

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2108964

基于 Huber 鲁棒容积裂变粒子滤波的协同导航方法*

孙 伟, 刘经洲

(辽宁工程技术大学测绘与地理科学学院 阜新 123000)

摘 要:数据融合作为多源协同导航方案中的一环对状态估计质量影响重大。粒子滤波由于其在非线性非高斯系统中具备的独特理论优势已逐渐成为众多融合方法焦点。但粒子退化及其导致的样本枯竭却制约粒子滤波在复杂工程中的应用。提出采用鲁棒容积裂变粒子滤波解决上述问题。首先在容积法则框架下利用 Huber 函数将 L2 范数与 L1 范数结合来改进重要性密度函数,抑制观测噪声并通过高斯分布融合拉普拉斯分布进一步优化建议分布,以此缓解粒子退化;在重采样前对粒子群进行裂变衍生,通过对高权值粒子进行裂变并覆盖低权值粒子重构粒子权值实现对样本枯竭的抑制。多源协同导航车载实验表明,在相同条件下,相对于扩展卡尔曼滤波、容积粒子滤波、强跟踪粒子滤波,提出的算法在精确度上分别提高了 23.04%、42.62%、37.74%,为缓解粒子退化和多源协同定位提供了新的思路。

关键词:协同导航;粒子滤波;粒子退化;鲁棒性;容积

中图分类号: P228 TH701 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 420.1010

Cooperative navigation method based on the Huber robust cubature fission particle filter

Sun Wei, Liu Jingzhou

(School of Geomatics, Liaoning Technical University, Fuxin 123000, China)

Abstract: As a part of the multi-source cooperative navigation scheme, data fusion has significant impact on the quality of state estimation. Because of its unique theoretical advantages in the nonlinear non-Gaussian system, the particle filter has gradually become the focus of many fusion methods. However, particle degradation and sample depletion restrict the application of particle filter in complex engineering. In this article, a robust cubature fission particle filter is proposed to solve the above problems. Firstly, in the framework of cubature rule, the Huber function is used to combine L2 norm with L1 norm to improve the importance density function, suppress the observation noise, and further optimize the proposed distribution by integrating Gaussian distribution with Laplace distribution. In this way, the particle degradation is alleviated. The particle swarm is fission derived before resampling, and the sample depletion is suppressed by fission of high weight particles and covering low weight particles to reconstruct particle weights. The vehicle experiment of multi-source cooperative navigation shows that under the same conditions, compared with extended Kalman filter, cubature particle filter and strong tracking particle filter, the root mean squared of the proposed algorithm is improved by 23.04%, 42.62% and 37.74%, respectively. It provides a new idea for alleviating particle degradation and multi-source cooperative localization.

Keywords: cooperative navigation; particle filter; particle degradation; robustness; cubature

0 引 言

协同导航提供的相对位置是车辆智能交通和基于位

置服务的基础^[1-2],可以满足包括避免碰撞在内的多种道路交通安全的要求,因此近年来得到广泛关注。为提高位置感知效率,获得更高精度的协同导航解决方案,学者们做出了大量的研究工作^[3-7],并通过这些工作逐渐提高

收稿日期:2021-12-01 Received Date: 2021-12-01

* 基金项目:2019 辽宁省“兴辽英才计划”青年拔尖人才(XLYC1907064)、2018 年度辽宁省“百千万人才工程”人选科技活动资助项目(辽百千万立项[2019]45 号)、辽宁工程技术大学学科创新团队(LNTU20TD-06)项目资助

导航参数的质量。然而这些研究大多是从量测量的角度融入新的导航方式更新协同导航系统来获取更优解,对在解决方案中占有重要地位的数据融合手段改进不多,相关文献的改进停留在要求线性高斯系统的卡尔曼滤波(Kalman filter, KF)框架内^[8],其理论上的先天不足使得其在处理多源复杂系统时的精度始终局限在一定范围。与卡尔曼滤波不同,粒子滤波(particle filter, PF)对系统及其噪声特性几乎没有任何要求^[9],因此成为多源协同导航数据融合的一种可能。

作为马尔可夫-贝叶斯递归的实现手段之一,PF通过一组带有权值的粒子进行迭代更新,对系统模型的后验概率密度分布进行近似,理论上可以对任何系统进行概率推理和递推估计^[10]。1993年 Gordon 等^[11]在蒙特卡罗重要性采样之后进行重采样,使 PF 开始拥有实际应用的基础。此后 PF 逐渐成为数据融合领域中的热点,并与各种理论进行融合改进与应用^[12-18]。虽然近年来粒子滤波取得了巨大的进展,但粒子退化及其导致的样本枯竭问题始终限制着各种 PF 的进一步发展与应用。粒子退化是指经过多次迭代后粒子群中仅有少量粒子具有大权值而大多数粒子的权值可以忽略不计,从而使大量的计算时间和资源浪费在小权值粒子上,影响算法性能^[19-21]。Kong 等^[22]已经证明粒子退化是 PF 的固有问题, Doucet 等^[23]进一步指出粒子权值的方差随时间增大。而 PF 中重要性密度函数(importance density function, IDF)产生的建议分布(proposal distribution, PD)作为粒子对后验概率分布的直接近似,其拟合的精度对估计性能有重要影响,选择合适的高精度 IDF 可以抑制权值方差,进而缓解退化问题^[24]。因此研究人员围绕 IDF 展开了大量研究。

状态方程由于其相对简单、易于获得成为 IDF 最早的选择^[25]。这种选择便于实现且不会增加额外的计算负荷。然而使用状态方程所表征的状态转移概率密度作为 PD 没有考虑当前量测值的影响。由于粒子权值与似然函数成正比,选择状态方程作为 IDF 会使粒子权值的方差更大,尤其是似然函数较为“陡峭”或位于状态转移概率分布的尾部时会加速退化甚至造成滤波发散^[26]。为解决这个问题相关学者引入了退火算法对概率密度进行优化^[27-28],虽然增加了似然区域的粒子数量但执行退火优化所引入的循环过程也大大增添了计算负荷,限制了 PF 的实际应用。IDF 选择的另一种思路是引入观测量,即使用已有的滤波手段通过观测量使先验分布与似然函数有更大的重合面积从而更好地与后验分布进行匹配。根据贝叶斯积分近似策略的不同,常用的改进 PF 包括基于扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filter, EKF)的扩展粒子滤波(extended particle filter, EPF)^[29],基于无迹卡尔曼滤波(unscented Kalman filter, UKF)的无迹粒

子滤波(unscented particle filter, UPF)^[30]与基于容积卡尔曼滤波(cubature Kalman filter, CKF)的容积粒子滤波(cubature particle filter, CPF)^[31]。由于使用已有滤波作为 IDF 可以在适当增加计算量的条件下大幅提高 PF 的计算性能,因此这种方法越来越得到研究人员的青睐并获得长足发展。胡昌华等^[32]基于改进的 EKF 得到强跟踪粒子滤波(strong tracking particle filter, STPF)用于补偿模型误差并应用于故障检测;张勇刚等^[33]在 CPF 框架下使用截断自适应产生建议分布以优化算法在强非线性系统中的精度; Havangi^[34]使用粒子群优化算法改进 UKF,调整粒子群的位置和速度,以提高粒子模拟后验概率的精度。

然而上述的各种研究均是在 PF 框架内使用不同方法改进的 KF 产生 PD 对后验概率密度进行近似,虽然通过各种理论的结合其精度不断提高,但这种方法的理论基础是建立在中心极限定理之上而局限在 L2 范数估计的高斯分布之内,对 L1 范数的融合仅围绕其稀疏性,未能充分利用 L1 范数的其他属性^[15-16]。事实上,对于更为复杂的多源系统而言,其后验分布受多种因素的影响往往表现为“不规律”,将 PD 定义在线性高斯分布内限制了 PF 在处理一般非线性非高斯系统时的优越性。同时各种研究专注于对系统真实模型的近似而少有文献注意抑制传感器本身的各种噪声对 PD 的干扰。

在已有研究基础上,本文应用基于三阶容积法则下的 Huber M 估计在 PF 中产生 PD。利用容积法则进行非线性系统传递后,算法借由 Huber 函数融合 L2 范数和 L1 范数,通过二者对应的高斯分布和拉普拉斯分布更为真实地逼近系统后验概率分布,同时充分利用 L1 范数的鲁棒性以抑制观测噪声对 PD 的干扰而无需引入额外的降噪算法。为进一步处理样本枯竭问题,算法采用裂变的方法在重采样前对高权值粒子进行衍生,并使用子代粒子覆盖父代中的低权值粒子重构粒子群权值。最终形成鲁棒容积裂变粒子滤波(robust cubature fission particle filter, RCFPF)。多源协同导航的车载实验证明,与 EKF、STPF 和 CPF 相比,RCFPF 在精度和鲁棒性上的表现更好,为优化 PD,缓解粒子退化及其导致的样本枯竭提供了一种新的思路,也为多源协同导航的数据融合提供了一种新的算法。

1 协同导航

车载协同导航一般以车辆自组网(vehicular ad hoc networks, VANET)为平台实现^[7]。为简化系统,便于解释,本文以 VANET 中 a 、 b 两辆车之间(接收机 a 与接收机 b)的工作逻辑为例进行说明,其算法和结论可以扩展到含更多车辆的自组网中^[7]。本文协同定位系统使用接

收机获取的伪距与多普勒频移、超宽带 (ultra wide band, UWB) 测得的相对距离进行实现。其具体的工作流程如下: 车辆 a 通过 UWB 通信获取车辆 b 的伪距和多普勒频移量, 并结合自身伪距和多普勒频移与其进行双差, 同时使用 UWB 测量两车间距离, 利用上述变量借助 RCFPF 进行各导航系统的数据融合, 最终得到协同定位解。

1.1 卫星观测量

伪距作为接收机最重要的观测量之一, 可以通过单点定位确定位置信息, 即通过至少 4 颗卫星的伪距解算三维坐标和时间。在紧组合协同导航中, 系统仅获取伪距用于数据融合而避免直接求取位置信息。 t 时刻接收机 a 与卫星 e 间的伪距如式 (1) 所示。

$$\rho_a^e(t) = R_a^e(t) + \delta_a(t) + d^e + \zeta_a^e(t) \quad (1)$$

式中: ρ_a^e 为接收机 a 到卫星 e 间的观测伪距; R_a^e 为接收机 a 到卫星 e 间的真实距离; δ_a 为接收机 a 的钟差; d^e 为与卫星 e 相关的公共误差, 如卫星钟差, 大气延时误差等; ζ_a^e 为与卫星 e 相关的非公共误差, 如接收机 a 的热噪声、多路径干扰及其余非视距误差等。

当卫星 e 与卫星 j 同时被接收机 a 和接收机 b 观测时, 式 (1) 可通过进行这两颗卫星的伪距双差消除接收机钟差和与卫星相关的公共误差, 如式 (2) 所示。

$$\rho_{ab}^{ej}(t) = R_{ab}^{ej}(t) + \zeta_{ab}^{ej}(t) \quad (2)$$

式中: ρ_{ab}^{ej} 代表接收机 a 和接收机 b 对卫星 e 和卫星 j 观测伪距的双差项; R_{ab}^{ej} 为接收机 a 和接收机 b 到卫星 e 与卫星 j 间真实距离的双差; ζ_{ab}^{ej} 为双差无法消除的接收机 a 和接收机 b 对卫星 e 与卫星 j 间的非公共误差残差。 R_{ab}^{ej} 如下:

$$R_{ab}^{ej}(t) = [\vec{\alpha}_e(t) - \vec{\alpha}_j(t)]^T \vec{r}_{ab}(t) \quad (3)$$

式中: $\vec{\alpha}_e, \vec{\alpha}_j$ 分别为接收机 a (或接收机 b) 到卫星 e 与卫星 j 的单位视距向量; \vec{r}_{ab} 为接收机 a 与接收机 b 间的距离向量。将式 (3) 代入式 (2) 可得:

$$\rho_{ab}^{ej}(t) = [\vec{\alpha}_e(t) - \vec{\alpha}_j(t)]^T \vec{r}_{ab}(t) + \zeta_{ab}^{ej}(t) \quad (4)$$

由于全球定位系统 (global positioning system, GPS) 的定位误差一般在数十米以内, 与导航卫星到地球表面的距离相比几乎可以忽略不计, 故站星间的单位视距向量可以使用较为粗糙的接收机位置与已知卫星星历获得^[35]。

多普勒频移是因卫星和接收机间相对运动造成的信号频率变化, 用来求取接收机的运动速度。本文 t 时刻接收机 a 对卫星 e 的多普勒频移双差 $\vartheta_{ab}^{ej}(t)$ 为:

$$\vartheta_{ab}^{ej}(t) = \frac{1}{\lambda} [\vec{\alpha}_e(t) - \vec{\alpha}_j(t)]^T \vec{v}_{ab}(t) + \gamma_{ab}^{ej}(t) \quad (5)$$

式中: λ 为 GPS L1 信号波长; \vec{v}_{ab} 为接收机 a 与接收机 b 间的相对速度向量; γ_{ab}^{ej} 为接收机 a 和接收机 b 对卫星 e 与卫星 j 间多普勒观测误差双差的残差。

1.2 UWB 观测量

UWB 以 $1/2$ 信号收发时间与传播速度之积为量测距离, 利用至少 3 个已知坐标的基准站通过后交会获取待定点的三维坐标。在车载协同导航中, 系统仅需使用 UWB 收发器获取两车的相对距离并进行通信。在正常情况下, 由于车辆行驶在同一条道路上且行驶轨迹较为规律, 本文假设 UWB 收发器之间没有障碍物。文献[7]使用 Djughash 等^[36] 提供的 MSS (multispectral solutions Inc) 脉冲超宽带真实数据推导二次多项式误差模型, 实验证明 UWB 测距误差的概率密度可假设为服从均值为零、方差为 0.3 m^2 的高斯分布, 并通过这些结论进行 UWB 量测数据的模拟。为控制变量, 更严密地对比分析所提算法的性能, 本文使用的 UWB 数据与文献[7]保持相同且此处 UWB 测距 \hat{R}_{ab} 满足式 (6)。

$$\hat{R}_{ab} = \sqrt{(x_a - x_b)^2 + (y_a - y_b)^2 + (s_a - s_b)^2} + s_{ab} \quad (6)$$

式中: x, y, s 为 a, b 两车三维位置; s_{ab} 为 UWB 在 a, b 两车间距离的观测噪声。

1.3 系统方程

协同导航系统状态方程为:

$$\mathbf{X}(t + \tau) = \mathbf{F}\mathbf{X}(t) + \mathbf{G}\mathbf{W}(t) \quad (7)$$

式中: τ 为观测周期; \mathbf{X} 为状态向量, 定义为 $\mathbf{X} =$

$$[\vec{r}_{ab}^T \quad \vec{v}_{ab}^T]^T; \mathbf{F}$$
 为状态转移矩阵, 定义为 $\mathbf{F} = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_3 & \tau \mathbf{I}_3 \\ \mathbf{0}_3 & \mathbf{I}_3 \end{bmatrix};$

\mathbf{G} 为过程噪声模型, 定义为 $\mathbf{G} = [0.5\tau^2 \mathbf{I}_3 \quad \tau \mathbf{I}_3]^T; \mathbf{W}$ 为三轴相对加速度噪声, 满足均值为 0, 标准差为 σ 的高斯分布。过程噪声的协方差矩阵定义为 $\mathbf{Q} = \sigma^2 \mathbf{G}\mathbf{G}^T$ 。

系统的量测方程如式 (8) 所示:

$$\mathbf{Z}(t) = h(\mathbf{X}(t)) + \boldsymbol{\zeta}(t) \quad (8)$$

式中: \mathbf{Z} 为量测, 包含伪距双差, 多普勒频移双差和车间相对距离 \hat{R}_{ab} ; h 为式 (4) ~ (6) 组成的非线性函数; $\boldsymbol{\zeta}$ 为观测向量的噪声值。若设公共可观测的 GPS 卫星数为 m , 则系统观测向量及其观测误差表示为 $\mathbf{Z} = [\rho_{ab}^{12} \cdots \rho_{ab}^{1m} \quad \vartheta_{ab}^{12} \cdots \vartheta_{ab}^{1m} \quad \hat{R}_{ab}]^T$ 和 $\boldsymbol{\zeta} = [\zeta_{ab}^{12} \cdots \zeta_{ab}^{1m} \quad \gamma_{ab}^{12} \cdots \gamma_{ab}^{1m} \quad s_{ab}]^T$; 量测噪声协方差矩阵表示为 $\boldsymbol{\Sigma}$ 。

2 鲁棒容积裂变粒子滤波

2.1 经典粒子滤波

粒子滤波通过带权值的粒子基于蒙特卡罗思想进行贝叶斯估计。在一阶马尔科夫过程的假设下, 算法逻辑分为两个阶段, 即状态预测与时间更新^[37]。在状态预测阶段算法通过系统的运动学模型对粒子状态进行预测。Liu 等^[38] 已经证明 $q(\mathbf{X}_k | \mathbf{X}_{0:k-1}, \mathbf{Z}_{1:k})$ 是对后验分布

$p(\mathbf{X}_k | \mathbf{Z}_{1:k})$ 的最优逼近。但在实际的算法执行中却因难以实现而往往使用一种次优逼近 $q(\mathbf{X}_k | \mathbf{Z}_k)$ (重要性密度函数) 随机抽取 \mathbf{X}_k^i 来产生新的粒子状态, 并通过时间更新得到的粒子权值 \tilde{w}_k^i 对每个状态进行评估, 如下:

$$p(\mathbf{X}_k | \mathbf{Z}_{1:k}) = q(\mathbf{X}_k | \mathbf{Z}_k) = \sum_{i=1}^N \tilde{w}_k^i \delta(\mathbf{X}_k - \mathbf{X}_k^i) \quad (9)$$

式中: N 为粒子数; $\delta(\cdot)$ 为狄拉克函数。粒子权值 \tilde{w}_k^i 的计算方法如下:

$$\tilde{w}_k^i = \tilde{w}_{k-1}^i \frac{p(\mathbf{Z}_k | \mathbf{X}_k^i) p(\mathbf{X}_k^i | \mathbf{X}_{k-1}^i)}{q(\mathbf{X}_k^i | \mathbf{X}_{k-1}^i, \mathbf{Z}_k)} \quad (10)$$

式中: $p(\mathbf{Z}_k | \mathbf{X}_k^i)$ 为似然函数; $p(\mathbf{X}_k^i | \mathbf{X}_{k-1}^i)$ 为状态转移概率; $q(\mathbf{X}_k^i | \mathbf{X}_{k-1}^i, \mathbf{Z}_k)$ 为重要性密度。为便于粒子状态的更新, 需要对权值进行归一化:

$$\tilde{w}_k^i = \tilde{w}_k^i / \sum_{i=1}^N \tilde{w}_k^i \quad (11)$$

考虑到粒子退化问题, 经典的粒子滤波中使用了重采样技术。首先需要对有效粒子数 N_{eff} 进行判断。当有效粒子数小于规定阈值 N_{th} 时, 算法执行重采样处理, 通过剔除小权值粒子避免资源浪费, 提高计算效率。 N_{eff} 计算如下:

$$N_{eff} = \frac{1}{\sum_{i=1}^N (\tilde{w}_k^i)^2} \quad (12)$$

相应的阈值 N_{th} 需根据工程经验进行设定, 一般选取为 $0.3 \sim 0.8N_{eff}$ 。若 N_{eff} 小于阈值则进行重采样; 否则直接得到状态的后验估计完成粒子滤波。

2.2 重要性密度函数设计

IDF 对粒子滤波的性能有着至关重要的影响, 然而大多数 IDF 对后验分布的近似基于 L2 范数估计, 即使引入观测信息来增加似然区域的粒子数也仅仅局限于高斯分布而忽视复杂多源系统概率分布的“不规律”。同时多数 IDF 的选择并未考虑到量测信息本身包含的噪声, Li 等^[39] 已经证明含有显著噪声的量测量会在被引入算法时产生更为消极的 PD, 对后验分布的模拟造成干扰。为进一步解释, 本文以 CKF 作为 IDF 为例进行说明。CKF 是基于高斯分布的 L2 范数估计, 虽然通过容积法则在生成 PD 阶段从系统非线性误差的角度补偿了一定误差, 但 L2 方差最小的思想会在计算过程中将误差进行平方, 放大由异常造成的精度损失, 因此远离样本群体的量测异常值对样本总体的残差平方和影响极为明显, 造成 CPF 的整体估计精度下降, 甚至发散。相对于 L2 估计, L1 估计的误差概率分布属于拉普拉斯分布, 这种分布具有更为显著的“厚尾”特性, 因此更适合对显著噪声的似然描述; 同时 L1 范数估计的误差增长速度呈现“线性”明显慢于 L2 范数误差的二次型增长, 这使得 L1 估计在

针对有色噪声和异常值时, 其抑制效果更好, 拥有更强的鲁棒性。

本文首先在处理非线性系统较为先进的 CKF 算法里基于 Huber 函数融合 L2 与 L1 估计, 在容积法则下结合高斯分布和拉普拉斯分布更好地逼近系统后验概率; 其次将 CKF 的量测更新转化为线性回归, 利用包含 L1 的 Huber 权函数对受干扰量测量进行降权, 从而对滤波新息进行截断平均以实现鲁棒化; 最后借由广义似然估计 (M 估计) 求解出状态量, 进一步提高 IDF 产生 PD 的准确性从而缓解粒子退化问题。

1) 容积点计算

CKF 通过容积点对概率密度函数进行加权近似。为实现函数传递, 算法首先需要根据 Cubature 准则生成等权重的容积点集 (ω_i, ξ_i) :

$$\begin{cases} \xi_i = \sqrt{\frac{2n}{2}} [\mathbf{I}]_i \\ \omega_i = \frac{1}{2n} \\ i = 1, 2, \dots, 2n \end{cases} \quad (13)$$

式中: ξ_i 为容积点; n 为系统维数; $[\mathbf{I}]_i$ 表示 n 维空间内的单位向量在每个轴上的投影坐标; ω_i 为容积点的权重。

2) 状态更新

与标准容积滤波的时间更新一样, RCFPF 通过容积点进行状态方程传递, 通过加权平均得到先验的状态量和状态预测协方差阵:

$$\mathbf{X}_{i,k-1|k-1} = \sqrt{\mathbf{P}_{k-1|k-1}} \xi_i + \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1} \quad (14)$$

$$\mathbf{X}_{i,k|k-1}^* = f(\mathbf{X}_{i,k-1|k-1}) \quad (15)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_k|k-1 = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^{2n} \mathbf{X}_{i,k|k-1}^* \quad (16)$$

$$\mathbf{P}_k|k-1 = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^{2n} \mathbf{X}_{i,k|k-1}^* \mathbf{X}_{i,k|k-1}^{*\top} - \hat{\mathbf{x}}_k|k-1 \hat{\mathbf{x}}_k|k-1^\top + \mathbf{Q}_{k-1} \quad (17)$$

式中: $\mathbf{X}_{i,k-1|k-1}$ 为状态容积点; $\hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}$ 和 $\mathbf{P}_{k-1|k-1}$ 分别代表 $k-1$ 时刻的后验状态估计和后验协方差矩阵; $\mathbf{X}_{i,k|k-1}^*$ 为 k 时刻各状态容积点的先验状态; f 为状态方程; $\hat{\mathbf{x}}_k|k-1$ 和 $\mathbf{P}_k|k-1$ 为 k 时刻各容积点加权平均后的先验状态和先验协方差矩阵。

3) 量测更新

利用时间更新得到的 $\hat{\mathbf{x}}_k|k-1$ 和 $\mathbf{P}_k|k-1$ 进行量测更新。首先计算新容积点 $\mathbf{X}_{i,k|k-1}$, 经过量测方程 h 生成量测容积点 $\mathbf{z}_{i,k|k-1}$, 并通过量测容积点估计量测值 $\hat{z}_k|k-1$; 其次获取量测预测均方误差阵 $\mathbf{P}_{zz,k|k-1}$ 、状态预测与量测预测间的协均方误差阵 $\mathbf{P}_{xz,k|k-1}$, 公式如下:

$$\mathbf{X}_{i,k|k-1} = \sqrt{\mathbf{P}_k|k-1} \xi_i + \hat{\mathbf{x}}_k|k-1 \quad (18)$$

$$\mathbf{z}_{i,k|k-1} = h(\mathbf{X}_{i,k|k-1}) \quad (19)$$

$$\hat{\mathbf{z}}_{k|k-1} = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^{2n} \mathbf{z}_{i,k|k-1} \quad (20)$$

$$\mathbf{P}_{\mathbf{z},k|k-1} = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^{2n} \mathbf{z}_{i,k|k-1} \mathbf{z}_{i,k|k-1}^T - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1} \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}^T + \boldsymbol{\Sigma}_k \quad (21)$$

$$\mathbf{P}_{\mathbf{x},k|k-1} = \sum_{i=1}^{2n} \omega_i \mathbf{X}_{i,k|k-1} \mathbf{z}_{i,k|k-1}^T - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}^T \quad (22)$$

4) M 估计求解线性回归

量测更新完成后需构建线性回归方程,将量测更新进一步转化为求解线性回归问题。

k 时刻状态预测量 $\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}$ 与状态真值 \mathbf{x}_k 间的关系可由预测误差 $\delta \mathbf{x}_k$ 表示为:

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} = \mathbf{x}_k - \delta \mathbf{x}_k \quad (23)$$

此时量测方程可近似为:

$$\mathbf{Z}_k \approx h(\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}) + \mathbf{H}_k(\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}) \quad (24)$$

式中: $\mathbf{H}_k = [(\mathbf{P}_{k|k-1})^{-1} \mathbf{P}_{xy}]^T$ 。

利用量测量与状态预测值结合观测方程构造线性回归:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{Z}_k - h(\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}) + \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} \\ \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{H}_k \\ \mathbf{I} \end{bmatrix} \mathbf{x}_k + \begin{bmatrix} \boldsymbol{\zeta}_k \\ -\delta \mathbf{x}_k \end{bmatrix} \quad (25)$$

令:

$$\mathbf{D}_k = \begin{bmatrix} \boldsymbol{\Sigma}_k & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{P}_{k|k-1} \end{bmatrix} \quad (26)$$

$$\mathbf{y}_k = \mathbf{D}_k^{-1/2} \begin{bmatrix} \mathbf{Z}_k - h(\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}) + \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} \\ \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} \end{bmatrix} \quad (27)$$

$$\mathbf{M}_k = \mathbf{D}_k^{-1/2} \begin{bmatrix} \mathbf{H}_k \\ \mathbf{I} \end{bmatrix} \quad (28)$$

$$\boldsymbol{\chi}_k = \mathbf{D}_k^{-1/2} \begin{bmatrix} \boldsymbol{\zeta}_k \\ -\delta \mathbf{x}_k \end{bmatrix} \quad (29)$$

利用上述矩阵简化式(25)则有:

$$\mathbf{y}_k = \mathbf{M}_k \mathbf{x}_k + \boldsymbol{\chi}_k \quad (30)$$

利用 Huber M 估计求解上述线性回归。其损失函数如下:

$$J(\mathbf{x}_k) = \sum_{i=1}^c \rho(u_i) \quad (31)$$

式中: c 为状态量与量测量的总维数; u_i 为残差向量 $\mathbf{u} = \mathbf{M}_k \mathbf{x}_k - \mathbf{y}_k$ 的第 i 个值。

函数 $\rho(u_i)$ 取 Huber 函数,表达为:

$$\rho(u_i) = \begin{cases} \frac{1}{2} u_i^2, & |u_i| \leq \gamma \\ \gamma |u_i| - \frac{1}{2} \gamma^2, & |u_i| > \gamma \end{cases} \quad (32)$$

式中: γ 为约束因子。 γ 趋近于 0 时, ρ 函数趋近于 L1 范数估计的拉普拉斯分布; γ 趋近于无穷大时, ρ 函数趋近于 L2 范数估计的高斯分布。M 估计要求损失函数最小,

等价于:

$$\sum_{i=1}^c \varphi(u_i) \frac{\partial u_i}{\partial \mathbf{x}} = 0 \quad (33)$$

式中:

$$\varphi(u_i) = \rho'(u_i) = \begin{cases} u_i, & |u_i| \leq \gamma \\ \gamma \operatorname{sgn}(u_i), & |u_i| > \gamma \end{cases} \quad (34)$$

定义 $\psi(u_i) = \varphi(u_i)/u_i$, 得到矩阵如下:

$$\psi(u_i) = \begin{cases} 1, & |u_i| \leq \gamma \\ \frac{\gamma}{|u_i|}, & |u_i| > \gamma \end{cases} \quad (35)$$

$$\boldsymbol{\Psi} = \operatorname{diag}[\psi(u_i)] \quad (36)$$

利用上述各矩阵将式(33)进行简化,得到:

$$\mathbf{M}_k^T \boldsymbol{\Psi} (\mathbf{M}_k \mathbf{x}_k - \mathbf{y}_k) = 0 \quad (37)$$

设 o 为迭代次数,采用迭代法求解式(37),可得 k 时刻的后验状态量 $\hat{\mathbf{x}}_k$:

$$\hat{\mathbf{x}}_k^{(o+1)} = (\mathbf{M}_k^T \boldsymbol{\Psi}^o \mathbf{M}_k)^{-1} \mathbf{M}_k^T \boldsymbol{\Psi}^o \mathbf{y}_k \quad (38)$$

其相应的后验误差协方差矩阵 $\mathbf{P}_{k|k}$ 如下:

$$\mathbf{P}_{k|k} = (\mathbf{M}_k^T \boldsymbol{\Psi} \mathbf{M}_k)^{-1} \quad (39)$$

2.3 权值重构

重采样是为了避免粒子退化造成的计算资源浪费而采用的一种剔除低权值粒子的手段,同时通过选择并复制高权值粒子,重采样能在保持粒子总数不变的情况下维持粒子群的置信水平。然而这将破坏粒子的多样性。在几次迭代后算法将仅由初始粒子群中很少的一部分高权值粒子对后验分布进行近似,最极端的情况为后代粒子均为初代某一“最可靠”粒子的子代,即样本枯竭。避免样本枯竭最简单的方法是增加粒子数,但这种方法的效率不高且将大大增加计算负荷。

为进一步缓解样本枯竭同时最大限度地减小所增加的计算负荷,裂变技术在重采样前被采用以对粒子进行衍生^[40]。算法首先在有效粒子数小于阈值时,将粒子群按照权值由小到大的顺序进行排列;其次进行裂变:以当前粒子作为父代,选取前 N_{th} 个高权值粒子,以其状态作为高斯分布的均值,从此分布中随机抽取状态粒子获得子代,并使用子代粒子依次替换父代中的低权值粒子,替换的粒子数正比于前 N_{th} 个粒子的权值;最后对新的粒子群权值进行归一化,以各个父代及其子代粒子为一组,将父代粒子权值进行平均分配完成粒子群的权值重构。与其他权值重构的方法相比,裂变方法计算简单,易于实施,可进一步缓解样本枯竭问题。

3 车载实验结果及分析

为验证 RCFPF 算法性能,对比分析其对协同导航相对位置感知的影响,实验采用的数据与文献[7]保持一

致且不做任何处理,即选取文献[7]的原始数据而不再进行任何预处理,其数据获取的具体方式如下:两车之间距离由基于 MSS1 的 UWB 来获得;同时为获得参考真值,在 a、b 两车上分别装备徠卡 GS10 接收机与集成 GNSS-INS 的 Novatel INS-LCI 系统,以二者基于载波相位差分(real time kinematic, RTK)的高精度位置估计作为真值来评估算法性能。而卫星接收机获得的 L1 伪距、多普勒频移及 UWB 的距离则用于执行所提出的算法。实验场景环境及设置如图 1 所示。



图 1 实验场景环境及设置

Fig. 1 Experimental scene environment and setting

实验使用的数据时间为 601 s,在此期间,两车通过 UWB 通信传递量测信息。GPS 的数据采样率为 1 Hz,并使用诺丁汉地理空间研究所参考站记录的 GPS 观测值进行差分全球定位系统(differential global position system, DGPS)校正。为保证数据采集期间在天空能拥有开阔视野,保证接收机能观测到尽可能多的卫星,采集地点选择在英国诺丁汉郡德比路和拉夫伯勒路之间的克里夫顿大道。实验分别基于现阶段协同导航工程使用的 EKF、CPF、STPF 和 RCFPF 进行数据融合估计并分析得出结论。

图 2 所示为数据采集时的可见卫星数。由图 2 可知,公共可见卫星数在数据采集的大部分时间内大于定位所需要的 4 颗。在少量小于 4 颗的时间内,实验将卡尔曼滤波中的新息设置为 0,并放大相应的观测协方差阵,增加测量的不信任度以保证状态估计正常更新。考虑到对于近似效率而言,使用大量粒子进行验证是没有意义的,为凸显 RCFPF 对后验分布近似的精确性,算法采用较少的粒子数,分别设定其为 40、50、60、70,并以 EKF 作为粒子近似精度的评判标准,给出算法在各粒子数下估计误差的均方根(root mean squared, RMS)如图 3 所示。从估计结果的精度上判断这些粒子是否准确地进行了后验概率的近似。

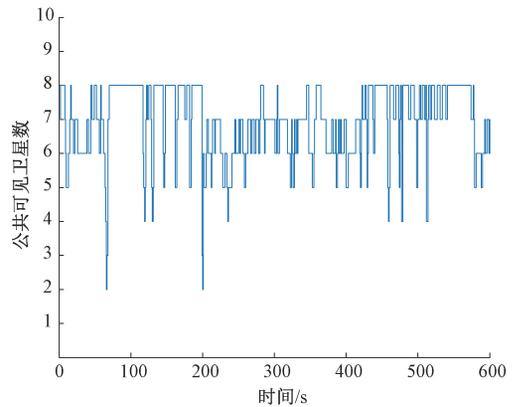


图 2 公共可见卫星数

Fig. 2 Number of common visible satellites

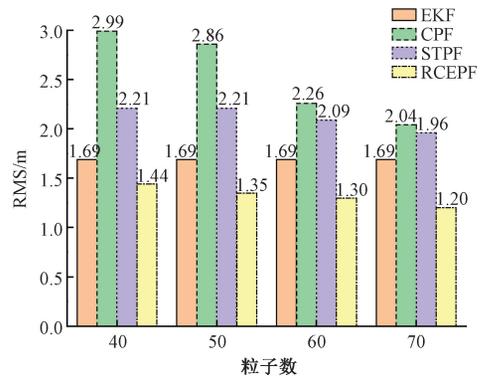


图 3 各粒子数下估计误差的 RMS

Fig. 3 RMS of estimation error under each particle number

由图 3 可知,随着粒子数的增加,各粒子滤波的精度缓慢提高。这是因为算法借由更多的粒子开始校正粒子权值,以增加计算负荷的代价逐渐使退化问题得到缓解进而提高了估计精度;而在这一过程中,RCFPF 的精度始终最好,故可以认为该算法对 PD 的近似效率更高,可进一步提高缓解粒子退化的效率。为进一步比较分析各算法的表现,本文以粒子数为 60 进行分析,图 4 所示为粒子数为 60 情况下 4 种滤波算法的三维距离估计误差。

由图 4 可知,CPF、STPF、EKF、RCFPF 的精度依次提高,RCFPF 在总体上的精度为最优。这是因为在粒子较少的情况下,由于 CPF 及 STPF 使用片面的 IDF,其产生的 PD 不能很好地对后验分布进行近似,这些片面的 IDF 在粒子数较少的条件中加深了粒子退化的程度进而导致了二者精度反不如 EKF;又因 STPF 兼有自适应功能可一定程度上迁移粒子到高似然区域故其精度略优于 CPF。而 RCFPF 由于融合高斯分布和拉普拉斯分布对系统概率密度进行更好地拟合,同时结合 L1 范数增加了似然区域的粒子数并抑制了观测噪声,所以可以在粒子较少的条件下更接近系统后验密度从而缓解粒子退化,

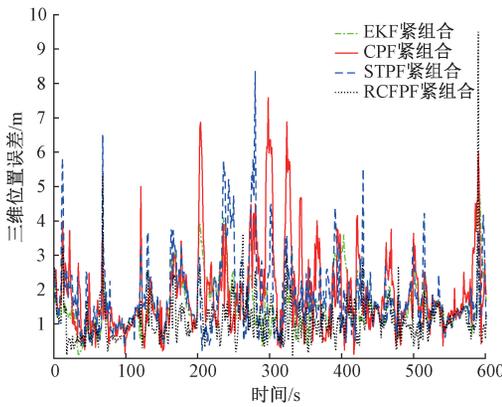


图4 三维距离误差

Fig. 4 Three-dimensional distance error

因此与另两种粒子滤波算法相比可以获得更精确的结果。4种滤波方案在估计过程中所有的误差累积分布函数(cumulative distribution function, CDF)如图5所示,可看出RCFPF算法明显优于EKF及剩余两种粒子滤波。

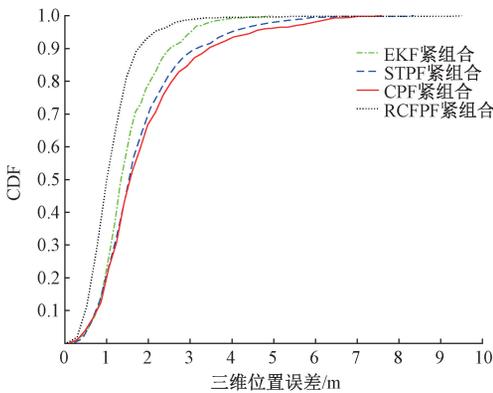


图5 RCFPF误差累积分布函数

Fig. 5 RCFPF Error cumulative distribution function

为比较4种数据融合滤波算法的性能,对RCFPF算法的准确性与鲁棒性进行验证。实验在RMS之外定义了代表相对位置估计偏差的准确度 e_a 及代表鲁棒性的精度 e_p ,公式如下:

$$e_a = \left| g^{-1} \sum_{i=1}^g [\vec{r}'(t) - \vec{r}(t)] \right| \quad (40)$$

$$e_p = \sqrt{\sum_{i=1}^3 Cov_{ii}} \quad (41)$$

式中: \vec{r}' 为算法估计得到的相对位置; \vec{r} 为使用RTK获取的参考相对位置; g 为总观测历元数; Cov_{ii} 为协方差阵 Cov 的第 i 个对角元素, $Cov = cov[\vec{r}'(t) - \vec{r}(t)]$ 。由于 e_p 可以表征估计的噪声误差^[6],所以用以评估算法鲁棒性。

4种算法各项量化标准如表1所示。

表1 实验结果量化指标

Table 1 Quantitative indicators of experimental results (m)

方法	RMS	准确度	精度
EKF	1.69	1.34	1.03
CPF	2.26	1.18	1.93
STPF	2.09	1.31	1.63
RCFPF	1.30	0.91	0.93

为进一步表征算法B相对于算法A的性能提高定义变量 μ 如下:

$$\mu = \left[1 - \frac{ErrorB}{ErrorA} \right] \times 100\% \quad (42)$$

结合 μ 对4种算法的RMS、 e_a 和 e_p 进行量化比较,得到RCFPF在3种标准上相对EKF、CPF和STPF提高的百分比。

由表2可知,RCFPF在算法的精度,准确度及鲁棒性方面相对于另外3种算法均有大幅提高,与理论上的预测一致。

表2 实验结果性能提高

Table 2 Experimental results and performance improvement (%)

方法	RMS	准确度	精度
RCFPF 相对于 EKF	23.04	32.31	9.38
RCFPF 相对于 CPF	42.62	23.34	51.83
RCFPF 相对于 STPF	37.74	30.66	42.79

为全面验证所提算法的性能,实验考虑了GPS拒止条件下的情况,分别从数据的前、中、后部分选取第90、220、560s,并人为屏蔽其后10s的GPS信号,在GPS信号中断时间内,各算法估计误差的平均RMS如图6所示。

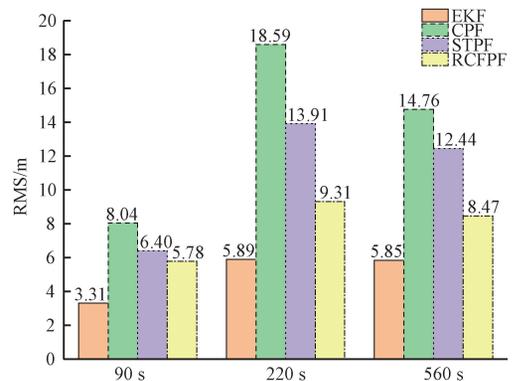


图6 卫星信号中断时的RMS

Fig. 6 RMS of the interrupted satellite signal

由图6可知,在GPS信号中断期间内,EKF的平均RMS,低于各种粒子滤波,这是由于在信号失锁时间内滤波新息极大,使得粒子权值变小加速了粒子退化,降低了粒子滤波的精度。而在3种粒子滤波中RCFPF的RMS最低,这是因为在GPS信号中断的情况下,该算法将粒子滤波新息变大的情况部分视为强噪声干扰,通过L1权函数在更新粒子过程中进行了一定程度的抑制,相较于另两种粒子滤波,其粒子退化问题得到一定的缓解。

实验结果证实了该算法可通过改进概率近似方法并抑制观测噪声来进一步优化PD,实现粒子退化的缓解,提高粒子滤波在多源协同导航中的估计性能,为车辆协同导航提供一种新的系统质量控制方法。

4 结 论

本文以协同导航为平台,针对多源数据融合提出鲁棒容裂变粒子滤波方法。通过高斯分布与拉普拉斯分布更灵活地拟合系统的后验概率密度,同时可在不额外增加计算负荷的条件下利用融合分布本身的理论优势抑制观测噪声对建议分布的干扰,所改进的重要性密度函数兼具L2与L1范数估计的先进性并且结合粒子裂变平滑权值,以缓解粒子退化与样本枯竭。多源协同导航车载实验表明,RCFPF相对于EKF在RMS、Accuracy及Precision上分别提高23.04%、32.31%和9.38%;相对于CPF在RMS、准确度及精度上分别提高42.62%、23.34%和51.83%,相对于STPF在RMS、准确度及精度上分别提高37.74%、30.66%和42.79%,达到理论上的优化效果,进一步提高粒子滤波精度与鲁棒性。实验结果证实所提算法的优越性,为多源协同导航方案提供一种新的系统状态估计策略,也为粒子滤波性能的进一步提高提供思路。

参考文献

- [1] TATCHIKOU R, BISWAS S, DION F. Cooperative vehicle collision avoidance using inter-vehicle packet forwarding [C]. IEEE Global Telecommunications Conference, 2006: 2762-2766.
- [2] 张辉, 庄文盛, 杨永强, 等. 车路协同系统中的车辆精确定位方法研究[J]. 公路交通科技, 2017, 34(5): 137-143.
ZHANG H, ZHUANG W SH, YANG Y Q, et al. Study on vehicle accurate position method in cooperative vehicle infrastructure system [J]. Journal of Highway and Transportation Research and Development, 2017, 34(5): 137-143.
- [3] XU B, SHEN LF, YAN F. Vehicular node positioning based on Doppler-shifted frequency measurement on highway[J]. Journal of Electronics (China), 2009, 26(2): 265-269.
- [4] ALAM N, TABATABAEI B A, DEMPSTER A G. A DSRC Doppler-based cooperative positioning enhancement for vehicular networks with GPS availability[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2011, 60(9): 4462-4470.
- [5] ALAM N, TABATABAEI B A, DEMPSTER A G. Relative positioning enhancement in VANETs: A tight integration approach [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2013, 14(1): 47-55.
- [6] ALAM N, KEALY A, DEMPSTER A G. An INS-aided tight integration approach for relative positioning enhancement in VANETs [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2013, 14(4): 1992-1996.
- [7] SHEN F, CHEONG J W, DEMPSTER A G. An ultra-wide bandwidth-based range/GPS tight integration approach for relative positioning in vehicular ad hoc networks [J]. Measurement Science and Technology, 2015, 26(4): 1-12.
- [8] SHEN F, XU GH. An enhanced UWB-based range/GPS cooperative positioning approach using adaptive variational Bayesian cubature Kalman filtering [J]. Mathematical Problems in Engineering, 2015, 2015: 1-8.
- [9] YU J, TANG Y L, CHEN X C, et al. Choice mechanism of proposal distribution in particle filter [C]. World Congress on Intelligent Control and Automation, 2010: 1051-1056.
- [10] PAK J M, AHN C K, SHMALIY Y S, et al. Accurate and reliable human localization using composite particle/FIR filtering[J]. IEEE Transactions on Human-Machine Systems, 2017, 47(3): 332-342.
- [11] GORDON N J, SALMOND D J, SMITH A F M. Novel approach to nonlinear non-gaussian bayesian state estimation [J]. IEEE Proceedings-F Radar and Signal Processing, 1993, 140(2): 107-113.
- [12] MI X, XU C, SHU LJ. Object tracking method based on

- mean-shift and particle filter [C]. International Conference on Computer Sciences and Automation Engineering, 2015: 362-366.
- [13] MCGINNITY S, IRWIN G W. Multiple model bootstrap filter for maneuvering target tracking [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2000, 36(3): 1006-1012.
- [14] KESHAVARZ-MOHAMMADIYAN A, KHALOOZADEH H. Adaptive IMMPPF for bearing-only maneuvering target tracking in wireless sensor networks [C]. International Conference on Control, Instrumentation, and Automation, 2016: 6-11.
- [15] 周治平, 周明珠, 李文慧. 基于混合粒子滤波和稀疏表示的目标跟踪算法 [J]. 模式识别与人工智能, 2016, 29(1): 22-30.
- ZHOU ZH P, ZHOU M ZH, LI W H. Object tracking algorithm based on hybrid particle filter and sparse representation [J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2016, 29(1): 22-30.
- [16] LIU J, LI X C. Adaptive sparse mixture particle filter [C]. International Conference on Information Fusion, 2017: 17-24.
- [17] 陈丹琪, 金国栋, 谭力宁, 等. 一种基于 KL-AEPF 的无人机侦察移动目标定位算法 [J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(9): 227-236.
- CHEN D Q, JIN G D, TAN L N, et al. A KL-AEPF-based UAV reconnaissance moving target localization algorithm [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(9): 227-236.
- [18] 白中浩, 朱磊, 李智强. 基于多模型融合和重新检测的高精度鲁棒目标跟踪 [J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(9): 132-141.
- BAI ZH H, ZHU L, LI ZH Q. High-accuracy and robust object tracking based on multi-model fusion and re-detection [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(9): 132-141.
- [19] GUSTAFSSON F. Particle filter theory and practice with positioning applications [J]. IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine, 2010, 25(7): 53-81.
- [20] WANG X D, LI T C, SUN S D, et al. A survey of recent advances in particle filters and remaining challenges for multitarget tracking [J]. Sensors (Basel), 2017, 17(12): 2707-2727.
- [21] KANG S, YU M J. Ant-mutated immune particle filter design for terrain referenced navigation with interferometric radar altimeter [J]. Remote Sensing, 2021, 13(11): 2189-2212.
- [22] KONG A, LIU J S, WONG W H. Sequential imputations and bayesian missing data problems [J]. Journal of the American Statistical Association, 1994, 89 (425): 278-288.
- [23] DOUCET A, GODSILL S, ANDRIEU C. On sequential Monte Carlo sampling methods for Bayesian filtering [J]. Statistics and Computing, 2000, 10(3): 197-208.
- [24] 笱孟恩, 周航, 韩丹, 等. 粒子滤波目标跟踪算法综述 [J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(5): 8-17, 59.
- ZAN M EN, ZHOU H, HAN D, et al. Survey of particle filter target tracking algorithms [J]. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(5): 8-17, 59.
- [25] ISARD M, BLAKE A. Condensation-conditional density propagation for visual tracking [J]. International Journal of Computer Vision, 1998, 29(1): 5-28.
- [26] 李天成, 范红旗, 孙树栋. 粒子滤波理论、方法及其在多目标跟踪中的应用 [J]. 自动化学报, 2015, 41(12): 1981-2002.
- LI T CH, FAN H Q, SUN SH D. Particle filtering: Theory, approach, and application for multitarget tracking [J]. Acta Automatica Sinica, 2015, 41(12): 1981-2002.
- [27] 杜正聪, 唐斌, 李可. 混合退火粒子滤波器 [J]. 物理学报, 2006, 55(3): 999-1004.
- DU ZH C, TANG B, LI K. The hybrid annealed particle filter [J]. Acta Physica Sinica, 2006, 55 (3): 999-1004.
- [28] 陈西宏, 谢泽东, 刘晓鹏, 等. 混合退火粒子滤波在 MIMO-OFDM 信道估计中的应用 [J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2016, 17(2): 47-52.
- CHEN X H, XIE Z D, LIU X P, et al. Research on application of hybrid annealed particle filter algorithm in MIMO-OFDM channel estimation [J]. Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition), 2016, 17(2), 47-52.
- [29] AGGARWAL P, GU D, NASSAR S, et al. Extended particle filter (EPF) for INS/GPS land vehicle navigation applications [C]. International Technical Meeting of the Satellite Division of The Institute of Navigation, 2007: 2619-2626.
- [30] ZHOU J, YANG Y, ZHANG J, et al. Applying

- quaternion-based unscented particle filter on INS/GPS with field experiments [C]. International Technical Meeting of The Satellite Division of the Institute of Navigation, 2011: 3842-3855.
- [31] 孙枫, 唐李军. Cubature 粒子滤波[J]. 系统工程与电子技术, 2011, 33(11): 2554-2557.
SUN F, TANG L J. Cubature particle filter[J]. Systems Engineering and Electronics, 2011, 33(11): 2554-2557.
- [32] 胡昌华, 张琪, 乔玉坤. 强跟踪粒子滤波算法及其在故障预报中的应用[J]. 自动化学报, 2008, 34(12): 1522-1528.
HU CH H, ZHANG Q, QIAO Y K. A strong tracking particle filter with application to fault prediction [J]. Acta Automatica Sinica, 2008, 34(12), 1522-1528.
- [33] 张勇刚, 程然, 黄玉龙, 等. 截断的自适应容积粒子滤波器[J]. 系统工程与电子技术, 2016, 38(2): 382-391.
ZHANG Y G, CHENG R, HUANG Y L, et al. Truncated adaptive cubature particle filter [J]. Systems Engineering and Electronics, 2016, 38(2), 382-391.
- [34] HAVANGI R. Target tracking based on improved unscented particle filter with Markov chain Monte Carlo[J]. IETE Journal of Research, 2017, 64(6): 873-885.
- [35] TEASLEY S P, HOOVER W M, JOHNSON C R. Differential GPS navigation [J]. IEEE PLANS 80 Position Location and Navigation Symposium, 1980: 9-16.
- [36] DJUGASH J, SINGH S. A robust method of localization and mapping using only range [C]. International Symposium on Experimental Robotics, 2009: 341-351.
- [37] ZHOU N, LAU L, BAI R, et al. A genetic optimization resampling based particle filtering algorithm for indoor target tracking [J]. Remote Sensing, 2021, 13(1): 132-154.
- [38] LIU J S, CHEN R. Blind deconvolution via sequential imputations [J]. Journal of the American Statistical Association, 1995, 90(430): 567-576.
- [39] LI T, CORCHADO J M, BAJO J, et al. Effectiveness of Bayesian filters: An information fusion perspective [J]. Information Sciences, 2016, 329: 670-689.
- [40] 程水英, 张剑云. 裂变自举粒子滤波[J]. 电子学报, 2008, 36(3): 500-504.
CHENG SH Y, ZHANG J Y. Fission bootstrap particle filtering [J]. Acta Electronica Sinica, 2008, 36(3): 500-504.

作者简介



孙伟, 2007年于哈尔滨工程大学获得学士学位, 2011年于哈尔滨工程大学获得博士学位, 现为辽宁工程技术大学教授、博士生导师, 国际教育学院院长兼国际交流合作处处长。主要研究方向为惯性及多源信息融合导航技术研究。

E-mail: sunwei-3775235@163.com

Sun Wei, received his B. Sc. degree from Harbin Engineering University in 2007 and Ph. D. degree from Harbin Engineering University in 2011. He is currently the dean of the School of International Education and director of the International Exchange and Cooperation Department, professor and Ph. D. supervisor at Liaoning Technical University. His main research interests include inertial and multi-source information fusion navigation technology research.



刘经洲(通信作者), 现为辽宁工程技术大学硕士研究生。从事组合导航的多源信息融合及其质量控制的研究。

E-mail: ljz19970304@163.com

Liu Jingzhou (Corresponding author), is currently a M. Sc. candidate at Liaoning Technical University. His main research interests include multi-source information fusion and quality control of integrated navigation.