

引用格式:吴孙勇,宁巧娇,蔡如华,等.基于PHD滤波的箱粒子划分多目标跟踪算法[J].电光与控制,2018,25(5):12-16. WU S Y, NING Q J, CAI R H, et al. A multi-target tracking algorithm based on box particle dividing PHD filter[J]. Electronics Optics & Control, 2018, 25(5):12-16.

基于PHD滤波的箱粒子划分多目标跟踪算法

吴孙勇^{1,2}, 宁巧娇¹, 蔡如华¹, 刘义强¹, 孙希延²

(1. 桂林电子科技大学数学与计算科学学院, 广西 桂林 541004;

2. 广西精密导航技术与应用重点实验室, 广西 桂林 541004)

摘要: 针对现有箱粒子概率假设密度(BOX-PHD)滤波存在箱粒子冗余问题,提出一种箱粒子划分的概率假设密度滤波多目标跟踪算法。该算法在目标状态估计的更新阶段之前,将预测得到的每一个箱粒子划分成多个箱粒子,从而得到等价的箱粒子集,然后对这些箱粒子集的权值利用区间量测进行更新,从而估计目标的状态及数目。该划分由于将箱粒子划分更小,能更好地利用区间量测信息,可以有效避免箱粒子因压缩不足而导致的估计有偏情况。仿真结果表明所提方法可以有效地提高目标的跟踪性能。

关键词: 多目标跟踪; 箱粒子; 区间分析; 概率假设密度滤波; 箱粒子划分

中图分类号: TN953 **文献标志码:** A **doi:**10.3969/j.issn.1671-637X.2018.05.003

A Multi-target Tracking Algorithm Based on Box Particle Dividing PHD Filter

WU Sun-yong^{1,2}, NING Qiao-jiao¹, CAI Ru-hua¹, LIU Yi-qiang¹, SUN Xi-yan²

(1. School of Mathematics and Computing Science, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China;

2. Guangxi Key Laboratory of Precision Navigation Technology and Application, Guilin 541004, China)

Abstract: To solve the problem of box particle redundancy in existing Box Particle Probability Hypothesis Density (BOX-PHD) filter, a new multi-target tracking algorithm based on box particle dividing PHD filter is proposed. Before the update stage of the target state estimation, each box particle obtained from prediction is divided into several sub-box particles to obtain the equivalent box particle subsets. Then, by using interval measurement, the weights of these box particle subsets are updated to estimate the state and number of the targets. The interval measurement information can be better used because the box particle is divided smaller. Also, the biased estimation caused by the insufficient compression of box particles can be effectively avoided. Simulation results show that the proposed method can effectively improve the target tracking performance.

Key words: multi-target tracking; box particle; interval analysis; Probability Hypothesis Density (PHD) filter; box particle dividing

0 引言

多目标跟踪是指对获得的多个量测信息进行处

理,实现对多个目标的状态估计。非线性动态随机系统的多目标检测与跟踪方法中的量测具有随机性、集合论以及数据联合不确定性^[1]3个不确定性。美国数学家MAHLER在随机有限集理论(RFS)的基础上,提出了有限集统计学理论(FISST)^[2],随后提出了概率假设密度(Probability Hypothesis Density, PHD)滤波^[3]。PHD滤波是用一阶统计矩近似后验概率密度函数,该算法将复杂的多目标状态空间运算转化为单目标状态空间运算,有效避免了复杂数据联合问题。文献[4]给出了PHD滤波的序贯蒙特卡罗实现,也称粒子滤波,可以解决非线性、非高斯条件下的多目标跟踪。

收稿日期:2017-11-28

修回日期:2018-01-25

基金项目:国家自然科学基金(61561016,61362005);广西自然科学基金(2016GXNSFAA380073,2014GXNSFAA118352,2014GXNSFBA118280);广西精密导航技术与应用重点实验室基金(DH201502);广西密码学与信息安全重点实验室研究课题项目(GCIS201611);广西高校数据分析与计算重点实验室开放基金

作者简介:吴孙勇(1981—),男,广西桂林人,博士,副教授,研究方向为雷达信号处理,多目标检测与跟踪。

虽然粒子滤波可以解决非线性、非高斯条件下的多目标跟踪,但为了达到较好的效果,通常需要大量的粒子去拟合。粒子数量较大时,会导致计算量增加,需要更多的运行时间。近年来,国外学者 ABDALLAH, GNING 和 RISTIC 等将区间分析的方法引入到粒子滤波中,提出了箱粒子滤波算法,箱粒子滤波既能有效减少粒子数,又能很好提高跟踪性能^[5-6];随后 SCHIKORA 等^[7-8]结合随机有限集滤波提出了 BOX-PHD 滤波的多目标跟踪算法,该算法只需更少的粒子就能达到传统粒子 PHD 滤波的跟踪效果,计算效率更高。所以近年来,箱粒子滤波因其优势已经应用于机动目标跟踪^[9]、未知杂波环境下的目标跟踪^[10]、扩展目标^[11-13]和群目标跟踪^[14]等研究。箱粒子滤波在目标的观测值偏离真实或观测噪声较大时,目标的状态估计是有偏的^[15-17]。考虑到现有的箱粒子概率假设密度滤波^[7-8]在目标比较靠近,且区间量测大小由于观测噪声的影响须取得较大时,区间量测在更新阶段不能较好地压缩箱粒子,最后箱粒子包含的信息就会有冗余,此时直接采用箱粒子的中心估计目标的状态,就会产生较大的偏差。

本文针对现有箱粒子概率假设密度 (BOX-PHD) 滤波存在箱粒子冗余问题,提出一种基于概率假设密度滤波的箱粒子划分多目标跟踪算法。该改进算法将通过状态转移传递得到的箱粒子进行划分,使得箱粒子由一个变多个,再利用区间量测对箱粒子的大小和权值进行修正,最后采用箱粒子的中心去估计目标的状态。仿真实验表明,所提算法能提高目标的跟踪性能,对目标状态估计有偏起到了很好的修正作用。

1 问题描述

考虑在 $k(k=1,2,\dots)$ 时刻,存在 N_k 个目标和 M_k 个量测,则目标的状态和量测可以用一个随机有限集表示为

$$\begin{cases} X_k = \{\mathbf{x}_{k,1}, \dots, \mathbf{x}_{k,N_k}\} \\ Z_k = \{z_{k,1}, \dots, z_{k,M_k}\} \end{cases} \quad (1)$$

k 时刻目标 $i(i=1,2,\dots,N_k)$ 的运动方程以及对应的量测方程可表示为

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{k,i} = f_{k-1}(\mathbf{x}_{k-1,i}) + v_{k,i} \\ z_{k,i} = h_k(\mathbf{x}_{k,i}) + w_{k,i} \end{cases} \quad (2)$$

式中: $\mathbf{x}_{k-1,i}$ 和 $\mathbf{x}_{k,i}$ 分别为 $k-1$ 时刻和 k 时刻目标 i 的状态向量; $z_{k,i}$ 为 k 时刻目标 i 对应的量测; $f_{k-1}(\cdot)$ 和 $h_k(\cdot)$ 为非线性函数,分别表示状态向量 $\mathbf{x}_{k-1,i}$ 从 $k-1$ 时刻到 k 时刻目标的状态转移函数和 k 时刻状态 $\mathbf{x}_{k,i}$ 与量测 $z_{k,i}$ 的非线性关系; $v_{k,i}$ 和 $w_{k,i}$ 分别为已知的 k 时刻目标 i 的过程噪声和观测噪声。

根据贝叶斯理论,滤波的实现可以分为预测阶段和更新阶段,预测是实现目标状态的转移,更新则是在预测的基础上利用当前量测来做出修正。根据目标的状态转移服从一阶马尔可夫过程,所以预测和更新过程可以分别描述为

$$p_{k|k-1}(X_k | Z_{1:k-1}) = \int f_{k|k-1}(X_k | X_{k-1}) \cdot p_{k-1|k-1}(X_{k-1} | Z_{1:k-1}) \delta X_{k-1} \quad (3)$$

$$p_{k|k}(X_k | Z_{1:k}) = \frac{g_k(Z_k | X_k) p_{k|k-1}(X_k | Z_{1:k-1})}{\int g_k(Z_k | X_k) p_{k|k-1}(X_k | Z_{1:k-1}) \delta X_k} \quad (4)$$

式中: $f_{k|k-1}(X_k | X_{k-1})$ 为状态转移概率密度; $g_k(Z_k | X_k)$ 为似然函数。最后再利用后验概率密度去估计目标的状态。

2 基于概率假设密度滤波的箱粒子划分

BOX-PHD 滤波是基于序贯蒙特卡罗的概率假设密度 (Sequential Monte Carlo Probability Hypothesis Density, SMC-PHD) 滤波和区间分析结合提出的。区间分析可以有效地处理某些参数不精确已知的情况,从而实现数据的存储和计算。在 BOX-PHD 滤波中,新生的箱粒子是根据前一个时刻的区间量测产生的,通常那些有量测出现的位置更容易出现目标,这样就避免了采用大量的箱粒子去拟合,降低一定的计算效率。当观测噪声比较大时,区间量测的选取为了保证包含真实信息,区间必须足够大,此时箱粒子是根据量测信息产生的,这样的箱粒子除了包含真实目标状态信息外必然还会引入更多的无效信息。本文针对估计目标的状态时采用箱粒子的信息有冗余而导致估计目标状态有偏的情况,在原有的 BOX-PHD 滤波的基础上进行补充,描述如下。

1) 预测。包含了新生粒子的产生和持续存活粒子的传递,对于新生粒子而言, $\{w_{k-1}^{\text{bir},(n)}, [x_{k-1}^{\text{bir},(n)}]\}_{n=1}^{N_{k,\text{bir}}}$ 表示由 $k-1$ 时刻的区间量测集 z_{k-1} 所产生的 $N_{k,\text{bir}}$ 个新生的箱粒子集。对于持续存活的粒子而言, $\{w_{k-1}^{\text{sur},(m)}, [x_{k-1}^{\text{sur},(m)}]\}_{m=1}^{N_{k-1}}$ 表示 $k-1$ 时刻所有存活的箱粒子集。所以得到 k 时刻所有的箱粒子集可以表示为 $\{w_k^{(i)}, [x_k^{(i)}]\}_{i=1}^{N_k} = \{w_{k-1}^{\text{sur},(m)}, [x_{k-1}^{\text{sur},(m)}]\}_{m=1}^{N_{k-1}} \cup \{w_{k-1}^{\text{bir},(n)}, [x_{k-1}^{\text{bir},(n)}]\}_{n=1}^{N_{k,\text{bir}}}$, $N_k = N_{k-1} + N_{k,\text{bir}}$ 为箱粒子的总个数。接下来通过包含函数 $[f_{k|k-1}]$ 和存活概率 $P_s([\cdot | x_{k-1}^{(i)}])$ 来传递这些粒子,即

$$[x_{k|k-1}^{(i)}] = [f_{k|k-1}](\cdot | [x_{k-1}^{(i)}]) \quad i=1, \dots, N_k \quad (5)$$

$$w_{k|k-1}^{(i)} = P_s([x_{k-1}^{(i)}]) w_{k-1}^{(i)} \quad i=1, \dots, N_k \quad (6)$$

2) 对预测的箱粒子进行划分。首先预测得到的箱

粒子可以表示为 $[x_{klk-1}^{(i)}] = \begin{bmatrix} \underline{x}_{klk-1}^{(i)} & \bar{x}_{klk-1}^{(i)} \\ \underline{\dot{x}}_{klk-1}^{(i)} & \bar{\dot{x}}_{klk-1}^{(i)} \\ \underline{y}_{klk-1}^{(i)} & \bar{y}_{klk-1}^{(i)} \\ \underline{\dot{y}}_{klk-1}^{(i)} & \bar{\dot{y}}_{klk-1}^{(i)} \end{bmatrix}$, 划分后得

到的等价箱粒子集为 $[\tilde{x}_{klk-1}^{(i)}] = \bigcup_{l=1}^4 [x_{klk-1}^{(l)}], i = 1, \dots,$

N_k , 其中, $[x_{klk-1}^{(l)}] = \begin{bmatrix} \underline{x}_{klk-1}^{(l)} & \bar{x}_{klk-1}^{(l)} \\ \underline{\dot{x}}_{klk-1}^{(l)} & \bar{\dot{x}}_{klk-1}^{(l)} \\ \underline{y}_{klk-1}^{(l)} & \bar{y}_{klk-1}^{(l)} \\ \underline{\dot{y}}_{klk-1}^{(l)} & \bar{\dot{y}}_{klk-1}^{(l)} \end{bmatrix}, l = 1, \dots, 4$ 是将

箱粒子 $[x_{klk-1}^{(i)}]$ 的位置均匀四等分后得到的箱粒子, 箱粒子的速度保持不变。划分后对应的权值为 $\bar{w}_{klk-1}^{(i)} = \bigcup_{l=1}^4 w_{klk-1}^{(l)}, i = 1, \dots, N_k$, 其中, $w_{klk-1}^{(l)} = \frac{w_{klk-1}^{(i)}}{N_k}, l = 1,$

$\dots, 4$ 。经过划分之后, 箱粒子的面积变小了, 箱粒子的个数变为 $J_k = 4N_k$, 所以新的箱粒子集可以表示为 $\{[\tilde{x}_{klk-1}^{(i)}], \bar{w}_{klk-1}^{(i)}\}_{i=1}^{J_k}$ 。

3) 对上述得到的箱粒子集通过区间量测进行权值更新

$$\hat{w}_k^{(i)} = (1 - P_D([\tilde{x}_{klk-1}^{(i)}])) \bar{w}_{klk-1}^{(i)} + \sum_{j=1}^{m_k} \frac{g_k([z_j] | \tilde{x}_{klk-1}^{(i)}) P_D([\tilde{x}_{klk-1}^{(i)}])}{\lambda_{klk-1}([z_j])} \bar{w}_{klk-1}^{(i)} \quad (7)$$

$$\lambda_{klk-1}([z_j]) = \lambda_c([z_j]) + \sum_{i=1}^{J_k} g_k([z_j] | \tilde{x}_{klk-1}^{(i)}) \cdot P_D([\tilde{x}_{klk-1}^{(i)}]) \bar{w}_{klk-1}^{(i)} \quad (8)$$

其中, 似然函数为广义似然函数, 即

$$g_k([z_j] | \tilde{x}_{klk-1}^{(i)}) = \frac{|[h_{cp}]([\tilde{x}_{klk-1}^{(i)}], [z_j])|}{|[\tilde{x}_{klk-1}^{(i)}]|} \quad (9)$$

式中, $[h_{cp}]([\tilde{x}_{klk-1}^{(i)}], [z_j])$ 为约束传播算法, 通过对应的区间量测 $[z_j]$ 来约束箱粒子 $[\tilde{x}_{klk-1}^{(i)}]$ 的大小得到箱粒子 $[\tilde{x}_k^{(i)}]$, 本文所用约束算法为 $[y] = [y] \cap [y_z], [x] = [x] \cap [x_z]$ 。

4) 估计目标状态。为了避免杂波的影响, 本文采用文献[8]方法, 首先计算出所有划分后箱粒子对应的各个区间量测的更新权值, 即

$$w_k^{(i,j)} = \frac{P_D([\tilde{x}_{klk-1}^{(i)}]) |[h_{cp}]([\tilde{x}_{klk-1}^{(i)}], [z_j])|}{|[\tilde{x}_{klk-1}^{(i)}]| |[z_j]| \lambda_{klk-1}([z_j])} \bar{w}_{klk-1}^{(i)} \quad (10)$$

再求出各个量测的权值和

$$W_j = \sum_{i=1}^{J_k} w_k^{(i,j)} \quad (11)$$

从而将得到的权值和作为第 j 个量测是真实目标量测的概率, 当这个概率大于一定的门限 τ 时, 一般 $\tau = 0.75$, 则认为对应的量测为真实目标的量测。

$$\mathcal{J} = \{j | W_j > \tau, j = 1, \dots, m_k\} \quad (12)$$

最后对于所有的 $j \in \mathcal{J}$ 提取目标的状态, 即

$$\hat{y}_j = \frac{1}{W_j} \sum_{i=1}^{J_k} \text{mid}([\tilde{x}_k^{(i)}]) w_k^{(i,j)} \quad (13)$$

利用每一个区间量测去更新箱粒子的权值, 最后估计目标的状态时是根据每一个量测对应所有箱粒子的权值和作为判断该量测是否为真实目标量测, 从而估计目标的状态和数目。可以有效避免当多个目标距离较近时, 由于各个目标产生的量测较为接近, 而引起的目标估计不准确情况。

5) 重采样。由于本文是用区间的方式进行目标跟踪, 因此采用“随机子划分重采样”方法区别于传统的重采样方法。首先计算目标的期望数 $n_k = \sum_{i=1}^{J_k} \hat{w}_k^{(i)}$, 也就是真实量测的个数, 再将选中的箱粒子随机划分为多个箱粒子的方式代替传统的复制方式。设 N_{k+1} 为重采样的粒子数, 则重采样后得到的新的箱粒子和权值为 $\{[x_k^{(i)}], n_k/N_{k+1}\}_{i=1}^{N_{k+1}}$ 。

3 仿真分析与对比

在二维仿真场景中, 存在 4 个变化的目标, 目标的状态转移模型为

$$[x_{k+1}] = F[x_k] + \Gamma w \quad (14)$$

$$\text{式中: } F = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}; \Gamma = \begin{bmatrix} T^2/2 & 0 \\ T & 0 \\ 0 & T^2/2 \\ 0 & T \end{bmatrix}; [x_k] =$$

$[[x_k'], [\dot{x}_k'], [y_k'], [\dot{y}_k']]^T$ 是目标的状态区间; $([x_k'], [y_k'])^T$ 和 $([\dot{x}_k'], [\dot{y}_k'])^T$ 分别表示目标的位置区间和速度区间; w 为零均值高斯白噪声。点量测函数为 $h_k(x) = [x, y]^T$, 所以 k 时刻的区间量测函数表示为

$$[z]_k = [h_k(X) + v_k - 0.5\Delta, h_k(X) + v_k + 0.5\Delta] \quad (15)$$

式中: 区间的长度为 $\Delta = [20, 20]^T$; v_k 为零均值高斯白噪声。目标的存活概率为 $P_s = 0.99$, OSPA 距离^[18]的参数分别为 $p = 2, c = 70$ 。

假设共有 4 个目标: 初始状态为 $x_1 = [40, 16, 800, -15]^T$, 从 1 到 31 时刻存活; $x_2 = [100, 12, 80, 15]^T$, 从 4 到 60 时刻存活; $x_3 = [900, -10, 960, -16]^T$, 从 7 到 52

时刻存活; $x_4 = [400, 0, 80, 16]^T$, 从 16 到 60 时刻存活。图 1 所示为杂波均值 $r=3$ 和检测概率 $P_D=0.99$ 条件下的一个量测信息, 图 2 所示为目标状态的估计图。

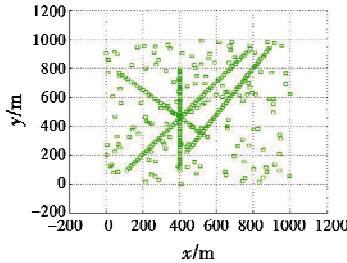


图 1 区间量测分布图

Fig. 1 Interval measurement distribution

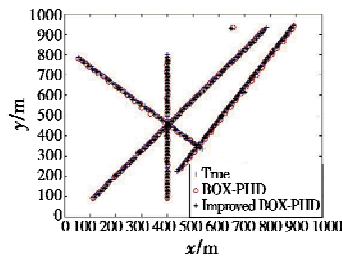


图 2 目标状态估计

Fig. 2 Target states estimation

从图中可以看出, 区间量测近似散布在区间 $[0, 1000] \times [0, 1000]$ 范围内, 并且两种方法都能实现对目标的跟踪。

本文改进箱粒子概率假设密度(Improved BOX-PHD)滤波的目标跟踪算法使用 Matlab R2013a 运行 100 次蒙特卡罗实验。图 3 所示为杂波均值 $r=3$ 和检测概率 $P_D=0.99$ 条件下改进算法与原有算法的目标状态估计的平均 OSPA 距离误差。

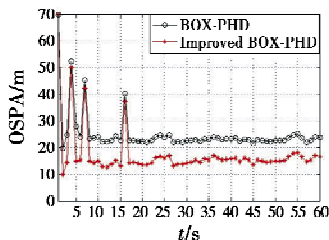


图 3 平均 OSPA 距离误差估计($r=3, P_D=0.99$)

Fig. 3 The average OSPA distance error estimation when $r=3$ and $P_D=0.99$

由图可知, 由于在初始时刻, 目标的初始状态选取为空集, 所以两种算法在开始都还不能估计出目标的状态, 且在目标出现时, 估计都出现了一定的延时。改进的算法在目标状态估计的平均 OSPA 距离误差上始终都比原有 BOX-PHD 滤波要小, 说明该算法能有效地修正由于采用压缩不充分的箱粒子去估计目标状态而引起的偏差。

图 4 所示为 100 次蒙特卡罗实验得到的平均目标

数目估计。

由图可知, 改进的算法与原有算法在目标数目估计上是类似的, 而当目标的数目改变时, 目标数目的估计出现了延时, 这也是导致图 3 中估计的 OSPA 距离误差出现较大峰值的原因。表 1 为两种算法单次运行时间的比较, Improved BOX-PHD 滤波由于划分使得箱粒子的个数增多, 计算效率会有所降低。

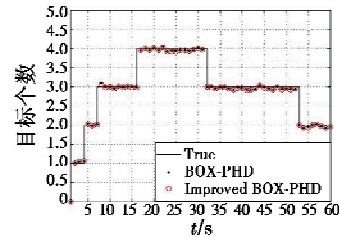


图 4 平均目标数目估计($r=3, P_D=0.99$)

Fig. 4 The average number of target estimation when $r=3$ and $P_D=0.99$

表 1 BOX-PHD 滤波和 Improved BOX-PHD 滤波单次运行时间比较

Table 1 Running time of the BOX-PHD and Improved BOX-PHD

	BOX-PHD	Improved BOX-PHD
单次运行时间	19.933159	34.970475

图 5 所示为杂波均值 $r=8$ 和检测概率 $P_D=0.95$ 条件下的 OSPA 距离误差, 图 6 所示为目标个数估计的平均数目。

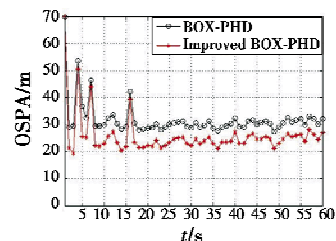


图 5 平均 OSPA 距离误差估计($r=8, P_D=0.95$)

Fig. 5 The average OSPA distance error estimation when $r=8$ and $P_D=0.95$

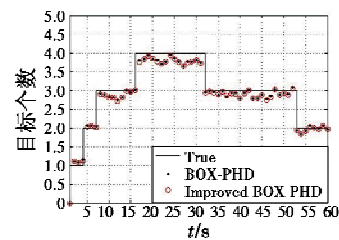


图 6 平均目标数目估计($r=8, P_D=0.95$)

Fig. 6 The average number of target estimation when $r=8$ and $P_D=0.95$

图 5、图 6 与图 3、图 4 对比可知, 当杂波率变大、检测概率变小时, 对于目标的估计都有影响, 但改进算法

的估计效果都比原有算法要好。将 1 个箱粒子划分为等价的 4 个箱粒子,这样的方式对于目标的检测影响并不大,在新目标出现时都会出现漏检现象。从图 6 可知,当杂波率变大时,杂波量测参与了权值的计算和目标位置的加权,导致了目标数目估计不准确。

4 结论

本文对箱粒子概率假设密度滤波进行深入分析和研究,在现有的箱粒子概率假设密度滤波的多目标跟踪算法的基础上,通过在预测与更新阶段之间增加箱粒子划分为更小箱粒子的方法,有效地改进了目标跟踪过程中状态估计有偏的情况,对最终目标的状态估计起到了很好的修正作用。

参考文献

- [1] GNING A, RISTIC B, MIHAYLOVA L. Bernoulli particle/box-particle filters for detection and tracking in the presence of triple measurement uncertainty[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2012, 60(5): 2138-2151.
- [2] MAHLER R P S. Statistical multisource-multitarget information fusion[M]. London: Artech House, 2007.
- [3] MAHLER R P S. Multitarget Bayes filtering via first-order multitarget moments[J]. IEEE Transactions on Aerospace Electronic Systems, 2003, 39(4): 1152-1178.
- [4] VO B N, SINGH S, DOUCET A. Sequential Monte Carlo methods for multitarget filtering with random finite sets[J]. IEEE Transactions on Aerospace Electronic Systems, 2005, 41(4): 1224-1245.
- [5] ABDALLAH F, GNING A, BONNIFAIT P. Box particle filtering for nonlinear state estimation using interval analysis[J]. Automatica, 2008, 44(3): 807-815.
- [6] GNING A, RISTIC B, MIHAYLOVA L, et al. An introduc-

tion to box particle filtering[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2013, 30(4): 166-171.

- [7] SCHIKORA M, GNING A, MIHAYLOVA L, et al. Box-particle PHD filter for multi-target tracking[C]//The 15th International Conference on Information Fusion, Singapore, 2012: 106-113.
- [8] SCHIKORA M, GNING A, MIHAYLOVA L, et al. Box-particle probability hypothesis density filtering[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2014, 50(3): 1660-1672.
- [9] 梁萌. 基于箱粒子滤波的多目标跟踪算法研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2015.
- [10] 魏帅, 冯新喜, 王泉. 未知杂波状态下基于箱粒子滤波的 PHD 算法[J]. 探测与控制学报, 2017, 39(2): 94-105.
- [11] ZHANG Y Q, JI H B, HU Q. A box-particle implementation of standard PHD filter for extended target tracking[J]. Information Fusion, 2017(34): 55-69.
- [12] 宋骊平, 严超, 姬红兵, 等. 基于箱粒子的多扩展目标 PHD 滤波[J]. 控制与决策, 2015, 30(10): 1759-1765.
- [13] 刘艳君, 刘祖鹏. 基于箱粒子的 ET-CBMeMBer 滤波算法[J]. 电光与控制, 2017, 24(8): 56-60.
- [14] 李振兴, 刘进忙, 李松, 等. 基于箱式粒子滤波的群目标跟踪算法[J]. 自动化学报, 2015, 41(4): 785-798.
- [15] LI W, HAN C Z. Clustering based box-particle probability hypothesis density filtering[C]//The 20th International Conference on Information Fusion, 2017: 1-7.
- [16] 宋骊平, 刘宇航, 程轩. 箱粒子 PHD 演化网络群目标跟踪算法[J]. 控制与决策, 2018, 33(1): 74-80.
- [17] 于洁, 刘昌云, 李志汇. 箱粒子滤波理论综述[J]. 电光与控制, 2015, 22(11): 56-60.
- [18] RISTIC B. Particle filters for random set models[M]. New York: Springer, 2013: 20-22.

(上接第 11 页)

组合方案。通过实例分析,验证运用最优的卫星应用装备组合方案能最大限度地提升己方作战效能。

参考文献

- [1] 刘伟, 尹志忠, 邹波. 美军卫星应用装备及作战应用[J]. 四川兵工学报, 2012, 33(10): 24-26.
- [2] 谭跃进, 张小可, 杨克巍. 武器装备体系网络化描述与建模方法[J]. 系统管理学报, 2012, 21(6): 781-786.
- [3] DELLER S, BOWLING S R, RABADI G A, et al. Applying the information age combat model: quantitative analysis of network centric operations[J]. The International C2 Journal, 2009(6): 14-16.
- [4] 全军军事学术委员会. 中国人民解放军军语[M]. 北

京: 军事科学出版社, 2011.

- [5] 武艳梅. 装备保障训练需求分析及原型系统开发[D]. 石家庄: 军械工程学院, 2009.
- [6] 曲明辉. 联合作战装备保障力量体系建设研究[D]. 石家庄: 军械工程学院, 2007.
- [7] 朱小冬, 王毅刚, 孙志刚. 面向任务的维修单元专业设置优化技术[M]. 北京: 国防工业出版社, 2015.
- [8] 薛益新, 马艳. 装备作战能力和效能评估中有关问题的探讨[J]. 海军航空工程学院学报: 军事版, 2011, 9(2): 71-76.
- [9] 付东, 方程, 王震雷. 作战能力与作战效能评估方法研究[J]. 军事运筹与系统工程, 2006, 20(4): 35-39.
- [10] 中国军事百科全书编审委员会. 中国军事百科全书·作战[M]. 2 版. 北京: 中国大百科全书出版社, 2014.