

# 一种基于粒子滤波的自适应运动目标跟踪方法

查宇飞 毕笃彦

(空军工程大学工程学院信号与信息处理实验室 西安 710038)

**摘要:** 该文提出了一种基于粒子滤波的自适应运动目标跟踪方法。均值漂移算法是一种最优梯度下降法,通过迭代来搜索目标,从而实现运动目标的跟踪。而粒子滤波是一种在非线性和非高斯情形下进行跟踪的强有力方法。该文首先对图像的直方图进行改进,提出了一种基于统计直方图分布的目标模型,然后通过这个模型将这两种方法有效地结合起来。根据跟踪的过程,自适应地调整参数,能够较好地处理图像序列中由于光线变化或遮挡所带来的影响。实验证明,该文所提出的方法与均值漂移方法相比,即使在复杂的情形下,也能够准确地对目标进行跟踪。

**关键词:** 运动目标跟踪; 粒子滤波; 直方图

**中图分类号:** TP391.41

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1009-5896(2007)01-0092-04

## An Adaptive Particle Filter for Moving Objects Tracking

Zha Yu-fei Bi Du-yan

(Signal and Information Processing Lab, Engineering College, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China)

**Abstract:** In this paper, an adaptive particle filter for moving objects tracking is proposed. Mean shift is optimization algorithm based on gradient descended, which tracks moving targets through iterations. Particle filter is a robust method of tracking in non-Gauss and non-linear case. Firstly, a target model based on statistical histogram is proposed, which improves the classical histogram. Then Mean Shift algorithm and particle filter are integrated novelly through the statistical histogram target model. The parameters are modified according to the processing of tracking, so the effects caused by changed light or occlusion can be overcome. Experiments show that the method proposed by this paper can track moving target more powerful than Mean Shift tracked. Otherwise, even in complicated case, this method can still efficiently work.

**Key words:** Moving object tracking; Particle filter; Histogram

### 1 引言

运动目标跟踪是一个比较困难的问题,特别是在复杂环境中对非刚性运动目标的跟踪<sup>[1]</sup>。它的复杂性在于:目标的轮廓复杂,背景复杂,目标发生旋转或与摄像机发生相对位移,光线发生变化,目标被遮挡等等。

卡尔曼滤波是线性高斯情形下的最优滤波,然而对非线性和非高斯的情形它并不理想。近年来,粒子滤波<sup>[2,3]</sup>(particle filter)方法被提了出来,粒子滤波也叫做贝叶斯滤波(Bayes filter)或蒙特卡罗滤波(Monte Carlo filter),它是一种蒙特卡罗方法。均值漂移算法<sup>[4,5]</sup>是一种基于最优梯度下降的方法,它通过迭代的方法来搜索目标,实现对运动目标的跟踪。近来,文献<sup>[6,7]</sup>提出了基于目标颜色的跟踪,这种方法是先找出目标的颜色分布,然后搜索与之最匹配的区域,即为所要跟踪的目标。本文首先对图像的直方图进行改进,提出了一种基于统计直方图分布的目标模型,然后通过这个模型有效地将这两种方法结合起来。这种方法在本文被

称作均值移动粒子滤波(MSPF)。

本文的结构安排如下:第2节简要地介绍粒子滤波的主要思想,基于统计直方图分布的目标模型在第3节中提出,在第4节中将均值漂移算法和粒子滤波结合到一起,提出了基于粒子滤波的跟踪算法(MSPF),第5节和第6节分别是实验和结束语。

### 2 粒子滤波(particle filter)

粒子滤波的主要思想:用一组具有权值的粒子来完全地描述后验概率分布。根据蒙特卡罗理论,当粒子的数目足够多时,这组具有权值的粒子就能完全地描述后验概率分布,此时,粒子滤波就是最优的贝叶斯估计。粒子滤波的基本思想如图1所示。

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状态和观测状态,  $\{w_j^i, i = 1, \dots, N\}$  表示  $j$  时刻所对应粒子  $\{x_j^i, i = 1, \dots, N\}$  的归一化权值,即  $\sum_{i=1}^N w_j^i = 1$ 。粒子滤波就是用  $\{x_{0:k}^i, w_j^i\}_{i=1}^N$  来完全描述后验概率分布  $p(x_{0:k} | y_{1:k})$ 。

直接从后验概率  $p(x_{0:k} | y_{1:k})$  中进行取样是比较困难的。假设若存在  $\pi(x)$ ，有  $p(x) \propto \pi(x)$ ，并且我们可以很方便地从  $\pi(x)$  中进行取样，这样的  $\pi(x)$  称作重要度密度。根据贝叶斯理论，有

$$\pi(x_{0:k} | y_{1:k}) = \pi(x_k | x_{0:k-1}, y_{1:k})\pi(x_{0:k-1} | y_{1:k-1}) \quad (1)$$

这样，就能很容易对系统状态进行估计，权值的递推方程可以写成

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

那么，在  $k$  时刻的后验概率密度可以近似地写成

$$p(x_{0:k} | y_{1:k}) \approx \sum_i^N w_j^{(i)} \delta(x_{0:k} - x_{0:k}^{(i)}) \quad (3)$$

其中  $\delta(\cdot)$  为冲激函数，此时任意函数的数学期望：

$E(g(x_{0:k})) = \int g(x_{0:k})p(x_{0:k} | y_{1:k})dx_{0:k}$ ，可以近似为

$$\hat{E}(g(x_{0:k})) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N g(x_{0:k}^{(i)}) \quad (4)$$

### 3 基于统计直方图的目标模型

运动目标跟踪就是在每一帧图像中，寻找一个与目标特征最相似的区域。本文在第一帧图像中选定一个固定形状的区域，并使固定区域中心与目标中心重合，在随后的图像中，只需搜索与这个区域最相似的区域即可。

区域信息可以用直方图来反映，图像直方图为离散函数  $his(r_k) = n_k$ ，其中  $r_k$  表示第  $k$  级灰度， $n_k$  是图像中灰度级为  $r_k$  的像素个数。假设区域的灰度级范围是  $[0, H - 1]$ ，定义函数  $b: R^2 \rightarrow \{0, 1, \dots, H - 1\}$ ， $b(z)$  表示在位置  $z$  处的灰度级。固定区域中所有像素的位置可以表示为  $\{z_i\}_{i=1}^N$ ，其中心为  $y$ 。固定区域中不仅包含目标，而且还含有背景，这增加了匹配的难度，但是考虑到固定区域中心与目标中心是重合的，本文提出了一种基于统计直方图分布的目标模型。

固定区域的选取是在区域中心与目标中心重合的基础上，使固定区域最大限度与目标吻合，因此在固定区域的不同方向上，距离区域中心越近的像素属于目标的概率就越大。此外，考虑到目标轮廓的变化、被遮挡，以及光线的变化，固定区域中属于目标的像素满足一定的概率。也就是说，可认为在区域中心周围的像素属于目标，在区域边界的像素可能属于目标，也可能不属于目标。因此，当像素在区域中的位置超过某一范围时，可用某一分布描述该像素属于目标的概率，本文选择指数分布，如图 2 所示。即

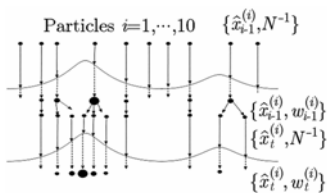


图 1 粒子滤波的基本思想

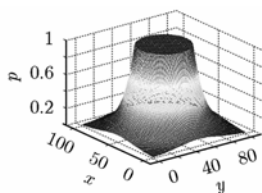


图 2 概率分布图

$$p_{\text{pos}}(z) = \begin{cases} 1, & \|z\| \leq T(y) \\ \theta e^{-\frac{1}{\theta} \frac{\|z\| - T(y)}{\max\{\|z\| - T(y)\}_{i=1}^N}}, & \|z\| > T(y) \end{cases} \quad (5)$$

其中  $T(y)$  是阈值， $\|z\|$  表示向量  $z$  的范数，本文取  $\theta=1$ 。则可得目标的统计直方图分布模型：

$$p_y(h) = C \sum_{i=1}^N p_{\text{pos}}(z_i) \delta(b(z_i) - h) \quad (6)$$

其中  $\delta(\cdot)$  是冲激函数， $C$  是归一化常量。

在初始图像中，给定包含目标的固定区域，为了方便，可以使固定区域的中心为零向量。由上面的分析可得到对应的统计直方图分布  $p_0(h)$ ，令  $q(h) = p_0(h)$ 。在随后的图像中，候选区域的中心为  $y$ ，同样可得到相应的统计直方图分布  $p_y(h)$ 。

采用 Bhattacharyya 系数<sup>[5]</sup>来测量两种分布之间的相似度：

$$\rho(q, p_y) = \sum_{h=1}^H \sqrt{q(h) \cdot p_y(h)} \quad (7)$$

$\rho$  越大，说明这两种分布越相似。当  $\rho = 1$  时，称作完全匹配。用  $d = \sqrt{1 - \rho(q, p_y)}$  来表示 Bhattacharyya 距离。

这类似于基于核的方法， $p_{\text{pos}}(z)$  相当于核函数。在传统的核方法中，核函数一般选为高斯函数，而高斯函数只有在中心点上的概率为 1，而函数  $p_{\text{pos}}(z)$  是在一定区域范围内的概率为 1，且随着  $\|z\|$  的增大，由于变量作了归一化处理，所以指数函数较高斯函数的递减要急剧一些，能更好地反映不同位置像素之间的差别，因此由函数  $p_{\text{pos}}(z)$  所得到的分布更能描述目标的区域信息。

### 4 基于粒子滤波的均值漂移跟踪(MSPF)

根据动态系统的理论，粒子的递推方程为  $x_k = f(x_{k-1}) + v_{k-1}$ ，其中  $f(x_k)$  是系统的递归函数， $v_k$  是系统的随机噪声。

#### 4.1 均值漂移预测

本文用均值漂移来充当系统的递归函数，对下一帧图像中的目标的位置进行预测。具体步骤为

(1)初始化

(a)在初始帧中，计算固定区域的统计直方图分布：

$$q(h) = p_0(h) = C \sum_{i=1}^N p_{\text{pos}}(x_i) \delta(b(x_i) - h)$$

(b)在当前帧中，若候选区域的中心为  $y_0$ ，可得到相应的区域统计直方图分布：

$$p_{y_0}(h) = C \sum_{i=1}^N p_{\text{pos}}(x_i) \delta(b(x_i) - h)$$

(c)计算 Bhattacharyya 数： $\rho(q, p_{y_0}) = \sum_{h=1}^H \sqrt{q(h) \cdot p_{y_0}(h)}$

(2)搜索目标

$$\mathbf{y}_j = \frac{\sum_{i=1}^H w_i \mathbf{z}_i g\left(\left\|\frac{\mathbf{y}_{j-1} - \mathbf{z}_i}{r}\right\|^2\right)}{\sum_{i=1}^H w_i g\left(\left\|\frac{\mathbf{y}_{j-1} - \mathbf{z}_i}{r}\right\|^2\right)} - \mathbf{z}, \text{ 其中 } w_i = \frac{1}{\sum_{i=1}^H \sqrt{q} p_{y_0}} \delta(b(\mathbf{z}_i) - i)$$

(3) 更替候选目标 计算新的候选目标的颜色分布:

$$p_{y_j}(h) = C \sum_{i=1}^N p_{\text{pos}}(\mathbf{z}_i) \delta(b(\mathbf{z}_i) - h)$$

计算新的候选目标的 Bhattacharyya 系数:

$$\rho(q, p_{y_j}) = \sum_{i=1}^H \sqrt{q(h) \cdot p_{y_j}(h)}$$

如果  $\rho(\mathbf{y}_j, q) < \rho(\mathbf{y}_{j-1}, q)$ , 则  $\mathbf{y}_j = \frac{1}{2}(\mathbf{y}_{j-1} + \mathbf{y}_j)$ .

(4) 迭代 如果  $\|\mathbf{y}_j - \mathbf{y}_{j-1}\| < \xi$  停止迭代, 否则转到第(2)步。

(5) 确定目标的位置 找到 Bhattacharyya 系数最大所对应的位置即为目标所在的位置。

#### 4.2 噪声分布参数更新及粒子权值的计算

在图像序列中, 系统噪声是由于光线发生变化, 目标被遮挡等复杂情形对图像所产生的影响。一般认为噪声服从高斯分布, 即  $v_k \sim N(\mu, \sigma)$ 。显然, 当均值  $\mu$  和方差  $\sigma$  为定值时, 这种噪声分布不能很好地根据图像序列的变化而变化。

假设目标的原始位置为  $\mathbf{y}_0$ , 经过  $m$  步的迭代, 最终目标的位置为  $\mathbf{y}_1$ 。若迭代过程为  $\{\mathbf{y}_i\}_{i=1}^m$ , 所对应的 Bhattacharyya 系数为  $\{\rho_i\}_{i=0}^m$ 。根据迭代过程按下列公式重新计算均值  $\mu$  和方差  $\sigma$  :

$$\mu = \sum_{i=1}^m (\mathbf{y}_i - \mathbf{y}_1) \rho_i \quad (8)$$

$$\sigma^2 = \left[ \sum_{i=1}^m (\mathbf{y}_i - \mathbf{y}_1 - \mu)^2 \right] / m \quad (9)$$

由于 Bhattacharyya 系数为  $\{\rho_i\}_{i=0}^m$  反映了候选区域与目标区域的相似程度,  $\rho_i$  越大表明  $\mathbf{y}_i$  越接近  $\mathbf{y}_1$ , 因此, 由式(8)、式(9)得到的均值和方差反映了目标运动的距离和方向。均值和方差自适应地更新, 能更好地适应图像序列的变化, 消除复杂情形所带来的影响。

我们的目的当然是希望充分利用那些与目标颜色分布最相近的粒子, 故可用 Bhattacharyya 系数来确定粒子的权值:

$$w_n = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{d^2}{2\sigma^2}\right) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{1 - \rho(q, p_y)}{2\sigma^2}\right) \quad (10)$$

其中  $\sigma$  是高斯分布的方差。在本文中取  $\sigma = 10^{-5}$ 。

#### 4.3 均值移动粒子滤波

根据以上的分析, 在粒子滤波中引入均值漂移算法。算法具体如下:

(1) 初始化:  $k = 0$

For  $i = 1, \dots, N$ , 从先验概率  $p_{\text{pri}}(x_0)$  取样  $\{x_0^{(i)}, w_0^{(i)}\}$ ;

(2) For  $k = 1, 2, \dots$

(a) 重要度取样: For  $i = 1, \dots, N$

(i) 取样  $x_k^{(i)} \propto \text{Mean-Shift}(x_{0:k-1}^{(i)}) + v_{k-1}$   $v_k \sim N(\mu, \sigma)$ , 由式(8), 式(9)可计算出均值  $\mu$  和方差  $\sigma$ 。

(ii) 计算权值  $w_k^{(i)} = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{d^2}{2\sigma^2}\right) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \cdot \exp\left(-\frac{1 - \rho(q(i), p_y(i))}{2\sigma^2}\right)$ 。

(iii) 归一化  $\tilde{w}_k^{(i)} = w_k^{(i)} \left[ \sum_{j=1}^N w_k^{(j)} \right]^{-1}$ 。

(b) 重取样 For  $i = 1, \dots, N$ , 令  $w_k^{(i)} = \tilde{w}_k^{(i)} = \frac{1}{N}$ 。

(c) 结果 后验概率为  $p(x_{0:k} | y_{1:k}) \approx \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \delta(x_{0:k} - x_{0:k}^{(i)})$ 。

$E(g(x_{0:k}))$  近似为  $\hat{E}(g(x_{0:k})) = \int g(x_{0:k}) p(x_{0:k} | y_{1:k}) dx_{0:k} \approx \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N g(x_{0:k}^{(i)})$ 。

## 5 实验

对不同的两个视频(一个是跟踪篮球, 另一个是跟踪汽车), 在赛扬 900MHz 的计算机上进行了相应的跟踪实验。其中, 篮球视频图像的大小为  $431 \times 350$ , 粒子的个数为 15, 目标的捕获区域的边长为 30 的正方形, 颜色的灰度级为  $10 \times 10 \times 10$ ; 汽车视频每帧的大小  $240 \times 320$ , 粒子的个数为 15, 目标的捕获区域为长为 8, 宽为 6 的长方形, 颜色的灰度级为  $20 \times 5 \times 5$ 。

图 3 是采用均值漂移方法和均值漂移粒子滤波(MSPF)方法, 对篮球视频中一帧的跟踪结果比较。图 3(a)是固定区域在本帧中的初始位置, 图 3(b)是采用均值漂移方法的跟踪结果, 图 3(c)是采用 MSPF 方法, 对目标进行搜索的过程, 图 3(d)是最终锁定的目标。

图 4 是 Mean Shift 方法与 MSPF 方法对篮球视频的跟踪结果比较。图 4(a)是目标、mean shift 跟踪结果和 MSPF 跟踪结果的轨迹图。x 轴和 y 轴分别表示图像的列数和行数,

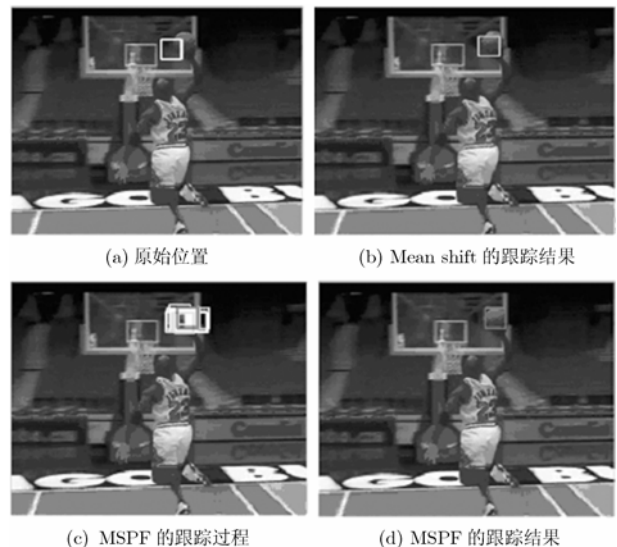


图 3 一帧图像中 mean shift 跟踪与 MSPF 跟踪的比较

没有标记的直线表示目标(篮球)的轨迹, 带有方块的直线是采用均值漂移方法得到的跟踪轨迹, 带有圆圈的直线表示采用 MSPF 方法得到的跟踪轨迹. 图 4(b)两种方法的均方根误差(RMSE)曲线图. 横轴表示实验的次数, 图 4 中上面的曲线表示采用均值漂移的均方根误差, 下面的曲线表示采用 MSPF 方法的均方根误差. 由图 3 和图 4 可以看出, MSPF 方法可以更准确地捕捉到目标.

图 5 和图 6 是分别对篮球视频和汽车视频中的目标(篮球和汽车), 由 MSPF 方法得到的跟踪结果. 在图 5 中, 所对应的帧数分别为: 1, 3, 5, 7, 11, 13, 15, 19, 22, 25, 28, 32; 图 6 中, 所对应的帧数分别为: 1, 4, 8, 10, 12, 15, 19, 21, 23, 26, 33, 38. 由图可以看出, 在篮球视频中, 当周围的光线发生变化, MSPF 能很好地对运动目标进行跟踪, 在汽车视频中, 当汽车被遮挡的时候, 仍然能够对汽车进行有效地跟踪.

### 6 结束语

本文首先对图像的直方图进行改进, 提出了一种基于统计直方图分布的目标模型, 然后通过这个模型将均值漂移算

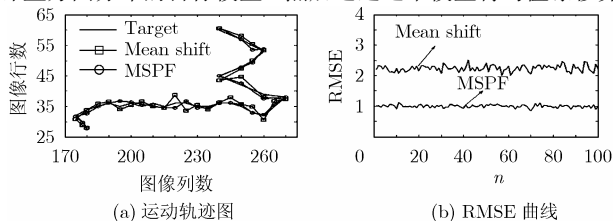


图 4 序列图像的 mean shift 跟踪与 MSPF 跟踪的比较

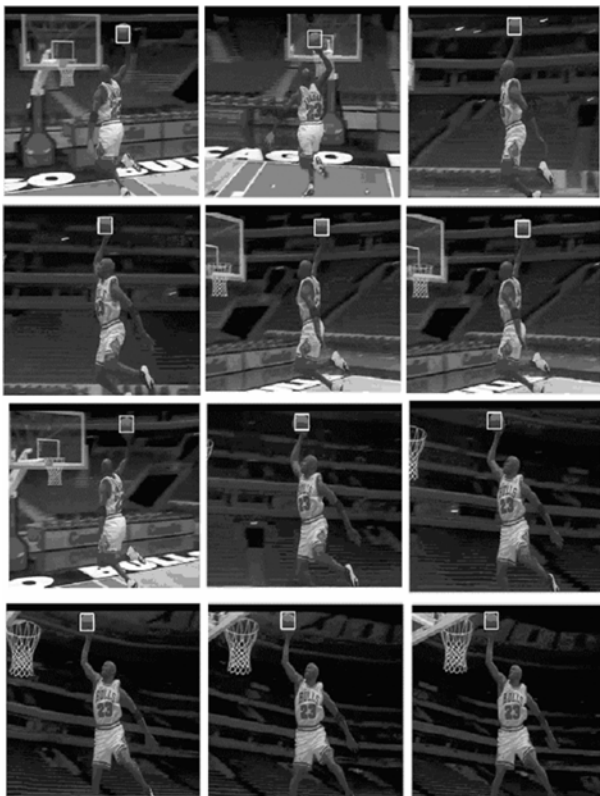


图 5 对篮球视频的跟踪

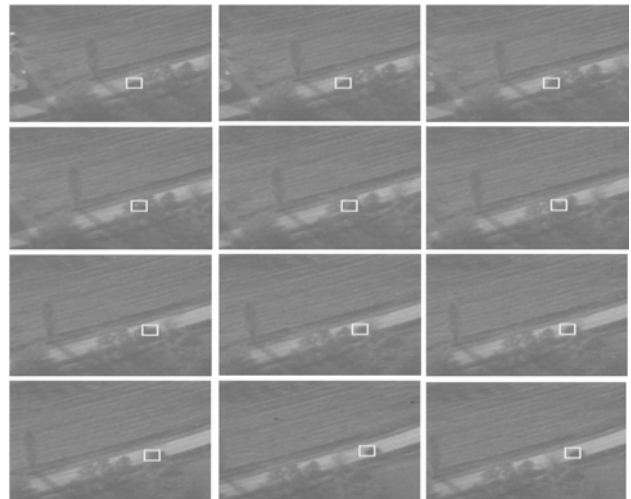


图 6 对汽车视频的跟踪

法和粒子滤波方法结合起来, 对运动目标进行跟踪. 实验证明, 本文所提出的方法与均值漂移方法相比, 能够更准确地对目标进行跟踪. 此外, 即使在周围光线发生变化或有遮挡的情况下, 这种方法仍然能够很好地对运动目标进行跟踪. 但是, 初始图像中所选区域对跟踪效果影响很大, 如何准确地选取并在跟踪的过程中对目标特征进行修正, 是将来工作的研究方向.

### 参考文献

- [1] Paragios N and Deriche R. Geodesic active contours and level sets for the detection and tracking of moving objects. *IEEE Trans. on Pattern Anal. Mach. Intell.*, 2000, 3(22): 262–280.
- [2] Arulampalam M, Maskell S, Gordon N, and Clapp T. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 2002, 50(2): 174–188.
- [3] Doucet A, Gordon N, and Krishnamurthy V. Particle filters for state estimation of jump Markov linear systems. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 2001, 49(3): 613–624.
- [4] Comaniciu D, Ramesh V, and Meer P. Real-time tracking of non-rigid objects using mean shift. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Hilton Head Island, South Carolina. 2000, II: 142–149.
- [5] Kailath T. The divergence and Bhattacharyya distance measures in signal selection. *IEEE Trans. on Commun. Technol.*, 1967, COM-15: 52–60.
- [6] P´erez P, Hue C, Vermaak J, and Gangnet M. Color-based probabilistic tracking. *European Conference on Computer Vision*. Copenhagen, Denmark. 2002, 1: 661–675.
- [7] Nummiaro K, Koller-Meier E, and Van Gool L. Object tracking with an adaptive color-based particle filter. *First International Workshop on Generative-Model-Based Vision*, in conjunction with ECCV’02. Copenhagen, Denmark, 2002: 53–60.

查宇飞: 男, 1979 年生, 硕士生, 研究方向为图像处理与模式识别.  
 毕笃彦: 男, 1962 年生, 博士生导师, 博士, 教授, 研究方向为图像处理、图像分析、数据压缩.