Journal of Management, Education and Development in Digital Age

Submission Date: 2024-08-15 Revision Date: 2024-10-21 Accept Date: 2025-02-26 Publish Date: 2025-03-01

Designing a Model of Factors Influencing FinTech Optimization in the Financial Market Using a Hybrid Approach

1. Esmat Ghasemzadeh: Department of Industrial Management, Central Tehran Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran

2. Mohammad Ali Keramati*: Department of Industrial Management, Central Tehran Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran

3. Safia Mehrinejad: Department of Financial Management, Central Tehran Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran

4. Azadeh Mehrani: Department of Financial Management, Nowshahr Branch, Islamic Azad University, Nowshahr, Iran

***Corresponding Author's Email Address: mohammadalikeramati@yahoo.com**

Abstract:

The present study examines the factors influencing the optimization of FinTech in financial markets using a hybrid approach. FinTech, as one of the fundamental transformations in the financial world, has significantly altered financial interactions, particularly through the application of advanced technologies such as artificial intelligence, blockchain, and big data processing. The objective of this research is to identify and model the components that affect FinTech optimization in financial markets and to employ optimization models to enhance their performance. Initially, to identify the key components, a qualitative method and meta-synthesis technique were utilized. In this phase, documents and articles related to FinTech and the banking industry were reviewed, and data extracted from other studies were analyzed. These data encompass various dimensions, including cybersecurity, artificial intelligence indicators, system scalability, and the economic and social impacts of financial technologies. After identifying the main components, the quantitative phase of the research involved modeling FinTech optimization based on these components using mathematical programming methods. The proposed optimization models were implemented using GAMS software with the epsilon constraint algorithm and MATLAB software with the Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm II (NSGA-II). The results obtained from the optimization models indicate that improvements in the identified components can lead to increased efficiency and reduced costs in FinTech systems. This study also demonstrates that employing a hybrid approach and simultaneously analyzing qualitative and quantitative data can facilitate a more accurate simulation of FinTech performance in financial markets and offer more effective solutions for improving financial processes.

Keywords: FinTech, optimization, financial market, hybrid approach.

How to Cite: Ghasemzadeh, E., Keramati, M. A., Mehrinejad, S., & Mehrani, A. (2024). Designing a Model of Factors Influencing FinTech Optimization in the Financial Market Using a Hybrid Approach. *Journal of Management, Education and Development in Digital Age*, 1(4), 17-37.

Copyright: © 2024 by the authors. Published under the terms and conditions of Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International (CC BY-NC 4.0) License.

نشریه مدیریت، توسعه و آموزش در عصر دیجیتال

تاریخ ارسال مقاله: ۱۴۰۳/۰۵/۲۵ تاریخ بازنگری: ۱۴۰۳/۰۷/۳۰ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۱۲/۰۸ تاریخ انتشار: ۱۴۰۳/۱۲/۱۱

طراحی مدل عوامل مؤثر بر بهینه سازی فین تک در بازار مالی با استفاده از رویکرد ترکیبی

۱. عصمت قاسم زاده: گروه مدیریت صنعتی ، واحد تهران مرکزی ، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران ، ایران

۲ محمدعلی کرامتی*: گروه مدیریت صنعتی ، واحد تهران مرکزی ، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران ، ایران

۳. صفیه مهری نژاد: گروه مدیریت مالی ،واحد تهران مرکزی ،دانشگاه آزاد اسلامی ،تهران ، ایران

۴. آزاده مهرانی : گروه مدیریت مالی ، واحدنوشهر، دانشگاه آزاد اسلامی ، نوشهر ، ایران

*پست الکترونیک نویسنده مسئول: mohammadalikeramati@yahoo.com

چکیده

پژوهش حاضر به بررسی عوامل مؤثر بر بهینه‌سازی فین تک در بازارهای مالی با استفاده از رویکرد ترکیبی می‌پردازد. فین تک به عنوان یکی از تحولات اساسی در دنیای مالی، به‌ویژه با استفاده از فناوری‌های نوین مانند هوش مصنوعی، بلاک‌چین، و پردازش داده‌های کلان، توانسته است تغییرات قابل توجهی در نحوه تعاملات مالی ایجاد کند. هدف این تحقیق شناسایی و مدلسازی مؤلفه‌های مؤثر بر بهینه‌سازی فین تک در بازارهای مالی و استفاده از مدل‌های بهینه‌سازی به‌منظور بهبود عملکرد آن‌ها است. در ابتدا، به‌منظور شناسایی مؤلفه‌های کلیدی، از روش کیفی و تکنیک فراترکیب استفاده شده است. در این بخش، اسناد و مقالات مرتبط با فین تک و صنعت بانکداری بررسی و داده‌های استخراج‌شده از مطالعات دیگر تحلیل شده‌اند. این داده‌ها شامل ابعاد مختلفی از جمله امنیت سایبری، شاخص‌های هوش مصنوعی، مقیاس‌پذیری سیستم‌ها و تأثیرات اقتصادی و اجتماعی فناوری‌های مالی می‌باشند. پس از شناسایی مؤلفه‌های اصلی، در بخش کمی تحقیق، مدلسازی بهینه‌سازی فین تک بر اساس این مؤلفه‌ها با استفاده از روش‌های برنامه‌ریزی ریاضی صورت گرفت. مدل‌های پیشنهادی برای بهینه‌سازی با استفاده از نرم‌افزار GAMS و الگوریتم اپسیلن محدودیت و همچنین نرم‌افزار MATLAB با الگوریتم ژنتیک مرتب‌سازی نامغلوب (NSGA-II) بهینه‌سازی شدند. نتایج به‌دست‌آمده از مدل‌های بهینه‌سازی نشان می‌دهند که بهبود در مؤلفه‌های شناسایی‌شده می‌تواند منجر به افزایش کارایی و کاهش هزینه‌ها در سیستم‌های فین تک شود. این تحقیق همچنین نشان می‌دهد که استفاده از رویکرد ترکیبی و تحلیل همزمان داده‌های کیفی و کمی می‌تواند به شبیه‌سازی دقیق‌تری از عملکرد فین تک‌ها در بازارهای مالی کمک کند و راهکارهای بهینه‌تری برای بهبود فرآیندهای مالی ارائه دهد.

کلیدواژگان: *فین تک، بهینه سازی، بازار مالی، رویکرد ترکیبی*

نحوه استناددهی: قاسم زاده، عصمت.، کرامتی، محمدعلی.، مهری نژاد، صفیه.، و مهرانی، آزاده. (۱۴۰۳). طراحی مدل عوامل مؤثر بر بهینه سازی فین تک در بازار مالی با استفاده از رویکرد ترکیبی. *نشریه مدیریت، توسعه و آموزش در عصر دیجیتال*، ۱(۴)، ۳۴-۱۷.

مجوز و حق نشر: © ۱۴۰۳ تمامی حقوق انتشار این مقاله متعلق به نویسنده است. انتشار این مقاله به‌صورت دسترسی آزاد مطابق با گواهی (CC BY-NC 4.0) صورت گرفته است.

مقدمه

در دنیای امروز، بازارهای مالی به سرعت در حال تغییر هستند و با پیشرفت فناوری‌های نوین، نحوه تعامل سرمایه‌گذاران و مشتریان با این بازارها به طور قابل توجهی تغییر کرده است. یکی از مهم‌ترین تحولات در این حوزه، ظهور فین تک (فناوری‌های مالی) است که به کمک آن‌ها می‌توان فرآیندهای مالی را به صورت سریع‌تر، ارزان‌تر و کارآمدتر انجام داد. این تغییرات همچنین فرصت‌های جدیدی را برای افراد، کسب‌وکارها و دولت‌ها فراهم کرده است تا خدمات مالی بهتری ارائه دهند و به مشکلات مختلف در بازار مالی پاسخ دهند (Gonçalves et al., 2023). اما با وجود این پیشرفت‌ها، چالش‌های مختلفی نیز وجود دارد که باید مورد بررسی قرار گیرد. یکی از این چالش‌ها، بهینه‌سازی فین تک در بازار مالی است. برای بهینه‌سازی این سیستم‌ها، باید عوامل مختلفی شناسایی شوند که بر عملکرد آن‌ها تأثیرگذار هستند. این عوامل شامل متغیرهای تکنولوژیک، اقتصادی، اجتماعی و حتی فرهنگی می‌شوند که با توجه به ویژگی‌های خاص هر بازار مالی، می‌توانند اثرات متفاوتی داشته باشند (Najem et al., 2022). در دهه‌های اخیر، تحولات عظیمی در حوزه‌های مختلف از جمله صنعت مالی به واسطه پیشرفت‌های شگرف در فناوری‌های نوین صورت گرفته است. یکی از بارزترین تغییرات در این زمینه، ظهور فین تک (فناوری‌های مالی) است که به عنوان یک انقلاب در نحوه ارائه و مصرف خدمات مالی شناخته می‌شود. فین تک از ترکیب فناوری‌های نوین مانند بلاک‌چین، هوش مصنوعی، یادگیری ماشین، پردازش داده‌های کلان، و اینترنت اشیاء برای بهبود و تسهیل خدمات مالی استفاده می‌کند و به سرمایه‌گذاران، مؤسسات مالی و مصرف‌کنندگان کمک می‌کند تا به شیوه‌ای کارآمدتر، سریع‌تر و ارزان‌تر به خدمات مالی دسترسی پیدا کنند. با این حال، با وجود مزایای چشمگیر فین تک، این صنعت هنوز با چالش‌های زیادی مواجه است که می‌تواند مانع از بهینه‌سازی آن در بازارهای مالی شود (Demir et al., 2022). در زمینه فنی، فین تک به فناوری‌های پیچیده‌ای نیاز دارد که باید قابلیت مقیاس‌پذیری، امنیت، و عملکرد قابل اعتماد را در سیستم‌های مالی فراهم کنند. به علاوه، مسئله‌های مرتبط با حفاظت از داده‌های شخصی و امنیت سایبری، به یکی از دغدغه‌های بزرگ فین تک‌ها تبدیل شده است (Alba et al., 2024). در عین حال، ظرفیت‌های جدیدی که فین تک‌ها در اختیار مصرف‌کنندگان قرار می‌دهند، می‌توانند از نظر تکنولوژیکی به صورت گسترده و سریع گسترش یابند، اما به دلیل عدم هماهنگی بین فناوری‌ها، زیرساخت‌های موجود، و مقررات قانونی، می‌تواند منجر به بروز مشکلات و چالش‌های جدیدی شود (Ahmed et al., 2022).

در بعد اقتصادی، چالش‌های کلیدی شامل تغییرات در نرخ‌های بهره، تورم، هزینه‌های تراکنش و نقدینگی است که به طور مستقیم بر پویایی فین تک‌ها و همچنین دسترسی به منابع مالی و تصمیم‌گیری‌های اقتصادی اثرگذار است(علیزاده و خلیلی عصر،۲۰۲۳). در این راستا، فین تک‌ها می‌توانند به عنوان ابزاری برای تسهیل سرمایه‌گذاری، کاهش هزینه‌های معاملاتی، و ایجاد فرصت‌های جدید در بازارهای مالی عمل کنند، اما مشکلات مربوط به نوسانات اقتصادی، سیاست‌های پولی و مالی ناپایدار، و نرخ بهره می‌تواند تأثیرات منفی بر عملکرد فین تک‌ها داشته باشد.از سوی دیگر، در سطح اجتماعی و فرهنگی، پذیرش و استفاده از فین تک‌ها به شدت به میزان اعتماد مصرف‌کنندگان به فناوری‌ها و آگاهی از مزایا و معایب آن‌ها بستگی دارد. نگرانی‌هایی همچون مسائل امنیتی و حریم خصوصی، ترس از تغییرات در ساختارهای سنتی، و فرهنگ استفاده از خدمات دیجیتال، ممکن است مانع از پذیرش گسترده فین تک‌ها شود. علاوه بر این، نابرابری‌های اجتماعی و اقتصادی و شکاف دیجیتالی نیز می‌تواند تأثیرات منفی بر گسترش و بهینه‌سازی فین تک‌ها در برخی از جوامع داشته باشد (Chang et al., 2022). همچنین می‌تواند به آن‌ها در کاهش هزینه‌های عملیاتی و ساده سازی فرآیندهای داخلی کمک کند. تجزیه و تحلیل داده‌ها از طریق ابزارهای داده کاوی هوش مصنوعی به شرکت‌های فین تک کمک می‌کند تا چندین جنبه از حقایق را جمع آوری کنند و به سیلوهای داده منجر شود. نه تنها هوش مصنوعی و یادگیری ماشین به کسب‌وکارها کمک می‌کنند تا داده‌ها را تحلیل کنند، بلکه با افشای اطلاعات ارزشمند به جذب، تجزیه و تحلیل، پاک‌سازی و بایگانی داده‌ها نیز کمک می‌کنند (Dumitrescu et al., 2022). علاوه بر این، مشکلات مربوط به چارچوب‌های قانونی و نظارتی در بسیاری از کشورها به چالش‌های جدی در مسیر رشد فین تک‌ها تبدیل شده‌اند. قوانین و مقررات موجود معمولاً با تحولات سریع فنی همراه نبوده و در برخی موارد، موانع قانونی برای توسعه و پذیرش فین تک‌ها ایجاد می‌کنند(علیزاده و لاریجانی،۲۰۱۸). به عنوان مثال، در بسیاری از کشورها، نبود قوانین جامع برای حمایت از پرداخت‌های دیجیتال، خدمات مبتنی بر بلاک‌چین و ارزهای دیجیتال، مشکلات جدی برای فین تک‌ها به همراه داشته است (Chen, 2021).

Copyright: © 2024 by the authors. Published under the terms and conditions of Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International (CC BY-NC 4.0) License.

کاربران می‌توانند با مدیریت بهتر امور مالی شخصی خود از این مزیت بهره مند شوند. اپلیکیشن‌های فین‌تک راه‌های جدید و فناوری محوری را برای مدیریت داده‌ها برای مصرف‌کنندگان معرفی می‌کنند (Ishwarappa & Anuradha, 2021). تجزیه و تحلیل داده‌ها از طریق برنامه‌ها به لطف قدرت علم داده و ابزارهای تجسم ساده می‌شود و آن را به بینش قابل هضم تبدیل می‌کند. در نتیجه، کاربران می‌توانند بهتر از داده‌های پیچیده برای تصمیم گیری مالی بهتر استفاده کنند (Belciug et al., 2021).

مزایای هوش مصنوعی در فین‌تک از نتایج الگوریتم‌های پیشرفته پدید می‌آید که به توسعه درک عمیق از رفتار کاربر کمک می‌کند (Wang et al., 2020). برای مثال، هوش مصنوعی می‌تواند به شرکت‌های فین‌تک کمک کند تا رفتارهای مشکوکی را شناسایی کنند. بنابراین برای شناسایی تقلب و بهبود حفاظت در برابر دسترسی غیرمجاز یا ناشناس از طریق روش‌های پیشرفته کار می‌کند. همچنین می‌تواند به کسب‌وکارهای فین‌تک کمک کند تا خدمات خود را گسترش دهند و ریسک‌های مالی را کاهش دهند (Goodell et al., 2021).

کسب‌وکارهای مالی می‌توانند از قدرت فناوری‌هایی مانند شبکه هوش مصنوعی برای ایجاد محصولات قوی و راه‌حل‌های تصمیم‌گیری برای نوآوری در صنعت خدمات مالی با استفاده از ابزارهای مبتنی بر رایانه که بر تجزیه و تحلیل داده‌های بزرگ متکی هستند، استفاده کنند(Parida et al., 2022). در نتیجه، یکی از مسائل کلیدی که این تحقیق به آن خواهد پرداخت، شناسایی و مدل‌سازی دقیق عواملی است که بر بهینه‌سازی فین تک‌ها در بازارهای مالی تأثیر می‌گذارند (Rajabpour & Alizadeh, 2024). برای این منظور، استفاده از یک رویکرد ترکیبی که بتواند از روش‌های کمی و کیفی به طور همزمان بهره‌برداری کند، ضروری به نظر می‌رسد. چنین رویکردی قادر است تمامی جنبه‌های مختلف مسئله را در نظر گرفته و تعاملات پیچیده میان این عوامل را شبیه‌سازی و تحلیل کند. این مدل می‌تواند به شناسایی روابط و اثرات متقابل بین عوامل مختلف کمک کند و در نهایت راهکارهایی برای بهینه‌سازی عملکرد فین تک‌ها در بازارهای مالی ارائه دهد (Choi et al., 2022).

فین‌تک به عنوان یکی از تحولات اساسی در صنعت مالی، به واسطه ادغام فناوری‌های نوینی همچون هوش مصنوعی، بلاک‌چین و داده‌کاوی، نه‌تنها در بهینه‌سازی خدمات مالی بلکه در امنیت، کاهش هزینه‌ها و افزایش کارایی سیستم‌های بانکی نقش کلیدی ایفا کرده است. این تحول به گونه‌ای بوده که شرکت‌های نوپا و استارتاپ‌ها با بهره‌گیری از فناوری‌های نوین تلاش می‌کنند تا جایگاه خود را در سیستم‌های مالی تثبیت کرده و چالش‌هایی برای شرکت‌های سنتی ایجاد کنند (Chinoda & Mashamba, 2021; Demir et al., 2022). علاوه بر این، نقش هوش مصنوعی در بهینه‌سازی منابع فین‌تک مورد توجه بسیاری از پژوهشگران قرار گرفته است. المنصور (۲۰۲۳) نشان داده است که پیاده‌سازی هوش مصنوعی در عملیات استارتاپ‌های فین‌تک تأثیر بسزایی بر منابع داخلی مانند نیروی انسانی و همچنین منابع خارجی از جمله مشتریان و محیطزیست دارد (Almansour, 2023). علی و همکاران (۲۰۲۳) نیز با تحلیل کتاب‌سنجی در حوزه پیش‌بینی بازار سهام بر مبنای هوش مصنوعی، بر استفاده از شبکه‌های عصبی، ماشین‌های بردار پشتیبان و سیستم‌های عصبی فازی تأکید کرده‌اند که قادر به پیش‌بینی قیمت‌های آتی سهام بر اساس داده‌های تاریخی هستند (Ali & Suri, 2023). در همین راستا، کازاچنوک و همکاران (۲۰۲۳) در پژوهش خود، رویکردهای اقتصادی و حقوقی برای انسانی کردن فین‌تک در اقتصاد مبتنی بر هوش مصنوعی را مورد بررسی قرار داده و با توسعه مدل‌های اقتصادسنجی، چشم‌انداز روشنی برای سیاست‌گذاری‌های اقتصادی دولت‌ها در حوزه فناوری‌های مالی ارائه کرده‌اند (Kazachenok et al., 2023). در بعد بین‌المللی، پژوهش اوزکایا و همکاران (۲۰۲۳) نشان می‌دهد که ایالات متحده به عنوان رهبر جهانی در تحقیق و توسعه هوش مصنوعی و سرمایه‌گذاری در این حوزه شناخته می‌شود، در حالی که کشورهایی نظیر چین، بریتانیا، آلمان، کره جنوبی و کانادا نیز در این زمینه رقابت تنگاتنگی دارند (Ozkaya & Ayse, 2023). علاوه بر این، رایبس (۲۰۲۳) بررسی کرده است که چگونه هوش مصنوعی می‌تواند موجب تحول در صنعت مالی شخصی شده و سطوح جدیدی از خدمات را برای مشتریان ایجاد کند (Ribes, 2023). این مطالعات نشان می‌دهند که تلفیق فناوری‌های نوین با فین‌تک نه تنها عملکرد اقتصادی را بهبود می‌بخشد، بلکه موجب افزایش امنیت، کاهش هزینه‌ها و بهبود تعاملات مالی می‌شود (Jeong & Kim, 2019; Rajabpour & Alizadeh, 2024).

هدف این تحقیق این است که با طراحی مدل جامع و ترکیبی، عوامل مؤثر بر بهینه‌سازی فین تک‌ها در بازارهای مالی را شناسایی کرده و در قالب یک چارچوب مفهومی و عملیاتی، تعاملات این عوامل را تحلیل نماید. این مدل می‌تواند به تصمیم‌گیرندگان در بازارهای مالی، شرکت‌های فین تک، سیاست‌گذاران و نهادهای نظارتی کمک کند تا استراتژی‌های بهینه‌تری را برای بهره‌برداری از فناوری‌های مالی در جهت بهبود کارایی سیستم‌های مالی اتخاذ کنند. در این راستا، این تحقیق همچنین می‌تواند به شبیه‌سازی

مجوز و حق نشر: © ۱۴۰۳ تمامی حقوق انتشار این مقاله متعلق به نویسنده است. انتشار این مقاله به‌صورت دسترسی آزاد مطابق با گواهی (CC BY-NC 4.0) صورت گرفته است.

شرایط مختلف اقتصادی، اجتماعی و قانونی و پیش‌بینی اثرات این شرایط بر عملکرد فین تک‌ها کمک کند و نقشی مؤثر در بهینه‌سازی فین تک‌ها در سطح جهانی ایفا نماید. در نهایت، این تحقیق می‌تواند به گسترش درک و مفاهیم جدید در حوزه فین تک و بازارهای مالی کمک کند و مدل‌هایی مبتنی بر داده‌های واقعی برای پیش‌بینی روندهای آینده و توسعه فناوری‌های مالی در بازارهای جهانی ایجاد کند.

روش‌شناسی پژوهش

پژوهش حاضر به دلیل ارائه الگو و مدل از نوع پژوهش‌های اکتشافی است و چون نتایج آن می‌تواند برای بهره‌وران در بازار مالی و شرکت‌های فین تک مفید واقع شود، کاربردی تلقی می‌شود. این تحقیق از رویکرد ترکیبی استفاده می‌کند که شامل ترکیب روش‌های کمی و کیفی به منظور بهینه‌سازی فین تک براساس شاخص‌های هوش مصنوعی در بازار مالی است. در گام اول، با استفاده از روش کیفی و تکنیک فراترکیب، به شناسایی و استخراج مؤلفه‌های مؤثر پرداخته شده است. در این مرحله، پژوهشگر از مرور اسناد و مقالات مرتبط با فین تک و صنعت بانکداری استفاده کرده و اطلاعات و یافته‌های استخراج‌شده از این مطالعات، با تجزیه‌وتحلیل کیفی و به‌وسیله نرم‌افزارATLAS TI ، مورد بررسی و تحلیل قرار گرفته‌اند.

در ادامه، پس از شناسایی مؤلفه‌های بهینه‌سازی فین تک، پژوهشگر از روش‌های کمی برای مدلسازی استفاده کرده است. در این مرحله، با استفاده از تکنیک‌های برنامه‌ریزی ریاضی، به مدلسازی بهینه‌سازی فین تک براساس شاخص‌های هوش مصنوعی پرداخته شده است. مدل پیشنهادی با استفاده از نرم‌افزار GAMS و الگوریتم اپسیلن محدودیت بهینه‌سازی شده است. علاوه بر این، به‌منظور بهینه‌سازی دقیق‌تر و پیشرفته‌تر مدل، از نرم‌افزار MATLAB با الگوریتم ژنتیک مرتب‌سازی نامغلوب (NSGA-II) استفاده شده است.

جامعه مورد بررسی در این پژوهش به عنوان مطالعه موردی، شامل اسناد و مقالات مرتبط با شرکت‌های فین تک و صنعت بانکداری است که داده‌ها از آن‌ها استخراج شده است. در مجموع، این تحقیق از یک رویکرد ترکیبی میکس استفاده کرده است که به‌وسیله آن از تحلیل‌های کیفی و کمی به‌طور همزمان برای بهینه‌سازی فین تک و مدل‌سازی آن در بازار مالی استفاده شده است.

در بخش اول مسئله بر اساس مفروضات زیر فرموله می‌گردد:

تعداد سلول‌ها (بازارهای مالی) مشخص است.

تعداد عملیات هوش مصنوعی مشخص است.

انواع فین مشخص و امکان وجود فین تک از بیش از یکی نیز امکان پذیر است و قیمت آن‌ها مشخص است.

برای هر نوع فین تک محدودیت ظرفیت وجود ندارد.

هر عملیات هوش مصنوعی حداقل توسط یک فین تک قابلیت پردازش دارد.

هر عملگر مالی فقط به یک فین تک تخصیص می‌یابد.

برای هر سلول ظرفیت محدود از لحاظ تعداد فین تک تخصیص داده شده به آن وجود دارد.

هزینه هر واحد حمل و نقل بین سلولی مشخص و برای تمام فین تک‌ها ثابت است و به شرایط بستگی ندارد.

اندیس‌های مدل به صورت زیر تعریف شده است

p اندیس مربوط به هوش مصنوعی $(p=1,2,3,\ldots,P)$

j اندیس مربوط به عملیات $(j=1,2,3,\ldots,J)$

Copyright: © 2024 by the authors. Published under the terms and conditions of Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International (CC BY-NC 4.0) License.

m اندیس مربوط به فین تک $(m=۱,۲,۳,\dots,M)$

c اندیس مربوط به سلول‌ها (بازار $(c=۱,۲,۳,\dots,C)$

w اندیس مربوط به عملگرها $(w=۱,۲,۳,\dots,W)$

پارامترهای ورودی

کارایی عملگر w روی غین تک m ef_{wm}

اگر عملیات j ام از هوش مصنوعی p بتواند بر روی فین تک m پردازش شود ۱ $r_{pjm}=$

در غیر اینصورت ۰

حداکثر تعداد در سلول c ub_c

هزینه حرکت بین سلولی $\gamma^{inter\ cell}$

رابطه بین دو عملگر w و w' $t_{ww'} \in [-5,5]$

هزینه خرید فین تک m $\propto_m$

تعریف متغیرهای مسئله

اگر عملیات j هوش مصنوعی p بر روی فین تک m درون سلول c انجام می‌شود ۱ $X_{pjmc}=$

در غیر اینصورت ۰

عملگر w به فین تک m در سلول c تخصیص یابد. ۱ $A_{wmc}=$

در غیر اینصورت ۰

فین تک m به سلول c تخصیص یابد. ۱ $N_{mc}=$

در غیر اینصورت

مدلسازی ریاضی

$$Min\ z_1 = \gamma^{inter\ cell} * \sum_{p=1}^{P}\sum_{j=1}^{J-1}\sum_{m=1}^{M}\sum_{\substack{m'=1\\ m\neq m'}}^{M}\sum_{c=1}^{C}\sum_{\substack{c'=1\\ c\neq c'}}^{C}\left(X_{pjmc} * X_{p(j+1)m'c'}\right) + \sum_{m=1}^{M}\sum_{c=1}^{C} \propto_m * N_{mc} \qquad (1)$$

$$Max\ z_2 = 0.55 * \sum_{w=1}^{W}\sum_{m=1}^{M}\sum_{c=1}^{C}(A_{wmc} * ef_{wm}) + 0.45 * \frac{1}{2}\sum_{w=1}^{W}\sum_{\substack{w'=1\\ w\neq w'}}^{W}\sum_{c=1}^{C} t_{ww'} * \sum_{m=1}^{M} A_{wmc} * \sum_{m=1}^{M} A_{w'm'c} \qquad (2)$$

مجوز و حق نشر: © ۱۴۰۳ تمامی حقوق انتشار این مقاله متعلق به نویسنده است. انتشار این مقاله به‌صورت دسترسی آزاد مطابق با گواهی (CC BY-NC 4.0) صورت گرفته است.

$St.$

$$X_{pjmc} \leq N_{mc} \; \forall \; p = 1,2,\dots,P, \qquad j = 1,2,\dots,J, \qquad m = 1,2,\dots,M, \qquad c = 1,2,\dots,C \quad (3)$$

$$\sum_{m=1}^{M} N_{mc} \leq ub_c \; \forall \quad c = 1,2,\dots,C \quad (4)$$

$$\sum_{m=1}^{M} \sum_{c=1}^{C} A_{wmc} = 1 \; \forall \; w = 1,2,\dots,W \quad (5)$$

$$\sum_{m=1}^{M} \sum_{c=1}^{C} X_{pjmc} = 1 \; \forall \; p = 1,2,\dots,P, \qquad j = 1,2,\dots,J \quad (6)$$

در تابع هدف اول (۱) کمینه سازی مجموع زمان و هزینه‌های عملیات مالی که در عبارت اول $\gamma^{inter\ cell}$ هزینه زمانی که دو عملیات متوالی در یک عملیات مالی انجام نپذیرد، در عبارت دوم $\propto_m$ هزینه خرید برای هر عملیات مالی است.

در تابع هدف دوم (۲) بیشینه سازی مجموع کارایی عملگرهای هوش مصنوعی و سازگاری آن‌ها با ظریب همسان سازی می‌باشد، عبارت اول کارایی عملگرهای هوش مصنوعی بر روی فین تک در بازار مالی می‌باشد؛ عبارت دوم سازگاری عملگرهای هوش مصنوعی به صورت شبکه می‌باشد.

محدودیت (۳) عملیات j قطعه p بر روی عملگرهای فین تک m درون عملیات مالی c انجام شود، اگرحداقل ۱ عملگر هوش مصنوعی m به عملیات مالی c تخصیص یابد

محدودیت (۴) حداکثر تعداد عملگرهای هوش مصنوعی در هر عملیات مالی را مشخص می‌کند.

محدودیت (۵) هر عملگر هوش مصنوعی تنها به یک عملیات مالی تخصیص می‌دهیم

محدودیت (۶) هر عملگر هوش مصنوعی، فقط توسط یک فین تک در یک عملیات انجام می‌پذیرد.

مدل پیشنهادی با روش تکنیک محدودیت اپسیلن برای حل مسائل چند هدفه در نرم افزار GAMSو MATLAB تحلیل می‌شود.

یافته‌ها

در فاز نخست, پژوهشگر در طول تجزیه‌وتحلیل، موضوعاتی را جستجو می‌کند که در میان مطالعه‌های موجود در فراترکیب پدیدار شده است. این مورد به‌عنوان (بررسی موضوعی) شناخته می‌شود. به‌محض اینکه موضوع‌ها شناسایی و مشخص شد، بررسی‌کننده، طبقه‌بندی‌ای را شکل می‌دهد و طبقه‌بندی‌های مشابه و مربوط را در موضوعی قرار می‌دهد که آن را به بهترین گونه توصیف می‌کند. موضوع‌ها اساس و پایه ایجاد توضیحات، الگوها و نظریه‌ها یا فرضیات را ارائه می‌کند. در این پژوهش، ابتدا تمام عوامل استخراج‌شده از مطالعات به‌عنوان شناسه در نظر گرفته و سپس با در نظر گرفتن معنای هر یک از آن‌ها، شناسه‌ها در مفهومی مشابه تعریف شد؛ سپس مفاهیم مشابه در مقولات تبیین‌کننده دسته‌بندی گردید تا به‌این‌ترتیب محورهای تبیین‌کننده شاخص‌های پژوهش در قالب مؤلفه‌های اصلی و فرعی پژوهش شناسایی شود. در جدول۴در ستون منبع، هر مقاله با حرف **C** و شماره‌گذاری مقاله مشخص شده است.

جدول ۱. مقوله‌های اصلی و کدهای مربوطه

ابعاد		مولفه	منبع
الگوریتم‌های ماشینی	یادگیری	شبکه‌های عصبی مصنوعی	S۱-S۲-S۳-S۴-S۵-S۶-S۷-S۸-S۹-S۱۰-S۱۱-S۱۲-S۱۳-S۱۴-S۱۵-S۱۶-S۱۷-S۱۸-S۱۹-S۲۱-S۲۲-S۲۳-S۲۴-S۲۵-S۲۶
		درخت تصمیم	S۳۴-S۳۵-S۲۶-S۱۸-S۲۲-S۲۶-S۲۹

Copyright: © 2024 by the authors. Published under the terms and conditions of Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International (CC BY-NC 4.0) License.

	ماشین بردار پشتیبان (SVM)	S۳۲-S۳۳-S۲۱-S۲۲-S۲۶-S۳۰
	روش‌های یادگیری مقابله‌ای (Reinforcement Learning)	S۱۹-S۲۰-S۳۵-S۱۷-S۳۱-S۳۲
	روش‌های یادگیری تقویتی (Ensemble Learning)	S۹-S۲۰-S۳۵-S۵
	مدل‌های مخفی مارکوف (HMM)	S۲۱-S۲۰-S۳۵-S۲۷
	پردازش زبان طبیعی (NLP)	S۷-S۸-S۹-S۱۰-S۱۱-S۱۲-S۱-S۲-S۶-S۱۹-S۲۱
	تکنیک‌های خوشه‌بندی مانند K-Means	S۱۷-S۱۶-۳۲-S۲۳-S۲۸-S۲۴
تحلیل متن و استخراج اطلاعات	تحلیل متن و خبرگزاری‌ها	S۳۴-S۳۵-S۱۶
	استخراج مفاهیم و سنتیمانت تحلیل	S۳۴-S۳۵-S۱۷-S۸-S۹-S۲۰
	استفاده از تکنیک‌های تحلیل شبکه‌های اجتماعی	S۳۷-S۳۸-S۳۹-S۴۰-S۴۱-S۴۲
	تحلیل تصویری	S۱-S۲-S۳-S۴-S۵-S۶-S۷-S۸-S۹-S۱۰-S۱۱-S۱۲-S۱۳-S۱۴-S۱۵-S۱۶-S۱۷-S۱۸-S۱۹-S۲۱-S۲۲-S۲۳-S۲۴-S۲۵-S۲۶
	کاوش داده	S۱۹-S۳۳-S۳۴-S۴۱-S۴۲
بهینه‌سازی پرتفوی	روش‌های خودکار مدیریت ریسک	S۷-S۱۲-S۱۳-S۱۴-S۲۰-S۲۱-S۲۴
	استراتژی‌های متنوع	S۱-S۲-S۳-S۵-S۸-۹-S۱۱-S۱۳-S۲۱-S۱۹
	تغییرات بازار	S۲-S۳-S۱۳-S۱۴-S۶-S۸-S۱۰-S۱۴
	محدودیت‌ها و ریسک	S۹-S۱۰-S۶-S۷-S۱۷-S۱۸
سیستم‌های توصیه‌گر	معماری الگوریتمی	S۲۸-S۲۹-S۳۲-S۳۳-S۳۴-S۱۵-S۱۰
	داده‌ها و ورودی‌ها	S۱۹-S۲۳-S۱۵-S۱۱-S۱۲
	مدل‌های پیش‌بینی	S۳۳-S۲۵-S۴-S۶-S۸-S۱۹
	سیستم بازارسازی	S۲۰-S۱۰-S۱۱-S۱۴-S۲۴

در فاز دوم تحلیل با ارائه نه شبیه سازی مسئله به بررسی حل مدل ارائه شده پرداخته است، حل کامل یک تست مسئله متوسط مقیاس و بررسی نتایج بدست آمده آن‌ها پرداخته، مدل مذکور توسط نرم‌افزار GAMS با الگوریتم اپسیلن محدودیت و همچنین با نرم افزار MATLAB با الگوریتم ژنتیک مرتب سازی نامغلوب $(NSGA-II)$ با کامپیوتر شخصی با مشخصات Intel® Core(TM)i۵ ۳۲۱۰M CPU @ ۲.۵۰GHz و ۴/۰۰ GB RAM کد نویسی شده و در انتها با روش تحلیل حساسیت اعتبار سنجی مدل انجام شده است. نه شبیه سازی عددی که شامل سه مثال کوچک مقیاس و سه مثال متوسط مقیاس و سه مثال بزرگ مقیاس با مشخصات وارده در جدول ۱ تست مسئله، مورد بررسی قرار گرفته و نتایج آن‌ها با دو الگوریتم اپسیلن محدودیت و ژنتیک مرتب سازی نامغلوب $(NSGA-II)$ مورد بررسی قرار گرفته است:

جدول ۲. نه شبیه سازی مسئله

مقیاس	P	J	M	W	C	Upper Bound	$\gamma^{inter\ c}$	$\propto$	$-constraint\varepsilon$			$NSGA-II$		
									N	MID	Time	N	MID	Time
کوچک	۵	۲-۳	۵	۸	۳	-۲ ۲-۳	۱۰	-۹۰۰ ۵۰۰	۳	۰	۶۱.۷۵	۳	۰.۸۶	۶۹

مجوز و حق نشر: © ۱۴۰۳ تمامی حقوق انتشار این مقاله متعلق به نویسنده است. انتشار این مقاله به‌صورت دسترسی آزاد مطابق با گواهی (CC BY-NC 4.0) صورت گرفته است.

۸۶	۰.۷۸	۵	۴۶.۴۳	۰	۵	-۹۰۰ ۴۰۰	۱۰	-۲ ۳-۲	۳	۷	۵	۲-۴	۵	کوچک
۱۱۲	۱.۰۳	۶	۴۲.۳۵	۰	۵	-۹۰۰ ۵۰۰	۱۲	-۲ ۲-۲	۳	۸	۵	۲-۴	۵	کوچک
۱۶۴	۰.۶۴	۴	۱۴۳۰۵. ۲۱	۰	۵	-۹۰۰ ۵۰۰	۱۰	-۲ ۴-۳	۳	۱۵	۱۰	۲-۶	۱۰	متوسط
۵۶۳	۰.۸۹	۱۲	۲۳۶۲۹. ۰۷	۰	۶	-۹۰۰ ۵۰۰	۱۲	-۴ ۴-۴	۳	۱۵	۱۰	۲-۶	۱۱	متوسط
۱۷۴	۰.۹۲	۵	۷۸۹۸۲. ۵۵	۰-٪۳۴	۴	-۹۰۰ ۵۰۰	۱۰	-۴ ۳-۳	۳	۱۵	۱۰	۲-۶	۱۲	متوسط
۲۱۵	۰.۸۴	۳	۲۱۷۴۲ ۴.۸۲	-٪۸۶ ٪۳۴	۴	-۱۱۰۰ ۸۰۰	۱۵	-۴ ۶-۵	۳	۲۰	۱۵	۲-۷	۱۵	بزرگ
۲۳۷	۰.۹۷	۶	۲۱۸۳۴ ۸.۳۷	-٪۱۲۸ ٪۶۷	۳	-۱۱۰۰ ۵۰۰	۱۲	-۴ -۱۰ ۸	۳	۲۵	۱۵	۲-۸	۲۵	بزرگ
۲۶۱	۰.۷۳	۹	۲۲۰۳۹ ۳.۶۱	-٪۱۹۴ ٪۸۷	۲	-۱۴۰۰ ۸۰۰	۱۵	-۱۰ ۹-۶	۳	۳۰	۲۰	۲-۹	۴۰	یزرگ

این مسئله با تعداد ۱۲ فین تک و عملیات هوش مصنوعی برای هر فین تک که تعداد عملیات برای هر قطعه در جدول ۲ تعداد عملگرها در هر فین تک آورده شده است و ۱۰ نوع فین تک و ۱۵ عملگر و ۳ سلول که ظرفیت سلول‌ها در جدول ۳ ظرفیت سلول‌ها ذکر شده و داده‌های ورودی مسئله در جدول ۴ قابلیت انجام عملگر توسط هوش مصنوعی، جدول ۵ کارایی عملگرها بر روی فین تک‌ها، جدول ۶ هزینه تهیه زیرساخت آورده شده است.

جدول ۳. تعداد عملیات هر قطعه

P۱	P۲	P۳	P۴	P۵	P۶	P۷	P۸	P۹	P۱۰	P۱۱	P۱۲
۲	۴	۶	۲	۵	۶	۵	۵	۵	۶	۳	۵

Copyright: © 2024 by the authors. Published under the terms and conditions of Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International (CC BY-NC 4.0) License.

جدول ۴. ظرفیت سلول‌ها

سلول ۳	سلول ۲	سلول ۱
۴	۳	۳

جدول ۵. قابلیت انجام عملگر توسط هوش مصنوعی

m p.j	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹	۱۰
۱.۱	۱	۰	۰	۱	۱	۱	۰	۱	۱	۰
۱.۲	۱	۱	۰	۱	۰	۰	۱	۱	۰	۱
۲.۱	۱	۰	۱	۱	۰	۰	۰	۰	۰	۰
۲.۲	۱	۰	۱	۱	۱	۱	۱	۰	۱	۱
۲.۳	۱	۱	۰	۱	۰	۱	۱	۱	۱	۰
۲.۴	۱	۱	۱	۱	۰	۱	۱	۱	۰	۰
۳.۱	۱	۰	۰	۱	۱	۰	۰	۱	۱	۰
۳.۲	۰	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۰	۰
۳.۳	۱	۱	۱	۱	۰	۰	۰	۰	۱	۱
۳.۴	۰	۱	۱	۱	۱	۰	۱	۱	۰	۱
۳.۵	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۱	۱	۱	۰
۳.۶	۱	۰	۰	۱	۱	۱	۱	۰	۰	۰
۴.۱	۰	۰	۰	۰	۰	۱	۱	۱	۰	۱
۴.۲	۰	۰	۰	۱	۱	۰	۱	۰	۰	۰
۵.۱	۱	۱	۱	۰	۱	۱	۱	۱	۱	۱
۵.۲	۰	۰	۰	۱	۰	۰	۱	۱	۰	۰
۵.۳	۱	۰	۰	۰	۱	۱	۰	۰	۱	۱
۵.۴	۱	۰	۱	۱	۱	۰	۰	۱	۰	۱
۵.۵	۱	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰
۶.۱	۰	۱	۰	۱	۱	۰	۰	۱	۱	۱
۶.۲	۱	۰	۱	۱	۱	۱	۰	۱	۰	۰
۶.۳	۱	۱	۱	۰	۰	۱	۰	۱	۱	۰
۶.۴	۰	۱	۱	۱	۱	۰	۱	۱	۱	۱
۶.۵	۱	۱	۰	۰	۰	۱	۱	۰	۰	۰
۶.۶	۰	۱	۱	۰	۱	۱	۰	۱	۱	۰
۷.۱	۰	۰	۰	۱	۰	۰	۱	۱	۰	۰
۷.۲	۱	۰	۱	۱	۰	۰	۰	۱	۰	۱
۷.۳	۰	۰	۱	۱	۰	۰	۰	۱	۱	۰
۷.۴	۱	۱	۱	۱	۱	۰	۱	۱	۱	۱
۷.۵	۱	۰	۱	۰	۱	۱	۰	۱	۱	۱
۸.۱	۱	۱	۰	۱	۰	۰	۱	۱	۱	۱
۸.۲	۱	۰	۰	۱	۰	۱	۱	۱	۰	۱
۸.۳	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۱	۱
۸.۴	۱	۱	۱	۰	۱	۰	۰	۱	۰	۱
۸.۵	۱	۱	۱	۱	۱	۰	۱	۱	۱	۱

مجوز و حق نشر: © ۱۴۰۳ تمامی حقوق انتشار این مقاله متعلق به نویسنده است. انتشار این مقاله به‌صورت دسترسی آزاد مطابق با گواهی (CC BY-NC 4.0) صورت گرفته است.

۹.۱	۰	۱	۰	۰	۰	۱	۰	۱	۱	۱	۰
۹.۲	۱	۰	۰	۱	۰	۱	۱	۱	۱	۱	۰
۹.۳	۰	۱	۱	۱	۰	۰	۱	۱	۰	۱	۰
۹.۴	۱	۰	۰	۱	۰	۰	۱	۰	۰	۰	۱
۹.۵	۱	۰	۰	۰	۰	۰	۱	۰	۱	۱	۱
۱۰.۱	۰	۰	۰	۰	۱	۰	۰	۱	۱	۱	۱
۱۰.۲	۰	۰	۱	۰	۱	۰	۱	۱	۰	۱	۱
۱۰.۳	۰	۰	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱	۱
۱۰.۴	۰	۰	۰	۰	۱	۱	۰	۰	۰	۰	۱
۱۰.۵	۰	۰	۱	۰	۱	۱	۰	۱	۱	۱	۱
۱۰.۶	۰	۱	۰	۱	۰	۱	۰	۱	۰	۱	۱
۱۱.۱	۰	۰	۰	۱	۰	۰	۱	۱	۱	۱	۰
۱۱.۲	۱	۱	۰	۰	۰	۱	۰	۱	۰	۱	۱
۱۱.۳	۰	۰	۰	۰	۱	۰	۰	۱	۰	۰	۰
۱۲.۱	۱	۰	۰	۰	۱	۰	۰	۰	۰	۰	۰
۱۲.۲	۱	۰	۰	۱	۰	۱	۱	۱	۰	۱	۱
۱۲.۳	۱	۰	۰	۱	۰	۱	۱	۱	۱	۱	۰
۱۲.۴	۱	۱	۰	۰	۰	۰	۰	۱	۱	۱	۱
۱۲.۵	۰	۰	۱	۰	۱	۱	۰	۱	۱	۱	۱

جدول ۶. کارایی عملگرها بر روی فین تک‌ها

w w'	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹	۱۰	۱۱	۱۲	۱۳	۱۴	۱۵
۱	۰	۱	۵	۱	۱	-۲	۲	۳	-۵	۴	-۴	-۱	۱	-۳	۵
۲	۱	۰	-۵	-۴	۱	۴	-۴	۵	-۵	۲	-۳	۱	-۴	-۱	-۵
۳	۵	-۵	۰	-۵	۴	۳	-۵	۲	-۵	-۱	-۳	-۳	-۴	۴	-۴
۴	۱	-۴	-۵	۰	۵	-۲	-۳	-۴	-۳	-۴	-۲	-۵	۳	-۲	۱
۵	۱	۱	۴	۵	۰	-۱	۵	-۱	۰	۳	۲	۵	-۴	۱	-۲
۶	-۲	۴	۳	-۲	-۱	۰	۳	۲	-۵	۳	-۲	۲	-۴	۴	-۲
۷	۲	-۴	-۵	-۳	۵	۳	۰	-۵	-۳	۲	-۲	۲	-۲	-۲	-۵
۸	۳	۵	۲	-۴	-۱	۲	-۵	۰	-۲	۲	۰	۵	-۳	۲	-۴
۹	-۵	-۵	-۵	-۳	۰	-۵	-۳	-۲	۰	۳	-۲	۱	۰	۵	-۲
۱۰	۴	۲	-۱	-۴	۳	۳	۲	۲	۳	۰	۰	-۲	-۵	۲	-۱
۱۱	-۴	-۳	-۳	-۲	۲	-۲	-۲	۰	-۲	۰	۰	۲	۱	۱	-۲
۱۲	-۱	۱	-۳	-۵	۵	۲	۲	۵	۱	-۲	۲	۰	-۱	۵	-۳
۱۳	۱	-۴	-۴	۳	-۴	-۴	-۲	-۳	۰	-۵	۱	-۱	۰	-۵	-۱
۱۴	-۳	-۱	۴	-۲	۱	۴	-۲	۲	۵	۲	۱	۵	-۵	۰	۳
۱۵	۵	-۵	-۴	۱	-۲	-۲	-۵	-۴	-۲	-۱	-۲	-۳	-۱	۳	۰

Copyright: © 2024 by the authors. Published under the terms and conditions of Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International (CC BY-NC 4.0) License.

جدول ۷. کارایی عملگرها روی فین تک

m \ w	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹	۱۰
۱	۰/۶۲	۰/۵۱	۰/۶۸	۰/۴۹	۰/۷۸	۰/۵۲	۰/۲۷	۰/۸۱	۰/۵۶	۰/۱۱
۲	۰/۸۵	۰/۷۸	۰/۸۳	۰/۳۷	۰/۵۶	۰/۳۴	۰/۲۱	۰/۵۷	۰/۴۲	۰/۸۳
۳	۰/۳۰	۰/۲۰	۰/۲۸	۰/۷۷	۰/۶۳	۰/۲۲	۰/۲۴	۰/۱۱	۰/۱۹	۰/۸۸
۴	۰/۵۴	۰/۶۰	۰/۸۴	۰/۴۸	۰/۶۳	۰/۰۴	۰/۱۲	۰/۶۴	۰/۴۸	۰/۴۲
۵	۰/۱۹	۰/۹۶	۰/۷۶	۰/۲۷	۰/۸۶	۰/۳۳	۰/۱۶	۰/۷۴	۰/۷۲	۰/۵۲
۶	۰/۵۵	۰/۳۹	۰/۹۹	۰/۰۱	۰/۳۶	۰/۸۹	۰/۰۳	۰/۶۴	۰/۲۳	۰/۳۸
۷	۰/۵۳	۰/۴۱	۰/۸۹	۰/۹۹	۰/۲۷	۰/۷۰	۰/۶۴	۰/۷۶	۰/۰۴	۰/۴۱
۸	۰/۴۴	۰/۱۵	۰/۹۱	۰/۱۱	۰/۴۲	۰/۵۳	۰/۶۷	۰/۰۱	۰/۸۳	۰/۷۹
۹	۰/۹۹	۰/۴۸	۰/۲۵	۰/۶۳	۰/۲۰	۰/۹۳	۰/۷۹	۰/۰۹	۰/۵۴	۰/۹۴
۱۰	۰/۳۹	۰/۸۳	۰/۰۰	۰/۵۹	۰/۵۵	۰/۳۹	۰/۱۲	۰/۶۳	۰/۰۵	۰/۲۳
۱۱	۰/۲۲	۰/۶۰	۰/۵۲	۰/۳۶	۰/۸۲	۰/۲۳	۰/۹۴	۰/۸۳	۰/۶۴	۰/۰۳
۱۲	۰/۸۶	۰/۰۴	۰/۷۱	۰/۰۰	۰/۷۰	۰/۰۱	۰/۹۵	۰/۰۲	۰/۷۲	۰/۵۴
۱۳	۰/۰۳	۰/۶۶	۰/۹۶	۰/۲۸	۰/۵۳	۰/۳۳	۰/۰۱	۰/۶۷	۰/۰۹	۰/۰۳
۱۴	۰/۸۳	۰/۴۶	۰/۱۳	۰/۸۰	۰/۶۲	۰/۹۶	۰/۴۵	۰/۲۹	۰/۵۵	۰/۰۷
۱۵	۰/۳۹	۰/۲۸	۰/۵۵	۰/۵۱	۰/۳۴	۰/۶۹	۰/۵۵	۰/۶۹	۰/۲۱	۰/۰۷

جدول ۸. هزینه تهیه زیرساخت

m	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹	۱۰
price (m)	۶۹۷	۶۸۴	۸۶۱	۵۸۶	۷۰۶	۷۴۴	۶۲۷	۷۷۹	۶۹۸	۸۸۶

داده‌های فوق را در مسئله برده و یک بار مسئله را به ازای تابع هدف دوم حل کرده و بار دیگر تابع هدف دوم را به ازای مقدار بهینه تابع هدف اول بدست می‌آوریم و جواب بدست آمده از نرم افزار برابر:

جدول ۹. جدول بازده بدست آمده از روش بهینه سازی

f_1		f_2
Min f_1	-	-۰.۸۸۷
Min f_2	-	۴۱.۰۲۱۵

حال تفاوت دو جواب فوق را بدست آورده و همانگونه که در روش شناسی توضیح داده شده بر پنج تقسیم می‌کنیم و محدودیت‌های اضافه شده به مسئله به صورت زیر اند:

$$0.55 * \sum_{w=1}^{W}\sum_{m=1}^{M}\sum_{c=1}^{C}(A_{wmc} * ef_{wm}) + 0.45 * \frac{1}{2} * \sum_{w=1}^{W}\sum_{\substack{w'=1 \\ w\neq w'}}^{W}\sum_{c=1}^{C} t_{ww'} * \sum_{m=1}^{M} A_{wmc} * \sum_{m=1}^{M} A_{w'm'c} \geq 41.0215$$

$$0.55 * \sum_{w=1}^{W}\sum_{m=1}^{M}\sum_{c=1}^{C}(A_{wmc} * ef_{wm}) + 0.45 * \frac{1}{2} * \sum_{w=1}^{W}\sum_{\substack{w'=1 \\ w\neq w'}}^{W}\sum_{c=1}^{C} t_{ww'} * \sum_{m=1}^{M} A_{wmc} * \sum_{m=1}^{M} A_{w'm'c} \geq 32.6398$$

$$0.55 * \sum_{w=1}^{W}\sum_{m=1}^{M}\sum_{c=1}^{C}(A_{wmc} * ef_{wm}) + 0.45 * \frac{1}{2} * \sum_{w=1}^{W}\sum_{\substack{w'=1 \\ w\neq w'}}^{W}\sum_{c=1}^{C} t_{ww'} * \sum_{m=1}^{M} A_{wmc} * \sum_{m=1}^{M} A_{w'm'c} \geq 24.2581$$

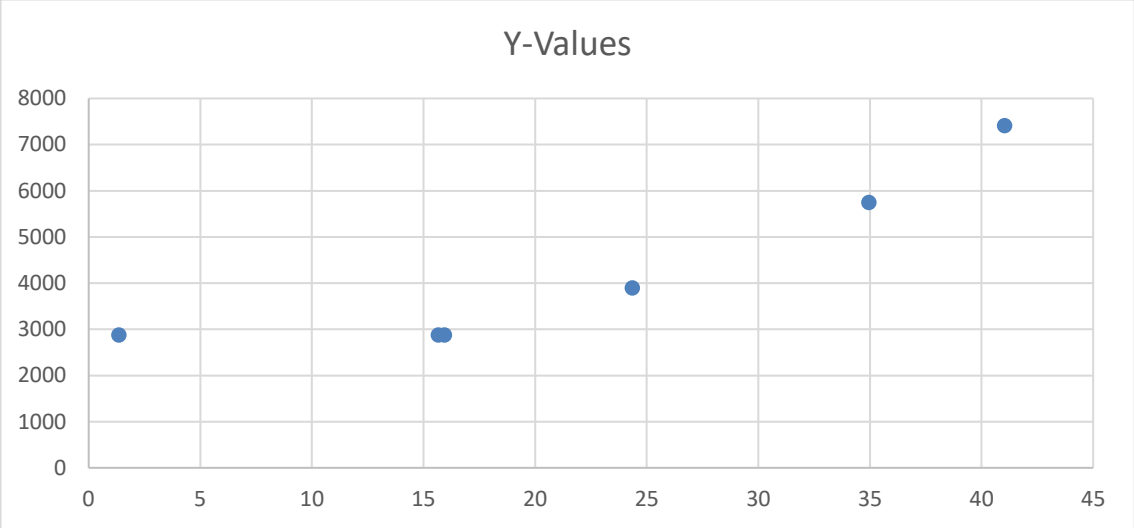
مجوز و حق نشر: © ۱۴۰۳ تمامی حقوق انتشار این مقاله متعلق به نویسنده است. انتشار این مقاله به‌صورت دسترسی آزاد مطابق با گواهی (CC BY-NC 4.0) صورت گرفته است.

$$0.55 * \sum_{w=1}^{W}\sum_{m=1}^{M}\sum_{c=1}^{C}(A_{wmc} * ef_{wm}) + 0.45 * \frac{1}{2} * \sum_{w=1}^{W}\sum_{\substack{w'=1 \\ w\neq w'}}^{W}\sum_{c=1}^{C} t_{ww'} * \sum_{m=1}^{M} A_{wmc} * \sum_{m=1}^{M} A_{w'm'c} \geq 15.8764$$

$$0.55 * \sum_{w=1}^{W}\sum_{m=1}^{M}\sum_{c=1}^{C}(A_{wmc} * ef_{wm}) + 0.45 * \frac{1}{2} * \sum_{w=1}^{W}\sum_{\substack{w'=1 \\ w\neq w'}}^{W}\sum_{c=1}^{C} t_{ww'} * \sum_{m=1}^{M} A_{wmc} * \sum_{m=1}^{M} A_{w'm'c} \geq 7.4947$$

$$0.55 * \sum_{w=1}^{W}\sum_{m=1}^{M}\sum_{c=1}^{C}(A_{wmc} * ef_{wm}) + 0.45 * \frac{1}{2} * \sum_{w=1}^{W}\sum_{\substack{w'=1 \\ w\neq w'}}^{W}\sum_{c=1}^{C} t_{ww'} * \sum_{m=1}^{M} A_{wmc} * \sum_{m=1}^{M} A_{w'm'c} \geq -0.887$$

مسئله اصلی شش بار با یک یک این محدودیت‌ها حل شده و جواب آن‌ها باعث ایجاد نمودار پارتو که در شکل ۱ نمودار پاره تو حل مسئله مشخص شده است:



شکل ۱. نمودار پارتو حل مسئله

بحث و نتیجه‌گیری

نتایج حاصل از این مطالعه نشان داد که بهینه‌سازی فین‌تک در بازارهای مالی به شدت تحت تأثیر عوامل متعددی از جمله امنیت سایبری، شاخص‌های هوش مصنوعی، مقیاس‌پذیری سیستم‌ها و تأثیرات اقتصادی و اجتماعی فناوری‌های مالی قرار دارد. مدل‌های بهینه‌سازی پیشنهادی که بر اساس این عوامل توسعه یافته‌اند، نشان می‌دهند که بهبود در شاخص‌های مذکور می‌تواند منجر به افزایش بهره‌وری، کاهش هزینه‌ها و ارتقای کارایی سیستم‌های فین‌تک شود. نتایج مدل‌سازی نشان داد که الگوریتم ژنتیک مرتب‌سازی نامغلوب (NSGA-II) و الگوریتم اپسیلن محدودیت، هر دو قادرند در چارچوب بهینه‌سازی ریاضی، عملکرد فین‌تک را در بخش‌های مختلف بازارهای مالی بهبود بخشند. همچنین، استفاده از ترکیب رویکردهای کیفی و کمی در این پژوهش، درک عمیق‌تری از روابط میان متغیرهای کلیدی و تأثیر آن‌ها بر عملکرد فین‌تک ایجاد کرد.

مطالعات پیشین نیز یافته‌های این پژوهش را تأیید می‌کنند. به عنوان مثال، مطالعه دمیر و همکاران (۲۰۲۲) بر نقش امنیت سایبری در بهینه‌سازی فین‌تک تأکید کرده و نشان داده است که شرکت‌های فین‌تک با توسعه راهکارهای امنیتی مانند تشخیص تقلب، مدیریت ریسک و حفاظت از داده‌ها، می‌توانند اعتماد مشتریان را افزایش داده و تعاملات مالی را تسهیل کنند (Demir et al., 2022). علاوه بر این، یافته‌های این پژوهش با نتایج مطالعه المنصور (۲۰۲۳) همخوانی دارد که نشان داد استفاده از هوش مصنوعی در عملیات استارتاپ‌های فین‌تک بهینه‌سازی منابع را بهبود بخشیده و باعث کاهش هزینه‌ها و افزایش کارایی عملیاتی می‌شود (Almansour, 2023). از سوی دیگر، مطالعه علی و همکاران (۲۰۲۳) بر قابلیت‌های پیش‌بینی هوش مصنوعی در بازارهای مالی تأکید دارد و نشان می‌دهد که شبکه‌های عصبی و ماشین‌های بردار پشتیبان می‌توانند به عنوان ابزارهای

Copyright: © 2024 by the authors. Published under the terms and conditions of Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International (CC BY-NC 4.0) License.

مؤثری برای تحلیل داده‌های مالی مورد استفاده قرار گیرند (Ali & Suri, 2023). این یافته‌ها، نقش کلیدی فناوری‌های نوین را در بهبود عملکرد فین‌تک و تسهیل فرآیندهای مالی مورد تأیید قرار می‌دهند.

همچنین، یافته‌های این پژوهش همسو با مطالعه کازاچنوک و همکاران (۲۰۲۳) است که نشان داد مدل‌های اقتصادسنجی توسعه‌یافته می‌توانند برای پیش‌بینی چشم‌انداز توسعه مالی ESG مبتنی بر بلاک‌چین مورد استفاده قرار گیرند. در همین راستا، نتایج پژوهش حاضر نیز نشان می‌دهد که به کارگیری بلاک‌چین در فین‌تک می‌تواند امنیت تراکنش‌ها را افزایش داده و شفافیت مالی را بهبود بخشد (Kazachenok et al., 2023). افزون بر این، پژوهش اوزکایا و همکاران (۲۰۲۳) که کشورهای مختلف را از نظر فناوری‌های هوش مصنوعی مورد بررسی قرار داده، نشان می‌دهد که کشورهایی نظیر ایالات متحده، چین و بریتانیا در توسعه فناوری‌های مالی پیشرو هستند (Ozkaya & Ayse, 2023). این یافته‌ها با نتایج پژوهش حاضر سازگار است و نشان می‌دهد که سیاست‌گذاری در حوزه فناوری‌های مالی و سرمایه‌گذاری در هوش مصنوعی می‌تواند نقش مهمی در بهینه‌سازی عملکرد فین‌تک ایفا کند.

به علاوه، یافته‌های پژوهش با مطالعه رایبس (۲۰۲۳) که به بررسی تأثیر هوش مصنوعی بر امور مالی شخصی پرداخته، همخوانی دارد. این مطالعه نشان داد که هوش مصنوعی می‌تواند فرایندهای مالی را تسهیل کرده و امکان تحلیل داده‌های مالی در مقیاس بزرگ را فراهم کند (Ribes, 2023). در پژوهش حاضر نیز مشخص شد که مدل‌های هوش مصنوعی و بهینه‌سازی ریاضی می‌توانند در کاهش ریسک، افزایش دقت پیش‌بینی و بهبود تصمیم‌گیری مالی مؤثر باشند. این یافته‌ها اهمیت استفاده از الگوریتم‌های پیشرفته در بهینه‌سازی فین‌تک را برجسته می‌کند و نشان می‌دهد که ترکیب فناوری‌های مالی نوین می‌تواند اثربخشی سیستم‌های مالی را به طور چشمگیری افزایش دهد.

در مجموع، یافته‌های این پژوهش بر اهمیت توسعه مدل‌های بهینه‌سازی برای فین‌تک تأکید دارد و نشان می‌دهد که بهینه‌سازی مبتنی بر الگوریتم‌های پیشرفته و مدل‌های ریاضی می‌تواند به بهبود عملکرد مالی منجر شود. هم‌راستا با مطالعات پیشین، این پژوهش پیشنهاد می‌دهد که به کارگیری فناوری‌های نوین در فین‌تک باید با رویکردی ترکیبی همراه باشد که هم جنبه‌های امنیتی و هم جنبه‌های اقتصادی را در نظر بگیرد. علاوه بر این، سیاست‌گذاران و تصمیم‌گیرندگان در حوزه فناوری‌های مالی باید راهکارهایی را توسعه دهند که از یک سو ریسک‌های امنیتی را کاهش دهد و از سوی دیگر، فرصت‌های رشد و توسعه فین‌تک را تقویت کند.

یکی از محدودیت‌های این پژوهش، تمرکز بر مدل‌سازی ریاضی و استفاده از روش‌های کمی برای بهینه‌سازی فین‌تک است که ممکن است برخی از جنبه‌های کیفی، مانند تأثیرات رفتاری مشتریان یا پیچیدگی‌های سیاست‌گذاری را به طور کامل پوشش ندهد. علاوه بر این، داده‌های مورد استفاده در مدل‌های بهینه‌سازی عمدتاً از مطالعات پیشین و اسناد مالی استخراج شده‌اند، بنابراین، ممکن است متغیرهای جدیدی که در آینده بر بهینه‌سازی فین‌تک تأثیرگذار خواهند بود، در این مدل‌ها لحاظ نشده باشند. همچنین، پژوهش حاضر بر بازارهای مالی بین‌المللی تمرکز داشته و بررسی عمیقی از شرایط خاص بازارهای محلی ارائه نکرده است، که این امر می‌تواند در تعمیم‌پذیری نتایج محدودیت‌هایی ایجاد کند.

پژوهش‌های آینده می‌توانند به بررسی تأثیر متغیرهای رفتاری و روان‌شناختی بر پذیرش فناوری‌های فین‌تک بپردازند تا درک بهتری از نحوه تعامل کاربران با این سیستم‌ها ایجاد شود. همچنین، می‌توان مطالعاتی را در سطح ملی انجام داد تا نقش سیاست‌های مالی و نظارتی کشورها در توسعه و بهینه‌سازی فین‌تک بررسی شود. علاوه بر این، پیشنهاد می‌شود پژوهش‌های آینده مدل‌های بهینه‌سازی را با استفاده از روش‌های ترکیبی که شامل تکنیک‌های یادگیری ماشین و تحلیل‌های اقتصادسنجی هستند، توسعه دهند تا دقت پیش‌بینی و قابلیت اجرایی آن‌ها افزایش یابد. همچنین، بررسی تأثیرات بلندمدت فین‌تک بر اقتصاد کلان و چگونگی انطباق ساختارهای سنتی مالی با فناوری‌های نوین می‌تواند یکی از زمینه‌های پژوهشی ارزشمند باشد.

برای بهینه‌سازی فین‌تک در بازارهای مالی، لازم است که شرکت‌های فعال در این حوزه استراتژی‌های امنیتی خود را تقویت کرده و از فناوری‌های نوین مانند بلاک‌چین و هوش مصنوعی برای افزایش امنیت و کاهش ریسک‌های مالی بهره بگیرند. علاوه بر این، سیاست‌گذاران باید مقرراتی را تدوین کنند که ضمن تسهیل رشد فین‌تک، نظارت دقیق‌تری بر امنیت سایبری و حفظ حریم خصوصی کاربران اعمال کند. شرکت‌های فین‌تک باید به استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی برای افزایش بهره‌وری و کاهش هزینه‌ها

مجوز و حق نشر: © ۱۴۰۳ تمامی حقوق انتشار این مقاله متعلق به نویسنده است. انتشار این مقاله به‌صورت دسترسی آزاد مطابق با گواهی (CC BY-NC 4.0) صورت گرفته است.

توجه بیشتری داشته باشند و از روش‌های یادگیری ماشین برای بهبود تحلیل داده‌ها و پیش‌بینی‌های مالی استفاده کنند. در نهایت، با توجه به سرعت رشد فناوری‌های مالی، پیشنهاد می‌شود که سرمایه‌گذاران و شرکت‌های فین‌تک به طور مستمر به تحقیق و توسعه در این حوزه بپردازند تا بتوانند در رقابت جهانی جایگاه بهتری کسب کنند.

تشکر و قدردانی

از تمامی کسانی که در طی مراحل این پژوهش به ما یاری رساندند تشکر و قدردانی می‌گردد.

مشارکت نویسندگان

در نگارش این مقاله تمامی نویسندگان نقش یکسانی ایفا کردند.

تعارض منافع

در انجام مطالعه حاضر، هیچ‌گونه تضاد منافعی وجود ندارد.

حمایت مالی

این پژوهش حامی مالی نداشته است.

موازین اخلاقی

در انجام این پژوهش تمامی موازین و اصول اخلاقی رعایت گردیده است.

Extended Summary

Introduction

Financial technology (FinTech) has emerged as one of the most transformative innovations in the financial sector, reshaping how financial transactions are conducted through technologies such as artificial intelligence (AI), blockchain, and big data analytics. The rapid adoption of FinTech solutions has improved financial service accessibility, efficiency, and cost-effectiveness while simultaneously posing significant challenges related to security, scalability, and regulatory compliance (Gonçalves et al., 2023).

One of the primary concerns in the FinTech ecosystem is its optimization, ensuring that technological advancements align with market demands, regulatory frameworks, and economic constraints. Several studies have emphasized the critical factors influencing FinTech development, including cybersecurity (Najem et al., 2022), AI-driven automation (Demir et al., 2022), financial inclusion, and the role of machine learning algorithms in fraud detection and risk management (Alba et al., 2024).

Additionally, the interplay between FinTech and economic variables, such as interest rates, inflation, and liquidity, has been extensively discussed in prior research. A well-optimized FinTech ecosystem can mitigate market inefficiencies, reduce transactional costs, and foster economic growth (Ahmed et al., 2022). However, regulatory inconsistencies, consumer trust issues, and the digital divide remain key obstacles to FinTech's full potential (Chang et al., 2022).

Copyright: © 2024 by the authors. Published under the terms and conditions of Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International (CC BY-NC 4.0) License.

This study aims to design a comprehensive model that identifies and optimizes the key factors affecting FinTech performance in financial markets. By adopting a hybrid research approach, this study integrates qualitative data analysis with quantitative modeling techniques to develop an optimization framework capable of enhancing FinTech efficiency.

Methods and Materials

This research follows a hybrid approach combining qualitative and quantitative methods. In the first phase, a qualitative method utilizing meta-synthesis was employed to identify the key factors influencing FinTech optimization. This phase involved reviewing academic papers, industry reports, and regulatory documents on FinTech developments. The extracted data were analyzed to categorize relevant themes, including cybersecurity measures, AI-driven financial decision-making, scalability issues, and the socioeconomic impact of financial technology applications.

The second phase involved quantitative modeling using mathematical optimization techniques. The identified factors were incorporated into an optimization framework developed through mathematical programming methods. The study implemented two optimization models: one using the General Algebraic Modeling System (GAMS) with the epsilon constraint algorithm and another utilizing MATLAB with the Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm II (NSGA-II).

By integrating these models, the study assessed different scenarios for optimizing FinTech systems, taking into account variables such as operational costs, risk mitigation measures, and scalability constraints. The models were tested with real-world financial data to validate their effectiveness in enhancing FinTech performance.

Findings

The findings from the meta-synthesis phase revealed that FinTech optimization is influenced by a combination of technological, economic, and regulatory factors. Key components identified included advanced AI applications, regulatory compliance mechanisms, and cybersecurity protocols.

In the quantitative phase, the optimization models demonstrated that improvements in AI-driven automation and blockchain security could lead to significant efficiency gains. The results indicated that incorporating AI-based predictive analytics reduced financial risk exposure and improved transaction accuracy. The GAMS-based model optimized FinTech parameters by minimizing costs and maximizing efficiency, whereas the MATLAB-based NSGA-II model provided multi-objective optimization solutions, balancing scalability and operational efficiency.

The study found that increasing investment in cybersecurity frameworks significantly enhanced FinTech adoption rates, with a notable decrease in fraudulent activities. Furthermore, financial institutions that integrated AI-powered fraud detection systems experienced a measurable reduction in financial losses due to fraudulent transactions.

Additionally, the results highlighted that a hybrid approach—combining qualitative insights with quantitative modeling—provided a more comprehensive understanding of FinTech performance in financial markets. The proposed models demonstrated that balancing technological innovation with regulatory compliance was crucial in ensuring sustainable FinTech development.

Discussion and Conclusion

The results of this study confirm that FinTech optimization relies on a combination of technological innovation, economic stability, and regulatory adaptation. The developed models provide a framework for financial institutions and policymakers to enhance FinTech efficiency while mitigating risks associated with cybersecurity and regulatory compliance.

مجوز و حق نشر: © ۱۴۰۳ تمامی حقوق انتشار این مقاله متعلق به نویسنده است. انتشار این مقاله به‌صورت دسترسی آزاد مطابق با گواهی (CC BY-NC 4.0) صورت گرفته است.

By integrating AI-driven optimization techniques with robust cybersecurity measures, financial organizations can achieve significant improvements in transaction security and operational cost reductions. The findings also suggest that investing in blockchain-based transaction verification can further enhance transparency and fraud prevention in financial markets.

This study highlights the importance of a hybrid research approach in capturing the complexities of FinTech ecosystems. Combining qualitative and quantitative methodologies allows for a more holistic analysis, identifying key optimization factors and their interactions within financial markets.

Future research should explore the impact of emerging technologies such as quantum computing and decentralized finance (DeFi) on FinTech optimization. Additionally, studies focusing on consumer behavior and trust dynamics in digital financial transactions could provide further insights into the scalability of FinTech applications.

In conclusion, this study contributes to the growing body of knowledge on FinTech optimization by developing a comprehensive model that integrates both qualitative insights and quantitative mathematical programming. The findings offer practical recommendations for financial institutions, regulators, and technology developers seeking to enhance FinTech efficiency in evolving market conditions.

References

Ahmed, S., Alshater, M. M., Ammari, A. E., & Hammami, H. (2022). Artificial intelligence and machine learning in finance: A bibliometric review. *Research in International Business and Finance*, *61*. https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2022.101646

Alba, K., Alizadeh, H., & Rahdari, A. (2024). Assessing of the development and sustainability of SMEs based on industry acceptance 4.0. 1th national conference on modern applied research in business and industrial development (ARBI2024), https://doi.org/10.61838/kman.jayps.4.9.6

Ali, F., & Suri, P. (2023). A Bibliometric Analysis of Artificial Intelligence-Based Stock Market Prediction. *The Eurasia Proceedings of Educational & Social Sciences (EPESS)*, *3*, 1-19. https://epess.net/index.php/epess/article/view/696

Almansour, M. (2023). Artificial intelligence and resource optimization: A study of Fintech start-ups. *Resources Policy*, *80*, 103250. https://doi.org/10.1016/j.resourpol.2022.103250

Belciug, S., Sandita, A., Costin, H., Bejinariu, S. I., & Matei, P. G. (2021). Competitive/collaborative statistical learning framework for forecasting intraday stock market prices: A case study. *Studies in Informatics and Control*, *30*(2), 43-54. https://doi.org/10.24846/v30i2y202104

Chang, V., Di Stefano, A., Sun, Z., & Fortino, G. (2022). Digital payment fraud detection methods in digital ages and Industry 4.0. *Computers & Electrical Engineering*, *100*, 107734. https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2022.107734

Chen, S. (2021). Correlation analysis of financial indicators and stock price fluctuations based on artificial intelligence system. 2021 International Conference on Artificial Intelligence and Smart Systems (ICAIS), Coimbatore, India. https://doi.org/10.1109/ICAIS50930.2021.9395944

Chinoda, T., & Mashamba, T. (2021). Fintech, financial inclusion and income inequality nexus in Africa. *Cogent Economics & Finance*, *9*(1), 1986926. https://doi.org/10.1080/23322039.2021.1986926

Choi, Y. H., Lee, J., & Yang, J. (2022). Development of a service parts recommendation system using clustering and classification of machine learning. *Expert Systems with Applications*, *188*, 116084. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.116084

Demir, A., Pesqué-Cela, V., Altunbas, Y., & Murinde, V. (2022). Fintech, financial inclusion and income inequality: a quantile regression approach. *The European Journal of Finance*, *28*(1), 86-107. https://doi.org/10.1080/1351847X.2020.1772335

Dumitrescu, E., Hue, S., Hurlin, C., & Tokpavi, S. (2022). Machine learning for credit scoring: Improving logistic regression with non-linear decision-tree effects. *European Journal of Operational Research*, *297*(3), 1178-1192. https://doi.org/10.1016/j.ejor.2021.06.053

Gonçalves, A. R., Breda Meira, A., Shuqair, S., & Costa Pinto, D. (2023). Artificial intelligence (AI) in FinTech decisions: the role of congruity and rejection sensitivity. *International Journal of Bank Marketing*. https://doi.org/10.1108/IJBM-07-2022-0295

Goodell, J. W., Kumar, S., Lim, W. M., & Pattnaik, D. (2021). Artificial intelligence and machine learning in finance: Identifying foundations, themes, and research clusters from bibliometric analysis. *Journal of Behavioral and Experimental Finance*, *32*. 10.1016/j.jbef.2021.100577

Ishwarappa, & Anuradha, J. (2021). Big data based stock trend prediction using deep CNN with reinforcement-LSTM model. *International Journal of System Assurance Engineering and Management*. https://doi.org/10.1007/s13198-021-01074-2

Jeong, G., & Kim, H. Y. (2019). Improving financial trading decisions using deep q-learning: predicting the number of shares, action strategies, and transfer learning. *Expert Systems with Applications*, *117*, 125-138. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2018.09.036

Copyright: © 2024 by the authors. Published under the terms and conditions of Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International (CC BY-NC 4.0) License.

Kazachenok, O. P., Stankevich, G. V., & Chubaeva, N. N. (2023). Economic and legal approaches to the humanization of FinTech in the economy of artificial intelligence through the integration of blockchain into ESG Finance. *Humanit Soc Sci Commun*, *10*, 167. https://doi.org/10.1057/s41599-023-01652-8

Najem, R., Amr, M., Bhanasse, A., & Talea, M. (2022). Artificial Intelligence for Digital Finance, Axes and Techniques. *Procedia Computer Science*, *203*, 633-638. https://doi.org/10.1016/j.procs.2022.07.092

Ozkaya, G., & Ayse, D. (2023). Analysis of Countries in Terms of Artificial Intelligence Technologies: PROMETHEE and GAIA Method Approach. *Sustainability*, *15*(5), 4604. https://doi.org/10.3390/su15054604

Parida, B., KumarPatra, P., & Mohanty, S. (2022). Prediction of recommendations for employment utilizing machine learning procedures and geo-area based recommender framework. *Sustainable Operations and Computers*, *3*, 83-92. https://doi.org/10.1016/j.susoc.2021.11.001

Rajabpour, F., & Alizadeh, H. (2024). Investigating the impact of environmental factors on the adoption of social media among small and medium enterprises during the Covid-19 crisis. The 6th National Conference and the 3rd International Conference on New Patterns of Business Management in Unstable Conditions, https://doi.org/10.61838/kman.jayps.4.9.6

Ribes, E. A. (2023). Transforming personal finance thanks to artificial intelligence: myth or reality? *Financial Economics Letters*, *2*(1), 11-21. https://doi.org/10.58567/fel02010002

Wang, Y., Zhang, Y., Lu, Y., & Yu, X. (2020). A Comparative Assessment of Credit Risk Model Based on Machine Learning–a case study of bank loan. https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877050920315830

مجوز و حق نشر: © ۱۴۰۳ تمامی حقوق انتشار این مقاله متعلق به نویسنده است. انتشار این مقاله به‌صورت دسترسی آزاد مطابق با گواهی (CC BY-NC 4.0) صورت گرفته است.