پژوهش‌های مدیریت عمومی
سال یازدهم، شماره چهل و یکم ، پاییز ۱۳۹۷
صفحه ۸۲-۵۷

تاریخ دریافت: ۱۳۹۷/۰۳/۰۷
تاریخ پذیرش: ۱۳۹۷/۰۸/۱۵

Churn Prediction in Iran Banking Industry Case of a Private Iranian Bank

Mohsen Asgari[1], *Mohammadreza Taghva[2], Mohammadtaghi Taghavifard[3]

1-Ph.D Candidate, Faculty of management and accounting, Allameh Tabataba'I University, Tehran, Iran, Email: mohsen.asgari@gmail.com
2-Prof, Faculty of management and accounting, Allameh Tabataba'I University, Tehran, Iran, .(Corresponding author). E-mail: taghva@atu.ac.ir
3-Prof, Faculty of management and accounting, Allameh Tabataba'I University, Tehran, Iran, Email: dr.taghavifard@gmail.com

Received: 28/05/2018; Accepted: 06/11/2018

Abstract

After the emergence of private banks in Iran, due to its attractiveness, this industry has witnessed a rapid growth such banks. The abundance of private banks led to a very high pressure competitive environment and gave dissatisfied customers a chance to easily switch banks. On the other hand, the most important advantage of the competitive environment among the banks is to have more resources at a low risk. Losing customers to another bank is equivalent to a decrease in a bank's resources. Since the acquisition of new customers, costs much more in comparison to maintaining the existing ones, the banks try hard to keep their customers. Thus, customers churn predictions via analyzing their financial behavior and finding possible methods for preventing customer defection is crucial. This research utilizes the hierarchical K-means clustering technique for detection of customers' churn and also applies Markov Chain model for calculating the probability of customer churning in the future. Using these techniques and financial data of an Iranian private bank, we build an example of this model that can predict the possibility of losing customers.

Introduction

Tough competition in the Iranian banking industry, especially among private banks, has forced them to pay more attention to customer relationship management. Because of the higher cost of customer acquisition compared to customer retention, banks try hard to preserve their customers. Customer churn prediction can help a bank to predict its customers' intention to stop using

bank's services. This can be done by using the customers' transaction data with the help of data mining techniques. Also, this prediction can help banks reduce the risk of deposit resource loss which is very important in banking business. Therefore, the main purpose of this study is to build a churn prediction model suitable for the Iranian banking industry.

Research Methodology

In this study a data set consisting of financial transactions of 385,912 customers of an Iranian private bank in a one-year period is used. For the purposes of churn detection, we first used a hierarchical K-means clustering on some churn-related parameters. Then, with the help of 11 experts we ranked the clusters by degree of churn. This ranking is done by comparing every two clusters from a churn perspective with the help of the experts. After that we group the clusters in 4 states of churn: Active, Steady, Churning and Churned. If a customer belongs to the Active state, it means that his/her behavior is just opposite of churning. When customers move to the next states from Steady to Churning and Churned, their behavior is more like churning. Then, we calculate the transition of customers between states through time. Finally, using a Markov chain technique we build a model that can predict the customers churn state change.

Findings

We calculate the three parameters of Recency, Frequency and Monetary for each customer. Based on these parameters the customers are clustered into ten clusters. The clusters are then grouped in four states of churn: Active, Steady, Churning, Churned. By determining the transitions of customers between these four states we build a Markov chain model. In order to determine the transitions, we use the states of customers in the first seven months of data compared to their states in the next five months.

Discussion

Most of the customers who belong to cluster number 18 and are in the Steady state of churn are not much active in the bank. The probabilities of state transitions indicate that 79 percent of customers who are in the Churned state will not change their state. This means that if a bank loses its customers, then there is very little opportunity to win them back. Therefore, the decision makers in the bank should try hard to prevent a customer, particularly one in Churning state, to go to the Churned state.

About 74 percent of customers in Active state will go to Steady state. If nothing happens, most of the customers who are active will be steady after sometime. The probability that a customer in Active state keeps his/her state is a little more than 12 percent. So the active customers are very unstable. However, the probability of a customer going from the Steady state to the Active state is around 39 percent. Hence, there is an opportunity for the banks to focus on customers in Steady state and give them incentives to persuade them to be more active.

The probability that a customer changes his/her state from Steady to Churning is around 20 percent. This means that in normal conditions 20 percent of customers that are in Steady state will go to Churning state. So it is very crucial for the banks to be more focused on customers in the Steady. In another words, the key state to focus on is the Steady state and if the banks give incentives to these customers they will not change their state to Churning.
The probability of getting a customer in the Churned state back to the Steady state is around one percent. So, it is very hard for a bank to win back a customer who has churned. The decision makers are well advised to have customer relationship plans to prevent customers from going to the Churned state. If this happens, however, there will be very little they can do to have them go back.
The model can help bank decision makers select some customers to pay more attention to. With the help of giving some incentives in the form of customer loyalty programs, banks can survive the loss of customers.

Key Words: Churn Prediction, Banking, Markov Model, Hierarchical K-Means, Data Mining

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

پیش‌بینی احتمال رویگردانی مشتریان در صنعت بانکداری ایران مورد مطالعه: یک بانک خصوصی ایرانی[۱]

محسن عسگری[*] – دکتر محمدرضا تقوا – دکتر محمدتقی تقوی‌فرد [**]

چکیده

پس از ظهور بانک‌های خصوصی در ایران به دلیل جذابیت صنعت شاهد رشد سریع تعداد این نوع بانک‌ها و فشار رقابتی بالای این صنعت در کشور هستیم. ریزش مشتریان از یک بانک به معنی کاهش منابع بانک بوده و با توجه به هزینه‌های بالاتر جذب مشتریان نسبت به نگهداری آن‌ها، بانک‌ها به شدت تلاش می‌کنند که مشتریان خود را حفظ کنند. لذا محاسبه احتمال رویگردانی مشتریان با بررسی رفتار مالی آن‌ها و در صورت امکان جلوگیری از ریزش آن‌ها بسیار کلیدی است. در این مقاله با استفاده از تکنیک داده‌کاوی خوشه‌بندی سلسه‌مراتبی برای تشخیص مشتریان از منظر رویگردانی و همچنین زنجیره احتمالات مارکوف برای تعیین احتمال رویگردانی در آینده، مدلی ساخته شده است که از طریق یادگیری داده‌های رفتار مالی مشتریان بتواند احتمال ریزش مشتری را پیش‌بینی کند. این مدل روی یک سال داده های واقعی تراکنش‌های سپرده‌های کوتاه‌مدت روزشمار و قرض‌الحسنه جاری در یک بانک خصوصی ایرانی پیاده شد. نتایج نشان داد در صورتی که بانک مشتری را از دست بدهد احتمال بازگرداندن مشتری بسیار پایین است. همچنین مشتریان فعال که معمولاً با هزینه‌های بالا جذب بانک می‌شوند، بسیار ناپایدار هستند و به سرعت تغییر وضعیت می‌دهند. البته در صورتی که مشتری فعال از دست نرود فرصت محدودی از نظر زمانی برای بانک‌ها جهت فعال‌سازی دوباره مشتریان وجود دارد.

واژه‌های کلیدی :پیش‌بینی رویگردانی، مشتریان بانک، زنجیره مارکوف، خوشه‌بندی سلسله‌مراتبی، داده کاوی

---

۱ - این مقاله از رساله دکتری استخراج گردیده است.

[*] دانشجوی دکتری مدیریت فناوری اطلاعات، دانشکده مدیریت و حسابداری، دانشگاه علامه طباطبائی، تهران، ایران.

نویسنده مسئول – دانشیار گروه مدیریت فناوری اطلاعات، دانشکده مدیریت و حسابداری، دانشگاه علامه طباطبائی، تهران، ایران، taghva@atu.ac.ir

[**] دانشیار گروه مدیریت فناوری اطلاعات، دانشکده مدیریت و حسابداری، دانشگاه علامه طباطبائی، تهران، ایران.

۱ـ مقدمه

صنعت بانکداری در ایران پس از ظهور بانک‌های خصوصی به شدت متحول شد. جذابیت این صنعت به حدی است که هر روزه شاهد تأسیس بانک‌های خصوصی جدید هستیم که با چابکی و ارائه محصولات و خدمات نوین، سعی در جذب بیشتر مشتریان و پیشی گرفتن از رقبا دارند. رقابت شدید در این بازار موجب شده است که بانک‌ها به دنبال جذب مشتریان و به تبع آن جذب منابع بیشتر باشند. بدیهی است که در این فضای رقابتی مشتریان بانک‌ها به راحتی بانک مورد نظر خود را به یک بانک دیگر با خدمات و محصولات بهتر تغییر می‌دهند. به همین علت ریزش مشتریان برای یک بانک به معنی از دست رفتن منابع مالی بوده و ریسک بالایی برای صنعت بانکداری در ایران به شمار می‌آید. لذا بانک‌ها بایستی هر چه بیشتر در راستای حفظ مشتریان تلاش کنند.

کسب و کار یک بانک را می‌توان در دو مسیر اصلی مختلف ترسیم نمود. بانک از یک طرف پول را از مردم در قالب سپرده‌گذاری خریداری می‌کند و ما به ازای آن به آن‌ها سود پرداخت می‌کند و از سوی دیگر پول را به مردم در قالب فرصت‌های سرمایه‌گذاری سودآور و یا تسهیلات می‌فروشد و ما به ازای آن از آنان سود دریافت می‌کند. اختلاف این دو نرخ سود اصلی‌ترین منبع درآمد برای بانک است. البته بانک برخی خدمات مانند صدور ضمانت‌نامه و ... نیز ارائه می‌دهد که ما به ازای آن‌ها کارمزد دریافت می‌کند و این هم بخشی از درآمدهای بانک را تشکیل می‌دهد. مشتریان بانک‌ها به دو دسته اشخاص حقیقی و شرکت‌ها و مؤسسات حقوقی تقسیم می‌شوند.

به دلیل شرایط خاص حاکم بر ایران و نرخ تورم بالا و وجود بازارهای کم ریسک برای سرمایه‌گذاری، متقضیان دریافت تسهیلات در کشور بسیار زیاد هستند و لذا اگر بانکی منابع کافی در اختیار داشته باشد می‌تواند تقریباً تمام آن را به راحتی تسهیلات اعطا نماید. اختلاف سود بین سپرده‌ها و تسهیلات مختلف را بانک مرکزی طی دستورالعمل‌های خود تعیین می‌کند و لذا عمده عامل رقابت بین بانک‌ها در جذب منابع خلاصه می‌شود. به عبارت دیگر بانکی در ایران موفق‌تر است که منابع بیشتری را در قالب سپرده‌گذاری‌ها بتواند جذب کند. منابع در بانک‌ها شامل منابع ناشی از سپرده‌های بلندمدت، سپرده‌های کوتاه‌مدت و سپرده‌های قرض‌الحسنه و جاری هستند.

رویگردانی مشتریان بانک به خصوص در ایران را نمی‌توان به راحتی تشخیص داد؛ زیرا ممکن است یک مشتری در یک بانک حساب داشته باشد اما با آن حساب کار خاصی انجام

ندهد و یا اینکه حتی حساب را با تراکنش‌های جزئی (به نسبت رفتار گذشته خودش) فعال نگه دارد در حالی که اصل فعالیت‌های بانکی خود را از طریق بانک دیگری به انجام رساند. به عبارت دیگر نمی‌توان یک فرمول مشخص ارائه داد که از آن طریق با مشاهده رفتار مشتری بتوان تعیین کرد که آیا این مشتری در حال رویگردانی است یا خیر؟

یکی از روش‌های کارآمد در راستای حفظ مشتریان می‌تواند ارزیابی رفتار مشتریان و تشخیص احتمال رویگردانی آن‌ها[1] باشد. با توجه به توسعه سیستم‌های بانکداری متمرکز[2] بانک‌ها بیشترین اطلاعات را در مورد رفتار مشتریان می‌توانند از طریق تحلیل داده‌های تراکنش‌های مشتریان به دست آورند. لذا استفاده از روش‌های تحلیلی مختلف می‌تواند در راستای ارزیابی رفتار مشتریان مؤثر باشد.

محاسبه احتمال رویگردانی مشتریان بانک می‌تواند مبنای محاسبه ریسک کاهش منابع بانک قرار گیرد که ریسک مورد نظر یکی از مهمترین پارامترهای تأثیرگذار در ارزیابی وضعیت مالی بانک و همچنین تصمیمات مالی مختلف است. در واقع اینکه یک بانک بداند روی چه مقدار از منابع حال حاضر خود و تا چه زمانی می‌تواند با اطمینان حساب باز کند از اهمیت بسیاری برخوردار است. لذا محاسبه شاخص ذکر شده غیر از اینکه در مدیریت ارتباط با مشتریان[3] مؤثر است در محاسبه ریسک منابع بانک نیز کاربرد دارد.

در این مقاله در ابتدا برخی تحقیقات مرتبط با محاسبه احتمال رویگردانی در صنعت بانکداری مرور می‌شوند. سپس تعاریف مرتبط به رویگردانی و همچنین تعاریف متناسب با صنعت بانکداری ایران مطرح شده و مدل محاسبه معرفی می‌شود و در انتها نتایج اجرای مدل روی داده‌های مشتریان یک بانک خصوصی مورد بررسی قرار گرفته و جمع‌بندی خواهند شد.

۲ـ مرور ادبیات

رویگردانی را می‌توان به صورت عدم تمایل مشتری به تداوم استفاده از محصولات یا خدمات سازمان تعریف نمود *(Yang et al., 2018)*. پیش‌بینی رویگردانی مشتری یکی از مهمترین موضوعات در مدیریت ارتباط با مشتریان است. امروزه به دلیل رقابت شدید و بهبود دسترسی مشتریان به اطلاعات امکان جایگزین شدن رقبا با یکدیگر بسیار بیشتر شده

1- Customer Churn
2 -CORE Banking
3- Customer Relationship Management

است. بنابراین شرکت‌ها بایستی به پیش‌بینی رویگردانی مشتریان بپردازند تا از این طریق از کاهش مشتریان خود جلوگیری کنند (Zhu et al., 2018). بین محققین اتفاق نظر نسبی وجود دارد که در استراتژی‌های بازاریابی حفظ مشتریان موجود بسیار سودآورتر از جذب مشتریان جدید است (Riebe et al., 2014). مفهوم مدیریت رویگردانی[1] در همین راستا به معنی شناخت مشتریانی که با احتمال بالایی قصد دارند که محصولات و خدمات مورد نظر خود را از شرکت دیگری تهیه نمایند ایجاد شده است (Kim et al., 2013). در بازارهای رقابتی رویگردانی مشتری وقتی رخ می‌دهد که او از خدمات و محصولات سازمان در مقابسه با رقبا ناراضی شده و تصمیم به ترک استفاده از خدمات و محصولات سازمان می‌گیرد. هدف مدل‌های رویگردانی شناسایی به موقع مشتریانی است که احتمال خروج آن‌ها زیاد شده است (Vafeiadis et al., 2015). محاسبه احتمال رویگردانی مشتریان پیش از وقوع آن، این فرصت را فراهم می‌کند تا سازمان بتواند با ایجاد مشوق‌هایی مشتری را برای ادامه فعالیت قانع نماید (Verbeke et al., 2012).

تحقیقات در زمینه پیش‌بینی رویگردانی در صنایع مختلفی انجام شده که از آن جمله می‌توان به صنعت مخابرات (Babu & Ananthanarayanan, 2018; Coussement et al., 2017; Lu et al., 2014; Kim et al., 2014; Prasad & Madhavi, 2012; Dahiya & Bhatia, 2015)، بانکداری (Ali & Anturk, 2014; Zhu et al., 2014; Kaur et al., 2013; Farquad et al., 2014; Kazemi & Hejazinia, 2017)، بیمه (Gunther, 2014; Rezaei Navaei & Koosha, 2016) و سرگرمی (Coussement et al., 2013) اشاره نمود.

استفاده از تکنیک‌های داده‌کاوی در پیش‌بینی رویگردانی به دلیل وجود حجم عظیم داده در مورد هر مشتری در صنعت بانکداری از محبوبیت بسیار برخوردار است (Anil Kumar & Ravi, 2008). چنانکه در تحقیقات استفاده از روش‌هایی مانند خوشه‌بندی فازی[2] در بانکداری خرد (Popovic & Basic, 2009)، درخت رگرسیون و دسته‌بندی[3] (Chitra & Subashini, 2011)، جنگل تصادفی[4] (Xie et al., 2009)، شبکه‌های عصبی[5] (Zoric,

1- Churn Management
2 -Fuzzy c-mean Clustering
3 -Classification and Regression Tree
4 -Improved Balanced Random Forests
5 -Artificial Neural Network

2016)، درخت تصمیم[1] (Ali & Anturk, 2014; Mirmohammadi et al., 2015)، دسته‌بندی و درخت رگرسیون[2] (Prasad & Madhavi, 2012)، ماشین‌های بردار پشتیبان[3] (Zhu et al., 2014; Farquad et al., 2009)، بیز ساده[4] (Kaur et al., 2013) و روش الگو کاوی ترتیبی[5] (Chiang et al., 2003) اشاره نمود.

در سال‌های اخیر استفاده از مدل‌های ترکیبی[6] برای بهینه‌سازی مدل‌های پیش‌بینی گسترش یافته است. یک مدل ترکیبی معمولاً از دو یا چند تکنیک بهره می‌گیرد. برای مثال طبقه‌بندی[7] و خوشه‌بندی[8] می‌توانند با یکدیگر ترکیب شوند (Huang & Kechadi, Kechadi, 2013). همچنین ترکیب درخت تصمیم و رگرسیون در ساختن مدل پیش‌بینی رویگردانی (Caigny et al., 2018)، یا ترکیب شبکه‌های عصبی[9] با رگرسیون چندگانه[10] به منظور افزایش دقت پیش‌بینی ترکیب شدند (Khashei et al., 2012). محققین بر این باور هستند که استفاده از مدل‌های ترکیبی می‌تواند کارایی بهتری نسبت به مدل‌های ساده ایجاد نماید (Tsai & Lu, 2009).

در ادامه جهت تأکید بیشتر به طور خلاصه به برخی تحقیقات مهم در حوزه پیش‌بینی رویگردانی در صنعت بانکداری پرداخته می‌شود.

در تحقیقی برای پیش‌بینی رویگردانی ارائه شده است که در آن به ساختن مدل‌های پیش‌بینی از روی داده‌های تراکنش‌های مشتریان پرداخته‌اند. مهمترین نوآوری آن‌ها ساختن مدل‌های پویایی است که امکان تعریف بازه‌های زمانی مختلف در مدل وجود داشته باشد و مدل به یک بازه زمانی مشخص محدود نباشد (Ali & Anturk, 2014).

در تحقیقی دیگری با استفاده از روش قواعد انجمنی[11] به تحلیل ترتیبی[12] تراکنش‌های مشتریان در بانکداری الکترونیک پرداخته شده که حاصل آن قواعدی است که مشخص

1- Decision Tree
2- Classification and Regression Tree (CART)
3- Support Vector Machines
4- Naıve Bayes
5- Sequential Pattern Mining
6- Hybrid
7- Classification
8- Clustering
9- Artificial Neural Network
10- Multiple Regression
11- Association Rules
12- Sequential

می‌کند مشتری‌هایی که از این نوع خدمات رویگردانی کرده‌اند چه زنجیره‌ای از انواع تراکنش‌ها را در یک پنجره زمانی قبل از رویگردانی معمولاً انجام می‌دهند تا طبق آن بتوان نوعی پیش‌بینی قبل از وقوع رویگردانی داشت و نتیجه آن نیز این بود که ۸۰ درصد از مشتریان پس از اینکه چند بار ورود ناموفق به خاطر رمز عبور اشتباه داشته‌اند دیگر از سرویس استفاده نکرده‌اند *(Chiang et al., 2003)*.

محققان دیگری مدلی برای پیش‌بینی رفتار مشتریان مبتنی بر برخی تکنیک‌های داده‌کاوی شامل k-means و JRip پیشنهاد کرده‌اند که بر اساس داده‌های رفتار مشتریان در یک بانک خصوصی در نیجریه انجام شده است *(Oyeniyi et al., 2015)*.

در یک تحقیق دیگر با استفاده از تکنیک PLS[1] یک مدل پیش‌بینی رویگردانی توسعه یافته و سپس با در نظر گرفتن متغیرهای قابل کنترل بازاریابی و همچنین هزینه‌های مدیریتی مترتب بر آن‌ها، به ساخت و حل مدل بهینه‌سازی هزینه‌های بازاریابی در مدیریت نگهداشت مشتری پرداخته شده است. *(Kim et al., 2013)*.

در تحقیق میرمحمدی و همکاران (۲۰۱۵) رویگردانی مشتریان از خدمات الکترونیک بانک با استفاده از روش درخت تصمیم مدل‌سازی شده که نتایج آن مشخصات مشتریان رویگردان از این دسته از خدمات بانک را مشخص نموده است *(Mirmohammadi et al., 2015)*.

به عنوان جمع‌بندی می‌توان گفت که در تقریباً تمامی تحقیقات مطالعه شده در زمینه رویگردانی مشتریان بانک‌ها تعریف رویگردانی به صورت ثابت در نظر گرفته شده و این اساس عمدتاً با استفاده از یک تکنیک دسته‌بندی[2] داده‌کاوی مدل محاسبه احتمال رویگردانی بر اساس مشخصات مشتریان ساخته شده است.

تعریف مشتری رویگردان به صورت ثابت مثل مشتریانی که حساب خود را در بانک بسته‌اند با شرایط تشریح شده در مورد بانکداری در ایران متناسب نیست. برای مثال یک مشتری ممکن است عمده فعالیت خود را از یک بانک به بانک دیگر منتقل کند اما فعالیت کمی با حساب خود در بانک اول داشته باشد. از سوی دیگر مشخصات مشتریان در بانک‌های ایرانی که در سیستم‌های بانکداری متمرکز ذخیره شده‌اند معمولاً قدیمی، ناقص و غیر قابل اتکا هستند. بنابراین موضوع تشخیص رویگردانی صرفاً با استفاده از داده‌های فعالیت مالی

1- Partial Least Square
2- Classification

مشتریان و ساختن مدل پیش‌بینی بر اساس آن موضوعی است که در مقالات مطالعه شده به آن کمتر پرداخته شده است.

در این مقاله برای تشخیص رویگردانی از تکنیک خوشه‌بندی سلسه‌مراتبی و برای محاسبه احتمال رویگردانی مشتریان از زنجیره مارکوف استفاده می‌شود که در ادامه به تشریح این مدل می‌پردازیم.

۳ـ روش تحقیق

برای تشریح روش ساختن مدل پیش‌بینی رویگردانی مشتری ابتدا داده‌های مورد استفاده در تحقیق و نحوه جمع‌آوری آن‌ها بحث می‌شود. در ادامه محدوده پژوهش مشخص شده و در گام بعدی با ارائه پارامترهای مؤثر بر رفتار رویگردانی متناسب با تعریف ارائه شده مشخص می‌شوند. پس از آن نحوه خوشه‌بندی و شناسایی تغییر خوشه مشتریان و در نهایت روش محاسبه احتمال رویگردانی مشتریان بر اساس مدل زنجیره مارکوف ارائه می شود.

۳ـ۱ـ محدوده پژوهش

با توجه به نحوه رفتار خاص مشتریان حقوقی و سازمانی در رویگردانی، در این تحقیق صرفاً داده‌های مشتریان حقیقی انتخاب شدند. ضمناً در خصوص نوع سپرده‌ها تنها سپرده‌های کوتاه‌مدت روزشمار و یا قرض‌الحسنه جاری انتخاب می‌شوند. سایر انواع سپرده ها مانند بلندمدت و یا قرض‌الحسنه پس‌انداز به دلیل مشوق‌ها و محدودیت‌هایی که بانک‌ها برای بستن و یا انتقال وجه از این نوع سپرده‌ها ایجاد می‌کنند از محدوده این تحقیق خارج شدند. در خصوص تراکنش‌ها نیز تنها تراکنش‌های غیر اتوماتیک که مشتری با بانک انجام می‌دهد، در نظر گرفته شده‌اند.

۳ـ۲ـ داده‌های پژوهش

داده‌های مورد استفاده در این پژوهش شامل یکسال داده‌های تراکنش‌های مشتریان حقیقی یک بانک خصوصی ایرانی که حساب‌های قرض‌الحسنه جاری یا کوتاه‌مدت روزشمار دارند به مدت یکسال از تاریخ ۷ اردیبهشت ۱۳۹۱ تا ۷ اردیبهشت ۱۳۹۲ است. تعداد مشتریان مذکور ۳۸۵۹۱۲ عدد بود.

۳ـ۳ـ پارامترهای مؤثر بر رفتار رویگردانی

همان طور که برخی محققین (*Buckinx & Van den Poel, 2005*) نیز ذکر کرده‌اند پارامترهای آخرین خرید[1] (R) و تعداد خرید[2] (F) و مبلغ خرید[3] (M) بهترین پارامترهای پیش‌بینی کننده رفتار مشتریان از منظر رویگردانی هستند که در این تحقیق نیز از آن‌ها استفاده شده است. با توجه به اینکه ماهیت سپرده‌های جاری و کوتاه‌مدت در بانک اقتضا می‌کند که افراد در بازه‌های زمانی مختلف ورودی پول به حساب خود داشته باشند و طی مدتی بعد، آن را خارج کنند، و خرید معنای خاصی دارد بایستی پارامترهای R و F و M را بر اساس رفتار مشتریان روی این نوع سپرده‌ها تعریف نمود.

برای پارامتر R نمی‌توان آخرین مراجعه مشتری به بانک یا تاریخ انجام آخرین تراکنش را مبنا قرار داد زیرا مشتری تنها در هنگامی که پول به حساب خود وارد می‌کند در واقع قصد کرده که از خدمات سپرده‌ای بانک استفاده نماید. لذا R را می‌توان در یک بازه زمانی بر اساس تاریخ آخرین واریز پول به حساب مشتری را مبنا قرار داد. بدین ترتیب:

T: طول بازه مورد بررسی (پیش فرض سی روزه)

LD: آخرین روزی در بازه که حساب گردش ورودی داشته است

$$R = \frac{T - LD + 1}{T + 1}$$

به همین ترتیب پارامتر F و M را نیز به شکل زیر تعریف می‌کنیم:

FT: تعداد روزهایی که گردش ورودی به حساب در بازه وجود دارد

$$F = \frac{FT + 1}{T + 1}$$

MT: میانگین مانده تمامی حساب‌های مشتری در بازه مورد نظر

$$M = MT + 1$$

دلیل اینکه صورت و مخرج یک واحد بیشتر شده است این است که R و F هیچگاه صفر نشود که برای ساخت دنباله دچار مشکل نشویم و همچنین عدد R و F بین صفر و یک باشد. در مورد M نیز تنها ۱ ریال اضافه کرده‌ایم که صفر نباشد. بدین‌ترین پارامترهای R و

1- Recency
2- Frequency
3 -Monetary value

F و M را در یک بازه زمانی به طول T که به صورت پیش‌فرض سی روزه است تعیین کردیم.

برای اینکه بتوانیم رفتار مشتری را مدل‌سازی کنیم بایستی دنباله‌ای از اعداد R و F و M برای بازه‌های زمانی پشت سر هم با پنجره‌های به طول مشخص تشکیل دهیم و این دنباله را به عنوان ورودی خوشه‌بندی مورد استفاده قرار دهیم. نکته مهم در اینجا این است که برای اینکه رفتار مشتریان دقیقاً حالت دنباله‌ای داشته باشد بایستی هر عضو دنباله به عضو قبلی آن وابسته باشد تا بتوان رفتار را مشاهده نمود. از طرف دیگر برای خوشه‌بندی مناسب بایستی اعداد درون دنباله تا حد خوبی متناسب با یکدیگر باشند تا اعداد بزرگ در نتیجه خوشه‌بندی سوگیری ایجاد نکنند. بنابراین:

w: طول پنجره جلو رفتن برای تشکیل زنجیره (به صورت پیش‌فرض ده روزه)

L: طول دنباله (به صورت پیش‌فرض بیست)

$i = 1, 1+w, 1+2w, 1+3w \ldots, 1+(L-1)*w$

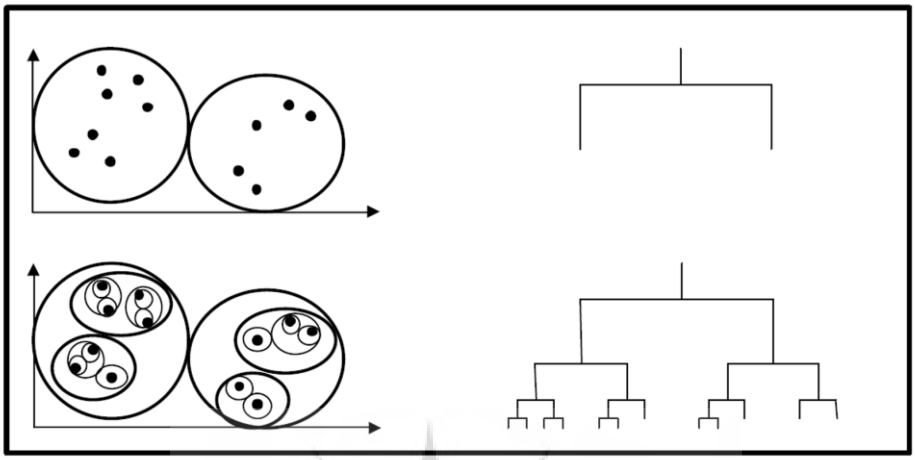
$$RN_i = \frac{R_{i+1}}{R_i}$$

$$FN_i = \frac{F_{i+1}}{F_i}$$

$$MN_i = \frac{M_{i+1}}{M_i}$$

۳ـ۴ـ خوشه‌بندی و جهت‌دهی خوشه‌ها

دنباله‌های RN و FN و MN به طول L پشت سر هم قرار گرفته و دنباله‌ای به طول 3L تشکیل می‌دهند. این دنباله برای هر مشتری تشکیل می‌شود که به اندازه wL روز اطلاعات مشتریان را در بر می‌گیرد. سپس مشتریان بر اساس این دنباله 3L تایی خوشه‌بندی می‌شوند. برای خوشه‌بندی از الگوریتم Hierarchical k-means استفاده می‌شود.



شکل ۱: الگوریتم خوشه‌بندی سلسله مراتبی

در این الگوریتم ابتدا k=2 قرار داده می‌شود و داده‌ها خوشه‌بندی می‌شود. سپس هر خوشه خود به دو خوشه تقسیم شده و به همین ترتیب تا جایی الگوریتم ادامه می‌یابد که یا به تک داده برسیم و یا به شرط توقف در خوشه‌بندی k-means رسیده باشیم.

همچنین به این دلیل که داده‌ها به شکل بردار هستند، تابع فاصله[1] در این خوشه‌بندی فاصله کسینوسی در نظر گرفته می‌شود. تعداد خوشه‌ها نیز ده خوشه در نظر گرفته می‌شوند. پس از انجام خوشه‌بندی نیز مراکز خوشه‌ها و مقادیر R و F و M متناظر با آن‌ها تعیین شد.

با توجه به اینکه هر کدام از خوشه‌ها نماینده رفتار رویگردانی مشتریان آن خوشه هستند و خوشه‌ها برای ساختن مدل محاسبه احتمال رویگردانی بایستی نسبت به هم جهت‌دار باشند تا بتوان آن‌ها را دسته‌بندی نمود. این کار به این خاطر انجام می‌شود که مشخص شود یک خوشه نسبت به خوشه دیگر از منظر رویگردانی بهتر یا بدتر یا تقریباً برابر است. برای حل این مشکل نیز رفتارهای متناظر با مراکز خوشه‌ها به خبرگان بانکی ارائه و از آن‌ها خواسته شد که رفتار خوشه‌ها را با یکدیگر دو به دو مقایسه کنند. نتیجه انجام این مقایسات زوجی جهت خوشه‌ها را نسبت به یکدیگر مشخص می‌کند. جهت این خوشه‌ها از کم به زیاد در واقع سطح رویگردانی مشتری را مشخص می‌کند به این معنی که

1 -Distance Function

هر چه مشتری در خوشه جلوتری قرار گیرد بیشتر نزدیک به رویگردانی است و هرچه در خوشه عقب‌تری قرار گیرد کمتر نزدیک به رویگردانی است. حال بر اساس این مدل می‌توان رفتار یک مشتری در بازه‌های زمانی مختلف را ارزیابی نموده و تعیین کرد که در چه سطحی از رویگردانی قرار دارد.

با توجه به محدودیت دسترسی محقق تعداد ۱۱ نفر از سه بانک خصوصی کشور که حداقل پنج سال تجربه در بخش‌های مدیریت بازاریابی و مدیریت مشتریان در سطح مدیریت‌های ستادی بانک را داشته‌اند به عنوان خبره برای این تحقیق مورد استفاده قرار گرفتند.

پس از انجام خوشه‌بندی دنباله‌های R و F و M متناظر با مراکز خوشه‌ها در اختیار این خبره‌ها برای اظهار نظر قرار گرفتند. همان طور که ذکر شد دلیل این نظرسنجی این بود که خوشه‌ها پس از تشکیل از منظر رویگردانی قابل مقایسه با هم باشند.

خوشه‌ها به صورت دو به دو توسط خبرگان مقایسه و نتیجه به صورت بهتر، بدتر و یا مساوی اظهار شد. با توجه این نظرات هر کدام خوشه‌ها از منظر رویگردانی سطح‌بندی شدند.

۳ـ۵ـ تغییر خوشه مشتریان

پس از ساخت مدل خوشه‌بندی جهت‌دار با استفاده از بخشی از داده‌های در دسترس از رفتار مشتریان، بقیه داده‌ها را (رفتار مشتریان در تاریخ‌های بعد از ساخت مدل خوشه‌بندی) مبنای مقایسه رفتار مشتریان به جهت کشف مشتریانی که تغییر خوشه داده‌اند قرار می‌دهیم. به عبارت دیگر ابتدا با حدود ۷ ماه داده از رفتار مشتریان مدل خوشه‌بندی ساخته شد و سپس رفتارهای ۵ ماه بعدی مشتریان ارزیابی شده و مشخص شد که در کدامیک از خوشه‌ها قرار می‌گیرند.

v: طول گام (به صورت پیش‌فرض ده)

$i = 1, 1+v, 1+2v, 1+3v \ldots$

C_{ij}: ام i در روز jشماره خوشه مشتری شماره

پس از این مرحله برای هر یک از مشتریان دنباله‌ای از شماره‌های خوشه تشکیل می‌شود که تغییرات خوشه مشتریان را در بازه‌های مختلف نشان می‌دهد. این دنباله مبنایی برای محاسبه احتمال رویگردانی مشتری را مشخص می‌نماید.

۳ـ۶ـ محاسبه احتمال رویگردانی

برای محاسبه احتمال رویگردانی با استفاده از دنباله‌های تغییرات خوشه مشتریان که در مرحله قبلی توضیح داده شد، یک مدل زنجیره مارکوف که با تخصیص احتمال به یال‌های مختلف بر اساس دنباله‌های C_{ij} ساخته می‌شود. حال برای محاسبه احتمال رویگردانی مشتری به یک سطح دیگر بایستی ابتدا بر اساس رفتار مشتری خوشه‌ای که در آن قرار دارد را مشخص نماییم و سپس از روی احتمالات مشخص شده در مدل مارکوف ساخته شده معلوم می‌کنیم که مشتری در یک گام آینده با چه احتمالی به چه خوشه‌ای خواهد رفت.

۴ـ نتایج

به منظور پیاده‌سازی مدل یک بانک خصوصی در ایران در نظر گرفته شد که دارای سیستم بانکداری متمرکز[1] باشد. تراکنش‌های مشتریان که در پایگاه‌های داده سیستم بانکداری متمرکز ذخیره بودند طی یک فرآیند ETL با ساختار تغییر یافته در زیرساخت انبار داده[2] با شمای ستاره‌ای[3] و بستر Oracle به شکل زیر قرار گرفتند:

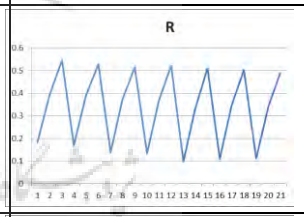
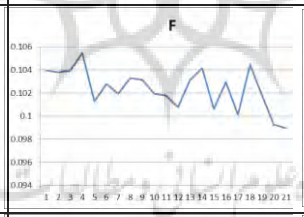
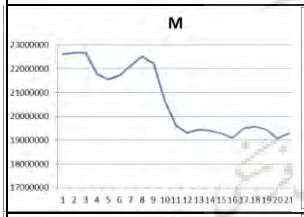
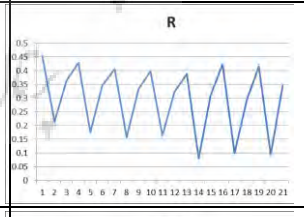
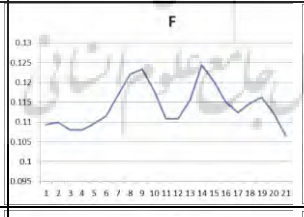
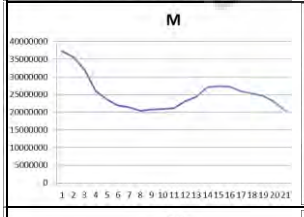
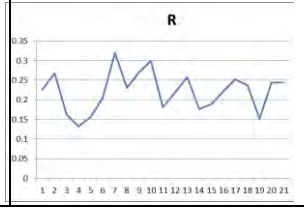
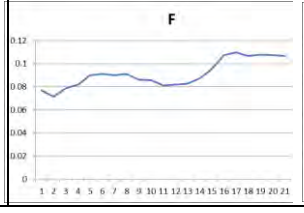
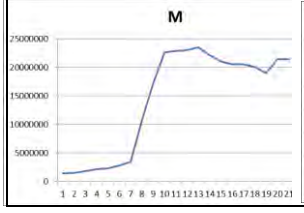
- شماره مشتری
- نوع مشتری
  - حقیقی
  - حقوقی
- نوع حساب
  - حساب‌های قرض‌الحسنه جاری با کدهای ۱ الی ۹۹
  - حساب‌های سپرده سرمایه‌گذاری کوتاه‌مدت با کدهای ۸۰۰ الی ۸۹۹
- تاریخ
- مانده حساب
- گردش بدهکار حساب: مجموع مقدار ورودی به حساب در تاریخ مشخص شده

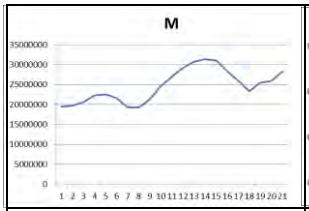
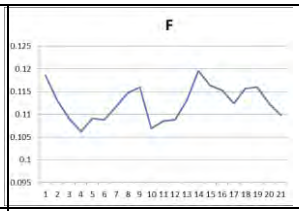
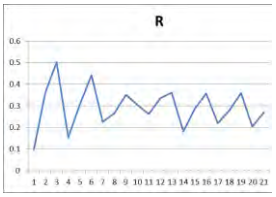
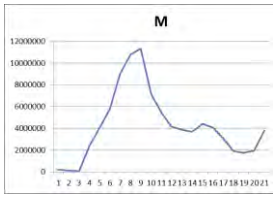
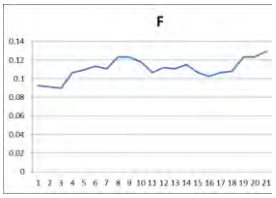
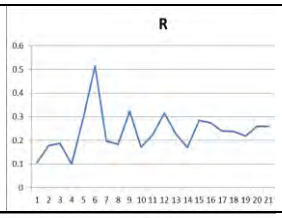
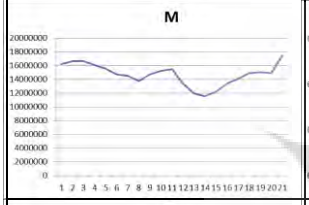
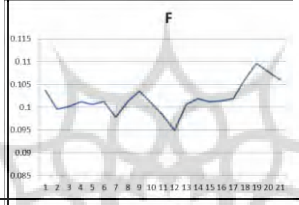
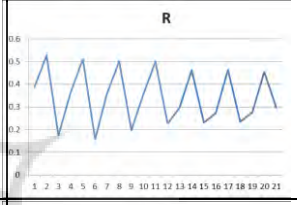
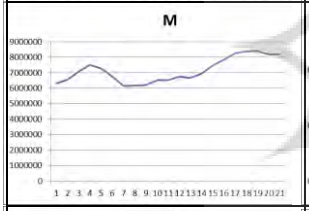
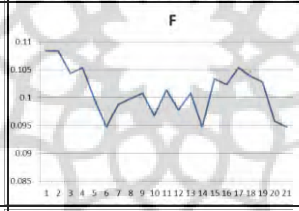
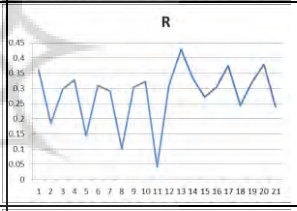
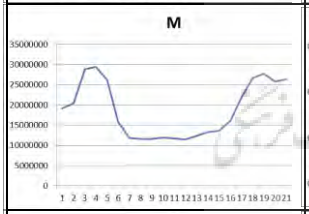
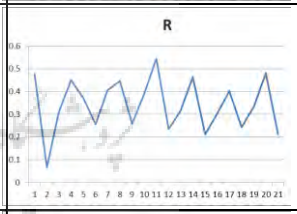
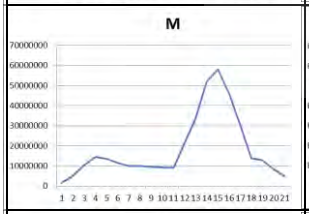
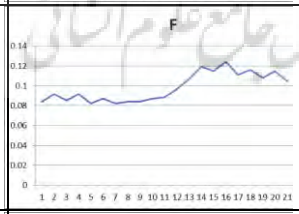
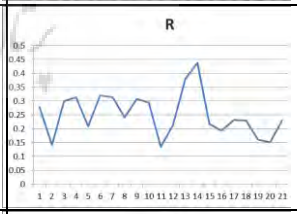
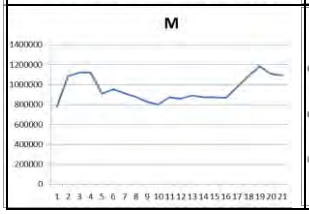
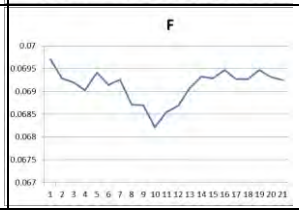
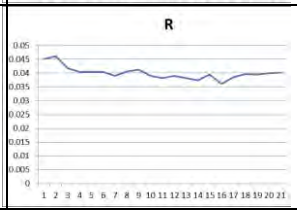
1- CORE Banking
2 -Data Warehouse
3 -Star Schema

سپس با پیش‌فرض‌های w=10 و L=20 و T=30 مقادیر R و F و M محاسبه شده و دنباله‌های RN و FR و MR تشکیل شدند. با پیش‌فرض‌های فوق یعنی دنباله بیست‌تایی با پنجره ده روزه نیاز به ۲۱۰ روز یعنی حدود ۷ ماه اطلاعات بود. بنابراین ۷ ماه اول اطلاعات مشتریان برای محاسبه دنباله‌ها مورد استفاده قرار گرفت. پس از آن مشتریان بر اساس دنباله‌های شصت‌تایی از RN و FR و MR که پشت سر هم قرار گرفتند با استفاده از Oracle Data Miner خوشه‌بندی شدند. تعداد خوشه‌ها به صورت پیش‌فرض ده خوشه در نظر گرفته شد. شناسه‌های این ده خوشه که توسط Oracle انجام شد عبارت بودند از: ۳، ۵، ۷، ۹، ۱۰، ۱۲، ۱۴، ۱۶، ۱۸ و ۱۹.

سپس مراکز خوشه‌ها تعیین و مقادیر R و F و M متناظر با آن‌ها برای بیست بازه پشت سر هم محاسبه شد. خروجی رفتار مراکز این خوشه‌ها به ترتیب زیر است:

جدول ۱: خروجی رفتار مراکز خوشه‌ها

خوشه	Recency	Frequency	Monetary
۳			
۵			
۷			

۹			
۱۰			
۱۲			
۱۴			
۱۶			
۱۸			
۱۹			

عمده مشتریان یعنی حدود ۸۵ درصد آن‌ها در خوشه شماره ۱۸ قرار گرفتند که معمولاً رفتار نسبتاً ثابتی دارند و فعالیتی انجام نداده‌اند و گاه و بیگاه یک مقدار پول وارد حساب کرده و پس از آن خارج می‌کنند و دیگر بر نمی‌گردند. همان طور که در جدول ۱ مشخص است در اکثر خوشه‌ها به جز خوشه شماره ۱۹ و خوشه شماره ۱۰ رفتار نوسانی در R دیده می‌شود که این نوسان عمدتاً به دلیل انتخاب طول پنجره و طول بازه نگاه کردن به داده است.

در خوشه شماره ۳ هم رفتار F و رفتار M هر دو رو به پایین است. لذا می‌توان نتیجه گرفت که به طور مشخص مشتریان این خوشه در حال کم کردن فعالیت خود در بانک چه از منظر تعداد تراکنش و چه از منظر مبالغ تراکنش هستند و این به معنای این است که در حال رویگردانی هستند.

خوشه شماره ۵ تا حد زیادی شبیه خوشه شماره ۳ است اما در مورد F نوسان دیده می‌شود که البته با توجه به رو به پایین بودن M می‌توان نتیجه گرفت که مشتریان در حال رویگردانی از بانک هستند اما از نظر تعداد تراکنشی که انجام می‌دهند این موضوع خیلی مشخص نیست اما توجه به مبالغ تراکنش‌ها موضوع را روشن‌تر خواهد نمود.

در مورد خوشه شماره ۷ با توجه به اینکه هم رفتار M و هم رفتار F رو به بالاست به وضوح می‌توان نتیجه گرفت که مشتریان این خوشه در حال بیشتر کردن فعالیت خود با بانک هستند و از هر جهت سطح فعالیت خوبی در بانک دارند.

در مورد خوشه شماره ۹ و همچنین خوشه شماره ۱۴ رفتار M رو به بالا بوده اما F و R رفتار نوسانی دارند این موضوع هم نمایانگر این است که علی‌رغم اینکه مشتریان ممکن است رفتار منظمی از جهت تعداد و تواتر و زمان انجام تراکنش‌های مالی نداشته باشند اما در مجموع در حال بیشتر کردن فعالیت خود با بانک هستند.

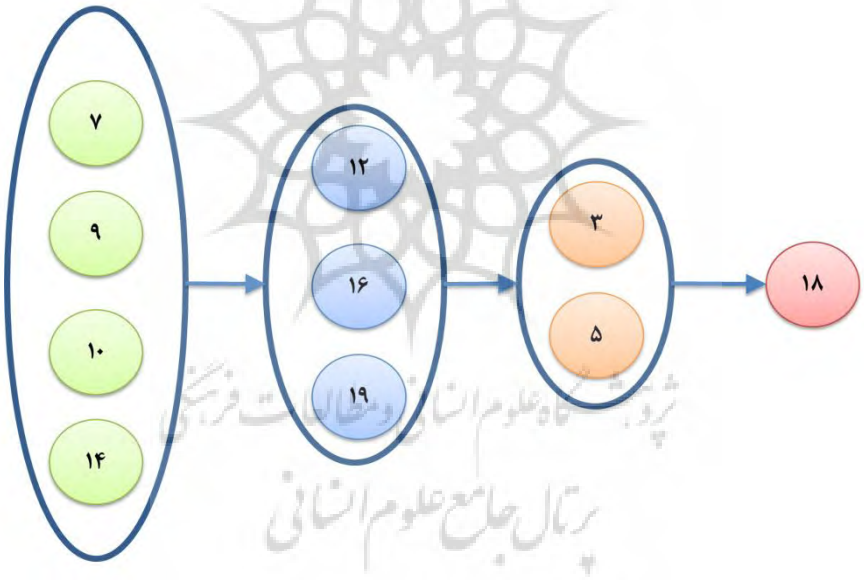
در مورد خوشه شماره ۱۰ رفتار R و F رو به بالا است. در مورد M یک جهش سریع دیده می‌شود اما در ادامه رفتار با ثباتی دیده می‌شود که در مجموع می‌توان نتیجه گرفت که مشتریان این خوشه در ابتدا مبالغ بالایی را وارد بانک نموده و در ادامه آرام آرام در حال بیشتر کردن فعالیت خود با بانک هستند.

در مورد خوشه شماره ۱۲ و ۱۶ علی‌رغم نوسان در R رفتار نسبتاً با ثباتی در F و M دیده می‌شود که نشان از ثبات نسبی مشتریان این خوشه‌ها دارد.

در مورد خوشه شماره ۱۹ هر سه رفتار R و F و M نسبتاً با ثبات بوده و نشان از ثبات رفتار مشتریان این خوشه دارد.

پس از نظر سنجی خبرگان در خصوص مقایسه و سطح‌بندی خوشه‌ها که در بخش ۳ـ۴ روش تحقیق به نحوه و دلایل آن اشاره گردید، نتایج جهت‌دار شدن خوشه‌ها به ترتیب زیر شد:

- سطح ۱ (به سمت روی‌آوری بیشتر): خوشه‌های شماره ۷ و ۹ و ۱۰ و ۱۴
- سطح ۲ (رفتار با ثبات): خوشه‌های شماره ۱۲ و ۱۶ و ۱۹
- سطح ۳ (به سمت رویگردانی): خوشه‌های شماره ۳ و ۵
- سطح ۴ (کاملاً رویگردان): خوشه شماره ۱۸

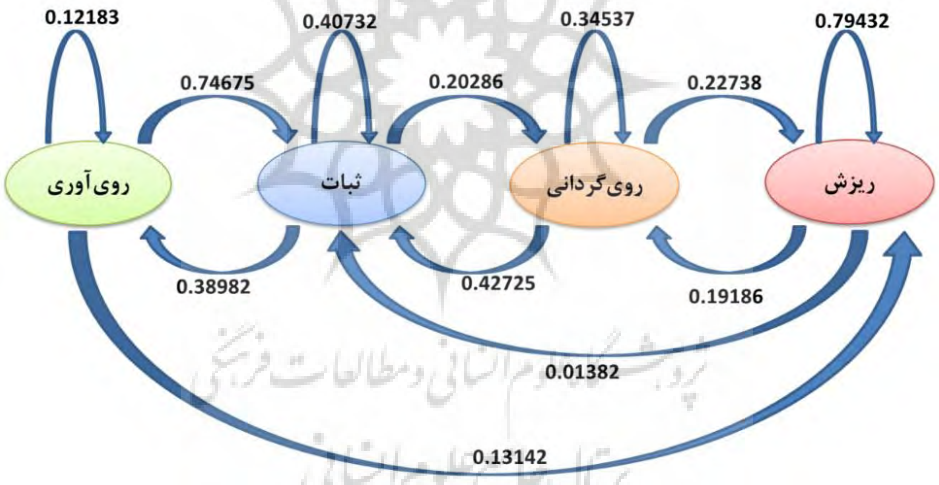


شکل۲: خوشه‌های جهت‌دار شده

نتایج جهت‌دار شدن خوشه‌ها در مقایسه با هم در شکل ۲ مشخص شده است. همان طور که در این شکل نیز مشخص است با توجه به نظرات خبرگان خوشه‌های شماره ۷، ۹، ۱۰ و ۱۴ که عمدتاً رفتار رو به بالایی از منظر سطح فعالیت داشتند به عنوان حالت اول (روی‌آوری) در نظر گرفته شد. خوشه‌های شماره ۱۲، ۱۶ و ۱۹ که رفتار نسبتاً با ثباتی

داشتند به عنوان حالت دوم (ثبات) در نظر گرفته شد. خوشه‌های شماره ۳ و ۵ که سطح فعالیت رو به پایین داشتند به عنوان حالت سوم (در حال رویگردانی) دسته‌بندی شدند و در نهایت خوشه شماره ۱۸ که فعالیت ثابت و بسیار کمی با بانک نشان می‌داد به عنوان حالت چهارم (کاملاً رویگردان) در نظر گرفته شد.

با توجه به چهار سطح تعیین شده در مدل خوشه‌بندی جهت‌دار ساخته شده برای پیش‌بینی از یک مدل مارکوف ۴ حالته استفاده شد. برای تعیین احتمالات مدل مارکوف از ۵ ماه باقیمانده داده استفاده شد که نزدیک به ۱۵۰ روز بوده و با فرض پنجره ۱۰ تایی، وضعیت مشتری را در ۱۵ بازه بعدی از نظر شماره خوشه نشان می‌دهد. بر اساس تعداد فراوانی تعویض حالت در مدل مارکوف احتمالات به شکلی که در زیر مشاهده می‌شود، محاسبه شدند. لازم به توضیح است که در این شکل احتمالات زیر ۱ درصد در نظر گرفته نشدند.



شکل ۳: مدل زنجیره مارکوف ساخته شده

همان گونه که در شکل ۳ مشخص است مشتریان در وضعیت ریزش به احتمال ۷۹ درصد در همان وضعیت باقی می‌مانند. احتمال بازگشت مشتریان از مرحله ریزش به مرحله قبلی (رویگردانی) حدود ۱۹ درصد و به مرحله ثبات حدود ۱ درصد است. همچنین مشتریان در مرحله رویگردانی به احتمال ۳۵ درصد در همان مرحله باقی‌مانده و به احتمال ۲۳ درصد به ریزش و یا به احتمال ۴۳ درصد به ثبات تغییر وضعیت می‌دهند. مشتریان در مرحله ثبات به احتمال ۴۱ درصد در همین مرحله باقی می‌مانند و به احتمال ۲۰ درصد به مرحله

رویگردانی رسیده و یا به احتمال ۳۹ درصد به مرحله روی‌آوری تغییر وضعیت می‌دهند. در نهایت مشتریان در مرحله روی‌آوری به احتمال ۱۲ درصد در همین وضعیت باقی می‌مانند و به احتمال ۷۵ درصد به مرحله ثبات و یا به احتمال ۱۳ درصد به مرحله ریزش تغییر وضعیت می‌دهند. لازم به ذکر است که احتمالات تغییر وضعیت زیر ۱ درصد در این شکل نشان داده نشده‌اند.

بر اساس این احتمالات می‌توان رفتار هر مشتری را با خوشه‌بندی مقایسه نموده و خوشه‌ای که در آن قرار دارد را مشخص نماییم. سپس بر اساس مدل مارکوف ساخته شده پیش‌بینی کنیم که در بازه بعدی مشتری با چه احتمالی کدام وضعیت از وضعیت‌های ۴ گانه فوق‌الذکر را خواهد داشت.

۵ـ بحث و نتیجه‌گیری

در این مقاله مدلی توسعه داده شد که بتواند احتمال رویگردانی مشتریان را پیش‌بینی کند. برای ساخت این مدل ابتدا با داده‌های نزدیک به ۷ ماه از مشتریان یک بانک خصوصی یک خوشه‌بندی ساخته شده و رفتار مشتریان به آن آموزش داده شد. سپس وضعیت داده‌های ۵ ماه بعدی بر اساس مدل استنتاج شده و در نهایت یک مدل زنجیره احتمالاتی مارکوف ساخته شد که قدرت پیش‌بینی وضعیت مشتری در بازه‌های آینده را داشته باشد.

نتایج حاصل از شناسایی مشتریان رویگردان نشان می‌دهد که بیش از ۸۵ درصد از مشتریان بانک در وضعیت ریزش قرار گرفته‌اند و این یعنی اکثر مشتریان فعالیت خاصی ندارند و تنها پانزده درصد از مشتریان فعال هستند. این در حالی است که نتایج پیش‌بینی حاصل از مدل ساخته شده نشان می‌دهد که در صورتی که مشتری در وضعیت ریزش قرار بگیرد به احتمال ۷۹ درصد در همان وضعیت باقی می‌ماند و به احتمال حدود ۱۹ درصد به وضعیت در حال رویگردانی تغییر وضعیت می‌دهد. بنابراین اگر بانک مشتری را از دست بدهد شانس خیلی کمی (کمتر از ۲ درصد) برای بازگرداندن او وجود دارد. لذا تصمیم‌گیران در بانک بایستی تلاش زیادی نمایند تا به خصوص مشتریانی که در وضعیت در حال رویگردانی (مرحله سوم) قرار دارند، به وضعیت ریزش (مرحله چهارم) وارد نشوند. لازم به ذکر است که احتمال اینکه مشتری در وضعیت روی‌آوری (مرحله اول) باقی بماند کمی بیشتر از ۱۲ درصد است که نشان می‌دهد وضعیت مشتریان فعال بانک بسیار ناپایدار است و به سرعت (با احتمال ۷۵ درصد) به مرحله ثبات (مرحله دوم) تغییر وضعیت می‌دهند.

البته بایستی توجه نمود که احتمال بازگشت مشتریان از مرحله ثبات به مرحله روی‌آوری نیز در حدود ۳۴ درصد است و این بدان معنی است که در صورتی که بتوان مشوق‌های مناسبی برای مشتریان در مرحله ثبات ایجاد کرد می‌توان آن‌ها را مجدداً به مشتریان فعال تبدیل نمود. از سوی دیگر در صورتی که به مشتریان در مرحله ثبات توجهی نشود این مشتریان به مرحله روی‌گردانی (با احتمال حدود ۲۰ درصد) تغییر وضعیت خواهند داد. هرچند امکان بازگرداندن مشتریان از مرحله رویگردانی به مرحله ثبات در حدود ۴۳ درصد است. یعنی حتی زمانی که مشتری در مرحله رویگردانی قرار گرفته است با برنامه‌های تشویقی می‌توان مشتریان را به مراحل ثبات و روی‌آوری بازگرداند.

در انتها لازم به ذکر است که نتایج این تحقیق بیش از پیش این نکته را مشخص می‌کند که شناسایی به موقع اینکه مشتری در کدام مرحله از رویگردانی قرار دارد (که از جنبه‌های مهم نوآوری این تحقیق به شمار می‌رود) در احتمال توفیق در جلوگیری از رویگردانی مشتری تأثیر قابل توجهی دارد. بنابراین تصمیم‌گیران حوزه مدیریت مشتریان و بازاریابی در بانک‌ها بایستی با به‌کارگیری مدل‌های نظیر آنچه در این مقاله ارائه شده است به تحلیل وضعیت رویگردانی مشتریان پرداخته و با به کارگیری برنامه‌های وفاداری مختلف از رویگردانی مشتریان و به تبع آن از دست رفتن منابع بانک جلوگیری نمایند.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

References

1-Ali, Ö. G., & Arıturk, U. (2014). Dynamic churn prediction framework with more effective use of rare event data: The case of private banking. Expert Systems with Applications, 41(17), 7889-7903.

2-Anil Kumar, D., & Ravi, V. (2008). Predicting credit card customer churn in banks using data mining. international journal of data analysis techniques and strategies, 1(1), 4-28.

3-Babu, S., & Ananthanarayanan, N. R. (2018). Enhanced Prediction Model for Customer Churn in Telecommunication Using EMOTE. In International Conference on Intelligent Computing and Applications (pp. 465-475). Springer, Singapore.

4-Buckinx, W., & Van den Poel, D. (2005). Customer base analysis: partial defection of behaviourally loyal clients in a non-contractual FMCG retail setting. European Journal of Operational Research, 164(1), 252-268.

5-Caigny, A., Coussement, K., & De Bock, K. W. (2018). A new hybrid classification algorithm for customer churn prediction based on logistic regression and decision trees. European Journal of Operational Research, 269(2), 760-772.

6-Chiang, D. A., Wang, Y. F., Lee, S. L., & Lin, C. J. (2003). Goal-oriented sequential pattern for network banking churn analysis. Expert Systems with Applications, 25(3), 293-302.

7-Chitra, K., & Subashini, B. (2011). Customer retention in banking sector using predictive data mining technique. In ICIT 2011 The 5th International Conference on Information Technology.

8-Coussement, K., & De Bock, K. W. (2013). Customer churn prediction in the online gambling industry: The beneficial effect of ensemble learning. Journal of Business Research, 66(9), 1629-1636.

9-Coussement, K., Lessmann, S., & Verstraeten, G. (2017). A comparative analysis of data preparation algorithms for customer churn prediction: A case study in the telecommunication industry. Decision Support Systems, 95, 27-36.

10-Dahiya, K., & Bhatia, S. (2015, September). Customer churn analysis in telecom industry. In Reliability, Infocom Technologies and Optimization (ICRITO)(Trends and Future Directions), 2015 4th International Conference on (pp. 1-6). IEEE.

11-Farquad, M. A. H., Ravi, V., & Raju, S. B. (2014). Churn prediction using comprehensible support vector machine: An analytical CRM application. Applied Soft Computing, 19, 31-40.

12-Farquad, M. A. H., Ravi, V., & Raju, S. B. (2009, December). Data mining using rules extracted from SVM: an application to churn prediction in bank credit cards. In International Workshop on Rough Sets, Fuzzy Sets, Data Mining, and Granular-Soft Computing (pp. 390-397). Springer, Berlin, Heidelberg.

13-Gunther, C. C., Tvete, I. F., Aas, K., Sandnes, G. I., & Borgan, Ø. (2014). Modelling and predicting customer churn from an insurance company. Scandinavian Actuarial Journal, 2014(1), 58-71.
14-Huang, Y., & Kechadi, T. (2013). An effective hybrid learning system for telecommunication churn prediction. Expert Systems with Applications, 40(14), 5635-5647.
15-Kaur, M., Singh, K., & Sharma, N. (2013). Data Mining as a tool to Predict the Churn Behaviour among Indian bank customers. International Journal on Recent and Innovation Trends in Computing and Communication, 1(9), 720-725.
16-Kazemi, M., & Hejazinia, R. (2017). Study affective variables in mobile customers' churn. Journal of Development Evolution Management, 7, 115-121. (In Persian)
17-Khashei, M., & Bijari, M. (2012). A new class of hybrid models for time series forecasting. Expert Systems with Applications, 39(4), 4344-4357.
18-Kim, K., Jun, C. H., & Lee, J. (2014). Improved churn prediction in telecommunication industry by analyzing a large network. Expert Systems with Applications, 41(15), 6575-6584.
19-Kim, Y. S., Lee, H., & Johnson, J. D. (2013). Churn management optimization with controllable marketing variables and associated management costs. Expert Systems with Applications, 40(6), 2198-2207.
20-Lu, N., Lin, H., Lu, J., & Zhang, G. (2014). A customer churn prediction model in telecom industry using boosting. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 10(2), 1659-1665.
21-Mirmohammadi, SM., & Ghanei, H., & Keramati, A. (2015). Customer Churn Prediction Using Decision Tree Method in Electronic Banking Industry (Case Study: Ansar Bank). Journal of Development in Monetary and Banking Management, 3(6), 1-30. (In Persian)
22-Oyeniyi, A. O., Adeyemo, A. B., Oyeniyi, A. O., & Adeyemo, A. B. (2015). Customer churn analysis in banking sector using data mining techniques. Afr J Comput ICT, 8(3), 165-174.
23-Popovic, D., & Basic, B. D. (2009). Churn prediction model in retail banking using fuzzy C-means algorithm. Informatica, 33(2).
24-Prasad, U. D., & Madhavi, S. (2012). Prediction of churn behavior of bank customers using data mining tools. Business Intelligence Journal, 5(1), 96-101.
25-Rezaei Navaei, S., & Koosha, H. (2016). Applying Data Mining Techniques for Customer Churn Prediction in Insurance Industry. International Journal of Industrial Engineering & Production Management, 27(4), 635-653. (In Persian)
26-Riebe, E., Wright, M., Stern, P., & Sharp, B. (2014). How to grow a brand: Retain or acquire customers? Journal of Business Research, 67(5), 990-997.
Tsai, C. F., & Lu, Y. H. (2009). Customer churn prediction by hybrid neural networks. Expert Systems with Applications, 36(10), 12547-12553.

27-Verbeke, W., Dejaeger, K., Martens, D., Hur, J., & Baesens, B. (2012). New insights into churn prediction in the telecommunication sector: A proift driven data mining approach. European Journal of Operational Research, 218(1), 211 229
28-Vafeiadis, T., Diamantaras, K. I., Sarigiannidis, G., & Chatzisavvas, K. C. (2015). A comparison of machine learning techniques for customer churn prediction. Simulation Modelling Practice and Theory, 55, 1-9.
29-Xie, Y., Li, X., Ngai, E. W. T., & Ying, W. (2009). Customer churn prediction using improved balanced random forests. Expert Systems with Applications, 36(3), 5445-5449.
30-Yang, C., Shi, X., Luo, J., & Han, J. (2018). I Know You'll Be Back: Interpretable New User Clustering and Churn Prediction on a Mobile Social Application.
31-Zhu, B., Xiao, J., & He, C. (2014). A Balanced Transfer Learning Model for Customer Churn Prediction. In Proceedings of the Eighth International Conference on Management Science and Engineering Management (pp. 97-104). Springer, Berlin, Heidelberg.
32-Zhu, B., Baesens, B., Backiel, A. E., & vanden Broucke, S. K. (2018). Benchmarking sampling techniques for imbalance learning in churn prediction. Journal of the Operational Research Society, 69(1), 49-65.
33-Zoric, B. A. (2016). Predicting customer churn in banking industry using neural networks. Interdisciplinary Description of Complex Systems: INDECS, 14(2), 116-124.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی