

文章编号: 1001 - 9014 (2010) 01 - 0075 - 06

将粒子残差一致性度量的滤波算法 用于纯方位被动跟踪

胡振涛, 潘泉, 杨峰

(西北工业大学 自动化学院, 陕西 西安 710072)

摘要: 在低信扰比条件下的纯方位被动跟踪中, 针对量测似然度评估粒子权重的方式对于滤波结果的不利影响, 提出了一种基于粒子残差一致性度量的粒子滤波算法. 首先, 利用粒子残差实现采样粒子由状态空间到量测空间的映射变换; 在此基础上, 通过置信度距离和置信度矩阵的构建及求解, 完成对于粒子权重的合理度量. 新的粒子权重评估方法实现了对于最新量测信息及粒子间蕴含冗余和互补信息的充分提取和利用, 使得粒子权重度量结果更加稳定和可靠. 最后, 仿真实验验证了算法的有效性.

关键词: 粒子滤波; 纯方位被动跟踪; 信扰比; 一致性度量

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A

APPLYING THE FILTERING ALGORITHM WITH PARTICLE RESIDUAL CONSISTENCY MEASURE TO BEARINGS-ONLY PASSIVE TRACKING

HU Zhen-Tao, PAN Quan, YANG Feng

(College of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

Abstract: Aiming at the disadvantageous influence of evaluating particles weights on the filtering results in the bearings-only passive tracking of low signal-to-interference ratio, a novel particle filter algorithm based on particle residual consistency measure was proposed. Firstly, particle residual was used to realize the mapping transformation of sampling particle from state space to measurement space. Then, confidence level distance and confidence level matrix were constructed to complete the reasonable evaluation of particles weights. The new method effectively extracts and uses the latest measurement information and redundancy and complementary information among particles, which makes the evaluation results of particles weights more stable and reliable. Finally, experiments demonstrate the efficiency of the proposed algorithm.

Key words: particle filtering; bearings-only tracking; signal-to-interference ratio; consistency measure

引言

红外传感器工作时不发射电磁波, 通过被动接收目标的热辐射来检测和跟踪目标, 具有隐蔽性好、抗干扰能力强等优点. 相对于雷达传感器, 它不能提供目标的距离信息, 只能测量目标的角度信息, 采用红外传感器实现目标跟踪的方式一般被称为角度跟踪或被动跟踪. 由于其信息量少和强非线性因素的限制, 被动跟踪一向是目标跟踪领域内研究的难点. 以往对于被动跟踪中非线性问题的解决, 一般采用基于 Kalman 滤波变形的 EKF、UKF 等次优滤波器,

但实践证明此类方法对于滤波初值选取比较敏感, 且易造成滤波发散现象^[1-3].

近年来, 伴随着计算机性能的不不断提升, 基于序贯重要性采样技术和递推贝叶斯理论的粒子滤波 (PF) 给出了一种处理非线性非高斯问题有效解决方法, 理论上可以获得被估计对象的最小方差估计. 算法实现同样采用预测和更新两个基本步骤, 但不同于 Kalman 滤波的算法机理, 预测步骤通过先验模型信息和蒙特卡罗仿真技术协同实现, 更新步骤则是利用重采样技术完成^[4-6]. 已有学者将粒子滤波应用于目标被动式跟踪, 在高信扰比条件下, 依据量

收稿日期: 2009 - 01 - 02, 修回日期: 2009 - 09 - 20

基金项目: 国家自然科学基金重点项目 (60634030), 国家自然科学基金 (60702066), 航天科技创新基金 (CASCO214), 高等学校博士学科点专项科研基金 (20060699032)

作者简介: 胡振涛 (1979-), 男, 河南永城人, 博士生, 主要研究方向为多源信息融合、非线性滤波、机动目标跟踪.

Received date: 2009 - 01 - 02, revised date: 2009 - 09 - 20

测似然度能够实现粒子权重的合理评价,其滤波估计效果明显优于 EKF、UKF 等滤波器^[7~9]. 然而在低信扰比条件下,这种权重度量方式将造成粒子权重的评价结果与实际权重之间存在较大的偏差,并进一步加重粒子滤波中的粒子退化现象,降低估计精度. 对于噪声统计特性未知情况下粒子权重的有效评价, Djuric 等人给出了一种基于代价评估的粒子滤波器,通过代价函数和风险函数实现粒子权重的合理评价,改善对于噪声统计信息的依赖,并且该滤波器易于工程实现^[10]. 但在粒子权重评价过程中,仅仅利用了最新量测信息,缺乏对于粒子自身蕴含信息的提取和利用,当处理强非线性系统时,算法有效性难以保证. 针对以上问题,本文给出了一种基于粒子残差信息一致性度量的粒子滤波算法(RCMPF),通过对于最新量测信息和采样粒子自身蕴含冗余和互补信息的提取和利用,改善了强干扰条件下粒子权重度量的可靠性和有效性,提升了纯方位被动跟踪中的目标状态估计精度.

1 粒子滤波

考虑下面非线性状态空间模型

$$x_{k+1} = f(x_k) + u_k, \quad (1)$$

$$z_k = h(x_k) + v_k, \quad (2)$$

其中, x_k 和 z_k 分别表示 k 时刻的系统状态变量和量测值, f 和 h 分别表示已知系统状态和量测的非线性演化函数, u_k 和 v_k 分别表示具有独立同分布特性的系统过程噪声和量测噪声序列,其噪声方差分别为 Q_k 和 R_k . 状态估计问题描述可归结为利用所有可能得到的量测 $z_{1:k} = \{z_1, z_2, \dots, z_k\}$ 递推地估计出当前时刻系统状态 x_k 的后验概率分布 $p(x_k | z_{1:k})$, 由于 $p(x_k | z_{1:k})$ 包括序贯估计的完全信息,进而可得到系统状态估计所需参数如均值,方差等信息. 具体在粒子滤波中是利用采样粒子完成对 $p(x_k | z_{1:k})$ 的逼近,即

$$p(x_k | z_{1:k}) \approx \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \delta(x_k - x_k^i), \quad (3)$$

其中, $\delta(\cdot)$ 是狄拉克函数,当 $y=0$ 时, $\delta(y)=1$, 否则 $\delta(y)=0$. $\{x_k^i\}_{i=1}^N$ 表示系统中的采样粒子集,且粒子数目 N , 通过直接从后验概率分布中独立抽样得到. 然而,由于实际上后验概率分布 $p(x_k | z_{1:k})$ 是未知的,上述过程一般很难实现. 为克服以上困难,通过引入一个容易采样且接近后验概率分布的提议分布 $q(x_k | z_{1:k})$, 并从中抽取一组带权子样 $\{x_k^i, w_k^i\}_{i=1}^N$, 以此来近似后验概率分布,该过程被称为重要性采样. 此时,采样粒子权重的数学表达式为:

$$w_k^i = p(x_k^i | z_{1:k}) / q(x_k^i | z_{1:k}). \quad (4)$$

为进一步分析 x_k^i 的采样过程,对提议分布 $q(x_k | z_{1:k})$ 做如下分解:

$$q(x_k | z_{1:k}) = q(x_k | x_{k-1}, z_{1:k}) q(x_{k-1} | z_{1:k-1}). \quad (5)$$

由上式可知, x_k^i 生成实际是通过 $p(x_k | x_{k-1}, z_{1:k-1})$ 扩展从提议分布 $q(x_{k-1} | z_{1:k-1})$ 中采样的粒子 x_{k-1}^i 实现. 为得到权重的递推方程,将 $p(x_k | z_{1:k})$ 被分解为 $p(z_k | x_k)$, $p(x_k | x_{k-1})$ 和 $p(x_{k-1} | z_{1:k-1})$ 联合表示的形式:

$$p(x_k | z_{1:k}) = p(z_k | x_k, z_{1:k-1}) p(x_k | z_{1:k-1}) / p(z_k | z_{1:k-1}) \\ p(z_k | x_k) p(x_k | x_{k-1}) p(x_{k-1} | z_{1:k-1}). \quad (6)$$

在状态估计过程服从马尔可夫过程且与量测值是条件独立的假设条件下,结合公式(4)~(6),粒子权重的递推表达式为:

$$w_k^i = \frac{1}{w_{k-1}^i} p(z_k | x_k^i) p(x_k^i | x_{k-1}^i) / q(x_k^i | x_{k-1}^i, z_{1:k}), \quad (7)$$

在实际应用中,提议分布通常选取为先验状态转移概率的形式,即

$$q(x_k^i | x_{k-1}^i, z_{1:k}) = p(x_k^i | x_{k-1}^i), \quad (8)$$

进而,公式(7)进一步简化为

$$w_k^i = \frac{1}{w_{k-1}^i} p(z_k | x_k^i). \quad (9)$$

对 w_k^i 进行归一化处理,得到粒子归一化后权重 ω_k^i , 并依据 ω_k^i 实现粒子的重采样. 所谓重采样即在评估粒子权值后,维持粒子总数不变的条件下,删除权值低的粒子,复制权值高的粒子,重采样后得到一组新的粒子集 $\{x_k^i\}_{i=1}^N$. 依据蒙特卡罗仿真原理,系统的状态估计的结果最终通过计算重采样后粒子集中粒子的算术平均值得到. 目前,重采样方法主要有以下几种:残差重采样,系统重采样,多项式重采样等.

2 基于粒子残差一致性度量的粒子滤波算法

由粒子滤波的实现过程可知,粒子权重的合理评价直接决定着粒子采样后有效样本的利用效率,对于粒子权重的度量,主要是依据量测精度的先验信息构建的量测似然函数,并通过计算每个粒子自身的量测似然度函数实现. 考虑到目标跟踪环境的复杂性,外界扰动(传输误差、计算误差、环境噪声和人为干扰等)是不可避免的,使得量测精度的先验信息很难获得. 通常采用传感器精度代替系统建模中量测精度,但当外界扰动较大时,必然将造成以上粒子权重评价结果与粒子真实权重存在较大的偏差,并且这种偏差造成的不利影响,在具有弱观测特性的纯方位被动式跟踪问题中尤为显著. 实际上在粒子权重的有效度量过程中,除了最新量测信息外还有一种信息可以利用,即粒子间自身蕴含的冗余

和互补信息,它体现了当前时刻采样粒子在分布中的离散程度.基于以上分析,通过粒子残差、置信度距离及置信度矩阵的引入,本文提出了一种新的粒子权重鲁棒度量方法,下面着重分析其构建原理和过程.

2.1 置信度距离

首先,根据式(10)计算每个粒子残差 $\tilde{z}_k^i, \tilde{z}_k^i$ 自身具有两个优点:它实现了粒子权重度量中对于最新量测信息的利用;由于状态观测器维数一般低于被估计系统状态维数,因此,它同时也完成了高维状态空间到低维量测空间的映射变换,并且在空间变换过程中完全保留了采样粒子在先验概率分布中的离散程度信息.

$$\tilde{z}_k^i = z_k - h(x_k^i) \quad (10)$$

为有效提取和利用粒子间相互支持信息,这里引入评估两粒子之间信息相互支持程度的相对距离 d_k^{ij} :

$$d_k^{ij} = (\tilde{z}_k^i - \tilde{z}_k^j)^T (\tilde{z}_k^i - \tilde{z}_k^j) \quad i, j = 1, 2, \dots, N \quad (11)$$

依据式(11)中的表达形式可知: d_k^{ij} 值越大,则表明两粒子间的距离越大,此时对应的粒子 x_k^i 和粒子 x_k^j 之间信息支持程度就越弱;反之,两粒子之间信息支持程度就强.考虑到这种支持程度的规范化实现,在 d_k^{ij} 的基础上构建置信度距离 e_k^{ij} . e_k^{ij} 要求满足以下两个条件:与相对距离成反比例关系; $e_k^{ij} \in [0, 1]$ 使数据处理能够利用模糊集合理论中隶属函数的优点,从而避免粒子间信息相互支持程度的绝对化.基于以上考虑,置信度距离 e_k^{ij} 的数学表达式选取为如下形式:

$$e_k^{ij} = \frac{\max\{d_k^{ij}\} - d_k^{ij}}{\max\{d_k^{ij}\}} \quad (12)$$

式中, $\max\{d_k^{ij}\}$ 表示粒子间相对距离中的最大值,当粒子间的相对距离取最大值时,则置信距离的值为零,此时认为两粒子已经不再相互支持;随着相对距离减小,粒子间信息的相互支持度逐渐增大;因为粒子对自身的相对距离为零,所以粒子对自身的支持度为1,此时支持程度取最大值.显然,以上定义形式满足置信度距离应具有两个条件.

2.2 置信度矩阵

考虑到 e_k^{ij} 仅仅实现了 x_k^i 和粒子 x_k^j 之间信息相互支持程度的度量,并不能反映出 k 时刻 x_k^i 被系统中存在的所有粒子的总体支持程度,下面通过置信度距离进一步构建包含总体支持程度信息的置信度矩阵^[11]

$$E_k = [e_k^{ij}] \quad (13)$$

令 α_k^i 表示 x_k^i 被系统中所有粒子的综合支持程度,同时考虑到对系统内粒子的统一综合支持程度描述,即要求一组非负实数 $b_k^1, b_k^2, \dots, b_k^N$ 使得

$$\alpha_k^i = \sum_{j=1}^N b_k^j e_k^{ij} \quad (14)$$

将上式改写为矩阵形式,即

$$\alpha_k = E_k b_k \quad (15)$$

其中, $\alpha_k = [\alpha_k^1, \alpha_k^2, \dots, \alpha_k^N]^T$, $b_k = [b_k^1, b_k^2, \dots, b_k^N]^T$. 由置信度矩阵 E_k 的构建过程可知, E_k 是一个对角线元素全为1的正定对称矩阵,另外,该矩阵中的其它元素均为小于等于1的正数.根据置信度矩阵中元素自身特点及 Perron-Frobenius 定理, E_k 存在最大模特征值 (>0),且仅有该特征值对应特征向量中的元素全为正,并使得 $\alpha_k = E_k^{-1} \alpha_k$. 结合式(15)和等式传递原理,则

$$\alpha_k = E_k^{-1} \alpha_k \quad (16)$$

因为 α_k 是不为零的实常数,所以 α_k 即可作为粒子间的综合支持程度的一种度量.对 α_k 中的元素进行归一化处理得 β_k , 向量 β_k 中第 i 个元素即为 x_k^i 的权重 β_k^i . 相对于单纯依赖当前时刻量测信息的粒子权重度量方式,由于进一步融合粒子自身所蕴含的先验信息,从而使得对于粒子权重的评价结果更加可靠与准确.在有效评价粒子权重基础上完成重采样过程,最终实现对于系统状态的可靠估计.

3 仿真结果与分析

仿真实验中给出了两组仿真算例.算例1在单维意义下,验证了 RCMPF 算法在提升滤波精度方面的优势,仿真中分别选用了文献[4]和文献[5]中采用的两种典型非线性非高斯模型.算例2则验证了 RCMPF 算法在处理纯方位被动跟踪问题中的有效性.

例 1:

模型 1

$$x_{k+1} = 0.5x_k + \sin(0.04k) + 1 + u_{1,k} \quad (17)$$

$$y_k = \begin{cases} x_k^2/5 + v_{1,k} & 1 < k < 30 \\ x_k/2 - 2 + v_{1,k} & 30 < k < 60 \end{cases} \quad (18)$$

模型 2

$$x_{k+1} = 0.5x_k + 25[x_k/(1+x_k^2)] + 8\cos[1.2(k-1)] + u_{2,k} \quad (19)$$

$$y_k = x_k^2/20 + v_{2,k} \quad (20)$$

模型1为一个分段非线性系统模型,且系统过程噪声 $u_{1,k}$ 采用伽玛噪声,其噪声统计特性 $u_{1,k} \sim$

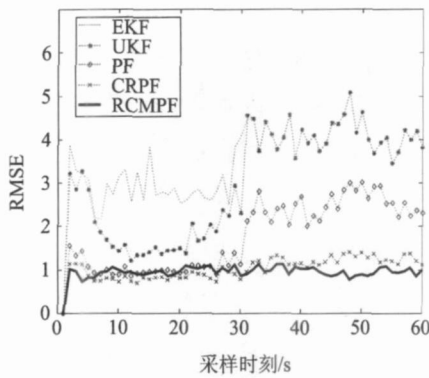


图1 基于模型1的滤波精度比较
Fig.1 The filtering precision comparison of model 1

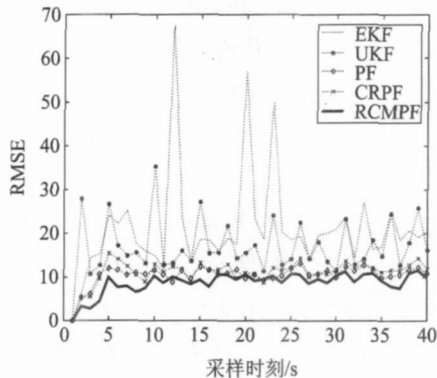


图2 基于模型2的滤波精度比较
Fig.2 The filtering precision comparison of model 2

Ga (3, 2), 量测噪声 $v_{1,k}$ 统计特性满足 $v_{1,k} \sim N(0, 0.1) + N(0, 3)$, 其中 $N(0, 0.1)$ 为传感器自身量测精度的统计特性, $N(0, 3)$ 为外界干扰噪声的统计特性. 仿真步数 T_1 为 60s 模型 2 为一个典型非线性增长系统模型, 系统的非线性程度将随着采样步长逐步增强. 模型中系统过程噪声 $u_{2,k}$ 采用高斯噪声, 噪声统计特性满足 $u_{2,k} \sim N(0, 8)$, 量测噪声统计特性满足 $v_{2,k} \sim N(0, 1) + N(0, 10)$, 其中 $N(0, 1)$ 为传感器自身量测精度的统计特性, $N(0, 10)$ 为外界干扰噪声的统计特性. 仿真步数 T_2 为 40s 蒙特卡罗仿真次数 M 为 50, 采样粒子个数 N 为 300. 仿真中对于算法滤波精度性能指标的评价采用均方根误差 (RMSE), 其数学表达式为 $RMSE = \{ \frac{1}{M} \sum_{num=1}^M (x_{k,num} - \hat{x}_{k/k,num})^2 \}^{1/2}$, $x_{k,num}$ 和 $\hat{x}_{k/k,num}$ 分别表示第 num 次蒙特卡罗仿真中 k 时刻系统的状态真值和状态估计值. 针对以上两种模型, 图 1 和图 2 中分别给出了 50 次独立实验条件下, 采用 EKF、UKF、PF、CRPF 及 RCMPF 等 5 种算法状态估计的均方根误差比较, 表 1 中数据定量给出了各滤波算法均方根误差的均值

对比结果.

表 1 基于 50 次独立仿真条件下 RMSE 的均值比较

Table 1 Comparison of the mean RMSE calculated over 50 independent runs

	EKF	UKF	PF	CRPF	RCMPF
模型 1	3.4823	2.9783	1.7551	1.0219	0.9466
模型 2	21.1147	16.9352	10.4245	11.1197	8.7080

由图 1 和表 1 可知, 在弱非线性、非高斯噪声情况下, RCMPF 算法的状态估计精度明显优于 EKF、UKF、PF, 并且由于 RCMPF 算法中考虑了最新量测信息以及采样粒子间自身蕴含信息的提取和利用, 使得粒子权重度量更加可靠, 其滤波结果也优于仅依赖于最新量测信息实现粒子权重评估的 CRPF 算法. 由图 2 和表 1 可知, 在强非线性、非高斯噪声情况下, RCMPF 相对于其它 4 种算法仍然保持着较好的滤波结果, 而 CRPF 算法由于系统自身非线性强度的影响已经高于外界扰动对于粒子有效评估的影响, 使得状态估计精度低于 PF 算法. 这种现象表明 CRPF 算法有效性与被估计系统非线性程度有着密切关系, 缺乏应用的普适性. 在算法计算复杂度方面, 由于 RCMPF 实现过程中需要进行高维矩阵的求逆计算, 不可避免地将增大算法的计算量, 在相同的实验条件下, PF、CRPF 和 RCMPF 针对模型 1 和模型 2 中单次仿真的平均耗时分别为 3.4581s、3.6737s、19.0297s 以及 0.8713s、1.0028s、13.5981s.

例 2: 利用红外传感器实现对于 X-Y 平面上仅有方位角量测条件下运动目标的跟踪. 目标运动状态演化和量测演化方程如下:

$$X_k = FX_{k-1} + u_k, \quad (21)$$

$$z_k = \tan^{-1}(y_k/x_k) + v_k, \quad (22)$$

其中, $X_k = [x_k, \dot{x}_k, y_k, \dot{y}_k]^T$, x_k , \dot{x}_k , y_k , 和 \dot{y}_k 分别表示目标状态在 X 轴和 Y 轴方向的位置分量和速度分量, $F = \begin{bmatrix} f & \\ & I \end{bmatrix}$ 为系统状态转移矩阵, 且 $f = \begin{bmatrix} 1 & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$, $I = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$. 仿真采样间隔 T 为 1s, 仿真总拍数 25s 采样粒子个数 N 为 200, 系统过程噪声矩阵为 $\begin{bmatrix} 0 & 0 & T/2 & \\ T/2 & T & 0 & 0 \end{bmatrix}^T$. 系统过程噪声 u_k 为满足均值是零, 均方根误差 Q_k 是 $0.1 * I$ 的高斯白噪声. 红外传感器量测精度和外界干扰噪声的统计特性分别为均值是零, 均方根误差为 0.1 和 0.5 的高斯白噪声.

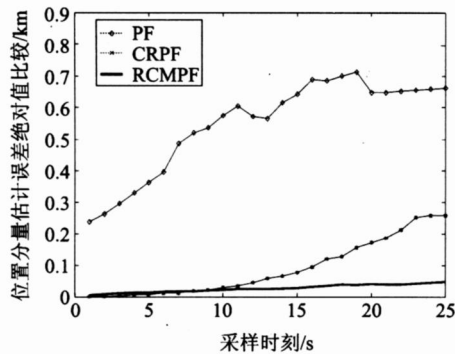


图3 X轴方向估计误差绝对值

Fig. 3 The absolute value error on X axis direction

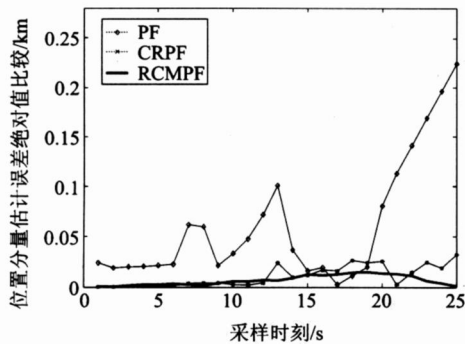


图4 Y轴方向估计误差绝对值

Fig. 4 The absolute value error on Y axis direction

表2 单次仿真条件下估计误差绝对值的均值比较

Table 2 Comparison of the mean value of absolute error calculated over single independent runs

	EKF	UKF	PF	CRPF	RCMPF
X轴	90.9075	53.5568	0.5479	0.0892	0.0265
Y轴	124.5956	73.4022	0.0621	0.0109	0.0067

仿真中对比了 EKF、UKF、PF、CRPF 以及 RCMPF 的状态估计结果,由于 EKF 和 UKF 滤波估计结果处于发散状态,为了更清晰显示 RCMPF 在低信扰比条件下,粒子权重有效度量对于滤波精度改善作用,图 3 和图 4 仅给出了 PF、CRPF 及 RCMPF 位置分量估计误差的绝对值比较,在表 2 中定量给出了以上 5 种算法的估计误差绝对值的均值比较结果.从以上仿真结果可以清晰地看出,针对低信扰比条件下高维强非线性系统的状态估计,EKF 和 UKF 已经呈现出滤波发散现象,CRPF 算法的滤波精度虽然优于 PF,但仍然次于 RCMPF 算法.

4 结论

针对纯方位被动跟踪问题,本文给出了一种基于

粒子残差一致性度量的粒子滤波算法.相对现有的处理方法,RCMPF 算法具有以下优势.首先,以 PF 为新算法的构建基础,使得 RCMPF 具有解决非线性非高斯问题的能力.其次,粒子权重评估过程建立在对于最新量测信息和粒子间自身蕴含的冗余和互补信息充分提取和利用的基础上,提升了粒子权重的可靠性,同时也增强了算法的普适性.另外,RCMPF 算法具有不受状态和量测维数的约束的优点,可以进一步推广到采用其它传感器量测的应用领域. RCMPF 算法给出了一种处理低信扰比非线性系统状态估计的新思路,且相对于其它算法能够获得更高的滤波精度,但在实现对粒子间自身蕴含冗余和互补信息提取和利用过程中,需要进行一次高维矩阵的求逆计算,所以将不可避免地增加算法的计算复杂度,具有实时性更优鲁棒粒子权重将是下一步研究的重点.

REFERENCES

- [1] Musicki D. Multi-target tracking using multiple passive bearings-only asynchronous sensors [J]. *IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems*, 2008, 44 (3): 1151—1160.
- [2] CHENG Yong-Mei, PAN Quan, ZHANG Hong-Cai, et al. Multi-station passive fusion tracking based on extended Kalman filter [J]. *Journal of System Simulation* (程咏梅,潘泉,张洪才,等.基于推广卡尔曼滤波的多站被动式融合跟踪.系统仿真学报) 2003, 15 (4): 548—550.
- [3] CHENG Jian, YANG Jie. Novel infrared object tracking method based on mean shift [J]. *J Infrared Millim. Waves* (程建,杨杰.一种基于均值移位的红外目标跟踪新方法.红外与毫米波学报), 2005, 24 (3): 231—235.
- [4] DerMerwe R V, Doucet A, De Freitas N, et al. The unscented particle filter [R]. Technical Report of the Cambridge University Engineering Department CUED/F N-FENG/TR, 380. England: Cambridge University Press, 2001, 1—45.
- [5] Arulampalam M S, Maskell S, Gordon N, et al. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking [J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 2002, 50 (2): 174—188.
- [6] Cappe O, Godsill S J, Moulines E. An overview of existing methods and recent advances in sequential Monte Carlo [J]. *Proceedings of the IEEE*, 2007, 95 (5): 899—924.
- [7] XUE Feng, LIU Zhong, SHI Zhang-Song. Unscented particle filter for bearings-only tracking with out-of-Sequence measurements in sensor networks [C]. The Sixth International Conference on Intelligent Systems Design and Applications, 2006, 540—545.
- [8] Rickard K. Particle filter for positioning and tracking applications [D]. Sweden, Linköping university, 2005.
- [9] CHENG Jian, ZHOU Yue, CAI INian, et al. Infrared object tracking based on particle filters [J]. *J Infrared Millim. Waves* (程建,周越,蔡念,等.基于粒子滤波的红外目标跟踪.红外与毫米波学报) 2006, 25 (2): 113—117.
- [10] Djuric PM, Zhang ZJ, Bugallo M F. Target tracking by a new class of cost-reference particle filters [C]. *IEEE Aero-*

space Conference, 2008, 1—9.

[11] HU Zhen-Tao, Liu Xian-Xing Method of multi-sensor data fusion based on relative distance[J]. *Systems Engineering and Electronics* (胡振涛,刘先省.基于相对距离的一种多传感器数据融合方法.系统工程与电子技术) 2006,

28(2): 196—198.

[12] Pillai S U, Suel T, Seunghun C. The Perron-Frobenius theorem: some of its applications[J]. *Signal Processing Magazine*, 2005, 22(2): 62—75.

《红外与毫米波学报》投稿须知

1. 来稿必须是未曾在国内外公开发表过的红外物理、凝聚态光学性质、低能激发过程、飞秒光谱学、非线性光学、红外光电子学、红外与毫米波技术等方面有创新的论文,具有国际、国内先进水平的研究报告和阶段性研究简报以及高水平的述评文章,切勿一稿两投,发现一稿两投或多投者,将通报其上级单位。

2. 来稿必须有一定的创新性,科学性,思想性和学术价值。论文要求主题突出、论点明确、数据可靠、论据充分、逻辑严密、文字精炼。文稿必须包括题名、作者姓名、作者单位、中英文摘要和关键词、中图法分类号、正文、参考文献。

3. 来稿标题应鲜明、简明并切题。中文标题不宜太长,一般不超过 18 字,最长不超过 20 字,英文题目应与中文题目含义一致。正文前应有题名、作者姓名、作者单位、中英文摘要和关键词、中图法分类号,并按照次序排列。摘要必须有实质性内容,客观反映论文主要内容,具有独立性。写明研究目的,所用的理论和实验方法,获得了什么重要数据和结果,得到什么结论,少用抽象字句,多给具体信息,尤其要突出研究工作的创新点,以利于国内外检索系统收录和利用。摘要和关键词的中英文含义要一致。中图分类号:请根据《中国图书馆分类法》(第四版)分类方式选定文章类号。

4. 本刊采用中、英文混排。来稿字数(包括图表和参考文献):论文 6000 字为限,研究简报 4000 字为限。图表参考文献应规范,并提供 300~500 字的摘要和 3~5 个关键词。其中,中国作者姓名应附汉语拼音(姓全大写,名首字母大写),中文稿的作者单位(公开全称)、文章题目、摘要、关键词、图表名称均须附英译文,且中英文含义要一致。国内作者的英文稿则须附上上述内容的中译文。易混淆的外文大小写、希文以及符号上下角均须用铅笔注明。

5. 参考文献不能过于陈旧,中文参考文献必须翻译为英语,并先写英译文,再在随后的括号中写上中文。作者署名不多于三人全部著录,超过三人,第三人后加“等”(et al)。无论中外署名,一律姓先后。(只在参考文献中作此要求,正文不必)。本刊参考文献的书写格式如下:

期刊:作者.篇名[J].刊名,出版年,卷(期):页次

书:作者.书名[M].版本(第一版略).出版地:出版者,出版年.页次

会议录:作者.题名[C].文集名,出版地:出版者,出版年.页次

凡引用翻译著作,应先写出原著作者、署名、版本、出版地、出版者和年份,然后在括号中注明译者及中译本的书名、版本、出版地、出版者、出版年份。

6. 有基金资助的论文优先考虑,请在文稿首页地脚位置注明基金名称或资助机构和批准编号。

7. 来稿不得涉及国家机密。如果发生涉密问题由作者负责。

8. 稿件一经录用,文章版权归《红外与毫米波学报》编辑部所有。

9. 作者投稿、查询稿件,提高编辑部工作效率,本刊专门建立网站并于 2009 年 1 月 1 日开始使用远程稿件处理系统。请作者务必通过网上投稿,网址为: <http://journal.sip.ac.cn/>。一般情况下不再接收纸稿和 E-mail 投稿。投稿流程如下:

(1) 作者注册(作者注册信息提交后,系统会自动发送一封激活帐号的电子邮件,请一定要准确填写您的 E-mail 地址);

(2) 激活后登陆系统,进入稿件管理菜单,选择投稿,按要求提交即可。

《红外与毫米波学报》编辑部

本刊联系地址:上海玉田路 500 号,邮政编码:200083

电话:(021) 65420850 * 73206,传真:(021) 55393960

电子信箱:jimw@mail.sip.ac.cn,网址:<http://journal.sip.ac.cn/>。