Safety Assessment of Heavy-Haul Railway Transportation Based on Deep Vision Model under the Cloud-Edge Collaboration Framework

WANG Wenshuai*, JIA Guanwei
(CHN ENERGY Shuo Huang Railway Development Co., Ltd., Cangzhou Hebei 062350, China)

Abstract: In order to monitor the transportation status of heavy-haul railways in real time, accurately assess transportation safety, reduce potential safety hazards, ensure the safe and efficient operation of heavy-haul railways, and achieve intelligent management of railway transportation, a safety assessment method for heavy-haul railway transportation based on deep vision model under the framework of cloud-edge collaboration is proposed. A cloud-edge collaborative framework for safety assessment of heavy-haul railway transportation is designed. At the edge acquisition layer of the framework, an image acquisition module is established for heavy-haul railway transportation based on ZigBee technology for collecting images of heavy-haul railway transportation. At the edge processing layer, the Itti algorithm is utilized to extract the region of interest (ROI) of heavy-haul railway transportation images, reduce the interference of invalid information, and focus on the key monitoring areas. In the cloud analysis layer, a status recognition model for heavy-haul railway transportation based on convolutional recursive networks is constructed. The status of heavy-haul railway transportation is identified by using this deep vision model. According to the recognition results, combined with the historical degradation degree and environmental factors, the safety assessment index of heavy-haul railway transportation is calculated. Based on this assessment index, the safety level of heavy-haul railway transportation is determined to achieve the safety assessment of heavy-haul railway transportation. The experiment shows that this method can accurately identify and evaluate the safety status of heavy-duty railway transportation, with recognition probabilities of 0.95 and 0.92 for rail damage and train box cracks, respectively. The recognition results are high consistent with the actual situation. The overall level of coefficient of variation is below 0.15. Compared with the comparative method, under the same signal-to-noise ratio conditions, the coefficient of variation is lower, the stability of the evaluation results is better, and it can achieve accurate classification and differentiated response of safety levels.

Key words: cloud-edge collaboration; deep vision; heavy-haul railway transportation; area of interest; identification of transportation status; safety assessment
EEACC: 6135 **doi**: 10.3969/j.issn.1005-9490.2026.04.039

云边协同框架下基于深度视觉模型的重载铁路运输安全评估

王文帅*, 贾冠伟
(国能朔黄铁路发展有限责任公司, 河北 沧州 062350)

摘 要: 为了实时监测重载铁路运输状态, 精准评估运输安全性, 降低安全隐患, 保证重载铁路安全高效运行, 实现铁路运输智能化管理, 提出云边协同框架下基于深度视觉模型的重载铁路运输安全评估方法。设计重载铁路运输安全评估云边协同框架, 在框架的边缘侧采集层, 建立基于 ZigBee 技术的重载铁路运输图像采集模块, 用于采集重载铁路运输图像; 在边缘端处理层, 利用 Itti 算法提取重载铁路运输图像的感兴趣区域(ROI), 减少无效信息干扰, 聚焦关键监测区域; 在云端分析层, 构建基于卷积递归网络的重载铁路运输状态识别模型, 利用该深度视觉模识别重载铁路运输状态, 根据识别结果, 结合历史退化度与环境因子, 计算重载铁路运输安全评估指数, 依据该评估指数确定重载铁路运输的安全等级, 实现重载铁路运输安全评估。实验表明, 该方法可精准识别与评估重载铁路运输安全状态, 对铁轨损伤、列车厢体裂纹的识别概率分别达 0.95、0.92, 识别结果与实际情况高度一致; 变异系数整体水平在 0.15 以下, 相较于对比方法, 在相同信噪比条件下变异系数更低, 评估结果稳定性更优, 且能实现安全等级的精准划分与差异化应对。

关键词: 云边协同; 深度视觉; 重载铁路运输; 感兴趣区域; 运输状态识别; 安全评估
中图分类号: TP391 **文献标识码**: A **文章编号**: 1005-9490(2026)04-0977-06

重载铁路作为大宗物资运输的重要方式, 具有载荷能力强、运输效率高、单位运输成本低等特点, 在经济发展中具有关键作用[1-2]。然而由于长期高负荷运行、极端天气以及复杂地质条件等因素影响, 重载铁路在运输过程中难免会出现铁轨部件损坏、列车异常以及轨道周边环境恶劣等安全问题。因此, 为了及时发现潜在风险, 保障重载铁路运输系统的稳定运行, 对重载铁路运输安全进行评估非常必要[3-5]。

关于重载铁路安全评估问题, 诸多学者进行了研究, 如张娣等[6]建立重载铁路风灾危害评估指标体

收稿日期: 2025-06-10 **修改日期**: 2025-09-05

系,通过专家经验与熵权法确定指标主、客观权值后,结合现场监测数据与历史灾害数据,构建基于灰色关联的评估模型,实现对重载铁路风灾危害评估。但熵权法对异常值敏感,如果样本数据存在偏差,则会影响客观权值确定的合理性,进而导致评估结果出现差异。赵宇等[7]依据重载铁路结构的荷载、材料参数等数据,运用疲劳理论对铁道结构进行检算,分析其疲劳损伤程度,再结合安全标准,综合评估铁道结构的安全性,判断其能否满足重载铁路运营需求。但该方法对动态变化场景的适应性较弱,单一疲劳理论难以精准反映多轴应力状态与非线性损伤累积,从而影响评估结果分析的准确性。高天骁等[8]通过建立重载铁路 RC 梁抗力概率模型,采用积分计算失效概率,量化结构失效风险,以此判定 RC 梁在重载列车循环荷载下的安全裕度与失效风险等级。但在抗力模型中,将铁轨 RC 梁几何参数(如截面尺寸、配筋率)、材料性能(如弹性模量、抗压强度)的不确定性作为独立随机变量处理,然而,实际工程中这些因素存在一定耦合关系,导致抗力计算产生偏差,降低评估结果的可信度。康德建等[9]监测重载铁路供电系统运行中的电流、电压等指标数据,利用基于卡尔曼滤波算法构建的均衡电流评估模型,获取均衡电流大小,对比安全阈值,判断重载铁路供电系统是否安全。但卡尔曼滤波算法依赖准确的初始状态和噪声协方差参数,实际重载铁路供电系统运行环境复杂,参数难以精准确定,从而导致评估结果偏差。

云边协同是一种将云计算与边缘计算深度融合的技术模式,具有实时性强、带宽占用低、资源利用高效等特点[10];深度视觉模型是基于深度学习算法构建的计算机视觉模型,通过对大量图像、视频数据的学习训练,实现目标检测、图像识别、行为分析等功能,具有特征提取能力强、自动化程度高、适应性广等特点[11]。本文提出云边协同框架下基于深度视觉模型的重载铁路运输安全评估方法,旨在利用云边协同的数据处理优势与深度视觉模型的智能分析能力,实现对重载铁路运输过程安全性的精准评估。

1 重载铁路运输安全评估

1.1 建立重载铁路运输安全评估云边协同框架

依据云边协同技术原理、重载铁路运输安全评估需求及多源数据处理特点,建立重载铁路运输安全评估云边协同框架,详见图 1。

由图 1 可知,重载铁路运输安全评估云边协同框架分为边缘侧采集层、边缘端处理层以及云端分析层三部分。

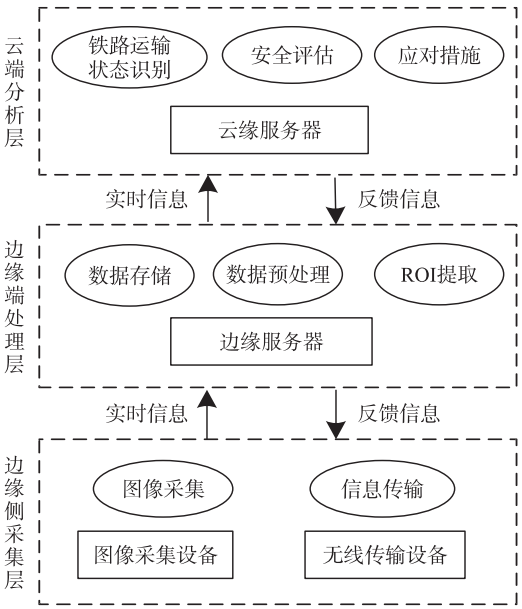

图 1 重载铁路运输安全评估云边协同框架

其中:

边缘侧采集层:位于框架的底层,负责实时采集关于重载铁路运输的相关图像信息,包括轨道、列车、周边环境等多类型图像信息,利用无线传输设备将采集到的图像传送至边缘端处理层。

边缘端处理层:位于框架的中层,利用边缘服务器对采集层传送的重载铁路运输图像进行存储、预处理后,提取感兴趣区域(Region of Interest,ROI)上传至云端分析层。

云端分析层:位于框架的顶层,利用云服务器对来自边缘端的信息进行处理分析,即利用深度视觉模型识别重载铁路运输状态,依据识别结果进行安全性能评估。同时,根据得出的分析结果,向边缘端处理层和边缘侧采集层进行逐层信息反馈,发布相应指令。

三个层次分工明确、相互协作,通过边缘侧采集层的实时感知、边缘端处理层的初步处理以及云端分析层的深度分析与决策,实现重载铁路运输安全评估。

1.2 基于 ZigBee 的重载铁路运输图像采集

ZigBee 作为低功耗、覆盖广、可靠高的无线通信技术,可以在复杂环境下自主构建传输网络、自动优化传输路径,实现数据的高效采集[12]。因此,本文在边缘侧采集层,利用 ZigBee 技术对重载铁路运输图像信息进行采集,由此设计的图像采集模块,见图 2。

由图 2 可知,该模块通过集成智能相机、主控制器单元、ZigBee 无线射频单元以及上位机等设备,形成感知-处理-传输-可视化的数据采集链路。首先通过安装在各监测点的智能相机采集重载铁路轨道、列车、周边环境等图像。然后,利用主控制器单元对

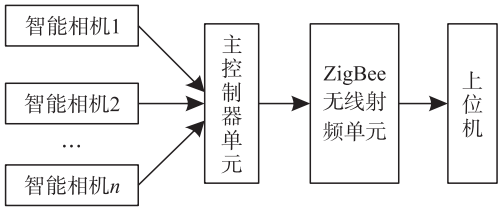

图 2　基于 ZigBee 的重载铁路运输图像采集模块

智能相机采集的图像进行压缩封装处理后,再利用 ZigBee 无线射频单元的自组网多跳传输功能,将处理后的信息上传至上位机,上位机对接收到图像信息进行可视化展示,从而实现重载铁路运输图像采集。

1.3　重载铁路运输图像感兴趣区域提取

由于采集的重载铁路运输图像中会存在大量非关键信息,如背景、无关物体等,为了提升图像处理效率,减少无效信息干扰,聚焦关键监测区域,本文在边缘端处理层,对采集层传送的重载铁路运输图像进行感兴趣区域提取。这一过程,通过 Itti 算法来实现,其基本思路为:依据重载铁路运输图像的颜色、亮度、方向等信息,生成显著性图,突出视觉焦点,然后对显著性图进行阈值处理、区域生长及区域合并操作,定位重载铁路运输图像中的 ROI[13]。具体过程描述如下:

①从亮度、颜色、方向三个维度,基于差异计算获取重载铁路运输图像显著图。

Itti 算法依据人类视觉感知规律,将重载铁路运输图的高分辨率区域视为核心聚焦区,低分辨率区域视为周边视野。通过计算两者差异提取显著图,以此凸显图像中具有视觉显著性的内容。重载铁路运输图亮度显著图 $L(\ell,\zeta)$ 依据亮度差分获取,描述为:

$$L(\ell,\zeta)=|L(\ell)\Theta L(\zeta)| \tag{1}$$

式中:高、低分辨率尺度因子用 ℓ 和 ζ 描述,二者对应的亮度用 $L(\ell)$ 和 $L(\zeta)$ 描述,差分操作用 Θ 描述。

将重载铁路运输图的颜色变换到 CIELab 颜色空间中,开展低通滤波后,计算其与原图像素差值平方,从而得到重载铁路运输图像的颜色显著图 $G(x,y)$,描述为:

$$G(x,y)=\| S_E(x,y)-S_D(x,y)\|^2 \tag{2}$$

式中:CIELab 空间内,原图像像素向量用 S_E 描述,经过滤波后的图像像素向量用 $S_D(x,y)$ 描述。

重载铁路运输图的方向显著图 $Z(o,h,\beta)$,通过捕捉中央与周边区域的纹理方向变化来获取,描述为:

$$Z(o,h,\beta)=|Z(o,h)\Theta Z(h,\beta)| \tag{3}$$

式中:距离尺度用 h 描述,图像中央点及其方向用 o 和 β 描述

②将获取的三种显著图 $L(\ell,\zeta)$、$G(x,y)$ 和 $Z(o,h,\beta)$ 进行合并处理。这一环节通过局部迭代法完成。即:首先,采用归一化方式将三种显著图的特征值融合在相同区间后,对其实施 DoG 卷积运算,然后通过加权融合处理实现对卷积后显著图的合并,其公式为:

$$H(x,y)=\sum_{i=1}^{N} w_i(x,y)\cdot F_i^{\mathrm{DoG}}(x,y) \tag{4}$$

式中:合并后的显著图用 $H(x,y)$ 描述,显著图数量用 N 描述,经过 DoG 卷积运算后的显著图用 $F_i^{\mathrm{DoG}}(x,y)$ 描述,合并权值用 w_i 描述。

③借助 Otsu 阈值法获取 $H(x,y)$ 的全局阈值 η,基于 η 对 $H(x,y)$ 开展阈值分割,即将 $H(x,y)$ 中大于 η 的像素作为高显著像素,反之则为低显著像素,由此得到重载铁路运输图像的高、低显著区域。

④将高显著区域中的峰值点作为最优尺度注视点,对经过分割处理得到的高显著图实施区域生长操作,由此获得兴趣区域 $R_i, i\in(L,G,Z)$。具体为:以注视点为中心,依据重载铁路运输图像素间的相似性(颜色、亮度、方向)将相邻的显著像素加入到相应的兴趣区域中,直到满足停止条件。

⑤将兴趣区域定义成矩形,其面积 Q 公式为:

$$Q=|\max(x)-\min(x)|\times |\max(y)-\min(y)|,(x,y)\in R \tag{5}$$

当 Q 小于等于设定的面积阈值时,则认为该区域为感兴趣区域。

⑥将得到的感兴趣区域实施合并处理,获取的合并区域即为重载铁路运输图的 ROI。

1.4　重载铁路运输安全评估的实现

在云边协同框架的云端分析层,利用深度视觉模型分析提取的重载铁路运输图像感兴趣区域,识别重载铁路运输状态,根据识别结果评估重载铁路运输安全性。

卷积递归网络(Convolutional Recurrent Network,CRN)作为深度视觉模型的一种,其通过卷积层与递归层的协同设计,在视觉任务中实现了深度特征提取与时序动态建模的深度融合[14-15]。本文将该模型应用于重载铁路运输状态识别中,可以有效捕捉重载铁路运输过程中的图像特征和时序信息,实现对运输状态的精准识别。构建的基于 CRN 的重载铁路运输状态识别模型,见图 3。

由图 3 可知,该模型由卷积层、采样层、递归神经网络(RNN)层、全连接层以及分类器组成。

①两个卷积层:卷积层 1 用于提取输入图像(经过 ROI 提取后的重载铁路运输图像)的基本特

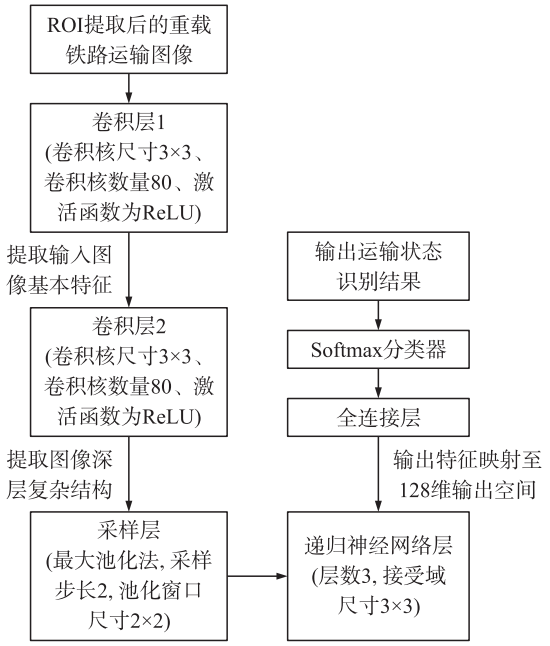

图 3 基于 CRN 的重载铁路运输状态识别模型

征(边缘、纹理等)。在卷积层 1 的基础上,利用卷积层 2 提取图像深层特征,包括重载铁路运输图像中更为复杂的结构或模式等信息。卷积层的数学模型可以描述为:

$$X_i=\psi(X_{i-1}\otimes\tau_i+b_i) \tag{6}$$

式中:卷积层 i 输出的特征图用 X_i 描述,上一个卷积层输出的特征图(或是经过 ROI 提取后的重载铁路运输图像)用 X_{i-1} 描述,卷积核权值用 τ_i 描述,激活函数用 ψ 描述,偏置用 b_i 描述。

②采样层:对 X_i 实施下采样操作,在降低 X_i 维度的同时,从中提取关键信息,并保持一定的平移不变性。本文采用最大池化法完成这一过程,公式为:

$$\hat{X}_i=\max_{m,u\in V}X_i(x\cdot g+m,y\cdot g+u) \tag{7}$$

式中:采样操作后的特征图用 $\hat{X}_i$ 描述,采样步长用 g 描述,特征图像素点用 (x,y) 描述,池化窗口用 V 描述,V 内的偏移量用 m 和 u 描述。

③RNN 层:该层主要是通过多个 RNN 网络来共享权重和逐步降低特征维度,以提取重载铁路运输图像更高级别的动态特征。RNN 单元在处理上一层传送过来的特征图时,其隐藏状态更新公式为:

$$p_t=\sigma(W_1\hat{X}_{t-1}+W_2\hat{X}'_t+b_p) \tag{8}$$

式中:$t-1$ 时输入信息用 $\hat{X}_{t-1}$ 描述,其为采样层输出的重载铁路运输图像特征图,t 时关于输入信息 $\hat{X}'_t$ 的隐藏状态用 p_t 表示,其捕捉并存储了重载铁路运输特征图序列中从初始时间步到当前时间步 t 的高级特征和动态信息。不同时刻的权重矩阵用 W_1 和 W_2 描述,在 RNN 层中,所有时间步共享同一组权重。激活函数用 σ 描述,偏置项用 b_p 描述。

若 RNN 层接受域大小为 $\mu\times\mu$(即 RNN 在处理特征图时考虑的特征图局部区域大小),采样操作后的特征图 $\hat{X}$ 的尺寸为 $k\times k$,则经过一层 RNN 处理后,每张特征图的维度会降低至 $(k/\mu)\times(k/\mu)$,并随着 RNN 网络层数的增加,每层都会将特征图的维度进一步降低 $\mu\times\mu$ 倍。

利用多个 RNN 层对 $\hat{X}$ 实施逐层处理后,就可以得到包含丰富时序动态特征的电重载铁路运输低维特征图。

④全连接层与分类器

全连接层负责对 RNN 层输出的特征图进行映射操作,将其投射至输出空间,为重载铁路运输状态识别作准备[16-17]。分类器则根据全连接层的输出,对重载铁路运输状态进行分类识别,得到最终的识别结果。本文使用的是 Softmax 分类器,其表达式为:

$$\rho=\frac{e^{a_j}}{\sum_{j=1}^{N}e^{a_i}},\quad j=1,2,\cdots,N \tag{9}$$

式中:重载铁路运输状态类别概率用 ρ 描述[18],全连接层输出的 $\tilde{X}$ 中的神经元 j 和 i 的值用 a_j 和 a_n 描述,状态类别数量用 N 描述。

根据获取的重载铁路运输状态识别结果(运输状态类别概率),结合历史退化度与环境因子,生成重载铁路运输安全评估指数 A,其公式为:

$$A=\alpha\times\rho+\delta\times r+\zeta\times c \tag{10}$$

式中:历史退化度(过去 24 h 安全指数线性变化率)用 r 描述,环境因子(雨量、温度、风速等环境指标的归一化值)用 c 描述,对应的权重用 α、δ、ζ 描述。历史退化度对应的权重、运输状态类别概率对应的权重、环境因子对应的权重,采用层次分析法结合专家经验法确定。首先构建权重判断矩阵,邀请 10 位重载铁路运输安全领域专家,依据各指标对运输安全评估的影响重要性进行两两比较打分。随后通过一致性检验(CR<0.1)验证判断矩阵合理性,消除主观偏差。最终通过特征值法计算得到各指标权重,确保权重分配符合行业实践经验。

根据计算得到的安全评估指数 A 确定重载铁路运输的安全等级,即:当 $0.9\leqslant A\leqslant 1$,安全等级为一级,表示安全,运输状态良好;当 $0.7\leqslant A<0.9$ 时,安全等级为二级,表示基本安全,但需关注部分指标;当 $0.5\leqslant A<0.7$ 时,安全等级为三级,表示存在安全风险,需进一步检查和维护;当 $A<0.5$ 时,安全等级四级,表示危险,需立即采取紧急对应措施。铁路相关部门可依据上述安全划分等级,制定差异化应对策略,包括调整

巡检频次、优化运输调度、实施设备抢修等,从而保障重载铁路运输的安全性与可靠性。

2　实验分析

以运输煤炭、矿石等大宗物品的重载铁路为实验对象,该铁路为电气化万吨级运输路线,列车牵引质量可达 2 万吨。

针对本文次实验设置的主要参数见表 1。

实验首先将智能相机部署于重载铁路的轨道旁、接触网支柱、隧道口等位置,利用 ZigBee 技术实时采集重载铁路运输图像。然后,利用 Itti 算法提取重载铁路运输图像的感兴趣区域,以此聚焦图像中的关键监测区域。将经过 ROI 提取的重载铁路运输图像输入构建好的 CRN 运输状态识别模型中,利用该深度视觉模识别重载铁路运输状态,识别结果见图 4。

表 1　实验主要参数

名称	数值/选型	名称	数值/选型	名称	数值/选型
智能相机	MER2-507-23GC	安全评估指数权重 δ	0.25	RNN 层数	3
上位机	ADVANTECH-IPC-610	安全评估指数权重 ζ	0.15	学习率	0.12
显著图合并权值	0.4	卷积核尺寸	3×3	迭代上限	80
安全评估指数权重 α	0.6	卷积核数量	80		

(a) 铁路运输状态识别结果(场景一)　　(b) 铁路运输状态识别结果(场景二)

图 4　重载铁路运输状态识别结果

由图 4 可知,对于不同的重载铁路运输状态识别场景,本文方法可以精准圈框出图像的 ROI 区域,直观、清晰地展示出重载铁路运输状态。其中识别出图 4(a)ROI 区域中的铁轨出现损伤,概率值 0.95;图 4(b)图列车厢体的 ROI 区域中出现裂纹,概率值为 0.92。经过核实,本文方法的识别结果与实际结果高度一致。由此说明,本文方法在重载铁路运输状态识别任务中具有显著的场景适应性与目标检测可靠性,为后续的安全评估奠定了基础。

根据重载铁路运输状态识别结果,结合历史退化度与环境因子,计算重载铁路运输安全评估指数,据此确定重载铁路运输的安全等级,实现重载铁路运输安全评估,评估结果见表 2。

由表 2 可知,场景一安全评估指数为 0.65,对应三级安全等级,轨道基础设施存在显著退化风险(历史退化度 0.48 较高),需通过限速 80 km/h+8 h 紧急修复的强干预措施控制风险;场景二安全评估指数为 0.71,对应二级安全等级,表示基本安全,只需要在 48 h 内修复即可。通过上述分析,验证了本文方法具有对不同风险场景的精准识别能力与分级响应能力。

表 2　重载铁路运输安全评估结果

场景	运输状态类别概率	历史退化度	环境因子	安全评估指数	安全等级	应对措施
场景一	0.89	0.48	0.26	0.68	三级	限速 80 km/h,8 h 内完成修复。
场景二	0.92	0.40	0.38	0.71	二级	48 h 内完成修复

为了进一步考量本文方法的性能,实验利用变异系数指标进行了评价分析,并与文献[6]所提重载铁路典型段大风灾害风险评估方法和文献[7]所提重载铁路隧道安全性评估方法进行了对比。变异系数是标准差与均值的比值,在安全评价中,通过评价方法对多个类似对象进行评价,得到一系列评价结果数据,利用变异系数可分析这些结果的可靠性,其值越接近 0,说明评估结果越稳定。经过测试,得出的结果见图 5。

由图 5 可知,随着信噪比的提高,本文方法的变异系数逐渐降低并趋近于 0,整体水平在 0.15 以下,在相同信噪比下,其变异系数始终低于文献[6]和

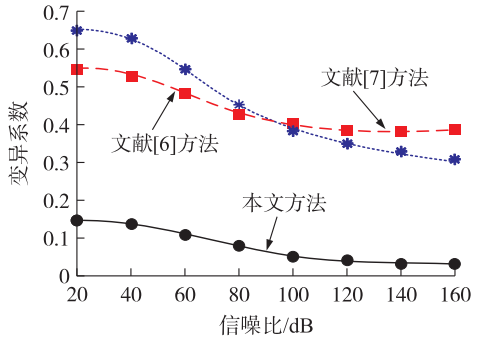

图 5 评估结果稳定性分析

文献[7]方法。由此表明本文方法在不同信噪比条件下,相较于另外两种方法,输出的评估结果可靠性更高,为后续应对措施的制定提供了有力支持。

3 结论

传统的重载铁路运输安全评估方法在面对复杂多变的运行环境时,常出现数据处理滞后、分析精度不足等问题,难以满足实时性与准确性要求。随着云边协同技术和深度视觉模型的快速发展,为铁路安全评估提供了新方向。本文提出云边协同框架下基于深度视觉模型的重载铁路运输安全评估方法,该方法结合云边协同的高效数据处理能力与深度视觉模型的精准分析优势,实现了对重载铁路运输安全状况的智能评估。通过实验表明,本文方法可以精准评估重载铁路安全性,为保障重载铁路安全运行提供了可靠的技术支撑。未来,随着云技术和视觉技术进步,本文方法将得到进一步的优化,进而推动重载铁路运输安全评估向智能化、精细化方向持续迈进。

参考文献:

[1] 董俊利,冷伍明,徐方,等. 双线重载铁路路基动力响应规律研究[J]. 铁道学报,2024,46(1):145-155.
[2] 王巍,贾冠伟,刘志,等. 重载铁路通信安全生产管理系统研究[J]. 铁道运输与经济,2023,45(11):58-64.
[3] 吴艺迪,何世伟,周汉. 重载铁路智慧港口站作业计划综合优化模型及算法研究[J]. 交通运输系统工程与信息,2023,23(6):215-226,261.
[4] 刘佳璐,呼枭,閤鑫,等. 基于运行安全性的某重载铁路既有货车提速可行性分析[J]. 铁道标准设计,2024,68(7):210-217.
[5] 李勇,毛永文,梁佳,等. 重载铁路反向曲线区段行车安全分析[J]. 兰州交通大学学报,2024,43(1):83-90.
[6] 张娣,张金满,曲晓黎,等. 基于 AHP-熵权法的重载铁路典型段大风灾害风险评估[J]. 气象科技,2024,52(4):592-600.
[7] 赵宇,张志强. 重载铁路隧道结构疲劳检算及安全性评估[J]. 四川建筑,2022,42(6):141-143.
[8] 高天骁,李铸珅,张佳旺,等. 基于直接概率积分法的重载铁路 RC 梁疲劳可靠度分析[J]. 铁道科学与工程学报,2023,20(4):1416-1424.
[9] 康德建,易东,王辉. 重载铁路树形贯通式同相供电系统的运行状态[J]. 西南交通大学学报,2023,58(6):1240-1247.
[10] 汪沄,汤冬劼,郭开诚,等. gEdge:基于容器技术的云边协同的异构计算框架[J]. 计算机学报,2024,47(8):1883-1900.
[11] 李小婧,任勇,晋涛,等. 基于边缘代理及深度学习的轻量型云边协同框架研究[J]. 电子科技大学学报,2023,52(5):756-764.
[12] 卢佳佳,蔡坚勇. 基于增强视觉质量的图像感兴趣区域检测研究[J]. 计算机仿真,2023,40(1):234-238.
[13] 葛轶洲,刘恒,王言,等. 小样本困境下的深度学习图像识别综述[J]. 软件学报,2022,33(1):193-210.
[14] 侯志强,马靖媛,韩若雪,等. 基于深度学习的快速长时视觉跟踪算法[J]. 北京航空航天大学学报,2024,50(8):2391-2403.
[15] 曹家乐,李亚利,孙汉卿,等. 基于深度学习的视觉目标检测技术综述[J]. 中国图像图形学报,2022,27(6):1697-1722.
[16] 李晓辉,孙子文. 危化品车辆装卸载过程识别的 Transformer-RNN 模型[J]. 传感技术学报,2025,38(2):272-278.
[17] 王义君,李嘉欣,闫志颖,等. 基于深度强化学习的移动边缘计算安全传输策略研究[J]. 通信学报,2025,46(4):272-281.
[18] 赵飞,赵永亮,匡代轩,等. 基于案例推理的铁路运输调度安全隐患排查处置方法研究[J]. 中国铁路,2024(12):8-14.

王文帅(1975—),男,汉族,山西省山阴县人,本科,高级工程师,研究方向:铁路运输,winkxsiklof@ outlook.com;

贾冠伟(1986—),男,汉族,河北省井陉县人,本科,高级工程师,研究方向:铁路信息与通信。