

文章编号: 1001-4322(2007)04-0566-05

一种基于 Mumford-Shah 模型的 红外图像边缘检测方法*

方 亮, 陆佳佳, 叶玉堂, 杨先明, 成志强

(电子科技大学 光电信息学院, 成都 610054)

摘 要: Chan-Vese 模型是一种优秀的简化 Mumford-Shah 模型。然而 Chan-Vese 模型是以两个同质区域为基础建立的, 这并不符合红外图像的特点, 导致直接应用该模型处理红外图像时可能失败。针对这一问题, 提出了一种适用于红外图像边缘检测的改进 Mumford-Shah 模型, 并对该模型中目标边缘的保持、停止准则的建立及算法速度的提高作了详细讨论。实验表明, 改进 Mumford-Shah 模型能够克服 Chan-Vese 模型在对红外图像边缘检测时不能跨越过渡区域的缺点, 有效地检测出目标边缘。

关键词: Mumford-Shah 模型; Chan-Vese 模型; 红外图像; 边缘检测

中图分类号: TP391 文献标识码: A

传统连续边缘检测方法一般可以划分为两步: 首先检测出图像中离散的边缘点, 然后将边缘点连接成目标边缘。传统方法存在明显缺陷: (1) 第一步中检测所得到的边缘点一旦确定就没有机会再修正, 导致其检测结果容易受噪声的影响; (2) 当图像中的目标较接近或存在复杂目标时, 不容易将边缘点连接成目标边缘; (3) 对于模糊边缘的适用性差。1988 年, Osher 和 Sethian 在论文^[1]中创造性地提出了水平集方法。利用水平集进行边缘检测也可以划分为两步: 首先生成一条初始闭合轮廓线, 然后在一定约束下使轮廓线不断逼近目标边缘。由于水平集独特的检测方式, 使其得到的边缘一定是连续边缘, 而且轮廓线在检测过程中可以不断修正, 完全克服了传统检测方法的前两个缺陷。2001 年, Chan 和 Vese 提出了一种基于简化 Mumford-Shah 模型的水平集方法^[2] (Chan-Vese 模型, 简称 C-V 模型)。该方法利用图像全局信息建立的能量函数来控制曲线运动, 使曲线演化不再依赖于图像的局部信息, 从而在模糊边缘检测方面获得了非常好的检测效果。然而 C-V 模型是以两个同质区域为基础建立的, 不符合红外图像的特点, 导致直接应用该模型处理红外图像时可能失败。本文在具体分析了 C-V 模型失败的原因后, 在其基础上结合红外图像的特点提出了改进模型。实验表明, 改进模型能够跨越过渡区域, 检测出目标的连续边缘。

1 C-V 模型

水平集的基本思想是将平面闭合曲线 $C(x, y)$ 隐性地表达为 3 维连续函数 $z = \phi(x, y)$ 的一个等值线 $\{\phi(x, y) = C_0\}$, 如图 1 所示。一般情况下取 $C_0 = 0$, 称 $\{\phi(x, y) = 0\}$ 为零水平集, $\phi(x, y)$ 为水平集函数。用水平集方法处理平面曲线的演化问题不是直接跟踪曲线在演化中的位置, 而是遵循一定的规律, 不断更新水平集函数, 从而达到演化隐含在水平集函数中的闭合曲线的目的。这种演化曲线方式的最大特点是: 即使隐含在水平集函数中的闭合曲线发生了拓扑结构变化(合并或分裂), 水平集函数仍保持为一个有效连续的函数^[3]。

C-V 模型是 Chan 和 Vese 提出的一种基于简化 Mumford-Shah 模型的水平集方法, C-V 模型中假设

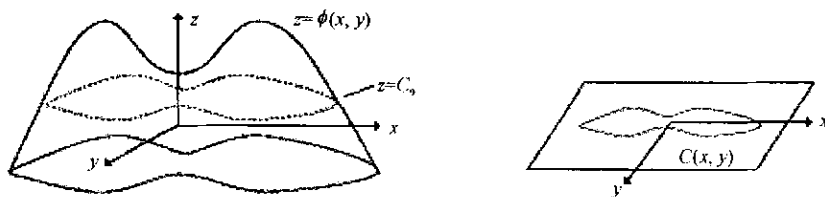


Fig. 1 Level set representation of the closed curve

图 1 水平集函数的表达方式

* 收稿日期 2006-06-09; 修订日期 2007-01-17
基金项目: 成都空军装备部资助课题 (H04010501w050206)
作者简介: 方 亮 (1981—), 男, 湖北人, 硕士, 主要从事红外图像处理, fanglian1234@126.com。

设图像 $u_0(x, y)$ 由两个同质区域组成, 曲线 C 将图像 $u_0(x, y)$ 分为两个部分: 曲线 C 内部区域 ($\text{inside}(C)$) 和曲线 C 外部区域 ($\text{outside}(C)$), 这两个区域的灰度平均值分别为 c_1, c_2 。C-V 模型的能量函数为^[21]

$$E(c_1, c_2, C) = \mu L(C) + \nu A(\text{inside}(C)) + \lambda_1 \int_{\text{inside}(C)} |u_0(x, y) - c_1|^2 dx dy + \lambda_2 \int_{\text{outside}(C)} |u_0(x, y) - c_2|^2 dx dy \quad (1)$$

式中 $\mu, \nu, \lambda_1, \lambda_2$ 是各能量项的系数 $\mu \geq 0, \nu \geq 0, \lambda_1 > 0, \lambda_2 > 0$; $L(C)$ 为曲线 C 的长度; $A(\text{inside}(C))$ 为曲线 C 内部区域面积。Chan^[22]指出只有当曲线 C 为两个同质区域分界线时, 能量函数 $E(c_1, c_2, C)$ 才达到最小值。将 C 看作 ϕ 的零水平集, 则由 (1) 式变分可得 $\phi(x, y)$ 所满足的 Euler-Lagrange 方程为^[22]

$$\begin{cases} \frac{\partial \phi}{\partial t} = \delta(\phi) \{ \mu \nabla \cdot \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} - \nu - \lambda_1 [u_0(x, y) - c_1]^2 + \lambda_2 [u_0(x, y) - c_2]^2 \}, & (0, \infty) \times \Omega \\ \phi(0, x, y) = \phi_0(x, y), & \Omega \\ \delta(\phi) \frac{\partial \phi}{|\nabla \phi|} \frac{\partial \phi}{\partial n} = 0, & \partial \Omega \end{cases} \quad (2)$$

$$c_1 = \frac{\int_{\Omega} u_0(x, y) H(\phi(x, y)) dx dy}{\int_{\Omega} H(\phi(x, y)) dx dy}, \quad c_2 = \frac{\int_{\Omega} u_0(x, y) \{1 - H(\phi(x, y))\} dx dy}{\int_{\Omega} \{1 - H(\phi(x, y))\} dx dy} \quad (3)$$

式中 Ω 是图像函数和水平集函数的定义域; $H(x)$ 为 Heaviside 函数; $\delta(x)$ 为 Dirac 函数; n 为 ϕ 零水平集的法线方向。

C-V 模型的演化方式以图像全局信息为基础, 通过极小化能量函数 $E(c_1, c_2, C)$ 来控制曲线的运动, 曲线的运动或停止不依赖于图像的局部信息, 不需要人为设定曲线的演化是收敛或膨胀, 同时适用于梯度有意义和无意义的边缘检测。这些优点使得 C-V 模型在模糊图像的边缘检测上获得了非常好的检测效果。然而, C-V 模型在对红外图像进行检测时, 遇到了困难。实验表明利用 C-V 模型检测红外图像时, 演化曲线无法收敛到目标边缘 (如图 2 所示, 图 2 为 C-V 模型对某型号电路板红外图像的检测结果, 此时 C-V 模型的参数取为 $\mu = 160, \nu = 0, \lambda_1 = \lambda_2 = 1$)。

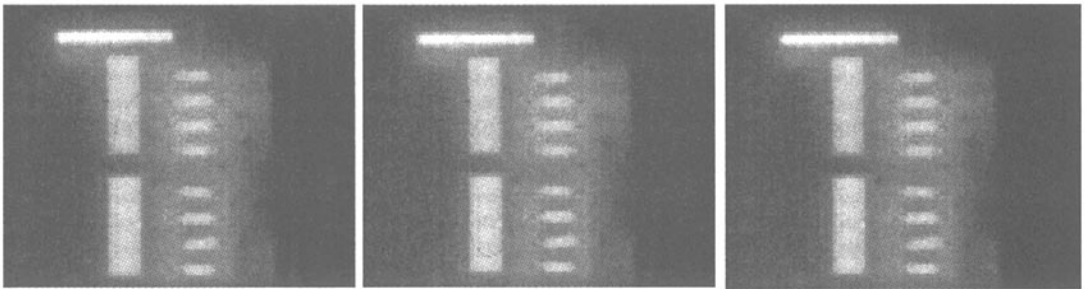


Fig. 2 Detection of an infrared image of circuits based on C-V model

图 2 C-V 模型检测电路板红外图像的结果及过程

2 改进模型

2.1 背景同质化

C-V 模型检测红外图像失败的原因在于: 红外图像除了具有边缘模糊的特点外, 还有其独特的灰度分布。C-V 模型是建立在两个同质区域的前提下, 然而红外图像的灰度分布不能仅用两个同质区域来描述 (见图 3)。图 3 中 O_1 为目标区域, O_3 为背景区域, 在 O_1 与 O_3 之间还存在一个区域 O_2 , 我们称其为过渡区域。红外图像中过渡区域的存在, 阻碍了

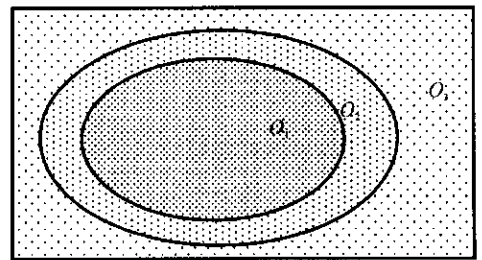


Fig. 3 Typical intensity distribution of infrared images

图 3 红外图像典型的灰度分布

C-V 模型在检测中曲线的收敛, 导致其不能检测出目标的完整边缘。如果能“去掉”这些过渡区域, 曲线自然能够收敛到目标边缘处, 基于这种考虑, 我们提出了改进模型, 其检测步骤如下: (1) 用 C-V 模型对 u_0 进行检测, 其收敛曲线为 C ; (2) 将 $\text{inside}(C)$ 中的像素灰度值按升序排序并存放在数组 A_r 里, 取 A_r 中前一半元素, 并

统计其平均值得到 $\overline{u_{in}(C)}$,将 $\text{outside}(C)$ 的灰度值赋为一个统一值 $\gamma \overline{u_{in}(C)}$ (背景同质化), γ 为 $0.9 \sim 1.0$ 间的小数,用得到的新图像替换 u_0 ,转到第(1)步。

将 $\text{inside}(C)$ 里的过渡区域分为两个部分:近目标区域 O_{21} 、近背景区域 O_{23} 。背景同质化后,背景区域与 O_{23} 的灰度值变得非常接近,可以认为 O_{23} 就是背景区域的“一部分”。因此,当曲线 C 继续演化时, O_{23} 作为“背景区域”会从 $\text{inside}(C)$ 里分离出来,相当于从过渡区域“剥离”了一部分区域。改进模型就是利用背景的不断同质化,从过渡区域中不断地“剥离”出近背景区域 O_{23} ,从而达到使曲线 C 跨越过渡区域的目的。

2.2 目标边缘保持

利用背景同质化,曲线虽然能够跨越过渡区域,但也可能跨越已经检测出来的目标区域。因此,我们提出目标边缘保持操作使曲线不跨越已检测出来的目标区域。具体操作是:将参数 λ_1 生成全1矩阵(矩阵尺寸与 $u_0(x,y)$ 相同),当改进模型的第2步完成后,对当前检测所得的所有区域(不包括背景区域)按公式(4)计算其 F_i 值,对 F_i 值最大的区域所对应的 λ_1 赋1,而对其他区域所对应 λ_1 赋0,然后继续执行演化算法。

$$F_i = C_F \frac{\sigma[u_0(\Omega_i)]}{\{\text{mean}[u_0(\Omega_i)]\}^p} \quad (4)$$

式中 Ω_i 为第 i 个区域, $i=1,2,3,\dots$; $\sigma[u_0(\Omega_i)]$ 为第 i 个区域的灰度标准差; $\text{mean}[u_0(\Omega_i)]$ 为第 i 个区域的灰度均值; p 为正整数; C_F 为常系数。

将参数 λ_1 矩阵化,使不同区域的 λ_1 具有不同的值,就是目标边缘保持的基本思想。通过 F_i 控制每个区域的 λ_1 值,使得每次演化只检测 F_i 最大的区域(称为待检测区域),而对其他区域进行边缘保持,从而达到使曲线 C 不跨越目标边缘的目的。

2.3 停止准则

对于改进模型,只有当图像上仅存在目标和背景两个同质区域时,演化曲线才会停止。然而,红外图像的目标区域绝大多数情况并非同质区域,因此,需要建立停止准则来控制演化的结束。实际上,当目标区域都检测出来后,部分目标区域的 F_i 会非常接近,根据这一现象建立的停止准则为:在首次背景同质化操作结束后,对图像中所有区域进行标记(不包括背景区域),并将当前处于待检测区域的序号赋给 CE ,在其后的演化过程中,每增加一个区域就对应增加一个标记序号,并将每时刻的 CE 存放在一个先进先出的队列 Ar_{CE} 里,每次更新水平集函数后就查看 Ar_{CE} 里 CE 的变化情况,如果发现 CE 的值有来回振荡的情况(即在 Ar_{CE} 里有多个相同 CE 值),就停止演化算法,否则继续演化。

2.4 加速策略

由于用Mumford-Shah模型进行曲线演化时,图像上的全部信息都要参与计算,无法利用窄带法^[4]来减少计算量,因此充分利用每次演化的计算结果显得尤为重要。李俊^[5]指出方程(2)中Dirac函数 $\delta(\phi)$ 狭窄的定义范围抑制了对远离轮廓线 C 的区域的边界检测。因此,本文采用文献[5]的方法,将方程(2)中的 $\delta(\phi)$ 函数替换为 $|\nabla\phi|$,使演化算法的收敛速度得到了大幅度的提升,经过改进后的演化方程为

$$\frac{\partial\phi}{\partial t} = |\nabla\phi| \left\{ \mu \nabla \cdot \frac{\nabla\phi}{|\nabla\phi|} - v - \lambda_1 [u_0(x,y) - c_1]^2 + \lambda_2 [u_0(x,y) - c_2]^2 \right\} \quad (5)$$

重新初始化符号距离函数也是一种提高算法速度的有效手段。在开始演化时,通常将水平集函数取为初始曲线的符号距离函数(SDF),其定义式为

$$\phi(x,y,t=0) = \begin{cases} d(x,y), & \text{inside}(C_0) \\ 0, & \text{on}(C_0) \\ -d(x,y), & \text{outside}(C_0) \end{cases} \quad (6)$$

式中 $d(x,y)$ 表示点 (x,y) 到 C_0 的距离。然而由于数值方法的内在效应,经过几次更新后,水平集函数就不再保持为SDF,并且在某些区域可能变得非常平坦,导致曲线的收敛速度大幅度降低。因此,为了提高曲线的演化速度,我们选用源点扫描法^[6]来重新初始化SDF。源点扫描法的基本思想是寻找每个网格点 P 到曲线 C 上距离最短的点 P_s , P_s 称为 P 的源点,将 P 到 P_s 的距离作为SDF在 P 点的函数值,其具体实现可以描述为:(1)计算曲线 C 附近网格点集 $P_c = \{P \in \Omega \mid 0 \leq d(P,C) \leq 1\}$ 到曲线 C 的距离 d 及其相应源点 P_s ,并将它们标记为Visited,对于其它点的距离 d 赋为 C_0 (C_0 为很大的常数),并标记为Unvisited;(2)对图像上的Unvisited的网格点 P_i 以固定方向进行扫描,扫描时比较 P_i 到其四邻域点 P_j 源点的距离,取最短的距离作为 P_i 的距离 d ,并将对应的源点作为 P_i 的源点;(3)当所有Unvisited网格点都被扫描后结束算法。

从 4 个方向依次进行上述计算后, 就可以得到 C 的符号距离函数, 这 4 个方向分别为: 从左到右, 从上到下; 从左到右, 从下到上; 从右到左, 从上到下; 从右到左, 从下到上。

3 数值实现及实验

为了得到 (5) 式有效的数值计算格式, 采用文献 [2] 的 Heaviside 函数的数值近似公式

$$H(z) = \frac{1}{2} \left[1 + \frac{2}{\pi} \arctan\left(\frac{z}{\varepsilon}\right) \right] \quad (7)$$

式中 ε 为常数。定义 ϕ'_{ij} 为 t 时刻网格点 (ih, jh) 处 ϕ 的值, i, j 为网格点坐标, h 为 x, y 方向上的步长。并令

$$\begin{aligned} D_{ij}^{-x} &= \phi_{ij} - \phi_{i-1, j}, & D_{ij}^{+x} &= \phi_{i+1, j} - \phi_{ij}, \\ D_{ij}^{-y} &= \phi_{ij} - \phi_{i, j-1}, & D_{ij}^{+y} &= \phi_{i, j+1} - \phi_{ij}, \\ D_{ij}^{0x} &= (\phi_{i+1, j} - \phi_{i-1, j})/2, & D_{ij}^{0y} &= (\phi_{i, j+1} - \phi_{i, j-1})/2 \end{aligned} \quad (8)$$

则方程 (5) 的迎风差分格式^[3]可以表示为

$$\frac{\phi_{ij}^{t+1} - \phi_{ij}^t}{\Delta t} = \max(F_{ij}, \rho) \nabla^+ + \min(F_{ij}, \rho) \nabla^- + \mu K_{ij} [(D_{ij}^{0y})^2 + (D_{ij}^{0x})^2]^{1/2} \quad (9)$$

式中 K_{ij} 为网格点 i, j 处的曲率; ∇^+, ∇^- 为 F_{ij} 的表达式分别为

$$\nabla^+ = [\max(D_{ij}^{-x}, \rho)^2 + \min(D_{ij}^{+x}, \rho)^2 + \max(D_{ij}^{-y}, \rho)^2 + \min(D_{ij}^{+y}, \rho)^2]^{1/2} \quad (10)$$

$$\nabla^- = [\min(D_{ij}^{-x}, \rho)^2 + \max(D_{ij}^{+x}, \rho)^2 + \min(D_{ij}^{-y}, \rho)^2 + \max(D_{ij}^{+y}, \rho)^2]^{1/2} \quad (11)$$

$$F_{ij} = -v - \lambda_1 [u_0(ih, jh) - c_1]^2 + \lambda_2 [u_0(ih, jh) - c_2]^2 \quad (12)$$

用改进模型分别对某型号电路板和人手的红外图进行边缘检测, 其演化过程如图 4、5 所示, 改进模型参数的取值与 C-V 模型相同。图 4 中虚线轮廓里的区域是待检测区域。从图 4 可以看到, 整个过程是逐个区域的有序

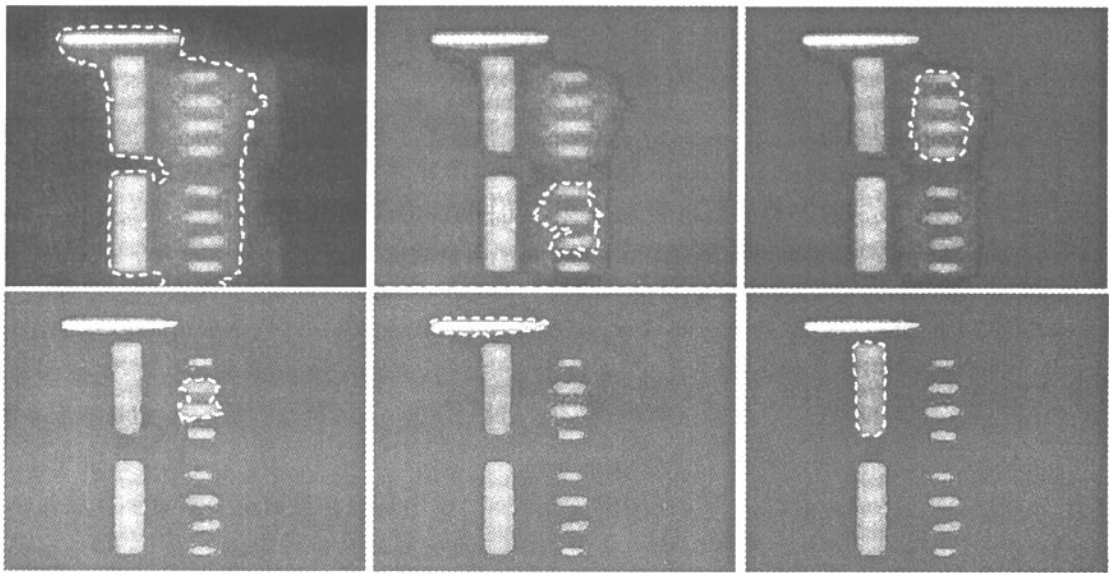


Fig. 4 Detection of an infrared image of circuits based on improved model

图 4 改进模型检测电路红外图像的结果及过程



Fig. 5 Detection of an infrared image of a hand based on improved model

图 5 改进模型检测人手红外图像的结果及过程

检测,所有的目标区都被检测出来了,而且轮廓线里基本不含过渡区域,整个演化算法进行了 82 次迭代。图 5 中只进行了一次背景同质化就检测出了目标边缘,整个演化算法进行了 6 次迭代。实验结果表明本文的检测方法不仅适用于过渡区域较大的红外图像(见图 4),也适用于过渡区域较小的红外图像(见图 5)。

4 结 论

本文分析了 C-V 模型在检测红外图像边缘失败的原因,并根据红外图像的特点提出了改进模型。对该模型中如何保持目标边缘、如何建立停止准则、如何提高曲线收敛速度进行了详细讨论,并提出了相关措施。利用改进模型得到的连续边缘可以用于红外图像配准、目标识别等后续处理。

参考文献:

- [1] Osher S, Sethian J. Fronts propagating with curvature-dependent speed: algorithms based on Hamilton-Jacobi formulations[J]. *Journal of Computational Physics*, 1988, **79**:12-49.
- [2] Chan F T, Vese L. Active contours without edges[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2001, **10**:266-277.
- [3] Sethian J. Level set methods and fast marching methods: evolving interfaces in computational geometry, fluid mechanics, computer vision, and materials science[M]. Cambridge University Press, 1999.
- [4] Chop D. Computing minimal surfaces via level set curvature flow[J]. *Journal of Computational Physics*, 1993, **106**(1):77-91.
- [5] 李俊, 杨新, 施鹏飞. 基于 Mumford-Shah 模型的快速水平集图像分割方法[J]. 计算机学报, 2002, **15**(11):1175-1183. (Li J, Yang X, Shi P F. A fast level set approach to image segmentation based on Mumford-Shah model. *Chinese Journal of Computers*, 2002, **25**(11):1175-1183.
- [6] Tsai Y R. Rapid and accurate computation of the distance function using grid[J]. *Journal of Computational Physics* 2002, **178**(1):175-195.

New method for edge detection of infrared images based on Mumford-Shah model

FANG Liang, LU Jia-jia, YE Yu-tang, YANG Xian-ming, CHENG Zhi-qiang

(School of Opto-electronic Information, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 610054, China)

Abstract: Chan-Vese (C-V) model is an excellent model of simplified Mumford-Shah models. As Chan-Vese model is based on two homogenous regions, it causes failure in edge detection of infrared images. A level set method for edge detection of infrared image based on improved Mumford-Shah model is proposed. The schemes of preserving object edges, establishing the stopping criterion and speeding up the algorithm are discussed. The experiments show that this model can overcome the failure of C-V model and detect edge of infrared images efficiently.

Key words: Mumford-Shah model; Chan-Vese model; Infrared images; Edge detection