

Taxonomy of Customers Identification in Banking Industry Using Machine Learning: A Systematic Review with a Meta-Synthesis Approach

Elaheh Baghani

PhD Candidate in Information Technology Management;
Faculty of Management and Economics; Tarbiat Modares
University; Tehran, Iran Email: Elaheh.Baghani@modares.ac.ir

Shaban Elahi*

PhD in Management; Professor; Management Department;
Faculty of Economics and Administrative Sciences; Vali-e-Asr
University of Rafsanjan; Rafsanjan, Iran Email: elahi@vru.ac.ir

Alireza Hasanzadeh

PhD in Systems Management; Professor; Department of
Information Technology Management; Faculty of Management
and Economics; Tarbiat Modares University; Tehran, Iran;
Email: ar_hassanzadeh@modares.ac.ir

Ali Rajabzadeh Ghatari

PhD in Production and Operations Management; Professor;
Faculty of Management and Economics; Tarbiat Modares
University; Tehran, Iran Email: alirajabzadeh@gmail.com

Received: 18, Oct. 2022 Accepted: 27, Feb. 2023

Abstract: Nowadays, customers in any industry are not just looking for a product and expect to receive a personalized service based on their needs and create a different experience from the organization. From another point of view, the design of services according to the customer's needs will require a careful examination of the data related to the customer in different dimensions. Therefore, knowing the customer requires a systematic approach in order to identify the goals, influencing factors, algorithms and methods suitable for this field.

The upcoming research has analyzed the dimensions of customer recognition in the banking industry and its considerations with a data-oriented approach and the application of machine learning. The research method is applied according to the purpose and is meta-synthesis according to the collection of information. To select articles, 43 documents published in the period of 2016-2022 were identified as relevant and valid documents by searching in the reliable databases of

**Iranian Journal of
Information
Processing and
Management**

**Iranian Research Institute
for Information Science and Technology
(IranDoc)**

ISSN 2251-8223

eISSN 2251-8231

Indexed by SCOPUS, ISC, & LISTA

Vol. 39 | No. 1 | pp. 357-392

Autumn 2023

<https://doi.org/jipm.39.1>

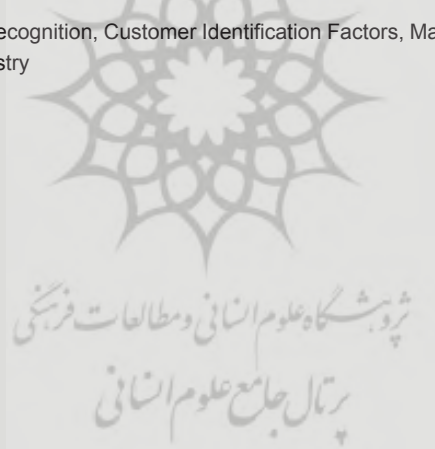


* Corresponding Author

Web of Science and Scopus, and further, with a meta-synthesis approach they were studied and coded.

The results of meta-synthesis led to the identification of three main categories: 1) customer identification objectives: understanding customer insight, identifying customer risk, organizational goals, determining customer lifetime value and product management, 2) customer identification factors: demographic, financial and behavioral and, 3) machine learning algorithms: Probabilistic, Neural Networks, Ensemble, Regularization, Regression, Bayesian, Decision Tree, Dimensionality Reduction, Instance Based and Clustering. Based on the findings of the current research, according to the purpose of customer identification, available data and selected factors, basic and combined algorithms can be a way forward, but the important point is accurate data pre-processing. Another point is that no distinction has been made between real and legal customers, and most studies have focused on real customers, which can be attributed to the complexity of the chain of financial interactions of legal customers. Also, considering the banks' lack of emphasis on branches regarding the need to complete the information contained in the account opening forms or the lack of designing a suitable service to complete the information on electronic platforms, a more accurate understanding of the customer requires a review of these processes. It is worth mentioning that in none of the studies, customer recognition was done using only demographic factors, and depending on the purpose of the study, the factors were used in combination.

Keywords: Customer Recognition, Customer Identification Factors, Machine Learning, Meta-Synthesis, Banking Industry



تاکسونومی شناسایی مشتریان صنعت بانکی با به کارگیری یادگیری ماشین: مروری نظام‌مند با رویکرد فراترکیب

الهه باغانی

دانشجوی دکتری مدیریت فناوری اطلاعات؛ دانشکده مدیریت و اقتصاد؛ دانشگاه تربیت مدرس؛ تهران، ایران؛
Elaheh.Baghani@modares.ac.ir

شعبان الهی

دکتری مدیریت؛ استاد؛ گروه مدیریت؛ دانشکده علوم اداری و اقتصادی؛ دانشگاه ولی عصر (عج) رفسنجان؛ رفسنجان، ایران؛
پدیده‌آور رابط elahi@vru.ac.ir

علیرضا حسن‌زاده

دکتری مدیریت؛ استاد؛ مدیر گروه مدیریت فناوری اطلاعات؛ دانشکده مدیریت و اقتصاد؛ دانشگاه تربیت مدرس؛ تهران، ایران؛
ar_hassanzadeh@modares.ac.ir

علی رجب‌زاده

دکتری مدیریت؛ استاد؛ مدیر گروه مدیریت صنعتی؛ دانشکده مدیریت و اقتصاد؛ دانشگاه تربیت مدرس؛ تهران، ایران
alirajabzadeh@gmail.com



دریافت: ۱۴۰۱/۰۷/۲۶ پذیرش: ۱۴۰۱/۱۲/۰۸ مقاله برای اصلاح به مدت ۱۸ روز نزد پدیدآوران بوده است.

نشریه علمی | رتبه بین‌المللی
پژوهشگاه علوم و فناوری اطلاعات ایران
(ایرانداک)

شاپا (چاپی) ۲۲۵۱-۸۲۲۳

شاپا (الکترونیکی) ۸۲۳۱-۲۲۵۱

نام‌به در SCOPUS، ISI، LISTA، و

jipm.irandoc.ac.ir

دوره ۳۹ | شماره ۱ | صص ۳۵۷-۳۹۲

پاییز ۱۴۰۲

<https://doi.org/jipm.39.1>



چکیده: امروزه، مشتری در هیچ صنعتی صرفاً به‌دنبال محصول نیست و دریافت سرویس شخصی‌سازی‌شده مبتنی بر نیازمندی‌های خود و خلق تجربه‌ای متفاوت از سازمان را انتظار دارد. از نگاه دیگر، طراحی سرویس‌های متناسب با نیاز مشتری مستلزم بررسی موشکافانه داده‌های مرتبط با مشتری در ابعاد مختلف است. بنابراین، شناخت مشتری نیازمند نگرشی نظام‌مند است تا اهداف، فاکتورهای تأثیرگذار، الگوریتم‌ها و روش‌های مناسب این حوزه شناسایی شود. پژوهش پیش رو با رویکرد فراترکیب، ابعاد حوزه شناخت مشتری صنعت بانکی و ملاحظات آن را با رویکرد داده‌محور و به‌کارگیری یادگیری ماشین تحلیل نموده است. از این رو، روش پژوهش بر حسب هدف کاربردی و بر حسب گردآوری اطلاعات فراترکیب است. برای انتخاب مقاله‌ها با جست‌وجو در پایگاه داده‌های معتبر «وب‌آوساینس» و «اسکوپوس»، ۴۳ سند که در فاصله زمانی ۲۰۱۶-۲۰۲۲ منتشر شده،

به‌عنوان اسناد مرتبط و معتبر شناسایی و در ادامه نیز با رویکرد فراترکیب، بررسی و کدگذاری شدند. نتایج حاصل از فراترکیب منجر به شناسایی سه مقوله اصلی، (۱) اهداف شناسایی مشتری: درک بینش نسبت به مشتری، شناسایی ریسک مشتری، اهداف سازمانی، تعیین ارزش طول عمر مشتری و مدیریت محصول، (۲) فاکتورهای شناسایی مشتری: جمعیت‌شناختی، مالی و رفتاری، و (۳) الگوریتم‌های یادگیری ماشین: Probabilistic, Neural Networks, Ensemble, Regularization, Regression, Bayesian, Decision Tree, Dimensionality Reduction, Instanced Based Clustering گردید. بر اساس یافته‌های پژوهش جاری، متناسب با هدف شناسایی مشتری، داده‌های موجود و فاکتورهای انتخابی، الگوریتم‌های پایه و ترکیبی می‌تواند راهگشا باشد، اما نکته مهم پیش‌پردازش دقیق داده‌هاست. نکته دیگر اینکه تفکیکی در حوزه مشتری حقیقی و حقوقی صورت پذیرفته است و اغلب مطالعات بر روی مشتری حقیقی تمرکز داشته‌اند که از دلایل آن می‌توان به پیچیدگی زنجیره تعاملات مالی مشتریان حقوقی اشاره نمود. همچنین با توجه به عدم تأکید بانک‌ها به شعب در خصوص لزوم تکمیل اطلاعات مندرج در فرم‌های افتتاح حساب یا عدم طراحی سرویس مناسب جهت تکمیل اطلاعات در بسترهای الکترونیک، شناخت دقیق‌تر مشتری مستلزم بازبینی در این فرایندهاست. شایان ذکر است که در هیچ‌یک از مطالعات انجام‌شده، شناخت مشتری تنها با استفاده از فاکتورهای جمعیت‌شناختی انجام نشده و بسته به هدف مطالعه، فاکتورها به‌صورت ترکیبی استفاده شده است.

کلیدواژه‌ها: شناخت مشتری، فاکتورهای شناسایی مشتری، یادگیری ماشین، فراترکیب، صنعت بانکی

۱. مقدمه

بررسی بازار خدمات مالی و بانکی نشان می‌دهد که با ایجاد بازارها و خدمات تلفیقی جدید، مرز بین خدمات مالی و صنایع مجاور نظیر صنایع خرده‌فروشی، مخابرات و فناوری از بین رفته است. از طرف دیگر، نفوذ و اختلال استارت‌آپ‌ها در حوزه‌های مختلف در صنعت بانکداری در حال گسترش است (World Economic Forum 2017). این است که ایجاد و حفظ وفاداری مشتری در بخش خدمات برای کسب و کار، چالش برانگیز و راهبردی است، همچنین هزینه‌های مرتبط با جذب مشتری جدید نسبت به نگهداری آن‌ها بسیار بیشتر است و مدیریت ارتباط با مشتری برای ادامه کار و موفقیت حیاتی است. مشکلی که اکنون بسیاری از بانک‌ها با آن روبه‌رو هستند، این است که مشتریان، خدمات مالی بسیار جذابی را از بازیگران جدید و غیربانکی دریافت می‌کنند. در حقیقت، بیش از ۵۰ درصد از نوآوری‌ها در بخش مالی توسط مؤسسات غیربانکی انجام می‌شود. برای پاسخگویی به این چالش‌ها، مؤسسات بانکی به‌وضوح باید در زمینه نوآوری بهتر عمل کنند. از طرف دیگر، طبق تحقیقات «گارتنر» در سال ۲۰۲۱، ۴۶ درصد از مشتریان نمی‌توانند بین تجربیات دیجیتال اکثر برندها تفاوت قائل شوند و تنها ۱۴ درصد از مشتریان اعلام

نموده‌اند که تجربه دیجیتال متفاوتی دریافت کرده‌اند (Gartner 2021). این آمار نشان می‌دهد که اغلب سازمان‌ها به‌رغم تلاش‌های صورت‌پذیرفته، در ایجاد تجربه جذاب برای مشتری شکست خورده یا در حال رفتن به مسیر اشتباه هستند. در واقع، در حال حاضر، خدمات بانکی تا حد زیادی به ارائه خدمت متمرکز است. به گفته دیگر، ذهنیت تولیدمحور^۱، بر عملکرد و فرایندهای بانک‌ها سایه افکنده و خدمات بانکی بدون درک کافی از نیازهای مشتری توسعه می‌یابند (Komulainen & Saraniemi, 2019).

تغییر رویکرد فوق و حرکت به سمت مشتری‌محوری^۲ نیازمند نگاه موشکافانه‌تر به ویژگی‌های مشتری و رفتارهای مالی و رفتاری وی است. از طرفی، با توجه به حجم بسیار بالای داده‌های مشتری انتخاب ویژگی‌های تأثیرگذار و شناخت فناوری‌ها و روش‌هایی که فرایند شناخت راضمن تسهیل، دقیق‌تر نمایند نیز از الزامات صنعت است. با عنایت به موارد فوق، نیاز به تحقیقات بیشتر و توسعه محصولات شخصی‌سازی شده نظیر وام‌های خاص بسته به اطلاعات واقعی مشتریان (میزان درآمد، فرزند، پس‌انداز، نوع کسب‌وکار، تاریخچه تراکنش‌ها و غیره) از طریق فناوری‌های آنالیز داده و انواع روش‌های دسته‌بندی و ارزش‌گذاری مشتری ضروری است (Garcia-Mendez et al., 2020; Ladyzynski et al., 2019). در واقع، هرچه تحلیل اطلاعات و داده‌های مربوط به مشتری غنی‌تر باشد، مزیت رقابتی بانک بیشتر خواهد بود و حرکت سازمان به سمت تحول دیجیتال سریع‌تر خواهد شد (Behare et al., 2018).

در این راستا پژوهش‌های متعددی بر روی داده‌های دنیای واقعی، داده‌های جمع‌آوری شده از پرسشنامه، داده‌های شبیه‌سازی شده در پایگاه داده‌های آنلاین نظیر^۳ و از طریق الگوریتم‌های مختلف یادگیری ماشین بر روی فاکتورهای نظیر جمعیت‌شناختی، فاکتورهای مالی و غیره انجام شده است. لیکن این مطالعات بر پیاده‌سازی الگوریتم‌ها از طریق ابزارهای موجود و مقایسه دقت آن‌ها متمرکز است و مرور نظام‌مندی در این حوزه مورد توجه نبوده است. بنابراین، با توجه به شکاف نظری فوق، این پژوهش تلاش می‌کند که یک تاکسونومی در خصوص شناخت مشتری در صنعت بانکی ارائه نماید. همچنین، با توجه به اینکه تاکنون دسته‌بندی فاکتورهای شناختی مشتریان و روش‌ها و الگوریتم‌های یادگیری ماشین در صنعت بانکی ارائه نشده است، بنابراین خروجی پژوهش پیش رو نیاز صنعت بانکی در خصوص شناخت و انتخاب فاکتورها، روش‌ها و الگوریتم‌های یادگیری ماشین در پروژه‌های مرتبط، نظیر باشگاه مشتریان، طرح‌های وفاداری، طراحی سرویس‌های شخصی‌سازی شده و کمپین‌های تبلیغاتی را مرتفع خواهد کرد. یکی دیگر از اهداف پژوهش جاری، ارتقای تجربه مشتریان بانکی به عنوان یکی از مؤلفه‌های اصلی تحول دیجیتال و از طریق شناسایی مشتری و به تبع آن، ارائه سرویس‌های متناسب با نیاز وی است. در واقع،

1. product centric

2. customer centric

3. University of California Irvine (UCI)

خروجی این پژوهش می‌تواند به‌عنوان مرجعی برای پژوهشگران آتی و مدیران اجرایی این حوزه، جهت انتخاب الگوریتم‌های یادگیری ماشین و متغیرهای ورودی آن‌ها، متناسب با هدف شناسایی مشتری مورد استفاده قرار گیرد.

۲. مروری بر مبانی نظری و پیشینه پژوهش

در عصر تحول دیجیتال، تکنیک‌های یادگیری ماشین در هر صنعتی مفید واقع می‌شود. از یادگیری ماشین در حوزه‌های مختلف نظیر تجهیزات ورزشی (Paweloszek, 2021)، صنعت برق (Razavi et al., 2019)، صنعت دیجیتال، رسانه‌های اجتماعی و بازار موبایل (Müller et al., 2018)، صنعت فین‌تک‌ها (A. Sheikha et al., 2019)، خرده‌فروشی آنلاین (Wu et al., 2020, Huseynov & Özkan Yıldırım; 2019)، صنعت بانکی (Bekamiri et al., 2020) و حل مشکلات پیچیده‌ای در صنایع دیگری نظیر بهداشت و درمان، سرمایه‌گذاری و بورس، و بیمه استفاده شده است. اما نقطه اشتراک استفاده از یادگیری ماشین در صنایع مختلف مدیریت روابط با مشتریان از طریق بخش‌بندی و شناخت دقیق مشتریان است. در روابط با مشتری، جمع‌آوری و استفاده ماهرانه از اطلاعات مشتریان، ترجیحات و علایق آن‌ها بسیار مهم است. شناخت نیازها و انتظارات مشتریان و ایجاد پروفایل مشتری به سازمان‌هایی که هدف آن‌ها انطباق محصولات و خدمات با انتظارات مشتری به بهترین شکل ممکن است، کمک می‌کند (Jędrzejczyk, 2021). دانش بیشتر درباره مشتریان این امکان را به سازمان می‌دهد که فعالیت‌های بازاریابی و طراحی محصول خود را برای یک بخش مشتری خاص سفارشی کنند. دسته‌بندی صحیح و مؤثر مشتریان باعث بهبود سیاست‌های بازاریابی و استراتژی‌های سازمان می‌شود (Kovacs et al., 2021). به همین دلیل، این شناسایی در صنایع مختلف بر اساس داده‌ها، متغیرها و الگوریتم‌ها و روش‌های مختلف صورت پذیرفته است. یکی از مؤثرترین ابزارها برای درک انگیزه و رفتار مصرف‌کنندگان، تقسیم‌بندی مشتریان با توجه به فاکتورها یا ویژگی‌های رفتاری، جمعیتی و سایر فاکتورهای مؤثر در صنعت آن، خرده‌فروشی است (D Arii, 2017). بنابراین، در ادامه و با توجه به هدف و سؤالات پژوهش به بررسی پیشینه پژوهشی شناسایی مشتریان در صنعت بانکداری پرداخته شده است:

«کواکس، کو و عاصمی» در مقاله‌ای با استفاده از یک روش دو-مرحله‌ای و از طریق بررسی همزمان فاکتورهای دسته‌ای و عددی به شناسایی الگوهای سرمایه‌گذاری مشتریان

پرداخته‌اند. متغیرهای تأثیرگذار بر سرمایه‌گذاری افراد می‌تواند عوامل محیطی و عوامل شخصی باشند. از جمله عوامل محیطی می‌توان به ویژگی‌های اقتصادی، وضعیت جامعه و منابع در دسترس اشاره نمود و از جمله فاکتورهای شخصی می‌توان به میزان پس‌انداز افراد، ویژگی‌های رفتاری، دانش سرمایه‌گذاری و دارایی‌های مالی فرد نظیر میزان دارایی‌های ارزی، منزل مسکونی و غیره اشاره کرد (Kovacs et al., 2021). در پژوهشی دیگر «چن» داده‌های واقعی مشتریان بانک تایوان را بررسی و ریسک مشتری بر اساس الگوریتم SVM^۱ دسته‌بندی نموده است. در این مقاله ۱۱ فلگ^۲ مربوط به احتمال پولشویی یا حمایت تروریستی، ۷ فلگ سرویس و محصول، ۲ فلگ تراکنش‌های غیرمعمول مشخص می‌گردد. شایان ذکر است که در این پژوهش از درخت تصمیم برای نمایش دسته‌ها استفاده شده است (Chen, 2020b). در پژوهشی دیگر که با هدف شناسایی ریسک مشتری انجام شده، از تحلیل داده و یادگیری ماشین برای شناسایی ریسک اعتبار مشتری به صورت خودکار استفاده شده است. پژوهشگر برای کاهش ریسک ارائه وام به مشتری، از متدولوژی یک شبکه جدید سلسله‌مراتبی ژنتیکی عمیق از یادگیرندگان برای پیش‌بینی امتیازدهی اعتبار DGHNL^۳ که شامل ۲۹ لایه، انواع یادگیرنده‌ها، انواع نرمال‌کننده داده، استخراج ویژگی، تابع «کرنل» و بهبود پارامترها بهره برده است. لازم به ذکر است که در این پژوهش از الگوریتم ژنتیک برای افزایش کارایی استفاده شده است (Plawiak et al., 2020). در پژوهشی که «فیرمن، سانتوسو و جاجادی» و همکارانش با هدف تقسیم‌بندی مشتری کارت اعتباری انجام داده‌اند، پژوهشگر با استفاده از الگوریتم mini batch kmeans و فاکتورهای جمعیت‌شناختی، جغرافیایی و رفتار مالی بر روی داده‌های مشتریان بانک اندونزی، به خوشه‌بندی مشتریان پرداخته است (Firman Pradana Rachman et al., 2021). در پژوهشی دیگر با هدف بهبود پروفایل مشتری و با استفاده از الگوریتم‌های k-means و Fuzzy C-means و improved k-means با ورودی ویژگی‌های جنسیت، وضعیت تأهل، سن و رفتارهای مالی به برچسب‌گذاری داده‌ها پرداخته شده است (Dawood et al., 2019).

سرانجام، اگرچه در مطالعاتی که تاکنون در این زمینه انجام شده، به برخی از جوانب پیاده‌سازی و مقایسه با مدل‌های پایه توجه شده است، اما تاکسونومی در

1. Support Vector Machine (SVM)

2. Flag

3. Deep Genetic Hierarchical Network of Learners (DGHNL)

خصوص الگوریتم‌های شناسایی مشتری و فاکتورهای اصلی در شناخت و ارزش‌گذاری مشتری بانکی وجود ندارد. بنابراین، این پژوهش در صدد است که با بررسی نکات کلیدی مطالعات منتخب، این شکاف پژوهشی را پوشش دهد. در این راستا و در مقایسه با مقالات عنوان‌شده در مرور مبانی نظری، نوآوری پژوهش جاری شامل موارد زیر است: (۱) دسته‌بندی ویژگی‌های مشتریان در ۳ طبقه رفتاری، جمعیت‌شناختی و مالی به صورت جامع و با جزئیات زیرمؤلفه‌های آنها (۶۸ متغیر) و اشاره به تعدد ارجاعات در مقالات منتخب، (۲) شناسایی کلیه الگوریتم‌های استفاده‌شده در این حوزه (۳۸ الگوریتم) و دسته‌بندی الگوریتم‌ها در ۱۰ بخش با توجه به ویژگی‌های آنها، و (۳) شناسایی حوزه‌هایی که به بانک در کسب سود و از طرفی به ارتقای تجربه مشتری کمک شایانی خواهد نمود.

۳. روش پژوهش

پژوهش پیش‌رو از منظر جمع‌آوری داده، فراترکیب بوده و از منظر هدف، در دسته مطالعات کاربردی قرار می‌گیرد. در روش فراترکیب پژوهشگر مطابق با هفت مرحله ارائه‌شده توسط «ساندلوسکی و باروسو»، ابتدا سؤال پژوهش را مشخص می‌کند و با بررسی ادبیات حوزه علمی و موضوع مدنظر به تحلیل یافته‌ها می‌پردازد. فراترکیب یکی از ۴ زیرمجموعه معرفی‌شده برای حوزه فرامطالعه است. فرامطالعه شامل ۴ روش فراترکیب^۱، فراتحلیل^۲، فراروش^۳، و فرانظریه^۴ است. فراترکیب یک رویکرد هدفمند و منسجم برای تجزیه و تحلیل داده‌ها در مطالعات کیفی بوده و در واقع، فرایندی است که محققان را قادر می‌سازد که یک سؤال تحقیقی خاص را شناسایی کرده و سپس، شواهد کیفی را برای پاسخ به سؤال تحقیق جست‌وجو، انتخاب، ارزیابی، خلاصه‌سازی و ترکیب کنند (E Erwin et al., 2011). فراترکیب داده‌های کیفی را گردآوری می‌کند تا تفسیر جدیدی از زمینه تحقیق شکل دهد (Atkins et al., 2008). فراترکیب بر خلاف فراتحلیل که بر داده‌های کمی و رویکردهای آماری تأکید دارد، متمرکز بر مطالعات کیفی و تفسیر و تحلیل عمیق آنها به جهت فهم عمیق‌تر است. روش پرکاربرد بعدی، فراتحلیل است که یک روش آماری است و برای ترکیب نتایج حاصل از مطالعات استفاده می‌شود (Møller & Myles, 2002).

1. meta-synthesis

2. meta-analysis

3. meta-study

4. meta-theory

2016). روش بعدی فراروش است که به بررسی روش پژوهش مطالعات قبلی می‌پردازد، و روش آخر فرانظریه است که نظریه‌های مطالعات گذشته را مورد تحلیل و بررسی قرار می‌دهد.

«ساندلوسکی و باروسو» برای انجام پژوهش فراترکیب روش هفت-مرحله‌ای را پیشنهاد دادند (Sandelowski & Barroso, 2006) در این پژوهش نیز با توجه به سؤالات مشخص شده از این فرایند استفاده شده است. محقق با بررسی ادبیات حوزه یادگیری ماشین و کاربرد آن در حوزه شناسایی و ارزش‌گذاری مشتری به سؤالات پژوهش پاسخ خواهد داد.



شکل ۱. فرایند هفت-مرحله‌ای فراترکیب

لازم به ذکر است که در راستای رعایت معیار وابستگی، در اجرای فرایند تحقیق سعی شده است با مستندسازی و تبیین دقیق مراحل، امکان بررسی و پیاده‌سازی مجدد فرایند برای سایر پژوهشگران مهیا گردد.

از آنجا که در مرور نظام‌مند، اسناد، اساس خروجی پژوهش خواهد بود، بنابراین، به‌منظور

تعیین روایی، از ابزار ارزیابی حیاتی^۱ استفاده می‌شود. نحوه استفاده از این ابزار در بخش کنترل کیفیت اعلام خواهد شد. جهت بررسی پایایی نیز از روش توافق بین دو کدگذار استفاده خواهد شد؛ بدین صورت که افزون بر پژوهشگر، که اقدام به کدگذاری اولیه نموده، پژوهشگری دیگر همان متن را بدون اطلاع از کدهای اولیه و به صورت جداگانه کدگذاری خواهد کرد. در صورتی که کدهای این دو نفر تا درصد مشخصی اجماع داشته باشد، پایایی مورد تأیید خواهد بود.

۴. مراحل انجام پژوهش

بر اساس مراحل ذکر شده در بخش قبل، پژوهش با طرح سؤال زیر آغاز خواهد شد.

۴-۱. سؤال پژوهش

در روش فراترکیب به دلیل اینکه پژوهشگر به صورت اکتشافی عمل می‌کند، بنابراین، به دنبال سؤالات از جنس «چه چیزی؟» است. در پژوهش پیش رو به دنبال تاکسونومی شناسایی مشتری با رویکرد یادگیری ماشین هستیم. بنابراین، دو سؤال پژوهش به شرح زیر است:

- ◇ متغیرهای ورودی و الگوریتم‌های یادگیری ماشین جهت شناسایی مشتریان صنعت بانکی کدام است؟
- ◇ شناسایی مشتریان در صنعت بانکی با چه اهدافی انجام می‌گردد؟

۴-۲. مرور نظام‌مند مبانی نظری

در ادامه، توسعه کلیدواژه‌های پژوهش بر اساس سؤال انجام گرفت و بر همین اساس پایگاه داده‌ها به منظور شناسایی مقالات مرتبط با موضوع پژوهش و بر اساس معیارهای شمول مورد بررسی قرار گرفتند. بر اساس فرایند مرور نظام‌مند پایگاه‌های داده «وب‌آوساینس»^۲ و «اسکوپوس»^۳ با استفاده از تکنیک «جست‌وجوی پیشرفته» در بخش عنوان، چکیده و کلیدواژه مورد جست‌وجو قرار گرفتند. «وب‌آوساینس» پیشروترین پلتفرم جست‌وجوی استناد علمی و اطلاعات تحلیلی در جهان است (Li et al., 2018). این ابزار، هم به عنوان یک ابزار تحقیقاتی برای پشتیبانی از مجموعه وسیعی از وظایف علمی در حوزه‌های مختلف دانش و هم به عنوان مجموعه داده‌ای برای مطالعات داده در مقیاس

1. critical appraisals skills programme (CASP)

2. Web OF Science

3. Scopus

بزرگ استفاده می‌شود و در هزاران پژوهش علمی از آن استفاده شده است. همچنین از «اسکوپوس» به‌عنوان مرجع تکمیلی استفاده می‌گردد. در ادامه و بر اساس کلیدواژه متنوع مورد جست‌وجو و بررسی ترکیب آن‌ها که در جدول ۱، اعلام شده، اسناد استخراج گردید. لازم به ذکر است که برای استخراج مقالات معتبر و مرتبط با موضوع پژوهش، جست‌وجو در بازه زمانی ۲۰۲۲-۲۰۱۶ و در دو پایگاه داده مختلف انجام گردید.

جدول ۱. کلیدواژه‌های مطالعات مرتبط با حوزه یادگیری ماشین

فارسی	انگلیسی
یادگیری ماشین	Machine learning
الگوریتم‌های خوشه‌بندی	Cluster algorithms
الگوریتم‌های دسته‌بندی	Classification algorithms
ارزش مشتری	Customer value
تجربه مشتری	Customer experience
بخش‌بندی مشتری	Customer segmentation
مدیریت مشتری	Customer management
پروفایل مشتری	Customer profile
مشتری	Customer
بانک	Bank

۳-۴. غربالگری کیفی

در گام سوم و به‌منظور غربال اسناد که با کلیدواژه‌های اعلام‌شده در جدول ۱، به‌دست آمده‌اند (۷۱۵ مقاله)، ابتدا عنوان و کلیدواژه‌های اسناد، منبع انتشار و همچنین ساختار آن‌ها بررسی و در نهایت، اسناد غیرمعتبر و غیرمرتبط با حوزه پژوهش حذف گردیدند و سپس، مقالات باقی‌مانده با حذف مقالات تکراری و با مطالعه کامل محتوا و با استفاده از روش CASP مورد بررسی اعتبار کیفی قرار گرفتند. در جدول زیر معیارهای شمول مقالات شرح داده شده است:

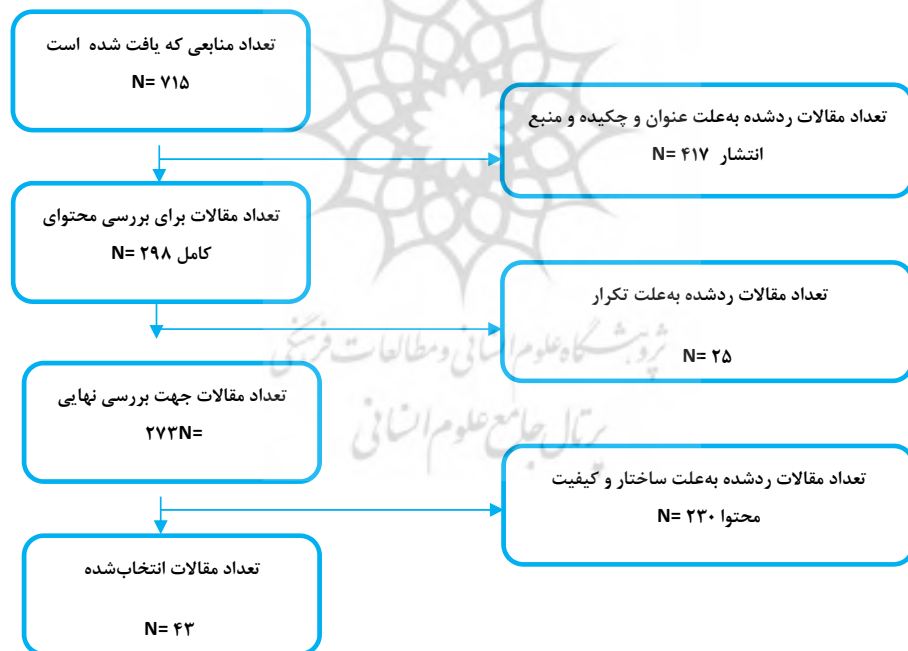
جدول ۲. معیارهای شمول و عدم شمول مقالات

معیارهای گزینش	توصیف و راهنماها	نتایج
معیار شمول	مقالاتی که: در جست‌وجوی پیشرفته پایگاه‌های اطلاعاتی «وب‌آوساینس» و «اسکوپوس» شناسایی شدند. موضوع: مقالات متمرکز بر شناسایی، ارزش‌گذاری و دسته‌بندی مشتریان بانکی با رویکرد یادگیری ماشین بود. زبان: مقالاتی که به زبان انگلیسی نوشته شده بودند. دوره زمانی: مقالاتی که در بازه زمانی ابتدای ۲۰۱۶ تا اواسط ۲۰۲۲ منتشر شده بودند. نوع: مقالات پژوهشی که در مجلات معتبر چاپ شده بودند. زمینه: سیستم‌های اطلاعاتی، مدیریت، علوم کامپیوتر، علوم مدیریت بازرگانی، هوش مصنوعی و یادگیری ماشین	
کلیدواژه‌ها	شامل: یادگیری ماشین، الگوریتم‌های خوشه‌بندی، الگوریتم‌های دسته‌بندی، ارزش مشتری، تجربه مشتری، بخش‌بندی مشتری، مدیریت مشتری، پروفایل مشتری، مشتری، بانک	
جست‌وجوی کلیدواژه‌ها	پایگاه‌های داده آنلاین با کلیدواژه‌های فوق جست‌وجو شد.	«وب‌آوساینس» و «اسکوپوس» مقاله ۷۱۵
مقالات شناسایی شده	بررسی عنوان، چکیده و منبع انتشار	مقاله ۲۹۸
ترکیب	تعداد مقالات تکراری در «وب‌آوساینس» و «اسکوپوس»	مقاله ۲۵
نمونه انتخابی برای تحلیل		مقاله ۲۷۳
ارزیابی محتوا	ارزیابی مرحله دوم بر اساس ارزیابی کیفی مقالات	مقاله ۴۳
نمونه نهایی		مقاله ۴۳

ابزار CASP با استفاده از ۱۰ شرط، کیفیت مقالات را مورد ارزیابی قرار می‌دهد. به این ترتیب که هر یک از این شرایط، امتیازی بین ۱ تا ۵ می‌گیرد. مقالاتی که مجموع امتیاز آن‌ها ۲۵ یا بالاتر باشد، از لحاظ کیفی مورد تأیید است. ۱۰ شرح عنوان‌شده در معیارهای برنامه مهارت ارزیابی حیاتی شامل تناسب اهداف مقاله مورد بررسی با اهداف پژوهش، به‌روز بودن پژوهشی مقاله، طرح مطرح‌شده در مقاله، روش نمونه‌گیری، روش و کیفیت جمع‌آوری داده‌ها، میزان انعکاس‌پذیری امکان بسط‌دادن نتایج و دستاوردها، میزان و نحوه رعایت نکات اخلاقی رایج در زمینه تدوین متون پژوهشی، میزان دقت در زمینه تجزیه و تحلیل داده‌ها، وضوح بیان در ارائه یافته‌ها، و ارزش کلی مقاله مورد بررسی است.

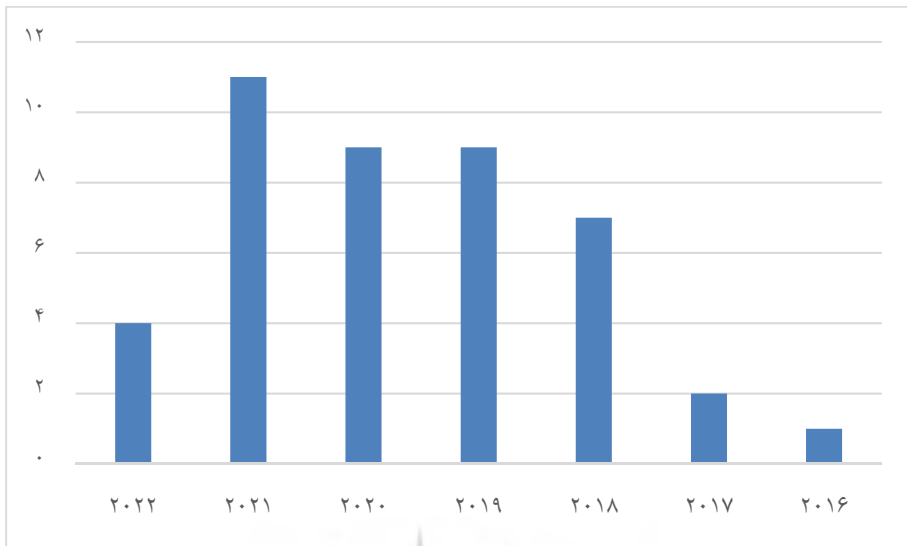
با توجه به وجود ۱۰ ویژگی که حداکثر امتیاز هر ویژگی ۵ است، بنابراین بیشترین نمره‌ای که هر مقاله بر اساس مقیاس CASP کسب می‌کند، ۵۰ است. دسته‌بندی مقالات بر اساس روش CASP شامل خیلی خوب (۵۰-۴۱)، خوب (۴۰-۳۱)، متوسط (۳۰-۲۱)، ضعیف (۲۰-۱۱)، خیلی ضعیف (۱۰-۰) است. فرایند انتخاب مقالات مرتبط در شکل ۲، مشخص شده است. شایان ذکر است که در این پژوهش مقالاتی که بین ۴۰ تا ۵۰ امتیاز کسب نمودند، استفاده شده است.

در نهایت، تعداد ۴۳ مقاله با کیفیت بالاتری تشخیص داده شد و با استفاده از روش کدگذاری و بهره‌گیری از نرم‌افزار MaxQda بررسی گردید. واژگان دارای بیشترین تکرار عبارت‌اند از: داده، مشتری، اعتبار، مدل‌ها، یادگیری، ویژگی‌ها، تکنیک، دسته‌بندی و خوشه‌بندی. در واقع، در حوزه مورد مطالعه تکرار این واژه‌ها به معنای اهمیت و تأثیر این موارد در یادگیری ماشین است.



شکل ۲. فرایند انتخاب مقالات

همچنین، در شکل ۳، روند انتشار مقالات ارائه شده است که نشان‌دهنده توجه جامعه پژوهش به شناخت مشتری مبتنی بر داده‌های واقعی است.



شکل ۳. تعداد مقالات به تفکیک سال

از لحاظ روش‌شناسی، اغلب پژوهش‌های انجام‌شده از روش کمی و عمدتاً با پیاده‌سازی الگوریتم‌های یادگیری ماشین با ابزارهای مختلف نظیر زبان برنامه‌نویسی «پایتون» و «متلب» همراه بوده است.

۴-۴. استخراج اطلاعات متون انتخابی

مشخصات مقالات به همراه اطلاعات کلیدی در جداول آتی درج گردیده است. این جداول می‌توانند راهنمای محققان آینده و همچنین مدیران فنی و اجرایی بانک‌ها، جهت انتخاب الگوریتم‌های یادگیری ماشین و فاکتورهای شناسایی مشتری مطابق با نیازمندی و هدف اجرایی ایشان باشند.

۴-۵. تجزیه و تحلیل و ترکیب یافته‌ها

پس از انتخاب مقالات با معیارهای مورد نظر، اسناد منتخب بررسی و کدهای مرتبط شناسایی و استخراج گردید. برای انجام کدگذاری فراترکیب، از رویکرد کدگذاری سه-مرحله‌ای استفاده شد: کدگذاری باز، محوری، و انتخابی. کدهای دارای ماهیت مشابه، ذیل یک دسته قرار گرفتند و مفاهیم و مضامین خرد را تشکیل دادند و در ادامه نیز مفاهیم مشابه یک مقوله را ایجاد کردند.

جدول ۳. مقوله‌ها و مفاهیم مرتبط

مفهوم ۱: اهداف شناسایی مشتری	مفهوم ۲: فاکتورهای مشتری	مفهوم ۳: الگوریتم‌های یادگیری ماشین
اهداف سازمانی	فاکتورهای رفتاری	Ensemble
پیشن نسبت به مشتری	فاکتورهای مالی	Probabilistic
تعیین ارزش و طول عمر مشتری	فاکتورهای جمعیت‌شناختی	Neural Networks
مدیریت محصول		Rule System
		Regression
		Bayesian
		Decision Tree
		Dimensionality Reduction
		Instanced Based
		Clustering

۴-۶. کنترل کیفیت

با عنایت به اینکه کدگذاری انجام‌شده در پژوهش‌های فراترکیب اساس مضامین و مقوله‌ها و به تبع آن پایه تحلیل، مدل‌ها یا خروجی پژوهش است، بنابراین، برای بررسی پایایی پژوهش از ۱ نفر درخواست گردید که اسناد را به صورت مجزا کدگذاری نماید. در صورتی که نظرات این ۲ نفر (نویسنده و نفر دوم) همگرا باشد، پایایی پژوهش تأیید خواهد شد. برای ارزیابی همگرا بودن کدهای احصا شده از ضریب «کاپا» استفاده می‌شود. زمانی که ضریب کمتر از ۰/۲ بیانگر توافق ضعیف، بین ۰/۲ و ۰/۴ متوسط، بین ۰/۴ و ۰/۶ به نسبت زیاد، ۰/۶ و ۰/۸ زیاد و بیشتر از ۰/۸ باشد، همگرایی تقریباً کامل است. لازم به ذکر است که برای پژوهش پیش رو ضریب «کاپا» ۷۳/۶۸ درصد محاسبه شده است.

جدول ۴. کدهای احصا شده

مقوله	مفاهیم مرتبط	کدهای باز (مفاهیم و مضامین خرد)	منابع
اهداف شناسایی مشتری	اهداف سازمانی جذب مشتری به سرویس (۲)، تعیین استراتژی وام‌دهی (۱)، شناسایی کلاهبرداری‌ها (۱) تعیین استراتژی بازاریابی (۱)		Al-Rubaiee et al. (2018); Safarkhani & Moro (2021); A. Elthahir et al. (2022); Yanik & Elmorsy (2019); Chopra & Bhilare (2018)

مقاله	مفاهیم مرتبط	کدهای باز (مفاهیم و مضامین خود)	منابع
بینش نسبت به مشتری	پیش‌بینی رفتار مشتری (۱)، بهبود پرو فایل رفتاری مشتری (۱)، پیش‌بینی رویکردانی مشتری (۴)، دسته‌بندی مشتری (۳)، شناخت بهتر مشتری (۳)، مدل‌سازی رفتاری کارت اعتباری مشتری (۱)، شناسایی الگوی سرمایه‌گذاری (۱)	Abbasimehr & Shabani (2021); Dawood et al. (2019); De Lima Lemos et al. (2022); Domingos et al. (2021); Bharathi et al. (2022); Long et al. (2019); K. Borna et al. (2019); Motevali et al. (2019); Xi Song et al. (2021); Al-Rubaiee et al. (2018); Firman Pradana Rachman et al. (2021); Alireza Sheikh et al. (2019); Ala'raj et al. (2021); Kovacs et al. (2021)	
تعیین ارزش و طول عمر مشتری	ارزیابی ارتباط استراتژی و طول عمر مشتری (۱)، ارائه مدل‌ها جامع (۱) CLV، تعیین ارزش مشتری (۳)	Plawiak et al. (2020); Hajipour & Esfahani (2019); Estrella-Ramon et al. (2017); Mosavi & Afsar (2018)	
مدیریت محصول	درک احساس مشتری در استفاده از سرویس (۱)، دسته‌بندی محصولات (۱)، پیش‌بینی استفاده از محصول (۱)، ترغیب به توصیه محصول (۱)	Calvo-Porrall & Levy-Mangin (2020); Plawiak et al. (2020); Urkup et al. (2018)	
شناسایی ریسک مشتری	شناسایی، پیش‌بینی و جلوگیری (۷)، اجتناب از مشکلات اعطای اعتبار (۱)، پیش‌بینی بازپرداخت وام (۲)، اعتبارسنجی مشتری (۳)	Dayu Xu et al. (2018); Furio Camillo & Liberati (2018); Ala'raj & Abbod (2016); Chen (2020a); Melo et al. (2020); Pandey et al. (2021); Mhlanga (2021); Çiğ̈şar & Ünal (2019); Mancisidor et al. (2021); Plawiak et al. (2020); Livieris et al. (2018)	

مقوله	مفاهیم مرتبط	کدهای باز (مفاهیم و مضامین خرد)	منابع
فاکتورهای مشتری رفتاری	فاکتورهای مشتری رفتاری	احساسات مشتری در زمان استفاده از سرویس (۱)، هدف افتتاح حساب (۱)، کشور با بیشترین معامله (۱)، معاملات برون‌مرزی (۱)، هدف از افتتاح حساب برای اتباع خارجی (۱)، ریسک مشتری (۱)، دارایی (۱)، رفتار خرید جانبی (۱)، مشتری فعال (۱)، وضعیت اعتبار مشتری (۳)، هدف وام (۴)، تکرار خرید (۱)، بستن حساب (۱)، عدم خرید (۱)، استفاده از سرویس‌های بانکی (وام) (۲)، حساب اعتباری (۴)، حساب پس‌انداز (۶)، رهن مسکن (۱)، وام‌های خرد (۳)، صندوق سرمایه‌گذاری (۱)، کارت نقدی (۱)، وام مسکن (۳)، وضعیت حساب بانکی (۲)، برنامه بازنشستگی (۱)، کارت اعتباری (۳)، تعداد محصولات مورد استفاده (۳)، استفاده از سرویس اعتباری اتومات (۱)، شکایت مشتری (۱)، درخواست انتقال اعتبار (۱)، استفاده از سرویس بیمه (۴)، دریافت رسید حقوق (۱)	Calvo-Porrall & Levy-Mangin (2020); Dawood et al. (2019); Chen (2020a); Domingos et al. (2021); Motevali et al. (2019); Ashofteh & Bravo (2021); M. Torrens & A. Tabakovic (2022); Alam et al. (2020); Bharathi et al. (2022); De Lima Lemos et al. (2022); Seidlova et al. (2019)
فاکتورهای مالی	هزینه تراکنش مشتری در کانال‌های مختلف (۱)، میانگین موجودی (۲)، میانگین دارایی (۱)، تعداد حساب (۱)، خریدهای مصرفی (لوازم تحریر) (۱)، غذا (۱)، بیمه (۱)، لباس (۱)، دکور و سلامت، خرید خرد، هزینه‌های اقامت، طلا، تحصیلات، میانگین تراکنش‌ها (۱)، نرخ سود دارایی‌ها (۱)، قبض (۴)، موجودی حساب (۳)، نرخ سود حساب (۱)، مدت‌زمان وام (۲)، ارزیابی وام (۱)، تعداد پرداخت‌ها در ماه (۱)، نرخ سود وام (۲)، تعداد وام‌ها (۲)، اعتبار در گردش (۱)، حجم پرداخت‌های قبلی (۲)، حجم خرید (۱)، سودآفرینی مشتری (۲)، سایر بدهی‌ها و تضامین (۴)، نرخ اقساط بر اساس درآمد قابل تصرف (۴)، سپرده پس‌انداز یا اوراق قرضه (۱)، میزان اعتبار (۶)، تاریخچه اعتبار (۲)، وضعیت حساب جاری (۱)، تراکنش‌های کارت اعتباری (۱)، وام‌های مسکن و ضروری (۲)، تعداد تراکنش (۳)، عدم بازپرداخت وام (۸)، RFM (۴)، LRFM (۱)	Chen (2020a); Plawiak et al. (2020); Estrella-Ramon et al., (2017); Motevali et al. (2019); Furio. Camillo & Liberati(2018); Ala'raj et al.(2021); Çiğışar & Ünal, (2019); Dawood et al.(2019); Alam et al.(2020); Kovacs et al. (2021); Domingos et al.(2021); Ashofteh & Bravo (2021); Seidlova et al.(2019); Al-Qerem et al.(2020); Pandey et al.(2021); M. Torrens & A. Tabakovic(2022); De Lima Lemos et al.(2022); Firman Pradana Rachman et al.(2021); A. Eltahir et al.(2022); Hajipour & Esfahani(2019); Dayu Xu et al.(2018); Chopra & Bhilare (2018); Sivasankar et al.(2020); Safarkhani & Moro(2021)	

مقاله	مفاهیم مرتبط	کدهای باز (مفاهیم و مضامین خود)	منابع
فاکتورهای جمعیت‌شناختی		صنعت (۱)، نوع شهر محل سکونت (۱)، کشور (۱)، وضعیت سلامت (۱)، تعداد سال اشتغال (۳)، تابعیت خارجی (۲)، تلفن (۳)، افراد تحت تکفل (۱)، وضعیت سکونت (۶)، آدرس (۷)، جنسیت (۱۱)، درآمد (۹)، تحصیلات (۱۰)، وضعیت تأهل (۱۰)، شغل (۱۰)، سن (۱۴)	A. Eltahir et al. (2022); M. Torrens & A. Tabakovic (2022); Bharathi et al. (2022); Firman Pradana Rachman et al. (2021); Pandey et al. (2021); Ala'raj et al. (2021); Ashofteh & Bravo (2021); Safarkhani & Moro (2021); Mancisidor et al. (2021); Chen (2020a); Plawiak et al. (2020); Al-Qerem et al. (2020); Dawood et al. (2019); Çiğşar & Ünal (2019); Yanik & Elmorsy, (2019); Seidlova et al. (2019); Dayu Xu et al. (2018); Chopra & Bhilare (2018); Furio. Camillo & Liberati (2018); Estrella- Ramon et al. (2017)
انواع الگوریتم‌ها	Clustering Instanced Based	heirarchical clustering (1) -improved kmeans (1)- Fuzzy c-means (1) KNN- (9) SOM (2)	Dawood et al. (2019); Kovacs et al. (2021) Kovacs et al. (2021); De Lima Lemos et al. (2022); Bharathi et al. (2022); Domingos et al. (2021); Plawiak et al. (2020); Melo et al. (2020); Sivasankar et al. (2020); Alam et al. (2020); Yanik & Elmorsy (2019); Long et al. (2019); Livieris et al. (2018)
	Ensemble	Random Forest (18), Gradient Boosting (4), extra tree (3), AdaBoost (4), extreme gradient boosting (2), bagging (4), stacking (1), boosting (1), boosted trees (1), bagged neural network (1)	De Lima Lemos et al. (2022); M. Torrens & A. Tabakovic (2022); Bharathi et al. (2022); Pandey et al. (2021); Ala'raj et al. (2021); Ashofteh & Bravo (2021); Chen (2020a); Melo et al. (2020); Sivasankar et al. (2020); Al-Qerem et al. (2020); Alam et al. (2020); Çiğşar & Ünal (2019); Long et al. (2019); Seidlova et al. (2019); Urkup et al. (2018); Dayu Xu et al. (2018); Lu et al. (2017)

مقاله	مفاهیم مرتبط	کدهای باز (مفاهیم و مضامین خرد)	منابع
	Dimenality Reduction	Linear discriminant analysis (1)	Furio. Camillo & Liberati (2018)
	Decision tree	Decision tree (12), C5.0 (3), J48 (1)	De Lima Lemos et al. (2022); M. Torrens & A. Tabakovic (2022); Bharathi et al. (2022); Ashofteh & Bravo (2021); Safarkhani & Moro (2021); Chen (2020a); Sivasankar et al. (2020); Al-Qerem et al. (2020); Long et al. (2019); Urkup et al. (2018); Dayu Xu et al. (2018); Chopra & Bhilare (2018)
	Baysian	Naive Bayes (9), Heirarchical Bayesian model (1), bernouliNB (1), GussianNB (1), BayesNet (1)	Bharathi et al. (2022); Ashofteh & Bravo (2021); Safarkhani & Moro (2021); Sivasankar et al. (2020); Al-Qerem et al. (2020); Çiğşar & Ünal (2019); Long et al. (2019); Dayu Xu et al. (2018); Al-Rubaiee et al., (2018); Livieris et al., (2018); Estrella-Ramon et al., (2017)
	Regression	Logistic regression (16), Linear Regression (1)	A. Eltahir et al. (2022), De Lima Lemos et al. (2022), M. Torrens & A. Tabakovic (2022); Bharathi et al. (2022); Ala'raj et al. (2021); Ashofteh & Bravo (2021); Safarkhani & Moro (2021); Melo et al. (2020); Alam et al. (2020), Çiğşar & Ünal (2019); Urkup et al. (2018); Furio. Camillo & Liberati (2018); Estrella-Ramon et al. (2017)
	Regularization	elastic net (1), Stochastic gradient descent classifier (SGD) (1)	Urkup et al. (2018); De Lima Lemos et al. (2022)
	Neural Network	RMkNN (1), RNN (1), MLP (3), LSTM (1), Neural network (3), Deep neural network (1), deep belief network (1), probabilistic neural networks (1), ant colony (1)	Ala'raj et al. (2021); Ashofteh & Bravo (2021); Domingos et al. (2021); Plawiak et al. (2020); Melo et al (2020); Dawood et al., (2019), Çiğşar & Ünal (2019); Seidlova et al. (2019), Dayu Xu et al. (2018); Livieris et al. (2018)

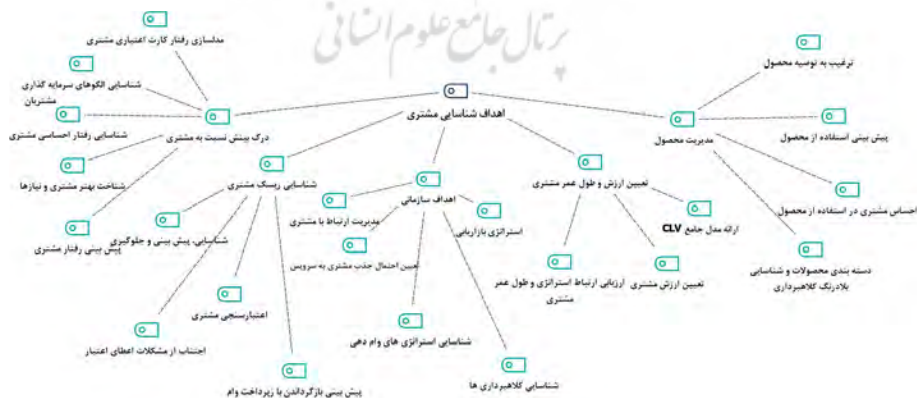
مقوله	مفاهیم مرتبط	کدهای باز (مفاهیم و مضامین خود)	منابع
	probabilistic	SVM (16), Fuzzy system (1)	De Lima Lemos et al. (2022), Bharathi et al. (2022); Ala'raj et al. (2021); Ashofteh & Bravo (2021); Chen (2020a); Plawiak et al. (2020); Melo et al. (2020); Sivasankar et al. (2020); Long et al. (2019); Dayu Xu et al. (2018); Al-Rubaiee et al. (2018)

۴-۷. یافته‌ها

با عنایت به مراحل تشریح‌شده در بخش‌های پیشین پژوهش، کدهای استخراج‌شده در زیرمجموعه ۳ مقوله «اهداف شناسایی مشتری»، «فاکتورهای شناسایی مشتری»، و «الگوریتم‌های یادگیری ماشین» احصا شده است و هر یک در مدل نظری با ابزار MaxQda رسم و تشریح می‌شود:

۴-۷-۱. مقوله اهداف شناسایی مشتری

نتایج حاصل از کدگذاری مقاله‌های منتخب نشان می‌دهد که در مقوله شناسایی مشتری، اغلب مقالات بر جنبه‌های شناسایی ریسک مشتری تمرکز دارند. همچنین اهداف دیگر، شامل کسب بینش نسبت به مشتری، تعیین ارزش و طول عمر مشتری، مدیریت محصول و اهداف سازمانی است. شکل ۴، که از نرم‌افزار MaxQda به دست آمده، مدل نظری کدهای مربوط به اهداف شناسایی مشتری را نشان می‌دهد.



شکل ۴. مدل نظری کدهای مربوط به مقوله اهداف شناسایی مشتری

۱) **زمینه شناسایی ریسک مشتری:** اهداف شناسایی ریسک مشتری شامل شناسایی، پیش‌بینی و جلوگیری، پیش‌بینی بازپرداخت وام، اجتناب از مشکلات اعطای وام، و اعتبارسنجی مشتری است. علت تعدد مطالعات در زمینه ریسک را می‌توان رشد گسترده دارایی‌های معوق بانک‌ها دانست که بانک‌ها را به سمت کسب مزیت‌های رقابتی پایدار، از جمله تشخیص، پیش‌بینی و پیشگیری از ریسک‌های اعتباری سوق داده است (Al-Qerem et al., 2020). از جنبه دیگر، طراحی مدل برای پیش‌بینی وضعیت وام مشتریان مهم است؛ چرا که می‌تواند از ضررهای عظیم جلوگیری کند. به همین دلیل، نه تنها توانایی بازپرداخت وام، بلکه پرداخت به موقع آن برای بانک‌ها از اهمیت بالایی برخوردار است. در حقیقت شناسایی و دنبال کردن رفتار مشتری به صورت فعالانه در پیش‌بینی مؤثر رفتار مشتریانی که بازپرداخت وام را متوقف می‌کنند، تأثیرگذار است. ارزیابی رفتار مشتری و توانایی بازپرداخت وام‌ها از امکان بهره‌برداری وام توسط افراد با اعتبار پایین‌تر جلوگیری می‌کند (Mhlanga, 2021).

در پژوهشی با موضوع کاهش ریسک اعتباری، ضمن اشاره به ضرورت شناسایی ریسک مشتری به گستردگی داده‌های بدون ساختار و نامتعادل این حوزه پرداخته شده و الگوریتم‌های پایه مختلف را بر روی داده‌های نمونه بررسی می‌کند (Pandey et al., 2021). برای شناسایی، پیش‌بینی و جلوگیری از ریسک مشتری به‌طور معمول، فاکتورهایی نظیر حساب‌های مشتری، مدت زمان، تاریخچه اعتبار، هدف، مبلغ اعتبار، حساب پس‌انداز یا اوراق قرضه، اشتغال جاری، نرخ اقساط بر حسب درصد، درآمد قابل تصرف، جنسیت و سایر بدهی‌ها و وام‌های مشتری مورد بررسی قرار می‌گیرند.

۲) **کسب بینش نسبت به مشتری:** دومین حوزه پر تکرار که مقالات در مقوله اهداف شناسایی مشتری به آن پرداخته‌اند، موضوع کسب بینش مشتری است. این حوزه شامل مدل‌سازی رفتار کارت اعتباری، شناسایی الگوی سرمایه‌گذاری، شناسایی رفتار احساسی، بهبود پروفایل رفتاری، شناخت دقیق‌تر مشتریان است. علت توجه به این حوزه، لزوم ارائه تجربه شخصی‌سازی شده بر اساس رفتار و ویژگی‌های جمعیت‌شناختی مشتری است. در واقع، امروزه، تمام صنایع از اهمیت ارائه تجربه مشتری عالی و ایجاد لحظات ناب بر پایه داده‌های مشتری آگاه هستند. در پژوهشی دیگر، شناسایی الگوهای مواجهه

مشتری با نقاط تماس سازمان بر اساس دفعات ارتباط مشتری با نقاط و درک رابطه آن‌ها با وفاداری مشتری مورد بررسی گرفته است (Ieva & Ziliani, 2018). همچنین موضوع پیش‌بینی رویکردانی مشتری با توجه به هزینه‌های جذب مشتری جدید و تأثیر تبلیغات دهان به دهان مشتری ناراضی، بیش از پیش مورد توجه پژوهشگران حوزه یادگیری ماشین و تجربه مشتری قرار گرفته است (Cheng et al., 2019; Coser et al., 2020; De Lima Lemos et al., 2022; Keramati et al., 2016; Milosevic et al., 2017; Shirazi & Mohammadi, 2019).

در یکی از مقالات بخش‌بندی یکی از متداول‌ترین و در عین حال، مؤثرترین رویکردها جهت ایجاد پروفایل مناسب، شناخت دقیق‌تر مشتری و مدیریت مشتریان معرفی شده است (Alireza Sheikh et al., 2019). از طرف دیگر، با رشد سریع و عظیم داده‌های مالی، توسعه مدل‌های امتیازدهی اعتباری مؤثر بسیار حیاتی است (Dawood et al., 2019). توجه گسترده به این حوزه نیز می‌تواند به این دلیل باشد که هر سیستم بانکی شامل مجموعه داده عظیمی برای تراکنش‌های کارت‌های اعتباری مشتریان است و بنابراین، بانک‌ها نیاز به پروفایل مشتری دارند. پروفایل مشتریان بانک از تصمیمات صادرکننده در مورد اینکه به چه کسی تسهیلات بانکی بدهد و چه حد اعتبار اعطا کند، پشتیبانی خواهد کرد. پروفایل مشتریان همچنین به بانک‌ها کمک می‌کند تا درک بهتری از مشتریان بالقوه و فعلی خود داشته باشند.

یکی دیگر از اهداف استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین در حوزه درک بینش مشتری، استخراج الگوی سرمایه‌گذاری است. برای نمونه، در پژوهشی با استفاده از روش خوشه‌بندی دو-مرحله‌ای الگوهای سرمایه‌گذاری مشتریان بالقوه بانکداری خرد شناسایی شده است. این تحقیق، ۱۵۴۲ پاسخ دریافت‌شده در نظرسنجی سرمایه‌گذاری آنلاین را با تمرکز بر سؤالاتی که به ترجیحات سرمایه‌گذاری پاسخ‌دهندگان مرتبط است، بررسی کرده است (Kovacs et al., 2021).

۳) تعیین ارزش و طول عمر مشتری: ارزش طول عمر مشتری مفهوم اصلی بازاریابی رابطه‌مند است و به‌طور فزاینده‌ای در مقالات علمی و کسب‌وکار به آن پرداخته می‌شود (N. AbdolvandAmir & A. Albadvi, 2014). بدون شک یکی از ابزارهای اصلی برای شناسایی ارزش مشتریان، معیار ارزش طول عمر مشتری 'CLV' است. شامل تمام عناصر سودآوری

مشتری (یعنی درآمدها و هزینه‌ها) و یک معیار آینده‌نگر (یعنی پیش‌بینی‌کننده) است. به‌طور کلی، CLV مبنای خوبی برای ارزیابی ارزش بازار یک شرکت فراهم می‌کند و ثابت شده است که تصمیمات بازاریابی بر اساس این معیار باعث بهبود عملکرد مالی شرکت‌ها می‌شود (Estrella-Ramon et al., 2017). بنابراین، در پژوهش‌هایی نظیر (Hajipour & Esfahani, 2019) به ارائه مدل‌های جدید برای تعریف ارزش‌های مشتریان بر اساس روش‌هایی نظیر (تازگی، تکرار و ارزش پولی) RFM¹ و تقسیم‌بندی مشتریان بانک با استفاده از الگوریتم یادگیری ماشین پرداخته شده است.

۴) اهداف سازمانی: گرچه شناخت مشتری به‌طور کلی باعث بهبود عملکرد سازمان در تمام فرایندها می‌شود، اما در برخی مقالات یادگیری ماشین به‌طور خاص و با تمرکز بر این هدف تدوین شده‌اند. به تیم ریسک توصیه می‌شود که از تکنیک‌های جدید برای دستیابی به دقت بهتر که منجر به استراتژی‌های وام مؤثر می‌شود، استفاده نمایند (Chopra & Bhilare, 2018).

طبق کدگذاری انجام‌شده بر روی مقالات منتخب، حوزه دیگر مورد استفاده در اهداف سازمان، بازاریابی است. در این پژوهش‌ها به ارائه بینشی در مورد تجزیه و تحلیل داده‌ها پرداخته شده و دسته‌ای از مشتریان را که به احتمال زیاد به کمپین‌های بازاریابی پاسخ مثبت می‌دهند، معرفی می‌شود (A. Eltahir et al., 2022; M. Torrens & A. Tabakovic, 2022; Marinakos & Daskalaki, 2017).

۵) مدیریت محصول: بانک‌ها به تقسیم‌بندی محصولات، درک احساس مشتری در زمان استفاده از محصول و ترغیب به توصیه محصول به مشتریان دیگر نیازمند هستند. با شناخت مشتریان از طریق الگوریتم‌های یادگیری ماشین، بانک‌ها می‌توانند به مشتریان خود خدمات بهتری ارائه دهند و اثربخشی را افزایش دهند. برای این منظور از روش‌های داده‌کاوی مختلفی استفاده می‌شود که امکان استخراج الگوها یا دانش‌های ضمنی و ناشناخته را از حجم عظیمی از داده‌ها فراهم می‌کند (Seidlova et al., 2019). یکی از حوزه‌های مورد استقبال مطالعات، بررسی رفتار مشتری (برای نمونه رفتار مالی و تحرک مکانی) و پیش‌بینی استفاده از محصولات مثل تسهیلات بانکی است. در حقیقت پیش‌بینی میزان استقبال مشتری از طرح‌ها و محصولات مختلف و درک احساس نسبت به محصول،

1. recency, frequency, monetary

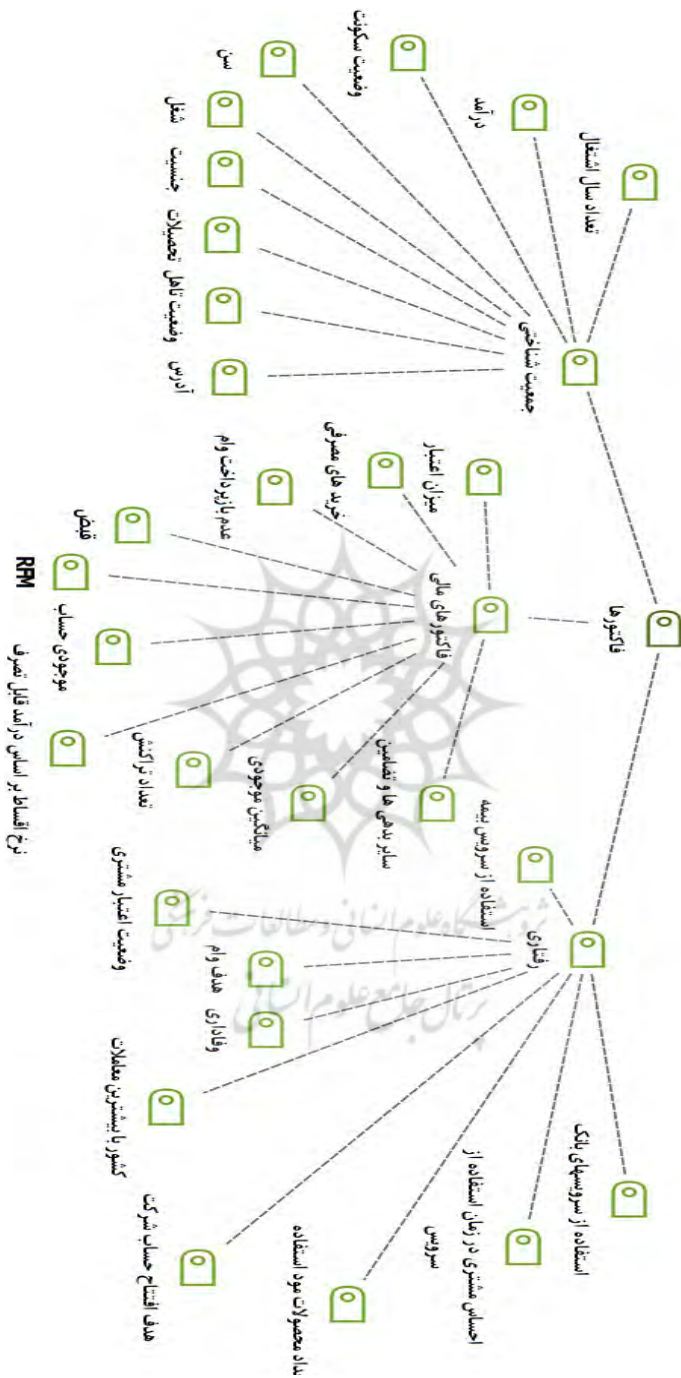
در بهبود استراتژی‌های طراحی و تبلیغ محصول تأثیرگذار است (Urkup et al., 2018). با عنایت به بررسی انجام‌شده، بیشترین تکرار هدف در مقالات بررسی‌شده، مربوط به درک بینش مشتری و شناسایی ریسک مشتری بوده است که نشان‌دهنده اهمیت شناخت مشتری و درک مدل رفتاری وی جهت اهداف دیگر نظیر مدیریت محصول است.

۴-۲-۲. مقوله کلان فاکتورهای شناسایی مشتری

نتایج حاصل از کدگذاری مقاله‌های منتخب نشان می‌دهد که فاکتورهای مالی، ویژگی‌های جمعیت‌شناختی و رفتار مشتری در مقوله فاکتورهای انتخابی استفاده شده است. فاکتورها در اغلب مقالات، جهت ورود به الگوریتم‌های یادگیری ماشین، به صورت فاکتورهای ترکیبی^۱ هستند. شکل ۵، که از نرم‌افزار MaxQda به دست آمده، مدل نظری کدهای مربوط به فاکتورهای انتخابی را نشان می‌دهد.



۱. ترکیب فاکتورهای مالی، رفتاری و جمعیت‌شناختی



شکل ۵. مدل نظری کدهای مربوط به مقوله فاکتورها

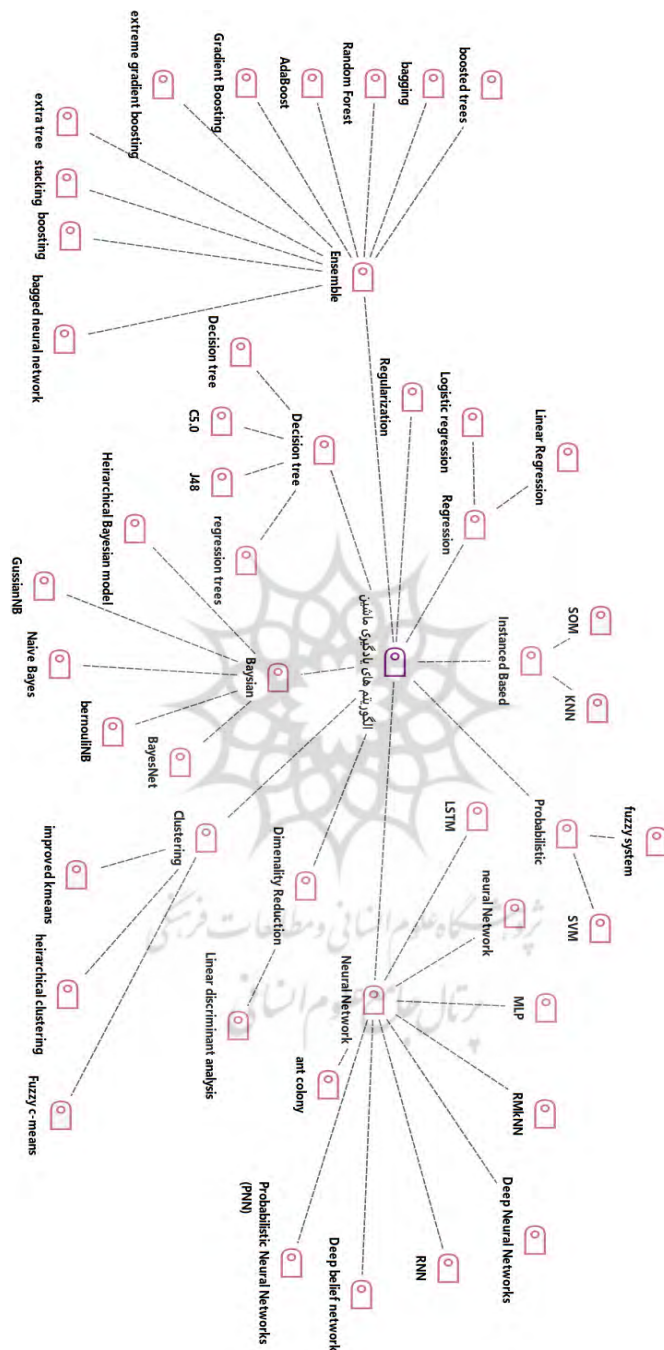
با عنایت به بررسی‌های انجام‌شده، بیشترین تکرار مربوط به ترکیب فاکتورهای مالی و جمعیت‌شناختی مشتریان است؛ چرا که هدف بسیاری از مقالات این حوزه، شناخت ریسک اعتباری مشتری و میزان سقف اعطای وام و تسهیلات است. مطابق با بررسی‌های انجام‌شده (جدول ۳)، فاکتور جمعیت‌شناختی به تنهایی عامل مناسبی برای شناخت مشتری نیست. همچنین، چنانکه از تعدد ارجاعات مشخص است، استفاده از روش RFM مورد استقبال خاصی در مقالات منتخب قرار نگرفته است. اما نکته‌ای که باید به آن توجه داشت، اینکه هر یک از فاکتورهای این مدل‌ها می‌تواند در بانک یا مؤسسه مالی مورد بررسی، شخصی‌سازی گردد. به‌عنوان نمونه، فاکتور F که تعدد مراجعات است، می‌تواند برای سرویس با تراکنش بالای بانک یا سرویس با ارزش افزوده بالا برای بانک در نظر گرفته شود. فاکتورهای مالی دیگر نیز در مجموعه مقالات بررسی‌شده، بر روی سهام مشتری و خرید و فروش وی تمرکز دارد؛ در حالی که دسترسی به این نوع اطلاعات در پایگاه داده‌های بانکی وجود ندارد و بنابراین، نیاز به بررسی امکان یا عدم امکان دسترسی از طریق سامانه‌های دیگر بانکی و غیربانکی و یا اکتساب این اطلاعات از طریق پرسشنامه است. برخی از فاکتورهای رفتاری نظیر احساس مشتری در زمان استفاده از سرویس و وفاداری نیازمند مصاحبه با مشتری است و قابل استخراج از پایگاه داده‌های بانکی نخواهد بود. نکته دیگر اینکه برخی از سرویس‌های عنوان‌شده در مقالات، نیازمند نگاهت با سرویس‌های بانک‌های ایرانی است.

۴-۷-۳. مقوله کلان الگوریتم‌های یادگیری ماشین

از عوامل تأثیرگذار در انتخاب الگوریتم‌های یادگیری ماشین، می‌توان به فاکتورهای مربوط به اطلاعات مشتری نظیر فاکتورهای جمعیت‌شناختی، مالی و رفتاری اشاره کرد. طبق بررسی‌های انجام‌شده الگوریتم‌های متنوعی جهت شناسایی و ارزش‌گذاری مشتری استفاده می‌شوند. پس از کدگذاری الگوریتم‌ها و تعیین دقت آن‌ها، الگوریتم‌های شناسایی‌شده در مقالات منتخب در ۱۰ دسته اصلی زیر دسته‌بندی گردیده و مدل نظری الگوریتم‌ها مطابق با شکل ۶، تدوین گردید:

Ensemble
Probabilistic
Neural Networks
Regularization
Regression
Bayesian

Decision Tree
Dimensionality Reduction
Instanced Based
Clustering



شکل ۶. مدل نظری کدهای مربوط به مقوله الگوریتم‌های یادگیری ماشین

هرچند عوامل مختلفی در انتخاب الگوریتم‌های یادگیری ماشین در حوزه شناسایی مشتری تأثیرگذار است، لیکن بر اساس کدگذاری انجام شده، الگوریتم‌های (18) Random Forest، (19) SVM، (18) Logistic Regression، (14) Decision tree، (9) NaiveBayes، (11) KNN و (8) Kmeans بیشترین ارجاعات را داشتند. با عنایت به بررسی دقیق مقوله کلان الگوریتم‌های یادگیری ماشین، نکات زیر می‌بایست مورد توجه قرار گیرند:

- ◇ اغلب پیاده‌سازی‌های انجام شده در مقالات، با ترکیب الگوریتم‌های پایه و از دسته‌های مختلف شکل ۶، طراحی شده است. به‌عنوان مثال، ترکیب SVM و Decision tree، طبق ارزیابی این الگوریتم‌ها دقت مدل‌های ترکیبی به مراتب بالاتر از الگوریتم‌های پایه است؛
 - ◇ پیش از پیاده‌سازی الگوریتم‌های انتخابی از روش‌های پیش‌پردازش نظیر Dimension Reduction، feature Selection و Regularization استفاده می‌گردد. هرچه مرحله پیش‌پردازش داده‌ها نظیر حذف داده‌های دوره افتاده (با فاصله زیاد از سایر داده‌های تحقیق) و داده‌های بی‌مقدار دقیق‌تر انجام گردد، دقت مدل‌ها افزایش خواهد داشت. شایان ذکر است که دسته Regularization و Dimension Reduction به‌عنوان الگوریتم‌های پیش‌پردازش استفاده می‌شوند و با ترکیب الگوریتم‌های دیگر در شناسایی و ارزش‌گذاری مشتری مناسب خواهند بود؛
 - ◇ هرچند روش‌های انتخاب ویژگی در دقت هرچه بیشتر خروجی الگوریتم‌ها کمک می‌کند، اما لازم است با توجه به تنوع و تعدد داده‌های مشتری ابتدا لیست فاکتورها توسط خبرگان بانکی محدودتر و داده‌های بی‌ربط حذف گردد؛
 - ◇ حجم داده، هدف استفاده از الگوریتم، متغیرهای ورودی و میزان حساسیت زمینه در انتخاب الگوریتم‌های یادگیری ماشین تأثیرگذار است.
- با عنایت به مقوله‌ها و مضامین شناسایی شده، تاکسونومی پیشنهادی به شرح زیر ارائه گردید:



شکل ۷. تاکسونومی حوزه شناسایی مشتریان با به کارگیری یادگیری ماشین

۵. بحث و نتیجه‌گیری

با عنایت به موارد فوق و اهمیت شناخت مشتری در صنعت بانکی، هدف اصلی پژوهش حاضر بر دسته‌بندی الگوریتم‌های یادگیری ماشین، فاکتورهای مؤثر در شناسایی و ارزش‌گذاری مشتری و شناسایی هدف‌های شناخت مشتری در صنعت بانکی قرار گرفت. به‌منظور بررسی اسناد از روش فراترکیب بهره گرفته شد. نتیجه حاصل از اجرای فراترکیب منجر به احصای ۳ مقوله کلان، ۱۸ زمینه و ۱۲۷ کد سطح ۱ گردید. پیش از این مقالات متعددی به حوزه مشتری و الگوریتم‌های یادگیری ماشین پرداخته بودند. با وجود این، این پژوهش‌ها به برخی ابعاد توجه نداشتند و هیچ‌کدام از آن‌ها به‌طور خاص بر روی مرور نظام‌مند این حوزه و در صنعت بانکی تمرکز ننموده بودند. همچنین در مقالات پیشین صرفاً به پیاده‌سازی الگوریتم‌ها پرداخته شده و دسته‌بندی و شناختی از

الگوریتم‌های پر کاربرد این حوزه و فاکتورهای ورودی ارائه نگردیده بود. بنابراین، در پژوهش جاری ضمن بررسی اهداف و کاربرد شناخت مشتری در صنعت بانکی، الگوریتم‌های استفاده‌شده دسته‌بندی گردید و متغیرهای ورودی الگوریتم‌ها نیز در ۳ دسته جمعیت‌شناختی، رفتاری، و مالی شناسایی شد. با عنایت به موارد فوق، تمایزات اصلی این پژوهش با مطالعات قبلی بدین ترتیب است: اول اینکه تاکنون مرور نظام‌مند در حوزه الگوریتم‌های یادگیری ماشین و کاربردهای آن در صنعت بانکی صورت پذیرفته است. دوم، در پژوهش جاری سعی شده است در کنار بررسی جنبه‌های فنی موضوع و مباحث مربوط به پردازش داده، دسته‌بندی جامعی از فاکتورهای موجود جهت شناسایی و بخش‌بندی مشتری ارائه گردد که این مهم نیز در مطالعات قبلی صورت پذیرفته بود. سوم، این پژوهش می‌تواند به‌عنوان دستورالعملی جهت آغاز پروژه‌های بخش‌بندی مشتریان بانکی مورد استفاده مدیران قرار گیرد. بنابراین، بر اساس یافته‌های پژوهش جاری و اهمیت داده‌ها در شناخت مشتری، پیشنهاد می‌گردد مدیران و تصمیم‌سازان حوزه داده نسبت به حفظ و جامعیت داده، طراحی پایگاه داده‌های متناسب با رشد داده‌های بانکی و نگهداری صحیح آن‌ها و همچنین، تکمیل اطلاعات مشتری در اولین تماس با بانک، تأکید و دقت نظر بیشتری داشته باشند. بر اساس یافته‌های پژوهش جاری، متناسب با هدف شناسایی مشتری، داده‌های موجود و فاکتورهای انتخابی، الگوریتم‌های پایه و ترکیبی می‌تواند راهگشا باشد. اما نکته مهم پیش‌پردازش دقیق داده‌هاست که این مهم با توجه به عدم تأکید بانک‌ها به شعب مبنی بر لزوم تکمیل اطلاعات مندرج در فرم‌ها توسط مشتری در زمان افتتاح حساب یا عدم طراحی سرویس مناسب جهت تکمیل اطلاعات در بسترهای الکترونیکی نیازمند بازبینی کامل است.

در کنار تمایزات اعلام‌شده، این پژوهش در چند زمینه با محدودیت مواجه بوده که در تحقیقات آتی می‌تواند مدنظر قرار گیرد: بررسی‌ها بر روی مطالعات خارج از ایران انجام شده و منجر به این امر گردیده که برخی از فاکتورها به دلیل نبود سرویس‌های خاص در ایران، غیر کاربردی گردد. بنابراین، ضروری است خبرگان مؤسسات مالی ضمن تشکیل کارگروه متشکل از حوزه‌های مرتبط و در تعامل با مشتری نظیر بخش‌های بازاریابی و مرکز تماس نسبت به انتخاب فاکتورهای متناسب با بانک و نگاشت برخی فاکتورها به سرویس‌ها و شرایط داخلی کشور اقدام نمایند. این مهم می‌تواند در پژوهش‌های آتی و از طریق مصاحبه با خبرگان حوزه صورت پذیرد. به‌عنوان پیشنهاد برای پژوهش‌های آتی، می‌توان به استفاده از روش‌های مدل‌سازی نرم و رتبه‌بندی و سطح‌بندی فاکتورهای شناخت مشتری اشاره نمود.

نکنه دیگری که خلأ آن در مقالات حوزه شناخت مشتری مشاهده شد، عدم تمرکز بر مشتریان حقوقی است. بنابراین، محققان آتی می‌توانند بر روی فاکتورهای شناسایی این دسته از مشتریان در مقالات که به‌طور قطع، پیچیدگی‌های خاص خود را خواهد داشت، مطالعه نمایند. پرداختن جامع به مقوله شناسایی مشتری افزون بر ارائه تاکسونومی که نقطه آغاز پژوهش در این زمینه است، نیازمند تبیین روابط بینایی عوامل است، که هر یک از روابط می‌تواند در قالب تحقیقات آتی مدنظر قرار گیرد.

مقالات انتخابی با تمرکز بر داده‌های واقعی مشتری بوده است. بنابراین، داده‌های احساسی مشتری نظیر داده‌های متنی موجود در شبکه‌های اجتماعی به همراه شناخت الگوریتم‌های یادگیری ماشین در شاخه متن کاوی نیز می‌تواند در تحقیقات آتی مدنظر قرار گیرد. همچنین لازم به ذکر است که برخی از سؤالات و زمینه‌های حوزه شناسایی مشتری و به کارگیری یادگیری ماشین به دلیل محدودیت روش تحقیق مرور نظام‌مند مورد بررسی عملی قرار نگرفت. بنابراین، به‌عنوان شاخه دیگری از مطالعات آتی و به‌عنوان گام کاربردی‌سازی خروجی پژوهش، می‌توان خلأهای تجربی صنعت را نیز پوشش داد. به‌عنوان مثال، مطالعه پیش‌رو نشان داد که به‌رغم اینکه مطالعات متعددی در حوزه یادگیری ماشین و شناسایی مشتری انجام شده، تمرکز کافی در حوزه طراحی سرویس و ارائه سرویس شخصی‌سازی شده به مشتریان بانکی بر مبنای نتایج دسته‌بندی‌ها وجود نداشته است. بنابراین، در پژوهش‌های آتی استفاده از روش شناسایی مورد مطالعه و علم طراحی، گام مهمی در صنعت خواهد بود. از طرف دیگر، فاکتورهای شناسایی شده در مقالات (متغیرهای مبنایی دسته‌بندی‌ها) نیازمند شخصی‌سازی در هر کشور متناسب با فرهنگ، قوانین بالادستی، بررسی وجود/عدم وجود برخی سرویس‌ها و متناسب با وجود داده‌هاست که می‌توان در مطالعات آتی از طریق مصاحبه نیمه‌ساختاریافته با سازمان‌های بالادستی نظیر بانک مرکزی و سایر نهادهای قانون‌گذار به این مهم دست یافت.

References

- Abbasimehr, H. & M. Shabani. 2021. A new methodology for customer behavior analysis using time series clustering A case study on a bank's customers. *Kybernetes* 50 (2): 221-242. <https://doi.org/10.1108/k-09-2018-0506>
- AbdolvandAmir, N. & A. Albadv. 2014. Customer Lifetime Value: Literature Scoping Map, and an Agenda for Future Research. *international Journal of Management Perspective* 1 (3):41-59.
- Alam, T. M., K. Shaukat, I. A. Hameed, S. Luo, M. U. Sarwar, S. Shabbir, J. Li, & M. Khushi. 2020. An investigation of credit card default prediction in the imbalanced datasets [Article]. *IEEE Access* 8: 201173-201198. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3033784>

- Al-A'raj, M. & M. F. Abbod. 2016. Classifiers consensus system approach for credit scoring [Article]. *Knowledge-Based Systems* 104: 89-105. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2016.04.013>
- _____ & M. Majdalawieh. 2021. Modelling customers credit card behaviour using bidirectional LSTM neural networks. *Journal of Big Data* 8 (1): Article 69. <https://doi.org/10.1186/s40537-021-00461-7>
- Al-Qerem, A., G. Al-Naymat, M. Alhasan, & M. Al-Debei. 2020. Default prediction model: The significant role of data engineering in the quality of outcomes [Article]. *International Arab Journal of Information Technology* 17 (4 Special Issue): 635-644. <https://doi.org/10.34028/iajit/17/4A/8>
- Al-Rubaiee, H., K. Alomar, R. Qiu, & D. Li. 2018. Tuning of Customer Relationship Management (CRM) via Customer Experience Management (CEM) using sentiment analysis on aspects level [Article]. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications* 9 (5): 300-312. <https://doi.org/10.14569/IJACSA.2018.090540>
- Arlı, D. 2017. "Investigating consumer ethics: a segmentation study. *Journal of Consumer Marketing*, 34 (7): 636-645. <https://doi.org/10.1108/JCM-08-2016-1908>
- Ashofteh, A., & J. M. Bravo. 2021. A conservative approach for online credit scoring* [Article]. *Expert Systems with Applications*, 176, 16, Article 114835. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.114835>
- Atkins, S., S. Lewin, H. Smith, M. Engel, A. Fretheim, & J. Volmink. 2008. Conducting a meta-ethnography of qualitative literature: Lessons learnt. *BMC Medical Research Methodology* 8 (1) 21. <https://doi.org/10.1186/1471-2288-8-21>
- Behare, N., S. Waghulkar, & S. A. Shah. 2018. A Theoretical Perspective on Customer Experience (CX) in Digital Business Strategy. [2018 IEEE International Conference on Research in Intelligent and Computing in Engineering (rice iii)]. 3rd IEEE International Conference on Research in Intelligent and Computing in Engineering (RICE), Univ Don Bosco, San Salvador, EL SALVADOR.
- Bekamiri, H., M. Mehraeen, A. Pooya & H. Sharif. 2020. A Stochastic Approach for Valuing Customers in Banking Industry: A Case Study. *Industrial Engineering and Management Systems*, 19 (4), 744-757. <https://doi.org/10.7232/iems.2020.19.4.744>
- Bharathi, S. V., D. Pramod, & R. Raman. 2022. An Ensemble Model for Predicting Retail Banking Churn in the Youth Segment of Customers. *DATA*, 7 (5), Article 61. <https://doi.org/10.3390/data7050061>
- Borna, K., Sh. Hoseini & M. Aghaei. 2019. Customer satisfaction prediction with Michigan-style learning classifier system. *SN Applied Sciences*. <https://doi.org/https://doi.org/10.1007/s42452-019-1493-1>
- Calvo-Porrá, C., & J. P. Levy-Mangin. 2020. An emotion-based segmentation of bank service customers. *International Journal of Bank Marketing*, 38 (7): 1441-1463. <https://doi.org/10.1108/ijbm-05-2020-0285>
- Chen, T. H. 2020a. Do you know your customer? Bank risk assessment based on machine learning. *Applied Soft Computing*, 86, Article 105779. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2019.105779>
- Chen, T. H. 2020b. Do you know your customer? Bank risk assessment based on machine learning [Article]. *Applied Soft Computing Journal*, 86, Article 105779. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2019.105779>
- Cheng, L. C., C. C. Wu, & C. Y. Chen. 2019. Behavior Analysis of Customer Churn for a Customer Relationship System: An Empirical Case Study. *Journal of Global Information Management* 27 (1): 111-127. <https://doi.org/10.4018/jgim.2019010106>
- Chopra, A., & P. Bhilare. 2018. Application of Ensemble Models in Credit Scoring Models [Article]. *Business Perspectives and Research* 6 (2): 129-141. <https://doi.org/10.1177/2278533718765531>
- Çiğşar, B., & D. Ünal. 2019. Comparison of Data Mining Classification Algorithms Determining the Default Risk. *Scientific Programming*, 2019, 8706505. <https://doi.org/10.1155/2019/8706505>
- Coser, A., A. Aldea, M. M. Maer-Matei & L. Besir. 2020. Propensity to Churn in Banking: what Makes Customers Close the Relationship with a Bank? *Economic Computation and Economic Cybernetics Studies and Research* 54 (2): 77-94. <https://doi.org/10.24818/18423264/54.2.20.05>

- Dawood, E. A., E. Elfakhrany & D. A. Maghraby. 2019. Improve Profiling Bank Customer's Behavior Using Machine Learning. *Ieee Access* 7: 109320-109327. <https://doi.org/10.1109/access.2019.2934644>
- Dayu Xu & Xuyao Zhang & Hailin Feng 2019. "Generalized fuzzy soft sets theory-based novel hybrid ensemble credit scoring model," *International Journal of Finance & Economics*, 24 (2): 903-921.
- De Lima Lemos, R. A., T. C. Silva & B. M. Tabak. 2022. Propension to customer churn in a financial institution: a machine learning approach. *Neural Computing and Applications* 34 (14): 11751-11768. <https://doi.org/10.1007/s00521-022-07067-x>
- Domingos, E., B. Ojeme & O. Daramola. 2021. Experimental Analysis of Hyperparameters for Deep Learning-Based Churn Prediction in the Banking Sector. *Computation* 9 (3): Article 34. <https://doi.org/10.3390/computation9030034>
- Eltahir, A., T. Ahmed, A. Abdelmageed Mohammed, A. Hilal, & T, A. A. 2022. An Approach of Supervised and Unsupervised Machine Learning Model for E-CRM Bank's Marketing. *International Journal of Computer Science and Network Security* 22 (4): 625-636.
- Erwin, E., M. J. Brotherson & J. A. Summers. 2011. Understanding Qualitative Metasynthesis: Issues and Opportunities in Early Childhood Intervention Research. *Journal of Early Intervention* 33 (3). <https://doi.org/10.1177/1053815111425493>
- Estrella-Ramon, A., M. Sanchez-Perez, G. Swinnen & K. VanHoof. 2017. A model to improve management of banking customers. *Industrial Management & Data Systems* 117 (2): 250-266. <https://doi.org/10.1108/imds-03-2016-0107>
- Firman Pradana Rachman, Handri Santoso & A. Djajadi. 2021. Machine Learning Mini Batch K-means and Business Intelligence Utilization for Credit Card Customer Segmentation. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications* 12 (10): 218-227.
- Furio. Camillo & C. Liberati. 2018. Personal values and credit scoring: new insights in the financial prediction. *Journal of the Operational Research Society* 69 (12) <https://doi.org/10.1080/01605682.2017.1417684>
- Garcia-Mendez, S., M. Fernandez-Gavilanes, J. Juncal-Martinez, F. J. Gonzalez-Castano & O. B. Seara. 2020. Identifying Banking Transaction Descriptions via Support Vector Machine Short-Text Classification Based on a Specialized Labelled Corpus. *Ieee Access*, 8: 61642-61655. <https://doi.org/10.1109/access.2020.2983584>
- Gartner. 2017. The customer experience marketing leader's first 100 days. <https://www.gartner.com/en/marketing/insights/articles/the-customer-experience-marketing-leaders-first-100-days>
- Hajipour, B. & M. Esfahani. 2019. Delta model application for developing customer lifetime value [Article]. *Marketing Intelligence and Planning*, 37 (3): 298-309. <https://doi.org/10.1108/MIP-06-2018-0190>
- Huseynov, F. & S. Özkan Yıldırım. 2019. Online Consumer Typologies and Their Shopping Behaviors in B2C E-Commerce Platforms. *SAGE Open* 9 (2): 215824401985463. <https://doi.org/10.1177/2158244019854639>
- Ieva, M., & C. Ziliani. 2018. Mapping touchpoint exposure in retailing: Implications for developing an omnichannel customer experience [Article]. *International Journal of Retail and Distribution Management* 46 (3): 304-322. <https://doi.org/10.1108/IJRDM-04-2017-0097>
- Jędrzejczyk, W. 2021. Managing Customer Relations and Value in Organizations with the Use of IT Tools: Customer Segmentation on the Market of Eco-Innovative Services. *Procedia Computer Science* 192: 2816-2825. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2021.09.052>
- Keramati, A., H. Ghaneei & S. M. Mirmohammadi. 2016. Developing a prediction model for customer churn from electronic banking services using data mining. *Financial Innovation* 2 (1), Article 10. <https://doi.org/10.1186/s40854-016-0029-6>
- Komulainen, H., & S. Saraniemi. 2019. Customer centricity in mobile banking: a customer experience perspective [Article]. *International Journal of Bank Marketing* 37 (5): 1082-1102. <https://doi.org/10.1108/IJBM-05-2019-0029>

org/10.1108/ijbm-11-2017-0245

- Kovacs, T., A. D. Ko & A. Asemi. 2021. Exploration of the investment patterns of potential retail banking customers using two-stage cluster analysis [Article]. *Journal of Big Data* 8 (1): 25, Article 141. <https://doi.org/10.1186/s40537-021-00529-4>
- Ladyzynski, P., K. Zbikowski & P. Gawrysiak. 2019. Direct marketing campaigns in retail banking with the use of deep learning and random forests. *Expert Systems with Applications* 134: 28-35. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2019.05.020>
- Li, K., J. Rollins & E. Yan. 2018. Web of Science use in published research and review papers 1997–2017: a selective, dynamic, cross-domain, content-based analysis. *Scientometrics* 115 (1): 1-20. <https://doi.org/10.1007/s11192-017-2622-5>
- Livieris, I. E., N. Kiriakidou, A. Kanavos, V. Tampakas & P. Pintelas. 2018. On ensemble SSL algorithms for credit scoring problem [Article]. *Informatics* 5 (4), Article 40. <https://doi.org/10.3390/informatics5040040>
- Long, H. V., L. H. Son, M. Khari, K. Arora, S. Chopra, R. Kumar, T. Le & S. W. Baik. 2019. A new approach for construction of geodemographic segmentation model and prediction analysis [Article]. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2019, Article 9252837. <https://doi.org/10.1155/2019/9252837>
- Lu, Q., Z. Cui, Y. Chen & X. Chen. 2017. Extracting optimal actionable plans from additive tree models [Article]. *Frontiers of Computer Science* 11 (1): 160-173. <https://doi.org/10.1007/s11704-016-5273-4>
- Mancisidor, R. A., M. Kampffmeyer, K. Aas, & R. Jenssen. 2021. Learning latent representations of bank customers with the Variational Autoencoder. *Expert Systems with Applications*, 164, Article 114020. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.114020>
- Marinakos, G., & S. Daskalaki. 2017. Imbalanced customer classification for bank direct marketing [Article]. *Journal of Marketing Analytics* 5 (1): 14-30. <https://doi.org/10.1057/s41270-017-0013-7>
- Melo, L., F. M. Nardini, C. Renso, R. Trani & J. A. Macedo. 2020. A novel approach to define the local region of dynamic selection techniques in imbalanced credit scoring problems [Article]. *Expert Systems with Applications* 152: Article 113351. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.113351>
- Mhlanga, D. 2021. Financial inclusion in emerging economies: The application of machine learning and artificial intelligence in credit risk assessment [Article]. *International Journal of Financial Studies* 9 (3) Article 39. <https://doi.org/10.3390/ijfs9030039>
- Milosevic, M., N. Zivic & I. Andjelkovic. 2017. Early churn prediction with personalized targeting in mobile social games [Article]. *Expert Systems with Applications*, 83, 326-332. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2017.04.056>
- Møller, A. M., & P. S. Myles. 2016. What makes a good systematic review and meta-analysis? *BJA: British Journal of Anaesthesia* 117 (4): 428-430. <https://doi.org/10.1093/bja/aew264>
- Mosavi, A. B., & A. Afsar. 2018. Customer Value Analysis in Banks Using Data Mining and Fuzzy Analytic Hierarchy Processes. *International Journal of Information Technology & Decision Making* 17 (3): 819-840. <https://doi.org/10.1142/s0219622018500104>
- Motevali, M. M., A. M. Shanghooshabad, R. Z. Aram & H. Keshavarz. 2019. WHO: A New Evolutionary Algorithm Bio-Inspired by Wildebeests with a Case Study on Bank Customer Segmentation. *INTERNATIONAL JOURNAL OF PATTERN RECOGNITION AND ARTIFICIAL INTELLIGENCE* 33 (5), Article 1959017. <https://doi.org/10.1142/S0218001419590171>
- Müller, J. M., B. Pommeranz, J. Weisser & K. I. Voigt. 2018. Digital, Social Media, and Mobile Marketing in industrial buying: Still in need of customer segmentation? Empirical evidence from Poland and Germany. *Industrial Marketing Management* 73: 70-83. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.indmarman.2018.01.033>

- Pandey, M. K., M. Mittal & K. Subbiah. 2021. Optimal balancing & efficient feature ranking approach to minimize credit risk [Article]. *International Journal of Information Management Data Insights*, 1 (2), Article 100037. <https://doi.org/10.1016/j.ijime.2021.100037>
- Paweloszek, I. (2021). Customer segmentation based on activity monitoring applications for the recommendation system. *Procedia Computer Science*, 192: 4751-4761. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.procs.2021.09.253>
- Plawiak, P., M. Abdar, J. Plawiak, V. Makarenkov & U. R. Acharya. 2020. DGHNL: A new deep genetic hierarchical network of learners for prediction of credit scoring [Article]. *Information Sciences*, 516: 401-418. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2019.12.045>
- Razavi, R., A. Gharipour, M. Fleury & I. J. Akpan. 2019. A practical feature-engineering framework for electricity theft detection in smart grids. *Applied Energy*, 238: 481-494. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2019.01.076>
- Safarkhani, F., & S. Moro. 2021. Improving the Accuracy of Predicting Bank Depositor's Behavior Using a Decision Tree. *APPLIED SCIENCES-BASEL* (19), Article 9016. <https://doi.org/10.3390/app11199016>
- Sandelowski, M., & J. Barroso. 2006. *Handbook for synthesizing qualitative research*. New York: Springer Publishing Company.
- Seidlova, R., J. Poživil & J. Seidl. 2019. Marketing and business intelligence with help of ant colony algorithm [Article]. *Journal of Strategic Marketing* 27 (5): 451-463. <https://doi.org/10.1080/0965254X.2018.1430058>
- Sheikha, A., T. Ghanbarpourb & D. Gholamiangonabadib. 2019. A Case Study of Fintech Industry: A Two-Stage Clustering Analysis for Customer Segmentation in the B2B Setting. *Journal of Business-to-Business Marketing* 26 (2). <https://doi.org/10.1080/1051712X.2019.1603420>
- Shirazi, F., & M. Mohammadi. 2019. A big data analytics model for customer churn prediction in the retiree segment. *International Journal of Information Management* 48: 238-253. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2018.10.005>
- Sivasankar, E., C. Selvi & S. Mahalakshmi. 2020. Rough set-based feature selection for credit risk prediction using weight-adjusted boosting ensemble method [Article]. *Soft Computing* 24 (6): 3975-3988. <https://doi.org/10.1007/s00500-019-04167-0>
- Torrens, M. & A. Tabakovic. 2022. A Banking Platform to Leverage Data Driven Marketing with Machine Learning. *Entropy* 24 (3). <https://doi.org/10.3390/e24030347>
- Urkup, C., B. Bozkaya & F. S. Salman. 2018. Customer mobility signatures and financial indicators as predictors in product recommendation [Article]. *Plos One* 13 (7): 18, Article e0201197. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0201197>
- World economic Forum. 2017. Shaping the Future of Retail for Consumer Industries. <https://www3.weforum.org/>
- Wu, J., L. Shi, W. P. Lin, S. B. Tsai, Y. Li, L. Yang & G. Xu. 2020. An Empirical Study on Customer Segmentation by Purchase Behaviors Using a RFM Model and K -Means Algorithm. *Mathematical Problems in Engineering* 2020: 8884227. <https://doi.org/10.1155/2020/8884227>
- Xi, Song, Matthew Tingchi Liu, Qianying Liu, & Ben NiuBen Niu. 2021. Hydrological cycling optimization-based multiobjective feature-selection method for customer segmentation. *International Journal of Intelligent Systems* 36 (16). <https://doi.org/10.1002/int.22381>
- Yanik, S., & A. Elmorsy. 2019. SOM approach for clustering customers using credit card transactions. *International Journal of Intelligent Computing and Cybernetics* 12 (3): 372-388. <https://doi.org/10.1108/ijicc-11-2018-0157>

الهه باغانی

متولد سال ۱۳۶۷، دانشجوی دکتری مدیریت فناوری اطلاعات، گرایش کسب و کار هوشمند در دانشگاه تربیت مدرس است. ایشان هم‌اکنون معاون اداره شبکه و سخت‌افزار بانک سیناست. مدیریت تجربه مشتری، طراحی سرویس دیجیتال، کسب و کار هوشمند و یادگیری ماشین از جمله علایق پژوهشی وی است.

**شعبان الهی**

عضو هیئت علمی نمونه کشور، پژوهشگر برتر استان و استاد سرآمد آموزشی و عضو هیئت علمی گروه مدیریت صنعتی دانشگاه ولی عصر رفسنجان می‌باشد. وی سابقه استادتمام مدیریت فناوری اطلاعات در دانشگاه تربیت مدرس، ریاست مرکز ملی مطالعات مدیریت، معاونت پژوهش و فناوری دانشکده مدیریت و اقتصاد دانشگاه تربیت مدرس و همچنین مدیرکل ارزیابی توسعه علوم معاونت علمی و فناوری ریاست جمهوری را در کارنامه خود دارد. دکتر الهی برای اولین بار در کشور رشته مدیریت فناوری اطلاعات را راه‌اندازی و رشته سیاست‌گذاری علم و فناوری را تأسیس و راه‌اندازی کرد و راه‌اندازی و سردبیری فصلنامه علمی و پژوهشی «پژوهش‌های مدیریت منابع سازمانی» را بر عهده داشت.



علایق تحقیقاتی ایشان شامل مدیریت فناوری اطلاعات، مدیریت صنعتی، مدیریت دانش و نوآوری، آینده‌پژوهی و آینده‌نگاری، کسب و کار هوشمند و دیجیتالی، سیستم خبره و هوش مصنوعی، حکمرانی و مدیریت تحول دیجیتالی، روش‌شناسی پژوهش، راهبر بودن و راهبری مؤثر است.

علیرضا حسن‌زاده

متولد سال ۱۳۴۴، دارای مدرک تحصیلی دکتری در رشته مدیریت سیستم‌ها از دانشگاه تهران است. ایشان هم‌اکنون استاد و مدیر گروه مدیریت فناوری اطلاعات دانشگاه تربیت مدرس است. اینترنت اشیا، هوشمندی کسب و کار و تحلیل بیگ‌دیتا از جمله علایق پژوهشی وی است.



علی رجبزاده قطری

دارای مدرک تحصیلی دکتری مدیریت با گرایش مدیریت و تولید و عملیات از دانشگاه تربیت مدرس است. ایشان هم اکنون استاد گروه مدیریت صنعتی دانشکده مدیریت و اقتصاد دانشگاه تربیت مدرس است. شبیه سازی سیستم های گسسته پیشامد، پویا عامل بنیان، تصمیم گیری، بازمهندسی فرایندهای سازمان های خدماتی و تولیدی، هوش مصنوعی در مدیریت از جمله علایق پژوهشی وی است.



پژوهش نامه
پژدازش و
مدیریت
اطلاعات

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
رتال جامع علوم انسانی