پژوهش های کمی در سیستم های مالی هوشمند
QUANTIATIVE REASEARCHES
ON INTELLIGENT FINANCIAL SYSTEMS

پیش‌بینی استراتژی هزینه‌گرا با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم ازدحام ذرات

علی لعل بار[*1]، عاطفه فتحی[2]، نجمه انعامی[3]

[*1] گروه حسابداری، دانشکده حسابداری، دانشگاه آزاد اسلامی، اراک، ایران

[2] گروه مدیریت مالی، دانشکده مدیریت، دانشگاه آزاد اسلامی، اراک، ایران

[3] گروه حسابداری، دانشکده حسابداری، دانشگاه آزاد اسلامی، اراک، ایران

ایمیل نویسنده مسئول : *a-lalbar@iau-arak.ac.ir*

چکیده

هدف این پژوهش، پیش‌بینی استراتژی هزینه‌گرا در شرکت‌های پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران است که با استفاده هم‌زمان و ترکیبی دو الگوریتم یادگیری ماشینی هوشمند شامل شبکه عصبی مصنوعی و ازدحام ذرات انجام شده است. در روش این تحقیق، از یک جامعه آماری شامل 608 شرکت پذیرفته‌شده در بورس اوراق بهادار تهران طی سال‌های 1394 تا 1402 استفاده شده است که پس از اعمال محدودیت‌ها، 125 شرکت (1125 مشاهده شرکت-سال) به‌عنوان نمونه انتخاب شدند. به‌منظور اندازه‌گیری استراتژی هزینه‌گرا، از نسبت هزینه به درآمد نسبت به میانگین صنعت استفاده گردید. داده‌ها با استفاده از نرم‌افزارهای MATLAB Rb 2019 و SPSS26 تحلیل شدند. برای ارزیابی مدل‌ها از روش اعتبارسنجی متقاطع 5 بخشی استفاده شده است. یافته‌ها و نتایج این پژوهش نشان دادند که شبکه عصبی مصنوعی با معماری 12-25-15-8-1، میزان دقت 87.42٪ (فاصله اطمینان 95٪: 87.18-87.66، AUC = 0.8745) و الگوریتم ازدحام ذرات میزان دقت 89.48٪ (فاصله اطمینان 95٪: 89.17-89.79، AUC = 0.895) در پیش‌بینی استراتژی هزینه‌گرا دارند. آزمون t زوجی، تفاوت معناداری را بین دو الگوریتم تأیید کرد (t=52 , df=10 , p<4 , 0.001). تحلیل حساسیت نشان داده است که ویژگی اهرم مالی (14.90٪)، بازده دارایی‌ها (14.17٪) و اندازه شرکت (12.62٪) مهم‌ترین متغیرهای تأثیرگذار می‌باشند. نتایج و یافته‌های تحقیق نشان می‌دهد که الگوریتم‌های هوش مصنوعی، به‌ویژه الگوریتم ازدحام ذرات، توانایی بالایی در پیش‌بینی استراتژی هزینه‌گرا دارند و می‌توانند به مدیران و سرمایه‌گذاران در تصمیم‌گیری‌های استراتژیک کمک شایانی نمایند. برتری الگوریتم ازدحام ذرات (بهبود 2.06٪) نشان می‌دهد که الگوریتم‌های بهینه‌سازی فرا ابتکاری در مسائل طبقه‌بندی مالی کارآمدتر از شبکه‌های عصبی مصنوعی سنتی هستند.

واژگان کلیدی: *استراتژی هزینه‌گرا، شبکه عصبی مصنوعی، الگوریتم ازدحام ذرات، یادگیری ماشین، بورس اوراق بهادار تهران.*

پژوهش های کمی در سیستم های مالی هوشمند
QUANTIATIVE REASEARCHES ON INTELLIGENT FINANCIAL SYSTEMS

Cost-oriented Strategy Prediction using Artificial Neural Networks and Particle Swarm Algorithm

Ali Lal Bar[*1], Atefeh Fathi[2], Najmeh Enami[3]

[*1] Department of Accounting, Faculty of Accounting, Islamic Azad University, Arak, Iran

[2] Department of Financial Management, Faculty of Management, Islamic Azad University, Arak, Iran

[3] Department of Accounting, Faculty of Accounting, Islamic Azad University, Arak, Iran

Corresponding Author's Email: *a-lalbar@iau-arak.ac.ir*

Abstract

The aim of this research is to predict cost-oriented strategy in companies listed on the Tehran Stock Exchange, which was carried out by using simultaneously and in combination two intelligent machine learning algorithms including artificial neural network and particle swarm. In the method of this research, a statistical population including 608 companies listed on the Tehran Stock Exchange during the years 1394 to 1402 was used, and after applying restrictions, 125 companies (1125 company-year observations) were selected as a sample. In order to measure cost-oriented strategy, the cost-to-income ratio was used relative to the industry average. The data were analyzed using MATLAB Rb 2019 and SPSS26 software. The 5-part cross-validation method was used to evaluate the models. The findings and results of this study showed that the artificial neural network with 12-25-15-8-1 architecture has an accuracy rate of 87.42% (95% confidence interval: 87.18-87.66, AUC = 0.8745) and the particle swarm algorithm has an accuracy rate of 89.48% (95% confidence interval: 89.17-89.79, AUC = 0.895) in predicting cost-oriented strategy. The paired t-test confirmed a significant difference between the two algorithms ($t=5210$, $df=4$, $p<0.001$). Sensitivity analysis has shown that the financial leverage characteristic (14.90%), return on assets (14.17%), and company size (12.62%) are the most important influential variables. The results and findings of the research show that artificial intelligence algorithms, especially the particle swarm algorithm, have a high ability to predict cost-oriented strategies and can greatly assist managers and investors in strategic decision-making. The superiority of the particle swarm algorithm (2.06% improvement) indicates that meta-heuristic optimization algorithms are more efficient than traditional artificial neural networks in financial classification problems.

Keywords: *Cost Leadership Strategy, Artificial Neural Network, Particle Swarm Optimization, Machine Learning, Tehran Stock Exchange.*

1. مقدمه

1.1. بیان مسأله

در محیط کسب و کار رقابتی امروز، انتخاب استراتژی مناسب یکی از مهم‌ترین تصمیمات مدیریتی است که بر عملکرد بلندمدت شرکت‌ها تأثیر می‌گذارد (Porter,1980). استراتژی هزینه‌گرا یکی از استراتژی‌های اصلی رقابتی است که در آن شرکت‌ها تلاش می‌کنند از طریق کاهش هزینه‌های عملیاتی و بهینه‌سازی فرآیندها، مزیت رقابتی کسب کنند (Banker et al., 2014).

پیش‌بینی دقیق استراتژی تجاری شرکت‌ها اهمیت زیادی برای ذینفعان مختلف دارد. مدیران می‌توانند با شناخت عوامل مؤثر بر استراتژی، تصمیمات بهتری اتخاذ کنند. سرمایه‌گذاران نیز با درک استراتژی شرکت‌ها، می‌توانند ریسک و بازده سرمایه‌گذاری خود را بهتر ارزیابی نمایند (Ittner et al., 1997).

با وجود اهمیت موضوع، پیش‌بینی استراتژی هزینه‌گرا با چالش‌هایی مواجه است. روش‌های سنتی آماری مانند رگرسیون لجستیک به دلیل فرضیات محدودکننده و ناتوانی در شناسایی روابط غیرخطی پیچیده، همواره با محدودیت‌هایی مواجه بوده‌اند (Kuan & White, 1994). در سال‌های اخیر، الگوریتم‌های هوش مصنوعی و یادگیری ماشین به‌عنوان ابزارهای قدرتمندی برای پیش‌بینی در حوزه مالی مطرح شده‌اند (Zhang et al., 2021).

1.2. اهمیت و ضرورت تحقیق

این تحقیق از منظر نظری، به توسعه ادبیات استراتژی کسب و کار و مالی رفتاری کمک می‌کند. از منظر روش شناختی، اولین مطالعه در ایران است که دو الگوریتم پیشرفته هوش مصنوعی را برای پیش‌بینی استراتژی هزینه‌گرا به کار می‌برد. از منظر عملی، نتایج می‌تواند به مدیران، سرمایه‌گذاران و نهادهای نظارتی در تصمیم‌گیری‌های استراتژیک کمک کند.

1.3. اهداف و فرضیه‌های پژوهش

این پژوهش دارای چهار هدف اساسی است که عبارتند از 1) بررسی توانایی شبکه عصبی مصنوعی، 2) بررسی توانایی الگوریتم ازدحام ذرات، 3) مقایسه عملکرد دو الگوریتم، و 4) شناسایی مهم‌ترین متغیرهای مؤثر. به‌علاوه، فرضیه‌های این تحقیق شامل 1) شبکه عصبی دقت بالاتر از 85٪ دارد، 2) الگوریتم ازدحام ذرات عملکرد بهتری از شبکه عصبی مصنوعی دارد، و 3) تفاوت معناداری بین دو الگوریتم وجود دارد، می‌باشند.

2. مبانی نظری و پیشینه پژوهش

2.1. استراتژی‌های رقابتی پورتر

پورتر (1980) سه استراتژی عمومی را معرفی کرد: رهبری هزینه، تمایز و تمرکز. استراتژی رهبری هزینه‌بر کاهش هزینه‌های تولید و عملیات تمرکز دارد تا شرکت بتواند محصولات را با قیمت پایین‌تر عرضه کند. این استراتژی مستلزم کنترل مداوم هزینه‌ها، سرمایه‌گذاری در فناوری‌های کارآمد، و بهینه‌سازی فرآیندها است.

پورتر (1985) تأکید کرد که شرکت‌ها باید یکی از این استراتژی‌ها را به وضوح انتخاب کنند و از حالت "گیرکردن در میانه" اجتناب کنند. شرکت‌های موفق در استراتژی هزینه‌گرا معمولاً از صرفه‌جویی در مقیاس، قدرت چانه‌زنی با تأمین‌کنندگان، و فناوری‌های پیشرفته بهره می‌برند.

2.2. اندازه‌گیری استراتژی هزینه‌گرا

Bentley و همکاران (2013) روشی برای اندازه‌گیری کمی استراتژی ارائه دادند که بر اساس نسبت هزینه به درآمد نسبت به میانگین صنعت است. در این روش، شرکت‌هایی که نسبت هزینه به درآمد بالاتر از میانگین صنعت دارند، به‌عنوان هزینه‌گرا طبقه‌بندی می شوند. این معیار امکان مقایسه شرکت‌ها در یک صنعت را فراهم می‌کند و تفاوت‌های ساختاری بین صنایع را کنترل می‌نماید.

Anderson و همکاران (2003) مفهوم چسبندگی هزینه را معرفی کردند که نشان می‌دهد هزینه‌ها با افزایش فروش سریع‌تر افزایش می‌یابند تا با کاهش فروش کاهش یابند. این پدیده در شرکت‌های هزینه‌گرا کمتر مشاهده می‌شود، زیرا این شرکت‌ها کنترل دقیق‌تری بر هزینه‌ها دارند.

2.3. شبکه‌های عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN)، سیستم‌های محاسباتی هستند که الهام گرفته‌شده از ساختار مغز انسان طراحی شده‌اند (Haykin, 2009). این شبکه‌ها از واحدهای پردازشی ساده به نام نرون تشکیل شده که به صورت لایه‌ای سازماندهی شده‌اند. ساختار معمولی شامل لایه ورودی، لایه‌های پنهان و لایه خروجی است.

رایج‌ترین الگوریتم آموزش، الگوریتم پس انتشار خطا (Backpropagation) است که توسط Rumelhart و همکاران (1986) معرفی شد. این الگوریتم بر اساس کاهش تدریجی خطا از طریق تنظیم وزن‌ها با استفاده از گرادیان نزولی عمل می‌کند. الگوریتم Levenberg-Marquardt یک نسخه پیشرفته است که برای شبکه‌های با اندازه متوسط سرعت همگرایی بالاتری دارد.

مزایای شبکه‌های عصبی شامل توانایی یادگیری روابط غیرخطی، عدم نیاز به فرضیات آماری سخت‌گیرانه، و قابلیت تعمیم به داده‌های جدید است. محدودیت‌ها شامل نیاز به حجم زیاد داده، احتمال بیش‌برازش، و ماهیت جعبه سیاه است.

2.4. الگوریتم ازدحام ذرات

الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO)، یک الگوریتم فرا ابتکاری است که توسط Kennedy و Eberhart (1995) با الهام از رفتار اجتماعی پرندگان معرفی شد. در این الگوریتم، جمعیتی از ذرات در فضای جستجو حرکت می‌کنند و با اشتراک‌گذاری اطلاعات، به دنبال بهترین راه‌حل هستند.

هر ذره با دو ویژگی مشخص می‌شود: موقعیت (که نشان‌دهنده یک راه‌حل است) و سرعت (که جهت و سرعت حرکت را نشان می‌دهد). در هر تکرار، سرعت و موقعیت ذرات بر اساس روابط زیر به‌روزرسانی می‌شوند:

یادگیری از تجربه خود + یادگیری از بهترین پرنده گروه + سرعت جدید = سرعت فعلی × وزن اینرسی

$$V_{جدید} = w \times v_{فعلی} + C_1 \times R_1 \times (\text{جای فعلی من} - \text{بهترین جای خودم}) + C_2 \times R_2 \times (\text{جای فعلی من} - \text{بهترین جای گروه})$$

موقعیت فعلی + سرعت جدید = موقعیت جدید

$$X_{\text{جدید}} = X_{\text{فعلی}} + V_{\text{جدید}}$$

مزایای الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات شامل سادگی پیاده‌سازی، همگرایی سریع، توانایی فرار از بهینه‌های محلی، و عدم نیاز به محاسبه مشتق است. این الگوریتم در بهینه‌سازی پرتفوی (Cura, 2009)، پیش‌بینی قیمت سهام (Wang et al., 2012)، و آموزش شبکه‌های عصبی (Zhang et al., 2007) کاربرد دارد.

2.5. پیشینه تحقیقات داخلی

مظاهری و همکاران (1402) رابطه منفی بین استراتژی هزینه و ریسک مالی یافتند (ضریب=-0.234، p< 0.01). مومنی و مسائلی (1402) رابطه مثبت بین استراتژی رهبری هزینه و ارزش افزوده اقتصادی را گزارش کردند (ضریب=0.187، p< 0.05). کوچک‌زاده تهمتن و همکاران (1402) نشان دادند که شرکت‌های هم‌گروه صنعت تمایل دارند استراتژی‌های مشابه‌ای را اتخاذ کنند.

نمازی و حلاج (1397) از شبکه‌های عصبی و الگوریتم‌های ژنتیک برای پیش‌بینی بازده سهام استفاده کردند و به دقت 84.5٪ دست یافتند. رهنمای رودپشتی و همکاران (1396) از شبکه‌های عصبی برای پیش‌بینی ورشکستگی استفاده کردند و دقت 89.3٪ به دست آوردند که برتری قابل توجه‌ای نسبت به مدل آلتمن (76.8٪) نشان داد.

2.6. پیشینه تحقیقات خارجی

Yaiprasert و همکاران (2024) از یادگیری ماشینی گروهی برای بهینه‌سازی استراتژی‌های هزینه در صنعت لجستیک استفاده کردند و به دقت 92.3٪ دست یافتند. Akindayomi و Amin (2022) نشان دادند که شرکت‌هایی با استراتژی رهبری هزینه نسبت سود تقسیمی بالاتری دارند (ضریب=0.045، p<0.01).

Banker و همکاران (2014) در مطالعه طولی 15 ساله نشان دادند که استراتژی تمایز به عملکرد پایدارتری منجر می‌شود، اما در دوره‌های رکود، شرکت‌های هزینه‌گرا عملکرد بهتری دارند. Bentley و همکاران (2013) نشان دادند که شرکت‌های هزینه‌گرا کمتر دچار بی‌نظمی‌های گزارش‌گری می‌شوند (p<0.05، OR=0.67).

Zhang و همکاران (2021) در مروری جامع نشان دادند که شبکه‌های عصبی در 78٪ مطالعات عملکرد بهتری نسبت به روش‌های سنتی داشته‌اند با میانگین بهبود دقت 8.5٪. Wang و همکاران (2012) نشان دادند که مدل ترکیبی الگورتیم ازدحام ذرات و شبکه عصبی عملکرد بهتری دارد.

2.7. خلاء تحقیقاتی

مرور ادبیات نشان می‌دهد که 1) در ایران هیچ مطالعه‌ای به پیش‌بینی استراتژی هزینه‌گرا با الگوریتم‌های پیشرفته هوش مصنوعی نپرداخته است، 2) مقایسه سیستماتیک بین شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم ازدحام ذرات برای پیش‌بینی استراتژی در هیچ مطالعه‌ای انجام نشده است، و 3) شناسایی عوامل مؤثر با تحلیل حساسیت الگوریتم‌های هوش مصنوعی کمتر مورد توجه قرار گرفته است.

3. روش‌شناسی پژوهش

روش‌شناسی این پژوهش، در چهار بخش مجزا شامل نوع و روش تحقیق، جامعه و نمونه آماری، متغیرهای تحقیق، و روش تحلیل داده‌ها توضیح داده شده است که در ادامه، به شرح هر یک از آن‌ها پرداخته شده است.

3.1. نوع و روش تحقیق

این پژوهش از نظر هدف کاربردی و از نظر روش توصیفی-همبستگی است. رویکرد تحقیق استقرایی است و از داده‌های تجربی برای استخراج الگوها استفاده می‌شود.

3.2. جامعه و نمونه آماری

جامعه آماری شامل 608 شرکت پذیرفته‌شده در بورس تهران تا پایان سال 1402 است. پس از اعمال محدودیت‌ها (حضور مستمر 9 ساله، سال مالی منتهی به اسفند، اطلاعات کامل، عدم توقف بیش از 6 ماه، عدم تعلق به صنایع مالی، عدم تغییر فعالیت)، 125 شرکت انتخاب شدند که 1125 مشاهده شرکت-سال را تشکیل می‌دهند.

جدول (1) : توزیع نمونه بر اساس صنعت

صنعت	تعداد	درصد	مشاهدات
خودرو و ساخت قطعات	19	٪15.2	171
فلزات اساسی	16	٪12.8	144
محصولات شیمیایی	14	٪11.2	126
مواد غذایی	12	٪9.6	108
دارویی	10	٪8.0	90
سیمان	9	٪7.2	81
کانی‌های فلزی	8	٪6.4	72
محصولات کاغذی	7	٪5.6	63
لاستیک و پلاستیک	6	٪4.8	54
سایر صنایع	24	٪19.2	216
مجموع صنایع	125	٪100	1125

3.3. متغیرهای تحقیق

متغیر وابسته در استراتژی هزینه‌گرا با استفاده از رویکرد Bentley و همکاران (2013)، مطابق رابطه زیر اندازه‌گیری شده است:

استراتژی = 1 (هزینه‌گرا هست) ⟹ اگر (هزینه ÷ درآمد) شرکت < (هزینه ÷ درآمد) میانگین صنعت

در غیر این صورت

⟹ استراتژی = 0 (هزینه‌گرا نیست)

علاوه برآن، تعداد 12 متغیر مستقل به شرح زیر وجود دارند:

- نقدینگی: نسبت جاری (CR)، نسبت آنی (QR)
- اهرمی: اهرم مالی (LEV)، نسبت بدهی (DR)
- سودآوری: بازده دارایی‌ها (ROA)، بازده حقوق صاحبان سهام (ROE)، حاشیه سود خالص (NPM)
- فعالیت: گردش دارایی‌ها (ATO)، گردش موجودی (ITO)، رشد فروش (SG)
- کنترلی: اندازه شرکت (SIZE)، سن شرکت (AGE)

3.4. روش تحلیل داده‌ها

اجزای اساسی در تحلیل داده‌ها، شامل تقسیم داده‌ها، شبکه عصبی، معیارهای ارزیابی و اعتبارسنجی می‌باشد. در مرحله تقسیم داده‌ها، مقدار 70٪ (788 مشاهده) از مجموعه داده‌ها به‌عنوان داده‌های آموزش، مقدار 15٪ (168 مشاهده) به‌عنوان داده‌های اعتبارسنجی، و مقدار 15٪ (169 مشاهده) به‌عنوان داده‌های آزمون انتخاب شدند.

به‌منظور یادگیری داده‌های آموزشی، از شبکه عصبی با معماری 12-25-15-8-1، به‌علاوه الگوریتم Levenberg-Marquardt، توابع فعال-سازی Sigmoid و Tanh، تکنیک‌های جلوگیری از بیش‌برازش (Early Stopping، Dropout=0.2، Regularization=2L 0.001). همچنین، تنظیمات الگوریتم ازدحام ذرات (PSO) شامل 50 ذره، 100 تکرار، وزن اینرسی کاهشی (0.9→0.4)، و در نهایت، ضرایب یادگیری $c_1=c_2=2.05$ بوده است.

معیارهای ارزیابی مدل پیشنهادی شامل معیارهای Accuracy، Precision، Recall، Specificity، F_1-Score، AUC-ROC، و MSE می-باشند. در نهایت، به‌منظور اعتبارسنجی، از روش اعتبارسنجی متقاطع 5 بخشی (Cross-Validation 5-Fold) استفاده شده است.

4. نتایج و یافته‌های پژوهش

یافته‌های این پژوهش، در چند بخش متفاوت شامل آمار توصیفی، آزمون‌های پیش‌فرض، نتایج مدل شبکه عصبی مصنوعی، نتایج الگوریتم ازدحام ذرات، مقایسه جامع دو الگوریتم شبکه عصبی مصنوعی و ازدحام ذرات، تحلیل اهمیت متغیرها، تحلیل زیرگروه‌ها، اعتبارسنجی خارج از نمونه، و در نهایت آزمون فرضیه‌ها، به‌طور جداگانه شرح داده شده‌اند.

4.1. آمار توصیفی

همان‌طور که در جدول (2) نشان داده شده است، از 1125 مشاهده، 596 مشاهده (53.0٪) مربوط به شرکت‌های هزینه‌گرا و 529 مشاهده (47.0٪) مربوط به شرکت‌های غیرهزینه‌گرا هستند.

جدول (2) : آمار توصیفی متغیرهای پژوهش (N=1125)

متغیر	میانگین	میانه	انحراف معیار	حداقل	حداکثر	چولگی
استراتژی هزینه‌گرا	0.530	1.000	0.499	0.000	1.000	-0.120
نسبت جاری	1.847	1.512	1.208	0.432	8.765	2.314
نسبت آنی	1.318	1.098	0.962	0.213	6.321	1.862
اهرم مالی	0.574	0.582	0.203	0.108	0.942	-0.213
نسبت بدهی	1.862	1.432	1.643	0.142	9.721	2.091
بازده دارایی‌ها	0.088	0.076	0.114	-0.321	0.542	0.432
بازده حقوق صاحبان سهام	0.174	0.142	0.221	-0.642	1.192	0.862
حاشیه سود خالص	0.102	0.084	0.142	-0.432	0.752	1.203
گردش دارایی‌ها	0.852	0.762	0.432	0.112	2.842	1.423
گردش موجودی کالا	5.582	4.821	3.392	1.192	18.612	1.752
رشد فروش	0.218	0.172	0.332	-0.542	1.852	0.652
اندازه شرکت	14.523	14.412	1.213	11.762	18.642	0.322
سن شرکت	18.232	16.500	8.542	4.000	44.000	0.762

4.2. آزمون‌های پیش‌فرض

همان‌طور که در جدول (3) مربوط به نتایج آزمون Kolmogorov-Smirnov و همچنین، جدول (4) نتایج آزمون VIF نشان داده شده است، تمامی مقادیر VIF کمتر از 5 هستند، بنابراین هم خطی شدیدی وجود ندارد.

جدول (3) : نتایج آزمون Kolmogorov-Smirnov

متغیر	آماره K-S	p-value	نتیجه
نسبت جاری	0.142	<0.001	غیرنرمال
نسبت آنی	0.138	<0.001	غیرنرمال
اهرم مالی	0.067	0.082	نرمال
نسبت بدهی	0.156	<0.001	غیرنرمال
ROA	0.089	0.012	غیرنرمال
ROE	0.112	<0.001	غیرنرمال
NPM	0.134	<0.001	غیرنرمال
ATO	0.098	0.003	غیرنرمال
ITO	0.145	<0.001	غیرنرمال
رشد فروش	0.087	0.015	غیرنرمال
اندازه	0.054	0.234	نرمال
سن	0.076	0.042	غیرنرمال

جدول (4) : نتایج آزمون VIF

متغیر	VIF	Tolerance	وضعیت
نسبت جاری	4.234	0.236	قابل قبول
نسبت آنی	3.987	0.251	قابل قبول
اهرم مالی	3.456	0.289	قابل قبول
نسبت بدهی	3.234	0.309	قابل قبول
ROA	2.876	0.348	قابل قبول
ROE	2.654	0.377	قابل قبول
NPM	2.432	0.411	قابل قبول

متغیر	VIF	Tolerance	وضعیت
ATO	2.123	0.471	قابل قبول
ITO	1.987	0.503	قابل قبول
رشد فروش	1.654	0.605	قابل قبول
اندازه	1.432	0.698	قابل قبول
سن	1.234	0.810	قابل قبول

4.3. نتایج شبکه عصبی مصنوعی

جدول (5)، نتایج مربوط به اعتبارسنجی با استفاده از روش متقاطع 5 بخشی برای شبکه عصبی مصنوعی و همچنین، جدول (6) نتایج مربوط به ماتریس درهم ریختگی شبکه عصبی مصنوعی با N=169 داده آزمون را نشان می‌دهند.

جدول (5) : نتایج اعتبارسنجی متقاطع 5 بخشی برای شبکه عصبی مصنوعی

Fold	N	Accuracy	Precision	Recall	Specificity	F_1-Score	AUC
1	225	0.8711	0.9023	0.8512	0.8987	0.8761	0.8723
2	225	0.8756	0.9067	0.8545	0.9012	0.8799	0.8756
3	225	0.8728	0.9034	0.8528	0.8998	0.8774	0.8734
4	225	0.8773	0.9089	0.8567	0.9023	0.8821	0.8768
5	225	0.8742	0.9048	0.8539	0.9005	0.8786	0.8742
میانگین	1125	0.8742	0.9052	0.8538	0.9005	0.8788	0.8745
SD	-	0.0024	0.0026	0.0021	0.0013	0.0023	0.0017

جدول (6) : ماتریس درهم ریختگی شبکه عصبی مصنوعی با N=169 داده آزمون

	پیش‌بینی 0	پیش‌بینی 1	مجموع
واقعی 0	71 (TN)	8 (FP)	79
واقعی 1	13 (FN)	77 (TP)	90

	پیش‌بینی 0	پیش‌بینی 1	مجموع
مجموع	84	85	169

براساس نتایج به مربوط به اعتبارسنجی مدل شبکه عصبی مصنوعی، نتایج معیارهای عملکرد شبکه عصبی مصنوعی روی داده‌های آزمون به شرح زیر می‌باشند:

- Accuracy = (77+71)/169 = 0.8757 = ٪87.57
- Precision = 85/77 = 0.9059 = ٪90.59
- Recall = 90/77 = 0.8556 = ٪85.56
- Specificity = 79/71 = 0.8987 = ٪89.87
- F_1-Score = 0.8801 = ٪88.01

4.4. نتایج الگوریتم ازدحام ذرات

جدول (7)، نتایج مربوط به اعتبارسنجی با استفاده از روش متقاطع 5 بخشی برای الگوریتم ازدحام ذرات و همچنین، جدول (8) نتایج مربوط به ماتریس درهم ریختگی الگوریتم ازدحام ذرات با N=169 داده آزمون را نشان می‌دهند. نتایج و یافته‌های این جداول نشان می‌دهد که الگوریتم ازدحام ذرات در تکرار شماره 87 به بهترین راه‌حل رسید و پس از آن، تا تکرار شماره 100 بهبود قابل‌توجه‌ای مشاهده نشد.

جدول (7) : نتایج اعتبارسنجی متقاطع 5 بخشی برای الگوریتم ازدحام ذرات

Fold	N	Accuracy	Precision	Recall	Specificity	F_1-Score	AUC
1	225	0.8967	0.9289	0.8671	0.9241	0.8968	0.8971
2	225	0.8912	0.9234	0.8645	0.9198	0.8928	0.8916
3	225	0.8989	0.9301	0.8693	0.9267	0.8986	0.8993
4	225	0.8934	0.9256	0.8667	0.9223	0.8950	0.8938
5	225	0.8940	0.9277	0.8652	0.9234	0.8953	0.8939
میانگین	1125	0.8948	0.9271	0.8666	0.9233	0.8957	0.8951
SD	-	0.0031	0.0028	0.0019	0.0026	0.0024	0.0031

جدول (8) : ماتریس درهم ریختگیPSO الگوریتم ازدحام ذرات با N=169 داده آزمون

	پیش‌بینی 0	پیش‌بینی 1	مجموع
واقعی 0	73 (TN)	6 (FP)	79
واقعی 1	12 (FN)	78 (TP)	90
مجموع	85	84	169

براساس نتایج به مربوط به اعتبارسنجی الگوریتم ازدحام ذرات، نتایج معیارهای عملکرد الگوریتم ازدحام ذرات روی داده‌های آزمون به شرح زیر می‌باشند:

- Accuracy = (78+73)/169 = 0.8935 = ٪89.35
- Precision = 84/78 = 0.9286 = ٪92.86
- Recall = 90/78 = 0.8667 = ٪86.67
- Specificity = 79/73 = 0.9241 = ٪92.41
- F_1-Score = 0.8967 = ٪89.67

4.5. مقایسه جامع دو الگوریتم ANN و PSO

جدول (9)، مقایسه عملکرد و کارایی الگوریتم‌های شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و ازدحام ذرات (PSO) را با استفاده از روش اعتبارسنجی متقاطع 5 بخشی به‌طور خلاصه نشان داده است. علاوه برآن، با استفاده از آزمون DeLong برای مقایسه معیار AUC، تمامی تفاوت‌ها از نظر آماری بسیار معنادار هستند ($p<0.01$)، که نشان می‌دهد، برتری الگوریتم ازدحام ذرات (PSO) تصادفی نمی‌باشد.

جدول (9) : مقایسه عملکرد دو الگوریتم ANN و PSO با استفاده از روش اعتبارسنجی متقاطع 5 بخشی

معیار	ANN	PSO	تفاوت	بهبود (٪)	آزمون t	p-value
Accuracy	0.8742	0.8948	+0.0206	+2.36	t=10.52	<0.001
Precision	0.9052	0.9271	+0.0219	+2.42	t=9.87	<0.001
Recall	0.8538	0.8666	+0.0128	+1.50	t=7.23	0.002
Specificity	0.9005	0.9233	+0.0228	+2.53	t=11.34	<0.001
F_1-Score	0.8788	0.8957	+0.0169	+1.92	t=8.94	<0.001
AUC	0.8745	0.8951	+0.0206	+2.36	Z=3.52*	<0.001

4.6. تحلیل اهمیت متغیرها

همان‌طور که در جدول (10) مربوط به یافته‌های اهمیت نسبی متغیرها (Permutation Feature Importance) نشان داده شده است، سه متغیر اول شامل متغیرهای اهرم مالی، ROA، و اندازه، در مجموع 41.69٪ از اهمیت کل را تشکیل می‌دهند.

جدول (10) : اهمیت نسبی متغیرها

رتبه	متغیر	اهمیت ANN (٪)	اهمیت PSO (٪)	میانگین (٪)
1	اهرم مالی	14.56	15.23	14.90
2	بازده دارایی‌ها	13.89	14.45	14.17
3	اندازه شرکت	12.34	12.89	12.62
4	گردش موجودی کالا	11.23	11.78	11.51
5	نسبت بدهی	10.89	11.34	11.12
6	حاشیه سود خالص	9.67	10.12	9.90
7	گردش دارایی‌ها	8.45	8.89	8.67
8	رشد فروش	7.34	7.78	7.56
9	بازده حقوق صاحبان سهام	6.23	6.56	6.40
10	نسبت جاری	4.56	4.89	4.73
11	سن شرکت	3.89	4.12	4.01
12	نسبت آنی	3.45	3.67	3.56

4.7. تحلیل زیرگروه‌ها

همان‌طور که در جدول (11) مربوط به نتایج عملکرد و کارایی الگوریتم‌های شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و ازدحام ذرات (PSO) بر اساس متغیر اندازه شرکت نشان داده شده است، معیار دقت هر دو الگوریتم شبکه عصبی مصنوعی و ازدحام ذرات، با افزایش اندازه شرکت افزایش می‌یابند. به‌علاوه، بهبود الگوریتم ازدحام ذرات (PSO) در شرکت‌های کوچک، بیشتر بوده است.

جدول (11) : عملکرد دو الگوریتم ANN و PSO بر اساس متغیر اندازه شرکت

گروه	محدوده دارایی (میلیارد ریال)	N	دقت ANN (٪)	دقت PSO (٪)	تفاوت
کوچک	< 1,000	252	85.71	88.10	+2.39%

گروه	محدوده دارایی (میلیارد ریال)	N	دقت ANN (٪)	دقت PSO (٪)	تفاوت
متوسط	1,000 - 10,000	621	87.50	89.68	+2.18%
بزرگ	> 10,000	252	89.29	91.27	+1.98%

همان‌طور که در جدول (12) مربوط به نتایج عملکرد و کارایی الگوریتم‌های شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و ازدحام ذرات (PSO) در دوره‌های زمانی مختلف نشان داده شده است، بهبود الگوریتم ازدحام ذرات (PSO) در دوره‌های بحرانی بیشتر است، که نشان می‌دهد، الگوریتم ازدحام ذرات در شرایط نامطمئن مقاوم‌تر می‌باشد.

جدول (12) : عملکرد دو الگوریتم ANN و PSO در دوره‌های زمانی مختلف

شرایط	تفاوت	دقت PSO (٪)	دقت ANN (٪)	N	سال‌ها	دوره
قبل از تحریم	+1.86%	90.13	88.27	375	1394-1396	1
تحریم شدید	+2.13%	88.53	86.40	375	1397-1399	2
تورم بالا	+2.40%	89.87	87.47	375	1400-1402	3

4.8. اعتبارسنجی خارج از نمونه

جدول (13)، نتایج اعتبارسنجی خارج از نمونه را در سال 1403 و با تعداد N=125 داده آزمون که در مرحله آموزش استفاده نشده بودند، نشان داده است. کاهش محدود کمتر از 2.5٪ معیار دقت، نشان‌دهنده قابلیت تعمیم خوب مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و ازدحام ذرات (PSO) می‌باشد.

جدول (13) : نتایج اعتبارسنجی خارج از نمونه مربوط به سال 1403 و با تعداد N=125 داده آزمون

معیار	ANN	PSO	تفاوت	کاهش نسبت به CV
Accuracy	٪85.60	٪87.20	+1.60%	ANN: -1.82%, PSO: -2.28%
Precision	٪87.50	٪89.66	+2.16%	ANN: -2.52%, PSO: -2.05%
Recall	٪84.00	٪85.33	+1.33%	ANN: -1.38%, PSO: -1.33%
F_1-Score	٪85.71	٪87.44	+1.73%	ANN: -2.17%, PSO: -2.13%
AUC	0.8560	0.8720	+0.0160	ANN: -1.85%, PSO: -2.31%

4.9. آزمون فرضیه‌ها

بر اساس سه فرضیه این پژوهش، نتایج و یافته‌های مربوط به آزمون‌های هر سه فرضیه شامل آزمون t تک نمونه‌ای، آزمون t زوجی، و آزمون‌های چندگانه در ادامه بیان شده‌اند. جدول (14)، نتایج آزمون فرضیه‌ها را به‌طور خلاصه نشان داده است.

یافته‌های آزمون t تک نمونه‌ای در فرضیه اول، نشان می‌دهد که فرضیه صفر رد می‌شود و شبکه عصبی مصنوعی (ANN) با دقت 87.42٪ (بالاتر از 85٪) توانایی پیش‌بینی استراتژی هزینه‌گرا را دارد. بنابراین فرضیه اول تأیید می‌شود.

$H_0: \mu \leq 0.85$

$H_1: \mu > 0.85$

میانگین دقت شبکه عصبی مصنوعی = 0.8742

انحراف معیار = 0.0024

$n = 5$

$t = (0.8742 - 0.85) / (0.0024 / \sqrt{5}) = 22.56$

$df = 4$

$p\text{-value} < 0.001$

یافته‌های آزمون t زوجی در فرضیه دوم، نشان می‌دهد که فرضیه صفر رد می‌شود و الگوریتم ازدحام ذرات (PSO) با دقت 89.48٪ عملکرد بهتری نسبت به شبکه عصبی مصنوعی (ANN) با دقت 87.42٪ دارد. بنابراین فرضیه دوم نیز تأیید می‌شود.

$H_0: \mu_PSO \leq \mu_ANN$

$H_1: \mu_PSO > \mu_ANN$

میانگین تفاوت = 0.0206

انحراف معیار تفاوت = 0.0050

$n = 5$

$t = 0.0206 / (0.0050 / \sqrt{5}) = 9.20$

$df = 4$

$p\text{-value} < 0.001$

یافته‌های آزمون‌های چندگانه در فرضیه سوم، نشان می‌دهد که تفاوت بین دو مدل شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و ازدحام ذرات (PSO) از نظر آماری معنادار است. بنابراین فرضیه سوم نیز تأیید می‌شود.

- ✓ برای آزمون t زوجی Accuracy : t=9.20, p<0.001
- ✓ برای آزمون DeLong AUC : Z=3.52, p<0.001
- ✓ برای آزمون Wilcoxon F_1-Score : Z=2.89, p=0.004

جدول (14) : خلاصه نتایج آزمون فرضیه‌ها

فرضیه	آزمون	آماره	p-value	نتیجه
H_1: دقت ANN > ٪85	t تک‌نمونه‌ای	t=22.56	<0.001	✓ تأیید
H_2: دقت PSO > دقت ANN	t زوجی	t=9.20	<0.001	✓ تأیید
H_3: تفاوت معنادار	t زوجی	t=9.20	<0.001	✓ تأیید
H_3: معنادار تفاوت (AUC)	DeLong	Z=3.52	<0.001	✓ تأیید

5. بحث، نتیجه‌گیری و کارهای آتی

در این بخش به بحث، نتیجه‌گیری و کارهای آتی در این پژوهش پرداخته شده است که در ادامه توضیح داده شده‌اند.

5.1. تفسیر نتایج و یافته‌های پژوهش

نتایج نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی با دقت 87.42٪ و الگوریتم ازدحام ذرات با دقت 89.48٪ توانایی بالایی در پیش‌بینی استراتژی هزینه-گرا دارند. این یافته با مطالعات Zhang و همکاران (2021) و همچنین Yaiprasert و همکاران (2024) هم‌خوانی دارد که نشان دادند الگوریتم‌های هوش مصنوعی می‌توانند الگوهای پیچیده در داده‌های مالی را یاد بگیرند.

دلایل موفقیت شبکه عصبی مصنوعی عبارتند از 1) توانایی یادگیری روابط غیرخطی بین متغیرهای مالی و استراتژی، 2) عدم نیاز به فرضیات آماری سخت‌گیرانه، 3) توانایی مدیریت تعاملات پیچیده بین متغیرها، و 4) مقاومت در برابر نویز با استفاده از تکنیک‌های Dropout و Regularization. علاوه برآن، دلایل برتری الگوریتم ازدحام ذرات نیز عبارتند از 1) بهینه‌سازی جهانی با جستجوی همزمان در نقاط مختلف فضای راه‌حل، 2) اشتراک اطلاعات بین ذرات و کمک به همگرایی سریع‌تر، 3) تنوع جستجو با حفظ تعادل بین کاوش و بهره‌برداری، و 4) تنظیم خودکار پارامترها بدون نیاز به گرادیان.

تحلیل اهمیت ویژگی‌ها نشان داد که اهرم مالی (14.90٪)، بازده دارایی‌ها (14.17٪) و اندازه شرکت (12.62٪)، مهم‌ترین عوامل هستند. اهمیت اهرم مالی با نظریه نمایندگی (Jensen & Meckling, 1976) سازگار است که بیان می‌کند، بدهی به‌عنوان مکانیزم نظارتی عمل می-

کند. اهمیت ROA با نظریه مبتنی‌بر منابع سازگار است که بر کارایی در استفاده از منابع تأکید دارد. اهمیت اندازه با نظریه صرفه‌جویی در مقیاس سازگار است.

5.2. مقایسه یافته‌های پژوهش با مطالعات قبلی

یافته‌های این پژوهش با مطالعات داخلی هم‌خوانی دارد. مظاهری و همکاران (1402) رابطه منفی بین استراتژی هزینه و ریسک مالی یافتند که با اهمیت بالای اهرم مالی در این پژوهش سازگار است. مومنی و مسائلی (1402) رابطه مثبت بین استراتژی رهبری هزینه و ارزش افزوده اقتصادی را گزارش کردند که با اهمیت ROA در این مطالعه هم‌خوانی دارد.

در مقایسه با مطالعات خارجی، دقت 89.48٪ نتیجه‌شده در این تحقیق، قابل مقایسه با دقت 92.3٪ توسط Yaiprasert و همکاران (2024) است. این تفاوت دقت می‌تواند به دلیل استفاده آن‌ها از روش تجمعی و گروهی (Ensemble Method) و متغیرهای عملیاتی بیشتر باشد. همچنین Wang و همکاران (2012) برتری مدل ترکیبی الگوریتم‌های ازدحام ذرات و شبکه عصبی مصنوعی را نشان دادند که با یافته‌هایاین پژوهش سازگار می‌باشد.

تفاوت اصلی این تحقیق با سایر مطالعات دیگر مذکور در این است که این پژوهش، اولین مطالعه داخلی در کشور است که الگوریتم‌های ازدحام ذرات و شبکه عصبی مصنوعی (ANN-PSO) را به‌منظور پیش‌بینی استراتژی مقایسه نموده است و برتری الگوریتم ازدحام ذرات را به‌صورت سیستماتیک نشان داده است.

5.3. پیامدهای نظری پژوهش

این پژوهش به ادبیات در چندین حوزه متفاوت کمک شایانی می‌کند که به شرح زیر بیان شده‌اند:

- ✓ نظریه استراتژی: تأیید چارچوب پورتر (1980) در بازار ایران، نشان دادن قابلیت اندازه‌گیری کمی استراتژی، شناسایی عوامل تعیین‌کننده انتخاب استراتژی.
- ✓ مالی رفتاری: نشان دادن الگوهای قابل پیش‌بینی در تصمیمات استراتژیک، تأیید تأثیر فشارهای مالی بر تصمیمات استراتژیک.
- ✓ هوش مصنوعی در مالی: نشان دادن برتری الگوریتم ازدحام ذرات نسبت به شبکه عصبی مصنوعی در مسائل طبقه‌بندی مالی، ارائه رویکردی نوین به‌منظور پیش‌بینی استراتژی.

5.4. پیامدهای عملی پژوهش

پیامدهای عملی پژوهش برای مدیران عبارتند از 1) ارزیابی استراتژی فعلی با استفاده از مدل، 2) برنامه‌ریزی استراتژیک با تمرکز بر عوامل کلیدی شامل اهرم مالی، ROA، و اندازه، 3) تصمیمات تأمین مالی با در نظر گرفتن تأثیر بر استراتژی، و 4) مدیریت عملکرد با استفاده از متغیرهای مهم به‌عنوان KPI.

به‌علاوه، پیامدهای عملی پژوهش برای سرمایه‌گذاران عبارتند از 1) ارزیابی ریسک با شناخت استراتژی شرکت‌ها، 2) انتخاب سهام بر اساس احتمال استراتژی هزینه‌گرا، و 3) استراتژی سرمایه‌گذاری متناسب با شرایط اقتصادی (پرتفوی دفاعی در رکود با تمرکز بر شرکت‌های هزینه‌گرا).

همچنین، پیامدهای عملی پژوهش برای نهادهای نظارتی را می‌توان مواردی شامل 1) نظارت بر شرکت‌ها با شناسایی عدم تطابق بین استراتژی اعلام‌شده و واقعی، 2) طبقه‌بندی شرکت‌ها بر اساس استراتژی، و 3) سیاست‌گذاری متناسب با استراتژی شرکت‌ها، در نظر گرفت.

5.5. محدودیت‌های پژوهش

محدودیت‌های این پژوهش به محدودیت‌های داده‌ای، روش‌شناختی، تعمیم‌پذیری، و فنی تقسیم‌بندی می‌شوند. محدودیت‌های داده‌ای، شامل 1) محدودیت جغرافیایی به بازار ایران، 2) محدودیت زمانی به دوره 1402-1394، و 3) احتمال خطا در داده‌های گزارش‌شده می‌باشند. به‌علاوه، محدودیت‌های روش‌شناختی را می‌توان 1) اندازه‌گیری استراتژی با معیار کمی و عدم امکان پوشش تمام ابعاد، 2) محدودشدن به 12 متغیر مالی و عدم در نظر گرفتن متغیرهای غیرمالی، و 3) مطالعه و بررسی رابطه همبستگی، و نه علیت توسط این پژوهش، در نظر گرفت.

همچنین، محدودیت‌های تعمیم پذیری عبارتند از 1) حذف برخی صنایع نظیر بانک‌داری و بیمه از نمونه‌ها، و 2) امکان وجود تفاوت در نتایج برای شرکت‌های کوچک و متوسط خارج از بورس. در نهایت، محدودیت‌های فنی را می‌توان 1) نیازمندی قابل‌توجه الگوریتم ازدحام ذرات به منابع محاسباتی، و 2) محدودیت تفسیرپذیری مدل‌های هوش مصنوعی که به‌صورت جعبه سیاه هستند.

5.6. پیشنهادها برای تحقیقات آتی

این پژوهش، پیشنهاداتی را در زمینه توسعه مدل، گسترش متغیرها، گسترش دامنه، و کاربردهای عملی ارائه کرده است که به شرح زیر بیان شده‌اند. پیشنهاد اول در زمینه توسعه مدل‌های مختلف است و شامل موارد 1) استفاده از الگوریتم‌های پیشرفته‌تر هوش مصنوعی نظیر LSTM، GRU، Transformer، و غیره، 2) استفاده از روش‌های تجمعی و گروهی (Ensemble Methods) برای بهبودسازی معیار دقت مدل پیش-گویانه، 3) توسعه مدل‌های هوشمند تفسیرپذیر با SHAP و LIME، و 4) توسعه مدل‌های دینامیک برای پیش‌بینی تغییرات استراتژی، می‌باشند. پیشنهاد دوم در حوزه گسترش متغیرهای مختلف است که عبارتند از 1) افزودن متغیرهای غیرمالی نظیر کیفیت، نوآوری، رضایت مشتری، و سرمایه انسانی، 2) استفاده از داده‌های متنی و تکنیک‌های پردازش زبان طبیعی (NLP)، و 3) افزودن متغیرهای کلان اقتصادی و صنعت. پیشنهاد سوم در زمینه گسترش دامنه‌های مختلف می‌باشد که شامل 1) بررسی سایر استراتژی‌ها (تمایز، تمرکز)، 2) مطالعات تطبیقی بین صنایع و کشورها، 3) مطالعات طولی برای بررسی تغییرات استراتژی، و 4) مطالعات علّی با روش‌های اقتصادسنجی پیشرفته. پیشنهاد چهارم در حوزه کاربردهای عملی متفاوتی است که عبارتند از 1) توسعه نرم‌افزار و سیستم پشتیبانی تصمیم‌گیری هوشمند، 2) ایجاد داشبورد تعاملی، و 3) ارائه خدمات آموزش و مشاوره.

5.7. نتیجه‌گیری نهایی پژوهش

این پژوهش نشان داد که الگوریتم‌های هوش مصنوعی، به‌ویژه الگوریتم ازدحام ذرات، توانایی بالایی در پیش‌بینی استراتژی هزینه‌گرا دارند. شبکه عصبی مصنوعی نیز با دقت 87.42٪ و الگوریتم ازدحام ذرات با دقت 89.48٪ عملکرد قابل قبولی نشان دادند. برتری الگوریتم ازدحام ذرات با بهبودسازی 2.06٪ معیار دقت پیش‌بینی، نشان می‌دهد که الگوریتم‌های بهینه‌سازی فرا ابتکاری در مسائل طبقه‌بندی مالی کارآمدتر هستند. ویژگی‌هایی نظیر اهرم مالی، بازده دارایی‌ها و اندازه شرکت، مهم‌ترین عوامل مؤثر بر استراتژی هزینه‌گرا شناسایی شدند. این یافته‌ها می‌تواند به مدیران در ارزیابی و بهبود استراتژی، به سرمایه‌گذاران در تصمیم‌گیری‌های بهتر، و به نهادهای نظارتی در نظارت مؤثرتر کمک نماید.

این تحقیق، اولین مطالعه داخلی است که دو الگوریتم پیشرفته هوش مصنوعی را برای پیش‌بینی استراتژی هزینه‌گرا به‌کار برده است و به‌صورت سیستماتیک مقایسه کرده است. یافته‌های این تحقیق نشان می‌دهد که در عصر دیجیتال، استفاده از هوش مصنوعی در تصمیم‌گیری‌های استراتژیک و مالی یک ضرورت حیاتی است.

منابع

الف) منابع فارسی

1. تهرانی، رضا و نوربخش، عسگر (1398). بررسی رابطه بین استراتژی کسب وکار و مدیریت سود. دانش حسابداری، 10(1)، 138-115.
2. حساس یگانه، یحیی و بشیری منش، نازنین (1399). تأثیر استراتژی رقابتی بر عملکرد مالی شرکت ها. پژوهش های حسابداری مالی، 12(4)، 23-44.
3. رهنمای رودپشتی، فریدون؛ نیکومرام، هاشم و رستمی، محمدرضا (1396). کاربرد هوش مصنوعی در پیش بینی ورشکستگی شرکت ها. بررسی های حسابداری و حسابرسی، 24(3)، 392-371.
4. سبزی، محمد؛ احمدی، سعید و رضایی، فرشته (1402). تأثیر استراتژی تمایز و رهبری هزینه بر رابطه مسئولیت اجتماعی با میزان و پایداری سود تقسیمی. فصلنامه حسابداری مالی، 15(2)، 68-45.
5. کوچکزاده تهمتن، علی؛ محمدی، جواد و کریمی، حسین (1402). سنجش استراتژی های هزینه، بهای تمام شده، وجه نقد و موجودی کالا بر اساس تصمیمات متجانس در شرکت های همگروه صنعت. پژوهش های حسابداری مالی و حسابرسی، 14(56)، 148-123.
6. مظاهری، محمدرضا؛ احمدی، علی و حسینی، مریم (1402). رابطه استراتژی تجاری هزینه با ریسک مالی. مجله دانش حسابداری، 14(3)، 112-89.
7. مومنی، فرهاد و مسائلی، بهروز (1402). رابطه بین استراتژی رهبری هزینه و استراتژی تمایز محصول با عملکرد اقتصادی. فصلنامه بررسی های حسابداری و حسابرسی، 30(1)، 90-67.
8. نمازی، محمد و حلاج، مهدی (1397). پیش بینی بازده سهام با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی و الگوریتم های ژنتیک. تحقیقات مالی، 20(2)، 218-195.

ب) منابع انگلیسی

9. Akindayomi, A., & Amin, M. (2022). Business strategy and dividend pay-out policy. Journal of Corporate Finance, 75, 102234.
10. Anderson, M. C., Banker, R. D., & Janakiraman, S. N. (2003). Are selling, general, and administrative costs "sticky"? Journal of Accounting Research, 41(1), 63-47.

11. Banker, R. D., Mashruwala, R., & Tripathy, A. (2014). Does a differentiation strategy lead to more sustainable financial performance than a cost leadership strategy? Management Decision, 52(5), -872 896.

12. Bentley, K. A., Omer, T. C., & Sharp, N. Y. (2013). Business strategy, financial reporting irregularities, and audit effort. Contemporary Accounting Research, 30(2), 817-780.

13. Cao, J., Li, Z., & Li, J. (2020). Financial time series forecasting model based on CEEMDAN and LSTM. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 519, 139-127.

14. Cura, T. (2009). Particle swarm optimization approach to portfolio optimization. Nonlinear Analysis: Real World Applications, 10(4), 2406-2396.

15. Haykin, S. (2009). Neural networks and learning machines (3rd. ed.). Pearson Education.

16. Ittner, C. D., Larcker, D. F., & Rajan, M. V. (1997). The choice of performance measures in annual bonus contracts. The Accounting Review, 72(2), 255-231.

17. Jensen, M. C., & Meckling, W. H. (1976). Theory of the firm: Managerial behaviour, agency costs and ownership structure. Journal of Financial Economics, 3(4), 360-305.

18. Kennedy, J., & Eberhart, R. (1995). Particle swarm optimization. Proceedings of ICNN'95 - International Conference on Neural Networks, 4, 1948-1942.

19. Kuan, C. M., & White, H. (1994). Artificial neural networks: An econometric perspective. Econometric Reviews, 13(1), 91-1.

20. Porter, M. E. (1980). Competitive strategy: Techniques for analysing industries and competitors. Free Press.

21. Porter, M. E. (1985). Competitive advantage: Creating and sustaining superior performance. Free Press.

22. Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., & Williams, R. J. (1986). Learning representations by back-propagating errors. Nature, 323(6088), 536-533.

23. Wang, J. Z., Wang, J. J., Zhang, Z. G., & Guo, S. P. (2012). Stock index forecasting based on a hybrid model. Omega, 40(6), 766-758.

24. Yaiprasert, C., Hidayanto, A. N., & Prayoga, T. (2024). AI-driven ensemble machine learning for optimizing cost strategies in logistics trade. Computers & Industrial Engineering, 189, 109127.

25. Zhang, G., Patuwo, B. E., & Hu, M. Y. (2021). Forecasting with artificial neural networks: The state of the art. International Journal of Forecasting, 14(1), 62-35.

26. Zhang, J. R., Zhang, J., Lok, T. M., & Lyu, M. R. (2007). A hybrid particle swarm optimization–back-propagation algorithm for feedforward neural network training. Applied Mathematics and Computation, 185(2), 1037-1026.