The University of Tehran Press

Journal of Sustainable Energy Systems
Home Page: https://ses.ut.ac.ir

Online ISSN: 2980-8693

Optimization of Urban Railway Transit Systems: An Integrated Approach for Simultaneous Enhancement of Energy Efficiency and Travel Time under Uncertainty

Hadi Alinia[1] | Hossein Yousefi[2*] | Younes Noorollahi[3]

1. School of Energy Engineering and Sustainable Resources, College of Interdisciplinary Science and Technology, University of Tehran, Tehran, Iran. Email: hadi.alinia@ut.ac.ir
2. Corresponding Author, Professor, School of Energy Engineering and Sustainable Resources, College of Interdisciplinary Science and Technology, University of Tehran, Tehran, Iran. Email: Hosseinyousefi@ut.ac.ir
3. Professor, School of Energy Engineering and Sustainable Resources, College of Interdisciplinary Science and Technology, University of Tehran, Tehran, Iran. Email: Noorollahi@ut.ac.ir

ARTICLE INFO

Article type:
Research Paper

Article History:
Received: 12 December 2025
Revised: 29 December 2025
Accepted: 25 February 2026
Published Online: 22 June 2026

Keywords:
Urban railway transit,
Energy consumption optimization,
Passenger demand forecasting,
Random forest,
Differential evolution algorithm.

ABSTRACT

Urban rail systems face the challenge of high energy consumption and the inability of fixed schedules to adapt to real-time demand changes (especially under variable weather conditions). This study presents an integrated framework comprising a demand prediction model and a multi-objective optimization engine to develop energy-efficient operational strategies. The demand model, based on Random Forest regression, generates realistic scenarios by combining temporal patterns, meteorological data, and real passenger statistics. The optimization engine, based on the Differential Evolution algorithm, adjusts train schedules and speed profiles to reduce energy consumption and maintain service quality (headway evenness). Implementing this framework on a day with severe weather conditions showed that daily energy consumption was reduced by 11.46%, and CO_2emissions decreased by 13.45 tons. Simultaneously, the average passenger travel time decreased by 12.51%, overcoming the trade-off between energy efficiency and service speed. Sensitivity analysis revealed that time (hour) and snowfall have the greatest impact on passenger load. This scenario-based approach simultaneously improves environmental performance and service quality.

Cite this article: Alinia, H.; Yousefi, H. & Noorollahi, Y. (2026). Optimization of Urban Railway Transit Systems: An Integrated Approach for Simultaneous Enhancement of Energy Efficiency and Travel Time under Uncertainty. *Journal of Sustainable Energy Systems*, 5 (3), 429-446. DOI: http//doi.org/10.22059/ses.2026.413703.1235

© Hadi Alinia, Hossein Yousefi, Younes Noorollahi
DOI: http//doi.org/10.22059/ses.2026.413703.1235

Publisher: University of Tehran Press.

1. Introduction

Urban Railway Transit (URT) systems are recognized as the cornerstone of sustainable passenger mobility, distinguished by high capacity, operational efficiency, and low energy consumption per unit of distance. By the end of 2022, URT infrastructures were operating in 541 cities across 79 countries, with a total network length of 36,854 kilometers [1]. Given the growing challenges of energy consumption and urban pollution, optimizing the energy performance of URT systems has become a vital necessity for sustainable urban development. Efforts to achieve energy efficiency in urban railway systems have evolved through various research phases. Early approaches focused on diagnosing system-level inefficiencies and establishing foundational optimization principles. For instance, studies analyzed energy consumption anomalies using time-based methods to identify

unusual patterns [1], while other research investigated the synergistic integration of URT systems with urban energy systems to reduce carbon emissions [2].

2. Materials and methods

The present study introduces an integrated, multi-stage framework for modeling and optimizing energy consumption and CO_2 emissions in a URT system. This methodology is structured into three main phases: (1) passenger demand modeling and scenario generation, (2) physics-based modeling of train energy consumption, and (3) multi-objective optimization of train scheduling and speed profiles.

3. Results and discussion

This section presents the empirical results obtained from applying the proposed integrated framework. An effective optimization framework requires realistic demand scenarios. The performance of the developed Random Forest model, used to generate these scenarios, was evaluated against a baseline model. The Random Forest model achieved an R^2 value of 0.996, indicating it successfully explains 99.6% of the variance in the synthetic passenger demand data. This exceptional level of accuracy, alongside an MSE value more than 200 times smaller than the baseline model, confirms the model's robustness and suitability as a reliable foundation for generating realistic, weather-sensitive operational scenarios.

The study successfully established a comprehensive methodology linking a weather-sensitive scenario generation model to an advanced multi-objective optimization engine. Key findings are threefold:

First, the study demonstrated the feasibility of generating high-fidelity operational scenarios incorporating significant external variables, with feature importance analysis confirming that adverse weather (snow mass) is a dominant driver of passenger load.

Second, when tested against a challenging adverse weather scenario, the optimization framework achieved a significant 11.46% reduction in total energy consumption and associated CO_2 emissions, proving that substantial efficiency gains are possible solely through dynamic operational adjustments.

Third, the study proved that energy efficiency and service quality are not conflicting objectives. The optimized schedule led to a remarkable 12.51% reduction in average passenger travel time, achieving a "win-win" outcome through intelligent reallocation of speed resources in response to dynamic demand.

4. Conclusion

The integrated framework presented provides a powerful and robust methodology for the scenario-based design and evaluation of train schedules. It offers a clear path for transportation authorities to enhance system resilience, reduce operational costs, and minimize environmental impacts. The findings strongly support a paradigm shift from static, rule-based scheduling toward data-driven, dynamic optimization resilient to external uncertainties. The main limitation of this work—the use of synthetic data—dictates the most critical direction for future research: validating this framework using high-resolution, real-world passenger flow data to transform it into a practical decision-support tool.

انتشارات دانشگاه تهران

فصلنامهٔ سیستم‌های انرژی پایدار

سایت نشریه: https://ses.ut.ac.ir

شاپا الکترونیکی: ۸۶۹۳-۲۹۸۰

بهینه‌سازی سیستم‌های حمل‌ونقل ریلی شهری: رویکردی یکپارچه برای ارتقای هم‌زمان بهره‌وری انرژی و زمان سفر در شرایط عدم قطعیت

هادی علی‌نیا[۱] | حسین یوسفی[۲*] | یونس نوراللهی[۳]

۱. دانشکدهٔ مهندسی انرژی و منابع پایدار، دانشکدگان علوم و فناوری‌های میان‌رشته‌ای، دانشگاه تهران، تهران، ایران. رایانامه: hadi.alinia@ut.ac.ir

۲. نویسندهٔ مسئول، استاد، دانشکدهٔ مهندسی انرژی و منابع پایدار، دانشکدگان علوم و فناوری‌های میان‌رشته‌ای، دانشگاه تهران، تهران، ایران. رایانامه: Hosseinyousefi@ut.ac.ir

۳. استاد، دانشکدهٔ مهندسی انرژی و منابع پایدار، دانشکدگان علوم و فناوری‌های میان‌رشته‌ای، دانشگاه تهران، تهران، ایران. رایانامه: Noorollahi@ut.ac.ir

اطلاعات مقاله

نوع مقاله:
پژوهشی

تاریخ‌های مقاله:
تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۰۹/۲۱
تاریخ بازنگری: ۱۴۰۴/۱۰/۰۸
تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۱۲/۰۶
تاریخ انتشار: ۱۴۰۵/۰۴/۰۱

کلیدواژه:
حمل‌ونقل ریلی شهری،
بهینه‌سازی مصرف انرژی،
پیش‌بینی تقاضای مسافر،
جنگل تصادفی،
الگوریتم تکامل تفاضلی.

چکیده

سیستم‌های ریلی شهری با چالش مصرف بالای انرژی و عدم تطابق برنامه‌های ثابت با تغییرات لحظه‌ای تقاضا (به‌ویژه در شرایط متغیر جوی) مواجه‌اند. این پژوهش چارچوبی یکپارچه شامل مدل پیش‌بینی تقاضا و یک موتور بهینه‌سازی چندهدفه برای تدوین راهبردهای عملیاتی کم‌مصرف ارائه می‌دهد. مدل تقاضا بر رگرسیون جنگل تصادفی مبتنی است و با ترکیب الگوهای زمانی، داده‌های هواشناسی و آمار واقعی مسافران، سناریوهای واقع‌گرایانه تولید می‌کند. موتور بهینه‌سازی مبتنی بر الگوریتم تکامل تفاضلی نیز زمان‌بندی حرکت قطارها و پروفیل‌های سرعت را برای کاهش مصرف انرژی و حفظ کیفیت خدمت (یکنواختی فاصلهٔ حرکت) تنظیم می‌کند. پیاده‌سازی این چارچوب در یک روز با شرایط نامساعد جوی نشان داد مصرف انرژی روزانه ۱۱/۴۶ درصد و انتشار CO_2 به میزان ۱۳/۴۵ تُن کاهش یافت. هم‌زمان، میانگین زمان سفر مسافران ۱۲/۵۱ درصد کاهش یافت که بر چالش تقابل کارایی انرژی و سرعت خدمت غلبه می‌کند. تحلیل حساسیت نشان داد زمان (ساعت) و میزان بارش برف بیشترین تأثیر را بر بار مسافر دارند. این رویکرد سناریومحور به طور هم‌زمان عملکرد زیست‌محیطی و کیفیت خدمت را بهبود می‌بخشد.

استناد: علی‌نیا، هادی؛ یوسفی، حسین و نوراللهی، یونس (۱۴۰۵). بهینه‌سازی سیستم‌های حمل‌ونقل ریلی شهری: رویکردی یکپارچه برای ارتقای هم‌زمان بهره‌وری انرژی و زمان سفر در شرایط عدم قطعیت. *فصلنامهٔ سیستم‌های انرژی پایدار*، ۵ (۳) ۴۲۹-۴۴۶.

DOI: http//doi.org/10.22059/ses.2026.413703.1235

© هادی علی‌نیا، حسین یوسفی، یونس نوراللهی

ناشر: مؤسسه انتشارات دانشگاه تهران.

DOI: http//doi.org/10.22059/ses.2026.413703.1235

۱. مقدمه

سیستم‌های حمل‌ونقل ریلی شهری[1] به عنوان سنگ‌بنای جابه‌جایی پایدار مسافران شناخته می‌شوند که با ویژگی‌هایی همچون ظرفیت بالا، کارایی عملیاتی و مصرف انرژی پایین به ازای هر واحد مسافت متمایز می‌شوند. تا پایان سال ۲۰۲۲، زیرساخت‌های حمل‌ونقل ریلی شهری در ۵۴۱ شهر در ۷۹ کشور، با مجموع طول شبکه‌ای حدود ۳۶،۸۵۴ کیلومتر در حال بهره‌برداری بوده است [۱]. با توجه به چالش‌های روزافزون مصرف انرژی و آلودگی‌های شهری، بهینه‌سازی عملکرد انرژیِ سیستم‌های URT به یک ضرورت حیاتی برای توسعهٔ پایدار شهری تبدیل شده است.

تلاش برای دستیابی به بهره‌وری انرژی در سیستم‌های ریلی شهری طی مراحل مختلفی از پژوهش‌ها تکامل یافته است. رویکردهای اولیه بر عارضه‌یابی ناکارآمدی‌ها در سطح سیستم و پایه‌گذاری اصول اولیه بهینه‌سازی متمرکز بودند. به عنوان نمونه، مطالعاتی به تحلیل ناهنجاری‌ها در مصرف انرژی با استفاده از روش‌های مبتنی بر زمان پرداختند تا الگوهای غیرمعمول را شناسایی کنند [۱]، در حالی که پژوهش‌های دیگر یکپارچگی هم‌افزایانهٔ سیستم‌های ریلی شهری با سیستم‌های انرژی شهری را برای کاهش انتشار کربن مورد بررسی قرار دادند [۲]. سپس، بخش قابل توجهی از کارها روی بهینه‌سازی مکانیکِ حرکت قطار متمرکز شد. تحقیقات نشان دادند بهینه‌سازی زمان‌بندی قطارها برای بهره‌گیری از یکنواختی حرکت می‌تواند تولید و بازیابی انرژی ترمز احیاشونده را به میزان قابل توجهی افزایش دهد [۳ و ۴]. این رویکرد از طریق طرح‌های کنترل مشارکتیِ چندقطاری بیشتر بهبود یافت که نشان‌دهندهٔ پتانسیل بالای افزایش چشمگیر کارایی انرژی بازیابی‌شده از طریق تنظیم زمان‌های توقف و شتاب‌گیری بود [۵]. مطالعات دیگر با نگاهی جامع‌تر، مصرف انرژی را از منظر چرخهٔ حیات بررسی کردند و مدل‌های دوسطحی را برای بهینه‌سازی زمان حرکت و شیب‌های انرژی پیشنهاد دادند [۶] یا رویکردهای برنامه‌ریزی هم‌افزا و چارچوب‌های ارزیابی را برای سنجش و بهبود عملکرد انرژیِ برنامه‌های عملیاتی توسعه دادند [۷ و ۸].

تحقیقات بعدی به سمت چارچوب‌های یکپارچه‌تر و هوشمندتر پیش رفتند که چندین هدف را به طور هم‌زمان در نظر می‌گرفتند. یک جریان قابل توجه از کارها بر یکپارچه‌سازی عملیات ریلی شهری با سیستم‌های خارجی تمرکز داشت، مانند هماهنگ‌سازی زمان‌بندی‌ها با منابع انرژی تجدیدپذیر نظیر انرژی بادی برای به حداقل رساندن ردپای کربن [۹]. محور عمدهٔ دیگر شامل یکپارچه‌سازی همه‌جانبهٔ زیرسیستم‌های داخلی بود. مطالعات متعددی چارچوب‌های یکپارچه‌ای را پیشنهاد داده‌اند که زمان‌بندی هوشمند قطار را با سیستم‌های ذخیره‌سازی انرژی[2] درون‌قطاری یا کنارخطی ترکیب می‌کنند تا عملکرد صرفه‌جویی در انرژی را بهبود بخشند و بارهای اوج ایستگاه‌های برق را کاهش دهند [۱۰ ـ ۱۳]. هم‌زمان، کاربرد هوش مصنوعی و الگوریتم‌های پیشرفته جهش قابل توجهی را رقم زد. رویکردهای یادگیری تقویتی عمیق نظیر ES-MEDRL و Deep Q-learning برای ایجاد تعادل میان ایمنی، راحتی و صرفه‌جویی انرژی با دستاوردهای کارایی چشمگیر به کار گرفته شدند [۱۴ و ۱۵]. به طور مشابه، روش‌های ابتکاری مانند الگوریتم‌های ژنتیک نه تنها برای یافتن تعادل میان حداقل کردن زمان انتظار مسافر و کاهش انرژی کششی مورد استفاده قرار گرفتند [۱۶]، بلکه برای تنظیم خودکار جدول زمانی به منظور افزایش بازیابی انرژی احیاشونده نیز به کار رفتند [۱۷]. این رویکرد چندهدفه همچنین در بهره‌برداری از دسته‌های متصل قطار با استفاده از مدل‌های برنامه‌ریزی عدد صحیح مختلط[3] [۱۸] و در چارچوب‌های مشارکتی بهینه‌سازیِ هم‌زمان جدول‌های زمانی و برنامه‌های گردش قطار اعمال شد [۱۹]؛ موضوعی که بر ضرورت عبور از مدل‌های صرفاً متمرکز بر انرژی تأکید می‌کند، همان‌طور که در مرورهای گسترده‌ترِ این حوزه نیز بر تعامل پیچیده میان جریان مسافر، مدیریت انرژی و کارایی سیستم تأکید شده است [۲۰].

با وجود این پیشرفت‌ها، یک محدودیت اساسی در بخش عمده‌ای از پیشینهٔ تحقیق، نحوهٔ برخورد با تقاضای مسافر است. بسیاری از مدل‌های بهینه‌سازی بر الگوهای جریان مسافر ایستا، تاریخی یا ساده‌شده تکیه می‌کنند که در درک ماهیت بسیار پویا و تصادفیِ سفرهای دنیای واقعی ناکام هستند. بخش کوچک‌تری از مطالعات اهمیت جریان مسافر را تصدیق کرده و داده‌های توزیع فضایی ـ زمانی را در مدل‌های ارزیابی صرفه‌جویی انرژی و کاهش انتشار ادغام کرده‌اند [۲۱] یا به ارزیابی تأثیرات

1. Urban Rail Transit (URT)
2. Energy Storage Systems (ESS)
3. Mixed Integer Programming (MIP)

زیست‌محیطی گسترده‌ترِ تغییر مد حمل‌ونقل از جاده به ریل پرداخته‌اند [۲۲]. اگرچه این مطالعات به‌درستی توزیع مسافر را به عنوان یک محرک کلیدی در مصرف انرژی شناسایی کرده‌اند، اما اغلب از مدل‌سازی عوامل خارجی که باعث نوسانات قابل توجه در این تقاضا می‌شوند، بازمانده‌اند. حتی چارچوب‌های اخیر پیش‌بینی انرژی با استفاده از شبکه‌های LSTM که داده‌های هواشناسی را در بر می‌گیرند، تأکید دارند که مدل‌هایشان نیازمند اعتبارسنجی بیشتر در شرایط متغیر هستند [۲۳]. این امر نشان‌دهندهٔ یک چالش شناخته‌شده اما حل‌نشده است: فقدان یکپارچگی میان پیش‌بینی تقاضای پویا و حساس به آب‌وهوا با بهینه‌سازی عملیاتی. برای مثال، در حالی که یک مدل ممکن است از پروفیل تقاضای یک روز کاری معمولی استفاده کند، ممکن است اثرات رویدادهای خارجی نظیر شرایط نامساعد عملیاتی و محیطی [۲۴] را که می‌توانند آن پروفیل را به‌شدت تغییر دهند و در نتیجه، یک زمان‌بندی از پیش بهینه‌شده را در عمل ناکارآمد سازند، در نظر نگیرد. این چشم‌پوشی نشان‌دهندهٔ شکافی قابل توجه میان مدل‌های تئوری و واقعیت عملیاتی است. یک برنامهٔ زمانیِ بهینه‌شده که از داده‌های میانگین تقاضا استخراج شده، ممکن است طی یک توفان برف شدید ناکارآمد یا حتی غیرعملی باشد؛ رویدادی که همان‌طور که مطالعهٔ حاضر نشان خواهد داد، یک پیش‌بینی‌کنندهٔ قدرتمند برای بار مسافری است. یکی از پژوهش‌های دیگر بر ارزیابی کارایی الگوریتم‌های یادگیری ماشین در شرایط جوی ناپایدار متمرکز بوده است. در این راستا، این مطالعه نشان داده است الگوریتم‌های مبتنی بر درخت (مانند XGBoost) در مواجهه با شرایط آب‌وهوایی شدید، به دلیل انعطاف‌پذیری در برابر داده‌های غیرخطی، خطای پیش‌بینی کمتری نسبت به مدل‌های کلاسیک سری زمانی دارند و پایداری بالاتری را در پیش‌بینی‌های عملیاتی در زمان‌های نزدیک به واقعی ارائه می‌دهند [۲۵]. پژوهشی دیگر در زمینهٔ تحلیل تقاضای سفر و متغیرهای محیطی است که در آن، تحلیل تعامل میان متغیرهای محیطی و تقاضای سفر نشان می‌دهد ویژگی‌های کالبدی شهر (محیط ساخته‌شده) نقش تعدیل‌گری در حساسیت تقاضای حمل‌ونقل عمومی نسبت به تغییرات آب‌وهوایی ایفا می‌کند. یافته‌های پژوهش یادشده بیانگر آن است که برای افزایش دقت مدل‌سازی تقاضا، ادغام داده‌های زیرساخت‌های شهری با متغیرهای اقلیمی امری ضروری است، چرا که نادیده گرفتن این تعامل، دقت پیش‌بینی را در سطح ایستگاه‌ها به‌شدت کاهش می‌دهد [۲۶]. همچنین در پژوهشی دیگر، مشخص شد که تأثیرات اقلیمی بر رفتار سفر مسافران ریلی فراتر از زمان وقوع پدیدهٔ جوی است و پدیده‌ای تحت عنوان «اثر تأخیر» را به همراه دارد. این تحقیق نشان می‌دهد بارندگی می‌تواند تا ساعت‌ها پس از اتمام بارش، الگوهای انتخاب مد حمل‌ونقل و جریان مسافر را تحت تأثیر قرار دهد؛ لذا لحاظ کردن متغیرهای تأخیری در مدل‌های پیش‌بینی، به درک بهتر دینامیک‌های رفتاری مسافران در سیستم‌های ریلی شهری کمک شایانی می‌کند [۲۷]. در حوزهٔ مدل‌سازی پیشرفته نیز پژوهش‌های مختلفی انجام شده است؛ برای مثال یکی از این پژوهش‌ها، استفاده از چارچوب‌های یادگیری عمیق ترکیبی برای استخراج وابستگی‌های پیچیدهٔ مکانی ـ زمانی مورد توجه قرار داده است. در این پژوهش استفاده از مکانیسم‌های توجه[1] در کنار شبکه‌های عصبی باقی‌مانده[2]، این امکان را فراهم آورده است که ویژگی‌های غیرخطی در داده‌های بزرگ‌مقیاس مترو به‌درستی شناسایی شود و پیش‌بینی جریان مسافر در بازه‌های زمانی پرتقاضا (پیک) با دقت به‌مراتب بیشتری انجام پذیرد [۲۸].

پژوهش حاضر به این شکاف حیاتی می‌پردازد و استدلال می‌کند که یک چارچوب بهینه‌سازی انرژی واقعاً قوی و مؤثر باید در برابر سناریوهای تقاضای مسافر پویا و با دقت بالا که به متغیرهای خارجی حساس هستند، آزمایش شود. عدم ارزیابی مدل‌های بهینه‌سازی تحت چنین شرایط واقع‌گرایانه‌ای، باعث قطع ارتباط با واقعیت عملیاتی شده و به از دست رفتن فرصت‌ها برای صرفه‌جویی در انرژی و افت احتمالی کیفیت خدمات در شرایط متغیر می‌انجامد.

برای پر کردن این شکاف، مطالعهٔ حاضر یک چارچوب بهینه‌سازی یکپارچه را توسعه می‌دهد و با آزمایش عملکرد آن در برابر سناریوهای عملیاتی واقع‌گرایانه‌ای که از یک مدل تقاضای مسافرِ حساس به آب‌وهوا تولید شده‌اند، اعتبارسنجی می‌کند. هدف اصلی، طراحی و اعتبارسنجی یک چارچوب زمان‌بندی پویا برای سیستم‌های ریلی شهری است که مصرف انرژی و انتشار گازهای گلخانه‌ای را بدون به خطر انداختن سطح خدمات مسافران به حداقل برساند. نوآوری‌های این تحقیق در سه بخش خلاصه می‌شود:

1. Attention Mechanisms
2. ResNet

۱. **تولید سناریو با دقت بالا:** یک مدل قوی تقاضای مسافر برای تولید سناریوهای عملیاتی واقع‌گرایانه و حساس به آب‌وهوا توسعه یافته است. این مدل به طور منحصربه‌فردی مجموعه‌ای غنی از ویژگی‌ها، شامل چندین متغیر هواشناسی (دما، بارندگی، بارش برف)، الگوهای زمانی (ساعتِ روز، روزِ هفته) و وضعیت‌های عملیاتی را ادغام می‌کند و بینش‌های نوینی در مورد تأثیر خاص عوامل مختلف خارجی بر میزان مسافران ارائه می‌دهد.

۲. **چارچوب بهینه‌سازی چندهدفهٔ پویا:** یک موتور بهینه‌سازی پیشرفته مبتنی بر الگوریتم «تکامل تفاضلی»[1] پیشنهاد شده است. این چارچوب برای بهینه‌سازی هم‌زمان دو اهرم کلیدی عملیاتی طراحی شده است: سرفاصله‌های قطارها (با تنظیم زمان‌های حرکت) و سرعت ساعتی قطارها. تابع هدف به گونه‌ای منحصربه‌فرد فرمول‌بندی شده است تا کل مصرف انرژی را به حداقل برساند، در حالی که از طریق جریمه‌های مبتنی بر انحنا، الگوهای غیرهموار سرفاصله‌ها را به‌شدت جریمه می‌کند تا پایداری عملیاتی و راحتی مسافران تضمین شود.

۳. **یک ابزار یکپارچه پشتیبان تصمیم‌گیری[2]:** این تحقیق به ابزاری کاربردی ختم می‌شود که نشان می‌دهد چگونه داده‌های پیچیدهٔ محیطی و زمانی می‌توانند به برنامه‌های زمانی عملی و بهینه‌شدهٔ قطارها ترجمه شوند و روش‌شناسی قدرتمندی را برای پشتیبانی تصمیم‌گیریِ مبتنی بر سناریو ارائه می‌دهد. مدل پیشنهادی با عملکرد روی ناوگان موجود بدون نیاز به وسایل نقلیهٔ اضافی، یک استراتژی به‌صرفه را برای مقامات حمل‌ونقل جهت افزایش بهره‌وری انرژی، کاهش ردپای کربن و بهبود رضایت مسافران فراهم می‌کند. اگرچه این مدل به دلیل حفظ حریم خصوصی داده‌ها بر سناریوهای تقاضای مصنوعی متکی است، اما به‌شدت با حجم تجمعی مسافران در دنیای واقعی کالیبره می‌شود و به عنوان یک پلتفرم قویِ «تست استرس»[3] برای ارزیابی تاب‌آوری عملیاتی عمل می‌کند.

۲. روش‌شناسی و مطالعهٔ موردی

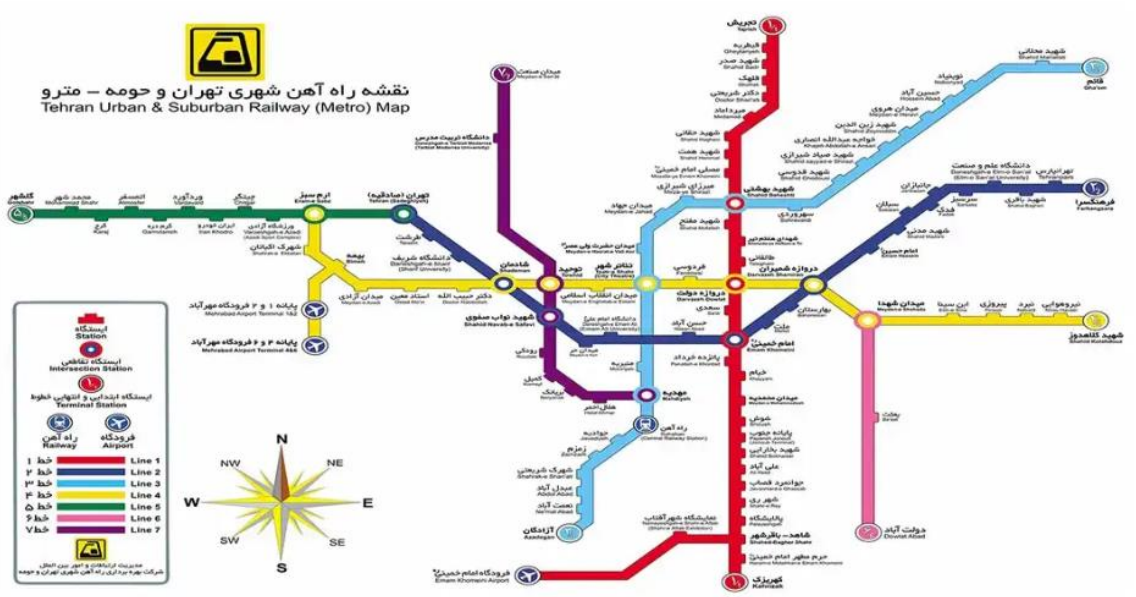
در این پژوهش، خط ۱ متروی تهران به عنوان محدودهٔ مطالعهٔ موردی انتخاب شده است. متروی تهران به عنوان یکی از سیستم‌های بزرگ و پویای حمل‌ونقل ریلی شهری در خاورمیانه و آسیا، نقشی حیاتی در کاهش ترافیک، کاهش آلودگی هوای شهر و تقلیل انتشار گازهای گلخانه‌ای ایفا می‌کند. این سیستم روزانه میلیون‌ها مسافر را جابه‌جا می‌کند و سهم قابل توجهی در کاهش مصرف سوخت‌های فسیلی در سطح شهر دارد. بهره‌وری بالای انرژی، زمان‌های سفر کوتاه، هزینهٔ منطقی بلیت در مقایسه با سیستم‌های مشابه در کشورهای توسعه‌یافته و پوشش گستردهٔ مناطق شهری و حومه، از جمله ویژگی‌های منحصربه‌فرد این شبکه به شمار می‌روند. علاوه بر این، با تمرکز بر توسعهٔ پایدار، گسترش ظرفیت شبکه و بهبود کیفیت خدمات، متروی تهران در مسیر تبدیل شدن به یک الگوی موفق برای حمل‌ونقل ریلی شهری قرار دارد. این شبکه شامل ۸ خط در حال بهره‌برداری با مجموع طول بیش از ۲۹۰ کیلومتر است و سالانه بیش از ۴۵۰ میلیون مسافر را جابه‌جا می‌کند.

خط ۱ متروی تهران به عنوان طولانی‌ترین و پرترددترین خط در تهران با طول ۴۱/۶ کیلومتر و ۲۹ ایستگاه فعال، یکی از اجزای کلیدی این سیستم محسوب می‌شود. مصرف انرژی سالانهٔ خطوط متروی تهران به حدود ۵۰۰ گیگاوات ساعت (GWh) می‌رسد که عمدتاً توسط نیروگاه‌های سوخت فسیلی کشور تأمین می‌شود.

خط ۱ متروی تهران، که با رنگ قرمز در شکل ۱ مشخص شده است، به عنوان یکی از ارکان اصلی حمل‌ونقل شهری در نظر گرفته می‌شود، چرا که طولانی‌ترین و پرمسافرترین خط متروی پایتخت است. این خط با اتصال به چندین خط اصلی دیگر مانند خطوط ۲، ۳، ۴، ۶ و ۷، دسترسی مسافران را به نقاط مختلف شهر تسهیل می‌کند و از این طریق وابستگی به وسایل نقلیهٔ شخصی را کاهش می‌دهد و از تراکم ترافیک در خیابان‌ها و بزرگراه‌های شهری می‌کاهد. خط ۱ با عبور از مناطق پرتردد و تجاری شهر، بیشترین حجم جابه‌جایی مسافر را به عهده دارد و سالانه به حدود ۱۲۵ میلیون نفر خدمات‌رسانی می‌کند که این امر اهمیت آن را در کاهش ترافیک، مصرف سوخت‌های فسیلی و آلودگی هوای شهری برجسته می‌سازد. زمان کل سفر در این

1. Differential Evolution algorithm(DE)
2. Integrated Decision Support Tool
3. stress-test

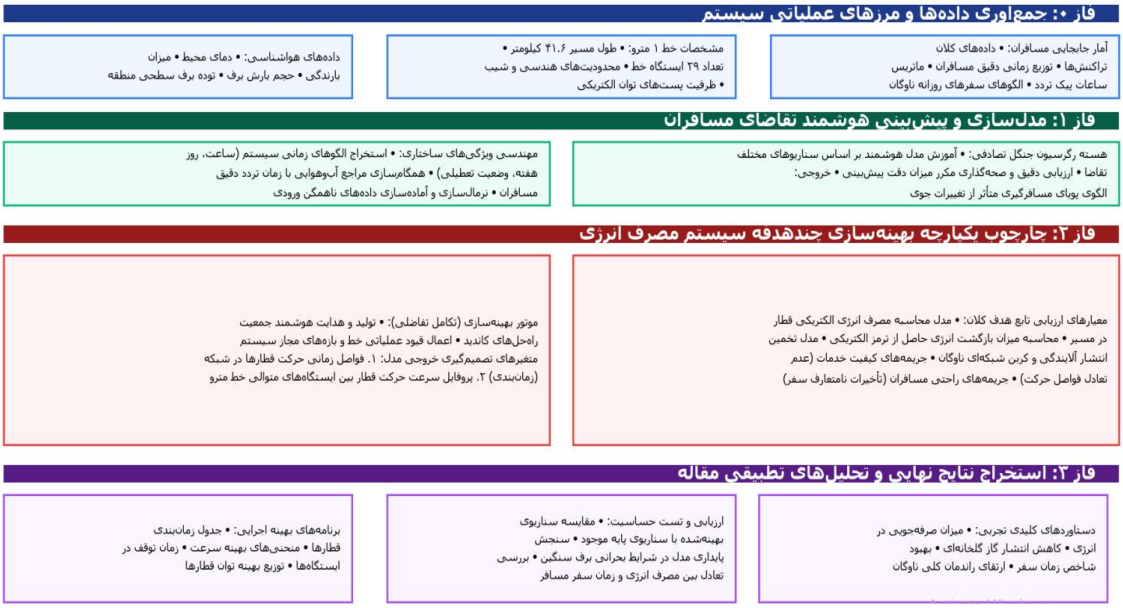
خط حدود ۷۵ دقیقه است. تمامی قطارهای مورد استفاده در این خط برقی بوده و به شبکهٔ برق سراسری متصل هستند. به طور کلی، مصرف بالای انرژی الکتریکی این خط، فشار قابل توجهی را بر شبکه برق وارد می‌کند و هزینه‌های عملیاتی مترو را در ساعت‌های اوج مصرف افزایش می‌دهد.



شکل ۱. مسیرهای اصلی خطوط مترو در تهران

۳. مواد و روش‌ها

مطالعهٔ حاضر یک چارچوب یکپارچه و چندمرحله‌ای را برای مدل‌سازی و بهینه‌سازی مصرف انرژی و انتشار CO_2 در یک سیستم حمل‌ونقل ریلی شهری معرفی می‌کند. این روش‌شناسی در سه فاز اصلی ساختار یافته است: (۱) مدل‌سازی تقاضای مسافر و تولید سناریو؛ (۲) مدل‌سازی فیزیک‌محور مصرف انرژی قطار؛ (۳) بهینه‌سازی چندهدفه زمان‌بندی و پروفیل‌های سرعت قطار. شکل ۲ نمایه‌ای شماتیک از چارچوب پیشنهادی پژوهش را ارائه می‌دهد.



شکل ۲. چارچوب کلی مدل‌سازی و بهینه‌سازی مصرف انرژی

۳–۱. منابع داده و پارامترهای سیستم

این تحلیل بر پایهٔ مجموعه‌ای از داده‌های عملیاتی واقعی، سوابق هواشناسی و پارامترهای فیزیکی تثبیت‌شده استوار است.

۳–۱–۱. داده‌های ورودی

داده‌های هواشناسی: داده‌های تاریخی هواشناسی با وضوح بالا برای منطقهٔ مورد مطالعه (تهران) از دو منبع مکمل برای اطمینان از استحکام داده‌ها تهیه شد. مجموعه داده اولیه از پلتفرم Renewables.ninja [۲۹] به دست آمد که داده‌های بازتحلیل‌شده تصحیح‌شده[1] مبتنی بر مدل MERRA-2 از ناسا را ارائه می‌دهد. این داده‌ها با داده‌های ایستگاه‌های زمینی سازمان هواشناسی جمهوری اسلامی ایران[2] اعتبارسنجی متقاطع شدند. این مجموعه داده شامل رکوردهای ساعتی طی سال ۲۰۱۹ است و متغیرهای کلیدی نظیر دمای محیط (°C)، میزان بارندگی (mm)، بارش برف (mm)، عمق تودهٔ برف (kg/m^2) و کسر پوشش ابر را در بر می‌گیرد. وضوح زمانی یک‌ساعته به منظور تطابق با نوسانات پویای تقاضای مسافران شهری انتخاب شد.

داده‌های عملیاتی و مسافران: پارامترهای عملیاتی و داده‌های زیرساختی (هندسهٔ مسیر، پروفیل‌های شیب و محدودیت‌های توان کششی) به صورت رسمی از شرکت بهره‌برداری راه‌آهن شهری تهران و حومه[3] تأمین شد. در خصوص جریان مسافران، از آنجا که دسترسی به داده‌های دقیق و لحظه‌ای کارت‌های هوشمند به دلیل محدودیت‌های حریم خصوصی مقدور نبود، این مطالعه از یک مجموعه داده با دقت بالا استفاده می‌کند که بر پایهٔ گزارش رسمی و ماهانه مسافران خط ۱ (۹,۶۳۳,۵۸۰ سفر) بنا شده است. این داده‌های تجمیعی با استفاده از پروفیل‌های بار روزانهٔ استاندارد ارائه‌شده توسط اپراتور، از نظر زمانی تفکیک شدند تا اطمینان حاصل شود که حجم کل و نسبت‌های ساعت‌های اوج/غیر اوج، واقعیت‌های عملیاتی معتبر را منعکس می‌کنند. این داده‌های تجمیعی و رسمی، به عنوان داده‌های مرجع برای آموزش مدل یادگیری ماشین و تولید مجموعه داده تقاضای مسافر مصنوعی (ساعت‌به‌ساعت و حساس به آب‌وهوا) در فاز بعدی مورد استفاده قرار گرفتند.

۳–۱–۲. مفروضات کلیدی و پارامترهای ثابت

تعدادی از پارامترهای ثابت بر اساس ویژگی‌های خاص خط ریلی شهری و ناوگان معمول مورد استفاده قرار گرفته‌اند. این پارامترها که طی شبیه‌سازی و بهینه‌سازی ثابت باقی می‌مانند، در جدول ۱ به‌تفصیل بیان شده‌اند.

۳–۲. مدل‌سازی تقاضای مسافر و تولید سناریو

یک جزء حیاتی از این پژوهش، توسعهٔ سناریوهای واقع‌بینانه و پویای تقاضای مسافر است که نسبت به شرایط خارجی حساس باشند. از آنجا که داده‌های دقیق و لحظه‌ای مسافران در دسترس نبود، نوعی رویکرد مدل‌سازی چندمرحله‌ای قوی برای تولید یک مجموعه دادهٔ مصنوعی با وفاداری بالا اتخاذ شد.

I. **تولید پروفیل پایه[4]:** ابتدا حجم تجمیعی ماهانهٔ مسافران تفکیک شد تا یک پروفیل ساعتی پایه برای یک روز کاری معمول به دست آید. این توزیع بر اساس الگوهای مستند حمل‌ونقل شهری مدل‌سازی شد که دارای دو نقطهٔ اوج مجزا متناظر با ساعت‌های رفت‌وآمد صبح و عصر است.

II. **تعدیل تقاضای حساس به آب‌وهوا:** یک مدل یادگیری ماشین برای کمّی‌سازی تأثیر عوامل هواشناسی بر این پروفیل پایه توسعه یافت. یک رگرسور جنگل تصادفی[5] روی مجموعه ویژگی‌ها (متغیرهای زمانی و آب‌وهوایی) با متغیر هدف «ضریب تقاضا»[6] آموزش داده شد. این ضریب، تعداد مسافران ساعتی پایه را بر اساس شدت شرایط خارجی افزایش یا

1. Bias-corrected
2. Islamic Republic of Iran Meteorological Organization (IRIMO)
3. *Tehran Urban & Suburban Railway Operation Co. (TUSROC)*
4. Baseline Profile Generation
5. Random Forest Regressor (RF)
6. Demand Multiplier

کاهش می‌دهد. به عنوان مثال، بارش برف سنگین منجر به ضریب بالاتری می‌شود که نشان‌دهندهٔ اتکای بیشتر به حمل‌ونقل عمومی است.

III. **ایجاد مجموعه داده سناریو:** با اعمال این مدل آموزش‌دیده روی یک مجموعه داده هواشناسی تاریخی، یک مجموعه داده تقاضای مسافر مصنوعی، جامع و ساعت‌به‌ساعت تولید شد. این مجموعه داده نمایشی واقع‌بینانه از نحوهٔ نوسان تقاضا تحت شرایط مختلف آب‌وهوایی ارائه می‌دهد و ورودی چارچوب بهینه‌سازی را تشکیل می‌دهد.

عملکرد مدل جنگل تصادفی در ثبت این روابط با استفاده از یک تقسیم‌بندی استاندارد ۲۰/۸۰ (آموزش ـ آزمون) اعتبارسنجی شد و دقت آن، مناسب بودنش را برای تولید سناریوهای واقع‌بینانه تقاضا تأیید کرد.

۳-۳. مدل مصرف انرژی و انتشار آلاینده‌ها

یک مدل فیزیک‌محور برای محاسبهٔ مصرف انرژی در هر سفر تک‌قطار فرمول‌بندی شد. انرژی کل برای یک سفر (E_{trip}) برابر است با مجموع انرژی‌های مصرف‌شده طی سه فاز اصلی حرکت (شتاب‌گیری، حرکت با سرعت ثابت و ترمزگیری)، با در نظر گرفتن مقاومت آیرودینامیکی و انرژی بازیابی‌شده از ترمز احیاکننده[1].

کل انرژی بر حسب کیلووات ساعت (kWh) در معادلهٔ ۱ ارائه شده است.

$$E_{trip} = \frac{1}{3.6\times10^{6}}\left(E_{kinetic} + E_{cruise} + E_{drag} - E_{regen}\right) \quad (۱)$$

که در آن:

$E_{kinetic} = \frac{1}{2}\left(M_{train} + N_{pass}\times M_{pass}\right)\times \vartheta^{2}$ انرژی جنبشی مورد نیاز است

E_{cruise} انرژی مصرف‌شده برای حفظ سرعت ثابت در برابر مقاومت کششی است

E_{drag} انرژی مصرف‌شده برای غلبه بر مقاومت آیرودینامیکی در طول مسافت سفر است

$E_{regen} = \eta_{regen}\times E_{kinetic}$ انرژی بازیابی‌شده از طریق ترمز احیاکننده است

میزان انتشار دی‌اکسید کربن مرتبط با این سفر سپس با استفاده از یک مدل خطی بر اساس ضریب انتشار شبکهٔ انرژی محلی محاسبه می‌شود، همان‌طور که در معادلهٔ ۲ نشان داده شده است.

$$\mathrm{Emissions}_{CO_2} = \mathrm{E}_{\mathrm{trip}}\times \mathrm{F}_{\mathrm{emissions}} \quad (۲)$$

۳-۴. چارچوب بهینه‌سازی چندهدفه

۳-۴-۱. انتخاب مدل و الگوریتم

انتخاب جنگل تصادفی (RF): در حالی که مدل‌های یادگیری عمیق (مانند LSTM) برای پیش‌بینی سری‌های زمانی محبوب هستند، رگرسیون جنگل تصادفی در این مطالعه به سه دلیل استراتژیک و به صورت هدفمند انتخاب شد. اول، به خلاف شبکه‌های عصبی، RF از طریق تحلیل اهمیت ویژگی‌ها قابلیت تفسیرپذیری را فراهم می‌کند؛ امری که برای درک چگونگی تأثیر متغیرهای آب‌وهوایی خاص (مانند تودهٔ برف) بر تعداد مسافران بسیار مهم است. دوم، RF در مقایسه با مدل‌های رگرسیون خطی، استحکام[2] برتری را در برابر بیش‌برازش[3] روی مجموعه داده‌های جدولی با وابستگی‌های غیرخطی از خود نشان می‌دهد. سوم، ماهیت گروهی[4] آن، واریانس بالای ناشی از رویدادهای شدید آب‌وهوایی را مؤثرتر از مدل‌های تک‌تخمین‌گر مدیریت کرده کرده و تولید سناریوی قابل‌اعتمادی را تضمین می‌کند [۳۰].

انتخاب تکامل تفاضلی (DE): مسئلهٔ زمان‌بندی قطار نمایانگر یک فضای بهینه‌سازی غیرمحدب، غیرخطی و NP-hard

1. Regenerative Braking
2. Robustness
3. Overfitting
4. Ensemble

است، به‌ویژه زمانی که جرایم پیچیده همواری سرفاصلهٔ زمانی[1] ادغام شوند. روش‌های مبتنی بر گرادیان به دلیل ماهیت گسسته زمان‌بندی و فقدان توابع هدف مشتق‌پذیر نامناسب هستند. در میان الگوریتم‌های فراابتکاری، الگوریتم تکامل تفاضلی (DE) بر الگوریتم‌های ژنتیک[2] یا بهینه‌سازی ازدحام ذرات[3] ترجیح داده شد؛ دلیل این امر قابلیت جست‌وجوی هندسی اثبات‌شده آن و مقاومت در برابر همگرایی زودرس در فضاهای چندوجهی است [۳۱]. استراتژی‌های جهش در DE[4] امکان کاوش دقیق‌تر فضای راهکار (جست‌وجوی سراسری) را پیش از همگرایی به یک زمان‌بندی بهینه فراهم می‌کنند که این امر هنگام ایجاد تعادل میان اهداف متناقضِ حداقل‌سازی انرژی و نظم خدمات، حیاتی است.

۳-۴-۲. متغیرهای تصمیم و تابع هدف

فرایند بهینه‌سازی به طور هم‌زمان دو مجموعه از متغیرهای تصمیم را تنظیم می‌کند: زمان دقیق حرکت برای هر سفر قطار و میانگین سرعت عملیاتی ساعتی. یک تابع هدف ترکیبی F(x) برای حداقل‌سازی طراحی شد که میان بهره‌وری انرژی و کیفیت خدمات عملیاتی تعادل ایجاد می‌کند، همان‌طور که در معادلهٔ ۳ فرمول‌بندی شده است.

$$minF(x) = E_{total}(x) + P_{headeway}(x) + P_{speed}(x) \quad (۳)$$

که در آن:

$E_{total}(x)$ کل مصرف انرژی روزانه است.

$P_{headeway}(x)$ یک جمله جریمه قابل توجه برای اطمینان از همواری سرفاصله‌های زمانی قطارهاست. این متغیر، مجموع موزونی از جرایم برای انحراف از میانگین متحرک (به منظور حفظ پیوستگی) و برای انحنای بالا (مشتق دوم توالی سرفاصلهٔ زمانی، برای جلوگیری از نوسانات شدید و نامنظم) است.

$P_{speed}(x)$ یک جریمهٔ کوچک‌تر برای تشویق انتقال‌های هموارتر در سرعت‌های ساعتی است.

وزن‌های مربوط به این جملات جریمه از طریق یک فرایند تنظیم تکرارشونده تعیین شدند تا تعادلی مطلوب میان اهداف متضادِ حداقل‌سازی انرژی و نظم عملیاتی حاصل شود. اگرچه یک تحلیل حساسیت کامل روی این وزن‌ها خارج از محدوده این مطالعه اولیه است، مقادیر انتخاب‌شده در اجراهای آزمایشی متعدد، تعادلی پایدار و مؤثر را نشان دادند.

۳-۴-۳. قیود و ابرپارامترها

برای اطمینان از اینکه زمان‌بندی‌های تولیدشده از نظر عملیاتی امکان‌پذیر بوده و به استانداردهای ایمنی پایبند هستند، بهینه‌سازی تحت قیود سخت‌گیرانهٔ زیر قرار می‌گیرد:

۱. قیود سرفاصلهٔ زمانی: برای جلوگیری از ازدحام بیش از حد مسافران و اطمینان از رعایت ایمنی سیگنالینگ، سرفاصلهٔ زمانی میان قطارهای متوالی (h_i) محدود شده است (معادلهٔ ۴).

$$H_{min} \le h_i \le H_{max} \quad (۴)$$

که در آن H_{min} روی ۴/۰ دقیقه (حد ایمنی) و H_{max} روی ۱۵ دقیقه (حد کیفیت خدمات) تنظیم شده است.

۲. قیود سرعت: سرعت عملیاتی (ϑ_t) برای هر ساعت t باید در محدودهٔ منحنی کشش کارآمد ناوگان باقی بماند (معادلهٔ ۵).

$$V_{min} \le \vartheta_t \le V_{max} \quad (۵)$$

این محدوده بر اساس محدودیت‌های زیرساختی خط ۱ متروی تهران در بازه [۲۸ و ۴۵] کیلومتر بر ساعت تعریف شده است.

۳. زمان کل خدمات: مجموع تمامی سرفواصل زمانی باید با کل پنجرهٔ عملیات روزانه ($T_{operation}$) مطابقت داشته باشد تا اطمینان حاصل شود که زمان‌بندی کل روز خدماتی را پوشش می‌دهد (معادلهٔ ۶).

1. Headway smoothness
2. Genetic Algorithms (GA)
3. Particle Swarm Optimization (PSO)
4. DE's mutation strategies

$$\sum_{i=1}^{N} h_i \approx T_{operation} \quad (۶)$$

نقض این محدودیت‌ها با استفاده از روش تابع جریمه استاتیک مدیریت می‌شود که در صورت تخطی یک راهکار کاندید از مرزها، هزینهٔ بالایی را به تابع هدف اضافه می‌کند. تمامی پارامترهای کلیدی فیزیکی، عملیاتی و الگوریتمی در جدول ۱ تجمیع شده‌اند.

جدول ۱. پارامترهای فیزیکی، عملیاتی و الگوریتمی تجمیع‌شده

دسته‌بندی پارامتر	پارامتر	نماد/متغیر	مقدار	واحد
فیزیکی	جرم قطار (خالی)	TRAIN_MASS	۳۰۰,۰۰۰	kg
	میانگین جرم مسافر	PASSENGER_MASS	۷۵	kg
	ضریب مقاومت آیرودینامیکی	AERO_DRAG_COEFFICIENT	۰.۴	(بدون بعد)
عملیاتی	نرخ شتاب ثابت	ACCELERATION	۱	m/s^2
	نرخ کاهش سرعت (ترمز) ثابت	DECELERATION	۱	m/s^2
	توان پیشرانش کل	POWER_AC_KW	۱,۴۴۰	kW
	بازده ترمز احیاکننده	REGEN_EFFICIENCY	۰.۴	(بدون بعد)
	طول خط	LINE_DISTANCE_KM	۴۱.۶	km
	تعداد ایستگاه‌ها	STATION_COUNT	۲۹	-
	میانگین سرعت پایه	AVG_SPEED_KMPH	۳۵	km/h
انتشار آلاینده‌ها	ضریب انتشارCO2CO_2CO2	EMISSIONS_FACTOR	۰.۴۷۵	$kgCO_2/kWh$
مدل یادگیری ماشین	جنگل تصادفی (RF): تعداد تخمین‌گرها	n_estimators	۱۰۰	-
	جنگل تصادفی (RF): حداکثر عمق	max_depth	۱۵	-
	جنگل تصادفی (RF): حداقل نمونه‌ها در هر برگ	min_samples_leaf	۳	-
بهینه‌سازی	تکامل تفاضلی (DE): اندازهٔ جمعیت	popsize	۳۰	-
	تکامل تفاضلی (DE): حداکثر تکرارها	maxiter	۱۰۰	-
	جریمه همواری سرفاصلهٔ زمانی	HEADWAY_SMOOTHNESS_PENALTY	۱۵۰۰۰	-
	جریمه انحنای سرفاصله زمانی	HEADWAY_CURVATURE_PENALTY	۷۵۰۰۰	-
	جریمه همواری سرعت	SPEED_SMOOTHNESS_PENALTY	۸۰۰	-

۴. نتایج و بحث

این بخش نتایج تجربی به‌دست‌آمده از کاربرد چارچوب یکپارچه پیشنهادی را ارائه می‌دهد. ابتدا عملکرد مدل تقاضای مسافر ارزیابی می‌شود و در ادامه، تحلیل دقیقی از نتایج بهینه‌سازی تحت یک سناریوی تولیدشده از شرایط جوی نامساعد ارائه می‌شود. سپس، یافته‌ها در بستر پیامدهای کاربردی آن‌ها و پیشینهٔ پژوهش موجود مورد بحث قرار می‌گیرند.

۴-۱. عملکرد مدل تقاضای مسافر

یک چارچوب بهینه‌سازی مؤثر نیازمند سناریوهای تقاضای واقع‌بینانه است. عملکرد مدل جنگل تصادفی توسعه‌یافته که برای تولید این سناریوها استفاده شد، در مقایسه با یک مدل پایه (پیش‌بینی‌کنندهٔ میانگین، که بر اساس اصول آماری همواره مقداری ثابت و برابر با میانگین داده‌ها را پیش‌بینی کرده و لذا R^2 آن صفر است) ارزیابی شد.

نتایج که در جدول ۲ خلاصه شده‌اند، قابلیت برتر رویکرد یادگیری ماشین پیشنهادی را در درک روابط پیچیده میان عوامل بیرونی و بار مسافر (تعداد مسافران) نشان می‌دهند.

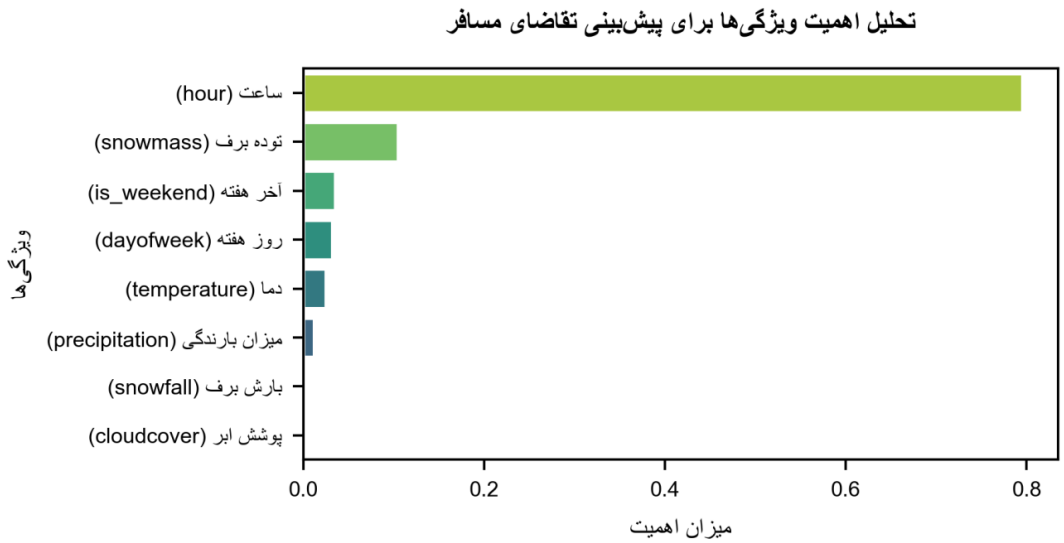
جدول ۲. ارزیابی عملکرد مدل تولید سناریوی مسافر

معیار	مدل جنگل تصادفی	مدل پایه (میانگین)
میانگین مربعات خطا (MSE)	۱٫۸۹۲٫۷۷۸.۶۴	۴۲۶٫۷۵۸٫۶۱۰.۷۵
ضریب تعیین (R^2)	۰.۹۹۶	۰

مدل جنگل تصادفی به مقدار R^2 برابر با ۰/۹۹۶ دست یافت که نشان می‌دهد این مدل با موفقیت ۹۹/۶ درصد از واریانس داده‌های مصنوعی تقاضای مسافر را تبیین می‌کند. این سطح استثنایی از دقت، در کنار مقدار MSE که بیش از ۲۰۰ برابر کوچک‌تر از مدل پایه است، استحکام مدل و مناسب بودن آن را به عنوان یک پایه قابل اتکا برای تولید سناریوهای عملیاتی واقع‌بینانه و حساس به شرایط جوی برای فاز بهینه‌سازی بعدی تأیید می‌کند.

۴–۲. تحلیل اهمیت ویژگی در تقاضای مسافر

برای درک محرک‌های اصلی تقاضای سفر در سناریوهای تولیدشده، یک تحلیل اهمیت ویژگی[1] انجام شد. شکل ۳ سهم نسبی هر متغیر ورودی را در مدل بار مسافر نشان می‌دهد.



شکل ۳. تحلیل اهمیت ویژگی برای مدل پیش‌بینی مسافر

این تحلیل نشان می‌دهد ساعت روز، با اختلاف قابل توجهی، تأثیرگذارترین عامل (۷۹/۶ درصد) است که با الگوهای مورد انتظار تقاضای اوج دووجهی در حمل‌ونقل شهری همخوانی دارد. نکتهٔ حائز اهمیت این است که توده برف (برف انباشته‌شده روی سطح زمین) به عنوان دومین ویژگی مهم (۱۰/۱ درصد) ظاهر می‌شود. این یافته نشان می‌دهد شرایط سخت زمستانی تأثیر بسیار بیشتری بر انتخاب روش حمل‌ونقل نسبت به رویدادهای جوی گذرا دارد. عوامل زمانی مانند تعطیلات پایان هفته (۳/۴ درصد) و روز هفته (۳/۲ درصد) نیز نقش ایفا می‌کنند. این بینش‌ها، گنجاندن داده‌های هواشناسی را اعتبارسنجی می‌کنند و ضرورت در نظر گرفتن تأثیرات محیطی غیرخطی را به هنگام مدل‌سازی تقاضا برای برنامه‌ریزی عملیاتی برجسته می‌سازند.

۴–۳. عملکرد بهینه‌سازی: انرژی، انتشار آلاینده‌ها و کیفیت خدمات

هدف اصلی، ارزیابی توانایی چارچوب پیشنهادی در کاهش مصرف انرژی در عین حفظ کیفیت خدمات، تحت یک سناریوی عملیاتی چالش‌برانگیز بود. چارچوب پیشنهادی به بهبودهای چشمگیری در مقایسه با برنامهٔ زمان‌بندی پایه[2] دست یافت. جدول

1. Feature importance analysis
2. Baseline schedule

۳ خلاصه‌ای مقایسه‌ای از شاخص‌های کلیدی عملکرد[1] را برای روز شبیه‌سازی‌شده (۲۰۱۹/۰۱/۰۱) ارائه می‌دهد؛ روزی که بر اساس تحلیل اهمیت ویژگی، با شرایط جوی نامساعد مشخص شده بود.

جدول ۳. تحلیل مقایسه‌ای شاخص‌های کلیدی عملکرد

معیار	برنامهٔ زمان‌بندی پایه	برنامهٔ زمان‌بندی بهینه‌شده	تغییر
کل مصرف انرژی (MWh)	۲۴۷.۰۹	۲۱۸.۷۸	-٪۱۱.۴۶
کل انتشار CO_2 (تن)	۱۱۷.۳۷	۱۰۳.۹۲	(تن ۱۳.۴۵-) ٪۱۱.۴۶-
میانگین زمان سفر مسافر (دقیقه)	۷۱.۳۱	۶۲.۳۹	-٪۱۲.۵۱
میانگین سرفاصلهٔ زمانی (دقیقه)	۷.۱۳	۷.۱۳	٪۰.۰۰
انحراف معیار سرفاصلهٔ زمانی (هموار)	۲.۱۱	۲.۱۶	+٪۲.۳۷
کل سفرها	۱۴۲	۱۴۲	۰

نتایج نشان‌دهندهٔ کاهش قابل توجه ۱۱/۴۶ درصدی در کل مصرف انرژی است که معادل صرفه‌جویی تقریبی ۲۸/۳ مگاوات‌ساعت (MWh) برای یک روز عملیات است. نکتهٔ حائز اهمیت این است که این مزایای زیست‌محیطی و اقتصادی در حالی به دست آمدند که کیفیت خدمات نیز به طور هم‌زمان بهبود یافت. میانگین زمان سفر مسافر به میزان چشمگیر ۱۲/۵۱ درصد کاهش یافت. این امر نشان‌دهندهٔ کارایی استراتژی عملیاتی بهینه‌شده است که بدون تغییر در تعداد کل سفرها محقق شد.

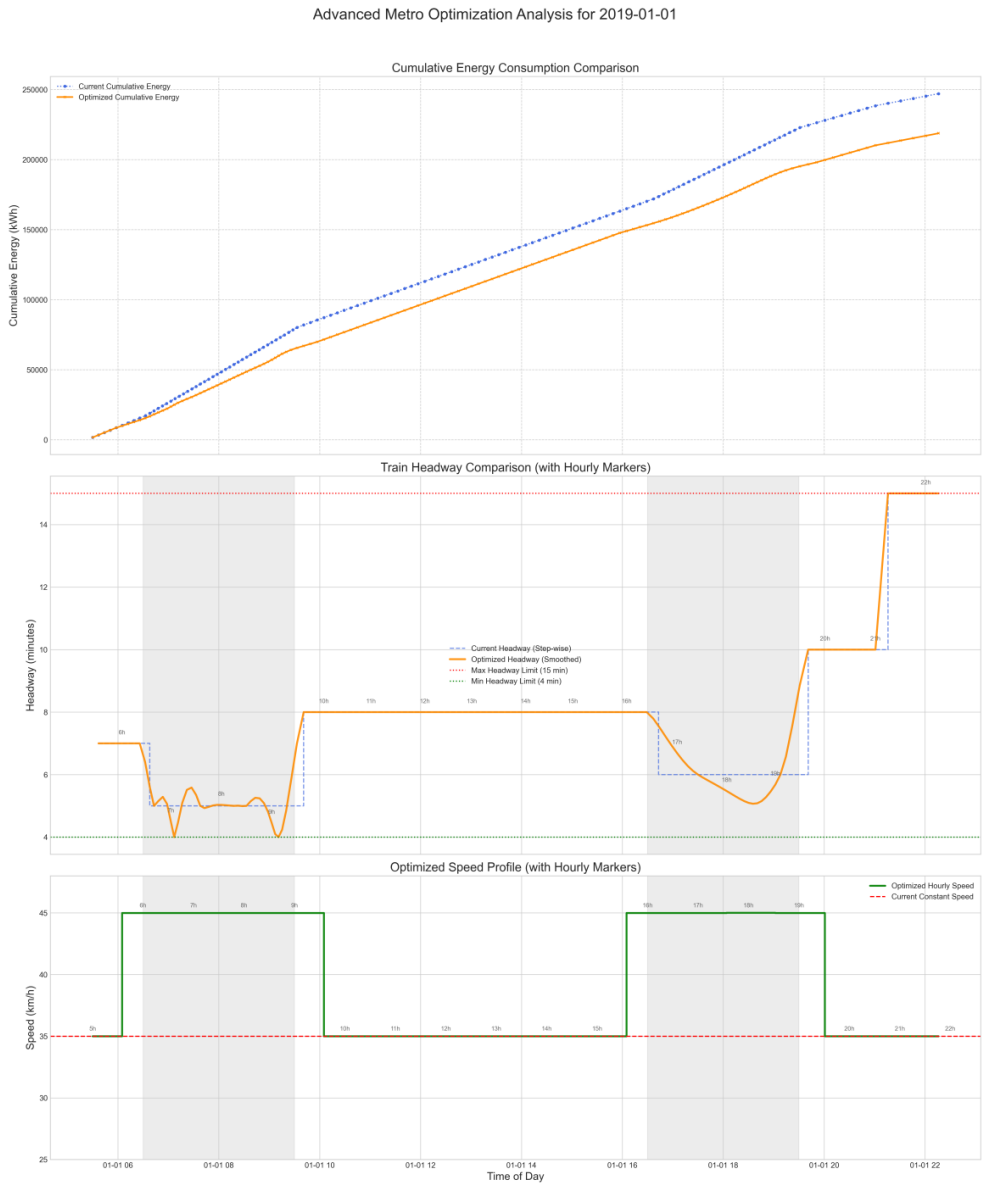
۴-۴. بحث

۴-۴-۱. تفسیر یافته‌ها و مقایسه با پیشینهٔ پژوهش

یافتهٔ اصلی این مطالعه آن است که نوعی رویکرد یکپارچه و مبتنی بر سناریو می‌تواند بهبودهای هم‌زمان و قابل توجهی را در هر دو زمینهٔ بهره‌وری انرژی و کیفیت خدمات به همراه داشته باشد و به این‌ترتیب، تقابل[2] مرسوم میان این دو هدف را به چالش بکشد. صرفه‌جویی ۱۱/۴۶ درصدی به‌دست‌آمده در انرژی، مقداری قابل توجه است و در مقایسه با نتایج موجود در پیشینهٔ پژوهش، جایگاه مطلوبی دارد. به عنوان مثال، این مقدار در محدوده‌ای مشابه با کاهش ۱۲/۳۲ درصدی گزارش‌شده توسط وو و همکاران (Wu et al) [۹] قرار دارد که از طریق یکپارچه‌سازی با یک شبکه تأمین توان بادی به آن دست یافتند، و از بهبود ۹/۶۵ درصدی حاصل از زمان‌بندی یکپارچه و ذخیره‌سازی درون‌عرشه‌ای[3] گزارش‌شده توسط کامپیراوات و کوسکی (Kampeerawat and Koseki) [۱۰] فراتر می‌رود. این امر نشان می‌دهد تعدیل‌های عملیاتی پویا، با آگاهی از الگوهای تقاضا، می‌توانند صرفه‌جویی‌هایی در مصرف انرژی به همراه داشته باشند که با راهکارهای مبتنی بر سخت‌افزار یا زیرساخت قابل مقایسه هستند.

سازوکار نهفته در پسِ این نتیجه «برد ـ برد»، در تخصیص مجدد و هوشمندانه منابع عملیاتی (سرعت و سرفاصلهٔ زمانی) در پاسخ به تقاضای پویا نهفته است. همان‌طور که در شکل ۴ نشان داده شده است، این چارچوب یک استراتژی مبتنی بر سرعت‌های بالاتر طی ساعت‌های اوج تقاضا را برای کاهش زمان سفر مسافر در زمانی که تقاضا در بالاترین حد خود است، و سرعت‌های اقتصادی‌تر و پایین‌تر طی ساعت‌های غیراوج را برای حفظ انرژی پیاده‌سازی می‌کند. این استراتژی پویا، فاصله گرفتنِ قابل توجهی از رویکرد ایستا و یکسانِ[4] برنامهٔ زمان‌بندی پایه است و بهبودهای هم‌زمان را توضیح می‌دهد. اگرچه انحراف معیار سرفاصلهٔ زمانی افزایش حاشیه‌ای (۲/۳۷+ درصد) داشت، اما این کاهش جزئی در نظم مطلق[5]، به طور چشمگیری با دستاوردهای قابل توجه در بهره‌وری انرژی و کاهش معنادار در زمان سفر مسافر جبران می‌شود که این امر، توانایی مدل را در یافتن یک راه‌حل متعادل و از نظر سراسری برتر، برجسته می‌سازد.

1. key performance indicators (KPIs)
2. Trade-off
3. onboard storage
4. one-size-fits-all
5. absolute regularity



شکل ٤. مقایسهٔ برنامه‌های زمان‌بندی بهینه و پایه برای روز شبیه‌سازی‌شده (۲۰۱۹/۰۱/۰۱): (الف) مصرف انرژی تجمعی؛ (ب) سرفاصلهٔ زمانی قطار؛ (پ) پروفایل سرعت ساعتی

۴-۴-۲. پیامدهای عملی و توصیه‌های سیاستی

این یافته‌ها پیامدهای مهم متعددی برای مقامات حوزهٔ حمل‌ونقل به همراه دارد. چارچوب پیشنهادی یک متدولوژی پشتیبانی تصمیم قدرتمند را برای برنامه‌ریزی عملیاتی تحت شرایط عدم قطعیت ارائه می‌دهد. به جای اتکا به برنامه‌های زمان‌بندی ایستا که ممکن است در شرایط غیرمعمول (مانند آب‌وهوای نامساعد یا رویدادهای خاص) ناکارآمد باشند، اپراتورها می‌توانند از این رویکرد برای طراحی و ارزیابی پیشگیرانه برنامه‌های زمان‌بندی مقاوم استفاده کنند که تاب‌آوری سیستم را افزایش می‌دهد. این یک استراتژی به‌صرفه است، زیرا با استفاده از ناوگان موجود و بدون نیاز به سرمایه‌گذاری کلان برای خرید ناوگان جدید یا سیستم‌های ذخیره‌سازی انرژی، عملکرد را بهبود می‌بخشد. از منظر سیاستی، این پژوهش شواهد کمّی ارائه می‌دهد مبنی بر اینکه استراتژی‌های عملیاتی داده‌محور می‌توانند ستون اصلی در دستیابی به اهداف پایداری باشند و هم‌زمان به کاهش هزینه‌های انرژی و کاهش ردپای کربن در حمل‌ونقل شهری کمک کنند. بر این‌اساس، اکیداً توصیه می‌شود سیاست‌گذاران و

مقامات شهری، گذار از برنامه‌های زمان‌بندی ایستا به سمت پیاده‌سازی سیستم‌های عملیاتیِ پویای مبتنی بر داده را در اولویت قرار دهند تا تاب‌آوری شبکهٔ ریلی در مواجهه با عدم قطعیت‌ها و شرایط نامساعد جوی (نظیر بارش برف سنگین) تضمین شود.

۴-۴-۳. محدودیت‌ها و جهت‌گیری‌های پژوهش در آینده

نویسندگان اذعان دارند که استفاده از یک مجموعه دادهٔ تقاضای مسافر مصنوعی (که توسط مدل جنگل تصادفی در این مطالعه تولید شده است) به جای داده‌های لحظه‌ای کارت‌های هوشمند، به عنوان یک محدودیت محسوب می‌شود. با این‌حال، این رویکرد به دلیل عدم دسترسی به داده‌های جمع‌آوری خودکار کرایه[1] با دسترسی آزاد و جزئیات دقیق، ضروری بود. برای کاهش خطر عدم انطباق با واقعیت (که یک نگرانی در مدل‌سازی مصنوعی است)، موتور تولید سناریو به طور دقیق به داده‌های کلان دنیای واقعی (۹/۶ میلیون سفر ماهانه) و پروفایل‌های عملیاتی اعتبارسنجی‌شده که توسط TUSROC ارائه شده بود، متکی شد. بنابراین، سناریوهای تولیدشده باید به عنوان «تست‌های استرس» با وفاداری بالا در نظر گرفته شوند که برای ارزیابی رفتار سیستم تحت شرایط حدی طراحی شده‌اند، نه پیش‌بینی‌های دقیق و در لحظه. کارهای آینده بر یکپارچه‌سازی جریان داده‌های AFC در لحظه تمرکز خواهد داشت تا دقت مدل تقاضا را بیش از پیش ارتقا دهد.

علاوه بر این، تحلیل حاضر بر اساس شبیه‌سازی یک روز واحد انجام شده است. پژوهش‌های آینده باید بر اعتبارسنجی مدل در دوره‌های طولانی‌تر و چندروزه متمرکز شوند تا دامنهٔ وسیع‌تری از شرایط عملیاتی را پوشش دهند. در نهایت، چارچوب بهینه‌سازی می‌تواند برای در بر گرفتن اهداف دیگر بسط یابد، نظیر به حداقل رساندن ازدحام ایستگاه‌ها یا به حداکثر رساندن استفاده از انرژی ترمز احیاکننده[2] از طریق همگام‌سازی دقیق‌تر و در لحظهٔ قطارها.

۵. نتیجه‌گیری

این مطالعه نوعی چارچوب یکپارچه را برای طراحی و ارزیابی استراتژی‌های عملیاتی مقاوم و کارآمد از نظر مصرف انرژی برای حمل‌ونقل ریلی شهری، به‌ویژه تحت شرایط عدم قطعیت تقاضای ناشی از آب‌وهوا، توسعه و اعتبارسنجی کرد. این پژوهش با موفقیت یک متدولوژی جامع را بنا نهاد که یک مدل تولید سناریوی حساس به آب‌وهوا را به یک موتور بهینه‌سازی چندهدفهٔ پیشرفته متصل می‌کند و به این‌ترتیب، مسیری عملی به سوی عملیات حمل‌ونقل هوشمندتر و تاب‌آورتر را نشان می‌دهد. یافته‌های کلیدی این پژوهش سه‌وجهی هستند.

نخست، این مطالعه امکان‌پذیری تولید سناریوهای عملیاتی با وفاداری بالا را که تأثیر قابل توجه متغیرهای خارجی را در بر می‌گیرند نشان داد. در این راستا، مدل یادگیری ماشین توسعه‌یافته (جنگل تصادفی) با دستیابی به دقت بسیار بالا R^2 =۰/۹۹۶ و خطای بسیار ناچیز (MSE) در مقایسه با مدل پایه، توانمندی قابل توجهی در پیش‌بینی تقاضا از خود نشان داد. همچنین، تحلیل اهمیت ویژگی تأیید کرد که شرایط آب‌وهوای نامساعد (توده برف) یک عامل محرکِ غالب بر میزان بار مسافر است.

دوم، هنگامی که چارچوب بهینه‌سازی در برابر یک سناریوی چالش‌برانگیز آب‌وهوای نامساعد مورد آزمایش قرار گرفت، به کاهش قابل توجه ۱۱/۴۶ درصدی در کل مصرف انرژی و انتشار CO_2 مرتبط با آن دست یافت. این نتیجه شواهد محکمی ارائه می‌دهد که دستیابی به دستاوردهای قابل توجه در بهره‌وری تنها از طریق تنظیمات عملیاتی پویا، و بدون نیاز به ارتقای پرهزینهٔ ناوگان یا زیرساخت، امکان‌پذیر است.

سوم، و شاید مهم‌تر از همه، این مطالعه ثابت کرد که بهره‌وری انرژی و کیفیت خدمات اهدافی متناقض و ناسازگار با یکدیگر نیستند. برنامهٔ زمان‌بندی بهینه‌شده به کاهش چشمگیر ۱۲/۵۱درصدی در میانگین زمان سفر مسافر منجر شد و با تخصیص مجدد و هوشمندانه منابع سرعت در پاسخ به تقاضای پویا، یک نتیجهٔ «برد ـ برد» را محقق ساخت.

در نتیجه، چارچوب یکپارچه ارائه‌شده در این مقاله یک متدولوژی قدرتمند و مقاوم برای طراحی و ارزیابی مبتنی بر سناریوی برنامه‌های زمان‌بندی قطار ارائه می‌دهد. این چارچوب مسیر روشنی را برای مقامات حوزه حمل‌ونقل فراهم می‌کند تا تاب‌آوری

1. Automatic Fare Collection (AFC)
2. Regenerative Braking Energy

سیستم را افزایش داده، هزینه‌های عملیاتی را کاهش دهند و اثرات زیست‌محیطی خود را به حداقل برسانند. یافته‌ها به‌شدت از تغییر پارادایم از زمان‌بندی‌های ایستا و مبتنی بر قوانین، به سوی بهینه‌سازی پویا و داده‌محوری که در برابر عدم قطعیت‌های خارجی مقاوم است، حمایت می‌کنند. محدودیت اصلی این کار، یعنی استفاده از داده‌های مصنوعی، در عین حال حیاتی‌ترین جهت‌گیری را برای پژوهش‌های آینده نیز تعیین می‌کند: اعتبارسنجی این چارچوب با استفاده از داده‌های جریان مسافر دنیای واقعی و با جزئیات بالا. چنین گامی برای تبدیل این متدولوژی قدرتمند به یک ابزار پشتیبانی تصمیم عملی و قابل پیاده‌سازی در میدان عملیات، ضروری خواهد بود.

منابع

[1] X. Gao and X. Shi, "Analysis of the Abnormality of Traction Energy Consumption in Urban Rail Transit System," Mathematical Problems in Engineering, vol. 2023, no. 1, p. 1039287, 2023.

[2] B. Qin et al., "Integrated Development of Urban Rail Transit and Energy Systems Supported by Underground Space," Strategic Study of Chinese Academy of Engineering, vol. 25, no. 1, pp. 45-59, 2023.

[3] R. Xu, J. Meng, D. Li, and X. Chen, "Energy-Efficient Optimization Method of Urban Rail Train Based on Following Consistency," Energies, vol. 16, no. 4, p. 2050, 2023.

[4] P. Sun, C. Zhang, B. Jin, Q. Wang, and H. Geng, "Timetable optimization for maximization of regenerative braking energy utilization in traction network of urban rail transit," Computers & Industrial Engineering, vol. 183, p. 109448, 2023/09/01/ 2023, doi: https://doi.org/10.1016/j.cie.2023.109448.

[5] Y. Pang, J. Chen, and Y. Liu, "Energy Saving Optimization Scheme Design of Multi Train Cooperative Control in Urban Rail Transit," in International Conference of Artificial Intelligence, Medical Engineering, Education, 2022: Springer, pp. 277-291.

[6] H. Geng and M. Miyatake, "Investigation and Optimisation of Urban Rail Transit Lifecycle Energy Saving in Coordinating Section Running Time and Slope," in 2023 IEEE International Conference on Electrical Systems for Aircraft, Railway, Ship Propulsion and Road Vehicles & International Transportation Electrification Conference (ESARS-ITEC), 2023: IEEE, pp. 1-6.

[7] J. Ning, Y. Zhou, F. Long, and X. Tao, "A synergistic energy-efficient planning approach for urban rail transit operations," Energy, vol. 151, pp. 854-863, 2018/05/15/ 2018, doi: https://doi.org/10.1016/j.energy.2018.03.111.

[8] J. Zhang, Y. Li, and H. Xie, "Evaluation of Energy Consumption Level of Urban Rail Train Operation Plans: A Case Study," in Proceedings of the 4th International Conference on Electrical and Information Technologies for Rail Transportation (EITRT) 2019, Singapore, B. Liu, L. Jia, Y. Qin, Z. Liu, L. Diao, and M. An, Eds., 2020// 2020: Springer Singapore, pp. 625-635.

[9] C. Wu, B. Han, S. Lu, F. Xue, and F. Zhong, "Carbon-reducing Train Rescheduling Method for Urban Railway Systems considering the Grid with Wind Power Supply," in 2022 IEEE 25th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC), 8-12 Oct. 2022 2022, pp. 164-169, doi: 10.1109/ITSC55140.2022.9922470.

[10] W. Kampeerawat and T. Koseki, "Integrated design of smart train scheduling, use of onboard energy storage, and traction power management for energy-saving urban railway operation," IEEJ Journal of Industry Applications, vol. 8, no. 6, pp. 893-903, 2019, doi: https://doi.org/10.1541/ieejjia.8.893.

[11] W. Kampeerawar, T. Koseki, and F. Zhou, "Efficient Urban Railway Design integrating Train Scheduling, Onboard Energy Storage, and Traction Power Management," in 2018 International Power Electronics Conference (IPEC-Niigata 2018 -ECCE Asia), 20-24 May 2018 2018, pp. 3257-3264, doi: 10.23919/IPEC.2018.8507499.

[12] W. Kampeerawat and T. Koseki, "A strategy for utilization of regenerative energy in urban railway system by application of smart train scheduling and wayside energy storage system," Energy Procedia, vol. 138, pp. 795-800, 2017/10/01/ 2017, doi: https://doi.org/10.1016/j.egypro.2017.10.070.

[13] W. Kampeerawat and T. Koseki, "Efficient urban railway design integrating train scheduling, wayside energy storage, and traction power management," IEEJ Journal of Industry Applications, vol. 8, no. 6, pp. 915-925, 2019.

[14] D. Wang, J. Wu, Y. Wei, X. Chang, and H. Yin, "Energy-saving operation in urban rail transit: A deep reinforcement learning approach with speed optimization," Travel Behaviour and Society, vol. 36, p. 100796, 2024/07/01/ 2024, doi: https://doi.org/10.1016/j.tbs.2024.100796.

[15] Z. Yang, F. Zhu, and F. Lin, "Deep-Reinforcement-Learning-Based Energy Management Strategy for Supercapacitor Energy Storage Systems in Urban Rail Transit," IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, vol. 22, no. 2, pp. 1150-1160, 2021, doi: 10.1109/TITS.2019.2963785.

[16] G. Yikwanga and P. Sun, "Optimizing the Urban Rail Transit System for Minimal Passenger Waiting Time and Reduced Traction Energy Consumption," in Future Directions in Energy Engineering: Challenges, Opportunities, and Sustainability, X. Wang Ed. Cham: Springer Nature Switzerland, 2024, pp. 79-87.
[17] M. Zhang, "Parallel Calculation and Simulation of Urban Rail Transport Train Operation Based on GA," in 2023 International Conference on Power, Electrical Engineering, Electronics and Control (PEEEC), 25-27 Sept. 2023 2023, pp. 582-586, doi: 10.1109/PEEEC60561.2023.00119.
[18] H. Li, J. Yin, T. Tang, A. D'Ariano, and M. You, "Energy-Efficient Operation of Train Platoons in Urban Rail Transit Systems: An MIP Approach," in 2024 43rd Chinese Control Conference (CCC), 28-31 July 2024 2024, pp. 6543-6549, doi: 10.23919/CCC63176.2024.10662116.
[19] W. Zhou, Y. Huang, L. Deng, and J. Qin, "Collaborative optimization of energy-efficient train schedule and train circulation plan for urban rail," Energy, vol. 263, p. 125599, 2023/01/15/ 2023, doi: https://doi.org/10.1016/j.energy.2022.125599.
[20] X. Yang, M. Wang, T. Q. Zheng, and X. Sun, "Modelling and Simulation of Stray Current in Urban Rail Transit—A Review," Urban Rail Transit, vol. 10, no. 3, pp. 189-199, 2024/09/01 2024, doi: 10.1007/s40864-024-00227-3.
[21] H. Zhang, "Analysis of the Low-Carbon, Environmental-Friendly, Energy-Saving, and Emission-Reduction Evaluation Model of Urban Rail Transit Based on the Spatiotemporal Distribution of Passenger Flow," Scientific Programming, vol. 2022, no. 1, p. 8995448, 2022, doi: https://doi.org/10.1155/2022/8995448.
[22] C. Jia, X. Wang, C. Qian, Z. Cao, L. Zhao, and L. Lin, "Quantitative Assessment of the Environmental Impact of Urban Rail Transits through Carbon Emission Reduction—A Case Study of Beijing Municipality," 2024.
[23] Z. Han, E. Christofa, E. Gonzales, S. Donaghy, and J. Oke, "Long Short-Term Memory Energy Forecasting Framework for Sustainable Operations Planning in Urban Rail Transit Systems," Available at SSRN 4978818, doi: http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.4978818.
[24] L. Deng, L. Cai, G. Zhang, and S. Tang, "Energy consumption analysis of urban rail fast and slow train modes based on train running curve optimization," Energy Reports, vol. 11, pp. 412-422, 2024/06/01/ 2024, doi: https://doi.org/10.1016/j.egyr.2023.12.014.
[25] F. Rowe, M. Mahony, and S. Tao, "Assessing Machine Learning Algorithms for Near-Real Time Bus Ridership Prediction During Extreme Weather," arXiv preprint arXiv:2204.09792, 2022.
[26] P. Lin, J. Weng, D. K. Brands, H. Qian, and B. Yin, "Analysing the relationship between weather, built environment, and public transport ridership," IET Intelligent Transport Systems, vol. 14, no. 14, pp. 1946-1954, 2020/12/01 2020, doi: https://doi.org/10.1049/iet-its.2020.0469.
[27] B. Li, S. Li, Z. Ye, S. Liu, Q. Zou, and X. Wang, "Exploring the Lagged Effect of Rainfall on Urban Rail Transit Passenger Flow: A Case Study of Guangzhou," Eng, vol. 7, no. 1, p. 47doi: 10.3390/eng7010047.
[28] Y. Lai et al., "Short-term passenger flow prediction of urban rail transit integrating multiple features: A hybrid model with two-stage feature selection," Journal of Transportation Engineering, Part A: Systems, vol. 152, no. 6, p. 04026027, 2026.
[29] Renewables.ninja. "Renewables.ninja." https://www.renewables.ninja (accessed.
[30] L. Breiman, "Random Forests," Machine Learning, vol. 45, no. 1, pp. 5-32, 2001/10/01 2001, doi: 10.1023/A:1010933404324.
[31] R. Storn and K. Price, "Differential Evolution – A Simple and Efficient Heuristic for global Optimization over Continuous Spaces," Journal of Global Optimization, vol. 11, no. 4, pp. 341-359, 1997/12/01 1997, doi: 10.1023/A:1008202821328.