

## 基于对数极坐标变换的尺度变化目标跟踪

李武，侯志强，魏国剑

(空军工程大学信息与导航学院, 西安 710077)

**摘要：**实用的跟踪系统应该具备尺度自适应机制。针对传统跟踪方法难以实时准确适应目标尺度变化这一问题，提出一种基于对数极坐标变换域下目标匹配的尺度变化目标跟踪算法，算法结合粒子滤波和改进的 Mean Shift 进行空间定位，确定目标的形心，通过对数极坐标变换域中目标和候选的最大相关匹配系数来确定目标的尺度参数。实验结果表明：与传统方法相比较，该算法可以自适应选择合适的跟踪窗大小，具有较好的鲁棒性。

**关键词：**目标跟踪；视觉跟踪；对数极坐标变换；粒子滤波；Mean Shift

中图分类号：V271.4；TP391

文献标志码：A

文章编号：1671-637X(2013)12-0042-04

## Algorithm of Scale-Changing Object Tracking Based on Log-Polar Transformation

LI Wu, HOU Zhiqiang, WEI Guojian

(College of Information and Navigation, Air Force Engineering University, Xi'an 710077, China)

**Abstract:** A practical tracking system should be equipped with scale adaptation mechanism. To solve the problem of the traditional methods which could not keep up with the scale changing timely and accurately, the particle filter and an improved Mean Shift method were introduced to locate the centroid of the target. Then, the correlation coefficient was adopted to map the object and its candidate in the Log-Polar Transformation domain to fit the target scale. Experimental results demonstrated that the composite algorithm can select a proper size of tracking window adaptively. Compared with the traditional method, it has a better robustness.

**Key words:** object tracking; visual tracking; log-polar transformation; particle filter; Mean Shift

### 0 引言

目标跟踪一直是计算机视觉研究领域的研究热点，在智能监控、视频编码以及军工领域等方面都有广泛的应用。如何实时有效跟踪视频目标运动所引起的尺度变化，是视觉跟踪所面临的巨大挑战之一。文献[1]采用增量试探法，通过计算上一帧尺度及其增量 $\pm 10\%$ 3个尺度下的 Mean Shift 跟踪，选取相似性最大的跟踪所对应的带宽为最佳带宽。这种方法存在小尺度游荡和尺度跟踪滞后问题<sup>[2]</sup>，且带宽增量人为设定，并不能准确定位目标尺寸。文献[3]引入一个额外的尺度核，通过对采样加权图像进行 DOG 滤波，在尺度空间进行 Mean Shift 迭代找到最佳核窗宽。该方法计

算量大且使用 Epanechnikov 核等价于在尺度空间求各尺度的平均。文献[4]通过角点匹配求解仿射模型参数来检测目标尺度变化，该方法只适用于刚体或者形变较小的目标；文献[5]提出多尺度图像信息量度量方法，根据信息量的变化来选取跟踪窗的大小。由于目标信息量的统计总会受到背景干扰，因此难以适应场景变化。在分析对数极坐标变换的基础上，本文提出了一种自适应尺度变化的目标跟踪方法，与传统方法相比较，本文算法不仅可以准确定位目标的空间位置，还能较好地自适应选择目标跟踪窗大小，具有较好的鲁棒性。

### 1 算法描述

目标跟踪实际上就是描述目标和定位目标的过程，对于尺度变化的目标跟踪，定位过程又分为空间定位和尺度定位。本文采用粒子滤波和改进的 Mean Shift 算法对目标进行空间定位，进而在对数极坐标变

收稿日期：2013-04-10 修回日期：2013-05-20

基金项目：国家自然科学基金项目(61175029)

作者简介：李武(1989—)，男，陕西韩城人，硕士生，研究方向为图像处理、视觉跟踪。

换域映射目标和候选目标,利用最大的归一化相关系数在一维映射空间定位目标的尺度。

### 1.1 空间定位

粒子滤波<sup>[6]</sup>是一种非线性、非高斯系统的递推贝叶斯估计,算法通过非参数化的 Monte Carlo 模拟方法实现递推贝叶斯滤波,其基本思想是采用一组从概率密度上随机抽取的并附带相关权值的粒子集 $\{S_k^i, \pi_k^i\}_{i=1}^N$ 的演化与传播来递推逼近系统的后验概率密度。

Mean Shift 算法<sup>[7]</sup>作为一种非参数的核密度估计方法,其基本思想是:在视频序列的初始帧提取目标的特征直方图,在后续帧中通过匹配特征直方图来迭代地搜索目标模型的最佳候选区域。Mean Shift 目标模型有核函数加权直方图表示和背景加权直方图表示<sup>[8]</sup>这两种方式。背景加权表示能够抑制目标跟踪窗内的背景因素,突出目标特征。本文目标模板  $q$  采用背景加权,目标候选  $p$  采用核函数加权。

由于传统 Mean Shift 算法所采用的巴氏系数或 K-L 差异相似性度量方法判别力有限且在高维特征空间计算量大,本文采用基于平均分离性准则的相似性度量方法<sup>[9]</sup>。假定,  $x_*$  为模板图像的形心,  $y$  为候选目标形心,  $y = x_* + s$ ,  $s$  表示形心的漂移量, 则相似性度量方程为

$$J(I_x, I_y) = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M w \left( \left| \frac{(y_j - y) - (x_i - x_*)}{\sigma} \right|^2 \right) k \left( \left| \frac{\mu_i - \nu_j}{h} \right|^2 \right) \quad (1)$$

式中:  $k(x)$  为径向基核函数;  $\mu_i$  和  $\nu_j$  表示相应的特征;  $\sigma$  和  $h$  表示尺度空间和特征空间的带宽。

### 1.2 对数极坐标变换(LPT)

图像对数极坐标变换<sup>[10]</sup>的思想是:通过极坐标变换将图像从笛卡尔坐标系(Cartesian Coordinates)转换至极坐标系,然后再取对数变换到对数极坐标系,变换过程如图 1 所示。

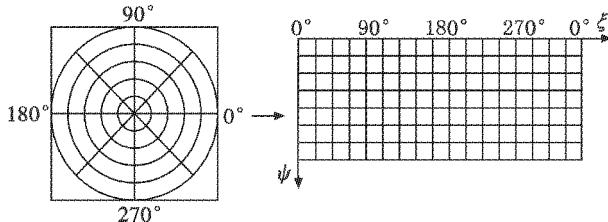


图 1 对数极坐标变换原理图

Fig. 1 The principle diagram of the LPT

### 对数极坐标变换

$$\xi = k_1 \cdot \ln(\sqrt{(x - x_0)^2 + (y - y_0)^2}) \quad (2)$$

$$\psi = k_2 \cdot \theta \quad (3)$$

式中,

$$\theta = \begin{cases} \frac{\pi}{2} - \arctan\left(\frac{y - y_0}{x - x_0}\right), & \theta \in (0, \pi) \\ \frac{3\pi}{2} - \arctan\left(\frac{y - y_0}{x - x_0}\right), & \theta \in (\pi, 2\pi) \end{cases} \quad (4)$$

系数  $k_1, k_2$  对图像进行放大并做取整或插值运算,解决了“值域太窄”和“存在小数”的问题<sup>[10]</sup>,即直接变换后的点  $(\xi, \psi)$  较小且存在多个  $(x, y)$  对应同一个  $(\xi, \psi)$  的问题,提高了图像取样的精确度和分辨率。通过变换,可将笛卡尔坐标系下的尺度旋转问题转化为对数极坐标系下的平移问题。

$$k_1 = \left[ \frac{P}{\lg \rho_{\max}} \right] \quad (5)$$

$$k_2 = [Q/2\pi] \quad (6)$$

式中:  $P, Q$  分别为图像对数极坐标变换后的矩阵高度和宽度;  $[ \cdot ]$  表示取整运算。

### 1.3 尺度定位

对第  $k$  帧目标搜索窗  $T_k$  内的图像以形心  $O_k$  为中心进行对数极坐标变换,形成  $Q_k(\xi, \psi)$ ,从而实现对目标中心区域高分辨率描述,周边区域粗糙表达,突出了跟踪目标的中心区域,抑制边缘像素的背景干扰,通过变换,将笛卡尔坐标系下的尺度问题转化为对数极坐标系下的平移问题。在对数极坐标变换域中,目标的尺度变化总是沿着  $\xi$  轴进行的,所以对  $\xi$  轴进行积分求和将产生旋转不变的一维映射函数为

$$S_k(\xi) = \sum_{\psi=0}^{2\pi} I_k(\xi, \psi) \quad (7)$$

采用归一化的相关函数作为映射函数  $S_k(\xi)$  和  $S_p(\xi)$  的相似性测度

$$\langle S_k \cdot S_p \rangle = \frac{\text{cov}(S_k, S_p)}{\sqrt{D(S_k)} \sqrt{D(S_{k+1})}} = \frac{\sum (S_k - \mu_k)(S_p - \mu_p)}{\sqrt{\sum (S_k - \mu_k)^2 \sum (S_p - \mu_p)^2}} \quad (8)$$

式中:  $S_p$  表示模板图像的  $\xi$  轴映射;  $\mu_k$  和  $\mu_p$  分别表示  $S_k$  和  $S_p$  的均值。根据相关系数的最大值位置可以求得目标  $\xi$  轴的平移量  $d\xi$ ,从而恢复出当前帧目标的尺度。

$$W_k = W_p \exp\left(\frac{d\xi}{k_1}\right) \quad (9)$$

式中:  $W_p$  为目标模板的尺度;  $W_k$  为当前帧目标尺度;  $k_1$  为式(2)中的放大系数。

### 1.4 模板更新

目标运动常常伴随姿态、尺度、光照等变化,固定不变的模板不能适应目标表观的变化,往往会造成跟踪丢失或漂移,适时改善目标的跟踪模板是后续准确稳定跟踪的保障。本文采用隔帧检测(每隔 4 帧)和

条件加权的方法来更新模板。

#### 模板更新条件

$$C(n) = \begin{cases} 0, & J \geq T_1 \text{ or } J \leq T_2 \\ 1, & T_2 < J < T_1 \end{cases} \quad (10)$$

当相似度函数  $J \geq T_1$  时, 表示目标几乎没有发生变化, 无需更新模板; 当  $J \leq T_2$  时, 表示目标发生了遮挡等较大突变, 也不需要进行模板的更新。

#### 模板更新准则为

$$M_{\text{new}} = \alpha M_{\text{old}} + (1 - \alpha) M_{\text{cur}} \quad (11)$$

式中:  $M_{\text{new}}$  为新的模板;  $M_{\text{old}}$  为先前使用的模板;  $M_{\text{cur}}$  为当前帧获取的模板;  $\alpha$  为加权权值。

## 2 算法流程

对于尺度变化的目标跟踪, 空间定位和尺度定位相互依赖。空间定位是尺度定位的基础, 空间定位不准确, 尺度定位就很难正确; 尺度定位又是空间定位的条件, 只有在正确的尺度范围内提取目标特征, 才能有效实现特征匹配。本文算法流程如图 2 所示。

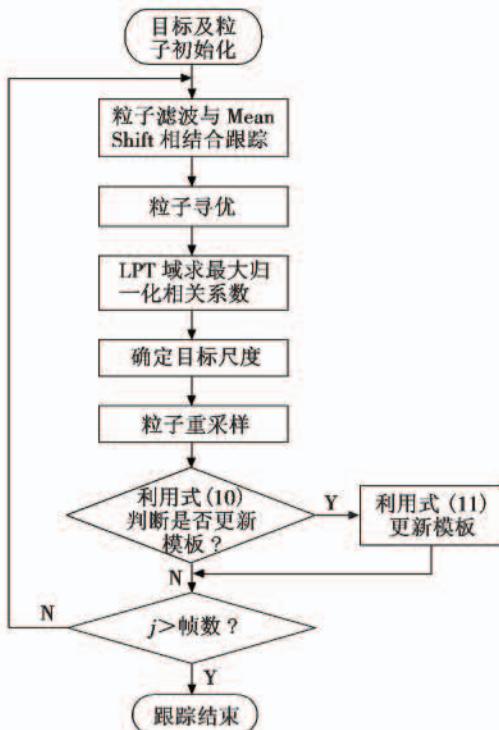


图 2 跟踪算法流程图

Fig. 2 The flow chart of the tracking algorithm

具体如下所述:

- 1) 在视频第一帧人工标定跟踪目标, 计算跟踪模板的背景加权直方图以及对数极坐标变换图;
- 2) 假设先验满足均匀分布, 对跟踪粒子进行初始化, 从中随机抽取  $N$  个初始粒子;
- 3) 分别以每个粒子为中心, 以上一帧目标跟踪框的 1.2 倍为本帧跟踪尺度, 进行 Mean Shift 跟踪;

4) 选择相似性最大的跟踪框中心作为本帧目标中心, 并对粒子进行重采样;

5) 对上一帧目标跟踪框尺度的 1.3 倍区域进行对数极坐标变换, 并在一维映射中求归一化的相关系数, 根据式(9)即可求出目标的当前帧尺度;

6) 判断模板更新条件, 根据式(11)更新目标模板;

7) 返回 3) 进行下一帧跟踪。

## 3 算法验证及分析

实验硬件平台为主频 2.6 GHz CPU, 内存 2 GB 的计算机, 软件平台为 Windows XP 操作系统, 编译环境为 Matlab R2007a。实验中采用 RGB 颜色空间和  $16 \times 16 \times 16$  的直方图, 初始化在第一帧手工完成。Mean Shift 采用 Epanechnikov 核。

### 3.1 空间位置剧烈变化目标跟踪

图 3 为从 Table tennis 序列中截取的一段视频跟踪结果, 帧长 52 帧。增量试探法<sup>[1]</sup>作为尺度变化目标跟踪最经典的方法之一, 由于其良好的鲁棒性和快速性深受学者们的青睐, 因此本文选其进行了跟踪比较。从实验结果看出, 对于空间位置变化较大的目标, 增量试探法并不能准确定位目标的空间位置, 这主要是受 Mean Shift 算法自身缺陷制约<sup>[11]</sup>, 对于相邻帧目标位置没有交叠的情况, 算法很难通过迭代收敛到期望极值; 而本文算法能较好地跟踪乒乓球, 并随其尺度的变化而变化。



图 3 空间位置剧烈变化目标跟踪结果

Fig. 3 Tracking results for object with radically changing spatial location

### 3.2 尺度缩小目标跟踪

主要测试算法对逐渐变小的目标的跟踪能力。图 4 为从 Vehicle 序列中截取的一段视频跟踪结果, 帧长 70 帧。对于尺度缩小的目标, 增量试探法通常可以得到较好的结果<sup>[4]</sup>。但是, 实验中在第 50 帧左右, 增量试探法还是产生了较大的漂移, 主要是因为该方法缺乏必要的模板更新机制, 当目标远去之后, 描述目标的

像素减少,受光照等影响,目标的表现产生变化,原有目标模板已不能表征目标。本文算法适时更新目标模板,改善了算法适应目标表现变化的能力,增强了算法的稳定性。

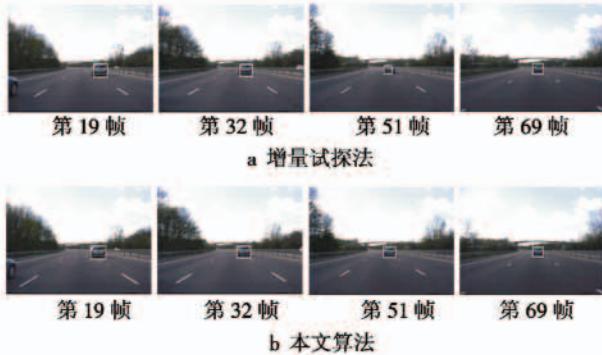


图4 尺度缩小目标跟踪结果

Fig. 4 Tracking results for object with decreasing scale

### 3.3 尺度增大目标跟踪

主要测试算法对于逐渐变大的行人的跟踪能力。图5为从OneStopEnter序列中截取的一段视频跟踪结果,帧长100帧。从图中可以明显看出,对于逐渐增大的运动目标,增量试探法很快陷入局部极值,而本文算法在跟踪过程中能较好地自适应目标尺度变化,具有较好的适应性。

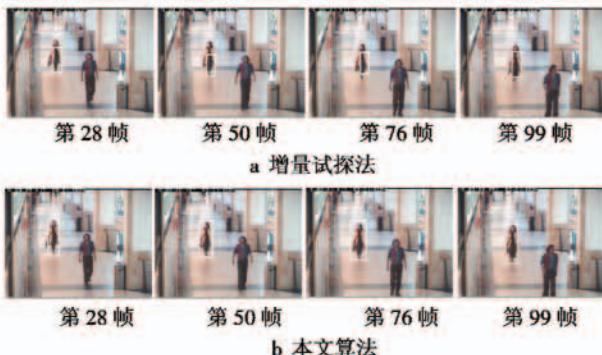
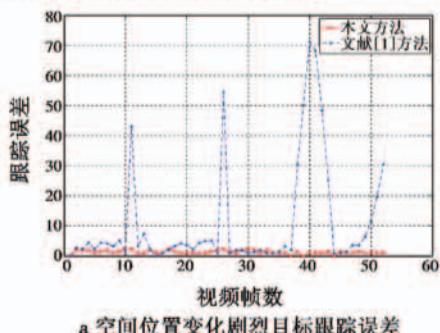


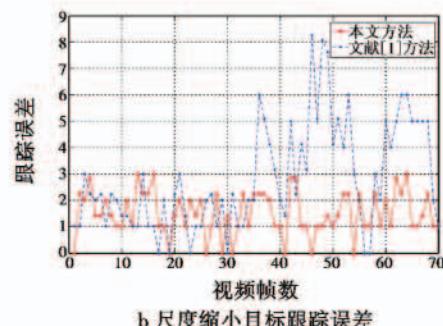
图5 尺度增大目标跟踪结果

Fig. 5 Tracking results for object with increasing scale

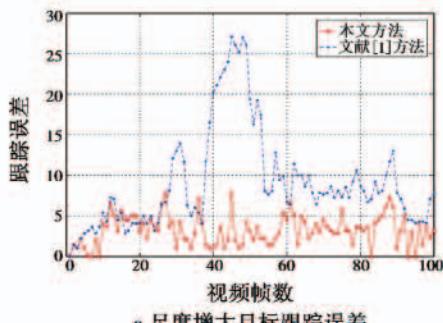
图6显示了两种算法的跟踪误差,即跟踪结果的形心到目标实际形心的欧氏距离。其中,目标的实际形心坐标通过人工逐帧标注得到。



a 空间位置变化剧烈目标跟踪误差



b 尺度缩小目标跟踪误差



c 尺度增大目标跟踪误差

图6 3组实验中两种算法的跟踪误差

Fig. 6 The tracking errors of the two algorithms in 3 groups of test

为了定量分析本文算法的性能,求取视频在X、Y方向上的平均跟踪误差和正确跟踪率,见表1。可以看出,本文算法的平均跟踪误差明显低于文献[1]的算法,其中,正确跟踪率定义为正确跟踪的视频帧数与视频总帧数之比。

表1 算法性能比较

Table 1 The comparision of the algorithm performance

| 序列           | 分辨率     | 算法      | 水平平均绝对误差 | 垂直平均绝对误差 | 正确跟踪率/% |
|--------------|---------|---------|----------|----------|---------|
| Stennis      | 240×352 | 文献[1]算法 | 2.13     | 9.94     | 51.9    |
|              |         | 本文算法    | 0.42     | 1.04     | 100     |
| Vehicle      | 768×576 | 文献[1]算法 | 2.46     | 0.81     | 84.3    |
|              |         | 本文算法    | 0.97     | 0.76     | 100     |
| OneStopEnter | 384×288 | 文献[1]算法 | 4.37     | 7.03     | 26      |
|              |         | 本文算法    | 1.96     | 2.20     | 95      |

### 4 结语

针对传统跟踪算法不能很好解决尺度缩放目标跟踪的问题,本文在准确定位目标空间位置的基础上,利用对数极坐标变换域中目标与候选的相关性确定尺度参数。实验结果表明,算法能够较好地跟踪尺度变化目标,具有一定的实用价值。事实上,对于光照影响、目标宽高比变化、运动模糊等问题,本文算法还欠考虑,这也是有待进一步研究的问题。

### 参考文献

- [1] COMANICIU D, RAMESH V, MEER P. Kernel-Based  
(下转第87页)

- (12):3265-3269.
- [4] 陈明,龙连春,刘世炳,等.激光辐照与拉伸预应力作用下复合材料试件的破坏研究[J].应用力学学报,2010,27(2):412-417.
- [5] SHIMOKAWA T, KAKUTA Y, SAEKI D. Carbon plain-weave fabric low-temperature vacuum cure epoxy composite: Static and fatigue strength at room and high temperatures and practicality evaluation[J]. Journal of Composite Materials, 2007, 41(18):245-265.
- [6] CHEN Yanbei, LU Jian, NI Xiaowu, et al. Plastic penetra-
- tion during laser heating of a metal plate[J]. Journal of Materials Processing Technology, 2008, 205:9-15.
- [7] 冯云松,李晓霞.基于ANSYS的脉冲激光辐照石英玻璃的温度场数值模拟[J].物理实验,2012,32(2):35-38.
- [8] 贺鹏飞,钱江佐.激光作用下复合材料损伤的数值模拟[J].同济大学学报:自然科学版,2012,40(7):1046-1050.
- [9] 李大为.强激光对低慢小目标的热损伤效应研究[D].西安:空军工程大学,2012.

(上接第45页)

object tracking[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(5):564-575.

- [2] 左军毅,梁彦,赵春晖,等. Mean Shift 跟踪算法中尺度自适应策略的研究[J].中国图象图形学报,2008,9(13):1750-1757.
- [3] COLLINS R T. Mean Shift blob tracking through scale space [C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Madison, Wisconsin, USA, 2003:234-240.
- [4] 彭宁嵩,杨杰,刘志,等. Mean-Shift 跟踪算法中核函数窗宽的自动选取[J].软件学报,2005,16(9):1542-1550.
- [5] 林庆,陈远祥,王士同,等.目标窗口尺寸自适应变化的 Mean-Shift 跟踪算法[J].计算机应用,2009,29(12):3329-3332.

- [6] 蒋蔚.粒子滤波改进算法研究与应用[D].哈尔滨:哈尔滨工业大学,2010.

- [7] 田刚.基于多特征融合的 Mean Shift 目标跟踪技术研究[D].武汉:武汉大学,2011.
- [8] 赵高鹏,薄煜明.基于自适应选择的金字塔均值漂移跟踪方法[J].光子学报,2011,40(1):154-160.
- [9] YANG Changjiang, RAMANI D, LARRY D. Efficient Mean-Shift tracking via a new similarity measure [C]// Proceeding of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Washington DC, USA, 2005:176-183.
- [10] 林卉,梁亮,杜培军,等.利用 Fourier-Mellin 变换的遥感图像自动配准[J].武汉大学学报:信息科学版,2012,37(6):649-652.
- [11] 韩日升.基于核的变尺度视频目标跟踪算法研究[D].上海:上海交通大学,2009.

(上接第76页)

识别技术[J].电子对抗,2009(6):9-12.

- [8] 龚亮亮,罗景青.一种基于脉冲样本图的雷达信号特征表述方式[J].舰船电子工程,2008,28(2):83-85.

- [9] 邝平昌.某系统雷达对抗侦察信号处理新技术研究[D].合肥:电子工程学院,2010.

- [10] 孟祥豪.基于脉冲样本图的雷达信号分选技术研究[D].合肥:电子工程学院,2011.