

ارزیابی داده‌محور تأمین‌کنندگان چابک و تاب‌آور در صنعت پرداخت الکترونیک

مهديه توکلی

دانشجوی دکتری، دانشکده مهندسی صنایع، دانشکده‌گان فنی، دانشگاه تهران، تهران، ایران. mahdieh.tavakoli@ut.ac.ir

سید علی ترابی*

استاد دانشکده مهندسی صنایع، دانشکده‌گان فنی، دانشگاه تهران، تهران، ایران. satorabi@ut.ac.ir

چکیده

صنعت پرداخت الکترونیک، به‌عنوان یکی از ارکان اقتصاد دیجیتال، با چالش‌های متعددی مواجه است؛ از این‌رو، ارزیابی و انتخاب تأمین‌کنندگان در این صنعت به مسئله‌ای راهبردی تبدیل شده است. هدف این پژوهش، توسعه چارچوبی داده‌محور برای ارزیابی تأمین‌کنندگان چابک و تاب‌آور در بستر تحول دیجیتال است. بدین منظور، شاخص‌های ارزیابی در چهار بعد چابکی، تاب‌آوری، تحول دیجیتال و شاخص‌های عمومی شناسایی شدند و با استفاده از روش بهترین-بدترین فازی وزن‌دهی شدند. سپس اوزان حاصل از این روش در فرایند امتیازدهی و انتخاب ویژگی‌های الگوریتم CatBoost به کار گرفته شدند تا دانش خبرگان در کنار الگوهای موجود در داده‌ها در یادگیری مدل لحاظ شود. مطالعه موردی در یکی از شرکت‌های پیشرو صنعت پرداخت الکترونیک ایران انجام شد. نتایج نشان داد CatBoost وزن‌دار با مقادیر MAE برابر با ۰.۳۴۶۸، RMSE برابر با ۰.۴۴۶۲ و ضریب تعیین برابر با ۰.۸۶۷۳، عملکرد بهتری نسبت به نسخه بدون وزن و سایر الگوریتم‌های مقایسه‌شده دارد.

واژگان کلیدی: ارزیابی تأمین‌کنندگان؛ تاب‌آوری؛ تحول دیجیتال؛ یادگیری ماشین؛ صنعت پرداخت الکترونیک

Data-Driven Evaluation of Agile and Resilient Suppliers in the Electronic Payment Industry

Mahdieh Tavakoli

PhD Student, School of Industrial Engineering, College of Engineering, University of Tehran, Tehran, Iran

mahdieh.tavakoli@ut.ac.ir

S. Ali Torabi*

Professor, School of Industrial Engineering, College of Engineering, University of Tehran, Tehran, Iran

satorabi@ut.ac.ir

Abstract

The electronic payment industry, as one of the essential pillars of digital economy, operates in a dynamic environment characterized by economic fluctuations, rapid technological developments, operational disruptions, and growing service expectations. Under such conditions, selecting and continuously evaluating capable suppliers has become a strategic concern for payment service providers. This study aims to develop an integrated data-driven framework for evaluating agile and resilient suppliers within the context of digital transformation. First, the relevant supplier evaluation indicators were identified and organized into four main dimensions: agility, resilience, digital transformation, and general performance criteria. The fuzzy best–worst method (FBWM), based on the judgments of 18 experts, was then employed to determine the relative importance of indicators under uncertainty. The results indicated that fast delivery, source diversification, safety stock level, and crisis management experience were the most influential indicators, highlighting the critical roles of agility and resilience in the electronic payment industry. In the next stage, the weights obtained from FBWM were incorporated into the feature-scoring and selection process of the CatBoost algorithm. This mechanism allowed expert knowledge to guide the learning process while preserving the model's ability to discover nonlinear patterns and interactions from actual supplier performance data. A case study was conducted in one of Iran's leading electronic payment companies to examine the applicability and predictive performance of the proposed framework. The weighted CatBoost model achieved an MAE of 0.3468, an RMSE of 0.4462, and an R^2 value of 0.8673. The results demonstrated that the weighted model outperformed both the unweighted CatBoost model and the other machine-learning algorithms considered in the comparative analysis. Moreover, comparing the weighted and unweighted versions of the models confirmed that incorporating FBWM-derived weights provided an independent contribution to predictive improvement rather than merely reflecting the inherent performance of CatBoost. The proposed framework integrates expert-based prioritization with data-driven prediction and offers a reliable decision-support tool for supplier selection, ranking, and continuous monitoring. It can also assist managers in identifying strategically important supplier capabilities, allocating procurement resources more effectively, and improving supply continuity in technology-intensive and disruption-prone business environments.

Keywords: Supplier evaluation; Resilience; Digital transformation; Machine learning; Electronic payment industry

* Corresponding author: Email address: satorabi@ut.ac.ir (S. Ali Torabi)

۱. مقدمه

صنعت پرداخت الکترونیک یکی از حیاتی‌ترین بخش‌های اقتصاد دیجیتال در جهان امروز است که با سرعت فزاینده‌ای در حال تحول است. این صنعت با ارائه راه‌حل‌های نوین برای پردازش تراکنش‌های مالی، به تسهیل ارتباطات اقتصادی و تجاری در سطوح مختلف کمک می‌کند. [۱] در این راستا، تأمین‌کنندگان خدمات پرداخت، نقش اساسی در تأمین تجهیزات و خدمات فناوری اطلاعات، سیستم‌های پردازش تراکنش و خدمات پشتیبانی دارند. [۲] از آنجا که صنعت پرداخت الکترونیک با چالش‌های متعددی از جمله نوسانات اقتصادی، تحولات فناورانه سریع و نیاز به امنیت و شفافیت در تراکنش‌ها مواجه است، ارزیابی عملکرد تأمین‌کنندگان و انتخاب تأمین‌کنندگان مناسب به یک امر حیاتی تبدیل شده است. [۳] با این حال، مطالعات معدودی به ارزیابی تأمین‌کنندگان در این صنعت پرداخته‌اند. اغلب تحقیقاتی که در این زمینه انجام شده‌اند، به تحلیل تک‌بعدی یا ساده از ویژگی‌های تأمین‌کنندگان پرداخته‌اند. در حالی که در دنیای امروز، تأمین‌کنندگان موفق تنها بر اساس شاخص‌های سنتی مانند قیمت یا کیفیت محصولات انتخاب نمی‌شوند. در واقع، ویژگی‌هایی همچون چابکی^۱، تاب‌آوری^۲ و توانمندی در تحولات دیجیتال نقش مهمی در انتخاب تأمین‌کنندگان ایفا می‌کنند. [۴] در دنیای امروز، رقابت در صنایع مختلف به ویژه در صنعت پرداخت الکترونیک، به شدت تحت تأثیر عواملی مانند سرعت تغییرات تقاضا، بحران‌های جهانی، و تحولات فناوری است. در این راستا، چابکی، تاب‌آوری و تحول دیجیتال به عنوان ارکان اساسی در عملکرد تأمین‌کنندگان و تداوم فعالیت‌های

سازمان‌ها مطرح می‌شوند. چابکی به معنای توانایی سریع در پاسخ به تغییرات و تقاضای بازار است که می‌تواند به تأمین‌کنندگان کمک کند تا در برابر نوسانات اقتصادی و تقاضای غیرمنتظره مقاوم‌تر شوند. [۳] تاب‌آوری به قابلیت مقابله با بحران‌ها و اختلالات اشاره دارد که در شرایط بحرانی یا پس از بحران‌ها، تأمین‌کنندگان را قادر می‌سازد تا عملیات خود را ادامه دهند. از سوی دیگر، تحول دیجیتال به معنای پذیرش و به کارگیری فناوری‌های نوین در فرآیندها و سیستم‌ها است که می‌تواند باعث بهبود کارایی، کاهش هزینه‌ها و تسهیل تعاملات در زنجیره تأمین شود. [۵] در این تحقیق، بر ترکیب این سه بعد تأکید شده است تا تأمین‌کنندگان از جنبه‌های مختلف ارزیابی شوند. یکی از نوآوری‌های اصلی این پژوهش، بررسی هم‌زمان چابکی، تاب‌آوری و تحول دیجیتال در ارزیابی تأمین‌کنندگان و اجرای آن در صنعت پرداخت الکترونیک است. به طور سنتی، این ویژگی‌ها به طور جداگانه در مطالعات مختلف مورد بررسی قرار گرفته‌اند، اما ارزیابی ترکیبی آن‌ها هنوز در ادبیات موجود مغفول مانده است. این پژوهش با توسعه چارچوبی ترکیبی مبتنی بر روش تصمیم‌گیری چندمعیاره و یادگیری ماشین، به ارزیابی هم‌زمان ویژگی‌های چابکی، تاب‌آوری، تحول دیجیتال و شاخص‌های عمومی تأمین‌کنندگان می‌پردازد. در این چارچوب، ابتدا اهمیت نسبی شاخص‌ها با استفاده از روش بهترین-بدترین فازی (FBWM^۳) و براساس قضاوت خبرگان تعیین می‌شود. سپس وزن‌های حاصل از FBWM به عنوان ضرایب اهمیت، در فرایند امتیازدهی و انتخاب ویژگی‌های مدل یادگیری ماشین اعمال می‌شوند تا دانش ترجیحی خبرگان در کنار الگوهای موجود در داده‌های واقعی مورد استفاده قرار گیرد. الگوریتم CatBoost به عنوان مدل اصلی

^۱ Agility

^۲ Resilience

^۳ Fuzzy Best-Worst Method

پژوهش انتخاب شده است؛ زیرا قابلیت مناسبی در شناسایی روابط پیچیده و غیرخطی، یادگیری تعاملات میان شاخص‌ها و کنترل بیش‌برازش دارد. به‌منظور بررسی سهم مستقل وزن‌دهی مبتنی بر FBWM، عملکرد مدل در دو حالت وزن‌دار و بدون وزن ارزیابی و با الگوریتم‌های جنگل تصادفی، رگرسیون بردار پشتیبان، نزدیک‌ترین همسایه و شبکه عصبی مصنوعی مقایسه می‌شود. همچنین، چارچوب پیشنهادی با استفاده از داده‌های واقعی یکی از شرکت‌های پیشرو صنعت پرداخت الکترونیک ایران مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. هدف نهایی پژوهش، ارائه ابزاری هوشمند و داده‌محور برای انتخاب، رتبه‌بندی و پایش مستمر تأمین‌کنندگان است تا تصمیم‌گیرندگان بتوانند ضمن بهره‌گیری از دانش خبرگان و شواهد داده‌محور، تصمیم‌های دقیق‌تر و قابل‌اتکاتری اتخاذ کنند. این چارچوب، با انجام اعتبارسنجی‌های تکمیلی، قابلیت توسعه و استفاده در سایر صنایع را نیز خواهد داشت.

با توجه به شکاف‌های پژوهشی شناسایی‌شده و با هدف توسعه چارچوبی داده‌محور برای ارزیابی تأمین‌کنندگان در صنعت پرداخت الکترونیک، سؤالات اصلی پژوهش به شرح زیر مطرح می‌شوند:

سؤال پژوهش ۱: مهم‌ترین شاخص‌های مؤثر بر ارزیابی تأمین‌کنندگان در صنعت پرداخت الکترونیک با در نظر گرفتن ابعاد چابکی، تاب‌آوری، تحول دیجیتال و شاخص‌های عمومی کدام‌اند؟

سؤال پژوهش ۲: چگونه می‌توان با استفاده از روش بهترین-بدترین فازی (FBWM)، اهمیت نسبی شاخص‌های ارزیابی تأمین‌کنندگان را به‌صورت قابل‌اتکا تعیین کرد؟

سؤال پژوهش ۳: وزن‌های استخراج‌شده از روش FBWM چگونه می‌توانند در فرایند امتیازدهی و انتخاب ویژگی‌های الگوریتم

CatBoost به کار گرفته شوند و چه تأثیری بر دقت پیش‌بینی عملکرد تأمین‌کنندگان دارند؟

سؤال پژوهش ۴: عملکرد الگوریتم CatBoost در دو حالت وزن‌دار و بدون وزن، در مقایسه با سایر الگوریتم‌های یادگیری ماشین، چگونه است؟

۲. ادبیات نظری و پیشینه پژوهش

در سال‌های اخیر، با افزایش پیچیدگی زنجیره‌های تأمین و تشدید عدم قطعیت‌های محیطی، موضوع ارزیابی و انتخاب تأمین‌کنندگان به یکی از مهم‌ترین حوزه‌های پژوهشی در مدیریت زنجیره تأمین تبدیل شده است. در کنار معیارهای سنتی نظیر هزینه، کیفیت و زمان تحویل، مفاهیمی مانند چابکی، تاب‌آوری، تحول دیجیتال و تحلیل داده‌محور به تدریج جایگاه ویژه‌ای در فرایند ارزیابی تأمین‌کنندگان پیدا کرده‌اند. از این‌رو، پژوهشگران تلاش کرده‌اند با توسعه مدل‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره، روش‌های بهینه‌سازی و الگوریتم‌های هوش مصنوعی، چارچوب‌هایی جامع‌تر و دقیق‌تر برای ارزیابی عملکرد تأمین‌کنندگان ارائه دهند.

در مطالعات داخلی طی سال‌های اخیر پژوهش‌های ارزشمندی در این حوزه انجام شده است. برای نمونه، حسینی و کلاگر درونکلا (۲۰۱۹) با ارائه یک رویکرد ترکیبی مبتنی بر انتگرال چوکت انیشتین و PROMETHEE II، مدلی برای ارزیابی تأمین‌کنندگان تجهیزات آزمایشگاهی بر اساس معیارهای مدل SCOR پیشنهاد کردند که توانست وابستگی میان معیارهای ارزیابی را نیز در فرایند تصمیم‌گیری لحاظ کند.^[۶] اسماعیلی و همکاران (۲۰۲۳) چارچوبی داده‌محور برای طبقه‌بندی و تخصیص تأمین‌کنندگان به مشتریان در زنجیره تأمین تاب‌آور ارائه کردند. در این پژوهش، داده‌های واقعی ۴۴۱ تأمین‌کننده صنعت خودروی ایران با استفاده از الگوریتم‌های خوشه‌بندی-K

means و DBSCAN بر اساس ظرفیت‌های تاب‌آوری برچسب‌گذاری شده و سپس با بهره‌گیری از الگوریتم درخت تصمیم، تأمین‌کنندگان طبقه‌بندی شدند. نتایج نشان داد معیارهایی مانند تحویل به موقع، ظرفیت تأمین، توقف خط تولید، عملکرد لجستیکی و عملکرد کیفی بیشترین تأثیر را بر تاب‌آوری تأمین‌کنندگان دارند. با این حال، این مطالعه از الگوریتم‌های پیشرفته تقویت گرادیانی نظیر CatBoost استفاده نکرده و ابعادی مانند چابکی، تحول دیجیتال و ترکیب دانش خبرگان با روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره در فرآیند مدل‌سازی مورد توجه قرار نگرفته است. [۷] همچنین، فروزان‌فر و رادمان (۲۰۲۵) با ترکیب برنامه‌ریزی ریاضی و یادگیری ماشین، مسئله انتخاب تأمین‌کنندگان پایدار و تخصیص سفارش را مورد بررسی قرار دادند و نشان دادند که بهره‌گیری از رویکردهای داده‌محور می‌تواند کیفیت تصمیم‌گیری را بهبود بخشد. با وجود ارزش علمی این مطالعات، اغلب پژوهش‌های داخلی بر صنایع تولیدی متمرکز بوده و استفاده هم‌زمان از ابعاد چابکی، تاب‌آوری، تحول دیجیتال و یادگیری ماشین در ارزیابی تأمین‌کنندگان، به‌ویژه در صنایع خدماتی، هنوز کمتر مورد توجه قرار گرفته است. [۸]

در مطالعات خارجی نیز تحقیقات متعددی به توسعه مدل‌های تصمیم‌گیری برای انتخاب تأمین‌کنندگان پرداخته‌اند. در بسیاری از این مطالعات، تمرکز اصلی بر استفاده از روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره و مدل‌های بهینه‌سازی بوده است. برای مثال، نیری و همکاران (۲۰۲۳) [۹] با استفاده از روش بهترین-بدترین فازی تصادفی و یک مدل ریاضی چندهدفه، مسئله انتخاب تأمین‌کننده و تخصیص سفارش را در شرایط عدم قطعیت بررسی کردند. جعفری‌ردانی و همکاران (۲۰۲۴) [۱۰] نیز چارچوبی سه‌مرحله‌ای شامل وزن‌دهی معیارها، پیش‌بینی تقاضا و بهینه‌سازی چندهدفه ارائه دادند که نتایج قابل قبولی در یک مطالعه موردی به همراه داشت. اگرچه این مطالعات

نقش مؤثری در توسعه روش‌های تصمیم‌گیری داشته‌اند، اما عمدتاً بر رویکردهای کلاسیک تصمیم‌گیری چندمعیاره و مدل‌های بهینه‌سازی تکیه داشته و از ظرفیت الگوریتم‌های پیشرفته یادگیری ماشین برای تحلیل داده‌های عملکردی تأمین‌کنندگان بهره نگرفته‌اند.

هم‌زمان، با گسترش کاربرد هوش مصنوعی در مدیریت زنجیره تأمین، مطالعات جدید به سمت توسعه چارچوب‌های داده‌محور حرکت کرده‌اند. اسلام و همکاران (۲۰۲۴) [۱۱] با ترکیب مدل‌های یادگیری عمیق، تحلیل مؤلفه‌های اصلی و بهینه‌سازی چندهدفه، چارچوبی برای پیش‌بینی تقاضا و انتخاب تأمین‌کنندگان ارائه کردند و نشان دادند که روش‌های داده‌محور می‌توانند دقت پیش‌بینی را به‌طور قابل‌توجهی افزایش دهند. همچنین، زینعلی و همکاران (۲۰۲۵) [۱۲] از الگوریتم CatBoost در طراحی شبکه زنجیره تأمین معکوس استفاده کردند و کارایی این الگوریتم را در ارزیابی شرکای بازیافت نشان دادند. مدرس و همکاران (۲۰۲۵) [۱۳] نیز با ترکیب Bayesian BWM، زنجیره مارکوف مونت‌کارلو و Fuzzy TOPSIS، چارچوبی مبتنی بر بلاکچین برای انتخاب تأمین‌کنندگان پیشنهاد کردند. علاوه بر این مطالعات، پژوهش‌های اخیر نیز به‌طور فزاینده‌ای بر استفاده از الگوریتم‌هایی نظیر XGBoost، LightGBM، CatBoost و سایر روش‌های یادگیری ماشین در مسائل انتخاب تأمین‌کننده، مدیریت ریسک و تصمیم‌گیری هوشمند تمرکز کرده‌اند که نشان‌دهنده حرکت ادبیات پژوهش از مدل‌های صرفاً مبتنی بر قضاوت خبرگان به سمت چارچوب‌های داده‌محور است.

Ziari و همکاران (۲۰۲۶) [۱۴] چارچوبی هوشمند برای ارزیابی و انتخاب تأمین‌کنندگان مبتنی بر یادگیری ماشین ارائه کردند. در این پژوهش، تکنیک‌های مختلف یادگیری ماشین برای تحلیل عملکرد تأمین‌کنندگان و بهبود دقت تصمیم‌گیری به کار گرفته شد. نتایج نشان

داد که استفاده از مدل‌های داده‌محور می‌تواند قابلیت پیش‌بینی و کیفیت انتخاب تأمین‌کنندگان را نسبت به رویکردهای سنتی افزایش دهد. با این حال، در این مطالعه از روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره برای استخراج دانش خبرگان و وزن‌دهی معیارها استفاده نشده است.

Biswas و همکاران (۲۰۲۶)^[۱۵] چارچوبی مبتنی بر یادگیری ماشین برای ارزیابی عملکرد تأمین‌کنندگان توسعه دادند و عملکرد الگوریتم‌هایی مانند Decision Tree, Random Forest و Gradient Boosting را مقایسه کردند. نتایج پژوهش نشان داد که الگوریتم‌های مبتنی بر تقویت گرادیانی در پیش‌بینی عملکرد تأمین‌کنندگان دقت بالاتری نسبت به سایر روش‌ها دارند. با وجود این، پژوهش مذکور ابعادی نظیر چابکی، تاب‌آوری و تحول دیجیتال را به‌صورت هم‌زمان در مدل ارزیابی لحاظ نکرده و از تلفیق دانش خبرگان با مدل‌های یادگیری ماشین نیز بهره نبرده است.

با وجود پیشرفت‌های قابل‌توجه در حوزه ارزیابی تأمین‌کنندگان، مرور ادبیات نشان می‌دهد که همچنان شکاف‌هایی وجود دارد. بیشتر مطالعات، روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره و الگوریتم‌های یادگیری ماشین را به‌صورت مستقل به‌کار گرفته‌اند و کمتر به تلفیق دانش خبرگان با رویکردهای داده‌محور پرداخته‌اند. همچنین، ارزیابی هم‌زمان ابعاد چابکی، تاب‌آوری و تحول دیجیتال، به‌ویژه در صنعت پرداخت الکترونیک، کمتر مورد توجه قرار گرفته است. از این‌رو، پژوهش حاضر با ارائه یک چارچوب ترکیبی مبتنی بر FBWM و الگوریتم CatBoost، رویکردی داده‌محور برای ارزیابی عملکرد تأمین‌کنندگان ارائه می‌دهد. جدول ۱ نیز خلاصه مطالعات پیشین و جایگاه پژوهش حاضر را در مقایسه با آن‌ها نشان می‌دهد.

جدول ۱. دسته‌بندی و خلاصه ادبیات تحقیق

Paper	Agility	Resilience	Digitalization	Data-driven	Case Study	Methods
[۶]	–	–	–	–	Medical laboratory equipment	Einstein Choquet Integral, PROMETHEE II
[۷]	–	✓	–	✓	Automotive supply chain	K-means, DBSCAN, Decision Tree
[۸]	✓	✓	–	✓	Sustainable supplier selection	Mathematical programming, Machine Learning
[۹]	✓	✓	–	–	Medical equipment	SFBWM, multi-objective model, fuzzy robust stochastic (FRS) model
[۱۰]	–	–	–	–	Small business (general)	Fuzzy AHP, fuzzy TOPSIS, polynomial regression, multi-objective stochastic model (LP-metric)

[۱۱]	–	–	–	✓	Meat industry (Canada)	Deep learning forecasting, PCA, multi-objective optimization
[۱۲]	✓	✓	–	✓	Agriculture (reverse corn logistics)	CatBoost, MOM, CCFP, heuristic solution method
[۱۳]	–	–	✓	–	Rail supply chain	Bayesian BWM, MCMC, fuzzy TOPSIS
[۱۴]	✓	✓	–	✓	Sustainable supply chain	Machine Learning, Intelligent analytics framework
[۱۵]	–	–	–	✓	General supplier evaluation	MARCOS, Machine Learning
This study	✓	✓	✓	✓	Electronic Payment Industry	FBWM + CatBoost

۳. روش‌شناسی پژوهش

مدل‌سازی روابط پیچیده و غیرخطی، یادگیری تعاملات میان شاخص‌ها و کنترل بیش‌برازش، به‌عنوان مدل اصلی پژوهش مورد استفاده قرار گرفت. به‌منظور سنجش سهم مستقل اطلاعات حاصل از FBWM، مدل CatBoost در دو حالت وزن‌دار و بدون وزن، تحت شرایط آموزشی و اعتبارسنجی یکسان، اجرا شد. در ادامه، عملکرد این مدل با الگوریتم‌های جنگل تصادفی، رگرسیون بردار پشتیبان، نزدیک‌ترین همسایه و شبکه عصبی مصنوعی در حالت‌های وزن‌دار و بدون وزن مقایسه گردید. چارچوب پیشنهادی از طریق ترکیب نظام‌مند دانش خبرگان و الگوهای استخراج‌شده از داده‌های واقعی، مبنایی برای پیش‌بینی، رتبه‌بندی و پایش عملکرد تأمین‌کنندگان فراهم می‌کند.

۳.۱. روش بهترین بدترین فازی

در این پژوهش، به‌منظور تعیین میزان اهمیت نسبی شاخص‌های ارزیابی، از روش بهترین-بدترین فازی استفاده شده است. این روش یکی از تکنیک‌های کارآمد تصمیم‌گیری چندمعیاره است که با ترکیب

در این پژوهش، به‌منظور ارزیابی تأمین‌کنندگان، چارچوبی ترکیبی مبتنی بر تصمیم‌گیری چندمعیاره و یادگیری ماشین به کار گرفته شده است. در گام نخست، شاخص‌های مؤثر بر ارزیابی تأمین‌کنندگان از طریق مرور ادبیات و دریافت نظر خبرگان حوزه زنجیره تأمین شناسایی شدند. در گام دوم، اهمیت نسبی شاخص‌های شناسایی‌شده با استفاده از روش بهترین-بدترین فازی (FBWM) و براساس قضاوت‌های خبرگان و مقایسه‌های زوجی تعیین شد. همچنین، نرخ ناسازگاری قضاوت‌ها محاسبه گردید تا پایداری و سازگاری فرایند وزن‌دهی بررسی شود. در گام سوم، متغیر هدف به‌صورت مستقل از روش FBWM و براساس ارزیابی عملکرد واقعی تأمین‌کنندگان تعیین شد. سپس، وزن‌های نهایی حاصل از FBWM به‌عنوان ضرایب اهمیت ویژگی‌ها در فرایند امتیازدهی و انتخاب ویژگی‌های مدل یادگیری ماشین اعمال شدند؛ بنابراین، وزن‌ها نه در تعیین متغیر هدف دخالت داشتند و نه به‌عنوان مقادیر ثابت و مستقل به داده‌های ورودی افزوده شدند. الگوریتم CatBoost به دلیل توانایی مناسب در

به صورت کلی، وزن های فازی شاخص ها به شکل $w_1^0, w_2^0, \dots, w_n^0$ در نظر گرفته می شوند: به طوری که:

$$\sum_{j=1}^n w_j^0 = 1, \quad w_j^0 \geq 0 \quad (3)$$

در گام ششم، مدل بهینه سازی حل شده و وزن فازی شاخص ها استخراج می شود. سپس در صورت نیاز، وزن های فازی به مقادیر قطعی تبدیل می گردند تا رتبه بندی نهایی شاخص ها انجام شود. در گام هفتم نیز سازگاری قضاوت های خبرگان بررسی می شود؛ ناسازگاری کمتر نشان دهنده اعتبار و انسجام بیشتر وزن های نهایی است. استفاده از روش بهترین-بدترین فازی در مقایسه با بسیاری از روش های وزن دهی، چند مزیت مهم دارد. نخست آن که این روش با کاهش تعداد مقایسات زوجی، فرایند اخذ نظر از خبرگان را ساده تر و سریع تر می کند و در عین حال بار شناختی پاسخ دهندگان را کاهش می دهد. [۱۶] دوم آن که به دلیل بهره گیری از منطق فازی، امکان لحاظ کردن ابهام، عدم قطعیت و قضاوت های زبانی خبرگان فراهم می شود؛ موضوعی که در مسائل واقعی تصمیم گیری اهمیت زیادی دارد. [۱۷] همچنین این روش از سازگاری مناسبی در مقایسات برخوردار است و می تواند وزن شاخص ها را با دقت و قابلیت اتکای بیشتری استخراج کند. در نتیجه، روش بهترین-بدترین فازی ابزاری مناسب برای وزن دهی شاخص ها در پژوهش های چندمعیاره، به ویژه در مسائلی است که قضاوت انسانی و عدم قطعیت نقش پررنگی دارند.

۳.۲. الگوریتم CatBoost

الگوریتم CatBoost یکی از روش های پیشرفته یادگیری ماشین مبتنی بر Gradient Boosting است که توسط شرکت Yandex توسعه یافته و به ویژه برای داده های جدولی و متغیرهای طبقه ای عملکرد مناسبی دارد. این الگوریتم با استفاده از سازوکارهایی مانند

منطق فازی و روش بهترین-بدترین، امکان بیان قضاوت های انسانی در شرایط عدم قطعیت و ابهام را فراهم می کند. [۴] از آنجا که ارزیابی اهمیت شاخص ها معمولاً مبتنی بر ادراک و قضاوت خبرگان بوده و این قضاوت ها غالباً ماهیتی زبانی و تقریبی دارند، استفاده از نسخه فازی این روش می تواند دقت و واقع گرایی بیشتری در فرایند وزن دهی ایجاد کند. در این مطالعه، پس از شناسایی شاخص های اصلی، نظرات خبرگان در قالب مقایسات زوجی فازی اخذ و بر اساس روش بهترین-بدترین فازی، وزن نهایی هر شاخص محاسبه شد. گام های اجرای روش بهترین-بدترین فازی به طور خلاصه به شرح زیر می باشد. [۱۶] ابتدا شاخص ها و معیارهای مورد نظر برای ارزیابی شناسایی و نهایی می شوند $(C_1, C_2, \dots, C_n)$. سپس خبرگان، مهم ترین و کم اهمیت ترین شاخص را به ترتیب به عنوان بهترین و بدترین شاخص انتخاب می کنند. در ادامه، میزان ترجیح شاخص بهترین نسبت به سایر شاخص ها با استفاده از اعداد فازی تعیین شده و بردار ترجیحات بهترین به سایرین است که به صورت زیر نمایش داده می شود:

$$A_B^0 = (a_{B1}^0, a_{B2}^0, \dots, a_{Bn}^0) \quad (1)$$

که در آن a_{Bj}^0 بیانگر ترجیح فازی شاخص بهترین نسبت به شاخص j است. در ادامه، میزان ترجیح هر یک از شاخص ها نسبت به شاخص بدترین مشخص می شود. خروجی این مرحله، بردار ترجیحات سایرین به بدترین است:

$$A_W^0 = (a_{W1}^0, a_{W2}^0, \dots, a_{Wn}^0) \quad (2)$$

که در آن a_{Wj}^0 نشان دهنده ترجیح فازی شاخص j نسبت به شاخص بدترین است. در گام پنجم، مدل بهینه سازی بهترین-بدترین فازی بر اساس ترجیحات خبرگان تشکیل می شود تا وزن فازی شاخص ها با حداقل ناسازگاری و بیشترین سازگاری میان مقایسات محاسبه گردد.

$$W = [w_1, w_2, \dots, w_n], w_j \geq 0, \sum_{j=1}^n w_j = 1 \quad (5)$$

برای وزن‌های قطعی، نامنفی بودن و شرط نرمال بودن در رابطه (۵) لحاظ شده است.

نحوه ورود این اطلاعات به مدل به ساختار الگوریتم یادگیری بستگی دارد. روش نخست، توسعه فضای ویژگی‌هاست. در این روش، وزن هر شاخص بدون ضرب در مقدار آن و به‌عنوان یک متغیر مکمل در کنار شاخص متناظر قرار می‌گیرد؛ بنابراین، بردار ورودی از n متغیر به $2n$ متغیر افزایش می‌یابد:

$$Z_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}, w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{in}] \quad (6)$$

در رابطه (۶)، w_{ij} وزن شاخص j برای مشاهده i را نشان می‌دهد. این شیوه به‌ویژه زمانی مناسب است که وزن شاخص‌ها میان مشاهدات، دوره‌ها، خبرگان یا سناریوها تغییر کند؛ زیرا الگوریتم می‌تواند هم‌زمان مقدار واقعی شاخص و تغییرات اهمیت آن را یاد بگیرد. در روش دوم، به‌ویژه در مدل‌های مبتنی بر درخت، وزن‌ها را می‌توان علاوه بر توسعه فضای ویژگی‌ها، در فرایند انتخاب متغیر و محاسبه مطلوبیت تقسیم نیز اعمال کرد. اگر G_j میزان بهبود حاصل از تقسیم بر مبنای شاخص j باشد، مطلوبیت تعدیل شده آن به شکل زیر محاسبه می‌شود:

$$G_j^{(w)} = w_j G_j \quad (7)$$

در نتیجه، شاخصی که از دیدگاه خبرگان اهمیت بیشتری دارد، در صورت برخورداری از قدرت تفکیک مناسب، شانس بیشتری برای

Ordered Boosting، ضمن کاهش بیش‌برازش، دقت پیش‌بینی را افزایش می‌دهد. در این مطالعه، وزن شاخص‌های به‌دست‌آمده از روش بهترین-بدترین فازی به‌عنوان ورودی وزن‌دار مدل استفاده شد تا اهمیت هر شاخص در فرایند یادگیری لحاظ گردد. در گام نخست، داده‌ها جمع‌آوری و پیش‌پردازش شدند؛ این مرحله شامل حذف داده‌های ناقص، نرمال‌سازی ویژگی‌ها و تعیین متغیر هدف بود. سپس وزن‌های فازی شاخص‌ها با داده‌های ورودی ادغام شدند تا شاخص‌های مهم‌تر اثر بیشتری در مدل‌سازی داشته باشند. در ادامه، داده‌ها به دو بخش آموزش و آزمون تقسیم شدند. مدل CatBoost با داده‌های آموزشی آموزش داده شد و با ایجاد متوالی درخت‌های تصمیم، خطای پیش‌بینی را کاهش داد. برای بهبود عملکرد مدل، پارامترهایی مانند تعداد درخت‌ها، عمق درخت، نرخ یادگیری و تعداد تکرارها با روش Grid Search تنظیم شدند. در پایان، عملکرد مدل با معیارهایی مانند MAE، RMSE و R^2 ارزیابی شد. ترکیب CatBoost با وزن‌دهی استخراج‌شده از روش FBWM، مزیت مضاعفی ایجاد کرد که توانست هم‌زمان دیدگاه فازی خبرگان و دقت آماری مدل یادگیری ماشین را در ارزیابی و پیش‌بینی ادغام نماید.

۳.۳. مدل‌های یادگیری ماشین با متغیرهای وزن‌دهی‌شده

در مسائل تصمیم‌گیری داده‌محور، هر مشاهده با مجموعه‌ای از شاخص‌های عملکردی نمایش داده می‌شود و برای هر شاخص نیز می‌توان یک وزن اهمیت در نظر گرفت. فرض کنید x_{ij} مقدار شاخص j برای مشاهده i ، n تعداد شاخص‌ها و w_j وزن متناظر با شاخص j باشد. بردار شاخص‌ها و بردار وزن‌ها به‌ترتیب به‌صورت زیر تعریف می‌شوند:

$$X_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}] \quad (4)$$

انتخاب در گره‌های درخت خواهد داشت. این سازوکار برای الگوریتم‌های درختی از ضرب ساده مقادیر در وزن‌ها مناسب‌تر است؛ زیرا درخت‌ها عمدتاً بر ترتیب مشاهدات و نقاط برش متکی‌اند و تغییر مقیاس مثبت یک ستون لزوماً ساختار تقسیم‌ها را تغییر نمی‌دهد. چنانچه الگوریتم مورد استفاده امکان تعریف وزن یا جریمه اختصاصی ویژگی‌ها را نداشته باشد، می‌توان اطلاعات وزنی را از طریق توسعه بردار ورودی یا ایجاد ویژگی‌های ترکیبی وارد مدل کرد.

روش سوم، تبدیل مستقیم ویژگی‌هاست که بیشتر برای مدل‌های خطی، روش‌های مبتنی بر فاصله، ماشین‌های بردار پشتیبان و شبکه‌های عصبی قابل استفاده است. در این حالت، مقدار هر شاخص در وزن متناظر آن ضرب می‌شود:

$$x_{ij}^{(w)} = w_j x_{ij} \quad (8)$$

و بردار وزن‌دار ورودی به صورت زیر تشکیل می‌شود:

$$\mathbf{X}_i^{(w)} = [w_1 x_{i1}, w_2 x_{i2}, \dots, w_n x_{in}] \quad (9)$$

بنابراین، انتخاب سازوکار ادغام باید متناسب با ماهیت الگوریتم انجام شود: در مدل‌های درختی، توسعه ویژگی‌ها یا تعدیل معیار انتخاب متغیر مناسب‌تر است؛ درحالی‌که در مدل‌های حساس به مقیاس، تبدیل مستقیم ویژگی‌ها نیز قابل استفاده خواهد بود. در هر حالت، ارزش افزوده وزن‌دهی باید با مقایسه مدل‌های دارای وزن و فاقد آن روی داده‌های آزمون یا اعتبارسنجی بررسی شود.

۴. یافته‌های پژوهش

۴.۱. مطالعه موردی و شاخص‌های ارزیابی

مطالعه موردی این پژوهش یکی از شرکت‌های پیشرو ارائه‌دهنده خدمات پرداخت الکترونیک در ایران است که از جمله سازمان‌های با سابقه و اثرگذار در صنعت پرداخت کشور به شمار می‌آید. این شرکت فعالیت خود را در اوایل دهه ۱۳۸۰ آغاز کرده و طی سال‌های گذشته نقش مهمی در توسعه و مدیریت زیرساخت‌های پرداخت الکترونیک ایفا کرده است. این سازمان با برخورداری از شبکه‌ای گسترده از شعب در سطح کشور، مدیریت و پشتیبانی تعداد زیادی پایانه فروش^۴، درگاه‌های پرداخت اینترنتی و سایر ابزارهای پرداخت الکترونیک را بر عهده دارد. سهم قابل توجه از بازار، گستره جغرافیایی خدمات و تمرکز بر توسعه خدمات دیجیتال نوآورانه موجب شده است این شرکت جایگاه رقابتی قابل توجهی در صنعت پرداخت الکترونیک کشور به دست آورد. علاوه بر این، ساختار مدیریتی متمرکز، نظام گزارش‌دهی منظم و وجود پایگاه‌های داده عملیاتی گسترده، بستر مناسبی را برای به‌کارگیری رویکردهای تصمیم‌گیری داده‌محور و تحلیل‌های هوشمند در این سازمان فراهم کرده است. در حال حاضر بسیاری از فرآیندهای کلیدی سازمان از جمله برنامه‌ریزی تأمین تجهیزات، ارزیابی عملکرد شعب و انتخاب تأمین‌کنندگان با ترکیبی از تحلیل‌های سنتی و تجربیات مدیریتی انجام می‌شود. با این حال، افزایش پیچیدگی‌های محیط کسب‌وکار، عدم قطعیت‌های اقتصادی و رشد چشمگیر حجم داده‌های عملیاتی موجب شده است نیاز به استفاده از رویکردهای هوشمند و داده‌محور در فرآیندهای تصمیم‌گیری بیش از پیش احساس شود. از منظر راهبردی، این سازمان بر اساس یک برنامه پنج‌ساله حرکت می‌کند که هدف اصلی آن افزایش سودآوری در کنار حفظ و تقویت سهم بازار است. در سطح عملیاتی نیز برنامه‌های سالانه با همکاری واحدهای عملیاتی و مالی تدوین می‌شود که در آن شاخص‌های کلیدی عملکرد مانند تعداد و ارزش تراکنش‌های هدف

^۴ POS

برای هر شعبه و همچنین تعداد مورد نیاز پایانه‌های فروش تعیین می‌گردد. این اهداف علاوه بر آنکه مبنای برنامه‌ریزی عملیاتی سالانه محسوب می‌شوند، به عنوان معیار ارزیابی عملکرد کارکنان و تیم‌های پشتیبانی نیز مورد استفاده قرار می‌گیرند. در حوزه تأمین تجهیزات و مدیریت زنجیره تأمین، این شرکت از تعداد قابل توجهی پایانه فروش استفاده می‌کند که عمدتاً از برندهای بین‌المللی نظیر PAX و Newland تأمین می‌شوند که از کشورهای مختلف آلمان، ایتالیا، ترکیه، چین، هند، عمان و امارات تأمین می‌شود. به منظور پاسخگویی به نیازهای عملیاتی، سازمان با چندین تأمین‌کننده خارجی شامل تأمین‌کنندگان اصلی و پشتیبان همکاری دارد. این تنوع در برندها و تأمین‌کنندگان چالش‌هایی همچون نوسانات نرخ ارز، تفاوت در کیفیت محصولات و خدمات پس از فروش، و محدودیت‌های زمانی در فرآیند

تأمین را به همراه دارد. از آنجا که قیمت‌گذاری این تجهیزات مبتنی بر ارز خارجی بوده و فرآیند واردات آن‌ها نیز پیچیدگی‌های خاص خود را دارد، تصمیم‌گیری در خصوص زمان و نحوه خرید تجهیزات نیازمند دقت بالا و تحلیل داده‌محور است. به‌ویژه سازمان باید میان خرید زودهنگام برای کاهش ریسک افزایش نرخ ارز و خرید به‌موقع برای جلوگیری از هزینه‌های نگهداری و انبارداری تعادل مناسبی برقرار کند. همچنین این شرکت از طریق چندین شعبه در سطح کشور فعالیت می‌کند و دارای انبارهای منطقه‌ای برای نگهداری و بررسی فنی دستگاه‌های جمع‌آوری‌شده از پذیرندگان است؛ دستگاه‌هایی که پس از ارزیابی فنی در صورت امکان تعمیر و مجدداً وارد چرخه بهره‌برداری می‌شوند. به طور خلاصه ساختار شعب و تأمین‌کنندگان مختلف مورد نظر در شکل ۱ نمایش داده شده است.



شکل ۱. ساختار شعب و تأمین‌کنندگان مطالعه موردی

به منظور ارزیابی جامع و واقع‌بینانه تأمین‌کنندگان در صنعت پرداخت الکترونیک، در نظر گرفتن مجموعه‌ای از شاخص‌ها در ابعاد مختلف ضروری است. ارزیابی تأمین‌کنندگان صرفاً بر اساس معیارهای سنتی مانند قیمت یا کیفیت محصول نمی‌تواند تصویری کامل از قابلیت‌های واقعی آن‌ها در محیط‌های رقابتی و پویای امروزی ارائه دهد. به همین

دلیل، در این پژوهش تلاش شده است مجموعه‌ای از شاخص‌ها در ابعاد چابکی، تاب‌آوری، تحول دیجیتال و شاخص‌های عمومی انتخاب شود تا بتوان عملکرد و قابلیت‌های تأمین‌کنندگان را از منظرهای مختلف عملیاتی، فناورانه و مدیریتی مورد بررسی قرار داد. شاخص‌های چابکی توانایی تأمین‌کنندگان در پاسخ سریع به تغییرات تقاضا و

جنبه‌های اقتصادی، کیفیتی و خدماتی عملکرد تأمین‌کنندگان مورد استفاده قرار می‌گیرند. تعریف و تشریح شاخص‌های مورد استفاده در این پژوهش در جدول ۲ ارائه شده است.

شرایط بازار را نشان می‌دهند، در حالی که شاخص‌های تاب‌آوری به قابلیت آن‌ها در مقابله با اختلالات و حفظ تداوم تأمین اشاره دارند. همچنین شاخص‌های تحول دیجیتال میزان آمادگی فناوری و توانایی یکپارچگی سیستم‌های اطلاعاتی میان تأمین‌کننده و خریدار را ارزیابی می‌کنند. در کنار این موارد، شاخص‌های عمومی نیز برای سنجش

جدول ۲. شاخص‌های ارزیابی تأمین‌کنندگان

Category	Indicator	Definition	Source
Agility	Fast Delivery	The ability to deliver POS devices within a short time after order placement.	[1, 2]
	Order Volume Flexibility	The capability to increase or decrease order quantities without causing delays or reducing quality.	[3, 4]
	Responsiveness to Sudden Demand	Readiness to provide equipment immediately when demand increases unexpectedly.	[3]
	Rapid Customization	The speed of applying design or configuration changes requested by the buyer.	[5]
	Product Redesign Capability	The ability to provide new or improved designs based on buyer requirements.	[10]
Resilience	Risk Management	The existence of mechanisms for identifying and mitigating supply chain risks.	[1, 14]
	Source Diversification	The use of multiple supply sources to reduce dependence on a specific supplier.	[15]
	Crisis Experience	Proven capability in managing disruptions such as sanctions or pandemics.	[9]
	Safety Stock Level	Maintaining buffer inventory to ensure continuity of supply under crisis conditions.	[9, 11]

Category	Indicator	Definition	Source
Digital Transformation	System Connectivity	The ability to exchange data between supplier and buyer systems.	[11]
	Process Digitalization	The extent to which digital systems are used in order management and support processes.	[12, 13]
	API Provision	The ability to provide application programming interfaces (APIs) for system integration and service delivery.	[4]
	Hardware Innovation	The use of advanced technologies, such as NFC and QR, in the design of POS devices.	[1]
General	Device Price	The total cost of each device, including purchase, transportation, and installation.	[14, 12]
	Quality and Durability	The technical reliability and expected lifetime of POS devices.	[16]
	After-Sales Service	Warranty conditions, repair speed, and quality of support services.	[13]
	Brand Reputation	The supplier's position and reputation in Iran's payment industry market.	[16, 17]
	Branch Satisfaction	Feedback from end users and branch staff regarding device performance.	[12]

۴.۲. وزن‌دهی شاخص‌های ارزیابی تأمین‌کنندگان

در این مطالعه، به‌منظور تعیین میزان اهمیت نسبی شاخص‌های ارزیابی تأمین‌کنندگان، از روش بهترین-بدترین فازی استفاده شده است. هدف این بخش، تعیین وزن هر یک از شاخص‌های شناسایی شده در ابعاد مختلف ارزیابی تأمین‌کنندگان شامل چابکی، تاب‌آوری، تحول دیجیتال و شاخص‌های عمومی است. وزن‌دهی شاخص‌ها نقش مهمی در فرآیند تصمیم‌گیری چندمعیاره دارد، زیرا اهمیت نسبی هر معیار را در ارزیابی نهایی تأمین‌کنندگان مشخص کرده و زمینه را برای

تحلیل‌های بعدی و توسعه مدل تصمیم‌گیری فراهم می‌کند. برای جمع‌آوری داده‌های موردنیاز، از پرسشنامه مبتنی بر روش بهترین-بدترین استفاده شد. در این پرسشنامه ابتدا از خبرگان خواسته شد مهم‌ترین (بهترین) و کم‌اهمیت‌ترین (بدترین) شاخص را در هر مجموعه از شاخص‌ها تعیین کنند. سپس مقایسات زوجی بین شاخص بهترین با سایر شاخص‌ها و همچنین بین سایر شاخص‌ها با شاخص بدترین با استفاده از مقیاس‌های زبانی فازی انجام شد. این رویکرد باعث می‌شود تعداد مقایسات موردنیاز نسبت به بسیاری از روش‌های

دیدگاه‌های علمی و پژوهشی در زمینه ارزیابی تأمین‌کنندگان و تصمیم‌گیری چندمعیاره ارائه می‌کنند. در هر یک از این گروه‌ها شش نفر مشارکت داشتند که در مجموع ۱۸ پرسشنامه تکمیل و برای تحلیل در روش بهترین-بدترین فازی مورد استفاده قرار گرفت.

پس از جمع‌آوری پرسشنامه‌ها، داده‌های حاصل از قضاوت خبرگان به مقادیر فازی تبدیل شده و مراحل محاسباتی روش بهترین-بدترین فازی برای استخراج وزن نهایی شاخص‌ها اجرا شد. در جدول ۳ وزن شاخص‌ها به تفکیک هر دسته و در مقایسه با تمامی موارد نمایش داده شده است.

تصمیم‌گیری چندمعیاره کاهش یافته و در عین حال سازگاری قضاوت‌ها افزایش یابد. به‌منظور افزایش اعتبار نتایج و بهره‌گیری از دیدگاه‌های مختلف تخصصی، پرسشنامه در اختیار ۱۸ نفر از خبرگان قرار گرفت که در سه گروه تخصصی دسته‌بندی شدند. گروه اول شامل مدیران ارشد سازمان مورد مطالعه بود که تجربه عملی و مدیریتی در حوزه تأمین و مدیریت تجهیزات پرداخت دارند. گروه دوم شامل مشاوران و متخصصان صنعت پرداخت الکترونیک بودند که با روندهای بازار، فناوری‌های مورد استفاده در پایانه‌های فروش و چالش‌های عملیاتی این صنعت آشنایی دارند. گروه سوم نیز متشکل از محققان، اساتید دانشگاه و خبرگان حوزه مدیریت زنجیره تأمین بود که

جدول ۳. وزن‌دهی شاخص‌های ارزیابی تأمین‌کنندگان

Category	Category Weight	Indicator	Local Weight	Final Weight
Agility	0.2912	Fast Delivery	0.2243	0.0653
		Order Volume Flexibility	0.2094	0.0610
		Responsiveness to Sudden Demand	0.1994	0.0581
		Rapid Customization	0.1894	0.0552
		Product Redesign Capability	0.1775	0.0517
Resilience	0.2448	Risk Management	0.2420	0.0592
		Source Diversification	0.2541	0.0622
		Crisis Experience	0.2511	0.0615
		Safety Stock Level	0.2529	0.0619
Digital Transformation	0.2277	System Connectivity	0.2556	0.0582
		Process Digitalization	0.2444	0.0556
		API Provision	0.2463	0.0561
		Hardware Innovation	0.2537	0.0578
General	0.2363	Device Price	0.2175	0.0514
		Quality and Durability	0.2113	0.0499

	After-Sales Service	0.1926	0.0455
	Brand Reputation	0.1907	0.0451
	Branch Satisfaction	0.1878	0.0444

بهره می‌گیرد و در شناسایی الگوهای پیچیده میان متغیرهای ورودی و خروجی عملکرد مطلوبی دارد. اگرچه این الگوریتم به دلیل قابلیت مناسب در مدیریت متغیرهای رسته‌ای شناخته می‌شود، اما در مسائل رگرسیون با داده‌های عددی نیز عملکرد مطلوبی از خود نشان داده است. در این پژوهش نیز تمامی ویژگی‌های ورودی و متغیر هدف دارای مقادیر عددی هستند و مسئله به صورت یک مسئله رگرسیون با متغیر هدف پیوسته تعریف شده است. دوم، CatBoost با استفاده از سازوکارهایی مانند Ordered Boosting و تنظیم‌گری داخلی، توان بالایی در کنترل بیش‌برازش داشته و حتی در شرایطی که حجم داده‌ها محدود یا الگوهای داده‌ای پیچیده باشند، می‌تواند نتایج قابل اتکایی ارائه دهد. سوم، این الگوریتم از منظر تفسیرپذیری نیز مناسب است، زیرا از طریق تحلیل اهمیت ویژگی‌ها می‌توان میزان اثرگذاری هر شاخص بر امتیاز نهایی تأمین‌کننده را بررسی کرد؛ موضوعی که برای تصمیم‌گیرندگان حوزه تأمین و زنجیره تأمین اهمیت زیادی دارد. دیتاست مورد استفاده در این پژوهش از اطلاعات عملیاتی و سوابق ارزیابی تأمین‌کنندگان یکی از شرکت‌های پیشرو صنعت پرداخت الکترونیک ایران استخراج شده است. به دلیل ملاحظات محرمانگی، اطلاعات خام شرکت قابل انتشار نیست؛ با این حال، ساختار داده‌ها و نحوه تشکیل متغیرها به طور کامل تشریح می‌شود. دیتاست شامل ۲۰۰۰ مشاهده و ۱۹ متغیر است که در آن هر مشاهده بیانگر یک نمونه ارزیابی از عملکرد یک تأمین‌کننده در یک دوره زمانی مشخص است. این نمونه‌ها از ارزیابی‌های انجام‌شده در بازه‌های زمانی متوالی و برای تأمین‌کنندگان مختلف تشکیل شده‌اند. از مجموع ۱۹ متغیر، ۱۸ متغیر به عنوان ویژگی‌های ورودی و یک متغیر به عنوان متغیر هدف در

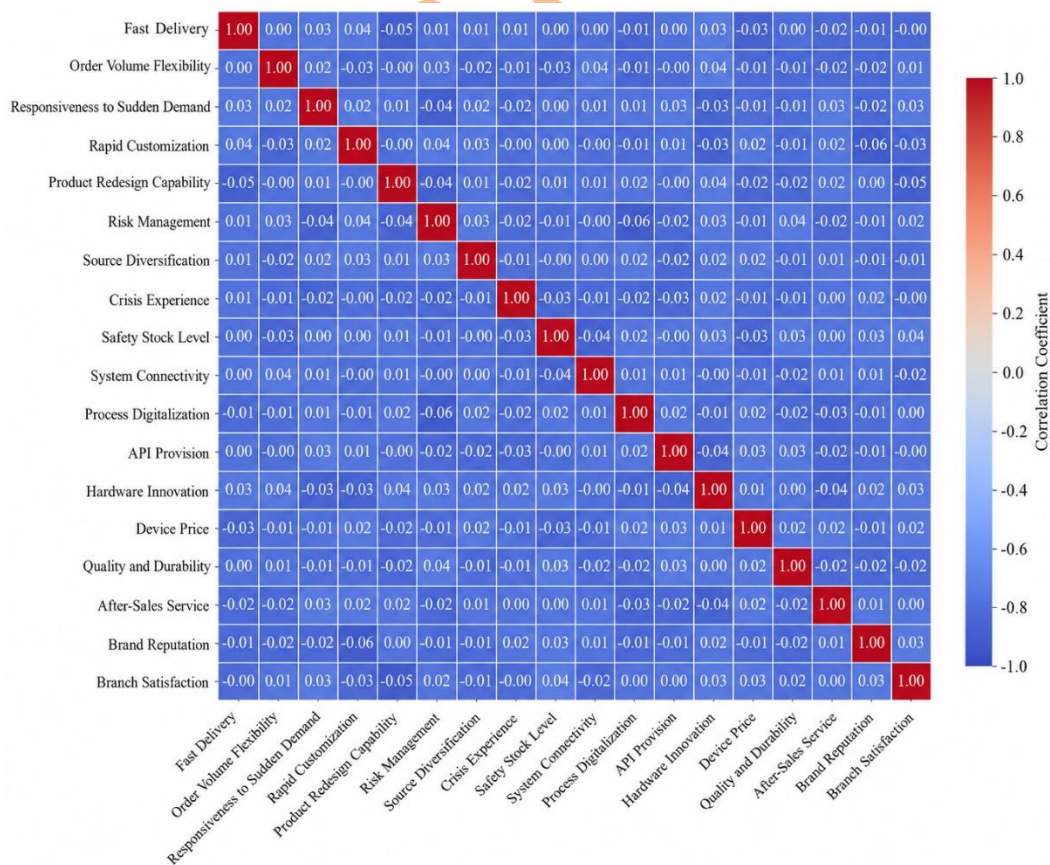
برای اعتبارسنجی پرسشنامه از نرخ ناسازگاری استفاده می‌شود. این نرخ در پرسشنامه مطالعه حاضر برای کل پرسشنامه ۰.۰۲۴۱ می‌باشد. برای دسته چابکی ۰.۰۳۲۴، دسته تاب‌آوری ۰.۰۴۱۱، دسته تحول دیجیتال ۰.۰۲۸۱ و دسته عمومی ۰.۰۴۰۹ می‌باشد که تمامی موارد کمتر از ۰.۱ بوده و نشان از اعتبار پرسشنامه می‌باشد. نتایج این مرحله وزن نسبی هر یک از شاخص‌ها را مشخص می‌کند که در ادامه پژوهش به عنوان ورودی مدل ارزیابی و تحلیل عملکرد تأمین‌کنندگان مورد استفاده قرار می‌گیرد.

۴.۳. مدل یادگیری ماشین ارزیابی تأمین‌کنندگان

در این بخش، هدف اصلی توسعه یک مدل یادگیری ماشین برای ارزیابی عملکرد تأمین‌کنندگان بر اساس مجموعه‌ای از شاخص‌های کمی و کیفی شناسایی‌شده در پژوهش است. پس از شناسایی شاخص‌ها و تعیین اهمیت نسبی آن‌ها، گام بعدی ارائه یک مدل داده‌محور برای تحلیل هم‌زمان این شاخص‌ها و برآورد عملکرد نهایی تأمین‌کنندگان است. در این راستا، از الگوریتم CatBoost به عنوان مدل یادگیری ماشین استفاده شد. این الگوریتم به دلیل دقت مناسب، توانایی مدل‌سازی روابط غیرخطی، مقاومت در برابر بیش‌برازش، و نیز قابلیت تحلیل اهمیت متغیرها، گزینه‌ای مناسب برای مسئله ارزیابی تأمین‌کنندگان به شمار می‌رود. همچنین CatBoost در مسائل تصمیم‌گیری و پیش‌بینی، به ویژه زمانی که داده‌ها شامل شاخص‌های متنوع عملکردی باشند، کارایی قابل توجهی دارد. انتخاب الگوریتم CatBoost در این پژوهش بر چند مبنای اصلی استوار است. نخست، این الگوریتم از روش‌های مبتنی بر درخت تصمیم و گرادین بوستینگ

نظر گرفته شده است. ویژگی‌های ورودی متناظر با شاخص‌های ارزیابی تأمین‌کنندگان در چهار بعد چابکی، تاب‌آوری، تحول دیجیتال و شاخص‌های عمومی هستند. مقادیر این ویژگی‌ها بر اساس داده‌های ثبت‌شده در سیستم‌های اطلاعاتی سازمان، گزارش‌های عملکرد، سوابق عملیاتی و ارزیابی‌های کارشناسی استخراج و پس از پیش‌پردازش، نرمال‌سازی و کنترل داده‌های پرت برای آموزش مدل مورد استفاده قرار گرفتند. وزن‌های حاصل از روش بهترین-بدترین فازی در این مرحله صرفاً برای تعیین اهمیت نسبی شاخص‌ها و تحلیل نتایج مورد استفاده قرار گرفتند و متغیر هدف، امتیاز عملکرد تأمین‌کننده، به صورت مستقل و بر اساس نظام ارزیابی عملکرد سازمان اندازه‌گیری شده است. با توجه به اینکه هر مشاهده به یک دوره زمانی مشخص تعلق دارد، ساختار داده‌ها ماهیتی طولی داشته و امکان بررسی تغییرات عملکرد تأمین‌کنندگان در طول زمان را فراهم می‌کند.

از آنجا که متغیر هدف ماهیتی عددی و پیوسته دارد، مسئله مدل‌سازی در این پژوهش به صورت یک مسئله رگرسیون تعریف شده است. در این پژوهش، برای افزایش قابلیت تعمیم مدل و ارزیابی عملکرد آن، داده‌ها به دو بخش آموزش و آزمون تقسیم شدند؛ به طوری که ۸۰ درصد داده‌ها برای آموزش مدل و ۲۰ درصد برای آزمون در نظر گرفته شد. این تفکیک امکان آن را فراهم می‌کند که توان پیش‌بینی مدل بر روی داده‌های مشاهده‌نشده بررسی شود و از اتکای صرف به نتایج مجموعه آموزش جلوگیری گردد. افزون بر این، پیش از آموزش مدل، ماتریس همبستگی میان ویژگی‌های ورودی محاسبه شد تا میزان وابستگی میان شاخص‌ها بررسی شود (شکل ۲). نتایج این تحلیل نشان داد که ضرایب همبستگی میان اغلب ویژگی‌ها پایین است؛ بنابراین، شاخص‌ها از استقلال نسبی مناسبی برخوردارند و می‌توانند به عنوان ورودی‌های مناسب برای آموزش مدل مورد استفاده قرار گیرند.



شکل ۲. ضریب همبستگی بین ویژگی‌های ارزیابی تأمین‌کنندگان

نهایی شاخص j و n تعداد ویژگی‌ها باشد، وزن مقیاس‌بندی‌شده از رابطه زیر محاسبه شد:

$$w_j^* = \frac{w_j}{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n w_k} \quad (10)$$

با توجه به نرمال بودن وزن‌های FBWM، رابطه فوق به شکل زیر ساده می‌شود:

$$w_j^* = n w_j \quad (11)$$

در فرایند ساخت هر درخت، CatBoost برای تقسیم‌های کاندیدا یک امتیاز بهبود محاسبه می‌کند. در مدل وزن‌دار، امتیاز تقسیم مبتنی بر ویژگی j در وزن مقیاس‌بندی‌شده همان ویژگی ضرب شد:

$$\text{Score}_{j,s}^{(w)} = w_j^* \times \text{Score}_{j,s} \quad (12)$$

که در آن، $\text{Score}_{j,s}$ امتیاز تقسیم کاندیدای s براساس ویژگی j و $\text{Score}_{j,s}^{(w)}$ امتیاز تعدیل‌شده آن است. در نتیجه، شاخص‌های دارای وزن بیشتر، مشروط بر برخورداری از قدرت پیش‌بینی مناسب، شانس بیشتری برای انتخاب در گره‌های درخت پیدا می‌کنند. در این سازوکار، وزن‌ها به‌عنوان ستون‌های جدید به دیتاست افزوده نشدند و مقادیر ویژگی‌ها نیز در وزن‌ها ضرب نشدند؛ بلکه اطلاعات FBWM مستقیماً در مرحله امتیازدهی و انتخاب تقسیم‌ها اعمال شد.

پس از آماده‌سازی داده‌ها و تقسیم آن‌ها به مجموعه‌های آموزش و آزمون، مدل یادگیری ماشین مبتنی بر الگوریتم CatBoost بر روی داده‌های آموزشی آموزش داده شد. لازم به ذکر است که متغیر هدف به‌صورت مستقل از روش FBWM و بر اساس ارزیابی عملکرد واقعی تأمین‌کنندگان تعیین شد. در مقابل، روش FBWM تنها برای تعیین اهمیت نسبی شاخص‌ها بر اساس نظر خبرگان به کار رفت و وزن‌های حاصل از آن در کنار مقادیر واقعی شاخص‌ها به‌عنوان ورودی مدل CatBoost مورد استفاده قرار گرفتند تا علاوه بر داده‌های واقعی، اهمیت نسبی معیارها نیز در فرآیند یادگیری لحاظ شود. برای دستیابی به بهترین عملکرد مدل، فرآیند بهینه‌سازی فرآپارامترها با استفاده از روش *Grid Search* انجام شد. در این فرآیند، ترکیب‌های مختلفی از مقادیر فرآپارامترهای کلیدی مدل مورد بررسی قرار گرفت تا مجموعه پارامترهایی که بهترین عملکرد پیش‌بینی را ارائه می‌دهند شناسایی شود. نتایج این جستجو نشان داد که مقادیر بهینه فرآپارامترهای مدل به صورت زیر هستند: عمق درخت^۵ برابر با ۶، نرخ یادگیری^۶ برابر با ۰.۰۵، تعداد تکرارها^۷ برابر با ۶۰۰، پارامتر تنظیم‌گری $l2_leaf_reg$ برابر با ۳ و پارامتر $bagging_temperature$ برابر با ۰.۴. استفاده از این مقادیر به مدل کمک می‌کند تا ضمن حفظ دقت پیش‌بینی بالا، از بیش‌برازش نیز جلوگیری کند.

برای ایجاد نسخه وزن‌دار مدل، وزن‌های نهایی حاصل از FBWM به‌عنوان ضرایب اهمیت ویژگی‌ها در پارامتر $feature_weights$ الگوریتم CatBoost اعمال شدند. از آنجاکه مجموع وزن‌های FBWM برابر با یک بود، وزن‌ها پیش از ورود به مدل به‌گونه‌ای مقیاس‌بندی شدند که میانگین آن‌ها برابر با یک باشد. اگر w_j وزن

^۷ iterations

^۵ depth

^۶ learning rate

برای سنجش سهم مستقل FBWM، مدل CatBoost در دو وضعیت آموزش داده شد. در حالت وزن دار، $feature_weights$ برابر وزن های مقیاس بندی شده FBWM و در حالت بدون وزن، وزن تمام ویژگی ها برابر با یک در نظر گرفته شد. تقسیم داده ها، فضای جستجوی فرارامترها، معیار بهینه سازی و ساختار اعتبارسنجی در هر دو حالت یکسان بود تا تفاوت عملکرد صرفاً به استفاده یا عدم استفاده از اطلاعات وزنی منتسب شود.

به منظور بررسی بیشتر پایداری و قابلیت اعتماد آماری مدل، از روش اعتبارسنجی متقاطع ده بخشی^۸ استفاده شد. در این روش، داده ها به ده بخش تقسیم شده و در هر تکرار، مدل با استفاده از نه بخش برای آموزش و یک بخش برای ارزیابی مورد استفاده قرار گرفت. این فرآیند ده بار تکرار شد تا تمامی بخش ها یکبار در نقش مجموعه آزمون قرار گیرند. میانگین نتایج حاصل از این ده تکرار در مدل Catboost وزن دار نشان داد که مقدار میانگین خطای مطلق^۹ برابر با ۰.۳۴۶۸ و

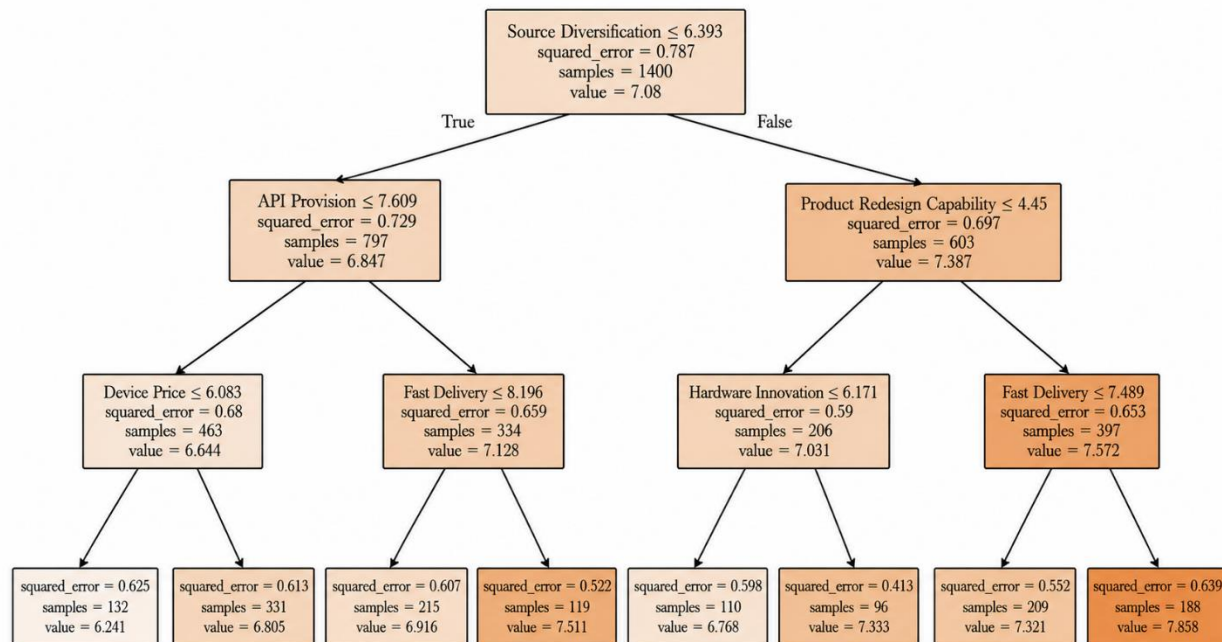
مقدار ریشه میانگین مربعات خطا^{۱۰} برابر با ۰.۴۴۶۲ و همچنین مقدار ضریب تعیین^{۱۱} برابر با ۰.۸۶۷۳ می باشد. این یافته ها نشان می دهند که مدل قادر است بخش قابل توجهی از تغییرات امتیاز عملکرد تأمین کنندگان را توضیح دهد. به منظور افزایش تفسیرپذیری مدل وزن دار، پس از آموزش مدل اصلی، یک درخت تصمیم جانشین براساس مقادیر پیش بینی شده آن برازش شد. در این فرایند، خروجی CatBoost وزن دار به عنوان متغیر هدف درخت جانشین و مقادیر واقعی شاخص های ارزیابی به عنوان متغیرهای توضیحی استفاده شدند. وزن های FBWM به صورت گره مستقل در درخت نمایش داده نمی شوند، زیرا این وزن ها متغیر ورودی نیستند و در مرحله امتیازدهی و انتخاب تقسیم های مدل اصلی اعمال شده اند. مطابق شکل ۳، تنوع منابع تأمین، قابلیت ارائه API، قابلیت بازطراحی محصول، قیمت تجهیزات، نوآوری سخت افزاری و سرعت تحویل از مهم ترین متغیرهای مورد استفاده برای تقریب رفتار مدل وزن دار بوده اند.

^{۱۰} RMSE

^{۱۱} R²

^۸ 10-Fold Cross Validation

^۹ MAE



شکل ۳. ساختار درخت تصمیم متناظر با مدل CatBoost وزن دار

۴.۴. ارزیابی عملکرد مدل

از آنجاکه ساختار الگوریتم‌ها متفاوت است، وزن‌های FBWM متناسب با ماهیت هر مدل اعمال شدند. همان‌طور که گفته شد، در CatBoost، وزن‌ها از طریق پارامتر $feature_weights$ در امتیازدهی و انتخاب تقسیم‌ها به کار رفتند. در جنگل تصادفی، امتیاز تجمیعی وزن‌دار شاخص‌ها به‌عنوان یک ویژگی مهندسی‌شده به فضای ورودی افزوده شد. در SVR و ANN، ویژگی‌های استانداردشده در وزن‌های مقیاس‌بندی‌شده متناظر ضرب شدند و در KNN، فاصله اقلیدسی وزن‌دار برای تعیین همسایه‌ها مورد استفاده قرار گرفت. در حالت بدون وزن، تمام مدل‌ها صرفاً با ویژگی‌های اصلی آموزش داده شدند. نتایج حاصل از مجموعه آزمون در جدول ۴ ارائه شده‌اند.

در این بخش، عملکرد الگوریتم CatBoost به‌عنوان مدل اصلی پژوهش با چهار الگوریتم پرکاربرد شامل جنگل تصادفی^{۱۲}، ماشین بردار پشتیبان^{۱۳}، نزدیک‌ترین همسایه^{۱۴} و شبکه عصبی مصنوعی^{۱۵} مقایسه شد. برای ارزیابی سهم مستقل وزن‌های FBWM، هر الگوریتم در دو وضعیت وزن‌دار و بدون وزن آموزش داده شد. در تمام اجراها، تقسیم آموزش و آزمون، بذر تصادفی، ساختار اعتبارسنجی، معیار بهینه‌سازی و فضای تنظیم فرآیندها ثابت نگه داشته شد تا اختلاف عملکرد به سازوکار وزن‌دهی منتسب باشد.

^{۱۲} k-Nearest Neighbors (KNN)

^{۱۵} Artificial Neural Networks (ANN)

^{۱۲} Random Forest

^{۱۳} Support Vector Regression (SVR)

جدول ۴. مقایسه عملکرد مدل‌های یادگیری ماشین در حالت وزن‌دار و بدون وزن

	Model	MAE	RMSE	R ²
Weighted	CatBoost	0.3468	0.4462	0.8673
	SVR	0.3876	0.4963	0.7548
	KNN	0.3792	0.4875	0.7681
	ANN	0.3664	0.4736	0.8127
	Random Forest	0.3571	0.4618	0.8294
Unweighted	CatBoost	0.3562	0.4499	0.7614
	SVR	0.4068	0.5220	0.7190
	KNN	0.3988	0.5131	0.7372
	ANN	0.3815	0.4908	0.7806
	Random Forest	0.3745	0.4819	0.7979

برتری CatBoost وزن‌دار نشان می‌دهد که ترکیب توانایی این الگوریتم در یادگیری روابط پیچیده و غیرخطی با هدایت فرایند انتخاب ویژگی‌ها بر اساس اوزان FBWM، برای ارزیابی داده‌محور تأمین‌کنندگان مناسب است. مقایسه مستقیم CatBoost در دو حالت وزن‌دار و بدون وزن نیز ارزش افزوده بخش FBWM را تأیید می‌کند؛ زیرا با ثابت نگه‌داشتن الگوریتم اصلی، ورود اوزان موجب کاهش خطا و افزایش قدرت تبیین مدل شده است. بنابراین، بهبود عملکرد چارچوب پیشنهادی صرفاً ناشی از انتخاب الگوریتم CatBoost نیست و استفاده از اطلاعات ترجیحی خبرگان نیز در ارتقای عملکرد پیش‌بینی مدل نقش داشته است.

۴.۵. ارزیابی تأمین‌کنندگان مورد مطالعه

پس از آموزش و اعتبارسنجی مدل CatBoost وزن‌دار، از خروجی‌های مدل برای ارزیابی عملکرد تأمین‌کنندگان اصلی و پشتیبان در طول زمان استفاده شد. نتایج این تحلیل در جدول ۵ ارائه شده است. این جدول امتیازهای پیش‌بینی‌شده عملکرد

مطابق نتایج جدول ۴، اعمال اوزان FBWM در هر پنج الگوریتم موجب کاهش مقادیر MAE و RMSE و افزایش ضریب تعیین نسبت به حالت بدون وزن شده است. در این میان، CatBoost وزن‌دار با MAE برابر با ۰.۳۴۶۸، RMSE برابر با ۰.۴۴۶۲ و R² برابر با ۰.۸۶۷۳ بهترین عملکرد کلی را ارائه کرد. در مقایسه با CatBoost بدون وزن، مقدار MAE از ۰.۳۵۶۲ به ۰.۳۴۶۸ و RMSE از ۰.۴۴۹۹ به ۰.۴۴۶۲ کاهش یافت و ضریب تعیین از ۰.۷۶۱۴ به ۰.۸۶۷۳ افزایش پیدا کرد. پس از آن، جنگل تصادفی وزن‌دار با مقادیر MAE برابر با ۰.۳۵۷۱، RMSE برابر با ۰.۴۶۱۸ و R² برابر با ۰.۸۲۹۴ در جایگاه دوم قرار گرفت. شبکه عصبی وزن‌دار نیز با R² برابر با ۰.۸۱۲۷ عملکرد بهتری نسبت به KNN و SVR وزن‌دار ارائه کرد. مقایسه زوجی نتایج نشان می‌دهد که نسخه وزن‌دار هر الگوریتم نسبت به نسخه بدون وزن همان الگوریتم از دقت پیش‌بینی بیشتری برخوردار بوده است؛ هرچند میزان بهبود در مدل‌های مختلف یکسان نیست.

تأمین‌کنندگان اصلی و پشتیبان را در ۱۲ دوره زمانی متوالی نشان می‌دهد. لازم به ذکر است که این جدول با هدف نمایش روند تغییرات امتیازهای پیش‌بینی‌شده و کاربرد مدل در پایش عملکرد تأمین‌کنندگان ارائه شده است؛

جدول ۵. امتیازهای عملکرد تأمین‌کنندگان اصلی و پشتیبان در ۱۲ دوره زمانی

Supplier	t1	t2	t3	t4	t5	t6	t7	t8	t9	t10	t11	t12
i1 (Main)	6.20	6.25	6.28	6.30	6.35	6.38	6.40	6.45	6.48	6.50	6.55	6.60
i2 (Main)	7.10	7.15	7.20	7.25	7.30	7.35	7.38	7.40	7.45	7.48	7.50	7.55
i3 (Main)	8.90	8.95	9.00	9.05	9.10	9.12	9.15	9.18	9.20	9.22	9.24	9.25
i4 (Main)	8.10	8.15	8.20	8.25	8.30	8.35	8.38	8.40	8.45	8.48	8.50	8.55
i5 (Main)	7.50	7.55	7.60	7.65	7.70	7.75	7.80	7.85	7.90	7.95	8.00	8.05
b1 (Backup)	5.40	5.46	5.52	5.58	5.64	5.70	5.76	5.82	5.88	5.94	6.00	6.06
b2 (Backup)	5.80	5.87	5.94	6.01	6.08	6.15	6.22	6.29	6.36	6.43	6.50	6.57

مطابق جدول ۵، بررسی روند تغییرات امتیازها نشان می‌دهد که تمامی تأمین‌کنندگان، چه اصلی و چه پشتیبان، روندی نسبتاً پایدار و عمدتاً صعودی را در طول ۱۲ دوره زمانی تجربه کرده‌اند. این الگوی رفتاری بیانگر آن است که عملکرد تأمین‌کنندگان در طول زمان بهبود یافته یا دست‌کم ثبات قابل قبولی داشته است.

در میان تأمین‌کنندگان اصلی، تأمین‌کننده *i3* بالاترین سطح عملکرد را در تمامی دوره‌ها به خود اختصاص داده است؛ به‌طوری‌که امتیاز آن از ۸.۹۰ در دوره *t1* به ۹.۲۵ در دوره *t12* افزایش یافته است. این موضوع نشان‌دهنده عملکرد بسیار قوی و پایدار این تأمین‌کننده در شاخص‌های کلیدی ارزیابی، به‌ویژه در حوزه‌هایی مانند قابلیت بازطراحی محصول، نوآوری سخت‌افزاری و تنوع در منابع تأمین است. پس از آن، تأمین‌کننده *i4* با روندی صعودی از ۸.۱۰ به ۸.۵۵ در

جایگاه بعدی قرار دارد. تأمین‌کنندگان *i2* و *i1* نیز اگرچه امتیازهای پایین‌تری دارند، اما هر دو افزایش تدریجی و یکنواختی را در طول دوره‌های زمانی تجربه کرده‌اند که نشان‌دهنده بهبود مستمر عملکرد آن‌هاست. در مورد تأمین‌کنندگان پشتیبان، نتایج نشان می‌دهد که هر دو تأمین‌کننده نیز روندی افزایشی و باثبات دارند. امتیاز تأمین‌کننده *b1* از ۵.۴۰ در دوره *t1* به ۶.۰۶ در دوره *t12* و امتیاز تأمین‌کننده *b2* از ۵.۸۰ به ۶.۵۷ افزایش یافته است. اگرچه سطح عملکرد تأمین‌کنندگان پشتیبان نسبت به تأمین‌کنندگان اصلی پایین‌تر است، اما روند رو به رشد آن‌ها نشان می‌دهد که این تأمین‌کنندگان می‌توانند در شرایط بحرانی یا افزایش ناگهانی تقاضا، نقش مکمل و حمایتی مؤثری در شبکه تأمین ایفا کنند. به‌طور کلی، روند امتیازات حاکی از آن است که مدل CatBoost توانسته است تغییرات عملکرد تأمین‌کنندگان را در طول زمان به‌خوبی ثبت و منعکس کند. این

روندهای صعودی می‌توانند ناشی از عواملی مانند بهبود کیفیت خدمات، کاهش زمان تحویل، ارتقای پشتیبانی فنی، افزایش سطح دیجیتالی‌سازی فرآیندها و بهینه‌سازی عملیات داخلی تأمین‌کنندگان باشند. افزون بر این، ثبات نسبی امتیازها نشان می‌دهد که نوسانات شدید در عملکرد تأمین‌کنندگان مشاهده نشده است؛ موضوعی که از منظر مدیریت ریسک تأمین اهمیت بالایی دارد.

۵. بحث و نتیجه‌گیری

هدف اصلی این پژوهش، توسعه چارچوبی داده‌محور برای ارزیابی عملکرد تأمین‌کنندگان در صنعت پرداخت الکترونیک با بهره‌گیری از روش بهترین-بدترین فازی و الگوریتم یادگیری ماشین CatBoost بود. یافته‌های پژوهش، متناسب با سؤالات مطرح‌شده، ابعاد، شاخص‌ها، سازوکار وزن‌دهی و عملکرد پیش‌بینی چارچوب پیشنهادی را تبیین می‌کنند. در پاسخ به سؤال پژوهش اول، نتایج نشان داد که ابعاد چابکی، تاب‌آوری، تحول دیجیتال و شاخص‌های عمومی، چارچوبی جامع برای ارزیابی تأمین‌کنندگان فراهم می‌کنند. از میان شاخص‌های بررسی‌شده، تحویل سریع (۰.۰۶۵۳)، تنوع در منابع تأمین (۰.۰۶۲۲)، سطح موجودی اطمینان (۰.۰۶۱۹) و تجربه مدیریت بحران (۰.۰۶۱۵) بیشترین وزن نهایی را به خود اختصاص دادند. این یافته بیانگر اهمیت بالای قابلیت‌های مرتبط با چابکی و تاب‌آوری در صنعت پرداخت الکترونیک است. در پاسخ به سؤال پژوهش دوم، نتایج روش بهترین-بدترین فازی نشان داد که نرخ ناسازگاری کل پرسشنامه برابر با ۰.۰۲۴۱ و نرخ ناسازگاری تمامی ابعاد کمتر از ۰.۱ است؛ بنابراین، قضاوت‌های خبرگان از سازگاری مناسبی برخوردار بوده و اعتبار فرایند وزن‌دهی شاخص‌ها تأیید می‌شود.

در پاسخ به سؤال پژوهش سوم، وزن‌های نهایی حاصل از FBWM پس از مقیاس‌بندی به‌گونه‌ای که میانگین آن‌ها برابر با یک باشد، از طریق پارامتر $feature_weights$ در فرایند امتیازدهی و انتخاب ویژگی‌های CatBoost اعمال شدند. در این سازوکار، وزن‌ها در تشکیل متغیر هدف دخالت نداشتند، به‌عنوان ستون‌های ثابت به داده‌ها افزوده نشدند و مقادیر ویژگی‌ها نیز مستقیماً در وزن‌ها ضرب نشدند؛ بلکه امتیاز تقسیم‌های کانیددا براساس اهمیت نسبی ویژگی‌ها تعدیل شد. به‌این‌ترتیب، شاخص‌های دارای وزن بیشتر، مشروط بر برخورداری از قدرت پیش‌بینی مناسب، شانس بیشتری برای انتخاب در گره‌های درخت پیدا کردند. نتایج نشان داد که این سازوکار توانسته است دانش ترجیحی خبرگان را بدون محدودکردن قابلیت مدل در یادگیری روابط غیرخطی و تعاملات موجود در داده‌های واقعی وارد فرایند یادگیری کند. ارزیابی اثر این سازوکار نشان داد که CatBoost وزن‌دار با مقادیر MAE برابر با ۰.۳۴۶۸، RMSE برابر با ۰.۴۴۶۲ و R^2 برابر با ۰.۸۶۷۳، عملکرد دقیق و قابل‌اتکایی در پیش‌بینی عملکرد تأمین‌کنندگان دارد. در نسخه بدون وزن، مقادیر MAE، RMSE و R^2 به‌ترتیب برابر با ۰.۳۵۶۲، ۰.۴۴۹۹ و ۰.۷۶۱۴ بود. بنابراین، اعمال اوزان FBWM موجب کاهش خطاهای پیش‌بینی و افزایش قدرت تبیین مدل شده است. این نتیجه نشان می‌دهد که برتری چارچوب پیشنهادی صرفاً ناشی از قابلیت‌های ذاتی الگوریتم CatBoost نیست و اطلاعات ترجیحی حاصل از FBWM نیز از طریق هدایت فرایند انتخاب ویژگی‌ها، سهم مستقلى در بهبود عملکرد مدل داشته است. همچنین، نتایج اعتبارسنجی متقاطع ده‌بخشی، ثبات نسبی عملکرد مدل را در تقسیم‌بندی‌های مختلف داده‌ها تأیید کرد.

در پاسخ به سؤال پژوهش چهارم، مقایسه الگوریتم‌ها در دو حالت وزن‌دار و بدون وزن نشان داد که CatBoost وزن‌دار با ضریب تعیین ۰.۸۶۷۳ و کمترین مقادیر MAE و RMSE، بهترین عملکرد کلی

in *Civil Engineering*, 2021(1), pp.1-40.
<https://doi.org/10.1155/2021/6654042>

2. Chen, Q., Choi, B.-J. and Lee, S.-J., 2025. Tailoring customer segmentation strategies for luxury brands in the NFT market: the case of SUPERGUCCI. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 82, p.104121.
<https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2024.104121>

3. Sheykhizadeh, M., Ghasemi, R., Vandchali, H.R., Sepehri, A. and Torabi, S.A., 2024. A hybrid decision-making framework for a supplier selection problem based on lean, agile, resilience, and green criteria: a case study of a pharmaceutical industry. *Environment, Development and Sustainability*, 26(12), pp.30969-30996. <https://doi.org/10.1007/s10668-023-04135-7>

4. Rostami, O., Tavakoli, M., Tajally, A. and GhanavatiNejad, M., 2023. A goal programming-based fuzzy best-worst method for the viable supplier selection problem: a case study. *Soft Computing*, 27(6), pp.2827-2852. <https://doi.org/10.1007/s00500-022-07572-0>

5. Solgi, O., Gheidar-Kheljani, J., Dehghani, E. and Taromi, A., 2021. Resilient supplier selection in complex products and their subsystem supply chains under uncertainty and risk disruption: a case study for satellite components. *Scientia Iranica*, 28(3), pp.1802-1816. <https://doi.org/10.24200/SCI.2019.52556.2773>

6. Hosseini, S.M.H. and Kolagar Daronkola, M., 2019. Evaluating the suppliers based on a hybrid approach of Einstein Choquet Integral and PROMETHEE II with respect to SCOR metrics (case study: medical laboratory equipment suppliers). *Sharif Journal of Industrial Engineering & Management (SJIE)*, 35(1.1), pp.105-117. [In Persian].
[10.24200/j65.2019.7229.1768](https://doi.org/10.24200/j65.2019.7229.1768)

را در میان مدل‌های بررسی‌شده ارائه کرده است. همچنین، مقایسه زوجی نسخه وزن‌دار و بدون وزن هر الگوریتم نشان داد که ورود اوزان FBWM موجب بهبود عملکرد تمامی مدل‌های بررسی‌شده شده است؛ هرچند میزان این بهبود متناسب با ساختار و سازوکار یادگیری هر الگوریتم متفاوت بود. برتری CatBoost وزن‌دار نشان می‌دهد که ترکیب توانایی این الگوریتم در یادگیری روابط پیچیده و غیرخطی با اطلاعات ترجیحی حاصل از قضاوت خبرگان، برای داده‌های ارزیابی تأمین‌کنندگان مناسب است. در مجموع، چارچوب پیشنهادی می‌تواند به‌عنوان ابزاری کارآمد برای انتخاب، رتبه‌بندی و پایش مستمر تأمین‌کنندگان و پشتیبانی از تصمیم‌گیری مدیران مورد استفاده قرار گیرد.

با وجود نتایج به‌دست‌آمده، این پژوهش دارای محدودیت‌هایی است که می‌تواند زمینه‌ساز مطالعات آینده باشد. داده‌های پژوهش به یک شرکت فعال در صنعت پرداخت الکترونیک ایران محدود بوده‌اند؛ بنابراین، تعمیم نتایج به سایر سازمان‌ها و صنایع نیازمند اعتبارسنجی‌های تکمیلی است. پیشنهاد می‌شود چارچوب ارائه‌شده در صنایع دیگر و مطالعات بین‌سازمانی آزمون شود. استفاده از داده‌های بلندمدت، روش‌های یادگیری عمیق و مدل‌های ترکیبی پیشرفته‌تر نیز می‌تواند به ارتقای دقت پیش‌بینی کمک کند. افزون بر این، بررسی پویایی وزن شاخص‌ها در دوره‌های زمانی مختلف و تحلیل تأثیر تغییرات محیطی بر اهمیت معیارهای ارزیابی می‌تواند زمینه توسعه مدل‌های تصمیم‌گیری تطبیقی و هوشمندتر را فراهم سازد.

منابع

1. Akhavein, A., RezaHoseini, A., Ramezani, A. and BagherPour, M., 2021. Ranking sustainable projects through an innovative hybrid DEMATEL-VIKOR decision-making approach using Z-number. *Advances*

12. Zeynali, F.R., Parvin, M., ForouzeshehNejad, A.A., Jeyzanibrahimzade, E., Ghanavati-Nejad, M. and Tajally, A., 2025. A heuristic-based multi-stage machine learning-based model to design a sustainable, resilient, and agile reverse corn supply chain by considering third-party recycling. *Applied Soft Computing*, 174, p.113042. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2025.113042>
13. Modares, A., Emroozzi, V.B., Roozkhosh, P. and Modares, A., 2025. A Bayesian best-worst approach with blockchain integration for optimizing supply chain efficiency through supplier selection. *Supply Chain Analytics*, 9, p.100100. <https://doi.org/10.1016/j.sca.2024.100100>
14. Ziari, M., Soheyli, A. and Taleizadeh, A.A., 2026. An intelligent analytics framework for supplier selection and delay risk management in sustainable supply chains. *Supply Chain Analytics*, 14, p.100208. <https://doi.org/10.1016/j.sca.2026.100208>
15. Biswas, A. and Basak, S., 2026. Developing an efficient supplier performance evaluation and selection process by integrating the MARCOS method. *Array*, 29, p.100742. <https://doi.org/10.1016/j.array.2026.100742>
16. Sazvar, Z., Tavakoli, M., Ghanavati-Nejad, M. and Nayeri, S., 2022. Sustainable-resilient supplier evaluation for high-consumption drugs during COVID-19 pandemic using a data-driven decision-making approach. *Scientia Iranica*, in press. <https://doi.org/10.24200/sci.2022.59789.6424>
17. Molaei, B.J., Ghanavati-Nejad, M., Tajally, A. and Sheikhalishahi, M., 2025. A novel stochastic machine learning approach for resilient-leagile supplier selection: a circular supply chain in the era of Industry 7. Esmaeili, M., Olfat, L., Amiri, M. and Raeesi Vanani, I., 2023. Classification and allocation of suppliers to customers in resilience supply chains using machine learning. *Industrial Management Perspective*, 13(3), pp.39-70. [In Persian]. [10.48308/jimp.13.3.39](https://doi.org/10.48308/jimp.13.3.39)
8. Forouzanfar, A. and Radman, M., 2025. Optimizing sustainable supplier selection and order allocation using an integrated mathematical programming and machine learning approach. *Sharif Journal of Industrial Engineering & Management (SJIE)*, in press. [In Persian]. [10.24200/j65.2025.65858.2422](https://doi.org/10.24200/j65.2025.65858.2422)
9. Nayeri, S., Khoei, M.A., Rouhani-Tazangi, M.R., GhanavatiNejad, M., Rahmani, M. and Tirkolaei, E.B., 2023. A data-driven model for sustainable and resilient supplier selection and order allocation problem in a responsive supply chain: a case study of healthcare system. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 124, p.106511. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2023.106511>
10. Jafari-Raddani, M.H., Asgarabad, H.C., Aghsami, A. and Jolai, F., 2024. A hybrid approach to sustainable supplier selection and order allocation considering quality policies and demand forecasting: a real-life case study. *Process Integration and Optimization for Sustainability*, 8(1), pp.39-69. <https://doi.org/10.1007/s41660-023-00350-x>
11. Islam, S., Amin, S.H. and Wardley, L.J., 2024. A supplier selection and order allocation planning framework by integrating deep learning, principal component analysis, and optimization techniques. *Expert Systems with Applications*, 235, p.121121. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.121121>

4.0. *Soft Computing*, 29(6), pp.2845-2866.
<https://doi.org/10.1007/s00500-025-10578-z>

ویراستای نشده