

# 基于 U-Net 网络和椭圆度量学习的防震锤锈蚀识别

刘 军<sup>1</sup>, 孙 庆<sup>2</sup>, 刘 玮<sup>3</sup>, 康伟东<sup>3</sup>, 秦 浩<sup>1</sup>, 郭成英<sup>1</sup>

(1. 国网安徽省电力有限公司, 安徽 合肥 230601;

2. 安徽大学, 安徽 合肥 230601;

3. 安徽南瑞继远电网技术有限公司, 安徽 合肥 230088)

**摘 要:** 高压输电线路中金属锈蚀会严重危害输电线路的安全运行。针对高压输电线背景复杂、缺乏有效锈蚀检测手段以及锈蚀检测准确率低等问题, 提出了一种基于 U-Net 网络和度量学习的高压输电线防震锤锈蚀检测方法。相比其他深度网络, U-Net 网络的参数量较少且直观, 在小样本下具有较优的性能, 利用 U-Net 网络可以将复杂背景条件下的高压输电线路中的防震锤完整分割出来。对分割后的防震锤图像提取 HSV 颜色特征和 LBP 纹理特征, 并引入能够反映样本空间结构信息或语义信息的椭圆度量, 通过椭圆度量学习实现高压输电线防震锤锈蚀的识别。实验结果表明, 相比于支持向量机、BP 神经网络、决策树等检测方法, 该方法能够高效、准确地识别复杂背景环境下的高压输电线防震锤锈蚀。

**关键词:** 锈蚀检测; 高压输电线防震锤; U-Net 网络; HSV 颜色特征; LBP 纹理特征; 度量学习

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2020)11-0163-05

doi: 10.3969/j.issn.1673-629X.2020.11.030

## Identification of Anti-vibration Hammer Corrosion of High-voltage Transmission Lines Based on U-Net Network and Elliptic Metric Learning

LIU Jun<sup>1</sup>, SUN Qing<sup>2</sup>, LIU Wei<sup>3</sup>, KANG Wei-dong<sup>3</sup>, QIN Hao<sup>1</sup>, GUO Cheng-ying<sup>1</sup>

(1. State Grid Anhui Electric Power Co., Ltd., Hefei 230601, China;

2. Anhui University, Hefei 230601, China;

3. Anhui Nanrui Jiyuan Electricity Grid Technical Co., Ltd., Hefei 230088, China)

**Abstract:** Metal corrosion in high-voltage transmission lines can seriously endanger the safe operation of transmission lines. Aiming at the problems of complex background of high-voltage transmission lines, lack of effective corrosion detection methods, and low accuracy of corrosion detection, we propose a method for detecting corrosion of anti-vibration hammers of high-voltage transmission lines based on U-Net network and metric learning. Compared with other deep networks, the U-Net network has fewer parameters and is intuitive with better performance in a small sample. U-Net networks can be used to completely isolate the seismic hammers in high-voltage transmission lines under complex background conditions. The HSV color features and LBP texture features are extracted from the segmented seismic image, and an ellipse metric that reflects the spatial structure information or semantic information of the sample is introduced. The ellipse metric learning is used to identify the anticorrosive hammer corrosion of high-voltage power lines. Experiment shows that compared with support vector machine, BP neural network, decision tree and other detection methods, the proposed method can efficiently and accurately identify the anti-vibration hammer corrosion of high-voltage transmission lines in complex background environments.

**Key words:** corrosion detection; high-voltage transmission line anti-vibration hammer; U-Net network; HSV color features; LBP texture features; metric learning

## 0 引 言

高压输电线路中含有大量金属部件, 这些金属部件常年遭受风吹日晒雨淋, 容易发生锈蚀。发生锈蚀

对输电线路的安全运行造成了巨大隐患, 因此对高压输电线路上的零部件进行锈蚀检测研究的意义重大。防震锤是高压输电线路中常见的零部件, 由于高压输

收稿日期: 2019-12-14

修回日期: 2020-04-16

基金项目: 国家自然科学基金青年基金(61401001)

作者简介: 刘 军(1969-), 男, 高级工程师, 研究方向为电能质量和电力应急调度; 通讯作者: 孙 庆(1993-), 男, 硕士研究生, 研究方向为模式识别、图像处理、计算机视觉。

电线一般位置悬空较高,两个输电塔间距较大,当受到风力作用时会使其发生振动,久而久之会损害输电线路,因而需要采用防震锤来防止输电线路的振动。若防震锤发生锈蚀可能会发生坠落,会对输电线路下方的人或物造成伤害,所以对高压输电线路中的防震锤进行检查是很有必要的。

目前高压输电线路上的防震锤锈蚀检测主要依靠人工巡检的方式,这种工作方式效率低下且主观性较大。地势复杂的地方会对检测造成极大的不便。随着计算机技术、图像处理技术和无人机技术的快速发展,对于高压输电线路上的零部件的故障检测可以通过对无人机拍摄的照片进行处理来实现<sup>[1]</sup>。宋伟等人<sup>[2]</sup>利用直方图均衡化、RGB 彩色模型实现了对高压输电线路中防震锤的锈蚀检测,但只适用于检测形状单一且边缘清晰的防震锤的锈蚀。戴玉静等人<sup>[3]</sup>利用颜色和纹理特征实现了对输电线路锈蚀区域的检测,将目标分成相同尺寸的区域,对比非锈蚀区域与锈蚀区域纹理特征得出结果,很好地解决了精度问题。由于高压输电线路的环境复杂,在相对简单背景下的检测方法不能满足现在电力系统锈蚀检测的需求。

近年来,机器学习方法越来越多地被应用于目标检测和识别中。王玉平提出了一种基于 SVM 的高压输电线路巡检机器人障碍识别方法,该方法选择目标图像的梯度方向直方图特征作为障碍的图像描述,利用 SVM 模型进行多分类障碍识别<sup>[4]</sup>。金立军等提出了一种基于 AdaBoost 分类器的防震锤识别方法,该方法提取类 Haar 特征产生多个弱分类器以构成强分类器,实现防震锤识别<sup>[5]</sup>。经典机器学习方法可以有效识别简单背景下颜色和纹理较为显著的防震锤,但检测颜色或纹理不显著的防震锤上的锈蚀的效果不佳。除了上述经典机器学习方法之外,深度学习方法也被应用于目标检测中。葛园园等利用浅层 VGG16 网络对自动驾驶场景下小且密集的交通标志进行检测,获得了较好的检测效果<sup>[6]</sup>。汤踊等对深度学习方法在输电线路部件识别与缺陷检测中的应用进行了研究,研究表明深度学习方法在高压输电线路部件的识别与缺陷检测中的有效性和可靠性都非常高<sup>[7]</sup>。训练深度学习需要大量的训练数据,训练数据不足时,深度模型会产生过拟合问题,造成检测或识别的精度下降。

距离度量在图像分类、识别或检测中起着重要的作用。利用距离度量可以实现目标的检测或分类识别。文献[8]提出了一种监督近邻分类方法。文献[9]利用贝叶斯分类器和 k 近邻分类器的思想,提出了一种新距离度量方法。欧氏距离度量对所有的数据样本特征都具有同等作用,不会考虑数据样本特征之

间的从属关系<sup>[10]</sup>。针对突出数据样本的不同属性特征,目前应用较多的是使用马氏度量<sup>[11]</sup>代替欧氏度量,例如参考文献[12]中提出的大区间最近邻算法,从部分相邻学习来实现分类效果。文献[13]提出了一种基于数据样本图像到类距离测量的分类算法,该算法借用最近邻思想测量数据样本之间的马氏距离来实现分类。

该文以无人机拍摄的高压输电线图像为研究对象,利用深度学习中的 U-Net 网络,实现复杂背景条件下的高压输电线防震锤分割,降低复杂背景的干扰。训练 U-Net 网络可用较少的训练样本,避免训练样本不足时一般深度模型的过拟合问题。再利用椭圆度量学习的方法对小样本下的防震锤图像特征进行度量,实现锈蚀的精确识别,节约人力资源,降低成本。

## 1 基于 U-Net 网络的防震锤分割

U-Net 网络<sup>[14]</sup>如图 1 所示,该网络的一个重要特点是可用较少的数据样本进行训练。整个网络共含有 23 层卷积层,可以分为两个部分:压缩通道与扩展通道。两个通道相互作用相互促进。整个网络类似于一个大大的 U 字母,因此取名为 U-Net 网络。整个网络结构非常简单,网络的前半部分的作用是进行特征提取,后半部的作用是进行上采样操作。具体地,网络首先将原图经过 2 次  $3 \times 3 \times 64$  的卷积核的卷积操作变换成  $568 \times 568 \times 64$  大小的特征图,接着进行最大池化操作变换成  $284 \times 284 \times 64$ ,然后重复上述操作 4 次之后到达最底层时其特征图的大小会变换成  $28 \times 28 \times 1024$ 。最后,在此基础上进行 4 次反卷积上采样过程,直到获得输出  $388 \times 338 \times 2$  大小的特征图。

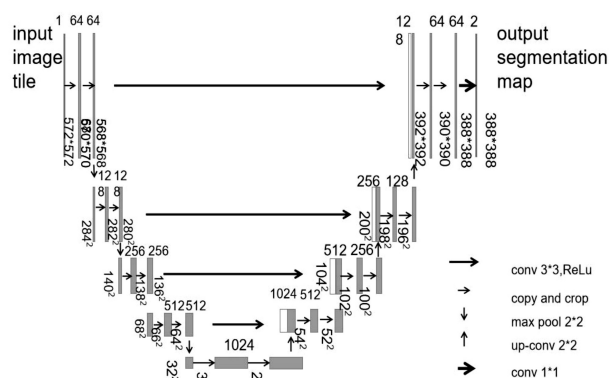


图 1 U-Net 网络结构示意图

U-Net 语义分割网络模型是基于 FCN 的改进和扩展。采用了 FCN 对于数据样本语义分割的思想,但结构更加简单有效,即利用卷积层、池化层进行特征提取,再利用反卷积的操作还原图像尺寸。U-Net 网络共进行了 4 次采样过程,并在同一个层次上使用了跳层连接的操作,从而保证了最后恢复出来的特征能融

合更多的低层特征图。与 FCN 网络相比, U-Net 网络直接避免在高层特征中进行监督和损失计算, 而是结合了低层的特征图。采用完全不同的特征融合方式使得不同尺度的特征通过向量拼接形成更加深厚的特征进而得到更加精准的输出特征图。利用 U-Net 网络对防震锤图像进行分割的框架如图 2 所示。

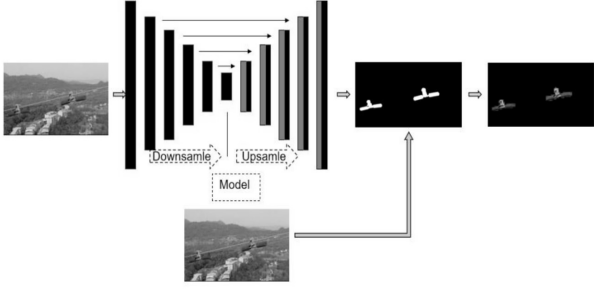


图 2 防震锤图像分割框架

## 2 椭圆度量学习

给定一个可逆对称矩阵  $M \in R^{(n+1) \times (n+1)}$ , 定义双线性形式:

$$\omega(x, y) = (x^T, 1) M \begin{pmatrix} y \\ 1 \end{pmatrix}, \forall x, y \in R^n \quad (1)$$

其中,  $x, y \in R^n$  是输入向量。记  $\omega(x, y)$  为  $\omega_{xy}$ , 令  $E^n = \{x \in R^n; \omega_{xx} > 0\}$ , 定义  $\rho_E: E^n \times E^n \rightarrow R^+$ , 则椭圆型度量如下所示:

$$d_E(x_i, x_j) = \frac{k}{2i} \log \left( \frac{\sigma_{x_i x_j}^+ + \sqrt{\sigma_{x_i x_j}^{+2} - \sigma_{x_i x_i}^+ \sigma_{x_j x_j}^+}}{\sigma_{x_i x_j}^+ - \sqrt{\sigma_{x_i x_j}^{+2} - \sigma_{x_i x_i}^+ \sigma_{x_j x_j}^+}} \right) \quad (2)$$

$k > 0$

其中,  $1/k$  是椭圆几何空间的曲率。

根据上述定义可以知道, 椭圆度量学习依赖于一个对称矩阵  $M$ , 对给定一个对称矩阵就可以确定一个椭圆-度量。然而数据的统计特性在一定程度上反映了样本数据的几何结构, 因此可以通过对给定训练样本数据的学习, 寻找一个椭圆度量矩阵使得相应的度量学习在某种学习准则下能达到最优效果。根据传统的马氏度量学习中经常被使用的 LMNN 准则<sup>[15]</sup>, 可以得到文中椭圆度量学习准则下的最优化问题:

$$\min \sum_{i,j \rightarrow i} (d_E(x_i, x_j)) + \mu \sum_{i,j \rightarrow i, l} (1 - y_{il}) \xi_{ijl} + \frac{\lambda}{2} \|M\|_F^2$$

$$\text{s. t. } \begin{cases} d_E(x_i, x_l) - d_E(x_i, x_j) \geq 1 - \xi_{ijl} \\ \xi_{ijl} \geq 0 \\ M > 0 \end{cases} \quad (3)$$

其中,  $x_j$  是  $x_i$  的目标近邻, 记  $j \rightarrow i$ 。给定一个二值矩阵  $y_{ij} \in \{0, 1\}$  来表示样本数据  $x_i$  与样本数据  $x_j$  的类标签是否相同,  $y_{ij} = 1$  表示样本数据类别相同,  $y_{ij} = 0$

表示样本数据类别不同。 $\mu$  代表的是平衡参数。 $\xi_{ijl} \geq 0$  表示的含义是标签不同的样本数据  $x_l$  侵入由  $x_i$  的目标近邻  $x_j$  定义的  $x_i$  的周围边界的数目。即  $\xi_{ijl} \geq 1 + d_E(x_i, x_j) - d_E(x_i, x_l)$ 。

为了求解椭圆度量矩阵  $M$ , 对  $M$  进行 Cholesky 分解<sup>[16]</sup>:

$$M = L^T L \quad (4)$$

因而求解椭圆度量矩阵  $M$  就变成求解 Cholesky 分解后的三角矩阵  $L$ 。然后该文再通过梯度下降法获得最优的变换矩阵  $L$ , 通过变换矩阵  $L$  最终可以获得到椭圆度量学习中的最优椭圆度量的矩阵  $M = L^T L$ , 算法学习流程如下所示:

- (1) 设置初始度量矩阵  $M_0$  为单位矩阵,  $k = 0$ ;
- (2) 对初始度量矩阵  $M_0$  进行分解,  $M = L^T L$ ;
- (3) 计算式(3)中的目标函数:

$$\Psi(L) = \sum_{i,j \rightarrow i} d_{EH}(x_i, x_j) + \mu \sum_{i,j \rightarrow i, l} (1 - y_{il}) \xi_{ijl}(L)$$

- (4) 计算  $\Psi(L)$  对  $L$  的梯度:

$$\frac{\partial \Psi(L)}{\partial L} = \sum_{i,j \rightarrow i} \frac{\partial d_E(x_i, x_j)}{\partial L} + \mu \sum_{i,j \rightarrow i, l} (1 - y_{il}) \frac{\partial \xi_{ijl}(L)}{\partial L} \Gamma^l$$

- (5) 对  $L$  进行迭代  $L = L - \lambda \cdot \frac{\partial \Psi(L)}{\partial L}$ ;

- (6) 收敛后得到  $L$  的值并求得椭圆度量矩阵  $M = L^T L$ 。

## 3 算法流程和步骤

选取无人机拍摄的含有防震锤的输电线路图像, 为了减少亮度对于图像的影响, 将采集到的图像进行了归一化和均衡化预处理。首先, 利用 U-Net 网络分割出防震锤, 提取防震锤图像的 HSV 颜色和 LBP 纹理特征; 然后, 根据椭圆度量学习算法学习出最优的椭圆度量矩阵; 最后, 椭圆型度量  $d_E(x, y)$  计算高压输电线路中的研究目标防震锤图像特征之间的相似性, 从而实现防震锤锈蚀的识别。算法流程如图 3 所示。

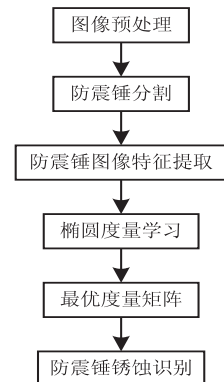


图 3 算法流程

## 4 实验

实验选用的是 180 张不同背景下的无人机拍摄的含有防震锤的输电线路图像,部分实验图像如图 4 所

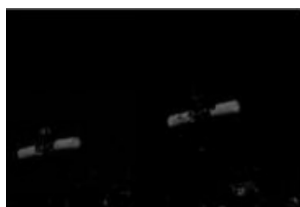


图 4 部分输电线路图像

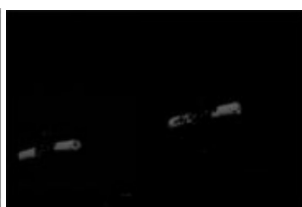
首先利用 U-Net 网络算法对输电线路图像中的防震锤进行分割,同时和 Otsu<sup>[17]</sup>、图割<sup>[18]</sup>以及超像素方法<sup>[19]</sup>的分割结果进行对比,如图 5 所示。从图中可以看出,文中方法取得了较好的分割结果,其他方法分割的防震锤不完整,信息丢失较多,不利于后续锈蚀识别。



(a)原图



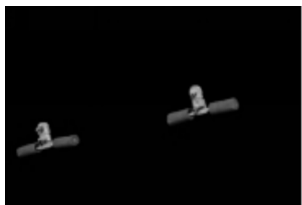
(b)Otsu 方法



(c)图割方法



(d)超像素方法



(e)文中方法

图 5 分割结果对比

分割后得到 546 个单幅防震锤图像,其中发生锈蚀的有 220 幅,正常的有 326 幅。对其提取 HSV 颜色<sup>[20]</sup>和 LBP 纹理特征<sup>[20]</sup>,分别利用支持向量机<sup>[21]</sup>、随机森林<sup>[22]</sup>、Adaboost<sup>[23]</sup>、欧氏度量以及文中椭圆度量方法进行防震锤的锈蚀识别,同时利用常用的深度学习框架中的 VGG16 网络<sup>[24]</sup>直接对防震锤图像进行锈蚀识别,防震锤锈蚀识别的正确率(识别率)以被预

测为实际样本的数据样本数除以样本总数来表示,即实际正样本被预测正确的概率。实验结果如图 6 所示,从图中可以看出,文中方法通过度量学习获得了最优的度量矩阵,因此对锈蚀防震锤特征的识别率最高。

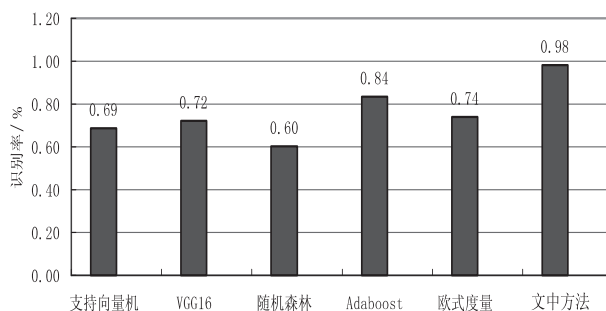


图 6 不同方法识别结果对比

## 5 结束语

利用 U-Net 将复杂背景条件下的高压输电线防震锤进行完整分割。U-Net 网络在小样本下具有较优的性能,分割出来的防震锤较为完整。对分割后单个防震锤图像进行特征提取,结合椭圆度量学习的方法获取最优的椭圆度量,从而实现防震锤锈蚀缺陷的识别。提出的高压输电线路上的防震锤锈蚀识别方法也可以应用于其他电力零部件的锈蚀判别,为电力部门巡检工作提供了良好的前期准备,方便后续进一步的检测。

### 参考文献:

- [1] 孙峰,陈民铀,罗涛,等. 输电线断股、损伤故障检测方法比较性研究[J]. 微计算机信息,2010,26(7):132-134.
- [2] 宋伟,左丹,邓邦飞,等. 高压输电线防震锤锈蚀缺陷检测[J]. 仪器仪表学报,2016,37(S1):113-117.
- [3] 戴玉静,吕东辉,郭松鸽. 基于颜色和纹理特征的输电线路锈蚀区域检测[J]. 工业控制计算机,2018,31(9):39-40.
- [4] 王玉平. 基于 SVM 的高压输电线路巡检机器人障碍识别



- 研究与应用[D]. 重庆:重庆大学,2015.
- [5] 金立军,闫书佳,刘 源. 基于类 Haar 特征与级联 AdaBoost 算法的防震锤识别[J]. 系统仿真学报,2012,24(9):1806-1809.
- [6] 葛园园,许有疆,赵 帅,等. 自动驾驶场景下小且密集的交通标志检测[J]. 智能系统学报,2018,13(3):366-372.
- [7] 汤 踊,韩 军,魏文力,等. 深度学习在输电线路中部件识别与缺陷检测的研究[J]. 电子测量技术,2018,41(6):60-65.
- [8] WOHLHART P, KOSTINGER M, DONOSER M, et al. Optimizing 1-nearest prototype classifiers[C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. Portland, OR, United States: IEEE, 2013:460-467.
- [9] FERDOUSY E Z, ISLAM M, MATIN M A. Combination of Naïve Bayes classifier and k-nearest neighbor (cNK) in the classification based predictive models[J]. Computer & Information Science, 2013, 6(3):48-56.
- [10] 杨 柳,于 剑,景丽萍. 一种自适应的大间隔近邻分类算法[J]. 计算机研究与发展,2013,50(11):2269-2277.
- [11] AHARON B H, TOMER H, NOAM S, et al. Learning a mahalanobis metric from equivalence constraints[J]. Journal of Machine Learning Research, 2005, 6(6):937-965.
- [12] WEINBERGER K Q, SAUL L K. Fast solvers and efficient implementations for distance metric learning[C]//Proceedings of the 25th Internet conference on machine learning. Helsinki, Finland: ACM, 2008:1160-1167.
- [13] WANG Z, HU Y, CHIA L T. Image-to-class distance metric learning for image classification[C]//Proceedings of European conference on computer vision. Heraklion, Crete, Greece: Springer-Verlag, 2010:709-719.
- [14] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-net: convolutional networks for biomedical image segmentation[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2015, 9351:234-241.
- [15] NIELSEN F, MUZELLEC B, NOCK R. Classification with mixtures of curved mahalanobis metrics[C]//Proceedings of the IEEE international conference on image processing. Phoenix, AZ, United States: IEEE, 2016:241-245.
- [16] DERENIOWSKI D, KUBALE M. Cholesky factorization of matrices in parallel and ranking of graphs[C]//Proceedings of the 5th international conference on parallel processing and applied mathematics. Czestochowa, Poland: Springer, 2004:985-992.
- [17] 宋森森,贾振红,杨 杰,等. 结合 Otsu 阈值法的最小生成树图像分割算法[J]. 计算机工程与应用,2019,55(9):178-183.
- [18] 汤依婷,韩彦芳. 一种改进的图割目标分割算法[J]. 电子科技,2016,29(10):43-46.
- [19] 王 博,魏国亮. 一种适用于多种环境的超像素分割方法[J]. 农业装备与车辆工程,2018,56(8):74-77.
- [20] 谭志国,王 辉,沈先耿. 基于 HSV 和 LBP 特征的人数统计算法研究[J]. 现代计算机,2017(16):19-22.
- [21] 刘子英,肖建华,邓芳明. 基于可见光图像识别的绝缘子污秽等级判别[J]. 传感器与微系统,2019,38(12):136-139.
- [22] 孙明喆,毕瑶家,孙 驰. 改进随机森林算法综述[J]. 现代信息科技,2019,3(20):28-30.
- [23] 马永杰,李 欢,刘姣姣. 基于 HSV 和 MB\_LBP 特征的级联 Adaboost 车牌检测算法[J]. 四川大学学报:自然科学版,2018,55(2):290-294.
- [24] LU J, HU J, ZHAO G, et al. An in-field automatic wheat disease diagnosis system[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2017, 142:369-379.