

结合 DRLSE 模型的自适应医学图像分割算法*

刘伟伟^{1,2} 刘金清^{1,2}

(1. 福建师范大学物理与光电信息科技学院 福州 350007; 2. 福建省光子技术重点实验室 福州 350007)

摘 要: 最近提出的距离正则化的水平集演化新模型采用高斯滤波去除图像噪声, 存在使图像边缘变模糊和仍然不能实现自适应分割的问题。为了解决这些问题, 采用正则化的 P-M 方程滤波, 实现在去除噪声的同时保护图像边缘信息。并且通过初始曲线内外梯度模值的信息改变曲线单位法向量的方向, 从而使曲线自适应地向内或者向外演化。最后, 用改进的算法准确地提取出了医学图像的轮廓, 算法的效率也有很大的提高。

关键词: 变分水平集; 正则化 P-M 方程; 单位法向量; 测地线活动轮廓; 图像分割

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A

Adaptive medical image segmentation algorithm combined with DRLSE model

Liu Weiwei^{1,2} Liu Jinqing^{1,2}

(1. School of Physics and Opto-Electronics Technology, Fujian Normal University, Fuzhou 350007;

2. Fujian Provincial Key Laboratory for Photonics Technology, Fuzhou 350007)

Abstract: The distance regularized level set evolution model proposed recently which uses Gaussian filter to reduce the image noise will yield blurred image edges. Besides, the model still can't segment adaptively. To solve these problems, we adopt regularized P-M equation filter which can remove the noise while preserving edge information. On the other hand, gradient information which depends on inward and outward area's curve is used to improve the direction of the unit normal vector. As a result, the curve can realize adaptive evolution inwards or outwards. In the end, the modified algorithm is applied to accurately extract the medical image's contour, and greatly reduce computational cost.

Keywords: variational level set; regularized P-M equation; unit normal vector; geodesic active contour; image segmentation

0 引 言

不含自由参数测地线活动轮廓 (geodesic active contour, GAC) 模型已广泛应用于边缘检测、医学图像分割等领域, 医学图像分割是计算机医疗辅助诊断中的关键技术^[1-2]。Chunming Li 等人早期提出 1 种完全不需要重新初始化的变分水平集方程^[3]实现 GAC 模型, 极大地提高了算法的效率。然而, 变分水平集方程惩罚项中的函数会引起扩散率趋于无穷大的问题, 因此 Chunming Li 等人提出 1 种新模型, 称为距离正则化的水平集演化 (distance regularized level set evolution, DRLSE)^[4]。通过改进惩罚项中的函数, 使扩散率为 1 个有界常数, 提高了数值精确性。然而, DRLSE 模型仍然存在一些缺点:

1) DRLSE 模型在计算图像梯度模值的时候采用高斯滤波, 高斯滤波在去除噪声的同时会使图像的边缘变模糊。对活动轮廓模型来说, 边缘是 1 个很重要的信息。

2) 需要根据初始曲线的位置 (初始曲线包围目标边界或在目标边界内部), 人为确定常量演化速度的符号, 因此该模型需要人机交互, 不能实现自适应分割。

为了达到去除噪声的同时保护边缘, 本文将 DRLSE 模型中的高斯滤波改进为正则化的 P-M 方程^[5]滤波。同时, 由于改进了滤波函数, 有利于准确地计算出边缘的梯度模值。利用初始曲线内外的梯度模值信息, 根据初始轮廓的位置, 自适应地改变曲线单位法向量的方向, 从而引导曲线自适应地向内或向外演化。最后, 将本文改进的算法应用于心脏 MRI 图像和脊椎的 CT 图像, 准确地提取出轮廓, 并且算法的效率提高了将近一倍。

1 距离正则化的水平集演化模型

不含自由参数测地线活动轮廓模型, 是用最小化以下“能量”泛函来确定活动轮廓:

本文于 2011 年 8 月收到。

*基金项目: 福建省自然科学基金面上项目 (2010J01327) Publishing House. All rights reserved. <http://www.cnki.net>

$$L_R(C) = \int_0^{L(C)} g(|\nabla I[C(s)]|) ds$$

式中: ∇I 为图像的梯度, $g(|\nabla I|)$ 为边缘停止函数。传统上我们采用水平集^[6]的方法来实现 GAC 模型, 该方法需要重新初始化^[7]。Chunming Li 等人为了完全避免重新初始化, 根据符号距离函数的特征引入 1 个内部能量 $R_p(u)$, 也可以称为惩罚项, 把它加入到能量泛函中:

$$R_p(u) = \int_a p(|\nabla u|) dx \quad (1)$$

来纠正水平集函数与符号距离函数的误差, 强迫演化曲线保持在符号距离函数附近, 从而在演化过程中无需再周期性地初始化演化曲线, 并可以采用较大时间步长, 提高演化速度。

式(1)中的 $p = p_1(s) = 1/2(s-1)^2$ 有唯一的最小值点 $s = 1$ 。根据梯度下降流的公式: $\frac{\partial u}{\partial t} = \mu \operatorname{div}(d_p(|\nabla u|) \nabla u)$ 。其中 $d_p(s) = p'(s)/s = 1 - (1/s)$ 。由扩散过程的物理学背景可知, 该方程是 1 个扩散方程, 扩散率为 $D = \mu d_p(|\nabla u|)$ 。由 $d_p(s)$ 的公式可知: 当 $|\nabla u|$ 趋近于 0 的时候, 扩散率的值是 1 个负无穷大, 会影响数值计算的精确性。

为了避免这一问题, Chunming Li 等人引入了 1 个具有 2 个最小值点的函数 $p_2(s)$:

$$p_2(s) = \begin{cases} \frac{1}{(2\pi)^2} (1 - \cos(2\pi s)) & s \leq 1 \\ \frac{1}{2} (s-1)^2 & s \geq 1 \end{cases}$$

因此, $d_p(s) = p'_2(s)/s$ 满足: $|d_p(s)| < 1$ 和 $\lim_{s \rightarrow 0} d_p(s) = 1$ 。扩散率 $|D| \leq \mu$ 是一个有界的常数, 可以避免 $p_1(s)$ 引起扩散率趋于无穷大的问题, 提高数值的精确性。总能量为:

$$E(u) = \mu \iint_a p_2(|\nabla u|) dx dy + \lambda \iint_a g(|\nabla H(u)|) dx dy + c \iint_a [1 - H(u)] g dx dy$$

式中: $\lambda > 0$, 并且 c 是常数。 H 是 Heaviside 函数, δ 是 Dirac 函数, Dirac 函数中含有参数 ϵ 。

相应的水平集演化方程为:

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \mu \operatorname{div}(d_p(|\nabla u|) \nabla u) + \lambda \delta(u) \operatorname{div}\left(g \frac{\nabla u}{|\nabla u|}\right) + cg\delta(u) \quad (2)$$

式中: $g = 1/(1 + |\nabla G_\sigma I|^2)$, G_σ 表示方差为 σ 的高斯函数, 即用高斯滤波去除噪声。

该新模型称为距离正则化的水平集演化 (DRLSE) 模型, 改进惩罚项函数后提高了数值的精确性。

2 DRLSE 模型的改进

2.1 滤波函数的改进

为了在去除图像噪声的同时保护边缘信息, 将 DRLSE 模型中的高斯滤波函数改进为正则化的 P-M 方程:

$$\begin{cases} \frac{\partial I(x, y, t)}{\partial t} = \operatorname{div}[g(|\nabla I_s|) \nabla I] \\ I(x, y, 0) = I_0(x, y) \end{cases} \quad (3)$$

式中: $I_s(x, y, t) = G_\sigma I(x, y, t)$, 它在滤波的同时, 运用了图像的梯度模值, 将滤波与图像的边缘检测结合起来, 可以根据图像的信息改变传导系数, 从而在滤波的过程中很好地保留了图像的边缘。并将单一尺度的高斯平滑与正则化的 P-M 方程结合起来, 先对图像进行高斯滤波, 求出滤波后图像的梯度模值, 然后用正则化的 P-M 方程得到非线性扩散滤波后的图像, 去除噪声的同时很好地保留了边缘信息, 能够有利于我们准确地计算出图像的梯度模值。式(3)的解就是经过正则化 P-M 方程滤波后的图像。

2.2 模型的自适应演化

2.2.1 模型存在的问题分析

我们知道, GAC 模型不能很好地收敛到图像的凹陷部分^[8]。为了解决这一问题, 在模型中加入 1 个“收缩力”, 使它的方向指向曲线的内部。这个力就是模型中的常数 c , c 的符号决定了曲线的演化方向。若初始曲线包围目标物体, 定义常量速度 $c > 0$, 演化曲线向内收缩到目标边界; 若初始曲线位于目标物体内部, 要求常量速度 $c < 0$, 演化曲线向外扩张。因此, 当 c 的符号一定下来, 曲线就只能向一个方向演化。这就需要我们根据初始轮廓的位置, 人为地定义 c 的符号, 不能实现自适应分割^[9]。

根据平面曲线的知识, 水平集的单位法向量可表示为:

$$N = \pm \frac{\nabla u}{|\nabla u|} \quad (4)$$

当 $u(x, y)$ 在零水平集内部取负, 外部取正的情况下, 式(4)取负号, 反之则取正号。这样使单位法向量的方向总是指向封闭曲线的内部。根据 GAC 模型:

$$\frac{\partial C}{\partial t} = g(c + \kappa) N - (\nabla g \cdot N) N \quad (5)$$

式中: κ 是曲线的曲率。式(5)两项都含曲线单位法向量。由 GAC 模型的行为分析可知, 曲线是在单位法向量方向的驱动下运动的。通过改变初始的 $u(x, y)$ 函数, 使 $u(x, y)$ 根据曲线的位置决定在零水平集内部取负, 外部取正还是在零水平集内部取正, 外部取负。这样, 可以使单位法向量的方向向内或者向外, 从而引导曲线向内或者向外运动。

2.2.2 自适应演化算法分析

对于活动轮廓模型来说, 图像边缘的梯度模值是一个很重要的信息。若待分割的目标物体在演化曲线内部, 则曲线内部既有目标物体, 又有背景, 灰度分布较复杂^[10]。因此, 曲线内部的梯度模值平均值较曲线外部大。若待分割的目标物体在演化曲线外部, 则曲线内部梯度模值平均值比曲线外部小。初始 $u(x, y)$ 函数的定义如下:

$$u(x, y) = \begin{cases} -a_0 & (x, y) \in C_0 \text{ 内部} \\ a_0 & (x, y) \in C_0 \text{ 外部} \end{cases}$$

式中: a_0 是一个常数, C_0 是初始曲线。在该定义下, 式(4)恒为负, 单位法向量方向恒指向曲线内部, 式(5)中第一项是

常量演化速度 c 和单位法向量的乘积, c 的符号改变了单位法向量的方向, 引导曲线的运动。因此, 我们令常量演化速度 c 恒大于 0, 定义自适应的 $u'(x, y)$ 函数如下:

$$u'(x, y) = \begin{cases} u(x, y) & D_{\text{int}} > D_{\text{ext}} \\ -u(x, y) & D_{\text{int}} < D_{\text{ext}} \end{cases} \quad (6)$$

式中: D_{int} 为演化曲线内部区域的图像梯度模值的平均值, D_{ext} 为演化曲线外部区域的图像梯度模值的平均值。在常量演化速度 c 恒大于 0 的情况下, c 的符号不会改变单位法向量的方向。因此若待分割的目标物体在演化曲线内部, $D_{\text{int}} > D_{\text{ext}}$, $u'(x, y) = u(x, y)$, 从而式(4)取负号, 单位法向量方向指向曲线内部, 曲线向内演化; 若待分割的目标物体在演化曲线外部, $D_{\text{int}} < D_{\text{ext}}$, $u'(x, y) = -u(x, y)$, 从而式(4)取正号, 单位法向量方向指向曲线外部, 曲线向外演化。

利用正则化 Heaviside 函数^[8], 对当前零水平集内部和外部的图像梯度模值的平均值 D_{int} 和 D_{ext} 可按式计算, 可以避免检测零水平集的麻烦:

$$D_{\text{int}} = \frac{\sum_{i,j} (1 - H_\epsilon(u'(x, y)) |\nabla I|)}{\sum_{i,j} [1 - H_\epsilon(u'(x, y))]},$$

$$D_{\text{ext}} = \frac{\sum_{i,j} H_\epsilon(u'(x, y)) |\nabla I|}{\sum_{i,j} H_\epsilon(u'(x, y))}$$

2.3 改进后的模型

我们将正则化的 P-M 方程和自适应算法结合在一起, 构造新的水平集演化方程:

$$\frac{\partial u'}{\partial t} = \mu \operatorname{div}(d_{\eta}(|\nabla u'|) \nabla u') + \lambda \delta(u') \operatorname{div}\left(g' \frac{\nabla u'}{|\nabla u'|}\right) + c g' \delta(u') \quad (7)$$

式(7)中 $g' = 1/(1 + |\nabla I'|^2)$, I' 为经过正则化 P-M 方程滤波后的图像。 u' 为采用式(6)定义的初始函数。迭代后 $u'(x, y)$ 的零水平集就是最后的分割结果。

3 实验仿真结果

在医学图像中, 病灶的轮廓信息是 1 个非常重要的特征信息。提取出的轮廓, 可以帮助医生对病变组织进行定量的分析, 分析病情, 引导正确的诊断计划^[11-13]。由于医学图像含噪声强, 采用高斯滤波由于滤除了边缘信息常常导致分割失败。

为了验证本文改进了滤波函数并且可以自适应分割的算法的有效性, 用本文改进的算法和 DRLSE 模型进行两组实验, 分别是心脏的 MRI 图像和脊椎的 CT 图像实验。两组实验均在 CPU 主频为 2.8 GHz, 内存为 2 G 的计算机上运行, 使用的软件为 MATLAB7.0。

3.1 心脏 MRI 图像实验

心脏的 MRI 图像实验结果如图 1 所示。心脏的 MRI 图像含有较高的噪声, 并且心脏内壁边缘比较模糊。本文

改进的算法在去除噪声的过程中具有保护边缘信息的能力, 同时具有自适应分割的能力。改进的算法中不论初始轮廓在目标轮廓内外, 常量演化速度 c 的值恒为正数, 根据初始轮廓的位置自适应地决定单位法向量的方向, 引导曲线运动。而 DRLSE 模型就需要根据初始轮廓的位置改变常量演化速度 c 的符号。实验采用的参数为: $\epsilon = 1.5, \lambda = 5$, 时间步长为 5, $\mu = 0.04$ 。

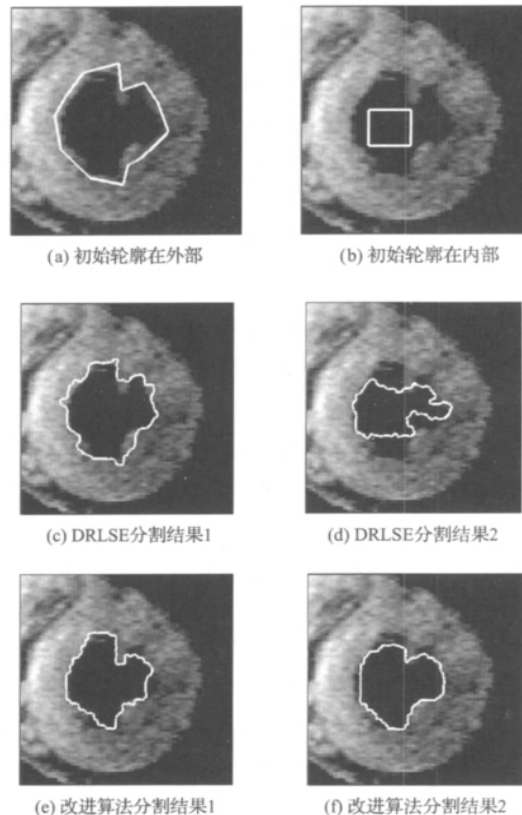


图 1 实验 1 的分割结果

表 1 实验 1 的数据

模型	初始轮廓	演化速度 c	迭代次数	所用时间
DRLSE	外部	1.5	300 次	41.171 9 s
改进的算法	外部	1.5	150 次	33.109 4 s
DRLSE	内部	-1.5	700 次	84.171 9 s
改进的算法	内部	1.5	300 次	67.203 1 s

从图 1 和表 1 中我们可以看出, 本文改进的算法中不需要改变常量演化速度 c 的符号, 它的值恒大于零, 根据初始轮廓的位置自适应改变单位法向量的方向来引导曲线向内或者向外运动, 而 DRLSE 模型需要我们人为地根据初始轮廓的位置定义常量演化速度的符号。同时, 本文改进的算法由于改进了滤波函数, 保护了边缘信息, 需要的迭代次数少, 并且所用的时间也较 DRLSE 模型少, 提高了算法的效率。并且从图 1 中可以看出, 本文改进的算法不论初

始轮廓离目标轮廓远还是近,都能较准确地提取出心脏内壁边缘的轮廓。而 DRLSE 模型当初始轮廓离目标轮廓较远时,提取的轮廓不准确。

3.2 脊椎 CT 图像实验

半椎畸形的脊椎 CT 图像实验结果如图 2 所示。分别用 DRLSE 模型和本文改进的算法进行实验,实验采用的参数为: $\epsilon = 1.5$, $\lambda = 5$,时间步长为 5, $\mu = 0.04$ 。

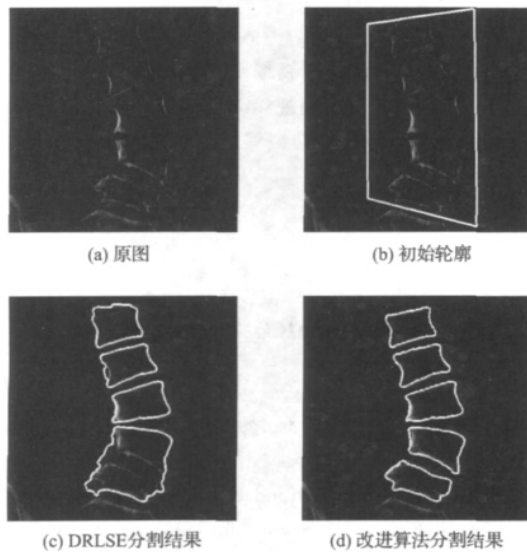


图 2 实验 2 的分割结果

从图 2 和表 2 中我们可以看出本文改进的算法提取的脊椎轮廓比 DRLSE 模型准确,并且在初始轮廓包围目标轮廓的时候,自适应地向内演化,算法效率也提高了一倍多。

表 2 实验 2 的数据

模型	演化速度 c	迭代次数	所用时间
DRLSE	1.0	1200 次	224.078 1 s
改进的算法	1.0	500 次	100.765 6 s

4 结 论

通过对不同医学图像进行分割实验,本文的算法具有自适应分割的能力,排除了常量演化速度 c 的符号对曲线演化方向的影响。对初始轮廓在目标边界内外都能自适应地判断演化方向,提取出目标轮廓,减少了人机交互。并且对于噪声强的医学图像能准确地提取出轮廓,算法的效率也有很大提高。可以将本文的算法应用于计算机辅助诊断,帮助医生提取出病灶轮廓。但常量演化速度 c 的大小要针对不同的图像进行调整,以免收缩力过大或者过小,使曲线收敛到伪边缘或者不能收敛到凹陷处。因此, c 的大小能够根据不同的图像进行自适应地调整将是我们以后继续研究的方向。

参 考 文 献

- [1] 刘明生,吴小培,项明.一种基于指纹图像特征的图像分割算法[J].电子测量技术,2009,32(8):98-100,105.
- [2] 马立虎,李洋,洪文.一种基于软阈值方法的改进 A1/A2 极化干涉分类算法[J].国外电子测量技术,2010,29(7):27-32.
- [3] LI C, XU C, GUI C, et al. Fox, level set evolution without initialization: a new variational formulation [C]. In Proc. IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit., 2005(1):430-436.
- [4] LI C, XU C, GUI C, et al. Fox, distance regularized level set evolution and its application to image segmentation [J]. IEEE Trans. Image Processing, 2010,19(12):3243-3254.
- [5] FAN ZH, YANG M Y, LIANG M K, et al. Nonlinear diffusion in laplacian pyramid domain for ultrasonic speckle reduction[J]. IEEE Trans. Medical Imaging, 2007,26(2):200-211.
- [6] 李宏友,汪同庆,叶俊勇,等.一种新的水平集进化模型[J].仪器仪表学报,2008,29(7):1365-1369.
- [7] 刘阳,王福利,常玉清,等.基于改进主动轮廓模型的注塑制品轮廓提取[J].仪器仪表学报,2009,30(7):1410-1415.
- [8] 崔华,高立群.辅以区域力量的梯度矢量流测地线活动轮廓模型[J].中国图象图形学报,2009,14(5):938-943.
- [9] 田巧玉,黄水波,何传江.无需重新初始化的自适应快速水平集演化模型[J].计算机工程与应用,2010:46(18),174-176.
- [10] ZHANG K H, SONG H H, ZHANG L. Active contours driven by local image fitting energy [J]. Pattern Recognit., 2010,43(4):1199-1206.
- [11] 朱春媚,周文辉.改进 Snake 模型在病灶轮廓提取中的应用[J].计算机工程与应用,2008,44(8):242-244.
- [12] 秦然.基于神经网络的 CT 脑血管图像边缘检测算法[J].电子测量与仪器学报,2010,24(4):346-352.
- [13] 王昱斌,毛征,汪友生,等.一种改进的血管壁超声图像边缘检测方法[J].国外电子测量技术,2008,27(9):14-16,20.

作 者 简 介

刘伟伟,男,1986 年出生,福建师范大学在读硕士研究生,主要研究方向为智能信息处理与多媒体通信。

E-mail:weiweiliu86@163.com

刘金清(通讯作者),男,1964 年出生,福建师范大学副教授,硕士生导师,主要研究方向为信息获取与处理技术、DSP 技术及应用、虚拟仪器技术。

E-mail:jqliu8208@sohu.com