ارائه یک رویکرد یادگیری ماشین نظارت‌شده برای شبیه‌سازی مبتنی بر داده در مسئله انتخاب تأمین‌کننده

مهدیه دولتی دولت‌آباد
کارشناسی ارشد، دانشکده مهندسی صنایع، دانشکدگان فنی، دانشگاه تهران، تهران، ایران mahdiyeh.dolati@ut.ac.ir
هما بهمردی کلانتری
کارشناسی ارشد، دانشکده مهندسی صنایع، دانشکدگان فنی، دانشگاه تهران، تهران، ایران behmardi.homa@ut.ac.ir
فاطمه میرسعیدی
دانشجوی دکتری، دانشکده مهندسی صنایع، دانشکدگان فنی، دانشگاه تهران، تهران، ایران fatemeh.mirsaeedi@ut.ac.ir
محمد شیخ علیشاهی[1]
استادیار، دانشکده مهندسی صنایع، دانشکدگان فنی، دانشگاه تهران، تهران، ایران m.alishahi@ut.ac.ir

چکیده

با رقابتی شدن فضای صنعت و کسب و کارها، استفاده از فناوری‌های جدید داده‌محور و روش‌های یادگیری ماشین در ارزیابی و انتخاب تأمین‌کنندگان اهمیت پیدا می‌کند. در این پژوهش ابتدا با استفاده از نرم‌افزار ارنا یک مسئله انتخاب تأمین‌کننده شبیه‌سازی می‌شود. مجموعه داده استخراج‌شده از شبیه‌سازی به عنوان ورودی مدل یادگیری ماشین در نظر گرفته می‌شود. سپس با استفاده از الگوریتم‌های درخت تصمیم، K نزدیک‌ترین همسایه و رگرسیون لجستیک، داده‌ها بررسی می‌شوند. بر اساس نتایج، الگوریتم درخت تصمیم با دقت فوق‌العاده‌ی ۹۹٪، الگوریتم رگرسیون لجستیک با دقت ۹۸٪ و الگوریتم K نزدیک‌ترین همسایه با دقت ۹۶٪ تخصیص سفارش را به تأمین‌کنندگانی انجام می‌دهند که بیشترین احتمال موفقیت را در تحویل به موقع آن سفارش دارند. رویکرد ما در تجزیه و تحلیل پایگاه تأمین، شناسایی تأمین‌کنندگان حیاتی یا ترکیبی از آن‌ها و به حداقل رساندن اختلالات ناشی از عملکرد نامطلوب تأمین‌کنندگان ارزشمند است.

واژه‌های کلیدی: شبیه‌سازی، یادگیری ماشین، انتخاب تأمین‌کننده، زنجیره تأمین داده‌محور

---

[1] نویسنده مسئول

Proposing a Supervised Machine Learning Approach for Data-driven Simulation in Supplier Selection Problem

M. Dolati Dolatabad, mahdiyeh.dolati@ut.ac.ir
M.Sc. degree, School of Industrial Engineering, College of Engineering, University of Tehran, Tehran, Iran
H. Behmardi Kalantari, behmardi.homa@ut.ac.ir
M.Sc. degree, School of Industrial Engineering, College of Engineering, University of Tehran, Tehran, Iran
F. Mirsaeedi, fatemeh.mirsaeedi@ut.ac.ir
Ph.D. candidate, School of Industrial Engineering, College of Engineering, University of Tehran, Tehran, Iran
M. Sheikhalishahi, (corresponding author**),** m.alishahi@ut.ac.ir
Assistant Professor, School of Industrial Engineering, College of Engineering, University of Tehran, Tehran, Iran

Abstract

Supplier selection is a crucial aspect of supply chain management. Traditionally, multi-criteria decision-making methods and experts' experience have been the go-to approaches for this process. However, in today's highly competitive business environment, making decisions with both speed and accuracy has become paramount. Consequently, the utilization of innovative data-driven technologies and machine learning methods has gained significant importance. Surprisingly, the combination of simulation and machine learning has received limited attention in research endeavors. In this study, supplier performance is evaluated based on specific characteristics utilizing a combination of simulation and machine learning techniques. The research investigates its applications in data-driven decision support for supplier selection. we tackled the supplier selection challenge by simulating the problem using Arena software. The dataset generated from the simulation served as input for our machine learning model. We employed different algorithms, namely Decision Tree (DT), K-Nearest Neighbor (KNN), and Logistic Regression (LR), to analyze the data. Our research demonstrates the remarkable effectiveness of machine learning algorithms in supplier selection. Based on the results, the DT algorithm with 99% accuracy, the LR algorithm with 98% accuracy, and the KNN algorithm with 96% accuracy assign orders to suppliers who have the highest probability of success in delivering them on time. Our approach proves invaluable in analyzing the supplier base and identifying critical suppliers or combinations thereof, minimizing disruptions caused by adverse supplier performance. These findings underscore the potential of integrating advanced computational methods to significantly enhance decision-making processes within supplier selection in supply chain management. Our analysis highlights the pivotal role of integrating simulation and machine learning techniques, offering a robust framework for improving supplier selection methods in the fast-paced and competitive landscape of modern industries. This approach not only improves existing methods but also promises a new era in supply chain management. The synergy of simulation and machine learning can create a revolution in the way businesses choose strategic suppliers and ensure speed and accuracy in decision-making processes.

Keywords: Simulation, Machine learning, Supplier selection, Data-driven supply chain

۱. مقدمه

یکی از چالش‌های محوری در حوزه مدیریت زنجیره تأمین، انتخاب تأمین‌کننده است که به طور قابل توجهی بر کارایی و رقابت کسب و کار تأثیر می‌گذارد [۱]، [۲]. در محیط‌های ساخت به‌صورت سفارشی و زنجیره‌های تأمین مشتری‌محور، سطح خدمات مشتری از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است، زیرا می‌توان آن را به عنوان جایگزینی برای هزینه‌های کمبود که تخمین آن دشوار است، تحلیل کرد. با ایجاد تعادل بین استحکام و چابکی می‌توان یک زنجیره تأمین انعطاف‌پذیر را تشکیل داد. انعطاف‌پذیری باعث می‌شود در فروش و تأمین تقاضا و سطح سرویس، اختلال کمتری ایجاد شود. در نتیجه هزینه اختلالات را کاهش می‌دهد و اجرای برنامه زمان‌بندی را آسان‌تر می‌کند. انعطاف‌پذیری را می‌توان با افزایش هزینه‌های اولیه و ایجاد افزونگی در ظرفیت تولید، ایجاد حمل‌ونقل جایگزین، افزایش موجودی، تأمین‌کنندگان پشتیبان و ... ایجاد نمود. ایجاد افزونگی علاوه بر تأثیرگذاری بر انعطاف‌پذیری، برچابکی در زنجیره تأمین نیز تأثیر مثبت می‌گذارد. دو روش مؤثر در افزایش انعطاف‌پذیری و چابکی زنجیره تأمین، روش‌های شبیه‌سازی و بهینه‌سازی هستند.

برای طراحی و برنامه‌ریزی، روش‌های بهینه‌سازی مناسب هستند و می‌توان از طریق مدل‌های شبیه‌سازی آن‌ها را بهبود داد و به صورت پویا شاخص‌های کلیدی عملکرد مهم مرتبط با نرخ بازپرسازی، ریسک، قابلیت اطمینان، انعطاف‌پذیری و ... را مشاهده کرد. همچنین تأثیر اختلالات مختلف را در زمان می‌توان به وسیله‌ی شبیه‌سازی مشاهده کرد. تجزیه و تحلیل به‌وسیله‌ی شبیه‌سازی برای برنامه‌ریزی زنجیره تأمین به خصوص توزیع‌کنندگان اهمیت دارد. همچنین به تصمیم‌گیری مدیران نیز کمک می‌کند. گسترش استفاده از مدل‌های شبیه‌سازی و بهینه‌سازی حتی تا سطوح عملیاتی با در دسترس بودن آنی داده‌ها در زنجیره تأمین به وسیله‌ی دوقلوی دیجیتال ممکن می‌شود. این کار با ترکیب بهینه‌سازی، شبیه‌سازی و داده‌های به‌روز انجام می‌شود.

تکامل سیستم‌های اطلاعاتی و ارتباطی راه را برای هوشمندسازی زنجیره‌های تأمین هموار کرده است [۳]. ویژگی‌های چندوجهی تأمین‌کنندگان که نشان‌دهنده نقاط داده گسترده است، را می‌توان با استفاده از روش‌های یادگیری ماشین تحلیل کرد. با توجه به معیارهای متنوع ضروری برای صنایع، از جمله کیفیت محصول، عملکرد تحویل، هزینه و قابلیت اطمینان، محققان از ادغام تکنیک‌های هوش مصنوعی در انتخاب تأمین‌کننده برای دستیابی به راه‌حل‌های بهینه و عملی حمایت کرده‌اند. ادغام فناوری‌های جدید مبتنی بر داده و روش‌های یادگیری ماشین به عنوان یک راه حیاتی برای بهبود فرایند انتخاب تأمین‌کننده ظاهر شده است [۴].

در این مطالعه، عملکرد تأمین‌کننده بر اساس ویژگی‌های خاص، با استفاده از ترکیب شبیه‌سازی و تکنیک‌های یادگیری ماشین توسعه داده شده است و کاربردهای آن برای پشتیبانی تصمیم‌گیری مبتنی بر داده در انتخاب تأمین‌کننده بررسی می‌شود. تحویل به موقع به‌عنوان شاخصی برای قابلیت اطمینان تأمین‌کننده در نظر گرفته می‌شود. نتایج نشان می‌دهد که ترکیبی از یادگیری ماشین نظارت‌شده و شبیه‌سازی، اگر به درستی استفاده شود، قابلیت اطمینان تحویل را بهبود می‌بخشد. رویکرد ما همچنین می‌تواند هنگام تجزیه و تحلیل پایگاه تأمین‌کننده و کشف تأمین‌کنندگان حیاتی ارزشمند باشد. یافته‌ها پیشرفت‌های قابل توجهی را نشان می‌دهند که الگوریتم‌های درخت تصمیم، رگرسیون لجستیک و K نزدیک‌ترین همسایه به ترتیب به دقت ۹۹٪، ۹۸٪ و ۹۶٪ دست یافته‌اند. این یافته‌ها نه تنها روش‌های موجود را بهبود می‌بخشند، بلکه راه را برای عصر جدیدی در مدیریت زنجیره تأمین هموار می‌کنند. ترکیب شبیه‌سازی و یادگیری ماشین تحولی در نحوه انتخاب استراتژیک کسب و کارها برای تأمین‌کنندگان ایجاد می‌کند و سرعت و دقت در فرایندهای تصمیم‌گیری را تضمین می‌کند. هدف اصلی مقاله ارتقای فرایند انتخاب تأمین‌کننده در مدیریت زنجیره تأمین با استفاده از فناوری‌های نوآورانه مبتنی بر داده و روش‌های یادگیری ماشین، به ویژه از طریق ادغام تکنیک‌های

شبیه‌سازی و یادگیری ماشین است. این پژوهش اثربخشی الگوریتم‌های یادگیری ماشین را در تخصیص سفارشات به تأمین‌کنندگان با بیشترین احتمال موفقیت در تحویل به موقع آن‌ها نشان می‌دهد، در نتیجه اختلالات ناشی از عملکرد نامطلوب تأمین‌کننده را به حداقل می‌رساند.

به طور خلاصه، نوآوری‌های این مطالعه در چهار حوزه‌ی کلیدی زیر دسته‌بندی می‌شود:

اولاً، یک رویکرد ترکیبی جدید مبتنی بر شبیه‌سازی و تکنیک‌های یادگیری ماشین برای بررسی عملکرد تأمین‌کنندگان یک شرکت تولیدکننده کامپیوتر براساس معیارهای مشخص پیشنهاد شده است که می‌تواند با تصمیم‌گیری بهتر، با سناریوهای پیچیده‌تر سازگار شود و مدیریت حجم وسیعی از اطلاعات و کاهش عدم قطعیت تصمیم‌گیری را بدون تکیه بر نظر و مداخله متخصصان ممکن سازد. دوماً، هزینه حمل و نقل به‌عنوان یک معیار اصلی مورد توجه قرار گرفته است. سوماً، تأمین‌کنندگان برای سفارش مواد اولیه چندین محصول انتخاب می‌شوند. بنابراین، هزینه‌های سفارش را می‌توان با ترکیب سفارشات برای چندین محصول در یک سفارش به حداقل رساند و نهایتاً ممیزی کیفیت برای محصولات مختلف به طور همزمان اجرا می‌شود. علاوه بر این، امکان استفاده از تأمین‌کننده جایگزین در صورت عدم تأمین از سوی تأمین‌کننده‌ای که در قرارداد متعهد شده است، مورد توجه قرار گرفته است. در آخر، مدل و روش حل پیشنهادی از طریق یک مطالعه موردی در یکی از شرکت‌های تولیدکننده کامپیوتر اجرا شده است.

سؤالات اصلی این پژوهش به شرح زیر خلاصه می‌شود:

۱.ترکیب پیشنهادی شبیه‌سازی و یادگیری ماشین چگونه مسئله انتخاب تأمین‌کننده را در مقایسه با روش‌های موجود بهبود می‌بخشد؟

۲.دقت و اثربخشی مدل پیشنهادی انتخاب تأمین‌کننده با استفاده از شبیه‌سازی و الگوریتم‌های یادگیری ماشین چقدر است؟

۳.چه پیامدهای عملی را می‌توان از یافته‌های پژوهش در مورد کاربرد مدل‌های مبتنی بر داده در انتخاب تأمین‌کننده نتیجه گرفت و چگونه سازمان‌ها می‌توانند به طور مؤثر این بینش‌ها را برای تقویت عملکرد زنجیره تأمین خود اجرا کنند؟

در ادامه، این پژوهش به شرح زیر سازماندهی شده است. بخش ۲ ادبیات مرتبط فعلی در مورد رویکردهای انتخاب تأمین‌کننده و سیستم‌های پشتیبانی تصمیم مبتنی بر داده را مورد بررسی قرار خواهد داد. بخش ۳ یک رویکرد ترکیبی برای انتخاب تأمین‌کننده، با ترکیب شبیه‌سازی و یادگیری ماشین را شرح می‌دهد. بخش ۴ نتایج حاصل از مدل یادگیری ماشین با استفاده از مجموعه‌داده به دست‌آمده از شبیه‌سازی همراه با تجزیه و تحلیل نتایج را ارائه می‌دهد. در نهایت، بخش ۵ نتیجه‌گیری و تعدادی از جهت‌گیری‌های تحقیقاتی آینده را معرفی می‌کند.

۲. مرور ادبیات

پژوهش در مورد انتخاب تأمین‌کننده بسیار گسترده بوده است، که اولین انتشارات در این زمینه به دهه ۱۹۶۰ باز می‌گردد. در دهه‌های گذشته روش‌های انتخاب تأمین‌کننده توسعه یافته است، یکی از رایج‌ترین آن‌ها استفاده از روش‌های تصمیم‌گیری چند معیاره (MCDM) می‌باشد. در فرایند تصمیم‌گیری، باید چندین معیار به طور همزمان برای یافتن جواب بهینه، درنظر گرفته شوند [۵]. مطالعات متعددی در ادبیات، در زمینه انتخاب تأمین‌کننده وجود دارد که به‌طور نمونه می‌توان به کارهای انجام شده توسط چاندرا گری و همکاران (۲۰۲۲) [۶]، احمد و همکاران (۲۰۲۲) [۷]، شانگ و همکاران (۲۰۲۲) [۸]، ایشیزاکا و همکاران (۲۰۲۳) [۹] و خزائی و همکاران (۲۰۲۳) [۱۰] اشاره نمود. اما مطالعات کمی از شبیه‌سازی و یادگیری ماشین برای بهبود کارایی و اثربخشی در ارزیابی و انتخاب تأمین‌کننده استفاده کرده‌اند. در این بخش ابتدا مقالات انتخاب تأمین‌کننده در دو حوزه «شبیه‌سازی» و «یادگیری ماشین» بررسی می‌شود. سپس شکاف‌های تحقیقات ارائه می‌شوند.

کابادایی و دهقانی (۲۰۲۲) یک سیستم پشتیبانی تصمیم توسعه داده‌اند که به مدیران کمک می‌کند تا مجموعه‌ای از معیارهای مؤثر را برای فرایند انتخاب

تأمین‌کننده انتخاب کنند. سیستم پشتیبانی تصمیم ارائه شده توسط آن‌ها یک ادغام سه‌گانه از MCDM، شبیه‌سازی و بهینه‌سازی است. بدین‌منظور، به‌وسیله‌ی MCDM ترکیبی از معیارها برای انتخاب تأمین‌کنندگان مورد استفاده قرار می‌گیرد. سپس از یک مدل شبیه‌سازی برای ارزیابی عملکرد سیستم زنجیره تأمین با درنظرگرفتن تأمین‌کنندگان انتخاب‌شده استفاده می‌شود. براساس نتایج شبیه‌سازی، یک الگوریتم فراابتکاری چندهدفه برای یافتن ترکیب‌های ایده‌آل از معیارها برای به‌حداکثررساندن عملکرد زنجیره تأمین استفاده می‌شود [۱۱].

ساپوترو و همکاران (۲۰۲۳) یک رویکرد دو مرحله‌ای مبتنی بر تصمیم‌گیری چند معیاره یکپارچه (MCDM) و شبیه‌سازی-بهینه‌سازی چند هدفه توسعه داده‌اند. ابتدا با استفاده از روش‌های MCDM از جمله FuzzyAHP و TOPSIS، برای محاسبه امتیازات تأمین‌کنندگان استفاده کرده‌اند. سپس با استفاده از شبیه‌سازی-بهینه‌سازی، معیارهای مربوط به هزینه را ترکیب کرده و اختلالات عرضه و پارامترهای غیرقطعی تأمین‌کننده-خریدار را درنظرمی‌گیرند. نهایتا با اجرای رویکردشان بر روی داده‌های تولیدشده بر اساس مطالعات قبلی، تأثیر تصمیم‌گیرنده و وزن هدف را ارزیابی کرده که انتخاب تأمین‌کننده مهم درنظرگرفته می‌شود [۱۲].

حاجیان حیدری (۲۰۲۳) یک مدل زنجیره تأمین مبتنی بر سناریو برای خرید جهانی محصولات قابل تعویض معرفی کرده و به‌عنوان یک روش حل، یک رویکرد شبیه‌سازی-بهینه‌سازی پیشنهاد داده است. مدل بر روی داده‌های اصلاح‌شده اتخاذ شده از یک مطالعه موردی اعمال شده و تحلیل‌های حساسیت (بر روی نگرش ریسک خرده‌فروشان، قابلیت جایگزینی محصول و نرخ ارز) برای مقادیر مختلف پارامترها ارائه شده است [۱۳].

عبدالله و همکاران (۲۰۲۳) یک رویکرد یکپارچه را پیشنهاد کرده‌اند که یادگیری ماشین را با روش MARCOS برای فرایند ارزیابی تأمین‌کنندگان ترکیب کرده‌اند. در رویکردشان از روش‌های اهمیت ویژگی با استفاده از یادگیری ماشین مبتنی بر درخت برای محاسبه وزن معیارهای انتخاب تأمین‌کننده استفاده شده است. پس از این وزن‌ها به عنوان بخشی از روش MARCOS برای رتبه‌بندی تأمین‌کنندگان و انتخاب تامین‌کننده با بالاترین رتبه استفاده شده است [۱۴].

ابولویفه و بهج (۲۰۲۳) کاربرد الگوریتم یادگیری ماشین را در فرایند انتخاب تأمین‌کننده بر اساس سفارشات و انتخاب‌های تأمین‌کننده گذشته بررسی می‌کنند. مدل پیشنهادی آن‌ها شرکت‌ها را قادر می‌سازد تا با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری نظارت‌شده، تأمین‌کنندگان مطلوب را از تأمین‌کنندگان نامطلوب پیش‌بینی کنند. برای این منظور، نتایج را با استفاده از سه الگوریتم یادگیری ماشین نظارت‌شده AdaBoost، SVM و KNN نشان می‌دهند [۱۵].

کاوالکانته و همکاران (۲۰۱۹) از یک تکنیک که شبیه‌سازی و یادگیری ماشین را ترکیب می‌کند و کاربردهای آن را برای پشتیبانی تصمیم‌گیری مبتنی بر داده در انتخاب تأمین‌کننده انعطاف‌پذیر مورد بررسی قرار می‌دهد، استفاده کرده‌اند. تحویل به موقع به عنوان شاخصی برای قابلیت اطمینان تأمین‌کننده در نظر گرفته می‌شود. نتایج نشان می‌دهد که ترکیبی از یادگیری ماشین نظارت‌شده و شبیه‌سازی، قابلیت اطمینان تحویل را بهبود می‌بخشد [۱۶].

کومار و همکاران (۲۰۲۳) یک سیستم پشتیبانی تصمیم مؤثر مبتنی بر یادگیری ماشین برای انتخاب تأمین‌کننده انعطاف‌پذیر از طریق مدل CTGAN پیشنهاد داده‌اند تا محدودیت در دسترس بودن داده‌های کافی را برطرف کنند. مدل پیشنهادی آن‌ها به تصمیم‌گیرندگان در انتخاب تأمین‌کننده برای کاهش ریسک عرضه و بهبود قابلیت اطمینان تحویل با پیش‌بینی انعطاف‌پذیرترین تأمین‌کننده برای هر سفارش، با استفاده از داده‌های تاریخی زنجیره تأمین کمک می‌کند. برای تولید داده‌های تراکنش مصنوعی از مدل‌های شبیه‌سازی و CTGAN استفاده شده است. علاوه بر این، احتمال تحویل به موقع توسط هر تأمین‌کننده و تاریخ تحویل مورد انتظار برای هر سفارش با استفاده از

مدل‌های ANN پیش‌بینی شده و عملکرد مدل‌های رگرسیون و طبقه‌بندی ارزیابی شده است [۱۷].

با توجه به بررسی‌های صورت‌گرفته، در ادبیات انتخاب تأمین‌کننده، ترکیب شبیه‌سازی و یادگیری ماشین، کمتر مورد توجه قرار گرفته است در حالی که می‌تواند مؤثر باشد.

براساس مرور ادبیات انجام شده و جدول ۱ شکاف‌های تحقیق عبارتند از: اولاً، در نظر گرفتن مشترک رویکرد شبیه‌سازی و تکنیک‌های یادگیری ماشین به طور گسترده در ادبیات انتخاب تأمین‌کننده مورد بحث قرار نگرفته است. دوماً، در نظر گرفتن همزمان هزینه‌های ثابت و متغیر محصولات شامل هزینه‌های خرید مواد اولیه، هزینه‌های سفارش‌دهی و هزینه‌های حمل و نقل که یک معیار حیاتی است در مطالعات قبلی کمتر مورد توجه قرار گرفته است. سوماً، براساس بررسی ما، در ادبیات کمتر به سفارش چندین محصول از تأمین‌کنندگان که موجب ترکیب سفارشات برای چندین محصول در یک سفارش و کاهش هزینه سفارش‌دهی می‌شود، پرداخته شده است. علاوه بر این، استفاده از تأمین‌کننده جایگزین برای سفارشی که تأمین‌کننده اولیه تأمین نکرده است، در مطالعات دیگر در نظر گرفته نشده است. با هدف پوشش دادن به این شکاف‌ها، مطالعه ما یک رویکرد ترکیبی مؤثر را ارائه می‌کند که می‌تواند برای بررسی عملکرد تأمین‌کنندگان شرکت تولیدکننده کامپیوتر مورد استفاده مدیران و متخصصان این حوزه قرار گیرد.

در مرحله اول، ما یک مسئله انتخاب تأمین‌کننده را با استفاده از نرم‌افزار ارنا شبیه‌سازی می‌کنیم و پویایی پیچیده سناریوهای دنیای واقعی را به تصویر می‌کشیم. با استفاده از داده‌های تولیدشده از این شبیه‌سازی به عنوان ورودی، از الگوریتم‌های مختلف یادگیری ماشین، از جمله درخت تصمیم، K نزدیک‌ترین همسایه و رگرسیون لجستیک استفاده می‌کنیم. این ادغام نوآورانه از تکنیک‌های شبیه‌سازی و یادگیری ماشین، امکان تجزیه و تحلیل دقیق فرایندهای انتخاب تأمین‌کننده را فراهم می‌کند و بینش‌های بی‌سابقه‌ای را در بهینه‌سازی تصمیم‌گیری در محیط‌های پیچیده زنجیره تأمین ارائه می‌دهد. مطالعه ما نشان‌دهنده یک تغییر روش در نحوه برخورد با مسائل انتخاب تأمین‌کننده نه تنها در چارچوب‌های نظری، بلکه در روش‌های عملی و مبتنی بر داده است.

جدول ۱. ویژگی‌های کلیدی تحقیقات مربوط به انتخاب تأمین‌کننده

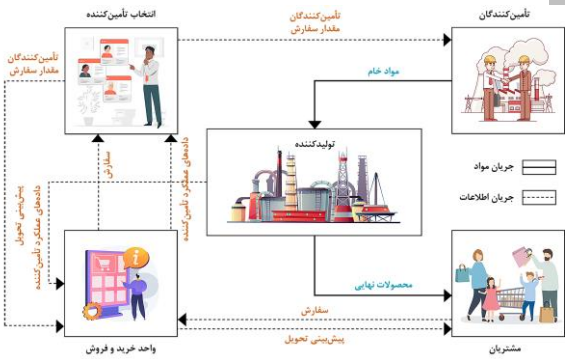
منابع	استراتژی منبع‌یابی		رویکرد حل مسئله		چند محصولی	هزینه‌های حمل و نقل	تأمین‌کننده جایگزین	مطالعه موردی
	تک منبعی	چند منبعی	شبیه‌سازی	یادگیری ماشین				
احمد و همکاران (۲۰۲۲)		✓				✓		شرکت تسمه نقاله
شانگ و همکاران (۲۰۲۲)		✓						تولیدکننده لیفتراک
ایشیزاکا و همکاران (۲۰۲۳)		✓			✓	✓		صنعت داروسازی
خزائی و همکاران (۲۰۲۳)		✓						تولیدکننده رنگ
کابادایی و دهقانی (۲۰۲۲)	✓	✓	✓		✓	✓		-
ساپوترو و همکاران (۲۰۲۳)		✓	✓			✓		شرکت مصالح ساختمانی
حاجیان حیدری (۲۰۲۳)		✓	✓		✓	✓		تجهیزات الکترونیکی
عبدالله و همکاران (۲۰۲۳)		✓		✓				شرکت نفت و گاز
ابولویفه و بهج (۲۰۲۳)		✓		✓				-
کاوالکانته و همکاران (۲۰۱۹)		✓	✓	✓				-
کومار و همکاران (۲۰۲۳)		✓	✓	✓				-
مطالعه حاضر		✓	✓	✓	✓	✓	✓	شرکت تولیدکننده کامپیوتر

۳. مدل‌سازی

۱.۳. مدل شبیه‌سازی

شبیه‌سازی امکان ارزیابی سناریوهای جایگزین و استراتژی‌های تصمیم‌گیری را در یک محیط مجازی بدون ریسک فراهم می‌کند. با شبیه‌سازی معیارها، سیاست‌ها و سناریوهای مختلف انتخاب تأمین‌کننده، محققان می‌توانند اثربخشی آن‌ها را ارزیابی کرده و استراتژی‌های بهینه را بدون ایجاد اختلال در عملیات واقعی شناسایی کنند. از طرف دیگر، انجام آزمایش‌ها در دنیای واقعی برای ارزیابی استراتژی‌های انتخاب تأمین‌کننده پرهزینه، زمان‌بر و غیرعملی است. شبیه‌سازی یک جایگزین مقرون به صرفه و کارآمد ارائه می‌دهد که به محققان اجازه می‌دهد تا به سرعت تکرار کنند، طیف گسترده‌ای از سناریوها را بررسی کنند و فرضیه‌ها را بدون متحمل شدن هزینه‌های قابل توجه آزمایش کنند.

در مطالعه حاضر، مدل شبیه‌سازی با نرم‌افزار ارنا انجام شده است و نشان‌دهنده یک زنجیره تأمین است که چهار تأمین‌کننده مواد اولیه دارد. جریان مواد و اطلاعات در شکل ۱ نشان داده شده است.



شکل ۱: مدل شبیه‌سازی

با توجه به پارامترهای مدل، سفارشات مواد اولیه پس از ادغام سفارش مشتری صورت می‌گیرد و مواد اولیه تنها تأمین لازم برای تولید محصولات نهایی هستند. سفارشات خرید با توزیع نرمال همانطور که در مقاله بوداغی و همکاران (۲۰۱۸) نشان داده شده است، مشخص می‌شوند [۱۸].

مفروضات اساسی مسئله عبارتند از:

- دو نوع محصول متفاوت در حال تحویل است و هزینه‌های سفارش با ترکیب سفارشات برای این دو محصول در یک سفارش به حداقل می‌رسد و نهایتاً ممیزی کیفیت برای محصولات مختلف به طور همزمان اجرا می‌شود.
- تأمین‌کنندگان دارای ظرفیت محدودی هستند.
- یک تأمین‌کننده ممکن است در یک دوره معین پاسخگوی نیاز تولیدکننده (به علت عدم تحویل به موقع که ناشی از تأخیر در حمل و نقل، کمبود موجودی یا اختلالات تولید است) نباشد. در اینصورت می‌توان از یک تأمین‌کننده جایگزین دیگر برای این منظور استفاده کرد.
- در تمامی دوره‌ها حداقل یکی از تأمین‌کنندگان قادر به پاسخگویی به نیاز تولیدکننده است و فرض بر این است که سیستم در هیچ دوره‌ای با کمبود مواجه نمی‌شود.
- همه پارامترها شناخته‌شده و قطعی هستند.

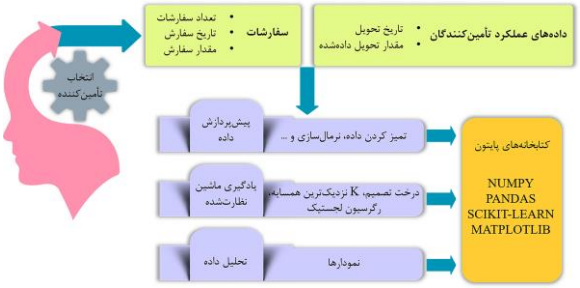
در این مطالعه، چهار تأمین‌کننده احتمالی در نظر گرفته شده‌اند و محدودیت‌های ذکر شده قبلی بر عملکرد تحویل تأمین‌کنندگان تأثیر می‌گذارد که بر اساس یک توزیع نرمال مدل‌سازی شده است.

۲.۳. مدل یادگیری ماشین

الگوریتم‌های یادگیری ماشین در یافتن بینش‌ها و الگوها در مجموعه داده‌های بزرگ، بسیار قدرتمند هستند. به طور خاص، استفاده از این الگوریتم‌ها در مدیریت زنجیره تأمین می‌تواند شیوه‌های تجاری فعلی و وظایف مدیریتی را دگرگون کند [۱۹]. یادگیری ماشین با یادگیری از داده‌های تاریخی، انجام پیش‌بینی‌ها و تحلیل‌های بسیار دقیق را در یک محیط اقتصادی ناپایدار ممکن می‌سازد [۲۰]. بنابراین، به سازمان‌ها اجازه می‌دهد تا الگوهای جدیدی را در داده‌ها کشف کنند و به تصمیم‌گیری، سازگاری، انعطاف‌پذیری بیشتر و بلوغ زنجیره تأمین توسعه‌یافته‌تر کمک می‌کند.

مجموعه داده استخراج‌شده از مدل ارنا به عنوان ورودی مدل یادگیری ماشین مورد استفاده و به وسیله زبان برنامه‌نویسی پایتون مورد ارزیابی و تجزیه و تحلیل قرار گرفته است. در شکل ۲ نمایی از آنچه در پایتون اتفاق

می‌افتد را مشاهده می‌کنید. از آنجا که داده‌های مورد نظر به وسیله شبیه‌سازی تولید شده‌اند، پایگاه داده از کیفیت خوبی برخوردار بوده و مسائلی مانند مقادیر از دست رفته، ترکیب داده‌های غیرممکن (به عنوان مثال مقدار منفی محصولات)، مقادیر صفر و غیره به ندرت رخ می‌دهند. بنابراین، مرحله پیش‌پردازش داده‌ها در مقایسه با پایگاه داده واقعی هنگام برخورد با مدل‌های شبیه‌سازی ساده‌تر است.



شکل ۲: مدل یادگیری ماشین نظارت‌شده برای انتخاب تأمین‌کننده

۴. مطالعه موردی: زنجیره تأمین مونتاژ کامپیوتر

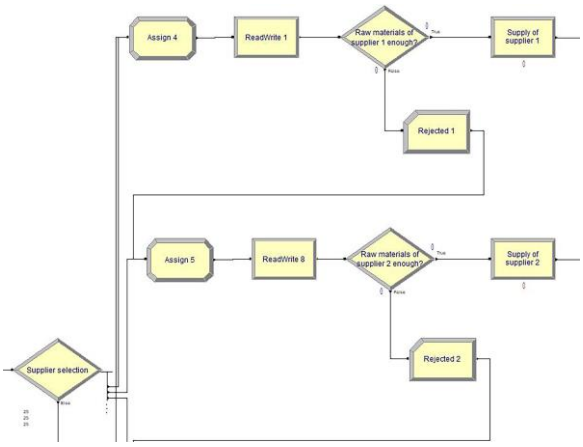
در این مقاله، یکی از شرکت‌های تولیدکننده کامپیوتر [۲۱] برای نشان دادن کاربردپذیری رویکرد پیشنهادی بررسی می‌گردد. در این سناریو، دو مدل کامپیوتر توسط تولیدکننده و بر اساس سفارش مشتری مونتاژ می‌شود. ریزپردازنده‌ها (CPUs) و هارد دیسک درایوها (HDDs) به‌عنوان دو قطعه اصلی مورد استفاده در کامپیوترها توسط چهار شرکت تأمین‌کننده تهیه می‌شوند. در این بخش نتایج و تحلیل‌های مربوط به مدل شبیه‌سازی و مدل یادگیری ماشین ارائه می‌شوند.

۱.۴. نتایج مربوط به مدل شبیه‌سازی

سفارشات در مدل به عنوان نهاد یا ورودی در نظر گرفته شده‌اند که در طی سیستم جریان می‌یابند. سفارشات به وسیله ماژول create با نام Order receive به‌صورت روزانه و در هر بار ورود حدود ۲۰ سفارش وارد شده و حداکثر تعداد ورودی‌ها ۵۰۰ می‌باشد که با رسیدن به این مقدار، ایجاد ورودی‌های جدید متوقف می‌شوند. بنابراین، تعداد سفارشات موجود ۱۰۰۰۰ بوده که دارای خصیصه‌هایی مانند مقدار سفارش و زمان مورد نیاز مشتری برای تحویل سفارش هستند که به وسیله ماژول assign با نام Assign 3 به ترتیب با توزیع نرمال با میانگین ۳۰۰۰ و انحراف معیار ۱۵۰۰ و توزیع یکنواخت با مقادیر ۳ تا ۵ و به واحد روز در نظر گرفته شده‌اند. همچنین به هر سفارش یک کد تخصیص داده شده است تا در طول مسیر متمایز از سایر سفارشات باشد. در شکل ۳ مدل توضیح داده‌شده را مشاهده می‌کنید.

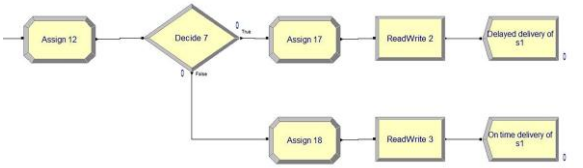
شکل ۳: ماژول‌های ورودی

در مرحله بعد سفارشات موجود به وسیله ماژول decide با نام Supplier selection به‌صورت احتمالی با میزان احتمال ۰/۲۵ برای هر تأمین‌کننده تقسیم می‌شوند. در این گام CPUها و HDDهای موجود هر تأمین‌کننده به وسیله توزیع نرمال تخصیص داده می‌شوند و سپس میزان CPUها و HDDهای مورد نیاز برای هر سفارش با CPUها و HDDهای موجود هر تأمین‌کننده مقایسه شده و تصمیم‌گیری می‌شود که آیا آن تأمین‌کننده قادر به تأمین سفارش مربوطه خواهد بود یا اینکه سفارش به تأمین‌کننده دیگری واگذار می‌شود. در این مرحله اطلاعات حاصل (کد سفارش، مقدار سفارش کامپیوتر نوع ۱، مقدار سفارش کامپیوتر نوع ۲، زمان سفارش، قرارداد با تأمین‌کننده، هزینه‌های ثابت، هزینه متغیر کامپیوتر نوع ۱، هزینه متغیر کامپیوتر نوع ۲ و هزینه کل) به وسیله ماژول ReadWrite با نام ReadWrite 1، ReadWrite 8 و ... در ۴ فایل با فرمت csv که هر فایل مربوط به قرارداد یک تأمین‌کننده است، ذخیره می‌شود. در شکل ۴ قسمتی از مدل مربوط به دو تأمین‌کننده (به علت وضوح تصویر به جهت اینکه برای سایر تأمین‌کنندگان نیز همین ماژول‌ها تکرار شده‌اند) نشان داده شده است.



شکل ۴ : ماژول‌های تصمیم‌گیری

در مرحله بعدی زمان تحویل سفارش کامپیوترها، بر اساس مقادیر سفارش کامپیوتر نوع ۱ و ۲ محاسبه شده و پس از آن زمان تحویل مربوط به هر سفارش به میزان ماکزیمم بین دو زمان تحویل منظور می‌گردد. سپس زمان تحویل هر سفارش با زمان مورد نیاز مشتری مقایسه شده و در این مرحله سفارشات با برچسب به موقع و سفارشات با برچسب دیرهنگام از هم متمایز می‌شوند که با ایجاد این ستون به عنوان متغیر هدف در مجموعه داده نهایی، یادگیری ماشین با عنوان یادگیری تحت نظارت انجام خواهد شد. همچنین هزینه‌های ثابت و متغیری برای حمل و نقل توسط تأمین‌کنندگان در نظر گرفته شده است. در این گام ۸ فایل با فرمت csv که هر فایل مربوط به تأمین از یک تأمین‌کننده با برچسب متفاوت (به موقع یا دیرهنگام) است، ذخیره می‌شوند. این فایل‌ها شامل کد سفارش، تأمین از تأمین‌کننده، زمان تحویل و متغیر هدف (سفارشات به موقع و دیرهنگام) هستند. در شکل ۵ قسمتی از ماژول‌ها که مربوط به تعیین برچسب برای یک تأمین‌کننده هستند، نشان داده شده‌اند.



شکل ۵ : ماژول‌های تعیین برچسب‌ها

با استفاده از مدلی که در نرم‌افزار ارنا پیاده‌سازی شده است، با استخراج ۱۲ فایل با فرمت csv (پیش‌تر توضیحات مربوط به این فایل‌ها داده شد) و سپس یکپارچه‌سازی این فایل‌ها به یک مجموعه‌داده واحد می‌رسیم. تعداد تکرارهای اجرای شبیه‌سازی با توجه به دامنه تغییرات نتایج و همگرایی آن‌ها، ۱۰ تکرار انتخاب شد. برای تأیید مدل با خبرگان و کارشناسان این حوزه مشورت شد و نتایج مدل شبیه‌سازی با انتظارات مقایسه شد و تحلیل رفتار مدل به خوبی اعتبار آن را تصدیق کرد. اعتبارسنجی مدل نیز با داده‌های مختلف و تحلیل حساسیت پارامترها انجام شد که مدل به خوبی تغییرات ورودی‌ها به خروجی‌ها را نشان می‌دهد. بنابراین، مجموعه‌داده نهایی استخراج‌شده از شبیه‌سازی به عنوان ورودی در مدل یادگیری ماشین مورد استفاده قرار می‌گیرد.

۲.۴. نتایج مربوط به مدل یادگیری ماشین

الگوریتم‌های یادگیری ماشین مورد استفاده در این مقاله با استفاده از Python 3.8.3 پیاده‌سازی شده است. این عملیات بر روی یک لپ‌تاپ با پردازنده Intel® Core™ i5 با فرکانس ۲.۵ گیگاهرتز و با ۴ گیگابایت رم اجرا شد. نتایج عددی به‌دست آمده از محاسبات در زیربخش‌های زیر ارائه شده است.

۱.۲.۴. پیش‌پردازش داده‌ها

در این بخش به تمیز کردن داده‌ها، نرمال‌سازی، کد کردن داده‌های غیرعددی و آماده‌سازی داده‌ها برای پیاده‌سازی الگوریتم‌های یادگیری ماشین می‌پردازیم. مجموعه داده موجود دارای ۱۰۰۰۰ سطر یا مشاهده (سفارشات) و ۱۱ ستون که ویژگی‌ها یا متغیرهای مستقل و هدف یا متغیر وابسته (خصیصه‌ها) می‌باشد. ده سطر اول این مجموعه داده را در جدول ۲ مشاهده می‌کنید.

با بررسی این مجموعه‌داده متوجه وجود برخی ناهماهنگی‌ها در ده درصد از داده‌های موجود شدیم که در آن‌ها با مقایسه زمان تحویل و زمان مورد نیاز مشتری تعدادی از برچسب‌ها به اشتباه نام‌گذاری شده بودند. در گام اول این مشکل را حل نموده و برچسب‌های اشتباه را تصحیح کردیم.

جدول ۲. ده سطر اول مجموعه‌داده به دست آمده از شبیه‌سازی

کد سفارش	مقدار سفارش کامپیوتر نوع ۱	مقدار سفارش کامپیوتر نوع ۲	زمان سفارش	قرارداد با تأمین‌کننده	تأمین از تأمین‌کننده	هزینه‌های ثابت	هزینه متغیر کامپیوتر نوع ۱	هزینه متغیر کامپیوتر نوع ۲	هزینه کل	زمان تحویل	متغیر هدف
۱	۲۴۵۹/۵۷۴	۶۴۷/۴۳۸	۵/۸۴۲	S1	S1	۱۰۰۰	۲۴۵۹۵/۷۴	۳۲۳۷/۱۸۸	۲۵۵۹۵/۷۴	۲/۸۳۹	به موقع
۲	۴۳۷۵/۰۴۴	۱۱۹۲/۰۵۵	۱۴/۴۶۱	S2	S2	۱۵۰۰	۲۱۸۷۵/۲۲۱	۹۵۳۶/۴۳۶	۲۳۳۷۵/۲۲۱	۴/۱۱۷	به موقع
۳	۴۸۲۵/۴۶۷	۴۴۹۹/۳	۱۴/۹۶۸	S3	S3	۷۰۰	۴۸۲۵۴/۶۷۳	۴۰۴۹۳/۶۹۸	۴۸۹۵۴/۶۷۳	۴/۱۳	به موقع
۴	۲۶۶۸/۰۸۱	۳۶۱۱/۴۹	۱۱/۶۷۷	S1	S1	۱۰۰۰	۲۶۶۸۰/۸۰۹	۱۸۰۵۷/۴۵۲	۲۷۶۸۰/۸۰۹	۴/۶۱۷	به موقع
۵	۲۸۰۹/۱۳۲	۹۳۷/۲۲	۷/۰۹۱	S2	S2	۱۵۰۰	۱۴۰۴۵/۶۶	۷۴۹۷/۷۶	۱۵۵۴۵/۶۶	۲/۰۰۷	به موقع
۶	۲۱۲۸/۳۵۱	۵۳۳۶	۱۱/۶۱۱	S3	S3	۷۰۰	۲۱۲۸۳/۵۰۹	۴۸۰۲۴/۰۰۲	۲۱۹۸/۵۰۹	۴/۲۸۸	به موقع
۷	۵۲۹۱/۰۵۱	۵۱۹۶/۰۳۱	۱۰/۴۸۶	S1	S1	۱۰۰۰	۵۲۹۱۰/۵۰۸	۲۵۹۸۰/۱۵۴	۵۳۹۱۰/۵۰۸	۷/۰۱۴	به موقع
۸	۱۹۴۲/۶۰۴	۱۴۳۰/۸۳۹	۶/۷۰۹	S1	S1	۱۰۰۰	۱۹۴۲۶/۰۴۳	۷۱۵۴/۱۹۵	۲۰۴۲۶/۰۴۳	۲/۱۱۱	به موقع
۹	۵۵۸۵/۳۵۸	۳۷۵۷/۸۲۹	۴/۹۲۷	S1	S1	۱۰۰۰	۵۵۸۵۳/۵۷۸	۱۸۷۸۹/۱۴۴	۵۶۸۵۳/۵۷۸	۶/۱۷۸	به موقع
۱۰	۴۸۷۸/۱۰۲	۲۴۱۲/۱۳۴	۶/۲۷۶	S3	S3	۷۰۰	۴۸۷۸۱/۰۱۶	۲۱۷۰۹/۲۰۴	۴۹۴۸۱/۰۱۶	۳/۶۴۱	به موقع

S1: تأمین‌کننده ۱، S2: تأمین‌کننده ۲، S3: تأمین‌کننده ۳، S4: تأمین‌کننده ۴

در گام بعد داده‌های با مقدار منفی را برای مقادیر سفارش، زمان‌ها و هزینه‌های حمل حذف کرده و به عنوان داده‌های مفقوده در نظر گرفتیم که تعداد آن‌ها به تفکیک متغیرها در جدول ۳ نشان داده شده است.

جدول ۳. تعداد داده‌های مفقوده مربوط به هر ویژگی

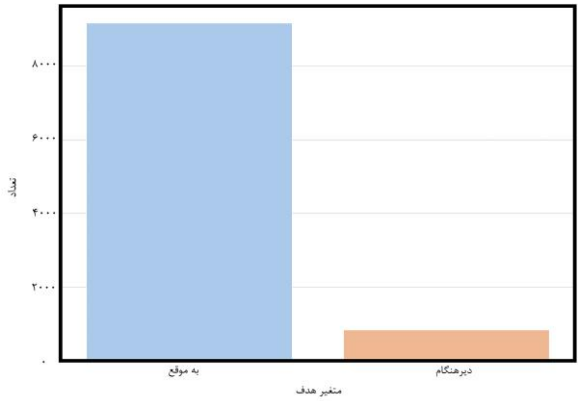
ویژگی	تعداد داده‌های مفقوده
مقدار سفارش کامپیوتر نوع ۱	۲۲۲
مقدار سفارش کامپیوتر نوع ۲	۲۲۴
زمان سفارش	۰
قرارداد با تأمین‌کننده	۰
تأمین از تأمین‌کننده	۰
هزینه‌های ثابت	۰
هزینه متغیر کامپیوتر نوع ۱	۲۲۷
هزینه متغیر کامپیوتر نوع ۲	۲۱۰
هزینه کل	۱۶۶
زمان تحویل	۵
متغیر هدف	۰

در جدول ۴ تعداد مشاهدات، میانگین، انحراف معیار، مقادیر ماکزیمم و مینیمم و چارک اول، دوم (میانه) و سوم هر متغیر نشان داده شده است که می‌توان از آن به تعداد داده‌های مفقوده و اطلاعات مربوط به آمار توصیفی پی برد.

جدول ۴. توصیف متغیرهای مستقل

	مقدار سفارش کامپیوتر نوع ۱	مقدار سفارش کامپیوتر نوع ۲	زمان سفارش	هزینه‌های ثابت	هزینه متغیر کامپیوتر نوع ۱	هزینه متغیر کامپیوتر نوع ۲	هزینه کل	زمان تحویل
تعداد	۹۷۷۸	۹۷۷۶	۱۰۰۰۰	۱۰۰۰۰	۹۷۷۳	۹۷۹۰	۹۸۳۴	۹۹۹۵
میانگین	۳۰۶۶/۵۶۸۹۵۵	۳۰۶۶/۴۷۷۶۴۷	۹/۰۲۴۳۲۸	۱۰۹۹/۸۳	۲۴۴۶۵/۰۰۳۰۹	۲۶۲۱۰/۲۸۸۳۹	۲۵۴۱۰/۶۵۲۸۰۵	۳/۷۸۲۸۸۱
انحراف استاندارد	۱۴۰۰/۹۱۵۰۰۱	۱۴۲۳/۱۱۲۲۸۳	۳/۴۵۴۹۷۱	۲۹۶/۳۸۴۴۷۲	۱۳۵۸۵/۴۹۲۱۰۵	۱۴۸۶۹/۱۳۳۲۱۷	۱۳۵۵۰/۷۱۸۱۷۱	۱/۴۴۸۸۳۷
حداقل	۱/۶۲۵	۳/۳۲۶	۳/۰۰۴	۷۰۰	۴۱/۱۵۳	۶/۰۶۶	۱۰/۰۵۷	۰/۰۳۳
٪۲۵	۲۰۴۹/۸۰۸۵	۲۰۴۴/۸۰۶	۶/۰۲۲	۷۰۰	۱۴۵۳۴/۲۵۷	۱۵۱۶۵/۲۲۳۷۵	۱۵۵۹۱/۷۸۹۷۵	۲/۷۷۱۵
٪۵۰	۳۰۳۲/۶۳	۳۰۳۲/۱۳۶۵	۹/۰۰۳	۱۰۰۰	۲۲۳۶۲/۳۲۳	۲۳۹۰۳/۵۰۷۵	۲۳۳۹۵/۱۸۱۵	۳/۶۴
٪۷۵	۴۰۳۲/۲۰۱۲۵۰	۴۰۲۶/۰۱۱	۱۲/۰۱۴۷۵	۱۵۰۰	۳۲۷۷۵/۵۰۵	۳۵۲۶۰/۸۸۸	۳۳۷۰۰/۰۱۸۲۵	۴/۶۳۲
حداکثر	۸۵۴۹/۷۱۴	۸۶۹۳/۷۲۸	۱۵	۱۵۰۰	۸۵۴۹۷/۱۳۷	۹۶۰۱۴/۵۰۴	۸۶۱۹۷/۱۳۷	۱۱/۳۹۱

در نمودار ۱ تعداد سفارشات به تفکیک سفارشات به موقع تحویل‌شده و سفارشات دیرهنگام تحویل‌شده نشان داده شده است. مجموعه‌داده مورد مطالعه از نوع مسائل طبقه‌بندی و دارای هدف دو کلاسه است.



نمودار ۱: طبقه‌بندی باینری غیر بالانس

در جدول ۵ میزان همبستگی میان متغیرهای مختلف نشان داده شده است. همانطور که مشاهده می‌کنید هزینه متغیر کامپیوتر نوع ۱ با مجموع هزینه‌ها دارای همبستگی بسیار بالایی می‌باشد و همچنین با هزینه‌های ثابت و زمان تحویل هم همبستگی قابل توجهی دارد. هزینه متغیر کامپیوتر نوع ۲ نیز با زمان تحویل همبستگی مشهودی دارد. برای اینکه مدل نتیجه بهتری بدهد ستون‌های متغیرهای مستقل باید همبستگی نزدیک به صفر با هم و همبستگی بالا با متغیر هدف داشته باشند. بنابراین، دو ستون هزینه‌های متغیر کامپیوتر نوع ۱ و ۲ را از ستون‌های معیارهای مورد بررسی حذف کرده و در مدل در نظر نمی‌گیریم.

جدول ۵. همبستگی متغیرهای مستقل

	مقدار سفارش کامپیوتر نوع ۱	مقدار سفارش کامپیوتر نوع ۲	زمان سفارش	هزینه‌های ثابت	هزینه متغیر کامپیوتر نوع ۱	هزینه متغیر کامپیوتر نوع ۲	هزینه کل	زمان تحویل
مقدار سفارش کامپیوتر نوع ۱	۱	-۰/۰۰۵۵۸۵	-۰/۰۰۳۵۴۸	۰/۰۰۵۱۸۹	۰/۰۱۰۹۹۵	-۰/۰۰۹۸۸۲	۰/۰۱۳۲۶۷	-۰/۰۰۲۲۱۴
مقدار سفارش کامپیوتر نوع ۲	-۰/۰۰۵۵۸۵	۱	۰/۰۱۶۸۵۶	-۰/۰۰۴۸۱۱	۰/۰۰۶۹۵۲	۰/۰۰۳۷۶۴	۰/۰۰۷۳۷۵	-۰/۰۰۲۳۸۴
زمان سفارش	-۰/۰۰۳۵۴۸	۰/۰۱۶۸۵۶	۱	-۰/۰۰۰۶۴۶	۰/۰۰۴۲۳۰	-۰/۰۱۳۸۶۵	۰/۰۰۳۴۳۳	-۰/۰۰۶۸۵۱
هزینه‌های ثابت	۰/۰۰۵۱۸۹	-۰/۰۰۴۸۱۱	-۰/۰۰۰۶۴۶	۱	-۰/۴۶۳۰۷۶	۰/۰۵۵۱۰۲	-۰/۴۴۴۱۴۹	-۰/۰۰۰۵۵۷
هزینه متغیر کامپیوتر نوع ۱	۰/۰۱۰۹۹۵	۰/۰۰۶۹۵۲	۰/۰۰۴۲۳۰	-۰/۴۶۳۰۷۶	۱	-۰/۱۰۸۲	۰/۹۹۹۸۰۹	۰/۴۱۷۹۲۱
هزینه متغیر کامپیوتر نوع ۲	-۰/۰۰۹۸۸۲	۰/۰۰۳۷۶۴	-۰/۰۱۳۸۶۵	۰/۰۵۵۱۰۲	-۰/۱۰۸۲	۱	-۰/۱۰۵۳۲۲	۰/۳۶۸۷۳۱
هزینه کل	۰/۰۱۳۲۶۷	۰/۰۰۷۳۷۵	۰/۰۰۳۴۳۳	-۰/۴۴۴۱۴۹	۰/۹۹۹۸۰۹	-۰/۱۰۵۳۲۲	۱	۰/۴۲۲۷۶۷
زمان تحویل	-۰/۰۰۲۲۱۴	-۰/۰۰۲۳۸۴	-۰/۰۰۶۸۵۱	-۰/۰۰۰۵۵۷	۰/۴۱۷۹۲۱	۰/۳۶۸۷۳۱	۰/۴۲۲۷۶۷	۱

در نمودار ۲ قسمت الف سهم هر یک از تأمین‌کنندگان از تأمین در قیاس با مقداری که متعهد شده بودند را مشاهده می‌کنید. در ابتدا سفارشات به طور تصادفی میان تأمین‌کنندگان تقسیم شده بود اما تأمین‌کنندگان نتوانسته بودند تمامی سفارشات خود را تأمین کرده و برخی از این سفارشات را به تأمین‌کننده دیگری واگذار کرده‌اند. در نمودار ۲ قسمت ب از چپ به راست سهم هر یک از تأمین‌کنندگان از تأمین و تحویل به موقع و دیرهنگام هر تأمین‌کننده مشخص شده است. همانطور که مشخص است همه تأمین‌کنندگان به جز تأمین‌کننده ۲ که میزان بیشتری از مقدار متعهد شده را تأمین کرده‌است، مقادیر کمتری را تأمین کرده‌اند. با این حال تأمین‌کننده ۲ در قیاس با تأمین‌کننده ۳ با وجود تأمین بیشتر، تحویل به موقع کمتری داشته است.

در این مرحله ستون‌های با متغیر دسته‌بندی‌شده (اسمی) را کدگذاری می‌کنیم که دو ستون قرارداد با تأمین‌کننده و تأمین از سوی تأمین‌کننده از ۰ تا ۳ کدگذاری شده و ستون هدف نیز با ۰ و ۱ کد می‌شود که ۰ به معنای تحویل با تأخیر و ۱ نشانگر تحویل به موقع می‌باشد. سپس به مدیریت داده‌های پرت می‌پردازیم.

الف. میزان قرارداد و تأمین هر یک از تأمین‌کنندگان

ب. میزان تأمین هر یک از تأمین‌کنندگان

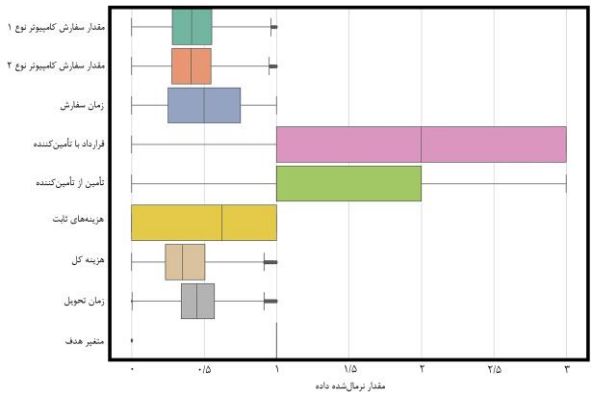
نمودار ۲: سهم هر تأمین‌کننده از تأمین

با توجه به نمودار ۳ می‌توان به وسیله مصورسازی داده‌ها به وجود مقدار زیادی داده محتمل پرت پی برد. با استفاده از منطق IQR و فرمول زیر متوجه وجود ۲۹ داده محتمل پرت برای متغیر مقدار سفارش کامپیوتر نوع ۱ می‌شویم.

$$IQR = Q3 - Q1$$

$$U > Q3 + (1.5 * IQR)$$

$$L < Q3 - (1.5 * IQR)$$



نمودار ۳: نمودار جعبه‌ای برای نشان دادن بصری داده‌های محتمل پرت

نتایج نشان می‌دهد ۷۶/۷۴٪ از سفارشات با مقادیر بالا، توسط تأمین‌کنندگانی که متعهد شده بودند تأمین نشده و به وسیله تأمین‌کننده دیگری آماده شده است. با استفاده از *z-score* می‌توان فهمید که ۱۷ مورد از ۲۹ داده محتمل پرت واقعا داده پرت مربوط به متغیر مقدار سفارش کامپیوتر نوع ۱ محسوب می‌شوند. به همین ترتیب می‌توان داده‌های پرت را برای تمامی متغیرها حذف نمود که از ۱۰۰۰۰ مشاهده، ۷۳۵ مورد حذف شده و مجموعه‌داده جدید دارای ۹۲۶۵ سطر و ۹ ستون می‌باشد. پس از آن‌که داده‌های پرت مدیریت شدند به سراغ داده‌های مفقوده می‌رویم و چون توزیع متغیرهایی که داده مفقوده دارند نرمال است، با استفاده از میانگین هر ستون داده‌های مفقوده را پر می‌کنیم. در گام آخر پیش‌پردازش داده‌ها، متغیرهای کمّی را برای این‌که بتوانند با هم مورد مقایسه قرار بگیرند هم مقیاس بین ۰ و ۱ و اصطلاحاً نرمال‌سازی می‌کنیم.

۲.۲.۴. پیاده‌سازی الگوریتم‌های یادگیری ماشین

۱.۲.۲.۴. مهندسی ویژگی

پیش از شروع الگوریتم‌ها با استفاده از آزمون مربع کای، به مهندسی ویژگی می‌پردازیم. داده‌ها را به دو دسته متغیرهای مستقل و متغیر وابسته تقسیم کرده و مقادیر زیر را برای کای دو و *p-value* آن‌ها به‌دست می‌آوریم.

$$\chi^2 = 1.4653004, 58.28947835$$

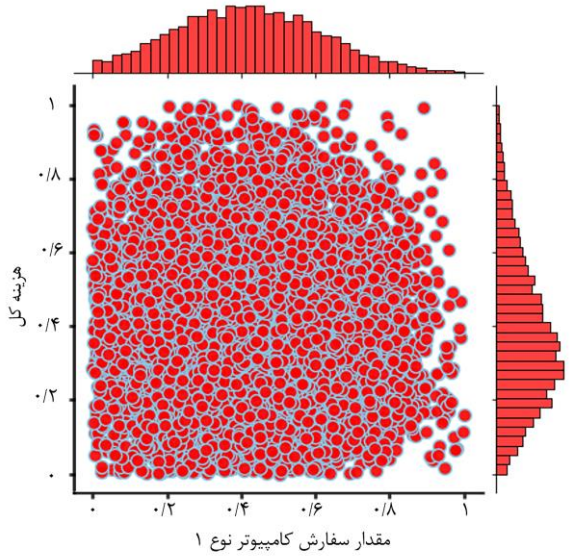
$$p-value = 2.26088651e-01, 2.26250898e-14$$

بالا بودن مقدار کای دو، نشان‌دهنده این است که سطح زیر نمودار بیشتر است و در نتیجه ویژگی‌ها به متغیر هدف وابسته‌اند. همچنین پایین بودن مقدار *p-value* نشان‌دهنده رد فرض صفر بوده یعنی استقلال رد می‌شود و در نتیجه ویژگی‌ها به متغیر هدف وابسته‌اند.

۲.۲.۲.۴. مصورسازی داده‌ها

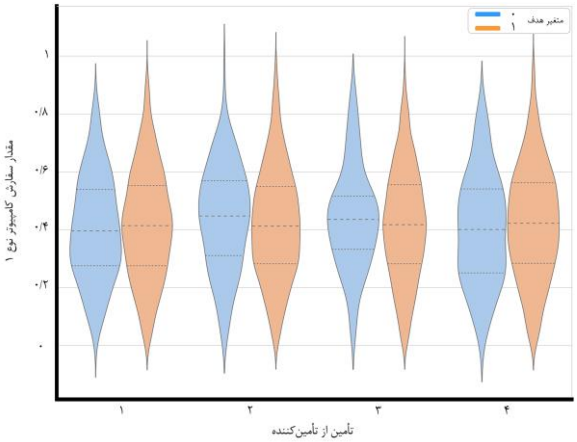
در این بخش با استفاده از کتابخانه‌های matplotlib و seaborn به مصورسازی داده‌ها خواهیم پرداخت. مصورسازی و رسم نمودار به درک بهتر از داده‌ها کمک می‌کند اما صرفاً نمی‌توان با اتکاء به این بخش داده‌ها را مورد ارزیابی و تحلیل قرار داد.

نمودار ۴ پراکندگی داده‌ها را به وسیله نمودار پراکندگی برای دو متغیر مجموع هزینه‌ها و مقدار سفارش کامپیوتر نوع ۱ نشان می‌دهد. همانطور که مشخص است در قسمت‌هایی که داده‌های پرت مشاهده می‌شود نمودار چوله به راست است.



نمودار ۴: نمودار پراکندگی مجموع هزینه‌ها و مقدار سفارش کامپیوتر

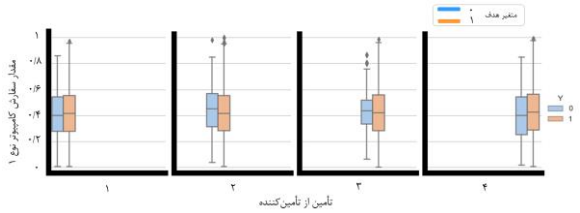
نمودار ۵ نمودار ویولن مربوط به مقدار سفارش کامپیوتر نوع ۱ بر حسب چهار تأمین‌کننده موجود می‌باشد که برای سفارشات به موقع و دیرهنگام نشان داده شده است.



نمودار ۵: نمودار ویولن میزان تأمین هر تأمین‌کننده و مقدار سفارش کامپیوتر

همانطور که مشخص است مقدار میانه برای هر تأمین‌کننده در هر یک از دو حالت به موقع و دیرهنگام کمی متفاوت است و برای تأمین‌کننده سوم میزان چارک اول و سوم به میزان قابل توجهی در دو حالت به موقع و دیرهنگام متفاوت بوده که نشانگر اختلاف بیشتر در میزان این دو حالت به نسبت سایر تأمین‌کنندگان می‌باشد. همچنین تعداد داده‌های پرت بیشتری متعلق به تحویل‌های دیرهنگام تأمین‌کننده دوم است.

نمودار ۶ یک نمودار جعبه ای می‌باشد که مقدار سفارش هر تأمین‌کننده را به تفکیک تحویل‌های به موقع و دیرهنگام نشان داده است. همچنین نشانگر آن است که تأمین‌کنندگان ۲ و ۳ داده‌های پرت بیشتری نسبت به سایرین دارند.



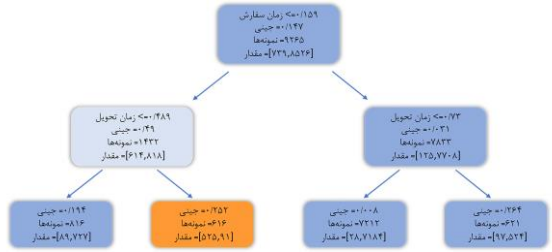
نمودار ۶: نمودار جعبه‌ای میزان تأمین هر تأمین‌کننده و مقدار سفارش کامپیوتر

۳.۲.۲.۴. الگوریتم‌های یادگیری ماشین

در این بخش با استفاده از دستورات کتابخانه scikit-learn داده‌های مستقل و هدف را به دو دسته داده‌های آموزش و آزمایش تقسیم می‌کنیم. همانطور که در بخش‌های قبل گفته شد مجموعه داده نهایی دارای ۹۲۶۵ سطر و ۹ ستون می‌باشد، که با در نظر گرفتن ۸۰ درصد داده‌ها به‌عنوان داده‌های آموزش و ۲۰ درصد به‌عنوان داده‌های آزمایش این میزان برای متغیرهای مستقل داده‌های آموزش ۷۴۱۲ سطر و ۸ ستون و برای متغیرهای مستقل داده‌های آزمایش ۱۸۵۳ سطر و ۸ ستون می‌باشد. هدف در این مرحله یادگیری مدل بر اساس داده‌های آموزش و پیش‌بینی متغیر هدف برای داده‌های آزمایش و درنهایت به دست آوردن دقت مدل با مقایسه مقدار پیش‌بینی‌شده و مقدار واقعی متغیر هدف در داده‌های آزمایش می‌باشد. در این پژوهش از سه روش درخت تصمیم، K نزدیکترین همسایه و رگرسیون لجستیک

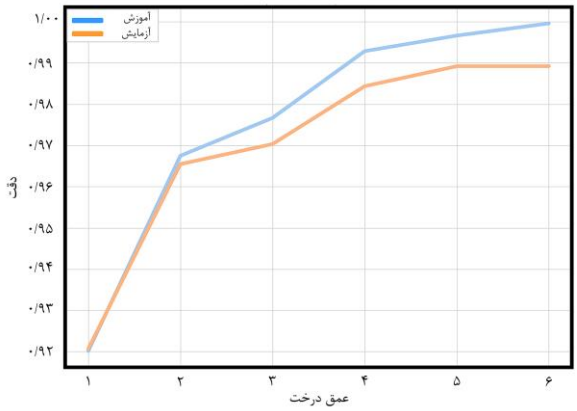
استفاده می‌شود. در نهایت مقایسه‌ای بین دقت الگوریتم‌های مختلف صورت خواهد گرفت.

در الگوریتم درخت تصمیم با فیت کردن الگوریتم بر روی داده‌های آزمایش باید هایپرپارامترهای آن را که بیشترین عمق درخت، کمترین تعداد برگ‌ها و کمترین تعداد شاخه‌هاست، تنظیم کنیم. در شکل ۶ درختی که هایپرپارامترهای آن به وسیله‌ی اعتبارسنجی k-fold و جستجوی شبکه‌ای تنظیم شده است را مشاهده می‌کنید. با ارزیابی داده‌ها، آزمایش و تنظیم هایپرپارامترهای الگوریتم درخت تصمیم، میزان پارامترهای بهینه برای داده‌ها در درخت، معیار جینی، با عمق ۵، تعداد برگ ۴ و تعداد شاخه ۳ به دست آمده است.



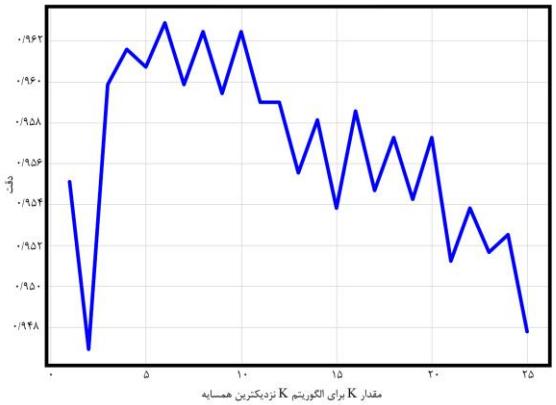
شکل ۶: نمودار درخت تصمیم

هرچه دقت داده‌های آموزش و آزمایش به هم نزدیک‌تر باشند مدل پایدارتر است و احتمال بیش‌برازش داده‌ها کمتر است پس می‌توان به مدل تکیه کرد. در نمودار ۷ دقت درخت را برای داده‌های آموزش و آزمایش مشاهده می‌کنید.



نمودار ۷: مقایسه دقت داده‌های آموزش و آزمایش در الگوریتم درخت تصمیم

دقت به دست آمده از الگوریتم درخت تصمیم برابر با ۰/۹۹۵۴ می باشد که چون از منطق اعتبارسنجی متقابل استفاده شده و هایپرپارامترها تنظیم شده‌اند، قابل اتکاء است. در الگوریتم K نزدیک‌ترین همسایه به دنبال K هستیم تا به‌وسیله آن پیش‌بینی درستی از مدل داشته باشیم. انتخاب K مناسب برای این مدل هایپرپارامتر الگوریتم می‌باشد که توسط جستجوی شبکه‌ای تنظیم شده است. همانطور که در نمودار ۸ نشان داده شده است، K مورد نظر برای این الگوریتم برابر با ۷ است. همچنین دقت این مدل برابر با ۰/۹۶۱۷ اندازه گیری شده است.



نمودار ۸: میزان K مورد نظر در روش K نزدیک‌ترین همسایه

الگوریتم رگرسیون لجستیک برخلاف وجود کلمه رگرسیون، یکی از الگوریتم‌های طبقه‌بندی محسوب می‌شود که روش خوبی برای مسائل باینری و به دنبال بهترین گسسته‌ساز بین دو کلاس می‌باشد. در این روش ضرایب رگرسیون را با تنظیم هایپرپارامتر مدل که بهترین طبقه‌بندی‌کننده می‌باشد به دست می‌آوریم. بتاهای مختلف (ضرایب رگرسیون) و مقادیر *p-value* در شکل ۷ نمایش داده شده‌اند. همانطور که مشخص است مقادیر *p-value* برای تمامی متغیرها کمتر از ۰/۰۵ بوده بنابراین فرض صفر که بتا مساوی با صفر است رد شده و تمامی بتاها دارای مقادیر غیر صفر هستند. دقت به دست آمده از این روش برابر با ۰/۹۸۴ می‌باشد.

Logit Regression Results

Dep. Variable:	Y	No. Observations:	9265
Model:	Logit	Df Residuals:	9257
Method:	MLE	Df Model:	7
Date:	Fri, 20 Oct 2023	Pseudo R-squ.:	0.7953
Time:	06:38:03	Log-Likelihood:	-527.50
converged:	True	LL-Null:	-2577.4
Covariance Type:	nonrobust	LLR p-value:	0.000

	coef	std err	z	P>|z|	[0.025	0.975]
Order quantity of P1	3.6651	0.412	8.896	0.000	2.858	4.473
Order quantity of P2	3.3703	0.409	8.243	0.000	2.569	4.172
Due date	44.7261	2.109	21.203	0.000	40.592	48.860
Contract with supplier	0.3436	0.070	4.879	0.000	0.206	0.482
Supply from supplier	0.6942	0.070	9.862	0.000	0.556	0.832
Fixed cost	2.1564	0.250	8.640	0.000	1.667	2.646
Total cost	3.1583	0.453	6.979	0.000	2.271	4.045
Delivery date	-21.9448	1.078	-20.353	0.000	-24.058	-19.832

شکل ۷. ضرایب رگرسیون و مقادیر *p-value* در الگوریتم رگرسیون لجستیک

در جدول ۶ مقایسه‌ای از الگوریتم‌های مورد استفاده را مشاهده می‌کنید. بین این روش‌ها الگوریتم درخت تصمیم دارای بیشترین دقت است.

جدول ۶. مقایسه دقت در الگوریتم‌های مختلف یادگیری ماشین

الگوریتم	دقت
درخت تصمیم	۰/۹۹۵۴
K نزدیک‌ترین همسایه	۰/۹۶۱۷
رگرسیون لجستیک	۰/۹۸۴۰

۵. نتیجه‌گیری و پیشنهادات آتی

مدل تصمیم‌گیری مبتنی بر داده پیشنهادشده برای انتخاب تأمین‌کننده، می‌تواند برای طراحی استراتژی‌های کاهش ریسک در مدل‌های مدیریت اختلال زنجیره تأمین، طراحی مجدد پایگاه تأمین‌کننده یا سرمایه‌گذاری در تأمین‌کنندگان مهم و پرخطر مورد بهره‌برداری قرار گیرد. علاوه بر این، با استفاده از رویکردهای ترکیبی و ایجاد یک سیستم یکپارچه و هماهنگ می‌تواند موجب شفافیت بیشتر، تعاملات انسانی کمتر، افزایش سرعت در تصمیم‌گیری‌ها و کاهش خطا در تصمیمات شود. نتایج نشان می‌دهد که ترکیبی از یادگیری ماشین نظارت‌شده و شبیه‌سازی، اگر به درستی استفاده شود، قابلیت اطمینان تحویل را بهبود می‌بخشد. بر طبق نتایج این پژوهش الگوریتم درخت تصمیم با ۹۹٪ دقت، الگوریتم رگرسیون لجستیک با ۹۸٪ دقت و الگوریتم K نزدیک‌ترین همسایه با ۹۶٪ دقت، موجب بهبود در مسئله موردنظر می‌شوند.

به‌عنوان پیشنهاد برای تحقیقات آتی، می‌توان جریمه‌هایی را برای تأمین‌کنندگانی که قادر به تأمین نیاز مشتری نیستند، در نظر گرفت و سطح موجودی و کمبود را هم مورد بررسی قرار داد. همچنین در نظر گرفتن عدم قطعیت در پارامترهای مختلف مانند موجودی، انواع هزینه و غیره پیشنهاد می‌شود. علاوه بر این، در مدل یادگیری ماشین، می‌توان از الگوریتم‌هایی که اهداف مختلفی را به‌طور همزمان در نظر می‌گیرند، مانند به حداقل رساندن هزینه، کاهش زمان تحویل و بهبود کیفیت، استفاده کرد. همچنین معیارهای زیست‌محیطی و اجتماعی در فرایند انتخاب تأمین‌کننده در دنیای واقعی می‌تواند چالش برانگیز باشد و برای توسعه‌های آتی لحاظ شود. در حالی که ما بینش‌های قابل بحث مهمی را از طریق این مطالعه نشان داده‌ایم، در عمل مدیران لجستیک می‌توانند پیشنهادات کاربردی زیر را بررسی کنند:

- با توجه به دقت ارائه‌شده توسط الگوریتم‌های یادگیری ماشین، سازمان‌ها می‌توانند تأمین‌کنندگانی را که در تحویل به موقع سفارش‌ها عملکرد بالایی از خود نشان می‌دهند، اولویت‌بندی کنند.
- مدیران می‌توانند استراتژی‌های کاهش ریسک را با شناسایی و سرمایه‌گذاری در تأمین‌کنندگان با زمان تحویل کوتاه‌تر و پروفایل‌های ریسک پایین‌تر طراحی کنند.
- با استفاده از ترکیب شبیه‌سازی و یادگیری ماشین، کسب و کارها می‌توانند به شفافیت بیشتری دست یابند، اتکاء به مداخلات دستی را کاهش دهند، فرایندهای تصمیم‌گیری را تسریع کنند و اشتباهات در تصمیم‌گیری را به حداقل برسانند.

پانوشت‌ها

1. Arena
2. Missing value
3. Data preprocessing
4. Supervised learning
5. Machine learning
6. Data cleaning
7. Classification
8. Categorical
9. Outlier
10. Feature engineering
11. Data visualization
12. Grid search

۶. منابع (References)

1. Araz, C., Ozkarahan, I.: Supplier evaluation and management system for strategic sourcing based on a new multicriteria sorting procedure. Int. J. Prod. Econ. 106, 585–606 (2007). https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2006.08.008
2. Chen, C.T., Lin, C.T., Huang, S.F.: A fuzzy approach for supplier evaluation and selection in supply chain management. Int. J. Prod. Econ. 102, 289–301 (2006). https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2005.03.009
3. Ghadimi, P., Wang, C., Lim, M.K., Heavey, C.: Intelligent sustainable supplier selection using multi-agent technology: Theory and application for Industry 4.0 supply chains, (2019)
4. Ahmad, I., Liu, Y., Javeed, D., Shamshad, N., Sarwr, D., Ahmad, S.: A review of artificial intelligence techniques for selection & evaluation. IOP Conf. Ser. Mater. Sci. Eng. 853, (2020). https://doi.org/10.1088/1757-899X/853/1/012055
5. Liou, J.J.H., Chang, M.H., Lo, H.W., Hsu, M.H.: Application of an MCDM model with data mining techniques for green supplier evaluation and selection. Appl. Soft Comput. 109, 107534 (2021). https://doi.org/10.1016/j.asoc.2021.107534
6. Giri, B.C., Molla, M.U., Biswas, P.: Pythagorean fuzzy DEMATEL method for supplier selection in sustainable supply chain management. Expert Syst. Appl. 193, (2022). https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.116396
7. Ahmad, M.T., Firouz, M., Mondal, S.: Robust supplier-selection and order-allocation in two-echelon supply networks: A parametric tolerance design approach. Comput. Ind. Eng. 171, (2022). https://doi.org/10.1016/j.cie.2022.108394
8. Shang, Z., Yang, X., Barnes, D., Wu, C.: Supplier selection in sustainable supply chains: Using the integrated BWM, fuzzy Shannon entropy, and fuzzy MULTIMOORA methods. Expert Syst. Appl. 195, (2022). https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.116567
9. Ishizaka, A., Khan, S.A., Kheybari, S., Zaman, S.I.: Supplier selection in closed loop pharma supply chain: a novel BWM–GAIA framework. Ann. Oper. Res. 324, 13–36 (2023). https://doi.org/10.1007/s10479-022-04710-7
10. Khazaei, M., Hajiaghaei-Keshteli, M., Rajabzadeh Ghatari, A., Ramezani, M., Fooladvand, A., Azar, A.: A multi-criteria supplier evaluation and selection model without reducing the level of optimality. Soft Comput. 27, 17175–17188 (2023). https://doi.org/10.1007/s00500-023-08954-8
11. Kabadayi, N., Dehghanimohammadabadi, M.: Multi-objective supplier selection process: a simulation–optimization framework integrated with MCDM. Ann. Oper. Res. 319, 1607–1629 (2022). https://doi.org/10.1007/s10479-021-04424-2
12. Saputro, T.E., Figueira, G., Almada-Lobo, B.: Hybrid MCDM and simulation-optimization for strategic supplier selection. Expert Syst. Appl. 219, (2023). https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.119624
13. Hajian Heidary, M.: Risk Assessment in the Global Supplier Selection Considering Supply Disruption: A Simulation Optimization Approach. Int. J. Supply Oper. Manag. 10, 501–522 (2023). https://doi.org/10.22034/IJSOM.2023.108989.2110
14. Abdulla, A., Baryannis, G., Badi, I.: An integrated machine learning and MARCOS method for supplier evaluation and selection. Decis. Anal. J. 9, (2023). https://doi.org/10.1016/j.dajour.2023.100342
15. Abouloifa, H., Bahaj, M.: Using Machine Learning Algorithms to Increase the Supplier Selection Process Efficiency in Supply Chain 4.0. Lect. Notes Networks Syst. 637 LNNS, 206–216 (2023). https://doi.org/10.1007/978-3-031-26384-2_19
16. Cavalcante, I.M., Frazzon, E.M., Forcellini, F.A., Ivanov, D.: A supervised machine learning approach to data-driven simulation of resilient supplier selection in digital manufacturing. Int. J. Inf. Manage. 49, 86–97 (2019). https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2019.03.004

17. Kumar, S., Dixit, A.K., Akarte, M.: Machine Learning Based Decision Support System for Resilient Supplier Selection. Springer Proc. Math. Stat. 403, 33–43 (2023). https://doi.org/10.1007/978-3-031-16178-0_4
18. Bodaghi, G., Jolai, F., Rabbani, M.: An integrated weighted fuzzy multi-objective model for supplier selection and order scheduling in a supply chain. Int. J. Prod. Res. 56, 3590–3614 (2018). https://doi.org/10.1080/00207543.2017.1400706
19. Sharma, R., Shishodia, A., Gunasekaran, A., Min, H., Munim, Z.H.: The role of artificial intelligence in supply chain management: mapping the territory. Int. J. Prod. Res. 60, 7527–7550 (2022). https://doi.org/10.1080/00207543.2022.2029611
20. Riahi, Y., Saikouk, T., Gunasekaran, A., Badraoui, I.: Artificial intelligence applications in supply chain: A descriptive bibliometric analysis and future research directions. Expert Syst. Appl. 173, 114702 (2021). https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.114702
21. Ha, C., Jun, H.B., Ok, C.: A mathematical definition and basic structures for supply chain reliability: A procurement capability perspective. Comput. Ind. Eng. 120, 334–345 (2018). https://doi.org/10.1016/j.cie.2018.04.036