

基于窄带 M-S 模型的猪序列切片图像的交互式分割

杨长辉¹ 张绍祥² 王金勇³ 刘全利¹ 陈 庄¹

(重庆工学院计算机学院 重庆 400050)¹ (中国人民解放军第三军医大学 重庆 400038)²

(重庆市畜牧科学研究所 重庆 402460)³

摘 要 提出了一种基于窄带 M-S 模型的图像交互式分割方法,解决了简化 M-S 的 C-V 方法针对图像全局,迭代速度慢和不能直接利用窄带法的问题;通过交互标记点和样条插值在目标附近建立初始曲线,以此曲线作为零水平集曲线,建立窄带,克服了窄带法局部求解的不足;实验表明,该方法大大提高了分割速度和精度,将此方法用于猪序列切片图像的分割,取得了较好的效果。

关键词 图像分割,人机交互,窄带法, Mumford-Shah 模型

中图分类号 TP391.41

Interactive Segmentation of Serial Pig Section Images Based on Narrow Band and Mumford-Shah Model

YANG Chang-hui¹ ZHANG Shao-xiang² WANG Jin-yong³ LIU Quan-li¹ CHEN Zhuang¹

(College of Computer, Chongqing Institute of Technology, Chongqing 400050, China)¹

(Third Military Medical University, Chongqing 400038, China)² (Chongqing Academy of Animal Sciences, Chongqing 402460, China)³

Abstract An approach for interactive images segmentation based on narrow band scheme and Mumford-Shah model was presented. This solves the problem of C-V algorithm of Mumford-Shah model which is defined in the whole image region, results in low iterative speed and is unable to make use of narrow band directly. To overcome the shortages of local iteration method of narrow band, an original contour was established round the target based on interactive marker points and spline interpolation algorithm and narrow band of level set was constructed with the original contour. The experiment shows this method can greatly improve the segmentation speed and precision. This method is applied to serial pig section images segmentation, which gains preferable results.

Keywords Image segmentation, Human interactive, Narrow band scheme, Mumford-Shah model

1 引言

医学图像分割技术一直是医学图像领域的一个研究热点。医学图像分割就是根据区域内的相似性以及区域间的差异性把图像分割成若干区域的过程。在图像中把有关结构分离出来是图像分析与识别的首要问题,从医学研究和应用的角度来看,图像分割的目的是将原始的图像分成不同性质(如灰度、纹理等)区域,提取并进行三维重建,使其尽可能地接近解剖结构,为解剖学和病理学研究提供可靠依据。

数字猪项目是首先获取猪序列切片图像,经过图像的配准、器官的分割,获得三维重建数据集,通过三维重建得到数字化虚拟猪。因此海量的、组织结构复杂的猪切片图像的快速精确分割,是三维重建成功之关键。

传统的医学图像分割方法,例如:中值滤波与 Prewitt 检测结合的分割算法、基于 KNN 规则的分割算法、基于模糊 C 聚类的分割算法、多阈值分割以及应用各种神经网络的分割算法等等,由于它们都是针对区域内灰度变化相对单一的医学图像,对于本项目多目标和背景复杂的图像很难奏效。

Mumford-Shah 模型^[1]是 20 世纪 80 年代提出的一种优

秀的图像分割模型。它的能量函数包含了对图像的区域、边界的描述。与常规的基于统计的图像处理方法相比,基于变分法的 Mumford-Shah 模型无论在理论上还是在数值计算上都具有很强的优势,它可以从全局的角度,直接对一些重要的视觉几何特征,如梯度、切线和曲率等进行操纵,并且在数值计算上可以利用变分法中成熟的数值方法理论来进行实现。

为了实现大量序列切片图像组织器官的快速、准确分割,本文提出一种人工标记点和窄带 M-S 算法相结合的交互式分割方法,由于切片图像组织器官边界错综复杂,传统算法很难得到器官平滑、连续的初始轮廓线,因此本文采用人工标记点样条插值生成的粗糙轮廓线作为初始零水平集曲线,建立窄带,这样仅需几次或不需更新窄带即可获得准确的目标轮廓。另外,相邻两片的轮廓差别不大,因此,下一张切片只需利用前一张切片的轮廓作为初始零水平集曲线,从而实现某一器官的全程自动化分割。实验结果表明,该方法大大提高了分割的精度和速度,适于医学序列图像的快速分割。

2 简化 M-S 模型的 C-V 方法

Chan 和 Vese 提出的简化 M-S 分割模型其原理如下^[2]:

设边缘曲线 C 将定义在 Ω 上的给定图像划分为两部分, C 的内部 $inside(C)$ 和 C 的外部 $outside(C)$, c_1, c_2 分别是 C 的内部、 C 的外部图像的灰度平均值。假设图像 I 被分为两个同质区域, C_0 为其分界线(即为所求轮廓)。其内部灰度为 I' , 外部为 I , 则最小化能量函数 F^{MS} 的目的, 就是寻找最优划分 C_0 使得分割图像 I_0 和原图像 I 之间的差异最小, 即:

$$I_0 = \begin{cases} I' & (inside C) \\ I & (outside C) \end{cases} \quad (1)$$

设原图像被任意闭合活动轮廓线 C 划分为内部 ω_1 和外部 ω_2 , Chan 和 Vese 所提出的简化 M-S 图像分割模型的拟合能量函数如下:

$$F(C) = F_1(C) + F_2(C) = \int_{inside(C)} |I - c_1|^2 dx dy + \int_{outside(C)} |I - c_2|^2 dx dy \quad (2)$$

只有当闭合活动轮廓线 C 位于两个同质区域的边界 C_0 时, $F(C)$ 才能达到最小值。

据此, Chan 和 Vese 提出了如下的图像分割能量函数:

$$F(C, c_1, c_2) = \mu L(C) + \nu S_0(C) + \lambda_1 \int_{inside(C)} |I - c_1|^2 dx dy + \lambda_2 \int_{outside(C)} |I - c_2|^2 dx dy \quad (3)$$

其中, F 的前两项是平滑项, $L(C)$ 是闭合轮廓线 C 的长度, $S_0(C)$ 是 C 的内部区域的面积, $\mu, \nu \geq 0, \lambda_1, \lambda_2 > 0$, 是各个能量项的权重系数。最终分割轮廓线 C 的位置以及未知数 c_1, c_2 经最优化上式得到, 即:

$$\{C_0, c_1^*, c_2^*\} = \inf_{C, c_1, c_2} F(C, c_1, c_2) \quad (4)$$

由于此模型利用了图像全图信息, 因此通过最优化能量函数式(3), 可以得到全局最优的图像分割结果。

设 ϕ_0 是根据初始轮廓线 C_0 构造的符号距离函数, 即 $\{C_0 | \phi_0(x, y) = 0\}$, 并设 ϕ 为内正外负型的 SDF, 即 $\phi_0(inside(C)) > 0, \phi_0(outside(C)) < 0$, 即 ϕ 是一类水平集函数。M-S 模型 C-V 算法的计算步骤如下:

- (1) 初始化: 定义初始活动轮廓线 C_0 , 并根据 C_0 , 构造 ϕ_0 ;
- (2) 根据当前 ϕ^n , 计算 $c_1(\phi^n), c_2(\phi^n)$ 和 $L(\phi^n)$;
- (3) 根据当前的 c_1, c_2 和 L , 采用文献[59]的迭代公式, 迭代计算 ϕ^{n+1} , 并更新活动轮廓线 C ;
- (4) 检查迭代是否收敛, 如果收敛, 则停止计算; 否则, 转步骤(2), 继续计算。

简化 M-S 模型的 C-V 方法的求解可参阅文献[3]的以水平集函数 ϕ 表达的偏微分方程和数值解法和文献[4]中的显式有限差分数值解法。该方法的一个特点就是全局优化。

3 基于窄带 M-S 模型的图像分割方法

M-S 模型的 C-V 方法每次迭代过程都需要对图像整体数据进行计算, 因而很费时。作为水平集函数演化的快速算法-窄带水平集方法, 限制了需要更新的水平集点的数量, 因此计算量大大减小。但是由于 C-V 方法需要求解能量函数的全局解, 因此, 不能直接使用局部求解水平集的方法-窄带法, 因为在直接应用窄带法求解时, 如果初始窄带位置完全位于物体内部或远离物体而全部位于物体外部, 能量函数式将失去作用。

本文利用交互标记点和数值插值算法, 得到较粗糙的器

官大致轮廓, 此时粗糙轮廓线位于待分割的器官附近, 以此粗糙轮廓线作为初始零水平集曲线, 建立窄带, 可有效地克服窄带法局部求解的不足。

基于窄带的 M-S 模型具体解法如下:

(1) 窄带的构造首先利用已知标记点, 通过数值插值算法得到的粗糙目标轮廓边缘作为初始的零水平集曲线, 设定窄带宽度 δ , 然后计算 $C_1(\phi)$ 和 $C_2(\phi)$, 采用快速行进区域标记算法标识出曲线内、曲线外及曲线上的点, 生成符号表。使用改进的源点扫描法生成距离函数算法^[5], 结合符号表, 生成符号距离函数, 生成窄带; 生成窄带内的 SDF, 将窄带内的点标记为激活点(Active); 然后标记窄带的边界点, 将紧靠边界点的窄带点设成观察点, 当零水平曲线演化到观察点时, 必须重新初始化窄带; 对窄带外部的点赋予较大的负 SDF 值, 窄带内部的点赋予较大的正 SDF 值。

(2) 迭代演化首先根据迭代式更新激活点的 M-S 模型的水平集函数 ϕ 值; 然后检查观察点, 当其中一点的函数值符号改变时, 则认为零水平集曲线已经接近窄带边界, 在窄带中找出零水平集曲线, 作为下一轮迭代的初始轮廓线重新初始化窄带。按照步骤(1), 重新构造窄带、SDF 和计算 $C_1(\phi)$ 和 $C_2(\phi)$, 然后继续迭代; 否则, 执行下一步; 最后进行收敛检查。若零水平集曲线的位置不变或迭代次数超过给定的阈值则停止, 否则重新迭代演化。

4 交互标记点与样条插值

为了能够利用窄带 M-S 模型, 首先在目标边缘交互式添加标记点, 利用样条插值算法, 得到逼近目标边缘的初始轮廓线作为零水平集曲线。

高次插值函数的计算量大, 有剧烈振荡, 数值稳定性差; 而分段线性插值在分段点上仅连续而不光滑(导数不连续)。样条函数可以同时解决这两个问题, 使插值函数既是低阶分段函数, 又是光滑的函数。

本文采用 3 次样条插值函数, 既保留了分段低次插值多项式在运算上简单和良好的收敛性, 又进一步提高了插值函数的光滑度, 其定义如下:

设函数 $y = f(x)$ 在插值区间 $[a, b]$ 上 $n+1$ 个插值节点 $a = x_0 < x_1 < \dots < x_n = b$ 处的函数值为 $y_i = f(x_i) (i = 0, 1, 2, \dots, n)$, 要构造一个函数 $S(x)$ 满足:

- (1) $S(x_i) = y_i (i = 0, 1, 2, \dots, n)$;
- (2) 在每个小区间 $[x_i, x_{i+1}]$ 上是一个不超过 3 次的多项式;
- (3) $S(x), S'(x), S''(x)$ 在 $[a, b]$ 上连续。

满足以上 3 个条件的函数 $S(x)$ 即为 3 次样条插值函数。由于我们要得到的是闭合轮廓曲线, 因此采用循环边界条件: $S(x)$ 满足内节点条件: $S(x_i) = y_i (i = 1, 2, \dots, n-1)$

边界条件:

$$S(x_0) = S(x_n) = f(x_0)$$

$$S'(x_0 + 0) = S'(x_n - 0)$$

$$S''(x_0 + 0) = S''(x_n - 0)$$

通过求解以上的函数, 即可得到所需的初始轮廓线, 具体求解方法参阅文献[6]。

5 实验结果

为了便于说明, 取猪切片图像的一部分作为原始的待分

(下转第 238 页)

平台提供的语料库,文本类别为6个,依次是计算机、体育、军事、政治、教育、经济,其中计算机类200篇,体育类450篇,军事类250篇,政治类505篇,教育类220篇,经济类325篇,共1950篇。取1500篇作为训练文档集,余下的450篇作为测试文档集。根据反馈类型的不同,分别进行了训练文档和非训练文档的反馈学习实验。非训练文档应包括测试文档及待分类文档,在本实验中都用测试文档代替,采用待分类文档的反馈过程。

本试验在进行试验结果评估时采用的评估指标是查对率。

反馈实验结果如表1所示。

表1 分类反馈实验结果

查对率(%)		计算机	体育	军事	政治	教育	经济	平均
训练文档	反馈前	93.33	73.33	70.6	75.7	93.73	87.67	82.39
	反馈后	94.33	73.5	72.3	77.7	97.43	88.33	83.93
非训练文档	初始训练集	82.35	72.2	66	73.2	93.4	77.5	77.44
	反馈1	83.8	72.2	69	75.3	94.8	76	78.51
	反馈2	87.6	73.2	68.5	74.4	93.7	80	79.56
	反馈3	87.2	73	68	72.2	95.3	82	79.62
	反馈4	92.2	73	68.5	75.2	92.3	80	80.2
	反馈5	94.2	73.5	68.5	74.3	94.5	77	80.33

通过反馈实验可以看出:

1)反馈学习对分类性能有明显的提高作用,实验中训练文档反馈前后系统分类精度分别从82.39%提高到83.93%,分类精度提高了1个多百分点;而在非训练文档的反馈实验中,经5次反馈学习后,系统的分类精度从77.44%提高到80.33%,分别提高了2~3个百分点,反馈学习效果明显,而非训练文档的实验结果可以看出,随着反馈的进行,分类性

能逐步提高。

2)反馈训练具有反馈学习数据少的优点。

3)在反馈过程中,在文档本身存在较强兼类特性的情况下,可能会出现人工分类标准与实际训练样本标准不一致的情况,造成反馈学习后的某个类别分类性能暂时波动。但这不影响反馈学习对整体分类性能的提高,同时也说明了学习样本质量对分类性能影响的重要性。

总之,从对简单向量距离文本分类算法的研究可以看出,反馈学习是文本分类的一种有效的学习方法。可以通过较小的反馈文档数量,实现较大的分类性能提高,具有反馈样本少、效果提高明显的优点。因此,该算法是进行文本分类研究与应用的有效方法。

参考文献

- [1] Rocchio J J. Relevance feedback in information retrieval[A]. The SMART Retrieval System Experiments in Automatic Document Processing [C]. Ne Jersey; Prentice Hall, Inc., 1971; 313-23
- [2] Ide E. Relevance feedback in an automatic document retrieval systems [R]. Ithaca, NY; Cornell University, 1969
- [3] Salton G. The SMART Retrieval System[M]. Englewood Cliffs N J; Prentice Hall, Inc., 1971
- [4] Cox IJ, Miller ML, Omohundro SM. Pichunter: Bayesian relevance feedback for image retrieval system[A]// Int'l Conf. on Pattern Recognition [C]. Vienna, Austria, 1996; 361-369
- [5] Ho L J. Combining the evidence of different relevance feedback methods for information retrieval[J]. Information Processing & Management, 1998, 34(6): 681-691

(上接第235页)

割图像,如图1所示。

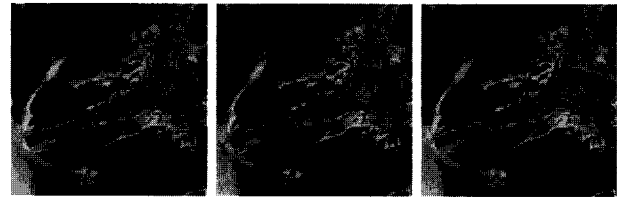


图1 待分割图像 图2 加标记点和插值后的初始轮廓线 图3 最终分割后的效果图

图1中间部分为猪的第二胸椎,首先在其边缘交互添加标记点,利用样条插值,生成初始轮廓线,如图2所示。

以初始轮廓线作为零水平集,建立窄带,M-S模型参数取为:

$$\mu=0.01 \times 255^2, \Delta t=0.5, \lambda_1=1, \lambda_2=1, v=0, \epsilon=1, \text{图3}$$

所示为最终的分割结果,可以看出分割结果很好地逼近了目标的边缘。下一张切片可以直接利用此片的分割轮廓作为零水平集,因此可以实现只需一次标记就能实现某一器官的自动分割。

结束语 由于猪切片图像组织器官的复杂性,利用传统的分割方法很难保证分割的速度和精度,通过人工添加标记点,在目标周围建立样条插值曲线,以此曲线作为零水平集,建立窄带,再利用M-S模型完成目标的分割,不仅避免了M-S模型的全局迭代计算,缩短了计算时间,而且分割结果也更加准确。

参考文献

- [1] Mumford D, Shah J. Boundary Detection By Minimizing Functions//Proceedings of Conference Computer Vision and Pattern Recognition. San Francisco, America, 1985; 41-44
- [2] Chan F T, Vese L A. A Level Set Algorithm for Minizing the Mumford-Shan Functional in Image Processing, 2000, 4; 161-168
- [3] Chan FT, Vese LA. Active Contours without Edges. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(2): 266-277
- [4] 李俊. 基于曲线演化的图像分割方法及应用研究. 博士学位论文. 上海交通大学, 2001; 1-10, 15-37, 57-64
- [5] 李国有. 基于广义模糊集及主动轮廓线模型的图像分割方法研究. 博士论文. 燕山大学, 2006; 69-79
- [6] 关治. 数值计算方法. 北京:清华大学出版社, 1990; 126-153