

一种新结构下的主动轮廓算法

卜彦龙 牛轶峰 沈林成

(国防科技大学机电工程与自动化学院, 长沙 410073)

摘要 经典主动轮廓模型是采用由内部能量和外部能量共同组成的能量函数来进行收敛计算的, 其中外部能量对精确收敛到目标轮廓起决定性作用, 而内部能量在保证轮廓线进行合理变动的同时, 却对收敛精确性产生了负作用。为克服这一问题, 因而给出一种新的主动轮廓结构, 即先把内部能量从能量函数中分离出来, 仅采用外部能量进行收敛计算, 然后在此结构下重新定义图像能量和控制能量, 同时引入了轮廓修正函数, 把连续性和光滑性约束应用到 Snake 曲线的变动过程之中。仿真实验表明, 新结构下的主动轮廓算法对初始轮廓要求不高, 具有收敛速度快、跟踪精度高等优点。

关键词 计算机视觉 主动轮廓模型 能量函数

中图分类号: TP391.4 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2004)05-0547-05

An Active Contour Algorithm under New Structure

BU Yan-long, NIU Yi-feng, SHEN Lin-cheng

(College of Electromechanical Engineering and Automation, National University of Defense Technology, Changsha 410073)

Abstract The energy function of the classical active contour model is composed of the internal energy and the external energy, the internal energy is used to restrict the Snake shaping and the external energy leads the convergence process of active contour. Actually, the convergence accuracy of the objective contour is mainly determined by the external energy, while the internal energy is only to ensure that the contour shapes with reason. Because the internal energy includes a few unrelated factors, it has some side-effect on the convergence accuracy of the objective contour. So in this paper a new active contour structure is presented to solve the problem, in which the internal energy is separated from energy function, only the external energy is applied to the convergence process of active contour, at the same time the image energy and the control energy are redefined, a revised contour function is introduced, the continuity and smoothness is embodied in the Snake shaping process. Experimental results show that the active contour algorithm under new structure is little dependent on the initial contour and can converge quickly; the number of control points adaptively changes also can increase the tracking accuracy of objective contour.

Keywords computer vision, active contour model, energy function

1 引言

由 Kass 等人提出的主动轮廓模型(又称 Snake 模型)^[1]已在数字图像处理 and 计算机视觉的研究领域得到了广泛的应用(包括边缘检测、图像匹配、区域分割、刚性及非刚性目标跟踪、3D 目标重构等), 而且各种新方法仍在不断地提出, 以克服经典 Snake 模型存在的不足, 并继续扩展着其应用领域。其典型方法有: Cohen 等人提出的一种基于 B 样条

的曲线表示和匹配方法^[2], 由于 B 样条的优点是不将局部函数值的改变传播到其他间隔中去, 因此也可以用作由参数方程确定的平面曲线间的插值, 这样每一条参数方程都可以独立插值; Xu 等人引入梯度矢量流的概念^[3], 即将梯度场产生的引力平滑外推, 这样虽可在整个图像范围内吸引 Snake 曲线向轮廓边缘运动, 但在噪声和虚假边缘的干扰下, 会削弱搜索凹陷目标轮廓的能力。

虽然各种算法都能够用于解决特定问题, 但是这些基于经典结构的 Snake 算法却存在如下一些共

同的问题:①过分强调内部能量的作用,而忽视其对曲线的自由变化和跟踪精度等方面产生的负面影响;②内部能量的参数取值,多是依靠经验,从而导致算法的适应性不强。本文对主动轮廓模型的结构作了一些改进,即采用轮廓修正函数把内部能量从能量函数中分离出来,以便将注意力集中在外部能量上;并提出在这种结构下图像能量分段和辐射膨胀的思想;同时将硬强制力直接引入能量函数,从而削弱了参数值的选择不同对收敛精度的影响。实验表明,新结构下的主动轮廓算法对初始轮廓要求不高,且控制点的数目可以自适应改变,并具有跟踪精度高、收敛速度快等优点。

2 经典结构的主动轮廓模型

2.1 Snake 模型

Snake 模型是一种用于复杂轮廓提取的模型。设 $v(s) = [x(s), y(s)]$, 其中, s 是曲线的弧长, $s \in (0, 1)$, 则 Snake 模型的能量函数表示如下

$$E_{snake} = \int_0^1 E_{snake}(v(s)) ds$$

$$= \int_0^1 [E_{int}(v(s)) + E_{image}(v(s)) + E_{ctrl}(v(s))] ds \quad (1)$$

其中, $E_{int}(v(s))$ 表示曲线的内部能量, 其表达式为

$$E_{int}(v(s)) = (\alpha(s) \cdot |v_s(s)|^2 + \beta(s) \cdot |v_{ss}(s)|^2) / 2 \quad (2)$$

$v_s(s)$ 和 $v_{ss}(s)$ 为曲线相对弧长的一阶和二阶导数, 它们分别用于控制曲线的连续性和光滑性。 $\alpha(s)$ 、 $\beta(s)$ 是参数, 用于控制一阶、二阶导数对总能量的贡献, 显然对于角点 (corner), 希望 $\beta(s) = 0$ 。

$E_{image}(v(s))$ 表示由图像信息决定的能量函数, 称为图像能量, 通常定义为

$$E_{image}(v(s)) = -W_{edge} \cdot |\nabla I(x, y)|^2 \quad (3)$$

$I(x, y)$ 表示图像信息函数, $\nabla I(x, y)$ 是图像的梯度, W_{edge} 是权系数。 $E_{ctrl}(v(s))$ 指由用户定义的控制能量函数, $E_{image}(v(s))$ 与 $E_{ctrl}(v(s))$ 统称为外部能量, 记做 $E_{ext}(v(s))$ 。

若将 Snake 曲线离散化成 N 点, 则其能量函数离散形式为

$$\hat{E}_{image} = \min \left(\sum_{i=1}^N \hat{E}_{int}(v_i) + \hat{E}_{ext}(v_i) \right) \quad (4)$$

其中 v_i 为离散化的 $v(s)$, 即 $v_i = [x_i, y_i]^T$ 。

2.2 模型分析

Snake 是能量极小化的样条, 其内部能量约束

它的形状, 并通过控制能量引导它的行为, 即用图像能量将其拖向显著的图像特征。Snake 模型的引人之处在于, 它对于范围广泛的一系列视觉问题给出了统一的解决方法, 并且已经被越来越多的研究者成功地应用于计算机视觉的许多领域。

但是, 这个模型也存在一些问题, 即在结构上过分强调内部能量的作用, 而忽视了其有使轮廓收缩的趋势和影响曲线自由变化及影响收敛精度等负面影响; 内部能量参数 α 和 β 的取值, 多是依靠经验, 适应性不强; 另外, 控制力的定义形式还可以多样, 且可加入纠错的方法等。可见, 原模型仍存在许多改进的余地。

3 新结构下的主动轮廓算法

3.1 新结构的提出

作为视觉领域中一类问题的统一解决方法, 主动轮廓模型定义了处于并列关系的外部能量及内部能量。前者用于引导链表收敛于目标轮廓, 后者则用于对链表本身的连续和光滑性质进行约束, 而总体能量函数的形式是各分量的简单相加 (如图 1 所示)。这种结构虽表示起来简单, 但是却遗漏了各信息之间隐含的许多关系, 简要分析如下:

(1) 从目标轮廓的角度看, 显然图像能量和控制能量应对精确收敛起主导作用, 而内部能量仅起辅助作用; 而从轮廓运动过程来看, 内部能量则保证了轮廓的合理变化, 外部能量与之无关。可见, 整个收敛过程是两个问题的合成, 若仅仅用一个权值来决定各能量分量的重要性是不合理的。

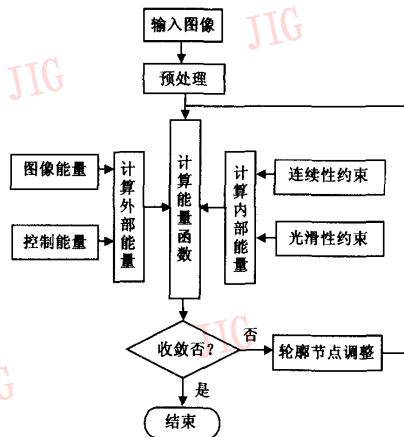


图 1 原有 Snake 结构图

(2)通过剖析内部能量发现,连续性质的约束有使 Snake 节点收聚的趋势,光滑性约束则使能量函数在目标轮廓不很光滑时,难以准确收敛,这实际上是内部能量的负作用,因此将它放入图 1 的结构不合适。

针对上述问题,并结合原有模型,现提出一种新结构,其指导思想是:把图像能量和控制能量作为搜寻目标轮廓并收敛的基本信息,这样就将注意力全部集中在原模型中的外部能量上,从而提高了收敛结果的精确性。由于内部能量被分离,因此在轮廓线变化的过程中,需通过引入一个轮廓修正函数来对轮廓线进行不断的修正,以实现原结构中内部能量的功能。这样不让内部能量参与收敛计算,就避免了它的负作用,而在轮廓线变动过程中通过轮廓修正函数来对轮廓修正又充分显示出它的重要性,新结构如图 2 所示。

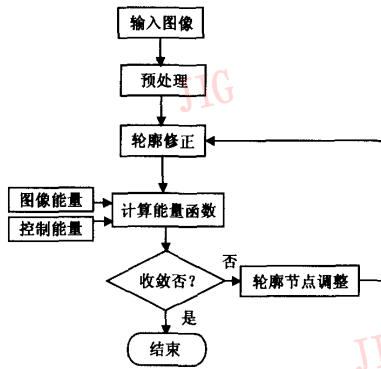


图 2 新结构图

预处理中可借用已经相当成熟的边缘提取算法,经过效果与运算效率的折衷,本文采用 Canny 算子较为合适。另外,以下算法都是基于上述新结构的。

3.2 图像能量项的算法改进

现在常用的图像能量算法很多,但由于计算过程中轮廓的判定多数是在局部范围内,因此其归一比较繁琐。采用图像能量分段的思想,可对上述问题略加改进。

定义某控制点的图像能量时,按该点离最近边缘的距离 r 将图像能量分成多个段,当该点远离边缘时,则其图像能量定义为较大的常值;靠近目标边缘时,则规定其值骤然减小,这样就顿时产生一种强烈的趋向边缘的力量,把控制点拉向目标边缘。本文中定义一个表示近目标边缘的 R 邻域, R 是阈值,可自定义,于是有以下图像能量示意图及分段表达式。

以 Snake 轮廓上的 M 点为例(见图 3),现将其图像能量定义如下:

$$E_{\text{image}} = \begin{cases} 1 & r > R \\ r/20R & r \leq R \end{cases} \quad (5)$$

说明:这里采用 $r/20R$ 的函数是为了使在接近目标边缘时,图像能量骤然减小。

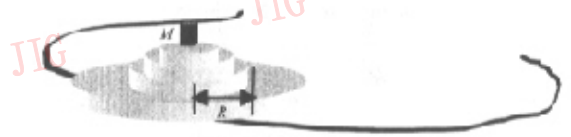


图 3 图像能量算法示意图

这样,每一个 Snake 点的图像能量都存在 $R+1$ 种可能的取值。实际上,当 Snake 点远离边缘时,由于图像能量是一个常数,即 Snake 曲线的变化与图像能量无关(靠其他作用运动),因此这样可以很好地避免假轮廓的干扰;而当进入 R 圆邻域后,图像能量函数的定义可依要求和偏好来较随便地定义,并不拘泥于式(5)的线性形式,但要保证一个原则,即离目标边缘越近,图像能量越小。

引入图像能量分段的方法,不仅可以从全局来考虑图像能量,以避免局部假轮廓的干扰,同时采用分段函数也会使计算简化。

3.3 对控制能量的改进

Cohen 等人曾经提出了主动轮廓的“气球”模型^[4],该模型在外力中增加了膨胀控制力 $k_1 n(s)$,这样外部能量就如式(6)所示:

$$E_{\text{ext}} = - \left\| k_1 n(s) - k \frac{\nabla I(x,y)}{\|\nabla I(x,y)\|} \right\| \quad (6)$$

其中, $n(s)$ 是曲线在 $v(s)$ 处的单位法矢量, k_1 是该力的权值, k_1 的选择应与 k 同阶,且比 k 稍小。这样,当初始化轮廓处于目标轮廓的内部时, $k_1 n(s)$ 用于使该轮廓膨胀,并稳定地收敛于图像的边缘。

本文在 Cohen 膨胀思想的基础上再定义出辐射膨胀力,就是以某个点为圆心,产生一种边缘向法线外部扩张的力。现假设有一个小圆,在没有其他任何外界因素的干扰下,经过若干次辐射膨胀后,将会变成一个大的同心圆。如果把这种效果应用到主动轮廓算法中,就成为一种很好的控制力,但较 Cohen 等人提出的气球力计算明显简单,更重要的是,经过合理的辐射膨胀能量定义,并没有因此引入新的参数。它并可使轮廓在收敛到目标之前,将一直保持扩张的趋势。同理,如果要求辐射能量是收缩的,则只

要改变一个符号,就可以完成轮廓从外部收敛到目标轮廓的目的。经过实验,效果也不逊于气球力。

辐射膨胀的示意如图4所示。

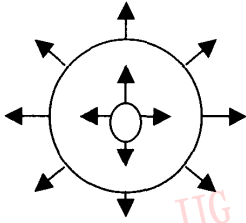


图4 辐射膨胀示意图

辐射能量可以简单定义如下:

$$E_{\text{ext}} = r_1/r_0 \quad (7)$$

其中, r_1 为某一 Snake 点距辐射中心的距离, r_0 为一个自定义的归一调节量,应满足 $r_1 < r_0$ 。

在实际应用中,如果让 Snake 轮廓线只以某个固定点为圆心辐射变化,则可能出现一些特殊问题,如遇到变化剧烈的凹凸问题,收敛结果会有一些的偏差。这时可以采用如下变化的辐射中心:当总能量函数收敛缓慢时,允许辐射中心在某个区域内变动,以使膨胀力量分布发生变化,再以此重新计算各点能量,这样遇到以上问题时轮廓就不仅可以自行修正,直至收敛到正确的目标轮廓,而且不会与主动轮廓模型收敛于能量极小值的思想相悖。

3.4 轮廓的修正

考虑到全部过程是对所有 Snake 点进行积分,一般积分要求点是均匀的(这样才能保证采样到比较准确的信息),而这个要求实际上与连续性约束是一致的。每一轮 Snake 搜索结束后,均需进行轮廓节点的修正。修正时,首先设定一个阈值 τ ,当任相邻两节点的距离大于 τ 时,则添新节点,若小于 $\tau/4$ 值,则删除其一。如此一来,既保证了轮廓的连续,也保证了积分的准确性,还防止了 Snake 节点的收聚现象,可完全起到连续约束的效果。 τ 值可以这样取定,当目标轮廓比较光滑时,距离阈值 τ 适当定小些,反之则应放大。

在每一个 Snake 点进行搜索的过程中(与上述每一轮后的添删节点是不同的),若新搜索点与其相邻 Snake 节点有重叠,则及时删除其中一个,使之不可能出现曲线扭曲的错误,另外,与上述删除点的方法结合起来,可以有效地去除伪尖角的问题。这样,光滑性约束的作用也被体现出来。

上述轮廓修正函数,不仅使 Snake 轮廓在收敛

的过程中完成了经典模型中内部能量要求解决的问题,而且去掉了原模型中几个很难定义参数,从而为最终轮廓的正确收敛提供了保证;Snake 轮廓点的均匀修正,不仅使离散点的求和更加符合积分定义,并且减少了运算和简化了模型的逻辑。

4 实验结果与结论

主动轮廓线模型与其他特征提取技术相比较,其主要优点是图像数据、初始估计、目标轮廓特征及基于知识的约束条件等集成于一个特征提取过程中。本文进行了两个典型的实验,其分别是规则图形和不规则图形的提取,但需要指出,本文只对单个目标轮廓作了实验。

4.1 规则图形的轮廓提取

规则图形的轮廓提取结果见图5。

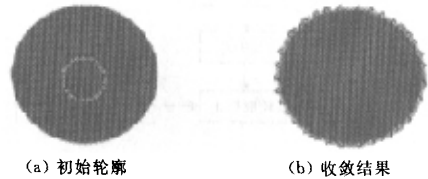


图5 规则图形的轮廓提取

图5的图形很好地体现了辐射膨胀力的作用。

4.2 医学图像轮廓提取实例

医学图像轮廓提取结果见图6。

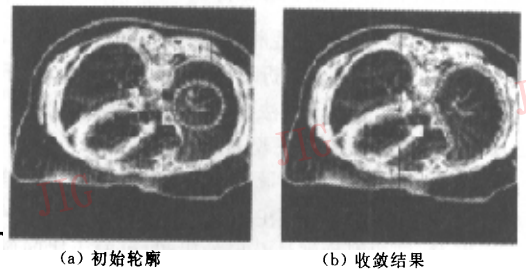


图6 医学图像轮廓提取实例

由图6可以看出,新算法具有对 Snake 点的自适应增减和对轮廓凹凸变化的适应性。

5 结论

本文提出的主动轮廓算法引入了一种新结构,该结构打破了原有内部能量与外部能量的划分,并

在此结构下,采用图像能量分段和辐射扩张力重新定义了图像能量和控制能量,同时引入轮廓修正函数用于完成原内部能量的功能。试验结果表明,该算法对初始轮廓要求不高,且收敛速度快,最重要的是把注意力放在了目标的精确跟踪上。新算法也存在一些问题,即对预处理(如边缘提取)的要求较高,其效果直接影响收敛结果;同时对于处理多个物体轮廓还有较大的困难。这里提出改进的方案,即使用基于区域的图像信息对模型加以改进,以进一步提高精度,同时使用多个辐射中心定义辐射扩张力,这些都需要进一步地研究和实验。

参 考 文 献

- 1 Michael Kass, Andrew Witkin, Demetri Terzopoulos. Snakes: Active Contour Models[J]. International Journal of Computer Vision, 1987, 1(4): 321~331.
- 2 Cohen F S, Zhuang Z Y. Invariant matching and identification of curves using B-splines curve representation [J]. IEEE Transactions. Image Processing, 1995, 4(1): 1~10.
- 3 Xu C, Prince J L. Snake shape and gradient vector flow[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 1998, 7(3): 359~369.
- 4 Cohen L D. On active contour model sand balloons[J]. CVGIP: Image Understanding, 1991, 53(2): 211~218.



卜彦龙 1979年生,2002年获国防科技大学学士学位,现为国防科技大学硕士研究生。主要研究方向为图像处理,模式识别与信号处理。



牛轶峰 1979年生,2001年获国防科技大学学士学位,现为国防科技大学博士研究生。主要研究方向为图像处理、模式识别与智能系统。



沈林成 1965年生,1994年获国防科技大学博士学位,现为国防科技大学教授,博士生导师。主要研究方向为人工智能、图像处理、任务规划与精确制导。