



## 面向电力设备红外图像的温度值识别算法

王凯旋, 任福继, 倪红军, 吕帅帅, 汪兴兴

引用本文:

王凯旋,任福继,倪红军,吕帅帅,汪兴兴. 面向电力设备红外图像的温度值识别算法[J]. 智能系统学报, 2022, 17(3): 617–624.  
WANG Kaixuan,REN Fuji,NI Hongjun,LYU Shuaishuai,WANG Xingxing. Temperature value recognition algorithm for the infrared image of power equipment[J]. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 2022, 17(3): 617–624.

在线阅读 View online: <https://dx.doi.org/10.11992/tis.202105043>

## 您可能感兴趣的其他文章

### 基于几何特征的IC芯片字符分割与识别方法

IC chip character segmentation and recognition method based on geometric features  
智能系统学报. 2020, 15(1): 144–151 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201904028>

### 一种改进的深度学习道路交通标识识别算法

An improved deep learning algorithm for road traffic identification  
智能系统学报. 2020, 15(6): 1121–1130 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201811009>

### 基于小样本学习的LCD产品缺陷自动检测方法

An automatic small sample learning-based detection method for LCD product defects  
智能系统学报. 2020, 15(3): 560–567 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201904020>

### 卷积神经网络的贴片电阻识别应用

Chip resistance recognition based on convolution neural network  
智能系统学报. 2019, 14(2): 263–272 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201710005>

### 基于质心分水岭算法的静态手势分割算法模型

Static gesture segmentation algorithm model based on centroid watershed algorithm  
智能系统学报. 2019, 14(2): 346–354 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201804028>

### 基于卷积特征和贝叶斯分类器的人脸识别

Face recognition based on convolution feature and Bayes classifier  
智能系统学报. 2018, 13(5): 769–775 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201706052>



微信公众平台



期刊网址

DOI: 10.11992/tis.202105043

网络出版地址: <https://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1538.TP.20220418.1827.008.html>

# 面向电力设备红外图像的温度值识别算法

王凯旋<sup>1,2</sup>, 任福继<sup>2</sup>, 倪红军<sup>1</sup>, 吕帅帅<sup>1</sup>, 汪兴兴<sup>1</sup>

(1. 南通大学 机械工程学院, 江苏 南通 226019; 2. 德岛大学 智能信息工学部, 日本 德岛 7708501)

**摘 要:** 为了快速准确地识别出红外图像中温度值实现缺陷检测, 提出了面向电力设备红外图像的温度值识别算法。针对温度值区域背景复杂的问题, 根据红外图像直方图自适应确定阈值进行预处理; 结合轮廓与相对位置信息, 准确定位温度值区域, 并实现字符分割; 建立温度值图像数据集, 采用卷积神经网络进行训练和测试; 基于 MATLAB 的 App Designer 模块, 设计温度值识别与记录系统。结果证明, 该算法对温度值识别准确率达到 98.6%, 高于传统的字符识别算法, 能够实现快速识别与准确记录温度值, 有效降低了电力巡检人员的劳动强度。

**关键词:** 电力设备; 红外图像; 自适应阈值; 图像分割; 字符识别; 卷积神经网络; 缺陷检测; 仿真系统

**中图分类号:** TP391    **文献标志码:** A    **文章编号:** 1673-4785(2022)03-0617-08

中文引用格式: 王凯旋, 任福继, 倪红军, 等. 面向电力设备红外图像的温度值识别算法 [J]. 智能系统学报, 2022, 17(3): 617-624.

英文引用格式: WANG Kaixuan, REN Fuji, NI Hongjun, et al. Temperature value recognition algorithm for the infrared image of power equipment[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2022, 17(3): 617-624.

## Temperature value recognition algorithm for the infrared image of power equipment

WANG Kaixuan<sup>1,2</sup>, REN Fuji<sup>2</sup>, NI Hongjun<sup>1</sup>, LYU Shuaishuai<sup>1</sup>, WANG Xingxing<sup>1</sup>

(1. School of Mechanical Engineering, Nantong University, Nantong 226019, China; 2. Department of Intelligent Information Engineering, Tokushima University, Tokushima 7708501, Japan)

**Abstract:** To quickly and accurately recognize the temperature value of an infrared image and realize defect detection, we propose a temperature value recognition algorithm for the infrared image of power equipment. Owing to the complex background of the temperature value region, the adaptive threshold is determined for preprocessing based on the infrared image histogram. Combined with the contour and relative position information, the precise location of the temperature value is segmented. The infrared image temperature values dataset is established, trained, and tested by the convolutional neural network. The temperature value recognition and recording system are designed based on the App Designer module of MATLAB. The experiment demonstrates that the accuracy of the proposed method reaches 98.6%, which is higher than the traditional character recognition algorithm. The proposed method can quickly and accurately recognize and record the temperature value, effectively reducing the labor intensity of power inspectors.

**Keywords:** power equipment; infrared image; adaptive threshold; image segmentation; character recognition; convolutional neural network; defect detection; simulation system

电力设备是电能输送的重要组成部分, 电力设备的安全运行关系到电力系统的稳定性<sup>[1-2]</sup>。由于变电设备长期暴露于自然界中, 容易产生发

热现象从而引起变电设备的故障<sup>[3]</sup>。红外诊断技术是判断变电设备是否存在故障的重要方法之一, 利用红外测温设备获得变电设备的红外图像, 并根据红外辐射信息判断设备表面的温度分布情况, 根据变电设备运行温度标准进行故障判断<sup>[4-5]</sup>。目前, 为了提高运维人员的检测的效率,

收稿日期: 2021-05-27. 网络出版日期: 2022-04-19.

基金项目: 江苏高校优势学科建设工程项目 (PAPD); 德岛大学研究集群项目 (2003002).

通信作者: 倪红军. E-mail: [ni.hj@ntu.edu.cn](mailto:ni.hj@ntu.edu.cn).

常见的红外测温设备均会在红外检测图像右侧生成测温图谱、标记温度最大值和最小值,方便进行温度匹配、统计和记录<sup>[6-7]</sup>。传统人工方式的故障诊断方法浪费大量人力、物力,效率低下,并且出错率高<sup>[8-9]</sup>,因此,利用机器学习技术进行变电设备红外图像温度值的自动化识别、判断故障、统计记录具有重要意义。

红外图像中温度值识别问题实际上是字符识别问题,目前越来越多的研究学者对字符识别展开了研究。曹长玉等<sup>[10]</sup>提出了一种多模板匹配符号定位方法,通过光学字符识别(optical character recognition, OCR)定位各种符号位置,利用模板图像与测试图像进行相似度匹配,从而进行符号精确识别,准确率达到 94%。刘靖钰等<sup>[11]</sup>基于 HSV 模型采用对比度受限的自适应直方图均衡化方法定位车牌,该方法识别无遮挡车牌时精度维持在 90%。Naيمي等<sup>[12]</sup>提出了一种采用 SVM 进行分类的增强 HOG 特征提取方法,能抵抗缩放和平移的字符变化,节省计算成本;Kaur 等<sup>[13]</sup>提出了一种基于线性支持向量机分类器的 Brahmi 字符识别系统,提取了字符图像像素点的梯度信息,并将梯度直方图存储为每个字符图像的特征向量,识别率达 91.6%。但目前缺乏针对红外图像中数字识别的研究。

近年来,机器学习等方法广泛地应用在图像处理、缺陷检测、表情认知等领域<sup>[14-16]</sup>。任福继等<sup>[17]</sup>提出了一种基于 ResNet 的害虫识别方法,将输入信号与残差特征相结合,在害虫检测和分类方面取得了显著效果。Lin<sup>[18]</sup>等采用 PCANet 深度学习网络,通过对数字图像的识别重构温度矩阵,组合出温度的变化范围,虽然训练的准确率达到 99.7%,但在测试中准确率只有 92.61%。此外,卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)作为一种传统的机器学习方法,受到了研究学者的广泛关注。Biniz 等<sup>[19]</sup>通过优化 CNN 网络结构,在手写可见光图像中实现了 Amazigh 语言中 Tifinagh 字符的识别。Torres 等<sup>[20]</sup>通过结合 CNN 和 ResNet-101 模型对乳腺红外热像图进行乳腺癌识别研究,实现了异常热像图识别。但是,与可见光图像不同,变电设备的红外图像存在很多无关背景因素,会直接影响识别准确率。因此,预处理和识别区域的精确分割对提高红外图像的识别准确率至关重要。

本文针对电力设备红外图像背景复杂、分割效果差、识别准确率低等问题,提出了面向电力设备红外图像的温度值识别算法。根据红外图像特点,提出了改进的自适应阈值的红外图像预处

理方法,有效去除复杂背景。在此基础上对温度图谱和温度值区域准确定位和分割,并采用 CNN 网络进行训练,实现了红外图像温度的识别,筛选出温度异常的红外图像,对电力系统的安全稳定运行具有十分重要的意义。此外,使用 MATLAB 中的 App Designer 模块将识别结果直接呈现给用户,有利于实现机器学习缺陷检测技术的可视化,提高巡检效率和准确率<sup>[21-22]</sup>。

## 1 算法设计

面向电力设备红外图像的温度值识别算法流程如图 1 所示。本文提出的算法主要包括 3 个阶段:1)基于改进自适应阈值的红外图像预处理;2)基于轮廓信息的温度值分割;3)基于 CNN 的温度值识别。具体算法过程如算法 1 所示。

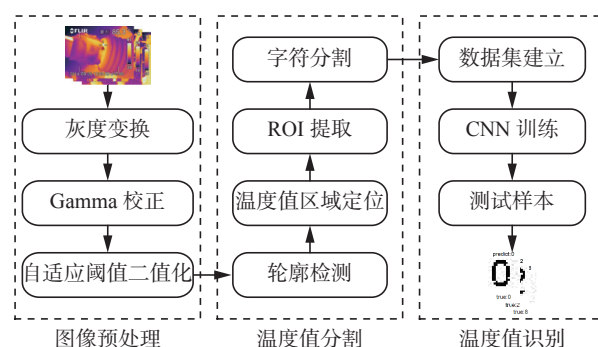


图 1 温度值识别算法流程

Fig.1 Temperature value recognition algorithm framework

**算法 1** 面向电力设备红外图像的温度值识别算法

1) 基于改进自适应阈值的红外图像预处理

① 读取待识别的红外图像,进行灰度变换和 Gamma 矫正;

② 绘制待识别红外图像的直方图,并自适应地得到直方图波谷处右侧阈值;

③ 采用自适应阈值对图像进行二值化处理。

2) 基于轮廓信息的温度值分割

① 采用像素累加法定位二值化图像上的矩形框;

② 根据位置信息确定 ROI 区域;

③ 采用垂直投影法对 ROI 区域进行字符分割,建立温度值数据集。

3) 基于 CNN 的温度值识别:

① 搭建深度为 7 的 CNN 网络,并确定网络参数,按照 8:2 的比例划分温度值训练集和测试集;

② 训练和测试 CNN 网络,分析各字符识别结果;

③ 结合 App Designer 模块设计电力设备红外图像温度值识别与记录系统,并选取若干张红外



图像测试温度识别结果。

### 1.1 基于改进自适应阈值的红外图像预处理

电力设备红外图像通常包含树木、建筑物等复杂背景,并且由于采集设备的不同,通常会包含时间、设备型号水印和边框<sup>[23]</sup>,直接对红外图像进行识别会影响准确率,因此需要进行图像预处理。红外图像预处理流程如图2所示。

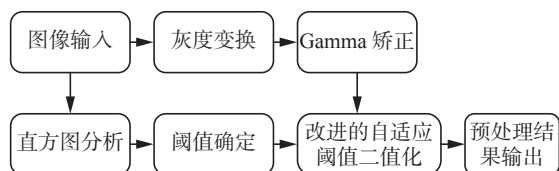


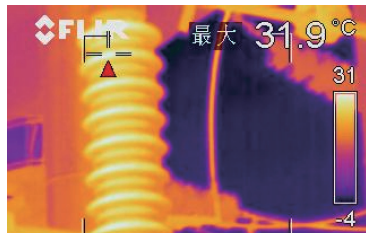
图2 红外图像预处理流程

Fig. 2 Infrared image preprocessing framework

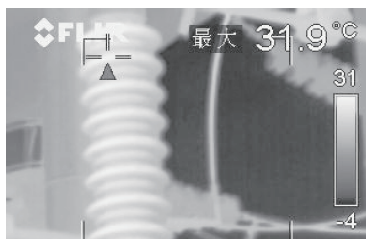
采用加权法进行灰度变换,在此基础上,为了增强细节信息,提高对比度,采用 Gamma 校正方法对灰度图像进行归一化处理, Gamma 校正如式(1),结果如图3所示。根据红外图像的特点,经过测试校正参数  $\gamma$  取 0.45, 常数  $C$  取 0.85。

$$L_G(x,y) = C \times L(x,y)^\gamma \quad (1)$$

式中:  $L(x,y)$  为原图像;  $L_G(x,y)$  是校正后的图像;  $\gamma$  为校正参数;  $C$  为常数。



(a) 原始红外图像



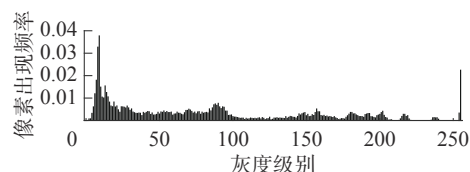
(b) Gamma 校正后图像

图3 Gamma 校正后图像对比

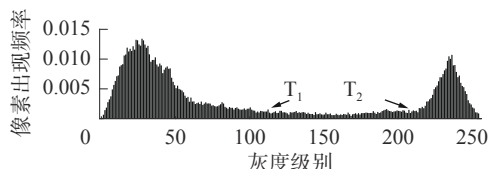
Fig. 3 Image comparison after gamma correction

目前,常见的二值化方法包括最大类间方差法(Otsu)和最大熵阈值法,考虑到红外图像和可见光图像在图像色彩组成上存在差异<sup>[24-25]</sup>,随机选取100张红外图像与可见光图像进行对比分析,其直方图统计结果如图4(a)和图4(b)所示。从图中可以看出,可见光图像的像素分布均匀,峰值出现在像素较低处,波谷不明显,表明图像整体较亮。红外图像直方图存在双峰,并且波谷明显。其中  $T_1$  和  $T_2$  的阈值分别对应波谷的两端,

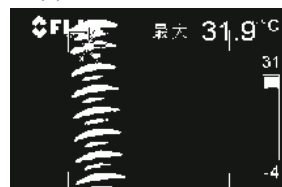
选择合适阈值能够很好地分离目标与背景。因此,提出了基于红外图像直方图驱动的自适应阈值的二值化方法。



(a) 可见光图像统计结果



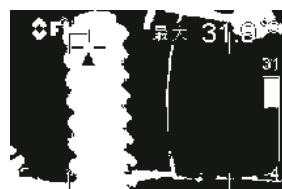
(b) 红外图像统计结果



(c) 本文方法



(e) 最大熵阈值法



(d) 最大类间方差法

图4 直方图统计与二值化结果

Fig. 4 Histogram statistics and binarization results

图4所示为采用改进的二值化方法预处理后的红外图像,并与传统二值化方法进行对比。从图中可以看出最大类间方差法与最大熵阈值法在温度值部分都存在椒盐噪声点,且受背景的影响温度值不能很好地分离出来,二值化效果不好。本文提出的改进自适应阈值的二值化方法能够完整地保存温度值,最大值和最小值区域没有椒盐噪声点,满足二值化处理要求,可以根据不同的对象分别确定不同的阈值,得到理想的预处理结果。

### 1.2 基于轮廓信息的温度值分割

电力设备红外图像预处理以后,能够有效去除背景信息,突出温度值区域。下一步对温度值进行分割,包括温度值区域定位与温度值字符分割两部分。其中,温度值区域定位流程如图5所示。

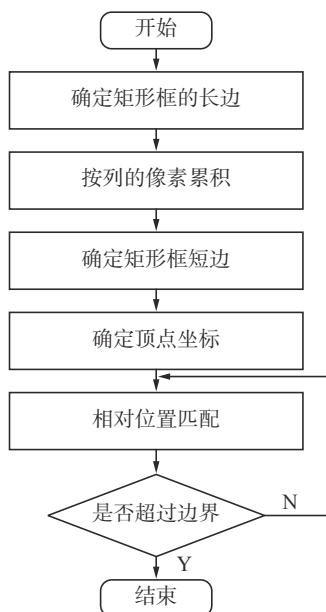


图 5 温度值定位流程

Fig. 5 Temperature value location framework

首先基于轮廓信息对温度值区域进行定位。由于二值化后的红外图像测温图谱矩形框保留完整,采用像素累加法定位矩形框,以矩形框的长边为方向,对整体图像按列累加连续的像素,筛选出连续像素等于矩形框长度的列,同时以矩形框短边为参考,定位出矩形框四角的像素坐标,进而根据矩形框与温度值的相对位置关系定位 ROI 的位置并分割,结果如图 6(a) 和图 6(b) 所示。

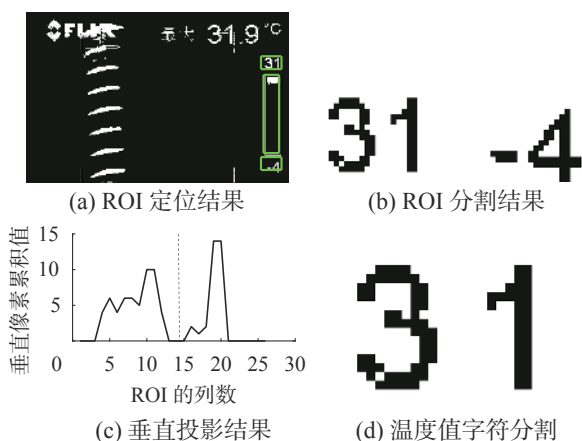


图 6 温度值定位与分割

Fig. 6 Location and segmentation of the temperature value

采用垂直积分投影法对温度值进行字符分割,如式 (2) 所示:

$$V_x = \sum_{y=0}^N f(x, y), \quad 0 \leq x \leq h \quad (2)$$

式中:  $V_x$  为图像  $x$  列的垂直投影积分结果;  $f(x, y)$  为像素点  $(x, y)$  处的灰度值;  $N$  为 ROI 区域的高度;  $h$  为 ROI 区域的长度。

垂直投影结果如图 6(c) 所示。从图 6 中可以看出。像素累积值在连接处有突变,表明该区域共有两个字符,进而根据此特点确定字符的个数和位置,实现温度值的分割,结果如图 6(d) 所示。

### 1.3 基于 CNN 的温度值识别

采用基于 CNN 的温度值识别方法,具体的网络结构如图 7 所示。其中,  $C_1$  和  $C_2$  为卷积层,  $P_1$  和  $P_2$  为池化层, FC 为全连接层。

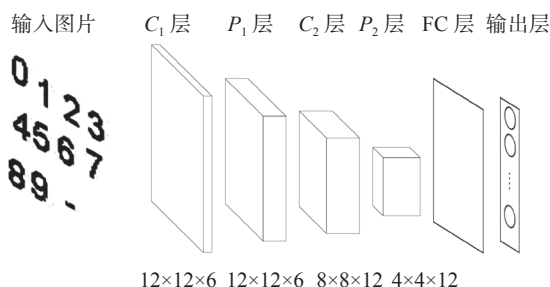


图 7 CNN 结构图

Fig. 7 Structure of convolutional neural network

CNN 结构参数如表 1 所示。首先输入像素大小为  $16 \times 16$  的温度值图片。两个卷积层卷积核大小为  $5 \times 5$ , 步长为 1, 池化层  $P_1$  采用最大池化操作, 池化核大小为  $1 \times 1$ , 步长为 1。在池化层  $P_2$  采用  $2 \times 2$  的卷积核进一步提取图像特征, 步长为 2, 得到特征图大小为  $4 \times 4 \times 12$ , 最后输入全连接层, dropout 值 0.5, 采用 Softmax 分类器对结果进行预测, 分为 11 个类别, 包括符号“-”和数字“0~9”。

表 1 CNN 结构参数

Table 1 CNN structure parameters

层	层类型	特征数	神经元数	卷积核大小	步长
0	输入层	—	$16 \times 16$	—	—
1	卷积层 $C_1$	6	$12 \times 12$	$5 \times 5$	1
2	池化层 $P_1$	6	$12 \times 12$	$1 \times 1$	1
3	卷积层 $C_2$	12	$8 \times 8$	$5 \times 5$	1
4	池化层 $P_2$	12	$4 \times 4$	$2 \times 2$	2
5	全连接层	—	192	—	—
6	输出层	—	11	—	—

CNN 的损失函数用预测值与真实值的偏差表示, 如式 (3) 所示, 并采用梯度下降法进行更新。

$$L_{\text{loss}} = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \frac{(\hat{y}_i - y_i)^2}{n} \quad (3)$$

式中:  $\hat{y}_i$  是第  $i$  个样本的预测值;  $y_i$  是第  $i$  个样本的真实值;  $n$  是样本个数。

## 2 系统设计

采用 MATLAB 的 App Designer 模块设计电力设备红外图像温度值识别与记录系统, 包括

3个模块:图像载入模块、图像识别模块和异常检测模块。系统界面如图8所示。

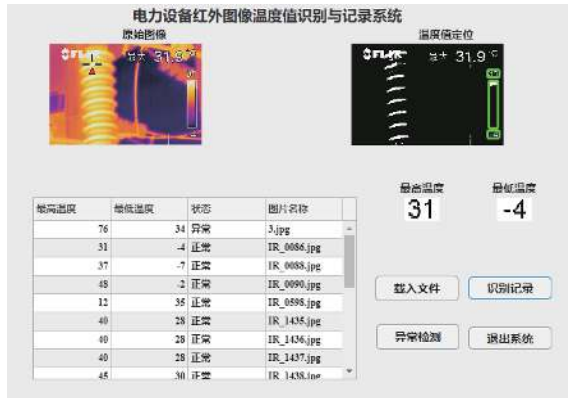


图8 系统界面  
Fig. 8 System interface

图像载入模块可以通过添加文件夹的形式批量加载所有电力设备红外图像,点击识别记录按钮可以实现对电力设备红外图像中温度值识别,并将温度值定位结果与温度值识别结果显示在界面上,进而通过异常检测模块根据温度信息和电力设备运行准则判断出设备状态。设计的系统可以输出图像信息,包括设备红外图像中温度的最大值与最小值、图像名称以及设备状态。

### 3 实验结果与分析

电力设备红外图像采用 FLIR 红外成像仪拍摄,像素为  $320 \times 240$ 。硬件配置为 Intel(R) Core(TM) i5-10400F@2.90 GHz, 16.0 GB RAM, NVIDIA GTX 2060, 软件为 MATLAB2019b。

#### 3.1 红外图像温度值数据集建立

由于缺少红外图像温度值数据集,随机选取 1000 张红外图像,分别提取“0~9”和“-”共 11 个标签的温度值图像。根据上述温度值的定位和分割获取温度值样本,为保证后续识别的统一性,将所有温度值图像像素大小调整为  $16 \times 16$ 。通过分析可知,红外图像的温度值一般分布在  $-20 \sim 110^\circ\text{C}$ ,并且各标签样本出现的频率不同,“3”和“5”最多、“-”最少,为保证各标签样本数量一致,经过筛选和处理后每个标签样本保留 200 张,最终共建立了  $11 \times 200$  张图像的电力设备温度值数据集。

#### 3.2 实验结果

将电力设备温度值数据集按照 8:2 的比例分为训练集与测试集。CNN 的具体参数设置为:学习率为 0.5,衰减率为 0.99,损失函数系数为 0.01,批量大小为 11,迭代 2400 次。将测试集输入到 CNN 中得到识别结果,以标签“0”为例,卷积层和池化层的可视化结果如图9所示。

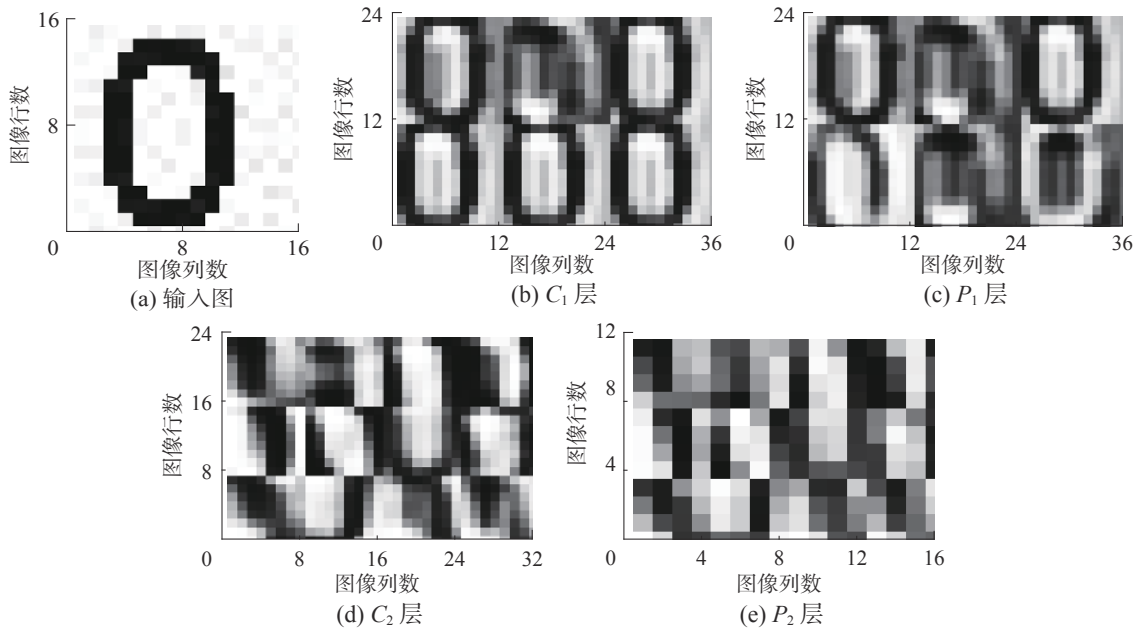


图9 标签“0”的特征图  
Fig. 9 Feature maps of label “0”

CNN 损失和准确率曲线如图10所示。从图10中可以看出,模型在前200次迭代迅速下降,之后出现了一段过渡期,在800次迭代后开始继续下

降,并在1700次时损失开始趋于0,并逐渐收敛。识别的准确率在500次迭代后大幅提高,在800次迭代后准确率超过95%,在1500次迭代后

准确率达到最大值 98.6%。

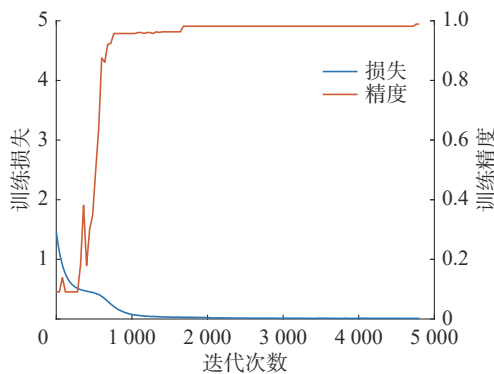


图 10 训练误差和测试准确率曲线  
Fig. 10 Training error and test accuracy curves

3.3 分析与讨论

选取准确率、召回率和  $F_1$  值作为评价指标, 并采用十倍交叉检验法进行验证, 结果如表 2 所示。可以看出, 标签“-”、“0”、“2”、“4”、“7”和“8”的识别正确率达到 100%, 而“5”识别正确率最低仅为 88.89%。十倍交叉检验结果表明字符的整体识别性较好, 整体准确率达到 99.04%。在此基础上选取 500 张电力设备红外图像采用上述系统进行分析和测试, 其中 493 张识别正确, 识别的准确率为 98.6%, 满足了使用要求。

表 2 温度值识别结果  
Table 2 Temperature value recognition results

标签	准确率/%	召回率/%	$F_1$ 值	十倍交叉检验/%
-	100	100	1	100
0	100	100	1	100
1	95.24	100	0.976	97.75
2	100	100	1	100
3	100	95	0.974	100
4	100	100	1	100
5	88.89	100	0.941	95.72
6	100	92.5	0.974	99.5
7	100	100	1	100
8	100	100	1	99.25
9	100	95	0.974	97.25

为更好地分析测试集中各温度数值的识别匹配度, 对混淆矩阵进行分析, 并提取识别错误标签的匹配度, 结果如图 11 和表 3 所示。

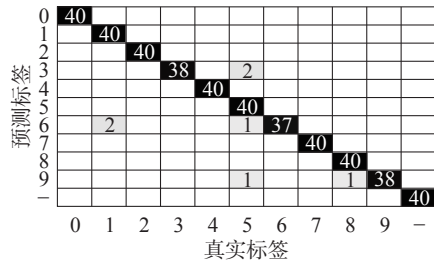


图 11 混淆矩阵  
Fig. 11 Confusion matrix

表 3 错误标签匹配率  
Table 3 Matching rate of error labels

错误标签	3	3	6	6	6	9	9
-	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.13	0.17
0	0.03	0.01	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
1	0.18	0.10	<b>0.52</b>	0.45	<b>0.52</b>	0.16	0.13
2	0.11	0.02	0.00	0.00	0.00	0.02	0.12
3	0.00	0.00	0.04	0.04	0.04	0.11	0.00
4	0.01	0.01	0.12	0.05	0.12	0.12	0.13
5	<b>0.32</b>	<b>0.67</b>	0.31	<b>0.46</b>	0.31	<b>0.33</b>	0.00
6	0.14	0.11	0.00	0.00	0.00	0.01	0.04
7	0.02	0.01	0.00	0.00	0.00	0.12	0.06
8	0.18	0.06	0.00	0.00	0.00	0.00	<b>0.34</b>
9	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00

可以发现, “3”、“6”和“9”标签错误识别为“5”, 这直接影响了“5”的识别准确率, 而错误标签的匹配率在 50% 左右, 表明 CNN 在错误标签识别时的确定性也不高, 主要原因在于图片的相似性和噪声的干扰, 最终导致错误识别。

取 500 张电力设备红外图像测试不同方法的温度识别准确率, 结果如表 4 所示。可以发现, HOG+SVM 和 PCANet 方法虽然在训练的过程中准确率较高, 但受电力设备红外图像复杂背景的影响, 其泛化和迁移能力不足, 在测试时准确率仅为 92% 和 92.61%。采用 Otsu+CNN 方法识别时由于二值化处理效果不好, 识别的准确率仅为 96.8%。VGG16 方法采用预训练和微调的方式进行识别, 测试准确率在 98% 左右。本文采用改进的自适应阈值二值化处理后训练准确率超过 99%, 且识别准确率达到 98.6%, 高于其他方法。此外, HOG+SVM 方法采用 HOG 进行特征的抽取, 耗时 26.34 s。其余方法使用神经网络进行特征提取, 所用时间均在 16.5 s 左右。这表明, 本文算法能够快速识别变电设备红外图像上的温度, 满足实际的使用要求。因此, 本文提出的算法识别准确率高、耗时短, 能够有效地识别温度值, 充分验证了本文算法在电力设备红外图像中的适用性和可靠性。

表 4 不同方法温度识别结果  
Table 4 Temperature recognition results for different methods

方法	训练准确率/%	测试准确率/%	500张耗时/s
HOG+SVM <sup>[26]</sup>	97.20	92	26.34
PCANet <sup>[18]</sup>	99.70	92.61	16.55
Otsu+CNN <sup>[27]</sup>	97.05	96.80	16.38
VGG16 <sup>[28]</sup>	98.7	97.8	17.03
本文方法	99.04	98.6	16.42



## 4 结束语

本文根据电力设备红外图像特点,提出了面向电力设备红外图像的温度值识别算法。首先,使用改进自适应阈值的红外图像预处理算法,通过对红外图像进行直方图统计,自适应确定合适的阈值进行预处理,凸显了温度值区域并有效地去除了背景信息。接着,采用基于轮廓信息的温度值分割算法,根据轮廓与相对位置信息对温度值区域进行定位,采用垂直投影法进行字符分割。再结合 CNN 进行训练与识别,建立了包含“0~9”和“-”11个标签2200张图像的温度值数据集,结合十倍交叉检验法进行测试,并选取准确率、召回率、 $F_1$ 值评价其性能。最后,基于 MATLAB 中 App Designer 模块设计电力设备红外图像温度值识别与记录系统。结果表明,本文提出的算法的温度值识别准确率达到98.6%,高于传统的字符识别算法,设计的温度值识别与记录系统将电力设备红外图像与仿真程序整合在一起,操作简单,图形用户界面友好,降低了电力检修人员的劳动强度,能够及时记录电力设备状态,提高了巡检效率。

## 参考文献:

- [1] CHEN Junwen, LIU Zhigang, WANG Hongrui, et al. Automatic defect detection of fasteners on the catenary support device using deep convolutional neural network [J]. *IEEE transactions on instrumentation and measurement*, 2018, 67(2): 257–269.
- [2] 彭向阳, 钟清, 饶章权, 等. 基于无人机紫外检测的输电线路电晕放电缺陷智能诊断技术 [J]. *高电压技术*, 2014, 40(8): 2292–2298.  
PENG Xiangyang, ZHONG Qing, RAO Zhangquan, et al. Intelligent diagnostic techniques of transmission lines corona discharge defect based on ultraviolet detection from unmanned aerial vehicle[J]. *High voltage engineering*, 2014, 40(8): 2292–2298.
- [3] TAO Xian, ZHANG Dapeng, WANG Zihao, et al. Detection of power line insulator defects using aerial images analyzed with convolutional neural networks[J]. *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics: systems*, 2020, 50(4): 1486–1498.
- [4] 王季峥, 尹丽菊, 咸日常, 等. 基于改进 SLIC 算法的电力设备故障区域分割方法 [J]. *计算机应用与软件*, 2021, 38(1): 222–226, 237.  
WANG Jizheng, YIN Liju, XIAN Richang, et al. Power equipment fault area segmentation method based on improved slic algorithm[J]. *Computer applications and software*, 2021, 38(1): 222–226, 237.
- [5] PRASAD S, SINGH V K, AKSHAY S. Handwriting Analysis based on Segmentation Method for Prediction of Human Personality using Support Vector Machine[J]. *International journal of computer applications*, 2011, 8(12): 24–28.
- [6] ZHAO Zhenbing, LIU Ning, WANG Le. Localization of multiple insulators by orientation angle detection and binary shape prior knowledge[J]. *IEEE transactions on dielectrics and electrical insulation*, 2015, 22(6): 3421–3428.
- [7] 伍锡如, 雪刚刚. 基于图像聚类的交通标志 CNN 快速识别算法 [J]. *智能系统学报*, 2019, 14(4): 670–678.  
WU Xiru, XUE Ganggang. CNN-based image clustering algorithm for fast recognition of traffic signs[J]. *CAAI transactions on intelligent systems*, 2019, 14(4): 670–678.
- [8] 吴涛, 王伟斌, 于力, 等. 轻量级 YOLOV3 的绝缘子缺陷检测方法 [J]. *计算机工程*, 2019, 45(8): 275–280.  
WU Tao, WANG Weibin, YU Li, et al. Insulator defect detection method for lightweight YOLOV<sub>3</sub>[J]. *Computer engineering*, 2019, 45(8): 275–280.
- [9] 王晓飞, 胡凡奎, 黄硕. 基于分布信息直觉模糊 c 均值聚类的红外图像分割算法 [J]. *通信学报*, 2020, 41(5): 120–129.  
WANG Xiaofei, HU Fankui, HUANG Shuo. Infrared image segmentation algorithm based on distribution information intuitionistic fuzzy c-means clustering[J]. *Journal on communications*, 2020, 41(5): 120–129.
- [10] 曹长玉, 郑佳春, 黄一琦. 多模板匹配的特殊符号识别定位算法研究 [J]. *计算机应用与软件*, 2021, 38(3): 175–180, 209.  
CAO Changyu, ZHENG Jiachun, HUANG Yiqi. A special symbol recognition and location algorithm based on multi-template matching[J]. *Computer applications and software*, 2021, 38(3): 175–180, 209.
- [11] 刘靖钰, 刘德儿, 杨鹏, 等. 基于 CNN 网络的带遮挡车牌识别 [J]. *测控技术*, 2021, 40(2): 53–57.  
LIU Jingyu, LIU Deer, YANG Peng, et al. License plate recognition with partial occlusion based on CNN[J]. *Measurement and control technology*, 2021, 40(2): 53–57.
- [12] NAIEMI F, GHODS V, KHALES I H. An efficient character recognition method using enhanced HOG for Spam image detection[J]. *Soft computing*, 2019, 23(22): 11759–11774.
- [13] KAUR S, SAGAR B B. Brahmi character recognition based on SVM (support vector machine) classifier using image gradient features[J]. *Journal of discrete mathematical sciences and cryptography*, 2019, 22(8): 1365–1381.



- [14] HUANG Zhong, REN Fuji. Facial expression recognition based on multi-regional D-S evidences theory fusion[J]. IEEJ transactions on electrical and electronic engineering, 2016, 12(2): 251–261.
- [15] CUI Zhichao, LIU Yuehu, REN Fuji. Homography-based traffic sign localisation and pose estimation from image sequence[J]. IET image processing, 2020, 13(14): 2829–2839.
- [16] 马岭, 鲁越, 蒋慧琴, 等. 基于小样本学习的 LCD 产品缺陷自动检测方法 [J]. 智能系统学报, 2020, 15(3): 560–567.  
MA Ling, LU Yue, JIANG Huiqin, et al. An automatic small sample learning-based detection method for LCD product defects[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2020, 15(3): 560–567.
- [17] REN Fuji, LIU Wenjie, WU Guoqing. Feature reuse residual networks for insect pest recognition[J]. IEEE access, 2019, 7: 122758–122768.
- [18] LIN Ying, QIN Jiafeng, ZHANG Weiwei, et al. PCANet based digital recognition for electrical equipment infrared images[J]. Journal of physics:conference series, 2018, 1098: 012033.
- [19] BINIZ M, EL AYACHI R. Recognition of tiffinagh characters using optimized convolutional neural network[J]. Sensing and imaging, 2021, 22(1): 1–14.
- [20] TORRES-GALVÁN J C, GUEVARA E, KOLOSOVAS-MACHUCA E S, et al. Deep convolutional neural networks for classifying breast cancer using infrared thermography[J]. Quantitative InfraRed thermography journal, 2021: 1–12.
- [21] 傅博, 姜勇, 王洪光, 等. 输电线路巡检图像智能诊断系统 [J]. 智能系统学报, 2016, 11(1): 70–77.  
FU Bo, JIANG Yong, WANG Hongguang, et al. Intelligent diagnosis system for patrol check images of power transmission lines[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2016, 11(1): 70–77.
- [22] 黄锐勇, 戴美胜, 郑跃斌, 等. 电力设备红外图像缺陷检测 [J]. 中国电力, 2021, 54(2): 147–155.  
HUANG Ruiyong, DAI Meisheng, ZHENG Yuebin, et al. Defect detection of power equipment by infrared image[J]. Electric power, 2021, 54(2): 147–155.
- [23] ZHAO Zhenbing, ZHEN Zhen, ZHANG Lei, et al. Insulator detection method in inspection image based on improved faster R-CNN[J]. Energies, 2019, 12(7): 1204.
- [24] 施兢业, 刘俊. 基于改进区域生长法的电力设备红外图像分割 [J]. 光学技术, 2017, 43(4): 381–384.  
SHI Jingye, LIU Jun. Mentation based on modified region growing algorithm[J]. Optical technique, 2017, 43(4): 381–384.
- [25] 张龙, 乔铁柱. 一种红外图像的二值化分割算法研究 [J]. 红外技术, 2014, 36(8): 649–651.  
ZHANG Long, QIAO Tiezhu. An binary segmentation algorithm for infrared image[J]. Infrared technology, 2014, 36(8): 649–651.
- [26] DALAL N, TRIGGS B. Histograms of oriented gradients for human detection[C]//2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. San Diego: IEEE, 2005: 886–893.
- [27] 李欢. 基于稀疏表示的签名真伪鉴别方法研究 [D]. 西安: 西安科技大学, 2017.  
LI Huan. Off-line signature verification system based on sparse representation[D]. Xi'an: Xi'an University of Science and Technology, 2017.
- [28] 郝惠敏, 梁永国, 武海彬, 等. 对称点模式-深度卷积神经网络的红外光谱识别方法 [J]. 光谱学与光谱分析, 2021, 41(3): 782–788.  
HAO Huimin, LIANG Yongguo, WU Haibin, et al. Infrared spectrum recognition method based on symmetrized dot patterns coupled with deep convolutional neural network[J]. Spectroscopy and spectral analysis, 2021, 41(3): 782–788.

#### 作者简介:



王凯旋, 硕士研究生, 主要研究方向为电力设备缺陷检测和图像处理。



任福继, 教授, 博士, 日本工程院和欧盟科学院院士, 中国人工智能学会名誉副理事长, 日本工学会、IEICE、CAAI Fellow, 日本国际先进信息研究所主席, 主要研究方向为人工智能、情感计算、自然语言理解、模式识别。获吴文俊人工智能科学技术奖创新一等奖等。申请发明专利 10 余项, 发表学术论文 500 余篇。



倪红军, 教授, 博士, 南通大学张謇学院院长, 江苏高校优势学科带头人之一, 再生铸造铝合金工程研究中心主任, 中国有色金属协会再生金属分会学术委员会委员, 中国再生资源产业技术创新战略联盟理事, 主要研究方向为新能源新材料及装备技术、人工智能等。申请发明专利 70 余项, 获授权 37 项, 成功转让发明专利 14 项。发表学术论文 70 余篇。