum_{i_1=1}^{P}.. \sum_{i_{N_K}=i_{N_K-1}}^{P} w_{ji_1..i_{N_K}}^{(K)} f_K(x_{i_1})..f_K(x_{i_{N_K}}).$$

تعداد وزن‌های مخفی در لایه اول از روی درجه توابع مشخص می‌شود. به عنوان مثال اگر درجه یک تابع ۲ باشد تعداد جملات ۹ جمله و اگر ۳ باشد ۱۹ جمله و ... می‌باشد. لایه منحنی دوم HHONN یک لایه خطی است.

$$z_l = Y \times V = v_{j0} + \sum_{j=1}^{K} v_{jl} y_j(\bar{x})$$
$$Y = [y_1,...,y_k,...,y_K],\ Z = [z_1,...,z_l,...,z_L]. \qquad (۱۶)$$

L = تعداد خروجی‌ها.
P = تعداد ویژگی‌ها.
K = تعداد توابع درجه بالاتر که درجه بالاتر از صفر را دارند.
و N1,N2…NK مقدار حداکثر درجه در نظر گرفته شده برای توابع ۲،۱ تا k می‌باشد.[۱۷]

۳-۵. الگوریتم یادگیری در مدل HHONN

الگوریتم یادگیری به صورت ریاضی وزن‌های به روز شده برای هر لایه مختلف را تولید می‌کند. سپس همان‌طور که در اکثر

[Downloaded from ijiepm.iust.ac.ir on 2026-09-05]

الگوریتم یادگیری شبکه‌های عصبی معمول است تنظیم وزن‌ها به صورت درجه معکوس اتفاق می‌افتد.
وزن‌های لایه اول و دوم به ترتیب با معادلات ۱۷ و ۱۸ به روز رسانی می‌شوند.

$$W^{(K)}_{ji_1..i_{N_K}}(t+1)=W^{(K)}_{ji_1..i_{N_K}}(t)-\eta.\left(\frac{\partial E}{\partial W^{(K)}_{ji_1..i_{N_K}}}\right)$$

$$\frac{\partial E}{\partial W^{(K)}_{ji_1..i_{N_K}}}=\frac{\partial E}{\partial y_j}.\frac{\partial y_j}{\partial W^{(K)}_{ji_1..i_{N_K}}}=\frac{\partial E}{\partial y_j}.f_K(x_{i_{N_1}})..f_K(x_{i_{N_K}})$$

$$\frac{\partial E}{\partial y_j}=\frac{\partial}{\partial y_j}\left[\frac{1}{2}\sum_{l=1}^{L}(d_1-z_l)^2\right]= \quad (۱۷)$$

$$\sum_{l=1}^{L}(d_1-z_l)\frac{\partial}{\partial y_j}(Y\times V)=\sum_{l=1}^{L}(d_1-z_l)v_{jl}$$

$$v_{jl}(t+1)=v_{jl}(t)-\eta.\left(\frac{\partial E}{\partial v_{jl}}\right) \quad (۱۸)$$

$$\frac{\partial E}{\partial v_{jl}}=\frac{\partial E}{\partial z_l}.\frac{\partial z_l}{\partial v_{jl}}=\frac{\partial E}{\partial z_l}.y_j=y_j.\sum_{l=1}^{L}(d_1-z_l).$$

در این مدل:
t = مرحله یادگیری.
η = ضریب یادگیری (همواره مثبت و معمولاً کوچک‌تر از یک)
E = خطا.
W = ماتریس وزن لایه مخفی اول.
V = ماتریس وزن لایه مخفی دوم.
L = تعداد خروجی‌ها.
P = تعداد نمونه‌های ورودی.
K = تعداد توابع درجه بالاتر که درجه بالاتر از صفر دارند.
N1, N2…NK = حداکثر درجه تخصیص داده شده برای هر کدام از واحدهای درجه بالاتر 1,2…k
به طور خلاصه، الگوریتم یادگیری HHONN به صورت زیر می‌باشد.

مرحله اول:
ارزش گذاری اولیه N1, N(1)2, N(2)2, N3, N4, با مقدار صفر و تنظیم درجه مدل به صورت N = [N1 N(1)2 N(2)2 N3 N4]

مرحله دوم:
افزایش یک واحد به درجه مدل (N). به عنوان مثال زمانی که درجه [1 0 0 0 0] می‌باشد، درجات بعدی به ترتیب [0 0 0 1 0], [0 0 0 1 1], [0 0 1 0 0], [0 0 1 0 1], ... می‌باشد.

مرحله سوم:
تنظیم وزن‌ها برای مدل جدید.

مرحله چهارم:
به روز سازی وزن‌ها با استفاده از توابع ۱۷ و ۱۸. محاسبه مقدار ضریب تشخیص رگرسیون و میانگین مربع خطا برای داده‌های یادگیری و بالاخص داده‌های اعتبارسنجی.

مرحله پنجم:
اگر مقدار ضریب تشخیص رگرسیون (MSE) برای داده‌های اعتبارسنجی به ارزش مطلوب رسید پایان الگوریتم، در غیر این صورت به مرحله دوم رجوع شود.
در فرمول‌های ۱۷ و ۱۸ اگر مقدار گرادیان مثبت باشد وزن‌های اصلاح شده کمتر از وزن‌های اصلی می‌باشند و این وزن‌ها ممکن است بیشتر از وزن‌های اصلی باشد، اگر که مقدار گرادیان منفی باشد.
در نتیجه بر اساس فرمول‌های یادگیری بعد از تعداد زیادی به-روزرسانی وزن‌ها، مدل HHONN به سمت حداقل تفاوت بین خروجی مطلوب و خروجی واقعی حرکت می‌کند.

۴. اجرای الگوریتم پیشنهادی و نتایج.

۴-۱. انتخاب معیارها

با توجه به مرور ادبیات ریسک اعتباری، داده‌های موجود در بانک های ایران، نظر کارشناسان بانک در مورد معیارهای موثر در ریسک اعتباری شرکت‌ها و همچنین صحت و یکپارچگی تعاریف مربوط به معیارها بین شرکت‌های مختلف، معیارهای زیر به عنوان معیارهای تأثیرگذار بر ریسک اعتباری شرکت‌ها انتخاب شده‌اند. این معیارها در سه دسته ارزیابی مدیریتی، ارزیابی مالی و ارزیابی بانکی تقسیم بندی می‌شوند که شامل معیارهای کیفی و کمی می‌باشند.
معیارهای مذکور با استفاده از روش تحلیل سلسله مراتبی فازی که در قبلاً توضیح داده شد، در هر گروه وزن دهی شده‌اند. پرسشنامه طراحی شده توسط ۲۸ نفر از کارشناسان و مدیران بخش اعتبارات اداره مرکزی بانک ملت جمهوری اسلامی ایران تکمیل گردیده است و نظرات این افراد جهت تهیه وزن‌های نهایی هر یک از معیارهای ارزیابی از روش تحلیل سلسله مراتبی فازی مورد تحلیل قرار گرفته است. معیارهای مذکور و وزن‌های نهایی بدست آمده مطابق جدول زیر می‌باشد:

[Downloaded from ijiepm.iust.ac.ir on 2026-09-05]

جدول ۱. وزن‌های مربوط به معیارهای هر یک از ارزیابی‌ها

وزن	تعریف	معیار	ارزیابی
0.2	بدهی‌های جاری / دارایی‌های جاری = نسبت جاری	نسبت جاری	ارزیابی مالی
0.35	کل دارایی / کل بدهی = نسبت بدهی	نسبت بدهی	
0.3	بدهی‌های جاری / (سرمایه گذاری کوتاه مدت + موجودی نقد) = نسبت آنی	نسبت آنی	
0.15	جمع درآمدها / سود یا زیان ویژه پس از کسر مالیات = نسبت سود به درآمد	نسبت سود به درآمد	
0.211	تعداد سالی که شرکت در حال فعالیت است	تجربه شرکت	
0.064	بی سواد، زیر دیپلم، دیپلم، کاردانی، لیسانس، فوق لیسانس، دکترا	تحصیلات مدیرعامل	
0.04	درصد سهام مدیرعامل	میزان سهام مدیرعامل	
0.685	مطالبات معوق نداشته و ندارد، مطالبات معوق ندارد و داشته – سررسید گذشته، مطالبات معوق ندارد و داشته – معوق، مطالبات معوق ندارد و داشته- مشکوک الوصول، مطالبات معوق دارد و تعین تکلیف نشده – سررسید گذشته، مطالبات معوق دارد و تعین تکلیف نشده – معوق، مطالبات معوق دارد و تعین تکلیف نشده – مشکوک الوصول	وضعیت مطالبات معوق شرکت	ارزیابی مدیریتی
0.3	مجموع میانگین حساب‌ها برای سه ماه آخر قبل از دریافت وام	میانگین حساب‌های شرکت در سه ماه گذشته در بانک	ارزیابی بانکی
0.7	تعداد سالی که شرکت به طور مستمر با بانک همکاری داشته است.	سابقه همکاری تسهیلاتی شرکت	

داده‌های مربوط به هرکدام از معیارهای هر یک از ارزیابی‌ها برای ۱۷۴ شرکت وام گیرنده از بانک ملت جمهوری اسلامی ایران که در سال‌های ۱۳۸۳ تا ۱۳۸۶ تسهیلات دریافت نموده‌اند و مدت زمان بازپرداخت آن‌ها به پایان رسیده است جمع آوری شده است. کلیه مقادیر مربوط به هر یک از معیارها پس از کمی سازی در صورت کیفی بودن از طریق فرمول‌های زیر نرمالیزه می‌شوند:

۱. برای معیارهایی که تأثیر مثبت دارند:

$$X_i' = \frac{X_i - \mathrm{Min}(X_i)}{\mathrm{Max}(X_i) - \mathrm{Min}(X_i)} \qquad (۱۹)$$

۲. برای معیارهایی که تأثیر منفی دارند:

$$X_i' = \frac{\mathrm{Max}(X_i) - X_i}{\mathrm{Max}(X_i) - \mathrm{Min}(X_i)} \qquad (۲۰)$$

با این روش کلیه مقادیر مربوط به معیارها بین صفر و یک قرار می گیرند. با توجه به اینکه وزن‌های هر یک از معیارها نیز بین صفر و یک می‌باشد مقدار به دست آمده برای هر ارزیابی بین صفر و یک بدست می‌آید.

۲-۴. محاسبه ریسک اعتباری

از آنجا که مهم‌ترین عامل برای بانک در برابر مشتری متقاضی وام، دریافت اصل و سود وامی است که به مشتری می‌دهد، مهم ترین عامل در ریسک اعتباری مشتری میزان عدم بازپرداخت بدهی می‌باشد. مبلغ جریمه برای هر مشتری با توجه به مبلغ و نوع وام دریافتی از طریق فرمول زیر محاسبه می‌شود:

$$D = \frac{\sum_{i=1}^{n} X_i \times T_i \times (R_1 + R_2)}{365} \qquad (۲۱)$$

در فرمول بالا داریم:

Xi = مبلغی از وام که Ti روز دیرتر از تاریخ مقرر پرداخت شده است.

Ti = تعداد روزهایی که تاریخ پرداخت مبلغ Xi گذشته است و پرداخت صورت نگرفته است.

$R1$ = نرخ سود بانکی مربوط به وام دریافت شده.

$R2$ = نرخ جریمه بانکی که برابر ۶ درصد در نظر گرفته می‌شود.

[Downloaded from ijiepm.iust.ac.ir on 2026-09-05]

اعتبار شرکت i ام در زمینه عدم بازپرداخت یا پرداخت بدهی که نشان دهنده ریسک اعتباری شرکت می‌باشد از طریق فرمول زیر محاسبه می‌شود:

$$R_i = \left(1 - \frac{D_i}{M_i}\right) \times 100 \qquad (۲۲)$$

R_i = ریسک اعتباری شرکت i ام.

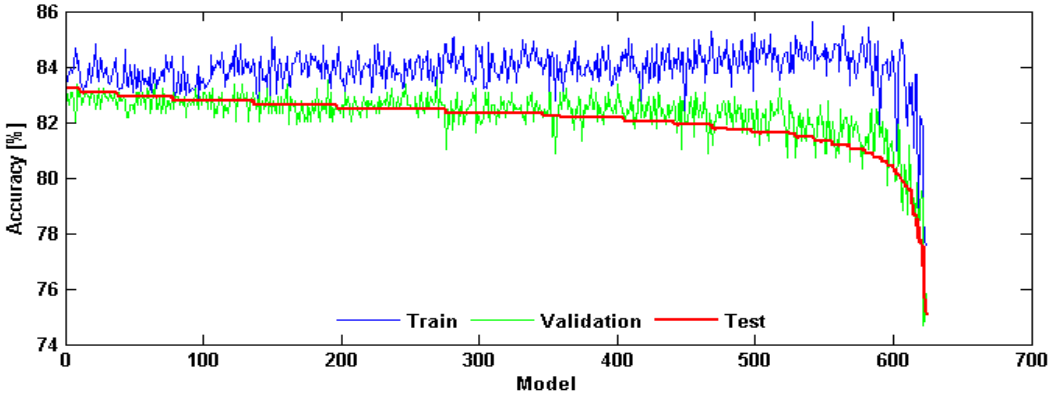
D_i = میزان جریمه شرکت i ام در وام به مبلغ M_i

M_i = میزان وام دریافت شده توسط شرکت i ام.

لازم به ذکر است که اگر مبلغ جریمه وام بیشتر از اصل وام دریافتی شود، اعتبار شرکت برابر صفر در نظر گرفته شده است. این میزان اعتبار (R_i) برای 174 شرکت مذکور که از بانک ملت جمهوری اسلامی ایران وام دریافت نموده‌اند محاسبه شده و برای تولید تابع تخمین میزان اعتبار شرکت‌های متقاضی وام از بانک با استفاده از مدل HHONN مورد استفاده قرار گرفته است.

۳-۴. نتایج حاصل از اجرای مدل

در این مقاله داده‌های سه ارزیابی برای شرکت و ریسک اعتباری مربوطه را با استفاده از مدل HHONN برای پیدا کردن بهترین مدل اجرا کردیم، به طوری که ۶۰٪ داده‌ها را برای آموزش، 20٪ برای اعتبار سنجی و 20٪ داده‌ها را برای تست در نظر گرفته شده است و با انتخاب تصادفی داده‌های مختلف از مجموعه داده‌ها برای تست و اعتبار سنجی و آموزش بهترین مدل برای ۲۰۰ بار اجرا شده و دقت داده‌های تست و اعتبارسنجی محاسبه شده است. در روش HHONN حداکثر درجه هر یک از واحدهای درجه بالاتر برابر ۴ قرار داده شده و برای ۴ تابع SINCHONN،SPHONN(Tansig, Logsing)،PHONN تمامی مدل‌ها با درجات مختلف به طور جداگانه تست شده است. در کل ۶۲۴ مدل اجرا شده که از بین این مدل‌ها مدل [2 3 1 1] بالاترین دقت را داشته است که در جدول ۲ بیان شده است. در نهایت مدل مذکور را با انتخاب نمونه‌های مختلف برای آموزش، اعتبارسنجی و تست ۲۰۰ بار بر روی مجموعه داده‌ها اجرا کردیم. میانگین ضریب تشخیص رگرسیون این مدل برای داده‌های تست ۸۳٪ به دست آمده است. توابع استفاده شده در این مدل و درجه هر تابع در جدول ۲ آمده است. شکل ۴ دقت داده‌های تست، اعتبارسنجی و آموزش را برای ۶۲۴ مدل اجرا شده با الگوریتم HHONN را نشان می‌دهد.



شکل ۴. دقت داده‌های تست، آموزش و اعتبارسنجی برای ۶۲۴ مدل مختلف HHONN

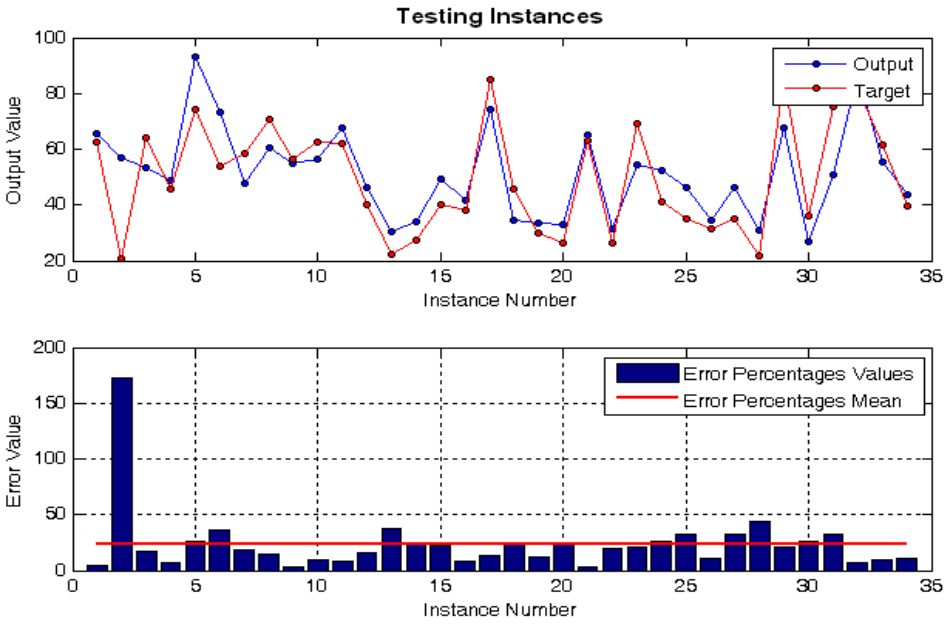
این شکل براساس بیشترین دقت داده‌های تست مرتب شده است. همان‌طور که در شکل مشخص است روند افزایش دقت داده های اعتبارسنجی بسیار مشابه روند افزایش برای داده‌های تست می‌باشد که انتظار ما از شبکه عصبی این‌چنین شباهتی بین افزایش دقت نمونه‌های تست و اعتبارسنجی است و به گونه‌ای تصدیق کننده روش ارائه شده جهت پیدا کردن بهترین مدل می‌باشد. شکل‌های ۵ و ۶ به ترتیب مقدار برآورد شده توسط مدل برای نمونه‌های تست و اعتبارسنجی را نشان می‌دهد. در این اشکال نقاط قرمز رنگ مقدار واقعی داده‌های تست و اعتبار سنجی را نشان می‌دهند و نقاط آبی رنگ مقدار برآورد شده توسط مدل را مشخص می‌کنند.

جدول ۲. درجه توابع استفاده شده در مدل بهینه

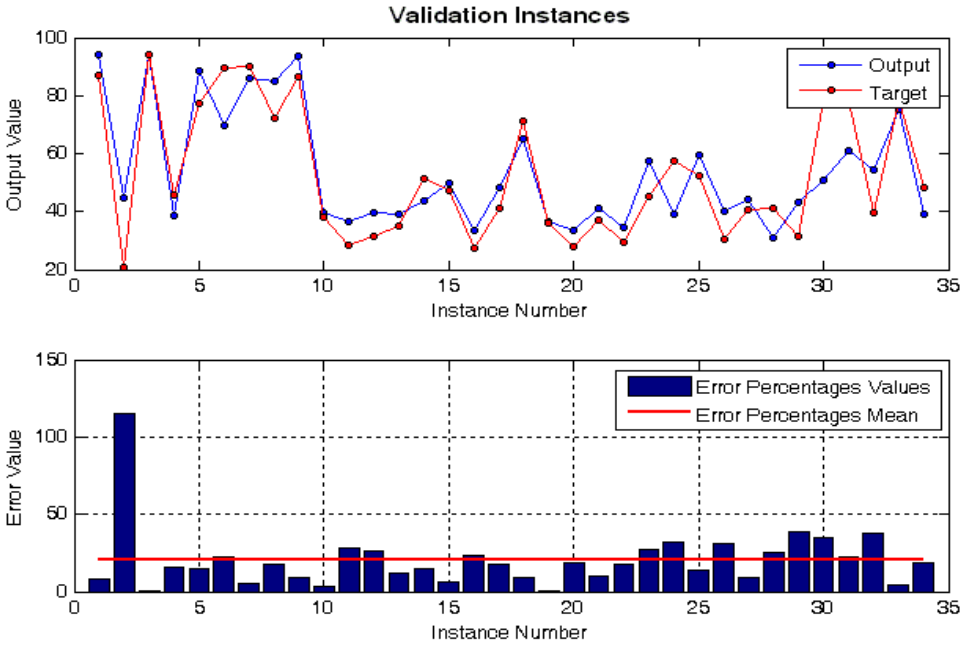
	HHONN				
	THONN	SINCHONN	SPHONN LOGSIG	SPHONN TANSIG	PHONN
درجه توابع	0	2	3	1	1

[Downloaded from ijiepm.iust.ac.ir on 2026-09-05]

همان طور که در شکل مشخص است دقت بدست آمده برای داده‌های تست و اعتبار سنجی ۸۴٪ می‌باشد که در مقایسه با کارهای قبلی انجام شده در این حوزه، این روش جعبه سفید بوده و ۴٪ دقت بیشتری نسبت به کارهای انجام شده در گذشته دارد. از طرفی نتایج حاصل از مقاله برای کارشناسان بانک ملت و مدیر بخش اعتبارات بانک ارائه شده است و تعدادی نمونه جدید طبق نظر مدیر این قسمت مورد تست قرار گرفت که صحت مدل را تایید می‌نماید. همچنین کارشناسان بانک (خبره) بر ریسک اعتباری محاسبه شده برای مشتریان صحه گذاشته و میزان ریسک آن ها را با توجه به عملکردشان تایید کردند. در ادبیات موجود در این زمینه با استفاده از الگوریتم ژنتیک ریسک اعتباری تخمین زده شده است که دقت ۸۰٪ بدست آمده است [۱۸]. همچنین منصوری و عادل آذر با استفاده از شبکه عصبی دقت ۷۶.۳ ٪ را برای محاصبه ریسک اعتباری بدست آورده اند[۱۹].



شکل ۵. مقدار خروجی و مقدار واقعی و مقدار ضریب تشخیص رگرسیونی برای داده‌های تست.



شکل ۶. مقدار خروجی و مقدار واقعی و مقدار ضریب تشخیص رگرسیونی برای داده‌های اعتبارسنجی

[Downloaded from ijiepm.iust.ac.ir on 2026-09-05]

۵. نتیجه گیری

با توجه به مدل اجرا شده در این مقاله نتایج زیر حاصل شده است:

۱. معیارهای موثر در ریسک اعتباری شرکت‌های متقاضی وام با توجه به شرایط ایران استخراج شده‌اند که عبارتند از:
نسبت جاری، نسبت بدهی، نسبت آنی، نسبت سود به درآمد، تجربه شرکت، تحصیلات مدیرعامل، میزان سهام مدیرعامل، وضعیت مطالبات معوق شرکت، میانگین حساب‌های شرکت در سه ماه گذشته در بانک، سابقه همکاری تسهیلاتی شرکت.

۲. وزن معیارهای موثر در ریسک اعتباری شرکت‌های متقاضی وام با توجه به نظر خبرگان در این زمینه از طریق روش تحلیل سلسله مراتبی فازی مشخص شده است که برابر وزن‌های جدول ۱ می‌باشد.

۳. معیارهای مذکور با توجه به ماهیتشان و نظر خبره در سه دسته اصلی دسته بندی شده‌اند که دسته‌های مربوطه و معیارهای هر دسته در جدول ۱ آمده است.

۴. تأثیر سه دسته معیارها بر ریسک اعتباری شرکت‌ها با توجه به داده‌های تاریخی با استفاده از شبکه عصبی اندازه گیر شده که توابع مورد استفاده در مدل نهایی و درجه هر تابع در جدول ۲ آمده است. مدل فوق رابطه بین ۱۰ معیار موثر بر ریسک اعتباری شرکت‌ها با میزان ریسک اعتباری آن‌ها را با دقت ۸۴٪ تخمین می‌زند؛ لذا این مدل قابلیت پیش بینی ریسک اعتباری شرکت های متقاضی وام را با دقت ۸۴٪ برای بانک به وجود می‌آورد.

مراجع

[۱] فلاح شمس، میرفیض؛ رشنو، مهدی؛ مدیریت ریسک اعتباری در بانک‌ها و مؤسسات مالی و اعتباری (مفاهیم و مدل‌ها)؛ انتشارات دانشکده علوم اقتصادی، چاپ اول، ۱۳۸۷.

[۲] شرکت مشاوره رتبه بندی اعتباری ایران، ۱۳۸۶.

[۳] تهرانی، رضا و فلاح شمس، میرفیض؛ طراحی و تبیین مدل ریسک اعتباری در نظام بانکی کشور؛ مجله علوم اجتماعی و انسانی دانشگاه شیراز، دوره بیست و دوم، شماره دوم، پیاپی ۴۴، تابستان ۱۳۸۴.

[۴] لی.، منصوری، عادل.، آذر، طراحی و تبیین مدل کارامد تخصیص تسهیلات بانکی – رویکرد شبکه عصبی، رگرسیون لجستیک و خطی؛ دوفصلنامه علمی- پژوهشی مدرس، دوره ۶، شماره ۳، پاییز ۱۳۸۱.

[5] Caouette, J., Altman, E., Narayanan, p., "*Managing Credit Risk: the NextGreat Financial Challenge*" N.Y: John Wiley & Sons, 1998.

[6] Baesens, B., Van Gestel, T., Viaene, S., Stepanova, M., Jsuyken, S., Jvanthienen, *" Benchmarking State-of-the-Art Classification*", Journal of the Operational Research Society, 54, 627–635, 2003.

[7] Zuranda, J., *"Comparison Of The Performance Of Several Data Mining Methods For Bad Debt Recovery In The Healthcare Industry*" , The Journal of Applied Business Research –Volume 21, Number 2, 37-54 Spring 2005.

[8] Huang, C.L., Chen, M.C., Wang, C.J., *"Credit Card Scoring with a Data Mining Approach Based on Support Vector Machine*", Expert Systems with Applications 33, 847–856, 2007.

[9] Lee, T.S., Chiu, C.C., Lu, C.J., Chen, I.F., *Credit Scoring using the Hybrid Neural Discriminant Technique*. Expert System with Applications, 23, 2002, 245–254.

[10] Lee, T. S., Chen, I.F., *A Two-Stage Hybrid Credit Scoring Model using Artificial Neural Networks and Multivariate Adaptive Regression Splines*. Expert Systems with Applications, 28, 2005, 743–752.

[11] Huang, Z., Chen, H., Hsu, C.J., Chen, W.H., Wu, S., *Credit Rating Analysis with Support Vector Machines and Neural networks: a Market Comparative Study*. Decision Support Systems, 37(4) , 2004, 543–558.

[12] Hoffmann, F., Baesens, B., Martens, J., Put, F., Vanthienen, J., *Comparing a Genetic Fuzzy and a Neurofuzzy Classifier for Credit Scoring*. International Journal of Intelligent Systems, 17(11) , 2002, 1067–1083.

[13] West, D., *Neural Network Credit Scoring Models*. Computers and Operations Research, 27, 2000, 1131–1152.

[14] Ertuğrul, İ.; Karakaşoğlu, N. "*Performance Evaluation of Turkish cement Firms with Fuzzy Analytic Hierarchy Process and TOPSIS Methods*", Expert Systems with Applications, 36, 2009, pp. 702–715.

[15] Chang, D.Y., *"Applications of the Extent Analysis Method on Fuzzy AHP*", European Journal of Operational Research, 95, 1996, pp. 649–655.

[16] Lee, Y.C., Doolen, G., Chen, H., Sun, G., Maxwell, T., Lee, H., Giles, C.L., *Machine Learning using a Higher order Correlation Network*. Physica D 22: 1986, 276-306.

[17] Zhang, M., *Artificial Higher Order Neural Networks for Economics and Business*. IGI Global, New York. 2009.

[18] Fallahnezhad, M., M.H., Moradi, S., Zaferanlouei, *"A Hybrid Higher Order Neural Classifier for Handling Classification Problems"*, Expert Systems with Applications, 38, 2011, 386–393.

[19] Shin, K.S., Lee, T.s., *'An Application of Support Vector Machines in Bankruptcy Prediction Model'*, Expert systems with application, Vol.28, 2005, pp.127-135.

[Downloaded from ijiepm.iust.ac.ir on 2026-09-05]