

DOI:10.19344/j.cnki.issn1671-5276.2025.06.058

复杂环境下的列车弓网接触点检测

李世江

(上海地铁维护保障有限公司, 上海 200031)

摘要:针对弓网监测图像在隧道口或进出站的非均匀照度特性,提出一种基于全局和局部增强融合的自适应图像增强方法,结合 Yolov8 网络,实现对弓网接触点的有效检测。利用直方图均衡化进行全局增强,使用非锐化掩膜进行局部增强;使用提出的融合框架对全局和局部增强图像进行融合,得到最终的增强图像;使用数据集训练后的 Yolov8 网络实现对增强后的弓网接触点检测。对比实验结果表明:所提图像增强方法能够有效压缩非均匀照度的弓网监测图像动态范围,克服光照不均影响,提高进出站情况下的触点检测准确性。

关键词:弓网系统;非均匀监测图像;增强融合;触点检测

中图分类号:TP306 **文献标志码:**B **文章编号:**1671-5276(2025)06-0313-05

Contact Point Detection for Pantograph and Catenary in Complex Environment

LI Shijiang

(Shanghai Rail Transit Maintenance Support Co., Ltd., Shanghai 200031, China)

Abstract:An adaptive image enhancement method based on the fusion of global and local enhancement is proposed for the non-uniform illuminance characteristic of the monitoring image at the tunnel/station entrance. With the combination of Yolov8 network, the effective contact point detection of pantograph and catenary is achieved. Histogram equalization is used for global enhancement and unsharpened mask is applied for local enhancement. The proposed fusion framework is used to fuse the global and local enhanced images, and the final enhanced images are obtained. By means of after-numerical-training Yolov8 network, the enhanced contact point detection for pantograph and catenary is realized. The experimental results compared show that the proposed image enhancement method can effectively compress the dynamic range of the pantograph-catenary monitoring image, overcome the influence of uneven attention, and improve the accuracy of contact point detection.

Keywords:pantograph and catenary; uniform monitoring image; image enhancement fusion; contact point detection

0 引言

轨道运输的快速发展对列车的安全平稳运行提出了越来越高的要求,而列车牵引供电系统是列车的重要组成部分,保障其可靠性和安全性对列车的稳定运行起到了至关重要的作用。对于列车牵引供电,接触网-受电弓系统是其核心组成部分。牵引供电通过受电弓和接触网的接触实现,长期的摩擦接触以及接触异位等问题,可能会产生碳滑板非均匀损耗,从而引起拉网拉弧故障^[1]。所以,弓网系统监测成为保障列车供电安全的重要任务之一。

基于图像的弓网检测方法凭借检测效率高、检测设备成本低等特点,逐渐得到越来越多的研究,并进一步用于分析弓网触点检测。在正常天气条件下运行,利用机器视觉的相关技术,能够对检测图片中的敏感区域进行有效识别,进而分析

弓网接触状态^[2]。而在雾霾等复杂恶劣的天气下运行,检测图像中会包含较多干扰,图像会出现模糊、颜色失真等问题,从而影响设备监测质量。为了降低恶劣天气的干扰,获得更加清晰的图像,图像增强已经成为机器视觉领域的一个研究重点,如高动态范围成像(high-dynamic range, HDR)方法^[3]、直方图均衡化(Histogram Equalization)^[4]、色调映射(ToneMapping)^[5]和 Retinex 理论^[6]等。但是上述增强方法存在对图像过度增强的不足^[7]。HE 等^[8]提出一种基于暗通道先验的图像去雾增强方法;DONG 等^[9]对该方法进一步延伸,对低光照的图像进行增强;肖剑锋等^[10]为了提高算法速度,对暗通道先验方法进行了优化。虽然暗通道先验方法具有出色的去雾增强效果,但对高亮度图像和区域细节的自适应效果一般。所以,倪锦艳等^[11]在此基础上,增加了自适应亮度调节,提升了对比度和清晰度。以上研究都成功

作者简介:李世江(1986—),男,上海人,高级工程师,学士,研究方向为智能运维、大数据、智能检测技术,2039582808@qq.com。

实现了复杂天气下的图像增强。但是对于列车在进出站或隧道口处的复杂环境情况,监测图像具有极强的明暗变化,隧道外呈现过曝特征,而隧道内为欠曝状态,该非均匀照度特性对接触点识别的准确性和连续性产生较大影响。针对该类图像处理问题,马恋等^[12]将可见光图像和红外图像进行融合,以得到低噪声、光照均匀的图像。但对于仅有可见光传感器的监测场景,该方法不再适用。

所以本文针对复杂环境下可见光弓网监测图像的非均匀照度问题,提出一种全局-局部增强融合算法,并结合 Yolov8 网络,实现弓网接触点的检测。首先使用直方图均衡化进行图像全局增强,以及借助非锐化掩膜对图像进行局部增强,然后通过图像融合框架对全局增强图像和局部增强图像进行融合,得到光照均衡的增强图像;最后使用 Yolov8 对增强后的图像进行处理,实现对弓网接触点的检测。

1 图像融合增强

对于复杂环境下的监测图像,如具有极强明暗变化的进出站或隧道口的监测图像(图1),对弓网接触点识别的准确性和连续性产生较大影响,所以在进行进一步的接触点识别之前,有必要进行监测图像增强,以提高识别准确性。



图1 列车非均匀照度图像

1.1 全局增强

首先进行全局增强,以提高图像的全局对比度。监测图像在部分区域呈现过曝特性,图像灰度主要集中在高亮度范围内,而部分区域呈现曝光不足,图像亮度分布在低亮度范围内。直方图均衡化是一种较为常用的全局对比度拉伸方法,简单高效,适用于对算法速度有一定要求的应用场景^[13]。其主要思想是将图像每个像素进行调整,使像素亮度分布在期望的范围内,以得到更优的可视化图像。定义强度为 k 的像素出现概率:

$$p_r(r_k) = \frac{n_k}{N} \quad (1)$$

式中: p_r 为像素点出现的概率; r_k 为亮度为 k 的像素点; n_k 为强度为 k 的像素数量; N 为图像像素总和。定义直方图均衡化变化函数:

$$s = T(r) = \int_0^r p_r(r) dr \quad (2)$$

式中 $T(r)$ 为累计分布函数, s 随 r 单调递增,且最大值为 1。进一步对离散像素进行变换:

$$s_k = T(r) = \sum_{i=0}^k p_r(r_i) = \sum_{i=0}^k \frac{n_i}{N} \quad (3)$$

对于有 L 个灰度等级的图像,设定取值 $0 \leq r_k \leq 1, k = 1, 2, \dots, L-1$ 。离散像素变化后,得到全局增强的图像 I_g 。直方图均衡化的方法虽然高效,但是这种方法针对的是全局信息,而忽略了局部信息。

1.2 局部增强

为了突出监测图像感兴趣区域的局部细节,采用非锐化掩模进行图像局部增强^[14]。非锐化掩模属于图像锐化方法,利用高斯滤波获得图像高频部分:

$$m(i, j) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{i^2 + j^2}{2\sigma^2}\right) \quad (4)$$

式中: (i, j) 为图像像素的二维坐标; σ 为高斯函数的标准差,影响滤波宽度。叠加原始图像后,得到增强图像,其数学表达为

$$I_1(i, j) = m(i, j) + K \times [x(i, j) - m(i, j)] \quad (5)$$

式中: $x(i, j)$ 为原始图像; $m(i, j)$ 为高频部分; $I_1(i, j)$ 为增强后的图像; K 为锐化系数。对于非锐化掩模,取 $k=1$; 当 $k>1$ 时,进行图像高通增强。根据增强原理,具体实施步骤为:

- 1) 通过低通滤波器对图像进行平滑,以得到图像低频分量;
- 2) 将原图像和图像低频分量做差,产生的插值即为图像高频分量模板;
- 3) 高频分量模板进行加权后得到增强图像。

1.3 增强图像融合

为了获得更加均衡的增强图像,本文采用全局-局部增强融合框架,融合框架的核心思想是对前述的全局增强图像 I_g 和局部增强图像 I_1 进行增强,以获得更优的图像对比度和照度。首先定义权重算子:

$$W_d = \min(C_d, B_d) \quad (6)$$

式中: C_d 为对比度测度; B_d 为亮度测度。最小值运算代表惩罚函数,是为了降低对比度和照度的影响。对比度测度 C_d 通过拉普拉斯滤波获得:

式中 la 为拉普拉斯变换。拉普拉斯滤波用于检测图像中的变化率。照度 B_1 采用高斯曲线进行计算:

式中 $\sigma=0.2$, 将像素值为 0.5 的分配高权重, 为过曝和欠曝的像素赋低权重。对式(6)中定义的权重算子, 进一步进行归一化, 以得到一致的图像融合效果:

$$\hat{W}_1 = \frac{W_1}{W_g + W_1} \quad (10)$$

在归一化的权重计算基础上,得到最后的图像融合:

$$Y_c(c) = \hat{W}_g(c) \cdot I_g(c) + \hat{W}_l(c) \cdot I_l(c), \quad c \in \{R, G, B\} \quad (11)$$

式中: c 为图像像素的每个色彩通道; R 、 G 、 B 分别为颜色三原色的 Red、Green、Blue。对于融合后的图像,可能会出现连接问题,所以对融合后的图像进一步采用拉普拉斯金字塔,对图像进行处理,金字塔的每一层都包含了图像不同的频段,分开不同频段进行融合以得到更好的效果。

2 弓网接触点检测

基于融合增强的图像,本文进一步采用 YOLOv8 进行分析,实现对弓网接触点的识别。YOLOv8 是在之前 YOLO 系列版本成功的基础上进行了部分改进,成为各种目标检测、图像分类、实例分割和姿态估计等任务的绝佳算法选择,其模型结构如图 2^[15] 所示。

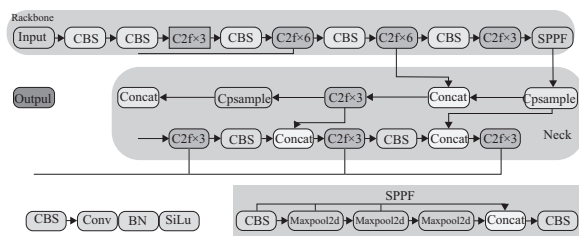


图 2 Yolov8 结构

相较于当下应用最广泛的 Yolov5 版本, Yolov8 网络主要有以下几方面改进:

1) 在主干网络 (Backbone) 中, 将 YOLOv5 中 Backbone 里的 C3 模块更换成了梯度流更丰富的 C2f 模块, 缩减了骨干网络中最大 stage 的 blocks 数,

进一步减少了参数量和计算量,实现了轻量化;

2) 在 Neck 颈部网络中, 将 YOLOv5 中 PAN-FPN 上 top-down 上采样阶段中的卷积结构删除; 以 C2f 模块取代 C3, 在提高运算速度的同时, 对于不同大小和形状的目标具有更好的适应性;

3) 在 Head 预测头网络中,采用了目前主流的解耦头结构,即利用 Anchor-Free 检测方式,直接预测目标的中心点和宽高比例,减少了 Anchor 框的数量,提高了检测速度和精度,增强了模型的泛化能力和鲁棒性。

在进行网络训练前,首先选用 LabelMe 开源图像标注工具对数据集进行标注,如图 3 所示。

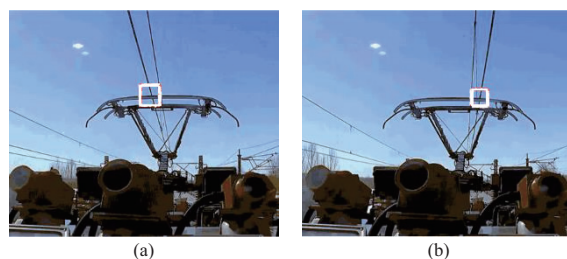


图 3 弓网接触点标注

根据图 3,在列车行进中,弓网接触点存在横向移动。同时,接触线上方的承力索从图像视角与受电弓有交叉,会对接触点产生误判。所以初始触点识别后,连续的触点跟踪尤为重要。而对于隧道口或进出站等复杂环境,其图像的非均匀特性会影响弓网触点的连续识别,导致如对承力索的误识别。所以在触点识别前,需要进行图像增强处理。

3 实验结果与分析

3.1 实验设置

为了验证本文所提方法的有效性,首先选取具有较强明暗变化的非均匀图像样张,进行分析测试,然后对进出站的弓网监测图像进行分析测试。同时,两幅图像将分别采用 MSRCR 和 DeepNet 两种方法进行对比测试^[16-17],以验证本文所提增强算法的先进性。其次对上海某线地铁的数据视频图像数据进行未增强与增强后的识别对比,以验证融合增强算法对连续识别的贡献。

3.2 评价指标

为定量化体现所提增强算法的效果,选取均值、清晰度以及信息熵作为客观评价指标^[18-19],对图像增强效果进行评价。同时选取列车全线的运

行监测视频的关键帧进行整体识别准确率的度量。

首先采用均值对图像质量进行评价,均值的计算方法为

$$P = \frac{1}{3} \sum_{RGB} \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N S(i, j) \quad (12)$$

式中 M 和 N 分别为图像尺度。清晰度也是评价图像质量的重要标准,其数值与图像表现力成正比,计算方法为

$$Q = \ln \left[\frac{\sigma_f(\hat{S})}{\sigma_f(S) + \sigma_f(\hat{S})} \right] - \ln \frac{1}{2} \quad (13)$$

式中: $\sigma_f(S)$ 为原图方差; $\sigma_f(\hat{S})$ 为增强后图像方差。

信息熵用于衡量图像包含信息的丰富程度,信息熵越大说明图像包含越多信息,理论计算为

$$E = - \sum p(x_i) \ln p(x_i) \quad (14)$$

式中 $p(x_i)$ 为与像素级 x_i 对应的概率。

3.3 图像结果分析

对测试图片分别采用 MSRCR 和 DeepNet 进行增强处理,处理结果如图 4 和图 5 所示。

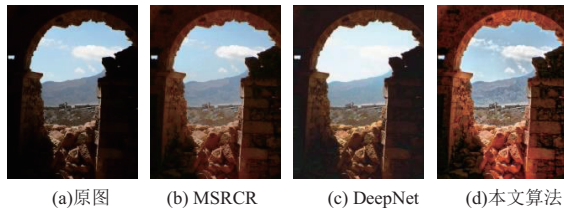


图 4 样张对比效果

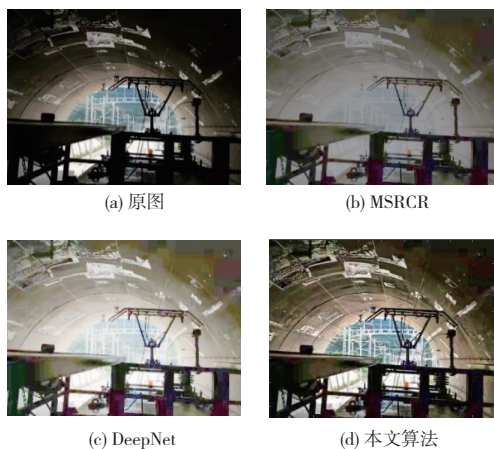


图 5 列车隧道口弓网图像对比效果

从图中可以看出,3 种算法都具有一定的图像增强效果。但是,MSRCR 和 DeepNet 对图像的原较亮区域出现了过曝现象,如图 4 中的蓝天区域以及图 5 中隧道外区域。隧道外的局部区域产

生雾化效果,局部特征被覆盖,会影响后续接触网的连续识别效果。这是由于该算法主要从整体进行了增强,所以在隧道内的图像也获得了更高的亮度。而本文提出的算法很好地保留了亮部特征,原先过曝处的亮度降低,实现一定的去雾效果,而暗部处的亮度得到提升。

对 3 种算法的客观评价如表 1 所示。可以看出,与 MSRCR 算法和 DeepNet 算法相比,本文提出的算法在清晰度和对比度上具有较大优势,图像质量较高,清晰度良好。同时,本文所提算法信息熵更高,即保留了更多的图像信息,如从样张中可以看出,对于高亮度区域,MSRCR 和 DeepNet 产生了局部过曝,丢失了细节信息。从均值角度,本文所提算法也具有较好的图像效果。

表 1 图像检测结果

图像	算法	均值	清晰度	信息熵
样张	MSRCR	70.38	0.125	4.295
	DeepNet	83.24	0.101	4.118
	本文	93.97	0.231	4.541
弓网图	MSRCR	69.36	0.233	3.475
	DeepNet	67.25	0.117	3.849
	本文	77.49	0.359	4.151

3.4 接触点检测分析

为进一步验证融合增强算法对于接触点检测的有效性,选取上海 11 号线 1132 次列车的运行检测视频进行分析,截取关键帧如图 6 所示,分别为进入站点时和进入站点后的弓网图像。表 2 为图像检测结果。



图 6 弓网监测关键帧

表 2 图像检测结果 单位: %

时间点	原图检测准确率	增强后检测准确率
5 月上行	76	89
7 月上行	69	85
8 月上行	80	92
10 月上行	83	88

从表2的检测准确率结果分析,经过融合增强后的接触点检测具有更高的识别准确率,在选取的测试数据中,最高准确率达到92%。列车经过进站过程后,增强的图像保证了连续图像帧的信息量,降低了对如承力索等的误识别。本文的增强算法能够保证弓网接触点识别的稳定性和连续性。

4 结语

本文针对复杂环境下可见光弓网监测图像的非均匀照度问题,提出一种全局-局部增强融合算法,并结合Yolov8网络,实现弓网接触点的检测。其中对于可见光弓网监测图像的非均匀照度问题,所提的全局-局部增强融合算法通过融合直方图均衡化全局增强图像和非锐化掩膜的局部增强图像,得到光照均衡的增强图像。进一步借助Yolov8进行弓网接触点检测。实验结果验证了列车非均匀照度图像的增强效果和弓网接触点检测效果。

参考文献:

- [1] 陈胜蓝,王嵘,刘海渔,等. 高铁弓网系统检测技术与监测方法研究[J]. 电子元件与信息技术, 2022, 6(8): 76-79.
- [2] 张乔木. 复杂环境下弓网动态接触点识别检测研究[D]. 上海: 上海工程技术大学, 2021.
- [3] YUN B J, HONG H D, CHOI H H. A contrast enhancement method for HDR image using a modified image formation model [J]. IEICE Transactions on Information and Systems, 2012, 95(4): 1112-1119.
- [4] 赵华夏,禹晶,肖创柏. 基于目的性优化及改进直方图均衡化的夜间彩色图像增强[J]. 计算机研究与发展, 2015, 52(6): 1424-1430.
- [5] KIRK A G, O'BRIEN J F. Perceptually based tone mapping for low-light conditions[J]. ACM Transactions on Graphics, 2011, 30(4): 1-10.
- [6] LAND E H, MCCANN J J. Lightness and retinex theory[J]. Journal of the Optical Society of America, 1971, 61(1): 1.
- [7] 孙小凯,王扬威,刘凯,等. 改进暗通道先验的低光照缝隙图像增强算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2018, 30(4): 618-625.
- [8] HE K M, SUN J, TANG X O. Single image haze removal using dark channel prior[C]//2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Miami, FL, USA: IEEE, 2009: 1956-1963.
- [9] DONG X, WANG G, PANG Y, et al. Fast efficient algorithm for enhancement of low lighting video[C]//2011 IEEE International Conference on Multimedia and Expo. Barcelona: IEEE, 2011: 1-6.
- [10] 肖剑峰,王敬东,许莺,等. 基于暗元先验图像去雾速度优化技术[J]. 机械制造与自动化, 2017, 46(1): 197-201.
- [11] 倪锦艳,李庆武,周亚琴,等. 基于透射率优化和色温调节的水下图像复原[J]. 激光与光电子学进展, 2017, 54(1): 011001.
- [12] 马恋,马庆禄,付冰琳,等. 低照度隧道口视觉融合技术研究[J]. 光子学报, 2022, 51(12): 1210005.
- [13] 吴成茂. 直方图均衡化的数学模型研究[J]. 电子学报, 2013, 41(3): 598-602.
- [14] 孙斌,卜雄洙,王正成,等. 基于多尺度 Retinex 的缺陷图像增强算法[J]. 无损检测, 2017, 39(6): 24-27.
- [15] LOU H T, DUAN X H, GUO J M, et al. DC-YOLOv8: small-size object detection algorithm based on camera sensor[J]. Electronics, 2023, 12(10): 2323.
- [16] 冯亚丽,黄静. 一种新的基于 MSRCR 光照补偿算法[J]. 计算机系统应用, 2012, 21(9): 188-192.
- [17] JIN L I, WANG J, WAN G, et al. Novel algorithm for image enhancement with histogram equalization and MSRCR [J]. Journal of Xidian University, 2014, 41(3): 103-109.
- [18] 李昌利,孙亚伟,闫敬文,等. 基于多通道均衡化的水下彩色图像增强算法[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2019, 47(6): 1-5, 29.
- [19] GILLESPIE A R, KAHLE A B, WALKER R E. Color enhancement of highly correlated images. I. decorrelation and HSI contrast stretches [J]. Remote Sensing of Environment, 1986, 20(3): 209-235.

收稿日期: 2023-12-22