

文章编号: 1004-4353(2018)02-0139-04

# 改进的梯度与肤色融合均值移动 粒子滤波人脸跟踪

李岚, 张云, 马少斌

(兰州文理学院 数字媒体学院, 甘肃 兰州 730000)

**摘要:** 针对单一肤色特征的跟踪算法鲁棒性不高的问题, 提出一种多特征融合的均值移动粒子滤波(MSPF)跟踪算法. 该算法用肤色特征与梯度特征表示候选目标, 通过粒子滤波与均值移动算法进行特征融合. 实验结果表明, 该算法能够较好地提高跟踪效率, 并对光照、人脸遮挡和人脸旋转等有一定的适应性.

**关键词:** 均值移动; 粒子滤波; 颜色特征; 梯度特征; 特征融合; 人脸跟踪

**中图分类号:** TP391

**文献标识码:** A

## Face tracking based on improved fusion of gradient and color mean shift particle filter

LI Lan, ZHANG Yun, MA Shaobin

(School of Digital Media, Lanzhou University of Arts and Science, Lanzhou 730000, China)

**Abstract:** Object tracking by using single color feature results in a problem of low robustness. Mean shift particle filter (MSPF) algorithm based on multi-features fusion is proposed in this paper. The proposed method uses the color and gradient features to represent the candidate target, utilizes feature fusion in mean-shift and particle filter algorithms, and efficiently reduces the problem of particle degradation and tracking instability. Experimental results indicate the algorithm can improve the tracking accuracy, and have good adaptability to the illumination, face occlusion and rotation.

**Keywords:** mean shift; particle filter; color feature; gradient feature; features fusion; face tracking

## 0 引言

人脸跟踪<sup>[1]</sup>是复杂环境中的非刚性运动目标的跟踪问题, 其基本思想是对视频中人脸的位置和姿态进行定位和状态估计, 获取人脸的大小变化. 人脸跟踪在视频监控、人机交互和视频检索等领域有着广泛的应用, 但由于环境变化及人脸发生旋转、遮挡或与摄像机发生相对位移等原因, 使得人脸跟踪变得非常复杂. 针对该问题, 很多研究者进行了探索, 并取得了一些研究成果. 例如: 粒子滤波(particle filter)<sup>[2]</sup>的跟踪方法具有较强的

稳定性和抗遮挡能力, 但也存在迭代过程中粒子退化和计算量大等问题; 均值漂移算法<sup>[3]</sup>具有计算复杂度低、跟踪效果好等优点, 但这种方法存在搜索目标窗难以确定的问题; 文献[4]提出了一种基于目标颜色的跟踪方法, 该方法首先找出目标的颜色分布, 然后搜索与之最匹配的区域(所要跟踪的目标), 其缺点是视频中如果存在类肤色, 会导致跟踪目标丢失; 文献[5]提出了一种深度特征与肤色相结合的人体跟踪方法, 该方法要求人的某个特征(手、脸)要完全出现在视频中, 或者肤色

与背景差距较大才能取得较好的跟踪结果. 基于上述研究, 本文提出一种梯度与肤色融合的均值移动粒子滤波的人脸跟踪方法, 并通过实验验证本文方法的有效性.

## 1 人脸检测与匹配

### 1.1 加权颜色直方图模型

YCbCr 空间与其他的颜色空间相比, 更接近人类视觉感知过程, 并具有亮度与色度分离、肤色聚类较好、计算简单等优点<sup>[6]</sup>. 在本文的 YCbCr 肤色特征中, 将 3 个颜色分量量化为  $N_y$ 、 $N_{cb}$ 、 $N_{cr}$  3 个级别, 目标模板分布在肤色 Cr-Cb 空间中  $N_{cr} \times N_{cb}$  上的二维直方图和 Y 空间的  $N_y$  级一维直方图. 为了提高算法的准确性, 本文在肤色模型中加入权值, 采用基于核函数的加权颜色直方图模型:

$$p_c^j(x_k) = C \sum_{i=1}^M k\left(\left\|\frac{c - c_i}{r}\right\|^2\right) \delta[b^j(c_i) - u^j], \quad (1)$$

$$C = 1 / \sum_{i=1}^M k\left(\left\|\frac{c - c_i}{r}\right\|^2\right), \quad (2)$$

其中:  $j=1, 2$ ;  $u^1=1, 2, \dots, N_{cr} \times N_{cb}$ ;  $u^2=1, 2, \dots, N_y$ ;  $\delta$  为 Kronecker delta 冲击函数;  $b^1(c_i)$  为颜色量化函数, 表示将位于  $c_i$  位置处的像素颜色值量化, 并将量化结果分配到颜色直方图中相应的等级索引中;  $u$  为直方图颜色等级索引;  $k$  为高斯核函数  $K$  的轮廓函数;  $C$  为归一化因子;  $k(\cdot)$  为核函数, 定义为

$$k(\|r\|) = \begin{cases} 1 - \|r\|^2, & \|r\| < 1; \\ 0, & \text{其他.} \end{cases} \quad (3)$$

式(3)中  $\|r\|$  为像素距离目标中心的欧氏距离.

采用 Bhattacharyya 距离度量目标区域和候选区的相似性, 颜色特征的观测似然函数为

$$p(Z_{c,t} | X_t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_c}} \exp\left(-\frac{d_c^2}{2\sigma_c^2}\right), \quad (4)$$

式中  $d_c = \sqrt{1 - \sum_{u=1}^M \sqrt{p_c^u(x) p_c^u(x)}}$  为两个区域对该函数加权颜色直方图的 Bhattacharyya 距离.

### 1.2 梯度模型

在肤色检测的二值化阈值分割中, 若阈值过高, 肤色区域数量会增多, 且单个区域面积减小;

若阈值过低, 则会把背景误判为人脸区域<sup>[7]</sup>. 由于人脸外围轮廓类似椭圆, 所以本文采用椭圆进行人脸建模. 研究<sup>[8]</sup>表明, 人脸的长短轴比例在 1.2 ~ 1.7 的范围内时, 跟踪结果的准确率更高; 因此, 本文把人脸的长短轴比例设置为 1.5. 计算输入图像一定范围内的每个中心点的外接椭圆的边缘梯度, 可得到每一区域内的匹配程度:

$$p(Z_g | S_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_g}} \exp\left(-\frac{\epsilon_g^2}{2\sigma_g^2}\right). \quad (5)$$

其中:  $S_i$  表示第  $i$  个搜索空间;  $\sigma_g$  用于描述梯度测量的离散程度;  $\epsilon_g = \sqrt{1 - \sum_{u=1}^M \sqrt{\varphi_{E,t}^{(u)} \varphi_{E,t}^{(u)}}}$ , 表示垂直和水平方向的梯度 Bhattacharyya 距离.

## 2 均值移动粒子滤波

### 2.1 粒子滤波

粒子滤波的核心思想是通过寻找一组在状态空间传播的随机样本对概率密度函数进行近似, 当样本数量  $N \rightarrow \infty$  时可以逼近系统状态的后验概率分布, 该方法可有效解决非线性非高斯问题<sup>[2]</sup>. 假设  $X_{0:k} = \{X_j, j=0, \dots, k\}$  和  $Y_{1:k} = \{Y_j, j=1, \dots, k\}$  分别表示各个时刻的系统态和观测状态, 粒子滤波就是用一带权的粒子样本  $\{X_{0:k}^{(i)}, W_j^i\}_{i=1}^N$  来完全描述后验概率分布  $p(X_{0:k} | Y_{1:k})$ , 其中  $W_j^i$  表示归一化权值. 当样本数量非常大时, 这组样本状态估计就等同于后验概率密度, 表示为

$$p(X_{0:k} | Y_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^N W_j^{(i)} \delta(X_{0:k} - X_{0:k}^{(i)}), \quad (6)$$

其中  $\delta(\cdot)$  为冲激函数,  $W_j^{(i)}$  表示重要性权值. 为了递推估计, 需要选取重要性函数, 并从中抽取样本  $x_t^{(i)}$ . 重要性权值为

$$W_t^{(i)} \propto W_{t-1}^{(i)} \frac{p(Z_t | x_t^{(i)}) p(x_t^{(i)} | x_{t-1}^{(i)})}{q(x_t^{(i)} | x_{0:t-1}^{(i)}, Z_{1:t})}. \quad (7)$$

根据蒙特卡洛理论, 本文设定目标的粒子运动服从一阶自回归过程方程, 则递推公式为

$$X_t^{(i)} = A X_{t-1}^{(i)} + \phi, \quad (8)$$

其中  $\phi$  是状态的随机噪声,  $A$  通常取值为 1.

### 2.2 均值移动算法 (Mean Shift)

均值移动算法的基本思想是通过一组核函数, 根据样本点对均值移动向量的贡献大小来设

置权值系数,然后通过迭代的方式逼近目标位置<sup>[3]</sup>.本文采用加权彩色直方图作为目标模型,应用 Bhattacharyya 距离作为对目标模板和候选模板的相似性测量,以此完成特征的匹配,并将目标的颜色概率分布作为整个搜索匹配的特征.从当前区域的中心位置  $y_0$  移动到新的目标区域中心位置  $y_1$  的迭代方程为:

$$y_1 = \frac{\sum_{i=1}^H \pi_i z_i g\left(\left\|\frac{y_0 - z_i}{r}\right\|^2\right)}{\sum_{i=1}^H \pi_i g\left(\left\|\frac{y_0 - z_i}{r}\right\|^2\right)}, \quad (9)$$

$$\pi_i = \sum_{i=1}^H \sqrt{\frac{q}{p_{y_0}}} \delta(b(z_i) - i).$$

其中:  $z_i$  代表以  $y_0$  为中心的目标区域中第  $i$  个像素点坐标;  $H$  代表目标区域中的像素数目;  $w_i$  为相应像素的权值;  $r$  是窗口的带宽;  $g(x) = k(x)'$ ;  $k(x)$  是核函数,核采用 Epanechnikov 核.在跟踪过程中用式(9)反复迭代,直到  $\|y_1 - y_0\|$  的值小于预设的阈值,即可得到当前帧的目标位置  $y_1$ .

### 3 特征融合的均值移动粒子滤波人脸跟踪算法

#### 3.1 多特征的融合框架

根据以上分析,本文采用两种融合方式将肤色特征与梯度特征相融合:一种是用两种特征权值的乘积来表示目标多个特征的联合分布情况,这种乘性融合能够有效提高跟踪的精度,但会增加运算量;另一种是用线性加权的融合方式,通过特征的相关参数调整权值,提高跟踪的稳定性.采用以上两种融合方式确定本文人脸跟踪的基本框架为:在粒子滤波中采用乘法运算,保证大权值粒子的数量,减少粒子退化;在粒子进行均值漂移算法中采用线性融合,提高跟踪的稳定性.

#### 3.2 均值移动的粒子滤波算法

根据乘性融合,由公式(4)和(5)得粒子初始状态下的概率密度为

$$p(z | x_i) = p(z_c | x_i) p(z_g | x_i). \quad (10)$$

为了防止跟踪过程中粒子出现退化,对每个粒子采用均值漂移的方法进行迭代优化.根据颜色和梯度互补的特性,将两种似然模型进行线性融合,计算每个粒子所在区域的混合似然概率:

$$p(z | x) = a^c p(z_c | x) + a^g p(z_g | x). \quad (11)$$

其中  $a^c$  和  $a^g$  分别表示颜色信息和梯度信息的重要性系数.为了保证检测的准确性,对系数进行归一化处理,即  $a^c + a^g = 1$ .

#### 3.3 算法流程及实现

1) 初始化.设初始状态下,目标的状态为  $Q_0^0 = (x_0, y_0)$ ,提取目标的颜色模板和梯度模板,并产生  $N$  个粒子  $Q_k^i$ ,  $i = 1, 2, \dots, N$ .

2) 状态预测.利用式(8)计算新一帧图像中各粒子的状态,得到新粒子  $Q_k^i$ .

3) 模型观测.根据式(11)计算均值漂移跟踪中颜色似然和梯度似然的混合值,根据式(9)得到相应的加权值  $\pi_k^i = \pi_c^i + \pi_g^i$ ,并对  $Q_k^i$  用式(10)迭代一步得到优化粒子  $\tilde{Q}_k^i$ ,然后按照式(11)计算粒子混合似然密度,从而得到粒子的权重  $W_k^{(i)} = p(Z | X_k^{(i)})$ .

$$4) \text{ 归一化. 归一化公式为 } \tilde{W}_k^{(i)} = \frac{W_k^{(i)}}{\sum_{j=1}^N W_k^{(j)}}.$$

5) 权值更新.计算状态转移后的粒子与目标模板的相似度  $\rho_i$ ,则新的权值:

$$W_i^i = W_{i-1}^i \cdot \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-\frac{\epsilon^2}{2\sigma^2}}, \quad \epsilon = \sqrt{1 - \rho_i}. \quad (12)$$

6) 状态估计.基于粒子滤波思想,确定目标的最后状态为

$$E(X_i) \approx \sum_{i=1}^N X_i \cdot W_i^i. \quad (13)$$

7) 重采样.在新的目标状态下的粒子集合中重新采样得到  $N$  个粒子,并将这  $N$  个粒子作为下一时刻的初始状态,进入步骤2)进行重新计算.

8) 人脸位置判定与跟踪.结合肤色与梯度两个特征,确定人脸的候选位置,然后应用均值移动粒子滤波对下一帧人脸可能出现的位置进行预测;跟踪过程中选择乘性融合与线性融合跟踪方程.

### 4 实验结果与分析

在 Intel(R) Core i5-4500U 的 CPU、2G 内存、Windows 7 系统环境下,通过 VC 6.0 编程验证本文算法.视频为正常的拍摄视频.将本文方法与单肤色特征跟踪算法进行比较,结果如图 1 所示.图 1 中  $X$  轴表示目标的  $X$  方向位置, $Y$  轴表示目标

的 Y 方向位置. 从图 1 中可以看出, 本文算法的跟踪精度优于单肤色特征跟踪算法.

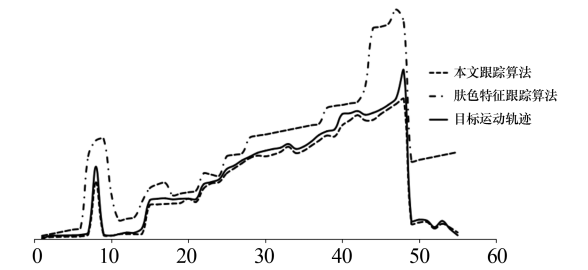


图 1 跟踪算法的准确性描述

将本文跟踪方法与单肤色特征跟踪方法进行比较, 结果如图 2 所示. 实验视频来自实验室拍摄的 600 帧人脸视频, 图像大小为  $200 \times 300$  像素, 其中包括遮挡情况下的一段视频. 由图 2 可以看出: 在正常情况下, 两种跟踪方法的准确性虽然接近, 但本文方法更为准确; 在遮挡和背景复杂的情况下, 本文方法的准确性明显优于单肤色特征跟踪方法, 达到了实时跟踪效果.



图 2 本文跟踪算法的跟踪结果



图 3 单肤色特征跟踪算法的跟踪结果

5 结束语

实验表明, 本文提出的多特征融合的均值移动粒子滤波跟踪算法能够较好地提高跟踪效率, 并对光照、人脸遮挡和人脸旋转等有一定的适应性, 跟踪效果明显优于单肤色特征跟踪算法的跟踪效果. 在今后的研究中, 我们将着重研究粒子滤波对目标的自适应性跟踪以及多目标的跟踪, 以更好地提高跟踪的实时性和鲁棒性.

参考文献:

[1] Paragios N, Deriche R. Geodesic active contours and level sets for the detection and tracking of moving objects[J]. IEEE Trans on Pattern Anal Mach Intell, 2000,3(22):262-280.

[2] 王鑫,唐振民. 基于特征融合的粒子滤波在红外小目标跟踪中的应用[J]. 中国图象图形学报,2010,15(1):91-97.

[3] 朱胜利,朱善安,李旭超. 快速运动目标的 Mean Shift 跟踪算法[J]. 光电工程,2006,33(5):66-70.

[4] Papandredou G, Maragos P. Multigrid geometric active contour models[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007,16(1):229-240.

[5] 张笑微,周建雄,师改梅,等. 融合结构信息的粒子滤波均值偏移跟踪算法[J]. 计算机辅助设计与图形学报,2008,20(12):1584-1589.

[6] 胡柳,周立前. 基于 YCbCr 颜色空间的不良图片检测研究[J]. 科学技术与工程,2013,13(15):4433-4436.

[7] 徐一华,朱玉文,贾云得,等. 一种人头部实时跟踪方法[J]. 中国图象图形学报,2002,7(1):1021-1024.

[8] 李岚,朱林杰,张云. 肤色与梯度互补的人脸检测研究[J]. 计算机应用与软件,2013,30(2):280-282.

[9] 钮晨霄,孙瑾,丁永晖. 融合深度与肤色特征的自适应手部跟踪算法[J]. 计算机科学,2016,43(6A):125-129.

[10] 陈家波,赵勋杰,许峥. 基于梯度方向直方图特征和粒子滤波算法融合的目标跟踪[J]. 小型微型计算机系统,2012,33(8):1821-1824.