

基于协方差描述子的红外目标粒子滤波跟踪算法

芦鸿雁, 赵方舟

(中国人民武装警察部队工程大学, 陕西 西安, 710086)

摘 要: 针对传统协方差矩阵跟踪方法中不能捕获目标旋转变化的问题, 提出了一种基于椭圆协方差矩阵的红外目标辅助粒子滤波跟踪方法. 首先对矩形协方差矩阵进行扩展, 构建了椭圆协方差矩阵描述子, 能有效适应目标的尺度和旋转变化, 有效提高了目标模型的分辨能力. 进而采用改进的李群结构来进行距离度量. 在贝叶斯跟踪框架下, 采用辅助粒子滤波采样粒子, 解决了粒子滤波采样时由于没有利用观测值而造成粒子不能完全覆盖在目标位置附近的问题, 最终实现了红外目标的准确定位. 实验结果表明该算法简单有效, 能准确跟踪尺度和旋转变化的红外目标.

关键词: 区域协方差矩阵; 目标跟踪; 李群结构; 辅助粒子滤波

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1000—7180(2013)04—0071—04

Infrared Object Tracking Algorithm Based on Covariance Matrix and Auxiliary Particle Filter

LU Hong-yan, ZHAO Fang-zhou

(The CAPF Engineering University, Xi'an 710086, China)

Abstract: To improve the capability of capturing object rotation for traditional region covariance matrix, improved infrared object tracking algorithm using elliptical region covariance matrix and auxiliary particle filter is proposed. Firstly, through extending the rectangle covariance region, the elliptical covariance matrix descriptor is constructed. Meanwhile, the improved lie group structure is defined to build the similarity measure between the object model and candidate model. Finally, the accurate localization of infrared object is realized by the auxiliary particle filter. Experiment results verify the effectiveness and robustness of the proposed algorithm which can improve the tracking performance efficiently.

Key words: region covariance matrix; object tracking; lie group structure; auxiliary particle filter

1 引言

红外运动目标识别与跟踪系统在军事目标的识别、跟踪和精确定位中起着重要的作用. 红外图像通常存在着噪声大、目标和背景之间的灰度差小、边缘较模糊等特点^[1], 这将直接影响到红外运动目标的准确跟踪. Porikli 等人^[2]提出了一种基于矩形区域协方差描述子的目标跟踪方法, 实现了对光线变化、噪声及遮挡情况下的目标鲁棒跟踪. 为降低计算复杂度, 文献^[3]中提出了基于区域协方差与粒子滤波

相结合的目标跟踪方法, 然而尺寸固定的目标模型对大小变化的目标难以实现准确跟踪. Hu 等人^[4]进一步构建了长宽可变的矩形区域协方差粒子滤波跟踪方法, 然而不能准确对非刚性形变目标进行准确跟踪. 利用协方差建模的优点可以比较好的实现目标跟踪.

为进一步提高协方差区域描述子的适应能力, 本文提出了一种基于椭圆协方差描述子的红外目标辅助粒子滤波跟踪算法.

收稿日期: 2012—07—20; 修回日期: 2012—08—22

基金项目: 国家自然科学基金项目(61175120)

2 椭圆区域协方差描述子

矩形区域协方差描述子仅仅考虑了目标的水平及垂直方向上的变化情况,而对目标的尺度及旋转变化难以很好地适应.尤其当目标发生旋转变化时,目标在矩形区域中会发生结构分布变化,此时将会损失部分特征信息,甚至导致更多的背景干扰.因此,为更好地描述目标的旋转变化,采用目标所在的椭圆区域协方差描述子进行目标建模,使其更好地反映目标的尺度及角度变化,有力提高目标模型的分辨能力.

2.1 椭圆区域

假定椭圆区域中的半周长分别为 a 和 b , 倾斜角为 θ , 则标准椭圆的参数方程为

$$\begin{cases} x = a \cos \varphi \\ y = b \sin \varphi \end{cases} \quad \varphi \in [0, 2\pi) \quad (1)$$

将坐标系旋转 θ 角度后, 可得

$$\begin{cases} x' = x \cos \theta - y \sin \theta \\ y' = x \sin \theta + y \cos \theta \end{cases} \quad (2)$$

因此, 可得非标准椭圆的参数方程为

$$\begin{cases} x' = a \cos \varphi \cos \theta - b \sin \varphi \sin \theta \\ y' = a \cos \varphi \sin \theta + b \sin \varphi \cos \theta \end{cases} \quad (3)$$

该椭圆区域内的任意一点在处于与其同中心并相似的内部椭圆上, 因此该椭圆区域的参数方程为

$$\begin{cases} x' = (a \cos \varphi \cos \theta - b \sin \varphi \sin \theta) r_s \\ y' = (a \cos \varphi \sin \theta + b \sin \varphi \cos \theta) r_s \end{cases} \quad (4)$$

其中, $r_s \in [0, 1]$, $\varphi \in [0, 2\pi)$.

2.2 描述子

假定观测目标图像 I 的大小为 $W \times H$, f 是关于 I 的维数为 $W \times H \times d$ 的特征图像, (x, y) 处的特征向量为 $f(x, y) = \Phi(I, d, x, y)$, 其中 Φ 为梯度映射, 包括位置、灰度、一阶梯度、一阶梯度的模、二阶梯度等. d 为特征的数量.

设中心位于 (x_0, y_0) , 半轴长为 a, b , 倾斜角为 θ 的非标准椭圆区域为 R , 则椭圆区域协方差描述子为 R 内所有特征向量的协方差矩阵. 即, 该椭圆区域协方差描述子为

$$C_R = \frac{1}{N-1} \sum [f(x_s, y_s) - \mu_R] [f(x_s, y_s) - \mu_R]^T \quad (5)$$

$$\begin{cases} x = x_0 + (a \cos \varphi \cos \theta - b \sin \varphi \sin \theta) r_s \\ y = y_0 + (a \cos \varphi \sin \theta + b \sin \varphi \cos \theta) r_s \end{cases} \quad (6)$$

其中, μ_R 为该区域中所有特征向量的均值.

3 距离度量

由于协方差矩阵集合构成对称正定流形, 因而其元素之间的相似问题, 不宜采用欧式度量. Porikli 采用仿射不变黎曼度量进行计算, 但是根据该度量得出的距离公式和黎曼指数映射等比较复杂, 不利于目标的有效跟踪. Arsigny 等人在对称正定流形上构建了一种改进的李群结构, 基于此可以赋予具有双不变性质的对数-欧几里得黎曼度量, 据此获得的黎曼指数映射及黎曼均值均呈现出简单形式. 因此, 采用改进的李群结构^[5]来进行距离度量.

3.1 正定对称阵流形

记 $Sym(n) = \{A \in M(n); A^T = A\}$ 为全体 $n \times n$ 实对称矩阵集合, 其中 $M(n)$ 为全体 $n \times n$ 矩阵的集合. $Sym^+(n) = \{A \in Sym(n); A > 0\}$ 为全体 $n \times n$ 实正定对称矩阵的集合.

按照普通的矩阵乘法和数乘规则, $Sym(n)$ 构成向量空间, $Sym^+(n)$ 则是非向量空间, 因而应在 $Sym^+(n)$ 上发展非欧几里得度量. $Sym(n)$ 和 $Sym^+(n)$ 之间通过指数映射 $\exp$ 一一对应. 设 $A \in Sym(n)$, $B \in Sym^+(n)$, 则 $\exp A \in Sym^+(n)$; $\log B \in Sym(n)$.

这也就意味着, n 阶非奇异协方差矩阵的集合构成对称正定流形, 维数为 $n(n+1)/2$, 在其上可以赋予不同的黎曼流形度量结构.

若在 $Sym^+(n)$ 上每个点 X 的切空间 $Sym(n)$ 上定义黎曼度量为:

$$\langle y, z \rangle_x = Tr(X^{-1/2} y X^{-1/2} z X^{-1/2}) \quad (7)$$

进而可得到黎曼指数映射为:

$$\exp_X(y) = X^{1/2} \exp(X^{-1/2} y X^{-1/2}) X^{1/2} \quad (8)$$

其逆映射, 也就是黎曼对数映射为

$$\log_X(Y) = X^{1/2} \log(X^{-1/2} Y X^{-1/2}) X^{1/2} \quad (9)$$

则, 流形上两点的侧地距离为

$$d^2(X, Y) = \langle \log_X(Y), \log_X(Y) \rangle_X = Tr(\log^2(X^{-1/2} Y X^{1/2})) = \sum_{i=1}^n \lambda_i(X, Y) \quad (10)$$

其中, $\lambda_i (i=1, \dots, n)$ 为矩阵 (X, Y) 的广义特征值.

从中可以看出, 由于黎曼指数映射相当复杂, 且具有点依赖的特征, 因而据此构建的相似性准则也比较复杂, 导致采用梯度下降迭代法求取黎曼均值也较为繁复.

3.2 改进的李群结构

根据矩阵乘法, Sym^+ 并不具有群结构.

Arsigny提出^[6],设任意 $S_1, S_2 \in \text{Sym}^+(n)$, 则可在 Sym^+ 上构建一种新的运算:

$$S_1 \odot S_2 := \exp((\log S_1) + \log(S_2)) \quad (11)$$

可以证明, $(\text{Sym}^+, \odot)$ 是李群, 并且 $\exp: (\text{Sym}(n), +) \rightarrow (\text{Sym}^+, \odot)$ 为李群同构. 更进一步, 可以再其上赋予与该结构相容的双不变黎曼度量结构. 因此, 两点之间的距离公式可用简单的形式来表示, 即

$$\begin{aligned} d(S_1, S_2) &= \|\log_{S_1} S_2\| \\ &= \|\log(S_2) - \log(S_1)\|_{\text{tr}} \end{aligned} \quad (12)$$

假设 $S_i (i=1, \dots, N)$ 为 N 个正定对称矩阵, 则其黎曼均值存在且唯一存在, 称为对数-欧几里得均值, 即

$$E(S_1, S_2, \dots, S_N) = \exp\left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \log(S_i)\right) \quad (13)$$

从上可以看出, 基于上述改进李群结构的正定对称矩阵黎曼流形上两点间的距离公式及均值公式均比基于仿射度量的距离公式及均值公式简单.

4 基于区域协方差矩阵描述子的辅助粒子滤波跟踪

4.1 辅助粒子滤波

由于粒子滤波仅仅从粒子运动和历史时刻的状态中随机采样, 而没有考虑当前状态, 因而可能会使大量的低权值粒子丢失, 最终导致更高的蒙特卡洛方差, 使得滤波性能更差. 辅助粒子滤波 (Auxiliary Particle Filter, APF) 可以有效提高其性能^[7], 其以 SIS 为基础, 通过引入一个重要性密度函数 $q(x_k, i | z_{1:k})$, 由该函数可以导出样本集 $\{x_k^i, i^j\}$, 其中 i^j 表示 $k-1$ 时刻的粒子序列. 由贝叶斯准则, 可得到

$$\begin{aligned} p(x_k, i | z_k) &\propto p(z_k | x_k) p(x_k, i | z_{k-1}) = \\ &p(z_k | x_k) p(x_k | x_{k-1}^i) w_{k-1}^i \end{aligned} \quad (14)$$

用于获得样本 $\{x_k^i, i^j\}_{j=1}^N$ 的重要性密度函数可由下式表示

$$q(x_k, i | z_k) \propto p(z_k | \mu_k^i) p(x_k | x_{k-1}^i) w_{k-1}^i \quad (15)$$

式中, μ_k^i 表示在 x_{k-1}^i 已知时 x_k 的特征, 因此, 可以表示为 $E[x_k | x_{k-1}^i]$, 也可以作为一个样本值 $\mu_k^i \sim p(x_k | x_{k-1}^i)$, 则可将上式改写为

$$q(x_k, i | z_k) = q(i | z_k) q(x_k | i, z_k) \quad (16)$$

于是可以得到

$$q(i | z_k) \propto p(z_k | \mu_k^i) w_{k-1}^i \quad (17)$$

然后给样本 $\{x_k^i, i^j\}_{j=1}^N$ 分配一个权值, 该值可通过比较式(15)、式(16)的两端可得

$$w_k^i \propto w_{k-1}^i \frac{p(z_k | x_k^i) p(x_k^i | x_{k-1}^i)}{q(x_k^i, i^j | z_k)} = \frac{p(z_k^i | x_k^i)}{p(z_k | \mu_k^i)} \quad (18)$$

APF 通过考虑粒子的一步预测似然, 结合最新观测值, 利用一步预测似然大的粒子来进行状态转移, 能够有效提高算法性能.

4.2 跟踪算法

在辅助粒子滤波的跟踪框架下, 采用协方差描述子构建目标的鲁棒描述模型, 实现红外目标的有效准确跟踪.

设 k 时刻目标状态为 $x_k = [x_k, y_k, a_k, b_k, \theta_k]$, 其中, (x_k, y_k) 为目标所在椭圆的中心位置, a_k, b_k 以及 θ_k 分别为椭圆的半轴长和倾斜角.

基于区域协方差矩阵的红外目标跟踪算法的具体步骤如下.

Step 1. 初始化. $k=0$, 手动选取目标模板 (x_0, y_0, a, b, θ) , 计算椭圆区域协方差描述子建立目标模型 C_0 . 根据先验分布 $p(x_0)$ 建立初始状态样本集 $\{x_0^i, w_0^i\}_{i=1}^N$, 其中权值 $\{w_0^i\}_{i=1}^N = \frac{1}{N}$.

Step 2. $k=k+1$. 对每个粒子, 计算辅助变量 $\mu_k^i = E[x_k | x_{k-1}^i]$, 以及辅助加权 $\pi_k^i = w_{k-1}^i p(z_k | \mu_k^i)$.

Step 3. 进行辅助重采样, 得到粒子集 $(\hat{x}_{k-1}^i, \frac{1}{N}) \sim (x_{k-1}^i, \pi_k^i), i=1, \dots, N$.

Step 4. 预测粒子集, 获得 k 时刻粒子及其权重, $x_k^i \sim p(x_k | x_{k-1}^i), w_k^i = \frac{p(z_k | x_k^i)}{p(z_k | \hat{x}_{k-1}^i)}$.

Step 5. 权值更新.

①根据式(5)、(6)计算每个粒子确定的椭圆区域协方差描述子 C_k^i ;

②根据式(12)计算 $dis(C_k^i, C_0)$;

③计算粒子观测概率 $p(z_k | w_k^i) = 1/\sqrt{2\pi\sigma} \cdot \exp(-dis(C_k^i, C_0)/2\sigma^2)$;

④计算粒子权值 $\tilde{w}_k^i = w_{k-1}^i p(z_k | w_k^i), i=1, \dots, N$.

Step 6. 归一化重要性权值, $\tilde{w}_k^i = \tilde{w}_k^i / \sum_{j=1}^N \tilde{w}_k^j$.

Step 7. 对后验概率分布进行估计, $\hat{x}_k = \sum_{i=1}^N \tilde{x}_k^i \tilde{w}_k^i$. 转到 Step 2.

4.3 实验结果及分析

为了验证跟踪算法的有效性, 在软硬件环境为 CPU Intel E5200, 2GB 内存, WindowsXP + SP3, Matlab 2008 的条件下进行仿真实验. 实验中所跟

踪的目标为红外卡车目标,在图像序列的第一帧手动确定待跟踪的目标.对传统协方差跟踪方法(TC)、基于矩形区域协方差的粒子滤波跟踪方法(RCPF)和本文跟踪方法(ECAPF)进行了比较,结果表明:由于传统协方差跟踪方法采用了尺度固定的目标模型,当目标发生尺度变化时,该跟踪方法无法准确定位目标.RCPF考虑了目标的尺度变化,但是对目标的旋转变化没有进行考虑,因此只能大致确定目标的位置和范围,跟踪精度有限. ECAPF方法同时对目标的尺度和角度变化进行了考虑,能实现对红外目标的准确跟踪.

为了准确直观的比较跟踪效果,利用跟踪轨迹坐标来进行定量比较,如图1所示.从图中可以直观地看出本文算法能地对复杂场景下的运动目标进行有效跟踪.

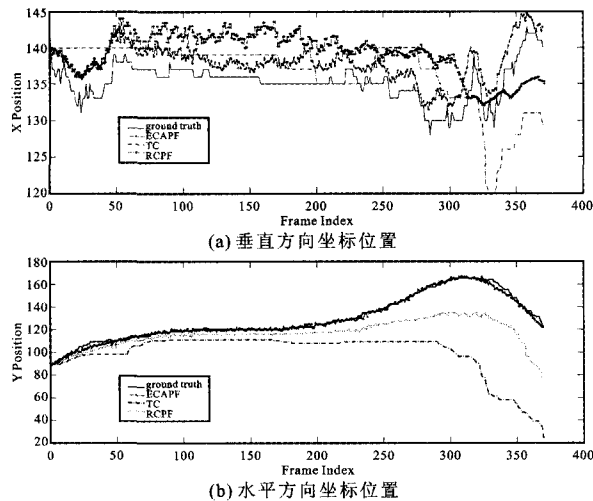


图1 跟踪坐标比较图

5 结束语

本文提出了基于椭圆区域协方差矩阵的辅助粒子滤波红外目标跟踪方法.采用椭圆区域协方差矩阵构建红外目标描述子,通过将多特征有效融合实

现对目标的鲁棒描述.在辅助粒子滤波跟踪框架下,实现了对尺度和旋转变化红外目标的准确跟踪.

参考文献:

- [1] Yilmaz A, Shafique K, Shah M. Target tracking in airborne forward looking infrared imagery[J]. Image and Vision Computing, 2003(21): 623—635.
- [2] Porikli F, Tuzel O, Meer P. Covariance tracking using model update based on lie algebra[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York, 2006:728—735.
- [3] Wu Y, Wu B, Liu J, et al. Probabilistic tracking on riemannian manifolds[C]// International Conference on Pattern Recognition. Tampa Convention Center, 2008:1—4.
- [4] 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. China: Chongqing, 2008:575—580.
- [5] Tuzel O, Porikli F, Meer P. Region covariance: A fast descriptor for detection and classification[C]// Proceeding of 9th European Conference on Computer Vision. Graz, Austria, 2006, 2:589—600.
- [6] Arsigny V, Fillard P, Pennec X, et al. Geometric means in a novel vector space structure on symmetric positive—definite matrices[J]. SIAM Journal on Matrix Analysis and Application, 2006, 29(1): 328—347.
- [7] Pitt M, Shephard N. Filtering via simulation; auxiliary particle filters[J]. Journal of the American Statistical Association, 1999, 94(446): 590—599.

作者简介:

芦鸿雁 女,(1982—),博士研究生,讲师.研究方向为图像分析.