

文章编号 1004-924X(2015)增-0777-07

## 基于仿射变换与均匀采样建模的目标跟踪

赵鹏鹏\*, 崔少辉, 高敏, 方丹

(军械工程学院 导弹工程系, 河北 石家庄 050003)

**摘要:** 针对图像跟踪过程中目标发生的缩放、旋转以及斜切等几何变换, 提出了基于仿射变换与均匀采样建模的目标跟踪方法。以粒子滤波算法为基本框架, 使用 6 个仿射参数作为状态变量来预测目标可能发生的几何形变, 并通过对仿射参数所表示的区域进行均匀采样实现对目标以及候选目标的建模。然后选用合适的相似性度量函数计算两组采样点之间的灰度差异以建立观测模型, 从而得到状态变量的最优估计, 实现目标的稳定跟踪。实验结果表明: 视频序列的跟踪误差在 10 pixel 以内, 优于传统目标跟踪方法以及其他基于仿射变换与特征建模的跟踪方法。该方法能够在复杂环境下稳定跟踪发生几何形变的目标。

**关键词:** 目标跟踪; 仿射变换; 均匀采样; 粒子滤波; 几何形变

**中图分类号:** TP391.4 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20152313.0777

## Object tracking based on affine transform and uniform sampling

ZHAO Peng-peng\*, CUI Shao-hui, GAO Min, FANG Dan

(Department of Missile Engineering, Ordnance Engineering College, Shijiazhuang 050003, China)

\* Corresponding author, E-mail: 656183181@qq.com

**Abstract:** A target tracking method based on the affine transformation and uniform sampling was proposed to solve the issues that targets may generate different geometric transformations such as scaling, rotating and beveling in the process of image tracking. Based on the particle filter algorithm, six affine parameters were set as the stable variables to predict likely deformation of the target. Then, the target modeling and candidate target modeling were constructed by uniform sampling in the affine parameter area. A similarity measuring function was selected for calculation of gray differences between two sampling sites to create a monitoring model, thus the optimal estimation of the state variables was obtained and then stable tracking of the target was realized. The simulation experiment demonstrates that the proposed method can stably track geometric deformation targets, and the deviation is less than 10 pixel. The robustness and accuracy of the method are definitely superior to that of traditional target tracking method as well as other tracking method based on affine transformation and feature modeling.

**Key words:** object tracking; affine transform; uniform sampling; particle filter; geometric transformation

收稿日期: 2015-06-02; 修订日期: 2015-06-30.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No. 51205405)

## 1 引言

目标跟踪是图像处理与模式识别领域的研究热点之一,广泛应用于导弹成像制导、视频监控以及机器人视觉等领域。进行由远及近的机动目标跟踪时,要求跟踪算法对背景环境以及目标自身的变化具有很强的适应性<sup>[1-2]</sup>。传统的目标跟踪算法大多基于平移运动模型<sup>[3-5]</sup>,其假设目标仅发生简单的平移运动,由于对目标的形状没有较准确的估计,故当目标发生缩放、旋转以及斜切等几何变换时,不可避免地会产生跟踪误差,甚至导致跟踪失败。近来也有一些文献提出将仿射变换模型运用到目标跟踪算法中,用仿射参数描述目标在图像序列中的变化,并取得了较好的效果<sup>[6-8]</sup>。但是这些算法都是利用目标的某些特征建立目标模型的,例如几何特征、直方图特征以及协方差矩阵等,虽然在跟踪某些特定目标时能够获得不错的跟踪效果,但是当背景环境比较复杂,发生目标遮挡等情况时,会产生较大的跟踪误差。而通过对目标区域本身进行均匀采样,再利用这些采样点的灰度值表示目标,能更准确地描述目标本身,因而能获得更好的跟踪效果。

鉴于粒子滤波算法处理非线性非高斯问题上的出色表现,近年来已经成为视觉跟踪领域的主流算法<sup>[9-10]</sup>。本文以粒子滤波算法为基本框架,将仿射变换与均匀采样建模融入到跟踪算法中,使用 6 个仿射参数作为状态变量来预测目标可能发生的几何形变,并通过仿射参数所表示的区域进行均匀采样实现对目标以及候选目标的建模,然后选用合适的相似性度量函数计算两组采样点之间的灰度差异,以建立观测模型,从而得到状态变量的最优估计,实现目标的稳定跟踪。

## 2 仿射变换

仿射变换是仿射几何中的一种基本变换。若变换  $C: R^n \rightarrow R^n$ ,  $C(X) = T(X) + a$ ,  $T$  是非奇异线性变换,  $a \in R^n$ , 则变换  $C$  称为仿射变换。二位欧式空间的仿射变换采用齐次坐标的形式可以表示为:

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & t_x \\ a_{21} & a_{22} & t_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix}, \quad (1)$$

其中,  $(x, y)$  表示平面内某一点的初始坐标,  $(x', y')$  则为该点经过仿射变换后的坐标,或者表示成矩阵块的形式为:

$$\mathbf{X}' = \mathbf{M}_A \mathbf{X} = \begin{bmatrix} \mathbf{A} & \mathbf{t} \\ \mathbf{0}^T & 1 \end{bmatrix} \mathbf{X}, \quad (2)$$

其中:  $\mathbf{t} = (t_x, t_y)$  为平移矢量,  $\mathbf{A}$  为  $2 \times 2$  非奇异矩阵,它是坐标发生旋转、缩放以及斜切组成的合成变换的矩阵表示。为了更好地理解仿射变换,将非奇异矩阵  $\mathbf{A}$  进行 SVD 分解:

$$\mathbf{A} = \mathbf{U} \mathbf{D} \mathbf{V}^T = (\mathbf{U} \mathbf{V}^T) (\mathbf{V} \mathbf{D} \mathbf{V}^T) = \mathbf{R}(\theta) (\mathbf{R}(-\varphi) \mathbf{D} \mathbf{R}(\varphi)), \quad (3)$$

其中  $\mathbf{R}(\theta)$  和  $\mathbf{R}(\varphi)$  分别为旋转  $\theta$  和  $\varphi$  的变换矩阵,  $\varphi$  规定了尺度变换的方向,  $\mathbf{D}$  为对角矩阵:

$$\mathbf{D} = \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 \\ 0 & \lambda_2 \end{bmatrix}. \quad (4)$$

当奇异值的大小顺序固定时,奇异值分解的形式可由  $\mathbf{A}$  唯一确定,则  $(\lambda_1, \lambda_2, \theta, \varphi)$  与  $(a_{11}, a_{12}, a_{21}, a_{22})$  是唯一对应的,因而仿射变换的参数可以表示为  $(t_x, t_y, \lambda_1, \lambda_2, \theta, \varphi)$ 。由以上分析可知,仿射变换是一种线性变换,具有 6 个自由度,当不考虑目标景深变化,或者目标的大小远小于目标与成像器的距离时,它可以准确描述 3D 空间到 2D 平面的成像过程。

## 3 基于仿射变换的粒子滤波算法

基于粒子滤波的图像目标跟踪实质上是利用一组带有权值的随机样本粒子集合来逼近状态向量的后验概率密度,当粒子数趋于无穷时,滤波结果可以无限逼近状态的真实值,即目标的真实位置。实际应用中主要分为 3 个关键步骤:

- 步骤 1: 目标模型以及候选目标模型的建立;
- 步骤 2: 目标动态模型,即粒子状态转移模型;
- 步骤 3: 目标观测模型,即计算粒子的权值。

通过以上 3 个步骤得到目标状态的最优估计,实现目标跟踪。本文将仿射变换与均匀采样建模融入粒子滤波框架,实现变形目标的稳定跟踪。

### 3.1 目标模板的建立

传统的目标跟踪系统通常采样矩形或者椭圆形表示目标,如图 1(a)和 1(b)所示。这种表示方法在跟踪系统中只能对目标的尺寸、位置以及旋转角的变化进行估计,却无法估计目标发生的切变变换。所有平面内的目标都是由 3D 空间成像到 2D 平面投影的,因而以仿射变换来描述目标的形成过程:

$$\text{Object} \xrightarrow{(t_x, t_y, \lambda_1, \lambda_2, \theta, \varphi)} \text{Target} = (x(1), x(2), l, m, \theta, \varphi), \quad (5)$$

其中:  $\text{Object}$  表示成像物体,  $(t_x, t_y, \lambda_1, \lambda_2, \theta, \varphi)$  表示仿射变换,  $\text{Target}$  表示经过仿射变换图像中的目标,其中  $x(1)$  与  $x(2)$  分别表示目标的中心位置,  $l$  与  $m$  分别表示目标的初始长度和宽度,  $\theta$  与  $\varphi$  分别表示发生仿射变换的旋转角以及切变角。仿射变换参数表示的目标区域如图 1 (c) 所示。从图中可以看出, 利用仿射变换参数对目标区域的表示更加准确, 包含的背景信息更少, 最重要的是其中的切变参数可显示出目标发生的切变大小, 为预测目标发生连续仿射变换奠定了基础。

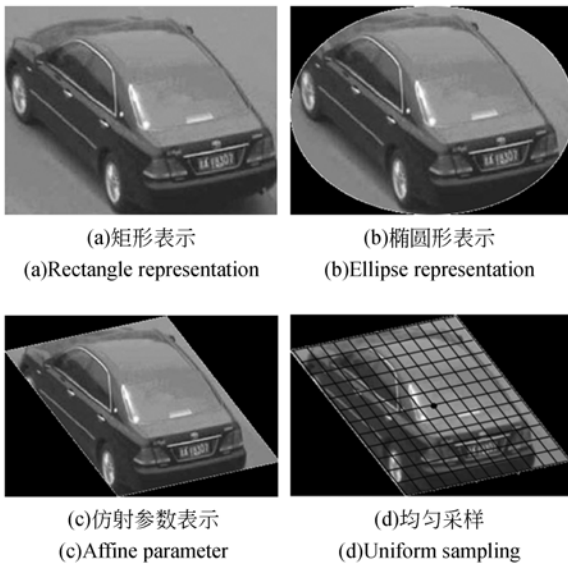


图 1 几种目标表示方法

Fig. 1 Several target representation

当目标区域确定后,如何将目标区域用数学模型表示出来也是目标跟踪中所必须解决的问题。传统的目标模型描述方法有灰度直方图、边

缘特征以及协方差矩阵等。这些方法都是利用目标本身提取出的特征来表示目标,其是一个有损压缩过程,会丢失目标的部分信息。而如果目标每一个点的灰度值都参与表示目标,则运算量就会变得非常庞大,严重限制了跟踪的实时性。因而本文对目标区域进行均匀采样,利用均匀采样点的灰度值集合来表示目标,如图 1(d)所示。

图中加粗黑点表示目标的中心点,为了便于显示,图中横向与纵向分别画出了 13 条直线,即得到 169 个采样点,其实在实际算法中,采样点数远远大于 169,采样点数可根据不同的图像目标自由设定。这样,目标模型就可以表示为:

$$\text{Target} = (x(1), x(2), l, m, \theta, \varphi) \rightarrow \text{Target} = \{q_{x(i,j)}\}, i, j = 1, 2, 3, \dots, n, \quad (6)$$

式中:  $x(i,j)$  表示均匀采样点,共有  $n \times n$  个,  $q_{x(i,j)}$  表示采样点  $x(i,j)$  的灰度值,目标用这些灰度值的集合表示,集合中的值是有顺序的,对应从左下到右下每一个采样点。采样点的坐标可利用目标的仿射参数求得,方法如下:

步骤 1:由仿射参数可知当目标的旋转角以及斜切角都为零时,目标中心点坐标为  $(x(1), x(2))$ ,目标尺寸长度和宽度分别为  $l$  和  $m$ ,对此目标进行均匀采样,则采样点坐标可直接计算为:

$$x_{(i,j)} = \begin{bmatrix} (x(1) + \frac{l}{n-1}(i - \frac{n-1}{2} - 1)) \\ (x(2) + \frac{m}{n-1}(j - \frac{n-1}{2} - 1)) \end{bmatrix}. \quad (7)$$

步骤 2:将目标围绕中心点  $(x(1), x(2))$  进行旋转以及斜切变换。为方便计算,首先将整个图像的中心移动到原点  $(0,0)$ ,然后令:

$$\begin{aligned} a &= \frac{l}{n-1} \left( i - \frac{n-1}{2} - 1 \right), \\ b &= \frac{m}{n-1} \left( j - \frac{n-1}{2} - 1 \right), \end{aligned} \quad (8)$$

则  $x_{(i,j)}(a, b)$  变换后的坐标用矩阵表示为:

$$\begin{bmatrix} x'_{(i,j)}(1) \\ x'_{(i,j)}(2) \end{bmatrix} = \mathbf{R}(\theta) (\mathbf{R}(-\varphi) \mathbf{D} \mathbf{R}(\varphi)) \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix}. \quad (9)$$

步骤 3:再将变换后的图像中心点移动到  $(x(1), x(2))$  点,得到采样点的最终坐标为:

$$\begin{bmatrix} x_{(i,j)}(1) \\ x_{(i,j)}(2) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x'_{(i,j)}(1) + x(1) \\ x'_{(i,j)}(2) + x(2) \end{bmatrix}. \quad (10)$$

变换后求得的坐标可能不是整数,此时需要

对图像进行插值处理,以求得坐标点的灰度值。这里选用效果较好同时又能兼顾实时性的双线性插值方法,然后再利用式(5)即可对跟踪目标建模表示。

### 3.2 目标的状态转移模型

状态转移模型描述了每一个粒子的运动规律,即目标在图像中的运动状态。由于相邻帧的时间间隔很短,一般情况下可以假设目标在相邻帧间做随机布朗运动,即目标在  $t$  时刻的状态变量的第  $k$  个粒子  $X_t^{(k)}$  以  $X_{t-1}^{(k)}$  为中心,满足高斯分布,实际运算中,可以在  $X_{t-1}^{(k)}$  的基础上叠加高斯噪声得:

$$X_t^{(k)} = X_{t-1}^{(k)} + rand * [\sigma_{x(1)}, \sigma_{x(2)}, \sigma_l, \sigma_m, \sigma_\theta, \sigma_\varphi]^T, \quad (11)$$

其中:  $X_t^{(k)} = [x_t(1), x_t(2), l_t, m_t, \theta_t, \varphi_t]$  表示  $t$  时刻第  $k$  个候选目标的仿射参数表示,rand 表示 0 到 1 之间符合高斯分布的随机数,  $\sigma$  表示每个参数在相邻帧间的最大标准差。

### 3.3 目标的观测模型

目标观测模型其实就是通过系统观测对每一个粒子进行评价的过程。通过观测,对与目标模型较为相似的粒子赋予较高的权值,而对与目标模型相差较远的粒子赋予较低的权值。利用 diff 定义目标模板与粒子之间的距离:

$$diff(k) = \{q_{x(i,j)}^k - q_{x(i,j)}^k\}, i, j = 1, 2, 3, \dots, n, \quad (12)$$

其中:  $diff(k)$  表示第  $k$  个粒子与目标模板的距离,  $q_{x(i,j)}^k$  表示目标模板采样点的灰度值,  $q_{x(i,j)}^k$  表示第  $k$  个粒子所表示的候选目标的采样点灰度值,diff 共有  $n^2$  个值。显然,对于 diff 而言,粒子与目标模板越相似,diff 中的每一个取值都越接近于零;反之,则取值越大。粒子的权值可表示为:

$$\omega(k) = \exp\left\{\frac{-sum(diff^2(k))}{\sigma}\right\}, \quad (13)$$

其中:  $sum(diff^2(k))$  表示  $diff(k)$  中所有取值的平方和,  $\sigma$  为调节参数,以使计算出的粒子权值有较好的区分性,其值一般在 0.1~0.5 间。然后再对所有粒子的权值归一化得到最后的权值。利用  $t$  时刻的所有粒子以及每一个粒子的权值对  $t$  时刻的状态变量进行估计:

$$X_t = X_t^{(k)}, k = \text{argmax}(\omega). \quad (14)$$

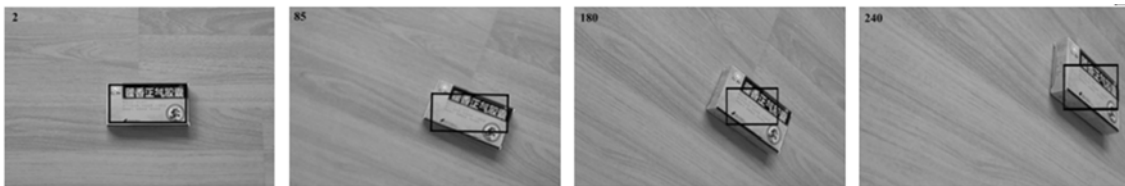
从上面算法描述可以看出,本文的创新点主要在目标模型以及状态变量的表示上,将仿射变换的 6 个参数作为状态变量来描述目标的几何变换过程,而对于每一组仿射参数表示的目标区域,则利用均匀采样点的灰度值来近似描述,通过比较初始仿射参数与候选仿射参数对应采样点的灰度值,实现目标跟踪。

## 4 仿真与分析

为了验证算法的性能,分别利用本文算法、文献[8]中的算法以及经典粒子滤波算法对 2 组图像序列进行跟踪实验。实验在处理器为 Pentium Dual-core 2.5GHz、内存为 2GB 的计算机上通过 Matlab 软件实现。

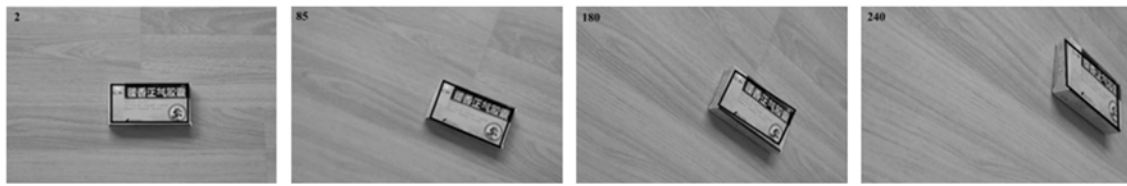
图像序列 1 为 250 帧的可见光图像视频序列,图像大小为 720 pixel×480 pixel,在图像序列第 1 帧手动标定目标,跟踪结果如图 2 所示。

由图 2 可以看出,经典的粒子滤波算法由于只能预测目标的位置变化和尺寸变化,当目标发生旋转以及仿射变换时,不能准确地描述目标形状,因而产生了跟踪误差。文献[8]中的算法与本文方法由于都在目标跟踪中引入仿射变换,从而正确预测了旋转角以及斜切角的变化,能够对目标形状有较准确的估计,两种方法都获得了较好的跟踪效果。

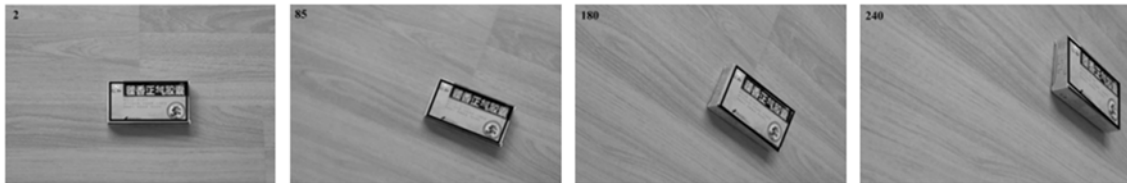


(a)经典粒子滤波跟踪结果

(a)Tracking results of classical particle filter

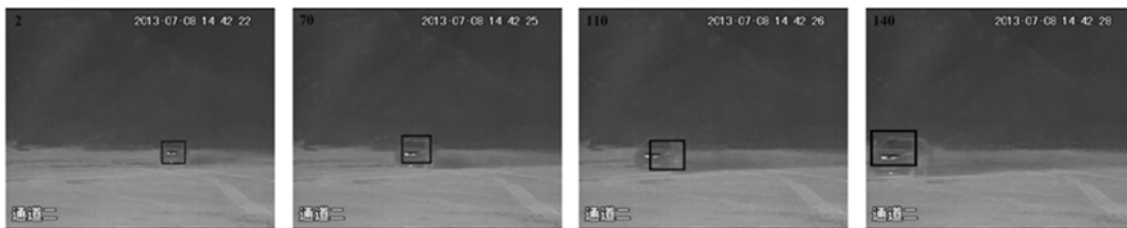


(b)文献[8]中方法的跟踪结果  
(b)Tracking results of algorithm in reference [8]

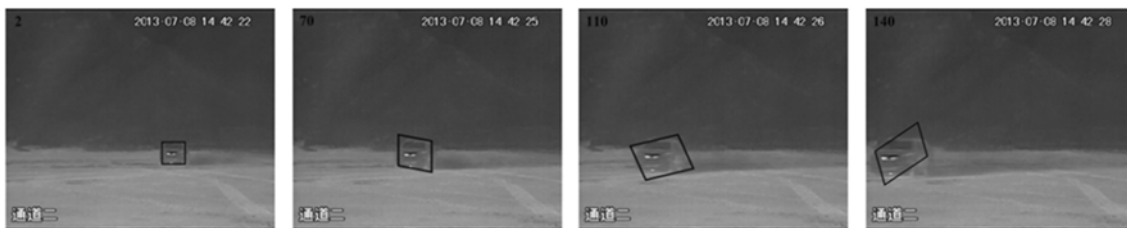


(c)本文算法跟踪结果  
(c)Tracking results of proposed algorithm

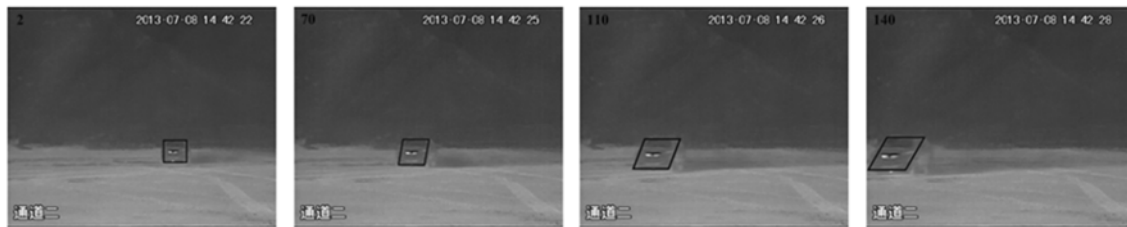
图 2 3 种方法对于图像序列 1 跟踪结果  
Fig. 2 Tracking results of three algorithms on image sequence 1



(a)经典粒子滤波跟踪结果  
(a)Tracking results of classical particle filter



(b)文献[8]中方法跟踪结果  
(b)Tracking results of algorithm in reference [8]



(c)本文算法跟踪结果  
(c)Tracking results of proposed algorithm

图 3 3 种方法对于图像序列 2 跟踪结果  
Fig. 3 Tracking results of three algorithms on image sequence 2

图像序列 2 为野外采集的 152 帧红外视频序列,图像大小为  $322 \times 258$ ,在第一帧手动选定行驶的车辆作为目标。由于图像中含有较多噪声,背景复杂,故目标与背景区分度不大。跟踪结果如图 3 所示。

由图 3 可以看出,对于发生仿射变换的目标,经典的粒子滤波算法仍然只能估计其大小和位置的变化,跟踪误差较大。文献[8]中的算法由于引入了仿射变换,能够预测目标发生的形变,然而由于其对目标以及候选目标的建模是基于特征的,在复杂环境下会产生偏差,从而导致跟踪后期会产生一定偏差。而本文提出的跟踪方法由于对目标本身以及目标发生的几何变化都能进行较准确的描述,因而跟踪效果最好,且具有较强的鲁棒性。

为了定量比较本文算法与两种对比算法的跟踪性能,将目标中心坐标以及目标区域 4 个顶点

的坐标偏差作为对目标跟踪效果的综合评价。其计算方法为:

$$RMS(t) = \sqrt{1/8 \sum_{i=1}^4 \|\hat{P}_t^i - P_t^i\|^2 + 1/2 \|\hat{C}_t - C_t\|^2}, \quad (15)$$

其中:  $RMS(t)$  表示第  $t$  帧的跟踪误差,  $\hat{P}_t^i (i = 1, \dots, 4)$  表示目标区域 4 个端点的估计值,  $P_t^i$  表示相应的真实值,  $\hat{C}_t$  表示目标中心的估计值,  $C_t$  表示其真实值。

图 4 和图 5 为上述 2 组实验序列 3 种算法的跟踪误差对比曲线图。从图中可以很直观地看出,本文方法的跟踪误差明显小于另外两种方法,特别是第 2 组实验,在背景环境比较复杂且目标发生了几何形变的情况下,本文算法的优势则更加明显。

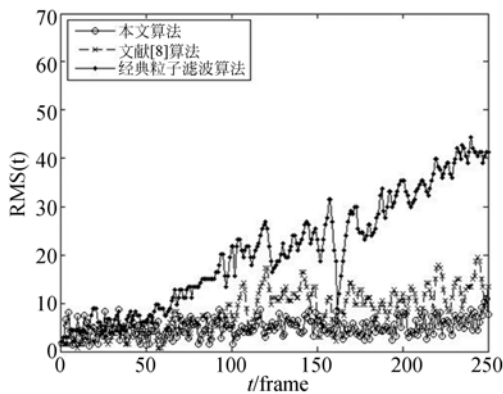


图 4 图像序列 1 跟踪结果与真实目标区域的距离误差  
Fig. 4 Distance errors between tracking object region and real object region for image sequence 1

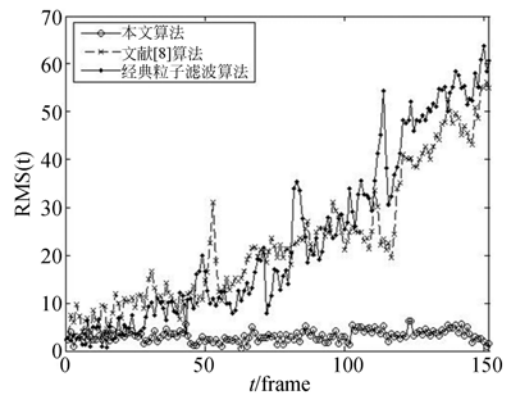


图 5 图像序列 2 跟踪结果与真实目标区域的距离误差  
Fig. 5 Distance errors between tracking object region and real object region for image sequence 2

## 5 结 论

本文提出了一种基于仿射变换与均匀采样建模的目标跟踪方法。在将仿射变换的 6 个参数作为状态变量来描述目标的几何变换过程,而每一组仿射参数表示的目标区域则利用均匀采样点的

灰度值进行建模,通过比较初始仿射参数与候选仿射参数中相应采样点的灰度值,实现目标跟踪。实验结果表明:视频序列的跟踪误差在 10 pixel 以内,优于传统目标跟踪方法以及其他基于仿射变换与特征建模的方法,能够在复杂环境下稳定跟踪发生几何形变的目标。

## 参考文献:

- [1] 孙斌,黄神治. 移动背景下运动目标检测与跟踪技术研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2011, 25(3): 206-210.  
SUN B, HUANG SH ZH. Target detection and tracking under moving background [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrument*, 2011, 25(3): 206-210. (in Chinese)
- [2] 刘瑞兰,陈小惠. 基于模糊交互多模型的机动目标被动跟踪算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2012, 26(10): 846-850.  
LIU R L, CHEN X H. Maneuvering target tracking algorithm based on fuzzy interacting multiple mode [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrument*, 2012, 26(10): 846-850. (in Chinese)
- [3] JEYAKAR J, BABU R V, RAMAKRISHNAN K R. Robust object tracking with background-weighted local kernels [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2008, 112(3): 296-309.
- [4] BABU R V, PEREZ P, BOUTHEMY P. Robust tracking with motion estimation and local kernel-based color modeling [J]. *Image and Vision Computing*, 2007, 25(8): 1205-1216.
- [5] 袁广林,薛模根,谢恺,等. 基于核函数粒子滤波和多特征自适应融合的目标跟踪[J]. 计算机辅助设计与图形学学报 2009, 21(12): 1774-1784.  
YUAN G L, XUE M G, XIE K, *et al.*. Kernel-based particle filter for target tracking with adaptive multiple features fusion [J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2009, 21(12): 1774-1784. (in Chinese)
- [6] 史泽林,刘云鹏,李广伟. 基于李代数的变形目标跟踪[J]. 自动化学报, 2012, 38(3): 420-429.  
SHI Z L, LIU Y P, LI G W. Deformable object tracking based on Lie algebra [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2012, 38(3): 420-429.
- [7] KWON J H, PARK KFC. Visual tracking via particle filtering on the affine group [C]. *International Conference on Information and Automation*, Seoul, 2008: 198-216.
- [8] KWON J H, LEE K M, PARK KFC. Visual tracking via geometric particle filtering on the affine group with optimal importance functions [C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Seoul, 2009: 991-998.
- [9] SALMOND D J, BIRCH H. A particle filter for track-before-detect [C]. *Proceedings of the American Control Conference*, New York: IEEE, 2001: 3755-3760.
- [10] 肖延国,魏建明,邢涛,等. 分布式 Unscented 粒子滤波跟踪[J]. 光学精密工程, 2009, 17(7): 1708-1713.  
XIAO Y G, WEI J M, XING T, *et al.*. Target tracking using distributed Unscented particle filter in sensor network [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2009, 17(7): 1708-1713. (in Chinese)

## 作者简介:



赵鹏鹏(1988—),男,博士研究生,主要研究方向为计算机视觉及图像末制导技术。E-mail: 656183181@qq.com