Journal of
Intelligent Financial
Management Perspectives

Design of a Personalized Financial Recommender System Based on Customers' Digital Behavior Analysis

Mohammad Ali Kazemi [1]*, Ali Sadatian [2]

[1] *PhD Student in Financial Management, University of Yazd, Yazd, Iran (Coresponding autour), Email: mohammadali.kazemi@yazd.ac.ir*

[2] *Master's in Financial Management, University of Yazd, Yazd, Iran*

ARTICLE INFO

Article history:
Received:10/04/2025
Received in revised form:30/04/2025
Accepted:08/05/2025
Available online:15/06/2025

Keywords:

Recommender Systems
Digital Behavior Analytics
Artificial Intelligence
Financial Personalization
FinTech
Machine Learning

ABSTRACT

The rapid digital transformation in financial services has made user behavioral data one of the most valuable assets for understanding and predicting financial decision-making. In this context, financial recommender systems have emerged as key tools for personalizing services, enhancing user experience, and improving investment decision efficiency. However, most existing systems still rely primarily on static financial data or limited user attributes, failing to fully incorporate behavioral, cognitive, and digital interaction patterns into recommendation processes. This study aims to develop a personalized financial recommender system framework based on digital behavioral analytics of customers. Using a conceptual-analytical approach and drawing on artificial intelligence, machine learning, and behavioral economics literature, the research proposes a multi-layered model for analyzing user behavior in digital financial environments. Behavioral data such as clickstream patterns, interaction time, transaction history, engagement with financial products, and digital psychological indicators are extracted and utilized as inputs for the recommender model. The findings indicate that integrating digital behavioral analytics with recommendation algorithms significantly enhances the accuracy of financial need prediction and improves the level of service personalization. Furthermore, this approach contributes to reducing cognitive biases in retail investors' decisions and increasing overall market efficiency. The study ultimately provides a novel framework for the next generation of financial recommender systems in which behavioral data and intelligent algorithms are seamlessly integrated into financial decision-making processes.

Article Type: Research Paper

©Authors

Journal of Intelligent Financial Management, 2025, Vol. 1, No.1, pp. 45- 57

Publish by:
Tolou-e Binish-e Ayandeh Scientific Institute

https://doi.org/ 10.25843/JIFM.2025.8563.23585

Cite: Kazemi,M. A. and Sadatian,A. (2025). Design of a Personalized Financial Recommender System Based on Customers' Digital Behavior Analysis. *Journal of Intelligent Financial Management*, 1(1), 45-57.

نگرش های
مدیریت مالی هوشمند
Journal of Intelligent Financial Management Perspectives

طراحی سیستم توصیه‌گر مالی شخصی‌سازی‌شده مبتنی بر رفتارشناسی دیجیتال مشتریان

محمدعلی کاظمی [۱ و*]، علی ساداتیان [۲]

۱ و *- دانشجوی دکتری مدیریت مالی، دانشگاه یزد، یزد، ایران (نویسنده مسئول)، ایمیل نویسنده مسئول:*mohammadali.kazemi@yazd.ac.ir*

۲- کارشناسی ارشد مدیریت مالی، دانشگاه یزد، یزد، ایران

اطلاعات مقاله

تاریخچه مقاله:

تاریخ دریافت:۱۴۰۴/۰۱/۲۰

تاریخ بازنگری:۱۴۰۴/۰۲/۱۰

تاریخ پذیرش:۱۴۰۴/۰۲/۲۸

تاریخ انتشار:۱۴۰۴/۰۳/۲۵

کلیدواژه‌ها:

سیستم توصیه‌گر

رفتارشناسی دیجیتال

هوش مصنوعی

شخصی‌سازی مالی

فین‌تک

یادگیری ماشین

چکیده

تحول دیجیتال در صنعت خدمات مالی موجب شده است که رفتار مشتریان در بسترهای آنلاین به یکی از منابع اصلی تولید داده برای تحلیل تصمیم‌گیری مالی تبدیل شود. در این میان، سیستم‌های توصیه‌گر مالی به‌عنوان ابزارهایی مبتنی بر هوش مصنوعی نقش مهمی در شخصی‌سازی خدمات مالی، بهبود تجربه کاربری و افزایش کارایی تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاری ایفا می‌کنند. با این حال، بسیاری از سیستم‌های موجود هنوز بر داده‌های ایستا یا ویژگی‌های محدود مالی تکیه دارند و کمتر توانسته‌اند ابعاد رفتاری، شناختی و دیجیتال مشتریان را در فرآیند توصیه‌گری ادغام کنند. پژوهش حاضر با هدف طراحی یک چارچوب توصیه‌گر مالی شخصی‌سازی‌شده مبتنی بر رفتارشناسی دیجیتال مشتریان انجام شده است. این مطالعه با رویکرد مفهومی تحلیلی و با بهره‌گیری از ادبیات هوش مصنوعی، یادگیری ماشین و اقتصاد رفتاری، مدلی چندلایه برای تحلیل رفتار مالی کاربران در محیط‌های دیجیتال ارائه می‌دهد. در این چارچوب، داده‌های رفتاری شامل الگوهای کلیک، زمان تعامل، تاریخچه تراکنش‌ها، تعامل با محصولات مالی و شاخص‌های روان‌شناختی دیجیتال استخراج و به‌عنوان ورودی مدل توصیه‌گر استفاده می‌شوند. نتایج تحلیل نظری نشان می‌دهد که ترکیب رفتارشناسی دیجیتال با الگوریتم‌های توصیه‌گر می‌تواند دقت پیش‌بینی نیازهای مالی کاربران را افزایش داده و سطح شخصی‌سازی خدمات مالی را به‌طور معناداری بهبود دهد. همچنین این رویکرد می‌تواند به کاهش خطاهای تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاران خرد و افزایش کارایی بازارهای مالی کمک کند. در نهایت، پژوهش حاضر چارچوبی نوین برای توسعه نسل جدید سیستم‌های توصیه‌گر مالی ارائه می‌دهد که در آن داده‌های رفتاری و الگوریتم‌های هوشمند به‌صورت یکپارچه در خدمت تصمیم‌سازی مالی قرار می‌گیرند.

نشریه مدیریت مالی هوشمند، ۱۴۰۴، دوره ۱، شماره ۱، صفحه ۴۵-۵۷.

ناشر: موسسه علمی طلوع بینش آینده

https://doi.org/ 10.25843/JIFM.2025.8563.23585

نوع مقاله: پژوهشی

© نویسندگان

استناد: کاظمی,محمد علی و ساداتیان,علی. (۱۴۰۴). طراحی سیستم توصیه‌گر مالی شخصی‌سازی‌شده مبتنی بر رفتارشناسی دیجیتال مشتریان .*مدیریت مالی هوشمند* , ۱(۱)،۴۵-۵۷.

۱-مقدمه

در دهه اخیر، صنعت خدمات مالی با یکی از عمیق‌ترین تحولات ساختاری خود مواجه شده است؛ تحولی که ریشه در دیجیتالی شدن فرآیندهای مالی، گسترش پلتفرم‌های آنلاین و رشد سریع فناوری‌های هوشمند دارد. در این میان، رفتار مشتریان مالی از حالت سنتی و مبتنی بر تعاملات حضوری به رفتارهای پیچیده دیجیتال تغییر یافته است؛ رفتاری که در قالب ردپاهای دیجیتال شامل کلیک‌ها، جستجوها، الگوهای خرید، تعامل با اپلیکیشن‌های مالی و واکنش به پیشنهادهای سرمایه‌گذاری قابل مشاهده و تحلیل است. این تحول موجب شده است که داده‌های رفتاری به یکی از مهم‌ترین منابع برای تحلیل ترجیحات مالی و طراحی خدمات شخصی‌سازی‌شده تبدیل شوند.(Davenport et al., 2020) در اقتصاد دیجیتال، مفهوم شخصی‌سازی مالی به معنای ارائه خدمات، محصولات و توصیه‌های مالی متناسب با ویژگی‌ها، نیازها و رفتار هر مشتری است. برخلاف مدل‌های سنتی که بر تقسیم‌بندی‌های کلی جمعیتی یا درآمدی تکیه داشتند، رویکردهای نوین بر تحلیل داده‌های رفتاری و الگوریتم‌های هوشمند استوار هستند. این تغییر پارادایم باعث شده است که سیستم‌های توصیه‌گر به یکی از اجزای کلیدی زیرساخت فین‌تک تبدیل شوند. سیستم‌های توصیه‌گر مالی با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین تلاش می‌کنند رفتار گذشته کاربران را تحلیل کرده و بر اساس آن، محصولات مالی مناسب مانند صندوق‌های سرمایه‌گذاری، بیمه‌های مالی یا ابزارهای پس‌انداز را پیشنهاد دهند. (Ricci et al., 2015)با این حال، بسیاری از سیستم‌های موجود هنوز با محدودیت‌های جدی مواجه هستند. نخست آنکه اغلب این سیستم‌ها تنها از داده‌های مالی سنتی مانند درآمد، سابقه اعتباری یا تراکنش‌های بانکی استفاده می‌کنند و کمتر به ابعاد رفتاری دیجیتال توجه دارند. دوم آنکه این مدل‌ها معمولاً قادر به درک زمینه رفتار کاربر نیستند و تعاملات انسانی پیچیده را به متغیرهای عددی ساده تقلیل می‌دهند. سومین محدودیت مهم، ناتوانی در مدل‌سازی پویایی رفتار کاربران در طول زمان است؛ در حالی که رفتار مالی افراد تحت تأثیر عوامل روان‌شناختی، اجتماعی و محیطی دائماً در حال تغییر است(Zhang et al., 2019) .در همین راستا، ظهور هوش مصنوعی و به‌ویژه الگوریتم‌های یادگیری عمیق، فرصت‌های جدیدی برای تحلیل رفتار کاربران فراهم کرده است. این الگوریتم‌ها قادرند الگوهای پیچیده و غیرخطی را در داده‌های بزرگ شناسایی کرده و روابط پنهان میان رفتار کاربران و تصمیمات مالی را استخراج کنند. یکی از مهم‌ترین زیرشاخه‌های این حوزه، سیستم‌های توصیه‌گر هستند که در ابتدا در حوزه تجارت الکترونیک توسعه یافتند اما به‌تدریج وارد حوزه مالی نیز شدند. این سیستم‌ها با استفاده از داده‌های رفتاری، تلاش می‌کنند مناسب‌ترین گزینه‌های مالی را برای هر کاربر پیشنهاد دهند(Adomavicius & Tuzhilin, 2005).

در سال‌های اخیر، مفهوم «رفتارشناسی دیجیتال» به‌عنوان یک رویکرد نوین در تحلیل داده‌های کاربران مطرح شده است. رفتارشناسی دیجیتال به مطالعه الگوهای تعامل کاربران در محیط‌های دیجیتال و استخراج ویژگی‌های شناختی و رفتاری از این تعاملات اشاره دارد. این رویکرد فراتر از تحلیل تراکنش‌های مالی است و شامل بررسی نحوه تعامل کاربر با رابط‌های کاربری، زمان تصمیم‌گیری، الگوهای جستجو و حتی واکنش‌های احساسی در محیط دیجیتال می‌شود(Matz et al., 2017) .ترکیب رفتارشناسی دیجیتال با سیستم‌های توصیه‌گر مالی می‌تواند منجر به شکل‌گیری نسل جدیدی از سیستم‌های هوشمند شود که نه‌تنها بر داده‌های مالی بلکه بر رفتار واقعی کاربران نیز تکیه دارند. این امر می‌تواند دقت پیش‌بینی نیازهای مالی کاربران را افزایش داده و سطح شخصی‌سازی خدمات مالی را به‌طور چشمگیری بهبود بخشد. در واقع، در چنین رویکردی، سیستم توصیه‌گر نه‌تنها «چه چیزی پیشنهاد دهد» را یاد می‌گیرد، بلکه «چرا و در چه زمانی پیشنهاد دهد» را نیز درک می‌کند.از منظر نظریه اقتصاد رفتاری، تصمیمات مالی افراد همواره تحت تأثیر سوگیری‌های شناختی، احساسات و محدودیت‌های اطلاعاتی قرار دارد. مطالعات نشان داده‌اند که سرمایه‌گذاران خرد اغلب دچار رفتارهای غیرعقلایی مانند بیش‌اعتمادی، زیان‌گریزی و رفتار توده‌ای می‌شوند (Kahneman & Tversky, 1979).بنابراین، استفاده از سیستم‌های توصیه‌گر هوشمند می‌تواند نقش مهمی در کاهش این سوگیری‌ها و هدایت کاربران به سمت تصمیمات مالی بهینه‌تر داشته باشد.با وجود پیشرفت‌های قابل توجه در این حوزه، هنوز شکاف پژوهشی مهمی در زمینه ادغام رفتارشناسی دیجیتال با سیستم‌های توصیه‌گر مالی وجود دارد. بسیاری از مطالعات موجود یا بر الگوریتم‌های توصیه‌گر تمرکز داشته‌اند یا صرفاً به تحلیل رفتار دیجیتال پرداخته‌اند، بدون آنکه این دو حوزه را به‌صورت یکپارچه ترکیب کنند. این شکاف نشان‌دهنده ضرورت توسعه چارچوب‌های جدیدی است که بتوانند داده‌های رفتاری را به‌طور مستقیم در مدل‌های توصیه‌گر مالی ادغام کنند.بر این اساس، پژوهش حاضر با هدف طراحی یک سیستم توصیه‌گر مالی شخصی‌سازی‌شده مبتنی بر رفتارشناسی دیجیتال مشتریان انجام شده است. این مطالعه تلاش می‌کند با ترکیب مفاهیم هوش مصنوعی، یادگیری ماشین و اقتصاد رفتاری، چارچوبی ارائه دهد که بتواند نسل جدیدی از خدمات مالی هوشمند را پشتیبانی کند. انتظار می‌رود

نتایج این پژوهش بتواند به توسعه سیستم‌های فین‌تک پیشرفته‌تر، افزایش کارایی تصمیم‌گیری مالی کاربران و بهبود تجربه کاربری در خدمات مالی دیجیتال کمک کند.

۲. مبانی نظری پژوهش

مبانی نظری این پژوهش در تقاطع سه حوزه کلیدی شامل سیستم‌های توصیه‌گر، تحلیل رفتارشناختی دیجیتال و اقتصاد رفتاری شکل گرفته است؛ سه حوزه‌ای که در دهه اخیر و هم‌زمان با گسترش داده‌های کلان، یادگیری ماشین و زیرساخت‌های مالی دیجیتال، به همگرایی نظری و کاربردی قابل‌توجهی رسیده‌اند. در این چارچوب، مسئله اصلی نه صرفاً بهبود دقت پیش‌بینی در سیستم‌های توصیه‌گر، بلکه بازتعریف مفهوم «شخصی‌سازی مالی» از سطح ویژگی‌های ایستا به سطح رفتار پویا و شناختی کاربران است. به بیان دیگر، نسل جدید سیستم‌های توصیه‌گر مالی تلاش می‌کند علاوه بر تحلیل ترجیحات آشکار کاربران، الگوهای رفتاری، سوگیری‌های شناختی، هیجانات مالی و سبک تصمیم‌گیری آنان را نیز در فرآیند توصیه‌گری دخیل سازد(Jannach et al., 2016) .

ادبیات کلاسیک سیستم‌های توصیه‌گر، این سیستم‌ها را به‌عنوان الگوریتم‌هایی برای کاهش عدم تقارن اطلاعات میان کاربران و محصولات تعریف می‌کند که هدف آن‌ها افزایش دقت انتخاب و بهبود تجربه تصمیم‌گیری است (Ricci et al., 2015; Adomavicius & Tuzhilin, 2005). در این ادبیات، سه پارادایم اصلی شامل روش‌های مبتنی بر محتوا، فیلترینگ مشارکتی و مدل‌های هیبریدی معرفی شده‌اند. در روش‌های مبتنی بر محتوا، فرض بر آن است که شباهت میان ویژگی‌های محصولات و ترجیحات تاریخی کاربر مبنای توصیه‌گری است؛ در حالی که در فیلترینگ مشارکتی، الگوهای رفتاری جمعی کاربران مشابه برای پیش‌بینی ترجیحات آینده به کار گرفته می‌شود. مدل‌های هیبریدی نیز تلاش می‌کنند با تلفیق این دو رویکرد، محدودیت‌های ساختاری هر یک را کاهش دهند.(Burke, 2002)

با وجود موفقیت این مدل‌ها در حوزه‌هایی مانند تجارت الکترونیک، رسانه و سرگرمی، کاربرد آن‌ها در خدمات مالی با چالش‌های جدی‌تری همراه بوده است. تصمیم‌های مالی برخلاف انتخاب فیلم یا کالا، دارای سطح بالاتری از ریسک، پیچیدگی شناختی و پیامدهای بلندمدت هستند؛ ازاین‌رو صرف تحلیل ترجیحات گذشته نمی‌تواند رفتار آینده کاربران را به‌طور دقیق پیش‌بینی کند (Xiao & Porto, 2017) پژوهش‌های اخیر نشان می‌دهند که رفتار مالی افراد به‌شدت تحت تأثیر عوامل روان‌شناختی، هیجانات و سوگیری‌های شناختی قرار دارد؛ عواملی که در مدل‌های سنتی توصیه‌گر کمتر مورد توجه بوده‌اند(Kahneman & Tversky, 1979) .

در این میان، اقتصاد رفتاری به‌عنوان یکی از مهم‌ترین مبانی نظری این پژوهش، چارچوبی برای تبیین انحراف تصمیم‌گیری انسان از فرض عقلانیت کامل فراهم می‌کند. نظریه چشم‌انداز نشان می‌دهد که افراد در مواجهه با سود و زیان، رفتار متقارن ندارند و حساسیت آن‌ها نسبت به زیان بیش از سود است. (Kahneman & Tversky, 1979) این مسئله در محیط‌های مالی دیجیتال اهمیت مضاعفی می‌یابد، زیرا کاربران در شرایط عدم قطعیت، اغلب تصمیم‌هایی مبتنی بر سوگیری‌هایی مانند اعتماد بیش‌ازحد، رفتار توده‌ای، زیان‌گریزی و ترجیح حال اتخاذ می‌کنند (Thaler, 2016).بنابراین، طراحی سیستم‌های توصیه‌گر مالی بدون درک این سازوکارهای شناختی، می‌تواند به توصیه‌هایی منجر شود که اگرچه از نظر الگوریتمی دقیق هستند، اما با الگوهای واقعی تصمیم‌گیری کاربران همخوانی ندارند.

هم‌زمان با توسعه فناوری‌های داده‌محور، مفهوم «تحلیل رفتارشناختی دیجیتال» نیز به‌عنوان حوزه‌ای میان‌رشته‌ای شکل گرفته است. این حوزه بر استخراج الگوهای شناختی و رفتاری کاربران از داده‌های دیجیتال نظیر کلیک‌ها، زمان تعامل، الگوهای جست‌وجو، تراکنش‌های مالی و تعاملات درون‌برنامه‌ای تمرکز دارد. (Lazer et al., 2009) برخلاف رویکردهای سنتی که کاربران را بر اساس متغیرهای جمعیت‌شناختی یا ترجیحات ثابت دسته‌بندی می‌کردند، تحلیل رفتارشناختی دیجیتال امکان شناسایی رفتارهای پویا و تغییرات زمانی در تصمیم‌گیری کاربران را فراهم می‌کند. به‌عنوان مثال، تغییر ناگهانی در الگوی تراکنش یا افزایش رفتارهای هیجانی می‌تواند نشانه‌ای از تغییر وضعیت ریسک‌پذیری فرد باشد؛ موضوعی که برای سیستم‌های توصیه‌گر مالی اهمیت اساسی دارد.

در سال‌های اخیر، یادگیری ماشین و به‌ویژه مدل‌های یادگیری عمیق، ظرفیت جدیدی برای ترکیب داده‌های رفتاری و سیستم‌های توصیه‌گر ایجاد کرده‌اند. مدل‌هایی مانند شبکه‌های عصبی بازگشتی (RNN) و معماری‌های مبتنی بر Transformer توانایی تحلیل رفتارهای ترتیبی و وابستگی‌های زمانی را دارند و می‌توانند تغییرات تدریجی در ترجیحات مالی کاربران را شناسایی کنند. (Zhang et al., 2019) این تحول موجب

شده است که سیستم‌های توصیه‌گر از مدل‌های ایستا و مبتنی بر ترجیح تاریخی، به سمت مدل‌های تطبیقی و زمینه‌محور حرکت کنند؛ مدل‌هایی که نه‌تنها «چه چیزی» را توصیه می‌کنند، بلکه «چه زمانی» و «برای چه نوع وضعیت شناختی» توصیه مناسب است را نیز در نظر می‌گیرند.

از منظر نظری، این تغییر پارادایمی را می‌توان در چارچوب گذار از «شخصی‌سازی مبتنی بر داده» به «شخصی‌سازی مبتنی بر شناخت» تحلیل کرد. در شخصی‌سازی مبتنی بر داده، تمرکز اصلی بر شباهت‌های آماری میان کاربران است؛ در حالی که در شخصی‌سازی مبتنی بر شناخت، مدل تلاش می‌کند منطق تصمیم‌گیری، حساسیت‌های روانی و الگوهای رفتاری هر فرد را نیز بازنمایی کند. (Sunstein, 2020) در حوزه خدمات مالی، چنین رویکردی می‌تواند منجر به طراحی توصیه‌هایی شود که علاوه بر بهینه بودن از منظر اقتصادی، با ظرفیت شناختی و وضعیت روانی کاربر نیز سازگار باشند.

علاوه بر این، پژوهش‌های مرتبط با فناوری مالی (FinTech) نشان داده‌اند که ترکیب سیستم‌های توصیه‌گر با تحلیل رفتارشناختی می‌تواند به افزایش اعتماد کاربران، بهبود سواد مالی و ارتقای کیفیت تصمیم‌گیری منجر شود. (Gomber et al., 2018) در اکوسیستم‌های مالی دیجیتال، اعتماد یکی از مؤلفه‌های کلیدی پذیرش فناوری محسوب می‌شود و کاربران زمانی به توصیه‌های هوشمند اعتماد می‌کنند که این توصیه‌ها با نیازها، اهداف و الگوهای رفتاری واقعی آنان همخوانی داشته باشد. از این منظر، سیستم توصیه‌گر صرفاً یک ابزار فنی نیست، بلکه بخشی از سازوکار تعامل انسان و هوش مصنوعی در تصمیم‌گیری مالی به شمار می‌رود.بر این اساس، مبانی نظری پژوهش حاضر بر این فرض استوار است که کارایی سیستم‌های توصیه‌گر مالی تنها تابع پیچیدگی الگوریتمی نیست، بلکه به میزان توانایی آن‌ها در درک رفتار و شناخت کاربران وابسته است. بنابراین، تلفیق نظریه‌های اقتصاد رفتاری، تحلیل رفتارشناختی دیجیتال و الگوریتم‌های یادگیری ماشین می‌تواند چارچوبی جامع برای توسعه نسل جدید سیستم‌های توصیه‌گر مالی فراهم آورد؛ سیستم‌هایی که قادرند علاوه بر پیش‌بینی ترجیحات، الگوهای تصمیم‌گیری انسانی را نیز تفسیر و مدل‌سازی کنند.

با این حال، در سال‌های اخیر، نقدهای گسترده‌ای نسبت به کفایت این مدل‌ها در حوزه‌های حساس مانند مالی مطرح شده است. یکی از مهم‌ترین محدودیت‌ها، وابستگی بیش از حد به داده‌های صریح و ساختاریافته است؛ داده‌هایی مانند امتیازدهی، سوابق تراکنش یا ویژگی‌های دموگرافیک که قادر به بازنمایی کامل رفتار تصمیم‌گیری کاربران نیستند. در مقابل، حجم عظیمی از داده‌های ضمنی در تعاملات دیجیتال تولید می‌شود که در ادبیات جدید تحت عنوان ردپای دیجیتال رفتاری شناخته می‌شود. (Montjoye et al., 2018) این داده‌ها شامل الگوهای کلیک، زمان توقف ، ترتیب تعامل، نرخ بازگشت به صفحات، الگوهای رهاسازی فرآیند تصمیم و حتی مسیر حرکت چشم در رابطهای دیجیتال هستند. اهمیت این داده‌ها در آن است که برخلاف داده‌های سنتی، رفتار واقعی و ناخودآگاه کاربران را بازتاب می‌دهند و از این‌رو ظرفیت بالاتری برای مدل‌سازی ترجیحات واقعی دارند.در امتداد این تحول، مفهوم رفتارشناسی دیجیتال به‌عنوان یک حوزه میان‌رشته‌ای میان علوم داده، روان‌شناسی شناختی و اقتصاد رفتاری توسعه یافته است. این حوزه تلاش می‌کند با استفاده از داده‌های رفتاری در محیط‌های دیجیتال، ویژگی‌های شناختی، انگیزشی و تصمیم‌گیری کاربران را استخراج کند. برخلاف تحلیل‌های سنتی که بر داده‌های ایستا و ساختاریافته تکیه دارند، رفتارشناسی دیجیتال به داده‌های پویا و زمینه‌محور توجه دارد و تلاش می‌کند از سطح «چه چیزی رخ داده است» به سطح «چرا رخ داده است» حرکت کند (Matz et al., 2017; Kosinski et al., 2016).در این چارچوب، رفتار دیجیتال نه صرفاً یک خروجی از تصمیم‌گیری، بلکه به‌عنوان بازتابی از ساختار شناختی فرد در نظر گرفته می‌شود.از منظر نظریه‌های شناختی، رفتار انسان در محیط‌های پیچیده دیجیتال تابع تعامل میان محدودیت‌های شناختی، بار اطلاعاتی و سوگیری‌های ذهنی است. نظریه عقلانیت محدود سایمون (Simon, 1955) یکی از نخستین چارچوب‌هایی است که نشان می‌دهد تصمیم‌گیری انسان‌ها در شرایط واقعی همواره تحت تأثیر محدودیت‌های پردازشی قرار دارد بر طبق این نظریه انسان‌ها در تصمیم‌گیری، برخلاف فرض اقتصاد کلاسیک، دارای عقلانیت کامل نیستند. سایمون معتقد بود افراد به دلیل محدودیت در اطلاعات، زمان، توان پردازش ذهنی و ظرفیت شناختی، نمی‌توانند همه گزینه‌های ممکن را به‌طور کامل بررسی کنند. بنابراین، انسان‌ها به جای انتخاب «بهینه‌ترین» گزینه، معمولاً گزینه‌ای را انتخاب می‌کنند که «رضایت‌بخش» و قابل قبول باشد. این فرآیند را سایمون رضایت‌جویی نامید. بر اساس این نظریه، تصمیم‌گیری انسان بیشتر عملی، تقریبی و متأثر از شرایط محیطی است تا کاملاً منطقی و محاسباتی. نظریه عقلانیت محدود بعدها به یکی از مبانی اصلی اقتصاد رفتاری، علوم شناختی و طراحی سیستم‌های هوشمند تبدیل شد. در ادامه، اقتصاد رفتاری با توسعه نظریه چشم‌انداز توسط کانمن و تورسکی (Kahneman & Tversky, 1979) نشان داد که افراد نه‌تنها محدودیت شناختی دارند، بلکه در ارزیابی ریسک و بازده نیز دچار انحراف‌های سیستماتیک هستند. این انحراف‌ها شامل زیان‌گریزی، بیش‌اعتمادی، رفتار گله‌ای، سوگیری دسترس‌پذیری و اثر چارچوب‌بندی

هستند که همگی می‌توانند تصمیمات مالی را از مسیر بهینه منحرف کنند.در محیط‌های مالی دیجیتال، این سوگیری‌ها تشدید می‌شوند؛ زیرا سرعت تصمیم‌گیری بالاتر، حجم اطلاعات بیشتر و فشارهای محیطی شدیدتر است. به همین دلیل، تحلیل رفتار کاربران در چنین محیط‌هایی نیازمند مدل‌هایی است که بتوانند هم‌زمان ابعاد شناختی و رفتاری را در نظر بگیرند. سیستم‌های توصیه‌گر مالی در این میان می‌توانند به‌عنوان ابزارهای «مداخله شناختی نرم» عمل کنند؛ ابزارهایی که نه‌تنها پیشنهاد ارائه می‌دهند، بلکه با جهت‌دهی به فرآیند تصمیم‌گیری، از بروز خطاهای شناختی جلوگیری می‌کنند.از طرفی توسعه سیستم‌های توصیه‌گر در دهه اخیر به‌شدت تحت تأثیر پیشرفت‌های یادگیری ماشین و یادگیری عمیق قرار گرفته است. الگوریتم‌های مبتنی بر ماتریس فاکتوریزاسیون (Koren et al., 2009) پایه بسیاری از سیستم‌های مدرن را تشکیل داده‌اند، اما در نسل جدید، مدل‌های مبتنی بر شبکه‌های عصبی عمیق، به‌ویژه شبکه‌های بازگشتی ، شبکه‌های کانولوشنی و معماری‌های ترنسفورمر (Vaswani et al., 2017)نقش کلیدی در مدل‌سازی رفتار ترتیبی کاربران ایفا می‌کنند. این مدل‌ها قادرند وابستگی‌های زمانی پیچیده در رفتار کاربران را شناسایی کرده و الگوهای پنهان در توالی تصمیم‌گیری را استخراج کنند.

در این چارچوب، مفهوم مدل‌سازی ترتیبی رفتار اهمیت ویژه‌ای پیدا کرده است. برخلاف مدل‌های ایستا که هر تعامل را مستقل از سایر تعاملات در نظر می‌گیرند، مدل‌های ترتیبی رفتار را به‌عنوان یک فرآیند زمانی وابسته تحلیل می‌کنند. این رویکرد به‌ویژه در حوزه مالی اهمیت دارد، زیرا تصمیمات مالی کاربران معمولاً در قالب یک مسیر تصمیم‌گیری تدریجی شکل می‌گیرند و نه یک انتخاب منفرد.در کنار این تحولات، ورود مفهوم زمینه به سیستم‌های توصیه‌گر، موجب تحول بنیادین در طراحی این سیستم‌ها شده است. در مدل‌های زمینه‌محور، متغیرهایی مانند زمان، مکان، نوع دستگاه، وضعیت کاربر و حتی شرایط محیطی در فرآیند توصیه‌گری لحاظ می‌شوند. این رویکرد امکان شخصی‌سازی عمیق‌تر را فراهم می‌کند و باعث می‌شود سیستم‌ها بتوانند درک دقیق‌تری از شرایط تصمیم‌گیری کاربر داشته باشند(Adomavicius & Tuzhilin, 2011) .

ترکیب رفتارشناسی دیجیتال با سیستم‌های توصیه‌گر مالی، منجر به شکل‌گیری نسل جدیدی از معماری‌های هوشمند شده است که در آن داده‌های رفتاری به‌عنوان ورودی اصلی مدل مورد استفاده قرار می‌گیرند. در این معماری، داده‌های خام رفتاری شامل الگوهای کلیک، زمان توقف روی صفحات، تاریخچه تراکنش‌ها، الگوهای جست‌وجو، تعاملات درون‌برنامه‌ای و حتی سرعت تصمیم‌گیری کاربران، ابتدا از طریق لایه‌های پیش‌پردازش و مهندسی ویژگی به شاخص‌های شناختی و رفتاری تبدیل می‌شوند. (Lazer et al., 2009) سپس این ویژگی‌ها وارد مدل‌های یادگیری ماشین و یادگیری عمیق شده و در نهایت به توصیه‌های مالی شخصی‌سازی‌شده تبدیل می‌شوند. این فرآیند چندلایه، امکان استخراج الگوهای پنهان در رفتار مالی کاربران را فراهم می‌سازد؛ الگوهایی که در مدل‌های سنتی مبتنی بر داده‌های ایستا یا اطلاعات جمعیت‌شناختی قابل شناسایی نبودند(Zhang et al., 2019) .

در معماری‌های نوین توصیه‌گر، داده‌های رفتاری تنها به‌عنوان بازتابی از ترجیحات کاربران تلقی نمی‌شوند، بلکه به‌مثابه نشانه‌هایی از وضعیت شناختی، سطح ریسک‌پذیری، میزان اطمینان در تصمیم‌گیری و حتی وضعیت هیجانی افراد تحلیل می‌شوند. برای مثال، تغییر ناگهانی در الگوی سرمایه‌گذاری یا افزایش دفعات بررسی بازار می‌تواند بیانگر افزایش اضطراب مالی یا تغییر در ادراک ریسک باشد. (Thaler, 2016) ازاین‌رو، سیستم‌های توصیه‌گر جدید تلاش می‌کنند با تحلیل رفتارهای ترتیبی و وابستگی‌های زمانی، مدل پویاتری از تصمیم‌گیری مالی کاربران ایجاد کنند.

پیشرفت الگوریتم‌های یادگیری عمیق، به‌ویژه شبکه‌های عصبی بازگشتی(RNN) ، حافظه بلندمدت کوتاه‌مدت (LSTM) و معماری‌های ترنسفورمر، نقش مهمی در توسعه این سیستم‌ها داشته است. این مدل‌ها قادرند وابستگی‌های زمانی در رفتار کاربران را شناسایی کرده و تغییرات تدریجی در ترجیحات یا وضعیت شناختی آن‌ها را تحلیل کنند. (Goodfellow et al., 2016) در نتیجه، سیستم توصیه‌گر می‌تواند نه‌تنها بر اساس رفتار گذشته، بلکه بر مبنای روندهای رفتاری و احتمال تغییرات آینده نیز پیشنهاد ارائه دهد. چنین قابلیتی در محیط‌های مالی که رفتار کاربران به‌شدت تحت تأثیر شرایط اقتصادی، اخبار و هیجانات بازار قرار دارد، اهمیت بسیار زیادی دارد.

از منظر نظری، این تحول نشان‌دهنده گذار از «سیستم‌های توصیه‌گر مبتنی بر داده» به «سیستم‌های توصیه‌گر مبتنی بر شناخت» است. در رویکرد سنتی، هدف اصلی مدل‌ها پیش‌بینی ترجیح کاربر بر اساس شباهت‌های آماری و داده‌های تاریخی بود؛ اما در رویکرد جدید، تمرکز بر درک سازوکار تصمیم‌گیری انسان و پیش‌بینی رفتار آینده بر اساس وضعیت شناختی فعلی قرار گرفته است. (Sunstein, 2020) به عبارت دیگر، سیستم توصیه‌گر تلاش می‌کند نه‌تنها بداند کاربر چه چیزی را انتخاب می‌کند، بلکه درک کند چرا و تحت چه شرایط شناختی آن انتخاب را انجام

می‌دهد. این تغییر پارادایم باعث شده است که مرز میان علوم داده، علوم شناختی و اقتصاد رفتاری تا حد زیادی کمرنگ شود و رویکردهای میان‌رشته‌ای در توسعه سیستم‌های هوشمند مالی اهمیت بیشتری پیدا کنند.

اقتصاد رفتاری نیز پشتوانه نظری مهمی برای این تحول فراهم کرده است. برخلاف نظریه‌های کلاسیک اقتصاد که تصمیم‌گیری انسان را عقلانی فرض می‌کنند، پژوهش‌های اقتصاد رفتاری نشان داده‌اند که تصمیمات مالی اغلب تحت تأثیر سوگیری‌های شناختی و هیجانات قرار دارند (Kahneman & Tversky, 1979).سوگیری‌هایی مانند زیان‌گریزی، رفتار توده‌ای، اعتماد بیش‌ازحد و اثر چارچوب‌بندی می‌توانند موجب شوند کاربران برخلاف منطق اقتصادی عمل کنند. بنابراین، سیستم‌های توصیه‌گر مالی اگر صرفاً بر تحلیل داده‌های تاریخی متکی باشند، ممکن است توصیه‌هایی ارائه دهند که از نظر آماری دقیق اما از نظر رفتاری ناکارآمد باشند.

در سطح کاربردی، این رویکرد در حوزه مالی اهمیت دوچندان دارد؛ زیرا تصمیمات مالی نه‌تنها تحت تأثیر داده‌های عینی، بلکه تحت تأثیر ادراک، هیجان، اعتماد اجتماعی و شرایط محیطی قرار دارند (Xiao & Porto, 2017) .برای مثال، دو کاربر با سطح درآمد و دارایی مشابه ممکن است در مواجهه با یک فرصت سرمایه‌گذاری، رفتار کاملاً متفاوتی نشان دهند؛ زیرا ادراک آن‌ها از ریسک و امنیت مالی متفاوت است. در چنین شرایطی، سیستم‌های توصیه‌گر هوشمند باید بتوانند این تفاوت‌های شناختی و رفتاری را در مدل‌سازی خود لحاظ کنند تا توصیه‌هایی متناسب با ویژگی‌های فردی هر کاربر ارائه دهند.

علاوه بر این، توسعه فناوری‌های مالی و بانکداری دیجیتال موجب شده است که حجم عظیمی از داده‌های رفتاری کاربران در دسترس قرار گیرد. این داده‌ها فرصت بی‌سابقه‌ای برای تحلیل الگوهای تصمیم‌گیری و توسعه مدل‌های شخصی‌سازی‌شده فراهم کرده‌اند (Gomber et al., 2018).با این حال، استفاده از این داده‌ها چالش‌هایی نظیر حفظ حریم خصوصی، امنیت اطلاعات و ملاحظات اخلاقی را نیز مطرح می‌کند. پژوهشگران تأکید می‌کنند که سیستم‌های توصیه‌گر شناخت‌محور باید علاوه بر کارایی الگوریتمی، اصول شفافیت، قابلیت توضیح‌پذیری و عدالت الگوریتمی را نیز رعایت کنند تا اعتماد کاربران حفظ شود.(Ricci et al., 2015) در مجموع، ادبیات نظری نشان می‌دهد که آینده سیستم‌های توصیه‌گر مالی در گرو تلفیق تحلیل رفتارشناختی، یادگیری عمیق و اقتصاد رفتاری است. این همگرایی نه‌تنها موجب افزایش دقت توصیه‌ها می‌شود، بلکه امکان توسعه سیستم‌هایی را فراهم می‌کند که قادرند رفتار مالی انسان را در سطحی عمیق‌تر و واقع‌بینانه‌تر درک و پیش‌بینی کنند. در چنین چارچوبی، سیستم توصیه‌گر از یک ابزار صرفاً محاسباتی به یک سازوکار هوشمند تصمیم‌یار تبدیل می‌شود که می‌تواند نقش مؤثری در بهبود کیفیت تصمیم‌گیری مالی کاربران ایفا کند.

۳-۱. نوع و رویکرد پژوهش

این پژوهش از نظر هدف در زمره تحقیقات کاربردی توسعه‌ای قرار می‌گیرد، زیرا تلاش دارد یک چارچوب قابل استفاده برای طراحی سیستم‌های توصیه‌گر مالی ارائه دهد. از نظر ماهیت، پژوهش توصیفی تحلیلی است و بر تحلیل ادبیات موجود در حوزه‌های سیستم‌های توصیه‌گر، رفتارشناسی دیجیتال و اقتصاد رفتاری استوار است. در این رویکرد، داده‌های عددی خام مورد استفاده قرار نمی‌گیرند، بلکه داده‌ها از نوع ثانویه و مبتنی بر منابع علمی معتبر، مقالات ژورنالی، گزارش‌های تحقیقاتی و نظریه‌های کلاسیک هستند.از منظر فلسفه علم، این پژوهش در پارادایم تفسیرگرایانه اثبات‌گرایانه ترکیبی قرار می‌گیرد. از یک سو تلاش می‌شود روابط میان مفاهیم به‌صورت منطقی و ساختاری مدل‌سازی شود (رویکرد اثبات‌گرایانه)، و از سوی دیگر رفتار دیجیتال کاربران به‌عنوان پدیده‌ای زمینه‌مند و وابسته به تفسیر شناختی در نظر گرفته می‌شود (رویکرد تفسیرگرایانه). این ترکیب باعث می‌شود مدل نهایی نه صرفاً ریاضی محاسباتی، بلکه شناختی رفتاری نیز باشد.

در این پژوهش، از روش تحلیل محتوا و مرور نظام‌مند ادبیات برای استخراج مفاهیم کلیدی استفاده شده است.همچنین در این بخش، تلاش شده است شکاف‌های نظری موجود در ادبیات شناسایی شود. این شکاف‌ها عمدتاً شامل نبود مدل‌های یکپارچه بین رفتارشناسی دیجیتال و سیستم‌های توصیه‌گر مالی، عدم توجه کافی به داده‌های ضمنی رفتاری، و ضعف در مدل‌سازی پویایی تصمیم‌گیری مالی کاربران هستند(Adomavicius & Tuzhilin, 2005; Ricci et al., 2015) .بنابراین، رویکرد این پژوهش، پر کردن این شکاف‌ها از طریق ارائه یک چارچوب مفهومی یکپارچه است.

۳-۲. روش گردآوری داده‌ها و منابع اطلاعاتی

در این پژوهش، داده‌ها به‌صورت ثانویه و مبتنی بر تحلیل اسنادی گردآوری شده‌اند. منابع اصلی شامل مقالات علمی، کتاب‌های تخصصی در حوزه یادگیری ماشین، اقتصاد رفتاری، و سیستم‌های توصیه‌گر، و همچنین گزارش‌های تحقیقاتی معتبر در حوزه فین‌تک و تحلیل داده‌های رفتاری بوده است.فرآیند گردآوری داده‌ها در سه مرحله انجام شده است. در مرحله اول، کلیدواژه‌های مرتبط با موضوع شامل «سیستم توصیه‌گر مالی»، «رفتارشناسی دیجیتال»، «یادگیری ماشین در مالی»، «ردپای دیجیتال»، و «اقتصاد رفتاری» تعریف شد. در مرحله دوم، جستجو در پایگاه‌های علمی انجام شد و مقالات مرتبط استخراج گردید. در مرحله سوم، غربال‌گری بر اساس معیارهای کیفیت انجام شد و مقالات غیرمرتبط یا فاقد اعتبار علمی حذف شدند.در کنار منابع علمی، از گزارش‌های صنعتی شرکت‌های فعال در حوزه فین‌تک نیز به‌صورت مکمل استفاده شده است. این گزارش‌ها شامل تحلیل رفتار کاربران در پلتفرم‌های مالی دیجیتال، روندهای استفاده از الگوریتم‌های توصیه‌گر، و کاربردهای هوش مصنوعی در خدمات مالی هستند. این داده‌ها نقش حمایتی داشته و برای تقویت بخش کاربردی مدل مورد استفاده قرار گرفته‌اند.روش تحلیل منابع، مبتنی بر کدگذاری مفهومی بوده است. در این روش، مفاهیم کلیدی از متون استخراج و در قالب دسته‌های نظری مانند «رفتار دیجیتال»، «تصمیم‌گیری مالی»، «الگوریتم‌های توصیه‌گر» و «سوگیری شناختی» طبقه‌بندی شده‌اند. سپس روابط میان این مفاهیم شناسایی و در قالب یک چارچوب مفهومی یکپارچه بازسازی شده است.

۳-۳. روش تحلیل و توسعه مدل مفهومی

در این پژوهش، روش تحلیل داده‌ها مبتنی بر تحلیل کیفی مفهومی و مدل‌سازی نظری است. هدف اصلی این مرحله، توسعه یک چارچوب مفهومی برای سیستم توصیه‌گر مالی مبتنی بر رفتارشناسی دیجیتال است. برای این منظور، از رویکرد تحلیل محتوای تفسیری و مدل‌سازی سیستم‌های پیچیده استفاده شده است.در گام نخست، مفاهیم استخراج‌شده از ادبیات به‌صورت شبکه‌ای از متغیرها سازمان‌دهی شدند. این شبکه شامل سه لایه اصلی است: لایه ورودی (داده‌های رفتاری دیجیتال)، لایه پردازش (الگوریتم‌های یادگیری ماشین و تحلیل رفتاری)، و لایه خروجی (توصیه‌های مالی شخصی‌سازی‌شده). این ساختار چندلایه امکان درک بهتر جریان داده و فرآیند تصمیم‌سازی را فراهم می‌کند.در لایه ورودی، داده‌های رفتاری شامل کلیک‌ها، زمان تعامل، الگوهای جستجو، تاریخچه تراکنش‌ها و تعامل با محصولات مالی در نظر گرفته شده‌اند. این داده‌ها به‌عنوان نماینده رفتار واقعی کاربران در محیط دیجیتال تلقی می‌شوند. در لایه پردازش، الگوریتم‌های یادگیری ماشین وظیفه دارند الگوهای پنهان در این داده‌ها را استخراج کنند. این الگوریتم‌ها می‌توانند شامل مدل‌های فاکتورگیری ماتریسی، شبکه‌های عصبی عمیق، یا مدل‌های ترتیبی باشند.در لایه خروجی، سیستم توصیه‌گر بر اساس تحلیل‌های انجام‌شده، پیشنهادهای مالی شخصی‌سازی‌شده ارائه می‌دهد. این پیشنهادها می‌توانند شامل محصولات سرمایه‌گذاری، ابزارهای پس‌انداز یا توصیه‌های مدیریت ریسک باشند. ویژگی مهم این لایه، انطباق پویا با تغییر رفتار کاربران است.در این مرحله، همچنین روابط علی میان متغیرها مورد بررسی قرار گرفته است. فرض اصلی این است که رفتار دیجیتال کاربران تأثیر مستقیم بر دقت توصیه‌های مالی دارد و این تأثیر از طریق الگوریتم‌های یادگیری ماشین تعدیل و تقویت می‌شود. همچنین، متغیرهای شناختی مانند سوگیری‌های رفتاری نقش تعدیل‌کننده در این رابطه ایفا می‌کنند.

٤. یافته‌ها و ارائه چارچوب نهایی پژوهش (مدل مفهومی سیستم توصیه‌گر مالی مبتنی بر رفتارشناسی دیجیتال)

یافته‌های این پژوهش حاصل سنتز نظام‌مند ادبیات در سه حوزه کلیدی شامل سیستم‌های توصیه‌گر، تحلیل رفتار دیجیتال و اقتصاد رفتاری است. در این بخش، به‌جای ارائه نتایج تجربی مبتنی بر داده‌های میدانی، یک «چارچوب مفهومی یکپارچه» استخراج شده است که می‌تواند به‌عنوان معماری نظری نسل جدید سیستم‌های توصیه‌گر مالی مورد استفاده قرار گیرد. این چارچوب بر این فرض استوار است که رفتار دیجیتال کاربران نه‌تنها بازتاب ترجیحات آشکار، بلکه بازنمایی غیرمستقیم از وضعیت شناختی، هیجانی و ریسک‌پذیری مالی آنان است. بنابراین، هدف این بخش، تبدیل ادبیات پراکنده به یک ساختار مدل‌سازی منسجم و چندلایه است.

٤-۱. استخراج تم‌های کلیدی از ادبیات و یکپارچه‌سازی مفهومی

در گام نخست تحلیل، مفاهیم استخراج‌شده از ادبیات در قالب چهار قسمت کلیدی سازمان‌دهی شدند. این قسمتها نقش ستون‌های نظری مدل نهایی را تشکیل می‌دهند.

قسمت اول: رفتار دیجیتال به‌عنوان داده شناختی ضمنی

در این قسمت، فرض اساسی آن است که هر تعامل کاربر در محیط دیجیتال (کلیک، توقف، اسکرول، جستجو) حامل اطلاعات شناختی است. برخلاف داده‌های سنتی مالی، این داده‌ها بازتاب مستقیم تصمیم نیستند، بلکه فرآیند شکل‌گیری تصمیم را نشان می‌دهند. ادبیات نشان می‌دهد که الگوهای ریز تعاملات می‌توانند به‌عنوان شاخص‌های غیرمستقیم از توجه، تردید، یا اعتماد کاربر استفاده شوند.(Montjoye et al., 2018)

قسمت دوم: یادگیری ماشین به‌عنوان موتور استخراج معنا از رفتار

در این تم، الگوریتم‌های یادگیری ماشین به‌عنوان لایه تبدیل داده خام به دانش رفتاری در نظر گرفته می‌شوند. مدل‌های ترتیبی، شبکه‌های عصبی عمیق و معماری‌های مبتنی بر توجه قادرند الگوهای پنهان در رفتار کاربران را استخراج کنند. این تم نشان می‌دهد که نقش الگوریتم‌ها صرفاً پیش‌بینی نیست، بلکه ساخت معنا از داده‌های پراکنده است.

قسمت سوم: سوگیری‌های شناختی در تصمیم‌گیری مالی

این قسمت بر اساس اقتصاد رفتاری شکل گرفته و نشان می‌دهد که کاربران در محیط‌های مالی دیجیتال به‌طور سیستماتیک دچار خطاهای شناختی هستند. سوگیری‌هایی مانند زیان‌گریزی، رفتار گله‌ای و بیش‌اعتمادی، نقش مهمی در انحراف تصمیمات دارند. (Kahneman & Tversky, 1979)این سوگیری‌ها در داده‌های رفتاری به‌صورت الگوهای تکرارشونده قابل شناسایی هستند.

قسمت چهارم: شخصی‌سازی زمینه‌محور

این قسمت بیان می‌کند که تصمیم مالی کاربران تابع زمینه است. زمان، شرایط بازار، تجربه کاربر و وضعیت تعامل، همگی بر تصمیم اثر دارند. بنابراین، سیستم توصیه‌گر باید قادر باشد توصیه‌ها را بر اساس وضعیت پویا تنظیم کند.

٤-۲ مدل مفهومی نهایی پژوهش

بر اساس تم‌های استخراج‌شده، مدل نهایی پژوهش تحت عنوان «چارچوب توصیه‌گر مالی مبتنی بر رفتارشناسی دیجیتال» طراحی شد. این مدل دارای سه لایه اصلی و یک حلقه بازخورد پویا است.

لایه اول: لایه داده‌های رفتاری

این لایه شامل تمام داده‌های خام تولیدشده توسط کاربران در محیط‌های دیجیتال مالی است. این داده‌ها شامل:داده‌های کلیک، زمان تعامل ،الگوهای جستجو ،مسیر پیمایش ،تاریخچه تراکنش‌های مالی ،تعامل با پیشنهادهای سرمایه‌گذاری

داده‌های دستگاه و زمینه این داده‌ها ماهیت ساختاریافته و نیمه‌ساختاریافته دارند و به‌صورت پیوسته تولید می‌شوند. ویژگی کلیدی این لایه، پویایی و غیرایستا بودن آن است.

لایه دوم: لایه پردازش هوشمند

در این لایه، داده‌های رفتاری به ویژگی‌های قابل تحلیل تبدیل می‌شوند. این فرآیند شامل چند زیرسیستم است:

۱. **سیستم پیش‌پردازش رفتاری**پاک‌سازی داده، حذف نویز و نرمال‌سازی رفتارها.

۲. **سیستم استخراج ویژگی** تبدیل رفتار خام به شاخص‌هایی مانند: شاخص توجه کاربر ،شاخص ریسک‌پذیری رفتاری ،شاخص تردید در تصمیم ،شاخص تعامل فعال

۳. **مدل‌های یادگیری ماشین**استفاده از مدل‌های پیشرفته شامل: شبکه‌های عصبی عمیق ، مدل‌های ترتیبی ،مدل‌های مبتنی بر وضعیت ، الگوریتم‌های فیلترگذاری مشارکتی هیبریدی این لایه نقش کلیدی در تبدیل رفتار به معنا دارد و هسته هوشمند سیستم محسوب می‌شود.

لایه سوم: لایه تصمیم و توصیه‌گری

در این لایه، خروجی مدل به توصیه‌های مالی تبدیل می‌شود. این توصیه‌ها شامل:پیشنهاد صندوق‌های سرمایه‌گذاری ،توصیه ابزارهای مدیریت ریسک ،پیشنهاد رفتارهای پس‌اندازی ،هشدارهای رفتاری ویژگی مهم این لایه، شخصی‌سازی پویا و زمان‌واقعی است.

حلقه بازخورد :سیستم دارای یک حلقه بازخورد تطبیقی است که رفتار کاربران نسبت به توصیه‌ها را مجدداً وارد سیستم می‌کند. این حلقه باعث می‌شود مدل به‌صورت مستمر یاد بگیرد و خود را به‌روزرسانی کند. این ویژگی سیستم را در دسته سیستم‌های یادگیرنده تطبیقی قرار می‌دهد.

٤-٣. جدول مقایسه‌ای رویکردهای سنتی و مدل پیشنهادی

ویژگی	مدل پیشنهادی پژوهش	سیستم‌های توصیه‌گر سنتی
نوع داده	داده‌های رفتاری + ضمنی	داده‌های صریح مالی
سطح تحلیل	پویا و ترتیبی	ایستا
درک زمینه	پیشرفته	محدود
نقش کاربر	تعاملی و پویا	منفعل
نوع شخصی‌سازی	مبتنی بر فرد	مبتنی بر گروه
مدل تصمیم	غیرخطی و یادگیرنده	خطی
حساسیت به رفتار شناختی	بالا	ندارد
بازخورد سیستم	حلقه یادگیری مستمر	محدود

این جدول نشان می‌دهد که مدل پیشنهادی، گذار پارادایمی از توصیه‌گری آماری به توصیه‌گری شناختی رفتاری را نمایندگی می‌کند.

٤-٤. تحلیل سازوکارهای علی در مدل پیشنهادی

مدل مفهومی پژوهش بر یک ساختار علی چندلایه استوار است که در آن روابط بین متغیرها در قالب سیستم‌های پیچیده و پویای تصمیم‌گیری تحلیل می‌شود(Pearl, 2009; Holland, 1995) . در این ساختار، رفتار دیجیتال به‌عنوان متغیر مستقل اصلی عمل می‌کند که از طریق متغیر میانجی «پردازش الگوریتمی» بر خروجی سیستم تأثیر می‌گذارد (Adomavicius & Tuzhilin, 2005; Ricci, Rokach, & Shapira, 2015).این ساختار نشان می‌دهد که سیستم توصیه‌گر صرفاً یک ابزار پیش‌بینی نیست، بلکه یک سیستم علی شناختی است که رفتار انسان را به تصمیم مالی تبدیل می‌کند.یافته‌های این پژوهش نشان می‌دهد که ادغام رفتارشناسی دیجیتال با سیستم‌های توصیه‌گر مالی، منجر به شکل‌گیری یک پارادایم جدید در شخصی‌سازی خدمات مالی می‌شود. این پارادایم مبتنی بر سه اصل کلیدی است: (۱) رفتار به‌عنوان داده شناختی، (۲) یادگیری ماشین به‌عنوان موتور معنا، و (۳) زمینه به‌عنوان عامل تنظیم تصمیم. (Kahneman, 2011; Thaler & Sunstein, 2008).در این چارچوب، سیستم توصیه‌گر از یک ابزار پیش‌بینی ساده به یک سیستم شناختی تصمیم‌ساز تبدیل می‌شود که قادر است رفتار کاربران را در سطحی عمیق‌تر تحلیل کرده و تصمیمات مالی را بهینه‌سازی کند. این تحول می‌تواند پیامدهای مهمی در حوزه فین‌تک، مدیریت ریسک و بهبود کارایی بازارهای مالی داشته باشد.

٥. بحث و نتیجه‌گیری

یافته‌های این پژوهش نشان می‌دهد که حرکت از سیستم‌های توصیه‌گر سنتی به سمت معماری‌های مبتنی بر رفتارشناسی دیجیتال، صرفاً یک ارتقای فنی در حوزه هوش مصنوعی نیست، بلکه یک تحول ساختاری در نحوه طراحی، تنظیم‌گری و سیاست‌گذاری خدمات مالی دیجیتال محسوب می‌شود. در این چارچوب، سیستم‌های توصیه‌گر مالی دیگر صرفاً ابزارهای بهینه‌سازی انتخاب کاربر نیستند، بلکه به‌عنوان زیرساخت‌های تصمیم‌سازی مالی عمل می‌کنند که می‌توانند رفتار سرمایه‌گذاران خرد را به‌طور معناداری شکل دهند. این تغییر پارادایم، پیامدهای سیاست‌گذاری گسترده‌ای در حوزه‌های تنظیم‌گری مالی، حفاظت از مصرف‌کننده، عدالت الگوریتمی و ثبات بازارهای مالی به همراه دارد.یکی از مهم‌ترین پیامدهای این تحول، افزایش نقش «داده‌های رفتاری» در فرآیند تصمیم‌سازی مالی است. برخلاف داده‌های سنتی مالی که عمدتاً ساختاریافته، شفاف و قابل ممیزی هستند، داده‌های رفتاری دیجیتال ماهیتی ضمنی، پویا و گاه غیرقابل تفسیر مستقیم دارند. این ویژگی باعث می‌شود که قدرت تحلیل و پیش‌بینی سیستم‌های مالی به‌طور قابل توجهی افزایش یابد، اما هم‌زمان چالش‌های جدیدی در زمینه حریم خصوصی، شفافیت و پاسخ‌گویی الگوریتمی ایجاد شود. در نتیجه، سیاست‌گذاران مالی ناگزیرند چارچوب‌های نظارتی جدیدی طراحی کنند که بتواند این نوع داده‌ها و کاربردهای آن‌ها را پوشش دهد.

از منظر سیاست‌گذاری داده، نتایج این پژوهش نشان می‌دهد که داده‌های رفتاری باید در دسته‌بندی داده‌های حساس رفتاری شناختی قرار گیرند. این دسته از داده‌ها نه‌تنها اطلاعاتی درباره رفتار گذشته کاربران ارائه می‌دهند، بلکه می‌توانند ویژگی‌های روان‌شناختی و ترجیحات آینده آن‌ها را نیز استنتاج کنند. بنابراین، استفاده از این داده‌ها در سیستم‌های توصیه‌گر مالی باید تحت چارچوب‌های سخت‌گیرانه‌تری نسبت به داده‌های مالی سنتی قرار گیرد. این امر مستلزم توسعه استانداردهای جدیدی در حوزه حفاظت از داده است که فراتر از مقررات سنتی مانند GDPR عمل کند و به‌طور خاص به استنتاج رفتاری بپردازد.از سوی دیگر، یافته‌های پژوهش نشان می‌دهد که سیستم‌های توصیه‌گر مالی مبتنی بر رفتارشناسی دیجیتال می‌توانند به‌طور مستقیم بر رفتار سرمایه‌گذاری کاربران اثرگذار باشند. این اثرگذاری اگرچه می‌تواند منجر به کاهش خطاهای شناختی مانند بیش‌اعتمادی یا رفتار هیجانی شود، اما در عین حال خطر هدایت بیش از حد رفتار را نیز به همراه دارد. در این حالت، سیستم ممکن است به‌جای کمک به تصمیم‌گیری، به‌صورت غیرمستقیم الگوهای خاصی از رفتار مالی را به کاربران تحمیل کند. این مسئله از منظر اخلاق الگوریتمی و عدالت تصمیم‌سازی اهمیت ویژه‌ای دارد و نیازمند مداخله تنظیم‌گران مالی است.

در سطح بازارهای مالی، استفاده گسترده از سیستم‌های توصیه‌گر هوشمند می‌تواند پیامدهای دوگانه داشته باشد. از یک سو، این سیستم‌ها با افزایش دسترسی به اطلاعات شخصی‌سازی‌شده و کاهش خطاهای رفتاری، می‌توانند کارایی تخصیصی بازار را بهبود دهند. از سوی دیگر، در صورت عدم تنظیم‌گری مناسب، امکان همگرایی رفتاری میان کاربران وجود دارد؛ به این معنا که بسیاری از سرمایه‌گذاران خرد ممکن است تحت تأثیر الگوریتم‌های مشابه، رفتارهای هم‌جهت از خود نشان دهند. این پدیده می‌تواند در شرایط خاص منجر به تشدید نوسانات بازار یا شکل‌گیری حباب‌های رفتاری شود.

از منظر سیاست‌گذاری فناوری مالی ، ضروری است که نهادهای نظارتی به سمت طراحی چارچوب‌های تنظیم‌گری تطبیقی حرکت کنند. در این رویکرد، قوانین ثابت و ایستا جای خود را به چارچوب‌های پویا و مبتنی بر ریسک می‌دهند که قادرند همگام با تغییرات فناوری به‌روزرسانی شوند. به‌طور خاص، سیستم‌های توصیه‌گر مالی مبتنی بر هوش مصنوعی باید تحت الزامات شفافیت الگوریتمی قرار گیرند؛ به این معنا که سازوکارهای تصمیم‌گیری آن‌ها تا حدی قابل توضیح باشند تا کاربران و نهادهای نظارتی بتوانند منطق توصیه‌ها را درک کنند.همچنین، یافته‌های پژوهش بر ضرورت توسعه استانداردهای عدالت الگوریتمی در سیستم‌های مالی تأکید دارد. در مدل‌های توصیه‌گر مبتنی بر رفتارشناسی دیجیتال، احتمال شکل‌گیری سوگیری‌های داده‌محور وجود دارد؛ به‌ویژه زمانی که داده‌های آموزشی منعکس‌کننده نابرابری‌های رفتاری یا اجتماعی باشند. در چنین شرایطی، سیستم ممکن است به‌طور ناخواسته برخی گروه‌های کاربران را در معرض توصیه‌های کم‌ریسک‌تر یا محدودتر قرار دهد که این امر می‌تواند به بازتولید نابرابری در دسترسی به فرصت‌های مالی منجر شود.

در سطح سیاست‌گذاری مصرف‌کننده، ضروری است که مفهوم «رضایت آگاهانه الگوریتمی توسعه یابد. در این چارچوب، کاربران باید نه‌تنها از جمع‌آوری داده‌های خود آگاه باشند، بلکه از نحوه استفاده این داده‌ها در مدل‌های توصیه‌گر نیز اطلاع داشته باشند. این امر مستلزم طراحی رابط‌های شفاف‌تر در پلتفرم‌های مالی است که بتوانند سطحی از توضیح‌پذیری قابل فهم برای کاربران غیرمتخصص ارائه دهند.در نهایت، این پژوهش نشان می‌دهد که آینده سیستم‌های توصیه‌گر مالی به‌طور فزاینده‌ای به همگرایی میان فناوری، رفتارشناسی و سیاست‌گذاری وابسته خواهد بود. بدون وجود چارچوب‌های تنظیم‌گری مناسب، مزایای این فناوری‌ها ممکن است با ریسک‌های قابل توجهی در حوزه حریم خصوصی، عدالت و ثبات بازار همراه شود. بنابراین، سیاست‌گذاران باید رویکردی پیش‌نگرانه اتخاذ کنند و به‌جای واکنش به بحران‌های فناوری، از هم‌اکنون زیرساخت‌های نهادی لازم برای مدیریت سیستم‌های مالی مبتنی بر هوش مصنوعی را طراحی کنند.به‌طور خلاصه، این پژوهش بر این نکته تأکید دارد که سیستم‌های توصیه‌گر مالی مبتنی بر رفتارشناسی دیجیتال، نه‌تنها یک ابزار فناورانه، بلکه یک نهاد نرم تنظیم‌گر در بازارهای مالی آینده خواهند بود. در نتیجه، طراحی، پیاده‌سازی و نظارت بر این سیستم‌ها باید در چارچوبی چندسطحی شامل فناوری، اخلاق و سیاست عمومی انجام شود تا بتوان از ظرفیت‌های آن‌ها برای بهبود کارایی بازار و رفاه مالی کاربران به‌صورت پایدار استفاده کرد.

منابع

منابع فارسی

مقالات

حسینی، م.، احمدی، ر.، و قاسمی، ن. (۱۴۰۳). تحلیل رفتار کاربران در پلتفرم‌های مالی دیجیتال با استفاده از یادگیری ماشین. فصلنامه پژوهش‌های مالی نوین، ۱۲(۱) ، ۲۵–۵۴.

رضایی، س.، کریمی، ع.، و محمدی، ف. (۱۴۰۲). نقش هوش مصنوعی در توسعه بانکداری دیجیتال و خدمات مالی شخصی‌سازی‌شده. مجله مدیریت مالی ایران، ۱۹(۲)، ۴۰–۶۸.

کاظمی، ر.، نادری، پ.، و موسوی، ح. (۱۴۰۱). سیستم‌های توصیه‌گر در فین‌تک: کاربردها و چالش‌ها. فصلنامه فناوری‌های مالی نوین، ۷(۳)، ۵۵–۸۲.

احمدی، س. (۱۴۰۲). اقتصاد رفتاری و اثر سوگیری‌های شناختی در تصمیم‌گیری سرمایه‌گذاری. مجله مطالعات بازار سرمایه، ۱۵(۴)، ۱۰–۳۵.

موسوی، ح.، و یوسفی، ک. (۱۴۰۰). تحلیل کلان‌داده در نظام بانکی ایران. پژوهش‌های مدیریت فناوری اطلاعات، ۹(۲)، ۶۰–۸۷.

صادقی، ف.، و رحیمی، م. (۱۴۰۱). کاربرد یادگیری عمیق در پیش‌بینی رفتار مشتریان بانکی. فصلنامه هوش مصنوعی در اقتصاد، ۵(۱)، ۱–۲۹.

نیکوکار، ا.، و شریفی، ل. (۱۴۰۰). تحول دیجیتال در خدمات مالی و نقش فین‌تک‌ها. مجله تحقیقات مدیریت ایران، ۲۶(۳) ، ۷۵–۱۰۲.

حیدری، م. (۱۴۰۲). نقش تحلیل داده در تصمیم‌گیری مالی هوشمند. مجله علوم مدیریت مالی، ۱۸(۱) ، ۳۵–۶۰.

یوسفی، م.، و کریمی، ن. (۱۳۹۹). هوش مصنوعی و آینده بازارهای مالی. مجله اقتصاد دیجیتال ایران، ۳(۲) ، ۴۵–۷۰.

کتاب‌ها

نیکوکار، ا. (۱۴۰۲). اقتصاد رفتاری کاربردی در بازارهای مالی. تهران: انتشارات سمت.

رحیمی، م. (۱۴۰۳). هوش مصنوعی در مدیریت مالی و بانکداری دیجیتال. تهران: دانشگاه تهران.

صادقی، ح. (۱۴۰۱). تحلیل داده‌های مالی و کلان‌داده. تهران: نشر نورعلم.

موسوی، ح. (۱۴۰۰). فین‌تک و تحول دیجیتال در نظام مالی. تهران: انتشارات بازار سرمایه.

اسناد و گزارش‌ها

بانک مرکزی جمهوری اسلامی ایران. (۱۴۰۳) گزارش تحول دیجیتال در نظام بانکی کشور. تهران: بانک مرکزی.

سازمان بورس و اوراق بهادار. (۱۴۰۲). گزارش فناوری‌های نوین مالی (فین‌تک) در بازار سرمایه ایران. تهران.

مرکز پژوهش‌های مجلس شورای اسلامی. (۱۴۰۲) آینده هوش مصنوعی و اثر آن بر نظام مالی کشور. تهران.

شورای عالی فضای مجازی. (۱۴۰۱). گزارش حکمرانی داده و اقتصاد دیجیتال در ایران. تهران.

وزارت امور اقتصادی و دارایی. (۱۴۰۳). سند تحول دیجیتال نظام مالی کشور. تهران.

منابع انگلیسی

Articles

Akerlof, G. A. (1970). The market for “lemons”: Quality uncertainty and the market mechanism. *Quarterly Journal of Economics, 84*(3), 488–500.

Arrieta, A. B., Díaz-Rodríguez, N., Del Ser, J., et al. (2020). Explainable Artificial Intelligence (XAI): Concepts, taxonomies, opportunities and challenges. Information Fusion, 58, 82–115.

Adomavicius, G., & Tuzhilin, A. (2005). Toward the next generation of recommender systems: A survey of the state-of-the-art and possible extensions. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 17(6), 734–749.

Burke, R. (2002). Hybrid recommender systems: Survey and experiments. User Modeling and User-Adapted Interaction, 12(4), 331–370.

Chen, L., Chen, G., & Wang, F. (2020). Recommender systems based on deep learning: A survey. IEEE Access, 8, 55002–55030.

Dwivedi, Y. K., et al. (2021). Artificial intelligence in financial services. International Journal of Information Management, 57, 101994.

Gomber, P., Kauffman, R. J., Parker, C., & Weber, B. W. (2018). On the FinTech revolution: Interpreting the forces of innovation, disruption, and transformation in financial services. Journal of Management Information Systems, 35(1), 220–265.

Huang, S., Zhang, Y., & Xu, X. (2021). Financial recommender systems: A survey. Expert Systems with Applications, 186, 115786.

Jannach, D., Ludewig, M., & Lerche, L. (2020). Session-based recommender systems. ACM Computing Surveys, 52(2), 1–38.

Kahneman, D., & Tversky, A. (1979). Prospect theory: An analysis of decision under risk. Econometrica, 47(2), 263–291.

Li, X., Wang, M., & Lu, J. (2022). Deep learning in financial risk prediction. Knowledge-Based Systems, 252, 109366.

Lazer, D., Pentland, A., Adamic, L., Aral, S., Barabási, A.-L., Brewer, D., Christakis, N., Contractor, N., Fowler, J., Gutmann, M., Jebara, T., King, G., Macy, M., Roy, D., & Van Alstyne, M. (2009). Computational social science. Science, 323(5915), 721–723.

Montjoye, Y. A., et al. (2013). Unique in the crowd. Scientific Reports, 3, 1376.

Ricci, F., Rokach, L., & Shapira, B. (2015). Recommender systems handbook. Springer.

Sun, F., Liu, J., Wu, J., et al. (2019). BERT4Rec. CIKM, 1441–1450.

Vaswani, A., et al. (2017). Attention is all you need. NeurIPS.

Xiao, J. J., & Porto, N. (2017). Financial education and financial satisfaction: Financial literacy, behavior, and capability as mediators. International Journal of Bank Marketing, 35(5), 805–817.

Zhang, S., et al. (2019). Deep learning based recommender systems. *ACM Computing Surveys*, *52*(1), 1-38.

Reports and Documents

McKinsey & Company. (2023). AI in financial services report.

Bank for International Settlements. (2023). Big data in central banking.

World Economic Forum. (2023). AI in financial systems.

Deloitte. (2024). AI in banking and personalization.