

基于 S-L 模型的憎水性图像水珠形状提取

唐良瑞, 于文文, 陆俊

(华北电力大学 电气与工程学院, 北京 102206)

摘要: 憎水性图像水珠形状提取是绝缘子憎水性等级评价的重要前提。Snake 模型在提取边界轮廓时存在着对初始轮廓敏感、边界信息捕捉能力较差等问题, 为此笔者在 S-L 模型的基础上, 利用水珠图像的先验信息来改进 S-L 模型对水珠形状的提取过程, 在一定程度上克服了 Snake 模型的缺点, 提高了轮廓形变过程中的拓扑能力, 提高了形状提取的精确度。实验结果表明, 该方法有效地实现了水珠形状的提取, 为后续绝缘子性能的等级评价提供依据。

关键词: Snake 模型; 水平集模型; S-L 模型; 曲率

中图分类号: TM206; TM21

文献标志码: A

文章编号: 1001-1609(2009)06-0037-03

Water Drops Extraction of Hydrophobic Image Based on S-L Model

TANG Liang-ru, YU Wen-wen, LU Jun

(School of Electric and Electronic Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China)

Abstract: Water drops extraction of hydrophobic image is an important precondition to evaluate the hydrophobic performance of insulators. The problems associating with initialization and poor boundary catching ability limit the application of Snake model to water drops extraction. A new method based on S-L model is proposed for water drops extraction. The prior knowledge of water drops is used in confirming S-L model's energy function and the relevant weighting parameters. The water drops extraction based on the S-L model is improved by the adaptive energy item, significantly increasing the extraction precision, and overcoming the shortcomings of the original Snake model. Water drops extraction is improved with the proposed method to provide evidence for further grade evaluation of insulators.

Key words: snake model; levelset model; S-L model; curvature

0 引言

数字图像处理技术是对绝缘子憎水性等级进行评价的重要方法之一。目前国内外已经有一些学者对绝缘子憎水性图像检测方法进行了尝试性研究, 并取得了一定的研究成果^[1]。

自从文[2]提出了 Snake 模型以后, 曲线演化的思想在图像处理领域便得到了广泛的研究和应用。基于参数的 Snake 模型弥补了传统目标提取方法中忽视高层信息的缺陷, 把低层知识和高层信息结合起来, 有效地克服了目标轮廓提取中的不确定性等问题。除此以外, 文[3]提出的水平集模型则是基于几何特征的曲线演化模型, 它将移动的界面作为零水平集嵌入高一维的水平集函数中, 通过确定零水平集而确定曲线演化的结果。文[4]综合了参数模型和水平集模型的优点, 提出了一种新的活动轮廓模型 S-L 模型, 它在一定程度上解决了参数 Snake 模

型的缺点, 减小了迭代过程的运算量, 大大提高了曲线的拓扑可变性。

笔者考虑到憎水性图像的特殊性(水的透明性、弱边缘)以及参数 Snake 模型对初始轮廓敏感、曲线拓扑可变性较差等缺点, 利用改进的 S-L 模型对憎水性图像的水珠形状进行提取, 根据水珠的先验知识对 S-L 模型的参数进行调整, 实现了对憎水性图像水珠轮廓的有效提取, 为后续绝缘子抗污闪性能的判定提供了依据。

1 基于 S-L 模型的水珠形状提取

1.1 S-L 模型

目前基于曲线演化的模型包括基于参数的 Snake 模型和基于几何特征的水平集模型两种, 其中 Snake 模型在变形过程中, 依靠内部能量保持曲线的连续和平滑, 然而它们又同时减弱了曲线的拓扑能力和凹陷区域的收敛能力, 从而影响了曲线形变的结果。基于几何特征的水平集模型, 虽然在拓扑

收稿日期: 2009-06-28

作者简介: 唐良瑞(1966), 男, 博士, 教授, 主要研究方向为图像处理和电力系统通信。

可变性方面优于 Snake 模型,但是它的运算复杂,实现相对困难^[5]。在新的活动轮廓模型 S-L 模型中,定义初始样条曲线为 $V(s)=[x(s),y(s)],s \in (0,1)$,则能量函数由下面的泛函定义

$$E_{S-L} = \int_0^1 \{ E_{int}[V(S)] + E_{ext}[V(S)] \} ds \quad (1)$$

式(1)中, E_{int} 表示曲线的内部能量,它负责保持曲线在形变过程中的形状; E_{ext} 表示外部能量,它一般包括图像能量和约束能量,控制着曲线的演化,使其能够收敛在目标轮廓处。

对于曲线的内部能量 E_{int} ,其定义为

$$E_{int} = \alpha \int [K(\nu) + \lambda] N(\nu) \quad (2)$$

式(2)中, α 表示能量的加权参数, $K(\nu)$ 表示曲线在点 ν 的曲率, $N(\nu)$ 表示曲线在点 ν 的法方向, λ 是常量。则 $K(\nu)$ 和 $N(\nu)$ 为

$$\begin{cases} K(\nu) = \nabla \frac{\nabla \nu}{|\nabla \nu|} = \frac{\nu_x \nu_y^2 - 2\nu_x \nu_y \nu_{xy} + \nu_y \nu_x^2}{(\nu_x^2 + \nu_y^2)^{3/2}} \\ N(\nu) = -\frac{\nabla \nu}{|\nabla \nu|} = \frac{\nu_x + \nu_y}{(\nu_x^2 + \nu_y^2)^{1/2}} \end{cases} \quad (3)$$

对于曲线的外部能量 E_{ext} ,定义为

$$E_{ext} = -\gamma \int [\nabla [G_\sigma(x,y) \times I(x,y)]]^2 \quad (4)$$

式(4)中, $I(x,y)$ 表示图像灰度, ∇ 为梯度算子, $G_\sigma(x,y)$ 是具有标准方差 σ 的二维高斯函数,选择合适的 σ 能够扩大轮廓线的捕捉范围。

1.2 改进的 S-L 模型及其离散实现

在水珠图像的提取中,由于光照、污垢等条件的影 响,水珠图像的质量参差不齐。对于一些质量较差的水珠图像,由式(2)、(4)可知,在利用 S-L 模型提取水珠形状的过程中,固定的参数 λ 、 γ 降低了 S-L 模型对于水珠图像的通用性,提取结果虽然优于 Snake 模型,但依然存在一些边缘越界、断裂等情况,从而影响了水珠形状的提取。利用水珠图像固有的先验知识,对 S-L 模型进行改进,优化 S-L 模型的调节参数 λ 、 γ 等,稳定了曲线演化的过程,也在一定程度上提高了水珠形状提取的有效性。

改进的 S-L 模型的内部能量 E_{int} 的表达式为

$$E_{int} = \alpha \int [K(\nu) + \lambda(\nu)] N(\nu) \quad (5)$$

式(5)中, $\lambda(\nu)$ 不再取固定的常数值,而是根据水珠图像,进行自适应调整。

假设初始轮廓线 $V^{(0)}$ 包围的原始区域是 R_0 ,用区域 R_0 的统计特征向量作为整个目标区域的统计特征向量,选择所包围区域的灰度均值 m 和方差 σ 作为统计特征向量的两个元素,即 $T_0=(m_{R_0},\sigma_{R_0})$ 。在曲线 $V(s)$ 每一次变形之前,先考察曲线上每一个点 $\nu_i (i=1 \cdots n)$ 所在的 3×3 区域的统计特征 $T_i=(m_{3 \times 3},\sigma_{3 \times 3})$,定义该区域与原始区域 R_0 的相似度 s_i 为

$$s_i = \|R_i - R_0\| \quad (6)$$

式(6)中, $\| \cdot \|$ 为向量范数。在此基础上, $\lambda(\nu)$ 为

$$\lambda(\nu) = \begin{cases} \frac{1}{e^{-\delta s_i}} & s_i \leq T_s \\ \frac{1}{e^{-\delta s_i} - 1} & s_i > T_s \end{cases} \quad (7)$$

式(7)中, $0 < \delta < 1$, T_s 为相似度判断的阈值。

此外,曲率项 $K(\nu)$ 、法向量 $N(\nu)$ 的离散表达式为^[6]

$$\begin{cases} K(\nu_i) = [(\frac{\Delta x_i}{\Delta s_i} - \frac{\Delta x_{i+1}}{\Delta s_{i+1}})^2 + (\frac{\Delta y_i}{\Delta s_i} - \frac{\Delta y_{i+1}}{\Delta s_{i+1}})^2] \\ T(\nu_i) = \frac{\nu_i - \nu_{i-1}}{\|\nu_i - \nu_{i-1}\|} + \frac{\nu_{i+1} - \nu_i}{\|\nu_{i+1} - \nu_i\|} \\ N(\nu_i) T(\nu_i) = 0 \end{cases} \quad (8)$$

式(8)中, ν_i 是曲线上的离散点: $\Delta x_i = x_i - x_{i-1}$, $\Delta y_i = y_i - y_{i-1}$, $\Delta x_{i+1} = x_{i+1} - x_i$, $\Delta y_{i+1} = y_{i+1} - y_i$, $\Delta s_i = \sqrt{(\Delta x_i)^2 + (\Delta y_i)^2}$, $\Delta s_{i+1} = \sqrt{(\Delta x_{i+1})^2 + (\Delta y_{i+1})^2}$, $T(\nu_i)$ 是点 ν_i 的切向量。

曲线的外部能量 E_{ext} 由图像力确定,图像力与图像的梯度信息相关,当主动轮廓线处于平坦区域时,图像力微弱,加权参数也较小,由内力起主要作用;当主动轮廓线变形到边缘区域时,主动轮廓线包围的区域灰度变化很大,这时候图像力增强,加权参数应该随之调大,使图像力能够起主要作用,这样才能把轮廓线牵引到目标轮廓处,并能稳定在那里。因此,图像力的加权参数 γ 为

$$\gamma = k \frac{\sigma}{m} \quad (9)$$

式(9)中, $m = \frac{1}{N} \sum_{(i,j) \in R} f(i,j)$, $\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{(i,j) \in R} [f(i,j) - m]^2}$ 。

R 为每一次轮廓线变形迭代前所包围的区域, $f(i,j)$ 为区域内各个像素的灰度, N 为所包围的区域内的像素个数。 k_3 为调节系数,这里令 $k=1$ 。

2 实验结果及分析

为了验证改进的 S-L 模型的有效性,选取 200 幅憎水性水珠图像进行了实验分析,图 1 给出了原始 Snake 模型、S-L 模型以及改进的 S-L 模型对水珠图像的提取结果。

图 1(a) 中的试验样本来自于绝缘子憎水性检测时采集的图片,图 1(b) 是利用原始的 Snake 模型提取的结果,图 1(c) 是用 S-L 模型提取的结果,图 1(d) 是用改进的 S-L 模型提取的结果。从实验结果看出,原始的 Snake 模型由于对初始轮廓敏感,缺少膨胀力的引导,拓扑能力较差,在其变形过程中,边缘信息的捕捉能力较差,很容易在内力的牵引下产生过度收敛现象,甚至会出现曲线收敛到一点的结果。图 1(b) 中,部分水珠的轮廓线停留在了区域内部,过分依赖于初始轮廓的位置和形状,易陷于能量局部极值;曲线的拓扑演变性很差,在变形过程中容易出现角点、曲线变形停滞等现象,不能准确地把水珠

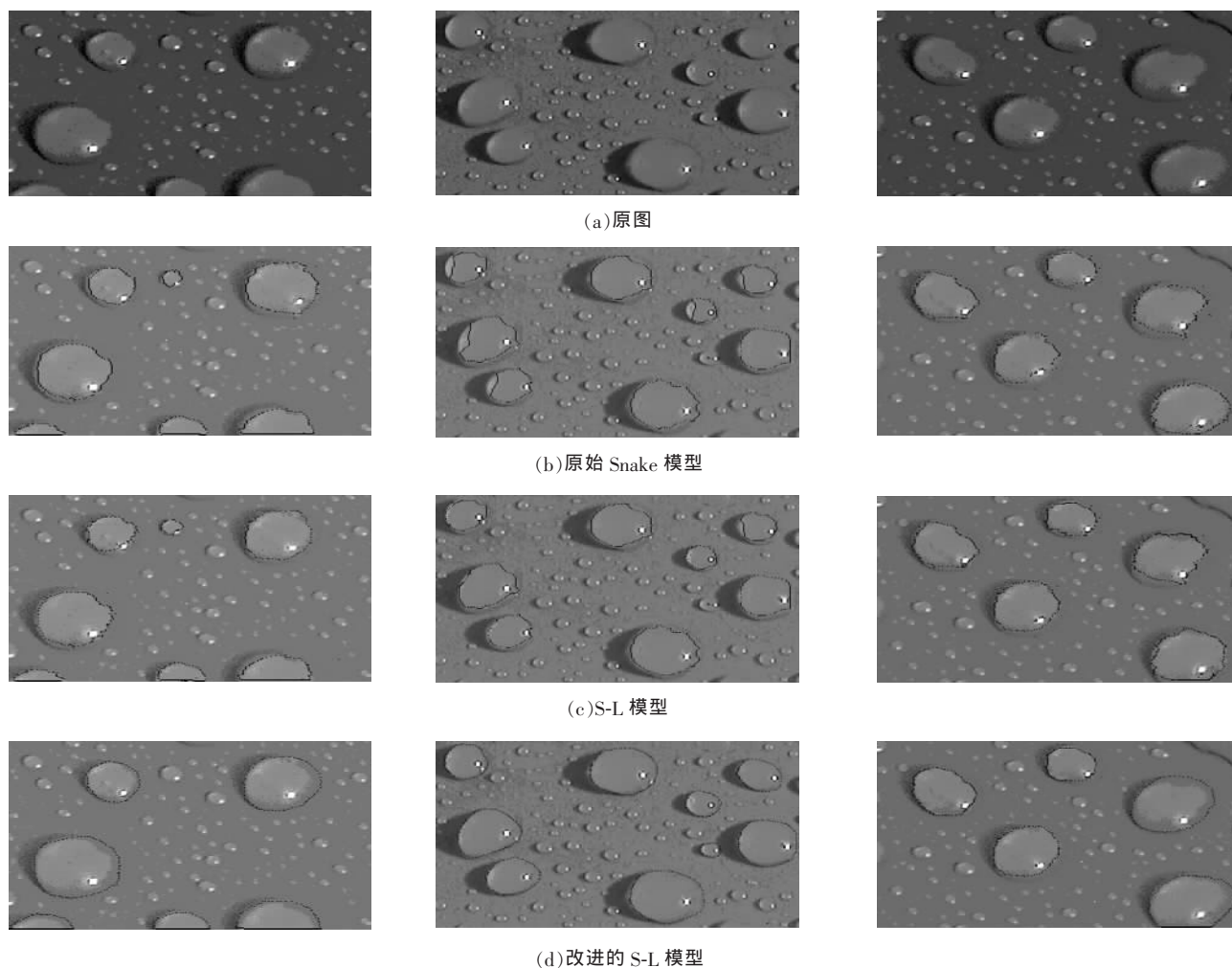


图1 水珠图像轮廓提取结果

形状提取出来。S-L模型提高了曲线演变过程中的拓展能力,见图1(c),它降低了曲线形变过程对初始轮廓的要求,一定程度上克服了能量局部极值的收敛情况,但是固定的能量项及能量参数使S-L模型降低了它在处理水珠图像过程中的精确度和通用性,部分水珠依然存在角点、断裂等现象。笔者在S-L模型的基础上,根据水珠图像的先验知识,改进了模型的内部能量项,同时使外部能量项的参数实现自适应调整,在提取水珠轮廓的过程中,克服了原始Snake模型以及S-L模型的部分缺陷,降低了曲线演变过程对初始轮廓的要求,避免出现图1(b)、1(c)中的过度收敛、角点等现象;改进的S-L模型增强了轮廓捕捉能力,在Snake模型中综合了水平集模型的拓扑形变能力,大大提高了水珠形状提取的精度。

3 结语

实现憎水性图像水珠形状的有效提取是绝缘子憎水性能检测的重要内容之一。考虑到传统检测方法主观性的不足,将图像处理技术引入到憎水性等级判别中。针对水珠的透明性、水珠形状似圆性、水珠边缘阴影等图像特征,根据这些先验知识,利用改

进的S-L模型提取水珠的形状,克服了原始Snake模型以及S-L模型初始轮廓敏感、拓扑能力较弱等缺点,能够有效地完成水珠形状的提取,为后续绝缘子憎水性检测提供有效依据。

参考文献:

- [1] TOKORO T, OMOTO Y, KOSAKI M. Image Analysis of Hydrophobicity of Polymer Insulators Using PVM [C]//2001 Annual Report Conference on Electrical Insulation and Dielectric Phenomena, New York, 2002: 581-584.
- [2] KASS M, WITKIN A. Snakes: Active Contour Model [C]//Proceeding of the First International Conference on Computer Vision, London, 1987: 259-268.
- [3] OSHER S, SETHIAN J A. Fronts Propagating with Curvature Dependent Speed: Algorithms Based on the Hamilton-jacobi formulation [J]. Journal of Computational Physics, 1988, 79(1): 12-49.
- [4] 陈允杰, 张建伟, 朱玉辉. 一种新的活动轮廓模型——S-L模型 [J]. 中国图象图形学报, 2005, 10(8): 1 012-1 017.
- [5] ADALSTEINSSON D, SETHIAN J A. The Fast Construction of Extension Velocities in Level Set Methods [J]. Journal of Computational Physics, 1999(148): 2-22.
- [6] 王震. 主动轮廓模型在人脸入耳检测方面的应用 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2006.