Quarterly Journal of Economic Research and Policies Vol. 34, No. 118, Summer 2026

Exploration and Discovery of Customer Behavioral Patterns in Electronic Banking Services Using a Data Science Approach

Sayyed Mohammad Sadegh Davoudi
Ph.D. Student, Faculty of Economics, Management and Administrative Sciences, Semnan University, Semnan, Iran. (Corresponding Author)
sms_davoudi@semnan.ac.ir
Sayyed Kazem Ebrahimi
Associate Professor, Department of Accounting, Faculty of Economics, Management and Administrative Sciences, Semnan University, Semnan, Iran.
kebrahimi@semnan.ac.ir
Abbas Toloui Ashlaqi
Professor, Faculty of Economics and Management, Islamic Azad University, Science and Research Branch, Tehran, Iran.
toloei@gmail.ir

Banks play a key role in the Iranian economy, and with the expansion of electronic banking, the use of banking services has become an integral part of people's economic lives. One of the important challenges for bank managers is to identify customer behavior patterns in areas such as loyalty, creditworthiness, and churn management. This research aims to discover these patterns in the context of electronic banking and using data mining methods. The research data includes more than 6.9 million transactions belonging to about 340,000 Sina Bank customers over an eight-month period. First, using the RFM model, the indicators of novelty, repetition, and monetary value were measured, and then the customers were analyzed with clustering algorithms. The results showed that the K-Means method with three clusters performed best and divided the customers into three groups: "loyal," "at risk," and "potentia". The findings indicate that loyal customers (40%) conduct more than 80% of transactions, while high-risk customers have a small share. Mobile banking was also identified as the most important transaction channel. The results show that data-driven analytics can help improve decision-making, increase loyalty, and reduce customer churn.

JEL Classification: C38, C81, G21, G29, O33.
Keywords: association rule discovery, customer behavior,customer clustering, Electronic banking, RFM model.

Reccived: 2025/09/06 Accepted: 2025/12/20

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-11-24]

[DOI: 10.66224/qjerp.34.118.208]

نشریه علمی (فصلنامه) پژوهش‌ها و سیاست‌های اقتصادی
سال سی و چهارم، شماره ۱۱۸، تابستان ۱۴۰۵، صفحه ۲۷۲ - ۲۰۸

واکاوی و کشف الگوهای رفتاری مشتریان بانک در حوزه خدمات بانکداری الکترونیکی با رویکرد علم داده

سیدمحمدصادق داودی
دانشجوی دکتری دانشکده اقتصاد، مدیریت و علوم اداری، دانشگاه سمنان، سمنان، ایران (نویسنده مسئول).
sms_davoudi@semnan.ac.ir
سیدکاظم ابراهیمی
دانشیارگروه آموزشی حسابداری دانشکده اقتصاد، مدیریت و علوم اداری، دانشگاه سمنان، سمنان، ایران.
kebrahimi@semnan.ac.ir
عباس طلوعی اشلقی
استاد دانشکده اقتصاد و مدیریت، دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم و تحقیقات، تهران، ایران.
toloei@gmail.ir

بانک‌ها نقش کلیدی در اقتصاد ایران ایفا می‌کنند و با گسترش بانکداری الکترونیکی، استفاده از خدمات بانکی به بخش جدایی‌ناپذیر زندگی اقتصادی افراد تبدیل شده است. یکی از چالش‌های مهم مدیران بانکی، شناسایی الگوهای رفتاری مشتریان در حوزه‌هایی مانند وفاداری، اعتبارسنجی و مدیریت ریزش است. این پژوهش با هدف کشف این الگوها در بستر بانکداری الکترونیکی و با استفاده از روش‌های داده‌کاوی انجام شده است. داده‌های پژوهش شامل بیش از ۶/۹ میلیون تراکنش متعلق به حدود ۳۴۰ هزار مشتری بانک سینا در یک دوره هشت‌ماهه است. ابتدا با استفاده از مدل RFM، شاخص‌های تازگی، تکرار و ارزش پولی سنجیده شد و سپس مشتریان با الگوریتم‌های خوشه‌بندی تحلیل شدند. نتایج نشان داد روش K-Means با سه خوشه بهترین عملکرد را داشته و مشتریان را به سه گروه «وفادار»، «در معرض ریسک» و «بالقوه» تقسیم می‌کند. یافته‌ها حاکی از آن است که مشتریان وفادار (۴۰٪) بیش از ۸۰٪ تراکنش‌ها را انجام می‌دهند، در حالی که مشتریان پرریسک سهم کمی دارند. همچنین همراه‌بانک مهم‌ترین کانال تراکنشی شناخته شد. نتایج نشان می‌دهد تحلیل داده‌محور می‌تواند به بهبود تصمیم‌گیری، افزایش وفاداری و کاهش ریزش مشتریان کمک کند.

طبقه‌بندی JEL: C38, C81, G21, G29, O33.
واژگاکلیدی: بانکداری الکترونیکی، رفتار مشتری، خوشه‌بندی مشتریان، کشف قواعد انجمنی، مدل RFM.

تاریخ دریافت: ۱۵ / ۰۶ / ۱۴۰۴ تاریخ پذیرش: ۲۹ / ۰۹ / ۱۴۰۴

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-11-24]
[DOI: 10.66224/qjerp.34.118.208]

مقدمه

بانک‌ها به‌عنوان نهادهای مالی، نقش مهمی در پایداری و توسعه نظام اقتصادی کشور ایفا می‌کنند (فیل سرائی، ۱۳۹۵). در ایران، بانک‌ها با تأمین مالی طرح‌های تولیدی، خدماتی و صنعتی، محرک اصلی رشد اقتصادی محسوب می‌شوند (میرشجاعی، ۱۳۸۴). همچنین، آن‌ها با مدیریت نقدینگی و هدایت سرمایه‌ها، تأثیر قابل‌توجهی بر کنترل تورم و ثبات مالی دارند (گرجی و همکاران، ۱۳۹۷).

اثرگذاری بانک‌ها در بخش‌ها و حوزه‌های مختلف اقتصادی بسیار حائز اهمیت است که از جمله آنها می‌توان به نقش بانک‌ها در اقتصاد مقاومتی (سید شکری، ۱۳۹۲)، سرمایه‌گذاری (عباسیان و همکاران، ۱۳۹۸)، خروج از رکود (بنایی، ۱۳۹۳)، بازار سرمایه (سیف، ۱۳۸۳)، بازار مسکن (میر شجاعی، ۱۳۸۴)، اشتغال‌زایی (مشفق، ۱۳۹۶) و ... اشاره نمود.

در ایران باتوجه‌به ساختار بانک‌محور اقتصاد، عملکرد صحیح نظام بانکی اهمیت دوچندانی یافته است، به‌ویژه در شرایطی که بانکداری الکترونیکی می‌تواند در افزایش بهره‌وری و کاهش هزینه‌ها مؤثر باشد (شایگانی و داداشی، ۱۳۹۴).

تحولات گسترده در حوزه فناوری اطلاعات و ارتباطات در دهه‌های اخیر، زمینه‌ساز تحول در بسیاری از صنایع از جمله صنعت بانکداری شده است. در ایران نیز طی سال‌های اخیر، بانک‌ها با سرمایه‌گذاری قابل‌توجه در زیرساخت‌های فناوری اطلاعات، به دنبال توسعه خدمات و افزایش رضایت مشتریان بوده‌اند. استفاده از چارچوب‌های جدید معماری

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-11-24]

[DOI: 10.66224/qjerp.34.118.208]

در طراحی ساختارهای فناوری اطلاعات بانک‌ها، باعث افزایش بهره‌وری، انسجام عملکردی و امنیت خدمات شده است (شعائی و همکاران، ۱۴۰۰).

بانکداری الکترونیکی به طور رسمی از دهه ۱۹۹۰ در کشورهای پیشرفته آغاز شد و به‌تدریج بانفوذ اینترنت و توسعه زیرساخت‌های دیجیتال، به بخش جدایی‌ناپذیر از نظام بانکی تبدیل شد. در ایران نیز نخستین مراحل بانکداری الکترونیکی در اوایل دهه ۱۳۸۰ با معرفی خدماتی مانند کارت‌های بانکی، درگاه‌های اینترنتی و دستگاه‌های خودپرداز شروع شد. باوجود موانع زیرساختی، این روند طی سال‌های اخیر شتاب بیشتری یافته است. در یک مطالعه داخلی، مشخص شد که پذیرش بانکداری اینترنتی در ایران تحت‌تأثیر عواملی مانند اعتماد، امنیت، و سهولت استفاده بوده است (حسینی و همکاران، ۱۳۹۱).

در پایان سال ۲۰۱۹، بر اساس آمار فناوری اطلاعات و ارتباطات، ۵۳/۶٪ از جمعیت جهان (۴/۱ میلیارد نفر) از دستگاه‌های دیجیتال آنلاین استفاده می‌کردند. دیجیتالیسازی، صنایع متعددی را متحول کرده و نحوه تعامل شرکت‌ها با مشتریان را دگرگون ساخته است. این تحول دیجیتال به ویژه در صنعت بانکداری اهمیت ویژه‌ای دارد، جایی که بانکداری دیجیتال (آنلاین و موبایلی) به یکی از کانال‌های استراتژیک تعامل با مشتریان تبدیل شده است(OECD, 2017) . سازمان همکاری اقتصادی و توسع، دیجیتالیسازی را به عنوان یکی از چالش‌های کلیدی کسب وکارها شناسایی کرده و بانکداری را از جمله بخش‌هایی می‌داند که این تحولات در آن از اهمیت اقتصادی، سازمانی و اجتماعی بالایی برخوردار است (Carbo-Valverde et al., 2020) .

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-11-24]

[DOI: 10.66224/qjerp.34.118.208]

از سوی عرضه، مؤسسات مالی به‌تدریج به این تغییرات واکنش نشان داده‌اند (McKenna, Tuunanen, & Gardner, 2013). بانک‌ها به طور خاص نسبت به تحول سیستم‌های اطلاعاتی، مدیریت داده‌های شخصی، ظهور رقبای جدید (کاملاً دیجیتال) و کانال‌های ارائه خدمات حساس هستند (Pardo & Pagani,2017). اگرچه بانک‌ها از دو دهه پیش کانال‌های توزیع آنلاین را به کار گرفته‌اند، اما همچنان درحال‌توسعه مدل‌های کسب‌وکار مبتنی بر اطلاعات و سیستم‌ها هستند. دیجیتالی‌سازی نه‌تنها بر کاهش هزینه‌ها متمرکز است، بلکه بهبود فرایندها برای ارتقای تجربه مشتریان را نیز شامل می‌شود (Verhoef et al.,2019).

با گسترش دسترسی به اینترنت و تلفن‌های هوشمند، بانک‌ها در ایران و جهان به توسعه ابزارهای جدیدی مانند اینترنت بانک، همراه بانک و موبایل بانک روی آورده‌اند. این ابزارها به دلیل فراهم‌آوردن امکان انجام تراکنش‌های بانکی بدون مراجعه حضوری، به‌سرعت با استقبال مشتریان مواجه شدند. پژوهش‌های صورت‌گرفته نشان می‌دهد که عواملی مانند اعتماد، کیفیت خدمات، سهولت استفاده و امنیت اطلاعات، از مهم‌ترین عوامل تأثیرگذار بر پذیرش این خدمات توسط کاربران هستند (هاشمیان و همکاران، ۱۳۹۱).

همچنین، در مطالعات دیگر استفاده از این خدمات در کاهش هزینه‌ها و افزایش رضایت مشتریان تأثیر قابل‌توجهی داشته است (خادم علیزاده و همکاران، ۱۳۹۵).

باتوجه‌به حجم داده‌های تولید شده در بستر ابزارهای بانکداری الکترونیک نظیر اینترنت بانک، موبایل بانک و...از یک سو و از سوی دیگر افزایش کارکردهای حوزه تحلیل داده در صنایع مختلف، سبب ایجاد بسترهای پژوهش‌های کاربردی جهت کشف دانش نهفته در دل

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-11-24]

[DOI: 10.66224/qjerp.34.118.208]

داده‌ها نموده است که در این راستا این پژوهش نیز به دنبال کشف الگوهای رفتاری مشتریان بانک سینا در حوزه استفاده از خدمات بانکداری الکترونیکی است.

۱. بیان مسئله

رشد چشمگیر بانکداری الکترونیک در ایران و جهان، ضمن فراهم‌کردن فرصت‌های نوین، چالش‌هایی را نیز برای مدیران بانکی ایجاد کرده است. از یک سو، مشتریان بانک‌ها به طور فزاینده‌ای به خدمات غیرحضوری نظیر اینترنت بانک، موبایل بانک و دستگاه‌های خودپرداز روی آورده‌اند که موجب تولید حجم عظیمی از داده‌های تراکنشی شده است (Matellio, 2024). از سوی دیگر، بانک‌ها برای رقابت مؤثر نیازمند شناخت عمیق رفتار مشتریان و ارائه خدمات متناسب با نیازهای آنان هستند. یکی از مهم‌ترین دغدغه‌های مدیران ارشد بانکی، کشف الگوهای رفتاری مشتریان در بستر بانکداری دیجیتال است؛ امری که در حوزه‌هایی چون طراحی محصولات جدید، مدیریت ریسک، اعتبارسنجی، شناسایی مشتریان وفادار و مدیریت روی‌گردانی مشتریان نقش‌محوری ایفا می‌کند (Hosseini, 2022؛ Luo et al., 2023).

باتوجه‌به حجم عظیم داده‌های تولیدی، بهره‌گیری از مدل‌های داده‌کاوی همچون تحلیل RFM ، خوشه‌بندی مشتریان و الگوریتم‌های کشف قواعد انجمنی می‌تواند به شناسایی دقیق‌تر الگوهای رفتاری کمک نماید (Ranjbari & Esmaeili, 2023).

این روش‌ها امکان بخش‌بندی مشتریان بر اساس ارزش، وفاداری و پتانسیل رشد را فراهم می‌سازند و مبنای طراحی سیاست‌های داده‌محور برای افزایش کارایی و سودآوری بانک‌ها قرار می‌گیرند. ازاین‌رو، پژوهش حاضر باهدف کشف الگوهای رفتاری مشتریان

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-11-24]

[DOI: 10.66224/qjerp.34.118.208]

بانک سینا در حوزه بانکداری الکترونیک با بهره‌گیری از علم داده انجام شده و تلاش دارد تصویری جامع از رفتار مشتریان و راهکارهای مدیریتی مبتنی بر داده ارائه نماید.

۲. مبانی نظری و پیشینه تحقیق

۲-۱. رفتار مشتری

در بررسی معنا و مفهوم کشف الگوهای رفتاری مشتریان معمولاً با عباراتی «رفتار مشتری» و «رفتار مشتریان بانک» مواجه می‌شویم که در ادامه تعاریف کوتاهی از منابع علمی آورده شده است.

رفتار مشتری به الگوهای فعالیت‌ها، تصمیم‌گیری‌ها و فرایندهای ذهنی که افراد قبل از خرید، هنگام خرید و پس از خرید محصولات یا خدمات از خود نشان می‌دهند، اشاره دارد(Solomon, 2018) . این مفهوم شامل مراحل شناسایی نیاز، جستجوی اطلاعات، ارزیابی گزینه‌ها، تصمیم خرید و ارزیابی پس از خرید می‌شود (Blackwell et al., 2006).

رفتار مشتری بانک به مجموعه اقدامات، تصمیمات و تعاملات مشتریان با مؤسسات مالی و بانک‌ها اشاره دارد که شامل انتخاب کانال‌های بانکی (حضوری/دیجیتال)، الگوهای استفاده از خدمات، وفاداری و تغییر بانک می‌شود (Mansumitrchai & Chiu, 2012) . این رفتار تحت‌تأثیر عواملی مانند اعتماد، ریسک درک شده، سودمندی خدمات و تجربه مشتری شکل می‌گیرد (Ladhari et al., 2017).

۲-۲. بانکداری الکترونیک

بانکداری الکترونیکی به معنای ادغام اطلاعات و فناوری در بخش بانکداری است که کاربران را قادر می‌سازد با استفاده از رایانه شخصی و مرورگر به وب‌سایت بانک خود دسترسی پیدا کرده و عملکردهای بانکی مجازی را انجام دهند. بانکداری آنلاین در

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-11-24]

[DOI: 10.66224/qjerp.34.118.208]

سال ۱۹۸۱ در نیویورک، ایالات متحده آمریکا آغاز شد و متعاقباً در طول دهه ۱۹۹۰ در هند معرفی گردید(Gupte, 2016) .

بانکداری الکترونیکی به شکل مدرن از دهه ۱۹۶۰ با به‌کارگیری سیستم‌های کامپیوتری برای پردازش تراکنش‌های بانکی آغاز شد(Mols, 1998) . نقطه عطف این تحول در سال ۱۹۶۷ با نصب اولین دستگاه خودپرداز توسط بانک بارکلیز در لندن اتفاق افتاد که تحولی اساسی در دسترسی مشتریان به خدمات بانکی ایجاد کرد (Batiz-Lazo & Wood, 2002) .

در ادامه این روند، دهه ۱۹۸۰ شاهد معرفی بانکداری تلفنی و دهه ۱۹۹۰ با گسترش اینترنت، شاهد ظهور بانکداری آنلاین بودیم(Daniel, 1999) . تحولات بعدی شامل تأسیس اولین بانک تمام اینترنتی در سال ۱۹۹(Security First Network Bank) ، معرفی بانکداری موبایل در سال ۲۰۰۷ با ظهور آیفون، و ظهور فین‌تک‌ها و نئوبانک‌ها در دهه ۲۰۱۰ بود(Gandy, 1995; Barnes & Corbitt, 2003; Gomber et al., 2018) .

باوجود مزایای فراوان، بانکداری الکترونیکی با چالش‌هایی نیز روبرو است. نگرانی‌های امنیتی ۶۷ درصد مشتریان را در استفاده از خدمات دیجیتال دچار تردید کرده است (PwC, 2022) .

۳-۲. علم داده

پایه‌های علم داده به سال ۱۹۶۲ بازمی‌گردد، زمانی که جان دبلیو تاکی در مقاله کلاسیک خود با عنوان «آینده تحلیل داده» پیشنهاد داد که آنچه امروز به‌نام «تحلیل داده» می‌شناسیم، فراتر از

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-11-24]

[DOI: 10.66224/qjerp.34.118.208]

آمار نظری است و باید به‌عنوان رشته‌ای مستقل و با تمرکز بر استخراج معنا از داده‌ها در نظر گرفته شود(Tukey, 1962; Harvard SEAS, 2023; New Yorker, 2023) .

در سال ۲۰۱۲، مقاله‌ای مهم در مجله «بررسی کسب‌وکار هاروارد» با عنوان «دانشمند داده: جذاب‌ترین شغل قرن بیست‌ویکم» منتشر شد که توجه جهانی را به حضور حرفه‌ای‌های علم داده جلب کرد(Davenport & Patil, 2012; Wired, 2012; Alvarado, 2023) .

در نهایت، بررسی مقاله تحلیلی دونه‌هو با عنوان «پنجاه سال علم داده» نشان می‌دهد که گرچه هنوز توافق مشخصی درباره تعریف دقیق علم داده وجود ندارد، اما این رشته همچنان به‌صورت هدفمند در حال شکل‌گیری است(Donoho, 2017) .

۲-۴. تحقیقات داخلی

در سال‌های اخیر، تحلیل رفتار مشتریان در حوزه بانکداری الکترونیکی با استفاده از مدل RFM و الگوریتم‌های خوشه‌بندی مانند K-Means و SOM موردتوجه پژوهشگران قرار گرفته است. این روش‌ها به بانک‌ها امکان می‌دهند تا مشتریان خود را به گروه‌های همگن تقسیم کرده و بر اساس ویژگی‌های رفتاری، استراتژی‌های بازاریابی و خدمات را بهینه کنند.

موسوی و نادری (۱۳۹۹) نیز در تحقیق خود مدل LRFM را معرفی کردند که ترکیبی از مدل RFM با ویژگی‌های جدید بود و برای تحلیل رفتار مشتریان بانک به کار رفت. آن‌ها با استفاده از الگوریتم خوشه‌بندیK-Means ، بخش‌بندی مشتریان بانکداری الکترونیکی را انجام دادند که به سازمان‌ها در تدوین برنامه‌های بازاریابی هدفمند کمک کرد.

کیانی (۱۳۹۹) در پژوهشی به کاربرد الگوریتم خودسازمانده کوهونن (SOM) همراه با مدل RFM در بخش‌بندی مشتریان موبایل بانک پرداخت. این مطالعه نشان داد که استفاده

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-11-24]

[DOI: 10.66224/qjerp.34.118.208]

از SOM دقت و کیفیت بخش‌بندی را در مقایسه با روش‌های سنتی افزایش می‌دهد و می‌تواند راهکار مؤثری برای بانک‌ها در بهبود خدمات باشد.

تقوی‌فرد، محمدخانی و لطفی (۱۴۰۰) در پژوهشی به تحلیل رفتار مشتریان بانک با استفاده از مدل RFM و الگوریتم خوشه‌بندی K-Means پرداختند. آن‌ها با استفاده از داده‌های تراکنش‌های الکترونیکی و اطلاعات دموگرافیک، مشتریان را بخش‌بندی کرده و نشان دادند که این روش می‌تواند به بهبود استراتژی‌های بازاریابی و خدمات مشتریان کمک شایانی نماید.

زارعی همت (۱۴۰۰) در مطالعه‌ای به بررسی رضایت‌مندی مشتریان بانک ملت با بهره‌گیری از مدل RFM و تکنیک‌های داده‌کاوی پرداخت. یافته‌های این تحقیق امکان شناسایی مشتریان با سطوح رضایت مختلف را فراهم کرده و پیشنهاداتی برای ارتقای کیفیت خدمات ارائه داد.

تمایز اصلی این مقاله با سایر پژوهش‌های مشابه داخلی آن است که اولاً در حوزه خوشه‌بندی از الگوریتم‌های متعددی استفاده شده است و بهترین نتایج مورد تحلیل قرارگرفته است. ثانیاً علاوه بر مدل RFM و الگوریتم‌های خوشه‌بندی، از کشف قواعد پرتکرار نیز استفاده گردیده است که در استخراج الگوهای رفتاری مشتریان بسیار کارآمد است. ثالثاً سایر متغیرهای کلیدی نظیر تمامی خدمات قابل‌ارائه در بانک نظیر کارت به کارت، پرداخت قبض، انتقال شبا و پایا و... در تمامی بسترهای ممکن نظیر اینترنت بانک، موبایل بانک و... همراه با متغیرهای دیگری نظیر استان و شهر مورد تحلیل قرار گرفته است.

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-11-24]

[DOI: 10.66224/qjerp.34.118.208]

۵-۲. تحقیقات خارجی

متیوالا، البشراوی و کارتال[1] (۲۰۲۳) در پژوهشی با رویکرد تحلیلی به بررسی رفتار استفاده مشتریان از خدمات موبایل بانک پرداختند و عوامل مؤثر بر پذیرش و تداوم استفاده از این سرویس‌ها را شناسایی کردند. یافته‌های این مطالعه نشان داد که ویژگی‌هایی مانند سهولت استفاده، امنیت ادراک شده و کیفیت خدمات نقش کلیدی در شکل‌دهی رفتار کاربران و نیت استفاده مداوم دارند. این تحقیق با بهره‌گیری از داده‌های واقعی کاربران و به‌کارگیری تکنیک‌های پیشرفته داده‌کاوی، الگوهای رفتاری را استخراج نمود و توصیه کرد بانک‌ها با تمرکز بر بهبود تجربه کاربری و افزایش اعتماد مشتریان، می‌توانند وفاداری و رضایت کاربران را افزایش دهند و بهره‌وری خدمات دیجیتال را ارتقا بخشند.

کونا[2] (۲۰۲۲) در پژوهشی به بررسی بخش‌بندی مشتریان بانک و شخصی‌سازی خدمات بانکی با استفاده از تحلیل‌های کلان‌داده پرداخت. این مطالعه رفتار، ویژگی‌های جمعیتی و ترجیحات مشتریان را تحلیل کرده و بر اساس این داده‌ها، الگوهای بخش‌بندی دقیق برای بهینه‌سازی خدمات و کمپین‌های بازاریابی ارائه داد. یافته‌ها نشان می‌دهد که استفاده از روش‌های داده‌کاوی و تحلیل رفتار مشتریان، می‌تواند به بانک‌ها کمک کند تا خدمات شخصی‌سازی‌شده و هدفمندتری ارائه دهند و در نتیجه رضایت و وفاداری مشتریان افزایش یابد. همچنین، تحلیل داده‌های بزرگ موجب شناسایی نیازها و انتظارات متفاوت هر بخش از مشتریان شده است.

---

1. Motiwalla, Albashrawi, & Kartal
2. Kona

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-11-24]

[DOI: 10.66224/qjerp.34.118.208]

دادها[1] (۲۰۲۲) در پژوهشی تأثیر اینترنت بانک، موبایل بانک و خدمات دستگاه‌های خودپرداز بر رضایت مشتریان بانک پانین در شهر باتام را بررسی کرد. جامعه آماری این تحقیق شامل مشتریان فعال بانک بود و با استفاده از پرسش‌نامه و روش‌های آماری مانند رگرسیون، اثرات هر یک از این کانال‌های خدماتی بر میزان رضایت سنجیده شد. نتایج نشان داد که هر سه خدمت تأثیر مثبت و معناداری بر رضایت مشتریان دارند، به‌ویژه موبایل بانک که به دلیل سهولت دسترسی و سرعت عملکرد، بیشترین نقش را ایفا می‌کند. همچنین استفاده گسترده از دستگاه‌های خودپرداز و اینترنت بانک نیز به ارتقای تجربه مشتری و افزایش وفاداری منجر شده است. این مطالعه تأکید کرد که بانک‌ها باید به بهبود کیفیت و امنیت این خدمات توجه ویژه‌ای داشته باشند تا رضایت و حفظ مشتریان تضمین شود.

عبدالعزیز، بدراوی و حسین[2] (۲۰۲۲) در مطالعه‌ای به بررسی خدمات خودپرداز، اینترنت بانک و موبایل بانک در محیط دیجیتال صنعت بانکداری مصر پرداختند. این پژوهش با تحلیل داده‌های جمع‌آوری‌شده از مشتریان بانک‌های مختلف، تأثیر این خدمات دیجیتال بر رضایت و وفاداری مشتریان را مورد ارزیابی قرار داد. نتایج نشان داد که کیفیت خدمات، سهولت استفاده و امنیت در هر سه کانال، عوامل کلیدی در افزایش رضایت مشتریان هستند. همچنین، این تحقیق تأکید کرد که ادغام این خدمات در استراتژی‌های بانکداری دیجیتال می‌تواند موجب بهبود تجربه مشتری و تقویت موقعیت رقابتی بانک‌ها شود.

در پژوهش‌های متعددی مدل RFM به‌عنوان ابزاری مؤثر برای بخش‌بندی مشتریان بانک استفاده شده است.

---

1. Dadha
2. Abd El Aziz, El Badrawy, & Hussien

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-11-24]

[DOI: 10.66224/qjerp.34.118.208]

راجش[1] (۲۰۲۴) در مطالعه‌ای، کاربرد مدل RFM را در بخش‌بندی مشتریان با استفاده هم‌زمان از الگوریتم‌های K-Meansو BIRCHبررسی کرده و بهبودهای قابل‌توجهی در کیفیت خوشه‌بندی مشتریان نشان داده است. همچنین، چیترا[2] (۲۰۲۴) با به‌کارگیری الگوریتم K-Means در بانک‌های خارجی اندونزی، توانسته است مشتریان را بر اساس رفتار مالی و الگوهای تراکنش‌های بانکی بخش‌بندی کند؛ یافته‌هایی که به بهبود استراتژی‌های بازاریابی کمک می‌کند. در همین راستا، خمایدی[3] (۲۰۲۳) با معرفی مدل ترکیبی RFM-ARو استفاده از الگوریتم K-Means به کشف الگوهای خرید مشتریان بانکی پرداخته و نشان داده است که خوشه‌بندی مؤثر می‌تواند به شناخت بهتر نیازهای مشتریان منجر شود.

در حوزه بانکداری موبایلی، آنیا[4] (۲۰۲۵) با تحلیل تراکنش‌های کاربران و به‌کارگیری مدل RFM و الگوریتمK-Means ، الگوهای خاصی از رفتار مصرف مشتریان را شناسایی کرده است. همچنین، رونگ‌رونگ[5] (۲۰۲۴) رویکرد جدیدی را با ترکیب مدل RFM و تحلیل مفهوم رسمی ارائه داده که در آن استفاده از الگوریتم خوشه‌بندی سلسله‌مراتبی، دقت بخش‌بندی مشتریان را بهبود بخشیده است. از سوی دیگر، یان[6] (۲۰۲۵) با تمرکز بر ویژگی‌های رفتاری مشتریان بانک، استراتژی‌های بازاریابی هدفمند مبتنی بر بخش‌بندی را پیشنهاد کرده است.

---

1. Rajesh
2. Chitra
3. Khumaidi
4. Ania
5. Rungruang
6. Yan

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-11-24]

[DOI: 10.66224/qjerp.34.118.208]

علاوه بر مطالعات بانکی، پژوهش نانو ان‌تی‌پی[1] (۲۰۲۴) نشان داده است که مدل RFMو K-Means در تحلیل رفتار مشتریان مراکز خرید نیز کارایی بالایی دارند و از تطبیق‌پذیری این رویکرد در صنایع مختلف حکایت دارند. همچنین، مدیوم[2] (۲۰۲۳) به مقایسه الگوریتم K-Means و قواعد مبتنی بر تحلیل RFM پرداخته و مزایا و محدودیت‌های هر یک را بررسی کرده‌اند.

به‌طورکلی، مرور این مطالعات نشان می‌دهد که مدل RFM در کنار الگوریتم خوشه‌بندی K-Means ابزاری قدرتمند برای تحلیل رفتار و بخش‌بندی مشتریان به شمار می‌رود و می‌تواند نقش مهمی در بهبود تصمیم‌گیری‌های بازاریابی و تدوین استراتژی‌های بانک‌ها ایفا کند. در این پژوهش نیز علاوه بر این مدل‌ها با استفاده از الگوریتم‌های کشف الگوهای پرتکرار سعی شده است سطح تحلیل عمیق‌تر گردیده و سایر متغیرهای کلیدی در تمامی ابعاد خدمات و درگاه‌های الکترونیکی موردبررسی و تحلیل قرار گیرد.

۳. روش تحقیق

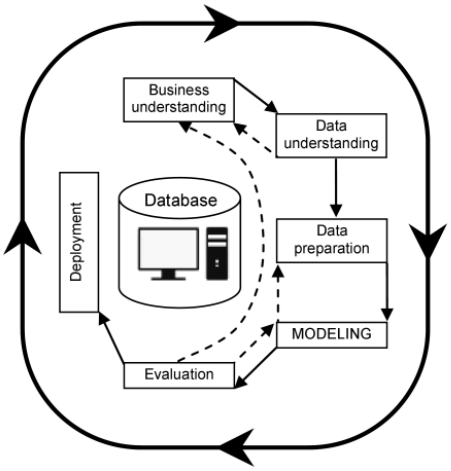
۳-۱. روش شناسی CRISP - DM

روش‌شناسی که بیشتر در عمل استفاده شده و در ادبیات تحقیق نیز ذکر شده است به‌عنوان فرایند استاندارد CRISP - DM (فرایندهای استاندارد صنعت متقابل برای داده‌کاوی) شناخته می‌شود که متشکل از ۶ مرحله می‌باشد.

1. Nano-ntp
2. Medium

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-11-24]

[DOI: 10.66224/qjerp.34.118.208]



شکل ۱. روش شناسی CRISP - DM

در روش CRISP - DM، توجه ویژه‌ای به درک شرایط کسب‌وکار داده‌ها پرداخت می‌شود. این از طریق اتصالات همسو بین سه مرحله اول قابل‌مشاهده است، که می‌تواند به عنوان مرحله قبل از پردازش استفاده شو(نمودار شماره ۶) . مرحله بعدی مدل‌سازی (پردازش اصلی) است، در حالی که دو مورد آخری شامل ارزیابی نتایج بدست‌آمده و اجرای نتایج به‌دست‌آمده بر پایه مدل‌سازی هستند (روگالویکز[1] و همکاران، ۲۰۱۶، ص ۱۰۰-۹۹).

این روش‌شناسی از شش مرحله برای سازماندهی‌کردن نتایج استفاده می‌کند:

۱. شناخت کسب‌وکار: در مرحله اولیه تمرکز بر درک اهداف پروژه و نیازمندی‌ها از منظر کسب‌وکار، سپس تبدیل این دانش به تعریف مسئله داده‌کاوی و طراحی برنامه اولیه برای دستیابی به اهداف است.

1. Rogalewicz

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-11-24]

[DOI: 10.66224/qjerp.34.118.208]

۲. شناخت داده: این مرحله با گردآوری داده‌ها اولیه آغاز شده و با اقداماتی برای آشنایی و شناسایی مشکلات کیفیت داده‌ها به‌منظور کسب بینش اولیه از آن با شناسایی فرضیه‌ها از اطلاعات پنهان موجود در داده‌ها ادامه می‌یابد.

۳. آماده‌سازی داده‌ها: مرحله آماده‌سازی داده‌ها شامل تمام فعالیت‌ها برای ساخت مجموعه داده نهایی (ورودی ابزارهای مدل‌سازی) از داده‌های خام اولیه است. وظایف این مرحله شامل انتخاب، پاک‌سازی داده‌ها، ساختاربندی داده‌های جدید و ادغام داده می‌شود.

۴. مدل‌سازی: در این مرحله، تکنیک‌های مختلف مدل‌سازی انتخاب و به کار برده می‌شوند. به طور معمول، چندین تکنیک برای یک نوع مساله داده‌کاوی وجود دارد. برخی از تکنیک‌ها دارای الزامات خاص روی فرم داده‌ها هستند؛ بنابراین، اغلب در این مرحله بازگشت به مرحله آماده‌سازی داده‌ها موردنیاز است.

۵. ارزیابی: قبل از اقدام به استقرار نهایی مدل، لازم است که مدل به طور کامل ارزیابی و مراحل ساخت مدل بازبینی شود تا از دستیابی به اهداف کست و کار اطمینان حاصل شود. در پایان این مرحله، تصمیم در مورداستفاده از نتایج داده‌کاوی باید گرفته شود.

۶. توسعه و پیاده‌سازی: بسته به شرایط، مرحله استقرار می‌تواند به‌سادگی به‌عنوان تهیه یک گزارش و یا به پیچیدگی پیاده‌سازی فرایند داده‌کاوی باشد. توسعه فرایند، استفاده از ادراکات جدید برای ایجاد بهبود در سازمان است(زرکش، ۱۳۹۵، ص۵۹؛ چاپمن[1] و دیگران، ۲۰۰۰)

1. Chapman

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-11-24]

[DOI: 10.66224/qjerp.34.118.208]

در این پژوهش از مدل مشهور RFM و الگورتیم‌های خوشه بندی K-Means، TwoStep و Kohonen و همچنین الگوریتم Apriori جهت کشف الگوهای پرتکرار استفاده شده است.

۳-۲. مدل RFM

مدل RFM که اغلب در بخش‌بندی (Segmentation) و هدف‌گذاری (Targeting) مشتریان استفاده می‌شود، روشی است که با بهره‌گیری از سه پارامتر تازگی(Recency) ، فراوانی (Frequency)و ارزش پولی(Monetary) ، مشتریان را بر اساس تاریخ آخرین خرید، تعداد دفعات خرید، و میزان هزینه‌کرد آن‌ها طبقه‌بندی می‌کند (Cuce & Tiryaki, 2022) .

متغیرهای RFM برای شناسایی ویژگی‌های خاص رفتار خرید مشتریان مناسب هستند و می‌توانند بخش‌بندی مشتریان را بهبود ببخشند. مزیت این مدل برای سازمان‌ها این است که با استفاده از تعداد کمی پارامتر، می‌توان خدمات را شخصی‌سازی کرد و مشتریانی را شناسایی نمود که احتمال بیشتری برای پاسخ‌گویی به تبلیغات و پیشنهادات دارند (Kadir & Achyar, 2019) .

در مدلRFM ، بخش‌هایی از مشتریان ایجاد می‌شود که آن‌ها را براساس سوابق خریدشان طبقه‌بندی می‌کند. این طبقه‌بندی با در نظر گرفتن عواملی مانند:

- **تازگی (Recency - R)** : مدت‌زمانی است که از آخرین خرید مشتری گذشته است. مشتریانی که اخیراً خرید کرده‌اند معمولاً تعامل بیشتری با برند دارند و هدف مناسب‌تری برای بازاریابی به‌شمار می‌روند.

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-11-24]

[DOI: 10.66224/qjerp.34.118.208]

- **فراوانی (Frequency - F)** : تعداد دفعات خرید مشتری در یک بازه زمانی مشخص است. مشتریانی که خریدهای مکرر دارند، مشتریان وفادارتری محسوب می‌شوند.
- **ارزش پولی (Monetary - M)** : مجموع مبلغی است که مشتری در یک بازه مشخص پرداخت کرده است. این شاخص نشان‌دهنده ارزش اقتصادی هر مشتری برای سازمان است(Chavhan et al., 2022) .

۳-۳. الگوریتم‌های خوشه بندی مشتریان

در این پژوهش جهت خوشه‌بندی مشتریان از از سه الگوریتم خوشه بندی K-Means، TwoStep و Kohonen استفاده گردیده است. در نرم‌افزارSPSS Modeler ، گره Auto Cluster به طور خودکار یکی از سه الگوریتم خوشه‌بندی مناسب را بر اساس ویژگی‌های داده‌ها و تنظیمات انتخاب می‌کند. الگوریتم اول، K-Means است که داده‌ها را به خوشه‌هایی تقسیم می‌کند تا شباهت درون خوشه‌ای را بیشینه و تفاوت بین خوشه‌ها را بیشینه سازد؛ این الگوریتم برای داده‌های عددی و زمانی که تعداد خوشه‌ها مشخص است، کاربرد گسترده و سرعت بالایی دارد .(Jain, 2010) الگوریتم دوم، TwoStep Cluster است که برای داده‌های بزرگ و ترکیبی، شامل داده‌های عددی و اسمی، مناسب بوده و با تقسیم داده به زیرگروه‌های کوچک و سپس ادغام آن‌ها خوشه‌های نهایی را تشکیل می‌دهد. این روش امکان تعیین خودکار تعداد خوشه‌ها را بر اساس معیارهای آماری فراهم می‌کند (Chiu et al., 2001). سومین الگوریتم، کوهونن (Kohonen) یا شبکه‌های عصبی خودسازمانده است که با ایجاد نقشه‌های ویژگی، داده‌ها را به خوشه‌های مشابه گروه‌بندی

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-11-24]
[DOI: 10.66224/qjerp.34.118.208]

می‌کند و برای شناسایی ساختارهای پیچیده و روابط غیرخطی بسیار مؤثر است (Kohonen, 1997). استفاده از گره Auto Cluster در SPSS Modeler به پژوهشگران و تحلیلگران امکان می‌دهد به سادگی و با دقت بالا مناسب‌ترین الگوریتم خوشه‌بندی را انتخاب و نتایج دقیق و کاربردی در تحلیل مشتریان با استفاده از متغیرهای RFM به دست آورند(IBM Corp., 2023) .

یکی از چالش‌های مهم در پیاده‌سازی الگوریتمK-Means ، تعیین تعداد بهینه خوشه‌ها (K) است. اگر تعداد خوشه‌ها به درستی انتخاب نشود، نتیجه نهایی ممکن است نمایانگر درستی از ساختار داده‌ها نباشد. برای غلبه بر این چالش، از روش‌های ارزیابی مانند روش آرنج(Elbow Method) ، معیار سیلوئت (Silhouette Coefficient) و شاخص Davies–Bouldinاستفاده می‌شود. این روش‌ها با سنجش کیفیت خوشه‌بندی، کمک می‌کنند تا تعداد مناسبی از خوشه‌ها برای تحلیل انتخاب شود(Arora & Kansal, 2023) .

الگوریتم K-Means به دلیل سادگی، مقیاس‌پذیری و سرعت اجرا، یکی از مناسب‌ترین گزینه‌ها برای خوشه‌بندی در داده‌های بزرگ مشتریان است. با این حال، برخی محدودیت‌ها مانند حساسیت بالا به مقدار اولیه مراکز خوشه‌ها و فرض کروی بودن خوشه‌ها در فضای ویژگی‌ها باعث شده‌اند که نسخه‌های بهبود یافته‌ای از این الگوریتم توسعه یابد. همچنین در مطالعات اخیر، الگوریتم K-Means با روش‌هایی مانند الگوریتم ژنتیک (GA) و الگوریتم ازدحام ذرات (PSO) ترکیب شده تا دقت خوشه‌بندی در داده‌های پیچیده افزایش یابد(Kumar & Bansal, 2022) .

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-11-24]

[DOI: 10.66224/qjerp.34.118.208]

۱-۳-۳. ارزیابی کیفیت خوشه بندی براساس شاخص سیلوئت(Silhouette Index)

یکی دیگر از روش‌های ارزیابی خوشه‌بندی، معیار «نیم‌رخ» (Silhouette) است. این معیار هم به پیوستگی (Cohesion) درون خوشه‌ها و هم به میزان تفکیک‌پذیری آن‌ها بستگی دارد. مقدار نیم‌رخ برای هر نقطه، میزان تعلق آن را به خوشه‌اش در مقایسه با خوشه مجاور اندازه می‌گیرد.

میزان معیار نیم‌رخ برای نقطه xiبوسیله رابطه زیر اندازه‌گیری می‌شود:

$$s(i) = \frac{b(i)-a(i)}{\max(b(i),a(i))} \qquad (۱)$$

در نتیجه اگر a(i) کوچکتر از b(i) باشد، مقدار شاخص نیم‌رخ مثبت می‌شود و برعکس اگر b(i) کوچکتر از a(i) باشد، مقدار شاخص نیم‌رخ منفی شده و نشانگر خوشه‌بندی ضعیف است زیرا نقطه xixi بیش از آنکه شبیه خوشه خودش باشد به خوشه مجاور شباهت دارد. با توجه به رابطه بالا مقدار این شاخص بین ۱- تا ۱+ تغییر می‌کند. مقدار نزدیک به۱ بیانگر انطباق خوب بین نقطه و خوشه‌اش نسبت به خوشه مجاور است. اگر معیار نیم‌رخ برای همه نقاط درون خوشه‌ها نزدیک به ۱ باشد، عمل خوشه‌بندی به درستی انجام شده است. در حالیکه کوچک بودن مقدار نیم‌رخ برای خوشه‌ها، بیانگر ضعیف بودن نتایج خوشه‌بندی است که ممکن است به علت انتخاب نامناسب تعداد خوشه‌ها (k) نیز باشد.

حال اگر میانگین مقدار نیم‌رخ برای نقط‌های هر خوشه را محاسبه کنیم، معیاری برای ارزیابی هر خوشه بدست می‌آید. همچنین میانگین کل مقدارهای نیم‌رخ نیز معیاری برای ارزیابی عملیات خوشه‌بندی محسوب می‌شود (Januzaj et al., 2023).

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-11-24]

[DOI: 10.66224/qjerp.34.118.208]

۴-۳. الگوریتم Aprior

در این پژوهش، به‌منظور کشف الگوهای رفتاری مشتریان بانک در استفاده از خدمات بانکداری الکترونیکی (مانند اینترنت‌بانک، موبایل‌بانک، خودپرداز و پایانه‌های فروش)، از نرم‌افزار IBM SPSS Modeler و الگوریتم Apriori استفاده شد. الگوریتم Apriori یکی از مهم‌ترین روش‌های داده‌کاوی در حوزه یادگیری قواعد انجمنی (Association Rule Learning)است که برای شناسایی روابط پنهان میان رویدادها یا تراکنش‌ها در پایگاه‌های داده بزرگ به‌کار می‌رود .(Agrawal & Srikant, 1994) این الگوریتم با تکرارهای متوالی، ابتدا مجموعه‌های پرتکرار از تراکنش‌ها (frequent itemsets) را شناسایی کرده و سپس بر اساس معیارهایی نظیر فراوانی وقع الگو(support)، اعتماد یا احتمال وقع آیتم مقصد در صورت وقوع آیتم مبدأ(confidence) و شدت ارتباط نسبت به حالت تصادفی(lift) قواعد رفتاری معنادار استخراج می‌کند(Han, Pei, & Kamber, 2022) .

مزیت اصلی این الگوریتم سادگی و قابلیت تفسیر آسان آن است که باعث شده در حوزه‌های مختلف مورد استفاده قرار گیرد. رای داده‌های با حجم متوسط، به‌ویژه در محیط‌هایی مانند IBM SPSS Modeler، الگوریتم Apriori انتخابی کارآمد و کاربردی محسوب می‌شود(Han et al., 2022) .

۴. تحلیل داده ها

در مرحله تحلیل داده متاسب با روش شناسی CRISP-DM گام به گام مراحل به صورت تفصیلی تشریح می‌گردد:

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-11-24]

[DOI: 10.66224/qjerp.34.118.208]

۴-۱. مرحله شناخت فضای کسب و کار

باتوجه به اهمیت و جایگاه صنعت بانکداری در ایران و تأثیر آن بر اقتصاد ایران، یکی از کلیدی‌ترین عناصر و بازیگرهای اصلی در بانک‌ها مشتریان آن هستند که در جهت شناخت الگوهای رفتاری آنها جهت اخذ استراتژی‌های مناسب داده محور، در این پژوهش داده‌های مرتبط با بازه ۸ ماهه ابتدایی سال ۱۴۰۳ بانک سینا در حوزه تراکنش‌های بانکی که شامل انواع خدمات بانکی و انواع درگاه‌های الکترونیکی است مورد تحلیل و بررسی قرار گرفته است.

۴-۲. مرحله شناخت داده

در این پژوهش از داده‌های مرتبط با تراکنش‌های بانکی براساس نوع خدمت و درگاه انجام خدمت مشتریان حقیقی بهره گرفته شده است. به طور مشخص کد مشتری، مبلغ تراکنش، تعداد تراکنش، میانگین تراکنش در بازه زمانی ماهیانه، آخرین ماه انجام تراکنش، استان و شهر مشتری، نوع خدمت و درگاه انجام خدمت متغیرهای اصلی در این پژوهش هستند.

نوع خدمت شامل مواردی از قبیل انتقال وجه از سپرده به کارت داخلی، انتقال وجه آنی بین بانکی، انتقال وجه دسته‌ای، انتقال وجه دسته‌ای پایا، انتقال وجه ساتنا، انتقال وجه عادی، انتقال وجه عادی پایا، انتقال وجه کارت به سپرده، انتقال وجه کارت به کارت، انتقال وجه مستمر، انجام سرویس پرداخت، انجام سرویس پرداخت با سپرده، بازپرداخت تسهیلات، پرداخت بدهی پرونده اعتباری، پرداخت تسهیلات با کارت، پرداخت قبض، پرداخت قبض با سپرده، پرداخت قبض دسته‌ای، پرداخت قبض دسته‌ای با سپرده، پیش‌نمایش کارمزد، شارژ مستقیم تلفن همراه، شارژ مستقیم تلفن همراه با سپرده می‌باشد.

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-11-24]

[DOI: 10.66224/qjerp.34.118.208]

همچنین نوع درگاه انجام خدمت نیز شامل مقادیری نظیر اینترنت‌بانک، تلفن‌بانک، خدمات اینترنت‌بانک در یاقوت، خدمات همراه‌بانک در یاقوت، یاقوت توسن بوم، یاقوت سیبانک می‌باشد.

۳-۴. مرحله آماده سازی داده

در این مرحله باتوجه به حجم بالای تراکنش‌ها و عدم در دسترس بودن سخت افزار مناسب جهت پردازش کلان داده مشتریان بانک، با استفاده از روش نمونه‌گیری تصادفی از داده‌ها نمونه‌گیری انجام گردید. سپس تمامی مراحل پاک سازی داده از جمله حذف مقادیر گمشده، شناسایی و حذف داده‌های پرت، اصلاح فرمت اعداد و تاریخ‌ها و... به صورت کامل انجام پذیرفت.در نهایت تعداد کل تراکنش‌های بانکی مورد استفاده در تحلیل به عدد ۶,۹۹۶,۴۲۱ تراکنش مرتبط با۳۳۹,۶۳۹ مشتری منحصر به فرد منجر گردید.

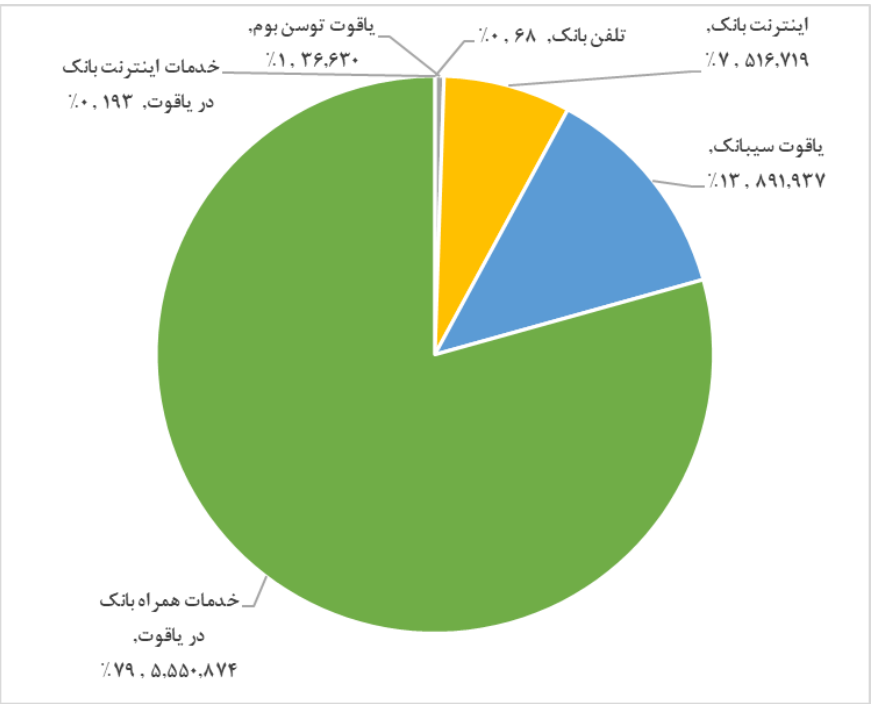
در ابتدا توصیفی کلی از داده‌ها ارائه می‌گردد:

استان‌های تهران، خراسان رضوی، اصفهان، مازندران و آذربایجان شرقی پنج استان با بیشترین تعداد مشتری در این مجموعه قرار گرفته اند. به طوریکه که تعداد مشتریان این ۵استان حدود ۵۸ درصد کل مشتریان را شامل می‌شود. از حیث تعداد تراکنش نیز این استان‌ها درکنار استان خوزستان به عنوان استان ششم در صدر بیشترین تعداد تراکنش هستند و در مجموع این ۶ استان حدود ۶۴ درصد کل تراکنش‌ها را دربرگرفته اند.

در جدول زیر تعداد کل تراکنش‌ها براساس نوع خدمت و نوع درگاه انجام خدمت و درصد هریک از آنها محاسبه گردیده است:

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-11-24]

[DOI: 10.66224/qjerp.34.118.208]



شکل ۲. تعداد و درصد تراکنش‌ها براساس درگاه ارائه خدمت

مأخذ: یافته‌های پژوهش

همان طور که در جدول مشاهده می‌شود مسیر همراه بانک در صدر ارائه خدمات الکترونیک بانکی است و بعد از آن با فاصله بسیار زیادی خدمات اینترنت بانک با درصد حدود ۷/۴ درصد وجود دارد.

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-11-24]

[DOI: 10.66224/qjerp.34.118.208]

جدول ۱. تعداد و درصد تراکنش‌ها براساس نوع خدمت

نوع خدمت	تعداد تراکنش	درصد از کل تراکنش ها
انتقال وجه کارت به کارت	2741168	39.2%
شارژ مستقیم تلفن همراه با سپرده	1532895	21.9%
پرداخت قبض با سپرده	1233704	17.6%
بازپرداخت تسهیلات	346077	4.9%
پرداخت قبض	253078	3.6%
شارژ مستقیم تلفن همراه	244004	3.5%
انتقال وجه عادی پایا	237929	3.4%
انتقال وجه عادی	195353	2.8%
پرداخت تسهیلات با کارت	84029	1.2%
انجام سرویس پرداخت با سپرده	51808	0.7%
پرداخت بدهی پرونده اعتباری	40400	0.6%
پرداخت قبض دسته ای با سپرده	12142	0.2%
انتقال وجه آنی بین بانکی	8286	0.1%
انجام سرویس پرداخت	7353	0.1%
انتقال وجه ساتنا	5994	0.1%
پرداخت قبض دسته ای	725	0.0%
انتقال وجه مستمر	586	0.0%
انتقال وجه دسته ای پایا	374	0.0%
انتقال وجه کارت به سپرده	245	0.0%
انتقال وجه دسته ای	204	0.0%
پیش نمایش کارمزد	58	0.0%
انتقال وجه از سپرده به کارت داخلی	9	0.0%
مجموع کل تراکنش ها	6996421	100.0%

مأخذ: یافته‌های پژوهش

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-11-24]

[DOI: 10.66224/qjerp.34.118.208]

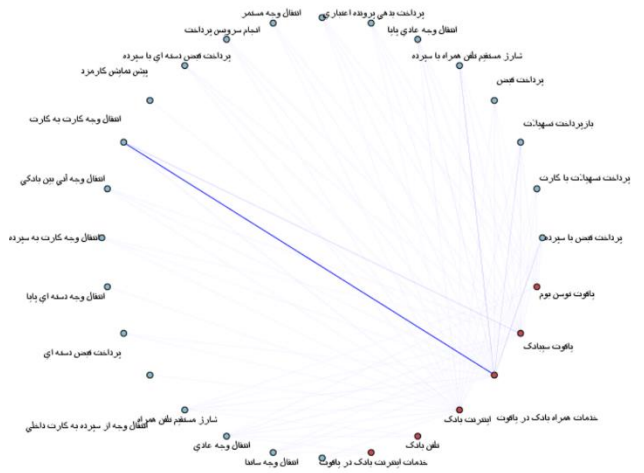
انتقال وجه کارت به کارت، شارژ مستقیم تلفن همراه با سپرده، پرداخت قبض با سپرده، بازپرداخت تسهیلات، پرداخت قبض، شارژ مستقیم تلفن همراه، انتقال وجه عادی پایا، انتقال وجه عادی و پرداخت تسهیلات با کارت دارای بیشترین سهم از تعداد کل تراکنش‌ها را به ترتیب در کل تراکنش‌ها دارند. که به صورت مجموع حجم آنها حدود ۹۸ درصد از کل تراکنش‌ها می‌باشد.

اگر تعداد کل تراکنش‌های بانکی را از حیث تقاطع نوع خدمت و درگاه انجام خدمت مورد بررسی قرار دهیم به نتایج زیر خواهیم رسید: بیشترین تراکنش‌ها از حیث درصد به موارد ذیل مرتبط می‌گردند:

- انتقال وجه کارت به کارت از طریق خدمات همراه بانک در یاقوت با سهم ۳۱ درصدی
- شارژ مستقیم تلفن‌همراه با سپرده از طریق خدمات همراه بانک در یاقوت با سهم ۱۹ درصدی
- پرداخت قبض با سپرده از طریق خدمات همراه بانک در یاقوت با سهم ۱۵درصدی
- انتقال وجه کارت به کارت از طریق خدمات یاقوت سیبانک با سهم ۶ درصدی
- بازپرداخت تسهیلات از طریق خدمات همراه بانک در یاقوت با سهم ۴ درصدی

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-11-24]

[DOI: 10.66224/qjerp.34.118.208]



شکل ۳. ارتباط میان نوع خدمت و درگاه انجام خدمت براساس میزان تراکنش ها

۴-۴. مرحله مدل سازی

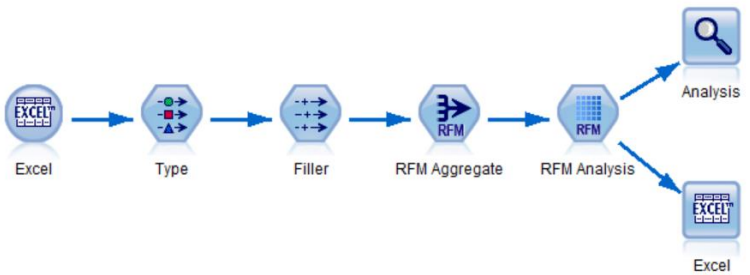
گام اول)پیاده سازی مدل RFM

در ابتدا جهت پیاده سازی مدل RFM، می‌بایست از متغیرهای ماه انجام تراکنش، تعداد تراکنش و مبلغ تراکنش به ترتیب برای محاسبه شاخص‌های تازگی، فراوانی و ارزش پولی استفاده گردد. مبنای محاسبه اعداد یک تا پنج لحاظ گردیدند؛ یعنی هرچه مشتری تعداد تراکنش بالاتری نسبت به رقبا داشته باشد، میزان تراکنش بیشتری نسبت به رقبا انجام دهد و یا آخرین ماه انجام تراکنش به آخرین ماه تحلیل ماه یعنی آبان ماه ۱۴۰۳ (ماه هشتم) نزدیکتر باشد عدد ۵ و به همین نسبت اگر این مقادیر نسبت به رقبا میزان کمتری داشته باشد نمره مشتری در این شاخص‌ها به عدد یک میل می‌کند. جهت محاسبه نمرات این سه شاخص، تعداد تراکنش‌ها و مبلغ تراکنش‌ها برای هر مشتری جمع زده شد و آخرین ماه

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-11-24]
[DOI: 10.66224/qjerp.34.118.208]

تراکنش برای هر مشتری نیز محاسبه گردید. وزن شاخص‌های سه گانه تازگی، فراوانی و ارزش پولی به ترتیب مقادیر ۰/۰۳/۴ و ۰/۳ درنظرگرفته شده است

جهت انجام مدل RFM در نرم افزار SPSS Modeler از گره‌های RFM Aggregate و RFM Analysis استفاده گردیده است.



شکل ۴. مراحل انجام مدل RFM در نرم افزار SPSS Modeler

مأخذ: یافته‌های پژوهش

متناسب با وزن شاخص‌های سه گانه، نمره نهایی RFM هر مشتری مشخص گردید. سپس توزیع مشتریان از حیث طبقه‌بندی نمره RFM محاسبه گردید که به شرح جدول ذیل می‌باشد:

جدول ۲. توزیع مشتریان براساس مدل RFM

شماره طبقه RFM	طبقه‌بندی نمره RFM	تعداد مشتری	درصد از کل مشتری
1	[0,1]	16,062	4.7%
2	(1,2]	58,161	17.1%
3	(2,3]	85,383	25.1%
4	(3,4]	91,340	26.9%
5	(4,5]	88,693	26.1%
مجموع		339,639	100.0%

مأخذ: یافته‌های پژوهش

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-11-24]

[DOI: 10.66224/qjerp.34.118.208]

از حیث تعداد کل مشتریان طبقه‌بندی چهارم، پنجم و سوم تعداد بیشترین مشتری را از آن خود کرده اند که نشان از آن دارد که اکثر مشتریان بانک از حیث شاخص RFM متوسط به بالا هستند. انتظار می‌رود که باتوجه به این موضوع، آمار وضعیت مشتریان از حیث آخرین ماه تراکنش نیز به همین صورت باشد و تعداد مشتریانی که نمره بالاتری از حیث شاخص RFM کسب نموده اند در ماه آخر تراکنش یعنی ماه هشتم (آبانماه ۱۴۰۳) تعداد بیشتری را از آن خود نمایند. جزئیات این تقسیم بندی به شرح جدول ذیل می‌باشد:

جدول ۳. تعداد مشتریان براساس آخرین ماه تراکنش به تفکیک طبقه‌بندی نمرات RFM

آخرین ماه انجام تراکنش / طبقه‌بندی RFM	[0,1]	(1,2]	(2,3]	(3,4]	(4,5]	جمع سطری
140301	5,398	6,973	1,844	147		14,362
140302	5,532	9,350	3,857	509		19,248
140303	5,132	10,269	5,702	1,136		22,239
140304		12,845	9,633	4,312		26,790
140305		14,155	13,463	7,710		35,328
140306		4,569	20,152	15,280	3,316	43,317
140307			16,938	31,928	16,776	65,642
140308			13,794	30,318	68,601	112,713
جمع ستونی	16,062	58,161	85,383	91,340	88,693	339,639

مأخذ: یافته‌های پژوهش

۶۸,۶۰۱ مشتری (۲۰ درصد از کل مشتریان) دارای نمره بالای شاخص RFM (نمره بین ۴و ۵) و آخرین تراکنش آنها مرتبط با ماه آخر تحلیل ما یعنی ماه هشتم سال ۱۴۰۳ می‌باشد.

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-11-24]

[DOI: 10.66224/qjerp.34.118.208]

توزیع تعداد مشتریان براساس استان و طبقه‌بندی مشتریان از حیث شاخص RFM به شرح جدول ذیل است:

جدول ۴. توزیع مشتریان هر استان در طبقه‌بندی‌های مدل RFM از حیث درصد تعداد مشتریان

استان / طبقه‌بندی RFM	[0,1]	(1,2]	(2,3]	(3,4]	(4,5]	جمع کل
تهران	۴٪	۱۷٪	۲۵٪	۲۷٪	۲۷٪	۱۰۰٪
خراسان رضوی	۴٪	۱۶٪	۲۴٪	۲۶٪	۳۰٪	۱۰۰٪
اصفهان	۵٪	۱۹٪	۲۷٪	۲۶٪	۲۳٪	۱۰۰٪
مازندران	۴٪	۱۵٪	۲۴٪	۲۹٪	۲۸٪	۱۰۰٪
آذربایجان شرقی	۵٪	۱۷٪	۲۵٪	۲۶٪	۲۷٪	۱۰۰٪
خوزستان	۵٪	۱۷٪	۲۴٪	۲۷٪	۲۷٪	۱۰۰٪
آذربایجان غربی	۵٪	۱۸٪	۲۶٪	۲۶٪	۲۵٪	۱۰۰٪
فارس	۵٪	۱۷٪	۲۵٪	۲۷٪	۲۶٪	۱۰۰٪
گیلان	۵٪	۱۷٪	۲۴٪	۲۷٪	۲۷٪	۱۰۰٪
هرمزگان	۵٪	۱۶٪	۲۶٪	۲۸٪	۲۴٪	۱۰۰٪

مأخذ: یافته‌های پژوهش

مطابق با جدول فوق، مشتریان استان تهران در طبقه‌بندی اول تا پنجم مدل RFM به ترتیب به صورت ۴، ۱۷، ۲۵، ۲۷ و ۲۷ درصد توزیع شده اند که نشان از حجم بیشتر مشتریان استان تهران در طبقه‌های بالاتر مدل RFM دارد.

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-11-24]

[DOI: 10.66224/qjerp.34.118.208]

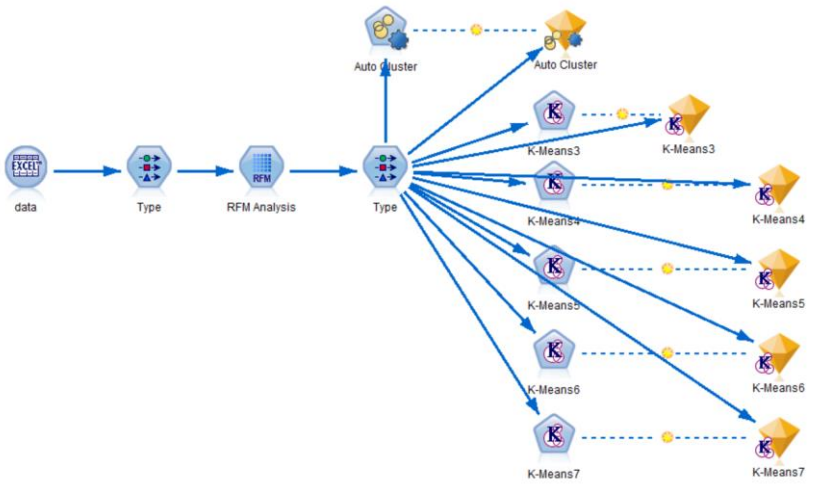
گام دوم) خوشه بندی مشتریان

پس از مشخص شدن نمرات سه شاخص تازگی، فراوانی و ارزش پولی برای هر مشتری، و همچنین مشخص شدن نمره نهاییRFM آنها، به سراغ خوشه بندی مشتریان براساس الگوریتم‌های خوشه بندی می‌رویم.

متغیرهای ورودی جهت انجام خوشه بندی نمرات سه شاخص تازگی، فراوانی و ارزش پولی برای هر مشتری می‌باشند. در این مرحله با استفاده از گره auto cluster در نرم افزارSPSS Modeler از سه الگوریتم بندی k-Means،TwoStep و Kohonen جهت خوشه بندی مشتریان استفاده می‌شود. نتایج اولیه حاکی از آن است که الگوریتم k-Means دارای بیشترین مقدار شاخص نیم رخ با مقدار ۰/۶ برای ۵ خوشه بود. به منظور شناسایی مقدار نیم رخ مناسب تر، تعداد خوشه‌های مختلف در الگوریتم k-Means مورد ارزیابی قرار گرفت که باتوجه به این شاخص و همچنین میزان تناسب با تگ گذاری برای خوشه ها، تعداد سه خوشه انتخاب شد. در این حالت مقدار شاخص نیم رخ به میزان ۰/۷۲ رسید.

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-11-24]

[DOI: 10.66224/qjerp.34.118.208]



شکل ۵. پیاده سازی حالات مختلف خوشه بندی در نرم افزار SPSSModeler

الف) تحلیل خوشه‌ها و طبقه‌بندی‌های مدل RFM

براساس سه خوشه بندی انجام شده، توزیع مشتریان در خوشه‌های اول تا سوم به ترتیب ۳۶،۴۰ و ۲۴ درصد مشتریان می‌باشد. توزیع تعداد مشتریان براساس سه خوشه و نمرات شاخص RFM به شرح جدول زیر است:

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-11-24]

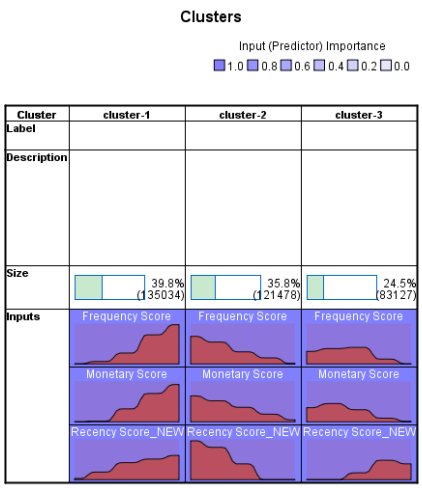
[DOI: 10.66224/qjerp.34.118.208]

جدول ۵. توزیع تعداد مشتریان براساس طبقه‌بندی Rfm و خوشه‌های سه گانه

طبقه‌بندی RFM/ خوشه ها	cluster-1	cluster-2	cluster-3	جمع کل(سطری)	درصد از کل مشتریان در هر طبقه مدل RFM
[0,1]		۱۶،۰۶۲		۱۶،۰۶۲	۵٪
(1,2]		۵۸،۱۶۱		۵۸،۱۶۱	۱۷٪
(2,3]		۴۷،۲۵۵	۳۸،۱۲۸	۸۵،۳۸۳	۲۵٪
(3,4]	۴۶،۳۴۱		۴۴،۹۹۹	۹۱،۳۴۰	۲۷٪
(4,5]	۸۸،۶۹۳			۸۸،۶۹۳	۲۶٪
جمع کل (ستونی)	۱۳۵،۰۳۴	۱۲۱،۴۷۸	۸۳،۱۲۷	۳۳۹،۶۳۹	۱۰۰٪
درصد از کل مشتریان در هر خوشه	۴۰٪	۳۶٪	۲۴٪	۱۰۰٪	

مأخذ: یافته‌های پژوهش

همچنین تصویر توزیع مشتریان به تفکیک شاخص‌های تازگی، فراوانی و ارزش پولی در خوشه‌های سه گانه به شرح ذیل است:



شکل ۶. نمایش توزیع شاخص‌های مدل RFM در خوشه‌های مختلف

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-11-24]

[DOI: 10.66224/qjerp.34.118.208]

در خوشه اول مطابق شکل فوق، نشانگر مشتریانی است که در شاخص‌های سه گانه مدل RFM نمره بالاتری دارند و برعکس در خوشه دوم مشتریان با نمرات کمتر شاخص RFM حضور دارند.

جدول ۶. میانگین شاخص‌های RFM در هر خوشه

عنوان	cluster-1	cluster-2	cluster-3
میانگین شاخص تازگی(R) در هر خوشه	4.2	1.7	4.4
میانگین شاخص فراوانی(F) در هر خوشه	4.3	1.9	2.2
میانگین شاخص ارزش پولی(M) در هر خوشه	4.3	2.2	2.2
میانگین شاخص RFM در هر خوشه	4.2	1.9	3.1

مأخذ: یافته‌های پژوهش

خوشه اول به دلیل داشتن نمرات بالاتر در شاخص‌های سه گانه RFM دارای مشتریانی است که اهمیت ویژه تری جهت تحلیل و همچنین ایجاد ارزش برای بانک را دارند. بعد از آن خوشه سوم با داشتن میانگین نمره ۳/۱ در شاخص RFM به عنوان دومین خوشه کلیدی و در نهایت خوشه دوم با میانگین نمره ۱/۹ در شاخص RFM به عنوان سومین خوشه قرار می‌گیرند.

ب) تحلیل خوشه‌ها از منظر تعداد تراکنش ها

از حیث تعداد کل تراکنش ها، خوشه اول که دارای ۴۰ درصد از کل مشتریان بود، با داشتن ۸۴ درصد از کل تراکنش ها، بیشترین تعداد تراکنش را در دل خود جای داده است. که این میزان برای خوشه‌های دوم و سوم به ترتیب ۹ و ۷ درصد می‌باشد.

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-11-24]

[DOI: 10.66224/qjerp.34.118.208]

جدول ۷. تعداد کل تراکنش به تفکیک خوشه‌های سه گانه

تراکنش / خوشه ها	cluster-1	cluster-2	cluster-3	جمع کل
تعداد تراکنش در هر خوشه	۵،۸۷۳،۵۰۳	۶۰۹،۴۵۱	۵۱۳،۴۶۷	۶،۹۹۶،۴۲۱
درصد از کل	۸۴٪	۹٪	۷٪	۱۰۰٪

مأخذ: یافته‌های پژوهش

ج) تحلیل خوشه‌ها از منظر نوع خدمت

درصد استفاده از هر خدمت به تفکیک هر خوشه براساس تعداد کل تراکنش‌ها به شرح جدول ذیل می‌باشد:

جدول ۸. سهم نوع خدمت در هر خوشه براساس تعداد کل تراکنش ها(تحلیل ستونی)

نوع خدمت / خوشه ها	cluster-1	cluster-2	cluster-3	سهم از کل بدون ملاحظه خوشه بندی از کل تراکنش ها
انتقال وجه از سپرده به کارت داخلی	۰.۰٪	۰.۰٪	۰.۰٪	۰.۰٪
انتقال وجه آنی بین بانکی	۰.۱٪	۰.۵٪	۰.۴٪	۰.۱٪
انتقال وجه دسته ای	۰.۰٪	۰.۰٪	۰.۰٪	۰.۰٪
انتقال وجه دسته ای پایا	۰.۰٪	۰.۰٪	۰.۰٪	۰.۰٪
انتقال وجه ساتنا	۰.۰٪	۰.۵٪	۰.۲٪	۰.۱٪
انتقال وجه عادی	۲.۷٪	۳.۲٪	۲.۹٪	۲.۸٪
انتقال وجه عادی پایا	۳.۴٪	۳.۹٪	۲.۴٪	۳.۴٪
انتقال وجه کارت به سپرده	۰.۰٪	۰.۰٪	۰.۰٪	۰.۰٪
انتقال وجه کارت به کارت	۳۷.۲٪	۵۷.۱٪	۴۰.۴٪	۳۹.۲٪
انتقال وجه مستمر	۰.۰٪	۰.۰٪	۰.۰٪	۰.۰٪
انجام سرویس پرداخت	۰.۱٪	۰.۲٪	۰.۲٪	۰.۱٪
انجام سرویس پرداخت با سپرده	۰.۷٪	۰.۹٪	۰.۸٪	۰.۷٪
بازپرداخت تسهیلات	۴.۳٪	۷.۰٪	۹.۹٪	۴.۹٪

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-11-24]

[DOI: 10.66224/qjerp.34.118.208]

نوع خدمت / خوشه ها	cluster-1	cluster-2	cluster-3	سهم از کل بدون ملاحظه خوشه بندی از کل تراکنش ها
پرداخت بدهی پرونده اعتباری	۰.۷٪	۰.۰٪	۰.۰٪	۰.۶٪
پرداخت تسهیلات با کارت	۱.۲٪	۱.۱٪	۱.۶٪	۱.۲٪
پرداخت قبض	۳.۹٪	۱.۷٪	۲.۸٪	۳.۶٪
پرداخت قبض با سپرده	۱۹.۰٪	۸.۳٪	۱۲.۵٪	۱۷.۶٪
پرداخت قبض دسته ای	۰.۰٪	۰.۰٪	۰.۰٪	۰.۰٪
پرداخت قبض دسته ای با سپرده	۰.۲٪	۰.۰٪	۰.۰٪	۰.۲٪
پیش نمایش کارمزد	۰.۰٪	۰.۰٪	۰.۰٪	۰.۰٪
شارژ مستقیم تلفن همراه	۳.۷٪	۱.۹٪	۳.۵٪	۳.۵٪
شارژ مستقیم تلفن همراه با سپرده	۲۲.۷٪	۱۳.۷٪	۲۲.۳٪	۲۱.۹٪
جمع سهم کلیه خدمات در هر خوشه	۱۰۰.۰٪	۱۰۰.۰٪	۱۰۰.۰٪	۱۰۰.۰٪

مأخذ: یافته‌های پژوهش

همچنان خدمت انتقال وجه کارت به کارت در هر سه خوشه دارای بیشترین سهم از کل خدمات تراکنش‌های بانکی را شامل می‌شود که در مقایسه با سهم کل این خدمت در کل تراکنش‌ها یعنی ۳۹/۲ درصد، خوشه دوم با داشتن درصد ۵۷/۱ درصد اختلاف معناداری با سایر خوشه‌ها و کل مشتریان دارد. همچنین خوشه اول در مقایسه با سایر خوشه‌ها در خدمات شارژ مستقیم تلفن همراه با سپرده و پرداخت قبض با سپرده که در رده‌های بعدی از حجم کل تراکنش‌ها را شامل می‌شوند، سهم بیشتری از خدمات در کل تراکنش‌ها را در بر می‌گیرد.

د) تحلیل خوشه‌ها از منظر درگاه انجام خدمت

کل تراکنش‌های بانکی مورد تحلیل براساس درگاه انجام خدمت و نحوه توزیع آنها میان خوشه‌ها به شرح جداول زیر توزیع شده اند:

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-11-24]

[DOI: 10.66224/qjerp.34.118.208]

جدول ۹. نوع درگاه و درصد تعداد تراکنش (تحیل ستونی)

نوع خدمت / خوشه	cluster-1	cluster-2	cluster-3	جمع سطری
اینترنت بانک	۸.۰٪	۴.۶٪	۳.۴٪	۷.۴٪
تلفن بانک	۰.۰٪	۰.۰٪	۰.۰٪	۰.۰٪
خدمات اینترنت بانک در یاقوت	۰.۰٪	۰.۰٪	۰.۰٪	۰.۰٪
خدمات همراه بانک در یاقوت	۷۹.۷٪	۷۸.۱٪	۷۶.۷٪	۷۹.۳٪
یاقوت توسن بوم	۰.۴٪	۱.۲٪	۱.۶٪	۰.۵٪
یاقوت سیبانک	۱۱.۹٪	۱۶.۱٪	۱۸.۳٪	۱۲.۷٪
جمع ستونی	۱۰۰.۰٪	۱۰۰.۰٪	۱۰۰.۰٪	۱۰۰.۰٪

مأخذ: یافته‌های پژوهش

همچنان مانند تحلیل اولیه، در تمامی خوشه‌ها خدمات همراه بانک و اینترنت بانک دارای بیشترین سهم کل تراکنش‌ها در سه خوشه مورد نظر را دارند. خوشه اول همچنان نیز در مقایسه با سایر خوشه ها، از حیث تعداد تراکنش‌های بانکی، دارای بیشترین سهم درگاه‌های بانکی را دارد.

هـ) تحلیل خوشه‌ها از منظر استان

از حیث توزیع مشتریان براساس استان و خوشه‌های سه گانه می‌توان جداول زیر را مشاهده کرد: نحوه توزیع تعداد مشتریان در ده استان با بیشترین تعداد مشتری در جداول زیر مشخص شده است.

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-11-24]

[DOI: 10.66224/qjerp.34.118.208]

جدول ۱۰. ده استان براساس بیشترین تعداد مشتری

استان / خوشه	cluster-1	cluster-2	cluster-3	جمع سطری	سهم از کل مشتریان
تهران	۴۱،۳۹۹	۳۵،۵۹۲	۲۴،۱۳۹	۱۰۱،۱۳۰	۲۹.۸٪
خراسان رضوی	۱۲،۰۷۱	۹،۰۲۵	۵،۸۸۴	۲۶،۹۸۰	۷.۹٪
اصفهان	۸،۹۴۰	۹،۸۵۹	۶،۷۷۸	۲۵،۵۷۷	۷.۵٪
مازندران	۸،۶۶۱	۶،۴۴۹	۴،۸۰۹	۱۹،۹۱۹	۵.۹٪
آذربایجان شرقی	۷،۹۰۸	۷،۰۶۵	۴،۵۸۲	۱۹،۵۵۵	۵.۸٪
خوزستان	۷،۲۸۶	۶،۲۴۷	۴،۴۲۲	۱۷،۹۵۵	۵.۳٪
آذربایجان غربی	۵،۵۶۳	۵،۴۱۴	۳،۵۵۴	۱۴،۵۳۱	۴.۳٪
فارس	۵،۷۲۲	۵،۲۵۱	۳،۴۹۳	۱۴،۴۶۶	۴.۳٪
گیلان	۵،۱۹۶	۴،۵۰۴	۳،۱۶۲	۱۲،۸۶۲	۳.۸٪
هرمزگان	۳،۸۸۷	۳،۵۲۵	۲،۷۵۶	۱۰،۱۶۸	۳.۰٪
تعداد کل مشتریان(ده استان با بیشترین تعداد و سایر استان ها)	۱۳۵،۰۳۴	۱۲۱،۴۷۸	۸۳،۱۲۷	۳۳۹،۶۳۹	۱۰۰٪

مأخذ: یافته‌های پژوهش

به عنوان مثال در استان تهران تعداد ۱۰۱,۱۳۰ مشتری منحصر به فرد داریم که این تعداد به ترتیب با درصدهای ۴۰/۹٪،۳۵.۲٪ و ۲۳/۹٪ در خوشه‌های اول تا سوم تسهیم شده‌اند.

و) تحلیل خوشه‌ها از منظر ماه آخر انجام تراکنش

باتوجه به بازه ۸ ماهه سال ۱۴۰۳، مشتریان مورد تحلیل در این ۸ ماه امکان انجام تراکنش را دارند که اگر باتوجه به شاخص تازگی(R) در تحلیل RFM در ماه‌های آخر یعنی ماه۸ام تراکنش انجام داده باشد، نمره بالاتری اخذ می‌نمایند که یکی از نشانه‌های مشتریان وفادار است. در جدول زیر توزیع مشتریان براساس خوشه‌ها و آخرین ماه انجام تراکنش مشخص گردیده است:

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-11-24]

[DOI: 10.66224/qjerp.34.118.208]

جدول ۱۱. توزیع تعداد مشتریان از حیث آخرین ماه تراکنش

آخرین ماه تراکنش / خوشه	cluster-1	cluster-2	cluster-3	جمع سطری
۱۴۰۳۰۱	۱۴۷	۱۴،۲۱۵		۱۴،۳۶۲
۱۴۰۳۰۲	۵۰۹	۱۸،۷۳۹		۱۹،۲۴۸
۱۴۰۳۰۳	۱،۱۳۶	۲۱،۱۰۳		۲۲،۲۳۹
۱۴۰۳۰۴	۴،۳۱۲	۲۲،۴۷۸		۲۶،۷۹۰
۱۴۰۳۰۵	۷،۷۱۰	۲۷،۶۱۸		۳۵،۳۲۸
۱۴۰۳۰۶	۱۸،۵۹۶	۱۷،۳۲۵	۷،۳۹۶	۴۳،۳۱۷
۱۴۰۳۰۷	۳۴،۰۲۳		۳۱،۶۱۹	۶۵،۶۴۲
۱۴۰۳۰۸	۶۸،۶۰۱		۴۴،۱۱۲	۱۱۲،۷۱۳
جمع ستونی	۱۳۵،۰۳۴	۱۲۱،۴۷۸	۸۳،۱۲۷	۳۳۹،۶۳۹

مأخذ: یافته‌های پژوهش

به عنوان مثال در خوشه اول ۶۸,۶۰۱ نفر از مشتریان دارای تراکنشی در ماه ۸ام هستند. که این امر سبب شده است این مشتریان از حیث شاخص تازگی در تحلیل RFM نمره بالاتری کسب نمایند. همان طور که در جدول بالا مشخص شده است در خوشه اول از تمامی مشتریان که دارای آخرین تراکنش از ماه‌های اول تا هشتم هستند حضور دارند ولی در خوشه‌های دوم فقط مشتریان با آخرین ماه‌های تراکنش اول تا ششم و در خوشه سوم فقط مشتریان با آخرین ماه‌های تراکنش ششم تا هشتم حضور دارند.

گام سوم) کشف قواعد پرتکرار در میان داده‌ها از طریق اجرای الگوریتم Apriori

جهت کشف قواعد و الگوهای پرتکرار در میان داده ها، متغیرهایی به عنوان ورودی و یک متغیر به عنوان متغیر خروجی یا هدف مشخص گردیدند. متغیرهای ورودی شامل استان، نوع خدمت(Service)، درگاه انجام خدمت(Channel) و متغیرهای کیفی نمرات شاخص‌های تازگی، فراوانی و ارزش پولی برمبنای مدل RFM می‌باشد. متغیر خروجی نیز

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-11-24]

[DOI: 10.66224/qjerp.34.118.208]

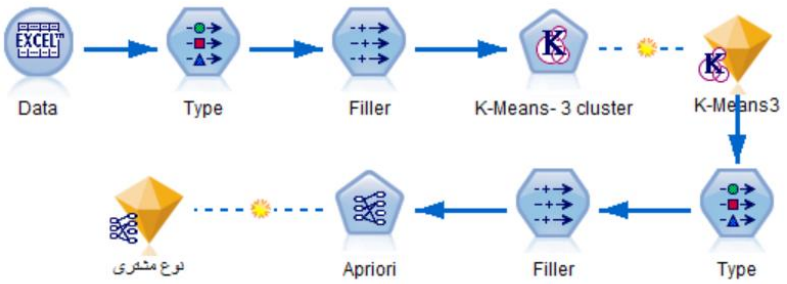
متغیر نوع مشتری(وفادار، بالقوه و دارای ریسک منطبق با مدل خوشه بندی سه گانه K-Means) در نظر گرفته شده است. نحوه تبدیل نمرات یک تا پنج شاخص‌های سه گانه مدل RFM به مقادیر کیفی براساس شروط زیر بوده است:

جدول ۱۲. نحوه تبدیل مقادیر کمی شاخص‌های سه گانه مدل RFM به مقادیر کیفی

بازه مقدار شاخص‌های سه گانه F،R و M	مقدار کیفی متناظر
[0-2.5]	کم
(2.5-3.5]	متوسط
(3.5-5]	زیاد

مأخذ: یافته‌های پژوهش

جهت اجرای این الگوریتم در نرم افزار SPSS Modeler از گره Apriori استفاده می‌شود.



شکل ۷. اجرای الگوریتم Apriori در نرم افزار SPSS Modeler

پس از اجرای مدل ۳۷ قاعده پرتکرار کشف گردید.

در جدول زیر تمامی این ۳۷ قاعده آورده شده است. متناسب با خروجی مدل، سرفصل‌های این جدول به شرح موارد ذیل هستند:

- شماره قاعده(Rule ID) : جهت استناددهی به قواعد کشف شده از این شماره استفاده می کنیم.

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-11-24]

[DOI: 10.66224/qjerp.34.118.208]

- نتیجه یا پیامد(Consequent) : همان متغیر هدف ما یعنی نوع مشتری است که دارای سه مقدار مشتریان وفادار، بالقوه و دارای ریسک می‌باشد. هدف از اجرای این الگوریتم آن است که براساس متغیرهای ورودی نوع متغیر خروجی مشخص گردد.
- مقدمه یا پیش‌شرط(Antecedent) : همان متغیرهای ورودی ما هستند که متناسب با هر قاعده از آنها استفاده گردیده است.
- تعداد رخدادها / نمونه‌ها(Instances) : تعداد مشتریانی که در این قاعده قرار می‌گیرند.
- درصد پشتیبانی(% Support) : درصد تعداد مشتریانی که شروط مرتبط با ستون مقدمه یا پیش شرط را در کل داده‌های مشتریان دارند.
- درصد اطمینان(% Confidence) : درصد تعداد مشتریانی که علاوه بر شروط ستون مقدمه یا پیش شرط دارای مقدار نوع مشتری در ستون نتیجه یا پیامد هستد.
- درصد پشتیبانی قاعده(% Rule Support) : نتیجه ضرب ستون درصد پشتیبانی و درصد اطیمنان است و بدان معنی است که این قاعده کلا چند درصد از کل مشتریان را شامل می‌شود.
- میزان افزایش احتمالی رخ دادن حالت موخر در صورت رخ دادن حالت مقدم نسبت به احتمال رخدادن مستقل و معمولی یک آیتم (Lift) lift = confidence of rule / support of rule or lift = P(A and B)/[P(A)*P(B)]

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-11-24]

[DOI: 10.66224/qjerp.34.118.208]

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-11-24]

[DOI: 10.66224/qjerp.34.118.208]

جدول ۱۳. لیست قواعد کشف شده همراه با شاخص‌های ارزیابی قواعد

Lift	Rule Support %	Confidence %	Support %	Instances	Rule ID	Antecedent	Consequent
2.14	33.67	85.05	39.59	134452	2	M-score = زیاد	نوع مشتری = مشتریان وفادار
2.06	32.69	81.72	40.00	135854	3	F-score = زیاد	نوع مشتری = مشتریان وفادار
2.47	30.67	88.29	34.73	117967	1	R-score = کم	نوع مشتری = مشتریان دارای ریسک
2.13	26.81	84.52	31.72	107738	16	M-score = زیاد and CHANNEL = خدمات همراه بانک در یاقوت	نوع مشتری = مشتریان وفادار
2.48	26.60	98.58	26.98	91634	13	M-score = زیاد and F-score = زیاد	نوع مشتری = مشتریان وفادار
2.33	25.67	92.69	27.70	94070	15	M-score = زیاد and R-score = زیاد	نوع مشتری = مشتریان وفادار
2.13	24.80	84.67	29.29	99485	19	F-score = زیاد and CHANNEL = خدمات همراه بانک در یاقوت	نوع مشتری = مشتریان وفادار

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-11-24]

[DOI: 10.66224/qjerp.34.118.208]

جدول ۱۳. لیست قواعد کشف شده همراه با شاخص‌های ارزیابی قواعد

Lift	Rule Support %	Confidence %	Support %	Instances	Rule ID	Antecedent	Consequent
2.31	24.75	91.69	27.00	91692	18	F-score = زیاد and R-score = زیاد	نوع مشتری = مشتریان وفادار
2.45	22.49	87.69	25.65	87106	12	R-score = کم and CHANNEL = خدمات همراه بانک در یاقوت	نوع مشتری = مشتریان دارای ریسک
2.80	21.67	100.00	21.67	73614	10	R-score = کم and M-score = کم	نوع مشتری = مشتریان دارای ریسک
2.48	20.88	98.50	21.20	72008	29	M-score = زیاد and F-score = زیاد and CHANNEL = خدمات همراه بانک در یاقوت	نوع مشتری = مشتریان وفادار
2.33	20.42	92.44	22.09	75042	32	M-score = زیاد and R-score = زیاد and	نوع مشتری = مشتریان وفادار

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-11-24]

[DOI: 10.66224/qjerp.34.118.208]

جدول ۱۳. لیست قواعد کشف شده همراه با شاخص‌های ارزیابی قواعد

Lift	Rule Support %	Confidence %	Support %	Instances	Rule ID	Antecedent	Consequent
						CHANNEL = خدمات همراه بانک در یاقوت	
2.52	20.21	100.00	20.21	68637	28	M-score = زیاد and F-score = زیاد and R-score = زیاد	نوع مشتری = مشتریان وفادار
2.80	19.82	100.00	19.82	67321	9	R-score = کم and F-score = کم	نوع مشتری = مشتریان دارای ریسک
2.35	18.78	93.38	20.11	68307	35	F-score = زیاد and R-score = زیاد and CHANNEL = خدمات همراه بانک در یاقوت	نوع مشتری = مشتریان وفادار

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-11-24]

[DOI: 10.66224/qjerp.34.118.208]

جدول ۱۳. لیست قواعد کشف شده همراه با شاخص‌های ارزیابی قواعد

Lift	Rule Support %	Confidence %	Support %	Instances	Rule ID	Antecedent	Consequent
2.80	15.91	100.00	15.91	54051	22	R-score = کم and F-score = کم and M-score = کم	نوع مشتری = مشتریان دارای ریسک
2.52	15.84	100.00	15.84	53797	37	M-score = زیاد and F-score = زیاد and R-score = زیاد and CHANNEL = در یاقوت خدمات همراه بانک	نوع مشتری = مشتریان وفادار
2.44	15.58	87.35	17.84	60595	11	R-score = کم and SERVICE = انتقال وجه کارت به کارت	نوع مشتری = مشتریان دارای ریسک
2.80	15.25	100.00	15.25	51790	25	R-score = کم and M-score = کم and CHANNEL = خدمات همراه بانک در یاقوت	نوع مشتری = مشتریان دارای ریسک

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-11-24]

[DOI: 10.66224/qjerp.34.118.208]

جدول ۱۳. لیست قواعد کشف شده همراه با شاخص‌های ارزیابی قواعد

Lift	Rule Support %	Confidence %	Support %	Instances	Rule ID	Antecedent	Consequent
2.80	14.88	100.00	14.88	50543	24	R-score = کم and F-score = کم and CHANNEL = خدمات همراه بانک در یاقوت	نوع مشتری = مشتریان دارای ریسک
3.97	14.72	97.23	15.14	51426	4	F-score = کم and R-score = زیاد	نوع مشتری = مشتریان بالقوه
3.86	14.47	94.52	15.31	52008	5	M-score = کم and R-score = زیاد	نوع مشتری = مشتریان بالقوه
2.10	14.26	83.33	17.12	58131	14	M-score = زیاد and SERVICE = انتقال وجه کارت به کارت	نوع مشتری = مشتریان وفادار
2.23	13.85	88.73	15.61	53022	17	F-score = زیاد and SERVICE = انتقال وجه کارت به کارت	نوع مشتری = مشتریان وفادار

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-11-24]

[DOI: 10.66224/qjerp.34.118.208]

جدول ۱۳. لیست قواعد کشف شده همراه با شاخص‌های ارزیابی قواعد

Lift	Rule Support %	Confidence %	Support %	Instances	Rule ID	Antecedent	Consequent
2.43	11.96	86.96	13.76	46718	26	R-score = کم and SERVICE = انتقال وجه and کارت به کارت CHANNEL = خدمات یاقوت همراه بانک در	نوع مشتری = مشتریان دارای ریسک
2.80	11.67	100.00	11.67	39643	36	R-score = کم and F-score = کم and M-score = کم and CHANNEL = یاقوت خدمات همراه بانک در	نوع مشتری = مشتریان دارای ریسک
2.45	11.46	97.38	11.76	39956	27	M-score = زیاد and F-score = زیاد and SERVICE = انتقال وجه کارت به کارت	نوع مشتری = مشتریان وفادار

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-11-24]

[DOI: 10.66224/qjerp.34.118.208]

جدول ۱۳. لیست قواعد کشف شده همراه با شاخص‌های ارزیابی قواعد

Lift	Rule Support %	Confidence %	Support %	Instances	Rule ID	Antecedent	Consequent
2.08	11.13	82.79	13.44	45648	31	M-score = زیاد and SERVICE = انتقال وجه and کارت به کارت CHANNEL = خدمات در یاقوت همراه بانک	نوع مشتری = مشتریان وفادار
3.96	10.69	96.89	11.04	37487	20	F-score = کم and R-score = زیاد and CHANNEL = خدمات همراه بانک در یاقوت	نوع مشتری = مشتریان بالقوه
2.24	10.59	89.05	11.89	40393	34	F-score = زیاد and SERVICE = انتقال وجه and کارت به کارت CHANNEL = خدمات در یاقوت همراه بانک	نوع مشتری = مشتریان وفادار

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-11-24]

[DOI: 10.66224/qjerp.34.118.208]

جدول ۱۳. لیست قواعد کشف شده همراه با شاخص‌های ارزیابی قواعد

Lift	Rule Support %	Confidence %	Support %	Instances	Rule ID	Antecedent	Consequent
2.05	10.38	81.63	12.72	43192	8	OSTAN = تهران and F-score = زیاد	نوع مشتری = مشتریان وفادار
2.80	10.36	100.00	10.36	35182	23	R-score = کم and F-score = کم and SERVICE = انتقال وجه کارت به کارت	نوع مشتری = مشتریان دارای ریسک
2.20	10.11	87.51	11.55	39233	7	OSTAN = تهران and M-score = زیاد	نوع مشتری = مشتریان وفادار
2.37	9.97	94.35	10.57	35888	30	M-score = زیاد and SERVICE = انتقال وجه کارت به کارت and R-score = زیاد	نوع مشتری = مشتریان وفادار
2.43	9.73	96.42	10.09	34276	33	F-score = زیاد and SERVICE = انتقال وجه	نوع مشتری = مشتریان وفادار

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-11-24]

[DOI: 10.66224/qjerp.34.118.208]

جدول ۱۳. لیست قواعد کشف شده همراه با شاخص‌های ارزیابی قواعد

Lift	Rule Support %	Confidence %	Support %	Instances	Rule ID	Antecedent	Consequent
						کارت به کارت and R-score = زیاد	
3.89	9.57	95.24	10.05	34121	21	M-score = کم and R-score = زیاد and CHANNEL = خدمات همراه بانک در یاقوت	نوع مشتری = مشتریان بالقوه
2.47	8.92	88.40	10.09	34274	6	OSTAN = تهران and R-score = کم	نوع مشتری = مشتریان دارای ریسک

مأخذ: یافته‌های پژوهش

به عبارت دیگر برای کشف و شناسایی مشتریان وفادار می‌توانیم از ۲۱ قاعده استفاده کنیم که البته هریک از قواعد دارای یک میزان از درصد پوشش داده‌ها و درصد اطمینان هستند که متناسب با شرایط تصمیم گیری می‌توان از آنها استفاده نمود.

نتایج حاصل از الگوریتم Aprioriنشان می‌دهد که مجموعه‌ای از قواعد با مقادیر بالای شاخص اطمینان (Confidence) و ضریب ارتقا (Lift) به دست آمده‌اند. بخش قابل توجهی از قواعد دارای Confidenceبرابر با ۱۰۰٪ هستند که نشان‌دهنده وجود الگوهای کاملاً قطعی در میان مشتریان است. به عبارت دیگر، هر زمان که شرایط موجود در قسمت مقدم (Antecedent)برقرار بوده، نوع مشتری در قسمت مؤخر (Consequent) بدون استثناء رخ داده است. این موضوع بیانگر آن است که مدل توانسته برخی روابط بسیار پایدار و تکرارشونده را در میان رفتار مشتریان شناسایی کند.

همچنین مشاهده می‌شود که مقادیر Supportبرای برخی قواعد در بازه نسبتاً بالا (بیش از ۲۰٪) قرار دارند که نشان‌دهنده فراگیری این الگوها در کل مجموعه داده است. از طرف دیگر، قواعدی نیز با Support پایین‌تر اما Liftبالا (بیش از ۳ یا ۳.۵) وجود دارند که بیانگر روابط نادر ولی بسیار معنادار هستند. در مجموع، ترکیبSupport ، Confidenceو Lift امکان رتبه‌بندی قواعد را برای تحلیل رفتار مشتریان فراهم می‌سازد.

مشتریان دارای ریسک: بخش قابل توجهی از قواعد مرتبط با مشتریان پرریسک دارای Supportبالا و Confidence برابر با ۱۰۰٪ هستند. به‌ویژه قواعدی که بر اساس ترکیب R-scoreپایین و F-scoreپایین یا همزمان M-scoreپایین شکل گرفته‌اند، تقریباً همیشه منجر به شناسایی مشتریان پرریسک شده‌اند) مانند قواعد۲۸، ۱۰ و ۳۷ .این موضوع نشان

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-11-24]

[DOI: 10.66224/qjerp.34.118.208]

می‌دهد که مدل به‌خوبی توانسته شاخص‌های رفتاری مرتبط با کاهش تکرار و تازگی تراکنش‌ها را به‌عنوان نشانه‌های قطعی ریسک شناسایی کند. بنابراین، قواعد استخراج‌شده در این بخش از قابلیت بالایی برای هشداردهی به بانک در شناسایی مشتریان پرخطر برخوردار هستند.

مشتریان وفادار: در میان قواعد مربوط به مشتریان وفادار، الگوهایی با Confidence بالا و Lift قابل توجه مشاهده می‌شود. به‌طور خاص، قواعدی که ترکیب R-scoreو-M score بالا یا F-scoreو M-score بالا را شامل می‌شوند، تقریباً همیشه به وفاداری مشتری منجر شده‌اند مانند قواعد، ۲،۱۱،۱۲ و ۲۲. این قواعد نه تنها از نظر Support در سطح مطلوبی قرار دارند (بیش از ۲۰٪ در برخی موارد) بلکه از نظر Lift نیز نشان‌دهنده قدرت پیش‌بینی بالای وفاداری مشتریان هستند. به بیان دیگر، مدل به‌خوبی توانسته الگوی تراکنش‌های پرتکرار و تازه را به‌عنوان نشانه‌های وفاداری شناسایی کند.

مشتریان بالقوه: برای مشتریان بالقوه، قواعدی با Confidence نسبتاً بالا (بیش از ۸۰٪) و Support متوسط به دست آمده است) مانند Rule ID = 13 ، ۱۴ و ۱۷ .(این قواعد نشان می‌دهند که مشتریانی با برخی الگوهای خاص رفتاری) مانند F-score یا M-score بالا همراه با کانال‌های مشخص خدمات بانکی (در دسته مشتریان بالقوه قرار می‌گیرند. هرچند مقادیر Confidence در این بخش به ۱۰۰٪ نرسیده است، اما به دلیل Lift بالاتر از ۲ می‌توان این قواعد را به‌عنوان شاخص‌های قابل اتکا برای طراحی کمپین‌های بازاریابی و فعال‌سازی مشتریان بالقوه مورد استفاده قرار داد.

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-11-24]

[DOI: 10.66224/qjerp.34.118.208]

۵. پیشنهادات

۱. برای شناسایی مشتریان ریسک‌دار :قواعد ۱۰و۲۸ با R-scoreپایین و F-score پایین به دلیل Supportنسبتاً بالا و Confidence برابر با ۱۰۰٪، بهترین شاخص‌ها هستند.

۲. برای شناسایی مشتریان وفادار :قواعد۲،۱۱ و ۲۲ با ترکیب R-scoreبالا و M-score بالا یا F-scoreبالا و M-score بالا از بهترین معیارها به‌شمار می‌آیند.

۳. برای شناسایی مشتریان بالقوه :قواعد۱۳،۱۴ و ۱۷ که شامل F-scoreیا M-score بالا همراه با استفاده از کانال‌های خاص خدمات هستند،گزینه‌های مناسبی برای بازاریابی هدفمند می‌باشند.

با توجه به نتایج به‌دست‌آمده، سه گروه اصلی مشتریان (وفادار، بالقوه و پرریسک) به‌صورت دقیق شناسایی شده‌اند که هرکدام پیام مدیریتی خاص خود را دارند:

- **مشتریان وفادار:** این گروه بیشترین استفاده را از خدمات الکترونیکی بانک (موبایل‌بانک، اینترنت‌بانک و درگاه‌های یاقوت) دارند و در خوشه‌هایی با R-score و M-score بالا قرار گرفته‌اند. تصمیم مدیریتی اصلی در این بخش، حفظ و تقویت رابطه با این مشتریان است. استمرار ارائه خدمات باکیفیت، پیشنهاد محصولات جدید (مانند تسهیلات آنلاین یا کارت‌های اعتباری ویژه) و برنامه‌های وفاداری (مانند امتیاز خرید یا تخفیف کارمزد) می‌تواند ضریب وفاداری آن‌ها را تقویت کند.
- **مشتریان بالقوه:** این دسته تراکنش‌های نسبتاً فعال دارند ولی هنوز به سطح وفاداری نرسیده‌اند. بر اساس قواعد استخراج‌شده، استفاده این گروه از کانال‌های

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-11-24]

[DOI: 10.66224/qjerp.34.118.208]

بانکی خاص مثل پرداخت قبض یا انتقال وجه پایا بیشتر است. تصمیم مدیریتی در این بخش باید تمرکز بر بازاریابی هدفمند و شخصی‌سازی خدمات باشد. به‌طور مثال، ارسال پیام‌های تبلیغاتی در اپلیکیشن موبایل‌بانک با پیشنهاد استفاده از سایر خدمات (مثل تسهیلات خرد یا سرمایه‌گذاری آنلاین) می‌تواند نرخ تبدیل آن‌ها به مشتری وفادار را افزایش دهد.

- **مشتریان پرریسک:** طبق قواعد مدل، این گروه فعالیت کمی در درگاه‌های الکترونیکی بانک دارند یا به‌طور متناوب از کانال‌ها استفاده می‌کنند. این نشانه‌ای از احتمال کاهش ارتباط با بانک یا خروج است. تصمیم مدیریتی در اینجا شامل شناسایی سریع، برقراری تماس یا ارائه مشوق‌ها (مانند معافیت موقت از کارمزد یا پیشنهاد خدمات رایگان) خواهد بود تا احتمال ریزش کاهش یابد.

۶. جمع‌بندی

در این پژوهش با هدف کشف الگوهای رفتاری مشتریان بانک سینا در حوزه بانکداری الکترونیکی، از روش‌های داده‌کاوی و علم داده استفاده شد. داده‌های پژوهش شامل ۶.۹۹۶.۴۲۱ تراکنش متعلق به ۳۳۹.۶۳۹ مشتری حقیقی بانک سینا در بازه هشت‌ماهه سال ۱۴۰۳ است که به صورت نمونه‌گیری تصادفی و از طریق درگاه‌های مختلف بانکی نظیر همراه بانک، اینترنت بانک و ...جمع آوری گردید. پس از پاک سازی و آماده سازی داده ها، به منظور تحلیل رفتار مشتریان، از مدل RFM،الگوریتم خوشه بندی بندی K-Means، TwoStep و Kohonen و الگوریتم قواعد انجمنی (Apriori) استفاده گردید.

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-11-24]

[DOI: 10.66224/qjerp.34.118.208]

نتایج تحلیل‌ها نشان داد که مشتریان وفادار بیشترین تعامل را با خدمات دیجیتال از جمله همراه بانک و اینترنت بانک داشته و در عین حال دارای ارزش پولی بالایی برای بانک هستند؛ این گروه بهترین هدف برای استراتژی‌های حفظ و توسعه خدمات جدید محسوب می‌شوند. در مقابل، مشتریان ریسک‌دار از الگوی تراکنشی پراکنده‌تری برخوردار بوده و احتمال ریزش در آن‌ها بالاست. مشتریان بالقوه نیز گرچه تراکنش‌های محدودی انجام می‌دهند، اما پتانسیل بالایی برای تبدیل شدن به مشتریان وفادار دارند. نتایج قواعد انجمنی نیز بیانگر وجود ارتباط‌های قوی میان برخی خدمات و شاخص‌های مدل RFM دارد که می‌تواند در شناسایی و تدوین برنامه‌های دقیق مبتنی بر نوع مشتریان به صورت کاملا هدفمند کمک شایانی نماید.

نتیجه کلیدی این تحلیل‌ها آن است که یک استراتژی واحد برای تمامی مشتریان راه‌حل مناسبی نیست. بانک می‌بایست منابع و تلاش‌های خود را بر اساس اولویت‌های زیر متمرکز نماید:

۱ .حفظ و تعمیق رابطه با مشتریان وفادار به عنوان ستون فقرات مالی بانک از طریق ارائه خدمات اختصاصی و پیشرفته.

۲ .بازگرداندن و جلوگیری از ریزش مشتریان پرریسک با شناسایی به موقع و ارائه مشوق‌های فوری و هدفمند.

۳ .پرورش و تربیت مشتریان بالقوه و هدایت آنان به سمت استفاده از خدمات متنوع‌تر برای تبدیل شدن به مشتریان وفادار فردا.

پیشنهاد عینی برای بهره‌برداری از این پژوهش، یکپارچه‌سازی خروجی این مدل‌ها در سامانه‌های عملیاتی بانک، از جمله سامانهCRM ، اپلیکیشن همراه‌بانک و سیستم ارسال

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-11-24]

[DOI: 10.66224/qjerp.34.118.208]

پیامک است. این امر به بانک این توانایی را می‌دهد که در لحظه (Real-Time) و بر اساس رفتار مشتری، واکنش مناسب (مانند ارائه پیشنهاد خاص یا هشدار ریزش) را نشان دهد. در نهایت، تداوم اینگونه تحلیل‌ها به صورت دوره‌ای برای پایش تغییرات رفتاری و ارزیابی اثربخشی استراتژی‌های اجراشده، ضروری به نظر می‌رسد. این چرخه مداوم تحلیل، عمل و بازخورد، بانک را در دستیابی به مزیت رقابتی پایدار در صنعت بانکداری یاری خواهد رساند.

پیشنهادهای عملیاتی متناسب با واحدهای مدیریتی در بانک می‌توان ارائه نمود که در زیر آمده است:

- **واحد بازاریابی و ارتباطات:** ۱)شخصی‌سازی کمپین‌ها :برای مشتریان وفادار، کمپین‌های تشکر و تقدیر. برای مشتریان در معرض ریسک، کمپین‌های "دلتنگ شدیم" با پیشنهادات ویژه. ۲)توسعه کانال دیجیتال :سرمایه‌گذاری بیشتر بر روی اپلیکیشن همراه‌بانک، زیرا کانال اصلی مشتریان باارزش است .۳)ارتقای خدمات :ترویج خدماتی" پرداخت قبض با سپرده" و "شارژ با سپرده" برای همه مشتریان، به ویژه مشتریان بالقوه، تا ارزش آن‌ها افزایش یابد و به مشتریان وفادار تبدیل شوند.
- **واحد فناوری اطلاعات:** ۱)پایداری و سرعت :تضمین پایداری و سرعت بالا برای سرویس‌های همراه‌بانک و اینترنت‌بانک به دلیل استفاده سنگین مشتریان باارزش. ۲) توسعه هوش مصنوعی :پیاده‌سازی سیستم پیشنهاددهنده هوشمند (Recommendation Engine) بر اساس خوشه‌بندی و RFM برای پیشنهاد خودکار خدمات به مشتری در لحظه.

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-11-24]

[DOI: 10.66224/qjerp.34.118.208]

- **واحد استراتژی و توسعه**: ۱)تمرکز جغرافیایی :برنامه‌ریزی برای جذب و ارتقای مشتریان در استان‌هایی که پتانسیل رشد دارند (مانند اصفهان و هرمزگان). ۲)ایجاد برنامه وفاداری :طراحی یک برنامه جامع وفاداری که مشتریان را بر اساس نمره RFM یا خوشه آن‌ها پاداش دهد.
- **واحد ریسک و اعتبارات:** استفاده از نمره RFM (به ویژه شاخص ارزش پولی) به عنوان **یکی از معیارهای** ارزیابی اعتبار و ریسک برای ارائه تسهیلات به مشتریان.

مقایسه این نتایج با پژوهش‌های مشابه نشان می‌دهد که یافته‌ها با بخش قابل توجهی از مطالعات داخلی و خارجی هم‌راستا است. برای مثال، حسینی(2022) نیز در مطالعه خود بر اهمیت تحلیل رفتار مشتری در بانکداری سنتی و دیجیتال ایران تأکید کرده و نتایج مشابهی درخصوص نقش اعتماد و وفاداری گزارش کرده است. همچنین، پژوهش‌های اخیر در حوزه بخش‌بندی پویا مبتنی بر RFM بر اهمیت خوشه‌بندی مشتریان و شناسایی گروه‌های در معرض ریزش تأکید دارند که با یافته‌های این مقاله هم‌خوانی دارد (Abbasimehr & Bahrini, 2022؛ Wang et al., 2024). تفاوت اصلی این تحقیق با برخی مطالعات خارجی در تمرکز ویژه آن بر بستر بانکداری الکترونیک ایران و استفاده ترکیبی از RFM، خوشه‌بندی و قواعد انجمنی است که تصویری چندبعدی و دقیق‌تر از رفتار مشتریان فراهم می‌سازد.

باتوجه به موضوع امنیت و حراست داده‌های بانکی در ایران امکان خروج داده از بانک وجود ندارد. یکی از محدودیت‌های اصلی در این پژوهش عدم دسترسی مناسب به سیستم هایی با سخت افزار بسیار بالاست که این موضوع سبب کاهش ابعاد تحلیل داده از حیث تعداد تراکنش‌ها و مشتریان و همچنین سایر متغیرهای کاربردی در تحلیل گردید. به دلیل

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-11-24]

[DOI: 10.66224/qjerp.34.118.208]

حجم بالای داده، می‌بایست سخت افزار قوی در دسترس باشد که این امر باتوجه به محدودیت‌های فعلی به صورت کامل میسر نگردید.شایان ذکر است از حیث تعداد تراکنش و تعداد مشتری این پژوهش در مقایسه با سار پژوهش‌ها از یک نقطه قوت برخوردار است.

در نهایت، این پژوهش چند پیشنهاد برای تحقیقات آتی ارائه می‌دهد:

۱. استفاده از مدل‌های یادگیری ماشین پیشرفته‌تر (مانند شبکه‌های عصبی عمیق یا مدل‌های مبتنی بر یادگیری تقویتی) جهت پیش‌بینی دقیق‌تر رفتار مشتریان.

۲. ترکیب تحلیل RFM با شاخص‌های رفتاری-احساسی (مانند رضایت و اعتماد دیجیتال) برای ارائه بخش‌بندی غنی‌تر.

۳. بررسی رفتار میان‌کانالی مشتریان (cross-channel behavior)و تحلیل تعامل همزمان آن‌ها در چند کانال بانکی.

۴. توسعه مدل‌های داده‌کاوی برای تحلیل داده‌های متنی و نظرات مشتریان (مانند پیام‌های مرکز تماس یا شبکه‌های اجتماعی) در کنار داده‌های تراکنشی.

۵. انجام مطالعات مقایسه‌ای میان بانک‌های مختلف ایران یا حتی بین‌المللی برای شناسایی تفاوت‌های فرهنگی و منطقه‌ای در الگوهای رفتاری.

این پیشنهادها می‌تواند مسیر تحقیقات آینده را روشن‌تر ساخته و به ارتقای دانش در حوزه بانکداری الکترونیک داده‌محور کمک کند.

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-11-24]

[DOI: 10.66224/qjerp.34.118.208]

منابع

بنایی، داود. (۱۳۹۳). نقش بانک‌ها برای خروج از رکود. *بازار و سرمایه*، ۵۳(۵)، ۷۴-۷۵.

تقوی‌فرد، محمد، محمدخانی، امیر، و لطفی، فرزاد. (۱۴۰۰). خوشه‌بندی مشتریان در حوزه بانکداری الکترونیک با بهره‌گیری از تراکنش‌های الکترونیکی و اطلاعات دموگرافیک. مدیریت تبلیغات و فروش، ۷(۲)، ۴۸–۶۱.

زارعی‌همت، پریسا (۱۴۰۰). «تعیین میزان رضایت‌مندی مشتریان بانک با داده‌کاوی: مطالعه موردی بانک ملت». *پژوهش‌های مدیریت در ایران*، ۱۶(۲)، ۵۷–۷۲.

موسوی، بهرام، و نادری، تینا (۱۳۹۹). «مدل :LRFM ترکیب مدل RFM با ویژگی‌های جدید برای تحلیل رفتار مشتریان بانک». *پژوهش‌های مدیریت*، ۱۰(۱)، ۲۳–۴۰.

کیانی، رضا (۱۳۹۹). «کاربرد الگوریتم SOM و مدل RFM در بخش‌بندی مشتریان موبایل‌بانک». *علوم کامپیوتر و فناوری اطلاعات دانشگاه تهران*، ۱۲(۳), ۸۵–۱۰۲.

حسینی، حسن؛ احمدی نژاد، مصطفی؛ و فارسی زاده، حسین (۱۳۹۱). «بررسی پذیرش بانکداری اینترنتی توسط مشتریان با استفاده از مدل اصلاح شده پذیرش فناوری». *مدیریت بازرگانی*، ۱۲ (۴)، ۱۹–۳۶.

خادم علیزاده، امیر؛ مجاهدی، محمدمهدی؛ و اسکندری، حمیدرضا (۱۳۹۵). «ارزیابی عملکرد خدمات بانکداری الکترونیک؛ (اینترنت‌بانک، همراه‌بانک، هم‌بانک و تلفن‌بانک) مطالعه موردی مشتریان شعب منتخب بانک صادرات درتهران ۱۳۹۵». *تحلیل‌های اقتصادی توسعه ایران*، ۱۰ (۴)، ۷۱-۹۲ .

سیدشکری، خشایار (۱۳۹۲). «نقش بانک‌ها در اقتصاد مقاومتی». *کلید سرمایه*، ۳(۲)، ۳۸-۴۳.

سیف، ولی الله. (۱۳۸۳). «نقش بانک‌ها در بازار سرمایه ایران». *تازه‌های اقتصاد*، ۱۰۵(۱۶)، ۲۸-۲۲.

شایگانی، بیتا و لیلا داداشی (۱۳۹۴). «بررسی اثر گسترش بانکداری الکترونیکی بر کاهش هزینه‌های بانک‌ها (منتخبی از بانک‌های خصوصی)». *مطالعات اقتصادی کاربردی ایران*، ۱۳ (۴)، ۲۳۱–۲۵۶.

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-11-24]

[DOI: 10.66224/qjerp.34.118.208]

شعائی، حسین؛ رضائی نور، جلال و جعفر باقری‌نژاد (۱۴۰۰). «توسعه خدمات فناوری اطلاعات در سیستم بانکداری الکترونیکی مبتنی بر ادغام کوبیت ـ توگف (نمونه‌کاوی موردی: یکی از بانک‌های استان تهران)». *مدیریت اطلاعات*، *۱۴*(۷)، ۲۶۹–۲۹۴.

عباسیان، عزت اله؛ شیرکوند، سعید؛ تهرانی، رضا و الهام علیمردانی (۱۳۹۸). «تأثیر سرمایه‌گذاری بانک‌ها در وام‌دهی با توجه به نقش کفایت سرمایه». *پژوهش‌های پولی – بانکی*، ۴۱(۱۲)، ۵۲۳–۵۵۰.

فیل سرائی، مهدی و صدیقه میرغمگین (۱۳۹۵). «نقش بانک جهانی و صندوق بین‌المللی پول در رشد و توسعه اقتصادی کشورها». *مجله اقتصادی*، ۱۷۶–۱۷۷(۱۶)، ۱۹–۳۶.

گرجی، ابراهیم و فرزانه انواری رستمکلائی (۱۳۹۷). «نقش بانک مرکزی در ایجاد سیکل‌های تجاری در اقتصاد ایران». *اقتصاد پولی، مالی*، ۱۵(۲۵)، ۱–۳۲.

مشفق، زهرا (۱۳۹۶). «رتبه‌بندی بخش‌های اقتصادی به لحاظ ظرفیت اشتغال‌زایی». *امنیت اقتصادی*، ۳۷(۴)، ۵۷–۷۰.

میرشجاعی، فخری. (۱۳۸۴). نقش بانک مسکن در تامین مالی بخش مسکن. *روند*، ۴۶(۱۵)، ۱۱۴–۶۷.

Abd El Aziz R., El Badrawy R. & M.I. Hussien (2022). "ATM, Internet banking and mobile banking services in a digital environment: The Egyptian banking industry". *Journal of Digital Banking*, 7(2), 112–130.

Agrawal R. & R. Srikant (1994). "Fast algorithms for mining association rules. Proceedings of the 20th International Conference on Very Large Data Bases (VLDB)", Morgan Kaufmann. 487–499.

Alvarado C. (2023). *The evolution of the data scientist role*. MIT Technology Review.

Alvarado R. C. (2023). Data Science from 1963 to 2012. arXiv preprint arXiv:2311.03292.

Ania H. (2025). "Customer segmentation of mobile banking users using RFM and K-means clustering". *New Inera Journal.*

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-11-24]

[DOI: 10.66224/qjerp.34.118.208]

Arora A. & V. Kansal (2023). "A comparative study of K-Means, K-Medoids and DBSCAN clustering algorithms for customer segmentation". *Journal of Intelligent Systems*, 32(1), 132–144.

Awong L.E. & L.E. Awong (2023). Comparative analysis of the clustering quality in self-organizing maps using silhouette coefficient. Sensors, 23(18), 7925. https://doi.org/10.3390/s23187925

Ayinaddis S.G. (2025). *Evaluating the factors influencing electronic banking adoption*. Innovation and Entrepreneurship.

Barnes S. & B. Corbitt (2003). "Mobile banking: Concept and potential". *International Journal of Mobile Communications*, 1(3), 273–288.

Bátiz-Lazo B. & D. Wood (2002). "An historical appraisal of information technology in Commercial Banking". Electronic Markets, 12(3), 192–205.

Blackwell R.D., Miniard P.W. & J.F. Engel (2006). Consumer behavior (10th ed.). Thomson South-Western.

Carbo-Valverde S., Cuadros-Solas P.J. & F. Rodriguez-Fernandez (2020). "The effect of banks' IT investments on the digitalization of their customers". Global Policy, 11(S1), 9–17.

Carbo-Valverde S., Cuadros-Solas P. & F. Rodríguez-Fernández (2020). "The impact of digitalization on banking". *Journal of Business Research*, 117, 489–495.

Chavhan S., Dharmik R.C., Jain S. & K. Kamble (2022). "RFM analysis for customer segmentation using machine learning: A survey of a decade of research. 3C TIC". *Cuadernos de desarrollo aplicados a las TIC*, 11(2), 166–173.

Chitra J. (2024). "Customer segmentation using the K-means clustering algorithm in Indonesian banks". *Journals IARN*.

Chiu T., Fang D., Chen J., Wang Y. & C. Jeris (2001). "A robust and scalable clustering algorithm for mixed type attributes in large database environment". *Proceedings of the Seventh ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, 263–268.

Cuce A. & E. Tiryaki (2022). Data analytics in customer segmentation and RFM. Istanbul Technical University.

Dadha M. P. (2022). "Pengaruh internet banking, mobile banking dan ATM terhadap kepuasan nasabah bank Panin di kota Batam [The effect of internet banking, mobile banking, and ATM on customer

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-11-24]

[DOI: 10.66224/qjerp.34.118.208]

satisfaction of Panin bank in Batam city]". *Jurnal Manajemen dan Bisnis*, 15(2), 101–113.
Daniel E. (1999). "Provision of electronic banking in the UK and the Republic of Ireland". *International Journal of Bank Marketing*, 17(2), 72–82.
Davenport T.H. & D.J. Patil (2012). "Data scientist: The sexiest job of the 21st century". *Harvard Business Review*, 90(10), 70–76.
Donoho D. (2017). "50 years of data science". *Journal of Computational and Graphical Statistics*, 26(4), 745–766.
Donoho D. (2017). "50 years of data science". *Journal of Computational and Graphical Statistics*, 26(4), 745–766.
McKinsey Gaido M. (2023). Distributed silhouette algorithm: Evaluating clustering on big data. arXiv preprint arXiv:2303.14102.
Gandy A. (1995). "The introduction of the world's first internet bank". *Journal of Internet Banking and Commerce*, 1(1), 1–12.
Gomber P., Koch J.A. & M. Siering (2018). "Digital finance and fintech: Current research and future research directions". *Journal of Business Economics*, 87(5), 537–580.
Gopi M. & T. Ramayah (2007). "Applicability of the theory of planned behaviour in predicting intention to trade online: Some evidence from a developing country context". *International Journal of Emerging Markets*, 2(4), 348-360.
Gupte R. (2016). "Internet banking: A review of literature". *International Journal of Business and Management Invention*, 5(4), 13–19.
Han J., Pei J. & M. Kamber (2022). *Data mining: Concepts and techniques* (4th ed.). Morgan Kaufmann.
Harvard SEAS. (2023). *A brief history of data science*. Harvard John A. Paulson School of Engineering and Applied Sciences.
Harvard SEAS. (2023). *What is data science? Definition, skills, applications & more*. Harvard John A. Paulson School of Engineering and Applied Sciences.
Hosseini M. (2022). "Two-dimensional analysis of customer behavior in electronic and traditional banking in Iran". *Journal of Banking and Finance Letters*, 4, 30–42.
IBM Corp. (2023). IBM SPSS Modeler documentation. IBM.
Jain A. K. (2010). Data clustering: 50 years beyond K-means. Pattern Recognition Letters, 31(8), 651–666.

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-11-24]
[DOI: 10.66224/qjerp.34.118.208]

Januzaj Y., Beqiri E. & A. Luma (2023). "Determining the optimal number of clusters using silhouette score as a data mining technique". *International Journal of Online and Biomedical Engineering* (iJOE), 19(4), 174–180.

Kadir M. A. & A. Achyar (2019). Customer segmentation on online retail using RFM analysis: Big data case of Bukku.id. In Proceedings of the International Conference on Environmental Awareness for Sustainable Development (ICEAD).

Khumaidi A. (2023). "RFM-AR model for customer segmentation using K-means clustering". *E3S Web of Conferences*

Kohonen T. (1997). Self-organizing maps (3rd ed.). Springer

Kona S.S. (2022). "Customer segmentation and personalization in banking services: Investigating the use of big data analytics to segment banking customers based on their behavior, demographics, and preferences, and leveraging these insights to personalize banking services and marketing campaigns". *International Journal of Banking Analytics*, 8(1), 25–44.

Kumar S. & A. Bansal (2022). "Customer segmentation using hybrid K-means clustering with PSO for marketing strategy". *Procedia Computer Science*, 199, 1234–1241.

Ladhari R., Souiden N. & B. Dufour (2017). "The role of emotions in utilitarian service settings: The effects of emotional satisfaction on product perception and behavioral intentions". *Journal of Retailing and Consumer Services*, 34, 10-18.

Lenssen L. & E. Schubert (2023). Medoid silhouette clustering with automatic cluster number selection. arXiv preprint arXiv:2309.03751.

Luo X., Zhang C. & Q. Wei (2023). "Customer analytics in digital banking: A data-driven approach". *International Journal of Information Management*, 69, 102556.

Mansumitrchai S. & C. Chiu (2012). "Adoption of internet banking in UAE: Factors underlying adoption characteristics". *International Journal of Bank Marketing*, 30(2), 122-141.

Matellio (2024). Behavioral analytics in banking: The game-changer. Retrieved from https://www.matellio.com

McKenna B., Tuunanen T. & L. Gardner (2013). "Consumers' adoption of information services". *Information and Management*, 50(5), 248–257.

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-11-24]

[DOI: 10.66224/qjerp.34.118.208]

McKenna B., Tuunanen T. & L. Gardner (2013). "Consumers' adoption of mobile banking services". *Journal of Business Research*, 66(9), 1349–1356.
Medium (2023). Customer segmentation using RFM analysis and K-means clustering. Retrieved from
Mols N.P. (1998). "The behavioural consequences of PC banking". *International Journal of Bank Marketing*, 16(5), 195–201.
Motiwalla L., Albashrawi M. & H.B. Kartal (2023). "Understanding mobile banking usage behavior: An analytics approach". *Journal of Banking Analytics*, 12(3), 145–162.
Nano-ntp.com. (2024). Customer segmentation and behaviour analysis using RFM and K-means clustering.
New Yorker. (2023). The data delusion. The New Yorker.
OECD. (2017). OECD Digital Economy Outlook 2017. OECD Publishing.
Pagani M. & C. Pardo (2017). "The impact of digital technology on relationships in a business network". *Industrial Marketing Management*, 67, 185–192.
PwC. (2022). Digital banking consumer survey 2022. PricewaterhouseCoopers.
Rajesh M. V. (2024). A comparative analysis of RFM-based customer segmentation with K-means and BIRCH clustering techniques. *Atlantis Press*. https://doi.org/[DOI if available]
Ranjbari M. & S. Esmaeili (2023). "Big data analytics for customer segmentation in the banking sector". *Information Systems Frontiers*, 25(3), 875–889.
Reddy S. & K.U. Rani (2021). "Customer segmentation using RFM and K-Means clustering for personalized marketing". *Materials Today: Proceedings*, 45, 4053–4057.
Rungruang C. (2024). RFM model customer segmentation based on hierarchical clustering and formal concept analysis. *ScienceDirect*
Schacter D. L., Gilbert D. T. & D.M. Wegner (2011). Psychology (2nd ed.). Worth Publishers.
Solomon M.R. (2018). *Consumer behavior: Buying, having, and being* (12th ed.). Pearson Education.
The New Yorker. (2023). The origins of data science. The New Yorker Magazine.

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-11-24]
[DOI: 10.66224/qjerp.34.118.208]

Tukey J.W. (1962). "The future of data analysis". *Annals of Mathematical Statistics*, 33(1), 1–67.

Vardakas G., Papakostas I. & A. Likas (2024). Deep clustering using the soft silhouette score: Towards compact and well-separated clusters. arXiv preprint arXiv:2402.00608.

Verhoef P. C., Broekhuizen T., Bart Y., Bhattacharya A., Dong J. Q., Fabian N. & others. (2019). Digital transformation: A multidisciplinary reflection and research agenda. Journal of Business Research, 122, 889–901.

Wired. (2012). The exabyte revolution: How Kaggle is turning data scientists into rock stars. Wired Magazine.

Yan X. (2025). Bank customer segmentation and marketing strategies based on customer behavior characteristics. *MDPI Journals*. https://doi.org/[DOI if available]

[Downloaded from qjerp.ir on 2026-11-24]

[DOI: 10.66224/qjerp.34.118.208]