سی‌ویکمین همایش بانکداری اسلامی: بانکداری اسلامی با نگاهی به بیانیه گام دوم انقلاب
۹ و ۱۰ شهریور ماه ۱۴۰۰، صص. ۲۵۱-۲۶۳

استفاده از هوش تصمیم‌گیری در شناسایی الگوهای تغییر رفتار مشتری به‌منظور وفادارسازی و سودآوری

مسعود کیماسی[۱]
محمدامین ادیبی[۲]
مریم ولیزاده[۳]
سحر خسروشاهی[۴]

چکیده

مطالعه رفتار مشتریان طی زمان و تعیین و پایش جایگاه آنان در نظام‌های طبقه‌بندی مشتری در بانک‌ها می‌تواند مبنایی برای تولید و پیشنهاد مسیرهایی باشد که طی‌کردن آن توسط مشتری (که با افزایش سطح استفاده از محصولات و خدمات همراه است)، هر دو سمت بانک و مشتری را منتفع می‌سازد. از یک‌سو، بانک‌ها با افزایش فروش، به درآمدزایی بیشتر پرداخته و از سوی دیگر، مشتریان از مشوق‌های تخصیصی (که از ملزومات نظام‌های طبقه‌بندی مشتریان است)، بهره‌مند می‌شوند. در این تحقیق، به کمک مفهوم نوین هوش تصمیم‌گیری (Decision Intelligence) در کنار رویکرد مدل‌سازی یادگیری ماشینی (Machine Learning) برای مشتریان مستعد بانک به‌صورت اختصاصی، مسیرهایی استخراج می‌شود که طی‌کردن آن مسیرها به ارتقا جایگاه مشتریان نزد سازمان منجر می‌شود. این مسیرها با توجه به‌وضعیت ویژه هر مشتری و گستره کسب و کار او طراحی می‌شوند تا شدنی بودن آن را تضمین کند. روش پیشنهادی برای بیش از ۴۲۲ هزار مشتری در بانک ملت اجرا شد و نتایج نشان می‌دهد، این روش در دستیابی به هدف مزبور موفق بوده است.

واژه‌های کلیدی: طبقه‌بندی مشتری، بانکداری اختصاصی، هوش تصمیم‌گیری، یادگیری ماشینی
JEL: G41, D47, C38

---

[۱] رئیس اداره کل بازاریابی بانک ملت، (نویسنده مسئول)؛ m.keimasi@bankmellat.ir
[۲] گروه مهندسی صنایع، دانشکده مهندسی صنایع و مکانیک، دانشگاه آزاد اسلامی قزوین maadibi@aut.ac.ir
[۳] معاون بینش بازار، اداره کل بازاریابی بانک ملت m.valizadeh@bankmellat.it
[۴] کارشناس ارشد، اداره کل بازاریابی بانک ملت s.khosroshahi@bankmellat.ir

مقدمه

طی دهه‌ها، سازمان‌ها تنها بر روی محصولات و برند خود تمرکز داشته‌اند، اما در سال‌های اخیر تمرکز بر روی ایجاد و حفظ رابطه مؤثر اختصاصی با مشتریان متداول شده است.[۱] علت این موضوع را می‌توان لزوم حرکت به سطح بالاتری از خدمت‌رسانی در محیط‌های رقابتی کسب و کار دانست. در این سطح جدید خدمت‌رسانی، طراحی و ارائه محصول یا خدمت متناسب با نیاز و موقعیت مشتری، مورد توجه است. از این رو، کسب شناخت از مشتریان و شناسایی گروه‌های همگن مشتریان به‌منظور طراحی و پیشنهاد محصولات، خدمات و مشوق‌های مناسب برای حفظ و ارتقا وفاداری و سودآوری مشتری از مسائل روز سازمان‌ها، به‌خصوص بخش بازاریابی سازمان‌ها و نیز بانک‌هاست. با این حال، به‌دلیل پویایی در بازار، شناخت و گروه‌بندی‌های ایستا، نمی‌تواند پاسخگو باشد؛ بنابراین، مطالعه الگو رفتاری مشتریان طی زمان و پیش‌بینی وضعیت آتی آن‌ها می‌تواند در حفظ و ارتقا مشتریان در سطح وفاداری و سودآوری، بسیار اثربخش باشد. در واقع، به‌جای این‌که برای هر مشتری یک طبقه از لحاظ وفاداری یا سودآوری تعیین شود، وضعیت آن مشتری از لحاظ وفاداری و سودآوری در طول یک بازه زمانی نسبتاً طولانی مشخص می‌شود. در اختیارداشتن چنین اطلاعاتی، دانش بیشتری را از طریق مطالعه روندها در اختیار قرار می‌دهد. «شناسایی الگوهای تغییر رفتار مشتری»، عبارتی است که به مجموعه تلاش‌ها در پاسخ به این چالش جدید اطلاق می‌شود. از این اطلاعات می‌توان به«تولید مسیرهایی» پرداخت که طی‌کردن آن توسط مشتری می‌تواند به ارتقا جایگاه مشتری از لحاظ وفاداری و سودآوری نزد سازمان منجر شود. از طرفی باید اشاره کرد که به‌دلیل محدودیت‌های موجود در منابع، ارائه مشوق‌ها به تمام مشتریان ممکن و حتی منطقی نیست؛ بنابراین، سازمان‌ها از طریق نظام‌های طبقه‌بندی مشتریان از لحاظ وفاداری و سودآوری، منابع در اختیار را برای مشتریان برتر و همچنین مستعد صرف می‌کنند. ارتقا جایگاه مشتری برای سازمان از طریق فروش بیشتر محصولات و خدمات و هم برای مشتری از طریق بهره‌مندی از امتیازات و جوایز خاص مشتریان وفادار و سودآور، دارای بازده اقتصادی است.

در بین روش‌های ارزیابی و طبقه‌بندی مشتریان براساس ارزش و همچنین وفاداری و سودآوری، رویکرد تحلیلی RFM[1] تنها از سه معیار تازگی تعامل، فراوانی تعامل و اندازه تعامل مشتری با سازمان جهت تعیین جایگاه مشتری بهره می‌برد. مزیت ویژه این رویکرد، اتکا آن به داده‌های عملیاتی ذخیره شده در پایگاه‌های داده سازمان‌هاست که هرگونه نیاز به جمع‌آوری اطلاعات جدید را غیرضروری

[1] Recency, Frequency, Monetary

می‌سازد. از این رو، این رویکرد، مسیری آسان، کم‌هزینه و سریع به‌سمت برآورد ارزش طول عمر مشتری[1] (CLV) و همچنین مبنایی متداول در طبقه‌بندی مشتریان است. مقایسه چند روش ارزیابی ارزش مشتری در مرجع [۲] آمده است. به‌دلیل شکل ویژه تعاملات مشتریان با بانک‌ها که مقداری اهمیت تازگی تعامل را مخدوش می‌سازد، معیار پیوستگی تعامل[2] (C) نیز در این تحقیق مد نظر قرار گرفته است.

با توجه به موضوعات مطرح شده می‌توان گفت که یک سازمان در این مواقع با یک مسئله تصمیم‌گیری (مثلاً تعیین حدود آستانه سطح استفاده از محصولات یا خدمات برای بهره‌مندی از مشوق‌ها) روبه‌روست که باید به‌صورت اختصاصی در مورد هر مشتری حل شود. با توجه به تعداد مشتریان، سازمان‌هایی همچون بانک‌ها که تعداد مشتریان آن‌ها به‌راحتی شامل میلیون‌ها شخص حقیقی یا حقوقی است، استفاده از رویکردهای جدید در تصمیم‌گیری مانند هوش تصمیم‌گیری (Decision Intelligence) یا به‌اختصار DI پیشنهاد شده است.[۳]

هوش تصمیم‌گیری مفهومی جدید است که بسیاری آن را بخشی از آینده تکنولوژی‌های مرتبط با هوش مصنوعی (Artificial Intelligence) مانند هوشمندی کسب و کار (Business Intelligence) و علوم تصمیم‌گیری (Decision Science) دانسته‌اند. DI، به چگونگی ایجاد تطابق بین نیازهای تکنولوژیک سازمان در حوزه هوش مصنوعی از یک‌سو و نیازهای ساختار تصمیم‌گیری سازمان از سوی دیگر می‌پردازد. این ایجاد تطابق باعث می‌شود تا با کمک تکنولوژی‌های هوش مصنوعی، سازمان‌ها با بررسی نتیجه هر اقدام ناشی از تصمیمات خود در محیط‌های پرنوسان، غیرقطعی، پیچیده و مبهم قادر باشند، بهترین تصمیمات را در سطح عملیاتی تا استراتژیک به‌درستی اتخاذ کنند. تصمیماتی در طیف گسترده از انتخاب یک بازار برای ورود به آن یا ورود به یک سرمایه‌گذاری تا گنجاندن یک ویژگی در محصول یا خدمت تا تصمیمات در طراحی یک فرایند عملیاتی. [۴]، [۵]، [۶] در واقع، سازمان‌ها قادر خواهند بود، نتیجه هر اقدام خود را پیش‌تر ببینند. از این رو، به هوشمندی تصمیم، هوشمندی در اقدام (Action Intelligence) نیز گفته می‌شود. حسب تحقیقات انجام گرفته توسط محقق این پژوهش، استفاده از مفهوم هوش تصمیم‌گیری در موضوعات اختصاصی‌کردن شیوه‌های بانکداری استفاده نشده است. لذا، این مقاله را می‌توان به‌عنوان گزارشی از نخستین تلاش‌ها در این زمینه تلقی کرد.

[1] Customer Lifetime Value
[2] Continuity

مسئله پیش‌رو این تحقیق شامل چگونگی طبقه‌بندی مشتریان است از لحاظ وفاداری و سودآوری و سپس، چگونگی تعیین مسیرهای اختصاصی برای هر مشتری در هر طبقه که طی‌کردن آن توسط مشتری به ارتقا مشتری در طبقات منجر شود. باید دقت کرد که این دو مسئله به‌صورت توأم مطرح می‌شود و حل آن نیز به‌صورت یکپارچه صورت می‌گیرد. ضرورت حل این مسئله از آنجا ناشی می‌شود که سازمان‌ها و به‌خصوص بانک‌ها به‌منظور تشویق مشتریان به‌افزایش سطح استفاده از خدمات و محصولات قابل ارائه، نیازمند طبقه‌بندی مشتریان هستند تا منابع در نظر گرفته شده برای این منظور به‌صورت مؤثر صرف شود. از طرفی، طبقه‌بندی مشتریان به‌تنهایی نمی‌تواند پاسخگوی تمام نیازها باشد؛ زیرا، همواره این سؤال در نزد مشتریان و همچنین سازمان‌ها باقی است که: اگر مشتری بخواهد از یک طبقه به طبقه بالاتر انتقال یابد، این کار از چه مسیری محقق می‌شود؟ پاسخ به این سؤال دشوار است؛ زیرا، معیارهای طبقه‌بندی مشتریان عموماً از عوامل متعددی تشکیل شده و بنابراین، مسیرهای متعددی نیز برای ارتقا در ارزش عوامل و به‌دنبال آن معیارهای طبقه‌بندی وجود دارد. در حالی که ممکن است تنها مسیرهای محدودی برای هر مشتری شدنی باشد که شامل ترکیب ویژه‌ای از اقدامات است.

برای مثال، در بانک‌ها، طبقه‌بندی مشتریان براساس معیارهایی همچون ارزش طول عمر مشتری (CLV) صورت می‌گیرد که خود به شیوه‌های مختلف محاسبه یا برآورد می‌شود. (مانند استفاده از رویکرد تحلیلی RFMC که در این تحقیق استفاده می‌شود.) و عموماً تابعی از سطح منابع مشتری در انواع حساب‌ها و همچنین حجم مورد استفاده از محصولات و خدمات اعتباری است. هریک از این دو گروه خدمات و محصولات، خود مشتمل بر طیف گسترده‌ای از اقلام قابل‌ارائه توسط بانک‌ها هستند که هر مشتری حسب نوع و گستره کسب و کار نیازمند بخشی از آن‌هاست؛ بنابراین، در چنین وضعیتی این مسئله مطرح می‌شود که هر مشتری با توجه به نیازها و موقعیت خود با ارتقا در سطح تعاملش با بانک در کدام یک از اقلام و به چه میزان موفق به ارتقا در نظام طبقه‌بندی می‌شود.

در این مقاله به تشریح روشی پرداخته می‌شود که با استفاده از رویکرد هوش تصمیم‌گیری یا DI در پی تعیین نقشه راه اختصاصی برای هر مشتری است که مشتری مزبور بتواند با اجرا آن (که همراه با ارتقا سطح تعامل با سازمان است)، متناسب با موقعیت و نیازهای خود در طبقات وفاداری و سودآوری پیشرفت کرده و از این طریق سازمان و مشتری به‌صورت توأم منتفع شوند. این در حالی است که در تعیین این نقشه‌های راه یا مسیرهای اختصاصی از داده موجود در پایگاه‌های داده سازمان و تکنیک‌های هوش مصنوعی و یادگیری ماشینی استفاده می‌شود. همچنین، نقشه‌ها یا همان مسیرها باید به‌گونه‌ای

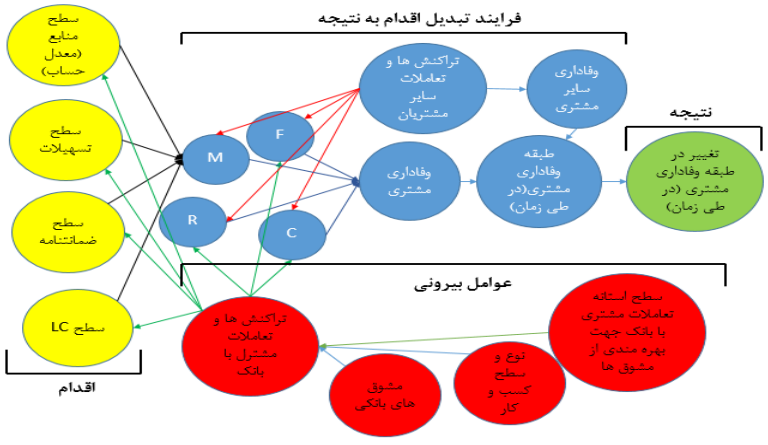
استخراج شده باشند که اجرای آن توسط مشتری با توجه به‌وضعیت اختصاصی کسب و کار و نیازهای وی، شدنی باشد. در حالی که سازمان هم به‌صورت همزمان در توسعه کم و کیف سطح تعاملات با مشتری منتفع شود.

در ادامه در بخش (۲)، روش پیشنهادی مبتنی بر هوش تصمیم‌گیری و روش‌های تحلیل داده تشریح می‌شود. در بخش (۳) نتایج و به‌دنبال آن در بخش (۴) جمع‌بندی ارائه می‌شود.

روش حل مسئله

حل مسئله مورد اشاره در بخش مقدمه، با توجه به پیچیدگی‌های موجود و به‌خصوص ارائه مسیرهای اختصاصی ارتقا در نظام طبقه‌بندی مشتریان با استفاده از مفهوم DI صورت می‌پذیرد. شالوده اجرایی DI ایجاد نموداری به نام نمودار تصمیم علّی یا Causal Decision Diagrm یا به‌اختصار CDD است. این نمودار، فرایندی را نشان می‌دهد که طی آن هر تصمیم یا اقدام چگونه به یک نتیجه ختم می‌شود. با رسم این نمودار، زمینه برای ساخت یک مدل به کمک هوش مصنوعی یا یادگیری ماشینی براساس داده ذخیره شده فراهم می‌شود که بتواند نتیجه هر اقدام را برآورد کند. سپس، از مدل حاصل در جهت معکوس برای شناسایی بهترین اقدام برای رسیدن به یک نتیجه مطلوب استفاده می‌شود. در شکل شماره (۱)، CDD مربوط به مسئله این تحقیق ارائه شده است.

شکل شماره ۱: نمودار CDD



شکل شماره (۱)، بیان‌کننده عوامل و چگونگی اثرگذاری تغییر در چهار معیار R، F، M و C در تغییر طبقه وفاداری و سودآوری مشتری است. به‌طور خاص، زمان تراکنش‌ها بر R و C، تعداد تراکنش بر F و سطح منابع، تسهیلات، ضمانت‌نامه و LC بر M اثرگذار هستند. در نمودار CDD و در بخش اقدام، سطح آستانه در میزان منابع، تسهیلات، ضمانت‌نامه و اعتبار اسنادی توسط بانک باید مشخص شود تا وضعیت هر مشتری در نظام طبقه‌بندی از طریق یک امتیاز RFMC یا RFMC-Score تعیین شود. در واقع، این شکل نشان می‌دهد که چگونه سطح تعاملات مشتری با بانک به‌تعیین طبقه مشتری در یک نظام طبقه‌بندی مشتریان مبتنی بر امتیاز RFMC منجر می‌شود. در این فرایند مدل شده، عناصر مؤثر و توالی آن‌ها به نمایش درآمده است. با در اختیار داشتن این نمودار و مدل‌سازی روابط آن می‌توان سطح تعامل مناسب جهت ایجاد یک تغییر دلخواه در طبقه یک مشتری خاص را تعیین کرد. باید توجه داشت که هرگونه تغییر طبقه مشتری تابع عوامل بیرونی و تصمیمات بانک در تعیین سطوح آستانه است. شایان ذکر است که این سطوح آستانه برای هر مشتری به‌صورت اختصاصی تعیین می‌شود و در عمل یک هدف برای وی تلقی خواهد شد که رسیدن به آن به تغییر مثبت در طبقه مشتری می‌انجامد. از این‌رو، اگر بتوان به یک مدل دست یافت که هر اقدام را به نتیجه مرتبط سازد، می‌توان به‌تعیین بهترین اقدام (که همان سطوح آستانه در میزان منابع، تسهیلات، ضمانت‌نامه و اعتبار اسنادی لازم برای هر مشتری است) نیز دست یافت. این سطوح آستانه یا سطوح هدف، نقشه راه یا مسیر هر مشتری برای ارتقا در طبقه وفاداری یا سودآوری در نظام طبقه‌بندی خواهد بود. در این تحقیق، مدل مزبور از طریق روش k نزدیکترین همسایه یا k-NN از روش‌های معروف در یادگیری ماشینی حاصل می‌شود.

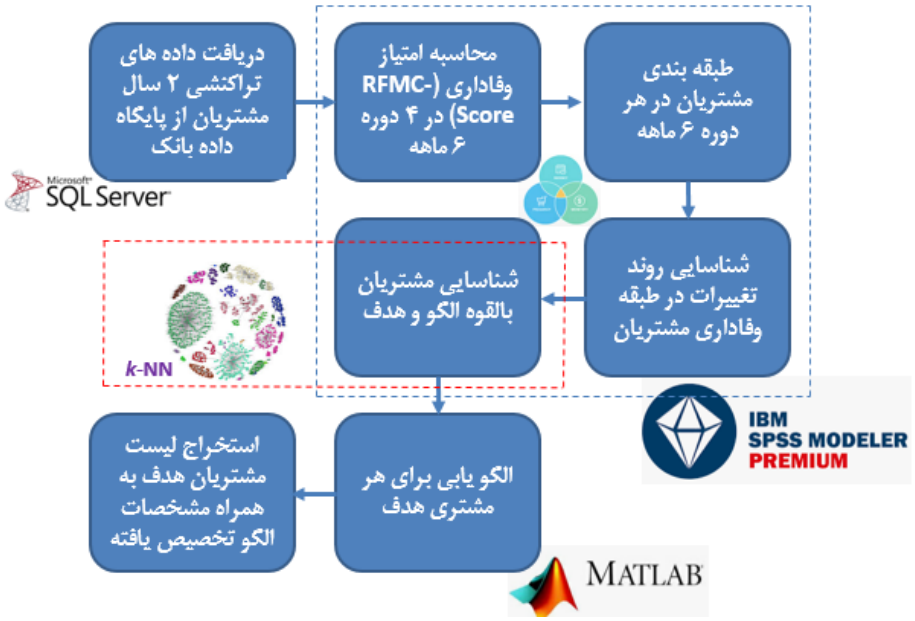
در این راستا، ابتدا مشتریان طی زمان و در مقاطع زمانی با فاصله ۶ ماه به کمک معیار RFMC-Score در هر مقطع در ۴ طبقه قرار می‌گیرند. برای این منظور، اطلاعات سابقاً ذخیره شده در پایگاه‌های داده بانک استفاده می‌شود. سپس، تغییرات در طبقات طی زمان برای هر مشتری تحلیل می‌شود. دو دسته از مشتریان به‌صورت ویژه مورد توجه خواهند بود: دسته اول، مشتریانی هستند که در دو مقطع زمانی اخیر، از طبقه ماقبل برتر به طبقه برتر وفاداری و سودآوری حرکت کرده‌اند. شایان ذکر است، این ارتقا در طبقه لزوماً از طریق افزایش سطح استفاده از اقلام محصولاتی و خدماتی ارائه شده بانک بوده است. این دسته، **مشتریان الگو بالقوه** نامیده می‌شوند. دسته دوم، مشتریانی هستند که در دو مقطع زمانی اخیر در طبقه ماقبل برتر باقی مانده‌اند. این دسته، **مشتریان هدف بالقوه** نامیده می‌شوند.

سپس، با استفاده از روش k-NN تعداد k شبیه‌ترین مشتری برای همه مشتریان هدف بالقوه استخراج می‌شود. مبنا محاسبه شباهت می‌تواند مواردی مانند معدل حساب‌های چهارگانه، تسهیلات و اسناد اعتباری دریافتی و همچنین تعداد تراکنش‌ها، صنف یا صنعت موضوع فعالیت و ... باشد. پس از استخراج k شبیه‌ترین مشتری به هر مشتری هدف بالقوه، چنانچه در لیست مشتریان مشابه از مشتریان الگو بالقوه حضور داشته باشند، شبیه‌ترین آن‌ها به‌عنوان الگوی مشتری مزبور انتخاب می‌شود. با این شیوه تنها برای زیرمجموعه مشتریان هدف بالقوه، الگو شناسایی می‌شود. این زیرمجموعه، **مشتریان هدف** نام‌گذاری می‌شود. از طرفی، تمامی مشتریان بالقوه الگو در فرایند الگویابی مورد استفاده قرار نمی‌گیرند. لذا، آن دسته از مشتریانی که به‌عنوان الگو برای مشتریان هدف انتخاب می‌شوند، **مشتریان الگو** نام‌گذاری می‌شوند.

برای هر مشتری هدف، سطح تعامل مشتری الگو تخصیص داده شده با بانک در مقطع زمانی آخرین طبقه‌بندی به‌عنوان هدف تعیین می‌شود. چنانچه مشتری هدف مزبور سطح تعامل خود را به سطح هدف برساند، به‌عنوان مشتری در طبقه بالاتر در نظام طبقه‌بندی در نظر گرفته می‌شود.

از آنجایی که مشتری الگو تخصیص داده شده به مشتری هدف در مقطع زمانی ماقبل آخر با مشتری هدف در یک طبقه حضور داشته و از طرفی، بر مبنای اطلاعات بانکی، موقعیتی مشابه مشتری هدف داشته، می‌توان انتظار داشت کسب سطح هدف مشخص شده برای مشتری هدف در دسترس باشد. استفاده توأم از اطلاعات مربوط به منابع حساب‌های سپرده بانکی در کنار حجم استفاده از محصولات و خدمات اعتباری در فرایند الگویابی تا حد قابل قبولی می‌تواند تضمین کند که هر دو مشتری هدف و الگو در استفاده از خدمات سپرده یا اعتبارات از تیپ رفتاری مشابهی هستند. این موضوع می‌تواند تناسب مسیر ارتقا پیشنهادی برای هر مشتری هدف را تضمین کند. روش پیشنهادی حل مسئله به‌صورت شکل شماره (۲) ارائه شده است. در این شکل، همچنین نرم‌افزارها و تکنیک‌های تحلیلی مورد استفاده در هر مرحله نیز نشان داده شده است.

شکل شماره ۲: مراحل کلی حل مسئله



نتایج

روش پیشنهادی برای ۴۲۲.۲۶۴ مشتری حقوقی در ۳ دسته مشتریان شرکتی، تجاری و کسب و کار کوچک بانک ملت مورد استفاده قرار گرفت. برای این مشتریان، اطلاعاتی شامل موارد زیر از پایگاه داده بانک استخراج شد. با توجه به این‌که دسترسی به داده عملیات بانکی در این مطالعه از طریق دیتا مارت ویژه‌ای صورت گرفته، عملیات پاک‌سازی، برخورد با داده‌های پرت و گمشده مورد نیاز نبوده است.

- حجم و تعداد تسهیلات دریافتی طی بازه‌های ۶ ماهه منتهی به مقاطع زمانی چهارگانه (۸ متغیر)
- مانده تسهیلات جاری در مقاطع زمانی چهارگانه (۴ متغیر)
- مانده تسهیلات غیرجاری در مقاطع زمانی چهارگانه (۴ متغیر)
- معدل ماهیانه به تفکیک چهار سپرده ریالی در بازه ۲ سال (۹۶ متغیر)
- حجم و تعداد ضمانت‌نامه دریافتی طی بازه‌های ۶ ماهه منتهی به مقاطع زمانی چهارگانه (۸ متغیر)
- حجم و تعداد LC طی بازه‌های ۶ ماهه منتهی به مقاطع زمانی چهارگانه (۸ متغیر)

- حجم و تعداد تراکنش ماهیانه به تفکیک ۴ سپرده ریالی در بازه ۲ سال (۱۹۲ متغیر)
- گروه صنعتی یا صنفی (۱ متغیر)
- گروه مشتری (۱ متغیر)

سپس، طبقه‌بندی مشتریان از لحاظ سودآوری و وفاداری با کمک RFMC-Score به اجرا در آمد. در این روش از معادله (۱) برای ادغام عوامل R، F، M و C و محاسبه یک امتیاز استفاده شد. اوزان مربوط براساس نتایج تحقیقات [۷] و [۸] پیرامون تعیین وزن اهمیت نسبی عوامل مورد استفاده قرار گرفته است.

$$RFMC\text{-}Score= 0.1R+0.1F+0.7M+0.1C \quad (۱)$$

تعداد مشتریان الگو و هدف نهایی در هر یک از ۳ دسته مورد مطالعه زمانی که k برابر ۴۰ انتخاب شده است، به شکل جدول شماره (۱) به‌دست آمد. شایان ذکر است، به‌جهت تضمین شدنی بودن مسیرهای پیشنهادی شباهت مشتریان الگو به مشتریان هدف، نسبت به فراوانی مشتریان در اولویت قرار گرفته است. از طرفی، با تعیین پارامتر k در روش k-NN می‌توان تعداد مشتریان هدف نهایی را کنترل کرد. به‌طوری که عدد بالاتر k به استخراج تعداد بیشتر مشتری هدف و عدد کوچکتر آن به تعداد مشتری کمتر هدف منجر می‌شود. با این حال، باید توجه داشت که مقدار بالای عدد k باعث پیشنهاد مسیرهایی می‌شود که ممکن است شدنی نباشند.

جدول شماره ۱: فراوانی مشتریان مورد مطالعه، الگو و هدف نهایی

نوع مشتری	تعداد مشتری	تعداد مشتری الگو	تعداد مشتری هدف
شرکتی	۴.۹۵۸	۲۰	۴۲۴
تجاری	۲۳.۱۴۸	۲۳۸	۲.۷۳۰
کسب و کار کوچک	۳۹۴.۱۵۸	۶۹	۱.۷۵۶

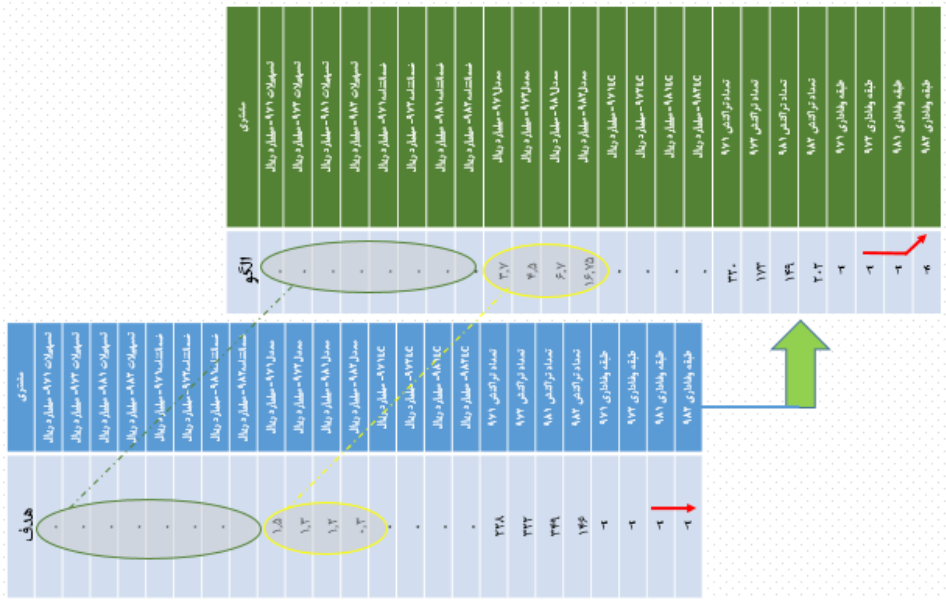
در شکل شماره (۳) و (۴)، نمونه‌هایی از الگویابی برای مشتریان هدف به نمایش در آمده است. در شکل شماره (۳)، برای مشتری هدف که با توجه به سوابق تعامل آن با بانک از تیپ رفتاری منابعی است، یک مشتری الگو از همان تیپ رفتاری از روش پیشنهادی الگویابی شده است. با مقایسه اطلاعات مشتری هدف و الگو مشخص می‌شود که هر دو مشتری در سه دوره ۶ ماهه اول از

۴ دوره ۶ ماهه مورد بررسی، منابع سپرده‌ای مشابهی را تجربه کرده‌اند و لذا، در طبقه ۳ (طبقه ماقبل برترین طبقه) قرار داشته‌اند. در حالی که مشتری الگو در ۶ ماهه آخر با افزایش منابع به سطح ۱۶.۷۵ میلیارد ریال وارد طبقه ۴ (برترین طبقه) شده است؛ بنابراین، اگر مشتری هدف نیز منابع سپرده‌ای خود را به این سطح برساند می‌تواند وارد طبقه ۴ شود. از طرفی، به‌دلیل مشابهت موقعیت در گذشته می‌توان انتظار داشت، این افزایش منابع امکان‌پذیر باشد.

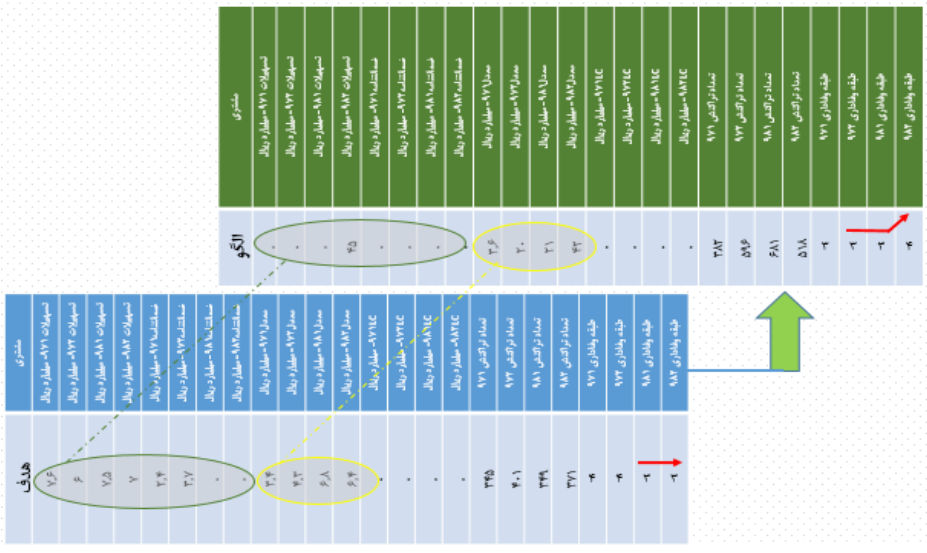
در شکل شماره (۴)، برای مشتری هدف که با توجه به سوابق تعامل آن با بانک از تیپ رفتاری اعتباری است، یک مشتری الگو از همان تیپ رفتاری از روش پیشنهادی الگویابی شده است. درخصوص این مشتری نیز هر دو مشتری هدف و الگو در سه دوره اول وضعیت یکسانی داشته‌اند و لذا در یک طبقه (طبقه ۳) قرار داشته‌اند؛ اما در دوره ۶ ماهه آخر، مشتری الگو منابع خود را به ۴۲ میلیارد ریال افزایش داده و از طرفی تسهیلات ۴۵ میلیارد ریالی را دریافت کرده است؛ بنابراین، مشتری هدف نیز با ارتقا سطح تعامل خود با بانک از منظر میانگین حساب و دریافت تسهیلات در سطح مورد اشاره می‌تواند وارد طبقه ۴ (طبقه برتر) شود.

ورود مشتریان از طبقات پایین در نظام طبقه‌بندی مشتریان بانک به بهره‌مندی ایشان از مشوق‌های طراحی شده برای مشتریان وفادار و سودآور منجر می‌شود؛ بنابراین، برای مشتریانی که این انگیزه را دارند، به کمک روش پیشنهادی، مسیری شفاف و کاملاً کمّی و در عین حال اختصاصی شده حسب وضعیت، تیپ رفتاری و شکل کسب و کار آن تولید شده است.

شکل شماره ۳: اطلاعات یک مشتری هدف و سطح الگو تعیین شده برای آن از تیپ رفتاری منابعی



شکل شماره ٤: اطلاعات یک مشتری هدف و سطح الگو تعیین شده برای آن از تیپ رفتاری اعتباری



نتیجه‌گیری

در این مقاله، به‌منظور استخراج نقشه راه یا مسیرهایی که مشتری با طی آن بتواند با ایجاد تغییراتی هدفمند در سطح تعامل خود با بانک به ارتقا در نظام طبقه‌بندی وفاداری و سودآوری دست پیدا کند، از مفهوم هوش تصمیم‌گیری یا DI استفاده شد. به این منظور، ابتدا نمودار CDD ارائه شد که تعیین‌کننده چگونگی ارتباط هر تصمیم یا اقدام به یک نتیجه است. در ادامه به کمک روش k-NN رابطه بین اقدام و نتیجه، مدل‌سازی شد تا بتوان برای حصول نتیجه دلخواه که همان تغییر مثبت در طبقه مشتری است، بهترین اقدام را که تعیین سطوح هدف در تعامل مشتری با بانک است، در نظر گرفت. روش پیشنهادی بر اساس اطلاعات بیش از ۴۲۲ هزار مشتری حقوقی بانک ملت به کار بسته شد تا در نهایت، مشتریان مستعد ارتقا به‌همراه سطوح هدف برای هر یک تعیین شدند. در این تحقیق برای طبقه‌بندی مشتری از معیار RFMC-Score استفاده شد. با استفاده از روش پیشنهادی برای مشتریان حقوقی بانک ملت، ۴۹۱۰ مشتری مستعد برای ارتقا به طبقه بالاتر وفاداری و سودآوری به همراه سطوح هدف برای هر یک در میزان منابع، تسهیلات، ضمانت‌نامه و LC مورد شناسایی قرار گرفت. نگاه دقیق به نتایج نشان می‌دهد، روش پیشنهادی در تعیین اهداف برای هر مشتری با توجه به تیپ رفتاری مشتری در دو دسته منابعی و اعتباری نیز به‌خوبی عمل کرده است؛ به‌گونه‌ای که به مشتریانی که در گذشته نزدیک از محصولات اعتباری (تسهیلات، ضمانت‌نامه و LC) استفاده کرده‌اند، الگویی با همان شکل معرفی شده و از طرف دیگر، برای مشتریان به‌اصطلاح منابعی نیز سطح هدف در ارتباط با افزایش منابع بوده است. با توجه به عملکرد موفق روش پیشنهادی برای مشتریان بانک، می‌توان استفاده از آن را برای سایر سازمان‌ها نیز تسری داد. از طرفی، استفاده از معیارهای دقیق‌تر ارزیابی CLV و طبقه‌بندی مشتریان براساس آن نیز موضوع تحقیقاتی دیگری است که در بستر DI و چهارچوب کلی ارائه شده در این تحقیق می‌توان به آن اشاره کرد.

منابع و مآخذ

[1] Prasad, K. K., & Aithal, P. S. (2017). A Customized and Flexible Ideal Mobile Banking System using 5G Technology. ***International Journal of Management, Technology and Social Sciences (IJMTS)***, *2*(1), 25-37.

[2] Borle, S., Singh, S. S., & Jain, D. C. (2008). Customer lifetime value measurement. ***Management science***, 54(1), 100-112.

[3] Pratt, L. (2019). ***Link: How Decision Intelligence Connects Data, Actions, and Outcomes for a Better World***. Emerald Group Publishing.

[4] Hasić, F., De Smedt, J., & Vanthienen, J. (2018). Augmenting processes with decision intelligence: Principles for integrated modelling. ***Decision Support Systems,*** 107, 1-12.

[5] Ma, M., Lin, W., Pan, D., Lin, Y., Wang, P., Zhou, Y., & Liang, X. (2018). Data and decision intelligence for human-in-the-loop cyber-physical systems: Reference model, recent progresses and challenges. ***Journal of Signal Processing Systems***, 90(8), 1167-1178.

[6] Moser, R., Rengarajan, S., & Narayanamurthy, G. (2021). Decision Intelligence: Creating a Fit between Intelligence Requirements and Intelligence Processing Capacities. ***IIM Kozhikode Society & Management Review***, 22779752211017386.

[7] Zaheri, F., Farughi, H., Soltanpanah, H., Alaniazar, S., & Naseri, F. (2002). Using multiple criteria decision-making models for ranking customers of bank network based on loyalty properties in weighted RFM model. ***Management Science Letters***, 2(2), 697-704.

[8] Khajvand, M., & Tarokh, M. J. (2011). Estimating customer future value of different customer segments based on adapted RFM model in retail banking context. ***Procedia Computer Science***, *3*, 1327-1332.