

货运车流编组清单智能生成技术的研究与应用

董旺¹, 张玺玺², 潘应豪¹

1. 中国铁路济南局集团有限公司科学技术研究所, 山东 济南 250000

2. 中国铁路北京局集团有限公司北京通信段, 北京 100055

DOI: 10.61369/SSSD.2025180010

摘要 : 铁路货运作为国民经济的关键支撑, 其智能化水平直接影响物流效率与安全。当前多数铁路货运站及专用线仍依赖人工记录车号、手动生成编组清单, 存在效率低、易出错、改造成本高等问题, 难以适配货运量增长需求。针对此痛点, 本研究研发低成本、高适配性的货运车流编组清单智能生成技术, 通过“图像采集 – 预处理 – 字符识别 – 系统集成”全流程创新, 构建基于嵌入式机器视觉与深度学习的技术体系。研究突破复杂场景下车号字符精准处理、轻量化多模态识别模型、低成本系统集成三大核心技术, 在济南局 3 条典型专用线开展 60 天现场测试, 结果表明: 车号识别准确率达 99.2%, 单辆车识别时间 450ms, 单条线路改造成本≤10 万元(仅为传统 RFID 方案的 4.55%), 单班复核效率提升 279%。该技术可实现货运车流编组清单自动化生成, 为铁路货运智能化转型提供关键支撑, 具有显著的经济与管理效益^[1]。

关键词 : 铁路货运; 车流编组清单; 车号识别; 嵌入式机器视觉; 深度学习; 多模态融合

Research and Application of Intelligent Generation Technology for Freight Vehicle Marshalling List

Dong Wang¹, Zhang Xixi², Pan Yinghao¹

1. Science and Technology Research Institute of China Railway Jinan Group Co., Ltd., Ji'nan, Shandong 250000

2. Beijing Communication Section of China Railway Beijing Group Co., Ltd., Beijing 100055

Abstract : As a key support of the national economy, the intelligence level of railway freight directly affects logistics efficiency and safety. Currently, most railway freight stations and dedicated lines still rely on manual recording of train numbers and manual generation of marshalling lists, which have problems such as low efficiency, easy errors, and high renovation costs, making it difficult to adapt to the increasing demand for freight volume. In response to this pain point, this study develops a low-cost and highly adaptable intelligent generation technology for freight vehicle grouping lists. Through the innovation of the entire process of "image acquisition preprocessing character recognition system integration", a technology system based on embedded machine vision and deep learning is constructed. Research has broken through the three core technologies of precise processing of vehicle number characters in complex scenarios, lightweight multimodal recognition models, and low-cost system integration. A 60 day on-site test was conducted on three typical dedicated lines of Jinan Bureau, and the results showed that the accuracy of vehicle number recognition reached 99.2%, the recognition time of a single vehicle was 450ms, the cost of single line renovation was ≤ 100000 yuan (only 4.55% of traditional RFID solutions), and the efficiency of single shift review was improved by 279%. This technology can achieve automated generation of freight train grouping lists, providing key support for the intelligent transformation of railway freight transportation, and has significant economic and management benefits.

Keywords : railway freight transportation; vehicle grouping list; vehicle number recognition; embedded machine vision; deep learning; multimodal fusion

引言

铁路货运是我国物流核心支柱, 其智能化转型是落实“交通强国”战略的关键, 相关政策明确要求推动货运全要素数字化、网联化, 构建现代化体系。

当前, 行业存在显著技术短板: 全国超 70% 中小型货运站及约 4000 条专用线的车号识别系统老化, 新增 RFID 等系统单站改造成

本超200万元，大量场站仍靠“人工抄号-手动录入”生成编组清单，导致货物中转效率仅为国际先进水平的60%、数据滞后超2.4小时，每条线路月均12起错录引发货运延误损失^[2]。

国内外研究显示，发达国家“RFID主导、多传感融合”技术存在成本高、适配性差等问题；国内虽实现RFID国产化及算法突破，正线识别准确率达99.6%，但方案多适配干线，难适应专用线复杂环境且成本高，难以规模化推广^[3]。

因此，研发低成本、高适配性的货运车流编组清单智能生成技术，是破解当前困境、推动铁路货运向“智慧物流”转型的必然选择，对提升效率、保障安全意义重大。

一、研究内容与方法

(一) 研究内容

本研究围绕“数据采集-算法处理-系统集成-安全保障”全流程，重点突破四大核心内容：

1. 图像采集与预处理

选用400万像素思特威SC450AI传感器（120dB动态范围，1/1.8”大尺寸），适配复杂光照场景；设计“去噪-增强-二值化-修复”四步算法，含自适应高斯去噪、分区域CLAHE增强、改进OTSU二值化（引入RGB权重）及邻域特征字符修复，提升车号区域清晰度。

2. 字符分割与定位

采用“Canny边缘检测优化+模板匹配”两步法定位车号区域（≤100ms，误差≤2像素）；通过霍夫变换校正倾斜字符（≤0.5°），结合垂直投影法与字符宽度特征处理粘连字符，分割准确率≥99%。

3. 字符识别算法优化

构建轻量化CNN-RNN模型（MobileNetV2+Bi-LSTM），INT8量化后体积1.3MB；基于济南局3条专用线36万张车号图像（含12万张原始图）开展迁移学习；引入“预到车号清单”多模态融合，低置信度场景准确率从85%升至98.5%。

4. 系统集成与优化

硬件采用sigmastar ssc30kq芯片，集成多模块（体积180mm×120mm×80mm，功耗≤5W，IP65防护）；开发Linux主机程序，设计RESTful API接口对接铁路运输管理系统，实现数据自动上传与清单生成^[4]。

(二) 研究方法

采用“文献导向-实验验证-数据优化”递进路径：1) 文献调研法：梳理车号识别、嵌入式机器视觉等领域文献，明确技术痛点；2) 实验研究法：在淄博煤炭、青岛港疏港、临沂农副产品专用线搭建测试环境，优化软硬件；3) 数据分析方法：统计分析12万张车号图像与识别数据，量化评估算法效果与系统稳定性，迭代优化^[5]。

二、关键技术实现

(一) 图像采集与预处理技术

1. 自适应高斯去噪算法

根据图像灰度值标准差动态匹配滤波核大小，粉尘噪声去除率达92%（较传统算法提升12个百分点），字符边缘保留率

95%。

2. 分区域自适应直方图均衡化（CLAHE）

将图像划分为16×16子区域，设对比度阈值40，逆光场景车号区域对比度提升30%，字符与背景灰度差从15升至45^[6]。

3. 改进OTSU二值化与字符修复

引入RGB权重适配三种车号颜色，二值化准确率98.5%；通过邻域像素插值修复磨损字符，残缺字符修复成功率95%。

(二) 字符分割与定位技术

1. 车号区域快速定位

优化Canny边缘检测，根据图像灰度均值动态设定双阈值，搭配5×5高斯滤波（ $\sigma=1.4$ ）与8邻域非极大值抑制，字符边缘提取准确率达97%，较传统算法提升9个百分点。构建12×8像素标准字符模板库，按0.8-1.2倍缩放适配字符大小，仅在1.5-2.0米车号候选区域匹配，计算量减少70%，定位时间平均85ms、准确率98.5%。

2. 倾斜字符校正与分割

通过霍夫变换检测字符基线（直线长度≥20像素、角度-15°~15°），双线性插值旋转校正后倾斜角≤0.5°。采用垂直投影法定位波谷，按8-12像素标准宽度分割粘连字符，结合1:1.2宽高比验证，500张粘连字符图像分割准确率达99%，较传统方法提升8个百分点^[7]。

3. 嵌入式字符识别算法优化

(1) 轻量化模型构建与量化

基于MobileNetV2（深度可分离卷积）与Bi-LSTM构建模型，裁剪神经元并删除Dropout层，经TensorFlow Lite INT8量化，参数量从1380万减至350万（减75%），体积压缩至1.3MB，在ARM Cortex-A53芯片上推理时间350ms，较传统模型缩短56%。

(2) 多模态融合识别

融合“预到车号清单”数据，图像识别置信度≥90%时以图像结果为准，<90%时通过编辑距离匹配辅助判定，低置信度场景准确率从85%提升至98.5%。

三、系统集成与优化技术

(一) 嵌入式硬件集成

核心硬件模块选型以“低成本、低功耗、小体积”为原则，具体参数如表1所示。集成设计采用四层PCB板，分区布局电源、信号、处理模块，外壳采用铝合金材质（IP65防护），支持POE供电与4G/以太网传输，适配专用线安装条件^[8]。

表 1 智能摄像头核心硬件模块参数

硬件模块	型号	技术参数	功耗	体积(长×宽×高)
图像传感器	思特威 SC450AI	400 万像素, 1/1.8 英寸 CMOS, 120dB 动态范围	≤3W	15mm × 15mm × 1.6mm
嵌入式处理芯片	Sigmastar SSC30KQ	32 位单核 ARM Cortex - A7 处理器, 主频最高 1.2GHz; AI 算力达 0.5T, 内置 2Gb DDR3	≤1W	38mm × 38mm × 1.6mm
通信模块	移远 EC20	支持 4G LTE / 以太网, 传输速率 150Mbps (下行)	≤2W	25mm × 20mm × 3mm
电源模块	明纬 RQ-30B	输入 AC 100-240V, 输出 DC 12V/2.5A	≤1W	30mm × 25mm × 10mm

(二) 软件系统开发

1) 人工复核客户端: Windows 端采用 WPF 框架, 支持实时数据接收 (延迟 ≤ 100ms)、图像缩放 (1-3 倍)、Excel 导出 (适配济南局模板), 单条数据复核耗时 ≤ 3 秒; Android 端支持离线缓存 (最大 1000 条), 触控按钮尺寸 50mm × 20mm, 适配现场作业; 2) 数据接口: 基于 Spring Boot 开发 RESTful API, 采用 JWT 认证与 TLS1.3 加密, 数据上传成功率 ≥ 99.9%, 与铁路运输管理系统对接后, 编组清单生成时间 ≤ 48 秒 / 100 辆, 较人工制表提升 37.5 倍^[10]。

(此处插入图 3.1 货运车流编组清单智能生成系统总体架构图, 建议用 Visio 绘制, 核心逻辑: 感知层 (智能摄像头) → 处理层 (复核客户端) → 应用层 (铁路运输管理系统), 标注数据流向)

(三) 系统测试与验证

1. 测试方案设计

测试选取济南局 3 条典型专用线, 覆盖多元场景: 淄博煤炭专用线 (日均 120 车, 粉尘 50mg/m³, 24 小时强光光交替)、青岛港疏港专用线 (日均 180 车, 湿度 85%, 多雨雪, 车速 5-15km/h)、临沂农副产品专用线 (日均 80 车, 凌晨低温 5°C + 弱光 10lux, 车号易沾泥土)。

测试指标含识别性能、稳定性、效率、环境适应性, 配备 9 台智能摄像头、6 台复核终端 (Windows/Android 各 3 台) 及示波器、粉尘浓度检测仪等设备。

表 2 系统测试核心指标

指标类别	具体指标	目标值	测试方法
识别性能	复核前车号识别准确率	≥ 99%	统计 60 天 “正确识别数 / 人工真值数”
识别性能	单辆车识别时间	≤ 500ms	示波器记录 “采集 - 输出” 耗时, 抽样 100 辆
系统稳定性	设备连续无故障运行时间	≥ 30 天	记录故障次数, 计算 MTBF
操作效率	单班复核效率	≥ 300 辆 / 人	统计 8 小时处理量, 排除故障等待时间
环境适应性	极端温度识别准确率	≥ 98%	-30°C / 60°C 环境各测试 50 辆
经济适用性	单条线路改造成本	≤ 10 万元	核算设备、安装、调试总成本

2. 测试结果与分析

基础性能表现优异: 三条专用线车号识别平均准确率 99.2%,

污染车号 (面积 < 30%) 达 99.8%; 单辆车识别 450ms, 单班复核效率 303 辆 / 人 (提升 279%), 100 辆清单生成 48 秒。稳定性上, 设备 MTBF 58 天, 数据传输成功率 99.9%; -30°C 至 60°C、雨雪及高粉尘场景识别准确率 ≥ 97.1%, 适配复杂环境。针对低温启动延迟、严重污渍识别率低问题优化后, 启动时间缩至 90ms, 污渍识别率提至 96%, 补充测试验证整体准确率达 99.3%。

四、研究成果与效益分析

(一) 核心研究成果

形成复杂场景字符处理、轻量化多模态识别、低成本集成三大技术方案, 字符完整性达 95%, 模型参数数量减少 75%, 改造成本降低 95%; 研发智能摄像头 (HT-TrainID-01)、复核客户端 (V1.0) 及数据接口组件, 已在济南局 3 条专用线部署; 编制相关技术规范与运维手册, 为推广提供标准支撑^[10]。

(二) 预期效益

经济效益显著: 济南局 23 条专用线推广后, 年省人工成本 165.6 万元, 改造成本较 RFID 方案省 4390.7 万元, 年减延误损失 66 万元, 每条线日均增运 1-2 车, 年增营收 4197.5-8395 万元。管理上, 调度、纠纷及故障响应时间大幅缩短, 线路利用率提升 27%; 行业层面适配国家政策, 可推广至全国 4800 条专用线, 推动铁路货运从“干线智能”向“支线智能”延伸。

五、总结

本研究针对铁路专用线编组清单生成“人工效率低、改造成本高、复杂场景识别难”痛点, 研发智能生成技术, 构建“图像采集 - 预处理 - 字符识别 - 系统集成”全流程体系, 突破三大核心技术。经济南局 3 条专用线 60 天测试, 车号识别准确率 99.2%, 单辆车识别 450ms, 改造成本仅为传统方案的 4.55%, 单班复核效率提升 279%, 复杂环境下运行稳定。研究形成完整技术方案、产品及标准, 为铁路货运智能化转型提供关键支撑, 推广价值显著。

参考文献

- [1] 中华人民共和国交通运输部. 交通强国建设纲要 [Z]. 2019.
- [2] 中国国家铁路集团有限公司. 新时代交通强国铁路先行规划纲要 [Z]. 2020.
- [3] 全国铁路专业标准化技术委员会. GB/T 29742-2013 铁路应用 货运车号自动识别 [S]. 北京: 中国标准出版社, 2013.
- [4] 李建清, 王剑. 铁路货车车号识别技术发展与应用 [J]. 中国铁路, 2022 (5): 45-51.
- [5] Zhang Y, Li H. Lightweight CNN-RNN Model for Railway Freight Car Number Recognition [J]. IEEE Access, 2023, 11: 78452-78461.
- [6] 华为技术有限公司. 铁路货运智能化解决方案白皮书 [R]. 2024.
- [7] 中国铁路济南局集团有限公司. 2024 年铁路货运专用线运营报告 [R]. 2024.
- [8] 赵伟. 嵌入式机器视觉在铁路车号识别中的应用研究 [D]. 北京: 北京交通大学, 2023.
- [9] 孚智智能科技有限公司. 集装箱箱号 OCR 识别系统技术手册 [Z]. 2023.
- [10] Redmon J, Farhadi A. YOLOv3: An Incremental Improvement [EB/OL]. <https://arxiv.org/abs/1804.02767>, 2018.