

doi:10.3969/j.issn.1672-4348.2020.06.015

基于 Otsu 优化的 PCNN 电力故障区域提取

林亚君^{1,2}, 陈学军^{1,2}

(1. 莆田学院 机电工程学院, 福建 莆田 351100;
2. 新能源装备检测福建高校重点实验室, 福建 莆田 351100)

摘要: 为更好实现红外图像中电力设备故障区域的提取, 提出改进 PCNN (脉冲耦合神经网络) 的故障区域提取方法。基于 Otsu 算法计算红外图像的最优分割阈值, 作为 PCNN 迭代的初始阈值。以最大类间方差作为 PCNN 模型的收敛判据, 实现红外图像自动分割以提取电力故障区域。实验表明, 该算法与 Otsu、K-means、传统 PCNN 方法相比, 能够更全面、精确地提取电力故障区域, 为后续故障类型识别奠定基础。

关键词: 红外图像; 大津法; 脉冲耦合神经网络; 图像分割; 电力故障

中图分类号: TM507; TP391.41 **文献标志码:** A

文章编号: 1672-4348(2020)06-0593-05

Fault zone extraction of electrical equipment by using PCNN based on Otsu optimization

LIN Yajun^{1, 2}, CHEN Xuejun^{1, 2}

(1. School of Electromechanical Engineering, Putian University, Putian 351100, China;
2. Key Laboratory of Fujian Universities for New Energy Equipment Testing, Putian 351100, China)

Abstract: In order to better realize the extraction of the fault area of power equipment in infrared images, a method for fault area extraction was proposed with improved PCNN (pulse-coupled neural network). Based on Otsu, the optimal segmentation threshold for infrared images was calculated based on Otsu algorithm and it was taken as the initial threshold for PCNN iterations. By using the maximum between-cluster variance as the convergence criterion of the PCNN model, the infrared image was automatically segmented to extract the power fault region. Experimental results show that compared with Otsu, K-means and traditional PCNN methods, this algorithm can extract the power fault area more comprehensively and accurately, and lay the foundation for the identification of subsequent fault types.

Keywords: infrared image; Otsu; PCNN; image segmentation; electrical equipment fault

红外成像技术凭借其非接触、安全可靠、检测快速等优势, 成为电气设备故障在线检测的重要手段^[1-2]。随着图像处理技术的发展^[3], 为保证在线检测的准确性和实时性, 电力故障红外图像处理自动化应运而生^[4-5]。作为红外图像与故障分析的桥梁, 如何有效地提取故障区域成为科研的热点^[6-7]。

通常, 红外图像中故障区域具有固有的特征: (1) 呈亮黄色, 亮度高于非故障区域; (2) 与非故

障区域之间有一定边界。基于这两个特征, 文献[8]提出采用 Otsu 算法 (大津法) 将电气设备作为目标区从背景图像中分割出来; 文献[9]采用 K-means 聚类算法对电力设备红外图像进行分割, 并用马尔可夫模型进一步优化。然而, 基于阈值分割的方法通常由于其阈值会偏向方差大 (电力故障区域往往较小, 背景的方差较大) 的一侧导致误分割, 改变了故障区域的特征信息, 从而增加后续故障识别的难度。PCNN 模型具有生物特

收稿日期: 2020-09-12

基金项目: 福建省中青年教師教育科研項目 (JAT190585); 莆田學院校內科研項目 (2019031)

第一作者簡介: 林亞君 (1990—), 女, 福建莆田人, 助教, 碩士, 研究方向: 電力系統仿真與控制。

征的乘积耦合和非线性点火的特点,可以有效判别图像的目标和背景,使其在图像分割上具有极大优势,从而被广泛应用于电力故障区域提取^[10-11]。PCNN 模型的参数若选择不当将大大影响目标提取性能,需进一步增强图像分割自适应性。

本研究提出一种融合二维 Otsu 算法和 PCNN 的红外图像分割方法。首先基于 Otsu 算法计算电力故障红外图像的最优分割阈值,作为 PCNN 迭代的初始阈值,开始迭代;在每次迭代中以点火神经元作目标,未点火神经元作背景,计算目标和背景之间的类间方差,以类间方差最大作为收敛判据,实现红外图像自动分割提取电力故障区域。

1 基础算法

1.1 PCNN 模型

基本 PCNN 是一种有连接域的网络模型,由若干个神经元互连形成的反馈型神经网络,具有良好的脉冲传播性能,能够完整保留图像的区域信息,在图像分割领域具有极大优势^[12]。构成 PCNN 的神经元系统是一个复杂的非线性动态系统。其中一个 PCNN 神经元由 3 个部分组成:接收部分、非线性调制部分和脉冲产生部分,基本模型如图 1 所示。

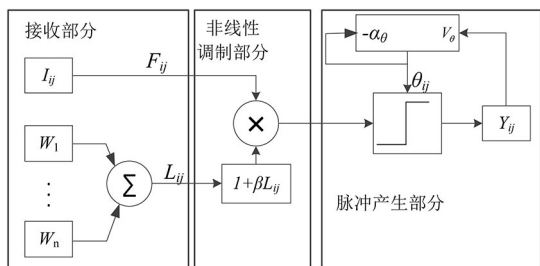


图 1 PCNN 模型

Fig.1 PCNN model

简化 PCNN 模型在运行过程中每个神经元按照以下步骤进行迭代计算。

接收部分:接收外部和相邻神经元的输入,分别为 F_{ij} 、 L_{ij} 输入通道。其中外部输入表示为输入图像,如式(1)所示:

$$F_{ij}(n) = I_{ij} \quad (1)$$

式中 $F_{ij}(n)$ 为 (i,j) 位置的神经元反馈输入, n 表示第 n 次迭代; I_{ij} 为外部输入的图像信息。

连接通道输入 L_{ij} 通过权重矩阵 W 接收来自

8 个领域神经元的信息,如式(2)所示:

$$L_{ij}(n) = \sum_{k,l} W_{ij,kl} Y_{kl}(n-1) \quad (2)$$

式中 (k,l) 为 8 个领域神经元的图像像素位置; $W_{ij,kl}$ 为 L_{ij} 和 Y_{kl} 的链接权值; $Y_{kl}(n-1)$ 是上一次迭代后 (k,l) 位置的脉冲输出信号。

非线性调制部分:调节 F_{ij} 、 L_{ij} 输入信号,通过耦合调制对其进行正的单位偏置,得到内部活动项 U_{ij} ,如式(3)所示:

$$U_{ij}(n) = F_{ij}(n) (1 + \beta L_{ij}(n)) \quad (3)$$

其中 β 表示神经元突触间的连接强度,也称耦合连接系数。

脉冲产生部分:由阈值函数和脉冲产生器两部分构成。比较内部活动项与阈值的关系,当 $U_{ij} \geq \theta_{ij}(n)$ 时,神经元发出脉冲,否则熄灭。其中阈值函数如式(4)所示,脉冲输出如式(5)所示。

$$\theta_{ij}(n) = e^{-\alpha_\theta \theta_{ij}(n-1)} + V_\theta Y_{ij}(n-1) \quad (4)$$

$$Y_{ij}(n) = \begin{cases} 1 & U_{ij}(n) \geq \theta_{ij}(n) \\ 0 & U_{ij}(n) < \theta_{ij}(n) \end{cases} \quad (5)$$

式中 $\theta_{ij}(n)$ 为随时间指数衰减的动态阈值; α_θ 为 $\theta_{ij}(n)$ 的时间衰减常数; V_θ 为阈值的放大系数。

从式(4)可以看出神经元点火后,由于 $Y_{ij}(n-1)$ 的值跃变成 1,在放大系数 V_θ 作用下,阈值 $\theta_{ij}(n)$ 骤增。随后在衰减参数 α_θ 影响下, $\theta_{ij}(n)$ 逐渐衰减直至下一次点火,故图像中的各神经元均具有一定的点火频率。另一方面,神经元之间存在耦合连接,点火神经元会触发其领域具有相似特性的神经元同步点火,即产生同步振荡现象,从而实现提取图像相似区域。这与提取电气设备红外图像中故障区域即亮度区域不谋而合。

1.2 二维 Otsu 算法

Otsu 是一种自适应的阈值确定方法^[13],具有计算简洁、稳定、自适应等优点,广泛应用于图像分割中。但是传统 Otsu 算法没有考虑图像像素点之间的位置关系,图像中如果有噪声会导致分割效果不理想。因此,刘建庄等人在 1993 年提出了二维的 Otsu 算法^[14],提高了算法的抗噪性能。

假设一幅图像有 L 个灰度级,那么图像中某个像素点的领域平均灰度也有 L 个灰度级。 $i = f(x,y)$ 为像素点 (x,y) 的灰度值, $j = g(x,y)$ 为像素点 (x,y) 为中心的 $K * K$ 个像素点集合的平均灰度值,于是 (i,j) 为一个不仅能反应该像素

点的灰度值,还有领域信息的一个二元组。假设二元组 (i,j) 出现的次数为 a_{ij} ,于是该二元组对

应的概率为 $P_{ij} = \frac{a_{ij}}{N}$,其中 N 为图像像素点总数。

任意选取一个阈值向量 (s,t) ,该阈值将图像的二维直方图划分成 4 个区域,B、C 区域代表图像的前景和背景,A、D 区域代表噪声点。像素点被分到背景和前景的概率分别为 ω_b 、 ω_o :

$$\omega_b = \sum_{i=0}^s \sum_{j=0}^t P_{ij} \quad (6)$$

$$\omega_o = \sum_{i=s+1}^{L-1} \sum_{j=t+1}^{L-1} P_{ij} \quad (7)$$

对应的均值矢量分别为 μ_b 、 μ_o :

$$\mu_b = (\mu_{bi}, \mu_{bj})^T = \left(\sum_{i=0}^s \sum_{j=0}^t \frac{P_{ij}i}{\omega_b}, \sum_{i=0}^s \sum_{j=0}^t \frac{P_{ij}j}{\omega_b} \right)^T \quad (8)$$

$$\mu_o = (\mu_{oi}, \mu_{oj})^T = \left(\sum_{i=s+1}^{L-1} \sum_{j=t+1}^{L-1} \frac{P_{ij}i}{\omega_o}, \sum_{i=s+1}^{L-1} \sum_{j=t+1}^{L-1} \frac{P_{ij}j}{\omega_o} \right)^T \quad (9)$$

整个图像的均值矢量为 μ_T :

$$\mu_T = (\mu_{Ti}, \mu_{Tj})^T = \left(\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} P_{ij}i, \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} P_{ij}j \right)^T \quad (10)$$

一般情况下,认为目标远离对角线的概率很小,于是有:

$$\begin{cases} \omega_b + \omega_o \approx 1 \\ \mu_T \approx \omega_b \mu_b + \omega_o \mu_o \end{cases} \quad (11)$$

离散测度矩阵为:

$$S(s,t) = \omega_b (\mu_b - \mu_T) (\mu_b - \mu_T)^T + \omega_o (\mu_o - \mu_T) (\mu_o - \mu_T)^T \quad (12)$$

图像的离散测度为:

$$\begin{aligned} \text{tr}(S(s,t)) &= \omega_b [(\mu_{bi} - \mu_{Ti})^2 + (\mu_{bj} - \mu_{Tj})^2] + \\ &\quad \omega_o [(\mu_{oi} - \mu_{Ti})^2 + (\mu_{oj} - \mu_{Tj})^2] \end{aligned} \quad (13)$$

离散测度越大,类间方差也越大,说明构成图像的两个部分的差别越大,当 $\text{tr}(S(s,t))$ 取得最大值时, (s^*, t^*) 为初始阈值,即:

$$\begin{aligned} (s^*, t^*) &= \arg \max \{ \text{tr}(S(s,t)) \} \\ 0 &\leq s^*, t^* \leq L-1 \end{aligned} \quad (14)$$

在图像分割时,二维 Otsu 算法较传统 Otsu 具有更强的抗噪能力,更快的计算速度。

2 改进 PCNN 模型

PCNN 应用于图像分割时,初始阈值的选择往往依赖于经验,如果选择不合理会导致首次迭代时的神经脉冲的错误发放,会大大增加迭代次数。如何确定合适的初始阈值至关重要。本研究选择二维 Otsu 算法优化初始阈值,即根据式(14)选取的最优分割阈值作为初始阈值,使其对不同图像都有一定的自适应性。

另一方面,传统 PCNN 模型对图像分割时存在迭代次数无法确定问题,目前常用的迭代结束的判据是根据图像中的神经元是否全部完成点火,再选取迭代终止前一次的结果作为图像分割最终结果。这种方式不仅迭代次数过多,甚至需要人工判断迭代过程中出现的最优分割结果,与红外图像处理自动化的初衷相悖。受 Otsu 算法的启发,本研究采用最大类间方差作为收敛判据,即判别式为式(13)。类间方差越大,说明构成图像的明、暗两类的差别越大。若把背景或者目标错分会导致两部分的差别变小,以此作为收敛判据,不仅实现了图像自动分割,分割效果也很理想,算法流程如图 2 所示。

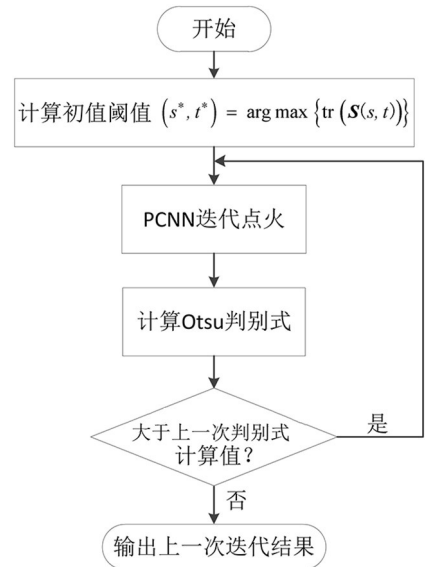


图2 图2 算法流程图

Fig.2 Algorithm flowchart

3 实验结果

为验证改进 PCNN 对电力故障区域提取的准确性与时效性,图 3 列出了 3 种常见故障的红外图像:(1)电流互感器内部缺陷,图 3(a)所示为

互感器 B 相内部缺陷,红外图像中 B 相位置局部发亮;(2)瓷绝缘子发热、表面污秽,如图 3(b)所示 3 片绝缘子发亮,存在多个故障区域;(3)隔离开关内转头发热,如图 3(c)所示内转头部位发亮。从图 3 可见,故障区域占整幅图像的比例都偏小。基于 MATLAB 平台对上述 3 种常见故障的红外图像进行测试,并与 Otsu 算法、K-Means 算法、传统 PCNN 对比,测试结果及对比结果如图 4~图 7 所示,故障提取所耗时间如表 1。

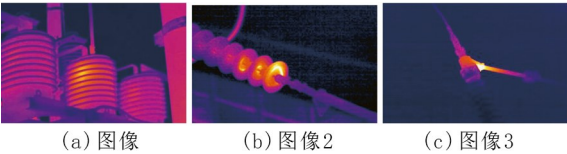


图 3 原始红外图像
Fig.3 Infrared images

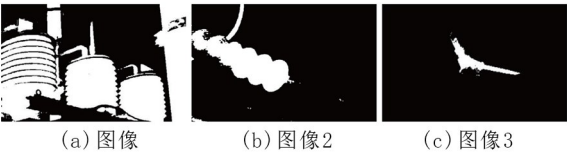


图 4 Otsu 算法
Fig.4 Segmentation graphs by using Otsu algorithm

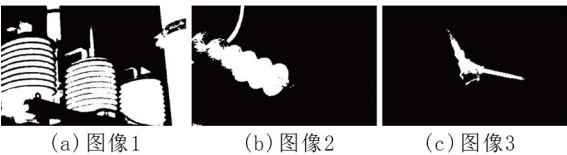


图 5 K-means 算法
Fig.5 Segmentation graphs by using K-means algorithm

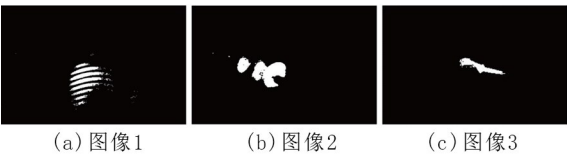


图 6 传统 PCNN
Fig.6 Segmentation graphs by using traditional PCNN



图 7 改进的算法
Fig.7 Segmentation graphs by using the proposed algorithm

表 1 图像分割耗时
Tab.1 Comparison of time consumption of different algorithms

方法	分割耗时/s		
	图像 1	图像 2	图像 3
Otsu	0.092	0.036	0.136
K-means	0.563	0.184	1.123
传统 PCNN	1.978	0.638	1.987
改进的算法	0.789	0.319	0.632

比较图 7 与图 4~6 可见,由于电力设备红外缺陷图中故障区域很小,即原始红外图像中亮度区域较小,采用传统 Otsu、K-means 分割图像时会有过分割现象,而 PCNN 对于分割小目标具有显著优势。然而,如表 1 所示,PCNN 的模型特性使其分割耗时大大增加。各算法具体对比分析如下:

(1)Otsu 算法,综合考虑了整幅图像,但故障区域所占比例太小、故障区域边界模糊,阈值选择偏向背景,导致将一部分非故障区误分割进来造成过度分割。

(2)K-means 算法,将图像分成两类,得到的分割结果基本上把目标区域融合进背景,极大地增大了后续处理的工作量。

(3)PCNN,在分割的准确性上明显优于前面两种算法,然而图 6 所示的分割结果并不是最终迭代结果,而是通过人为判断将迭代过程中分割效果最好的图像进行展示(图像 1 为收敛前一次的分割结果,图像 2 为收敛当次的分割结果,图像 3 为收敛前一次的分割结果)。这样处理不仅无法自动选取最优结果,还增加了迭代时长。当然,增加时长还有一个因素是由于初始阈值设置的不合理导致的。另一方面,与图 7 相比,图 6 的噪点明显比较严重,目标轮廓不清晰,影响后续故障类型识别。

(4)改进的算法,能够将故障区域完整、准确,并且较快速地提取出来。通过二维 Otsu 算法优化迭代的初始阈值,不仅可以减少迭代次数,还提高了抗噪能力。以最大类间方差作为收敛判据,实现图像自动分割。该算法吸收了 PCNN 模型对于小目标分割的优势,并且通过 Otsu 算法优化了初始值设置和迭代判据,图像分割耗时缩短,目标轮廓

更加清晰,具有良好的故障区域提取性能。

4 结论

针对传统PCNN分割耗时长、目标轮廓模糊以及需要人为观察选取最优分割结果等问题,提出了基于二维Otsu算法优化PCNN的电力故障区域提取方法。通过Otsu算法计算图像的分割阈值作为PCNN迭代的初始阈值,并以最大类间

方差作为收敛判据,实现最优分割自动选取。实验结果表明:

1) 该算法具有PCNN对于小目标分割的优势,相较于Otsu、K-means算法能更加准确提取电力故障区域,并且轮廓清晰。

2) 该算法优化了初始值设置和迭代判据,相较于传统PCNN,不仅能自动选取最优提取结果,并且耗时更短,抗噪性能更优。

参考文献:

- [1] 张璐, 赵建. 红外成像技术在电力系统后备电源热故障监测中的应用研究[J]. 电测与仪表, 2012, 49(8): 93-96.
- [2] JADIN M, TAIB S. Recent progress in diagnosing the reliability of electrical equipment by using infrared thermography[J]. Infrared Physics & Technology, 2012, 55(4): 236-245.
- [3] 黄靖, 李俊男, 刘丽桑, 等. 基于形态学重建与OTSU的极耳焊缝图像分割方法[J]. 福建工程学院学报, 2019, 17(4): 359-364.
- [4] 孙怡, 吴邦树, 刘仪卜, 等. 基于红外图像处理的电气设备故障诊断方法[J]. 机电工程技术, 2016, 45(6): 59-62.
- [5] 熊芬芳. 基于图像处理技术的电气设备故障诊断方法研究[D]. 上海: 东华大学, 2015: 21.
- [6] HUDA A, TAIB S. Suitable features selection for monitoring thermal condition of electrical equipment using infrared thermography[J]. Infrared Physics & Technology, 2013, 61: 184-191.
- [7] 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.
- [8] 井金剑, 翟春艳, 李书臣, 等. 基于红外图像识别的电气设备故障诊断[J]. 电子设计工程, 2014, 22(12): 171-173.
- [9] 沈雯倩, 张莉萍, 黄勃, 等. 改进的K-means红外图像互感器分割方法[J]. 传感器与微系统, 2018, 37(11): 63-65.
- [10] 谷凯凯, 周东国, 许晓路, 等. 一种基于局部特征的PCNN电力故障区域提取方法[J]. 计算机工程, 2018, 44(7): 291-296.
- [11] 徐鹏飞, 张菁, 尹腾飞, 等. 基于改进PCNN算法的电力设备图像分割研究[J]. 智能计算机与应用, 2019, 9(3): 59-62, 68.
- [12] LINDBLAD T, KINSER J. Image processing using pulse-coupled neural networks[M]. Berlin: Springer, 2005: 11-81.
- [13] CAO J, CHEN L, WANG M, et al. Implementing a parallel image edge detection algorithm based on the Otsu-canny operator on the hadoop platform[J]. Computational Intelligence and Neuroscience, 2018, 2018: 1-12.
- [14] 刘健庄, 栗文青. 灰度图象的二维Otsu自动阈值分割法[J]. 自动化学报, 1993, 19(1): 101-105.

(责任编辑:方素华)