

水平集图像分割中重新初始化规避的探索

吴 亚, 汪继文

(安徽大学 计算智能与信号处理教育部重点实验室, 安徽 合肥 230039;

安徽大学 计算机科学技术学院, 安徽 合肥 230039)

摘 要:水平集方法有效地解决了图像分割中曲线演化过程中的拓扑变化问题,其实质是水平集方法与模型的结合,以水平集方法来求解模型得到的偏微分方程的方法。要想约束水平集函数在迭代过程中保持为符号距离函数,保证水平集函数的稳定收敛,就必须对 SDF 重新进行初始化。但是每次都对 SDF 重新进行初始化,大大增加了计算量,浪费了宝贵的时间,从而大幅降低了曲线的演化速度。一直以来,大家在不断地改进算法,缩短每次初始化所需的时间,但收效甚微。SDF 重新初始化的规避,使图像分割时曲线演化速度加快,实验结果表明这种方法是非常有效的,并且具有很强的鲁棒性。重新初始化的规避,减少了计算量,使水平集图像分割法能满足更多的生活、工业应用中的实时性要求。

关键词:图像分割;水平集;重新初始化;模型

中图分类号: TN911.73

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2009)09-0069-03

Avoidance of Re-Initialization in Level Set Image Segmentation

WU Ya, WANG Ji-wen

(Ministry of Education Key Lab. of Intelligent Computing & Signal Processing,

Anhui University, Hefei 230039, China;

School of Computer Science & Technology, Anhui University, Hefei 230039, China)

Abstract: Level set method has effectively solved the problem of the topology change in the procedure of curve evolution of the image segmentation, and the essence of the image segmentation technique using level set method is the combination of level set methods and theoretical models, and to solve partial differential equations model using level set method. In order to keep approximately the level set function as a signed distance function during the iterative procedure and ensure stable the convergence of the level set function, it is necessary to re-initialize signed distance function. But the time-consuming re-initialization procedure is not necessary and the avoidance of re-initialization procedure will speed up the curve evolution and the image segmentation. Already, the results of some experiments show that some models formulations without re-initialize signed distance function is very effective and has a strong robustness. The avoidance of re-initialization of signed distance function reduces the time of calculation and makes the level set method more applicable in life and industry. In this paper, exploration done about avoidance of re-initialization in image segmentation using the level set method was reviewed and outlooked.

Key words: image segmentation; level set; re-initialization; model

0 引 言

图像分割是图像处理中的重要技术,在图像分析、理解、模式识别等方面具有重要意义^[1,2]。基于水平集(Level Set)方法的图像分割算法是图像分割中的关键方法之一^[3]。

用水平集来解决图像分割问题的实质就是水平集

方法与理论模型结合,用水平集方法来求解这些模型得到的偏微分方程(Partial Differential Equation, PDE)^[4]。但是要想约束水平集函数在迭代过程中保持为符号距离函数(Signed Distance Function, SDF),保证水平集函数的稳定收敛,就必须对 SDF 不断重新进行初始化。如果能够规避 SDF 重新初始化,则图像分割时曲线演化速度将大大加快。但不管是算法的改进还是重新初始化的规避常常都是与一定的理论模型结合起来的^[5]。这些能规避 SDF 重新初始化的模型将会使水平集方法得到很大的发展,扩展它在图像分割中的应用前景^[6]。

收稿日期:2008-12-20;修回日期:2009-03-07

基金项目:安徽省自然科学基金项目(2006KJ028B)

作者简介:吴 亚(1983-),女,硕士研究生,研究方向为图像分割;汪继文,教授,博士生导师,主要研究方向为数值模拟方法,偏微分方程数值方法及其应用。

1 水平集方法的核心思想

水平集图像处理的核心思想是将 n 维曲面的演化问题转化为 $n+1$ 维空间的水平集函数曲面演化的隐含方式求解,其要害是通过这种转化,引入了变中的相对不变:水平集函数 f 的水平闭合曲线 C 不变^[7]。

2 水平集与理论模型结合运用于图像分割

水平集的图像分割方法,可以分为基于梯度信息的活动轮廓模型的水平集图像分割法、基于 Mumford-Shahm (M-S) 模型的水平集图像分割法和基于水平集的多相位图像分割法^[8,9]。水平集方法与 Snake 模型结合发展出新的几何 Snake 模型^[10]。该模型由于采用了水平集方法而隐含有拓扑变化的能力,可以处理曲线的拓扑变化,对初值位置不敏感,具有稳定唯一的数值解,因而使得更为复杂结构的图像分割成为可能^[11,12]。

水平集方法与 M-S 模型结合是一种区域提取的分割方法。基于变分法的 M-S 泛函模型的分割方法依赖同质区域的全局信息,因此可以获得较好的分割结果^[13,14]。

Chan-Vese (C-V) 提出一种基于简化 M-S 模型和水平集的图像分割方法,用水平集方法来解决 M-S,该法初始轮廓选取灵活,只需依赖于图像的灰度信息,可以自动检测目标内部的轮廓^[15,16]。不管是几何 Snake 模型方程还是 C-V 方程,水平集函数每次更新后,需要为 SDF 进行重新初始化,来保持计算稳定性和曲线迭代的正确性。

3 重新初始化问题

3.1 重新初始化的意义和不足

在实现传统的水平集方法时,总是需要保持水平集函数的演化接近 SDF,重新初始化总是必须的^[13,17]。但是,在进行初始化的时候选择用何种计算方法来实现以及在进行重新初始化的时候往往计算量很大。由于传统水平集函数在迭代的过程中可能发生退化,使它不再保持 SDF,则将无法得到正确的分割结果,水平集函数必须经常地进行重新初始化,以保证水平集函数接近一个 SDF,从而保证数值解法的稳定性。当水平集函数远离 SDF 时,这类重新初始化的方法就不能用来初始化 SDF^[17-22]。

所以从实现的角度来说,重新初始化的过程是复杂的,计算代价很高并有一定的边界影响。而且,大量的水平集方法在解决它们自己的问题时都有一定的缺点,例如不知道何时和怎样去初始化 SDF^[17-22]。

3.2 模型演化过程中的重新初始化的改进和规避

为缩短每次初始化所需的时间,新的算法和模型不断被推出^[18,19]。同时,SDF 重新初始化的规避,使图像分割时曲线演化速度大大加快。

3.2.1 经典重新初始化的规避方法

以下介绍一种重新初始化的规避方法,一种不需要重新初始化的曲线演化方法。

在曲线演化过程中,保持水平集函数的演化接近于 SDF,特别是在零水平集的邻域^[23]。由于 SDF 必须满足 $|\nabla \Phi| = 1$;反之,如果任意函数 Φ 满足 $|\nabla \Phi| = 1$ 就可以认为是 SDF 乘上一个常量。所以, Li 提出下面的积分方程来代替:

$$p(\Phi) = \int_{\Omega} \frac{1}{2} (|\nabla \Phi| - 1)^2 dx dy \quad (1)$$

在 Ω 属于 R^2 , 函数 Φ 的性质很接近于 SDF 的作用。这种性质的存在为下面求解变量水平集等式起到了很关键的作用。

据上面对 $p(\Phi)$ 的定义,提出了下面的拟和能量函数:

$$\epsilon(\Phi) = \mu p(\Phi) + \epsilon_m(\Phi) \quad (2)$$

其中, $\mu p(\Phi)$ 是内部能量, $\epsilon_m(\Phi)$ 是外部能量。 $\mu > 0$ 是用来控制 $p(\Phi)$ 与 SDF 的偏离程度, $\epsilon_m(\Phi)$ 函数是用来拖动 Φ 零水平曲线靠近目标的边界。

通过下式这样一个梯度向量来最小化能量函数 ϵ :

$$\frac{\partial \Phi}{\partial t} = - \frac{\partial \epsilon}{\partial \Phi} \quad (3)$$

在图像分割中,要依靠外力让初始的曲线动态地靠近目标边界,需要定义一个外部力量函数来拖动闭合曲线到达目标的边界。定义 g 为一个边界指示函数:

$$g = \frac{1}{1 + |\nabla G_g * I|^2} \quad (4)$$

其中, G_g 是 Gaussian Kernel, I 是图像。

于是,重写外部能量函数如下:

$$\epsilon_{g,\lambda,\nu}(\Phi) = \lambda L_g(\Phi) + \nu A_g(\Phi) \quad (5)$$

其中, L_g, A_g 定义如下:

$$L_g(\Phi) = \int_{\Omega} g \delta(\Phi) |\nabla \Phi| dx dy$$

$$A_g(\Phi) = \int_{\Omega} g H(-\Phi) dx dy$$

$\lambda > 0, \nu$ 是一个常量(正负决定在目标外内), δ 是狄拉克函数(Dirac function):

$$\delta_{\epsilon} = \begin{cases} 0 & |x| > \epsilon \\ \frac{1}{2\epsilon} [1 + \cos(\frac{\pi x}{\epsilon})] & |x| \leq \epsilon \end{cases} \quad (6)$$

H 是 Heaviside 函数, L_g 函数是曲线的长度, A_g 是曲线演化的加速函数。

函数 ϵ 对 Φ 求导可得:

$$\frac{\partial \epsilon}{\partial \Phi} = -\mu \left[\Delta \Phi - \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \Phi}{|\nabla \Phi|} \right) \right] - \lambda \delta(\Phi) \operatorname{div}(g \frac{\nabla \Phi}{|\nabla \Phi|}) - v g \delta(\Phi) \quad (7)$$

这是 Laplacian 算子,所以最小化函数 ϵ 的 Φ 函数满足 Euler-Lagrange 等式: $\frac{\partial \epsilon}{\partial \Phi} = 0$ 。

使函数 ϵ 最小化时下降最快的梯度向量可以写成:

$$\frac{\partial \Phi}{\partial t} = -\mu \left[\Delta \Phi - \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \Phi}{|\nabla \Phi|} \right) \right] + \lambda \delta(\Phi) \operatorname{div}(g \frac{\nabla \Phi}{|\nabla \Phi|}) + v g \delta(\Phi) \quad (8)$$

其中, $\operatorname{div}(\frac{\nabla \Phi}{|\nabla \Phi|})$ 是散度, $\Delta \Phi - \operatorname{div}(\frac{\nabla \Phi}{|\nabla \Phi|})$ 又可以写成下式:

$$\Delta \Phi - \operatorname{div}(\frac{\nabla \Phi}{|\nabla \Phi|}) = \operatorname{div}[(1 - \frac{1}{|\nabla \Phi|}) \nabla \Phi] \quad (9)$$

这种方法,第一可以用更大的时间步长对 PDE 进行数值求解,因而能够加快曲线的演化。第二,相对于广泛应用的 SDF 而言,水平集函数能够被实际中更高效的被创建和更容易被应用的一般函数初始化。第三,在方程中的水平集演化能够容易被简单的有限差分实现,和更高效地被计算。此模型已成为经典的符合函数重新初始化规避的模型。

3.2.2 重新初始化规避方法的发展

由经典模型引出很多新的规避方法。如对 C-V 模型进行改进,将水平集函数与距离函数的偏差作为能量函数引入 C-V 模型,以此来约束水平集函数成为距离函数,提高 C-V 模型的演化速度,同时用一般的分段常数函数来定义初始水平集函数,使水平集函数不必初始化为 SDF^[24]。

也可引入一个距离约束项作为内部能量来保证水平集函数始终不偏离 SDF,避免了进化过程中对水平集函数的不断初始化,同时借鉴 Chan 等人基于亮度和区域的水平集进化思想,提出了一种基于亮度信息并带距离约束项的水平集进化模型 IMDC(intensity-based model with distance constraint)^[25,26]。

4 结束语

综上所述,比较几种方法,重新初始化规避是提高曲线演化速度扩展水平集方法应用的一种最好的方法。现今,重新初始化规避在对生物、医学图像、遥感雷达影像、交通图像分析等的图像分割中都表现出了鲁棒、快速的特点。今后应该发展更多的方法来规避初始化,并且要把初始化的规避与更多的模型结合起来。

参考文献:

- [1] Wang X N, Feng Y J, Feng Z R. Snakes: ant colony optimization for image segmentation [C]//IEEE. Trans. The Fourth International Conference on Machine Learning and Cybernetics. Guangzhou: [s. n.], 2005: 5355-5360.
- [2] Tsai A, Yezzi A, Willsky A. Curve evolution implementation of the Mumford-Shah functional for image segmentation, denoising, interpolation, and magnification[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(8): 1169-1186.
- [3] 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.
- [4] Gao S, Tien D B. Image segmentation and selective smoothing by using Mumford-Shah model[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(10): 1537-1549.
- [5] Vemuri B, Chen Y. Joint image registration and segmentation [M]//Geometric Level Set Methods in Imaging, Vision, and Graphics. [s. l.]: Springer, 2003: 251-269.
- [6] Sethian J A. Level set methods and fast marching methods [M]. Cambridge: Cambridge University Press, 1999.
- [7] 郑 罡, 王惠南, 李远禄. 基于 Chan-Vese 模型的树形结构多相水平集图像分割算法[J]. 电子学报, 2006, 34(8): 1508-1512.
- [8] Han X, Xu C, Prince J. A topology preserving level set method for geometric deformable models [J]. IEEE Trans. Patt. Anal. Mach. Intell, 2003, 25: 755-768.
- [9] Mumford D, Shah J. Optimal Approximation by Piecewise Smooth Functions and Associated Variational Problem[J]. Communications on Pure and Applied Mathematics, 1989, 42: 577-685.
- [10] Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snakes: Active contour models[J]. International Journal of Computer Vision, 1987, 1: 321-331.
- [11] Caselles V, Catte F, Coll T, et al. A geometric model for active contours in image processing[J]. Numer. Math, 1993, 66: 1-31.
- [12] 曾 理, 侯立华. 基于改进 Snake 模型的图像分割方法[J]. 计算机仿真, 2006, 23(7): 180-182.
- [13] 李 俊. 基于曲线演化的图像分割方法及应用[D]. 上海: 上海交通大学, 2001.
- [14] 肖 亮, 吴慧中, 韦志辉, 等. 图像分割中分段光滑 Mumford-Shah 模型的水平集算法[J]. 计算机研究与发展, 2004, 41(1): 130-135.
- [15] Malladi R, Sethian J A, Vemuri B C. Shape Modeling with Front Propagation: A Level Set Approach[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and machine Intelligence, 1995, 17(2): 158-174.
- [16] Chan T, Vese L A. Active Contours Without Edges[J]. IEEE

模块间的接口,接口要尽量明确稳定。

2)增加构件的移植性,如用平台无关性语言 Java 来开发构件。

3)控制构件粒度的大小,构件越小,柔性越好。

4)控制构件冗余性,构件冗余性越大,柔性越好。

因此基于构件的软件开发方法在一定程度上可以实现软件的柔性,根据以上对各个过程的描述可以知道可通过调整构件来满足用户变化的需求,具体调整流程如图1所示。

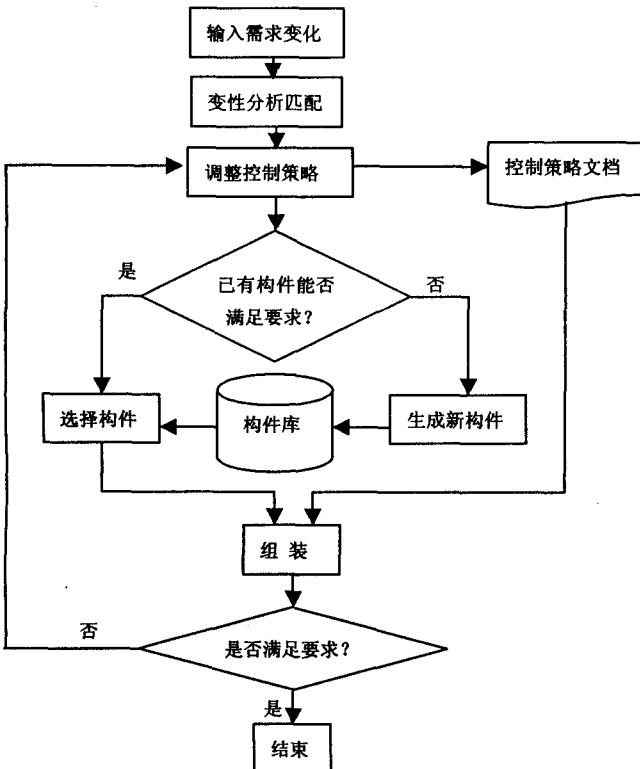


图1 构件调整流程图

3 结束语

在分析已有构件技术的基础上,提出了一种构件思想应用于柔性软件开发方法,论述了软件柔性 with 构件的关系,以及如何通过构件技术来开发柔性软件。并给出了具体的开发步骤以及在开发中应该注意的问题。

由于柔性软件开发技术的研究还不成熟,基于构件的柔性软件开发方法也是一种探索,在具体方面比如构件间策略的调整、新构件的开发等环节还有待进一步的深入研究,以增加该方法的可行性。

参考文献:

- [1] Becker M. Towards a General Model of Variability in Product Families[C]//Proceedings of the 1st Workshop on Software Variability Management. Groningen, Netherlands: [s. n.], 2003:19-27.
- [2] 李安波,黄家柱,毕硕本. 柔性软件系统与应用[J]. 计算机应用研究,2005,22(1):140-143.
- [3] 申利民. 柔性软件开发技术[M]. 北京:国防工业出版社,2003:25-37.
- [4] 常志明,毛新军,齐治昌. 基于 Agent 的网构软件构件模型及其实现[J]. 软件学报,2008,19(5):1113-1124.
- [5] 马良荔,郭福亮,李永杰. 基于耦合测试信息元数据模型的构件集成测试[J]. 计算机学报,2007(10):1705-1712.
- [6] Somjit A I, Dentcho N B. Development of industrial information system on the web business components[J]. Computer in Industry,2003,50(2):231-250.
- [7] 雷宁宁,薛锦云,刘超. 基于构件开发与传统面向对象开发之比较[M]. 计算机技术与发展,2007,17(8):88-91.
- [8] 程广河,郝凤琦,张让勇. 嵌入式环境中的软件构件化研究[J]. 计算机技术与发展,2007,17(9):139-141.

(上接第71页)

- Transactions On Image Processing,2001,10(2):266-277.
- [17] Gomes J, Faugeras O. Reconciling distance functions and Level Sets[J]. Visual Communic. and Imag. Representation,2000,11(3):209-223.
- [18] Masato K, Hirofumi N. A level set method using a signed distance function for the mean curvature flow[J]. Transactions of the Japan Society for Industrial and Applied Mathematics, 2000,10(2):101-118.
- [19] Tsai Y H. Rapid and accurate computation of the distance function using grids[J]. Journal of Computational Physics,2002,178(1):175-195.
- [20] 贾迪野,黄凤岗,文小芳. 一种全局优化的水平集图像分割方法[J]. 中国图象图形学报,2005,10(1):25-30.
- [21] 张博,苏永利. 一种快速的符号距离函数的生成方法[J]. 计算机应用与软件,2008,25(6):102-112.
- [22] 李俊,杨新,施鹏飞. 对水平集方法鲁棒初始化的双向快速步进法[J]. 系统仿真学报,2001,13(z1):163-167.
- [23] Chan T F, Vese L. Active contours without edges[J]. IEEE Transactions on Image Processing,2001,10(2):266-277.
- [24] 闵莉,李小毛,唐延东. 一种改进的无需水平集重新初始化的 C-V 主动轮廓模型[J]. 光电工程,2006,33(9):52-58.
- [25] 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.
- [26] 余健仪,郑胜林,潘保昌,等. 基于改进的 snake 模型的嘴唇轮廓提取[J]. 计算机技术与发展,2008,18(8):95-97.