Customer Behaviour Forecasting in FMCG Retail Industry; Golpakhsh Avval Co. Case Study

Saeed Rouhani
*Corresponding author, Assistant Prof. in IT Management, Faculty of Management, University of Tehran, Tehran, Iran. E-mail: srouhani@ut.ac.ir

Hamed Ghazanfari
MSc. IT Management, Faculty of Management, University of Tehran, Tehran, Iran. E-mail: hmd.ghazanfari@gmail.com

Babak Sohrabi
Prof. in IT Management, Faculty of Management, University of Tehran, Tehran, Iran. E-mail: bsohrabi@ut.ac.ir

Abstract

Objective: Providing that data mining has been an effective solution of improving the efficiency and the effectiveness of the retail industry, this industry has been the subject of data mining science due to the nature of its data. In this study, the prediction of customer behavior in the retail industry of Fast Moving Consumer Goods is aimed at increasing the quantity and quality of sales in the study of Golpakhsh Avval Co.

Methods: The present study is applied in terms of purpose, using data survey to collect data. The research is based on the CRISP-DM process, which uses the RFMCL clustering model, regression classification and regression techniques as well. Eventually, a collaborative recommendation method has been applied for recommendation.

Results: The result is a forecasting model recommended to the best customers goods that they have not bought on a particular date and to a certain amount, so that, the order-based sale is changed to hot sale method. The final solution involves three sub models of customer clustering, sale forecasting and a recommendation system. The five variables model –with MSE/Range accuracy of 2.24% – is solved for recommendation of sales amount.

Conclusion: By implementing the developed recommender system in Golpakhsh Avval Co., the proactive production master plan would be possible to execute. In addition, the marketing approach could be transformed from visiting sales to hot sales in the future which provides considerable savings in shipping and personnel costs.

Keywords: Customer's behavior, Sales forecasting, Recommendation system, Retail industry, Hot sales.

Citation: Rouhani, S., Ghazanfari, H., & Sohrabi, B. (2018). Customer Behaviour Forecasting in FMCG Retail Industry; Golpakhsh Avval Co. Case Study. *Journal of Business Management*, 10(3), 623-642. (*in Persian*)

Journal of Business Management, 2018, Vol. 10, No.3, pp. 623-642
DOI: 10.22059/jibm.2018.240903.2737
Received: November 3, 2017; Accepted: June 17, 2018
© Faculty of Management, University of Tehran

Archive of SID

www.SID.ir

پیش‌بینی رفتار مشتری در صنعت خرده‌فروشی کالاهای تند مصرف (مورد مطالعه: شرکت گلپخش اول)

سعید روحانی
* نویسنده مسئول، استادیار گروه مدیریت فناوری اطلاعات، دانشکده مدیریت دانشگاه تهران، تهران، ایران. رایانامه: srouhani@ut.ac.ir

حامد غضنفری
کارشناس ارشد مدیریت فناوری اطلاعات، دانشکده مدیریت دانشگاه تهران، تهران، ایران. رایانامه: hmd.ghazanfari@gmail.com

بابک سهرابی
استاد گروه مدیریت فناوری اطلاعات، دانشکده مدیریت دانشگاه تهران، تهران، ایران. رایانامه: bsohrabi@ut.ac.ir

چکیده

هدف: طی دو دهه اخیر، داده‌کاوی به یکی از روش‌های اصلی بهبود اثربخشی و کارایی صنعت خرده‌فروشی تبدیل شده و صنعت خرده‌فروشی نیز به‌دلیل ماهیت داده‌های آن، از زمین‌های بازی مورد علاقه علم داده‌کاوی بوده است. در این مطالعه به پیش‌بینی رفتار مشتری در صنعت خرده‌فروشی کالاهای تند مصرف (FMCG) با هدف افزایش کمّی و کیفی فروش در مورد مطالعه شرکت گلپخش اول پرداخته شده است.

روش: تحقیق حاضر از لحاظ هدف در دسته پژوهش‌های کاربردی قرار می‌گیرد و از نظر نحوه گردآوری داده‌ها، پیمایش داده‌ای طرح‌ریزی شده است. مراحل اجرای تحقیق مبتنی بر فرایند DM-CRISP است که از مدل خوشه‌بندی RFMCL و تکنیک‌های دسته‌بندی و پیش‌بینی رگرسیونی استفاده کرده و در نهایت برای پیشنهاد از روش پیشنهاددهی مشارکتی بهره برده است.

یافته‌ها: حاصل مطالعه یک مدل پیش‌بینی است که به بهترین مشتریان، کالاهایی را که تا به حال خرید نکرده‌اند، در تاریخ خاص و به مقدار خاص پیشنهاد داده و بدین ترتیب روش فروش سفارشی را به فروش آنی تغییر می‌دهد. سیستم نهایی از سه زیر مدل خوشه‌بندی مشتریان، پیش‌بینی فروش و زیرسیستم پیشنهادگر تشکیل شده است. در زیرمدل خوشه‌بندی، مدل جدید RFMCL متناسب با مورد مطالعه توسعه یافته است. در زیرمدل پیش‌بینی فروش، مدل پنج متغیره‌ای با استفاده از رگرسیون با دقت MSE/Range ۲/۲۴ درصد ایجاد شده است.

نتیجه‌گیری: با پیاده‌سازی این مدل در شرکت، برنامه‌ریزی تولید پیش‌فعالانه شده و فرایند فروش از ویزیتوری به «فروش آنی» تغییر می‌یابد که این تغییر، صرفه‌جویی شایان توجهی در حمل و نقل و هزینه‌های پرسنلی فروش به ارمغان خواهد آورد.

کلیدواژه‌ها: بخش‌بندی مشتریان، پیش‌بینی فروش، سیستم پیشنهادگر، صنعت خرده‌فروشی، فروش آنی.

استناد: روحانی، سعید؛ غضنفری، حامد؛ سهرابی، بابک (۱۳۹۷). پیش‌بینی رفتار مشتری در صنعت خرده‌فروشی کالاهای تند مصرف (مورد مطالعه: شرکت گلپخش اول). *فصلنامه مدیریت بازرگانی*، ۱۰(۳)، ۶۲۳- ۶۴۲.

نشریه مدیریت بازرگانی، ۱۳۹۷، دوره ۱۰، شماره ۳، صص. ۶۲۳- ۶۴۲
DOI: 10.22059/jibm.2018.240903.2737
دریافت: ۱۳۹۶/۰۸/۱۲، پذیرش: ۱۳۹۷/۰۳/۲۷
© دانشکده مدیریت دانشگاه تهران

Archive of SID
www.SID.ir

مقدمه

به‌دلیل وجود داده‌های فراوان و مسائل بهینه‌سازی متعددی همچون یافتن بهترین قیمت، تخفیف‌های بهینه، پیشنهادهای سودآور، سطح مطلوب موجودی و... که همگی می‌توانند به‌کمک روش‌های تحلیل داده حل شوند، خرده‌فروشی یکی از مهم‌ترین حوزه‌های کسب‌وکار برای علم داده و داده‌کاوی است. . در این رابطه، پیش‌بینی میزان فروش محصول به‌صورت خرد (تا سطح SKU[1]) می‌تواند در تصمیم‌های تولید و نگه‌داشتن سطح مطلوب موجودی مواد در انبار کمک کرده و با ارائه بهنگام محصولاتی که مشتری نیاز دارد، در افزایش رضایت وی مؤثر باشد.

کاتلر و آرمسترانگ (۲۰۰۶) معتقدند که جذب مشتری کار مهمی است، اما نگهداری مشتری مهم‌تر است؛ چراکه از دست‌دادن یک مشتری، به معنای از دست‌دادن تمام جریان ارزشی است که مشتری طی دوره عمر خود دارد. زمانی که صنعت رقابتی‌تر می‌شود، این برای شرکت حیاتی است که مشتریان بالقوه با ارزش و مهم خود را شناسایی کند (چنگ، چنگ و یو، ۲۰۰۷). به گفته سهرابی و خانلری (۲۰۰۷)، از آنجا که تمام مشتریان از نظر مالی برای سازمان یکسان نیستند، بسیار حیاتی است که ابتدا سودآوری آنان محاسبه شود، سپس منابع را با توجه به ارزش مشتریان به آنها اختصاص داد. همین‌طور که تعداد رکوردهای تراکنش یک شرکت بیشتر می‌شود، طبقه‌بندی مشتریان به چند دسته که در داخل آن مشتریان از نظر بخش‌بندی بازار با هم مشابه و در خارج آن نامتشابه باشند، بسیار ضروری خواهد بود (چانگ، پارک و چای، ۲۰۱۰). متعاقب آن، استراتژی‌های بازاریابی اختصاصی‌سازی شده می‌توانند برای پوشش نیازهای مختلف مشتریان استفاده شوند.

از خواسته‌های دیگر خرده‌فروشان، کشف میزان اثربخشی ترویج‌ها و تشویق‌های[2] فروش است. مبالغ بسیار هنگفتی در صنعت خرده‌فروشی برای جذب بیشتر مشتریان (فروشگاه‌ها) و خرید بیشتر ایشان صرف می‌شود، ولی بسیاری از این هزینه‌ها یکدیگر را خنثی کرده یا اثر افزایشی خالص در فروش ندارند و تنها فروش را به‌صورت زمانی جابه‌جا می‌کنند (ما، فیلدز و هوانگ، ۲۰۱۶).

سؤال اصلی پژوهش حاضر این است که چه دانش‌ها و قاعده‌هایی را می‌توان برای افزایش کیفیت و کمیت فروش شرکت گلپخش اول از داده‌های تراکنشی این شرکت استخراج کرد؟ در صنعت FMCG[3] ایران، روش فروش مویرگی جزء رایج‌ترین روش‌هاست؛ در این روش بازاریاب شرکت به خرده‌فروش مراجعه کرده و با تبلیغ و بازاریابی کالای خود و با در نظر گرفتن موجودی خرده‌فروش، در صورت موفقیت، از او سفارش‌های محدودی می‌گیرد. با توجه به اینکه مهلت ارائه کالا توسط بازاریاب در فروشگاه اندک است، بازاریاب مجبور است که کالاهای محدودی را به خرده‌فروش پیشنهاد دهد. بازاریاب پس از گرفتن سفارش‌های چند خرده‌فروش، پیش‌فاکتورها را به شرکت تحویل داده و شرکت با تجمیع پیش‌فاکتورها، تقاضای تولید را شناسایی می‌کند. تقاضاهای تجمیع شده پس از تأمین برای خرده‌فروشان ارسال می‌شود. با توجه به مشکلات این فرایند، اگر بتوان فهرستی از ترجیحات مشتری به‌دست آورد و علاوه بر آن، فروش را از فروش

1. Stock Keeping Unit
2. Promotions and Incentives
3. Fast Moving Consumer Good

www.SID.ir

سفارشی به فروش آنی[1] تبدیل کرد، فروش و سود شرکت به مقدار شایان توجهی افزایش خواهد یافت. از این رو، هدف اصلی پژوهش حاضر، افزایش فروش شرکت به مشتریان اصلی که همان خرده‌فروشان هستند (و نه مصرف‌کنندگان) با استفاده از روش‌های تجزیه و تحلیل بازاریابی[2] است. در این رابطه، پژوهشگر مسئله بیان‌شده را در یکی از بزرگ‌ترین شعبه‌های شرکت گلپخش اول (به‌منزله بزرگ‌ترین شرکت پخش گروه صنعتی گلرنگ و یکی از بزرگ‌ترین شرکت‌های پخش صنعت خرده‌فروشی در ایران) بررسی کرده است که نتایج به‌دست آمده در پیش‌بینی رفتار مشتریان شرکت پخش (خرده‌فروشان) مؤثر خواهد بود.

در ادامه، ابتدا پیشینه نظری و تجربی مدل‌های بخش‌بندی مشتری و پیش‌بینی فروش با نگاه به صنعت خرده‌فروشی بررسی می‌شود؛ سپس به بحث درباره مدل مفهومی تحقیق پرداخته و فرایند و الگوریتم انجام کار تشریح می‌شود. در نهایت، نتیجه‌ها و یافته‌های تحقیق ارائه شده و پیشنهادهایی برای پژوهش‌های بعدی بیان خواهد شد.

پیشینه نظری پژوهش

تئوری‌ها، دیدگاه‌ها و رویکردهای موجود در خصوص مسئله

از آنجا که هدف این پژوهش بخش‌بندی (خوشه‌بندی) مشتریان و همچنین ارائه مدل پیش‌بینی فروش به مشتریان در خوشه‌های متفات است، در این بخش به‌منظور آشنایی خوانندگان با مفاهیم پایه بخش‌بندی مشتریان، مدل‌های بخش‌بندی مشتریان RFM و مدل‌های پیش‌بینی فروش از دیدگاه مبانی نظری تشریح شده‌اند.

مدل‌های بخش‌بندی مشتری

زمانی که صنعت رقابتی‌تر می‌شود، برای شرکت حیاتی است که مشتریان بالقوه باارزش و مهم خود را شناسایی کند (چنگ، چنگ و یو، ۲۰۰۷). به گفته سهرابی و خانلری (۲۰۰۷)، از آنجا که تمام مشتریان از نظر مالی برای سازمان یکسان نیستند، بسیار حیاتی است که ابتدا سودآوری آنان را محاسبه کنیم، سپس منابع را با توجه به ارزش مشتریان به آنها اختصاص دهیم.

با محاسبه ارزش گروه‌های مختلف مشتریان، می‌توان آنها را ارزشیابی کرد و اطلاعات تصمیم‌سازی مناسبی در اختیار مدیران قرار داد. متعاقب آن، استراتژی‌های بازاریابی اختصاصی‌سازی شده می‌توانند برای پوشش نیازهای مختلف مشتریان استفاده شوند. آلنبی، آرورا و گینتر (۱۹۹۸) تشریح کردند که مجموعه دقیقی از خوشه‌بندی متغیرها برای خوشه‌بندی کامل بازار وجود ندارد. در مقابل، کاتلر و آرمسترانگ (۲۰۰۶) استدلال کردند که مشتریان می‌توانند به واسطه دو گروه از شاخص‌ها، شامل مشخصات مشتری و متغیرهای رفتاری، دسته‌بندی شوند. به‌طور مشخص، مشخصات مشتری دربرگیرنده شاخص‌های جغرافیایی، جمعیت‌شناختی و روان‌شناختی است؛ در حالیکه متغیرهای رفتاری ترکیبی از رفتارها و طرز برخوردهای مشتری در قبال محصول و واکنشی است که مشتری در قبال نفع، وضعیت و برند محصول نشان می‌دهد (وو و پن، ۲۰۰۹).

1. Hot Sale
2. Marketing Analytics

Archive of SID

www.SID.ir

مدل RFM[1] (تازگی، فراوانی و ارزش مالی) نوعی مدل رفتاری برای تحلیل رفتار شناسایی شده از یک مشتری در پایگاه داده و در نهایت پیش‌بینی‌هایی بر اساس این رفتار است (یه، یانگ و تینگ، ۲۰۰۹). منظور از تازگی، مدت زمان سپری شده از آخرین خرید است؛ فراوانی تعداد خرید در یک بازه زمانی مشخص را نشان می‌دهد و ارزش مالی مقدار پول هزینه شده توسط مشتری در این بازه زمانی است (ونگ، ۲۰۱۰). در واقع این سه متغیر، متغیرهای رفتاری بوده و می‌توانند به‌عنوان متغیرهای خوشه‌بندی با مشاهده رفتار مشتری در قبال محصول، برند، منفعت یا حتی وفاداری، از طریق پایگاه داده استفاده شوند.

مدل‌های پیش‌بینی فروش

یکی از اجزای اصلی و لاینفک بودجه شرکت‌ها که انتهای هر سال برای سال بعد بسته می‌شود، پیش‌بینی فروش است و بر این مبنا شرکت‌ها می‌توانند پیش‌بینی سود خود را در صورت‌های مالی ارائه دهند. از این رو، هرچقدر هم که شرکت به مسئله پیش‌بینی فروش اهمیت ندهد، در خصوص بودجه خود نمی‌تواند از پیش‌بینی چشم‌پوشی کند (لوندالم، مک‌وای و راندال، ۲۰۱۰). به همین دلیل در این قسمت مبانی نظری روش‌های پیش‌بینی فروش بررسی می‌شود.

روش‌های کمّی پیش‌بینی به دو گروه کلی دسته‌بندی می‌شوند:

۱. سری‌های زمانی: که به روش‌های واکنشی یا یک بعدی معروف‌اند؛

۲. روش‌های علّی: که با عنوان روش‌های چند بعدی یا پیش‌فعال شناخته می‌شوند.

روش‌های سری زمانی بر این فرض بنا شده‌اند که فروش آینده تقلیدی از الگو(های) گذشته فروش خواهد بود. به بیان دیگر، روش‌های سری زمانی بر اساس شناسایی الگوها (برای مثال روند، فصلی بودن، دوره‌ای بودن و...) در داده‌های گذشته و فرض ادامه این الگوها در آینده شکل گرفته‌اند. انواع مختلفی از روش‌های سری زمانی وجود دارد که عبارت‌اند از (چیس و چارلز، ۲۰۱۳):

- تخمین ساده یا قدم‌زدن تصادفی[2]
- میانگین متحرک[3]
- هموارسازی نمایی[4]
  - منفرد[5]
  - دو پارامتری وینتر و هالت[6]
  - دابل براون[7]

1. Recency, Frequency and Monetary
2. Naive or Random Walk
3. Moving Averaging
4. Exponential Smoothing
5. Single
6. Holt's and Winters' two-parameter
7. Brown's double

Archive of SID

www.SID.ir

- سه پارامتری وینتر[1]
- تجزیه[2]
  - افزودنی[3]
  - افزاینده[4]
- اریما (باکس جکینز)[5]

پیشینه تجربی

در این بخش ابتدا ترکیب‌هایی که مدل RFM طی زمان با متغیرهای مختلف داشته است، بررسی می‌شود. در گام بعد، کاربرد مدل‌های پیشنهادگر در پیشنهاد کالا به مشتریان مرور شده و در نهایت، درباره پیشینه مدل‌های مختلف پیش‌بینی فروش، به‌ویژه در خرده‌فروشی بحث خواهد شد.

ترکیب‌های مختلف مدل RFM

پژوهشگران ضعف‌های مختلفی را در مدل RFM شناسایی کردند (مک‌کارتی و هستاک، ۲۰۰۷). از این رو درصدد آن برآمدند که با اضافه‌کردن متغیرهایی به R، F و M یا ترکیب مدل RFM با سایر مدل‌ها، این ضعف‌ها را پوشش دهند یا RFM را برای شرایط خاصی بهبود بخشند. در جدول ۱ خلاصه‌ای از کارهای انجام شده در این خصوص مشاهده می‌شود.

جدول ۱. مروری بر تغییرات صورت گرفته در مدل RFM

پژوهشگر	سال	خلاصه نتایج
مارکوس	۱۹۹۸	حذف متغیر R از مدل RFM در بخش‌بندی و ارزش‌گذاری خرده‌فروشان و سازمان‌های خدماتی کوچک، به‌دلیل کم‌اهمیت‌بودن آن
هسیه	۲۰۰۴	ارائه تعریف دیگری درباره نحوه اندازه‌گیری متغیر تازگی خرید در بخش‌بندی مشتریان صنایع بانکی برای افزایش کیفیت بخش‌بندی
سهرابی و خانلری	۲۰۰۷	خوشه‌بندی مشتریان یکی از بانک‌های ایران با الگوریتم K-Means و مدل RFM
کینگ	۲۰۰۷	بخش‌بندی شهروندان به‌جای مشتریان با مدل توسعه یافته RFC که در آن، C هزینه افزایش کیفیت و ارائه خدمات زندگی به‌جای M است.
یه و همکاران	۲۰۰۸	توسعه مدل RFM به RFMTC به‌منظور افزایش دقت بخش‌بندی مشتریان که در آن، T بازه نخستین خرید و C احتمال روی‌گردانی است.
لی و همکاران	۲۰۰۸	ارائه تعاریف جدیدی برای متغیرهای RFM برای بخش‌بندی مشتریان شرکت‌های خدماتی اینترنت

1. Winters' three-parameter
2. Decomposition
3. Additive
4. Multiplicative
5. ARIMA (Box-Jenkins)

Archive of SID

www.SID.ir

ادامه جدول ۱

پژوهشگر	سال	خلاصه نتایج
چن و همکاران	۲۰۰۹	توسعه مدل RFM-Apriori برای تعیین الگوی آینده خرید مشتریان در صنایع خرده‌فروشی اینترنتی
حسینی و همکاران	۲۰۱۰	ارائه مدلی جدید با افزودن متغیر طول (L) کارکرد قطعه خریداری شده از سوی مشتری به مدل RFM
چیانگ	۲۰۱۱	افزودن متغیرهای هزینه بازگشت کالا (R) و تخفیف (D) به مدل RFM و بهره‌گیری از قواعد انجمنی برای کاوش ارزش مشتری
هو و یه	۲۰۱۴	ارائه مدلی به نام RFM-customer-patterns برای کشف رفتارهای مشتری در صنایع خرده‌فروشی با ترکیب مدل RFM و الگوهای مورد علاقه خرید
برادران و بیگلری	۱۳۹۴	بخش‌بندی مشتریان صنایع تولید و پخش کالاهای پرگردش براساس مدل بهبود یافته RFM با متغیر توالی خرید مشتری (c)
برادران و فرخی	۱۳۹۳	بخش‌بندی مشتریان در صنعت بانکداری با استفاده از مدل توسعه‌یافته RFMC. الگوی جدید بخش‌بندی مشتریان بر پایه مدل توسعه یافته RFM به‌وسیله افزودن متغیر توالی روزهای انجام تراکنش (C)

لیو و شیه (۲۰۰۵) متدولوژی‌ای برای پیشنهاد کالا به مشتریان ارائه دادند که در آن از روش‌های داده‌کاوی و AHP[1] استفاده کردند. در پژوهشی دیگر، لیو، لیا و لی (۲۰۰۹) با ترکیب دو روش فیلترینگ مشارکت‌محور و پیشنهاددهی مبتنی بر کشف قوانین توالی، سیستم پیشنهاددهنده جدیدی توسعه دادند و ثابت کردند که بهره‌گیری از رویکرد بخش‌بندی مبتنی بر ارزش، کیفیت پیشنهادهای رویکرد تلفیقی تحت بررسی را بهبود می‌دهد. کرامتی و خالقی (۱۳۹۳) با بهره‌گیری از مجموعه‌ای از روش‌های داده‌کاوی، مدلی برای توسعه یک سیستم پیشنهاددهنده محصول به مشتریان یک خرده‌فروشی اینترنتی ارائه کردند. با استناد به چارچوب پیشنهادی مدل، نخست مشتریان با تکیه بر رویکرد بخش‌بندی مبتنی بر ارزش طول عمر و با لحاظ کردن نسبی ترجیحات، بر اساس مشخصه‌های مدل RFM خوشه‌بندی می‌شوند؛ سپس با بهره‌گیری از ساختار پیشنهاددهی دومرحله‌ای، پیشنهادهای گوناگون در دو سطح متمایز از رده‌بندی محصول به هر یک از مشتریان هدف ارائه می‌شود.

به‌منظور ارتقای کیفیت پیش‌بینی فروش کالا در حالت وجود ترویجات، بسیاری از مطالعات متغیرهای ترویجی کانونی را در مدل‌های پیش‌بینی ادغام کردند (کوپر، بارون، لوی و سویشر، ۱۹۹۹). این رویکرد، فرایند دو مرحله‌ای است که ابتدا یک پیش‌بینی مبنایی از طریق مدل‌های ساده سری زمانی ایجاد کرده، سپس به‌ازای ترویج‌هایی که وارد می‌شوند، پیش‌بینی را تعدیل می‌کند (فیلدس و گودوین، ۲۰۰۷). مطالعات نشان داده است که مدل‌های آماری معمولاً نتایج بهتری را نسبت به قضاوت‌های خبرگان ارائه می‌کنند (ترپرو، پدرگال، فیلدس و کارنتزس، ۲۰۱۳). در ادبیات سال‌های اخیر، برخی محققان بر چگونگی اثربخش‌تر ساختن تعدیلات تمرکز کرده‌اند (فیلدس و گودوین، ۲۰۰۷) حال آن که دیگران در خصوص چگونگی ادغام پیش‌بینی‌های آماری با قضاوت‌های مدیران بحث کرده‌اند (ترپرو، فیلدس و

1. Analytic Hierarchy Process

Archive of SID

www.SID.ir

دویدنکو، ۲۰۱۱). برخی محققان نیز از یک سیستم مدل‌محور پیش‌بینی فروش محصول با در نظر گرفتن مستقیم اطلاعات ترویج استفاده کرده‌اند. این روش‌ها معمولاً بر مبنای مدل‌های رگرسیون چندگانه یا تکنیک‌های داده‌کاوی بوده و در مواردی کاربرد دارند که ورودی‌های خارجی منطبق با ویژگی‌های ترویج محصول وجود داشته باشد (کوپر، بارون، لوی و سویشر، ۱۹۹۹). گورعلی (۲۰۱۳) برخی متغیرهای تعدیل‌کننده و محرک قابل استفاده در خرده‌فروشی را بدین شرح معرفی کرده است:

محرک‌ها:

- تعداد واحد فروخته شد بدون تخفیف هموار شده
- برای محصول و برندهایش:
  - مقدار و درصد تخفیف قیمتی
  - قیمت در مقایسه با سوابق آن[1]
  - متغیرهای دودویی نوع تخفیف، نمایش، یا ترویج
  - تعداد ترویج‌ها
  - سطح تخفیف رقیب

تعدیل کننده‌ها:

- میانگین تعداد فروخته شده در دوره‌های تخفیف خورده و تخفیف نخورده[2]
- شاخص‌های برند
- مشخصات کالا مانند اندازه، مزه یا بو و غیره
- شاخص‌های فروشگاه
- شاخص‌های شرکت تولیدکننده کالا
- تأخیرهای متغیرهای بازاریابی
- شاخص‌های فصول
- تعداد رقبا
- شاخص فروش صفر در دوره اخیر[3]
- زمان قبل و بعد از تخفیف[4]
- تکرار و عمق تخفیف[5]

1. Price relative to its historical values
2. Average number sold in discounted periods and nondiscounted periods
3. Zero sales indicator for last period
4. Time into and since discount
5. Frequency and depth of discounts

Archive of SID

www.SID.ir

مدل مفهومی

شکل ۱ مدل نهایی پیشنهادشده محققان را برای پیش‌بینی خرید مشتریان در مورد مطالعه این تحقیق نشان می‌دهد. در ادامه، به تفصیل هر قسمت توضیح داده می‌شود.

برای حل مشکلات بیان شده در صنعت FMCG، استفاده از مدل‌های پیش‌بینی فروش یکی از اجزای مدل پیشنهاد شده است، اما پیش‌بینی فروش به تنهایی فقط می‌تواند بر اساس خریدها و ترجیح‌های گذشته مشتری، آینده را پیش‌بینی کند. از این رو، کالاهایی که مشتری تاکنون رغبت چندانی به آن نشان نداده ـ که می‌تواند به‌دلیل فرصت نکردن بازاریاب برای ارائه آن کالا باشد) در فهرست قرار نمی‌گیرد. در اینجا مدل‌های پیشنهادگر می‌توانند مؤثر باشند؛ با توجه به نبود اطلاعات در خصوص تشابه محصولات، در اینجا تنها می‌توان از روش فیلترینگ مشارکتی ـ که بر مبنای تشابه میان مشتریان کالا را پیشنهاد می‌دهد ـ استفاده کرد.

شکل ۱. مدل مفهومی پیش‌بینی پیشنهاد شده

برای کاهش مشکلاتی از قبیل محاسبات اضافه و پراکندگی داده‌ها، همان‌طور که در ادبیات موضوع نیز بیان شد (لیو شیه، ۲۰۰۵؛ کرامتی و خالقی، ۱۳۹۳)، مشتریان ابتدا به‌کمک روش RFM خوشه‌بندی می‌شوند، سپس فقط در خوشه‌های بالا که احتمال پاسخ‌دهی مثبت بیشتر است، عملیات صورت می‌گیرد. همان‌طور که پیش‌تر بیان شد، مدل RFM یکی از مطرح‌ترین مدل‌های بخش‌بندی مشتریان است. مدل RFM مواردی مانند اینکه چه هنگامی افراد خرید می‌کنند، چند وقت یک بار این خرید را انجام می‌دهند و چقدر می‌خرند را اندازه‌گیری می‌کند. از آنجا که خریدهای گذشته مشتریان می‌تواند به‌صورت مؤثر رفتار خرید آینده آنها را پیش‌بینی کند، شرکت‌ها می‌توانند از طریق مدل RFM مشتریان ارزشمند را برای ارتباط بیشتر، بر اساس رفتار گذشته خریدشان شناسایی کنند که این بسیار در بازاریابی پایگاه‌های داده استفاده می‌شود و ابزار متداولی در تعیین استراتژی‌های بازاریابی است. در نتیجه، مدل‌های RFM معمولاً برای هدف‌گذاری در برنامه‌های بازاریابی برای مشتریان خاص به‌منظور افزایش میزان پاسخ‌دهی (سهرابی و خانلری، ۲۰۰۷) و مشخص‌کردن اینکه کدام مشتری هدف بهتری برای ارائه پیشنهاد است، توسعه داده شده‌اند.

Archive of SID

www.SID.ir

بر این اساس، در اینجا بهره‌گیری از این مدل اما به‌صورت تطبیق داده شده، می‌تواند کارایی بسیاری داشته باشد. از این رو، بر اساس رفتار مشتری در صنعت FMCG، مدل RFM تطبیق داده می‌شود.

بر اساس ادبیات بررسی شده، رفتار مشتری تابع پارامترهای زیر است:

F: فراوانی خرید
C: تعداد ماه‌های خرید مشتری
R: تازگی خرید
W: وزن پارامترها
L: طول ارتباط مشتری
T: بازه اولین خرید
D: تخفیف مشتری
C: احتمال روی‌گردانی
R: مرجوع شدن کالا
EMO: هیجان دریافت شده
G: گروه کالا
C: توالی روزهای خرید
R: احتمال ویزیت مثبت
C: هزینه مشتری
M: مقدار ریالی خرید

اما تمام پارامترهای بالا در مسئله‌ای که در این پژوهش بحث می‌شود (خرده‌فروشی در صنعت FMCG) کاربرد ندارند یا اطلاعات و داده‌های موجود در شرکت گلرنگ جوابگوی تحلیل آنها نیست.

از میان ۱۵ پارامتر معرفی شده در بالا، در مجموع شش پارامتر هم در فضای خرده‌فروشی FMCG معنادارند و هم در این تحقیق موضوعیت داشته و داده‌های آن در پایگاه‌های داده سازمان موجود است. در این تحقیق همان‌طور که در پژوهش برادران و بیگلری (۱۳۹۴) نیز بیان شده بود، پارامتر سنتی تازگی خرید (R) در صنایع FMCG کاربرد کمی دارد و به جای آن پارامتر توالی خرید (C) پیشنهاد شده است، اما به‌دلیل اهمیت این متغیر، هر دو متغیر R و C در آزمون حفظ شده است. پارامتر W نیز پارامتر مجزای خوشه‌بندی نیست و تنها وزن‌های نسبی پارامترهای منتخب را بر اساس نظر خبرگان و بر مبنای قضاوت شهودی رتبه‌بندی، مشخص می‌کند. خوشه‌بندی با سه مدل مختلف صورت‌پذیرفته و بهترین آنها انتخاب خواهد شد.

همان‌طورکه پیش‌تر نیز بیان شد، اغلب افزودن تعداد زیادی متغیر توضیحی به مدل، موجب تشریح بهتر می‌شود، اما در واقع پیش‌بینی مدل را بدتر می‌کند. در نتیجه، مدل‌ساز باید هنگام اضافه‌کردن متغیرهای توضیحی از طریق اجرای آزمون‌های مختلف آماری، یکپارچگی ساختار را حفظ کند (چیس و چارلز، ۲۰۱۳). از این رو، در ادامه با آزمایش هر یک از پارامترهای بالا از نظر کیفیت خوشه‌بندی، پارامترهای مؤثرتر بر پایگاه داده مشخص خواهد شد. در تعیین دسته پارامترهای خوشه‌بندی از میان پارامترهای بیان شده، باید توجه شود پارامترهایی که به‌صورت شهودی تأثیرشان مشخص شده بی‌دلیل حذف نشوند. بنابراین از روش حریصانه[1] معکوس (کورمن، لیسرسون، ریوست و استین، ۲۰۰۱) استفاده شده است؛ بدین صورت که خوشه‌بندی بر مبنای مجموعه پارامترها صورت می‌گیرد و پارامتری که کمترین تأثیر را در خوشه‌بندی داشته (با اختلاف معنادار) شناسایی و حذف می‌شود. خوشه‌بندی بار دیگر با پارامترهای جدید صورت

1. Greedy

Archive of SID

www.SID.ir

می‌گیرد، دوباره پارامتر با کمترین تأثیر معنادار شناسایی شده و حذف می‌شود. در هر مرحله باید دقت شود که کیفیت خوشه‌بندی افت نکند. به محض اینکه کیفیت افت پیدا کرد، یعنی باید کار متوقف شد و خوشه‌بندی بهینه، خوشه‌بندی مرحله قبل است. همچنین در صورتی‌که تأثیر هیچ یک از پارامترها در خوشه‌بندی اندک نباشد، یا به بیان دیگر همه پارامترها در خوشه‌بندی تأثیر معنادار داشته باشند، باز هم کار را متوقف کرده و خوشه‌بندی حاصل را خوشه‌بندی نهایی تلقی می‌کنیم.

هدف از پیش‌بینی، در واقع پیش‌بینی کوتاه‌مدت تقاضای مشتری برای پیشنهاد مقداری کالا به سایر مشتریان بر اساس مدل پیشنهادگر است. این کار سبب خواهد شد علاوه بر افزایش فروش ناشی از پیشنهاد کالای جدید به مشتری، با پیش‌بینی مقدار احتمالی خرید مشتری از این پیشنهاد جدید، فروش به‌صورت آنی انجام شودکه این کار موجب کاهش سطح موجودی و افزایش سود می‌شود.

همان‌طورکه پیش‌تر بیان شد، تکنیک‌های ساده سری‌های زمانی بسیار خوب عمل می‌کنند، اما تنها زمانی که ترویجی در کار نباشد (علی، سایین، ونسل و فرانسوو، ۲۰۰۹). در مواقعی که ترویج وجود دارد، اساساً مدل‌هایی که ورودی‌های بیشتری دارند، از دقت بالاتری برخوردارند.

محصولات مطالعه شده در این پژوهش محصولاتی هستند که از ابتدای دوره زمانی مطالعه تا کنون عرضه می‌شدند؛ یعنی محصولاتی که عرضه آنها متوقف شده یا بعداً عرضه شدند (محصولات جدید) بررسی نمی‌شوند. بر اساس مدل چیس و چارلز (۲۰۱۳) و با توجه به رقابت شدید حاکم بر صنعت FMCG، و همچنین با در نظر گرفتن تقاضای عمومی محصولات مورد مطالعه (محلی نبودن محصولات)، این محصولات در خانه «محصولات در حال رشد» قرار می‌گیرند. بر اساس مدل چیس و چارلز (۲۰۱۳)، روش‌های مناسب برای خانه محصولات در حال رشد عبارت‌اند از:

- اریما و تعدیلات مربوطه (اریماکس)
- رگرسیون ساده
- رگرسیون چندگانه

در خصوص متغیرهای استفاده شده در مدل نیز، تنها داده‌های مربوط به متغیرهای زیر موجود است:

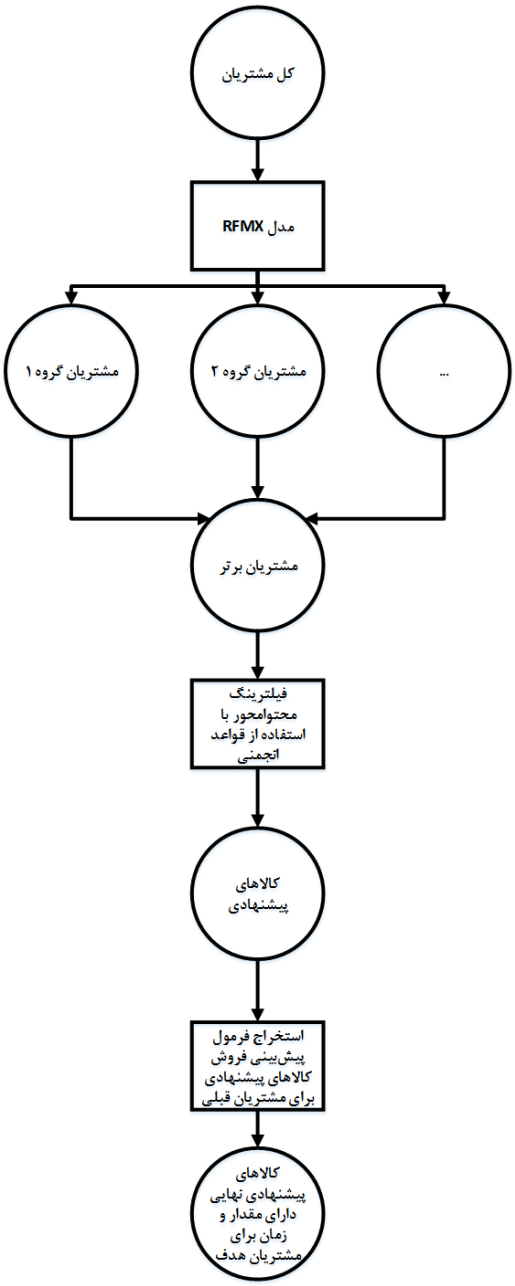
- تعداد واحد فروخته شده
- تخفیف‌ها و ترویج‌ها
- قیمت
- تعطیلات

متأسفانه اطلاعات مفیدی مانند فروش و تبلیغات رقبا، ویزیت مثبت و منفی، مشخصات کلی شده کالاها و... که می‌توانستند پیش‌بینی‌های خوبی را تولید کنند، در دسترس نیستند. همچنین از اضافه‌کردن متغیرهای محیطی همچون تورم، ثبات سیاسی، رکود و... نیز به‌دلیل پیچیده‌شدن مدل چشم‌پوشی می‌شود.

به‌طور خلاصه شکل ۲ گام‌های الگوریتم پیش‌بینی تقاضای کالا در این پژوهش را نشان می‌دهد.

Archive of SID

www.SID.ir

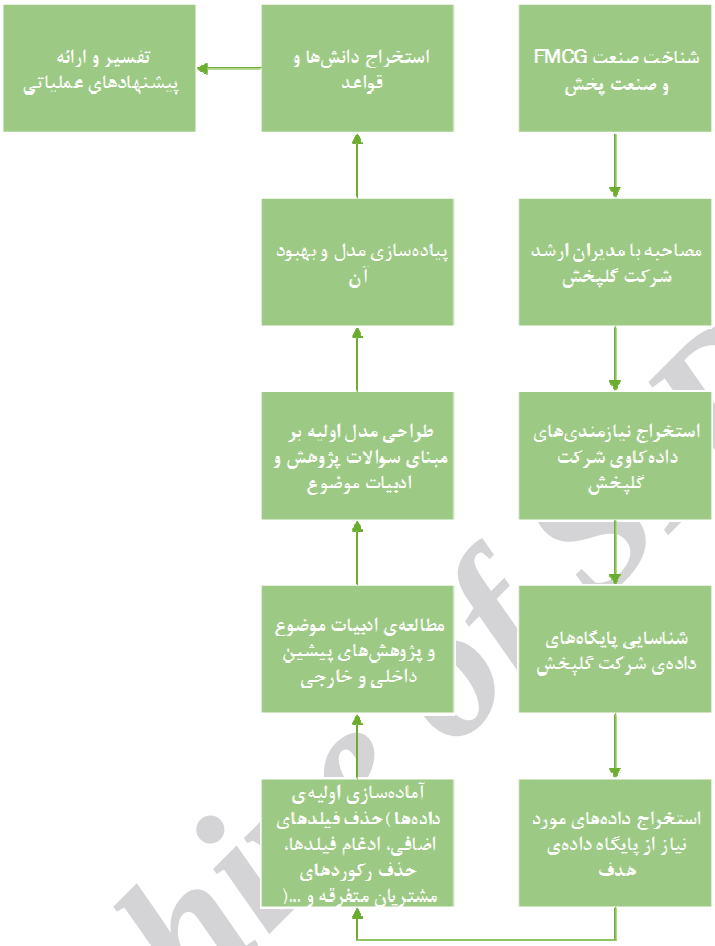


شکل ۲. الگوریتم پیش‌بینی تقاضای کالا با مقدار مشخص و در زمان مشخص

روش‌شناسی پژوهش

روش CRISP-DM، در مسائل بسیاری که برای حل آنها از مفاهیم داده‌کاوی بهره گرفته می‌شود، به‌کار می‌رود. این رویکرد متشکل از شش مرحله اصلی است که عبارت‌اند از: شناخت کسب‌وکار، شناخت داده‌ها، آماده‌سازی داده‌ها، مدل‌سازی، ارزیابی و استقرار. همان‌طور که بیان شد، فرایند اجرایی طی شده در این پژوهش بر پایه مدل CRISP بنا شده که در قالب شکل ۳ نمایش داده شده است.

www.SID.ir



شکل ۳. فرایند اجرای پژوهش

روش این پژوهش از جنبه هدف کاربردی است، از لحاظ جمع‌آوری داده‌ها، پیمایش پایگاه داده بوده و از نظر متغیرها کمّی محسوب می‌شود. جامعه پژوهش، رکوردهای پایگاه داده ریزفاکتور مشتریان در شعبه غرب تهران شرکت گلپخش اول از ابتدای سال ۱۳۹۳ تا پایان شهریور سال ۱۳۹۵ (دو سال و نیم) است. جامعه آماری یاد شده به‌دلیل قابلیت اطمینان بیشتر داده‌ها از نظر اعتبار و روایی انتخاب شده است. تا پایان شهریور ۱۳۹۵ تعداد رکوردهای استخراج شده ۱۹۸۱۷۸۵ بوده است، اما این تعداد پس از پاک‌سازی اولیه و محدودسازی آن بر اساس هدف پژوهش به ۷۱۶۰۹۶ رسید. در اجرای این پژوهش از مدل‌های خوشه‌بندی KNN، Two Step، قواعد انجمنی، رگرسیون و اریما استفاده شده و برای سنجش دقت خوشه‌بندی از شاخص Silhouette بهره برده شده است.

یافته‌های پژوهش

در این قسمت همان‌طور که پیش‌تر نیز بیان شد، سه زیرمدل به هم پیوسته ایجاد می‌شود. در ادامه درباره زیرمدل‌ها و نتایج هر یک بحث می‌شود.

Archive of SID

www.SID.ir

یافته‌های بخش‌بندی مشتریان

روش کار در مدل RFMCL به‌دست آمده به این صورت بود که تمام متغیرهای نام برده شده به‌عنوان ورودی، با استفاده از نود Auto Cluster و با آزمون دو مدل K-Means و Two Step بخش‌بندی شدند. تعداد خوشه‌ها به‌طور پیش فرض حداکثر ۶ و حداقل ۲ در نظر گرفته شد. در هر مرحله راه‌اندازی مدل، ابتدا مدلی که دقت بالاتری داشت انتخاب، گردید؛ سپس در آن مدل، متغیری که کمترین اهمیت را در بخش‌بندی داشت، حذف شد.

بر اساس روش بالا و در مرحله اول، مدل Two Step با دقت ۰/۶۴۹ به‌عنوان مدل مناسب انتخاب شد. سپس متغیر «درصد کل تخفیف» به‌عنوان کم‌اهمیت‌ترین متغیر در این مدل شناسایی و حذف شد. از آنجا که شاخص Silhouette (شاخص دقت استفاده شده) می‌تواند در بازه [۱+,۱−] نوسان کند، دقت بیش از ۰/۵ دقت خوبی محسوب می‌شود و خوشه‌بندی انجام شده با کیفیت خواهد بود. در این خوشه‌بندی، خوشه اول (کوچک‌ترین خوشه) ۲۷۴۳ مشتری و خوشه دوم (بزرگ‌ترین خوشه) ۳۱۹۴ مشتری را در خود جای داده‌اند. خوشه دوم در این خوشه‌بندی خوشه‌ای است که مشتریان بهتری را در خود جای داده است.

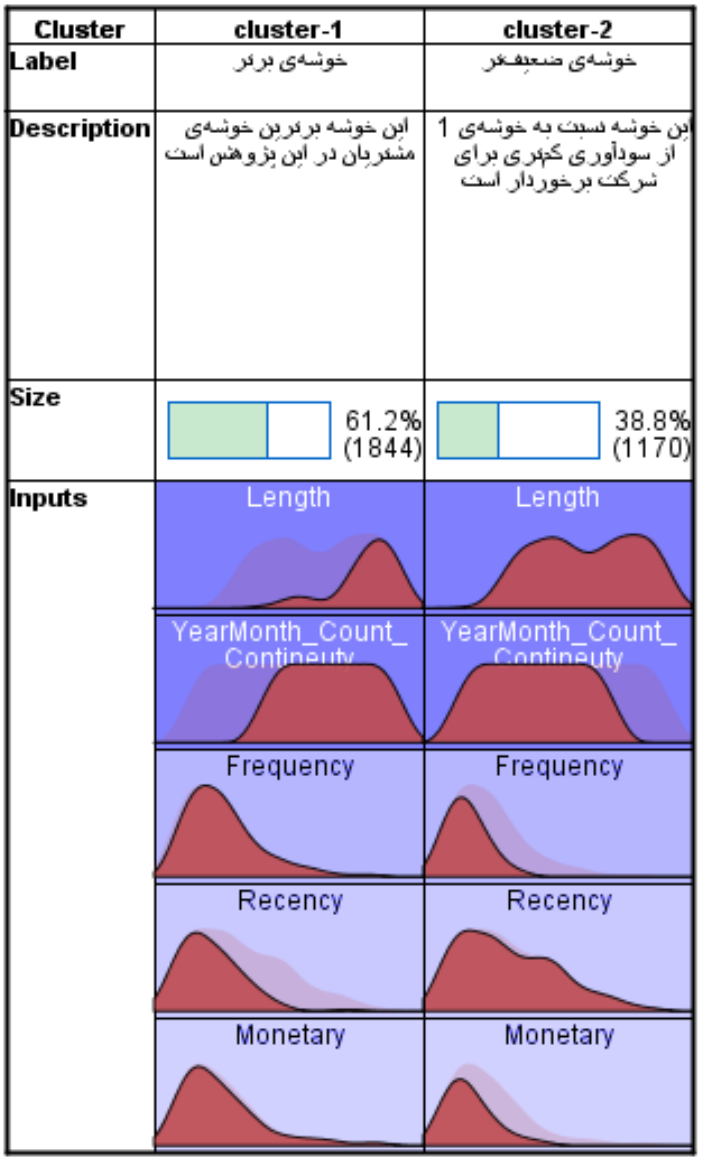
در مرحله بعد نیز مدل Two Step دقت بهتری نسبت به مدل K-Means داشت. دقت Two Step برابر با ۰/۶۶۴ و دقت K-Means معادل ۰/۵۸۱ به‌دست آمد. در این مدل دقت خوشه‌بندی نسبت به حالت قبل (۶ معیاره) بهبود یافت، اما در میان متغیرها، اهمیت هیچ یک تفاوت شایان توجهی با دیگران نداشت. در صورتی‌که متغیر M از خوشه‌بندی حذف شود، دقت خوشه‌بندی تنها ۰/۰۰۱ بهبود می‌یابد. از این رو ترجیح بر آن است که تأثیر متغیر M در مدل حفظ شود. بنابراین مدل منتخب و نهایی خوشه‌بندی، RFMLC با استفاده از روش Two Step است. خوشه برتر دارای تکرار بیشتر (F) با میانگین ۱۰۲/۴۲ نسبت به ۱۷/۱۲ در خوشه ضعیف‌تر است. طول ارتباط (L) نیز در خوشه برتر با میانگین ۲۴/۸۱ نسبت به خوشه ضعیف‌تر با میانگین ۴/۱۴ بیشتر است. همچنین تازگی خرید (R)، پیوستگی خرید (C) و مقدار ریالی خرید (M)، در خوشه برتر به‌ترتیب با میانگین ۴۰/۸۷، ۱۵/۵۳ و ۳۰۸۹ نسبت به خوشه ضعیف‌تر با میانگین به‌ترتیب ۵۱۶، ۳/۰۳ و ۵۵۳ در وضعیت بهتری قرار دارند. شایان ذکر است که هرچه معیار R کمتر باشد بهتر است، چراکه از جنس فاصله است. اما کار اینجا تمام نمی‌شود؛ از آنجا که تعداد مشتریان خوشه ۲ (خوشه برتر) زیاد است، یک بار دیگر با روش منتخب (Two Step) در این خوشه، خوشه‌بندی انجام شد که نتایج آن در نمودار زیر مشاهده می‌شود.

شکل ٤. دقت خوشه‌بندی در خوشه‌بندی نهایی (RFMCL2)

Archive of SID

www.SID.ir

با توجه به شکل ۵، خوشه‌بندی نهایی انجام شده با روش RFMLC با دقت ۰/۵۷۸از کیفیت قابل قبولی برخـوردار است. در جدول ۲ مشخصات خوشه‌ها در این خوشه‌بندی درج شده است. با توجه به این جدول، خوشه برتر دارای تکـرار بیشتر (F) با میانگین ۱۳۲/۴۵ نسبت به ۵۵/۰۹ در خوشه ضعیف‌تر است. طول ارتباط (L) نیز در خوشه برتر بـا میـانگین ۲۷/۹۵، نسبت به خوشه ضعیف‌تر با میانگین ۱۹/۸۸ بیشتر است. همچنین تازگی خرید (R)، پیوستگی خرید (C) و مقدار ریالی خرید (M) در خوشه برتر، به‌ترتیب با میانگین ۲۴/۷۹، ۱۹/۰۴ و ۳۹۰۷ نسـبت بـه خوشـه ضـعیف‌تـر بـا میـانگین به‌ترتیب ۶۶/۲۲، ۱۰ و ۱۸۰۱ در وضعیت بهتری قرار دارند.



شکل ۵. اطلاعات خوشه‌ها در خوشه‌بندی پنج معیاره نهایی (RFMCL2)

www.SID.ir

یافته‌های تحلیل سبد خرید

در این قسمت، ابتدا رکوردهایی که در خوشه برتر از خوشه‌بندی مرحله قبل به‌دست آمد، با استفاده از نود Select و Merge انتخاب شدند، سپس با استفاده از نود Apriori سبدهای کالا در آن خوشه خاص به‌دست آمد. حاصل این مدل، ۲۹ سبد کالا (قاعده) بود که سه مورد اول آن به‌ترتیب پشتیبانی[1] بدین شرح است: ۱. نرم‌کننده حوله و لباس ۱ لیتری نباتی سافتلن و نرم‌کننده حوله و لباس ۱ لیتری طلایی سافتلن با پشتیبانی ۱۵ درصد و کانفیدنس ۶۴ درصد با هم خریداری می‌شوند؛ ۲. مایع دستشویی طرح اس (ورژن ۲) سرخابی و طرح آبی همین محصول با پشتیبانی ۱۱/۰۸درصد و کانفیدنس ۶۶/۲۲ درصد با هم خریداری می‌شوند و بهتر است هر گاه مشتری یکی را طلب کرد، آن یکی را هم به او پیشنهاد دهیم؛ ۳. فوم دستشویی ۵۰۰ گرمی صورتی مثلثی ۱۲عددی AVE و فوم دستشویی ۵۰۰ گرمی بنفش مثلثی ۱۲عددی AVE با پشتیبانی ۱۳/۰۶ درصد و کانفیدنس ۶۵/۹۳ درصد با هم خریداری می‌شوند.

یافته‌های مدل پیش‌بینی فروش

پیش‌بینی فروش برای سبد با بالاترین پشتیبانی انجام شد (یعنی کالای کد ۳۴۲۶). این پیش‌بینی با استفاده از سه مدل شبکه‌های عصبی، رگرسیون و اریما انجام گرفت. در این سه مدل از ورودی‌های یکسانی استفاده شد تا بتوان بهتر آنها را با یکدیگر مقایسه کرد. ورودی‌های هر یک از مدل‌ها به شرح زیر بوده است:

- کد مشتری: با اضافه‌کردن کد مشتری به‌عنوان یک متغیر، می‌توان پیش‌بینی خرید را برای هر مشتری به‌صورت جداگانه محاسبه کرد.
- کل تخفیف: منظور کل تخفیف گرفته‌شده در هر بار خرید کالا توسط هر مشتری است، نه تخفیفی که به‌طور کلی در هر فاکتور لحاظ می‌شود یا تخفیفی که مشتری در طول عمر خود گرفته است.
- هدیه: هدیه گرفته‌شده در هر بار خرید کالا توسط هر مشتری که به‌صورت باینری (T/F) نشان داده می‌شود.
- نرخ واحد کالا: نرخ فروش واحد کالا در این مدل وارد می‌شود تا تأثیرات تغییر نرخ در پیش‌بینی خرید مشتری لحاظ شود.
- تعطیلات: متغیر تعطیلات برای مشخص‌کردن روزهای خاص در نظر گرفته شده که شامل روز معمولی، تعطیل رسمی، پنجشنبه و جمعه است.

تمام ورودی‌های بالا قبل از استفاده به فرمت Continouos تبدیل شدند؛ زیرا اغلب مدل‌های استفاده شده، فرمت‌های دیگر را نمی‌پذیرفتند و از این فرمت پشتیبانی می‌کردند.

خروجی مدل‌ها نیز متغیر «تعداد کارتن» به معنای تعداد کارتن جنس سفارش داده شده توسط مشتری در نظر گرفته شد که می‌تواند عدد اعشاری باشد. اعشاری بودن تعداد کارتن به معنای این است که کارتن باز شده و بخشی از محتویات آن فروخته شده و این موضوع متداول است.

1. Support

Archive of SID

www.SID.ir

به‌دلیل حجم زیاد، نتایج به‌دست آمده از سه مدل ارائه نشده است. مدل‌های تهیه شده بر یک نمونه ۱۰۰۰ تـایی از جامعه‌ای که مدل‌ها از دل آن استخراج شدند، اعمال گردید تا بتوان خطـای MSE و MAE را محاسـبه کـرد. خلاصـه نتایج به‌دست آمده از این کار در جدول ۲ نمایش داده شده است. در مقایسه بین مدل‌ها، از لحاظ شـاخص MAE مـدل رگرسیون برتری دارد و از لحاظ شاخص MSE مدل NN برتر است (پایین‌تر بهتر است). در این میان، مدل اریما از نظـر هیچ یک از شاخص‌های مذکور برتری ندارد که این بر خلاف یافته‌های ادبیات موضوع است.

برای شفاف‌تر شدن دقت دو مدل باقی‌مانده، دو معیار MSE و MAE را بر بُرد[1] هر مجموعه تقسیم می‌کنیم تا بـه نحوی این شاخص‌ها را بدون مقیاس نماییم. بُرد در MSE در حقیقت اختلاف بزرگ‌ترین و کوچک‌ترین مجـذور خطـا و در MAE اختلاف بزرگ‌ترین و کوچک‌ترین خطاست.

جدول ۲. دقت بدون مقیاس مدل‌های پیش‌بینی به کارگرفته شده

مدل / خطا/دقت	شبکه عصبی	رگرسیون
MSE[2] /Range	٪۲/۳۲	٪۲/۲۴
MAE[3] /Range	٪۱۱/۱۳	٪۹/۸۴

با توجه به جدول ۳، مدل رگرسیون در هر دو شاخص مذکور نتیجـه بهتـری را نشـان داده اسـت. از ایـن رو مـدل رگرسیون با ورودی‌هایی که ذکر شد، مدل منتخب این پژوهش در پیش‌بینی تقاضاست.

بدین ترتیب فرمول به‌دست آمده برای پیش‌بینی خرید مشتری به شرح زیر است:

$$\text{تعداد خرید مشتری (برحسب کارتن)} = \left(\text{هدیه} \times ۰/۰۱۸۵۴\right) + \left(۰/۰۰۰۰۱۹۸۴ \times \text{کل تخفیف}\right) - \left(\text{کدمشتری} \times ۰/۰۰۰۰۰۰۸۱۶۱\right) + ۱/۹۵۸ - \left(\text{تعطیلات} \times ۰/۰۳۰۷۰\right) - \left(\text{نرخ واحد} \times ۰/۰۰۰۰۳۰۵\right) -$$

در این رابطه، تعطیلات یک متغیر باینری؛ نرخ واحد یک متغیر پیوسته که نشان‌دهنده میانگین قیمت آن کالاسـت؛ هدیه یک متغیر باینری (آیا هدیه داده می‌شود؟)؛ تخفیف یک متغیر پیوسته که میزان تخفیف ریـالی داده شـده را نشـان می‌دهد و در نهایت کد مشتری شناسه یکتای مشتری هستند.

نتیجه‌گیری و پیشنهادها

در این پژوهش به‌منظور افزایش کمیت و کیفیت فروش، به کشف دانش‌ها و قاعـده‌هـای پنهـان در پایگـاه داده فـروش شرکت گلپخش اول پرداخته شد. برای این کار، مدلی سه مرحله‌ای طراحی شد و با روش CRISP-DM به اجرا درآمـد.

1. Range
2. Mean Squared Error
3. Mean Absolute Error

Archive of SID

www.SID.ir

در زیرمدل اول به دو جواب رسیدیم؛ اول) مدل RFMCL متناسب با مشتریان گلرنگ پخش برای بخش‌بندی مناسب از لحاظ رفتار خرید و سودآوری که با پنج معیار تازگی خرید (R)، فراوانی خرید (F)، مقدار ریالی خرید (M)، پیوستگی خرید (C) و طول رابطه (L) از طریق روش دو مرحله‌ای (Two Steps) به دست آمد. دوم) با بهره‌گیری از مدل یاد شده، بخش‌بندی مشتریان انجام گرفت و برترین مشتریان از نظر ارزشمندی در سودآوری برای شرکت انتخاب شدند تا ادامه پژوهش روی آنها انجام شود. در زیرمدل دوم، با پیاده‌سازی روش Apriori روی مشتریان منتخب، ۲۹ قاعده استخراج شد که این قواعد مشخص می‌کنند اگر کالایی خریداری شود، چه کالای دیگری با احتمال بالا با آن خریداری می‌شود. در نهایت در زیرمدل سوم، مدل مناسب پیش‌بینی برای جامعه این پژوهش به‌دست آمد که آن رگرسیون خطی با پنج ورودی کد مشتری، کل تخفیف، هدیه، نرخ واحد کالا و تعطیلات بود.

پیش‌بینی می‌شود با پیاده‌سازی این مدل در شرکت، برنامه‌ریزی تولید پیش‌فعالانه[1] شده و فرایند فروش از بازاریابی به «فروش آنی[2]» تغییر یابد که این تغییر صرفه‌جویی شایان توجهی در حمل و نقل و هزینه‌های پرسنلی فروش به ارمغان خواهد آورد.

پیشنهاد می‌شود مدل به‌دست آمده از این تحقیق در شعبه دیگری از این شرکت پیاده‌سازی شده و بهبود یابد. برای انجام این کار نیاز است حداقل بخشی از فرایندهای کسب‌وکار در این شعبه بازمهندسی شود تا روش فروش به «فروش آنی» تغییر یابد. همچنین در صورت رصد بازاریاب ها در شعب دیگر و فارغ از اینکه فروشی انجام شده یا نه، زمان ورود و خروج بازاریاب به فروشگاه ثبت شود، با داده‌های به‌دست آمده می‌توان مدل‌های مختلفی نظیر مدل‌های احتمال بیزین را به کار برد و دانش‌های ارزشمندتر و دقیق‌تری از رفتار مشتریان در ایام و زمان‌های مختلف استخراج کرد. پیشنهاد سوم، اجرای پروژه داده های پایه در گروه صنعتی گلرنگ است تا قابلیت اتکای داده‌ها بالا رود. در داده‌های موجود، داده‌هایی هستند که به‌دلیل جامع نشدن، قابلیت اتکای بالایی ندارند. برای مثال یک کالا با دو کد ثبت شده است. پیشنهاد چهارم، تغییر الگوی اختصاص ترویجات به مشتریان است. با توجه به نتایج به‌دست آمده در این پژوهش، مشخص شد که الگوی فعلی اثربخشی نداشته و موجب افزایش فروش نشده است.

تمیز نبودن داده‌ها از نظر صحت محتوایی، کم بودن حجم داده‌ها (بهتر بود که دست کم داده‌های سه سال جمع‌آوری می‌شدند، ولی به‌دلیل تمیز نبودن و معتبر نبودن داده‌های قبل از سال ۹۳، این امر میسر نشد)، خلأ برخی داده‌های مفید (برای مثال، اگر داده‌های ویزیت مثبت و منفی در دسترس بود، دانش‌های بسیار مفیدتری استخراج می‌شد) و در نهایت زمان و پیچیدگی پژوهش از جمله محدودیت‌هایی بود که پژوهشگر با آن مواجه شده است.

منابع

برادران، وحید؛ بیگلری، محمد (۱۳۹۴). بخش‌بندی مشتریان صنایع تولید و پخش کالاهای پرگردش بر اساس مدل بهبود یافته RFM. *فصلنامه مدیریت بازرگانی*، ۷(۱)، ۲۳-۴۲.

1. Pro-Active
2. Hot Sales

Archive of SID

www.SID.ir

برادران، وحید؛ فرخی، زهرا (۱۳۹۳). بخش‌بندی مشتریان در صنعت بانکداری با استفاده از مدل توسعه‌یافته RFMC. فصلنامه *مدیریت برند*، ۲ (۱)، ۱۳۵-۱۵۴.

کرامتی، عباس؛ خالقی، روشنک (۱۳۹۳). توسعه یک سیستم پیشنهاددهنده محصول طراحی مدلی ترکیبی با بهره‌گیری از روش‌های فیلترینگ مشارکت‌محور، کشف قوانی انجمنی، بخش‌بندی مشتریان. *نشریه تخصصی مهندسی صنایع*، ۴۸(۲)، ۲۵۷ - ۲۸۰.

References

Ali, Ö. G. (2013). Driver Moderator Method for Retail Sales Prediction. *International Journal of Information Technology & Decision Making*, 12(06), 1261–1286.

Allenby, G. M., Arora, N., & Ginter, J. L. (1998). On the heterogeneity of demand. JMR, *Journal of Marketing Research*, 35(3), 384-389.

Baradaran, V., Biglari, M. (2015). Customer Segmentation in FMCG Sector Based on Improved RFM. *Business Management,* 7(1), 23-42. (*in Persian*)

Chang, E. C., Cheng, J. W., & Yu, Y. (2007). Short-sales constraints and price discovery: Evidence from the Hong Kong market. *The Journal of Finance*, *62*(5), 2097-2121.

Chang, W., Park, J. E., & Chaiy, S. (2010). How does CRM technology transform into organizational performance? A mediating role of marketing capability. *Journal of Business Research*, *63*(8), 849-855.

Chase, J., & Charles, W. (2013). *Demand-driven forecasting: a structured approach to forecasting*. John Wiley & Sons.

Chen, Y. L., Kuo, M. H., Wu, S. Y., & Tang, K. (2009). Discovering recency, frequency, and monetary (RFM) sequential patterns from customers' purchasing data. *Electronic Commerce Research and Applications*, *8*(5), 241-251.

Chiang, W.Y. (2011). To mine association rules of customer values via a data mining procedure with improved model: An empirical case study. *Expert Systems with Applications*, 38(3), 1716-1722.

Cooper, L. G., Baron, P., Levy, W., Swisher, M., & Gogos, P. (1999). PromoCast™: A new forecasting method for promotion planning. *Marketing Science*, *18*(3), 301-316.

Cormen, T. H., Leiserson, C. E., Rivest, R. L., & Stein, C. (2009). *Introduction to algorithms*. MIT press.

Fildes, R., & Goodwin, P. (2007). Against your better judgment? How organizations can improve their use of management judgment in forecasting. *Interfaces*, *37*(6), 570-576.

Hosseini, S. M. S., Maleki, A., & Gholamian, M. R. (2010). Cluster analysis using data mining approach to develop CRM methodology to assess the customer loyalty. *Expert Systems with Applications,* 37(7), 5259-5264.

Archive of SID

www.SID.ir

Hsieh, N. C. (2004). An integrated data mining and behavioral scoring model for analyzing bank customers. *Expert systems with applications*, 27(4), 623-633.

Keramati, A., & Khaleghi, R. (2014). Developing a SKU Recommendation System. *Industrial Engineerng Journal,* 48(2), 257-280. (*in Persian*)

King, S. F. (2007). Citizens as customers: Exploring the future of CRM in UK local government. *Government Information Quarterly*, 24(1), 47-63.

Kotler, P., Armstrong, G., Brown, L., & Adam, S. (2006). *Marketing. Australia*. Pearson Education Australia.

Li, S. T., Shue, L. Y., & Lee, S. F. (2008). Business intelligence approach to supporting strategy-making of ISP service management. *Expert Systems with Applications*, *35*(3), 739-754.

Liu, D. R., & Shih, Y. Y. (2005). Hybrid approaches to product recommendation based on customer lifetime value and purchase preferences. *The Journal of Systems and Software,* 77(2), 181-191.

Liu, D. R., & Shih, Y. Y. (2005). Integrating AHP and data mining for product recommendation based on customer lifetime value. *Information & Management*, 42(3), 387-400.

Liu, D.-R., Lai, C.H., & Lee, W.J. (2009). A hybrid of sequential rules and collaborative filtering for product recommendation. *Information Sciences,* 179(20), 3505-3519.

Lundholm, R., McVay, S., & Randall, T. (2010). Forecasting Sales: A Model and Some Evidence from the Retail Industry. *Unpublished working paper*. University of British Columbia and University of Washington.

Ma, S., Fildes, R., & Huang, T. (2016). Demand forecasting with high dimensional data: The case of SKU retail sales forecasting with intra-and inter-category promotional information. *European Journal of Operational Research*, *249*(1), 245-257.

Marcus, C. (1998). A practical yet meaningful approach to customer segmentation. *Journal of consumer marketing*, *15*(5), 494-504.

Sohrabi, B., & Khanlari, A. (2007). Customer Lifetime Value (CLV) Measurement Based on RFM Model. *Iranian Accounting & Auditing Review,* 14(47), 7-20.

Trapero, J. R., Fildes, R., & Davydenko, A. (2011). Nonlinear identification of judgmental forecasts effects at SKU level. *Journal of Forecasting*, *30*(5), 490-508.

Trapero, J. R., Pedregal, D. J., Fildes, R., & Kourentzes, N. (2013). Analysis of judgmental adjustments in the presence of promotions. *International Journal of Forecasting*, *29*(2), 234-243.

Wang, C. Y. (2010). Service quality, perceived value, corporate image, and customer loyalty in the context of varying levels of switching costs. *Psychology & Marketing*, *27*(3), 252-262.

Archive of SID

www.SID.ir

Wu, H. H., & Pan, W. R. (2009). An integrated approach of Kano model and ANOVA technique in market segmentation—a case of a coach company. *Journal of Statistics and Management Systems*, *12*(4), 679-691.

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.

Archive of SID

www.SID.ir