

文章编号: 2095-4980(2021)06-1097-06

## 容积信息粒子多传感器融合算法

王 成<sup>1</sup>, 李 敏<sup>2</sup>

(1.湖南财经工业职业技术学院 电子信息系, 湖南 衡阳 421002; 2.南华大学 计算机学院, 湖南 衡阳 421001)

**摘 要:** 为提高多传感器融合的精确度, 提出一种容积信息粒子多传感器融合算法。算法将容积信息滤波(CIF)和粒子滤波(PF)结合在一起, 采用 CIF 传递 PF 的粒子, 通过引入信息贡献向量和信息贡献矩阵, 将多个传感器的量测信息更新到 PF 的粒子中, 提高粒子与真实状态后验概率分布的逼近程度, 改进多传感器融合精确度。同时将 CIF 估计值作为粒子, 消除随机扰动对融合的影响, 提高粒子有效度, 进一步提高融合精确度。仿真与实验表明, 算法能够有效处理集中式多传感器融合问题, 具有较高的滤波精确度。

**关键词:** 信息滤波; 多传感器; 粒子滤波; 容积卡尔曼滤波

**中图分类号:** TN713; TP95

**文献标志码:** A

**doi:** 10.11805/TKYDA2020182

## Cubature information particle multi-sensors fusion algorithm

WANG Cheng<sup>1</sup>, LI Min<sup>2</sup>

(1.Department of Electronic Information, Hunan Vocational College of Finance and Industry, Hengyang Hunan 421002, China;  
2.School of Computer Science, University of South China, Hengyang Hunan 421001, China)

**Abstract:** A cubature information particle multi-sensors fusion algorithm is proposed to improve the precision of multi-sensors fusion. The algorithm combines Cubature Information Filter(CIF) with Particle Filter(PF), and adopts CIF to propagate particles of PF. The measurement information of multiple sensors is updated into particles of PF by introducing information contribution vector and information contribution matrix, to increase the approximation degree of particles to really posterior probability distribution, and to improve the precision of multi-sensors fusion. Meanwhile, the algorithm takes the state estimation of CIF as current particles, to eliminate the influence of random disturbance on multi-sensors fusion, and the precision of multi-sensors fusion is further improved. Simulation and experiment results show that, the algorithm can deal with the centralized multi-sensors fusion problem, and the filtering precision is high.

**Keywords:** information filter; multi-sensors; particle filter; cubature Kalman filter

粒子滤波(Particle Filter, PF)是一种可以处理任何形式模型状态估计问题的方法。PF 基于顺序重要性采样(Sequential Importance Sampling, SIS), 采用一组粒子集合来近似概率密度函数, 在非线性、非高斯系统以及多模态处理上具有优势, 使得 PF 得到广泛应用和研究<sup>[1-5]</sup>。PF 计算量大, 占用时间长的问题, 随着计算机硬件发展也得到较好改进, 为 PF 在更多领域的应用奠定了基础。经典 PF 算法是对单传感器量测数据进行滤波, 无法处理多传感器量测数据。为使 PF 能够在多传感器信息融合领域得到较好应用, 研究人员进行了大量研究<sup>[6-9]</sup>。文献[6]采用 Rao-Blackwellised PF 对每个传感器的量测进行滤波, 然后分别采用量测精确度和滤波误差协方差加权融合方法对集中式和分布式多传感器的结果进行融合以获取多传感器信息融合结果。文献[7]在各传感器利用 PF 处理量测数据的基础上, 运用 DSMT 作为融合工具得到最终融合结果。文献[8]将 PF 作为局部滤波器, 在融合估计协方差矩阵的迹最小意义下求解每个传感器量测的权重, 最终对每个 PF 的滤波值加权求和获取最终估计结果。文献[9]将多传感器数据发送到相应 PF 模块, 然后在智能 PF 模块中构造完成似然函数, 得到最终最优估计值。上述方法实现了 PF 在多传感器信息融合领域的应用, 但将每个传感器量测数据采用 PF 处理, 必将较大程度增加滤波的计算量, 对 PF 在多传感器信息融合领域的应用带来制约。

收稿日期: 2020-04-29; 修回日期: 2020-05-26

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(31860173)

对于 PF 算法, 重要密度函数(Importance Density Function, IDF)的设计是影响其精确度的一个重要因素。为提高经典 PF 算法滤波精确度, 文献[10-13]分别提出扩展粒子滤波(Extended Particle Filter, EPF)、不敏粒子滤波(Unscented Particle Filter, UPF)、容积粒子滤波(Cubature Particle Filter, CPF)设计 IDF, 使得 PF 包含当前时刻量测信息, 具有更高滤波精确度。此外, 信息滤波框架下的扩展信息滤波(Extended Information Filter, EIF)、不敏信息滤波(Unscented Information Filter, UIF)、容积信息滤波(Cubature Information Filter, CIF)<sup>[14-15]</sup>通过引入信息贡献向量和信息贡献矩阵的方法完成多传感器信息融合, 具有初始化简单、计算量小的优点。基于 EPF、UPF 和 CPF 的思路, 采用具备良好融合效果的 CIF 设计 PF 的 IDF, 不仅能够改进 PF 滤波精确度, 同时在一个 PF 滤波框架下完成多传感器信息融合, 克服文献[6-9]中将 PF 扩展到多传感器信息融合领域中计算量大的问题。为减少 PF 处理多传感器融合问题的计算量, 提出一种容积信息粒子多传感器融合算法, 算法在单一 PF 框架下, 采用 CIF 对 PF 的粒子进行更新, 在实现集中式多传感器信息融合同时减少计算量, 另外, 将 CIF 的估计值作为当前粒子, 改进采样过程, 进一步提高融合精确度。仿真结果验证了算法的有效性。

## 1 容积信息滤波

考虑如下离散非线性动态系统:

$$\begin{cases} \mathbf{X}_k = f(\mathbf{X}_{k-1}) + \mathbf{w}_{k-1} \\ \mathbf{Z}_k = h(\mathbf{X}_k) + \mathbf{v}_k \end{cases} \quad (1)$$

式中:  $f(\bullet)$  为状态转移函数;  $\mathbf{X}_k$  为状态向量;  $h(\bullet)$  为量测函数;  $\mathbf{Z}_k$  为量测向量; 系统噪声  $\mathbf{w}_{k-1}$  和量测噪声  $\mathbf{v}_k$  相互独立, 且分别满足均值为 0, 方差为  $\mathbf{Q}_{k-1}$  和  $\mathbf{R}_k$  的正态分布, 即  $\mathbf{w}_{k-1} \sim (0, \mathbf{Q}_{k-1})$  和  $\mathbf{v}_k \sim (0, \mathbf{R}_k)$ 。

CIF 是在信息滤波框架下, 基于球面径向规则对信息状态向量和信息矩阵进行估计, 通过引入信息状态向量和信息矩阵实现多传感器信息融合, 主要包括状态更新和量测更新两个过程, 具体过程详见文献[14-15]。

## 2 容积信息粒子多传感器算法

容积信息粒子多传感器融合算法的基本思想是采用 CIF 对 PF 的粒子进行传播, PF 的粒子包含了当前量测信息, 更加符合真实状态后验概率分布, 兼顾 CIF 能够处理集中式多传感器融合的能力, 同时在单一 PF 框架下完成信息融合解决计算量大的问题; 另外, 考虑基于状态估计值和协方差采样的方法会引入随机扰动, 将估计值直接作为当前粒子, 提高粒子的有效性。通过以上改进, 扩展 PF 在集中式多传感器领域的应用, 同时提高对集中式多传感器系统的估计精确度, 减少算法计算量。容积信息粒子多传感器融合算法可表达如下:

1) 初始化。根据初始状态  $\mathbf{x}_0$  和初始信息矩阵  $\mathbf{Y}_0$  对粒子进行初始化:

$$\{\mathbf{x}_0^l\}_{l=1}^N \sim N(\mathbf{x}_0, (\mathbf{Y}_0)^{-1}) \quad (2)$$

各个粒子的初始权重  $\omega_0^l = 1/N$ , 初始信息矩阵  $\{\mathbf{Y}_0^l\}_{l=1}^N$  取为  $\mathbf{Y}_0$ , 且有:

$$\mathbf{P}_0 = (\mathbf{Y}_0)^{-1} \quad (3)$$

2) 对于整个采样时间  $T$ , 如果采样时刻  $k < T$ , 执行步骤 3) 到步骤 6), 否则执行步骤 7)。

3) 采用文献[14-15]中 CIF 对所有  $N$  个粒子在  $m$  个传感器量测信息下进行滤波, 得到状态估计值  $\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k+1}^l$  和信息矩阵  $\bar{\mathbf{Y}}_{k+1|k+1}^l$ 。

4) 以 CIF 估计值作为当前粒子。将 CIF 的估计值作为当前粒子  $\mathbf{x}_{k+1}^{l*}$ , 有:

$$\{\mathbf{x}_{k+1}^{l*}\}_{l=1}^N = \{\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k+1}^l\}_{l=1}^N \quad (4)$$

对各粒子权重  $\omega_{k+1}^{l*}$  进行计算:

$$\omega_{k+1}^{l*} = \sum_{j=1}^m \omega_k^l \frac{p(\mathbf{z}_{k+1}^j | \mathbf{x}_{k+1}^l) p(\mathbf{x}_{k+1}^l | \mathbf{x}_k^l)}{q(\mathbf{x}_{k+1}^l | \mathbf{x}_k^l, \mathbf{z}_{1:k+1}^j)} \quad (5)$$

$$p(\mathbf{z}_{k+1}^j | \mathbf{x}_{k+1}^l) = \exp\{(\mathbf{z}_{k+1}^j - \hat{\mathbf{z}}_{k+1|k}^{l,j})(\mathbf{R}_{k+1}^j)^{-1}(\mathbf{z}_{k+1}^j - \hat{\mathbf{z}}_{k+1|k}^{l,j})^T\} \quad (6)$$

式中  $\hat{\mathbf{z}}_{k+1|k}^{l,j}$  为第  $l$  个粒子在第  $j$  个量测系统下采用 CIF 滤波得到的量测的预测值。  $p(\mathbf{x}_{k+1}^l | \mathbf{x}_k^l)$  的计算可表达为:

$$p(\mathbf{x}_{k+1}^l | \mathbf{x}_k^l) = \exp\{(\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k+1}^l - \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k}^l)(\mathbf{Q}_k)^{-1}(\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k+1}^l - \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k}^l)^T\} \quad (7)$$

式中  $\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k}^l$  为采用 CIF 对第  $l$  个粒子的状态一步预测值。

$q(\mathbf{x}_{k+1}^l | \mathbf{x}_k^l, \mathbf{z}_{1:k+1}^l)$  的计算为:

$$q(\mathbf{x}_{k+1}^l | \mathbf{x}_k^l, \mathbf{z}_{1:k+1}^l) = \frac{\exp\left\{0.5(\mathbf{x}_{k+1}^{l*} - \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k+1}^l)^T \bar{\mathbf{Y}}_{k+1|k+1}^l (\mathbf{x}_{k+1}^{l*} - \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k+1}^l)\right\}}{\sqrt{\det\{(\bar{\mathbf{Y}}_{k+1|k+1}^l)^{-1}\}}} \quad (8)$$

文献[11]认为 UPF 对粒子更新后,以每个粒子的状态和协方差进行采样,会加入随机扰动,影响粒子的有效性。提出一种改进 UPF 方法,以估计值直接作为当前粒子,提高 UPF 滤波精确度同时,减少了算法计算量。采用估计值作为当前粒子,有  $\mathbf{x}_{k+1}^{l*} = \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k+1}^l$ , 公式(8)可以化简为:

$$q(\mathbf{x}_{k+1}^l | \mathbf{x}_k^l, \mathbf{z}_{1:k+1}^l) = 1/\sqrt{\det\{(\bar{\mathbf{Y}}_{k+1|k+1}^l)^{-1}\}} \quad (9)$$

在计算出每个粒子权重后,计算归一化权值  $\omega_{k+1}^l$ :

$$\omega_{k+1}^{l**} = \omega_{k+1}^{l*} / \sum_{l=1}^N \omega_{k+1}^{l*} \quad (10)$$

5) 计算当前时刻估计值。输出状态估计  $\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k+1}$ :

$$\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k+1} = \sum_{l=1}^N \omega_{k+1}^{l**} \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k+1}^l \quad (11)$$

6) 重采样。

重采样主要是为了消除权值小的粒子,复制权值大的粒子,复制过程中相应的信息矩阵一同复制,重采样方法详见文献[16]和文献[17]。

7) 算法结束。

算法流程图如图 1 所示。

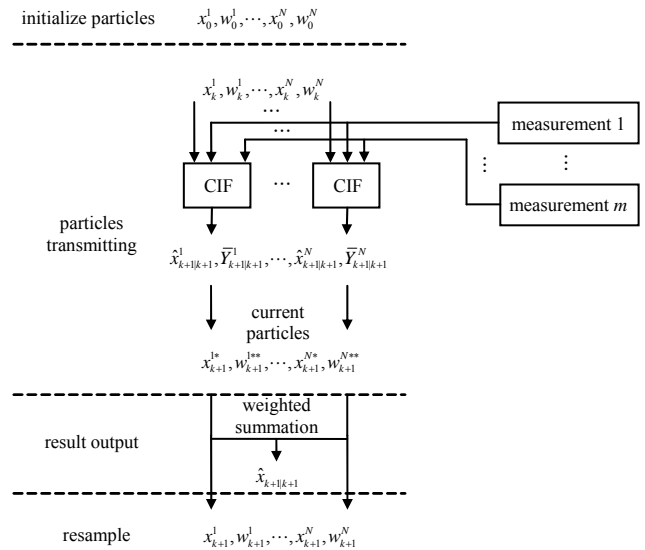


Fig.1 Flow of algorithm  
图 1 算法流程图

### 3 仿真和实验分析

#### 3.1 仿真结果与分析

为验证提出的容积信息粒子多传感器融合算法,以再入弹道目标跟踪问题为例进行比较说明。设目标状态向量为  $[x_1, x_2, x_3, x_4, x_5]^T$ , 其中,  $x_1, x_2$  为目标位置,  $x_3, x_4$  为目标速度,  $x_5$  为再入目标弹道系数  $\beta$  的指数化模型中的目标空气动力特性参数,其变化率用零均值高斯白噪声表示。 $x_5$  与再入目标弹道系数  $\beta$  关系为:

$$\beta = \beta_0 \exp\left\{x_5 + \frac{E - E_k}{H}\right\} \quad (12)$$

式中:  $\beta_0 = 0.59783, H = 13.406 \text{ km}, E = 6374 \text{ km}$ ,  $E_k$  为再入弹道目标与地心的距离,计算公式为:

$$E_k = \sqrt{x_{1,k}^2 + x_{2,k}^2} \quad (13)$$

再入弹道目标状态方程为:

$$\mathbf{x}_{k+1} = f(\mathbf{x}_k) + \mathbf{V}_k = \begin{bmatrix} x_{1,k} + x_{3,k} \\ x_{2,k} + x_{4,k} \\ (1 + D_k)x_{3,k} + G_k x_{1,k} \\ (1 + D_k)x_{4,k} + G_k x_{2,k} \\ x_{5,k} \end{bmatrix} + \mathbf{V}_k \quad (14)$$

$$D_k = -\beta_0 \exp\left\{x_{5,k} + \frac{E - E_k}{H}\right\} W_k \quad (15)$$

式中  $W_k$  为再入弹道目标速度:

$$W_k = \sqrt{x_{3,k}^2 + x_{4,k}^2} \quad (16)$$

$$G_k = -G/E_k^3 \quad (17)$$

式中  $G = 398600 \text{ km}^3 \cdot \text{s}^{-2}$  为地球重力常量。考虑采用两部雷达传感器对目标进行量测,假设已知雷达位置为  $[x_s, y_s]^T (s=1,2)$ , 雷达传感器的量测包含距离和方位角,量测方程为:

$$z_{k+1}^s = h^s(x_{k+1}) + L_{k+1}^s = \begin{bmatrix} \sqrt{(x_{1,k+1} - x_s)^2 + (x_{2,k+1} - y_s)^2} \\ \arctan\left(\frac{x_{2,k+1} - y_s}{x_{1,k+1} - x_s}\right) \end{bmatrix} + L_{k+1}^s \quad (18)$$

对仿真参数进行设置：蒙特卡洛仿真次数 50 次，仿真步数 50，采样间隔 1 s，各方法粒子个数 100。目标初始状态为：

$$[6\ 578.4\ \text{km}, 365.16\ \text{km}, -1.849\ 5\ \text{km} \cdot \text{s}^{-1}, -67\ 834\ \text{km} \cdot \text{s}^{-1}, 0.694\ \text{s}^{-1}]^T \quad (19)$$

初始的协方差为：

$$\text{diag}([3 \times 10^{-6}\ \text{km}^2, 2 \times 10^{-6}\ \text{km}^2, 1.5 \times 10^{-6}\ \text{km}^2 \cdot \text{s}^{-2}, 1.2 \times 10^{-6}\ \text{km}^2 \cdot \text{s}^{-2}, 1.1\ \text{s}^{-2}]) \quad (20)$$

过程噪声：

$$\text{diag}([3.1\ \text{km}^2, 2.2\ \text{km}^2, 1.4\ \text{km}^2 \cdot \text{s}^{-2}, 1.1\ \text{km}^2 \cdot \text{s}^{-2}, 10^{-6}\ \text{s}^{-2}]) \quad (21)$$

两部雷达分别位于(6 377 km, 0 km)和(6 450 km, 0 km)，量测协方差分别为：

$$\text{diag}([0.04\ \text{km}^2, 0.03\ \text{deg}^2]) \quad (22)$$

$$\text{diag}([0.06\ \text{km}^2, 0.0.2\ \text{deg}^2]) \quad (23)$$

为验证本文算法有效性，采用三种算法进行集中式多传感器融合，分别为：

方法 1：采用 PF 对各传感器数据进行滤波，并基于文献[6]中量测精确度加权融合方法对各 PF 滤波结果加权融合获取最终估计值。

方法 2：容积信息粒子多传感器融合算法，其中粒子更新后以每个粒子状态和协方差进行采样。

方法 3：容积信息粒子多传感器融合算法，其中粒子更新后以估计值直接作为当前粒子。

对三种方法的目标位置、速度和空气动力特性参数的均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)进行比较，如图 2~图 4 所示。

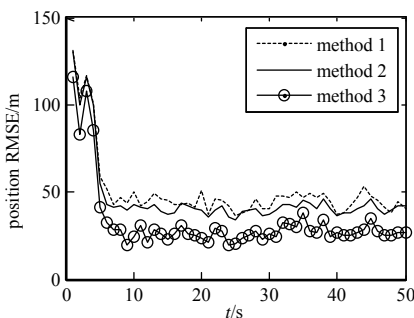


Fig.2 Comparison of position RMSE  
图 2 位置 RMSE 对比

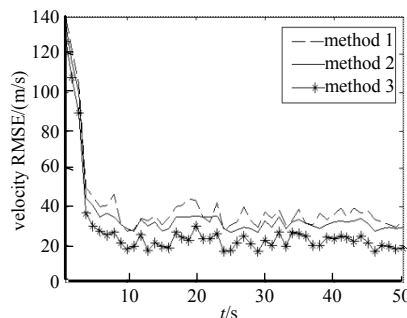


Fig.3 Comparison of velocity RMSE  
图 3 速度 RMSE 对比

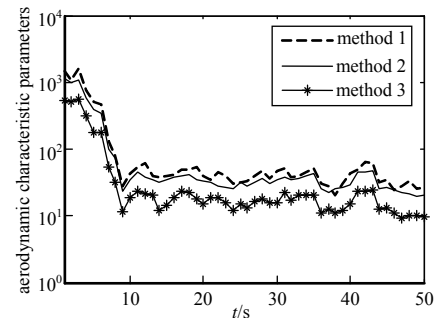


Fig.4 Comparison of aerodynamic parameters  
图 4 空气动力特性参数 RMSE 对比

从图 2 到图 4 的跟踪结果可以看出，三种方法都能够实现集中式多传感器信息融合，且在滤波初期都存在一定波动，很快趋于平稳。方法 2 跟踪精确度稍优于方法 1，方法 3 的跟踪精确度最高。这是由于采用 CIF 对粒子更新，使粒子包含最新量测信息，更加逼近目标真实状态后验概率分布，同时获得了 CIF 对集中式多传感器信息融合的能力。方法 3 将粒子更新后估计值直接作为当前粒子，消除随机扰动，进一步提高滤波精确度。对各方法滤波耗时(50 时刻 50 次蒙特卡洛的耗时)进行统计，如表 1 所示。

从表 1 可以看出，方法 1 耗时最高，方法 2 次之，方法 3 最低。这是由于方法 1 对两个传感器数据分别采用 PF 滤波再融合，而方法 2 和方法 3 在一个 PF 框架下进行滤波，同时，方法 3 直接将粒子更新后估计值作为当前粒子，省略重采样过程，进一步提高算法实时性。

表 1 各方法耗时对比

Table1 Comparison of consumed time for each method

item	method 1	method 2	method 3
consumed time/s	11.34	6.21	5.96

### 3.2 实验结果与分析

为验证本文算法的有效性，对空中四旋翼无人机进行多传感器融合跟踪，无人机自主飞行实验现场见图 5。无人机系统由 GPS 基准站、四旋翼无人机、无线电台地面端、无线路由器、遥控器等部分组成。飞行任务点 O,A,B,C,D,E 形成封闭的五边形飞行航迹，其坐标分别为(0,0,0),(35,0,10),(35,35,10),(0,60,15),(-35,35,10),(-35,0,10)。在各阶段按照直线飞行，两个跟踪器分别位于两个不同观测点。

采用 3.1 节中 3 种方法对无人机各阶段进行状态跟踪，各阶段状态方程为：

$$\mathbf{x}_{k+1} = f(\mathbf{x}_k) + \mathbf{V}_k = \begin{bmatrix} x_{1,k} + x_{4,k} \\ x_{2,k} + x_{5,k} \\ x_{3,k} + x_{6,k} \\ x_{4,k} \\ x_{5,k} \\ x_{6,k} \end{bmatrix} + \mathbf{V}_k \quad (24)$$

不同阶段初始状态分别为  $O, A, B, C, D, E$  的坐标值， $x_{4,k}, x_{5,k}, x_{6,k}$  分别取不同常值，如在  $AB$  阶段分别为  $0, 2.5, 0$ 。

初始的协方差为：

$$\text{diag}([0.01 \text{ m}^2, 0.012 \text{ m}^2, 0.015 \text{ m}^2, 0.015 \text{ m}^2 \cdot \text{s}^{-2}, 0.012 \text{ m}^2 \cdot \text{s}^{-2}, 0.013 \text{ m}^2 \cdot \text{s}^{-2}]) \quad (25)$$

过程噪声： $\text{diag}([0.5 \text{ m}^2, 0.8 \text{ m}^2, 0.7 \text{ m}^2, 0.4 \text{ m}^2 \cdot \text{s}^{-2}, 0.3 \text{ m}^2 \cdot \text{s}^{-2}, 0.35 \text{ m}^2 \cdot \text{s}^{-2}])$

量测方程为公式(18)的三维形式，量测协方差分别为：

$$\text{diag}([0.8 \text{ m}^2, 0.03 \text{ deg}^2, 0.03 \text{ deg}^2]) \quad (26)$$

$$\text{diag}([1 \text{ m}^2, 0.02 \text{ deg}^2, 0.02 \text{ deg}^2]) \quad (27)$$

粒子数量为 100，在各飞行阶段，各方法跟踪的位置误差结果如表 2 所示。

表 2 各方法各阶段跟踪位置误差对比

method	position error/m					
	OA	AB	BC	CD	DE	EO
method 1	0.45	0.47	0.46	0.44	0.45	0.46
method 2	0.42	0.43	0.43	0.39	0.40	0.42
method 3	0.37	0.35	0.36	0.32	0.33	0.35

从表 2 可以看出，3 种方法对四旋翼无人机融合跟踪中，方法 3 所得到的位置误差最小，方法 2 次之，方法 1 的位置误差最大，这与 3.1 节中分析的结果吻合。

综合仿真与实验的结果可以看出，本文所提算法不仅可有效处理集中式多传感器融合问题，采用 CIF 对粒子更新获取较好滤波精确度，在同一 PF 框架下的融合减少算法计算量，而且采用改进的重采样规则进一步提高融合精确度和实时性，所提算法是一种有效的集中式多传感器融合算法。

需要指出的是，本文提出的容积信息粒子多传感器融合算法在计算量上，虽然较传统采用多个 PF 进行多传感器融合有较大改进，但仍在 PF 框架下，其计算量约为  $N * O(18n^3)$ ，而 EKF 计算量约为  $O(4n^3)$ ，当  $N=100$  时，本文算法计算量约为 EKF 的 500 倍，在实际工程应用中，硬件处理速度允许的条件下，本文算法可提供更好的跟踪精确度。

#### 4 结论

本文基于容积信息滤波和粒子滤波框架，提出了一种容积信息粒子多传感器融合算法，扩展了 PF 在多传感器融合领域的应用，同时改进了粒子的有效性，提高了算法的融合精确度。仿真结果表明：本文算法不仅具有良好融合精确度，相比多个 PF 框架下并行滤波再融合的方式，实时性也得到较大改善，为集中式多传感器估计和融合提供了一种可行的解决方法。

#### 参考文献：

[1] MAHDI I, ULISSES M B. Particle filters for partially-observed Boolean dynamical systems[J]. Automatica, 2018, 87(1): 238–250.

[2] KOURITZIN M A. Residual and stratified branching particle filter[J]. Computational Statistics and Data Analysis, 2017, 111(7):145–165.

[3] MISHRA M, ODELIUS J, THADURI A, et al. Particle filter-based prognostic approach for railway track geometry[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 96(11):226–238.

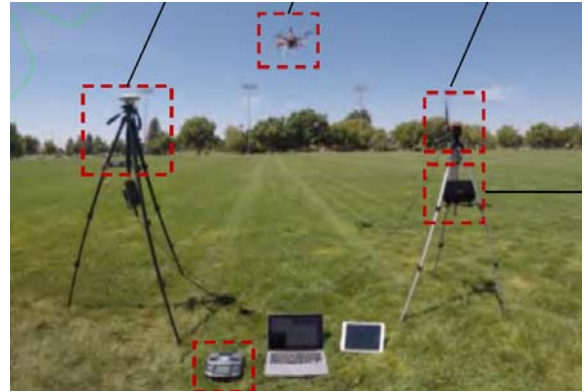


Fig.5 Field test of autonomous flight  
图 5 无人机自主飞行实验现场图

- [4] FREITAS A D,MIHAYLOVA L,GNING A,et al. Autonomous crowds tracking with box particle filtering and convolution particle filtering[J]. Automatica, 2016,69(7):380–394.
- [5] LEE S H,KANG J,LEE S. Enhanced particle-filtering framework for vessel segmentation and tracking[J]. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2017,148(9):99–112.
- [6] 胡振涛,刘先省,金勇. 多传感器量测自适应 Rao-Blackwellised 粒子滤波算法[J]. 系统工程与电子技术, 2012,34(2):292–297. (HU Zhentao,LIU Xianxing,JIN Yong. Multi-sensor observation of adaptive Rao-Blackwellised particle filtering algorithm[J]. Systems Engineering and Electronics, 2012,34(2):292–297.)
- [7] 夏建明,杨俊安,张琼. 基于 DSMT 与粒子滤波的多传感器融合[J]. 计算机工程, 2010,36(20):179–181,184. (XIA Jianming,YANG Junan,ZHANG Qiong. Multi-sensor fusion based on DSMT and particle filter[J]. Computer Engineering, 2010,36(20):179–181,184.)
- [8] 薛广月,付俊明,俞能杰,等. 基于改进粒子滤波的多传感器融合空间目标跟踪[J]. 海军航空工程学院学报, 2016,31(2):127–132. (XUE Guangyue,FU Junming,YU Nengjie,et al. Multi-sensor fusion for space targets tracking based on improved particle filter[J]. Journal of Naval Aeronautical and Astronautical University, 2016,31(2):127–132.)
- [9] 陈伟强,陈军,张闯,等. 基于智能粒子滤波的多传感器信息融合算法[J]. 计算机应用, 2016,36(12):3358–3362. (CHEN Weiqiang,CHEN Jun,ZHANG Chuang,et al. Multisensor information fusion algorithm based on intelligent particle filter[J]. Journal of Computer Applications, 2016,36(12):3358–3362.)
- [10] 王秋平,周原,康顺,等. 改进权值计算的 EPF 算法及在目标跟踪中的应用[J]. 电光与控制, 2011,18(4):10–12,25. (WANG Qiuping,ZHOU Yuan,KANG Shun,et al. An EPF algorithm with improved particle weight calculation and its application in tracking system[J]. Electronics Optics and Control, 2011,18(4):10–12,25.)
- [11] 单甘霖,周云锋. 一种改进的不敏粒子滤波算法[J]. 系统仿真学报, 2010,22(10):2287–2290. (SHAN Ganlin,ZHOU Yunfeng. Improved unscented particle filtering algorithm[J]. Journal of System Simulation, 2010,22(10):2287–2290.)
- [12] 蔡宗平,戴定成,牛创. 基于容积粒子滤波的交互式多模型算法[J]. 系统工程与电子技术, 2014,36(12):2366–2370. (CAI Zongping,DAI Dingcheng,NIU Chuang. Interacting multiple model algorithm with cubature particle filter[J]. Systems Engineering and Electronics, 2014,36(12):2366–2370.)
- [13] 刘丽丽,辛云宏,郭建中,等. 基于 UPF 的红外机动目标跟踪算法[J]. 陕西师范大学学报(自然科学版), 2010,38(6):36–40. (LIU Lili,XIN Yunhong,GUO Jianzhong,et al. Infrared maneuvering target tracking based on UPF[J]. Journal of Shanxi Normal University(Natural Science Edition), 2010,38(6):36–40.)
- [14] 李兆铭,杨文革,丁丹,等. 多雷达实时定轨的一致性分布式容积信息滤波算法[J]. 仪器仪表学报, 2016,37(8):1833–1842. (LI Zhaoming,YANG Wenge,DING Dan,et al. Consensus-based distributed cubature information filter algorithm for multi-radar real time orbit determination[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016,37(8):1833–1842.)
- [15] 刘俊,刘瑜,熊伟,等. 基于平方根容积信息滤波的弹道目标跟踪算法[J]. 中国电子科学研究院学报, 2015,10(5):527–532. (LIU Jun,LIU Yu,XIONG Wei,et al. Tracking ballistic targets based on square-root cubature information filter[J]. Journal of CAEIT, 2015,10(5):527–532.)
- [16] 李善姬,禹爱兰. 一种改进重采样的粒子滤波算法[J]. 电讯技术, 2011,51(9):35–38. (LI Shanji,YU Ailan. An improved resampling particle filtering algorithm[J]. Telecommunication Engineering, 2011,51(9):35–38.)
- [17] 王占刚,巴斌,王廷肖,等. 基于自适应重采样次数的协方差角度估计算法[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2017,15(3):425–431. (WANG Zhangang,BA Bin,WANG Tingxiao,et al. A covariance-based DOA algorithm based on adaptive resampling[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2017,15(3):425–431.)

#### 作者简介:

王 成(1983–), 男, 湖南省衡阳市人, 硕士, 讲师, 主要研究方向为软件工程、智能算法及应用.email: wfxwh20@163.com.

李 敏(1982–), 男, 湖南省衡阳市衡南县人, 博士研究生, 讲师, 主要研究方向为无线传感器网络、云计算.