

基于红外热成像的电气设备组件识别研究

曾 军¹, 王东杰², 范 伟², 刘滨滨², 赵洪山³

(1. 国网河北省电力有限公司, 河北 石家庄 050000;

2. 国网河北省电力有限公司保定供电分公司, 河北 保定 071000; 3. 华北电力大学, 河北 保定 071000)

摘要: 常见的电力设备有变压器、开关柜、断路器等, 这些设备都由多个组件构成。通过这类设备的红外热成像实现了对其组件的识别。基于红外热成像信息量较少的特点, 采用多种算法融合。首先是基于 Lab 模型采用改进的 K-means 聚类 and 形态学的结合, 提取红外图像中的高温区域, 充分保证了效率和可靠性。其次采用改进的 SURF (speeded-up robust features) 和感知哈希算法的结合, 确定被提取区域中的三相组件。SURF 的作用是将已知的电气设备可见光图像和被提取区域中所有的图像进行对比, 找出红外图像中特征点匹配最多的区域。将其和其他红外区域进行对比, 通过感知哈希算法找到其他区域中匹配度最高的两个区域, 以此定位出红外图像中的三相组件。此研究适用于大量红外图像数据的识别定位, 为基于红外成像的电气设备故障信息提取提供思路。

关键词: 图像处理; 红外热成像; K-means; SURF; 感知哈希算法

中图分类号: TN219; TP391.4 文献标识码: A 文章编号: 1001-8891(2021)07-0679-09

Research on Component Identification for Electrical Equipment Based on Infrared Thermography

ZENG Jun¹, WANG Dongjie², FAN Wei², LIU Binbin², ZHAO Hongshan³

(1. State Grid Hebei Electric Power Co. Ltd., Shijiazhuang 050000, China; 2. State Grid Hebei Electric Power Co. Ltd, Baoding Power Supply Branch, Baoding 071000, China; 3. North China Electric Power University, Baoding 071000, China)

Abstract: Common electrical equipment includes transformers, switchgears, and circuit breakers, which are composed of multiple components. In this study, the identification of these components was realized via infrared thermal imaging of such devices. Based on the characteristics of infrared thermal imaging with less information, a variety of algorithms have been used for fusion. First, based on the Lab model, a combination of improved K-means clustering and morphology was used to extract the high-temperature region in the infrared image, which guaranteed efficiency and reliability. Second, a combination of improved SURF and perceptual hash algorithms was used to determine the three-phase components in the extracted area. The role of SURF was to compare the visible image of the known electrical device with all the images in the extracted area to determine the area with the most matching feature points in the infrared image. Compared with other infrared regions, we found two regions with the highest matching degree in other regions via the perceptual hash algorithm to locate the three-phase devices in the infrared image. This study is applicable to infrared image recognition and positioning without a large number of image data sets and provides ideas for the extraction of fault information of electrical equipment based on infrared imaging.

Key words: image processing, infrared thermal imaging, K-means, SURF, perceptual hash algorithm

0 引言

早在 20 世纪 70 年代, 就有国外学者开始研究红

外热成像的识别, 并首先将其应用于军事领域^[1]。我国虽然起步较晚, 但从 90 年代开始就应用于各个领域。在 2008 年, 国家颁布了《带电设备红外诊断应

收稿日期: 2020-12-25; 修订日期: 2021-07-03.

作者简介: 曾军 (1976-), 男, 河北省石家庄人, 高级工程师, 研究方向电力系统及其自动化。E-mail: 25702278@qq.com.

基金项目: 国家重点研发计划项目 (2018YFE0122200) 项目名称: 市场化环境下提升电力系统供需平衡能力的需求侧资源聚合响应关键技术研究。

用规范》^[2]，各个科研院所逐步发掘红外热成像识别在电气领域的应用。相比于可见光图像，红外图像具有对比度低、信噪比低和灰度级少的特点^[3]。所以可见光图像和红外图像的识别方法有较大的差异。目前，国内外关于红外热成像目标检测和识别的研究主要包括：基于图像特征的分类识别和基于模板匹配的目标识别^[4]。其中，基于图像特征的分类识别目前主要是基于深度学习^[5]，而基于模板匹配的目标识别主要是通过图像分割、对比和增强等方法，对图像进行处理。本文属于第二种方法。

关于图像分割的方法，文献[6-9]分析了关于常见的 Sobel, Prewitt, Roberts 等多种边缘检测算法，同时提出通过 K-means 聚类提取图像的边缘，但是只通过 K-means 聚类会导致提取的部分失去图像细节，为接下来的图像识别带来问题。文献[10-13]通过 K-means 分割图像，并用形态学进行滤波，保留主要成分，但是形态学滤波对于有些图像可能会导致过度切割，最终可能会导致识别失败。关于图像匹配的算法，文献[14]主要通过 SIFT (scale invariant feature transform) 算法实现对快速移动物体的识别，但是 SIFT 算法相比于 SURF 算法计算复杂度高，计算速度慢，会影响识别的实时性。文献[15]采用 SURF 匹配算法和 RANSAC (random sample consensus) 筛选算法，将提取的图像特征通过筛选，提高 SURF 算法的鲁棒性，但是此方法难以用于单个图像中的多目标匹配问题。

本文基于红外热成像针对电气设备三相组件进行识别，如电压互感器、绝缘子串、绝缘套管等组件都属于三相组件，最终实现这类组件的故障定位。针对前文中出现的过度分割、计算时间较长、普适性较低的问题，本文提出先通过改进 K-means 聚类和形态学的结合，准确提取红外热成像中的高温区域，因为电力组件的温度即使在正常情况下也会明显不同于环境温度^[16]，所以其中一般包括了三相组件、干扰及噪声的红外热成像。通过 SURF 算法，识别红外高温区域中的电力设备某一相组件，再通过感知哈希算法，对比图像中被分割出的其他区域，最终确定三相的位置。算法具有一定的普适性，不只是适用于某一种电力设备，为基于电力设备的三相组件温度故障诊断提供技术支持。

1 基于电气设备组件的红外图像分割

1.1 基于 Lab 颜色模型

电力设备三相组件的温度即使在正常情况下，较环境温度也会高出很多。所以通过红外摄像头采集的

红外热成像中，电力设备的三相温度一般明显偏高，以此作为分割图像的实际基础。但是因为目前电力设备的红外热成像主要通过摄像头采集，所以图像是基于 RGB (red green and blue) 颜色模型^[17]。每一个像素点都是由红 (R)、绿 (G) 和蓝 (B) 按照不同的比例混合而成，但是像素点之间的色相差异无法体现^[18]。而 L*a*b 颜色模型 (文中简称 Lab) 模型则是以数字化方式描述人类视觉感应的颜色系统，其理论上包括了人眼可以看见的所有色彩的色彩模式，是对传统 RGB 模型的补充。Lab 用 3 组数值表示色彩^[19]。

- 1) L: 亮度数值, 0~100, 数值越高亮度越高;
- 2) a: 表征红色和绿色, 当颜色从红色变化到绿色时, a 值的变化范围为+127~-128;
- 3) b: 表征黄色和蓝色, 当颜色从黄色变化到蓝色时, b 值的变化范围为+127~-128。

本文以某三相电压互感器的红外热成像为例，通过灰度直方图可以明显看到 RGB 模型各个分量的直方图灰度分布的区分度并不大，灰度主要集中在低频部分。如图 1(b)、1(d)、1(f)所示。Lab 模型的灰度分布模型中的 a 分量和 b 分量的图像反差明显，直方图呈现互补的趋势，如图 2 所示。表明可以利用 a 和 b 分量的叠加对图像进行分割。本文利用 a 分量和 b 分量组成的二维图像数据空间 (以下简称 ab 分量) 作为三相识别定位的颜色空间对图像进行聚类分割。

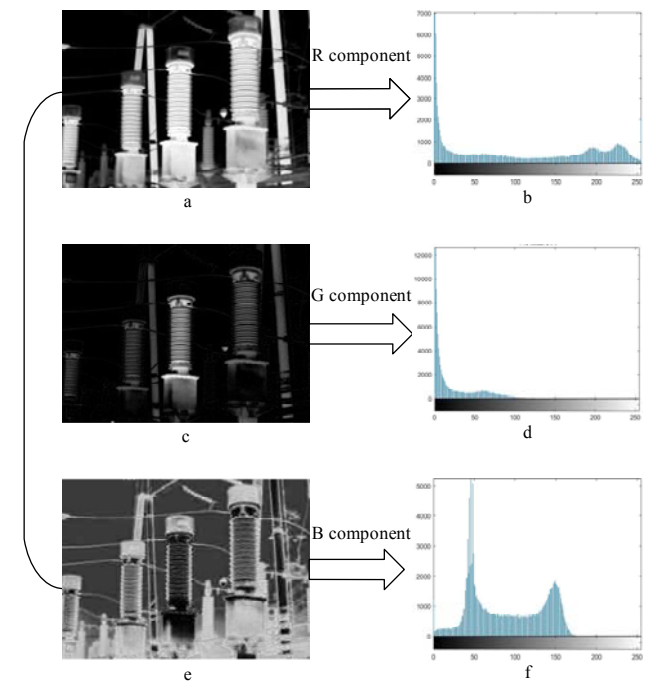


图1 某红外图片的 RGB 各分量的图像及直方分布图

Fig.1 Image and histogram of RGB components of an infrared picture

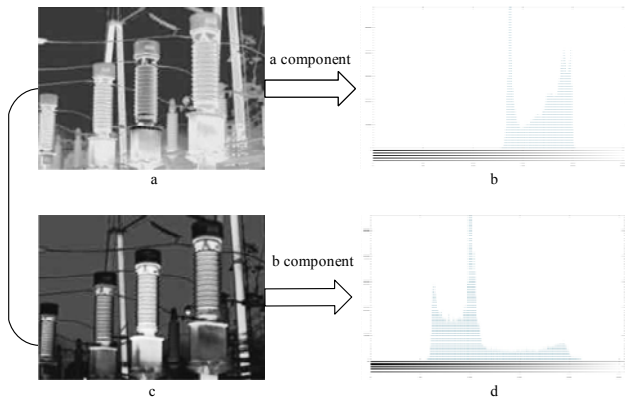


图2 某红外图片的 a 和 b 分量的图像及直方分布图

Fig.2 Image and histogram of the a and b components of an infrared image

1.2 K-means 聚类和形态学的图像切割算法

1.2.1 基于 ab 分量模型的 K-means 聚类图像分割

K-means 聚类算法不需要训练样本,是一种无监督的统计方法。大致步骤如下:

- 1) 先从给定像素大小为 N 的样本空间数据集中选取 K 个点作为初始聚类中心;
- 2) 计算各个图像数据样本到每个初始聚类的距离,把图像数据样本合并到离它最近的那个聚类中心所在的类;
- 3) 计算新形成的每个类的图像样本数据对象的平均值来得到新的聚类中心;
- 4) 重复以上步骤,直到相邻两次的聚类中心没有任何变化,说明样本调整结束,聚类准则函数达到最优。

传统的 K-means 聚类将全部的数据集作为样本,从中任取 K 个像素点作为初始聚类中心。并采用欧氏距离 (Euclidean distance), 计算各个点到聚类中心的距离^[20]。为提高图像识别算法的实时性,任取整个像素矩阵 N 中 10% 的数据作为样本 n , 并在 n 中随机取 K 个点作为初始聚类中心。同时改用曼哈顿距离 (Manhattan distance) 描述数据个体之间的相似度的距离。它是标准坐标系上的绝对轴距总和, 结果是两个坐标差的绝对值之和。

1) 将 $M \times N$ 的 a 分量和 b 分量矩阵, 通过合并变换, 变为 $2 \times MN$ 的矩阵, 即用每个像素点的 a 分量值和 b 分量值作为该像素点的坐标 (X, Y) ;

2) 任取整个像素矩阵中 10% 的数据作为样本 n , 从中随机取 k 个点做为聚类中心, 初始聚类中心 $\{P_1^1, P_2^1, P_3^1, \dots, P_k^1\}$;

3) 假设共迭代 r 次 ($r \in R$), 在第 r 次迭代中按照下列准则将每个像素赋值给 k 类之一, 即:

$$E = \min \left\{ \sum_{j=1}^k \sum_{i \in Q_j^r} (|X_{ij}^r - P(X)_j^r| + |Y_{ij}^r - P(Y)_j^r|) \right\} \quad (1)$$

式中: X_{ij}^r, Y_{ij}^r 为第 r 次迭代中属于类 $j(j=1,2,3,\dots,k)$ 的第 i 个像素的横、纵坐标; $P(X)_j^r, P(Y)_j^r$ 为第 r 次迭代中的类 j 的聚类中心; Q_j^r 为第 r 次迭代赋给类 j 的像素集合。

4) 更新聚类中心 P_j^r 的方法为:

$$P(X)_j^{r+1} = \frac{1}{N_j} \sum_{i \in Q_j^r} X_{ij}^r \quad (2)$$

$$P(Y)_j^{r+1} = \frac{1}{N_j} \sum_{i \in Q_j^r} Y_{ij}^r \quad (3)$$

式中: N_j 为 Q_j^r 中的像素点总个数。

5) 满足下述条件则停止, 否则继续迭代下一次。

$$\forall j \in k, \|P_j^{r+1} - P_j^r\| < \varepsilon \quad (4)$$

式中: ε 为计算精度。

通过上述的 K-means 算法对电气设备组件的红外图像进行初步分割, 得到图像中温度较高的区域。电力设备组件即使在正常情况下, 温度也会不同于环境温度。所以, 本文提取的高温区域, 会包含电力设备的故障相、正常相以及其他噪声及干扰区域。

1.2.2 形态学膨胀处理

如果只是通过 K-means 切割图像将会出现过度切割的现象。以某包含三相电压互感器的红外图像为例, 对其应用上述的 K-means 切割算法, 图 3 中的一个电压互感器在图 4 中出现了过度的切割, 被分割为图 4 中的区域 5、6 和 7。这将不利于后期的识别。



图3 原图

Fig.3 Original image

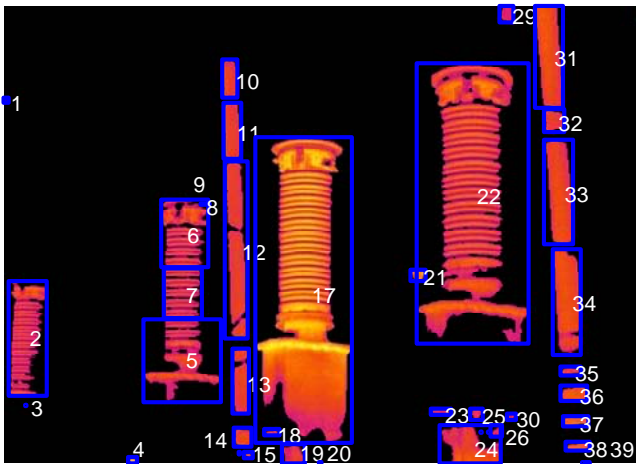


图 4 过度分割

Fig.4 Over-segmentation

应用形态学主要是图像滤波和提取图像边缘。本文通过形态学中的膨胀计算，把背景周围的背景点合并到物体中，防止在 K-means 算法中出现过度切割的问题。下面给出膨胀方法灰度形态学变换过程。

$$A \oplus b = \left\{ x \mid [(\hat{B})_x \cap A \neq \emptyset] \right\} \quad (5)$$

式中： A 为待处理的图像， B 为结构元素。式(5)表示 A 用 B 来膨胀，先对 B 做关于原点的映射，再将其映射平移 x ，这里 A 与 B 映射的交集不为空集。膨胀计算可以增加算法的鲁棒性，在膨胀计算后保障被识别区的完整性。虽然，噪声同样也被放大，但是通过后面的图像配准和识别可以基本忽略噪声的影响。

上述 1.2 中的算法作为对红外热成像预处理，在保证计算速度和分割精度的情况下，分割出红外热成像的高温区域，其中包含了故障相元件和正常相元件以及噪声及干扰区域。

2 基于 SURF 算法和感知哈希算法的图像配准和三相定位

2.1 基于 SURF 的特征点检测和描述

已分割的高温区域既包括三相组件，同时也包括噪声区域和干扰区域。本文通过 SURF 算法提取出其中和该组件可见光图像相似度最高的区域，实现单相识别。SURF 是一种局部特征，具有旋转、尺度不变性，对光照变化和仿射、透视变换也具有较强的鲁棒性^[21]。与 SIFT 算法相比，SURF 加入了 Hessian 近似矩阵和积分图像，降低了计算的复杂度，提高了速度。SURF 算法在积分图像的基础上，利用 Hessian 算子进行特征点的检测与求取。

$$H(I, \sigma) = \begin{bmatrix} L_{xx}(I, \sigma) & L_{xy}(I, \sigma) \\ L_{xy}(I, \sigma) & L_{yy}(I, \sigma) \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中：

$$L_{xx}(I, \sigma) = I(x, y) \otimes \frac{\partial^2}{\partial x^2} G(I, \sigma)$$

$$L_{yy}(I, \sigma) = I(x, y) \otimes \frac{\partial^2}{\partial y^2} G(I, \sigma)$$

$$L_{xy}(I, \sigma) = I(x, y) \otimes \frac{\partial^2}{\partial x \partial y} G(I, \sigma)$$

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right)$$

为提高运算速度、简化计算，将上式中的高斯二阶滤波器转换为 9×9 的盒子滤波器，并用它作为最小尺度空间对图像进行滤波和斑点检测。化简后，Hessian 近似矩阵 H_{appr} 的行列式可以表达为：

$$\det(H_{appr}) = D_{xx}D_{yy} - (\omega D_{xy}) \quad (7)$$

式中： ω 为权重系数， $\omega \approx 0.9$ 。 D_{xx} 、 D_{yy} 、 D_{xy} 表示 9×9 简化模板和图像卷积的结果。根据式(6)，记录图像任意点处响应的计算结果值，得到在某一尺度 σ 下的响应值。使用不同尺寸的模板，可以形成多尺度斑点响应的金字塔图像，便可以在此基础上进行斑点响应极值点的搜索。

为了确保图像的旋转不变性，为每个特征点分配一个主方向。首先以特征点为中心，计算半径为 $6s$ (s 为特征点所在的尺度值) 的圆形邻域内，对图像进行 Haar 小波响应运算。之后使用 $\sigma = 2s$ 的高斯加权函数对 Haar 小波响应运算响应值进行高斯加权。遍历整个圆形区域，其中最大 Harr 响应累加值所对应的方向为特征点主方向。

确定 SURF 的特征点描述算子，同样使用 Haar 计算小波响应。首先在主方向上将 $20s$ 为边长的矩形分为 4×4 的子块，每个子块利用尺寸为 $2s$ 的 Haar 小波模板进行响应值计算。得到如下结果表示每个区域的描述符 V ：

$$V = [\sum dx, \sum |dx|, \sum dy, \sum |dy|] \quad (8)$$

式中： d_x 和 d_y 分别为在水平和垂直方向上的 Haar 小波响应值。由此可获得由 4×4 个子区域构成， $4 \times (4 \times 4) = 64$ 维的 SURF 特征的描述符，并归一化处理。

2.2 基于 SURF 的特征点匹配

特征点匹配，就是通过某种相似性度量建立两类图像特征之间一一对应关系。特征点匹配的准确性影响图像配准精度^[22]。为了合理增加两个图片之间的匹配点个数，提高算法的鲁棒性。本文采用基于拉普拉

斯响应正负号的双向匹配策略对 SURF 描述子进行匹配。匹配条件如下:

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^m \text{sgn}\{\text{tr}(H_i^A)\} - \text{sgn}\{\text{tr}(H_i^B)\} = 0 \\ \sum_{j=1}^n \text{sgn}\{\text{tr}(H_j^A)\} - \text{sgn}\{\text{tr}(H_j^B)\} = 0 \end{cases} \quad (9)$$

式中: $\text{tr}(H_i^A)$ 为 A 图像的 Hessian 矩阵的迹; $\text{tr}(H_j^B)$ 为 B 图像的 Hessian 矩阵的迹。通过分别遍历 A 和 B 的 Hessian 矩阵的迹的符号, 选取双方中所有和对方符号相同的特征点, 作为匹配的特征点。

通过上述 SURF 算法, 将分割出的区域和一相电气设备元件的可见光图像进行特征点匹配, 找出被分割图像各个区域中匹配特征点最多的区域, 以此确定被识别的电气设备三相组件中的某一相。

2.3 结合感知哈希算法的电气设备三相识别

将上述算法结合感知哈希算法 (perceptual hash algorithm), 将电气设备组件的一相定位扩充为三相, 以提取被识别图像中的某类组件的三相位置区域。感知哈希算法是一种生成图像“指纹”字符串的算法, 目前已广泛应用音频、图像、视频和生物识别^[23], 具体步骤如下:

- 1) 将图片缩放到 8×8 的像素图片
- 2) 将图片转换为灰度图片

$$G = 0.299 \times R + 0.587 \times G + 0.114 \times B \quad (10)$$

式中: G 代表灰度图片; R 、 G 、 B 分别代表图像 RGB 模型的各个分量;

- 3) 压缩图片

通过离散余弦变换 (discrete cosine transform, DCT) 压缩图片, 将图片从空域转换到频域, 变换公式为:

$$F(u, v) = c(u)c(v) \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} f(i, j) \cos\left[\frac{(i+0.5)\pi}{N}u\right] \cos\left[\frac{(j+0.5)\pi}{N}v\right] \quad (11)$$

$$c(u) = \begin{cases} \sqrt{\frac{1}{N}}, u = 0 \\ \sqrt{\frac{2}{N}}, u \neq 0 \end{cases} \quad (12)$$

式中: $f(i, j)$ 为原始图像; $F(u, v)$ 是 DCT 变换后的系数; N 为压缩后像素矩阵的大小, $c(u)$ 和 $c(v)$ 是补偿系数;

- 4) 缩小 DCT

因为 DCT 矩阵的特点是能量主要集中在左上角, 所以保留左上角 8×8 的矩阵;

- 5) 生成图像“指纹”

将 8×8 的 DCT 矩阵转化为哈希值, 进一步缩小 DCT 矩阵。规则如下:

$$\begin{cases} F(i, j) = 0, & F(i, j) > \text{avg}(\text{DCT}) \\ F(i, j) = 1, & F(i, j) \leq \text{avg}(\text{DCT}) \end{cases} \quad (13)$$

式中: $F(i, j)$ 为 8×8 的 DCT 矩阵中的各个元素; $\text{avg}(\text{DCT})$ 为 DCT 矩阵的平均值。

- 6) 对比指纹

通过计算汉明距离反映两个图像之间的对比度, 当汉明距离小于 10 时被认为图像非常相似。汉明距离计算公式^[24]:

$$d(\text{HP}_1, \text{HP}_2) = \sum_{i=1}^{64} (h_1 \oplus h_2) \quad (14)$$

式中: HP_1 , HP_2 分别代表两个图像样本的感知哈希算子。 h_1 和 h_2 分别为 64bit 的哈希值。

本文通过 2.1 和 2.2 中的 SURF 算法, 可以确定分割出的每个区域和可见光图像之间的匹配特征点。但是, 算法注重尽可能增加特征向量点, 但没有对其进行甄别, 所以只筛选出和可见光图像匹配最多的红外区域。假设可见光图像为某一项电气设备, 则会挑选出与其最相似的部分, 这部分可确定为三相设备中的某一相。一般对于电力设备而言, 三相设备在同一张热成像中只是大小不同, 但是角度、形态基本相同。通过对比已选出的区域和其他区域的哈希值, 筛选出另外两相, 最终确定三相区域。本文整体算法大致流程如图 5 所示。

3 实验分析

本文针对电气设备的红外图像进行三相的识别和定位, 为了更好地验证本文方法的有效性, 选取了多组图片进行测试。测试环境: 处理器: Intel(R) Core(TM) i5-5200U CPU @2.20GHz (4 核 CPU); 内存: 4096MB RAM; 操作系统: Windows 10; Matlab 2017a。

首先设计实验, 体现本文 K-means 算法的分割效果和时间。选取一张三相高压电压互感器红外热成像作为样本进行测试, 测试采用欧氏距离和通过全局随机取初始聚类中心的传统 K-means 算法, 以及本文的算法。每个方法每次计算时, 重复聚类 10 次以防止出现局部最优。每种方法共计算 10 次。测试结果如图 6 所示。

通过图 6 可知本文对于分割图像的方法计算速度明显提高。

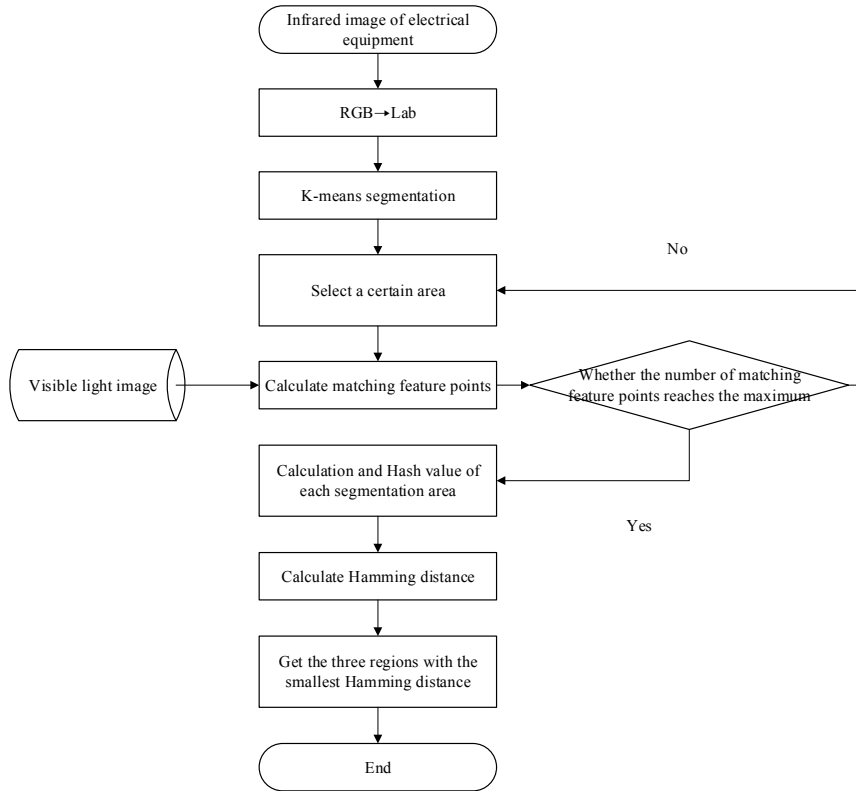


图 5 算法总流程图

Fig.5 Algorithm general flow chart

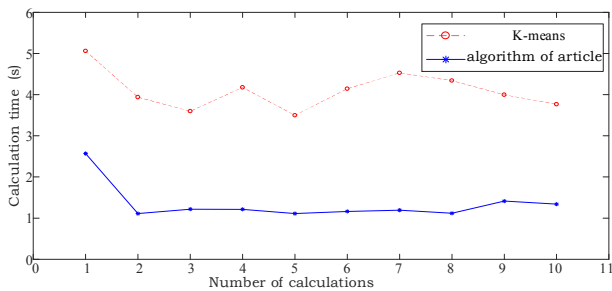


图 6 两种算法计算时长

Fig.6 The length of time required for the two algorithms to calculate

如 1.2.2 中所述, 通过形态学膨胀计算, 可以有效避免过度切割的问题。本文将 K-means 切割和形态学膨胀计算结合。从分割效果来看, 本文的算法更有利于避免出现过度分割, 将过分割率作为分割精度, 结果如表 1 所示。

表 1 两种算法的分割精度

Table 1 Segmentation accuracy of two algorithms

	K-means algorithm	Proposed
Figure 3	0.09	0.04
Figure 11(b)	0.17	0.01
Figure 11(d)	0.09	0.06
Figure 11(c)	0.13	0.02
Figure 11(a)	0.14	0.01

过分割率越低说明越接近于正确的分割结果, 发生严重过度分割的概率越低。由此可见本文的分割算法精度更好。效果如图 7 所示。

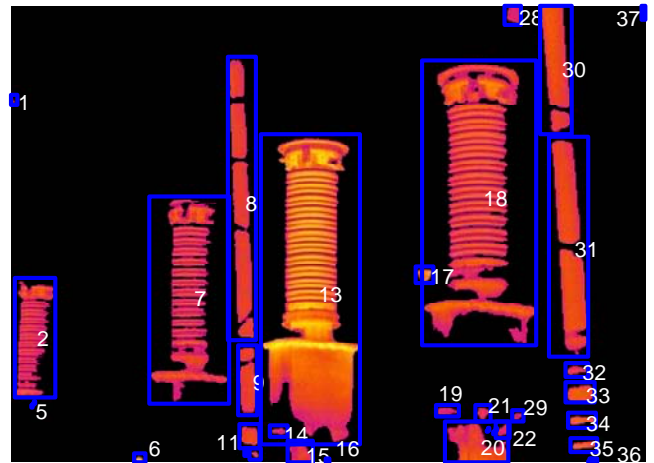
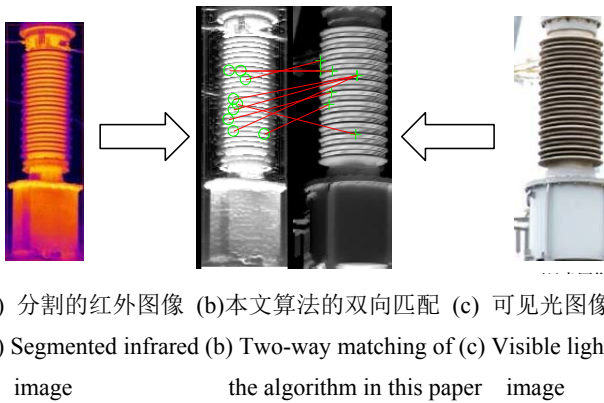


图 7 本文算法分割效果

Fig.7 The segmentation effect of the algorithm in this paper

相比图 4, 将图 4 中的区域 5、6 和 7 合并为图 7 中的区域 7, 形成了完整的互感器区域, 有效避免了过度切割的问题, 这将有利于后面的识别。

确定了正确的分割区域后, 进行三相的识别和定位。将图分割出来的各个区域和对应的可见光图片, 通过本文 2.2 的算法进行匹配, 如图 8 所示。



(a) 分割的红外图像 (b)本文算法的双向匹配 (c) 可见光图像
(a) Segmented infrared (b) Two-way matching of the algorithm in this paper (c) Visible light image

图8 SURF 特征点匹配

Fig.8 SURF feature point matching

图7中共分割出39个区域,并按照图7进行标号。每个区域分别和图8(c)匹配后,结果如表2所示。

表2 特征点匹配结果

Table 2 Feature point matching result

Area No.	7	13	18	31	Others
Proposed	9	2	18	2	0
SURF	2	0	4	2	0

通过本文的算法,图像匹配点数明显提高,这会进一步提高系统可靠性。但是,依然存在噪声干扰的问题。例如,图7中的区域31并不是要被识别的区域,但是依然出现了匹配点。所以为了避免这种情况,本文结合感知哈希算法提高识别的准确度。选取匹配点数最多的图7中的区域18,和其他区域对比哈希值,得到如图9所示的结果。

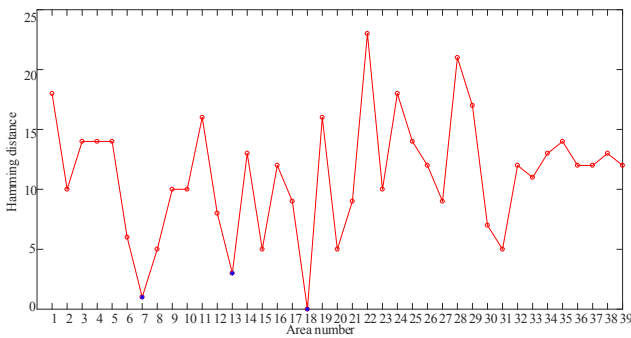


图9 各区域间汉明距离

Fig.9 Hamming distance between regions

区域7,区域13和区域18和区域18的哈希值的汉明距离最小,说明区域7、13和区域18最相近,而这3个区域就是电气设备的三相,如图10所示。

为验证算法的可靠性和普适性,又对其他的电气设备红外热成像进行了三相组件的识别定位,如图11所示。结果表明,本文的三相定位效果较为满意。

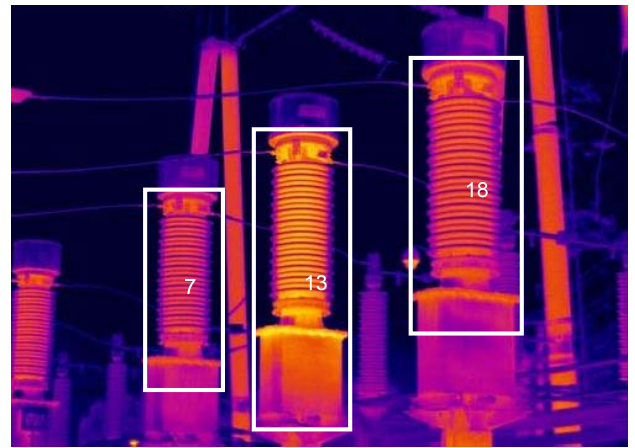
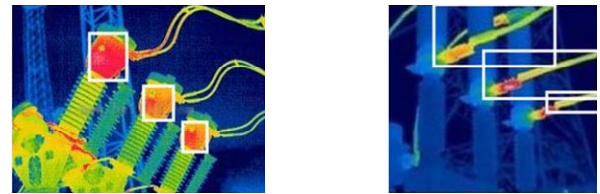


图10 最终识别效果

Fig.10 Final recognition effect

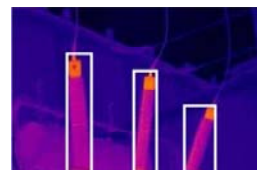


(a) 互感器

(b) 隔离刀闸

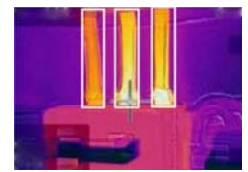
(a) Transformer

(b) Isolation switch



(c) 绝缘子

(c) Insulator



(d) 电缆

(d) Cable

图11 其他类型设备三相的识别定位

Fig.11 Three-phase identification and positioning of other types of equipment

4 结论

本文针对红外热成像信息少,噪声多等特点,以电气设备的红外图像为对象,进行三相设备的识别和定位。主要分为两步,首先是进行图像的分割,因为电气设备三相组件发热的原因,所以通过将改进的K-means算法和形态学相结合分割图像,提取其中包含了三相设备的高温区域。此算法在保证分割效果的同时兼顾了实时性。之后,采用SURF算法和可见光图片进行匹配,选出匹配点最多的区域后,在通过感知哈希算法计算各个区域之间的汉明距离,最相近的3个区域即为电气设备的三相。通过实验,本算法不只是针对某一种电气设备,而是具有一定的普适性,得到了较为满意的结果。同时为单一红外热成像的多相似目标识别提供了思路。

参考文献:

- [1] 韩军利. 红外图像目标识别技术研究[D]. 南京: 南京理工大学, 2004.
HAN Junli. Research on Infrared Image Target Recognition Technology [J]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2004.
- [2] 戴文远. 基于红外热图像的故障诊断方法综述[J]. 红外, 2013, 34(2): 16-21.
DAI Wenyuan. Review of fault diagnosis methods based on infrared thermal images[J]. *Infrared*, 2013, 34(2): 16-21.
- [3] 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. Fault region extraction using improved MSER algorithm with application to the electrical system[J]. *Power System Protection and Control*, 2019, 47(5): 123-128.
- [4] LeeHyeon-Kyu, KimJH. An HMM-based threshold model approach for gesture recognition[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1999, 21(10): 961-973.
- [5] 林颖, 郭志红, 陈玉峰. 基于卷积递归网络的电流互感器红外故障图像诊断[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(16): 87-94.
LIN Yin, GUO Zhihong, CHEN Yufeng. Convolutional-recursive network based current transformer infrared fault imagediagnosis[J]. *Power System Protection and Control*, 2015, 43(16): 87-94.
- [6] 陈伟, 何家欢, 裴喜平. 基于相空间重构和卷积神经网络的电能质量扰动分类[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(14): 87-93.
CHEN Wei, HE Jiahuan, PEI Xipin. Classification for power quality disturbance based on phase-space reconstruction and convolution neural network[J]. *Power System Protection and Control*, 2018, 46(14): 87-93.
- [7] 林群武. 红外热成像技术在电力系统设备故障检测中的应用研究[D]. 淮南: 安徽理工大学, 2016.
LIN Qunwu. Application of infrared thermal imaging technology in fault detection of power system equipment [D]. Huainan: Anhui University of Science and Technology, 2016.
- [8] 艾建勇, 金立军. 基于紫外图像的接触网棒瓷绝缘子污秽状态检测[J]. 电工技术学报, 2016, 31(10): 112-118.
AI Jianyong, JIN Lijun. Rod porcelain insulator filth state detection of catenary based on ultraviolet image[J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2016, 31(10): 112-118.
- [9] 周封, 任贵新. 基于颜色空间变量的输电线路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 transmission line based on color space variable[J]. *Power System Protection and Control*, 2018, 46(5): 89-98.
- [10] 王志社, 杨风暴, 纪利娥, 等. 基于聚类分割和形态学的可见光与 SAR 图像配准[J]. 光学学报, 2014, 34(2): 184-190.
WANG Zhishe, YANG Fengbao, JI Li'e, et al. Optical and SAR image registration based on cluster segmentation and mathematical morphology[J]. *Acta Optica Sinica*, 2014, 34(2): 184-190.
- [11] 蒋景英, 张琪, 张昊, 等. 一种提高人耳特征点识别度的目标区域提取方法[J]. 纳米技术与精密工程, 2015, 13(4): 271-275.
JIANG Jingying, ZHANG Qi, ZHANG Hao, et al. A target area detection method for improving ear feature point recognition degree[J]. *Nanotechnology and Precision Engineering*, 2015, 13(4): 271-275.
- [12] 黄跃鑫, 钟舜聪, 伏喜斌, 等. 聚乙烯管道电熔接头的超声相控阵成像及缺陷特征[J]. 焊接学报, 2018, 39(2): 119-123, 134.
HUANG Yuexin, ZHONG Shuncong, FU Xifu, et al. Ultrasonic phased array imaging and defect characteristics of polyethylene pipe electrofusion joints[J]. *Transactions of the China Welding Institution*, 2018, 39(2): 119-123, 134.
- [13] 黄新波, 刘新慧, 张焯, 等. 基于红蓝色差和改进 K-means 算法的航拍绝缘子分类识别方法[J]. 高电压技术, 2018, 44(5): 1528-1534.
HUANG Xinbo, LIU Xinhui, ZHANG Ye, et al. Classification recognition method of insulator in aerial image based on the red-blue difference and developed K-means algorithm[J]. *High Voltage Engineering*, 2018, 44(5): 1528-1534.
- [14] 李洪锋, 魏镜波, 付亚伟, 等. 基于 SIFT 算法的物体运动方向快速识别方法[J]. 计算机工程与科学, 2019, 41(6): 1050-1056.
LI Hongfeng, WEI Jingtao, FU Yawei, et al. A fast object motion direction recognition method based on SIFT algorithm[J]. *Computer Engineering & Science*, 2019, 41(6): 1050-1056.
- [15] 李寒, 王库, 刘韶军. 基于灰度冗余和 SURF 算法的电气设备红外和可见光图像配准[J]. 电力系统保护与控制, 2011, 39(11): 111-115, 123.
LI Han, WANG Ku, LIU Shaojun. Registration method between infrared and visible images of electrical equipment based on gray-scale redundancy and SURF[J]. *Power System Protection and Control*, 2011, 39(11): 111-115, 123.
- [16] 杨瑞珍, 杜博伦, 何赞泽, 等. 晶硅光伏电池电磁感应激励红外热辐射缺陷检测与成像技术[J]. 电工技术学报, 2018, 33(S2): 321-330.
YANG Ruizhen, DU Bolun, HE Yunze, et al. Infrared radiation defect detection and imaging technique under active electromagnetic induction excitation for crystalline silicon photovoltaic cells[J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2018, 33(S2): 321-330.
- [17] 崔行磊, 周学, 张勇, 等. 基于彩色摄像和光谱分析联合测温方法的电弧温度场分布测量[J]. 电工技术学报, 2017, 32(15): 128-135.
CUI Xinglei, ZHOU Xue, ZHANG Yong, et al. Measurement of static Arc temperature distribution based on colorful photographing and spectroscopy analysis[J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2017, 32(15): 128-135.
- [18] 李震, 洪添胜, 曾祥业, 等. 基于 K-means 聚类的柑橘红蜘蛛图像目标识别[J]. 农业工程学报, 2012, 28(23): 147-153, 299.
LI Zhen, HONG Tiansheng, ZENG Xiangye, et al. Citrus red mite image

- target identification based on K-means clustering[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering* (Transactions of the CSAE), 2012, **28**(23): 147-153.
- [19] 李冠林, 马占鸿, 黄冲, 等. 基于 K_means 硬聚类算法的葡萄病害彩色图像分割方法[J]. *农业工程学报*, 2010, **26**(S2): 32-37.
- LI Guanlin, MA Zhanhong, HUANG Chong, et al. Segmentation of color images of grape diseases using K_means clustering algorithm[J]. *Transactions of the CSAE*, 2010, **26**(S2): 32-37.
- [20] 林滨. K-Means 聚类的多种距离计算方法的文本实验比较[J]. *福建工程学院学报*, 2016, **14**(1): 80-85.
- LIN Bin. Experimental comparison of K-Means text clustering by varied distance calculation methods[J]. *Journal of Fujian University of Technology*, 2016, **14**(1): 80-85.
- [21] 胡兵, 杨明, 郭林栋, 等. 基于地面快速鲁棒特征的智能车全局定位方法[J]. *上海交通大学学报*, 2019, **53**(2): 203-208.
- HU Bing, YANG Ming, GUO Lindong, et al. Global localization for intelligent vehicles using ground SURF[J]. *Journal of Shanghai Jiao Tong University*, 2019, **53**(2): 203-208.
- [22] 纪利娥, 杨风暴, 王志社, 等. 可见光和红外反相图像的 SURF 特征双向匹配[J]. *光电工程*, 2014, **41**(5): 77-82.
- Ji Li'e, YANG Fengbao, WANG Zhishe, et al. Bi-directional matching algorithm based on SURF features for visible and negative image of infrared image[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2014, **41**(5): 77-82.
- [23] 牛夏牧, 焦玉华. 感知哈希综述[J]. *电子学报*, 2008, **36**(7): 1405-1411.
- NIU Xiamu, JIAO Yuhua. An overview of perceptual hashing[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2008, **36**(7): 1405-1411.
- [24] 简献忠, 唐章源. 一种融合感知哈希的快速压缩跟踪算法[J]. *小型微型计算机系统*, 2018, **39**(11): 2503-2507.
- JIAN Xianzhong, TANG Zhangyuan. Fast compressive tracking algorithm based on perceptual Hashing[J]. *Journal of Chinese Computer Systems*, 2018, **39**(11): 2503-2507.