文章编号：1003-1421(2026)04-0176-12
引用格式：贾子琪，刘启钢，叶飞，等. 铁路列车运行状态图像质量智能检测方法研究[J]. 铁道运输与经济，2026，48(4)：176-187.
JIA Ziqi，LIU Qigang，YE Fei，et al. Research on Intelligent Inspection Method for Image Quality of Railway Train Operation Condition[J]. Railway Transport and Economy，2026，48(4)：176-187.

铁路列车运行状态图像质量智能检测方法研究

贾子琪[1]，刘启钢[2]，叶　飞[3]，孙文桥[3]，刘雪松[4]，梁　娜[5]

(1.中国铁道科学研究院 研究生部，北京　100081；2.中国铁路95306技术中心，北京　100081；3.中国铁道科学研究院集团有限公司 运输及经济研究所，北京　100081；4.中国铁路郑州局集团有限公司 长治北站，山西 长治　046021；5.国家铁路局 安全技术中心，北京　100160)

摘　要：为解决铁路列车运行状态监测中图像质量波动导致下游识别作业稳定性下降的问题，提出铁路列车运行状态图像质量智能检测方法。依据相关技术条件与企业标准，归纳提出“真实性+完整性”检测维度。真实性包括结构可视性、色彩保真度，完整性包括布局规范性、端墙成像宽度。其中结构可视性检测方法提出基于YOLOv8的任务驱动检测模型，在主干网络嵌入轻量ECA增强关键部位特征，在检测头端设计SVEB分支，利用Transformer的多头自注意力对各关键部位的全局依赖关系进行建模。在敞车车侧数据集上，YOLOv8-SVEB模型较YOLOv8的准确度提升8%、mAP@0.5提升4.6%，并能在过曝、模糊、畸变等退化场景下更有效区分达标与不达标图像，从而为列车运行状态图像质量智能检测提供可靠方法。

关键词：智能检测；图像质量检测；多目标检测；Transformer；YOLO
中图分类号：U298.1　　**文献标识码**：A　　**DOI**：10.16668/j.cnki.issn.1003-1421.20251222002

Research on Intelligent Inspection Method for Image Quality of Railway Train Operation Condition

JIA Ziqi[1]，LIU Qigang[2]，YE Fei[3]，SUN Wenqiao[3]，LIU Xuesong[4]，LIANG Na[5]

(1. Postgraduate Department, China Academy of Railway Sciences, Beijing 100081, China; 2. China Railway 95306 Technology Center, Beijing 100081, China; 3. Transportation & Economics Research Institute, China Academy of Railway Sciences Corporation Limited, Beijing 100081, China; 4. Changzhibei Railway Station, China Railway Zhengzhou Group Co., Ltd., Changzhi 046021, Shanxi, China; 5. Safety Technology Center, National Railway Administration of the People's Republic of China, Beijing 100160, China)

Abstract: To address the reduced stability of downstream recognition tasks caused by image quality fluctuations in railway train operation condition monitoring, an intelligent inspection method for the image quality of railway train operation condition was proposed. Based on relevant technical specifications and enterprise standards, “authenticity + integrity” inspection dimensions were summarized and proposed. Authenticity includes structural visibility and color fidelity, while integrity includes layout compliance and end-wall imaging width. For structural visibility inspection, a task-driven inspection model based on YOLOv8 was developed. A lightweight ECA module was embedded

收稿日期：2025-12-22
通信作者：刘启钢(1980—)，男，四川宜宾人，中国铁路95306技术中心研究员。
基金项目：中国国家铁路集团有限公司科技研究开发计划课题(J2024X004)；中国铁道科学研究院集团有限公司科研项目(2551YJ7902)

into the Backbone to enhance feature responses of critical components; an SVEB branch was designed at the Head stage, and the multi-head self-attention of Transformer was used to model global dependencies among critical components. Experiments were conducted on an open wagon side-image dataset. The results show that the accuracy of the YOLOv8-SVEB model improves by 8% and mAP@0.5 by 4.6% compared with YOLOv8. The proposed method can more effectively distinguish qualified images from unqualified ones under degradation scenarios such as overexposure, blur, and distortion, providing a reliable approach for intelligent inspection of the image quality of train operation condition.
Keywords: Intelligent Inspection; Image Quality Inspection; Multi-Object Inspection; Transformer; YOLO

0　引言

随着新一轮科技革命和产业变革的深入发展，人工智能作为引领未来的战略性技术，已成为推动经济社会高质量发展的重要引擎。《交通运输部关于推动交通运输领域新型基础设施建设的指导意见》(交规划发〔2020〕75号)明确要求加快人工智能技术在关键行业的深度融合与创新应用，特别是在交通强国建设中，强调利用智能化手段提升基础设施的安全监测与运维效率[1]。在此背景下，为适应全路列车高密度运行与安全高效运输的需求，对铁路运输组织与安全保障能力提出了更高要求，促使先进检测监测设备加快投入与应用。随着图像智能识别技术的持续应用与深化，其在状态感知与辅助判别方面的作用日益凸显。然而，在实际应用中，受系统设备服役状态变化、列车运行速度波动、复杂天气及光照条件变化等多重因素干扰，采集到的现场图像数据质量参差不齐。常见的质量退化现象包括清晰度下降、局部曝光异常、图像切割错位及几何畸变等。这些低质量图像难以真实、完整、准确地展示列车运行和货物装载状态，不仅直接影响了后续智能识别算法的准确性，还制约了货检员的判图作业，可能导致误判或漏判，给铁路运输安全带来潜在风险。

近年来，图像质量评价(Image Quality Assessment，IQA)研究领域取得了较大进展。传统IQA方法主要基于统计特征分析，通过设计清晰度、对比度、亮度等固定特征指标对图像质量进行量化评价。然而，这类方法依赖于人工定义的特征，难以适应复杂场景中的退化图像质量评价需求。随着深度学习技术的发展，无参考图像质量评价(NR-IQA)方法获得广泛关注[2-3]。这些方法通过卷积神经网络或Transformer模型自动学习图像特征，能够在无人工参考图像的情况下完成对退化图像的全面评价。尤其是在任务驱动图像质量评估(Task-Driven IQA)方向，研究者基于目标检测或分类任务的需求，提出了与任务相关的图像质量评价方法，进一步提升了评价结果的实际应用价值。然而，目前研究仍存在不足，一方面，现有方法多集中于单一维度的图像质量评价，如清晰度或亮度，缺乏对多维度图像质量问题的综合分析；另一方面，面对图像的复杂退化现象(如过曝、模糊、畸变等)，现有模型的准确性仍需进一步提升。

针对上述问题，开展铁路列车运行状态图像质量智能检测方法研究显得尤为迫切。本研究旨在构建一套科学完善的铁路列车运行状态图像质量智能检测方法，从源头上智能化把控图像质量，确保系统后续作业能够获得高质量的输入数据，对于铁路运输安全具有重要的工程应用价值。基于上述问题与需求，围绕铁路列车运行状态监测场景下线阵相机图像质量的可控、可评与可用性保障，提出“真实性+完整性”检测维度的图像质量智能检测框架，将质量问题分解为结构可视性、色彩保真度、布局规范性与端墙成像宽度4个可量化维度，并提出相应的检测方法。考虑到结构可视性难以用单一统计量稳定刻画，其智能检测较其他维度更为复杂，将其作为重点研究对象，提出检测语义驱动的结构可视性智能检测方法，即在YOLOv8关键部位检测的基础上，引入ECA(Efficient Channel Attention)注意力增强局部特征表达，并设计结构可视性评价分支(Structural Visibility Evaluation Branch，SVEB)，利用RoI特征聚合与Transformer全局依赖建模实现无参考检测。通过现场敞车数据集开展对比实验与案例分析，验证方法有效性，可为铁路图像质量智能检测方法研究提供借鉴。

1　图像质量智能检测方法

参考铁路货检图像采集相关技术条件及列车在站运行状态监测识别系统相关标准，归纳其中对图像质量要求的具体条目，提出“真实性+完整性”的检测维度，构建面向铁路应用场景的图像质量智能检测方法框架。

真实性关注图像内容的视觉感知质量，直接关系到机器视觉算法能否提取到有效的特征，侧重于图像的纹理细节与光学特性，确保被检测部位“看得清、色得真、亮得匀”。现有研究表明，图像的结构信息、清晰度、亮度及色彩是影响目标检测精度的关键因素[4–5]。基于此，将真实性进一步细分为结构可视性与色彩保真度2个二级分类。其中，结构可视性综合了清晰度、亮度与几何形态要求[6–7]，即图像应具有足够的锐度和细节表现力，边缘轮廓清晰可辨；整体亮度适中且分布均匀，避免因过暗或过曝导致细节丢失；几何形态应与实物保持高度一致，无明显拉伸或扭曲。色彩保真度则要求图像真实还原物体本色，色彩过渡自然，无明显的光栅重影、色偏或伪影干扰，以满足辨识需求。

完整性是图像可用的基础，主要针对线阵相机特有的扫描成像与图像拼接过程中的常见缺陷进行约束，侧重于图像的几何结构与物理覆盖范围，确保被检测车辆“拍得全、切得准、拼得齐”。结合线阵相机成像特点及任务驱动的质量评价需求，设定布局规范性与端墙成像宽度为完整性的2个检测维度。布局规范性要求图像居中展示，上、下端空白空间距离的差值较小；端墙成像宽度则要求车辆前后端墙在侧视图像中的成像宽度较小，以确保相机视角的垂直度。

铁路列车运行状态图像质量智能检测方法逻辑图如图1所示。

1.1　图像真实性检测方法

1.1.1　结构可视性

图像结构可视性检测需要定位多类列车关键部

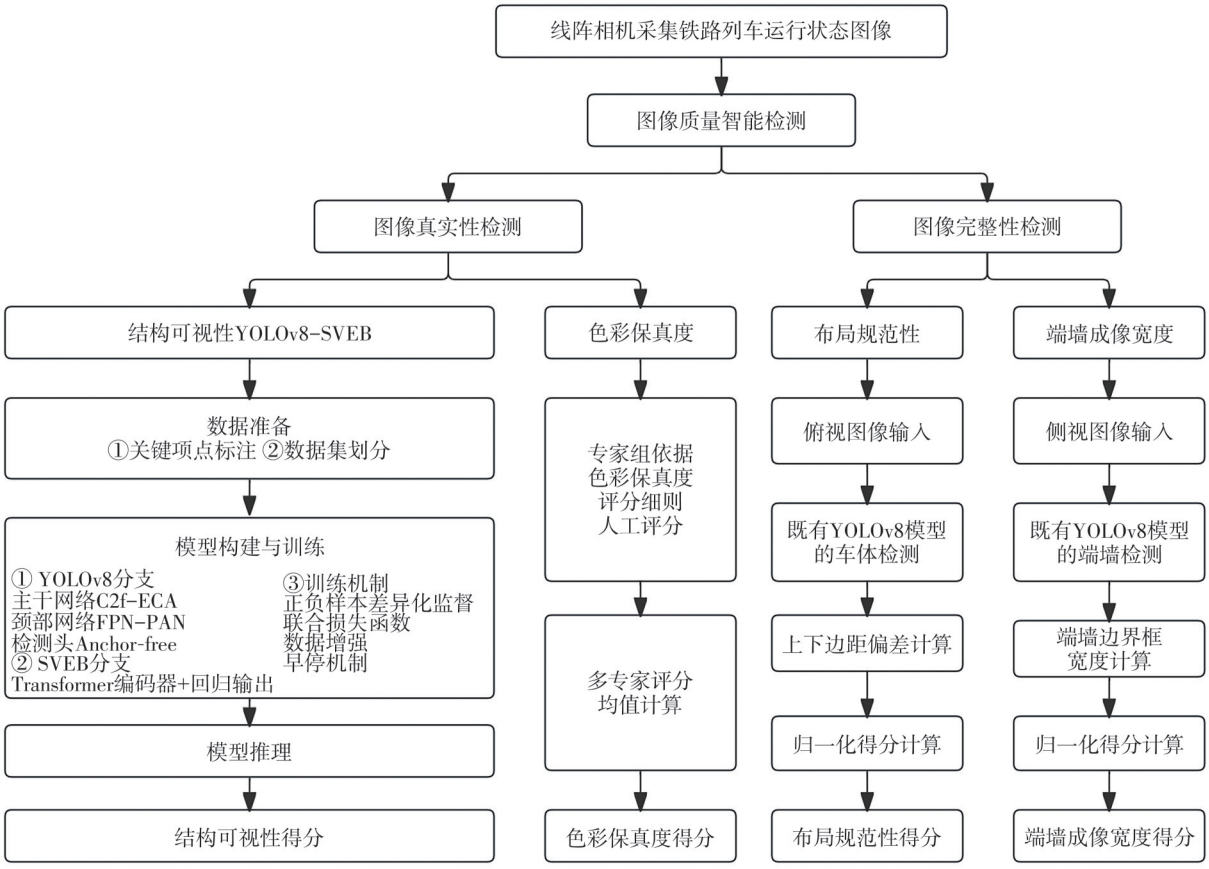


图1　铁路列车运行状态图像质量智能检测方法逻辑图

Fig.1　Logic diagram of intelligent inspection method for image quality of railway train operation condition

位并分别检测，传统分类网络仅提取全局特征，难以满足该需求。YOLO作为端到端目标检测模型，兼具多目标识别、精确定位与高速推理能力，在城市轨道、铁路运输安全领域有相关应用案例[8-9]，因此以YOLO为基础架构。YOLOv8在结构上具有C2f模块与Anchor-free检测头，有效提升小目标检测能力，但其对噪声仍比较敏感，在多目标并存的场景中存在特征表达不足的问题[10-13]。为增强模型的全局感知能力与语义一致性，可利用Transformer自注意力机制建模长距离依赖关系。基于以上分析，提出一种基于YOLOv8的列车运行状态图像结构可视性智能检测方法。

该方法以线阵相机采集的列车运行状态图像为基础，通过关键部位标注构建数据集，并采用包含C2f-ECA主干网络、FPN-PAN多尺度融合结构及解耦式Anchor-free检测头的YOLOv8检测分支获取关键部位的高语义表征。在此基础上，引入图像结构可视性智能检测分支SVEB，通过RoI对齐提取各检测目标的局部特征，并采用类别池化策略将同类目标特征聚合为关键部位的类别级表示。然后利用Transformer编码器中的多头自注意力机制建模各类别之间的全局依赖关系，并通过全连接层分别回归输出各类关键部位的结构可视性得分向量，实现检测语义驱动的无参考图像结构可视性智能检测。然后采用联合损失函数进行多任务协同训练，实现检测性能与图像结构可视性预测能力的同步优化。

基于YOLOv8的列车运行状态图像结构可视性智能检测网络结构如图2所示。网络在YOLOv8框架基础上设计为“检测分支+结构可视性评价分支”的双分支结构，整体由主干网络、颈部网络、预测头以及SVEB4部分组成。该结构通过共享检测语义，实现对铁路列车运行状态图像各类关键部位结构可视性的分别回归预测。

网络的主干基于CSPDarknet架构，并在其中4个C2f模块中嵌入通道注意力机制ECA，以提升关键部位特征的通道响应能力。主干网络通过逐级卷积与特征下采样生成多尺度表征，其最深层特征经过SPPF模块处理后获得增强的语义特征，为颈部网络的多尺度融合提供输入。

颈部网络采用FPN-PAN结构对不同尺度的特征进行跨层级融合，通过上采样、拼接与C2f模块的组合，实现高语义深度与低层纹理信息的有效整合。经过颈部网络处理的3组融合特征分别输入YOLOv8的解耦式检测头，用于预测关键部位的边界框、类别与置信度，从而完成对列车关键部位的识别。

在此基础上，构建图像结构可视性智能检测分支SVEB，从检测头获取各尺度的边界框预测结果与对应的特征图，以充分利用其中所包含的高层语义与关键部位可识别性信息。由于线阵相机采集的列车图像具有较大的长宽比，直接输入网络会导致目标过小、特征提取不充分，因此将原始图像沿水平方向均匀切割为4个子图，分别送入共享权重的网络提取特征。真实性评价分支首先通过RoI对齐根据检测框从多尺度特征图中提取各目标的局部特征，随后采用类别池化策略将同一类别的目标特征进行聚合，得到K维类别特征表示(K为关键部位类别数)。各类别特征经全局平均池化后形成类别语义向量，随后输入Transformer编码器，通过多头自注意力机制捕获各类别之间的全局依赖关系与语义一致性。Transformer输出的序列特征经过前馈神经网络与残差结构进一步映射，最终通过全连接层回归得到各类关键部位的结构可视性得分向量$\widehat{\boldsymbol{Cl}}$，并通过Sigmoid激活将其约束在[0，1]区间内。

通过将检测语义特征与Transformer全局关系建模相结合，该网络结构可以有效完成对列车关键部位的结构可视性检测，从而实现面向铁路列车运行场景的图像结构可视性智能检测。

（1）C2f-ECA模块。为提升模型对列车关键部位的表征能力，在所构建网络主干的每个C2f模块后嵌入ECA通道注意力机制[14]，ECA模块结构如图3所示。ECA是一种无需降维、轻量的通道注意力机制。该模块通过自适应1D卷积实现局部跨通道特征交互，在降低模型复杂度的同时有效提升特征表达能力。与SENet，CBAM，A2-Nets等方法相比，ECA既保持了注意力机制的性能增益，又避免了维度减少带来的信息损失，具备更好的泛化性。

C2f-ECA模块具体实现方式为在C2f的每个Bottleneck单元后插入ECA层，通过全局平均池化、自适应一维卷积和Sigmoid激活生成通道注意力权

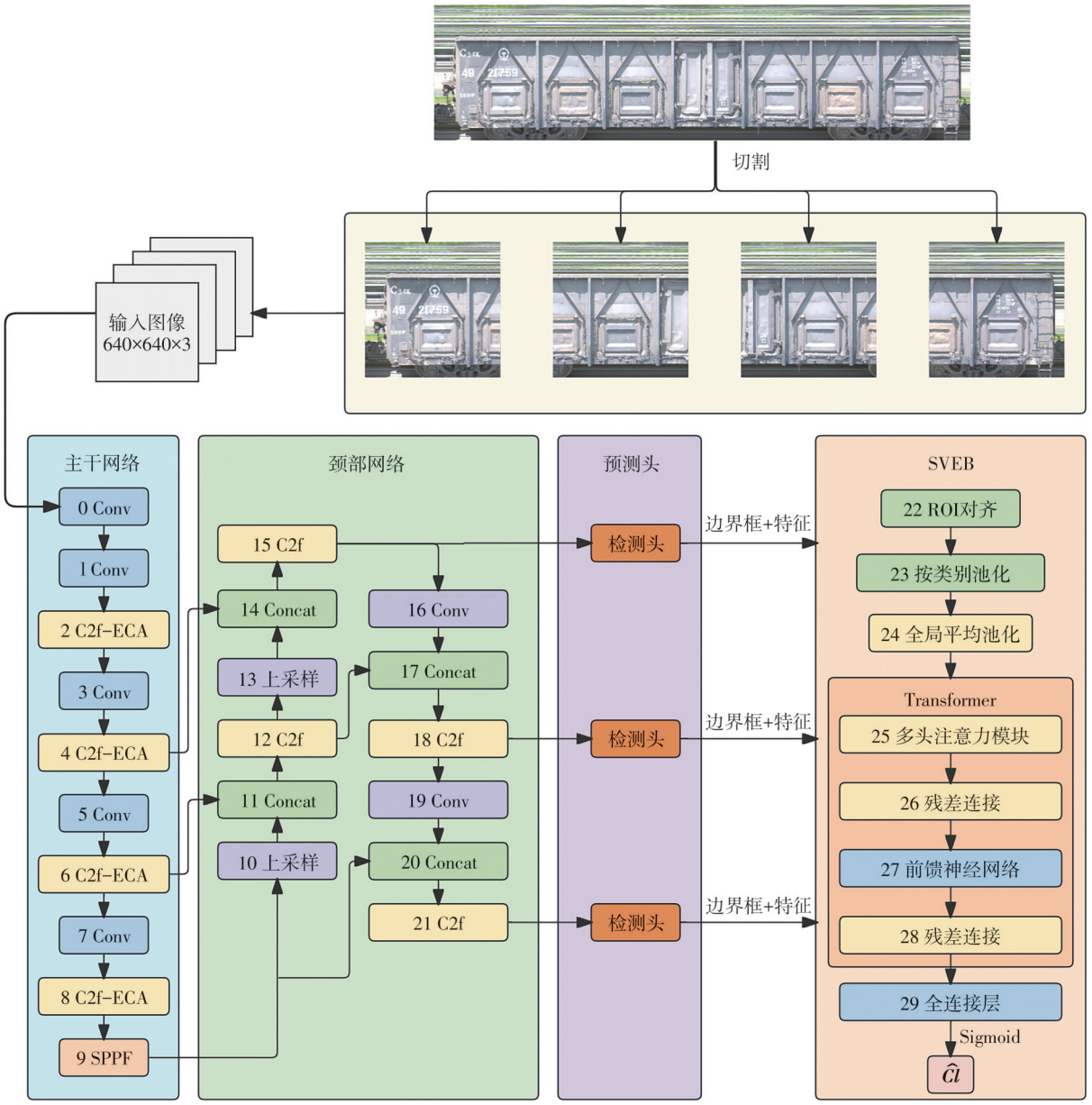


图2　基于YOLOv8的列车运行状态图像结构可视性智能检测网络结构

Fig.2　Network architecture of YOLOv8-based intelligent inspection for structural visibility of railway train operation condition images

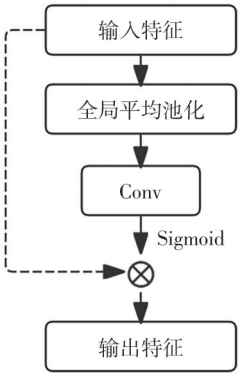


图3　ECA模块结构

Fig.3　Structure of ECA module

重，对特征通道进行自适应重标定。

（2）Transformer结构可视性评价分支。为增强模型对多目标全局结构的理解，在YOLOv8检测头输出端引入基于Transformer的结构可视性评价分支SVEB。该分支通过自注意力机制捕获各类别关键部位之间的远程依赖关系，并以全连接层回归结构输出各类关键部位的图像结构可视性得分，实现检测特征与结构可视性检测任务的联合学习。

首先，对检测头输出的各检测框，根据目标尺度从对应层级的颈部网络特征图中通过RoI对齐提

取对应区域的特征向量。对于同一类别的多个检测框特征，采用类别级的平均池化聚合为该类别的单一特征表示。将K个类别特征向量进行拼接，得到类别特征矩阵$\boldsymbol{F}_h \in \mathbb{R}^{K\times D}$，其中$K$为关键部位类别数，$D$为特征维度。并对其进行全局平均池化。

$$\boldsymbol{x} = \mathrm{GAP}\left(\boldsymbol{F}_h\right) \tag{1}$$

式中：GAP代表全局平均池化操作；$\boldsymbol{x} \in \mathbb{R}^{K\times C}$为所有类别通道特征矩阵。

随后，通过线性变换($\boldsymbol{W}^Q$，$\boldsymbol{W}^K$，$\boldsymbol{W}^V$)将其映射为查询($\boldsymbol{Q}$)、键($\boldsymbol{K}$)和值矩阵($\boldsymbol{V}$)。

$$\begin{cases}\boldsymbol{Q} = x\boldsymbol{W}^Q\\ \boldsymbol{K} = x\boldsymbol{W}^K\\ \boldsymbol{V} = x\boldsymbol{W}^V\end{cases} \tag{2}$$

通过多头自注意力机制建模长距离依赖。

$$\mathrm{Attention}\left(\boldsymbol{Q},\ \boldsymbol{K},\ \boldsymbol{V}\right) = \mathrm{Softmax}\left(\frac{QK^{\mathrm{T}}}{\sqrt{d_k}}\right)V \tag{3}$$

式中：Attention表示注意力函数；Softmax表示Softmax函数，用于将点积相似度归一化为注意力权重；d_k为键向量的维度。

得到全局语义增强后的特征表示$\boldsymbol{F}'_h$。再经过全连接层回归输出各类关键部位的图像结构可视性得分。

$$\widehat{Cl} = \sigma\left(\boldsymbol{W}_2\phi\left(\boldsymbol{W}_1\boldsymbol{F}'_h + \boldsymbol{b}_1\right) + \boldsymbol{b}_2\right) \tag{4}$$

式中：$\boldsymbol{W}_1$，$\boldsymbol{W}_2$为全连接层权重矩阵；$\boldsymbol{b}_1$，$\boldsymbol{b}_2$为偏置项；$\phi(\cdot)$表示ReLU激活函数；$\sigma(\cdot)$为Sigmoid函数，将输出归一化至[0，1]区间；输出$\widehat{\boldsymbol{Cl}}$分别对应各个关键部位类别的结构可视性评分。

该全连接层回归结构可充分挖掘Transformer编码特征中的非线性关系，使模型在复杂铁路场景下具备更强的图像结构可视性检测与判别能力。

此外，为实现模型检测与图像结构可视性检测的协同学习，设计联合损失函数如下所示。

$$L = L_{\mathrm{det}} + \lambda_{Cl}L_{\mathrm{clarity}} \tag{5}$$

式中：L_{det}为YOLOv8检测损失，包含边界框回归与类别置信度2部分；L_{clarity}为结构可视性分支的均方误差损失；λ_{Cl}为平衡系数，用于协调检测任务与真实性预测任务的优化比例，参考多任务学习中辅助损失权重的常用设置，取$\lambda_{Cl} = 0.1$，使结构可视性检测分支在不影响主检测任务收敛的前提下获得充分训练。

$$L_{\mathrm{clarity}} = \frac{1}{N\times K}\sum_{i=1}^{N}\sum_{k=1}^{K}\left(\widehat{\boldsymbol{Cl}}_{i,\ k} - \boldsymbol{Cl}_{i,\ k}^{\mathrm{label}}\right)^2 \tag{6}$$

式中：N为训练批次中的样本数量；$\widehat{\boldsymbol{Cl}}_{i,\ k}$与$\boldsymbol{Cl}_{i,\ k}^{\mathrm{label}}$分别为第$i$个样本中第$k$类关键部位的真实性预测值与标签值。

最终结构可视性得分s_1取各个关键部位类别的结构可视性评分的最低分，如式(7)所示。

$$s_1 = \min\left(\widehat{\boldsymbol{Cl}}\right) \tag{7}$$

（3）图像结构可视性智能检测方法评价指标。为全面检测本研究所提图像结构可视性智能检测方法模型的性能，采用召回率、F1分数、准确率、mAP@0.5(IoU阈值为0.5时的平均精度均值)4项主流评价指标进行对比分析。

1.1.2　色彩保真度

色彩保真度用于检测设备对列车表面真实颜色的还原能力。鉴于车体涂装及装载加固状态的复杂性，本指标采用专家人工评分法。由具有丰富经验的图像质量检测技术人员组成评审组，在标准显示环境下，对比车辆实际涂装颜色与成像显示颜色进行综合判定。

依据色彩还原的真实程度进行分级打分。评分细则参考铁路货检图像采集相关技术条件及列车在站运行状态监测识别系统相关标准中的图像色彩质量要求，并结合图像质量检测技术人员作业经验制定，色彩保真度评分细则如表1所示。

为减少单人主观误差，最终得分取所有参与评分专家打分的算术平均值，色彩保真度得分s_2如式(8)所示。

表1　色彩保真度评分细则

Tab.1　Scoring criteria for color fidelity

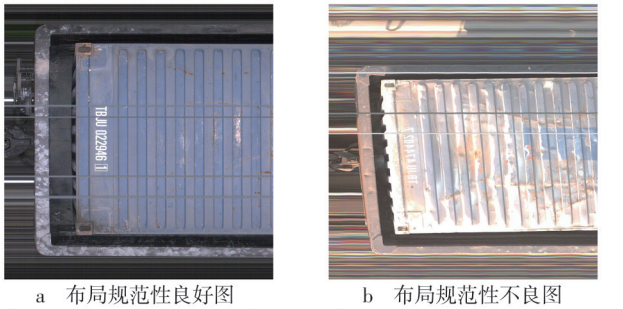
评分区间	评价等级	详细描述
(0.8，1.0]	优	色彩还原真实自然，无肉眼可见偏色，关键标识(车号等)颜色准确，白平衡准确
(0.6，0.8]	良	整体色彩基本准确，存在轻微偏色(偏冷或偏暖)，但不影响对车辆状态的判断，关键标识颜色可辨
(0.4，0.6]	中	存在明显偏色或色彩饱和度不足(画面灰暗或过饱和)，导致部分细节颜色失真，需仔细辨认
[0.0，0.4]	差	严重偏色(整体泛绿、泛紫等)，或出现色彩断层、伪色，无法还原车辆本色，严重影响故障识别

$$s_2 = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} s_2^i \tag{8}$$

1.2　图像完整性检测方法

1.2.1　布局规范性

布局规范性主要考察系统顶部相机布设位置是否居中，即列车车体在俯视图像中的高度位置分布是否均衡。由于侧视图像受列车装载货物类型(如集装箱、散货)及空车装载状态影响，车体高度变化较大，难以设定统一的居中标准，故不在该指标检测范围内。设车体在图像中的纵向偏移不应超过图像高度的比例为$\Delta\mu$，$\Delta\mu$为经验变量，取值依据实际作业情况确定。布局规范性示意图(局部)如图4所示。



a　布局规范性良好图　b　布局规范性不良图
a　Image with good layout compliance　b　Image with poor layout compliance

图4　布局规范性示意图(局部)
Fig.4　Schematic diagram of layout compliance (partial view)

利用既有基于YOLO的目标检测模型获取车体在图像中的位置信息。假设输入图像的高度为H，检测到的车体边界框的上边缘坐标为y_t，下边缘坐标为y_b。故车体上沿到图像顶部的距离为$d_t = y_t$，车体下沿到图像底部的距离为$d_b = H - y_b$。为了消除不同分辨率图像的尺度差异，将偏差量相对于图像高度进行归一化，得到相对偏差率$\delta = \frac{|d_t - d_b|}{H}$。

基于以上分析，采用线性插值法计算布局规范性得分s_3，计算公式如式(9)所示。

$$s_3 = \begin{cases} 1 - \dfrac{\delta}{0.1} & 0 \leqslant \delta \leqslant \Delta\mu \\ 0 & \delta > \Delta\mu \end{cases} \tag{9}$$

这样使得列车车体在俯视图像中的高度布局越居中，s_3得分越接近1。

1.2.2　端墙成像宽度

端墙成像宽度是指车辆经过成像系统时，前后端墙在车侧图像中可视区域的像素宽度。理想情况下，轨旁线阵相机应垂直于轨道布设，端墙可视宽度应尽可能小。设车辆前后端墙成像宽度不应大于的宽度为Δw，Δw为经验变量，取值依据实际作业情况确定。端墙成像宽度示意图(局部)如图5所示。



a　端墙成像宽度良好图　b　端墙成像宽度不良图
a　Image with qualified end-wall imaging width　b　Image with unqualified end-wall imaging width

图5　端墙成像宽度示意图(局部)
Fig.5　Schematic diagram of end-wall imaging width (partial view)

通过既有的YOLO目标检测模型，识别车辆图像中的端墙区域，输出端墙的矩形边界框，取该矩形框的像素宽度ω作为测量值。与布局规范性得分计算方法类似，端墙成像宽度得分s_4计算公式如式(10)所示。

$$s_4 = \begin{cases} 1 - \dfrac{\omega}{50} & 0 \leqslant \omega \leqslant \Delta w \\ 0 & \omega > \Delta w \end{cases} \tag{10}$$

这样使得列车车体在侧视图像中端墙宽度越小，s_4得分越接近1。

2　实验设计与结果分析

2.1　结构可视性检测方法实验

2.1.1　数据集构建

敞车主要运输煤炭和散堆装货物，占货车保有量的61.1%[15]，是铁路货运最常见的货车车型，故本研究以敞车车侧图像为案例进行实验。研究的数据来源于铁路现场线阵相机采集的敞车车体侧面图像。为确保模型能够学习关键结构特征，选取敞车车侧关键部位类别进行人工标注，包括搭扣、下锁铁、上部插销、活动挡。尽管敞车有多种车型，但其车体每侧均应具有12个搭扣、1个下锁铁、1个上部插销、1个活动挡，且这4种部件状态是否正常直接关系到运输安全。各部位对应实际接发车作业中的关键可见结构，检测结果直接反映图像的可用性。敞车关键项点示意图如图6所示。

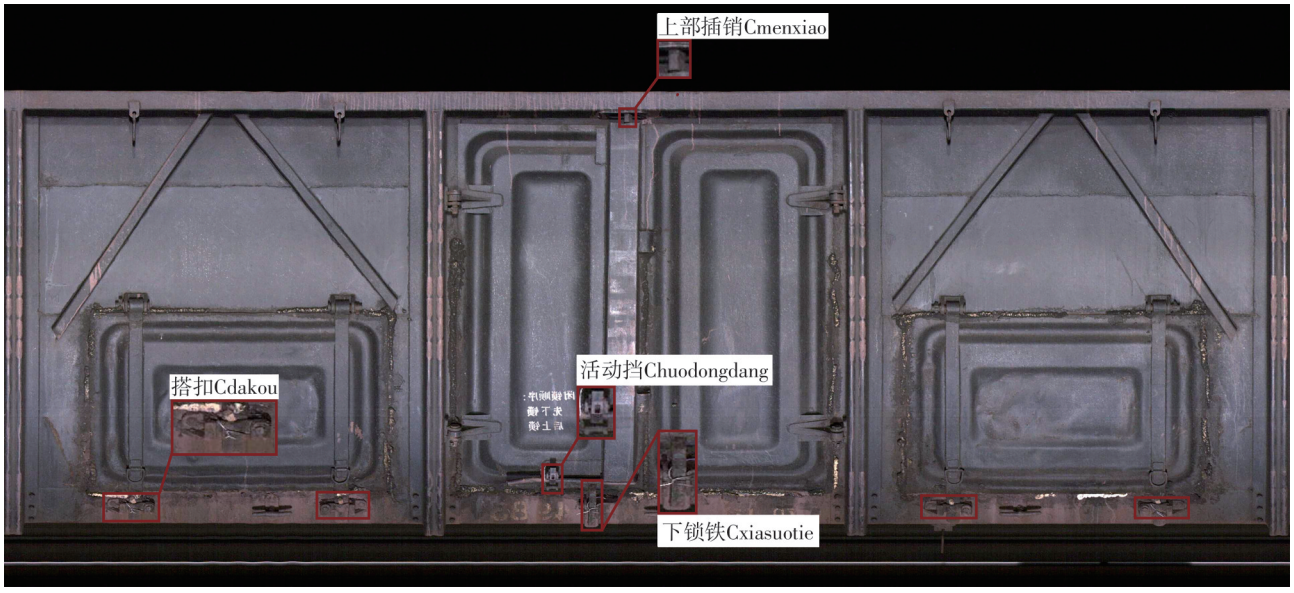


图6　敞车关键项点示意图

Fig.6　Schematic diagram of critical inspection points of open wagon

为确保网络具备对图像关键部位的结构可视性判别区分能力，数据集包括共2 000张结构可视性达标图像与500张结构可视性不达标图像，其中每张结构可视性达标图像包括15个关键部位标注(12个搭扣、1个下锁铁、1个上部插销、1个活动挡)，如图6所示，标注类别名称分别为Cdakou，Cxiasuotie，Cmenxiao，Chuodongdang。结构可视性不达标图像为无标注负样本，并按7∶2∶1划分训练集、验证集与测试集。在训练过程中，结构可视性达标图像的各目标区域特征经RoI对齐提取后输入SVEB分支，被监督输出高结构可视性得分；对于结构可视性不达标图像，由于缺少关键部位标注，检测头不产生有效边界框，SVEB分支无RoI特征输入，被监督输出低结构可视性得分。该策略使SVEB分支能够学习结构可视性达标与不达标部位之间的差异，当输入图像结构可视性不达标时，其关键部位语义弱化，SVEB回归的结构可视性得分呈现不同程度的下降。

在训练阶段采用YOLOv8默认的图像增强策略，包括随机仿射变换、HSV颜色扰动、随机水平翻转等操作。随机仿射变换指对图像进行缩放、平移、旋转、投影变换等，增强了模型对列车动态偏移与姿态变化的容忍性；HSV颜色扰动可以模拟铁路车站不同光照环境；随机水平翻转防止模型对方向形成过拟合。

2.1.2　实验过程

为验证所提出的基于YOLOv8的列车运行状态图像结构可视性智能检测方法的有效性，在Ubuntu 18.04环境下搭建实验平台，硬件配置为NVIDIA RTX 3090 GPU(24GB显存)、Intel Xeon Gold 5218R (2.1 GHz)、128GB内存。所提方法基于PyTorch 2.0实现，并采用YOLOv8模型框架进行模型构建与训练。

在训练过程中，模型采用YOLOv8-s的通道宽度配置，即在主干网络中分别使用128，256和512的通道数。批大小设为16，迭代次数为300。实验采用早停机制防止过拟合，并在每轮训练后保存验证集性能最优的权重文件。

2.1.3　结果分析

为验证改进模块对模型性能的影响，分别构建3组模型进行对比实验：①YOLOv8；②YOLOv8+ECA；③YOLOv8-SVEB。

其中“YOLOv8+ECA”模型为在“YOLOv8”基准网络结构保持不变的前提下，仅在主干网络的C2f模块中引入ECA通道注意力机制以增强关键部位特征的通道响应。

不同模型的训练总损失对比如图7所示，图7展示了3组模型在250个Epoch内的训练检测总损失变化情况，3条曲线均呈现出“快速下降—逐渐平缓”的趋势。其中，研究提出的YOLOv8-SVEB

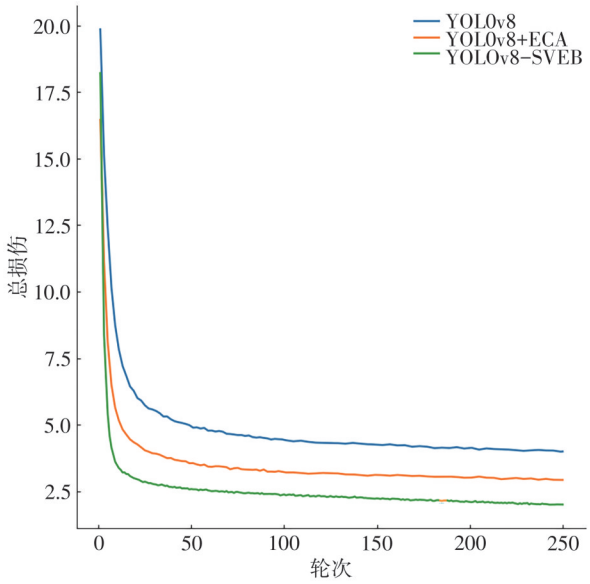


图7　不同模型的训练总损失对比

Fig.7　Comparison of total training loss of different models

模型(绿色曲线)全程处于最低位，相较于基准模型YOLOv8(蓝色曲线)和改进模型YOLOv8+ECA(橙色曲线)，其收敛速度更快且最终损失值更低，这表明通过引入SVEB分支，模型能够更高效地优化参数，提升训练效果和最终的检测精度。而对比基准模型YOLOv8(蓝色曲线)和改进模型YOLOv8+ECA(橙色曲线)，可以看出C2f-ECA模块对基准模型YOLOv8起到了一定的优化作用。

不同模型性能对比结果如表2所示，表2给出了不同模型在测试集上的4项评价指标。可以看出，随着改进模块的逐步引入，模型的各项性能指标逐渐优化。其中，研究提出的YOLOv8-SVEB模型在召回率(0.956)、F1分数(0.957)、准确率(0.922)以及mAP@0.5(0.969)4项指标上均优于YOLOv8基准模型和YOLOv8+ECA改进模型。特别是与基准模型相比，YOLOv8-SVEB模型的mAP@0.5提升了4.6%，准确率提升了8%。结果表明，设计的SVEB分支能有效提升特征表达能力，使模型在测试集上达到了较好的检测效果。

表2　不同模型性能对比结果

Tab.2　Performance comparison results of different models

模型	ECA	SVEB	召回率	F1分数	准确率	mAP@0.5
YOLOv8	×	×	0.896	0.906	0.842	0.923
YOLOv8+ECA	√	×	0.936	0.915	0.886	0.946
YOLOv8-SVEB	√	√	0.956	0.957	0.922	0.969

不同结构可视性退化条件下的模型检测结果对比如图8所示，分别展示了YOLOv8，YOLOv8+ECA以及研究提出的YOLOv8-SVEB模型的可视化检测置信度结果。

(1) 在结构可视性达标图像中，横向对比可以看出敞车车侧4类关键部位的置信度按YOLOv8，YOLOv8+ECA，YOLOv8-SVEB的验证顺序依次提高，纵向对比可以看出目标置信度均高于其余结构可视性不达标图像。具体表现为，YOLOv8对敞车上部插销(Cmenxiao)目标的置信度为0.69，YOLOv8+ECA模型提升至0.70，而研究提出的YOLOv8-SVEB模型进一步提升到0.84；敞车搭扣(Cdakou)、敞车下锁铁(Cxiasuotie)及敞车活动挡(Chuodongdang)目标的置信度也有相应的依次提升，且所有类别目标的置信度均明显高于过曝图、模糊图、畸变图中目标置信度。

(2) 在过曝场景中，由于图像亮度过高导致目标细节丢失，YOLOv8-SVEB模型相较YOLOv8基准模型以及YOLOv8+ECA模型能够进一步降低目标检测框的置信度，YOLOv8对敞车上部插销(Cmenxiao)目标的置信度为0.57，YOLOv8+ECA模型降低至0.27，而YOLOv8-SVEB模型因其检测置信度过低而被过滤；模糊场景与畸变场景也有同样趋势的表现。

(3) 综合对比可以发现，YOLOv8-SVEB模型表现出更好的一致性。在结构可视性达标图像中各目标置信度稳定在[0.82，0.88]，在不达标图像中则统一退化为漏检。相比之下，YOLOv8基准模型及YOLOv8+ECA改进模型的目标间置信度波动较大。这表明YOLOv8-SVEB模型能够对图像整体质量形成一致性响应，降低因单一目标异常导致的误判风险。

综合来看，YOLOv8-SVEB模型扩大了结构可视性达标图像与不达标图像之间置信度分布的差异性，能够提供更具区分度的置信度指标，从而有效降低结构可视性达标图像与不达标图像被误判的可能，从而进一步提升列车在站运行状态监测系统的稳定性。

2.2　图像质量智能检测结果分析

选取图像质量良好、俯视图图像布局偏高、侧

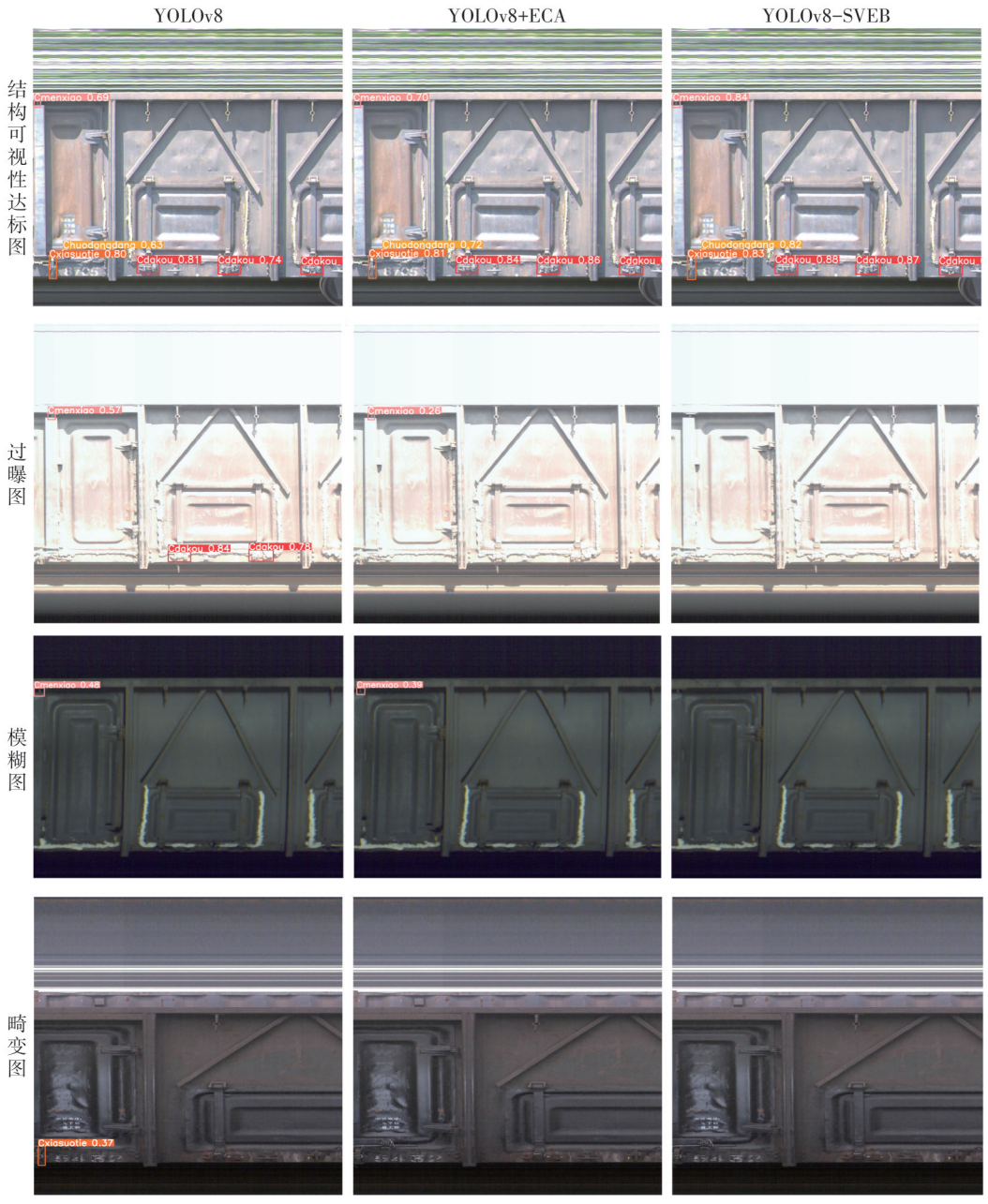


图8　不同结构可视性条件下的模型检测结果对比

Fig.8　Comparison of model inspection results under different structural visibility conditions

视图图像端墙较宽、图像结构可视性不良、图像色彩异常，及图像质量较差6个不同类型的图像质量案例。根据铁路货检图像采集相关技术条件及列车在站运行状态监测识别系统相关标准中对经验变量取值的规定，取车体在图像中的纵向偏移不应超过图像高度的比例$\Delta\mu$为10%，车辆前后端墙成像宽度不应大于的宽度Δw为50像素。7名铁路列车运行状态图像质量检测技术人员分别对各个案例依据表1进行打分后根据式(8)进行计算得到相应的色彩保真度。不同案例检测结果如表3所示，对YOLOv8-SVEB模型在图像质量智能检测任务中的表现进行分析。案例1为质量良好的标准图像，在4个检测维度上均取得较高分值；案例2至案例5为单一质量缺陷场景。检测结果显示，YOLOv8-SVEB模型能够在对应维度上得出偏低的分值，而其余指标保持正常水平；案例6为多项质量问题并存的低质量图像，其在4个检测维度上均呈现较低得分，表明YOLOv8-SVEB模型能够有效识别复杂场景下

表3　不同案例检测结果

Tab.3　Inspection results of different cases

案例	图像质量	布局规范性	端墙成像宽度	结构可视性	色彩保真度
1	图像质量良好	0.82	0.94	0.76	0.79
2	俯视图图像布局偏高	0.25	0.79	0.71	0.93
3	侧视图图像端墙较宽	0.77	0.03	0.80	0.81
4	图像结构可视性不良	0.93	0.72	0.15	0.84
5	图像色彩异常	0.85	0.89	0.74	0.12
6	图像质量较差	0.26	0.41	0.29	0.17

的图像综合质量缺陷。总体来看，YOLOv8-SVEB模型能够从多个关键质量维度对列车运行状态图像进行智能化检测，实现对不同质量等级图像的有效区分，并准确定位具体缺陷类型。

表3中各检测指标得分反映了图像在对应质量维度上的相对水平。在实际工程应用中，可根据作业场景、设备条件及业务需求，对各指标的判定阈值进行适应性调整。

3　结束语

面向铁路列车运行状态监测的工程需求，围绕线阵相机图像质量智能检测，构建了真实性与完整性相结合的质量检测框架，并以结构可视性为核心突破口，将关键部位检测语义与Transformer全局依赖建模融合，实现了对图像质量退化的任务驱动判别。研究结果表明，图像质量智能检测方法不仅提升了关键部位识别的稳定性，还可用于前端线阵相机、补光设备及其安装姿态的状态评估与质量把控，从源头降低低质图像进入下游作业带来的误判风险。提出的“真实性+完整性”检测维度与检测方法具有一定适用性与迁移性，可在工业制造、安防监控、轨道交通、道路交通等多个行业推广应用。后续研究可面向色彩保真度的智能化检测，构建覆盖不同光照、补光与相机参数的标定样本与检测方法，探索结合设备状态信息的在线颜色异常诊断。

参考文献：

[1] 交通运输部. 交通运输部关于推动交通运输领域新型基础设施建设的指导意见：交规划发〔2020〕75号[EB/OL]. (2020-08-03)[2025-12-22]. https：//www. gov. cn/zhengce/zhengceku/2020-08/06/content_5532842. htm.

[2] XU K，ZHANG Q，YANG F，et al. Task Oriented Image Quality Assessment for Synthesized Images[M]. Pattern Recognition. Cham：Springer，2025：140-153.

[3] 宋亮亮，王　倩，韩　啸，等. 基于深度学习的胸部X线图像清晰度评价方法[J]. 中国医学影像学杂志，2024，32(6)：616-621.
SONG Liangliang，WANG Qian，HAN Xiao，et al. Method Based on Deep Learning for Evaluating Clarity of Chest X-Ray Images[J]. Chinese Journal of Medical Imaging，2024，32(6)：616-621.

[4] RODRÍGUEZ-RODRÍGUEZ J A，LÓPEZ-RUBIO E，ÁNGEL-RUIZ J A，et al. The Impact of Noise and Brightness on Object Detection Methods[J]. Sensors，2024，24(3)：821.

[5] 黄法秀，高　翔，吴志红，等. 基于CNN的人脸图像亮度和清晰度质量评价[J]. 计算机工程与设计，2020，41(7)：2004-2010.
HUANG Faxiu，GAO Xiang，WU Zhihong，et al. Quality Assessments of Illumination and Sharpness of Face Image Based on CNN[J]. Computer Engineering and Design，2020，41(7)：2004-2010.

[6] 曾海飞，韩昌佩，李　凯，等. 改进的梯度阈值图像清晰度评价算法[J]. 激光与光电子学进展，2021，58(22)：2211001.
ZENG Haifei，HAN Changpei，LI Kai，et al. Improved Gradient Threshold Image Sharpness Evaluation Algorithm[J]. Laser & Optoelectronics Progress，2021，58(22)：2211001.

[7] 齐凯华，沈　鹏，陈江义，等. 基于边缘特征的图像清晰度评价方法[J]. 机械设计与制造，2023(10)：174-176，181.
QI Kaihua，SHEN Peng，CHEN Jiangyi，et al. Image Definition Evaluation Method Based on Edge Feature[J]. Machinery Design & Manufacture，2023(10)：174-176，181.

[8] 郭　宁，胡小晨，董德存. 基于改进YOLO算法的地铁车厢客流检测方法[J]. 吉林大学学报(工学版)，2025，55(4)：1258-1265.
GUO Ning，HU Xiaochen，DONG Decun. Passenger Flow Detection Method of Subway Car Based on Improved YOLO Algorithm[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition)，2025，55(4)：1258-1265.

[9] 陈修忻. 基于YOLOv5改进算法的屏蔽门夹人检测系统[J]. 城市轨道交通研究，2025，28(S1)：128-132.
CHEN Xiuxin. Platform Screen Door Passenger Entrapment Detection System Based on Improved YOLOv5 Algorithm[J]. Urban Mass Transit，2025，28(S1)：128-132.

[10] 冯庆胜，付明雨，姚泽圆，等. 基于改进YOLOv8的轨道小尺度异物入侵算法研究[J]. 现代电子技术，2025，48(11)：174-179.
FENG Qingsheng，FU Mingyu，YAO Zeyuan，et al. Improved YOLOv8 Based Algorithm for Small-Scale Foreign Object Intrusion Detection on Railways[J]. Modern Electronics Technique，2025，48(11)：174-179.

[11] 安俊峰，刘吉强，卢萌萌，等. 基于改进YOLOv8的地铁站内乘客异常行为感知[J]. 北京交通大学学报，2024，48(2)：76-89.
AN Junfeng，LIU Jiqiang，LU Mengmeng，et al. Perception of Passenger Abnormal Behavior in Metro Stations Based on Improved YOLOv8[J]. Journal of Beijing Jiaotong University，2024，48(2)：76-89.

[12] 王子钰，张建成，刘元盛. 改进YOLOv8n的尘雾环境下目标检测算法[J]. 汽车技术，2025(6)：1-7.
WANG Ziyu，ZHANG Jiancheng，LIU Yuansheng. Improved YOLOv8n Object Detection Algorithm in Dust and Fog Environment[J]. Automobile Technology，2025(6)：1-7.

[13] 曾　璐，彭东良，江子璇，等. 基于改进YOLOv8n的磁浮列车异物入侵检测算法[J]. 计算机工程与应用，2025，61(13)：165-175.
ZENG Lu，PENG Dongliang，JIANG Zixuan，et al. Magnetic Levitation Train Foreign Object Intrusion Detection Algorithm Based on Improved YOLOv8n[J]. Computer Engineering and Applications，2025，61(13)：165-175.

[14] WANG Q L，WU B G，ZHU P F，et al. ECA-Net：Efficient Channel Attention for Deep Convolutional Neural Networks[C]// IEEE. 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition：2020. Seattle：IEEE，2020：11531-11539.

[15] 中国国家铁路集团有限公司. 中国铁道年鉴[M]. 北京：中国铁道出版社，2008.

[16] 马小平，李　松，卢思博，等. 基于深度学习的大雾环境下铁路异物侵限精准识别方法[J]. 铁道运输与经济，2025，47(10)：147-156.
MA Xiaoping，LI Song，LU Sibo，et al. Accurate Identification Method of Railway Foreign Object Intrusion in Foggy Environment Based on Deep Learning[J]. Railway Transport and Economy，2025，47(10)：147-156.

[17] 侯国鹏，董　武，陆利坤，等. 基于Swin-AK Transformer的智能手机拍摄图像质量评价方法[J]. 光电工程，2025，52(1)：240264.
HOU Guopeng，DONG Wu，LU Likun，et al. Smartphone Image Quality Assessment Method Based on Swin-AK Transformer[J]. Opto-Electronic Engineering，2025，52(1)：240264.

[18] 傅荟瑾，史天运，王　瑞，等. 基于深度学习的京张高速铁路周界图像智能识别系统构建研究[J]. 铁道运输与经济，2022，44(5)：64-72.
FU Huijin，SHI Tianyun，WANG Rui，et al. Research on Construction of Intelligent Image Recognition System for Beijing-Zhangjiakou High Speed Railway Perimeter Based on Deep Learning[J]. Railway Transport and Economy，2022，44(5)：64-72.

[19] ZHAO X Y，DOU X H，ZHANG G P. An Image Processing Technique for Optimizing Industrial Defect Detection Using Dehazing Algorithms[J]. PLoS One，2025，20(5)：e0322217.

[20] VENKATARAMANAN A K，FACKTOR M，GUPTA P，et al. Assessing the Impact of Image Quality on Object-Detection Algorithms[J]. Electronic Imaging，2022，34(9)：334-1-334-6.

[21] BENIWAL P，MANTINI P，SHAH S. Image Quality Assessment Using Deep Features for Object Detection[C]// SCITEPRESS. Proceedings of the 17th International Joint Conference on Computer Vision，Imaging and Computer Graphics Theory and Applications. Setúbal：SCITEPRESS，2022：706-714.

[22] HE W T，LUO Z. Blind Quality Assessment of Images Containing Objects of Interest[J]. Sensors，2023，23(2)：1-17.

(责任编辑　金　晶)