International Journal of Industrial Engineering & Production Management (2012)

September 2012, Volume 23, Number 2
pp. 239-249

http://IJIEPM.iust.ac.ir/

Improving the Customer Grouping Algorithm for Spare-Parts Distribution Using k-Means Tools

M.M. Sepehri* & M. Kargari

Mohammad Mehdi Sepehri, *Associate Professor, Industrial Engineering Department, Tarbiat Modares University*
Mehrdad Kargari, *Ph.D. Student, Industrial Engineering Department, Tarbiat Modares University*

Keywords

Customer grouping algorithm, Customer Relationship Management, K-means, Similarity function, Spare-parts distribution

ABSTRACT

Customer classification using k-means algorithm for optimizing the transportation plans is one of the most interesting subjects in the Customer Relationship Management context. In this paper, the real-world data and information for a spare-parts distribution company (ISACO) during the past 36 months has been investigated and these figures have been evaluated using k-means tool developed for spare-part demand similarity function in different regions of the country. Similarity function for customer behavior in different regions has been defined. Based on this function and with help of k-means algorithm, customers have been grouped and similar customers were put in the same groups. Customer similarity function has been developed through 5 steps and has been defined individually based on each factors of Euclidean distance, customer's order time and bulk value of the order. Then, these three factors have been combined and DCB function has been defined. In the final step, different weights have been allocated to different years and seasons and BCD function has been improved. The grouping process has been improved for three functions of Euclidean distance, DCB and BCD. This process was executed using the R software and the improved BCD function was recognized as the optimum grouping function. Then, using DMT model, customer behavior has been analyzed at each part and the proper distribution policies have been defined. Results indicate a significant cost reduction (32%) in spare-parts distribution costs for ISACO.

© 2012 IUST Publication, IJIEPM. Vol. 23, No. 2, All Rights Reserved

* **Corresponding author. Mohammad Mehdi Sepehri**
Email: *mehdi.sepehri@modares.ac.ir*

[Downloaded from ijiepm.iust.ac.ir on 2026-09-05]

نشـــریه بین المللـــی مهنـــدسی صنـــایع و مدیـــــریت تولیـــد

شمـــــاره ۲، جلـــد ۲۳، شهریـــــور ۱۳۹۱
صفحـــــه ۲۴۹-۲۴۰

نشریه بین المللی مهندسی صنایع و مدیریت تولید
دانشگاه علم و صنعت ایران

ISSN: 2008-4870

http://IJIEPM.iust.ac.ir/

بهبود الگوریتم خوشه بندی مشتریان برای توزیع قطعات یدکی با رویکرد داده کاوی (k-means)

محمدمهدی سپهری* و مهرداد کارگری

کلمات کلیدی

الگوریتم خوشه بندی مشتریان،
مدیریت ارتباط با مشتریان،
داده کاوی(k-means)،
تابع شباهت،
توزیع قطعات یدکی

چکیده:

خوشه بندی مشتریان با رویکرد داده کاوی برای بهینه سازی برنامه حمل ونقل یکی از مباحث مطرح در حوزه مدیریت ارتباط با مشتریان است. در این مقاله داده‌ها و اطلاعات واقعی توزیع قطعات یدکی شرکت ایساکو در طی ۳۶ ماه گذشته مورد بررسی قرارگرفته است و به کمک ابزار داده کاوی شباهت رفتار تقاضای قطعات یدکی توسط مشتریان درمناطق مختلف کشور ایران سنجیده شده است. تابع سنجش شباهت رفتار مشتریان در مناطق مختلف براساس ترکیب قواعد تعریف گردیده است . براساس این تابع و به کمک الگوریتم k-means عملیات خوشه بندی انجام گرفته و مشتریان مشابه در یک خوشه قرارگرفته‌اند. تابع سنجش شباهت رفتار مشتریان در پنج مرحله تشکیل شده است. تابع شباهت مشتریان براساس فواصل اقلیدسی (مکان استقرارآنها) ، زمان تقاضای مشتریان و مقدار ارزش حجمی تقاضای مشتریان به صورت جداگانه تعریف شده است. سپس این سه عامل با هم ترکیب شده و تابع DCB به وجود آمده است. در مرحله نهایی با درنظر گرفتن وزن‌های مختلف برای سال‌ها و فصول گوناگون تابع BCD بهبود داده شده است. عملیات خوشه بندی به وسیله سه تابع فاصله اقلیدسی، تابع DCB و تابع BCD بهبود یافته در نرم افزار R انجام و تابع BCD بهبود یافته به عنوان بهترین تابع برای خوشه بندی انتخاب شده است . سپس با استفاده از مدل DTM رفتار هر بخش تحلیل شده و سیاست‌های توزیع مناسب برای آن بخش تبیین شده است . نتایج حاصل بیانگر کاهش ۳۲ درصد هزینه‌های توزیع در شرکت ایساکو می‌باشد.

۱. مقدمه

خوشه بندی مشتریان براساس مناطق جغرافیایی یکی از مباحث مطرح در حوزه مدیریت ارتباط با مشتریان است. خوشه بندی در واقع شکستن جمعیت زیاد مشتریان به بخش‌های مختلف است. بطوریکه مشتریان موجود درهربخش به یکدیگر شبیه ومشتریان بخش‌های مختلف با یکدیگر متفاوت هستند. خوشه بندی دیدگاهی کلی و سطح بالا از تمام بانک اطلاعاتی مشتریان ارائه داده و به صاحبان شرکت‌های توزیع امکان اعمال رفتار و سیاست‌های متفاوت و مناسب به مشتریان هربخش را می‌دهد. درحالت ایده آل هر سازمان باید هریک از مشتریان رابطور کامل بشناسد ، ولی این کار امکان پذیر نیست ودر واقع خوشه بندی این امکان را فراهم می‌آورد تا مشتریان که شبیه به هم هستند در یک بخش قرار گیرند. معیار شباهت براساس نوع صنعت و کسب و کار متفاوت است. دراینصورت مدیریت و شناخت این بخش‌ها بسیار ساده تراز شناخت تک تک مشتریان است. خوشه بندی به شیوه‌های مختلفی صورت می‌گیرد. در برخی تحقیقات صورت گرفته دراین حوزه ، با در نظر گرفتن سهم سود ایجاد شده ، سود بالقوه و تعریف سود آوری مشتری یک مدل LTV پیشنهاد شده

تاریخ وصول: ۸۹/۶/۹
تاریخ تصویب: ۹۰/۴/۷
***نویسنده مسئول مقاله:** **دکتر محمدمهدی سپهری**، عضو هیئت علمی دانشگاه تربیت مدرس، mehdi.sepehri@modares.ac.ir
مهرداد کارگری، دانشجوی دکتری دانشگاه تربیت مدرس، M_kargari@modares.ac.ir

[Downloaded from ijiepm.iust.ac.ir on 2026-09-05]

است و براساس ارزش فعلی، ارزش بالقوه و میزان وفاداری، مشتریان بخش بندی شده‌اند. [۵] سایون و همکاران در سال ۲۰۰۶ با درنظر گرفتن اهمیت شناخت مشتری در جهت ایجاد ارتباط بلندمدت، کسب وفاداری و سودآوری بیشتر مشتری، ارزش هر مشتری را تعیین نموده و سپس با در نظر گرفتن ارزش مشتریان، آن‌ها را بخش بندی نموده و استراتژی‌های مناسب برای هر بخش را تبیین نموده‌اند[۶].

تسای و چیو در سال ۲۰۰۴ به بسط متدلوژی جدید برای بخش بندی بازار برمبنای متغیرهای خاص از جمله اقلام خریداری شده و میزان درآمد مرتبط با آن‌ها با در نظر گرفتن تراکنش‌های قبلی مشتریان پرداخته و بدین ترتیب بازار را بخش بندی نمودند [۷].

در برخی مطالعات صورت گرفته در حوزه بخش بندی بازار از روش‌های خوشه‌بندی مدل k-means، FUZZY k-means , SOM برای بخش بندی مشتریان استفاده شده است [۸].

همچنین دردیگر تحقیقات مشتریان ، براساس معیار تازگی ، تکرار و ارزش پولی به گروه‌های همگن بخش بندی شده‌اند ، سپس سیاست‌های بهینه بازار یابی برای هر بخش تدوین شده است [۹].

همانطور که اشاره شد بخش بندی مشتریان به شیوه‌های گوناگون صورت می‌گیرد. درشرکت ایساکو میزان شباهت رفتار مشتریان با توجه به نوع داده‌ها و اطلاعات موجود از مشتریان به محل استقرار آن‌ها، شهر مشتری ، گروه کالای مورد نیاز آن‌ها، میزان تقاضای آن‌ها و زمان تقاضای آن‌ها وابسته است. بر این اساس در این مقاله از معیارهای شهر ، فاصله اقلیدسی، گروه کالای مورد نیاز ، میزان و زمان تقاضا برای استخراج تابع شباهت استفاده شده است. ابتدا دو معیار گروه کالای موردنیاز و حجم تقاضا با استفاده از الگوریتم k-means برای خوشه بندی مشتریان استفاده شده است . سپس تابع فاصله اقلیدسی به صورت جداگانه در الگوریتم k-means برای خوشه بندی مشتریان منظور شده است . برای بهبود تابع شباهت معیارهای شهر ، فاصله اقلیدسی، گروه کالای مورد نیاز ، میزان و زمان تقاضا با هم ترکیب شده و مجدداً با الگوریتم k-means برای خوشه بندی مشتریان بکار رفته است. پس از تعیین بهترین خوشه بندی براساس معیار تراکم خوشه بندی ، بهترین تعداد خوشه با درنظر گرفتن معیار سنجش کیفیت خوشه بندی محاسبه شده است.

هدف این مقاله بهینه سازی برنامه توزیع قطعات یدکی شرکت ایران خودرو با رویکرد داداه کاوی و خوشه بندی فروشگاه های مجاز در نقاط مختلف کشور میباشد .برای این منظور از سه تابع شباهت فاصله اقلیدسی، میزان تقاضای مشتریان و زمان تقاضای مشتریان بصورت همزمان استفاده شده است . سپس با در نظر گرفتن ورن‌های مختلف برای فصول سال تابع شباهت ترکیبی بهبود داده شده است. ساختار این مقاله در ادامه بشرح زیر است.

در قسمت دوم روش خوشه بندی مشتریان بیان شده است . این قسمت شامل آماده سازی داده‌ها، معرفی توابع شباهت ، الگوریتم خوشه بندی k-means براساس توابع شباهت ، ارزیابی کیفیت خوشه بندی و بهبود توابع خوشه بندی بصورت ترکیبی میباشد . قسمت سوم مدل DTM برای ارزیابی خوشه ها را بیان میکند . مطالعه موردی در قسمت چهارم بیان شده است .این قسمت شامل مقایسه میزان تراکم در حالات مختلف ، کیفیت خوشه ها در حالات مختلف و تحلیل خوشه ها در مدل DTM می‌باشد. نتایج و تحقیقات آینده در قسمت پنجم بیان شده است.

۲. متدولوژی بخش بندی مشتریان

در این مقاله ابتدا مشتریان بخش بندی می‌شوند و پس از ارزیابی و بهبود تابع فاصله ، سیاست‌های رفتاری مناسب برای هر بخش تبیین می‌گردد . اولین مرحله مانند هر پروژه داده کاوی دیگر آماده سازی داده‌هاست . سپس تابع DCB برای سنجش تفاوت رفتار مشتریان براساس مفاهیم قواعد انجمن تعریف شده است و با جایگزینی این تابع در k-means خوشه بندی صورت گرفته است . بهبود خوشه بندی صورت گرفته نسبت به عملکرد تابع فاصله اقلیدسی در الگوریتم k-means با استفاده از تابع سنجش تراکم خوشه‌ها نشان داده شده است . تعداد خوشه‌ها با استفاده از تابع سنجش کیفیت خوشه بندی تعیین گردیده است . مراحل ذکر شده در ادامه به طور کامل تشریح شده‌اند.

۲-۱. آماده سازی داده‌ها

دراین مرحله داده‌های بانک طلاعاتی با توجه به اهداف و الگوریتم‌های بکار گرفته شده آماده سازی شده‌اند. مفاهیم و پارامترهای مورد استفاده در تابع شباهت عبارتند از:

G :مجموعه همه گروه قطعات یدکی شرکت (حجم و ابعاد یکسان)

T^C: بانک اطلاعات مشتریان

t^c : یک رکورد از جدول T^C است، هر رکورد این جدول شامل کد مشتری، نام مشتری، مختصات جغرافیایی مشتری، نوع و گروه کالای درخواستی، میزان تقاضا، شهر مشتری، زمان تقاضا، ارزش تقاضا و حجم تقاضا می‌باشد.

C_i: شهر i

g_{ia}:گروه کالای مورد نیاز a در شهر i

m_{ia} :مجموع ارزش حجمی کالای درخواستی گروه a در شهر i

برای مشاهده رفتار مشتریان نیاز به بازیابی اطلاعات همه مشتریان و کل ارزش حجمی گروه کالای درخواستی توسط آن‌ها در طول پانزده سال گذشته است .

$Citycode_i$: کد شهر i

$goodgorup_i$: مجموعه گروه کالاهایی موردنیاز شهر i

[Downloaded from ijiepm.iust.ac.ir on 2026-09-05]

$goodgorup_i = \{ g_{ia} | g_{ia} \in G \}$

$moneyset_i$: مجموعه ارزش حجمی کالای درخواستی مشتریان شهر i

$moneyset_i = \{ m_{ia} | a = 1,2,\ldots, || goodgorup_i || \}$

$GISplan_i$:مختصات جغرافیایی محل استقرار مشتری

$Demandtime_i$: زمان و تاریخ سفارش مشتری

بنابراین کالای درخواستی مشتریان شهر C_i را می‌توان به صورت t^{C}_{i} نشان داده و در بانک اطلاعات مشتریان (T^{C}) ذخیره نمود.

$T^{C}_{i} = \{ Citycode_i, goodgorup_i, moneyset_i, Location\ plan_i, Demondtime_i \}$

۲-۲.تابع فاصله تفاوت رفتار تقاضای مشتریان (DCB)

برای اندازه گیری تفاوت رفتار مشتریان درهر شهر، ابتدا وابستگی هر گروه کالا باگروه کالاهای دیگر براساس مفهوم پشتیبانی در قواعد انجمن محاسبه شده است. برای محاسبه این تفاوت از رابطه (۱) استفاده شده است.

$$|| t^{c} \in T^{C}_{i} \mid t^{c}\ Contains\ \{ g_{ia}, g_{ib} \} \| \qquad (۱)$$

$$S(g_{ia}, g_{ib}) = \frac{}{} \| T^{C}_{i} \|$$

$S(g_{ia}, g_{ib})$: نسبت تعداد تراکنش‌هایی که در آن دو گروه کالای a , b از شهر i وجود دارد به کل تعداد تراکنش‌های شهر i را نشان می‌دهد. اگر دو گروه کالا به ندرت با هم سفارش دهند در نتیجه مقدار پشتیبانی آن‌ها خیلی کم خواهد شد [۲].

درتابع DCB فاصله براساس میزان شباهت گروه کالا می‌باشد ونیاز به در نظر گرفتن وابستگی دوطرفه انواع گروه قطعات یدکی دارد . لذا برای محاسبه وابستگی دو طرفه گروه قطعات یدکی ضریب (γ) به کمک رابطه(۲) محاسبه می‌نماییم [۱۳].

$$\gamma(g_{ia}, g_{ib}) = \frac{S\{g_{ia}, g_{ib}\}}{S(g_{ia}) + S(g_{ib}) - S(g_{ia}, g_{ib})} \qquad (۲)$$

مقدار $\gamma(g_{ia}, g_{ib})$ بین صفرو یک است . اگر $g_{ia} = g_{ib}$ باشد آنگاه $\gamma(g_{ia}, g_{ib}) = 1$ می‌باشد. حال میزان شباهت تقاضای مشتریان دو شهر به صورت زیر ارزیابی می‌شود.

اگر رکورد t^{c}_{i} برای مشتریان شهر i شامل $(Citycode_i, goodgorup_i, moneyset_i)$ باشد و گروه کالا و ارزش حجمی هر گروه کالا به ترتیب برابر $goodgorup_i = \{g_{i1}, g_{i2,\ldots} g_{is}\}$ و $moneyset_i = \{m_{i1}, m_{i2,\ldots}, m_{is}\}$ باشد

همچنین اگر رکورد t^{c}_{j} برای مشتریان شهر j شامل $(Citycode_j, goodgorup_j, moneyset_j)$ باشد و گروه کالا و ارزش حجمی هر گروه کالا به ترتیب برابر $goodgorup_j = \{g_{j1}, g_{j2,\ldots} g_{jt}\}$ و $moneyset_i = \{m_{j1}, m_{j2,\ldots}, m_{jt}\}$ باشد شباهت دو شهر i و j برمبنای تقاضای مشتریان دو شهر به کمک رابطه (۳) زیر محاسبه می‌شود.

$$\begin{bmatrix} sim(C_i, C_j) = \dfrac{\sum_{a=1}^{s}\sum_{b=1}^{s} m_{ia} \times m_{jb} \times \delta(g_{ia}, g_{ib})}{\sum_{a=1}^{s}\sum_{b=1}^{s} m_{ia} \times m_{jb}} & C_i \neq C_j \\ sim(C_i, C_j) = 1 & C_i = C_j \end{bmatrix} \qquad (۳)$$

متعاقباً فاصله دو شهر C_i , C_j یا تفاوت رفتار تقاضای مشتریان دوشهر به کمک رابطه (۴) محاسبه می‌شود.

$$\begin{bmatrix} DCB(C_i, C_j) = 1 - sim(C_i, C_j) & C_i \neq C_j \\ DCB(C_i, C_j) = 0 & C_i = C_j \end{bmatrix} \qquad (۴)$$

دو معادله بالا علاوه بر در نظر گرفتن گروه کالای مورد نیاز مشتریان و ارزش حجمی تقاضای مشتریان هر شهر در میزان کاهش هزینه‌های حمل ونقل شرکت ایساکو تاثیرگذار است. برای مثال اگر گروه کالای A معمولاً با گروه کالای B ارسال شود و کمتر با گروه کالای C ارسال شود، وابستگی تقاضای دو گروه کالای A,B باید بیشتر از دو گروه کالای A, C باشد . همچنین نادیده گرفتن این وابستگی‌ها و یکسان گرفتن رفتار همه گروه کالاها، باعث ایجاد شباهت یک طرفه می‌شود. در صورتی که باید برای کامل شدن محاسبات از شباهت دو طرفه استفاده نمود. به راین اساس در این مقاله از شباهت دو طرفه گروه کالاها استفاده شده است.

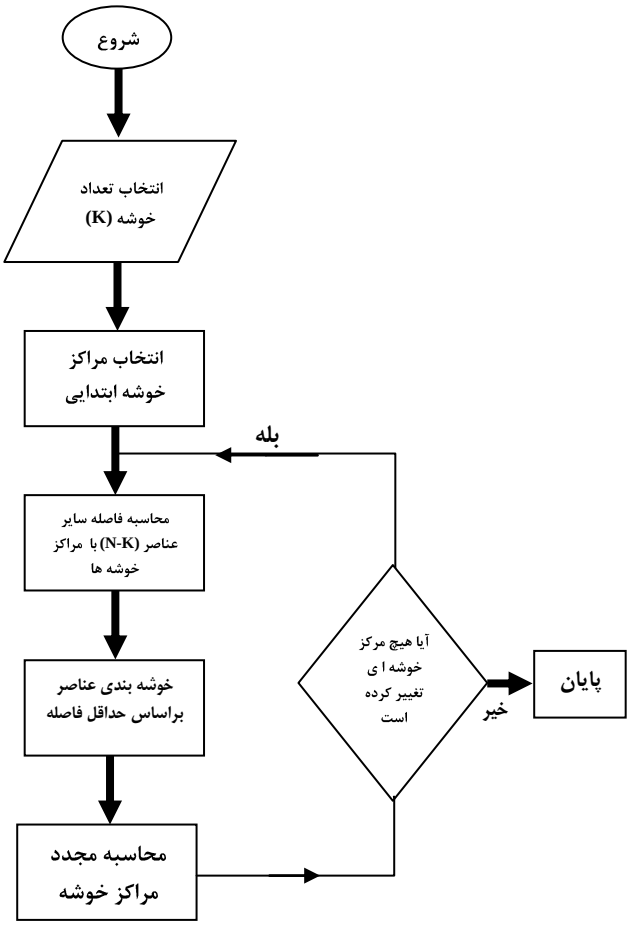
۲-۳. خوشه بندی

خوشه بندی وظیفه تقسیم یک گروه ناهمگن را به چندین زیر گروه که به اصطلاح به آن خوشه می‌گویند را به عهده دارد. دراین تحقیق از الگوریتم k-means برای خوشه بندی مشتریان استفاده شده است. برای سنجش فاصله مشتریان دو شهر در الگوریتم k-means از تابع DCB، تابع فاصله اقلیدسی و سپس با ترکیب این دو تابع و تاثیر داده زمان سفارش مشتریان تابع DCB بهبود داده شده است .

[Downloaded from ijiepm.iust.ac.ir on 2026-09-05]

۲-۴. الگوریتم خوشه‌بندی k-means براساس تابع فاصله اقلیدسی

درالگوریتم k-means ابتدا K عضو به صورت تصادفی از میان N عضو به عنوان مراکز خوشه‌ها انتخاب می‌شود وسپس N-K عضو باقی مانده به نزدیک‌ترین خوشه تخصیص می‌یابند . بعد از تخصیص همه اعضا مراکز خوشه مجدداً محاسبه می‌شوند و اعضاء با توجه به مراکز جدید به خوشه‌ها تخصیص می‌یابند و این کار تا زمانی که مراکز هر خوشه ثابت بمانند ادامه می‌یابد خلاصه این مراحل در نمودار (۱) نشان داده شده است[۲].



شکل ۱. الگوریتم خوشه بندی k-means

اگر رکورد t^c_i برای مشتریان شهر C_i شامل و $(Citycode_i , Location\ plan_i , Demondtime_i)$ و

$Location\ plan = [(X_{i1} , Y_{i1}) , (X_{i2} , Y_{i2}) , \ldots , (X_{iL} , Y_{iL})]_i$

محل استقرار مشتریان شهر i باشد و رکورد t^c_j برای مشتریان شهر C_j شامل

$(Citycode_j , Location\ plan_j , Demondtime_j)$

و

$Location\ plan_i , \ldots , (X_{jL} , Y_{jL})] = [(X_{j1} , Y_{j1}) , (X_{j2}, Y_{j2})$

محل استقرار مشتریان شهر j باشد. فاصله یا عدم شباهتم شتریان دو شهر با استفاده فاصله اقلیدسی به کمک رابطه (۵) محاسبه می‌شود.

$$\left[Dis(C_i, C_j) = \sqrt{\sum_{l=1}^{l} \left[(X_{il} - X_{jl})^2 + (Y_{il} - Y_{jl})^2 \right]} \right] \qquad (۵)$$

در این تحقیق ابتدا تابع فاصله در الگوریتم k-means مطابق تابع فاصله اقلیدسی به صورت معادله فوق در نظر گرفته شده است و سپس تابع DCB به دو صورت ساده و ترکیبی (بهبود یافته) در نظر گرفته شده است.

۲-۵. الگوریتم خوشه‌بندی k-means براساس تابع DCB

دراین خوشه بندی در الگوریتم k-meansبرای محاسبه فاصله از معادله (۴) استفاده شده است. فاصله مشتریان هر شهر به صورت دوبدو محاسبه شده است و در ماتریس به شکل زیر قرارگرفته است . دراین ماتریس n تعداد مشتریان است ، d_{ij} نشان دهنده فاصله بین مشتریان C_i و C_j ، $(i , j) \le n$است. باتوجه به معادله (۴) قطر اصلی این ماتریس یعنی فاصله هر مشتری با خودش صفر است.

$$Dis = \begin{bmatrix} 0 & d_{i2} & d_{ij} & d_{1n} \\ d_{21} & 0 & d_{2j} & d_{2n} \\ d_{i1} & d_{i2} & 0 & d_{in} \\ d_{n1} & d_{n2} & d_{nj} & 0 \end{bmatrix} \qquad (۶)$$

این ماتریس به عنوان ورودی به الگوریتم k-means در نرم افزار R داده شده است . در واقع تابع فواصل یا عدم شباهت بین مشتریان یکبار براساس تابع فاصله اقلیدسی، یکبار براساس تابع فاصله DCB و یکبار هم بر اساس DCB بهبود یافته محاسبه شده است.

۲-۶. ارزیابی کیفیت خوشه بندی

معیارهای زیادی برای محاسبه کیفیت خوشه‌های حاصل از خوشه بندی وجود دارد. در خوشه بندی مطلوب باید شباهت درون خوشه‌ها حداکثر و عدم شباهت بین خوشه‌ها حداکثر شود. کلیه معیارهای سنجش کیفیت مبتنی بر این دو مفهوم هستند. برخی از آن‌ها فقط می‌توانند همگنی درون خوشه‌ای یا نا همگنی برون خوشه‌ای را تضمین کنند ولی برخی دیگر هردو عامل را به اهم در نظر می‌گیرند[۱۳].

[Downloaded from ijiepm.iust.ac.ir on 2026-09-05]

یکی از روش‌های ارزیابی عملکرد خوشه بندی ، روش سنجش تراکم درون خوشه‌ای است . این معیار میزان تراکم خوشه‌ها را زمانی که تعداد خوشه‌ها ثابت است نشان می‌دهد . دراین معیار باید متغیرها در یک محدوده باشند . با توجه به این که در این تحقیق داده‌ها گسسته هستند برای محاسبه تراکم یک خوشه ، فاصله مشتریان (مناطق) درون یک خوشه باید با مرکز خوشه سنجیده شود . تراکم خوشه nام ، I_n ، به صورت رابطه (۷) تعریف شده است :

$$I_n = \sum_{C_1 \in \mathbf{0}^n{}_J} Dist(C_i, C^n) \qquad (۷)$$

سپس F(K) برای K خوشه برابر است با :

$$F(K) = \frac{1}{K} \sum_{n=1}^{k} \sum_{C_1 \in \mathbf{0}^n} Dist(C_i, C^n) \qquad (۸)$$

در واقع F(K) میانگین مربعات فاصله اقلیدسی بین هر مشاهده و میانه خوشه‌ای که به آن تعلق دارد، است هرچه،F(K) کمتر باشد نشان می‌دهد که خوشه‌ها متراکم‌ترند و خوشه بندی بهتر صورت گرفته است[۸].

۲-۷. انتخاب بهترین تعداد خوشه

همانطورکه بیشتر اشاره شد، بهترین خوشه بندی ، خوشه بندی است که مجموع تشابه بین مرکز خوشه و همه شهرهای عضو خوشه مربوطه حداکثر و مجموع تشابه بین مراکز خوشه‌ها را حداقل نماید.

اگر $O=\{C^n | n= 1 ,..., k\}$ مجموعه مراکز خوشه‌ها و C^n مراکز خوشه‌ها باشد و $O^n=\{C_i | i= 1 ,...,||T^c-O||\}$ مجموعه باقیمانده مشتریان (مناطق) که به عنوان مرکز خوشه انتخاب نشده اند و T^c مجموعه کلیه شهرهایی که خوشه بندی روی آن‌ها صورت گرفته است باشد، کیفیت نتایج خوشه بندی با k خوشه می‌تواند به صورت معادله (۹) تعریف شود :

$$p(K) = \frac{1}{K} \sum_{n=1}^{k} (\underset{1 \le m \le k, m \ne n}{Min} \{ \frac{\mu_n + \mu_m}{\delta_m} \} \qquad (۹)$$

$$\mu_n = \frac{1}{\| o^n \|} \sum_{c_i \in \mathbf{0}^n} sim(C_i, C^n) \qquad (۱۰)$$

$$\mu_m = \frac{1}{\| o^m \|} \sum_{c_j \in \mathbf{0}m} sim(C_j, C^m) \qquad (۱۱)$$

$$\delta_{nm} = sim(C^n, C^m) \qquad (۱۲)$$

معادله (۱۰)، μ_n را به عنوان میانگین شباهت بین مرکز خوشه C^nو همه مشتریان خوشه O^n تعریف می‌کند .

معادله (۱۱) توضیح می‌دهد که μ_mمیانگین شباهت بین مرکز خوشه C^mو همه مشتریان درخوشه O^mاست. معادله (۱۲) δ_{nm} را به عنوان شباهت C^m وC^n تعریف می‌کند .

مقدار p(k) با توجه به تابع کیفیت خوشه بندی در معادله (8) ، برای یک محدوده پیشنهادی (حد بالای t و حد پائین s) محاسبه شده است. و به ازای هر تعداد خوشه‌ای که $p(k)$ حداکثر گردیده است ،مقدار K به عنوان تعداد خوشه در نظر گرفته شده است . دراین تحقیق محدوده پیشنهادی K با توجه به نظر افراد خبره به صورت $30 \le k \le 50$ در نظر گرفته شده است.

$$k = \max_{S \le K \le t} \{P(k)\} \qquad (۱۳)$$

بدین ترتیب می‌توان تعداد خوشه‌ای را انتخاب نمود که به ازای آن فاصله بین مراکز خوشه‌ها و شباهت مراکز خوشه با اعضای درون هر خوشه حداکثر گردد[۷].

۲-۸. بهبود تابع DEB

برای اندازه گیری میزان شباهت مشتریان /مناطق باید همه عوامل شباهت به صورت هم زمان در نظر گرفته شود. در تابع DCB دو عامل گروه کالای مشابه و ارزش حجمی در نظر گرفته شده‌اند. در تابع فاصله اقلیدسی عامل فاصله مکانی بین دو مشتری / منطقه در نظر گرفته شده است. این سه عامل به کمک رابطه (۱۴) ترکیب شده‌اند.

$$\alpha(C_i, C_j) = \frac{Maxd(C_i, C_j) - d(C_i, C_j)}{Maxd(C_i, C_j)} \qquad (۱۴)$$

مقدار α همواره بین صفرو یک می‌باشد . اگر $C_i = C_j$ باشد مقدار $\alpha = 1$ است واگر دو مشتری /منطقه اگر C_i, C_j حداکثر فاصله را داشته باشند مقدار $\alpha = 0$ است. میزان شباهت دو مشتری /منطقه اگر C_i, C_j باتوجه به سه عامل فاصله مکانی ، گروه کالای مشابه و میزان ارزش حجمی سفارشات به صورت رابطه (۱۵) حاصل می‌شود .

[Downloaded from ijiepm.iust.ac.ir on 2026-09-05]

$$\begin{bmatrix} sim(C_i,C_j)=\dfrac{\sum_{a=1}^{s}\sum_{b=1}^{t} m_{ia}\times m_{jb}\times Min[\delta(g_{ia},g_{ib}),\alpha(C_i,C_j)\}}{\sum_{a=1}^{s}\sum_{b=1}^{t} m_{ia}.\,m_{jb}} & C_i\neq C_j \\ sim(C_i,C_j)=1 & C_i=C_j \end{bmatrix} \quad (۱۵)$$

متعاقباً فاصله دو شهر/منطقه یا تفاوت رفتار آن‌ها به کمک رابطه (۴) محاسبه می‌شود. همچنین برای محاسبه شباهت کلیه داده‌های ۳۶ ماه گذشته با یکدیگر جمع شده‌اند و زمان که عامل مهمی است با مجتمع کردن داده‌ها عملاً نادیده گرفته شده است و وابستگی بین اقلام صادرشده در سالهاو فصل‌های مختلف در نظر گرفته نمی‌شود. لذا دراین مرحله برای محاسبه ماتریس فاصله ، داده‌های هر ماه جداگانه مورد بررسی قرارگرفته و برای هر ماه ماتریس فاصله جداگانه محاسبه شده است . سپس با استفاده از روش دلفی و نظرات خبرگان ضرایب وزنی هرماه محاسبه گردیده و ماتریس فاصله کل برای ۳۶ ماه برحسب تابع بهبود یافته DCB محاسبه شده است. ماتریس فاصله در ماه آخر ماتریس فاصله در ماه اول

$$\begin{bmatrix} d_{11} & d_{i2} & d_{ij} & d_{1n} \\ d_{21} & d_{22} & d_{2j} & d_{2n} \\ d_{i1} & d_{i2} & d_{ij} & d_{in} \\ d_{n1} & d_{n2} & d_{nj} & d_{nn} \end{bmatrix} \ldots\ldots \begin{bmatrix} d_{11} & d_{i2} & d_{ij} & d_{1n} \\ d_{21} & d_{22} & d_{2j} & d_{2n} \\ d_{i1} & d_{i2} & d_{ij} & d_{in} \\ d_{n1} & d_{n2} & d_{nj} & d_{nn} \end{bmatrix} \quad (۱۶)$$

مقدار ماتریس فاصله کل ۳۶ ماه (DIS) از فرمول (۱۷) محاسبه می‌شود.

$$Dis=\sum_{Y=1}^{Y} W_Y.D_Y \quad (۱۷)$$

D_Y ماتریس فاصله ماه y و W_Y ضریب ماه و y بین $1\le Y\le 36$ می‌باشد.

۳. مدل DTM برای ارزیابی خوشه‌ها

مدل DTM ارزش مشتریان /مناطق را برمبنای سه معیار فاصله مکانی (D) ، فاصله زمانی بین سفارشات (T) وارزش حجمی (M) اندازه گیری می‌کند. متغیر فاصله مکانی، میانگین فاصله بین مشتریان و مرکز خوشه را اندازه می‌گیرد. متغیر فاصله زمانی بین سفارشات، متوسط زمانی بین سفارشات در هر خوشه را نشان می‌دهد. متغیر ارزش حجمی بیانگر متوسط حجم کالای درخواستی در هر خوشه می‌باشد. مدل DTM به سازمان‌ها کمک می‌کند تا بتوانند ارزش خوشه‌های خود را در این مدل مشخص نمایند و خوشه‌های هدف را جهت برنامه ریزی تعیین نموده واقدامات لازم در هرخوشه را برای کاهش هزینه تعیین نمایند.

برمبنای این معیار ، ارزش هر مشتری /منطقه را می‌توان به وسیله رابطه (۱۸) تعیین نمود.

$$V(C_i)=W^D.D(C_i)+W^T.T(C_i)+W^M.M(C_i) \quad (۱۸)$$

در معادله (۱۸) مقادیر $D(C_i)$ ، $T(C_i)$ و $M(C_i)$ به ترتیب بیانگر امتیازات مشتری /منطقه (C_i) با توجه به معیارهای D ، T و M است . W^D، W^T و W^M اهمیت وزن‌ها برای معیارهای D، T و M را به ترتیب نشان می‌دهد. بعلاوه $W^M+W^T+W^D=1$ می‌باشد[۹]. امتیازات معمولاً به نوع کار بردها و رویکرد امتیاز دهی وابسته است. امتیازاتی را که از بانک اطلاعاتی استخراج می‌نماییم قبل از محاسبه ارزش هر مشتری /منطقه ابتدا نرمال می‌گردند. بنابر این $D(C_i)$، $T(C_i)$و $M(C_i)$ را به وسیله روابط (۱۹) تعریف می‌کنیم.

$$D(C_i)=\frac{Q^D-Q^{D}{}_{Min}}{Q_{MAX}{}^{D}-Q^{D}{}_{Min}}$$
$$T(C_i)=\frac{Q^T-Q^{T}{}_{Min}}{Q_{MAX}{}^{T}-Q^{T}{}_{Min}} \quad (۱۹)$$
$$M(C_i)=\frac{Q^M-Q^{M}{}_{Min}}{Q_{MAX}{}^{M}-Q^{M}{}_{Min}}$$

در روابط (۱۹) مقادیر Q^D و Q^T و Q^M مقدار اصلی امتیازات مشتری / منطقه (C_i) مطابق با تعریف D ، T و M هستند. مقادیر $Q_{Min}{}^{T}, Q^{D}{}_{Min}$ و $Q_{Min}{}^{M}$ حداقل مقدار D ، T و M $Q_{Max}{}^{T}, Q^{D}{}_{Max}$ و $Q_{Max}{}^{M}$ حداکثر مقدار D، T وM همه مشتریان / مناطق را نشان می‌دهند . سود آور ی هرخوشه Q^n با محاسبه ارزش همه مشتریان / مناطق خوشه nام حاصل می‌شود .این ارزش به صورت معادلات (۲۱ و۲۰) محاسبه می‌شود:

$$V(O^n)=W^D.W(O^n)+W^T.W(O^n)+W^M.M(O^n) \quad (۲۰)$$

$$W(O^n)=\frac{\sum_{c_i\in o^n} D(C_i)}{\|O^n\|} \qquad T(O^n)=\frac{\sum_{c_i\in o^n} T(C_i)}{\|O^n\|}$$
$$M(O^n)=\frac{\sum_{c_i\in o^n} M(C_i)}{\|O^n\|} \quad (۲۱)$$

در معادلات (۲۱) مقادیر $D(O^n)$، $T(O^n)$، $M(O^n)$ بیانگر امتیازات خوشه n با توجه معیارهای D ، T و M است. پس از مشخص شدن سودآوری هر خوشه به راین اساس مرتب می‌شود و

[Downloaded from ijiepm.iust.ac.ir on 2026-09-05]

با ارزش‌ترین آن‌ها مشخص شده و به شرکت در برنامه ریزی وتعیین استراتژی توزیع هر خوشه و خدمت رسانی به مشتریان هدف شرکت کمک می‌نماید.

۴. مطالعه موردی

مورد مطالعاتی دراین تحقیق شرکت ایساکو می‌باشد. شرکت ایساکو در راستای برنامه‌های کلان گروه صنعتی ایران خودرو در پی توسعه و تقویت سیستم حمل ونقل قطعات یدکی و دستیابی به سهم بیشتر بازار هدف به شکل اثر بخش می‌باشد. این شرکت با بکارگیری دانش و فناوری جدید به دنبال ایجاد بستر مناسب جهت تقویت زیربنای لازم برای تسهیل وتوسعه سیستم حمل ونقل شرکت است. مطالعه صورت گرفته برروی داده‌های ایساکو به مشتریان / مناطق شهر تهران در طی ۳۶ ماه گذشته است . این شرکت طیف وسیعی از کالاهای متنوع را بین مشتریان / مناطق توزیع می‌کند. تعداد اقلام مورد بررسی ۷۵ قلم کالای مهم بوده که در ۸ گروه دسته بندی شده‌اند . داده‌های شرکت ایساکو در طی سه سال گذشته با توجه به ۷۰۰ نمایندگی و ۸۰۰ فروشگاه شامل 75000=(50)(800) رکورد می‌باشد. هر مشتری حداقل هفته‌ای یک سفارش دارد و هرسال معادل(۵۰) هفته فرض شده است.

۴-۱. خوشه بندی مناطق / مشتریان

بعداز انجام مراحل آماده سازی، یکپارچگی واستخراج داده‌ها با فرمت مناسب با استفاده از الگوریتم k-means مناطق کشور خوشه بندی شده‌اند. همانطور که توضیح داده شد خوشه بندی یک بار بر اساس فاصله اقلیدسی، یک بار براساس تابع DCB و یکبار براساس تابع DCB بهبود یافته صورت گرفته است . تعداد خوشه‌ها برابر ۴۰ درنظر گرفته شده است که در ادامه علت این انتخاب توضیح داده شده است. تراکم خوشه‌های حاصل شده در سه روش با توجه به معادله (۸) محاسبه شده است. هرچه مقدار F(K) در معادله (۸) کمتر باشد میزان تراکم خوشه‌ها بیشتر است. جدول (۱) میزان تراکم خوشه‌ها با استفاده از سه روش پیشنهادی را نشان می‌دهد. در جدول زیر مشاهده می‌شود که تراکم خوشه‌ها درروش تابع DCB بهبود بیشتر از دوتابع دیگر است. یعنی این تابع نسبت به توابع دیگر عملکرد بهتری داشته است.

جدول ۱. مقایسه میزان تراکم خوشه‌ها از توابع مختلف

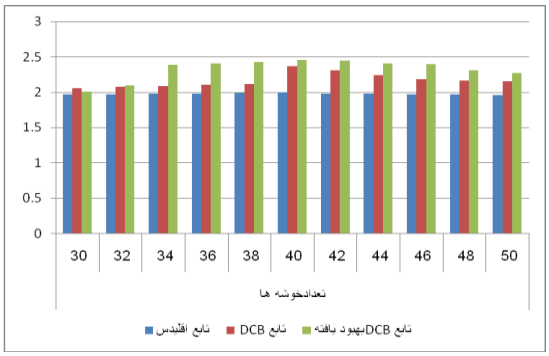
تراکم خوشه	تابع فاصله خوشه بندی
۱/۲۹۴	تابع فاصله اقلیدسی
۰/۱۱۹	تابع DCB
۰/۰۷۴	تابع DCB بهبود یافته

۴-۲. محاسبه تعداد خوشه‌ها

برای تعیین تعداد خوشه‌ها با استفاده از معادله (۹) مقدار F(k) برای مقادیر مختلف (K) محاسبه شده است مقدار F(k) حداکثر نشان دهنده تعداد مناسب خوشه‌هاست . دراین تحقیق F(k) برای مقادیر $30 \le K \le 50$ محاسبه شده است که این بازه با توجه به نظر خبرگان و تعداد داده‌ها تعیین شده است . بدین منظور به کمک نرم افزار R و ماتریس فاصله محاسبه شده برای $30 \le K \le 50$ خوشه بندی صورت گرفته است. کیفیت خوشه ها در به اره $30 \le K \le 50$ در جدول (۲) نشان داده شده است.

جدول ۲. کیفیت خوشه‌ها در بازه $30 \le K \le 50$

تعداد خوشه	تابع اقلیدسی	تابع DCB	تابع DCB بهبود یافته
۳۰	۱/۹۷۰	۲/۰۵۱	۲/۰۱۱
۳۲	۱/۹۷۲	۲/۰۷۲	۲/۰۹۵
۳۴	۱/۹۷۸	۲/۰۸۰	۲/۳۹۰
۳۶	۱/۹۸۰	۲/۱۰۷	۲/۴۰۲
۳۸	۱/۹۸۳	۲/۱۱۱	۲/۴۳۰
۴۰	۱/۹۹۲×	۲/۳۶۹×	۲/۴۵۲×
۴۲	۱/۹۸۱	۲/۳۱۰	۲/۴۴۰
۴۴	۱/۹۷۵	۲/۲۴۲	۲/۴۰۱
۴۶	۱/۹۷۲	۲/۱۸۲	۲/۳۹۵
۴۸	۱/۹۶۵	۲/۱۶۱	۲/۳۱۲
۵۰	۱/۹۶۰	۲/۱۵۴	۲/۲۷۰



نمودار ۱. مقایسه کیفیت و خوشه‌ها

۴-۳. تحلیل خوشه‌ها درمدل DTM

برای تحلیل خوشه‌ها درمدل DTM باید معیارهای M,T,D برای مشتریان / مناطق و خوشه‌ها محاسبه گردد. مقدار متغیر فاصله اقلیدسی بین مشتریان / مناطق نشان دهنده فاصله اقلیدسی است که بین دو مشتری / منطقه وجود دارد. این متغیر برای هر مشتری / منطقه با توجه به رابطه $D(C_i) = \frac{Q^D - Q^D{}_{Min}}{Q_{MAX}{}^D - Q^D{}_{Min}}$

[Downloaded from ijiepm.iust.ac.ir on 2026-09-05]

محاسبه می‌شود. متغیر فاصله زمانی بین سفارشات مشتریان / مناطق نشان دهنده فاصله بین دو سفارش متوالی مشتریان /مناطق است. مقدار این متغیر برای هرمشتری /منطقه با توجه به رابطه $T(C_i)$ محاسبه می‌شود. متغیر ارزش حجمی کالاهای درخواستی نیز بیانگر میزان حجم کالای درخواستی توسط مشتری/منطقه می‌باشدکه توسط رابطه $M(C_i)$ محاسبه می‌شود. وزن متغیرها براساس نظرات خبرگان تعیین گردیده است. باتوجه به اهمیت این متغیرها به را ی متغیرهای M,T,D به ترتیب وزن‌های ۰/۵، ۰/۳، ۰/۲ درنظر گرفته شده است. سپس با معادلات $M(O^n)$، $T(O^n)$، $M(O^n)$ مقدار فاصله مکانی، فاصله زمانی و ارزش حجمی هر خوشه محاسبه و با استفاده از رابطه $V(O^n)$ ارزش هر خوشه تعیین می‌گردد. نتایج حاصل به صورت جدول (۳) آمده است:

جدول ۳. ارزش مشتریان / مناطق هر خوشه

تعداد مشتری / منطقه در خوشه	میانگین ارزش خوشه	میانگین ارزش حجمی $M(O^n)$	میانگین فاصله زمانی $T(O^n)$	میانگین فاصله مکانی $D(O^n)$	شماره خوشه
۱۵	۰/۵۳۲۸	۰/۵۴۰	۰/۷۲۱	۰/۴۱۷	۱۷
۱۸	۰/۵۵۸۵	۰/۲۷۱	۰/۱۵۱	۰/۹۱۸	۲۹
۲۵	۰/۵۵۳۱	۰/۲۵۲	۰/۲۷۴	۰/۸۴۱	۸
۴۲	۰/۴۳۱	۰/۴۷۱	۰/۱۷۱	۰/۵۷۱	۳۰
۱۱	۰/۵۰۳۳	۰/۵۴۲	۰/۲۴۸	۰/۶۴۱	۱۸
۵	۰/۴۶۷۲	۰/۷۲۱	۰/۲۱۵	۰/۵۱۷	۳۱
۲	۰/۴۷۶۶	۰/۵۱۱	۰/۲۱۸	۰/۶۱۸	۷
۷	۰/۵۲۲۱	۰/۹۲۱	۰/۴۱۸	۰/۴۲۵	۲۷
۴۸	۰/۴۳۵	۰/۴۲۱	۰/۴۷۱	۰/۴۱۹	۹
۱۵	۰/۳۴۸۶	۰/۲۰۹	۰/۵۷۱	۰/۲۷۱	۳۲
۱۸	۰/۳۰۶۱	۰/۶۲۱	۰/۲۴۸	۰/۲۱۵	۱۹
۱۹	۰/۵۲۳	۰/۵۲۱	۰/۵۷۱	۰/۴۹۵	۴
۲۱	۰/۷۱۳	۰/۷۴۱	۰/۶۹۱	۰/۷۱۵	۲۶
۲۲	۰/۷۴۴	۰/۸۱۱	۰/۵۷۱	۰/۸۲۱	۱۰
۱۷	۰/۹۰۰۳	۰/۹۱۵	۰/۸۲۱	۰/۹۴۲	۳۳
۱۶	۰/۷۲۹۷	۰/۹۴۷	۰/۲۸۱	۰/۹۱۲	۳
۱۹	۰/۱۴۲۹	۰/۰۱۷	۰/۲۱۵	۰/۱۵۰	۳۴
۱۱	۰/۱۸۲۱	۰/۲۱۵	۰/۲۵۲	۰/۱۲۷	۱۱
۱۷	۰/۸۵۴۳	۰/۵۶۱	۰/۹۴۷	۰/۹۱۶	۳۵
۲۵	۰/۱۹۵۲	۰/۲۴۸	۰/۱۵۷	۰/۱۹۷	۲
۴۲	۰/۶۷۵۲	۰/۱۱۱	۰/۸۱۵	۰/۸۱۷	۲۰
۵۱	۰/۲۲۹۱	۰/۱۵۲	۰/۲۴۹	۰/۲۴۸	۱
۷۱	۰/۱۶۴۴	۰/۱۱۷	۰/۰۵۰	۰/۲۵۲	۲۱
۱۵	۰/۴۷۵	۰/۹۴۸	۰/۰۴۸	۰/۵۴۲	۱۲
۶۸	۰/۴۸۲۷	۰/۵۲۱	۰/۰۲۵	۰/۷۴۲	۴۰
۱۵	۰/۴۷۸۶	۰/۷۱۸	۰/۲۱۵	۰/۵۴۱	۲۲
۱۷	۰/۴۹۶۸	۰/۱۵۱	۰/۱۸۷	۰/۸۲۱	۵
۱۶	۰/۴۵۲۲	۰/۱۷۲	۰/۹۴۱	۰/۲۷۱	۲۴
۵	۰/۲۰۴	۰/۱۵۱	۰/۱۵۱	۰/۲۵۷	۳۹
۷	۰/۴۷۳۶	۰/۹۴۱	۰/۲۴۸	۰/۴۲۲	۱۴
۹	۰/۴۴۹	۰/۱۵۷	۰/۶۴۷	۰/۴۴۷	۳۶
۸	۰/۳۸۱	۰/۲۴۸	۰/۱۴۸	۰/۵۷۴	۶
۴	۰/۲۰۸۶	۰/۷۴۸	۰/۰۰۵	۰/۱۱۵	۳۷
۳	۰/۳۴۸	۰/۱۵۱	۰/۱۵۶	۰/۵۴۲	۲۳
۱۵	۰/۴۲۳۹	۰/۱۷۵	۰/۱۷۸	۰/۶۷۱	۱۶
۱۷	۰/۱۶۹۴	۰/۱۶۱	۰/۲۴۹	۰/۱۲۵	۲۵
۱۴	۰/۶۳۴۴	۰/۷۴۰	۰/۳۴۸	۰/۷۶۴	۳۸
۲۵	۰/۴۲۲	۰/۷۴۵	۰/۷۱۵	۰/۱۱۷	۱۳
۱۶	۰/۷۵۴۱	۰/۲۱۱	۰/۸۴۸	۰/۹۱۵	۲۸
۱۹	۰/۶۶۵	۰/۹۱۱	۰/۲۴۱	۰/۸۲۱	۱۵

پس از تحلیل انجام شده برروی خوشه‌ها و محاسبه ارزش هر خوشه استراتژی‌های توزیع استخراج می‌گردد. برای تعین استراتژی‌های توزیع در هر خوشه میانگین ارزش حجمی هر گروه کالا را به صورت جداگانه محاسبه و سپس بر میانگین ارزش

[Downloaded from ijiepm.iust.ac.ir on 2026-09-05]

حجمی کل تقسیم می‌کنیم. در اینصورت ارزش حجمی هر گروه کالا نسبت به کل اقلام به کمک رابطه (۲۲) محاسبه می‌شود.
میانگین ارزش گروه کالای a برای هرخوشه

$$W_a = \frac{\text{میانگین ارزش برای هر خوشه}}{W_{a1} + W_{a2} + ... + W_{av} = 1} \qquad (۲۲)$$

براساس مقادیر W_a ظرفیت حجمی وسایل توزیع بین گروه کالاهای مختلف در هرخوشه به صورت مناسب تقسیم می‌شود . محدودیت ظرفیت وسایل نقلیه یک محدودیت مشترک بین همه گروه کالاهای مورد برنامه ریزی می‌باشد. این نسبت‌ها بعداز هر بار اجرای برنامه با توجه به اطلاعات جدید به هنگام می‌شود . بدین منظور ابتدا ظرفیت باقیمانده وسایل نقلیه برای هر گروه کالا در هر خوشه محاسبه می‌شود. سپس از جمع این ظرفیت‌های باقیمانده برای هر گروه کالا کل ظرفیت باقیمانده محاسبه می‌شود. ظرفیت باقیمانده برای گروه کالاهایی که زیاد محاسبه شده کم می‌شود و به گروه کالاهای که ظرفیت باقیمانده کمتری دارند تخصیص داده می‌شود. بدین صورت ظرفیت باقیمانده بین گروه‌های مختلف کالا تسطیح واز ظرفیت وسایل نقلیه حداکثر استفاده به عمل می‌آید.

۵. نتیجه گیری

با افزایش اهمیت رضایت مشتری در محیط تجاری امروز، بسیاری از سازمان‌ها برروی مباحث مرتبط با شناخت مشتری، وفاداری و سودآوری مشتری برای افزایش سهم بازار خود و کسب رضایت مشتری تمرکز نموده‌اند. مدیریت ارتباط با مشتری به عنوان یک مزیت رقابتی برای سازمان‌ها محسوب می‌گردد. یکی از روش‌های شناخت مشتریان، بخش بندی مشتریان به گروه‌های همگن و اتخاذ سیاست‌های بازاریابی مناسب با هر بخش است. دراین مقاله یک تابع فاصله رفتار مشتریان (DCB) براساس ترکیب قواعد تعریف گردیده است. و از آن به عنوان تابع سنجش فاصله در الگوریتم خوشه بندی K-means استفاده شده است که نتایج را نسبت به تابع فاصله اقلیدسی به میزان قابل توجهی بهبود داده است. خوشه بندی صورت گرفته با تابع سنجش تراکم با یکدیگر مقایسه شده‌اند و تعداد خوشه‌ها با استفاده از تابع سنجش کیفیت مشخص شده است. پس از بخش بندی مشتریان /مناطق با استفادهاز مدل DTM ارزش هر خوشه تعیین و سیاست‌های متناسب با هر بخش تعیین گردیده است. در تحقیقات آتی می‌توان از داده‌ای توصیفی و جمعیت شناختی مشتریان /مناطق نیز در تعریف و بهبود تابع DTM بهره گرفت. همچنین می‌توان تحقیقات را برروی گروه کالای خاص با شرایط مختلف انجام داد و نتایج را برروی هریک از گروه محصولات خاص بررسی نمود.

منابع

[1] Alex Berson, Stephen Smith, kurt Thearling, *"Bulding Data Mining Application for CRM"*, McGraw-Hill, 2001.

[2] Nong, Y., "*The Handbook of Data Minig*", LAWRENCE ERLBAUM ASSOCIATES, PUBLISHERS Mahwah, New Jersey London, 2003.

[3] Hsiao-Fan Wang, Wei-Kuo Hong, 1. *"Managing Customer Profitability in a Competitive Market by Continuous Data Mining*", Department of Industrial Engineering and Engineering Management. National Tsing Hua University, Hsinchu, Taiwan, ROC, 2005.

[4] Chris Rygielski, a., Jyun-Cheng, Wang, b., David, C., Yen, a., *"Data Mining Techniques for Customer Relationship Management*" , Technology in Society 24, 2002, pp. 483-502

[5] Hyunseok Hwang, Taesoo Jung, Euiho Suh, *"An LTV Model and Customer Segmentation Based on Customer Value: a Case Study on the Wireless Telecommunication Industry*", Expert Systems with Applications 26, 2004, pp. 181-188.

[6] Su-Yeon kim, Tae–see Jung, Eui-Ho Suh, Hyun-seok Hwang, "*Customer Segmentation and Strategy Development Based on Customer Lifetime Value: A Case Study y*", Expert Systems with Applications 31, 2006, pp. 101-107

[7] Tsai, C.Y., chiu, C.C., *"A Purchase – Based Market Segmentation Methodology* ", Expert Systems with Applications 27, 2004, pp. 265-276.

[8] Shina, H.W., Sohnb, S.Y., *"Segmentation of Stock Trading Customers According to Potential Value:*", Expert Systems with Applications 27, 2004, pp. 27-33.

[9] Jedid-Jah Jonkera, Nanda Piersmab, Dirk Van den Poelc, "*Joint Optimization of Customer Segmentation and Marketing Policy to Maximize Long-Term Profitability*", Expert Systems with Applications 27, 2004, pp. 159-168.

[10] Pauline, A., Wilcox, Calin Gurau, "*Business Modeling with UML: the Impiementation of CRM System for Online Retailing "*, Journal of Retailing and Consumer Services 10, 2003, pp. 181-191.

[11] Wegner, A., kamakura, Michel Wedel, Fernando de Rosa, Jose Afsonso Mazzon, *"Cross-Selling Through Database Marketing: a to Mixed Data Factor Analyzer for Data Augmentation and Prediction*", International journal of Research in Marketing 20, 2003, pp. 45-65.

[Downloaded from ijiepm.iust.ac.ir on 2026-09-05]

[12] Arindam Banerjee, joydeep Ghosh, "*Clickstream Clustering using Weighted Longest Common Subsequences*" Dep of Electrical Engineering university of Texas at Austin, 2002.

[13] Jiawei Han, Micheline Kamber, Department of computer Science, University of lllinois at Urbana – champaign, www.cs. Uiuc .edu/~hanj.

[Downloaded from ijiepm.iust.ac.ir on 2026-09-05]

[Downloaded from ijiepm.iust.ac.ir on 2026-09-05]