

基于水平集及主动轮廓线模型的图像分割研究

董凯宁¹ 胡蓉²

(1 四川大学 四川 成都 610064)

(2 成都电子机械高等专科学校 四川 成都 610031)

摘要:传统的图像分割方法难以满足图像复杂分割的要求,基于主动轮廓线模型的图像分割方法正是这种需求下出现的。几何主动轮廓线模型对拓扑结构的变化处理非常自然,解决了参数主动轮廓线模型难以解决的问题,而水平集方法的出现,极大地推动了几何主动轮廓线模型的发展。本文主要研究基于水平集方法的图像分割,介绍了主动轮廓线模型、曲线演化和水平集方法的相关理论和经典的C-V算法模型。

关键词:图像分割 曲线演化 水平集方法 C-V模型

Abstract: Classical image segmentation techniques cannot satisfy the requirements of complex image segmentation. Under the circumstances, model-driven image segmentation techniques come into being. Geometric Active Contour Model is capable of handling changes in the topology of the evolving contour, it is the difficult problem to Parameter Active Contour Model. And the emergence of the level set method, which has greatly promoted the development of the geometric active contour models. This paper mainly based on the level set method for image segmentation. Based on the research, theory of Active Contour Models, curve evolution and level set method and C-V method are presented.

Key words: Image segmentation Curve evolution Level set method C-V method

中图分类号: TN911.73

1 图像分割研究概况

图像分割是实现从图像处理到图像分析的关键步骤,一般的图像是由背景与其上覆盖的物体所组成,为了对物体进行特征提取和识别,需要将

物体从背景中划分出来,这就是图像分割。图像分割的目的在于根据某些特征将一幅图像分成若干有意义的区域,使得这些特征在某一区域表现一致或相似,而在不同区域间表现出明显的不同。常见的分割技术有阈值分割技术、聚类分割技术、区域的分裂与合并、边缘检测与边界跟踪技术。但这些方法对噪声敏感,抗噪性能差。

近年出现的基于变形模型的图像分割算法综

合了各种对图像数据的解释和人们的知识,更接近人类的视觉理解。该方法利用了区域与边缘信息,结合了几何学,通过使用从图像数据获得的约束信息和目标的位置、大小和形状等先验知识,可有效地对目标进行分割、匹配和跟踪分析。

2 基于主动轮廓模型的图像分割

一般地,变形模型是定义在图像领域中的曲线或曲面,包括对待分割目标的形状和特征的先验假设模型,并以能量函数的形式来反映这种先验知识以及曲线自身的描述。变形模型以一种动态的方式和图像数据关联起来,能量函数则充当了先验模型和图像数据之间吻合度的一种度量,曲线或曲面变形的目的就是提高先验模型和图像数据之间的吻合度,通过最小化能量函数来达到。变形模型包含主动轮廓线模型、点分布模型^[1]等。其中,主动轮廓模型是一种有效的图像分割方法^[2],适当初始化后,能够自动收敛至目标边缘,不仅对图像噪声和边界间隙具有很好的鲁棒性,而且可以将图像边界元素集合成为相关且一致的数学表达形式,以便应用于后续更高层次的图像处理中。

主动轮廓线模型依照曲线表达方式分为两类:参数主动轮廓线模型和几何主动轮廓线模型。参数主动轮廓线模型直接以曲线或曲面的参数化形式表达曲线或曲面的变形^[3],这种表达方式允许和模型的直接交互,并且模型的表达紧凑,利于模型快速实现,然而,参数化的模型表达难于处理模型拓扑结构的变化,比如曲线的合并或分裂等。几何轮廓线模型是基于曲线演化理论和水平集方法,将主动轮廓线间接地表达为水平集函数的零水平集的形式。这种表达方式虽然不如参数主动轮廓线模型直观,但是在图像分割中却具有很强的拓扑自适应性^[4]。

参数主动轮廓线模型又称 Snake 模型,它认为物体的边缘具有弹性,可在内力和外力作用下不断变形,其内力由轮廓的弹性性质决定,而外力来自图像。参数主动轮廓线模型定义了一个能够

反映目标轮廓与灰度等信息的能量函数,通过最小化能量函数,来拟合变形模型和图像数据。最小化能量函数的基本形式就是寻找一条参数化曲线,使得基于模型的内部能量和外部能量的加权和达到最小。内部能量描述了曲线的张力和平滑性;外部能量基于图像数据定义,并在图像的边缘形成极小值。最小化内部能量和外部能量,将产生内力和外力。内力试图收缩曲线,保持曲线不被过度弯曲,即约束形状;外力吸引曲线到达目标的边缘,即外力引导行为。在内、外力的共同作用下,寻找能量函数的极小值,由初始位置向真实轮廓靠近,在不需要太多先验知识或更高层次处理指导的情况下可自动得到目标闭合、光滑、连续的轮廓线,并且具有较高的抗噪声能力。参数主动轮廓线模型的求解,一类方法是基于变分的方法^[5],其不能保证得到的最优解,还需计算离散数据的高阶导数;另一类是基于直接极小化能量函数的方法,比如动态规划方法等。但是该模型有两个缺点:一是对初始曲线的位置比较敏感;二是曲线的拓扑结构在演化过程中不会发生改变。在原始模型中,图像中的每个目标物体都必须预先定义一条包围它的初始曲线,这样才能得到正确的分割结果,这是一件麻烦费时的的工作。

几何主动轮廓线模型很好地克服了参数化模型拓扑结构不容易变化的缺陷。几何主动轮廓线模型不同与参数轮廓线模型之处在于模型中的曲线变形过程基于曲线的几何度量参数(法向矢量,曲率等)。这样,变形过程就独立于活动曲线的参数化,因此可以自动处理拓扑结构的变化。几何主动轮廓线模型基于曲线演化理论和水平集方法(Level Set),是通过一个高维函数曲面来表达低维的演化曲线或曲面,即将演化的曲线或曲面表达为高维函数曲面的零水平集的间接表达形式,将演化曲线或曲面的演化方程转化为高维水平集函数的演化偏微分方程,从而避免变形曲线或曲面的参数化过程。水平集方法的优点是可对拓扑非常复杂的目标进行形状建模、具有分裂与合并能力来自由的表达和提取目标轮廓、能够从图像数据中恢复有分叉和突触的高拓扑复杂性的目标、相对而言不需要目标的先验形状信息和初始化简单等^[6]。

由于水平集方法将几何主动轮廓线模型的演化过程转化为以水平集函数偏微分方程表达的数值求解问题,使人们对几何变形曲线的研究主要集中在分割模型的建立。首先,有人利用图像的边缘强度控制几何曲线演化的速度,这种速度函数对具有较好对比度的图像分割效果不错,但如果边缘不明显或者存在缝隙,轮廓线可能从图像的边缘泄漏出去,很难得到正确的图像边缘。Caseles等提出把能量极小化问题转化为一个不同的黎曼空间测地线计算问题,称为测地主动轮廓线模型。在测地主动轮廓线模型上,增加一个面积约束项,可以提高变形曲线跨越图像边缘的较小缝隙的能力,但对于较大的缝隙,仍然是无能为力。Mumford和Shah提出一个结合图像边界和区域的分割模型,即M-S模型,该模型不需要对待分割图像区域的任何先验知识,完全基于图像数据的驱动来完成分割。

水平集方法是从界面传播领域发展起来的,是处理封闭运动界面随时间演化过程中几何拓扑变化的有效工具。在二维或三维空间计算和分析界面在某一速度场中的运动,这种运动速度与界面的位置和几何形状、时间以及外界物理性质有关,初始状态是一个平滑的隐含函数,称为零水平集。其主要思想是将移动的界面作为零水平集嵌入到高维的水平集函数中,由闭超曲面的演化方程得到水平集函数的演化方程。最终,确定零水平集就能确定移动界面演化的结果。得到的水平集能较好地解决感兴趣区域的分裂与合并问题。本文主要利用Level Set方法进行图像分割,该方法不仅具有一般分割方法的优点,而且非常适合于结构复杂、拓扑结构变化的物体的快速精确分割。

3 水平集的基本理论

水平集方法以隐含的方式来表达平面闭合曲线,避免了对闭合曲线演化过程的跟踪,将曲线演化转化成求解数值偏微分方程问题,避免了几何曲线演化时曲线的参数化过程,容易处理曲线分裂或合并,这极大推动了几何主动轮廓线模型的发展。

3.1 曲线演化理论

图像分割可近似的看作图像平面上,闭合曲线在各种因素作用下运动的过程。通常取曲线外法线方向作为运动方向,此时演化速度最快。但仅按此标准进行曲线演化往往会出现曲线在运动过程中自身相交的燕尾现象,通常在演化速度中加入曲线的曲率项,由于使用了曲线的曲率信息,曲线在曲率大的地方具有较高的速度,这样有效的避免了燕尾现象。曲线演化理论就是仅利用曲线的单位法矢和曲率参数来研究曲线随时间的变形,单位法矢描述曲线的方向,曲率则表述曲线弯曲的程度。加入时间参数的曲线可表示为,

$$C(p, t) = (x(p, t))$$

p 是任意参数化变量, t 是时间变量。曲线的演化是一个自由的形变过程,速度可按照法线和切线进行分解,则曲线的演化过程可用如下的偏微分方程表示:

$$\frac{C}{t} = T + N$$

其中 T 和 N 是曲线切线方向和法线方向的速度函数。

切线方向的变形仅影响曲线的参数化,不改变其形状和几何属性,也可以说,任意方向运动的曲线方程总是可以简化为如下的形式:

$$\frac{C}{t} = V(C)N,$$

$V(C)$ 是速度函数,决定曲线 C 上每点的演化速度,由曲线的曲率 k 获得。

在曲线演化理论基础上引入几何活动轮廓模型^[7],生成下述平面曲线演化方程:

$$\frac{C}{t} = g(I)(k + \alpha)N$$

其中 N 是曲线的法线向量; k 是曲率向量; α 是一个常数,加速曲线的演化速度; $g(I)$ 是边界探测器算子。

该模型中,只要 $g(I)$ 在边界处的值比较大的话,曲线就会一直演化甚至越过边界区域。关于

这一点的解决,可使用水平集方法来控制演化过程,同时选定函数 $g(I)$ 使其在图像的边界处趋向于零。对演化曲线的参数化,要涉及到曲线的曲率和法向矢量,并且也需要在拓扑结构变化时重新参数化曲线,因此,需要采用比较合适的方法来更加自然地描述演化曲线的各种参数,这是水平集方法广泛应用的原因。

3.2 曲线演化的水平集描述

几何轮廓线模型可以很自然地处理曲线的拓扑结构变化,且不依赖于轮廓线的参数化方式。可以用参数化方法来表达几何轮廓线,但参数化方式计算曲线的曲率和法向矢量更加麻烦,并且处理拓扑结构变化时,仍然需要重新参数化拓扑结构变化后的曲线,因此,以参数化方法来求解几何主动轮廓线模型是不适合的,而水平集方法正好满足这些要求^[8]。水平集方法基本思想是将平面闭合曲线隐含地表达为三维连续函数曲面

(x, y) 的一个具有相同函数值的同值曲线,通常是 $\{ \phi = 0 \}$, 称为零水平集,而 (x, y) 称为水平集函数。这样曲线的运动就转化为高维函数曲面的运动,而每一时刻曲线的位置由高维函数的零水平集表征。给定平面上的一条封闭曲线,以曲线为边界,把整个平面划分为两个区域:曲线的外部 and 内部区域。在平面上定义距离函数 $\phi(x, y, t) = \pm d$, 其中 d 是点 (x, y) 到曲线的最短距离,函数符号取决于该点在曲线内部还是外部,一般定义曲线内部点的距离为负值, t 表示时间。在任意时刻,曲线上的点就是距离函数值为零的点(即距离函数的零水平集)。尽管这种转化使问题在形式上变得复杂,但在问题的求解上带来很多优点,最大的优点是曲线的拓扑变化能够得到很自然的处理,而且可以获得唯一的满足熵条件的解。

水平集方法处理平面曲线的演化问题不是试图去跟踪演化后的曲线位置,而是遵循一定的规律,在二维固定坐标系中不断更新水平集函数,从而达到演化隐含在水平集函数中的闭合曲线的目的。这种方式的最大特点是:即使隐含在水平集函数中的闭合曲线发生了拓扑结构变化(合并或分裂),水平集函数仍保持为一个有效的函数。

应用水平集的目的就是要使水平集函数

(x, y, t) 在演化过程中, 的零水平集所对应的平面闭合曲线

$$(C(t), t) = 0,$$

满足曲线演化的偏微分方程,即

$$-\frac{C}{t} = V(C)N,$$

对其求全微分,得

$$\frac{d}{dt} = \frac{1}{t} + \frac{C}{t} = 0,$$

由水平集函数的定义, 沿着曲线 C 方向的变化量为零,垂直于闭合曲线 C 的切线 CL , 因此,和 C 的法线同向。为了方便起见,在整个图像平面上,假设函数 $\phi(x, y, t)$ 位于曲线 $C(s, t)$ 内部的部分为负,外部部分为正。

水平集的内向单位法向量就是

进而有 这样就用水水平集表达式表示了曲线的演化过程。给定几何轮廓线演化偏微分方程式以及任意水平集函数,可以保证水平集函数 $\phi(x, y, t)$ 随时间的演化满足 $\phi(C(p, t), t) = 0$ 的条件,即 的零水平集始终是轮廓线 $C(p, t)$, 该方程称为曲线演化方程式的欧式表达。

3.3 水平集函数的实现

水平集函数 通常取由初始闭合曲线 C 生成的符号距离函数,记为 SDF , 设 ϕ 是 SDF , 则中 $d(x)$ 是点 x 到初始曲线 $C(t=0)$ 的距离,其符号根据点 x 在闭合曲线 $C(t=0)$ 的内外部而定。

计算每点 p 到闭合曲线的距离函数时,复杂度为 $O(M)$, M 是闭合曲线 C 在网格上的点数,总计算复杂度为 $O(MN)$, N 是网格点数,计算量很大。

有一些改进的计算方法,比如利用快速行进法生成距离函数的方法,首先用快速行进法,生成 C 的外部网格点的距离函数;外部网格点标记后,再对内部快速行进。这样,分两次就可得到所有网格的符号距离函数值,计算量是 $O(N \log N)$ 。不过,所计算出来的 值不太准确。

4 $C - V$ 模型图像分割方法

Chan 和 Vese 提出的图像分割模型其原理如

下:假设图像中每个同质区域的亮度是常数,则最小化能量函数的目的,就是寻找最优划分,使得分割图像和原图像之间的差异最小。 $C-V$ 是简化的 $M-S$ 模型。

下面首先从一个简单的图形分割例子来分析 $Chan-Vese$ 分割模型的意义。设原图像 $I(x, y)$ 被活动轮廓线 C 划分为目标和背景两个区域,各个区域的平均灰度为和, $Chan$ 和 $Vese$ 所提出的图像分割模型的能量函数如下:

$$F(C) = F_a(C) + F_b(C)$$

$$= \int_{inside} |I - C_a|^2 dx dy + \int_{inside} |I - C_b|^2 dx dy$$

当闭合活动轮廓线 C 没有位于两个同质区域的边界时, $F(C)$ 不能达到最小值。

据此, $Chan$ 和 $Vese$ 提出了如下的图像分割能量函数:

$$F(C, c, c_b) = \mu L(C) + S_o +$$

$$a \int_{inside(C)} |I - C_a|^2 dx dy + b \int_{inside(C)} |I - C_b|^2 dx dy$$

式中, $L(C)$ 是闭合轮廓线 C 的长度, $S_o(C)$ 是 C 的内部区域面积, $\mu, 0$ 是各个能量项权重系数, F 的前两项是平滑项。通过最优化该式,可以得到全局最优的图像分割结果。

设 ϕ 是根据初始轮廓线 C_0 构造的符号距离函数,即

$$\begin{cases} C_0 & (x, y) = 0 \end{cases}$$

并设 ϕ 为内正外负型的 SDF 。可以证明,以水平集函数表达的轮廓线 C 的长度和轮廓线内部的面积分别为:

$$L(C) = \int |H| dx dy = \int () |H| dx dy$$

$$S(inside_c) = \int H() dx dy$$

上式中是水平集函数的定义域,将 $C-V$ 模型的

能量函数式以水平集函数 表达:

$$F(, C_a, C_b) = \mu \int |H| dx dy + \int H() dx dy + a \int |I - C_a|^2 H() dx dy + b \int |I - C_b|^2 (1 - H()) dx dy$$

$Chan$ 和 $Vese$ 以欧拉-拉格朗日方法推导出求解式,以水平集函数 表达的偏微分方程和数值解法,称为 $C-V$ 方法,偏微分方程右边所涉及的图像函数 $I(x, y)$ 是全图像范围,而不是如测地轮廓线模型,仅仅利用了轮廓线 C 所在位置的图像数据; C_a, C_b 也是在图像定义域内,具有全局特性,因此, $Chan$ 和 $Vese$ 强调该方法的一个特点就是全局优化,可仅使用一条初始闭合轮廓线,就把带有内部空洞的目标的内部检测出来,不需要为检测内部空洞而另做特别处理。

5 结论

基于水平集和主动轮廓模型的图像分割是一种有效的图像分割方法,解决了传统分割算法中存在的许多问题。本文主要基于曲线演化理论和水平集方法,研究了几何主动轮廓线模型的分割方法和 $C-V$ 分割模型。本文做了以下工作:详细讨论了曲线演化和图像分割的关系,参数主动轮廓模型和几何主动轮廓模型的原理和差异,水平集方法的原理、函数计算方法, $C-V$ 分割模型的原理和实现方法。

参考文献

- [1] T. F. Cootes, C. J. Taylor, D. H. Cooper Active Shape Models - Their Training and Application Computer Vision and Image Understanding, 1994, 61 (1): 35 - 360
- [2] F. Leymarie, M. D. Levine Tracking Deformable Objects in the Plane Using an Active Contour Model IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1993, 15: 522 - 563
- [3] M. Kass, A. Witkin, D. Terzopoulos Snakes: Active Contour Models International Jour-

nal of Computer Vision, 1987: 321 - 331

[4] N. Marc, T. Allen. Dynamic Active Contours for Visual Tracking. IEEE Transactions on Automatic Control, 2006, 51: 562 - 579

[5] D. Geiger, A. Gupta, A. L. Costa. Dynamic Programming for Detecting Tracking and Matching Deformable Contours. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1995, 17: 295 - 302

[6] R. Tsai, S. Osher. Level Set Methods and Their Applications in Image Science. Communications in Mathematical Sciences, 2004, 1(4): 1 - 20

[7] V. Caselles, F. Catte, T. Coll. A Geometric Model for Active Contours, Numer. Math, 1993, 66: 1 - 31

[8] N. Paragios, R. Deriche. Geodesic Active Regions: A New Framework to Deal with Frame Partition Problems in Computer Vision. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2002, 13: 249 - 268

本文作者董凯宁为电子信息学院硕士研究生
胡蓉为通信工程系副教授

(上接第 15 页)

计算机技术与教学演示整合的研究 [J]. 哈尔滨师范大学自然科学学报, 2007(3)

[2] 周翔鹰. 基于 VMware 构建虚拟计算机网络实验 [J]. 实验室研究与探索, 2006(7)

[3] James E. Smith, Ravi Nair (美). 虚拟机——系统与进程的通用平台 (影印版) [M]. 电

子工业出版社, 2006

[4] 杨毅, 杨新伦. 用虚拟仿真软件构建计算机网络实验环境 [J]. 广西工学院学报, 2006(6)

[5] VPC2004 虚拟机网络功能详细介绍. www.xuniji.com

本文作者均为计算机工程系讲师、硕士