

## 基于 ROI 提取的多目标图像水平集分割

何 毅<sup>1</sup>, 陆淑娟<sup>2</sup>, 梅 雪<sup>1</sup>

(1. 南京工业大学自动化与电气工程学院, 南京 210009; 2. 南京工业大学电子与信息工程学院, 南京 210009)

**摘 要:** 针对包含多个目标或目标灰度与背景灰度接近的图像分割问题, 借鉴人类视觉系统的关注机制和多分辨率性, 提出一种多尺度框架下基于感兴趣区域提取的图像水平集分割方法。对原图像小波变换的低频分量图应用显著性特征提取出感兴趣区域, 将图像域分成多个感兴趣子区域和一个背景子区域, 在各目标子区域中, 采用 C-V 模型方法进行曲线演化, 并对各子区域分割结果进行合成。仿真结果表明, 该算法能有效分割多目标图像。

**关键词:** 多目标分割; 水平集; 感兴趣区

## Multi-objects Image Level Set Segmentation Based on ROI Extraction

HE Yi<sup>1</sup>, LU Shu-juan<sup>2</sup>, MEI Xei<sup>1</sup>

(1. School of Automation & Electrical Engineering, Nanjing University of Technology, Nanjing 210009;

2. School of Electronic & Information Engineering, Nanjing University of Technology, Nanjing 210009)

**【Abstract】** Aiming at the problem that the segmentation of image with multiple objects more than two different mean intensities is a nodus, an approach for image segmentation is presented based on the multi-scale analysis and extraction of Region Of Interest(ROI), which is put forward according to the attention mechanism and multiresolution of human vision system. Wavelet transform is used to get the low frequency sub-image, and low frequency domain is divided into multiple sub-regions, and then C-V model is employed for curve evolution in each sub-region. Simulation results demonstrate the feasibility for segmentation on multiple objects and low contrast image of the proposed method.

**【Key words】** multi-objects segmentation; level set; Region Of Interest(ROI)

### 1 概述

当利用水平集方法对包含 2 类以上不同质目标的图像进行分割时, 往往会使灰度级相似的多个目标物体被划分到同一个区域内, 或灰度值和背景相似的目标物被划分到背景类中, 导致分割的失败。

文献[1]提出多目标分割的解决方案, 每个子区域  $\Omega_i$  通过一个水平集函数  $\phi_i$  表示, 即  $\Omega_i = \{(x, y) : \phi_i(x, y) > 0\}$ , 各子区域间的边界总长度通过  $(1/2) \cdot \sum_i \int_{\Omega} |\nabla H(\phi_i)|$  计算, 同时在能量函数中增加约束项; 文献[2]提出多水平集的方法, 建立联立 M-S 模型, 实现多目标轮廓提取, 该方法是在确定目标种类数  $N$  之后, 采用  $n$  个水平集函数相互约束地进行分割, 其中  $N \leq 2^n$ 。这种方法需要事先已知目标种类数, 而且随着目标种类增多, 多个水平集函数相互间的影响使演化速度大大降低; 文献[3]引入区域划分实现多个不同质区域的分割, 将图像域分为若干子区域, 使图像的曲线演化问题转化为子区域的曲线演化问题。这种方法可简化和加速曲线的演化过程, 但如何获得理想的区域预分割是这类问题的难点。

本文提出一种基于感兴趣区域(Region Of Interest, ROI)提取的图像水平集多目标分割方法。

### 2 C-V 分割

#### 2.1 能量函数

Mumford-Shah 模型<sup>[4]</sup>通过分块连续的图像最优逼近待分割图像, 作为 Mumford-Shah 模型的一个简化形式,

C-V 模型<sup>[5]</sup>采用 2 个分块连续具有不同均值的区域最优逼近待分割图像, 其存在性已经得到证明。C-V 模型可表示为

$$E(c_o, c_b, \phi) = \mu \int \delta(\phi) |\nabla \phi| dx dy + \nu \int H(\phi) dx dy + \lambda_1 \int |I - c_o|^2 H(\phi) dx dy + \lambda_2 \int |I - c_b|^2 (1 - H(\phi)) dx dy \quad (1)$$

其中,  $\phi$  是水平集函数, 将目标的边缘曲线表示为  $\Gamma = \{(x, y) : \phi(x, y) = 0\}$ ,  $c_o, c_b$  是曲线内、外区域灰度的均值, 正常数  $\mu, \nu, \lambda_1, \lambda_2$  为模型中各个项的权系数。最小化能量函数式(1), 即获得最优划分。

#### 2.2 C-V 模型分割多目标图像存在的问题

通过对 C-V 模型的分析发现, C-V 模型不能有效地实现对不同质的多目标进行分割的原因是模型在演化过程中不能及时将零水平集的拓扑变化信息反映到 C-V 模型中, 在计算轮廓内部特征时, 将不同轮廓线内的图像特性等同处理, 从而使该模型无法正确分割不同质的多目标图像。另外, 当目标灰度与背景灰度非常接近, 利用图像全局信息进行曲线演化, 也很难达到期望的分割效果。这主要是由于该图像背景和目标的灰度值非常接近, 使得目标轮廓线在整个图像上进行演化时, 轮廓内外灰度相当, 使能量函数无法收敛。

**基金项目:** 江苏省“六大人才高峰”基金资助项目(07E024)

**作者简介:** 何 毅(1969—), 男, 讲师、博士, 主研方向: 智能信息处理, 嵌入式系统; 陆淑娟, 讲师、硕士; 梅 雪, 讲师、博士

**收稿日期:** 2009-04-02 **E-mail:** heyi163@163.com

### 3 基于ROI提取的多目标分割算法

#### 3.1 图像感兴趣区域提取

ROI 的概念来源于人类视觉的关注机制, 人类视觉系统注意力和眼球运动方面的研究表明<sup>[6]</sup>: 对于一幅图像, 即使给予观察者很长时间, 人们通常也只会对其中少部分区域表现出较强的兴趣, 即对于图像中某些部分的关注程度明显高于其他周围区域。为了确定感兴趣的区域, 人眼需要进行快速扫描活动对场景进行粗略的浏览, 扫描过程具有明显的针对性, 影响视觉注意力的因素主要包括: 对比度, 形状, 位置、运动、亮度, 彩色图像的颜色等。在红外图像中, 由于目标最显著的特征是发动机或其他热区域, 因此可将图像中局部亮度高的区域作为显著区, 在这些候选区域中及其邻近的区域中寻找显著特征, 然后确定该区域是否为感兴趣区。

做如下定义:

**定义 1** 显著点为红外图像域中具有最大亮度的点, 显著区通过显著点扩展而来。

**定义 2** 显著区域为相对于邻域具有足够大反差的区域。

**定义 3** ROI 为包含显著区及与其邻近的区域。

人类在识别目标时不仅依赖于目标本身的自显著(self saliency)特征, 而且取决于目标与背景间的互显著(relative saliency)特征。为了提高图像分割的快速性和抗干扰能力, 所有处理过程将在小波变换获得的低频平滑图像上进行。

设原图像为  $I(x, y)$ , 经一次小波变换低频分量为  $I_{ll}(x, y)$ , 计算其灰度直方图, 红外图像背景较暗, 大部分像素灰度值集中在较低的位置, 可以从直方图上找到亮区与暗区的大致临界灰度  $g_T$ , 根据  $I_{ll}(x, y)$  与临界灰度  $g_T$  相对大小, 突出高于阈值的区域, 即

$$I_{IB}(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{if } I_{ll}(x, y) \geq g_T \\ 0 & \text{if } I_{ll}(x, y) < g_T \end{cases} \quad (2)$$

由式(2)得到的图像  $I_{IB}(x, y)$  为二值化图像, 选择图像中的亮点为显著点  $N_i (i=1, 2, \dots)$ , 其他点设为背景点。搜索显著点时设定一个与待处理图像尺寸相同的存储区  $I_{Num}$ , 用于存放显著点的编号, 搜索显著点过程如下<sup>[7]</sup>: (1)从左到右、从上到下依次扫描图像  $I_{IB}(x, y)$ 。若当前像素点为背景点, 并且该点的左前、左上、正上及右上 4 个像素点都为背景点, 则继续搜索下一个像素。(2)若当前像素点不为背景点, 而其左上、左前、正上、及右上都是背景色, 则说明遇到新的显著点, 在  $I_{Num}$  的对应位置上置一个编号, 编号值为在上一个编号值的基础上加 1。(3)若当前像素点不为背景点, 而该点的左上、左前、正上、及右上点中至少有一个像素点的值与当前点像素值相同, 则赋予该点与其像素值相同的点同样的编号。

这样所有具有相同编号的像素点构成了一个候选显著区  $H_i$ 。通过  $H_i$  的显著性响应函数确定显著区, 图像  $I_{ll}(x, y)$  中的候选显著区局部灰度均值作为其显著性响应函数, 定义为

$$Bright_i = \frac{1}{\|H_i\|} \iint_{H_i} I_{ll}(x, y) dx dy \quad (3)$$

其中,  $I_{ll}(x, y)$  为输入图像;  $Bright_i$  候选显著区  $H_i$  的响应函数值;  $\|H_i\|$  为  $H_i$  所在显著区的有效面积, 通过统计编号存储区  $I_{Num}$  中相同编号像素点的个数可以直接获得。

应用水平集方法进行分割时不需要精确地确定目标的边缘, 只要找到目标所在的大致位置, 因此, 当显著点  $N_i$  响应函数  $Bright_i$  大于设定的阈值时, 设该区域为一个显著区  $S_i$ ,

阈值的大小由图像尺寸和图像目标的特点决定。将显著区域  $S_i$  的范围放大, 取以  $S_i$  质心为中心, 以质心到边界最大距离为边长的矩形区域为感兴趣区  $\Omega_i (i=1, 2, \dots, n)$ 。

依次计算所有候选显著区的响应函数值并进行判断, 这样, 在图像上获得若干个感兴趣目标区, 感兴趣的目标区是包含某一目标的全部或部分的子区域, 背景区域是除去所有的感兴趣区不含目标的区域。一般获得的感兴趣区域数  $n$  大于等于图像域中实际的目标数  $m$ 。原始图像域  $\Omega$  被划分为  $n$  个感兴趣的目标区域  $\Omega_i (i=1, 2, \dots, n)$  和 1 个背景区  $\Omega_b$ , 即

$$\Omega = \sum_{i=1}^n \Omega_i + \Omega_b \quad (4)$$

其中, 每一感兴趣区  $\Omega_i (i=1, 2, \dots, n)$  包含有某一目标的全部或一部分, 即  $\Omega_i \cap O_j \neq \emptyset, \Omega_i \cap O_k = \emptyset (i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, m; k=1, 2, \dots, m, j \neq k; n \geq m)$ , 背景区域  $\Omega_b$  不包含任何目标。

#### 3.2 感兴趣区域上的曲线演化

在提取出的各个感兴趣区域  $\Omega_i (i=1, 2, \dots, n)$  中, 仅存在同一类目标和背景, 对能量函数进行分割:

$$E_i(c_{io}, c_{ib}, \phi_i) = \mu_i \int \delta(\phi_i) |\nabla \phi_i| dx dy + \nu_i \int H(\phi_i) dx dy + \lambda_{i1} \int |I_i - c_{io}|^2 H(\phi_i) dx dy + \lambda_{i2} \int |I_i - c_{ib}|^2 (1 - H(\phi_i)) dx dy \quad (5)$$

其中, 正常数  $\mu_i, \nu_i, \lambda_{i1}, \lambda_{i2}$  为区域  $\Omega_i (i=1, 2, \dots, n)$  的能量模型中各个项权系数;  $c_{io}, c_{ib}$  是区域  $\Omega_i (i=1, 2, \dots, n)$  上曲线内、外区域灰度的均值。

在最粗尺度低频分量上完成此分割过程后, 通过简单的插值, 获得上一尺度图像的初始轮廓线继续同样的分割过程, 直至得到原始图像的分割结果。

#### 3.3 区域合成

在上文中感兴趣区域提取过程中, 没有限制各区域间的关系, 即是否存在相交等, 因此, 在获得最终的分割结果时, 还须考虑各子区域的分割结果是否能直接构成图像域的分割结果。在各感兴趣区域内进行曲线演化时, 是否需要与其他子区域进行信息交换。分别讨论可能出现的 3 种情况<sup>[3]</sup>: (1) 各感兴趣区域之间互不相交, 且每个子区域只包含一个目标, 不同的目标分别处于不同的子区域上, 即满足  $\Omega_i \cap \Omega_j = \emptyset (i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, n; i \neq j)$ , 其中,  $O_i$  为目标,  $O_k \subset \Omega_i (k=1, 2, \dots, m)$ , 在这种情况下提取的区域数和目标类数相同, 即  $m=n$ , 目标在演化分割中不需要任何信息交互, 且各目标子区域的分割结果可直接结合, 从而构成整个原图像的分割。(2) 在感兴趣区间存在相交, 但每一目标分别处于不同的感兴趣区上, 即满足  $m=n$ , 即  $\Omega_i \cap \Omega_j \neq \emptyset (i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, n; i \neq j)$ ,  $O_k \subset \Omega_i (k=1, 2, \dots, m)$ , 在这种情况下, 演化过程中感兴趣区域间不需进行任何信息交互, 且各感兴趣区的演化结果直接构成原图像的分割。(3) 在感兴趣区间存在相交或相邻, 某一目标被分在 2 个或 2 个以上的感兴趣区中, 即  $\Omega_i \cap \Omega_j \neq \emptyset (i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, n; i \neq j) \quad m \neq n$ ,  $O_{k,1} \subset \Omega_i, O_{k,2} \subset \Omega_j$ , 其中,  $O_{k,j}$  为目标  $O_k$  的一部分。

对于第 1 种和第 2 种情况, 进行曲线演化过程无须交换信息, 由各感兴趣区域的分割结果可直接构成整个图像分割结果; 对于第 3 种情况, 结合包含统一目标的 2 个相邻区域才能得到正确分割结果, 2 个区域的曲线相交互得到的能量小于各区域的能量和; 当 2 个或多个感兴趣区  $\Omega_i (i=1, 2, \dots)$  满

足以下 3 个条件时,则合并子区域进行演化:(1)相交或相邻的感兴趣区;(2)2 个区域内目标  $O_i, O_j$  的欧式距离  $d_{ij} < D$  ;(3)目标  $O_i, O_j$  间的灰度均值之差  $\Delta g_{ij} < G$  。

由于水平集可以自然地控制曲线的拓扑结构,因此一旦同一目标被放在同一区域中,曲线演化可以自动地完成。

### 3.4 本文算法流程

本文算法的主要步骤如下:(1)对原始红外图像  $I(x, y)$  进行小波变换,获得经变换的低频分量  $I_{ll}(x, y)$  ;一般只需一次变换,这是由于当目标较小时,过多尺度分解会使目标变的更小,也会使边缘等信息丢失较多而无法正确辨识目标。(2)计算  $I_{ll}(x, y)$  的灰度直方图,从直方图上找到亮区与暗区的大致临界灰度  $g_T$  ,以  $g_T$  为分界生成亮度显著性提升的图像  $I_{lb}(x, y)$  。(3)在  $I_{lb}(x, y)$  上搜索显著点并编号,存放于编号存储区  $I_{Num}$  ,根据编号生成若干候选显著区。(4)根据式(4)在  $I_{ll}(x, y)$  中计算对应的候选显著区  $H_i$  的响应函数值  $Bright_i$  ,设定阈值  $T$  ,  $Bright_i > T$  的区域记为显著区  $S_i$  ,感兴趣区。取以  $S_i$  质心为中心,以质心到边界最大距离为边长的区域为感兴趣区  $\Omega_i(i=1, 2, \dots, n)$  。(5)在  $\Omega_i(i=1, 2, \dots, n)$  上依据式(5)进行曲线演化,将演化结果通过插值到原始图像作为初始轮廓演化获得目标边界;(6)对所得感兴趣区域进行目标合成,得到最终分割结果。

## 4 仿真实验

为验证本文方法的有效性,选择了一幅目标与背景对比度较低的红外图像验证本文方法,如图 1(a)所示。首先对图像进行一次小波分解,根据灰度直方图确定阈值  $g_T$  为 55,由式(2)获得亮度显著性提升的图 1(b),从中提取到 3 个感兴趣区  $\Omega_1, \Omega_2, \Omega_3$  ,分别在 3 个子区域  $\Omega_1, \Omega_2, \Omega_3$  内进行曲线演化,C-V 模型中所选用参数与上一个实验完全相同,各迭代 100 次。

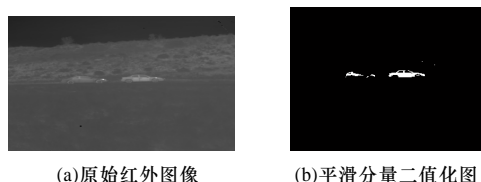


图 1 原始红外图像及小波变换低频图像的直方图

原始红外车辆图像的分割结果如图 2 所示,图 2(a)~图 2(c)分别是 3 个感兴趣区  $\Omega_1, \Omega_2, \Omega_3$  的分割结果。图 2(a)的分割花费时间 10.875 s,图 2(b)分割花费 8.172 s,图 2(c)的

分割花费 4.226 s,加上小波变换等时间远小于直接的 C-V 模型的分割所需时间和迭代次数(迭代 400 次所用时间是 283.704 s,迭代 600 次的时间是 431.391 s),而且获得了更理想的分割效果,经判断区域  $\Omega_1, \Omega_2$  符合子区域合并条件,2 个子区域合成之后,最终的分割结果如图 2(d)所示。

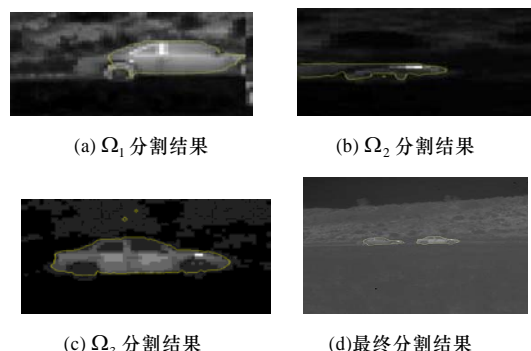


图 2 本文方法分割结果

## 5 结束语

本文提出多尺度框架下基于感兴趣区域提取的红外图像多目标分割方法。该方法能有效解决红外图像包含多个不同质目标,以及目标与背景灰度相接近时的水平集分割问题,并通过仿真验证了该方法的有效性。

### 参考文献

- [1] Zhao Hongkai, Chan T, Merrian B, et al. A Variational Level Set Approach to Multiphase Motion[J]. Journal of Computational Physics, 127(5): 179-195.
- [2] Vese L, Chan T. A Multiphase Level Set Framework for Image Segmentation Using the Mumford and Shah Model[J]. International Journal of Computer Vision, 2002, 50(3): 271-293.
- [3] 杨莉, 杨新. 基于区域划分的曲线演化多目标分割[J]. 计算机学报, 2004, 27(3): 420-425.
- [4] Mumford D, Shah J. Optimal Approximation by Piece-wise Smooth Functions and Associated Variational Problems[J]. Communications on Pure and Applied Mathematics, 1989, 42(5): 577-685.
- [5] Chan F T, Vese L. Active Contours without Edges[J]. IEEE Trans. on Image Processing, 2001, 10(2): 266-277.
- [6] Eldrdgem H G. A Scalable Graphics System for Clusters[C]//Proc. of ACM SIGGRAPH'01. Los Angeles, California, USA: ACM Press, 2001.
- [7] 杨淑莹, 何丕廉. 基于遗传算法的多目标识别实时系统设计[J]. 模式识别与人工智能, 2006, 19(3): 225-230.

编辑 金胡考

(上接第 213 页)

本文方法不但能很好地滤除噪声,对边缘细节的保护也比较好,而且通过迭代可以避免对结构元素进行膨胀的难题,具有较好的实用性。虽然 CB 形态学滤波器对结构元素形状的依赖性不强,但实验表明,如果使用多结构元素和多尺度结构元素,本文方法滤波的效果还可以进一步提高。由于进行了阈值分割,因此算法的运行时间比其他形态学方法长,但去噪效果更好。

### 参考文献

- [1] 吴记群, 李双科. 全方向多角度结构元复合形态滤波器[J]. 机电工程, 2007, 24(2): 41-43.

- [2] Park H, Chin R T. Decomposition of Arbitrarily Shaped Morphological Structuring Elements[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1995, 17(1): 2-15.
- [3] 白相志, 周付根. 基于改进形态学算子的多尺度边缘检测[J]. 中国图象图形学报, 2007, 12(9): 1160-1163.
- [4] 雷选华, 曹跃辉, 王江安. 一种保持图像细节的形态学滤波器[J]. 海军工程大学学报, 2001, 13(1): 54-57.
- [5] 陶文兵, 金海. 一种新的基于图谱理论的图像阈值分割方法[J]. 计算机学报, 2007, 30(1): 110-118.

编辑 张正兴

