

文章编号: 2095-2163(2019)03-0059-05

中图分类号: TM93

文献标志码: A

基于改进 PCNN 算法的电力设备图像分割研究

徐鹏飞, 张菁, 尹腾飞, 钱潇潇, 杨勇

(上海工程技术大学 电子电气工程学院, 上海 201620)

摘要: 为了更好地实现变电站电力设备红外图像的分割,减少复杂背景和冗余信息的干扰,本文提出了一种改进型 PCNN 分割算法,将 PCNN 算法与类内绝对差法相结合,通过改进参数选取和阈值优化的方式,对电力设备红外图像进行分割。结果表明,该算法能够较好地实现目标完整分割,在主观视觉效果及客观分割性能上存在明显优势。

关键词: PCNN; 图像分割; 红外检测; 过热故障

Research on image segmentation of power equipment based on improved PCNN algorithm

XU Pengfei, ZHANG Jing, YIN Tengfei, QIAN Xiaoxiao, YANG Yong

(School of Electronic and Electrical Engineering, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China)

[Abstract] In order to achieve better segmentation of infrared images of power equipment and reduce the interference of complex background and redundant information, this paper proposes an improved PCNN segmentation algorithm. It combines the PCNN algorithm with the intra-class absolute difference method by improving the parameter selection and threshold optimization, and segmenting the infrared image of the power device. The results show that the algorithm can achieve complete segmentation better. There are obvious advantages in subjective visual effects and objective segmentation performance.

[Key words] PCNN; image segmentation; infrared detection; overheat fault

0 引言

红外热成像技术凭借其方便安全、范围广泛、检测快速等优势,已被广泛应用于包括医学成像、智能交通、无损检测等在内的多种领域^[1]。将红外热成像技术应用到电力装置的在线监测和诊断上,能有效增强设备的安全性以及延长使用寿命,而这将有利于推进针对红外图像的相关处理方法的研究与发展^[2]。

进一步研究表明,图像分割是图像由预处理转入分析的关键环节,这是一种将目标像素集与背景分离的技术,对后续的目标信息研究有直接影响^[3-5]。文献[6]提出了自动区域生长法与数学形态学方法相结合的分割方法,该方法能有效抑制背景噪声,从而获得较好的分割效果。文献[7]中对三维直方图降维,并用一维 Otsu 法和二维曲线型 Otsu 法求阈值,改善了分割效果。文献[8]比较了 Otsu 分割、模糊 C 均值分割以及区域生长法等方法,认为区域生长法最适合用于红外图像分割。文献[9]使用二值图像分割技术获得目标区域,由于

红外图像低对比度和强度分布过度集中,使得结果趋于过度分割。

但在红外图像分割中,目标与背景间呈现不均匀的像素强度梯度变化,同时目标区域的分割效果也会受到测量仪器的技术限制^[10]。此外,当对电力设备进行故障检测维修时,若图像存在复杂背景和冗余信息,也会降低目标检测的准确率,增加后续分析难度^[11]。针对上述问题,本文提出了一种改进型 PCNN 分割法,用来寻找电力设备红外图像的目标区域。

1 红外图像去噪

原始的红外图像中存在着大量随机噪声和杂波,对比度也较低,对目标有效的轮廓信息的识别提取造成影响。因此,需要对红外图像中的噪声干扰进行预处理,以达到平滑去噪的目的,改善图像质量和分割效果,并提高信噪比和算法的检测效率。本次研究采用了自适应中值滤波法对图像进行滤波去噪处理。

中值滤波是一种非线性滤波方式,可将某领域

作者简介: 徐鹏飞(1993-),男,硕士研究生,主要研究方向:电力设备检测;张菁(1969-),女,副教授,硕士生导师,电气设计与楼宇智能化专业教学团队负责人,主要研究方向:电气工程及其自动化、工业自动化。

收稿日期: 2019-03-01

内像素点灰度级的中间值设置为该像素点的灰度值^[12]。设原始图像为 $f(x,y)$ ，图像经过处理后得到灰度图像 $g(x,y)$ ，在消除噪声的同时不会损坏原图像的边缘细节信息。二维中值滤波输出为：

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

其中， $f(x-k,y-l)$ 为窗口 W 的像素灰度值， W 为选定窗口大小。

从式(1)可以看出，中值滤波的窗口尺寸较为固定，不同的处理对象需要设置不同的窗口尺寸，太大会使边缘模糊，太小则去噪效果欠佳。研究可知，噪声点和边缘点均为灰度变化较为剧烈的像素，所以常见的中值滤波均会一定程度地改变边缘像素灰度值，但噪声点几乎均为领域像素的极值，而边缘点

与之不同^[13]。自适应中值滤波就是利用上述特点加以改进，对此可阐述为：逐行扫描图像，当处理每一个像素时，判断该像素是否是滤波窗口所覆盖下领域像素的极大或极小值。如果是，则采用有关的中值滤波方法处理该像素；如果不是，则不予处理^[14]。该方法能够有效地去除突发噪声点，且几乎不影响边缘。

图像去噪处理效果如图1所示。从图1中可看出，相对于中值滤波，自适应中值滤波去噪后的目标轮廓更加清晰，灰度直方图也更加平滑，在一定程度上克服了以往中值滤波对非突变噪声等效果较差的问题。此外，该方法不仅能够根据预设好的条件动态地改变中值滤波器的窗口尺寸，还可以同时兼顾去噪声作用和保护细节的效果。

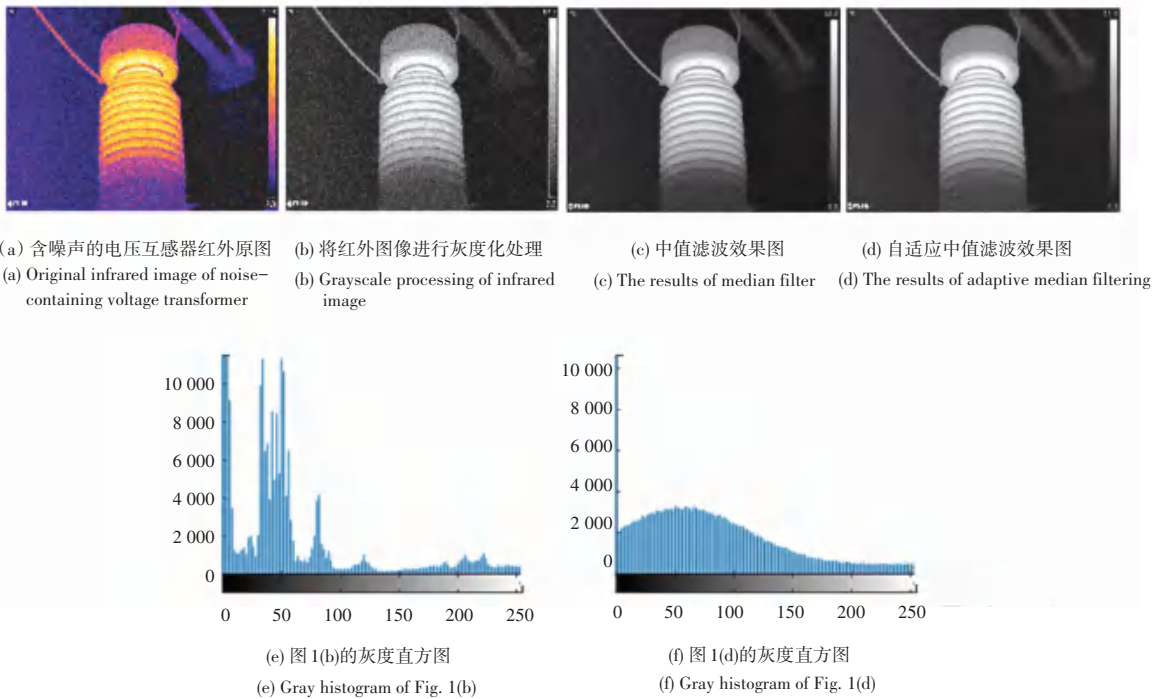


图1 图像去噪处理图

Fig. 1 Image denoising processing diagram

2 基于改进型 PCNN 算法的图像分割

2.1 PCNN 模型简化

脉冲耦合神经网络模型 (Pulse Coupled Neural Network, PCNN) 是由 Eckhorn 提出的。PCNN 模型的设计是受到猫大脑皮层脉冲同步释放现象的启发，其信号形态和处理加工机制更符合人类视觉神经系统的生理基础，PCNN 经改进简化后可用于图像处理领域。PCNN 模型如图2所示，主要包括接收、调制和脉冲产生三个部分。

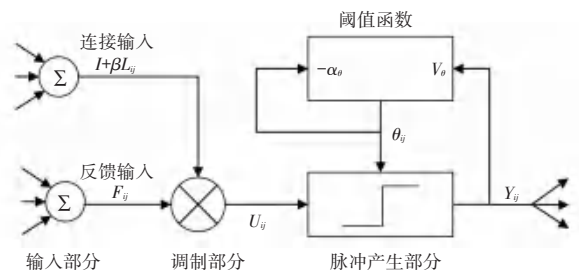


图2 PCNN 模型结构示意图

Fig. 2 Schematic diagram of PCNN model structure

这里，针对简化的 PCNN 可给出如下数学描述：

$$F_{ij}(n) = I_{ij}, \quad (2)$$

$$U_{ij}(n) = F_{ij}(n) [1 + \beta_{ij} L_{ij}(n)], \quad (3)$$

$$L_{ij}(n) = \sum_{k,l} W_{ijkl} Y_{kl}(n-1), \quad (4)$$

$$\theta_{ij}(n) = e^{-\alpha_{\theta}} \theta_{ij}(n-1) + V_{\theta} Y_{ij}(n-1), \quad (5)$$

$$Y_{ij}(n) = \begin{cases} 1, & U_{ij}(n) \geq \theta_{ij}(n-1); \\ 0, & U_{ij}(n) < \theta_{ij}(n-1). \end{cases} \quad (6)$$

其中, F_{ij} 、 L_{ij} 、 V_{θ} 、 α_{θ} 、 U_{ij} 、 θ_{ij} 分别为反馈通道输入、连接通道输入、阈值幅度系数、两输入通道相应的衰减系数、神经元 i, j 的内部活动项、随时间指数衰减的动态阈值; W_{ijkl} 为 L_{ij} 中 Y_{ij} 的链接权值矩阵; β_{ij} 为链接系数; Y_{ij} 为神经元 i, j 的脉冲输出。

输入部分由 F_{ij} 和 L_{ij} 两个输入通道组成,其作用分别是接收外部和相邻神经元的输入信息,每种输入状态都由输入信息和自身状态决定。调制部分负责调解 F_{ij} 和 L_{ij} 两通道的信号,通过耦合调制对其进行正的单位偏置,得到 U_{ij} 。脉冲产生部分包括阈值函数和脉冲产生器两部分。当 $U_{ij} \geq \theta_{ij}$ 时,神经元发出脉冲,否则神经元熄灭。

当使用 PCNN 分割图像时,神经元通常逐个映射到图像的像素点。像素的数量等于神经元的数量,并且归一化的像素灰度值变为外界信号。图像中每个像素点的亮度用作相应神经元的 F_{ij} 通道的输入,其他神经元的输出用作 L_{ij} 通道的输入,每个神经元只有点火或熄灭两种输出状态。若假设图像的目标为亮区,背景为暗区。由于目标的亮度值大于背景,因此率先点火对应于目标的神经元,图像记为 A_1 ,对应于背景的神经元被熄灭。通过将亮区发送的脉冲传递到特定像素的距离,则可以触发与亮区相邻的暗区神经元的同步点火。与这些点火的暗区神经元对应的像素就是目标图像的边缘,将图像记为 A_2 。可以通过对 A_1 和 A_2 进行异或处理来获得图像检测的边缘 E 。这样就使得整幅图像得到相应的处理,脉冲传递的距离就是边缘宽度。

2.2 阈值的优化

虽然 PCNN 能在应用时保持图像信息的稳定,但是 PCNN 模型初始阈值设定常依赖于经验,而不合理的设置会抑制 PCNN 的优势,所以阈值的优化成为了影响图像分割效果优劣的最主要因素。本文综合考虑图像像素的灰度分布和像素间的空间位置等信息,选取类内绝对差法对阈值进行优化,避免导致部分背景划分成目标的误分割现象出现。而该方法除了考虑类间距外,也能确保分割后各类区域具有较好的内聚性,减少分割后的虚警点。

由于图像属于二维离散数据,设图像包含的全部像素点个数为 n , 图像中所有可能的灰度级数为 K 。定义 n_i 表示第 i 灰度级出现的数目,则灰度为 i 的像素出现概率可表示为:

$$P_x(i) = \frac{n_i}{n} \quad i \in \{0, 1, \dots, K-1\}, \quad (7)$$

采用阈值 T 将图像中的像素判别分成目标类 M_0 和非目标类 M_1 。其中 M_0 域是由灰度值取值范围在 $[0, T-1]$ 的像素组成, M_1 域里的所有像素点的灰度值取值范围为 $[T, K-1]$ 。那么区域 M_0 和 M_1 内像素所占的总面积比例分别表示为:

$$p_0 = \sum_{i=0}^{T-1} p_i \quad p_1 = \sum_{i=T}^{K-1} p_i, \quad (8)$$

区域 M_0 和 M_1 的平均灰度分别为:

$$\mu_0 = \frac{1}{p_0} \sum_{i=0}^{T-1} i p_i \quad \mu_1 = \frac{1}{p_1} \sum_{i=T}^{K-1} i p_i, \quad (9)$$

区域 M_0 与 M_1 两类的类内平均绝对差分别为:

$$d_0(r) = \frac{1}{p_0} \left(\sum_{i=0}^{T-1} |i - \mu_0| p_i \right), \quad (10)$$

$$d_1(r) = \frac{1}{p_1} \left(\sum_{i=T}^{K-1} |i - \mu_1| p_i \right),$$

定义目标和非目标的整体类内绝对差之和为:

$$d = p_0 * d_0(r) + p_1 * d_1(r), \quad (11)$$

整体类内绝对差的值越小,背景和内部灰度分布将变得越均匀,使红外图像具有均等分割趋势。为了避免因红外图像中区域 M_0 与 M_1 所占概率相差悬殊产生误差,研究中引入因子 $|p_0 - p_1|$ 来反映红外图像中所占概率悬殊的背景与目标面积之差。两者的组合构成了更合理的阈值选取标准函数,其函数形式如式(12)所示:

$$D(r) = |p_0 - p_1| \cdot [p_0 * d_0(r) + p_1 * d_1(r)]^{-1}, \quad (12)$$

当 $D(r)$ 达到最大值时,获得该标准下的最佳阈值 r' 。即:

$$r' = \arg \max_{0 \leq T \leq L-1} D(r). \quad (13)$$

2.3 关键参数的确定

在同一个模型下,PCNN 参数的最优设定常常需要通过选取不同迭代次数的结果来进行比较分析,不断地通过尝试得出接近于最佳分割结果的参数。而评判不同迭代次数所得的分割结果的优劣,主要还是依靠人眼观察。为此需要设置、及改进参数,并根据具体的需求不断地进行修正优化。对此可做研究阐释如下。

2.3.1 连接强度系数 β_{ij} 的确定

PCNN 通过 F_{ij} 通道和 L_{ij} 通道接收不同的输入

信号,而 F_{ij} 与 L_{ij} 之间连接的紧密程度由 β 来做出调节。该值表示当前神经元与其他神经元之间耦合关系的强弱, β 较大就能引起较大范围的同步点火。然而人为设定的 β 值较为固定,不利于细节信息的保留。因此,为了改善分割效果,用局部灰度均方差 σ 值表示连接强度系数 β_{ij} 。这里,可将其写作如下数学形式:

$$\beta_{ij} = \sigma = \left(\sum_{k=1}^s \sum_{l=1}^s (x_{kl} - \bar{x}_{ij})^2 / n \right)^{1/2} \quad k, l \in s, \quad (14)$$

其中, x_{kl} 、 \bar{x}_{ij} 分别是以 (i, j) 为中心的邻域神经元的灰度和 $k \times l$ 区域内神经元灰度均值。这在一定程度上,有效反映图像区域的细节信息和边缘的完整性。

2.3.2 连接权重矩阵 W_{ijkl} 的确定

权重矩阵 W_{ijkl} 是调节 F_{ij} 中神经元与其邻域神经元耦合的加权系数,影响着接收区中连接输入的大小。传统 W_{ijkl} 的值是由中心像素点到其领域像素点的距离决定,即神经元 ij 与神经元 kl 的连接权为:

$$W_{ijkl} = \frac{1}{(i-k)^2 + (j-l)^2}, \quad (15)$$

其中, (i, j) 为中心像素点的坐标, (k, l) 为其各邻域像素坐标。由于神经元的耦合连接强度不仅和神经元之间的距离有关,还和神经元的灰度值有关^[15]。基于此,在综合考虑像素间的空间、灰度差异等后,本文将权重矩阵 W_{ijkl} 的计算公式改进为:

$$W_{ijkl} = \frac{k_1}{e^{k_2(d-1)} + k_3}. \quad (16)$$

其中, d 为中心像素到邻域边界像素的距离, k_1 、 k_2 、 k_3 均为常系数。

3 实验结果及分析

为了验证上述改进算法的分割效果,证实其准确性与高效性,本文选取了电压互感器、变压器套管等数种电力设备红外图像进行研究处理,将改进的 PCNN 算法与多种常见的分割算法进行了类比分析。仿真实验结果如图 3 所示。

通过图 3 的多种算法对比可以看出,图 3(c) 的 Canny 算子虽然能保留住边缘信息且错误率较低,但难以胜任对高频边缘的处理,此时易造成部分信息的丢失,并存在引入伪边缘的可能性。而图 3(d) 的 Otsu 算法虽然不需要满足目标与背景对比度较大的要求,但是分割不彻底,对于边缘细节上的处理结果与理想状态存在差异。图 3(e) 的传统 PCNN

算法分割目标轮廓较模糊、存在过分割或不完整的弊端,难以反映目标的形状特征。图 3(f) 的改进 PCNN 分割算法分割出来的目标区域边界形状更完整准确,能更好地提供边缘细节和目标内容。

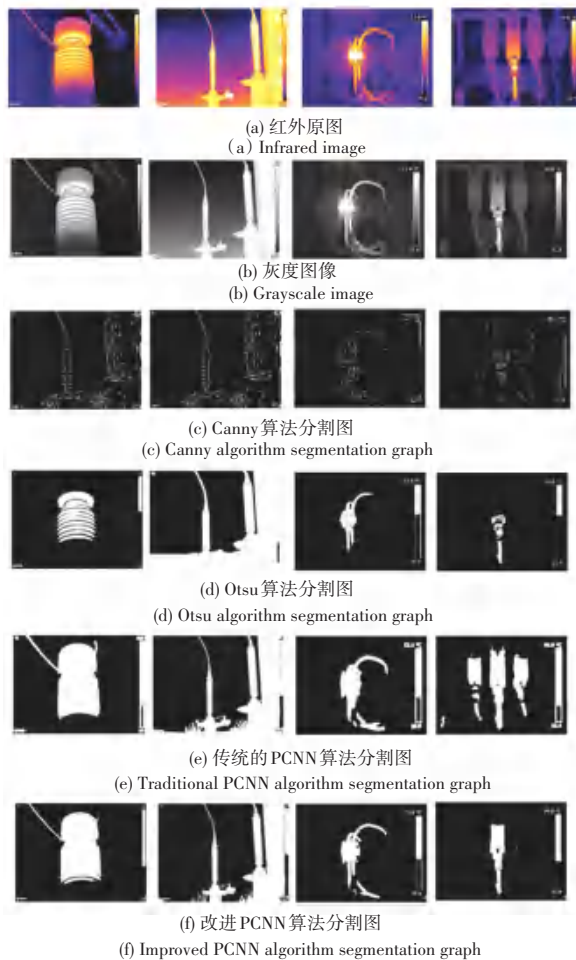


图 3 红外图像及不同算法分割结果图

Fig. 3 Infrared image and different algorithm segmentation results

4 结束语

本文针对传统的脉冲耦合神经网络模型中参数众多且不易自动选取,不同迭代次数分割优劣需要人为观察等问题,提出了一种改进型 PCNN 分割方法。通过调整 PCNN 模型中各神经元的链接强度以及链接权值矩阵等主要参数来实现 PCNN 模型的改进。实验结果表明该算法能准确地分割图像目标信息并能克服虚边缘现象,具有目标轮廓清晰,边缘细节特征显著等优点。

参考文献

- [1] 尹永飞. 电网图资智能识别技术的研究[D]. 济南:山东大学, 2017.