

## 基于粒子滤波和 Galerkin 法的改进目标跟踪算法

梁楠<sup>1</sup>, 高世伟<sup>2</sup>, 郭雷<sup>1</sup>, 王瀛<sup>1</sup>

(1. 西北工业大学 自动化学院, 西安 710072; 2. 中国石油兰州石化公司 自动化研究院, 兰州 730060)

(scorpio.lnboy@gmail.com)

**摘要:**在粒子滤波框架下,估计的准确性受到建议分布选取的影响很大。传统的粒子滤波通常采用系统转移概率作为建议分布,但传统的建议分布选取方法由于没有考虑新的观测信息,因此不能产生准确的估计值。为此采用一种叫做 Galerkin 法的数学工具去构造建议分布,依据该方法构造的建议分布相对传统的方法提高了粒子滤波估计的准确性。同时,在新的跟踪算法框架中,将颜色模型和形状模型进行自适应的融合,并提出了一种新的模型更新方法,提高了目标跟踪的稳定性。实验结果证明了该跟踪算法的有效性。

**关键词:**目标跟踪;粒子滤波;自适应融合;Galerkin 法;颜色模型

**中图分类号:** TP391.413 **文献标志码:** A

### Improved object tracking algorithm based on particle filter and Galerkin's method

LIANG Nan<sup>1</sup>, GAO Shi-wei<sup>2</sup>, GUO Lei<sup>1</sup>, Wang Ying<sup>1</sup>

(1. School of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an Shaanxi 710072, China;

2. Automation Institute, Lanzhou Petrochemical Company, Lanzhou Gansu 730060, China)

**Abstract:** In the particle filter framework, estimation accuracy strongly depends on the choice of proposal distribution. The traditional particle filter uses system transition probability as the proposal distribution without considering the new observing information; therefore, they cannot give accurate estimation. A new tracking framework applied with particle filter algorithm was proposed, which used Galerkin's method to construct proposal distribution. This proposal distribution enhanced the estimation accuracy compared to traditional filters. In the proposed framework, color model and shape model were adaptively fused, and a new model update scheme was also proposed to improve the stability of the object tracking. The experimental results demonstrate the availability of the proposed algorithm.

**Key words:** object tracking; particle filter; adaptive fusion; Galerkin's method; color model

## 0 引言

粒子滤波技术通过非参数化的蒙特卡罗模拟方法实现递推贝叶斯滤波,适用于非线性模型和非高斯噪声的目标跟踪。建议分布的选取是粒子滤波研究的主要问题,它的选取和粒子的形成与变迁有很大关系。传统的建议分布选取方法由于没有考虑新的观测信息(如 Bootstrap 滤波器),因此不能产生准确的估计值<sup>[1-4]</sup>。在文献[5]中提出了利用状态分割技术和平行卡尔曼滤波方法来构造建议分布,取得了优于传统建议分布的效果,但该方法仍然是基于高斯分布来构造建议分布,对于非线性的跟踪问题存在着局限性。本文采用 Galerkin 法来解决非线性滤波问题,用它来构造建议分布以提高估计的准确性。在处理视频目标跟踪问题时,通常采用颜色和形状作为目标特征。颜色特征能很好地应对由目标尺度变化、旋转和变形带来的影响,但是对光照变化比较敏感,容易受背景变化的干扰;而形状特征则刚好相反。因此本文将两种特征自适应融合起来使用一种新的观测模型和模型更新方法来提高目标跟踪的稳定性。

## 1 粒子滤波

非线性系统可以表示为:  $\mathbf{x}_t = f(\mathbf{x}_{t-1}) + \mathbf{v}_{t-1}$ ,  $\mathbf{z}_t = h(\mathbf{x}_t) +$

$\mathbf{w}_t$ , 其中:  $\mathbf{x}_t$  和  $\mathbf{z}_t$  表示系统在  $t$  时刻的状态值和观测值,  $\mathbf{v}_t$  和  $\mathbf{w}_t$  分别表示过程噪声和观测噪声。粒子滤波的目的就是得到后验分布  $p(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}_{1:t})$  的估计值。依据贝叶斯理论有:

$$p(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}_{1:t-1}) = \int p(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}) p(\mathbf{x}_{t-1} | \mathbf{z}_{1:t-1}) d\mathbf{x}_{t-1} \quad (1)$$

$$p(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}_{1:t}) = \frac{p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t) p(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}_{1:t-1})}{\int p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t) p(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}_{1:t-1}) d\mathbf{x}_t} \quad (2)$$

应用序列重采样原理,后验分布可以由一组加权后的粒子表示<sup>[1-4]</sup>:

$$p(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}_{1:t}) \approx \sum_{i=1}^{N_s} \tilde{\omega}_t^{(i)} \delta(\mathbf{x}_t - \mathbf{x}_t^{(i)}) \quad (3)$$

$N_s$  表示粒子数,变量  $\tilde{\omega}_t^{(i)}$  为归一化的粒子权重,由  $\tilde{\omega}_t^{(i)} = \frac{\omega_t^{(i)}}{\sum_{j=1}^{N_s} \omega_t^{(j)}}$  得到,其中  $\omega_t^{(i)}$  为

$$\omega_t^{(i)} = \omega_{t-1}^{(i)} \frac{p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t^{(i)}) p(\mathbf{x}_t^{(i)} | \mathbf{x}_{t-1}^{(i)})}{q(\mathbf{x}_t^{(i)} | \mathbf{x}_{t-1}^{(i)}, \mathbf{z}_t)} \quad (4)$$

粒子  $\mathbf{x}_t^{(i)}$  由建议分布(也叫重要性密度函数)  $q(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}^{(i)}, \mathbf{z}_t)$  采样得到。传统方法采用系统转移概率  $p(\mathbf{x}_t^{(i)} | \mathbf{x}_{t-1}^{(i)})$  作

收稿日期:2011-03-29;修回日期:2011-06-20。 基金项目:国家自然科学基金资助项目(60802084)。

作者简介:梁楠(1981-),男,河南南阳人,博士研究生,主要研究方向:图像处理、目标识别与跟踪; 高世伟(1980-),男,甘肃兰州人,工程师,博士,主要研究方向:模式识别,目标跟踪; 郭雷(1956-),男,山东海阳人,教授,博士生导师,主要研究方向:神经计算、视觉计算、图像和视频处理、模式识别; 王瀛(1976-),男,河南开封人,博士研究生,主要研究方向:模式识别、高光谱遥感图像处理。

为建议分布,这种粒子滤波也叫做 *Bootstrap* 滤波器。可以看到该滤波器的建议分布没有包含系统最近的测量值,不能为有很强非线性和受噪声干扰比较大的系统提供精确的估计<sup>[1-2]</sup>。

## 2 基于 Galerkin 法的建议分布的建立

Galerkin 法是一种用来近似偏微分方程解的数值方法<sup>[5-6]</sup>。用  $L(p(x, t)) = 0$  来表示一个偏微分方程,其中  $p(x, t)$  是这个偏微分方程在 Hilbert 空间内的解,可以被分解成如下的形式:

$$p(x, t) = \sum_{i=0}^{\infty} b_i(t) \varphi_i(x) \quad (5)$$

其中:  $\{\varphi_i(x)\}_{i=0}^{\infty}$  是 Hilbert 空间的一组完全正交基;  $b_i(t)$  是  $t$  时刻  $p(x, t)$  在正交基上的投影,可以表示成  $p(x, t)$  与  $\varphi_i(x)$  的内积:

$$\langle p(x, t), \varphi_i(x) \rangle = \int p(x, t) \varphi_i(x)^* dx \quad (6)$$

目的是要找到偏微分方程解的近似值  $\hat{p}(x, t)$ , 使得

$$\hat{p}(x, t) = \sum_{i=0}^{N-1} c_i(t) \varphi_i(x) \quad (7)$$

这意味着用一组有限正交基来代替无限正交基,因此这种近似会带来误差,定义误差如下:

$$e_E = L(\hat{p}) - L(p) = L(\hat{p}) \quad (8)$$

如果  $\hat{p}$  是偏微分方程的解,那么  $L(\hat{p}) = e_E$  和任意的基函数  $\varphi_q$  正交。

这样可以将  $L(p)$  投影到子空间  $S_N = \{\varphi_q(x)\}_{q=0}^{N-1}$  中:  $[L(\hat{p}), \varphi_q(x)] = 0 (q = 0, 1, \dots, N-1)$ , 使得误差和子空间正交。那么解偏微分方程的问题就被转化为了求解  $N$  个普通微分方程的问题。

接下来将该方法应用到粒子滤波的框架中。假设状态的后验分布在 Hilbert 空间内,那么它就能由一组有限的正交基的映射来近似。通过选取一组特殊的指数基,映射可以由快速傅里叶变换(Fast Fourier Transform, FFT)快速而有效的近似<sup>[6]</sup>。假设  $p(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}_{1:t-1}) = \sum_{i=0}^{N-1} \tilde{c}_i(t) \varphi_i$ , 应用 Galerkin 法将式(2)映射到子空间  $S_N$ :

$$\begin{aligned} \langle p(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}_{1:t}), \varphi_q \rangle &= \sum_{i=0}^{N-1} c_i(t) \langle \varphi_i, \varphi_q \rangle = \\ &= \sum_{i=0}^{N-1} \tilde{c}_i \langle p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t) \varphi_i, \varphi_q \rangle \\ &= \sum_{i=0}^{N-1} \tilde{c}_i \langle p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t), \varphi_i^* \rangle \end{aligned} \quad (9)$$

其中  $q = 0, 1, \dots, N-1$ 。将式(9)表示成矩阵的形式:

$$\mathbf{C}(t) = \frac{\mathbf{Y}_t \tilde{\mathbf{C}}(t)}{\mathbf{v}_t^T \tilde{\mathbf{C}}(t)} \quad (10)$$

其中:

$$\begin{cases} [\mathbf{Y}_t]_{q,i} = \langle p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t) \varphi_i, \varphi_q \rangle \\ [\mathbf{v}_t]_i = \langle p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t), \varphi_i^* \rangle \end{cases} \quad (11)$$

用指数基函数可以提高映射的计算速度,可以定义

$$\varphi_i(x) = \frac{1}{\sqrt{b-a}} \exp(j2\pi l \frac{x-a}{b-a}) \quad (12)$$

其中  $a$  和  $b$  是积分边界,可以得到:

$$[\mathbf{Y}_t]_i = (\sqrt{b-a}/N) \text{FFT}[p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t) \varphi_i]$$

$$\mathbf{v}_t = \sqrt{b-a} \text{IFFT}[p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t)] \quad (13)$$

将 Galerkin 法应用到式(1),  $\tilde{c}_i(t)$  可以近似表示如下:

$$\begin{aligned} \tilde{c}_i(t) &\approx \\ &(\sqrt{b-a}/N) \text{IFFT}_i[c_i(t-1) \text{FFT}_i[p(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1})]] \end{aligned} \quad (14)$$

$\tilde{\mathbf{C}}(t)$  可以通过式(15)计算:

$$\tilde{\mathbf{C}}(t) = \text{FFT}[\sqrt{b-a} \cdot p(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}) \text{IFFT}[\mathbf{C}(t-1)]] \quad (15)$$

预测分布和后验分布可以近似为如下形式:

$$p(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}_{1:t-1}) \approx (N/\sqrt{b-a}) \text{IFFT}[\tilde{\mathbf{C}}(t)] \quad (16)$$

$$p(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}_{1:t}) \approx (N/\sqrt{b-a}) \text{IFFT}[\mathbf{C}(t)] \quad (17)$$

这样就将 Galerkin 法结合到粒子滤波器框架中。在每次

循环中,用  $\tilde{\mathbf{C}}(t)$  和  $\mathbf{C}(t)$  结合 FFT 快速计算近似后验分布;然后从这个近似分布采样得到粒子,计算粒子的权重并更新状态。

从粒子滤波的理论可以看到建议分布函数的选取是粒子滤波理论中最关键的部分。文献[2]指出,选取好的建议分布的准则是使建议分布的权重的方差最小,选择  $q(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}^{(i)}, \mathbf{z}_{1:k})_{\text{opt}} = p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}^{(i)}, \mathbf{z}_{1:k})$  可以满足这个要求,它是建议分布的最优选取方法,在这种情况下,建议分布等于真实分布。但是这种建议分布的选取方法在实际应用中往往比较难以实现。相关文献中最常见的建议分布选取方法是令  $q(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}^{(i)}, \mathbf{z}_{1:k}) = p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}^{(i)})$ 。从实际应用的角度出发,这种方法比较容易实现,但是它不是最优方法。这种方法显然丢失了  $k$  时刻的观测值,使  $\mathbf{x}_k$  严重依赖于模型,如果模型不准确或者观测噪声突然增大,则这种建议分布不能有效表示真实分布,尤其当系统有很强非线性,并且受噪声干扰比较大时,会产生很大的估计误差。

本文采用的 Galerkin 法<sup>[7]</sup>,在每次迭代的过程中结合 FFT 快速计算近似后验分布,见式(17);然后从这个近似后验分布采样得到粒子,最后计算粒子的权重并更新状态。因为这种建议分布是由真实的后验分布投影到一个 Hilbert 空间的子空间产生的,所以该建议分布包含了当前观测值的信息,通过选取适当数目的基,可以保证建议分布的准确性,从根本上改善粒子滤波的性能。

## 3 颜色特征和形状特征的融合

虽然颜色特征在很多场合有很强的适用性,但是它受目标外部特性的影响比较大。而形状特性可以弥补颜色特征的不足,所以可以将这两种特征结合起来。

### 3.1 颜色相似性测量

颜色模型用来捕捉目标的颜色信息,目标的颜色模型可以表示为直方图的形式<sup>[8-9]</sup>。这里采用 HSV 空间来表示颜色信息。直方图首先包括关于色调和饱和度的  $n_h n_s$  个条柱,因为一些没有颜色的区域也可能包含重要的信息,直方图还应该包括  $h_v$  个条柱来捕捉亮度信息,因此可以假定目标颜色直方图由  $m_c = n_h n_s + h_v$  个条柱组成。

$\{x_i^*\}_{i=1,2,\dots,m_c}$  表示用来创建颜色模型的像素位置,定义关于  $x_i^*$  的函数  $b: \mathbf{R}^2 \rightarrow \{1, 2, \dots, m_c\}$ ,  $b(x_i^*)$  表示在  $x_i^*$  处的直方图的条柱索引号。区域内的每个条柱的颜色密度分布按式(18)计算:

$$\hat{q}_u^{(c)} = K \sum_{i=1}^n k(x_i^*) \sigma[b(x_i^*) - u] \quad (18)$$

不同位置的像素对于颜色直方图的贡献不同,权重函数

$k$  对那些距离目标区域中心较远的像素赋予较小权值,对那些距离目标区域中心较近的像素赋予较大的权重。 $\sigma$  为狄拉克函数,  $K$  为归一化因子使得  $\sum_{u=1}^{m_c} \hat{q}_u^{(c)} = 1$ 。

$$K = \frac{1}{\sum_{i=1}^n k(x_i^*)} \quad (19)$$

目标的颜色模型  $\hat{q}_c = \{\hat{q}_u^{(c)}\}_{u=1,2,\dots,m_c}$  与候选目标的颜色模型  $\hat{p}_c = \{\hat{p}_u^{(c)}\}_{u=1,2,\dots,m_c}$  间的近似度可以表示如下:

$$\rho_c(\hat{q}_c, \hat{p}_c) = \sum_{u=1}^{m_c} \sqrt{\hat{q}_u^{(c)} \hat{p}_u^{(c)}} \quad (20)$$

### 3.2 形状相似性测量

结合过去的一些方法<sup>[10-13]</sup>,选取边缘点来描述物体的形状。采用边界点的空间分布、相应边界点的数目和边界点上梯度强度这三种信息的组合来描述物体的形状,用沿着轮廓的空间直方图来表示目标形状的空间分布。按逆时针方向将轮廓分成  $m_s$  个条柱。与颜色模型类似,建立函数  $s: \mathbf{R}^2 \rightarrow \{1, 2, \dots, m_s\}$ ,  $s(x_i^*)$  表示直方图条柱的索引号。对于目标  $q$ , 落入第  $u$  个条柱的边界点数目表示为:

$$n_u^q = \sum_{i=1}^N \delta[s(x_i^*) - u] \quad (21)$$

$\delta$  为狄拉克函数,  $N$  为目标轮廓的边界点数,则边界点落入第  $u$  个条柱的概率为

$$\hat{q}_u^{(e)} = n_u^q / \sum_{u=1}^{m_s} n_u^q \quad (22)$$

第  $u$  个条柱的边界点的平均梯度强度为

$$g_u^q = \left( \sum_{i=1}^N g(x_i^*) \delta[s(x_i^*) - u] \right) / n_u^q \quad (23)$$

对于目标  $q$  和候选目标  $p$ , 它们之间关于第  $u$  个条柱的边界点数目近似度可以定义如下:

$$\rho_u^n = \min(n_u^q, n_u^p) / \max(n_u^q, n_u^p) \quad (24)$$

类似的,目标  $q$  和候选目标  $p$  之间关于第  $u$  个条柱的梯度强度近似度可以表示为

$$\rho_u^g = \min(g_u^q, g_u^p) / \max(g_u^q, g_u^p) \quad (25)$$

则目标  $q$  和候选目标  $p$  的形状模型的近似度表示为

$$\rho_s(q, p) = \sum_{u=1}^{m_s} \sqrt{\min(\hat{q}_u^{(e)}, \hat{p}_u^{(e)}) \rho_u^n \rho_u^g} \quad (26)$$

### 3.3 模型更新

在本文的跟踪算法框架中,对颜色和形状分别采用 Bhattacharyya 距离  $d_c = \sqrt{1 - \rho_c}$ ,  $d_s = \sqrt{1 - \rho_s}$  来描述目标相似度。因此基于形状和颜色的目标模型似然概率表示为:

$$p(z_t | x_t) = \frac{1}{2\pi\sigma_c\sigma_s} \exp\left(-\frac{d_c^2}{2\sigma_c^2} - \frac{d_s^2}{2\sigma_s^2}\right) \quad (27)$$

为了克服由于光照和目标姿态等的变化,应该对目标模型进行更新<sup>[14-15]</sup>。这里采用一种新的更新方法,在进行模型更新的时候,分别对颜色模型和形状模型进行更新,并且这两个模型的更新是互相依赖的。

更新颜色模型  $\hat{q}_c = (1 - \alpha_c) \hat{q}_c + \alpha_c \hat{p}_c$ , 其中  $\alpha_c$  受  $d_s$  控制:

$$\alpha_c = \begin{cases} 0, & d_s^2 > 0.7 \\ 0.2 \times \exp(-d_s^2/0.3), & d_s^2 \leq 0.7 \end{cases} \quad (28)$$

更新形状模型  $n_q = \{n_u^q\}_{u=1,2,\dots,m_s}$ ,  $g_q = \{g_u^q\}_{u=1,2,\dots,m_s}$ :

$$n_q = (1 - \alpha_s) n_q + \alpha_s n_p, \quad g_q = (1 - \alpha_s) g_q + \alpha_s g_p$$

其中的  $\alpha_s$  受  $d_c$  控制:

$$\alpha_s = \begin{cases} 0, & d_c^2 > 0.7 \\ 0.2 \times \exp(-d_c^2/0.3), & d_c^2 \leq 0.7 \end{cases} \quad (29)$$

在目标的每一个新位置分别计算颜色模型和形状模型,并采用上面的方法分别进行更新。

## 4 仿真实验

将该滤波算法应用到视频跟踪中来验证该算法的有效性。首先验证该粒子滤波算法对包含人脸的视频跟踪的性能的影响,在实验中,采用常用的颜色特征作为目标模板。使用 100 个基函数和 200 个粒子,选取  $m_c = 30$  ( $n_h = n_s = n_v = 5$ ),用于实验的图像序列来自 Clemson 大学的头部跟踪数据库,实验中手动选取跟踪的初始人脸区域。

实验中分别采用传统粒子滤波算法、文献[5]算法和本文提出的算法对包含人脸的视频序列进行了跟踪,结果如图 1 所示。从图 1 中可以看出本文算法跟踪的结果是三种方法中最优的。



图1 三种粒子滤波跟踪算法的对比

为了定性地分析算法的有效性,验证这种新的粒子滤波的有效性,对一维的非线性系统进行状态估计。假设目标的状态方程和量测方程分别为:

$$x(t+1) = 1.7 \exp(-2x^2(t)) + w(t)$$

$$z(t+1) = x^3(t+1) + v(t+1)$$

设定噪声  $w(t)$  和  $v(t)$  都服从  $N(0,1)$  的正态分布。将新的粒子滤波算法和传统的 Bootstrap 滤波算法都应用到该系统运动模型的滤波仿真中。两种滤波算法的粒子数都取 200,同样定义新的粒子滤波器基的数目为 100,分别用改进的粒子滤波器和传统的 Bootstrap 滤波器在 Matlab 上进行 200 次的 MonteCarlo 仿真实验。

图 2 是仿真实验得到的两种不同粒子滤波算法的均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE),它定量地显示了两种滤波算法对状态估计的准确度。仿真结果显示,这种新的建议分布由于得到了来自真实后验分布更多的支持,因此相对 Bootstrap 滤波器,新的粒子滤波器提高了估计的准确度。

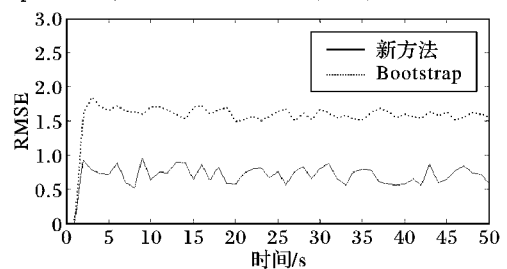


图2 分别用新算法和 Bootstrap 的估计值的 RMSE 对比

实验结果验证了新的粒子滤波算法性能的提升,接下来证明新观测模型和模型更新方法对跟踪性能的提升。由于前



面的实验已经证明了本文提出的粒子滤波算法相对传统的算法有更好的性能,所以在这个对比实验中,都采用本文提出的粒子滤波算法框架,只验证采用新的观测模型和模型更新方法对目标跟踪性能的提升。由于序列中的人脸包括了遮挡、缩放和角度的变化,并且背景部分包括严重的干扰,包含了和人脸颜色近似的区域,因此跟踪起来有一定难度。可以证明采用多个特征一定比只使用单一的特征有更好的跟踪效果<sup>[16]</sup>。这里验证在同样采用颜色特征和形状特征时,分别采用传统的观测模型和模型更新方法与采用本文自适应模型更新方法对目标跟踪性能的影响,结果如图3。从图3中可以看出,由于本文采用模型在更新时考虑到特征间的相互依赖关系,所以从实验结果可以看到,本文算法所采用的观测模型和模型更新方法能更好地克服目标自身的变化和遮挡等外界干扰对目标跟踪产生的影响。

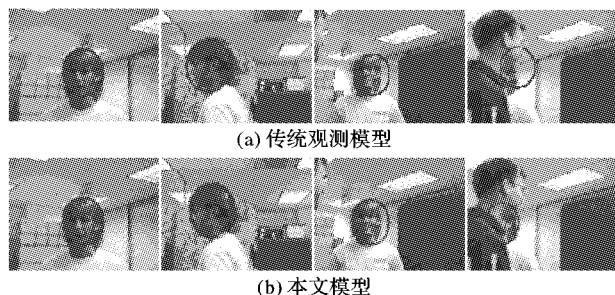


图3 两种粒子滤波跟踪算法的对比

## 5 结语

本文首先提出了一种采用 Galerkin 方法来产生建议分布的粒子滤波算法。该建议分布得到了来自真实后验分布更多的支持,使得新的滤波方法对于传统方法能获得更好性能。在处理视频目标跟踪问题时,将颜色和形状这两种特征进行自适应的融合,并采用了新的模型更新方法,使得该跟踪算法对视频目标进行跟踪时具有更强的适应性。

### 参考文献:

- [1] ARULAMPALAM M, MASKELL S, CORDON N, *et al.* A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2002, 50(2): 174-188.
- [2] DOUCET A, ANDRIEU G S, ANDRIEU C. On sequential Monte Carlo sampling methods for Bayesian filtering[J]. *Statistics and Computing*, 2000, 10(3): 197-208.
- [3] GORDON N J, SALMOND D J, EWING C. Bayesian state estimation for tracking and guidance using the bootstrap filter[J]. *Journal of Guidance, Control and Dynamics*, 1995, 18(6): 1434-1443.
- [4] ZHAI Y, YEARY M, ZHOU D. Target tracking using a particle filter based on the projection method[C]// *ICASSP 2007: IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*. Piscataway, NJ: IEEE, 2007, 3: 1189-1192.
- [5] 高世伟, 郭雷, 杨宁, 等. 一种新的粒子滤波目标跟踪算法[J]. *上海交通大学学报*, 2009, 43(3): 485-489.
- [6] GUNTHER J, BEARD R, WILSON J, *et al.* Fast nonlinear filtering via Galerkin's method[C]// *Proceedings of 1997 American Control Conference*. Piscataway, NJ: IEEE, 1997, 5: 2815-2919.
- [7] BEARD R, KENNEY J, GUNTHER J, *et al.* Nonlinear projection filter based on Galerkin approximation[J]. *Journal of Guidance, Control and Dynamics*, 1999, 22(2): 258-266.
- [8] COMANICIU D, RAMESH V, MEER P. Real-time tracking of non-rigid objects using mean shift[C]// *CVPR '00: IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Piscataway, NJ: IEEE, 2000, 2: 142-149.
- [9] BIRCHFIELD S. Elliptical head tracking using intensity gradients and color histograms[C]// *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Piscataway, NJ: IEEE, 1998, 232-237.
- [10] AHERNE F J, THACKER N A, ROCKE T P. The Bhattacharyya metric as an absolute similarity measure for frequency coded data[J]. *Kybernetika*, 1998, 34(4): 363-368.
- [11] WU Y, HUANG T S. Robust visual tracking by integrating multiple cues based on co-inference learning[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 58(1): 55-71.
- [12] SHEN E, van den HENGEL A, DICK A. Probabilistic multiple cue integration for particle filter based tracking[C]// *Proceedings of the 7th Digital Image Computing Techniques and Applications*. [S. l.]: Csiro Publishing, 2003, 1: 399-408.
- [13] WANG H, SUTER D. Efficient visual tracking by probabilistic fusion of multiple cues[C]// *ICPR 2006: 18th International Conference on Pattern Recognition*. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2006, 4: 892-895.
- [14] COLLINS R, LIU Y. On-line selection of discriminative tracking features[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, 27(10): 1631-1643.
- [15] ZUO J, ZHAO CHUNHUI, CHENG YONGMEI, *et al.* Particle filter based visual tracking using new observation model[C]// *2007 IEEE International Conference on Automation and Logistics*. Piscataway, NJ: IEEE, 2007: 436-440.
- [16] PEREZ P, VERMAAK J, BLAKE A. Data fusion for visual tracking with particles[J]. *Proceedings of the IEEE*, 2004, 92(3): 495-513.
- [9] PAL S K, KING R A. On edge detection of X-ray images using fuzzy sets[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1983, 5(1): 69-77.
- [10] 姚敏. 数字图像处理[M]. 北京: 机械工业出版社, 2006.
- [11] 孙慧贤, 张玉华, 罗飞路. 基于 HSI 颜色空间的彩色边缘检测方法研究[J]. *光学技术*, 2009, 35(2): 221-224.
- [12] 王保平, 刘升虎, 张家田, 等. 一种基于模糊熵和 FKC 的边缘检测方法[J]. *计算机学报*, 2006, 29(4): 664-669.
- [13] 张晶, 张权, 王欣. 一种新的基于统计向量和神经网络的边缘检测方法[J]. *计算机研究与发展*, 2006, 42(5): 922-926.
- [14] 王江涛, 杨静宇. 一种基于 Tsallis 熵的彩色图像边缘检测方法[J]. *计算机应用研究*, 2007, 24(7): 309-311.
- [15] 曾希君, 于博. 基于改进 BP 神经网络图像边缘检测的研究[J]. *微电子学与计算机*, 2009, 26(8): 215-218.
- [16] 王坤, 高立群, 片兆宇, 等. 结合离散熵和自组织神经网络的边缘检测方法[J]. *东北大学学报*, 2008, 29(5): 641-644.
- [17] 谭颖芳, 周冬明, 赵东风, 等. Unit-Linking PCNN 和图像熵的彩色图像分割与边缘检测[J]. *计算机工程与应用*, 2009, 45(12): 174-178.
- [18] 才辉, 张光新, 张浩, 等. 一种新的基于多信息测度融合的边缘检测方法[J]. *浙江大学学报*, 2008, 42(10): 1671-1675.
- [19] 郭玉堂, 吕皖丽, 罗斌. 基于模糊熵和结构特征的边缘检测方法[J]. *华南理工大学学报: 自然科学版*, 2008, 36(5): 89-94.
- [20] 王佐成, 张飞舟, 薛丽霞. 基于云空间和模糊熵的边缘检测算法[J]. *计算机科学*, 2010, 37(8): 253-256.
- [21] 郑美珠, 赵景秀, 孙利杰, 等. 基于模糊熵和 BP 神经网络的彩色图像边缘检测[J]. *计算机工程与应用*, 2010, 46(33): 187-190.
- [22] 陈彦燕, 王元庆. 常用边缘检测算法的定量比较[J]. *计算机工程*, 2008, 34(17): 202-204.

(上接第 2488 页)