

基于 Chan—Vese 模型与形态学的 医学图像分割算法

马远征, 陈家新

(河南科技大学, 河南 洛阳 471023)

摘要: 针对传统的多相 Chan—Vese 模型在进行多区域分割时容易产生空相位的问题, 提出了一种改进的新的医学图像分割算法; 该算法结合 Chan—Vese 模型、数学形态学、复合多相水平集分割算法, 通过迭代腐蚀操作提取医学图像的轮廓, 利用添加了复合多相水平集算法的 Chan—Vese 模型对医学图像进行分割, 通过迭代膨胀操作复原图像; 实验结果和分析表明, 采用该算法很好地解决了医学图像分割过程中容易出现的多区域分割问题, 减少了空相位的产生, 而且对图像边缘有很好的分割效果。

关键词: 医学图像分割; Chan—Vese 模型; 数学形态学; 复合多相水平集

Medical Image Segmentation Algorithm Based on Chan—Vese Model and Morphology

Ma Yuanzheng, Chen Jiabin

(Henan University of Science and Technology, Luoyang 471023, China)

Abstract: The traditional model of multiphase Chan—Vese is easy to cause empty phase problem during the multi-region segmentation. To solve this problem, it proposes a improved Chan—Vese model of medical image segmentation algorithm combined with mathematical morphology in this paper. The algorithm integrates Chan—Vese model, mathematical morphology, complex multiphase level sets segmentation algorithm, first, through iterative etching operation to extract the outline of the medical image, and then the medical image is segmented by the Chan—Vese model based on the complex multiphase level sets, finally the medical image is dilated iteratively by using morphological dilation to restore the image. The experimental results and analysis show that this algorithm solves the multi-regional medical image segmentation problem well, and reduces the empty phase, and has a very good segmentation effect on the edge of the image.

Keywords: medical image segmentation; Chan—Vese model; mathematical morphology; complex multiphase level sets

0 引言

医学图像中有用部分的准确分割, 对临床辅助诊断及量化分析和医学图像的三维重建有重要意义。然而由于医学图像自身独特的特点, 所以到现在, 非常适合医学图像分割的方法还不多。目前常用的分割方法是基于模型和基于区域的分割方法^[1]。

T. Chan 和 L. Vese^[2] 基于活动轮廓模型 (可变形模型) 和水平集算法提出了 Chan—Vese 模型。Chan—Vese 模型假定图像由两个平均灰度相差较大的同质区域即目标和背景组成, 从而利用目标和背景之间的灰度平均值的差别来进行分割。但是, 现实生活中的图像大多是异质的, 尤其是医学图像^[3], 在 C—V 模型中物体被分为内外两个同质区域的假设限制了它的使用范围。Chan 和 Vese^[4-5] 进一步提出了多相模型, 采用多个水平集函数, 实现了多区域分割, 但是由于各个水平集间没有关联性, 所以在实际计算中会产生空相位。文献 [6] 提出复合多相水平集分割算法, 该算法减少了空相位的数量, 适合多区域的分割, 并且大大提高了实际的分割效率, 但该算法处

理边界轮廓的能力较差。基于区域的分割方法通常被用来提取图像的轮廓, 包括区域增长和形态学处理等^[7]。现有比较常见的数学形态学处理^[8]。这些算法分割的准确度比较高, 缺点是计算量很大, 影响图像分割速度。

在此基础上, 本文提出了基于多相 Chan—Vese 模型、数学形态学和复合多相水平集算法的医学图像分割的方法。实验对比和分析表明: 改进方法的分割效果相对较好, 空相位的数量明显得到控制, 提升了多区域分割的准确性, 而且对图像边缘的分割效果较好。

1 Chan—Vese 模型

Mumford—Shah 模型 (简称 M—S 模型) 是一种图像处理模型^[9], 该模型主要是求解一个广义能量泛函的最小值, 通过求解这个最小值将图像分割、噪声去除和图像重建 3 个问题完美地融合在一起。但是该模型是一个较为理想化的图像分割模型, 在实际的求解中仍然存在比较大的难度, C—V 模型保留了 M—S 模型中的长度项, 省略了面积项, 并假设原图像 I 被闭合轮廓线 C, 划分为内部和外部 2 个同质区域, 这样能量泛函可写成如下形式:

$$F(C, c_1, c_2) = \mu \cdot L(C) + \lambda_1 \int_{in(C)} |u(x, y) - c_1|^2 dx dy + \lambda_2 \int_{out(C)} |u(x, y) - c_2|^2 dx dy \quad (1)$$

其中: $L(C)$ 为闭合轮廓线 C 的长度, c_1 为轮廓线内部

收稿日期: 2013-12-26; 修回日期: 2014-03-06。

基金项目: 河南省科技厅自然科学基金(112102310313)。

作者简介: 马远征(1987-), 女, 河南平顶山人, 硕士生, 主要从事数字图像处理方向的研究。

陈家新(1962-), 男, 河南信阳人, 教授, 博士生导师, 主要从事虚拟现实技术、计算机图形与图像处理、智能控制方向的研究。

区域的平均灰度， c_2 为轮廓线外部区域的平均灰度，二者均为常数。结合水平集方法，设 Φ 是根据初始轮廓线 C 构造的水平集函数，即 $\{C | \Phi(x, y) = 0\}$ ，引入正则化的 Heaviside 函数 H_ϵ 和 Dirac 函数 δ_ϵ ，分别为

$$H_\epsilon(x) = \begin{cases} 1, & x > \epsilon \\ 0, & x < -\epsilon \\ \frac{1}{2} \left(1 + \frac{2}{\pi} \arctan\left(\frac{x}{\epsilon}\right) \right), & |x| \leq \epsilon \end{cases} \quad (2)$$

$$\delta_\epsilon(x) = \begin{cases} 0, & |x| > \epsilon \\ \frac{1}{\pi} \cdot \frac{\epsilon}{\epsilon^2 + x^2}, & |x| \leq \epsilon \end{cases}$$

根据梯度下降法及欧拉-拉格朗日公式，可得满足式 (1) 的偏微分方程形式为

$$\begin{cases} c_1 = \frac{\int_{\Omega} u(x, y) H(\phi(x, y)) dx dy}{\int_{\Omega} H(\phi(x, y)) dx dy}, \\ c_2 = \frac{\int_{\Omega} u(x, y) (1 - H(\phi(x, y))) dx dy}{\int_{\Omega} (1 - H(\phi(x, y))) dx dy} \\ \frac{\partial \phi}{\partial t} = \delta_\epsilon(\phi) \left[-\lambda_1 (u(x, y) - c_1)^2 + \lambda_2 (u(x, y) - c_2)^2 + v \nabla \cdot \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right] \\ \phi(x, y, 0) = \phi_0(x, y) \end{cases} \quad (3)$$

式中，图像函数 $u(x, y)$ 与 c_1, c_2 的定义域均为整幅图像，因此 C-V 模型的最显著特点是全局性^[10]，将内外区域用一个常数来表示，使得该模型无法分割灰度异质图像。对两类同质区域图像 Chan-Vese 模型能得到满意的分割结果，但当同质区域超过两类，图像分割会出现很大的失误。这样，对于多个区域的分割，可以采用多个水平集，并且是同时收敛，能量函数通式可以表示为：

$$Fn(c_1, \dots, c_n, \varphi_1, \dots, \varphi_m) = \sum_{1 \leq i \leq m} \mu_i \int_{\Omega} |\nabla H(\varphi_i)| dx dy + \sum_{1 \leq i \leq m} v_i \int_{\Omega} H(\varphi_i) dx dy + \sum_{1 \leq l \leq n=2^m} \lambda_l \int_{\Omega} |u(x, y) - c_l|^2 \chi_l dx dy \quad (4)$$

在上面的函数通式中，水平集个数、要分割的区域数量分别用 m, n 来表示，单个区域的特征函数记为 χ_l 。在不考虑各个水平集之间从属关系的情况下， m 个水平集应该可以表示 2^m 个区域。但是实际上各个水平集之间不存在从属关系的情况微乎其微，这样势必会导致几个水平集收敛于同一目标的情况，也就是所谓的空相位。

2 改进的基于 Chan-Vese 模型的医学图像分割算法

2.1 复合多相水平分割算法

背景填充技术近些年来应用较广，复合多相水平分割算法^[6]的核心是同时明度对比^[11]背景填充技术。简单地解释来说，当目标与背景间的差距变小时，这样使得目标变得更加难以识别。但与此同时，目标内的子目标却相对更容易去识别，这利于目标内部边界较弱的子目标的分割。医学图像的结构复杂，所包含的目标较多，添加此技术可以利于多区域准确分割。

当目标与背景的差异最小时，目标与背景的平均灰度基本

相同，这个时候目标内部的子目标是最为明显的。背景填充技术的一般流程如图 1 所示。

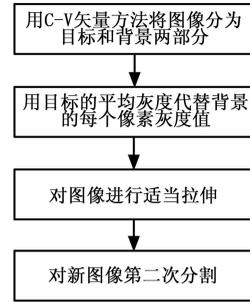


图 1 背景填充技术流程图

分割后新目标的平均灰度大于第一次分割后目标的平均灰度，分割后得到的新目标与第一次分割后的目标不同，且一定在原目标的内部，这样就可以大大减少空相位的产生。但是同时明度对比背景填充技术采用了固定填充色彩，所以该算法得到的边缘是不可调的，所以需要加入一种技术使得边缘轮廓可调，以便获得所需边缘。

2.2 数学形态学

数学形态学是以集合论为基础的，膨胀、腐蚀、是形态学图像处理的基础，经过组合处理膨胀和腐蚀，可以获得更为复杂的形态学运算来进行图像形状和结构的分析及处理，包括图像分割。结构元素在数学形态学方法中相当关键，利用结构元素可以收集图像的信息，当它在图像中不断移动时，可以查验图像各个部分之间的相互关系，进一步了解图像的结构特征。结构元素，可直接携带知识（形态、大小、甚至加入灰度和色度信息）来探测、研究图像的结构特点。对灰度值变化明显的图像边缘，膨胀和腐蚀这两种变换作用效果较好，腐蚀、膨胀分别表示对图像内、外部做处理^[12]。

设集合 $f(x, y)$ 代表输入图像，集合 $b(i, j)$ 代表结构元素，则 f 被 b 腐蚀，记为 $f \ominus b$ ，定义如下：

$$f \ominus b = \min\{f(x+i, y+j) + b(i, j) \mid (x+i, y+j) \in D_f; (i, j) \in D_b\} \quad (5)$$

同理， f 被 b 膨胀，记为 $f \oplus b$ ，定义如下：

$$f \oplus b = \max\{f(x-i, y-j) - b(i, j) \mid (x-i, y-j) \in D_f; (i, j) \in D_b\} \quad (6)$$

其中： D_f 是函数 f 的定义域， D_b 是函数 b 的定义域，位移参数必须包含在函数 f 的定义域内。可见，灰度形态膨胀即以结构元素 $b(i, j)$ 为“探针”，探寻图像在结构基元大小范围内的灰度和的极大值；以此类推，腐蚀运算过程则是以结构元素 $b(i, j)$ 探寻灰度差的极小值。简言之，灰度形态膨胀与腐蚀相当于局部最大和最小滤波运算。

结构元素与膨胀运算后图像的灰度的大小是成正比的，图像边缘的灰度变化一般较大，若是选取大于零的结构元素，膨胀后对于图像的边缘作用较为明显，同理，腐蚀对图像边缘效果也比较明显。由此可见，通过适当的形态学处理，既可以平滑图像，又能有效地提取图像轮廓。

基于以上数学形态学腐蚀和膨胀操作，本文给出迭代腐蚀和迭代膨胀的定义如下：

迭代腐蚀：

$$F \ominus K = \begin{cases} F & \text{if } i = 0 \\ (F \ominus K) \ominus K & \text{if } i \geq 1 \end{cases} \quad (7)$$

迭代膨胀:

$$F \oplus K = \begin{cases} F & \text{if } i = 0 \\ (F \oplus K) \oplus K & \text{if } i \geq 1 \end{cases} \quad (8)$$

以上两种操作以循环的方式进行腐蚀和膨胀操作: 比如在迭代腐蚀中, 用结构元素 K 循环的迭代腐蚀 i 次然后停止。腐蚀操作是一种收缩变换, 循环腐蚀操作可以提取满意的有兴趣的图像轮廓; 膨胀操作是一种扩张变换, 循环膨胀操作可以使腐蚀过程中遗失的那些图像的信息复原。其中, i 的取值是一样的。

2.3 本文算法实验步骤

为了使本文改进的算法更加直观系统, 在此将主要步骤概括如下:

步骤 1: 读入需要分割的医学图像。

步骤 2: 对图像进行一定次数的迭代腐蚀操作, 直至获得满意的目标轮廓。

步骤 3: 对步骤 2 得到的图像, 用添加同时明度对比背景填充技术的多相 C-V 模型进一步分割, 使分割图像更加详细。

步骤 4: 对通过步骤 (3) 获得的图像, 进行迭代膨胀操作, 获得最终分割结果。

3 实验结果与分析

本文算法是在 Matlab 7.0 的编程环境下实现的, 实验所需医学图像是由合作医院提供的高清臀部与股骨 CT 图像, 图像大小为 512×512 , 以原始臀部与股骨图作为被测试对象进行分析, 分别采用多相 Chan-Vese 模型, 文献 [6] 与本文算法对图像进行分割。综合比较各中结构元素的特点与优劣, 本文选取的结构元素是球形的, 半径选取为 2, 表 1 为迭代次数与时间的关系, 综合考虑时间与迭代效果, 本文选择迭代次数为 5, 腐蚀与膨胀的迭代次数控制在较小的范围内。

表 1 迭代次数与时间的关系

迭代次数	10	30	60	90	120
时间/s	2.361	2.660	2.814	2.918	2.980

表 2 为两种分割算法分割图像时水平集个数与空相位个数的统计对比, 从表中可以明显看出本文算法明显减少空相位的数量。

表 2 图像分割效果比较

算法	水平集个数	空相位个数
多相水平集 C-V 模型	4	5
本文算法	4	3

图 2 为该文提出的分割方法与多相 Chan-Vese 模型分别对原始臀部与股骨头 CT 图像进行边缘提取和分割后的对比图片, 从对比图中可以发现本文算法的边界提取效果要优于多相 Chan-Vese 模型, 本文算法对图像边的分割效果更好, 细节保留更完整, 从图 2 的原始股骨 CT 图的分割效果来看, 图 (b) 的边缘分割效果较模糊不清, 图 (c) 的边缘分割较为清晰。

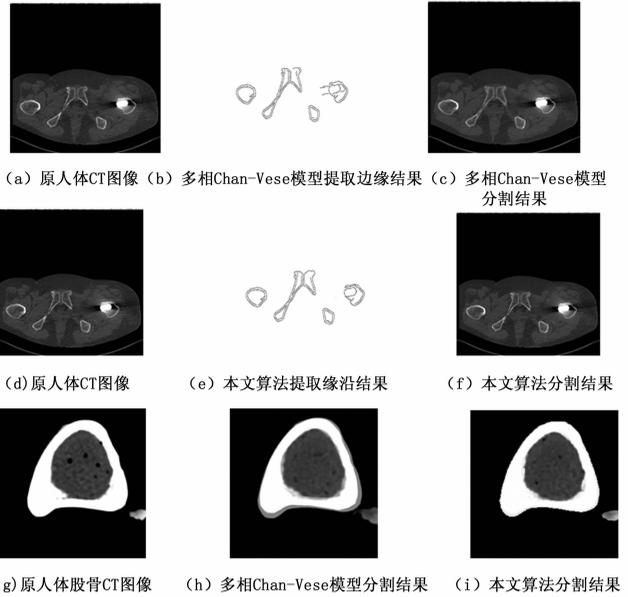


图 2 臀部与股骨 CT 图处理结果

LCE (local consistency error)^[13] 是一个用来定量评价分割算法的优劣的函数, 称为局部一致性错分函数, LCE 越小, 分割结果越接近人眼的分割结果, 本文将此函数引用进来, 可以更直观地评价分割结果的优劣, 具体的评价结果如表 3 所示。

表 3 臀部与股骨数据统计表

算法	原始臀部与股骨图	
	多相 Chan-Vese 模型	耗时
	LCE	29.7
本文算法	耗时	2.194 s
	LCE	7.85

从表 3 中可以明显看出, 改进算法的 LCE 较小, 耗时与第一种算法相差不多, 处于毫秒级, 表明改进算法分割结果较好。

4 结论

由于医学图像处理相对于其他图像处理有自己独特的特点, 所以医学图像的分割问题的解决也相对较为困难。基于此, 提出一种基于数学形态学、多相 Chan-Vese 模型、复合多相水平集算法的医学图像分割算法。首先对图像进行形态学腐蚀操作提取目标轮廓, 其次对腐蚀处理过的图像用复合多相水平集的多相 Chan-Vese 模型进行分割, 最后对图像进行膨胀操作恢复原图。实验结果表明, 改进算法不仅有效地减少空相位的数量, 且提高了多区域分割的准确性, 对医学图像的边缘处理效果比较好, 分割后的医学图像利于医生在实际临床应用中的准确诊断, 实用价值高。当然, 改进算法的运行时间有待于进一步缩短, 以提高效率。

参考文献:

[1] Gu L X, Peters T. 3D segmentation of medical images using a fast multistage hybrid algorithm [J]. International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery, 2006, 1 (1): 23-31.

数据可以看出本文模型的 PSNR 最大,这与图 1 所示结果相吻合,说明本文提出的模型去除车牌图像中的混合噪声效果很好。

表 1 各种模型去噪效果数据比较

	P-M 模型	自适应中值滤波	Leah Bar 模型	本文模型
PSNR	22.022 6	23.281 6	23.603 5	25.864 4

由于车牌识别受环境因素影响较大,如光照、阴影、脱漆以及污损等都会影响车牌识别的准确率。为了验证本文算法的有效性,首先采用各种模型对 100 幅标准车牌图像去噪处理后进行识别实验;然后对 100 幅存在污损、脱漆等情况的车牌图像加入均值为 0、标准差为 10 的高斯噪声和 30% 的椒盐噪声得到污损含噪图像,利用不同模型去噪处理后进行识别实验,实验数据如表 2 所示。由表 2 数据可以看出,对于标准车牌图像采用不同算法去噪后识别准确率比较接近,都在 95% 左右,对于污损含噪车牌采用自适应耦合 PDE 模型去噪后车牌识别准确率为 92%,比其他模型去噪后的识别准确率有明显提高,并与标准车牌的识别准确率比较接近。因此,改进的自适应耦合模型更适合污损、脱漆以及含有噪声等情况下的车牌识别。

表 2 车牌识别数据比较 (%)

方法	标准车牌识别准确率	污损含噪车牌识别准确率
P-M 模型	94	78
自适应中值滤波	95	83
Leah Bar 模型	95	84
自适应耦合 PDE 模型	95	92

4 结论

针对车牌图像中噪声的特点,提出一种自适应耦合 PDE 模型,能够自适应分析噪声类型,去除混合噪声,同时耦合振荡滤波,增强图像边缘信息,避免过度平滑造成的图像模糊。通过对车牌图像的仿真实验,本文提出的新模型能在有效去噪的同时保护图像边缘,且去噪图像的 PSNR 有了明显提高,得到的车牌图像更加清晰,车牌信息保持更好,更有利于后续的字符分割与识别处理,提高了车牌识别的准确率。因此自适应耦合 PDE 模型对车牌图像去噪效果较好,适合于车牌识别

的应用。

参考文献:

[1] 丁芝娟. 基于图像处理的车牌识别系统设计与应用 [D]. 西安: 长安大学, 2011.

[2] 王莹, 南敬昌, 郭凌云. 基于视频图像的车牌定位预处理算法 [J]. 计算机测量与控制, 2011, 19 (10): 2515-2517.

[3] Rudin L I, Osher S, Fatemi E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms [J]. Nonlinear Phenomena, 1992, 60 (1): 259-268.

[4] You Y L, Kaveh M. Fourth-order Partial differential equations for noise removal [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 9 (10): 1723-1730.

[5] 万聪梅, 谢哈昕, 张勇. 基于 PDE 方法的遥感图像处理 [J]. 计算机测量与控制, 2006, 14 (9): 1254-1256.

[6] Luo H G, Zhu L M, Ding H. Coupled anisotropic diffusion for image selective smoothing [J]. Signal Processing, 2006, 86 (7): 1728-1736.

[7] Guo Z C, Sun J B, Zhang D Z, et al. Adaptive Perona - Malik model based on the variable exponent for image denoising [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21 (3): 956-967.

[8] 孙海英, 李锋, 商慧亮. 改进的变分自适应中值滤波算法 [J]. 电子与信息学报, 2011, 33 (7): 1743-1747.

[9] Leah B, Nir S, Nahum K. Image deblurring in the Presence of Impulsive noise [J]. International Journal of Computer Vision, 2006, 70 (3): 279-298.

[10] Dong Y Q, Raymond H, Xu S F. A Detection Statistic for random - Valued Impulse Noise [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16 (4): 1112-1120.

[11] Jidesh P, George S. Shock coupled fourth-order diffusion for image enhancement [J]. Computer and Electrical Engineering, 2012, 38 (5): 1262-1277.

[12] 卫保国, 惠卫华. 自适应耦合方向扩散和振荡滤波的图像放大 [J]. 中国图象图形学报, 2011, 16 (4): 533-537.

[13] Fu S J, Zhang C M, Tai X C. Image denoising and deblurring: non-convex regularization, inverse diffusion and shock filter [J]. Science China: Information Sciences, 2011, 54 (6): 1184-1198.

[1] Chan T, Vese L. Active contours without edges [J]. IEEE Transaction on Image Processing, 2001, 10 (2): 266-277.

[2] Mumford D, Shah J. Optimal approximations by piecewise smooth functions and associated variational problems [J]. Communications on Pure and Applied Mathematics, 1989, 42 (5): 577-685.

[3] Chan T, Vese L. A level set algorithm for minimizing the Mumford-Shah functional in image processing [A]. Proceedings of IEEE Workshop on VLSM [C]. 2001: 161-168.

[4] Vese L, Chan T. A multiphase level set framework for image segmentation using the Mumford and Shah model [J]. International Journal of Computer Vision, 2002, 50 (3): 271-293.

[5] 翁晓光, 郑罡. Chan-Vese 模型下的复合多相水平集图像分割 [J]. 应用科学学报, 2009, 27 (4): 365-369.

[6] 张新峰, 沈兰荪. 图像分割技术研究 [J]. 电路与系统学报, 2004, 2 (9): 92-97.

[7] 孙宗保, 蔡健荣, 姜松. 数学形态学在计算机图像处理技术检测粒度中的应用 [J]. 计算机测量与控制, 2003, 11 (9): 665-666.

[8] Mumford D, Shah J. Optimal approximations by piecewise smooth functions and associated variational problems [J]. Communications on Pure and Applied Mathematics, 1989, 42 (5): 577-685.

[9] Osher S, Sethian J A. Fronts propagating with curvature dependent speed: Algorithms based on Hamilton - jacobi formulations [J]. Journal of Computational Physics, 1988, 79: 12-49.

[10] Heinemann E G. Simultaneous brightness induction as a function of inducing - and test - field luminances [J]. Journal of Experimental Psychology, 1955, 50 (2): 89-96.

[11] 许存禄, 高佳, 武国德. Chan-Vese 模型下的脑肿瘤图像分割方法 [J]. 计算机工程与应用, 2010, 46 (9): 157-158.

[12] Martin D, Fowlkes C, Tal D. A database of human segmented natural and its application to evaluating segmentation algorithms and measuring ecological statistics [A]. IEEE 8th International Conference on Computer Vision [C]. Vancouver, Canada, 2001: 416-423.

(上接第 2591 页)