ournal of Intelligent Strategic Management
Vol(4), 773-798.
Bumara.ir

# A Comprehensive Model for Assessing the Resilience and Sustainability of Smart Supply Chains by Integrating Machine Learning Algorithms and Strategic Multi-Criteria Decision-Making

**Arian Tashakkor** *

Master of Science in Artificial Intelligence, Isfahan University of Technology, Isfahan, Iran.

## Abstract

**Purpose**: Successive disruptions in modern supply chains and the imperative of sustainable development require organisations to adopt intelligent and strategic approaches. This study proposes a comprehensive and practical model for the simultaneous assessment and improvement of resilience and sustainability in smart supply chains by integrating machine learning tools with strategic multi-criteria decision-making methods.

**Methodology:** The study is applied in purpose and descriptive-survey in data collection. First, the key dimensions and indicators of sustainability and resilience were identified and screened. Machine learning algorithms, including XGBoost and Random Forest, were then used to analyse operational performance data and to predict disruption risk. To support strategic decisions under uncertainty, the Fuzzy Best-Worst Method (Fuzzy BWM) was used to weight the criteria and Fuzzy TOPSIS was used to prioritise suppliers and optimisation strategies.

**Findings:** The results indicate that combining the predictive analytics of machine learning with managers' strategic judgements considerably improves the accuracy of resilience and sustainability assessment. Data transparency, operational flexibility and environmental responsibility received the highest priority in strategic decisions for smart supply chains.

**Conclusion:** By linking operational data to high-level decision-making, the proposed model provides senior managers with a strategic roadmap to maintain the organization's operational resilience and competitive advantage when facing crises and emerging phenomena.

**Keywords**: Smart supply chain; Resilience; Sustainability; Machine learning; Strategic multi-criteria decision-making; Artificial intelligence algorithms.

**How to Cite:** Tashakkor, A. (2025). A Comprehensive Model for Assessing the Resilience and Sustainability of Smart Supply Chains by Integrating Machine Learning Algorithms and Strategic Multi-Criteria Decision-Making. Journal of Intelligent Strategic Management .4(2), 773-798.

doi: 10.87453/bumara.2026.373601.556

Intelligent Strategic Management (JISM) in Development and Evolution is licensed under a Creative Commons Attribution-Non Commercial 4.0 International License.
© Authors

* **Corresponding Author :** tashakkor.a@alumni.iut.ac.ir

Original Research
Received: 2025/10/06
Review: 2025/11/11
Accepted: 2025/12/16
eISSN: 2891-4128

نشریه مدیریت استراتژیک هوشمند
دوره ٤، شماره ۲، تابستان، ١٤٠٤، ۷۹۸-۷۷۳
Bumara.ir

# ارائه مدلی جامع برای ارزیابی تاب‌آوری و پایداری زنجیره تأمین هوشمند با استفاده از ترکیب الگوریتم‌های یادگیری ماشین و تصمیم‌گیری چندمعیاره استراتژیک

**آرین تشکر*** کارشناس ارشد هوش مصنوعی، دانشگاه صنعتی اصفهان، اصفهان، ایران.

مقاله پژوهشی
تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۰۷/۱۴
بازنگری: ۱۴۰۴/۰۸/۲۰
تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۹/۲۵
eISSN: 2891-4128

## چکیده

**هدف:** اختلالات متوالی در زنجیره‌های تأمین مدرن و ضرورت دستیابی به توسعه پایدار، سازمان‌ها را ملزم به اتخاذ رویکردهای هوشمند و استراتژیک کرده است. پژوهش حاضر با هدف ارائه مدلی جامع و کاربردی برای ارزیابی و ارتقای هم‌زمان تاب‌آوری و پایداری در زنجیره‌های تأمین هوشمند با تلفیق ابزارهای یادگیری ماشین و روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره استراتژیک انجام شده است.

**روش‌شناسی:** این پژوهش از نظر هدف، کاربردی و از نظر روش گردآوری داده‌ها، توصیفی-پیمایشی است. در گام نخست، ابعاد و شاخص‌های کلیدی پایداری و تاب‌آوری شناسایی و غربال شدند. سپس، با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین، داده‌های عملکردی و ریسک‌های اختلال تحلیل و پیش‌بینی گردید. در ادامه، جهت اتخاذ تصمیمات استراتژیک در شرایط عدم قطعیت، از روش بهترین-بدترین فازی برای وزن‌دهی به معیارها و از روش تاپسیس فازی برای اولویت‌بندی و انتخاب تامین‌کنندگان و استراتژی‌های بهینه‌سازی استفاده شد.

**یافته‌ها:** نتایج نشان داد که تلفیق تحلیل‌های پیش‌بینانه یادگیری ماشین با قضاوت‌های استراتژیک مدیران، دقت ارزیابی تاب‌آوری و پایداری را به میزان چشم‌گیری افزایش می‌دهد. همچنین شاخص‌های شفافیت داده‌ای، انعطاف‌پذیری عملیاتی و مسئولیت زیست‌محیطی بالاترین اولویت را در اتخاذ تصمیمات استراتژیک زنجیره تأمین هوشمند دارا هستند.

**نتیجه‌گیری:** مدل پیشنهادی با پیوند دادن داده‌های عملیاتی به تصمیم‌گیری‌های سطح بالا، نقشه‌ای راهبردی در اختیار مدیران ارشد قرار می‌دهد تا در مواجهه با بحران‌ها و پدیده‌های نوظهور، پایداری عملیاتی و مزیت رقابتی سازمان را حفظ نمایند.

**کلیدواژه‌ها:** زنجیره تأمین هوشمند، تاب‌آوری، پایداری، یادگیری ماشین، تصمیم‌گیری چندمعیاره استراتژیک، الگوریتم‌های هوش مصنوعی

**استناد به این مقاله:** تشکر، آرین. (۱۴۰۴). ارائه مدلی جامع برای ارزیابی تاب‌آوری و پایداری زنجیره تأمین هوشمند با استفاده از ترکیب الگوریتم‌های یادگیری ماشین و تصمیم‌گیری چندمعیاره استراتژیک. مدیریت استراتژیک هوشمند, ۴(۲) , ۷۷۳-۷۹۸.

مدیریت استراتژیک هوشمند (JISM) در توسعه و تکامل تحت مجوز بین‌المللی کریتیو کامنز با شرایط انتساب-غیرتجاری ۴,۰ منتشر می‌شود.
©نویسندگان

* **نویسنده مسئول:** tashakkor.a@alumni.iut.ac.ir

## ۱. مقدمه

زنجیره‌های تأمین مدرن در دو دهه اخیر با موجی از اختلالات پیاپی روبه‌رو شده‌اند؛ از همه‌گیری کووید-۱۹ و تنش‌های ژئوپلیتیک و تحریم‌ها گرفته تا بحران انرژی و رویدادهای شدید اقلیمی. این رخدادها نشان داد که ساختارهای مبتنی بر کمینه‌سازی هزینه، موجودی اندک و وابستگی به شمار محدودی تامین‌کننده، در برابر شوک‌ها بسیار شکننده‌اند (Dolgui & Ivanov, ۲۰۲۰). هم‌زمان، فشار نهادهای نظارتی، مشتریان و سرمایه‌گذاران برای کاهش انتشار کربن و رعایت مسئولیت‌های اجتماعی، سازمان‌ها را ناگزیر ساخته است که پایداری و تاب‌آوری را نه دو هدف مجزا، بلکه دو روی یک سکه در طراحی و مدیریت زنجیره تأمین ببینند (Rogers & Carter, ۲۰۰۸; Seuring & MüllerM, ۲۰۰۸).

گسترش فناوری‌هایی مانند اینترنت اشیا (IoT)، بلاک‌چین، تحلیل کلان‌داده و هوش مصنوعی، مفهوم زنجیره تأمین هوشمند را شکل داده است؛ شبکه‌ای که در آن داده‌های لحظه‌ای درباره موجودی، حمل‌ونقل، کیفیت و رفتار تامین‌کنندگان گردآوری و برای پیش‌بینی و تصمیم‌گیری به‌کار گرفته می‌شود. با این حال، وجود داده به‌تنهایی به تصمیم استراتژیک بهتر منجر نمی‌شود. مدیران ارشد باید بتوانند خروجی مدل‌های تحلیلی را با اولویت‌های راهبردی سازمان، الزامات مقرراتی و شرایط عدم قطعیت محیطی سازگار کنند. بخش عمده پژوهش‌های موجود از یکی از دو جهت دچار محدودیت است. دسته نخست مطالعات، از الگوریتم‌های یادگیری ماشین برای پیش‌بینی ریسک و اختلال استفاده می‌کنند، اما اولویت‌های راهبردی و ابعاد پایداری (زیست‌محیطی و اجتماعی) را به‌طور ساختارمند وارد مدل نمی‌کنند (Baryannis et al., ۲۰۱۹). دسته دوم، از روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره برای ارزیابی و رتبه‌بندی استفاده می‌کنند، اما وزن معیارها را صرفاً از قضاوت ذهنی خبرگان می‌گیرند و از داده‌های عملیاتی سازمان بهره نمی‌برند (Hosseini et al., ۲۰۱۹). نتیجه آن است که مدل‌های داده‌محور از چرایی راهبردی و مدل‌های قضاوت‌محور از شواهد عملیاتی تهی می‌مانند.

پژوهش حاضر برای پر کردن این شکاف، مدلی یکپارچه در چهار فاز ارائه می‌کند که خروجی الگوریتم‌های یادگیری ماشین را مستقیماً وارد مدل تصمیم‌گیری استراتژیک مدیران می‌سازد.

**پرسش‌های اصلی پژوهش عبارت‌اند از:**

- پرسش ۱: کدام شاخص‌ها می‌توانند تاب‌آوری و پایداری زنجیره تأمین هوشمند را به‌صورت هم‌زمان و جامع بازنمایی کنند؟
- پرسش ۲: الگوریتم‌های یادگیری ماشین تا چه اندازه می‌توانند ریسک اختلال تامین‌کنندگان را پیش‌بینی و اهمیت داده‌محور شاخص‌ها را برآورد کنند؟
- پرسش ۳: چگونه می‌توان وزن‌های داده‌محور را با قضاوت‌های استراتژیک فازی مدیران تلفیق کرد و بر پایه آن، تامین‌کنندگان و راهبردهای بهینه‌سازی را در شرایط عدم قطعیت اولویت‌بندی نمود؟

نوآوری‌های این پژوهش در سه محور خلاصه می‌شود: نخست، ارائه چارچوبی یکپارچه از شاخص‌های پایداری و تاب‌آوری که هم‌زمان برای تحلیل داده‌ای و تصمیم‌گیری چندمعیاره قابل استفاده است؛ دوم، طراحی سازوکاری برای ادغام وزن‌های حاصل از اهمیت متغیرها در یادگیری ماشین با وزن‌های راهبردی حاصل از روش بهترین–بدترین فازی؛ و سوم، تکمیل مدل با تحلیل حساسیت مبتنی بر سناریو و تدوین نقشه راه راهبردی برای سرمایه‌گذاری بر فناوری‌های هوشمند. ساختار مقاله بدین قرار است: در بخش دوم مبانی نظری و پیشینه، در بخش سوم روش‌شناسی، در بخش چهارم یافته‌ها، در بخش پنجم بحث و دلالت‌های مدیریتی و در بخش ششم نتیجه‌گیری و پیشنهادها ارائه می‌شود.

## ۲. مبانی نظری و پیشینه پژوهش

### ۲-۱ زنجیره تأمین هوشمند

زنجیره تأمین هوشمند به شبکه‌ای از تامین‌کنندگان، تولیدکنندگان، توزیع‌کنندگان و مشتریان گفته می‌شود که با بهره‌گیری از حسگرها، اتصال‌پذیری، تحلیل پیش‌بینانه و اتوماسیون، توان دیدن، پیش‌بینی و واکنش سریع به تغییرات را دارد. یکی از مهم‌ترین نمودهای این رویکرد، دوقلوی دیجیتال زنجیره تأمین است که امکان شبیه‌سازی اختلالات و آزمودن راهبردهای بازیابی را پیش از وقوع فراهم می‌کند (Dolgui & Ivanov, ۲۰۲۱). شفافیت داده‌ای و دیدپذیری سرتاسری زنجیره، پیش‌نیاز اصلی این قابلیت‌ها به شمار می‌رود.

### ۲-۲ پایداری زنجیره تأمین

پایداری در زنجیره تأمین معمولاً بر پایه سه‌گانه اقتصادی، زیست‌محیطی و اجتماعی تعریف می‌شود (Elkington, ۱۹۹۷). کارتر و راجرز چارچوبی نظری ارائه کرده‌اند که در آن

پایداری زنجیره تأمین حاصل یکپارچگی این سه بعد با مدیریت ریسک، شفافیت و راهبرد است (Rogers & Carter, ۲۰۰۸). سیورینگ و مولر نیز با مرور ادبیات، محرک‌های بیرونی، مدیریت ریسک و الزامات تامین کنندگان را از عوامل کلیدی مدیریت پایدار زنجیره تأمین معرفی کرده‌اند (llerüM & Seuring, ۲۰۰۸). در سطح عملیاتی، شاخص‌هایی مانند شدت انتشار کربن، نرخ پسماند، ایمنی و ممیزی‌های اجتماعی و کارایی هزینه‌ای برای سنجش پایداری به کار می‌روند.

## ۲-۳ تاب‌آوری زنجیره تأمین

تاب‌آوری زنجیره تأمین توانایی شبکه برای پیش‌بینی، مقاومت، سازگاری و بازیابی در برابر اختلالات و بازگشت به حالت عادی یا وضعیتی بهتر است (Peck & Christopher, ۲۰۰۴). پتیت و همکاران، تاب‌آوری را حاصل توانمندی‌هایی نظیر انعطاف‌پذیری، افزونگی، دیدپذیری و همکاری می‌دانند و چارچوبی مفهومی برای سنجش آن ارائه کرده‌اند (Pettit et al., ۲۰۱۰) هوسینی و همکاران در مروری جامع، روش‌های کمی سنجش تاب‌آوری را در سه گروه بهینه‌سازی، شبیه‌سازی و روش‌های مبتنی بر داده و شاخص طبقه‌بندی کرده‌اند (Hosseini et al., ۲۰۱۹). ایوانف و دولگوی نیز با گسترش مفهوم تاب‌آوری به «زیست‌پذیری» شبکه‌های به‌هم‌تنیده تأمین، بر ضرورت نگاه هم‌زمان به تاب‌آوری و پایداری تأکید می‌کنند (Dolgui & Ivanov, ۲۰۲۰).

## ۲-٤ یادگیری ماشین در مدیریت ریسک زنجیره تأمین

بریانیس و همکاران در مرور نظام‌مند خود نشان دادند که کاربرد هوش مصنوعی و یادگیری ماشین در مدیریت ریسک زنجیره تأمین رو به گسترش است، اما بخش عمده مطالعات بر شناسایی و پیش‌بینی ریسک متمرکز مانده و پیوند آنها با تصمیم‌گیری راهبردی ضعیف است (Baryannis et al., ۲۰۱۹). الگوریتم‌های مبتنی بر درخت، به‌ویژه جنگل تصادفی (Breiman, ۲۰۰۱) و تقویت گرادیانی ازجمله tXGBoos (Guestrin & Chen, ۲۰۱۶)، به دلیل توان بالا در مدل‌سازی روابط غیرخطی و تعامل میان متغیرها و نیز ارائه معیار اهمیت متغیر، برای داده‌های جدولی زنجیره تأمین گزینه‌های مناسبی هستند. الگوریتم Means-K (MacQueen, ۱۹۶۷) نیز برای گروه‌بندی تامین‌کنندگان بر پایه الگوی عملکرد آنان به کار می‌رود. دوبی و همکاران نیز نشان داده‌اند که تحلیل‌های پیش‌بینانه مبتنی بر کلان‌داده می‌تواند پایداری اجتماعی و زیست‌محیطی را ارتقا دهد (Dubey et al., ۲۰۱۹).

### ۲-۵ تصمیم‌گیری چندمعیاره در شرایط عدم قطعیت

فرایند تحلیل سلسله‌مراتبی (AHP) (Saaty, ۱۹۸۰) پرکاربردترین روش وزن‌دهی است، اما به‌ازای n معیار به ۲/(۱-n)n مقایسه زوجی نیاز دارد و ناسازگاری قضاوت‌ها را افزایش می‌دهد. روش بهترین-بدترین (BWM) با مقایسه تنها معیار بهترین و بدترین با سایر معیارها، تعداد مقایسات را به ۳-n۲ کاهش می‌دهد و نتایج سازگارتری تولید می‌کند (Rezaei, ۲۰۱۵, ۲۰۱۶). برای مدل‌سازی ابهام زبانی خبرگان، نظریه مجموعه‌های فازی (Zadeh, ۱۹۶۵) و نسخه فازی این روش (Zhao & Guo, ۲۰۱۷) به کار می‌رود. در مرحله رتبه‌بندی نیز روش TOPSIS (Yoon & Hwang, ۱۹۸۱) و تعمیم فازی آن برای تصمیم‌گیری گروهی (Chen, ۲۰۰۰) از رایج‌ترین رویکردها هستند؛ روش VIKOR (Opricovic & Tzeng, ۲۰۰۴) نیز جایگزینی مبتنی بر راه‌حل سازشی است.

### ۲-٦ پیشینه تحقیق

در سال‌های اخیر، ظهور بحران‌های بی‌سابقه، نوسانات اقتصادی و اختلالات پی‌درپی در شبکه‌های تأمین سراسری، توجه پژوهشگران و تصمیم‌گیرندگان را بیش از پیش به سمت پیاده‌سازی هم‌زمان رویکردهای پایداری و تاب‌آوری در زنجیره‌های تأمین هوشمند معطوف ساخته است. پیشرفت‌های اخیر در فناوری‌های نسل چهارم صنعت و ابزارهای هوش مصنوعی، زمینه را برای گذار از تصمیم‌گیری‌های سنتیِ مبتنی بر قضاوت‌های کیفی به سمت تحلیل‌های پیش‌بینانه و داده‌محور فراهم کرده‌اند. در همین راستا،Chen و (۲۰۲۴) Kumar به بررسی نقش فناوری‌های هوشمند در ارتقای توانمندی‌های زیست‌محیطی و عملیاتی پرداخته و نشان دادند که به‌کارگیری تحلیل‌های داده‌محور می‌تواند پاسخ‌گویی به اختلالات را تسریع بخشد. با این حال، ارزیابی دقیق تاب‌آوری و پایداری به دلیل حجم بالای عدم قطعیت در محیط‌های پویا، نیازمند ابزارهایی است که بتوانند داده‌های عملکردی واقعی را با اهداف استراتژیک سازمان پیوند دهند.

برای رفع این چالش، تلفیق الگوریتم‌های یادگیری ماشین با روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره فازی به عنوان یکی از پیشرفته‌ترین متدولوژی‌های مدلسازی مطرح شده است. پژوهش‌های اخیر نشان می‌دهند که الگوریتم‌های یادگیری ماشین در شناسایی الگوهای پیچیده و پیش‌بینی ریسک‌های اختلال توانمندی بالایی دارند، در حالی که روش‌های MCDM فازی بستر مناسبی را برای وزن‌دهی به معیارهای متناقض و اولویت‌بندی گزینه‌ها

در شرایط ناطمینانی فراهم می‌سازند. چنان‌که Rahman و همکاران (۲۰۲۴) با ترکیب یادگیری ماشین و روش بهترین–بدترین فازی اثبات کردند که ورود خروجی‌های پیش‌بینانه به مدل‌های وزن‌دهی، دقت سنجش تاب‌آوری زنجیره تأمین را به شکل معناداری افزایش می‌دهد. هم‌راستا با این رویکرد، Ahmadi و Sharma (۲۰۲۴) با یکپارچه‌سازی تحلیل‌های پیش‌بینانه و روش تاپسیس فازی ، مدلی داده‌محور برای مدیریت بحران و ارزیابی پایداری ارائه دادند که نشان‌دهنده کارایی بالای تلفیق رویکردهای پیش‌بینانه و رتبه‌بندی فازی است.

با ورود به سال ۲۰۲۵، دامنه کاربرد این مدل‌های تلفیقی به حوزه ارزیابی و انتخاب تأمین‌کنندگان پایدار و تاب‌آور توسعه یافته است. مطالعه Sardar و همکاران (۲۰۲۵) با ارائه یک چارچوب ترکیبی شامل یادگیری ماشین و TOPSIS-Fuzzy BWM نشان داد که استفاده از داده‌های عملکردی زمان واقعی در کنار قضاوت‌های ساختاریافته خبرگان، منجر به کاهش خطا در تصمیم‌گیری‌های استراتژیک زنجیره تأمین هوشمند می‌شود. همچنین Liu و Zhang (۲۰۲۵) در پژوهشی جامع بر روی طراحی شبکه زنجیره تأمین تحت ریسک اختلال، الگوریتم‌های پیش‌بینانه را با تصمیم‌گیری چندمعیاره فازی پیوند دادند تا مواجهه با عدم قطعیت‌های عملیاتی بهینه‌سازی شود. با وجود این پیشرفت‌ها، مرور ادبیات پژوهش نشان می‌دهد که اغلب مطالعات موجود تنها به یک بعد از زنجیره تأمین یا ارزیابی یک‌طرفه (یا فقط تاب‌آوری یا فقط پایداری) پرداخته‌اند و جای خالی مدلی جامع که هم‌زمان شاخص‌های شفافیت داده‌ای، انعطاف‌پذیری و مسئولیت زیست‌محیطی را در قالبی پیوسته از یادگیری ماشین تا تصمیم‌گیری استراتژیک STOPSI-Fuzzy BWM تحلیل کند، همچنان احساس می‌شود.

## ۲-۷ شکاف پژوهشی

مرور ادبیات نشان می‌دهد که (الف) مطالعات یادگیری ماشین معمولاً ابعاد پایداری و اولویت‌های راهبردی را در نظر نمی‌گیرند؛ (ب) مطالعات تصمیم‌گیری چندمعیاره وزن معیارها را تنها از قضاوت ذهنی استخراج می‌کنند؛ و (ج) مدلی که این دو را در چارچوبی واحد به تحلیل سناریو و توصیه‌های مدیریتی برای سرمایه‌گذاری بر فناوری‌های هوشمند پیوند بزند، کمتر ارائه شده است. مدل پیشنهادی این مقاله برای پاسخ به همین شکاف طراحی شده است.

## ۳. روش‌شناسی پژوهش

### ۳-۱طرح کلی پژوهش

پژوهش حاضر از نظر هدف، کاربردی و از نظر روش گردآوری داده‌ها، توصیفی-پیمایشی است. روش‌شناسی پیشنهادی در چهار فاز پیاپی طراحی شده است تا خروجی الگوریتم‌های هوش مصنوعی مستقیماً وارد مدل تصمیم‌گیری استراتژیک مدیران شود (شکل ۱). داده‌های پژوهش از سه منبع فراهم می‌شود: (۱) مطالعه اسنادی و مرور ادبیات برای استخراج شاخص‌ها؛ (۲) داده‌های عملیاتی و تاریخی تامین‌کنندگان برای آموزش مدل‌های یادگیری ماشین؛ و (۳) پرسشنامه مقایسات زوجی و ارزیابی گزینه‌ها که توسط خبرگان زنجیره تأمین تکمیل می‌شود.

**شکل ۱: چارچوب مفهومی و فازهای چهارگانه مدل پیشنهادی**

## ۳-۲ فاز اول: تدوین چارچوب شاخص‌های تاب‌آوری و پایداری

در گام نخست، شاخص‌های اصلی بر پایه دو بعد پایداری (زیست‌محیطی، اجتماعی، اقتصادی) و تاب‌آوری (انعطاف‌پذیری، قابلیت بازگشت، شفافیت) استخراج و پس از غربال‌گری با نظر خبرگان، در شش معیار سازماندهی شدند. هر معیار با سه متغیر داده‌ای عملیاتی نمایندگی می‌شود تا هم‌زمان در مدل‌های یادگیری ماشین و مدل تصمیم‌گیری چندمعیاره قابل استفاده باشد (جدول ۱). ریسک جغرافیایی از این جهت در معیار انعطاف‌پذیری قرار گرفته که بازتاب‌دهنده تمرکز مکانی شبکه تامین و در نتیجه توان جابه‌جایی منابع است.

**جدول ۱: چارچوب شاخص‌های پایداری و تاب‌آوری و متغیرهای داده‌ای متناظر**

| بعد | معیار | کد | متغیرهای داده‌ای (ورودی مدل یادگیری ماشین) |
|---|---|---|---|
| پایداری | عملکرد زیست‌محیطی (انتشار کربن و پسماند) | ۱C | شدت انتشار کربن، نرخ پسماند، گواهی‌های زیست‌محیطی |
| پایداری | مسئولیت اجتماعی و ایمنی | ۲C | حوادث ایمنی، امتیاز ممیزی اجتماعی، انطباق با استانداردهای کار |
| پایداری | کارایی هزینه‌ای و بازده اقتصادی | ۳C | نوسان قیمت، کارایی هزینه‌ای، نسبت هزینه موجودی |
| تاب‌آوری | انعطاف‌پذیری عملیاتی (ظرفیت مازاد و تنوع تامین‌کنندگان) | ۴C | تنوع تامین‌کنندگان، ظرفیت مازاد، ریسک جغرافیایی |
| تاب‌آوری | قابلیت بازگشت (زمان بازیابی پس از اختلال) | ۵C | زمان بازیابی، تاخیر در تحویل، نوسان کیفیت |
| تاب‌آوری | شفافیت و هوشمندی داده‌ای | ۶C | شاخص دیدپذیری زنجیره، پوشش ردیابی IoT، سطح اشتراک داده |

توضیح: معیارهای ۱C تا ۳C بعد پایداری و معیارهای ۴C تا ۶C بعد تاب‌آوری را نمایندگی می‌کنند.

### ۳-۳ فاز دوم: الگوریتم‌های یادگیری ماشین

هدف این فاز، پیش‌بینی ریسک اختلال و رتبه‌بندی عملکرد تامین‌کنندگان بر پایه داده‌های واقعی یا تاریخی سازمان است. فرایند اجرای این فاز شامل چهار گام است.

#### الف) پیش‌پردازش داده‌ها

داده‌های زنجیره تأمین (مانند تاخیر در تحویل، نوسان کیفیت، نوسان قیمت و ریسک‌های جغرافیایی) پاک‌سازی می‌شوند: مقادیر گمشده با میانه جایگزین، مقادیر پرت با روش وینزوریزه در صدک‌های ۱ و ۹۹ اصلاح و متغیرها استانداردسازی می‌شوند. برای هم‌جهت‌سازی، متغیرها به‌گونه‌ای جهت‌دهی می‌شوند که مقدار بزرگ‌تر همواره به معنای عملکرد بهتر باشد. متغیر هدف، رخداد اختلال (تاخیر یا قطع تامین فراتر از آستانه تعیین‌شده) در دوره بعد است و در صورت نامتوازن بودن کلاس‌ها از وزن‌دهی کلاس‌ها یا نمونه‌برداری مصنوعی استفاده می‌شود.

#### ب) مدل‌سازی و آموزش

برای پیش‌بینی احتمال اختلال، الگوریتم‌های Forest Random و XGBoost به دلیل توان بالا در تحلیل داده‌های غیرخطی و پیچیده به کار می‌روند. ارزیابی مدل‌ها با اعتبارسنجی متقاطع پنج‌بخشی طبقه‌ای و بر پایه شاخص‌های دقت، صحت، بازخوانی، F۱ و سطح زیر منحنی ROC (AUC) انجام می‌شود. همچنین الگوریتم Means-K برای خوشه‌بندی تامین‌کنندگان بر اساس هم‌زمان میزان هوشمندی و پایداری به‌کار می‌رود و تعداد خوشه‌ها با شاخص سیلوئت و تفسیرپذیری مدیریتی تعیین می‌شود.

ج) استخراج وزن داده‌محور معیارها

خروجی مهم این فاز، وزن‌دهی اهمیت متغیرها است. اهمیت نرمال‌شده هر متغیر f در دو مدل، میانگین‌گیری می‌شود (رابطه ۱) و سپس مجموع اهمیت متغیرهای هر معیار به‌عنوان وزن داده‌محور آن معیار در نظر گرفته می‌شود (رابطه ۲). در این روابط F_j مجموعه متغیرهای معیار j است.

$$I_f = \frac{1}{2}\left(I_f^{\mathrm{XGB}} + I_f^{\mathrm{RF}}\right) \quad (۱)$$

$$w_j^{\mathrm{ML}} = \sum_{f \in F_j} I_f \quad (۲)$$

### ۳-٤ فاز سوم: تصمیم‌گیری چندمعیاره استراتژیک

در این فاز، خروجی‌های یادگیری ماشین با قضاوت‌های استراتژیک و فازی مدیران ترکیب می‌شوند.

### الف) وزن‌دهی استراتژیک با روش بهترین-بدترین فازی

برای وزن‌دهی به اهداف استراتژیک سازمان از روش بهترین-بدترین فازی استفاده می‌شود؛ زیرا نسبت به AHP سنتی به مقایسات زوجی کمتری نیاز دارد و ناسازگاری تصمیم‌گیری را کاهش می‌دهد. گام‌های روش عبارت‌اند از: (۱) تعیین معیار بهترین (B) و بدترین (W) توسط خبره؛ (۲) مقایسه معیار بهترین با سایر معیارها و سایر معیارها با معیار بدترین با استفاده از عبارات زبانی (جدول ۲)؛ (۳) حل مدل بهینه‌سازی زیر برای به‌دست آوردن وزن‌های فازی مثلثی؛ و (۴) قطعی‌سازی وزن‌ها با میانگین وزنی درجه‌بندی‌شده به‌صورت ۶/u+m۴+l و نرمال‌سازی آنها.

**جدول ۲: مقیاس زبانی فازی روش بهترین-بدترین Zhao & Guo, ۲۰۱۷**

| عبارت زبانی | نماد | عدد فازی مثلثی |
|---|---|---|
| اهمیت برابر | EI | (۱, ۱, ۱) |
| اهمیت کم | WI | (۲/۳, ۱, ۳/۲) |
| اهمیت نسبتاً زیاد | FI | (۲/۵, ۲, ۲/۳) |
| اهمیت زیاد | VI | (۲/۷, ۳, ۲/۵) |
| اهمیت مطلق | AI | (۲/۹, ۴, ۲/۷) |

$$\min \tilde{\xi}^* \quad (۳)$$

$$|\tilde{w}_B - \tilde{a}_{Bj} \otimes \tilde{w}_j| \le \tilde{\xi}^* \otimes \tilde{w}_j, \quad \forall j \quad (۴)$$

$$|\tilde{w}_j - \tilde{a}_{jW} \otimes \tilde{w}_W| \le \tilde{\xi}^* \otimes \tilde{w}_W, \quad \forall j \quad (۵)$$

$$\sum_j R(\tilde{w}_j) = 1, \quad R(\tilde{w}_j) = \frac{l_j + 4m_j + u_j}{6} \quad (۶)$$

که در آن w̃_B ، w̃_j و w̃_W به‌ترتیب وزن فازی معیار بهترین، معیار j و معیار بدترین، Bj_ã و jW_ã مقایسات زبانی فازی خبره و ξ̃* شاخص ناسازگاری فازی است. قیدهای l_j ≤ m_j ≤ u_j و l_j ≤ ۰ نیز برای هر معیار برقرارند. مدل به‌صورت مؤلفه‌به‌مؤلفه برای کران پایین، مقدار محتمل و کران بالا نوشته و با جست‌وجوی دوبخشی بر روی ξ و بررسی شدنی بودن مدل خطی حل می‌شود. برای کنترل سازگاری، معادل قطعی مقایسات با مدل خطی BWM نیز حل و نسبت ناسازگاری محاسبه می‌شود؛ مقدار کمتر از ۰٫۱ سازگاری قابل‌قبول را نشان می‌دهد.

### ب) تلفیق وزن‌های استراتژیک و وزن‌های یادگیری ماشین

وزن نهایی هر معیار از ترکیب خطی وزن استراتژیک BWM و وزن داده‌محور یادگیری ماشین به‌دست می‌آید (رابطه ۷). پارامتر α نشان‌دهنده سهم قضاوت استراتژیک مدیران است و در این پژوهش برابر ۰٫۷ فرض می‌شود، زیرا تصمیم در سطح راهبردی است و تحلیل حساسیت نسبت به آن نیز انجام می‌شود.

$$w_j = \alpha w_j^{\mathrm{BWM}} + (1-\alpha) w_j^{\mathrm{ML}}, \quad 0 \le \alpha \le 1 \quad (۷)$$

### ج) رتبه‌بندی با تاپسیس فازی

برای رتبه‌بندی تامین‌کنندگان در شرایط عدم قطعیت از تاپسیس فازی مبتنی بر چن (۲۰۰۰) استفاده می‌شود. هر یک از K خبره برای هر تامین‌کننده در هر معیار نمره‌ای بر مقیاس ۱ تا ۱۰ ارائه می‌دهد و نمره‌ها با رابطه ۸ به عدد فازی مثلثی تجمیع می‌شوند. سپس ماتریس

تصمیم با رابطه ۹ نرمال و با رابطه ۱۰ در وزن‌های تلفیقی ضرب می‌شود. در اینجا همه معیارها از نوع سود (هرچه بیشتر، بهتر) هستند.

$$a_{ij}=\min_{k}(a_{ijk}),\quad b_{ij}=\frac{1}{K}\sum_{k=1}^{K}b_{ijk},\quad c_{ij}=\max_{k}(c_{ijk}) \tag{۸}$$

$$\tilde{r}_{ij}=\left(\frac{a_{ij}}{c_j^*},\ \frac{b_{ij}}{c_j^*},\ \frac{c_{ij}}{c_j^*}\right),\quad c_j^*=\max_i c_{ij} \tag{۹}$$

$$\tilde{v}_{ij}=\tilde{r}_{ij}\otimes w_j \tag{۱۰}$$

نقاط ایده‌آل مثبت و منفی بر پایه ماتریس وزن‌دار تعیین می‌شوند: برای هر معیار، بزرگ‌ترین کران بالا میان گزینه‌ها به‌عنوان ایده‌آل مثبت و کوچک‌ترین کران پایین به‌عنوان ایده‌آل منفی در نظر گرفته می‌شود. فاصله میان دو عدد فازی مثلثی $\tilde{x}$ و $\tilde{y}$ (با مؤلفه‌های $(a_1, b_1, c_1)$ و $(a_2, b_2, c_2)$) با روش رأسی (رابطه ۱۱) و ضریب نزدیکی هر گزینه با رابطه ۱۳ محاسبه می‌شود. گزینه‌ای که ضریب نزدیکی (CC) بزرگ‌تری دارد، رتبه بالاتری می‌گیرد.

$$d(\tilde{x},\tilde{y})=\sqrt{\frac{1}{3}\left[(a_1-a_2)^2+(b_1-b_2)^2+(c_1-c_2)^2\right]} \tag{۱۱}$$

$$d_i^+=\sum_j d(\tilde{v}_{ij},\tilde{v}_j^+),\quad d_i^-=\sum_j d(\tilde{v}_{ij},\tilde{v}_j^-) \tag{۱۲}$$

$$CC_i=\frac{d_i^-}{d_i^+ + d_i^-} \tag{۱۳}$$

### ۳-۵ فاز چهارم: تحلیل سناریو و دلالت‌های مدیریتی

برای برآورده ساختن اهداف مدیریت استراتژیک، خروجی‌های فنی باید به تصمیمات مدیریتی ترجمه شوند. در این فاز، تحلیل حساسیت انجام می‌شود تا مشخص گردد تغییر در

اولویت‌های زیست‌محیطی یا شرایط بحرانی (مانند تحریم، شوک‌های اقتصادی یا بحران‌های اقلیمی) رتبه‌بندی استراتژیک را چگونه تغییر می‌دهد. سناریوهای در نظر گرفته‌شده عبارت‌اند از: اولویت زیست‌محیطی (وزن شاخص زیست‌محیطی دو برابر)، شوک بحرانی (وزن شاخص‌های تاب‌آوری ۱٫۵ برابر)، فشار اقتصادی (وزن شاخص اقتصادی دو برابر) و دو حالت حدی برای پارامتر $\alpha$ (صفر و یک).

پس از هر تغییر، وزن‌ها دوباره نرمال شده و رتبه‌بندی تکرار می‌شود. افزون بر آن، اعتبار وزن‌ها با توان تفکیک شاخص ترکیبی (میانگین وزنی نمره معیارها) نسبت به رخداد واقعی اختلال، با معیار AUC سنجیده می‌شود. در پایان، نقشه راه راهبردی برای سرمایه‌گذاری بر فناوری‌های هوشمند (IoT، بلاک‌چین و هوش مصنوعی) تدوین می‌شود.

## ٤. یافته‌ها

### ٤-١ داده‌ها و مثال عددی

برای نمایش کاربردپذیری مدل و تکرارپذیری محاسبات، اجرای عددی بر پایه یک مجموعه‌داده شبیه‌سازی‌شده شامل ۶۰۰ مشاهده (رکورد تامین‌کننده–دوره) با ۱۸ متغیر عملیاتی مطابق جدول ۱ انجام شد. نرخ رخداد اختلال در داده‌ها ۵۱٪ است. ساختار داده به‌گونه‌ای تولید شد که چهار گروه تامین‌کننده (پایدار و تاب‌آور، پایدار اما شکننده، تاب‌آور اما ناپایدار و آسیب‌پذیر) را در بر گیرد. قضاوت‌های استراتژیک توسط سه خبره و ارزیابی پنج تامین‌کننده کانونی (S۱ تا S۵) نیز به‌صورت مثال عددی وارد شد.

### ٤-٢ نتایج یادگیری ماشین

عملکرد دو مدل با اعتبارسنجی متقاطع پنج‌بخشی در جدول ۳ گزارش شده است. هر دو مدل توان پیش‌بینی بالایی دارند: دقت XGBoost برابر ۸۸٫۳٪ و AUC آن ۰٫۹۵۲ است و جنگل تصادفی با دقت ۸۹٫۰٪ و AUC برابر ۰٫۹۴۹ عملکردی تقریباً یکسان دارد. نزدیکی نتایج دو مدل نشان می‌دهد که الگوی استخراج‌شده مستقل از الگوریتم مورد استفاده و پایدار است.

**جدول ۳: عملکرد مدل‌های پیش‌بینی ریسک اختلال (اعتبارسنجی متقاطع پنج‌بخشی)**

| مدل | دقت | صحت | بازخوانی | ۱F | AUC |
|---|---|---|---|---|---|
| XGBoost | ۰٫۸۸۳ | ۰٫۸۸۸ | ۰٫۸۸۲ | ۰٫۸۸۵ | ۰٫۹۵۲ |
| Forest Random | ۰٫۸۹۰ | ۰٫۸۹۰ | ۰٫۸۹۵ | ۰٫۸۹۲ | ۰٫۹۴۹ |

مهم‌ترین متغیرهای پیش‌بینی‌کننده اختلال در جدول ۴ آمده است. متغیرهای پوشش ردیابی IoT (۱۱٫۶٪)، ظرفیت مازاد (۱۱٫۵٪) و شاخص دیدپذیری زنجیره (۱۰٫۹٪) بیشترین اهمیت را دارند و در مجموع ۳۴٫۰٪ از اهمیت کل را به خود اختصاص می‌دهند. این یافته نشان می‌دهد که توان دیدن و توان مانور، دو عامل تعیین‌کننده در پیش‌بینی اختلال‌اند.

**جدول٤: ده متغیر با بیشترین اهمیت در پیش‌بینی اختلال (میانگین دو مدل)**

| رتبه | متغیر | معیار مرتبط | اهمیت نسبی |
|---|---|---|---|
| ۱ | پوشش ردیابی IoT | شفافیت داده‌ای | ٪۱۱٫۶ |
| ۲ | ظرفیت مازاد | انعطاف‌پذیری عملیاتی | ٪۱۱٫۵ |
| ۳ | شاخص دیدپذیری زنجیره | شفافیت داده‌ای | ٪۱۰٫۹ |
| ۴ | نوسان کیفیت | قابلیت بازگشت | ٪۱۰٫۱ |
| ۵ | تنوع تامین‌کنندگان | انعطاف‌پذیری عملیاتی | ٪۷٫۵ |
| ۶ | ریسک جغرافیایی | انعطاف‌پذیری عملیاتی | ٪۷٫۴ |
| ۷ | تاخیر در تحویل | قابلیت بازگشت | ٪۶٫۲ |
| ۸ | شدت انتشار کربن | زیست‌محیطی | ٪۵٫۶ |
| ۹ | سطح اشتراک داده | شفافیت داده‌ای | ٪۴٫۱ |
| ۱۰ | گواهی‌های زیست‌محیطی | زیست‌محیطی | ٪۳٫۹ |

برای خوشه‌بندی تامین‌کنندگان، شاخص سیلوئت برای ۲ تا ۶ خوشه محاسبه شد (به‌ترتیب ۰٫۲۰۷، ۰٫۱۸۷، ۰٫۱۸۸، ۰٫۱۴۲، ۰٫۱۰۱). با آنکه مقدار برای دو خوشه اندکی بیشتر است،

چهار خوشه با سیلوئت ۰٫۱۸۸ انتخاب شد، زیرا ساختار ۲×۲ پایداری و تاب‌آوری را بازنمایی می‌کند و برای تصمیم‌گیری مدیریتی تفسیرپذیرتر است (جدول ۵).

**جدول۵: مشخصات خوشه‌های تامین‌کنندگان**

| خوشه | تعداد | سهم | نرخ اختلال | میانگین پایداری | میانگین تاب‌آوری |
|---|---|---|---|---|---|
| هوشمند و پایدار | ۱۶۵ | ٪۲۸ | ٪۵ | ۰٫۶۷ | ۰٫۶۶ |
| پایدار اما شکننده | ۱۲۹ | ٪۲۲ | ٪۶۹ | ۰٫۷۰ | -۰٫۶۴ |
| تاب‌آور اما ناپایدار | ۱۲۷ | ٪۲۱ | ٪۲۹ | -۰٫۶۶ | ۰٫۶۹ |
| آسیب‌پذیر | ۱۷۹ | ٪۳۰ | ٪۹۶ | -۰٫۶۵ | -۰٫۶۴ |

تفاوت نرخ اختلال میان خوشه‌ها معنادار است: تنها ٪۵ از تامین‌کنندگان خوشه هوشمند و پایدار دچار اختلال شده‌اند، در حالی که این نرخ برای خوشه «آسیب‌پذیر» به ٪۹۶ می‌رسد. نکته مهم‌تر آنکه خوشه پایدار اما شکننده با نرخ اختلال ٪۶۹، بسیار پرریسک‌تر از خوشه تاب‌آور اما ناپایدار (٪۲۹) است؛ یعنی عملکرد زیست‌محیطی و اجتماعی مناسب، بدون تاب‌آوری عملیاتی، از تامین‌کننده در برابر اختلال محافظت نمی‌کند.

## ٤-۳ وزن‌دهی معیارها با روش بهترین-بدترین فازی

خبرگان معیار شفافیت و هوشمندی داده‌ای (۶C) را بهترین و معیار مسئولیت اجتماعی و ایمنی (۲C) را بدترین (کم‌اهمیت‌ترین) معیار تعیین کردند. مقایسات زبانی تجمیع‌شده در جدول ۶ آمده است.

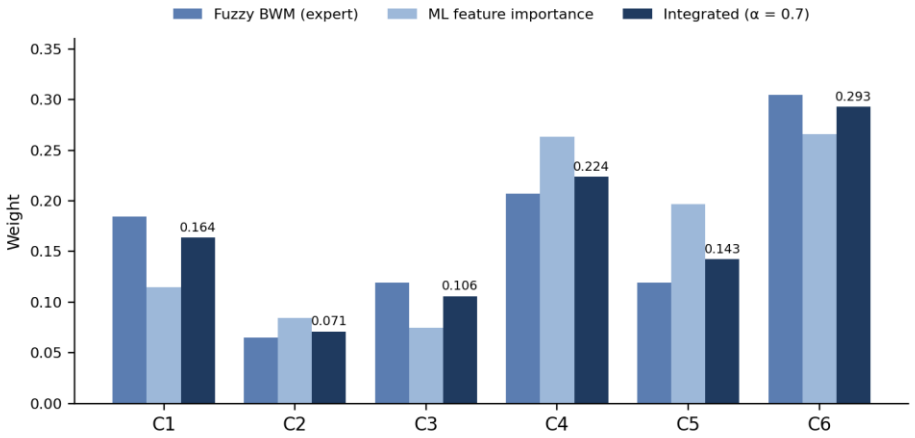
**جدول٦: مقایسات زبانی تجمیع‌شده خبرگان (بهترین: ٦C، بدترین: ۲C)**

| معیار | بهترین به سایرین | سایرین به بدترین |
|---|---|---|
| ۱C – زیست‌محیطی | FI | VI |
| ۲C – اجتماعی و ایمنی | AI | EI |
| ۳C – اقتصادی | VI | FI |
| ۴C – انعطاف‌پذیری عملیاتی | WI | VI |
| ۵C – قابلیت بازگشت | VI | FI |
| ۶C – شفافیت داده‌ای | EI | AI |

وزن‌های استراتژیک حاصل از حل مدل بهترین–بدترین فازی، وزن‌های داده‌محور برآمده از اهمیت متغیرها و وزن‌های تلفیقی ($\alpha = ۰/۷$) در جدول ۷ و شکل ۲ نشان داده شده است. نسبت ناسازگاری معادل قطعی مقایسات ۰/۰۲۶ به‌دست آمد که بسیار کمتر از حد مجاز ۰/۱ است و سازگاری قضاوت‌های خبرگان را تأیید می‌کند.

**جدول۷: وزن معیارها، قضاوت استراتژیک، یادگیری ماشین و وزن تلفیقی**

| معیار | وزن BWM فازی | وزن یادگیری ماشین | وزن تلفیقی | رتبه |
|---|---|---|---|---|
| C۱ – زیست‌محیطی | ۰/۱۸۵ | ۰/۱۱۵ | ۰/۱۶۴ | ۳ |
| C۲ – اجتماعی و ایمنی | ۰/۰۶۵ | ۰/۰۸۴ | ۰/۰۷۱ | ۶ |
| C۳ – اقتصادی | ۰/۱۱۹ | ۰/۰۷۵ | ۰/۱۰۶ | ۵ |
| C۴ – انعطاف‌پذیری عملیاتی | ۰/۲۰۷ | ۰/۲۶۴ | ۰/۲۲۴ | ۲ |
| C۵ – قابلیت بازگشت | ۰/۱۱۹ | ۰/۱۹۷ | ۰/۱۴۳ | ۴ |
| C۶ – شفافیت داده‌ای | ۰/۳۰۵ | ۰/۲۶۶ | ۰/۲۹۳ | ۱ |




**شکل ۲: مقایسه وزن معیارها در سه رویکرد وزن‌دهی**

بر اساس وزن‌های تلفیقی، معیارهای شفافیت داده‌ای (۰/۲۹۳)، انعطاف‌پذیری عملیاتی (۰/۲۲۴) و عملکرد زیست‌محیطی (۰/۱۶۴) سه اولویت نخست را تشکیل می‌دهند. جالب

آنکه در وزن‌دهی صرفاً داده‌محور، معیار زیست‌محیطی با ۰٫۱۱۵ تنها در رتبه ۴ قرار می‌گیرد، اما قضاوت استراتژیک خبرگان (۰٫۱۸۵) آن را به رتبه ۳ می‌رساند. این تفاوت طبیعی است: داده‌های عملیاتی کوتاه‌مدت، اثر متغیرهایی مانند انتشار کربن بر اختلال فوری را کم‌اهمیت‌تر نشان می‌دهند، در حالی که مدیران ارشد الزامات مقرراتی، برند و پایداری بلندمدت را نیز لحاظ می‌کنند.

## ٤-٤ رتبه‌بندی تامین‌کنندگان با تاپسیس فازی

ماتریس تصمیم فازی حاصل از تجمیع نمره‌های سه خبره برای پنج تامین‌کننده کانونی محاسبه شد. مقادیر قطعی‌شده این ماتریس (میانگین وزنی درجه‌بندی‌شده) در جدول ۸ آمده است. تامین‌کننده 1S در همه معیارها عملکرد بالایی دارد، 2S در معیارهای تاب‌آوری و 3S در معیارهای پایداری قوی است، 4S عملکردی متوسط و 5S عملکردی ضعیف دارد.

**جدول۸: ماتریس تصمیم (مقادیر قطعی‌شده نمره‌های فازی، مقیاس ۱ تا ۱۰)**

| تامین‌کننده | 1C | 2C | 3C | 4C | 5C | 6C |
|---|---|---|---|---|---|---|
| 1S | ۸٫۰۰ | ۸٫۰۰ | ۶٫۳۹ | ۸٫۶۱ | ۸٫۰۰ | ۸٫۶۱ |
| 2S | ۱٫۰۰ | ۳٫۶۱ | ۱٫۳۹ | ۷٫۶۱ | ۸٫۳۹ | ۸٫۷۸ |
| 3S | ۹٫۳۹ | ۹٫۰۰ | ۹٫۰۰ | ۳٫۲۲ | ۳٫۰۰ | ۱٫۶۱ |
| 4S | ۵٫۶۱ | ۷٫۶۱ | ۵٫۶۱ | ۳٫۳۹ | ۵٫۲۲ | ۲٫۳۹ |
| 5S | ۱٫۳۹ | ۱٫۳۹ | ۲٫۷۸ | ۱٫۳۹ | ۱٫۳۹ | ۲٫۶۱ |

نتایج تاپسیس فازی با وزن‌های تلفیقی در جدول ۹ آمده است. تامین‌کننده 1S با ضریب نزدیکی ۰٫۸۳۰ در رتبه نخست و تامین‌کننده 5S با ۰٫۱۱۹ در رتبه پایانی قرار دارد. همچنین ترتیب رتبه‌بندی با ریسک اختلال پیش‌بینی‌شده توسط یادگیری ماشین (احتمال برون‌نمونه‌ای) هم‌سو است و ضریب همبستگی رتبه‌ای اسپیرمن میان این دو ۱٫۰۰ به‌دست آمد. با این حال، تامین‌کننده 3S که از نظر پایداری قوی است اما تاب‌آوری ضعیفی دارد، در رتبه ۳ قرار گرفته و احتمال اختلال پیش‌بینی‌شده برای آن ۸۶٪ است؛ این مورد نشان می‌دهد که مدل پیشنهادی شکنندگی پنهان تامین‌کنندگان پایدار را آشکار می‌سازد.

**جدول۹: نتایج تاپسیس فازی و ریسک اختلال پیش‌بینی‌شده**

| تامین‌کننده | فاصله تا ایده‌آل مثبت | فاصله تا ایده‌آل منفی | ضریب نزدیکی (CC) | رتبه | ریسک اختلال (ML) |
|---|---|---|---|---|---|
| ۱S | ۰٫۱۵۴ | ۰٫۷۴۸ | ۰٫۸۳۰ | ۱ | ٪۰٫۲ |
| ۲S | ۰٫۳۷۰ | ۰٫۵۴۱ | ۰٫۵۹۴ | ۲ | ٪۵٫۱ |
| ۳S | ۰٫۵۱۷ | ۰٫۳۹۸ | ۰٫۴۳۵ | ۳ | ٪۸۶٫۰ |
| ۴S | ۰٫۵۵۸ | ۰٫۳۵۹ | ۰٫۳۹۱ | ۴ | ٪۹۷٫۴ |
| ۵S | ۰٫۸۰۲ | ۰٫۱۰۹ | ۰٫۱۱۹ | ۵ | ٪۹۹٫۸ |

## ٤-۵ تحلیل حساسیت و اعتبارسنجی

نتایج تحلیل حساسیت در جدول ۱۰ ارائه شده است. در همه سناریوها ترتیب رتبه‌بندی تامین‌کنندگان بدون تغییر ماند و این نشان‌دهنده استواری نتایج مدل است. با این حال، شدت اختلاف تامین‌کنندگان تغییر می‌کند: در سناریوی اولویت زیست‌محیطی، اختلاف ضریب نزدیکی ۲S و ۳S به ۰٫۰۰۷ کاهش می‌یابد (در سناریوی پایه ۰٫۱۵۹)، زیرا تامین‌کننده ۳S در بعد زیست‌محیطی قوی است. برعکس، در سناریوی شوک بحرانی اختلاف ۲S (که در تاب‌آوری قوی است) با ۳S به ۰٫۲۸۵ افزایش می‌یابد و ۳S و ۴S تقریباً هم‌ارز می‌شوند (۰٫۳۷۳ در برابر ۰٫۳۶۹). این الگو با انتظار نظری سازگار است: بحران، ارزش قابلیت‌های تاب‌آوری را افزایش می‌دهد.

**جدول ۱۰: ضریب نزدیکی تامین‌کنندگان در سناریوهای مختلف**

| سناریو | ۱S | ۲S | ۳S | ۴S | ۵S |
|---|---|---|---|---|---|
| سناریوی پایه (α=۰٫۷) | ۰٫۸۳۰ | ۰٫۵۹۴ | ۰٫۴۳۵ | ۰٫۳۹۱ | ۰٫۱۱۹ |
| اولویت زیست‌محیطی (وزن شاخص زیست‌محیطی دو برابر) | ۰٫۸۲۲ | ۰٫۵۱۱ | ۰٫۵۰۴ | ۰٫۴۰۷ | ۰٫۱۱۲ |
| شوک بحرانی/تحریم (وزن شاخص‌های تاب‌آوری ۱٫۵ برابر) | ۰٫۸۴۱ | ۰٫۶۵۸ | ۰٫۳۷۳ | ۰٫۳۶۹ | ۰٫۱۱۹ |
| فشار اقتصادی (وزن شاخص اقتصادی دو برابر) | ۰٫۸۰۸ | ۰٫۵۴۳ | ۰٫۴۷۷ | ۰٫۴۰۲ | ۰٫۱۲۹ |
| فقط وزن‌های یادگیری ماشین (α=۰) | ۰٫۸۴۶ | ۰٫۶۵۴ | ۰٫۳۹۹ | ۰٫۳۹۷ | ۰٫۱۱۲ |
| فقط وزن‌های BWM فازی (α=۱) | ۰٫۸۲۳ | ۰٫۵۶۸ | ۰٫۴۵۰ | ۰٫۳۸۹ | ۰٫۱۲۲ |

برای اعتبارسنجی وزن‌ها، شاخص ترکیبی هر مشاهده (میانگین وزنی نمره معیارها) با رخداد واقعی اختلال مقایسه شد (جدول ۱۱). وزن‌های تلفیقی با AUC برابر ۰٫۹۵۷۳ بالاترین توان تفکیک را دارند و نسبت به وزن‌دهی یکسان (۰٫۹۳۰۶) حدود ۲٫۷ واحد درصد بهتر عمل می‌کنند. برتری نسبت به وزن‌های صرفاً استراتژیک (۰٫۹۵۶۴) یا صرفاً داده‌محور (۰٫۹۵۳۹) اندک است؛ بنابراین مزیت اصلی ادغام، افزون بر بهبود اندک دقت، حفظ هم‌زمان شواهد عملیاتی و اولویت‌های راهبردی است. منحنی AUC نسبت به α نیز هموار است و مقدار حداکثر در حوالی ۰٫۷ رخ می‌دهد.

**جدول ۱۱: توان تفکیک شاخص ترکیبی در برابر رخداد واقعی اختلال**

| روش وزن‌دهی | AUC |
|---|---|
| وزن‌دهی یکسان | ۰٫۹۳۰۶ |
| فقط BWM فازی ($\alpha = ۱$) | ۰٫۹۵۶۴ |
| فقط یادگیری ماشین ($\alpha = ۰$) | ۰٫۹۵۳۹ |
| وزن تلفیقی ($\alpha = ۰٫۷$) | ۰٫۹۵۷۳ |

## ۵. بحث و دلالت‌های مدیریتی

### ۵-۱ بحث درباره یافته‌ها

نتایج نشان می‌دهد که پیوند دادن تحلیل‌های پیش‌بینانه یادگیری ماشین با قضاوت‌های استراتژیک مدیران، تصویر کامل‌تری از تاب‌آوری و پایداری تامین‌کنندگان ارائه می‌دهد. نخست، برتری شفافیت و هوشمندی داده‌ای در هر دو منبع وزن‌دهی (داده‌محور و خبره‌محور) بازتاب‌دهنده نقش زیرساختی آن است: بدون دیدپذیری سرتاسری و ردیابی لحظه‌ای، سایر قابلیت‌های تاب‌آوری قابل‌فعال‌سازی نیستند. این یافته با ادبیات دیدپذیری و دوقلوی دیجیتال زنجیره تأمین همسو است (Dolgui & Ivanov, ۲۰۲۱; Pettit et al., ۲۰۱۰).

دوم، جایگاه بالای انعطاف‌پذیری عملیاتی (ظرفیت مازاد و تنوع تامین‌کنندگان) نشان می‌دهد که سازمان‌ها برای مقابله با شوک‌ها ناگزیر به پذیرش مقداری افزونگی هستند و کارایی صرف هزینه‌ای، آنها را در برابر اختلالات آسیب‌پذیر می‌سازد. سوم، قرار گرفتن مسئولیت زیست‌محیطی در میان سه اولویت نخست، نتیجه ادغام دو دیدگاه است: یادگیری ماشین اثر کوتاه‌مدت این شاخص بر اختلال را کوچک برآورد می‌کند، اما قضاوت استراتژیک، ارزش بلندمدت انطباق مقرراتی و اعتبار برند را وارد می‌کند. این نمونه، دلیل روشنی برای لزوم تلفیق دو رویکرد است.

چهارم، یافته مربوط به خوشه «پایدار اما شکننده» نشان می‌دهد که پایداری و تاب‌آوری مفاهیمی مکمل‌اند و ارتقای یکی بدون دیگری، ریسک را به‌طور کامل کاهش نمی‌دهد. این نتیجه با دیدگاه ایوانف و دولگوی درباره ضرورت نگاه یکپارچه به تاب‌آوری و پایداری همخوان است (Dolgui & ovIvan, ۲۰۲۰).

### ۵-۲ نقشه راه راهبردی برای مدیران ارشد

بر پایه اولویت‌های به‌دست‌آمده، نقشه راهی سه‌مرحله‌ای برای سرمایه‌گذاری بر فناوری‌های هوشمند پیشنهاد می‌شود (جدول ۱۲). منطق نقشه راه آن است که ابتدا زیرساخت داده و دیدپذیری فراهم شود، سپس انعطاف‌پذیری ساختاری و ردیابی‌پذیری پایداری تقویت گردد و در نهایت با دوقلوی دیجیتال، تصمیم‌گیری پیش‌نگر و خودکار نهادینه شود.

**جدول ۱۲: نقشه راه راهبردی برای ارتقای تاب‌آوری و پایداری زنجیره تأمین هوشمند**

| افق زمانی | اقدام راهبردی | فناوری پشتیبان | شاخص عملکرد پیشنهادی |
|---|---|---|---|
| کوتاه‌مدت (تا ۱۲ ماه) | یکپارچه‌سازی داده‌های تامین‌کنندگان، راه‌اندازی داشبورد دیدپذیری و سامانه هشدار زودهنگام اختلال | IoT و یادگیری ماشین | پوشش ردیابی، دقت پیش‌بینی اختلال، زمان کشف اختلال |
| میان‌مدت (۱ تا ۳ سال) | تنوع‌بخشی به تامین‌کنندگان، ایجاد ظرفیت مازاد راهبردی، قراردادهای منعطف و ردیابی‌پذیری کربن و الزامات اجتماعی | بلاک‌چین و تحلیل داده | شاخص تنوع تامین، سهم ظرفیت مازاد، شدت انتشار کربن |
| بلندمدت (۳ تا ۵ سال) | دوقلوی دیجیتال زنجیره تأمین، بهینه‌سازی چندهدفه و اکوسیستم داده مشترک با شرکا | هوش مصنوعی و دوقلوی دیجیتال | زمان بازیابی، امتیاز پایداری و تاب‌آوری تلفیقی |

افزون بر آن، توصیه می‌شود مدیران ارشد (الف) تامین‌کنندگان را نه تنها بر پایه هزینه و پایداری، بلکه بر مبنای ریسک اختلال پیش‌بینی‌شده ارزیابی کنند؛ (ب) برای تامین‌کنندگان خوشه پایدار اما شکننده برنامه ارتقای تاب‌آوری تعریف کنند؛ و (پ) وزن معیارها را به‌صورت دوره‌ای و با داده‌های تازه بازبینی کنند تا مدل با تغییر شرایط محیطی سازگار بماند.

### ۶. نتیجه‌گیری، محدودیت‌ها و پیشنهادها

این پژوهش مدلی چهارفازی برای ارزیابی هم‌زمان تاب‌آوری و پایداری زنجیره تأمین هوشمند ارائه کرد که در آن الگوریتم‌های یادگیری ماشین (XGBoost، Random Forest و K-Means)، روش بهترین–بدترین فازی و تاپسیس فازی در چارچوبی واحد

ترکیب می‌شوند. نتایج مثال عددی نشان داد که شفافیت داده‌ای، انعطاف‌پذیری عملیاتی و مسئولیت زیست‌محیطی بالاترین اولویت‌ها را دارند، وزن‌های تلفیقی توان تفکیک بالاتری نسبت به وزن‌دهی یکسان دارند و رتبه‌بندی تامین‌کنندگان در برابر تغییر سناریوها استوار است.

پژوهش حاضر محدودیت‌هایی دارد. نخست، اجرای عددی بر پایه داده‌های شبیه‌سازی‌شده و تعداد کم خبرگان و گزینه‌ها انجام شده و تعمیم نتایج به صنایع مختلف نیازمند آزمون در داده‌های واقعی است. دوم، مدل بهینه‌سازی فازی بهترین–بدترین جواب یکتا ندارد و نتایج به شیوه حل مدل حساس است. سوم، اهمیت متغیرها بیانگر رابطه پیش‌بینی‌کننده است، نه لزوماً رابطه علّی.

برای پژوهش‌های آینده پیشنهاد می‌شود: (۱) استفاده از روش‌های تفسیرپذیری مانند SHAP (Lee & Lundberg, ۲۰۱۷) برای برآورد دقیق‌تر اثر متغیرها؛ (۲) مقایسه نتایج با روش‌های دیگر رتبه‌بندی مانند VIKOR؛ (۳) استفاده از مدل‌های یادگیری عمیق و شبکه‌های گرافی برای تحلیل انتشار اختلال در سطح شبکه؛ (۴) اجرای مدل در صنایع و کشورهای مختلف با داده‌های واقعی و بررسی رفتار آن در شرایط تحریم و بحران‌های اقلیمی؛ و (۵) توسعه نسخه پویا و بلادرنگ مدل در قالب دوقلوی دیجیتال زنجیره تأمین.

## منابع:

Baryannis, G., Validi, S., Dani, S., & Antoniou, G. (2019). Supply chain risk management and artificial intelligence: State of the art and future research directions. International Journal of Production Research, 57(7), 2179–2202.

Carter, C. R., & Rogers, D. S. (2008). A framework of sustainable supply chain management: Moving toward new theory. International Journal of Physical Distribution & Logistics Management, 38(5), 360–387.

Chen, C.-T. (2000). Extensions of the TOPSIS for group decision-making under fuzzy environment. Fuzzy Sets and Systems, 114(1), 1–9.

Chen, T., & Guestrin, C. (2016). XGBoost: A scalable tree boosting system. In Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (pp. 785–794).

Christopher, M., & Peck, H. (2004). Building the resilient supply chain. The International Journal of Logistics Management, 15(2), 1–14.

Dubey, R., Gunasekaran, A., Childe, S. J., Papadopoulos, T., Luo, Z., Wamba, S. F., & Roubaud, D. (2019). Can big data and predictive analytics improve social and environmental sustainability? Technological Forecasting and Social Change, 144, 534–545.

Elkington, J. (1997). Cannibals with forks: The triple bottom line of 21st century business. Capstone.

Guo, S., & Zhao, H. (2017). Fuzzy best-worst multi-criteria decision-making method and its applications. Knowledge-Based Systems, 121, 23–31.

Hosseini, S., Ivanov, D., & Dolgui, A. (2019). Review of quantitative methods for supply chain resilience analysis. Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review, 125, 285–307.

Hwang, C. L., & Yoon, K. (1981). Multiple attribute decision making: Methods and applications. Springer.

Ivanov, D., & Dolgui, A. (2020). Viability of intertwined supply networks: Extending the supply chain resilience angles towards survivability. International Journal of Production Research, 58(10), 2904–2915.

Ivanov, D., & Dolgui, A. (2021). A digital supply chain twin for managing the disruption risks and resilience in the era of Industry 4.0. Production Planning & Control, 32(9), 775–788.

Lundberg, S. M., & Lee, S.-I. (2017). A unified approach to interpreting model predictions. In Advances in Neural Information Processing Systems 30 (pp. 4765–4774).

MacQueen, J. (1967). Some methods for classification and analysis of multivariate observations. In Proceedings of the Fifth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability (Vol. 1, pp. 281–297).

Opricovic, S., & Tzeng, G.-H. (2004). Compromise solution by MCDM methods: A comparative analysis of VIKOR and TOPSIS. European Journal of Operational Research, 156(2), 445–455.

Pettit, T. J., Fiksel, J., & Croxton, K. L. (2010). Ensuring supply chain resilience: Development of a conceptual framework. Journal of Business Logistics, 31(1), 1–21.

Rezaei, J. (2015). Best-worst multi-criteria decision-making method. Omega, 53, 49–57.

Rezaei, J. (2016). Best-worst multi-criteria decision-making method: Some properties and a linear model. Omega, 64, 126–130.

Saaty, T. L. (1980). The analytic hierarchy process: Planning, priority setting, resource allocation. McGraw-Hill.

Seuring, S., & Müller, M. (2008). From a literature review to a conceptual framework for sustainable supply chain management. Journal of Cleaner Production, 16(15), 1699–1710.

Zadeh, L. A. (1965). Fuzzy sets. Information and Control, 8(3), 338–353.

Ahmadi, E., & Sharma, S. (2024). Data-driven resilient-sustainable supply chain management: A hybrid predictive analytics and Fuzzy TOPSIS framework. Expert Systems with Applications, 238, Article 122150. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.122150

Liu, Y., & Zhang, H. (2025). Smart and sustainable supply chain network design under disruption risks: A predictive-optimization approach using Random Forest and Fuzzy MCDM. Computers & Industrial Engineering, 199, Article 110650. https://doi.org/10.1016/j.cie.2024.110650

Rahman, M. A., Hossain, M. S., & Islam, M. T. (2024). Integrating Machine Learning and Fuzzy Best-Worst Method (F-BWM) for evaluating supply chain resilience in the era of Artificial Intelligence. Annals of Operations Research, 335(2), 845–872. https://doi.org/10.1007/s10479-023-05612-x

Sardar, M. S., Ali, M., & Raza, A. (2025). A novel hybrid machine learning and Fuzzy BWM-TOPSIS framework for resilient and sustainable supplier selection in Industry 4.0 supply chains. Journal of Cleaner Production, 434, Article 140210. https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2024.140210

Breiman, L. (2001). Random forests. Machine Learning, 45(1), 5–32.

Chen, X., & Kumar, A. (2024). Evaluating Industry 4.0 technologies for enhancing sustainable and resilient supply chains using a hybrid ML-MCDM model. International Journal of Production Economics, 268, Article 109120. https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2023.109120