

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2013.01.002

基于Hu不变矩的红外图像电力设备识别*

陈俊佑¹, 金立军^{1*}, 段绍辉², 姚森敬², 赵 灵²

(1. 同济大学 电子与信息工程学院, 上海 201804; 2. 深圳供电局有限公司, 广东 深圳 518010)

摘要: 针对电力系统红外故障检测中对电力设备的人工识别效率低、实时性差等问题,提出了根据红外热图温度信息获取独立的电力设备图像,采用计算机图像处理技术实现对电力设备高效、准确识别的方法。首先,通过红外图像中的温度信息寻找设备中高温点作为种子点,采用区域生长方法有效地去除了背景,获得了整个电力设备的二值图像;然后,选取Hu不变矩作为图像特征提取方法,并对其做出了改进,计算了该二值图像的Hu不变矩,构成了电力设备的特征向量;最后,设计了BP神经网络分类器做分类识别,可用于结合温度信息实现电力系统中电力设备红外图像的故障识别。研究表明,该电力设备识别方法对CT、变压器、母线接头、避雷针将军帽等电力设备的识别率高、耗时少,具有良好的应用前景。

关键词: 电力设备识别; 红外图像; Hu不变矩; 区域生长; BP神经网络

中图分类号: TM76; TP39 文献标志码: A

文章编号: 1001-4551(2013)01-0005-04

Power equipment identification in infrared image based on Hu invariant moments

CHEN Jun-you¹, JIN Li-jun¹, DUAN Shao-hui², YAO Sen-jing², ZHAO Ling²

(1. College of Electronic and Information Engineering, Tongji University, Shanghai 201804, China;

2. Shenzhen Power Supply Co., Ltd., Shenzhen 518010, China)

Abstract: Aiming at the problems of low efficiency and poor real-time by manual of power equipment recognition in power system infrared detection, digital image processing was proposed to realize the efficient and accurate recognition based on the images obtained from the Infrared image. Firstly, the high temperature point was found as seed in power equipment from the message of infrared temperature. The background was removed effectively by region growing method to obtain the binary image of entire equipment. Secondly, Hu invariant moments and its improved algorithm were selected as the methods of feature extraction. Hu invariant moments of binary images were calculated, and feature vectors of power equipment were obtained. Finally, classifier based on BP neural network was designed to achieve different power equipment recognition, which will be used in fault diagnosis with temperature message. The research results indicate that, this method can receive a high recognition rate for different equipment and has less time-consuming, so that it will get a good prospect.

Key words: power equipment identification; infrared image; Hu invariant moments; region growing; BP neural network

0 引 言

随着社会的发展,电力需求越来越大,电力设备的负荷也不断增加,由于电力设备大多位于室外,在长期的风雨侵袭下,不免会产生损坏而引起电力系统故

障。热缺陷是由于设备损坏产生的局部过热,是电力故障中最常见的一种,热缺陷危害着电力系统的安全运行,若不能被及时发现,可能导致严重的电力事故,造成极大的经济损失。随着红外热成像诊断技术的普及,其在电力系统在线故障监测方面发挥的作用也越

收稿日期: 2012-09-12

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(5117710)

作者简介: 陈俊佑(1988-),男,河南郑州人,主要从事基于图像处理的电网在线监测与故障诊断方面的研究。E-mail: tjchenjunyou@163.com

通信联系人: 金立军,男,博士后,教授,博士生导师。E-mail: jinlj@tongji.edu.cn

来越重要^[1-3]。电力设备种类繁多,不同设备能承受的温度也有较大差别,因此对电力设备进行分割识别是红外诊断技术中一个重要环节。红外图像目标的特征提取是识别中的关键步骤,目前常用的特征提取方法有角点检测、Hough 直线检测、边缘检测、不变矩等。

本研究提取的对象为红外分割图像中的电力设备,其在拍摄过程中最易受拍摄角度、距离等的影响,而不变矩具有旋转、平移、缩放等不变性,因此本研究选择不变矩特征作为特征提取对象。

1 区域生长法图像分割

图像分割即将一幅图像分割成不同的区域,同一区域内图像性质相同或相似。对于电力设备红外热图,其目标与背景温度有较大差异,在图像中表现为颜色与亮度的不同,研究者可根据这一特性将设备从背景中提取出来以做进一步的分析^[4]。

1.1 种子点的选取

在红外图像中,电力设备的温度通常要比背景温度高,设备中故障点的温度也会明显高于其他部位。因此,研究者可选取图像中温度最高处(即灰度图像中灰度值最大)的点作为种子点,根据种子生长准则获得该点所处的电力设备图像,进而对该设备做进一步识别与故障判定。

1.2 种子生长准则

种子点选好之后,要按照一定的准则生长出该种子点所在的电力设备图像。本研究选用一个先进先出的队列,遍历从起始点开始生长建立起来的树。首先,给图像中每个点标记两个标签 m 、 n 。 m 用来判断是否已生长, $m=1$ 表示已生长, $m=0$ 表示还未生长; n 用来判断该点是否为边缘, $n=1$ 表示是边缘, $n=0$ 表示不是边缘。然后,笔者建立一个空的队列,将选取好的种子点加入队列。

具体的种子生长流程如图 1 所示。

本研究按照以上流程对一幅图像进行处理,直至队列为空,表明已经没有点满足生长要求。此时,系统扫描整幅图像中的所有像素点, $m=1$ 的点即为目标区域内, $n=1$ 的点则处于目标边缘,由此可获得整个目标区域的二值图像。

1.3 生长判决条件

上述生长方式中,生长条件决定着一个点能否进入队列成为目标点,因此生长条件的选择至关重要,本研究选择灰度相似性判决方法^[5-6]作为图像点的生长条件。

设已分割区域像素点灰度均值为 x ,待测像素点灰度值为 y ,则待测点与已分割区域像素点相似性为:

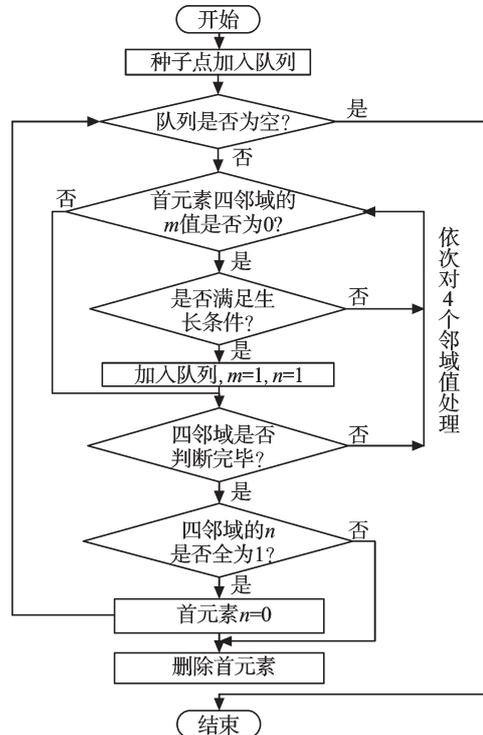


图 1 种子生长流程图

$$s = w(y - x)^2 \tag{1}$$

式中: w —非负权值。

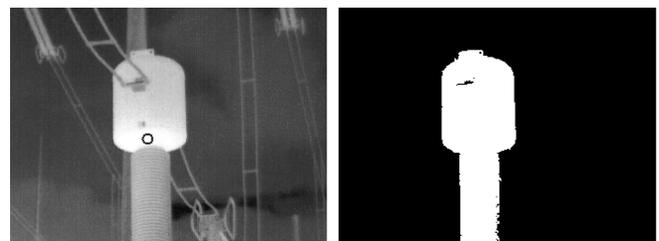
若 s 小于某一设定值,则可认为待测点与已分割区域相似,满足生长条件,同时需对均值 x 进行更新:

$$x_{new} = (N \times x_{old} + y) / (N + 1) \tag{2}$$

式中: N —已分割区域像素点数。

1.4 种子生长结果

本研究根据以上生长条件及生长准则,对一幅红外 CT 图像进行分割,区域生长结果如图 2 所示。



(a) 红外 CT 图像 (b) 区域生长图

图 2 区域生长结果

原始红外图如图 2(a) 所示,所选种子点在图中用小圆圈标记;区域生长结果图如图 2(b) 所示。从图 2 中可以看出,该方法能够较好地将红外图像中的目标区域提取出来,为后续识别过程提供高质量的分割图像。

2 Hu 不变矩及其改进

Hu 矩是 1964 年由 Hu 提出的^[7],是提取图像旋转、缩放特征的二维不变矩理论,具有旋转、缩放和平移不变性。

设一幅图像大小为 $m \times n$, $f(x,y)$ 是图像中 (x,y) 点处的灰度值,则图像的 $(p+q)$ 阶原点矩为:

$$m_{pq} = \sum_x \sum_y f(x,y) x^p y^q \quad p,q=0,1,2,\dots \quad (3)$$

为保证图像在旋转、缩放、平移时的不变性,求其中心距:

$$u_{pq} = \sum_x \sum_y (x-x_0)^p (y-y_0)^q f(x,y) \quad p,q=0,1,2,\dots \quad (4)$$

式中: x_0,y_0 一整幅图像的中心坐标, $x_0 = m_{10}/m_{00}$, $y_0 = m_{01}/m_{00}$; (x_0,y_0) 一图像的灰度质心。

中心距 u_{pq} 是图像平移的不变量,对其规范化,可得到平移和缩放的不变矩:

$$\eta_{pq} = m_{pq}/u_{00}^{1+(p+q)/2} \quad (p+q > 2) \quad (5)$$

本研究应用代数不变矩理论,对 $f(x,y)$ 的 $(p+q)$ 阶中心距归一化后进行线性组合,得7个Hu不变矩,如下式所示:

$$\begin{cases} \phi_1 = \eta_{20} + \eta_{02} \\ \phi_2 = (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11} \\ \phi_3 = (\eta_{20} - 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{03})^2 \\ \phi_4 = (\eta_{30} + 3\eta_{12})^2 + (\eta_{21} + \eta_{03})^2 \\ \phi_5 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{13})^2] + (3\eta_{21} - \eta_{13})(\eta_{21} + \eta_{03})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \\ \phi_6 = (\eta_{20} - \eta_{02})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] + 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03}) \\ \phi_7 = (3\eta_{21} - \eta_{02})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + (3\eta_{12} - \eta_{30})(\eta_{21} + \eta_{03})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \end{cases} \quad (6)$$

这7个不变矩具有平移、缩放和旋转的不变性,但由于这7个不变矩变化范围较大,可能出现负值,因此,实际采用的不变矩为:

$$I_k = \log_{10} |\Phi_k| \quad (7)$$

在实际应用中,图像不仅有位置和旋转的差别,还有尺度、对比度等差别,本研究对式(7)中各不变矩做组合变换^[8],得到具有尺度、位置和旋转不变性的不变矩,如下式所示:

$$\begin{cases} \beta_1 = \sqrt{I_2}/I_1 \\ \beta_2 = I_3/I_2 I_1 \\ \beta_3 = I_4/I_3 \\ \beta_4 = \sqrt{I_5}/I_4 \\ \beta_5 = I_6/I_4 I_1 \\ \beta_6 = I_7/I_5 \end{cases} \quad (8)$$

3 特征提取

特征提取是指从图像中提取出目标的特征,以做

进一步的分析识别。本研究提取的对象为红外分割图像中的电力设备不变矩特征,获得6个不变矩组成的特征向量为 $I=(\beta_1,\beta_2,\beta_3,\beta_4,\beta_5,\beta_6)$ 。

由以上分析可知,Hu不变矩具有平移、缩放和旋转的不变性,为验证该特性,本研究选择CT红外图像做旋转、缩放变换后进行分割,计算而得其不变矩特征如表1所示。

表1 CT红外图像不变矩特征提取

	β_1	β_2	β_3	β_4	β_5	β_6
原图	0.487 4	1.273 8	2.076 3	2.669 2	4.707 6	3.315 3
$r=60$	0.486 4	1.275 2	2.066 9	2.670 7	5.087 7	3.316 8
$r=120$	0.486 8	1.273 2	2.083 7	2.670 7	5.154 0	3.315 8
$r=180$	0.487 4	1.273 8	2.076 3	2.669 2	4.707 6	3.315 3
$r=240$	0.486 3	1.275 2	2.066 8	2.671 1	5.088 6	3.317 2
$s=0.5$	0.487 0	1.273 4	2.068 1	2.670 8	4.860 5	3.316 9
$s=2$	0.487 5	1.274 6	2.072 9	2.678 5	5.013 6	3.317 4

r —旋转角度; s —缩放倍数。

从表1可以看出,经旋转、缩放后CT红外图像的特征,因此,其在实际应用中不会受到拍摄角度、拍摄距离等的影响。

为实现对不同电力设备的识别,本研究选择CT、变压器、母线接头和避雷针将军帽4种电力设备的红外图像进行分析,得到它们的不变矩如表2所示。

表2 不同电力设备的不变矩特征提取

	β_1	β_2	β_3	β_4	β_5	β_6
CT	0.487 4	1.273 8	2.076 3	2.669 2	4.707 6	3.315 3
变压器	0.626 9	2.243 7	3.235 2	3.563 4	6.922 9	5.184 2
母线接头	0.169 9	0.493 3	1.018 0	1.333 9	2.329 9	1.580 9
将军帽	0.496 4	1.633 7	3.889 9	5.615 8	9.402 9	6.547 0

通过研究表1和表2中数据可知,笔者提取得到的不同电力设备不变矩特征向量有较大差别,而相同电力设备的特征向量差别很小,因此本研究可根据分割图像的特征向量来对电力设备做进一步识别,并结合种子点的温度值来判断该设备是否产生故障。

4 BP神经网络分类器识别

特征提取的结果需要进行分类以确定设备类型,本研究选择BP神经网络设计一个多输出型分类器,其结构如图3所示。

分类器采用多输出型的3层BP神经网络,其拓扑结构为6—7—4。其中,6为输入节点数,即特征向量的维数;4为输出节点数,即输出的4个类;7为隐节点数,可根据分类器要求的训练时间和分类精度共同决定^[9-11]。

BP网络结构确定之后,研究者要通过输入和输出样本集对网络进行训练,即对网络的阈值和权值进行

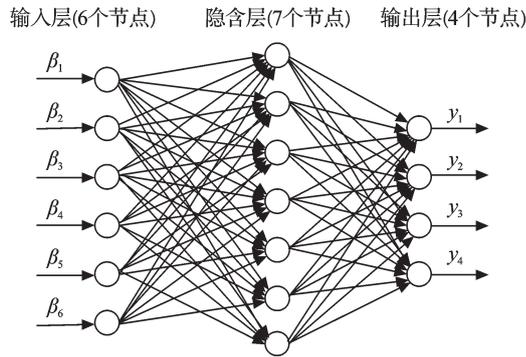


图3 BP分类器结构

学习和修正,以使网络实现给定的输入/输出映射关系,训练好的网络即可用于对未知样本的识别。

训练和识别流程图如图4所示。

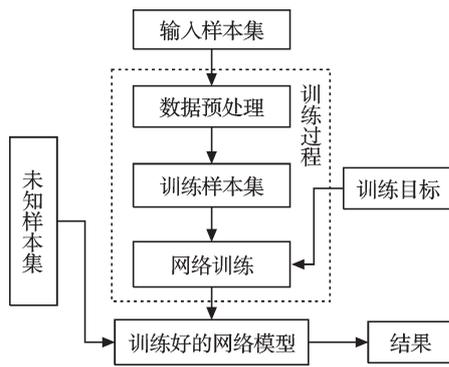


图4 BP网络识别流程

本研究选择红外CT、变压器、母线接头和避雷针将军帽各20幅图像,并对每幅图像做旋转60°、120°、180°、240°和放大0.5、2倍处理,共计得到560幅图像作为输入样本,对BP网络进行训练,训练误差为0.05。

训练误差曲线如图5所示。

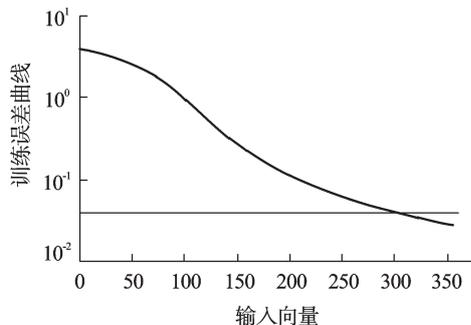


图5 网络误差曲线图

本研究对4种电力设备的红外图像各选取50张作为未知样本,输入训练好的分类器中进行识别。

BP网络分类器识别结果如表3所示。

通过分析表3数据可知,平均每幅图像的识别时间为0.2 s,可以满足实际应用的要求。该分类器的平均识别率为98%,其中不能识别的原因是由于红外拍摄过程中周围环境的反射太强,致使图像中背景亮度与设备边缘亮度比较接近,区域生长过程中出现边缘

表3 BP网络分类器识别结果

目标	样本数	正确数	识别时间/s	识别率/(%)
CT	50	50	10.438	100
变压器	50	48	12.694	98
母线接头	50	45	9.587	96
将军帽	50	49	11.013	98
合计	200	192	43.732	98

选择的错误,因此,研究者在拍摄过程中需尽量避免反射性强的环境。

5 结束语

本研究依据电力设备红外图像的特点,提出了采用区域生长的方法对红外图像进行分割,有效地去除了背景,获得了独立的电力设备二值图像;然后在Hu不变矩所具有的平移、旋转、缩放不变性基础上对其进行改进,并通过实际电力设备图像对以上特性做出验证,用于提取分割后图像中电力设备的不变矩特征;最后采用BP神经网络设计分类器,对提取出的不变矩特征向量作分类识别。

试验结果表明,该方法识别准确率高,在电力系统在线故障监测中有着良好的应用前景。

参考文献(References):

- [1] 梁利利,赵高长. 变电站红外图像的识别与故障诊断[D]. 西安:西安科技大学理学院,2010.
- [2] 张益滔. 红外线检测技术判断电气事故[J]. 高电压技术, 2006,32(2):112-113.
- [3] 张 浩,王 伟. 图像识别技术在电力设备监测中的应用[J]. 电力系统保护与控制,2010,38(6):88-91.
- [4] GONZALEZ R C. Digital Image Processing[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry,2010.
- [5] 夏 晶,孙继根. 基于区域生长的前视红外图像分割方法[J]. 激光与红外,2011,41(1):107-111.
- [6] 周 赞,李久贤,夏良正. 基于区域生长的红外图像分割[J]. 南京理工大学学报,2002,26(S1):75-78.
- [7] HU M K. Visual pattern recognition by moment invariant[J]. **IEEE Transactions on Information Theory**, 1962,8(2):179-187.
- [8] 田秋红,孙政荣. 基于Hu不变矩和BP网络的条形码图像识别方法[J]. 计算机工程与设计, 2012, 33(4): 1563-1568.
- [9] 张德丰. MATLAB神经网络应用设计[M]. 2版. 北京:机械工业出版社,2012.
- [10] 张 宪,江爱荣. 遗传算法优化的神经网络熔深预测模型[J]. 轻工机械,2011,29(3):27-31.
- [11] 沈凤龙,毕 娟. 基于BP神经网络分类器的多目标识别方法研究[J]. 辽东学院学报:自然科学版,2008,15(4): 205-209.

[编辑:罗向阳]