文章编号:1001-5078(2016)05-0639-05

·图像与信号处理 ·

# 一种导向粒子滤波跟踪算法

俞晓东,钱惟贤,耿利祥 (南京理工大学,江苏南京210094)

**摘 要:**粒子滤波算法在运动目标跟踪方面有着广泛的使用,粒子滤波中的重采样是解决 粒子退化的一种重要方法,但是重采样会导致粒子的多样性的丧失。针对这个问题,改进 粒子滤波算法,改进过程中结合了导向滤波的基本思想,因此将这种方法称为导向粒子滤 波跟踪算法。导向滤波是近几年提出的一种新的滤波方式,与传统滤波相比,它在滤波的 时候会引入一幅指导图像,鉴于这个思想,我们在进行粒子滤波的时候,引入一种导向粒子 作为一个指导量,来保留一些目标图像上的信息。实验证明了这种算法可以更好地对目标 进行定位跟踪。

关键词:目标跟踪;导向粒子滤波;改进算法;粒子多样性 中图分类号:TP391.41 文献标识码:A DOI:10.3969/j.issn.1001-5078.2016.05.025

# Guided particle filter tracking algorithm

YU Xiao-dong, QIAN Wei-xian, GENG Li-xiang

(Nanjing university of science and technology, Nanjing 210094, China)

Abstract: The particle filter algorithm has been widely used in the moving target tracking. In the particle filter, the resampling is an important way to solve the particle degeneration, but the resampling can lead to the loss of the particles' diversity. To solve this problem, the guided particle filter tracking algorithm is proposed. The guided filtering is a new filtering method. Compared with the traditional filtering methods, the guided filtering will introduce a guided picture when filtering the image. Based on this idea, the guided particle filter will introduce a guided particle as a guide to remain some informations of target images when filtering the image. The experiment proves that this algorithm can locate and track the target better.

Key words:target tracking; guided particle filter; improved algorithm; particle diversity

### 1 引 言

粒子滤波是一种基于贝叶斯理论和蒙特卡罗方 法的在线推理算法,通过加权样本集非参数化地近 似后验分布。由于它能够有效地处理非线性、非高 斯滤波问题,目前被充分利用在信号处理、机动目标 跟踪等方面<sup>[1]</sup>。由于计算的复杂性和权值的退化 问题,粒子滤波技术在相当长一段时间未能取得大 的进展。直到1993 年 Gordon<sup>[2]</sup>等人提出在递推过 程中进行了重采样,改善了权值退化的情况,粒子滤 波技术才开始得到较好的发展与应用<sup>[3-5]</sup>。

### 2 粒子滤波

2.1 标准粒子滤波

根据 Bayesian 滤波框架,假设跟踪目标的运动状态 { $x_k, k = 0, 1, 2, ...$ },观测状态 { $z_k, k = 0, 1, 2, ...$ }, 系统的状态空间可以由以下两个方程来描述:

$$p(x_k | x_{k-1}), p(x_0) \quad k \ge 1$$

作者简介:俞晓东(1991 – ),男,在读硕士,主要研究方向为图像处理和目标跟踪。E-mail:15850797549@163.com 收稿日期:2015-08-18;修订日期:2015-09-19

 $p(z_k \mid x_k) \qquad k \ge 1$ 

式中,先验概率 $p(x_k | x_{k-1})$ 表明了状态的转移是一 个马尔科夫过程;似然函数 $p(z_k | x_k)$ 表明观测过程 只依赖于当前的系统。为了实现对目标的跟踪,必 须及时的递归估计系统的后验概率密度  $p(x_k | z_{1,k})$ ,其中 $z_{1,k} = \{z_1, z_2, \dots z_k\}$ 。

2.1.1 状态模型与观测模型

通过建立状态模型和观测模型,把运动目标的 跟踪抽象为状态向量的估计。一个动态系统至少需 要两个参考模型,即描述随时间变化的状态模型及 与状态相关并带有噪声的观测模型。

状态模型:

 $x_k = f_k(x_{k-1}, v_{k-1})$ 

其中,  $f_k: R^{n_x} \times R^{n_e} \to R^{n_x}$  表示目标状态非线性转移 函数,  $x_k$  表示所跟踪的目标在时刻 k 的状态向量;  $v_k$  为状态转移噪声。利用目标转移函数, 可以递归 地求出各个离散时间点上的状态向量。

观测模型:

 $z_k = h_k(x_k, n_k)$ 

其中,  $h_k: R^{n_x} \times R^{n_n} \rightarrow R^{n_z}$  表示目标状态非线性观测 函数;  $n_k$  为观测噪声。

粒子滤波是在贝叶斯滤波基础上的改变,它将 Monte Carlo 方法引入到贝叶斯估计中,形成了序贯 Monte Carlo 方法<sup>[6]</sup>,即通过采用一组加权粒子来近 似状态的后验概率密度函数。用一个 N 点的带权 值的粒子集 { $x_{0,k}^{i}$ , $w_{k}^{i}$ }(其中 { $x_{0,k}^{i}$ }表示粒子集, { $w_{k}^{i}$ }表示对应的权值)来近似表示状态的后验概率 密度。简单来说粒子滤波算法中主要分为:粒子预 测、权值计算、状态估计、重采样。

a) 粒子预测

假设初值  $p(x_0)$ ,观测值  $z_k$  已知,当第  $k(k \ge 1)$ 次递归时,采样粒子  $x_k^i$  可以通过以下公式获得:

$$p(x_k) = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N} \delta_{x_k^i}(x_k)$$
  

$$x_k^i = f_k(x_{k-1}^i, w_{k-1}^i)$$
  
b) 权值计算

进行采样之后,每个粒子被赋予相应的权值  $w_k^i$ ,可用以下公式表示:

$$w_{k}^{i} = w_{k-1}^{i} \frac{p(z_{k} | x_{k}^{i}) p(x_{k}^{i} | x_{k-1}^{i})}{q(x_{k}^{i} | x_{k-1}^{i}, z_{1:k})}$$
(1)

其中,  $p(z_k | x_k^i)$ 的值可由观测模型得到;  $p(x_k^i | x_{k-1}^i)$ 的值可由系统模型获得;  $q(x_k^i | x_{k-1}^i, z_{1,k})$ 的最优选取是:

$$q(x_{k}^{i} | x_{k-1}^{i}, z_{1;k})_{opt} = p(x_{k} | x_{k-1}^{i}, z_{k})$$
  
对权值进行归一化处理,得到:  
 $\overline{w}_{k}^{i} = w_{k}^{i} / \sum_{j=1}^{N} w_{k-j}^{j}$ 。  
c) 状态估计

滤波后的状态概率分布  $p(x_k|z_{1,k})$ ,可以用一系列加权粒子来近似表示,当 $N \rightarrow \infty$ 时, $p(x_k|z_{1,k})$ 可以无限逼近:

$$p(x_k | z_{1:k}) = \sum_{i=1}^{N} \overline{w_k^i} \delta(x_k - x_k^i)$$

式中, $\delta(\cdot)$ 表示狄拉克函数。

d) 重采样

粒子滤波器经过几次迭代之后,很多粒子只有 很小甚至接近于零的权值,因而粒子退化是粒子滤 波器中不可避免的现象。重采样是解决粒子退化的 重要方法。累积分布是经常使用的一种重采样 算法。

为了直观简单地表示标准粒子滤波,用图1来 表示。



2.2 导向粒子滤波

从上述的标准粒子滤波算法可以看出,重采样的时候是根据粒子的权值的大小来决定粒子数重采样的个数的,它将大权值的粒子多次复制,而将一些小权值的粒子少量复制或者就是舍弃,这样就导致了引言中提到的粒子多样性损失。本文就是针对这个缺点来对粒子滤波进行改进的。

借鉴 Kaiming He<sup>[7]</sup>提出的导向滤波,相较于以前的滤波方式,它最主要的特点是多了一幅指导图像。这里假设指导图像 I 与输出图像 q 之间存在部分线性模型。假设 q 是 I 中中心像素在像素 K 的窗口  $\omega_k$  的线性转换公式:

$$q_i = a_k I_i + b_k, \forall i \in \omega_k \tag{2}$$

其中,(*a<sub>k</sub>*,*b<sub>k</sub>*)假定是与*ω<sub>k</sub>*相同的系数。用一个 半径为*r*的方形窗口。这个局部线性模型确定只要 *I*有一个边缘,那么*q*也有一个边缘。因为有:

abla q = a ∇I 。这个模型在图像超分辨率<sup>[8]</sup>、抠图<sup>[9]</sup>、图像折叠<sup>[10]</sup>等方面已经很好地证明了有效性。 $为了确定线性系数 (<math>a_k, b_k$ ),需要约束输入的滤波图 像 P。定义输出 q 为输入 p 减去不需要的成分,比如 噪声:  $q_i = p_i - n_i$ 。最小化窗口函数的代价函数:

$$E(a_k, b_k) = \sum_{i \in \omega_k} ((a_k I_i + b_k - p_i)^2 + \varepsilon a_k^2)$$
(3)

这里,  $\varepsilon \neq a_k$  的正则化参数。且方程式是线性的岭回归方程<sup>[11-12]</sup>,有给定的解决方式:

$$a_{k} = \frac{\frac{1}{|\omega|} \sum_{i \in \omega_{k}} I_{i}p_{i} - \mu_{k} \overline{p}_{k}}{\delta_{k}^{2} + \varepsilon}$$
(4)

$$b_k = \overline{p}_k - a_k \mu_k \tag{5}$$

其中,  $\mu_k$ 和 $\delta_k^2$ 是导向图像 *I* 的窗口 $\omega_k$ 的平均值和 方差;  $|\omega|$ 是窗口 $\omega_k$ 中像素的个数;  $\bar{p}_k = \frac{1}{|\omega|} \sum_{i \in \omega_k} p_i \neq P$ 在 $\omega_k$ 的平均值。获得线性系数  $(a_k, b_k)$ ,就能计算出滤波 $q_i$ 。

$$q_i = \frac{1}{|\boldsymbol{\omega}|_k} \sum_{|i \in \boldsymbol{\omega}_k} (a_k I_i + b_k)$$
(6)

因为有:  $\sum_{k \mid i \in \omega_k} a_k = \sum_{k \in \omega_i} a_k$ , 盒子窗口又 是对称的,所以可以将方程(7)写成:

$$q_i = \bar{a_i}I_i + \bar{b_i} \tag{7}$$

其中,  $\bar{a}_i = \frac{1}{|\omega|} \sum_{k \in \omega_i} a_k \pi \bar{b}_i = \frac{1}{|\omega|} \sum_{k \in \omega_i} b_k$ 是在 *i* 处所有重叠窗口的平均系数。这种重叠窗口取均 值的思想在图像降噪的时候经常使用<sup>[13]</sup>,并且是三 维变换算法中一个重要的构件<sup>[14]</sup>。

上述中,方程(4)、(5)、(7)就是一个最简单的 导向滤波的定义。通过(4)、(5)、(7)很容易就能 得到 *I*,*p* 和 *q* 的关系是平均加权形式。实际上,  $a_k$ 在式(4)中能够被重新写成一个权重总和 *P*:  $a_k = \sum_{j} A_{kj}(I)p_j$ ,这里  $A_{kj}$ 是依赖于 *I* 的权重。同理可以 得到  $b_k = \sum_{j} B_{kj}(I)p_j$ 和  $q_i = \sum_{j} W_{ij}(I)p_j$ ,因此可 以得到导向滤波的核:

$$W_{ij}(I) = \frac{1}{|\omega|^2} \sum_{K: (i,j) \in \omega_k} (1 + \frac{(I_i - \mu_k)(I_j - \mu_k)}{\delta_k^2 + \varepsilon})$$
(8)

假设粒子 t 时刻的先验概率密度函数为

 $p(x_{t-1}|y_{1:t-1})$ , 粒子的状态为  $x_t^i$ , 可以很容易得到  $x_t^i \sim p(x_{t-1}|y_{1:t-1})$ ; 重要性权值为  $\omega_t^i$ , 而且  $\omega_t^i \propto \omega_{t-1}^i p(x_t|y_{1:t})_{\circ}$ 

这里,引入导向滤波的思路,而不是纯粹的套用 贝叶斯估计。根据公式(4)、(5)、(7),将粒子前一 个时刻的粒子状态作为一个指导量,来估计这个时 刻的状态,也就是将该粒子在前一个时刻的权值,当 作是导向滤波中的指导图像的值,对于已经求得的 权值进行重新评估。这里,权值平均  $\overline{\omega}_{t-1=}^{i}$  $\frac{1}{t-1}\sum_{k=1}^{t-1} \omega_{k}^{i}$ ,这个表示(t-1)时刻中第*i*个粒子的平 均权值。根据方程(7)可以有:

$$\omega_{\iota}^{i} = a_{\iota}\omega_{\iota-1}^{i} + b_{\iota}$$
(9)  
这样需要确定系数  $(a_{\iota}, b_{\iota})$ , 有:

$$a_{t} = \frac{\omega_{t}^{i}(\omega_{t-1}^{i} - \omega_{t-1}^{i})}{\delta_{t}^{2} + \varepsilon}$$
(10)

$$= \boldsymbol{\omega}_{t}^{i} - \boldsymbol{a}_{t} \, \boldsymbol{\omega}_{t-1}^{i} \tag{11}$$

其中,  $\delta_t^2 \neq \omega^i \alpha(t-1)$ 个时刻里的方差, 通过式 (9)、(10)、(11)可以解出 *t* 时刻的新权值  $\omega_t^i$ 。相当 于上图中有权粒子在重采样的时候, 保留了上一步中 粒子的部分权重信息。可以用图 2 来简单直观表示。





#### 3 算法评估

*b*,

实验 PC 机配置为英特尔 i3 处理器, 主频 2.13GHz, 内存 2.00GB, 软件工具为 win7 操作系统, MATLAB 2013b 运行环境。

为了说明算法的改动是否有效,首先将算法运 用到简单的目标跟踪上,如图3所示。这里选用导 向滤波与标准粒子滤波,将其运用到两个相同的实 验视频上,分别称为实验一和实验二,实验一中就简 单包含一个运动目标,而实验二中有多个运动目标。

图 3 中,每组实验中上方的是导向粒子滤波的 效果图,下方是标准粒子滤波的效果图。可以从上 面两组实验效果图看到,实验一和实验二中,两种算 法都能够对目标进行有效的跟踪,特别是实验二中, 两者都不会出现错跟和漏跟的现象。



图 3 导向粒子滤波与标准粒子滤波

Fig. 3 The guided particle filter and the standard particle filter

为了说明经过改动的导向粒子滤波的优势, 我们拿导向粒子滤波(GPF)分别与标准粒子滤波 (PF)以及扩展卡尔曼粒子滤波算法(EKPF)作为 比较,首先我们在算法运行的时间上来比较。选 取了一段 30 s 的视频,分别用三种算法对其进行 跟踪处理,粒子滤波中选取的粒子数 N = 500,所取 的跟踪窗口的大小为 167 × 68,权值选取的是彩色 直方图。

从表1中看出,虽然 GPF 在运算量上比 PF 要 复杂一点(因为 GPF 是要用到导向粒子作为计算权 重值的参考量),但是它的运算时间并不比 PF 多很 多,完全可以接受,而且优于 EKPF。

# 表1 PF、EKPF、GPF运用于同一段

## 视频所用时间

### Tab. 1 The time of PF, EKPF and

GPF applied to the same video

Tracking Method	Time/s
PF	69. 297803
EKPF	73. 786841
GPF	70. 970965

在这基础上,要说明 GPF 的优越性,只是在时间上描述明显还不行,因此,必须引进一个判断标准,这里选用均方根误差(RMSE)[15],它的计算公式如下:

RMSE = 
$$\left[\frac{1}{T}\sum_{i=1}^{T} (x_i - \bar{x}_i)^2\right]^{\frac{1}{2}}$$
 (12)

其中, x, 是真实值, x, 是状态估计值。

这里,取非线性动态模型为:

$$x_{t} = 1 + \sin(0.4\pi(t-1)) + 0.5x_{t-1} + \omega_{t-1} \quad (13)$$

$$y_{t} = \begin{cases} x_{t}^{2} + \nu_{t} & t \leq 30 \\ t = 1, 2, \cdots, T & (14) \\ -2 + 0.5x_{t} + \nu_{t} & t > 30 \end{cases}$$

观测噪声  $\nu_t \sim N(0, 1e-5)$ , 过程噪声  $\omega_{t-1} \sim N(\frac{3}{2}, \frac{3}{4})$ , 设初始状态  $x_0 = 1$ , 时间 T = 50。为了验证算法的可行性, 分别对 PF、EKPF 以及 GPF 进行 仿真, 其中采样抽取粒子数 N = 500。

表 2 是 40 次独立实验后, 三种跟踪算法(标准 粒子滤波和导向粒子滤波)的均方根误差平均值。 而图 4 则是运用仿真测出的分别使用三种算法得到 的估计值与实际值的位置图。

表 2 迭代 40 次后平均 RMSE 值

Tab. 2 The mean value of RMSE after 40 times

算法	粒子数	RMSE
PF	500	0. 294
EKPF	500	0. 323
GPF	500	0. 186





从上述的实验和仿真的结果可以看出,GPF 跟 踪算法相较于基本的 PF 跟踪算法以及 EKPF 具有 更小的误差和更好的精确度,这说明改进的 GPF 的 有效性。

### 4 结 语

本文对粒子滤波进行了改进,在基本的粒子滤 波算法基础上,借鉴了导向滤波的基本思想,提出了 一种导向粒子滤波跟踪算法。利用改进的算法分别 进行了视频的跟踪实验以及数据的仿真实验,通过 宏观的视频跟踪结果比较以及数据仿真的 RMSE 的 计算,结果表明,改进算法对目标有更好的跟踪效 果,但同时运算量有所增加。

### 参考文献:

- [1] CAI Rongtai, WU Yuanhao, WANG Jiaming. Video object tracking algorithm review[J]. TV Technology, 2010, 12 -0135 - 04, 135 - 138. (in Chinese) 蔡荣太, 吴元昊, 王明佳. 视频目标跟踪算法综述[J]. 电视技术, 2010, 12 - 0135 - 04, 135 - 138.
- Gordon NJ, Salmond DJ, Smith AFM. Novel approach to nonlinear/mon-Gaussian Bayesianstste estimation [J].
   IEEE-Proceedings-Radar, Sonar and Navigation, 1993, 140(2):107-113.
- [3] Hue C, Cadre L. Sequential Monte Carlo methods for multiple target tracking and data fusion [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2002, 50(2):309-325.
- [4] Arulampalam S, Maskell S, Gordon N, et al. A tutorial on particle filters for on-line non-linear/non-Gaussian Bayesian tracking[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2002,50(2):174-188.
- [5] LI Yong, WANG Lixin, ZHENG Haiwei. An improved particle filter algorithm[J]. Telecommunication Engineering, 2009,49(1):50-53. (in Chinese)
  李勇,汪立新,郑海伟. 一种改进的粒子滤波算法[J].
  电讯技术,2009,49(1):50-53.
- [6] J S Liu. Monte carlo strategies in scientific computing[M]. Berlin: Springer, 2001.
- Kaiming He. Guided Image Filtering [J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2013, 35(6):1397-1409.
- [8] A Zomet, SPeleg. Multi-Sensor Super Resolution [C]. Proceedings of 6th IEEE Workshop on Applications of Computer Vision (WACV '02), December 2002, Orlando, Fla, USA:27-31.
- [9] A Levin, D Lischinski, Y Weiss. A closed form solution to natural image matting [J]. Proc. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2008, 30, (2):228-242.
- [10] K He, J Sun, X Tang. Single image haze removal using dark channel prior [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33 (12): 2341-2353.
- [11] N Draper, HSmith. Applied regression analysis [M]. 2nd ed. New York: John Wiley, 1981.
- [12] T Hastie, R Tibshirani, J H Friedman. The elements of statistical learning[M]. Berlin: Springer, 2003.
- [13] V Katkovnik, A Foi, K Egiazarian, et al. From Local Kernel to Nonlocal Multiple-Model Image Denoising [J]. International Journal of Computer Vision, 2010, 86 (1): 1-32.
- K Dabov, R Foi, V Katkovnik, et al. Image Denoising by Sparse 3D Transform-Domain Collaborative Filtering [J].
   IEEE Trans. Image Processing, 2007, 16 (8): 2080 - 2095.