

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.190524

基于BP神经网络的高压隔离开关分合闸监测识别

刘子英, 张靖, 邓芳明

(华东交通大学电气与自动化工程学院, 江西 南昌 330013)

摘要: 为了监视电动式高压隔离开关合闸状态, 采用图像识别方法对高压隔离开关是否合闸进行监测, 确保检修人员的安全。提出了一种融合 NSCT 和二维最大熵分割方法对图像进行分割, 并提取出感兴趣区域(闸刀)。再通过像素积分投影法对闸刀分合闸情况进行特征提取, 将提取到的特征值导入 BP 神经网络中进行训练, 得出一个能够自动识别闸刀位置的分类器。将采集的图片导入 BP 神经网络分类器中进行识别实验论证。实验表明, 处理后的图像抗噪能力强, 训练出的 BP 神经网络对闸刀合闸状态的识别率高, 达到 95%以上。

关键词: 高压隔离开关; 图像识别; NSCT; 二维最大熵分割; 像素积分投影; BP 神经网络

Monitoring and identification of state of opening or closing isolation switch based on BP neural network

LIU Ziying, ZHANG Jing, DENG Fangming

(School of Electrical and Automation Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China)

Abstract: In order to monitor the closing state of the electric isolation switch, the image recognition method is used to monitor whether the isolation switch is closed to ensure the safety of the maintenance personnel. A fusion NSCT and two-dimensional maximum entropy segmentation method are proposed to segment the image, and the region of interest (gate knife) is extracted. Then, the feature extraction of the blade closing and closing is performed by the pixel integral projection method, and the extracted image will be extracted. The eigenvalues are imported into the BP neural network for training, and a classifier that can automatically identify the position of the knife is obtained. The collected pictures are imported into the BP neural network classifier for identification experiments. Experiments show that the image after processing has strong anti-noise ability, and the trained BP neural network has a high recognition rate of the closing state of the knives, which is more than 95%.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 51767006), the Key R & D Projects of Jiangxi Province (No. 20181BBE50019), Cultivate Plan for Application Research of Jiangxi Province (No. 20181BBE58015), and Science and Technology Project of Jiangxi Provincial Department of Education (No. GJJ170378).

Key words: isolation switch; image identification; NSCT; two-dimensional maximum entropy segmentation; pixel integral projection; BP neural network

0 引言

高压隔离开关是电力系统中重要的器件之一, 对检修人员的安全起到了很好的保障^[1]。但由于其常年工作在室外, 受各种恶劣天气的影响, 容易造成机械部件故障, 出现分、合闸不到位的情况。行业

规定高压隔离开关处于分闸状态时, 动触头与静触头之间的距离不能小于 160 mm, 或者动静触头之间的拉开角度不低于 65°。

目前用于监测隔离开关状态的方法主要有红外测温、触头温度在线监测、触指压力检测、绝缘子超声波探伤^[2]。同时文献[3]提出基于电机电流检测的隔离开关故障诊断, 根据闸刀分、合闸过程中持续时间对应的电流变化来判断闸刀是否分、合闸到位, 该方法在电机受到线路上冲击电流的影响时, 容易造成误检。文献[4]提出了一种高压隔离开关机

基金项目: 国家自然科学基金(51767006); 江西省重点研发计划(20181BBE50019); 江西省应用研究培育计划(20181BBE58015); 江西省教育厅科学技术项目(GJJ170378)

械故障诊断方法, 针对低压操作、高压操作、传动机构松动、支架螺栓松动、闭锁装置松动等五种发生频率较高的故障进行模拟试验, 并通过支持向量机来诊断各类机械状态, 但是该方法对闸刀是否分合闸到位的状态无法识别。文献[5]和文献[6]中将压力传感器安装到触头上检测合闸后的夹紧力及持续的时间来判断闸刀分合闸状态, 该传感器在长期使用中会受机械损伤, 导致测得数据不准确。文献[7]采用霍尔电流传感器和旋转位移传感器对电机电流进行采样分析来判断隔离开关闸刀能否正常工作, 该方法在电流采集过程中容易受电机线圈产生的感应电流影响, 使得所测数据不准确。

基于此, 采用非接触式图像识别的方法来判断高压隔离开关闸刀状态, 不受隔离开关系中电流的影响, 并提出了一种既能在复杂背景图中提高图像分割的精度、又增强抗噪能力的优化算法来对闸刀位置图像进行分割, 并通过像素积分投影法对图像进行特征提取, 将提取出来的特征值放入 BP 神经网络中训练分闸位置分类器, 进而实现闸刀位置的自动识别。

1 高压隔离开关图像预处理

通过摄像头采集高压隔离开关分闸时的不同状态和合闸时的图像信息, 然后对图像进行预处理、图像分割、特征值提取等一系列操作后, 将提取出来的特征值导入 BP 神经网络中进行训练, 得到闸刀位置分类器。

1.1 图像灰度化处理

灰度图像相对彩色图像来说信息量比较少, 可以减少运算量^[8], 而且灰度图像比起彩色图像可以适应不同的光照条件。图 1 为高压隔离开关分闸后的原始图像(图 1(a))和灰度化后的图像(图 1(b))。

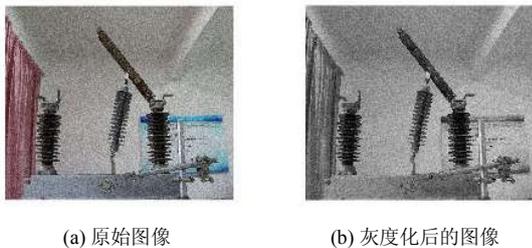


图 1 高压隔离开关分闸后的原始图像和灰度化后的图像

Fig. 1 Original image and grayed-out image after the isolation switch is opened

1.2 滤波去噪

高压隔离开关大多安装在户外, 所以采集到的图像受天气的影响, 会含有大量的点状或尖峰状噪声, 同时图像在传输、转换的过程中难免会带一

些噪声, 这些噪声会造成图像模糊、图像失真等。滤波处理的目的是有效地去除这两种噪声。经过分析比较了常见几种滤波器的优缺点, 本设计采用时域去噪中的中值滤波法, 它不仅可保持较好的图像边缘, 还具有抑制干扰脉冲和点状噪声的作用^[9-10]。

在图像中确定一个邻域, 然后将像素灰度值进行排序, 并将中间的值作为像素灰度新值, 此邻域即为窗口。通过二维中值滤波不仅可以达到去除噪声的目的, 还可以增强图像的清晰度。该方法是用某种结构的二维滑动模板, 将模板内的像素值按大小进行排序, 生成单调递增(或递减)的二维数据序列^[11]。设二维滤波输出为 $g(x, y)$, 则有:

$$g(x, y) = \text{med}\{f(x-k, y-l), (k, l \in W)\} \quad (1)$$

其中, $g(x, y)$ 为滤波后的图像, $f(x-k, y-l)$ 为滤波前的图像, W 是二维滑动模板, 通常为 2×2 或 3×3 区域。

1.3 图像校正

图像采集的过程中, 经过闸刀位置定位后获得的图像不可避免地存在一定程度的倾斜, 这种倾斜不仅会给图像分割带来困难, 最终也将对闸刀位置的识别正确率造成直接的影响。因此本设计采用 Hough 变换对采集到的图片进行校正。将采集到的图像的像素点分布在直角坐标系中, Hough 变换将处于直角坐标系上的目标点映射到极坐标系上进行累积, 然后通过寻找坐标系中点集的峰值来发现长的直线特征^[12]。

设灰度化后的图像在直角坐标系 xoy 中存在一条直线 L , 与坐标原点的距离为 ρ , 其法线与 x 正方向之间的夹角为 θ , 那么直线 L 上的任意一点 (x_i, y_i) 对应 (ρ, θ) 空间中一条正弦曲线, 它们之间满足直线方程:

$$\rho = x_i \cos \theta + y_i \sin \theta \quad (2)$$

图 2 所示为 Hough 变换中直角坐标系上的目标点 (x_i, y_i) 对应极坐标系 (ρ, θ) 中的正弦曲线。

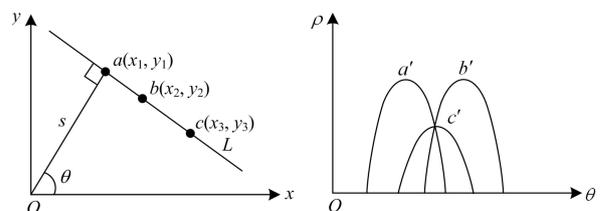


图 2 Hough 变换中直角坐标系上的目标点 (x_i, y_i) 对应极坐标系 (ρ, θ) 中的正弦曲线

Fig. 2 Target point on the Cartesian coordinate system in the Hough transform corresponds to the sinusoid in the polar coordinate system

变换到 (ρ, θ) 空间中, 在 (x, y) 平面内同一直线的点序列 $\rho_0 = x \cos \theta_0 + y \sin \theta_0$ 表示经过同一点 (ρ_0, θ_0) 的所有正弦曲线。直线 L 上所有点都经过 (ρ_0, θ_0) , 这样就能将处于直角坐标系上的目标点映射到极坐标系上。接着将 (ρ_0, θ_0) 量化为许多个小格, 根据每个 (x_i, y_i) 点代入 θ 的量化值, 得出每个 ρ 值量化后落入某个小格中, 该小格的计数累加器就加 1, 完成所有 (x_i, y_i) 点的转换后, 对 (ρ, θ) 空间中的所有小格进行统计, 它的 (ρ, θ) 即可作为直线拟合参数, 根据拟合的参数来获取倾斜角度, 再根据倾斜角度对高压隔离开关图像进行校正。

图 3(a)为高压隔离开关分闸时滤波后的图像, 图 3(b)为校正后的图像。从图中可以看出, 采用中值滤波后的图像很清晰, 经过校正后的图像能使提取的特征值更加准确。

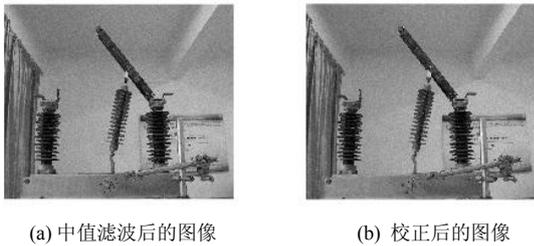


图 3 高压隔离开关分闸时滤波后的图像和校正后的图像
Fig. 3 Filtered image and corrected image when the isolation switch is opened

2 图像分割

高压隔离开关大多安装在室外, 图像背景比较复杂。提出一种融合 NSCT(非下采样 Contourlet 变换)和二维最大熵分割方法对图像进行分割, 将前景和背景分开, 得到包含闸刀在内的二值化图像。NSCT 解决了小波不能有效表示信号中带有方向性的奇异特征的缺陷, 这对具有复杂背景图像的高压隔离开关来说能取得较好的分割效果^[13-14]。二维最大熵分割方法同时兼顾了图像的灰度信息和空间梯度信息, 是一种灰度梯度共生矩阵的图像分割方法^[15]。在图像边缘、细节分割方面效果较好, 但是这种方法直接取空间梯度信息, 使得处理后的图像存在对噪声比较敏感、抗噪能力差等缺陷。而 NSCT 能将图片从空间域变换到频域, 能够在保留高频边缘信息的同时去除噪声, 从而改善分割的效果。

2.1 融合 NSCT 和二维最大熵分割方法

先对采集到的图像进行 NSCT 分解, 图 4 所示为 NSCT 分解示意图。分解后的低频系数中主要含

有图像的概貌信息, 高频系数中主要包含了图像边缘的梯度信息。接着重构得到的低频系数和高频系数作为概貌图像 $f(x, y)$ 和梯度图像 $g(x, y)$, 有

$$\begin{cases} f(x, y) = INT \left\{ \frac{f(x, y) - \min(f(x, y))}{\max(f(x, y)) - \min(f(x, y))} \cdot L \right\} \\ g(x, y) = INT \left\{ \frac{g(x, y) - \min(g(x, y))}{\max(g(x, y)) - \min(g(x, y))} \cdot L \right\} \end{cases} \quad (3)$$

式中: $INT\{\cdot\}$ 代表取整计算; $\max(f(x, y))$ 表示概貌图像最大值; $\min(f(x, y))$ 表示概貌图像最小值; $\max(g(x, y))$ 表示梯度图像最大值; $\min(g(x, y))$ 表示梯度图像最小值; L 代表归一化后矩阵中元素的取值范围, 为 0~255 的整数。

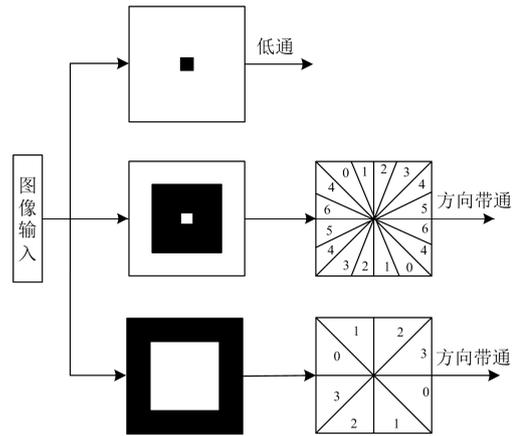


图 4 NSCT 分解示意图

Fig. 4 NSCT decomposition diagram

最后创建融合了 NSCT 分解和灰度梯度的共生矩阵 A 。 A 中的元素 a_{ij} 是归一化后的概貌图像 $f(x, y)$ 和梯度图像 $g(x, y)$ 中同时满足灰度值为 i 、梯度值为 j 的像素个数, 则有 i 、 j 形成的共生矩阵概率为

$$p_{ij} = \frac{a_{ij}}{\sum_i \sum_j c_{ij}} \quad (4)$$

2.2 二维最大熵分割方法计算阈值

由上述分析可知矩阵 A 是一个 $l \times l$ 的梯度灰度共生矩阵, 设点 (s, t) 处为图像分割的最佳阈值。则这个阈值将矩阵 A 分为 A_1 、 A_2 、 A_3 、 A_4 四个区域, 如图 5 所示为灰度梯度共生矩阵^[16]。

从图 5 中可以看出, A_1 、 A_4 区域中元素的梯度值较小, 分别表示了目标 O 和背景 B , 而 A_2 、 A_3 区域的元素梯度值较大, 表示边缘 E 。假设 a_{ij} 是 A_2 中的元素, 则 $p_{ij}^{A_2}$ 表示目标到边缘的概率, $p_{ij}^{A_3}$ 表示背景到边缘的概率, 有

$$p_{ij}^{A_2} = \frac{a_{ij}}{\sum_{i=0}^s \sum_{j=t+1}^L a_{ij}} \quad (5)$$

$$p_{ij}^{A_3} = \frac{a_{ij}}{\sum_{i=s+1}^L \sum_{j=t+1}^L a_{ij}} \quad (6)$$

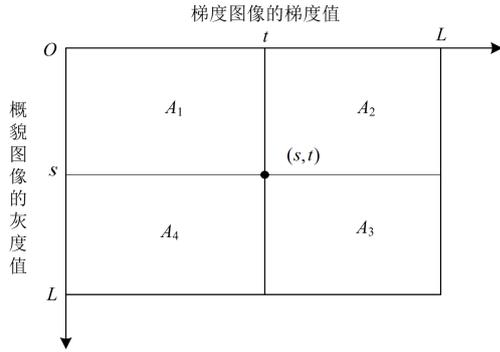


图 5 灰度梯度共生矩阵

Fig. 5 Gray gradient co-occurrence matrix

二维条件熵的定义为

$$H(s, t) = \frac{1}{2} (H(E|O) + H(E|B)) = \frac{1}{2} \left[\left(-\sum_{i=0}^s \sum_{j=t+1}^L p_{ij}^{A_2} \log_2 p_{ij}^{A_2} \right) + \left(-\sum_{i=s+1}^L \sum_{j=t+1}^L p_{ij}^{A_3} \log_2 p_{ij}^{A_3} \right) \right] \quad (7)$$

当二维条件熵 $H(s, t)$ 最大时, 可以得到最佳分割阈值 (s, t) 。用 s 作为分割阈值来分割图像, 即可得到前景与背景分离的二值图像^[17]。如图 6 所示为融合 NSCT 和二维最大熵分割方法得到的分割效果图。从图中可以看出, 这种方法分割的结果不仅边缘完整, 内部没有明显的空洞, 噪声点和伪目标比例低, 在复杂背景下灰度对比度高, 误分率较低, 达到很好的分割效果。

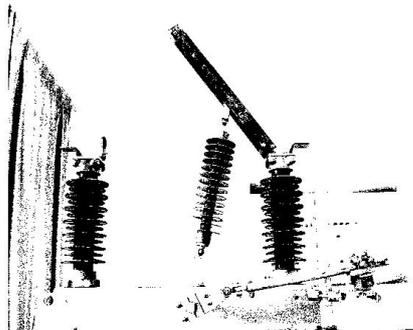


图 6 融合 NSCT 和二维最大熵分割方法分割效果图

Fig. 6 Fusion NSCT and two-dimensional maximum entropy segmentation method

3 特征提取

3.1 闸刀位置的分类

为了便于识别闸刀分合闸状态, 对实验室的高压隔离开关进行图像采集分析, 该高压隔离开关分闸到位时的角度 $\theta \geq 65^\circ$, 因此将闸刀分为合闸(动静出头之间夹角: $0^\circ \sim 2^\circ$)、分闸不到位(动静出头之间夹角: $2^\circ \sim 65^\circ$)、分闸到位(动静出头之间夹角: 大于 65°)三个状态进行分析。通过对这三种状态的特征进行分析, 将闸刀垂直方向的投影长度与水平方向的投影长度之比的作为识别闸刀位置的特征值。实际测量中, 合闸状态时, 闸刀的垂直投影长度与水平投影长度之比的范围为 $0 \leq \tan \theta < 0.0349$, 分闸不到位的垂直投影长度与水平投影长度之比的范围为 $0.3449 \leq \tan \theta \leq 2.1445$, 分闸到位的垂直投影长度与水平投影长度之比的范围为 $\tan \theta > 2.1445$ 。因此根据垂直投影长度与水平投影长度之比的不同范围, 可以较好地划分闸刀位置的类别来识别闸刀位置。

3.2 特征区域提取

在闸刀分合闸识别过程中只对闸刀所在区域感兴趣, 因此需要将感兴趣区域提取出来进行分析, 对处理后二值图像的每个区域进行标记, 计算出每个区域的特征参数(长和高)。根据闸刀尺寸和形状的先验知识比较哪个区域的长高比更接近实际闸刀的长高比, 并将最接近的那个区域提取出来即为感兴趣区域。再对感兴趣区域做像素积分投影, 可以避免闸刀以外的图像对计算结果产生影响。图 7 所示为感兴趣区域图像。

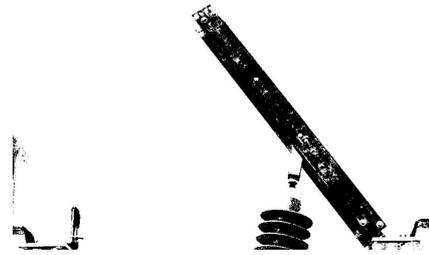


图 7 感兴趣区域图像

Fig. 7 Area of interest image

3.3 像素积分投影

通过对感兴趣区域中的闸刀所处位置图像做垂直投影和水平投影, 即可得出动静触头之间的夹角和闸刀当前所处状态。动静触头之间的夹角变化时, 闸刀在垂直方向上的投影长度和水平方向上的投影长度之比不同, 以此为闸刀分合闸时的特征, 再通过像素积分投影法对闸刀分合闸情况进行特征提取^[18-19], 得出垂直投影与水平投影之间的比值即可确定闸刀当前所处状态。如图 8 所示为像素积分投影模型。

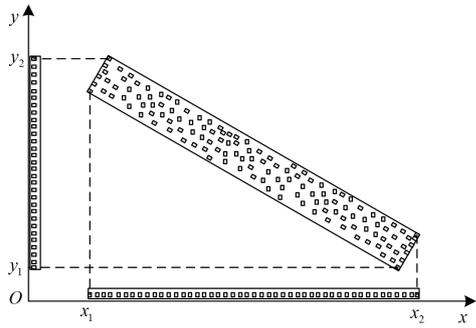


图 8 像素积分投影模型

Fig. 8 Pixel integral projection model

经处理后的图像是一个二值化了的灰度图^[20], 所以将图像上每个像素点的灰度值在水平方向上的累加即为水平积分投影, 在垂直方向上的累加即为垂直积分投影。其积分投影公式为

$$L = \frac{1}{x_2 - x_1} \int_{x_1}^{x_2} f(x, y) dx \quad (8)$$

$$V = \frac{1}{y_2 - y_1} \int_{y_1}^{y_2} f(x, y) dy \quad (9)$$

式中: $f(x, y)$ 为图像的像素值; L 、 V 分别为水平积分投影和垂直积分投影。由上述推导可以得出动静触头之间的夹角为

$$\theta = \arctan\left(\frac{\frac{1}{y_2 - y_1} \int_{y_1}^{y_2} f(x, y) dy}{\frac{1}{x_2 - x_1} \int_{x_1}^{x_2} f(x, y) dx}\right) \quad (10)$$

图 9 所示为闸刀的水平积分投影和垂直积分投影。

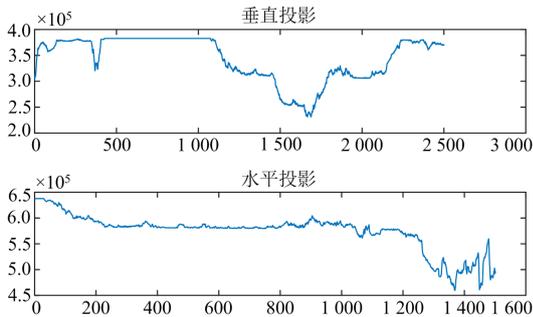


图 9 垂直积分投影(上)和水平积分投影(下)

Fig. 9 Vertical integral projection (top) and horizontal integral projection (bottom)

为了验证像素积分投影对闸刀状态识别的准确率, 对闸刀在整个分合闸过程中采集的 1 500 张图片进行积分投影, 并得出垂直投影与水平投影之间的比值, 将这个比值与闸刀在垂直方向和水平方向的实际比值相比, 每个状态随机抽取 5 张图片的数

据记入表 1。表 1 为像素积分投影判断闸刀状态与实际状态之间的对比。

表 1 像素积分投影判断闸刀状态与实际状态之间的对比

Table 1 Pixel integral projection to judge the contrast between the state of the knife and the actual state

实际比值	投影积分比值	差值	状态
0.034 3	0.021 5	0.012 8	合闸
0.019 6	0.035 6	-0.016	合闸
0.033	0.018 6	0.014 4	合闸
0.030 4	0.016 3	0.014 1	合闸
0.018 3	0.006 5	0.011 8	合闸
0.638 6	0.622 1	0.016 5	分闸不到位
1.251 3	1.236 2	0.015 1	分闸不到位
0.264	0.253 1	0.010 9	分闸不到位
1.266 1	1.249	0.016 2	分闸不到位
1.297 3	1.285 8	0.011 5	分闸不到位
2.155 8	2.139 7	0.016 1	分闸到位
2.616 8	2.606 8	0.01	分闸到位
2.302 5	2.314	-0.011 5	分闸到位
2.478 3	2.456 3	0.022	分闸到位
2.187 1	2.170 4	0.016 7	分闸到位

4 BP 神经网络的闸刀位置分类

采集 1 500 张图片作为训练样本, 根据 BP 神经网络的基本结构和学习规则^[21-22], 将每张图片的特征区域中闸刀的垂直积分投影和水平积分投影之比放到 BP 神经网络中, 训练一个自动识别闸刀位置的分类器, 进而识别高压隔离开关的闸刀所处状态。如图 10 所示为 BP 神经网络结构图。

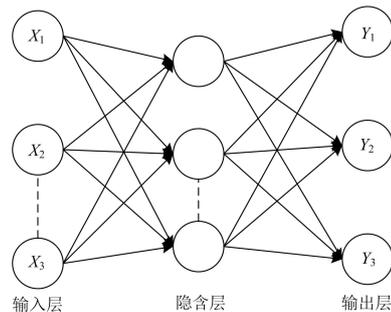


图 10 BP 神经网络结构图

Fig. 10 BP neural network structure

为了有效识别出闸刀所处状态, 则输入层神经元个数 $n=1500$, 输出层神经元个数 $q=3$ 。采用输出数值代表闸刀位置的类别, 将所得的闸刀位置特征值送入训练好的神经网络, 神经网络将输出数值 1、2、3 来分别代表合闸、分闸不到位、分闸到位。训练好的神经网络均方误差是 0.009 276 6, 最大误差为 0.01, 学习率为 0.704。在第 40 次迭代达到收敛目标, 如图 11 所示为 BP 网络训练过程。

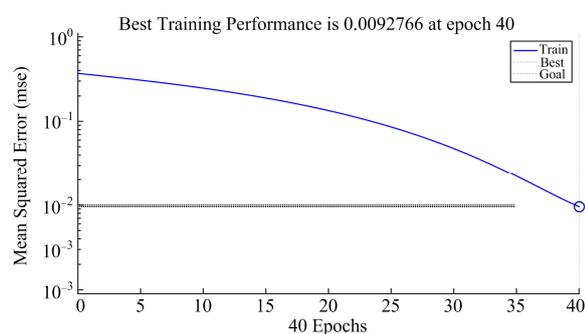


图 11 BP 网络训练过程

Fig. 11 BP network training process

由图 11 看出, 在训练 25 次后, 训练误差开始迅速收敛, 在训练 40 次后完成收敛, 效果达到最好, 训练效果图如图 12。

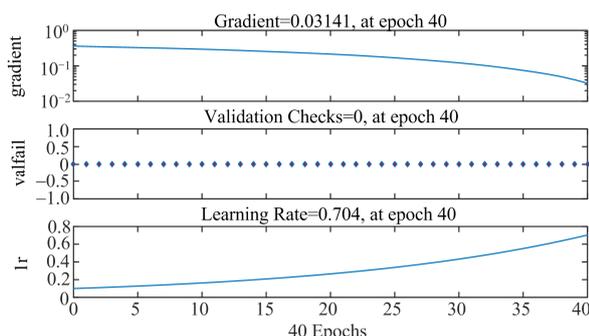


图 12 BP 神经网络训练效果图

Fig. 12 Training effect diagram of BP neural network

将采集的图片导入 BP 神经网络分类器中进行识别实验论证。多次试验表明, 该方法的识别率基本保持在 95% 以上, 详细识别情况如表 2 所示。

表 2 闸刀状态识别率

Table 2 Knife state recognition rate

	100	97	97%
合闸	100	97	97%
分闸不到位	100	96	96%
分闸到位	100	98	98%

5 总结

本设计对采集到的高压隔离开关图像做灰度处理、滤波去噪、图像校正等预处理后, 将图像放到设计好的融合 NSCT 和二维最大熵分割模型中进行图像分割。对处理后二值图像的每个区域进行标记, 提取出特征区域, 对提取出来的闸刀区域进行像素积分投影, 得出闸刀在各个状态下的特征值, 将这些特征值导入 BP 神经网络中训练出一个能够自动识别闸刀位置的分类器。训练好的神经网络均方误差是 0.009 276 6, 最大误差为 0.01, 能达到很好的识别效果。将采集的图片导入 BP 神经网络分类器

中进行识别实验论证。多次试验表明, 该方案的识别率基本保持在 95% 以上。

参考文献

- [1] 郑克勤, 吕旺燕, 聂铭, 等. 户外高压隔离开关触头材料的腐蚀与防护分析[J]. 广东电力, 2019, 32(7): 124-133. ZHENG Keqin, LÜ Wangyan, NIE Ming, et al. Corrosion and protection analysis of contact materials for outdoor high-voltage isolating switch[J]. Guangdong Electric Power, 2019, 32(7): 124-133.
- [2] 刘光华, 洪文国, 邓文华, 等. 一种新型高压隔离开关研制及应用前景展望[J]. 高压电器, 2017, 53(8): 198-203. LIU Guanghua, HONG Wenguo, DENG Wenhua, et al. Development and application prospect of a new type of high voltage isolation switch[J]. High Voltage Apparatus, 2017, 53(8): 198-203.
- [3] 邱志斌, 阮江军, 黄道春, 等. 基于电机电流检测的高压隔离开关机械故障诊断[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(13): 3459-3466. QIU Zhibin, RUAN Jiangjun, HUANG Daochun, et al. Mechanical fault diagnosis of high voltage isolating switch based on motor current detection[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(13): 3459-3466.
- [4] 郭煜敬, 陈士刚, 李少华, 等. 基于经验模态分解及支持向量机的高压隔离开关机械故障诊断方法[J]. 高压电器, 2018, 54(9): 12-18. GUO Yujing, CHEN Shigang, LI Shaohua, et al. Mechanical fault diagnosis method for high voltage disconnecter based on empirical mode decomposition and support vector machine[J]. High Voltage Apparatus, 2018, 54(9): 12-18.
- [5] 何成, 李文胜, 赵建平, 等. 高压隔离开关分合闸过程触指压力检测技术与应用[J]. 高压电器, 2017, 53(11): 229-235. HE Cheng, LI Wensheng, ZHAO Jianping, et al. Technique and application of finger pressure detection in high voltage isolation switch closing process[J]. High Voltage Apparatus, 2017, 53(11): 229-235.
- [6] 杨超, 李刚, 安永帅, 等. 一种基于 VLD 开发的智能高压隔离开关到位监测方法[J]. 高压电器, 2014, 50(7): 76-82. YANG Chao, LI Gang, AN Yongshuai, et al. A method for monitoring the in-position of intelligent high-voltage isolating switch based on VLD[J]. High Voltage Apparatus, 2014, 50(7): 76-82.
- [7] ZHAO Huicheng, CHEN Xu, ZHANG Jinbo, et al. Monitoring device for operating state of GIS isolating switch operating mechanism[C] // 2017 2nd International Conference on Power and Renewable Energy (ICPRE 2017), September 20-23, 2017, Chengdu, China: 306-309.
- [8] 张从新, 赵乐, 王先培. 复杂地物背景下电力线的快速提取算法[J]. 武汉大学学报: 工学版, 2018, 51(8): 732-739. ZHANG Congxin, ZHAO Le, WANG Xianpei. A fast

- extraction algorithm of power lines in complex objects[J]. Engineering Journal of Wuhan University, 2018, 51(8): 732-739.
- [9] ZHOU Fengming. The application of the median filter in image restoration[C] // Proceedings of 2017 5th International Conference on Frontiers of Manufacturing Science and Measuring Technology (FMSMT 2017), Research Institute of Management Science and Industrial Engineering: Computer Science and Electronic Technology International Society, 2017: 8.
- [10] 托乎提努尔, 张海龙, 王杰, 等. 基于图形处理器的高速中值滤波算法[J]. 吉林大学学报: 工学版, 2019, 49(3): 979-985.
TOU Hutinuer, ZHANG Hailong, WANG Jie, et al. High-speed median filtering algorithm based on graphics processor[J]. Journal of Jilin University: Engineering Science, 2019, 49(3): 979-985.
- [11] 周封, 任贵新. 基于颜色空间变量的输电线图像分类及特征提取[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(5): 89-98.
ZHOU Feng, REN Guixin. Image classification and feature extraction of power transmission lines based on color space variables[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(5): 89-98.
- [12] 蒋宜勤, 周基贤, 闵涛, 等. 基于 Hough 变换的矿物薄片图像线特征检测方法[J]. 微电子学与计算机, 2015, 32(8): 120-124.
JIANG Yiqin, ZHOU Jixian, MIN Tao, et al. Method for image feature detection of mineral flakes based on Hough transform[J]. Microelectronics & Computer, 2015, 32(8): 120-124.
- [13] 刘哲, 徐涛, 宋余庆, 等. 基于 NSCT 变换和相似信息鲁棒主成分分析模型的图像融合技术[J]. 吉林大学学报: 工学版, 2018, 48(5): 1614-1620.
LIU Zhe, XU Tao, SONG Yuqing, et al. Image fusion technique based on NSCT transform and similar information robust principal component analysis model[J]. Journal of Jilin University: Engineering and Technology Edition, 2018, 48(5): 1614-1620.
- [14] 曹义亲, 曹婷, 黄晓生. 基于 NSST 的 CS 与区域特性相结合的图像融合方法[J]. 计算机工程与应用, 2018, 54(20): 190-196.
CAO Yiqin, CAO Ting, HUANG Xiaosheng. Image fusion method based on NSST combined CS and regional characteristics[J]. Computer Engineering and Applications, 2018, 54(20): 190-196.
- [15] 曹占辉, 李言俊, 张科. 基于蚁群算法的二维最大熵分割算法(英文)[J]. 光子学报, 2007(12): 2377-2380.
CAO Zhanhui, LI Yanjun, ZHANG Ke. Two-dimensional maximum entropy segmentation algorithm based on ant colony algorithm[J]. Acta Photonica Sinica, 2007(12): 2377-2380.
- [16] 李丽宏, 华国光. 基于改进遗传算法的最大 2 维熵图像分割[J]. 激光技术, 2019, 43(1): 119-124.
LI Lihong, HUA Guoguang. Maximum 2-D entropy image segmentation based on improved genetic algorithm[J]. Laser Technology, 2019, 43(1): 119-124.
- [17] 李竞, 李董东, 杜玉改, 等. 基于积分投影和 LSTM 的微表情识别研究[J]. 计算机时代, 2017(4): 13-16, 20.
LI Jing, LI Dongdong, DU Yugai, et al. Research on micro-expression recognition based on integral projection and LSTM[J]. Computer Age, 2017(4): 13-16, 20.
- [18] 冯振新, 周东国, 江翼, 等. 基于改进 MSER 算法的电力设备红外故障区域提取方法[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(5): 123-128.
FENG Zhenxin, ZHOU Dongguo, JIANG Yi, et al. Extraction method of infrared fault area of power equipment based on improved MSER algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(5): 123-128.
- [19] 罗元, 云明静, 王艺, 等. 基于人眼信息特征的人体疲劳检测[J]. 计算机应用, 2019, 34(7): 2098-2102.
LUO Yuan, YUN Mingjing, WANG Yi, et al. Human fatigue detection based on human eye information characteristics[J]. Journal of Computer Applications, 2019, 34(7): 2098-2102.
- [20] 陈焕翔, 解浩, 张建文, 等. 基于灰度共生矩阵纹理特征的局部放电模式识别[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(5): 25-30.
CHEN Huanxu, XIE Hao, ZHANG Jianwen, et al. Partial discharge pattern recognition based on texture features of gray level co-occurrence matrix[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(5): 25-30.
- [21] 陈锐. 基于神经网络的图像分类方法研究[D]. 石家庄: 河北科技大学, 2019.
CHEN Rui. Research on image classification method based on neural network[D]. Shijiazhuang: Hebei University of Science and Technology, 2019.
- [22] 李鑫, 孟亨, 杨楨, 等. 基于 BP 神经网络递推积分 PI-重复控制在微电网 APF 中的研究[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(6): 132-140.
LI Xin, MENG Heng, YANG Zhen, et al. Research on recursive integral PI-repetitive control based on BP neural network in micro-grid APF[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(6): 132-140.

收稿日期: 2019-05-12; 修回日期: 2019-06-21

作者简介:

刘子英(1964—), 女, 硕士, 教授, 研究方向为电气设备故障诊断; E-mail: 151696128@qq.com

张靖(1994—), 男, 通信作者, 硕士研究生, 研究方向为电气设备故障诊断与检测; E-mail: 3052366988@qq.com

邓芳明(1980—), 男, 博士, 讲师, 从事电子信息专业方向教学工作。E-mail: dengfm1980@sina.cn

(编辑 魏小丽)