

基于图割与概率图谱的肝脏自动分割研究

刘 技^{1,2} 康晓东¹ 贾富仓^{2,3} 刘玲玲¹ 王 昊¹

(天津医科大学医学影像学院 天津 300070)¹

(中国科学院深圳先进技术研究院人机交互中心 深圳 518055)²

(香港中文大学计算机科学与工程系 香港 999077)³

摘 要 提出一种利用均值漂移算法做预处理,将概率图谱与图割算法相结合的肝脏自动分割方法。该方法一方面有效利用概率图谱所代表的形状信息,并且以无参形状建模;另一方面,均值漂移算法对灰度和形状信息组成的综合信息进行过分割处理,利用过分割的区域代替单个像素参与图割算法,降低了优化算法的复杂度。实验结果表明,该方法有效结合了概率图谱和均值漂移算法的优点,提高了图割算法的精度和速度。

关键词 图割,均值漂移,肝脏分割,概率图谱

中图分类号 TP391 **文献标识码** A

Automatic Liver Segmentation Using Graph Cuts and Probabilistic Atlas

LIU Ji^{1,2} KANG Xiao-dong¹ JIA Fu-cang^{2,3} LIU Ling-ling¹ WANG Hao¹

(School of Medical Imaging, Tianjin Medical University, Tianjin 300070, China)¹

(Research Center for Human-Computer Interaction, Shenzhen Institutes of Advanced Technology,
Chinese Academy of Sciences, Shenzhen 518055, China)²

(Department of Computer Science and Engineering, Chinese University of Hongkong, Hongkong 999077, China)³

Abstract The paper proposed a method for automatic liver segmentation. Firstly mean shift algorithm was used in a preprocess step, and then graph cuts and probabilistic atlas algorithm were combined to segment the liver. This method has some advantages, for one thing, it makes good use of the shape information contained in probabilistic atlas and probabilistic atlas method is a non-parametric model, for another, mean shift algorithm processes the composite information, including gray value and shape index, and then pixels are replaced by super-pixel to reduce the computational complexities of graph cuts algorithm. Experiment results show that the proposed method possesses the nice properties of the mean shift and probabilistic atlas method, and is both efficient and accurate.

Keywords Graph cuts, Mean shift, Liver segmentation, Probabilistic atlas

肝脏分割是肝脏外科手术计划、辅助诊断和治疗等临床应用的基础。在腹部 CT 图像中,肝脏和周围的组织或器官在灰度值上非常相近,使得单一利用灰度信息很难较好地分割肝脏,因此需要更多地利用其它信息来指导分割工作。对于肝脏的分割,近年来有以下方面的尝试:动态形状模型方法^[1]、图谱分割^[2]等,但由于肝脏器官形状的多变性,肝脏形状的建模也是一项很困难的工作。

近年来,将形状信息所代表的高层信息与底层信息(如灰度、纹理等)相结合,并运用图割算法进行优化的方法,受到越来越多的重视。Freedman 等^[3]通过将距离函数添加到能量函数中,从而将目标形状先验知识引入图割算法中;Veksler^[4]利用星状模型来代替待分割物体的大致形状,但无法处理无凸中心的物体;刘陈等^[5]通过交互获得泛型形状信息,与图像自身底层信息结合,对二维自然图像获得了良好的效果;

Melih 等^[6]通过一组训练图像获得椎体的距离概率模型,利用图割算法实现了三维椎体的分割。这些形状模型的建立对于提高分割精度具有重要的意义,但问题在于建模复杂或使用范围具有一定的限制。本文基于上述形状建模的相关问题及图割算法的效率问题,提出了一种利用均值漂移算法^[7]做预处理,将概率图谱^[8]与图割算法相结合的肝脏自动分割方法。

1 图割算法

图割算法的思路如下:将图像视为无向图 $G(V, E)$, 这里每个顶点 $i \in V$ 被分配一个独特的标记 x_i 。若标记为对象,则 $x_i = 1$; 若为背景,则 $x_i = 0$ 。令 $A = (A_1, \dots, A_p, \dots, A_p)$ 为一个二值向量, A_p 可能是对象或者背景,则图像分割问题就转化为对图的切分问题。将图分为 A/B 两部分, $A \cup B = V, A \cap$

到稿日期:2011-03-12 返修日期:2011-05-17 本文受国家自然科学基金(60603027)资助。

刘 技(1984-),男,硕士生,CCF 学生会员,主要研究方向为医学图像处理, E-mail: liuji710@163.com; 康晓东(1964-),男,博士,教授,CCF 高级会员,主要研究方向为医学信息处理与系统集成; 贾富仓(1976-),男,博士,高级工程师,主要研究方向为医学图像处理与计算机辅助外科。

$B=O$, A/B 之间的割(cut)为

$$cut(A, B) = \sum_{\mu \in A, \nu \in B} w(\mu, \nu) \quad (1)$$

式中, $E(A)$ 为向量 A 的能量函数, 它代表对于向量 A 的边缘和区域特性的软约束。

$$E(A) = \lambda \cdot R(A) + B(A) \quad (2)$$

式中, 系数 λ 反映了区域特性标志 $R(A)$ 和边缘特性标志 $B(A)$ 之间的相对重要性。其中

$$R(A) = \sum_{p \in P} R_p(A_p) \quad (3)$$

$$B(A) = \sum_{(p, q) \in N} B_{(p, q)} \cdot \delta(A_p, A_q) \quad (4)$$

$$B_{(p, q)} \propto \exp\left(-\frac{(I_p - I_q)^2}{2\sigma^2}\right) \cdot \frac{1}{\text{dist}(p, q)} \quad (4)$$

$$R_p(\text{"obj"}) = -\ln \Pr(I_p | \text{"obj"})$$

$$R_p(\text{"bkg"}) = -\ln \Pr(I_p | \text{"bkg"})$$

$$\delta(A_p, A_q) = \begin{cases} 1, & \text{if } A_p \neq A_q \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (5)$$

Boykov 等^[9]证明求 $E(A)$ 的最小值等价于求 $cut(A, B)$ 的最小割, 也即通过图割算法实现能量的最小值。

2 概率图谱

本节选取概率图谱方法, 它是通过给定一组训练图像, 以待分割图像为模板, 采用一定的配准方法, 来获得一幅与待分割图像大小一致的、灰度值为该像素属于某种器官的概率值的图像, 即该器官的概率图谱。概率图谱的获得方法如下: 通过给定一组医学影像 $\{I_i\}$ 以及它们相对应的某种器官手工分割结果 $\{M_i\}$, 将上述数据作为训练图像, 以待分割图像 I 为模板, 分别用训练图像中的原始图像 I_i 与待分割图像 I 进行配准, 记 ϕ_i 为原始图像 I_i 映射到待分割图像 I 中的空间变换, 本文的变换 ϕ_i 采用的是基于灰度的 B 样条配准方法^[10]。记 $M_i(\phi_i)$ 为手工分割结果 M_i 在空间变换 ϕ_i 下映射为待分割图像 I 的某种器官分割结果。

形状信息是通过训练图像 I_i 的某种器官分割结果计算出来的, 像素 x 属于该器官形状模型的概率, 记为

$$p(x | \text{obj}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \chi(x, M_i) \quad (6)$$

式中, N 为原始训练图像的数目, 函数 χ 记为

$$\chi(x, M_i) = \begin{cases} 1, & \text{if } M_i(\phi_i(x)) \in \text{obj} \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (7)$$

上述概率图谱的结果为训练图像的分割结果图像 M_i 映射为待分割图像 I 的平均值, 概率图谱的取值范围为 $[0, 1]$, 每一像素的取值表示该像素属于该器官的概率。比如, 肝脏概率图谱如图 1 所示。

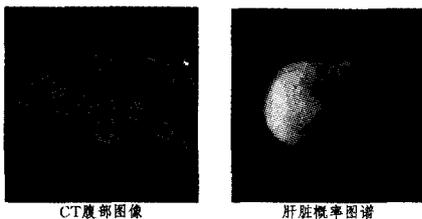


图 1 肝脏概率图谱示意图

3 本文算法流程

本文将灰度指标和概率图谱所代表的形状指标结合起来, 利用均值漂移算法对其进行处理。一方面, 将概率图谱所代表的形状信息添加到图割算法中, 并利用建立概率图谱的无参特性, 来简化建模过程并具有良好的使用范围; 另一方面, 利用均值漂移算法处理灰度和形状信息组成的综合信息, 利用过分割所获得的区域邻接图代替单个像素, 减少了图割算法中图的顶点和边的数目, 从而提高了图割算法的效率。

本文算法流程如下。

1) 获得待分割图像 I 的某一器官的概率图谱。

2) 利用均值漂移算法对原始图像和概率图谱组成的包括位置信息、灰度信息和形状信息组成的 5 维信息进行过分割处理。

3) 图的构造: 经过均值漂移算法处理以后获取过分割图像, 对其中的每一个区域, 分别计算该区域内的平均灰度值和平均形状指标值; 以过分割获得的区域邻接图代替单个像素点图, 完成由图像到图的转化, 图的构造包括区域信息和边缘信息的赋值。

3.1) 区域信息的赋值

对图割算法来说, 区域信息是每一个像素点属于前景和背景的划分问题。利用前景和背景的先验知识, 对每一个区域邻接图采用如下公式赋权值:

$$D_p(s, t) = \exp\left(-\frac{\|I_p - I_{s,t}\|^2}{2\sigma_s^2}\right) \times \begin{cases} SI_p, & \text{if } p \in s \\ 1 - SI_p, & \text{if } p \in t \end{cases} \quad (8)$$

式中, I_s, I_t 分别为前景和背景的平均灰度值, σ_s^2, σ_t^2 分别为前景和背景的标准差, I_p 为区域邻接图中一个区域内的平均灰度值, SI_p 为区域内的平均形状指标值。通过式(8)获得前景和背景的似然图。

3.2) 边缘信息的赋值

对图割算法来说, 边缘信息是在一定邻域内邻接像素关系的问题。遍历均值漂移算法获得的过分割图像, 对其每一个像素进行 6-邻域或 26-邻域搜索。若两像素的标记值不同, 则表示两像素所在的区域相邻, 采用如下公式进行赋值:

$$B_{(p, q)} \propto \exp\left(-\frac{(I_p - I_q)^2}{2\sigma^2}\right) \cdot \frac{1}{\text{dist}(p, q)} \cdot (SI_p - SI_q) \quad (9)$$

4) 对上述建立的图运用最大流最小割方法获得图结构的二值化结果, 从而完成对原始图像目标和背景的分割。

5) 对分割后的图像经联通成分分析等方法进行图像后处理。

4 实验结果与分析

本文相关实验的编译器为 Visual C++ 2008, 处理器为 AMD 双核, 主频 3.00GHz, 内存为 2GB, 是在 Insight Segmentation and Registration Toolkit (ITK) 开源平台下实现的。实验数据为医学影像计算与计算机辅助诊断国际会议 (International Conference on Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention, MICCAI) 所提供的 20 套腹部 CT 影像及其对应的肝脏手工分割结果, 其分辨率为 $512 \times 512 \times$

64—512, 层厚为 1~3mm, x/y 坐标方向的像素距离为 0.55~0.8mm, 金标准由放射科专家手工标注。

本文使用 MICCAI 会议工作组的分割结果评价体系, 采用体素重叠错误率 (Volume Overlap Error, VOE)、体素相对差异率 (Relative Volume Difference, RVD)、对称位置的平均表面距离 (Average Symmetric Surface Distance, ASSD)、对称位置表面距离的均方根 (Root Mean Square Symmetric Surface Distance, RMS) 和对称位置的最大表面距离 (Maximum Symmetric Surface Distance, MSSD) 5 种评价指标评价腹部 CT 图像, 测试结果如表 1 所列。

表 1 3 组测试图像的分割结果评价

	RVD (%)	ASSD (mm)	RMS (mm)	MSSD (mm)	VOE (%)	得分
手工分割	4.7	1.0	1.8	19	6.4	75
测试 1	1.4036	1.2753	3.7186	31.0672	5.04	70
测试 2	9.6519	1.1347	2.3475	13.5427	10.37	66
测试 3	3.4792	1.0168	3.2639	20.8319	7.58	71

对表 1 的注解如下: 数据结果共有 4 组: 金标准和 3 组测试图像, 金标准的评价指标结果是 MICCAI 会议工作组通过对临床医生的手工结果统计出来的, 设置了 5 个评价指标值, 并将该结果得分定为 75 分。其他测试图像的 5 种指标通过以下公式进行计算。

$$\phi_i = \max(100 - 25 \frac{\epsilon_i}{\epsilon_i}, 0) \quad (10)$$

式中, ϵ_i 为金标准的评价指标值, ϵ_i 为测试图像的评价指标值。这样可以计算每一测试图像的 5 种评价指标的得分, 取其 5 种评价指标的平均值, 即为该测试图像的最终得分。

从表 1 可以看出, 测试图像的得分基本在 70 分左右。相对于金标准的 75 分, 作为自动化算法可以达到一定临床应用的需求。图 2 为部分结果截图。

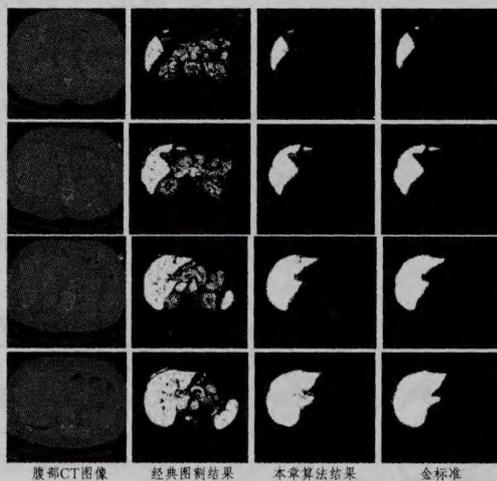


图 2 本文分割结果示例

从图 2 可以看出, 相对于经典图割算法, 由于加入了概率图谱所代表的形状信息, 对灰度值非常接近的其他组织或器官具有很好的抑制作用; 与金标准进行对比, 基本达到了分割肝脏的效果, 但肝脏的边界位置稍显模糊。分析原因: 由于

加入概率图谱, 与单纯的灰度信息相比, 灰度与形状组成的综合信息的差异反而要小, 使得本文算法的边缘信息在肝脏边界处的区分度较小。

结束语 本文通过图割与概率图谱相结合, 有效利用了形状信息, 提高了图割算法的精确性。利用均值漂移算法做预处理, 减少了图割算法中图的顶点和边的数目, 提高了图割算法的效率。以图像数据为试验, 验证了该结合算法的有效性。下一步拟对图割算法本身进行改进, 并结合图形处理器 (Graphic Processing Unit, GPU) 进行加速处理, 完善区域信息中各变量的权重优化问题, 以更好地提高算法的性能。同时采集更多的三维图像数据来训练和验证, 以期更好地提高分割结果的鲁棒性。

参考文献

- [1] Heimann T, Wolf I, Meinzer H P. Active shape models for a fully automatic 3-D segmentation of the liver[C]//International Conference on Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention (MICCAI). Copenhagen, Denmark, 2006; 41-48
- [2] Park H, Bland P, Meyer C. Construction of an abdominal probabilistic atlas and its application in segmentation[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2003, 22(4): 483-492
- [3] Freedman D, Zhang I J. Interactive graph cuts based segmentation with shape priors[C]//IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. San Diego, USA, 2005(2): 939-946
- [4] Veksler O. Star Shape Prior for Graph-cut Image Segmentation [C]// European Conference on Computer Vision. Marseille, France, 2008(3): 454-467
- [5] 刘陈, 李凤霞, 张艳. 基于图割与泛型信息的对象分割方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2009, 21(12): 1753-1760
- [6] Aslan M, Ali A, Farag A, et al. 3D Vertebral Body Segmentation Using Shape-based Graph Cuts[C]// International Conference on Pattern Recognition. 2010, I: 3951-3954
- [7] 刘技, 康晓东, 贾富仓. 基于图割与均值漂移算法的脊椎骨自动分割[J]. 计算机应用, 2011, 31(3): 760-762
- [8] Freiman M, Kronman A, Esses S J, et al. Non-parametric Iterative Model Constraint Graph Min-cut for Automatic Kidney Segmentation[C]// International Conference on Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention (MICCAI). Beijing, China, part III, 2010: 73-80
- [9] Boykoy Y, Funkalea G. Graph Cuts and Efficient N-D Image Segmentation[J]. International Journal of Computer Vision, 2006, 70(2): 109-131
- [10] Klein S, Staring M, Murphy K, et al. elastix: a Toolbox for Intensity Based Medical Image Registration[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2010, 29(1): 196-205
- [11] Heimann T, van Ginneken B, Styner M A, et al. Comparison and Evaluation of Methods for Liver Segmentation from CT Datasets [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2009, 28(8): 1251-1265