

文章编号: 1003-1421(2026)08-0073-13

引用格式: 田源, 杜呈欣, 张铭, 等. 城市轨道交通车站运营装备系统碳排放监测与协同优化方案设计[J]. 铁路运输与经济, 2026, 48(8): 73-85.

TIAN Yuan, DU Chengxin, ZHANG Ming, et al. Design of Carbon Emission Monitoring and Collaborative Optimization Solution for Operational Equipment Systems in Urban Rail Transit Stations[J]. Railway Transport and Economy, 2026, 48(8): 73-85.

城市轨道交通车站运营装备系统碳排放监测与 协同优化方案设计

田 源^{1, 2, 3}, 杜呈欣^{2, 3}, 张 铭^{2, 3}, 韩佩瑶^{2, 3}

(1. 中国铁道科学研究院 研究生部, 北京 100081; 2. 中国铁道科学研究院集团有限公司 电子计算技术研究所, 北京 100081; 3. 中国铁道科学研究院集团有限公司 高速铁路与城轨交通系统技术国家工程研究中心, 北京 100081)

摘 要: 针对城轨车站运营装备系统碳排放管控面临的数据孤岛、核算静态滞后及控制孤立低效等难题, 提出一套覆盖“监测-核算-优化”全链条的数字化管控方案。首先, 构建多模态数据融合体系, 利用动态权重调整突破多源异构数据时空对齐瓶颈; 其次, 设计动态碳排放核算引擎, 构建“工况感知-动态修正-分层聚合”3层机制, 精准捕捉电网因子与客流波动的耦合特征, 将核算精度提升至小时级; 最后, 建立多专业协同优化模型, 融合短时预测与跨系统联动规则实现主动式闭环调控。仿真验证表明, 该方案有效克服了管控滞后性, 在保障服务水平前提下实现了22.2%的日均碳减排, 且在蒙特卡洛不确定性分析中展现出高度鲁棒性, 为车站精细化低碳运营提供了系统的理论方法与技术路径。

关键词: 城市轨道交通; 碳排放监测; 动态核算; 多源数据融合; 协同优化

中图分类号: U231.92 文献标识码: A DOI: 10.16668/j.cnki.issn.1003-1421.20250704004

Design of Carbon Emission Monitoring and Collaborative Optimization Solution for Operational Equipment Systems in Urban Rail Transit Stations

TIAN Yuan^{1, 2, 3}, DU Chengxin^{2, 3}, ZHANG Ming^{2, 3}, HAN Peiyao^{2, 3}

(1. Postgraduate Department, China Academy of Railway Sciences, Beijing 100081, China; 2. Institute of Computing Technologies, China Academy of Railway Sciences Corporation Limited, Beijing 100081, China; 3. National Engineering Research Center of System Technology for High Speed Railway and Urban Rail Transit, China Academy of Railway Sciences Corporation Limited, Beijing 100081, China)

Abstract: In view of the challenges such as data silos, static and lagged accounting, and isolated and inefficient control faced by carbon emission management in operational equipment systems of urban rail transit stations, this paper proposed a full-chain digital management solution covering “monitoring, accounting, and optimization”. First, a multimodal data fusion system was constructed, utilizing dynamic weight adjustment to break through the spatiotemporal alignment bottleneck of multi-source heterogeneous data. Second, a dynamic carbon emission accounting engine was designed, constructing a three-layer mechanism of “operational condition perception, dynamic correction, and hierarchical aggregation”. This engine accurately captured the coupling characteristics between

收稿日期: 2025-07-04

基金项目: 中国铁道科学研究院集团有限公司科研项目(2024YJ115)

grid factors and passenger flow fluctuations, elevating the accounting precision to an hourly level. Finally, a multi-disciplinary collaborative optimization model was established, integrating short-term prediction and cross-system linkage rules to achieve active closed-loop regulation. Simulation verifications show that the solution effectively overcomes management lag and achieves an average daily carbon emission reduction of 22.2% under the premise of ensuring service levels. It also exhibits high robustness in Monte Carlo uncertainty analysis, providing a systematic theoretical method and technical path for the refined low-carbon operation of stations.

Keywords: Urban Rail Transit; Carbon Emission Monitoring; Dynamic Accounting; Multi-Source Data Fusion; Collaborative Optimization

0 引言

“双碳”目标是我国提出的“碳达峰”与“碳中和”战略，即力争2030年前实现碳排放达到峰值，2060年前通过节能减排、碳汇等方式抵消剩余排放。轨道交通作为城市交通的骨干系统，具有运量大、能耗低的特点，但其碳排放仍占城市交通总排放的较大比重。因此，推动轨道交通行业的低碳转型既是国家战略的必然要求，也是行业可持续发展的核心路径。

截至2025年5月，我国城市轨道交通(以下简称“城轨”)总运营里程为10 978.3 km，完成客运量28.7亿人次。2024年我国城轨总年耗电量为270.23亿kW·h，同比增长6.83%，牵引能耗(列车运行耗电)占52.36%^[1]，动力照明能耗(通风空调、照明、电扶梯等车站运营装备系统)及其他耗电系统占47.64%。

城轨的碳排放既有研究已有一定成果。袁振洲等^[2]系统综述了城轨低碳效应，提出了面向车辆、车站等多类系统的碳减排机理；荀径等^[3]提出了一种基于数据挖掘的城轨能耗动态分析方法，解决现有方法以年度/月度数据静态分析为主的问题，通过模式分析快速准确地发现能耗异常，但未提出系统性的节能手段和实施方法。从跨行业经验借鉴的角度来看，制造业和电力行业的相关技术方案比较成熟。孙尊强等^[4]提出了一种基于多源数据融合的碳排放计量与预测方法。相较于城轨行业，制造业和电力行业的相关技术方案侧重于能源生产端的碳排放核算方法。城轨车站属于典型的能源消费端，且具有显著的“客流驱动”与“多系统耦合”特征。故难以直接将相关的核算方法迁移到城轨车站的碳监测业务。总体来看，关于城轨碳排放的研究多集中于核算边界、核算方法、核算模型的研究，具备

了一定的理论基础。需要进一步考虑车站碳管控的数字化架构设计与技术路径，故有必要开展构建碳管控系统架构的研究。

研究旨在提出一套创新的、可扩展的系统架构与理论方法，以解决城轨车站碳排放管理中数据融合难、核算失真与控制低效等问题。遵循“问题分析-架构设计-关键技术-仿真验证”的逻辑，通过分析城轨车站碳排放特征与管控需求，提出碳排放监测与优化总体方案，构建多模态数据融合方法、动态核算引擎及协同优化模型，并利用仿真验证方案的有效性。研究不仅为城轨车站低碳运营提供了有效的技术路径，也为实现从局部控制到系统协同的碳治理转型奠定了理论基础。

1 城轨车站运营装备碳排放特征与管控需求分析

1.1 车站运营装备系统构成与能耗特点

城轨的碳排放覆盖了建设、运营、维护等各个生命周期阶段。其中，运营阶段是碳排放的核心来源，占总排放量的92.1%^[5]。研究聚焦的车站运营装备系统，主要是指通风空调、照明、电扶梯、自动售检票等能耗较高的车站装备及系统。

暖通空调系统(HVAC)的运行模式具有季节属性。制冷季(5—9月)采用空调小新风/全新风切换运行，非制冷季采用仅通风模式^[6]。在客流高峰时段，需加大新风量排出二氧化碳及异味，但能耗主要受气温驱动。Guan等^[7]提出暖通空调系统电耗强度在制冷季有显著提升，可见能耗与室外温度正相关，受客流量影响微弱。低压配电及照明系统采用分区域控制策略，运营时段全开，非运营时段保留基础照明。Wang等^[8]提出城轨车站照明能耗呈现“双峰”(早晚高峰)特征，与运营时刻表强相关。电扶梯系统能耗与其运行速度、梯级载荷和运行时长密

切相关。结合 Uimonen^[9]关于自动扶梯能耗测试与模型研究,扶梯能耗可分为与载荷无关的固定损耗(主要对应空载运行克服系统阻力的功率)和与客流强度相关的可变损耗2部分。自动售检票系统能耗相对稳定,但其服务器、闸机等设备持续运行,待机功耗不容忽视。通信与监控系统24 h不间断运行,能耗基线稳定。

总体来看,车站运营装备系统具备高动态性和强耦合性。高动态性是指其随客流和环境不断地发生变化。强耦合性是指相关设备设施的运转与客流强度息息相关。

1.2 碳排放来源与主要影响因素

车站运营装备系统的碳排放主要来源于外购电力消耗产生的间接排放^[10]。车站内照明、通风空调、电扶梯、自动售检票、通信及监控系统等关键设备在运行中持续消耗电能,其电力依赖区域电网。电网发电过程(尤其是化石能源占比高的地区)产生的温室气体构成车站运营碳排放的主体^[11]。

影响上述系统碳排放强度的关键因素主要包括客流量及其时空分布、外部环境参数、设备运行效率与状态和运行控制策略等。

(1) 客流量及其时空分布是核心影响因子^[12]。客流高峰时段,电扶梯运行频率与负载率激增,照明需求(尤其在站厅、站台)上升,同时人体散热、碳排放及新风需求大幅增加,直接驱动通风空调系统能耗攀升。反之,平峰或夜间低客流时段,设备存在低效运行或冗余供能现象。

(2) 外部环境参数,尤其是室外温湿度^[12],直接决定了空调系统的基础负荷。实测数据表明,地铁站空调系统的能耗与室外温度呈显著正相关关系,制冷季单位面积能耗可比过渡季节高出40%~60%^[8]。此外,高温高湿天气不仅增加制冷量需求,更大幅提升除湿所需的再热能耗,进一步降低了系统整体能效。

(3) 设备运行效率与状态。设备的能效等级、老化程度、维护状况以及控制策略的合理性直接影响单位服务输出的能耗水平。

(4) 运行控制策略。设备是否根据实际需求进行智能协同调控(如风水联动、照明分区调光、电扶梯变频启停),还是采用固定、粗放的控制模式(如空调恒定温度设定、照明定时开关),对能耗与碳

排放的影响差异巨大。各系统间的协同性(如空调与通风、照明与客流)是挖掘节能降碳潜力的关键。

1.3 现有管控模式的问题与挑战

当前城轨车站运营装备系统的碳排放管控普遍面临缺乏体系化应用的困境,主要体现在数据整合、核算精度及控制策略3个层面。

在数据层面,关键挑战在于“信息孤岛”及因协议、频率、数据结构不同造成“异构壁垒”。车站内照明、通风空调、电扶梯、通信、自动售检票等系统往往独立建设,采用多样化的通信协议和数据格式,导致能耗、设备状态等核心数据分散割裂。同时,与碳排放强相关的环境参数(温湿度、碳浓度)和动态客流数据,因来源不同、采集频率各异,难以与能耗数据实现有效的时空关联和融合分析。这种多源异构数据的碎片化状态,严重阻碍了对碳排放全景态势的实时、全面感知,无法支撑精细化管控决策。例如,空调系统无法直接获取自动售检票系统闸机客流数据以预测负荷,照明系统无法感知区域实时的客流密度以实现按需调光。

在核算层面,当前方法普遍以月度或年度静态核算为主,依赖固定排放因子与周期性能耗数据相乘^[3],无法反映客流峰谷、设备效率、环境参数等动态变化对碳排放的实际影响。例如,电网碳排放因子存在时空差异^[13],且设备在高峰时段负载率较高,单位碳排放强度反而可能更低,而在低客流时固定运行模式则可能导致碳排放偏高。这种静态核算方法精度低、时效性差,难以支撑精细化的碳管控决策。

在控制层面,各专业系统通常独立运行,缺乏协同优化机制。例如,通风空调设定值固定,无法联动响应客流密度和室内外环境变化;照明系统按固定时间表开关^[14],难以匹配区域人流动态。这种独立运行的静态控制模式导致大量冗余能耗和碳排放。例如,夏季午后室外温度升高与晚高峰客流叠加,造成冷负荷骤增,若空调与通风系统未能协同响应,仅靠空调降温将导致能耗激增。

上述问题的根源在于传统碳管理方案未充分考虑轨道交通运营场景的高动态性与多专业耦合特征。需突破多模态数据融合、动态核算模型构建及智能协同优化等关键技术,以实现从“碎片化管理”向“全链条数字化管控”的跃迁。

2 碳排放监测与管控总体方案设计

基于前述碳排放管控的现实问题与技术挑战，为实现从“碎片化管理”向“全链条数字化管控”的转型，首先需明确城轨车站运营装备系统的碳排放特征与管控需求。通过系统分析车站关键设备的能耗特点、碳排放主要影响因素及现有管控模式的问题，为后续构建“监测-核算-优化”一体化方案奠定基础。

2.1 设计目标

通过集成物联网、多模态数据融合及人工智能技术，实现对车站照明、通风空调、电扶梯等关键系统碳排放的实时监测、动态核算与协同优化，支撑碳减排目标的达成。平台需突破数据孤岛、核算粗放及控制僵化等瓶颈，旨在实现以下目标：数据融合层面，完成多源异构数据的分钟级以内时空对齐；核算层面，实现基于动态因子的小时级甚至更短周期的碳排放精准核算；控制层面，生成可分钟级响应的协同优化策略。最终形成可扩展的主动式碳管控能力。

2.2 总体架构设计

为实现城轨车站运营装备系统碳排放“全面感知、精准核算、智能优化、闭环管控”的目标，采用分层架构设计，设计遵循“数据驱动、分层解耦、

弹性扩展”的核心原则。总体架构如图1所示，总体采用分层式架构，数据采集层采用物联网标准协议，降低接入异构设备的成本与复杂性；数据存储层选用时序数据库与图数据库的混合模式，权衡了高速写入查询与复杂关系追溯这2类不同需求；智能计算层采用“物理模型+数据驱动”的混合架构，而非纯粹的物理建模或人工智能模型，在模型可解释性与环境自适应能力之间取得平衡。

各层级具体设计功能如下。

数据采集层依托物联网技术广泛部署各类传感器(如智能电表、温湿度传感器、客流计数器、设备状态监测器、视频分析单元等)，实现对车站照明、通风空调、电扶梯、自动售检票、通信等关键装备系统能耗数据，以及环境参数、客流密度等影响因素的实时、全面采集，为数据融合层分析提供数据基础。通过接入能源管理系统和楼宇自动化系统等既有系统，获取更全面的环境和设备信息。

数据融合层负责对采集的原始数据进行处理。该层主要解决多源异构数据(如不同协议、不同频率、结构与非结构数据)的整合难题。通过构建多模态数据融合引擎，实现协议转换适配、数据清洗标准化，并将能耗、环境、客流、设备状态、视频

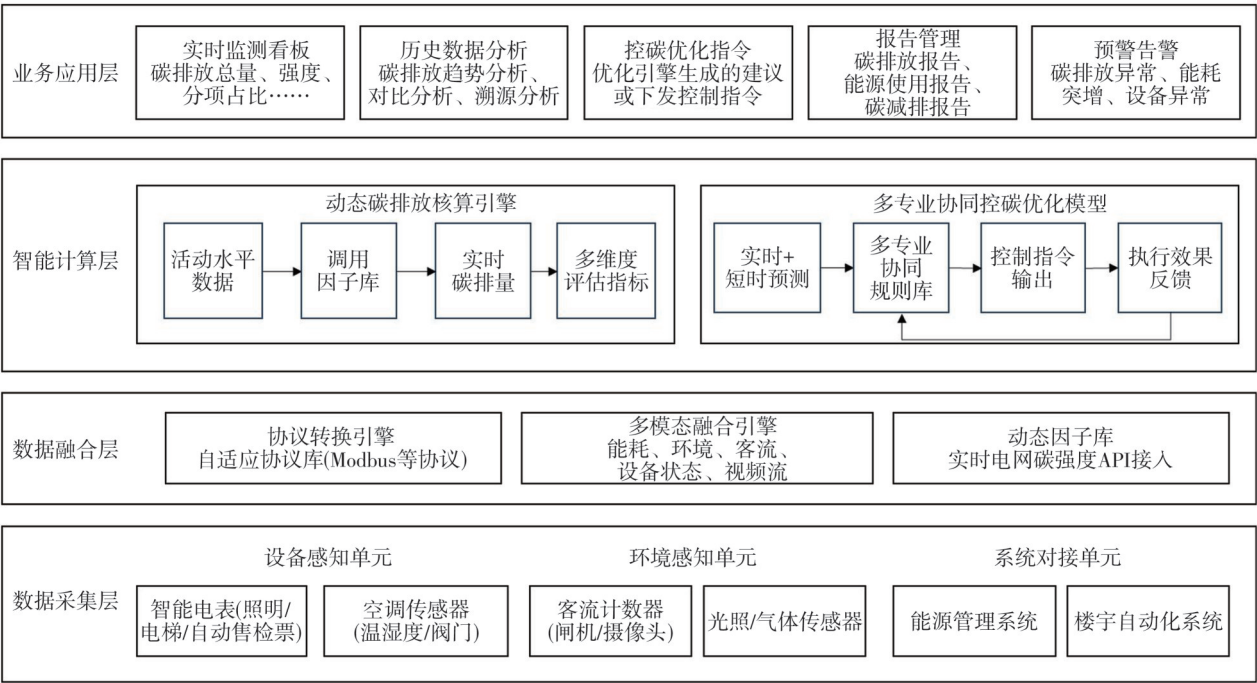


图1 总体架构

Fig.1 Overall architecture

流等多元信息在时空维度上进行精确关联对齐,形成统一、高质量的数据集。处理后的数据根据其特性,高效存储于时序数据库、关系型数据库或分布式存储系统中,为智能计算提供支撑。

智能计算层是整个架构的核心决策大脑,包含两大关键要素:一是动态碳排放核算引擎,不同于普通采用固定排放因子的方式,利用融合后的实时数据(如电网因子波动、设备负载率、环境客流对能效的影响)动态计算和修正因子,结合精确的能耗活动水平数据,实现各系统、各区域碳排放的实时或准实时精准核算与评估;二是多专业协同控碳优化模型,基于核算结果、实时数据及短期预测信息,运用先进的优化算法,综合考虑乘客舒适度、设备安全等约束条件,生成跨系统(如通风空调与照明、电扶梯)的联合优化控制策略。

业务应用层提供直观的服务界面与功能,包括实时监测大屏展示碳排放总量、强度、分项占比及关键运行状态;提供多维度的历史数据分析工具,支持按时间、系统、区域进行趋势对比和深度溯源,特别支持对节假日、大型活动等长周期事件的碳排放影响分析;呈现并下发优化引擎生成的控制建议;自动化生成碳排放、能源使用及减排量报告;能够对碳排放异常、能耗突增、设备异常等进行预警。

3 关键技术实现

3.1 面向碳排放监测的多模态数据融合模型设计

3.1.1 数据类型及来源

城轨车站的碳排放精准监测需整合多维度、多来源的异构数据。数据来源涵盖六大类:设备能耗数据(照明、电扶梯、通风空调、自动售检票等系统的实时功率与电量)、环境参数(温湿度、二氧化

碳浓度、光照强度传感器读数)、客流信息(闸机计数、视频识别的区域客流密度与分布)、设备运行状态(启停、频率、故障代码等)、视频监控以及空间拓扑数据。这些数据在频率、结构和协议上高度异构,需通过统一数据管道进行标准化接入。

3.1.2 融合服务模型设计

面对多源异构数据的融合需求,设计了三级融合服务模型,三级融合服务模型如图2所示。

三级融合服务模型包括以下3个层次。

特征提取层针对不同模态数据提炼碳排放关联特征。例如,从能耗数据中提取功率波动特征,从视频客流数据中通过轻量化模型生成区域热力图,从环境数据中计算温湿度变化梯度。具体而言,从视频客流数据中,可采用YOLOv5s或PP-PicoDet等轻量化模型结构,其在精度与速度间有良好平衡。模型训练数据可来源于公开人群数据集的预训练模型。在英伟达Jetson AGX Orin等边缘计算设备上部署时,处理单帧图像的速度低于100 ms,平均精度(mAP@0.5)优于80%。生成的检测结果经空间聚类算法处理后,可映射为站厅、站台等区域的实时客流密度分布热力图,为后续数据融合提供支撑。

融合策略层采用“时空对齐+特征关联”融合方法。时空对齐方面,基于统一时间戳与空间拓扑关系,将客流热力图与照明区域坐标匹配,将环境传感器数据与空调末端位置绑定;特征关联方面,建立动态权重调整机制,例如当某区域客流密度高于阈值时,自动提升该区域“照明-客流”关联权重,用于后续碳排放分配计算。

服务要素层融合模型通过3类标准化接口对外提供服务能力,支撑上层应用。“排碳强度”接口提供指定区域和时间段的动态碳排放强度查询;

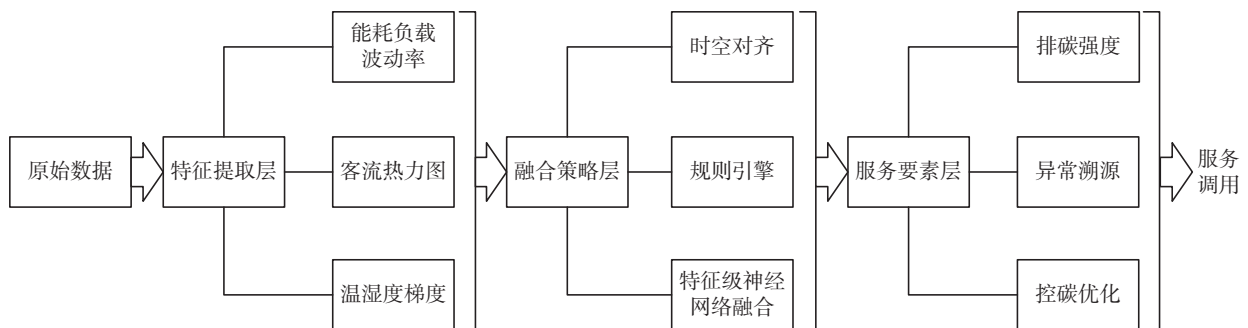


图2 三级融合服务模型

Fig.2 Three-tier fusion service model

“异常溯源”接口基于融合数据，对碳排放异常进行溯源分析，定位可能的根源设备；“控碳优化”接口则为下游优化模型提供包含预测状态在内的标准化特征向量输入。

图1展现了服务要素层的对外服务调用方式。智能计算层通过调用“控碳优化”接口，以订阅/请求的方式从数据融合层获取标准化后的特征向量。优化模型运算完成后，生成的控制指令集通过消息队列异步下发至设备，以确保指令的可靠传输和削峰填谷，避免直接调用带来的系统阻塞。业务应用层则通过“排碳强度”接口获取指定区域的碳排放强度，或通过调用“异常溯源”接口获取预警和告警信息。

3.1.3 多模态数据库设计

为实现高效存储与查询，设计多模态混合数据库，多模态混合数据库数据类型与索引机制如表1所示，核心在于建立“设备-空间-时间”三维索引。

时序数据库存储高频率流数据，支持毫秒级写入与聚合查询；图数据库存储设备拓扑关系，用于快速溯源；空间数据库存储客流热力图栅格数据与设备坐标；关系型数据库存储静态元数据。通过分布式索引服务实现跨库联合查询，例如检索“早高峰站厅东侧照明碳排放”时，自动关联对应区域的客流视频数据与电表读数。

3.2 面向车站的动态碳排放核算引擎

3.2.1 核算边界限定

碳核算边界是碳排放研究开展的基础。核算边界限定为车站运营方直接管控的间接排放源，空间

范围覆盖站厅、站台及设备用房内所有用能装备(照明、通风空调、电扶梯、自动售检票、通信及监控系统)，排放类型仅计入外购电力对应的碳排放。该界定排除了车辆牵引能耗、建设期隐含碳等非运营可控因素，确保核算目标与碳资产管理权责统一。

3.2.2 传统静态核算方法的局限性分析

车站运营装备系统的碳排放精准核算是实现低碳管控的核心前提。传统静态核算方法采用固定排放因子与月度能耗数据叠加计算，存在显著局限性：一方面，忽略区域电网碳强度日内波动(如高峰时段火电占比上升导致因子增大)；另一方面，未考虑设备动态运行特性，空调在低负载时能效比下降导致单位制冷量隐含碳排放增加，或高峰客流期间通风系统因规模化运行能效提升而降低单位碳排放强度。此类静态偏差严重制约了碳减排措施的精准施策与碳资产的可信计量。为此，提出一套融合多源实时数据的动态碳排放核算方法，通过“工况感知-因子动态修正-分层聚合”的三级架构解决核算失真问题。

3.2.3 动态碳排放核算引擎

动态碳排放核算的核心思路是通过多源数据协同驱动实时精准量化，动态碳排放核算引擎如图3所示。多模态数据融合模块首先对输入的实时能耗、环境参数、客流密度及设备状态进行清洗与时空对齐；其中，工况数据(如温湿度、负载率)输入动态排放因子库^[15]生成实时修正因子，而清洗后的能耗数据则进入因子匹配模块。因子匹配模块将能

表1 多模态混合数据库数据类型与索引机制

Tab.1 Data types and indexing mechanism of multimodal hybrid database

数据类型	存储引擎	索引机制	典型查询示例
能耗时序数据	Timescale DB	时间戳+设备ID	查询空调主机09:00—10:00每分钟功率
客流热力图	MongoDB	空间网格索引	获取站厅中心区10:00客流密度分布
设备拓扑关系	Neo4j	图节点关系索引	追溯与照明回路L1关联的所有传感器
静态元数据	MySQL	设备ID+位置编码	获取电扶梯E2的额定功率与安装位置

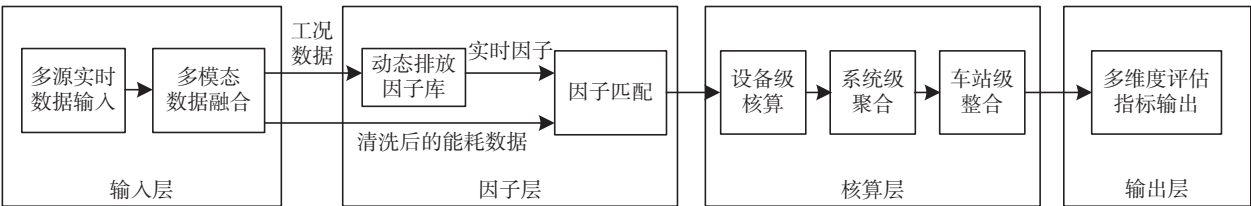


图3 动态碳排放核算引擎
Fig.3 Dynamic carbon emission accounting engine

耗数据与动态因子按设备编号绑定, 触发设备级碳排放计算; 结果逐层聚合至系统级和车站级, 最终输出多维度评估指标(如总量、强度或结构等)。通过“工况变化-因子动态更新-碳排放实时刷新”的闭环, 解决传统静态核算失真问题。

基于排放因子的碳排放分析方法, 核心思想是通过构建排放源的活动数据与排放因子的关系, 将二者相乘得到排放项目的碳排放量估算值^[16]。在动态碳排放核算模型中, 核心计算逻辑遵循国际通行的排放因子法原则^[17], 并引入多源实时数据驱动因子动态修正。其基础计算公式定义为

$$C_{\text{total}} = AD_i \cdot EF_i^{\text{dynamic}} \quad (1)$$

式中: C_{total} 表示总的碳排放量, kgCO_2e ; i 表示第 i 个核算单元(设备或子系统); AD_i 表示活动水平数据, 指物联网实时采集的第 i 类设备/系统的能耗量, $\text{kW}\cdot\text{h}$; EF_i^{dynamic} 表示动态排放因子, 指第 i 类设备/系统单位能耗对应的碳排放强度, $\text{kgCO}_2\text{e}/(\text{kW}\cdot\text{h})$ 。

政府间气候变化专门委员会(Intergovernmental Panel on Climate Change, IPCC)为温室气体核算构建了方法学体系^[17], 其中第一层级为使用默认排放因子的基础方法, 第二层级采用国家或区域特定因子, 第三层级则要求基于具体设施、模型或实时监测的高精度方法。当前城轨碳排放核算普遍采用第一层级方法(直接应用区域电网年均排放因子), 导致时间尺度失配, 静态因子无法反映短时电力碳强度波动; 空间粒度缺失, 未考虑设备运行状态对实际碳转化效率的影响。为此, 本研究基于 IPCC 第三层级方法(要求使用特定场域实时数据)理念, 提出动态排放因子 EF_i^{dynamic} 修正机制。

$$EF_i^{\text{dynamic}} = EF^{\text{base}} \cdot C_{\text{load}} \cdot C_{\text{sys}} \quad (2)$$

式中: EF^{base} 为基准因子; C_{load} 为设备负载修正系数; C_{sys} 为系统耦合修正系数, 关联客流与环境等因素。

如图3动态碳排放核算引擎的因子层所示, 动态排放因子库是其核心组成部分, 具备三层联动修正机制。基础层对应修正参数 EF^{base} , 接入区域电网实时碳排放因子; 设备效能层对应修正参数 C_{load} , 建立关键设备负载率-碳排放转换系数的动态映射关系, 针对冷水机组、照明系统、电扶梯等高能耗设备, 设计负载敏感修正; 系统耦合层对应修正参数 C_{sys} , 基于多源数据融合建立客流-环境联动模型如下。

$$C_{\text{sys}} = 1.0 + \alpha \cdot (P_d - P_{\text{ref}}) + \beta \cdot (\Delta T_{\text{io}} - T_{\text{ref}}) \quad (3)$$

式中: 1.0 表示标准工况下的修正系数基准; P_d 表示实时客流密度, $\text{人}/\text{m}^2$; P_{ref} 表示设计参考客流密度, $\text{人}/\text{m}^2$; ΔT_{io} 表示室内外温差; T_{ref} 表示设计参考温差; α 表示客流密度对系统能效的影响系数; β 表示温差对系统能效的影响系数。

通过车站历史数据回归分析确定 α 和 β 。动态因子 α 和 β 的标定需遵循统计建模的基本范式。为确保模型能捕捉全年气候与客流波动规律, 数据基础应包含至少一个完整年度的历史数据, 其来源为车站既有的能耗、环境与客流系统。在模型选择上, 为在模型可解释性与非线性拟合能力之间取得平衡, 建议通过对比多元线性回归与随机森林等模型的交叉验证性能来择优选。最终, 模型的采纳不应依赖于单一的性能阈值, 而应基于统计显著性检验、残差分析以及其在独立测试集上展现出的稳健性来综合判定, 以保证标定结果的物理意义与预测可靠性。

如图3核算层所示, 核算模型采用分级累加模式。在设备层级, 各终端装备的碳排放量依据其实时能耗数据与动态因子库匹配的专属修正因子计算生成。

$$E_k^{\text{dev}} = AD_k \cdot EF_k^{\text{dynamic}} \quad k = 1, 2, \dots, K \quad (4)$$

式中: E_k^{dev} 表示单台终端装备碳排放量, kgCO_2e ; AD_k 表示单设备耗能(电量), $\text{kW}\cdot\text{h}$; EF_k^{dynamic} 表示专属动态因子, $\text{kgCO}_2\text{e}/(\text{kW}\cdot\text{h})$ 。

在系统层级, 功能关联的设备集群碳排放通过聚合其所属设备的碳排放量实现(如通风空调系统碳排放整合冷水机组、水泵及风机的碳排放输出)。

$$E_s^{\text{sys}} = \sum_{k \in \Omega_s} E_k^{\text{dev}} \quad (5)$$

式中: E_s^{sys} 表示某个系统所辖设备集合的碳排放量, kgCO_2e ; Ω_s 为系统设备集合。

在车站层级, 所有系统层输出结果进一步整合为全站碳排放总量。

$$E_{\text{total}} = \sum_{s=1}^S E_s^{\text{sys}} \quad (6)$$

式中: E_{total} 表示单个车站所有运营装备系统的碳排放总量, kgCO_2e ; s 表示空调、照明、电扶梯、自动售检票、通信等车站运营装备系统对应的系统序号; S 表示最大系统编号。

该引擎通过动态因子对实时工况的响应, 使核

算结果精准映射客流冲击、设备劣化等复杂变量影响,能够将核算精度从静态月度提升至动态小时级,甚至分钟级。实际效果由客流密度、室内外温度、设备指标等采样频率共同决定。

3.3 多专业协同智能控碳优化模型

3.3.1 设计目标与思路

为实现城轨车站运营装备系统的精细化碳减排,需建立一套多专业协同的智能控碳优化模型。该模型的核心目标是在保障乘客舒适度、设备安全运行及服务质量的的前提下,最小化车站运营装备系统的总碳排放量。

智能控碳优化模型如图4所示,该模型以数据驱动为核心,充分利用构建的多源数据融合体系和动态碳排放核算引擎,形成“感知-决策-执行-反馈”的闭环优化机制。总体设计思路包含3个关键层次:首先,基于实时监测数据(客流密度、环境参数、设备状态)与短时预测信息(如客流趋势),动态识别碳减排潜力场景;其次,建立覆盖通风空调、照明、电扶梯等系统的协同规则库,通过系统间联动避免冗余能耗;最后,采用轻量化优化算法生成可执行指令集,实现分钟级响应调控。

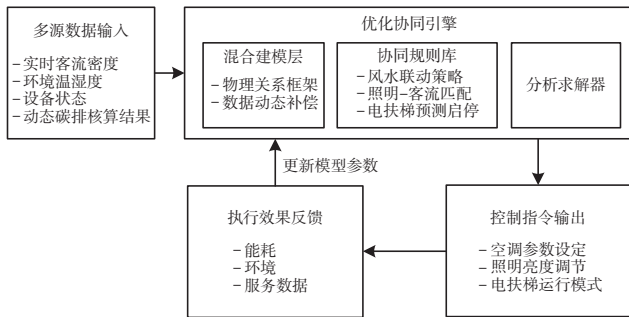


图4 智能控碳优化模型

Fig.4 Intelligent carbon control optimization model

3.3.2 智能控碳优化模型设计

智能控碳优化模型采用混合建模架构以平衡精度与实用性。其必要性在于单一物理模型难以精确刻画复杂人-机-环境交互,而纯数据驱动模型缺乏可解释性。因此,模型底层构建设备基础物理关系框架(如空调制冷量与水流量的正比关系),上层则通过机器学习动态补偿未建模因素(如设备老化导致的能效衰减)。这种架构既确保模型符合热力学基本规律,又能自适应运行环境变化。

协同机制设计聚焦跨系统节能机会挖掘,主要

解决传统单设备独立控制的低效问题。典型策略包括。

(1) 风水联动优化:当二氧化碳浓度升高时,优先调节新风量而非降低温度,避免过度制冷造成的能耗激增。

(2) 照明-客流匹配:依据视频分析识别的区域客流密度,动态划分高、中、低照明模式,实现“按需供光”。

(3) 电扶梯预测启停:基于客流预测提前唤醒待机设备,减少空转时长。这些策略通过预设规则库与实时数据联动触发,形成多专业协同降碳网络。

以上协同策略可形式化为一个以最小化总碳排放量为目标函数、以舒适度与安全为约束的优化问题。构建目标函数如下。

$$\min \sum_{t=1}^T (C_{\text{HVAC}}(t) + C_{\text{Lighting}}(t) + C_{\text{Escalator}}(t)) \quad (7)$$

式中: T 表示一个完整的优化周期所包含的时间步长总数; t 表示离散化的时间步长序号(如每5 min一个步长); $C_s(t)$ 为动态碳排放核算引擎计算得到的、某一系统在 t 时刻(*代表通风空调、照明、电扶梯)的碳排放量, kgCO_2e 。

约束条件

$$C_{\text{CO}_2}(t) \leq C_{\text{CO}_2}^{\max} \quad (8)$$

$$E_{\min} \leq E(t) \leq E_{\max} \quad (9)$$

$$T_{\min} \leq T(a) \leq T_{\max} \quad (10)$$

$$\omega_{\min, i} \leq \omega(t) \leq \omega_{\max, i} \quad \forall i \in I \quad (11)$$

$$\tau_i^{\text{off}} \geq \tau_{\min, i}^{\text{off}} \quad \forall i \in I \quad (12)$$

式中: $C_{\text{CO}_2}(t)$ 表示 t 时刻室内碳浓度, ppm; $C_{\text{CO}_2}^{\max}$ 表示允许的最大碳浓度, ppm, 根据国家标准《室内空气质量标准》(GB/T 18883—2022)^[18]的规定, 室内二氧化碳浓度的标准值通常为1 000 ppm; $E(t)$ 表示 t 时刻水平面照度, lx, $E_{\min}$ 和 $E_{\max}$ 分别表示要求的最低和最高照度, lx, 根据国家标准《建筑照明设计标准》(GB 50034—2013)^[19]的规定, 对于地铁车站的站厅区域, 其照度的标准典型值范围是100~200 lx; $T_{\min}$ 和 $T_{\max}$ 表示热舒适允许的最低和最高空气温度, $^{\circ}\text{C}$, 典型值范围是24~26 $^{\circ}\text{C}$; $\omega(t)$ 表示电机驱动设备 i 的运行频率, Hz; $\omega_{\min, i}$ 和 $\omega_{\max, i}$ 表示设备 i 的安全运行频率上下限, Hz; I 表示所有电机驱动设备的集合; τ_i^{off} 表示设备 i 上次运行结束

后的停机时间, min; $\tau_{\min, i}^{\text{off}}$ 表示设备 i 所需的最短停机时间, 防止频繁启停, min。

预测能力的融入是解决传统方式下被动控制和延迟响应问题的关键。模型将短时客流预测结果作为前馈信号, 例如在预测到客流高峰前 15 min 预启动空调系统, 避免温度设定值频繁调整导致的能耗震荡。此举显著提升控制的预见性与稳定性。

3.3.3 模型运行流程

智能控碳优化模型以滚动优化模式持续运行, 间隔单位时间执行以下闭环流程。

(1) 数据注入: 获取多源融合数据与实时碳排放核算结果。

(2) 优化求解: 基于环境、客流、设备等要素的当前状态与预测信息, 生成空调、照明、电扶梯的最优控制指令集。

(3) 指令下发: 通过通风空调、照明、电扶梯等设备控制系统执行调控动作。

(4) 效果反馈: 采集执行后能耗与环境数据, 更新模型参数。此闭环使模型具备持续学习能力, 可适应季节更替、设备老化等长期变化。

4 仿真验证与结果分析

4.1 仿真设计与数据基础

为系统验证提出的城轨车站碳排放监测与协同优化方案的有效性, 构建了仿真实验平台。通过设计合理的虚拟案例、建立精确的仿真模型, 并设置科学的对比情景, 从动态核算精度、协同优化效果、系统鲁棒性 3 个维度对方案进行全面验证, 为方案的实际工程应用提供理论依据和数据支撑。

4.1.1 案例构建

仿真实验以典型地下双层岛式地铁站为研究对象, 综合考虑我国城轨车站的普遍特征, 设定了完整的车站参数体系。仿真案例车站关键参数如表 2

表 2 仿真案例车站关键参数
Tab.2 Key parameters of simulated station case

参数	参数值	设定依据
站厅面积/m ²	2 000	标准车站规模 ^[20]
站台面积/m ²	1 500	标准车站规模 ^[20]
通风空调系统功率/kW	200	典型制冷需求 ^[21]
照明功率密度/(W/m ²)	10	公共照明标准 ^[19]
电扶梯功率/kW	4部×7.5	行业标准配置
设计客流密度峰值/(人/m ²)	1.4	参照通道轻度拥挤典型值

所示^[19-21], 所有关键参数均严格参照国家规范、行业标准, 并参考文献研究确定, 确保虚拟案例既具有典型代表性, 又具备工程合理性。

4.1.2 输入数据生成原理与方法

仿真输入数据的生成基于实际运营规律和物理机理, 确保数据的科学性和真实性。输入数据时序与动态核算精度对比如图 5 所示, 输入数据涵盖 3 个关键维度。

(1) 客流数据生成。采用双峰高斯分布模拟地铁典型客流特征, 早高峰(08:00)密度 1.35 人/m², 晚高峰(18:00)密度 1.25 人/m², 平峰期基础密度 0.05 人/m²。

(2) 环境数据生成。基于北京市夏季典型气象日数据, 设定温度变化范围 25~32 ℃, 采用正弦函数模拟日变化规律, 最高温度出现在 14:00。

(3) 电网碳强度数据。基准值参考 2022 年全国电力平均碳排放因子^[22], 设定为 0.55 kgCO₂e/(kW·h), 在此基础上叠加早晚高峰火电调峰和午间光伏发电的波动特征^[23]。

4.1.3 仿真情景设计与对比机制

为客观评估方案效果, 设置 2 种对比情景, 确保对比的公平性和科学性。

(1) 基准情景: 模拟当前普遍采用的静态控制模式。具体包括: 空调系统固定设定温度 24 ℃, 照明系统全时段 100% 亮度运行, 电扶梯恒定速度运行。碳排放核算采用传统的静态方法, 即直接采用区域电网年均排放因子的仿真设定值 0.55 kgCO₂e/(kW·h)。

(2) 优化情景: 应用提出的完整技术方案。包括: 基于多源数据融合的动态碳排放核算引擎, 实时计算系统耦合修正系数; 多专业协同优化模型, 根据实时客流、环境参数动态调节设备运行状态; 采用小时级动态排放因子, 准确反映电网碳强度波动。

仿真时长设置为典型夏季工作日 24 h, 时间分辨率 5 min, 共 288 个时间步长。

4.2 动态碳排放核算精度分析

4.2.1 核算精度对比验证

图 5d 展示了静态核算与动态核算结果的对比。虽然 2 种核算方法都显示出碳排放的日内波动, 但动态核算结果的波动幅度和变化特征更加显著。静

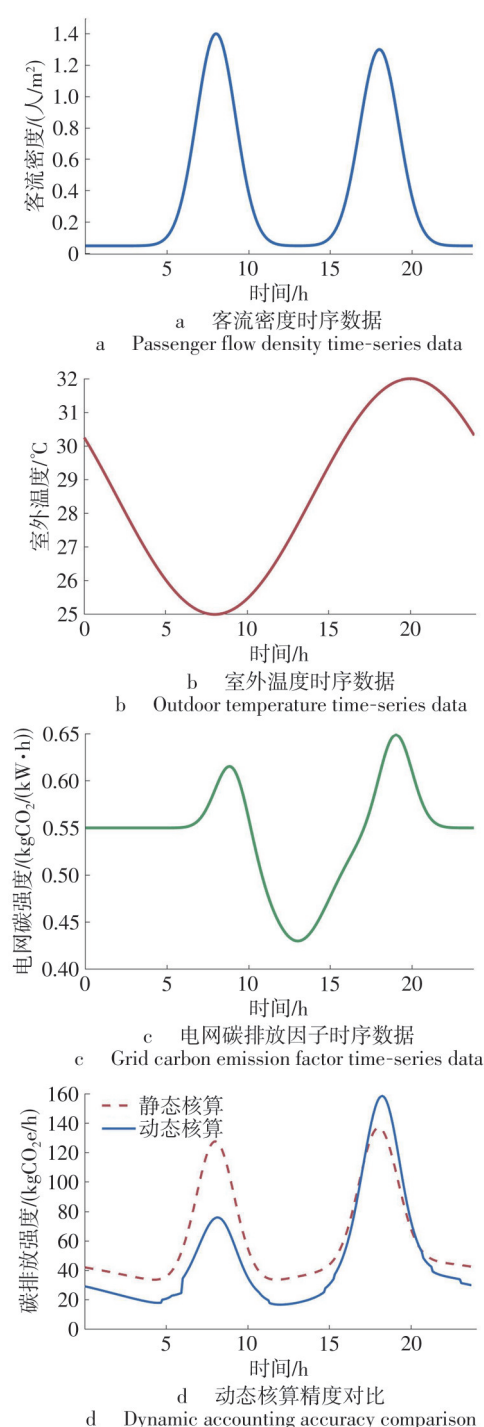


图5 输入数据时序与动态核算精度对比

Fig.5 Comparison of input data time series and dynamic accounting accuracy

态核算仅基于固定的年均排放因子，其波动完全由能耗变化驱动，曲线更加理想平滑；而动态核算同时考虑了能耗变化、电网碳强度波动和设备运行状态，曲线波动细节更加丰富，能够更精确地反映碳排放的真实动态特征。

4.2.2 动态特征捕捉能力分析

动态核算引擎成功捕捉到多个关键运营特征，08:00—09:00时段，由于客流密集带来的设备规模化运行，系统整体能效提升，单位碳排放强度下降。18:00—19:00时段，空调制冷负荷达到峰值，同时电网碳强度因火电调峰而上升，双重因素叠加导致碳排放强度增加。这一复杂耦合效应只有动态核算方法能够准确反映。12:00—14:00时段，电网中光伏发电比例上升，碳强度下降，动态核算准确捕捉到这一清洁能源利用效益。

4.3 多专业协同优化效果分析

4.3.1 整体减排效果评估

基于协同控制的减排优化效果分析如图6所示，图6a累计碳排放对比展示了基准情景与优化情景的累计碳排放对比曲线。2条曲线在仿真开始时重合，随后逐渐分离，优化情景的碳排放增长速率显著低于基准情景，表明协同优化方案在整个运营期间持续产生碳减排效果。

通过对288个时间步的碳排放数据进行积分计算，得到量化减排效果：基准情景日总碳排放1474 kgCO₂e，优化情景日总碳排放1146 kgCO₂e，绝对减排量为328 kgCO₂e，相对减排率为22.2%。

4.3.2 系统减排贡献分析

对比各系统的具体减排贡献，以反映协同优化方案在不同系统中的实施效果。系统碳减排效果量化分析结果如表3所示。各系统的减排机制分析如下。

通风空调系统通过“风水联动”优化策略，在二氧化碳浓度升高时优先调节新风量而非盲目降低温度，避免过度制冷造成的能耗浪费。如图6b控制策略所示，设定温度在24~26℃范围内智能调节，高客流时段适当提高设定温度，减少制冷负荷。同时，基于客流预测的前馈控制，在高峰来临前预调节系统状态，避免温度设定值频繁调整导致的能耗振荡。

照明系统基于计算机视觉的客流密度识别，实现精细化的按需调光。具体控制策略为：区域客流密度大于0.15人/m²时维持100%亮度，介于0.08~0.15人/m²之间时调至70%亮度，小于0.08人/m²时进一步调至40%亮度。该策略在保障照明功能的前

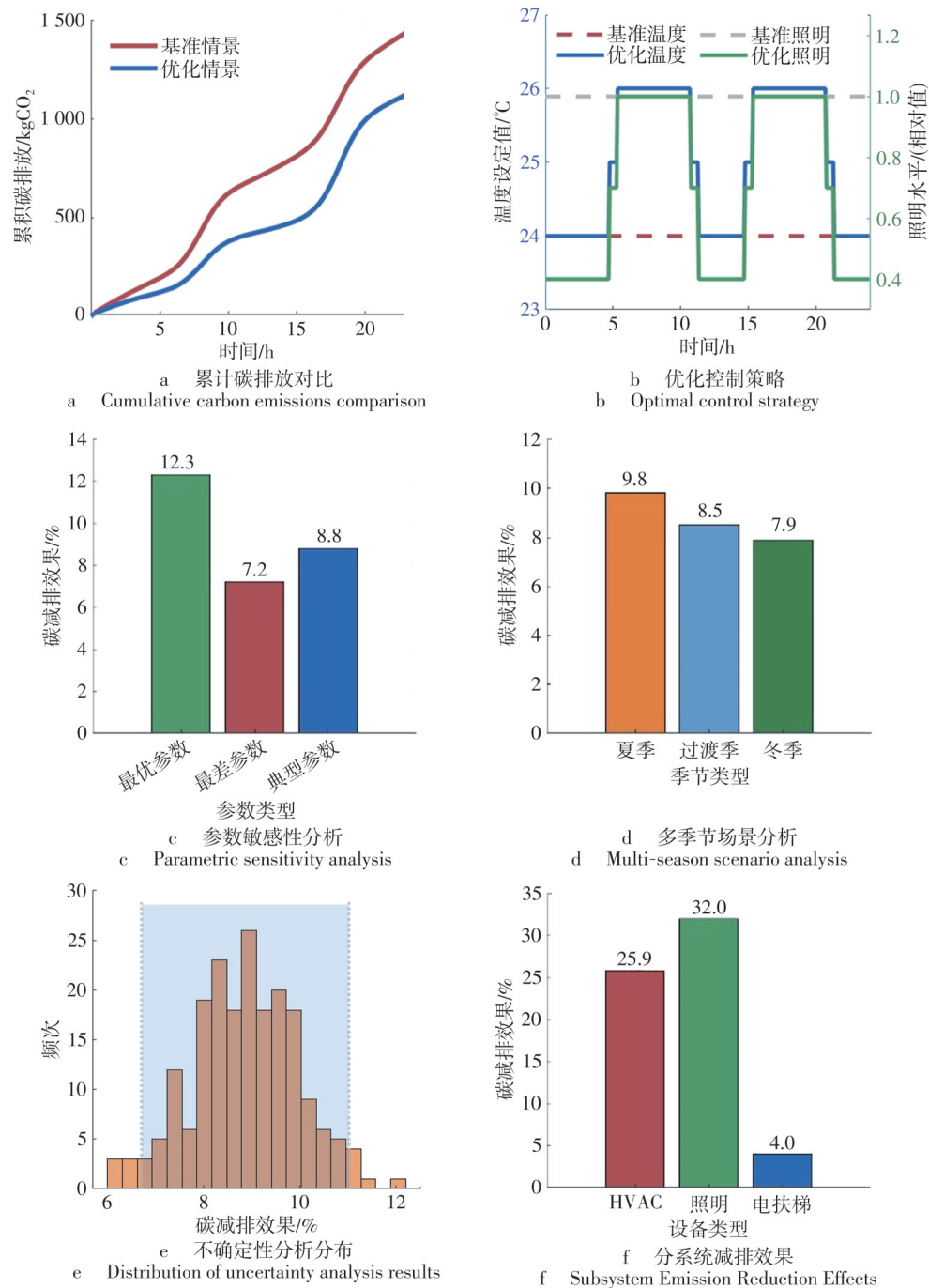


图6 基于协同控制的减排优化效果分析

Fig.6 Analysis of emission reduction optimization performance based on collaborative control

表3 系统碳减排效果量化分析结果

Tab.3 Quantitative analysis results of system's carbon emission reduction

系统类别	基准情景/ kgCO ₂ e	优化情景/ kgCO ₂ e	绝对减排量/ kgCO ₂ e	相对减排率/ %
HVAC系统	638	473	165	25.9
照明系统	462	314	148	32.0
电扶梯系统	374	359	15	4.0
系统总计	1 474	1 146	328	22.2

提下,显著减少了无人区域的照明能耗。

电扶梯系统主要采用预测启停策略,基于客流数据提前唤醒待机设备,减少空转时长。但由于安全运行约束(如最小启停间隔、平稳加速要求等),优化空间相对有限,这也符合实际工程情况。

4.3.3 系统鲁棒性与适应性验证

为评估方案在实际工程环境中的可靠性,进行

了多角度的鲁棒性和适应性测试。

如图 6c 参数敏感性分析所示, 采用全因子实验设计方法, 测试 3 个关键参数(客流影响系数 α 、温差影响系数 β 、客流预测误差)在合理范围内的变化对减排效果的影响。27 种参数组合的测试结果表明, 碳减排效果分布在 7.2%~12.3% 范围内。即使在最不利参数组合下($\alpha=0.02$, $\beta=0.01$, 预测误差=30%), 方案仍能实现 7.2% 的碳减排, 证明其具有良好的故障弱化能力。

如图 6d 多季节场景分析所示, 模拟夏季、过渡季、冬季 3 种典型气候条件下的方案表现。各季节采用不同的温度范围和客流模式, 但保持相同的优化策略架构。结果显示: 夏季减排效果最优(9.8%), 过渡季次之(8.5%), 冬季相对较低但仍可观(7.9%), 全年平均碳减排 8.7%。这一结果证明方案具备全年适应性, 不同季节均能发挥有效的减排作用。

如图 6e 不确定性分析所示, 采用蒙特卡洛方法进行 200 次随机仿真, 模拟实际工程中的多重不确定性因素, 包括: 客流预测误差(10%~30%)、温度测量偏差($\pm 1\text{ }^{\circ}\text{C}$)、设备效率波动($\pm 10\%$)、参数标定误差($\pm 20\%$)。统计分析结果显示: 碳减排效果均值 $\mu = 8.9\%$, 95% 置信区间[6.5, 11.4], 减排大于 5% 的成功概率为 98%。

仿真结果验证了动态核算与协同优化理论方案的有效性。动态核算引擎通过多源数据融合与系统耦合修正, 准确捕捉了碳排放的日内动态特征, 证实了其对静态核算失真的改进能力。协同优化模型在保障服务质量的约束下, 实现了 8.7% 的日均碳减排, 证明了跨系统协同的节能潜力。参数敏感性分析与多季节仿真表明, 方案在不同工况与参数波动下均能保持稳定的减排效果, 验证了架构的鲁棒性与工程实用性。蒙特卡洛仿真 98% 的成功概率, 为方案的实际应用提供了可靠性依据。

5 结束语

着眼于城轨车站运营中碳排放管控的系统性问题, 围绕数据割裂、核算滞后与调控孤立等现实挑战, 展开了集成化的数字化方案研究。通过构建多模态融合的碳监测体系, 开发动态碳排放核算引擎, 以及引入基于预测的协同优化模型, 实现了从

数据感知到动态优化决策的闭环管控。仿真结果验证了该框架在碳减排与管控精度上的有效性。本研究不仅为车站级碳管理提供了可落地的技术路径, 也为城轨运营领域实现从局部控制到系统协同的碳治理转型提供了方法参照。未来可进一步结合具体运营场景开展长期验证, 增强模型在复杂环境下的适应能力, 并探索与智慧能源系统、站城融合等新模式的协同机制。

参考文献:

- [1] 中国城市轨道交通协会. 城市轨道交通 2024 年度统计和分析报告[R]. 北京: 中国城市轨道交通协会, 2025.
- [2] 袁振洲, 袁晓敬, 杨 洋, 等. 城市轨道交通低碳效应研究综述[J]. 铁道运输与经济, 2024, 46(8): 8-23, 57.
YUAN Zhenzhou, YUAN Xiaojing, YANG Yang, et al. Review on Research of Low-Carbon Effects in Urban Rail Transit[J]. Railway Transport and Economy, 2024, 46(8): 8-23, 57.
- [3] 荀 径, 赵 娇, 孙玉霖, 等. 基于数据挖掘的城轨系统电能消耗模式分析[J]. 北京交通大学学报, 2020, 44(5): 8-16.
XUN Jing, ZHAO Jiao, SUN Yulin, et al. Pattern Recognition of Electrical Energy for Urban Rail Transit by Using Data Mining[J]. Journal of Beijing Jiaotong University, 2020, 44(5): 8-16.
- [4] 孙尊强, 田一淳, 苏 楠, 等. 基于多源数据及机器学习的电厂 CO₂ 排放计量与预测[J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2025, 53(11): 52-61.
SUN Zunqiang, TIAN Yichun, SU Nan, et al. CO₂ Emission Measurement and Forecasting for Power Plants Based on Multi-Source Data and Machine Learning[J]. Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition), 2025, 53(11): 52-61.
- [5] 岳 阳, 杨雪瑞, 周慧敏, 等. 轨道交通对城市交通的碳减排贡献分析: 以上海市为例[J]. 环境工程学报, 2025, 19(3): 548-558.
YUE Yang, YANG Xuerui, ZHOU Huimin, et al. Analysis of the Contribution of Rail Transit to Carbon Emission Reduction of Urban Transportation: A Case Study of Shanghai[J]. Chinese Journal of Environmental Engineering, 2025, 19(3): 548-558.
- [6] 付 强, 冯 炼, 袁中原. 地铁车站变风量空调系统能耗模

- 拟分析[J]. 制冷与空调(四川), 2019, 33(1): 21-24, 39.
- FU Qiang, FENG Lian, YUAN Zhongyuan. Simulation Analysis of Energy Consumption of VAV Air Conditioning System in Subway Station[J]. Refrigeration & Air Conditioning, 2019, 33(1): 21-24, 39.
- [7] GUAN B W, LIU X H, ZHANG T, et al. Hourly Energy Consumption Characteristics of Metro Rail Transit: Train Traction versus Station Operation[J]. Energy and Built Environment, 2023, 4(5): 568-575.
- [8] WANG T, SU J. Comparison of Illuminance in Different Environments: A Case Study on Subway Stations[J]. Journal of Architectural Research and Development, 2022, 6(5): 41-46.
- [9] UIMONEN S. Energy Consumption of Escalators[D]. Espoo: Aalto University, 2015: 14-16.
- [10] 中国工程建设标准化协会. 城市轨道交通工程碳排放核算标准: T/CECS 1532—2024[S]. 北京: 中国计划出版社, 2024: 21-23.
- [11] 苏鹏飞, 王 果, 闵永智, 等. 高速铁路信号系统碳排放边界划分及分析[J]. 交通运输系统工程与信息, 2024, 24(2): 293-303.
- SU Pengfei, WANG Guo, MIN Yongzhi, et al. Carbon Emission Boundary Analysis for High Speed Railway Signal System[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2024, 24(2): 293-303.
- [12] 王子甲, 陈 峰, 施仲衡. 北京城市轨道交通中远期能耗预测研究[J]. 中国铁道科学, 2013, 34(3): 133-136.
- WANG Zijia, CHEN Feng, SHI Zhongheng. Prediction on Medium and Long Term Energy Consumption of Urban Rail Transit Network in Beijing[J]. China Railway Science, 2013, 34(3): 133-136.
- [13] 袁振洲, 袁晓敬, 杨 洋, 等. 城市轨道交通二氧化碳排放量化及其影响因素分析[J]. 城市轨道交通研究, 2023, 26(10): 97-102.
- YUAN Zhenzhou, YUAN Xiaojing, YANG Yang, et al. Quantification of Carbon Dioxide Emissions in Urban Rail Transit and Its Influencing Factor Analysis[J]. Urban Mass Transit, 2023, 26(10): 97-102.
- [14] 杨建兴. “双碳”背景下城市轨道交通绿色发展[J]. 电气化铁道, 2023(5): 48-51.
- YANG Jianxing. Green Development of Urban Rail Transit under Background of “Dual Carbon” [J]. Electric Railway, 2023(5): 48-51.
- [15] YUAN Z Z, YUAN X J, YANG Y, et al. Greenhouse Gas Emission Analysis and Measurement for Urban Rail Transit: A Review of Research Progress and Prospects[J]. Digital Transportation and Safety, 2023, 2(1): 36-51.
- [16] 吴杏平, 康重庆, 袁启恒. 我国碳排放影响因素及电力碳排放核算方法研究综述[J]. 中国电机工程学报, 2024, 44(S1): 1-18.
- WU Xingping, KANG Chongqing, YUAN Qiheng. A Review of the Impact Factors of Carbon Emissions and the Accounting Methods for Electricity Carbon Emissions in China[J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(S1): 1-18.
- [17] 政府间气候变化专门委员会. 2006年IPCC国家温室气体清单指南[R]. 东京: 全球环境战略研究所, 2006.
- [18] 国家市场监督管理总局, 国家标准化管理委员会. 室内空气质量标准: GB/T 18883—2022[S]. 北京: 中国标准出版社, 2022: 2.
- [19] 中华人民共和国住房和城乡建设部. 建筑照明设计标准: GB 50034—2013[S]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2014: 34-35.
- [20] WANG Z Y, ZHONG J C, PAN Z D. Research of Cooling Load & Chiller Selection in Metro Station[J]. International Journal of Low-Carbon Technologies, 2020, 15(4): 506-512.
- [21] 中华人民共和国住房和城乡建设部. 公共建筑节能设计标准: GB 50189—2015[S]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2015: 107-108.
- [22] 生态环境部, 国家统计局. 关于发布2022年电力二氧化碳排放因子的公告[R]. 北京: 生态环境部, 2024-12-20.
- [23] 何恒靖, 周尚礼, 张乐平, 等. 电网侧动态碳排放计量模型及方法[J]. 现代电力, 2025, 42(1): 39-45.
- HE Hengjing, ZHOU Shangli, ZHANG Leping, et al. Model and Methodology for Dynamic Carbon Emission Metering on Power Grid Side[J]. Modern Electric Power, 2025, 42(1): 39-45.

(责任编辑 金 晶)