Industrial Management Studies
Vol. 22, No.72, Spring 2024; P 171-226
jims.atu.ac.ir
DOI: 10.22054/jims.2024.75441.2876

ATU PRESS

Original Research
Accepted: 12/01/2024
Revised: 21/2/2024
Received: 26/8/2023
eISSN: 2476-602X
ISSN: 2251/8029

Proposing an Enhanced Heuristic Algorithm for Storage Location Assignment Problem under a Dedicated Storage Policy

Mohsen Kuchaki
PhD student of Industrial Management, Faculty of Management, Islamic Azad University, Firuzkoh Branch, Iran

Behnam Vahdani *
Associate Professor, Department of Industrial Engineering, Faculty of Industrial Engineering, Mazandaran University of Science and Technology, Babol, Iran

Abstract

The correct storage and arrangement of products in the warehouse increase efficiency in responding to requests, accelerate the identification of products, increase accessibility of items in the warehouse, make more use of available space in the warehouse, reduce the possibility of product damage, and increase flexibility. The review of studies in the field of warehousing and arrangement of products in warehouses revealed that the use of machine learning algorithms in this field is one of the important research gaps. Therefore, in this article, using machine learning algorithms, we aim to present an innovative algorithm for allocating goods to different parts of a warehouse, for which a real case study is used. The goal of categorizing products based on their characteristics is to minimize the total cost of the system. Hence, spatial clustering algorithms based on the density of applications with noise (DBSCAN), self-organizing mapping neural network (SOM), and AGNES are used. The obtained results show that SOM has better performance than DBSCAN. Also, the DBSCAN algorithm performs better than AGNES.

* Corresponding Author: b.vahdani@gmail.com
How to Cite: Kuchaki, M., Vahdani, B. (2024). Proposing an Enhanced Heuristic Algorithm for Storage Location Assignment Problem under a Dedicated Storage Policy, *Industrial Management Studies, 22(72),* 171-226.

Introduction

Warehouses play a crucial role in every supply chain that involves activities such as receiving, storing, picking, and transporting goods. The way goods are stored directly affects the costs associated with warehousing, so it is important to have efficient management systems in place in order to stay competitive in the global market. Having an organized warehouse layout, utilizing technology for inventory management, and implementing streamlined processes can all contribute to reducing costs and increasing efficiency in warehousing operations. By continuously optimizing operations and staying up-to-date with industry trends, businesses can ensure they are meeting customer demands and staying ahead of the competition (Jinxiang Gu et al., 2007). Storage is the primary and essential function in all warehouses. The methods used for storing items can vary depending on the type of warehouse and its specific goals and objectives (Berman, 1996). The main goal of storage and warehouses is to meet the needs of consumers or enhance service in a manner that takes into account limitations in resources. Efficient management of storage also helps to enhance the speed and reliability of deliveries, which has been identified as a crucial factor for performance in the last twenty years (Ann E. Gary et al., 1992). When looking at logistics costs from an economic perspective, the costs associated with storage and warehousing services make up around 15% of the total logistics costs in developed countries like Germany (Handfield et al., 2013). In this context, properly allocating storage can reduce costs. After deciding how to store the goods, we determine their arrangement. The purpose of this article is to determine the optimal arrangement of goods in the dedicated storage system. Arranging the goods logically in the warehouse increases efficiency in responding to requests, accelerates goods identification, increases accessibility, makes better use of space, determines the location of goods and protects them. It also provides more flexibility and more suitable conditions for storage. It should be noted that due to the functional nature of warehouses, which requires rapid response to determine optimal goods placement, innovative solutions are imperative. All algorithms proposed to solve organizing goods in warehouses must completely consider inclusiveness according to attributes like grouping, similarity, flammability, degradability, inbound/outbound amounts, and stockroom area. Therefore, according to the huge volume and diversity of data in these

systems, utilizing data extraction strategies can maximize efficiency of mathematical planning models whose inputs include inbound/outbound amounts for each good and stockroom area assigned. This confirms arrangements account for qualities like item classes, quantities, traits, and warehouse restrictions. Usually, algorithms presented by these methods typically have some limitations. For example, you could reference the inventory of products stocked in your warehouse. A useful way to enhance or address existing issues is through the use of data-driven and machine learning techniques. In this work, we aim to improve an innovative algorithm described in prior studies using data-focused and collaborative learning approaches. Next, we will provide a brief overview of the framework. Then, the problem definition and mathematical model are described. Following, the methods and analyses employed and findings obtained are examined. After, the effect of the algorithm on performance metrics is assessed. Later, applications of machine learning methods for inventory are explained. Finally, results and recommendations are presented.

Method

According to the items found in the storage facility, nine characteristics for goods were identified, such as group one, group two, similarity, combustion, combustible, corruption, violation, the quantity of goods entering and leaving the warehouse, and storage space extracted. Subsequently, 17 warehouse performance indicators were used to calculate the cost function through a mathematical programming model, analyzing 55 different scenarios. The commodities were then classified using machine learning algorithms SOM, DBSCAN, and AGNES, based on the identified characteristics and inventory performance indicators, with the cost function calculated for each algorithm. Finally, a comparison was conducted between inventory performance indicators and the cost function using the mathematical planning model and the suggested algorithm, with performance evaluated through statistical tests like the Levene test, Kruskal Wallis test, and the Brown for Syte test.

Results

Based on the inventory of 2800 different types of products in the warehouse of Farasan Industrial and Manufacturing Plant,

characteristics were extracted for each product. Additionally, warehouse performance indicators and cost functions were analyzed using mathematical programming models and machine learning algorithms. The performance of three algorithms was compared with a mathematical algorithm through statistical tests such as Levene's test, Kruskal-Wallis test, and Brown-Forsythe test. The results showed that the SOM neural network was more efficient than the other two algorithms. Thus, by combining mathematical programming models and machine learning algorithms, one can improve warehouse performance and reduce costs, providing optimal solutions for factory inventory management.

Conclusion

In previous research, it was found that products were stored in warehouses without any prior processing. This created a gap in the field, highlighting the importance of categorizing similar goods before storing them in warehouses to reduce storage costs for factories and manufacturing companies. To address this issue, a sophisticated algorithm was developed to enhance product quality in warehouses across all industries. Reducing storage costs is a common objective for companies and factories, influenced by various factors in their environments. This research focused on developing a model for keeping products in warehouses by considering factors such as product diversity. This study used DBSCAN, AGNES, and SOM algorithms to classify products based on 9 features extracted from the products, which resulted in 55 different classification modes with each of the machine learning algorithms. The development of this algorithm aimed to provide factory and warehouse managers with a solution for making more effective decisions in arranging warehouse products.

Keywords: Storage, Layout, Machine Learning, Data Mining.

مقاله پژوهشی
تاریخ ارسال: ۱۴۰۲/۶/۴
تاریخ بازنگری: ۱۴۰۲/۱۲/۲
تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۲/۲۲
ISSN: 2251/8029
eISSN: 2476-602X

مطالعات مدیریت صنعتی
سال بیست و دوم، شماره ۷۲، بهار ۱۴۰۳، ص ۱۷۱ تا ۲۲۶
jims.atu.ac.ir
DOI: 10.22054/jims.2024.75441.2876

ارائه یک الگوریتم ابتکاری ارتقاءیافته برای مسئله تخصیص مکان ذخیره‌سازی تحت یک خط‌مشی ذخیره‌سازی اختصاصی

محسن کوچکی کارشناسی‌ارشد مهندسی صنایع، دانشکده صنایع، واحد قزوین، دانشگاه آزاد اسلامی، قزوین، ایران

بهنام وحدانی * دانشیار گروه مهندسی صنایع، دانشکده صنایع، واحد قزوین، دانشگاه آزاد اسلامی، قزوین، ایران

چکیده

ذخیره‌سازی و چیدمان صحیح محصولات در انبار، باعث افزایش کارایی در پاسخگویی به درخواست‌ها، تسریع در شناسایی محصولات، افزایش قابلیت دسترسی به اقلام موجود در انبار، استفاده بیشتر از فضای موجود در انبار، کاهش احتمال آسیب‌دیدگی محصولات و افزایش انعطاف‌پذیری می‌گردد. بررسی مطالعات در حوزه انبارداری و چیدمان محصولات در انبار مشخص نمود که استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین در این حوزه ازجمله شکاف‌های مهم تحقیقاتی می‌باشد. لذا در این مقاله با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین به دنبال ارائه یک الگوریتم ابتکاری برای تخصیص کالاها به بخش‌های مختلف یک انبار می‌باشیم که برای این منظور از یک مطالعه موردی واقعی بهره گرفته شده است؛ بنابراین هدف دسته‌بندی محصولات بر اساس ویژگی‌های آن‌ها به‌گونه‌ای می‌باشد که مجموع هزینه‌های سیستم حداقل گردد. ازاین‌رو، از الگوریتم‌های خوشه‌بندی فضایی مبتنی بر چگالی برنامه‌های کاربردی با نویز (DBSCAN[1])، شبکه عصبی نگاشت خودسازمان‌ده (SOM[2]) و روش خوشه‌بندی سلسله مراتبی (AGNES)

مقاله حاضر برگرفته از پایان‌نامه کارشناسی ارشد رشته مهندسی صنایع دانشگاه آزاد اسلامی قزوین می‌باشد.

* نویسنده مسئول: b.vahdani@gmail.com

1. Density Based Spatial Clustering of Applications with Noise
2. Self-organization Map

استفاده شده است. نتایج به‌دست‌آمده نشان می‌دهد که SOM عملکرد بهتری نسبت به DBSCAN دارد. همچنین الگوریتم DBSCAN عملکرد بهتری نسبت به AGNES دارد.

کلیدواژه‌ها: انبار، چیدمان، یادگیری ماشین، داده‌کاوی.

مقدمه

انبارداری مربوط به دریافت، ذخیره، برداشت و حمل کالا است. در این‌زمینه، فرآیندهای ذخیره‌سازی تأثیر مستقیم بر هزینه‌های انبارداری دارد و خواستار سیستم‌های مدیریتی کارآمد برای کسب مزیت در یک فضای جهانی کاملاً رقابتی می‌باشد (Jinxiang Gu et al.,2007). ذخیره‌سازی وظیفه‌ی اصلی و اساسی در هر انبار می‌باشد که بسته به نوع انبار و اهداف و مأموریت‌های آن در خصوص عملیات نگهداری و ذخیره‌سازی اقلام، روش‌های مختلفی وجود دارد (Berman,1996). هدف ذخیره‌سازی و انبار، برآورده‌سازی نیازهای مصرف‌کننده و یا بیشینه کردن خدمت‌دهی است به‌گونه‌ای که محدودیت منابع رعایت شود. مدیریت ذخیره‌سازی مؤثر همچنین زمان تحویل و قابلیت اطمینان را بهبود می‌بخشد، به‌طوری‌که طی دودهه گذشته به‌عنوان یک عامل اصلی عملکرد شناخته شده است (Ann E.Gary et al.1992). ازنظر اقتصادی، خدمات ذخیره‌سازی و انبارداری تقریباً ۱۵٪ از کل هزینه‌های تدارکات را، در کشورهای پیشرفته مانند آلمان تشکیل می‌دهد (Handfield et al,2013). در این‌زمینه یک تخصیص کارآمد راه‌حلی برای کاهش هزینه‌های انبارداری است. پس از تصمیم‌گیری در رابطه با نحوه انبارش کالاها، اقدام به تعیین چیدمان آن‌ها می کنیم. هدف در این مقاله، تعیین چیدمان کالا در سیستم ذخیره‌سازی تخصیص‌یافته می‌باشد. چیدمان صحیح و منطقی کالا در انبار باعث افزایش کارایی در پاسخگویی به درخواست‌ها، تسریع در شناسایی کالا، افزایش قابلیت دسترسی به اقلام موجود در انبار، استفاده بیشتر از فضای موجود در انبار، تعیین موقعیت کالا در انبار و آسیب ندیدن آن‌ها، فراهم آمدن حداکثر انعطاف‌پذیری و فراهم‌نمودن شرایط مطلوب برای انبارداری می شود. لازم به ذکر است به دلیل ماهیت عملکردی انبارها که نیاز به پاسخی سریع مبنی بر تعیین نحوه چیدمان کالاها دارد، استفاده از رویکردهای ابتکاری ضروری می‌باشد. لازم به ذکر است در تمامی الگوریتم‌های ابتکاری ارائه‌شده برای حل مسائل چیدمان کالاها در داخل انبار، پردازشی به‌صورت جامع و فراگیر با توجه به ویژگی‌های کالاها از قبیل: هم‌گروهی، تشابه، احتراق زا، احتراق‌پذیر، فاسدشدنی، میزان ورود و خروج کالا از انبار و فضای ذخیره‌سازی روی داده‌های ورودی صورت نگرفته است، ازاین‌رو با توجه به حجم و

تنوع بالای داده در این‌گونه از سیستم‌ها، استفاده از روش‌های داده‌کاوی می‌تواند منجر به افزایش کارایی مدل برنامه‌ریزی ریاضی که پارامترهای ورودی آن «میزان ورود و خروج کالاها از انبار و فضای ذخیره‌سازی برای هر کالا می‌باشد» گردد. همچنین معمولاً چیدمان ارائه‌شده توسط این الگوریتم‌ها با نواقصی مواجه می‌باشد. به‌عنوان‌مثال می‌توان به پراکندگی برخی از محصولات در انبارش پیشنهادی اشاره نمود. یکی از روش‌های مؤثر برای ارتقا دادن یا رفع نواقص موجود، استفاده از روش‌های داده‌کاوی و یادگیری ماشین می‌باشد؛ بنابراین در این پژوهش به دنبال آن هستیم که یک الگوریتم ابتکاری موجود در ادبیات موضوع را با استفاده از روش‌های داده‌کاوی و یادگیری ماشین بهبود بخشیم. در بخش دو به‌اختصار مرور ادبیات ارائه خواهدشد. در بخش سه تعریف مسئله و مدل ریاضی ارائه می‌گردد. در بخش‌چهار روش‌حل وآنالیز نتایج به‌دست‌آمده از آن بررسی خواهد شد. در بخش پنجم تأثیر الگوریتم ارائه‌شده بر روی شاخص‌های عملکردی موردبررسی قرار می‌گیرد. در بخش ششم کاربردهای روش‌های یادگیری ماشین در انبارداری تشریح می‌شود. در بخش هفتم نتیجه‌گیری و پیشنهادهای آتی ارائه خواهد شد.

پیشینه پژوهش

با توجه به اینکه تمرکز اصلی این تحقیق بر روی الگوریتم‌های ابتکاری می‌باشد،تحقیقاتی موردتوجه قرار گرفته‌اند که در آن‌ها الگوریتم ابتکاری توسعه داده شده است.

ماتزیاچ[1] و[2] تزار (۲۰۰۰) به بررسی مقایسه‌ی ذخیره‌سازی کالاهای غیرمصرفی در دو انبار مختلف پرداختند. هدف آن‌ها از انجام این پژوهش برنامه‌ریزی جهت تخصیص مکان بهینه برای ذخیره‌سازی کالاهای پرمصرف می‌باشد، در غیراین‌صورت سیستم متحمل پرداخت هزینه می‌گردد. ویت[3] و ووب[4] (۲۰۰۷) با توجه به اهمیت در نظرگرفتن ظرفیت ذخیره‌سازی در برنامه‌ریزی و زمانبدی‌تولید که محدودیت‌های مهمی را ایجاد می‌کند سه

1. Matzliach
2. Tzur
3. Witt
4. Voß

الگوریتم ابتکاری ارائه دادند که قادر به اندازه‌گیری فضای ذخیره‌سازی کالاها باشد. کوئینتیلا و همکاران[1] (۲۰۱۵) مدلی را ارائه دادند که هدف آن‌ها تخصیص مکان بهینه به‌منظور دسترسی به کالاهای پرگردش در انبار می‌باشد. برای مدل پیشنهادی، الگوریتم جستجوی محلی و فراابتکاری ارائه شده است. کلفاکاکو و همکاران[2] (۲۰۰۳) با توجه به اینکه ضرورت اجتناب از ذخیره‌سازی هم‌زمان محصولات در یک فضای یکسان، در بسیاری از موارد برای محصولات مشخص در یک گروه به دلایلی از قبیل خراب‌شدن محصولات، کاهش خطر آتش‌سوزی به وجود می‌آید، یک الگوریتم ابتکاری را توسعه‌دادند که در جستجوی کمترین تعداد انبار موردنیاز برای ذخیره‌سازی محصولات می‌باشد درحالی‌که محدودیت در ذخیره‌سازی نیز وجود دارد. نیشی[3] و کونیشی[4] (۲۰۱۰) یک مدل برنامه‌ریزی ریاضی و رویکرد حل با استفاده از روش ابتکاری پرتو[5] برای سیستم‌های انبارش در کف ارائه دادند که در آن برای یک سیستم انبارش در کف، فقط از بالای پشته‌ها[6] (محفظه یا قفسه‌هایی که کالاها را روی آن قرار می‌دهند) جهت ذخیره‌سازی کالاها استفاده می‌شود. هدف آن‌ها تعیین محل نگهداری بهینه و گروه‌بندی محصولات برای هر مشتری می‌باشد، به‌طوری‌که توالی معین و مشخصی را برای دریافت و تحویل کالاها داشته باشد و تعداد عملیات جابجایی را به حداقل برساند. آن‌ها نشان دادند که روش حل ابتکاری پیشنهادی کارآمدتر از روش شاخه و کران است. شیائو[7] و ژنگ[8] (۲۰۱۰) با در نظر گرفتن فهرست اطلاعات کالاها، به یک مسئله تخصیص مکان ذخیره‌سازی پرداختند. با توجه به تعداد زیاد قطعات، محدودیت ظرفیت انتخاب و چیدمان قطعات در نظر گرفته‌شده است. برای این منظور یک مدل برنامه‌ریزی ریاضی و یک الگوریتم ابتکاری ارائه دادند. به‌منظور ارزیابی الگوریتم ابتکاری، یک آزمایش عددی در

1. Quintanilla et al
2. Kalfakakou et al
3. Nishi
4. Konishi
5. beam
6. stacks
7. Xiao
8. zheng

یک انبار تک بلوک با استفاده از یک مجموعه داده تصادفی موردبررسی قرار دادند. لی[1] و چن[2] (۲۰۱۹) به‌منظور حل یک مسئله ذخیره‌سازی در سیستم ذخیره‌سازی/ بازیابی اتوماتیک چند روش ابتکاری مبتنی بر الگوریتم مجارستانی توسعه دادند. در سیستم موردبررسی از یک ماشین دو فرمان استفاده شده است. لازم به ذکر است مکان‌های ذخیره‌سازی و بازیابی از قبل مشخص می‌باشد، به‌علاوه چیدمان سیستم موردبررسی به‌صورت U شکل می‌باشد. نتایج محاسباتی نشان می‌دهد رویکردهای ابتکاری توسعه داده شده از کارایی و اثربخشی مناسبی برخوردار می‌باشد. دوپونت[3] (۲۰۰۶) باهدف به حداقل رساندن مجموع هزینه‌های سرمایه‌گذاری، ذخیره‌سازی و توزیع، یک مدل برنامه‌ریزی ریاضی ارائه داد که در آن هزینه‌های ساخت‌وساز، تولید و حمل‌ونقل را تا حد امکان کاهش دهد. در ادامه به‌منظور حل این مدل یک الگوریتم ابتکاری و یک روش شاخه و کران بیان کرد. نتایج محاسباتی نشان‌داد که روش پیشنهادی برای حل مسئله با حدود ۲۵-۲۰ سایت و بیش از ۲۵۰ مشتری مناسب است. آلپان و همکاران[4] (۲۰۱۱) با توجه به اینکه انبار عبوری یک رویه در لجستیک می‌باشد، باهدف اینکه ذخیره‌سازی کالا را در این انبارها به حداقل برساند، مسئله برنامه‌ریزی حمل‌ونقل را با توجه به چندین درب ورودی و خروجی در انبارهای عبوری مطرح کردند. هدف آن‌ها از انجام برنامه‌ریزی برای کامیون‌ها این بود که هزینه‌ی نگهداری کالاها در انبار و هزینه‌های حمل‌ونقل توسط کامیون‌ها را به حداقل برساند. برای دستیابی به این هدف، چند الگوریتم ابتکاری ارائه دادند و طبق یک آزمایش عددی که انجام دادند، نتایج را با راه‌حل‌های بهینه مقایسه کردند. شاکری و همکاران (۲۰۱۲) با توجه به مسئله برنامه‌ریزی ورود و خروج کامیون‌ها در یک انبار عبوری با توجه به دسترس بودن منابع انبار (درب‌های انبار، سیستم‌های انتقال اقلام) به توسعه الگوریتمی پرداختند که قادر به یافتن جوابی شدنی و بهینه برای مسئله زمان‌بندی کامیون‌ها که در موارد مختلف و به‌طور هم‌زمان به‌راحتی می‌تواند در یک محیط صنعتی

1. Li
2. Chen
3. Dupont
4. Alpan et al.

اجرا شود. آن‌ها یک الگوریتم ابتکاری دو مرحله‌ای ارائه دادند. طبق آزمایش‌هایشان نشان دادند که الگوریتم ابتکاری ارائه‌شده در مقایسه با مدل ریاضی مسئله و الگوریتم ابتکاری سازنده کارآمدتر[1] است. آلونسو و همکاران[2] (۲۰۱۳) مسئله انتخاب و زمان‌بندی را در سیستم ذخیره‌سازی/ بازیابی‌خودکار که شامل زمان‌بندی عملیات برداشت لیفتراک[3] می‌باشد را موردبررسی قرار دادند. هدف آن‌ها این بود که زمان بارگیری وسایل نقلیه را با توجه به موعد خروج آن‌ها به حداقل برساند. مدل ریاضی ارائه‌شده را با استفاده از روش تجزیه دو فاز (ترکیب‌شده هر دو روش دقیق و ابتکاری) حل‌شده است. بالستون و همکاران[4] (2017) یک مدل برنامه‌ریزی ریاضی برای مسئله ذخیره‌سازی/ بازیابی در یک انبار با ذخیره‌سازی تصادفی با انواع مختلف لیفتراک با توجه به مکان‌هایی که می‌تواند دسترسی داشته باشد را موردبررسی قرار دادند. این مسئله به انتخاب مکان‌هایی برای ذخیره/ بازیابی مجموعه‌ای از پالت از پیش تعریف‌شده، اختصاص دادن یک لیفتراک برای هر عملیات و تعیین ترتیب انجام هر لیفتراک پرداختند تا کل زمان کار را کمینه کند. در ادامه این مسئله را با تجزیه آن به سه مسئله فرعی با الگوریتم ابتکاری حل کرده‌اند. هرکدام از زیر مسائل، یکی از سه تصمیم کلیدی مسئله را بر عهده می‌گیرد. یانگ و همکاران[5] (۲۰۲۱) برای مدیریت مؤثر انبار خودکار باهدف بهینه‌سازی تخصیص کالا یک تابع بهینه برای تخصیص مکان ذخیره‌سازی با فرض ثابت بودن قفسه‌ها و در دسترس بودن کالاها، طبق اصل تخصیص فضای ذخیره‌سازی ایجاد کردند و برای چیدن استاکر جاده‌ای[6] هنگام خروج از انبار یک تابع ریاضی با تحلیل استراتژی چیدمان عملیات تحویل انبار ایجاد کردند. نتایج آن‌ها نشان داد که بهینه‌سازی فضای محموله و بهینه‌سازی مسیر عملیات جرثقیل می‌تواند بازده عملیاتی کلی را بهبود بخشد. چلیک و همکاران[7] (۲۰۲۱) مدلی

1. constructive
2. Alonso-Ayuso et al
3. forklift
4. Ballestín et al
5. Dong Yan et al.
6. roadway stacker
7. Melih Çelik et al.

ارائه دادند که مسئله مسیریابی در انبار را برای ذخیره‌سازی مجدد کالاها با راهروهایی موازی حل کرده و هموار می‌سازد. هدف تعیین مکان برای کالاهایی است که مجدداً نیاز به جایگذاری دارند، به‌طوری‌که طول مسیر جابه‌جایی کارگران در انبار را به حداقل برساند و همچنین از دسترسی به اقلام اطمینان حاصل گردد. پریچهرپام و همکاران[1] (۲۰۲۲) روشی را برای توسعه یک برنامه عملیاتی با حل مسئله بهینه‌سازی کنترل موجودی چند دوره‌ای، چندمحصولی و چندانباری پیشنهاد دادند. آن‌ها یک مدل برنامه‌ریزی عدد صحیح درجه‌دوم عددمختلط برای این مسئله ارائه نمودند. هدف آن‌ها کمینه‌سازی کل هزینه‌های موجودی است. این مدل جریان موجودی بهینه هر محصول، تعداد بهینه انبارهای فعال، طول عملیاتی بهینه انبارها و حالت بهینه انبارها را در هر دوره ارائه می‌کند.

جدول ۱. دسته‌بندی تحقیقات موجود در انبارداری و ذخیره‌سازی محصولات

نام نویسنده	سال انتشار مقاله	تک هدفه	چند هدفه	تخصیص مکان بهینه	کاهش فضای ذخیره‌سازی	دسته بندی کالا	انبارش تخصیص یافته	مطالعه موردی	دقیق	ابتکاری
ماتزیاچ و تزار	۲۰۰۰	■		■			■	■		■
کلفاکاکو و همکاران	۲۰۰۳	■			■		■			■
دوپونت	۲۰۰۶		■	■			■			■
ویت و ووب	۲۰۰۷	■			■			■		■
نیشی و کونیشی	۲۰۱۰	■		■				■		■
شیائو و ژنگ	۲۰۱۰	■		■			■	■		■
آلپان و همکاران	۲۰۱۱	■			■					■
فراهانی و بلوری	۲۰۱۲	■		■	■		■		■	
کوئینتیلا و همکاران	۲۰۱۵	■		■	■		■			■
بالستون و همکاران	۲۰۱۷	■			■			■		■

1. ParichehrPaam et al.

نام نویسنده	سال انتشار مقاله	تک هدفه	چند هدفه	تخصیص مکان بهینه	کاهش فضای ذخیره‌سازی	دسته بندی کالا	انبارش تخصیص یافته	مطالعه موردی	دقیق	ابتکاری
لی و چن	۲۰۱۹	■					■			■
یانگ و همکاران	۲۰۲۱	■		■					■	
چلیک و همکاران	۲۰۲۱	■			■					■
پریچهرپام و همکاران	۲۰۲۲		■	■				■	■	
تحقیق حاضر	–	■		■	■	■	■	■		■

با توجه به جدول ۱ می‌توان مشاهده نمود که تحقیق پیش‌رو دارای نوآوری‌های مطلوبی نسبت به پیشینه تحقیق می‌باشد. ازآنجایی‌که در مدل‌های بهینه‌سازی یا روش‌های ابتکاری ارائه‌شده در ادبیات موضوع عوامل محدودی نظیر میزان تقاضا و فضای اشغالی به‌منظور توسعه روشی برای چیدمان محصولات در داخل انبار مدنظر قرارگرفته شده است، در نظر گرفتن سایر عوامل تأثیرگذار نظیر وجه تشابه، مشخصات فیزیکی، مشخصات کیفی، فاسدشدنی بودن و خطرناک بودن محصولات که تابه‌حال به‌صورت جامع و توأمان موردبررسی قرار گرفته نشده است، نوآوری این تحقیق می‌باشد. لذا سعی می‌گردد با استفاده از مدل‌های یادگیری ماشین به‌منظور لحاظ نمودن ملاحظات فوق الگوریتم‌های ابتکاری موجود را توسعه داده تا کارایی بیشتری به‌منظور استفاده در دنیای واقعی را داشته باشند.

روش[1]

ذخیره‌سازی وظیفه‌ی اصلی و اساسی در هر انبار می‌باشد که بسته به نوع انبار و اهداف و مأموریت‌های آن در خصوص عملیات نگهداری و ذخیره‌سازی اقلام، روش‌های مختلفی وجود دارد. به‌طورکلی برای ذخیره‌سازی کالاهای ورودی به انبار، هفت روش وجود دارد

1. method

(Berman,1996). ذخیره‌سازی تصادفی: در این سیستم مکان‌های ثابتی برای هیچ‌کدام از کالاها متصور نیست و کالاها در اولین فضای قابل‌دسترسی ذخیره می‌شوند. اگر چندین مکان خالی در انبار وجود داشته باشند. احتمال تخصیص کالاها به هر مکان موجود یکسان است (Van Den Berg and Gademann,2000). ذخیره‌سازی تخصیص‌یافته: در این روش، انبار به شبکه‌ای از قسمت‌های مختلف تقسیم و سپس هر جایگاه و یا مجموعه‌ای از جایگاه‌ها به یک واحد نگه‌دارنده موجودی[1] (sku) اختصاص داده می‌شود. در این روش کالاها در مکان‌های از پیش تعیین‌شده با توجه به نوعشان ذخیره می‌شوند (Van Den Berg and Gademann,2000). ذخیره‌سازی COI**:** در این روش نسبت حجم فضای موردنیاز برای ذخیره اقلام به تعداد دفعات ذخیره / بازیابی آن‌ها محاسبه می‌شود و اعداد به‌صورت غیر نزولی مرتب می‌شوند، اقلام مربوط به کوچک‌ترین عدد به نزدیک‌ترین مکان در اطراف ایستگاه‌های ورودی و خروجی تخصیص داده می‌شوند و بقیه اقلام نیز به ترتیب مرتب می‌شوند. به‌این‌ترتیب اقلامی که نیاز به مکان ذخیره‌سازی کم دارند و به‌دفعات ذخیره و بازیابی می‌شوند در نزدیک‌ترین ایستگاه‌های ورودی/خروجی مستقر می‌گردند (Van Den Berg and Gademann,2000). ذخیره‌سازی بر مبنای طبقه‌بندی: در این سیستم، انبار بر اساس نرخ تقاضای کالاها به طبقات مختلف تقسیم‌شده و استقرار کالاها بر اساس نرخ تقاضاهایشان صورت می‌گیرد. این روش با سیستم کنترل موجودی بر اساس ABC سازگاری دارد (Van Den Berg and Gademann,2000). ذخیره‌سازی اشتراکی**:** با توجه به اینکه بارگذاری مکان‌های اقلام به‌یک‌باره صورت نمی‌گیرد بلکه با یک نرخ ثابت انجام می‌شود و لذا زمانی که حتی اقلام مربوط به یک نوع کالا در انبار سپری می‌کنند با یکدیگر متفاوت است و همچنین با توجه به اینکه زمان دستیابی به حداکثر سطح موجودی برای کالاها متفاوت است. به‌کارگیری روش ذخیره‌سازی اشتراکی در تخصیص مکان کالاها می‌تواند توانایی سیستم را بالابرده و در استفاده بهینه از فضا مؤثر باشد (Heragu,1997). ذخیره‌سازی پیوسته: در این روش مکان‌های تخصیص داده‌شده به کالای ورودی با در نظر گرفتن کمترین فضای اشغال‌شده و کوتاه‌ترین زمان

1. Stock keeping unit

موردنیاز برای نقل و انتقالات در انبار صورت می‌گیرد (Van Den Berg and Gademann,2000). ذخیره‌سازی اقلام مکمل: در این روش دسته‌ای از اقلام که همواره با یکدیگر سفارش داده می‌شوند نزدیک به یکدیگر قرار می‌گیرند و ذخیره می‌شوند (زنجیرابی فراهانی و عسکری ۱۳۸۴). این مقاله بر مبنای تحقیق انجام پذیرفته‌شده توسط زنجیرانی فراهانی و بلوری (۲۰۱۲) می‌باشد. در این مقاله تعیین مکان بهینه برای چیدمان محصولات که با یکدیگر با توجه به ویژگی‌هایی که برای هر محصول در نظر گرفته شده است، در انبار تخصیص‌یافته مدنظر می‌باشد، به‌نحوی‌که مکان بهینه و تخصیص آن برای محصولاتی که با یکدیگر تشابه دارند، مشخص گردد. در انبار تخصیص‌یافته، یک مجموعه خاص از محل‌های انبار یا مکان‌ها به یک محصول خاص تخصیص داده می‌شود؛ بنابراین تعداد محل‌ها برابر با حداکثر سطح موجودی برای محصولی است که باید فراهم شود. با یک سیستم انبار تصادفی خالص، هر واحد از یک محصول خاص در هنگام بازیابی به‌احتمال برابر در هر یک از محل‌های ممکن قرار دارند. ازاین‌رو در مدل ریاضی موردنظر، متغیرهای تصمیم و پارامترهای موردنظر با موضوعاتی نظیر ورود و خروج محصولات از انبار، فضای اختصاص داده‌شده برای هر محصول و تخصیص هر مکان به هر محصول می‌باشد. از سوی دیگر یکی از موضوعات بسیار مهم در مسئله چیدمان محصولات در انبارش تخصیص‌یافته قبل از چیدمان محصولات، دسته‌بندی محصولات با توجه به ویژگی‌هایی که هر محصول دارد ازجمله تشابه، فاسدشدنی، احتراق‌زا احتراق‌پذیر، جرم، هم‌گروه، میزان ورود و خروج محصولات و فضای تخصیص داده‌شده برای هر محصول می‌باشد. به‌منظور تحت کنترل درآوردن این ویژگی‌ها بر نتایج حاصل، با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین و داده‌کاوی به دسته‌بندی محصولات قبل از چیدمان در انبار پرداخته شده است. چراکه این پارامترهای مدنظر گرفته‌شده برای هر محصول دید بهتری نسبت به چیدمان محصولاتی که از جنبه‌های مختلف دارای وجه تشابه می‌باشند به ما می‌دهد.

- **اندیس مدل**

q: تعداد محل ذخیره‌سازی محصولات

n: تعداد محصولات

m: تعداد نقاط ورود و خروج

پارامتر مدل

S_j: تعداد محل ذخیره‌سازی برای محصول j

T_j: تعداد ورود/ خروج انبار برای محصول j که جریان محصول j است

P_i: درصد حرکت به ورود/ خروج انبار از درب i

d_{ik}: فاصله (زمان) موردنیاز برای حرکت از درب i به محل ذخیره‌سازی k

x_{jk}: **1**: اگر محصول **j** به محل ذخیره **k** تخصیص یابد

0: در غیر این صورت

$f(x)$: فاصله یا زمان متوسط حرکت

مدل ریاضی

$$Min \quad \sum_{j=1}^{n}\sum_{k=1}^{q}\frac{T_j}{S_j}\ \sum_{i=1}^{m}p_i d_{ik}x_{jk} \qquad (۱)$$

$$\sum_{j=1}^{n} x_{jk} = 1 \ \ k = 1, \ldots . q \qquad (۲)$$

$$\sum_{k=1}^{p} x_{jk} = S_j \ \ j = 1, \ldots . n \qquad (۳)$$

$x_{jk} \in \{0,1\}$ به ازای همه j و k ها (۴)

- (۱) کمینه‌سازی هزینه مربوط به چیدمان محصولات (جابه‌جایی و زمان) در انبار است.
- محدودیت (۲) بیان می‌کند به ازای هر محل ذخیره‌سازی کالا، یک محصول تخصیص

یابد.

- محدودیت (۳) بیان می‌کند به هر محصول باید فضای موردنیازش تخصیص یابد.

به‌منظور کمینه کردن فاصله مورد انتظار برای حرکت مراحل زیر را انجام می‌دهیم.

۱-محصولات را با توجه به مقادیر $\frac{T_j}{S_j}$ آن‌ها شماره‌گذاری می‌کنیم به‌گونه‌ای که رابطه زیر برقرار باشد

$$\frac{T_1}{S_1} \geq \frac{T_2}{S_2} \geq \cdots \geq \frac{T_n}{S_n} \qquad (۵)$$

۲-مقادیر f_k را برای همه محل‌های ذخیره‌سازی محاسبه می‌کنیم.

۳- محصول یک را به محل ذخیره‌سازی s_1 که داری کمترین مقادیر f_k می‌باشد تخصیص می‌دهیم. محصول دو را به محل ذخیره‌سازی s_2 که دارای کمترین مقادیر بعدی f_k می‌باشد تخصیص می‌دهیم.به همین ترتیب برای بقیه محصولات همین رویه را ادامه می‌دهیم.

ارتباط برنامه‌ریزی‌امی ریزی ریاضی ارائه‌شده و دسته‌بندی کالاها با توجه به الگوریتم‌های یادگیری ماشین ارائه‌شده این می‌باشد که پس از دسته‌بندی کالاها با توجه به الگوریتم‌های DBSCAN,AGNES و شبکه عصبی SOM برای کلاستر A مقدار $\frac{T_{A1}+\cdots+T_{An}}{S_{A1}+\cdots+S_{An}}$ و برای کلاستر B مقدار $\frac{T_{B1}+\cdots+T_{Bn}}{S_{B1}+\cdots+S_{Bn}}$ تا آخرین کلاستر حساب می‌کنیم سپس کلاسترها را با توجه آن‌ها مقادیر $\frac{T_j}{S_j}$ آن‌ها شماره‌گذاری می‌کنیم به‌گونه‌ای که رابطه زیر برقرار باشد.

$$\frac{T_{A1}+\cdots+T_{An}}{S_{A1}+\cdots+S_{An}} \geq \frac{T_{B1}+\cdots+T_{Bn}}{S_{B1}+\cdots+S_{Bn}} \geq \cdots \geq \frac{T_{Z1}+\cdots+T_{Zn}}{S_{Z1}+\cdots+S_{Zn}} \qquad (۶)$$

با انجام محاسبات بالا اولویت کلاسترها برای مدل برنامه‌ریزی ریاضی ارائه‌شده مشخص خواهد شد، سپس در مرحله دوم برای اعضای هر کلاستر مقدار $\frac{T_j}{S_j}$ را مشخص می‌کنیم به‌گونه‌ای که رابطه زیر برقرار باشد تا اولویت هر محصول برای چیدمان مشخص شود.

$$\frac{T_{A1}}{S_{A1}} \geq \frac{T_{A2}}{S_{A2}} \geq \cdots \geq \frac{T_{An}}{S_{An}} \geq \frac{T_{B1}}{S_{B1}} \geq \frac{T_{B2}}{S_{B2}} \geq \cdots \geq \frac{T_{Bn}}{S_{Bn}} \geq \cdots \geq \frac{T_{Z1}}{S_{Z1}} \geq \frac{T_{Z2}}{S_{Z2}} \geq \cdots \geq \frac{T_{Zn}}{S_{Zn}} \qquad (۷)$$

در ادامه با توجه به مدل برنامه‌ریزی ارائه‌شده با توجه به اولویت کلاسترها و همچنین

اعضای درون هر کلاستر محصول یک را به محل ذخیره‌سازی s_1 که داری کمترین مقادیر f_k می‌باشد تخصیص می‌دهیم. محصول دو را به محل ذخیره‌سازی s_2 که دارای کمترین مقادیر بعدی f_k هستند تخصیص می‌دهیم.به همین ترتیب برای بقیه محصولات همین رویه را ادامه می‌دهیم.

- الگوریتم DBSCAN

این الگوریتم جزء روش‌های مبتنی‌برچگالی (توزیع)[1] می‌باشد که توسط مارتین استر[2]، هانس پتر کریگل[3]، یورگ ساندر[4] و شیائومی شو[5] در سال ۱۹۹۶ ارائه گردید. مزیت این روش نسبت به روش‌های دیگر مانندK-Means این است که نسبت به شکل داده‌ها حساس نمی‌باشد و می‌تواند شکل‌های غیرمنظم را نیز در داده‌ها تشخیص دهد. پارامترهای ورودی این الگوریتم Epsilon و Minpts می‌باشد.

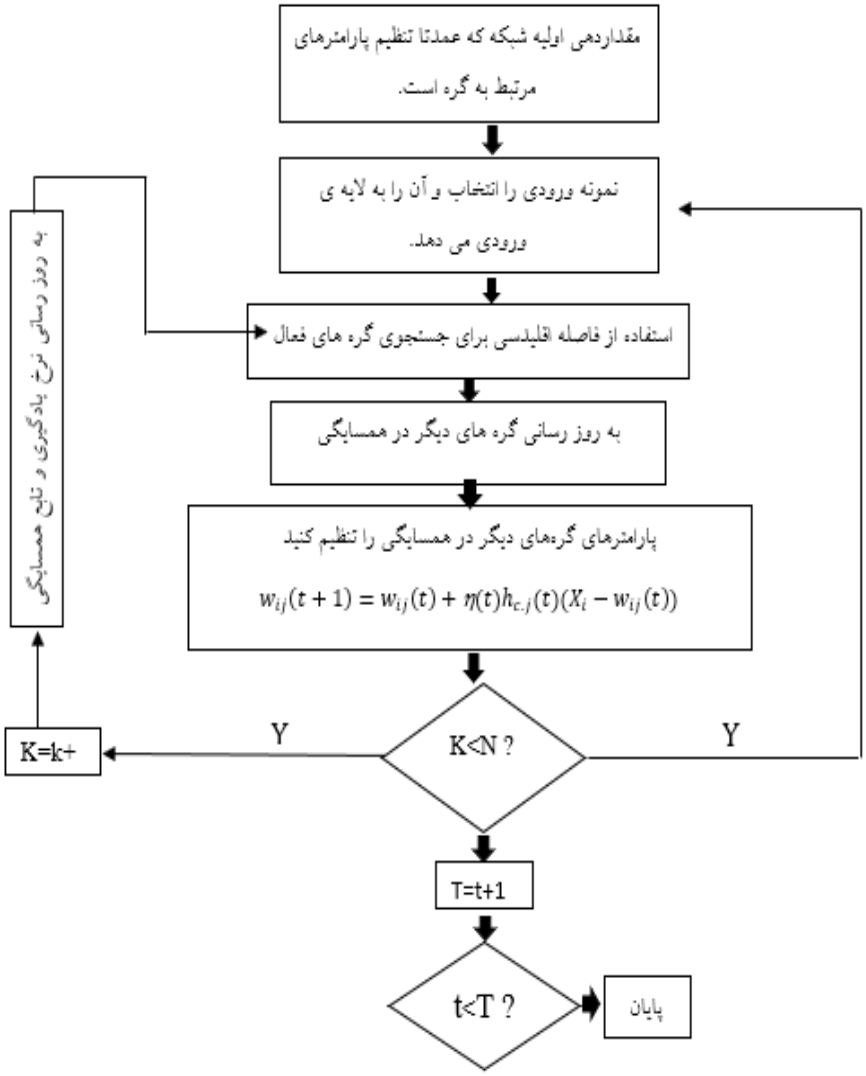
1. Density based spatial clustering of Applications with Noise
2. Martin Ester
3. Hans-Peter Kriegel
4. Jörg Sander
5. Xiaowei Xu

شکل ۱. فلوچارت الگوربتم DBSCAN

شبکه عصبی SOM

شبکه‌های خود سازمانده، زمانی که برای تحلیل خوشه‌هایی به دنبال الگوهای پنهان بین رکوردها و فیلدها هستیم، بسیار مناسب می‌باشد. شبکه‌های خودسازمانده بر اساس یادگیری رقابتی بنا شده‌اند، بدین معنی که گره‌های خروجی برای معرفی خود به‌عنوان گره یا نرون برنده با هم به رقابت می‌پردازند.

شکل ۲. فلوچارت شبکه عصبی SOM

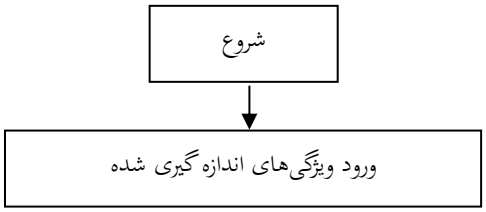


- **الگوریتم AGNES**

با توجه به اینکه خوشه‌بندی تفکیکی داده‌ها را در گروه‌های مجزا تفکیک می‌کند اما خوشه‌بندی سلسله مراتبی[1]، در هر سطح از فاصله، نتیجه خوشه‌بندی را نشان

1. Hierarchical Clustering

می‌دهد. این سطوح به صورت سلسله مراتبی[1] هستند. الگوریتم AGNESیک رویکرد پایین به بالا می‌باشد، یعنی اینکه ابتدا هر مشاهده یک خوشه در نظر گرفته می‌شود، در طی مراحل خوشه بندی، نزدیک‌ترین مقدارها (بر اساس تابع فاصله) با یکدیگر ادغام می‌شوند و خوشه جدیدی را می‌سازند.

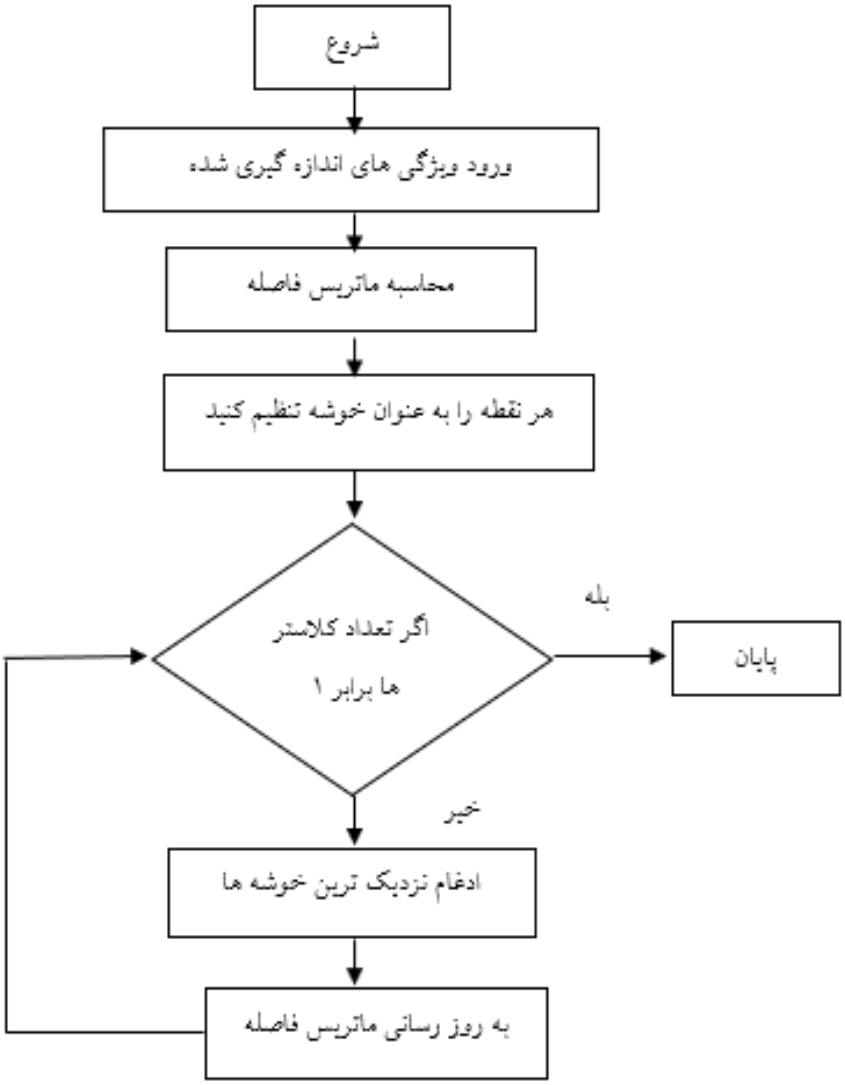


- **الگوریتم AGNES**

با توجه به اینکه خوشه‌بندی تفکیکی داده‌ها را در گروه‌های مجزا تفکیک می‌کند اما خوشه‌بندی سلسله مراتبی[2]، در هر سطح از فاصله، نتیجه خوشه‌بندی را نشان می‌دهد. این سطوح به‌صورت سلسله مراتبی[3] هستند. الگوریتم AGNESیک رویکرد پایین به بالا می‌باشد، یعنی اینکه ابتدا هر مشاهده یک خوشه در نظر گرفته می‌شود، در طی مراحل خوشه‌بندی، نزدیک‌ترین مقدارها (بر اساس تابع فاصله) با یکدیگر ادغام می‌شوند و خوشه جدیدی را می‌سازند.

1. Hierarchy
2. Hierarchical Clustering
3. Hierarchy

شکل ۳: فلوچارت الگوریتم AGNES



ویژگی‌های محصولات

داده‌های استفاده شده در این تحقیق از شرکت تولیدی، صنعتی فراسان گردآوری شده است. فعالیت این شرکت در تولید لوله‌های GRP,GRE,GRVE,Pipe jacking,...

می‌باشد. پس از بررسی محصولات، نه ویژگی از محصولاتی که در انبار قطعات ذخیره-سازی شده‌اند، استخراج شده است که در جدول ۲ آمده است.

جدول ۲. ویژگی محصولات

شماره	ویژگی
۱	هم‌گروه یک
۲	هم‌گروه دو
۳	تشابه
۴	احتراق زا
۵	احتراق‌پذیر
۶	فاسدشدنی
۷	جرم
۸	ورود و خروج محصولات از انبار (T)
۹	فضای ذخیره‌سازی (S)

جدول ۳ حالات موردبررسی ویژگی محصولات را شرح می‌دهد که ۵۵ حالت مختلف را موردبررسی قراردادیم. در تمامی حالات ویژگی T ثابت می‌باشد، به این خاطر که مدل برنامه‌ریزی ریاضی ارائه‌شده یکی از پارامتر ورودی آن مقدار T می‌باشد و در نظر گرفتن این ویژگی در دسته‌بندی محصولات باعث می‌شود اجناسی که گردش اقلام آن‌ها در انبار زیاد می‌باشد در یک خوشه قرار گیرند و نزدیک به درب انبار چیدمان شوند از طرفی در برخی از انبارها امکان دارد کالا و اقلام داخل انبار همه ویژگی‌ها را نداشته باشد بنابراین حالت‌های مختلف دیگر کالاها را هم در نظر گرفتیم و موردبررسی قرار دادیم، از طرفی امکان دارد سیاست مدیریت کارخانه بعضی از ویژگی‌ها برای آن‌ها حائز اهمیت نباشد و یک حالت دیگر برای آن‌ها ازنظر عملی قابل‌اجرا باشد. مورد دیگری که می‌توان به آن اشاره کرد کارایی الگوریتم‌های یادگیری ماشین طی تکرارهای مختلف و حالت‌های مختلف می‌باشد که می‌توان به نتایج آن نسبت به بقیه الگوریتم‌ها بیشتر توجه کرد.

جدول ۳. حالات موردبررسی ویژگی محصولات

شماره	حالت
۱	۱-هم‌گروه یک ۲-هم‌گروه دو ۳-تشابه ۴-احتراق‌زا ۵-احتراق‌پذیر ۶-فاسدشدنی ۷- جرم ۸- S-۹T
۲	۱-هم‌گروه یک. ۲-هم‌گروه دو ۳-تشابه ۴-احتراق‌زا ۵-احتراق‌پذیر ۶-فاسدشدنی ۸- S-۹T
۳	1-هم‌گروه یک. ۲-هم‌گروه دو ۳-تشابه ۴-احتراق‌زا ۵-احتراق‌پذیر ۸- S-۹T
۴	۱-هم‌گروه یک. ۲-هم‌گروه دو ۳-تشابه ۴-احتراق‌زا ۸- S-۹T
۵	۱-هم‌گروه یک ۲-هم‌گروه دو ۳-تشابه ۸- S-۹T
۶	۱-هم‌گروه یک ۲-هم‌گروه دو ۸- S-۹T
۷	۱-هم‌گروه یک ۸- S-۹T
۸	۸- S-۹T
۹	۲-هم‌گروه دو ۳-تشابه ۴-احتراق‌زا ۵-احتراق‌پذیر ۶-فاسدشدنی ۷- جرم ۸- S-۹T
۱۰	۳-تشابه ۴-احتراق‌زا ۵-احتراق‌پذیر ۶-فاسدشدنی ۷- جرم ۸- S-۹T
۱۱	۴-احتراق‌زا ۵-احتراق‌پذیر ۶-فاسدشدنی ۷- جرم ۸- S-۹T
۱۲	۵-احتراق‌پذیر ۶-فاسدشدنی ۷- جرم ۸- S-۹T
۱۳	۶-فاسدشدنی ۷- جرم ۸- S-۹T
۱۴	۷- جرم ۸- S-۹T
۱۵	۲-هم‌گروه دو ۳-تشابه ۴-احتراق‌زا ۵-احتراق‌پذیر ۶-فاسدشدنی ۸- S-۹T
۱۶	۳-تشابه ۴-احتراق‌زا ۵-احتراق‌پذیر ۶-فاسدشدنی ۸- S-۹T
۱۷	۴-احتراق‌زا ۵-احتراق‌پذیر ۶-فاسدشدنی ۸- S-۹T
۱۸	۵-احتراق‌پذیر ۶-فاسدشدنی ۸- S-۹T
۱۹	۶-فاسدشدنی ۸- S-۹T
۲۰	۲-هم‌گروه دو ۳-تشابه ۴-احتراق‌زا ۸- S-۹T
۲۱	۳-تشابه ۴-احتراق‌زا ۸- S-۹T
۲۲	۴-احتراق‌زا ۸- S-۹T
۲۳	۱-هم‌گروه یک ۴-احتراق‌زا ۸- S-۹T
۲۴	۳-تشابه ۴-احتراق‌زا ۵-احتراق‌پذیر ۸- S-۹T
۲۵	۴-احتراق‌زا ۶-فاسدشدنی ۸- S-۹T
۲۶	۳-تشابه ۶-فاسدشدنی ۸- S-۹T
۲۷	۲-هم‌گروه دو ۶-فاسدشدنی ۸- S-۹T
۲۸	۲-هم‌گروه دو ۳-تشابه ۶-فاسدشدنی ۸- S-۹T

شماره	حالت
۲۹	۴-احتراق‌زا ۶-فاسدشدنی ۸-T
۳۰	۵-احتراق‌پذیر ۶-فاسدشدنی ۸-T
۳۱	۶-فاسدشدنی ۷- جرم ۸-T
۳۲	۵-احتراق‌پذیر ۷- جرم ۸-T
۳۳	۴-احتراق‌زا ۵-احتراق‌پذیر ۸-T
۳۴	۱-هم‌گروه یک ۲-هم‌گروه دو ۸-T
۳۵	۱-هم‌گروه یک ۳-تشابه ۸-T
۳۶	۱-هم‌گروه یک ۴-احتراق‌زا ۸-T
۳۷	۱-هم‌گروه یک ۵-احتراق‌پذیر ۸-T
۳۸	۱-هم‌گروه یک ۶-فاسدشدنی ۸-T
۳۹	۱-هم‌گروه یک ۷- جرم ۸-T
۴۰	۲-هم‌گروه دو ۳-تشابه ۸-T
۴۱	۲-هم‌گروه دو ۴-احتراق‌زا ۸-T
۴۲	۲-هم‌گروه دو ۵-احتراق‌پذیر ۸-T
۴۳	۲-هم‌گروه دو ۶-فاسدشدنی ۸-T
۴۴	۲-هم‌گروه دو ۷- جرم ۸-T
۴۵	۳-تشابه ۴-احتراق‌زا ۸-T
۴۶	۳-تشابه ۵-احتراق‌پذیر ۸-T
۴۷	۳-تشابه ۶-فاسدشدنی ۸-T
۴۸	۳-تشابه ۷- جرم ۸-T
۴۹	۴-احتراق‌زا ۷- جرم ۸-T
۵۰	۱-هم‌گروه یک ۸-T
۵۱	۲-هم‌گروه دو ۸-T
۵۲	۳-تشابه ۸-T
۵۳	۴-احتراق‌زا ۸-T
۵۴	۵-احتراق‌پذیر ۸-T
۵۵	۶-فاسدشدنی ۸-T

- **نتایج محاسباتی**

در این بخش نتایج محاسباتی حاصل از حل مدل برنامه‌ریزی ریاضی و حل با توجه به الگوریتم‌های یادگیری ماشین بیان‌شده در مقاله را شرح می‌دهیم. سپس به بررسی مقایسه نتایج حاصل از الگوریتم‌های ذکرشده می‌پردازیم.

- **پارامتر**

پارامتر الگوریتم چیدمان انبار

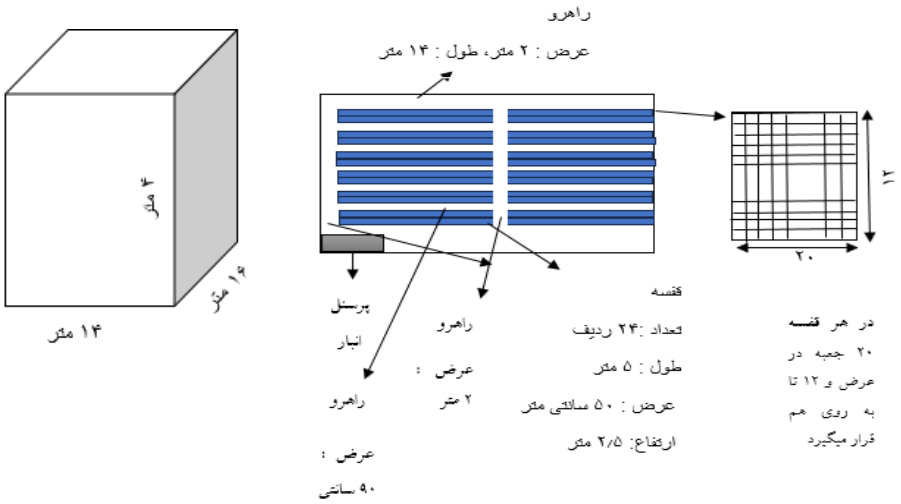
پارامترهای ورودی الگوریتم چیدمان انبار در جدول ۴ آمده است

جدول ٤. پارامترهای چیدمان انبار

نماد	شرح
n	نوع محصولات می‌باشد که برابر ۵۳۲ است.
q	فضای ذخیره‌سازی انبار می‌باشد که برابر ۵۳۰۰ است.
a	سطرهای فضای ذخیره‌سازی انبار می‌باشد برابر ۱۰۰ است.
b	ستون‌های فضای ذخیره‌سازی انبار می‌باشد برابر ۵۳ است.
Door_1	مختصات درب اول می‌باشد که برابر (۱۰۰،۴) است
Door_2	مختصات درب دوم می‌باشد که برابر (۱۰۰،۷) است.
P1	احتمال خروج از درب اول است برابر ۵/ است.
P2	احتمال ورود از درب دوم است برابر ۵/ است.

مطابق شکل ۴ طول انبار ۱۶ متر، عرض انبار ۱۴ متر و ارتفاع انبار ۴ متر می‌باشد. اندازه راهروها و طول و ارتفاع قفسه در شکل ۴ آمده است.

شکل ٤. اندازه انبار و راهروها



پارامتر الگوریتم

مطابق جدول ۵ پارامترهای دو الگوریتم شبکه عصبی SOM و AGNES علاوه بر پارامترهای ثابت، پارامترهای متغیر هم دارند و الگوریتم DBSCAN پارامترهایش متغیر می‌باشد؛ بنابراین با انتخاب متغیر الگوریتم جواب‌های مختلفی به ما می‌دهد، بنابراین برای انتخاب پارامترها هم می‌توان از روش فاکتوریل کامل استفاده کرد و هم روش‌های آماری. از طرفی چون روش‌های آماری مقدار بهینه و دقیق تابع هدف را به ما نمی‌دهند بنابراین از روش فاکتوریل کامل در این مقاله استفاده شده است، بدین‌صورت برای انتخاب پارامترهای متغیر در هر سه الگوریتم ابتدا به ازای هر حالت از ۵۵ حالت ذکرشده با الگوریتم DBSCAN۱۱۷۴ تابع هزینه، شبکه عصبی SOM ۶۷۲ تابع هزینه و با الگوریتم AGNES ۱۸ تابع هزینه را حساب کرده و سپس بهینه‌ترین مقدار تابع هزینه را انتخاب کردیم.

جدول ۵. پارامترهای الگوریتم‌های موردبررسی

شبکه عصبی SOM			الگوریتم DBSCAN			الگوریتمAGNES		
پارامتر	**ثابت**	**متغیر**	**پارامتر**	**ثابت**	**متغیر**	**پارامتر**	**ثابت**	**متغیر**
توپولوژی	hextop		Epsilon			ادغام خوشه‌ها	Ward	
فاصله لایه‌ها	Linkdist		Minpts			اعضا درون خوشه	euclidean	
dimension 1, 2						تعداد خوشه (K)		
CoverSteps								
Initial neighborhood								

جدول ٦. مقادیر پارامترهای الگوریتم‌ها

حالت	SOM				DBSCAN		AGNES
	Dimension 1	**Dimension 2**	**CoverSteps**	**Initial neighborhood**	**Epsilon**	**Minpts**	**K**
1	4	3	13	7	1.8	13	3
2	4	3	12	8	1.8	17	3
3	4	3	24	10	2.3	20	3
4	4	3	12	5	2.3	20	3
5	4	3	17	7	1.8	17	3
6	4	3	18	5	1.5	17	3
7	4	3	20	6	1.3	10	3
8	4	3	23	5	2.3	26	3
9	4	3	17	3	1.9	18	3
10	4	3	19	5	1.8	23	3
11	4	3	25	8	1.5	22	3
12	4	3	16	4	1.5	30	3
13	4	3	22	8	1.3	21	3
14	4	3	22	7	1	8	3
15	4	3	22	7	1.5	17	3
16	4	3	24	9	1.8	28	3
17	4	3	16	10	1	27	3
18	4	3	21	4	1	27	3

حالت	SOM				DBSCAN		AGNES
	Dimension 1	Dimension 2	CoverSteps	Initial neighborhood	Epsilon	Minpts	K
19	4	3	22	8	2.5	26	4
20	4	3	23	7	1.5	17	5
21	4	3	14	3	1.8	22	4
22	4	3	23	5	2.3	26	4
23	4	3	23	9	1.5	18	3
24	4	3	21	7	1.8	22	3
25	4	3	21	8	2.5	26	3
26	4	3	23	10	1.8	22	3
27	4	3	20	8	1	17	3
28	4	3	25	10	1.5	17	3
29	4	3	19	6	1.5	24	3
30	4	3	18	6	1.5	24	4
31	4	3	18	10	1.5	24	4
32	4	3	12	6	1.5	23	4
33	4	3	12	4	1.5	24	4
34	4	3	18	10	1.8	19	5
35	4	3	18	10	1.8	24	5
36	4	3	17	9	1.5	19	5
37	4	3	22	7	1	23	3
38	4	3	22	7	1.5	19	4
39	4	3	15	5	1.8	19	4
40	4	3	21	10	1.8	19	4
41	4	3	21	5	1.5	20	4
42	4	3	14	5	1.5	20	4
43	4	3	19	8	1.5	20	5
44	4	3	16	10	1.8	20	4
45	4	3	21	7	1.8	22	4
46	4	3	24	8	1.8	22	4
47	4	3	13	7	1.8	28	4
48	4	3	23	8	1.8	23	4
49	4	3	15	10	1.5	24	4
50	4	3	12	8	1.3	10	4
51	4	3	21	4	1.5	20	4

حالت	SOM				DBSCAN		AGNES
	Dimension 1	Dimension 2	CoverSteps	Initial neighborhood	Epsilon	Minpts	K
52	4	3	25	4	1.8	22	5
53	4	3	12	9	1	24	4
54	4	3	22	3	1	28	5
55	4	3	19	10	1.5	24	4

تابع هزینه الگوریتم چیدمان محصولات در انبار

جدول ۷. تابع هزینه مدل کمی چیدمان انبار

پارامتر	مقدار
فضای ذخیره‌سازی انبار	۵۳۰۰
نوع محصولات	۵۳۲
مختصات درب اول	(۱۰۰،۴)
مختصات درب دوم	(۱۰۰،۷)
احتمال خروج کالا از درب اول	/۵
احتمال ورود کالا از درب دوم	/۵
تابع هزینه	۲۶۲۸۳۰

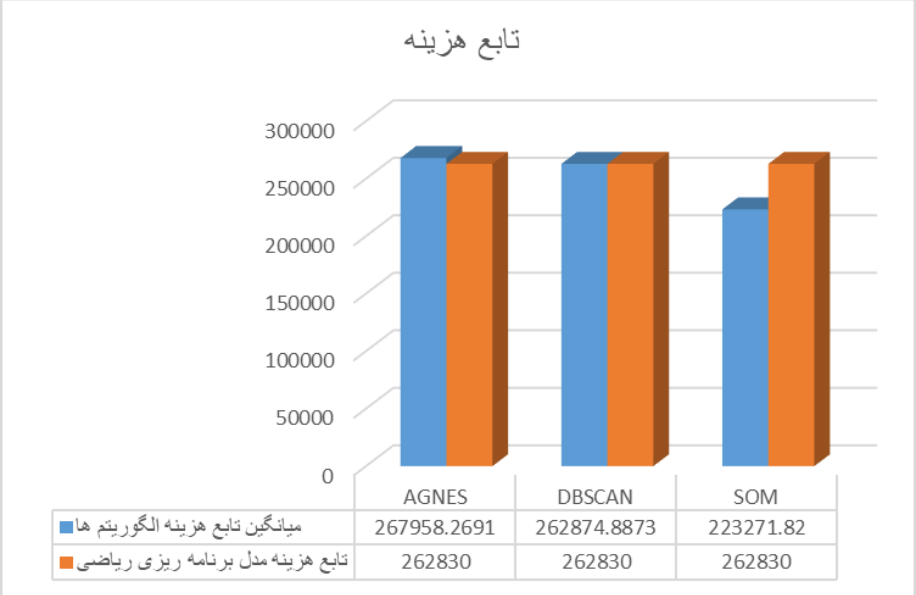
در جدول ۸ تابع هزینه و تعداد اعضای خوشه‌های الگوریتم‌های DBSCAN,SOM,AGNES و همچنین زمان حل هر حالت برای ۵۵ حالت بیان شده است.

جدول ۸. خروجی الگوریتم برای ۵۵ حالت

حالت	الگوریتم DBSCAN			شبکه عصبی SOM			الگوریتم AGNES		
	خوشه	زمان حل (ثانیه)	تابع هزینه	خوشه	زمان حل (ثانیه)	تابع هزینه	خوشه	زمان حل (ثانیه)	تابع هزینه
1	4	0.335	262925.8	12	1.492	224588.6	3	0.670	266518.8
2	3	0.325	262874.7	12	1.532	224708.3	3	0.612	266518.8
3	4	0.329	262924.8	12	1.554	224651.1	3	0.686	266518.8
4	4	0.334	262924.8	12	1.470	224207.5	3	0.639	266518.8
5	3	0.327	262874.7	12	1.532	223879.4	3	0.617	266518.8
6	3	0.335	262874.7	12	1.483	224817.6	3	0.663	266518.8
7	14	0.328	262882.9	12	1.568	224788.5	3	0.676	266518.8
8	5	0.334	262846.9	12	1.567	225080.4	3	0.698	266518.8
9	3	0.334	262888.7	12	1.451	224226.5	3	0.500	266518.8
10	4	0.329	262906.3	12	1.523	224588.6	3	0.673	266518.8
11	9	0.320	262847.3	12	1.516	223885.9	3	0.623	266518.8
12	8	0.327	262845.2	12	1.508	223110.2	3	0.698	266518.8
13	5	0.328	262849.3	12	1.574	224871.4	3	0.606	266518.8
14	18	0.325	263013.6	12	1.453	224968.7	3	0.596	266518.8
15	3	0.324	262874.7	12	1.464	225094.2	3	0.660	266518.8
16	3	0.336	262882.3	12	1.424	222666.6	3	0.546	266518.8
17	5	0.329	262846.8	12	1.588	224765.7	3	0.600	266518.8
18	5	0.338	262846.8	12	1.529	216177.1	3	0.680	266518.8
19	5	0.328	262846.9	12	1.496	214497.7	4	0.615	269087.9
20	3	0.335	262874.7	12	1.528	224053.2	5	0.669	269754.6
21	5	0.328	262889.8	12	1.509	224802.3	4	0.648	269087.9
22	5	0.336	262846.9	12	1.529	224843.4	4	0.617	269087.9
23	6	0.335	262887.2	12	1.509	224588.6	3	0.549	266518.8
24	5	0.328	262889.8	12	1.544	225053.9	3	0.633	266518.8
25	5	0.324	262846.9	12	1.504	225094.2	3	0.517	266518.8
26	5	0.336	262889.8	12	1.599	223925.2	3	0.625	266518.8
27	3	0.339	262874.7	12	1.444	217645.7	3	0.632	266518.8

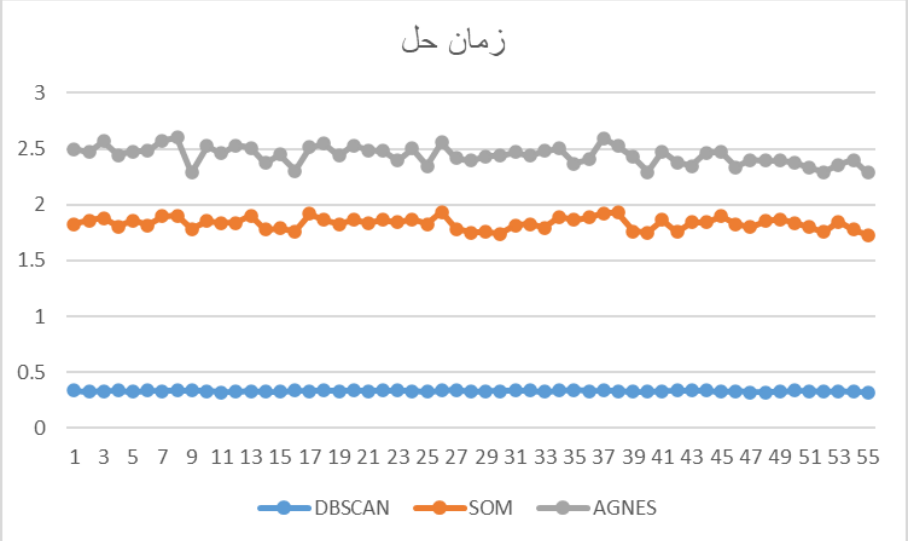
حالت	الگوریتم DBSCAN			شبکه عصبی SOM			الگوریتم AGNES		
	خوشه	زمان حل (ثانیه)	تابع هزینه	خوشه	زمان حل (ثانیه)	تابع هزینه	خوشه	زمان حل (ثانیه)	تابع هزینه
28	3	0.327	262874.7	12	1.421	224295.3	3	0.646	266518.8
29	5	0.333	262833.3	12	1.422	224406	3	0.678	266518.8
30	6	0.329	262836.3	12	1.413	224480	4	0.696	269087.9
31	9	0.337	262836.7	12	1.481	218338.1	4	0.654	269087.9
32	10	0.335	262836.7	12	1.490	223931.1	4	0.616	269087.9
33	5	0.323	262833.3	12	1.473	224440.3	4	0.686	269087.9
34	3	0.337	262882.6	12	1.553	224619.7	5	0.616	269754.6
35	4	0.340	262888.9	12	1.526	224619.7	5	0.503	269754.6
36	6	0.330	262887.2	12	1.554	224711.4	5	0.524	269754.6
37	3	0.338	262881	12	1.587	217757.2	3	0.673	266518.8
38	6	0.332	262887.2	12	1.595	216177.1	4	0.597	269087.9
39	6	0.323	262887.2	12	1.438	224480	4	0.669	269087.9
40	3	0.324	262882.6	12	1.428	224625.6	4	0.542	269087.9
41	3	0.328	262882.6	12	1.539	225078.2	4	0.610	269087.9
42	3	0.335	262882.6	12	1.419	224588.6	4	0.626	269087.9
43	3	0.337	262882.6	12	1.505	224480	5	0.506	269754.6
44	3	0.336	262888.7	12	1.506	223879.4	4	0.623	269087.9
45	5	0.326	262889.8	12	1.572	224319.4	4	0.572	269087.9
46	5	0.331	262889.8	12	1.497	217645.7	4	0.510	269087.9
47	3	0.322	262882.3	12	1.479	225053.9	4	0.598	269087.9
48	4	0.322	262906.3	12	1.534	217865.6	4	0.539	269087.9
49	9	0.323	262833.7	12	1.548	224890.2	4	0.525	269087.9
50	15	0.334	262883.4	12	1.504	224871.4	4	0.541	269087.9
51	3	0.330	262882.6	12	1.470	224480	4	0.529	269087.9
52	5	0.324	262889.8	12	1.430	223590.8	5	0.538	269754.6
53	6	0.330	262833.3	12	1.517	218202.1	4	0.509	269087.9
54	5	0.323	262833.3	12	1.452	224440.3	5	0.627	269754.6
55	5	0.321	262833.3	12	1.409	224102.5	4	0.556	269087.9

شکل ۵. نمودار میانگین تابع هزینه



با توجه به شکل ۵ عملکرد این سه الگوریتم از نظر تابع هزینه با هم تفاوت داشتند و جواب‌های متفاوت تولید کردند. تابع هزینه به‌دست‌آمده با استفاده از شبکه عصبی SOM در ۵۵ حالت در نظر گرفته‌شده در حالت کلی بهتر از الگوریتم DBSCAN و الگوریتم DBSCAN بهتر از الگوریتم AGNES می‌باشد. همچنین میانگین تابع هزینه به‌دست‌آمده با شبکه عصبی نگاشت خودسازمان‌ده کمتر از تابع هزینه مدل برنامه‌ریزی ریاضی می‌باشد که نشان‌دهنده‌ی این است عملکرد دسته‌بندی با شبکه عصبی SOM و جاه نمایی محصولات بهینه‌تر از مدل برنامه‌ریزی ریاضی ارائه‌شده می‌باشد.

شکل ٦. زمان حل الگوریتم برای هر حالت (ثانیه)



مطابق شکل ۶ زمان حل هر سه الگوریتم برای هر حالت نشان داده شده است؛ بنابراین زمان حل الگوریتم DBSCAN کمتر از شبکه عصبی SOM و زمان حل الگوریتم SOM کمتر از الگوریتم AGNES می‌باشد.

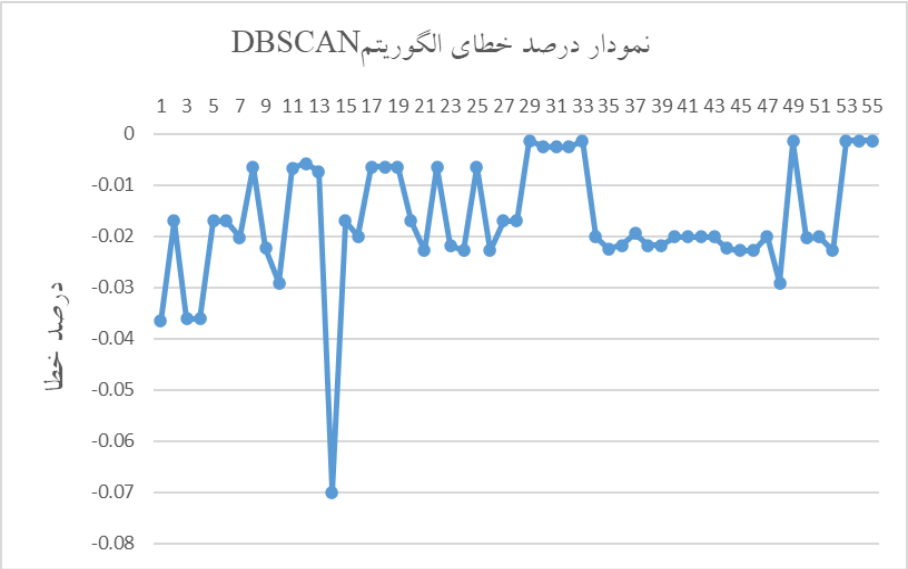
در شکل ۷ درصد خطای مقادیر تابع هزینه رسم شده را از مقدار واقعی آن مطابق فرمول ۵ حساب می‌کنیم.

TV: مقدار واقعی

OV: مقدار مشاهده‌شده (تجربی)

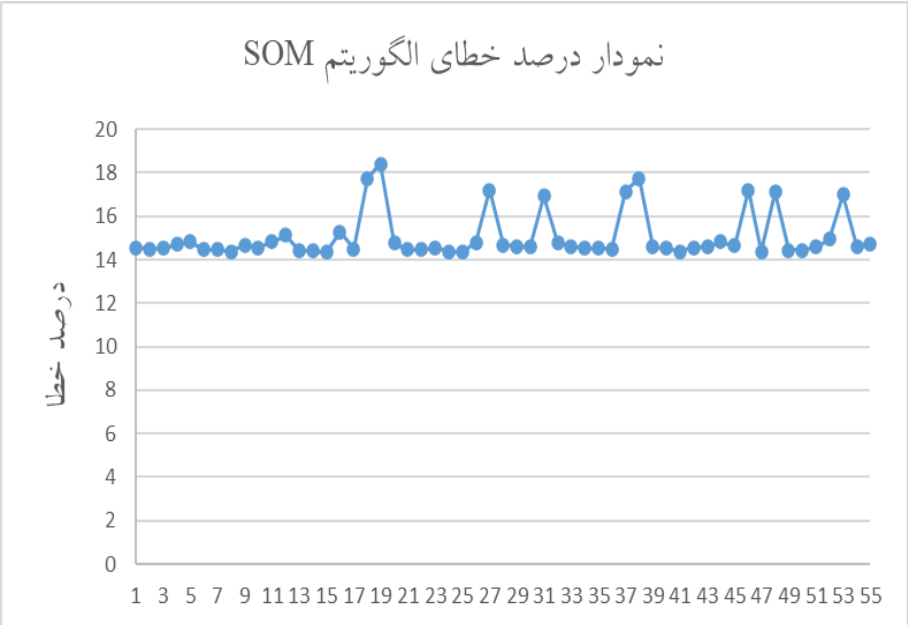
$$\text{درصد خطا} = \frac{(TV - OV)}{TV} * 100 \qquad (۵)$$

شکل ۷: نمودار درصد خطای الگوریتم DBSCAN



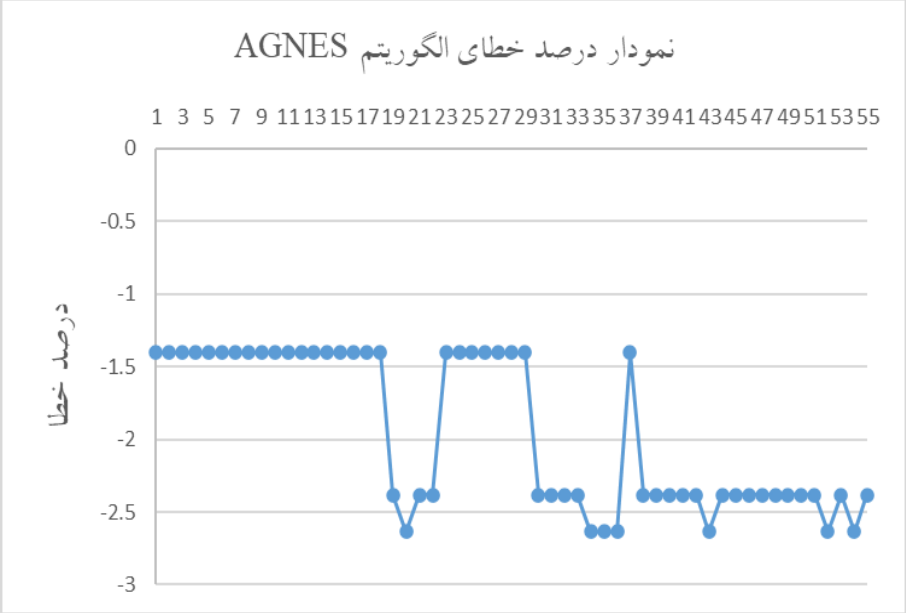
شکل ۷ درصد خطای الگوریتم DBSCAN را نشان می‌دهد. کمترین مقدار تابع هزینه در این الگوریتم مربوط به حالت ۲۹ می‌باشد و بیشترین تابع هزینه مربوط به حالت ۱۴ می‌باشد؛ اما همان‌طور که می‌بینیم درصد خطا در تمامی حالت‌ها منفی می‌باشد. نتیجه می‌گیریم در هیچ‌یک از حالت‌های ذکرشده الگوریتم DBSCAN نتوانسته است تابع هزینه را نسبت به تابع هزینه‌ی الگوریتم چیدمان کالا کاهش دهد؛ اما درصد خطا در این الگوریتم کم است. بیشترین درصد خطا ۰۷٪ - می‌باشد و کمترین درصد خطا برابر ۰۰۱٪ می‌باشد.

شکل ۸: نمودار درصد خطای الگوریتم SOM



شکل ۸ درصد خطای شبکه عصبی SOM را نشان می‌دهد. کمترین مقدار تابع هزینه در این الگوریتم مربوط به حالت ۱۹ می‌باشد و بیشترین مقدار تابع هزینه مربوط به حالت ۲۵ می‌باشد؛ اما همان‌طور که می‌بینیم درصد خطا در تمامی حالت‌ها مثبت می‌باشد. نتیجه می‌گیریم شبکه عصبی SOM در تمامی حالت‌ها توانسته است تابع هزینه را نسبت به الگوریتم چیدمان محصولات در انبار کاهش دهد. این مقدار کاهش در بهترین حالت برابر با ۱۸,۴٪ که مربوط به حالت ۱۹ می‌باشد و در کمترین حالت ۱۴,۴٪ که مربوط به حالت ۲۵ است.

شکل ۹: نمودار درصد خطای الگوریتم AGNES



شکل ۹ درصد خطای الگوریتم AGNES را نشان می‌دهد. کمترین مقدار تابع هزینه در این الگوریتم مربوط به حالت اول می‌باشد و بیشترین تابع هزینه مربوط به حالت ۵۴ می‌باشد؛ اما همان‌طور که می‌بینیم درصد خطا در تمامی حالت‌ها منفی می‌باشد. نتیجه می‌گیریم در هیچ‌یک از حالت‌های ذکرشده الگوریتم AGNES نتوانسته است تابع هزینه را نسبت به تابع هزینه‌ی الگوریتم چیدمان کالا کاهش دهد. همچنین درصد خطا در این الگوریتم بین [۱/۴٪-،۲/۶٪-] است. آزمون شاپیرو – ویلک از آزمون‌های برازش توزیع نرمال محسوب می‌شود. به کمک این آزمون و آماره آن می‌توان مشخص کرد که آیا داده‌ها از توزیع نرمال پیروی می‌کند یا خیر (Shapiro-Wilk,1965).

جدول ۹. آزمون شاپیرو ویلک

Cost function	statistic	df	sig
DBSCAN	.838	55	.000
SOM	.613	55	.000
AGNES	.710	55	.000

مطابق جدول ۹ می‌بینیم مقدار sig در سه الگوریتم برابر صفر می‌باشد؛ بنابراین فرضیه نرمال بودن داده‌ها در سه الگوریتم در سطح معناداری ۰۵٪ رد می‌شود.

قبل از اجرای آزمون‌های میانگین، برابری واریانس‌ها در جوامع باید توسط آزمون لون[1] بررسی شود فرض صفر در آزمون لون، یکسان بودن واریانس‌ها است (Levene,1960).

جدول ۱۰. آزمون لون

Cost function	Levene Statistic	Df1	Df2	Sig.
Based on Mean	45.780	2	162	.000
Based on Median	12.455	2	162	.000
Based on Median and With adjusted df	12.455	2	76.085	.000
Based on trimmed mean	31.364	2	162	.000

مطابق جدول ۱۰ فرض برابری واریانس‌ها با توجه به مقدار احتمال در سطح معناداری $sig=.000 < sig=0.05$ رد می‌شود، بنابراین از آنالیز واریانس یک طرفه نمی‌توانیم برای فرض برابری میانگین‌ها استفاده کنیم، آزمون لون از انحراف از میانگین گروهی استفاده می‌کند که معمولاً منجر به مجموعه‌ای از داده‌های بسیار کج می‌شود که این پدیده فرض عادی بودن را نقض می‌کند. آزمون براون فور سایت[2] سعی می‌کند با استفاده از انحراف از میانه گروه، این کجی را برطرف کند (Brown-Forsythe,1974).

جدول ۱۱. آزمون براون فور سایت

Cost function	statistic	Df1	Df2	Sig.
Brown-Forsythe	10003.214	2	78.882	.000

مطابق جدول ۱۱ چون مقدار $sig=.000<0.05$ می‌باشد، بنابراین فرضیه صفر ما در سطح معناداری ۰٫۵٪ رد می‌شود و واریانس حداقل دو گروه با یکدیگر برابر نمی‌باشد.

اگر فرضیه‌های اساسی در مورد ANOVA در نمونه گرفته‌شده، صدق نکند، بهتر

1. Levene's Test
2. Brown-Forsythe

است از روش ناپارامتری آن یعنی آزمون کروسکال والیس استفاده کنیم.

جدول ۱۲. آزمون کروسکال والیس

Cost function	
Kuruskal-Wallis H	146.754
df	2
Asymp. Sig.	.000

با توجه به جدول ۱۲ چون مقدار احتمال به‌دست‌آمده sig=.000 می‌باشد و سطح معناداری ما ۰۵٪ می‌باشد. چون مقدار احتمال به‌دست‌آمده کمتر از ۰۵٪ می‌باشد. می‌توان نتیجه گرفت که فرض صفر مبنی بر برابری میانگین گروه‌های DBSCAN,SOM,AGNES رد می‌شود.

شاخص‌های عملکرد کلیدی[1]

آلبرتو فاوتو و همکاران (۲۰۲۳)[2] ۷۰ شاخص عملکرد کلیدی انبار را با تجزیه‌وتحلیل ۲۰۳ مقاله علمی و دسته‌بندی آن‌ها بر اساس اهداف آن‌ها و رتبه‌بندی شاخص‌های عملکرد با تجزیه‌وتحلیل ۵۸۵ مقاله علمی اندازه‌گیری کردند و برای بهبود رتبه‌بندی شاخص‌های عملکرد انبار از طریق نظرسنجی از ۱۵ کارشناس صنعتی از شرکت‌های مختلف ایتالیایی در بخش‌های مختلف اندازه‌گیری کردند. با بررسی انبار مدنظر در شرکت تولیدی-صنعتی فراسان،۱۷ شاخص عملکرد در بخش‌های مختلف: شاخص‌های عملکرد عمومی، شاخص-های عملکرد مرتبط با زمان، عملکردهای مرتبط با هزینه و عملکردهای مرتبط با کار و مسئولیت اجتماعی موردبررسی واقع شد که در جدول ۱۳،۱۴،۱۵،۱۶ آمده است.

آ: میانگین چیدمان محصولات با مدل ریاضی بدون خوشه‌بندی اقلام

ب: میانگین بعد از چیدمان محصولات با الگوریتم سلسله مراتبی AGNES

ج: میانگین بعد از چیدمان محصولات با الگوریتم مبتنی بر چگالی DBSCAN

د: میانگین بعد از چیدمان محصولات در انبار با شبکه عصبی رقابتی SOM

1. KPIs
2. Alberto Faveto al.

جدول ۱۳. عملکردهای عمومی

عملکردهای عمومی						
شاخص عملکرد کلیدی (KPI)	**تعریف**	**واحد**	**آ**	**ب**	**ج**	**د**
تعداد خرابی‌ها	تعداد خرابی‌های اقلام موقع چیدمان در قفسه	[۱]	۷,۲۶	۷,۱۲	۶,۲۸	۵,۳۲
جاه نمایی نادرست	ذخیره‌سازی کالاها در مکان نادرست در انبار	%	۴۵	۴۱	۳۶	۲۷
دقت موقعیت	تعداد اقلامی را که به‌درستی در طول یک جابه‌جایی زمانی انتخاب شده‌اند را اندازه-گیری می‌کند.	%	۲۶	۲۴	۲۱	۱۹
پذیرش	شامل تعداد کل واحدهای بار است که می‌تواند در انبار ذخیره شود.	[۱]	۴,۳۲	۴,۳۲	۴,۳۱	۴,۳۰
فضای خالی	شاخص فضای اشغال نشده نسبت بین حجم کل انبار و فضای اشغال‌شده توسط اقلام است.	%	۵,۲۳	۵,۹۲	۵,۲۵	۵,۱
مسافت سفر	مسافت سفر کل مسافتی است که انباردار طی می‌کند تا فاصله بین نقطه ورود/خروج انبار حرکت کند.	متر	۲۶,۲۴	۲۸,۲۱	۲۷,۲۷	۲۱,۱۴

مطابق جدول ۱۳، شش شاخص **KPI** عمومی اندازه‌گیری شده است.

- میانگین شاخص عملکرد پذیرش در الگوریتم **AGNES** برابر با مدل کمی و برای تعداد خرابی‌ها و جاه نمایی نادرست، دقت موقعیت کمتر و فضای‌خالی و مسافت‌سفر، بیشتر از مدل کمی چیدمان محصولات بوده است.
- میانگین شاخص عملکرد تعداد خرابی‌ها، جاه نمایی نادرست، دقت موقعیت و پذیرش در الگوریتم **DBSCAN** کمتر از مدل کمی و برای فضای‌خالی و مسافت‌سفر بیشتر از مدل کمی چیدمان محصولات بوده است.
- میانگین شاخص عملکرد تعداد خرابی‌ها، جانمایی نادرست، دقت‌موقعیت، پذیرش، فضای‌خالی و مسافت‌سفر در شبکه عصبی **SOM** بیشتر از مدل کمی چیدمان محصولات بوده است.

جدول ۱۴. عملکردهای مرتبط با زمان

عملکردهای مرتبط با زمان						
شاخص عملکرد کلیدی (KPI)	**تعریف**	**واحد**	**آ**	**ب**	**ج**	**د**
زمان موجودی	زمان موردنیاز برای تشخیص، شمارش و توصیف اقلام در یک زمان معین در انبار موردنیاز است	روز	۳,۲۳	۳,۸	۳,۴	۲,۸
زمان تحویل	به زمان بین سفارش مشتری و رسیدن سفارش گفته می‌شود	روز	۴,۵	۴,۷	۳,۴	۳,۸
زمان بسته‌بندی	به زمانی که برای انجام فعالیت بسته‌بندی قبل از ارسال سفارش نیاز است	ثانیه	۱۸۰	۱۸۲	۱۷۸	۱۷۳
زمان برداشت	زمان برداشت زمانی است که برای تحویل گرفتن یک کالا در انبار لازم است	ثانیه	۱۲۰	۱۲۵	۱۲۱	۱۰۸

مطابق جدول ۱۴، چهار شاخص KPI مرتبط با زمان اندازه‌گیری شده است.

- میانگین شاخص عملکرد زمان‌موجودی، زمان‌تحویل، زمان‌بسته‌بندی و زمان برداشت در الگوریتم **AGNES** بیشتر از مدل کمی چیدمان محصولات بوده است.
- میانگین شاخص عملکرد زمان‌موجودی و زمان برداشت در الگوریتم **DBSCAN** بیشتر از مدل کمی و برای زمان تحویل و زمان بسته‌بندی کمتر از مدل کمی چیدمان محصولات بوده است.
- میانگین شاخص عملکرد زمان‌موجودی، زمان‌تحویل، زمان‌بسته‌بندی و زمان برداشت در شبکه عصبی **SOM** کمتر از مدل کمی چیدمان محصولات بوده است.

جدول ۱۵. عملکردهای مرتبط با هزینه

عملکردهای مرتبط با هزینه						
شاخص عملکرد کلیدی (KPI)	**تعریف**	**واحد**	**آ**	**ب**	**ج**	**د**
هزینه نگهداری	هزینه روزانه برای نگهداری کالاهای ذخیره‌شده (انرژی، استهلاک و بیمه)	تومان	۸,۲۳	۸,۹۲	۸,۱۲	۷,۱۱
هزینه مدیریت	هزینه مدیریت نشان‌دهنده تمام هزینه‌های	تومان	۷,۲۶	۷,۹۱	۷,۲۵	۷,۱

عملکردهای مرتبط با هزینه						
شاخص عملکرد کلیدی (KPI)	تعریف	واحد	آ	ب	ج	د
	ناشی از مدیریت عمومی انبار است.					
هزینه تعمیر و نگهداری	هزینه نگه‌داری شامل تمام هزینه‌های ناشی از نگهداری انبار است	تومان	۹,۲۶	۱۰,۲۴	۹,۲۸	۸,۷۴
هزینه موجودی	هزینه موجودی یک هزینه تجمیع است که عموماً شامل هزینه سفارش، هزینه نگهداری، هزینه کمبود و هزینه تأمین مجدد است.	تومان	۳۸,۲۱	۴۱,۲۵	۳۹,۴۴	۳۶,۸۲

مطابق جدول ۱۵، چهار شاخص KPI مرتبط با هزینه اندازه‌گیری شده است.

- میانگین شاخص عملکرد هزینه نگهداری، هزینه مدیریت، هزینه تعمیر و نگهداری و هزینه موجودی در الگوریتم AGNES بیشتر از مدل کمی چیدمان محصولات بوده است.
- میانگین شاخص عملکرد هزینه نگهداری و هزینه مدیریت در الگوریتم DBSCAN کمتر از مدل کمی و هزینه تعمیر و نگهداری و هزینه موجودی بیشتر از مدل کمی چیدمان محصولات بوده است.
- میانگین شاخص عملکرد هزینه نگهداری، هزینه مدیریت، هزینه تعمیر و نگهداری و هزینه موجودی در شبکه‌عصبی SOM کمتر از مدل کمی چیدمان محصولات بوده است.

جدول ۱۶. عملکردهای مرتبط با کار، مسئولیت اجتماعی

عملکردهای مرتبط با کار، مسئولیت اجتماعی						
شاخص عملکرد کلیدی (KPI)	تعریف	واحد	آ	ب	ج	د
زمان فعالیت انسان	زمان فعالیت انسانی معیاری برای خودکارسازی انبار است. به‌عنوان درصد زمان انجام کارهای دستی محاسبه می‌شود	%	۴۸,۳	۵۳,۲	۴۸,۱	۴۴,۳
خطای انسانی	خطای انسانی یک شاخص کیفی است که تعداد خطاهای مرتکب شده توسط منابع انسانی را در حین انجام وظایف اندازه‌گیری می‌کند	]۱[	۸,۲	۷,۸	۷,۶	۷,۶
سروصدا	معیاری برای سنجش کیفیت کار می‌باشد	دسی‌بل	۸۲	۸۴	۸۳	۸۱

مطابق جدول ۱۶، سه شاخص KPI مرتبط با کار و مسئولیت اجتماعی اندازه‌گیری شده است.

- میانگین شاخص عملکرد زمان فعالیت انسان و سروصدا در الگوریتم **AGNES** بیشتر از مدل کمی چیدمان و برای خطای انسانی کمتر از مدل کمی چیدمان محصولات بوده است.
- میانگین شاخص عملکرد زمان فعالیت انسان و خطای انسانی در الگوریتم **DBSCAN** کمتر از مدل کمی چیدمان و برای سروصدا بیشتر از مدل کمی چیدمان محصولات بوده است.
- میانگین شاخص عملکرد زمان فعالیت انسان، خطای انسانی و سروصدا در شبکه‌عصبی **SOM** کمتر از مدل کمی چیدمان محصولات بوده است.

کاربرد الگوریتم‌های یادگیری ماشین در انبار

هوش مصنوعی از الگوریتم‌های مختلفی برای یادگیری از تجربیات و تصمیم‌گیری‌های عملی برای انبار استفاده می‌کند. با استفاده از داده‌هایی که ذخیره شده است، الگوریتم‌های یادگیری ماشین الگوها را متوجه می‌شود و انجام اقداماتی نظیر پرکردن انبار با کالاها و محصولاتی که در حال اتمام هستند، مسیرهای کوتاه‌تر برای جابجایی کالاها و موقعیت‌یابی بهتر موجودی را پیشنهاد می‌کند. چیدمان مناسب محصولات روی بهره‌وری نیروی‌کار، توان عملیاتی و دقت آن‌ها مؤثر خواهد بود. چیدمان، هم ترکیبی از مسئله بهینه‌سازی (فاکتورهای ورودی با توجه به نوع انبار و سیاست‌های مدیریتی باید در نظر گرفته شود) و هم یک مسئله بهینه‌سازی چند هدفه (با اهداف بسیار، گاهی اوقات رقابتی) است. علاوه براین، هزاران محصول و جایگاه برای قراردادن کالا در انبار وجود دارد که باید جانمایی شوند. الگوریتم‌های مبتنی بر هوش مصنوعی این توانایی را دارند که با یادگیری ویژگی‌های محیطی و انجام پیش‌بینی‌های زمانی برای مدل‌های چیدمان، این فرایند را تسریع و بهینه نمایند. یانگ لی و همکاران[1] (۲۰۲۱) به‌علت اینکه حوادث شیمیایی در چین به دلیل مدیریت و کنترل ناکافی ریسک ایمنی فرایند در انبار رخ

1. Yang Li at al.

می‌دهد، برای ارزیابی ریسک از شبکه عصبی ماشین بردار پشتیبان[1] استفاده کردند. نتایج آن‌ها نشان داد که مدل پیشنهادی عملکرد مطلوبی در ارزیابی ریسک حوادث آتش‌سوزی در انبارهای مواد شیمیایی خطرناک کلاس A دارد. یوهانس کار در و همکاران[2] (۲۰۲۲) به بررسی عملیات یک انبار، به‌ویژه عملیات جرثقیل‌ها برای جابجایی کویل‌های فولادی بین مکان‌های ذخیره‌سازی در یک انبار بزرگ پرداختند. آن‌ها یک الگوریتم ژنتیک با یادگیری ماشین یکپارچه[3] که وظیفه آن یادگیری سرعت جرثقیل و زمان خدمت آن می‌باشد، ارائه نمودند. لازم به ذکر است برای درک بهتر عملکرد سیستم ارائه‌شده، تنظیمات با و بدون IML مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج نشان داد که الگوریتم IML عملکرد بهینه‌سازی را بهبود می‌بخشد، زیرا الگوریتم با توجه به عملکرد فعلی جرثقیل، درک بهتری از وضعیت شرایط کاری حاضر به دست می‌آورد و درنتیجه قادر به ایجاد برنامه زمان‌بندی مناسب‌تر است.

نون ووکا و همکاران[4] (۲۰۲۲) با توجه به اینکه تلفات کلزا در طول ذخیره‌سازی در انبار می‌تواند منجر به مشکلات نامطلوب در تولید روغن و بیودیزل شود. سه شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی تغییرات وزن و رطوبت ۱۳ رقم کلزا در طول خشک‌کردن و ذخیره‌سازی در انبار ارائه نمودند. سزای توکات و همکاران[5] (۲۰۲۲) با توجه به اینکه اندازه‌گیری‌عملکرد، محرک‌های مهمی در ارزیابی استراتژی شرکت‌ها می‌باشند، یک شاخص عملکرد کلیدی با استفاده از الگوریتم خوشه‌بندی میانگین فازی[6] برای عملکرد بارگیری یک انبار در نظر گرفتند. آن‌ها برای این منظور در مرحله پیش‌پردازش، پنج ورودی به‌عنوان قیمت‌واحد، مقادیر تقاضای‌ماهیانه، تعداد محصولات بارگیری شده از انبار، تقاضایی که نمی‌توان به‌موقع بارگیری کرد و میانگین زمان تأخیر محصولاتی که

1. support vector machine
2. Johannes Karder at al.
3. integrated machine learning (IML)
4. Neven Voća at al.
5. Sezai Tokat at al
6. FCM

نمی‌توان در آن بارگیری کرد در نظر گرفتند. جیکوب جینر و همکاران[1] (۲۰۲۳) با توجه به افزایش اتوماسیون در لجستیک و انبارداری، روشی برای نظارت و ارزیابی کیفیت پالت ارائه نمودند. آن‌ها برای این منظور یک رویکرد مبتنی بر داده با تکیه بر بینایی کامپیوتری برای ارزیابی کیفیت پالت، باهدف کاهش تلاش تعمیر و نگهداری و ازکارافتادن سیستم ناشی از پالت‌های معیوب در یک انبار لجستیک خودکار، ارائه نمودند.

یونسو دو و همکاران[2] (۲۰۲۴) به بررسی مدت‌زمان ذخیره‌سازی توت‌فرنگی در انبار پس از برداشت از مزارع بر اساس ترکیبات آلی ساطع‌شده از آن‌ها پرداختند. آن‌ها برای ایجاد یک مدل پیش‌بینی دقیق برای تازگی توت‌فرنگی، داده‌های رنگ سنجی، کل مواد جامد محلول، اسیدیته قابل تیتراسیون[3] و ترکیبات آلی فرار در توت‌فرنگی را پس از مدت‌زمان ۱۲ روز ذخیره‌سازی در دمای ۱۰ درجه موردبررسی قراردادند. سپس با استفاده از الگوریتم‌های جنگل تصادفی، رگرسیون حداقل مربعات جزئی و شبکه عصبی پرسپترون چندلایه[4] به بررسی پیش‌بینی برای تازگی توت‌فرنگی‌ها پرداختند. نتایج آن‌ها نشان داد که شبکه عصبی MLP بالاترین دقت را در این مسئله ارائه می‌نماید. ایلیا کاینوف و همکاران (۲۰۲۴)[5] مدلی با استفاده از یادگیری تقویتی عمیق برای مسئله مدیریت موجودی یک انبار چند خرده‌فروشی[6] ارائه دادند. در این روش یک خط‌مشی سهمیه‌بندی تصادفی پیشنهاد شده است که به‌طور قابل‌توجهی توانایی الگوریتم‌های استاندارد یادگیری تقویتی عمیق را برای آموزش خط‌مشی‌های خوب بهبود می‌بخشد و ازاین‌رو یادگیری مقادیر سفارش خرده‌فروش امکان‌پذیر را ارتقا می‌دهد. جدول ۱۷ خلاصه‌ای از تحقیقات اخیر را که از روش‌های یادگیری ماشین به‌عنوان یک ابزار کاربردی در فرایند انبارداری بهره گرفته‌اند را نشان می‌دهد.

1. Jakob Giner at al.
2. Eunsu Doat at al.
3. Titratable acidity
4. MLP
5. Illya Kaynov at al.
6. One-Warehouse Multi-Retailer

جدول ۱۷. کاربرد الگوریتم‌های یادگیری ماشین در انبار

مقدار تابع هدف	GAMS	شبکه عصبی SOM	آزادسازی لاگرانژ	شاخه و کران
	۲۶۲۸۳۰	۲۱۴۴۹۷	۲۶۲۸۳۰	۲۶۲۸۳۰

درنهایت، به‌منظور ارزیابی کیفیت الگوریتم‌های ابتکاری ارائه‌شده، مقایسه‌ای بین جواب‌های به‌دست‌آمده از بهترین آن‌ها یعنی شبکه عصبی SOM، نرم‌افزار GAMS، روش آزادسازی لاگرانژ و روش شاخه و کران برای مطالعه موردی در جدول ۱۸ ارائه‌شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، روش ابتکاری ارائه‌شده دارای عملکرد بهتری می‌باشد چراکه روش آزادسازی لاگرانژ و روش شاخه و کران همانند روش گمز مبتنی بر مدل ریاضی می‌باشند که در آن ملاحظات و معیارهای در نظر گرفته‌شده در روش ابتکاری مدنظر در این تحقیق، در نظر گرفته نشده است.

بحث و نتیجه‌گیری

در این مقاله ابتدا به بررسی مدل کمی چیدمان محصولات در انبارهای تخصیص‌یافته پرداخته شد که بر اساس ورود و خروج محصولات و فضای ذخیره‌سازی محصولات به تعیین چیدمان محصولات در انبار پرداختیم. علاوه بر این دو ویژگی، هفت ویژگی دیگر برای محصولات در نظر گرفته شد این هفت ویژگی عبارت‌اند از: ۱_ هم‌گروه یک ۲_هم‌گروه دو ۳_تشابه ۴_احتراق‌زا ۵ _احتراق‌پذیر ۶_فاسدشدنی ۷- جرم. با توجه به هفت ویژگی ذکرشده و دو ویژگی ورود و خروج محصولات از انبار (T) و فضای ذخیره‌سازی (S) که درمجموع نه ویژگی برای محصولات در نظر گرفته شد با الگوریتم‌های یادگیری ماشین و داده‌کاوی محصولات را در ۵۵ حالت مختلف دسته‌بندی کردیم و سپس به چیدمان محصولات در انبار پرداختیم. با توجه به بررسی مطالعات پیشین تابه‌حال هیچ پردازشی رو محصولات قبل از چیدمان در انبار صورت نگرفته بود. لذا با توجه به خلأ موجود در این حوزه و اهمیتی که برای دسته‌بندی کالاهای مشابه قبل از چیدمان در انبار و اهمیتی که دسته‌بندی محصولات و همچنین کاهش هزینه‌های انبارداری

در کارخانجات و شرکت‌های تولیدی دارد، در این پژوهش یک الگوریتم ارتقاءیافته برای بهبود چیدمان محصولات در انبار ارائه گردیده است که قابلیت کاربردی در تمام صنایع را دارد. کمینه کردن هزینه‌های انبارداری جزء اهدافی است که شرکت‌ها و کارخانجات در پی رسیدن به آن هستند. با توجه به شرایطی که در پیرامون ما وجود دارد. مدل‌هایی برای چیدمان محصولات در انبار در نظر گرفته شود که دربرگیرنده این شرایط باشد. برای مثال دسته‌بندی محصولات در انبار یکی از مباحثی است که در این پژوهش در نظر گرفته شد علاوه بر دو ویژگی ذکرشده در چیدمان محصولات در انبارهای تخصیص‌یافته که ورود و خروج محصولات از انبار و فضای ذخیره‌سازی، هفت ویژگی دیگر در نظر گرفته شد و ازآنجایی‌که امکان دارد در هر انبار تمام این ویژگی‌ها را محصولات نداشته باشند برای مثال کالای فاسدشدنی وجود نداشته باشد یا محصولات احتراق‌زا نباشند برای ۵۵ حالت مختلف محصولات را دسته‌بندی کردیم و سپس به چیدمان محصولات در انبار پرداختیم. به‌منظور دسته‌بندی محصولات با توجه به نه ویژگی ذکرشده با الگوریتم‌های DBSCAN،AGNES و شبکه عصبی SOM به دسته‌بندی محصولات در ۵۵ حالت مختلف پرداختیم و سپس با توجه به مدل کمی چیدمان محصولات در انبارهای تخصیص‌یافته به چیدمان محصولات پرداختیم. ازآنجایی‌که عملکرد الگوریتم‌های یادگیری ماشین و داده‌کاوی تا حد زیادی به پارامترهای آن وابسته است، برای دستیابی به عملکرد بهتر الگوریتم‌های یادگیری ماشین و داده‌کاوی نیاز است که پارامترهای آن تنظیم شود و سپس الگوریتم‌های موردنظر به کار گرفته شود. در این مقاله برای انتخاب پارامترهای موردنظر ابتدا به ازای هر حالت از ۵۵ حالت ذکرشده با الگوریتم DBSCAN۱۱۷۴ تابع هزینه، شبکه عصبی SOM ۶۷۲ تابع هزینه و با الگوریتم AGNES ۱۸ تابع هزینه را حساب کردیم و سپس بهینه‌ترین حالت ممکن را انتخاب کردیم. به‌منظور مقایسه سه الگوریتم SOM AGNES, DBSCAN, ابتدا درصد خطای تابع هزینه‌های سه الگوریتم را حساب کردیم، سپس با نقض شرایط آنالیز واریانس و براون فورسایت روی تابع هدف از آزمون کروسکال والیس استفاده کردیم.

در شبکه عصبی SOM تابع هزینه به‌دست‌آمده نسبت به تابع هزینه چیدمان محصولات در انبار در بدترین حالت ۱۴,۴٪ و در بهترین حالت ۱۸,۴٪ کاهش داشته است. در الگوریتم DBSCAN تابع هزینه به‌دست‌آمده نسبت به تابع هزینه چیدمان محصولات در انبار در بدترین حالت ۰۷٪- کمتر بوده و در بهترین حالت ۰۰۱٪- بیشتر بوده است. درصد خطای الگوریتم DBSCAN نشان می‌دهد که تفاوت زیادی با تابع‌هزینه چیدمان محصولات در انبار ندارد. در الگوریتم AGNES تابع هزینه به‌دست‌آمده نسبت به تابع هزینه چیدمان محصولات در انبار در بدترین حالت ۲,۶٪- بیشتر بوده است و در بهترین حالت ۱,۴٪- بیشتر بوده است. از طرفی با بررسی شاخص‌های عملکردهای عمومی، عملکردهای مرتبط با زمان، عملکرد مرتبط با هزینه و عملکردهای مرتبط با کار و مسئولیت‌های اجتماعی می‌توان برای ۱۷ شاخص عملکرد نتیجه گرفت که میانگین شاخص عملکرد در شبکه عصبی SOM بهتر از مدل کمی چیدمان محصولات، میانگین شاخص عملکرد در الگوریتم DBSCAN تقریباً نزدیک به مدل کمی چیدمان محصولات در انبار و میانگین شاخص عملکرد در الگوریتم AGNES بیشتر از میانگین شاخص عملکرد در مدل کمی چیدمان محصولات در انبار بوده است. این بدین معنی است که شبکه عصبی SOM عملکرد بهتری نسبت به سایر الگوریتم‌ها داشته است.

به‌منظور تحقیقات آتی پیشنهادهای زیر ارائه می‌گردد.

* در این مقاله با بررسی نه ویژگی با توجه به انبارهای کارخانه تولیدی صنعتی فراسان به دسته‌بندی محصولات پرداختیم که می‌توان ویژگی‌های دیگری برای محصولات در نظر گرفت: ازجمله محصولات فصلی و ...

* در این مقاله از الگوریتم‌های داده‌کاوی قطعی برای خوشه‌بندی و دسته‌بندی محصولات استفاده شد که محصولات را به‌صورت قطعی دسته‌بندی می‌کرد که می‌توان از خوشه‌بندی فازی در پژوهش‌های آتی از آن استفاده کرد.

*در این مقاله می‌توان از الگوریتم‌های فراابتکاری برای تنظیم پارامترهای الگوریتم‌های خوشه‌بندی استفاده کرد.

* برای چیدمان کالاها به‌صورت بلوکی می‌توان از الگوریتم‌های دیگر چیدمان محصولات در انبار استفاده کنیم.

تعارض منافع

تعارض منافع در این پژوهش نیست.

این پژوهش پایان‌نامه مقطع کارشناسی‌ارشد می‌باشد.

ORCID

Mohsen Kuchaki **https://orcid.org/0009-0000-3140-8509**

BehnamVahdani **https://orcid.org/0000-0001-9850-2698**

منابع

۱. زنجیرابی فراهانی، رضا و عسگر، نسرین (۱۳۸۴) «*انبارداری و ذخیره‌سازی*»، تهران، دانشگاه صنعتی امیرکبیر.

۲. علیمی، حسینعلی (۱۳۸۰)، «*مدیریت انبار و عملیات مرتبط با سیستم‌های انبارداری*»، تهران، سازمان مدیریت صنعتی.

References

3. ALONSO-AYUSO, A., TIRADO, G. & UDÍAS, Á. (2013). On a selection and scheduling problem in automatic storage and retrieval warehouses. *International Journal of Production Research*, 51, 5337-5353 https://doi.org/10.1080/00207543.2013.813984
2. International Conference on Industrial Engineering and Systems Management (*IESM*) (pp. 1-7). IEEE
3. ARABANI, A. B. & FARAHANI, R. Z. (2012). Facility location dynamics: An overview of classifications and applications. *Computers & Industrial Engineering*, 62, 408-420.https://doi.org/10.1016/j.cie.2011.09.018
4. BALLESTÍN, F., PÉREZ, Á. & QUINTANILLA, S. (2020). A multistage heuristic for storage and retrieval problems in a warehouse with random storage. *International Transactions in Operational Research*, 27, 1699-1728 // https://doi.org/10.1111/itor.12454
5. BERMAN, B. (1996). *Marketing channels, John Wiley & Sons In CORPORATION*, P. T. C. 1999. Introduction to data mining and knowledge discovery, Two Crows
6. BHARATI, M. & RAMAGERI, M. (2010). Data mining techniques and applications MUHAMEDYEV, R. 2015. Machine learning methods: An overview. *Computer modelling & new technologies*, 19, 14-29.
7. ÇELIK, M., ARCHETTI, C. & SÜRAL, H. (2021). Inventory routing in a warehouse: The storage replenishment routing problem. *European Journal of Operational Research*. https://doi.org/10.1016/j.ejor.2021.11.056
8. LI, L. & CHEN, Z. Hungarian-based Heuristics for Single-machine Flow-Rack AS/RS with Determined Storage and Retrieval Locations. Proceedings of the 3rd International Conference on Computer Science and Application Engineering, (2019). 1-7. https://doi.org/10.1145/3331453.3361669
9. DUPONT, L. Warehouse location problem with concave costs: heuristics and exact method. The Proceedings of the Multiconference on" Computational Engineering in Systems Applications", (2006). *IEEE*, 1341-1346. https://doi.org10.1109/CESA.2006.4281845
10. GASTWIRTH, J. L., GEL, Y. R. & MIAO, W. (2009). The impact of Levene's test of equality of variances on statistical theory and

practice. *Statistical Science*, 24, 343-360.
11.GOETSCHALCKX, M. & RATLIFF, H. D. (1990). Shared storage policies based on the duration stay of unit loads. *Management Science*, 36, 1120-1132. https://doi.org/10.1287/mnsc.36.9.1120
12.KALFAKAKOU, R., KATSAVOUNIS, S. & TSOUROS, K. (2003). Minimum number of warehouses for storing simultaneously compatible products. *International Journal of Production Economics*, 81, 559-564. https://doi.org/10.1016/S0925-5273(02)00368-7
13.LI, L. & CHEN, Z. Hungarian-based Heuristics for Single-machine Flow-Rack AS/RS with Determined Storage and Retrieval Locations. Proceedings of the 3rd International Conference on Computer Science and Application Engineering, (2019). 1-7.https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3246518
14.LU, W., MCFARLANE, D., GIANNIKAS, V. & ZHANG, Q. (2016). An algorithm for dynamic order-picking in warehouse operations. *European Journal of Operational Research*, 248, 107-122. https://doi.org/10.1016/j.ejor.2015.06.074
15.LU, Y., SUN, Y., XU, G. & LIU, G. A grid-based clustering algorithm for high-dimensional data streams. International Conference on Advanced Data Mining and Applications, (2005). Springer, 824-831. https://doi.org/10.1007/11527503_97
16.HAN, J. & KAMBER, M. (2001). *Data mining: concepts and techniques.* 1st edn San Diego. CA: Academic Press.
17.HAND, D. J., MANNILA, H. & SMYTH, P. (2001). *Principles of data mining (adaptive computation and machine learning),* MIT Press..
18.MATZLIACH, B. & TZUR, M. (2000). Storage management of items in two levels of availability. *European Journal of Operational Research*, 121, 363-379. 10.1016/S0377-2217(99)00037-5
19.MCKIGHT, P. E. & NAJAB, J. (2010). *Kruskal- wallis test*. The corsini encyclopedia of psychology, 1-1. https://doi.org/10.1002/9780470479216.corpsy0491
20.MEZGHANI, S. & FRIKHA, A. (2012). A heuristic approach to the warehouse management problem: a real case study. *International Journal of Logistics Systems and Management*, 13, 342-357. https://doi.org/10.1504/IJLSM.2012.049702.
21.MITCHELL, T. M. (2006). *The discipline of machine learning, Carnegie Mellon University*, School of Computer Science, Machine Learning
22.MIRZA, S., MITTAL, S. & ZAMAN, M. (2016). A review of data mining literature. *International Journal of Computer Science and Information Security (IJCSIS)*, 14, 437-442.
23.NISHI, T. & KONISHI, M. (2010). An optimisation model and its effective beam search heuristics for floor-storage warehousing systems. *International Journal of Production Research*, 48, 1947-1966. https://doi.org/10.1080/00207540802603767
24.PALMER, A., JIMÉNEZ, R. & GERVILLA, E. (2011). *Data mining: Machine learning and statistical techniques.* Knowledge-Oriented Applications in Data Mining, Prof. Kimito Funatsu (Ed.), 373-396.

https://doi.org/10.5772/13621
25.QIU, R., SUN, Y. & SUN, M. (2022). A robust optimization approach for multi-product inventory management in a dual-channel warehouse under demand uncertainties. *Omega*, 102591. https://doi.org/10.1016/j.omega.2021.102591
26.QUINTANILLA, S., PÉREZ, Á., BALLESTÍN, F. & LINO, P. (2015). Heuristic algorithms for a storage location assignment problem in a chaotic warehouse. *Engineering Optimization*, 47, 1405-1422. https://doi.org/10.1080/0305215X.2014.969727.
27.REVILLOT-NARVÁEZ, D., PÉREZ-GALARCE, F. & ÁLVAREZ-MIRANDA, E. (2019). Optimising the storage assignment and order-picking for the compact drive-in storage system. *International Journal of Production Research*, 1-21http://doi.org/10.1080/00207543.2019.1687951
28.ROTH, A. J. (1983). Robust trend tests derived and simulated: Analogs of the Welch and Brown-Forsythe tests. *Journal of the American Statistical Association*, 78, 972-980. http://doi.org /10.1080/01621459.1983.10477048
29.SEYEDI, I., HAMEDI, M. & TAVAKKOLI-MOGHADDAM, R. (2019). Truck Schedulin Cross-Docking Terminal by Using Novel Robust Heuristics. *International Journal of Engineering*, 32, 296-305.http://doi.org/10.5829/ije.2019.32.02b.15.
30.SHAKERI, M., LOW, M. Y. H., TURNER, S. J. & LEE, E. W. (2012). A robust two-phase heuristic algorithm for the truck scheduling problem in a resource-constrained crossdock. *Computers & Operations Research*, 39, 2564-2577. https://doi.org/10.1016/j.cor.2012.01.002.
31.SHAPIRO, S. S. & WILK, M. B. (1965). An analysis of variance test for normality (complete samples). *Biometrika*, 52, 591-611. https://doi.org/10.2307/2333709
32.Heuristic solutions for transshipment problems in a multiple door cross docking warehouse. *Computers & Industrial Engineering*, 61, 402-408. https://doi.org/10.(1016)/j.cie.2010.09.010
33.SUKHOV, P., BATSYN, M. & TERENTEV, P. A Dynamic Programming Heuristic for Optimizing Slot Sizes in a Warehouse. *ITQM*, (2014). 773-777. https://doi.org/10.1016/j.procs.2014.05.327
34.TOOTKALEH, S. R., GHOMI, S. F. & SAJADIEH, M. Tootkaleh, S. R., Ghomi, S. F., & Sajadieh, M. S. (2016). Cross dock scheduling with fixed outbound trucks departure times under substitution condition. *Computers & industrial engineering*, 92, 50-56. https://doi.org/10.1016/j.cie.2015.12.005
35.TAN, P.-N., STEINBACH, M. & KUMAR, V. (2013). Data mining cluster analysis: basic concepts and algorithms. *Introduction to data mining*, 487, 533
36.VAN DEN BERG, J. P. & GADEMANN, A. (2000). Simulation study of an automated storage/retrieval system. *International Journal of Production Research*, 38, 1339-1356. https://doi.org/10.1080/002075400188889

37.VELICKOV, S. & SOLOMATINE, D. Predictive data mining: practical examples. 2nd Joint Workshop on Applied AI in Civil Engineering, (2000).
38.WAUTERS, T., VILLA, F., CHRISTIAENS, J., ALVAREZ-VALDES, R. & BERGHE, G. V. 2016. A decomposition approach to dual shuttle automated storage and retrieval systems. *Computers & Industrial Engineering*, 101, 325-33. https://doi.org/10.1016/j.cie.2016.09.013
39.WITT, A. & VOß, S. (2007). Simple heuristics for scheduling with limited intermediate storage. *Computers & Operations Research*, 34, 2293-2309. https://doi.org/10.1016/j.cor.2005.09.004
40.XIAO, J. & ZHENG, L. (2010). A correlated storage location assignment problem in a single-block-multi-aisles warehouse considering BOM information. *International Journal of Production Research*, 48, 1321-1338. https://doi.org/10.1080/00207540802555736
41.YANG, D., WU, Y. & MA, W. (2021). Optimization of storage location assignment in automated warehouse. *Microprocessors and Microsystems*, 80, 103356. https://doi.org/10.1016/j.micpro.2020.103356
42.ZAERPOUR, N., YU, Y. & DE KOSTER, R. B. 2015. Storing fresh produce for fast retrieval in an automated compact cross- dock system. *Production and Operations Management*, 24, 1266-1284. https://doi.org/10.1111/poms.1232
43.ZHANG, G., SHANG, X., ALAWNEH, F., YANG, Y. & NISHI, T. (2021). Integrated production planning and warehouse storage assignment problem: An IoT assisted case. *International Journal of Production Economics*, 234, 108058. https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2021.108058
44.Faveto, A., Traini, E., Bruno, G., & Chiabert, P. (2024). based method for evaluating key performance indicators: an application on warehouse system. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 130(1), 297-310.http://doi.org/ 10.1007/s00170-023-12684-4
45.Do, E., Kim, M., Ko, D. Y., Lee, M., Lee, C., & Ku, K. M. (2024). Machine learning for storage duration based on volatile organic compounds emitted from'Jukhyang'and'Merry Queen'strawberries during post-harvest storage. *Postharvest Biology and Technology*, 211, 112808. https://doi.org/10.1016/j.postharvbio.2024.112808
46.Kaynov, I. (2021). Deep Reinforcement Learning for Asymmetric One-Warehouse Multi-Retailer Inventory Management. https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2023.109088
47.Tokat, S., Karagul, K., Sahin, Y., & Aydemir, E. (2022). Fuzzy c-means clustering-based key performance indicator design for warehouse loading operations. *Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences*, 34(8), 6377-6384. https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2021.08.003
48.Li, Y., Wang, H., Bai, K., & Chen, S. (2021). Dynamic intelligent risk assessment of hazardous chemical warehouse fire based on

electrostatic discharge method and improved support vector machine. *Process Safety and Environmental Protection*, 145, 425-434.http://doi.org/ 10.1016/j.psep.2020.11.012

49. Karder, J., Beham, A., Werth, B., Wagner, S., & Affenzeller, M. (2022). Integrated Machine Learning in Open-Ended Crane Scheduling: Learning Movement Speeds and Service Times. *Procedia Computer Science*, 200, 1031-1040. https://doi.org/10.1016/j.procs.2022.01.302
50. Giner, J., Katic, D., Kovacs, K., Glawar, R., & Sihn, W. (2023). A computer vision based approach to reduce system downtimes in an automated high-rack logistics warehouse. *Procedia CIRP*, 118, 1078-1083. https://doi.org/10.1016/j.procir.2023.06.185
51. Voća, N., Pezo, L., Jukić, Ž., Lončar, B., Šuput, D., & Krička, T. (2022). Estimationof the storage properties of rapeseeds using an artificial neural network. *Industrial Crops and Products*, 187, 115358. https://doi.org/10.1016/j.indcrop.2022.115358
52. adier, A. L., & Alpan, G. (2013, October). Scheduling truck arrivals and departures in a crossdock: Earliness, tardiness and storage policies. In Proceedings of 2013

Refrences (In persian)

1. Zanjabi Farahani, Reza and Asgar, Nasreen (2005) "*Warehousing and Storage*", Tehran, Amir kabir University of Technology.
2. Alimi, Hossein Ali (2001), "*Warehouse management and operations related to warehousing systems*", Tehran, Industrial Management Organization

استناد به این مقاله: کوچکی، محسن.، وحدانی، بهنام. (۱۴۰۲). ارائه یک الگوریتم ابتکاری ارتقاءیافته برای مسئله تخصیص مکان ذخیره‌سازی تحت یک خط‌مشی ذخیره‌سازی اختصاصی، *مطالعات مدیریت صنعتی*، ۲۲*(۷۲)*، ۱۷۱-۲۲۶. DOI: 10.22054/jims.2024.75441.2876

Industrial Management Studies is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.