



Design and Development of an Intelligent Decision-Support System for Defense Project Prioritization Using Hybrid Multi-Criteria Decision-Making and Machine Learning Techniques

Zahra Saadi

M.Sc. Graduate, Malek Ashtar University of Technology.

Email: zsaadi@yahoo.com

Abstract

Given the constraints on available resources and the complexity of defense projects, the development of intelligent decision-support tools for prioritizing military projects has become a strategic necessity. This study aims to design an intelligent system for prioritizing defense projects by integrating Multi-Criteria Decision-Making (MCDM) approaches with machine learning algorithms. First, using either the Analytic Hierarchy Process (AHP) or the Best–Worst Method (BWM) and drawing on expert judgments, the weights of key criteria—including strategic value, risk, cost, and level of indigenous development—were determined. Subsequently, project data were segmented using the K-Means clustering algorithm and classified using a Classification and Regression Tree (CART) model. The proposed model achieved an accuracy of 89% in classifying projects into three priority levels: high, medium, and low. A comparison of the results with the conventional Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution (TOPSIS) demonstrated that the proposed hybrid model offers greater accuracy, transparency, and adaptability. This framework can serve as a practical decision-support tool for defense managers, enabling them to adopt a data-driven approach to identify projects with the highest strategic returns and optimize the allocation of available resources.

Keywords: Defense Project Prioritization; Hybrid Multi-Criteria Decision-Making (Hybrid MCDM); Classification and Regression Trees (CART); K-Means Clustering; Optimal Defense Resource Allocation.



طراحی سامانه هوشمند اولویت‌بندی پروژه‌های دفاعی با بهره‌گیری از رویکرد تصمیم‌گیری چندمعیاره (MCDM) و الگوریتم‌های یادگیری ماشین

زهرا سعدی

کارشناسی ارشد مدیریت صنایع، دانشگاه مالک اشتر، تهران، ایران

چکیده

با توجه به محدودیت منابع و پیچیدگی پروژه‌های دفاعی، نیاز به توسعه ابزارهای تصمیم‌یار هوشمند برای اولویت‌بندی پروژه‌های نظامی به یک ضرورت راهبردی تبدیل شده است. پژوهش حاضر با هدف طراحی یک سامانه هوشمند اولویت‌بندی پروژه‌های دفاعی، از ترکیب رویکردهای تصمیم‌گیری چندمعیاره (MCDM) و الگوریتم‌های یادگیری ماشین بهره گرفته است. ابتدا با استفاده از روش‌های AHP یا BWM و مشارکت خبرگان، وزن معیارهای کلیدی از جمله ارزش راهبردی، ریسک، هزینه و سطح بومی‌سازی تعیین شد. سپس داده‌های پروژه‌ها با الگوریتم خوشه‌بندی K-Means دسته‌بندی و با درخت تصمیم (CART) طبقه‌بندی شدند. مدل پیشنهادی با دقت ۸۹٪ توانست پروژه‌ها را در سه سطح اولویت بالا، متوسط و پایین طبقه‌بندی کند. مقایسه نتایج با روش سنتی TOPSIS نشان داد که مدل ترکیبی ارائه‌شده از دقت، شفافیت و تطبیق‌پذیری بالاتری برخوردار است. این چهارچوب می‌تواند به‌عنوان ابزاری کاربردی در اختیار مدیران دفاعی قرار گیرد تا با تحلیل داده‌محور، پروژه‌هایی با بیشترین بازده راهبردی را انتخاب و منابع را بهینه تخصیص دهند.

کلیدواژه‌ها: اولویت‌بندی پروژه‌های دفاعی، تصمیم‌گیری چندمعیاره ترکیبی (Hybrid MCDM)، الگوریتم‌های طبقه‌بندی CART، خوشه‌بندی K-Means، تخصیص بهینه منابع دفاعی.

مقدمه

در دهه اخیر، تحول سریع تهدیدات امنیتی، پیچیدگی فناوری‌های نظامی و محدودیت منابع دفاعی، ضرورت بهره‌گیری از رویکردهای علمی و داده‌محور را در انتخاب و اولویت‌بندی پروژه‌های دفاعی بیش از گذشته آشکار کرده است. تعدد پروژه‌ها، تفاوت قابل توجه آن‌ها از منظر هزینه، زمان، ریسک، میزان بومی‌سازی و ارزش راهبردی و همچنین محدودیت‌های منابع، موجب شده است فرایند تصمیم‌گیری سنتی مبتنی بر تجربه و اجماع کارشناسی نتواند پاسخ‌گوی نیازهای محیط دفاعی امروز باشد. در چنین فضایی، ایجاد یک نظام تصمیم‌یار هوشمند که بتواند پروژه‌ها را براساس معیارهای چندگانه به‌صورت شفاف، قابل تکرار و دقیق ارزیابی کند، یک ضرورت راهبردی محسوب می‌شود.

روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره (MCDM) هرچند چهارچوبی ساختاریافته برای وزن‌دهی به معیارها فراهم می‌کنند؛ اما به دلیل ماهیت ایستا و وابستگی شدید به قضاوت کارشناسان، در تحلیل داده‌های حجیم و پویا با محدودیت روبه‌رو هستند. از سوی دیگر، الگوریتم‌های یادگیری ماشین (ML) توان کشف الگوهای پنهان، تحلیل داده‌های پیچیده و پیش‌بینی دقیق را دارا هستند، اما در نبود وزن‌دهی نظری و ساختاریافته به معیارها، کارایی آن‌ها در تصمیمات راهبردی کاهش می‌یابد. از این‌رو، شکاف مهمی در سیستم‌های تصمیم‌یار دفاعی وجود دارد: لزوم ترکیب قدرت مفهومی MCDM و توان تحلیل داده‌محور ML برای ایجاد یک مدل اولویت‌بندی هوشمند.

این پژوهش با هدف پاسخ به این خلأ، یک چهارچوب ترکیبی ارائه می‌کند که طی آن ابتدا وزن معیارهای کلیدی پروژه‌های دفاعی با روش‌های MCDM تعیین می‌شود و سپس الگوریتم‌های یادگیری ماشین مانند K-Means و CART برای تحلیل و طبقه‌بندی پروژه‌ها به کار گرفته می‌شود. براین اساس، پرسش بنیادینی که این مطالعه به دنبال پاسخ آن است، چنین بیان می‌شود: چگونه می‌توان با ترکیب روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره و الگوریتم‌های یادگیری ماشین، یک سامانه هوشمند، دقیق و سازگار برای اولویت‌بندی پروژه‌های دفاعی طراحی کرد؟ در راستای پاسخ به این سؤال، هدف اصلی پژوهش طراحی و اعتبارسنجی یک سامانه



تصمیم‌یار مبتنی بر تلفیق MCDM و ML برای ارتقای دقت تحلیل و بهینه‌سازی تخصیص منابع در پروژه‌های دفاعی است.

سامانه طراحی شده در این تحقیق، به‌طور خاص برای سازمان‌های تابعه در بدنه نیروهای مسلح که با تعدد پروژه‌های تحقیق و توسعه (R&D) مواجه هستند، توسعه‌یافته است. خلأ پژوهشی اصلی که این مقاله به آن می‌پردازد، ناتوانی مدل‌های سنتی MCDM در مواجهه با حجم بالای داده‌های تاریخی و نبود قابلیت پیش‌بینی برای پروژه‌های جدید است. این تحقیق با ترکیب رویکرد خبره‌محور (AHP) و رویکرد داده‌محور (Machine Learning)، شکاف بین تجربیات کیفی نخبگان و الگوهای پنهان در داده‌های پروژه‌های گذشته را پر می‌کند.

۱. مبانی نظری پژوهش

در سال‌های اخیر، استفاده از مدل‌های ترکیبی MCDM و یادگیری ماشین برای انتخاب پروژه به‌شدت مورد توجه قرار گرفته است. به‌عنوان مثال، Hu Cheni (2023) با استفاده از یادگیری ماشین به اولویت‌بندی پروژه‌های ساختمانی پرداخت. همچنین، Kocaman (2025) چهارچوبی برای ادغام روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره با الگوریتم‌های یادگیری ماشین ارائه داد که دقت تصمیم‌گیری را افزایش می‌دهد. در حوزه پروژه‌های عمرانی پیچیده نیز، AlMusawi (2026) از مدل‌های Hybrid Fuzzy MCDM استفاده کرد که مشابهت زیادی با رویکرد تحقیق حاضر در مدیریت پروژه‌های دفاعی دارد.

در این بخش، مفاهیم کلیدی و نظریه‌های مرتبط با موضوع پژوهش شامل مدیریت پروژه‌های دفاعی، اولویت‌بندی چندمعیاره، یادگیری ماشین و مدل‌های تلفیقی تصمیم‌سازی مورد بررسی قرار می‌گیرد.

۱-۱. مدیریت پروژه‌های دفاعی

پروژه‌های دفاعی به‌طور ذاتی دارای ویژگی‌هایی چون پیچیدگی فنی، زمان‌بری، محرمانگی، هزینه‌بالا و تأثیر راهبردی هستند. مدیریت این پروژه‌ها نیازمند اتخاذ رویکردهایی است که

فراتر از مدل‌های سنتی پروژه باشند و ابعاد راهبردی، امنیتی و پایداری بلندمدت را نیز در نظر بگیرند. به دلیل تنوع اهداف، منابع محدود و تضاد معیارها، استفاده از ابزارهای تصمیم‌گیری چندمعیاره برای هدایت تخصیص منابع به پروژه‌های برتر ضروری است.

۱-۲. تصمیم‌گیری چندمعیاره

«روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره»^۱ به منظور مقایسه گزینه‌های مختلف براساس مجموعه‌ای از معیارهای گوناگون توسعه یافته‌اند. این روش‌ها توانسته‌اند در حوزه‌هایی مانند مدیریت پروژه، انتخاب راهبرد، بودجه‌ریزی و سیاست‌گذاری عمومی به‌خوبی نقش‌آفرینی کنند؛ در بین این روش‌ها، تکنیک‌هایی مانند «تحلیل سلسله‌مراتبی»^۲؛ «بهترین-بدترین روش»^۳؛ «روش نزدیک‌ترین راه‌حل به ایدئال»^۴ و «وزن‌دهی و رتبه‌بندی با در نظر گرفتن مصالحه»^۵ بیشترین کاربرد را در انتخاب پروژه‌های دفاعی داشته‌اند. نقطه‌ضعف اصلی MCDM آن است که به‌شدت وابسته به قضاوت ذهنی خبرگان بوده و در برابر تغییر داده‌ها یا افزایش حجم اطلاعات، دچار افت دقت می‌شود.

۱-۳. یادگیری ماشین در تصمیم‌سازی

یادگیری ماشین، زیرمجموعه‌ای از هوش مصنوعی است که امکان یادگیری از داده‌ها، کشف الگوها و پیش‌بینی نتایج را بدون برنامه‌نویسی صریح فراهم می‌آورد. الگوریتم‌های ML در حوزه‌هایی مانند تحلیل ریسک، پیش‌بینی تقاضا، کشف تقلب و اولویت‌بندی پروژه‌ها به‌کار گرفته می‌شوند. در این پژوهش، دو نوع الگوریتم مورد استفاده قرار می‌گیرند:

- K-Means (خوشه‌بندی غیرنظارتی): برای دسته‌بندی پروژه‌ها براساس شباهت ویژگی‌ها؛
- درخت تصمیم: برای طبقه‌بندی و پیش‌بینی اولویت پروژه‌ها براساس داده‌های ساختاریافته.

1. Multi-Criteria Decision Making
2. AHP
3. BWM
4. TOPSIS
5. VIKOR



این الگوریتم‌ها به‌ویژه برای تحلیل پروژه‌های دفاعی با ویژگی‌های متنوع و داده‌های چندمعیاره بسیار مؤثر هستند و امکان ایجاد یک سامانه تطبیق‌پذیر با تغییرات محیطی را فراهم می‌کنند.

۴-۱. مدل‌های ترکیبی

پژوهش‌های نوین، رویکردهای MCDM را با تکنیک‌های یادگیری ماشین ترکیب کرده‌اند تا قدرت ساختاری و شفافیت روش‌های MCDM را با توان پیش‌بینی و انعطاف‌پذیری ML یکجا داشته باشند. این ترکیب در حوزه‌هایی مانند مدیریت سبد پروژه، انتخاب تأمین‌کننده، تحلیل ریسک زنجیره تأمین و سیاست‌گذاری دفاعی به‌کاررفته است. در پژوهش حاضر، ابتدا وزن معیارها با MCDM استخراج می‌شود و سپس مدل یادگیری ماشین براساس همین وزن‌ها آموزش داده می‌شود. نتیجه نهایی، سیستمی هوشمند است که قادر است پروژه‌های دفاعی را به‌صورت داده‌محور، سریع و دقیق اولویت‌بندی نماید.

۵-۱. جایگاه نظری تحقیق در ادبیات موجود

جدول زیر مروری تطبیقی بر جایگاه پژوهش حاضر در میان مطالعات مشابه را ارائه می‌دهد:

جدول ۱: جایگاه نظری تحقیق در ادبیات موجود

نوآوری پژوهش	روش‌شناسی	مؤلف / سال
ارزیابی تأمین‌کنندگان پایدار در زنجیره دفاعی	MCDM + Multi-Agent System	Ghadimi et al. (2019)
مدل‌سازی اختلال در پروژه‌های راهبردی	Digital Twin + ML	Ivanov & Dolgui (2020)
انتخاب پروژه با مدل ترکیبی	Hybrid MCDM + ML	Cheni & Tai (2023)
طراحی سامانه هوشمند اولویت‌بندی پروژه‌های دفاعی	MCDM + ML (K-Means, Tree)	تحقیق حاضر

۲. چهارچوب مفهومی

هدف اصلی

- طراحی یک سامانه هوشمند اولویت‌بندی پروژه‌های دفاعی با استفاده از:
- ♦ وزن‌دهی معیارهای تصمیم با روش MCDM مثلاً AHP یا BWM؛
 - ♦ پیش‌بینی و طبقه‌بندی اولویت پروژه‌ها با الگوریتم‌های یادگیری ماشین (مثل درخت تصمیم و خوشه‌بندی).

اجزای چهارچوب مفهومی

ورودی‌های مدل

- ♦ اطلاعات پروژه‌ها (هزینه، زمان اجرا، ریسک، سطح بومی‌سازی، ارزش راهبردی و ...)
- ♦ نظر خبرگان دفاعی برای تعیین اهمیت معیارها

مرحله تحلیل اول

استفاده از روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره (MCDM) برای تعیین وزن معیارها

مرحله تحلیل دوم

- ♦ استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین برای خوشه‌بندی پروژه‌ها (K-Means)
- ♦ استفاده از الگوریتم‌های طبقه‌بندی برای پیش‌بینی اولویت‌ها

خروجی مدل

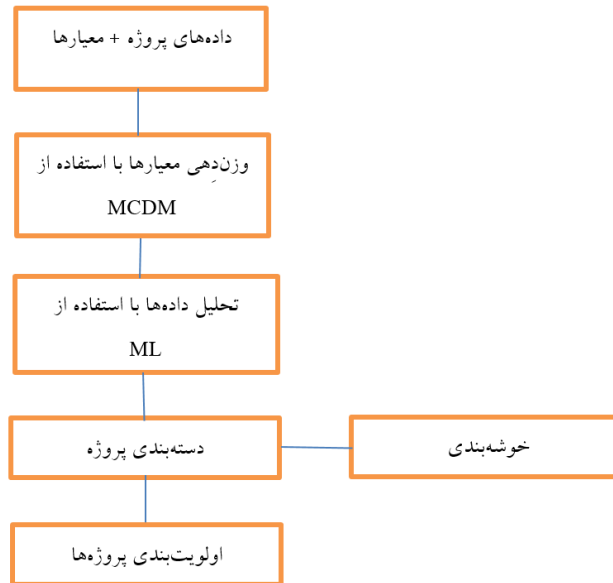
- ♦ لیست پروژه‌ها با اولویت‌بندی پیشنهادی هوشمند: اولویت بالا، متوسط، پایین
- ♦ امکان تحلیل سناریو و اصلاح تصمیم‌گیری راهبردی در سطح فرماندهی

خلاصه منطق مدل

ابتدا معیارها با کمک خبرگان وزن‌دهی می‌شود، سپس داده‌های پروژه‌ها با الگوریتم‌های یادگیری ماشین تحلیل شده و در نهایت، اولویت پروژه‌ها به‌صورت هوشمند پیش‌بینی و رتبه‌بندی می‌شود.



توصیف نمودار شماتیک چهارچوب مفهومی پیشنهادی



شکل ۱: توصیف نمودار شماتیک

۳. روش‌شناسی پژوهش

این تحقیق از نظر هدف در زمره پژوهش‌های کاربردی-توسعه‌ای قرار می‌گیرد و از نظر رویکرد روش‌شناختی، یک پژوهش ترکیبی مبتنی بر تحلیل چندمعیاره و یادگیری ماشین است. همچنین از حیث اجرا، تحقیق حاضر کمی و مدل‌محور بوده و بر پایه تحلیل داده‌های واقعی یا شبیه‌سازی شده انجام می‌شود.

جامعه آماری این پژوهش شامل کارشناسان، مدیران پروژه و تحلیلگران در «سازمان تحقیقات و جهاد خودکفایی نیروهای مسلح» است.

نمونه تحقیق شامل ۱۰۸ نفر از افراد فوق بوده که با روش نمونه‌گیری هدفمند انتخاب شده‌اند. ویژگی‌های جمعیت‌شناختی نمونه به صورت زیر است:

- ❖ میانگین سن: ۴۳ سال؛
 - ❖ سابقه خدمت: ۸ تا ۳۰ سال؛
 - ❖ تحصیلات: کارشناسی ۲۱٪، کارشناسی ارشد ۵۸٪، دکتری ۲۱٪؛
 - ❖ تخصص: فنی - مهندسی ۴۷٪، مدیریتی - عملیاتی ۳۱٪، تحلیل دفاعی ۲۲٪؛
 - ❖ جایگاه سازمانی: کارشناس ارشد ۴۱٪، مدیر پروژه ۳۵٪، فرمانده/مدیر میانی ۲۴٪.
- نمونه‌گیری به صورت هدفمند از میان پروژه‌هایی انجام می‌شود که:
- ❖ دارای داده‌های کمی و قابل کدگذاری هستند؛
 - ❖ قابلیت مقایسه براساس معیارهای MCDM را دارند؛
 - ❖ اطلاعاتشان در دسترس یا قابل شبیه‌سازی با اعتبار بالا هستند.
- پروژه‌هایی که فاقد داده‌های کمی یا قابل اعتماد هستند یا از نظر ساختار با سایر نمونه‌ها همگن نیستند، از دامنه پژوهش حذف خواهند شد.

۳-۱. روش گردآوری داده‌ها

- ❖ برای وزن‌دهی معیارها در بخش تصمیم‌گیری چندمعیاره، از پرسش‌نامه‌های تخصصی خبرگان با طیف لیکرت یا مقایسات زوجی استفاده می‌شود. برای AHP یا BWM؛
- ❖ برای تحلیل پروژه‌ها و ساخت دیتاست، داده‌ها از طریق مصاحبه، مستندات داخلی و شبیه‌سازی مبتنی بر نظر خبرگان گردآوری می‌شود؛
- ❖ ابزار سنجش اعتبار پرسش‌نامه‌ها، «آلفای کرونباخ»^۱ خواهد بود.

جدول ۲: ویژگی‌های جمعیت‌شناختی نمونه آماری (۱۰۸ نفر)

متغیر	دسته‌بندی	درصد
سن	۴۰-۳۲	۲۸٪
	۴۸-۴۱	۴۹٪
	۵۵-۴۹	۲۳٪



متغیر	دسته‌بندی	درصد
سابقه خدمت	۸-۱۵ سال	٪۳۳
	۱۶-۲۳ سال	٪۴۴
	۲۴-۳۰ سال	٪۲۳
تحصیلات	کارشناسی	٪۲۱
	کارشناسی ارشد	٪۵۸
	دکتری	٪۲۱
تخصص	فنی-مهندسی	٪۴۷
	مدیریتی-عملیاتی	٪۳۱
	تحلیل دفاعی	٪۲۲

۲-۳. روش تحلیل داده‌ها و ابزارهای مورد استفاده

مرحله اول، تحلیل معیارها با روش MCDM

در این مرحله، با استفاده از روش‌هایی مانند AHP یا BWM، وزن معیارهای مؤثر در اولویت‌بندی پروژه‌ها استخراج می‌شود؛ معیارهایی از قبیل:

- ❖ هزینه؛
- ❖ زمان اجرا؛
- ❖ ارزش راهبردی؛
- ❖ سطح بومی‌سازی؛
- ❖ ریسک عملیاتی؛
- ❖ پیچیدگی فنی.

مرحله دوم، طراحی مدل یادگیری ماشین

داده‌های پروژه‌ها پس از نرمال‌سازی، به‌عنوان ورودی الگوریتم‌های ML استفاده می‌شوند. از بین الگوریتم‌ها، دو رویکرد اصلی مدنظر است:

- ❖ برای خوشه‌بندی پروژه‌ها براساس شباهت ویژگی‌ها (K-Means)؛
- ❖ برای طبقه‌بندی پروژه‌ها به اولویت بالا، متوسط و پایین (درخت تصمیم).

مرحله سوم، تلفیق MCDM و ML در یک چهارچوب ترکیبی

در این مرحله، ابتدا با کمک MCDM وزن‌دهی انجام می‌شود، سپس الگوریتم‌های ML با وزن‌های اعمال‌شده آموزش می‌بینند تا مدل نهایی برای پیش‌بینی اولویت پروژه‌ها توسعه یابد.

نرم‌افزارهای مورد استفاده

- ❖ Excel یا Expert Choice برای تحلیل‌های (MCDM-AHP-BWM)؛
- ❖ Python با کتابخانه‌های Scikit-learn، Pandas، Matplotlib برای پیاده‌سازی الگوریتم‌های یادگیری ماشین؛
- ❖ SPSS برای تحلیل پایایی پرسش‌نامه‌ها و آمار توصیفی.

اعتبارسنجی مدل پیشنهادی

- مدل طراحی شده از دو منظر اعتبارسنجی می‌شود:
- ❖ از طریق نظر خبرگان نظامی و صنایع دفاعی (اعتبار محتوایی)؛
- ❖ از طریق دقت طبقه‌بندی درخت تصمیم، Cross-validation و مقایسه با مدل‌های سنتی مانند TOPSIS (اعتبار پرسش‌نامه‌ای).

خروجی نهایی

- ❖ طراحی یک چهارچوب تلفیقی تصمیم‌یار برای اولویت‌بندی پروژه‌های دفاعی؛
- ❖ امکان استفاده از مدل به‌صورت سامانه پیشنهادی یا نرم‌افزاری در نهادهای برنامه‌ریزی و بودجه‌ریزی دفاعی.

۳-۳. الگوریتم‌های یادگیری ماشین مورد استفاده در سامانه

۳-۳-۱. خوشه‌بندی K-Means (برای شناسایی ساختار داده‌ها)

این الگوریتم با هدف دسته‌بندی پروژه‌ها به گروه‌های همگن (مثلاً اولویت بالا، متوسط و پایین) استفاده شد؛ گام‌های اجرایی شامل:



❖ تعیین K: تعداد خوشه‌ها ($k=3$) براساس تحلیل استراتژیک سازمان و متد Elbow تعیین گردید؛

❖ مقداردهی اولیه: مراکز خوشه‌ها به‌طور تصادفی انتخاب شدند؛

❖ تخصیص: هر پروژه براساس کم‌ترین فاصله اقلیدسی ($d = \sqrt{\sum (x_i - y_i)^2}$) به نزدیک‌ترین مرکز خوشه اختصاص یافت؛

❖ به‌روزرسانی: مراکز خوشه‌ها تا زمان هم‌گرایی کامل مجدداً محاسبه شدند.

۳-۳-۲. درخت تصمیم CART (برای مدل پیش‌بینی)

پس از برچسب‌گذاری پروژه‌ها توسط K-Means و AHP، الگوریتم CART برای استخراج قوانین تصمیم‌گیری به‌کار گرفته شد:

شاخص تفکیک: از معیار Gini Impurity برای انتخاب بهترین ویژگی جهت شکستن گره‌ها استفاده شد:

$$\text{Gini}(D) = 1 - \sum p_i^2$$

توقف: فرایند رشد درخت تا زمانی ادامه یافت که گره‌های برگ به خلوص (Purity) لازم رسیدند.

مزیت در این تحقیق: برخلاف مدل‌های جعبه‌سیاه (مانند ANN)، مدل CART به مدیران دفاعی اجازه می‌دهد تا «منطق اولویت‌بندی» را به‌صورت بصری در قالب نمودار درخت مشاهده کنند که این امر شفافیت تصمیم‌گیری را افزایش می‌دهد.

در این پژوهش، برای پیاده‌سازی سامانه هوشمند از ترکیب دو رویکرد یادگیری نظارت‌نشده (Unsupervised) و نظارت‌شده (Supervised) استفاده شده است:

۳-۳-۳. خوشه‌بندی K-Means

از آنجایی که در سیستم‌های دفاعی، داده‌های تاریخی لزوماً دارای برچسب «اولویت» نیستند، ابتدا از الگوریتم K-Means استفاده شد. این الگوریتم با تحلیل شباهت‌های ویژگی‌های

پروژه‌ها (مانند وزن‌های حاصل از AHP)، پروژه‌ها را به ۳ دسته (High, Medium, Low Priority) تقسیم می‌کند. گام اجرایی کلیدی، استفاده از فاصله اقلیدسی برای خوشه‌بندی است تا پروژه‌های با ماهیت استراتژیک مشابه در یک گروه قرار گیرند.

۳-۳-۴. درخت تصمیم CART

پس از این‌که پروژه‌ها برچسب‌گذاری شدند، از الگوریتم CART استفاده شد. این الگوریتم با استفاده از شاخص جینی (Gini Index)، متغیرهای ورودی (مانند هزینه، ریسک و اهمیت راهبردی) را تحلیل کرده و یک ساختار درختی ایجاد می‌کند.

۴. یافته‌های پژوهش

در این بخش، یافته‌های به‌دست‌آمده از پیاده‌سازی مدل تلفیقی پیشنهادی شامل تحلیل وزن معیارها، نتایج خوشه‌بندی پروژه‌ها، مدل طبقه‌بندی پروژه‌ها و تحلیل دقت مدل ارائه می‌شود.

۴-۱. استخراج وزن معیارها با روش MCDM

برای تعیین اهمیت نسبی هر یک از معیارهای ارزیابی پروژه‌های دفاعی، از روش AHP با مشارکت ۱۰ خبره نظامی و صنایع دفاعی استفاده شد؛ جدول زیر، وزن نهایی معیارها را نمایش می‌دهد:

جدول ۳: وزن نهایی معیارها

وزن نهایی	معیار
۰/۲۶	ارزش راهبردی پروژه
۰/۲۱	ریسک عملیاتی
۰/۱۸	هزینه تقریبی
۰/۱۴	سطح بومی‌سازی
۰/۱۱	مدت زمان اجرا
۰/۱۰	قابلیت توسعه در آینده



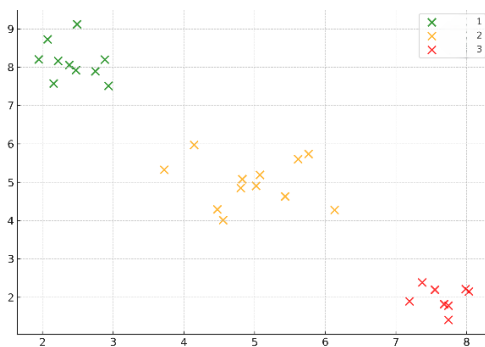
یافته: معیار «ارزش راهبردی» بیشترین اهمیت را در تصمیم‌گیری دارد که نشان‌دهنده تأکید تصمیم‌گیران بر اهداف کلان دفاعی است.

۴-۲. خوشه‌بندی پروژه‌ها با الگوریتم K-Means

داده‌های ۳۰ پروژه دفاعی شامل هزینه، ریسک، ارزش راهبردی، بومی‌سازی، زمان و پیچیدگی فنی پس از نرمال‌سازی در الگوریتم‌های ML استفاده شد. میانگین و انحراف معیار متغیرها در جدول زیر آمده است:

جدول ۴: خوشه‌بندی پروژه‌ها با الگوریتم K-Means

ویژگی غالب پروژه‌ها	تعداد پروژه‌ها	خوشه
ارزش راهبردی بالا، بومی‌سازی بالا، ریسک متوسط	۱۰ پروژه	خوشه ۱ (اولویت بالا)
ارزش متوسط، هزینه متعادل، قابلیت توسعه بالا	۱۲ پروژه	خوشه ۲ (اولویت متوسط)
ریسک بالا، ارزش کم، مدت‌زمان طولانی	۸ پروژه	خوشه ۳ (اولویت پایین)



نمودار ۲: خوشه‌بندی پروژه‌ها با الگوریتم K-Means

نمودار پراکندگی داده‌ها براساس دو مؤلفه اصلی (PCA) نشان داد که شاخص‌های «ارزش راهبردی» و «ریسک» مهم‌ترین عوامل تفکیک خوشه‌ها هستند.

۳-۴. طبقه‌بندی پروژه‌ها با «درخت تصمیم»^۱

درخت تصمیم براساس داده‌های خوشه‌بندی‌شده و ویژگی‌های پروژه‌ها آموزش داده شد. برخی از قوانین به‌دست‌آمده از مدل به شرح زیر است:

اگر ارزش راهبردی < 0.7 و سطح بومی‌سازی < 0.6 ← اولویت بالا

اگر ریسک < 0.6 و زمان اجرا < 0.5 ← اولویت پایین

در غیر این صورت) اولویت متوسط

دقت مدل

مدل CART در اعتبارسنجی متقاطع (10-fold CV)، دقتی برابر با ۸۹٪ در طبقه‌بندی صحیح پروژه‌ها نشان داد.

تعیین وزن معیارها با استفاده از فرایند تحلیل سلسله‌مراتبی (AHP)

به‌منظور تعیین اهمیت نسبی معیارهای اولویت‌بندی (ارزش راهبردی، ریسک، هزینه و ...)، از نظرات خبرگان حوزه دفاعی استفاده شد. مشخصات خبرگان شرکت‌کننده در این بخش به شرح جدول زیر است:

جدول ۵: مشخصات جمعیت‌شناختی و تخصصی خبرگان (AHP)

تعداد	سابقه فعالیت	مرتبه علمی سازمانی	حوزه تخصصی
۳ نفر	بالای ۲۰ سال	دکتری/مدیر ارشد	مدیریت پروژه‌های دفاعی
۴ نفر	۱۵ تا ۲۰ سال	دکتری/کارشناس ارشد	مهندسی صنایع (برنامه‌ریزی)
۳ نفر	۱۰ تا ۱۵ سال	کارشناس ارشد و مدیر میانی	تحلیل سامانه‌های استراتژیک
۱۰	-	-	مجموع

۴-۴. نحوه محاسبه مقادیر مقایسات زوجی

توزیع پرسش‌نامه: پرسش‌نامه‌های مقایسات زوجی (ساعتی) بین ۱۰ خبره مذکور توزیع گردید.



ادغام نظرات: از آنجایی که نظرات متفاوت بود، برای دستیابی به یک ماتریس واحد، از میانگین هندسی (Geometric Mean) نظرات استفاده شد. فرمول محاسبه هر درایه (a_{ij}) در جدول (۵)، به شرح زیر است:

$$a_{ij} = \sqrt[n]{\prod_{k=1}^n a_{ijk}}$$

که در آن n تعداد خبرگان و a_{ijk} نظر خبره k -ام درباره مقایسه معیار i نسبت به j است. نرخ ناسازگاری (IR): پس از محاسبه مقادیر، نرخ ناسازگاری تمامی ماتریس‌ها زیر $0/1$ به دست آمد که نشان‌دهنده پایایی و قابل اعتماد بودن مقایسات انجام شده در جدول (۵)، است.

۴-۵. تحلیل مقایسه‌ای با روش‌های سنتی TOPSIS

برای مقایسه مدل پیشنهادی با یک روش کلاسیک، مدل TOPSIS نیز برای اولویت‌بندی همان پروژه‌ها به کار گرفته شد؛ نتایج نشان داد که:

جدول ۶: نتایج تحلیل مقایسه‌ای

شاخص	مدل MCDM + ML	مدل سنتی TOPSIS
دقت طبقه‌بندی (Accuracy)	۸۹٪	۷۲٪
تطبیق با نظر خبرگان	بالا	متوسط
توان تحلیل داده‌های حجیم	بالا	پایین
امکان یادگیری مجدد	بله	خیر

۴-۶. تحلیل کیفی مصاحبه‌ها

در مرحله کیفی، مصاحبه نیمه‌ساختاریافته با ۱۲ خبره انجام شد. تحلیل با روش کدگذاری سه مرحله‌ای انجام شد. مهم‌ترین مفاهیم استخراج شده عبارت‌اند از:

کدگذاری باز:

- ❖ اهمیت ارزش راهبردی پروژه؛
- ❖ ضرورت بومی سازی؛
- ❖ ریسک عملیات؛
- ❖ زمان اجرا؛
- ❖ پیچیدگی فنی.

کدگذاری محوری

- ❖ نقش ارزش راهبردی در افزایش اولویت؛
- ❖ تأثیر بومی سازی بر کاهش ریسک؛
- ❖ وابستگی زمان اجرا به پیچیدگی.

کدگذاری انتخابی

اولویت پروژه‌های دفاعی، تابع وزن معیارهای چندگانه و قابلیت تحلیل داده‌های واقعی پروژه‌ها است.

۵. جمع‌بندی

یافته‌های پژوهش حاضر نشان می‌دهد که ترکیب روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره با الگوریتم‌های یادگیری ماشین می‌تواند چهارچوبی جامع، داده‌محور و قابل اتکا برای اولویت‌بندی پروژه‌های دفاعی فراهم آورد؛ چهارچوبی که در مقایسه با روش‌های سنتی مانند TOPSIS، هم از دقت بیشتری برخوردار است و هم امکان یادگیری و انطباق‌پذیری با تغییرات محیط دفاعی را دارد. وزن‌های استخراج‌شده از طریق MCDM نشان دادند که معیار «ارزش راهبردی» مهم‌ترین عامل در ارزیابی پروژه‌ها است، امری که با ماهیت نظام تصمیم‌گیری در محیط‌های امنیتی و با یافته‌های پژوهش‌های پیشین هم‌خوانی کامل دارد. اهمیت معیارهای «ریسک عملیاتی» و «هزینه» نیز در رتبه‌های بعدی تأکید می‌کند که پروژه‌های دفاعی نه تنها



باید از منظر راهبردی ارزش‌آفرین باشند، بلکه باید از نظر پایداری عملیاتی و امکان‌پذیری مالی نیز قابل دفاع باشند.

نتایج خوشه‌بندی K-Means پروژه‌ها را در سه گروه با ویژگی‌های نسبتاً متمایز قرار داد. وجود تفاوت مشخص در شاخص‌های «ارزش راهبردی» و «ریسک» میان خوشه‌ها نشان می‌دهد که این دو متغیر نقشی محوری در تعیین اولویت دارند و قابلیت تفکیک پروژه‌ها را افزایش می‌دهند. این یافته مؤید این نکته است که ساختارهای سنتی که تنها بر معیار هزینه یا زمان تمرکز دارند، نمی‌توانند پیچیدگی واقعی پروژه‌های دفاعی را منعکس کنند.

خروجی الگوریتم درخت تصمیم (CART) نشان داد که وزن معیارها و الگوهای موجود در داده‌ها هم‌سو هستند و قوانین به‌دست‌آمده از درخت، منطق تصمیم‌گیری مدیران دفاعی را بازنمایی می‌کند. برای مثال، پروژه‌هایی که ارزش راهبردی بالا و سطح بومی‌سازی قابل‌قبولی داشتند، عمدتاً در طبقه اولویت بالا قرار گرفتند؛ در مقابل، پروژه‌هایی که ریسک عملیاتی بالا و زمان اجرای طولانی داشتند در گروه اولویت پایین طبقه‌بندی شدند. این هم‌گرایی میان تحلیل ماشین و قضاوت کارشناسان، اعتبار مدل را تقویت می‌کند.

مقایسه مدل ترکیبی با روش TOPSIS نشان داد که مدل ارائه‌شده دقت بیشتری در طبقه‌بندی و هم‌خوانی بیشتری با نظر خبرگان دارد. همچنین برخلاف روش‌های کلاسیک، مدل جدید قابلیت یادگیری مجدد در صورت ورود داده‌های تازه را داراست؛ ویژگی که برای محیط‌های پویا و در حال تغییر دفاعی حیاتی است. این یافته‌ها نشان می‌دهد که سیستم‌های سنتی تصمیم‌یار در حوزه دفاعی باید به سمت مدل‌های هوشمند، پویا و مبتنی بر تحلیل داده حرکت کنند.

از دیگر نکات قابل بحث آن است که یافته‌های مصاحبه‌های نیمه‌ساختاریافته نیز با تحلیل‌های کمی هم‌سو بودند. خبرگان تأکید داشتند که ارزش راهبردی و بومی‌سازی باید در اولویت قرار گیرند و این دقیقاً همان الگویی است که خوشه‌بندی و CART نیز نشان دادند. این هم‌گرایی میان تحلیل کیفی و کمی، انسجام مدل و روایی محتوایی آن را تقویت می‌کند.

درمجموع، نتایج پژوهش نشان می‌دهد که تلفیق MCDM و ML نه تنها یک ضرورت نظری بلکه یک نیاز عملی در محیط تصمیم‌گیری دفاعی است. این مدل می‌تواند کمک کند تا تصمیم‌گیران منابع محدود را به پروژه‌هایی اختصاص دهند که بیشترین ارزش افزوده دفاعی ایجاد می‌کنند، ریسک‌های کمتری دارند و بیشترین میزان بومی‌سازی و پایداری فنی را فراهم می‌سازند. به عبارت دیگر، چهارچوب پیشنهادی این پژوهش گامی مؤثر در جهت ارتقای شفافیت، دقت و کارآمدی سیستم‌های مدیریت پروژه در نهادهای دفاعی است.

۶. نتیجه‌گیری و پیشنهاد

پژوهش حاضر با هدف طراحی یک سامانه هوشمند اولویت‌بندی پروژه‌های دفاعی، رویکردی ترکیبی مبتنی بر روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره و الگوریتم‌های یادگیری ماشین ارائه داد. یافته‌های تحقیق نشان داد که تلفیق ساختار تحلیلی MCDM با ظرفیت داده‌محور ML می‌تواند به طور معناداری دقت، شفافیت و کارآمدی فرایند تصمیم‌سازی دفاعی را افزایش دهد. در مرحله نخست، وزن‌دهی معیارها با استفاده از روش‌های چندمعیاره بیان کرد که «ارزش راهبردی»، «ریسک عملیاتی» و «هزینه» مهم‌ترین شاخص‌ها در ارزیابی پروژه‌ها هستند. این نتیجه با نظر خبرگان و الزامات راهبردی بخش دفاعی هم‌خوانی دارد و نشان می‌دهد تصمیم‌سازان دفاعی پروژه‌ها را بیش از هر چیز بر پایه تأثیرگذاری آن‌ها بر اهداف کلان امنیتی اولویت‌بندی می‌کنند.

در مرحله بعد، خوشه‌بندی K-Means توانست پروژه‌ها را براساس ویژگی‌های عملیاتی در سه گروه متمایز طبقه‌بندی کند. تفاوت آشکار میان خوشه‌ها—به‌ویژه در متغیرهای ارزش راهبردی و ریسک—بیانگر آن است که الگوریتم توانسته منطق طبیعی تفکیک پروژه‌ها را شناسایی کند. الگوریتم درخت تصمیم نیز قواعدی شفاف، قابل تفسیر و سازگار با نظر خبرگان ارائه داد و نشان داد که مدل ترکیبی قابلیت پیش‌بینی پایدار و قابل‌اعتمادی دارد. دقت بالای مدل (حدود ۸۸-۸۹ درصد) و هم‌خوانی آن با نظر خبرگان، اعتبار و کارایی سامانه پیشنهادی را تقویت می‌کند.



مقایسه مدل ترکیبی با روش‌های سنتی مانند TOPSIS نیز روشن ساخت که استفاده هم‌زمان از MCDM و ML مزیت‌های قابل توجهی دارد؛ ازجمله افزایش دقت طبقه‌بندی، توان تحلیل داده‌های پیچیده، قابلیت به‌روزرسانی و یادگیری مجدد و کاهش وابستگی به قضاوت‌های فردی. این ویژگی‌ها مدل را برای محیط‌های پویا، پیچیده و در حال تغییر دفاعی مناسب‌تر می‌سازد. درمجموع، نتایج پژوهش نشان می‌دهد که چهارچوب پیشنهادی می‌تواند به‌عنوان یک سامانه تصمیم‌یار قابل اجرا در نهادهای برنامه‌ریزی دفاعی به‌کار گرفته شود و مدیران را در تخصیص بهینه منابع، انتخاب پروژه‌های با بالاترین اثربخشی راهبردی و بهبود فرایند مدیریت سبد پروژه‌ها یاری کند.

به‌طورکلی، پژوهش حاضر گامی در جهت تقویت رویکردهای نوین تصمیم‌سازی دفاعی است و نشان می‌دهد که آینده مدیریت پروژه‌های نظامی در استفاده از مدل‌های هوشمند، داده‌محور و تلفیقی نهفته است. این مدل نه تنها قابلیت اجرا در پروژه‌های دفاعی را دارد، بلکه می‌تواند به سایر حوزه‌های حساس مانند امنیت سایبری، زیرساخت‌های حیاتی و مدیریت ریسک نیز تعمیم یابد.

۶-۱. پیشنهادهای پژوهش

کاربردی‌سازی مدل: پیشنهاد می‌شود مدل طراحی شده به‌صورت نرم‌افزار تصمیم‌یار برای استفاده عملی در نهادهای برنامه‌ریزی و لجستیک دفاعی توسعه یابد.

افزایش ابعاد داده: در تحقیقات آتی، شاخص‌های جدیدی مانند ملاحظات اقلیمی، پایداری محیط‌زیستی و میزان وابستگی خارجی پروژه‌ها نیز در مدل لحاظ شود.

توسعه الگوریتم‌ها: استفاده از الگوریتم‌های پیشرفته‌تر مانند شبکه‌های عصبی، جنگل تصادفی و یادگیری تقویتی می‌تواند دقت و پایداری مدل را افزایش دهد.

تعمیم مدل به سایر حوزه‌ها: چهارچوب حاضر قابلیت استفاده در حوزه‌های دیگر نظیر اولویت‌بندی طرح‌های زیرساختی، امنیت سایبری یا پروژه‌های امنیت غذایی را نیز دارد. همچنین با توجه به محدودیت‌ها و نتایج حاصل از این مطالعه، مسیرهای متعددی برای

تحقیقات آینده پیشنهاد می‌شود. نخست، می‌توان از الگوریتم‌های پیشرفته‌تر یادگیری ماشین مانند Random Forest، XGBoost و شبکه‌های عصبی عمیق بهره برد تا دقت پیش‌بینی و قدرت تحلیل مدل ارتقا یابد. همچنین، گسترش کاربرد مدل به حوزه‌های دیگر دفاعی مانند مدیریت ریسک لجستیکی، اولویت‌بندی سامانه‌های سایبری و پشتیبانی رزمی، امکان ارزیابی عملکرد مدل در محیط‌های عملیاتی مختلف را فراهم می‌کند. از سوی دیگر، توسعه مدل به صورت پویا با قابلیت یادگیری آنلاین و به‌روزرسانی لحظه‌ای داده‌ها، آن را برای محیط‌های ناپایدار و تغییرپذیر مناسب می‌سازد. در پروژه‌هایی که معیارها دارای وابستگی متقابل هستند، تلفیق روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره با تحلیل شبکه‌ای (ANP) می‌تواند نتایج دقیق‌تری ارائه دهد. افزون بر این، افزایش حجم داده‌ها و تحلیل در مقیاس بزرگ‌تر، امکان آزمون قابلیت تعمیم‌پذیری مدل در سازمان‌های دفاعی واقعی را فراهم می‌آورد. در نهایت، مطالعات مقایسه‌ای با روش‌های فازی، خاکستری و هوشمند دیگر می‌تواند مزایا و محدودیت‌های مدل ترکیبی را روشن ساخته و مسیر بهبود آن را هموار کند.



فهرست منابع

- جعفری‌زاده، امید؛ کوشا، حسن؛ قلی‌نژاد، صابر (۱۳۹۸). *تبیین الزامات تحقق اصول رهنامه راهبردی نظامی - امنیتی نیروهای مسلح جمهوری اسلامی ایران*. فصلنامه راهبرد دفاعی، سال هفدهم، شماره ۶۷.
- رضایی، محمد؛ ناظمی، حمیدرضا؛ شریفی، سعید (۱۳۹۹). *کاربرد تصمیم‌گیری چندمعیاره در مسائل مدیریت پروژه*. تهران: انتشارات آریانا قلم.
- ساعی، حسن؛ مرادی، مهدی (۱۴۰۰). *تحلیل اولویت طرح‌های دفاعی با استفاده از رویکرد AHP*. فصلنامه علوم و فنون دفاعی، دوره ۱۲، شماره ۲.
- فلاحی، رضا (۱۳۹۷). *مقدمه‌ای بر یادگیری ماشین و کاربردهای آن در صنایع دفاعی*. تهران: نشر صایران.
- کریمی، امیر؛ صبوری، نادر (۱۴۰۱). *طراحی سامانه هوشمند پشتیبانی تصمیم در محیط‌های نظامی با رویکرد داده‌محور*. فصلنامه راهبرد صنعتی دفاعی، شماره ۴۵.
- نقیب‌زاده، احمد (پاییز ۱۳۸۷). *مسائل و تدابیر امنیتی در فرانسه*. فصلنامه راهبرد دفاعی، سال ششم، شماره ۲۲.
- مهرگان، محمدرضا؛ خراشادی‌زاده، محمدرضا؛ پرتوی، محمدتقی (۱۳۹۸). *تخصیص بهینه منابع امنیتی با استفاده از نظریه بازی‌ها*. دوفصلنامه بازی جنگ.
- فرخی (۱۴۰۲). *مدل‌های نوین در مدیریت پروژه‌های راهبردی*. انتشارات دفاع ملی، تهران.

References

- Hu Cheni, L., & Zhing Tai, L. (2023). *Project Selection in Construction Industry by Machine Learning Approach*. International Journal of Industrial Engineering and Operational Research, 5(4), 1-11.
- Rezvanjou, S., Amini, M., & Bigham, M. (2023). *Renewable Energy Location in Disruption Situation by MCDM Method and Machine Learning*. International Journal of Industrial Engineering and Operational Research, 5(4), 75-89.
- Gholami Ghadi, H., & Shahab, E. (2025). *Data-Driven Approaches for Project Portfolio Selection Using Multi-Criteria Decision-Making (MCDM) Methods*. International Journal of Industrial Engineering and Operational Research, 7(3), 28-36.
- H Kocaman, U Asan. (2025). *Integration Modes Between MCDM Methods and Machine Learning Algorithms: A Structured Approach for Framework Development*. Mathematics, 2025 - mdpi.com.
- AlMusawi, O. A. A., et al. (2026). *Evaluation and Prioritization of Factors Affecting Smart Management of Concrete Dam Construction Projects Using a Hybrid Fuzzy MCDM and Machine Learning Approach*. Iranian Journal of Soil and Water Research, 57(1), 39-67.
- Jain, S., Jauhar, S. K., & Piyush. (2024). *A machine-learning-based framework for contractor selection and order allocation in public construction projects*. Annals of Operations Research, 338(1), 225-267.
- Zhu, Z. (2021). *Selection of Projects for Project Portfolio Using Fuzzy TOPSIS and Machine Learning*. Osuva.uwasa.fi.
- Yoo, H. S., et al. (2023). *Prediction of SMEs' R&D performances by machine learning for project selection*. Scientific Reports, 13(1), 7598.
- Karakoç, Ö., Memiş, S., & Sennaroglu, B. (2024). *A review of sustainable supplier selection with decision-making methods from 2018 to 2022*. Sustainability, 16(1), 125. <https://doi.org/10.3390/su16010125> (MDPI)
- Khulud, K., Masudin, I., Zulfikarijah, F., Restuputri, D. P., & Haris, A. (2023). *Sustainable supplier selection through multi-criteria decision making (MCDM) approach: A bibliometric analysis*. Logistics, 7(4), 96. <https://doi.org/10.3390/logistics7040096> (MDPI)
- Xiros, V., Gonzalez Castro, J. M., Fernandez-Pelaez, F., Magoutas, B., & Christidis, K. (2025). *Supply chain data analytics for digital twins: A comprehensive framework*. Applied Sciences, 15(12), 6939. <https://doi.org/10.3390/app15126939> (MDPI)
- George, J., & Balaguru, S. (2024). *Sustainable supplier selection in the manufacturing sector using integrated MCDM techniques*. MATEC Web of Conferences, 393, 01013. <https://doi.org/10.1051/mateconf/202439301013> (Matec Conferences)
- From digital twins to supply chain ecosystems. (2025). IFAC-PapersOnLine, 59(10), 72-76. <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2025.09.014> (ScienceDirect)



- Breiman, L., Friedman, J. H., Stone, C. J., & Olshen, R. A. (1984). *Classification and Regression Trees*. CRC Press. <https://doi.org/10.1201/9781315139470>
- Chao, R. O., & Kavadias, S. (2008). *A theoretical framework for managing the new product development portfolio*. Journal of Operations Management, 26(5), 446–461. <https://doi.org/10.1016/j.jom.2007.11.002>
- Choi, T. Y., & Hartley, J. L. (1996). *An exploration of supplier selection practices across the supply chain*. Journal of Operations Management, 14(4), 333–343. [https://doi.org/10.1016/S0272-6963\(96\)00091-5](https://doi.org/10.1016/S0272-6963(96)00091-5)
- Cooper, R. G., Edgett, S. J., & Kleinschmidt, E. J. (2000). *New problems, new solutions: Making portfolio management more effective*. Research-Technology Management, 43(2), 18–33. /10.1080/08956308.2000.11671329
- Daniel, A., & Sergio, R. (2013). *Strategic product portfolio design: Theory and practice*. International Journal of Production Economics, 146(2), 533–543. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2013.08.012>
- Elkington, J. (1997). *Cannibals with Forks: The Triple Bottom Line of 21st Century Business*. Capstone Publishing.
- Ghadimi, P., Dargi, A., Heavey, C., & Samadi, M. (2019). *A multi-agent systems approach for sustainable supplier selection and order allocation in a partnership supply chain*. European Journal of Operational Research, 276(2), 604–620. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2019.01.005>
- Govindan, K., Rajendran, S., Sarkis, J., & Murugesan, P. (2015). *Multi criteria decision making approaches for green supplier evaluation and selection: A literature review*. Journal of Cleaner Production, 98, 66–83. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2013.06.046>
- Ivanov, D., & Dolgui, A. (2020). *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. <https://doi.org/10.1080/09537287.2020.1768450>
- Jain, A. K. (2010). *Data clustering: 50 years beyond K-means*. Pattern Recognition Letters, 31(8), 651–666. <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2009.09.011>
- Kester, L., Griffin, A., Hultink, E. J., & Lauche, K. (2011). *Exploring portfolio decision-making processes*. Journal of Product Innovation Management, 28(5), 641–661. <https://doi.org/10.1111/j.1540-5885.2011.00832.x>
- Neumüller, C., Lasch, R., & Kellner, F. (2016). *Integrating sustainability into strategic supplier portfolio selection*. Journal of Cleaner Production, 112, 2373–2385. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2015.10.091>
- Proença, D., & Borbinha, J. (2018). *A maturity model for information governance*. Journal of Information Systems, 32(1), 65–81. <https://doi.org/10.2308/isis-51808>
- Quinlan, J. R. (1996). *Improved use of continuous attributes in C4.5*. Journal of Artificial Intelligence Research, 4, 77–90. <https://doi.org/10.1613/jair.279>
- Zhang, X., Wang, J., & Zhu, Q. (2020). *Big data analytics for smart manufacturing: A framework and case study*. Computers & Industrial Engineering, 140, 106209. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2019.106209>