

结合形状先验的水平集灰度纹理图像分割方法

王 提, 陈 健, 曾 磊, 童 莉, 闫 镔

(解放军信息工程大学 信息工程学院, 郑州 450000)

摘 要: 传统水平集图像分割方法多考虑图像底层数据而忽略高层语义特征, 对灰度纹理图像的分割效果较差。针对该问题, 结合形状先验设计水平集灰度纹理图像分割方法。通过 ASLVD 滤波获取纹理项, 同时对滤波图像进行局部化处理得到形状先验, 以形状概率表示形状先验能量项, 将其与灰度项、规则化项和纹理项相结合, 构造整体水平集曲线演化能量函数, 并最小化能量函数得到分割结果。实验结果表明, 该方法能够对目标背景遮挡的灰度纹理图像取得较好的分割效果。

关键词: 图像分割; 水平集方法; 形状先验; 灰度纹理图像; 能量函数

中文引用格式: 王 提, 陈 健, 曾 磊, 等. 结合形状先验的水平集灰度纹理图像分割方法[J]. 计算机工程, 2018, 44(3): 251-258.

英文引用格式: WANG Ti, CHEN Jian, ZENG Lei, et al. Level Set Method Combing with Shape Prior for Intensity-texture Image Segmentation[J]. Computer Engineering, 2018, 44(3): 251-258.

Level Set Method Combing with Shape Prior for Intensity-texture Image Segmentation

WANG Ti, CHEN Jian, ZENG Lei, TONG Li, YAN Bin

(College of Information System Engineering, PLA Information Engineering University, Zhengzhou 450000, China)

[Abstract] Traditional level set methods for image segmentation cannot deal with the efficiency segmentation of intensity-texture image problem, which consider more of the underlying data and ignore the high-level semantic features. Aiming at this problem, this paper proposes an level set method combining with shape prior for intensity-texture image segmentation. Firstly, it uses ASLVD filtering to obtain texture term, meanwhile obtaining the shape prior term by localization of filter image. Then, it combines the energy function of level set consists of intensity item, regularization term, texture term and shape prior term to construct an integral horizontal set curve evolution energy function. Finally, it obtains the segmentation result by minimizing the energy function. Experimental results show that the proposed method can segment the overlapped intensity-texture image and object better performance.

[Key words] image segmentation; level set method; shape prior; intensity-texture image; energy function

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2018.03.042

0 概述

图像分割是计算机视觉重要的研究内容, 被广泛应用于目标检测、目标识别、图像检索、场景分析、医学图像处理和视频分析等领域^[1]。通过图像分割、目标分离、特征提取、参数测量等技术可以将原始图像转化为更抽象紧凑的形式, 使得更高层的图像分析和理解成为可能。在许多图像分割方法中, 基于区域融合或能量函数的分割方法受到了研究者的广泛关注, 例如, 文献[2-4]提出了基于活动轮廓

模型的水平集方法。

水平集方法具有灵活的拓扑结构, 具有比较完善的数学理论基础, 易添加高层的特征信息, 如灰度、颜色、纹理等。但是其中 CV 模型难以有效地分割含有灰度不均匀或者纹理的自然图像。为了提高 CV 模型对于含有此类特征图像分割的有效性, 研究者提出了许多改进的方法: 文献[5-6]采用 Gabor 滤波或者结构张量获取纹理图像的特征来分割纹理图像, 文献[7]采用添加局部项来提高对不均匀图像分割结果的鲁棒性。此类基于区域和

基金项目: 国家自然科学基金(61601518)。

作者简介: 王 提(1990—), 男, 硕士研究生, 主研方向为图像处理; 陈 健、曾 磊、童 莉, 副教授、博士; 闫 镔(通信作者), 教授、博士生导师。

收稿日期: 2017-02-09 **修回日期:** 2017-03-29 **E-mail:** wangti901014@163.com

边缘的图像分割方法,其能量函数仅仅考虑到图像的数据信息或者边缘信息,而对于背景与目标的灰度相似图像以及图像中目标被遮挡或者断裂的情况,分割效果并不理想。例如,印刷电路板(Printed Circuit Board, PCB)因表面层集成了较多的金属元器件,在用工业 CT 进行成像时会产生较多的金属伪影,即成像的结果会产生灰度不均匀现象,金属元器件区域越大,成像质量也越差,会造成目标区域被背景遮盖^[8]。近年来,在水平集能量函数中引入已知形状先验项指导分割是一个重要的解决途径,该方法的优势在于引入高层的图像信息-形状先验项,并与 CV 模型中底层的数据驱动项信息线性组合构造出新的水平集能量函数,能够有效分割目标被背景遮挡、断裂的灰度不均匀、纹理图像。文献[9]运用水平集函数中的符号距离函数表示形状先验,并与 CV 模型的能量函数线性结合,取得了较好的分割结果。文献[10-12]运用机器学习的方法,学习图像目标的统计形状模板提取形状先验,并考虑了时空一致性原则^[13],使得形状先验与目标真值的轮廓形状更加吻合,提高了分割质量。文献[14]采用融合 Gabor 滤波提取图像特征,但是对于灰度纹理的图像特征提取不明显,不能取得较好的分割效果。

为改善灰度纹理图像目标的分割效果,本文将灰度纹理图像的灰度信息、纹理信息以及形状先验信息进行线性组合,构造一种新的水平集能量函数,提出针对灰度纹理图像的形状先验分割方法。首先采用文献[15]方法对灰度纹理图像进行特征提取,然后运用形状概率表示分割目标的形状先验,再通过局部化处理增强图像的对比度,进而提取出灰度纹理图像的形状先验,并将其融入到文献[15]改进的 CV 模型中,实现对灰度纹理目标的有效分割。

1 结合形状先验的灰度纹理图像分割

针对现有改进水平集分割方法对于灰度纹理图像分割存在的不足,本文构造一种新的水平集能量函数,其中灰度区域项信息采用改进的水平集模型,纹理项信息运用文献[15]中提出的方法,规则化项信息采用传统水平集模型能量函数。本文主要工作是针对灰度纹理信息提出一种新的形状先验提取方

$$E_{\text{intensity}} = \int_{\Omega} H(I(x) - c_1) (I(x) - d_{11})^2 \cdot H(\phi) dx + \int_{\Omega} (1 - H(I(x) - c_1)) (I(x) - d_{12})^2 H(\phi) dx + \int_{\Omega} H(I(x) - c_2) (I(x) - d_{21})^2 (1 - H(\phi)) dx \cdot \int_{\Omega} (1 - H(I(x) - c_2)) \cdot (I(x) - d_{22})^2 \cdot (1 - H(\phi)) dx \quad (4)$$

法,该方法的流程如图 1 所示。本节给出能量函数中各项的表达形式,对形状先验的提取方法、形状约束项的构造形式进行重点介绍。

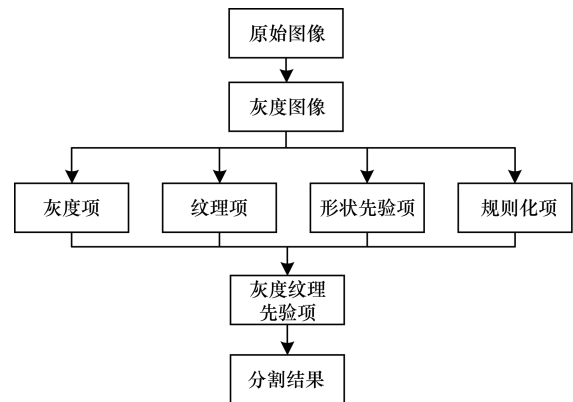


图 1 本文方法流程

1.1 改进的 CV 模型

经典的 CV 模型是对 Mumford-Shah^[16]模型的一种简化表示,即在相同区域内利用灰度均值来描述每个像素,该方法适应于目标与背景之间灰度差异较大的图像,对于含有噪声和弱边缘的图像有较好的分割效果,其能量函数定义如式(1)所示。

$$E^{CV}(c_1, c_2, \phi) = \lambda_1 \int_{\Omega} |I - c_1|^2 \cdot H(\phi) dx + \lambda_2 \int_{\Omega_C} |I - c_2|^2 \cdot (1 - H(\phi)) dx + \mu \cdot \int_{\Omega} |\nabla H(\phi)| dx \quad (1)$$

其中, $\lambda_1, \lambda_2, \mu$ 表示权重, C 表示初始轮廓区域, Ω 表示图像区域, c_1, c_2 分别表示初始轮廓内外图像区域的灰度均值,其定义如式(2)所示。

$$\begin{cases} c_1(\phi) = \frac{\int_{\text{inside}(C)} I \cdot H(\phi(x)) dx}{\int_{\text{inside}(C)} H(\phi(x)) dx} \\ c_2(\phi) = \frac{\int_{\text{outside}(C)} I \cdot (1 - H(\phi(x))) dx}{\int_{\text{outside}(C)} (1 - H(\phi(x))) dx} \end{cases} \quad (2)$$

$H(\phi)$ 表示海氏(Heaviside)函数,其公式如下:

$$H(\phi) = \begin{cases} 1, \phi \geq 0 \\ 0, \phi < 0 \end{cases} \quad (3)$$

由于 CV 模型对于背景与目标灰度相似的图像分割效果不明显,因此本文采用文献[15]提出的改进模型,其能量函数的全局项定义如下:

全局项算法把每个区域分割成 2 个部分, 分别表示区域内相比灰度均值较大像素值区域和较小像素值区域。该算法相比 CV 模型而言, 对灰度信息具有较强的捕获能力。当像素的灰度值满足 $I(x) \geq c_i (i=1,2)$ 时, $H(I(x) - c_i) = 1$; 否则, $H(I(x) - c_i) = 0$ 。当像素点从一个区域到另一个区域时, 用 d_{11} 、 d_{12} 分别表示轮廓内部区域与灰度均值相比较大和较小像素的灰度均值, d_{21} 、 d_{22} 表示初始轮廓曲线外的较大和较小像素的灰度均值, 其表达形式如下:

$$\left\{ \begin{aligned} d_{11} &= \frac{\int_{\Omega} H(I(x) - c_1) \cdot I(x) \cdot H(\phi(x)) dx}{\int_{\Omega} H(I(x) - c_1) \cdot H(\phi(x)) dx} \\ d_{12} &= \frac{\int_{\Omega} (1 - H(I(x) - c_1)) \cdot I(x) \cdot H(\phi(x)) dx}{\int_{\Omega} (1 - H(I(x) - c_1)) \cdot H(\phi(x)) dx} \\ d_{21} &= \frac{\int_{\Omega} H(I(x) - c_2) \cdot I(x) \cdot H(\phi(x)) dx}{\int_{\Omega} H(I(x) - c_2) \cdot (1 - H(\phi(x))) dx} \\ d_{22} &= \frac{\int_{\Omega} (1 - H(I(x) - c_2)) \cdot I(x) \cdot H(\phi(x)) dx}{\int_{\Omega} (1 - H(I(x) - c_2)) \cdot (1 - H(\phi(x))) dx} \end{aligned} \right. \quad (5)$$

1.2 形状先验项

Gabor 滤波^[5]、结构张量^[6]被广泛地应用于纹理图像特征提取, 其缺点是只能提取到图像的梯度信息, 而在整个图像中很难选取完整适合的通道来提取复杂灰度纹理特征目标。因此, 对复杂灰度纹理图像的特征提取仍然是在图像处理领域中重要的且富有挑战性的研究问题。

1.2.1 自适应局部变化度滤波算法

文献[17]中针对纹理特征构建了一种重要的处理工具-图像调制模型, 被称为 AM-FM 模型, 其中频域和振幅被用来分析图像纹理特征, 构成局部灰度变化的主要组成部分。局部变化度 (Local Variation Degree, LVD) 滤波的定义如下:

$$I'_{i,j} = \max |I'_{p_{i,j}} - I_{i,j}| - \min |I'_{p_{i,j}} - I_{i,j}| \quad (6)$$

如图 2 所示, $I'_{i,j}$ 表示图像中坐标位于 (i,j) 像素的像素值, 标签像素 \times 表示该像素被取消, $I'_{p_{i,j}}$ 表示在图像中心像素点附近被取消的邻域像素。

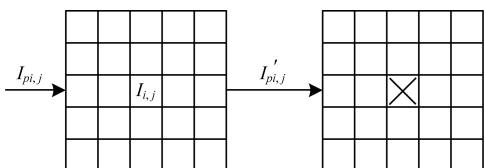


图 2 LVD 局部邻域像素示意图

图 3 所示为 LVD 的处理流程, 其中 $\tau(i,j) \times \tau(i,j)$ 表示 LVD 滤波器窗口大小, $\tau(i,j)$ 满足 $\tau(i,j) = 2q(i,j) + 1$, LVD 滤波中 $q(i,j) = 1$ 。首先计算局部区域内邻域像素与中心像素点的差异 $|I'_{w_{i,j}} - I_{i,j}|$, 然后对图像中的每个像素计算差异矩阵 $|I'_{w_{i,j}} - I_{i,j}|$ 中最大值与最小值的差, 即获得 LVD 滤波后的图像 $I'_{i,j}$ 。

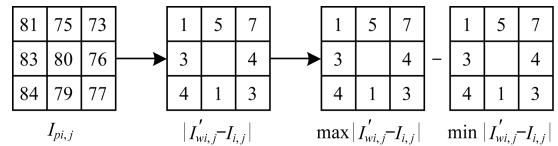


图 3 LVD 滤波过程

文献[15]提出了一种自适应的方法来解决灰度纹理图像的边界分割问题, 采用较高的空间分辨率提高查找边界的准确性。然而该方法不能避免对复杂灰度纹理图像的过分割。针对以上问题, 本文采用文献[15]提出的一种新的自适应尺度算法 ASLVD 来调整 LVD 滤波器的尺度, 该方法在每个像素点 (i,j) 的位置通过反映局部灰度变化的不同频率来自适应地确定该像素点适合的滤波尺度 $q(i,j)$, 避免了文献[17]算法对复杂灰度纹理图像的过分割。ASLVD 算法步骤如下:

步骤 1 通过 LVD 滤波获取滤波图像 $I'_{i,j}$ 。

步骤 2 用 U 表示阈值, 设置权重 z , 满足 $U = z \cdot \max(I'_{i,j})$, 其中, $z \in \{0.1, 0.1, \dots, 0.8\}$ 。

步骤 3 设置自适应尺度搜索范围 S , 对于图像 $I'_{i,j}$ 中的每个像素点 (i,j) 在搜索范围内查找第一个比阈值 U 较大的值。如图 2 所示, 图中 4 个搜索方向分别为:

$$(i_1, j_1) = (i - n, j), (i_2, j_2) = (i, j + n)$$

$$(i_3, j_3) = (i + n, j), (i_4, j_4) = (i, j - n)$$

步骤 4 设置二值指示函数 $r(t)$ 且 $r(t)$ 满足以下条件:

$$r(t) = \begin{cases} 1, & I'(i, j_t) \geq U, t \in \{1, 2, 3, 4\} \\ 0, & \text{others} \end{cases} \quad (7)$$

步骤 5 设置 4 个方向尺度大小函数 $p(t)$, 且满足:

$$p(t) = |i - i_t| + |j - j_t|, t \in \{1, 2, 3, 4\} \quad (8)$$

步骤 6 计算滤波器函数 $q(i,j)$ 大小:

$$q(i,j) = \begin{cases} \min(p(t)), & r(1) \cdot r(2) \cdot r(3) \cdot r(4) = 1 \\ 1, & \text{others} \end{cases} \quad (9)$$

为了验证该算法对纹理特征提取的优势, 本文通过对比实验给出了 Gabor, LVD 以及 ASLVD 滤波算法的滤波结果, 如图 4 所示。

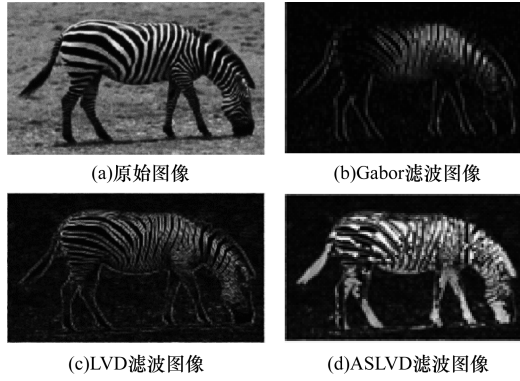


图4 滤波算法结果对比

可以看出,ASLVD 算法较 Gabor 滤波克服了滤波方向单一局限性,较 LVD 滤波增加了频率信息,克服了对复杂灰度纹理图像易出现过分割的敏感性,增强了对纹理图像目标边缘的捕获能力,提高了纹理图像目标与背景的灰度对比度。实验结果验证了该算法的鲁棒性。

1.2.2 形状先验提取

ASLVD 算法使得灰度纹理图像目标边缘的像素点灰度比背景灰度像素点高,通过滤波图像与平均卷积后的滤波图像作差处理,增强了目标边缘与背景的灰度对比度,其滤波作差后的结果 $I_{ASLVD}(i,j)$ 如下:

$$I'_{ASLVD}(i,j) = I_{ASLVD}(i,j) - I_{ASLVD}(i,j) \times g_k(i,j) \quad (10)$$

其中, $I_{ASLVD}(i,j)$ 表示像素点 (i,j) 经过 ASLVD 滤波后的像素值, g_k 表示平均卷积算子, k 表示平均卷积窗口大小。作差处理后的图像提高了对背景噪声的鲁棒性。然后通过 Otsu 方法对局部作差处理后的灰度纹理图像 $I'_{ASLVD}(i,j)$ 进行阈值处理,获得其二值图像,最后对其进行形态学处理中的闭运算操作得到灰度纹理的形状先验项。各阶段处理结果如图 5 所示。

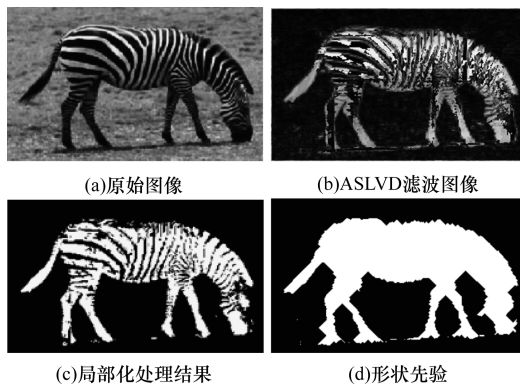


图5 形状先验提取结果

1.2.3 形状先验能量函数

定义形状先验能量函数的方法有多种,其中最常见为单目标形状先验驱动能量函数和多目标形状先验能量函数^[18]。单目标形状先验模型经常采

用符号距离函数定义先验形状,如文献[19]采用形状先验的欧式距离表示形式。此类方法的表示形式可表示为 $E_{\text{shape}}(\phi) = d^2(\phi, \phi_0)$,其缺点是计算复杂度高,需要计算每一点像素到形状先验轮廓的距离最小值,计算效率低。文献[20]针对上述方法计算复杂度高问题,提出了一种新的表示形式,运用形状概率表示图像像素中属于目标的概率,结合 1.2.2 节获得的形状先验项 I_{shape} ,形状概率的表示形式如下:

$$q(x) = \begin{cases} 0, & x \in C \\ 1, & x \notin C \end{cases} \quad (11)$$

该方法的主要优势在于表示形式简单,计算复杂度低,而且能够在构造水平集方法进行图像分割时,保持对形状形变的凸性^[21]。因此,本文采用文献[20]中提出的形状概率方法来表示灰度纹理图像目标的形状先验。因为其范围控制在 $[0,1]$ 内,所以其形状约束的能量函数可表示为式(12),离散的数值计算表示形式可表示为式(13)。

$$E_{\text{shape}} = \int_{\Omega} (H(\phi(x)) - q(x))^2 dx \quad (12)$$

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = -2\delta(\phi(x))(H(\phi(x)) - H(q(x))) \quad (13)$$

1.3 能量函数数值计算形式

本文针对灰度纹理图像提出的水平集分割模型能量函数由灰度项模型 $E_{\text{intensity}}$ 、纹理项模型 E_{ASLVD} 、形状先验项模型 E_{shape} 、规则化模型 E_R 构成。因此,可写为如下形式:

$$E = \lambda \cdot E_{\text{intensity}} + \alpha \cdot E_{ASLVD} + \beta \cdot E_{\text{shape}} + \gamma \cdot E_R \quad (14)$$

其中, $\lambda, \alpha, \beta, \gamma$ 表示权重, $E_{\text{intensity}}$ 定义为式(4), E_{shape} 定义为式(12), E_R 采用经典水平集方法的规则化项 E_{ASLVD} 的定义,采用如式(15)所示的形式。

$$E_{ASLVD} = \int_{\text{inside}(C)} (I_{ASLVD}(x) - c'_1)^2 dx - \int_{\text{outside}(C)} (I_{ASLVD}(x) - c'_2)^2 dx \quad (15)$$

其中, c'_1, c'_2 表示滤波图像 I_{ASLVD} 初始轮廓 C 内外的灰度均值。

$$\begin{cases} c'_1(\phi) = \frac{\int_{\Omega} I_{ASLVD}(x) \cdot H(\phi(x)) dx}{\int_{\Omega} H(\phi(x)) dx} \\ c'_2(\phi) = \frac{\int_{\Omega} I_{ASLVD}(x) \cdot (1 - H(\phi(x))) dx}{\int_{\Omega} (1 - H(\phi(x))) dx} \end{cases} \quad (16)$$

最小化能量函数 E 的计算形式本文采用经典的梯度下降法求解,如式(17)所示。

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \lambda \cdot \delta(\phi) \cdot (H(I - c_1) \cdot (I - d_{11})^2 + (1 - H(I - c_1)) \cdot (I - d_{12})^2 - H(I - c_2) \cdot (I - d_{21})^2 - (1 - H(I - c_2)) \cdot (I - d_{22})^2) + \alpha \cdot ((I_{ASLVD}(x) - c'_1)^2 - (I_{ASLVD}(x) - c'_2)^2) + 2\beta \cdot \delta(\phi) \cdot (H(q) - H(\phi)) + \gamma \delta(\phi) \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) \quad (17)$$

本文方法具体步骤如下:

步骤 1 输入原始图像, 添加初始轮廓 C , 设置时间步长 ∇t , 网格步长 h 。

步骤 2 对原始图像进行滤波处理, 提取滤波后的图像 I_{ASLVD} 。

步骤 3 根据先验形状的提取过程获得灰度纹理图像特征的形状先验 E_{shape} 。

步骤 4 构造总的能量函数, 设置参数 λ 、 α 、 β 、 γ 。

步骤 5 根据式(2)、式(5)、式(16)计算 c_1 、 c_2 、 d_{11} 、 d_{12} 、 d_{21} 、 d_{22} 、 c'_1 、 c'_2 。

步骤 6 根据设置条件判断是否迭代达到收敛, 如果收敛则迭代结束; 否则, 从步骤 2 继续迭代运算, 直到收敛。

2 实验与结果分析

为验证本文提出的针对灰度纹理图像分割的形状先验提取方法的有效性, 本节选取了多种不同类型灰度不均匀纹理图像进行多组实验, 并与 CV 模型、LCV 模型、文献[14]、文献[15]的实验结果进行对比。实验平台采用 MATLAB 2011a 进行测试, 实验所用的计算机 CPU 为 Intel(R) Core(TM) i5-2400 @ 3.1 Hz, 8 GB 内存, 算法采用 Matlab 实现。

2.1 测试图像实验结果

在形状先验项提取中, 阈值公式 U 中权重 z 设置为 0.1、0.2、0.3、0.4, 对应自适应尺度搜索范围 S 的大小设置为 30、40、50、60, 形状先验提取效果如图 6 所示。

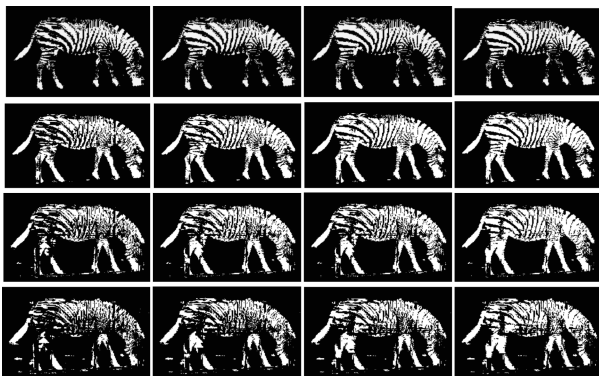


图 6 不同形状先验参数下的提取效果对比

在图 6 中, 第 1 行阈值权重取 0.1, 第 2 行权重取 0.2, 依次类推, 第 3 行和第 4 行权重分别为 0.3、

0.4, 对应搜索尺度依次为 30、40、50、60。由实验结果分析可知, 阈值权重固定时, 随着搜索尺度的增加形状先验提取效果逐渐增强, 在一定的自适应搜索尺度范围内, 权重在 0.1~0.3 的范围内滤波效果明显, 固定阈值 U 在 40~50 之间效果较好。实验结果证明, 搜索尺度越大, 对于局部灰度信息的处理越不敏感, 随着 S 的增加, 形状先验提取对噪声等孤立点的处理效果不佳。

本文采用标准的 BSDS500 数据集^[22]验证所提方法的有效性。选取 3 幅不同大小的测试图像, 图像尺寸分别为 308×188 像素、 481×321 像素、 481×321 像素, 分别将本文方法与经典的 CV 模型、LCV 模型以及文献[15]方法进行对比实验, 测试图像分割结果如图 7 所示。对比本文采用局部化处理后提取图像形状先验, 本文算法在后续分割处理过程中添加了高层语义分割信息使得分割结果优于文献[15]算法, 如图中目标边缘区域, 尤其是对目标边缘的捕获上明显优于 ASLVD 算法。CV 模型对于目标与背景灰度近似的图像分割质量较差, LCV 模型虽然对 CV 模型进行了改进, 但是对于纹理图像特征提取不敏感, 存在分割错误, 本文算法在对于复杂灰度纹理图像的目标分割中, 融入了形状先验项指导分割, 提高了轮廓曲线对目标边缘的捕获能力, 实验结果优于以上对比方法。

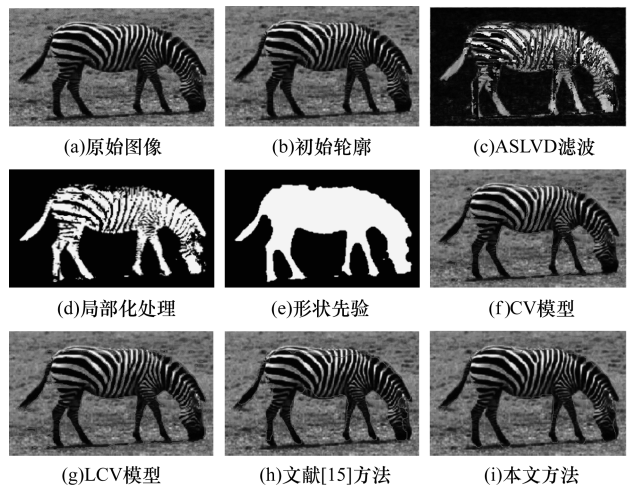


图 7 文献[15]测试图像对比实验结果

为了进一步验证本文方法的可靠性, 实验又选取了多组图像进行验证。图 8 给出了多组对比实验结果。为了验证本文方法在引入形状先验后的分割结果优于未加入形状先验的分割结果, 给出如图 9 所示的对比实验结果。



图 8 BSDS500 数据集测试图像对比实验结果

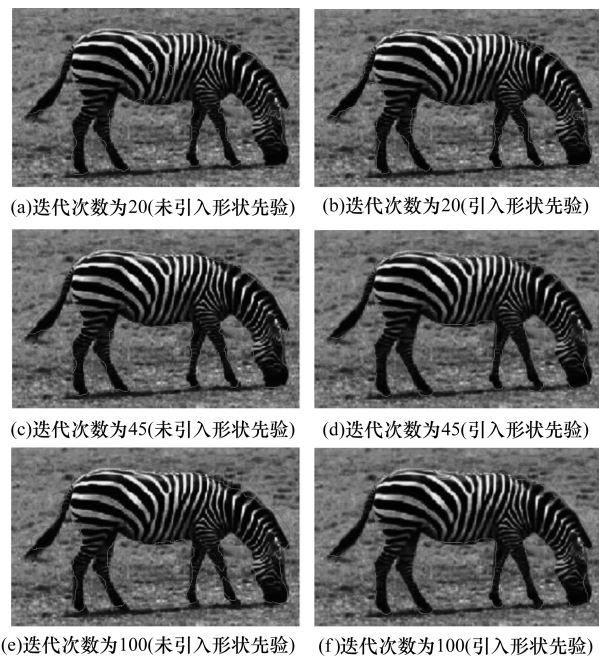


图 9 不同迭代次数引入先验前后对比实验结果

由实验结果可知,未引入形状时,传统水平集在进行梯度下降时容易产生过分割现象,图中给出了不同迭代次数的分割结果,如果迭代次数设置不恰当时,水平集方法在进行梯度下降计算时,容易陷入局部最小(即过分割现象),导致分割结果不理想。而引入形状先验约束项,在进行迭代运算时,形状先验项约束初始轮廓曲线沿着目标边缘演化,克服了水平集方法会产生过分割的局限性。同时,本文方

法能够在较小迭代次数达到收敛,在计算速率上也优于未加入形状先验的分割结果。因此,引入形状先验作为指导水平集分割的关键步骤,不仅有效提高了分割质量和分割速率,同时也克服了传统水平集易产生过分割现象的局限性。

2.2 自然图像实验结果

传统经典 CV 模型与 LCV 模型采用区域融合的方法,目标与背景的灰度值相差较大,文献[15]提出的 ASLVD 滤波算法对纹理图像频域、时域特征进行分析处理,能够较好地增强纹理图像目标边缘,提高目标与背景灰度的对比度,但是对于目标与背景近似相似,即目标被背景严重遮挡时,该方法分割效果不理想。本文采用的形状先验项模型克服了该方法的局限性,如图 10 所示。对比 2 种分割结果可知,LCV 模型虽然在一定程度上较好地克服了灰度不均匀现象,但是对于处理灰度纹理图像、背景与目标相似的图像时效果不明显。文献[15]提出的 ASLVD 算法对于处理纹理图像有较好的效果,但是在处理形状边缘时容易产生过分割现象,本文算法采用提取形状先验的方法,可以较好地描述图像中被分割的目标,增强了轮廓曲线向目标边缘的捕获能力。实验结果验证了本文方法与对比方法相比具有很好的优势。

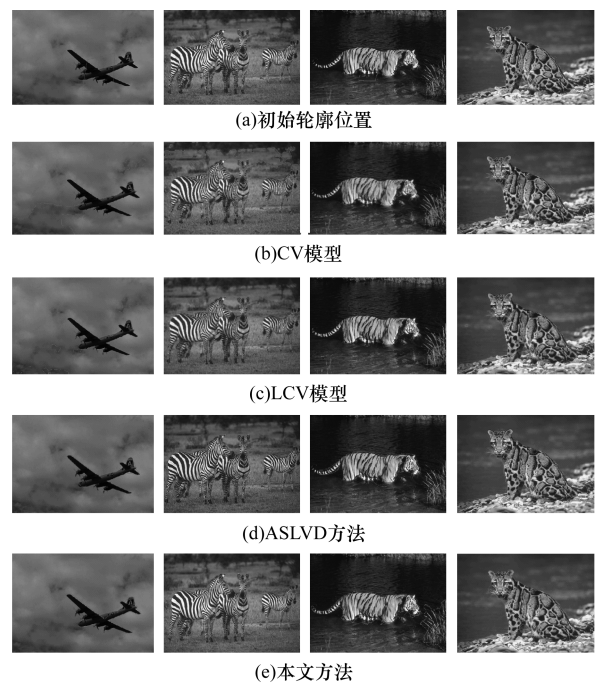


图 10 自然图像对比实验结果

2.3 PCB CT 图像实验结果

PCB CT 图像在中间层包含大量的导线区域,其特点与纹理图像的分布基本相似,本文提出的先验形状提取方法满足图像特征需求。文献[14]提出了一种针对 PCB CT 图像的形状先验提取方法,根据 PCB CT 图像的特征,采用 Gabor 滤波预处理,最后通过局部化方法获取图像形状先验,使得灰度对比

度低的 PCB CT 图像的分割结果具有很好的鲁棒性。为了验证本文方法在 PCB CT 图像目标分割中具有较好的效果,本文使用文献[14]提出的针对 PCB CT 图像形状先验方法进行对比实验分析,如图 11 所示。其中,仿真图像的大小为 334×165 像素,图像中金属伪影与目标区域重叠,即背景与目标灰度对比度低,文献[14]中采用引入形状先验信息进行约束,并与 LCV 模型能量函数进行融合,分割结果在一定程度上得到了改善,其采用 Gabor 滤波提取的形状先验项,较好地描述了图像目标。但是实验结果中存在一些噪点,而且目标轮廓边缘也不够光滑,本文算法采用 ASLVD 滤波方法对每个像素在一定搜索尺度内进行最大值与最小值作差处理,克服了对噪声的影响。



图 11 形状先验对比

实验结果看出,文献[14]中虽能较好描述导线形状,但是存在部分噪点,对分割结果有一定的影响,本文算法在形状先验提取中较好地去除了噪点,实验结果优于文献[14]方法。如图 12 对比仿真分割结果所示,文献[14]方法的分割结果在导线边缘平滑性上稍优于本文算法,但是本文方法较好地消除了噪点对分割结果的影响。

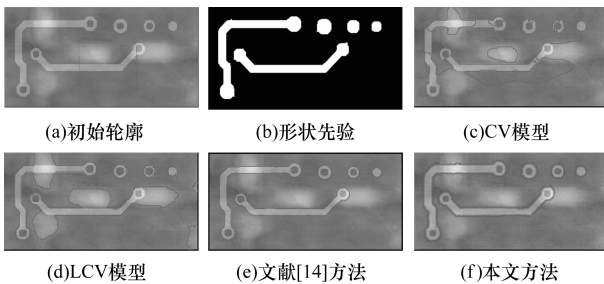


图 12 仿真图像分割结果对比

为了验证本文方法对于 PCB CT 图像分割的可靠性,本文又给出了真实的 PCB CT 图像,如图 13 所示。

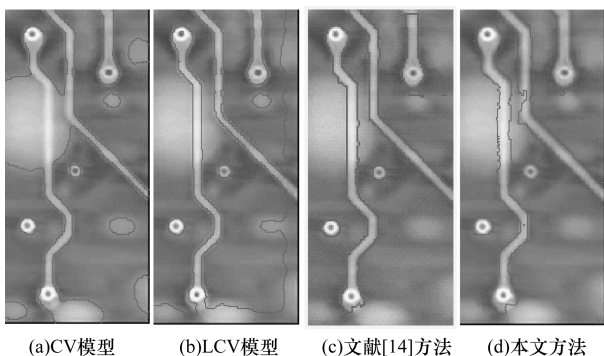


图 13 实际 PCB CT 图像分割结果对比

实验结果进一步验证了 CV 模型在灰度不均匀图像上的局限性,LCV 模型虽有一定改进,但是对于被背景遮挡的目标图像产生了分割错误。文献[14]利用了 PCB CT 导线的特性,通过 Gabor 滤波方法提取形状先验,融入到 LCV 模型中取得了较好的结果,尤其是对与导线边缘平滑性处理中优于本文提出的方法,但是在局部噪声处理中没有本文提出的效果好。因此,本文方法在处理 PCB CT 图像导线分割的实验结果能够满足实际需求。

2.4 参数设置及初始轮廓位置分析

2.4.1 参数设置

水平集能量函数进行曲线演化时,能量函数参数设置与传统水平集模型相同, $\lambda = 1, \alpha = 1$,时间步长 $\Delta t = 0.1$,网格步长 $h = 1$,规则化项权重 $\gamma = 0.01 \times 255^2$,而形状先验项的权重 β 的取值范围与图像本身有关,图 14 中给出了权重范围为 $\beta = (0.1 \sim 0.9) \times 255^2$ 的分割结果,若图像目标与背景灰度对比度高,即需要形状先验指导分割的权重较小,传统局部信息即能满足分割需求。当图像质量较差,目标信息被遮挡,形状先验指导分割,随着 β 值的增加,分割结果逐渐变好。因此,形状先验项能够增强轮廓曲线向目标边缘的捕获能力,提高分割质量。

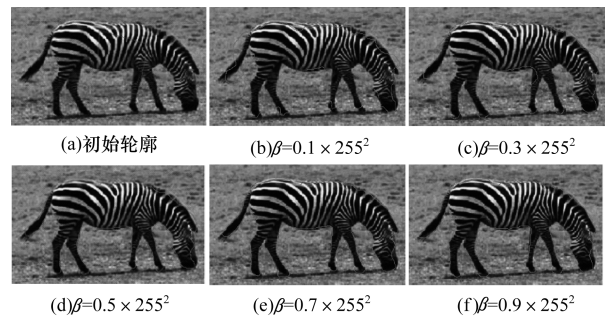


图 14 不同 β 值下的分割结果对比

2.4.2 初始轮廓位置分析

通过实验可知,规则化项权重 γ 和形状先验项权重 β 对于初始轮廓的选择影响较大,不同 β, γ 的权重取值对应不同的初始轮廓选取位置,否则容易造成能量函数陷入局部最小值,影响分割质量。以 PCB 仿真图像为例,图 15 给出了固定权重不同初始位置对应不同的分割结果。

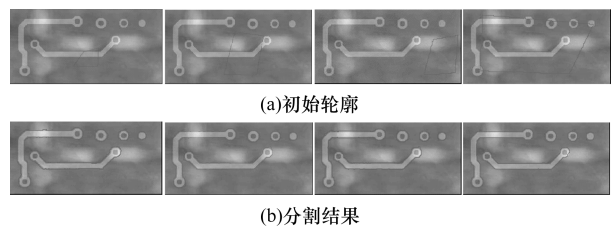


图 15 不同初始轮廓位置分割结果对比

由于传统水平集方法对于初始轮廓的设置比较

敏感,因此要求轮廓曲线内部需包含目标区域,否则对分割结果会造成很大的影响。本文方法引入形状先验指导分割,在不同位置的选取中,初始轮廓无需包含目标区域即能保证分割质量。实验结果证明了本文方法在初始轮廓位置选取上的优势。

3 结束语

针对灰度纹理图像的特性,本文提出了一种结合形状先验的水平集灰度纹理图像分割方法。实验结果表明,对比缺少高层语义特征的水平集模型,本文方法采用形状概率的方法提取先验形状模型,表达形式简单,计算效率高,同时可避免过分割等现象。在满足分割质量要求的情况下,该方法对初始轮廓位置的设定较传统水平集方法优势明显。下一步将对本文构造的水平集能量函数进行割图优化计算,提高分割效率,以更好地满足实际应用需求。

参考文献

- [1] LINDA G S, GEORGE C S. Computer Vision [M]. Upper Saddle River, USA: Prentice-Hall, 2001.
- [2] KASS M, WITKIN A, TERZOPOULOS D. Snakes; Active Contour Models [J]. International Journal of Computer Vision, 1987, 1(4): 321-331.
- [3] CHAN T, VESE L. Active Contours Without Edges [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(2): 266-277.
- [4] BROX T, WEICKERT J. Level Set Based Image Segmentation with Multiple Regions [M]//RASMUSSEN C E, BÜLTHOFF H H, SCHÖLKOPF B. Pattern Recognition. Berlin, Germany: Springer, 2004: 415-423.
- [5] LIU Chengjun. Gabor-based Kernel PCA with Fractional Power Polynomial Models for Face Recognition [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(5): 572-581.
- [6] ROUSSON M, BROX T, DERICHE R. Active Unsupervised Texture Segmentation on a Diffusion Based Feature Space [C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2003: 699-704.
- [7] WANG X F, HUANG D S, XU H. An Efficient Local Chan-Vese Model for Image Segmentation [J]. Pattern Recognition, 2010, 43(3): 603-618.
- [8] 董昌灏. 基于图论的交互式 PCB 图像分割技术研究 [D]. 郑州: 解放军信息工程大学, 2013.
- [9] CHEN T, ZHU W. Level Set Based Shape Prior Segmentation [C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2005: 1164-1170.
- [10] CREMERS D, SOCHEN N, SCHNORR C. Towards Recognition Based Variational Segmentation Using Shape Priors and Dynamic Labelling [M]//GRIFFIN L D, LILLHOLM M. Scale Space Methods Computer Vision. Berlin, Germany: Springer, 2003: 388-400.
- [11] CREMERS D, SOCHEN N, SCHNORR C. A Multiphase Dynamic Labeling Model for Variational Recognition-driven Image Segmentation [J]. Computer Vision, 2006, 66(1): 67-81.
- [12] CREMERS D. Nonlinear Dynamical Shape Priors for Level Set Segmentation [J]. Scientific Computing, 2008, 35(2/3): 132-143.
- [13] 陈 飞. 基于形状先验的同时分割与识别研究 [D]. 杭州: 浙江大学, 2013.
- [14] 李中国, 闫 斌, 曾 磊, 等. 结合形状先验的水平集印刷电路板 CT 图像分割方法 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2016, 4(6): 598-606.
- [15] MIN Hai, JIA Wei, WANG Xiaofeng, et al. An Intensity-texture Model Based Level Set Method for Image Segmentation [J]. Pattern Recognition, 2015, 48(4): 1547-1562.
- [16] MUMFORD D, SHAH J. Boundary Detection by Minimizing Functional [C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C., USA: IEEE Press, 1985: 22-26.
- [17] LOIZOU C P, MURRAY V, PATTICHIS M S, et al. Multi-scale Amplitude-Modulation-Frequency-Modulation (AM-FM) Texture Analysis of Multiple Sclerosis in Brain MRI Images [J]. IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine, 2011, 15(2): 178-188.
- [18] 王 斌, 李 洁, 高新波. 一种基于边缘与区域信息的先验水平集图像分割方法 [J]. 计算机学报, 2012, 35(2): 1067-1072.
- [19] ROUSSON M, PARAGIOS N. Shape Priors for Level Set Representations [C]//Proceedings of European Conference on Computer Vision. Berlin, Germany: Springer, 2002: 78-92.
- [20] CREMERS D, SCHMIDT F R, BARTHEL F. Shape Priors in Variational Image Segmentation; Convexity Lipschitz Continuity and Globally Optimal Solutions [C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2008: 1-6.
- [21] 李中国. 印刷电路板 CT 图像水平集分割方法研究 [D]. 郑州: 解放军信息工程大学, 2016.
- [22] MARTIN D R, FOWLKES C, TAL D, et al. A Database of Human Segmented Nature Images and Application to Evaluating Segmentation Algorithms and Measuring Ecological Statistics [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2001: 416-423.
- [18] TIEP H. DF DL: Discriminative Feature-oriented Dictionary Learning for Histopathological Image Classification [C]//Proceedings of the 12th IEEE International Symposium on Biomedical Imaging. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2015: 990-994.
- [19] JIANG Zhuolin, ZHE Lin, DAVIS L S. Label Consistent KSVD: Learning a Discriminative Dictionary for Recognition [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(11): 2651-2664.
- [20] SVETLANA L, SCHMID C. Beyond Bags of Features: Spatial Pyramid Matching for Recognizing Natural Scene Categories [C]//Proceedings of 2006 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C., USA: IEEE Computer Society, 2006: 2169-2178.

编辑 金胡考

(上接第 250 页)

编辑 吴云芳