

基于边缘吸引力场正则化的短程线主动轮廓模型

岑 峰,戚飞虎,曾文

(上海交通大学计算机科学与工程系,上海 200030)

摘 要: 短程线主动轮廓模型是近几年提出的一种有效的多目标轮廓提取算法. 本文在详细分析其动力学过程的基础上,针对该模型中存在的局限性和不足,提出对边缘吸引力场进行正则化的方法,并采用多尺度模型,有效的改善了该模型不能对存在断裂轮廓的目标进行正确提取和凹边缘搜索能力弱的缺点,增强了抗噪声和虚假边缘干扰的能力,使该算法具有更好的鲁棒性和实用性.

关键词: 短程线主动轮廓; 轮廓提取; 多尺度; 目标跟踪

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2003) 01-0017-04

A New Geodesic Active Contour Based on Attraction Field Regularization

CEN Feng, Qi Fei-hu, ZENG Wen-jun

(Dept. of Computer Science & Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200030, China)

Abstract: Geodesic active contour model is an effective method for the contour detection of multiple objects on an image. However, there are some limitations and shortcomings in this model, such as poor convergence to boundary concavities, leaking from broken boundary, miserable anti-noise ability, etc. In this paper, based on a detail analysis of geodesic active contour, a new algorithm combined the attraction field regularization and multiscale method is presented to overcome these shortcomings. The regularization of the attraction field extends the attraction range and smoothes the field that can decrease the noise influence. The multiscale method provides an accurate contour detection. The final experiments prove that this new model is sensitive to concave boundary, insensitive to broken boundary, and robust to noise.

Key words: geodesic active contour; contour extraction; multiscale image; object tracking

1 引言

图像中物体的分割与轮廓的提取是计算机视觉与高层次图像处理的基础,主动轮廓模型^[2]是一种重要的、有效的物体轮廓提取算法. 但传统的主动轮廓模型是一种参数化模型,在曲线运动中不能自由改变轮廓的拓扑结构,因此在轮廓提取时需要预先知道图像中目标个数或附加其它控制条件.

最近 Caselles 等人^[4,6]提出的短程线主动轮廓 (Geodesic Active Contours) 模型很好的解决了曲线在搜索多个物体轮廓时拓扑结构发生变化的问题. 短程线主动轮廓模型的基本思想和传统主动轮廓模型一样是在曲线内部控制力和图像力相互作用下使曲线运动到物体轮廓来完成对物体轮廓的搜索和提取. 但它的运动方程不包含与曲线几何结构无关的参数,并且其实现是基于曲线运动理论和 Level Set 方法^[3],将二维图像空间的曲线运动转化为三维空间的曲面运动. 因此能自动处理曲线在搜索物体轮廓时的拓扑结构变化. 近几年国际上对这种方法进行了大量的研究^[5,7],和广泛的应用,如在医学图像处理^[10],视频图像中目标跟踪^[9]等方面.

虽然短程线主动轮廓模型具有以上优点,但也存在很多

不足和局限性. 如它对物体轮廓的搜索主要是靠膨胀力和曲线自身的弹性收缩力来完成,同传统的主动轮廓模型一样对凹边缘搜索能力很弱;曲线运动的终止条件是边缘吸引力和膨胀力与弹性收缩力的剩余力相平衡. 在物体轮廓存在缝隙和断裂的地方,由于不存在边缘吸引力场,短程线主动轮廓模型将不能正确提取物体的这种视觉概念上的轮廓;短程线主动轮廓模型可以采用大尺度高斯函数对原始图像进行平滑滤波来消除噪声影响. 但在滤除噪声的同时也模糊了轮廓边缘,使轮廓提取的精确度下降.

本文在详细分析短程线主动轮廓动力学模型的基础上,针对短程线主动轮廓模型的这些问题,提出对边缘吸引力场进行正则化,扩大边缘吸引力场的作用范围,来增强对凹边缘的搜索能力和对存在断裂、缝隙的轮廓进行正确提取的能力. 并通过正则化方法对边缘吸引力场的平滑作用来进一步消除噪声和虚假边缘的干扰,增强了算法的抗噪声能力. 并采用多尺度模型,改善采用大尺度边缘检测算子和边缘吸引力场正则化时出现的边缘点偏离现象,提高了物体轮廓提取的精确度.

收稿日期:2001-05-28;修回日期:2002-01-03

基金项目:国家自然科学基金(No. 60072029)

2 短程线主动轮廓模型

短程线主动轮廓由 Casselles 等人^[4,6]提出,是一种基于曲线运动理论和 Level Set 方法^[3]的模型,能够在不附加任何外界控制条件的情况下,自由处理曲线运动时的拓扑结构变化。

2.1 动力学模型

设 $I: [0, a] \times [0, b] \rightarrow \mathbb{R}^+$ 为给定的输入图像,短程线主动轮廓模型是以与图像特征(如边缘)相关的加权弧长作为能量函数,并以极小化能量函数为目标,对目标轮廓进行提取的方法。其轮廓曲线 C 的运动方程如下:

$$\frac{\partial C}{\partial t} = g(I) (\mathbf{k} + V_0) \bar{\mathbf{N}} - (\nabla g(I) \cdot \bar{\mathbf{N}}) \bar{\mathbf{N}} \quad (1)$$

其中 \mathbf{k} 为曲线的曲率, $\bar{\mathbf{N}}$ 为曲线的法线方向单位矢量(设指向曲线内部为正), V_0 为常数, $g(I)$ 为边缘标识函数,在边缘处取极小值。本文中我们采用以下形式:

$$g(h(I)) = e^{-|h(I)|} \quad (2)$$

其中 l 为一正的常数, $h(I)$ 是边缘检测算子定义为:

$$h(I(x, y)) = \begin{cases} |\nabla [G(x, y) * I(x, y)]|^2 & \text{阶跃边缘} \\ [G(x, y) * I(x, y)]^2 & \text{线边缘} \end{cases} \quad (3)$$

其中 G 表示标准偏差为 σ 的二维高斯滤波算子, $*$ 是卷积算子。

根据曲线演化理论, $\frac{\partial C}{\partial t} = \mathbf{k}\mathbf{N}$ 是控制曲线收缩、平滑的弹性收缩内力; $\frac{\partial C}{\partial t} = V_0 \bar{\mathbf{N}}$ 是控制曲线沿曲线所围面积的梯度流方向运动的膨胀力,让曲线避免陷入噪声等引起的局部极小,使初始曲线远离目标时能够搜索到目标轮廓。式(1)中右边的第二项 $-\nabla g(I)$ 为边缘吸引力,是一个指向图像中边缘的图像力。当曲线运动到目标边缘附近时,这一项对曲线施加一个指向边缘的外力,从而将曲线拉向目标边缘。实际图像中目标的边缘并非理想边缘,在边缘处 $g(I)$ 不为零,式(1)中第一项并不能保证曲线运动停止于目标边缘处。此时是依靠边缘吸引力与式(1)第一项中的力相平衡使曲线运动终止于目标边缘附近。

短程线主动轮廓模型的运动方程的是通过 Osher Sethian 所提出的 Level Set 方法^[3]实现的。

2.2 Level Set 方法

Level Set 方法是对曲线运动方程的一种数值解法。该方法将二维平面中的曲线 $C(t)$ 运动的 Lagrangian 运动方程转化为三维空间中的曲面 $\psi(t)$ 的 Eulerian 运动方程。在曲面 $\psi(t)$ 保持函数性的情况下实现了曲线 $C(t)$ 运动时拓扑结构的自由变化。

基本方法为,定义一个曲面函数: $(x, y, t): \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$, 其中 ψ 的零 Level Set 代表曲线 $C(t): C(t) = \{(x, y): (x, y, t) = 0\}$ 。的定义为 $(x, y, t) = \pm d$, d 表示从 (x, y) 点到曲线 C 的距离,在曲线的点内取负号,在曲线外的点取正号,如图 1 所示。

对于给定运动曲线的方程: $\frac{\partial C}{\partial t} = \mathbf{N}$, \mathbf{N} 为曲线的法线方向,等同于曲面按以下方程变化:

$$\frac{\partial \psi}{\partial t} = |\nabla \psi|$$

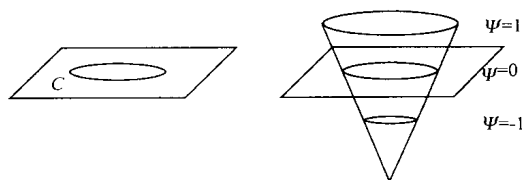


图 1 曲线 C 在 \mathbb{R}^2 空间的 Level Set 表示

曲面 ψ 的零 Level Set 的运动对应于曲线 C 的运动。

根据 Level Set 方法,得到式(1)对应的曲面运动方程:

$$\frac{\partial \psi}{\partial t} = g(I) (\mathbf{k} + V_0) |\nabla \psi| + \nabla g(I) \cdot \nabla \psi \quad (4)$$

$$\text{其中曲率 } \mathbf{k} \text{ 为: } \mathbf{k} = \frac{2x^2y^2 - 2xy^2x + 2y^2x^2}{(x^2 + y^2)^{3/2}}$$

通过对前面的分析可知,短程线主动轮廓模型具有自由处理曲线拓扑结构变化,同时提取多个物体轮廓的优点。但也存在很多不足。首先,对于存在断裂和缝隙的物体轮廓不能正确提取。短程线主动轮廓实现是通过 Level Set 方法,曲线上所有的点都在力场作用下运动,运动终止的条件是图像力 $g(I)$ 趋于零,或存在足够的边缘吸引力与剩余的图像力相平衡。因此曲线运动将不能终止于断裂和缝隙这些不存在边缘吸引力场的地方。其次,短程线主动轮廓在初始曲线远离目标边缘时,是通过膨胀力对目标边缘进行搜索。膨胀力是一常数力不能同时搜索凹和凸边缘。另外,抗噪声干扰能力弱,抑制噪声和虚假边缘干扰与精确提取目标轮廓之间存在矛盾。短程线主动轮廓模型是通过使用较大尺度的滤波器进行滤除,并使用较大的膨胀力让曲线在运动过程中越过这些干扰产生的局部极小。但采用较大尺度的滤波器会使目标边缘变得模糊,目标轮廓提取的精确度下降,同时较大的膨胀力会使曲线在变得模糊的弱边缘处不能与边缘吸引力相平衡而产生泄漏。

3 基于边缘吸引力场正则化的短程线主动轮廓模型

对于短程线主动轮廓模型中存在的上述问题,我们通过对边缘吸引力场进行正则化将其平滑外推到边缘断裂处和远离边缘的地方,增强对有边缘断裂的目标轮廓的正确提取能力和对凹边缘的搜索能力。同时通过正则化的平滑作用有效滤除噪声,并采用多尺度的方法对边缘精确定位,增强短程线主动轮廓模型的抗干扰能力。

3.1 图像边缘吸引力场的正则化

在传统主动轮廓模型中 Chengyangxu 等人^[1,8]对图像力进行正则化,扩大了图像力的作用范围。我们借鉴这一方法对短程线主动轮廓模型中的图像边缘吸引力进行正则化,从而将边缘吸引力平滑外推扩大其作用范围。

设正则化图像边缘吸引力场为 $Q(x, y) = (p(x, y), q(x, y))$, 则 $Q(x, y)$ 应满足极小化如下能量函数:

$$= \mu(|\nabla g|) |\nabla Q|^2 + (1 - \mu(|\nabla g|)) |Q + \nabla g|^2 dx dy \quad (5)$$

其中, $-\nabla g$ 为边缘吸引力场, $\mu(|\nabla g|)$ 是以边缘吸引力场

为函数的正则化参数. 式(5)中的第一项为平滑项, 描述了 Q 的平滑程度. 第二项为数据项, 描述了 Q 与原来边缘吸引力场的相近程度. 若 $\mu(|\nabla g|)$ 取值较大则能量函数中第一项占主导地位, 正则化边缘吸引力场就越平滑; 反之 $\mu(|\nabla g|)$ 取值较小则能量函数中的第二项占主导地位, 正则化边缘吸引力场就越接近原来的边缘吸引力场.

为保证正则化边缘吸引力场在保持原来目标轮廓附近边缘吸引力场的同时平滑外推, 通常 $\mu(|\nabla g|)$ 取以下形式:

$$\mu(|\nabla g|) = \exp(-k|\nabla g|^2) \quad (6)$$

k 为正常数. $|\nabla g|$ 的极大值在边缘附近, 此时 $\mu(|\nabla g|)$ 值极小, 正则化边缘吸引力场与原来的边缘吸引力场相似; 在远离边缘时 $|\nabla g|$ 较小, $\mu(|\nabla g|)$ 值较大, 正则化边缘吸引力场趋于平滑.

根据文献[8]可得极小化式(5)能量函数可转化为求如下扩散方程的平衡解:

$$\begin{cases} \frac{\partial p}{\partial t} = \mu(|\nabla g|) \nabla^2 p - (1 - \mu(|\nabla g|)) \left\{ p + \frac{\partial g}{\partial x} \right\} \\ \frac{\partial q}{\partial t} = \mu(|\nabla g|) \nabla^2 q - (1 - \mu(|\nabla g|)) \left\{ q + \frac{\partial g}{\partial y} \right\} \end{cases} \quad (7)$$

正则化过程是将原来的边缘吸引力场平滑外推以扩大吸引力场的作用范围, 在图像中目标轮廓边缘断裂处原来没有吸引力场的地方形成指向视觉概念中边缘的吸引力场, 如图 3(a) 中 A 处, 将曲线拉向概念边缘处. 同时在远离凹边缘的地方形成了指向凹边缘的吸引力, 增加了对凹边缘的搜索范围.

正则化过程对图像中的边缘吸引力场还有平滑作用, 可以有效的排除噪声和虚假边缘的影响. 在图像中, 噪声和虚假边缘所形成的边缘吸引力往往比较弱, 通过适当的选择式(6)中的常数 k 使噪声和虚假边缘处的正则化参数较大, 而目标边缘附近的正则化参数较小, 让正则化过程能够通过平滑作用来消除这些噪声所形成的吸引力场, 在保持目标轮廓的同时抑制噪声和虚假边缘的干扰.

采用正则化边缘吸引力场代替原模型中的边缘吸引力场可得如下曲线运动方程:

$$\frac{\partial C}{\partial t} = g(I)kN + (Q \cdot N)N \quad (8)$$

以及相应的 Level Set 曲面运动方程:

$$\frac{\partial}{\partial t} = g(I)k|\nabla| - Q \cdot \nabla \quad (9)$$

其中 k 为正常数, 用来调整正则化边缘吸引力和弹性收缩内力之间的比例关系. 式(8)、(9)同原短程线主动轮廓模型式(1)相比缺少了膨胀力这一项. 这是因为正则化扩大了边缘吸引力的作用范围, 曲线对物体轮廓的搜索可以依靠正则化边缘吸引力和弹性收缩内力来完成, 因此去掉了这一项.

3.2 多尺度模型

在边缘检测算子中使用大尺度的高斯函数对图像进行滤波, 可以减小图像中存在的噪声和虚假边缘的干扰, 但同时也会损失图像细节, 使图像边缘变得模糊, 发生边缘点位置偏离的现象. 如图 2 所示的一维情况. 在图 2(a) 中, 大尺度的边缘检测算子检测出的边缘位置与小尺度的边缘检测算子检测出

的边缘位置相比较发生了偏离. 同时对图像中吸引力场的正则化也会加重边缘点的偏离. 如图 2(b), 采用大尺度边缘检测算子的正则化边缘吸引力场中边缘位置 A 与采用小尺度边缘检测算子时的边缘位置 B 相比, 发生了更大的偏离. 由 $g(r)$ 的形式可知, 在短程线主动轮廓模型中边缘吸引力 $-\nabla g$ 在边缘两侧方向相反都指向边缘, 在边缘处吸引力强度为极小值, 极大值处于边缘两侧附近. 随着边缘检测算子滤波尺度的增大, 吸引力场强度减弱, 极大值逐渐远离边缘. 对边缘吸引力场正则化的过程是将边缘吸引力场从较大值的区域平滑外推到较小值的区域和空白区域, 因此边缘两侧的吸引力场同时向边缘区域外推, 如果边缘两侧吸引力场强度不同则两侧吸引力场外推作用不能相互抵消, 就会使边缘点

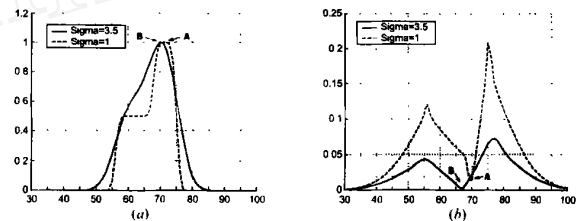


图 2 对一维图像使用不同尺度滤波器时边缘点发生偏离情况 (a) 边缘检测算子采用不同尺度高斯函数所检测出的边缘的位置和归一化强度; (b) 不同尺度边缘检测算子所对应的正则化边缘吸引力场强度. 图中 A、B 分别为 $\sigma=1$ 和 $\sigma=3.5$ 时对应的边缘位置

发生偏离. 因此在本文的模型中将采用多尺度模型, 在有效的排除噪声和虚假边缘干扰的情况下, 增加对目标轮廓提取的精确程度. 首先对采用大尺度高斯函数所形成的吸引力场进行正则化, 有效的排除图像中的噪声和虚假边缘的干扰, 让搜索曲线能够在正则化吸引力场的作用下运动到目标轮廓附近, 然后逐步减小高斯函数的尺度, 并对边缘吸引力场进行正则化, 消除边缘附近的噪声干扰, 使搜索曲线能够精确的提取目标轮廓. 在小尺度情况下, 由于曲线已经运动到轮廓边缘附近, 因此对边缘吸引力场进行正则化时不一定要达到迭代收敛, 可以使用较少的迭代次数达到能平滑边缘附近的噪声所形成的吸引力场的目的即可.

4 实验结果及讨论

图 3 是对凹边缘和轮廓发生断裂情况的物体轮廓的提取. 图 3(a) 中 A 处是轮廓断裂处, 图 3(b) 中矩形框是初始曲线, 虚线为最终提取结果. 从图 3 实验结果可以看出正则化边缘吸引力场增加了短程线主动轮廓对发生断裂的目标轮廓的提取能力和同时搜索凹凸边缘的能力.

图 4 是对人体腿部 CT 图像中骨轮廓的提取. 从图 4(a) 可以看出虽然经过大尺度高斯函数滤波仍然存在很多虚假边缘和噪声. 通过正则化的力场平滑作用有效的抑制它们的干扰, 正确的提取了目标轮廓. 如果不采用正则化力场, 对于初始轮廓远离目标的情况, 轮廓线将被虚假边缘和噪声点吸引, 从而将虚假边缘的轮廓提取出来, 产生错误结果. 图 4(b) 显示在大尺度下由于边缘点发生偏移, 没能精确提取目标轮廓.

当我们逐步减小尺度,每次尺度变化取 $\lambda = 0.5$,最终在图 4 (c) 得到了正确的目标轮廓。

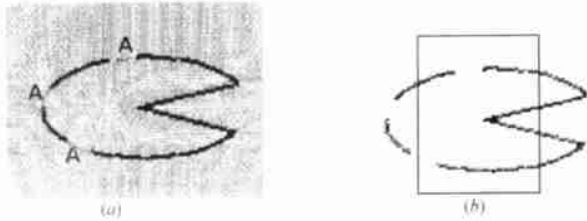


图 3 凹边缘和轮廓发生断裂物体的轮廓提取。
(a) 正则化边缘吸引力场作用范围; (b) 轮廓提取

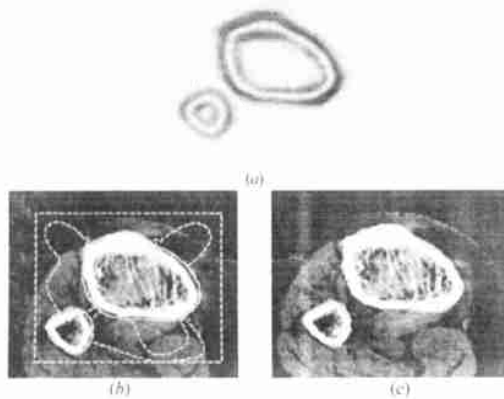


图 4 人体腿部 CT 图像轮廓提取。(a) 图像边缘势场, $\lambda = 3$;
(b) 曲线搜索过程, $\lambda = 3$; (c) 轮廓提取结果, $\lambda = 1.5$

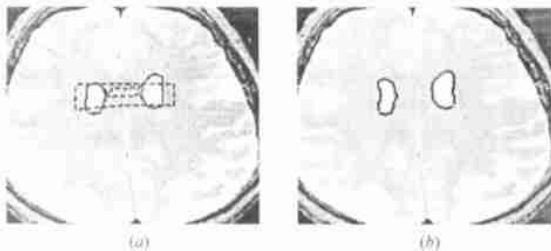


图 5 在 MRI 图像中对人脑叶的轮廓提取。
(a) 曲线搜索过程, $\lambda = 3$; (b) 轮廓提取结果, $\lambda = 1.5$

图 5 是对人脑部 MRI 图像中脑叶轮廓的提取。图 5 (a) 中虚线表示初始轮廓和目标搜索过程,实线表示在大尺度情况下的提取结果。可以看出初始化曲线横穿两个脑叶,通过正则化方法增强了对凹边缘的提取能力,从而正确的提取出脑叶的轮廓。如果使用 Caselles 等人的方法^[4,6],曲线只能向内收缩或向外膨胀。对于这种初始化曲线横穿目标的情况将不能正确分割目标。图 5 (b) 可以看出采用多尺度模型最终在小尺度情况下同时精确的提取出了两个脑叶的轮廓。

5 小结

本文提出了一种基于正则化边缘吸引力场的短程线主动轮廓模型。实验证明该模型改善了原短程线活动轮廓对存在

断裂的轮廓不能正确提取和不能同时对凹边缘和凸边缘进行搜索的不足,并在有效的抑制了噪声等干扰的基础上,实现了对目标轮廓较精确的提取。

但在该模型进行轮廓提取时中还存在一些参数需要调节,如 l, k, \dots 目前还没有切实可行的方法自适应的给出这些参数。如何更好的利用图像中的其它有用信息,如纹理,先验的物体结构信息等也是我们的研究方向。Level Set 方法数值计算的算法速度还很慢,寻找更快的算法也是今后研究的方向。

参考文献:

- [1] C Xu, J L Prince. Snake, Shape, and Gradient Vector Flow [J]. IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., 1998, 7(3): 359 - 369.
- [2] M Kass, A Witkin, D Terzopoulos. Snakes: Active Contour Models [J]. Int. J. Computer Vision, 1987, 1: 321 - 331.
- [3] S Osher, J A Sethian. Fronts Propagating with Curvature-dependent Speed: Algorithms Based on Hamilton-Jacobi Formulation [J]. J. Comp. Physics, 1988, 79: 12 - 49.
- [4] V Caselles, F Catte, T Coll, F Dibos. A Geometric Model for Active Contours [J]. Numerische Mathematik, 1993, 66: 1 - 31.
- [5] R Malladi, J A Sethian, B C Vemuri. Shape Modeling with Front Propagation: a Level Set Approach [J]. IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., 1995, 17: 158 - 175.
- [6] V Caselles, R Kimmel, G Sapiro. Geodesic Active Contours [J]. Int. J. Computer Vision, 1997, 22: 61 - 79.
- [7] K Siddiqi, Y B Lauziere, A Tannenbaum, S W Zucker. Area and Length Minimizing Flows for Shape Segmentation [J]. IEEE Trans. Imag. Proc., 1998, 7: 433 - 443.
- [8] C Xu, J L Prince. Generalized Gradient Vector Flow External Forces for Active Contours [J]. Signal Processing, 1998, 71: 131 - 139.
- [9] N Paragios, R Deriche. Geodesic Active Contours and Level Sets for the Detection and Tracking of Moving Objects [J]. IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., 2000, 22(3): 266 - 280.
- [10] M E Leventon, W E L Grimson, O Faugeras. Statistical Shape Influence in Geodesic Active Contours [A]. CPVR [C]. Hilton Head Island, South Carolina: CPVR, 2000.

作者简介:



岑 峰 男, 1972 年 9 月生于四川, 现为上海交通大学博士研究生, 主要研究方向为图像处理, 视频处理, 目标跟踪和识别。

戚飞虎 男, 1938 年生于上海, 上海交通大学博士生导师, 主要研究方向为视频处理和神经计算, 已在国内外公开发表学术论文百余篇。