

Customers Clustering Based on RFM Model by Using Fuzzy C-means Algorithm (Case Study: Zahedan City Refah Chain Store)

*Abdolmajid Imani¹, Meysam Abbasi²

1- Assistant Professor, Faculty of Management and Economics, University of Sistan and Baluchestan. imani@mgmt.usb.ac.ir (Corresponding Author)

2- Master Student of IT Management, University of Sistan and Baluchestan

Received: 12/04/2017; Accepted: 12/10/2017

Abstract

One of the major challenges of customer-centric organizations is the recognition of customers, the distinction between different groups of customers and their ranking. Clustering is one of the data mining techniques used to group customers into their various characteristics. The main purpose of the research is to customer clustering based on the Recency, Frequency and Monetary indicators using the fuzzy c-means algorithm. The study was conducted on 76379 registered transactions from customers of Zahedan City Refah Chain Store. The results of this research provide a framework for developing customer relationship management programs for each customer group.

Introduction

Today, the importance of customer relationship management is not hidden from anyone and all service and product companies are trying to understand more of their customers. Understanding the various groups of customers and building effective relationships with them in a way that guarantees the economic benefits of companies in the future is an important issue in today's businesses. Maintaining valuable customers and attracting profitable customers is both important and it is possible to accurately identify their features. Clustering is one way that helps companies recognize their profitable customers. In the clustering of the elements within each cluster, the most similarities are found, and there is

a significant difference between clusters. By introducing the fuzzy theory by Lotfi zadeh, the application of this idea in various sciences quickly expanded and the fuzzy clustering method was widely used by researchers in various fields (De Oliveira & Pedrycz, 2007). In fact, the main difference between the classic clustering and fuzzy clustering is that an instance can belong to more than one cluster (Khoshnazar, 2013). Companies with customer clustering and behavior analysis of each group will provide a platform for optimal allocation of resources and developing customer relationship management strategies. The customer lifetime value (CLV), reflects the value that can help companies in this field. Customer lifetime value is the value of the customer creates throughout his lifetime and is determined by using different models (Boroufar, Rezaeian & Shokohyar, 2017). The RFM model is one of the most popular and effective methods for analyzing customer life value. This model uses three variables Recency, Frequency, Monetary to express the difference between customers and the customer lifetime value is calculated from the sum of the values of the model's indexes. It is also assumed that customers who are worth a lot on any of the model's indicators are the most profitable customers. Of course, they will behave like they were in the future.

Case study

Rafah Chain Store Company is one of the most comprehensive distribution networks in Iran with the aim of supplying and distributing basic goods.

Materials and methods

In this research, transactions recorded in the database of the Zahedan Refah chain store have been used in a seven-month period. After receiving the data and performing the preparation process, 76,379 transactions were used as the final input. The preparation process consists of two steps. In the first step, the data was cleared, so some data with invalid values were identified and deleted. In the second stage, RFM model indices were calculated using SPSS Modeler 18 software. There is a difference in the RFM model index unit so these values should be normalized to the same unit. For this purpose, these values were normalized using the Min-Max method. To determine the number of clusters, the Xie and Beni index were used. After calculating the value of this index, 7 clusters were determined as the optimal number of clusters. Fuzzy C-means algorithm is used to cluster customers based on RFM model indicators. All stages of fuzzy clustering and determination of the

number of clusters were done using MATLAB software. After fuzzy clustering is done, we will determine the weights of RFM model indices. For this purpose, Fuzzy AHP method was used. Finally, Customer lifetime value for each cluster was calculated from customers and clusters were ranked.

Discussion and Conclusion

By calculating the lifetime value for each cluster, companies can use their limited resources for a group of customers who have the highest value. According to the results, the fifth cluster with 0.16624 is the most valuable group of store customers. The services provided to this group should not be limited to regular programs, but should be tailor made for them. In fact, the store should allocate more funds to these customers. On the other hand, the third cluster with 0.01482 is the least valuable group of store customers. In developing customer relationship management strategies for this group, there should be a proper balance between the costs associated with the revenue that these customers receive from the store. The results of this research can be used to develop customer relationship management strategies for each customer cluster.

Key Words: Fuzzy clustering, Fuzzy AHP, RFM model, Customer lifetime value (CLV)

Archive SID

خوشه‌بندی مشتریان بر مبنای مدل RFM با استفاده از الگوریتم C-means فازی

(مورد مطالعه: فروشگاه زنجیره‌ای رفاه شهر زاهدان)

دکتر عبدالمجید ایمانی* – میثم عباسی**

چکیده

امروزه یکی از چالش‌های بزرگ سازمان‌های مشتری محور، شناخت مشتریان، ایجاد تمایز بین گروه‌های مختلف مشتریان و رتبه‌بندی آن‌هاست. خوشه‌بندی یکی از تکنیک‌های داده‌کاوی است که برای گروه‌بندی مشتریان متناسب با ویژگی‌های مختلف آن‌ها استفاده می‌شود. هدف اصلی این تحقیق، خوشه‌بندی فازی مشتریان بر اساس شاخص‌های تازگی (Recency)، تکرار (Frequency) و ارزش پولی (Monetary) است. مطالعه‌ی صورت گرفته بر روی ۷۶۳۷۹ تراکنش ثبت‌شده از مشتریان فروشگاه رفاه شهر زاهدان می‌باشد. به همین منظور پس از تعیین مقادیر RFM، تعداد بهینه خوشه‌ها با استفاده از شاخص ژی و بنی محاسبه گردید. در مرحله بعد مشتریان با الگوریتم فازی C-means به هفت خوشه تقسیم شدند. سپس وزن هر یک از شاخص‌های مدل RFM با فرایند تحلیل سلسله مراتبی فازی مشخص شد. در نهایت با محاسبه و رتبه‌بندی ارزش دوره عمر هر خوشه، مشتریان کلیدی و با ارزش فروشگاه شناسایی شدند. نتایج به‌دست آمده از این پژوهش می‌تواند برای تدوین برنامه‌های مدیریت ارتباط با مشتری برای هر یک از گروه‌های مشتریان به کار رود.

واژه‌های کلیدی: خوشه‌بندی فازی، تحلیل سلسله مراتبی فازی، مدل RFM، ارزش دوره‌ی عمر مشتری

* نویسنده مسئول-استادیار دانشکده مدیریت و اقتصاد دانشگاه سیستان و بلوچستان imani@mgmt.usb.ac.ir

** دانشجوی کارشناسی ارشد مدیریت فناوری اطلاعات دانشگاه سیستان و بلوچستان

۱. مقدمه

پیچیدگی فضای کسب و کار امروزی بر کسی پوشیده نیست و رقابت شدیدی بین سازمان‌های ارائه‌دهنده محصولات و خدمات به وجود آمده است؛ دامنه‌ی این رقابت به تمامی بخش‌های صنعت و خدمات کشیده شده و همه در تکاپوی جذب مشتریان جدید و حفظ مشتریان موجود هستند (Ball, Simões Coelho & Machás, 2004). به همین دلیل برای موفقیت یک سازمان لازم است سازمان‌ها نیازهای مشتریان خود را به‌درستی درک کرده، خواسته‌های آن‌ها را پیش‌بینی کنند و با مجهز شدن به این دانش، استراتژی‌ها و برنامه‌های فروش و بازاریابی خود را بهبود بخشند. یکی از راه‌های شناخت مشتریان، از طریق خوشه‌بندی^۱ آن‌ها و شناخت ویژگی‌های هر خوشه است (Hamedi, Khadivar & Razmi, 2013). با خوشه‌بندی می‌توان محصولات و خدمات ویژه‌ای را برای مشتریان هدف ارائه داد تا اگر رقبای جدیدی وارد بازار شوند، این مشتریان به سازمان مربوطه وفادار بمانند (Plakoyiannaki & Saren, 2006). این نکته هنگامی اهمیت بیشتری می‌یابد که بدانیم اکثر شرکت‌ها به‌طور میانگین حدود ۲۵٪ از مشتریان خود را از دست می‌دهند و این در حالی است که هزینه جذب یک مشتری جدید، پنج برابر هزینه حفظ یک مشتری قدیمی است (Kotler, 1994). یکی از گسترده‌ترین زمینه‌های کاربرد داده‌کاوی^۲، مدیریت ارتباط با مشتری^۳ است. جهت مدیریت مؤثر مشتریان، صنایع گوناگون می‌توانند با تجزیه و تحلیل پایگاه داده مشتریان و ارائه خدماتی که مشتریان واقعاً خواهان آن هستند، مبالغ قابل توجهی را برای تبلیغات و ارائه خدمات صرفه‌جویی نمایند (Taghva & Hosseini Bamakan, 2011). فروشگاه‌ها به دلیل داشتن پایگاه داده بزرگ در مورد مشتریان، جزء اولین پذیرنده‌های داده‌کاوی محسوب می‌شوند و تحلیل داده‌های مشتریان زمینه را برای تدوین برنامه‌های بازاریابی و ارتباط با مشتری مهیا می‌کند. بدین منظور در این پژوهش از پایگاه داده فروشگاه زنجیره‌ای رفاه شهر زاهدان برای خوشه‌بندی فازی^۴ مشتریان استفاده می‌شود.

1 -Clustering

2 -Data Mining

3 -Customer Relationship Management (CRM)

4 -Fuzzy Clustering

۲. مبانی نظری

۲-۱. خوشه‌بندی

خوشه‌بندی مشتریان یکی از مباحث مطرح در حوزه مدیریت ارتباط با مشتری است. خوشه‌بندی در واقع شکستن جمعیت زیاد مشتریان به بخش‌های مختلف است که دیدگاهی کلی و سطح بالا از تمام بانک اطلاعاتی مشتریان ارائه داده و به صاحبان شرکت‌های توزیع امکان اعمال رفتار و سیاست‌های متفاوت و مناسب به مشتریان هر بخش را می‌دهد (Hwang, Jung & Suh, 2004). هدف از خوشه‌بندی دستیابی به ساختارهای پنهان و ناشناخته در یک مجموعه از داده‌ها است. معیار و ملاک انجام این کار، بر اساس شباهت میان مشاهدات است، به این معنا که در این روش تقسیم داده‌ها به گونه‌ای انجام می‌پذیرد که عناصر درون هر خوشه، دارای بیشترین شباهت باشند و بین خوشه‌ها، تفاوت زیادی وجود داشته باشد (De Oliveira & Pedrycz, 2007). خوشه‌بندی را می‌توان به دو صورت غیر فازی و فازی انجام داد که در ادامه به توضیح هر کدام می‌پردازیم.

۲-۱-۱. خوشه‌بندی غیر فازی

در روش غیر فازی درجه عضویت هر یک از نمونه‌ها برابر صفر یا یک است. در حقیقت می‌توان روش‌های غیر فازی را حالت خاصی از الگوریتم‌های فازی در نظر گرفت؛ به عبارات دیگر، داده‌ای که به یک خوشه تعلق دارد، درجه عضویت آن به خوشه مربوطه، یک و درجه عضویت آن برای مابقی خوشه‌ها، صفر است (Chaghari, Feizi & Derakhshi, 2017). روش‌های متداول در این حوزه، الگوریتم‌های K-means، Two-step و Kohonen هستند. در الگوریتم K-means، عملاً مجموعه داده‌ها به تعداد خوشه‌های از پیش تعیین شده تقسیم می‌شوند. ایده اصلی در این الگوریتم تعریف k مرکز برای هر یک از خوشه‌ها است. بهترین انتخاب برای مرکز خوشه‌ها، قرار دادن آن‌ها در فاصله هرچه بیشتر از یکدیگر است و پس از آن هر رکورد در مجموعه داده به نزدیک‌ترین مرکز خوشه، تخصیص می‌یابد. الگوریتم Two-step از یک روش خوشه‌بندی دو مرحله‌ای استفاده می‌کند. مرحله اول با یکبار گذر از داده‌ها، آن‌ها را در مجموعه قابل قبولی از زیر خوشه‌ها، فشرده می‌کند و در مرحله دوم از یک روش خوشه‌بندی سلسله مراتبی به منظور ادغام تکاملی این خوشه‌ها به خوشه‌های بزرگ‌تر، بهره می‌برد. الگوریتم Kohonen که به نام شبکه‌های خود سامانده^۱ نیز معروف است، از نوعی شبکه عصبی به منظور خوشه‌بندی مجموعه داده‌ها به خوشه‌های

1- Self Organization Map (SOM)

مجزا استفاده می‌کند. هنگامی که شبکه به‌طور کامل آموزش دید، رکوردهای شبیه به هم در نقشه خروجی مجاور هم قرار می‌گیرند. درحالی‌که رکوردهایی که متفاوت‌اند دور از هم واقع می‌شوند (Shokohyar, Rezaeian & Zolfaghari, 2015).

۲-۱-۲. خوشه‌بندی فازی

با ارائه نظریه فازی توسط لطفی زاده، دانشمند ایرانی، کاربرد این ایده در علوم مختلف به‌سرعت بسط و گسترش یافت و روش خوشه‌بندی فازی^۱ با اصلاح معایب روش‌های خوشه‌بندی کلاسیک (غیر فازی) به‌طوری گسترده مورد استفاده پژوهشگران در زمینه‌های مختلف قرار گرفته است (De Oliveira & Pedrycz, 2007). در خوشه‌بندی فازی، درجه عضویت یک نمونه به یک خوشه، عددی بین یک و صفر است. به این معنا که هرچقدر یک نمونه داده به یک خوشه شباهت بیشتری داشته باشد، درجه عضویت آن به یک نزدیک‌تر است و بالعکس (Chaghari et al, 2017). در واقع می‌توان گفت تفاوت اصلی خوشه‌بندی غیرفازی و خوشه‌بندی فازی در این است که یک نمونه می‌تواند متعلق به بیش از یک خوشه باشد (Khoshnazar, 2013). از متداول‌ترین الگوریتم‌های خوشه‌بندی فازی، می‌توان به الگوریتم C-means اشاره کرد.

۲-۱-۲-۱. الگوریتم C-means فازی

یکی از مهم‌ترین و پرکاربردترین الگوریتم‌های خوشه‌بندی فازی، الگوریتم Fuzzy C-means (FCM) می‌باشد. در این الگوریتم نمونه‌ها به C خوشه تقسیم می‌شوند. تابع هدف در این الگوریتم به‌صورت زیر است (Abdi Dehkordi, Dehghani, Meftah, Kahe, Hesam & Dehghani, 2014):

$$J = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n u_{ik}^m d_{ik}^2 = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n u_{ik}^m \|x_k - v_i\|^2 \quad (1)$$

در رابطه ۱، m یک عدد حقیقی بزرگ‌تر از ۱ است که در اکثر موارد برای m عدد ۲ انتخاب می‌شود. اگر در فرمول فوق، m را برابر ۱ قرار دهیم، تابع هدف خوشه‌بندی C-means غیر فازی به دست می‌آید. در فرمول فوق x_k نمونه (داده) kام و v_i نماینده یا مرکز خوشه iام و n تعداد نمونه‌هاست. u_{ik} میزان تعلق نمونه iام در خوشه kام را نشان می‌دهد. علامت $\|*\|$ میزان تشابه (فاصله) نمونه با (از) مرکز خوشه می‌باشد که می‌توان از هر تابعی که بیانگر تشابه نمونه و مرکز خوشه باشد استفاده کرد. از روی u_{ik} می‌توان یک

ماتریس U را تعریف نمود که دارای c سطر و n ستون می‌باشد و مؤلفه‌های آن، هر مقداری بین ۰ تا ۱ را می‌توانند اختیار کنند. اگر تمامی مؤلفه‌های ماتریس U به صورت ۰ یا ۱ باشند، الگوریتم مشابه C -means غیر فازی خواهد بود. باینکه مؤلفه‌های ماتریس U می‌توانند هر مقداری بین ۰ تا ۱ را اختیار کنند اما مجموع مؤلفه‌های هر یک از ستون‌ها باید برابر ۱ باشد و داریم:

$$\sum_{i=1}^c u_{ik} = 1, \quad \forall k = 1, \dots, n \quad (2)$$

معنای این شرط آن است که مجموع تعلق هر نمونه به c خوشه باید برابر ۱ باشد. برای به دست آوردن فرمول‌های مربوط به u_{ik} و v_i ، باید تابع هدف تعریف شده را کمینه کنیم. با استفاده از شرط فوق و برابر صفر قرار دادن مشتق تابع هدف خواهیم داشت:

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m x_k}{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m} \quad (3)$$

$$u_{ik} = \frac{1}{\sum_{i=1}^c \left(\frac{d_{jk}}{d_{ik}} \right)^{2/(m-1)}} \quad (4)$$

با توجه به آنچه بیان شد، مراحل الگوریتم C -means بدین صورت است که پس از مقداردهی اولیه برای c ، m و U^0 خوشه‌های اولیه تخمین زده می‌شوند. پس از آن، مراکز خوشه‌ها (v_i) محاسبه شده و سپس ماتریس تعلق از روی خوشه‌های محاسبه شده استخراج می‌شوند. در این صورت اگر $\|U^{i+1} - U^i\| \leq \epsilon$ باشد، الگوریتم خاتمه می‌یابد در غیر این صورت موقعیت مراکز خوشه‌ها تغییر می‌یابد (Kimiaee, Siahkoochi, Hajian & Kalhor, 2017).

۲-۲. ارزش دوره عمر مشتری

به‌طور کلی مفهوم ارزش مشتری برای اولین بار بیش از ۴۰ سال پیش توسط کوتلر^۱ (۱۹۷۴) به این گونه تعریف شد: ارزش کنونی جریان سود آینده مورد انتظار در طول افق یک دوره زمانی مشخص در مدت ارتباط با مشتری. در عصر مشتری محوری، ارزش مشتری سلاحی استراتژیک برای جذب و نگهداشت مشتری‌ها است (Moeini,

عمر مشتری در زیر آمده است: (Behradmehr, Ahrari & Khadem, 2012). تعدادی از تعاریف ارائه شده از ارزش دوره

- ارزش دوره عمر مشتری^۱ به عنوان سودی که مشتری در طول زمان برای شرکت ایجاد می کند تعریف می شود و بر ارتباط بلندمدت با مشتری تأکید می کند و بیان می کند که شرکت نباید برای مشتری بیشتر از سودی که برای شرکت فراهم می آورد، هزینه کند (Benoit & Van den Poel, 2009).

- کومار^۲ ارزش دوره عمر مشتری را مجموعه ارزشی بیان کرده است که در بازه زمانی که مشتری همچنان مشتری سازمان است، برای سازمان به ارمغان می آورد و محاسبه آن، موجب سودآوری و تخصیص بهینه منابع می شود (Kumar, 2006). ارزش دوره عمر مشتری تابع همه معاملاتی است که یک مشتری، در آینده ایجاد می کند (Glady, Baesens & Croux, 2009).

- ارزش دوره عمر مشتری جمع جریان های نقدی ایجاد شده تنزیلی در دوره عمر یک مشتری خاص یا یک بخش از مشتریان شرکت است (Villanueva & Hanssens, 2007). در سال های اخیر تحقیقات قابل توجهی در جهت گسترش روش های آماری برای تعیین چگونگی محاسبه ارزش دوره عمر مشتری صورت گرفته است. یکی از روش های عمده محاسبه ارزش دوره عمر مشتری، روش RFM است. محاسبه مقدار RFM، روش مؤثری برای ارزیابی ارزش طول عمر مشتری می باشد (Buttle, 2004).

۲-۴. مدل RFM

یکی از مدل های ساده و درعین حال قدرتمند در پیاده سازی مدیریت ارتباط با مشتری، مدل RFM^۳ است (Yeh, Yang & Ting, 2009). مدل RFM یکی از متدهای معروف و کارا در تحلیل ارزش مشتری می باشد و نقطه قوت آن، در این است که خصوصیات مشتریان را با تعداد معیار کمتر (تنها سه بعد) به کمک متدهای خوشه بندی استخراج می کند (Cheng & Chen, 2009). مدل RFM اولین بار توسط هوگس^۴ معرفی گردید. وی برای تحلیل RFM از رفتار گذشته مشتری که به آسانی قابل پیگیری و دسترسی است، استفاده نمود. این مدل با استفاده از سه متغیر تازگی، تکرار و ارزش پولی، به بیان تفاوت

1- Customer Lifetime Value (CLV)

2 -Kumar

3 -RFM Model (Recency, Frequency, Monetary)

4 -Hughes

میان مشتریان می‌پردازد. شاخص‌های این مدل به شرح زیر هستند (Mohammadi & Alizadeh, 2014):

تازگی خرید (R)^۱: مدت زمان بین آخرین تعامل تجاری با حال را نشان می‌دهد، هرچه این مدت کمتر باشد، R بیشتر است.

تکرار خرید (F)^۲: تعداد تراکنش‌ها را در یک بازه زمانی مشخص نشان می‌دهد، هرچه تعداد تکرار بیشتر باشد، F بزرگ‌تر است.

ارزش پولی خرید (M)^۳: ارزش پولی تعاملات را در بازه‌های خاص نشان می‌دهد، هرچه ارزش پولی بیشتر باشد، M بزرگ‌تر است.

به عقیده استون^۴ باید متناسب با صنعت مورد بررسی، وزن‌های مختلفی به شاخص‌های مدل RFM نسبت داده شود چراکه وزن‌های هر شاخص بر اساس ماهیت محصولات و صنایع مختلف، متفاوت است (Liang, 2010). به همین منظور در این تحقیق از فرآیند تحلیل سلسله مراتبی فازی^۵ برای وزن‌دار کردن هر یک از شاخص‌های مدل RFM استفاده می‌شود.

۵-۲. فرآیند تحلیل سلسله مراتبی فازی

چانگ^۶ در سال ۱۹۹۲ روشی بسیار ساده را برای بسط فرآیند تحلیل سلسله مراتبی به فضای فازی ارائه داد. این روش که مبتنی بر میانگین حسابی نظرات خبرگان و روش نرمالایز ساعتی^۷ است با استفاده از اعداد مثلثی فازی توسعه داده شده بود، مورد استقبال محققین قرار گرفت. مراحل انجام این روش به قرار زیر می‌باشد (Zanjireh chi, 2015): 109-122

مرحله ۱. ترسیم درخت سلسله مراتبی

مرحله ۲. تشکیل ماتریس مقایسات زوجی: بر اساس نظرات تصمیم‌گیرندگان ماتریس مقایسات با بهره‌گیری از اعداد فازی مثلثی $(\tilde{t}_{ij} = (a_{ij}, b_{ij}, c_{ij}))$ تشکیل می‌گردد.

-
- 1- Recency (R)
 - 2 -Frequency (F)
 - 3 -Monetary (M)
 - 4 -Stone
 - 5 -Fuzzy AHP
 - 6 -Chang
 - 7 -Saaty

مرحله ۳. میانگین حسابی نظرات: میانگین حسابی نظرات تصمیم‌گیرندگان به صورت ماتریس زیر محاسبه می‌شود:

$$= \begin{bmatrix} (1,1,1) & \tilde{a}_{12} & \tilde{a}_{1n} \\ \tilde{a}_{21} & (1,1,1) & \tilde{a}_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \tilde{a}_{n1} & \tilde{a}_{n2} & (1,1,1) \end{bmatrix} \bar{A}$$

$$= \frac{\sum_{k=1}^{p_{ij}} a_{ijk}}{p_{ij}} \quad i, j = 1, 2, \dots, n \quad (5) \tilde{a}_{ij}$$

مرحله ۴: محاسبه مجموع عناصر سطر:

$$\tilde{s}_i = \sum_{j=1}^n \tilde{a}_{ij} \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (6)$$

مرحله ۵: نرمالایز کردن:

$$\tilde{M}_i = \tilde{s}_i \otimes \left[\sum_{i=1}^n \tilde{s}_i \right]^{-1} \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (7)$$

مرحله ۶: تعیین درجه احتمال بزرگ‌تر بودن: درجه احتمال بزرگ‌تر بودن هر μ_i را نسبت به سایر μ_i ها محاسبه و $d'(A_i)$ نامیده می‌شود.

درجه احتمال بزرگ‌تر بودن عدد مثلثی فازی $\mu_2=(l_2, m_2, u_2)$ نسبت به عدد مثلثی فازی $\mu_1=(l_1, m_1, u_1)$ برابر است با:

$$V(M_2 > M_1) = \text{Sub}_{y \geq x} [\min(\mu_{M_1}(x), \mu_{M_2}(y))] \quad (8)$$

این رابطه را می‌توان مترادفاً به صورت زیر بیان کرد:

$$V(M_2 \geq M_1) = \text{hgt}(M_2 \cap M_1) = \mu_{M_2}(d) \quad (9)$$

$$= \begin{cases} 1 & m_2 \geq m_1 \\ 0 & l_2 \geq u_1 \\ \frac{l_1 - u_2}{(m_2 - u_2) - (m_1 - l_1)} & \text{در غیر صورت این} \end{cases}$$

مرحله ۷: نرمالایز کردن: با نرمالایز کردن بردار وزن‌ها، وزن‌های نرمالایز به دست می‌آیند.

$$W = \left[\frac{d'(A_1)}{\sum_{i=1}^n d'(A_i)}, \frac{d'(A_2)}{\sum_{i=1}^n d'(A_i)}, \dots, \frac{d'(A_n)}{\sum_{i=1}^n d'(A_i)} \right]^T \quad (10)$$

وزن‌های فوق، وزن قطعی (غیر فازی) هستند. با تکرار این فرایند، اوزان تمامی ماتریس‌ها به دست می‌آید.

مرحله ۸: ترکیب اوزان: با ترکیب وزن‌های گزینه و معیارها، وزن‌های نهایی به دست می‌آید.

$$\bar{U}_i = \sum_{j=1}^n \tilde{w}_j \tilde{r}_{ij} \quad \forall i \quad (11)$$

سازگاری ماتریس مقایسات زوجی، به‌عنوان یکی از مهم‌ترین پیش‌شرط‌های تحلیل سلسله‌مراتبی برای گزینه‌ها همواره مورد توجه پژوهشگران بوده است چراکه استفاده از ماتریس مقایسات ناسازگار، وزن‌های اشتباه و غیرواقعی را به دست خواهد داد. بنابراین لازم است پس از بررسی شرایط انتقال‌پذیری قوی ماتریس‌های مقایسات زوجی، روشی برای آزمایش سازگاری ماتریس‌ها بر اساس این شرایط ارائه شود. گوگوس و بوچر^۱ (۱۹۹۸) پیشنهاد دادند برای بررسی سازگاری، دو ماتریس (عدد میانی و حدود عدد فازی) از هر ماتریس فازی مشتق و سپس سازگاری هر ماتریس بر اساس روش ساعتی^۲ محاسبه شود (Pourzamani & Mashayekhi Fard, 2016).

۲-۶. پیشینه تجربی

پژوهش‌هایی در حوزه‌ی خوشه‌بندی مشتریان، شناسایی و تحلیل رفتار آن‌ها صورت گرفته است. برخی از آن‌ها عبارت‌اند از:

آزاد نیا و همکاران (۲۰۱۱) در مقاله‌ای با استفاده از الگوریتم C-means فازی و روش تاپسیس^۳، به ارزیابی ارزش دوره عمر مشتریان پرداختند. در این مطالعه از تحلیل سلسله‌مراتبی فازی برای وزن دهی به متغیرهای مدل RFM استفاده شد. پس از وزن دهی، خوشه‌بندی با الگوریتم FCM^۴ صورت گرفت. طبق نتایج، مشتریان به ۸ خوشه تقسیم شدند و رتبه‌بندی ارزش دوره عمر هر خوشه، بر اساس روش تاپسیس انجام گرفت (Azadnia, Saman, Wong & Hemdi, 2011).

1 -Gogus & Boucher

2 -Thomas L. Saaty

3 -Technique for Order Preference by Similarity to an Idea Solution (TOPSIS)

4 -Fuzzy C-means

خواجوند و همکاران (۲۰۱۲) در تحقیقی با عنوان بخش‌بندی مشتریان بانک صادرات ایران با استفاده از داده‌کاوی، به تفکیک مشتریان بانک بر اساس عوامل مؤثر بر ارزش طول عمر آن‌ها در حیطه بانکداری خرد پرداختند. در این پژوهش، اطلاعات تراکنشی و اطلاعات استفاده از خدمات بانکی مربوط به ۳۰,۰۰۰ مشتری در یک دوره زمانی یک‌ساله دریافت شد. مشتریان نمونه بر مبنای مدل RFM و با استفاده از الگوریتم Two-step خوشه‌بندی شدند. به منظور کشف الگوهای پنهان بین داده‌های استفاده از خدمات بانکداری و بخش‌های مختلف مشتریان، از الگوریتم C5.0 استفاده شد. طبق نتایج به‌دست‌آمده، مشتریان به چهار بخش تفکیک شدند و ویژگی‌های هر یک از بخش‌ها مورد بررسی و تجزیه و تحلیل قرار گرفت (Khajvand, Taghavifard & Najafi, 2012).

قربان پور و همکاران (۲۰۱۵) در پژوهشی به خوشه‌بندی مشتریان شعب بانک رفاه با تلفیق الگوریتم‌های ژنتیک و C-means در محیط فازی پرداختند. در این پژوهش داده‌های ۸۰ مشتری بر اساس سه متغیر تازگی، تعداد تراکنش و ارزش مالی جمع‌آوری و نرمال‌سازی گردید. با اعمال الگوریتم‌های ژنتیک و C-means فازی، دو خوشه شناسایی شد. نتایج نشان می‌دهد که مشتریان خوشه اول عملکردی بالا و مشتریان خوشه دوم عملکردی پایین در سه متغیر گفته شده دارند (Ghorbanpour, Tallai & Panahi, 2015).

بوس و چن (۲۰۱۵) در تحقیقی به شناسایی رفتار مهاجرتی مشتریان تلفن همراه با استفاده از خوشه‌بندی فازی پرداختند. در این مقاله از یک روش برای بهبود الگوریتم خوشه‌بندی فازی C-means استاندارد با استفاده توابع عضویت برای تشخیص چگونگی حرکت مشتریان بین خوشه‌ها در طول زمان انجام شد. نتایج این تحقیق منجر به شناسایی دو گروه از مشتریان گردید که رفتار مهاجرتی را در طول زمان نشان می‌دادند. یافته‌ها به ارائه‌دهندگان خدمات تلفن همراه در مورد چگونگی تشخیص تغییرات زمانی در رفتار مشتری و شناسایی ویژگی‌هایی که بر مهاجرت مشتریان تأثیر می‌گذارد کمک فراوانی نمود (Bose & Chen, 2015).

انصاری و ریاسی (۲۰۱۶) در تحقیقی به خوشه‌بندی مشتریان با استفاده از ابزارهای فازی و الگوریتم ژنتیک^۱ پرداختند. در این تحقیق که بر روی مشتریان صنعت فولاد انجام شد، مشتریان با استفاده از شاخص‌های مدل LRFM (طول ارتباط، تازگی، تکرار و حجم پولی) به دو خوشه تقسیم شدند. مشتریان خوشه اول رابطه بلندمدت، تازگی و تکرار خرید

1 - Genetic Algorithm

بیشتری داشتند اما حجم پولی نسبت به متوسط این شاخص در کل داده‌ها کمتر بود. مشتریان خوشه دوم نیز تازگی و حجم پولی بالاتر و تکرار و طول ارتباط کمتر از میانگین شاخص‌ها داشتند (Ansari & Riasi, 2016).

هیزیروغلو و سنباس (۲۰۱۶) در تحقیقی با استفاده از خوشه‌بندی فازی به تحلیل مشتریان صنعت خودرو پرداختند. هدف این پژوهش، خوشه‌بندی با استفاده از الگوریتم C-means فازی و مقایسه آن با روش‌های سنتی خوشه‌بندی است. برای این تحقیق مجموعه داده‌ی ۱۳۰ مشتری از تأمین‌کننده خودرو در ترکیه دریافت گردید. نتایج به خوشه‌بندی متعادل‌تر نسبت به روش‌های سنتی خوشه‌بندی منجر شد و به مدیران بازاریابی کمک کرد تا مشتریان خود را بهتر درک کنند (Hiziroglu & Senbas, 2016).

شعبانزاده گواسرای و همکاران (۲۰۱۶) مدلی را برای تحلیل رفتار مشتریان با استفاده از داده‌کاوی در یک شرکت تولیدی روغن خوراکی انجام دادند. با استفاده از الگوریتم K-means و مفاهیم RFM، خوشه‌های متفاوت مشتریان بررسی و با یافتن تعداد خوشه‌های بهینه، نوع رفتار مشتری در هر خوشه تحلیل شد و درنهایت راهکارهایی برای بهبود سیاست‌های ارتباط با مشتری ارائه گردید (Shabanzadeh Gavasarai, Alizadeh & Farzanegan, 2016).

احمدی آبکناری و احدزاده قناد (۲۰۱۶) در پژوهشی به بررسی ویژگی‌های رفتاری و کارکردی مشتریان شرکت مخابرات استان گیلان پرداختند. آن‌ها از اطلاعات پرداخت و بدهکاری مشترکین اداره‌ی مخابرات شهر رشت در یک دوره شش ماه استفاده کردند. در این تحقیق، داده‌های مشتریان بر اساس روش تحلیل RFM انتخاب و دسته‌بندی شده و سپس با استفاده از الگوریتم K-means، سه خوشه عمده از مشتریان شناسایی شدند و بر اساس ویژگی‌های رفتاری و الگوی مصرف هر خوشه، بسته پیشنهادی خدمات به آن‌ها ارائه شد (Ahmadi Abkenari & Ahadzadeh Ghannad, 2016).

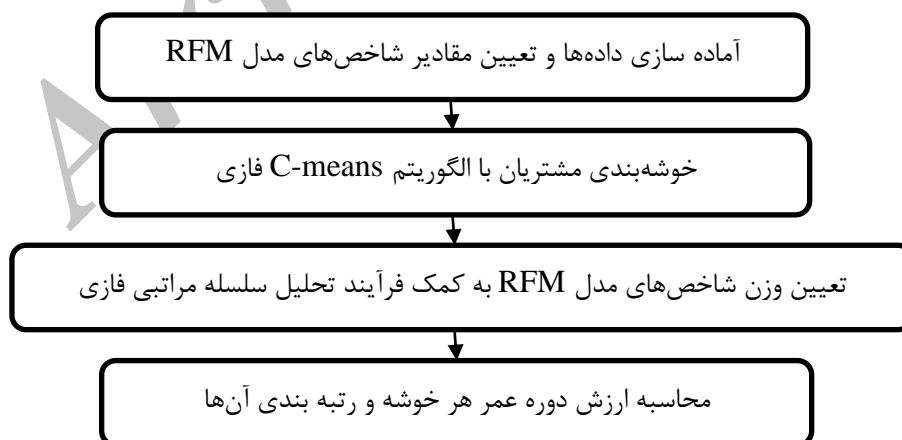
ناتاراجان و همکاران (۲۰۱۷) در پژوهشی به تحلیل طبقه‌بندی کارمندان با استفاده از خوشه‌بندی C-means فازی پرداختند. مطالعه بر روی کارمندان شرکت هواپیمایی هند صورت گرفت. نتایج به شناسایی چهار خوشه انجامید که آن‌ها را به ستارگان، آسیب‌دیده، تازه‌واردان و پادشاهان اعتصاب نام‌گذاری کردند. نتایج این خوشه‌بندی منجر به شناخت بهتر کارمندان شد (Natarajan, Peraiya, Balasubramaniam & srinivasan, 2017).

تلیس و همکاران (۲۰۱۷) در پژوهشی به بخش بندی بازار مواد غذایی ارگانیک در لبنان پرداختند. برای انجام این تحقیق، ۳۲۰ پرسشنامه بین مصرف کنندگان مواد غذایی ارگانیک در شهر بیروت توزیع شد. با تجزیه و تحلیل پرسشنامه ها، مصرف کنندگان با استفاده از الگوریتم K-means به ۴ خوشه تقسیم شدند و برای هر گروه از آنان استراتژی های مناسب بازاریابی تدوین گردید (Tleis, Callieris & Roma, 2017).

فتحیان و اژدری (۲۰۱۷) در تحقیقی به استخراج الگوی رفتار مشتریان یک شرکت مخابراتی با استفاده از خوشه بندی پویای فازی پرداختند. در این مقاله تغییر رفتار گروهی از مشتریان طی ۱۰ ماه با به کارگیری خوشه بندی فازی مدل سازی شد. نتایج هفت نوع الگو را در رفتار مشتریان نشان می دهد که دو مورد منجر به ریزش مشتریان شده است. از الگوهای به دست آمده می توان برای طراحی بهینه ی خدمات و جلوگیری از ریزش مشتریان استفاده کرد (Fathian & Azhdari, 2017).

۳. چارچوب تحقیق

چارچوب کلی تحقیق حاضر در شکل ۱ ترسیم شده و بیانگر نحوه خوشه بندی فازی و رتبه بندی مشتریان فروشگاه بر اساس ارزش دوره ی عمر آنها می باشد. در راستای انجام این پژوهش از شاخص های مدل RFM، فرایند تحلیل سلسله مراتبی فازی و الگوریتم C-means فازی بهره گرفته شده که در ادامه با جزئیات بیشتر به تشریح هر کدام از مراحل پرداخته می شود.



شکل ۱: چارچوب تحقیق

۳-۱. آماده‌سازی داده‌ها

در پژوهش حاضر، از تراکنش‌های ثبت‌شده در پایگاه داده فروشگاه رفاه شهر زاهدان از تاریخ ۹۵/۰۷/۰۱ تا ۹۶/۰۱/۳۱ استفاده شده است. پس از دریافت داده‌ها و انجام فرایند آماده‌سازی، تعداد ۷۶۳۷۹ تراکنش به‌عنوان ورودی نهایی مورد استفاده قرار می‌گیرد. فرایند آماده‌سازی شامل دو مرحله است. در مرحله اول پاک‌سازی داده‌ها صورت گرفت، بدین منظور برخی داده‌ها که دارای مقادیر نامعتبر، مفقود و پرت هستند شناسایی و حذف شدند. در مرحله دوم شاخص‌های مدل RFM با استفاده از نرم‌افزار SPSS Modeler 18 محاسبه شدند. جدول ۱ بخشی از داده‌های آماده شده برای خوشه‌بندی را نشان می‌دهد.

جدول ۱: محاسبه مقدار شاخص‌های RFM

مشتري	تازگی خرید	تکرار خرید	ارزش پولی خرید
۱	۵۶	۲	۱۲۵۶۰۰۰
۲	۳۹	۱	۶۲۵۰۰۰
۳	۷۷	۱	۲۴۷۶۳۰۰
.	.	.	.
.	.	.	.
.	.	.	.
۳۰۰۳۰	۴۳	۴	۳۹۳۶۲۷۰

به دلیل تفاوت در واحد شاخص‌های مدل RFM، بایستی این مقادیر بر اساس یک واحد یکسان، نرمال‌سازی شوند. به همین منظور این مقادیر با استفاده از روش Min-Max نرمال‌سازی شدند.

$$\bar{F} = \frac{F - F_{\min}}{F_{\max} - F_{\min}} \quad \bar{M} = \frac{M - R_{\min}}{M_{\max} - M_{\min}} \quad \bar{R} = \frac{R_{\max} - R}{R_{\max} - R_{\min}}$$

در روابط بالا R_{\max} ، F_{\max} و M_{\max} نشان دهنده بیشترین مقادیر شاخص‌ها و R_{\min} ، F_{\min} و M_{\min} نیز بیانگر کمترین مقادیر شاخص‌ها هستند و R ، F و M نیز مقادیر اصلی شاخص‌ها را نشان می‌دهند و \bar{R} ، \bar{F} و \bar{M} نیز نشان‌دهنده مقادیر نرمال شده شاخص‌ها می‌باشند (Kafash poor, Tavakoli & Alizadeh zavarem, 2012). گفتنی است هر چه مقدار دو شاخص M و F بیشتر باشد، وضعیت مشتری مطلوب‌تر است و برعکس هر چه مقدار شاخص R کمتر باشد مشتری وضعیت بهتری دارد.

۲-۳. خوشه بندی فازی مشتریان

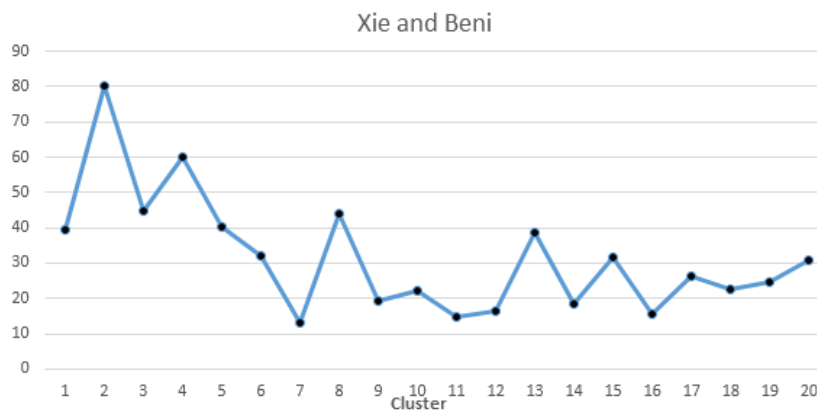
برای خوشه بندی مشتریان بر اساس شاخص های مدل RFM از الگوریتم خوشه بندی C-means فازی بهره گرفته شده است. یکی از مواردی که در خوشه بندی اهمیت ویژه ای دارد، تعیین تعداد خوشه هایی است که برای این کار در نظر گرفته می شود. شاخص های متفاوتی برای به دست آوردن تعداد بهینه خوشه ها به عنوان پارامتر ورودی در تحلیل خوشه بندی ارائه شده است که از میان آن ها می توان به شاخص ژی و بنی^۱ اشاره کرد. تعداد خوشه هایی که به ازای آن، این تابع کمترین مقدار را داشته است، به عنوان تعداد خوشه های مناسب برای آن مسئله مورد استفاده قرار می گیرد. در واقع صورت تابع، معیاری برای فشردگی خوشه ها می باشد و مخرج کسر معیاری برای جدایی خوشه ها از هم است. هر چه خوشه ها فشرده تر باشند، صورت کسر کوچک تر خواهد بود و هر چه مخرج کسر بزرگ تر باشد، جدایی خوشه ها بیشتر است. بنابراین کمینه کردن این تابع می تواند معیار مناسبی برای ارزیابی خوشه بندی و تعیین تعداد خوشه ها باشد. شکل این تابع در رابطه ۱۲ آمده است (Khoshnazar, 2013).

$$V_{XB}(U; V; X) = \frac{\sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n u_{ik}^m \|x_k - v_i\|^2}{n(\min\{v_i - v_j\})} \quad (12)$$

کلیه مراحل خوشه بندی و تعیین تعداد خوشه ها با استفاده از نرم افزار متلب^۲ انجام شده است. برای ارزیابی خوشه بندی و تعیین تعداد بهینه خوشه ها از شاخص ژی و بنی استفاده می شود. بدین منظور مقدار این شاخص طی چندین بار خوشه بندی با الگوریتم C-means فازی محاسبه می گردد. مقدار شاخص ژی و بنی در تعداد خوشه های متفاوت در نمودار ۱ مشخص است.

1- Xie and Beni index

2 -MATLAB



نمودار ۱: مقادیر شاخص ژی و بنی

پیش‌تر گفته شد هرگاه تعداد خوشه‌هایی که به ازای این شاخص، کمترین مقدار را داشته باشد به‌عنوان تعداد خوشه‌های مناسب انتخاب می‌شوند. با توجه به نمودار ۱ وقتی خوشه‌ها ۷ عدد باشد، مقدار شاخص ژی و بنی ۱۳۰۴۳ به دست می‌آید. نتایج خوشه‌بندی با الگوریتم C-means فازی برای ۷ خوشه در جدول ۲ آمده است.

جدول ۲: نتایج خوشه‌بندی فازی

مراکز هریک از شاخص‌های مدل RFM			خوشه
M	F	R	
۰.۰۰۵۴۷	۰.۰۱۰۶۷	۰.۷۰۳۲۵	۱
۰.۰۰۷۶۲	۰.۰۱۴۸۲	۰.۸۱۲۰۸	۲
۰.۰۰۲۸۳	۰.۰۰۰۸۸	۰.۰۸۳۱۳	۳
۰.۰۰۰۵	۰.۰۰۸۲۹	۰.۵۷۲۸۷	۴
۰.۰۱۰۷۱	۰.۰۲۷۱۳	۰.۹۵۷۴۷	۵
۰.۰۰۳۷۹	۰.۰۰۴۹۱	۰.۳۸۹۹۴	۶
۰.۰۰۳۱۶	۰.۰۰۲۱۵	۰.۲۲۵۲۶	۷

در مرحله‌ی بعد به تعیین وزن شاخص‌های مدل RFM با استفاده از فرآیند تحلیل سلسله‌مراتبی فازی می‌پردازیم. به همین منظور، از مدیران فروشگاه خواسته شد تا به

انجام مقایسات زوجی بین شاخص‌های RFM بپردازند. پرسشنامه مقایسات زوجی بر مبنای طیف ۹ تایی سوکلی^۱ (۲۰۱۲) طراحی شده است. جدول ۳ میانگین حسابی نظرات خبرگان را نشان می‌دهد. در ستون آخر این جدول، مجموع عناصر سطرها نشان داده شده است.

جدول ۳: میانگین حسابی نظرات خبرگان

شاخص	R	F	M	مجموع	نرمالیزه شده
R	(۱،۱)	(۱۰۰۵۸۳،۰۵۸۳)	(۰،۵۰۰۵،۱)	(۲۰۸۳،۲۰۸۳،۳)	(۰،۱۸۹۰،۲۱۰،۳۷۹)
F	(۱،۱،۷۵،۱،۷۵)	(۱،۱)	(۰،۸۳۳،۰،۸۳۳،۱)	(۲،۸۳۳،۳،۵۸۳،۳،۷۵)	(۰،۲۵۸،۰،۳۱۶،۰،۴۷۴)
M	(۱،۲)	(۱،۱،۲۵،۱،۲۵)	(۱،۱)	(۳،۴،۲۵،۴،۲۵)	(۰،۲۷۳،۰،۴۲۹،۰،۵۳۷)
مجموع				(۷،۹۱۶،۹،۹۱۶،۱۱)	
		$CR^m = ۰،۰۲۱$	$CR^g = ۰،۰۲۸$		

سازگار

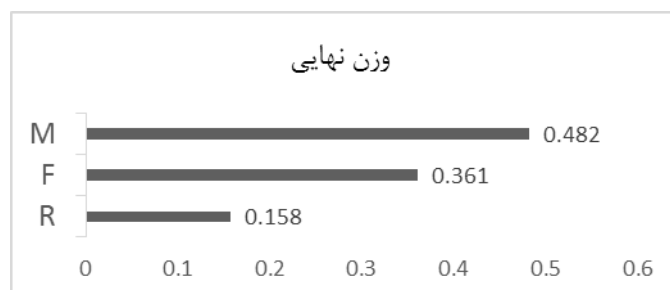
برای تعیین میزان سازگاری از روش گوگوس و بوچر^۲ استفاده گردید و چون ماتریس میانگین هندسی و ماتریس اعداد میانی کمتر از ۰،۱ محاسبه شد، گویای سازگاری ترجیحات خبره‌ها است. در ادامه درجه بزرگ‌تری نهایی و اوزان نرمالایز شده هر یک از شاخص‌ها محاسبه می‌شود که نتایج آن در جدول ۴ و نمودار ۲ آمده است.

جدول ۴: محاسبه درجه ارجحیت و اوزان نرمالایز شده

شاخص‌ها	R	F	M	درجه بزرگ‌تری نهایی	اوزان نرمالایز شده
R	-	۰،۴۴۵	۰،۳۲۷	۰،۳۲۷	۰،۱۵۸
F	۱	-	۰،۷۴۹	۰،۷۴۹	۰،۳۶۱
M	۱	۱	-	۱	۰،۴۸۲
مجموع				۲،۰۷۶	۱

1- Sevkli

2 -Gogus and Boucher



نمودار ۲: وزن نهایی هر یک از شاخص‌های مدل RFM

۳-۳. محاسبه ارزش دوره عمر خوشه‌ها

پس از محاسبه وزن هر یک از شاخص‌های مدل RFM به تعیین ارزش دوره عمر و رتبه‌بندی هر خوشه می‌پردازیم. ارزش دوره عمر هر خوشه، از جمع مقادیر به‌دست‌آمده از حاصل ضرب مرکز هر شاخص در وزن آن از طریق رابطه ۱۳ به دست می‌آید.

$$CLV = R \times WR + F \times WF + M \times WM \quad (13)$$

در رابطه بالا R ، F و M مرکز شاخص‌های مدل RFM در هر خوشه هستند و WR ،

WF و WM وزن هر یک از شاخص‌های RFM می‌باشند.

با توجه به جدول ۲ و نمودار ۲، ارزش دوره عمر و رتبه هر خوشه از مشتریان در قالب جدول ۵ محاسبه می‌شود.

جدول ۵: محاسبه و رتبه‌بندی ارزش دوره عمر هر خوشه

رتبه خوشه	CLV	$M_C \times WM$	$F_C \times WF$	$R_C \times WR$	خوشه
۳	۰.۱۱۷۶۰	۰.۰۰۲۶۴	۰.۰۰۳۸۵	۰.۱۱۱۱۱	۱
۲	۰.۱۳۷۳۳	۰.۰۰۳۶۷	۰.۰۰۵۳۵	۰.۱۲۸۳۱	۲
۷	۰.۰۱۴۸۲	۰.۰۰۱۳۷	۰.۰۰۰۳۲	۰.۰۱۳۱۳	۳
۴	۰.۰۹۵۹۲	۰.۰۰۲۴۱	۰.۰۰۲۹۹	۰.۰۹۰۵۱	۴
۱	۰.۱۶۶۲۴	۰.۰۰۵۱۶	۰.۰۰۹۷۹	۰.۱۵۱۲۸	۵
۵	۰.۰۶۵۲۱	۰.۰۰۱۸۳	۰.۰۰۱۷۷	۰.۰۶۱۶۱	۶
۶	۰.۰۳۷۸۹	۰.۰۰۱۵۲	۰.۰۰۰۷۷	۰.۰۳۵۵۹	۷

شرکت‌ها می‌توانند با محاسبه‌ی ارزش دوره عمر برای هر خوشه، منابع محدود خود را برای مشتریانی که بیشترین سود و ارزش را دارند استفاده کنند. همان‌طور که در جدول ۵ مشاهده می‌شود مشتریان خوشه پنجم در رتبه اول قرار گرفتند، درواقع این خوشه شامل ارزشمندترین مشتریان فروشگاه است.

۴. بحث و نتیجه‌گیری

با رشد سریع فناوری اطلاعات در بخش‌های مختلف کسب‌وکار و جمع‌آوری حجم وسیعی از داده‌های مشتریان، شناخت دقیق مشتری، درک الگوهای رفتاری خرید آنان و پاسخ به نیازهای مشتریان، بسیار دشوار و حتی غیرممکن شده است. بنابراین، نیاز به روش‌های تحلیل مشتریان بر اساس داده‌های انبوه از آن‌ها یا داده‌کاوی و تدوین رویکردهای مناسب بازاریابی و ارتباط با مشتریان برای جلب رضایت، حفظ و جذب آن‌ها، بیش از پیش احساس می‌شود (Baradaran & Biglari, 2015). در این میان، خوشه‌بندی روشی است که موجب تقسیم‌بندی جمعیتی ناهمگن به تعدادی خوشه همگن می‌گردد (Ngai, Xiu & Chau, 2009). بدین‌صورت که داده‌ها بر اساس اصل حداکثر کردن شباهت داخل گروه‌ها و حداقل کردن شباهت بین گروه‌ها خوشه‌بندی می‌شوند. تقسیم مشتریان با ویژگی‌های معمول به گروه‌های کوچک‌تر، می‌تواند مرجع مفیدی برای تصمیم‌گیری باشد (Khadivar & Hamedi, 2015). این کار، زمینه تخصیص بهینه منابع محدود و به‌کارگیری استراتژی‌های مناسب بازاریابی و درنهایت مدیریت سودآوری در کنار مدیریت ارتباط با مشتری را فراهم می‌آورد. ارزش دوره عمر مشتری (CLV)، مفهومی است که می‌تواند به شرکت‌ها در این راستا کمک فراوانی کند. این مفهوم بیانگر ارزشی است که مشتری در طول عمرش برای سازمان ایجاد می‌کند که با استفاده از مدل‌های مختلفی تعیین می‌شود (Boroufar, Rezaeian & Shokohyar, 2017). به همین منظور در این تحقیق از شاخص‌های مدل RFM برای خوشه‌بندی مشتریان استفاده شد. در ابتدا، مقادیر RFM برای هر مشتری محاسبه و با روش Min-Max نرمال‌سازی شد. سپس برای تعیین تعداد بهینه خوشه‌ها از شاخص ژی و بنی استفاده گردید. پس از تعیین تعداد خوشه‌های مناسب، با کد نویسی در محیط نرم‌افزار متلب، مشتریان به هفت خوشه تفکیک شدند. در ادامه از روش تحلیل سلسله مراتبی فازی برای محاسبه وزن شاخص‌های مدل RFM بهره گرفته شد. با محاسبه وزن نهایی شاخص‌ها مشخص شد که از دید مدیران فروشگاه، شاخص حجم

پولی خرید از اولویت بالایی برخوردار است. درنهایت ارزش دوره عمر هر خوشه محاسبه شد. خوشه پنجم با مقدار ارزش دوره عمر ۰.۱۶۶۲۴ شامل مشتریان ارزشمند و فعال فروشگاه است در نتیجه باید با اجرای استراتژی‌های مختلف ارتباط با مشتری برای حفظ این بخش از مشتریان تلاش نمود. بعد از این گروه، به ترتیب خوشه دوم، اول، چهارم، ششم و هفتم در رتبه‌های دوم تا ششم قرار می‌گیرند. برای این گروه‌ها نیز باید سیاست‌هایی در جهت بهبود شاخص‌های RFM و پیوستن آن‌ها به خوشه‌های برتر اتخاذ کرد. خوشه سوم نیز با مقدار ارزش دوره عمر ۰.۰۱۴۸۳ در رتبه هفتم قرار می‌گیرد. تمامی مقادیر شاخص‌های RFM این بخش از مشتریان، پایین‌تر سایر خوشه‌ها است، بنابراین بایستی تراز مناسبی بین هزینه‌ها با درآمدی که از آن‌ها عاید فروشگاه می‌شود در نظر گرفت. از نتایج به‌دست‌آمده از این پژوهش می‌توان برای تدوین برنامه‌های ارتباط با مشتری برای هر گروه از مشتریان بهره گرفت.

Archive of SID

References

- 1-Abdi Dehkordi, M., Dehghani, A. A., Meftah, M., Kahe, M., Hesam, M., Dehghani, N. (2014). Use of Fuzzy Clustering Algorithm for Estimating the Daily Suspended Load (Case Study: Kasilain Basin). *Journal of Water and Soil Science (JWSS)*, 18(68), 121-131. (In Persian)
- 2-Ahmadi-Abkenari, F., Ahadzadeh-Ghannad, S. (2016). Behavioral and Performance Analysis of Telecom Company Customers Based on Customer Relationship Management Approach Using Data Mining Techniques. *New Marketing Research Journal*, 6(1), 221-236. (In Persian)
- 3-Ansari, A., & Riasi, A. (2016). Customer clustering using a combination of fuzzy C-means and genetic algorithms. *International Journal of Business and Management*, 11(7), 59-66.
- 4-Azadnia, A. H., Saman, M. Z. M., Wong, K. Y., & Hemdi, A. R. (2011). Integration model of Fuzzy C means clustering algorithm and TOPSIS Method for Customer Lifetime Value Assessment. In *Industrial Engineering and Engineering Management (IEEM)*, 2011 IEEE International Conference on (pp. 16-20). IEEE.
- 5-Ball, D., Simões Coelho, P., & Machás, A. (2004). The role of communication and trust in explaining customer loyalty: An extension to the ECSI model. *European journal of marketing*, 38(9/10), 1272-1293.
- 6-Baradaran, V., Biglari, M. (2015). Customer segmentation in Fast Moving Consumer Goods (FMCG) Industries by using developed RFM model. *Iranian Business Management*, 7(1), 23-42. (In Persian)
- 7-Benoit, D. F., & Van den Poel, D. (2009). Benefits of quantile regression for the analysis of customer lifetime value in a contractual setting: An application in financial services. *Expert Systems with Applications*, 36(7), 10475-10484.
- 8-Boroufar, A., Rezaeian, A., Shokohyar, S. (2017). Identifying the customer behavior model in life insurance Sector using data mining. *Journal of Management System*, 20(4), 66-94. (In Persian)
- 9-Bose, I., & Chen, X. (2015). Detecting the migration of mobile service customers using fuzzy clustering. *Information & Management*, 52(2), 227-238.
- 10-Buttle, F. (2004), "Customer Relationship Management", Concepts and Tools; Elsevier Butterworth-Heinemann.
- 11-Chaghari, A., Feizi-Derakhshi, M. (2017). Automatic Clustering Using Improved Imperialist Competitive Algorithm. *Journal of Signal and Data Processing (JSDP)*, 14(2), 159-169. (In Persian)

- 12-Cheng, C. H., & Chen, Y. S. (2009). Classifying the segmentation of customer value via RFM model and RS theory. *Expert systems with applications*, 36(3), 4176-4184.
- 13-De Oliveira, J. V., & Pedrycz, W. (Eds.). (2007). *Advances in fuzzy clustering and its applications*. John Wiley & Sons.
- 14-Fathian, M., Azhdari, E. (2017). Extracting Customer Behavior Pattern in a Telecom Company Using Temporal Fuzzy Clustering and Data Mining. *Journal of Information Technology Management*, 9(3), 549-570. (In Persian)
- 15-Ghorbanpour, A., Tallai, GH., Panahi, M. (2015). Clustering Customers of Refah Bank Branches Using Combination of Genetic Algorithm and C-Means in Fuzzy Environment. *Journal of Management System*. 5(3), 153-168. (In Persian)
- 16-Glady, N., Baesens, B., & Croux, C. (2009). Modeling churn using customer lifetime value. *European Journal of Operational Research*, 197(1), 402-411.
- 17-Hamed, P., Khadivar, A., Razmi, Z. (2013). Customer clustering for appointing rebating strategies, case study: Kadbano Co. *New Marketing Research Journal*, 3(3), 135-150. (In Persian)
- 18-Hiziroglu, A., & Senbas, U. D. (2016). An Application of Fuzzy Clustering to Customer Portfolio Analysis in Automotive Industry. *International Journal of Fuzzy System Applications (IJFSA)*, 5(2), 13-25.
- 19-Hwang, H., Jung, T., & Suh, E. (2004). An LTV model and customer segmentation based on customer value: a case study on the wireless telecommunication industry. *Expert systems with applications*, 26(2), 181-188.
- 20-Kafash poor, A., Tavakoli, A., Alizadeh zavarem, A. (2012). Customer Segmentation According to Customer Life Time Value Using Data Mining Based on RFM Model. *Public Management Researches*, 5(15), 63-84. (In Persian)
- 21-Khadivar, A., Hamed, P. (2015). Providing Synthetic Data Mining Model Using Association Rules and Clustering for Determining Discounting Strategy (Case Study: Pegah Distribution Co). *Journal of Business Strategies*, 2(5):52-39. (In Persian)
- 22-Khajvand, S., Taghavifard, M., Najafi, E. (2012). Bank Customer Segmentation Using Data Mining. *Management Studies in Development and Evolution*, 19(67), 179-200. (In Persian)

- 23-Khoshnazar, SH. (2013). Investigation of Fuzzy Clustering Problem Using Modified Artificial Bee Colony Algorithm. The Dissertation of M.Sc. in Computer Science. The University of Sistan & Baluchestan, Zahedan, Iran. (In Persian)
- 24-Kimiaee, R., Siahkoohi, H. R., Hajian, A., Kalhor, A. (2017). Anisotropic Diffusion Filter Modified by Adaptive Neuro-Fuzzy Interference System (ANFIS) and its Application to Random Noise Attenuation in Seismic Data. Journal of Research on Applied Geophysics (JRAG), Article in Press. (In Persian)
- 25-Kotler, P. (1994). Marketing management, analysis, planning, implementation, and control, Philip Kotler. London: Prentice-Hall International.
- 26-Kumar, V. (2006). Customer lifetime value. In Grover, R. & Vriens, M. The handbook of marketing research (pp. 602-627).
- 27-Liang, Y. H. (2010). Integration of data mining technologies to analyze customer value for the automotive maintenance industry. Expert systems with Applications, 37(12), 7489-7496.
- 28-Moeini, A., Behradmehr, N., Ahrari, M., & Khadem, S. S. (2012). Scoring customers in banking services marketing: A case study on two Iranian banks. Iranian Journal of Trade Studies, 16(64), 1-26. (In Persian)
- 29-Mohammadi, S., Alizadeh, S. (2014). Analyzing the Problems of Ayandeh Bank Branches across the Country Using Data Mining Technique. Journal of Information Technology Management, 6(2), 333-350. (In Persian)
- 30-Natarajan, T., Periaiya, S., Balasubramaniam, S. A., & srinivasan, T. (2017). Identification and analysis of employee branding typology using fuzzy C-means clustering. Benchmarking: An International Journal, 24(5), 1253-1268.
- 31-Ngai, E. W., Xiu, L., & Chau, D. C. (2009). Application of data mining techniques in customer relationship management: A literature review and classification. Expert systems with applications, 36(2), 2592-2602.
- 32-Plakoyiannaki, E., & Saren, M. (2006). Time and the customer relationship management process: conceptual and methodological insights. Journal of Business & Industrial Marketing, 21(4), 218-230.
- 33-Pourzamoni, Z., Mashayekhi Fard, S. (2016). Environmental Management Accounting with Integrated Approach for Fuzzy Design in

- Green Manufacturing by Using Fuzzy Analytic Hierarchy Process. *Management Accounting*, 8(27), 21-36. (In Persian)
- 34-Shabanzadeh Gavasarai, M., Alizadeh, S., Farzanegan, P. (2016). Provide a Model for Analyzing Customer Behavior using Data Mining the Analysis of Edible Oil Industry. *Sharif Journal of Industrial Engineering & Management*, 32.1(1.2), 81-86. (In Persian)
- 35-Shokohyar, S., Rezaeian, A., Zolfaghari, S. (2015). Using Data Mining Techniques in Clustering and Identify Patterns of Road Accidents. *Research studies Rahvr*, 4(14), 47-79. (In Persian)
- 36-Taghva, M., Hosseini Bamakan, S. (2011). Provide appropriate services to potential customers by data mining techniques in e-banking area. *Industrial Management Studies*, 9(23), 187-207. (In Persian)
- 37-Tleis, M., Callieris, R., & Roma, R. (2017). Segmenting the organic food market in Lebanon: an application of k-means cluster analysis. *British Food Journal*, 119(7), 1423-1441.
- 38-Villanueva, J., & Hanssens, D. M. (2007). Customer equity: Measurement, management and research opportunities. *Foundations and Trends® in Marketing*, 1(1), 1-95.
- 39-Yeh, I. C., Yang, K. J., & Ting, T. M. (2009). Knowledge discovery on RFM model using Bernoulli sequence. *Expert Systems with Applications*, 36(3), 5866-5871.
- 40-Zanjireh chi, S.M. (2015). *Fuzzy hierarchical analysis*. Sanei Shahmirzadi Publisher, Tehran, Iran. (In Persian)