Journal of Information Technology Management
ISSN: 2008-5893
EISSN: 2423-5059
Vol. 9, No. 3; PP. 549-570
Fall 2017

University of Tehran
Faculty of Management

Extracting Customer Behavior Pattern in a Telecom Company Using Temporal Fuzzy Clustering and Data Mining

Mohammad Fathian [1], Ehsan Azhdari [2]

Abstract: One of the most important issues in Customer Relationship Management is customer segmentation and product offer based on their needs. In practice, Customer's behavior will change over the time by changes in technology, increase in the number of new customers and new competitors, and product variety. Traditional segmentation models that are static over time cannot predict these changes in customer's behavior and ignore them. This challenge is especially critical in Telecommunication with high churn rates. In this research, we have used temporal fuzzy clustering to detect significant changes in customers' behavior for a telecom company during a 10-month period. The aim of this study is to find factors that affect structural and gradual changes in clustering model. In addition, we have suggested a method based on Frechet distance to extract similar patterns in customer's usage behavior. Provided that combining the temporal clustering with trajectory analysis is an effective way to recognize customers' behavior among the clusters, the results showed that there are seven distinct customer behavior patterns two of which lead to the customer drop or churn. These patterns can be used to reduce the risk and costs of customers churn and to design optimum services.

Key words: ***Customer Behavior, Data Mining, Dynamic Clustering, Fuzzy Clustering, Trajectory Analysis.***

1. Prof. of System Engineering, Iran University of Science and Technology, Tehran, Iran
2. MSc. Student in Industrial Engineering, Iran University of Science and Technology, Tehran, Iran

Submitted: 05 / October / 2016
Accepted: 06 / May / 2017
Corresponding Author: Mohammad Fathian
Email: fathian@iust.ac.ir

مدیریت فناوری اطلاعات
Journal of Information Technology Management
دانشکدهٔ مدیریت دانشگاه تهران
دورهٔ ۹، شمارهٔ ۳
پاییز ۱۳۹۶
صص. ۵۷۰- ۵۴۹

استخراج الگوی رفتار مشتریان یک شرکت مخابراتی با استفاده از خوشه‌بندی پویای فازی و تحلیل مسیر

محمد فتحیان[۱]، احسان اژدری[۲]

چکیده: گروه‌بندی مشتریان و ایجاد محصولات و خدمات متناسب با نیاز آنها، یکی از مهم‌ترین موضوعات مطرح در مدیریت ارتباط با مشتریان است. تاکنون استفاده از مدل‌های ایستا برای گروه‌بندی مشتریان متداول بوده است، اما عواملی همچون تغییرات تکنولوژی، ورود مشتریان جدید، ورود رقبا و افزایش تنوع محصولات طی چند دورهٔ زمانی، باعث تغییر نیاز و رفتار مشتریان خواهد شد. بنابراین، استفاده از مدل‌های ایستا، تغییر رفتار مشتریان را نادیده گرفته و در عمل پاسخگوی نیازهای جدید آنها نخواهد بود. این موضوع به‌ویژه در صنعت مخابرات با میزان بالای ریزش مشتریان اهمیت دارد. در این مقاله تغییر رفتار گروهی از مشتریان یک شرکت مخابراتی طی ۱۰ ماه با به‌کارگیری خوشه‌بندی فازی، مدل‌سازی شد؛ سپس الگوهای مشابه در رفتار مشتریان به‌دست آمد. نتایج هفت نوع الگو را در رفتار مشتریان نشان می‌دهد که دو مورد منجر به ریزش مشتریان شده است. در عمل می‌توان از الگوهای به‌دست آمده برای طراحی بهینهٔ خدمات و جلوگیری از ریزش مشتریان استفاده کرد.

واژه‌های کلیدی: تحلیل مسیر، خوشه‌بندی پویا، خوشه‌بندی فازی، داده‌کاوی، رفتار مشتری.

۱. استاد گروه مهندسی سیستم، تجارت الکترونیکی و زنجیرهٔ تأمین، دانشکدهٔ صنایع دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران، ایران
۲. دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی صنایع، دانشکدهٔ صنایع، دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران، ایران

تاریخ دریافت مقاله: ۱۳۹۵/۰۷/۱٤
تاریخ پذیرش نهایی مقاله: ۱۳۹٦/۰۲/۱٦
نویسندهٔ مسئول مقاله: محمد فتحیان
E-mail: fathian@iust.ac.ir

مقدمه

مشتریان یکی از دارایی‌های مهم و حیاتی اغلب کسب‌وکارها به‌شمار می‌روند. در دهه‌های گذشته، به‌دلیل افزایش آگاهی از اهمیت مشتریان در کسب‌وکار، تمرکز بسیاری از سازمان‌ها و صنایع مدرن، تغییر از سازمان محصول‌گرا به سازمان مشتری‌مدار بوده است (یه، کایورو، هیکسو، بیجان و گوانگپینگ، ۲۰۱۳). شناسایی گروه‌های مختلف مشتریان و ایجاد طرح‌های بازاریابی، فروش و خدمات متناسب با نیازها و ویژگی‌های هر گروه، یکی از مهم‌ترین اهداف مدیریت ارتباط با مشتری است. مشتریان امروزی را می‌توان با استفاده از داده‌هایی که تولید می‌کنند، شناسایی کرد و به تحلیل رفتار آنها پرداخت. یکی از مهم‌ترین روش‌های استفاده‌شده برای پاسخ به نیاز مشتریان بر اساس ویژگی‌های مشابه آنها، استفاده از روش‌های خوشه‌بندی برای قرار دادن مشتریان در چند گروه است. بخش‌بندی مشترکان به روش‌های گوناگون و با اهداف مختلف انجام می‌شود. برای مثال، مشتریان می‌توانند از نظر جغرافیایی، جمعیت‌شناختی، روان‌شناختی و رفتاری دسته‌بندی شوند (کاتلر، ۲۰۰۰). تحلیل‌های کلاسیک برای دسته‌بندی مشتریان به گروه‌های مختلف، بیشتر بر مبنای اطلاعات شخصی مشتری از جمله سن، جنس، محل سکونت و شغل بوده است. در صنایع جدید، به‌ویژه صنایع مرتبط با فناوری اطلاعات، نیاز مجموعه مشتریان در یک دورهٔ زمانی متغیر است و تنوع زیادی دارد. این تغییرات از تحولات تکنولوژی، ورود رقبای جدید و افزایش تنوع خدمات نشئت می‌گیرد.

این موضوع در مورد شرکت‌های مخابراتی اهمیت دوچندانی دارد (ژوو، وانگ، وو و ژو، ۲۰۱۱). صنعت مخابرات همواره با ریزش مشتریان ناراضی و جذب مشتریان جدید، مواجه است. این موضوع موجب تغییر نیاز مشتریان پس از یک دورهٔ زمانی می‌شود. در نظر گرفتن بخش‌بندی ثابت با ویژگی‌های جغرافیایی و جمعیت‌شناختی، در عمل به معنای نادیده‌گرفتن تغییر رفتار مشتریان است و در بلندمدت اثربخش نخواهد بود (بوز و چن، ۲۰۱۴).

با توجه به تغییر مداوم رفتار مشتریان، سه راهبرد ممکن برای مدل‌سازی وجود دارد: ۱. نادیده گرفتن تغییرات و استفاده از مدل ثابت؛ ۲. ایجاد مدل جدید در هر دورهٔ زمانی؛ ۳. استفاده از مدل‌های پویا.

راهبرد اول، گرچه هزینهٔ محاسباتی کمی دارد، در عمل توجهی به نیازهای جدید و بازخورد مشتریان ندارد و در نهایت به نارضایتی گروهی از مشتریان منجر می‌شود. راهکار دوم نیز بسیار پرهزینه و زمان‌بر است و در هر دورهٔ زمانی به انجام محاسبات مجدد نیاز دارد. از طرفی با ایجاد مدل جدید، توجهی به داده‌های گذشته و آنچه پیش از این رخ داده است، نخواهد داشت.

بنابراین استفاده از مدل‌های پویا به کاهش زمان و هزینهٔ انجام محاسبات منجر شده و همچنین به‌دلیل توجه به رفتار گذشتهٔ مشتریان، می‌تواند پاسخگوی تغییر نیاز آنها باشد.

هدف از نگارش این مقاله، استخراج الگوهای رفتاری مشابه در مشتریان یک شرکت مخابراتی است که در درجهٔ اول تغییر رفتار مشتریان را به‌صورت پویا نشان دهد و در نهایت، مشتریانی که تغییر رفتاری یکسان دارند، استخراج شوند. نتایج این تحقیق می‌تواند برای تخصیص خدمات و محصولات مناسب به هر گروه و همچنین جلوگیری از ریزش مشتریان به‌کار رود.

پیشینهٔ پژوهش

مدل‌سازی رفتار مشتریان (مدل‌های ایستا)

در زمینهٔ مدل‌سازی رفتار مشتریان، تاکنون تحقیقات گسترده‌ای صورت گرفته است. به‌طورکلی تحقیقات انجام‌شده در این زمینه را می‌توان به سه دستهٔ کلی؛ روان‌شناختی، سودآوری و مصرفی دسته‌بندی کرد.

از دیدگاه روان‌شناختی، عوامل مؤثر بر انتخاب مشتری و تصمیم‌گیری برای تغییر مصرف، با تئوری‌های روان‌شناسی خرید و جامعه‌شناسی، مطالعه می‌شود. بِرای (۲۰۰۸) مرور جامعی بر رویکردها و مدل‌های نظریهٔ رفتار مصرف‌کننده داشته است. وی در مقالهٔ خود به نقل از سالمون رفتار مصرف‌کننده را این‌گونه تعریف می‌کند: «رفتار مصرف‌کننده، مطالعهٔ فرایندهایی است که در راستای برآورده‌کردن نیازها و خواسته‌ها، به انتخاب، خرید، استفاده و کنارگذاشتن محصولات، خدمات و ایده‌ها منجر می‌شود». در این مقاله، مدل‌های شناختی رفتار مصرف‌کننده، به دو دستهٔ تحلیلی و تجویزی دسته‌بندی شده است. در این دسته‌بندی، مدل‌های تحلیلی دو نظریهٔ تصمیم مصرف‌کننده و نظریهٔ رفتار خریدار را دربرمی‌گیرد و مدل‌های تجویزی نیز شامل نظریهٔ اقدام مستدل و رفتار برنامه‌ریزی‌شده می‌شوند.

از دیدگاه سودآوری، تحقیقات انجام‌گرفته بر تغییرات میزان سودآوری از زمان جذب تا ریزش مشتری متمرکز است. در این مقالات، دورهٔ رشد مشتری به سه مرحلهٔ جذب، رشد و ریزش دسته‌بندی شده است. در مرحلهٔ جذب، مهم‌ترین موضوعات به پیش‌بینی احتمال پاسخ (جذب) مشتری، ارزش آتی مشتری، بهترین زمان پیشنهاد و بهترین محصولات قابل پیشنهاد اختصاص دارد. در مرحلهٔ رشد، به مسائلی مانند پیشنهاد محصولات مشابه و با ارزش بیشتر، افزایش وفاداری مشتری، افزایش سهم محصول از هزینه‌های مشتری و پیشنهادهای بازاریابی متناسب با نیاز مشتری تمرکز شده است. در مرحلهٔ ریزش نیز، موضوعاتی همچون پیش‌بینی مشتریان دارای ریسک زیاد ریزش، شناخت و نگهداشت مشتریان دارای ارزش زیاد، دلایل ریزش مشتریان، پیشنهادهای مناسب برای حفظ مشتریان پیش از ریزش، عوامل مؤثر بر وفاداری و ترغیب مشتریان ریزش‌یافته به بازگشت، مطالعه شده است.

از دیدگاه مصرفی، رفتار مشتری بر اساس اطلاعات ثبت‌شده از میزان مصرف محصولات و خدمات، تعداد، نوع و مبلغ خرید تحلیل شده است.

مطالعات انجام‌گرفته در زمینهٔ مدل‌سازی رفتار مشتری را از نظر موضوعات مطرح در مدیریت ارتباط با مشتریان، می‌توان به چهار گروه عمده دسته‌بندی کرد: شناخت، جذب، نگهداشت و توسعهٔ مشتری.

در بخش شناخت مشتری، کیم، جانگ، سو و هوانگ (۲۰۰۶) به مطالعهٔ روش‌های توسعهٔ استراتژی بر مبنای ارزش مشتری پرداختند. همچنین، ها، بای و پارک (۲۰۰۲) از تحلیل رفتار خرید مشتری برای توسعهٔ استراتژی‌های بازاریابی استفاده کردند. دنیس، مارسلند و کوکت (۲۰۰۱) چارچوبی برای استخراج دانش در مراکز خرید ارائه دادند. لی و بیسواز (۲۰۰۲) از مطالعهٔ رفتار مشتریان برای ساخت سیستم پشتیبان تصمیم در تجارت الکترونیکی استفاده کردند.

یانگ و پدماناباهن (۲۰۰۵) با بخش‌بندی تراکنش‌های وب‌سایت، رفتار مشتریان را تحلیل نمودند. در مقالهٔ بای، ها و پارک (۲۰۰۳) از تحلیل رفتار مشتریان برای تبلیغات اینترنتی استفاده شده است. وردو، گارسیا، سنابری، مارتین، فرانکو (۲۰۰۶) به بررسی الگوی مصرف برق در مشتریان پرداختند. وو، کاو، سو و وو (۲۰۰۵) از شناخت مشتریان هدف برای بازاریابی در صنعت بیمه استفاده کرده‌اند. لی و بیسواز (۲۰۰۴) به بررسی رفتار مشتریان بازی‌های برخط پرداختند. در زمینهٔ جذب مشتری و بازاریابی مستقیم، پرینزی و پل (۲۰۰۶) الگوی خرید مشتریان را با استفاده از مدل‌های مارکوف تحلیل کردند.

بایسنس، ویاین، پل، وانتینن و دیدن (۲۰۰۲) تکرار خرید را در مشتریان با استفاده از شبکه‌های عصبی بیزی مدل‌سازی کردند. بای، ها و پارک (۲۰۰۵) از اطلاعات مرکز تماس برای شناخت رفتار مشتریان در راستای مدیریت شکایات و نگهداشت مشتریان بهره برده‌اند. لاریوی و پل (۲۰۰۵) از اطلاعات فوق برای تحلیل مدت زمان تا پاسخگویی به شکایات استفاده کرده‌اند. وی و چای (۲۰۰۲) نیز اطلاعات تماس مشتریان را در جهت پیش‌بینی ریزش آنها به‌کار برده‌اند. چاو و کیم (۲۰۰۴) از اطلاعات رفتاری مشتریان برای ساخت یک سیستم پیشنهادگر جمعی در وب‌سایت‌های تجارت الکترونیکی استفاده کرده‌اند.

در میان مقالات داخلی در ارتباط با بخش‌بندی و مدل‌سازی رفتار مشتریان می‌توان به مقالهٔ کریمی، خدنگی و ترکستانی (۱۳۹۵) اشاره کرد که از شبکه‌های خودسازمان‌ده[1] و روش میانگین K[2] برای مدل‌سازی و بخش‌بندی مشتریان تلفن همراه استفاده کردند. همچنین خدابنده‌لو و

1. Self-Organizing Map (SOM)
2. K-Means

نیک‌نفس (۱۳۹۵) به بخش‌بندی مشتریان یک عمده‌فروشی مواد غذایی با روش RFM[1] پرداختند و بر اساس میزان وفاداری هر گروه، راهبردهایی را برای مدیریت مشتریان پیشنهاد دادند. عزیزی، حسین آبادی و بلاغی (۱۳۹۳) رفتار کاربران بانکداری اینترنتی را با روش K-Means مدل‌سازی کردند. تنوع مقالات منتشرشده و کاربرد گستردهٔ موضوع رفتارشناسی مشتریان نشان‌دهندهٔ اهمیت این موضوع در مدیریت ارتباط با مشتریان و بازار رقابتی است.

در مدل‌های فوق، از روش ایستا برای خوشه‌بندی و مدل‌سازی رفتار مشتریان استفاده شده است. در این روش، مشتریان در خوشه‌های ثابت قرار گرفته و با وجود تغییر رفتار مشتریان در طول زمان، ساختار خوشه‌بندی تغییری نمی‌کند. در عمل، بخش‌بندی مشتریان بر مبنای متغیرهای ثابتی مانند ویژگی‌های دموگرافیک و عدم تغییر بخش‌بندی، نیازهای جدید مشتریان را نادیده می‌گیرد و نمی‌تواند استراتژی رقابتی مؤثری در بازار ایجاد کند. در بخش بعد، مدل‌های پویا مرور خواهد شد و در نهایت چارچوب مدل استفاده شده در این مقاله تشریح می‌شود.

مدل‌سازی رفتار مشتریان (مدل‌های پویا)

مواجهه با داده‌های پویا، یکی از مسائل مهم و چالشی در تحقیقات داده‌کاوی است (یانگ و وو ۲۰۰۶). از دیدگاه پویا، موقعیت مشاهدات در هر لحظه (مقطع زمانی) تغییرپذیر است. در صنایع مرتبط با فناوری اطلاعات که تغییرات رفتار مشتریان سرعت بالایی دارد، استفاده از خوشه‌بندی پویا می‌تواند از طریق انطباق با شرایط موجود و در نظر گرفتن روند گذشته، ابزار مناسبی برای مطالعهٔ الگوی رفتار مشتریان باشد. با تغییر رفتار مشتریان موجود، همچنین اضافه‌شدن مشتریان جدید و ریزش مشتریان پیشین، ممکن است تغییرات ساختاری و غیرساختاری در مدل خوشه‌بندی مشتریان رخ دهد. تغییرات ساختاری شامل افزایش خوشهٔ جدید، حذف، ادغام یا تفکیک خوشه‌های موجود است. تغییرات غیرساختاری نیز به جابه‌جایی مرکز خوشه‌های پیشین با حفظ ساختار دورهٔ قبل اشاره دارد. هر مشتری در طول زمان مسیر مشخصی را در فضای متغیرها طی می‌کند. مشتریانی که مسیرهای مشابهی را در طول زمان طی می‌کنند، الگوی رفتاری مشابهی دارند. با شناخت این رفتار، می‌توان برای آن گروه برنامه‌ریزی مشابهی در نظر گرفت.

پیشینهٔ تجربی

از نظر روش خوشه‌بندی، مقالات ارائه شده در ارتباط با موضوع را می‌توان به دو دستهٔ قطعی و فازی دسته‌بندی کرد.

1. Recency, Frequency, and Monetary

الگوریتم شبکه‌های خودسازمان‌ده، پراستفاده‌ترین روش خوشه‌بندی قطعی در خوشه‌بندی پویاست. سرت و همکارانش از شبکه‌های خودسازمان‌ده اولویت‌دار یا P-SOM[1] برای خوشه‌بندی در هر مقطع استفاده کردند. در روش P-SOM، متغیرهای ورودی با وزن (اولویت) متفاوت در خوشه‌بندی نقش دارند. این مقاله از روش K-Means برای خوشه‌بندی مجدد شبکه‌های خودسازمان‌ده و استخراج نواحی مشابه استفاده می‌کند و پس از استخراج خوشه‌ها در هر مقطع، از الگوریتم GSP[2] برای استخراج الگو بهره می‌برد (سرت، بروک، باسنز و وانتینن، ۲۰۱۴). چن و همکارانش از دو شبکهٔ خودسازمان‌ده مجزا، با نام‌های FSOM[3] و TSOM[4] به‌ترتیب برای خوشه‌بندی متغیرهای ورودی و خوشه‌بندی مسیر تغییر مشاهدات استفاده کردند. آنها در مقالهٔ خود، رفتار مالی چند شرکت فرانسوی را طی چهار سال با هدف پیش‌بینی ورشکستگی، خوشه‌بندی و مصور سازی کردند (چن، ربیرو، ویرا و چن، ۲۰۱۳). سارلین (۲۰۱۳)، چارچوبی برای محاسبه، خلاصه‌سازی و نمایش احتمالات انتقال در خوشه‌بندی به روش شبکه‌های خودسازمان‌ده ارائه داده است. این چارچوب شامل محاسبهٔ ماتریس انتقال از واحد به واحد و واحد به خوشه در شبکه می‌شود. تمام احتمالات انتقال با روش‌های تصویری، روی شبکه آشکارسازی شده است. این روش روی داده‌های مالی وابسته به زمان پیاده‌سازی شد.

در پایان‌نامه یاو (۲۰۱۳) به بررسی رفتار مشتریان یک فروشگاه طی ۲۲ هفته با خوشه‌بندی پویا پرداخته شده است. برای تشخیص پویایی، از مدل SOTM[5] استفاده کرد که نوع خاصی از شبکه‌های خودسازمان‌ده با در نظر گرفتن متغیر زمان است. دنی و همکارانش نیز، روشی برای مصورسازی مسیر تغییرات رفتاری در چند مقطع زمانی با استفاده از شبکه‌های خودسازمان‌ده یک‌بعدی ارائه دادند. همچنین چارچوبی برای رتبه‌بندی متغیرها بر اساس میزان تغییر در میان خوشه‌ها معرفی کردند (دنی، ویلیامز و کریستن، ۲۰۱۰).

تنها تحقیق منتشر شدهٔ داخلی که در زمینهٔ مدل‌سازی رفتار مشتریان از مدل پویا استفاده کرده است، مقالهٔ آخوندزاده، البدوی و اقدسی (۱۳۹۳) است. در این مقاله با ترکیب روش‌های K-Means، خوشه‌بندی سلسله‌مراتبی و قوانین انجمنی، تغییر رفتار مشتریان یک شرکت مخابراتی در هفت گروه رفتاری استخراج شده و برای هر گروه استراتژی‌های پیشنهادی ارائه شده است.

در مورد مقالهٔ فوق و همچنین تمام مقالاتی که از مدل‌های غیرفازی برای مدل‌سازی رفتار مشتری استفاده کرده‌اند، بزرگ‌ترین محدودیت موجود، عدم مشاهدهٔ تغییر رفتار مشتری، پیش از

---

1. Priority Self-Organizing Map
2. Generalized Sequential Pattern
3. Feature Self-Organizing Map
4. Trajectory Self-Organizing Map
5. Self-Organizing Time Map

خروج از خوشه است. به بیان دیگر، از آنجا که در مدل غیرفازی، مشتری فقط به یک خوشه تعلق دارد و میزان تعلق به خوشه همواره ثابت است، اگر مشتری در طول زمان به‌دلیل تغییر رفتار، از مرکز خوشه دور شده و به سایر خوشه‌ها نزدیک شود، این تغییرات قبل از خروج کامل از خوشه و تغییر رفتار کامل مشتری، مشاهده نمی‌شوند. این محدودیت در روش‌های فازی وجود ندارد، زیرا در هر مقطع درجه عضویت مشاهدات در تمام خوشه‌ها به‌طور پیوسته قابل تغییر است.

در میان مقالاتی که از روش‌های فازی برای مدل‌سازی استفاده کرده‌اند، الگوریتم FCM[1] (بزدک، ارلیک و فول، ۱۹۸۴)، محبوبیت زیادی دارد. بوز و چن (۲۰۱۵) از FCM تعمیم‌یافته برای خوشه‌بندی پویا و تشخیص خوشه‌های جدید در طول زمان برای مدل‌سازی مصرف و درآمد مشترکان تلفن همراه استفاده کردند. کرسپو و وبر (۲۰۰۵)، یک متدولوژی برای خوشه‌بندی فازی پویا بر مبنای الگوریتم FCM، ارائه دادند که تغییراتی مانند ایجاد و حذف خوشه‌ها و تغییر در مکان آنها را بررسی می‌کند. بوز و چن (۲۰۱۴) روشی بر مبنای الگوریتم FCM برای تشخیص تغییرات رفتار مشتریان طی زمان ارائه دادند. همچنین در این مقاله، ایجاد و حذف خوشه‌ها در مقاطع زمانی مختلف بررسی شده است.

هرچند الگوریتم FCM روش متداولی برای خوشه‌بندی فازی است، این روش تنها برای خوشه‌هایی با ساختار مدور مناسب است و برای خوشه‌های دارای ساختار بیضوی و پراکندگی ناهمگن، کارایی ندارد. همچنین در این روش، میزان فاصله از مراکز خوشه نسبی است و چنانچه نسبت فاصله از مراکز خوشه ثابت باشد، با افزایش فاصله، درجات عضویت تغییری نخواهد کرد. به همین دلیل مشاهدات پرت یا مشاهداتی که از تمام مراکز خوشه فاصله دارند، کارایی این روش را کاهش می‌دهند.

مینک، فلیکس و امبروسی (۲۰۱۱)، با توسعهٔ روش PFCM[2]، تابع هدف با رابطهٔ ۱ را برای خوشه‌بندی پویا پیشنهاد کردند.

$$\sum_{i=1}^{c}\sum_{j=1}^{n}\mu_{ij}^{m}\,d^2(\overrightarrow{x_j},\overrightarrow{v_i})+\sum_{i=1}^{c}\tau_i\sum_{j=1}^{n}\left(1-\mu_{i,j}\right)^{m}+\sum_{i=1}^{c}\gamma_i\sum_{j\in(\Pi_i)_\alpha}\sum_{\substack{k\in(\Pi_i)_\alpha\\ k>j}}d^2(\overrightarrow{x_j},\overrightarrow{x_k},\overrightarrow{v_i})$$ رابطهٔ ۱)

در رابطهٔ ۱، i معرف شمارهٔ خوشه؛ c کل خوشه‌ها؛ j شمارهٔ مشاهده؛ n کل مشاهدات؛ x بردار مشاهدات؛ μ درجهٔ عضویت مشاهده در خوشه و υ_i مرکز خوشهٔ iام است. m درجهٔ

1. Fuzzy C-Mean
2. Possibilistic Fuzzy C-Mean

فازی‌سازی، τ و γ ضرایب وزنی هستند که میزان تأثیر هر عبارت را تغییر می‌دهند. $(\Pi_i)_\alpha$، برش α از خوشهٔ iام است که شامل تمام مشاهدات دارای درجهٔ عضویت بالای α در خوشهٔ iام است. رابطهٔ ۱ در کمترین مقدار خود بهینه می‌شود. عبارت اول و دوم در این رابطه، مشابه با تابع هدف PFCM است و به‌ترتیب کمترین فاصلهٔ (اقلیدسی) مشاهدات از مرکز و بیشترین درجهٔ عضویت را کنترل می‌کند. در عبارت سوم، تابع فاصلهٔ d با رابطهٔ ۲ تعریف می‌شود. رابطهٔ ۲، شاخصی برای سنجش همگنی خوشه است که هرچه مشاهدات به یکدیگر و به مراکز خوشه نزدیک‌تر باشند، مقدار فاصله کمتر خواهد بود. عبارت سوم با در نظر گرفتن مشاهداتی که درجهٔ عضویت آنها بیش از α است، مراکز خوشه را به نقاط همگنی نزدیک می‌کند.

$$d^2(\overrightarrow{x_j}, \overrightarrow{x_k}, \overrightarrow{v_i}) = \frac{1}{2} d^2(\overrightarrow{x_j}, \overrightarrow{x_k})(d^2(\overrightarrow{x_j}, \overrightarrow{v_i}) + d^2(\overrightarrow{x_k}, \overrightarrow{v_i}))$$ رابطهٔ ۲)

در این مقاله برای خوشه‌بندی پویا، از چارچوب مدل‌سازی ارائه‌شده در انسگتنبرگر (۲۰۰۱) و تابع هدف مینک و همکارانش (رابطهٔ ۱)، که ضعف‌های اشاره‌شده را ندارد، استفاده می‌شود. همچنین برای تشخیص شباهت تغییر رفتار مشتریان طی دورهٔ بررسی، استفاده از تابع فاصلهٔ فرشت[1] (آیتر و مانیلا، ۱۹۹۴)، پیشنهاد شده است که در بخش‌های بعد تشریح خواهد شد.

روش‌شناسی پژوهش

چارچوب مدل

در اولین مقطع زمانی با استفاده از تابع هدف مینک، مراکز خوشه و درجات عضویت تخصیص پیدا می‌کند و تعداد بهینهٔ خوشه‌ها انتخاب می‌شود. در سایر مقاطع زمانی، با استفاده از درجات عضویت مقطع پیشین، ابتدا تغییرات ساختاری شامل تشکیل، حذف، ادغام و تفکیک خوشه‌ها و پس از آن، تغییر مراکز خوشه‌های موجود بررسی می‌شود. در صورتی که تغییرات تدریجی به تغییر ساختار خوشه‌بندی منجر شود، پس از اطمینان از بهبود اعتبار مدل، مراکز جدید محاسبه شده و درجات عضویت تغییر پیدا می‌کند؛ در غیر این صورت میزان جابه‌جایی مراکز پیشین محاسبه می‌شود. در پایان دورهٔ بررسی، مسیر تغییرات درجهٔ عضویت مشترکان در تمام خوشه‌ها با استفاده از تابع فاصلهٔ فرشت (آیتر و مانیلا، ۱۹۹۴) اندازه‌گیری شده و مشتریان دارای رفتار مشابه شناسایی می‌شوند. در ادامه روش تشخیص تغییرات ساختاری و غیرساختاری (تدریجی) تشریح می‌شود.

---

1. Fréchet distance

تشکیل خوشهٔ جدید

در صورتی که تعداد معناداری از مشاهدات مجاور یکدیگر از مراکز پیشین فاصلهٔ زیادی داشته باشند (درجهٔ عضویت آنها در تمام مراکز، به‌صورت معناداری کم باشد)، نیاز به تشکیل خوشه جدید وجود دارد. بنابراین شرایط زیر به‌طور همزمان برای تشکیل خوشهٔ جدید باید برقرار باشد:

$$n > n^{min}\ \mu_{i,j} < \frac{1}{k}\ \forall\ i,j\ , CI^{new}(i) \geq CI^{min}$$ رابطهٔ ۳)

که در آن n^{min} حداقل تعداد مشاهدات؛ CI^{min} حداقل چگالی لازم برای تشکیل خوشهٔ جدید؛ j و i به‌ترتیب شمارهٔ خوشه و شمارهٔ مشاهده و k تعداد خوشهٔ موجود است.

ادغام خوشه‌ها

در صورت وجود تعداد معناداری از مشاهدات با درجات عضویت بالا در بیش از یک خوشه که در فاصلهٔ نزدیکی قرار دارند، ادغام خوشه‌ها قابل بررسی است. در صورت برقراری شرایط فوق، میزان مشابهت دو خوشه با رابطهٔ ۴ محاسبه می‌شود:

$$\max\left(\frac{Card\left(H_\alpha(\mu_i)\cap H_\alpha(\mu_j)\right)}{Card\left(H_\alpha(\mu_i)\right)},\frac{Card\left(H_\alpha(\mu_i)\cap H_\alpha(\mu_j)\right)}{Card\left(H_\alpha(\mu_j)\right)}\right)$$ رابطهٔ ۴)

که در آن $card(H_\alpha(\mu_j))$ مجموع درجات عضویت مشاهداتی است که درجهٔ عضویت آنها در خوشهٔ j از α بیشتر است.

اگر میزان شباهت دو خوشه بیش از آستانهٔ تعیین‌شده باشد، خوشه‌ها ادغام‌شده و درجات عضویت مشاهدات در خوشهٔ جدید از رابطهٔ ۵ محاسبه می‌شود، که در آن i و j شمارهٔ خوشه و k شمارهٔ مشاهده است:

$$u_{i\cup j,k} = \frac{\mu_{ik}+\mu_{jk}}{\max\limits_{k}(\mu_{i\cup j,k})}$$ رابطهٔ ۵)

تفکیک خوشه‌ها

در صورتی که یک خوشه دارای کاهش همگنی معنادار نسبت به دورهٔ قبل باشد، مشاهدات آن خوشه بار دیگر خوشه‌بندی و تفکیک می‌شوند. برای تشخیص این موضوع نسبت $\frac{CI(۱)}{CI(t)}$ محاسبه می‌شود که در آن $CI(۱)$ چگالی خوشه در مقطع اول و $CI(t)$ چگالی خوشه در مقطع فعلی

است. در صورتی که نسبت فوق بیش از مقدار آستانه باشد، مشاهدات درون خوشه بار دیگر خوشه‌بندی شده و مراکز جدید تعیین می‌شود.

حذف خوشه‌ها

در صورتی که درجهٔ عضویت مشاهدات یک خوشه، کاهش یافته و تمام مشاهدات درجهٔ عضویت پایینی در آن خوشه داشته باشند (کمتر از $1/k$ که k تعداد کل خوشه‌هاست)، مرکز خوشهٔ فوق پس از دو مرحلهٔ متوالی حذف خواهد شد.

تغییر در مراکز خوشه

پس از بررسی تغییرات ساختاری فوق، تغییر در مراکز خوشه بررسی می‌شود. برای این منظور، شاخص فشردگی از طریق رابطهٔ ۶ محاسبه شده و با مقطع قبل مقایسه می‌شود.

رابطهٔ ۶)
$$K_i^u = \frac{\sum_{j=1}^{N_i^u}(\mu_{ij}^2)\|x_j - v_i\|_A^2}{n_i}$$
$$\forall x_j \in \{x_j | \mu_{ij} > u\}$$

در رابطهٔ ۶، i شمارهٔ خوشه؛ j شمارهٔ مشاهده؛ μ درجهٔ عضویت مشاهده در خوشه؛ v مرکز خوشه و u حداقل درجهٔ عضویت قابل قبول است. در صورت کاهش شاخص فشردگی نسبت به مرحلهٔ قبل، مراکز خوشه از طریق رابطهٔ ۷ با دیگر محاسبه می‌شوند.

رابطهٔ ۷)
$$V(t_k) = \frac{VN(t_k - 1) + \sum_{j=1}^{N}\mu_{ij}(t_k)^m x_j(t_k)}{VD(t_k - 1) + \sum_{j=1}^{N}\mu_{ij}(t_k)^m}$$

در رابطهٔ ۷، t مقطع زمانی است و مقادیر VN و VD به‌ترتیب از رابطه‌های ۸ و ۹ به‌دست می‌آیند.

رابطهٔ ۸)
$$VN(t_k - 1) = \sum_{j=1}^{N}\mu_{ij}(t_{k-1})^m x_j(t_{k-1})$$

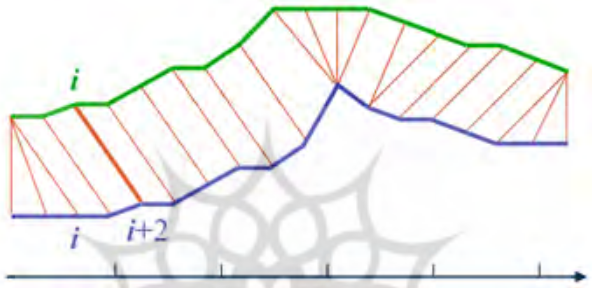
رابطهٔ ۹)
$$VD(t_k - 1) = \sum_{j=1}^{N}\mu_{ij}(t_{k-1})^m$$

مقایسهٔ الگوهای رفتاری

در این مقاله برای مقایسهٔ میزان شباهت تغییر رفتار مشتریان با یکدیگر، از تابع فاصلهٔ فرشت گسسته (آیتر و مانیلا، ۱۹۹۴) استفاده خواهد شد که با رابطهٔ ۱۰ تعریف می‌شود.

$$d_F(X_T, Y_T) = \min_{r \in M}(\max_{i=1,\dots,m} |X_{a_i} - Y_{b_i}|)$$ رابطهٔ ۱۰)

در رابطهٔ ۱۰، X_T, Y_T دو مسیر و M نشان‌دهندهٔ مجموعهٔ تمام دنباله‌های m زوج مرتب به‌صورت $\{(X_{a_1}, Y_{b_1}), \dots, (X_{a_m}, Y_{b_m})\}$ است. به بیان دیگر، فاصلهٔ فرشت، طول کوتاه‌ترین اتصال بین دو مسیر برای پیمایش بدون بازگشت در امتداد هم با طول گام متفاوت است (۰). در این مقاله، یک مسیر، دنباله‌ای از درجات عضویت فازی در مقاطع زمانی متوالی است.



شکل ۱. فاصلهٔ فرشت میان دو مسیر فرضی

مزیت استفاده از این روش در مقایسه با روش‌های (قطعی) موجود در ادبیات موضوع، استفاده از درجات عضویت فازی برای مقایسهٔ شباهت الگوی رفتاری مشتریان است. همچنین وجود تأخیر زمانی، تأثیری در فاصلهٔ دو الگوی مشابه نمی‌گذارد. از سوی دیگر، این روش تحت تأثیر داده‌های پرت قرار نگرفته و هزینهٔ محاسباتی پایینی دارد.

یافته‌های پژوهش

در این مقاله، مشتریان یک اپراتور تلفن همراه بر اساس میزان استفاده از خدمات مختلف، در یک دورهٔ ۱۰ ماهه خوشه‌بندی شدند و مسیر تغییر الگوی مصرفی آنها به‌دست آمد. داده‌های بررسی‌شده در هر مقطع (ماه) شامل ۲۱۰۰ مشتری می‌شود؛ به‌طوری که هر ماه ۱۰۰ نفر از مشتریان جدیدالورود و ۱۰۰ نفر از مشتریان ریزش یافته را دربردارد. متغیرهای بررسی شده شامل، طول مکالمهٔ درون شبکه، طول مکالمهٔ خارج شبکه، طول مکالمه با تلفن ثابت، میانگین مکالمهٔ داخل شبکه (نسبت طول مکالمه به تعداد مکالمات)، میانگین مکالمهٔ خارج شبکه، تعداد پیام کوتاه، حجم استفاده از اینترنت و میزان استفاده از سایر خدمات مخابراتی است.

آماده‌سازی و تبدیل داده‌ها

با توجه به اینکه متغیرهای بررسی‌شده دارای توزیع نمایی هستند و پراکندگی نامتقارنی دارند، کلیهٔ متغیرها با استفاده از تبدیل لگاریتم، متقارن شدند؛ سپس از تبدیل Z (رابطهٔ ۱۱) برای حذف مقیاس داده‌ها استفاده شده است.

$$x_{ij}^{new} = \frac{x_{ij} - \mu_i}{\sigma_i}$$ رابطهٔ ۱۱)

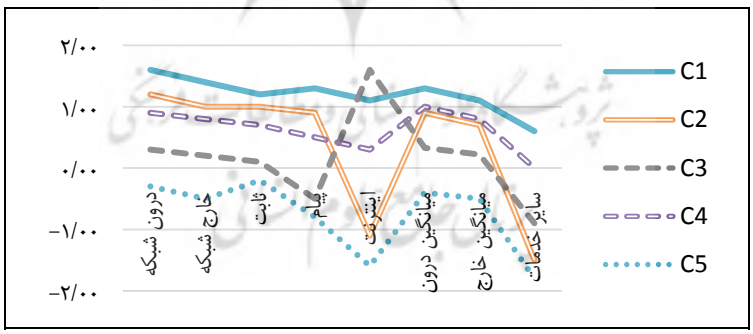
که در آن μ_i و σ_i به‌ترتیب میانگین و انحراف معیار متغیر i ام است.

ساختار اولیه خوشه‌بندی

در اولین مقطع زمانی (هر مقطع زمانی یک ماه است) کلیهٔ داده‌ها خوشه‌بندی شدند که ۵ خوشه (جدول ۱) با توجه به شاخص کارایی، در این مقطع حالت بهینه را نشان دادند.

جدول ۱. تعداد مشاهدات در نزدیکی هر خوشه‌ها

خوشه	۱	۲	۳	۴	۵
تعداد مشاهدات	۳۶۵	۲۴۱	۵۶۱	۵۴۴	۳۸۹



شکل ۲. نمودار موازی مراکز خوشه در مقطع اول

شکل ۲ نمودار مراکز خوشه‌های پنج‌گانه را نسبت به متغیرهای مورد بررسی به نمایش گذاشته است که در آن محور افقی متغیرهای مصرفی و محور عمودی مقدار متغیر در مراکز هر

خوشه را نشان می‌دهد. از نمودار مراکز خوشه در این مقطع، این‌گونه برداشت می‌شود که دستهٔ اول مشتریان (C_1)، افرادی هستند که در تمام متغیرهای مصرفی، مشتریان پرمصرف به‌شمار می‌روند. دستهٔ دوم و سوم به نسبت دستهٔ اول مصرف کمتری دارند. دستهٔ دوم (C_2)، مشترکانی هستند که بیشترین مصرف آنها شامل خدمات مکالمه و پیام کوتاه است. در دستهٔ سوم (C_3)، مشترکان نسبت به سایر خوشه‌ها مصرف اینترنت بیشتری داشته‌اند. در خوشهٔ چهارم، مشترکان نسبت به خوشهٔ اول و دوم مصرف کمتری داشته و از اینترنت و سایر خدمات نیز به‌طور متوسط استفاده کرده‌اند. خوشهٔ پنجم افرادی هستند که در تمام متغیرها کم‌مصرف بوده یا مصرفی نداشته‌اند.

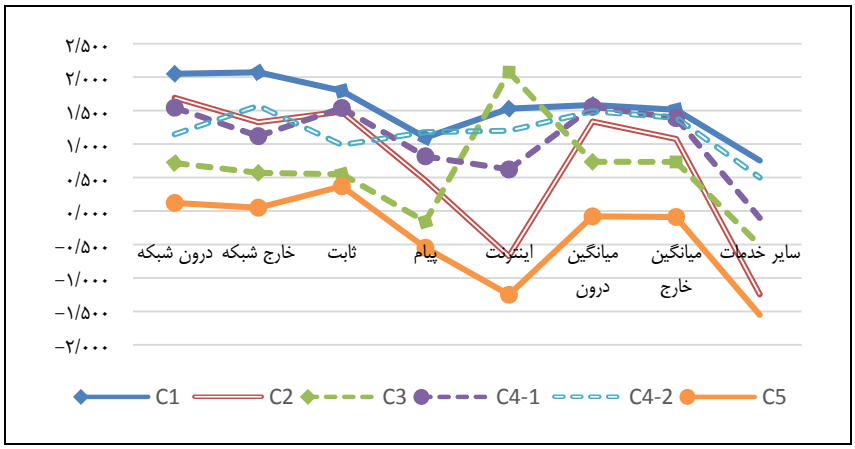
تغییرات ساختاری و تدریجی

پس از محاسبهٔ درجات عضویت مشاهدات در مقاطع بعدی با استفاده از مراکز خوشهٔ اولیه، مشاهده می‌شود که درجهٔ عضویت مشاهدات کاهش معناداری نداشته و به میزان حداقل ($\frac{۱}{۵}=۰/۲$) نرسیده است. همچنین تعداد مشاهداتی که درجهٔ عضویت بالایی در چند خوشه دارند، طی دورهٔ بررسی، به میزان حداقل در نظر گرفته شده (۵۰ درصد از تعداد کوچک‌ترین خوشه) نمی‌رسد. با وجود این، روند تغییرات چگالی خوشهٔ ۴ نشان می‌دهد در مقطع هفتم، چگالی مشاهدات نزدیک به این خوشه کاهش ۲۰ درصدی داشته است (جدول ۲). با توجه به روند کمابیش ثابت تغییر چگالی سایر خوشه‌ها، می‌توان تفکیک خوشهٔ ۴ را بررسی کرد.

با تفکیک مشاهداتی که بیشترین درجهٔ عضویت را در خوشهٔ چهارم دارند و خوشه‌بندی مجدد این مشاهدات، مراکز خوشه‌های تفکیک شدهٔ جدید به‌صورت شکل ۳ به‌دست می‌آید.

جدول ۲. تغییرات چگالی خوشه‌ها

ماه	خوشهٔ ۱	خوشهٔ ۲	خوشهٔ ۳	خوشهٔ ٤	خوشهٔ ٥
۱	۰/۸۶	۰/۷۴	۰/۶۸	۰/۷۱	۰/۹۲
۲	۰/۸۸	۰/۷۴	۰/۶۹	۰/۶۷	۰/۹۱
۳	۰/۸۵	۰/۷۵	۰/۷۱	۰/۶۳	۰/۹۳
۴	۰/۸۲	۰/۷۷	۰/۷۱	۰/۶۰	۰/۹۰
۵	۰/۸۴	۰/۷۷	۰/۷۳	۰/۶۲	۰/۸۷
۶	۰/۸۴	۰/۷۸	۰/۷۴	۰/۵۸	۰/۸۸
۷	۰/۸۵	۰/۷۸	۰/۷۴	۰/۵۵	۰/۸۵



شکل ۳. نمودار موازی مراکز خوشه در مقطع هشتم

نتایج فوق نشان می‌دهد در طول دورهٔ بررسی، خدمات پایه از جمله مکالمه، به‌دلیل توسعهٔ شبکه، جذب مشترکان جدید و ورود اپراتورهای دیگر، در تمام خوشه‌ها در حال افزایش است. این افزایش در برخی از خوشه‌ها فقط به‌دلیل افزایش تعداد تماس و در برخی به‌دلیل افزایش تعداد و طول مکالمه بوده است. استفاده از خدمت ارسال پیام کوتاه در خوشه‌های ۱ و ۴ روند نزولی داشته است که یکی از دلایل این موضوع را می‌توان توسعهٔ استفاده از اینترنت و جایگزین‌شدن پیام‌رسان‌های اینترنتی دانست. همچنین استفاده از خدمات اینترنت در تمام خوشه‌ها با روند صعودی و با شیب متفاوت مشاهده است. این موضوع در خوشهٔ دوم اهمیت ویژه‌ای دارد. در این خوشه، اینترنت بیشترین خدمتی است که مشترکان استفاده کرده‌اند. استفاده از سایر خدمات در تمام خوشه‌ها کمترین نسبت را به خود اختصاص داده است؛ با این حال، می‌توان در خوشه‌های ۱ و ۴ افزایش شایان توجه آن را مشاهده کرد. این موضوع نشان می‌دهد سایر خدمات قابل ارائه بر بستر موبایل، هنوز جایگاه خود را میان مشترکان پیدا نکرده است و مشترکان با این خدمات آشنایی ندارند یا برای آنها کاربردی نداشته است.

الگوی جابه‌جایی مشتریان

با مقایسهٔ مسیر تغییرات درجهٔ عضویت مشتریان طی دورهٔ ۱۰ ماهه، الگوهای تغییر درجهٔ عضویت مشترکان با بیشترین درجه شباهت که تعداد بیش از یک درصد از مشتریان را پوشش می‌دهد، استخراج شدند. جدول ۳ الگوهای مشابه استخراج شده بر مبنای کمترین فاصلهٔ فرشت را نشان می‌دهد. در این جدول، هفت الگوی مشتریان که دارای بیشترین تشابه رفتاری بوده‌اند، به ترتیب تعداد و میزان شباهت مسیر فهرست شده است.

جدول ۳. الگوهای مشابه رفتار مصرفی مشتریان

الگو	مسیر	میانگین فاصله	تعداد	درصد
۱	$C_i \to C_i$ تغییر درجات عضویت بدون تغییر در خوشه	۰/۹۶۷	۹۸۷	۴۷
۲	$C_{۲} \to C_{۴}$	۱/۱۷	۷۵	۴
۳	$C_{۴} \to C_{۳}$	۱/۵۶	۱۴۷	۷
۴	$C_{۵} \to C_{۲}$	۲/۱۲	۱۲۰	۶
۵	$C_{۴} \to C_{۵}$	۳/۰۸	۱۱۴	۵
۶	$C_{۲} \to C_{۵} \to Churn$	۴/۱۸	۶۳	۳
۷	$C_{۱} \to C_{۴} \to Churn$	۴/۳۸	۵۲	۲

نتایج فوق نشان می‌دهد که ۴۷ درصد از مشتریان با وجود تغییر در روند مصـرف و تغییـر در مراکز خوشه، از مرکز خوشهٔ مقاطع قبل فاصلهٔ زیادی نگرفته‌اند و تا پایان دورهٔ بررسی در خوشهٔ اولیه حضور داشته‌اند. ۲۷ درصد از مشتریان دارای رفتار معنـادار و مشـابهی بـوده‌انـد کـه شـش الگوی فوق را تشکیل می‌دهند. الگوهای ۲، ۳ و ۴ افرادی را دربرمی‌گیرند که به‌طور متوسـط در یک یا چند متغیر افزایش معنادار در مصرف داشته‌اند؛ به‌طوری که از خوشه‌ای بـه خوشـهٔ دیگـر منتقل شده‌اند. الگوهای ۵، ۶ و ۷ افرادی را پوشش می‌دهند که کاهش شایان توجهی در میـزان مصرف داشته‌اند. این کاهش در الگوهای ۶ و ۷ به ریزش مشتریان منجر شده است.

جدول ٤. نسبت جابه‌جایی بین خوشه‌ها

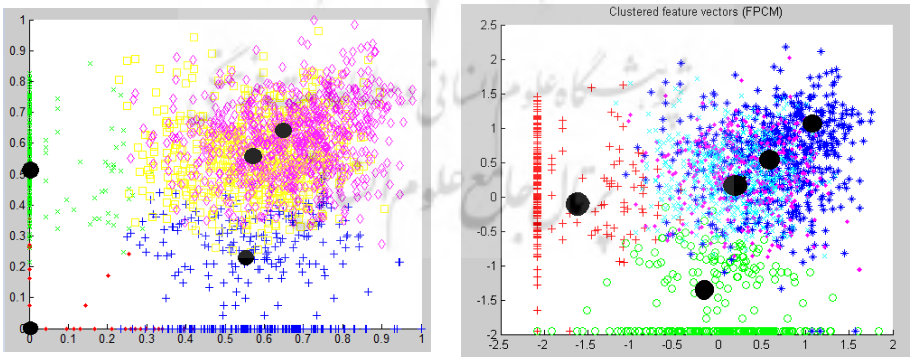
		مقطع T = i+1					
		خوشهٔ ۱ (پرمصرف)	خوشهٔ ۲ (مکالمه)	خوشهٔ ۳ (اینترنت)	خوشهٔ ٤ (متوسط)	خوشهٔ ٥ (کم‌مصرف)	ریزش
مقطع T = i	خوشهٔ ۱ (پرمصرف)	۰/۶۷۰	۰/۰۴۰	۰/۰۲۰	۰/۴۰	۰/۰۱۰	۰/۰۲۰
	خوشهٔ ۲ (مکالمه)	۰/۱۲۰	۰/۴۱۰	۰/۰۱۰	۰/۲۷۰	۰/۱۶۰	۰/۰۳۰
	خوشهٔ ۳ (اینترنت)	۰/۰۶۰	۰/۰۲۰	۰/۷۲۰	۰/۱۴۰	۰/۰۴۰	۰/۰۶۰
	خوشهٔ ۴ (متوسط)	۰/۱۳۰	۰/۰۲۰	۰/۲۶۰	۰/۳۷۰	۰/۱۸۰	۰/۰۳۰
	خوشهٔ ۵ (کم‌مصرف)	۰/۰۰۵	۰/۱۹۰	۰/۰۷۵	۰/۱۸۰	۰/۴۶۰	۰/۱۱۰

جدول ۴ نسبت جابه‌جایی بین خوشه‌ها را به‌طور متوسط از یک مقطع (i) به مقطع بعد از آن (i+۱) نشان می‌دهد. همچنین در جدول ۴ خوشه‌ها بر اساس چگونگی رفتار مشتریان نامگذاری شده‌اند. جدول ۴ نشان می‌دهد که خوشهٔ ۵ و پس از آن خوشهٔ ۳، بیشترین میزان ریزش مشتریان را داشته‌اند. همچنین مشتریان خوشهٔ ۳ کمتر از بقیه، خوشه خود را ترک کرده‌اند.

اعتبارسنجی

نزدیک‌ترین روش موجود در ادبیات به روش پیشنهادشده در این مقاله، روش بوز و چن (۲۰۱۵) است که برای مقایسه و اعتبارسنجی در این بخش انتخاب شده است. آنان از FCM تعمیم‌یافته برای خوشه‌بندی استفاده کرده‌اند. همچنین تغییرات معنادار در معیارهای کیفیت خوشه‌بندی را برای شناسایی تغییر در ساختار خوشه‌ها در مقاطع مختلف به‌کار برده‌اند. معیارهای در نظر گرفته شده شامل میزان جدایی میان خوشه‌ها و میزان فشردگی درون خوشه است.

شکل ۴ مراکز خوشه در مقطع اول در فضای دو بعدی را همراه با مشاهدات در دو روش مختلف نشان می‌دهد. همان‌طور که در تصویر مشاهده می‌شود، مراکز خوشه با استفاده از تابع هدف پیشنهادی، تغییرات موجود در فضای داده‌ها را بهتر پوشش داده و کمتر تحت تأثیر عدم تقارن قرار گرفته است. دلیل این موضوع، استفاده از امکان عضویت به جای درجهٔ عضویت و همچنین محدودکردن مشاهدات با امکان عضویت بالا برای تعیین مراکز خوشه در روش پیشنهادشده است.



شکل ٤. مراکز خوشه در فضای دو بعدی به روش FCM (چپ) و روش پیشنهادی (راست)

در جـدول ۵ شاخصـه‌هـای زی ـ بنـی[1] و دان[2] (والنتـه، ۲۰۰۷) بـرای روش پیشنهادشـده و همچنین روش بوز و چن در مقاطع اول تا دهم مقایسه شده است. همان‌طـور کـه نتـایج نشـان می‌دهد، در تمام مقاطع زمانی، روش پیشنهادی در هر دو شاخص اعتبار بیشتری دارد. همچنـین در روش بوز و چن، تغییر ساختاری تشخیص داده نشده است.

جدول ۵. شاخصه‌های اعتبار خوشه‌بندی در مقاطع ده‌گانه

روش	مقطع شاخص	۱	۲	۳	٤	٥	٦	۷	۸	۹	۱۰
بوز و همکاران	زی ـ بنی	۰/۹۱۸	۰/۹۱۷	۰/۹۲۰	۰/۹۲۱	۰/۹۲۵	۰/۹۲۶	۰/۹۲۵	۰/۹۲۷	۰/۹۲۶	۰/۹۲۹
	دان	۰/۳۱۶	۰/۳۱۸	۰/۳۱۵	۰/۳۱۴	۰/۳۲۰	۰/۳۱۸	۰/۳۱۲	۰/۳۱۸	۰/۳۱۰	۰/۳۱۰
پیشنهادی	زی ـ بنی	۰/۴۱۲	۰/۴۲۱	۰/۴۲۵	۰/۴۲۸	۰/۴۳۲	۰/۴۳۶	۰/۴۲۱	۰/۴۲۲	۰/۴۲۶	۰/۴۲۹
	دان	۰/۶۹۵	۰/۶۹۱	۰/۶۸۳	۰/۶۸۰	۰/۶۷۴	۰/۶۷۱	۰/۶۹۴	۰/۶۹۱	۰/۶۹۰	۰/۶۸۷

نتیجه‌گیری و پیشنهادها

نتایج به‌دست‌آمده از مقایسهٔ روند مصرف مشترکان خدمات این شرکت مخابراتی نشان مـی‌دهـد در دورهٔ بررسی، تغییرات تدریجی پراکندگی مشاهدات پیرامون مراکز، طی مقاطع ۱ تا ۷، موجـب افزایش تعداد خوشه‌ها شده و بخش‌بندی مشـتریان را تغییـر داده اسـت. همچنـین ۵۳ درصـد از مشتریان، طی دورهٔ بررسی الگوی مصرف خود را تغییر داده و به سایر خوشه‌ها مهاجرت کرده‌اند. در این میان، الگوی تغییرات درجهٔ عضویت ۲۷ درصد از مشتریان مشـابه بـوده و در طـول دوره تکرار شده است. از بین هفت الگوی استخراج‌شده، دو الگوی مهم که مربوط به مشتریان ریـزش یافته است، می‌تواند به ارائه‌دهندگان خدمات مخابراتی کمک کند تا ریسک ریـزش مشـتریان را تعیین کرده و با افزایش سرمایه‌گذاری و ارائهٔ راهکارهای تشویقی طراحی‌شده برای هر گروه، در دوره‌های مشابه از ریزش ۵ درصد از مشتریان جلوگیری کنند. برای مثال در خوشهٔ ۲ مهم‌تـرین خدمت مکالمه است؛ درصورتی‌که در خوشهٔ سوم اینترنت برای مشـتریان اهمیـت بیشـتری دارد. طراحی بسته‌های پیشنهادی با توجه به اهمیت هر متغیر و روند تغییرات مراکز خوشه، مـی‌توانـد ضمن کمک به حفظ مشتریان، از هزینهٔ تشویق نابه‌جای مشتریان کم‌ریسک یـا بـدون ریسـک ریزش بکاهد.

مهم‌ترین موضوع در خصوص خوشهٔ اول، انتقال ۲۴ درصد از مشتریان آن به خوشـهٔ چهـارم است که مصرف و درآمدزایی کمتری نسبت به خوشهٔ اول دارد. همچنـین ۲ درصـد از مشـتریان

1. Xie-Beni index
2. Dunn index

این خوشه ریزش داشته‌اند. با اطلاع از نتایج فوق، در دوره‌های آتی می‌توان با ارائهٔ طرح‌های تشویقی به مشتریانی که از خوشهٔ ۱ به خوشهٔ ۴ انتقال یافته‌اند، دورهٔ بقای مشتری را افزایش داد و از ریزش مشتری جلوگیری کرد. از آنجا که این خوشه بیشترین درآمدزایی را در میان مشتریان داشته است، مشتریان ریزش‌یافته از این خوشه، درآمد بالقوهٔ زیادی از شرکت خارج می‌کنند. هزینه‌کردن بخشی از این سود برای ارائهٔ انواع مشوق‌های قابل ارائه از جمله ایجاد باشگاهی برای مشتریان ویژه و ارائهٔ خدمات با سرعت و کیفیت بیشتر و همچنین پاسخگویی مستقیم و حضوری به مشتریان این خوشه، می‌تواند از انتقال یا ریزش این مشتریان جلوگیری کند.

دستهٔ دومِ مشتریان، استفاده‌کنندگان از خدمات پایه‌اند که بجز اینترنت و سایر خدمات، نسبت به سایر خوشه‌ها، مصرف زیادی دارند. ۴۱ درصد از مشتریان این خوشه تغییری در الگوی مصرف نداشته‌اند. این گروه از مشتریان پتانسیل خوبی برای انتقال به خوشهٔ اول دارند. با اطلاع‌رسانی، ارائهٔ بسته‌های تخفیف اینترنت و همچنین ارائهٔ پیشنهاد برای ورود به باشگاه مشتریان ویژه، می‌توان مشتریان این خوشه را به استفاده از خدمات جدید ترغیب کرد.

خوشهٔ سوم افرادی هستند که بیشترین استفاده از اینترنت را داشته‌اند. هرچند در رفتار مصرف مشتریان این خوشه نسبت به سایر خوشه‌ها تغییرات کمتری وجود دارد، میزان ریزش مشتریان بیشتری داشته است. چنانچه اطلاعات جغرافیایی این مشتریان استخراج شود، می‌توان با تقویت اینترنت و همچنین اطلاع‌رسانی و ارتباط مستقیم، از ریزش آنان جلوگیری کرد.

خوشهٔ چهارم مشتریانی با مصرف متوسط هستند که از خدمات مختلف استفاده کرده‌اند و بسیاری از مشتریان طی دورهٔ بررسی به این خوشه منتقل شده یا از این خوشه به سایر خوشه‌ها انتقال یافته‌اند. با توجه به الگوی مصرف این دسته از مشتریان، با ارائهٔ بسته‌های ترکیبی خدمات مختلف از جمله مکالمه، پیام کوتاه و اینترنت به نسبت قابل انتخاب توسط مشتری و مبلغ متناسب با مصرف او، می‌توان حق انتخاب و تنوع نیاز این دسته از مشتریان را پاسخ داد.

خوشهٔ پنجم با بیشترین میزان ریزش و کمترین سطح درآمدزایی، مشتریانی را دربردارد که در ابتدا یا انتهای دورهٔ عمر هستند. با بررسی سابقهٔ حضور مشتریان در خوشه‌های پیشین و همچنین ارسال تخفیفات کم‌هزینه از جمله بستهٔ مکالمهٔ شبانه و ایام تعطیل یا بستهٔ مکالمهٔ کوتاه‌مدت و بسته‌های اینترنت کم حجم، می‌توان ضمن حفظ مشتریان این دسته، آنها را به استفاده از خدمات ترغیب کرد.

الگوهای استخراج شده نشان می‌دهد بی‌توجهی به تغییر الگوی مصرف مشتریان، موجب می‌شود که مشتریان سودآور از خوشهٔ اول با کاهش مصرف و ریزش، هزینه‌های بیشتری نسبت به هزینه‌های نگه داشت و تشویق مشتریان ایجاد کنند.

فهرست منابع

آخوندزاده نوقابی، ا.، البدوی، ا.، اقدسی، م. (۱۳۹۳). کاوش پویایی مشتری در طراحی بخش‌بندی با استفاده از روش‌های داده‌کاوی. *فصلنامهٔ مدیریت فناوری اطلاعات*، ۶ (۱)، ۳۰-۱.

خدابنده‌لو، س.، نیک‌نفس، ع. ا. (۱۳۹۵). ارائهٔ روشی جدید برای بخش‌بندی مشتریان بر اساس میزان وفاداری آنها و تعریف راهبردهایی مناسب برای هر بخش. *فصلنامهٔ مدیریت فناوری اطلاعات*، ۸ (۱)، ۱۲۲-۱۰۱.

عزیزی، ش.، حسین‌آبادی، و.، بلاغی اینانلو، م. (۱۳۹۳). بخش‌بندی کاربران بانکداری اینترنتی بر مبنای انتظارات: رویکرد داده‌کاوی. فصلنامهٔ مدیریت فناوری اطلاعات، ۶ (۳)، ۴۳۴- ۴۱۹.

کریمی علویجه، م. ح.، خدنگی، س.، ترکستانی، م. ص. (۱۳۹۵). روش فرا ابتکاری در یکپارچه‌سازی مدل بخش‌بندی بازار مشتریان تلفن همراه تهران با استفاده از شبکه‌های خودسازمان‌ده و روش میانگین کا. *فصلنامهٔ مدیریت فناوری اطلاعات*، ۸ (۲)، ۳۷۲- ۳۵۱.

Akhundzadeh Noghabi, A., Albadvi, A. & Aghdasi, M. (2014). Mining customer dynamics in designing customer segmentation using data mining techniques. *Information Technology Management*, 6 (1), 1-30. (*in Persian*)

Angstenberger, L. (2001). *Dynamic Fuzzy Pattern Recognition with Applications to Finance and Engineering* (1st ed.). Springer Netherlands.

Azizi, SH., Hosein Abadi, V. & Blaghi, M. (2014). Segmentation of Internet Banking Users Based on Expectations: A Data Mining Approach. *Information Technology Management*, 6 (3), 419-434. (*in Persian*)

Bae, S.M., Park, S.C. & Ha, S.H. (2003). Fuzzy Web Ad Selector Based on Web Usage Mining. *IEEE Intelligent Systems*, 18(6), 62–69.

Bae, S.M., Ha, H. & Park, S.C. (2005). A web-based system for analyzing the voices of call center customers in the service industry. *Expert Systems with Applications*, 28(1), 29-41.

Baesens, B., Viaene, S., Van Den Poel, D., Vanthienen, J. & Dedene, G. (2002). Bayesian neural network learning for repeat purchase modelling in direct marketing. *European Journal of Operational Research*, 138(1), 191–211.

Bezdek, J. C., Ehrlich, R., & Full, W. (1984). FCM: The fuzzy c-means clustering algorithm. *Computers & Geosciences*, 10(2-3), 191–203.

Bose, I. & Chen, X. (2014). Detecting temporal changes in customer behavior. *In 2014 International Electrical Engineering Congress (iEECON)* (pp. 1–4). IEEE.

Bose, I. & Chen, X. (2015). Detecting the migration of mobile service customers using fuzzy clustering. *Information & Management*, 52(2), 227–238.

Bray, J.P. (2008). *Consumer Behaviour Theory: Approaches and Models*. Available in: http://eprints.bournemouth.ac.uk/10107/.

Chen, N., Ribeiro, B., Vieira, A. & Chen, A. (2013). Clustering and visualization of bankruptcy trajectory using self-organizing map. *Expert Systems with Applications*, 40(1), 385–393.

Cho, Y.H. & Kim, J. K. (2004). Application of Web usage mining and product taxonomy to collaborative recommendations in e-commerce. *Expert Systems with Applications*, 26(2), 233–246.

Crespo, F. & Weber, R. (2005). A methodology for dynamic data mining based on fuzzy clustering. *Fuzzy Sets and Systems*, 150(2), 267–284.

De Oliveira, J. V. & Pedrycz, W. (Eds.). (2007). *Advances in fuzzy clustering and its applications.* John Wiley & Sons.

Dennis, C., Marsland, D. & Cockett, T. (2001). Data Mining for Shopping Centres – Customer Knowledge-Management Framework. *Journal of Knowledge Management*, 5(4), 368–374.

Denny, Williams, G. J. & Christen, P. (2010). Visualizing temporal cluster changes using Relative Density Self-Organizing Maps. *Knowledge and Information Systems*, 25(2), 281–302.

Eiter, T. & Mannila, H. (1994). Computing discrete Fréchet distance. AAA: http://www.kr.tuwien.ac.at/staff/eiter/et-archive/cdtr9464.pdf.

Ha, H., Bae, S.M. & Park, S.C. (2002). Customer's time-variant purchase behavior and corresponding marketing strategies: An online retailer's case. *Computers and Industrial Engineering*, 43(4), 801–820.

Kim, S.Y, Jung, T.S. & Suh, E. H. & Hwang, H.S. (2006). Customer segmentation and strategy development based on customer lifetime value: A case study. *Expert Systems with Applications*, 31(1), 101–107.

Karimi, M., Khadangi, S., Torkestani, M. (2016). Ultra Innovative Approach to Integrate Cellphone Customer Market Segmentation Model Using Self Organizing Maps and K-Means Methodology. *Information Technology Management*, 8 (2), 351-372. (*in Persian*)

Khodabandelu, S., Niknafs, A. (2016). Proposing a New Method for Customer Segmentation Based on Their Level of Loyalty and Defining Appropriate Strategies for Each Segment. *Information Technology Management*, 8 (1), 101-122. (*in Persian*)

Kotler, P. (2000). *Marketing Management.* Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ.

Lariviere, B. & Van den Poel, D. (2005). Investigating the post-complaint period by means of survival analysis. *Expert Systems with Applications*, 29(3), 667-677.

Lee, S. C., Suh, Y. H., Kim, J. K. & Lee, K. J. (2004). A cross-national market segmentation of online game industry using SOM. *Expert systems with applications*, 27(4), 559-570.

Li, C. & Biswas, G. (2002). Applying the hidden Markov model methodology for unsupervised learning of temporal data. *International Journal of Knowledge Based Intelligent Engineering Systems*, 6(3), 152-160.

Minke, A., Ambrosi, K. & Hahne, F. (2009). Approach for dynamic problems in clustering. *Information Technologies in Environmental Engineering*, 373-386.

Prinzie, A. & Van den Poel, D. (2006). Investigating purchasing-sequence patterns for financial services using Markov, MTD and MTDg models. *European Journal of Operational Research*, 170(3), 710-734.

Sarlin, P. (2013). Self-organizing time map: An abstraction of temporal multivariate patterns. *Neurocomputing*, 99, 496-508.

Seret, A., Vanden Broucke, S. K., Baesens, B. & Vanthienen, J. (2013, August). An Exploratory Approach for Understanding Customer Behavior Processes Based on Clustering and Sequence Mining. In *International Conference on Business Process Management* (pp. 237-248). Springer, Cham.

Verdú, S. V., Garcia, M. O., Senabre, C., Marín, A. G. & Franco, F. G. (2006). Classification, filtering, and identification of electrical customer load patterns through the use of self-organizing maps. *IEEE Transactions on Power Systems*, 21(4), 1672-1682.

Wei, C. P. & Chiu, I. T. (2002). Turning telecommunications call details to churn prediction: a data mining approach. *Expert systems with applications*, 23(2), 103-112.

Wu, C. H., Kao, S. C., Su, Y. Y. & Wu, C. C. (2005). Targeting customers via discovery knowledge for the insurance industry. *Expert Systems with Applications*, 29(2), 291-299.

Yang, Y. & Padmanabhan, B. (2005). GHIC: A hierarchical pattern-based clustering algorithm for grouping Web transactions. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 17(9), 1300-1304.

Yang, Q. & Wu, X. (2006). 10 challenging problems in data mining research.

International Journal of Information Technology & Decision Making, 5(04), 597-604.

Yao, Z. (2013). *Visual Customer Segmentation and Behavior Analysis A SOM-Based Approach*. (Doctoral Dissertation). Turku Centre for Computer Science, Finland.

Ye, L., Qiuru, C., Haixu, X., Yijun, L. & Guangping, Z. (2013). Customer segmentation for telecom with the k-means clustering method. *Information Technology Journal*, 12(3), 409-413.

Zhu, T., Wang, B., Wu, B. & Zhu, C. (2011). Role defining using behavior-based clustering in telecommunication network. *Expert Systems with Applications*, 38(4), 3902-3908.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی