文章编号：1003-1421(2026)05-0019-16
引用格式：黄一秋，张俊，于世军. 面向风险事件扰动的高速铁路调度管理研究综述[J]. 铁道运输与经济，2026，48(5)：19-34.
HUANG Yiqiu，ZHANG Jun，YU Shijun. Review of High Speed Railway Dispatching Management under Risk Event Disturbances[J]. Railway Transport and Economy，2026，48(5)：19-34.

面向风险事件扰动的高速铁路调度管理研究综述

黄一秋，张　俊，于世军

(扬州大学 土木与交通学院，江苏 扬州　225127)

摘　要：面对时空资源高度内联的高速铁路运输网络，风险事件扰动不仅影响乘客的出行体验，也会影响铁路运输的整体质效。因此，风险事件下的应急管控已成为一个关键且紧迫的问题。从事件扰动前、中、后三阶段构建高铁风险管理技术分析框架：事前聚焦风险感知预警、计划优化及预防措施；事中解析区段、线路、网络场景的管控需求，探讨调度优化目标、动态规划模型及求解算法；事后从风险影响评估和风险管理决策2个维度探讨了历史扰动数据的深度挖掘与应用。建议以数模双驱动和全链条动态协同为导向，进一步加强多源数据融合与不确定性建模仿真等技术在本领域中的拓展应用。研究旨在为提升高速铁路应急调度管理能力和决策水平提供参考。

关键词：高速铁路；风险事件；应急管理；调度决策；数智融合
中图分类号：U29　　**文献标识码：**A　　**DOI：**10.16668/j.cnki.issn.1003-1421.20250709002

Review of High Speed Railway Dispatching Management under Risk Event Disturbances

HUANG Yiqiu，ZHANG Jun，YU Shijun

(College of Civil Engineering and Transportation, Yangzhou University, Yangzhou 225127, Jiangsu, China)

Abstract: In the face of the high speed railway transportation network with highly interconnected spatio-temporal resources, risk event disturbances affect not only the travel experience of passengers but also the overall quality and efficiency of railway transportation. Therefore, emergency management and control under risk events has become a critical and urgent issue. This review constructed a technical analysis framework for high speed railway risk management from three stages: before, during, and after the event disturbances. The pre-event stage focused on risk perception and early warning, schedule optimization, and preventive measures. The in-event stage analyzed the control requirements of section, line, and network scenarios, and discussed dispatching optimization objectives, dynamic programming models, and solution algorithms. The post-event stage explored the deep mining and application of historical disruption data from two dimensions: risk impact assessment and risk management decision-making. It is suggested to take data-model dual-driven and full-chain dynamic coordination as the guidance to further strengthen the expanded application of technologies such as multi-source data fusion and uncertainty modeling and simulation in this field. The research provides references for improving the emergency dispatching management capability and decision-making level of high speed railway.

收稿日期：2025-07-09
基金项目：国家自然科学基金青年科学基金项目(52302395)

Keywords: High Speed Railway; Risk Event; Emergency Management; Dispatching Decision; Data-Intelligence Integration

0　引言

在当代快速演进的交通体系中，高速铁路以其高效性、大容量运输优势及高安全性成为关键运输载体。然而，运营中各类风险事件仍难以避免，严重影响行车秩序、乘客体验及基础设施状态。随着高铁网络规模扩大与结构日趋复杂，风险事件类型呈现出多样性、突发性、复杂性和不确定性。事件一旦触发，极易引发级联效应，致使系统陷入紊乱，造成区段、线路乃至全网延误或中断。高铁应急调度旨在快速响应风险事件，最大限度减少对正常运营的影响，这就要求在短时间内做出合理决策如调整运行计划、组织救援维修等，并依赖各子系统高效协同与信息共享。因此，开展风险事件下的高速铁路调度管理研究对增强运输系统安全韧性、提高应急响应效能至关重要。

目前，高速铁路应急调度领域虽成果丰富，但现有研究多聚焦于单一场景下的静态策略优化或局限于单系统独立决策框架，难以满足风险管理对动态响应能力与跨系统协同机制的迫切需求。加之技术的快速迭代与风险形态的复杂化，现有方法在资源协同优化、不确定性动态建模及全生命周期风险防控等方面亟待系统性梳理与完善。因此，为系统回溯高速铁路应急调度管理的研究进展，研究提出面向风险事件生命周期三阶段技术分析框架：事前的风险预警与主动防控，事中的动态调度与协同决策，以及事后的风险评估与管理应用，旨在建立“预防–响应–恢复”的全链条研究框架。面向风险事件扰动的高速铁路调度管理框架如图 1 所示。

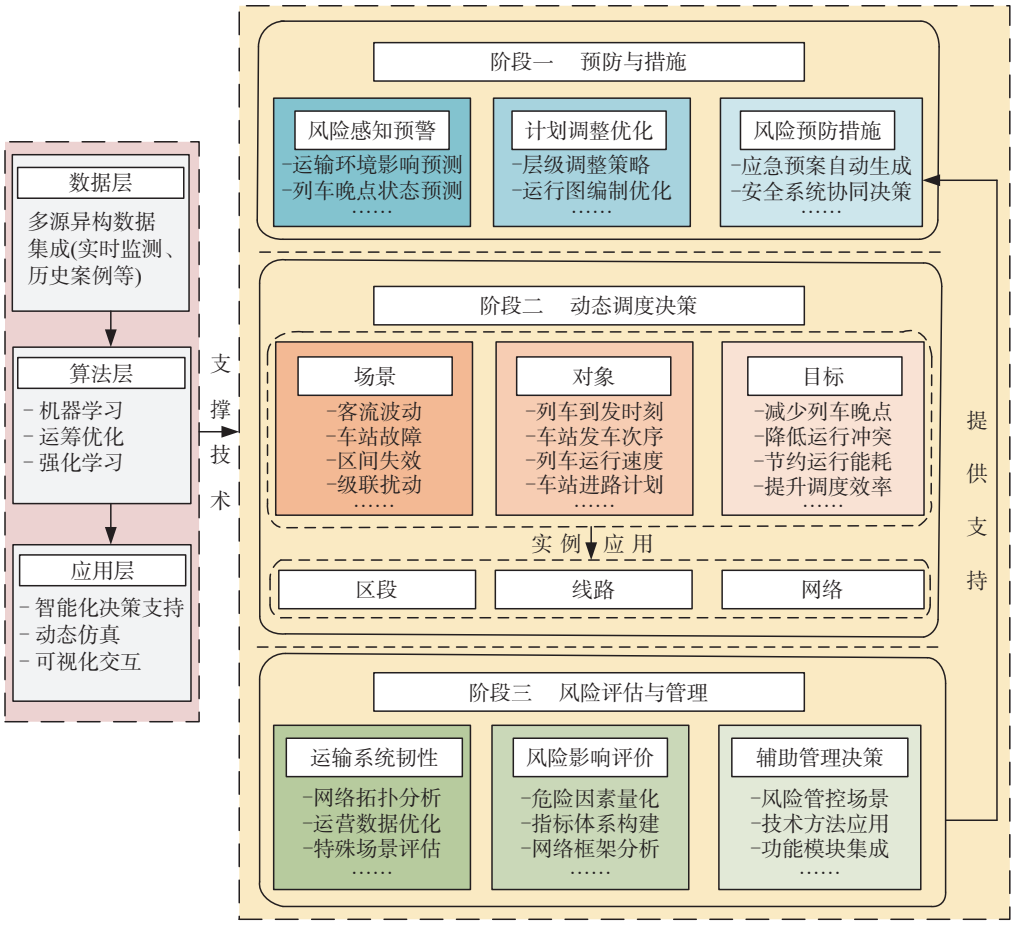

图 1　面向风险事件扰动的高速铁路调度管理框架

Fig.1　High speed railway dispatching management framework under risk event disturbances

1　高速铁路风险解析及预防

高速铁路运营网络的时空资源高度耦合，地震、设备故障、极端客流等风险事件不仅会扰乱列车运行秩序，还会通过级联效应引发区段中断甚至全网延误。因此，事前防控是保障安全高效运营的核心环节。围绕事前防控需求，系统梳理风险感知与预警、计划调整优化策略及风险防控措施，为后续事中调度与事后评估奠定基础。

1.1　风险感知及预警

风险感知与预警是高速铁路事前防控的技术核心，旨在通过多源数据与模型分析，提前识别潜在风险并发出预警，为后续计划调整与预防措施实施提供依据。聚焦风险发生前的“感知–预判”技术环节，从运输环境影响预测、设备故障预测、列车晚点预测3个维度，系统综述当前研究成果。

1.1.1　运输环境影响预测

运输环境因素是导致列车延误或停运的重要原因，将其分为自然环境因素和客流环境因素。

在自然环境风险预测领域，学者针对气象要素与地质灾害构建了多维度预警体系。在常见气象风险预测方面，多数学者采用数据挖掘与机器学习方法量化气象指标的影响。Liu等[1]提出基于多注意力层的多实例学习模型，实现高速铁路强风风险的实时估计；艾倩楠等[2]引入风雨指标，借助模糊粗糙集理论完成行车安全等级的可行性预测。在罕见自然灾害预警方面，采用智能算法与跨学科技术融合提升预测精度是重点研究方向，此类研究大多将地震预警作为研究对象。宋晋东等[3]构建支持向量机模型用于现场地震预警；Zhu等[4]设计融合CNN与Transformer的单站CT架构。此外，胡兆冰等[5]引入数字孪生技术，通过构建虚拟映射系统提升地震预警的时空精度。当前研究已形成复杂环境风险耦合评估的理论体系，但在极端天气连锁效应建模、多源数据融合等方面仍有缺陷。

在人为因素研究中，研究主要集中于调度指挥系统风险管控以及客流波动预测两大技术分支。在调度指挥系统风险管控研究中，部分学者采用系统动力学方法解析系统要素的非线性复杂关系[6]，也有学者采用传统动力学分析和机器学习方法[7–8]。在客流波动预测方面，当前研究形成以机器学习为核心、多技术融合的预测体系，如神经网络模型[9]、Informer模型[10]等，多数研究结合注意力机制[11]以捕获列车客流数据的相关性从而生成列车的预测客流态势。该领域研究已实现了从调度风险机理分析到客流态势预测的全链条覆盖，但仍面临显著的“调度–客流”双向耦合问题。客流分布决定调度方案，而调度策略又可能引发局部客流聚集，脱离原有优化假设。在安全与效率的边界约束下，必须将客流不确定性纳入动态调度优化过程，否则容易导致时刻编制与运行调整脱离客流特征，致使高峰期线路效率下降、乘客拥堵与换乘失败等风险增加。因此，需要从双向动态关联视角深化建模，克服单一调度优化忽视客流适配性、单纯客流预测脱离调度执行场景的问题，提升运输环境人为因素防控的系统性与精准性。

1.1.2　设备故障预测

高铁装备包含牵引系统、供电系统、制动系统、列车控制系统等关键子系统，其健康状态直接关联行车安全与运营效率。鉴于此，高铁装备的健康状态评估与故障预测研究至关重要。臧钰等[12]构建了贝叶斯网络驱动的系统级故障预测模型；魏伟等[13]提出融合变分模态分解与门控循环单元的故障率预测模型；牛齐明等[14]提出基于深度堆叠去噪自编码器累积与时滞最小二乘支持向量机的预测方法；顾佳[15]结合故障预测与健康管理(Prognostics and Health Management，PHM)技术，设计基于数字孪生、覆盖设备全生命周期相关数据的高速动车组PHM系统架构，构建基于多任务深度学习和自组织映射的故障诊断与维修预测方法。当前研究已构建了基于神经网络、变分模态分解等方法的高铁装备健康评估体系，并通过贝叶斯网络建模、时序特征分解等技术实现关键子系统的故障概率预测和量化分析。未来研究可进一步关注数模双驱动、跨学科智能算法创新和装备动态演化特性捕捉，推动实现数据、模型与算法的多学科交叉融合，以数据赋能决策、以模型推演状态，从而突破复杂系统耦合关系解析和实时预测精度的瓶颈。

1.1.3　列车晚点预测

随着铁路网络规模的持续扩张与拓扑结构的复

杂化，运输环境变化、设备故障等因素引发的列车运行冲突与晚点风险事件频发，精准预测列车晚点并提前预警成为提升运输效率、优化调度决策的关键。研究将晚点预测模型划分为事件驱动型与数据驱动型两大类别。

当前事件驱动型列车晚点预测模型通过马尔可夫链的动态优化[16]、贝叶斯网络的架构创新[17-19]以及动力学与逻辑推理的交叉应用[20-22]等技术构建事件链或网络刻画事件依赖关系实现预测精度与效率的提升。然而，目前研究所需的数据种类繁多，包含时刻表、动车组运维、列车运行控制、客流需求分布、非正常事件扰动、应急处置、基础设施布局配置等类型，数据结构上涉及表格、文本、图形等类型。这一现状导致在多源异构数据时空关联建模的完整性、跨尺度延误传导机制解析的深度及复杂场景下实时预测算法的工程化适配性等方面仍存在明显不足。未来研究亟需突破数据融合维度的技术瓶颈，构建物理机理与智能算法深度耦合的跨尺度预测模型，并强化算法在动态运营场景中的鲁棒性优化，以形成全链条、高精度的延误防控技术体系。

数据驱动模型主要采用监督学习，如线性回归、决策树、随机森林和神经网络等，这些方法都需要在大量的数据中进行特征提取，因此现阶段大多数学者都引入注意力机制来提升处理序列数据的能力。Lapamonpinyo 等[23]基于随机森林、梯度提升机和多层感知器构建实时客运列车晚点预测模型；Spanninger 等[24]利用不确定性感知神经网络结合动态预测范围框架量化延误可预测性；李建民等[25]通过三阶段特征优选与改进深度神经网络降低特征维度。当前研究依托监督学习框架与注意力机制融合，实现了列车晚点预测的多维特征表征与预测精度提升，但在多源数据的语义融合、模型泛化能力及可解释性等方面仍存在技术短板。未来研究需重点突破跨模态数据的时空语义对齐技术，强化算法在高维特征空间中的轻量化优化与可解释性建模，以推动预测技术向全场景鲁棒性与决策智能化方向发展。

1.1.4　风险预测方法对比

为系统梳理高速铁路领域不同场景下风险预测方法的研究现状与应用特性，明晰各类方法的技术路径、性能表现及适用边界，从运输环境影响预测、设备故障预测、列车晚点预测三大核心风险场景出发，筛选各场景下具有代表性的研究成果进行对比，风险预测方法对比如表 1 所示。

1.2　计划调整及优化

1.2.1　计划动态调整

计划调整指的是在风险事件发生时，对既有运行计划进行评估、修改和完善的过程，其目的是提高资源利用效率、满足新的运行需求或应对突发风险。按照车站、区间和网络 3 个层级对计划调整策略进行阐述和讨论。

（1）车站层面的调整策略。高铁车站层面的列车调整策略主要涉及在运行过程中对列车时刻、车次和资源进行灵活调整。面对客流变化[26]，可根据列车的运力情况弹性调配，采用动态增开列车或停站灵活调整等策略，针对性缓解客流压力；面对列车故障等原因，可根据实际情况采用运行线平移与临停或车次重联与编组调整等策略，优先保障高优先级列车[27]；此外，若因极端天气或自然灾害导致前方路段无法通行，可采用分级扣停或安全冗余预留等策略，确保故障列车快速隔离与救援设备接入。

（2）区间层面的调整策略。区间层面的高铁列车调整策略主要用于区间运行优化或冲突疏解。面对区间运行优化，通常根据实时运行状况和客流情况动态调整列车运行，以优化运行线布局、减少冲突风险或缓解客流压力[26]；对于区间中途发生的风险事件导致列车故障时，可采用避让越行[28]、倒行调度、改道绕行或分段限速等策略，确保后续列车能够继续通行；对于区间级别的极端风险，则通常采取扣停待命等措施，避免连锁式的延误扩散。

（3）网络层面的调整策略。网络层面的调度策略是面对复杂铁路网络大规模运输[29]受限或中断等情况，运用计算机技术做出辅助调度决策，如利用机器学习算法优化调度方案，或使用运筹学中的线性规划、整数规划等方法，根据实时数据动态调整列车运行图，优化列车间隔、发车频率等。

1.2.2　列车运行优化

现阶段高铁列车运行优化研究已形成集多维度

表1　风险预测方法对比

Tab.1　Comparison of risk prediction methods

预测场景	代表性方法	核心思路	优势	局限性	适用边界
运输环境影响预测	注意力机制预测模型[1，9-11]	动态分配权重，强化核心特征捕捉	①预测精准 ②可解释性强 ③复杂场景适配性强	①依赖数据质量 ②多步预测存在误差累积效应	数据密度高且完整、无极端扰动的场景
	数字孪生技术[5]	构建五维孪生模型赋能预警	①预警准确率高 ②降低实体试错成本 ③虚实联动能力强 ④支持多场景模拟	①构建与维护成本高 ②依赖实时数据传输	数字化程度高、监测设备全覆盖的场景
	混合神经网络模型[8]	整合不同类型神经网络优势，实现多源复杂数据精准建模	①多特征处理精度高 ②复杂场景鲁棒性增强 ③可解释性强 ④场景适配范围广泛	①训练成本高 ②参数调优的复杂度高	需同时处理多模态或异构数据的复杂预测场景
	改进传统模型[3]	通过模糊化与统计学习增强传统模型效能	①预测精度高 ②训练效率高 ③可解释性强	①模型性能依赖输入特征质量 ②极端场景适配能力不足	中小样本建模
设备故障预测	贝叶斯网络预测模型[12]	基于概率推理刻画故障的因果关联与不确定性	①不确定性处理能力强 ②可解释性强 ③小样本适配性优	①依赖数据完整 ②非线性耦合刻画弱 ③实时性不足	系统级故障预测
	深度学习预测模型[13-15]	深度学习为核心，融合信号预处理、智能优化、多任务协同等技术	①复杂数据处理能力强 ②预测精度与鲁棒性优 ③场景适配范围广	①数据需求严苛 ②计算成本高 ③参数调优的复杂度高	部件级精细健康评估
列车晚点预测	马尔可夫链[16]	基于状态转移矩阵刻画延误的时序演化	①模型简单计算高效 ②实时性强 ③短期预测精度高 ④数据需求低	①长时预测精度差 ②其核心假设难以准确刻画状态间长程依赖关系 ③弹性边界标定难	单一区段小样本短期预测
	贝叶斯网络预测模型[17-19]	通过有向无环图刻画延误因素间的依赖关系	①不确定性量化能力强 ②多因素耦合建模能力强 ③可解释性强	①数据要求完整 ②计算成本高	多因素延误预测
	模糊逻辑模型[20-22]	以模糊逻辑处理不确定性为核心	①不确定性处理能力强 ②可视化与可解释性高 ③场景适配性灵活	①数据周期性依赖高 ②建模复杂度高 ③实时性不足	时间不确定性强的预测场景
	机器学习模型[24-25]	以数据驱动为核心，整合特征工程等技术	①多源数据处理能力强 ②预测精度高 ③场景适配范围广	①可解释性差 ②数据依赖严苛 ③计算成本高	数据密集的复杂非线性场景

决策建模与智能算法创新于一体的系统性技术体系。多数研究围绕时空资源协同配置[30]、供需互动机制建模[31]与多主体博弈决策框架[32]，针对时变需求、不确定扰动[33]等现实复杂性问题，以乘客出行体验[34]、系统效益[35]或二者平衡[36]为导向，构建涵盖列车节能控制[34]、时刻表规划[37]、车组与停站编组[30，38]、开行方案设计[39]等要素的协同优化模型。在方法上，研究者融合整数规划[30-31]、双层优化[40]、变邻域搜索[30]、NSGA-II[38]、深度学习模型[41]等算法，显著提升了模型的求解效率与动态响应能力，从而增强了高铁系统的抗扰性与恢复力。

运行图编制计划调整是高铁调度与管理的重要环节，其目的是根据策略合理安排列车的运行时刻和顺序，提高铁路系统的整体效率、减少乘客的等待时间，并确保安全和准时性。现阶段的研究大致分为3类：①基于时空网络或周期化结构构建整数规划模型[42]，通过拉格朗日松弛[43]、列生成[44]及Benders分解[45]等方法将复杂的运行图优化问题进行拆解；②融入元启发式算法以提升求解效率，如付慧伶等[46]提出融合整数规划和遗传算法的接续方案优化；③聚焦动态自适应与鲁棒性增强，如赵宏涛[47]通过替代图理论、虚拟列车和缓冲时隙设计以及混合优化算法，实现了对多样化客流和不确定扰动的实时响应与调度闭环。总体而言，这些系统化的建模与算法创新不仅加速了大规模运行图的求解，也为高铁网络的智能化、韧性化运营提供了坚实支撑。

1.3　风险防控与应急处置

预测能提前感知风险存在，但是不能有效规避动态风险；时刻表的静态计划调整和动态调度方案决策也需要基于预案策略体系，才能确保技术方法与管理实践的衔接。因此，需要通过建立全面的风险体系和应急处置机制来有效降低风险事件发生的概率。随着大数据技术的深度演进，基于应急大数据的系统治理成为研究前沿，其核心包括多源数据集成分析以支撑应急决策与资源调度，以及融合本体理论与深度学习的数字化建模方法，如王普等[48]提出的BiLSTM+CRF模型，通过提取突发事件关键信息构建预防预警–应急处置全流程数字化模型；在知识管理方面，Liu等[49]提出了事故调查报告知识图谱建模与拓扑分析方法；在策略研究方面，杨国柱[50]针对突发事件的不确定性与响应时效性，从应急处置流程、响应体系构建等方面提出多维度优化策略。综上所述，高铁风险事件预防领域正沿着应急大数据驱动的系统治理路径，融合多学科前沿方法，从数字化建模、知识管理、策略优化等多维度协同演进，持续迈向智能化、精准化、高效化的新发展阶段。

2　高速铁路动态调度决策

在高速铁路运营中，风险事件的发生可能严重影响列车的正常调度与运行，从而导致列车晚点甚至停止运行，因此需要制定系统的调度与控制策略。根据各文献研究的实际场景，将调度决策划分为区段、线路和网络3个层级进行阐述。

2.1　区段列车调度

区段列车调度是铁路运输管理中针对特定铁路区段的列车运行进行统一指挥和协调的工作，该层面一般重点关注设备故障情景的即时处理，对大规模晚点或客流激增的情形考虑较少。

2.1.1　基于运筹学方法的区段列车调度

运筹学方法在高速铁路区段调度中的研究已形成“算法驱动优化”与“系统协同优化”的双轨技术体系，通过智能算法与多目标建模实现调度方案的精细化设计。

智能算法驱动的延误控制模型方面，以元启发式算法为核心，并融合模拟退火、混沌序列、自适应权重或多算子策略以提升全局搜索与收敛速度，如刘辉等[51]提出信息与期望启发式因子的动态组合策略，将列车运行调整问题转化为三维空间路径搜索；曾壹等[52]以列车晚点时长与原时刻表误差最小化为核心，通过约束传递算法与试错回退机制进行求解。

在综合质效导向的协同优化模型方面，通过多目标建模与资源协同优化，实现乘客服务、运营效率与设备约束的全局平衡。在乘客服务与效率协同优化方面，Hong等[53]提出集成有容量约束的列车再调度与乘客重新分配的混合整数线性规划模型。在延误与调整频次的协同优化方面，闫璐等[54]构建面向总晚点时间和到发时刻调整次数的双目标模型；张俊等[55]兼顾加权站车延误最小化与列平均调整次数均衡构建双目标时刻表模型。此外，也有研究针对复杂场景进行多目标优化，王铭铭等[56]构建基于事件活动网络的多目标非线性模型。

综上所述，运筹学方法通过数学规划和元启发式算法形成了多维度优化体系，主要体现在以乘客服务质量优化、列车晚点控制和综合资源效率为导向的研究方向。当前研究正朝着多目标综合优化、算法自适应和动态不确定性应对方向发展。

2.1.2　基于机器学习的区段列车调度

相较于运筹学的确定性建模，机器学习方法通过数据驱动策略优化，增强系统对未知扰动的自适应能力。王荣笙等[57]提出融合蒙特卡罗树搜索与强化学习的列车运行智能调整方法；Liu等[58]提出一种基于Q学习的强化学习方法；Tang等[59]提出基于多任务深度强化学习的实时列车再调度框架。智能学习方法为调度系统注入自适应和鲁棒性，未来的研究将可能进一步拓展到更复杂的场景和不确定性条件下的调度优化。

2.2　线路列车运行调整

线路列车运行调整是指在铁路系统中对位于一条完整的铁路线路内的列车运行进行动态优化和调整的过程。

2.2.1　基于运筹学方法的线路列车运行调整

运筹学领域学者通过构建多维数学规划模型与智能优化算法的融合框架，为线路列车运行调整提出了系统化的解决方案。Liu等[60]构建基于事件–活

动网络的混合整数线性规划模型；Ji等[61]通过动态调整线路内策略方案参数以优化线路时刻表；张英贵等[62]构建多目标模型并设计模拟退火算法进行优化。此类研究通过多层次优化与智能算法的结合，为复杂扰动下的跨区段协同调度提供了理论支撑。未来研究可进一步加强在不确定环境下的鲁棒优化模型与跨网络协同调度算法的深度耦合。

2.2.2　基于机器学习的线路列车运行调整

为了突破传统模型在复杂扰动场景下的局限，深度强化学习成为新兴热点研究。许多学者将调度问题建模为马尔可夫决策过程，通过深度Q学习[63]、策略梯度算法等与整数规划、图神经网络、时空-容量网格模型等技术结合，实现对列车运行时间、停站时刻、发车序列和轨道分配的自适应优化。田锐等[64]提出基于深度Q学习的车站到发线冲突调度方法；Yang等[65]提出DRLA-eTGM方法。此类研究通过深度强化学习的多算法融合，实现了调度方案的自适应优化，提升了系统在复杂扰动下的鲁棒性和决策效率。

2.3　线网全局协同调度

线网全局协同调度是指在铁路系统中，综合考虑铁路网络的整体运行情况对列车运行进行动态协同调整的过程，从而提高铁路网络的整体效率和灵活性。

2.3.1　基于运筹学方法的线网全局协同调度

根据优化导向可分为3类。一是以乘客需求为导向，此类研究以乘客出行体验为核心，通过时空网络建模[66]与行为博弈理论等技术，实现需求与调度的动态耦合，如Xiu等[67]提出基于时空网络的路径型混合整数线性规划模型；高天泽等[68]提出面向换乘体验优化的高速铁路列车运行图调整方法。二是以延误传播控制为导向，该类研究聚焦于扰动后列车运行秩序的系统性恢复，旨在实现从延误抑制[69-70]到运行效率恢复的全流程决策，如Liu等[71]以最小化总延迟时间为目标，构建了考虑准移动闭塞和列车速度轨迹的实时再调度模型。三是以综合质效为导向，该类研究以综合资源效率和服务质量[72]为核心，通过混合整数规划、随机优化和分层分解等方法，实现理论与实践的结合，如Zhang等[73]设计基于树的冲突解决机制结合双目标规划模型；Xiu等[74]提出直接多重打靶法与交替方向乘子法的中微观集成方法。综上所述，基于运筹学的线网全局协同调度研究，已形成以数学规划与优化算法为核心的系统性方法论。但现有研究在动态不确定性的精准量化、大规模模型的计算效率以及多目标间的自适应协同等方面仍面临挑战。未来研究将更侧重于数据驱动与模型驱动的融合，发展具备更强鲁棒性、实时性与可解释性的智能调度算法。

2.3.2　基于机器学习的线网全局协同调度

随着调度研究从线路局部优化向线网全局协同发展，基于机器学习的方法通过多尺度建模和跨域协同机制，突破了传统调度框架在复杂网络和动态扰动下的适应性限制。Laurent等[75]提出结合多智能体学习和运筹学的混合框架；Xu等[76]提出基于Transformer的宏观调控方法用于突发延误下的时刻表重排；Yang等[77]提出因果强化学习方法，通过引入潜在变量捕捉交互影响。此类研究通过融合因果强化学习、多智能体系统和Transformer等技术，实现了铁路网络的动态交互建模与跨区段协同优化。未来，研究将进一步向多智能体深度协作、不确定性鲁棒优化和大规模网络实时调度方向发展。

2.3.3　基于仿真解析的线网全局协同调度

此类研究聚焦于通过多尺度建模与智能算法融合，实现复杂铁路网络的动态优化与弹性评估。Dai[78]设计一种基于分布式人工智能系统的实时再调度框架；Liu等[79]提出融合交互式铁路运行仿真系统、多代理模型与知识转移技术的数据驱动框架。上述研究通过分布式计算、代理模型降维及元胞自动机等方法，实现铁路网络调度从局部优化向全局协同的跨越。未来研究可进一步融合数字孪生技术与实时数据流，构建具备动态学习能力的仿真优化框架，推动线网调度在复杂扰动场景下的自适应决策与韧性提升。

2.4　调度优化方法对比

为系统厘清高速铁路调度优化领域不同技术路径的核心特性与场景适配规律，从区段、线路、网络3个层级筛选各类型下具有代表性的研究成果进行对比，调度优化方法对比如表2所示。

表2　调度优化方法对比

Tab.2　Comparison of dispatching optimization methods

方法类型	核心观点	优势	局限性	适用边界
图论方法[65]	将调度问题转化为图的路径搜索、冲突环检测、网络流优化等图问题	①抽象性强 ②算法成熟 ③结构化表达	①规模受限 ②抽象过程中易忽略动态要素 ③动态适应性弱	静态或弱动态的中小规模系统
运筹学方法[53，60]	构建数学优化模型，通过精确算法或启发式算法求解最优或近优解	①严谨性高 ②多目标兼容 ③灵活性强	①计算效率低 ②解质量不稳定 ③不确定性鲁棒性差 ④模型复杂度高	确定性或弱随机扰动的中大规模系统
机器学习方法[58]	以数据驱动或智能体–环境交互为核心，通过马尔可夫决策过程建模	①实时性强 ②自适应性好 ③高维处理能力强 ④可扩展性优	①数据与训练成本高 ②可解释性差 ③泛化性局限	高动态、不确定的大规模、高密度系统
系统仿真法[78–79]	构建系统仿真模型模拟实际运营过程	①贴近实际运营 ②灵活性高 ③多策略同步仿真	①仿真效率低 ②优化迭代慢 ③计算成本高	中大规模系统的离线方案验证与优化和扰动场景模拟

3　高速铁路风险评估与管理

3.1　韧性驱动的风险评价

在高速铁路运营面临自然灾害、设备故障等多元风险挑战的背景下，韧性驱动的风险评价研究已从单一的脆弱性分析转向“系统韧性评估–风险影响量化”的协同框架构建。

3.1.1　运输系统韧性评估

在发生风险事件后，高铁的恢复和适应能力是研究的重点。与鲁棒性相比，韧性更强调系统在遭受冲击、压力、故障或破坏等极端情况后，能够快速恢复到原始状态或适应新环境并继续有效运行的能力。现阶段，学者基于系统在扰动下的抗风险能力、恢复效率及稳定性需求，在弹性建模、脆弱性分析、指标构建及灾后策略等方向展开深入研究。

（1）弹性评估的动态建模与量化方法。部分学者面对系统在扰动后的动态响应机制，通过多维度建模实现弹性的量化分析。Nogal 等[80]提出流量网络弹性评估方法，量化系统对新状态的适应能力；Adjetey-Bahun 等[81]基于仿真模型，将乘客延误与负载作为性能指标；韩霈然等[82]构建包含日常与非正常运营指标的综合评价体系。此类研究通过动态建模与仿真手段，将系统弹性转化为可计算的量化指标。

（2）系统脆弱性的多维度分析框架。在弹性评估的基础上，部分学者聚焦于系统脆弱性的量化分析。Deng 等[83]提出 3 层网络模型，揭示高铁网络脆弱性的时空异质性；Xiao 等[84]构建融合基础设施与列车运行的时空网络模型，评估台风等干扰下的网络连通性；Varra 等[85]结合地理信息系统与层次分析法，开发洪水易感性评估框架。此类研究通过多物理场耦合与网络科学方法，实现脆弱性从定性识别到定量分析的跨越。

（3）韧性评估指标体系的构建与应用。针对不同运输场景，学者建立多层次的韧性评估指标体系。Wang 等[86]基于网络多样性特性，构建系统与节点级别的铁路网络弹性测量框架；李磊等[87]基于“压力–状态–响应”框架，通过综合权重法与理想现实比较法构建高速铁路系统韧性评估模型；樊燕燕等[88]建立包含管理、人员、环境、物质系统的安全韧性评价指标体系。此类研究通过多源数据融合与权重算法，实现韧性评估指标向综合维度的拓展。

（4）灾后恢复优化与韧性提升策略。面向风险事件，部分研究聚焦于灾后调度优化与韧性提升，核心是构建“韧性评估–调度决策–效果反馈”的韧性闭环管理机制，即通过韧性评估明确系统恢复短板，以优化算法生成针对性调度方案，再以调度实践效果反哺韧性评估模型迭代。Tang 等[89]通过时间–功能曲线量化网络弹性；Bešinović 等[90]提出基于优化的铁路网络多重干扰恢复方法；Knoester 等[91]提出数据驱动的韧性事后评估方法。此类研究将韧性理论与优化算法结合，通过“评估定方向、决策促恢复、反馈优评估”的逻辑，实现从评估到决策的闭环应用。

（5）韧性评估方法对比。为系统梳理高速铁路韧性评估领域的技术路径与场景适配特性，明晰不

同方法在扰动响应、恢复过程刻画及评估精度上的差异，依据上述分析筛选各方法下具有代表性的研究成果展开对比分析，韧性评估方法对比如表3所示。

高铁的韧性评估是一项复杂而重要的研究工作，尽管已有不少研究，但有关理论和方法的多样性造成了评估标准和结果的一致性缺乏。因此，未来的研究需要集中在完善评估指标体系、验证模型有效性以及对不同时空环境特点下的韧性评估进行深入探索。

3.1.2　风险影响评价

风险评价是指在风险识别和风险估测的基础上，对风险发生的概率、损失程度，结合其他因素进行全面考虑，评估发生风险的可能性及其危害程度，为制定合理的风险应对策略提供依据。

针对行车指挥安全风险因素分析与优化，高磊[92]着重分析行车指挥方面的多类安全风险因素；在人为因素与事故分析方面，Liu等[93]构建危害与事故的知识图谱并应用于铁路危害识别和风险评估；针对铁路沿线环境风险，Sun等[94]构建融合灾害强度与铁路设计速度的风险矩阵模型。

综上所述，学者从多个维度，运用不同方法对铁路行车安全风险进行研究，未来研究可进一步整合多源风险因素，构建更为综合全面的铁路安全风险评价体系。

3.2　风险管理辅助决策

在高速铁路应急调度管理中，风险评估为决策者提供了量化依据，而实现有效管控的关键在于将此依据转化为可执行的调度行动。因此，面向风险扰动的辅助决策系统成为衔接风险分析与现场处置的核心工具。针对铁路风险事件的辅助决策系统设计，主要可从系统设计的技术路径与系统实现的模块架构2个维度进行剖析。

3.2.1　基于方法论的系统设计

基于运筹学、机器学习及仿真的方法论体系构成了列车调度辅助决策系统的核心技术框架。在运筹学方法应用方面，段卿培等[95]针对大规模扰动下的列车运行调整问题，以时空网络、拉格朗日松弛算法等为基础设计研发了列车运行计划应急调度调整原型系统；在机器学习应用方面，李逍[96]设计了融合贝叶斯网络与案例推理的铁路突发事件应急辅助决策原型系统；在仿真技术应用方面，Galadíková等[97]基于Villon仿真软件，设计了用于客货运站、编组站、维修站、车辆段等铁路节点实时管理的决策支持系统。

3.2.2　系统的模块化架构

在系统实现上，模块化是主流设计思路，即通过组合多个功能专一的子系统或模块来构建完整的决策支持系统，D'Ariano[98]开发了ROMA决策支持系统包含自动数据加载模、干扰恢复模块、铁路交通优化模块、列车速度协调模块以及人机交互模块；王铭铭[99]开发原型系统包含列车运行过程数据分析、列车晚点传播分析预测和列车实时调度方案生成等主要功能模块。这种模块化设计的核心技术

表3　韧性评估方法对比

Tab.3　Comparison of resilience assessment methods

方法类型	核心观点	优势	局限性	适用边界
数据驱动法[84，86，91]	以历史运营数据为核心，通过统计分析、机器学习等算法量化韧性特征	①贴合实际运营 ②计算效率高 ③可扩展性强	①数据依赖性极强 ②泛化性受限 ③部分算法难以解释韧性指标的生成逻辑	扰动类型明确、历史数据充足的韧性事后评估、扰动规律总结等
仿真建模法[80-81，85，90]	构建多子系统交互仿真模型，通过多场景模拟评估韧性	①场景还原度高 ②支持事前预测 ③措施验证灵活 ④多维度指标兼容	①建模复杂度高 ②计算资源消耗大 ③参数敏感性强 ④场景覆盖有限	扰动传播规则清晰定义的场景
优化调度法[82，89]	将韧性评估与优化结合，通过数学建模或启发式算法最小化韧性损失	①动态适应性强 ②目标导向明确 ③多约束兼容	①模型复杂度高 ②实时性不足 ③参数依赖强 ④场景通用性弱	扰动后需快速恢复运营的场景
拓扑网络法[83，87-88]	将铁路系统抽象为拓扑网络，基于复杂网络理论评估结构韧性	①结构可视化清晰 ②计算成本低 ③可在规划初期评估拓扑韧性潜力 ④扰动传播预测快	①较难刻画运营动态细节 ②扰动简化过度 ③结论方案较为宏观 ④规模存在限制	扰动影响网络连通性的场景

大多以多种算法结合，能够提高系统的灵活性和拓展性。

铁路风险事件应急辅助决策系统的研究不断深入，目前已经取得了一定的成果和应用经验。未来的研究旨在提升系统在整个应急管理过程中的适用性和智能化水平。

4　结论与展望

4.1　结论

研究构建了覆盖事前风险感知与预警、事中区段/线路/网络层级的分层调度决策以及事后风险评估与管理决策的全流程闭环分析框架，将数模双驱动与数学规划优化有机结合，明确了不同场景下技术方法的适用边界与协同路径，为构建智能化、全链条动态协同的新一代高速铁路应急管理体系奠定了理论与实践基础。

尽管许多学者在风险事件扰动下高速铁路调度管理的研究中已经取得了一定的进展，仍存在以下问题和挑战。

（1）多源数据融合不足。当前研究多数聚焦单一传感器或业务系统的数据，缺乏面向全网的多尺度、多模态数据共享平台。由于不同数据源在格式、时序和质量上存在格式不统一，导致数据融合多为物理拼接，制约了风险感知与调度决策的时效性与准确性。

（2）不确定性动态建模有待强化。现有动态规划、强化学习等模型通常假设扰动因素独立或服从固定分布，难以刻画多源风险耦合引发的高维非线性演化过程。对于突发性事件下的系统响应，多数研究仍依赖静态或弱动态模型，缺乏对概率传播路径与场景切换的深度模拟。

（3）跨系统资源协同欠缺。调度方案多局限于单一层面，而忽视维修抢修、乘务组织、客流疏散等保障子系统的联动，难以实现跨部门、跨专业的实时协同，导致应急处置方案在执行过程中出现信息孤岛与响应延迟，且尚未建立多主体利益协同的优化目标函数，难以平衡在列车运行效率、救援资源成本和乘客服务质量之间取得全局最优。

（4）系统韧性评估体系不完善。虽然已有研究提出韧性度量指标，但多停留在理论建模阶段，缺少基于真实运营数据的验证与迭代优化，且韧性指标与调度策略调整的关联不明确，对预警、响应、恢复、重构全生命周期各环节韧性贡献的量化分析尚未形成标准方法，难以为管理决策提供可操作的指标指导。

4.2　展望

结合文献综述及上述挑战，提出风险事件扰动下高速铁路调度管理未来研究的重点方向。

（1）突破多源数据智能融合技术。依托5G+边缘计算、高铁数字孪生平台等核心技术，搭建高铁多源数据共享平台，统一数据格式与接口标准，实现列车运行状态、轨道设备健康度、客流实时分布等多源数据的实时传输，并通过动态时间规整算法解决不同数据源的时序偏差问题，提升风险感知的全域性与实时性。

（2）数智融合优化。融合鲁棒优化、贝叶斯强化学习、可解释AI等技术，构建物理机理和数据智能双驱动的建模框架。通过将深度学习模型嵌入优化约束、或借助机器学习代理优化复杂仿真器等技术路径，发展具备可解释能力的高维不确定性建模与鲁棒调度方法，实现机器学习与优化算法的高效融合。

（3）构建全链条闭环管理体系。围绕全链条闭环管理理念，统一资源调配优先级与指挥接口，通过构建包含运输效率、资源成本与服务质量3类指标的耦合评估体系，系统分析运输效率、资源成本与服务质量之间的相互影响关系，并以此作为调度优化的约束与目标导向，生成全局最优调度方案。进一步引入强化学习机制，实现协同策略的动态优化，最终形成“风险感知–调度决策–效果评估”的闭环管理机制。

（4）完善韧性评估体系。制定分场景韧性评估标准如高原铁路、枢纽网络等场景差异化指标，增强评估的针对性和实用性，同时构建覆盖规划设计、运营维护、故障恢复等全生命周期的量化评估量表。在此基础上，建立韧性评估与调度优化之间的闭环联动机制，利用历史故障与恢复数据动态修正韧性阈值，并将评估结果实时转化为预控策略和调度调整方案，从而系统提升运输系统的抗干扰能力与快速恢复能力。

综上，未来的研究应集中在提升系统的智能化、制定标准化的评估体系，以及技术和数据分析

方法的深化应用等方面。随着AI和数字孪生等技术的深入应用，高铁调度应急管理将进一步向“事前智能预控-事中精准响应-事后快速复盘”的方向发展。

参考文献：

[1] LIU H Y，LIU C，HE S B，et al. Short-Term Strong Wind Risk Prediction for High Speed Railway[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems，2021，22(7)：4243-4255.

[2] 艾倩楠，张　俊. 风雨气象下高速铁路行车安全预警方法研究[J]. 安全与环境学报，2020，20(5)：1667-1676.
AI Qiannan，ZHANG Jun. On the Reconstruction and Reinforcement Risk Coupling of the Main Structure of the Reinforced Concrete Old Industrial Plant[J]. Journal of Safety and Environment，2020，20(5)：1667-1676.

[3] 宋晋东，朱景宝，刘艳琼，等. 基于支持向量机预测模型的高速铁路现地地震预警方法[J]. 中国铁道科学，2022，43(5)：177-187.
SONG Jindong，ZHU Jingbao，LIU Yanqiong，et al. On-Site Earthquake Early Warning Method for High Speed Railway Based on Support Vector Machine Prediction Models[J]. China Railway Science，2022，43(5)：177-187.

[4] ZHU J B，SUN W T，LI S Y，et al. Threshold-Based Earthquake Early Warning for High Speed Railways Using Deep Learning[J]. Reliability Engineering & System Safety，2024，250：110268.

[5] 胡兆冰，杨　林. 数字孪生技术在高速铁路地震预警系统中的应用研究[J]. 铁道运输与经济，2024，46(3)：115-124.
HU Zhaobing，YANG Lin. Exploration for Application of Digital Twin Technology in High Speed Railway Earthquake Early-Warning System[J]. Railway Transport and Economy，2024，46(3)：115-124.

[6] 薛　锋，黄　宇，刘珊珊，等. 高速铁路调度指挥安全风险分析及预警决策[J]. 综合运输，2019，41(4)：59-65.
XUE Feng，HUANG Yu，LIU Shanshan，et al. Analysis of High Speed Railway Dispatching Command Security Risk and Its Warning Decision[J]. China Transportation Review，2019，41(4)：59-65.

[7] 彭其渊，冯予莛，庄　河，等. 高速铁路调度指挥预警及应急管理系统设计与实现[J]. 交通运输工程与信息学报，2019，17(4)：9-17.
PENG Qiyuan，FENG Yuting，ZHUANG He，et al. Design and Implementation of Early Warning System for High Speed Train Dispatching[J]. Journal of Transportation Engineering and Information，2019，17(4)：9-17.

[8] ZHOU J L，GUO Z M. A Hybrid SNN-STLSTM Method for Human Error Assessment in the High Speed Railway System[J]. Advanced Engineering Informatics，2024，60：102408.

[9] 何必胜，朱永俊，陈路锋，等. 基于时空图神经网络的高速铁路车站短期客流预测方法[J]. 铁道学报，2022，44(9)：1-8.
HE Bisheng，ZHU Yongjun，CHEN Lufeng，et al. A Spatial-Temporal Graph Neural Network for Prediction of Short-Term Passenger Flow at High Speed Railway Station[J]. Journal of the China Railway Society，2022，44(9)：1-8.

[10] 张　涛. 基于Informer模型的高铁列车OD客流预测[J]. 北京交通大学学报，2025，49(3)：90-99.
ZHANG Tao. Informer-Based OD Passenger Flow Prediction for High Speed Rail Transit[J]. Journal of Beijing Jiaotong University，2025，49(3)：90-99.

[11] NIU Y F，SHUAI B，ZHANG R，et al. Short-Term Inbound Passenger Flow Prediction at High Speed Railway Stations Considering the Departure Passenger Arrival Pattern[J]. Applied Soft Computing，2024，166：112219.

[12] 臧　钰，蔡伯根，上官伟，等. 高速列车运行控制系统车载子系统故障预测方法研究[J]. 中国科学(信息科学)，2020，50(4)：511-526.
ZANG Yu，CAI Gencai，SHANGGUAN Wei，et al. Research on the Fault Prediction Method of an On-Board Subsystem in High Speed Train Control Systems[J]. Scientia Sinica (Informationis)，2020，50(4)：511-526.

[13] 魏　伟，赵小强，吴　进. 基于VMD-ICSO-GRU的高铁列控车载设备故障率时间序列预测[J]. 铁道学报，2023，45(6)：58-68.
WEI Wei，ZHAO Xiaoqiang，WU Jin. Time Series Prediction of Fault Rate of High Speed Railway On-Board Equipment Based on VMD-ICSO-GRU[J]. Journal of the China Railway Society，2023，45(6)：58-68.

[14] 牛齐明，刘　峰，张奕黄. 基于PHM的高速铁路牵引电机滚动轴承健康状态预测[J]. 铁道学报，2020，42(7)：95-101.
NIU Qiming，LIU Feng，ZHANG Yihuang. Health Condition Prediction of Rolling Element Bearings of High Speed Train

Traction Motor Based on PHM[J]. Journal of the China Railway Society，2020，42(7)：95-101.

[15] 顾　佳. 基于大数据的高速动车组故障预测与健康管理关键技术研究[D]. 大连：大连交通大学，2021.

[16] SPANNINGER T，BÜCHEL B，CORMAN F. Train Delay Predictions Using Markov Chains Based on Process Time Deviations and Elastic State Boundaries[J]. Mathematics，2023，11(4)：839.

[17] CORMAN F，KECMAN P. Stochastic Prediction of Train Delays in Real-Time Using Bayesian Networks[J]. Transportation Research Part C，2018，95：599-615.

[18] HUANG P，SPANNINGER T，CORMAN F. Enhancing the Understanding of Train Delays with Delay Evolution Pattern Discovery：A Clustering and Bayesian Network Approach[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems，2022，23(9)：15367-15381.

[19] HUANG P，CORMAN F. Probabilistic Modeling of Train Operations for Uncertainty Quantification：A Context-Aware Bayesian Network Approach[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems，2024，25(12)：21117-21128.

[20] 闫　璐，张　琦，王荣笙，等. 基于动力学特性的列车运行态势分析[J]. 铁道运输与经济，2021，43(8)：64-70.
YAN Lu，ZHANG Qi，WANG Rongsheng，et al. Train Operation Analysis Based on Dynamics[J]. Railway Transport and Economy，2021，43(8)：64-70.

[21] ZHUANG H，FENG L P，WEN C，et al. High Speed Railway Train Timetable Conflict Prediction Based on Fuzzy Temporal Knowledge Reasoning[J]. Engineering，2016，2(3)：366-373.

[22] 冯丽萍，张立东，高　佳. 基于模糊时间知识推理的到发线运用冲突预测[J]. 铁道运输与经济，2022，44(4)：91-98.
FENG Liping，ZHANG Lidong，GAO Jia. Arrival-Departure Track Conflict Prediction Based on Fuzzy Temporal Knowledge Reasoning[J]. Railway Transport and Economy，2022，44(4)：91-98.

[23] LAPAMONPINYO P，DERRIBLE S，CORMAN F. Real-Time Passenger Train Delay Prediction Using Machine Learning：A Case Study with Amtrak Passenger Train Routes[J]. IEEE Open Journal of Intelligent Transportation Systems，2022，3：539-550.

[24] SPANNINGER T，WIEDEMANN N，CORMAN F. Quantifying the Dynamic Predictability of Train Delay with Uncertainty-Aware Neural Networks[J]. Transportation Research Part C：Emerging Technologies，2024，162：104563.

[25] 李建民，许心越，丁　忻. 基于多阶段特征优选的高速铁路列车晚点预测模型[J]. 中国铁道科学，2023，44(4)：219-229.
LI Jianmin，XU Xinyue，DING Xin. Train Delay Prediction Model of High Speed Railway Based on Multi-Stage Feature Optimization[J]. China Railway Science，2023，44(4)：219-229.

[26] 李亚为. 基于客流需求的高速铁路列车开行方案与运行图优化研究[D]. 北京：北京交通大学，2024.

[27] 林　博，俞胜平，刘子源，等. 基于改进粒子群算法的高铁列车动态调度[J]. 控制工程，2021，28(7)：1334-1341.
LIN Bo，YU Shengping，LIU Ziyuan，et al. High Speed Train Dynamic Scheduling Method Based on Improved Particle Swarm Optimization Algorithm[J]. Control Engineering of China，2021，28(7)：1334-1341.

[28] 庄　河，何世伟，戴杨铖. 高速铁路列车运行调整的模型及其策略优化方法[J]. 中国铁道科学，2017，38(2)：118-126.
ZHUANG He，HE Shiwei，DAI Yangcheng. Train Operation Adjustment Model and Strategy Optimization Method for High Speed Railway[J]. China Railway Science，2017，38(2)：118-126.

[29] LEUTWILER F，CORMAN F. A Review of Principles and Methods to Decompose Large-Scale Railway Scheduling Problems[J]. EURO Journal on Transportation and Logistics，2023，12：100107.

[30] XU G M，ZHONG L H，LIU W，et al. A Flexible Train Composition Strategy with Extra-Long Trains for High Speed Railway Corridors with Time-Varying Demand[J]. Transportation Research Part B：Methodological，2024，179：102875.

[31] YUAN J W，GAO Y，KE J N，et al. Integrated Train Timetable with Supply-Demand Interactions at the Chinese High Speed Railway[J]. Omega，2025，131：103185.

[32] ZHAO S，WU R F，SHI F. A Line Planning Approach for High Speed Railway Network with Time-Varying Demand[J]. Computers & Industrial Engineering，2021，160：107547.

[33] 李登辉，彭其渊，赵　军，等. 基于“抽线-插线”的高速铁路网络列车运行调整优化方法[J]. 铁道学报，2024，46(12)：8-21.
LI Denghui，PENG Qiyuan，ZHAO Jun，et al. Optimization

Method Based on Idea of “Timetable Deletion-Insertion” for Train Rescheduling in a High speed Railway Network[J]. Journal of the China Railway Society，2024，46(12)：8-21.

[34] XU Y，JIA B，LI X P，et al. An Integrated Micro-Macro Approach for High Speed Railway Energy-Efficient Timetabling Problem[J]. Transportation Research Part C：Emerging Technologies，2020，112：88-115.

[35] 刘帆洨，鲁工圆，姜克锦. 面向供需协同的城际通道高速列车开行方案优化研究[J]. 铁道运输与经济，2024，46(5)：1-11.
LIU Fanxiao，LU Gongyuan，JIANG Kejin. Supply and Demand Coordination Oriented Operation Plan Optimization of High Speed Trains in Intercity Corridor[J]. Railway Transport and Economy，2024，46(5)：1-11.

[36] 汤振源. 基于客流博弈均衡的旅客列车双层开行方案优化[J]. 铁道运输与经济，2024，46(2)：20-29，39.
TANG Zhenyuan. Optimization of Bi-Level Passenger Train Operation Plan Based on Game Equilibrium of Passenger Flow[J]. Railway Transport and Economy，2024，46(2)：20-29，39.

[37] BABABEIK M，ZERGUINI S，FARJAD-AMIN M，et al. Developing a Train Timetable According to Track Maintenance Plans：A Stochastic Optimization of Buffer Time Schedules[J]. Transportation Research Procedia，2019，37：27-34.

[38] YANG L，LI D W，WANG H，et al. Integrating Stop Planning，Timetabling and Rolling Stock Planning on High Speed Railway Lines：A Multi-Objective Optimization Approach[J]. Expert Systems with Applications，2024，237：121515.

[39] 单奕嘉，聂　磊，乐逸祥，等. 周期模式下高速铁路车站到发线运用优化模型研究[J]. 铁道学报，2022，44(8)：1-13.
SHAN Yijia，NIE Lei，LE Yixiang，et al. Optimization of Station Track Utilization for High Speed Railway under Periodic Timetable[J]. Journal of the China Railway Society，2022，44(8)：1-13.

[40] LI X J，LI D W，HU X T，et al. Optimizing Train Frequencies and Train Routing with Simultaneous Passenger Assignment in High Speed Railway Network[J]. Computers & Industrial Engineering，2020，148：106650.

[41] HUANG P，LI Z C，WEN C，et al. Modeling Train Timetables as Images：A Cost-Sensitive Deep Learning Framework for Delay Propagation Pattern Recognition[J]. Expert Systems with Applications，2021，177：114996.

[42] 李海琳，聂　磊，付慧伶. 高速铁路周期化运行图列车开行模式优化设计[J]. 铁道学报，2023，45(8)：18-26.
LI Hailin，NIE Lei，FU Huiling. Optimal Design of Train Operation Mode of High Speed Railway Cyclic Timetable[J]. Journal of the China Railway Society，2023，45(8)：18-26.

[43] LIAO Z W，LI H Y，MIAO J R，et al. Railway Capacity Estimation Considering Vehicle Circulation：Integrated Timetable and Vehicles Scheduling on Hybrid Time-Space Networks[J]. Transportation Research Part C：Emerging Technologies，2021，124：102961.

[44] YUE Y X，WANG S F，ZHOU L S，et al. Optimizing Train Stopping Patterns and Schedules for High Speed Passenger Rail Corridors[J]. Transportation Research Part C：Emerging Technologies，2016，63：126-146.

[45] LEUTWILER F，CORMAN F. A Logic-Based Benders Decomposition for Microscopic Railway Timetable Planning[J]. European Journal of Operational Research，2022，303(2)：525-540.

[46] 付慧伶，刘　旭，胡怀宾，等. 高速铁路网列车运行图接续方案优化方法[J]. 中国铁道科学，2024，45(3)：149-158.
FU Huiling，LIU Xu，HU Huaibin，et al. Optimization Method for Train Connection Plan in Timetable of High Speed Railway Network[J]. China Railway Science，2024，45(3)：149-158.

[47] 赵宏涛. 基于替代图理论的列车运行计划优化编制及评价方法研究[D]. 北京：中国铁道科学研究院，2014.

[48] 王　普，李　平，阿茹娜，等. 融合本体和深度学习的高速铁路应急预案数字化方法研究[J]. 铁道学报，2020，42(8)：29-36.
WANG Pu，LI Ping，E Runa，et al. Method of Digitalization of High Speed Railway Emergency Plan Integrating Ontology and Deep Learning[J]. Journal of the China Railway Society，2020，42(8)：29-36.

[49] LIU J T，SCHMID F，LI K P，et al. A Knowledge Graph-Based Approach for Exploring Railway Operational Accidents[J]. Reliability Engineering & System Safety，2021，207：107352.

[50] 杨国柱. 高速铁路应急处置现状分析及优化策略[J]. 铁道运输与经济，2022，44(7)：90-95.
YANG Guozhu. Analysis and Optimization Strategies of Emergency Disposal for High Speed Railway[J]. Railway Transport and Economy，2022，44(7)：90-95.

[51] 刘　辉，代学武，崔东亮，等. 基于参数自适应蚁群算法

的高速列车行车调度优化[J]. 控制与决策，2021，36(7)：1581-1591.
LIU Hui，DAI Xuewu，CUI Dongliang，et al. Optimization of High Speed Train Operation Scheduling Based on Parameter Adaptive Improved Ant Colony Algorithm[J]. Control and Decision，2021，36(7)：1581-1591.

[52] 曾　壹，张　琦，陈　峰. 基于约束规划方法的高速铁路调整优化模型[J]. 铁道学报，2019，41(4)：1-9.
ZENG Yi，ZHANG Qi，CHEN Feng. Timetable Rescheduling Model for High Speed Railway Based on Constraint Programming Method[J]. Journal of the China Railway Society，2019，41(4)：1-9.

[53] HONG X，MENG L Y，D'ARIANO A，et al. Integrated Optimization of Capacitated Train Rescheduling and Passenger Reassignment under Disruptions[J]. Transportation Research Part C：Emerging Technologies，2021，125：103025.

[54] 闫　璐，张　琦，丁舒忻，等. 基于双目标优化的高速铁路列车运行调整[J]. 中国铁道科学，2022，43(2)：161-171.
YAN Lu，ZHANG Qi，DING Shuxin，et al. High Speed Railway Train Operation Adjustment Based on Bi-Objective Optimization[J]. China Railway Science，2022，43(2)：161-171.

[55] 张　俊，叶玉玲. 基于全局冲突解析的高速铁路时刻表调整模型[J]. 铁道学报，2023，45(2)：1-12.
ZHANG Jun，YE Yuling. Timetable Rescheduling Model of High Speed Railway Based on Global Conflict Resolution[J]. Journal of the China Railway Society，2023，45(2)：1-12.

[56] 王铭铭，王　莉，许心越，等. 严重初始延误与区间限速条件下高速列车实时调度模型[J]. 铁道学报，2022，44(1)：8-16.
WANG Mingming，WANG Li，XU Xinyue，et al. Real-Time Train Dispatching on High Speed Railway under Severe Primary Delays and Speed Limit[J]. Journal of the China Railway Society，2022，44(1)：8-16.

[57] 王荣笙，张　琦，张　涛，等. 基于蒙特卡罗树搜索-强化学习的列车运行智能调整方法[J]. 中国铁道科学，2022，43(5)：146-156.
WANG Rongsheng，ZHANG Qi，ZHANG Tao，et al. Intelligent Adjustment Approach for Train Operation Based on Monte Carlo Tree Search-Reinforcement Learning[J]. China Railway Science，2022，43(5)：146-156.

[58] LIU J，LIN Z Y，LIU R H. A Reinforcement Learning Approach to Solving Very-Short Term Train Rescheduling Problem for a Single-Track Rail Corridor[J]. Journal of Rail Transport Planning & Management，2024，32：100483.

[59] TANG T，CHAI S M，WU W，et al. A Multi-Task Deep Reinforcement Learning Approach to Real-Time Railway Train Rescheduling[J]. Transportation Research Part E：Logistics and Transportation Review，2025，194：103900.

[60] LIU X，ZHOU M，DONG H R，et al. ADMM-Based Joint Rescheduling Method for High Speed Railway Timetabling and Platforming in Case of Uncertain Perturbation[J]. Transportation Research Part C：Emerging Technologies，2023，152：104150.

[61] JI H Y，WANG R，ZHANG C T，et al. Optimization of Train Schedule with Uncertain Maintenance Plans in High Speed Railways：A Stochastic Programming Approach[J]. Omega，2024，124：102999.

[62] 张英贵，陈　元，雷定猷，等. 高速铁路车站到发线运用实时调整复合排序模型与算法[J]. 铁道学报，2023，45(9)：34-45.
ZHANG Yinggui，CHEN Yuan，LEI Dingyou，et al. Composite Scheduling Model and Algorithm for Real-Time Adjustment of Arrival and Departure Track Utilization in High Speed Railway Stations[J]. Journal of the China Railway Society，2023，45(9)：34-45.

[63] 吴　卫，阴佳腾，陈照森，等. 基于深度强化学习DDDQN的高速列车智能调度调整方法[J]. 铁道科学与工程学报，2024，21(4)：1298-1308.
WU Wei，YIN Jiateng，CHEN Zhaosen，et al. Intelligent Rescheduling Optimization Method of High Speed Railway Based on Deep Reinforcement Learning DDDQN[J]. Journal of Railway Science and Engineering，2024，21(4)：1298-1308.

[64] 田　锐，孟令云，王　维，等. 基于深度Q网络的高速铁路车站到发线运用冲突调整研究[J]. 铁道学报，2025，47(3)：1-9.
TIAN Rui，MENG Lingyun，WANG Wei，et al. Research on Auto Conflict-Resolution of Arrival-Departure Track Utilization in Large High Speed Railway Stations Based on Deep Q-Network[J]. Journal of the China Railway Society，2025，47(3)：1-9.

[65] YANG F Y，YANG Y H，NI S Q，et al. Single-Track Railway Scheduling with a Novel GridWorld Model and Scalable Deep Reinforcement Learning[J]. Transportation Research Part C：Emerging Technologies，2023，154：104237.

[66] ZHAN S G，WONG S C，SHANG P，et al. Integrated Railway Timetable Rescheduling and Dynamic Passenger Routing during a Complete Blockage[J]. Transportation Research Part B：Methodological，2021，143：86-123.

[67] XIU C，PAN J Y，D'ARIANO A，et al. Integrated Train Rescheduling and Passenger Reassignment for Disrupted High Speed Railway Networks：A Hierarchical Benders Decomposition and Column Generation Approach[J]. Transportation Research Part E：Logistics and Transportation Review，2025，200：104177.

[68] 高天泽，陈军华，徐辉章. 面向换乘体验优化的高速铁路列车运行图调整研究[J]. 铁道运输与经济，2025，47(2)：131-142.
GAO Tianze，CHEN Junhua，XU Huizhang. High Speed Railway Rescheduling Focused on Transfer Experience Enhancement[J]. Railway Transport and Economy，2025，47(2)：131-142.

[69] D'ARIANO A，PACCIARELLI D，PRANZO M. A Branch and Bound Algorithm for Scheduling Trains in a Railway Network[J]. European Journal of Operational Research，2007，183(2)：643-657.

[70] SHAKIBAYIFAR M，SHEIKHOLESLAMI A，CORMAN F，et al. An Integrated Rescheduling Model for Minimizing Train Delays in the Case of Line Blockage[J]. Operational Research，2020，20(1)：59-87.

[71] LIU F，XUN J，LIU R H，et al. A Real-Time Rescheduling Approach Using Loop Iteration for High Speed Railway Traffic[J]. IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine，2023，15(1)：318-332.

[72] 张　璞，赵　鹏，温鹏程. 限速等级不确定条件下高速铁路列车运行调整研究[J]. 铁道学报，2025，47(2)：1-10.
ZHANG Pu，ZHAO Peng，WEN Pengcheng. Research on High Speed Railway Timetable Rescheduling under Uncertain Speed Limit Levels[J]. Journal of the China Railway Society，2025，47(2)：1-10.

[73] ZHANG J，WU S Y，DENG S J，et al. Propagation-Based Train Rescheduling under Recoverable Delay Disturbances[J]. Journal of Advanced Transportation，2024，2024(1)：9961840.

[74] XIU C，PAN J Y，D'ARIANO A，et al. Integrated Train Rescheduling and Speed Management in a Railway Network：A Meso-Micro Approach Based on Direct Multiple Shooting and Alternating Direction Method of Multipliers[J]. Transportation Research Part C：Emerging Technologies，2025，174：105076.

[75] LAURENT F，SCHNEIDER M，SCHELLER C，et al. Flatland Competition 2020：MAPF and MARL for Efficient Train Coordination on a Grid World[C]//NeurIPS 2020 Competition and Demonstration Track. New York：PMLR，2021：275-301.

[76] XU W，ZHAO C，CHENG J，et al. Transformer-Based Macroscopic Regulation for High Speed Railway Timetable Rescheduling[J]. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica，2023，10(9)：1822-1833.

[77] YANG F Y，LIU J X，LI J Y，et al. Causal Reinforcement Learning for Train Scheduling on Single-Track Railway Networks[J]. Transportation Research Part C：Emerging Technologies，2025，178：105215.

[78] DAI L S. Intelligent Real-Time Train Rescheduling Management for Railway System[D]. Birmingham：University of Birmingham，2016.

[79] LIU R G，CUI D L，DAI X W，et al. A Data-Driven Surrogate Modeling for Train Rescheduling in High Speed Railway Networks under Wind-Caused Speed Restrictions[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering，2024，21(2)：1107-1121.

[80] NOGAL M，O'CONNOR A，CAULFIELD B，et al. Resilience of Traffic Networks：From Perturbation to Recovery via a Dynamic Restricted Equilibrium Model[J]. Reliability Engineering & System Safety，2016，156：84-96.

[81] ADJETEY-BAHUN K，BIRREGAH B，CHÂTELET E，et al. A Model to Quantify the Resilience of Mass Railway Transportation Systems[J]. Reliability Engineering & System Safety，2016，153：1-14.

[82] 韩霈然，孟令云，王道奇，等. 高速铁路列车运行图弹性评价方法[J]. 铁道运输与经济，2024，46(8)：58-64.
HAN Peiran，MENG Lingyun，WANG Daoqi，et al. Train Working Diagram Resilience Evaluation Method for High Speed Railway[J]. Railway Transport and Economy，2024，46(8)：58-64.

[83] DENG J J，ZHAI H Y，WANG Z J. Vulnerability Evaluation of High Speed Railway Network under Wind Disasters[J]. Reliability Engineering & System Safety，2025，264：111323.

[84] XIAO Y J，LI Y，LIU W D，et al. Resilience Assessment of High Speed Railway Networks from the Spatio-Temporal Perspective：A Case Study in Jiangsu Province，China[J]. Reliability Engineering & System Safety，2025，259：110900.

[85] VARRA G，DELLA MORTE R，TARTAGLIA M，et al.

Flood Susceptibility Assessment for Improving the Resilience Capacity of Railway Infrastructure Networks[J]. Water，2024，16(18)：2592.

[86] WANG L，XUE X L，XUE W R，et al. Measuring the Resilience of China Railway Network[C]//Construction Research Congress 2020. Reston，Virginia：American Society of Civil Engineers，2020：278-284.

[87] 李　磊，陈斯烨，李晨蕾，等. 基于云模型和MAIRCA的高速铁路系统韧性评估[J]. 铁道学报，2025，47(3)：10-15.
LI Lei，CHEN Siye，LI Chenlei，et al. High Speed Rail System Resilience Evaluation Based on Cloud Model and MAIRCA Method[J]. Journal of the China Railway Society，2025，47(3)：10-15.

[88] 樊燕燕，韩诗雨，江　旭，等. 基于组合赋权-欧氏距离的高原铁路运营期安全系统韧性评价[J]. 铁道科学与工程学报，2023，20(9)：3536-3546.
FAN Yanyan，HAN Shiyu，JIANG Xu，et al. Highland Railway Operational Safety System Resilience Evaluation Based on Combined Weighting-Euclid Distance[J]. Journal of Railway Science and Engineering，2023，20(9)：3536-3546.

[89] TANG Y M，LI S，ZHAI C H，et al. Railway Operation Recovery Method of Regional High Speed Railway Based on Optimal Resilience after Earthquakes[J]. Reliability Engineering & System Safety，2023，238：109400.

[90] BEŠINOVIĆ N，FERRARI NASSAR R，SZYMULA C. Resilience Assessment of Railway Networks：Combining Infrastructure Restoration and Transport Management[J]. Reliability Engineering & System Safety，2022，224：108538.

[91] KNOESTER M J，BEŠINOVIĆ N，AFGHARI A P，et al. A Data-Driven Approach for Quantifying the Resilience of Railway Networks[J]. Transportation Research Part A：Policy and Practice，2024，179：103913.

[92] 高　磊. 铁路调度集中区段行车指挥安全风险管控对策研究[J]. 铁道运输与经济，2017，39(5)：59-63.
GAO Lei. Countermeasures of Traffic Command Safety and Risk Control on CTC Sections[J]. Railway Transport and Economy，2017，39(5)：59-63.

[93] LIU C，YANG S W. Using Text Mining to Establish Knowledge Graph from Accident/Incident Reports in Risk Assessment[J]. Expert Systems with Applications，2022，207：117991.

[94] SUN S，GAO G，LI Y，et al. A Comprehensive Risk Assessment of Chinese High Speed Railways Affected by Multiple Meteorological Hazards[J]. Weather and Climate Extremes，2022，38：100519.

[95] 段卿培，冯小芳，李　欣. 基于时空网络的列车运行计划应急调整方法[J]. 中国铁路，2022，(4)：7-13.
DUAN Qingpei，FENG Xiaofang，LI Xin. Emergency Adjustment Method of Train Operation Plan Based on Temporal-Spatial Network[J]. Chinese Railways，2022，(4)：7-13.

[96] 李　逍. 基于贝叶斯网络和案例推理的铁路突发事件应急决策研究[D]. 西安：长安大学，2021.

[97] GALADÍKOVÁ A，ADAMKO N. Simulation-Based Methods to Support the Real-Time Management of Railways Nodes[J]. Transportation Research Procedia，2021，55：1345-1352.

[98] D'ARIANO A. Innovative Decision Support System for Railway Traffic Control[J]. IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine，2009，1(4)：8-16.

[99] 王铭铭. 基于晚点预测与复杂扰动场景解耦的高速列车运行调整优化方法[D]. 北京：北京交通大学，2022.

(责任编辑　金　晶)