

文章编号: 1001-0920(2011)05-0721-06

# 基于椭圆区域协方差描述子和 卡尔曼粒子滤波的鲁棒视觉跟踪方法

朱明清, 陈宗海

(中国科学技术大学 自动化系, 合肥 230027)

**摘要:** 针对传统的或概率性的协方差跟踪中采用的矩形区域协方差描述子不能精确反映目标的非刚性形变的问题, 提出椭圆区域协方差描述子, 将各种不同类型的特征融入统一的模型中, 实现了基于多特征的目标跟踪, 并将其与卡尔曼粒子滤波相结合, 提出一种鲁棒的视觉目标跟踪方法. 实验结果表明, 该方法对光线变化、噪声干扰、部分和完全遮挡、目标的尺度和角度的变化以及目标的快速运动都具有较好的鲁棒性.

**关键词:** 椭圆区域协方差描述子; 协方差跟踪; 卡尔曼粒子滤波; 视觉跟踪

**中图分类号:** TP391

**文献标识码:** A

## Robust visual tracking method based on elliptical region covariance descriptor and Kalman particle filter

ZHU Ming-qing, CHEN Zong-hai

(Department of Automation, University of Science and Technology of China, Hefei 230027, China.  
Correspondent: CHEN Zong-hai, E-mail: chenzh@ustc.edu.cn)

**Abstract:** Rectangular region covariance descriptor used in traditional and probabilistic covariance tracking can not reflect object's non-rigid deformation precisely. Therefore, a covariance descriptor, elliptical region covariance descriptor, is proposed, which enables efficient fusion of a diversity of features and modalities into a unified feature model of multi-cue integration for visual tracking. Further combining this descriptor with Kalman particle filter, a robust visual tracking method is proposed. Experimental results show the proposed method has robustness to illumination changes, noise disturbance, partial and fully occlusion, scale variation, rotation and abrupt object movement.

**Key words:** elliptical region covariance descriptor; covariance tracking; Kalman particle filter; visual tracking

## 1 引言

视觉目标跟踪是计算机视觉领域的重要研究方向, 被广泛应用于视频监控<sup>[1]</sup>、人机交互<sup>[2]</sup>和机器人导航<sup>[3]</sup>中. 解决视觉目标跟踪问题的关键在于特征模型的可靠性和跟踪方法的鲁棒性. 特征模型的可靠性是指目标特征是否容易与背景特征区分开<sup>[4]</sup>. 在一些特定情况下, 目标的某种特征比较显著, 基于该特征即可实现可靠的目标跟踪. 但在复杂环境中, 单一特征常常会受到背景特征的干扰而引起跟踪失败, 而且在跟踪过程中, 目标特征和背景特征都在不断地变化.

采用多特征融合能够提高特征模型的可靠性和跟踪的鲁棒性. 然而, 采用多特征融合需要根据经验选择融合的方式、权重<sup>[5-7]</sup>或者人为定义评判准则<sup>[4]</sup>,

而且存在维数较高、计算复杂度较大等问题<sup>[5-6]</sup>.

Porikli 等人<sup>[8]</sup>提出采用矩形区域协方差描述子来表征目标, 并将其用于目标跟踪中, 称其为协方差跟踪. 协方差描述子能够将各种不同类型的时-空特征自然地融合到统一的模型中, 而不需要人为选择融合方式、权重或评判准则. 该描述子既表征了各种特征自身的统计特性, 又表征了各种特征之间的相关性. 基于该描述子的协方差跟踪对光线变化、强噪声、遮挡等都具有较好的鲁棒性, 使得矩形区域协方差描述子还被应用于目标检测和分类<sup>[9-11]</sup>以及人脸识别<sup>[12]</sup>中.

协方差跟踪<sup>[8]</sup>采用尺寸固定的矩形区域协方差描述子作为目标模型, 在图像中穷尽式搜索目标区域.

收稿日期: 2010-01-31; 修回日期: 2010-07-13.

基金项目: 高等学校博士学科点专项科研项目(20093402110014); 国家863计划项目(2009AA11A113).

作者简介: 朱明清(1982-), 男, 博士生, 从事计算机视觉与模式识别的研究; 陈宗海(1963-), 男, 教授, 博士生导师, 从事复杂系统的建模仿真与控制、机器人与智能系统等研究.

为了降低计算复杂度, Wu 等人<sup>[13]</sup>将其与粒子滤波跟踪相结合, 但尺寸固定的目标模型<sup>[8,13]</sup>不适应目标的大小变化. 于是, Hu 等人<sup>[14]</sup>采用了长宽可变的矩形区域协方差描述子与粒子滤波相结合, 使其适应了目标的放缩. 然而, 矩形区域协方差描述子仅考虑了目标在图像的水平 and 垂直方向上的变化, 无法适应目标旋转, 从而不能精确反映目标的非刚性形变<sup>[8,13-14]</sup>.

概率性的协方差跟踪<sup>[13-14]</sup>采用了粒子滤波跟踪方法. 粒子滤波中的重采样算法通过修正状态的先验分布来产生粒子的建议分布, 虽然抑制了粒子退化, 但同时造成了有效性和多样性的损失. 当目标快速运动时, 该方法很难跟上目标的状态变化.

为使协方差跟踪能够进一步适应目标的尺度和角度的变化以及目标的快速运动, 本文提出了椭圆区域协方差描述子, 并将其作为特征模型与卡尔曼粒子滤波相结合. 椭圆区域协方差描述子建立了目标区域的椭圆模型, 能够同时适应目标的尺度和角度的变化. 卡尔曼粒子滤波<sup>[15-16]</sup>采用卡尔曼滤波融合当前观测值来预测粒子的状态并产生建议分布, 能够适应目标状态的快速变化. 通过 7 组实验来检验该方法的有效性, 并与传统的协方差跟踪<sup>[8]</sup>、概率性的协方差跟踪<sup>[14]</sup>以及基于颜色空间的粒子滤波跟踪<sup>[17]</sup>进行了对比. 结果表明, 本文提出的方法不仅继承了传统协方差跟踪的优势, 而且进一步适应了目标的尺度和角度的变化以及目标的快速运动.

## 2 卡尔曼粒子滤波跟踪

### 2.1 粒子滤波跟踪

粒子滤波是一个贝叶斯递归滤波过程, 能有效解决视觉目标跟踪中的非线性、非高斯性问题. 其状态方程和观测方程可分别表示为<sup>[18]</sup>

$$\mathbf{x}_k = f(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{u}_k), \quad (1)$$

$$\mathbf{z}_k = h(\mathbf{x}_k, \mathbf{v}_k). \quad (2)$$

其中:  $\mathbf{x}_k$  为目标状态;  $\mathbf{z}_k$  为观测值;  $\mathbf{u}_k$  和  $\mathbf{v}_k$  分别为互不相关的零均值的状态噪声和观测噪声,  $\mathbf{u}_k \sim N(0, \mathbf{Q}_k)$ ,  $\mathbf{v}_k \sim N(0, \mathbf{R}_k)$ ,  $\mathbf{Q}_k$  和  $\mathbf{R}_k$  分别为状态噪声和观测噪声的协方差矩阵. 式 (1) 和 (2) 分别描述了状态的转移先验概率  $p(\mathbf{x}_k|\mathbf{x}_{k-1})$  和观测概率  $p(\mathbf{z}_k|\mathbf{x}_k)$ .

粒子滤波的核心思想是采用一群含有权值的随机粒子  $\{\mathbf{x}_k^{(i)}, w_k^{(i)}\}_{i=1, \dots, N}$  对后验概率分布  $p(\mathbf{x}_k|\mathbf{z}_{1:k})$  进行逼近. 实际应用时, 粒子集是从一个容易抽样的建议分布  $\pi(\mathbf{x}_{0:k}|\mathbf{z}_{1:k})$  中采样得到. 每个粒子的权值  $w_k^{(i)}$  满足

$$w_k^{(i)} \propto \frac{p(\mathbf{z}_{1:k}|\mathbf{x}_{0:k}^{(i)})p(\mathbf{x}_{0:k}^{(i)}|\mathbf{x}_{0:k-1}^{(i)})}{\pi(\mathbf{x}_{0:k}^{(i)}|\mathbf{z}_{1:k})} = \hat{w}_k^{(i)}, \quad (3)$$

从而, 粒子的归一化权值为

$$w_k^{(i)} = \hat{w}_k^{(i)} / \sum_{j=1}^N \hat{w}_k^{(j)}.$$

通过从建议分布中采样得到的粒子的加权, 估计目标的状态  $\hat{\mathbf{x}}_k = \sum_{i=1}^N w_k^{(i)} \mathbf{x}_k^{(i)}$ . 最后, 为克服粒子退化, 通常采用选择性重采样<sup>[19]</sup>

$$\{\hat{\mathbf{x}}_k^{(i)}, 1/N\}_{i=1, \dots, N} \sim \{\mathbf{x}_k^{(i)}, w_k^{(i)}\}_{i=1, \dots, N}. \quad (4)$$

### 2.2 卡尔曼粒子滤波跟踪

粒子是从建议分布中采样得到, 因此建议分布后验概率分布越近, 粒子滤波效果越好. 卡尔曼粒子滤波<sup>[15]</sup>采用卡尔曼滤波预测粒子的状态来产生粒子的建议分布. 采用卡尔曼滤波预测粒子状态时, 首先初始化状态方程和观测方程, 即

$$\mathbf{x}_k^{(i)} = \mathbf{A}\mathbf{x}_{k-1}^{(i)} + \mathbf{u}_k^{(i)}, \quad (5)$$

$$\mathbf{z}_k^{(i)} = \mathbf{H}\mathbf{x}_k^{(i)} + \mathbf{v}_k^{(i)}, \quad (6)$$

其中  $\mathbf{A}$  和  $\mathbf{H}$  分别是系统的状态转移矩阵和观测矩阵. 然后是预测和更新过程. 令  $\hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}^{(i)} = \mathbf{x}_{k-1}^{(i)}$ ,  $\hat{\sigma}_{k-1|k-1}^{(i)} = \sigma_{k-1}^{(i)}$ , 则通过以下各式即可得到滤波更新值  $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}^{(i)}$  和滤波误差协方差  $\hat{\sigma}_{k|k}^{(i)}$ :

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}^{(i)} = \mathbf{A}\hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}^{(i)}, \quad (7)$$

$$\hat{\sigma}_{k|k-1}^{(i)} = \mathbf{A}\hat{\sigma}_{k-1|k-1}^{(i)}\mathbf{A}^T + \mathbf{Q}_{k-1}, \quad (8)$$

$$\mathbf{K}_k^{(i)} = \hat{\sigma}_{k|k-1}^{(i)}\mathbf{H}^T(\mathbf{H}\hat{\sigma}_{k|k-1}^{(i)}\mathbf{H}^T + \mathbf{R}_k)^{-1}, \quad (9)$$

$$\hat{\sigma}_{k|k}^{(i)} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k^{(i)}\mathbf{H})\hat{\sigma}_{k|k-1}^{(i)}, \quad (10)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k}^{(i)} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}^{(i)} + \mathbf{K}_k^{(i)}(\mathbf{z}_k^{(i)} - \mathbf{H}\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}^{(i)}). \quad (11)$$

这样, 通过卡尔曼滤波预测产生的粒子的建议分布可表示为

$$\pi(\mathbf{x}_k^{(i)}|\hat{\mathbf{x}}_{0:k}^{(i)}, \mathbf{z}_{1:k}) = N(\hat{\mathbf{x}}_{k|k}^{(i)}, \hat{\sigma}_{k|k}^{(i)}). \quad (12)$$

### 3 椭圆区域协方差描述子

文献 [8] 采用的矩形区域协方差描述子仅考虑了目标在图像的水平 and 垂直方向上的变化, 无法同时适应目标的尺度和角度的变化. 当目标旋转时, 目标模型在矩形区域中的结构分布发生了变化, 将会损失部分特征信息或融入更多的背景干扰. 本文采用目标所

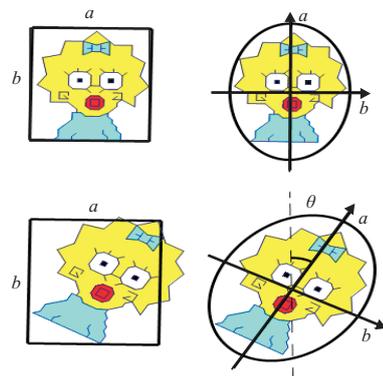


图 1 矩形区域协方差描述子和椭圆区域协方差描述子

在非标准椭圆区域的协方差描述子作为目标的特征模型, 可以同时反映出目标的尺度和角度的变化, 提高了模型的描述能力, 如图1所示。

### 3.1 非标准椭圆区域

考虑半轴长为  $a$  和  $b$ , 倾斜角为  $\theta$  的非标准椭圆区域。首先有标准椭圆的参数方程

$$\begin{cases} x = a \cos \phi, \\ y = b \sin \phi, \end{cases} \quad \phi \in [0, 2\pi). \quad (13)$$

经坐标系旋转  $\theta$  角后, 有

$$\begin{cases} x' = x \cos \theta - y \sin \theta, \\ y' = x \sin \theta + y \cos \theta. \end{cases} \quad (14)$$

可见, 非标准椭圆的统一形式的参数方程为

$$\begin{cases} x' = a \cos \phi \cos \theta - b \sin \phi \sin \theta, \\ y' = a \cos \phi \sin \theta + b \sin \phi \cos \theta. \end{cases} \quad (15)$$

椭圆区域内的任意一点都在与该椭圆同中心且相似的一个内部椭圆上, 所以该椭圆区域的参数方程可以表示为

$$\begin{cases} x' = (a \cos \phi \cos \theta - b \sin \phi \sin \theta)r_s, \\ y' = (a \cos \phi \sin \theta + b \sin \phi \cos \theta)r_s. \end{cases} \quad (16)$$

其中:  $r_s \in [0, 1]$ ,  $\phi \in [0, 2\pi)$ 。通过  $\phi$  和  $r_s$  的变化可覆盖整个非标准椭圆区域。

### 3.2 特征向量<sup>[8]</sup>

记观测图像为  $I$ , 其尺寸为  $W \times H$ 。  $\mathbf{F}$  是关于  $I$  的  $W \times H \times d$  维的特征图像,  $(x, y)$  处的  $d \times 1$  维的特征向量为  $\mathbf{F}(x, y) = \Phi(I, d, x, y)$ 。其中:  $\Phi$  是各种特征的映射, 包括灰度、颜色、位置、一阶梯度、二阶梯度等各种时-空特征;  $d$  是特征的种数。例如, 对于特征向量  $\mathbf{F}(x, y) = [x, y, I, I_x, I_y, I_{xx}, I_{yy}]^T$ ,  $I_x$  和  $I_y$  为一阶梯度,  $I_{xx}$  和  $I_{yy}$  为二阶梯度, 其特征种数  $d$  为7。

### 3.3 椭圆区域协方差描述子

对于中心在  $(x_0, y_0)$ , 半轴长为  $a$  和  $b$ , 倾斜角为  $\theta$  的非标准椭圆区域  $E$ , 定义  $E$  内所有特征向量的协方差矩阵为  $E$  的椭圆区域协方差描述子。结合式(16)可知, 该椭圆区域协方差描述子为

$$\mathbf{C}_E = \frac{1}{M-1} \sum_{\substack{0 \leq r_s \leq 1 \\ 0 \leq \phi \leq 2\pi}} [(\mathbf{F}(x_s, y_s) - \boldsymbol{\mu}_E)(\mathbf{F}(x_s, y_s) - \boldsymbol{\mu}_E)^T]; \quad (17)$$

$$\begin{cases} x_s = x_0 + s(r_s, \phi), \\ y_s = y_0 + t(r_s, \phi); \end{cases} \quad (18)$$

$$\begin{cases} s(r_s, \phi) = a \cos \theta \cos \phi r_s - b \sin \theta \sin \phi r_s, \\ t(r_s, \phi) = a \sin \theta \cos \phi r_s + b \cos \theta \sin \phi r_s. \end{cases} \quad (19)$$

其中:  $\boldsymbol{\mu}_E$  是该区域特征向量的均值;  $r_s$  和  $\phi$  是均匀分布的随机数,  $r_s \sim U(0, 1)$ ,  $\phi \sim U(0, 2\pi)$ ;  $M$  是随机抽样数,  $M \geq 4ab$ 。这里采用了蒙特卡洛均匀随机抽样<sup>[20]</sup>来覆盖椭圆区域  $E$ 。

### 3.4 区域协方差描述子的距离度量

区域协方差描述子中, 对角线元素为各特征的方差, 非对角线元素为各特征之间的相关性。该描述子在欧几里得空间中的和、差、积没有物理意义。然而, 协方差描述子是正定对称矩阵, 也是黎曼流形上的向量, 适用于李群结构中定义的度量法则<sup>[21]</sup>。文献[21]导出了两个  $d \times d$  维的协方差矩阵  $\mathbf{C}_{E1}$  和  $\mathbf{C}_{E2}$  在黎曼流形上的距离

$$r(\mathbf{C}_{E1}, \mathbf{C}_{E2}) = \sqrt{\sum_{i=1}^d \ln^2 \lambda_i(\mathbf{C}_{E1}, \mathbf{C}_{E2})}, \quad (20)$$

其中  $\lambda_i(\mathbf{C}_{E1}, \mathbf{C}_{E2})$  是满足  $\mathbf{C}_{E1}\mathbf{x} = \lambda\mathbf{C}_{E2}\mathbf{x}$  的广义特征值。本文采用式(20)来度量两个椭圆区域协方差描述子在黎曼流形上的距离。

## 4 基于椭圆区域协方差描述子和卡尔曼粒子滤波的视觉目标跟踪

协方差描述子为各种不同类型特征的融合建立了统一的模型框架, 卡尔曼粒子滤波为实现目标跟踪建立了统一的跟踪框架。本文将两者相结合并用于解决视觉目标跟踪问题。

记  $k$  时刻目标状态为

$$\mathbf{x}_k = [x_k, \dot{x}_k, y_k, \dot{y}_k, a_k, b_k, \theta_k]^T. \quad (21)$$

其中:  $(x_k, y_k)$  为目标所在椭圆的中心位置;  $(\dot{x}_k, \dot{y}_k)$  为目标在  $X$  方向和  $Y$  方向的速度;  $a_k, b_k$  和  $\theta_k$  分别为椭圆的两个半轴长和倾斜角。系统的状态方程和观测方程如式(5)和(6)所示。每个粒子的状态在图像空间中唯一确定一个椭圆区域。采用式(20)度量粒子确定的特征模型和目标模型之间的距离。

跟踪过程具体描述如下:

1)  $k = 0$  时刻, 手动初始化目标所在的椭圆区域  $(x_0, y_0, a, b, \theta)$ , 计算椭圆区域协方差描述子  $\mathbf{C}_o$ , 并将其作为目标模型, 从初始分布中采样  $N$  个粒子  $\{\mathbf{x}_0^{(i)}\}$ , 将粒子权值  $w_0^{(i)}$  赋为  $1/N$ 。再令  $k = 1$ 。

2) 通过式(7)~(11)采用卡尔曼滤波预测粒子的状态来产生粒子的建议分布  $N(\hat{\mathbf{x}}_{k|k}^{(i)}, \hat{\boldsymbol{\sigma}}_{k|k}^{(i)})$ 。

3) 采用式(12)从建议分布中采样粒子  $\{\mathbf{x}_k^{(i)}\}$ 。

4) 权值更新。

① 采用式(17)~(19)计算每个粒子  $\mathbf{x}_k^{(i)}$  确定的椭圆区域协方差描述子  $\mathbf{C}_k^{(i)}$ ;

② 采用式(20)计算  $\mathbf{C}_k^{(i)}$  与  $\mathbf{C}_o$  之间的距离;

③ 粒子  $\mathbf{x}_k^{(i)}$  的高斯观测概率为

$$p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k^{(i)}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp \left\{ -\frac{r(\mathbf{C}_k^{(i)}, \mathbf{C}_0)}{2\sigma^2} \right\},$$

其中  $\sigma$  是 高 斯 密 度 标 准 差;

$$\textcircled{4} \text{ 粒 子 的 权 值 为 } \hat{w}_k^{(i)} = w_{k-1}^{(i)} p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k^{(i)});$$

$$\textcircled{5} \text{ 归 一 化 权 值 为 } w_k^{(i)} = \hat{w}_k^{(i)} / \sum_{j=1}^N \hat{w}_k^{(j)}.$$

$$5) \text{ 目 标 状 态 的 估 计 值 为 } \hat{\mathbf{x}}_k = \sum_{i=1}^N w_k^{(i)} \mathbf{x}_k^{(i)}.$$

6) 采 用 式 (4) 的 选 择 性 重 采 样.

7)  $k = k + 1$ , 回 到 2).

## 5 仿 真 实 验

采 用 5 段 视 频 共 计 约 1 000 帧 图 像 测 试 本 文 提 出 的 跟 踪 方 法. 首 先, 检 验 对 目 标 的 尺 度 和 角 度 变 化 的 适 应 性; 其 次, 检 验 对 快 速 运 动 目 标 跟 踪 的 鲁 棒 性, 比 较 了 粒 子 滤 波 和 卡 尔 曼 粒 子 滤 波 的 性 能; 再 次, 检 验 在 目 标 被 部 分 遮 挡 和 完 全 遮 挡 情 况 下 的 跟 踪 性 能; 最 后, 采 用 两 组 人 工 加 噪 视 频 分 别 检 验 在 光 线 变 化 和 强 噪 声 情 况 下 的 跟 踪 鲁 棒 性.

本 文 方 法 采 用 的 特 征 包 括 梯 度  $\sqrt{I_x^2 + I_y^2}$ , 拉 普 拉 斯 算 子  $I_{xx} + I_{yy}$ , 像 素 与 椭 圆 中 心 的 距 离  $D(x, y)$  以 及 分 别 对 应 于 R,G,B 颜 色 空 间 的 概 率 权 值  $P_r(x, y)$ ,  $P_g(x, y)$  和  $P_b(x, y)$ <sup>[4]</sup>. 文 献 [4] 采 用 目 标 区 域 的 直 方 图 和 背 景 区 域 的 直 方 图 构 建 对 数 似 然 率 直 方 图, 再 将 其 反 投 影 到 图 像 空 间 得 到 概 率 权 值 图. 该 权 值 图 表 征 了 目 标 的 出 现 概 率, 能 够 抑 制 背 景 噪 声 的 影 响. 卡 尔 曼 粒 子 滤 波 的 粒 子 数  $N$  为 150. 对 比 实 验 中, 文 献 [8] 和 [14] 采 用 的 特 征 向 量 分 别 为

$$\mathbf{F}(x, y) = [x, y, I(x, y), |I_x|, |I_y|], \quad (22)$$

$$\mathbf{F}(x, y) =$$

$$[R(x, y), G(x, y), B(x, y), |I_x|, |I_y|, D(x, y)], \quad (23)$$

其 中文 献 [14] 中 粒 子 滤 波 的 粒 子 数 为 150.

### 5.1 目 标 的 尺 度 和 角 度 变 化

采 用 同 时 存 在 尺 度 和 角 度 变 化 的 人 头 左 右 快 速 摆 动 视 频 (图 2) 作 为 样 本, 比 较 了 传 统 协 方 差 跟 踪<sup>[8]</sup>、 基 于 矩 形 区 域 描 述 子 的 概 率 性 的 协 方 差 跟 踪<sup>[14]</sup> 和 本 文 的 方 法. 图 2 为 跟 踪 结 果, 传 统 协 方 差 跟 踪 (图 2(a)) 采 用 了 尺 度 固 定 的 目 标 模 型, 当 目 标 尺 度 变 化 时, 该 方 法 仅 能 搜 索 到 目 标 的 大 致 位 置. 概 率 性 的 协 方 差 跟 踪 (图 2(b)) 虽 然 考 虑 了 目 标 的 尺 度 变 化, 但 没 有 考 虑 目 标 的 角 度 变 化, 因 而 只 能 搜 索 到 目 标 的 大 致 位 置 和 范 围. 不 过, 从 第 29 帧 可 以 看 出, 其 跟 踪 效 果 比 文 献 [8] 有 所 改 进. 本 文 的 椭 圆 区 域 描 述 子 (图 2(c)) 同 时 考 虑 了 目 标 的 尺 度 和 角 度 的 变 化, 反 映 了 目 标 的 非 刚 性 形 变.

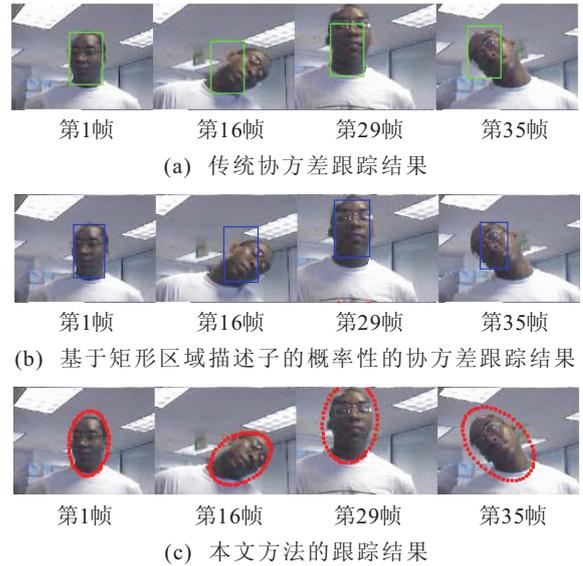


图 2 人 头 左 右 快 速 摆 动

### 5.2 目 标 快 速 运 动

仍 以 人 头 左 右 快 速 摆 动 视 频 为 样 本. 图 3 是 基 于 椭 圆 区 域 描 述 子 和 粒 子 滤 波 (PF) 的 跟 踪 结 果. 图 2(c) 是 本 文 提 出 的 基 于 椭 圆 区 域 描 述 子 和 卡 尔 曼 粒 子 滤 波 (KPF) 的 跟 踪 结 果. 从 两 组 结 果 可 以 看 出, 前 者 (PF) 的 反 应 比 较 迟 缓, 而 后 者 (KPF) 能 够 适 应 目 标 状 态 的 快 速 变 化.



图 3 基 于 椭 圆 区 域 协 方 差 描 述 子 和 粒 子 滤 波 的 跟 踪 结 果

图 4 为 快 速 运 动 人 脸 的 跟 踪 结 果. 人 脸 先 是 快 速 地 向 右 运 动, 然 后 突 然 向 左 快 速 返 回. 从 图 4 中 可 以 看 出, 缺 少 了 卡 尔 曼 滤 波 预 测 的 前 两 种 跟 踪 方 法 都 不



图 4 对 人 脸 快 速 运 动 的 跟 踪 结 果

能适应目标的快速运动; 而本文方法较好地完成了跟踪任务, 这是由于采用了卡尔曼滤波预测来产生粒子的建议分布, 更好地逼近了粒子的后验概率分布。

### 5.3 部分和完全遮挡

图5中人头被部分遮挡, 而且被遮挡前后人头的形状发生了一定的变化. 在整个跟踪过程中, 本文的方法始终跟上了目标. 由于遮挡较严重, 椭圆的尺度和角度与实际存在一定的偏差。



图5 人头跟踪

图6为行人跟踪结果. 目标在运动过程中多次被部分遮挡和完全遮挡. 当目标被部分遮挡和完全遮挡时, 跟踪窗口偏离目标. 随着目标的重新出现, 跟踪窗口又重新跟上目标。



图6 行人跟踪

### 5.4 光线变化和强噪声

传统的协方差跟踪<sup>[8]</sup>对光线变化和强噪声具有较好的鲁棒性. 本文是将协方差跟踪与卡尔曼粒子滤波跟踪相结合, 因此可通过实验检验本文提出的方法是否保持了传统协方差跟踪的优势, 并与基于HSV颜色空间的粒子滤波<sup>[17]</sup>进行对比。

首先检验对光线变化的鲁棒性, 随机改变图6中视频的光强,  $I_t = I_{t-1} + 100\nu_t$ ,  $\nu_t$  是  $[-1, 1]$  上的均匀随机数. 图7是光线变化情况下的跟踪结果. 从图7中可看出, 当光线变化时, 基于HSV颜色空间的粒子滤波逐渐丢失目标, 而本文的方法始终跟上了目标. 同时, 对比图6和图7可以看出, 虽然跟上了目标, 但是光线变化对跟踪精度有较大的影响, 使得跟踪窗口的尺度和角度与实际有一定的偏差。



(a) 基于HSV颜色空间的粒子滤波的跟踪结果



(b) 本文方法的跟踪结果

图7 光线变化情况

然后检验对噪声的鲁棒性, 在人脸视频(图4)中人为加入均值为0, 方差为0.01的加性高斯白噪声. 图8为跟踪结果. 强噪声在一定程度上污染了各种特征, 仅基于颜色的粒子滤波跟踪因受到较大的影响而逐渐丢失目标. 然而, 本文采用的协方差描述子融合了纹理、距离和颜色等多种特征, 在多特征的共同作用下完成了跟踪任务。



第1帧 第8帧 第12帧 第20帧 第28帧

(a) 基于HSV颜色空间的粒子滤波的跟踪结果



第1帧 第8帧 第12帧 第20帧 第28帧

(b) 本文方法的跟踪结果

图8 强噪声情况

## 6 结论

本文提出了椭圆区域协方差描述子, 并将其与卡尔曼粒子滤波相结合用于视觉目标跟踪. 主要贡献包括3点: 1) 提出的椭圆区域协方差描述子使协方差跟踪能够同时适应目标的尺度和角度的变化, 更好地反映出目标的非刚性形变; 2) 采用的椭圆区域协方差描述子将各种不同类型的特征自然地融合到统一的模型中, 实现了多特征的鲁棒跟踪; 3) 采用卡尔曼粒子滤波作为概率性的跟踪框架, 克服了已有概率性的协方差跟踪所采用的粒子滤波无法适应目标状态快速变化的缺陷. 实验结果表明, 本文方法是对传统的协方差跟踪和概率性的协方差跟踪的改进和发展。

### 参考文献(References)

- [1] Eom K Y, Ahn T K, Kim G J, et al. Fast object tracking in intelligent surveillance system[C]. Computational Science and Its Applications – ICCSA 2009. Pt II, 2009: 749-763.
- [2] Shan C F, Tan T N, Wei Y C. Real-time hand tracking using a mean shift embedded particle filter[J]. Pattern Recognition, 2007, 40(7): 1958-1970.
- [3] Siagian C, Itti L. Biologically inspired mobile robot vision localization[J]. IEEE Trans on Robotics, 2009, 25(4): 861-873.
- [4] Collins R T, Liu Y X, Leordeanu M. Online selection of discriminative tracking features[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(10): 1631-1643.
- [5] Spengler M, Schiele B. Towards robust multi-cue integration for visual tracking[J]. Machine Vision and Applications, 2003, 14(1): 50-58.

- [6] Perez P, Vermaak J, Blake A. Data fusion for visual tracking with particles[J]. Proc of the IEEE, 2004, 92(3): 495-513.
- [7] Shen C, Van den Hengel A, Dick A. Probabilistic multiple cue intergration for particle filter based tracking[C]. Australian Pattern Recognition Society Conf. Sydney, 2003: 399-408.
- [8] Porikli F, Tuzel O, Meer P. Covariance tracking using model update based on lie algebra[C]. Proc of the 2006 IEEE Computer Society Conf on Computer Vision and Pattern Recognition. New York, 2006: 728-735.
- [9] Alahi A, Marimon D, Bierlaire M, et al. A master-slave approach for object detection and matching with fixed and mobile cameras[C]. The 15th IEEE Int Conf on ICIP. San Diego, 2008: 1712-1715.
- [10] Tuzel O, Porikli F, Meer P. Pedestrian detection via classification on Riemannian manifolds[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2008, 30(10): 1713-1727.
- [11] Tuzel O, Porikli F, Meer P. Region covariance: A fast descriptor for detection and classification[C]. The 9th European Conf on Computer Vision. Graz, 2006: 589-600.
- [12] Pang Y W, Yuan Y, Li X L. Gabor-based region covariance matrices for face recognition[J]. IEEE Trans on Circuits and Systems for Video Technology, 2008, 18(7): 989-993.
- [13] Wu Y, Wu B, Liu J, et al. Probabilistic tracking on riemannian manifolds[C]. The 19th Int Conf on Pattern Recognition. Tampa Convention Center, 2008: 1-4.
- [14] Hu H, Qin J Z, Lin Y P, et al. Region covariance based probabilistic tracking[C]. The 7th World Congress on Intelligent Control and Automation. Chongqing, 2008: 575-580.
- [15] Satoh Y, Okatani T, Deguchi K. A color-based tracking by Kalman particle filter[C]. Proc of the 17th Int Conf on Pattern Recognition. Cambridge, 2004: 502-505.
- [16] Loose H, Franke U, Stiller C. Kalman particle filter for lane recognition on rural roads[C]. 2009 IEEE Intelligent Vehicles Symposium. Xi'an, 2009: 60-65.
- [17] Nummiaro K, Koller-Meier E, Van Gool L. An adaptive color-based particle filter[J]. Image and Vision Computing, 2003, 21(1): 99-110.
- [18] Arulampalam M S, Maskell S, Gordon N, et al. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2002, 50(2): 174-188.
- [19] Gordon N J, Salmond D J, Smith A F M. Novel approach to nonlinear/non-Gaussian Bayesian state estimation[J]. Radar and Signal Processing, IEEE Proceedings F, 1993, 140(2): 107-113.
- [20] Hastings W K. Monte Carlo sampling methods using Markov chains and their applications[J]. Biometrika, 1970, 57(1): 97-109.
- [21] Forstner W, Moonen B. A metric for covariance matrices[R]. Department of Geodesy and Geoinformatics, 1999.

(上接第720页)

- [8] 岳亚洲, 田宇, 张晓冬. 机载/天文组合导航研究[J]. 光学与光电技术, 2008, 6(2): 1-5.  
(Yue Y Z, Tian Y, Zhang X D. Investigation on airborne inertial/celestial integrated navigation[J]. Optics and Optoelectronic Technology, 2008, 6(2): 1-5.)
- [9] 赵伟, 袁信, 林雪原. 基于  $H_\infty$  滤波技术的 GPS/INS 全组合导航系统研究[J]. 宇航学报, 2002, 23(3): 30-34.  
(Zhao W, Yuan X, Lin X Y. Research on GPS/INS integration based on  $H_\infty$  filter [J]. J of Astronautics, 2002, 23(3): 30-34.)
- [10] Yue Xiaokui.  $H_\infty$  sub-optimal filter for low-cost intergrated navigation system[J]. Chinese J of Aeronautics, 2004, 17(4): 200-206.
- [11] 康国华, 刘建业, 刘瑞华, 等. 闭环  $H_\infty$  滤波在无源北斗/SINS 导航系统中的实现[J]. 控制与决策, 2007, 22(5): 566-568.  
(Kang G H, Liu J Y, Liu R H, et al. Realization of closed-cycle  $H_\infty$  filtering in passive BD/SINS navigation system[J]. Control and Decision, 2007, 22(5): 566-568.)