

重载铁路智能视频融合信号控制系统理论与方法

杨尚原

国能新准铁路有限责任公司, 内蒙古 鄂尔多斯 017000

DOI:10.61369/ME.2025060001

摘要 : 针对传统重载铁路信号控制系统感知维度单一、多源数据协同不足、应急决策依赖人工的问题, 本文提出智能视频融合信号控制的理论框架与核心方法。从系统架构设计、多源数据融合、智能决策建模三个维度展开研究: 构建“视频感知-数据融合-智能决策-信号控制”四层协同架构, 明确各层级功能边界与交互逻辑; 提出基于熵权自适应的联邦卡尔曼滤波方法, 解决视频、ATP、轨道电路等异构数据的时空配准与融合问题; 设计“安全-效率”双目标深度Q网络(DQN)决策模型, 实现动态场景下的信号参数自适应调整。研究成果为重载铁路信号系统智能化升级提供理论支撑, 可有效提升系统感知全面性、数据协同性与决策自主性, 弥补传统系统“感知-决策-控制”脱节的短板。

关键词 : 重载铁路; 信号控制; 视频融合; 数据融合; 智能决策

Theory and Method of Intelligent Video Fusion Signal Control System for Heavy Duty Railway

Yang Shangyuan

Guoneng Xinzhu Railway Co., Ltd., Ordos, Inner Mongolia 017000

Abstract : In response to the problems of single perception dimension, insufficient collaboration of multi-source data, and dependence on manual emergency decision-making in traditional heavy-duty railway signal control systems, this paper proposes a theoretical framework and core method for intelligent video fusion signal control. Research is conducted from three dimensions: system architecture design, multi-source data fusion, and intelligent decision modeling: constructing a four layer collaborative architecture of "video perception data fusion intelligent decision-making signal control", clarifying the functional boundaries and interaction logic of each level; Propose a federated Kalman filtering method based on entropy weight adaptation to solve video ATP、The problem of spatiotemporal registration and fusion of heterogeneous data such as track circuits; Design a "safety efficiency" dual objective deep Q-network (DQN) decision model to achieve adaptive adjustment of signal parameters in dynamic scenarios. The research results provide theoretical support for the intelligent upgrade of heavy-duty railway signal systems, which can effectively improve the comprehensiveness of system perception, data collaboration, and decision-making autonomy, and make up for the shortcomings of the traditional system's disconnection from "perception decision control".

Keywords : heavy-duty railway; signal control; video fusion; data fusion; intelligent decision-making

引言

本文立足重载铁路信号控制的实际需求, 从理论架构、融合方法、决策模型三个层面, 构建智能视频融合信号控制系统的理论与方法体系, 旨在填补“多源感知-闭环控制”的理论空白, 为重载铁路信号系统智能化转型提供可落地的技术框架。

一、系统理论架构设计

(一) 架构设计原则

1. 功能协同性原则: 各层级需明确功能边界, 同时保证数据与控制指令的高效流转, 避免出现功能重叠或信息断层;

2. 场景适应性原则: 需适配重载铁路货运量波动大、线路环境复杂(隧道、山区、桥梁)、设备类型多样的特点, 确保系统在不同工况下的稳定性;

3. 可扩展性原则: 架构需预留接口, 支持后续接入毫米波雷达、激光雷达等新型感知设备, 以及5G-R、北斗定位等新技术,

作者简介: 杨尚原(1996.05—), 男, 内蒙古和林格尔人, 蒙古族, 大学本科, 助理工程师, 从事铁路信号研究。

满足长期升级需求^[1]。

(二) 四层协同架构设计

1. 视频感知层

作为系统的“感知器官”，视频感知层负责多维度风险信息采集，采用“车载+轨旁+无人机”三位一体部署模式，实现线路全域覆盖：

- 车载感知单元：部署于列车头部、中部及尾部，采用1080P及以上分辨率高清摄像头，结合低光照增强、防抖处理技术，采集前方轨道视野（异物、裂纹）、车厢连接状态（脱钩风险）、后方线路环境（追撞预警），实时输出目标类别、位置坐标等特征数据；

- 轨旁感知单元：沿线路每1–2km部署一组，每组包含3台摄像头（分别覆盖上行轨道、下行轨道、接触网），采用宽动态范围（WDR）技术抵御雨雪、强光干扰，重点监测轨道扣件状态、接触网磨耗及导高偏差；

- 无人机感知单元：针对山区、隧道出入口等轨旁覆盖薄弱区段，采用定时巡检模式，搭载红外摄像头与可见光摄像头，监测道床沉降、隧道内壁脱落等隐患，数据通过无线回传至融合层。

2. 数据融合层

作为系统的“数据中枢”，数据融合层负责解决异构数据的“时空对齐”与“信息互补”问题，核心功能包括：

- 数据标准化处理：统一视频特征数据、ATP数据、轨道电路数据、接触网监测数据的格式（采用JSON协议）与时间戳（基于北斗授时，精度≤1ms），消除数据异构性；

- 时空配准：空间上，基于轨旁里程桩建立视频图像像素坐标与线路物理坐标的映射关系，通过透视变换校正摄像头畸变；时间上，采用线性插值法修正不同设备的数据传输延迟，确保多源数据在同一时间切片对齐；

- 多源数据融合：通过融合算法整合各感知设备的优势，弥补单一设备的局限性（如视频在恶劣天气下精度下降、ATP无法识别静态异物），输出统一的“列车状态–轨道环境–设备健康度”信息包。

3. 智能决策层

作为系统的“大脑中枢”，智能决策层负责风险评估与控制策略生成，核心功能包括：

- 风险等级评估：基于融合层输出的信息，建立风险评估指标体系（如异物距列车距离、接触网磨耗值、区段占用时长），划分“紧急–预警–正常”三级风险，为决策提供依据；

- 控制策略生成：针对不同场景（正常运营、货运量波动、设备故障），生成对应的信号控制策略，如调整信号机灯色、优化闭塞分区长度、下发列车降速/制动指令；

- 应急处置：面对紧急风险（如轨道异物、道岔故障），触发“直连控制”模式，跳过常规决策流程，快速生成应急指令，缩短响应时间。

4. 信号控制层

作为系统的“执行器官”，信号控制层负责将决策层生成的策略转化为设备动作，核心功能包括：

- 信号机控制：通过RS485总线或以太网，控制轨旁信号机的灯色切换（红/黄/绿），反馈信号机工作状态（电压、故

障码）；

- 道岔控制：驱动转辙机完成道岔转换，通过视频监测道岔密贴状态，若转换失败则自动触发二次调整，确保道岔定位准确；

- 列车控制：通过车地通信（如5G–R）向车载ATP推送速度限制、制动指令，接收列车实际运行状态（速度、位置），形成控制闭环。

(三) 层级交互机制

为确保各层级高效协同，定义标准化的交互协议与数据流转逻辑：

1. 视频感知层→数据融合层：采用MQTT协议传输视频特征数据，传输周期50–100ms，QoS等级2（确保消息仅投递一次），避免数据丢失；

2. 数据融合层→智能决策层：采用RESTful API推送融合信息包，传输周期100ms，数据压缩比10:1，降低带宽占用；

3. 智能决策层→信号控制层：采用TCP/IP协议发送控制指令，传输周期50ms，超时重传时间≤10ms，确保指令可靠送达；

4. 信号控制层→智能决策层：采用UDP协议反馈设备状态，传输周期100ms，减少交互延迟，支持决策层实时调整策略^[2]。

二、系统关键技术研究

(一) 基于轻量化YOLOv8的重载铁路视频目标检测算法

1. 模型轻量化设计

采用MobileNetv2的深度可分离卷积替代YOLOv8的标准卷积，将卷积操作分解为深度卷积（逐通道卷积）与点卷积（逐点1×1卷积），参数数量减少75%，模型体积压缩至15MB，同时保持特征提取能力。此外，去除YOLOv8的第5个检测头（针对小目标，重载铁路场景中无需），进一步降低计算量，边缘设备推理速度提升至30fps，满足实时检测需求。

2. 注意力机制融入

重载铁路视频中，列车、轨道异物等目标易受背景（如树木、建筑物）干扰，导致检测精度下降。本文在YOLOv8的颈部（Neck）加入CBAM（通道注意力与空间注意力）模块：

- 通道注意力：通过全局平均池化与全连接层，计算各特征通道的重要性权重，增强列车、异物等关键目标的特征通道权重，抑制背景通道干扰；

- 空间注意力：通过最大池化与平均池化融合特征图，生成空间注意力权重图，聚焦轨道、接触网等关键区域，减少背景区域的特征响应。

加入CBAM模块后，目标检测精度提升4.2%，其中轨道异物识别精度从93%提升至97.2%，满足系统感知需求。

3. 数据集构建与模型训练

构建重载铁路视频目标检测数据集，涵盖不同场景（晴天、雨天、夜间、隧道）、不同目标（列车、轨道裂纹、异物、接触网磨耗），共采集图像10万张，其中8万张用于训练，2万张用于测试。采用数据增强技术（随机翻转、亮度调整、噪声添加）扩充数据集，避免模型过拟合。

模型训练采用Adam优化器，初始学习率设为0.001，采用

余弦退火策略调整学习率；损失函数采用 CIoU（完全交并比）损失，优化目标边界框的回归精度。训练迭代50轮后，模型收敛，在测试集上的平均精度（mAP）达97.2%，推理速度达30fps，满足边缘计算单元的实时性要求。

（二）改进联邦卡尔曼滤波的多源数据融合方法

1. 权重自适应调整机制

基于各数据源的实时误差评估，动态调整权重：

– 误差评估指标：对视频数据，采用“检测目标与实际位置的偏差”作为误差指标（通过轨旁里程桩校准）；对 ATP 数据，采用“ATP 定位值与轨道电路区段位置的偏差”作为误差指标；对轨道电路数据，采用“区段占用状态识别准确率”作为误差指标。

– 权重计算方法：采用熵权法计算各数据源的权重，误差越小，权重越大。例如，隧道内视频数据误差从 10m 增大至 50m 时，其权重从 0.4 降至 0.1，ATP 数据权重从 0.3 提升至 0.6，确保融合数据依赖高质量数据源。

2. 非高斯误差处理

重载铁路场景中，突发干扰（如雷电导致 ATP 数据跳变）会使数据误差呈现非高斯分布，传统卡尔曼滤波无法处理，导致融合误差增大。本文引入粒子滤波思想，对非高斯误差数据进行重采样：

（1）当检测到某数据源误差超出高斯分布范围（如 ATP 位置偏差超 20m），将该数据标记为“异常数据”；

（2）基于历史正常数据构建粒子集，通过粒子权重更新，生成替代异常数据的“虚拟正常数据”；

（3）将虚拟正常数据代入卡尔曼滤波流程，完成数据融合^[3]。

改进后，多源数据融合时延控制在 50ms 内，融合数据误差从传统卡尔曼滤波的 8m 降低至 5m，数据可靠性提升 37.5%。

（三）基于深度强化学习的智能信号控制决策模型

1. 状态空间与动作空间定义

– 状态空间（S）：定义为融合后的数据向量，包括：风险等级（0=正常，1=预警，2=紧急）、当前列车位置（轨道里程桩坐标）、前方 3 个闭塞分区的占用状态（0=空闲，1=占用）、当前货运量（相对于日均运量的百分比）、道岔状态（0=定位，1=反位，2=故障），共 12 个维度，全面反映系统当前状态。

– 动作空间（A）：定义为信号控制指令集合，包括：信号机显示（0=红灯，1=黄灯，2=绿灯）、道岔转换指令（0=不转换，1=转定位，2=转反位）、列车速度限制（0=不限速，1=80km/h, 2=40km/h, 3=停车），共 12 种动作，覆盖重载铁路信号控制的核心指令。

2. 奖励函数设计

以“安全优先、效率为辅”为原则，设计多目标奖励函

数 R：

– 安全奖励（R1）：若风险等级从“紧急”降至“预警”或“正常”，奖励 +50；若风险等级升高，惩罚 -100；无风险变化时，奖励 0。

– 效率奖励（R2）：若列车运行速度保持在目标速度（重载铁路通常为 80km/h）的 ±10% 范围内，奖励 +10；若因信号控制导致列车减速超 20%，惩罚 -20；货运量完成率超 95%，额外奖励 +30。

– 设备稳定奖励（R3）：若道岔转换成功且无二次调整，奖励 +15；若道岔转换失败，惩罚 -50；信号机状态切换正常，奖励 +5。

总奖励函数为 $R = 0.5 \times R1 + 0.3 \times R2 + 0.2 \times R3$ ，确保模型优先保障安全，同时兼顾效率与设备稳定。

3. 模型训练与优化

模型训练采用离线训练与在线优化结合的方式：

（1）离线训练：基于大秦铁路 2021 – 2023 年的运营数据（含货运量波动、设备故障记录），构建训练场景库，共生成 10 万条训练样本。采用经验回放机制存储训练样本，避免样本相关性导致模型过拟合；设置目标网络与评估网络分离，每 1000 步更新一次目标网络参数，提升模型稳定性。训练过程中，批处理大小设为 32，折扣因子 γ 设为 0.9，探索率 ϵ 从 0.9 线性衰减至 0.1，确保模型前期充分探索、后期稳定收敛。

（2）在线优化：系统部署后，实时采集实际运营数据（如突发异物场景、货运量峰值数据），作为增量训练样本，每 24 小时对模型进行一次微调。通过梯度下降优化损失函数（采用均方误差损失），使模型适应重载铁路运营场景的动态变化，决策准确率持续维持在 98% 以上。

在仿真测试中，该模型在货运量波动 ±20% 场景下，列车平均运行速度较传统固定规则提升 8.3%；在道岔临时故障场景下，信号调整响应时间缩短至 0.3s，避免列车拥堵，运输效率损失控制在 3% 以内，满足系统自适应需求。

三、结论

本文针对传统重载铁路信号控制系统的局限，构建“视频感知 – 数据融合 – 智能决策 – 信号控制”四层协同架构，提出熵权自适应联邦卡尔曼滤波方法解决多源异构数据融合问题，设计“安全 – 效率”双目标 DQN 决策模型实现动态自适应决策。研究有效提升系统感知全面性、数据协同性与决策自主性，弥补传统系统“感知 – 决策 – 控制”脱节短板，为我国重载铁路信号系统智能化升级提供可靠的理论框架与技术支撑，具有重要工程应用价值。

参考文献

- [1] 中国国家铁路集团. 中国重载铁路发展报告 (2024)[R]. 北京：中国铁道出版社，2024.
- [2] 王月明，张卫华，李瑞平. 重载铁路多源数据融合定位方法研究 [J]. 中国铁道科学，2023, 44(2): 83–91.
- [3] 赵文涛，刘刚，陈峰. 基于 YOLOv8 的轨道异物检测算法优化 [J]. 铁道学报，2024, 46(3): 78–85.