

# 基于 SVM 能量模型的改进主动轮廓图像分割算法研究

胡正平<sup>1,2</sup>, 张 晔<sup>2</sup>

(1. 燕山大学通信电子工程系, 河北秦皇岛 066004; 2. 哈尔滨工业大学信息工程系, 黑龙江哈尔滨 150001)

**摘 要:** 为克服经典主动轮廓模型曲线内外区域能量定义在复杂目标与背景分布情况下的不足, 本文将高效的支持向量机有监督学习分类器引入基于 Mumford-shah 模型的主动轮廓图像分割算法中, 提出了基于 SVM 能量模型的改进主动轮廓图像分割方法. 该方法首先利用支持向量机的分类结果对于封闭曲线的内外区域分别构造了一种新的图像能量表示方法, 因为分割过程充分利用了有监督学习策略, 使得本文提出的算法具有更高的稳定性和更加广泛的适用范围, 特别是对目标灰度分布不均或存在多纹理的目标也可以得到较好的分割结果. 分割时, 首先利用 SVM 实现粗分割得到目标初始轮廓, 然后利用改进的 Mumford-shah 主动轮廓模型进行精确分割, 采用粗分割策略一方面可以大大提高分割速度, 另一方面也可以提高了算法的自动化程度. 对比实验结果表明本文提出的算法具有更大灵活性和更好的分割性能.

**关键词:** 支持向量机; Mumford-shah 主动轮廓模型; 图像分割

**中图分类号:** TP301 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2006) 05-0930-04

## Improved Mumford-Shah Active Contour Image Segmentation Based on Support Vector Machine Energy Representation

HU Zheng-ping<sup>1,2</sup>, ZHANG Ye<sup>1</sup>

(1. Department of Communication and Electronic Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao, Hebei 066004, China;

2. Department of Information Engineering Harbin Institute of Technology Harbin, Heilongjiang 150001, China)

**Abstract:** We propose a image segmentation method which couples support vector machine and mumford-shah active contour model, where the advantages of supervised learning classification and the global region distribution information can be exploited to enhance the performance. A new region-based image energy term in curve evolution based on the output of support vector machine classifier is presented. It is more robust than classical active contour because it takes into account the image segmentation knowledge of human being and interactive operation as well. In order to improve the segmentation speed, support vector machine also be used to obtain initial contour firstly. Experimental results have demonstrated the flexibility and better performance of this new image segmentation method.

**Key words:** support vector machine (SVM); mumford-shah active contour model (ACM); image segmentation

## 1 引言

主动轮廓模型 (ACM) 在无目标模型先验知识条件下, 可以有效地得到分割目标的封闭轮廓; 在已知目标先验形状的条件下, 发展为变形模板技术, 其在边缘检测、轮廓建模、图像分割领域获得广泛应用. ACM 分割的主要思想是: 首先需要给出与目标边缘接近的初始轮廓, 然后 ACM 由初始位置逐渐向真实轮廓靠近过程中, 寻找一能量函数的局部极小值, 通过对能量函数的动态优化来逼近目标真实轮廓, 由此而得到分割对象. 为进一步提高 ACM 的分割性能, 一些研究者分别从曲线表示和定义不同的能量函数角

度出发提出了改进思路<sup>[1,2]</sup>. 前者主要着重于加快曲线进化的速度, 减少曲线进化的计算量; 后者主要着重寻找新的能量函数表示, 进而提高算法的分割精度和可靠性<sup>[3,4]</sup>. 目前的能量函数大致分为基于边缘和基于区域两大类, 前者着重利用图像区域的局部梯度信息, 而后者着重利用图像区域的全局信息<sup>[5~7]</sup>. 因为新的合理能量表示可望导致更好的分割结果, 所以本文利用支持向量机的分类结果对于封闭曲线的内外区域分别构造了一种新的图像能量表示方法, 该思路保持了 Mumford-Shah ACM 利用曲线内外区域的全局信息, 可得到全局最优分割结果的优点; 同时克服了原先曲线内外区域能量定义在复杂目标

收稿日期: 2005-05-13; 修回日期: 2006-02-20

基金项目: 国家自然科学基金 (No. 60272073); 河北省科学技术研究与发展指导项目 (No. Z2005310); 北京大学视觉与听觉信息处理国家重点实验室开放项目 (No. 0507)

与背景分布情况下的不足,使得本文提出的算法具有更高的稳定性和更加广泛的适用范围.实验结果表明:本文提出的算法在复杂环境下具有更大灵活性和更高的稳定性.因为分割过程充分利用了有监督学习和人工交互操作的先验知识,既可以实现全局图像分割,也可以实现局部区域分割.

## 2 系统框图

经典 ACM 常常需要手工标定曲线进化的初始轮廓,这是需要人参与的半自动方法.如何实现全自动 ACM 图像分割成为近年研究关注的热点,一些研究者将分类器应用于初始分割过程,然后再利用 ACM 得到自动分割算法<sup>[8]</sup>.同时一些研究者将概率模型引入主动轮廓模型用于解决算法的稳定性与收敛性问题.为构造一个自动分割算法,本文首先利用 SVM 模型进行粗分割得到曲线进化的初始轮廓,因为基于结构风险最小化原理的 SVM 模型具有优良的泛化能力<sup>[9]</sup>,可以得到稳定、可靠的初始轮廓;然后利用基于 SVM 能量表示的主动轮廓模型进行精确分割,得到最终的分割结果.其系统原理框图如图 1 所示,可以看出:该系统主要包括三个步骤:(1)预处理主要包括输入图像和 SVM 分类器训练;(2)粗分割即利用 SVM 模型得到初始轮廓;(3)精细分割即利用基于 SVM 能量表示的主动轮廓模型进行精确分割.

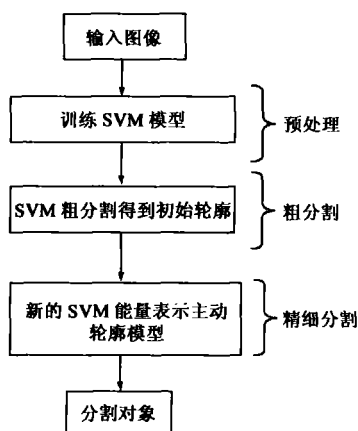


图 1 基于 SVM 能量模型的改进主动轮廓图像分割框图

## 3 基于 SVM 能量模型的改进主动轮廓图像分割

### 3.1 SVM 模型

设输入模式  $x_i$  为  $N$  维特征矢量,  $y_i \in \{-1, +1\}$  类标记 (1:目标类, -1:背景类). 如果输入数据线性可分,决策函数为

$$D(x) = w^T g(x) + b \quad (1)$$

$g(x)$  为一非线性映射函数,将  $x(N$  维)映射到  $l$  维空间,  $w$  为  $l$  维矢量,  $b$  为标量.

对于线性可分的数据,决策函数满足

$$y_i (w^T g(x_i) + b) \geq 1, \quad i = 1, \dots, N \quad (2)$$

如果训练数据线性不可分,引入松弛变量  $\xi_i (\xi_i > 0)$ ,决策函数变为

$$y_i (w^T g(x_i) + b) \geq 1 - \xi_i, \quad i = 1, \dots, N, \quad \xi_i \geq 0, \quad i = 1, \dots, N \quad (3)$$

一阶范数软间隔优化问题对应的拉格朗日函数为

$$\max L = \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^N \xi_i - \sum_{i=1}^N \lambda_i [y_i (w^T g(x_i) + b) - 1 + \xi_i] \quad (4)$$

式 (4) 中第一项控制分类器的复杂度 (VC 维),第二项控制错误分类的经验误差,  $C$  为常数,  $\lambda_i \geq 0$  其对偶表示为

$$\max L = \sum_{i=1}^N \lambda_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^N y_i y_j \lambda_i \lambda_j g(x_i) \cdot g(x_j) \quad (5)$$

引入核函数,上式变为

$$\max L = \sum_{i=1}^N \lambda_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^N y_i y_j \lambda_i \lambda_j K(x_i, x_j) \quad (6)$$

其中  $\sum_{i=1}^N y_i = 1$  且  $0 \leq \lambda_i \leq C$ ,  $K(x_i, x_j) = g(x_i) \cdot g(x_j)$ ,

其判决输出函数为

$$f(x) = \text{sign} \left( \sum_{i=1}^N y_i \lambda_i K(x_i, x) + b \right) \quad (7)$$

### 3.2 基于 SVM 的能量表示模型

Kass 于 1987 提出的 ACM 融合了分割过程的三个阶段,分割结果得到的是一条光滑连接的曲线,ACM 是能量极小化的曲线<sup>[10]</sup>.经典 ACM 模型能量函数主要包括内力和外力作用,内力其平滑限制作用,而外力引导初始轮廓线向图像特征逼近.经典 ACM 模型包括基于边缘和区域的两类,前者充分利用图像边缘的梯度信息,这种方法利用图像的局部信息,往往不能得到全局最佳结果.基于区域的 ACM 模型充分利用全局的图像分布统计信息,即使在初始轮廓远离曲线边界情况下,仍然可以获得全局最优结果,因而得到广泛关注.所以本文选择基于区域的 ACM 基本模型,构造的能量函数主要包括四项:封闭曲线的长度及其光滑性约束曲线的形状;内部能量约束其分割对象的特征的一致性;外部能量约束内外区域之间的差异性;分割对象面积大小约束分布范围.

定义图像平面的一条封闭曲线  $C$ ,它将图像平面分成曲线内部和外部两部分,其能量函数形式为

$$F(c_1, c_2, C) = u \cdot \text{Length}(C) + v \cdot \text{Area}(\text{inside}(C))$$

$$+ \frac{1}{2} \int_{\text{inside}} |u_0(x, y) - c_1|^2 dx dy + \frac{1}{2} \int_{\text{outside}} |u_0(x, y) - c_2|^2 dx dy \quad (8)$$

这里  $u \geq 0, v \geq 0, \frac{1}{2}, \frac{1}{2} \geq 0$  为固定参数,而  $c_1, c_2$  分别为内外区域的平均密度.通常的基于区域的 ACM 能量函数表示为

$$E(c) = E_{\text{Length}}(c) + E_{\text{Area}}(c) + E_{\text{Inside}}(c) + E_{\text{Outside}}(c) \quad (9)$$

这里  $c$  为进化曲线集合,其最优进化曲线满足

$$\tilde{c} = \arg \min_c E(c) \quad (10)$$

通过式(8)可以看出,基于区域的内外能量项对于分割性能影响最大,而经典的基于区域的ACM模型采用内外区域的特征方差定义其能量函数,对于内外区域特征一致性较好的分割问题可以得到准确的分割结果.而对于内外区域一致性差的复杂目标与背景的分割问题,算法的准确性与稳定性将急剧下降.为解决此问题,本文将有监督SVM分类器引入ACM能量模型,得到新的区域内部能量表示

$$E_{\text{Inside}}(c) = \left| \sum_{i=1}^M \left[ \text{sign} \left( y_j - \sum_j y_j K(x_j, x_i) + b \right) \right] \right| \quad (11)$$

这里  $x_i, i=1, \dots, M$  为封闭曲线  $c$  内部点集,按照同样的方式定义区域外部能量函数

$$E_{\text{Outside}}(c) = \left| \sum_{k=1}^N \left[ \text{sign} \left( y_j - \sum_j y_j K(x_j, x_k) + b \right) \right] \right| \quad (12)$$

这里  $x_k, k=1, \dots, N$  为封闭曲线  $c$  外部点集.在理想的情况下,当曲线进化到真实的分割对象边界时  $E_{\text{Outside}}$  与  $E_{\text{Inside}}$  同时达到最小值零.

### 3.3 基于SVM能量模型的改进主动轮廓分割算法

基于SVM能量模型的改进主动轮廓分割方法的主要思想是:首先利用SVM分类器得到分割对象的初始轮廓,由于SVM优良的分类特性,即使在复杂的环境下仍然可以得到稳定的初始轮廓;然后利用SVM模型建立区域内外部能量函数,只要内外区域特征满足可分性,就可以利用该模型得到比较准确的分割目标边缘,即通过对新的能量函数的动态优化可以在复杂环境下来逼近目标的真实轮廓.描述其基本步骤如下:

- (1) 利用有监督训练SVM模型,并得到初始轮廓;
- (2) 定义感兴趣图像特征轮廓,然后从轮廓开始点顺时针逐个计算ACM能量值,确定最小能量点即最佳轮廓点;
- (3) 用轮廓点分别构造内部、外部以及曲线全局能量;
- (4) 求得此时ACM能量值;
- (5) 将轮廓点变动到右侧邻接点,重复步骤(3)~(4),顺时针继续变动,找到最小能量点位置,继续下一个轮廓点;
- (6) 完成所有轮廓点后,继续步骤(3)~(5),迭代寻找最佳结果,直到模型收敛或者达到最大迭代次数.

## 4 实验结果

本文分别利用灰度图像和两类纹理图像验证算法的性能.图2针对灰度图像进行处理,因为目标与背景灰度存在明显差别,且背景与目标区域具有较好的一致性,所以区域增长、直接ACM、基于SVM能量模型的改进ACM都能正确分割目标区域.图3针对单一纹理图像进行分割处理,区域增长以及基于SVM能量模型的改进ACM都能

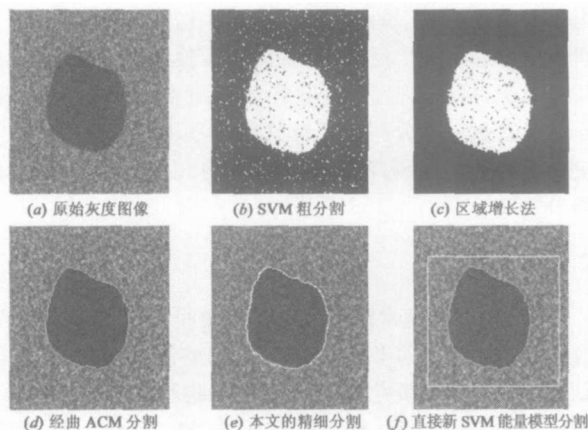


图2 灰度图像分割结果对比

够分割出目标区域,而后者分割结果更为准确.图4针对多纹理图像进行处理,因为背景与目标区域一致性较差,区域增长、经典直接ACM不能得到正确的分割结果,而基于SVM能量模型的改进ACM仍然可以得到准确的分割结果.这里采用3尺度6方向Gabor分解后的能量均值与方差作为纹理特征(窗口大小为9).

表1给出了四种不同方法的运行时间对比,对比结果表明本文提出的方法相对于直接ACM方法具有更快的速度与更高的稳定性,其根本原因在于本文提出的方法提供了更加准确的初始轮廓.

尽管区域增长在目标与背景一致性较好时运行速度较快,但是在复杂环境下往往不能得到正确的分割结果,缺乏稳定性.

## 5 结论

本文将高效的支持向量机有监督学习分类器引入基

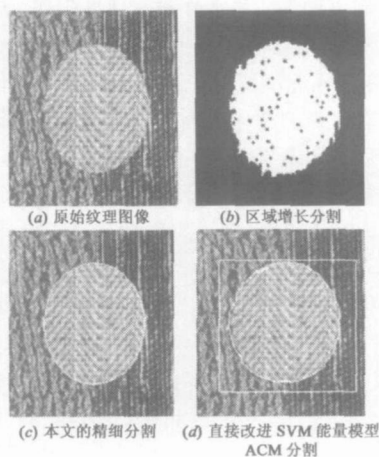


图3 单一纹理图像分割结果对比

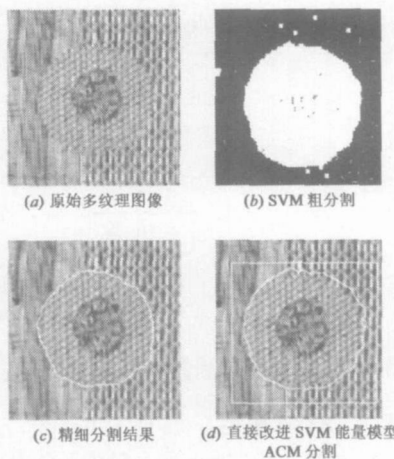


图4 多纹理图像分割结果对比

表 1 不同方法运行时间对比

方法	时间 (s) (图 2)	时间 (s) (图 3)	时间 (s) (图 4)
区域增长	96	132	无
直接经典 ACM	313	无	无
直接 SVM 能量 ACM	597	611	638
本文提出的方法 (自动)	115	153	104

于 Mumford-shah ACM 图像分割算法中,利用支持向量机的分类结果对于封闭曲线的内外区域分别构造了一种新的图像能量表示方法,该思路保持了 Mumford-Shah ACM 利用曲线内外区域的全部信息,可得到全局最优分割结果的优点;同时克服了原先曲线内外区域能量定义在复杂目标与背景分布情况下的不足,使得本文提出的算法具有更高的稳定性和更加广泛的适用范围,特别是对目标灰度分布不均或存在多纹理的目标也可以得到较好的分割结果.该算法具有较大的灵活性,因为分割过程充分利用了人的先验知识,既可以实现全局图像分割,也可以实现局部区域分割(交互方式:选定两个框(局部范围+初始轮廓)),这需要通过增加人的交互操作工作来实现.需要指出的是:对于某一类图像,判决目标和背景的支持向量机分类器只需要训练一次即可,分割时的计算量主要在于曲线进化过程中目标函数的计算,分割对象越复杂,SVM 分类器越复杂,分割时间越长.分割时,首先利用 SVM 实现粗分割可以得到目标初始轮廓,然后利用改进的 Mumford-shah 主动轮廓模型进行精确分割,采用粗分割策略一方面可以大大提高分割速度,另一方面也可以提高了算法的自动化程度.如果不采用粗分割步骤,分割时间将会大大增加,在某些复杂情况下分割质量也可能会受到一定的影响.本文提出的方法为解决复杂环境下的图像分割问题提供了新的思路,可望在医学图像分析、运动目标分割中得到应用.

参考文献:

[1] A K Jain, Y Zhong, M P D Jolly. Deformable template models: A review [J]. signal processing, 1998, 76 (2): 109 - 129.

[2] T Mcinemy, D Terzopoulos. Deformable models in medical image analysis: A survey[J]. Medical Image Analysis, 1996, 1 (1): 91 - 108.

[3] Mathews Jacob, Thierry Blu, Michael Unser. Efficient energies and algorithms for parametric snake [J]. IEEE transac

tions on image processing, 2004, 13 (9): 1231 - 1244.

[4] Raquel V C, Veronika M B, Oscar Y S. Coupling of radial-basis network and active contour model for multispectral brain MRI segmentation[J]. IEEE transactions on biomedical engineering, 2004, 51 (3): 459 - 470.

[5] H Park, T Schoepflin, Y Kim. Active contour model with gradient directional information: Directional snake [J]. IEEE transactions on circuits system and video technology, 2001, 15, (2): 252 - 256.

[6] T F Chan, L A Vese. Active contours without edges[J]. IEEE transactions on image processing, 2001, 10 (2): 266 - 276.

[7] Sliddiqi K, Lauziere Y B, Tannenbaum A, et al. Area and length minimizing flows for shape segmentation [J]. IEEE Trans Image processing, 1998, 7 (3): 433 - 443.

[8] S Li, T Fevens, A Krzyzak. A SVM-based framework for autonomous volumetric medical image segmentation using hierarchical and coupled level sets [J]. International Congress Series, 2004, 1268 (7): 207 - 211.

[9] V Vapnik. The nature of statistical learning theory[M]. New York: Springer-Verlag, 1995.

[10] M Kass, A Witkin, D Terzopoulos. Snakes: Active contour models[J]. International Journal of Computer Vision, 1988, 1 (1): 321 - 332.

作者简介:



胡正平 男, 1970 生于四川仪陇县, 哈尔滨工业大学博士研究生, 燕山大学信息科学与工程学院教师. 目前研究方向为统计学习理论与模式识别、医学图像处理.  
E-mail: tnpochw@263.net



张 平 男, 1960 生于辽宁北镇县, 博士, 教授, 哈尔滨工业大学信息工程系博士生导师, 目前研究方向遥感图像处理、模式识别.