

Journal of Safe City

Online ISSN: 2676-556X

Journal Homepage: www.ispdrc.ir

Research Paper

An Intelligent Framework for Urban Resilience and Functional Risk Assessment Using Machine Learning and Multi-Source Data: A Passive Defense Approach

Razieh Farazkish ✉

Department of Computer Engineering, ST.C., Islamic Azad University, Tehran, Iran

Received: 27 May 2026 Received In revised form: 4 August 2026 Accepted: 21 September 2026 p.p: 312 –331

https://doi.org/ 10.22034/scj.2026.2104309.1271

A B S T R A C T

Objective: The increasing complexity of urban physical, social, environmental, and infrastructural systems has highlighted the need for data-driven approaches to urban resilience assessment. This study aims to develop an intelligent framework for assessing urban resilience based on multi-source data and machine learning within a civil defense perspective.Methods: Population, physical, infrastructural, environmental, and spatial data were preprocessed and integrated to derive multidimensional resilience indicators. A hybrid Analytic Hierarchy Process–Principal Component Analysis (AHP–PCA) approach was used to determine indicator weights and construct a composite resilience index. To avoid direct reproduction of this index by the machine learning models, the base indicators were used as input features, while functional risk level was independently defined as the target variable. Logistic Regression, Decision Tree, Random Forest, and XGBoost were compared, and SHapley Additive exPlanations (SHAP) were used to interpret feature importance and direction of effects.Findings: XGBoost achieved the best overall performance, with an accuracy of 0.88, F1-score of 0.87, and AUC-ROC of 0.91. SHAP analysis identified access to critical infrastructure, vulnerable population density, road network connectivity and redundancy, and access to emergency, medical, and firefighting services as the most influential factors associated with functional risk. Conclusion: The proposed framework integrates multidimensional resilience assessment, machine learning, and civil defense considerations to identify high-risk urban units and key vulnerability factors. The findings demonstrate its potential to support evidence-based prioritization of interventions and enhance the continuity of critical urban functions.

Keywords: Urban Resilience, Machine Learnig, Multi-source Data, Civil Defense, AHP–PCA Analysis, Urban Functional Risk.

Corresponding author (Email: *r.farazkish@iau.ac.ir*)

نشریه علمی شهر ایمن
شاپا الکترونیکی: 2676-556X
Journal Homepage: www.ispdrc.ir
مقاله پژوهشی

توسعه چارچوبی هوشمند برای ارزیابی تاب‌آوری شهری مبتنی بر یادگیری ماشین و داده‌های چندمنبعی با رویکرد پدافند غیرعامل

راضیه فرازکیش – گروه مهندسی کامپیوتر، واحد تهران جنوب، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران

تاریخ ارسال: ۱۴۰۵/۰۳/۰۶ تاریخ بازنگری: ۱۴۰۵/۰۵/۱۳ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۵/۰۶/۳۰ ص.ص ۳۳۱-۳۱۲
https://doi.org/ 10.22034/scj.2026.2104309.1271

چکیده:

پیچیدگی فزاینده ساختار کالبدی، اجتماعی، زیست‌محیطی و زیرساختی شهرها، ضرورت استفاده از رویکردهای داده‌محور برای ارزیابی تاب‌آوری شهری را افزایش داده است. هدف پژوهش حاضر، توسعه چارچوبی هوشمند برای ارزیابی تاب‌آوری شهری مبتنی بر داده‌های چندمنبعی و یادگیری ماشین با رویکرد پدافند غیرعامل است. در این چارچوب، داده‌های جمعیتی، کالبدی، زیرساختی، محیطی و مکانی پس از پیش‌پردازش و یکپارچه‌سازی، برای استخراج شاخص‌های چندبعدی تاب‌آوری به‌کار گرفته شدند. وزن‌دهی شاخص‌ها با تلفیق فرآیند تحلیل سلسله‌مراتبی (AHP) و تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA) انجام شد. سپس، به‌منظور جلوگیری از بازتولید مستقیم شاخص ترکیبی، شاخص‌های پایه به‌عنوان متغیرهای ورودی و سطح ریسک کارکردی مناطق به‌عنوان متغیر هدف مستقل در مدل‌های یادگیری ماشین استفاده شدند. عملکرد مدل‌ها مقایسه و عوامل مؤثر بر ریسک با استفاده از تحلیل SHAP شناسایی شدند. نتایج نشان می‌دهد که چارچوب پیشنهادی می‌تواند ضمن شناسایی روابط پیچیده میان شاخص‌های شهری، مناطق دارای ریسک بالاتر و عوامل کلیدی آسیب‌پذیری را مشخص کند. این چارچوب با پیوند تحلیل داده‌محور و اصول پدافند غیرعامل، مبنایی برای اولویت‌بندی مداخلات و ارتقای تداوم عملکردهای حیاتی شهری فراهم می‌کند.

واژگان کلیدی: تاب‌آوری شهری، یادگیری ماشین ، داده‌های چندمنبعی، پدافند غیرعامل، تحلیل AHP–PCA، ریسک کارکردی شهری

* نویسنده مسؤل: دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران جنوب، تهران، ایران؛ رایانامه: r.farazkish@iau.ac.ir

مقدمه:

شهرهای امروزی به‌عنوان سامانه‌هایی پیچیده و پویا، در معرض طیفی از مخاطرات طبیعی، انسان‌ساخت، فناورانه و زیرساختی قرار دارند که می‌توانند تداوم عملکردهای حیاتی، ارائه خدمات اساسی و ایمنی عمومی را با اختلال مواجه کنند. افزایش وابستگی متقابل میان زیرساخت‌ها، گسترش شهرنشینی و پیچیده‌تر شدن شبکه‌های شهری، ضرورت ارتقای ظرفیت شهرها برای مواجهه با اختلالات، سازگاری با شرایط متغیر و تداوم عملکرد را بیش از پیش برجسته ساخته است. در این شرایط، تاب‌آوری شهری به یکی از رویکردهای مهم در برنامه‌ریزی و مدیریت شهری تبدیل شده و بر ظرفیت شهر برای مواجهه، سازگاری و بازیابی در برابر مخاطرات تأکید دارد.

با وجود گسترش روش‌های مختلف ارزیابی تاب‌آوری شهری، سنجش این مفهوم همچنان با چالش‌هایی همراه است. چندبعدی بودن تاب‌آوری، وابستگی متقابل مؤلفه‌های شهری و ناهمگونی فضایی و زمانی داده‌ها، استفاده از روش‌هایی را ضروری می‌سازد که توانایی تحلیل هم‌زمان عوامل متعدد و روابط پیچیده میان آنها را داشته باشند. در مقابل، برخی رویکردهای شاخص‌محور با اتکا به مجموعه‌ای محدود از متغیرها و وزن‌های از پیش تعیین‌شده، در شناسایی روابط غیرخطی، آستانه‌ها و تعامل میان عوامل مؤثر محدودیت دارند. ازاین‌رو، بهره‌گیری از رویکردهای داده‌محور می‌تواند ظرفیت تحلیلی ارزیابی تاب‌آوری شهری را ارتقا دهد.

گسترش منابع داده شهری نیز فرصت مناسبی برای توسعه چنین رویکردهایی فراهم کرده است. داده‌های جمعیتی، کالبدی، مکانی، زیرساختی و محیطی، ابعاد مختلف وضعیت و ظرفیت تاب‌آوری شهر را بازنمایی می‌کنند و تلفیق آنها می‌تواند شناخت جامع‌تری از وضعیت مناطق شهری فراهم سازد. با این حال، استفاده مؤثر از داده‌های چندمنبعی نیازمند روش‌هایی است که بتوانند داده‌های ناهمگون را یکپارچه کرده و روابط پیچیده میان متغیرها را استخراج کنند. یادگیری ماشین با قابلیت تحلیل داده‌های چندبعدی و شناسایی روابط غیرخطی، ظرفیت مناسبی برای طبقه‌بندی سطوح ریسک، شناسایی الگوهای آسیب‌پذیری و تحلیل عوامل مؤثر بر تاب‌آوری شهری دارد.

از سوی دیگر،پدافند غیرعامل با تأکید بر کاهش آسیب‌پذیری، تداوم عملکردهای حیاتی، افزایش آمادگی و کاهش پیامدهای ناشی از تهدیدات، می‌تولند چارچوبی مکمل برای ارزیابی و ارتقای تاب‌آوری شهری فراهم کند. با وجود توسعه مطالعات در زمینه تاب‌آوری شهری، پدافند غیرعامل و کاربرد روش‌های داده‌محور، پیوند نظام‌مند این حوزه‌ها در قالب یک چارچوب یکپارچه همچنان نیازمند توجه بیشتر است. به‌ویژه، تبدیل نتایج تحلیل‌های داده‌محور به اطلاعات قابل استفاده برای شناسایی نقاط آسیب‌پذیر، تعیین عوامل مؤثر و اولویت‌بندی مداخلات ایمن‌محور، از خلأهای قابل توجه در این زمینه محسوب می‌شود.

بر این اساس، پژوهش حاضر با هدف توسعه چارچوبی هوشمند برای ارزیابی تاب‌آوری شهری مبتنی بر یادگیری ماشین و داده‌های چندمنبعی با رویکرد پدافند غیرعامل انجام شده است. چارچوب پیشنهادی با تلفیق داده‌های چندمنبعی، شاخص‌های چندبعدی تاب‌آوری و روش‌های یادگیری ماشین، سازوکاری داده‌محور برای ارزیابی وضعیت مناطق شهری، شناسایی عوامل مؤثر بر ریسک کارکردی و پشتیبانی از اولویت‌بندی مداخلات فراهم می‌کند. در این چارچوب، تلاش می‌شود تحلیل داده‌محور از بازتولید صرف شاخص ترکیبی فراتر رفته و با شناسایی الگوهای پیچیده و عوامل اثرگذار، به تصمیم‌گیری و سیاست‌گذاری در راستای ارتقای تاب‌آوری و ایمنی شهری با رویکرد پدافند غیرعامل کمک کند.

۱- مفاهیم و مبانی نظری پژوهش

ارزیابی تاب‌آوری شهری به دلیل ماهیت چندبعدی و وابستگی متقابل مؤلفه‌های شهری، نیازمند توجه هم‌زمان به ابعاد تاب‌آوری، الزامات پدافند غیرعامل و ظرفیت روش‌های نوین تحلیل داده است. در پژوهش حاضر، این سه حوزه مبنای نظری توسعه چارچوب پیشنهادی را تشکیل می‌دهند؛ به‌گونه‌ای که تاب‌آوری شهری، ابعاد و مؤلفه‌های ارزیابی را مشخص می‌کند، پدافند غیرعامل جهت‌گیری مرتبط با کاهش آسیب‌پذیری و تداوم عملکردهای حیاتی را فراهم می‌سازد و داده‌های چندمنبعی و یادگیری ماشین، ظرفیت لازم برای تحلیل داده‌محور وضعیت و ریسک کارکردی مناطق شهری را ایجاد می‌کنند.

۱-۱- تاب‌آوری شهری و ابعاد آن

تاب‌آوری شـــهری به ظرفیت یک نظام شـــهری برای مواجهه با اختلالات، جذب پیامدهای ناشـــی از مخاطرات، حفظ یا بازیابی عملکردهای اساسی و سازگاری با شرایط متغیر اشاره دارد. این مفهوم صرفاً به بازگشت شهر به وضعیت پیش از بحران محدود نمی‌شود، بلکه ظرفیت‌های پیشگیری، آمادگی، پاسخ، بازیابی، یادگیری و سازگاری را نیز دربرمی‌گیرد.

ماهیت چندبعدی تاب‌آوری موجب می‌شـود ارزیابی آن مسـتلزم توجه به مؤلفه‌های کالبدی، زیرسـاختی، اجتماعی، اقتصـادی، محیطی و مدیریتی باشـد. مؤلفه‌های کالبدی و زیرسـاختی ظرفیت سـاختمان‌ها، شـبکه‌های حیاتی، تأسـیسـات و حمل‌ونقل را بازنمایی می‌کنند؛ مؤلفه‌های اجتماعی و جمعیتی ظرفیت جامعه برای آمادگی و سازگاری را نشان می‌دهند؛ و مؤلفه‌های اقتصادی، محیطی و مدیریتی نیز بر ظرفیت کاهش پیامدهای مخاطرات، حفظ خدمات و بازیابی پس از اختلال اثرگذارند.

از نظر فضـایی، تاب‌آوری در مناطق مختلف شـهر یکسـان نیسـت و تفاوت در تراکم جمعیت، کیفیت زیرسـاخت‌ها، دسـترسـی به خدمات، شرایط محیطی و میزان مواجهه با مخاطرات می‌تواند به تفاوت در سطح تاب‌آوری و ریسک کارکردی منجر شود. ازاین‌رو، ارزیابی در مقیاس مناسـب مکانی می‌تواند امکان شـناسـایی پهنه‌های دارای آسـیب‌پذیری بیشـتر و حمایت از اولویت‌بندی اقدامات اصلاحی را فراهم سازد.

۱-۲- پدافند غیرعامل و ارتباط آن با تاب‌آوری شهری

پدافند غیرعامل رویکردی پیشـگیرانه برای کاهش آسـیب‌پذیری و پیامدهای ناشـی از تهدیدات و تقویت تداوم عملکرد سـامانه‌های حیاتی اسـت. حفاظت از زیرسـاخت‌های حیاتی، کاهش تمرکز کارکردهای حسـاس، ایجاد ظرفیت‌های پشـتیبان، اسـتمرار خدمات و کاهش پیامدهای اختلال از جمله موضوعاتی هستند که در این رویکرد مورد توجه قرار می‌گیرند.

تاب‌آوری شـــهری و پدافند غیرعامل از نظر تأکید بر کاهش پیامدهای اختلال و حفظ عملکردهای ضـــروری دارای همپوشـــانی مفهومی هسـتند؛ با این تفاوت که تاب‌آوری دامنه گسـترده‌تری از ظرفیت‌های مواجهه، سـازگاری و بازیابی را دربرمی‌گیرد، در حالی که پدافند غیرعامل تمرکز بیشـتری بر کاهش آسـیب‌پذیری و حفاظت از کارکردهای حیاتی در برابر تهدیدات دارد. بر این اسـاس، اصول پدافند غیرعامل می‌توانند به‌عنوان جهت‌گیری راهبردی برای تفسیر نتایج ارزیابی، شناسایی نقاط آسیب‌پذیر و اولویت‌بندی مداخلات مرتبط با تاب‌آوری شهری مورد استفاده قرار گیرند.

۱-۳- داده‌های چندمنبعی در ارزیابی تاب‌آوری شهری

چندبعدی بودن تاب‌آوری شـــهری، اسـتفاده از داده‌هایی با منابع و ماهیت‌های مختلف را ضـــروری می‌سـازد. داده‌های جمعیتی، کالبدی، مکانی، زیرسـاختی، محیطی و حمل‌ونقل می‌توانند ابعاد مختلف ظرفیت و آسـیب‌پذیری مناطق شـهری را بازنمایی کنند. تلفیق این داده‌ها امکان ایجاد تصویری جامع‌تر از وضعیت تاب‌آوری و تحلیل هم‌زمان عوامل مختلف را فراهم می‌سازد.

از آنجا که داده‌های چندمنبعی معمولاً از نظر قلب، مقیاس، دقت و زمان ثبت ناهمگون هســـتند، اســـتفاده از آنها مســـتلزم پیش‌پردازش، استانداردسازی و یکپارچه‌سازی است. کیفیت این فرآیندها مستقیماً بر اعتبار شاخص‌های استخراج‌شده و عملکرد مدل‌های تحلیلی اثر می‌گذارد. در پژوهش حاضر، داده‌های چندمنبعی مبنای استخراج شاخص‌های پایه تاب‌آوری و آسیب‌پذیری قرار می‌گیرند و جزئیات نحوه آماده‌سـازی، اسـتانداردسـازی و یکپارچه‌سـازی آنها در بخش روش پژوهش و چارچوب پیشـنهادی تشریح خواهد شد.

۱-٤- یادگیری ماشین در تحلیل و طبقه‌بندی تاب‌آوری شهری

یادگیری ماشین با قابلیت شناسایی الگوها و روابط پیچیده میان متغیرها، ظرفیت مناسبی برای تحلیل داده‌های چندبعدی شهری فراهم می‌کند. این روش‌ها می‌توانند در شناسایی الگوهای آسیب‌پذیری، طبقه‌بندی مناطق و تحلیل روابط میان ویژگی‌های شهری مورد استفاده قرار گیرند.

با این حال، کاربرد یادگیری ماشین در ارزیابی تاب‌آوری مستلزم تعریف دقیق متغیرهای ورودی و هدف، انتخاب الگوریتم متناسب با مسئله، کنترل بیش‌برازش و اعتبارسنجی نتایج است. همچنین، در کاربردهای مدیریتی، صرف دقت پیش‌بینی کافی نیست و قابلیت تفسیر خروجی مدل و امکان شناسایی عوامل مؤثر بر ریسک اهمیت دارد.

در پژوهش حاضر، شاخص‌های پایه استخراج‌شده از داده‌های چندمنبعی به‌عنوان متغیرهای ورودی مدل یادگیری ماشین در نظر گرفته می‌شوند و امتیاز یا طبقه‌بندی حاصل از شاخص ترکیبی *AHP–PCA* مستقیماً به‌عنوان ورودی مدل استفاده نمی‌شود. این تفکیک امکان می‌دهد مدل یادگیری ماشین روابط پیچیده میان شاخص‌های پایه و ریسک کارکردی مناطق شهری را مستقل از ساختار وزن‌دهی شاخص ترکیبی تحلیل کند. همچنین، استفاده از روش‌های تفسیرپذیری مانند *SHAP* امکان شناسایی اهمیت، جهت اثر و الگوهای اثرگذاری شاخص‌ها را فراهم می‌سازد. جزئیات این رویکرد در چارچوب پیشنهادی پژوهش ارائه خواهد شد.

۲- پیشینه پژوهش و شکاف مطالعاتی

مطالعات مرتبط با تاب‌آوری شهری طی سال‌های اخیر از رویکردهای عمدتاً کالبدی و شاخص‌محور به سمت رویکردهای چندبعدی، فضایی و داده‌محور حرکت کرده‌اند. هم‌زمان، توسعه داده‌های شهری، سامانه‌های اطلاعات جغرافیایی و روش‌های یادگیری ماشین، ظرفیت‌های جدیدی برای تحلیل تاب‌آوری و آسیب‌پذیری فراهم کرده است. همچنین، توجه به کاهش آسیب‌پذیری زیرساخت‌ها و تداوم عملکردهای حیاتی، زمینه پیوند میان تاب‌آوری شهری و پدافند غیرعامل را تقویت کرده است. بر این اساس، پیشینه پژوهش در چهار محور شامل ارزیابی تاب‌آوری شهری، داده‌های مکانی و چندمنبعی، کاربرد یادگیری ماشین و مطالعات پدافند غیرعامل بررسی می‌شود.

۲-۱- مطالعات ارزیابی تاب‌آوری شهری

بخش قابل توجهی از مطالعات، تاب‌آوری شهری را با استفاده از مجموعه‌ای از شاخص‌های اجتماعی، اقتصادی، کالبدی، زیرساختی، محیطی و نهادی ارزیابی کرده‌اند. نتایج این مطالعات بر ماهیت چندبعدی تاب‌آوری و ضرورت توجه هم‌زمان به ظرفیت‌های مختلف شهری تأکید دارند (Cutter et al., 2008: 7; Meerow et al., 2016: 147; Sharifi, 2016: 69). با این حال، تفاوت در تعریف ابعاد، مقیاس تحلیل، انتخاب شاخص‌ها و روش ترکیب آنها موجب شده است چارچوب‌های ارائه‌شده از نظر قابلیت مقایسه و تعمیم با محدودیت‌هایی مواجه باشند (Sharifi, 2016: 147; Yang et al., 2023: 160).

در بسیاری از این مطالعات، اهمیت شاخص‌ها با استفاده از وزن‌دهی کارشناسی، روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره یا وزن‌های از پیش تعیین‌شده تعیین شده است (Sharifi, 2016: 147). این روش‌ها برای رتبه‌بندی و مقایسه مناطق مفید هستند، اما ممکن است در بازنمایی روابط غیرخطی و وابستگی متقابل میان مؤلفه‌های شهری محدودیت داشته باشند. در نتیجه، حرکت به سمت روش‌های داده‌محور به‌عنوان یکی از جهت‌گیری‌های جدید در ارزیابی تاب‌آوری مورد توجه قرار گرفته است (Chen et al., 2025: 7; *Praharaj, 2026*).

۲-۲- مطالعات مبتنی بر داده‌های مکانی و چندمنبعی

گروهی از مطالعات با استفاده از داده‌های مکانی و سامانه‌های اطلاعات جغرافیایی، توزیع فضایی تاب‌آوری و آسیب‌پذیری را بررسی کرده‌اند. این مطالعات امکان پهنه‌بندی مناطق، نمایش فضایی شاخص‌ها و شناسایی تفاوت‌های مکانی در سطح تاب‌آوری را فراهم کرده‌اند (Cai et al., 2018: 31; Malczewski, 2006: 20). در برخی پژوهش‌ها نیز داده‌های جمعیتی، کاربری زمین،

زیرساختی، محیطی و دسترسی به خدمات به‌صورت هم‌زمان مورد استفاده قرار گرفته‌اند (Cutter et al., 2014: 7; Saputra et al., 2025; Yang et al., 2023:160).

با وجود این، ناهمگونی داده‌ها از نظر مقیاس، قالب، کیفیت، دقت مکانی و زمان ثبت، یکی از چالش‌های مهم در تلفیق داده‌های چندمنبعی محسوب می‌شود (Cai et al., 2018: 31; Sharifi, 2016: 69). افزون بر آن، بخشی از مطالعات عمدتاً بر تولید نقشه‌های آسیب‌پذیری یا شاخص‌های ترکیبی تمرکز داشته‌اند و ظرفیت داده‌های چندمنبعی برای تحلیل روابط پیچیده میان متغیرهای شهری کمتر مورد استفاده قرار گرفته است (Chen et al., 2025: 7; Saputra et al., 2025). از این منظر، یکپارچه‌سازی داده‌های ناهمگون با روش‌های تحلیلی پیشرفته همچنان یکی از زمینه‌های قابل توسعه در این حوزه است.

۲-۳- مطالعات کاربرد یادگیری ماشین در تاب‌آوری و آسیب‌پذیری شهری

با گسترش کاربرد هوش مصنوعی در مدیریت شهری و مدیریت بحران، الگوریتم‌های یادگیری ماشین در زمینه‌هایی مانند پیش‌بینی مخاطرات، ارزیابی آسیب‌پذیری، تحلیل ریسک، شناسایی مناطق پرخطر و پیش‌بینی عملکرد زیرساخت‌ها به‌کار گرفته شده‌اند (Amnuaylojaroen, 2025: 8; Chen et al., 2025: 7; Mosavi et al., 2018: 10; Yin et al., 2026: 6). قابلیت این روش‌ها در پردازش داده‌های چندبعدی و مدل‌سازی روابط غیرخطی، امکان تحلیل مسائل پیچیده شهری را افزایش داده است. با این حال، بخش قابل‌توجهی از مطالعات موجود بر یک مخاطره مشخص، یک زیرساخت یا یک مسئله محدود تمرکز داشته و هدف اصلی آنها پیش‌بینی یا طبقه‌بندی یک متغیر خاص بوده است (Khosravi et al., 2018: 573; Yang et al., 2023: 160). در مقابل، استفاده از یادگیری ماشین در قالب چارچوبی جامع برای تحلیل هم‌زمان مجموعه متنوعی از شاخص‌های شهری و شناسایی الگوهای مرتبط با ریسک کارکردی، کمتر مورد توجه قرار گرفته است (Chen et al., 2025: 7; Sharifi, 2016: 69).

از سوی دیگر، در کاربردهای تصمیم‌یار، عملکرد پیش‌بینی مدل به‌تنهایی کافی نیست و تفسیرپذیری نتایج نیز اهمیت دارد. شناسایی اهمیت نسبی متغیرها و جهت اثر آنها می‌تواند خروجی مدل را از یک نتیجه صرفاً محاسباتی به اطلاعاتی قابل استفاده برای تحلیل آسیب‌پذیری و تصمیم‌گیری شهری تبدیل کند (Lundberg & Lee, 2017: 7; Molnar, 2022; Mohammad et al., 2026: 20; Mohammad et al., 2026: 17). این موضوع یکی از جنبه‌های مهم در توسعه چارچوب‌های داده‌محور ارزیابی تاب‌آوری است.

۲-۴- مطالعات مرتبط با پدافند غیرعامل و تاب‌آوری شهری

مطالعات حوزه پدافند غیرعامل شهری عمدتاً بر کاهش آسیب‌پذیری، مکان‌یابی کاربری‌ها و زیرساخت‌های حساس، حفاظت از مراکز حیاتی، استمرار خدمات و مدیریت پیامدهای تهدیدات تمرکز داشته‌اند (Bitarafan & Amini Hossini, 2023: 6; Coaffee & Rogers, 2008: 12; Hosseini & Maleki Toulabi, 2024: 55). این مطالعات بر اهمیت ویژگی‌های فضایی، عملکردی و زیرساختی شهر در کاهش آسیب‌پذیری و ارتقای آمادگی تأکید می‌کنند.

در بخشی از این مطالعات، ارزیابی آسیب‌پذیری و ایمنی شهری با استفاده از روش‌های شاخص‌محور، تحلیل مکانی و تصمیم‌گیری چندمعیاره انجام شده است (Bitarafan & Amini Hossini, 2023: 6; Malczewski, 2006: 20). با وجود اهمیت این رویکردها، استفاده نظام‌مند از داده‌های چندمنبعی و روش‌های یادگیری ماشین برای تحلیل هم‌زمان تاب‌آوری و ریسک کارکردی شهری کمتر مورد توجه قرار گرفته است (Khaleghi Tabar & Farazkish, 2021: 6; Chen et al., 2025: 7; Hosseini & Maleki Toulabi, 2024: 55,). بنابراین، پیوند عملیاتی میان تحلیل داده‌محور، ارزیابی چندبعدی تاب‌آوری و الزامات پدافند غیرعامل همچنان ظرفیت توسعه دارد (Bitarafan & Nemati, 2026).

۲-۵- جمع‌بندی پیشینه و شکاف پژوهشی

بررسی مطالعات پیشین نشان می‌دهد که در هر یک از حوزه‌های ارزیابی تاب‌آوری، تحلیل مکانی، داده‌های چندمنبعی، یادگیری ماشین و پدافند غیرعامل، پیشرفت‌های قابل توجهی حاصل شده است؛ با این حال، این حوزه‌ها در بسیاری از مطالعات به‌صورت مستقل یا با پیوندی محدود مورد استفاده قرار گرفته‌اند.

برای مقایسه نظام‌مند مطالعات منتخب از نظر ابعاد تاب‌آوری، نوع داده، مقیاس تحلیل، روش ارزیابی، کاربرد یادگیری ماشین، توجه به پدافند غیرعامل و محدودیت‌های گزارش‌شده، جدول ۱ ارائه می‌شود. این جدول مبنای تحلیل تطبیقی مطالعات و استخراج شکاف پژوهشی قرار می‌گیرد.

جدول ۱. مقایسه تطبیقی مطالعات منتخب در زمینه ارزیابی تاب‌آوری شهری، داده‌های چندمنبعی، یادگیری ماشین و پدافند غیرعامل

ردیف	مطالعه	محور و زمینه ارزیابی	داده و ابزار تحلیلی	الگوریتم‌های هوش مصنوعی / XAI	توجه به پدافند غیرعامل	خلأ / محدودیت نسبت به پژوهش حاضر
۱	Cutter et al(۲۰۰۸) .	ابعاد پنج‌گانه تاب‌آوری جامعه‌محور	شاخص‌های توصیفی و آماری	ندارد	خیر	عدم مدل‌سازی هم‌بستگی‌های غیرخطی میان شاخص‌ها
۲	Sharifi (۲۰۱۶)	نقد ابزارهای سنجش تاب‌آوری شهری	مرور نظام‌مند شاخص‌ها	ندارد	خیر	تأکید بر ناهمگونی ابزارها بدون ارائه مدل محاسباتی یکپارچه
۳	Yang et al(۲۰۲۳) .	تاب‌آوری زیرساخت‌های حیاتی شهری	رویکردهای شاخص‌محور ایستا	ندارد	ضمنی	ناتوانی در تحلیل پویای وابستگی‌های متقابل در شرایط بحرانی
۴	Saputra et al . (۲۰۲۵)	تاب‌آوری و آمادگی در برابر بلایا	داده‌های اینترنت اشیاء (IoT) و پایش	ندارد	ضمنی	تمرکز صرف بر پایش جسگری بدون مدل‌سازی ریسک کارکردی
۵	Chen et al(۲۰۲۶) .	سنجش فضایی تاب‌آوری (FCP)	یادگیری ماشین مکانی (SML)	بله (مدل‌های مرسوم ML)	خیر	عدم تلفیق با رویکردهای تبیین‌پذیری محلی و ملاحظات پدافندی
۶	Bitarafan & Amini (۲۰۲۳)	تاب‌آوری کالبدی در تهدیدات انسان‌ساخت	شاخص‌های توصیفی و وزن‌دهی IHWP	ندارد	بله	تکیه بر تحلیل‌های صرفاً کارشناسی و عدم استفاده از هوش داده‌محور
۷	Bitarafan & Nemati (2026)	ایمنی زیرساخت در تهدید انفجار	مدل تلفیقی RF+XG Boost	بله (XAI - SHAP)	بله	تمرکز صرف بر آسیب فیزیکی-سازه‌ای و عدم پوشش ابعاد چندگانه شهری
۸	Hosseini & Maleki (۲۰۲۴)	مدیریت هوشمند بحران و پدافند	تصمیم‌گیری چندمعیاره و ANFIS	بله (ANFIS فازی)	بله	عدم بهره‌گیری از داده‌های چندمنبعی مکانی و عدم تبیین‌پذیری محلی متغیرها
۹	پژوهش حاضر	تاب‌آوری چندبعدی و ریسک کارکردی	داده‌های چندمنبعی کالبدی، مکانی و زیرساختی	بله (تلفیق یادگیری ماشین + تحلیل SHAP)	بله (رویکرد محوری)	چارچوب ترکیبی AHP-PCA مدل‌سازی غیرخطی ریسک و اولویت‌بندی تصمیم‌یار مداخلات

بر اساس مقایسه مطالعات، شکاف پژوهشی را می‌توان در سه سطح اصلی صورت‌بندی کرد: نخست، نیاز به چارچوبی برای تلفیق داده‌های چندمنبعی و شاخص‌های چندبعدی در ارزیابی تاب‌آوری شهری؛ دوم، ظرفیت محدود به‌کارگیری روش‌های یادگیری ماشین برای تحلیل روابط میان شاخص‌های پایه و استخراج الگوهای مرتبط با ریسک کارکردی؛ و سوم، ضعف پیوند میان نتایج تحلیل داده‌محور و الزامات پدافند غیرعامل در راستای شناسایی نقاط آسیب‌پذیر و اولویت‌بندی مداخلات.

بر این اساس، خلأ اصلی پژوهش حاضر نه صرفاً استفاده از یک الگوریتم جدید، بلکه نبود چارچوبی یکپارچه برای پیوند داده‌های چندمنبعی، ارزیابی چندبعدی تاب‌آوری، تحلیل مستقل یادگیری ماشین و تفسیر نتایج در چارچوب الزامات پدافند غیرعامل است. پژوهش حاضر در پاسخ به این خلأ، چارچوبی داده‌محور و تصمیم‌یار ارائه می‌کند که این مؤلفه‌ها را در یک فرایند منسجم برای ارزیابی تاب‌آوری، شناسایی عوامل مؤثر بر ریسک کارکردی و اولویت‌بندی مداخلات شهری به یکدیگر مرتبط می‌سازد.

۳- روش انجام پژوهش

پژوهش حاضر با هدف توسعه چارچوبی داده‌محور برای ارزیابی تاب‌آوری شهری مبتنی بر یادگیری ماشین و داده‌های چندمنبعی با رویکرد پدافند غیرعامل انجام شده است. فرایند پژوهش بر پایه تلفیق شاخص‌های چندبعدی تاب‌آوری، داده‌های شهری و روش‌های تحلیل هوشمند طراحی شده و از شناسایی و انتخاب شاخص‌ها آغاز می‌شود و پس از گردآوری، آماده‌سازی و یکپارچه‌سازی داده‌ها، به ارزیابی تاب‌آوری، تحلیل ریسک کارکردی و شناسایی عوامل مرتبط با آسیب‌پذیری منتهی می‌شود.

۳-۱- نوع و رویکرد پژوهش

پژوهش حاضر از نظر هدف، کاربردی ـــ توسعه‌ای و از نظر ماهیت، توصیفی ـــ تحلیلی است و از رویکرد داده‌محور برای ارزیابی تاب‌آوری شهری بهره می‌گیرد. مبانی نظری تاب‌آوری شهری و اصول پدافند غیرعامل، مبنای شناسایی و انتخاب شاخص‌ها را تشکیل می‌دهند (Cutter et al., 2008: 7; Bitarafan & Amini Hossini, 2023: 6). در ادامه، روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره و تحلیل آماری برای ساخت شاخص ترکیبی تاب‌آوری و روش‌های یادگیری ماشین برای تحلیل روابط میان شاخص‌های پایه و سطح ریسک کارکردی به کار گرفته می‌شوند (Jolliffe & Cadima, 2016: 160).

واحد تحلیل پژوهش، مناطق شهری محدوده مورد مطالعه است. برای هر منطقه، مجموعه‌ای از شاخص‌های مرتبط با ابعاد کالبدی، اجتماعی، زیرساختی، محیطی، مکانی و مدیریتی استخراج و در پایگاه داده پژوهش سازمان‌دهی می‌شود. این ساختار امکان مقایسه فضایی مناطق و تحلیل تفاوت‌های موجود در سطح تاب‌آوری و ریسک کارکردی آنها را فراهم می‌سازد.

۳-۲- داده‌ها و آماده‌سازی آن‌ها

داده‌های پژوهش از منابع چندگانه و متناسب با ابعاد مختلف تاب‌آوری شهری گردآوری می‌شوند. این داده‌ها شامل اطلاعات جمعیتی و اجتماعی، کالبدی و فضایی، زیرساختی، محیطی و مدیریتی است و در صورت دسترسی، شاخص‌های مرتبط با الزامات پدافند غیرعامل نیز در فرآیند ارزیابی لحاظ می‌شوند. انتخاب نهایی شاخص‌ها بر اساس ارتباط نظری با تاب‌آوری، قابلیت اندازه‌گیری، کیفیت و دسترسی‌پذیری داده‌ها انجام می‌شود (Cutter et al., 2008: 7; Sharifi, 2016: 69; Farazkish, 2026: 22).

پس از گردآوری، داده‌ها از نظر کامل‌بودن، سازگاری و کیفیت بررسی شده و فرایند پیش‌پردازش شامل مدیریت داده‌های مفقود و پرت، استانداردسازی و همسان‌سازی مقیاس‌ها انجام می‌گیرد (Fouladvand et al., 2023: 167). سپس داده‌های مکانی و غیرمکانی بر اساس واحد تحلیل یکپارچه شده و در قالب ماتریسی سازمان‌دهی می‌شوند که در آن سطرها نمایانگر واحدهای شهری و ستون‌ها بیانگر شاخص‌های ارزیابی هستند (Malczewski, 2006: 20; Cai et al., 2018: 31).

۳-۳- فرآیند تحلیل و ارزیابی

در مرحله نخست تحلیل، شاخص‌های آماده‌شده پس از استانداردسازی و تعیین جهت اثر، برای محاسبه وزن‌ها و ساخت امتیاز ترکیبی تاب‌آوری با استفاده از *AHP* و *PCA* به کار گرفته می‌شوند (Jolliffe & Cadima, 2016: 374). این امتیاز به‌عنوان مبنایی برای توصیف و مقایسه وضعیت کلی تاب‌آوری واحدهای شهری مورد استفاده قرار می‌گیرد.

در مرحله دوم، برای جلوگیری از بازتولید ساختار شاخص ترکیبی، شاخص‌های پایه *I1* تا *I12* به‌عنوان ویژگی‌های ورودی مدل‌های یادگیری ماشین در نظر گرفته می‌شوند و امتیاز یا طبقه حاصل از *AHP–PCA* به‌عنوان ویژگی ورودی مدل استفاده نمی‌شود. متغیر هدف در این مرحله، سطح ریسک کارکردی مناطق است که مستقل از فرایند وزن‌دهی *AHP–PCA* تعریف می‌شود. الگوریتم‌های یادگیری ماشین متناسب با ماهیت داده‌ها مقایسه شده و عملکرد آنها با معیارهای مناسب ارزیابی می‌شود (Breiman, 2001: 45; Chen et al., 2025: 7). سپس با استفاده از روش‌های تفسیرپذیری، به‌ویژه *SHAP*، اهمیت و جهت اثر شاخص‌های ورودی تحلیل می‌شود (Lundberg & Lee, 2017: 30).

در مرحله نهایی، یافته‌های حاصل از شاخص ترکیبی و مدل یادگیری ماشین به‌صورت تطبیقی بررسی و در چارچوب اصول پدافند غیرعامل تفسیر می‌شوند. این تحلیل با هدف شناسایی عوامل مؤثر بر ریسک، تعیین مناطق دارای اولویت و پشتیبانی از اولویت‌بندی مداخلات برای کاهش آسیب‌پذیری و تداوم عملکردهای حیاتی انجام می‌گیرد (Bitarafan & Amini Hossini, 2023: 6; Hosseini & Maleki Toulabi, 2024: 55).

جزئیات مربوط به ساختار شاخص‌ها، نحوه محاسبه امتیاز ترکیبی تاب‌آوری، فرایند مدل‌سازی و نحوه تفسیر خروجی‌ها در بخش ۶، چارچوب هوشمند پیشنهادی، ارائه می‌شود.

٤- چارچوب هوشمند پیشنهادی

بر اساس مبانی نظری و شکاف پژوهشی شناسایی‌شده، در این پژوهش چارچوبی هوشمند برای ارزیابی تاب‌آوری شهری با تلفیق داده‌های چندمنبعی، شاخص‌های چندبعدی تاب‌آوری، روش ترکیبی *AHP–PCA*، یادگیری ماشین و رویکرد پدافند غیرعامل پیشنهاد می‌شود (Chen et al., 2025: 7; Jolliffe & Cadima, 2016: 160). منطق اصلی چارچوب بر تفکیک دو کارکرد تحلیلی استوار است: نخست، ایجاد یک سنجه ترکیبی برای توصیف وضعیت تاب‌آوری واحدهای شهری و دوم، استفاده از یادگیری ماشین برای تحلیل روابط میان شاخص‌های پایه و سطح ریسک کارکردی. این تفکیک از آن جهت اهمیت دارد که مدل یادگیری ماشین صرفاً بازتولیدکننده شاخص ترکیبی نباشد و بتواند الگوهای غیرخطی و تعاملی مرتبط با ریسک را شناسایی کند.

فرایند پیشنهادی از گردآوری و آماده‌سازی داده‌های چندمنبعی آغاز می‌شود و پس از استخراج و استانداردسازی شاخص‌ها، در دو مسیر تحلیلی مکمل ادامه می‌یابد. در مسیر نخست، شاخص ترکیبی تاب‌آوری با استفاده از وزن‌های *AHP–PCA* محاسبه می‌شود. در مسیر دوم، شاخص‌های پایه به‌عنوان متغیرهای ورودی یادگیری ماشین مورد استفاده قرار گرفته و سطح ریسک کارکردی واحدهای شهری به‌عنوان متغیر هدف مدل‌سازی می‌شود. در مرحله نهایی، اهمیت و جهت اثر شاخص‌ها با استفاده از *SHAP* تحلیل و نتایج در چارچوب پدافند غیرعامل برای شناسایی مناطق و حوزه‌های دارای اولویت مداخله تفسیر می‌شوند.

٤-١- معماری و منطق چارچوب پیشنهادی

چارچوب پیشنهادی از چند مرحله به‌هم‌پیوسته تشکیل شده است که شامل گردآوری و یکپارچه‌سازی داده‌ها، استخراج و استانداردسازی شاخص‌ها، ساخت شاخص ترکیبی تاب‌آوری، تعیین سطح ریسک کارکردی، مدل‌سازی یادگیری ماشین، تفسیرپذیری و تحلیل پدافندی است.

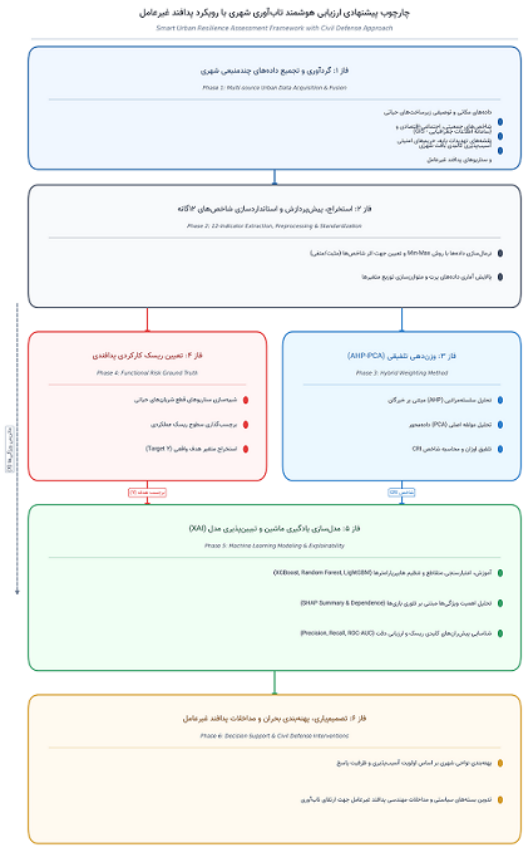
در مرحله نخست، داده‌های جمعیتی، اجتماعی، کالبدی، مکانی، زیرساختی، محیطی و مدیریتی گردآوری و پس از کنترل کیفیت، پاک‌سازی، استانداردسازی و یکپارچه‌سازی در سطح واحدهای تحلیل سازمان‌دهی می‌شوند. در مرحله دوم، شاخص‌های منتخب تاب‌آوری استخراج شده و جهت اثر آنها مشخص می‌شود.

در مرحله سوم، با استفاده از رویکرد ترکیبی *AHP–PCA*، وزن شاخص‌ها تعیین و امتیاز ترکیبی تاب‌آوری برای هر واحد شهری محاسبه می‌شود. این امتیاز به‌عنوان یک سنجه ترکیبی برای توصیف وضعیت تاب‌آوری مورد استفاده قرار می‌گیرد.

در مرحله چهارم، سطح ریسک کارکردی واحدهای شهری بر اساس سازوکار مستقل از وزن‌دهی *AHP–PCA* تعیین می‌شود. در این مرحله، برآورد ریسک با توجه به گسست احتمالی خدمات و عملکردهای حیاتی، قضاوت کارشناسی و سناریوهای مرتبط با تهدیدات مشترک و الزامات پدافند غیرعامل انجام می‌شود و واحدهای شهری در سه سطح ریسک پایین، متوسط و بالا طبقه‌بندی می‌شوند.

در مرحله پنجم، شاخص‌های پایه *I1* تا *I12*، بدون ورود امتیاز یا طبقه حاصل از *AHP–PCA*، به‌عنوان ویژگی‌های ورودی مدل‌های یادگیری ماشین مورد استفاده قرار می‌گیرند. هدف مدل، شناسایی رابطه میان شاخص‌های پایه و سطح ریسک کارکردی است. در مرحله بعد، مدل‌های مختلف مقایسه و مدل برتر انتخاب می‌شود و با استفاده از *SHAP*، اهمیت، جهت و الگوهای اثرگذاری شاخص‌ها تحلیل می‌شوند.

در مرحله نهایی، یافته‌های حاصل از شاخص ترکیبی تاب‌آوری و تحلیل یادگیری ماشین در چارچوب پدافند غیرعامل تفسیر شده و برای شناسایی مناطق دارای اولویت و تعیین حوزه‌های مناسب مداخله مورد استفاده قرار می‌گیرند. نمای کلی این فرایند در شکل ۱ ارائه شده است.



شکل ۱. چارچوب هوشمند پیشنهادی برای ارزیابی تاب‌آوری شهری مبتنی بر داده‌های چندمنبعی، یادگیری ماشین و رویکرد پدافند غیرعامل

۴-۲- ساخت شاخص و امتیاز ترکیبی تاب‌آوری

برای ایجاد سنجه‌ای یکپارچه از وضعیت تاب‌آوری، شاخص‌های منتخب از داده‌های چندمنبعی استخراج شدند. با توجه به تفاوت مقیاس و ماهیت شاخص‌ها، ابتدا جهت اثر آنها تعیین و سپس شاخص‌ها استانداردسازی شدند. در شاخص‌های منفی، که افزایش مقدار آنها بیانگر وضعیت نامطلوب‌تر است، تبدیل جهت انجام شد تا در تمام شاخص‌های نهایی، مقدار بیشتر بیانگر وضعیت مطلوب‌تر از نظر تاب‌آوری باشد.

۴-۲-۱- تعیین وزن راهبردی با AHP

در مرحله نخست، وزن راهبردی شاخص‌ها با استفاده از فرآیند تحلیل سلسله‌مراتبی (*AHP*) و بر اساس مقایسات زوجی تعیین شد (Saaty, 1980). در این مرحله، شاخص‌ها با توجه به اهمیت آنها در کاهش آسیب‌پذیری، حفاظت از زیرساخت‌های حیاتی، تداوم عملکردهای شهری و ارتقای تاب‌آوری مقایسه شدند.

پس از تشکیل ماتریس مقایسات زوجی، وزن نسبی هر شاخص با روش استاندارد *AHP* محاسبه شد. همچنین، نسبت سازگاری (*CR*) برای کنترل سازگاری قضاوت‌های کارشناسی محاسبه و تنها قضاوت‌های دارای سطح سازگاری قابل قبول در تعیین وزن‌ها مورد استفاده قرار گرفتند (Saaty, 1980). وزن حاصل برای شاخص i با W_i^{AHP} نمایش داده می‌شود.

۲-۲-۶- *تعیین وزن داده‌محور با* PCA

در مرحله دوم، تحلیل مؤلفه‌های اصلی (*PCA*) بر روی ماتریس استانداردشده شاخص‌ها انجام شد تا سهم اطلاعاتی شاخص‌ها بر اساس ساختار آماری داده‌ها تعیین شود (Jolliffe & Cadima, 2016: 374). مؤلفه‌های اصلی منتخب بر اساس مقدار ویژه و میزان واریانس تجمعی تبیین‌شده انتخاب شدند.

وزن داده‌محور هر شاخص بر اساس سهم واریانس مؤلفه‌های منتخب و شدت بار عاملی شاخص در هر مؤلفه محاسبه شد:

$$W_i^{PCA} = \sum_{k=1}^{K} \left[\frac{\lambda_k}{\sum_{k=1}^{K} \lambda_k} \times \frac{L_{ik}^2}{\sum_{i=1}^{n} L_{ik}^2} \right] \qquad (1)$$

در رابطه (۱)، W_i^{PCA} وزن داده‌محور شاخص i، λ_k مقدار ویژه مؤلفه اصلی k، L_{ik} بار عاملی شاخص i در مؤلفه k و K تعداد مؤلفه‌های منتخب است. استفاده از مربع بارهای عاملی موجب می‌شود شدت ارتباط شاخص با مؤلفه، مستقل از علامت بار عاملی، در محاسبه وزن لحاظ شود.

۳-۲-۶- *تلفیق وزن‌های* AHP *و* PCA

در مرحله سوم، وزن راهبردی حاصل از *AHP* و وزن داده‌محور حاصل از *PCA* با یکدیگر تلفیق شدند. وزن نهایی شاخص i از رابطه زیر محاسبه می‌شود (Chen et al., 2025: 7).

$$W_i^{Final} = \alpha W_i^{AHP} + (1 - \alpha) W_i^{PCA} \qquad (2)$$

در رابطه (۲)، W_i^{Final} وزن نهایی شاخص i، W_i^{AHP} وزن حاصل از *AHP*، W_i^{PCA} وزن حاصل از *PCA* و α سهم وزن راهبردی *AHP* در وزن نهایی است.

در سناریوی پایه، به‌منظور جلوگیری از غلبه پیشینی هر یک از دو رویکرد، مقدار $\alpha=0.5$ در نظر گرفته شد؛ بنابراین، *AHP* و *PCA* سهم برابر در تعیین وزن نهایی دارند. همچنین، به‌منظور بررسی وابستگی نتایج به این انتخاب، تحلیل حساسیت نسبت به مقادیر مختلف α انجام شد.

پس از تلفیق دو دسته وزن، وزن‌های نهایی برای اطمینان از مجموع واحد، نرمال‌سازی شدند:

$$W_i^{Final^*} = \frac{W_i^{Final}}{\sum_{i=1}^{n} W_i^{Final}} \qquad (3)$$

در رابطه (۳)، $W_i^{Final^*}$ وزن نهایی نرمال‌شده شاخص i و n تعداد شاخص‌های مورد استفاده است.

در نهایت، امتیاز ترکیبی تاب‌آوری برای واحد شهری u از مجموع وزنی شاخص‌های استانداردشده به دست آمد:

$$RI_u = \sum_{i=1}^{n} W_i^{Final^*} Z_{ui} \qquad (4)$$

که در آن RI_u امتیاز ترکیبی تاب‌آوری واحد شهری u، $W_i^{Final^*}$ وزن نهایی شاخص i و Z_{ui} مقدار استانداردشده شاخص i برای واحد شهری u است (Cutter et al., 2008: 7).

امتیاز RI به‌عنوان سنجه ترکیبی تاب‌آوری چندبعدی برای رتبه‌بندی و تحلیل وضعیت واحدهای شهری مورد استفاده قرار گرفت. همچنین، پایداری این شاخص در برابر تغییر سهم AHP و PCA با استفاده از تحلیل حساسیت α بررسی شد.

٤-٣- تعیین سطح ریسک کارکردی و متغیر هدف

به‌منظور جلوگیری از وابستگی مستقیم متغیر هدف یادگیری ماشین به ساختار وزن‌دهی $AHP–PCA$، سطح ریسک کارکردی به‌صورت مستقل از امتیاز ترکیبی تاب‌آوری تعیین شد. هدف از این تفکیک آن است که مدل یادگیری ماشین، به جای بازتولید رابطه ریاضی موجود در شاخص ترکیبی، رابطه میان شاخص‌های پایه و پیامدهای بالقوه اختلال در عملکردهای شهری را تحلیل کند.

تعیین سطح ریسک با توجه به سه منبع مکمل شامل شبیه‌سازی مونت‌کارلو برای گسست خدمات بحرانی، قضاوت کارشناسی و تحلیل حساسیت، و سناریوهای مرتبط با تهدیدات مشترک در چارچوب پدافند غیرعامل انجام شد. بر اساس نتایج حاصل، واحدهای شهری در سه طبقه ریسک پایین، متوسط و بالا قرار گرفتند. این طبقه‌بندی به‌عنوان متغیر هدف y در مرحله یادگیری ماشین مورد استفاده قرار گرفت.

بدین ترتیب، امتیاز ترکیبی $AHP–PCA$ و سطح ریسک کارکردی دو خروجی تحلیلی مکمل اما متمایز در چارچوب پژوهش هستند. شاخص ترکیبی، وضعیت کلی تاب‌آوری را توصیف می‌کند، در حالی که متغیر هدف یادگیری ماشین بر سطح ریسک کارکردی و احتمال اختلال در عملکردهای حیاتی تمرکز دارد.

٤-٤- مدل‌سازی و تحلیل با یادگیری ماشین

در مرحله مدل‌سازی، شاخص‌های پایه استخراج‌شده از داده‌های چندمنبعی به‌عنوان متغیرهای ورودی X و سطح ریسک کارکردی به‌عنوان متغیر هدف y مورد استفاده قرار گرفتند. امتیاز ترکیبی و طبقه حاصل از $AHP–PCA$ به‌عنوان ویژگی ورودی مدل وارد نشدند؛ بنابراین، مدل از خروجی مستقیم فرآیند وزن‌دهی به‌عنوان ویژگی استفاده نمی‌کند.

برای مقایسه قابلیت مدل‌سازی روابط خطی و غیرخطی، چهار الگوریتم شامل رگرسیون لجستیک، درخت تصمیم، $Random\ Forest$ و $XGBoost$ مورد استفاده قرار گرفتند. رگرسیون لجستیک به‌عنوان مدل پایه خطی و مدل‌های درخت‌مبنا به‌عنوان روش‌هایی با قابلیت شناسایی روابط غیرخطی، آستانه‌ای و تعاملی در نظر گرفته شدند.

داده‌ها به‌گونه‌ای تفکیک و اعتبارسنجی شدند که امکان ارزیابی تعمیم‌پذیری مدل و کاهش احتمال نشت اطلاعات فراهم شود. عملکرد مدل‌ها با استفاده از معیارهای $Accuracy$، $Precision$، $Recall$، $F1\text{-}Score$ و $AUC\text{-}ROC$ ارزیابی شد. مقایسه عملکرد مدل‌ها امکان شناسایی الگوریتم مناسب‌تر برای طبقه‌بندی سطح ریسک کارکردی را فراهم می‌کند.

هدف این مرحله صرفاً دستیابی به بالاترین دقت طبقه‌بندی نیست، بلکه بررسی توان مدل در استخراج روابط میان شاخص‌های پایه و سطح ریسک نیز مورد توجه قرار دارد. از این رو، پس از انتخاب مدل برتر، تحلیل تفسیرپذیری با استفاده از $SHAP$ انجام شد.

به‌منظور اطمینان از اینکه یادگیری ماشین صرفاً ساختار شاخص ترکیبی را بازتولید نمی‌کند، چند اقدام کنترلی در طراحی مدل لحاظ شد. نخست، امتیاز ترکیبی و طبقه حاصل از $AHP–PCA$ از مجموعه ویژگی‌های ورودی حذف شدند و تنها شاخص‌های پایه در مدل مورد استفاده قرار گرفتند. دوم، متغیر هدف ریسک کارکردی از سازوکار مستقل از فرآیند وزن‌دهی $AHP–PCA$ تعیین شد. سوم، فرآیند آموزش و ارزیابی مدل با تفکیک مناسب داده‌ها و اعتبارسنجی انجام گرفت تا احتمال نشت اطلاعات کاهش یابد.

همچنین، برای بررسی میزان هم‌راستایی یا تفاوت میان ساختار وزن‌دهی شاخص ترکیبی و اهمیت شاخص‌ها در مدل یادگیری ماشین، رتبه‌بندی شاخص‌ها بر اساس وزن نهایی $AHP–PCA$ با رتبه‌بندی حاصل از $SHAP$ مقایسه شد. ضریب همبستگی رتبه‌ای اسپیرمن به‌عنوان شاخص مکمل برای سنجش میزان هم‌راستایی دو رتبه‌بندی محاسبه شد. این مقایسه نشان می‌دهد که

آیا شاخص‌هایی که در ساخت سنجه ترکیبی وزن بیشتری دارند، الزاماً در پیش‌بینی ریسک کارکردی نیز اهمیت بیشتری دارند یا خیر.

٤-٥- تفسیر خروجی و اولویت‌بندی مداخلات پدافند غیرعامل

در مرحله نهایی، نتایج شاخص ترکیبی تاب‌آوری، سطح ریسک کارکردی و اهمیت شاخص‌ها در مدل یادگیری ماشین در چارچوب اصول پدافند غیرعامل تفسیر شدند. هدف این مرحله، تبدیل خروجی‌های کمی مدل به اطلاعات قابل استفاده برای شناسایی مناطق آسیب‌پذیر و اولویت‌بندی اقدامات اصلاحی است.

واحدهایی که از سطح ریسک بالاتر و وضعیت نامطلوب در شاخص‌های کلیدی برخوردار باشند، به‌عنوان مناطق دارای اولویت بیشتر برای مداخله شناسایی می‌شوند. متناسب با نوع عامل مؤثر، زمینه‌های مداخله می‌تواند شامل تقویت زیرساخت‌های حیاتی، ایجاد ظرفیت‌های پشتیبان، افزایش افزونگی شبکه‌های دسترسی، بهبود دسترسی به خدمات اضطراری، کاهش تمرکز کارکردهای حساس و ارتقای ظرفیت‌های مدیریتی و ارتباطی باشد.

بدین ترتیب، چارچوب پیشنهادی سه سطح مکمل اطلاعات را در اختیار تصمیم‌گیران قرار می‌دهد: امتیاز ترکیبی تاب‌آوری برای توصیف وضعیت کلی، مدل یادگیری ماشین برای تحلیل و طبقه‌بندی ریسک کارکردی، و *SHAP* برای شناسایی عوامل مؤثر بر ریسک. تفسیر این سه دسته یافته در چارچوب پدافند غیرعامل، امکان حرکت از ارزیابی صرفاً کمی به سمت اولویت‌بندی مداخلات و تصمیم‌گیری ایمن‌محور را فراهم می‌کند.

٥- نتایج، بحث و تحلیل یافته‌ها

در این بخش، نتایج حاصل از اجرای چارچوب پیشنهادی برای ارزیابی تاب‌آوری و تحلیل ریسک کارکردی واحدهای شهری ارائه و تفسیر می‌شود. تحلیل یافته‌ها در سه محور اصلی انجام می‌گیرد: نخست، عملکرد مدل‌های یادگیری ماشین در طبقه‌بندی سطح ریسک کارکردی؛ دوم، شناسایی اهمیت و جهت اثر شاخص‌های پایه با استفاده از *SHAP*؛ و سوم، مقایسه نتایج یادگیری ماشین با ساختار وزن‌دهی *AHP–PCA* و تفسیر یافته‌ها از منظر پدافند غیرعامل. در این بخش، علاوه بر گزارش نتایج کمی، تلاش می‌شود ارزش افزوده رویکرد داده‌محور در شناسایی عوامل مؤثر بر ریسک و اولویت‌بندی مداخلات شهری تبیین شود.

٥-١- نتایج مدل‌سازی و ارزیابی مدل یادگیری ماشین

پس از تعیین مستقل سطح ریسک کارکردی، شاخص‌های پایه *I1* تا *I12* به‌عنوان متغیرهای ورودی مدل‌های یادگیری ماشین مورد استفاده قرار گرفتند. همان‌گونه که در بخش ۶ تشریح شد، امتیاز ترکیبی تاب‌آوری و طبقه حاصل از *AHP–PCA* وارد مجموعه ویژگی‌های مدل نشدند؛ بنابراین، مدل‌های یادگیری ماشین مستقیماً ساختار وزن‌دهی شاخص ترکیبی را بازتولید نمی‌کنند و رابطه میان شاخص‌های پایه و سطح ریسک کارکردی را تحلیل می‌کنند.

برای مقایسه توانایی مدل‌های خطی و غیرخطی، چهار الگوریتم شامل رگرسیون لجستیک، درخت تصمیم، *Random Forest* و *XGBoost* ارزیابی شدند. نتایج مقایسه عملکرد مدل‌ها در جدول ۲ ارائه شده است.

جدول ۲. مقایسه عملکرد مدل‌های یادگیری ماشین در طبقه‌بندی سطح ریسک کارکردی مناطق

مدل	*Accuracy*	*Precision*	*Recall*	*F1-Score*	*AUC-ROC*
XGBoost	۰.۸۸	۰.۸۷	۰.۸۶	۰.۸۷	۰.۹۱
Random Forest	۰.۸۶	۰.۸۵	۰.۸۵	۰.۸۵	۰.۸۹
Decision Tree	۰.۷۵	۰.۷۴	۰.۷۳	۰.۷۴	۰.۷۸
Logistic Regression	۰.۷۷	۰.۷۶	۰.۷۵	۰.۷۶	۰.۸۰

مطابق جدول ۲، مدل *XGBoost* بهترین عملکرد کلی را در میان مدل‌های بررسی‌شده نشان داد و به *Accuracy* برابر با ۰.۸۸، *Precision* برابر با ۰.۸۷، *Recall* برابر با ۰.۸۶ و *F1-Score* برابر با ۰.۸۷ دست یافت. همچنین، مقدار *AUC-ROC* برابر با ۰.۹۱ نشان‌دهنده توان مناسب مدل در تفکیک سطوح ریسک کارکردی است. مدل *Random Forest* با *F1-Score* برابر با ۰.۸۵ در رتبه بعدی قرار گرفت، در حالی که درخت تصمیم و رگرسیون لجستیک عملکرد پایین‌تری داشتند.

برتری نسبی مدل‌های درخت‌مبنا، به‌ویژه *XGBoost* و *Random Forest*، می‌تواند نشان‌دهنده آن باشد که رابطه میان شاخص‌های پایه و ریسک کارکردی صرفاً خطی نیست و ساختارهای آستانه‌ای، غیرخطی یا تعاملی در داده‌ها وجود دارند. با این حال، این تفاوت عملکرد به‌تنهایی برای اثبات چنین روابطی کافی نیست؛ ازاین‌رو، در مرحله بعد، الگوی اهمیت و جهت اثر شاخص‌ها با استفاده از *SHAP* بررسی شد.

۵-۲- اهمیت شاخص‌ها و تفسیرپذیری مدل

پس از انتخاب *XGBoost* به‌عنوان مدل برتر، تحلیل *SHAP* برای بررسی نقش شاخص‌های ورودی انجام شد. برخلاف یک رتبه‌بندی ساده، *SHAP* امکان بررسی میزان و جهت اثرگذاری ویژگی‌ها بر خروجی مدل را فراهم می‌کند و از این طریق می‌توان مشخص کرد که کدام شاخص‌ها بیشترین نقش را در تفکیک سطوح ریسک کارکردی دارند.

نتایج تحلیل *SHAP* در جدول ۳ ارائه شده است.

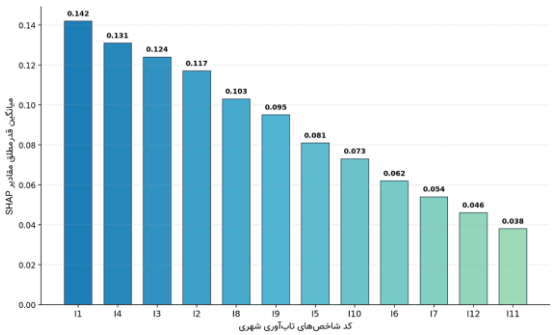
جدول ۳. رتبه‌بندی شاخص‌های مؤثر بر پیش‌بینی سطح ریسک بر اساس تحلیل *SHAP*

رتبه	کد	شاخص	اهمیت SHAP	جهت غالب اثر
1	I1	دسترسی به زیرساخت‌های حیاتی	0.142	مثبت
2	I4	تراکم جمعیت آسیب‌پذیر	0.131	منفی
3	I3	پیوستگی و افزونگی شبکه معابر	0.124	مثبت
4	I2	دسترسی به مراکز امداد، درمان و آتش‌نشانی	0.117	مثبت
5	I8	مواجهه با مخاطرات محیطی	0.103	منفی
6	I9	ظرفیت پاسخ‌گویی نهادی و مدیریتی	0.095	مثبت
7	I5	کیفیت و ایمنی کالبدی ساختمان‌ها	0.081	مثبت
8	I10	زیرساخت پایش، ارتباطات و هشدار سریع	0.073	مثبت
9	I6	تمرکز کارکردهای حساس شهری	0.062	منفی
10	I7	دسترسی به فضاهای باز و ایمن	0.054	مثبت
11	I12	ظرفیت پشتیبان آب، انرژی و خدمات حیاتی	0.046	مثبت
12	I11	توان اقتصادی و ظرفیت بازگشت‌پذیری خانوار	0.038	مثبت

همان‌گونه که در جدول ۳ مشاهده می‌شود، دسترسی به زیرساخت‌های حیاتی (*I1*) با اهمیت *SHAP* برابر با ۰.۱۴۲ مهم‌ترین شاخص در مدل است. پس از آن، تراکم جمعیت آسیب‌پذیر (*I4*)، پیوستگی و افزونگی شبکه معابر (*I3*) و دسترسی به مراکز امداد، درمان و آتش‌نشانی (*I2*) قرار دارند.

اهمیت بالای *I1* نشان می‌دهد که وضعیت و دسترسی به زیرساخت‌های حیاتی نقش مهمی در تفکیک سطح ریسک کارکردی واحدهای شهری دارد. در مقابل، جهت منفی اثر *I4* نشان می‌دهد افزایش تراکم جمعیت آسیب‌پذیر با افزایش ریسک همراه است. همچنین، اثر مثبت شاخص‌هایی نظیر پیوستگی شبکه معابر، دسترسی به خدمات اضطراری و ظرفیت پاسخ‌گویی مدیریتی بیانگر نقش ظرفیت‌های عملکردی و پشتیبان در کاهش ریسک است.

برای نمایش بصری این تفاوت‌ها، اهمیت نسبی شاخص‌ها بر اساس میانگین قدرمطلق مقادیر *SHAP* در شکل ۲ ارائه می‌شود.



شکل ۲. اهمیت نسبی شاخص‌های پایه در مدل *XGBoost* بر اساس میانگین قدرمطلق مقادیر *SHAP*

نتایج جدول ۳ و شکل ۲ نشان می‌دهد که اهمیت شاخص‌ها در مدل یادگیری ماشین الزاماً با وزن آنها در شاخص ترکیبی *AHP–PCA* یکسان نیست. این موضوع اهمیت ویژه‌ای دارد؛ زیرا نشان می‌دهد مدل یادگیری ماشین صرفاً یک بازتولید محاسباتی از شاخص ترکیبی نیست، بلکه می‌تواند الگوهای متفاوتی از ارتباط میان شاخص‌های پایه و ریسک کارکردی را آشکار کند.

۵-۳- مقایسه AHP–PCA و SHAP و بحث یافته‌ها

برای بررسی تفاوت میان «اهمیت شاخص در ساخت سنجه ترکیبی» و «اهمیت شاخص در پیش‌بینی ریسک کارکردی»، وزن‌های *AHP*، *PCA* و وزن نهایی *AHP–PCA* با اهمیت *SHAP* مقایسه شدند. وزن‌های مورد استفاده در این مقایسه پس از نرمال‌سازی محاسبه شده‌اند و وزن نهایی مطابق رابطه (۲) بخش ۶ با مقدار $\alpha=0.5$ به دست آمده است.

جدول ۴. مقایسه وزن شاخص‌ها در *AHP–PCA* و اهمیت آنها در مدل*XGBoost*

کد	شاخص	وزن AHP	وزن PCA	وزن نهایی AHP – PCA	رتبه AHP – PCA	اهمیت SHAP	رتبه SHAP
I1	دسترسی به زیرساخت‌های حیاتی	0.115	0.102	0.110	1	0.142	1
I2	دسترسی به مراکز امداد، درمان و آتش‌نشانی	0.105	0.092	0.100	2	0.117	4
I3	پیوستگی و افزونگی شبکه معابر	0.095	0.110	0.101	3	0.124	3
I4	تراکم جمعیت آسیب‌پذیر	0.090	0.118	0.101	4	0.131	2
I5	کیفیت و ایمنی کالبدی ساختمان‌ها	0.080	0.074	0.078	5	0.081	7
I6	تمرکز کارکردهای حساس شهری	0.075	0.066	0.071	6	0.062	9
I7	دسترسی به فضاهای باز و ایمن	0.070	0.062	0.067	7	0.054	10

I8	مواجهه با مخاطرات محیطی	0.085	0.096	0.089	8	0.103	5
I9	ظرفیت پاسخ‌گویی نهادی و مدیریتی	0.100	0.084	0.094	9	0.095	6
I10	زیرساخت پایش، ارتباطات و هشدار سریع	0.075	0.078	0.076	10	0.073	8
I11	توان اقتصادی و ظرفیت بازگشت‌پذیری خانوار	0.060	0.056	0.058	11	0.038	12
I12	ظرفیت پشتیبان آب، انرژی و خدمات حیاتی	0.050	0.062	0.055	12	0.046	11

مطابق جدول ۴، *I1* در هر دو رویکرد بالاترین رتبه را به خود اختصاص داده است. همچنین *I3* و *I4* در هر دو رتبه‌بندی در میان چهار شاخص نخست قرار دارند. این هم‌راستایی نشان می‌دهد برخی از عوامل بنیادی تاب‌آوری، هم از منظر وزن‌دهی ترکیبی و هم از منظر قدرت پیش‌بینی ریسک، نقش قابل توجهی دارند.

در مقابل، تفاوت‌هایی نیز مشاهده می‌شود. برای مثال، *I2* در رتبه دوم *AHP–PCA* قرار دارد، اما در مدل *SHAP* رتبه چهارم را کسب کرده است؛ در حالی که *I4* با وجود رتبه چهارم در *AHP–PCA*، در رتبه دوم اهمیت *SHAP* قرار گرفته است. همچنین *I8* از رتبه هشتم در ساخت شاخص ترکیبی به رتبه پنجم در مدل یادگیری ماشین ارتقا یافته است. این تفاوت‌ها نشان می‌دهد که اهمیت یک شاخص در توصیف کلی تاب‌آوری الزاماً معادل اهمیت آن در تفکیک ریسک کارکردی نیست.

برای کمی‌سازی این میزان هم‌راستایی، ضریب همبستگی رتبه‌ای اسپیرمن میان رتبه‌های *AHP–PCA* و *SHAP* محاسبه شد. بر اساس مقادیر استفاده‌شده در جدول ۴، مقدار این ضریب حدود $\rho=0.91$ به دست می‌آید که نشان‌دهنده هم‌راستایی نسبتاً قوی دو رتبه‌بندی است. با این حال، کامل نبودن این همبستگی نیز اهمیت دارد؛ زیرا نشان می‌دهد در کنار عوامل مشترک، تفاوت‌هایی میان اهمیت نظری ـ داده‌محور شاخص‌ها و قدرت آنها در پیش‌بینی ریسک کارکردی وجود دارد.

از منظر روش‌شناختی، این یافته یکی از نقاط قوت چارچوب پیشنهادی محسوب می‌شود. *AHP–PCA* یک سنجه ترکیبی برای توصیف وضعیت کلی تاب‌آوری ایجاد می‌کند، در حالی که یادگیری ماشین با استفاده از متغیر هدف مستقل، روابط میان شاخص‌های پایه و ریسک کارکردی را بررسی می‌کند. بنابراین، این دو رویکرد جایگزین یکدیگر نیستند، بلکه دو دیدگاه مکمل را ارائه می‌کنند: *AHP–PCA* برای سنجش و رتبه‌بندی وضعیت تاب‌آوری و یادگیری ماشین برای تحلیل الگوهای مرتبط با ریسک.

۷-۳-۱ *بحث یافته‌ها از منظر پدافند غیرعامل*

یافته‌های پژوهش از منظر پدافند غیرعامل نیز قابل توجه است. قرار گرفتن دسترسی به زیرساخت‌های حیاتی، پیوستگی و افزونگی شبکه معابر، دسترسی به خدمات اضطراری و تراکم جمعیت آسیب‌پذیر در میان مهم‌ترین عوامل مدل نشان می‌دهد که ریسک کارکردی شهر تنها تابع وضعیت یک مؤلفه منفرد نیست، بلکه از تعامل میان ظرفیت‌های زیرساختی، فضایی و جمعیتی شکل می‌گیرد.

اهمیت بالای *I1* و *I3* بر ضرورت تقویت زیرساخت‌های حیاتی و افزایش افزونگی شبکه‌های دسترسی تأکید دارد. چنین اقداماتی می‌تواند احتمال اختلال هم‌زمان در چند خدمت یا محدودیت دسترسی به مناطق آسیب‌دیده را کاهش دهد. از سوی دیگر، اهمیت *I4* نشان می‌دهد که تمرکز جمعیت آسیب‌پذیر در مناطق دارای ظرفیت پایین زیرساختی می‌تواند پیامدهای اختلال را تشدید کند و بنابراین باید در اولویت‌بندی مداخلات مورد توجه قرار گیرد.

همچنین، اهمیت *I2* و *I9* بر نقش دسترسی به خدمات اضطراری و ظرفیت پاسخ‌گویی نهادی در کاهش پیامدهای بحران تأکید می‌کند. از این منظر، نتایج مدل می‌تواند برای اولویت‌بندی اقداماتی مانند بهبود دسترسی به مراکز امدادی، تقویت مسیرهای جایگزین، توسعه ظرفیت‌های پشتیبان، ارتقای سامانه‌های ارتباطی و هشدار سریع و بهبود آمادگی مدیریتی مورد استفاده قرار گیرد.

نکته مهم آن است که اهمیت *SHAP* به‌تنهایی به معنای رابطه علّی نیست؛ بلکه نشان‌دهنده نقش یک ویژگی در پیش‌بینی خروجی مدل در محدوده داده‌های مورد مطالعه است. بنابراین، تبدیل این یافته‌ها به سیاست‌های اجرایی باید با توجه به شرایط مکانی، محدودیت‌های زیرساختی و قضاوت کارشناسی انجام شود.

در مجموع، نتایج نشان می‌دهد چارچوب پیشنهادی می‌تواند از یک ارزیابی صرفاً شاخص‌محور فراتر رود و با ترکیب سنجه ترکیبی تاب‌آوری، مدل‌سازی ریسک کارکردی و تفسیرپذیری *SHAP*، اطلاعات مکملی برای تصمیم‌گیری فراهم کند. ارزش افزوده اصلی رویکرد پیشنهادی در این است که ضمن حفظ قابلیت مقایسه واحدهای شهری از طریق شاخص ترکیبی، امکان شناسایی عواملی را نیز فراهم می‌کند که در پیش‌بینی ریسک کارکردی نقش بیشتری دارند. این ویژگی می‌تواند زمینه را برای حرکت از رتبه‌بندی عمومی تاب‌آوری به سمت مداخله هدفمند و مبتنی بر شواهد فراهم سازد.

۶- نتیجه‌گیری

پژوهش حاضر با هدف ارائه چارچوبی داده‌محور برای ارزیابی تاب‌آوری شهری و تحلیل ریسک کارکردی با تلفیق داده‌های چندمنبعی، روش ترکیبی *AHP–PCA*، یادگیری ماشین و رویکرد پدافند غیرعامل انجام شد. در چارچوب پیشنهادی، شاخص ترکیبی *AHP–PCA* برای توصیف و رتبه‌بندی وضعیت کلی تاب‌آوری واحدهای شهری به کار گرفته شد و به‌منظور جلوگیری از وابستگی متغیر هدف به ساختار وزن‌دهی، سطح ریسک کارکردی به‌صورت مستقل تعیین و سپس با استفاده از شاخص‌های پایه و الگوریتم‌های یادگیری ماشین مدل‌سازی شد.

نتایج نشان داد که *XGBoost* در مقایسه با رگرسیون لجستیک، درخت تصمیم و *Random Forest* عملکرد بهتری در طبقه‌بندی سطح ریسک کارکردی داشته است. این مدل با *Accuracy* برابر با ۰.۸۸، *F1-Score* برابر با ۰.۸۷ و *AUC-ROC* برابر با ۰.۹۱، توان مناسبی در تفکیک سطوح ریسک نشان داد. برتری مدل‌های درخت‌مبنا نسبت به مدل خطی نیز بیانگر اهمیت روابط پیچیده‌تر میان شاخص‌های شهری در تحلیل ریسک کارکردی است.

تحلیل *SHAP* نشان داد که دسترسی به زیرساخت‌های حیاتی (*I1*)، تراکم جمعیت آسیب‌پذیر (*I4*)، پیوستگی و افزونگی شبکه معابر (*I3*) و دسترسی به مراکز امداد، درمان و آتش‌نشانی (*I2*) مهم‌ترین شاخص‌های مرتبط با پیش‌بینی ریسک کارکردی بوده‌اند. همچنین، مقایسه رتبه‌بندی حاصل از *SHAP* با وزن‌های *AHP–PCA* نشان داد که اگرچه میان اهمیت شاخص‌ها در دو رویکرد هم‌راستایی قابل توجهی وجود دارد، رتبه برخی شاخص‌ها تفاوت محسوسی دارد. این یافته نشان می‌دهد که اهمیت یک شاخص در ساخت سنجه ترکیبی تاب‌آوری الزاماً با اهمیت آن در پیش‌بینی ریسک کارکردی یکسان نیست و تحلیل یادگیری ماشین می‌تواند اطلاعات مکملی درباره الگوهای مرتبط با ریسک فراهم کند.

از منظر پدافند غیرعامل، یافته‌ها بر اهمیت تقویت زیرساخت‌های حیاتی، افزایش افزونگی و پیوستگی شبکه‌های دسترسی، بهبود دسترسی به خدمات اضطراری، کاهش تمرکز جمعیت آسیب‌پذیر در پهنه‌های پرخطر و ارتقای ظرفیت‌های پاسخ‌گویی و پشتیبان تأکید دارند. بر این اساس، چارچوب پیشنهادی می‌تواند به‌عنوان یک ابزار تصمیم‌یار برای شناسایی واحدهای شهری دارای اولویت، تعیین عوامل مؤثر بر ریسک و هدایت هدفمند مداخلات کاهش آسیب‌پذیری مورد استفاده قرار گیرد.

در مجموع، نوآوری اصلی پژوهش حاضر در ارائه یک ساختار یکپارچه و مکمل برای پیوند میان سنجش ترکیبی تاب‌آوری و تحلیل داده‌محور ریسک کارکردی است. در این ساختار، *AHP–PCA* وظیفه توصیف وضعیت کلی تاب‌آوری را بر عهده دارد، یادگیری ماشین روابط میان شاخص‌های پایه و ریسک را تحلیل می‌کند و *SHAP* امکان تفسیر نقش شاخص‌ها را فراهم می‌سازد. تلفیق

این خروجی‌ها با اصـول پدافند غیرعامل، امکان گذار از ارزیابی عمومی تاب‌آوری به سـمت شـناسـایی هدفمند آسـیب‌پذیری و اولویت‌بندی مداخلات شهری را فراهم می‌کند.

با وجود قابلیت‌های چارچوب پیشنهادی، نتایج پژوهش باید با توجه به محدودیت‌های داده‌ای و مکانی تفسیر شوند. وابستگی نتایج به کیفیت و پوشـش داده‌های در دسـترس، محدودیت تعمیم‌پذیری یافته‌ها به سـایر شـهرها و احتمال تغییر الگوهای ریسـک در شـرایط متفاوت از جمله محدودیت‌های مطالعه حاضـر اسـت. همچنین، نتایج *SHAP* بیانگر اهمیت ویژگی‌ها در پیش‌بینی مدل هستند و نباید به‌عنوان روابط علّی مستقیم تفسیر شوند.

در پژوهش‌های آتی می‌توان چارچوب پیشـنهادی را با اسـتفاده از داده‌های زمانی و لحظه‌ای، داده‌های سـنجش‌ازدور و داده‌های حاصـل از سـامانه‌های شـهری توسـعه داد و امکان ارزیابی پویای تاب‌آوری و ریسـک را فراهم کرد. همچنین، اسـتفاده از روش‌های پیشـرفته‌تر یادگیری ماشـین و مدل‌های مکانی ـــ زمانی می‌تواند برای بررسـی تغییرات فضـایی و زمانی ریسـک و ارتقای قابلیت پیش‌بینی چارچوب مورد بررسی قرار گیرد.

References

Amnuaylojaroen, T. (2025). Advancements and challenges of artificial intelligence in climate modeling for sustainable urban planning. *Frontiers in Artificial Intelligence*, 8, 1517986.

Bitarafan, M., & Amini Hossini, K. (2023). Developing a Model for Assessing Urban Resilience to Aerial Attacks Using the IHWP Method: A Case Study of District 5, Tehran. *Safe City*, 6(1), 116-142. [In Persian].

Bitarafan, M., & Nemati, A. (2026). Constructed urban infrastructure safety prediction under explosive effects using hybrid explainable ML approaches. *In Structures* (Vol. 84, p. 110928). Elsevier.

Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine learning*, 45(1), 5-32.

Cai, H., Lam, N. S., Qiang, Y., Zou, L., Correll, R. M., & Mihunov, V. (2018). A synthesis of disaster resilience measurement methods and indices. *International journal of disaster risk reduction*, 31, 844-855.

Chen, Y., Xie, W., Xu, Y., Wang, D., & Dong, Q. (2026). Uncovering the foundation-capacity-performance logic of urban resilience: Identifying dynamic weights and nonlinear relationships through a spatial machine learning framework. *Sustainable Cities and Society*, 107239.

Chen, Y., You, W., Ou, L., & Tang, H. (2025). A review of machine learning techniques for urban resilience research: The application and progress of different machine learning techniques in assessing and enhancing urban resilience. *Systems and Soft Computing*, 7, 200269.

Coaffee, J., & Rogers, P. (2008). Rebordering the city for new security challenges: From counter-terrorism to community resilience. *Space and Polity*, 12(1), 101-118.

Cutter, S. L., Burton, C. G., & Emrich, C. T. (2010). Disaster resilience indicators for benchmarking baseline conditions. *Journal of Homeland Security & Emergency Management*, 7(1), 1.

Farazkish R., (2026). Deep Reinforcement Learning–Empowered Digital Twins for Carbon-Efficient and Data-Driven Logistics Decisions. *Journal of Industrial Engineering International*, 22 (2), 52-64.

Fouladvand, S., Noshad, M., Goldstein, M. K., Periyakoil, V. J., & Chen, J. H. (2023). Mild cognitive impairment: data-driven prediction, risk factors, and workup. *AMIA Summits on Translational Science Proceedings*, 2023, 167.

Hosseini, S. A., & Maleki Toulabi, H. (2024). Presenting a Model for Integrated Crisis Management in Smart Cities from the Viewpoint of Passive Defense Based on AHP and ANFIS. *Amirkabir Journal of Civil Engineering*, 55(11), 2227-2242.

Jolliffe, I. T., & Cadima, J. (2016). Principal component analysis: a review and recent developments. Philosophical transactions. *Series A, Mathematical, physical, and engineering sciences*, 374(2065), 20150202.

Khaleghi Tabar, A., & Farazkish, R. (2021). Routing improvement for vehicular Ad Hoc networks (VANETs) using nature inspired algorithms. Soft Computing Journal, 6(2), 72-85.

Khosravi, K., Shahabi, H., Pham, B. T., Adamowski, J., Shirzadi, A., Pradhan, B., ... & Prakash, I. (2019). A comparative assessment of flood susceptibility modeling using multi-criteria decision-making analysis and machine learning methods. *Journal of hydrology*, 573, 311-323.

Lundberg, S. M., & Lee, S. I. (2017). A unified approach to interpreting model predictions. *Advances in neural information processing systems*, 30.

Malczewski, J. (2006). GIS-based multicriteria decision analysis: a survey of the literature. *International journal of geographical information science*, 20(7), 703-726.

Meerow, S., Newell, J. P., & Stults, M. (2016). Defining urban resilience: A review. *Landscape and urban planning*, 147, 38-49.

Molnar, C. (2020). *Interpretable machine learning. Lulu. com*.

Mohammad, R. J., Broumandnia, A., Farazkish, R., & Moradi, M. (2026). A Machine Learning-Based Data Model for Cybersecurity Resiliency Assessment and Predictive Analysis. *KSII Transactions on Internet & Information Systems*, 20(6), 3235.

Mohammad, R. J., Broumandnia, A., Farazkish, R., & Moradi, M. (2026). Cyber Security Resilience Score Index: A Comprehensive Framework for Assessing and Improving Organizational Cybersecurity Posture. *Int. J. Energy Environ. Eng*, 17(1), 53-71.

Mosavi, A., Ozturk, P., & Chau, K. W. (2018). Flood prediction using machine learning models: Literature review. *Water*, 10(11), 1536.

Praharaj, S. (2026). Combining AI with urban resilience planning: A bibliometric analysis of literature. *City and environment interactions*, 100342.

Saaty, T. L. (1980). *The analytic hierarchy process*.

Saputra, H., Helmi, R. A. A., Ghazali, M. D., & Sumartini, W. O. (2025). Urban resilience through IoT-based disaster preparedness and infrastructure monitoring: a systematic literature review. *Natural Hazards Research*.

Sharifi, A. (2016). A critical review of selected tools for assessing community resilience. *Ecological indicators*, 69, 629-647.

Yang, Z., Barroca, B., Weppe, A., Bony-Dandrieux, A., Laffréchine, K., Daclin, N., ... & Chapurlat, V. (2023). Indicator-based resilience assessment for critical infrastructures–A review. *Safety science*, 160, 106049.

Yin, K., Li, B., & Mostafavi, A. (2026). Deep learning-driven community resilience rating based on intertwined socio-technical systems features. *npj Urban Sustainability*, 6(1), 56.