第 38 卷 第 3 期
Vol.38 No.3

计 算 机 工 程
Computer Engineering

2012 年 2 月
February 2012

• 图形图像处理 •

文章编号：1000—3428(2012)03—0221—03 文献标识码：A 中图分类号：TN911.73

基于对偶方法和局部统计信息的快速图像分割

王海军，柳 明

(滨州学院航空信息技术研发中心，山东 滨州 256603)

摘 要：CV 模型和局部二值拟合模型用于图像分割时往往只能得到局部最优解，且计算量大，分割速度慢。为此，引入一个变量，将其与已知变量组成对偶变量，并利用图像的局部统计信息，建立主动轮廓模型的对偶模型，实现图像的快速分割。针对合成图像、多目标物体图像和灰度不均匀的医学图像进行实验，结果表明，该模型能自动处理拓扑结构的变化，从而快速准确地分割图像。

关键词：主动轮廓模型；对偶方法；局部统计信息；图像分割；局部二值拟合模型

Fast Image Segmentation Based on Dual Method and Local Statistic Information

WANG Hai-jun, LIU Ming

(Aviation Information Technology R&D Center, Binzhou University, Binzhou 256603, China)

【Abstract】Chan-Vese(CV) model and Local Binary Fitting(LBF) model always have local optimal solutions when they are used in image segmentation, and they are very computationally expensive and segmentation speed is slow. This paper introduces a variable to become dual variable by means of known variable and uses local statistic information to establish the dual model of active contour model, so that the segmentation precision and speed are improved. Experiments are made on synthetic images, multi-target object images and medical images with intensity inhomogeneity, whose results prove that the proposed model can automatically handle topological changes and get precise segmentation results.

【Key words】active contour model; dual method; local statistic information; image segmentation; Local Binary Fitting(LBF) model

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2012.03.074

1 概述

图像分割是计算机视觉领域的重要研究课题，人们对主动轮廓模型应用于图像分割进行了大量的研究。目前，主动轮廓模型大体上可分为 2 类：基于边界的模型[1]和基于区域的模型[2-3]。基于边界的模型主要是利用图像的边缘梯度信息来获取图像的边界轮廓。这种模型对图像噪声和轮廓初始位置的设置比较敏感，但是运算量相对较小，因此，在一定场合得到了广泛的应用。近年来，基于区域的模型得到了较快的发展，由于其不需要利用图像的边缘梯度信息，因此能对具有弱目标边界的图像进行更好的分割，同时能自动处理曲线的拓扑改变，适用于分割具有复杂拓扑结构的图像。

CV(Chan-Vese)模型[2]就是一种基于区域的主动轮廓模型。但是由于该模型采用全局统计量，因此对图像灰度均匀的图像分割效果较好，但是对灰度分布不均匀的图像，分割效果不理想，甚至会得到错误的分割结果。文献[4-5]提出的局部二值拟合(Local Binary Fitting, LBF)模型可以很好地解决上述问题，并能得到精确的分割结果。但是该算法中利用了大量的卷积运算，因此，计算量较大，运算速度较慢。

近年来，对偶方法[6]被用到主动轮廓图像分割领域，加快了图像的分割速度，取得了较好的效果。但是以往算法都只是应用到 CV 模型，并没有应用到灰度不均匀的图像中。

经典的主动轮廓模型都是采用符号距离函数作为水平集函数，差分格式比较复杂，在进行数值计算的时候，为了防止分布为 0 的情况，通常需要添加一个变量，这样就会导致分割的速度变慢。

本文采用对偶方法来克服基于水平集的方法分割速度慢的问题。通过引入一个变量与一个已知变量组成对偶变量，系统地建立主动轮廓模型的对偶模型，以加快分割速度。

2 相关工作

2.1 CV 模型

CV 模型没有利用图像的梯度信息，而是最小化能量函数来实现曲线的演化。该模型假定图像在每个目标区域内，图像灰度是均匀的。图像 $I(x,y)$ 由两部分组成：待分割的物体和背景，用演化的曲线 C 来区分，即分割。常数 c_1、c_2 的取值依赖于轮廓曲线 C，分别表示曲线 C 内的图像灰度均值和曲线 C 外的图像灰度均值。CV 能量函数定义为：

$$E(C,c_1,c_2)=\nu L(C)+\mu P(C)+\lambda_1\int_{inside(C)}|I-c_1|^2\mathrm{d}x\mathrm{d}y+\lambda_2\int_{outside(C)}|I-c_2|^2\mathrm{d}x\mathrm{d}y \quad (1)$$

其中，$L(C)$ 代表轮廓曲线 C 的长度；$P(C)$ 表示轮廓曲线 C 内部区域的面积；λ_1、λ_2、ν、μ 是非负常量；$inside(C)$ 和 $outside(C)$ 分别代表轮廓线 C 的内部区域和外部区域；c_1 和 c_2 分别是 $inside(C)$ 和 $outside(C)$ 的灰度平均值。

近年来，虽然该模型得到了广泛的应用，但其存在一些缺点，如容易收敛到全局最小值；当图像灰度不均匀时，会得到错误的分割结果等。

2.2 LBF 模型

CV 模型无法处理灰度分布不均匀的图像，针对该问题，

作者简介：王海军(1980－)，男，助教、硕士，主研方向：图像处理；柳 明，讲师、博士

收稿日期：2011-07-26 **E-mail：**whjlym@163.com

文献[4-5]提出了 LBF 模型，其定义的能量模型为：

$$E^{\mathrm{LBF}}(f_1,f_2,C)=\lambda_1\iint_{inside(C)}K_\sigma(y-x)\left|I(y)-f_1(x)\right|^2\mathrm{d}y\mathrm{d}x+\lambda_2\iint_{outside(C)}K_\sigma(y-x)\left|I(y)-f_2(x)\right|^2\mathrm{d}y\mathrm{d}x+\nu|C| \tag{2}$$

其中，$f_1(x)$、$f_2(x)$ 是轮廓内外的局部拟合灰度值；λ_1、λ_2、ν 是正的常数；K_σ 是一个高斯函数；σ 可以调节轮廓上点的邻域范围。其表达式如下：

$$K_\sigma(u)=\frac{1}{2\sigma^2}\mathrm{e}^{-|u|^2/2\sigma^2} \tag{3}$$

为了解决曲线演化中的拓扑变化问题，文献[6]把式(2)转换成水平集函数，其能量表达式如下：

$$E^{\mathrm{LBF}}(\phi,f_1,f_2)=\lambda_1\iint_{inside(C)}K_\sigma(y-x)\left|I(y)-f_1(x)\right|^2H_\varepsilon(\phi)\mathrm{d}y\mathrm{d}x+\lambda_2\iint_{outside(C)}K_\sigma(y-x)\left|I(y)-f_2(x)\right|^2(1-H_\varepsilon(\phi))\mathrm{d}y\mathrm{d}x+\nu\int\left|\nabla H_\varepsilon(\phi(x))\right|\mathrm{d}x \tag{4}$$

其中，$H_\varepsilon(x)$ 的定义如下：

$$H_\varepsilon(x)=\frac{1}{2}\left(1+\frac{2}{\pi}\arctan\left(\frac{x}{\varepsilon}\right)\right) \tag{5}$$

为了求能量最小化，对式(4)采用能量最小化方法，采用变分法，固定 ϕ，最小化 E^{LBF}，可以得到 $f_1(x)$、$f_2(x)$ 为：

$$f_1(x)=\frac{K_\sigma(x)\cdot(H_\varepsilon(\phi(x))I(x))}{K_\sigma(x)\cdot H_\varepsilon(\phi(x))} \tag{6}$$

$$f_2(x)=\frac{K_\sigma(x)\cdot((1-H_\varepsilon(\phi(x)))I(x))}{K_\sigma(x)\cdot(1-H_\varepsilon(\phi(x)))} \tag{7}$$

由于 LBF 模型中引入了随空域变化而变化的 $f_1(x)$ 和 $f_2(x)$，因此 LBF 模型可以很好地克服图像中存在的灰度不均匀性。

3 基于对偶方法的快速图像分割

本文在 LBF 模型的基础上引入了对偶方法，既可以准确地分割灰度不均匀的图像，又可以加快分割速度，弥补了 LBF 模型分割速度慢的缺陷。因此，式(4)可以写为：

$$E^{\mathrm{NLBF}}(\Omega_C,f_1,f_2,\lambda)=\lambda\int_{\Omega_C}\left|I-f_1(\mathrm{x})\right|^2H_\varepsilon(\phi)+\left|I-f_2(x)\right|^2(1-H_\varepsilon(\phi))\mathrm{d}x+\int_\Omega\left|\nabla H_\varepsilon(\phi(x))\right|\mathrm{d}x \tag{8}$$

对式(8)的 ϕ 求导，就可以得到下式：

$$\frac{\partial\phi}{\partial t}=H_\varepsilon'(\phi)\left(\mathrm{div}\left(\frac{\nabla\phi}{|\nabla\phi|}\right)\right)-\lambda(((I-f_1(x))^2-(I-f_2(x))^2) \tag{9}$$

其中，$f_1(x)$、$f_2(x)$ 的取值同式(6)、式(7)，即可实现图像局部信息的获取；I 是给定的原始图像。

式(9)也可以通过对下式采用梯度下降法求得：

$$E(\Omega_C,f_1,f_2,\lambda)=\int_\Omega\nabla\phi\mathrm{d}x+\lambda\int_{\Omega_C}r_1(x,f_1(x),f_2(x))\phi\mathrm{d}x \tag{10}$$

其中：

$$r_1(x,f_1(x),f_2(x))=(I(y)-f_1(x))^2-(I(y)-f_2(x))^2 \tag{11}$$

在式(10)中引入权函数，得到：

$$E(u=1_{\Omega_C},f_1,f_2,\lambda)=TV_g(u=1_{\Omega_C})+\lambda\int_{\Omega_C}r_1(x,f_1(x),f_2(x))\phi\mathrm{d}x \tag{12}$$

其中，u 是特征函数，$TV_g(u=1_{\Omega_C})=\int_\Omega g(x)\left|\nabla 1_{\Omega_C}\right|\mathrm{d}x=\int_C g(x)\mathrm{d}s$，$\mathrm{d}s$ 表示 Euclidean 长度，引入权重函数 $g(x)$，建立了几何轮廓线模型和能量泛函(式(10))之间的关系。

参照文献[7]的对偶方法，即取 $0<u<1$，引进辅助变量 v，则式(12)可以写成下面等价的形式：

$$\min_{u,v}\{u,v,f_1,f_2,\theta,\lambda\}=TV_g(u)+\frac{1}{2\theta}\|u-v\|^2+\lambda\int_\Omega r_1(x,f_1(x),f_2(x))v\mathrm{d}x \tag{13}$$

其中，θ 取常数，$u+v=I$，对式(13)中 u、v 采用交替优化的方法分别计算，直到能量泛函收敛。

将 v 固定，可以得到 u 的解决方法：

$$\min\left\{TV_g(u)+\frac{1}{2\theta}\|u-v\|^2\right\} \tag{14}$$

因此：

$$u=v-\theta\mathrm{div}p \tag{15}$$

其中，$p=(p^1,p^2)$ 可以通过下式求得：

$$g(x)\nabla(\theta\mathrm{div}p-v)-\left|\nabla(\theta\mathrm{div}p-v)\right|p=0$$

同样，固定 u，可以得到 v 的解决方法：

$$\min\left\{\frac{1}{2\theta}\|u-v\|^2+\lambda\int_\Omega r_1(x,f_1(x),f_2(x))v\mathrm{d}x\right\} \tag{16}$$

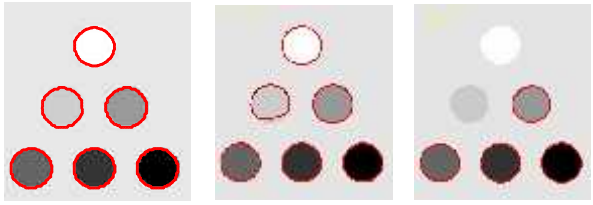
因此：

$$v=\min\{\max\{u-\theta\lambda r_1(x,f_1(x),f_2(x)),0\},1\} \tag{17}$$

4 实验结果与分析

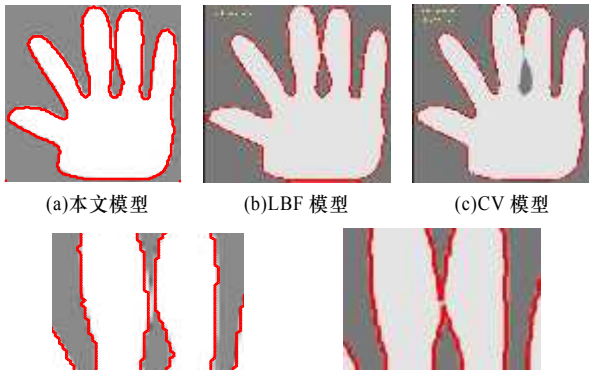
采用本文模型、CV 模型和 LBF 模型对合成图像和真实图像进行分割。实验平台为 Matlab R2009a，采用的电脑配置为 Pentium Dual-Core CPU、2 GB 内存。本文模型的参数设置为 $\theta=1/1.5$，$\lambda=0.002$，$\mathrm{d}t=1/8$。CV 模型和 LBF 模型采用 CREASEG 编写的软件平台(http://www.creatis.insa-lyon.fr/~bernard/creaseg)。

图 1 为具有分层灰度特性的合成图像，分割结果表明，本文模型较好地分割出了具有分层灰度特性的多个圆球，拓扑结构的变化性较好。LBF 模型基本上也能正确分割，但是对于灰度值和背景颜色相差无几的圆球，分割存在一定的误差。CV 模型则只能分割出灰度值相差比较明显的圆球。本文模型的循环次数为 80，σ=10，运行时间为 1.72 s。LBF 模型的循环次数为 200，σ=7，运行时间为 19.31 s。CV 模型的循环次数为 600，运行时间为 4.70 s。可见，无论是分割结果还是分割速度，本文模型都比 LBF 模型和 CV 模型更具优势。图 1 中原图大小为 118×134 像素。图 2 为手形合成图像分割结果。



(a)本文模型 (b)LBF 模型 (c)CV 模型

图 1 具有分层灰度特性的合成图像的分割结果



(a)本文模型 (b)LBF 模型 (c)CV 模型

(d)本文模型分割结果放大图 (e)LBF 模型分割结果放大图

图 2 手形合成图像分割结果

可以看出，本文模型和 LBF 模型都能把手形图像的轮廓

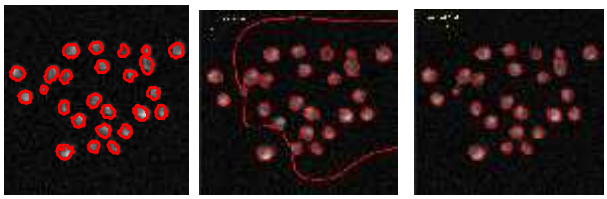
分割出来，CV 模型由于手形图中有内部区域，因此内部区域没有分割出来。另外对比图 2(d)、图 2(e)可以看出，在手指沾着区域，本文模型还是能够把 2 个手指准确地分割出来，而 LBF 模型则没有分割出来，所以，本文模型的分割精度更高。另外，本文模型的循环次数为 80，运行时间为 0.71 s。LBF 模型的循环次数为 61，运行时间为 5.27 s。CV 模型的循环次数为 314，运行时间为 2.58 s。由此可见，本文模型无论是运行效率还是分割精度都更好。图 2 的原图大小为 108×130 像素。

图 3、图 4 给出对 2 张多目标物体图像的分割结果。



(a)本文模型　(b)LBF 模型　(c)CV 模型

图 3　多目标物体图像 1 的分割结果

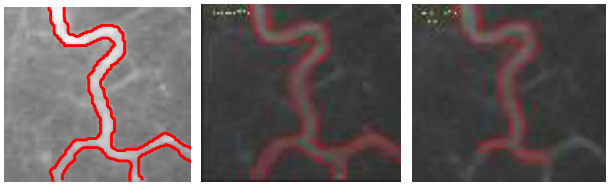


(a)本文模型　(b)LBF 模型　(c)CV 模型

图 4　多目标物体图像 2 的分割结果

由实验结果可以看出，对于多目标物体的分割，采用本文模型可以比较准确地分割出物体，而 LBF 模型分割失败，CV 模型虽然部分图像最终能分割出结果，但是循环次数是本文模型的几百倍，分割效率较低。这表明本文模型中拓扑结构的变化更加灵活，而 LBF 和 CV 模型难以处理拓扑结果的变化，导致分割失败。对于图 3，本文模型的 σ=3，循环次数为 50 次，运行速度为 0.36 s。而 LBF 模型的 σ=7，循环次数为 200，运行速度为 20.00 s。CV 模型的循环次数为 200，运行时间为 1.96 s。对于图 4，本文模型的 σ=3，循环次数为 5，运行速度为 0.057 s，LBF 模型的 σ=5，循环次数为 200，运行速度为 13.1 s。CV 模型的循环次数为 1 000 次，运行时间为 7.09 s。图 3、图 4 的原图大小均为 128×128 像素。

图 5、图 6 为 2 张血管图像的分割结果。



(a)本文模型　(b)LBF 模型　(c)CV 模型

图 5　血管图像 1 的分割结果



(a)本文模型　(b)LBF 模型　(c)CV 模型

图 6　血管图像 2 的分割结果

实验结果表明，由于本文模型和 LBF 模型都是基于局部灰度信息的，因此能将血管准确地分割出来，而 CV 模型是基于全局灰度信息的，导致分割失败。由于本文算法引入了对偶方法，因此分割速度较快。图 5 分割结果中，本文模型的 σ=7，循环次数为 100 次，运行时间为 1.05 s。LBF 模型的 σ=7，循环次数为 163 次，运行时间为 12.39 s。CV 模型的循环次数为 443，运行时间为 3.53 s。图 6 分割结果中，本文模型的 σ=7，循环次数为 200，运行时间为 2.15 s。LBF 模型的 σ=3，循环次数为 220，运行时间为 8.67 s。CV 模型的循环次数为 371，运行时间为 2.89 s。图 5 原图大小为 111×110 像素，图 6 原图大小为 103×131 像素。

图 7 为手指图像的分割结果。可以看出，本文模型能够准确地分割出手指图像，LBF 模型存在拓扑结构变化处理不当的情况，CV 模型则分割失败。本文模型的 σ=10，循环次数为 200，运行时间为 63.76 s。LBF 模型的 σ=5，循环次数为 200，运行时间为 188.26 s。CV 模型的循环次数为 1 000，运行时间为 151.18 s。所以，本文模型的运行效率最高。图 7 的原图大小为 448×448 像素。



(a)本文方法　(b)LBF 模型　(c)CV 模型

图 7　手指图像分割结果

5　结束语

本文提出了一种基于对偶方法和局部统计信息的快速图像分割模型。实验结果表明，本文方法对于图像灰度不均匀的合成图像和医学图像都能快速准确地分割出结果。同时能较好地处理拓扑结构的变化，对多目标物体的分割也表现出良好的性能。

参考文献

[1] Caselles V, Kimmel R, Sapiro G. Geodesic Active Contours[J]. International Journal of Computer Vision, 1997, 22(1): 61-79.

[2] Chan T, Vese L. Active Contour Without Edges[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(2): 266-277.

[3] 杨　勇, 马志明, 徐　春, 等. LCV 模型在医学图像分割中的应用[J]. 计算机工程, 2010, 36(5): 184-186.

[4] Li Chunming, Kao Chiu-Yen, Gore J C, et al. Implicit Active Contours Driven by Local Binary Fitting Energy[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2007.

[5] Li Chunming, Kao Chiu-Yen, Gore J C, et al. Minimization of Region-scalable Fitting Energy for Image Segmentation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 17(10): 1940-1949.

[6] Chan T, Esedoglu S, Nikolova M. Algorithms for Finding Global Minimizes of Image Segmentation and Denoising Models[J]. SIAM Journal on Applied Mathematics, 2004, 66(5): 1632-1648.

[7] Zach C, Pock T, Bischof H. A Duality-based Approach for Real-time TV-L1 Optical Flow[J]. Pattern Recognition, 2007, 4713: 214-223.

编辑　张　帆