

DOI:10.20033/j.1003-7241.(2026)04-0073-05

基于鲸鱼优化支持向量机的柔性架空接触线测量方法

许冀阳¹, 吴学勤²

(1. 陕西工业职业技术大学, 陕西 咸阳 712000; 2. 长安大学, 陕西 西安 710064)

摘要: 架空接触线的位置是否合理直接影响受电弓-接触线的接触工况, 关系到受流稳定、磨损以及列车供电与行驶安全, 需要定期对其进行测量与调整。为了进一步提高柔性架空接触线识别方法的准确性, 提出了一种基于线激光扫描技术的接触线测量方法, 用于获取接触线的导高、拉出值、磨损深度。该方法利用面阵相机采集线激光在接触线表面的反射光斑图像并进行位置解算, 然而吊弦等附属装置会导致图像中容易夹杂异常光斑干扰目标提取, 导致测量数据失真。为了解决该问题, 提出鲸鱼算法优化支持向量机算法 (whales optimization algorithm and support vector machine, WOA-SVM) 对线激光图像进行识别与粗定位, 以锁定正常的接触线光斑区域, 实现对架空接触线的位置测量。实验证明, WOA-SVM 算法在接触线连通域识别中具有高可靠性, 其准确度为 99.86%, 特异性为 95.65%, 可有效抑制异常光斑干扰, 满足实际工程应用需求。

关键词: 架空接触线; 线激光扫描; WOA-SVM; Hu 矩; 图像识别; 位置测量

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1003-7241(2026)04-0073-05

Flexible overhead contact wire measurement method based on whales optimization support vector machine

XU Jiyang¹, WU Xueqin²(1. Shaanxi Polytechnic University, Xianyan 712000, Shaanxi, China;
2. Chang'an University, Xi'an 710064, Shaanxi, China)

Abstract: The position of the overhead contact wire directly affects pantograph-catenary contact conditions, thereby influencing current-collection stability, wear, and the operational safety of trains. In order to improve the accuracy of flexible overhead contact line identification method, a contact line measurement method based on line laser scanning technology is proposed to obtain the contact wire height, stagger, and wear depth. The method uses an area-scan camera to capture images of laser reflections on the contact wire surface and perform position calculation, however, accessories such as droppers often generate strong specular reflections and abnormal light spots, which interfere with target extraction and distort the measurements. To address this, whales optimization algorithm and support vector machine (WOA-SVM) is used to classify and coarsely localize the laser stripe, thereby locking valid contact-wire region to achieve the measurement of the overhead contact line position. Experimental results show that the proposed method achieves 99.86% accuracy and 95.65% specificity in recognizing the contact-wire connected region, making the approach well suited for engineering applications.

Keywords: overhead contact wire; line laser scanning; WOA-SVM; Hu moment; image identification; position measurement

架空接触线是电气化高速铁路系统中的重要组成, 其通过与列车受电弓接触滑动接触的方式为高速行驶的列车提供电力^[1-2]。架空接触线的位置是否合理直接影响其自身与受电弓的接触特性, 进而影响列车的供电与行驶安全, 因此有必要定期对其位置进行精确测量与校正。近年来, 国内外学者对接触网几何参数检测技术进行了广泛的研究, 依据检测时是否需要仪器与接触线接触, 分为接触式与非接触式检测方法, 接触式检测方法因效率低、工作强度大、危险性高等原因已逐渐被淘汰; 非接触式因检测过程中设备仪器与接触网无需直接接触, 具有安全系数高、精度

高、速度快等特点而成为主流检测方式^[3-7]。我国国标对非接触测量接触网参数给出了明确定义, 接触线的位置由导高和拉出值进行确定, 其中导高指接触线轮廓最低点到轨顶面的距离, 拉出值指接触线相对轨道中心的偏移量, 如图 1 所示, 接触线的导高测量范围为 5 100~6 500 mm, 对于高速铁路其导高静态测量重复性需要 ≤ 1.5 mm, 拉出值静态测量重复性需要 ≤ 3.0 mm^[8-10]。

接触线距离地面较远并且其位置测量精度要求较高, 因此对接触线位置测量设备的开发构成挑战。Skibicki 等^[11-12]开发了基于线激光扫描技术的测量系统, 采用蒙

收稿日期: 2024-12-26; 录用日期: 2025-01-05

作者简介: 许冀阳 (1986—), 男, 硕士研究生, 副教授, 研究方向: 智能检测技术。

通信作者: 吴学勤 (1990—), 男, 博士, 研究方向: 特种车辆。

引用本文: 许冀阳, 吴学勤. 基于鲸鱼优化支持向量机的柔性架空接触线测量方法[J]. 自动化技术与应用, 2026, 45(4): 73-77. (XU Jiyang, WU Xueqin. Flexible overhead contact wire measurement method based on whales optimization support vector machine[J]. Techniques of Automation and Applications, 2026, 45(4): 73-77.)

信度。SVM 分类器将样本分类建模为以下凸优化问题。

$$\min_{w,b} \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^N \xi_i \quad (3)$$

$$\text{s. t. } y_i(w^T x_i + b) \geq 1 - \xi_i, i = 1, 2, \dots, N \quad (4)$$

$$\xi_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, N \quad (5)$$

式中, $C > 0$ 称为惩罚函数,用于对错误分类进行惩罚; w 和 b 为超平面的参数; x_i 为数据集中第 i 个样本特征向量; y_i 为样本对应的标签值,一般取值为 ± 1 ; ξ_i 为松弛变量,用于避免样本噪声导致分类器性能下降,导致其优化问题无解。

该优化问题的含义为,使 $\frac{1}{2} \|w\|^2$ 尽可能小,同时使错误分类样本的数量尽可能少,系数 C 是二者的调和。

由于凸优化问题具有强对偶性,因此可利用拉格朗日乘数法将式(3)~(5)转换为对偶问题优化问题并求解,计算公式为

$$\max_{\alpha} = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_i y_i \alpha_j y_j x_i^T x_j + \sum_{i=1}^N \alpha_i \quad (6)$$

$$\text{s. t. } \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i = 0 \quad (7)$$

$$0 \leq \alpha_i \leq C, i = 1, 2, \dots, N \quad (8)$$

式中, α_i 为拉格朗日乘数。

采用对偶优化问题求解的优点是便于引入“核技巧”增加 SVM 的应用范围。原始 SVM 只能用于线性可分数据集的分类,“核技巧”能够将非线性可分数据集映射到高维空间,使其称为线性可分数据集再加以分类。引入核函数后,支持向量机优化问题(6)演变为

$$\max_{\alpha} = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_i y_i \alpha_j y_j K(x_i, x_j) + \sum_{i=1}^N \alpha_i \quad (9)$$

式中, $K(x_i, x_j)$ 为作用在第 i, j 个样本上的核函数。

一般情况下,常采用高斯核函数对数据进行映射,表示为

$$k(x, z) = \exp\left(-\frac{\|x - z\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (10)$$

式中,高斯函数的标准差 σ 是控制着函数的宽度,影响着决策边界的平滑程度和数据点对于决策边界的影响范围。

2.2 WOA-SVM 算法

使用高斯核 SVM 在非线性可分数据集上进行分类时,需要设置参数 C 和 σ 的数值,其数值选取是否合理直接影响分类器的性能。 C 和 σ 的取值是否合理,可通过分类器的准确率是否达到最大来判断,从而将 C 和 σ 的取值转化为 SVM 分类器准确率最大的问题。WOA 算法是模拟了鲸鱼的围捕猎物、气泡网捕食、搜索猎物 3 种行为,具有调节参数少、全局收敛性强、收敛速度快等特点^[17-19]。

1) 围捕猎物

群体中各成员在围捕猎物阶段更新自身位置并向最优解位置靠拢,其位置更新方程为

$$D = |R \cdot X^*(t) - X(t)| \quad (11)$$

$$X(t+1) = X^*(t) - A \cdot D \quad (12)$$

式中, A, R 为参数向量; $X^*(t)$ 为种群中当前最优解位置; $X(t)$ 为当前成员所在位置; \cdot 为点乘算子; $| \cdot |$ 为向量绝对值算子。

A, R 向量计算公式分别为

$$A = 2a \cdot r_1 - a \quad (13)$$

$$R = 2 \cdot r_2 \quad (14)$$

式中,向量 a 的成员随着迭代数从 2 线性地降低到 0, r_1, r_2 均为 $[0, 1]$ 内的随机向量。

2) 气泡网捕食

气泡网捕食行为描述鲸鱼沿螺旋线包围猎物,同时收缩包围网的过程,描述为

$$X(t+1) = \begin{cases} X^*(t) - A \cdot D, & p < 0.5 \\ D' \cdot e^{bl} \cdot \cos 2\pi l + X^*(t), & p \geq 0.5 \end{cases} \quad (15)$$

式中, $D' = |X^*(t) - X(t)|$, b 为定义螺旋曲线的常数, l 为 $[-1, 1]$ 上的随机数, p 为 $[-1, 1]$ 上的随机数。

3) 搜索猎物

搜索猎物过程描述了群体成员随机移动以搜索猎物的过程,描述为

$$D = |R \cdot X_{\text{rand}} - X| \quad (16)$$

$$X(t+1) = X_{\text{rand}} - A \cdot D \quad (17)$$

式中, X_{rand} 为从当前群体中随机选取的成员所在位置。

将 SVM 与 WOA 算法组合构成 WOA-SVM 分类器,其算法流程如图 4 所示。首先设定 C 与 σ 值的范围并创建群体,然后计算各成员初始位置所对应 SVM 分类器在训练集上的准确度,最后进行迭代并搜索最佳 SVM 超参数值。

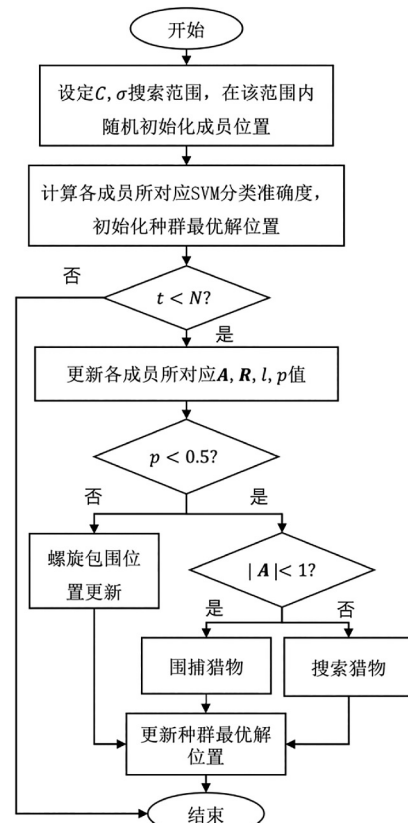


图 4 WOA-SVM 算法流程图

Fig. 4 Flowchart of WOA-SVM algorithm

2.3 接触线特征提取与测量方法

本文所采用的接触线特征提取方法流程如图5所示。在候选ROI提步骤中,首先利用二值化方法从图中粗略提取连通域及其所在ROI,根据先验经验筛选ROI并根据其所在连通域行坐标排序,然后取若干个行坐标最大ROI作为候选ROI。像素比例归一化指根据测量系统标定参数,利用相机共线模型对候选ROI进行比例校正,使得ROI像素比例与其实际所对应物方空间尺寸比例一致。在连通域特征提取阶段,提取连通域Hu不变矩、面积、外接矩形长宽比构建连通域特征向量。

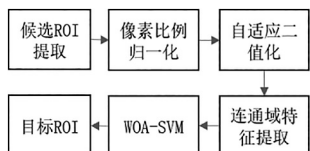


图5 接触线图像特征提取流程

Fig. 5 Workflow for contact wire image feature extraction

3 实验与结果

3.1 基于WOA-SVM的正常接触线ROI识别

在银新高速铁路西安段上选择一段长度约1 km铁路作为实验线路,利用接触线位置测量装置采集沿线接触线图像以获取训练集。采集后的图像经过二值化、形态学滤波、裁剪等处理后从中提取出接触线所在候选ROI图像,经过人工标注后得到WOA-SVM训练样本集。为避免不同相机增益对分类器性能的影响,提高模型泛化能力,将相机增益设置为10、20、30、40、50分别对该实验路段接触线图像进行采集。不同增益条件下所采集接触线图像如图6所示,典型的异常ROI如图7所示。为了对所训练SVM分类器性能进行验证,实验时选取另一段长度约5 km线路采集接触线图像样本作为验证集,采集验证集图像时设备每行走一段距离后改变相机增益,以对模型泛化能力进行测试。

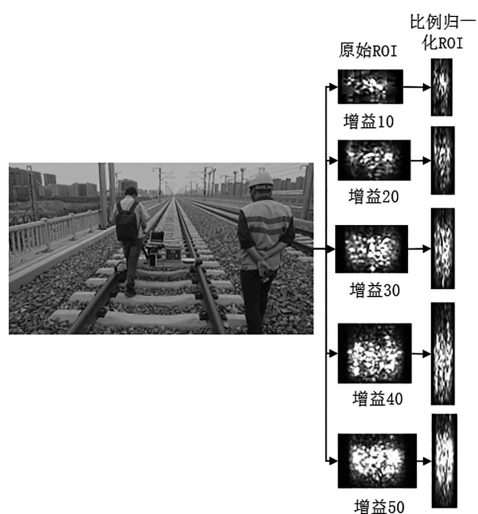


图6 线路测试与不同增益接触线图像

Fig. 6 The experiment site and contact wire images at different gain settings

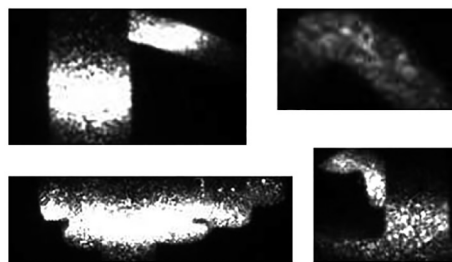


图7 典型异常ROIs

Fig. 7 Typical abnormal ROIs

由于异常样本只占数据集的小部分,存在类别不平衡问题,容易导致训练结果偏向多数类。为避免该问题,在训练前对异常ROI样本进行随机重采样的方式提高其数量。经过人工标记与统计后,每种相机增益下分别采集到正常ROI样本数量为1 359、1 919、2 698、2 114、2 507个,异常ROI样本数量分别为19、20、20、20、24个。为此,对每个异常ROI样本集进行随机重采样创建新样本集,每个新的异常ROI样本集数据与正常ROI样本集数量一致分别为1 359、1 919、2 698、2 114、2 507个样本。

每个ROI样本经过二值化后,计算其连通域Hu不变矩、面积和长宽比构成9维特征向量,其中不同维度特征数值存在量级差异,为避免其可能导致的分类偏向问题,本文计算不同维度特征log值然后进行归一化处理。实验时,设定鲸鱼种群为20,最大迭代次数为20,惩罚系数 $C \in [0.5, 100]$,高斯核参数 $\gamma \in [0.001, 0.5]$,其中 $\gamma = 1/(2\sigma^2)$ 。训练器的分类错误率随WOA迭代次数的变化如图8所示,可见分类错误率在第4次迭代后已不再变化,最终分类器错误率收敛于1.40%,得到 $C \approx 29.7, \gamma \approx 0.023$,即 $\sigma \approx 4.66$ 。

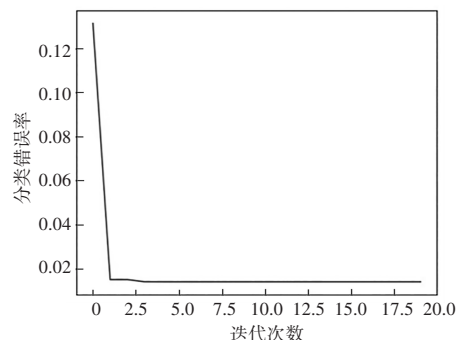


图8 SVM分类错误率变化曲线

Fig. 8 Misclassification rate curve of the SVM classifier

将所训练模型用于验证集,验证集样本ROI数量为44 797张,其中经过人工标记的正常ROI数量为44 253张,异常ROI数量为544张。训练后的SVM识别出的正常ROI数量为44 314张,异常ROI数量为483张,与人工识别结果接近。使用混淆矩阵对分类器性能进行描述,所得结果如表1所示。从错误分类样本构成看,分类器偏向于将正常ROI识别为异常ROI。从正确分类样本构成看,分类器的准确率为99.86%,特异性为95.65%。以上结果表明其能够较好地识别异常接触线ROI,进而提高接触

线测量设备的精度度。

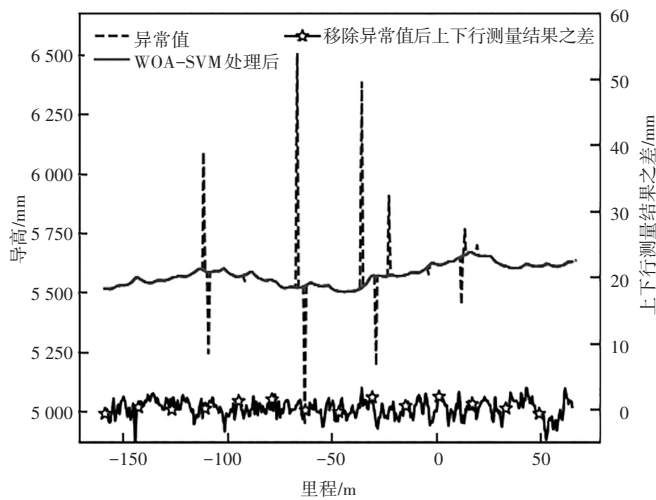
表1 WOA-SVM 分类器混淆矩阵

Tab.1 Confusion matrix of the WOA-SVM classifier

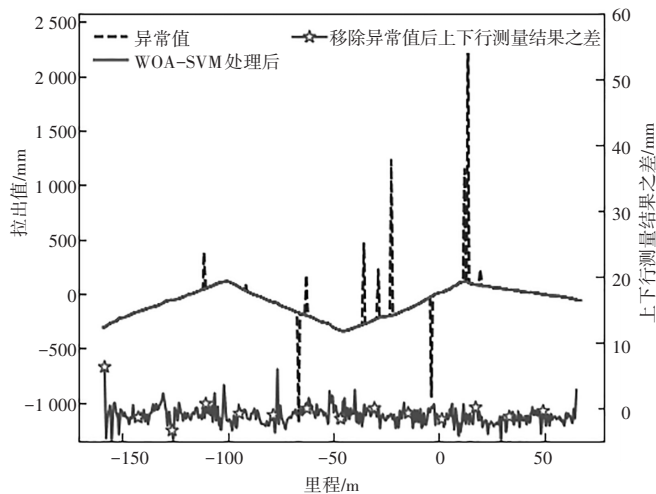
类别	预测为正类	预测为负类
实际为正类	44 274	40
实际为负类	21	462

3.2 测量系统精度验证

根据所训练的 WOA-SVM 分类器,重新选取了一段约 220 m 的轨道路段对测量系统进行测试,测量系统在该路段沿上下行采集两次数据,实验结果如图 9 所示,图 9(a) 与图 9(b) 分别为 WOA-SVM 处理结果的接触线位置测量值对比曲线,该结果表明 WOA-SVM 能够很好地剔除异常 ROI 的干扰从而提高测量结果的准确性。



(a) 导高测量曲线



(b) 拉出值测量曲线

图9 接触线位置测量值对比曲线

Fig.9 Comparison curve of contact wire position measurement values

4 结论

本文提出了一种基于线激光扫描技术的接触线测量

方法,并将 WOA-SVM 应用于接触线图像识别以剔除异常 ROI 对测量结果的影响。实验提取 7 个 Hu 不变矩、二值化连通域面积、长宽比构成 9 维特征,使用不同的相机增益采集训练样本以增加模型泛化能力。在验证集上的分类结果表明,WOA-SVM 分类器具有较好的分类性能,其准确率为 99.86%,特异性为 95.65%,能够满足国标规范要求。

参考文献

[1] 李牧迪,周宁,程尧,等. 基于空间域尺度自适应小波能量的接触网不规则识别[J]. 中南大学学报(自然科学版),2024,55(5): 2023-2035.

[2] 卢琪,苏凯新,张继旺,等. 基于 BP 神经网络和遗传算法的简单链型悬挂接触网结构优化[J]. 机械工程学报,2024,60(12): 313-320.

[3] 李昊. 基于双目线阵视觉的刚性接触网几何参数测量技术研究[D]. 成都:电子科技大学,2023.

[4] 朱璟,付建红,胡庆武,等. 基于三维激光扫描的既有铁路中线勘测方法研究[J]. 铁道勘察,2021,47(1): 9-13.

[5] 张东方,谷利元,季育文,等. 基于 3D 移动测量系统云数据的钢轨信息自动提取方法[J]. 机车电传动,2021(2): 114-119.

[6] 王建锋,苏欣儿. 电气化轨道接触网几何参数动态检测方法[J]. 武汉大学学报(工学版),2024,57(7): 997-1005.

[7] 屈志坚,张博语,杨行,等. 基于 MDC-SSD 网络的接触网定位线夹缺陷识别[J]. 铁道学报,2024(5): 48-55.

[8] 接触网几何参数测量仪检定规程: JIG(铁道)150—2020[S]. 北京: 国家铁路局,2020.

[9] Railway application-fixed installations-maintenance guidelines for OCL: IRS 70014—2016[S]. Paris: International Union of Railways, 2016.

[10] 豆孝磊. 基于车载激光扫描的接触网几何参数自动检测研究[D]. 北京: 北京交通大学,2022.

[11] SKIBICKI J, BARTŁOMIEJCZYK M. Analysis of measurement uncertainty for contact-less method used to measure the position of catenary contact wire, performed with the use of Monte Carlo method[J]. Measurement,2017(97): 203-217.

[12] SKIBICKI J. Robustness of contactless optical method used for measuring contact wire position in changeable lighting conditions[J]. Tehnicki vjesnik/Technical Gazette,2017,24(6): 1759-1768.

[13] LIU Zhigang, LIU Wenqiang, HAN Zhiwei. A high-precision detection approach for catenary geometry parameters of electrical railway[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2017(66): 1798-1808.

[14] 刘文强,刘志刚,张桂南,等. 基于摄像机标定与卡尔曼滤波的接触网几何参数检测值修正[J]. 铁道学报,2014,36(9): 28-33.

[15] WU X, MA J, WANG J, et al. Contact wire position measurement on trolley-based system using 3D laser-scanning with geometric constraint method[J]. Measurement,2023(221): 113470.

[16] 卢建军,黄小斌,吴勇,等. 基于移动三维激光扫描技术的地铁隧道接触网导高检测新方法[J]. 城市轨道交通研究,2024,27(1): 200-205, 209.

[17] 徐俊,彭俊丰,汤庸,等. 改进的分布估计鲸鱼算法求解区块链 DAG 任务调度问题[J]. 计算机应用研究,2024,41(11): 1-8.

[18] 刘凯. 特征选择和支持向量机的 P2P 网络流量识别模型[J]. 自动化技术与应用,2024,43(12): 98-102.

[19] 于艾清,濮梦燕,王育飞,等. 基于改进鲸鱼算法的分布式电源规划方法[J]. 电测与仪表,2024,61(8): 1-7.