بررسی مدل RFM جهت نیازسنجی مشتریان بر مبنای چیدمان در بهینه‌سازی خط تولید با استفاده از الگوریتم ازدحام ذرات و خوشه‌بندی بهینه (KMeans-PSO)

رسول نعمت نیا [۱]
مریم خادمی [۲]
کیامرث فتحی [۳]
سهیلا سردار [۴]

صفحات ٤٥ تا ٧٠
دریافت: ١٤٠٢/١٠/١٠
پذیرش: ١٤٠٣/٠٦/٠٧

نوع مقاله: پژوهشی

چکیده

در تجزیه‌وتحلیل کسب‌وکارها، تقسیم‌بندی و شناسایی مشتری و توجه به نیاز مشتری به عنوان یک ابزار حیاتی برای شرکت‌ها و تولیدکنندگانی که به دنبال ارتقای استراتژی‌های بازاریابی و تعامل با مشتری هستند، پدیدار شده است. با تقسیم‌بندی مشتریان به گروه‌های متمایز بر اساس رفتارها و تعاملات‌شان، کسب‌وکارها و تولیدکنندگان می‌توانند پیشنهادهای خود را بر اساس ترجیحات فردی تنظیم کنند و در نتیجه رضایت و وفاداری مشتری را بهبود بخشند و خط تولید را ارتقاء دهند زیرا ترکیب یک خط محصول از نظر مدل‌های محصول و ویژگی‌ها و قیمت‌ها، نه‌تنها مستقیماً بر تصمیمات خرید مشتریان تأثیر می‌گذارد، بلکه تأثیر زیادی بر کارایی انجام محصول دارد. طراحی خط محصول ازاین‌پس توجه زیادی را در تحقیقات بازاریابی و مهندسی به خود جلب کرده است. در این پژوهش، مدل فرکانس- پولی (RFM) یک روش به‌خوبی تثبیت شده، پایه‌ای برای درک رفتار و نیاز مشتری از طریق سه بُعد کلیدی تازگی تعامل، فراوانی تعامل و ارزش پولی فراهم می‌کند. درحالی‌که تجزیه‌وتحلیل RFM روشنگر است، چالش در تعیین تعداد بهینه خوشه‌ها برای تقسیم‌بندی مؤثر نهفته است. تقسیم‌بندی مشتری برحسب نیاز نقشی اساسی در استراتژی‌های تجاری مدرن ایفا می‌کند و تولیدکنندگان و شرکت‌ها را قادر می سازد تا تلاش‌های بازاریابی خود را تنظیم کنند و تجارب مشتری را افزایش دهند. این مطالعه با توجه به مجموعه داده RFM و با ترکیب این مدل با الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO) برای بهینه سازی تعداد خوشه K برای الگوریتم KMeans، انجام می‌شود و با کمک دو محیط نرم‌افزاری MATLAB و Python بهینه سازی صورت می‌گیرد و همچنین تابع برازندگی آن نیز محاسبه می شود. این روش نوآورانه یک راه حل جامع برای چالش تعیین یک پیکربندی خوشه بهینه برای داده‌های مشتری ارائه می‌دهد. درنهایت، از طریق بررسی سیستماتیک مدل RFM، تکنیک‌های عادی سازی و رویکرد PSO-KMeans مشترک، اثربخشی آن را در آشکار کردن بخش‌های ظریف مشتری با مفاهیم عملی برای تصمیم‌گیری تجاری نشان می‌دهد.

واژگان کلیدی: مدل RFM، الگوریتم PSO، خوشه‌بندی KMeans، نیازسنجی مشتریان، بهینه‌سازی تولید، تقسیم‌بندی.

۱. دانشجوی دکتری مدیریت صنعتی،واحد تهران شمال، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران؛ rnematniya@yahoo.com
۲. دانشیارگروه ریاضی کاربردی، دانشکده فنی و مهندسی، واحد تهران جنوب، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران؛ (نویسنده مسئول)؛ khademi@azad.ac.ir
۳. استادیارگروه مدیریت صنعتی واحد تهران جنوب، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران: fathi@azad.ac.ir
۴. استادیار گروه مدیریت صنعتی واحد تهران شمال، دانشگاه آزاد اسلامی ، تهران، ایران: s-sardar@azad.ac.ir

۱- بیان مسأله

در عصر حاضر، فرآیندهای تولید به سرعت در حال تکامل و پیچیده‌تر شدن هستند و از طرفی فرآیندها و فناوری‌های جدید در حال ظهور می‌باشند (Sibalija, 2019: 105743). دو مورد از مهم‌ترین زیرسیستم‌ها دریک فرآیند و سیستم تولیدی، برنامه‌ریزی فرآیند و زمان‌بندی می‌باشند (Qin, etal., 2019: 458)؛ (Zhang, etal., 2018: 585)؛ (Li,etal., 2019: 9862801). رویکردهای سنتی اغلب برنامه‌ریزی و زمان‌بندی فرآیند را به روشی متوالی انجام می‌دادند و از این رو به عنوان مانعی جهت بهبود بهره‌وری و پاسخ‌دهی سیستم‌های تولید تبدیل شده و مشکلات متعددی را به همراه دارند. عدم قطعیت را می‌توان از مهم‌ترین ویژگی‌های رویکرد سنتی به شمار آورد. به منظور پرداختن به مسائل عدم قطعیت و تقریب مرتبط با روش‌های آماری، رویکردهای متفاوتی بر اساس شیوه شمارش برای آمار EA[1] از ابتدای قرن حاضر طراحی شده‌اند که درده سال گذشته به بلوغ کاربردی رسیده‌اند. نمونه‌ای از این الگوریتم‌های تکاملی می‌توان به الگوریتم‌های بهینه‌سازی اشاره کرد. بهینه‌سازی فرآیند تولید به طراحی پارامتر فرآیند اشاره دارد که هدف آن کاهش تنوع پاسخ‌ها و راهکارها است (Sibalija, 2019: 204). لازم به ذکر است که یکی از مهم‌ترین حوزه‌های مربوط به فرآیند تولید، مسئله نیازسنجی مشتریان است. در شرایط امروزی که جایگزین‌ها در هر بخش در حال افزایش است، شرکت‌ها باید تغییراتی ایجاد کرده و از مزیت رقابتی برخوردار باشند. انتظارات مشتریان برای دریافت خدمات بر اساس نیازها و ارزش‌های خود تکامل یافته است. برای برآورده ساختن مناسب انتظارات در حال تغییر مشتریان، باید نیازهای متفاوت آن‌ها را در نظر گرفته و بر اساس آن اقدام کرد. در این مرحله، روشی که برای تعیین رویکرد درست استفاده می‌شود، تقسیم آن‌ها به گروه‌ها بر اساس شباهت‌هایشان است (I. U. Sayan, 2022: 9862801). به بیان کلی‌تر، یکی از حیاتی‌ترین زمینه‌های بازاریابی مبتنی بر دانش در هر سازمانی، تقسیم‌بندی مشتریان است. درک مشتریان و قرار دادن آن‌ها در مرکز یک طرح تجاری برای شرکت‌های در حال رشد ضروری است. با توسعه الگوریتم‌های یادگیری ماشین (ML)[2]، تقسیم‌بندی مشتریان با استفاده از الگوهای رفتاری در داده‌ها به روشی قدرتمند برای درک بهتر مشتریان تبدیل شد (I. U. Sayan, 2022: 9862801) از دیگر رویکردهایی که می‌تواند نقش مهمی در نیازسنجی مشتریان در خط تولید

---

[1]- Enumeration Areas
[2]- Machine learning

دارا باشد، رویکرد داده‌کاوی همچون RFM است. داده‌کاوی که می‌تواند دانش پنهانی از مقادیر عظیم داده‌های تراکنش آنلاین کشف کند، مناسب‌ترین روش برای تحلیل رفتار خرید مشتری است. به طور خاص، در عصر حاضر مملو از داده‌های بزرگ، داده‌کاوی دارای چشم‌اندازهای کاربردی گسترده‌ای در سراسر صنعت است. در دو دهه گذشته تئوری‌های بسیار خوبی در مورد داده‌کاوی با کاربردهای صنعتی گسترده ارائه شده است (Jun Wu, etal., 2020: 7). رویکرد داده‌کاوی RFM[1] (تأیید، فرکانس، پولی) یک مدل بازاریابی برای تقسیم‌بندی مشتریان بر اساس رفتار مشتری است. این مدل، مشتریان را بر اساس تاریخچه تراکنش‌هایشان گروه‌بندی می‌کند، بدین معنا که اخیراً چند وقت یک‌بار و به چه میزان خرید کرده‌اند. RFM به تقسیم مشتریان به خوشه‌های مختلف کمک می‌کند تا سازمان بتواند مشتریان بیشتری را شناسایی کند (Bagul, etal., 2021: 349). مدل RFM، نمایندگی خوبی در انعکاس ارزش مشتری و ترجیح خرید مشتری دارا بوده و به طور گسترده در صنعت مالی، خرده‌فروشی، بیمه و مخابرات، صنعت آموزش و صنعت تجارت الکترونیک استفاده می‌شود (Wu, J., etal., 2021: 8). با وجود مطالعات متعدد در حوزه ارزیابی مشتری از طریق الگوریتم‌های بهینه‌سازی نظیر ازدحام ذرات و تکنیک‌های داده‌کاوی مختلف، خروجی‌های متعددی به دست آمده است که می‌تواند هرکدام از این تکنیک‌ها در بررسی و مقایسه پژوهش‌ها مورد استفاده قرار گیرد (Koh, L., etal., 2019: 818). بااین‌حال، این مطالعه در تلاش است جهت پر کردن این شکاف تحقیقاتی و مطالعه در زمینه نیازسنجی مشتریان و استفاده از آن در چیدمان خط تولید از الگوریتم‌های تکاملی استفاده نماید و از این رو این مطالعه در تلاش است جهت پر کردن این شکاف تحقیقاتی، بررسی جامعی از نیازسنجی مشتریان در خط تولید با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات و مدل RFM به عمل آورد.

۲- ادبیات تجربی و نظری

۲-۱. ادبیات تجربی

جدول ۱- خلاصه مطالعات انجام‌شده و یافته‌ها

نویسنده	عنوان	یافته‌ها
ربانی، مختارزاده،	حل توالی خط مونتاژ	در این پژوهش به خطوط مونتاژ مدل مختلط (MMAL) پرداخته شد و یک

[1]- Recency, Frequency, Monetary

معنوی زاده و همکاران (۲۰۲۱)	مدل مختلط دوهدفه با استفاده از الگوریتم‌های فراابتکاری با در نظر گرفتن عوامل ارگونومیک، رفتار مشتری و نگهداری دوره‌ای.	چارچوب دومرحله‌ای برای بررسی و بهینه‌سازی روابط مشتری و توالی سفارشات در یک (MMAL) ایجاد شد. اهداف این توالی به حداکثر رساندن، اول، رضایت مشتریان با اولویت بالا و دوم، سود بود. علاوه بر این، سفارش‌های مشتریان با اولویت پایین را می‌توان رد کرد مقایسه شد.
مراغی، ادیبی، مهدی زاده، (۲۰۲۰)	استفاده از مدل RFM و تحلیل سبد بازار برای تقسیم‌بندی مشتریان و تخصیص استراتژی‌های بازاریابی به بخش‌های به‌دست‌آمده	پژوهشی با هدف استفاده از مدل RFM و تحلیل سبد بازار برای تقسیم‌بندی مشتریان و تخصیص استراتژی‌های بازاریابی به بخش‌های به‌دست‌آمده، مطالعه خود را در دو فاز پیش بردند. در فاز یک، مجموعه داده‌هایی با مقادیر اخیر، بسامد و پولی (RFM) ساخته و با استفاده از الگوریتم K-means خوشه‌بندی می‌شوند. شش بخش از مشتریان بر اساس نتایج خوشه‌بندی شناسایی می‌شوند. تمام بخش‌ها به طور جامع تجزیه‌وتحلیل شده است.
یزدانی، تقی پوریان، پورپاشا و حسینی، (۲۰۲۰)	جذب مشتریان بالقوه در محیط‌های تجارت الکترونیک: مطالعه تطبیقی الگوریتم‌های فراابتکاری و فرآیندها	یک تحلیل مقایسه‌ای جامع از عملکرد ده الگوریتم فراابتکاری مختلف به عمل آوردند. نتایج این مطالعه بیانگر این بود که الگوریتم بهینه‌سازی شعله پروانه (MFO)، نسبت به سایر الگوریتم‌ها از عملکرد بهتری برخوردار است. یافته‌های این مطالعه، بینش‌های نظری و عملی جدیدی را به مجموعه دانش رو به رشد در مورد محیط‌های تجارت الکترونیک ارائه داده و به برنامه‌ریزان، سیاست‌گذاران و مدیران، به‌ویژه در شرکت‌هایی که تبلیغات برنامه‌ریزی نشده بودجه را هدر می‌دهد، پیامدهای لازم را گوشزد می‌کند.
خلیلی دامغانی، عبدی، ابوالمکارم، (۲۰۱۸)	رویکرد محاسبات نرم ترکیبی مبتنی بر خوشه‌بندی، استخراج قانون و تجزیه‌وتحلیل درخت تصمیم برای مشکل تقسیم‌بندی مشتری	مورد واقعی صنایع مشتری محور در این رویکرد مشکل تقسیم‌بندی مشتریان بر اساس درخت تصمیم و سپس تجزیه‌وتحلیل نوع مشتری بر مبنای آن صورت می‌گرفت.
Loukili, M., Messaoudi F., & El Ghazi, M. (2022).	الگوریتم‌های یادگیری نظارت‌شده برای پیش‌بینی ریزش مشتری با بهینه‌سازی فراپارامتر.	یک مطالعه تطبیقی از چهار مدل یادگیری ماشین به عمل آوردند. مرحله اول شامل پیش‌پردازش داده‌ها و سپس تجزیه‌وتحلیل ویژگی بوده و در مرحله سوم، انتخاب ویژگی صورت می‌گیرد و در نهایت، داده‌ها به مجموعه تست تقسیم می‌شوند. نتایج به‌دست‌آمده از این مطالعه حاکی از این بود که مدل ماشین بردار پشتیبانی با دقتی برابر با ۹۶/۹۲ درصد از سایر مدل‌های پیش‌بینی بهتر عمل می‌کند.
& Zong, Y., Xing, H.	تئوری طبقه‌بندی مشتری	در این پژوهش مشتریان به چهار دسته، یعنی ۱) باارزش‌ترین مشتریان، ۲)

)(۲۰۲۱	و ارزیابی ارزش – تجزیه‌وتحلیل بر اساس مدل بهبودیافته RFM سیستم‌های فازی	مشتریان باارزش ۳) مشتریان عمومی و ٤) مشتریان با سهم کم اتخاذ شده است. با افزودن CTS، مدل اصلی RFM بهبود یافته است. به‌این‌ترتیب، مدل RFMC ساخته می‌شود و می‌تواند ارزیابی جامع‌تری را در مورد ارزش مشتری ارائه دهد.
Kadir، .M، & Achyar، A. (2019)	تقسیم‌بندی مشتری در خرده‌فروشی آنلاین با استفاده از تجزیه‌وتحلیل RFM: مورد داده‌های بزرگ بوکو.	با هدف تقسیم‌بندی مشتری در یک خرده‌فروشی آنلاین با استفاده ازRFM ، به دنبال شناسایی رفتار خرید مشتری و تقسیم‌بندی مشتری بودند. از داده‌های خرید مشتری در بازه زمانی ۱ سپتامبر ۲۰۱۷ تا ۱۷ سپتامبر ۲۰۱۸ استفاده کرده و از روش RFM و خوشه‌بندی برای شناسایی تقسیم‌بندی مشتری استفاده نمودند.
Chiang, W.-Y. (2011).	استخراج قوانین ارتباط ارزش مشتری از طریق یک روش داده‌کاوی با مدل بهبودیافته: یک مطالعه موردی تجربی.	این پژوهش یک مدل RFMDR (بر اساس مدل RFM/RFMD)، یک نسخه توسعه‌یافته از تجزیه‌وتحلیل RFM، برای شناسایی مشتریان ارزشمند خرید آنلاین برای صنعت و ایجاد قوانین تداعی فازی پیشنهاد کرد و بر مبنای آن نسبت به بررسی و اندازه‌گیری مشتریان خرید آنلاین در مقایسه با خریده‌ای حضوری پرداختند.
Song, M., Zhao, X., E, H., & Ou, Z. (2017)	رویکرد CRM مبتنی بر آمار از طریق تقسیم‌بندی سری زمانی RFM در داده‌های مقیاس بزرگ در سیستم‌های دانش‌محور	با این رویکرد، امکان تقسیم فواصل زمانی RFM در یک مجموعه داده در مقیاس بزرگ وجود دارد. رویکرد مبتنی بر آمار را برای ارزیابی کاربران بالقوه از طریق سری‌های زمانی پیشنهاد کردند و با استفاده از سیستم‌های دانش‌محور نسبت به تقسیم‌بندی مشتریان در بازه زمانی و خوشه‌بندی آن‌ها اقدام کردند.

۲-۲. ادبیات نظری

نوآوری در فناوری‌ها، جهان را بر روی چهارمین انقلاب صنعتی به نام صنعت ۴,۰[1] قرار می‌دهد که به‌شدت تغییر کرد. نقش رایانه‌ها در اتوماسیون صنایع و کارخانه‌های تولید نیز متفاوت است که از حسگرها و اتوماسیون فرآیندهای فناوری برای ادغام و تجسم داده‌هایی استفاده می‌کند که بر قابلیت تصمیم‌گیری کاربران تأثیر می‌گذارد (Koh, L., etal., 2019, 818). در سال ۲۰۱۱، انقلاب صنعتی به طور عمومی به عنوان ابزاری برای دستیابی به رقابت‌پذیری صنایع و کارخانه‌ها از طریق پیاده‌سازی سیستم‌های فیزیکی- سایبری تعریف شد. در تعریف کلی انقلاب صنعتی چهارم مفهومی است که پیشرفت‌های تکنولوژیکی را توصیف می‌کند که سطح دیجیتالی شدن کارخانه‌های تولید و اتوماسیون انبارها را افزایش می‌دهد

[1]- Industry 4.0

(Fatima, etal., 2022,12). چهار دامنه اصلی صنعت چهارم به صورت سیستم‌های فیزیکی- سایبری (CPS)[1]؛ اینترنت اشیاء (IoT)[2]؛ اینترنت خدمات (IoS)[3] و کارخانه‌های هوشمند نام‌گذاری شده‌اند (Khaleel, etal., 2017, 1412).

۱-۲-۲. زمان‌بندی در تولید و پردازش عملیات

زمان‌بندی تولید یک فعالیت حیاتی است و سودآوری عملیات تولید به برنامه‌های مؤثر و قابل دستیابی بستگی دارد (King, 2021, 89). یک مسئله زمان‌بندی را می‌توان به این صورت تعریف کرد که یک مجموعه از کارها وجود دارد که جهت تکمیل کردن آن‌ها بایستی تعدادی عملیات بر روی آن‌ها انجام شود. هریک از این عملیات‌ها دریک ایستگاه کاری انجام شده و در هر ایستگاه تنها یک ماشین و پردازشگر وجود دارد (*Yazdani, 2017, 151*).

۲-۲-۲. نیازسنجی مشتریان

اساساً، نیاز، احساس محرومیت آگاهانه در انسان است. به‌عبارت‌دیگر، چیزی است که مشتری برای تجربه رضایت به آن نیاز دارد. شرکت‌ها و تولیدکنندگان به‌طورمعمول به مصاحبه‌ها و گروه‌های متمرکز برای شناسایی نیازهای مشتری برای استراتژی بازاریابی و توسعه محصول متکی هستند (Timoshenko, etal., 2019, 20). امروزه، تجزیه‌وتحلیل مؤثر و تصمیم‌گیری در مورد نیازهای مشتری به طور فزآینده ای قابل توجه است. با گسترش تأثیر اجتماعی شرکت‌ها، فعالیت‌های مسئولیت اجتماعی شرکت که (CSR)[4] نامیده می‌شود به عنوان یک عامل حیاتی برای مدیریت شرکت در نظر گرفته شده است (Kim, etal., 2020, 88).

۳-۲-۲. چیدمان‌ها در خط تولید

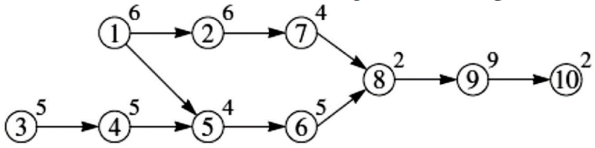
یکی از مهم‌ترین مسائل استراتژیک که می‌تواند کارایی بلندمدت عملیات را تعیین نماید، طراحی چیدمان در خط تولید است. منظور از طراحی چیدمان، نحوه جای‌گیری تجهیزات جهت تولید محصولات و یا ارائه خدمات است. بدیهی است که با یک طراحی مناسب، جریان کار در یک خط می‌تواند روان‌تر دنبال شود. برخی از مهم‌ترین الگوهای چیدمان جانمایی برحسب محصول، جانمایی برحسب فرآیند، جانمایی برحسب گروه و جانمایی برحسب موقعیت ثابت است (Yin, etal., 2017, 848).

---

[1]- Cyber – physical system
[2]- Internet of things
[3]- Internet of things
[4]- corporate social responsibility

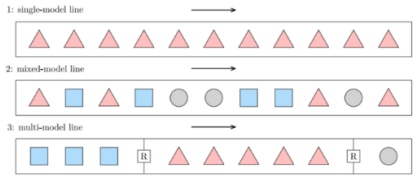
۴-۲-۲. انواع خط مونتاژ

ساختار اصلی خط مونتاژ این است که کارگران محصول را با انجام یک سری وظایف در امتداد یک دستگاه متحرک تولید و مونتاژ می‌کنند به‌عنوان‌مثال تسمه‌نقاله یا نوارنقاله یکی از همین نمونه‌ها هست که در حال حاضر سیستم‌های نوارنقاله در صنایع بسیاری استفاده می‌شوند (Li, 2017, 7334) برای درک مطلب ساختارداده ای خط مونتاژ و عملکرد آن در شکل (۱) نشان داده شده است. اعداد داخل گره، اعداد وظیفه را مشخص می‌کنند و اعداد خارج از گره، زمان‌های عملیات (زمان‌های وظیفه) برای فعالیت هستند. کمان‌های جهت‌دار، رابطه تقدم بین جفت وظایف را نشان می‌دهند. در شکل (۱) ۱۰ وظیفه با زمان‌های کاری بین ۲ تا ۹ وجود دارد.



شکل ۱- نمایی از خط مونتاژ ۱۰ کاره (Scholl, 2006, 168)

شکل (۲) سه نوع خط مختلف را با توجه به جریان محصول نشان می‌دهد. تعادل خط معمولاً در ادبیات به عنوان یک مسئله بهینه‌سازی در نظر گرفته و در نتیجه به عنوان مشکل تعادل خط مونتاژ ساده نامیده می‌شود که به آن SALBP[1] (Abdous, 2022, 693) می‌گویند.



شکل ۲- سه نوع خط مونتاژ برای یک یا چند محصول (Tremblet, 2023, 190)

۵-۲-۲. الگوریتم بهینه‌سازی

الگوریتم‌های تکاملی نوعی از الگوریتم‌های بهینه‌سازی هستند که بر ویژگی‌های ریاضی مسائل تکیه نمی‌کنند، به‌عنوان‌مثال، الگوریتم ژنتیک (GA)[2]، بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO)،

---

[1]- simple assembly line balancing problem

[2]- Genetic algorithm

تکامل دیفرانسیل (DE)[۱] و بهینه‌سازی کلونی مورچه‌ها (ACO)[۲] (*Wang, etal., 2021, 236*). دو ویژگی بسیار مهم در الگوریتم‌های بهینه‌سازی، اکتشاف و بهره‌برداری می‌باشند که برقراری تعادل میان این دو مشخصه، از اهمیت بالایی برخوردار است (Wu, etal., 2019, 125919).

۳ - روش پژوهش

برای شناسایی مؤلفه‌های مدل از الگوریتم‌های فراابتکاری و طبقه‌بندی داده‌های مشتریان از روش RFM استفاده شده است. در واقع یک پژوهش کاربردی با رویکرد نوآورانه است. با توجه به پژوهش‌های قبلی و طبق مطالعاتی که در (Rabbani, 2021, 513) و در این مقاله به صورت دقیق برای پرداختن به این موضوع، یک رویکرد نوآورانه را پیشنهاد می‌کنیم که مدل RFM را با الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO) برای بهینه‌سازی تعداد خوشه‌ها برای الگوریتم- KMeans پیوند می‌دهد. در توضیح کلی تابع مقیاس استاندارد[۳] باید گفت مقیاس- بندی ویژگی‌ها، یک گام اساسی در مدل‌سازی الگوریتم‌ها است. جمع‌آوری مجموعه داده‌ها از راه‌های مختلفی مانند پژوهش‌های میدانی، پرسشنامه‌ها، نظرسنجی‌ها و یا گزارش‌گیری لازم از پایگاه داده‌ها است.

بنابراین، در این پژوهش علاوه بر روش‌های فوق از داده‌های مشتریان مثل شناسه مشتری، زمان مراجعات خرید و میزان خرید استفاده شده است که داده‌های به‌دست‌آمده درمجموع دارای ویژگی‌هایی در ابعاد و مقیاس‌های مختلف است. همچنین از لحاظ ماهیت پژوهش حاضر از نوع اکتشافی بر مبنای مدل‌های ریاضی، فاقد فرضیه است.

۱-۳. الگوریتم ازدحام ذرات PSO[۴]

بسیاری از برنامه‌های مهندسی، مانند سیستم‌های قدرت الکتریکی و پردازش سیگنال، نیاز به یک الگوریتم کارآمد و مؤثر دارند که بتواند مشکلات بهینه‌سازی مرتبط با آن‌ها را حل کند (Shami, etal., 2022, 10031). ایده و فرمول‌بندی الگوریتم PSO از مشاهده رفتار اجتماعی گله‌های پرندگان و پرورش ماهی اخذ شده است (Yang, etal., 2020, 256). در این میان معادلات حاکم بر الگوریتم PSO استانداردترین حالت جهت محاسبه است.

۱- differential evolution

۲- Ant Colony Optimization

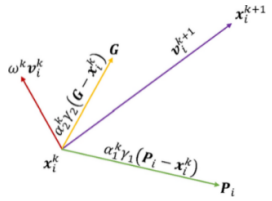
۳- Standard scaler

۴- Particle Swarm optimaization Algorithm

رابطه (۱) $v_i^{k+1} = w^k\ v_i^k + \alpha_1 \quad _{1,i}(\ P_i - x_i^k\ ) + \alpha_2\ \gamma_{2,i}\ \ \mathrm{G} - \quad _i^k\ )$

رابطه (۲) $x_i^{k+1} = x_i^k + v_i^{k+1}$

که در آن x بردار موقعیت ذره است که از تعداد اجزای مجهول تشکیل شده، v بردار سرعت، مقدار i تعداد ذرات تشکیل‌دهنده ازدحام و همچنین k عدد تکرار فعلی است. x_i^k و v_i^k به ترتیب بردارهای فعلی موقعیت و سرعت ذره **i** هستند. w^k **وزن اینرسی است که مقدار حرکت به یاد آمده از تکرار قبلی را متعادل می‌کند،** α_1 **شتاب شناختی به سمت بهترین موقعیت محلی**[1] **P است و همچ است** α_2 **بهترین موقعیت را در انجام حل مسئله دارد. شتاب اجتماعی به سمت بهترین جایگاه جهانی**[2] **G است. لازم به ذکر است الگوریتم** PSO **با سه مرحله شامل ارزیابی تابع هدف برای هر ذره و برای بهترین موقعیت‌های فردی و جهانی (P و G) و برای به‌روزرسانی سرعت و موقعیت هر ذره مطابقت دارد(**Zhang دارد ,.l) دارد287 ,). **در شکل (۳) تحلیل معادلات (۱) و (۲) را به صورت نمایش گرافیکی معادلات حاکم در الگوریتم ازدحام ذرات مشاهده می‌کنید.**



شکل ۳- نمایش گرافیکی معادلات حاکم در الگوریتم PSO. (Ebbesen, 2012, 256)

در ادامه به برخی از مهم‌ترین حقایقی که الگوریتم PSO را به یک الگوریتم بهینه‌سازی جذاب تبدیل کرده است پرداخته می‌شود:

- PSO برای پیاده‌سازی و کدگذاری ساده است.
- PSO تنها سه پارامتر کنترلی دارد (وزن اینرسی، نسبت شناختی و نسبت اجتماعی). تغییر جزئی در هر یک از این سه پارامتر کنترلی منجر به عملکرد متفاوتی می‌شود.
- PSO برای ترکیب و هیبرید شدن با سایر الگوریتم‌های بهینه‌سازی، انعطاف‌پذیر است (Harrison, 2018, 35). در شکل (۳)، نمایی کلی از فلوچارت این الگوریتم را نمایش می‌دهد و در جدول (۲) عملکرد الگوریتمPSO در بهینه‌سازی و ترکیب با سایر روش‌ها

[1]- local best
[2]- global best

مقایسه می‌شود تا به ماهیت این الگوریتم و دقت آن در به دست آوردن خروجی در بهینه‌سازی پی ببریم.

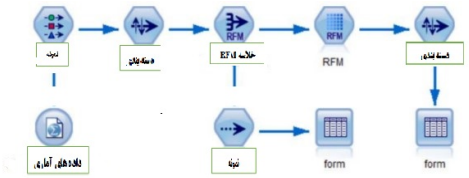
جدول ۲- استفاده از الگوریتم PSO در بهینه‌سازی و ترکیب با سایر روش‌ها و الگوریتم‌ها و خروجی آن

الگوریتم	مشارکت (ها)	مشکلات ابعاد بالا	توابع محک	آزمون (های) آماری	مشکلات مهندسی	FE ها
یادگیری دو گروهی روش بهینه‌سازی ازدحام ذرات (TSLSPSO)	یادگیری بعدی و راهبردهای یادگیری جامع	بدون مشکل	۱۶ عملکرد و CEC 2014	دارد	دارد	3×10^5
روش بهینه‌سازی ازدحام ذرات - اسکلروز جانبی آمیوتروفیک	یک استراتژی یادگیری تطبیقی	بدون مشکل	۱۵ عملکرد و CEC 2017	دارد	دارد	2×10^5
روش بهینه‌سازی ازدحام ذرات گسترش‌یافته (XPSO)	الگوهای متعدد و توانایی فراموشی	بدون مشکل	CEC 2013	دارد	ندارد	10000
آرشیوهای سه‌گانه روش بهینه‌سازی ازدحام ذرات (TAPSO)	استراتژی سه بایگانی	بدون مشکل	۳۰ تابع کلاسیک	دارد	دارد	10000
یادگیری اجتماعی جدید روش بهینه‌سازی ازدحام ذرات (NSLPSO)	استراتژی جدید یادگیری اجتماعی	بدون مشکل	CEC 2013	دارد	ندارد	10000
روش بهینه‌سازی ازدحام ذرات هرمی	استراتژی‌های جدید همکاری و رقابت	بدون مشکل	CEC 2013 CEC 2017	دارد	ندارد	10000

۲-۳. معرفی مدل RFM

RFM به عنوان روشی برای تجزیه‌وتحلیل ارزش مشتری توسعه یافت. به‌طورکلی، مدیریت مشتری بر تجزیه‌وتحلیل سهم مشتری تمرکز دارد، درحالی‌که RFM بر رفتار مشتری برای تشخیص

مشتریان تأکید می‌کند. هدف از این تحلیل، گروه‌بندی مشتریان از طریق رفتار خرید آن‌ها است. مدل RFM عمدتاً برای شرکت‌هایی مناسب است که کالاهای مختلفی را ارائه می‌دهند. جریان تحلیل در شکل (٤) نشان داده شده است. R نشان‌دهنده فاصله زمانی بین آخرین خرید مشتری است[1] یعنی به‌طورکلی مشتری با نزدیک‌ترین زمان مصرف باید مشتری بهتری باشد. F نشان‌دهنده دفعات خرید توسط مشتریان در یک دوره زمانی است[2]. برای خرید کالا، هرچه فراوانی مصرف بالاتر باشد، رضایت و وفاداری مشتری بیشتر است. M نشان‌دهنده میزان مصرف در یک دوره زمانی است[3] که نشان می‌دهد قدرت خرید مشتری عامل مهمی است که روش مدیریت مشتری را تحت تأثیر قرار می‌دهد (Yi Z., etal., 2019, 4).



شکل ۴- عملکرد مدل RFM در بهینه‌سازی و آنالیز آن (Jing, 2021, 25)

۳-۳. مجموعه داده‌ها

با توجه به مجموعه داده که از سایت[4]Kaggle استخراج شده است، برای محاسبه امتیاز RFM برای هر مشتری، به داده‌های تراکنش نیاز داریم که باید شامل یک شناسه مشتری منحصربه‌فرد- تعداد تراکنش/سفارش- کل درآمد از مشتری- و تعداد روزهای پس از آخرین بازدید است. قابل ذکر است RFM شامل یک مجموعه داده نمونه[5] که شامل جزئیات ذکرشده بالا است. در جدول (۳) گوشه‌ای از مجموعه داده RFM که طبقه‌بندی شده و در کار پیاده‌سازی فراخوانی شده است نمایش داده می‌شود که در ماتریس ۴*۲۸۶۴ طبقه‌بندی شده و از شناسه ID و سه پارامتر اصلی مدل RFM تشکیل شده است.

جدول ۳- نمایش گوشه‌ای از مجموعه داده طبقه‌بندی شده در مدل RFM

	شناسه مشتری[6]	زمان خرید	تعداد خرید	مبلغ خرید
0	12747	109	5	191.85

[1]- Recency
[2]- Frequency
[3]- Monetary
[4]- https://www.kaggle.com/code/yugagrawal95/rfm-analysis
[5]- rfm_data_orders
[6]- Customer ID

	شناسه مشتری[6]	زمان خرید	تعداد خرید	مبلغ خرید
1	12748	70	96	1054043
2	12749	130	3	67.00
3	12820	74	1	15.00
4	12821	214	1	19.92
...	...	...	...	...
2859	18280	277	1	23.70
2860	18281	180	1	5.04
2861	18282	126	1	12.75
2862	18283	95	7	35.95
2863	18287	201	1	10.20
2864سطر[1] 4 × ستون[2]				

۴-۳. مدل اخیر- فرکانس-پولی (RFM)

مدل RFM سنگ بنای این روش را تشکیل می‌دهد و چارچوبی ساختاریافته برای ارزیابی رفتار مشتری در سه عامل کمی استوار خود ارائه می‌دهد. تازگی زمان از آخرین تعامل را اندازه‌گیری، فرکانس نرخ تعاملات را کمی و ارزش پولی سهم مالی هر مشتری را ارزیابی می‌کند. با تخصیص امتیاز به مشتریان بر اساس این ابعاد، مدل RFM الگوهای رفتاری پیچیده را در قالبی قابل درک تقطیر می‌کند و پایه‌ای برای تقسیم‌بندی بعدی فراهم می‌کند.

۵-۳. عادی‌سازی امتیازات RFM

برای اطمینان از رفتار عادلانه نمرات RFM، نرمال‌سازی با استفاده از تابع مقیاس استاندارد (StandardScaler) استفاده می‌شود. این تکنیک هر ویژگی را با میانگین صفر و انحراف استاندارد یک مقیاس می‌کند، بنابراین داده‌ها را در یک مقیاس مشترک تراز می‌کند. عادی‌سازی سوگیری‌های احتمالی ناشی از مقیاس‌های مختلف را حذف می‌کند و کارایی فرآیند خوشه‌بندی را افزایش می‌دهد. این روند در جدول (۴) طبقه‌بندی شده است.

جدول ۴- داده‌های طبقه‌بندی شده در مدل RFM با در نظر گرفتن امتیازات RFM و بخش‌ها

	شناسه مشتری	زمان خرید	تعداد خرید	مبلغ خرید	R	F	M	جمع تعداد[3]	بخش[4]
0	12747	109	5	191.85	3	5	5	13	355
1	12748	70	96	1054043	5	5	5	15	555
2	12749	130	3	67.00	3	4	4	11	244

[1]- Rows
[2]- Cloumns
[3]- Score
[4]- Segment

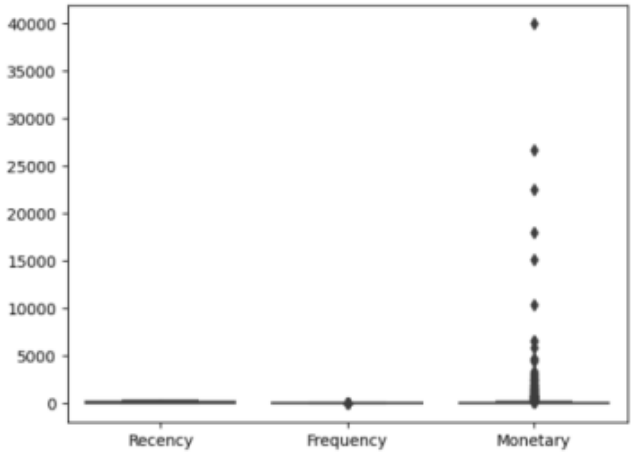
3	12820	74	1	15.00	5	1	1	7	511
4	12821	214	1	19.92	1	1	2	4	112
...	...	...	...	...	...	....	...	...	...
2859	18280	277	1	23.70	1	3	2	6	132
2860	18281	180	1	5.04	2	3	1	6	231
2861	18282	126	1	12.75	3	3	1	7	331
2862	18283	95	7	35.95	4	5	3	12	453
2863	18287	201	1	10.20	1	3	1	5	131
2864 سطر ×ستون ۹									

در توضیح کلی جدول (۴) می‌توان گفت زمان خرید اشاره به آخرین بازدید مشتری از وضعیت سفارش و خرید خود اشاره دارد و یا تعداد خرید، تعداد مراجعات مشتری است و میزان و مبلغ خرید، میزان هزینه‌ای که مشتری در هر بار خرید انجام می‌دهد. محاسبه R - F - M بر اساس مقداری که در هر ستون هست.

۶-۳. خوشه‌بندی K میانگین

الگوریتم KMeans[1]، یک تکنیک کلاسیک خوشه‌بندی، نقاط داده را بر اساس نزدیکی آن‌ها به مرکز خوشه‌ها به خوشه‌ها گروه‌بندی می کند. هنگامی که KMeans با الگوریتم PSO ادغام می‌شود، از توانایی PSO برای کشف طیف متنوعی از تنظیمات خوشه سود می‌برد. همکاری پیشنهادی PSO-KMeans (همانند شکل (5)) یک راه حل تطبیقی ارائه می‌دهد که نیاز به تعیین دستی شماره خوشه را از بین می‌برد و جزئیات بخش‌های مشتری را افزایش می‌دهد.

[1]- Kmeans clustering



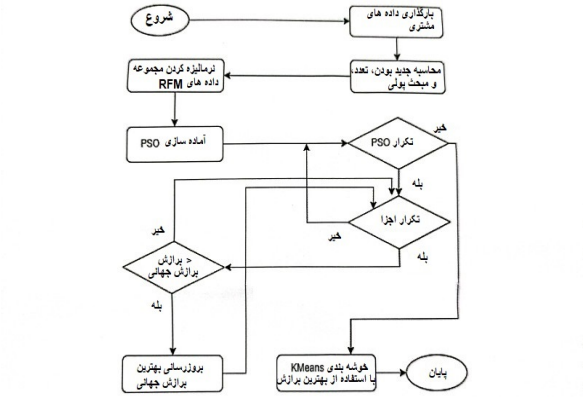
شکل ۵- خوشه‌بندی با PSO در روند پیاده‌سازی

٤- تحلیل تجربی

٤-١. تحلیل توصیفی

روش پیشنهادی با استفاده از داده‌های مشتری در دنیای واقعی تأیید می‌شود. آزمایش‌هایی برای مقایسه عملکرد رویکرد PSO-KMeans در برابر روش‌های خوشه‌بندی سنتی انجام می‌شود. کیفیت خوشه‌های حاصل، همانطور که با نمرات سیلوئت[1] (روشی برای تفسیر و صحت ثبات درخوشه‌بندی اشاره دارد). نشان داده می‌شود، ارزیابی می‌شود. در این مطالعه کار پیاده‌سازی الگوریتم پیشنهادی طبق روند ارائه شده در فلوچارت شکل (۶) است.

1- silhouette



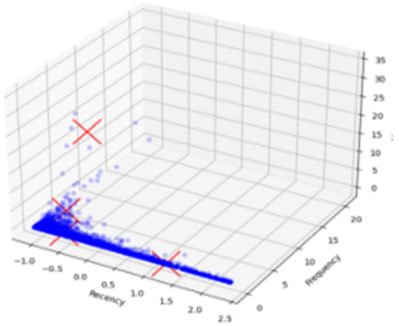
شکل ۶- فلوچارت شبیه‌سازی پژوهش به ترتیب روند کار با مدل RFM

۲-٤. تحلیل تبیینی

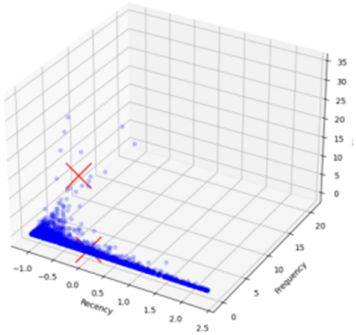
آزمایش‌ها روی مجموعه داده‌های مشتری در دنیای واقعی، اثربخشی رویکرد PSO-KMeans پیشنهادی را نشان می‌دهد. با بهینه‌سازی تعداد خوشه، بخش‌هایی از مشتریان را معرفی می‌کنیم که با ویژگی‌های رفتاری متمایز هماهنگ هستند. بخش‌های به‌دست‌آمده بینش‌های غنی در مورد ترجیحات مشتری ارائه می‌دهند و کسب‌وکارها را قادر می‌سازد تا استراتژی‌های بازاریابی، پیشنهادهای شخصی‌شده و ابتکارات تعامل را تنظیم کنند و بر مبنای استراتژی مورد نظر چیدمان خطوط تولیدی را نیز انجام دهند.

۱-۲-۴. پیاده‌سازی در پایتون- بخش اول

طبق تحلیل‌های فوق‌الذکر این روش یک رویکرد نوآورانه برای بهینه‌سازی تقسیم‌بندی مشتری از طریق ادغام مدل RFM و الگوریتم PSO-KMeans ارائه می‌کند. با خودکار کردن فرآیند تعیین پیکربندی خوشه، این رویکرد به صنعت و خط تولید قدرت می‌دهد و آن را بهینه می‌کند تا بینش عمیق‌تری در مورد رفتار مشتری به دست آورند، بنابراین تصمیم‌های استراتژیک را اطلاع‌رسانی می‌کنند و تجربیات مشتری را افزایش می‌دهند.



شکل ۸- الگوریتم خوشه‌بندی PSO-Kmeans را روی مجموعه‌ای از ۲۸۶۴ نقطه در پایتون با چهار حالت دسته‌بندی مشتری



شکل ۹- الگوریتم خوشه‌بندی PSO-Kmeans را روی مجموعه‌ای از ۲۸۶۴ نقطه در پایتون- حالت بهینه

در تحلیل شکل خروجی (8) (9) الگوریتم PSO-Kmeans بدین‌صورت کار می‌کند که ابتدا از الگوریتم PSO برای یافتن مراکز خوشه اولیه برای الگوریتم خوشه‌بندی k-means استفاده می‌کند. سپس الگوریتم خوشه‌بندی k-means از این مراکز اولیه خوشه برای تقسیم نقاط داده به k خوشه استفاده می‌کند. نتایج الگوریتم خوشه‌بندی PSO-Kmeans را روی مجموعه‌ای از ۲۸۶۴ نقطه آبی نشان می‌دهد. نقاط آبی نشان‌دهنده مشتریان و دو خط قرمز نشان‌دهنده دو دسته‌ای است که مشتریان به آن‌ها تقسیم شده‌اند که این تقسیم‌بندی شامل مشتریان وفادار، مشتریان بالقوه است که برحسب نیازسنجی آنان وضع شده است تا محصول در خط تولید بر اساس نیاز و سفارش چینش شود که در جدول (۳) نمایش داده شده است. لازم به ذکر است بهینه‌ترین حالت همین دونقطه‌ای می‌باشد که علامت‌گذاری شده است و در حالت عمومی و یا

به‌اصطلاح غیرایزوله سازی، مشتریان غیرفعال (این مشتریان قبلاً خریداران مکرر بودند، اما مدت زیادی است که خریدی انجام نداده‌اند) و مشتریان از دست رفته (این مشتریان قبلاً مشتریان وفاداری بودند، اما به‌طورکلی خرید خود را متوقف کردند) نیز طبق شکل (۹) به این دسته‌بندی اضافه می‌شوند که گاهی نمی‌توان سفارش و چیدمان محصول تولیدشده را برحسب حدس و گمان و مشتریان غیرواقعی تنظیم کرد.

جدول ۵- دو دسته تقسیم‌بندی شده مشتریان برحسب نیازسنجی در حالت بهینه

نوع مشتری	عملکرد مشتری
مشتریان وفادار	این مشتریان خریداران مکرر هستند که پول زیادی خرج می‌کنند. آن‌ها با خوشه‌ای در سمت راست پایین تصویر نشان داده می‌شوند.
مشتریان بالقوه	این مشتریان هنوز خریداران مکرر نیستند، اما پتانسیل تبدیل شدن به مشتریان وفادار را دارند. آن‌ها با خوشه‌ای در سمت چپ بالای تصویر نشان داده می‌شوند.

جدول شماره ۶- محاسبات خروجی با توجه به شاخص‌ها و خوشه‌بندی در پایتون

	شناسه مشتری	زمان خرید	تعداد خرید	مبلغ خرید	R	F	M	جمع تعداد	بخش یا سهم	دسته‌بندی ۱
حساب	115.000000	115.000000	115.000000	115.000000	115.000000	115.0	115.000000	115.000000	115.000000	115.0
جزء	15527.617391	81.773913	17.878261	1194.787217	4.513043	5.0	4.956522	14.469565	506.260870	3.0
استاندارد	1692.708914	12422.434	12.083879	1572.542536	0.626396	0.0	0.243919	0.639651	62.605993	0.0
کوچک	12748.000000	70.000000	9.000000	43.320000	3.000000	5.0	3.000000	13.000000	355.000000	3.0
25%	13968.73	73.00	12.00	298.49	4.000	5.	5.000	14.00	455.0	3.0

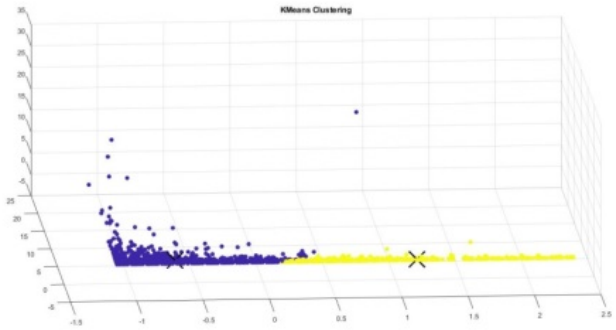
1- Category

	شناسه مشتری	زمان خرید	تعداد خرید	مبلغ خرید	R	F	M	جمع تعداد	بخش یا سهم	دسته‌بندی ۱
	500000	0000	0000	0000	000	0	000	0000	00000	
50%	15465.000000	78.000000	13.000000	570.070000	5.000000	5.0	5.000000	15.000000	555.00000	3.0
75%	16938.000000	88.500000	19.000000	1574.490000	5.000000	5.0	5.000000	15.000000	555.00000	3.0
بیشتر	18241.000000	133.00000	96.000000	10402.340000	5.000000	5.0	5.000000	15.000000	555.00000	3.0

در تحلیل جدول (۶) خروجی کار پیاده‌سازی و مقدار محاسباتی آن‌ها بر مبنای شناسه مشتری، تأییدیه و درستی کار، تناوب (رجوع مکرر مشتریان)، ارزش پولی، مدل RFM و امتیاز، تقسیم‌بندی، دسته‌بندی نمایش داده می‌شود.

۲-۲-۴. پیاده‌سازی در متلب- بخش دوم

مقدار silhouette برای هر نقطه داده منعکس‌کننده انسجام آن با خوشه خودش در مقایسه با خوشه‌های دیگر است. امتیاز نزدیک به ۱ نشان می‌دهد که نقطه داده به‌خوبی با خوشه خود تطابق دارد و با خوشه‌های همسایه هم‌خوانی ضعیفی دارد. نمره حدود ۰ نشان‌دهنده هم‌پوشانی خوشه‌ها است، درحالی‌که نمره منفی نشان می‌دهد که نقطه داده ممکن است برای خوشه‌های مختلف مناسب‌تر باشد همان‌طور که در پایتون خروجی به دست آمده مشاهده شد در محاسبات متلب نیز این خوشه‌بندی پلات شد که در شکل (۱۰) نمایش داده می‌شود.



شکل ۱۰- محاسبات خروجی با توجه به الگوریتم PSO و خوشه‌بندی K-Means در متلب- حالت بهینه

لازم به ذکراست طبق الگوریتم PSO تابعی به عنوان تابع برازندگی[1] وجود دارد. این تابع، مهم‌ترین قسمت برای الگوریتم ازدحام ذرات است. این تابع بر اساس ارسال ۳ وزن برای این تابع به دست می‌آید و با پارامترهای W1, W2, W3 نام گزاری شده‌اند که طبق مدل پژوهشی در ستون‌های R F M ضرب شده است سپس جمع هر سطر به دست آمده و از آن‌ها میانگین گرفته می‌شود و در ۱ منفی ضرب می‌شود. برای درک مطلب فرض کنید N تعداد کل مشتریان مجموعه داده باشد. برای هر مشتری i, (i= 1.2,…, N) فرض کنید F_i R_i و, M_i به ترتیب نشان‌دهنده میزان درستی و تأیید کار و تأخر، تناوب و ارزش پولی آن‌هاست. امتیاز RFM برای مشتری i ,که به صورت RFM_i نشان داده می‌شود به صورت رابطه (۳) محاسبه می‌شود:

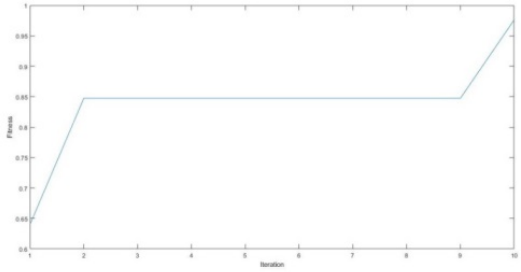
$$RFM_i = R_i . w_r + F_i . w_r + M_i . w_M$$ رابطه (۳)

$-w_R$، w_F و w_M به ترتیب وزن‌هایی هستند که به وزن دهی تازگی، فراوانی و ارزش مالی اختصاص داده می‌شوند. طبق رابطه (٤)، امتیاز تناسب و سازگاری به عنوان تابع برازندگی نشان داده و سپس به عنوان میانگین منفی، همه RFM محاسبه می‌شود. پس امتیازات برای همه مشتریان به صورت رابطه (۲) محاسبه می‌شود:

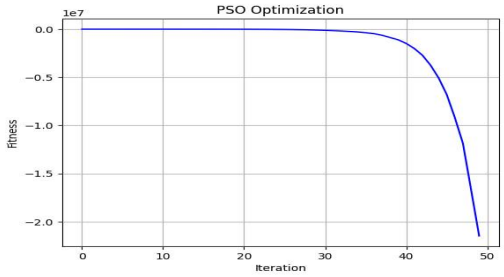
$$\text{امتیاز تناسب و سازگاری} = - \frac{RFM_i + RFM_2 + \cdots + RFM_N}{N}$$ رابطه (٤)

1- fitness

هدف بهینه‌سازی یافتن وزن‌های بهینه w_R، w_F و w_M است که امتیاز تناسب و سازگاری (پردازش) را به حداکثر می‌رساند (یعنی امتیاز کلی RFM را برای همه مشتریان به حداکثر می‌رساند).



شکل ۱۱- خروجی تابع برازندگی در طول زمان در متلب



شکل ۱۲- به دست آوردن بهترین ضرایب وزن W1 W2 W3 برای مجموعه داده RFM در متلب با الگوریتم PSO

طبق شکل (۱۱) و (۱۲) مقدار Fitness: -21475014.544545792 است و مقدار بهترین راه حل Solution: [4.568e+01 7.158e+06 1.450e+02] نیز این‌گونه در متلب محاسبه شد.

۵- نتیجه‌گیری

در چشم‌انداز به سرعت در حال تحول تجزیه‌وتحلیل کسب‌وکار مدرن، تلاش برای تقسیم‌بندی مؤثر مشتری همچنان یک تلاش اساسی است. هدف اولیه این مطالعه پرداختن به چالش شناسایی تعداد بهینه خوشه‌ها، یک جنبه محوری از تقسیم‌بندی و نیازسنجی مشتری بود. الگوریتم‌های خوشه‌بندی سنتی اغلب به تعیین دستی شماره خوشه نیاز دارند، فرآیندی که مستعد ذهنیت و

نتایج بالقوه نابهینه است. این روش با استفاده از همکاری **PSO-KMEANS**، نیاز به مشخصات دستی را با بهینه‌سازی پویا تعداد خوشه از طریق یک فرآیند تکراری و تطبیقی دور می‌زند. این نوآوری نه‌تنها فرآیند تقسیم‌بندی را ساده می‌کند، بلکه دانه‌بندی و دقت خوشه‌های حاصل را نیز افزایش می‌دهد. از طرفی این روش به دنبال خوشه‌بندی مشتریان با در نظر گرفتن تعداد مراجعات، تعداد دفعات خرید و میزان خرید جهت طبقه‌بندی خوشه‌ها استفاده می‌کند. ادغام مدل **RFM** زیربنای اساسی این روش را تشکیل می‌دهد. نقش محوری الگوریتم **PSO** در بهینه‌سازی تعداد خوشه قابل اغراق نیست. **PSO** به صورت پویا یک فضای راه حل وسیع را برای تعیین پیکربندی خوشه‌ای که بخش‌بندی‌های بهینه را به دست می‌دهد، بررسی می‌کند. از طریق یک فرآیند تکراری، ذرات موقعیت خود را بر اساس بهترین‌های شخصی و بهترین‌های جهانی تطبیق می‌دهند و تعداد خوشه را در تکرارهای متوالی اصلاح می‌کنند. این سازگاری به الگوریتم **PSO-KMEANS** توانایی کشف الگوهای ظریف در داده‌ها را می‌دهد، بنابراین کیفیت و قابلیت تفسیر بخش‌های مشتری را غنی می‌کند. ماهیت مشارکتی رویکرد **PSO-KMEANS** مزایای چندوجهی به همراه دارد. مهم‌تر از همه، تعیین تطبیقی تعداد خوشه نیاز به تصمیم‌گیری‌های دلخواه را برطرف می‌کند و عینیت و قابلیت اطمینان فرآیند تقسیم‌بندی را افزایش می‌دهد. علاوه بر این، جزئیات و تفسیرپذیری افزایش یافته خوشه‌های حاصل به کسب‌وکارها قدرت می‌دهد تا بینشی در مورد رفتارها و ترجیحات مشتری به دست آورند. این بینش، به نوبه خود، به طراحی استراتژی‌های بازاریابی هدفمند، پیشنهادهای شخصی و ابتکارات بهینه‌سازی تعامل با مشتری کمک می‌کند. بینش‌های به‌دست‌آمده از این بخش‌ها، صنعت تولید را قادر می‌سازد تا استراتژی‌ها خود را در مونتاژ و چیدمان خط تولید با ترجیحات فردی و نیاز مشتری تنظیم کند و پس از تعیین خوشه و طبقه‌بندی چیدمان خطوط تولیدی را بر مبنای در درجه اول نیاز مشتری و بازار، تعداد خطوط را برمبنای نوع محصولات و تعداد مورد نیاز و چیدمان نیروها را برمبنای بهترین زمان‌بندی تولید در نظر گرفته و نزدیک به هدف بهینه را انجام دهد. اهمیت این کار فراتر از مشارکت‌های فوری آن است. ادغام تکنیک‌های بهینه‌سازی مانند **PSO** با متدولوژی‌های تقسیم‌بندی مشتری مشخص، دری را به روی قلمروی از احتمالات باز می‌کند. تحقیقات آینده می‌تواند تغییرات رویکرد **PSO-KMEANS** را بررسی کند، کاربرد این روش را در صنایع مختلف بررسی کند و رویکرد را به مدل‌سازی رفتار مشتری پویا گسترش

دهد. در نتیجه، این مطالعه یک روش پیشگامانه ارائه کرده است که از قدرت مدل **RFM** و الگوریتم PSO-KMeans برای بهینه‌سازی تقسیم‌بندی مشتری بهره می‌برد و نتیجه حاصل را به چیدمان خط تولید انتقال می‌دهد. با خودکار کردن تعیین تعداد خوشه بهینه و کشف الگوهای رفتاری پیچیده، این رویکرد تجزیه‌وتحلیل مشتری را به عصر جدیدی از دقت و اثربخشی سوق می‌دهد. ازآنجایی‌که کسب‌وکارها تلاش می‌کنند تا پیچیدگی‌های ترجیحات مشتری را دنبال کنند، این روش یک چارچوب قوی و سازگار برای تقسیم‌بندی مشتری ارائه می‌دهد که آماده شکل‌دهی به آینده بازاریابی و تحلیل و چیدمان و کاهش هزینه‌ها است.

منابع

-Sibalija, T. V. (2019). Particle swarm optimisation in designing parameters of manufacturing processes: A review (2008–2018). *Applied Soft Computing*, *84*, 105743.

-Qin, H., Fan, P., Tang, H., Huang, P., Fang, B., & Pan, S. (2019). An effective hybrid discrete grey wolf optimizer for the casting production scheduling problem with multi-objective and multi-constraint. Computers & Industrial Engineering, 128,458–476.

-Zhang, S., & Wong, T. (2018). Integrated process planning and scheduling: An enhanced ant colony optimization heuristic with parameter tuning. Journal of IntelligentManufacturing, 29, 585–601.

-Li, X., Xiao, S., Wang, C., & Yi, J. (2019). Mathematical modeling and a discrete artificial bee colony algorithm for the welding shop scheduling problem. Memetic Computing.

-I. U. Sayan, M. Demirdag, G. Yuceturk and S. M. Yalcinkaya, (2022)."A Review of Customer Segmentation Methods: The Case of Investment Sector," 2022 IEEE 5th International Conference on Big Data and Artificial Intelligence (BDAI), Fuzhou, China, pp. 200-204.

-Jun Wu, Li Shi, Wen-Pin Lin, Sang-Bing Tsai, Yuanyuan Li, Liping Yang, Guangshu Xu, (2020)."An Empirical Study on Customer Segmentation by Purchase Behaviors Using a RFM Model and K-Means Algorithm", Mathematical Problems in Engineering, vol. Article ID 8884227, 7 pages, 2020.

-Bagul, N., Berad, P., Surana, P., & Khachane, C. (2021). Retail customer churn analysis using rfm model and k-means clustering. International Journal of Engineering Research & Technology (Ijert),

-Wu, J., Shi, L., Yang, L., XiaxiaNiu, Li, Y., XiaodongCui, ... & Zhang, Y. (2021). User value identification based on improved RFM model and k-means++ algorithm for complex data analysis. Wireless Communications and Mobile Computing, 2021, 1-8.

-Koh, L., Orzes, G., & Jia, F. (Jeff). (2019). The fourth industrial revolution (Industry 4.0): technologies disruption on operations and supply chain management. In International Journal of Operations & Production Management (Vol. 39, Issue 6/7/8, pp. 817–828). Emerald.

-Fatima, Z.; Tanveer, M.H.; Waseemullah; Zardari, S.; Naz, L.F.; Khadim, H.; Ahmed, N.; Tahir, M. (2022), Production Plant and Warehouse Automation with IoT and Industry 5.0. *Appl. Sci. 12*, 2053.

-Khaleel, H., Conzon, D., Kasinathan, P., Brizzi, P., Pastrone, C., Pramudianto, F., Eisenhauer, M., Cultrona, P. A., Rusina, F., Lukac, G., & Paralic, M. (2017). Heterogeneous Applications, Tools, and Methodologies in the

Car Manufacturing Industry Through an IoT Approach. In IEEE Systems Journal (Vol. 11, Issue 3, pp. 1412–1423). Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE).

-Oztemel, E., Gursev, S. (2020). Literature review of Industry 4.0 and related technologies. J Intell Manuf 31, 127–182.

-Yang, C., Shen, W., & Wang, X. (2016). Applications of Internet of Things in manufacturing. In 2016 IEEE 20th International Conference on Computer Supported Cooperative Work in Design (CSCWD). 2016 IEEE 20th International Conference on Computer Supported Cooperative Work in Design (CSCWD). IEEE.

-Camilleri, M. A. (2017). Understanding Customer Needs and Wants. In Tourism, Hospitality & Event Management (pp. 29–50). Springer International Publishing.

-Timoshenko, A., & Hauser, J. R. (2019). Identifying Customer Needs from User-Generated Content. In Marketing Science (Vol. 38, Issue 1, pp. 1–20). Institute for Operations Research and the Management Sciences (INFORMS).

-Liu, Y. C., & Huang, Y.-A. (2017). Factors Influence Intention to Adopt Internet Medical Information on Bulletin Boards. In Journal of Organizational and End User Computing (Vol. 29, Issue 1, pp. 23–41). IGI Global.

-Yazdani, M., Kahraman, C., Zarate, P., & Onar, S. C. (2019). A fuzzy multi attribute decision framework with integration of QFD and grey relational analysis. Expert Systems with Applications, 115, 474-485.

-Kim, M., Yin, X., & Lee, G. (2020). The effect of CSR on corporate image, customer citizenship behaviors, and customers' long-term relationship orientation. In International Journal of Hospitality Management (Vol. 88, p. 102520). Elsevier BV.

-Lo, A. K., Lynch, J. G., & Staelin, R. (2005). How to Attract Customers by Giving Them the Short End of the Stick. In SSRN Electronic Journal. Elsevier BV. https://doi.org/10.2139/ssrn.826785.

-Ruiz S.M. (2020). Digital Marketing, Customer Attraction.

-King P L, Jacob M, Velykoivanenko, O. (2021). PRODUCTION SCHEDULING – THE GOOD, THE BAD, AND THE UGLY. www.phenixps.com | info@phenixps.com | © 2021 Phenix Scheduler Inc. | All Rights Reserved.

-Yazdani M., Naderi B., (2017). Modeling the production scheduling problem of multi-state workshop flow with limited resources. Industrial management studies.15(41). pp.151-167.

-Marcello F, Fabio F, Alfredo L, Giada, Maria E N. (2015). Production Scheduling Approaches for Operations Management. Additional information is available at the end of the chapter.

-Tang, H., Li, D., Wan, J., Imran, M., & Shoaib, M. (2020). A Reconfigurable Method for Intelligent Manufacturing Based on Industrial Cloud and Edge Intelligence. In IEEE Internet of Things Journal (Vol. 7, Issue 5, pp. 4248–4259). Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE).

-Yanti, M., Lubis, F. S., Nazaruddin, N., Rizki, M., Silvia, S., & Sarbaini, S. (2022). Production Line Improvement Analysis With Lean Manufacturing Approach To Reduce Waste At CV. TMJ uses Value Stream Mapping (VSM) and Root Cause Analysis (RCA) methods. In Proceedings the 3rd South American International Industrial Engineering and Operations Management Conference.

-Mahajan, H. B., Badarla, A., & Junnarkar, A. A. (2020). CL-IoT: cross-layer Internet of Things protocol for intelligent manufacturing of smart farming. In Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing (Vol. 12, Issue 7, pp. 7777–7791). Springer Science and Business Media LLC.

-Li, Y. (2017). The type-II assembly line rebalancing problem considering stochastic task learning. In International Journal of Production Research (Vol. 55, Issue 24, pp. 7334–7355). Informa UK Limited.

-Scholl, A., and C. Becker. (2006). "State-of-the-art Exact and Heuristic Solution Procedures for Simple Assembly Line Balancing." European Journal of Operational Research 168 (3): 666–693.10.1016/j.ejor.2004.07.022.

-Abdous, M.-A., Delorme, X., Battini, D., Sgarbossa, F., & Berger-Douce, S. (2022). Assembly line balancing problem with ergonomics: a new fatigue and recovery model. In International Journal of Production Research (Vol. 61, Issue 3, pp. 693–706). Informa UK Limited.

-Baybars, İ. (1986). A Survey of Exact Algorithms for the Simple Assembly Line Balancing Problem. In Management Science (Vol. 32, Issue 8, pp. 909–932). Institute for Operations Research and the Management Sciences (INFORMS).

-Tremblet, D., Yelles-Chaouche, A. R., Gurevsky, E., Brahimi, N., & Dolgui, A. (2023). Optimizing task reassignments for reconfigurable multi-model assembly lines with unknown order of product arrival. In Journal of Manufacturing Systems (Vol. 67, pp. 190–200). Elsevier BV.

-Wang, F., Zhang, H., & Zhou, A. (2021). A particle swarm optimization algorithm for mixed-variable optimization problems. In Swarm and Evolutionary Computation (Vol. 60, p. 100808). Elsevier BV.

-Wu, X., Zhang, S., Xiao, W., & Yin, Y. (2019). The Exploration/Exploitation Tradeoff in Whale Optimization Algorithm. In IEEE Access (Vol. 7, pp. 125919–125928). Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE).

-Shami, T. M., El-Saleh, A. A., Alswaitti, M., Al-Tashi, Q., Summakieh, M. A., & Mirjalili, S. (2022). Particle Swarm Optimization: A Comprehensive

Survey. In IEEE Access (Vol. 10, pp. 10031–10061). Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE).

-Yang, B., Zhu, T., Wang, J., Shu, H., Yu, T., Zhang, X., Yao, W., & Sun, L. (2020). Comprehensive overview of maximum power point tracking algorithms of PV systems under partial shading condition. In Journal of Cleaner Production (Vol. 268, p. 121983). Elsevier BV.

-Zhang, X., Zou, D., & Shen, X. (2018). A Novel Simple Particle Swarm Optimization Algorithm for Global Optimization. In Mathematics (Vol. 6, Issue 12, p. 287). MDPI AG.

-Freitas, D., Lopes, L. G., & Morgado-Dias, F. (2020). Particle Swarm Optimisation: A Historical Review Up to the Current Developments. In Entropy (Vol. 22, Issue 3, p. 362). MDPI AG.

-Ebbesen, S., Kiwitz, P., & Guzzella, L. (2012). A generic particle swarm optimization Matlab function. In 2012 American Control Conference (ACC). 2012 American Control Conference - ACC 2012.

-Harrison, K. R., Engelbrecht, A. P., & Ombuki-Berman, B. M. (2018). Optimal parameter regions and the time-dependence of control parameter values for the particle swarm optimization algorithm. In Swarm and Evolutionary Computation (Vol. 41, pp. 20–35). Elsevier BV...

-Yin, Y., Stecke, K. E., & Li, D. (2017). The evolution of production systems from Industry 2.0 through Industry 4.0. In International Journal of Production Research (Vol. 56, Issues 1–2, pp. 848–861). Informa UK Limited.

-Miri,A., Razavi, H., (2018). Optimization of Discrete Facility Layout with a Candidate Grouping Approach. Production and Operations Management(Vol. 9, Issue 1, No. 16, pp.55-78).

-Yi Z., Hao X. Research on the Relationship between Service Cost and Customer Value Based on RFM Model Perspective. Value Engineering, (30) pp.1-4.2019.DOI. CNKI:SUN:JZGC.0.2019-30-001

-Jing, S., Li, M., Zhang, Q., & Yang, F. (2021). The Digitally Associated Display Model For Convenience Stores: A Case Study. Research Square Platform LLC. https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-373185/v1.

-Chen, Y., Liu, L., Zheng, D., & Li, B. (2023). Estimating travellers' value when purchasing auxiliary services in the airline industry based on the RFM model. In Journal of Retailing and Consumer Services (Vol. 74, p. 103433). Elsevier BV.

-Rabbani, M., Mokhtarzadeh, M., Manavizadeh, N. et al. (2021). Solving a bi-objective mixed-model assembly-line sequencing using metaheuristic algorithms considering ergonomic factors, customer behavior, and periodic maintenance. OPSEARCH 58, 513–539.