

DOI:10.16136/j.joel.2022.05.0625

# 基于深度学习和灰度纹理特征的铁路接触网绝缘子状态检测

姜香菊, 杜晓亮\*

(兰州交通大学 自动化与电气工程学院 甘肃 兰州 730070)

**摘要:** 铁路接触网绝缘子状态检测对铁路行车安全有着重大的意义,为解决目前人工对绝缘子图像检测结果的不确定性,提出一种深度学习结合灰度纹理特征的检测方法。首先使用 Faster R-CNN (faster region-based convolutional neural network) 目标检测算法对图像中绝缘子精确识别,再通过灰度共生矩阵对绝缘子纹理特征进行分析提取,之后结合支持向量机将绝缘子分为正常绝缘子和异常绝缘子,实验数据结果证明使用能量、熵、相关度 3 种纹理特征进行绝缘子状态分类时对实验数据中的正常状态绝缘子的分类精度可达 100%,异常状态绝缘子的分类精度达 97.5%,最后依据绝缘子图像灰度分布的周期性特点,利用灰度积分投影将异常绝缘子分为破损绝缘子和夹杂异物绝缘子。实验结果表明所提方法可以有效对绝缘子状态进行检测分类。

**关键词:** 绝缘子; Faster R-CNN (faster region-based convolutional neural network); 纹理特征; 支持向量机

中图分类号: TP391.41; U225.4+3 文献标识码: A 文章编号: 1005-0086(2022)05-0513-08

## State detection of railway catenary insulators based on deep learning and gray-scale texture features

JIANG Xiangju, DU Xiaoliang\*

(School of Automation &amp; Electrical Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou, Gansu 730070, China)

**Abstract:** The state detection of railway catenary insulators is of great significance to the safety of railway traffic. To solve the uncertainty of manual inspection on insulator inspection results, a detection method combining deep learning and gray texture features are proposed. First, the Faster R-CNN (faster region-based convolutional neural network) algorithm is used to accurately identify the insulators in the image, and then the texture features of the insulators are analyzed and extracted through the gray-level co-occurrence matrix. Then, the support vector machine is used to divide the insulators into normal insulators and abnormal insulators. The result of the experimental data proves that the classification accuracy of the normal insulators in the experimental data can reach 100%, and the classification accuracy of the abnormal insulators can reach 97.5% when the three texture features of energy, entropy and correlation are used to classify the insulator state. Finally, according to the periodic characteristics of the gray distribution of the insulator image, the abnormal insulators are divided into damaged insulators and foreign matter insulators by gray-level integration projection. Experimental results have showed that the proposed method can effectively detect and classify the state of insulators.

**Key words:** insulator; Faster R-CNN (faster region-based convolutional neural network); texture feature; support vector machine

\* E-mail: duxl2019@163.com

收稿日期: 2021-09-03 修订日期: 2021-09-29

基金项目: 国家自然科学基金(51767015)资助项目

# 1 引言

铁路接触网绝缘子作为导电部分的绝缘部件和支撑物,是接触网悬挂系统中重要的组成部分。由于其长期处在户外环境受到过往机车受电弓的冲击,部分绝缘子会出现表面破损和夹杂异物的现象,而造成安全隐患。因此对接触网绝缘子进行状态检测成为保证行车安全的重要环节。现场工作中通常是使用巡检车采集接触网高清图像,通过人工观察进行绝缘子检查,但是效果容易受到工作人员水平的影响,同时当工作人员长时间处在单调与重复的工作中会出现视觉疲劳和视力下降等问题,容易造成漏检和错检等现象。

为提高工作效率与精确度,学者们进行了大量的相关方面研究。郭晓旭等<sup>[1]</sup>采用 Harris 角点结合图像差分实现绝缘子的抗旋转匹配和故障检测。李岩<sup>[2]</sup>采用 HOG 特征和 SVM 算法对不同背景下的绝缘子进行识别,在样本量小的情况下可以达到较好的识别效果。姚晓通等<sup>[3]</sup>采用 canny 边缘检测结合 SURF 特征点匹配实现接触网绝缘子的智能识别。金光等<sup>[4]</sup>为实现接触网绝缘子劣损状态自动识别,利用边缘点分割出局部绝缘子图像,之后利用纹理频谱实现绝缘子状态识别。PING 等<sup>[5]</sup>通过水平梯度特征实现绝缘子瓷片轮廓的提取,然后计算相邻瓷片之间间距与灰度相似度对缺陷绝缘子和正常绝缘子进行有效区分。ZHANG 等<sup>[6]</sup>利用接触网绝缘子图像的多样性分布,提出了一种基于轮廓波变换和 Chan-Vese 模型的高速铁路棒形绝缘子检测与识别方法。党帅涛等<sup>[7]</sup>首先将绝缘子分割出来之后,采用纹理特征结合主成分分析法提取特征点,最后通过可能性均值聚类方法对特征点分类实现绝缘子表面污秽程度的检测。JI 等<sup>[8]</sup>通过改进特征提取网络提出一种改进 Faster R-CNN 算法实现了

接触网绝缘子的有效识别,但未对绝缘子状态进行检测。ZHANG 等<sup>[9]</sup>通过密集连接网络改进 YOLOv3 网络,实现绝缘子图像的特征复用和融合,最后使用误检代价函数降低误检风险,有效的实现了电网绝缘子异物检测的任务。上述文献中部分方法是通过数字图像处理技术对图像中绝缘子进行识别,该类方法对不同背景下的绝缘子识别需要设计特定的算法,普适性差。同时大多数状态检测针对的是高压输电线绝缘子,只有少量针对铁路接触网绝缘子。为解决上述的问题,本文提出一种基于深度学习和灰度纹理特征的铁路接触网绝缘子状态检测方法,首先通过 Faster R-CNN 算法以高精度度识别定位出图像中绝缘子目标,然后利用灰度共生矩阵提取绝缘子灰度纹理特征,通过支持向量机将绝缘子分为正常状态和异常状态 2 类,最后将异常状态的绝缘子通过灰度积分投影法检测出异常类型。通过实验结果表明所提算法能够对铁路接触网绝缘子状态进行有效分类识别。

# 2 基于 Faster R-CNN 网络的接触网绝缘子识别

对绝缘子表面状态检测的第 1 步是将接触网图像中的绝缘子目标精准识别。因为在实际工作中,对于绝缘子检测的准确性高于实时性,所以选用检测准确性较高的 Faster R-CNN 目标识别算法进行绝缘子的识别。Faster R-CNN 目标检测算法主要包括 3 个模块,分别为特征提取模块、RPN (region proposal network) 模块、分类回归模块<sup>[10]</sup>。图 1 是 Faster R-CNN 算法具体网络框结构图。

特征提取模块是为了获取图像的特征图,本文选取 ResNet-50<sup>[11]</sup> 网络来提取图像特征,RPN 网络

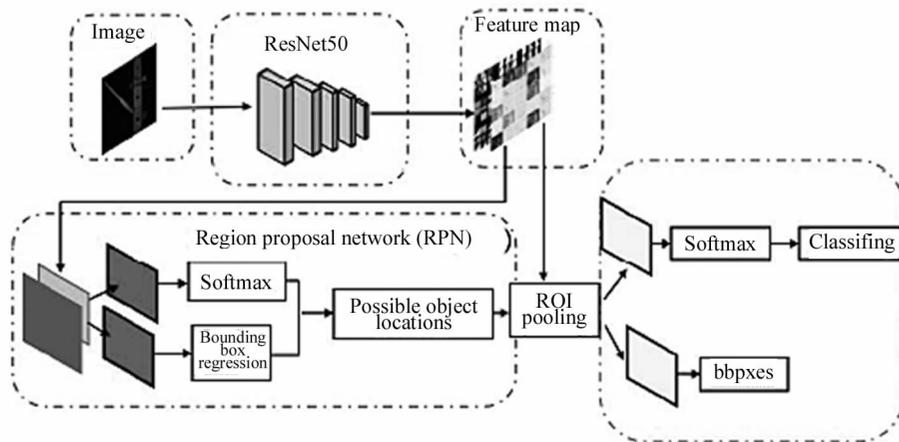


图 1 Faster R-CNN 网络结构

Fig. 1 Network structure of Faster R-CNN

作为Faster R-CNN算法的核心,将在特征图像中生成目标候选区域,分类回归模块是通过 Softmax 和边框回归对通过 RPN 网络获得的候选区域中的目标实现精确定位。

图 2 是通过 Faster R-CNN 目标识别算法识别定位的绝缘子图像。数据为兰州铁路公司 4C 监测系统所采集的接触网图像。挑选适用于本实验的

1400 张原图像,大小为  $6\,600 \times 4\,400$ ,通过 LabelImg 将数据标注为 PASCALVOC 格式的数据集,图像大小变换为  $660 \times 440$ 。数据按照 1 : 10 的比例分为测试集和训练集,最后使用训练好的网络进行绝缘子识别。

通过 Faster R-CNN 算法对接触网绝缘子的定位识别率可以达到 99.38%,之后截取出定位准确的



图 2 识别结果

Fig. 2 Recognitionresult

绝缘子图片作为绝缘子状态检测的数据集。

### 3 灰度纹理特征提取

#### 3.1 图像预处理

接触网绝缘子图像在采集过程中由于外部因素,部分图像会存在畸变、抖动、噪声干扰等问题,因

此需要对识别后的绝缘子图像进行预处理。首先选择可以保留边缘的中值滤波算法<sup>[12]</sup>去除噪声。之后为调节图像整体的对比度,增强图像的明暗度,压缩图像的灰度级,采用灰度直方图均衡化<sup>[13]</sup>处理图像。图 3 为噪声图片,图 4 和 5 为去噪效果和灰度均衡化效果图。

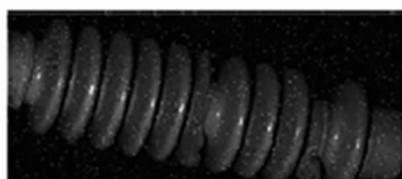


图 3 噪声图片

Fig. 3 Noise picture



图 4 去噪效果

Fig. 4 Denoising result



图 5 灰度均衡化效果

Fig. 5 Gray level equalization result

#### 3.2 灰度共生矩阵

灰度共生矩阵(gray-level co-occurrence matrix, GLCM)是由 HARALICK 等<sup>[14]</sup>提出的,通过灰度的空间相关性来描述图像的纹理特征。因为绝缘子表面纹理呈周期性变化,纹理具有局部序列不断重复,非随机排列,区域大致均匀的特点。所以使用灰度纹理特征作为绝缘子状态分类的数据。

假设有  $M \times N$  大小的图像,其灰度等级为  $K$ 。图像中有点  $A(x, y)$  其灰度值为  $g_i$ , 偏离  $A$  点的另一个点  $M(x+a, y+b)$  其灰度值为  $g_j$ , 则该点对的灰度值为  $(g_i, g_j)$ 。若点  $A$  在整幅图像上移动,则会得到  $k^2$

种  $(g_i, g_j)$  的组合。统计出每一种  $(g_i, g_j)$  出现的次数,然后排列成 1 个方阵,用  $(g_i, g_j)$  出现的总次数将它们归一化为方阵  $P_{K \times K}(g_i, g_j)$ , 该方阵即为灰度共生矩阵,可表示为:

$$P_{K \times K} = \begin{bmatrix} C(g_0, g_0) & \cdots & C(g_0, g_j) & \cdots & C(g_i, g_{K-1}) \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ C(g_i, g_0) & \cdots & C(g_i, g_j) & \cdots & C(g_i, g_{K-1}) \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ C(g_{K-1}, g_0) & \cdots & C(g_{K-1}, g_j) & \cdots & C(g_{K-1}, g_{K-1}) \end{bmatrix}, \quad (1)$$

$$C(g_i, g_j) = \frac{G(g_i, g_j)}{Z}, Z = \sum_{i=0}^{K-1} \sum_{j=0}^{K-1} G(g_i, g_j).$$

### 3.3 灰度共生矩阵的特征参数

通过灰度共生矩阵可以计算出 14 种灰度纹理特征量,本文选取 5 种关键纹理特征:能量、对比度、相关度、熵和逆差距。将灰度等级定为 16,距离(a, b)定为(1,1)。表 1 为 5 种灰度纹理特征量。

表 1 灰度纹理特征量

Tab. 1 Gray texture features

GLCM features	Expression
Energy	$ASM = \sum_i \sum_j p(x, y)^2$
Contrast	$Con = \sum_i \sum_j (i - j)^2 p(i, j)$
Correlation	$Corr = [\sum_i \sum_j ((ij) p(i, j)) - \mu_x \mu_y] / \sigma_x \sigma_y$
Entropy	$Ent = - \sum_i \sum_j p(i, j) \log p(i, j)$
Inverse different moment	$H = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} \frac{p(i, j)}{1 + (i - j)^2}$

依据上表 5 种纹理特征的计算公式,可以将不同状态绝缘子的特征量计算出来,图 6 是 3 种不同状

态绝缘子在 0°, 45°, 90°, 135° 四个角度下的 5 种纹理特征值的参数曲线。

图 6(a)为不同状态下绝缘子图像。图 6(b)中的能量反映图像纹理均匀程度,可以得出正常绝缘子比夹杂异物和表面缺陷的绝缘子的能量大,说明图像中正常状态的绝缘子比异常状态的绝缘子纹理均匀。图 6(c)中的对比度反映图像纹理深浅程度,可以得出夹杂异物和破损的绝缘子熵值上较正常绝缘子小,说明图像中纹理沟浅,效果模糊。图 6(d)中的相关度特征反映图像灰度共生矩阵在行和列上的相似程度,可以得出正常绝缘子比夹杂异物的绝缘子和破损绝缘子的相关度值有明显区分。图 6(e)中的熵值反映图像纹理的复杂程度,在图中夹杂异物和破损状态绝缘子的熵值明显大于正常状态绝缘子,说明的异常状态绝缘子图像灰度差异大。图 6(f)中逆差距反映纹理不同区域变化程度,可以得出正常状态绝缘子和夹杂异物绝缘子逆差较破损状态绝缘子的大,表示图像中不同区域之间变化较小。因此可以通过这 5 种灰度纹理特征将绝缘子分成正常状态绝缘子和异常状态绝缘子(夹杂异物和破损)。

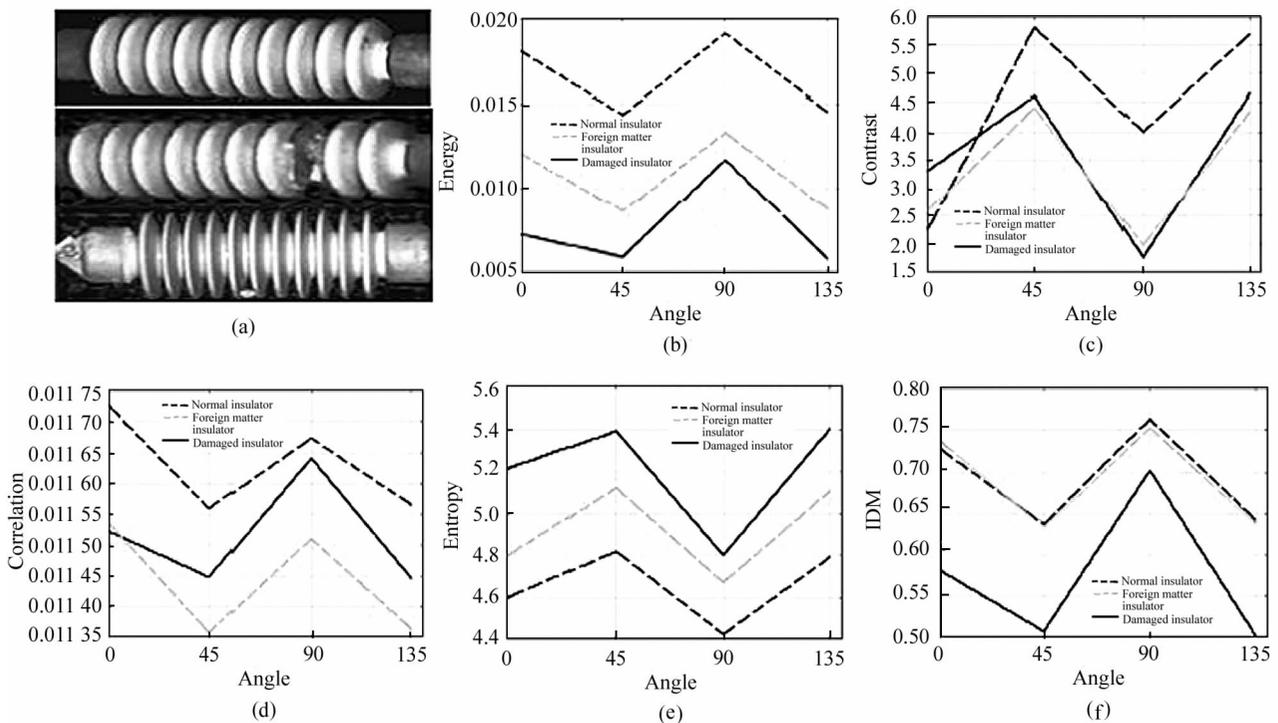


图 6 纹理特征值:(a) 绝缘子图像;(b) 能量;(c) 对比度;(d) 相关度;(e) 熵值;(f) 逆差距

Fig. 6 Texture feature value:(a) Insulator;(b) Energy;(c) Contrast;(d) Correlation;

(e) Entropy;(f) Inverse different moment

## 4 铁路接触网绝缘子状态分类

### 4.1 支持向量机(support vector machine, SVM)算法原理

SVM算法是由Cortes和Vapnik提出,其原理是寻找一个最优分类超平面,保证样本可以正确的分类同时并保持分类间隔达到最大<sup>[15]</sup>。超平面两侧平面上的样本点即为支持向量。假设训练样本集 $T = \{(x_i, y_i) \dots, (x_n, y_n)\}$ ,其中 $x_i$ 为样本特征, $y_i$ 为类别标签, $y_i \in \{+1, -1\}, i = 1, 2, \dots, n$ ,则超平面方程为 $w \cdot x + b = 0$ ;其中 $w$ 为权值, $b$ 为偏置,分类间隔为 $\text{Margin} = 2d, d = 1 / \|w\|$ 。所以寻找最优超平面问题转化为约束优化问题。

$$\begin{cases} \min \frac{1}{2} \|w\|^2 \\ \text{s. t. } y_i(w \cdot x_i + b) \geq 1; i = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (2)$$

由拉格朗日函数求解上述函数,得到最优分类函数式,其表示为:

$$f(x) = \text{sgn} \left\{ \sum_{i=1}^n a_i^* y_i (w_i \cdot x) + b^* \right\}, \quad (3)$$

式中, $a_i^*$ 表示拉格朗日乘子, $b^*$ 表示分类阈值。

当样本为线性不可分时,引入误差惩罚因子 $C$ 和松弛因子 $\zeta_i$ ,则约束优化变化为:

$$\begin{cases} \min \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n \zeta_i, \\ \text{s. t. } y_i(w \cdot x_i + b) \geq 1 - \zeta_i, \\ i = 1, 2, \dots, n; \zeta_i \geq 0. \end{cases} \quad (4)$$

对上式,引入核函数 $K(x, y)$ 使得原样本空间映射到高维特征空间,从而使样本线性可分,此时的最优分类函数式表示为:

$$f(x) = \text{sgn} \left\{ \sum_{i=1}^n a_i^* y_i K(x_i \cdot x) + b^* \right\}, \quad (5)$$

式中,拉格朗日乘子 $a_i^*$ 必须满足 $0 \leq a_i^* \leq C$ 。

不同的核函数对分类效果也不同,而高斯径向基核函数(RBF)具有无限可微特性,所以能够实现输入空间至无穷维空间的非线性映射,从而得到最优分离超平面。因此本文以高斯径向基核函数作为训练模型的核函数。其表达式为:

$$k(x, y) = \exp\left(-\frac{\|x - y\|^2}{2\sigma^2}\right). \quad (6)$$

文中采用网格搜索法对参数 $C$ 和 $g = 1/2\sigma^2$ 进行优化选择,通过五折交叉验证进行泛化能力评估。

### 4.2 SVM分类效果分析

在建立好分类模型后,输入纹理特征和对应输出类型标记对模型进行训练。最后使用训练好的模

型进行样本测试。使用正确检测率 $T$ 和错误检测率 $F$ 作为算法检测的性能指标,其表达式为:

$$T = \frac{N_r}{N_t} \times 100\%, F = \frac{N_f}{N_t} \times 100\%, \quad (7)$$

式中, $N_r$ 为正确识别的样本数, $N_f$ 为错误识别的样本数, $N_t$ 为测试的总样本数。实验中使用70张正常状态绝缘子图片,40张表面破损绝缘子图片和30张夹杂异物绝缘子图片进行纹理特征提取和算法的训练。然后用40张正常状态,20张破损和20张夹杂异物的绝缘子作为验证集。表2是不同类型绝缘子的纹理特征。

表2 不同类型绝缘子的纹理特征

Tab. 2 Texture features of different types of insulators

Texture feature Insulator	Energy	Correlation	Contrast	Entropy	IDM
Normal1	0.0196	0.01352	2.776	4.741	0.756
...	...	...	...	...	...
Normal 70	0.0204	0.01456	3.876	4.367	0.747
Damaged 1	0.0124	0.01127	2.075	4.91	0.741
...	...	...	...	...	...
Damaged 40	0.0147	0.01146	3.164	5.432	0.684
Foreign body 1	0.0088	0.01137	3.372	6.712	0.512
...	...	...	...	...	...
Foreign body 30	0.0079	0.00115	4.036	6.551	0.672

选取3种不同的纹理特征量组合,通过SVM算法对图像进行分类,图7是不同组合的分类结果。其中前40个数据为正常绝缘子,用标签1表示,后40个数据为异常状态绝缘子(夹杂异物,破损),用标签-1表示。空心圆圈表示数据的实际类型,实心点表示数据通过SVM运算后的预测类型。

图7(a)中是使用能量、熵、相关度3种特征进行分类效果图,可以得出正常状态绝缘子预测类型与实际类型一致,但有2个异常状态绝缘子被预测为正常状态绝缘子,整体的分类效果较好。图7(b)中是使用能量、熵、对比度3种特征进行分类效果图,依旧是正常状态绝缘子被完全正确分类,但是异常状态绝缘子中有3个被误分类。图7(c)中是使用能量、熵、逆差3种特征进行分类效果图,图中有2个正常状态绝缘子被误预测为异常状态绝缘子,3个异常状态的绝缘子被误预测为正常状态。图7(d)中是使用对比度、熵、逆差3种特征进行分类效果图,正常状态绝缘子有2个被误分类,异常状态绝缘子有4个被误分类。图7(e)中是使用对比度、熵、相关度3种特征进行分类效果图,图中有1个正常状态绝缘子

被误分类,4个异常状态绝缘子被误分类。图7(f)中是使用对比度、相关度、逆差3种特征进行分类效果

图,图中有4个正常状态绝缘子被误分类,6个异常状态绝缘子被误分类。表3是不同纹理特征组合后

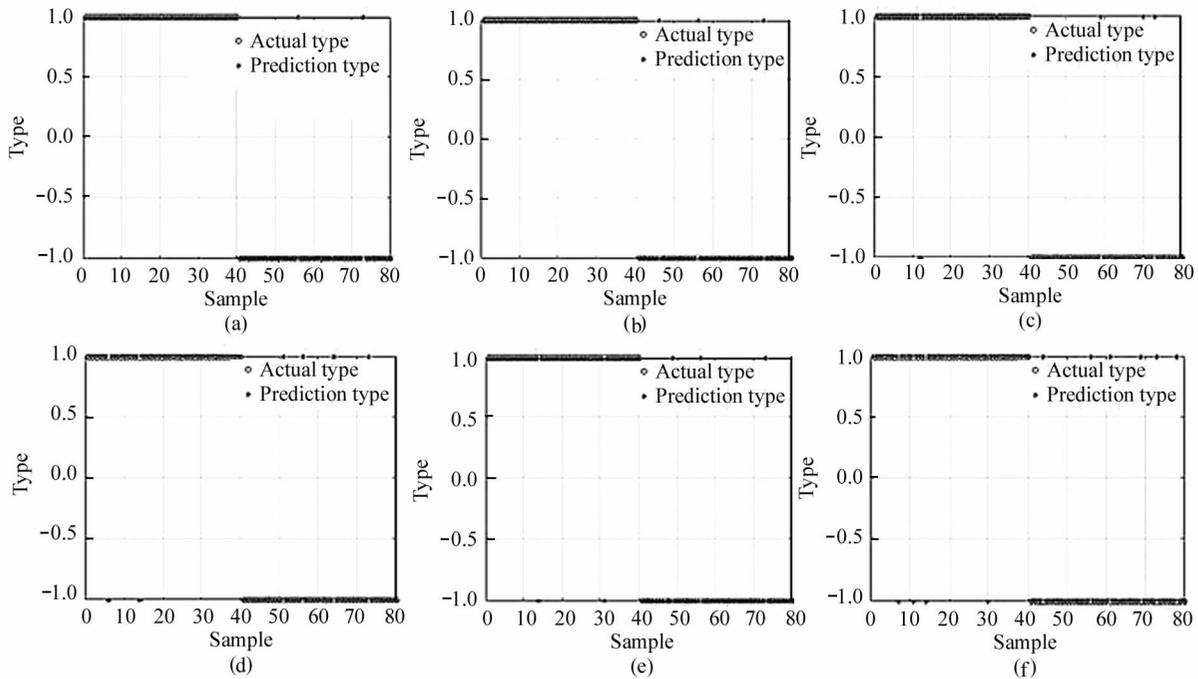


图7 分类结果:(a) 能量、熵、相关度分类结果;(b) 能量、熵、对比度分类结果;(c) 能量、熵、逆差分类结果;(d) 对比度、熵、逆差分类结果;(e) 对比度、熵、相关度分类结果

Fig. 7 Classification results: (a) Energy,entropy,correlation classification result; (b) Energy,entropy,contrast classification result; (c) Energy,Entropy,IDM classification result; (d) Contrast,entropy,IDM classification result; (e) Contrast,entropy,correlation classification result; (f) Contrast,correlation,IDM classification result

表3 不同特征组合的分类准确率

Tab. 3 Classification accuracy of different feature combinations

Feature type Accuracy	Energy Entropy Correlation	Energy Entropy Contrast	Energy Entropy IDM	Contrast Energy IDM	Contrast Entropy Correlation	Contrast Correlation IDM
Normal insulator accuracy	100%	100%	97.5%	97.5%	98.75%	95%
Abnormal insulator accuracy	97.5%	96.25%	96.25%	95%	96.25%	92.5%

使用 SVM 算法进行分类后的准确率。

从表3中可以得出使用能量、熵、相关度3种纹理特征对绝缘子的分类效果最高,正常状态绝缘子的分类精度为100%,异常状态绝缘子的分类精度为97.5%。

### 4.3 异常状态绝缘子分类

通过 SVM 算法将绝缘子分为正常状态和异常状态2类后,本部分将对异常状态绝缘子进一步进

行区分。因为绝缘子表面纹理呈明显的周期性,在图像中绝缘子瓷片对应亮度高,灰度值大的区域。瓷片与瓷片间的间隙对应于亮度低,灰度值较小的区域。若绝缘子的瓷片破损和夹杂异物,这种周期性将会被破坏,因此可以用灰度积分投影法通过绝缘子灰度的分布进行异常状态绝缘子的分类。

灰度积分投影分为垂直和水平投影。水平积分投影是将每一行的像素灰度值求和后投影到垂直方

向上,水平投影反映整个垂直方向的灰度总变化,计算式如式(8)。垂直积分投影是将每一列像素的灰度值求和后投影到水平方向上,垂直投影反映整个水平方向的灰度总变化,计算式如式(9)。

$$S_h(y) = \sum_{x=x_1}^{x_2} f(x,y), \quad (8)$$

$$S_v(y) = \sum_{y=y_1}^{y_2} f(x,y), \quad (9)$$

式中, $f(x,y)$ 是像素点 $(x,y)$ 处的灰度值, $x_1 \leq x \leq x_2, y_1 \leq y \leq y_2$ 。

图8是3种不同状态下绝缘子的垂直积分投影图。

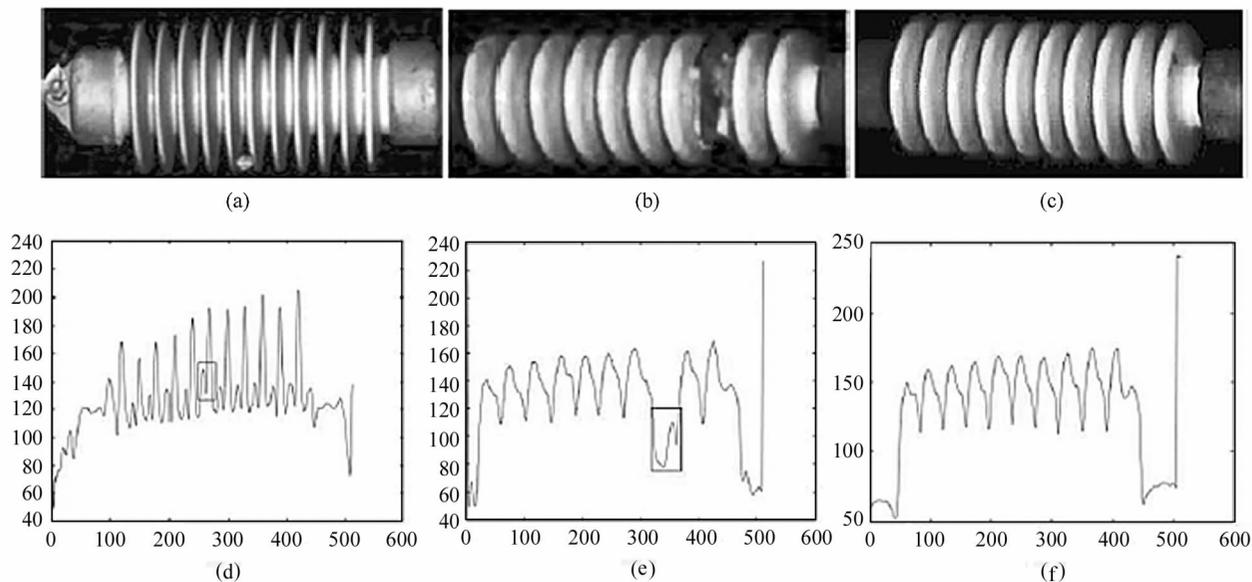


图8 垂直积分投影图:(a) 夹杂异物绝缘子;(b) 破损绝缘子;(c) 正常绝缘子;(d) 夹杂异物绝缘子的灰度积分投影;(e) 破损绝缘子的灰度积分投影;(f) 正常绝缘子的灰度积分投影

Fig. 8 Vertical integral projection:(a) Foreign matter insulator;(b) Damaged insulator;(c) Normal insulator;(d) Gray integral projection of insulator with foreign matter;(e) Gray integral projection of damaged insulators;(f) Gray integral projection of normal insulators

在图8(d)中可以得出夹杂异物的绝缘子其垂直积分投影的灰度曲线中灰度值小的部分的周期性被破坏,如图中红框标示部分。图8(e)破损绝缘子的垂直积分投影灰度曲线中由于绝缘子瓷片的损伤导致灰度值大的部分的周期性被破坏,如图中红框所示。因此可以根据绝缘子的灰度垂直积分投影曲线中的周期性可以有效的将异常绝缘子进行分类。

## 5 结论

本文以绝缘子为研究对象,首先采用 Faster R-CNN 目标识别算法对铁路接触网图像中的绝缘子进行识别定位,去除多余背景的干扰获得绝缘子图像。然后采用灰度共生矩阵对绝缘子的灰度纹理特征进行描述与提取,选择灰度纹理特征中的5种主要特征量,对绝缘子的状态进行分类,使用不同特征量组合,通过 SVM 算法进行绝缘子状态的分类验证,结果证明使用能量、熵、相关度3种纹理特征的组合以

较高的分类精度将绝缘子分为正常状态和异常状态2类。最后对分类得到的异常状态绝缘子通过灰度积分投影分布进一步分为表面破损绝缘子和夹杂异物绝缘子。从实验结果可以得出,本文提出的方法对铁路接触网绝缘子的表面状态识别提供了新的研究思路。

## 参考文献:

[1] GUO X X, LIU Z G, ZHANG G N, et al. Fault detection of catenary insulator based on corner matching and image differencing[J]. Proceedings of the CSU-EPSCA, 2015, 27(2): 8-14.  
郭晓旭, 刘志刚, 张桂南, 等. 角点配准与图像差分的接触网绝缘子故障检测[J]. 电力系统及其自动化学报, 2015, 27(2): 8-14.

[2] LI Y. Insulator location and recognition algorithm based on HOG characteristics and SVM[J]. Journal of Transportation Engineering and Information, 2015, 13(4): 53-60.

- 李岩. 基于 HOG 特征和 SVM 的绝缘子识别与定位[J]. 交通运输工程与信息学报, 2015, 13(4): 53-60.
- [3] YAO X T, LIU L, LI Z Y. Identification method of catenary insulator based on canny edge feature point[J]. Insulators and Surge Arresters, 2020, 24(1): 142-148.  
姚晓通, 刘力, 李致远. 基于 Canny 边缘特征点的接触网绝缘子识别方法[J]. 电瓷避雷器, 2020, 24(1): 142-148.
- [4] JIN G. Method based on digital image processing technology to identify the insulator's injury and inferior status[J]. Automation & Instrumentation, 2021, (6): 22-25.  
金光. 基于纹理频谱的电气化铁路绝缘子劣损状态检测[J]. 自动化与仪器仪表, 2021, (6): 22-25.
- [5] PING T, LI X F, XU J M, et al. Catenary insulator defect detection based on contour features and gray similarity matching[J]. Journal of Zhejiang University-SCIENCE A (Applied Physics & Engineering), 2020, 21(1): 64-73.
- [6] ZHANG G N, LIU Z G, HAN Y. Automatic recognition for catenary insulators of high-speed railway based on contourlet transform and Chan-Vese mode[J]. Optik-International Journal for Light and Electron Optics, 2016, 127(1): 215-221.
- [7] DANG S T, KE J, WU W H, et al. The contamination status anomaly detection of railway insulator based on PCM and texture feature[J]. Insulators and Surge Arresters, 2019, 000(2): 197-201.  
党帅涛, 柯坚, 吴文海, 等. 基于 PCM 和纹理特征的铁路绝缘子污秽程度异常检测[J]. 电瓷避雷器, 2019, 000(2): 197-201.
- [8] JI Y, ZHAO K, ZHANG K M, et al. An improved Faster R-CNN for devices detection in railway 4C system[C]//38th China Control Conference. July 27-30, 2019, Guangzhou, Guangdong, China. Beijing: Systems Engineering Society of China, 2019: 6.
- [9] ZHANG H K, LI J Y, ZHANG B. Foreign object detection on insulators based on improved YOLO v3[J]. Electric Powe, 2020, 53(2): 49-55.  
张焕坤, 李军毅, 张斌. 基于改进型 YOLO v3 的绝缘子异物检测方法[J]. 中国电力, 2020, 53(2): 49-55.
- [10] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2017, 39(6): 1137-1149.
- [11] RUSSAKOVSKY O, DENG J, SU H, et al. Image net large scale visual recognition challenge International Journal of Computer Vision[J]. 2015, 115(3): 211-252.
- [12] MAKOTO S, KUMAR P R, YOSHIKI K, et al. Improved iterative reconstruction method for compton imaging using median filter[J]. PloSone, 2020, 15(3): 22-36.
- [13] GAO J L. Digital image processing technology based on histogram equalization[J]. Journal of Shaanxi University of Science & Technology, 2011(2): 118-121.  
高均立. 基于直方图均衡化的数字增强技术[J]. 陕西科技大学学报, 2011(2): 118-121.
- [14] GAO C C, HUI X W. GLCM-based texture feature extraction[J]. Computer Systems & Applications, 2010, 19(6): 195-198.  
高程程, 惠晓威. 基于灰度共生矩阵的纹理特征提取[J]. 计算机系统应用, 2010, 19(6): 195-198.
- [15] CORTES C, VAPNIK V. Support-vector networks[J]. Machine Learning, 1995, 20(3): 273-297.

#### 作者简介:

杜晓亮 (1994—), 男, 硕士研究生, 研究方向为深度学习, 图像处理及故障检测.