Ind. Manag. Persp. 2026, 16(1), 58-76; doi: 10.48308/JIMP.16.1.58

Industrial Management Perspective

Journal hompage: https://jimp.sbu.ac.ir/?lang=en

Original Article

An integrated machin elearning and QFD method to assess risk mitigation strategies

Dariush Mohamadi*
Ali Malekpour**

Extended Abstract

Introduction and Purpose: Plastic waste management has become one of the most critical environmental challenges of the modern era, requiring efficient and resilient supply chains. The recycling supply chain of plastics is exposed to multiple uncertainties, such as fluctuations in the quantity and quality of recyclable inputs, operational instabilities, and process vulnerabilities that threaten its sustainability. In this context, identifying and prioritizing risk factors and formulating preventive strategies to mitigate them are essential. The main purpose of this study is to develop an integrated framework that combines machine learning (ML) algorithms with the fuzzy Quality Function Deployment (QFD) technique to identify key risk factors and prioritize preventive strategies for risk reduction in the plastic recycling supply chain.

Methodology: This research adopts a data-driven approach that leverages machine learning algorithms for risk assessment. The case study was conducted at Northe Shimi Plast Company, one of the largest plastic recycling complexes. The study population consisted of seven industrial experts, each with more than three years of practical experience in plastic waste recycling operations. Through a systematic literature review and expert validation, eleven risk factors and eight preventive strategies were identified. Feature importance techniques from decision-tree and random forest algorithms were employed to calculate the relative weights of risk factors. These weights were then integrated into the fuzzy QFD framework to rank the preventive strategies. Data analysis and model implementation were carried out using MATLAB software.

Received: Sep. 06, 2025; Revised: Nov. 10, 2025; Accepted: Jan. 31, 2026; Published Online: Feb. 19, 2025.

*Associate Professor, Department of management, Faculty of Administrative and Economics, University of Isfahan, Isfahan, Iran.
Corresponding Author: d.mohamadi@ase.ui.ac.ir
**Master Student, Department on Management,, Faculty of Administrative and Economics, University of Isfahan, Isfahan, Iran.

Ind. Manag. Persp. 2026, 16(1), 58-76; doi: 10.48308/JIMP.16.1.58

Industrial Management Perspective

Journal hompage: https://jimp.sbu.ac.ir/?lang=en

Original Article

Findings: The machine learning analysis revealed that input material risks are the most critical threats in the plastic recycling supply chain, followed by recycling process risks and health and safety risks. The fuzzy QFD analysis further indicated that buyer–supplier collaboration represents the most effective preventive strategy for risk mitigation, followed by supply chain transparency and supply chain agility. Buyer–supplier collaboration enhances supply chain resilience through information sharing, joint planning, and contingency strategy development. Meanwhile, digital technologies such as the Internet of Things (IoT), RFID tags, and GPS tracking contribute significantly to improving visibility and real-time risk monitoring across the supply chain.

Conclusion: The results demonstrate that the proposed integrated ML–QFD approach provides a powerful, data-driven tool for risk management and decision-making in recycling supply chains. By automating weight estimation and reducing subjective bias, the model improves the precision and efficiency of the decision-making process. Moreover, the interpretability of tree-based algorithms allows managers to understand the logic behind the model's outputs and apply its insights in real-world operations.The proposed framework not only strengthens risk management capabilities in the plastic recycling industry but also offers transferability to other recycling sectors, including electronic waste, metal, and rubber recycling. Nevertheless, the model's effectiveness depends on the availability of sufficient quantitative data. Future research is encouraged to expand the proposed approach by integrating large language models (LLMs) for feature identification, applying operations research techniques such as DEMATEL or network analysis to explore interrelationships among risks, and using objective weighting methods like entropy, CRITIC, or SECA to enhance precision. Integrating this framework with intelligent, data-driven decision tools could further advance predictive risk management and support sustainable supply chain development.

Keywords: Feature selection, Machine learning, proactive risk strategies, Quality Function Deployment (QFD) , Recycling supply chain(RSC).

How to Cite: Mohamadi, Dariush; Malekpour, Ali (2026). An integrated machin elearning and QFD method to assess risk mitigation strategies. *Ind. Manag. Persp.*, 16(1), 58-76 *(In Persian)*.

Copyright: © 2026 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).

چشم‌انداز مدیریت صنعتی، ۱۴۰۵، دوره ۱۶، شماره ۱، صص ۵۸ - ۷۶، doi: 10.48308/JIMP.16.1.58

چشم‌انداز مدیریت صنعتی

Journal hompage: https://jimp.sbu.ac.ir/?lang=en

نوع مقاله: پژوهشی

ارزیابی استراتژی‌های کاهش ریسک: تلفیق یادگیری ماشین و گسترش کارکرد کیفیت

داریوش محمدی*

علی ملک‌پور**

چکیده گسترده

مقدمه و اهداف: مدیریت زباله‌های پلاستیکی به‌عنوان یکی از مهم‌ترین چالش‌های زیست‌محیطی قرن حاضر، مستلزم ایجاد زنجیره‌های تأمین کارآمد و مقاوم در برابر ریسک است. نوسانات در کیفیت و کمیت مواد اولیه بازیافتی، عدم‌قطعیت‌های عملیاتی و آسیب‌پذیری در فرآیند تولید از جمله عواملی‌اند که پایداری زنجیره تأمین بازیافت پلاستیک را تهدید می‌کنند. در چنین شرایطی، شناسایی و اولویت‌بندی ریسک‌ها و تدوین استراتژی‌های پیشگیرانه کاهش آن‌ها از اهمیت بسزایی برخوردار است. هدف اصلی پژوهش حاضر، ارائه رویکردی ترکیبی مبتنی بر تلفیق الگوریتم‌های یادگیری ماشین و تکنیک گسترش کارکرد کیفیت فازی است تا ضمن شناسایی عوامل کلیدی ریسک، استراتژی‌های پیشگیرانه کاهش ریسک در زنجیره تأمین بازیافت پلاستیک اولویت‌بندی شوند.

روش‌ها: پژوهش حاضر با رویکرد داده‌محور و بهره‌گیری از الگوریتم‌های یادگیری ماشین انجام شده است. داده‌های پژوهش از شرکت "شیمی‌پلاست شمال" یکی از بزرگ‌ترین مجتمع‌های بازیافت ضایعات پلاستیکی گردآوری گردید. جامعه آماری شامل هفت کارشناس صنعتی با بیش از سه سال تجربه در حوزه زنجیره تأمین بازیافت بود. ابتدا از طریق مرور نظام‌مند ادبیات و تأیید خبرگان، یازده عامل ریسک و هشت راهبرد پیشگیرانه شناسایی شدند. سپس، با استفاده از الگوریتم‌های درخت تصمیم و جنگل تصادفی، اهمیت ویژگی‌ها و وزن نسبی هر عامل ریسک محاسبه شد. وزن‌های استخراج‌شده در چارچوب ماتریس خانه کیفیت فازی ادغام گردید تا استراتژی‌های پیشگیرانه کاهش ریسک رتبه‌بندی شوند. فرآیند تحلیل داده‌ها و کدنویسی در محیط نرم‌افزار متلب انجام شد.

تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۰۶/۱۵، تاریخ بازنگری: ۱۴۰۴/۰۸/۱۰، تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۱۱/۱۱، تاریخ اولین انتشار: ۱۴۰۴/۱۱/۳۰.

* دانشیار، گروه مدیریت، دانشکده علوم اداری و اقتصاد، دانشگاه اصفهان، اصفهان، ایران.

نویسنده مسئول: d.mohamadi@ase.ui.ac.ir

** دانشجوی کارشناسی ارشد، گروه مدیریت، دانشکده علوم اداری و اقتصاد، دانشگاه اصفهان، اصفهان، ایران.

چشم‌انداز مدیریت صنعتي، ۱۴۰۵، دوره ۱۶، شماره ۱، صص ۵۸ - ۷۶، doi: 10.48308/JIMP.16.1.58

چشم‌انداز مدیریت صنعتي

Journal hompage: https://jimp.sbu.ac.ir/?lang=en

نوع مقاله: پژوهشی

یافته‌ها: نتایج تحلیل یادگیری ماشین نشان داد که ریسک‌های مرتبط با مواد اولیه ورودی به‌عنوان مهم‌ترین تهدید زنجیره تأمین بازیافت پلاستیک شناسایی شدند. پس از آن، ریسک‌های فرآیند تولید بازیافت و ریسک‌های ایمنی و بهداشت به‌ترتیب در رتبه‌های دوم و سوم قرار گرفتند. نتایج تحلیلی ماتریس خانه کیفیت نیز نشان داد که همکاری خریدار-تأمین‌کننده مؤثرترین استراتژی پیشگیرانه در کاهش ریسک است و پس از آن، شفافیت و چابکی زنجیره تأمین بیشترین تأثیر را دارند. همکاری میان خریداران و تأمین‌کنندگان از طریق اشتراک اطلاعات، برنامه‌ریزی مشترک و توسعه راهکارهای اضطراری، تاب‌آوری زنجیره را افزایش می‌دهد. همچنین، بهره‌گیری از فناوری‌های نوین نظیر اینترنت اشیاء، برچسب‌های شناسایی فرکانس های رادیویی و جی پی اس نقش مهمی در افزایش شفافیت و نظارت بر جریان مواد ایفا می‌کند.

نتیجه‌گیری: نتایج پژوهش نشان داد که رویکرد تلفیقی مبتنی بر یادگیری ماشین و گسترش کارکرد کیفیت فازی می‌تواند ابزاری کارآمد برای تصمیم‌گیری مبتنی بر داده در مدیریت ریسک زنجیره تأمین بازیافت باشد. این رویکرد با حذف نیاز به قضاوت‌های ذهنی متعدد و افزایش دقت محاسبه وزن معیارها، فرایند تصمیم‌سازی را بهینه می‌کند. علاوه بر این، قابلیت تفسیرپذیری الگوریتم‌های درختی به مدیران امکان می‌دهد تا منطق تصمیم‌گیری مدل را درک کرده و نتایج را در شرایط واقعی عملیاتی به کار گیرند. چارچوب پیشنهادی ضمن ارتقای توانمندی مدیریت ریسک در صنعت بازیافت پلاستیک، قابلیت تعمیم به سایر صنایع بازیافت نظیر زباله‌های الکترونیکی، فلزات و لاستیک را نیز دارد. با این حال، محدودیت‌هایی همچون وابستگی به داده‌های کمی و نیاز به اطلاعات جامع می‌تواند دامنه کاربرد آن را محدود سازد. در نهایت، به پژوهشگران آینده پیشنهاد می‌شود که با استفاده از مدل‌های زبانی بزرگ، روش‌های تحقیق در عملیات نظیر دیمتل و تحلیل شبکه، و تکنیک‌های وزن‌دهی عینی مانند آنتروپی و کریتیک چارچوب‌های تصمیم‌گیری ترکیبی دقیق‌تر و منعطف‌تری را برای مدیریت ریسک در زنجیره‌های تأمین پایدار توسعه دهند.

کلیدواژه: انتخاب مشخصه، زنجیره تامین بازیافت، راهبردهای پیشگیرانه، گسترش عملکرد کیفیت، یادگیری ماشین.

استناددهی: محمدی، داریوش؛ ملک‌پور، علی (۱۴۰۵). ارزیابی استراتژی‌های کاهش ریسک: تلفیق یادگیری ماشین و گسترش کارکرد کیفیت. چشم‌انداز مدیریت صنعتی، ۱۶(۱)، ۵۸-۷۶.

Copyright: © 2026 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).

۱. مقدمه

امروزه بحران ناشی از زباله‌های پلاستیکی، به‌ویژه پسماندهای حاصل از بسته‌بندی‌های پلاستیکی، به یکی از دغدغه‌های جهانی تبدیل شده و سبب افزایش آگاهی عمومی در سراسر جهان شده است [۱۶]. از آنجا که بخش عمده‌ای از این زباله‌ها وارد نظام‌های مدیریت خطی پسماند می‌شوند پیامدهای جدی زیست‌محیطی به دنبال دارد [۱۰]. این پیامدها می‌تواند تنوع زیستی را تهدید کرده و منجر به آلودگی خاک و منابع آب زیرزمینی، آلودگی‌های ساحلی و اقیانوسی، تخریب زیستگاه‌های طبیعی و همچنین تشدید چالش‌های مرتبط با تغییرات اقلیمی شود [۱۵]. علاوه بر این، دفن طولانی‌مدت پلاستیک موجب آزادسازی مواد شیمیایی سمی می‌شود که می‌تواند سلامت انسان را به‌طور جدی تهدید کند [۳۳]. ازاین‌رو، بحران پسماندهای پلاستیکی یک معضل جهانی است که نیازمند اقدام فوری و هماهنگ در سطح بین‌المللی است [۹]. در سال‌های اخیر، مفهوم اقتصاد چرخشی به‌عنوان رویکردی نوین برای مقابله با این مشکل مطرح شده و با تمرکز بر بازیابی و بازچرخانی منابع، مورد توجه قرار گرفته است [۲۴]. الگوی اقتصاد چرخشی عمدتاً بر پایه لجستیک معکوس استوار است؛ زیرا این رویکرد بازگشت محصولات به زنجیره تأمین را تسهیل کرده و امکان بازیابی ارزش از پسماندها را فراهم می‌سازد [۲۹,۳۴] و زنجیره تأمین بازیافت[1] (RSC) به‌عنوان یکی از ارکان کلیدی مدیریت پسماند مطرح است. به‌ویژه در زمینه بازیافت پلاستیک، RSC نقش اساسی در هدایت جریان زباله از محل مصرف تا واحدهای فرآوری و بازیافت ایفا می‌کند [۳۲,۴۳]. وو و همکاران[2] (۲۰۲۱) معتقدند که مدیریت کارآمد عملیات زنجیره تأمین بازیافت برای پلاستیک‌های پایان‌عمر می‌تواند به افزایش سودآوری شرکت‌ها منجر شود [۴۸]. با وجود این مزایا، فرآیندهای مرتبط با لجستیک معکوس با عدم‌قطعیت‌ها و پیچیدگی‌های متعددی همراه هستند که می‌توانند ریسک‌های گوناگونی ایجاد کنند [۴۶]. این ریسک‌ها از طریق عواملی نظیر افزایش هزینه‌های لجستیکی، اعتراضات اجتماعی، وقفه‌های تولید، تأخیر در تحویل محصولات نهایی، نارضایتی مشتریان و حتی اختلال در فعالیت‌های تجاری، آثار منفی قابل توجهی بر شرکت‌های فعال در حوزه بازیافت پلاستیک بر جای می‌گذارند [۳۹]. در چنین شرایطی، برای صنایع بازیافت پلاستیک ضروری است که راهبردها و اقداماتی مؤثر به منظور شناسایی و کاهش ریسک‌های ذاتی زنجیره تأمین بازیافت طراحی و پیاده‌سازی کنند [۳۶]. هرچند پیش‌بینی دقیق تمامی ریسک‌های بالقوه امکان‌پذیر نیست، اما شناسایی نظام‌مند تهدیدها و تدوین برنامه‌های پیشگیرانه برای جلوگیری از تأثیرات منفی احتمالی بر سازمان، امری حیاتی محسوب می‌شود [۲۹]. با این حال، از منظر آکادمیک، مطالعات اندکی به بررسی ریسک‌های مرتبط با زنجیره‌های تأمین بازیافت و استراتژی‌های پیشگیرانه کاهش این ریسک‌ها پرداخته‌اند. از این رو، وجود یک شکاف دانشی در زمینه تحلیل ریسک‌های زنجیره تأمین بازیافت طراحی راهبردهای پیشگیرانه کاهش ریسک به‌وضوح مشهود است [۴۵].

در این پژوهش، از الگوریتم‌های یادگیری ماشین برای محاسبه وزن‌های ذهنی ریسک‌های زنجیره تأمین بازیافت استفاده شده است. یکی از نقاط قوت این روش، توانایی آن در ارزیابی دقت قضاوت‌های کارشناسان و تخصیص وزن به معیارهای منفرد بر اساس ورودی چندین خبره است. از سوی دیگر، گسترش عملکرد کیفیت[3] (QFD) به‌عنوان یکی از ابزارهای مؤثر برای تبدیل نیازهای مشتری[4] (CR) به مشخصات فنی[5] (TR) در طراحی محصولات و خدمات شناخته شده است. بر اساس مفهوم خانه کیفیت[6] (HOQ)، QFD روابط بین CRها و TRها را مشخص می‌کند که این امر امکان طراحی محصول و خدمات بهینه و منطبق با انتظارات مشتری را فراهم می‌آورد. با این حال، روش QFD به دلیل مشکلات ناشی از مدیریت اطلاعات نامشخص یا نادرست ارائه‌شده توسط ارزیابی‌های تصمیم‌گیرندگان مورد انتقاد قرار گرفته‌اند. نظریه مجموعه‌های فازی یکی از ابزارهای قدرتمند برای مقابله با چنین چالش‌هایی محسوب می‌شود. در راستای اهداف این پژوهش، مطالعه حاضر بر تحلیل اهداف تحقیقاتی همچون شناسایی عوامل (معیارهای) ریسک بالقوه در زنجیره تأمین بازیافت زباله‌های پلاستیکی (RSC)؛ شناسایی

1. Recycling supply chain
2. Wu et al
3. Quality Function Deployment
4. Customer Requirements
5. Technical Requirements
6. House of Quality

استراتژی‌های پیشگیرانه مناسب برای کاهش عوامل ریسک و ارائه چارچوبی یکپارچه برای ارزیابی استراتژی‌های کاهش ریسک در RSC با استفاده از ترکیب روش‌های یادگیری ماشین و QFD فازی تمرکز دارد.

۲. مبانی نظری و پیشینه پژوهش

یادگیری ماشین: طیف وسیعی از الگوریتم‌های یادگیری ماشین برای طبقه‌بندی وجود دارد. الگوریتم‌های طبقه‌بندی از جمله پایه‌ای‌ترین انواع یادگیری ماشین محسوب می‌شوند. هنگامی که متغیر هدف[1] یا همان پاسخ از نوع گسسته باشد، یعنی با مسئله‌ای از جنس طبقه‌بندی روبه‌رو هستیم. الگوریتم‌های طبقه‌بندی در واقع نوعی مدل رگرسیونی با حد آستانه هستند. زمانی که خروجی بیشتر از حد آستانه باشد در کلاس مثبت و در غیر این‌صورت در کلاس منفی جای می‌گیرد [۳۰]. تجزیه و تحلیل احساسات از روی متن، نمونه‌ای کاربردی از الگوریتم‌های طبقه‌بندی است. در این بخش، صرفاً مروری بر سه الگوریتمی ارائه می‌شود که در رویکرد پیشنهادی برای محاسبه وزن هر عامل (ویژگی) مورد استفاده قرار گرفته‌اند: درخت‌های تصمیم، جنگل‌های تصادفی، درخت‌های کاملاً تصادفی . هدف از این انتخاب، افزایش قابلیت تفسیر تصمیمات مدیریت ریسک در چارچوب رویکرد پیشنهادی است [۱۹]. انتخاب الگوریتمی با قابلیت تفسیر کمتر، مانند روش‌های مبتنی بر شبکه عصبی، می‌تواند کاربردپذیری رویکرد را کاهش دهد، زیرا توضیح و توجیه نحوه محاسبه وزن‌هایی که پایه روش QFD در مراحل بعدی هستند، دشوار خواهد بود.

درخت‌های تصمیم[2] از الگوریتم‌های پرکاربرد یادگیری ماشین به شمار می‌آیند که علاوه بر مسائل طبقه‌بندی در رگرسیون و حتی در وظایف چندخروجی نیز به‌کار گرفته می‌شوند و قابلیت انطباق با مجموعه داده‌های متنوع و ساختار شهودی و قابل‌فهم آن‌ها، سبب شده است تا به‌عنوان یکی از رایج‌ترین رویکردها در حوزه یادگیری ماشین شناخته شوند [۱۸]. یک درخت تصمیم متشکل از ساختاری بازگشتی است که از گره ریشه آغاز می‌شود، از صفر یا چند گره تصمیم داخلی عبور می‌کند و در نهایت به یک یا چند گره برگ ختم می‌گردد. در هر گره تصمیم، تقسیم‌بندی داده‌ها بر اساس معیارهای از پیش تعیین‌شده صورت می‌گیرد که انتخاب آن‌ها به کمی یا کیفی بودن متغیرها بستگی دارد.

جنگل‌های تصادفی[3] تعمیمی از درخت‌های تصمیم‌گیری هستند و در اصل، مجموعه‌ای از نمونه‌های درخت چندگانه هستند. با وجود سادگی، طبقه‌بندی جنگل تصادفی بسیار مؤثر است. الگوریتم جنگل تصادفی، شیوه رایجی از روش‌های ترکیبی با نتایجی تجمعی از چندین مدل پیش‌بینی‌کننده است. تکنیک Bagging یکی از روش‌های مورد استفاده در جنگل تصادفی است که ابتدا هر درخت را با نمونه‌هایی تصادفی از مجموعه‌داده اصلی آموزش داده و سپس کلاسی انتخاب می‌شود که بیشتری تکرار را در میان گره‌های برگ داشته باشد . الگوریتم‌های درختی، هر کدام بر روی یک زیرمجموعه تصادفی و منحصربه‌فرد از داده‌های آموزشی آموزش داده می‌شوند و سپس نتایج آن‌ها با یکدیگر ترکیب می‌گردد. معمول‌ترین شیوه‌ی ترکیب نتایج، استفاده از رأی‌گیری اکثریت است.

درخت‌های بسیار تصادفی[4] که با عنوان Extra Trees نیز شناخته می‌شوند، گسترشی بر ایده اصلی جنگل‌های تصادفی هستند که با هدف ارائه رویکردی کارآمدتر از نظر محاسباتی در یادگیری گروهی طراحی شده‌اند [۱۹]. در این الگوریتم، مجموعه‌ای از درخت‌های طبقه‌بندی یا رگرسیون هرس‌نشده با استفاده از یک روش سنتی بالا به پایین ساخته می‌شوند. همانند الگوریتم جنگل تصادفی، برای آموزش هر تخمین‌گر پایه از یک زیرمجموعه تصادفی از ویژگی‌ها استفاده می‌شود. تفاوت اصلی این روش با جنگل‌های تصادفی در نحوه تقسیم گره‌ها است. در حالی که جنگل تصادفی بهترین تقسیم را بر اساس معیارهایی مانند بهره اطلاعات یا ناخالصی جینی انتخاب می‌کند، الگوریتم درخت‌های بسیار تصادفی به‌طور کامل، ویژگی و مقدار آستانه تقسیم را به صورت تصادفی برمی‌گزینند [۳]. باید توجه داشت که کارایی و دقت الگوریتم‌های طبقه‌بندی در کاربردهای مختلف متفاوت است.

1. Target Variable
2. Decision Tree
3. Random Forest
4. Extremely Randomised Trees

گسترش عملکرد کیفیت (QFD) به‌عنوان ابزاری قدرتمند در توسعه محصولات و خدمات به‌طور گسترده مورد استفاده قرار گرفته است QFD از مفهوم "خانه کیفیت" (HOQ) بهره می‌گیرد تا الزامات کیفی مشتریان (CR) را به ویژگی‌های فنی کمی (TR) محصول یا خدمت ترجمه کند. ساختار HOQ شامل دو بخش اصلی است: "چه چیزها" که به الزامات مشتریان اشاره دارد، و "چگونه‌ها" که نحوه تحقق این الزامات در فرآیند طراحی و تولید را نشان می‌دهد. در این چارچوب، QFD از ماتریس روابط میان CRها و TRها و همچنین ماتریس همبستگی میان TRها برای تحلیل و تعیین اهمیت نسبی ویژگی‌های فنی استفاده می‌کند [۱۳]. در این مطالعه، از QFD تحت چارچوب مجموعه‌های فازی (FFS) برای تحلیل روابط میان عوامل ریسک (RFi) و استراتژی های کاهش ریسک (Sj) استفاده شده است. در این رویکرد، الزامات مشتری(CRها) با RF_i جایگزین شده و در ردیف‌های ماتریس خانه کیفیت (HOQ) قرار می‌گیرند؛ در حالی که ویژگی‌های فنی (TRها) با S_j جایگزین شده و در ستون‌های HOQ نمایش داده می‌شوند.

بازیافت محصولات فرسوده از مصرف‌کنندگان در سال‌های اخیر توجه فزاینده‌ای از سوی دانشگاهیان و متخصصان را به خود جلب کرده است، زیرا این فرآیند می‌تواند مزایای اقتصادی، اجتماعی و زیست‌محیطی قابل توجهی به همراه داشته باشد. برای ایجاد یک شبکه بازیافت کارآمد، لازم است یک ساختار لجستیکی مناسب برای مدیریت جریان معکوس مواد زائد از کاربران نهایی به سمت تولیدکنندگان و واحدهای بازیافت طراحی شود. در این راستا، مدیریت عملیات زنجیره تأمین بازیافت (RSC) به یکی از عوامل حیاتی موفقیت صنعت بازیافت تبدیل شده است. تحقیقات پیشین در زمینه RSC نشان داده‌اند که این حوزه نیازمند تجزیه و تحلیل دقیق ریسک‌ها، ساختار لجستیکی و عوامل کلیدی موفقیت است. به‌عنوان نمونه، سنتیل و همکاران[1] (۲۰۱۸)، با بهره‌گیری از رویکرد تصمیم‌گیری چندمعیار (MCDM)، خطرات مرتبط با RSC را بررسی کردند [۴۲]. وانگ و همکاران[2] (۲۰۲۵) در مطالعه ای تحت عنوان " انتخاب استراتژی بازیافت و بازتولید در زنجیره تأمین باتری‌های تحت مکانیزم تنظیم کربن "به بررسی عدم‌قطعیت قیمت معاملات کربن پرداخته و مدل‌های بازی استکلبرگ با و بدون فناوری بلاک‌چین را در حالت‌های مختلف بازیافت طراحی کردند. یافته‌ها نشان داد که شرکت‌ها باید استراتژی بازتولید خود را از بین ابعاد مختلف نرخ بازیافت منابع، سود اقتصادی و انتشار کربن انتخاب کنند، به گونه‌ای که با محدوده انتشار کربن محصولات و اثر کاهش کربن فناوری بلاک‌چین تحت سیاست دوگانه کربن هم‌راستا باشد [۴۷].

لیا و همکاران[3] (۲۰۲٤) تأثیر ظرفیت اضافی و انعطاف‌پذیری فرآیند را بر کاهش ریسک های موجود در مدیریت زنجیره تأمین بازیافت ضایعات الکترونیکی را بررسی کردند. در این مطالعه اثر هم‌پوشانی دو استراتژی ظرفیت اضافی و انعطاف‌پذیری فرآیند از طریق طراحی دو استراتژی ترکیبی مورد بررسی قرار گرفت و یافته‌ها نشان داد که استراتژی بهینه با افزایش سطح خدمت مورد نیاز تغییر کرده و پیشنهاد شد که در اجرای استراتژی ترکیبی با انعطاف‌پذیری بهینه، سرمایه‌گذاری متوسط در ظرفیت اضافی همراه با انعطاف بلندمدت زنجیره و تمرکز منابع انجام شود [۲۵]. در حالی که وا و همکاران[4] (۲۰۲۲)، ارزیابی اقتصادی و زیست‌محیطی RSC برای ضایعات باتری را با استفاده از شبیه‌سازی ارائه کردند [۴۸]. بهشتی و حیدری[5](۲۰۲۳)، یک مدل بهینه‌سازی RSC برای ضایعات مواد غذایی ارائه کردند [۱۱]. در مطالعات موردی خاص، یانگ و همکاران[6] (۲۰۱۸)، طراحی قرارداد RSC برای روغن پخت و پز ضایعاتی را بررسی نمودند [۴۸]. فنگ و همکاران[7] (۲۰۱۷)، برنامه‌ریزی استراتژیک برای طراحی و هماهنگی کانال‌های دوگانه در RSC را پیشنهاد دادند [۱۷]. همچنین منگلا و همکاران[8] (۲۰۱۶)، عوامل حیاتی موفقیت در اجرای RSC در صنایع تولیدی هند را شناسایی و تحلیل نمودند [۲۸]. گارنری و همکاران[9] (۲۰۱۵)، از تکنیک تصمیم‌گیری چندمعیاره (MCDM) برای انتخاب ارائه‌دهندگان خدمات لجستیک بازیافت شخص ثالث استفاده کردند [۲۰]. نیکولا و

1. Senthil et al.
2. Wang et al.
3. Liu et al.
4. Wu et al
5. Beheshti & Heydari
6. Yang et al.
7. Feng et al.
8. Mangla et al.
9. Guarnieri et al.

همکاران[1] (۲۰۱۳)، معیاری برای سنجش عملکرد اجرای مسئولیت اجتماعی شرکتی و پایداری در RSC توسعه دادند [۳۱]. بای و سارکیس[2](۲۰۱۳)، چارچوبی برای ارزیابی انعطاف‌پذیری RSC با در نظر گرفتن ملاحظات عملیاتی و استراتژیک معرفی نمودند [۸]. در حوزه مدیریت موجودی، چن و همکاران، سیاست‌های موجودی مرتبط با RSC را مطالعه کردند [۱۳].

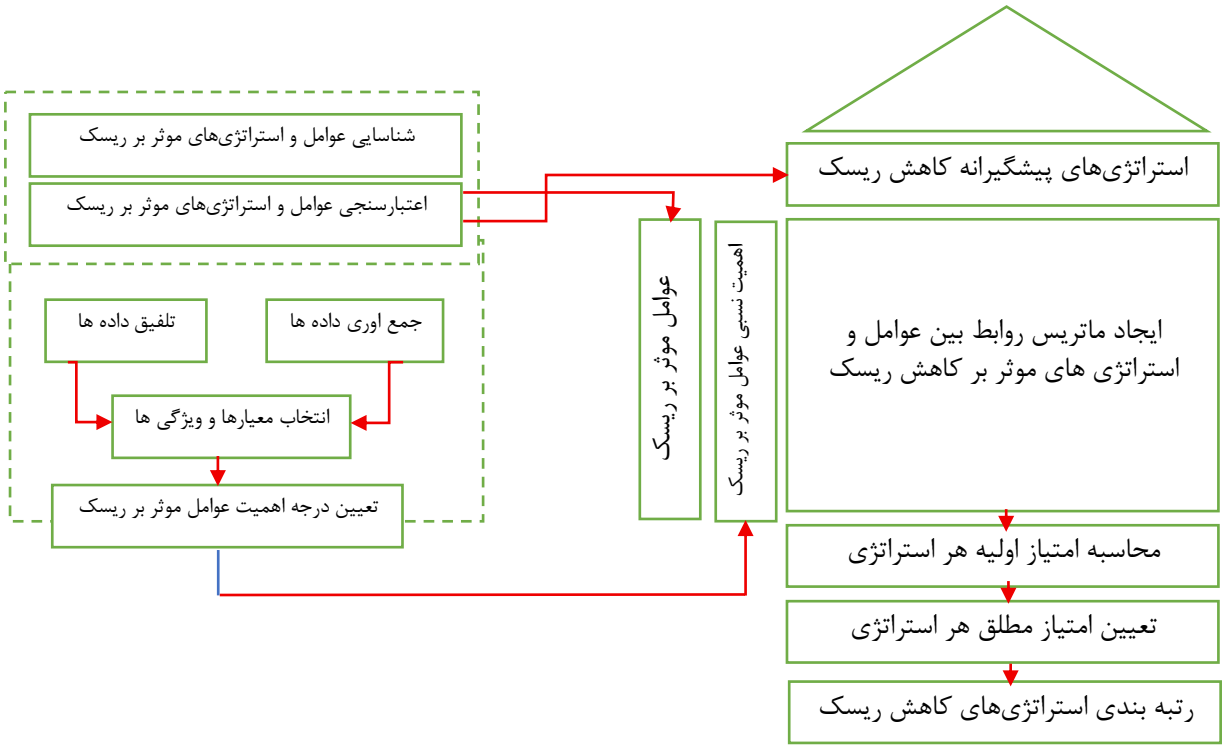
بابازاده و همکاران (۱٤۰۳)، یک مدل استوار چند هدفه مبتنی بر سناریو با هدف کاهش ریسک زنجیره تأمین در شرایط بحرانی ارائه دادند [۷]. ژانگ و همکاران[3] (۲۰۲۲)، مدل تصمیم‌گیری انتخاب حالت بازیافت برای باتری خودرو را توسعه دادند [۵۰]. در زمینه بازیافت زباله‌های پزشکی و تجهیزات الکترونیکی، لیو و همکاران[4] (۲۰۲۲)، کانال‌های RSC را با استفاده از رویکرد MCDM طراحی کردند [۲۷]. جعفرنژاد و همکاران(۱٤۰۳) ، ترکیبی از دو روش تحلیل ریسک FMEA فازی و شبکه عصبی گراف (GNN) را به کار گرفتند تا به‌صورت دقیق‌تر و جامع‌تر، روابط و تعاملات میان ریسک‌های مرتبط با دسترسی و امنیت خدمات بانکی را برای نابینایان شناسایی کنند [۲۲]. کا و همکاران[5] (۲۰۲۲)، استراتژی‌های تصمیم‌گیری RSC برای تجهیزات الکتریکی و الکترونیکی ضایعاتی (WEEE) را تحت مدل پلتفرم اینترنت تحلیل نمودند [۳۵]. ساساکی و ساکاتا[6] (۲۰۲۲) به بررسی استفاده از شبکه‌های بیزین برای ارائه‌ی تحلیلی قابل‌تفسیر از روابط علّی در زنجیره‌های تأمین پرداختندآن‌ها یک مدل پیش‌بینی تأمین‌کننده را بر اساس داده‌های به‌دست‌آمده از شرکت‌های مستقر در شمال‌شرقی ژاپن و با بهره‌گیری از این شبکه‌ها توسعه دادند. برای انتخاب شرکای تجاری، سه الگوریتم جنگل تصادفی، ماشین بردار پشتیبان (SVM) و رگرسیون لجستیک مورد استفاده قرار گرفت. مقایسه میان این سه مدل نشان داد که الگوریتم جنگل تصادفی بالاترین امتیاز F1 را به دست آورده است [۴۰]. نعمت نیا و همکاران (۱٤۰٤)، در پژوهش خود نشان دادند که با استفاده از تکنیک‌های مناسب پیش پردازش داده و مدل‌های یادگیری ماشین، می‌توان در شناسایی ناهنجاری‌های تولید به نتایج موفقیت آمیزی دست یافت و از ورود محصولات معیوب به بازار جلوگیری کرد. یکی از اصلی‌ترین موانع در استفاده از رویکردهای مبتنی بر یادگیری ماشین یا ترکیبی MCDM/ML، اغلب ناتوانی در تبیین تصمیمات اتخاذشده است [۳۰]. در این زمینه، عبدلّا و همکاران[7] (۲۰۱۹) پیش‌تر به بررسی رویکردهای قابل‌تفسیر یادگیری ماشین در ترکیب با AHP برای انتخاب تأمین‌کننده پرداخته‌اند. در این مطالعه، از الگوریتم درخت تصمیم برای شناسایی مهم‌ترین معیارهای انتخاب استفاده شد و همچنین وزن‌هایی تعیین گردید که سپس برای رتبه‌بندی تأمین‌کنندگان با استفاده از AHP به کار گرفته شدند. یافته‌ها نشان داد که الگوریتم درخت تصمیم می‌تواند معیارهای کلیدی را به‌طور موفقیت‌آمیز شناسایی کند و بدین ترتیب بار استفاده از روش AHP با تمرکز صرف بر زیرمجموعه‌ای از معیارهای انتخاب کاهش یابد [۱]. به‌طور مشابه، آلوِس و همکاران[8] (۲۰۲۳)، ترکیب AHP با رگرسیون چندخروجی را بررسی کردند [۵]. علی و همکاران[9] (۲۰۲۳)، به مطالعه طبقه‌بندی با جنگل تصادفی پرداختند. روش‌شناسی ارائه‌شده در این مقاله، در مسیر مشابهی حرکت می‌کند و با بررسی گستره‌ی وسیع‌تری از الگوریتم‌های یادگیری ماشین فراتر از درخت تصمیم و در نظر گرفتن رویکرد MCDM جدیدتر که برای رفع مشکلات روش AHP طراحی شده است، ادامه می‌یابد [۴].

۳. روش‌شناسی پژوهش

از آنجا که رویکرد پیشنهادی از روش‌های داده‌محور مبتنی بر الگوریتم‌های یادگیری ماشین (ML) استفاده می‌کند، جمع‌آوری و پیش‌پردازش داده‌ها به‌عنوان پیش‌نیاز ضروری محسوب می‌شود. برای بررسی موردی پژوهش حاضر شرکت شیمی پلاست شمال انتخاب شد که یکی از بزرگترین مجتمع های بازیافت ضایعات پلاستیکی است. به دلیل ماهیت ناپایدار، غیرقابل پیش‌بینی و آسیب‌پذیر زنجیره تأمین بازیافت، شرکت

1. Nikolaou et al
2. Bai & Sarkis
3. Zhang et al
4. Liu et al
5. Qu et al
6. Sasaki & Sakata
7. Abdulla et al
8. Alves et al
9. Ali et al

مورد مطالعه طی سال‌های گذشته با اختلالات متعددی در زنجیره تأمین مواجه شده است که عملیات تجاری آن را مختل کرده‌اند. این اختلالات موجب افزایش هزینه‌های لجستیک، نقض قراردادهای مشتریان، آسیب به شهرت شرکت و اثرات منفی بر عملکرد سازمان شده‌اند. مدیران شرکت برای کاهش این مشکلات، برنامه‌ای جهت ارزیابی ریسک و تدوین راهبردهای پیشگیرانه کاهش ریسک راه‌اندازی کرده‌اند. جامعه و نمونه اماری پژوهش از هفت کارشناس صنعتی تشکیل شده است که هر یک دارای حداقل سه سال تجربه عملی در فرآیند زنجیره تأمین بازیافت ضایعات پلاستیک بوده و تخصص آن‌ها تمامی جنبه‌های عملیات بازیافت را پوشش می‌دهد. فرآیند انجام پژوهش در شکل ۱ نمایش داده شده است، مراحل و گام های انجام پژوهش، شامل شناسایی و پالایش عوامل موثر ریسک و نیز راهبردهای پیش گیرانه و محاسبه وزن نسبی هر معیار انتخابی بر اساس ورودی انسانی (مانند مقایسه زوجی در روش AHP) است. پس از این مرحله ، با ورود درجه اهمیت عوامل به ماتریس خانه کیفیت، نوبت به بررسی و محاسبه امتیاز موزون ارتباط بین استراتژهای کاهش ریسک با عوامل موثر بر ریسک و تعیین اهمیت مطلق استراتژی ها می رسد. در رویکرد پیشنهادی و مشابه سایر مدل‌های ترکیبی، الگوریتم‌های یادگیری ماشین از طریق فرآیندی که تحت عنوان اهمیت ویژگی‌ها[1] شناخته می‌شود، به کار گرفته می‌شوند، این روش امکان محاسبه وزن‌ها را بر اساس درک داده‌ها توسط ماشین فراهم می‌کند، که از نظر کارایی نسبت به روش دستی بسیار برتر است. از نرم‌افزار متلب برای کدنویسی و استخراج درجه اهیمت عوامل ریسک استفاده شده است.



شکل ۱. فرایند اجرای پژوهش

1. Feature Importance

۴. تحلیل داده‌ها و یافته های پژوهش

مرحله اول: شناسایی عوامل ریسک و راهبردهای پیشگیرانه کاهش ریسک

برای شناسایی ریسک‌های زنجیره تأمین بازیافت و استراتژی‌های پیشگیرانه کاهش ریسک، جستجوی جامعی در پایگاه داده دانشگاهی SCOPUS انجام شد. کلمات کلیدی مورد استفاده شامل ریسک در زنجیره تأمین بازیافت، محرک‌های ریسک زنجیره تأمین بازیافت و استراتژی‌های کاهش ریسک زنجیره تأمین بازیافت بود. جستجو محدود به مقالات منتشرشده بین سال‌های ۲۰۱۵ تا ۲۰۲۴ شد و در نتیجه ۵۶ مقاله اولیه شناسایی گردید. سپس یک غربالگری اولیه بر اساس عناوین و چکیده‌ها انجام شد و در نهایت، ۳۲ مقاله مرتبط شامل ۲۴ مقاله تحقیقاتی و ۸ مقاله کنفرانسی برای بررسی دقیق انتخاب شدند. از طریق یک مرور جامع در متون علمی، یازده عامل خطر و هشت استراتژی پیشگیرانه برای کاهش ریسک شناسایی شد که به ترتیب در جداول ۱ و ۲ ارائه شده‌اند.

مرحله دوم : محاسبه درجه اهمیت نسبی (wi) عوامل ایجاد ریسک

اهمیت عوامل یا ویژگی‌ها (Feature) در طبقه‌بندی یادگیری ماشین، فرآیندی است که طی آن ویژگی‌های ورودی بر اساس میزان ارزش آن‌ها در پیش‌بینی ویژگی هدف امتیازدهی می‌شوند. مقادیر اهمیت ویژگی نشان‌دهنده‌ی شدت تأثیر یک ویژگی بر کلاس پیش‌بینی‌شده هستند. ارزیابی اهمیت ویژگی‌ها نقش بسیار مهمی در پیش‌بینی مدل ایفا می‌کند و عنصری از قابلیت تفسیر را به فرآیند یادگیری ماشین اضافه می‌کند [۱۲]. در رویکرد پیشنهادی، ۳ الگوریتم طبقه‌بندی یادگیری ماشین برای محاسبه مقادیر اهمیت ویژگی‌ها به کار گرفته می‌شوند و وزن‌ها بر اساس الگوریتمی انتخاب می‌شوند که بالاترین عملکرد را ارائه دهد. برای محاسبه اهمیت عوامل (ویژگی‌ها)، فرآیند طبقه‌بندی با استفاده از الگوریتم‌های درخت تصمیم، جنگل تصادفی و درختان بسیار تصادفی (Extra Trees) انجام شد. جدول ۳، وزن های محاسبه شده برای ۱۱ عامل ریسک را در سه الگوریتم مورد اشاره نشان داده است.

جدول ۱. شناسایی یازده عامل (ویژگی) وجود آورنده ریسک در زنجیره تامین بازیافت

کد	عامل ریسک	شرح	منبع
R_1	ریسک‌های زیست‌محیطی	به خطرات بالقوه‌ای اشاره دارند که در طول فرآیندهای جمع‌آوری، حمل‌ونقل، دسته‌بندی و پردازش مواد برای بازیافت رخ می‌دهند. این ریسک‌ها می‌توانند شامل آلودگی هوا، آلودگی آب، آلودگی خاک، مصرف انرژی، انتشار گازهای گلخانه‌ای ناشی از حمل‌ونقل و آلاینده‌های تولیدشده در فرآیند بازیافت باشند.	[۴۵]
R_2	ریسک مواد اولیه ورودی	به خطرات بالقوه مرتبط با مواد اولیه‌ای اطلاق می‌شود که برای اهداف بازیافت جمع‌آوری و پردازش می‌شوند. این ریسک‌ها می‌توانند شامل آلودگی، مسائل کنترل کیفیت، خطرات ایمنی و اختلال در زنجیره تأمین باشند.	[۳۱]
R_3	ریسک‌های فناوری	به خطرات بالقوه مرتبط با استفاده از فناوری و سیستم‌های اطلاعاتی در فرآیند بازیافت اشاره دارد. این ریسک‌ها ممکن است شامل خرابی سیستم‌ها، نقض داده‌ها و حملات سایبری باشند. برای مثال، خرابی تجهیزات بازیافت می‌تواند باعث تأخیر در جریان فرآیند و حتی آسیب به مواد در حال پردازش شود.	[۲۹]
R_4	ریسک‌های اطلاعاتی	به خطرات بالقوه مرتبط با جمع‌آوری، پردازش، ذخیره‌سازی و انتقال اطلاعات در فرآیند بازیافت اشاره دارد. این ریسک‌ها ممکن است شامل نقض داده‌ها، دسترسی غیرمجاز و از دست دادن اطلاعات حساس باشند.	[۴۳] [۳۸]
R_5	ریسک‌های همکاری ذینفعان	به پیامدهای منفی بالقوه ناشی از همکاری میان طرف‌های مختلف درگیر در فرآیند بازیافت برای دستیابی به اهداف مشترک اشاره دارد. به عنوان نمونه، تضاد منافع میان شرکت‌های بازیافت و شرکت‌های مدیریت پسماند می‌تواند منجر به ناکارآمدی‌ها و اختلاف‌نظرهایی شود که کل فرآیند بازیافت را تحت تأثیر قرار می‌دهد.	[۳۵] [۲۶]
R_6	ریسک‌های حمل و نقل	به پیامدهای منفی بالقوه‌ای اشاره دارد که ممکن است در طول انتقال مواد قابل بازیافت از یک نقطه به نقطه دیگر رخ دهد. خطرات مرتبط با حمل و نقل می‌تواند در هر مرحله از زنجیره تأمین بازیافت ایجاد شود و پیامدهایی مانند تصادفات، سرقت، تأخیر یا آلودگی مواد در حال انتقال را به همراه داشته باشد.	[۳۱]
R_7	ریسک‌های موجودی	به پیامدهای منفی بالقوه‌ای اشاره دارد که ممکن است ناشی از مدیریت و کنترل سطح موجودی در طول فرآیند بازیافت باشد. برای مثال، اگر شرکت بازیافت به دلیل کمبود موجودی مواد اولیه، فرآیند تولید خود را متوقف کند، این مسئله می‌تواند به تأخیر در فرآیند بازیافت منجر شده و تولید محصولات بازیافتی را تحت تأثیر قرار دهد.	[۳۷]

کد	عامل ریسک	شرح	منبع
R_8	ریسک‌های ایمنی و بهداشت	به پیامدهای منفی بالقوه‌ای اشاره دارد که ممکن است ناشی از جابجایی و پردازش مواد به شیوه‌ای غیربهداشتی و ناامن باشد. برای مثال، کارکنان فعال در زنجیره تأمین بازیافت ممکن است در معرض مواد شیمیایی مضر یا آلاینده‌هایی مانند آزبست، سرب و جیوه قرار گیرند، که این امر می‌تواند منجر به مشکلات جدی سلامتی شود.	[۲۵]
R_9	ریسک‌های ناشی از دانش و مهارت ناکافی	به پیامدهای منفی بالقوه‌ای اشاره دارد که ممکن است ناشی از کمبود دانش و تخصص در میان کارکنان و سایر ذینفعان درگیر در فرآیند بازیافت باشد. فرآیند بازیافت شامل تکنولوژی‌ها، تجهیزات و فرآیندهای پیچیده‌ای است که نیازمند مهارت‌ها و دانش تخصصی می‌باشد.	[۴۹]
R_{10}	ریسک‌های تقاضا	به پیامدهای منفی بالقوه‌ای اشاره دارد که ناشی از نوسانات تقاضا برای محصولات بازیافتی است. برای مثال، اگر به دلیل تغییر در ترجیحات مصرف‌کنندگان، تقاضا برای محصولات بازیافتی کاهش یابد، این امر می‌تواند منجر به مازاد موجودی مواد بازیافتی شود	[۳۶]
R_{11}	ریسک‌های فرآیندهای تولید بازیافتی	به تأثیرات منفی بالقوه‌ای که می‌توانند از فرآیندهای مربوط به تولید محصولات بازیافتی ناشی شوند، اشاره دارد. این ریسک‌ها می‌توانند مربوط به مسائلی مانند کنترل کیفیت، ناکارآمدی تولید و خرابی تجهیزات باشند. به عنوان مثال، اگر فرآیند بازیافت به درستی مدیریت نشود، می‌تواند منجر به محصولات بازیافتی با کیفیت پایین شود که ممکن است استانداردهای لازم را برآورده نکنند. مواد بازیافتی می‌توانند منجر به هزینه‌های موجودی و ذخیره‌سازی شوند	[۴۹]

جدول ۲. شناسایی هشت استراتژی پیشگیرانه برای کاهش ریسک در زنجیره تامین بازیافت

کد	عامل ریسک	شرح	منبع
S_1	همکاری خریدار و تأمین‌کننده	به معنای اجرای استراتژی‌های زنجیره تأمین است که بر روابط مشارکتی و سودمند متقابل میان خریداران و تأمین‌کنندگان تأکید دارد. این رویکرد با هدف دستیابی به اهداف مشترک نظیر بهبود کیفیت محصول، کاهش هزینه‌ها و افزایش سودآوری برای هر دو طرف انجام می‌شود. همکاری خریدار و تأمین‌کننده شامل تبادل اطلاعات، منابع و تخصص میان طرفین است.	[۴۴]
S_2	تأمین از طریق منابع چندگانه	معنای اجرای یک استراتژی زنجیره تأمین است که شامل تأمین‌کنندگان متعدد مستقر در مناطق جغرافیایی مختلف می‌شود. کاهش فعالانه اثرات منفی عدم قطعیت‌ها و نوسانات در نیازهای مواد اولیه ضروری است. این امر به تنوع‌بخشی به زنجیره تأمین کمک می‌کند و خطر اختلال ناشی از بلایای طبیعی، بی‌ثباتی سیاسی و سایر رویدادهای غیرمنتظره مؤثر بر تأمین مواد اولیه را کاهش می‌دهد	[۲۳]
S_3	اشتراک‌گذاری اطلاعات زنجیره تأمین	به معنای اجرای استراتژی‌های زنجیره تأمین است که شامل فرآیند تبادل داده‌ها و اطلاعات میان سازمان‌های مختلف در یک شبکه زنجیره تأمین می‌شود. این فرآیند می‌تواند شامل اشتراک‌گذاری داده‌های مرتبط با سطوح موجودی، برنامه‌های تولید، جزئیات حمل‌ونقل، تقاضای مشتری و سایر اطلاعات کلیدی زنجیره تأمین باشد.	[۲]
S_4	تقسیم ریسک و درآمد	به معنای به‌کارگیری یک استراتژی زنجیره تأمین است که در آن تأمین کالا یا خدمات از چندین تأمین‌کننده به جای تکیه بر یک منبع واحد انجام می‌شود. این رویکرد با هدف کاهش ریسک اختلال در زنجیره تأمین، تشویق رقابت میان تأمین‌کنندگان و افزایش انعطاف‌پذیری و تاب‌آوری کلی زنجیره تأمین طراحی شده است.	[۶]
S_5	افزونگی در زنجیره تأمین	به معنای به‌کارگیری استراتژی‌هایی است که شامل ایجاد منابع جایگزین و تکثیر ظرفیت‌های حیاتی نظیر موجودی اضافی کالا، ظرفیت ذخیره‌سازی و امکانات حمل‌ونقل می‌شود. هدف از این رویکرد، کاهش ریسک ناشی از اختلالات احتمالی در زنجیره تأمین و جلوگیری از بروز نقاط شکست بحرانی است. بدین ترتیب، حتی در شرایطی که یک تأمین‌کننده یا کارخانه از دسترس خارج شود، سازمان همچنان قادر خواهد بود فعالیت‌های عملیاتی خود را بدون وقفه ادامه دهد.	[۴۴]
S_6	چابکی در زنجیره تأمین	به معنای به‌کارگیری استراتژی‌هایی است که توانایی پاسخ سریع، کارآمد و انعطاف‌پذیر به تغییرات بازار، نیازهای مشتریان و اختلالات احتمالی را فراهم می‌سازد. تحقق این امر مستلزم آن است که سازمان بتواند بدون ایجاد هزینه‌های غیرضروری یا کاهش کارایی، به سرعت خود را با نوسانات غیرمنتظره در تقاضا، عرضه و سایر عوامل محیطی انطباق دهد.	[۴۰]
S_7	شفافیت در زنجیره تأمین	به معنای اتخاذ رویکردی استراتژیک است که امکان ردیابی و پایش مستمر محصولات، مواد اولیه و جریان اطلاعات را در تمامی مراحل زنجیره تأمین فراهم می‌آورد. این رویکرد با بهره‌گیری از فناوری‌های نوین و داده‌های بلادرنگ، دیدگاهی جامع نسبت به وضعیت، موقعیت و حرکت کالاها و اطلاعات از مرحله تأمین تا تحویل به مشتری ایجاد می‌کند.	[۱۴]
S_8	زنجیره تأمین سبز	به معنای به‌کارگیری استراتژی‌هایی است که اصول پایداری زیست‌محیطی را در تمامی مراحل زنجیره تأمین، از منبع‌یابی مواد اولیه تا مدیریت پایان عمر محصول، مورد توجه قرار می‌دهد. هدف اصلی این رویکرد، کاهش آثار منفی زیست‌محیطی فعالیت‌های زنجیره تأمین است؛ در حالی که به ارتقای بهره‌وری عملیاتی، کاهش هزینه‌ها و افزایش اعتبار سازمان نیز منجر می‌شود.	[۲۱] [۴۱]

جدول ۳. محاسبه وزن عوامل توسط الگوریتم های سه گانه یادگیری ماشین

نماد	عوامل(ویژگی‌های) موثر بر ریسک	درخت تصمیم	جنگل تصادفی	درختان بسیار تصادفی
R_1	ریسک‌های زیست‌محیطی	۰.۲۵۳۱	۰.۱۰۵۴	۰.۰۹۱۰
R_2	ریسک مواد اولیه ورودی	۰.۲۹۴۰	۰.۲۷۰۶	۰.۰۲۹۹
R_3	ریسک‌های فناوری	۰.۰۷۳۷	۰.۰۶۴۴	۰.۰۰۶
R_4	ریسک‌های اطلاعاتی	۰.۰۳۲۵	۰.۰۱۸۶	۰.۰۰۷۸
R_5	ریسک‌های همکاری ذینفعان	۰.۰۳۱۶	۰.۰۱۲۴	۰.۰۱۰۵
R_6	ریسک‌های حمل و نقل	۰.۰۵۲۲	۰.۰۴۰۶	۰.۰۱۸۷
R_7	ریسک‌های موجودی	۰.۰۳۷۶	۰.۰۲۸۷	۰.۰۱۵۳
R_8	ریسک‌های ایمنی و بهداشت	۰.۰۲۳۳	۰.۱۴۱۳	۰.۰۰۹۸
R_9	ریسک‌های ناشی از دانش و مهارت ناکافی	۰.۰۲۵۹	۰.۱۱۵۶	۰.۰۰۷۹
R_{10}	ریسک‌های تقاضا	۰.۰۱۷۴	۰.۰۰۸۴	۰.۰۰۵۷
R_{11}	ریسک‌های فرآیندهای تولید بازیافتی	۰.۲۱۰۲	۰.۱۹۴۱	۰.۰۰۲۵

جدول ٤ معیارهای مختلف ارزیابی عملکرد الگوریتم ها را نشان می‌دهد که شامل دقت[1] (دقت برابر است با نسبت تعداد پیش‌بینی‌های درست مدل به کل تعداد پیش‌بینی‌ها)، مساحت زیر منحنی مشخصه عملکرد[2] (AUC) که مساحت زیر منحنی ROC را نشان می‌دهد، فراخوانی[3] (نشان می‌دهد از بین همه مواردی که واقعاً مثبت بوده‌اند، چند مورد توسط مدل به‌درستی مثبت شناسایی شده‌اند)، دقت مثبت[4] و امتیاز F1 (میانگین هارمونیک بین Recall و Precision) است.

جدول٤. مقایسه عملکرد الگوریتم های یادگیری ماشین در محاسبه وزن ویژگی ها

طبقه‌بندی کننده	Accuracy	AUC	Recall	Precision	F_1
درخت تصمیم	۰.۸۷۱۴	۰.۸۴۹۵	۰.۸۳۱۵	۰.۷۸۷۷	۰.۸۰۸۷
جنگل تصادفی	۰.۹۰۴۵	۰.۹۶۰۸	۰.۸۴۱۸	۰.۸۵۶۸	۰.۸۴۸۸
درختان بسیار تصادفی	۰.۸۹۸۳	۰.۹۴۷۸	۰.۸۳۷۳	۰.۸۴۵۰	۰.۸۴۰۵

نتایج چهار الگوریتم طبقه‌بندی نشان می دهد که درخت تصمیم از نظر دقت پیش‌بینی مثبت (Precision) عقب‌تر بوده و به تبع آن امتیاز F1 و AUC آن کمتر است. با اینکه تفاوت‌ها در عملکرد طبقه‌بندی چندان چشمگیر نیست، الگوریتم جنگل تصادفی به‌طور اندکی عملکرد بهتری نشان می‌دهد. در نتیجه، هرچند برای محاسبه اهمیت عوامل(ویژگی‌ها) از هر چهار مدل استفاده شد، مقادیر اهمیت ویژگی‌های جنگل تصادقی به‌عنوان وزن‌های معیارها در روش QFD به کار گرفته شدند. نتایج محاسبه اهمیت ویژگی‌ها با استفاده از این الگوریتم در جدول ٥ نشان داده شده است. همان‌طور که انتظار می‌رفت، ریسک مواد اولیه ورودی به‌طور قاطع مهم‌ترین عامل (ویژگی) موثر ریسک زنجیره تامین بازیافت پلاستیک است.

1. Accuracy
2. Area Under the ROC Curve
3. Recall
4. Precision

جدول۵. محاسبه وزن عوامل با الگوریتم جنگل تصادفی

کد	عامل ریسک	درجه اهمیت	رتبه
R_2	ریسک مواد اولیه ورودی	۰.۲۷۱	۱
R_{11}	ریسک‌های فرآیندهای تولید بازیافتی	۰.۱۹۴	۲
R_8	ریسک‌های ایمنی و بهداشت	۰.۱۴۱	۳
R_9	ریسک‌های ناشی از دانش و مهارت ناکافی	۰.۱۱۶	۴
R_1	ریسک‌های زیست‌محیطی	۰.۱۰۵	۵
R_3	ریسک‌های فناوری	۰.۰۶۴	۶
R_6	ریسک‌های حمل و نقل	۰.۰۴۱	۷
R_7	ریسک‌های موجودی	۰.۰۲۹	۸
R_4	ریسک‌های اطلاعاتی	۰.۰۱۹	۹
R_5	ریسک‌های همکاری ذینفعان	۰.۰۱۲	۱۰
R_{10}	ریسک‌های تقاضا	۰.۰۰۸	۱۱

مرحله سوم: ساخت ماتریس خانه کیفیت (HOQ)

در این مرحله، سومین دور کارگاه بارش فکری با گروه کارشناسان خبره برگزار شد. هدف این مرحله، ساخت خانه کیفیت (HOQ) با استفاده از روش QFD تحت رویکرد مجموعه‌های فازی (FS) است. در این مطالعه، HOQ با قرار دادن عوامل ایجاد ریسک (RFi) و وزن اهمیت نسبی آن‌ها در ردیف‌ها و راهبردهای کاهش ریسک (Sj) در ستون‌ها ساخته می‌شود. از ۷ کارشناس خبره شرکت درخواست شد اهمیت نسبی راهبردهای پیشگیری از ریسک را در کاهس عوامل موثر بر ریسک در قالب متغیرهای زبانی موجود در جدول ٦ مشخص کنند.

جدول٦. متغیرهای زبانی مورد استفاده در ماتریس خانه کیفیت

متغیرهای زبانی	میزان اهمیت	نماد
بی‌اندازه بی اهمیت	خیلی کم	VL
بی اهمیت	کم	L
کمی مهم	متوسط کم	ML
نسبتا مهم	متوسط	M
مهم	نسبتا زیاد	MH
خیی مهم	زیاد	H
بی اندازه مهم	خیلی زیاد	VH

ماتریس روابط بین RFi و Sj که توسط اعضای گروه خبره با استفاده از متغیرهای زبانی نکمیل شده در جدول ۷ نشان داده شده است.

جدول۷. بررسی رابطه بین عوامل و راهبردهای پیشگیرانه ریسک تویط گروه خبره

عامل	S_1	S_2	....	S_8
RF_2	VH,H,VH,H,H,VH,H	H,H,MH,H,M,H,H	...	M,M,M,ML,M,ML,M
RF_{11}	H,MH,M,MH,M,M,MH	MH,M,MH,M,M,M,H	...	L,VL,VL,VL,VL,VL,VL

عامل	S_1	S_2	....	S_8
RF_8	H,M,M,ML,ML,H,MH	VL,VL,VL,L,VL,VL,L	...	VL,VL,L,VL,L,VL,L
RF_9	H,MH,M,H,H,MH,M	L,L,VL,VL,VL,L,L	...	H,H,H,MH,MH,H,MH
RF_1	H,MH,M,MH,H,M,MH	M,ML,M,L,L,ML,M	...	ML,L,L,L.ML,M,L
RF_3	H,H,H,MH,M,M,M	ML,L,M,M,ML,L,VL	...	MH,MH,M,M,H,MH,M
RF_6	H,MH,MH,MH,M,H,M	MH,H,M,M,H,MH,MH	...	ML,L,M,M,ML,L,VL
RF_7	H,MH,MH,MH,M,H,M	MH,H,M,M,H,MH,MH	...	M,ML,ML,ML,M,L,M
RF_4	VH,H,VH,H,H,VH,H	ML,L,L,L.ML,M,L	...	M,ML,ML,ML,M,L,M
RF_5	VH,VH,H,VH,H,H,H	MH,M,MH,M,M,M,H	...	M,ML,ML,ML,M,L,M
RF_{10}	MH,MH,H,MH,H,H,MH	MH,MH,M,M,MH,MH,M	...	L,VL,VL,VL,VL,VL,VL

تمام متغیرهای زبانی به اعداد فازی متناظر تبدیل شده و با استفاده از میانگین هندسی تجمیع می‌شوند. سپس، با انجام عملیات فازی زدایی، تمامی اعداد فازی به اعداد قطعی تبدیل می شوند. به‌منظور محاسبه امتیاز اهمیت مطلق راهبردهای پیشگیرانه کاهش ریسک از رابطه زیر استفاده می‌گردد.

$$IS_j = \sum_{i=1}^{11} wi \otimes L_{ij}$$

نتایج امتیازهای اهمیت مطلق در جدول ۸ ارائه شده‌اند. اولویت بندی راهبردهای پیشگیرانه کاهش ریسک بر اساس مقادیر IS_j و در سطر اخر جدول ۸ نشان داده شده است.

جدول ۸. ماتریس ادغام شده و نهایی خانه کیفیت

عامل	وزن	S_1	S_2	S_3	S_4	S_5	S_6	S_7	S_8
RF_2	۰.۲۷۱	۰.۵۳۷	۰.۴۸۵	۰.۴۰۹	۰.۰۴۷	۰.۴۲۷	۰.۵۶۷	۰.۳۸۳	۰.۵۴۳
RF_{11}	۰.۱۹۴	۰.۲۶۶	۰.۳۱۱	۰.۲۱۸	۰.۱۸۹	۰.۱۹	۰.۳۳۲	۰.۱۶۲	۰.۰۲۳
RF_8	۰.۱۴۱	۰.۱۶۲	۰.۱۷۸	۰.۱۲۵	۰.۰۱۸	۰.۰۲۴	۰.۰۲۳	۰.۰۲۷	۰.۰۲۹
RF_9	۰.۱۱۶	۰.۱۳۴	۰.۱۴۸	۰.۱۰۴	۰.۰۱۵	۰.۰۱۹	۰.۰۱۹	۰.۰۲۲	۰.۰۲۳
RF_1	۰.۱۰۵	۰.۱۴۵	۰.۱۰۳	۰.۱۲۵	۰.۰۲۱	۰.۰۱	۰.۱۰۳	۰.۱۱	۰.۱۹۱
RF_3	۰.۰۶۴	۰.۰۹۵	۰.۰۹۳	۰.۰۵۷	۰.۱۱	۰.۰۱	۰.۰۴۹	۰.۰۱۲	۰.۰۳۸
RF_6	۰.۰۴۱	۰.۰۵۹	۰.۰۶۵	۰.۰۶۴	۰.۰۵۸	۰.۰۳۸	۰.۰۷۴	۰.۰۰۵	۰.۰۵۴
RF_7	۰.۰۲۹	۰.۰۴۲	۰.۰۴۵	۰.۰۴۵	۰.۰۴۲	۰.۰۴۵	۰.۰۵۲	۰.۰۰۳	۰.۰۱۷
RF_4	۰.۰۱۹	۰.۰۳۷	۰.۰۱۹	۰.۰۲۹	۰.۰۳۶	۰.۰۲۵	۰.۰۱۵	۰.۰۰۲	۰.۰۰۳
RF_5	۰.۰۱۲	۰.۰۲۴	۰.۰۱۲	۰.۰۱۳	۰.۰۱۴	۰.۰۰۹	۰.۰۲۰	۰.۰۰۲	۰.۰۰۲
RF_{10}	۰.۰۰۸	۰.۰۱۲	۰.۰۱۲	۰.۰۱	۰.۰۱	۰.۰۰۶	۰.۰۱۳	۰.۰۱۴	۰.۰۰۱
امتیاز مطلق		۰.۲۶۳	۰.۲۵۷	۰/۲۰۶	۰/۰۶۸	۰/۱۶۵	۰/۲۴۵	۰/۱۴۶	۰/۱۸۵
امتیاز نسبی		**۰.۱۷۲**	**۰.۱۶۸**	**۰/۱۳٤**	**۰/۰٤٤**	**۰/۱۰۷**	**۰/۱٦۰**	**۰/۰۹۵**	**۰/۱۲۱**
رتبه		**۱**	**۲**	**٤**	**۸**	**٦**	**۳**	**۷**	**۵**

۵. نتیجه‌گیری و پیشنهادها

این مطالعه رویکردی یکپارچه ارائه می‌دهد که نتایج الگوریتم‌های یادگیری ماشین را با تکنیک QFD فازی تلفیق می‌کند. این ادغام به دلیل پیچیدگی محاسبه وزن معیارهای انتخاب در تصمیم‌گیری چندمعیاره (MCDM) ضروری است. با بهره‌گیری از اهمیت ویژگی‌های مبتنی بر یادگیری ماشین و داده‌های گروه خبره، وزن‌ها به‌صورت خودکار محاسبه شده و نیازی به دسترسی مستقیم ذی‌نفعان یا فرآیند طولانی توافق نیست. همچنین، استفاده از الگوریتم‌های درختی موجب حفظ قابلیت تفسیر وزن‌ها و توجیه آن‌ها می‌شود.

نتایج تحلیل یادگیری ماشین نشان داد که مهم‌ترین ریسک در زنجیره تأمین بازیافت پلاستیک، ریسک‌های مواد اولیه ورودی (RF2) است و پس از آن ریسک‌های فرآیند تولید بازیافت (RF11) و ریسک‌های ایمنی و بهداشت (RF8) قرار دارند. در زنجیره تأمین بازیافت پلاستیک، ریسک‌های مواد اولیه ورودی از مهم‌ترین چالش‌ها هستند، زیرا میزان ضایعات جمع‌آوری‌شده معمولاً نوسانی و غیرقابل پیش‌بینی است. این نوسانات می‌تواند موجب کمبود مواد اولیه یا افزایش موجودی غیرضروری شود. علاوه بر این، ترکیب و کیفیت ضایعات پلاستیکی ورودی ناپایدار است و آلودگی آن‌ها ممکن است بخشی از مواد را غیرقابل استفاده کند. کیفیت پلاستیک بازیافتی معمولاً پایین‌تر از پلاستیک خام است، که نیازمند انجام آزمایش‌های مداوم و تنظیم پیوسته فرآیند تولید می‌شود. ریسک‌های فرآیند تولید دومین چالش مهم هستند. نااطمینانی در مقدار و کیفیت ضایعات ورودی می‌تواند روند تولید را کند کرده، کمبود مواد باعث وقفه و مازاد آن موجب افزایش هزینه‌های موجودی شود. فرآیند تولید به نوع پلیمر وابسته است و ویژگی‌های متفاوت مواد مانند ویسکوزیته و جریان سیال، نیازمند تنظیم پارامترهای تولید و در نتیجه افزایش زمان و هزینه است. ریسک‌های ایمنی و بهداشت نیز از دیگر چالش‌های مهم هستند. کارکنان ممکن است در معرض مواد شیمیایی خطرناک و خطرات مرتبط با ماشین‌آلات سنگین قرار گیرند. ضایعات پلاستیکی حاوی مواد بالقوه مضر بوده و حوادث در زنجیره تأمین ممکن است به‌طور منظم رخ دهند؛ بنابراین، توجه ویژه به ایمنی کارکنان و بهبود استانداردهای حفاظت محیط کار ضروری است.

تحلیل QFD تحت رویکرد فازی نشان داد که مهم‌ترین راهبرد پیشگیرانه کاهش ریسک، همکاری خریدار / تأمین‌کننده (S1) است و پس از آن شفافیت زنجیره تأمین (S7) و چابکی زنجیره تأمین (S6) قرار دارند. همکاری خریدار و تأمین‌کننده موجب شناسایی ریسک‌های بالقوه، تدوین برنامه‌های اضطراری و اشتراک منابع و تخصص‌ها شده و تاب‌آوری زنجیره تأمین را افزایش می‌دهد؛ این همکاری نیازمند تعیین اهداف واضح، برنامه‌ریزی ارتباطی و توجه به عوامل فرهنگی و سازمانی است. شفافیت زنجیره تأمین امکان ردیابی ریسک‌ها، نقاط تک شکست و گلوگاه‌ها را فراهم کرده و با استفاده از فناوری‌هایی مانند حسگرها، برچسب‌های RFID، GPS و اینترنت اشیاء (IoT) داده‌های بلادرنگ برای تصمیم‌گیری ارائه می‌دهد. چابکی زنجیره تأمین نیز پاسخگویی به تغییرات تقاضا، عرضه یا مقررات را بهبود می‌بخشد و اثر اختلالات را کاهش می‌دهد. علاوه بر این، دستورالعمل‌ها و مقررات قانونی نقش مهمی در تضمین مسئولیت‌پذیری و پایداری زنجیره تأمین بازیافت پلاستیک دارند. این قوانین استانداردهای کیفیت، مسئولیت تولیدکننده، مشوق‌های اقتصادی و جرائم را تعیین کرده و سرمایه‌گذاری در فناوری‌های بازیافت و تولید محصولات قابل بازیافت را تشویق می‌کنند. دسترسی شفاف به این دستورالعمل‌ها برای تمامی ذینفعان، فرآیند بازیافت را کارآمد و سازمان‌یافته می‌سازد. در این مطالعه بر اهمیت مدیریت پیشگیرانه ریسک‌ها در زنجیره تأمین بازیافت ضایعات پلاستیکی تمرکز شد تا کارایی عملیاتی و عملکرد کسب‌وکار در صنعت بازیافت حفظ شود. با این حال، اجرای راهبردهای پیشگیرانه کاهش ریسک بدون وجود یک چارچوب تصمیم‌گیری سیستماتیک برای مدیران و کارشناسان می‌تواند چالش‌برانگیز باشد. به منظور پر کردن این خلا، این تحقیق یک چارچوب تصمیم‌گیری مبتنی بر ترکیب یادگیری ماشین و QFD تحت رویکرد فازی ارائه می‌دهد که امکان اولویت‌بندی راهبردهای پیشگیرانه کاهش ریسک را برای شرکت مورد مطالعه فراهم می‌سازد. چارچوب پیشنهادی، سه ریسک اصلی و سه راهبرد پیشگیرانه کلیدی را برای شرکت مورد مطالعه شناسایی کرد. چارچوب پیشنهادی می‌تواند به مدیران لجستیک و زنجیره تأمین کمک کند تا تصمیمات مبتنی بر شواهد و منطقی برای ارزیابی و اجرای استراتژی‌های پیشگیرانه کاهش ریسک را در زنجیره تأمین بازیافت اتخاذ کنند. برای بهبود مدیریت ریسک در زنجیره تأمین بازیافت پلاستیک، مدیران باید همکاری نزدیک با تأمین‌کنندگان برقرار کرده و برنامه‌های اضطراری و اشتراک منابع و تخصص‌ها را تدوین

کنند، شـفافیت زنجیره تأمین را با بهره‌گیری از فناوری‌های ردیابی مانند RFID، GPS و اینترنت اشـیاء افزایش دهند و چابکی زنجیره را برای پاسـخ سـریع به تغییرات تقاضـا، عرضـه یا مقررات بهبود بخشـند. علاوه بر این، سـرمایه‌گذاری در فناوری‌های پایش و تحلیل داده، اجرای اسـتانداردهای ایمنی و بهداشـت و رعایت دسـتورالعمل‌ها و قوانین مرتبط می‌تواند هم ریسـک‌ها را کاهش دهد و هم تاب‌آوری و پایداری کل زنجیره تأمین را افزایش دهد. اسـتفاده از چارچوب‌های تصـمیم‌گیری مبتنی بر داده و یادگیری ماشـین نیز به مدیران کمک می‌کند تا استراتژی‌های پیشگیرانه را اولویت‌بندی و بر اساس شواهد اجرایی کنند.

با این حال، برخی محدودیت‌ها برای این پژوهش متصـور اسـت که در بررسـی قابلیت کاربرد رویکرد پیشـنهادی در زمینه‌های مختلف باید مدنظر قرار گیرد. نخست، از آنجا که این رویکرد مبتنی بر یادگیری ماشین است، نمی‌توان آن را در مطالعات موردی با داده‌های محدود (مثلاً به دلیل محرمانگی) یا در شـرایطی که برای مواجهه با اطلاعات نامشـخص، مبهم، ناقص یا نامطمئن طراحی نشـده اسـت، به کار برد. به پژوهش‌گران آتی پیشنهاد می شود فاز تعیین عوامل (ویژگی‌ها) موثر بر ریسک را با ترکیب روش‌های بررسی‌شده در این مطالعه با رویکردهایی که بر زبان طبیعی و مدل‌های زبانی بزرگ[1] متکی هسـتند گسـترش دهند. همچنین ارتباط متقابل عوامل موثر بر ریسـک را با اسـتفاده از روش‌های مختلف تحقیق در عملیات مانند دیمتل یا تحلیل شبکه بررسی کنند. از روش‌های وزن‌دهی عینی مانند روش انتروپی، CRITIC و SECA برای ترکیب با QFD و مقایسـه دقت وزن‌های حاصـل با خروجی الگوریتم های یادگیری ماشـین اسـتفاده کنند و یالاخره ترکیب چارچوب پیشنهادی با ابزارهای داده‌محور و هوش مصنوعی می‌تواند به بهبود پیش‌بینی ریسک‌ها و تصمیم‌گیری در زنجیره تأمین کمک کند. در نهایت، چارچوب ارائه شـده، فراتر از زباله‌های پلاسـتیکی، قابلیت کاربرد در سـایر صـنایع بازیافت مانند زباله‌های الکترونیکی، بازیافت لاسـتیک، بازیافت فلز و سـایر زمینه‌ها را دارد. این رویکرد جامع، امکان کاهش ریسـک را به‌طور مؤثر در محیط‌ها و زنجیره‌های تأمین متنوع فراهم می‌آورد.

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

منابع

1. Abdulla A., Baryannis G., Badi I.,(2019). Weighting the key features affecting supplier selection using machine learning techniques, in: 7th International Conference on Transport and Logistics, Niš, Serbia, 6 2019, pp. 15–20, http://dx.doi.org/10.20944/preprints201912.0154.v1.
2. Adobor H., McMullen R.S.,(2018). Supply chain resilience: a dynamic and multidimensional approach, *Int. J. Logist. Manag*. 29 (4),1451–1471, https://doi.org/10.1108/IJLM-04-2017-0093.
3. Ahmad M.W., Mourshed M., Rezgui Y., (2018).Tree-based ensemble methods for predict ing PV power generation and their comparison with support vector regression, *Energy* 164 ,465–474
4. Ali M.R., Nipu S.M.A., Khan S.A., (2023). A decision support system for classifying supplier selection criteria using machine learning and random forest approach, *Decis. Anal. J.* 7 , 100238.
5. Alves M.A., Meneghini I.R., Gaspar-Cunha A., Guimarães F.G.,(2023). Machine learning-driven approach for large scale decision making with the analytic Hierarchy process, *Mathematics* ,11 (3), 627, http://dx.doi.org/10.3390/ math11030627.
6. Baah C., Acquah I.S.K., Ofori D.,(2021). Exploring the influence of supply chain collaboration on supply chain visibility, stakeholder trust, environmental and f inancial performances: a partial least square approach, *Benchmarking*, 29 (1),172–193, https://doi.org/10.1108/BIJ-10-2020-0519.

1. Large Language Models

7. Babazadeh Rafiei, A. , Sohrabi, T. , Motamedi, M. and Darvish Motevalli, M. H. (2024). A Robust Risk Management Model for the Blood Supply Chain in Corona Pandemic Condition. *Journal of Industrial Management Perspective*, 14(3), 56-78. doi: 10.48308/jimp.14.3.56.[in prsian].
8. Bai C., Sarkis J., (2013).Flexibility in reverse logistics: a framework and evaluation approach, *J. Clean. Prod*. 47 , 306–318, https://doi.org/10.1016/j. jclepro.2013.01.005.
9. Barrowclough D., Deere Birkbeck C., (2022)Transforming the global plastics economy: The role of economic policies in the global governance of plastic pollution, *Soc. Sci. Res* 11 (1), 1–26, https://doi.org/10.3390/socsci11010026.
10. Beaumont N.J., Aanesen M., Austen M.C., ¨orger T. B, Clark J.R., Cole M., et al., (2019).Global eco logical, social and economic impacts of marine plastic, *Mar. Pollut. Bull.* 142 , 189–195, https://doi.org/10.1016/j.marpolbul.2019.03.022.
11. Beheshti S., Heydari J.,(2023). Municipal food waste recycling as an environmental strategy: a game-theoretical approach, Environ. *Sci. Pollut. Res,* 30 (13),36744–36768, https://doi.org/10.1007/s11356-022-23851-7.
12. Bhatt U., Xiang A., Sharma S., Weller A., Taly A., Jia Y., et al., (2020). Explainable machine learning in deployment, in: Proceedings of the 2020 Conference on Fairness, Accountability, and Transparency, pp. 648–657.
13. De Lima F.A., Seuring S.,(2023). A Delphi study examining risk and uncertainty management in circular supply chains, *Int. J. Prod. Econ*., https://doi.org/ 10.1016/j.ijpe.2023.108810.
14. de Lima F.R.P., Da Silva A.L., Godinho Filho M., Dias E.M.,(2018). Systematic review: resilience enablers to combat counterfeit medicines (https://doi:), *Supply Chain Manag*. 23 (2) , 117–135, https://doi.org/10.1108/SCM-04-2017-0155.
15. Diaz A., Sch¨oggl J.P., Reyes T., Baumgartner R.J.,(2021). Sustainable product development in a circular economy: implications for products, actors, decision- making support and lifecycle information management, *Sustain Prod. Consum*, 26,1031–1045, https://doi.org/10.1016/j.spc.2020.12.044.
16. Dilkes-Hoffman L.S., Pratt S., Laycock B., Ashworth P., Lant P.A.,(2019). Public attitudes towards plastics, *Resour. Conserv Recycl*, 147,227–235, https://doi.org/ 10.1016 /j.resconrec.2019.05.005.
17. Feng L., Govindan K., Li C.,(2017). Strategic planning: design and coordination for dual-recycling channel reverse supply chain considering consumer behavior, *Eur. J. Oper. Res*, 260 (2) , 601–612, https://doi.org/10.1016/j.ejor.2016.12.050.
18. Géron A.,(2019). Hands-on Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and Tensorflow: Concepts, Tools, and Techniques To Build Intelligent Systems, O'Reilly Media, Inc.
19. Geurts P., Ernst D., Wehenkel L.,(2006). Extremely randomized trees, Mach. Learn. 63 (1) , 3–42.
20. Guarnieri P., Sobreiro V.A., Nagano M.S., Serrano A.L.M.,(2015). The challenge of selecting and evaluating third-party reverse logistics providers in a multicriteria perspective: a Brazilian case, *J. Clean. Prod*. 96, 209–219, https://doi.org/ 10.1016/j.jclepro.2014.05.040.
21. Huang H., Zhang J., Ren X., Zhou X., (2019). Greenness and pricing decisions of cooperative supply chains considering altruistic preferences, *Int J. Environ. Res. Public Health*, 16 (1), 51, https://doi.org/10.3390/ijerph16010051.
22. Jafarnejad Chaghoshi, A. , Khani, A. M. and Rezasoltani,, A. (2024). Risk Modeling in Banking Services for the Blind Using Fuzzy FMEA and Graph Neural Network (GNN). *Journal of Industrial Management Perspective*, 14(4), 223-255. doi: 10.48308/jimp.14.4.223.[in prsian].
23. Kamalahmadi M., Parast M.M.,(2016). A review of the literature on the principles of enterprise and supply chain resilience: major findings and directions for future research, *Int. J. Prod. Econ.* 171, 116–133, https://doi.org/10.1016/j. ijpe.2015.10.023.

24. Kern F., Sharp H., Hachmann S.,(2020). Governing the second deep transition towards a circular economy: how rules emerge, align and diffuse, *Environ. Innov. Soc. Transit* 37, 171–186, nhttps://doi.org/10.1016/j.eist.2020.08.008.
25. Liu C., Tang J., Zhang Z.H., (2024). Impacts of capacity redundancy and process flexibility on risk mitigation in e-waste recycling supply chain management, *Omega*,128,103110, https://doi.org/10.1016/j.omega.2024.103110.
26. Lintukangas K., K¨ahk¨onen A.K., Ritala P.,(2016). Supply risks as drivers of green supply management adoption, J. *Clean. Prod*. 112,1901–1909, https://doi.org/ 10.1016/ j.jclepro.2014.10.089. 509 .
27. Liu S., Zhang J., Niu B., Liu L., He X.,(2022). A novel hybrid multi-criteria group decision-making approach with intuitionistic fuzzy sets to design reverse supply chains for COVID-19 medical waste recycling channels, *Comput. Ind. Eng*. 169,108228, https://doi.org/10.1016/j.cie.2022.108228.
28. Mangla S.K., Govindan K., Luthra S., (2016).Critical success factors for reverse logistics in Indian industries: a structural model, J. *Clean. Prod*. 129,608–621, https:// doi.org/10.1016/j.jclepro.2016.03.124.
29. Mhatre P., Panchal R., Singh A., Bibyan S.,(2021). A systematic literature review on the circular economy initiatives in the European Union, *Sustain. Prod. Consum*, 26,187–202, https://doi.org/10.1016/j.spc.2020.09.008.
30. nematniya, R. , khademi, M. , Fathi Hafshejani, K. and sardar, S. (2025). Intelligent anomaly detection in unbalanced industrial data using the XGBoost model and genetic algorithm (GA) to optimize performance in identifying defective products in the production linee. *Journal of Industrial Management Perspective*, (۱۵), doi: 10.48308/jimp.2025.235743.1564.[in prsian].
31. Nikolaou I.E., Evangelinos K.I., Allan S.,(2013). A reverse logistics social responsibility evaluation framework based on the triple bottom line approach, *J. Clean. Prod*. 56 ,173–184, https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2011.12.009.
32. Noguchi T., Park W.J., Kitagaki R.,(2015). Risk evaluation for recycled aggregate according to deleterious impurity content considering deconstruction scenarios and production methods, *Resour. Conserv Recycl*, 104, 405–416, https://doi. org/10.1016/j.resconrec.2015.08.002.
33. Palm E., Hasselbalch J., Holmberg K., Nielsen T.D., (2022).Narrating plastics governance: policy narratives in the European plastics strategy, *Env Polit*. 31 (3),365–385, https://doi.org/10.1080/09644016.2021.1915020.
34. Parida V., Wincent J., (2019). Why and how to compete through sustainability: a review and outline of trends influencing firm and network-level transformation, *Int. Entrep. Manag J*. 15 , 1–19, https://doi.org/10.1007/s11365-019-00558-9.
35. Qu Y., Zhang Y., Guo L., Cao Y., Zhu P.,(2022). Decision strategies for the WEEE reverse supply chain under the “Internet+ recycling” model, *Comput. Ind. Eng*. 172,108532, https://doi.org/10.1016/j.cie.2022.108532.
36. Rajesh R., Ravi V.,(2015). Supplier selection in resilient supply chains: a grey relational analysis approach, *J. Clean. Prod*. 86,343–359, https://doi.org/10.1016/j. jclepro.2014.08.054.
37. Rameezdeen R., Chileshe N., Hosseini M.R., Lehmann S.,(2016). A qualitative examination of major barriers in implementation of reverse logistics within the South Australian construction sector, *Int. J. Constr. Manag*. 16 (3),185–196, https://doi.org/ 10.1080/15623599.2015.1110275.
38. Rice J.B., Caniato F., (2003).Building a secure and resilient supply network. *Supply Chain, Manag Rev*. 7 (5), 22–30.

39. Santander P., Sanchez F., Boudaoud H., Camargo M.,(2020). Closed loop supply chain network for local and distributed plastic recycling for 3D printing: a MILP-based optimization approach, *Resour. Conserv. Recycl.* 154,104531, https://doi. org/10.1016/j.resconrec.2019.104531.
40. Sasaki H., Sakata I.,(2021). Business partner selection considering supply-chain centralities and causalities, *Supply Chain Forum Int. J.* 22 (1), 74–85.
41. Seetharaman A., Kumar Sahu V., Saravanan A.S., Rudolph Raj J., Niranjan I.,(2017). The impact of risk management in credit rating agencies (https://doi.org/doi:), *Risks*, 5 (4), 52, https://doi.org/10.3390/risks5040052.
42. Senthil S., Murugananthan K., Ramesh A.,(2018). Analysis and prioritisation of risks in a reverse logistics network using hybrid multi-criteria decision making methods, *J. Clean. Prod*. 179, 716–730, https://doi.org/10.1016/j. jclepro.2017.12.095.
43. Soh K.L., Wong W.P.,(2021). Circular economy transition: exploiting innovative eco- design capabilities and customer involvement, *J. Clean. Prod*. 320,128858, https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2021.128858.
44. Srivastava S.K.(2008). Network design for reverse logistics. Omega 36 (4), 535–548, https://doi.org/10.1016/j.omega.2006.11.012.
45. Tennakoon G.A., Rameezdeen R., Chileshe N.,(2022). Diverting demolition waste toward secondary markets through integrated reverse logistics supply chains: a systematic literature review, *Waste Manag. Res*. 40 (3),274–293, https://doi.org/ 10.1177/0734242×211021478.
46. Van Den Brink S., Kleijn R., Sprecher B., Tukker A.(2020). Identifying supply risks by mapping the cobalt supply chain, *Resour. Conserv. Recycl*. 156,104743, https://doi.org/10.1016/j.resconrec.2020.104743.
47. Wang Y., Ji X., Lin B., (2025). The choice of recycling and remanufacturing strategy for power battery supply chain under carbon border adjustment mechanism and cap-and-trade, Transportation Research Part E: *Logistics and Transportation Review*,203, 104384, https://doi.org/10.1016/j.tre.2025.104384.
48. Wu C.Y., Hu M.C., Ni F.C.,(2021). Supporting a circular economy: insights from Taiwan's plastic waste sector and lessons for developing countries, *Sustain Prod. Consum*, 26 , 228–238, https://doi.org/10.1016/j.spc.2020.10.009.
49. Yang R., Tang W., Dai R., Zhang J.,(2018). Contract design in reverse recycling supply chain with waste cooking oil under asymmetric cost information, *J. Clean. Prod*. 201, 61–77, https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2018.07.329.
50. Zhang C., Tian Y.X., Han M.H., (2022). Recycling mode selection and carbon emission reduction decisions for a multi-channel closed-loop supply chain of electric vehicle power battery under cap-and-trade policy, *J. Clean. Prod*. 375,134060, https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2022.134060.