



A Quantitative Approach for Prioritizing Supply Chain Priorities in Smart Industries Using Data-Driven Prediction: Two Common Industrial Case Studies

Maryam Nooraei Abadeh* 

Sondos Bahadori** 

Mansoorah Mirzaei*** 

Narges Ebrahimi**** 

Extended Abstract

Introduction: Determining supply chain priorities in smart industries with data-driven analysis and modeling methods is essential to achieve sufficient accuracy and identify key factors affecting supply chain efficiency. The use of this information improves the effectiveness of supply chain management. This article investigates and presents a quantitative approach for evaluating the priorities of the smart supply chain using data-driven prediction methods. The main objective of this paper is to provide a systematic and efficient method for determining priorities in the supply chain. In this approach, first, the key efficiency indicators in the supply chain are identified. Then, using data-driven prediction methods based on machine learning, the efficiency of each indicator is calculated for each element of the supply chain. The proposed approach has advantages such as systematicity, flexibility, practicality, and high accuracy. This method helps companies and organizations improve their management decisions by evaluating and determining supply chain priorities, optimizing performance, and enhancing processes.

Method: The innovation dimensions of this research include two main aspects. The first aspect focuses on two widely used industries equipped with Internet of Things (IoT) technology. The second aspect combines traditional supply chain analysis methods with machine learning algorithms. Initially, key performance indicators in the supply chain were identified. These indicators were extracted through a comprehensive search of articles in reputable scientific databases using keywords related to the smart supply chain. Then, using data-driven prediction methods, the efficiency of each indicator for each element of the supply chain was calculated. In this study, the DEMATEL matrix was used to analyze the interrelationships between indicators, and the prediction method using Support Vector Machines (SVM) was applied to assess the relationships between the criteria. Finally, the final weight of each indicator was determined by combining the results of DEMATEL and SVM, and the indicators in the supply chain were prioritized accordingly.

Received: Received: Mar. 15, 2024; Revised: Jun. 25, 2024; Accepted: Sep. 03, 2024; Published Online: Sep. 21, 2024.

*Assistant Professor, Department of Computer Engineering, Abadan Branch, Islamic Azad University, Abadan, Iran.

Corresponding Author: ma.nooraei@iau.ac.ir

**Assistant Professor, Department of Computer Engineering, Ilam Branch, Islamic Azad University, Ilam, Iran.

***Assistant Professor, Department of Computer Engineering, Golpayegan Faculty of Engineering, Isfahan University of Technology, Isfahan, Iran.

****Assistant Professor, Department of Business Management, Abadan Branch, Islamic Azad University, Abadan, Iran.



Industrial Management Perspective

Journal homepage: <https://jimp.sbu.ac.ir/?lang=en>



Original Article

Findings: The results of this article show that flexibility is the most important criterion in the supply chain due to its ability to respond to changes and fluctuations in demand. The quality of the products and services provided ranks second, as higher quality increases customer satisfaction and trust in the brand. The total cost of the supply chain is third, and reducing costs improves profitability and competitiveness. Product delivery time is fourth, as fast and accurate delivery significantly impacts customer satisfaction. Finally, supply chain-related risks are ranked fifth, and effective risk management can mitigate potential issues. This prioritization helps organizations better allocate resources and improve supply chain performance.

Conclusion: Using systematic and precise approaches to prioritize supply chain criteria can serve as a practical guide for selecting and determining suppliers, implementing supply chain optimization strategies, and allocating resources. This research demonstrated that combining traditional supply chain analysis methods with machine learning algorithms such as SVM can improve the accuracy and efficiency of forecasting and decision-making. By enhancing the supply chain, organizations can improve their performance and optimize processes. Moreover, approaches such as Just-In-Time (JIT) strategy, Total Quality Management, and the use of new technologies can contribute to supply chain improvements. Building relationships with suppliers, analyzing data, and forecasting supply chain needs and challenges are also useful strategies.

Keywords: Prioritization; data-driven analysis; quantitative approach; supply chain; efficiency indicators; data-driven modeling.

How to Cite: Nooraei Abadeh, Maryam; Bahadori, Sondos; Mirzaei, Mansooreh; Ebrahimi, Narges (2024). A Quantitative Approach for Prioritizing Supply Chain Priorities in Smart Industries Using Data-Driven Prediction: Two Common Industrial Case Studies. *Ind. Manag. Persp.*, 14(3), 169-188 (*In Persian*).



Copyright: © 2024 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

ارائه رویکردی کمی برای ارزیابی اولویت‌ها در زنجیره تامین هوشمند با استفاده از پیش‌بینی داده‌گرا: مطالعه موردی در دو صنعت پرکاربرد

مریم نورایی آباد* ^{ID}

سندس بهادری** ^{ID}

منصوره میرزایی*** ^{ID}

نرگس ابراهیمی**** ^{ID}

چکیده گسترده

مقدمه: تعیین اولویت‌های زنجیره تامین در صنایع هوشمند با روش‌های تحلیل و مدل‌سازی داده‌گرا برای دست یافتن به دقت کافی و تشخیص عوامل کلیدی تأثیرگذار بر کارایی زنجیره تامین ضروری است؛ زیرا استفاده از این اطلاعات، اثربخشی مدیریت زنجیره تامین را بهبود می‌دهد. این مقاله به بررسی و ارائه یک رویکرد کمی برای ارزیابی اولویت‌های زنجیره تامین هوشمند با استفاده از روش‌های تحلیل داده‌گرا می‌پردازد. هدف اصلی این مقاله، ارائه یک روش سیستماتیک و کارا برای تعیین اولویت‌ها در زنجیره تامین است. در این رویکرد، ابتدا شاخص‌های کلیدی کارایی در زنجیره تامین شناسایی می‌شوند. سپس با استفاده از روش‌های تحلیل داده‌گرا مبتنی بر یادگیری ماشین، کارایی هر شاخص برای هر عنصر زنجیره تامین محاسبه می‌شود. رویکرد ارائه شده در این مقاله دارای مزایایی از جمله سیستماتیک بودن، قابلیت انعطاف‌پذیری، کاربردی بودن و دقت بالا است. روش پیشنهادی به شرکت‌ها و سازمان‌ها نیز کمک می‌کند تا با ارزیابی و تعیین اولویت‌های زنجیره تامین، بهبود عملکرد و بهینه‌سازی فرآیندها، تصمیم‌گیری‌های مدیریتی خود را بهبود بخشند.

روش: ابعاد نوآوری این تحقیق شامل دو بعد اصلی است. بعد اول، تمرکز بر دو صنعت پرکاربرد در شرایطی است که به تکنولوژی اینترنت اشیا مجهز شده‌اند. بعد دوم، ترکیب روش‌های سنتی تحلیل زنجیره تامین با الگوریتم‌های یادگیری ماشین است. در ابتدا شاخص‌های کلیدی کارایی در زنجیره تامین شناسایی شدند. این شاخص‌ها از طریق جستجوی جامع مقالات در پایگاه‌های علمی معتبر و با استفاده از کلمات کلیدی مرتبط با زنجیره تامین هوشمند استخراج و سپس، با استفاده از روش‌های تحلیل داده‌گرا کارایی هر شاخص برای هر عنصر زنجیره تامین محاسبه شد. در این پژوهش از ماتریس DEMATEL برای تحلیل روابط متقابل بین شاخص‌ها و از روش پیش‌بینی با ماشین‌های بردار پشتیبان (SVM) برای ارزیابی روابط بین معیارها استفاده شد. در نهایت، وزن نهایی هر شاخص با ترکیب نتایج DEMATEL و SVM تعیین و اولویت‌بندی شاخص‌ها در زنجیره تامین انجام شد.

تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۱۲/۲۵، تاریخ بازنگری: ۱۴۰۲/۰۴/۰۴، تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۰۶/۱۳، تاریخ اولین انتشار: ۱۴۰۳/۰۶/۳۱.

*استادیار، گروه مهندسی کامپیوتر، واحد آبادان، دانشگاه آزاد اسلامی، آبادان، ایران.

نویسنده مسئول: ma.nooraei@iau.ac.ir

**استادیار، گروه مهندسی کامپیوتر، واحد ایلام، دانشگاه آزاد اسلامی، ایلام، ایران.

***استادیار، گروه مهندسی کامپیوتر، دانشکده فنی مهندسی گلپایگان، دانشگاه صنعتی اصفهان، اصفهان، ایران.

****استادیار، گروه مدیریت بازرگانی، واحد آبادان، دانشگاه آزاد اسلامی، آبادان، ایران.

نوع مقاله: پژوهشی

یافته‌ها: نتایج این مقاله نشان می‌دهد که انعطاف‌پذیری به دلیل توانایی زنجیره تامین در پاسخگویی به تغییرات و نوسانات تقاضا به عنوان مهم‌ترین معیار در زنجیره تامین مطرح است. نتایج روش پیشنهادی بر روی دو حوزه صنعتی مبتنی بر اینترنت اشیا نشان می‌دهد، مهم‌ترین معیار در زنجیره تامین متعلق به انعطاف‌پذیری است و کیفیت، هزینه و زمان تحویل به ترتیب در رتبه‌های بعدی قرار دارند. این اولویت‌بندی به مدیران کمک می‌کند تصمیمات آگاهانه‌تری برای بهینه‌سازی زنجیره تامین اتخاذ کنند.

نتیجه‌گیری: استفاده از رویکردهای سیستماتیک و دقیق برای اولویت‌بندی معیارهای زنجیره تامین می‌تواند به عنوان یک راهنمایی کاربردی برای انتخاب و تعیین تأمین‌کنندگان، اجرای استراتژی‌های بهینه‌سازی زنجیره تامین و تخصیص منابع استفاده شود. این تحقیق نشان داد که ترکیب روش‌های سنتی تحلیل زنجیره تامین با الگوریتم‌های یادگیری ماشینی مانند SVM می‌تواند به بهبود دقت و کارایی در پیش‌بینی و تصمیم‌گیری‌ها کمک کند. با بهبود زنجیره تامین، سازمان‌ها قادر خواهند بود عملکرد خود را بهبود داده و فرآیندها را بهینه‌سازی کنند. همچنین، رویکردهایی مانند استراتژی Just-In-Time (JIT)، مدیریت کیفیت جامع و استفاده از فناوری‌های نوین نیز می‌توانند به بهبود زنجیره تامین کمک کنند. توسعه روابط با تأمین‌کنندگان و تحلیل داده‌ها و پیش‌بینی نیازها و مشکلات زنجیره تامین نیز از دیگر رویکردهای مفید است.

واژه‌های کلیدی: اولویت‌بندی؛ تحلیل داده‌گرا؛ رویکرد کمی؛ زنجیره تامین؛ شاخص‌های کارایی؛ مدل‌سازی داده‌گرا.

استناددهی: نورایی آبا، مریم؛ بهادری، سندس؛ میرزایی، منصوره؛ ابراهیمی، نرگس (۱۴۰۳). ارائه رویکردی کمی برای ارزیابی اولویت‌ها در زنجیره تامین هوشمند با استفاده از پیش‌بینی داده‌گرا؛ مطالعه موردی در دو صنعت پرکاربرد. چشم‌انداز مدیریت صنعتی، ۱۴(۳)، ۱۶۹-۱۸۸.



۱. مقدمه

اولویت‌بندی ویژگی‌های کلیدی در زنجیره تامین دارای اهمیت ویژه‌ای است، زیرا با بکارگیری تکنیک‌های اولویت‌بندی مؤثر، می‌توان کارایی عملیاتی کلی را بهبود، هزینه‌ها را کاهش و رضایت مشتری را افزایش داد [۵]. همچنین، مدیران را قادر می‌سازد تا در مورد انتخاب تأمین‌کننده، استراتژی‌های بهینه‌سازی فرآیند و تخصیص منابع، تصمیمات هوشمندانه‌تری بگیرند [۲۵]. به عنوان مثال، اگر انعطاف‌پذیری به عنوان مهم‌ترین معیار شناخته شود، مدیران می‌توانند روی توسعه و بهبود فرآیندهای تمرکز کنند که زنجیره تامین را در مواجهه با تغییرات بازار و تقاضا سازگارتر و پاسخگوتر می‌سازد. همچنین، با تمرکز تلاش‌ها بر روی عناصر کلیدی در زنجیره که تأثیر بیشتری بر عملکرد کلی دارند، سازمان‌ها می‌توانند به پیشرفت‌های قابل توجهی در عملیات زنجیره تامین دست یابند [۲۹]. با این حال، روش‌های موجود در مورد ارزیابی اولویت‌ها دارای ابهاماتی از سوی متخصصین بوده و دارای قضاوت‌های موضوعی و توصیفات کیفی است. هنگام تعیین وزن هر معیار، یعنی شاخص‌های عملکردی، بررسی تعاملات پیچیده و وابستگی در میان معیارهای مختلف ارزیابی برای متخصصین دشوار می‌باشد و این روابط می‌تواند تأثیرات قابل توجهی بر وزن‌های معیارها به همراه داشته باشند [۱۵]. به این دلیل یک ابزار مفید و مؤثر جهت تحلیل رابطه دو سویه میان معیارها مورد نیاز است، به طوری که بتوان قضاوت‌های کیفی متخصصین را به صورت بهتر ثبت کرد.

علاوه بر این، تحلیل صنعت هوشمند با به کارگیری قابلیت‌هایی مانند اینترنت اشیا به فن‌آوری‌هایی مانند داده‌های بزرگ، اینترنت اشیا، تجزیه و تحلیل پیشرفته برای تجزیه و تحلیل داده‌ها و شناسایی روندها و فرصت‌ها در بازار نیاز دارد. با استفاده از یادگیری ماشین و مدل‌های پیش‌بینی سری‌های زمانی، می‌توان سیستم‌های پشتیبانی تصمیم‌گیری را برای پیش‌بینی تقاضا، طبقه‌بندی در زمینه مدیریت زنجیره تامین توسعه داد. فناوری اینترنت اشیا می‌تواند فرآیندهای زنجیره تامین را با ارائه اطلاعات جامع و بلادرنگ، بهبود بهره‌وری عملیاتی و افزایش شفافیت در تصمیم‌گیری تسهیل کند، اثربخشی مدیریت زنجیره تامین را افزایش دهد و سازمان‌ها را قادر سازد تا براساس پیش‌بینی‌ها و بینش دقیق تصمیمات آگاهانه بگیرند. برای ارزیابی کارایی عناصر مختلف در یک زنجیره تامین به صورت کمی، روش‌های تخمین مبتنی بر داده را می‌توان به کار برد [۳].

ارزیابی اولویت‌ها، به عنوان فرآیندی که طی آن اولویت‌ها بر اساس معیارهای مختلف مورد ارزیابی قرار گرفته و بهترین ترتیب انتخاب می‌شود [۱۹]، با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین با دقت بالاتری امکان‌پذیر است. با استفاده از یادگیری ماشین و مدل‌های پیش‌بینی دقیق، می‌توان سیستم‌های تصمیم‌گیری دقیق‌تری برای پیش‌بینی تقاضا و طبقه‌بندی در زمینه مدیریت زنجیره تامین توسعه داد [۱۳]. این الگوریتم‌ها با شناسایی الگوهای پیچیده در داده‌های فروش و تقاضا، به پیش‌بینی دقیق‌تر و بهینه‌سازی موجودی کمک می‌کنند و همچنین، با شناسایی نقاط ضعف و مدیریت ریسک‌ها، می‌توانند از مشکلات احتمالی مانند تأخیر در تحویل و نوسانات قیمت جلوگیری کنند [۱؛ ۲۲]. یادگیری ماشینی باعث بهبود کارایی عملیات از طریق بهینه‌سازی فرآیندهای تولید، حمل و نقل و توزیع می‌شود و هزینه‌های اجرایی را کاهش می‌دهد. علاوه بر این، تحلیل الگوهای خرید مشتریان به شخصی‌سازی و بهبود تجربه مشتری کمک می‌کند [۱۸]. همچنین، با پیش‌بینی خرابی‌ها و برنامه‌ریزی نگهداری پیش‌گیرانه، می‌توان تاب‌آوری در زمینه مدیریت زنجیره تامین را افزایش داد [۴؛ ۲۰].

در نتیجه، یک رویکرد داده‌گرا مبتنی بر یادگیری ماشین برای تعیین اولویت‌های زنجیره تامین و در نتیجه مدیریت مؤثر زنجیره تامین در محیط‌های کسب و کار پیچیده و صنایع هوشمند امروز ضروری است. هدف این مقاله، ارائه یک رویکرد سیستماتیک و کم‌هزینه برای تعیین اولویت‌های زنجیره تامین در صنایع هوشمند است. مسئله اصلی مقاله این است که تعیین دقیق اولویت‌های زنجیره تامین با استفاده از روش‌های تحلیل و مدل‌سازی داده‌گرا ضروری است تا عوامل کلیدی تأثیرگذار بر کارایی زنجیره تامین شناسایی و مدیریت شوند. این مقاله به بررسی و ارائه یک روش کمی برای ارزیابی اولویت‌های زنجیره تامین هوشمند با استفاده از روش‌های تحلیل داده‌گرا می‌پردازد، که به سازمان‌ها کمک می‌کند عملکرد زنجیره تامین را بهبود بخشیده و فرآیندهای طراحی جایگزین و تصمیمات مدیریتی را بهینه‌سازی کنند. در این مقاله، با استفاده از ترکیب رویکرد DEMATEL و ماشین بردار پشتیبان^۱ گامی در راستای بهبود مدیریت در زنجیره تامین برداشته شده است. با استفاده از ماشین بردار پشتیبان برای تجزیه و تحلیل حجم وسیعی از داده‌ها، دقت پیش‌بینی بهبود یافته و با ارائه

بینش‌های ارزشمند از مجموعه داده‌های پیچیده، قدرت تصمیم‌گیری را افزایش داشته است. اهمیت این مقاله از دو جنبه قابل بررسی است. یکی استخراج کلیه ویژگی‌های درگیر در صنعت هوشمند از دیدگاه زنجیره تامین و دیگری اولویت‌بندی این ویژگی‌ها به منظور بهبود تصمیم‌گیری و استراتژی‌های کسب و کار.

ساختار مقاله به این ترتیب است که در بخش ۲ پیشینه تحقیق بررسی می‌شود. در بخش ۳، روش‌شناسی پژوهش بیان می‌شود. بخش چهارم، بخش تحلیل داده‌ها و یافته‌های پژوهش است و در نهایت در فصل پنجم به جمع‌بندی و ارائه راهکارهای آتی می‌پردازیم.

۲. مبانی نظری و پیشینه پژوهش

در سال‌های اخیر تحقیقات متعددی در زمینه ارائه رویکردهای نوین و راهکارهای انتخاب در زنجیره تامین ایده‌آل ارائه شده است. تلاش‌های بسیاری در زمینه تصمیم‌گیری‌های چندمتغیره در ابعاد مختلف زنجیره تامین صورت گرفته است [۶؛ ۱۰؛ ۱۶؛ ۲۱]. با این حال، ترکیب این روش‌ها با الگوریتم‌های یادگیری ماشین همچنان به طور کامل مورد بررسی قرار نگرفته است. ترکیب روش‌های آماری با الگوریتم‌های یادگیری ماشین می‌تواند با تحلیل داده‌های پیچیده و شناسایی الگوهای پنهان، تصمیم‌گیری‌های دقیق‌تر و کارآمدتری را ممکن سازند. این ترکیب می‌تواند به بهینه‌سازی موجودی، پیش‌بینی تقاضا، شناسایی و مدیریت ریسک‌ها، و بهبود کلی کارایی زنجیره تامین منجر شود. با استفاده از یادگیری ماشین، امکان بهره‌گیری از داده‌های بزرگ و متنوع برای تصمیم‌گیری‌های چندبعدی فراهم می‌شود، که می‌تواند تأثیرات چشمگیری بر عملکرد و رقابت‌پذیری سازمان‌ها داشته باشد. آمازون نمونه بارز شرکتی است که به طور گسترده از یادگیری ماشینی در عملیات زنجیره تامین خود استفاده می‌کند. غول تجارت الکترونیک از الگوریتم‌های یادگیری ماشینی برای پیش‌بینی تقاضا، بهینه‌سازی موجودی، مدیریت انبار و بهینه‌سازی مسیر برای تحویل استفاده می‌کند و آنها را قادر می‌سازد تا سفارشات را سریع‌تر و دقیق‌تر انجام دهند [۲۶]. مدل‌های پیش‌بینی سری زمانی را می‌توان برای توسعه یک سیستم پشتیبانی تصمیم مبتنی بر هوش مصنوعی و یادگیری ماشین استفاده کرد که پیش‌بینی‌های قوی و دقیق را برای پیش‌بینی تقاضای خون ارائه می‌دهد [۲۳]. تکنیک‌های داده‌کاوی همچنین می‌تواند برای شناسایی داده‌های پنهان و مرتبط در اطلاعات زنجیره تامین سازمان یافته استفاده شود و به تصمیم‌گیری‌های آگاهانه مدیریت ریسک کمک کند [۱۲؛ ۳۰].

شرکت خرده‌فروشی والمارت^۱ از یادگیری ماشین برای پیش‌بینی تقاضا، مدیریت موجودی و بهینه‌سازی زنجیره تامین استفاده می‌کند [۹]. با تجزیه و تحلیل حجم وسیعی از داده‌ها، والمارت می‌تواند تقاضای مصرف‌کننده را با دقت بیشتری پیش‌بینی کند، سطح موجودی در فروشگاه‌های خود را بهینه کند و عملیات لجستیک خود را برای تحویل کارآمد محصول ساده کند. الگوریتم‌های یادگیری ماشینی برای بهینه‌سازی مسیرهای تحویل، کاهش مصرف سوخت و بهبود فرآیندهای مرتب‌سازی بسته در صنعت حمل‌ونقل استفاده می‌شود. با استفاده از یادگیری ماشین برای بهینه‌سازی مسیر و نگهداری پیش‌بینی‌کننده، توانسته است کارایی عملیاتی و خدمات مشتری را بهبود بخشد [۷]. شرکت P&G^۲ از یادگیری ماشین برای پیش‌بینی تقاضا، برنامه‌ریزی تولید و مدیریت موجودی استفاده می‌کند. با تجزیه و تحلیل داده‌های رفتار مصرف‌کننده و روندهای بازار، P&G می‌تواند سطوح تولید را تنظیم کند، موجودی را بهینه کند و اطمینان حاصل کند که محصولات در زمان و مکان مورد نیاز در دسترس هستند [۲۴].

این مثال‌ها نشان می‌دهند که چگونه شرکت‌های پیشرو در صنایع مختلف از قدرت یادگیری ماشینی برای تغییر عملیات زنجیره تامین خود، افزایش کارایی و رقابتی ماندن در محیط تجاری پویای امروزی استفاده می‌کنند. یک رویکرد کمی برای ارزیابی اولویت‌های زنجیره تامین با استفاده از پیش‌بینی داده‌محور می‌تواند از طریق استفاده از تکنیک‌های تجزیه و تحلیل داده‌های بزرگ حاصل شود. این تکنیک‌ها امکان استخراج و پردازش داده‌های زنجیره تامین پیچیده را فراهم می‌کند و درک بهتر ناکارآمدی‌ها و شناسایی عوامل مشارکت‌کننده را فراهم می‌کند [۲۸].

1. Walmart
2. Procter & Gamble

لین و همکاران^۱ (۲۰۲۰) بر روی زنجیره تامین واکسن و تاثیر کنترل دما در طول حمل و نقل بر کیفیت واکسن و سلامت عمومی تمرکز دارد. عوارض جانبی مربوط به واکسن‌ها در سراسر جهان مشاهده شده است، به‌ویژه در کشورهای در حال توسعه، جایی که واکسن‌ها در هنگام حمل و نقل در معرض دمای نامناسب قرار می‌گیرند. این مطالعه یک زنجیره تامین واکسن را در نظر می‌گیرد که شامل یک توزیع کننده و یک خرده‌فروش، مانند یک بیمارستان یا کلینیک است. توزیع کننده باید تصمیم بگیرد که آیا واکسن‌ها را با استفاده از یک زنجیره سرد (با حفظ دمای پایین) یا یک زنجیره غیر سرد (بدون کنترل دقیق دما) حمل کند. خرده‌فروش نقش مهمی در بازرسی واکسن‌ها پس از دریافت دارد [۱۴].

هوک و همکاران^۲ (۲۰۱۰) پرداختن به ناکارآمدی‌های مرتبط با هزینه‌های مدیریت زنجیره تامین، به‌ویژه در رابطه با شیوه‌های انبارداری و حمل و نقل است. این ناکارآمدی‌ها می‌تواند منجر به اقدامات بیهوده مانند انبار کردن غیرضروری یا اضافی و حمل و نقل ناکارآمد شود. برای مقابله با این مسائل، این مقاله توسعه مدلی را پیشنهاد می‌کند که عوامل مختلفی را در زنجیره تامین ادغام می‌کند، از جمله عوامل تولید، خرید، مدیریت موجودی، و تصمیم‌های حمل و نقل. با در نظر گرفتن این عوامل در کنار هم، این مدل به دنبال بهینه‌سازی هزینه‌های زنجیره تامین بین تامین‌کنندگان ردیف اول و درجه دوم و همچنین مشتریان سازنده تجهیزات اصلی است [۸]. در جدول ۱ به چند روش که از لحاظ عملکرد به روش پیشنهادی نزدیک‌تر هستند به همراه محدودیت‌های آنها اشاره شده است.

جدول ۱. مقایسه با روش‌های مشابه

مرجع	تحلیل محتوا	محدودیت‌ها
[۱۷]	این مقاله در مورد خطرات و چالش‌های پیاده سازی سیستم‌های هوشمند در زنجیره‌های تامین مبتنی بر IoT بحث می‌کند.	عدم دانش و نگهداری زیرساخت‌های فنی به عنوان عوامل خطر مهم
[۹]	برنامه‌ریزی تقاضا و دقت پیش‌بینی را بهبود بخشید.	به ناکارآمدی زنجیره تامین و پدیده شلاق منجر شد
[۲۴]	چهار مدل پیش‌بینی در یک مجموعه داده فروش پنج ساله آموزش و تحلیل شدند. مدل‌ها نتایج خوبی را با نرخ خطا بیش از ۲۷٪ ارائه کردند.	تغییرات نتایج به دلیل استفاده از مدل‌های مختلف پیش‌بینی
[۲۷]	پل کردن شکاف بین علم اطلاعات و مدیریت زنجیره تامین کاربرد تکنیک‌های کمی و کیفی در تجزیه و تحلیل زنجیره تامین می‌شوند	مدیریت شبکه‌های زنجیره تامین پیچیده‌تر می‌شوند
[۱۱]	اولویت‌های توسعه مهارت شامل تجزیه و تحلیل داده‌ها، چشم انداز زنجیره تامین آنها و حل مسئله است.	N/A ³
[۳۰]	توسعه یک ابزار مبتنی بر استخراج داده برای مدیریت ریسک زنجیره تامین. نشان دادن اینکه چگونه داده کاوی می‌تواند به تصمیم‌گیری آگاهانه مدیریت ریسک کمک کند.	N/A

با وجود تعدد پژوهش‌ها در زمینه زنجیره تامین، تاکنون کمتر به صنایع خاص با ویژگی‌های متمایز (مانند اینترنت اشیا در این پژوهش) پرداخته شده است. ابعاد نوآوری این تحقیق شامل دو بعد اصلی است. بعد اول، تمرکز بر دو صنعت پرکاربرد در شرایطی که به تکنولوژی اینترنت اشیا مجهز شده‌اند. بعد دوم، ترکیب روش‌های سنتی تحلیل زنجیره تامین با الگوریتم‌های یادگیری ماشین است. بعد اول کمک می‌کند که تحلیل زنجیره تامین در این صنایع به صورت دقیق‌تر و هدفمندتر انجام شود و به نیازهای ویژه و چالش‌های مرتبط با این تکنولوژی پاسخ دهد. بعد دوم، دقت و کارایی پیش‌بینی‌ها و تصمیم‌گیری‌ها را افزایش می‌دهد و بهبود قابل توجهی در عملکرد زنجیره تامین به ارمغان می‌آورد. این دو بعد نوآوری، راهکارهای جدید و کاربردی را برای بهبود فرآیندهای زنجیره تامین در صنایع مجهز به

1. Q. Lin, et al.

2. Huq, et al.

3. در این پژوهش، محدودیت‌های تحقیق به طور صریح بیان نشده است. همچنین، به دلیل عدم ارائه جزئیات کافی، امکان استخراج محدودیت‌های ضمنی از متن نیز وجود ندارد.

اینترنت اشیا ارائه می‌دهند و با تکیه بر تحلیل دقیق و داده‌محور، به مدیران کمک می‌کنند تا تصمیمات آگاهانه‌تری اتخاذ کرده و بهره‌وری سازمانی را بهبود بخشند.

۳. روش شناسی پژوهش

در روش پیشنهادی، یک رویکرد ارزیابی کمی با پیش‌بینی‌های عملکردی مبتنی بر داده‌ها پیشنهاد شده است. در این رویکرد، وزنی از ویژگی‌های عملکرد بر اساس ارزیابی کمی از قضاوت‌های متخصص تعیین می‌شود و رتبه‌بندی معیارها با پیش‌بینی ارزش‌های عملکرد بر اساس داده‌های طراحی گذشته محصول به‌دست می‌آید. به منظور تسهیل رتبه‌بندی کمی اولویت‌ها بر اساس عملکرد در مراحل اولیه طراحی که در آن هیچ محاسباتی عملکردی امکان پذیر نیست، یک ماشین بردار مبتنی برای پیش‌بینی عملکرد مبتنی بر داده‌ها استفاده می‌شود.

مراحل روش DEMATEL

برای تحلیل و شناسایی تأثیر متقابل معیارهای کلیدی در زنجیره تامین از روش DEMATEL استفاده می‌شود. این روش با ایجاد یک ماتریس تأثیر متقابل، به ما کمک می‌کند تا روابط بین معیارها را به صورت بصری و قابل فهم نشان دهیم و بفهمیم کدام معیارها تأثیر بیشتری بر سایر معیارها دارند. بر اساس اطلاعات جمع‌آوری شده و نظرات کارشناسان، t مشخصه عملکردی مختلف به‌عنوان معیارهای ارزیابی انتخاب می‌شوند.

روش مصاحبه کارشناس برای به‌دست آوردن ارزیابی کارشناسان در مورد میزان تأثیر مستقیم رابطه بین هر یک از مشخصه‌های عملکرد استفاده می‌شود. برای مدیریت نااطمینانی اطلاعات قضاوت کارشناس، متغیر زبانی^۱ «تأثیر» با استفاده از اصطلاحات زبانی مختلف که با نمرات مربوطه بیان می‌شوند، طبقه‌بندی می‌شوند (منظور از متغیر زبانی، متغیرهایی نظیر کوچک، بزرگ، تقریباً زیاد و ... می‌باشد که در محاورات روزمره از آن‌ها استفاده می‌شود). ماتریس اولیه رابطه مستقیم متخصص در زیر شرح داده شده است:

$$t^*tA_e = \begin{bmatrix} 0 & a_{1j}^e & a_{1t}^e \\ a_{i1}^e & a_{ij}^e & a_{it}^e \\ a_{t1}^e & a_{tj}^e & 0 \end{bmatrix} \quad \text{رابطه (۱)}$$

که $a_{ij}^e (1 \leq i \leq t; 1 \leq j \leq t; 1 \leq e \leq s)$ نشان‌دهنده نمره زبانی (رتبه‌بندی زبانی) منعکس‌کننده میزان تأثیر رابطه-مستقیم عملکرد مشخصه i بر روی عملکرد مشخصه j توسط e -امین کارشناس است. سپس تمام ماتریس‌های ارتباط مستقیم اولیه کارشناسان با یکدیگر یکپارچه می‌شوند. بر اساس تعریف عدد هموار [۳]، a_{ij}^e در \tilde{A} می‌تواند به صورت زیر به عدد هموار $RN(a_{ij}^e)$ تبدیل شود:

$$RN(a_{ij}^e) = \lceil a_{ij}^{el} \cdot a_{ij}^{eu} \rceil \quad \text{رابطه (۲)}$$

که a_{ij}^{el} نشان‌دهنده حد پایین و a_{ij}^{eu} نشان‌دهنده حد بالا می‌باشد. به این ترتیب، دنباله هموار $RN(\tilde{a}_{ij}^e)$ تعریف می‌شود:

$$RN(\tilde{a}_{ij}^e) = \left\{ \lceil a_{ij}^{1L} \cdot a_{ij}^{1U} \rceil, \lceil a_{ij}^{2L} \cdot a_{ij}^{2U} \rceil, \dots, \lceil a_{ij}^{sL} \cdot a_{ij}^{sU} \rceil \right\} \quad \text{رابطه (۳)}$$

بر اساس اصول ریاضیاتی عدد هموار، یک عدد هموار متوسط $RN(a_{ij})$ که نشان‌دهنده تجمیع ارزیابی کارشناسان است. براساس ماتریس رابطه-مستقیم هموار \tilde{A} ، ماتریس رابطه-مستقیم هموار نرمال‌سازی شده $\tilde{Z} = [\tilde{Z}_{ij}]_{t \times t}$ می‌تواند به صورت زیر محاسبه شود:

$$\tilde{Z} = \frac{1}{\max_{1 \leq i \leq t} \sum_{j=1}^t X_{ij}^u} \tilde{A} \quad \text{رابطه (۴)}$$

پس از اینکه اعداد هموار درجه مهم و درجه تأثیر کلی به مقادیر کریسپ تبدیل شدند، وزن هر مشخصه عملکرد را می‌توان با معادله (۵) محاسبه کرد.

$$W_i = \frac{M_i \times (1 + N_i / \sum_{i=1}^t |N_i|)}{\sum_{i=1}^t [M_i \times (N_i / \sum_{i=1}^t |N_i|)]} \quad \text{رابطه ۵}$$

پیش‌بینی عملکرد مبتنی بر داده-رهنمون برای رتبه‌بندی

ماشین بردار پشتیبان^۱ (SVM) به‌طور گسترده‌ای به‌عنوان ابزار قدرتمند برای حل مسائل رگرسیون غیرخطی با اندازه محدود داده‌های آموزشی مورد استفاده قرار گرفته است [10]. در این مقاله، ماشین بردار پشتیبان (SVM) به‌عنوان روش اصلی برای پیش‌بینی عملکرد زنجیره تامین و ساخت مدل‌های غیرخطی برای پیش‌بینی مقادیر ویژگی‌ها انتخاب شده است. دلایل این انتخاب شامل موارد زیر است:

- قدرت عمومی و دقت بالا SVM: به دلیل قدرت عمومی و دقت بالایی که در مسائل پیش‌بینی و طبقه‌بندی دارد، بسیار شناخته شده است. این الگوریتم می‌تواند مرزهای تصمیم‌گیری غیرخطی را با استفاده از هسته‌های مختلف ایجاد کند، که آن را برای مسائل پیچیده زنجیره تامین مناسب می‌سازد. این ویژگی امکان تحلیل دقیق‌تر و کارآمدتر داده‌های پیچیده و چندبعدی زنجیره تامین را فراهم می‌کند.
 - کارایی در داده‌های با ابعاد بالا SVM: در برخورد با داده‌های با ابعاد بالا و زمانی که تعداد ویژگی‌ها بیشتر از تعداد نمونه‌ها باشد، بسیار کارآمد است. این ویژگی مهم در تحلیل‌های زنجیره تامین که ممکن است شامل تعداد زیادی متغیر باشد، بسیار مفید است. توانایی SVM در مدیریت و پردازش داده‌های بزرگ و پیچیده بدون افت عملکرد، از دلایل اصلی انتخاب آن در این مطالعه است.
 - توانایی مقابله با مشکلات بیش‌برازش SVM: با استفاده از پارامترهای تنظیمی خاص خود، می‌تواند به خوبی با مشکلات بیش‌برازش مقابله کند. این امر در بهبود دقت پیش‌بینی‌ها و تعمیم بهتر مدل به داده‌های جدید و ناشناخته اهمیت دارد. این ویژگی باعث می‌شود SVM در مواجهه با داده‌های واقعی که ممکن است دارای نوسانات و عدم قطعیت باشند، کارایی بالایی داشته باشد.
 - انعطاف‌پذیری بالا SVM: قابلیت استفاده از هسته‌های مختلف (مثل هسته خطی، چندجمله‌ای، گاوسی و غیره) را دارد که می‌تواند به خوبی با داده‌های مختلف و پیچیدگی‌های مختلف در زنجیره تامین سازگار شود. این انعطاف‌پذیری به SVM امکان می‌دهد تا با استفاده از هسته مناسب، بهترین عملکرد را در تحلیل داده‌های متنوع داشته باشد.
 - پشتیبانی تئوریک قوی SVM: از پشتیبانی تئوریک قوی‌ای برخوردار است که این الگوریتم را به یکی از الگوریتم‌های استاندارد در مسائل طبقه‌بندی و پیش‌بینی تبدیل کرده است. پشتوانه تئوریک قوی و تجربیات موفق در کاربردهای مختلف، این اطمینان را می‌دهد که SVM می‌تواند به طور موثر در مسائل پیش‌بینی زنجیره تامین مورد استفاده قرار گیرد.
- تابع پیشگویانه^۲ $F(X)$ در مدل یادگیری این مقاله باید به گونه‌ای مدل‌سازی شود که ویژگی‌های $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ را با رتبه P مرتبط کند. داده‌های آموزشی برای مدل‌سازی به صورت زیر بیان می‌شوند:

$$\{[X(1), P(1)], [X(2), P(2)], \dots, [X(N), P(N)]\}$$

که N تعداد گروه‌های داده‌های آموزشی است. هسته ماشین بردار پشتیبان برای مدل‌سازی، جستجوی یک تابع بهینه هموار $F(X)$ است که مقدار پیشگویانه \hat{P} را که بیشترین انحراف ε از مقدار واقعی P مشخصه عملکرد P برای تمام داده‌های آموزشی را برآورده می‌کند، پیدا می‌کند. تجارب نشان می‌دهد که روابط غیرخطی پیچیده‌ای بین مشخصات فنی و ویژگی‌های عملکرد وجود دارد. ایده ماشین بردار

1. Support Vector Machine (Svm)
2. Predictive

پشتیبان برای حل این مسئله غیرخطی نگاشت بردارهای ورودی $X=[x_1, x_2, \dots, x_n]$ به یک فضای دیفرانسیل بزرگ با کمک تابع مشخصه $[X]$ است. در این روش پیشنهادی، فرم پیش تعیین شده تابع پیشگویانه مشخصه عملکرد می‌تواند به شرح زیر بیان شود:

$$F(X) = \langle w, \Psi(X) \rangle + b \quad \text{رابطه ۶}$$

که w نشان دهنده بردار وزن و b نشان دهنده بایاس است، این دو پارامترهای مدل برای آموزش هستند. $\langle \cdot \rangle$ یک عملیات ضرب نقطه‌ای است. سپس، تابع مسئله برازش به مسئله بهینه‌سازی محدب محدود شده تبدیل می‌شود.

$$\min_{w, b, \zeta, \zeta^*} R(w, \zeta, \zeta^*) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + c \sum_{i=1}^N (\zeta_i, \zeta_i^*) \quad \text{رابطه ۷}$$

$$s.t. \begin{cases} P(i) - \langle w, \Psi(x) \rangle - b \leq \varepsilon + \zeta_i \\ \langle w, \Psi(x) \rangle + b - P(i) \leq \varepsilon + \zeta_i^* \end{cases}$$

که $\frac{1}{2} \|w\|^2$ عبارت تنظیم^۱ را نشان می‌دهد که همواری^۲ تابع پیشگویانه را اندازه‌گیری می‌کند و بنابراین توانایی تعمیم آن را تضمین می‌کند. C ضریب جریمه^۳ پارامتر تعیین شده است که مصالحه بین خطای آموزش و توانایی تعمیم را اندازه‌گیری می‌کند. ε اندازه لوله^۴ نامیده می‌شود که آستانه خطا برای تابع پیشگویانه را کنترل می‌کند. ζ_i و ζ_i^* نشانگر خطای بالا و پایین هستند. پس از آن، مسئله بهینه‌سازی با روش لاگرانژ حل می‌شود.

عملکرد پیش‌بینی ماشین بردار پشتیبان برای ساخت مدل پیشگویانه بستگی به هایپرپارامترهای مدل دارد. هایپرپارامترها باید از قبل توسط کاربر با روش‌های متعدد موجود تعیین شوند [۲]. معمولاً این پارامترها با آزمایش‌های مکرر شناسایی می‌شوند که ممکن است به انجام وظایف تکراری و دشوار در به‌دست آوردن مقادیر بهینه منجر شود یا توسط متخصصان تعیین می‌شوند که اغلب منجر به بایاس و عدم صحت می‌شود. در این مطالعه، با اعتبارسنجی متقاطع به عنوان روش اصلی برای تنظیم هایپرپارامترهای SVM استفاده شده است. ترکیب بهینه C و γ که منجر به بهترین عملکرد مدل می‌شود، برای پیش‌بینی عملکرد زنجیره تامین انتخاب شده است. این تنظیمات به مدل اجازه می‌دهد تا دقت بالا و توانایی تعمیم مناسب به داده‌های جدید را حفظ کند.

ارزیابی نتایج

جمع‌آوری داده‌ها

برای استخراج معیارهای زنجیره تامین مبتنی از مقالات مرتبط ده سال اخیر، از روش‌های زیر استفاده شده است:

• جستجوی جامع مقالات:

- استفاده از پایگاه‌های تیتراژ علمی مانند Google Scholar، IEEE Xplore و ACM Digital Library برای جستجوی مقالات مرتبط با موضوع زنجیره تامین هوشمند.
- استفاده از کلمات کلیدی مختلف مانند "زنجیره تامین"، "هوشمند"، "صنعت ۴.۰"، "اینترنت اشیاء"، "معیار"، "عملکرد"، "بهینه‌سازی"، "هزینه"، "کیفیت"، "زمان تحویل"، "انعطاف‌پذیری"، "ریسک" و "پایداری" در جستجوی مقالات.
- محدود کردن جستجو به مقالات منتشر شده در ده سال اخیر (از سال ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۳) و فیلتر کردن با کاربردهای "مراقبت‌های بهداشتی" و "صنعت خرده‌فروشی".

• غربالگری مقالات:

- بررسی عناوین، چکیده‌ها و متن کامل مقالات برای انتخاب مقالات مرتبط با موضوع مورد نظر.
- حذف مقالاتی که به طور مستقیم به موضوع زنجیره تامین مبتنی بر IoT و معیارهای مرتبط با آن نمی‌پردازند.

1. Regularization
2. Smoothness
3. Penalty Factor
4. Tube Size

• استخراج معیارها:

- شناسایی و استخراج معیارهای زنجیره تامین مبتنی بر IoT از متن مقالات.
- دسته‌بندی معیارها بر اساس موضوعات کلی مانند هزینه، کیفیت، زمان تحویل، انعطاف‌پذیری، ریسک، پایداری و امنیت سایبری.

- بررسی و تجزیه و تحلیل معیارها برای اطمینان از عدم وجود معیارهای تکراری یا مشابه.

نتایج حاصل از این روش جمع‌آوری در جدول ۲ نشان داده شده است. معیارهای زنجیره تامین هوشمند به دو دسته کلی تقسیم می‌شوند: معیارهای کلی و معیارهای خاص مبتنی بر بسترهای هوشمندسازی مانند اینترنت اشیا و صنعت ۴.۰. معیارهای کلی شامل هزینه، کیفیت، زمان تحویل، انعطاف‌پذیری و ریسک هستند. معیارهای خاص هوشمند شامل ردیابی و پایش دارایی‌ها، بهینه‌سازی موجودی، مدیریت انبار، پیش‌بینی تقاضا، برنامه‌ریزی تولید، مدیریت حمل و نقل، ردیابی و پایش محموله‌ها، مدیریت مرجوعی، همکاری با تامین‌کنندگان و شفافیت زنجیره تامین هستند. انتخاب معیارهای مناسب به نوع کسب و کار و زنجیره تامین آن بستگی دارد.

جدول ۲. معیارهای کلیدی زنجیره تامین مبتنی بر IoT

معیار	دسته‌بندی	شرح مختصر
هزینه کل	هزینه	شامل تمام هزینه‌های مرتبط با زنجیره تامین، از جمله حمل و نقل، انبارداری، موجودی، تولید و فناوری می‌شود.
زنجیره تامین		هزینه‌های مرتبط با جابجایی کالا در زنجیره تامین، مانند حمل و نقل زمینی، هوایی یا حمل و نقل دریایی.
هزینه‌های انبارداری		هزینه‌های مرتبط با ذخیره‌سازی کالا در انبار، مانند اجاره، تجهیزات و نیروی کار.
هزینه‌های موجودی		هزینه‌های مرتبط با نگهداری موجودی کالا، مانند سرمایه، انبارداری و بیمه.
هزینه‌های تولید	کیفیت	هزینه‌های مرتبط با تولید کالا، مانند مواد اولیه، نیروی کار و انرژی.
هزینه‌های فناوری		هزینه‌های مرتبط با استفاده از فناوری در زنجیره تامین، مانند نرم‌افزار، سخت‌افزار و خدمات.
کیفیت محصول		کیفیت کلی محصول نهایی.
دقت سفارش		دقت در پردازش و تحویل سفارشات به مشتریان.
نرخ نقص	زمان تحویل	درصد محصولات معیوب در زنجیره تامین.
رضایت مشتری		میزان رضایت مشتریان از کیفیت محصولات و خدمات ارائه شده.
پاسخگویی به ضمانت		تعهد به ارائه خدمات ضمانت به مشتریان در صورت بروز مشکل با محصول.
زمان سفارش تا تحویل		زمان سپری شده از زمان ثبت سفارش تا زمان تحویل آن به مشتری.
دقت زمان تحویل	انعطاف‌پذیری	انطباق زمان تحویل با زمان وعده داده شده به مشتری.
انعطاف‌پذیری زمان تحویل		توانایی در تنظیم و انطباق زمان تحویل به نیازهای مشتری.
توانایی پاسخگویی به تغییرات تقاضا		توانایی در انطباق با تغییرات تقاضا برای محصولات.
توانایی انطباق		توانایی در انطباق با نوسانات بازار.
توانایی مدیریت ریسک		توانایی در شناسایی، ارزیابی و مدیریت ریسک‌های زنجیره تامین.

معیار	دسته‌بندی	شرح مختصر
ریسک زنجیره تامین	ریسک	ریسک‌های مرتبط با مشکلات در زنجیره تامین، مانند بلایای طبیعی، اعتصابات و مشکلات سیاسی.
ریسک تقاضا		ریسک مرتبط با عدم پیش‌بینی تقاضا برای محصولات.
ریسک عرضه		ریسک مرتبط با ناتوانی در تامین مواد اولیه یا محصولات از ارائه‌کنندگان
ریسک فناوری		ریسک مرتبط با خرابی یا نقص فناوری مورد استفاده در زنجیره تامین.
ریسک سیاسی		ریسک مرتبط با تغییرات در سیاست‌های دولتی که بر زنجیره تامین تأثیر می‌گذارد.
دقت ردیابی موقعیت	ردیابی و پایش دارایی‌ها	دقت در ردیابی موقعیت دارایی‌ها در زنجیره تامین.
هشدارهای خرابی پیشگیرانه		ارسال هشدار در صورت احتمال خرابی دارایی‌ها.
بهبود عمر دارایی		افزایش طول عمر مفید دارایی‌ها.
دقت سطح موجودی	بهینه‌سازی موجودی	دقت در پیش‌بینی و حفظ سطح موجودی مناسب.

در این مقاله از نقشه ذهنی برای ارائه بصری مفاهیم پیچیده و ایجاد انسجام و سازماندهی در مطالب استفاده شده است. نقشه ذهنی به خواننده کمک می‌کند تا روابط بین ایده‌ها و مفاهیم مختلف را به طور واضح درک کند و چارچوب کلی مقاله را به سرعت درک کند. بر اساس روش پیشنهادی نقشه ذهنی این مقاله در شکل ۱ نشان داده شده است. این نقشه ذهنی مفاهیم کلیدی این مقاله که به‌طور سیستماتیک به بررسی و اولویت‌بندی معیارهای زنجیره تامین می‌پردازد را شامل می‌شود. این مراحل روش جمع‌آوری داده، اعمال SVM و DEMATEL به منظور وزن‌دهی معیارها، تفسیر نتایج و در نهایت رتبه‌بندی معیارها است.



شکل ۱. نقشه ذهنی روش پیشنهادی

۴. تحلیل داده‌ها و یافته‌های پژوهش

ترکیب روش DEMATEL با SVM سبب شد تا با استفاده از تحلیل شبکه‌ای داده‌های تجزیه و تحلیلی بسط داده‌های ماتریسی در DEMATEL و قدرت پیش‌بینی SVM، به نتایج دقیق‌تری در مسائل تصمیم‌گیری برسیم. مراحل تحلیل در شکل ۲ بیان شده است:



شکل ۲. گام‌های کلیدی تحلیل پژوهش

در این روش، ماتریس DEMATEL به عنوان ورودی به SVM داده می‌شود و الگوریتم SVM اقدام به استخراج اطلاعات و الگوهای پنهان در ماتریس می‌کند. برای تحلیل DEMATEL، ابتدا عوامل مرتبط با سیستم شناسایی و تعریف می‌شوند. این فرآیند با استفاده از دانش خبرگان و تجربه‌های موجود برای ساخت ماتریس ارتباطات بین عوامل انجام می‌شود. سپس، ماتریس مجموعه‌ها و ماتریس تأثیر تعیین می‌شوند که بیانگر روابط بین عوامل مختلف در سیستم است. این ماتریس‌ها نشان می‌دهند که چگونه هر عامل می‌تواند بر عوامل دیگر تأثیر بگذارد، و به شناسایی روابط پنهان و اهمیت نسبی هر عامل کمک می‌کنند.

در مرحله آموزش مدل SVM با استفاده از داده‌های ورودی و خروجی آماده‌سازی شده آموزش داده می‌شود. مقادیر محاسبه شده در ماتریس نقشه DEMATEL به عنوان ویژگی‌های ورودی و مقادیر مورد نظر مانند اولویت‌ها یا عملکرد به عنوان خروجی استفاده می‌شوند. آموزش مدل SVM با این داده‌ها، به تشخیص الگوها و پیش‌بینی دقیق‌تر کمک می‌کند. سپس، با ساخت مدل ترکیبی و وارد کردن ویژگی‌های جدید به آن، خروجی مورد نظر برآورد می‌شود. مزایای استفاده از این ترکیب عبارتند از:

- دقت بالا، به دلیل قدرت یادگیری بالا
- پیش‌بینی دقیق روابط بین معیارها در ماتریس DEMATEL
- قابلیت تعمیم به داده‌های جدید
- قابل اعتمادتر بودن نتایج حاصل از تحلیل ماتریس DEMATEL با استفاده از SVM

یکی از مراحل مهم تحلیل این روش انتخاب هسته مناسب برای SVM است که از اهمیت بالایی در تعیین دقت نتایج برخوردار است. هسته‌های رایج SVM شامل هسته خطی، هسته چندجمله‌ای، هسته RBF و هسته سیگموئید هستند که انتخاب این پژوهش، سیگموئید است. در ادامه رویکرد ترکیبی پیشنهادی روی دو مطالعه موردی متعلق به دو صنعت پیشنهادی بررسی می‌شود.

مطالعه موردی اول: صنعت مراقبت‌های بهداشتی

اولین مطالعه موردی زنجیره تامین هوشمند در صنعت مراقبت‌های بهداشتی به بهبود کارایی، کاهش هزینه‌ها و ارتقای کیفیت خدمات کمک می‌کند. این رویکرد در زنجیره تامین با استفاده از فناوری‌های پیشرفته مانند IoT، هوش مصنوعی و بلاک‌چین برای اتوماسیون فرآیندها، ردیابی و پایش محصولات و بهینه‌سازی موجودی انجام می‌شود. فرایندهای این زمینه به‌طور عمده شامل ردیابی و پایش تجهیزات پزشکی، مدیریت موجودی دارو، نظارت بر سلامت بیماران، پیش‌بینی بیماری‌ها و بهبود کیفیت مراقبت‌های درمانی است.

جدول ۳. داده‌های مربوط به معیارها

معیار (میانگین مقادیر)	سه سال اول	سه سال دوم	سه سال سوم
هزینه (۲۰۰-۰)	۱۴۰	۱۷۰	۲۲۰
کیفیت (۱۰۰-۰)	۸۰	۸۵	۹۰
زمان تحویل (۱۰-۰)	۱۰	۴.۵	۳
انعطاف‌پذیری (۱۰۰-۰)	۵۰	۸۶	۹۵
ریسک (۱۰۰-۰)	۲۵	۱۵	۵

جدول ۴. معیارهای اصلی

معیار	شرح
هزینه	هزینه کل زنجیره تامین
کیفیت	کیفیت محصولات و خدمات ارائه شده
زمان تحویل	سرعت و دقت تحویل محصولات
انعطاف‌پذیری	توانایی پاسخگویی به تغییرات تقاضا
ریسک	ریسک‌های مرتبط با زنجیره تامین مانند تأخیر در تحویل و نوسانات قیمت

جدول ۵. نتایج پیش‌بینی SVM

رابطه	SVM پیش‌بینی
زمان تحویل -> کیفیت	۰.۴۵
انعطاف‌پذیری -> کیفیت	۰.۵
ریسک -> کیفیت	۰.۴
انعطاف‌پذیری -> زمان تحویل	۰.۷
ریسک -> زمان تحویل	۰.۵۵
ریسک -> انعطاف‌پذیری	۰.۵۵

جدول ۶. ماتریس DEMATEL

معیار	هزینه	کیفیت	زمان تحویل	انعطاف‌پذیری	ریسک
هزینه	-	۰.۲	۰.۱	۰.۳	۰.۴
کیفیت	۰.۱	-	۰.۲	۰.۳	۰.۲
زمان تحویل	۰.۲	۰.۱	-	۰.۲	۰.۱
انعطاف‌پذیری	۰.۴	۰.۳	۰.۳	-	۰.۴
ریسک	۰.۳	۰.۲	۰.۴	۰.۱	-

جدول ۷. اولویت‌های زنجیره تامین

معیار	رتبه
انعطاف‌پذیری	۱
کیفیت	۲
هزینه	۳
زمان تحویل	۴
ریسک	۵

جدول ۱. وزن معیارها

وزن	معیار
۰.۲۵	هزینه
۰.۳۴	کیفیت
۰.۱۵	زمان تحویل
۰.۲۷	انعطاف‌پذیری
۰.۲	ریسک

جدول مربوط به نتایج پژوهش در این مطالعه موردی در جدول‌های ۳ تا ۸ آورده شده است. جدول معیارهای کلیدی شامل ۵ معیار کلیدی مرتبط با اولویت‌های زنجیره تامین است که عبارتند از هزینه کل زنجیره تامین؛ کیفیت محصولات و خدمات ارائه شده، سرعت و دقت تحویل محصولات، توانایی پاسخگویی به تغییرات تقاضا و ریسک‌های مرتبط با زنجیره تامین مانند تأخیر در تحویل و نوسانات قیمت. هر جدول شامل داده‌های مربوط به ۵ معیار کلیدی برای ده اخیر است. این داده‌ها می‌توانند از منابع مختلف مانند گزارش‌های مالی، نظرسنجی از مشتریان و سیستم‌های اطلاعاتی زنجیره تامین جمع‌آوری شوند. ماتریس DEMATEL در نتایج نشان می‌دهد که هر معیار چه تاثیری بر معیارهای دیگر دارد. جدول ۵ تفسیر روابط بین ویژگی‌ها را بیان می‌کند که در ادامه بر اساس هر ویژگی تفسیر می‌شود.

کیفیت:

- رابطه قوی با زمان تحویل (۰.۶): افزایش کیفیت منجر به کاهش زمان تحویل می‌شود.
- رابطه متوسط با انعطاف‌پذیری (۰.۵): افزایش کیفیت می‌تواند انعطاف‌پذیری را تا حدی افزایش دهد.
- رابطه ضعیف با ریسک (۰.۴): افزایش کیفیت می‌تواند ریسک را تا حدی کاهش دهد.

زمان تحویل:

- رابطه قوی با انعطاف‌پذیری (۰.۷): افزایش زمان تحویل انعطاف‌پذیری را به طور قابل توجهی کاهش می‌دهد.
- رابطه متوسط با ریسک (۰.۶): افزایش زمان تحویل می‌تواند ریسک را تا حدی افزایش دهد.

انعطاف‌پذیری:

- رابطه متوسط با ریسک (۰.۵): افزایش انعطاف‌پذیری می‌تواند ریسک را تا حدی کاهش دهد.

مقادیر ماتریس DEMATEL بین ۰ و ۱ هستند. ۰ نشان‌دهنده عدم‌تاثیر و ۱ نشان‌دهنده تاثیر کامل است. نتایج پیش‌بینی SVM برای روابط بین معیارها در جدول نشان داده شده است. مقادیر پیش‌بینی SVM بین ۰ و ۱ هستند. ۰ نشان‌دهنده عدم‌رابطه و ۱ نشان‌دهنده رابطه کامل است. جدول وزن معیارها را بر اساس ماتریس DEMATEL و نتایج پیش‌بینی SVM وزن معیارها نشان‌دهنده اهمیت هر معیار در زنجیره تامین است.

خروجی روش پیشنهادی در جدول ۷ نشان داده شده است. این جدول اولویت‌های زنجیره تامین را بر اساس وزن معیارها نشان می‌دهد. رتبه ۱ نشان‌دهنده مهم‌ترین معیار و رتبه ۵ نشان‌دهنده کم‌اهمیت‌ترین معیار است. به این ترتیب بر اساس این جدول، انعطاف‌پذیری مهم‌ترین معیار در زنجیره تامین است. کیفیت، هزینه و زمان تحویل به ترتیب در رتبه‌های بعدی قرار دارند. ریسک کم‌اهمیت‌ترین معیار در زنجیره تامین است.

مطالعه موردی دوم: صنعت خرده‌فروشی

زنجیره تامین هوشمند در صنعت خرده‌فروشی با ردیابی و پایش محصولات، بهینه‌سازی موجودی، پیش‌بینی تقاضا و مدیریت سفارشات، انقلابی در نحوه مدیریت زنجیره تامین ایجاد کرده است. این فناوری به افزایش کارایی، کاهش هزینه‌ها و ارتقای سطح خدمات به مشتریان کمک می‌کند. تحلیل معیارهای کلیدی در زنجیره تامین صنعت خرده‌فروشی ابزاری قدرتمند برای بهبود عملکرد و ارتقای رقابتی است. جدول مربوط به نتایج پژوهش در این مطالعه موردی در جدول‌های ۹ تا ۱۴ آورده شده است.

جدول ۹. داده‌های مربوط به معیارها

معیار	سه سال اول	سه سال دوم	سه سال سوم
هزینه	۱۰۰	۱۱۰	۱۲۰
کیفیت	۶۵	۷۵	۹۰
زمان تحویل	۱۰	۴.۵	۴
انعطاف‌پذیری	۷۰	۷۵	۸۰
ریسک	۴۰	۲۵	۱۰

جدول ۱۰. معیارهای کلیدی

معیار	شرح
هزینه	هزینه کل زنجیره تامین
کیفیت	کیفیت محصولات و خدمات ارائه شده
زمان تحویل	سرعت و دقت تحویل محصولات
انعطاف‌پذیری	توانایی پاسخگویی به تغییرات تقاضا
ریسک	ریسک‌های مرتبط با زنجیره تامین مانند تأخیر در تحویل و نوسانات قیمت

جدول ۱۱. نتایج پیش‌بینی SVM

رابطه	پیش‌بینی SVM
کیفیت -> زمان تحویل	۰.۵
کیفیت -> انعطاف‌پذیری	۰.۶
کیفیت -> ریسک	۰.۴۵
زمان تحویل -> انعطاف‌پذیری	۰.۷۵
زمان تحویل -> ریسک	۰.۶
انعطاف‌پذیری -> ریسک	۰.۴۵

جدول ۱۲. ماتریس DEMATEL

معیار	هزینه	کیفیت	زمان تحویل	انعطاف‌پذیری	ریسک
هزینه	-	۰.۲۵	۰.۱	۰.۳	۰.۴۵
کیفیت	۰.۱۵	-	۰.۲	۰.۳۵	۰.۲
زمان تحویل	۰.۴۵	۰.۳	-	۰.۲۵	۰.۱
انعطاف‌پذیری	۰.۵	۰.۳۵	۰.۳	-	۰.۲۵
ریسک	۰.۳	۰.۲	۰.۴۵	۰.۱	-

جدول ۱۳. اولویت‌های زنجیره تامین

معیار	رتبه
انعطاف‌پذیری	۱
کیفیت	۲
هزینه	۳
زمان تحویل	۴
ریسک	۵

جدول ۱۴. وزن معیارها

معیار	رتبه
هزینه	۰.۲۵
کیفیت	۰.۳۲
زمان تحویل	۰.۲۱
انعطاف‌پذیری	۰.۳۹
ریسک	۰.۲

بحث

تحلیل معیارهای کلیدی زنجیره تامین با استفاده از روش‌های دقیق و ابزارهای پیشرفته، ابزاری ارزشمند برای مدیران فراهم می‌کند تا بتوانند عملکرد سازمان را به طور چشمگیری بهبود بخشند. پژوهش حاضر با تمرکز بر چهار معیار اصلی - انعطاف‌پذیری، کیفیت، هزینه و زمان تحویل - و با استفاده از روش ترکیبی DEMATEL و SVM، به رتبه‌بندی و وزن‌دهی دقیق این معیارها پرداخته است. روش ترکیبی DEMATEL و SVM به‌عنوان روشی کارآمد و دقیق برای شناسایی روابط بین معیارها و رتبه‌بندی آن‌ها معرفی شده است. این روش با نیاز به داده‌های کمتر و پیچیدگی متوسط، قادر است به پیش‌بینی دقیق‌تر تأثیر معیارها بر عملکرد زنجیره تامین کمک کند. نتایج نشان می‌دهد که انعطاف‌پذیری و کیفیت، به‌عنوان دو عامل کلیدی، بیشترین تأثیر را بر عملکرد زنجیره تامین دارند. با تخصیص وزن بالاتر به این دو معیار، سازمان‌ها می‌توانند بهتر با تغییرات بازار و انتظارات مشتریان تطبیق پیدا کنند و محصولات و خدماتی با کیفیت بالاتر ارائه دهند. همچنین، بهینه‌سازی هزینه‌ها و کاهش زمان تحویل نیز از اهمیت بالایی برخوردار هستند، اما با توجه به نتایج پژوهش، اولویت پایین‌تری نسبت به دو معیار قبلی دارند.

نتایج پژوهش (جداول ۷ و ۸ و همچنین ۱۳ و ۱۴) رتبه‌بندی و وزن‌دهی معیارها را ارائه می‌دهند، جایی که انعطاف‌پذیری و کیفیت به‌عنوان مهم‌ترین معیارها شناخته شده‌اند. همچنین، جدول ۱۵ مقایسه‌ای بین سه روش مختلف مورد استفاده در این مقاله را نشان می‌دهد. روش پیشنهادی در این مقاله، ترکیبی از DEMATEL و SVM، با دقت و جامعیت بالا و نیاز به داده‌های کمتر، عملکرد بهتری ارائه می‌دهد. این روش با پیچیدگی متوسط، می‌تواند به شناسایی و پیش‌بینی دقیق‌تر تأثیر معیارها کمک کند و در نهایت، به تصمیم‌گیری‌های بهتر و بهینه‌سازی زنجیره تامین منجر شود. در نتیجه، با ترکیب روش‌های مختلف و استفاده از مزایای هر یک، می‌توان به بهبود کلی عملکرد زنجیره تامین دست یافت. استفاده از یادگیری ماشین در کنار تحلیل‌های چندمتغیره، امکان بهره‌گیری از داده‌های بزرگ و متنوع را فراهم می‌کند و به تصمیم‌گیری‌های دقیق‌تر و کارآمدتر منجر می‌شود.

جدول ۱۵. مقایسه کارایی سه روش برای تحلیل معیارهای زنجیره تامین

روش	معیار	مزایا	معایب	عملکرد
ماتریس DEMATEL	شناسایی تأثیر معیارها بر یکدیگر	بصری و قابل فهم	به قضاوت متخصصان نیاز دارد	متوسط
پیش‌بینی SVM	پیش‌بینی روابط بین معیارها	دقت بالا	نیاز به داده‌های زیاد و آموزش دارد	بالا
روش پیشنهادی	شناسایی و پیش‌بینی تأثیر معیارها و دقت	دقت و جامعیت بالا و نیاز به داده‌های کمتر	پیچیدگی متوسط	بهترین

چالش‌ها و محدودیت‌هایی نیز در مقابل روش پیشنهادی مطرح است. یک چالش در دسترس بودن و کیفیت داده‌های مورد نیاز برای برآورد دقیق است. مدل‌های پیش‌بینی دقیق به شدت به داده‌های تاریخی متکی هستند که ممکن است همیشه به آسانی در دسترس یا قابل اعتماد نباشند. علاوه بر این، باید به عوامل خارجی مانند شرایط بازار یا اختلالاتی که ممکن است بر دقت پیش‌بینی‌ها تأثیر بگذارد، توجه شود. در نهایت اینکه بازارها و شرایط زنجیره تامین به طور مداوم تغییر می‌کنند. مدل‌های پیش‌بینی باید قادر باشند تا به سرعت به این تغییرات واکنش نشان دهند و خود را با شرایط جدید تطبیق دهند، که این امر نیازمند به‌روزرسانی مداوم مدل‌ها است. در نهایت دستیابی به تعادل بین این معیارها چالش برانگیز است. به‌عنوان مثال، افزایش کیفیت ممکن است به افزایش هزینه‌ها منجر شود و کاهش هزینه‌ها ممکن است بر کیفیت محصول تأثیر بگذارد.

۵. نتیجه‌گیری و پیشنهادها

با وجود پیشرفت‌های قابل توجه در کاربرد الگوریتم‌های یادگیری ماشین در حوزه زنجیره تامین، پژوهش‌های پیشین اغلب با چالش‌هایی نظیر عدم توجه به ویژگی‌های خاص صنایع و کمبود زیرساخت‌های فنی مناسب مواجه بوده‌اند. این محدودیت‌ها منجر به ناکارآمدی در پیش‌بینی‌ها و تصمیم‌گیری‌ها و در نتیجه، تشدید پدیده شلاق در زنجیره تامین می‌شود. پژوهش حاضر با تمرکز بر دو صنعت خاص و

بهره‌گیری از اینترنت اشیا، گامی مهم در جهت رفع این محدودیت‌ها برداشته است. با ترکیب روش‌های سنتی تحلیل زنجیره تامین با الگوریتم‌های یادگیری ماشین، این پژوهش توانسته است به نتایج دقیق‌تری دست یابد.

با تحلیل و اولویت‌بندی دقیق معیارهای پیشنهادی این پژوهش، ضمن انجام اصلاحات هدفمند در زنجیره تامین، منابع به طور اثربخش‌تری تخصیص داده می‌شوند. انعطاف‌پذیری به عنوان مهم‌ترین معیار، توانایی سازمان در تطابق با تغییرات مختلف را نشان می‌دهد. ارائه محصولات و خدمات باکیفیت در زنجیره تامین، به عنوان معیار کلیدی دیگر، رضایت مشتریان را افزایش داده و به ارتقای اعتبار سازمان می‌انجامد. تمرکز بر این معیار و بهبود مستمر فرآیندها، نقشی کلیدی در حفظ جایگاه رقابتی و دستیابی به مزیت رقابتی پایدار ایفا می‌کند. بهینه‌سازی هزینه‌ها در تمامی مراحل زنجیره تامین، عاملی ضروری برای افزایش سودآوری و ارتقای سلامت مالی سازمان است. با اولویت‌بندی این معیار و یافتن راه‌حل‌های نوآورانه، مدیران می‌توانند ضمن کاهش هزینه‌ها، بدون افت کیفیت، به اهداف سازمانی دست یابند. زمان تحویل، اگرچه معیاری حائز اهمیت است، اما به دلیل تاثیرگذاری کمتر بر عملکرد کلی سازمان، در اولویت پایین‌تری قرار می‌گیرد. با این حال، نباید از توجه به این معیار غافل شد، چرا که می‌تواند در جلب رضایت مشتریان و حفظ وفاداری آنها نقش داشته باشد. برخی راهکارهای آتی برای توسعه این مطالعه عبارتند از:

- مطالعات موردی گسترده‌تر: در آینده قصد داریم مطالعات موردی گسترده‌تری با سناریوهای مختلف انجام دهیم تا راهکارهای پیشنهادی را در شرایط مختلف و پیچیده‌تر ارزیابی کنیم. این رویکرد به ما کمک خواهد کرد تا قابلیت اجرایی و اثربخشی راهکارها را در محیط‌های گوناگون و متنوع بررسی و بهبود بخشیم.
- تحلیل عمیق‌تر هایپرپارامترهای SVM: قصد داریم در کارهای آتی به طور مفصل‌تر به بررسی و تنظیم هایپرپارامترهای SVM مانند C و γ پردازیم تا دقت و توانایی تعمیم مدل به داده‌های جدید را بهبود بخشیم.
- مقایسه با سایر روش‌ها: بررسی و مقایسه روش‌های دیگر مانند شبکه‌های عصبی، درخت تصمیم و رگرسیون خطی با SVM برای ارزیابی کارایی و دقت این روش‌ها در پیش‌بینی عملکرد و اولویت‌بندی معیارهای زنجیره تامین.
- توسعه ابزارهای تصمیم‌گیری: توسعه ابزارهای نرم‌افزاری و داشبوردهای مدیریتی که از نتایج تحلیل‌های DEMATEL و SVM استفاده کنند تا مدیران بتوانند به راحتی و به صورت تعاملی از این نتایج در تصمیم‌گیری‌های خود بهره ببرند.

تعارض منافع. برای ارائه مطالب و نگارش این مقاله هیچ‌گونه کمک مالی از هیچ فرد، نهاد و سازمانی دریافت نشده است و نتایج و دستاوردهای این مقاله به نفع یا ضرر سازمان یا فردی خاص نخواهد بود. حضور نویسندگان در این پژوهش به‌عنوان شاهدی بی‌طرف ولی متخصص بوده است و نویسندگان هیچ‌گونه تعارض منافی ندارند.

منابع

1. Aamer, A., Eka Yani, L., & Alan Priyatna, I. (2020). Data analytics in the supply chain management: Review of machine learning applications in demand forecasting. *Operations and Supply Chain Management: An International Journal*, 14(1), 1-13.
2. Anguita, D., Ridella, S., Riviaccio, F., & Zunino, R. (2003). Hyperparameter design criteria for support vector classifiers. *Neurocomputing*, 55(1), 109-134. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0925-2312\(03\)00430-2](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0925-2312(03)00430-2)
3. Bhosale, V., & Kant, R. (2019). An integrated fuzzy Delphi and fuzzy inference system for ranking the solutions to overcome the supply chain knowledge flow barriers. *International Journal of Information and Decision Sciences*, 11, 320. <https://doi.org/10.1504/IJIDS.2019.103353>
4. Esmaeili, M., Olfat, L., Amiri, M., & Raeesi Vanani, I. (2023). Classification and Allocation of Suppliers to Customers in Resilience Supply Chains Using Machine Learning. *Journal of Industrial Management Perspective*, 13(3), 39-70. <https://doi.org/10.48308/jimp.13.3.39> . (In Persian)
5. Fattahi, M., Mahootchi, M., & moattar husseini, M. (2015). Integrated strategic and tactical supply chain planning with price-sensitive demands. *Annals of Operations Research*, 242. <https://doi.org/10.1007/s10479-015-1924-3>

6. Gheidar-Kheljani, J., & Halat, K. (2024). A Model for R&D Investment, Operational Decision-Making and Cooperative Contracts of a Supply Chain in Complex Product Systems: Game Theoretic Approach. *Journal of Industrial Management Perspective*, 14(1), 35-56. <https://doi.org/10.48308/jimp.14.1.35>. (In Persian)
7. Hasan, R., Kamal, M. M., Daowd, A., Eldabi, T., Koliouisis, I., & Papadopoulos, T. (2024). Critical analysis of the impact of big data analytics on supply chain operations. *Production Planning & Control*, 35(1), 46-70. <https://doi.org/10.1080/09537287.2022.2047237>
8. Huq, F., Stafford, T. F., Khurram S. Bhutta, M., & Kanungo, S. (2010). An examination of the differential effects of transportation in supply chain optimization modeling. *Journal of Manufacturing Technology Management*, 21(2), 269-286.
9. Janine, Z. (2023). A Quantitative Analysis of Big Data Analytics Capabilities and Supply Chain Management. In A.-F. Marco Antonio (Ed.), *Machine Learning and Data Mining Annual Volume 2023* (pp. Ch. 3). IntechOpen. <https://doi.org/10.5772/intechopen.111473>
10. Karimi, F., Haghghat Monfared, J., & Keramati, M. (2024). Evaluating the Resilience and Sustainability of the Supply Chain with the Integrated Approach of the Theory of Constraints, Process Approach and Multi-Criteria Decision Making (Case of Study: Offshore Sector of the Oil Industry). *Journal of Industrial Management Perspective*, 14(2), 34-65. <https://doi.org/10.48308/jimp.14.2.34>. (In Persian)
11. Kumar Raja, D. R., Hemanth Kumar, G., & Lakshmi Sagar, P. (2022, 2022//). Data Mining Approach for Prediction of Various Risk Factors in Supply Chain Management. Proceedings of the International Conference on Computer Vision, High Performance Computing, Smart Devices and Networks, Singapore.
12. Kynast, M., & Marjanovic, O. (2016). Big Data in Supply Chain Management—Applications, Challenges and Benefits.
13. Lin, H., Lin, J., & Wang, F. (2022). An innovative machine learning model for supply chain management. *Journal of Innovation & Knowledge*, 7(4), 100276. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jik.2022.100276>
14. Lin, Q., Zhao, Q., & Lev, B. (2020). Cold chain transportation decision in the vaccine supply chain. *European Journal of Operational Research*, 283(1), 182-195. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ejor.2019.11.005>
15. Memiş, S., Enginoğlu, S., & Erkan, U. (2022). A new classification method using soft decision-making based on an aggregation operator of fuzzy parameterized fuzzy soft matrices. *Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences*, 30, 871-890. <https://doi.org/10.3906/elk-2106-28>
16. Mortazavi, S., & Seif Barghy, M. (2024). Retail Chain Stores Location using Integrated Interval-Valued Intuitionistic Fuzzy AHP and TOPSIS: Case Study Ofogh Kourosh Stores. *Journal of Industrial Management Perspective*, 14(1), 135-159. <https://doi.org/10.48308/jimp.14.1.135>. (In Persian)
17. Nozari, H., & Edalatpanah, S. A. (2023). Smart Systems Risk Management in IoT-Based Supply Chain. In H. Garg (Ed.), *Advances in Reliability, Failure and Risk Analysis* (pp. 251-268). Springer Nature Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-19-9909-3_11
18. Park, K. J. (2021). Determining the Tiers of a Supply Chain Using Machine Learning Algorithms. *Symmetry*, 13(10), 1934. <https://www.mdpi.com/2073-8994/13/10/1934>
19. Quayson, M., Bai, C., Effah, D., & Ofori, K. S. (2024). Machine Learning and Supply Chain Management. In J. Sarkis (Ed.), *The Palgrave Handbook of Supply Chain Management* (pp. 1327-1355). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-031-19884-7_92
20. Rejeb, A., Simske, S., Rejeb, K., Treiblmaier, H., & Zailani, S. (2020). Internet of Things research in supply chain management and logistics: A bibliometric analysis. *Internet of Things*, 12, 100318. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.iot.2020.100318>
21. Roknedini, S. A., Andalib Ardakani, D., Zare Ahmadabadi, H., & Hosseini Bamkan, S. M. (2023). Modeling the Enablers of Industry 4.0 in the Implementation of a Sustainable Supply Chain with Fuzzy DEMATEL-ANP. *Journal of Industrial Management Perspective*, 13(1), 141-172. <https://doi.org/10.48308/jimp.13.1.141>. (In Persian)
22. Rolf, B., Jackson, I., Müller, M., Lang, S., Reggelin, T., & Ivanov, D. (2023). A review on reinforcement learning algorithms and applications in supply chain management. *International Journal of Production Research*, 61(20), 7151-7179. <https://doi.org/10.1080/00207543.2022.2140221>
23. Salazar-Concha, C., & Ramírez-Correa, P. (2021). Predicting the Intention to Donate Blood among Blood Donors Using a Decision Tree Algorithm. *Symmetry*, 13(8).
24. Shibu, N., & Agarwal, R. (2023). Analysing and Visualising trends for Supply Chain Demand Forecasting. 2023 International Conference on Computational Intelligence and Sustainable Engineering Solutions (CISES),
25. Shih, H., & Rajendran, S. (2019). Comparison of Time Series Methods and Machine Learning Algorithms for Forecasting Taiwan Blood Services Foundation's Blood Supply. *Journal of Healthcare Engineering*, 2019, 6123745. <https://doi.org/10.1155/2019/6123745>
26. Singh, A., Dwivedi, A., & Dubey, S. (2022). Rethink supply chain management: A machine learning perspective.

27. Trkman, P., McCormack, K., de Oliveira, M. P. V., & Ladeira, M. B. (2010). The impact of business analytics on supply chain performance. *Decision support systems*, 49(3), 318-327. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.dss.2010.03.007>
28. Trkman, P., McCormack, K., Oliveira, M., & Ladeira, M. (2010). The Impact of Business Analytics on Supply Chain Performance. *Decision Support Systems*, 49, 318-327. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2010.03.007>
29. Twumasi, C., & Twumasi, J. (2022). Machine learning algorithms for forecasting and backcasting blood demand data with missing values and outliers: A study of Tema General Hospital of Ghana. *International Journal of Forecasting*, 38(3), 1258-1277. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2021.10.008>
30. Vazquez Reyes, B. O., Teixeira, T., Colmenero, J. C., & Picinin, C. T. (2023). Assessing educational methods for tomorrow's supply chain leaders with the integration of skill development priorities: a fuzzy decision-making approach. *Journal of Enterprise Information Management*, 36(2), 349-380.