

结合分水岭算法的水平集医学图像分割方法

张 辉 朱家明 陈 静 吴 杰
(扬州大学信息工程学院 扬州 225127)

摘 要 由于医学图像中的复杂目标通常难以被完全分割,提出标记分水岭与改进型 Li 模型的组合图像分割算法。改进型 Li 模型构造了符号压力函数来取代传统的停止函数,解决了曲线单向演化的问题。标记分水岭具有较强的抑制噪声的能力,对医学图像的弱边缘具有较强的捕获能力。所以首先运用标记分水岭算法对图像进行预分割,快速准确定位目标区域边缘信息。再引入改进型 Li 模型算法,通过符号压力函数来指引曲线演化方向,控制演化速度大小,实现对复杂目标的完全分割。实验结果表明:全局信息和边缘信息都能被获得,该组合算法对医学图像中的复杂目标的分割效果较满意。

关键词 医学图像分割,标记分水岭,改进型 Li 模型,符号压力函数
中图法分类号 TP391 文献标识码 A

Level Set Medical Image Segmentation Method Combining Watershed Algorithm

ZHANG Hui ZHU Jia-ming CHEN Jing WU Jie
(School of Information Engineering, Yangzhou University, Yangzhou 225127, China)

Abstract Complex targets of medical image are usually difficult to be completely segmented, so an image segmentation algorithm of modified Li model combining mark watershed algorithm was proposed. A symbol pressure function replaces the traditional stop function in Modified Li model, and the problem of unidirectional curve evolution is solved. Mark watershed has both stronger ability to suppress noise and stronger ability to capture weak edge of medical image. Firstly, mark watershed algorithm is used for image segmentation pretreatment, positioning information of target edge fast and accurately. Then, the modified Li model algorithm is introduced, and the symbol pressure function is used to guide curve evolution direction and control the size of the evolution speed, realizing full segmentation of complex object. The experimental results show that global information and edge information can be gotten, and the combination algorithm of complex targets can get satisfactory effect in the medical image segmentation.

Keywords Medical image segmentation, Mark watershed, Modified Li model, Sign pressure function

图像分割是一项重要的图像分析技术,随着影像医学的发展,图像分割在临床医学研究中越来越突显其重要意义^[1]。由于医学图像具有复杂多样性且容易受诸多因素的干扰而产生噪声,因此经常需要采用多种方法对图像进行分割才能将图像的所有信息充分分割出来。

分水岭算法^[2]是一种建立在数学形态学的理论基础之上的基于区域的图像分割方法,具有较强的抑制噪声的能力,可以得到单像素宽的、连通的、封闭的及位置准确的轮廓。而由 Osher 和 Sethian 提出的水平集理论的方法^[3]比较容易处理曲线拓扑结构的变化,计算精度高,算法稳定。该理论的思想是将曲线或者曲面作为零水平集映射到高维的水平集函数中,通过高维函数来表达低维曲线或者曲面的演化过程。随后, Li^[4,5]等人提出了基于边缘的水平集图像分割模型,该模型解决了曲线在演化过程中需要重新初始化的问题,但该方法依然存在曲线演化方向单一、曲线对初始位置敏感等问题。

为了解决上述问题,本文通过加入符号压力函数来指引

曲线演化方向,控制曲线演化速度,实现对 Li 模型的改进。针对医学图像中复杂目标难以被完全分割的问题,提出一种组合方法,即标记分水岭先进行预处理,获取全局信息;再由改进型 Li 模型算法(无需重新初始化的水平集方法)进行二次分割,实现对医学图像的完全分割。

1 分水岭

1.1 分水岭算法的数学描述

分水岭算法是一种常用的分割方法,最早来源于地形学,由 Luc Vincent 和 Pierre Soille^[6]提出,本质上属于区域分割算法的范畴。假设图像中所有梯度值取值范围为 $D_I = Z^2$, I 为图像梯度值,定义如下:

$$I = \begin{cases} D_I \subset Z^2 \rightarrow \{0, 1, \dots, N\} \\ p \rightarrow I(p) \end{cases}, 0 \leq N \leq 255 \quad (1)$$

定义 1(连通路径) 假设图像中存在 p, q 两个像素点, p 点与 q 点之间的连通路径为 L , 由 $(p_0, p_1, \dots, p_{l-1}, p_l)$ 这 $(l+$

张 辉(1992—),男,硕士,主要研究方向为图像处理与分析, E-mail: 1095706553@qq.com;朱家明(1972—),男,博士,教授,主要研究方向为智能与自适应控制及图像处理, E-mail: qingzhu@yzu.edu.com(通信作者);陈 静(1989—),男,硕士,主要研究方向为医疗图像处理;吴 杰(1990—),男,硕士,主要研究方向为数字图像处理。

1)个点组成。其中 $p_0 = p, p_i = q, \forall i \in [1, l], (p_{i-1}, p_i) \in G$ 。

定义2(门限函数) 图像的梯度值的取值范围为 $D_l = Z^2$, 其中 h_{\max} 和 h_{\min} 分别表示 D_l 的最大值和最小值。当梯度值为 h 时, 用门限函数 $T_h(I)$ 来表示所有小于梯度值 h 的像素点的集合:

$$T_h(I) = \{p \in D_l, I(p) \leq h\} \quad (2)$$

假设积水盆地 $C(M)$, 其中 M 为盆地灰度最小值。所有像素点所在的积水盆地满足如下表达式:

$$C_h(M) = \{p \in C(M), I(p) \leq h\} = C(M) \cap T_h(I) \quad (3)$$

定义3(测地距离) 假设区域 A 中存在 x, y 两点, 且两点间的连通路径是 A 内所有路径中最短的:

$$d_A(x, y) = \inf\{l(p)\} \quad (4)$$

定义4(测地影响区域) 假设连通区域 A 中存在子集合 B (由 B_1, B_2, \dots, B_k 互不相连的区域组成):

$$iz_A(B_i) = \{p \in A, \forall j \in [1, k] \text{ 且 } j \neq i, d_A(p, B_i) < d_A(p, B_j)\} \quad (5)$$

定义5 当区域内的点到两个或多个区域测地距离相等时, 构成了区域间的交界, 定义如下:

$$SKIZ_A(B) = A - IZ_A(B) \quad (6)$$

$$IZ_A(B) = \bigcup_{i \in [1, k]} iz_A(B_i)$$

1.2 标记分水岭算法

图像中存在大量的极小值点导致分割区域数量过多, 出现虚假边缘信息。为了限制分割区域的数量, 提出了标记分水岭算法^[7,8], 其基本步骤为: 分割前, 对待分割图像进行梯度值计算, 并从低到高进行排序, 通过指定阈值来屏蔽一些与目标不相符的伪极小值, 将保留下来的局部极小值像素点作为标记来修改梯度图像, 其余梯度值依次“上推”。

标记分为两类, 与目标区域相关联的记为内部标记, 与背景相关联的记为背景标记, 由此图像的各个区域就只包含一个内部标记和一个背景标记, 问题就转化为将各个区域的内部标记和背景标记进行分割, 再运用分水岭算法进行分割, 从而避免了过分割。

2 水平集

2.1 Li 模型

水平集方法^[9]能够较好地处理图像的拓扑变化的问题, 使得分割目标的结构与曲线的拓扑结构无关。传统水平集函数在演化过程中丢失符号性的情况常有发生, 需要重新初始化。Li 等提出了一种无需重新初始化的水平集方法, 其能量泛函定义为:

$$E(\varphi) = \mu \int_{\Omega} \frac{1}{2} (|\nabla \varphi| - 1)^2 dx dy + \lambda \int_{\Omega} g \delta(\varphi) |\nabla \varphi| dx dy + v \int_{\Omega} g H(\varphi) dx dy \quad (7)$$

其中, Ω 为图像域; φ 为水平集函数; $\delta(x)$ 为 Dirac 函数; $H(x)$ 为 Heaviside 函数; μ, λ, v , 为正常数; g 为停止函数, 其表达式为:

$$g(x, y) = \frac{1}{1 + |\nabla G_{\sigma}(x, y) * I(x, y)|^2} \quad (8)$$

其中, $G_{\sigma}(x, y)$ 表示方差为 σ 的高斯函数; $I(x, y)$ 为图像函数。

式(7)中等式右边第一项为能量惩罚项, 其作用是保持符

号距离函数的有效性; 第二项和第三项分别通过定义曲线长度和曲线面积来使得演化曲线逼近目标边缘。

Li 模型虽然有效解决了曲线演化过程中需要初始化的问题, 但是该模型还是存在一些不足之处: 1) 演化曲线对初始位置比较敏感; 2) 曲线的演化方向单一, 演化速度缺乏控制; 3) 停止函数不能够及时准确地反映出目标边缘信息。

2.2 改进型 Li 模型

根据文献^[10], 本文构造一种符号压力函数取代传统的 Li 模型中的停止函数, 其表达式为:

$$spf(I) = I(x, y) - (\max(c_1, c_2) - \omega |c_1 - c_2|) \quad (9)$$

其中, $spf(I) \in [-1, 1]$; $I(x, y)$ 为图像函数; ω 为权重系数且 $\omega \in (0, 1)$; c_1, c_2 分别表示曲线内外的灰度均值, 其表达式为:

$$c_1 = \frac{\int_{\Omega} I(x, y) H(\varphi(x, y)) dx dy}{\int_{\Omega} H(\varphi(x, y)) dx dy} \quad (10)$$

$$c_2 = \frac{\int_{\Omega} I(x, y) (1 - H(\varphi(x, y))) dx dy}{\int_{\Omega} (1 - H(\varphi(x, y))) dx dy}$$

利用符号压力函数可以将图像划分为目标区域和背景区域, 实现过程如下:

$$\min(c_1, c_2) < \max(c_1, c_2) - \omega |c_1 - c_2| < \max(c_1, c_2) \quad (11)$$

假设目标区域、背景区域灰度均匀且目标区域灰度均值大于背景区域灰度均值 ($c_1 > c_2$),

$$spf(I) = c_1 - (\max(c_1, c_2) - \omega |c_1 - c_2|) > 0 \quad (12)$$

表明该点像素属于目标区域。

$$spf(I) = c_1 - (\max(c_1, c_2) - \omega |c_1 - c_2|) < 0 \quad (13)$$

表明该点像素属于背景区域。

符号压力函数用来指引曲线的演化方向, 不仅可以有效地解决曲线单向演化的问题, 同时曲线也摆脱了对初始位置的依赖性。当 $spf(I) > 0$ 时, 该点像素属于目标区域, 曲线扩张, 将该点像素纳入曲线内; $spf(I) < 0$ 时, 该点像素属于背景区域, 曲线收缩, 避开该点像素; $spf(I) = 0$ 时, 表明演化曲线到达目标区域边缘。

速度函数 v 是一个定常数, 可能会导致曲线演化速度过快或者过慢, 本文提出一种新的速度函数:

$$v = k(e^{\varepsilon \times spf(I)} - 1) \quad (14)$$

其中, k 和 ε 为正常数, 新的速度函数不仅可以改变曲线演化方向, 还可以自动调节速度值的大小。 $spf(I) > 0, v > 0$ 时曲线进行扩张且速度值较大; $spf(I) < 0, v < 0$ 时曲线收缩且速度值较大; $spf(I)$ 接近零时曲线接近目标边缘, v 同样也接近零, 可以避免边缘泄漏。

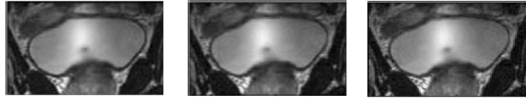
通过加入新的速度函数和符号压力函数, 定义新的能量泛函为:

$$E(\varphi) = \mu \int_{\Omega} \frac{1}{2} (|\nabla \varphi| - 1)^2 dx dy + \lambda \int_{\Omega} spf(I) \delta(\varphi) |\nabla \varphi| dx dy + v \int_{\Omega} spf(I) H(\varphi) dx dy \quad (15)$$

运用梯度下降法可得曲线演化方程为:

$$\frac{\partial \varphi}{\partial t} = \mu [\Delta \varphi - \operatorname{div}(\frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|})] + \lambda \delta(\varphi) spf(I) \operatorname{div}(\frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|}) - spf(I) v \delta(\varphi) \quad (16)$$

图 1 是 MRI 医学图像,分别使用 Li 模型和改进型 Li 模型进行分割。在同样的迭代次数下,将两种模型对 MRI 医学图像的分割结果进行对比,可以看出改进型 Li 模型的精度更高,边缘信息更完整,运行时间更短。



(a)MRI 医学图像 (b)Li 模型分割结果 (c)改进型 Li 模型

图 1 Li 模型与改进型 Li 模型对 MRI 医学图像的分割结果对比

表 1 列出了 Li 模型与改进型 Li 模型对 MRI 医学图像在相同迭代次数下的运行时间比较。

表 1 Li 模型与改进型 Li 模型对 MRI 医学图像在相同迭代次数下的运行时间比较

模型	迭代次数	运行时间(s)
Li 模型	300	29.41
改进型 Li 模型	300	23.24

3 本文模型

标记分水岭算法能够快速准确定位目标区域边缘信息,但该算法屏蔽了部分极小值,可能导致对目标边缘信息提取的不完整。改进型 Li 模型不仅使得演化曲线具有双向性,同时有效地控制了演化速度,但该算法考虑的仅仅是图像局部信息,忽略了全局信息,导致了对目标区域的分割不完全。

根据标记分水岭算法和改进型 Li 模型各自的优缺点,本文提出标记分水岭与改进型 Li 模型组合的算法,该算法能够实现医学图像中复杂目标更加精确的分割。

组合算法步骤:

- 1) 根据需要对待分割图像进行形态学(降噪、腐蚀、膨胀、开操作、闭操作等)预处理;
- 2) 对预处理后的图像进行标记分水岭变换、分割,获取图像更多边缘信息;
- 3) 将被标记分水岭分割后的图像作为改进型 Li 模型的初始图像,初始曲线为 C^0 , 初始水平集为 φ^0 ;
- 4) 更新 n 时刻的水平集 φ^n 为 $(n+1)$ 时刻的零水平集,即演化曲线 C^{n+1} ;
- 5) 当曲线能量泛函达到最小值时,演化结束;

4 仿真实验结果与分析

本文实验环境:MATLAB 2009a,Core i5 CPU 2.67GHz,内存 4GB,Windows7。

实验对象为医学人脑图像以及医学细胞图像。设定实验参数为: $\lambda=5.0, \mu=0.04, k=6.0, \epsilon=0.01, \tau=5.0$ 。

图 2 是医学人脑图像分割效果,分别使用标记分水岭算法、改进型 Li 模型算法和本文的组合算法进行分割。比较图 2(d)和图 2(e)可以发现标记分水岭算法明显优于传统分水岭算法,克服了过分分割的问题且保留了对弱边界提取能力强的特点,但是未能实现对目标区域的完全分割。比较图 2(f)和图 2(g)可以发现改进型 Li 模型分割效果更好,但在细微组织边缘处出现了泄漏。比较图 2(e)、图 2(g)、图 2(h)可以发现本文提出的组合算法分割的效果明显优于各自分割的

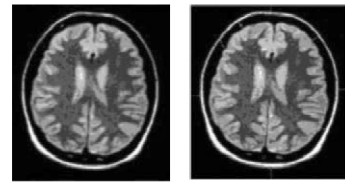
效果,既具有优良的抗噪性能,同时也能够实现对目标组织的完全分割。



(a)医学人脑图像 (b)降噪后的图像 (c)梯度图像



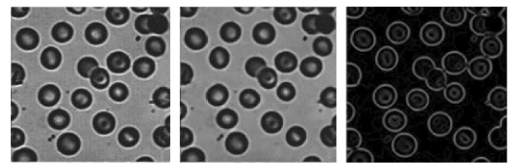
(d)分水岭分割图像 (e)标记分水岭图像 (f)Li 模型



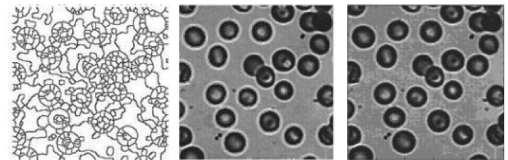
(g)改进型 Li 模型 (h)组合算法分割图

图 2 医学人脑图像分割效果图

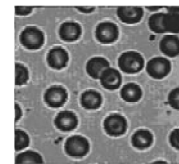
图 3 是医学细胞图像分割效果,分别使用标记分水岭算法、改进型 Li 模型算法、组合算法进行分割。比较图 3(e)、图 3(f)和图 3(g)可以发现标记分水岭算法对细胞的捕获能力较强,但对细胞的边界和内部组织的分割出现了泄漏;改进型 Li 模型由于缺乏全局信息,无法分割出位于图像边缘的细胞。本文的组合算法保留了两种算法的优点,实现了对图像中所有细胞的完全分割。



(a)医学细胞图像 (b)滤波后的图像 (c)梯度图像



(d)分水岭分割图 (e)标记分水岭 (f)改进型 Li 模型



(g)组合算法分割图

图 3 医学细胞图像分割效果图

结束语 本文提出的标记分水岭与改进型 Li 模型的组合算法优势明显:标记分水岭算法能够快速地获取图像全局信息;改进型 Li 模型使得曲线能够双向演化,新的速度函数

根据符号压力函数可以自动调节演化速度,避免边缘泄漏,实现对目标区域的精确分割。实验结果表明本文组合算法对医学图像中复杂目标的分割精确更高,效果更满意。

参 考 文 献

[1] 江贵平,秦文健,周寿军,等. 医学图像分割及其发展现状[J]. 计算机学报,2015,38(6):1222-1241

[2] 刁智华,赵春江,郭新宇,等. 分水岭算法的改进方法研究[J]. 计算机工程,2010,36(17):4-6

[3] Osher S, Sethian J A. Fronts propagating with curvature dependent speed; Algorithms based on the Hamilton-Jacobi formulation [J]. Journal of Computational Physics,1998,79:12-49

[4] Li C M, Kao C Y, Gore J C, et al. Minimization of region-scalable fitting energy for image segmentation [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2008, 17 (10): 1940-1949

[5] Li C, Xu C, Gui C, et al. Level set evolution without re-initialization; A new variational formulation[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Patten Recognition (CVPR). 2005: 430-436

(上接第 169 页)

由图 6 示出的各平台所耗费的时间分布可知,不同的显卡平台进行并行处理时,各个阶段的运行所花费的时间不尽相同。由于 NVIDIA 显卡的 CUDA SDK 提前搭建好了相应的并行处理环境,因此 NVIDIA+OpenCL 并行处理的大部分时间被消耗在内核执行上,而不需要消耗在环境搭建上。与之相比,CUDA 并行处理内核执行所耗时间几乎为零,而大部分时间被消耗在数据传递上,所以出现了图 5 中后两幅大尺寸影像加速比没有前两幅的高的现象。Intel+OpenCL 和 AMD+OpenCL 并行处理在工程构建上消耗了大部分时间,所以导致了表 2 中较小尺寸影像在 OpenCL 并行处理时所耗费的时间反而比在 CPU 串行处理时所耗费的时间多。正是由于每次在并行处理前进行新环境的构建,OpenCL 技术才具有 CUDA 技术所没有的异构平台并行处理的通用性。

结束语 随着卫星、无人机等技术的发展,遥感数据量亦会随之增加,提高遥感数据处理的效率以及平台兼容性有利于应对大数据、快节奏以及自动化时代的发展需求,能更有效地提高对于各种突发事件(如地震、泥石流等)的反应能力,保护人们生命财产安全。本文使用 OpenCL 技术在现今主流的计算机显卡平台上实现影像畸变纠正的并行处理,使得影像处理速度比 CPU 的串行处理提高了 3.4~29.1 倍,极大地提高了遥感数据处理的效率。但是相比 CUDA 技术来说,OpenCL 技术的处理效率仍需要进一步提高。在异构平台上,OpenCL 展示出了优良的异构平台通用性,不仅能应用于串行处理的 CPU 平台,也能应用于 Intel、AMD 和 NVIDIA 等 GPU 平台。这不仅降低了针对不同计算机平台重新编写并行处理程序的成本,还解决了因不同计算机平台所带来的并行处理程序兼容性问题,大大提高了实际工作中的效率。

[6] Vincent L, Soilh P. Watersheds in digital space; An efficient algorithm based on immersion simulations [J]. IEEE Translations on Pattern Analysis and Machine Interpretation, 1991, 13(6): 583-598

[7] 阮秋琦,阮宇智,等. 数字图像处理[M]. 北京:电子工业出版社,2011:497-502

[8] 赵珊,王水. 结合进化规划的图像分水岭分割技术[J]. 计算机科学,2011,38(5):265-267

[9] 方江雄. 变分和偏微分方法在图像分割中的应用[M]. 北京:中国石化出版社,2015:20-23

[10] Xu C Y, Yezzi A, Prince J L. On the relationship between parametric and geometric active contour[C]// Processing of 34th Asilomar Conference on Signals Systems and Computer. Pacific Grove: IEEE Press, 2000: 483-489

[11] Salah M B, Mitiche A, Ayed I B. Multiregion image segmentation by parametric kernel graph cuts[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(2), 545-557

[12] Han X Z, Jian Z. A nonlinear image enhancement algorithm based on partial differential equations[C]// IEEE 10th International Conference Signal Processing. 2010:1114-1116

同时,这也为个人计算机能更好地运用于遥感影像快速处理提供了一个有效的途径,极大地促进了并行处理技术在个人计算机上的发展。

本研究侧重于解决在遥感影像大数据条件下如何提高个人计算机的处理效率问题以及异构平台的通用性问题,但是关于影像数据存储方面有待深入研究,有效地管理影像数据的存储能更进一步提高处理效率,这是今后进一步研究和解决的重点。

参 考 文 献

[1] 肖汉,马歌,周清雷. 面向 OpenCL 架构的 Harris 角点检测算法[J]. 计算机科学,2014,41(7):306-309,321

[2] 王艳梅,史晓华,于湛麟. SURF 算法在通用 GPU 和 OpenCL 的优化与实现[J]. 电子测试,2013(23):38-42

[3] 李焱,张云泉,王可等. 异构平台上基于 OpenCL 的 FFT 实现与优化[J]. 计算机科学,2011,38(8):284-286,296

[4] 熊英,罗琼. 基于 OpenCL 的 NDVI 算法[J]. 计算机光盘软件与应用,2013,16(18):99-100

[5] 安小景,张云泉,贾海鹏. 基于 OpenCL 的直方图生成算法优化方法研究[J]. 计算机科学,2015,42(11):32-36

[6] 丁莹,李文辉,范静涛,等. 基于 GPU 的大视场景物畸变实时校正算法[J]. 吉林大学学报(工学版),2010,40(1):189-194

[7] 詹总谦,卢亮. 基于 GPU 并行处理技术的影像畸变差修正[J]. 测绘信息与工程,2011,36(2):1-3

[8] Parker J A, Kenyon R V, Troxel D E. Comparison of interpolating methods for image resampling[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1983, 2(1): 31-39

[9] 张剑清,潘励,王树根. 摄影测量学(第二版)[M]. 武汉:武汉大学出版社,2003:213-215