

Proposing an enhanced heuristic algorithm for storage location assignment problem under a dedicated storage policy

Mohsen kuchaki 

Master student, Department of Industrial engineering, Qazvin Branch, Islamic Azad University, Qazvin, Iran.

Behnam Vahdani* 

Associate Prof, Department of Industrial Engineering, Qazvin Branch, Islamic Azad University, Qazvin, Iran.

Abstract

The correct storage and arrangement of products in the warehouse increases the efficiency in responding to requests, accelerates the identification of products, increases the accessibility of the items in the warehouse, makes more use of the available space in the warehouse, reduces the possibility of product damage, and increases 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. Therefore, 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 a better performance than DBSCAN. Also, DBSCAN algorithm performs better than AGNES.

Keywords: Storage, Layout, Machine Learning, Data Mining

* Corresponding Author: b.vahdani@gmail.com
How to Cite: xxxxxxxx

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, 9 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 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 inventory of 2800 different types of products in the warehouse of Farasan Industrial and Manufacturing Plant, characteristics were extracted for each product. In addition, warehouse performance indicators and cost function were analyzed using mathematical programming models and machine learning algorithms. 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 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

نام خانوادگی نویسنده اول و دوم (بیش از دو نویسنده نام خانوادگی نویسنده اول و همکاران | ۵

provide factory and warehouse managers with a solution for making more effective decisions in arranging warehouse products.

آماده انتشار

ارائه یک الگوریتم ابتکاری ارتقاء یافته برای مسئله تخصیص مکان ذخیره سازی تحت یک خط مشی ذخیره سازی اختصاصی

کارشناسی ارشد مهندسی صنایع، دانشکده صنایع، واحد قزوین، دانشگاه آزاد
اسلامی، قزوین، ایران

id محسن کوچکی

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

* id بهنام وحدانی

چکیده

ذخیره سازی و چیدمان صحیح محصولات در انبار، باعث افزایش کارایی در پاسخگویی به درخواست ها، تسریع در شناسایی محصولات، افزایش قابلیت دسترسی به اقلام موجود در انبار، استفاده بیشتر از فضای موجود در انبار، کاهش احتمال آسیب دیدگی محصولات و افزایش انعطاف پذیری می گردد. بررسی مطالعات در حوزه انبارداری و چیدمان محصولات در انبار مشخص نمود که استفاده از الگوریتم های یادگیری ماشین در این حوزه از جمله شکاف های مهم تحقیقاتی می باشد. لذا در این مقاله با استفاده از الگوریتم های یادگیری ماشین به دنبال ارائه یک الگوریتم ابتکاری برای تخصیص کالاها به بخش های مختلف یک انبار می باشیم که برای این منظور از یک مطالعه موردی واقعی بهره گرفته شده است. بنابراین هدف دسته بندی محصولات بر اساس ویژگی های آنها به گونه ای می باشد که مجموع هزینه های سیستم حداقل گردد. از اینرو، از الگوریتم های خوشه بندی فضایی مبتنی بر چگالی برنامه های کاربردی با نویز (DBSCAN)، شبکه عصبی نگاشت خودسازمان ده (SOM^۲) و روش خوشه بندی سلسله مراتبی

مقاله حاضر برگرفته از پایان نامه کارشناسی ارشد رشته مهندسی صنایع دانشگاه آزاد اسلامی قزوین می باشد.

* نویسنده مسئول: b.vahdani@gmail.com

Applications with Noise^۱ Density Based Spatial Clustering of

^۲ Self-organization Map

(AGNES) استفاده شده است. نتایج به دست آمده نشان می‌دهد که SOM عملکرد بهتری نسبت به DBSCAN دارد. همچنین الگوریتم DBSCAN عملکرد بهتری نسبت به AGNES دارد.

کلید واژه ها: انبار، چیدمان، یادگیری ماشین، داده کاوی

آماده انتشار

مقدمه

انبارداری مربوط به دریافت، ذخیره، برداشت و حمل کالا است. در این زمینه، 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 به گونه‌ای که محدودیت منابع رعایت شود. مدیریت ذخیره‌سازی مؤثر همچنین زمان تحویل و قابلیت اطمینان را بهبود می‌بخشد، به طوری که طی دوده گذشته به عنوان یک عامل اصلی عملکرد شناخته شده است (Ann E. Gary et al. 1992). از نظر اقتصادی، خدمات ذخیره‌سازی و انبارداری تقریباً ۱۵٪ از کل هزینه‌های تدارکات را، در کشورهای پیشرفته مانند آلمان تشکیل می‌دهد (Handfield et al, 2013). در این زمینه یک تخصیص کارآمد راه‌حلی برای کاهش هزینه‌های انبارداری است. پس از تصمیم‌گیری در رابطه با نحوه انبارش کالاها، اقدام به تعیین چیدمان آن‌ها می‌کنیم. هدف در این مقاله، تعیین چیدمان کالا در سیستم ذخیره‌سازی تخصیص یافته 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 فراهم نمودن شرایط مطلوب برای انبارداری می‌شود. 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 ارائه شده برای حل مسائل چیدمان کالاها در داخل انبار، پردازشی به صورت جامع و فراگیر با توجه به ویژگی‌های کالاها

از قبیل: هم گروهی، تشابه، احتراق زا، احتراق پذیر، فاسد شدنی، میزان ورود و خروج کالا از انبار و فضای ذخیره سازی روی داده های ورودی صورت نگرفته است، از این رو با توجه به حجم و تنوع بالای داده در این گونه از سیستم ها، استفاده از روش های داده کاوی می تواند منجر به افزایش کارایی مدل برنامه ریزی ریاضی که پارامترهای ورودی آن "میزان ورود و خروج کالاها از انبار و فضای ذخیره سازی برای هر کالا می باشد" گردد. همچنین معمولاً چیدمان ارائه شده توسط این الگوریتم ها با نواقصی مواجه می باشد. به عنوان مثال می توان به پراکندگی برخی از محصولات در انبارش پیشنهادی اشاره نمود. یکی از روش های موثر برای ارتقا دادن یا رفع نواقص موجود، استفاده از روش های داده کاوی و یادگیری ماشین می باشد. بنابراین در این پژوهش به دنبال آن هستیم که یک الگوریتم ابتکاری موجود در ادبیات موضوع را با استفاده از روش های داده کاوی و یادگیری ماشین بهبود بخشیم. در بخش دو به اختصار مروری بر ادبیات ارائه خواهد شد. در بخش سه تعریف مسئله و مدل ریاضی ارائه می گردد. در بخش چهار روش حل و آنالیز نتایج به دست آمده از آن بررسی خواهد شد. در بخش پنجم تاثیر الگوریتم ارائه شده بر روی شاخص های عملکردی مورد بررسی قرار می گیرد. در بخش ششم کاربردهای روش های یادگیری ماشین در انبارداری تشریح می شود. در بخش هفتم نتیجه گیری و پیشنهادات آتی ارائه خواهد شد.

پیشینه پژوهش

با توجه به اینکه تمرکز اصلی این تحقیق بر روی الگوریتم های ابتکاری می باشد، تحقیقاتی مورد توجه قرار گرفته اند که در آنها الگوریتم ابتکاری توسعه داده شده است.

ماتزیاج^۱ و تزار^۲ (۲۰۰۰) به بررسی مقایسه ی ذخیره سازی کالاهای غیر مصرفی در دو انبار مختلف پرداختند. هدف آنها از انجام این پژوهش برنامه ریزی جهت تخصیص مکان بهینه برای ذخیره سازی کالاهای پر مصرف می باشد، در غیر این صورت سیستم متحمل پرداخت

¹ Matziach

² Tzur

هزینه می‌گردد. ویت^۱ و ووب^۲ (۲۰۰۷) با توجه به اهمیت در نظر گرفتن ظرفیت ذخیره‌سازی در برنامه‌ریزی و زمانبندی تولید که محدودیت‌های مهمی را ایجاد می‌کند سه الگوریتم ابتکاری ارائه دادند که قادر به اندازه‌گیری فضای ذخیره‌سازی کالاها باشد. کوئینتیلا و همکاران^۳ (۲۰۱۵) مدلی را ارائه دادند که هدف آنها تخصیص مکان بهینه به منظور دسترسی به کالاها را برگردش در انبار می‌باشد. برای مدل پیشنهادی، الگوریتم جستجوی محلی و فراابتکاری ارائه شده است. کلفاکاکو و همکاران^۴ (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 توسعه دادند که در جستجوی کمترین تعداد انبار مورد نیاز برای ذخیره‌سازی محصولات می‌باشد در حالی که محدودیت در ذخیره‌سازی نیز وجود دارد. نیشی^۵ و کونیشی^۶ (۲۰۱۰) یک مدل برنامه‌ریزی ریاضی و رویکرد حل با استفاده از روش ابتکاری پرتو^۷ برای سیستم‌های انبارش در کف ارائه دادند که در آن برای یک سیستم انبارش در کف، فقط از بالای پشته‌ها^۸ (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، به طوری که 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^۹ و ژنگ^{۱۰} (۲۰۱۰) با در نظر گرفتن فهرست اطلاعات کالاها، به یک مسئله تخصیص مکان ذخیره‌سازی پرداختند. با توجه به تعداد زیاد قطعات، محدودیت

¹ Witt

² Voß

³ Quintanilla et al

⁴ Kalfakakou et al

⁵ Nishi

⁶ Konishi

⁷ beam

⁸ stacks

⁹ Xiao

¹⁰ zheng

ظرفیت انتخاب و چیدمان قطعات در نظر گرفته شده است. برای این منظور یک مدل برنامه-ریزی ریاضی و یک الگوریتم ابتکاری ارائه دادند. به منظور ارزیابی الگوریتم ابتکاری، یک آزمایش عددی در یک انبار تک بلوک با استفاده از یک مجموعه داده تصادفی مورد بررسی قرار دادند. لی^۱ و چن^۲ (۲۰۱۹) به منظور حل یک مسئله ذخیره سازی در سیستم ذخیره سازی/بازیابی اتوماتیک چند روش ابتکاری مبتنی بر الگوریتم مجارستانی توسعه دادند. در سیستم مورد بررسی از یک ماشین دوفرمان استفاده شده است. لازم به ذکر است مکان های ذخیره سازی و بازیابی از قبل مشخص می باشد، به علاوه چیدمان سیستم مورد بررسی به صورت U شکل می باشد. نتایج محاسباتی نشان می دهد رویکردهای ابتکاری توسعه داده شده از کارایی و اثربخشی مناسبی برخوردار می باشد. دوپونت^۳ (۲۰۰۶) با هدف به حداقل رساندن مجموع هزینه های سرمایه گذاری، ذخیره سازی و توزیع، یک مدل برنامه ریزی ریاضی ارائه داد که در آن هزینه های ساخت و ساز، تولید و حمل و نقل را تا حد امکان کاهش دهد. در ادامه به منظور حل این مدل یک الگوریتم ابتکاری و یک روش شاخه و کران بیان کرد. نتایج محاسباتی نشان داد که روش پیشنهادی برای حل مسئله با حدود ۲۵-۲۰ سایت و بیش از ۲۵۰ مشتری مناسب است. آلپان و همکاران^۴ (۲۰۱۱) با توجه به اینکه انبار عبوری یک رویه در لجستیک می باشد، با هدف اینکه ذخیره سازی کالا را در این انبارها به حداقل برساند، مسئله برنامه ریزی حمل و نقل را با توجه به چندین درب ورودی و خروجی در انبارهای عبوری مطرح کردند. هدف آن ها از انجام برنامه ریزی برای کامیون ها این بود که هزینه ی نگهداری کالاها در انبار و هزینه های حمل و نقل توسط کامیون ها 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 راه حل های بهینه مقایسه کردند. شاکری و همکاران (۲۰۱۲) با توجه به مسئله برنامه ریزی ورود و خروج کامیون ها در یک انبار عبوری با توجه به دسترس بودن منابع انبار (درب های

¹ Li

² chen

³ Dupont

⁴ Alpan et al.

انبار، سیستم های انتقال اقلام) به توسعه الگوریتمی پرداختند که قادر به یافتن جوابی شدنی و بهینه برای مسئله زمانبندی کامیون ها که در موارد مختلف و بطور همزمان به راحتی می تواند در یک محیط صنعتی اجرا شود. آن ها یک الگوریتم ابتکاری دو مرحله ای ارائه دادند. طبق آزمایش های نشان دادند که الگوریتم ابتکاری ارائه شده در مقایسه با مدل ریاضی مسئله و الگوریتم ابتکاری سازنده کارآمدتر^۱ است. آلونسو و همکاران^۲ (۲۰۱۳) مسئله انتخاب و زمانبندی را در سیستم ذخیره سازی / بازیابی خودکار که شامل زمانبندی عملیات برداشت لیفتراک^۳ می باشد را مورد بررسی قرار دادند. هدف آن ها این بود که زمان بارگیری وسایل نقلیه را با توجه به موعد خروج آن ها به حداقل برسانند. مدل ریاضی ارائه شده را با استفاده از روش تجزیه دوفاز (ترکیب شده هر دو روش دقیق و ابتکاری) حل شده است. بالستون و همکاران^۴ (2017) یک مدل برنامه ریزی ریاضی برای مسئله ذخیره سازی / بازیابی در یک انبار با ذخیره سازی تصادفی با انواع مختلف لیفتراک با توجه به مکان هایی که می تواند دسترسی داشته باشد را مورد بررسی قرار دادند. این مسئله به انتخاب مکان هایی برای ذخیره / بازیابی مجموعه ای از پالت از پیش تعریف شده، 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 کرده اند. هر کدام از زیر مسائل، یکی از سه تصمیم کلیدی مسئله را بر عهده می گیرد. یانگ و همکاران^۵ (۲۰۲۱) برای مدیریت موثر انبار خودکار با هدف بهینه سازی تخصیص کالا یک تابع بهینه برای تخصیص مکان ذخیره سازی با فرض ثابت بودن قفسه ها و در دسترس بودن کالاها، طبق اصل تخصیص فضای ذخیره سازی ایجاد کردند و برای چیدن استاکر جاده ای^۶ هنگام خروج از انبار یک تابع ریاضی با تحلیل استراتژی چیدمان عملیات تحویل انبار ایجاد کردند. نتایج

¹ constructive

² Alonso-Ayuso et al

³ forklift

⁴ Ballestín et al

⁵ Dong Yan et al.

⁶ roadway stacker

آن‌ها نشان داد که بهینه‌سازی فضای محموله و بهینه‌سازی مسیر عملیات جرتقیل می‌تواند بازده عملیاتی کلی را بهبود بخشد. چلیک و همکاران^۱ (۲۰۲۱) مدلی 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، بطوری که طول مسیر جابه‌جایی کارگران در انبار را به حداقل برساند و همچنین از دسترسی به اقلام اطمینان حاصل گردد. پریچهرپام و همکاران^۲ (۲۰۲۲) روشی را برای توسعه یک برنامه عملیاتی با حل مسئله بهینه‌سازی کنترل موجودی چند دوره‌ای، چند محصولی و چند انباری پیشنهاد دادند. آن‌ها یک مدل برنامه‌ریزی عدد صحیح درجه دوم عدد مختلط 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.

با توجه به جدول ۱ می‌توان مشاهده نمود که تحقیق پیش‌رو دارای نوآوری‌های مطلوبی

¹ Melih Çelik et al.

² ParichehrPaam et al.

								۲۰۲۲	پریچهر بام و همکاران
								-	تحقیق حاضر

نسبت به پیشینه تحقیق می باشد. از آنجایی که در مدل های بهینه سازی یا روش های ابتکاری ارائه شده در ادبیات موضوع عوامل محدودی نظیر میزان تقاضا و فضای اشغالی به منظور توسعه روشی برای چیدمان محصولات در داخل انبار مدنظر قرار گرفته شده است، در نظر گرفتن سایر عوامل تاثیر گذار نظیر وجه تشابه، مشخصات فیزیکی، مشخصات کیفی، فاسد شدنی بودن و خطرناک بودن محصولات که تا به حال به صورت جامع و توامان مورد بررسی قرار گرفته نشده است، نوآوری این تحقیق می باشد. لذا سعی می گردد با استفاده از مدل های یادگیری ماشین به منظور لحاظ نمودن ملاحظات فوق الگوریتم های ابتکاری موجود را توسعه داده تا کارایی بیشتری به منظور استفاده در دنیای واقعی را داشته باشند.

روش^۱

ذخیره سازی وظیفه اصلی و اساسی در هر انبار می باشد که بسته به نوع انبار و اهداف و ماموریت های آن در خصوص عملیات نگهداری و ذخیره سازی اقلام، روش های مختلفی وجود دارد. به طور کلی برای ذخیره سازی کالاها ورودی به انبار، هفت روش وجود دارد (Berman, 1996). ذخیره سازی تصادفی: در این سیستم مکان های ثابتی برای هیچ کدام از کالاها متصور نیست و کالاها در اولین فضای قابل دسترسی ذخیره می شوند. اگر چندین مکان خالی در انبار وجود داشته باشند، احتمال تخصیص کالاها به هر مکان موجود یکسان است (Van Den Berg and Gademann, 2000). ذخیره سازی تخصیص یافته: در این روش، انبار به شبکه ای از قسمت های مختلف تقسیم و سپس هر جایگاه و یا

مجموعه ای از جایگاه‌ها به یک واحد نگه دارنده موجودی^۱ (sku) اختصاص داده می‌شود. در این روش کالاها در مکان‌های از پیش تعیین شده با توجه به نوع شان ذخیره می‌شوند (Van Den Berg and Gademann, 2000). ذخیره‌سازی COI: در این روش نسبت حجم فضای مورد نیاز برای ذخیره اقلام به تعداد دفعات ذخیره / بازیابی آنها محاسبه می‌شود و اعداد بصورت 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. به این ترتیب اقلامی که نیاز به مکان ذخیره سازی کم دارند و به دفعات ذخیره و بازیابی می‌شوند در نزدیکترین ایستگاه‌های ورودی/خروجی مستقر می‌گردند (Van Den Berg and Gademann, 2000).

ذخیره سازی بر مبنای طبقه بندی: در این سیستم، انبار بر اساس نرخ تقاضای کالاها به طبقات مختلف تقسیم شده و استقرار کالاها بر اساس نرخ تقاضایشان صورت می‌گیرد. این روش با سیستم کنترل موجودی بر اساس ABC سازگاری دارد (Van Den Berg and Gademann, 2000). ذخیره سازی اشتراکی: با توجه به اینکه بارگذاری مکان‌های اقلام به یکباره 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. بکارگیری روش ذخیره سازی اشتراکی در تخصیص مکان کالاها می‌تواند توانایی سیستم را بالا برده و در استفاده بهینه از فضا موثر باشد (Heragu, 1997). ذخیره سازی پیوسته: در این روش مکان‌های تخصیص داده شده به کالای ورودی با در نظر گرفتن کمترین فضای اشغال شده و کوتاه‌ترین زمان مورد نیاز برای نقل و انتقالات در انبار صورت می‌گیرد (Van Den Berg and Gademann, 2000). ذخیره سازی اقلام مکمل: در این روش دسته‌ای از

¹Stock keeping unit

اقلام که همواره با یکدیگر سفارش داده می شوند نزدیک به یکدیگر قرار می گیرند و ذخیره می شوند (زنجیرایی فراهانی و عسکری ۱۳۸۴). این مقاله بر مبنای تحقیق انجام پذیرفته شده توسط زنجیرانی فراهانی و بلوری (۲۰۱۲) می باشد. در این مقاله تعیین مکان بهینه برای چیدمان محصولات که با یکدیگر با توجه به ویژگی هایی که برای هر محصول در نظر گرفته شده است، در انبار تخصیص یافته مدنظر می باشد، به نحوی که مکان بهینه و تخصیص آن برای محصولاتی که با یکدیگر تشابه دارند، مشخص گردد. در انبار تخصیص یافته، یک مجموعه خاص از محل های انبار یا مکان ها به یک محصول خاص تخصیص داده می شود. بنابراین تعداد محل ها 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 به احتمال برابر در هر یک از محل های ممکن قرار دارند. از این رو در مدل ریاضی مورد نظر، متغیرهای تصمیم و پارامترهای مورد نظر با موضوعاتی نظیر ورود و خروج محصولات از انبار، فضای اختصاص داده شده برای هر محصول و تخصیص هر مکان به هر محصول می باشد. از سوی دیگر یکی از موضوعات بسیار مهم در مسئله چیدمان محصولات در انبارش تخصیص یافته قبل از چیدمان محصولات، دسته بندی محصولات با توجه به ویژگی هایی که هر محصول دارد از جمله تشابه، فاسدشدنی، احتراقزا، احتراق پذیر، جرم، هم گروه، میزان ورود و خروج محصولات و فضای تخصیص داده شده برای هر محصول می باشد. به منظور تحت کنترل در آوردن این ویژگی ها بر نتایج حاصل، با استفاده از الگوریتم های یادگیری ماشین و داده کاوی به دسته بندی محصولات قبل از چیدمان در انبار پرداخته شده است. چرا که این پارامترهای مدنظر گرفته شده برای هر محصول دید بهتری نسبت به چیدمان محصولاتی که از جنبه های مختلف دارای وجه تشابه می باشند به ما می دهد.

اندیس مدل

q : تعداد محل ذخیره سازی محصولات

n : تعداد محصولات

m : تعداد نقاط ورود و خروج

پارامتر مدل

S_j : تعداد محل ذخیره سازی 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) مورد نیاز برای حرکت از درب i به محل ذخیره سازی 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

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

$$\sum_{j=1}^n x_{jk} = 1, \quad k = 1, \dots, q \quad (2)$$

$$\sum_{k=1}^q x_{jk} = S_j, \quad j = 1, \dots, n \quad (3)$$

$$x_{jk} \in \{0, 1\} \quad \text{به ازای همه } j \text{ و } k \text{ ها} \quad (4)$$

• (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 مورد نیازش تخصیص یابد.

به منظور 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 شماره گذاری می‌کنیم به گونه‌ای که رابطه زیر برقرار باشد

$$\frac{T_1}{S_1} \geq \frac{T_2}{S_2} \geq \dots \geq \frac{T_n}{S_n} \quad (5)$$

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

۳- محصول یک را به محل ذخیره‌سازی S_1 که دارای 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 بین مدل برنامه ریزی ریاضی

ارائه شده و دسته بندی کالاها با توجه به الگوریتم‌های یادگیری ماشین ارائه شده این می‌باشد که پس از دسته بندی کالاها با توجه به الگوریتم‌های DBSCAN, AGNES و

شبکه عصبی SOM برای کلاستر A مقدار $\frac{T_{A1} + \dots + T_{An}}{S_{A1} + \dots + S_{An}}$ و برای کلاستر B مقدار

$\frac{T_j}{S_j}$ تا آخرین کلاستر حساب می‌کنیم سپس کلاسترها را با توجه به مقادیر $\frac{T_{B1} + \dots + T_{Bn}}{S_{B1} + \dots + S_{Bn}}$

آنها شماره گذاری می‌کنیم به گونه‌ای که رابطه زیر برقرار باشد.

$$\frac{T_{A1} + \dots + T_{An}}{S_{A1} + \dots + S_{An}} \geq \frac{T_{B1} + \dots + T_{Bn}}{S_{B1} + \dots + S_{Bn}} \geq \dots \geq \frac{T_{Z1} + \dots + T_{Zn}}{S_{Z1} + \dots + S_{Zn}} \quad (6)$$

با انجام محاسبات بالا اولویت کلاسترها برای مدل برنامه ریزی ریاضی ارائه شده مشخص خواهد شد، سپس در مرحله دوم برای اعضای هر کلاستر مقدار $\frac{T_j}{S_j}$ را مشخص می کنیم به گونه ای که رابطه زیر برقرار باشد تا اولویت هر محصول برای چیدمان مشخص شود.

$$\frac{T_{A1}}{S_{A1}} \geq \frac{T_{A2}}{S_{A2}} \geq \dots \geq \frac{T_{An}}{S_{An}} \geq \frac{T_{B1}}{S_{B1}} \geq \frac{T_{B2}}{S_{B2}} \geq \dots \geq \frac{T_{Bn}}{S_{Bn}} \geq \dots \geq \frac{T_{Z1}}{S_{Z1}} \quad (7)$$

$$\frac{T_{Z2}}{S_{Z2}} \geq \dots \geq \frac{T_{Zn}}{S_{Zn}}$$

در ادامه با توجه به مدل برنامه ریزی ارائه شده با توجه به اولویت کلاسترها و همچنین اعضای درون هر کلاستر محصول یک را به محل ذخیره سازی S_1 که دارای کمترین مقادیر f_k می باشد تخصیص می دهیم. محصول دو را به محل ذخیره سازی S_2 که دارای کمترین مقادیر بعدی f_k هستند تخصیص می دهیم. به همین ترتیب برای بقیه محصولات همین رویه را ادامه می دهیم.

الگوریتم DBSCAN

این الگوریتم جزء روش های مبتنی بر چگالی (توزیع)^۱ می باشد، که توسط مارتین استر^۲، هانس پتر کریگل^۳، یورگ ساندر^۴ و شیائومی شو^۵ در سال ۱۹۹۶ ارائه گردید. مزیت این روش نسبت به روش های دیگر مانند K-Means این است که نسبت به شکل داده ها حساس نمی باشد و می تواند شکل های غیر منظم را نیز در داده ها تشخیص دهد. پارامترهای ورودی این الگوریتم Epsilon و Minpts می باشد.

¹ Density based spatial clustering of Applications with Noise

² Martin Ester

³ Hans-Peter Kriegel

⁴ Jörg Sander

⁵ Xiaowei Xu

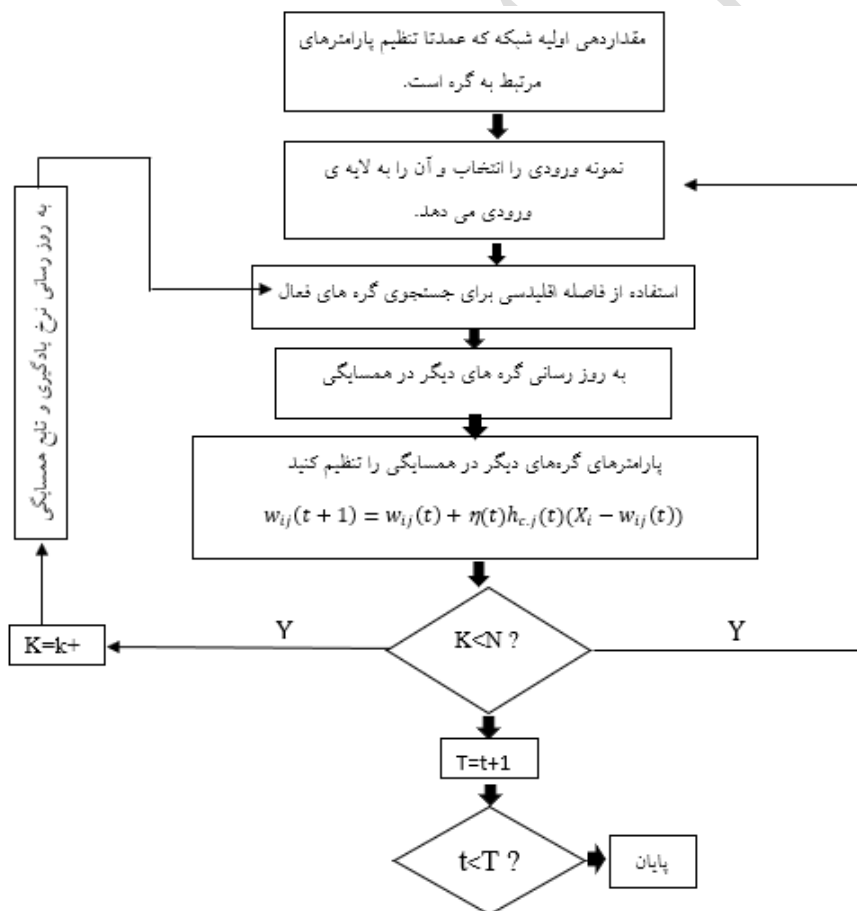
شکل ۱. فلوچارت الگوریتم DBSCAN



شبکه عصبی SOM

شبکه های خود سازمانده، زمانی که برای تحلیل خوشه‌هایی به دنبال الگوهای پنهان بین رکوردها و فیلدها هستیم، بسیار مناسب می‌باشد. شبکه‌های خود سازمان ده براساس یادگیری رقابتی بنا شده‌اند، بدین معنی که گره های خروجی برای معرفی خود به عنوان گره یا نرون برنده با هم به رقابت می‌پردازند.

شکل ۲. فلوچارت شبکه عصبی SOM



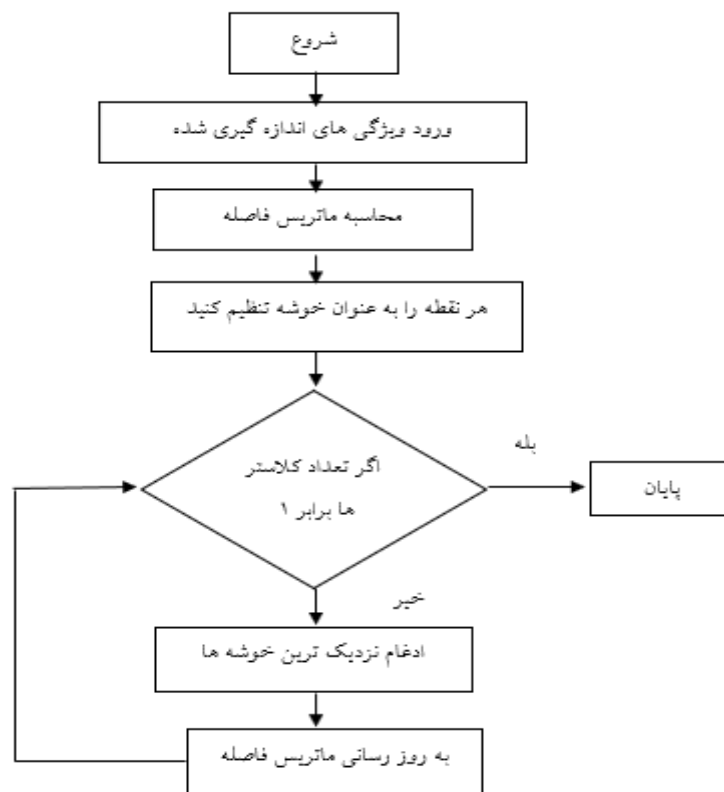
¹ Hierarchical Clustering

² Hierarchy

الگوریتم AGNES

با توجه به اینکه خوشه‌بندی تفکیکی داده‌ها را در گروه‌های مجزا تفکیک می‌کند اما خوشه‌بندی سلسله‌مراتبی^۱، در هر سطح از فاصله، نتیجه خوشه‌بندی را نشان می‌دهد. این سطوح به صورت سلسله‌مراتبی^۲ هستند. الگوریتم AGNES یک 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.

شکل ۳: فلوچارت الگوریتم AGNES



¹ Hierarchical Clustering

² Hierarchy

ویژگی‌های محصولات

داده‌های استفاده شده در این تحقیق از شرکت تولیدی، صنعتی فراسان گردآوری شده است. فعالیت این شرکت در تولید لوله های GRP, GRE, GRVE, Pipe jacking, ... می‌باشد. پس از بررسی محصولات، نه ویژگی از محصولاتی که در انبار قطعات ذخیره‌سازی شده‌اند، استخراج شده است که در جدول ۲ آمده است.

جدول ۲. ویژگی محصولات

شماره	ویژگی
۱	هم گروه یک
۲	هم گروه دو
۳	تشابه
۴	احتراق زا
۵	احتراق پذیر
۶	فاسد شدنی
۷	جرم
۸	ورود و خروج محصولات از انبار (T)
۹	فضای ذخیره سازی (S)

جدول ۳ حالات مورد بررسی ویژگی محصولات را شرح می‌دهد که ۵۵ حالت مختلف را مورد بررسی قرار دادیم. در تمامی حالات ویژگی T ثابت می‌باشد، به این خاطر که مدل- برنامه‌ریزی ریاضی ارائه شده یکی از پارامتر ورودی آن مقدار T می‌باشد و در نظر گرفتن این ویژگی در دست‌بندی 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 مورد بررسی قرار دادیم، از طرفی امکان دارد سیاست مدیریت کارخانه بعضی از ویژگی‌ها برای آنها حائز اهمیت نباشد و یک حالت دیگر برای آنها از نظر عملی قابل اجرا 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 مورد بررسی ویژگی محصولات

شماره	حالت
۱	۱-هم گروه یک ۲-هم گروه دو ۳-تشابه ۴-احتراق ۵-احتراق پذیر ۶-فاسد شدنی ۷-جرم S-۹ T-۸
۲	۱-هم گروه یک ۲-هم گروه دو ۳-تشابه ۴-احتراق ۵-احتراق پذیر ۶-فاسد شدنی ۸-T S-۹
۳	1-هم گروه یک ۲-هم گروه دو ۳-تشابه ۴-احتراق ۵-احتراق پذیر ۸-T S-۹
۴	۱-هم گروه یک ۲-هم گروه دو ۳-تشابه ۴-احتراق ۸-T S-۹
۵	۱-هم گروه یک ۲-هم گروه دو ۳-تشابه ۸-T S-۹
۶	۱-هم گروه یک ۲-هم گروه دو ۸-T S-۹
۷	۱-هم گروه یک ۸-T S-۹
۸	۸-T S-۹
۹	۲-هم گروه دو ۳-تشابه ۴-احتراق ۵-احتراق پذیر ۶-فاسد شدنی ۷-جرم ۸-T S-۹
۱۰	۳-تشابه ۴-احتراق ۵-احتراق پذیر ۶-فاسد شدنی ۷-جرم ۸-T S-۹
۱۱	۴-احتراق ۵-احتراق پذیر ۶-فاسد شدنی ۷-جرم ۸-T S-۹
۱۲	۵-احتراق پذیر ۶-فاسد شدنی ۷-جرم ۸-T S-۹
۱۳	۶-فاسد شدنی ۷-جرم ۸-T S-۹
۱۴	۷-جرم ۸-T S-۹
۱۵	۲-هم گروه دو ۳-تشابه ۴-احتراق ۵-احتراق پذیر ۶-فاسد شدنی ۸-T S-۹
۱۶	۳-تشابه ۴-احتراق ۵-احتراق پذیر ۶-فاسد شدنی ۸-T S-۹

۱۷	۴-احتراق زا ۵-احتراق پذیر ۶-فاسد شدنی ۸-T ۹-S
۱۸	۵-احتراق پذیر ۶-فاسد شدنی ۸-T ۹-S
۱۹	۶-فاسد شدنی ۸-T ۹-S
۲۰	۲-هم گروه دو ۳-تشابه ۴-احتراق زا ۸-T ۹-S
۲۱	۳-تشابه ۴-احتراق زا ۸-T ۹-S
۲۲	۴-احتراق زا ۸-T ۹-S
۲۳	۱-هم گروه یک ۴-احتراق زا ۸-T ۹-S
۲۴	۳-تشابه ۴-احتراق زا ۵-احتراق پذیر ۸-T ۹-S
۲۵	۴-احتراق زا ۶-فاسد شدنی ۸-T ۹-S
۲۶	۳-تشابه ۶-فاسد شدنی ۸-T ۹-S
۲۷	۲-هم گروه دو ۶-فاسد شدنی ۸-T ۹-S
۲۸	۲-هم گروه دو ۳-تشابه ۶-فاسد شدنی ۸-T ۹-S
۲۹	۴-احتراق زا ۶-فاسد شدنی ۸-T
۳۰	۵-احتراق پذیر ۶-فاسد شدنی ۸-T
۳۱	۶-فاسد شدنی ۷-جرم ۸-T
۳۲	۵-احتراق پذیر ۷-جرم ۸-T
۳۳	۴-احتراق زا ۵-احتراق پذیر ۸-T
۳۴	۱-هم گروه یک ۲-هم گروه دو ۸-T
۳۵	۱-هم گروه یک ۳-تشابه ۸-T
۳۶	۱-هم گروه یک ۴-احتراق زا ۸-T
۳۷	۱-هم گروه یک ۵-احتراق پذیر ۸-T
۳۸	۱-هم گروه یک ۶-فاسد شدنی ۸-T
۳۹	۱-هم گروه یک ۷-جرم ۸-T
۴۰	۲-هم گروه دو ۳-تشابه ۸-T
۴۱	۲-هم گروه دو ۴-احتراق زا ۸-T
۴۲	۲-هم گروه دو ۵-احتراق پذیر ۸-T
۴۳	۲-هم گروه دو ۶-فاسد شدنی ۸-T

۴۴	۲-هم گروه دو ۷- جرم ۸-T
۴۵	۳-تشابه ۴-احتراق زا ۸-T
۴۶	۳-تشابه ۵-احتراق پذیر ۸-T
۴۷	۳-تشابه ۶-فاسد شدنی ۸-T
۴۸	۳-تشابه ۷- جرم ۸-T
۴۹	۴-احتراق زا ۷- جرم ۸-T
۵۰	۱-هم گروه یک ۸-T
۵۱	۲-هم گروه دو ۸-T
۵۲	۳-تشابه ۸-T
۵۳	۴-احتراق زا ۸-T
۵۴	۵-احتراق پذیر ۸-T
۵۵	۶-فاسد شدنی ۸-T

نتایج محاسباتی

در این بخش نتایج محاسباتی حاصل از حل مدل برنامه ریزی ریاضی و حل با توجه به الگوریتم های یادگیری ماشین بیان شده در مقاله را شرح می دهیم. سپس به بررسی مقایسه نتایج حاصل از الگوریتم های ذکر شده می پردازیم.

پارامتر

پارامتر الگوریتم چیدمان انبار

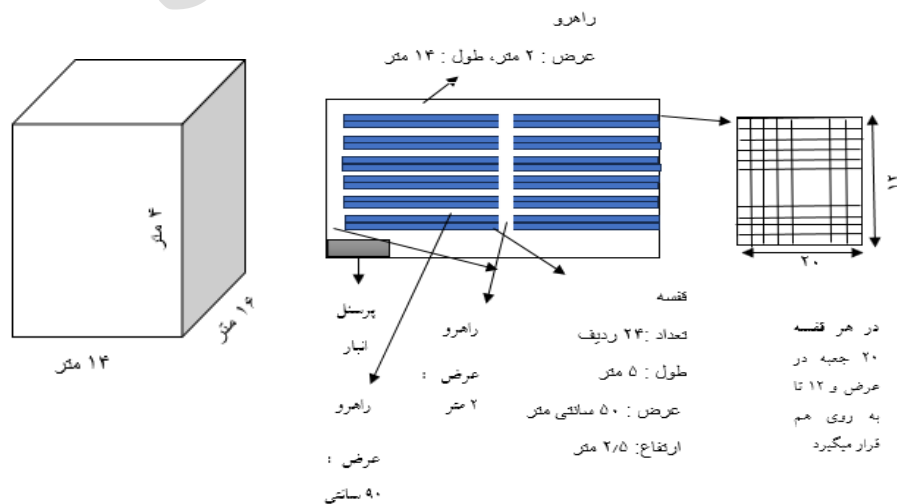
پارامترهای ورودی الگوریتم چیدمان انبار در جدول ۴ آمده است

جدول ۴. پارامترهای چیدمان انبار

نماد	شرح
n	نوع محصولات می باشد که برابر ۵۳۲ است .
q	فضای ذخیره سازی انبار می باشد که برابر ۵۳۰۰ است .
a	سطرهای فضای ذخیره سازی انبار می باشد برابر ۱۰۰ است.
b	ستون های فضای ذخیره سازی انبار می باشد برابر ۵۳ است.
Door_1	مختصات درب اول می باشد که برابر (۱۰۰،۴) است
Door_2	مختصات درب دوم می باشد 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 می باشد. اندازه روهروها و طول و ارتفاع قفسه در شکل ۴ آمده است.

شکل ۴. 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 پارامترهای 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، بدین صورت برای انتخاب پارامترهای متغیر در هر سه الگوریتم ابتدا به ازای هر حالت از ۵۵ حالت ذکر شده با الگوریتم DBSCAN ۱۱۷۴ 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 مورد بررسی

شبکه عصبی SOM			الگوریتم DBSCAN			الگوریتم AGNES		
تعداد	نوع	مقدار	تعداد	نوع	مقدار	تعداد	نوع	مقدار
توپولوژی	hextop		Epsilon			ادغام خوشه‌ها	Ward	
فاصله لایه‌ها	Linkdist		Minpts			اعضا درون خوشه	euclidean	

dimension 1 , 2						تعداد خوشه (K)	
CoverSteps							
Initial neighborhood							

جدول ۶. مقادیر پارامترهای الگوریتم ها

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
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
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

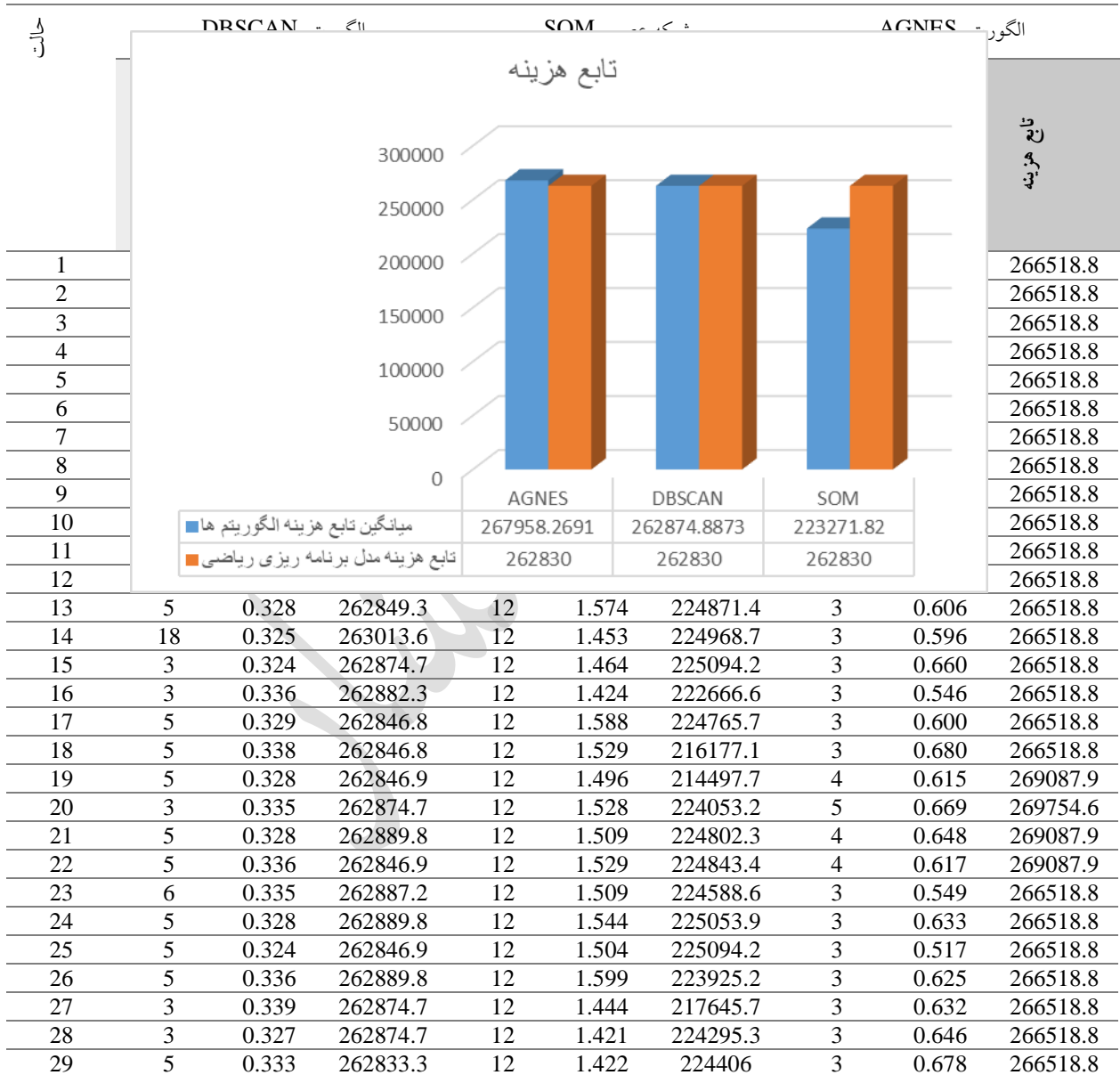
تابع هزینه الگوریتم چیدمان محصولات در انبار

جدول ۷. تابع هزینه مدل کمی چیدمان انبار

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

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
شکل ۵. نمودار میانگین تابع هزینه

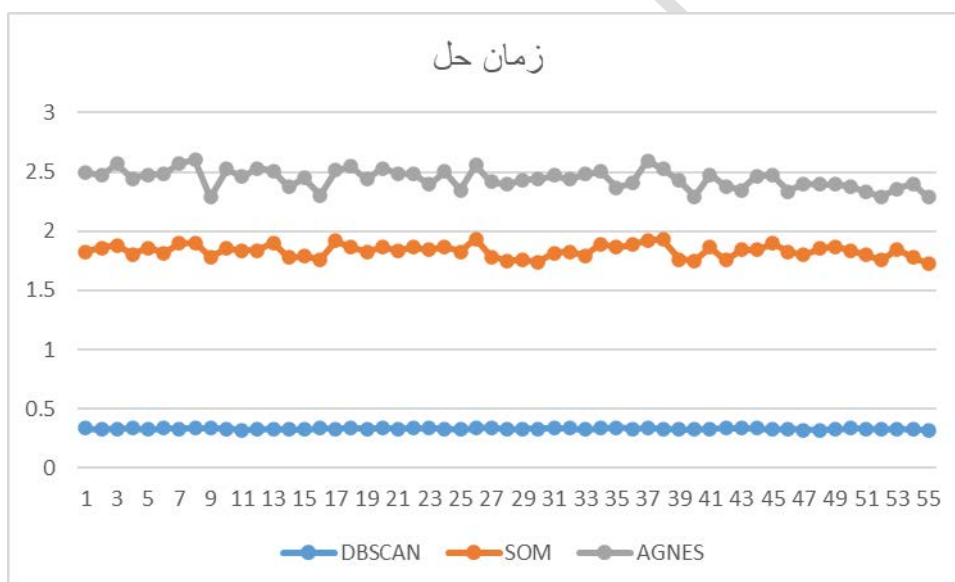


30	6	0.329	262836.3	12	1.413	224480	4	0.696	269087.9
31	9	0.337	262836.7	12	1.481	218338.1	4	0.654	269087.9
32	10	0.335	262836.7	12	1.490	223931.1	4	0.616	269087.9
33	5	0.323	262833.3	12	1.473	224440.3	4	0.686	269087.9
34	3	0.337	262882.6	12	1.553	224619.7	5	0.616	269754.6
35	4	0.340	262888.9	12	1.526	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

با توجه به شکل ۵ عملکرد این سه الگوریتم از نظر تابع هزینه با هم تفاوت داشتند و جواب-
های متفاوت تولید کردند. تابع هزینه به دست آمده با استفاده از شبکه عصبی SOM در ۵۵

حالت در نظر گرفته شده در حالت کلی بهتر از الگوریتم DBSCAN و الگوریتم DBSCAN بهتر از الگوریتم AGNES می باشد. همچنین میانگین تابع هزینه به دست آمده با شبکه عصبی نگاشت خود سازمان ده کمتر از تابع هزینه مدل برنامه ریزی ریاضی می باشد، که نشان دهنده ی این است عملکرد دسته بندی با شبکه عصبی SOM و جاه نمایی محصولات بهینه تر از مدل برنامه ریزی ریاضی ارائه شده می باشد.

شکل ۶. 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 می باشد.

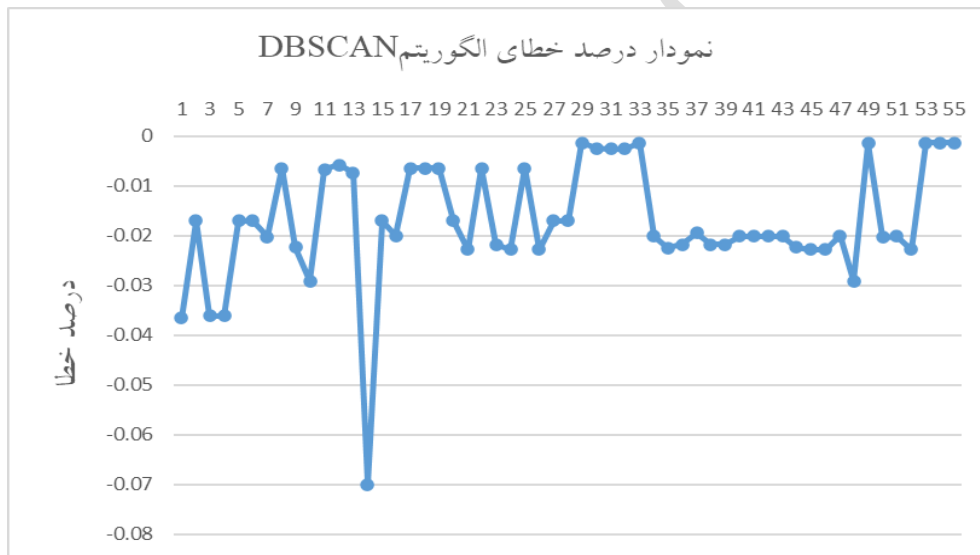
در شکل ۷ درصد خطای مقادیر تابع هزینه رسم شده را از مقدار واقعی آن مطابق فرمول ۵ حساب می کنیم.

TV: مقدار واقعی

OV: مقدار مشاهده شده (تجربی)

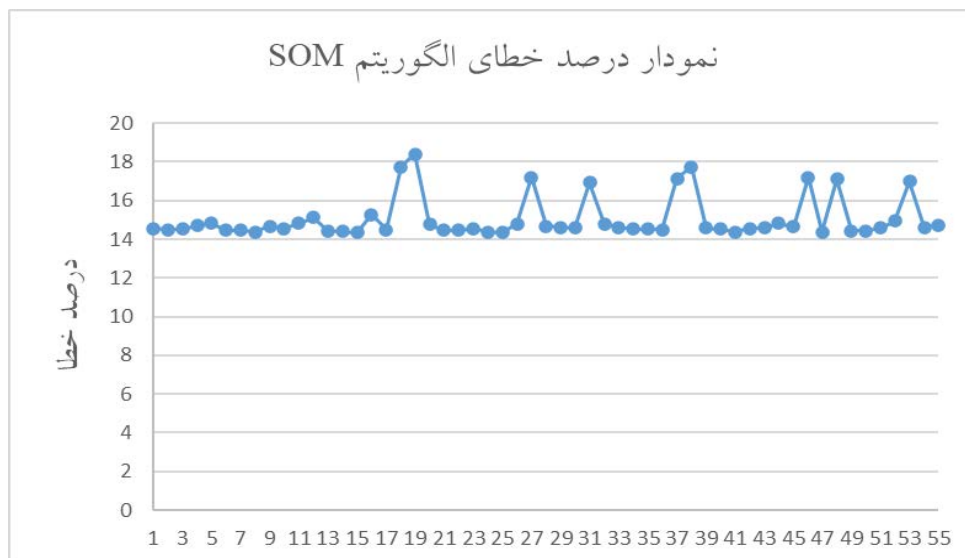
$$\text{درصد خطا} = \frac{(TV - OV)}{TV} * 100 \quad (۵)$$

شکل ۷: نمودار درصد خطای الگوریتم DBSCAN



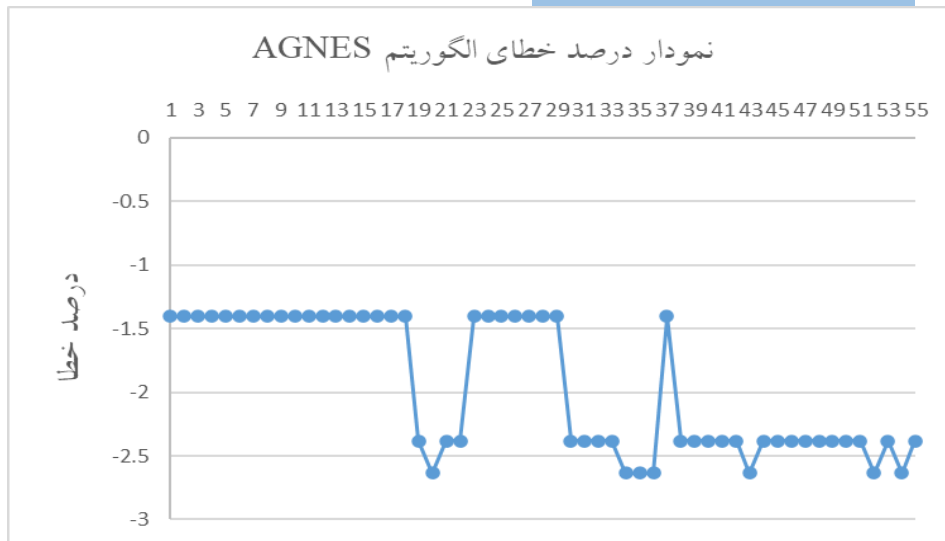
شکل ۷ درصد خطای الگوریتم DBSCAN را نشان می‌دهد. کمترین مقدار تابع هزینه در این الگوریتم مربوط به حالت ۲۹ می‌باشد و بیشترین تابع هزینه مربوط به حالت ۱۴ می‌باشد. اما همانطور که می‌بینیم درصد خطا در تمامی حالت‌ها منفی می‌باشد. نتیجه می‌گیریم در هیچ یک از حالت‌های ذکر شده الگوریتم DBSCAN نتوانسته است تابع هزینه را نسبت به تابع هزینه ی الگوریتم چیدمان کالا کاهش دهد. اما درصد خطا در این الگوریتم کم است. بیشترین درصد خطا ۰.۰۷٪ - می‌باشد و کمترین درصد خطا برابر ۰.۰۱٪ - 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 هیچ یک از حالت‌های ذکر شده الگوریتم AGNES نتوانسته است تابع هزینه را نسبت به تابع هزینه‌ی الگوریتم چیدمان کالا کاهش دهد. همچنین درصد خطا در این الگوریتم بین $[-1/4, -2/6]$ 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 ۰.۰۵٪ رد می‌شود.

قبل از اجرای آزمون‌های میانگین، برابری واریانس‌ها در جوامع باید توسط آزمون لون^۱ 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 $sig = 0.000 < sig = 0.05$ 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 فورسایت^۲ سعی می‌کند با استفاده از انحراف از میانه گروه، این کجی را برطرف کند (Brown-Forsythe, 1974).

¹ Levene's Test

² Brown-Forsythe

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 $sig = .000 < 0.05$ می باشد، بنابراین فرضیه صفر ما در سطح معناداری ۰٫۰۵٪ رد می شود و واریانس حداقل دو گروه با یکدیگر برابر نمی باشد. اگر فرضیه های اساسی در مورد ANOVA در نمونه گرفته شده، صدق نکند، بهتر است از روش ناپارامتری آن یعنی آزمون کروسکال والیس استفاده کنیم.

جدول ۱۲. آزمون کروسکال والیس

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

با توجه به جدول ۱۲ چون مقدار احتمال به دست آمده $sig = .000$ می باشد و سطح معناداری ما ۰٫۰۵٪ می باشد. چون مقدار احتمال به دست آمده کمتر از ۰٫۰۵٪ می باشد. می توان نتیجه گرفت که فرض صفر مبنی بر برابری میانگین گروه های DBSCAN, SOM, AGNES رد می شود.

شاخص های عملکرد کلیدی^۱

^۱ KPIs

آلبرتو فافتو و همکاران (۲۰۲۳) ۷۰^۱ شاخص عملکرد کلیدی انبار را با تجزیه و تحلیل ۲۰۳ مقاله علمی و دسته‌بندی آن‌ها بر اساس اهداف آن‌ها و رتبه‌بندی شاخص‌های عملکرد با تجزیه و تحلیل 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، شاخص‌های عملکرد مرتبط با زمان، عملکردهای مرتبط با هزینه و عملکردهای مرتبط با کار و مسئولیت اجتماعی مورد بررسی 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

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

^۱ Alberto Faveto al.

جاه نمایی نادرست	ذخیره سازی کالاها در مکان نادرست در انبار	%	۴۵	۴۱	۳۶	۲۷
دقت موقعیت	تعداد اقلامی را که به درستی در طول یک جابه جایی زمانی انتخاب شده اند را اندازه گیری می کند.	%	۲۶	۲۴	۲۱	۱۹
پذیرش	شامل تعداد کل واحدهای بار است که می تواند 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 اشغال شده توسط اقلام است.	%	۵,۲۳	۵,۹۲	۵,۲۵	۵,۱
مسافت سفر	مسافت سفر کل مسافتی است که انباردار طی می کند 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 اندازه گیری شده است.

- میانگین شاخص عملکرد پذیرش در الگوریتم AGNES برابر با مدل کمی و برای تعداد خرابی ها و جاه نمایی نادرست، دقت موقعیت کمتر و فضای خالی و مسافت سفر، بیشتر از مدل کمی چیدمان محصولات بوده است.
- میانگین شاخص عملکرد تعداد خرابی ها، جاه نمایی نادرست، دقت موقعیت، و پذیرش در الگوریتم DBSCAN کمتر از مدل کمی، و برای فضای خالی و مسافت سفر بیشتر از مدل کمی چیدمان محصولات بوده است.
- میانگین شاخص عملکرد تعداد خرابی ها، جاه نمایی نادرست، دقت - موقعیت، پذیرش، فضای خالی و مسافت سفر 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 مورد نیاز برای تشخیص، شمارش و توصیف اقلام در یک زمان معین در انبار مورد نیاز است	روز	۳,۲۳	۳,۸	۳,۴	۲,۸
زمان تحویل	به زمان بین سفارش مشتری و رسیدن سفارش گفته می شود	روز	۴,۵	۴,۷	۳,۴	۳,۸
زمان بسته بندی	به زمانی که برای انجام فعالیت بسته بندی 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 اندازه گیری شده است.

- میانگین شاخص عملکرد زمان موجودی، زمان تحویل، زمان بسته بندی و زمان برداشت در الگوریتم AGNES بیشتر از مدل کمی چیدمان محصولات بوده است.
- میانگین شاخص عملکرد زمان موجودی و زمان برداشت در الگوریتم DBSCAN بیشتر از مدل کمی، و برای زمان تحویل و زمان بسته بندی کمتر از مدل کمی چیدمان محصولات بوده است.
- میانگین شاخص عملکرد زمان موجودی، زمان تحویل، زمان بسته بندی 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 ذخیره شده (انرژی، استهلاک و بیمه)	تومان	۸,۲۳	۸,۹۲	۸,۱۲	۷,۱۱
هزینه مدیریت	هزینه مدیریت نشان دهنده تمام هزینه-های ناشی از مدیریت عمومی انبار است.	تومان	۷,۲۶	۷,۹۱	۷,۲۵	۷,۱
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 تامین 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 شبکه عصبی 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. به عنوان درصد زمان انجام کارهای دستی محاسبه می شود	%	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 اندازه گیری می کند	٪	۸,۲	۷,۸	۷,۶	۷,۶
سر و صدا	معیاری برای سنجش کیفیت کار می باشد	دسی بل	۸۲	۸۴	۸۳	۸۱

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

- میانگین شاخص عملکرد زمان فعالیت انسان، و سر و صدا 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 سر و صدا بیشتر از مدل کمی چیدمان محصولات بوده است.
- میانگین شاخص عملکرد زمان فعالیت انسان، خطای انسانی و سر و صدا در شبکه عصبی SOM کمتر از مدل کمی چیدمان محصولات بوده است.

کاربرد الگوریتم های 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 نیروی کار، توان عملیاتی و دقت آن‌ها موثر خواهد بود. چیدمان، هم ترکیبی از مساله بهینه‌سازی (فاکتورهای ورودی با توجه به نوع انبار و سیاست‌های مدیریتی باید در نظر گرفته شود) و هم یک مساله بهینه‌سازی چند هدفه (با اهداف بسیار، گاهی اوقات رقابتی) است. علاوه بر این، هزاران محصول و جایگاه برای قراردادن کالا در انبار وجود دارد که باید جاه‌نمایی 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^۱ (۲۰۲۱) به علت اینکه حوادث شیمیایی در چین به دلیل مدیریت و کنترل ناکافی ریسک ایمنی فرایند در انبار رخ می‌دهد، برای ارزیابی ریسک از شبکه عصبی ماشین بردار پشتیبان^۲ 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 کارد و همکاران^۳ (۲۰۲۲) به بررسی عملیات یک انبار، به ویژه عملیات جرثقیل‌ها برای جابجایی کوئل‌های فولادی بین مکان‌های ذخیره‌سازی در یک انبار بزرگ پرداختند. آن‌ها یک الگوریتم ژنتیک با یادگیری ماشین یکپارچه^۴ که وظیفه آن یادگیری سرعت جرثقیل و زمان خدمت آن می‌باشد، ارائه نمودند. لازم به ذکر است برای درک بهتر عملکرد سیستم ارائه شده، 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

at al. ^۱ Yang Li

^۲ support vector machine

^۳ Johannes Karder at al.

^۴ integrated machine learning (IML)

جرثقیل، درک بهتری از وضعیت شرایط کاری حاضر بدست می‌آورد و در نتیجه قادر به ایجاد برنامه زمان‌بندی مناسب‌تر است.

نون ووکا و همکاران^۱ (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 خشک کردن و ذخیره‌سازی در انبار ارائه نمودند. سزای توکات و همکاران^۲ (۲۰۲۲) با توجه به اینکه اندازه‌گیری - عملکرد، محرک‌های مهمی در ارزیابی استراتژی شرکت‌ها می‌باشند، یک شاخص عملکرد کلیدی با استفاده از الگوریتم خوشه‌بندی میانگین فازی^۳ برای عملکرد بارگیری یک انبار در نظر گرفتند. آن‌ها برای این منظور در مرحله پیش‌پردازش، پنج ورودی به عنوان قیمت - واحد، مقادیر تقاضای ماهیانه، تعداد محصولات بارگیری شده از انبار، تقاضایی که نمی‌توان به موقع بارگیری کرد و میانگین زمان تاخیر محصولاتی که نمی‌توان در آن بارگیری کرد در نظر گرفتند. جیکوب جینر و همکاران^۴ (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، با هدف کاهش تلاش تعمیر و نگهداری و از کار افتادن سیستم ناشی از پالت‌های معیوب در یک انبار لجستیک خودکار، ارائه نمودند.

یونسو دو و همکاران^۵ (۲۰۲۴) به بررسی مدت زمان ذخیره‌سازی توت فرنگی در انبار پس از برداشت از مزارع بر اساس ترکیبات آلی ساطع شده از آنها پرداختند. آن‌ها برای ایجاد یک مدل پیش‌بینی دقیق برای تازگی توت فرنگی، داده‌های رنگ سنجی، کل مواد جامد

¹ Neven Voća at al.

² Sezai Tokat at al

³ FCM

⁴ Jakob Giner at al.

⁵ Eunsu Doat at al.

محلول، اسیدیته قابل تیتراسیون^۱ و ترکیبات آلی فرار در توت فرنگی را پس از مدت زمان ۱۲ روز ذخیره سازی در دمای ۱۰ درجه مورد بررسی قرار دادند. سپس با استفاده از الگوریتم-های جنگل تصادفی، رگرسیون حداقل مربعات جزئی و شبکه عصبی پرسپترون چند لایه^۲ به بررسی پیش بینی برای تازگی توت فرنگی ها پرداختند. نتایج آن ها نشان داد که شبکه عصبی MLP بالاترین دقت را در این مساله ارایه می نماید. ایلیا کاینوف و همکاران (۲۰۲۴)^۳ مدلی با استفاده از یادگیری تقویتی عمیق برای مسئله مدیریت موجودی یک انبار چند خرده فروشی^۴ ارائه دادند. در این روش یک خط مشی سهمیه بندی تصادفی پیشنهاد شده است که به طور قابل توجهی توانایی الگوریتم های استاندارد یادگیری تقویتی عمیق را برای آموزش خط مشی های خوب بهبود می بخشد، و از اینرو یادگیری مقادیر سفارش خرده فروشی امکان پذیر را ارتقا می دهد. جدول ۱۷ خلاصه ای از تحقیقات اخیر را که از روش های یادگیری ماشین به عنوان یک ابزار کاربردی در فرایند انبار داری بهره گرفته اند را نشان می

دهد.

جدول ۱۷. کاربرد الگوریتم های یادگیری ماشین در انبار

جدول ۱۸. مقایسه بین روش های حل

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

¹ Titratable acidity

² MLP

³ Ilyya Kaynov at al.

⁴ One-Warehouse Multi-Retailer

در نهایت، به منظور ارزیابی کیفیت الگوریتم‌های ابتکاری ارائه شده، مقایسه‌ای بین جواب‌های بدست آمده از بهترین آنها یعنی شبکه عصبی SOM، نرم افزار GAMS، روش آزاد-

روش حل					مشخصات مقاله	
بینایی ماشین	یادگیری تقویتی	یادگیری غیر نظارت شده	یادگیری نظارت شده	الگوریتم مورد استفاده	سال انتشار مقاله	نام نویسنده
				SVM	۲۰۲۱	یانگ لی و همکاران
				IML	۲۰۲۲	یوهانس کاردر و همکاران
				ANN	۲۰۲۲	نون ووکا و همکاران
				FCM	۲۰۲۲	سزای توکات و همکاران
				Machine vision	۲۰۲۳	جیکوب جینر و همکاران
				Random forest-MLP-PLS	۲۰۲۴	یونسو دو و همکاران
				DRL	۲۰۲۴	ایلیا کاینوف و همکاران
				SOM-DBSCAN-AGNES	-	تحقیق حاضر

سازی لاگرانژ و روش شاخه و کران برای مطالعه موردی در جدول ۱۸ ارائه شده است. همانطور که مشاهده می شود، روش ابتکاری ارائه شده دارای عملکرد بهتری می باشد چراکه روش آزادسازی لاگرانژ و روش شاخه و کران همانند روش گمز مبتنی بر مدل ریاضی می

باشند که در آن ملاحظات و معیارهای در نظر گرفته شده در روش ابتکاری مدنظر در این تحقیق، در نظر گرفته نشده است.

بحث و نتیجه گیری

در این مقاله ابتدا به بررسی مدل کمی چیدمان محصولات در انبارهای تخصیص یافته پرداخته شد که بر اساس ورود و خروج محصولات و فضای ذخیره سازی 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 عبارتند از: ۱- هم گروه یک ۲- هم گروه دو ۳- تشابه ۴- احتراق زا ۵- احتراق پذیر ۶- فاسد شدنی ۷- جرم. با توجه به هفت ویژگی ذکر شده و دو ویژگی ورود و خروج محصولات از انبار (T) و فضای ذخیره سازی (S) که در مجموع نه ویژگی برای محصولات در نظر گرفته شد با الگوریتم های یادگیری ماشین و داده کاوی محصولات را در ۵۵ حالت مختلف دسته بندی کردیم و سپس به چیدمان محصولات در انبار پرداختیم. با توجه به بررسی مطالعات پیشین تا به حال هیچ پردازشی رو محصولات قبل از چیدمان در انبار صورت نگرفته بود. لذا با توجه به خلا موجود در این حوزه و اهمیتی که برای دسته بندی کالاهای مشابه قبل از چیدمان در انبار و اهمیتی که دسته بندی محصولات و همچنین کاهش هزینه های انبارداری در کارخانجات و شرکت های تولیدی دارد، در این پژوهش یک الگوریتم ارتقاء یافته برای بهبود چیدمان محصولات در انبار ارائه گردیده است که قابلیت کاربردی در تمام صنایع را دارد. کمینه کردن هزینه های انبارداری جزء اهدافی است که شرکت ها و کارخانجات در پی رسیدن به آن هستند. با توجه به شرایطی که در پیرامون ما وجود دارد. مدل هایی برای چیدمان محصولات در انبار در نظر گرفته شود که در برگیرنده این شرایط باشد. برای مثال دسته بندی محصولات در انبار یکی از مباحثی است که در این پژوهش در نظر گرفته شد علاوه بر دو ویژگی ذکر شده در چیدمان محصولات در انبارهای تخصیص یافته که ورود و خروج محصولات از انبار و فضای ذخیره سازی، هفت ویژگی دیگر در نظر گرفته شد و از آنجایی که امکان دارد در هر انبار تمام این ویژگی ها را محصولات نداشته باشند برای مثال کالای فاسد شدنی وجود

نداشته باشد یا محصولات احتراق زانباشند برای ۵۵ حالت مختلف محصولات را دسته بندی کردیم و سپس به چیدمان محصولات در انبار پرداختیم. به منظور دسته بندی محصولات با توجه به نه ویژگی ذکر شده با الگوریتم های AGNES, DBSCAN و شبکه عصبی SOM به دسته بندی محصولات در ۵۵ حالت مختلف پرداختیم و سپس با توجه به مدل کمی چیدمان محصولات در انبارهای تخصیص یافته به چیدمان محصولات پرداختیم. از آنجایی که عملکرد الگوریتم های یادگیری ماشین و داده کاوی تا حد زیادی به پارامترهای آن وابسته است، برای دستیابی به عملکرد بهتر الگوریتم های یادگیری ماشین و داده کاوی نیاز است که پارامترهای آن تنظیم شود و سپس الگوریتم های مورد نظر به کار گرفته شود. در این مقاله برای انتخاب پارامترهای مورد نظر ابتدا به ازای هر حالت از ۵۵ حالت ذکر شده با الگوریتم DBSCAN ۱۱۷۴ تابع هزینه، شبکه عصبی SOM ۶۷۲ تابع هزینه و با الگوریتم AGNES ۱۸ تابع هزینه را حساب کردیم و سپس بهینه ترین حالت ممکن را انتخاب کردیم. به منظور مقایسه سه الگوریتم SOM, AGNES, DBSCAN ابتدا درصد خطای تابع هزینه های 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 به دست آمده 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 به دست آمده نسبت به تابع هزینه چیدمان محصولات در انبار در بدترین حالت ۰,۷٪- کمتر بوده و در بهترین حالت ۰,۱٪- بیشتر بوده است. درصد خطای الگوریتم DBSCAN نشان می دهد که تفاوت زیادی با تابع هزینه چیدمان محصولات در انبار ندارد. در الگوریتم AGNES تابع هزینه به دست آمده 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 شاخص های عملکردهای عمومی، عملکردهای مرتبط با زمان، عملکرد مرتبط با هزینه و عملکردهای مرتبط با کار و مسئولیت های اجتماعی می توان برای ۱۷ شاخص عملکرد نتیجه گرفت که میانگین شاخص عملکرد در شبکه عصبی SOM

بهرتر 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.

به منظور تحقیقات آتی پیشنهادات 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: از جمله محصولات فصلی و ...

* در این مقاله از الگوریتم‌های داده‌کاوی قطعی برای خوشه‌بندی و دسته‌بندی محصولات استفاده شد که محصولات را بصورت 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 بصورت بلوکی می‌توان از الگوریتم‌های دیگر چیدمان محصولات در انبار استفاده کنیم.

تعارض منافع


تعارض منافع در این پژوهش نیست.

این پژوهش پایان نامه مقطع کارشناسی ارشد می‌باشد.

ORCID



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

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

آماده انتشار

منابع

۱. زنجیرابی فراهانی، رضا و عسگر، نسرین (۱۳۸۴) " انبارداری و ذخیره سازی " ، تهران ، دانشگاه صنعتی امیرکبیر.
۲. علیمی، حسینعلی (۱۳۸۰) ، "مدیریت انبار و عملیات مرتبط با سیستم های 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>
4. Ladier, A. L., & Alpan, G. (2013, October). *Scheduling truck arrivals and departures in a crossdock: Earliness, tardiness and storage policies. In Proceedings of 2013 International Conference on Industrial Engineering and Systems Management (IESM) (pp. 1-7). IEEE*
5. 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>
6. 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](https://doi.org/10.1111/itor.12454)
7. BERMAN, B. 1996. *Marketing channels*, John Wiley & Sons In CORPORATION, P. T. C. 1999. *Introduction to data mining and knowledge discovery*, Two Crows

8. 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.
9. ÇELİK, 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>
10. 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>
11. 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.org/10.1109/CESA.2006.4281845>
12. 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.
13. 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>
14. 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](https://doi.org/10.1016/S0925-5273(02)00368-7)
15. 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>

16. 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>
17. 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
18. HAN, J. & KAMBER, M. 2001. *Data mining: concepts and techniques*. 1st edn San Diego. CA: Academic Press.
19. HAND, D. J., MANNILA, H. & SMYTH, P. 2001. *Principles of data mining (adaptive computation and machine learning)*, MIT Press. .
20. 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](https://doi.org/10.1016/S0377-2217(99)00037-5)
21. MCKIGHT, P. E. & NAJAB, J. 2010. Kruskal-wallis test. *The corsini encyclopedia of psychology*, 1-1. <https://doi.org/10.1002/9780470479216.corpsy0491>
22. 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>.
23. MITCHELL, T. M. 2006. *The discipline of machine learning*, Carnegie Mellon University, School of Computer Science, Machine Learning
24. 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.
25. 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>

26. 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>
27. 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>
28. 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>
29. 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*, 1-21 <http://doi.org/10.1080/00207543.2019.1687951>
30. 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>
31. SEYEDI, I., HAMED, M. & TAVAKKOLI-MOGHADDAM, R. 2019. *Truck Scheduling 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>
32. 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>
33. 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>

34. *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>
35. SUKHOV, P., BATSYN, M. & TERENCEV, 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>
36. 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>
37. TAN, P.-N., STEINBACH, M. & KUMAR, V. 2013. *Data mining cluster analysis: basic concepts and algorithms. Introduction to data mining*, 487, 533
38. 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>
39. VELICKOV, S. & SOLOMATINE, D. *Predictive data mining: practical examples. 2nd Joint Workshop on Applied AI in Civil Engineering*, 2000.
40. 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>
41. 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>
42. 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>

43. 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>
44. 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>
45. 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>
46. 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>
47. 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>
48. Kaynov, I. (2021). Deep Reinforcement Learning for Asymmetric One-Warehouse Multi-Retailer Inventory Management.
<https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2023.109088>
49. 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>

50. 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. <https://doi.org/10.1016/j.psep.2020.11.012>
51. 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>
52. Giner, J., Katic, D., Kovacs, K., Glawar, R., & Sihm, 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>
53. Voća, N., Pezo, L., Jukić, Ž., Lončar, B., Šuput, D., & Krička, T. (2022). Estimation of 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>

References (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

آماده انتشار

