University of Qom
Engineering Management and Soft Computing
JEMSC.QOM
Online ISSN: 2538-2675

Facilitate cross-selling of value-added mobile services using data mining

Hamidreza Atefi[1]

1. MSc. Information Technology Engineering, Faculty of Engineering, Qom University, Qom, Iran. Email: Atefi.hamidreza@gmail.com

Article Info

Article type:
Research Article

Article history:
Received 2023 June 10
Received in revised form 2023 August 16
Accepted 2023 August 19
Published online 2023 September 16

Keywords:
Association rule,
Clustering,
Cross sale,
Value-added services.

ABSTRACT

Gaining competitive advantage is of great value for mobile operators. Mobile added-value services are one of the innovations that operators use to diversify their business. Cross-selling is crucial for mobile operators, to expand revenue and profits, because operators will incur lower ancillary costs compared to attracting new customers. But it is not easy for them to know potential customers buying services provided by operators. In this article, an attempt has been made to facilitate the cross-selling of mobile added-value services. The data used in this research is information about the past purchases of the customers of HamrahAval Company from the added-value mobile services. In the proposed solution, the infrastructure for creating cross-selling customer profiles is discussed. In this solution, after determining the optimal category of customers using their clustering, an attempt has been made to discover the rules between the services used by customers. By creating this profile, a target community can be achieved for the cross-selling of each service.

Cite this article: Atefi, H. (2023). Facilitate cross-selling of value-added mobile services using data mining. *Enginiiring Management and Soft Computing*, *9* (1). 1-15. **DOI**: https://doi.org/10.22091/JEMSC.2022.7298.1159

© The Author(s)
DOI: https://doi.org/10.22091/JEMSC.2022.7298.1159
Publisher: University of Qom

JEMSC.QOM
شاپا الکترونیکی: ۲۶۷۵-۲۵۳۸

مدیریت مهندسی و رایانش نرم

دانشگاه قم

تسهیل فروش متقاطع خدمات ارزش‌افزوده تلفن همراه با استفاده از تکنیک‌های داده‌کاوی

حمیدرضا عاطفی [۱]

۱. نویسنده مسئول، کارشناس ارشد مهندسی فناوری اطلاعات، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه قم، قم، ایران. رایانامه: atefi.hamidreza@gmail.com

اطلاعات مقاله

نوع مقاله: مقاله پژوهشی

تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۰۳/۲۰

تاریخ بازنگری: ۱۴۰۲/۰۵/۲۵

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۰۵/۲۸

تاریخ انتشار: ۱۴۰۲/۰۶/۲۵

کلیدواژه‌ها:
خدمات ارزش‌افزوده،
خوشه‌بندی،
فروش متقاطع،
قوانین وابستگی.

چکیده

کسب مزیت رقابتی برای اپراتورهای تلفن همراه بسیار بااهمیت است. خدمات ارزش‌افزوده تلفن همراه یکی از نوآوری‌هایی است که اپراتورها از آن برای تنوع بخشیدن به کسب‌وکار خود استفاده می‌کنند. فروش متقاطع برای اپراتورهای تلفن همراه، برای گسترش درآمد و سود بسیار مهم است. زیرا اپراتورها هزینه‌های جانبی کمتری را در مقایسه با جذب مشتریان جدید متحمل خواهند شد. اما شناخت مشتریان بالقوه خرید خدمات ارائه شده توسط اپراتورها، برای آنها ساده نیست. در این مقاله، برای تسهیل فروش متقاطع خدمات ارزش‌افزوده تلفن همراه تلاش شده‌است. داده‌های استفاده شده در این تحقیق، اطلاعات مربوط به خریدهای گذشته مشتریان شرکت همراه اول از خدمات ارزش‌افزوده تلفن همراه است. در راهکار ارائه شده، به زیرساخت‌های ایجاد پروفایل فروش متقاطع مشتریان پرداخته شده‌است. در این راهکار، پس از تعیین دسته بهینه‌ای از مشتریان با استفاده از خوشه‌بندی آنها، برای کشف قوانین میان خدمات استفاده شده توسط مشتریان، تلاش شده‌است. با ساخت این پروفایل می‌توان جامعه هدفی برای فروش متقاطع هر یک از خدمات به‌دست آورد.

استناد: عاطفی، حمیدرضا. (۱۴۰۲). «تسهیل فروش متقاطع خدمات ارزش‌افزوده تلفن همراه با استفاده از تکنیک‌های داده‌کاوی». *مدیریت مهندسی و رایانش نرم*، دوره ۹ (۱). صص: ۱۵-۱. https://doi.org/10.22091/JEMSC.2022.7298.1159

ناشر: دانشگاه قم

© نویسندگان.

۱) مقدمه

طی سال‌های اخیر تعداد کاربرانی که تمایل به استفاده از خدمات مکالمه صوتی و خدمات ویژه و جدید تلفن همراه دارند به شدت افزایش یافته‌است و با افزایش تعداد اپراتورهای تلفن همراه رقابت برای جذب این مشتریان به استفاده از خدمات هر اپراتور، اهمیت ویژه‌ای پیدا می‌کند. برای این منظور بسیاری از اپراتورهای تلفن همراه علاوه بر خدمات مکالمه صوتی، خدمات ارزش‌افزوده[1] یا به اختصار (VAS) مانند اینترنت، پرداخت الکترونیک، اطلاع‌رسانی، بازی و سرگرمی و همچنین نواخت‌های انتظار مکالمه، را نیز به کاربران خود ارائه می‌دهند. در طی فروش این خدمات ارزش‌افزوده، اطلاعات مربوط به فروش توسط اپراتورهای تلفن همراه در پایگاه داده‌های تراکنشی آنها ذخیره می‌شود که می‌تواند منبع خوبی برای استخراج دانش پنهان از این داده‌ها باشد. داده‌های سازمان‌یافته و سازماندهی‌شده سوابق خرید مشتریان نه تنها فروش و سود کسب‌وکار را افزایش می‌دهد بلکه به بینش هوشمندانه‌ای در پیش‌بینی رفتار خرید مصرف‌کننده و الگوهای مرتبط با آن منجر می‌شود (آنیثا و پاتیل، ۲۰۱۹).

با توجه به افزایش چشمگیر کاربران اپراتورهای تلفن همراه، یکی از الزامات مهم در ارائه خدمات ارزش‌افزوده درک این موضوع است که بدانیم چه کسانی مشتریان مفیدی برای خدمات موردنظر ما هستند. این اطلاع باعث می‌شود که بازاریابی و فروش خدمات ارزش‌افزوده هدفمند شده و درآمد بیشتری به ازای هر کاربر کسب شود. بنابراین لازم است به‌منظور پیدا کردن مشتریان مفید؛ داده‌های مربوط به استفاده از خدمات کاربران، از پایگاه‌های داده یا انبارهای داده که اطلاعات مربوط به استفاده مشتریان از این خدمات در آن نگهداری می‌شود، استخراج گردد و به‌منظور کشف الگوهای خاص فروش نهفته در این داده‌ها مورد استفاده قرار گیرد.

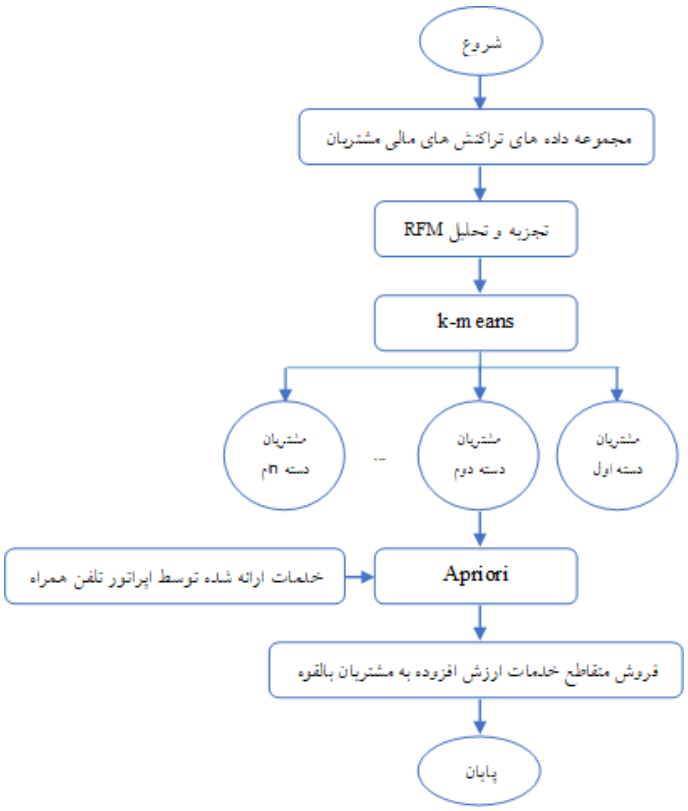
کشف مشتریان مفید برای ارائه خدمات مشخص به آنها را می‌توان در قالب مفهومی با عنوان فروش متقاطع[2] بیان نمود. فروش متقاطع اشاره دارد به تلاش برای افزایش محصولات و خدماتی که مشتری در یک شرکت استفاده می‌کند. فروش متقاطع محصولات و خدمات به مشتریان فعلی هزینه‌های مرتبط کمتری نسبت به کسب مشتریان جدید دارد، به این دلیل که شرکت در حال حاضر با این مشتریان در ارتباط است (کامکورا و ودل و روزا و ماژون، ۲۰۰۳). طبق مطالعات گذشته تخمین زده شده‌است که هزینه های جذب مشتریان جدید، پنج برابر حفظ مشترین موجود خواهد بود. فروش متقاطع برای اپراتورهای مخابراتی تلفن همراه برای گسترش درآمد و سود بسیار مهم است (اهان و اهان و جواون و هاکیم، ۲۰۱۱) زیرا باعث می‌شود با حفظ مشتریان درآمد بالاتری را به ازای هر کاربر کسب کنند. بنابراین اپراتورهای تلفن همراه برای فروش متقاطع خدمات جدید خود تلاش می‌کنند.

در این مقاله سعی شده‌است تا طبق چارچوب تحقیق که در شکل 1 ارائه گردیده‌است در ابتدا مشتریان خدمات ارزش‌افزوده را با استفاده از الگوریتم k-means به خوشه‌های همگن دسته‌بندی نموده و سپس به کشف روابط بین خدمات مورد استفاده هر خوشه بپردازیم تا با فروش متقاطع خدمات به مشتری بالقوه آن درآمد به ازای هر کاربر را افزایش دهیم.

---

[1]. Value Added Services

[2]. Cross-Selling



شکل ۱. چهارچوب کلی تحقیق

تاکنون تحقیقات کمی در زمینه فروش متقاطع خدمات ارزش‌افزوده تلفن همراه انجام شده‌است به‌عنوان مثال Hyunchul Ahn و همکارانش در سال ۲۰۱۱ به بخش‌بندی مشتریان بازار موبایل به منظور تسهیل فروش متقاطع خدمات آن پرداخته‌اند (اهان و اهان و وبیون و جواون، ۲۰۱۱). اما تحقیقات بیشتری در زمینه کشف قواعد وابستگی و تحلیل سبد خرید مشتریان در صنایع مختلف انجام شده‌است. تحقیق حاضر چارچوبی جامع جهت خوشه‌بندی مشتریان با در نظر گرفتن داده‌های تراکنشی مشتریان ارائه می‌دهد. در مرحله بعد با استفاده از قوانین وابستگی خدمات مورد علاقه خوشه‌ها به‌دست آمده و زمینه بکارگیری استراتژی مناسب جهت فروش متقاطع خدمات به مشتری بالقوه آن فراهم شده‌است. در این تحقیق سعی شده‌است تا به دو پرسش زیر پاسخ داده شود.

۱) آیا می‌توان جامعه هدفی را به منظور فروش متقاطع خدمت VAS موردنظر پیش‌بینی نمود؟

۲) چه قوانینی میان خدمات ارزش‌افزوده پرفروش در سازمان مورد مطالعه وجود دارد؟

۲) پیشینه پژوهش

اپراتورهای تلفن همراه با تمرکز بیشتر بر روی خدمات ارزش‌افزوده بازار را به بازار VAS تبدیل می‌کنند تا به‌طور متوسط درآمد بالاتری به ازای هر کاربر کسب کنند (اهان و اهان و جواون و هاکیم، ۲۰۱۱). بنابراین شناخت کاربرانی که قرار است این خدمات جدید به آنها ارائه شود از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است.

فروش متقاطع محصولات و خدمات به مشتریان فعلی هزینه‌های مرتبط کمتری نسبت به کسب مشتریان جدید دارد، به این دلیل که شرکت درحال‌حاضر با این مشتریان در ارتباط است. درصورتی می‌توان به اجرای مناسب فروش متقاطع دست یافت که یک زیرساخت اطلاعاتی وجود داشته باشد، که به مدیران اجازه دهد تا محصولات و خدماتی را که موردنیاز مشتریان است و هنوز به آنها فروخته نشده‌است را به آنها ارائه دهند (کامکورا و ودل و روزا و مازون، ۲۰۰۳). درک و استفاده از تکنیک‌های فروش متقاطع برای یک شرکت مهم است به این دلیل که مشتریان می‌توانند محصولات بیشتری را از همان ارائه‌دهنده به‌دست آوردن و هزینه تغییرات برای مشتری و ارائه دهنده وجود ندارد (کامکورا و ودل و روزا و مازون، ۲۰۰۳).

مدیریت ارتباط با مشتری (CRM)[3] شامل ایجاد، حفظ و افزایش روابط قوی با مشتریان و دیگر ذینفعان می‌باشد. مدیریت ارتباط با مشتری شامل مجموعه‌ای از فرایندها و سیستم‌های پشتیبانی استراتژی‌های کسب‌وکار به منظور ایجاد روابط بلندمدت و سودآور با مشتریان خاص است (نگای و لیو و چاو، ۲۰۰۹). به‌عبارت دیگر CRM به عنوان یک رویکرد سازمانی به درک و تاثیرپذیری رفتار مشتری از طریق ارتباطات معنی‌دار در جهت بهبود کسب مشتری، حفظ مشتری، وفاداری مشتری و سودآوری مشتری می‌پردازد (سویفت، ۲۰۰۱). به‌منظور پیاده‌سازی CRM، ضروری است که در ابتدا درک کنیم که چه کسانی مشتریان مفید ما هستند. علاوه بر این، با استفاده از این نوع از دانش، ارائه‌دهنده خدمات باید قادر باشد تعیین کنند آیا کاربران جدید خود مفید خواهند بود یا نه (اهان و کیم و هان، ۲۰۰۷). تقسیم‌بندی مشتریان بخشی از فعالیت‌های متعددی است که به منظور ایجاد زنجیره ارزشمند مدیریت ارتباط با مشتری، انجام می‌شود (خلیلی دامغانی و عبدی و ابوالمکارم، ۲۰۱۸)، (آنیثا و پاتیل، ۲۰۱۹). وجود یک سیستم مدیریت ارتباط با مشتری با مکانیزم تقسیم‌بندی، شرایط ایجاد یک راهکار تکاملیِ مدیریت ارتباط با مشتری یعنی فروش متقاطع را فراهم می‌کند.

توربان و همکارانش[4] (۲۰۰۷) داده‌کاوی را به این صورت تعریف کرده‌اند: " فرآیندی است که از تکنیک‌های آماری، ریاضی، هوش‌مصنوعی و یادگیری ماشین برای استخراج و شناسایی اطلاعات مفید و پس از آن به‌دست آوردن دانش از پایگاه داده‌های بزرگ استفاده می‌کند". برسون و همکاران[5] (۲۰۰۰) و بری و لینوف[6] (۲۰۰۴) نیز تعریف مشابهی را در مورد داده‌کاوی ارائه می‌کنند و آن را به عنوان فرآیند استخراج یا تشخیص الگوهای پنهان و یا اطلاعات از پایگاه داده‌های بزرگ تعریف می‌کنند. با داده‌های جامع مشتریان، تکنولوژی داده‌کاوی هوشمندی کسب‌وکار را در جهت ایجاد فرصت‌های جدید فراهم می‌کند (بورتیز و کندی، ۱۹۹۵)، (فلچر و گوس، ۱۹۹۳)، (لنگلی و سیمون، ۱۹۹۵)، (لاوو و ونگ هویی و پون، ۲۰۰۳)، (سالچنبرگر و سینار و لاش، ۱۹۹۲)، (شو و اچشو و تیساو، ۲۰۰۲)، (ژانگ و هو و پتوو و اندرو، ۱۹۹۹)، (نگای و لیو و چاو، ۲۰۰۹).

استفاده از ابزارهای داده‌کاوی در CRM روند روبه‌رشدی در اقتصاد جهانی دارد (کامکورا و ودل و روزا و مازون،

[3]. Customer relationship management

[4]. Turban et al., 2007

[5]. Berson et al., 2000

[6]. Berry & Linoff, 2004

۲۰۰۳). تجزیه و تحلیل و درک رفتارها و ویژگی‌های مشتری پایه و اساس توسعه یک استراتژی CRM رقابتی است، بطوریکه برای به‌دست آوردن و حفظ مشتریان بالقوه و افزایش ارزش مشتری لازم است. ابزارهای داده‌کاوی مناسب که در استخراج و شناسایی اطلاعات مفید و دانش از پایگاه داده‌های بزرگ مشتریان کاربرد دارد؛ یکی از بهترین ابزارها جهت حمایت در تصمیم‌گیری‌های مختلف در حوزه CRM است (بورتیز و کندی، ۱۹۹۵). به این ترتیب، استفاده از تکنیک‌های داده‌کاوی در CRM در اقتصاد مشتری‌محور ارزشمند است (نگای و لیو و چاو، ۲۰۰۹). تکنیک داده‌کاوی به نام خوشه‌بندی می‌تواند برای رفع موانع مختلف در تولید و مشکلات بازاریابی در صنعت مد استفاده شود. واضح است که خوشه‌بندی برای یافتن الگوهای ترجیحات مشتری بسیار مهم است (بریتو و سوآرس و آلمیدا و مونت و بیوت ۲۰۱۵). رویکرد داده‌محور برای خوشه‌بندی محصولات خرده‌فروشی براساس داده‌های سبد بازار استفاده می‌شود. نتایج با استفاده از روش‌های k-means، SOM و رویکردهای خوشه‌بندی سلسله مراتبی مقایسه می‌شوند (هولی و سوکل و سنی، ۲۰۱۷)، (آنیثا و پاتیل، ۲۰۱۹).

آنیتا و پاتیل[۷] در تحقیقی که در سال ۲۰۱۹ در زمینه طبقه‌بندی مشتریان انجام داده‌اند، دامنه کار آینده تحقیق خود را مطالعه و تجزیه و تحلیل دسته‌های خاصی از محصولات، به عنوان مثال؛ تلفن‌های همراه و لوازم جانبی بیان کرده‌اند. موضوعاتی مانند پرمخاطب‌ترین محصولات یا موثرترین تکنیک فروش در طی یک رویداد خاص را می‌توان برای بهبود طراحی یک کسب‌وکار موثر مورد مطالعه قرار داد. چنین تحقیقاتی کمک خواهد کرد که شرکت‌ها کسب‌وکار خود را با ارائه تبلیغات و طراحی استراتژی‌های نوآورانه بهبود بخشند و همچنین مزیت رقابتی در برابر رقبا ایجاد کنند (آنیثا و پاتیل، ۲۰۱۹).

۳) روش‌شناسی پژوهش

۳-۱) خوشه‌بندی والگوریتم k-means

از نظر مفهومی خوشه‌بندی یعنی گروه‌بندی یک سری موجودی در گروه‌های مختلف، بطوریکه این گروه‌ها نشان‌دهنده مفهوم یا معنی خاصی باشند و یا به‌عبارت ساده‌تر به یکدیگر شبیه باشند. از دیدگاهی علمی‌تر خوشه‌بندی یعنی دسته‌بندی داده‌ها به k گروه مختلف بطوریکه داده‌هایی که در یک دسته قرار می‌گیرند به یکدیگر شبیه باشند و داده‌های دسته‌های مختلف با یکدیگر تفاوت داشته باشند. در این الگوریتم خوشه به یک گروه معنادار مفهومی اطلاق می‌شود که اشیایی با ویژگی‌های مشترک دارند. می‌توان از خوشه‌بندی برای تقسیم‌بندی مشتریان برای تجزیه و تحلیل‌های مضاعف استفاده کرد (قداده و عبدالله، ۲۰۱۸)، (آروناچلام و کومار، ۲۰۱۸). K-means از نظر محاسباتی سریع و در مجموعه داده‌های بزرگ در مقایسه با سایر روش‌های خوشه‌بندی عملکرد خوبی دارد. مزیت دیگر استفاده از k-means این است که این الگوریتم تنها به یک پارامتر ورودی "K" نیاز دارد، همچنین نسبت به سایر الگوریتم‌ها میزان طبقه‌بندی اشتباه داده‌ها را کاهش می‌دهد. یکی از کاربردهای اصلی k-means طبقه‌بندی مشتریان است (آنیتا، پاتیل ۲۰۱۹). اغلب الگوریتم‌های خوشه‌بندی براساس دو روش زیر پایه‌گذاری شده‌اند:

[7]. Anitha & Patil, 2019

۱) خوشه‌بندی سلسله مراتبی

۲) خوشه‌بندی تجزیه‌ای

تکنیک‌های سلسله مراتبی، داده‌ها را در دنباله‌ای تودرتو از گروه‌ها سازمان می‌دهد که می‌تواند در قالب ساختار درختی نشان داده شود. درحالیکه الگوریتم‌های تجزیه‌ای تلاش می‌کنند تا تقسیماتی به‌دست آورد که پراکندگی داخل خوشه را کمینه یا پراکندگی بین خوشه‌ها را افزایش دهد.

روش خوشه‌بندی k-means ساده‌ترین و پراستفاده‌ترین الگوریتم مورداستفاده در خوشه‌بندی تجزیه‌ای می‌باشد و از الگوریتم‌های مناسب برای داده‌های متریک و مطلق می‌باشد و گام‌های اصلی آن به‌صورت زیر می‌باشد (اولسون و شی، ۲۰۰۷).

۱) انتخاب یک تقسیم‌بندی اولیه با K خوشه شامل نمونه‌های انتخابی تصادفی و محاسبه مراکز خوشه‌ها

۲) تولید یک تقسیم‌بندی جدید با تخصیص هر نمونه به نزدیک‌ترین مرکز خوشه

۳) محاسبه مراکز جدید خوشه‌ها به‌عنوان مراکز خوشه‌ها

۴) تکرار گام‌های ۲ و ۳ تا اینکه یک مقدار بهینه برای تابع معیار پیدا شود یا اینکه اعضای خوشه ثابت شود.

در روال گفته شده تابع زیر به‌عنوان تابع هدف مطرح است:

$$J = \sum_{j=1}^{k} \sum_{i=1}^{n} \left\| x_i^{(j)} - c_j \right\|^2$$ رابطه ۱)

که در آن || || معیار فاصله بین نقاط و c_j مرکز خوشه jام است.

۳-۲) قوانین وابستگی و الگوریتم Apriori

قوانین وابستگی داده‌کاوی که ابتدا توسط آگراول و همکاران(۱۹۹۳) توسعه داده شدند، یکی از معروفترین تکنیک‌های داده‌کاوی بوده و کاربردهای وسیعی در کسب‌وکار سنتی و کسب‌وکارهای الکترونیکی پیدا کرده‌اند. فروش متقابل، طراحی کاتالوگ، تعیین چیدمان فروشگاه و بخش‌بندی مشتریان و همچنین بهبود و شخصی‌سازی صفحات وب‌سایت نمونه‌هایی از کاربرد قوانین وابستگی داده‌کاوی در کسب‌وکارهای سنتی و الکترونیکی هستند (چن و هان و یو، ۱۹۹۶).

اگر $A \subset J, B \subset J, and\ A \cap B = 0$ آنگاه $A \to B$ یک قانون وابستگی است. S پشتیبان این قانون در D به‌صورت درصد تراکنش‌هایی تعریف می‌شود که $A \cup B$ را شامل شوند. آن را می‌توان معادل احتمال اجتماع A و B دانست. C میزان اطمینان به این قانون را به‌صورت درصد تراکنش‌هایی در D است که علاوه بر شمول A ، B را نیز شامل شوند و معادل احتمال وقوع B است به شرط وقوع A ، یعنی $(B|A)$.

اگر A و B دو مجموعه آیتم باشند، $A \to B$ یک قانون وابستگی می‌باشد. در این صورت معیارهای قوانین وابستگی عبارتند از:

پشتیبانی(support): نشان‌دهنده تعداد دفعاتی است که قانون در داده‌های تراکنشی ظاهر شده‌است.

حداقل حمایت: حداقل پشتیبانی قانون موردنظر که از قبل توسط کاربر تعیین می‌شود.

$A \rightarrow B$ با support=50%، یعنی A,B در ۵۰ درصد تراکنش‌ها باهم خریداری می‌شوند.

اطمینان(confidence): نشان‌دهنده تعداد دفعاتی است که اگر قسمت اول قانون اتفاق بیفتد، قسمت دوم نیز اتفاق می‌افتد. اطمینان صحت قانون را نشان می‌دهد. $A \rightarrow B$ با

Confidence=85%، یعنی در ۸۵ درصد موارد کسی که A را خرید می‌کند، B را هم خرید می‌کند.

حداقل اطمینان: حداقل اطمینان قانون مذکور که از قبل توسط کاربر تعیین می‌شود.

آپریوری یک الگوریتم کلاسیک برای یادگیری قوانین وابستگی است. آپریوری روی پایگاه‌های داده شامل تراکنش‌ها (مثلاً مجموعه محصولات خریداری شده توسط مشتریان در یک سوپرمارکت) ساخته شده‌است. ورودی این الگوریتم مجموعه‌ای از مجموعه آیتم‌ها است. الگوریتم تلاش می‌کند تا زیرمجموعه‌هایی از آیتم‌ها را که حداقل بین C مجموعه آیتم مشترک است، بیابد. آپریوری یک الگوریتم پایین به بالا است آنگونه که در هر مرحله یک آیتم به زیرمجموعه‌های مکرر اضافه می‌شود (تولید کاندید). مجموعه کاندیدها روی داده مورد ارزیابی قرار می‌گیرند. شرط خاتمه الگوریتم، عدم وجود شیوه توسعه موفق دیگری است.

هدف الگوریتم آپریوری، یافتن وابستگی‌ها بین مجموعه‌های مختلف از داده است. گاهی به آن، تحلیل سبد خرید هم می‌گویند. هر مجموعه‌ای از داده تعدادی آیتم دارد و تراکنش نامیده می‌شود. خروجی آپریوری، مجموعه‌هایی از قوانین است که چگونگی شمول آیتم‌ها در مجموعه‌های داده را توضیح می‌دهد.

۴) تجزیه و تحلیل RFM

متداول‌ترین روش‌های مطرح شده جهت تعیین ارزش دوره عمر مشتری عبارتند از: روش ارزش فعلی خالص، روش سهم کیف پول، روش زنجیره مارکوف، روش ارزش گذشته مشتری، روش بازگشت سرمایه و روش RFM. در میان روش‌های ذکر شده، مدل RFM یکی از روش‌های متداول و پرکاربردی است که در تعیین ارزش مشتری، سه معیار (شاخص) را درنظر می‌گیرد لذا دیدگاهی چندبعدی در این راستا ارائه می‌نماید. درصورتیکه بسیاری از روش‌های دیگر دیدگاهی تک‌بعدی داشته و معمولا از یک معیار جهت تعیین ارزش دوره عمر مشتری استفاده می‌کنند (باتل، ۲۰۰۴). از طرفی، در مدل RFM فقط نگرش‌های مالی مطرح نمی‌باشند و گرایش اصلی روش در تحلیل ویژگی‌های مشتریان به سمت مسائل غیرمالی است (رزمی و قنبری، ۲۰۰۹)، درصورتیکه بسیاری از روش‌های دیگر، بیشتر از جنبه مالی بر این مسئله تمرکز دارند. با توجه به توضیحات اشاره شده، مدل RFM در ادامه مورد بحث قرار می‌گیرد.

۵) مدل RFM

یکی از کاربردی‌ترین روش‌های تعیین اطلاعات گذشته کاربران به‌منظور مشخص کردن ارزش هر مشتری مدل RFM است. این مدل از سه بعد مربوط به داده‌های مبادلاتی مشتریان، برای تحلیل رفتار آنها استفاده می‌نماید (چینگ سوانشن و یوشاینگ، ۲۰۰۹)، (آنیثا، پاتیل ۲۰۱۹). شاخص‌های این مدل به‌صورت زیر تعریف می‌شوند:

۱) تازگی مبادله (Recency): این شاخص اشاره دارد بر فاصله زمانی بین آخرین خرید صورت‌گرفته توسط مشتری تا پایان محدوده زمانی مورد بررسی.

۲) تعداد تکرار مبادله (Frequency): این شاخص بیانگر تعداد مبادلاتی است که یک مشتری در یک دوره زمانی خاص انجام داده‌است.

۳) ارزش پولی مبادله (Monetary): این شاخص نشان‌دهنده مقدار پولی است که یک مشتری در یک دوره زمانی خاص جهت مبادلات، صرف نموده‌است.

در این تحقیق نیز به‌منظور انجام خوشه‌بندی مشتریان از سه شاخص RFM در طی یک دوره چهارماهه استفاده شده‌است.

۶) روش تحقیق

در این تحقیق به‌منظور تسهیل فروش متقاطع خدمات ارزش‌افزوده، ایجاد پروفایل فروش متقاطع به ازای هر مشتری پیشنهاد شده‌است. ایجاد این پروفایل به زیرساختی نیاز دارد تا توسط آن برای هر مشتری خدماتی را که احتمال دارد بخرد یا به‌صورت متقاطع به او فروخته شود را مشخص کنیم. برای این کار؛ از داده‌های خریدهای قبلی مشتریان، شاخص‌های تازگی مبادله، تعداد تکرار مبادله و ارزش پولی مبادله استخراج شده و با کمک الگوریتم خوشه‌بندی k-means، مشتریان خوشه‌بندی شده‌اند. از بین خوشه‌های ایجاد شده، خوشه بهینه یعنی خوشه‌ای که خرید مشتریان آن کمترین فاصله زمانی را با آخرین روز بازه زمانی داده‌ها داشته یا مشتریان آن بیشترین تعداد خرید را داشته‌اند و همچنین خریدهای آنها بیشترین ارزش پولی را داشته است، انتخاب شده‌است.

در مرحله بعد برای استخراج قوانین وابستگی میان خدماتی که توسط مشتریان این خوشه بهینه استفاده شده، تلاش شده‌است. برای این منظور از الگوریتم Apriori که یکی از معروف‌ترین الگوریتم‌های استخراج قوانین وابستگی است، استفاده شده‌است. خروجی این الگوریتم نشان‌دهنده قوانین بین خدمات استفاده‌شده توسط این خوشه بهینه است. از این قوانین به‌خوبی می‌توان برای فروش متقاطع کمک گرفت. کاربرانی که خدمت مورد توجه خوشه بهینه را خریداری نکرده‌اند بهترین گزینه برای تبلیغ، ارائه و فروش متقاطع آن خدمت هستند. همچنین خدماتی که طبق قائده خاصی خریداری شده‌اند نیز گزینه مناسبی برای فروش متقاطع هستند. مزیت دیگری که با ایجاد این پروفایل فراهم می‌شود، امکان اعمال تخفیف برای کاربرانی است که هدف فروش متقاطع قرار می‌گیرند. این پروفایل می‌تواند به‌عنوان مکملی در یک سیستم مدیریت ارتباط با مشتری بکار برده شود. جامعه تحقیق این پژوهش شامل کاربران یا مشتریان شرکت مخابرات ایران است که از خدمات ارزش‌افزوده‌ای که شرکت رهنما کامیابان نخستین (بیپ) همکار تجاری همراه اول ارائه می‌کند، استفاده کرده‌اند. داده‌های تحقیق از پایگاه داده تراکنش‌های مالی مشتریان شرکت رهنما کامیابان نخستین به‌دست آمده‌است. این داده‌ها از بازه زمانی ماه‌های جولای[8]، آگوست[9]، سپتامبر[10]، اکتبر[11] سال ۲۰۱۳ انتخاب شده‌است. تعداد کل تراکنش‌ها

[8]. July

[9]. August

[10]. September

[11]. October

۳۵۴۶۲۰ عدد بود که بعد از انجام پاکسازی داده‌ها، به تعداد ۲۸۰۱۸۰ تراکنش کاهش پیدا کرد. برای انجام مراحل تحقیق نیاز بود تا تراکنش‌ها برحسب هر کاربر تفکیک شوند. تعداد کل کاربران موجود در داده‌ها ۹۷۵۲۵ نفر است.

همانطورکه ذکر شد به‌منظور انجام خوشه‌بندی مشتریان از مدل RFM استفاده شده‌است. برای این منظور قبل از بکار بردن این داده‌ها برای خوشه‌بندی لازم است که داده‌ها نرمال شوند. برای نرمال‌سازی داده‌ها در این تحقیق از نرمال‌سازی min-max استفاده شده‌است که طبق فرمول زیر محاسبه می‌شود:

$$X^* = \frac{X_i - Min(X)}{Max(X) - Min(X)}$$ رابطه ۲)

۷) یافته‌های پژوهش

۷-۱) خوشه‌بندی مشتریان

برای خوشه‌بندی مشتریان از الگوریتم k-means استفاده شده‌است. نرم‌افزار مورداستفاده برای فرآیند خوشه‌بندی، نرم‌افزار Weka 3.6,11 بوده‌است. مهمترین پارامتر الگوریتم k-means تعیین تعداد خوشه‌ها (k) است. یکی از روش‌های تعیین تعداد خوشه بهینه، استفاده از شاخص مجموع خطای مربعی[۱۲] است. در این معیار، خطا برابرِ فاصله هر نقطه با نزدیک‌ترین خوشه است. پس از مشخص‌کردن خطای تمامی نقاط، معیار SSE از رابطه زیر محاسبه می‌شود:

$$SSE = \sum_{i=1}^{c} \sum_{x \in D_i} dist^2(m_i, x)$$ رابطه ۳)

در این رابطه c بیانگر تعداد خوشه‌ها، m_i بیانگر مرکز خوشه، x معرف نقطه‌ای متعلق به خوشه و D مجموعه داده‌است. برای یافتن بهترین تعداد خوشه‌ها، در یک بازه، برای مثال در این پژوهش برای سه تا سیزده خوشه، SSE خوشه‌ها محاسبه شده‌است که نتایج آن در جدول ۱ ذکر شده‌است.

جدول ۱. محاسبه مقادیر شاخص مجموع خطای مربعی به ازای تعداد خوشه از سه تا سیزده

تعداد خوشه(K)	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
مجموع خطای مربعی(SSE)	98.8316	76.3470	67.8881	66.0080	63.2420	59.2871	59.2868	59.2864	59.2856	16.5996	16.5995

با توجه به مقادیر SSE تعداد خوشه سیزده انتخاب شده‌است. خوشه‌بندی مشتریان با تعداد خوشه سیزده در نرم‌افزار Weka انجام شده‌است که نتیجه آن به‌صورت زیر است:

جدول ۲. نتایج خروجی نرم‌افزار Weka در اجرای الگوریتم k-means

Number of iterations: 15 Within cluster sum of squared errors: 16.59954681738916 Missing values globally replaced with mean/mode														
Cluster centroids:														
Cluster#	Full Data	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Attribute	(97525)	(3791)	(4854)	(2592)	(50)	(19737)	(12857)	(3134)	(10660)	(246)	(2754)	(17249)	(19595)	(6)
F	0.0001	0.0008	0.0001	0.0002	0.0008	0	0.0001	0.0001	0	0.0001	0.0002	0	0	0.0044
M	0.0003	0.0017	0.0003	0.0005	0.0023	0.0001	0.0002	0.0004	0.0002	0.0002	0.0006	0.0001	0.0002	0.0103
R	0.3167	0.0509	0.3095	0.2383	0.3261	0.3261	0.3261	0.337	0.337	0.769	0.1535	0.337	0.3498	0.3388
Time taken to build model (full training data): 2.5 seconds														

[12]. Sum of Squared Errors (SSE)

Number of iterations: 15 Within cluster sum of squared errors: 16.59954681738916 Missing values globally replaced with mean/mode													
Model and evaluation on training set													
Clustered Instances:													
-	3791 (4%)	4854 (5%)	2592 (3%)	50 (0%)	19737 (20%)	12857 (13%)	3134 (3%)	10660 (11%)	246 (0%)	2754 (3%)	17249 (18%)	19595 (20%)	6 (0%)

از بین سیزده خوشه ایجادشده، خوشه‌های صفر، سه و دوازده به‌عنوان خوشه‌های بهینه انتخاب شدند. خوشه صفر شامل ۳۷۹۱ مشتری است و میانگین مقادیر RFM آن به‌ترتیب برابر است با ۰/۰۵۰۹، ۰/۰۰۰۸، ۰/۰۰۱۷؛ خوشه سه شامل ۵۰ مشتری است با میانگین مقادیر RFM ۰/۳۲۶۱، ۰/۰۰۰۸، ۰/۰۰۲۳ و خوشه دوازده با شش مشتری دارای میانگین مقادیر ۰/۳۳۸۸، ۰/۰۰۴۴، ۰/۰۱۰۸ است.

۷-۲) استخراج قوانین

خدمات مورداستفاده توسط مشتریان مشخص شده در خوشه‌های بهینه، در این بخش برای کشف روابط میان خدمات مورد علاقه مشتریان استفاده شده‌است. برای استخراج قوانین وابستگی از الگوریتم Apriori استفاده شده‌است. نرم‌افزار بکاررفته به‌منظور پیاده‌سازی و اجرای الگوریتم Apriori، نرم‌افزار Weka 3.6.11 است. برای پیاده‌سازی این الگوریتم دو پارامتر بااهمیت آن یعنی Minimum Support و Minimum Metric(confidences) به‌ترتیب با مقادیر ۰/۰۱ و ۰/۵ مقداردهی شدند. خدمات ارزش‌افزوده‌ای که در داده‌های مورداستفاده در این تحقیق وجود داشته‌است در جدول ۳ مشخص شده‌است. قوانین استخراج‌شده از خریدهای مشتریان خوشه‌های موردنظر در جدول شماره ۴ آمده‌است.

جدول ۳. سرویس‌های استفاده‌شده در استخراج قوانین

Scheme: weka.associations.Apriori -N 20-T 0-C 0.5 -D 0.05-U 1.0 -M 0.01 -S -1.0-c-1 Instances: 3837 Attributes: 19	
Service name	**Explanation**
alef	اخبار سایت الف
aparat	اخبار سایت آپارات
ava	آوای پیشواز
avagame	بازی آوا
bartarin	اخبار برترین‌ها
beept	اخبار سایت بیپ
chortke	بازی چرتکه
eraniko	اخبار سایت ایرانیکو
khabar-bazar	اخبار مربوط به بازار طلا و ارز و...
KHABAR-SMS	مهمترین اخبار ایران و جهان
khorasan	اخبار سایت خراسان
khorshid	اخبار سایت خورشید
mah	اخبار سایت ماه
mashregh	اخبار سایت مشرق
musicma	اخبار موسیقی ایران
noor	اخبار سایت نور

Scheme: weka.associations.Apriori -N 20-T 0-C 0.5 -D 0.05-U 1.0 -M 0.01 -S -1.0-c-1 Instances: 3837 Attributes: 19	
simorgh	اخبار سایت سیمرغ
skg	بازی سنگ کاغذ قیچی
stk	استکان خبر

جدول ٤. قوانین استخراج‌شده از خریدهای مشتریان خوشه‌های منتخب

Associator model (full training set) Apriori Minimum support: 0.01 (38 instances) Minimum metric <confidence>: 0.5 Number of cycles performed: 20		
Best rules found:		
1	beept=yes 69 ==> ava=yes 69	conf:(1)
2	KHABAR-SMS=yes musicma=yes 59 ==> ava=yes 59	conf:(1)
3	KHABAR-SMS=yes noor=yes 59 ==> ava=yes 59	conf:(1)
4	noor=yes 422 ==> ava=yes 421	conf:(1)
5	musicma=yes 276 ==> ava=yes 274	conf:(0.99)
6	aparat=yes 94 ==> ava=yes 93	conf:(0.99)
7	simorgh=yes 54 ==> ava=yes 53	conf:(0.98)
8	avagame=yes musicma=yes 48 ==> ava=yes 47	conf:(0.98)
9	eraniko=yes KHABAR-SMS=yes 61 ==> ava=yes 57	conf:(0.93)
10	avagame=yes 933 ==> ava=yes 811	conf:(0.87)
11	eraniko=yes 243 ==> ava=yes 202	conf:(0.83)
12	KHABAR-SMS=yes 539 ==> ava=yes 448	conf:(0.83)
13	avagame=yes eraniko=yes 70 ==> ava=yes 43	conf:(0.61)
14	avagame=yes KHABAR-SMS=yes 188 ==> ava=yes 103	conf:(0.55)

۸) فروش متقاطع خدمات ارزش‌افزوده به مشتریان بالقوه با ایجاد پروفایل مشتری

با توجه به قوانین استخراج‌شده، می‌توان خدمات مورد علاقه مشتریان را در هر خوشه به‌دست آورد و این خدمات را به مشتریانی که از این خدمات کمتر استفاده کرده‌اند، پیشنهاد داد تا حجم فروش به ازای هر مشتری افزایش یابد. همچنین می‌توان با اعمال تخفیف برای خدماتی که در هر خوشه بیشتر مورد توجه است درآمد بیشتری را از مشتریان بالقوه آن خوشه کسب کرد. همانطورکه از قوانین پیداست خدماتی که توسط این دسته از کاربران بیشتر خریداری شده به شرح زیر است:

Ava: نواخت پیشواز

Noor: اخبار سایت نور

Musicma: اخبار موسیقی ایران

Avagame: بازی آوا

Khabar-sms: اخبار روز خبرگذاری‌های ایران و جهان

eraniko: اخبار سایت ایرانیکو

برای استفاده از این قوانین کشف‌شده می‌توان پروفایلی به ازای هر مشتری ایجاد کرد که در آن مشخص شود که هر کاربر چه خدماتی را استفاده کرده و چه خدماتی را استفاده نکرده‌است و به این ترتیب تبلیغات خدمات موجود را هدفمند کرد. همچنین در زمان ارائه خدمات جدید می‌توان با توجه به تشابه خدمت موردنظر با خدمات موجود در هر خوشه جامعه

هدفی را برای فروش متقاطع خدمات به‌دست آورد. جدول شماره ۵ نمونه‌ای از این پروفایل برای چند کاربر محدود است. در این جدول اولین ستون سمت چپ، شماره تلفن همراه کاربران را مشخص می‌کند. به ازای هر شماره تلفن دو سطر مشخص شده‌است؛ سطر بالایی نشان‌دهنده استفاده یا عدم استفاده از هر خدمت و سطر زیر آن نشان‌دهنده مناسب‌بودن هر کاربر برای فروش متقاطع خدمات مشابه هر خدمت می‌باشد (که با علامت * مشخص شده‌است). در زیر هر خدمت، خدمات مشابه آن خدمت آورده شده‌است.

جدول ۵. مثالی از ساختار پروفایل فروش متقاطع مشتریان

خدمات ارزش‌افزوده		ava	avagame	musicma	noor	Khabar-sms
شماره تلفن‌همراه	خدمات‌مشابه		Skg-game		Simorgh, khorshid	stk
98910***1640	استفاده	use	use	use	use	Non-use
	فروش متقاطع		*		*	
98910***0145	استفاده	Non-use	Non-use	use	Non-use	use
	فروش متقاطع					*
98910***2667	استفاده	use	use	Non-use	Non-use	Non-use
	فروش متقاطع		*			
98917***0977	استفاده	use	use	use	Non-use	use
	فروش متقاطع		*			*

تاکنون تحقیقات کمی درمورد فروش متقاطع خدمات ارزش‌افزوده تلفن همراه و همچنین ایجاد پروفایل فروش متقاطع در این زمینه، انجام شده‌است. اما در سایر حوزه‌های خرده‌فروشی پیشنهاداتی جهت ایجاد پروفایل کاربر به‌منظور ایجاد یک سیستم پیشنهاد دهنده، ارائه شده‌است. در تحقیقی که توسط کومارسینگ[۱۳] و همکارانش در سال ۲۰۲۱ انجام شده‌است، با استفاده از الگوریتم Apriori و ویژگی‌های کاربران و انتخاب‌های قبلی آنها، چهارچوب کلی جهت ایجاد یک سیستم پیشنهاددهنده فیلم به ازای هر کاربر توصیه شده‌است. در این تحقیق انتخاب‌های قبلی کاربران و ویژگی‌های هر فیلم (شامل ژانر، بازیگران و کارگردانان) به‌عنوان داده اولیه انتخاب شده‌است. پس از فیلتر داده‌های رنج بالا و پایین الگوریتم Apriori روی آنها پیاده‌سازی می‌شود و همچنین پسندیدن و عدم پسندیدن کاربر نیز روی هر دسته از خروجی‌های الگوریتم Apriori اعمال می‌شود. نتایج حاصل به‌عنوان داده‌های سیستم پیشنهاددهنده برای هر کاربر بکار می‌رود (کومارسینگ و آفمن و احمد و محمود ۲۰۲۱).

به نظر می‌رسد استفاده از داده‌های دیگری علاوه بر شاخص‌های RFM، همچون ویژگی‌های طبقه‌بندی‌شده هر خدمت ارزش‌افزوده تلفن همراه می‌تواند باعث دستیابی به نتایج دقیق‌تر در مشخص‌کردن خدمات منتخب فروش متقاطع برای هر کاربر شود. به همین دلیل این موضوع به‌عنوان پیشنهادی برای کارهای آتی مطرح می‌گردد.

۹) نتیجه‌گیری و پیشنهادها

با توجه به هزینه‌ای که تبلیغات و ارائه خدمات ارزش‌افزوده به کاربران، برای اپراتورها دارد؛ تعیین مشتریانی که با احتمال

[13]. Kumar Singh

بیشتری خدمت موردنظر را خواهند خرید، اهمیت دارد. طبق گفته واگنر و همکارانش[14](۲۰۰۳) فروش متقاطع محصولات و خدمات به مشتریان فعلی، هزینه پایین‌تری نسبت به کسب مشتریان جدید دارد. به این دلیل که شرکت درحال‌حاضر با این مشتریان در ارتباط می‌باشد. اجرای مناسب فروش متقاطع درصورتی حاصل می‌شود که یک زیرساخت اطلاعاتی وجود داشته باشد که به مدیران اجازه دهد محصولات و خدماتی را که موردنیاز مشتریان است اما هنوز به آنها فروخته نشده‌است را به آنها ارائه دهد (کامکورا و ودل و روزا و ماژون، ۲۰۰۳). وجود این زیرساخت اطلاعاتی می‌تواند به تسهیل فروش متقاطع در سازمان کمک کند. برای سازمان‌ها مناسب‌تر است که برای فروش متقاطع همه خدمات ارائه‌شده و همه مشتریان بهینه خود، زیرساخت اطلاعاتی جامعی داشته باشند. برای ایجاد زیرساخت اطلاعاتی فروش متقاطع که مورد توجه وانگر و همکارانش (۲۰۰۳) نیز بوده‌است، در این تحقیق ایجاد پروفایل فروش متقاطع هر مشتری پیشنهاد شده‌است. در این پروفایل خدماتی که توسط هر مشتری خریداری شده‌است، مشخص می‌شود. همچنین خدماتی که طبق قوانین وابستگی، قانون خاصی در استفاده آنها وجود دارد نیز مشخص می‌شود.

اولین مزیت استفاده از این پروفایل این است که خدماتی که در دسته خاصی از مشتریان پرفروش بوده اما توسط برخی از مشتریان آن دسته خریداری نشده‌است، می‌توانند برای فروش متقاطع بکار برده شوند. درواقع می‌توان گفت این مشتریان جامعه هدفی برای فروش متقاطع خدمات هستند. مزیت دیگر این است که با این ساختار اطلاعاتی، می‌توان تخفیفی را برای مشتریانی که به‌عنوان جامعه هدف تعیین می‌شوند، به‌منظور افزایش حجم فروش اعمال کرد. مزیت سوم این است که این پروفایل می‌تواند به‌عنوان زیرساخت یک سیستم پیشنهاددهنده فروش متقاطع استفاده شود بطوریکه این سیستم پیشنهاددهنده بتواند خدماتی را که مناسب فروش متقاطع به هر مشتری است را تعیین کرده و پیشنهاد دهد.

با توجه به مطالعاتی که در زمینه طبقه‌بندی مشتریان براساس شاخص‌های RFM انجام شده‌است، تخصیص وزن به هر کدام از شاخص‌ها متناسب با نوع کسب‌وکار می‌تواند در دقت نتایج طبقه‌بندی تاثیرگذار باشد. روش تحلیل سلسله مراتبی برای مقایسه وزن‌های نسبی متغیرهای RFM (تاخیر، فراوانی، پولی) در تعیین ارزش طول عمر مصرف‌کننده یا وفاداری با استفاده از تکنیک‌های خوشه‌بندی می‌تواند مفید باشد (کومارسینگ و آفمن و احمد و محمود ۲۰۲۱). به‌عنوان پیشنهاد برای کارهای آتی می‌توان از روش ذکر شده برای تعیین وزن شاخص‌های RFM استفاده کرد. همچنین می‌توان به‌جای خوشه‌بندی k-means از خوشه‌بندی FCM استفاده کرد، با وجود اینکه الگوریتم k-means سرعت بالایی دارد اما اگر به‌جای خوشه‌بندی به‌صورت سنتی k-means این الگوریتم را به‌صورت فازی انجام دهیم کار خوشه‌بندی با دقت بیشتری انجام می‌شود (گنجی جامه شوران و مظفری، ۲۰۱۹).

۱۰) منابع

Ahn, H., Ahn, J., Joo Oh, K., & Ha Kim, D. (2011). Facilitating cross-selling in a mobile telecom market to develop customer classification model based on hybrid data mining techniques. Expert Systems with Applications, 38 , 5005–5012. https://doi.org/10.1016/j.trb.2017.04.003

Ahn, H., Ahn, J., Woo Byun, H., & Joo Oh, K. (2011). A novel customer scoring model to encourage the use of mobile value added services. Expert Systems with Applications, 38 , 11693–11700. https://doi.org/1074/j.trb.2011.33.78

Ahn, H., Kim, K.-J., & Han, I. (2007). A case-based reasoning system with the two dimensional reduction technique for customer classification. Expert Systems with Applications, 32(4) , 1011–1019. https://doi.org/1097/j.trb.2004.10.48

14. Wagner A. et al, 2003

Anitha, P., & Patil, M. (2019). RFM model for customer purchase behavior using K-Means algorithm. Journal of King Saud University –Computer and Information Sciences, 1319-1578. https://doi.org/1034/j.trb.2008.33.14
Arunachalam, D., & Kumar, N. (2018). Benefit-based consumer segmentation and performance evaluation of clustering approaches: An evidence of data-driven decision-making. Expert Systems with Applications, 11-34. https://doi.org/1084/j.trb.2002.31.85
Berito, P., Soares, C., Almeida, A., Monte, A., & Byvoet, M. (2015). Customer segmentation in a large database of an online customized fashion business. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 93-100. https://doi.org/1086/j.trb.2009.21.101
Bortiz, J., & Kennedy, D. (1995). Effectiveness of neural network types for prediction of business failure. Expert Systems with Applications,9 , 503–512. https://doi.org/1082/j.trb.2016.24.126
Buttle, F. (2004). Customer Relationship Management: Concepts and Tools. Elsevier: Butterworth Heinemann. https://doi.org/1053/j.trb.2018.6.61
Chen, M., Han, J., & Yu, P. (1996). Data mining: An overview from a database perspective. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering,8 , 866-883. https://doi.org/1094/j.trb.2016.36.51
Ching-Hsue, C., & You-Shyang , C. (2009). Classifying the segmentation of customer value via RFM model and RS theory. Expert systems with applications,36 , 4176-4184. https://doi.org/1086/j.trb.2003.30.113
Fletcher, D., & Goss, E. (1993). Forecasting with neural networks: An application using bankruptcy data. Information and Management, 3. https://doi.org/1048/j.trb.2014.33.90
Ganji Jameshuran, M., & Mozafari, M. (2019). Provide a new way to suggest web pages using algorithms Clustering k-means and generalized association rules. The 8th National Conference on Computer Science and Engineering and Information Technology, CEC-49007. https://doi.org/1052/j.trb.2018.13.69
Holý, V., Sokol, O., & Černý, M. (2017). Clustering retail products based on customer behaviour. Applied Soft Computing, 752-762. https://doi.org/1026/j.trb.2010.9.62
Kamakura, W., Wedel, M., de Rosa, F., & Afonso Mazzon, J. (2003). Cross-selling through database marketing: a mixed data factor analyzer for data augmentation and prediction. Intern. J. of Research in Marketing,20 , 45-65. https://doi.org/1017/j.trb.2008.37.80
Kamakura, W., Wedel, M., de Rosa, F., & Mazzon, J. (2003). Cross-selling through database marketing: a mixed data factor analyzer for data augmentation and prediction. International Journal of Research in Marketing,20 , 45-65. https://doi.org/1026/j.trb.2011.10.95
Khalili-Damghani, K., Abdi, F., & Abolmakarem, S. (2018). Hybrid soft computing approach based on clustering, rule mining, and decision tree analysis for customer segmentation problem: Real case of customer-centric industries. Applied Soft Computing, 816-828. https://doi.org/1035/j.trb.2011.16.24
Kumar Singh, P., Othman, E., Ahmed, R., & Mahmood, A. (2021). Optimized recommendations by user profiling using apriori algorithm. Applied Soft Computing Journal, 1568-4946. https://doi.org/1028/j.trb.2011.6.90
Langley, P., & Simon, H. (1995). Applications of machine learning and rule induction. Communication of the ACM,38 , 55–64. https://doi.org/1021/j.trb.2006.7.138
Lau, H., Wong, C., Hui, I., & Pun, K. (2003). Design and implementation of an integrated knowledge system. Knowledge-Based Systems,16 , 69–76. https://doi.org/1096/j.trb.2019.5.135
Ngai, E., Xiu, L., & Chau, D. (2009). Application of data mining techniques in customer relationship management: A literature review and classification. Expert Systems with Applications,36 , 2592–2602. https://doi.org/1053/j.trb.2016.18.44
Olson, D., & Shi, Y. (2007). Introdouction to Bussiness Data Maning. Singapore: MCGrow Hill Education. https://doi.org/1056/j.trb.2002.6.99
Qadadeh, V., & Abdallah, S. (2018). Customers Segmentation in the Insurance Company (TIC) Dataset. Procedia Computer Science, 277-290. https://doi.org/1063/j.trb.2021.14.136
Razmi, J., & Ghanbari, A. (2009). Presenting a new model to calculate the value of customer life cycle. Technology and Information Management,1 , 35-50. https://doi.org/1036/j.trb.2017.21.39
Salchenberger, L., Cinar, E., & Lash, N. (1992). Neural networks: A new tool for predicting thrift failures. Decision Sciences,23 , 899–916. https://doi.org/1041/j.trb.2016.22.7
Su, C., Hsu, H., & Tsai, C. (2002). Knowledge mining from trained neural networks. Journal of Computer Information Systems,42 , 61–70. https://doi.org/1017/j.trb.2017.6.85
Swift, R. (2001). Accelarating customer relationships: Using CRM and relationship technologies. Upper saddle river: N.J.: Prentice Hall PTR. https://doi.org/1076/j.trb.2014.28.81
Zhang, G., Hu, M., Patuwo, B., & Indro, D. (1999). Artificial neural networks in bankruptcy prediction: General framework and cross validation analysis. European Journal of Operational Research,116 ,16–32. https://doi.org/1033/j.trb.2023.31.71