

结合人眼非均匀采样特性和曲线演化的红外目标跟踪方法

陈 义¹ 孙小炜² 李言俊¹

(西北工业大学航天学院 西安 710072)¹ (西安应用光学研究所 西安 710100)²

摘要 在成像制导过程中需要实时处理大量信息。为了尽可能在保留有效信息情况下降低计算量,提出了一种基于人眼非均匀采样特性和水平集曲线演化方法相结合的红外目标跟踪方法。首先利用对数极坐标模型的旋转、缩放及灰度分布不变性来压缩信息量,以提高计算速度。然后采用基于目标灰度和边缘特征的水平集曲线演化方法来抑制目标的非刚性形变,从而实现对非刚性变形目标的稳健跟踪。与传统的 Mean Shift 跟踪方法和粒子滤波跟踪方法相比,该方法具有跟踪稳定、精度高等优点。实验结果表明,该方法能够有效抑制目标的非刚性形变。

关键词 非均匀采样,对数极坐标变换,非刚性形变,曲线演化,粒子滤波,水平集

Infrared Object Tracking Method Using Human Eye Non-uniform Sampling Characteristic and Curves Evolving

CHEN Yi¹ SUN Xiao-wei² LI Yan-jun¹

(College of Astronautics, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)¹

(Xi'an Institute of Applied Optics, Xi'an 710100, China)²

Abstract Large quantity information needs to be dealt during image guidance. In order to compress calculation quantity, a novel method for tracking infrared target based on curves evolving theory and human eye non-uniform sampling characteristic was proposed. First, log-polar coordinate transform model was used to compress calculation quantity and increase calculating speed. And then, level sets curves evolving method based on target intensity and edge features was presented to suppress local deformation, thus achieving non-rigid deformed target tracking. Compared with traditional Mean Shift tracking method, this method is stable and efficient. Experimental results show the proposed method is effective for suppress non-rigid deformed.

Keywords Non-uniform sampling, Log-polar transform, Non-rigid deformed, Curve evolving, Particle filtering, Level sets

目标的成像跟踪技术是计算机视觉领域中一个重要的研究课题,它广泛应用于成像制导、侦查和安检等领域。常用的成像跟踪方法主要有模板匹配法、光流法、卡尔曼滤波等^[1-3]。早期的对象跟踪技术主要是针对一些特征点进行跟踪,由于跟踪的目标往往是整个对象对应的区域,因此只有对被跟踪区域的形状和运动规律有一定的先验知识,才能使特征点跟踪法获得比较好的结果,而这在自然环境下是无法实现的。人们感兴趣的跟踪对象在运动过程中往往会发生形状的改变。于是,一种基于边界信息的动态轮廓(Snake)的跟踪技术被广泛研究^[4-7],该技术不关心整个区域的形状,只关心区域边界上的特征(如梯度大小)。目前工程上采用的成像跟踪算法一般都是基于模板匹配方法。而如果存在目标的旋转、尺度变化、目标的非刚性形变、目标部分被遮挡等情况,则应采样抗变形的模板匹配方法。因此,通过研究人眼视觉的非均匀特性,考虑到基于边缘信息和基于区域信息对目标描述不完全的情况,本文研究了一种基于人眼非均匀采样特性同时利用目标图像区域边缘信息和区域内部信息对目标进行跟踪的方法。在跟踪过程中,通过计算模型区域与当前帧图像区

域匹配最优所得的轮廓作为下一帧区域跟踪的初始轮廓。此方法能够较好地克服目标发生旋转、缩放所带来的几何畸变,并且能够稳健跟踪非刚性形变的目标,同时降低成像跟踪的计算代价。

1 对数极坐标变换

人眼对场景感兴趣区域进行高分辨率描述,对周边区域进行粗略表达,使得要处理数据量得到压缩,系统传输带宽、计算量、能耗都会大大降低。这样,人眼在具有宽视野的同时又具有局部的高分辨能力。这种机制是人眼视觉信息获取、处理高效性的保证,显然此机制为解决红外成像制导中视场、分辨率、实时性三者矛盾提供了一条有价值的途径。

Daniel 和 Whitteridge, Schwartz, Hubel 和 Wise 等人^[8-10]通过研究,得到了视网膜与脑皮层的关系描述,提出了 Log-polar 映射模型

$$\begin{cases} \xi = \ln(\sqrt{x^2 + y^2}) \\ \eta = \arctan(y/x) \end{cases} \quad (1)$$

其中, (x, y) 表示在笛卡尔坐标系下像素的位置, (ξ, η) 表示

到稿日期:2009-04-20 返修日期:2009-08-03 本文受国家自然科学基金(60575013),航天支撑基金(N7CH0009)和西北工业大学研究生创新实验中心资助。

陈 义(1980—),男,博士生,主要研究方向为计算机视觉与图像处理, E-mail: cchy1@yahoo. cn; 孙小炜(1979—),男,博士,主要研究方向为成像制导; 李言俊(1944—),男,教授,博士生导师,主要研究方向为计算机视觉和视频与图像处理。

(x, y) 在对数极坐标平面内的映射。

易知,对数极坐标逆变换为

$$\begin{cases} x=e^{\xi} \cos(\eta) \\ y=e^{\xi} \sin(\eta) \end{cases} \quad (2)$$

上述变换过程见图 1。

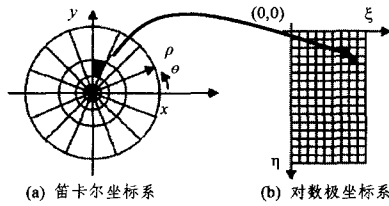


图 1 对数极坐标变换

如果将笛卡尔坐标下图像放大 k 倍,则变换后的图像沿 ξ 轴平移 $\ln k$ 个单位;如果图像旋转 θ_0 度,则变换后的图像沿 η 轴平移 θ_0 个单位。可见,缩放或旋转后的图像经过对数极坐标变换后,变换图中目标的形状保持不变。

图 2 是一帧红外图像进行对数极坐标变换和反变换的图像。比较图 2(a)和图 2(c)可以看出,红外图像经过对数极坐标变换后目标的灰度分布没有发生较大的变化,而计算量却大大降低了(变换图的分辨率降低)。并且由于图像经过对数极坐标变换后目标具备灰度、旋转和缩放不变性^[11],为实时跟踪创造了条件。

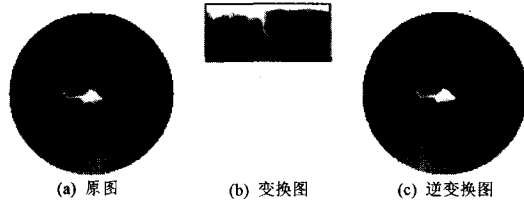


图 2 对数极坐标变换和逆变换

2 曲线演化理论

考虑一个封闭曲线序列 $C(p, t), t \geq 0$,按如下偏微分方程(Partial Differential Equation, PDE)演化:

$$\frac{\partial C(p, t)}{\partial t} = V = \alpha(p, t)T + \beta(p, t)N, C(p, 0) = C_0(p) \quad (3)$$

其中, α 和 β 分别为切向速率与法向速率。

由文献[4,5]可知,曲线几何形状的变化只与 V 的法向分量 β 有关,而与运动速度的切向分量 α 无关。这样就只需要考虑法向速率,曲线演化的一般方程简化为

$$\frac{\partial C}{\partial t} = \beta N \quad (4)$$

基于曲线演化的目标跟踪就是通过给定一个目标的图像序列,跟踪目标物体的轮廓,然后在图像中找出感兴趣的部分,例如物体随时间变化的形状和当前的位置等一些重要信息。在跟踪目标轮廓的算法中,出现了活动轮廓线模型^[4]和可变形模板跟踪^[5]两种比较典型的算法。基于 Kass 提出的活动轮廓线模型^[4],又称 Snake 模型,为解决图像分割问题展现了令人鼓舞的前景。活动轮廓算法通常分为两类:参数化活动轮廓^[4]和测地线活动轮廓^[6]。参数化活动轮廓使用参数表示运动曲线,而测地线活动轮廓的运动方程不包含与曲线几何结构无关的参数并且在高维空间使用 Level Set 方法表示曲线。同参数化活动轮廓模型相比,测地线活动轮廓模型

能够在不附加任何外界控制条件的情况下自动处理曲线在运动过程中的拓扑结构变化,而参数化模型需要附加外界控制条件或先验知识。基本思想是通过最小化能量函数来实现对图像的分割和跟踪,最小化的能量函数可以写成如下形式

$$E(C) = \int_0^1 (E_m(\mu(s)) + E_n(\mu(s))) ds \quad (5)$$

其中, s 是轮廓曲线 C 的弧长, E_m 表示曲线弯曲所产生的内部能量, E_n 表示在图像中的力。这种方法的自由度大,可以逼近任何形状不规则的曲线,并可约束模型具有目标的先验轮廓信息。但这种模型难以处理拓扑结构的变化,如曲线的合并和分裂。

Osher 和 Sethian^[7]提出依赖于时间的演变曲线水平集描述。水平集方法避免了曲线演变过程对拓扑结构变化的处理,它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的问题,已在图像处理和计算机视觉等领域得到了广泛的应用。基本思想如下。

一条平面封闭曲线 C 可以定义为一个二维函数 $u(x, y)$ 的水平集,即

$$C(t) := \{(x, y), u(x, y, t) = c\} \quad (6)$$

当曲线 $C(t)$ 按式(4)演化时,对上式的函数 u 求全导数,可得嵌入函数 $u(x, y, t)$ 的演化方程,即

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \beta |\nabla u| \quad (7)$$

其中, $\beta = N \cdot V$ 是运动速度的法向分量。

3 基于水平集曲线演化的目标跟踪方法

3.1 目标特征的表达

我们使用水平集函数和图像灰度的联合概率密度分布来表示目标区域,根据多变量非参数密度估计理论^[12],将采用 Gauss 核函数目标特征的联合概率密度估计为

$$q(z) = C_1 \sum \sum \exp\left(-\frac{[(u_1(x, y) - n)]^2}{2\sigma_n^2}\right) \cdot \exp\left(-\frac{(I_1(x, y) - m)^2}{2\sigma_m^2}\right) \quad (8)$$

其中, C_1 为归一化常数, $I_1(x, y)$ 表示在第一帧图像中目标区域内点 (x, y) 处的像素值, $u_1(x, y)$ 表示在第一帧图像中目标区域边缘点 (x, y) 处水平集函数的值, m 取区域内图像像素平均值, n 取区域边缘点水平集函数平均值。

3.2 候选目标特征的表达

目标在第一帧后图像序列的每一帧中可能包含目标的区域称为候选目标区域 $\omega \subset \mathbb{R}^2$, 候选目标特征的联合概率密度为

$$p(z; \omega) = C_2 \sum \sum \exp\left(-\frac{[(u_2(x, y) - n)]^2}{2\sigma_n^2}\right) \cdot \exp\left(-\frac{(I_2(x, y) - m)^2}{2\sigma_m^2}\right) \quad (9)$$

其中, C_2 为归一化常数, $I_2(x, y)$ 表示在第二帧图像中目标候选区域内点 (x, y) 处的像素值, $u_2(x, y)$ 表示在第二帧图像中目标区域边缘点 (x, y) 处水平集函数的值, m 取区域内图像像素平均值, n 取区域边缘水平集函数平均值。

3.3 目标的相似性度量

为了描述目标模型和候选目标模型的特征概率分布,使用 K-L 散度^[13](Kullback-Leibler Divergence, KLD)作为相似

性度量函数。K-L 散度亦称为相对熵(Relative Entropy),用来度量两个概率分布之间的差异,是一种很有意义的统计测度,定义为

$$K(\omega) \equiv K(q(\cdot), p(\cdot; \omega)) = \int q(z) \log\left(\frac{q(z)}{p(z; \omega)}\right) dz \quad (10)$$

上式的物理意义是:给定参照统计模型分布 $q(z)$,竞争统计模型 $p(z; \omega)$ 与它的差异程度。显然 $K(\omega) \geq 0$ 越小,说明两个模型越相似。

3.4 跟踪算法的数值实现及流程

设 $c = \partial\omega$ 为候选目标区域 $\omega \subset \mathbb{R}^2$ 的边界,注意到实际上只有候选目标特征分布 $p(z; \omega)$ 是水平集 $u(x, y)$ 的函数,用

$$u^{t+1}(x, y) = \frac{u^t(x, y) + \Delta t \sum \sum \frac{q(z)}{p(z; \omega)} \cdot \frac{n}{\sigma_n^2} \cdot \exp\left(-\frac{[(u_2(x, y) - n)]^2}{2\sigma_n^2}\right) \exp\left(-\frac{(I_2(x, y) - m)^2}{2\sigma_m^2}\right)}{1 + \Delta t \sum \sum \frac{q(z)}{p(z; \omega)} \cdot \frac{1}{\sigma_n^2} \cdot \exp\left(-\frac{[(u_2(x, y) - n)]^2}{2\sigma_n^2}\right) \exp\left(-\frac{(I_2(x, y) - m)^2}{2\sigma_m^2}\right)} \quad (13)$$

算法实现流程如下。

1) 初始化:确定式(13)中所用到的一些参数。在计算中取 $\sigma_n = 1, \sigma_m = 3, \Delta t = 200$ 。

2) 读入第一帧图像,记作 $n = 0$ 。对目标区域进行对数极坐标变换,得到对数极坐标映射阵 M ;然后在 M 中,令 $t = 0$,将获取的第一帧目标轮廓位置作为初始零水平集 $u^0(x, y)$,标识曲线外围区域上的点、曲线上的点、区域外的点。

3) 根据式(8)、式(9)及式(13)计算轮廓跟踪的最优匹配结果,设定迭代时间参数 $t = 5$ 。

4) 若前后两次水平集曲线的位置不变或迭代次数等于给定阈值,则停止;否则重新初始化并迭代运算。

5) 演化终止后,记零水平集为 $u_s^t(x, y)$ 。对 $u_s^t(x, y)$ 进行对数极坐标逆变换,将得到的新的曲线 C' 作为新的目标轮廓。读取下一帧图像,重新标识曲线外围区域上的点、曲线上的点、区域外的点,返回步骤 3)。

4 实验结果与分析

为了验证上述成像跟踪算法,我们对两组红外图像序列进行测试。第一个实验为空载平台下拍摄的地面背景下的红外装甲车图像序列;第二个实验是空中背景下的红外战斗机图像序列。两个实验都是在 Pentium IV 1.8GHz 的 PC 机上采用 MathWorks 公司的 Matlab R2007a 软件编程实现的。

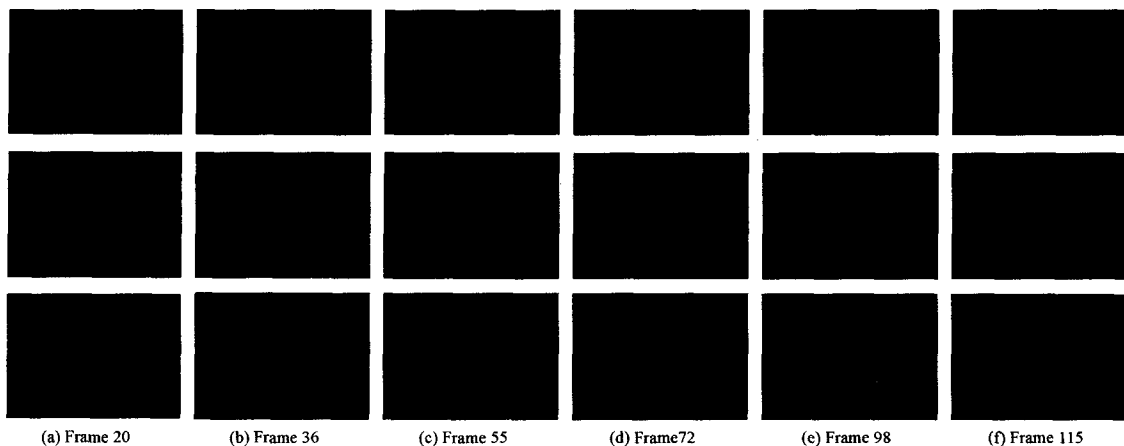


图4 空中目标轮廓跟踪(第一行:Mean Shift 跟踪方法^[14],第二行:文献^[15]方法,第三行:本文方法)

场,降低了计算时间,在一定程度上克服了目标尺度变化带来的非刚性形变。从仿真结果可知,本文方法在跟踪地面目标

梯度下降法最小化泛函数式(10),就能得到真实目标轮廓位置,即

$$\frac{\partial c}{\partial t} = -\frac{\delta K}{\delta c} \quad (11)$$

由于

$$K(\omega) = \int q(z) \log\left(\frac{q(z)}{p(z; \omega)}\right) dz = \eta - \int q(z) \log p(z; \omega) dz \quad (12)$$

其中, η 是模型分布的负微分熵,由于 η 与候选目标区域无关,可以忽略。由式(11)和式(12)整理得

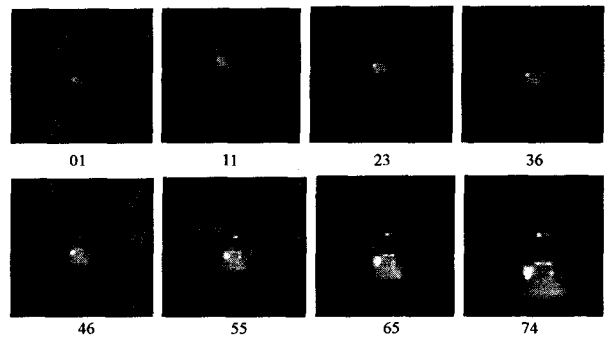


图3 地面红外目标轮廓跟踪

实验1 地面目标跟踪

在地面红外目标图像序列中(分辨率:128×128,75 帧),目标位于视场中部。在跟踪过程中,随着空载成像设备与目标相对距离的减小,目标在视场中成像的尺度不断变大。在使用传统方法跟踪目标过程中,由于目标的相对运动、尺度的变化,而传统的目标跟踪方法(相关跟踪方法、特征匹配方法)都是跟踪窗固定不变的,当目标相对较大时跟踪框只能处理目标的部分区域,导致目标特征表述不完全,从而对跟踪的稳健性会有很大影响。而本文方法使用了水平曲线演化方法,能够自适应目标形状的拓扑变化,同时不用估计目标的运动

时能较好地克服目标尺度、方向带来的非刚性形变的影响,能够较稳健地跟踪目,见图3。

实验2 空中机动目标的跟踪

在战斗机图像序列中(分辨率:352×240,125帧),由于飞机的滚转运动以及成像设备与飞机之间距离的变化,使得飞机的外形发生剧烈的变化(见图4第36,72,115帧)。这种局部外形的变化不能用放射运动之类的模型来模拟,因此传统的 Mean Shift 跟踪^[14]方法很难跟踪这种变形的目标(见图4第1行)。产生这种情况的原因主要有以下几点:①目标机动所产生的非刚性形变导致传统跟踪方法模板更新频率变大,从而增大计算复杂度;②在成像制导的末阶段,目标成像尺度较大(大于64×64像素),使得所需要处理的数据量增多。因此,由于硬件条件的限制,导致跟踪过程中匹配点漂移,甚至跟踪失败(见图4第1行)。本文使用基于水平集曲线演化的跟踪方法,其不需要考虑目标的运动信息,并且不需要考虑目标的放射变换等模型,能够适应轮廓拓扑的变化。从实验结果可以看出(见图4第3行),本文方法不但能够适应目标的非刚性形变,而且能够自适应目标的尺度和方向的变化。图4,第2行给出了笔者在文献^[15]中提出的基于人眼非均匀采样的粒子滤波跟踪方法。比较图4第2,3行可知,从跟踪精度上(目标的尺度变形和方向变形)本文基于水平集曲线演化的跟踪方法优于文献^[15]中提出的粒子滤波跟踪方法。

结束语 本文提出了一种基于人眼视觉非均匀特性和水平集曲线演化相结合的稳健成像跟踪方法。在此方法中,利用核密度估计方法来建立目标的特征分布模型;通过对模板图像和输入图像采用对数极坐标变换来抑制目标尺度畸变对成像跟踪所带来的不利影响,同时减小计算代价;利用水平集曲线演化方法来抑制目标跟踪过程中的非刚性形变。通过对比实验可以看出,本文提出的方法能够有效地抑制成像跟踪阶段目标匹配点漂移和目标的非刚性形变,是一种稳健的跟踪方法。

参考文献

[1] 李强,杨涛. 形心和匹配跟踪算法的改进[J]. 光电工程,2000,27(2):28-30

(上接第194页)

[2] 田东平,徐成虎. 改进的粒子群优化算法的研究和分析[J]. 计算机工程与应用,2008(34):56-60

[3] 赵鹏军,刘三阳. 基于双指数的粒子群算法[J]. 计算机工程与应用,2008,44(29)

[4] Abdelhalim M B, Salama A E, Habib S E-D. Hardware Software Partitioning using Particle Swarm Optimization Technique [C]// The 6th international workshop on System on Chip for Real Time Applications. 2006:189-194

[5] Jin Nanbo, Rahmat-Samii Y. Advances in Particle Swarm Optimization for Antenna Designs: Real-Number, Binary, Single-Objective and Multiobjective Implementations [J]. IEEE transactions on antennas and propagation, 2007, 55(3)

[6] dos Santos Coelho L, Mariani V C. Economic Dispatch Optimization Using Hybrid Chaotic Particle Swarm Optimizer [C]// IEEE International Conference on Systems, Man and Cyberneti-

[2] 李宏,杨廷梧,任朴舟,等. 基于光流场技术的复杂背景下运动目标跟踪[J]. 光电工程,2006,33(10):13-17

[3] 高璐,张大志,田金文. 红外序列图像目标跟踪的自适应 Kalman 滤波方法[J]. 红外与激光工程,2007,36(5):757-729-732,757

[4] Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snakes: Active contour models[J]. International Journal of Computer Vision, 1988, 13 (1): 321-332

[5] Lai K F, Chin R T. Deformable contours: modeling and extraction[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1995, 17(11):1084-1090

[6] Bertalmio M, Sapiro G, Randall G. Morphing active contours [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(7):733-737

[7] Osher S, Sethian J A. Fronts propagating with curvature-dependent speed; Algorithms based on Hamilton-jacobi formulation[J]. Journal of Computer Physics, 1988, 79:12-49

[8] Daniel P M, Whitteridge D. The representation of the visual field on the cerebral cortex in monkeys[J]. Journal of Physiology, 1961, 159:203-221

[9] Schwartz E L. Spatial mapping in the primate sensory projection: Analytic structure and relevance to perception [J]. Biol. Cybernetics, 1977, 25:181-194

[10] Hubel D H, Wiesel T N. Functional architecture of macaque monkey cortex [C]//Proc. R. Soc. Lond, 1977:1-59

[11] 王立,李言俊,张科. 对数极坐标变换识别算法在成像制导中的应用[J]. 宇航学报, 2005, 36(3):330-333

[12] Wasserman L. All of nonparametric statistics [M]. Berlin: Springer, 2005

[13] Kullback. The Kullback - Leibler distance [J]. The American Statistician, 1987, 41:340-341

[14] Comanicu D, Ramesh V, Meer P. Kernel-based object tracking [J]. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(5):564-577

[15] 孙小炜,李言俊,陈义. 一种新的红外目标跟踪算法[J]. 宇航学报, 2008, 29(5):1637-1642, 1647

cs. Oct. 2007:1963-1968

[7] Tan K C, Lee T H, Khor E F. Evolutionary algorithm with dynamic population size and local exploration from multiobjective optimization [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2001, 5(6):565-588

[8] Leong Wen-Fung, Yen G G. Dynamic Population Size in PSO-based Multiobjective Optimization [C]// IEEE Congress on Evolutionary Computation Sheraton Vancouver Wall Centre Hotel, Vancouver, BC, Canada, July 2006

[9] Soudan B, Saad M. An Evolutionary Dynamic Population Size PSO Implementation [C]// ICTTA 2008, 3rd international conference on information and communication technologies: from theory to application. April 2008:1-5

[10] Yao X, Liu Y, Lin G M. Evolutionary Programming Made Faster [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 1999, 3(2):82-102