

Journal of Image
and Graphics

中国图象图形学报



ISSN1006-8961
CN11-3758/TB

2013 2
Vol.18 No.

中国科学院遥感应用研究所
中国图象图形学学会主办
北京应用物理与计算数学研究所

中国图象图形学报

Zhongguo Tuxiang Tuxing Xuebao

2013 年 2 月 第 18 卷 第 2 期(总第 202 期)

目次

计算机视觉前沿论坛

- 计算机视觉——探索行为理解,认知内心世界 徐光祐,刘允才,章毓晋(131)
- 跨学科前沿与应用的交汇点:日常活动理解 徐光祐,陶霖密,邸慧军(132)
- 时空行为理解 章毓晋(141)
- 视觉机制研究对机器视觉的启发示例 李雄,刘允才(152)
- 视点无关的行为识别综述 冯家更,肖俊(157)

图像处理和编码

- 基于演化算法的卷曲 DCT 图像压缩 李康顺,韦蕴珊,张文生(169)
- 基于欧氏距离图的图像边缘检测 张闯,王婷婷,孙冬娇,葛益娴,常建华(176)
- 基于暗原色先验模型的快速去雾算法 张冰冰,戴声奎,孙万源(184)

图像分析和识别

- Gabor 特征集结合判别式字典学习的稀疏表示图像识别 胡正平,徐波,白洋(189)
- 半监督 k 近邻分类方法 陈日新,朱明早(195)
- 最小距离鉴别投影及其在人脸识别中的应用 黄璞,唐振民(201)
- 图像 LSB 匹配隐藏的预分类检测模型 曹卫权,韩杰思,王宏霞(207)
- 具有旋转鲁棒性的纹理谱描述子 陈刚,陈晓云(214)

计算机图形学

- 利用形体特征的铅笔素描画生成 莫晓斐,丁友东(219)

医学图像处理

- 统计相似度特征的医学图像分割 郭艳蓉,蒋建国,郝世杰,詹曙,李鸿(225)

遥感图像处理

- 结合遗传算法和蚁群算法的高光谱图像波段选择 王立国,魏芳洁(235)
- 相似度自适应样本块的高分辨 SAR 图像阴影修复 赵昊,张弓(243)

- 第八届国际数字地球会议征稿通知 封 3

Journal of Image and Graphics

(Monthly, Started in 1996)

Vol. 18 No. 2 February 2013

Contents

Forum: Forefront of Computer Vision

Confluence of interdisciplinary frontiers and real-world application: understanding activities of daily living

..... Xu Guangyou, Tao Linmi, Di Huijun(132)

Understanding spatial-temporal behaviors Zhang Yujin(141)

The motivation of visual mechanisms to machine vision: examples Li Xiong, Liu Yuncai(152)

View-invariant action recognition: a survey Feng Jiageng, Xiao jun(157)

Image Processing and Coding

Warped DCT image compression based on an evolutionary algorithm Li Kangshun, Wei Yunshan, Zhang Wensheng(169)

Image edge detection based on the Euclidean distance graph

..... Zhang Chuang, Wang Tingting, Sun Dongjiao, Ge Yixian, Chang Jianhua(176)

Fast image haze-removal algorithm based on the prior dark-channel

..... Zhang Bingbing, Dai Shengkui, Sun Wanyuan(184)

Image Analysis and Recognition

Sparse representation for image recognition based on Gabor feature set and discriminative dictionary learning

..... Hu Zhengping, Xu Bo, Bai Yang(189)

Semi-supervised k -nearest neighbor classification method Chen Rixing, Zhu Minghan(195)

Minimum-distance discriminant projection and its application to face recognition Huang Pu, Tang Zhenmin(201)

Using pre-classification to attack LSB matching Cao Wei-quan, Han Jiesi, Wang Hongxia(207)

Robust rotation-invariant texture spectrum descriptor Chen Gang, Chen Xiaoyun(214)

Computer Graphics

Pencil sketch generation with shape features Mo Xiaofei, Ding Youdong(219)

Medical Image Processing

Medical image segmentation based on statistical similarity feature

..... Guo Yanrong, Jiang Jianguo, Hao Shijie, Zhan Shu, Li Hong(225)

Remote Sensing Image Processing

Band selection for hyperspectral imagery based on combination of genetic algorithm and ant colony algorithm

..... Wang Liguo, Wei Fangjie(235)

Adaptive shadow inpainting from high-resolution SAR image based on exemplar's similarity Zhao Hao, Zhang Gong(243)

中图分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2013)02-225-10

论文引用格式: 郭艳蓉, 蒋建国, 郝世杰, 詹曙, 李鸿. 统计相似度特征的医学图像分割[J]. 中国图象图形学报, 2013, 18(2): 225-234.

统计相似度特征的医学图像分割

郭艳蓉¹, 蒋建国^{1, 2}, 郝世杰¹, 詹曙^{1, 2}, 李鸿³

1. 合肥工业大学计算机与信息学院, 合肥 230009; 2. 安全关键工业测控技术教育部工程研究中心, 合肥 230009
3. 安徽医科大学第一附属医院, 合肥 230022

摘要: 基于偏微分方程和图论两类图像分割方法的一个共同之处是将分割问题转换成了能量函数的模型建立及其最优化过程。从这一共同点出发, 将图像的局部统计分布特征和 Bhattacharyya 相似度信息相结合并引入到测地线主动轮廓模型(GAC)和图切分(GC)模型的能量函数构造中。改进后 GAC 算法相当于为模型引入了一个基于似然比检验的回拉力, 可有效阻止弱边界处泄露; 基于非参数估计的能量函数构造更适用于小样本和分布函数不恒定的情况, 使得改进 GC 模型更完整地提取图像目标的细节部分。将改进 GAC 和 GC 模型应用至膝关节 MRI 序列分割, 提出完整分割各骨骼与半月板等结构的框架。在实验与分析部分, 进行了定量与定性的实验对比。对噪声与局部体效应影响下的膝关节 MRI 序列及其他医学图像的实验, 结果表明本文方法能够有效提高分割精度。

关键词: 主动轮廓模型; 图切分; Bhattacharyya 距离; 非参数估计; 膝关节图像分割

Medical image segmentation based on statistical similarity feature

Guo Yanrong¹, Jiang Jianguo^{1, 2}, Hao Shijie¹, Zhan Shu^{1, 2}, Li Hong³

1. School of Computer and Information, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China;
2. Engineering Research Center of Safety Critical Industrial Measurement and Control Technology, Ministry of Education, Hefei 230009, China;
3. The First Affiliated Hospital of Anhui Medical University, Hefei 230022, China

Abstract: A common point of partial differential equation and graph theory based image segmentation methods lies in creating and optimizing their energy functions. From the viewpoint of creating energy models, statistical image features from nonparametric estimation are measured with Bhattacharyya metrics, which is further embedded into energy function construction in Geodesic Active Contour (GAC) and Graph Cuts (GC) models in this paper. The improved GAC and GC models benefit from the energy function based on the aforementioned metric, which introduces a pull-back strength into the GAC to prevent boundary leaking and to help the GC model in accurately estimating the distribution from small samples and unstable distribution function as well as extracting objects in more detail. Then, the proposed methods are applied to the medical image segmentation scenario and a bone and meniscus segmentation framework on knee MRI sequence is presented. In the experimental section, quantitative and qualitative comparisons are conducted respectively. Experimental results show the increased precision of our method in segmenting medical images such as knee MRI sequences, which are affected by the noise and the partial volume effect.

Key words: active contour model; graph cuts; Bhattacharyya distance; nonparametric estimation; knee image segmentation

收稿日期: 2012-03-28; 修回日期: 2012-07-22

基金项目: 国家自然科学基金项目(61172164, 61174170, 61004103); 安徽省高校自然科学研究重点项目(KJ2010A193)

第一作者简介: 郭艳蓉(1984—), 女, 合肥工业大学信号与信息处理专业博士研究生, 主要研究方向为医学图像分析与处理、模式识别。

E-mail: gy0716@gmail.com

0 引言

图像分割是图像处理与分析中的一个基本问题,也是难点问题。基于偏微分方程^[1-2]和图论^[3-5]的方法是图像分割研究中的两个重要分支。这两类算法的一个共同之处是将图像分割问题转换成了能量函数的模型建立和最优化过程,即首先根据图像的边缘、区域和统计信息来确定特征值,然后利用特征转换函数将特征取值转换为能量函数值,从而实现在保持图像边界平滑的情况下获得目标轮廓的位置或者目标区域的标号。然而对于各种能量优化算法来说,代价函数更小却不一定带来更优的性能^[6]。定义适合的代价函数往往比单纯改善优化技术更能提高图像分割效果。从上述两类方法这一共同点出发,通过通用的局部统计相似度描述图像,同时分别改进水平集方法和图切分方法的代价函数,以期在医学图像分割中获取更好的分割精度。

1 相关工作

基于偏微分方程的分割方法中,测地线主动轮廓模型(GAC)^[1]以参数主动轮廓模型^[2]、曲线演化理论和水平集方法为基础,本质上是从由图像数据来定义的黎曼空间中寻找一条最短的、保持光滑的测地线。GAC 模型停止函数是由图像梯度模值驱动的。在较理想的物体边界上,能使活动轮廓有效演化至目标轮廓时停止;而在有弱边界和高噪声的医学影像中,该方法常以过分割的边界泄露或欠分割的演化停滞结束。Li 等人^[7]提出将重初始化项嵌入 GAC 模型,使曲线进行有效演化至边界。但仅依靠梯度特征有时是不够的,引入区域特征才能更加全面地利用图像的信息来完成分割。Lorigo 等人^[8]提出结合纹理信息的 GAC 模型,从而改善边界泄露并应用于膝关节骨骼的分割。周则明等人^[9]结合先验知识和高斯混合模型构造水平集速度函数改善了左心室 MRI 中的弱边界分割效果。陈允杰等人^[10]使用高斯混合模型构造约束项,并引入粒子群算法求解高斯混合模型的参数,有效地提高了几何轮廓模型在强噪声和弱边界下的分割能力。何宁等人^[11]结合了图像边缘梯度信息和区域全局信息对能量函数进行改造,改善了弱边界图像和灰度不均匀图像的分割效果。

基于图论的图像分割方法从本质上可以分为两类:一类是谱聚类方法,利用图像像素间的一致性和相似性,使用近似谱分析技术对像素进行自动地聚类,如 Normalized Cut 方法^[12];另一类以图切分(GC)^[3]、GrabCut^[13]为代表,通过最大流/最小割来解决图像分割问题。

上述两类方法中,图像区域灰度常被假设为高斯分布,但各种医学影像中各区域灰度并不总是符合固定的参数模型(如高斯模型),因而可能带来一定的图像分割误差。使用非参数概率估计代替高斯假设来拓展水平集算法的适用性也成为了分割算法研究的一个方向^[14-15]。根据这一思路出发,采用非参数密度估计方法和 Bhattacharyya 距离作为图像局部统计特征,描述图像的局部空间和纹理信息。由于它是一种低层且通用的图像特征,因而不但可以这种相似度来引导 GAC 模型更好地演化至目标边缘,还可以嵌入 GC 模型的能量函数中,使之更为准确地提取待分割目标区域。

2 局部统计相似度特征

2.1 图像局部灰度分布估计

对于 2 维图像 $I(x): \Omega \in \mathbf{R}^2 \rightarrow \mathbf{R}$, $\mathbf{R}$ 为实数域。假设将图像分为 k 个互不相交的区域 $\omega_i, i \in \{1, \dots, k\}$ 。故有 $\sum_i \omega_i = \Omega$ 。定义 z 为表示图像灰度的 1 维随机变量, $z \in \mathbf{R}$, 并且假设各个区域的灰度都是遵循各自分布函数独立同分布,但并不需要一个特定的概率分布。由 Parzen 窗估计来定义各区域统计信息,故对于 z 在目标 ω_i 下的概率密度函数分别计算相应的核密度估计为

$$p_i(z|\omega_i) = \frac{\int_{\omega_i} K_i(z - Z(x)) dx}{\int_{\omega_i} dx} = \frac{M_i(z, \omega_i)}{A_i(\omega_i)}$$

式中, Z 表示图像灰度空间, K_i 为核函数。 $A(\omega_i) = \int_{\omega_i} dx$ 为 ω_i 的面积。 $M(z, \omega_i) = \int_{\omega_i} K_i(z - Z(x)) dx$, $i \in \{1, \dots, k\}$ 。由于核密度估计方法对图像灰度的分布没有任何假定的要求,故理论上,任何函数均可用做核函数。由于标准高斯密度函数拥有较好的平滑性质,所以这里使用它作为核函数。采用 1 维归一化高斯核函数作为 K_i , 即 $K_i(z) = (2\pi\sigma_i^2)^{-1/2} \times \exp\{-z^2/2\sigma_i^2\}$, 且 $K_i \geq 0$, $\int K_i ds = 1$ 。

由于图像 I 是进行网格离散后的函数,对上述概率密度函数需要进行离散运算

$$p_i(z|\omega_i) = \frac{1}{N_i} \sum_{n=1}^{N_i} K_i(z - z^n)$$

式中, $\{z^n | n = [1, N_i]\}$ 表示区域 ω_i 内部像素点所构成的样本集, N_i 为目标样本个数。核函数的带宽 $\sigma_i \approx \sigma_{0i} N_i^{-1/5}$ [14], σ_{0i} 为 $\{z^n | n = [1, N_i]\}$ 的标准差。

从图 1(a) 中随机选取 3 个区域估计其非参数概率分布,如图 1(b) 所示。故可以通过计算两两区域间概率分布的距离衡量两个样本间的相似度。

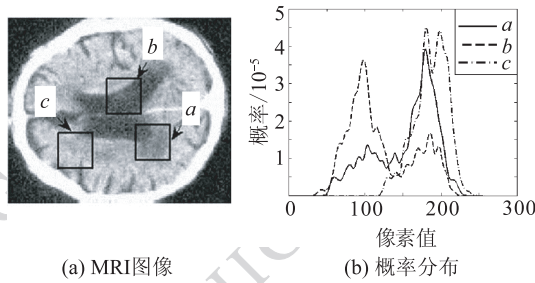


图1 图像非参数灰度估计

Fig. 1 Non-parametric estimation on image densities

2.2 相似度度量

第 2.1 节中将 k 个互不相交的区域 ω_i 认为是各自基于一定特征变量概率分布的像素点集合。除了对灰度分布进行非参数估计,还需要根据像素之间的关联度对空间的相似度进行建模。为了达到分割的目的,需要建立一个相似性测度以衡量每两个样本集分布间的可辨别性。在模式识别技术中,衡量两个分布特征的相似性,也就是进行特征选择的主要方法有 K-L 散度法和 Bhattacharyya 距离方法。但由于 K-L 散度中涉及对数运算。在密度函数接近零时,对数运算在零点没有定义,会产生错误的数值解。并且 K-L 散度是一种不对称的测度值。因此选择 Bhattacharyya 距离作为演化曲线内外区域统计特征的相似度来定义约束信息。

根据两个目标 $\omega_i, \omega_j (i \neq j)$ 下核密度估计得到的概率密度函数 $p_i(z|\omega_i), p_j(z|\omega_j)$, 得到两个分布函数的 Bhattacharyya 相似度距离为 $D_B(\omega_i, \omega_j) = -\ln BC(\omega_i, \omega_j)$, 式中 Bhattacharyya 系数 $BC(\omega_i, \omega_j)$ 定义为 $BC(\omega_i, \omega_j) = \int_{\mathbf{R}} \sqrt{p_i(z|\omega_i)p_j(z|\omega_j)} dz$ 。

可以看到 $BC(\omega_i, \omega_j) \in [0, 1]$, 且 $BC(\omega_i, \omega_j)$ 趋近于零时,两个分布密度函数距离最远,这时将二者混淆的概率越小。这就表示,当分割位于目标边界时,目标和背景的分布函数上的距离最大,从而计算出的 Bhattacharyya 系数也最小。通过最小化 Bhattacharyya 系数 $BC(\omega_i, \omega_j)$ 就可以最大程度上将两个目标中的像素区分开来。从信息论的角度来看, Bhattacharyya 系数衡量的是两个子集间的互信息,通过最小化互信息获得使目标间的特征重叠最小的 ω_i 组合,也就是分割结果。表 1 给出图 1 中 a、b、c 区域两两之间的 Bhattacharyya 距离及系数。结果显示区域 b 与 c 间的灰度分布相似度较小,而区域 a 与 b 间的相似度较大。

表1 图1中各区域间 Bhattacharyya 距离及系数
Table 1 The Bhattacharyya distance and coefficient between different regions in Fig. 1

	$D_B(\omega_i, \omega_j)$	$BC(\omega_i, \omega_j)$
$i = a, j = b$	6.181 9	0.002 1
$i = a, j = c$	6.283 8	0.001 9
$i = b, j = c$	6.643 6	0.001 3

3 基于局部统计相似度特征的分割算法

主动轮廓模型和 GC 模型这两大类方法间存在着共通之处,即能量函数模型的最基本元素都可由局部图像特征构造。将第 2 节中得到的统计相似度特征分别嵌入 GAC 模型和 GC 模型中的能量函数,以达到改善分割性能的目标,并以合成图像和医学影像为例,验证算法的有效性。

3.1 改进主动轮廓模型

将 Bhattacharyya 系数作为能量项,与 GAC 模型能量相结合得到

$$\begin{aligned} E(C) &= E(\omega_1, \omega_2, \phi) = \\ &E_B(\omega_1, \omega_2) + E_P(\phi) + E_{GAC}(\phi) = \\ &BC(\omega_1, \omega_2) + \int_{\Omega} \frac{1}{2} (|\nabla \phi| - 1)^2 dx dy + \\ &\int_{\Omega} g(|\nabla I(C(q))|) ds \end{aligned} \quad (1)$$

式中, ϕ 为水平集函数, $C = \{(x, y) \in \Omega | \phi = 0\}$ 为嵌入到水平集 ϕ 中的演化曲线。 $E_B(\omega_1, \omega_2) = BC(\omega_1, \omega_2)$ 为 Bhattacharyya 系数,通过加入统计相似度特征来引导轮廓演化从而在弱边界上实现纠

偏。 $E_p(\phi) = \int_{\Omega} \frac{1}{2} (|\nabla\phi| - 1)^2 dx dy$ 为补偿能量项用于保持水平集函数为一个有距离符号函数^[7], 避免重新初始化过程。 $E_{GAC}(\phi)$ 为 GAC 模型能量项。虽然图像中常常存在弱边界和噪声的影响, 但边界的梯度仍然是十分重要的图像信息, 对提高图像分割的效率有着重要的作用。因此与文献[14]不同的是, 文献[14]通过在能量泛函 $B(\omega_1, \omega_2)$ 中加入曲线长度项来减轻对噪声的敏感程度, 而提出一个将图像的统计信息和梯度信息在 GAC 框架下相结合的改进模型, 从而达到减少边界泄露和增强噪声鲁棒性的目的。

通过水平集理论和梯度下降流对总能量 $E(\omega_1, \omega_2, \phi)$ 进行最小化, 得到偏微分方程

$$\begin{aligned} \frac{\partial\phi}{\partial t} = & F|\nabla\phi| + \left(\Delta\phi - \operatorname{div}\left(\frac{\nabla\phi}{|\nabla\phi|}\right) \right) + \\ & (g(|\nabla I|)(k+c)|\nabla\phi| + \nabla g \cdot \nabla\phi) \quad (2) \\ F = & \frac{1}{2} \left[B(\omega_1, \omega_2)(A^{-1}(\omega_1) - A^{-1}(\omega_2)) + \right. \\ & \left. \int_{\mathbb{R}} \frac{1}{A(\omega_2)} \sqrt{\frac{p_1(z|\omega_1)}{p_2(z|\omega_2)}} \times \right. \\ & \left. K_2(z - Z(c)) dz - \right. \\ & \left. \int_{\mathbb{R}} \frac{1}{A(\omega_1)} \sqrt{\frac{p_2(z|\omega_2)}{p_1(z|\omega_1)}} \times K_1(z - Z(c)) dz \right] \quad (3) \end{aligned}$$

由式(3)(推导见附录 A)可以看到, 通过似然比检验, 将假设检验和曲线演化模型结合在了一起。速度函数 F 相当于加入了一个基于似然比检验的回拉力。在曲线演化的同时, 进行似然比检验, 判断像素点是否属于目标类, 从而改变曲线的形状。当判断该像素属于目标区域时, 约束力与气球力 c 方向相同, 加速曲线的膨胀, 当判断该像素不属于目标区域时, 约束力与气球力 c 方向相反, 阻碍曲线的膨胀。从而最终使 GAC 模型克服了在弱边界上的溢出问题。并且由于约束力并不总是和气球力的方向相同, 使得当初始曲线不完全在待分割物体内部的

时候, 也能很好地完成分割的任务, 从而提高对初始化的鲁棒性。

为了验证改进算法在改善边界泄露方面的性能, 分别使用 GAC 模型^[1]、纹理 GAC^[8]、距离规整主动轮廓^[7]、巴氏距离主动轮廓^[14]和本文算法对图 2 中的合成图片进行分割。图中为右上角被认为模糊化的合成圆图像, 目的就是比较 5 种算法在弱边界上的分割效果。为了保证比较的公平性, 4 种对比算法均采用能够得到最好分割效果的初始曲线和参数 g, c (除纹理 GAC^[8] 中 g 与另两种算法不同, 因为该模型就是通过改进参数 g 来防止泄露)。图 2(a) 为 GAC 模型的分割结果, 出现了明显的边界泄露现象, 分割失败; 图 2(b)(c) 有明显的改善, 但是仍存在一定的泄露; 图 2(d) 没有出现泄露, 相反停滞于物体内部; 图 2(e) 是本文改进 GAC 模型的分割结果。由于在分割过程中同时结合了统计和边界信息, 边界泄露问题已经很好地解决, 恢复出了图像被模糊之前的圆形, 既没有出现 GAC 模型的边界泄露, 也避免了仅仅使用统计信息所出现的欠分割。

图 3 为膝关节 MRI 中胫骨的分割结果。初始曲线均设为 $\phi = \sqrt{(x+25)^2 + (y-55)^2} - 20$ 。由于在弱边界上参数 g 不等于零, 导致基于文献[1]的结果出现较大边界泄露; 图 3(b) 中基于纹理 GAC 的结果虽能阻止泄露, 但显然分割的精度不高, 当目标出现细长拓扑结构时, 由于改进后的 g 捕获图像特征的范围有限, 会出现分割不到位的情况; 图 3(c) 的分割结果中泄露有所改善, 但随着迭代也发生了一定的边界泄露; 图 3(d) 与图 2(d) 中结果一样出现了欠分割; 本文算法由于不是单纯的改进速度停止函数, 通过加入区域信息可以在防止边界泄露的同时很好地保证分割准确性。

图 4(a) 为具有较高噪声的颈动脉超声波图像, 与其他 4 种算法的结果相比, 本文算法明显提高了目标左下角处的分割准确度。

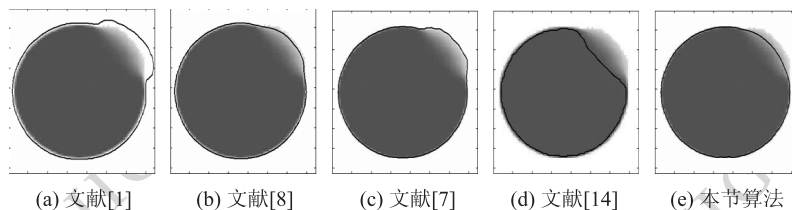


图 2 主动轮廓模型合成图像分割效果对比

Fig. 2 Comparison on synthetic image segmentation based on active contour models

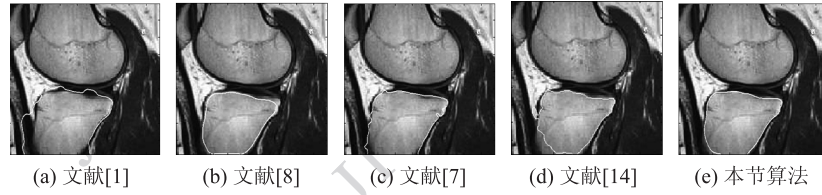


图3 主动轮廓模型胫骨 MRI 分割效果对比

Fig. 3 Comparison on tibia MRI image segmentation based on active contour models

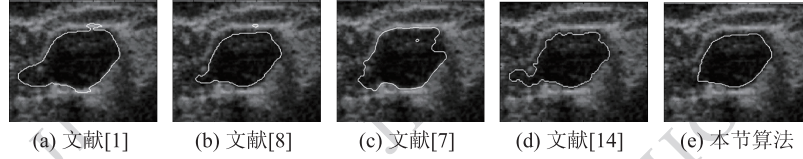


图4 主动轮廓模型颈动脉超声波图像分割效果对比

Fig. 4 Comparison on carotid ultrasound image segmentation based on active contour models

为定量比较提出的主动轮廓模型与其他4种对比算法的分割性能,表2给出了各个算法在87幅普通T2加权和自旋回波脂肪抑制T2加权MRI图像下的灵敏性、特异性和Dice相似性系数。在分别对膝关节MRI中的股骨、胫骨和腓骨进行分割后,从表2可见,本节算法在特异性和Dice系数下均有最好的性能,而在灵敏性上更加稳定,从而进一步证明本节算法的有效性。

表2 主动轮廓模型在膝关节MRI骨骼分割中定量比较
(均值±标准差)

Table 2 Quantitative comparison on knee MRI bone segmentation based on Active Contour Models (mean ± std)

	灵敏性/%	特异性/%	Dice 系数
文献[1]	91.3 ± 6.3	99.49 ± 0.61	0.89 ± 0.01
文献[8]	91.0 ± 5.5	99.51 ± 0.48	0.90 ± 0.04
文献[7]	92.0 ± 2.8	99.53 ± 0.33	0.92 ± 0.04
文献[14]	87.5 ± 5.8	99.97 ± 0.43	0.88 ± 0.05
本节算法	90.8 ± 2.7	99.98 ± 0.60	0.94 ± 0.03

3.2 改进GC模型

GC模型在马尔可夫随机场-最大后验概率(MRF-MAP)框架下将图像分割问题等价于后验能量函数 $E(x)$ 的最小化

$$\hat{x} = \arg \min_{x \in X} \{E(x)\} =$$

$$\arg \min_{x \in X} \left\{ \sum_{|p,q| \in N_n} k \cdot V_{|p,q|}(x_p, x_q) + \sum_{s \in V} D(y_s | x) \right\}$$

式中, $D(y_s | x)$ 为基于区域的数据约束信息,表示当前像素 y_s 和估计标号 x 间的一致性测度, $V_{|p,q|}(x_p,$

$x_q)$ 为平滑性约束,用相邻像素 (x_p, x_q) 间的势能函数来保证空间局部光滑,即

$$\sum_{|p,q| \in N_n} V_{|p,q|} = \sum_{|p,q| \in N_n} B_{|p,q|} \delta(x_p, x_q), \delta(x_p, x_q) = \begin{cases} 1 & \text{当 } x_p \neq x_q \\ 0 & \text{当 } x_p = x_q \end{cases}$$

式中, N_n 表示像素 p 的一个 n 邻域内的所有像素对集合。对2维图像, $n=4$ 或8表示4连通或者8连通。对于3维图像, n 可以采用26连通区域。本文采用 $n=4$ 。

由于图像中常常存在有大量的复杂结构,仅仅采用相邻像素 p, q 的灰度值来判断二者是否属于同一标号存在明显的局限性。因此利用统计特征来构造如下平滑性势能函数 $B_{|p,q|}$,从而对邻接像素对 $\{p, q\}$ 之间标号的不连续性进行补偿是有意义的。 $B_{|p,q|}$ 定义为

$$B_{|p,q|} = \frac{2\sigma^2}{2\sigma^2 + \beta(1 - BC(\omega_p, \omega_q))^2} \frac{1}{\|p, q\|}$$

式中, ω_p, ω_q 分别为以像素点 p, q 为中心, $(2R+1) \times (2R+1)$ 大小的窗口区域。本文设置 $R=5, \beta=3, \sigma$ 为标准差。 $\|p, q\|$ 为邻接像素对 $\{p, q\}$ 间的欧几里德距离。可以看到如果 p, q 不属于同一区域,则它们之间的标号不同, $\delta(x_p, x_q) = 1$ 。这时,如果两个像素间的局部巴氏系数越大,表示二者统计概率越接近,则 $B_{|p,q|}$ 越大, p, q 位于目标和背景交界处的可能性小。反之,则代价 $B_{|p,q|}$ 越小,说明 p, q 位于目标和背景交界处的可能性大。

最后通过数据约束和平滑性约束构造出图G并使用最大流最小割算法进行最小化得到标号结果

$\hat{x}$ 。这里分割的成功与否与 ω_p 、 ω_q 的灰度分布估计的正确性密切相关。为了得到最佳的分割结果应该同时进行对灰度分布的估计和分割。与采用传统高斯混合模型进行建模不同,本节算法采用 Parzen 窗进行非参数估计,不要求图像符合特定的概率分布,适合小样本下的模型建立,可用于多种图像分割的应用场合。

在算法实现中,使用模糊 C 均值来对图像进行聚类得到一个初始标记 X_{initial} ,并根据 X_{initial} 来构造表示图像区域信息的数据约束 $D(y_s | x)$,从而替代了 Hard Constraints 进行种子点的初始化,减少了人工交互。为了保证公平性,对用于结果对比的经典 GC 模型^[3]也使用该初始化,即只需指定出模糊聚类个数作为算法的输入即可。

图 5 为合成图像下文献[3]和改进 GC 模型的分割结果对比。由原噪声图像分割结果及其局部放大可见,在高噪声干扰下,本节算法结果更接近真实边界。图 6 为膝关节 MRI 和颈动脉超声波图像分割结果,可以直观地看到,由于统计信息的加入,狭长的软骨和存在尖角的半月板的分割结果更为完整;对于颈动脉超声波图像,本节算法能避免目标弱边界外区域的误分割,比基于文献[3]结果有所改善。

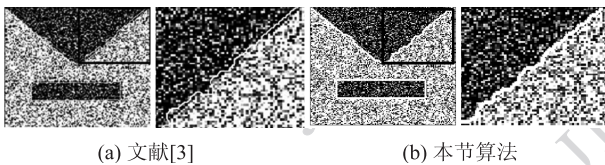


图 5 合成图像分割结果对比

Fig. 5 Comparison on synthetic image segmentation

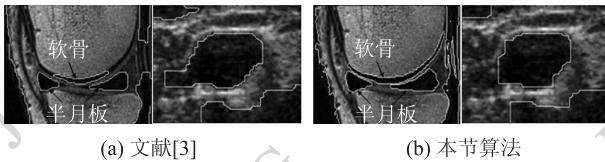


图 6 膝关节 MRI 和颈动脉超声波图像分割结果对比

Fig. 6 Comparison on knee MRI image and carotid ultrasound segmentation

以 3.1 节中使用的膝关节 MRI 为测试图像,对本节提出的 GC 模型和文献[3]在膝关节半月板中的分割结果进行了定量比较,见表 3。根据定量实验结果可见,本节算法结果在灵敏性和 Dice 系数上有显著提高。

表 3 GC 模型下膝关节 MRI 半月板分割中定量比较
(均值 $\pm$ 标准差)

Table 3 Quantitative comparison on knee MRI meniscus segmentation based on GC model (mean $\pm$ std)

	灵敏性/%	特异性/%	Dice 系数
文献[3]	68.5 $\pm$ 5.8	99.96 $\pm$ 0.05	0.79 $\pm$ 0.03
本节算法	86.3 $\pm$ 3.3	99.94 $\pm$ 0.09	0.84 $\pm$ 0.05

4 多模态自适应的膝关节 MRI 序列分割

以上述改进算法为核心,进一步完成以膝关节 MRI 序列为对象的多目标提取的应用。对于数据量更大的医学图像序列,通过计算机完成感兴趣目标分割等重复性工作,其意义在于一方面提高医师处理图像数据的效率,另一方面为更完整地观察、分析半月板形态以及做出诊断打下基础。Köse 等人^[16]提出了自动定位与分割半月板的辅助诊断方法,但事先假定半月板形状近似三角形,而在靠近膝关节外侧的半月板形状已不在这一形状假设,因而该工作只对序列中部分切片图像有效;林芬华、詹曙等人^[17-18]提出基于多尺度马尔可夫随机场(MRF)来分割膝关节骨骼与半月板,但其目标提取方法受到 MRI 成像参数的严重制约^[17],且只对少部分的典型切片有效^[18];Ramakrishna 等人^[19]提出对整个 MRI 序列中半月板区域分割的方案,其感兴趣区域的定位与半月板的分割仍受到成像参数很大影响。提出一种提取膝关节骨与半月板等主要结构的方法,分割流程如图 7 所示。根据 3.1 节与 3.2 节提

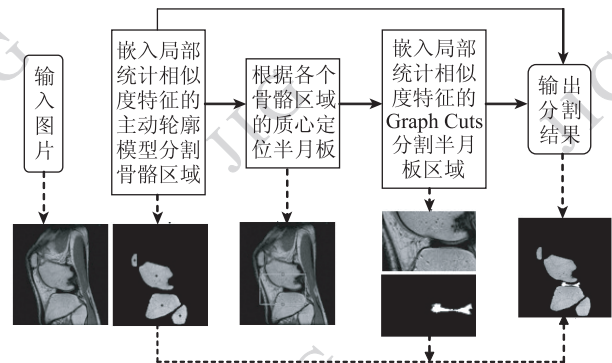


图 7 膝关节 MRI 序列分割流程图

Fig. 7 Flowchart of segmenting knee structures in MRI sequence

出的方法,该流程具体为1)分割膝关节主要骨骼;2)定位半月板结构;3)分割半月板结构;4)基于分割结果和成像参数计算半月板体积;5)建立体绘制模型,并基于此建立膝关节3维可视化模型,使得医师能定性观察各结构完整的3维形态,还可为医师提供量化的诊断信息,如基于MRI测量的半月板体积。为提高步骤1)中分割骨骼目标的效率,采取从序列中间一张开始分割,在人工指导下指定分割初始位置,以当前切片的结果轮廓作为分割相邻切片中该目标的初始位置。

对于有 N 张切片的膝关节 MRI 序列,具体分割步骤如下:

1) 根据改进主动轮廓模型演化得到第 i 切片图像的骨骼区域,包括股骨 R_{fe} 、胫骨 R_{ti} 和可能出现的髌骨 R_{pa} 与腓骨 R_{fi} 。

2) 利用质心公式 $P = (X, Y) = \int_R pds / \int_R ds$ 可计算出 R_{fe} 与 R_{ti} 质心 P_{fe} 与 P_{ti} , 感兴趣矩形 ROI 的左上与右下角坐标分别为 $((x_{ti} + x_{fe})/2 - (y_{ti} - y_{fe}), y_{fe}), (x_{ti} + x_{fe})/2 + (y_{ti} - y_{fe}), y_{ti})$ 。

3) 在 ROI 中采用改进 GC 模型,提取出半月板区域 R_{mi} 。目标分割完毕。

4) 根据 MRI 数据中单位体素 (Voxel) 与实际尺寸换算参数 dx, dy, dz 计算半月板体积 $V_m = \sum_i \int_{R_{mi}} dx dy dz$ 。

5) 使用光线跟踪 (ray casting) 算法对 N 张分割图片进行 3 维可视化,得到膝关节 3 维可视模型。

与文献[16-19]相比,由于步骤1)3)中分割骨骼和半月板时并无成像模态的特殊要求,因而所提出框架在此应用中普适性较强。需要说明的是,框架中用改进 GAC 方法分割骨区域,而用改进 GC 模型分割半月板区域,其原因如下:序列部分切片中半月板截面形态细长且具有尖角,主动轮廓模型中都具有平滑约束项,因而在此场合下曲线难以演化到尖细轮廓部分,而 GC 模型却没有这一问题,因而采用改进图切分模型来提取序列中半月板区域。

5 实验与分析

实验中,以膝关节 MRI 序列图像为对象,算法的实验平台为 Matlab 6.5, Celeron D 2.66 G 处理器和 2 GB RAM。算法参数与初始化设置如第 3、4 节所述。

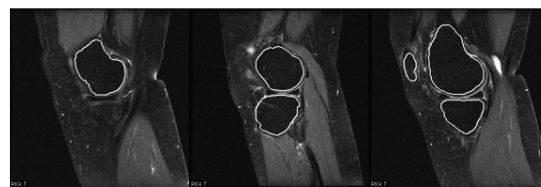
为验证第 4 节提出膝关节 MRI 序列分割的有效性和准确性,采用 5 组 MRI 序列作为实验对象。其中包括一组分辨率为 $0.25 \times 0.25 \times 1$ mm 的膝关节矢状面普通 T2 加权 MRI (图像像素尺寸 $512 \times 512 \times 50$), 一组自旋回波脂肪抑制 T2 加权矢状面 MRI 图像 (图像像素尺寸 $448 \times 444 \times 37$), 3 组分辨率为 $0.4 \times 0.4 \times 1$ mm 的水激发 T1 加权矢状面 MRI (图像像素尺寸分别为 $336 \times 302 \times 104$ 、 $337 \times 269 \times 100$ 、 $335 \times 281 \times 104$)。为体现算法对于不同模态成像的有效性,测试数据共包括 3 种不同的成像模态。定性地看,图 8 和图 9 中所示的直观效果显示,本文算法在各种组织结构灰度分布完全不同的两种模态下较为有效地提取出目标结构。定量地看,以骨科医学专家的手动分割结果为真实值 (ground truth), 从灵敏性 (sensitivity)、特异性 (specificity) 和 Dice 相似性系数 3 个方面对算法分割结果进行评价,即

$$\begin{aligned} Sen &= \frac{|A \cap B|}{|A|} \\ Spe &= \frac{|I - A \cup B|}{|I - A|} \\ DSC(A, B) &= \frac{2 \times |A \cap B|}{|A| + |B|} \end{aligned} \quad (4)$$

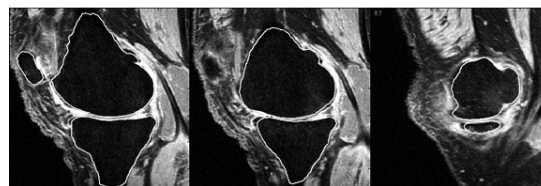
式中, A 为基准值, B 为本文算法或对比算法分割结果。



(a) 普通 T2 加权 MRI



(b) 脂肪抑制 T2 加权 MRI



(c) 水激发 T1 加权 MRI

图 8 3 种模态 MRI 骨骼分割结果

Fig. 8 Bone segmentation in three kinds of MRI

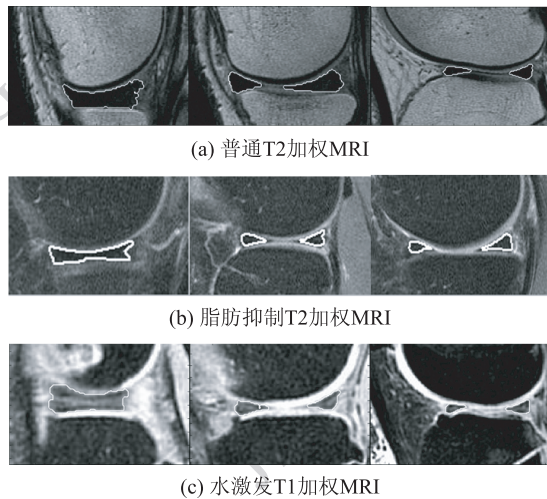


图9 3种模态MRI半月板分割结果

Fig. 9 Meniscus segmentation in three kinds of MRI

表4给出了提出的多模态自适应膝关节MRI序列分割准确度量指标,并与文献[17-18]中所述分割骨骼与半月板方法进行了比较。需要说明的是,文献[18]事先假定了半月板区域的连通性,因此仅对半月板截面呈现为分离的前后角区域的截面有效(如图9中各行第3列)。当矢状面序列截面中半月板区域的连通性发生改变时(如图9中各行第1列),该方法则无法自动完成MRI序列中所有半月板区域的分割。而在骨骼区域的分割上本文算法相对于文献[17]的分割精度有所提高。

表4 膝关节MRI序列分割结果量化比较(均值±标准差)
Table 4 Comparison on quantitative results of knee joint MRI sequence segmentation (mean ± std)

		灵敏性/%	特异性/%	Dice 系数
骨骼区域	文献[17]	86.1 ± 9.7	99.39 ± 0.26	0.90 ± 0.06
	本文算法	92.0 ± 2.4	99.64 ± 0.19	0.93 ± 0.02
半月板区域	文献[18]	无效	无效	无效
	本文算法	86.1 ± 2.1	99.90 ± 0.11	0.87 ± 0.02

图10给出了本文算法与文献[17]在分割膝关节MRI中骨骼区域上的结果对比。其中白色轮廓为ground truth,图10(a)灰色区域为文献[17]的分割结果,图10(b)灰色区域为本文算法的分割结果。显然,本文算法的分割结果更接近真实的骨骼边界。最后图11给出了一个基于本文算法分割结果获得的可视化模型。

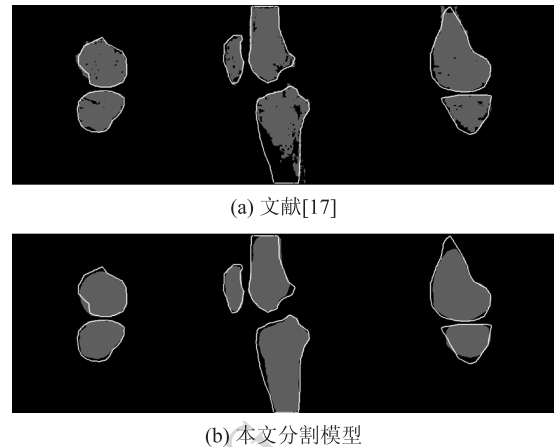


图10 膝关节MRI图像骨骼区域分割结果对比
Fig. 10 Comparison on knee MRI bone segmentation

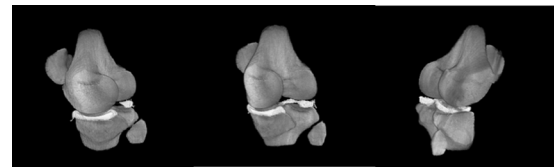


图11 3维膝关节模型
Fig. 11 3D visualization on segmented knee structures

6 结论

医学图像因成像原理与可见光不同,其图像质量往往受到低信噪比、弱边界、体容积效应等因素影响;另一方面,从医学工作者的角度出发,又常常要求计算机能够精确地提取出感兴趣目标的边缘或区域。这就对图像分割算法提出了更高的要求。基于偏微分方程和图论两类图像分割方法的一个共同之处是将图像分割问题转换成了能量函数的模型建立和最优化过程。从这一共同点出发,对图像局部区域统计特征非参数估计,并用 Bhattacharyya 相似度衡量图像的局部特征间差异,分别将此度量嵌入 GAC 模型和 GC 模型能量函数构造之中,使两种改进方法能在一定程度上克服图像弱边界、体效应模糊、模态变化等因素对医学图像分割的影响,获得更为准确的分割结果。本文算法应用于膝关节MRI序列的目标提取中,实现了完整的膝关节骨骼与半月板的自动分割。

参考文献(References)

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

- [2] Kass M, Witkin A P, Terzopoulos D. Snakes; active contour models [J]. International Journal of Computer Vision, 1998, 1(4):321-331.
- [3] Boykov Y, Funka-Lea G. Graph cuts and efficient N-D image segmentation [J]. International Journal of Computer Vision, 2006, 70(2): 109-131.
- [4] Kolmogorov V, Zabih R. What energy functions can be minimized via graph cuts? [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(2): 147-159.
- [5] Boykov Y, Kolmogorov V. An experimental comparison of min-cut/max-flow algorithms for energy minimization in vision [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(9): 1124-1137.
- [6] Szeliski R S, Zabih R, Scharstein D, et al. A comparative study of energy minimization methods for markov random fields [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2008, 30(6): 1068-1080.
- [7] Li C, Xu C, Gui C, et al. Distance regularized level set evolution and its application to image segmentation [J]. IEEE Trans. on Image Processing, 2010, 19(12), 3243-3254.
- [8] Lorigo L M, Faugeras O D, Grimson W E L, et al. Segmentation of bone in clinical knee MRI using texture-based geodesic active contours [C]//Proceedings of the First International Conference on Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention. London: Springer-Verlag, 1998: 1195-1204.
- [9] Zhou Z M, Chen Q, Pheng A H, et al. Left ventricle MRI image segmentation by unifying statistic model and curves evolving [J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2006, 19(4): 509-514. [周则明,陈强,王平安,等. 结合统计模型和曲线演化的左心室 MRI 图像分割[J]. 模式识别与人工智能, 2006, 19(4):509-514.]
- [10] Chen Y J, Zhang J W, Wei Z H, et al. Brain MRI segmentation using the active contours based on Gaussian mixture models [J]. Journal of Computer Research and Development, 2007, 44(9): 1595-1603. [陈允杰,张建伟,韦志辉,等. 基于高斯混合模型的活动轮廓模型脑 MRI 分割[J]. 计算机研究与发展, 2007, 44(9):1595-1603.]
- [11] He N, Zhang P. Variational level set image segmentation method based on boundary and region information [J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(10): 2215-2219. [何宁,张朋. 基于边缘和区域信息相结合的变分水平集图像分割方法[J]. 电子学报, 2009, 37(10):2215-2219.]
- [12] Shi J, Malik J. Normalized cuts and image segmentation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(8): 888-905.
- [13] Rother C, Kolmogorov V, Blake A. GrabCut: interactive foreground extraction using iterated graph cuts [J]. ACM Transactions on Graphics, 2004, 23(3):309-314.
- [14] Michailovich O, Rathi Y, Tannenbaum A. Image segmentation using active contours driven by the bhattacharyya gradient flow [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(11): 2787-2801.
- [15] Joshi N, Brady M. Non-parametric mixture model based evolution of level sets and application to medical images [J]. International Journal of Computer Vision, 2009, 88(1): 52-68.
- [16] Köse C, Gençaliolu O, Şevik U. An automatic diagnosis method for the knee meniscus tears in MR images [J]. Expert Systems with Applications, 2009, 36(2): 1208-1216.
- [17] Lin F H, Wu C Z, Zhan S, et al. Fast segmentation of knee structure based on multi-scale MRF in MRI Image [J]. Journal of Image and Graphics, 2009, 14(9): 1739-1744. [林芬华,吴从中,詹曙,等. 基于多尺度 MRF 的膝关节 MRI 图像快速分割[J]. 中国图象图形学报, 2009, 14(9): 1739-1744.]
- [18] Zhan S, Lin F H, Hao S J, et al. Fast and automatic segmentation algorithm of knee menisci based on Markov random field [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2009, 23(12): 55-60. [詹曙,林芬华,郝世杰,等. 基于 MRF 的膝关节半月板快速自动分割算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2009, 23(12): 55-60.]
- [19] Ramakrishna B, Liu W, Saiprasad G, et al. An automatic computer-aided detection system for meniscal tears on magnetic resonance images [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2009, 28(8): 1308-1316.

附录 A

能量函数 $E_B(C) = BC(\omega_1, \omega_2) =$

$\int_{\mathbf{R}} \sqrt{p_1(z|\omega_1)p_2(z|\omega_2)} dz$ 的水平集演化方程推导证明。

证明:由 $p_1(z|\omega_1) =$

$$\frac{\int_{\omega_1} K_1(z - Z(x)) dx}{\int_{\omega_1} dx} = \frac{M_1(z, \omega_1)}{A_1(\omega_1)}$$

$$p_2(z|\omega_2) = \frac{\int_{\omega_2} K_2(z - Z(x)) dx}{\int_{\omega_2} dx} =$$

$$\frac{\int_{\mathbf{R}} K_2(z - Z(x)) dx - \int_{\omega_1} K_2(z - Z(x)) dx}{\int_{\mathbf{R}} dx - \int_{\omega_1} dx} =$$

$$\frac{K - M_2(z, \omega_1)}{S - A_1(\omega_1)}$$

得 $E_B(C) = BC(\omega_1, \omega_2) =$

$$\int_{\mathbf{R}} \sqrt{p_1(z|\omega_1)p_2(z|\omega_2)} dz = \int_{\mathbf{R}} \frac{M_1^{1/2}(z, \omega_1)}{A_1^{1/2}(\omega_1)} \cdot \frac{(K - M_2(z, \omega_1))^{1/2}}{(S - A_1(\omega_1))^{1/2}} dz$$

首先对 $E_B(C)$ 进行加托求导, 然后使用梯度下降流来最小化 $B(\omega)$ 。

$$E'_B(C) = \int_{\mathbf{R}} \left[\frac{M_1^{1/2}(z, \omega_1)}{A_1^{1/2}(\omega_1)(S - A_1(\omega_1))^{1/2}} \times \right. \\ \left. \frac{1}{2} \times \left(K - M_2(z, \omega_1)^{-1/2} \left(-\frac{\delta M_2}{\delta c} \right) \right) + \right. \\ \left. \frac{(K - M_2(z, \omega_1))^{1/2}}{A_1^{1/2}(\omega_1)(S - A_1(\omega_1))^{1/2}} \times \right. \\ \left. \left(\frac{1}{2} \times M_1^{-1/2}(z, \omega_1) \frac{\delta M_1}{\delta c} \right) + \right. \\ \left. \frac{M_1^{1/2}(z, \omega_1)(K - M_2(z, \omega_1))^{-1/2}}{(S - A_1(\omega_1))^{1/2}} \times \right. \\ \left. \left(-\frac{1}{2} \right) \times A_1(\omega_1)^{-3/2} \frac{\delta A_1}{\delta c} + \right. \\ \left. \frac{M_1^{1/2}(z, \omega_1)(K - M_2(z, \omega_1))^{1/2}}{A_1^{1/2}(\omega_1)} \times \right. \\ \left. \left(-\frac{1}{2} \right) \times (S - A_1(\omega_1))^{-3/2} \left(-\frac{\delta A_1}{\delta c} \right) \right] dz$$

根据曲线的微分几何知识: 如果只考虑曲线几何形状的变化, 那么曲线只在法线方向 $\mathbf{n}$ 上发生变化, 并结合格林定理可以得到,

$$\frac{\delta A_1}{\delta c} = \mathbf{n} \quad \frac{\delta M_i}{\delta c} = K_i(z, Z(c)) \mathbf{n}, \quad i = 1, 2$$

将上述方程代入 $E'_B(C)$ 整理得

$$E'_B(C) =$$

$$\frac{1}{2} \int_{\mathbf{R}} \left[\frac{1}{A_1(\omega_1)} \sqrt{\frac{p_2(z | \omega_2)}{p_1(z | \omega_1)}} \times K_1(z - Z(c)) - \right. \\ \left. \frac{1}{S - A_1(\omega_1)} \sqrt{\frac{p_1(z | \omega_1)}{p_2(z | \omega_2)}} \times K_2(z - Z(c)) \right] dz \cdot \mathbf{n} + \\ \frac{1}{2} BC(\omega_1, \omega_2) [S - A_1(\omega_1)]^{-1} - A_1^{-1}(\omega_1) \cdot \mathbf{n}$$

由梯度下降流 $\frac{\partial C}{\partial t} = -E'_B(C)$ 得到曲线演化方程为

$$\frac{\partial C}{\partial t} = \frac{1}{2} [BC(\omega_1, \omega_2) (A_1^{-1}(\omega_1) - (S - A_1(\omega_1))^{-1}) + \\ \int_{\mathbf{R}} \frac{1}{S - A_1(\omega_1)} \sqrt{\frac{p_1(z | \omega_1)}{p_2(z | \omega_2)}} \times K_2(z - Z(c)) dz - \\ \int_{\mathbf{R}} \frac{1}{A_1(\omega_1)} \sqrt{\frac{p_2(z | \omega_2)}{p_1(z | \omega_1)}} \times K_1(z - Z(c)) dz] \cdot \mathbf{n}$$

由曲线演化方程得到水平集演化方程为

$$F = \frac{1}{2} [B(\omega_1, \omega_2) (A^{-1}(\omega_1) - A^{-1}(\omega_2)) +$$

$$\int_{\mathbf{R}} \frac{1}{A(\omega_2)} \sqrt{\frac{p_1(z | \omega_1)}{p_2(z | \omega_2)}} \times K_2(z - Z(c)) dz - \\ \int_{\mathbf{R}} \frac{1}{A(\omega_1)} \sqrt{\frac{p_2(z | \omega_2)}{p_1(z | \omega_1)}} \times K_1(z - Z(c)) dz] \cdot \nabla \phi$$

证毕。