

基于几何活动轮廓模型的目标跟踪与快速运动估计

罗 嘉 韦志辉

(南京理工大学计算机科学与技术学院, 南京 210094)

摘 要 为了快速灵活地实现对图像序列中的目标运动的跟踪与描述,首先基于几何活动轮廓模型,提出了一种目标跟踪与运动估计的耦合变分模型,该模型可在进行多个目标跟踪的同时,估计运动矢量场,并以此修正跟踪的结果;然后分别从耦合模型的两个方面,讨论了模型对序列图像处理的执行效率和精度,接着针对耦合框架中的目标跟踪环节,改进了几何活动轮廓模型的外力场,从而增强了模型的跟踪能力和收敛速度;最后针对运动估计问题,由于耦合框架基于几何活动轮廓模型,因此框架在跟踪过程中,天然地提供了图像水平集信息,并在此信息的基础上,提出了一套用于快速计算图像序列局部目标的运动矢量场的方法,其对混合有非刚性运动的目标也能有较好的逼近结果。多种类型图像的数值实验结果证明,整套框架是有效的和鲁棒的,而且与经典光流方法进行的对比实验表明,新算法可以快速准确地同时估计图像序列中局部运动目标的轮廓位置与运动参数,从而为后续图像分析与处理打下了良好的基础。

关键词 目标跟踪 运动估计 Mumford-Shah 模型 水平集方法

中图法分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2009)07-1361-08

Tracking and Fast Motion Estimation Via Geometric Active Contour Model

LUO Jia, WEI Zhi-hui

(School of Computer Science, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094)

Abstract For the purpose of rapidity and flexibility, this paper proposed a coupled functional framework for target tracking and motion estimation based on geometric active contour and level-set method. Our model estimates the displacement of object while tracking an object's contour and uses this displacement estimation to constrain active contour evaluating. Anglicizing image sequences needs models to have high efficiency and precision, we solve this problem with two methods: (1) Improving tracking effect and range as well as the accelerated convergence speed by modifying the active contours external force; (2) Proposed a new method for effective local motion estimation based on level-set information which is acquired from a coupled functional model. Because our entire formulation is based on geometric active contour, and formulation provide level set information of object in image naturally, therefore we can make use of level set information to assist constructing rapid motion estimation method. The second method deals with both rigid and non-rigid motion. Experiments on image sequences of varietales types such as MRI and video demonstrate efficiency and robustness of the proposed coupled model. One can use this model to get multi-object contour and motion estimation at the same time quickly. This model also provides solid foundation for further analysis and processing.

Keywords objective tracking, motion estimation, Mumford-Shah model, level-set method

基金项目:教育部高等学校博士学科点专项科研基金项目(RFDP-20060288023);国家自然科学基金项目(NNSF60672074)

收稿日期:2007-09-07;改回日期:2008-03-14

第一作者简介:罗 嘉(1981 ~),男,南京理工大学计算机科学与技术学院博士研究生。主要研究方向为图像处理、模式识别。

E-mail: flyluo77@sina.com

1 引言

图像序列中运动目标的跟踪是计算机视觉中的一个热点问题,其在医学图像处理、基于视频的监视系统,以及图像恢复、增强等领域都有着广泛的应用。目标跟踪主要有基于目标先验模板匹配的、基于目标轮廓的、基于特征的跟踪等几类方法,另外也有一些方法是基于图像区域信息的。其中,基于目标轮廓的方法是将物体的边界轮廓作为特征,通过在后续帧中进行边界轮廓线的连续更新来达到对目标位置的变化进行描述的目的。相比于其他的目标跟踪方法,基于轮廓的方法计算量相对较小,还能够同时连续地跟踪图像中多个运动目标。

基于目标轮廓的跟踪方法的典型代表是基于参数活动轮廓模型(Snake)的方法,该方法计算效率高,且实现手段灵活,但参数化的方法难以克服跟踪过程中轮廓线拓扑结构改变的情况,不利于高维拓展和多目标跟踪。Paragios 等人基于图像的统计分类信息与水平集方法,构造了测地线活动区域模型,并在此基础上提出了一系列非参数化的几何活动轮廓模型,用于静态图像目标分割与图像序列中的目标轮廓跟踪^[1-2],该方法克服了参数化模型的缺陷,且取得了较好的跟踪效果。Paragios 等人提出的目标跟踪框架需要对序列中的图像分别先进行混合统计模型拟合,然后使用统计得到的图像的先验信息来指导轮廓线分割,但这种方式不仅对统计模型的初值敏感,并且计算量较大。

针对图像序列中的局部运动目标的追踪与运动参数估计问题,本文从如下 3 个方面做了研究工作:首先使用基于水平集简化的 Mumford-Shah (M-S) 模型^[3]来进行运动目标轮廓追踪,并在此基础上推导了新的耦合主动轮廓跟踪与运动估计的泛函变分框架;其次,修改了几何活动轮廓线的运动外力,由于外力场可根据前一帧图像目标的跟踪结果自动更新,从而提高了跟踪模型的捕获范围与算法的执行效率,即使运动目标轮廓发生较大尺度的位移,也能够较快地被捕获到;同时,由于 M-S 模型具有良好的全局抗噪性能,使得耦合框架能够处理高强度噪声污染的图像序列;最后,在医学图像处理、图像的超分辨率重建等领域,通常还要求得到较为准确的目标运动估计,针对该问题,结合 Vemuri 等人在水平集图像配准方面的研究工作^[4],本文基于耦合框

架提供的图像划分信息及水平集距离函数信息,提出了一种相邻帧间目标的运动矢量场生成方法。该方法不仅快速有效和有良好的抗噪声干扰能力,并且能够描述局部目标的非刚性运动。这样通过新的耦合变分框架就可以同时得到图像序列中多个局部运动目标的轮廓线追踪结果与运动矢量场。由于整套模型均使用水平集算法描述,因此易于对图像序列进行进一步的分析处理与向高维情况拓展。文章末尾给出了模型的数值实验结果分析,结果表明,耦合模型对合成图像、医学图像、视频序列均有良好的处理结果。

2 单帧图像分割

基于轮廓线的目标追踪方法首先需要得到图像序列里某一基准帧上较为准确的目标轮廓线,而在单帧图像中对目标位置进行追踪,则可以视为对目标轮廓线的分割问题。活动轮廓模型计算效率高,并支持人机交互以及易于综合高层先验知识,其在图像分割领域已得到广泛应用。该类方法主要包括参数活动轮廓模型(PAC)和几何活动轮廓模型(GAC),而两种模型的经典方法均是基于图像的局部信息,其不利于复杂图像的处理。Mumford-Shah 泛函模型具有全局优化、可同时得到图像轮廓与恢复图像等优点。Chan 和 Vese 根据水平集曲线演化理论,基于几何活动轮廓模型简化了 Mumford-Shah 泛函模型,并提出了数值实现更为方便的 C-V 模型。使用 C-V 简化模型可处理基准帧中的目标轮廓分割问题,该模型可以描述为如下的能量泛函:

$$F(\mathbf{C}, c_o, c_b) = \mu L(\mathbf{C}) + v S_o(\mathbf{C}) + \lambda_o \int_{inside(\mathbf{C})} |I(x, y) - c_o|^2 dx dy + \lambda_b \int_{outside(\mathbf{C})} |I(x, y) - c_b|^2 dx dy \quad (1)$$

其中, I 为定义于 Ω 上的原始图像,它被闭合边界曲线 \mathbf{C} 分为目标(曲线内部)和背景(曲线外部)两部分;曲线内部和外部区域分别用函数 $inside(\mathbf{C})$ 和函数 $outside(\mathbf{C})$ 表示,而 c_o 和 c_b (下角 o 代表 object, b 代表 back,下同)则分别为曲线内部和外部区域的平均灰度能量项; $S_o(\mathbf{C})$ 是曲线 \mathbf{C} 的内部区域面积; $L(\mathbf{C})$ 的为曲线 \mathbf{C} 的长度; $\mu, v, \lambda_o, \lambda_b$ 为能量权重系数。极小化式(1),就得到了全局最优的分割结果 $\hat{\mathbf{C}}, \hat{c}_o$ 和 \hat{c}_b , 即

$$\{\hat{C}, \hat{c}_o, \hat{c}_b\} = \inf_{C, c_o, c_b} F(C, c_o, c_b) \quad (2)$$

C-V 模型可采用水平集方法实现快速数值逼近, 设 φ 为水平集距离函数, 该函数一般取为由零水平曲线生成的内正外负的符号距离函数 (signed distance function, SDF)^[5], 零水平边界曲线可以表示为 $\{C \mid \varphi(x, y) = 0\}$, 且有 $\varphi(\text{inside}(C)) > 0$, $\varphi(\text{outside}(C)) < 0$.

利用 Euler-Lagrange 方法可以推导出以下满足式(1)的偏微分方程:

$$c_o = \frac{\int_{\Omega} I(x, y) H(\varphi) dx dy}{\int_{\Omega} H(\varphi) dx dy} \quad (3)$$

$$c_b = \frac{\int_{\Omega} I(x, y) (1 - H(\varphi)) dx dy}{\int_{\Omega} (1 - H(\varphi)) dx dy} \quad (4)$$

$$\frac{\partial \varphi}{\partial t} = \delta(\varphi) [\mu \nabla \cdot \frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|} - v - \lambda_o (I(x, y) - c_o)^2 + \lambda_b (I(x, y) - c_b)^2] \quad (5)$$

若 $t = 0$, 则 $\varphi(x, y) = \varphi_0(x, y)$

其中, φ_0 为由初始曲线生成的 SDF; $H(z) = \begin{cases} 1, & z \geq 0 \\ 0, & z < 0 \end{cases}$ 是 Heaviside 函数; δ 是规则化的 Dirac 函数。通过对式(3) ~ 式(5)进行迭代, 收敛后就可以得到 C-V 模型(式(1))的最优解。

C-V 模型中, 活动曲线的内外部能量 c_o 和 c_b 类似为两个聚类中心, 而一般情况下, 它们仅基于图像的灰度信息计算, 如果采用更多的图像指标来计算内外能量, 则可以更好地增强 C-V 模型的处理能力^[6], 例如在某些高噪声图像的运动目标分割中, 加入邻域滤波信息就可以使 C-V 模型得到良好的分割结果。另外, Mumford-Shah 模型是一种全局化的图像分割方法, 虽然有 Dirac 函数限制它的检测范围, 但仍不能完全避免过度分割现象的出现, 因此这里的目标跟踪问题利用了初始化 C-V 模型定义的种子点, 并采用自动闭合曲线追踪算法来确保得到真实需要的目标闭合轮廓曲线^[6-7]。在得到基准图像中的目标轮廓线后, 即可利用下节提出的耦合框架来实现轮廓线的自动更新, 以描述目标在后续帧中的运动位置。

3 耦合跟踪与运动估计的泛函模型

跟踪目标在后续帧中的位置, 即在后续帧中, 连续进行更新目标轮廓线的描述, 同时也希望能够得到目标的运动矢量场的描述。许多运动估计方法均基于光流约束, 即图像中运动的某一点, 在运动前后该点的像素强度值基本保持不变。如果采用平方误差和(SSD)的形式来描述, 则有

$$E(\mathbf{V}(x, y)) = \iint_{\Omega} (I(x, y; t + 1) - I(\mathbf{V}(x, y; t)))^2 d\Omega \quad (6)$$

其中, $\mathbf{V}(x, y) = (x + u, y + v)^T$ 是点 (x, y) 从 $t + 1$ 帧到 t 帧的运动矢量。真实准确的全局运动矢量场可以使泛函(式(5))达到极小值。

假设图像序列中需要跟踪的共有 N 个目标, 已知 t 帧中第 i 个目标的轮廓线的跟踪结果 $\varphi_{i,i}, i = 1, \dots, N$, 目标 i 在 $t + 1$ 帧中的待跟踪轮廓线为 $\varphi_{i+1,i}$, 简称为 φ_i , 若不考虑运动目标以外的图像背景区域的运动情况, 根据以上的光流约束思想, 则可以得出 φ_i 应满足的以下耦合泛函模型:

$$\begin{aligned} & E(\varphi_1, \mathbf{V}_1, \dots, \varphi_N, \mathbf{V}_N) \\ &= \sum_{i=1}^N \iint_{\Omega} H(\varphi_i) (I(x, y; t + 1) - I(\mathbf{V}_i(x, y; t)))^2 d\Omega + \\ & \iint_{\Omega} \prod_{i=1}^N (1 - H(\varphi_i)) (I(x, y; t + 1) - I(x, y; t))^2 d\Omega \end{aligned} \quad (7)$$

其中, \mathbf{V}_i 为目标 $i(i = 1, \dots, N)$ 从 $t + 1$ 帧到 t 帧的运动矢量场。通过 Heaviside 函数 $H(\varphi)$, 式(6)泛函的前半部分描述了 N 个运动目标区域的光流 SSD, 后半部分则是相对静止背景区域的灰度一致性的描述。为简化起见, 如果考虑图像中只有一个运动目标的情况, 则耦合框架可以写为

$$\begin{aligned} E(\varphi, \mathbf{V}) &= \iint_{\Omega} H(\varphi) (I(x, y; t + 1) - I(\mathbf{V}(x, y; t)))^2 d\Omega + \\ & \iint_{\Omega} (1 - H(\varphi)) (I(x, y; t + 1) - I(x, y; t))^2 d\Omega \end{aligned} \quad (8)$$

式(8)是一个基于几何活动轮廓的主动跟踪模型, 其同时耦合了目标的运动矢量场估计。若以 t 帧中的目标轮廓线跟踪结果为初值, 通过极小化该泛函, 在目标相对位移不是很大的情况下, 则可以得到目

标在 $t+1$ 帧中运动后的轮廓线 φ 与运动矢量场 \mathbf{V} 。泛函极小化的过程可以看作是以下两方面的迭代收敛过程:一方面,目标轮廓线 φ 根据运动估计的结果,在光流条件的约束下,持续更新自己的位置,直至收敛时逼近目标运动后的真实轮廓;另一方面,根据 φ 提供的图像目标与背景区域划分信息,不断地迭代估计运动矢量场 \mathbf{V} ,并以此指导跟踪曲线 φ 的演化。

在使用第 2 节的 C-V 模型得到基准帧中的目标轮廓分割信息后,直接根据式(8)求解会有诸多限制,而且计算效率低下,下面分别从跟踪曲线演化和运动场估计两方面来考虑改进耦合模型。

3.1 改进的曲线演化与目标轮廓跟踪

从式(8)可以推导出跟踪轮廓曲线 φ 在时间 τ 上演化的偏微分方程

$$\frac{d\varphi}{d\tau} = \delta(\varphi) ((I(x, y; t+1) - I(x, y; t))^2 - (I(x, y; t+1) - I(\mathbf{V}(x, y); t))^2) \quad (9)$$

其中,Dirac 函数 $\delta(\varphi)$ 用于约束水平集函数变化的检测范围。这种曲线演化方式没有考虑其他图像信息,仅仅基于光流约束条件,虽然其在理论上可以收敛于真实的目标轮廓,但非常容易受到噪声、光照条件变化、成像质量变化等的干扰,并且其捕获运动目标的能力也很有限,如果目标的运动尺度相对较大,那么就很难得到较好较优的跟踪结果。由于其完全依赖于准确的运动矢量场 \mathbf{V} 的估计,因此式(9)中 φ 的收敛速度也是比较慢的。通常,估计运动矢量场 \mathbf{V} 的计算复杂度较高,远大于跟踪曲线 φ 迭代更新的计算复杂度, φ 的收敛缓慢也意味着需要多次反复估计 \mathbf{V} ,从而带来了较大的计算量。实际应用时,由于往往很易使模型陷入局部最优,因此很难得到较准确的跟踪结果与运动矢量场估计。

基于上述原因,本文考虑使用更多的图像序列信息来指导跟踪曲线的演化,这一方面,可加强模型的鲁棒性,使活动曲线演化不完全依赖于运动估计结果,以增强模型处理较大尺度轮廓线运动的能力和抗噪声干扰能力;另一方面,可加快活动曲线迭代收敛的速度,使曲线能够较快速地逼近到待跟踪目标的轮廓,不仅可减少运动估计的次数,并可提高估计的准确性。

本文基准帧的分割采用了 C-V 模型,其除了得到目标轮廓的水平集描述外,也能获取图像目标区域与背景区域的特征中心特征值 c_o 与 c_b 。处理图像序列目标跟踪问题时,可以假设相邻两帧图像的

光照情况相差不大,并且目标内部与背景区域的特征信息也相差不大。假设 t 帧中的目标区域的 C-V 特征中心特征值为 c_i^o ,背景区域的 C-V 特征中心特征值为 c_i^b ,则认为 c_i^o 与 c_{i+1}^o , c_i^b 与 c_{i+1}^b 差异较小,即将 c_i^o, c_i^b 作为统计先验知识,用来指导耦合模型中的活动曲线演化,并跟踪 $t+1$ 帧中的目标轮廓线位置。根据上述思想,本文将单个目标的耦合模型(式(8))修改为

$$\begin{aligned} E(\varphi, \mathbf{V}) &= E_o(\varphi, \mathbf{V}) + E_b(\varphi, \mathbf{V}) \quad (10) \\ E_o(\varphi, \mathbf{V}) &= \iint_{\Omega} H(\varphi) (\lambda_1 (I(x, y; t+1) - I(\mathbf{V}(x, y); t))^2 + \lambda_2 (I(x, y; t+1) - c_i^o)^2) d\Omega \\ E_b(\varphi, \mathbf{V}) &= \iint_{\Omega} (1 - H(\varphi)) (\lambda_1 (I(x, y; t+1) - I(x, y; t))^2 + \lambda_2 (I(x, y; t+1) - c_i^b)^2) d\Omega \end{aligned}$$

其中, λ_1 和 λ_2 为权重。相应地,此时活动曲线演化偏微分方程式(9)变为

$$\begin{aligned} \frac{d\varphi}{d\tau} &= \delta(\varphi) (\lambda_1 ((I(x, y; t+1) - I(x, y; t))^2 - (I(x, y; t+1) - I(\mathbf{V}(x, y); t))^2) + \lambda_2 ((I(x, y; t+1) - c_i^b)^2 - (I(x, y; t+1) - c_i^o)^2)) \quad (11) \end{aligned}$$

式(10)和式(11)式定义的目标轮廓曲线不仅应满足包围区域的光流约束,同时也应保持相邻两帧图像的目标区域与背景区域的特征性质差异不大。因为不需要在曲线演化过程中更新目标区域 C-V 特征中心,故相对于式(9)、式(11),其带来的附加计算量很小。修改过后的活动曲线演化,还增强了跟踪相对较大尺度运动目标轮廓线的能力,从 t 帧中的目标轮廓跟踪的最终结果出发,只需要很少几步迭代就可以逼近到 $t+1$ 帧中运动后的轮廓线附近。此外,加入先验的背景与目标区域信息后,耦合模型不再仅依赖于单个像素点处的灰度,同时也增强了抗噪声能力,其可以处理高噪声强度的图像。

在得到 $t+1$ 帧中的目标轮廓线的跟踪结果后,再根据最终水平集函数以及式(3)、式(4)来计算 c_{i+1}^o 及 c_{i+1}^b ,并将其作为先验信息,用于指导 $t+2$ 帧中的耦合模型目标的追踪,再依此持续更新目标区域 C-V 特征中心,直至整个图像序列的目标跟踪过程处理完毕。

3.2 运动矢量场快速估计与修正

在目标的运动矢量估计方面,从当前活动轮廓

曲线 φ 就可以得到需要进行局部运动估计的目标区域,固定 φ 即有

$$E(\mathbf{V}(x,y)) = \iint_{\Omega} H(\varphi)(I(x,y;t+1) - I(\mathbf{V}(x,y);t))^2 d\Omega \quad (12)$$

式(12)中的运动矢量可以采用在目标区域内的光流场估计^[8]方法进行计算,如果只考虑目标的刚性运动的话,则可以直接计算适合运动区域像素的仿射变换^[2]。两种方法均是基于图像梯度信息的求解,但其在成像质量不高的情况下,易受噪声的干扰。此外,由于它们的计算复杂度比较高,其在耦合目标跟踪与运动估计模型的求解过程中,需要反复估计和修正相邻帧间的运动矢量场,因此也需要构造比较快速的运动估计方法。

耦合模型的目标跟踪是基于对目标轮廓线的分割,类似基于图像特征的运动估计方法,可将相邻两帧中的目标的轮廓线运动作为描述目标整体运动的一个特征。跟踪时,先估计目标轮廓线上像素点的位移情况,再结合运动先验知识或者其他图像信息将轮廓线上的位移快速拓展到整个目标区域内部。

对于目标轮廓线的位移估计,因为耦合模型运动估计的对象是图像中分割出的局部目标,相对于背景,其目标内部区域的像素灰度变化较小,具有整体一致性,所以将该估计问题从图像域转移到水平集函数域上,可以将估计得到的两帧中零水平集位移作为目标轮廓曲线的位移。假设目标在前一帧(t 帧)图像中的目标跟踪结果为 φ_t ,其中目标的轮廓线为零水平集,即 $\varphi_t = 0$,而当前耦合模型中的活动曲线为 $\varphi = 0$ 。下面构造进行零水平集位移估计的快速算法,即首先根据 φ_t 和 φ 生成二值图像,有

$$D(x,y) = \begin{cases} 0 & H(\varphi) < 0 \\ 255 & H(\varphi) \geq 0 \end{cases} \quad (13)$$

类似地可以得到基于 φ_t 的 $D_t(x,y)$;然后,估计这两幅二值图中的像素位移情况。Vemuri 等人基于水平集曲线演化^[4],提出了一种用于图像配准和运动矢量估计的快速算法,为了得到 $D(x,y)$ 中的点到 $D_t(x,y)$ 的运动矢量场 \mathbf{V}_D ,依据 Vemuri 提出的水平集算法,有

$$\frac{d\mathbf{V}_D(x,y)}{d\tau} = \left(D(x,y) - D_t(\mathbf{V}_D(x,y)) * \frac{\nabla D_t(\mathbf{V}_D(x,y))}{\|\nabla D_t(\mathbf{V}_D(x,y))\|} \right) \quad (14)$$

上述水平集算法收敛速度很快,可以描述弹性运动。其缺点是缺少正则约束,使得求出的运动矢量场也不够光滑,即使不考虑噪声的情况,也很易于陷入局部最优,解决方案之一是在图像的在各个尺度上逐次应用该运动估计算法^[4,9]。但由于这里待估计的图像已转化为无噪声的二值图像,因此直接使用 Vemuri 算法求解,就可以快速得到较好的估计结果。

计算出 $\mathbf{V}_D(x,y)$ 之后,只取其中零水平集上各个点的位移矢量,设其为 \mathbf{V}_0 。然而,式(14)和大多数基于图像梯度的方法一样,也会受到“孔径”问题的影响,为了得到更准确的 \mathbf{V}_0 ,可先使用一种双向求解并进行修正的方法来正向和逆向两次求解 $D_t(x,y)$ 与 $D(x,y)$ 之间的运动矢量场,然后只取其中当前零水平集曲线上点的运动矢量,如果两次求解出的曲线上同一点的运动方向相同,则取其加权均值作为最终的运动矢量的估计结果。另外,可以根据两帧上的水平集函数信息进一步对 \mathbf{V}_0 进行插值。这种修正后的 \mathbf{V}_0 对轮廓曲线的运动描述更为准确,本文对这两种算法不再详述。

得到目标轮廓线的位移估计后,还需将其拓展到整个目标区域内部。目标运动时,其轮廓曲线(零水平集)也发生变化,同时,区域内部各个等级的水平集均随着零水平线的运动而运动。类似于水平集曲线演化理论中的全局速度场延拓^[5],可以认为相邻的两个水平集上,距离最近的一对点的运动矢量基本相同。图1中双向箭头所指的一对点 P_1 和 P_2 ,即为相邻水平集上运动速度近似的点。因此利用已有的水平集距离函数 SDF,就可以快速地将零水平集的运动矢量拓展到目标区域内部的各个正水平集上。

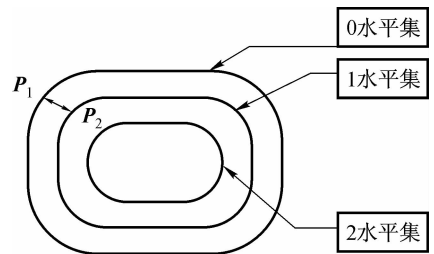


图1 运动矢量场延拓示意

Fig. 1 Motion vector field expanding

根据这一思想,本文构造了一种快速运动矢量延拓算法,即根据目标内部各个点处的水平集函数值来得到各点的运动矢量。该算法步骤如下:

输入:当前 $t+1$ 帧演化中的水平集函数 φ ; t 帧的跟踪结果,即水平集函数 φ_t ;零水平集函数 $\varphi=0$ 上的各点从 $t+1$ 帧到 t 帧的运动矢量 \mathbf{V}_0 ;

输出:轮廓线及其内部包围的各点,即水平集函数 $\varphi \geq 0$ 的各点从 $t+1$ 帧到 t 帧的完整运动矢量场 \mathbf{V} ;

(1) 初始化, $\mathbf{V} = \mathbf{V}_0, Dist = 1$;

(2) 获取 φ_t 和 φ 的最大水平集值,分别设其为 φ_t^{\max} 和 φ_{\max} ;

(3) 对每一个 $\varphi(x, y) \leq Dist$ 的点 (x, y) , 在上一个水平集 $\varphi = Dist - 1$ 上, 搜索与之欧氏距离最近的点, 设其为 $(x_{\text{near}}, y_{\text{near}})$, 并根据相邻水平集的最近点运动延拓思想, 令 $\mathbf{V}(x, y) = \mathbf{V}(x_{\text{near}}, y_{\text{near}})$;

(4) $Dist = Dist + 1$;

(5) 如果 $Dist \leq \varphi_{\max}$, 且 $Dist > \varphi_t^{\max}$, 则转入步骤 (6); 如果 $Dist > \varphi_{\max}$, 则停机输出结果 \mathbf{V} ; 否则转入步骤 (3);

(6) 对于所有满足 $\varphi_t^{\max} \leq \varphi(x, y) \leq \varphi_{\max}$ 的点 (x, y) , 均视其从 $t+1$ 帧运动到达 t 帧中的最大水平集处点, 设该点坐标为 (x_{\max}, y_{\max}) , 则上述每一点的运动矢量就可以由此求出:

$\mathbf{V}(x, y) = (x_{\max} - x, y_{\max} - y)^T$, 完成后停机输出结果 \mathbf{V} ;

上述算法从零水平集开始, 逐层将运动矢量拓展到目标内部各个正水平集上, 每一级水平集上的运动矢量均根据紧邻的低一级水平集获得。在目标发生较大尺度弹性形变时, 前后两帧目标区域内部的水平集有较大差异, 而步骤 (6) 则可以避免在这种情况下出现不合适的过度运动矢量场延拓。

依据水平集距离函数做运动场快速延拓, 计算复杂度低。由于耦合模型 (式 (10)) 追踪得到的目标区域具有灰度一致性, 因此这种局部的水平集运动延拓方法可以得到较好的跟踪结果。本节提出的整套运动矢量场生成方法, 就利用了耦合模型采用水平集描述这一优点, 由于其只需在水平集函数域上估计两次零水平集的运动情况, 因此和其他运动估计方法相比, 更为快速, 而转换到水平集函数域上求解也在很大程度上消除了图像噪声对运动估计的影响。此外, 在耦合模型 (式 (10)) 的实际求解过程中, 由于在 3.1 节中改进后的跟踪曲线演化不再仅基于运动估计结果, 且运动估计只需要每隔几次曲线演化做一次, 因此在很大程度上降低了耦合模型的计算量。

4 数值实验与分析

应用第 3 节提出的耦合目标追踪与快速运动估计框架, 对人工合成图像和真实图像进行了实验, 并给出了数值实验结果, 实验是在 P4 2.4 GHz, 512 M RAM 的微机上, 基于 Matlab 7.3 环境完成。

图 2 是应用耦合模型 (式 (10)) 对人工合成图像进行处理的结果。其中图 2(a) 和图 2(b) 是相邻的两帧图像, 大小为 140×120 , 其中均包含有一个近似椭圆的不规则白色目标, 且图像中含有均值为 0, 方差为 0.1 的高斯噪声。从图 2(a) 到图 2(b), 白色目标大部分区域有一个向右的刚性平移运动, 同时目标区域右下方还包含有非刚性的膨胀运动, 图 2(a) 和图 2(b) 上同时也显示了耦合模型的跟踪结果, 由图 2 可以看到, 即使在噪声干扰比较大的情况下, 模型也能较好地逼近目标的真实轮廓。基于跟踪信息和运动估计算法 (式 (13)), 就能够得到图 2(b) 中轮廓线上点的运动矢量 \mathbf{V}_0 , 图 2(c) 中的白色曲线显示了根据最终求得的 \mathbf{V}_0 对图 2(b) 中的轮廓线做还原运动后的结果, 其和图 2(a) 中分割出的目标轮廓线已经十分接近。图 2(d) 则是使用双向算法进一步修正 \mathbf{V}_0 后, 再根据 \mathbf{V}_0 对图 2(b) 中的目标轮廓线进行运动跟踪的情况, 和图 2(c) 相比, 其减少了运动后轮廓线上的断裂现象, 更加逼近图 2(a) 中的原轮廓。图 2(f) 显示了根据水平集运动延拓算法得到的图 2(b) 中目标区域的完整运动矢量场, 而传统的光流方法只能得到该目标区域在边界附近的运动变化描述。图 2(e) 则是图 2(b) 中的整体目标区域根据图 2(f) 中的运动矢量场进行运动跟踪的情况, 这里将该目标区域置于全黑背景图上, 就可以看出该区域已经十分接近于图 2(a) 中目标区域。该实验全部过程耗时 2.7 s。为了将本文框架的运行效率, 特别是在运动估计部分与经典算法进行对比, 本文通过经典的光流场估计方法来实现整体框架中模块的运动估计。同样采用图 2 的人工合成图像进行实验, 此时在曲线的每次迭代跟踪过程中, 运动矢量场 \mathbf{V} 的估计 (式 (12)) 需耗时 3.3 ~ 3.8 s, 而当前实验中的整体框架在水平集曲线迭代 3 次后则基本达到了收敛, 如果每次迭代过程中都采用光流场算法进行运动估计, 则整体实验耗时 11.6 s。如第 3 节末所述, 基于缩小计算量的考虑, 实际求解过程中不需要每次曲线演化后都进

行运动估计,在当前实验里,如果只估计 2 次光流场,则整体实验仍耗时 8 s。另外,由于经典光流方法的缺陷是仅基于图像梯度场的估计,因此抗噪声能力较弱,在图 2 这样含有较强噪声的图像上,光流场估计方法与本文的快速估计算法相比,更容易陷入局部最优,此时图 2(c)中的白色轮廓曲线由于不能较好地吻合图 2(a)中的初始轮廓,即有较大差异,从而影响了最终整体框架的跟踪与运动估计结果。该实验验证了本文框架的快速执行效率,并表明了本文提出的耦合目标跟踪与运动估计整体算法具有良好的性能,其不仅能在强噪声环境下进行目标的轮廓跟踪,并且能够跟踪混合刚性与非刚性运动的目标。

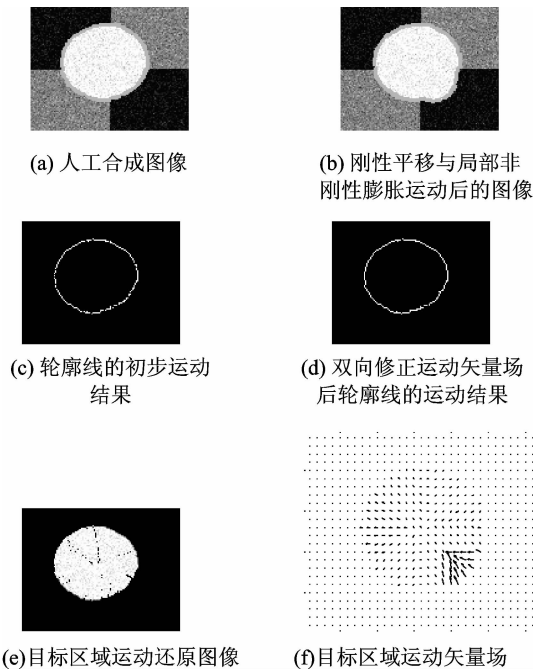


图 2 合成图像中的目标跟踪与运动估计

Fig. 2 Object tracking and motion estimation in artificial image

图 3 是某一心动周期相邻 4 帧心脏核磁共振图像 (Cardiac MRI) 的数值实验结果。图像大小均为 105×100 , 图像中的跟踪目标为左心室区域。由于心脏 MRI 图像背景复杂,噪声干扰较大,因此准确地跟踪与分析该类图像中左心室的运动是一个难点。图 3(a)是基准帧上人工定义的初始几何活动轮廓曲线。图 3(b)是通过对该初始曲线得到的基准帧上的左心室区域的轮廓线进行跟踪的结果。图 3(c) ~ 图 3(e)则是使用耦合模型式 (9) 对图 3(b)随后 3 帧中的左心室运动的自动跟踪结果。

图 3(f)中显示了图 3(c)中轮廓曲线到图 3(b)的运动矢量场。根据图 3(f)的跟踪结果,再使用水平集运动延拓算法,即得到了图 3(c)中左心室整体区域的运动矢量场(图 3(g))。图 3(h)和图 3(i)分别为图 3(d)和图 3(e)中左心室目标整体区域相对于基准帧的运动矢量场。图 3(g) ~ 图 3(i)均在离散网格上表示,并删除了部分四周无运动估计的背景区域。耦合模型在相邻两帧上的跟踪与运动估计的平均耗时为 3.1 s,其和近似大小的合成图像的实验时间消耗差距并不大,这是因为耦合框架的运动估计转移到了水平集函数域上进行的缘故。对心脏的自由弹性运动,耦合模型也取得了较好的实验结果。同图 2 的实验一样,这里仍然采用了光流场运动估计算法来进行对比实验,将本文框架中的运动估计算法换为经典光流算法后,耦合模型在相邻两帧上进行跟踪与运动估计平均需耗时 6.9 s 才能达到基本收敛。由于 MRI(图 3)中含有较强烈的噪声,用抗噪能力较弱的运动估计方法得到的估计准确性不能让人满意,也制约了整体追踪与运动估计框架的性能。

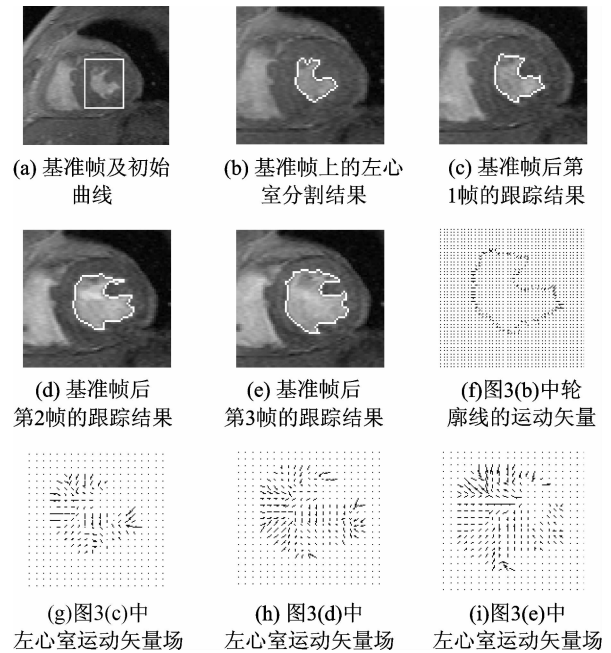


图 3 MRI 序列中左心室区域跟踪与运动估计

Fig. 3 Left ventricle tracking and motion estimation in MRI sequence

图 4 是耦合模型对有关行人的视频帧进行处理的结果,在相邻 4 帧上进行了实验,视频帧大小为 320×240 ,视频中的目标行人从左下近角往右上远

角处运动,其混合了尺度放缩、平移与弹性等运动。图 4(a)为基准帧上定义的初始几何活动轮廓曲线;图 4(b)~图 4(e)分别显示了耦合模型在相邻 4 帧上的目标跟踪结果。在前面的两个实验中,为了对耦合模型(式(9))叙述方便与有利于约束跟踪曲线演化,列出的均为 $t+1$ 帧图像中的目标至 t 帧图像的运动矢量场,而一般的习惯总是求解 t 帧中的目标运动到 $t+1$ 帧的运动矢量场,事实上,在本文提出的双向修正水平集运动估计中,这个“正向”的矢量场也是非常容易快速得到的。图 4(f)~图 4(h)就分别显示了图 4(b)至图 4(c),图 4(c)至图 4(d),图 4(d)至图 4(e)的行人运动矢量场。

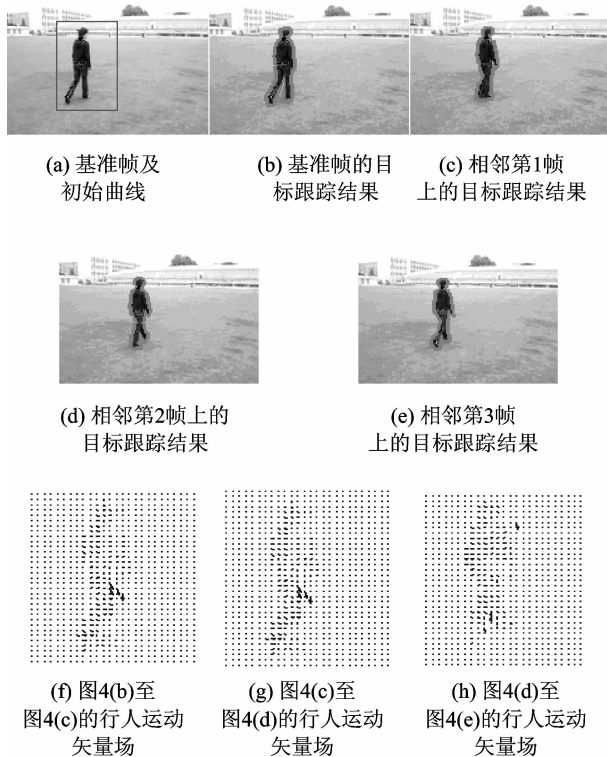


图 4 视频中的目标跟踪与运动估计

Fig. 4 Object tracking and motion estimation in video

5 结 论

本文基于几何活动轮廓曲线演化思想与 Mumford-Shah 模型,提出了一种耦合泛函模型。该

模型可以同时得到各帧图像中的多个目标的轮廓线与运动矢量场,且模型有较强的抗噪声能力。另外还分别从曲线演化与快速运动估计两方面对耦合泛函模型进行了讨论,并做出了改进,不仅提高了模型的处理能力与鲁棒性,而且降低了计算复杂度。由于耦合模型是采用水平集算法进行描述,因此易于拓展到高维情况,同时,目标轮廓的水平集表示也易于对目标进行后续分析与处理。新的耦合框架在跟踪目标时,没有考虑在图像序列中分析相对静止背景区域和帧差,如果加入这部分约束,则可以期望得到更为准确的处理结果。

参考文献 (References)

- 1 Paragios N, Deriche R. Geodesic active regions and level set methods for motion estimation and tracking[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2005, **97**(3):259-282.
- 2 Paragios N, Deriche R. Geodesic active regions for motion estimation and tracking[A]. In: Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision [C], Kerkyra, Greece, 1999: 688-694.
- 3 Chan T, Vese L. Active contour without edges[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, **10**(2): 266-277.
- 4 Vemuri B, Ye J. Image registration via level-set method motion: Application to atlas-based segmentation[J]. Medical Image Analysis, 2003, **7**(1):1-20.
- 5 Osher S, Sethian J A. Fronts propagating with curvature-dependent speed: Algorithms based on Hamilton-Jacobi formulations [J]. Journal of Computational Physics, 1988, **79**(1): 12-49.
- 6 Luo Jia, Zhang Jian-wei, Xia De-shen. Automatic segmentation for left ventricle MRI based on FCM algorithm and deformable models[J]. Computer Engineering and Applications, 2006, **42**(9): 198-201. [罗嘉,张建伟,夏德深. 基于 FCM 和形变模型的左心室 MRI 自动分割[J]. 计算机工程与应用, 2006, **42**(9): 198-201.]
- 7 Zhang Jian-wei, Luo Jia, Han Xu, et al. Segmentation of myocardium in MR image based on diffusion level set framework[J]. Journal of System Simulation, 2006, **18**(11): 3271-3275. [张建伟,罗嘉,韩旭等. 扩散水平集框架下的 MRI 左心室轮廓提取[J]. 系统仿真学报, 2006, **18**(11):3271-3275.]
- 8 Horn B, Schunck B. Determinating optical flow[J]. Artificial Intelligence, 1981, **17**(8):185-203.
- 9 Yang Deshen, Deasy J, Level-Set motion assisted non-rigid 3D image registration [A]. In: Proceedings of SPIE Conference on Medical Imaging[C], San Diego,CA, USA, 2007, **6512**: 0701-0711.