

基于主成分分析法的窗口自适应粒子滤波算法

李 权^{1,2}, 赵勋杰¹, 彭青艳¹, 邹 薇¹, 张雪松²

(1. 苏州大学 物理科学与技术学院, 江苏 苏州 215006;
2. 光电信息控制和安全技术重点实验室, 河北 燕郊 065201)

摘 要: 传统的窗口固定的粒子滤波跟踪算法在运动目标尺度发生明显变化时不能有效地跟踪目标。针对这一问题, 提出了一种跟踪窗口尺寸和方向自适应变化的粒子滤波跟踪方法。该方法将主成分分析法引入到粒子滤波框架中, 通过分析目标区域内像素值的协方差矩阵得到包含目标区域取向和尺寸信息的椭圆跟踪窗口。实验结果表明, 该跟踪算法能自适应于目标区域形状的变化, 在目标尺寸和方向发生变化时能很好地跟踪和确定目标区域。

关键词: 粒子滤波; 主成分分析法; 协方差矩阵; 特征值; 自适应窗口

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 1007-2276(2014)10-3474-06

Windows adaptive particle filter algorithm based on principal component analysis

Li Quan^{1,2}, Zhao Xunjie¹, Peng Qingyan¹, Zou Wei¹, Zhang Xuesong²

(1. School of Physical Science and Technology, Soochow University, Suzhou 215006, China;
2. Science and Technology on Electro-optical Security Laboratory, Yanjiao 065201, China)

Abstract: An adaptive bandwidth object tracking method based on particle filter was proposed. Classic Particle Filter based tracking algorithm uses fixed kernel-bandwidth, as the scale changes obviously, the target may not be tracked effectively. So the principal component analysis method was introduced into the particle filtering framework to analysis the covariance matrix of the pixels within the target region. Then the most ideal tracking window including target direction and scale can be calculated. The experimental results show that the method can be adaptive to the variation of local structure of the target, moreover, spatial location and scale are good.

Key words: particle filter; principal component analysis; covariance matrix; characteristic value; adaptive windows

收稿日期: 2014-02-08; 修订日期: 2014-03-10

基金项目: 江苏省高校自然科学基金(BK2009116); 国防科技重点实验室基金

作者简介: 李权(1990-), 男, 硕士生, 主要从事计算机视觉及应用方面的研究。Email: 15151523899@163.com

导师简介: 赵勋杰(1960-), 女, 教授, 主要从事计算机视觉及应用方面的研究。Email: zhaoxunjie999@126.com

0 引言

粒子滤波(Particle Filtering, PF)是 20 世纪 90 年代中后期发展起来的一种基于蒙特卡罗思想的非线性、非高斯系统滤波方法,它采用序贯重要性采样方法在动态状态空间中选取一组样本(这些样本被称为“粒子”),每一个样本都对应一个重要性权值,最后通过它们的加权平均估计系统的状态^[1]。由于跟踪系统可以用运动空间模型来描述,目标可以由状态向量来表示,因此,粒子滤波在跟踪领域得到广泛应用。

在采用粒子滤波算法对目标进行跟踪时,跟踪窗口通常由初始跟踪目标尺寸确定,并在整个跟踪过程中保持不变。当运动目标尺度变化较大,尤其是连续增大时,常会导致目标跟偏甚至丢失。

针对上述问题,研究人员提出了一些解决方案,例如:通过统计目标区域的信息量并根据其大小自适应调整跟踪窗口的尺度^[2];通过计算分布粒子到目标区域中心的平均距离,根据距离大小的变化自适应调整跟踪窗口的大小^[3]。这两种方法虽然都较好地解决了跟踪窗口自适应调整的问题,但它们均不能根据目标区域特征合理地选择跟踪窗口的形状,因而窗口内包含较多的背景区域,当背景特征(颜色、灰度等)与目标相近时,跟踪精度受到影响。

主成分分析(Principal Components Analysis, PCA)是统计学中用来简化数据集的一种方法,该方法可以有效地找出数据中最“主要”的元素和结构,去除噪音和冗余,揭示隐藏在复杂数据背后的简单结构。它实质上就是通过一种线性变换把数据变换到一个新的坐标系中表示,使数据投影的方差在第一个坐标(称为第一主成分)上第一大,在第二个坐标(第二主成分)上第二大,依此类推。基于这一特点,参考文献[4]将主成分分析引入粒子滤波算法,用来计算粒子权值以强化粒子特征的重要性,减少重采样次数,避免粒子的退化与贫化,但该方法同样存在跟踪窗口不能自适应改变的问题。文中从另一角度出发,拟采用主成分分析法分析目标区域的分布和结构,并根据其分析结果确定目标的尺寸和取向,进而更合理地选取跟踪窗口。

1 粒子滤波算法

粒子滤波又称为“序贯蒙特卡罗方法(Sequential Monte Carlo, SMC)^[5]”或“浓缩算法(Condensation)^[6]”,其实质是用一系列离散的带权重的随机样本近似相应的概率密度函数,并根据测量和递推算法更新离散随机样本的权重,当样本容量足够大时,这种描述就近似于状态变量的后验概率密度函数。

已知动态系统的状态先验概率密度函数 $p(x_0)$, 用 $\{x_k^i, w_k^i\}_{i=1}^N$ 描述 k 时刻目标状态 x_k 的后验概率分布 $p(x_k|z_{1:k})$, 其中 $\{x_k^i\}_{i=1}^N$ 为 k 时刻的粒子集, 对应权值为 $\{w_k^i\}_{i=1}^N$, 权值被归一化为 $\sum_{i=1}^N \tilde{w}_k^i = 1$, 若粒子集 $\{x_k^i\}_{i=1}^N$ 由重要性密度函数获得, 则第 i 个粒子的权值为:

$$w_k^i \propto \frac{p(x_{0:k}^i | z_{1:k})}{q(x_{0:k}^i | z_{1:k})} \quad (1)$$

粒子的权值用下式更新:

$$w_k^i \propto w_{k-1}^i \frac{p(z_k | x_k^i) p(x_k^i | x_{k-1}^i)}{q(x_k^i | x_{k-1}^i, z_k)} \quad (2)$$

归一化粒子权值:

$$\tilde{w}_k^i = \frac{w_k^i}{\sum_{i=1}^N w_k^i} \quad (3)$$

则 k 时刻的后验概率密度 $p(x_k|z_{1:k})$ 近似为:

$$p(x_k|z_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^N \tilde{w}_k^i \delta(x_k - x_k^i) \quad (4)$$

当 $N \rightarrow \infty$ 时, 由大数定理可保证上式逼近于真实后验概率密度 $p(x_k|z_{1:k})$ 。

2 主成分分析法窗口自适应调整原理

2.1 理想窗口的描述

使用传统的粒子滤波算法对目标进行跟踪时, 由于窗口大小固定不变, 当目标尺寸增大时, 常会导致目标跟偏甚至丢失; 当目标尺寸减小时, 又会混入大量的背景信息, 致使目标的特征减弱。理想的跟踪窗口应当能随着目标大小的变化和方向的旋转自适应地调整, 从而最大限度地剔除背景区域, 逼近目标的真实形状。如图 1 所示, 实线矩形框为传统跟踪框, 虚线椭圆框为理想的跟踪窗口。

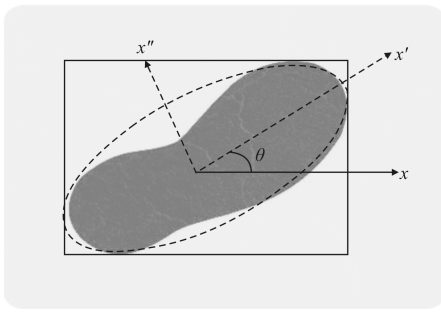


图 1 传统跟踪窗口与理想跟踪窗口

Fig.1 Tradition tracking window and the best tracking window

观察图 1 发现, 目标像素点主要沿椭圆窗口的长轴 x' 方向分布, 而在短轴 x'' 方向分布范围最小。从几何角度看, 即对目标区域像素点作投影, 其在 x' 轴上的投影点方差值最大, 而在 x'' 轴上最小。因此, 对于不断变化的目标, 可以找出其投影点方差值最大与最小的坐标轴, 并用于描绘目标区域的空间分布方向(即理想椭圆窗的长短轴的分布方向), 然后再估计出目标区域在两个方向上的荷载(即长短轴的尺寸), 这样就可以很好地描绘出目标区域, 进而得到理想的跟踪窗口。下面用主成分分析法分析目标区域的大小和取向。

2.2 主成分分析

主成分分析是通过矩阵变换实现坐标系的变换, 新的坐标系的基矢量由数据协方差矩阵的特征向量构成。具体做法是先求样本矩阵的协方差矩阵, 然后求出协方差矩阵的特征向量, 最后由这些特征向量构成变换矩阵的行向量。由特征向量的性质可知, 样本集在较大特征值对应的特征向量上的投影的方差也较大, 因此该分量对于区分样本的贡献也较大。可见通过主成分分析可以找出那些区分性大的维和区分性不大的维。

2.3 窗口自适应调整方法

对于目标区域内的 N_0 个像素点, 选取其横、纵坐标作为特征, 用二维向量 $\{y_i\}_{i=1}^{N_0}$ 表示, y_0 为目标区域中心, 则目标区域内像素点的协方差矩阵 V 为:

$$V = \frac{\sum_{i=1}^{N_0} w(y_i)(y_i - y_0)(y_i - y_0)^T}{\sum_{i=1}^{N_0} w(y_i)} \quad (5)$$

式中: $w(y_i)$ 为每个像素点的权值(作用是提高目标像素点的权重); V 为一 2×2 的协方差矩阵。

构造特征方程:

$$u^T \begin{bmatrix} V_{11} & V_{12} \\ V_{21} & V_{22} \end{bmatrix} u = \lambda \quad (6)$$

式中: λ 为矩阵 V 的特征值; u 为 λ 对应的归一化特征向量。进一步求解特征方程:

$$\lambda_1, \lambda_2 = \frac{V_{11} + V_{22} \pm \sqrt{(V_{11} - V_{22})^2 + 4V_{12}^2}}{2} \quad (7)$$

式中: $\lambda_1 > \lambda_2$, 它们共同决定了目标长、短轴尺寸 l_1 与 l_2 , 特征向量 u 则用来估计目标分布的方向 θ 。目标椭圆窗口长、短轴和方向由下面公式确定:

$$l_i = \alpha \sqrt{\lambda_i} \quad (i=1, 2) \quad (8)$$

$$\theta = \arcsin(u_1) = \arcsin \left[\frac{V_{12}}{\sqrt{(\lambda_1 - V_{11})^2 + V_{12}^2}} \right] \quad (9)$$

式中: α 为常数, 由实验确定, 文中取 4。

为了验证所提出方法的有效性, 对一组实物图片进行了实验, 图 2 给出了部分实验结果图。图中, 矩形框为手动框选的计算区域, 椭圆框为该算法计算出的目标窗口。结果显示, 采用该方法计算得到的椭圆窗口能较好地描述物体的分布范围和方向。

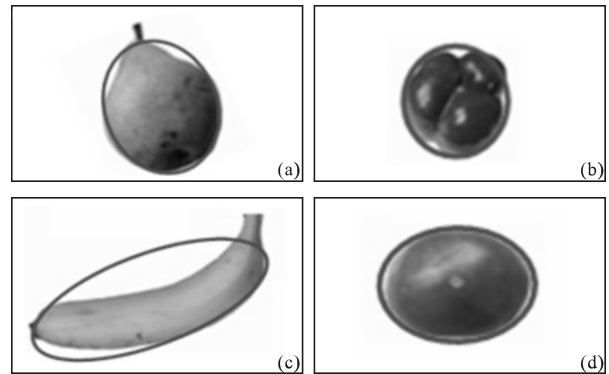


图 2 实物测试图

Fig.2 Test pictures of material objects

3 窗口自适应粒子滤波跟踪算法

3.1 目标与候选目标模型

所提出的方法适用于彩色和灰度图像, 这里分别用灰度直方图^[7]和颜色直方图作为目标模型验证算法的有效性。将特征空间量化为 M 级(文中取 $M=64$), 通过手工选取或者自动目标检测方法确定目标区域, 目标中心位置为 y_0 , 目标模型为:

$$q_u = C \sum_{i=1}^{N_0} K \left(\left\| \frac{y_0 - y_i}{h} \right\|^2 \right) \delta[h(y_i) - u] \quad (10)$$

式中: $u=1, 2, \dots, M$; y_i 为描述像素位置的二维向量;

N_0 为目标区域内像素点的数量; $K(\cdot)$ 为核函数; $\delta(\cdot)$ 为 Kronecher delta 函数; h 为核函数作用区域的大小; C 为归一化因子,由下式确定

$$C = \frac{1}{\sum_{i=1}^{N_0} K\left(\frac{\|y_0 - y_i\|}{h}\right)} \quad (11)$$

利用核函数 $K(\cdot)$ 给目标区域内的像素点分配权值。文中选择下面的核函数:

$$K(\|r\|) = \begin{cases} 1-r^2 & r < 1 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (12)$$

式中: r 表示像素点离目标中心位置的距离,距离目标区域中心位置越近的像素点赋予的权值就越大。

同样,假设采样粒子中心点为 y , 候选目标模型为:

$$p_u(y) = C \sum_{i=1}^N K\left(\frac{\|y - y_i\|}{h}\right) \delta[h(y_i) - u] \quad (13)$$

式中: N 为粒子区域内像素点的数量。

3.2 粒子状态转移及权值更新

粒子传播是一种随机的运动过程,服从一阶自回归过程方程:

$$x_k = Ax_{k-1} + Bw_{k-1} \quad (14)$$

式中: x_k 表示粒子在 k 时刻的状态向量; A 为转换矩阵; B 为矩阵常量; w_{k-1} 可以是任何性质的系统噪声。文中选用粒子位置作为状态向量。

粒子的权值更新方法如下:采用 Bhattacharyya 相似系数计算粒子模型 p_u 和目标模型 q_u 的相似程度

$$\hat{\rho}(y) = \rho[p_u(y), q_u] = \sum_{u=1}^m \sqrt{p_u(y)q_u} \quad (15)$$

目标和采样粒子的相似性距离 d 为:

$$d = \sqrt{1 - \hat{\rho}(y)} \quad (16)$$

d 越小表示待选目标与目标越接近。

观测似然函数^[8]定义为:

$$p(y_k | x_k^i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma} \exp\left\{-\frac{d^2}{2\sigma^2}\right\} \quad (17)$$

式中: σ 为常数,则粒子的权值更新公式为:

$$w_k^i = w_{k-1}^i p(y_k | x_k^i) \quad (18)$$

由于粒子存在退化问题,需对粒子进行重采样^[9]以保障粒子的代表性,方法如下:在 $[0, 1]$ 区间内产生 N 个均匀分布的随机数 φ ,由公式

$$\sum_{i=1}^{m-1} \tilde{w}_{k-1}^i < \varphi \leq \sum_{i=0}^m \tilde{w}_k^i \quad (19)$$

求得符合条件的最小 m ,并复制粒子 x_k^m 。

3.3 目标区域估计与窗口调整

在得到各粒子的更新权值之后, k 时刻的状态由各粒子的加权和来估计,即

$$\tilde{y}_0 = \sum_{i=0}^n x_k^i w_k^i \quad (20)$$

式中: \tilde{y}_0 为二维向量,表示第 k 帧中估计出的目标中心位置。

在跟踪窗口调整时,以前一帧跟踪窗口大小作为计算区域。由公式(5)计算窗口内像素点的协方差矩阵 V ,其中权值 $w(y_i)$ 是像素 y_i 为目标像素的概率,通过查询目标的直方图模型得到。目标的跟踪椭圆窗口长、短轴和方向由公式(8)和(9)计算,即可求得当前帧的椭圆跟踪窗。

3.4 算法实现

基于主成分分析法的窗口自适应粒子滤波跟踪算法,首先需对采集的首帧视频进行初始化处理,采用人工手动方式确定跟踪目标区域,计算初始跟踪窗口并初始化目标模型。初始化完成后令初始化标志为真,再对第二帧及以后的图像进行窗口自适应的粒子滤波跟踪,直到视频最后一帧,算法结束。具体的算法流程如图 3 所示。

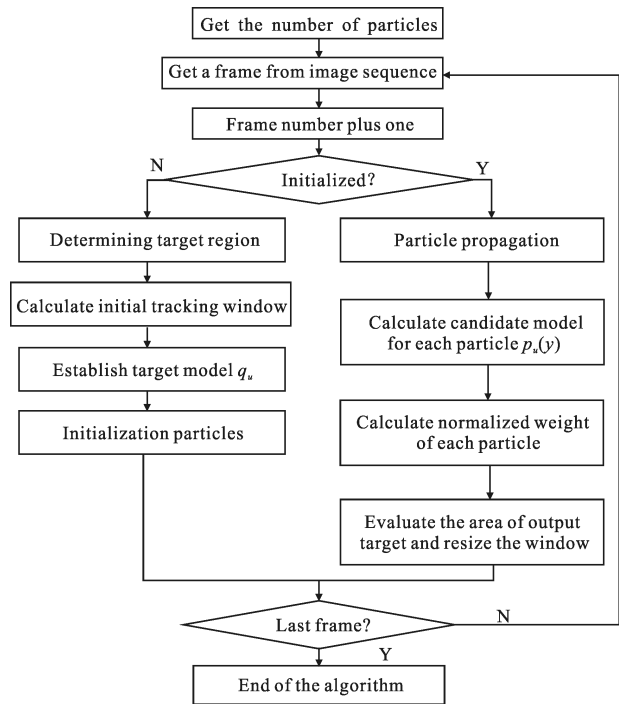


图 3 算法流程图

Fig.3 Flow diagram of the algorithm

4 实验结果及分析

基于 OPENCV 1.0(配置于 VC++6.0 环境下)对多段视频进行了跟踪实验,验证算法的适用性与有效性。

首先,选用色调直方图作为目标模型,采用一段帧尺寸为 100×132 的视频对视频中的人脸进行跟踪,图 4(a)~(d)为参考文献[3]提出的跟踪算法的部分效果图。算法选用矩形框作为跟踪窗口,当目标大小发生变化时,算法能够较好地随之自适应调整跟踪窗口的大小,但窗口框选区域不能很好地逼近目标形状,且不能自适应地调整方向以逼近目标区域的取向。图 4(e)~(h)给出了文中跟踪算法的部分效果图。图中,算法获得的跟踪窗口不仅能自适应于目标尺寸的变化,较好地逼近目标的真实形状,且随着人脸的摆动,跟踪窗口的方向也随之自适应地发生旋转,较好地逼近了目标区域的取向。



图 4 旋转运动的人脸跟踪结果对比

Fig.4 Comparison of rotating face tracking results

此外,由于跟踪窗口形状的选择关系到窗口内包含背景区域的大小,在背景特征与目标相近时对跟踪精度影响很大。对此也进行了对比实验,视频帧尺寸为 128×96 。对于参考文献[3]提出的跟踪算法,由于矩形窗不能很好地逼近目标形状,跟踪窗包含较多背景区域,导致跟踪过程中出现严重偏差,影响了跟踪精度,如图 5(a)~(d)所示。而文中提出的算法,由于跟踪窗口较好地逼近了目标区域形状与取向,减少了背景区域,从而获得了较为准确的跟踪结果,如图 5(e)~(h)所示。



图 5 背景与目标相似时的人脸跟踪结果对比

Fig.5 Comparison of face tracking results when background is similar to the target

其次,实验选用灰度直方图作为目标模型,用一段帧尺寸为 120×160 的视频实验,对视频帧中的杯子进行跟踪,图 6 给出了跟踪算法的部分效果图。当杯子由近及远运动时,跟踪窗口能自适应于杯子的尺寸由大变小。

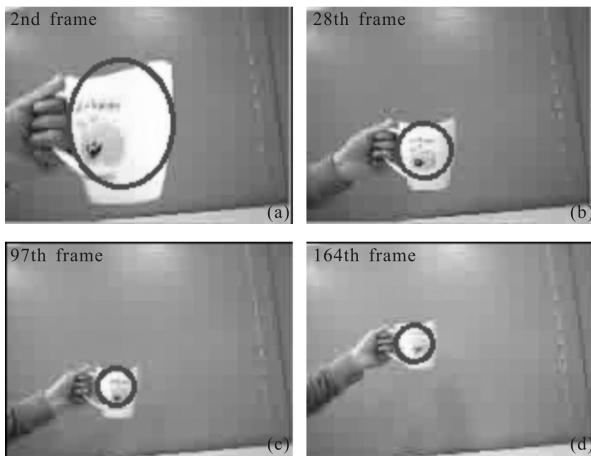


图 6 运动的杯子跟踪结果

Fig.6 Tracking results of cup

5 结 论

文中针对传统粒子滤波跟踪算法窗口尺寸不能自适应改变的问题,在粒子滤波框架中引入主成分分析法分析目标区域的分布和形状,进而得到更适合目标尺寸和形状的椭圆跟踪窗口。实验结果表明,该算法能随着目标尺寸与方向的变化自适应调整跟踪窗口的尺寸与方向,窗口能够较好地逼近目标的真实形状。并且在背景特征与目标相近时也能较准确地对目标进行跟踪。

参 考 文 献:

- [1] Zhu Z Y. Particle Filter Algorithm and Its Application[M]. Beijing: Science Press, 2010. (in Chinese)
朱志宇. 粒子滤波算法及应用 [M]. 北京: 科学出版社, 2010.
- [2] Zhou E, Liu C P, Sun Y, et al. Adaptive tracking window updating algorithm based on particle filtering [J]. *IEEE International Congress on Image and Signal Processing*, 2010, 3: 303-307.
- [3] Peng Q Y, Zhao X J, Chen J B. Adaptive window object tracking for particle filter[J]. *Infrared Technolgy*, 2012, 34(10):568-572. (in Chinese)
彭青艳, 赵勋杰, 陈家波. 跟踪窗口尺寸自适应调整的粒子滤波跟踪算法[J]. 红外技术, 2012, 34(10): 568-572.
- [4] Wang X, Zhao L Y, Xue L. Particle filter based on principal component analysis [J]. *Journal of Jilin University (Natural Science Edition)*, 2012, 6(50): 1156-1162. (in Chinese)
王欣, 赵连义, 薛龙. 基于主成分分析的粒子滤波器目标跟踪方法[J], 吉林大学学报(理学版), 2012, 6(50): 1156-1162.
- [5] Handschin J E. Monte Carlo techniques for prediction and filtering of non-linear Stochastic processes [J]. *Automatica*, 1970, 6(3): 555-563.
- [6] Singer S A, Froast P A. On the relative performance of the Kalman and Winner filters [J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1959, 14(8): 390-394.
- [7] Chen H F and Meer P. Robust computer vision through Kernel density estimation [C]//Computer Vision -ECCV, 7th European Conference on Computer Vision Proceedings, 2002: 236-250.
- [8] Chang C, Ansari R. Kernel particle filter for visual tracking [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2005, 12(3): 242-245.
- [9] Chang C B, Whiting R H, Athans M. On the state and parameter estimation for maneuvering re-entry vehicle [J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1977, 22(2): 99-105.