

# ارائه‌ی یک رویکرد یادگیری ماشین نظارت‌شده برای شبیه‌سازی مبتنی بر داده در مسئله‌ی انتخاب تأمین‌کننده

مهديه دولتی دولت‌آباد (کارشناس ارشد)

هما بهمردی کلانتری (کارشناس ارشد)

فاطمه میرسعیدی (دانشجوی دکتری)

محمد شیخ‌علیشاهی\* (استادیار)

دانشکده‌ی مهندسی صنایع، دانشکده‌گان فنی، دانشگاه تهران، تهران، ایران.

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 کرده است. در پژوهش حاضر، ابتدا با استفاده از نرم‌افزار آرنا، یک مسئله‌ی انتخاب تأمین‌کننده شبیه‌سازی و سپس مجموعه‌ی داده‌ی استخراج‌شده از آن به عنوان ورودی مدل یادگیری ماشین در نظر گرفته شده است. سپس با استفاده از الگوریتم‌های درخت تصمیم، K نزدیک‌ترین همسایه، و رگرسیون لجستیک داده‌ها بررسی شده‌اند. براساس 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 داده‌اند که بیشترین احتمال موفقیت را در تحویل به موقع آن سفارش داشته‌اند. رویکرد پژوهش حاضر در تجزیه و تحلیل پایگاه تأمین، شناسایی تأمین‌کنندگان حیاتی، یا ترکیبی از آن‌ها و کمینه‌سازی اختلال‌های ناشی از عملکرد نامطلوب تأمین‌کنندگان ارزشمند است.

واژگان کلیدی: شبیه‌سازی، یادگیری ماشین، انتخاب تأمین‌کننده، زنجیره‌ی تأمین داده‌محور.

mahdiyeh.dolati@ut.ac.ir  
behmardi.homa@ut.ac.ir  
fatemeh.mirsaeedi@ut.ac.ir  
m.alishahi@ut.ac.ir

## ۱. مقدمه

یکی از چالش‌های محوری در حوزه‌ی مدیریت زنجیره‌ی تأمین، انتخاب تأمین‌کننده است، که به‌طور قابل‌توجهی در کارایی و رقابت کسب و کار تأثیر می‌گذارد.<sup>[۱]</sup> در محیط‌های ساخت به‌صورت سفارشی و زنجیره‌های تأمین مشتری‌محور، سطح خدمات مشتری اهمیت ویژه‌ی دارد، زیرا می‌توان آن را به‌عنوان جایگزینی برای هزینه‌های کمبود که تخمین آن دشوار است، تحلیل کرد. با ایجاد تعادل بین استحکام و چابکی می‌توان یک زنجیره‌ی تأمین انعطاف‌پذیر را تشکیل داد. انعطاف‌پذیری باعث می‌شود در فروش و تأمین تقاضا و سطح سرویس اختلال کمتری ایجاد شود. در نتیجه، هزینه‌ی اختلال‌ها کاهش می‌یابد و اجرای برنامه زمان‌بندی آسان‌تر می‌شود. انعطاف‌پذیری را می‌توان با افزایش هزینه‌های اولیه و ایجاد افزونگی در ظرفیت تولید، ایجاد حمل‌ونقل جایگزین، افزایش موجودی، تأمین‌کنندگان پشتیبان، و ... ایجاد کرد. ایجاد افزونگی علاوه‌بر تأثیرگذاری در انعطاف‌پذیری، در چابکی در زنجیره‌ی تأمین نیز

تأثیر مثبت می‌گذارد. دو روش مؤثر در افزایش انعطاف‌پذیری و چابکی زنجیره‌ی 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 به‌صورت پویا شاخص‌های کلیدی عملکرد مهم مرتبط با نرخ بازسازی، ریسک، قابلیت اطمینان، انعطاف‌پذیری، و ... را مشاهده کرد. همچنین تأثیر اختلال‌های مختلف را در زمان می‌توان به وسیله‌ی شبیه‌سازی مشاهده کرد. تجزیه و تحلیل به‌وسیله‌ی شبیه‌سازی برای برنامه‌ریزی زنجیره‌ی تأمین به‌خصوص توزیع‌کنندگان اهمیت دارد و همچنین به تصمیم‌گیری مدیران کمک می‌کند. گسترش استفاده از مدل‌های شبیه‌سازی و بهینه‌سازی حتی تا سطوح عملیاتی با در دسترس بودن آنی داده‌ها در زنجیره‌ی 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.<sup>[۲]</sup> ویژگی‌های چندوجهی تأمین‌کنندگان، که نشان

\*نویسنده مسئول

تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۰۹/۰۷، تاریخ اصلاحیه: ۱۴۰۲/۱۱/۱۷، تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۱۲/۲۰.

استناد به این مقاله:

دولتی دولت‌آباد، مهديه، بهمردی کلانتری، هما، میرسعیدی، فاطمه، و شیخ‌علیشاهی، محمد، ۱۴۰۳. ارائه‌ی یک رویکرد یادگیری ماشین نظارت‌شده برای شبیه‌سازی مبتنی بر داده در مسئله‌ی انتخاب تأمین‌کننده. مهندسی صنایع و مدیریت شریف، ۴۰(۲)، صص. ۸۶-۹۸. DOI: 10.24200/J65.2024.63431.2378

امکان استفاده از تأمین‌کننده‌ی جایگزین در صورت عدم تأمین از سوی تأمین‌کننده‌ی که در قرارداد متعهد شده است، توجه شده است. ۴) مدل و روش حل پیشنهادی از طریق یک مطالعه‌ی موردی در یکی از شرکت‌های تولیدکننده‌ی کامپیوتر اجرا شده است.

سؤال‌های اصلی پژوهش حاضر به این شرح خلاصه شده است:

۱. ترکیب پیشنهادی شبیه‌سازی و یادگیری ماشین، چگونه مسئله‌ی 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 به‌طور مؤثر این بینش‌ها را برای تقویت عملکرد زنجیره‌ی تأمین خود اجرا کنند؟

در ادامه، این پژوهش به این شرح سازمان‌دهی شده است:

در بخش ۲، ادبیات مرتبط فعلی در مورد رویکردهای انتخاب تأمین‌کننده و سیستم‌های پشتیبانی تصمیم مبتنی بر داده بررسی شده است. در بخش ۳، یک رویکرد ترکیبی برای انتخاب تأمین‌کننده، با ترکیب شبیه‌سازی و یادگیری ماشین شرح داده شده است. در بخش ۴، نتایج حاصل از مدل یادگیری ماشین با استفاده از مجموعه داده‌ی به دست‌آمده از شبیه‌سازی همراه با تجزیه و تحلیل نتایج ارائه شده است. در نهایت، در بخش ۵، نتیجه‌گیری و تعدادی از جهت‌گیری‌های مطالعات آینده معرفی شده است.

## ۲. مرور ادبیات

پژوهش در مورد انتخاب تأمین‌کننده بسیار گسترده است و اولین انتشارات در این زمینه به دهه‌ی ۱۹۶۰ باز می‌گردد. در دهه‌های پیشین، روش‌های انتخاب تأمین‌کننده توسعه یافته است، که یکی از رایج‌ترین آن‌ها استفاده از روش‌های تصمیم‌گیری چند معیاره (MCDM)<sup>۱</sup> است. در فرایند تصمیم‌گیری، باید چندین معیار به‌طور هم‌زمان برای یافتن جواب بهینه در نظر گرفته شوند.<sup>۵</sup> مطالعات متعددی در ادبیات، در زمینه‌ی انتخاب تأمین‌کننده وجود دارد، که به‌طور نمونه می‌توان به کارهای انجام شده توسط گری<sup>۲</sup> و همکاران (۲۰۲۲)،<sup>۶</sup> احمد و همکاران (۲۰۲۲)،<sup>۷</sup> شانگ<sup>۳</sup> و همکاران (۲۰۲۲)،<sup>۸</sup> ایشیزاکا<sup>۴</sup> و همکاران (۲۰۲۳)،<sup>۹</sup> و خزائی و همکاران (۲۰۲۳)،<sup>۱۰</sup> اشاره کرد. اما مطالعات کمی از شبیه‌سازی و یادگیری ماشین برای بهبود کارایی و اثربخشی در ارزیابی و انتخاب تأمین‌کننده استفاده کرده‌اند. در بخش کنونی، ابتدا نوشتارهای انتخاب تأمین‌کننده در دو حوزه‌ی «شبیه‌سازی» و «یادگیری ماشین» بررسی و سپس شکاف‌های مطالعات ارائه شده‌اند.

کابادایی<sup>۵</sup> و دهقانی (۲۰۲۲)، یک سیستم پشتیبانی تصمیم توسعه داده‌اند، که به مدیران کمک می‌کند تا مجموعه‌ی از معیارهای مؤثر را برای فرایند انتخاب تأمین‌کننده انتخاب کنند. سیستم پشتیبانی تصمیم ارائه‌شده توسط آن‌ها یک ادغام سه‌گانه از MCDM، شبیه‌سازی، و بهینه‌سازی بوده است. لذا،

نشان‌دهنده‌ی 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، پژوهشگران از ادغام روش‌های 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 راه‌حالی برای بهبود فرایند انتخاب تأمین‌کننده ظاهر شده است.<sup>۱۴</sup>

در مطالعه‌ی حاضر، عملکرد تأمین‌کننده براساس ویژگی‌های خاص با استفاده از ترکیب شبیه‌سازی و روش‌های یادگیری ماشین توسعه یافته و کاربردهای آن برای پشتیبانی تصمیم‌گیری مبتنی بر داده در انتخاب تأمین‌کننده بررسی شده است. تحویل به موقع، به‌عنوان شاخصی برای قابلیت اطمینان تأمین‌کننده در نظر گرفته شده است. نتایج نشان داده‌اند که ترکیبی از یادگیری ماشین نظارت‌شده و شبیه‌سازی، اگر به درستی استفاده شود، قابلیت اطمینان تحویل را بهبود می‌بخشد. همچنین رویکرد پژوهش حاضر 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 دقت‌های ۹۹، ۹۸، و ۹۶ درصد دست یافته‌اند. یافته‌های اخیر نه فقط روش‌های موجود را بهبود می‌بخشند، بلکه راه را برای عصر جدیدی در مدیریت زنجیره‌ی تأمین هموار می‌کنند. ترکیب شبیه‌سازی و یادگیری ماشین تحولی در نحوه‌ی انتخاب راهبردی کسب و کارها برای تأمین‌کنندگان ایجاد و سرعت و دقت در فرایندهای تصمیم‌گیری را تضمین می‌کند. هدف اصلی نوشتار حاضر، ارتقاء فرایند انتخاب تأمین‌کننده در مدیریت زنجیره‌ی تأمین با استفاده از فناوری‌های نوآورانه مبتنی بر داده و روش‌های یادگیری ماشین، به ویژه از طریق ادغام روش‌های شبیه‌سازی و یادگیری ماشین است. در پژوهش حاضر، اثربخشی الگوریتم‌های یادگیری ماشین در تخصیص سفارش‌ها به تأمین‌کنندگان با بیشترین احتمال موفقیت در تحویل به موقع آن‌ها نشان داده شده است، در نتیجه می‌تواند اختلال‌های ناشی از عملکرد نامطلوب تأمین‌کننده را کمینه سازد.

به‌طور خلاصه، نوآوری‌های مطالعه‌ی حاضر در ۴ حوزه‌ی کلیدی دسته‌بندی می‌شوند:

۱) یک رویکرد ترکیبی جدید مبتنی بر شبیه‌سازی و روش‌های یادگیری ماشین برای بررسی عملکرد تأمین‌کنندگان یک شرکت تولیدکننده‌ی 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 مداخله‌ی متخصصان ممکن سازد. ۲) به هزینه‌ی حمل و نقل به‌عنوان یک معیار اصلی توجه شده است. ۳) تأمین‌کنندگان برای سفارش مواد اولیه‌ی چندین محصول انتخاب می‌شوند. بنابراین، هزینه‌های سفارش را می‌توان با ترکیب سفارش‌ها برای چندین محصول در یک سفارش به میزان کمینه رساند و نهایتاً تمیزی کیفیت برای محصول‌های مختلف به‌طور هم‌زمان اجرا شود. علاوه بر این، به

<sup>۴</sup> Ishizaka

<sup>۵</sup> Kabadayi

<sup>۱</sup> Multi-Criteria Decision Making

<sup>۲</sup> Giri

<sup>۳</sup> Shang

کومار و همکاران (۲۰۲۳)، یک سیستم پشتیبانی تصمیم مؤثر مبتنی بر یادگیری ماشین برای انتخاب تأمین‌کننده‌ی انعطاف‌پذیر از طریق مدل CTGAN پیشنهاد داده‌اند، تا محدودیت در دسترس بودن داده‌های کافی را برطرف کنند. مدل پیشنهادی ایشان 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 زنجیره‌ی 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 موردانتظار برای هر سفارش با استفاده از مدل‌های ANN پیش‌بینی و عملکرد مدل‌های رگرسیون و طبقه‌بندی ارزیابی شده است.<sup>[۱۷]</sup>

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

براساس مرور ادبیات انجام‌شده و مطابق جدول ۱، شکاف‌های پژوهش عبارت‌اند از: اولاً، در نظر گرفتن مشترک رویکرد شبیه‌سازی و روش‌های یادگیری ماشین به‌طور گسترده در ادبیات انتخاب تأمین‌کننده بحث نشده 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 پیشین کمتر به آن‌ها توجه شده است. سوماً، براساس بررسی پژوهش حاضر، در ادبیات کمتر به سفارش چندین محصول از تأمین‌کنندگان که موجب ترکیب سفارش‌ها برای چندین محصول در یک سفارش و کاهش هزینه‌ی سفارش‌دهی می‌شود، پرداخته شده است. علاوه بر این، استفاده از تأمین‌کننده‌ی جایگزین برای سفارشی‌سازی که تأمین‌کننده‌ی اولیه تأمین نکرده است، در مطالعات دیگر در نظر گرفته نشده است. با هدف پوشش‌دادن به شکاف‌های مذکور، در مطالعه‌ی حاضر، یک رویکرد ترکیبی مؤثر ارائه شده است، که می‌تواند برای بررسی عملکرد تأمین‌کنندگان شرکت تولیدکننده‌ی کامپیوتر، در دسترس مدیران و متخصصان این حوزه قرار گیرد.

در مرحله‌ی اول، یک مسئله‌ی انتخاب تأمین‌کننده با استفاده از نرم‌افزار ارنای شبیه‌سازی و پویایی پیچیده سناریوهای دنیای واقعی به تصویر کشیده شده است. با استفاده از داده‌های تولیدشده از شبیه‌سازی ذکرشده به‌عنوان ورودی، از الگوریتم‌های مختلف یادگیری ماشین، از جمله: درخت تصمیم، K نزدیک‌ترین همسایه، و رگرسیون لجستیک استفاده شده است. این ادغام نوآورانه از روش‌های شبیه‌سازی و یادگیری ماشین، امکان تجزیه و تحلیل دقیق فرایندهای انتخاب تأمین‌کننده را فراهم می‌سازد و بینش‌های بی‌سابقه‌ی را در بهینه‌سازی تصمیم‌گیری در محیط‌های پیچیده‌ی زنجیره‌ی تأمین ارائه می‌دهد. مطالعه‌ی حاضر، نشان‌دهنده‌ی یک تغییر روش در نحوه‌ی برخورد با مسائل انتخاب تأمین‌کننده نه فقط در چارچوب‌های نظری، بلکه در روش‌های عملی و مبتنی بر داده است.

به‌وسیله‌ی MCDM ترکیبی از معیارها برای انتخاب تأمین‌کنندگان و نیز یک مدل شبیه‌سازی برای ارزیابی عملکرد سیستم زنجیره‌ی تأمین با در نظر گرفتن تأمین‌کنندگان منتخب استفاده شده است. براساس نتایج شبیه‌سازی، یک الگوریتم فراابتکاری چندهدفه برای یافتن ترکیب‌های ایده‌آل از معیارها برای بهینه‌سازی عملکرد زنجیره‌ی تأمین استفاده شده است.<sup>[۱۱]</sup>

ساپوترو<sup>۶</sup> و همکاران (۲۰۲۳)، یک رویکرد دو مرحله‌ی مبتنی بر تصمیم‌گیری چند معیاره‌ی یکپارچه (MCDM) و شبیه‌سازی-بهینه‌سازی چندهدفه را توسعه داده‌اند. ابتدا از روش‌های MCDM، از جمله FuzzyAHP و TOPSIS، برای محاسبه‌ی امتیازهای تأمین‌کنندگان و سپس از روش شبیه‌سازی-بهینه‌سازی استفاده کرده‌اند. سپس معیارهای مربوط به هزینه را ترکیب کرده و اختلال‌های عرضه و پارامترهای غیرقطعی تأمین‌کننده-خریدار را در نظر گرفته‌اند. نهایتاً با اجرای رویکردشان بر روی داده‌های تولیدشده براساس مطالعات پیشین، تأثیر تصمیم‌گیرنده و وزن هدف را ارزیابی کرده‌اند، که انتخاب تأمین‌کننده مهم در نظر گرفته شود.<sup>[۱۲]</sup>

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

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، مانند روش یادگیری ماشین مبتنی بر درخت برای محاسبه‌ی وزن معیارهای انتخاب تأمین‌کننده استفاده شده است. سپس، از وزن‌های مذکور به‌عنوان بخشی از روش MARCOS برای رتبه‌بندی تأمین‌کنندگان و انتخاب تأمین‌کننده با بالاترین رتبه استفاده کرده‌اند.<sup>[۱۴]</sup>

ابولویفه و بهج<sup>۷</sup> (۲۰۲۳)، کاربرد الگوریتم یادگیری ماشین را در فرایند انتخاب تأمین‌کننده براساس سفارش‌ها و انتخاب‌های تأمین‌کننده‌ی گذشته بررسی کرده‌اند. 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 نظارت‌شده‌ی SVM، AdaBoost، و KNN نشان داده‌اند.<sup>[۱۵]</sup>

کاولکانت<sup>۸</sup> و همکاران (۲۰۱۹)، از روشی که شبیه‌سازی و یادگیری ماشین را ترکیب و کاربردهای آن را برای پشتیبانی تصمیم‌گیری مبتنی بر داده در انتخاب تأمین‌کننده‌ی انعطاف‌پذیر بررسی می‌کند، استفاده کرده‌اند. تحویل به‌موقع به‌عنوان شاخصی برای قابلیت اطمینان تأمین‌کننده در نظر گرفته شده است. نتایج نشان می‌دهد که ترکیبی از یادگیری ماشین نظارت‌شده و شبیه‌سازی، قابلیت اطمینان تحویل را بهبود می‌بخشد.<sup>[۱۶]</sup>

<sup>۸</sup> Cavalcante

<sup>۶</sup> Saputro

<sup>۷</sup> Abouloifa & Bahaj

جدول ۱. ویژگی‌های کلیدی پژوهش‌های مربوط به انتخاب تأمین‌کننده.

مطالعه‌ی موردی	تأمین‌کننده‌ی جایگزین	هزینه‌های حمل و نقل	چند محصولی	رویکرد حل مسئله		راهبرد منبع‌یابی		منابع
				یادگیری ماشین	شبیه‌سازی	چندمنبعی	تک‌منبعی	
شرکت تسمه‌ی نقاله		✓				✓		احمد و همکاران (۲۰۲۲)
تولیدکننده‌ی لیفتراک						✓		شانگ و همکاران (۲۰۲۲)
صنعت داروسازی		✓	✓			✓		ایشیزاکا و همکاران (۲۰۲۳)
تولیدکننده‌ی رنگ						✓		خزائی و همکاران (۲۰۲۳)
-		✓	✓		✓	✓	✓	کابادایی و دهقانی (۲۰۲۲)
شرکت مصالح ساختمانی		✓			✓	✓		ساپوترو و همکاران (۲۰۲۳)
تجهیزات الکترونیکی		✓	✓		✓	✓		حاجیان حیدری (۲۰۲۳)
شرکت نفت و گاز				✓		✓		عبدالله و همکاران (۲۰۲۳)
-				✓		✓		ابولویفه و بهج (۲۰۲۲)
-				✓	✓	✓		کوالکانت و همکاران (۲۰۱۹)
-				✓	✓	✓		کومار و همکاران (۲۰۲۳)
شرکت تولیدکننده‌ی کامپیوتر	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	مطالعه‌ی حاضر

### ۳. مدل‌سازی

#### ۱.۳. مدل شبیه‌سازی

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

در مطالعه‌ی حاضر، مدل شبیه‌سازی با نرم‌افزار ارنا صورت گرفته است، که نشانگر یک زنجیره‌ی تأمین است، و چهار تأمین‌کننده‌ی مواد اولیه دارد. جریان مواد و اطلاعات در شکل ۱ مشاهده می‌شود.

با توجه به پارامترهای مدل، سفارش‌های مواد اولیه پس از ادغام سفارش مشتری صورت می‌گیرد و مواد اولیه، فقط تأمین لازم برای تولید محصولات نهایی هستند. سفارش‌های خرید با توزیع نرمال، همان‌طور که در نوشتار بوداگی و همکاران (۲۰۱۸) ارائه شده است، مشخص می‌شوند.<sup>[۱۸]</sup>

مفروضات اساسی مسئله عبارت‌اند از:

شکل ۱. مدل شبیه‌سازی.

- دو نوع محصول متفاوت در حال تحویل است و هزینه‌های سفارش با ترکیب سفارش‌ها برای دو محصول مذکور در یک سفارش به میزان کمینه می‌رسد و نهایتاً ممیزی کیفیت برای محصول‌های مختلف به طور هم‌زمان اجرا می‌شود.
- تأمین‌کنندگان، ظرفیت محدودی دارند.
- یک تأمین‌کننده ممکن است در یک دوره‌ی معین پاسخگوی نیاز تولیدکننده (به‌علت عدم تحویل به موقع که ناشی از تأخیر در حمل و نقل،

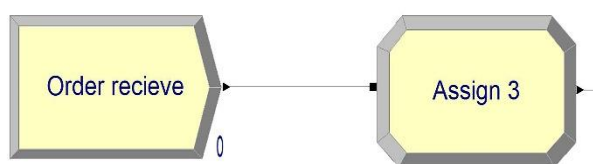
در بخش کنونی، نتایج و تحلیل‌های مربوط به مدل شبیه‌سازی و مدل یادگیری ماشین ارائه شده‌اند.

#### ۱.۴. نتایج مربوط به مدل شبیه‌سازی

سفارش‌ها در مدل به عنوان نهاد یا ورودی در نظر گرفته می‌شوند، که در طی سیستم جریان می‌یابند. سفارش‌ها به وسیله‌ی ماژول create با نام Order receive به صورت روزانه و در هر بار ورود حدود ۲۰ سفارش وارد شده و بیشینه‌ی تعداد ورودی‌ها ۵۰۰ بوده است، که با رسیدن به مقدار اخیر، ایجاد ورودی‌های جدید متوقف می‌شوند. بنابراین، تعداد سفارش‌های موجود ۱۰۰۰۰ بوده است، که خصیصه‌هایی مانند مقدار سفارش و زمان موردنیاز مشتری برای تحویل سفارش دارند، که به وسیله‌ی ماژول assign با نام ۳ Assign 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 سفارش‌ها باشد. در شکل ۳ مدل مذکور مشاهده می‌شود.

در مرحله‌ی بعد، سفارش‌های موجود به وسیله‌ی ماژول decide با نام Supplier selection به صورت احتمالی با میزان احتمال ۰/۲۵ برای هر تأمین‌کننده تقسیم شده‌اند. در این گام، CPU و HDD های موجود هر تأمین‌کننده به وسیله‌ی توزیع نرمال تخصیص داده می‌شوند و سپس میزان CPU و HDD های موردنیاز برای هر سفارش با CPU و HDD های موجود هر تأمین‌کننده مقایسه و تصمیم‌گیری می‌شود، که آیا آن تأمین‌کننده قادر به تأمین سفارش مرتبط خواهد بود یا اینکه سفارش به تأمین‌کننده‌ی 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، هزینه‌ی متغیر کامپیوتر نوع ۱، هزینه‌ی متغیر کامپیوتر نوع ۲، و هزینه‌ی کل) به وسیله‌ی ماژول ReadWrite با نام ۱ ReadWrite، ۸ ReadWrite، 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) مشاهده می‌شود.

در مرحله‌ی بعد، زمان تحویل سفارش کامپیوترها، براساس مقادیر سفارش کامپیوتر نوع ۱ و ۲ محاسبه و پس از آن زمان تحویل مربوط به هر سفارش به میزان بیشینه بین دو زمان تحویل منظور شده است. سپس زمان تحویل هر سفارش با زمان موردنیاز مشتری مقایسه شده است و در این مرحله، سفارش‌ها با برچسب به موقع و سفارش‌ها با برچسب دیر هنگام از هم متمایز می‌شوند، که با ایجاد این ستون به عنوان متغیر هدف در مجموعه‌ی داده‌ی 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



شکل ۳. ماژول‌های ورودی.

کمبود موجودی، یا اختلال‌های تولید است) نباشد. در این صورت می‌توان از یک تأمین‌کننده‌ی جایگزین دیگر برای این منظور استفاده کرد.

• در تمامی دوره‌ها دست کم یکی از تأمین‌کنندگان قادر به پاسخ‌گویی به نیاز تولیدکننده است و فرض بر این است که سیستم در هیچ دوره‌ی با کمبود مواجه نمی‌شود.

• همه‌ی پارامترها، شناخته‌شده و قطعی هستند.

در مطالعه‌ی حاضر، چهار تأمین‌کننده‌ی احتمالی در نظر گرفته شده‌اند و محدودیت‌های ذکرشده‌ی قبلی در عملکرد تحویل تأمین‌کنندگان تأثیر می‌گذارد، که براساس یک توزیع نرمال مدل‌سازی شده است.

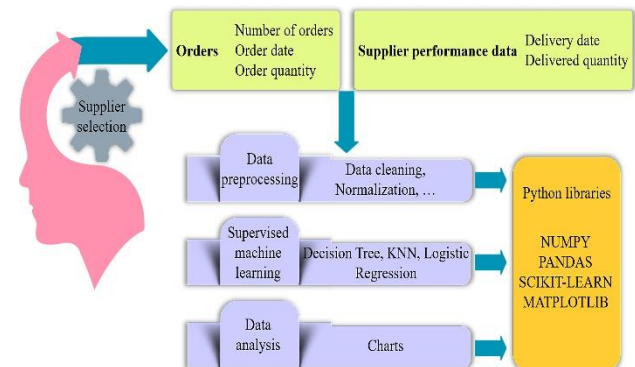
#### ۲.۳. مدل یادگیری ماشین

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

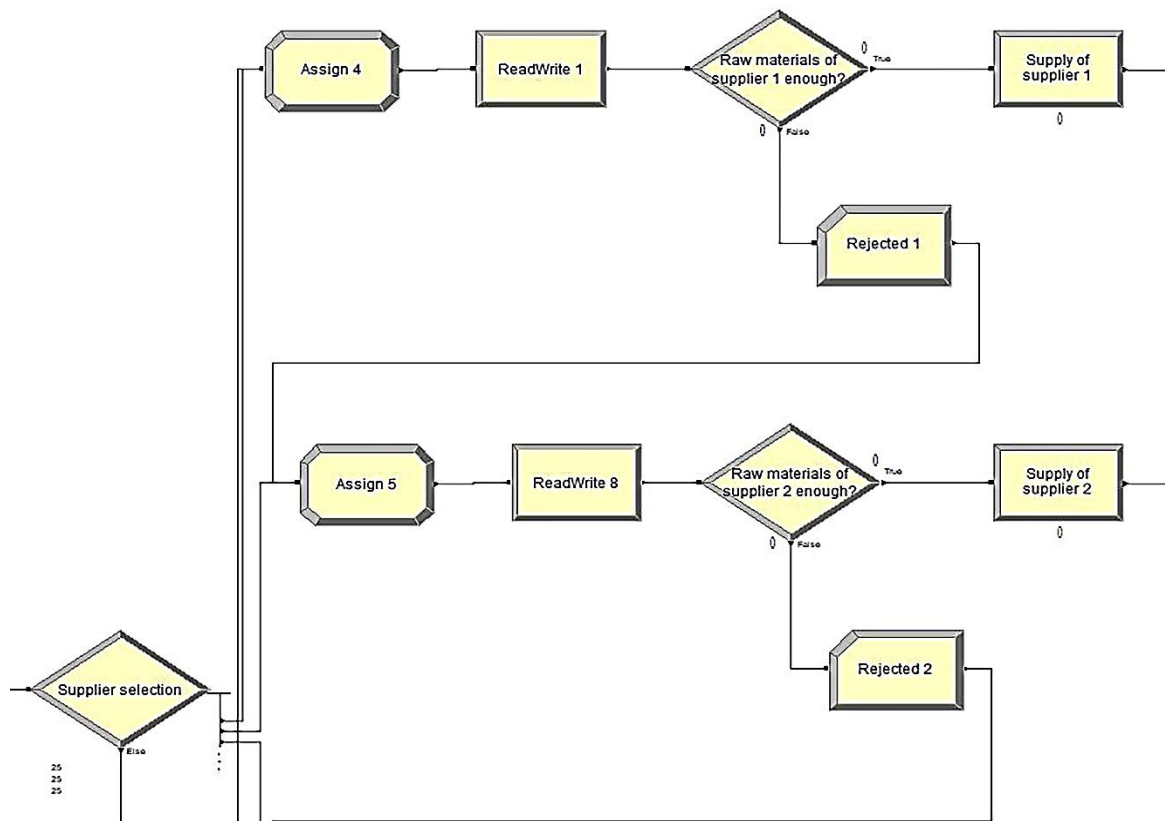
مجموعه‌ی داده‌ی استخراج‌شده از مدل ارزا به‌عنوان ورودی مدل یادگیری ماشین استفاده‌شده و به وسیله‌ی زبان برنامه‌نویسی پایتون ارزیابی و تجزیه و تحلیل شده است. در شکل ۲، نمایی از آنچه در پایتون اتفاق می‌افتد، مشاهده می‌شود. از آنجا که داده‌های موردنظر به وسیله‌ی شبیه‌سازی تولید شده‌اند، پایگاه داده‌ی کیفیت خوبی دارند و مسائلی مانند مقادیر از دست‌رفته، ترکیب داده‌های غیرممکن (به عنوان مثال مقدار منفی محصول‌ها)، مقادیر صفر و غیره بندرت رخ می‌دهند. بنابراین، مرحله‌ی پیش‌پردازش داده‌ها در مقایسه با پایگاه داده‌ی واقعی هنگام برخورد با مدل‌های شبیه‌سازی ساده‌تر است.

#### ۴. مطالعه‌ی موردی: زنجیره‌ی تأمین مونتاژ کامپیوتر

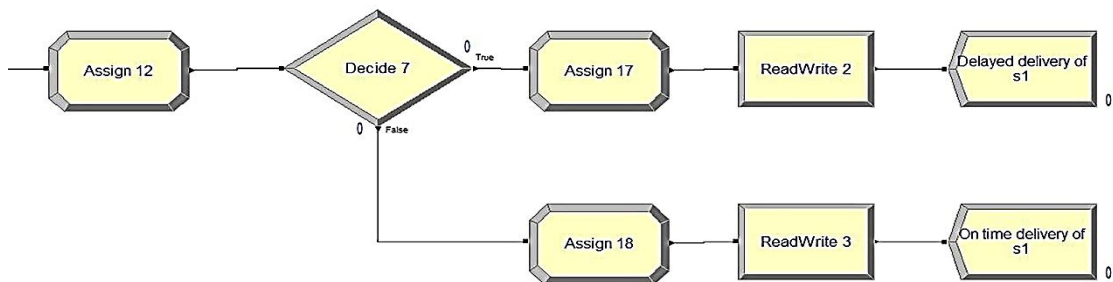
در نوشتار حاضر، یکی از شرکت‌های تولیدکننده‌ی کامپیوتر،<sup>[۲۱]</sup> برای نشان دادن کاربردپذیری رویکرد پیشنهادی بررسی شده است. در این سناریو، دو مدل کامپیوتر توسط تولیدکننده و براساس سفارش مشتری مونتاژ می‌شود. ریزپردازنده‌ها (CPUs) و هارددیسک درایوها (HDDs) به‌عنوان دو قطعه‌ی اصلی استفاده‌شده در کامپیوترها توسط ۴ شرکت تأمین‌کننده تهیه می‌شوند.



شکل ۲. مدل یادگیری ماشین نظارت‌شده برای انتخاب تأمین‌کننده.



شکل ۴. ماژول‌های تصمیم‌گیری.



شکل ۵. ماژول‌های تعیین برچسب‌ها.

#### ۲.۴. نتایج مربوط به مدل یادگیری ماشین

الگوریتم‌های یادگیری ماشین استفاده‌شده در نوشتار حاضر با استفاده از ۳.۸.۳ Python پیاده‌سازی شده است. این عملیات بر روی یک لپ‌تاپ با پردازنده‌ی Intel® Core™ i۵ با بسامد ۲/۵ گیگاهرتز و با ۴ گیگابایت رم اجرا شد. نتایج عددی به‌دست‌آمده از محاسبات در این زیربخش‌ها ارائه شده‌اند:

#### ۱.۲.۴. پیش‌پردازش داده‌ها

در بخش حاضر، به تمیزکردن داده‌ها، نرمال‌سازی، کدکردن داده‌های غیرعددی و آماده‌سازی داده‌ها برای پیاده‌سازی الگوریتم‌های یادگیری ماشین پرداخته شده است. مجموعه‌داده‌ی موجود دارای ۱۰۰۰۰ سطر یا مشاهده (سفارش‌ها) و ۱۱ ستون که ویژگی‌ها یا متغیرهای مستقل و هدف یا متغیر وابسته (خصیصه‌ها) است. ده سطر اول مجموعه‌داده‌ی ذکرشده در جدول ۲ ارائه شده است.

با بررسی مجموعه‌داده‌ی مذکور، برخی ناهماهنگی‌ها در ۱۰٪ از داده‌های موجود مشخص شد، که در آن‌ها با مقایسه‌ی زمان تحویل و زمان موردنیاز

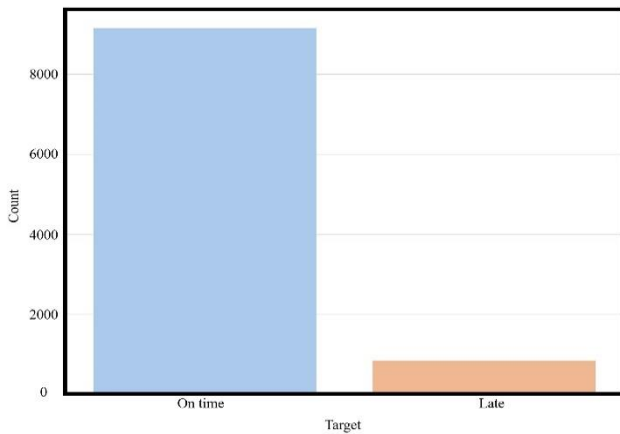
به تأمین از یک تأمین‌کننده با برچسب متفاوت (به موقع یا دیر هنگام) است، ذخیره می‌شوند. این فایل‌ها شامل کد سفارش، تأمین از تأمین‌کننده، زمان تحویل، و متغیر هدف (سفارش‌ها به موقع و دیر هنگام) هستند. در شکل ۵، قسمتی از ماژول‌ها که مربوط به تعیین برچسب برای یک تأمین‌کننده هستند، مشاهده می‌شوند.

با استفاده از مدلی که در نرم‌افزار ارنا پیاده‌سازی شده است، با استخراج ۱۲ فایل با فرمت CSV (پیش‌تر توضیحات مربوط به فایل‌های مذکور داده شد) و سپس یکپارچه‌سازی فایل‌های اخیر، یک مجموعه داده‌ی واحد به‌دست می‌آید. تعداد تکرارهای اجرای شبیه‌سازی با توجه به دامنه‌ی 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 انتظارها مقایسه شد و تحلیل رفتار مدل به‌خوبی اعتبار آن را تصدیق کرد. اعتبارسنجی مدل نیز با داده‌های مختلف و تحلیل حساسیت پارامترها انجام شد، که مدل به‌خوبی تغییرات ورودی‌ها به خروجی‌ها را نشان می‌دهد. بنابراین، مجموعه‌داده‌ی نهایی استخراج‌شده از شبیه‌سازی به عنوان ورودی در مدل یادگیری ماشین استفاده می‌شود.

جدول ۲. ده سطر اول مجموعه داده‌ی به دست آمده از شبیه سازی.

کد سفارش	نوع ۱ کامپیوتر سفارش	مقدار سفارش	نوع ۲ کامپیوتر سفارش	مقدار سفارش	زمان سفارش	تأمین کننده	تأمین کننده	تأمین کننده	تأمین کننده	تأمین کننده	تأمین کننده	تأمین کننده	تأمین کننده	تأمین کننده	تأمین کننده	تأمین کننده	تأمین کننده	تأمین کننده	تأمین کننده	
۱	۲۴۵۹/۵۷۴	۶۴۷/۴۳۸	۲۴۵۹/۷۴	۱۰۰۰	۱۵	۱۵	۵/۸۴۲	۲/۸۳۹	۲۵۵۹۵/۷۴	۳۲۳۷/۱۸۸	۲/۸۳۹	به موقع								
۲	۴۳۷۵/۰۴۴	۱۱۹۲/۰۵۵	۲۱۸۷۵/۲۲۱	۱۵۰۰	۲۵	۲۵	۱۴/۴۶۱	۴/۱۱۷	۲۳۳۷۵/۲۲۱	۹۵۳۶/۴۳۶	۴/۱۱۷	به موقع								
۳	۴۸۲۵/۴۶۷	۴۴۹۹/۳	۴۸۲۵۴/۶۷۳	۷۰۰	۳۵	۳۵	۱۴/۹۶۸	۴/۱۱۳	۴۸۹۵۴/۶۷۳	۴۰۴۹۳/۶۹۸	۴/۱۱۳	به موقع								
۴	۲۶۶۸/۰۸۱	۳۶۱۱/۴۹	۲۶۶۸۰/۸۰۹	۱۰۰۰	۱۵	۱۵	۱۱/۶۷۷	۴/۱۱۷	۲۷۶۸۰/۸۰۹	۱۸۰۵۷/۴۵۲	۴/۱۱۷	به موقع								
۵	۲۸۰۹/۱۳۲	۹۳۷/۲۲	۱۴۰۴۵/۶۶	۱۵۰۰	۲۵	۲۵	۷/۰۹۱	۲/۰۰۷	۱۵۵۴۵/۶۶	۷۴۹۷/۷۶	۲/۰۰۷	به موقع								
۶	۲۱۲۸/۳۵۱	۵۲۳۶	۲۱۲۸۳/۵۰۹	۷۰۰	۳۵	۳۵	۱۱/۶۱۱	۴/۲۸۸	۲۱۹۸/۵۰۹	۴۸۰۲۴/۰۰۲	۴/۲۸۸	به موقع								
۷	۵۲۹۱/۰۵۱	۵۱۹۶/۰۳۱	۵۲۹۱۰/۵۰۸	۱۰۰۰	۱۵	۱۵	۱۰/۴۸۶	۷/۰۱۴	۵۳۹۱۰/۵۰۸	۲۵۹۸۰/۱۵۴	۷/۰۱۴	به موقع								
۸	۱۹۴۲/۶۰۴	۱۴۳۰/۸۳۹	۱۹۴۲۶/۰۴۳	۱۰۰۰	۱۵	۱۵	۶/۷۰۹	۲/۱۱۱	۲۰۴۲۶/۰۴۳	۷۱۵۴/۱۹۵	۲/۱۱۱	به موقع								
۹	۵۵۸۵/۳۵۸	۳۷۵۷/۸۲۹	۵۵۸۵۳/۵۷۸	۱۰۰۰	۱۵	۱۵	۴/۹۲۷	۶/۱۷۸	۵۶۸۵۳/۵۷۸	۱۸۷۸۹/۱۴۴	۶/۱۷۸	به موقع								
۱۰	۴۸۷۸/۱۰۲	۲۴۱۲/۱۳۴	۴۸۷۸۱۰/۱۶	۷۰۰	۳۵	۳۵	۶/۲۷۶	۳/۶۴۱	۴۹۴۸۱/۰۱۶	۲۱۷۰۹/۲۰۴	۳/۶۴۱	به موقع								

\* S1: تأمین کننده‌ی ۱، S2: تأمین کننده‌ی ۲، S3: تأمین کننده‌ی ۳، S4: تأمین کننده‌ی ۴.



شکل ۶. نمودار طبقه بندی باینری غیر بالانس.

در شکل ۶، تعداد سفارش‌ها به تفکیک سفارش‌های به موقع تحویل شده و سفارش‌های دیرنگام تحویل شده مشاهده می‌شود. مجموعه داده‌ی مورد مطالعه از نوع مسائل طبقه بندی با هدف دو کلاسه است.

در جدول ۵، میزان همبستگی میان متغیرهای مختلف مشاهده می‌شود؛ که مطابق آن، هزینه‌ی متغیر کامپیوتر نوع ۱ با مجموع هزینه‌ها و همچنین با هزینه‌های ثابت و زمان تحویل هم همبستگی قابل توجهی دارد. هزینه‌ی متغیر کامپیوتر نوع ۲ نیز با زمان تحویل، همبستگی مشهودی دارد. برای اینکه مدل نتیجه‌ی 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 از ستون‌های معیارهای مور بررسی حذف شده و در مدل در نظر گرفته نشده است.

در شکل ۷ (نمودار الف)، سهم هر یک از تأمین کنندگان از تأمین در قیاس با مقداری که متعهد شده بودند، مشاهده می‌شود. در ابتدا، سفارش‌ها به طور تصادفی میان تأمین کنندگان تقسیم شده بودند، اما تأمین کنندگان نتوانسته بودند تمامی سفارش‌های خود را تأمین و برخی از آن‌ها را به تأمین کننده‌ی

جدول ۳. تعداد داده‌های مفقوده مربوط به هر ویژگی.

ویژگی	تعداد داده‌های مفقود شده
مقدار سفارش کامپیوتر نوع ۱	۲۲۲
مقدار سفارش کامپیوتر نوع ۲	۲۲۴
زمان سفارش	۰
قرارداد با تأمین کننده	۰
تأمین از تأمین کننده	۰
هزینه‌های ثابت	۰
هزینه‌ی متغیر کامپیوتر نوع ۱	۲۲۷
متغیر کامپیوتر نوع ۲ هزینه‌ی	۲۱۰
هزینه‌ی کل	۱۶۶
زمان تحویل	۵
متغیر هدف	۰

مشتری، تعدادی از برچسب‌ها به اشتباه نام گذاری شده بودند. لذا، در گام اول، مشکل اخیر حل و برچسب‌های اشتباه تصحیح شدند.

در گام بعد، داده‌های با مقدار منفی برای مقادیر سفارش، زمان‌ها و هزینه‌های حمل حذف و به عنوان داده‌های مفقوده در نظر گرفته شدند، که تعداد آن‌ها به تفکیک متغیرها در جدول ۳ ارائه شده است.

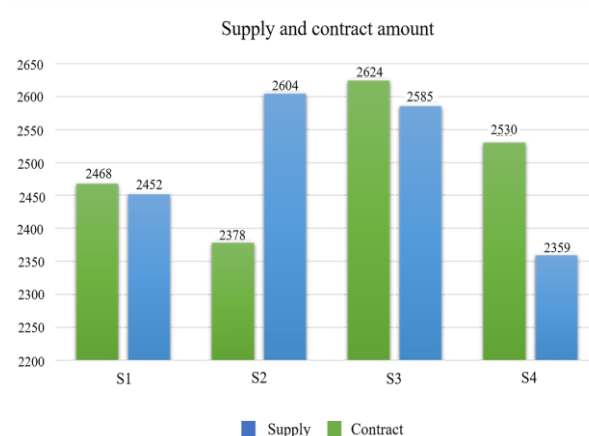
در جدول ۴، تعداد مشاهده‌ها، میانگین، انحراف معیار، مقادیر بیشینه و کمینه، و چارک‌های اول، دوم (میان)، و سوم هر متغیر ارائه شده است، که می‌توان از آن به تعداد داده‌های مفقود شده و اطلاعات مربوط به آمار توصیفی پی برد.

جدول ۴. توصیف متغیرهای مستقل.

تعداد	مقدار سفارش کامپیوتر نوع ۱	مقدار سفارش کامپیوتر نوع ۲	زمان سفارش	هزینه‌های ثابت	هزینه‌های متغیر کامپیوتر نوع ۱	هزینه‌های متغیر کامپیوتر نوع ۲	هزینه‌ی کل	زمان تحویل
۹۷۷۸	۳۰۶۶/۵۶۸۹۵۵	۳۰۶۶/۴۷۷۶۴۷	۹/۰۲۴۳۲۸	۱۰۹۹/۸۳	۲۴۴۶۵/۰۰۲۰۹	۹۷۷۰	۹۸۳۴	۹۹۹۵
انحراف استاندارد	۱۴۰۰۹/۹۱۵۰۰۱	۱۴۲۳/۱۱۲۲۸۳	۳/۴۵۴۹۷۱	۲۹۶/۳۸۴۴۷۲	۱۳۵۸۵/۴۹۲۱۰۵	۱۴۸۶۹/۱۳۳۲۱۷	۱۳۵۰/۷۱۸۱۷۱	۱/۴۴۸۸۳۷
کمینه	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	۴۰۳۲/۰۱۲۵۰	۴۰۲۶/۰۱۱	۱۲/۰۱۴۷۵	۱۵۰۰	۳۲۷۷۵/۵۰۵	۳۵۲۶۰/۸۸۸	۳۳۷۰۰/۰۱۸۲۵	۴/۶۳۲
بیشینه	۸۵۴۹/۷۱۴	۸۶۹۳/۷۲۸	۱۵	۱۵۰۰	۸۵۴۹۷/۱۱۳۷	۹۶۰۱۴/۵۰۴	۸۶۱۹۷/۱۳۷	۱۱/۳۹۱

جدول ۵. همبستگی متغیرهای مستقل.

مقدار سفارش کامپیوتر نوع ۱	مقدار سفارش کامپیوتر نوع ۲	زمان سفارش	هزینه‌های ثابت	هزینه‌های متغیر کامپیوتر نوع ۱	هزینه‌های متغیر کامپیوتر نوع ۲	هزینه‌ی کل	زمان تحویل
۱	-۰/۰۰۵۵۸۵	-۰/۰۰۳۵۴۸	-۰/۰۰۵۱۸۹	-۰/۰۰۹۹۹۵	-۰/۰۰۹۸۸۲	-۰/۰۱۳۲۶۷	-۰/۰۰۲۲۱۴
-۰/۰۰۵۵۸۵	۱	-۰/۰۱۶۸۵۶	-۰/۰۰۴۸۱۱	-۰/۰۰۶۹۵۲	-۰/۰۰۳۷۶۴	-۰/۰۰۷۳۷۵	-۰/۰۰۲۳۸۴
-۰/۰۰۳۵۴۸	-۰/۰۱۶۸۵۶	۱	-۰/۰۰۰۶۴۶	-۰/۰۰۴۲۳۰	-۰/۰۱۳۸۶۵	-۰/۰۰۳۴۳۳	-۰/۰۰۶۸۵۱
-۰/۰۰۵۱۸۹	-۰/۰۰۴۸۱۱	-۰/۰۰۰۶۴۶	۱	-۰/۴۶۳۰۷۶	-۰/۰۵۵۱۰۲	-۰/۴۴۴۱۴۹	-۰/۰۰۰۵۵۷
-۰/۰۰۹۹۹۵	-۰/۰۰۶۹۵۲	-۰/۰۰۴۲۳۰	-۰/۴۶۳۰۷۶	۱	-۰/۱۰۸۲	-۰/۹۹۹۸۰۹	-۰/۴۱۷۹۳۱
-۰/۰۰۹۸۸۲	-۰/۰۰۳۷۶۴	-۰/۰۰۳۷۶۴	-۰/۰۵۵۱۰۲	-۰/۱۰۸۲	۱	-۰/۱۰۵۳۲۲	-۰/۳۶۸۷۳۱
-۰/۰۱۳۲۶۷	-۰/۰۰۷۳۷۵	-۰/۰۰۳۴۳۳	-۰/۰۰۳۴۳۳	-۰/۴۴۴۱۴۹	-۰/۹۹۹۸۰۹	۱	-۰/۴۲۲۷۶۷
-۰/۰۰۲۲۱۴	-۰/۰۰۲۳۸۴	-۰/۰۰۶۸۵۱	-۰/۰۰۰۵۵۷	-۰/۴۱۷۹۳۱	-۰/۳۶۸۷۳۱	-۰/۴۲۲۷۶۷	۱



(ب) نمودار میزان تأمین هر یک از تأمین‌کنندگان.

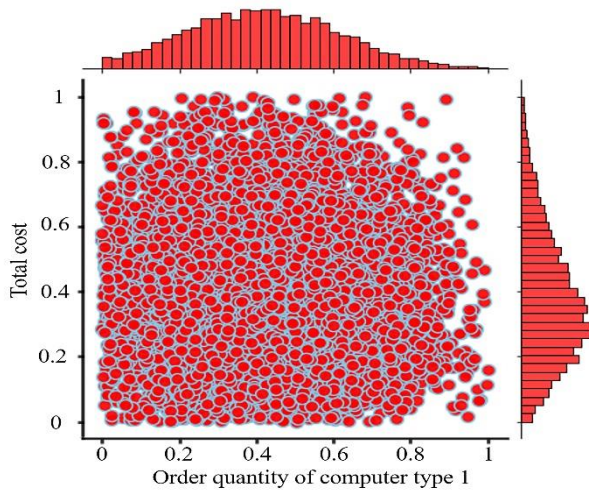
(الف) نمودار میزان قرارداد و تأمین هر یک از تأمین‌کنندگان.

شکل ۷. سهم هر تأمین‌کننده از تأمین.

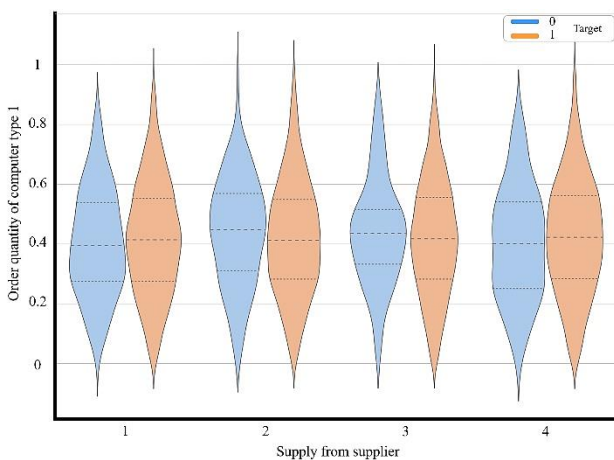
در این مرحله ستون‌های با متغیر دسته‌بندی‌شده (اسمی) کدگذاری می‌شوند؛ بدین صورت که که دو ستون قرارداد با تأمین‌کننده و تأمین از سوی تأمین‌کننده از ۰ تا ۳ کدگذاری و ستون هدف نیز با ۰ و ۱ کدگذاری می‌شوند، که ۰ به معنای تحویل با تأخیر و ۱ نشانگر تحویل به موقع است. سپس به مدیریت داده‌های پرت پرداخته شده است.

دیگری واگذار کرده‌اند. در نمودار ب در شکل ۷، از چپ به راست سهم هر یک از تأمین‌کنندگان از تأمین و تحویل به موقع و دیر هنگام هر تأمین‌کننده مشخص شده است. همان‌طور که مشخص است، همه‌ی تأمین‌کنندگان به جز تأمین‌کننده‌ی ۲، که میزان بیشتری از مقدار متعهدشده را تأمین کرده است، مقادیر کمتری را تأمین کرده‌اند. با این حال، تأمین‌کننده‌ی ۲ در قیاس با تأمین‌کننده‌ی ۳ با وجود تأمین بیشتر، تحویل به موقع کمتری داشته است.





شکل ۹. نمودار پراکندگی مجموع هزینه‌ها و مقدار سفارش کامپیوتر.



شکل ۱۰. نمودار ویولن میزان تأمین هر تأمین‌کننده و مقدار سفارش کامپیوتر.

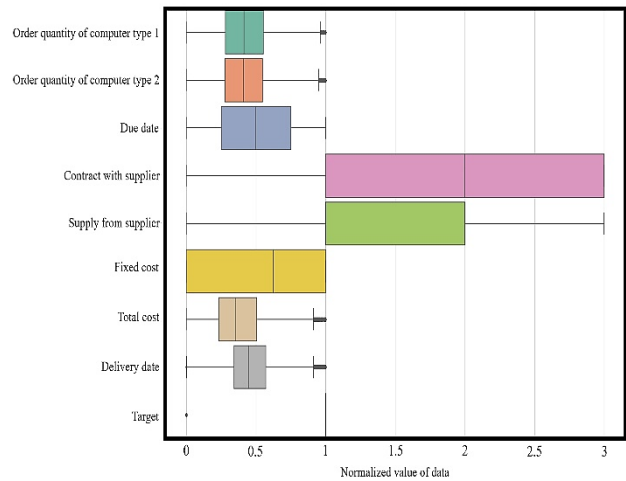
#### ۲.۲.۲.۴. مصورسازی داده‌ها

در بخش کنونی، با استفاده از کتابخانه‌های `matplotlib` و `seaborn` به مصورسازی داده‌ها پرداخته شده است. مصورسازی و رسم نمودار به درک بهتر از داده‌ها کمک می‌کند، اما فقط نمی‌توان با اتکاء به این بخش داده‌ها را ارزیابی و تحلیل کرد.

در شکل ۹، پراکندگی داده‌ها به وسیله نمودار پراکندگی برای دو متغیر مجموع هزینه‌ها و مقدار سفارش کامپیوتر نوع ۱ مشاهده می‌شود. همان‌طور که مشخص است در قسمت‌هایی که داده‌های پرت مشاهده می‌شوند، نمودار چولگی به راست دارد.

در شکل ۱۰، نمودار ویولن مربوط به مقدار سفارش کامپیوتر نوع ۱ برحسب چهار تأمین‌کننده موجود مشاهده می‌شود، که بیانگر سفارش‌های به موقع و دیر هنگام است.

همان‌طور که مشخص است، مقدار میانه برای هر تأمین‌کننده در هر یک از دو حالت به موقع و دیر هنگام کمی متفاوت است و برای تأمین‌کننده سوم، میزان چارک‌های اول و سوم به میزان قابل توجهی در دو حالت به موقع و دیر هنگام متفاوت است، که نشانگر اختلاف بیشتر در میزان مذکور به نسبت سایر تأمین‌کنندگان است. همچنین تعداد داده‌های پرت بیشتری متعلق به تحویل‌های دیر هنگام تأمین‌کننده دوم است.



شکل ۸. نمودار جعبه‌یی برای نشان‌دادن بصری داده‌های محتمل پرت.

با توجه به شکل ۸، می‌توان به وسیله مصورسازی داده‌ها، به وجود مقدار زیادی داده‌ی محتمل پرت پی برد. با استفاده از منطق `IQR` و رابطه‌ی ۱، می‌توان به وجود ۲۹ داده‌ی محتمل پرت برای متغیر مقدار سفارش کامپیوتر نوع ۱ پی برد.

$$IQR = Q_3 - Q_1$$

$$U > Q_3 + (1/5 \times IQR) \quad (1)$$

$$L < Q_1 - (1/5 \times IQR)$$

نتایج نشان می‌دهند ۷۴/۷۶٪ از سفارش‌های با مقادیر بالا، توسط تأمین‌کنندگانی که متعهد شده بودند، تأمین نشده و توسط تأمین‌کننده‌ی دیگری آماده شده است. با استفاده از `Z-score` می‌توان فهمید که ۱۷ مورد از ۲۹ داده‌ی محتمل پرت، واقعاً داده‌ی پرت مربوط به متغیر مقدار سفارش کامپیوتر نوع ۱ محسوب می‌شوند. به همین ترتیب، می‌توان داده‌های پرت را برای تمامی متغیرها حذف کرد، که از ۱۰۰۰ مشاهده، ۷۳۵ مورد حذف شده است و مجموعه داده‌ی جدید، ۹۲۶۵ سطر و ۹ ستون دارد. پس از مدیریت داده‌های پرت، داده‌های مفقوده بررسی شدند و چون توزیع متغیرهایی که داده‌ی مفقوده داشتند، نرمال بوده است، با استفاده از میانگین هر ستون، داده‌های مفقوده پر شده‌اند. در گام آخر پیش‌پردازش داده‌ها، متغیرهای کمی برای اینکه بتوانند با هم مقایسه شوند، هم مقیاس بین ۰ و ۱ و اصطلاحاً نرمال‌سازی صورت گرفته است.

#### ۲.۲.۲.۴. پیاده‌سازی الگوریتم‌های یادگیری ماشین

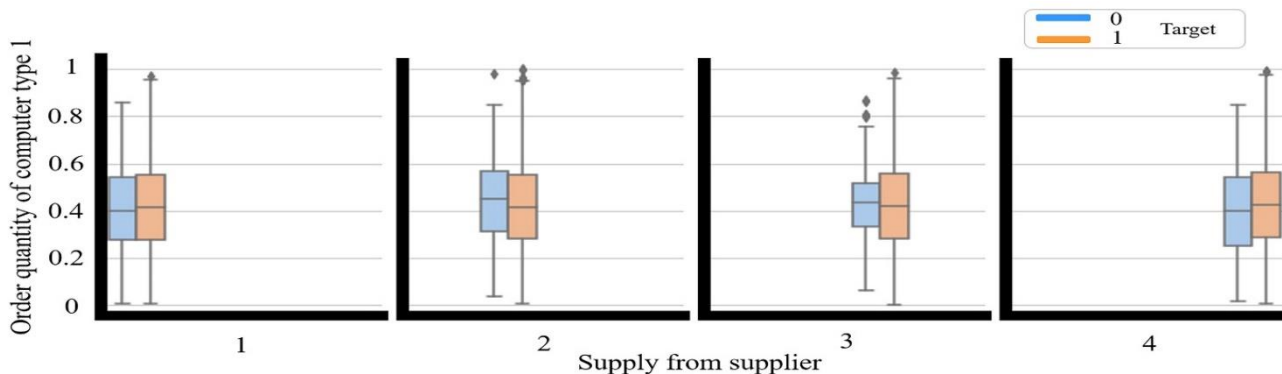
##### ۱.۲.۲.۴. مهندسی ویژگی

پیش از شروع الگوریتم‌ها با استفاده از آزمون مربع کای، به مهندسی ویژگی پرداخته شده است. داده‌ها به دو دسته‌ی متغیرهای مستقل و متغیر وابسته تقسیم و این مقادیر برای کای دو و `p-value` آن‌ها به دست آورده شده است (رابطه‌ی ۲):

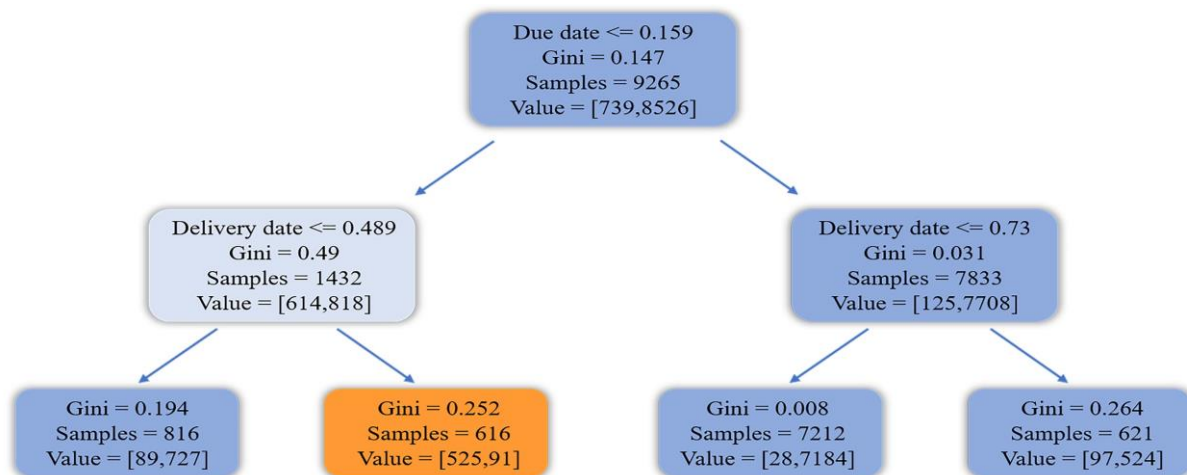
$$\chi^2 = 1/4653.04, 58/28947835 \quad (2)$$

$$p\text{-value} = 2/26.88651e^{-1}, 2/2625.898e^{-14}$$

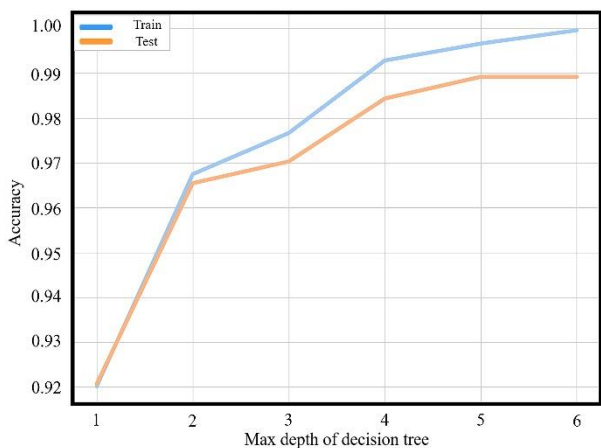
بالا بودن مقدار کای دو نشان می‌دهد که سطح زیر نمودار بیشتر است و در نتیجه، ویژگی‌ها به متغیر هدف وابسته‌اند. همچنین پایین بودن مقدار `p-value`، نشان‌دهنده‌ی رد فرض صفر است، یعنی استقلال رد می‌شود و در نتیجه ویژگی‌ها به متغیر هدف وابسته‌اند.



شکل ۱۱. نمودار جعبه‌یی میزان تأمین هر تأمین‌کننده و مقدار سفارش کامپیوتر.



شکل ۱۲. نمودار درخت تصمیم.



شکل ۱۳. نمودار مقایسه‌ی دقت داده‌های آموزش و آزمایش در الگوریتم درخت تصمیم.

شبکه‌یی تنظیم شده است، مشاهده می‌شود. با ارزیابی داده‌ها، آزمایش و تنظیم هایپرپارامترهای الگوریتم درخت تصمیم، میزان پارامترهای بهینه برای داده‌ها در درخت، معیار جینی، با عمق ۵، ۴ برگ، و ۳ شاخه به دست آمده است.

هر چه دقت داده‌های آموزش و آزمایش به هم نزدیک‌تر باشند، مدل پایدارتر و احتمال بیش‌برازش داده‌ها کمتر است، پس می‌توان به مدل تکیه کرد. در شکل ۱۳، نمودار دقت برای داده‌های آموزش و آزمایش مشاهده می‌شود.

در شکل ۱۱، یک نمودار جعبه‌یی مشاهده می‌شود، که مقدار سفارش هر تأمین‌کننده را به تفکیک تحویل‌های به موقع و دیر هنگام نشان می‌دهد. همچنین بیانگر آن است که تأمین‌کنندگان ۲ و ۳، داده‌های پرت بیشتری نسبت به سایرین دارند.

#### ۳.۲.۲.۴. الگوریتم‌های یادگیری ماشین

در بخش حاضر، با استفاده از دستوره‌های کتابخانه‌ی scikit-learn، داده‌های مستقل و هدف به دو دسته داده‌های آموزش و آزمایش تقسیم شده‌اند. همان‌طور که پیشتر گفته شد، مجموعه‌ی داده‌های نهایی، ۹۲۶۵ سطر و ۹ ستون دارد، که با در نظر گرفتن ۸۰٪ داده‌ها به‌عنوان داده‌های آموزش و ۲۰٪ 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 بوده است. هدف در این مرحله یادگیری مدل براساس داده‌های آموزش و پیش‌بینی متغیر هدف برای داده‌های آزمایش و در نهایت به دست آوردن دقت مدل با مقایسه مقدار پیش‌بینی شده و مقدار واقعی متغیر هدف در داده‌های آزمایش است. در پژوهش حاضر، از سه روش: درخت تصمیم،  $K$  نزدیک‌ترین همسایه، و رگرسیون لجستیک استفاده شده و در نهایت مقایسه‌یی بین دقت الگوریتم‌های مختلف صورت گرفته است.

در الگوریتم درخت تصمیم، با فیت کردن الگوریتم بر روی داده‌های آموزش، هایپرپارامترهای آن که دارای بیشترین عمق درخت، کمترین تعداد برگ‌ها، و کمترین تعداد شاخه‌ها هستند، تنظیم می‌شوند. در شکل ۱۲، نمودار درختی که هایپرپارامترهای آن به وسیله‌ی اعتبارسنجی  $k$ -fold و جستجوی

جدول ۶. مقایسه‌ی دقت در الگوریتم‌های مختلف یادگیری ماشین.

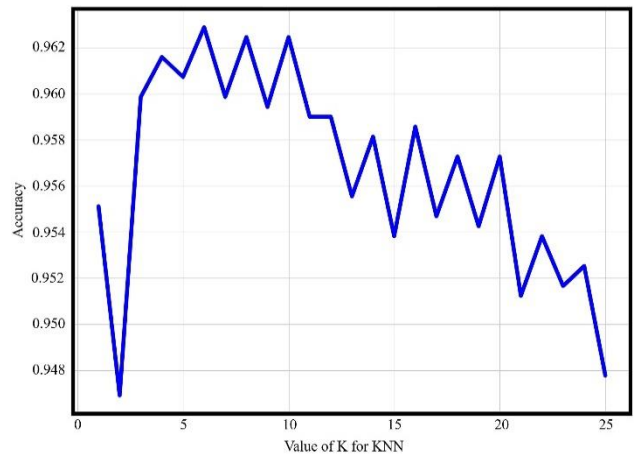
دقت	الگوریتم
۰/۹۹۵۴	درخت تصمیم
۰/۹۶۱۷	نزدیک‌ترین همسایه K
۰/۹۸۴۰	رگرسیون لجستیک

### ۵. نتیجه‌گیری و پیشنهادهای آتی

مدل تصمیم‌گیری مبتنی بر داده‌ی پیشنهاد شده برای انتخاب تأمین‌کننده، می‌تواند برای طراحی راهبردهای کاهش ریسک در مدل‌های مدیریت اختلال زنجیره‌ی تأمین، طراحی مجدد پایگاه تأمین‌کننده یا سرمایه‌گذاری در تأمین‌کنندگان مهم و پرخطر بهره‌بردار شود. علاوه بر این، با استفاده از رویکردهای ترکیبی و ایجاد یک سیستم یکپارچه و هماهنگ می‌تواند موجب شفافیت بیشتر، تعامل‌های انسانی کمتر، افزایش سرعت در تصمیم‌گیری‌ها، و کاهش خطا در تصمیم‌ها شود. نتایج نشان می‌دهند که ترکیبی از یادگیری ماشین نظارت‌شده و شبیه‌سازی، اگر به درستی استفاده شود، قابلیت اطمینان تحویل را بهبود می‌بخشد. بر طبق نتایج پژوهش حاضر، الگوریتم درخت تصمیم با ۹۹٪ دقت، الگوریتم رگرسیون لجستیک با ۹۸٪ دقت، و الگوریتم K نزدیک‌ترین همسایه با ۹۶٪ دقت، موجب بهبود در مسئله‌ی مورد نظر شده‌اند.

به‌عنوان پیشنهاد برای مطالعات آتی، می‌توان جریمه‌هایی را برای تأمین‌کنندگانی که قادر به تأمین نیاز مشتری نیستند، در نظر گرفت و سطح موجودی و کمبود را هم بررسی کرد. 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 کمینه‌سازی هزینه، کاهش زمان تحویل، و بهبود کیفیت استفاده کرد. همچنین معیارهای زیست‌محیطی و اجتماعی در فرایند انتخاب تأمین‌کننده در دنیای واقعی می‌توانند چالش برانگیز باشند و برای توسعه‌های آتی لحاظ شوند. در حالی که بینش‌های قابل بحث مهمی از طریق مطالعه‌ی حاضر نشان داده شده است، در عمل مدیران لجستیک می‌توانند این پیشنهادهای کاربردی را نیز 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 راهبردهای 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 مداخله‌های دستی را کاهش دهند، فرایندهای تصمیم‌گیری را تسریع کنند و اشتباه‌ها را در تصمیم‌گیری به میزان کمینه برسانند.



شکل ۱۴. نمودار میزان K مورد نظر در روش K نزدیک‌ترین همسایه.

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 ۱۵. ضرایب رگرسیون و مقادیر p-value در الگوریتم

### رگرسیون لجستیک.

دقت به‌دست‌آمده از الگوریتم درخت تصمیم برابر با ۰/۹۹۵۴ است، که چون از منطق اعتبارسنجی متقابل استفاده و هایپرپارامترها تنظیم شده‌اند، قابل اتکاء است. در الگوریتم K نزدیک‌ترین همسایه، باید K پیدا شود تا توسط آن بتوان پیش‌بینی درستی از مدل داشت. انتخاب K مناسب برای این مدل هایپرپارامتر الگوریتم است، که توسط جستجوی شبکه‌ی تنظیم شده است. مطابق شکل ۱۴، K مورد نظر برای الگوریتم مذکور برابر با ۷ بوده و همچنین دقت مدل اخیر برابر با ۰/۹۶۱۷ اندازه‌گیری شده است.

الگوریتم رگرسیون لجستیک برخلاف وجود کلمه‌ی رگرسیون، یکی از الگوریتم‌های طبقه‌بندی محسوب می‌شود، که روش خوبی برای مسائل باینری و تعیین بهترین گسسته‌ساز بین دو کلاس است. در روش مذکور، ضرایب رگرسیون با تنظیم هایپرپارامتر مدل، که بهترین طبقه‌بندی‌کننده است، به دست می‌آید. نتایج مختلف (ضرایب رگرسیون) و مقادیر p-value در شکل ۱۵ مشاهده می‌شوند؛ که مطابق آن، مقادیر p-value برای تمامی متغیرها کمتر از ۰/۰۵ بوده است؛ بنابراین، فرض صفر که  $\beta=0$  است، رد شده و تمامی  $\beta$  ها مقادیر غیرصفر دارند. دقت به‌دست‌آمده از روش اخیر برابر با ۰/۹۸۴ است.

در جدول ۶ مقایسه‌ی الگوریتم‌های استفاده‌شده ارائه شده است؛ که بین آن‌ها، الگوریتم درخت تصمیم بیشترین دقت را داشته است.

## منابع - References

1. Araz, C. and Ozkarahan, I., 2007. Supplier evaluation and management system for strategic sourcing based on a new multicriteria sorting procedure. *International Journal of Production Economics*, 106, pp. 585–606. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2006.08.008>.
2. Chen, C.T., Lin, C.T. and Huang, S.F., 2006. A fuzzy approach for supplier evaluation and selection in supply chain management. *International Journal of Production Economics*. 102, pp. 289–301. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2005.03.009>.
3. Ghadimi, P., Wang, C., Lim, M.K. and Heavey, C., 2019. Intelligent sustainable supplier selection using multi-agent technology: Theory and application for Industry 4.0 supply chains. *Computers & Industrial Engineering*. 127, pp. 588–600. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2018.10.050>.
4. Ahmad, I., Liu, Y., Javeed, D., Shamshad, N., Sarwr, D. and Ahmad, S., 2020. A review of artificial intelligence techniques for selection & evaluation. *IOP Conf. Ser. Mater. Sci. Eng.* 853. <https://doi.org/10.1088/1757-899X/853/1/012055>.
5. Liou, J.J.H., Chang, M.H., Lo, H.W. and Hsu, M.H., 2021. Application of an MCDM model with data mining techniques for green supplier evaluation and selection. *Applied Soft Computing*, 109, 107534. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2021.107534>.
6. Giri, B.C., Molla, M.U. and Biswas, P., 2022. Pythagorean fuzzy DEMATEL method for supplier selection in sustainable supply chain management. *Expert Systems with Applications*, 193, 116396. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.116396>.
7. Ahmad, M.T., Firouz, M. and Mondal, S., 2022. Robust supplier-selection and order-allocation in two-echelon supply networks: A parametric tolerance design approach. *Computers & Industrial Engineering*, 171, 108394. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2022.108394>.
8. Shang, Z., Yang, X., Barnes, D. and Wu, C., 2022. Supplier selection in sustainable supply chains: Using the integrated BWM, fuzzy Shannon entropy, and fuzzy MULTIMOORA methods. *Expert Systems with Applications* 195, 116567. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.116567>.
9. Ishizaka, A., Khan, S.A., Kheybari, S. and Zaman, S.I., 2023. Supplier selection in closed loop pharma supply chain: a novel BWM–GAIA framework. *Annals of Operations Research*, 324, pp. 13–36. <https://doi.org/10.1007/s10479-022-04710-7>.
10. Khazaei, M., Hajiaghahi-Keshteli, M., Rajabzadeh Ghatari, A., Ramezani, M., Fooladvand, A. and Azar, A., 2023. A multi-criteria supplier evaluation and selection model without reducing the level of optimality. *Soft Computing*, 27, pp. 17175–17188. <https://doi.org/10.1007/s00500-023-08954-8>.
11. Kabadayi, N. and Dehghani mohammadabadi, M., 2022. Multi-objective supplier selection process: a simulation–optimization framework integrated with MCDM. *Annals of Operations Research*, 319, pp. 1607–1629. <https://doi.org/10.1007/s10479-021-04424-2>.
12. Saputro, T.E., Figueira, G. and Almada-Lobo, B., 2023. Hybrid MCDM and simulation–optimization for strategic supplier selection. *Expert Systems with Applications*, 219, 119624. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.119624>.
13. Hajian Heidary, M., 2023. Risk Assessment in the Global Supplier Selection Considering Supply Disruption: A Simulation Optimization Approach. *International Journal of Supply and Operations Management*, 10, pp. 501–522. <https://doi.org/10.22034/IJSOM.2023.108989.2110>.
14. Abdulla, A., Baryannis, G. and Badi, I., 2023. An integrated machine learning and MARCOS method for supplier evaluation and selection. *Decision Analytics Journal*, 9, 100342. <https://doi.org/10.1016/j.dajour.2023.100342>.
15. Abouloifa, H. and Bahaj, M., 2023. Using Machine Learning Algorithms to Increase the Supplier Selection Process Efficiency in Supply Chain 4.0. In: Kacprzyk, J., Ezziyani, M., Balas, V.E. (eds) *International Conference on Advanced Intelligent Systems for Sustainable Development*. Springer, Cham. [https://doi.org/10.1007/978-3-031-26384-2\\_19](https://doi.org/10.1007/978-3-031-26384-2_19).
16. Cavalcante, I.M., Frazzon, E.M., Forcellini, F.A. and Ivanov, D., 2019. A supervised machine learning approach to data-driven simulation of resilient supplier selection in digital manufacturing. *International Journal of Information Management*, 49, pp. 86–97. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2019.03.004>.
17. Kumar, S., Dixit, A.K. and Akarte, M., 2023. In: Misra, R., et al. *Advances in Data Science and Artificial Intelligence. ICDSAI 2022. Springer Proceedings in Mathematics & Statistics*, 403. Springer, Cham. 403. [https://doi.org/10.1007/978-3-031-16178-0\\_4](https://doi.org/10.1007/978-3-031-16178-0_4).
18. Bodaghi, G., Jolai, F. and Rabbani, M., 2018. An integrated weighted fuzzy multi-objective model for supplier selection and order scheduling in a supply

- chain. *International Journal of Production Research*, 56, pp. 3590–3614. <https://doi.org/10.1080/00207543.2017.1400706>.
19. Sharma, R., Shishodia, A., Gunasekaran, A., Min, H. and Munim, Z.H., 2022. The role of artificial intelligence in supply chain management: mapping the territory. *International Journal of Production Research*, 60, pp. 7527–7550. <https://doi.org/10.1080/00207543.2022.2029611>.
20. Riahi, Y., Saikouk, T., Gunasekaran, A. and Badraoui, I., 2021. Artificial intelligence applications in supply chain: A descriptive bibliometric analysis and future research directions. *Expert Systems with Applications*, 173, 114702. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.114702>.
21. Ha, C., Jun, H.B. and Ok, C., 2018. A mathematical definition and basic structures for supply chain reliability: A procurement capability perspective. *Computers & Industrial Engineering*. 120, 334–345. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2018.04.036>.