

基于 GA-ML-PMHT 的多基站无源协同定位方法*

郭云飞¹, 滕方成¹, 曾泽斌²

(1. 杭州电子科技大学自动化学院通信信息传输与融合技术国防重点学科实验室, 杭州 310018;

2. 浙江理工大学机械与自动控制学院, 杭州 310018)

摘要:针对无源协同定位系统中低可观测目标的航迹初始及维持问题, 提出一种基于遗传算法的极大似然概率多假设的多基站无源协同定位方法。首先, 建立多基站无源协同定位系统数学模型。其次, 提出基于极大似然概率多假设的无源协同定位航迹初始算法, 并首次利用遗传算法解决极大似然概率多假设中的优化求解问题, 以提高目标检测跟踪性能。最后, 通过滑窗法实现航迹维持。仿真结果表明, 所提方法能够有效解决多基站无源协同定位系统中低可观测目标的航迹初始及维持问题。

关键词:无源协同定位, 低可观测目标, 航迹初始, 极大似然概率多假设, 遗传算法

中图分类号: TN958.97

文献标识码: A

DOI: 10.3969/j.issn.1002-0640.2017.07.007

A GA-ML-PMHT Based Multistatic Passive Coherent Location Method

GUO Yun-fei¹, TENG Fang-cheng¹, ZENG Ze-bin²

(1. Key Laboratory of Fundamental Science for National Defense-Communication Information Transmission and Fusion Technology, Automation School, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China;

2. School of Mechanical Engineering & Automation, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018, China)

Abstract: In order to track very low observable targets with a multistatic passive coherent location system, a genetic algorithm maximum likelihood probabilistic multi-hypothesis method is proposed. The contributions consist of three aspects. First, the mathematical model for target detection and tracking is established. Second, a maximum likelihood probabilistic multi-hypothesis method is presented for track initialization, and the genetic algorithm is used for optimization and hence the estimation performance. Last, the track maintenance is achieved in a sliding window manner. Simulation results show the effectiveness of the proposed algorithm.

Key words: multistatic passive coherent location, low observable targets, track initialization, maximum likelihood probabilistic multi-hypothesis, genetic algorithm

0 引言

无源协同定位^[1](Passive Coherent Location, PCL)指的是雷达本身不发射电磁波, 借助非合作外辐射源(如手机通信基站^[2], 数字电视信号基站^[3]等)发射的电磁波来检测跟踪目标。与传统的有源雷达^[4]相比, PCL 系统体积小, 抗干扰能力强, 自身静默, 具有较强的生存能力。除此外, PCL 系统利用

双、多基站的空间分布性大幅提高了系统对低空和隐身目标的探测性能^[1], 受到了国内外学者的广泛关注^[1-3, 5-9]。

由于 PCL 系统中被检测目标的信噪比很低, 如何利用 PCL 系统实现低可观测目标的航迹初始及维持^[5-6]是亟待解决的关键问题之一。文献[7]提出修正的扩展卡尔曼粒子滤波算法改善双基站 PCL 系统中目标跟踪性能, 文献[8]研究了高斯-厄密

收稿日期: 2016-06-05

修回日期: 2016-09-05

* 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61573123)

作者简介: 郭云飞(1978-), 男, 河北武安人, 副教授, 博士。研究方向: 目标检测跟踪, 信息融合。

特滤波算法改善 PCL 系统中多目标的跟踪性能。文献[7-8]都假设目标航迹初始状态为已知,重点在于航迹维持。为了解决 PCL 系统中低可观测目标的航迹起始及维持问题,本文提出一种基于遗传算法的^[10]极大似然概率多假设^[11-12](Genetic Algorithm Maximum Likelihood Probabilistic Multi-Hypothesis, GA-ML-PMHT)的多基站无源协同定位方法。该方法基于多基站 PCL 系统的检测跟踪数学模型,通过对多帧测量进行积累,形成对数似然函数。再利用遗传算法优化求解,以实现航迹初始化。最后采用滑窗^[13]批处理技术,进行航迹维持。

1 问题描述

考虑图 1 所示的多基站 PCL 系统, T_x 表示外辐射源, Rx^j 表示第 j 个接收站, O_x 表示目标, d_{OR^j} 表示 O_x 与 Rx^j 间的距离, d_{OT} 表示 O_x 与 T_x 间的距离, d_{RT^j} 表示 Rx^j 与 T_x 间的距离。 Rx^j 由监控天线和参考天线组成, 其中监控天线接收由 T_x 发射且经 O_x 反射的信号, 参考天线接收 T_x 发射的直达信号。通过比较回波信号和直达信号, 实现 O_x 的无源定位。

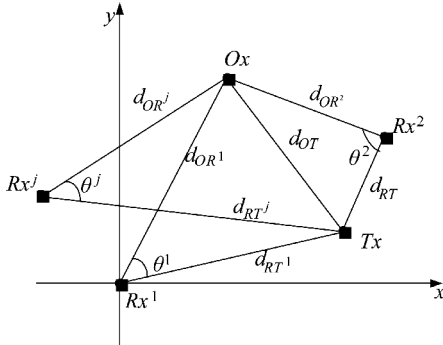


图 1 多基站 PCL 系统示意图

记 O_x 在第 k 帧的状态为 $X_k = [x_k, \dot{x}_k, y_k, \dot{y}_k]$, 其中 $[x_k, y_k]$ 和 $[\dot{x}_k, \dot{y}_k]$ 分别表示 O_x 在 x, y 方向的位置和速度。假设在测量时间内, O_x 近似作如下匀速直线运动:

$$X_{k+1} = FX_k \quad (1)$$

其中, $F = I_2 \otimes \begin{bmatrix} 1 & \Delta \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$ 为 O_x 的状态转移矩阵, I_2 是二阶单位阵, \otimes 是 Kronecker 积, Δ 是测量周期。

为实现低可观测目标的航迹起始, 通常作如下基本假设^[10-11]: ①不同帧之间的测量相互独立; ②每帧的测量集中包含任意个源于目标的测量, 检测概率为 P_d , 其余测量为杂波; ③杂波在测量空间 Ω 内服从均匀分布, 杂波个数服从参数为 λ 的泊松分布。基于如上假设, PCL 系统中低可观测目标的测量模型为:

$$z_{ki}^j = \begin{cases} h(X_k) + W_{ki}^j \\ \Theta_{ki}^j \end{cases} \quad (2)$$

其中, z_{ki}^j 表示第 j 个雷达第 k 帧第 i 个测量。 $h = [\theta_{ki}^j, d_{ki}^j]^T$ 表示目标状态 X_k 在测量空间 Ω 中的非线性映射, 其中:

$$\begin{cases} \theta_{ki}^j = \arctan((y_k - y_{Rx^j}) / (x_k - x_{Rx^j})) \\ d_{ki}^j = d_{OR^j, k} + d_{OT, k} - d_{RT^j, k} \\ d_{RT^j, ki} = \sqrt{(x_{Rx^j} - x_{Tx})^2 + (y_{Rx^j} - y_{Tx})^2} \\ d_{OR^j, ki} = \sqrt{(x_k - x_{Rx^j})^2 + (y_k - y_{Rx^j})^2} \\ d_{OT, ki} = \sqrt{(x_k - x_{Tx})^2 + (y_k - y_{Tx})^2} \end{cases} \quad (3)$$

其中, $[x_{Rx^j}, y_{Rx^j}]$ 表示 Rx^j 的位置, $[x_{Tx}, y_{Tx}]$ 表示 T_x 的位置, $[x_k, y_k]$ 表示目标位置。若测量源自 O_x , 则测量噪声 W_{ki}^j 服从零均值高斯分布, $W_{ki}^j = [\omega_{ki}^j, v_{ki}^j]^T$, $\omega_{ki}^j \sim N(0, \sigma_{\theta^j}^2)$, $v_{ki}^j \sim N(0, \sigma_{d^j}^2)$, N 表示高斯分布。若测量为杂波 Θ_{ki}^j , 则假设其均匀分布在测量空间 $\Omega^j = \Omega_{\theta^j} \times \Omega_{d^j}$ 内, 其中 Ω_{θ^j} 和 Ω_{d^j} 分别表示 θ_{ki}^j, d_{ki}^j 的测量范围。假设第 j 个雷达第 k 帧测量个数为 m_k^j , 记第 j 个雷达第 k 帧测量集合为 $Z_k^j = \{z_{ki}^j\}_{i=1}^{m_k^j}$, 则 K 帧测量集合记为 $Z_{1:K}^j = \{Z_k^j\}_{k=1}^K$, M 个雷达的测量集合为 $Z_{1:K}^{1:M} = \{Z_{1:K}^j\}_{j=1}^M$ 。多基站无源协同定位的目标是利用 $Z_{1:K}^{1:M}$ 检测 O_x 是否出现并估计状态 X_k 。

2 GA-ML-PMHT

基于 GA-ML-PMHT 多基站 PCL 检测跟踪的基本思想是首先通过对 Rx^j 获取的测量信息多帧积累, 构建对数似然比 (Log Likelihood Ratio, LLR), 利用 GA 优化算法求解 LLR 的最优估计, 然后进行多传感器数据融合获得最终状态估计实现目标航迹初始化, 最后采用滑窗法实现目标航迹维持。

2.1 LLR 的构建

根据 PCL 测量模型(2)和全概率理论, 第 j 个雷达 K 帧测量集合 $Z_{1:K}^j$ 的 LLR^[10-11] 为:

$$\phi(Z_{1:K}^j, X_{1:K}) = \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^{m_k^j} \ln [\pi_0 + \pi_1 V p(z_{ki}^j | X_k)] \quad (4)$$

其中, π_0 表示测量为杂波的先验概率, π_1 为测量源自目标的先验概率, V 为测量空间大小, $p(z_{ki}^j | X_k)$ 表示测量源自目标的似然函数:

$$p(z_{ki}^j | X_k) = \frac{1}{2\pi\sigma_{\theta^j}\sigma_{d^j}} \exp \left(-\frac{1}{2} \left(\frac{(\theta_{ki}^j - \hat{\theta}_k^j)^2}{\sigma_{\theta^j}^2} + \frac{(d_{ki}^j - \hat{d}_k^j)^2}{\sigma_{d^j}^2} \right) \right) \quad (5)$$

其中 $\hat{\theta}_k^j$ 表示第 j 个雷达第 k 帧角度的估计, \hat{d}_k^j 表示

第 j 个雷达第 k 帧距离差的估计。

2.2 LLR 的优化求解

在 ML-PMHT 框架下,目标状态估计问题转化为求解如下优化问题:

$$\hat{X}_1^j = \arg \max_{X_1^j} [\phi(Z_{1:K}^j, X_{1:K})] \quad (6)$$

由此可见,能否获得精度足够高的全局优化解,直接影响 ML-PMHT 的算法性能。为了提高 ML-PMHT 的优化性能,改善目标检测跟踪结果,本文提出基于 GA 的优化求解方法。遗传算法是一种基于自然选择和基因遗传原理的随机并行搜索算法,是一种不需要先验信息的搜索全局最优解的高效优化方法,其具体步骤为:

Step1:编码和产生初始群体

根据问题选择相应的编码方法,并随机产生一个 H 个染色体组成的初始群体: $\text{pop}_{t,r}, t=1, r=1, 2 \dots H$ 。

Step2:计算适应度值

对群体 pop_t 中的每一条染色体 $\text{pop}_{t,r}$ 计算它的适应度: $f_r = \text{fitness}(\text{pop}_{t,r})$ 。

Step3:判断算法遗传代数是否达到最大遗传代数,若达到则输出搜索结果 \hat{X}_1 作为目标的状态估计,否则继续执行以下步骤。

Step4:选择操作

根据各个个体的适应度计算选择概率:

$$P_r = \frac{f_r}{\sum_{r=1}^H f_r}, r=1, 2 \dots H, \text{ 并以 } P_r \text{ 的概率分布从当前一代群体 } \text{pop}_{t,r} \text{ 中随机选择一些染色体遗传到下一代群体构成一个新种群: } \text{newpop}_t = \{\text{pop}_{t,r} | r=1, 2 \dots H\}。$$

Step5:交叉操作

以概率 P_c 交配,得到一个有 H 个染色体组成的群体 crosspop_t 。

Step6:变异操作

用某一较小的概率 P_m 使染色体的基因发生变异,形成新的群体 mutpop_t ,完成一次遗传操作,且将其作为下一代遗传操作的父代,即 $\text{pop}_{t+1} = \text{mutpop}_t$,返回 Step2。

2.3 多传感器数据融合

多传感器数据融合,首先各传感器利用获取的测量信息分别估计目标状态,然后对所得结果进行融合,得到目标状态的最终估计。融合准则为:根据传感器的测量误差计算出估计位置误差 Rmse^j ,各传感器的信任权重系数

$$\mu^j = \left(\sum_{j=1}^M \text{Rmse}^j - \text{Rmse}^j \right) / \left(2 \sum_{j=1}^M \text{Rmse}^j \right), \text{ 则融合后目标状}$$

态估计为:

$$\hat{X}_1 = \sum_{j=1}^M \mu^j \hat{X}_1^j \quad (7)$$

2.4 滑窗法实现航迹维持

滑窗法即当 Rx^j 获取新一帧的测量信息后,移除 W 帧测量中的第一帧,将最新获得的测量作为滑窗中的第 W 帧,根据测量集 $Z_{k:k+W-1}^{1:M}$ 来估计目标第 k 帧的状态:

$$\hat{X}_k = \arg \max_{X_k} [\phi(Z_{k:k+W-1}^{1:M}, X_{k:k+W-1})] \quad (8)$$

3 仿真分析

本节通过两个典型场景说明所提方法的有效性。场景 1:目标不存在;场景 2:目标中途进入并离开探测区域。场景参数如下:探测时间 70 s,测量间隔 1 s, O_x 初始状态为 $[4 \text{ km}, 0.1 \text{ km/s}, 5 \text{ km}, 0.1 \text{ km/s}]^T$, Rx^1 的位置为 $[0 \text{ km}, 0 \text{ km}]$, Rx^2 的位置为 $[-5 \text{ km}, 0 \text{ km}]$, Rx^3 的位置为 $[2 \text{ km}, 0 \text{ km}]$ 。 $\sigma_{\theta^1} = \sigma_{\theta^2} = \sigma_{\theta^3} = 0.02 \text{ rad}$, $\sigma_{d^1} = \sigma_{d^2} = \sigma_{d^3} = 0.05 \text{ km}$, $\Omega_{\theta}^1 = \Omega_{\theta}^2 = \Omega_{\theta}^3 = [0.17 \text{ rad}, 1.40 \text{ rad}]$, $\Omega_d^1 = \Omega_d^2 = \Omega_d^3 = [0.01 \text{ km}, 20 \text{ km}]$, T_x 的位置为 $[0 \text{ km}, 10 \text{ km}]$, $P_d = 0.9$, $\lambda = 5$ 。算法参数如下: $\pi_0 = 0.95$, $\pi_1 = 0.05$, $V = 2.4 \times 10^7$, $W = 20$, GA-ML-PMHT 算法调用 Matlab 工具箱 GA 函数,参数为:种群大小 20,创建初始种群函数为 Constraint dependent,初始种群向量为 $[0; 1]$,交叉概率为 0.8,遗传代数 100,变异率为 0.2,算法停止下界 $1e-6$ 。计算机参数如下: Intel(R) Core (TM) i5 CPU M480 2.67 GHz,内存 2.00 GB, 32 位操作系统;仿真软件为 MATLAB2013a。

场景 1:目标不出现

图 2 给出了目标不出现情况下,速度和位置分别取真值时,位置解与速度解的分布。可以看出存在多个位置解和速度解,经门限检测后^[11],判定目标不存在。

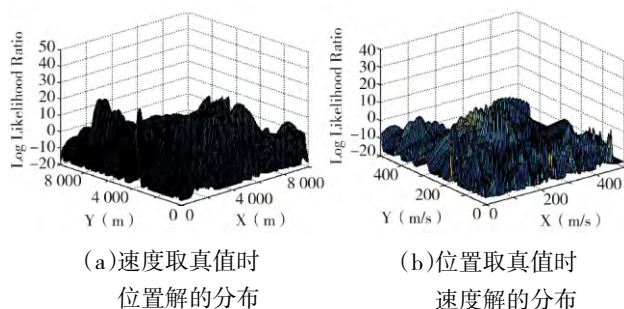
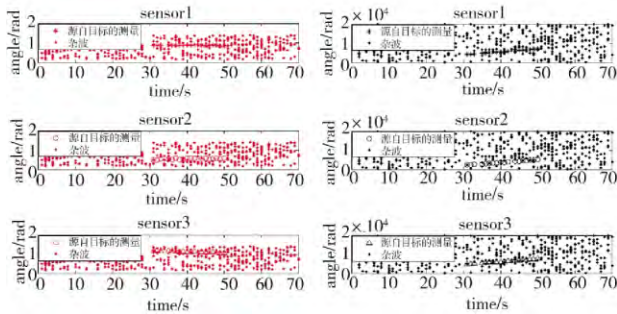


图 2 目标不存在时 LLR 解的分布

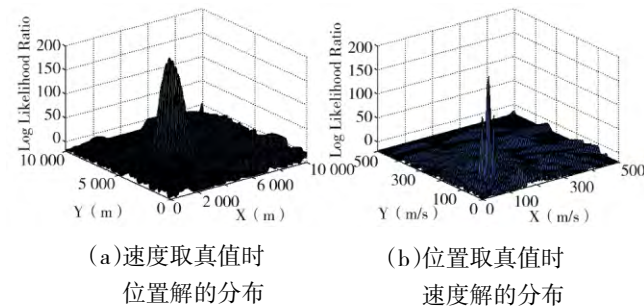
场景 2:目标出现

假定目标第 31 s 出现,第 51 s 消失,出现 20 s。

图 3 分别给出了角度和距离差的原始测量。图 4 分别给出了 LLR 当速度和位置取真值时,位置解和速度解的分布。可以看出,目标存在时,经门限检测后,目标的位置解和速度解是唯一的。



(a)角度原始测量 (b)距离差原始测量
图 3 雷达获取的原始测量



(a)速度取真值时位置解的分布 (b)位置取真值时速度解的分布
图 4 目标存在时 LLR 解的分布

图 5 给出了 GA-ML-PMHT 算法跟踪效果图,由图可知该算法能有效检测跟踪目标。表 1 给出了滑窗宽度对 GA-ML-PMHT 算法跟踪精度的影响,从表 1 可得知,随着滑窗宽度的增大,跟踪精度也逐渐提高。

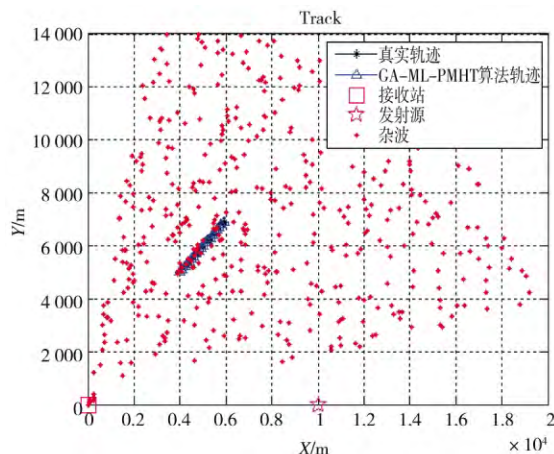


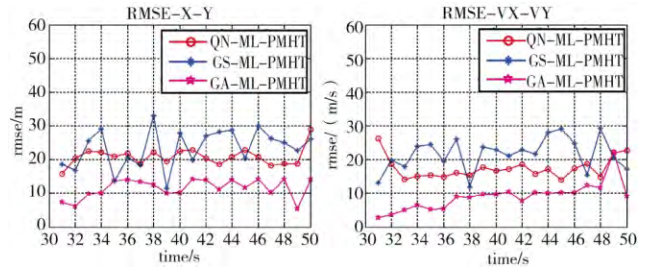
图 5 GA-ML-PMHT 算法跟踪效果图

表 1 不同滑窗宽度时 GA-ML-PMHT 算法的跟踪精度

GA-ML-PMHT 算法	W=5	W=10	W=15	W=20
位置 RMSE(m)	12.55	12.37	11.98	11.79
速度 RMSE(m/s)	10.17	9.83	9.52	9.24

进一步,仿真对所提方法与基于网格搜索(Grid

Search,GS) 的 GS-ML-PMHT 和基于拟牛顿法(Quasi-Newton Methods,QN)的 QN-ML-PMHT 进行了比较。图 6 分别给出了 3 种算法的距离估计 RMSE 和速度估计 RMSE。表 2 比较了 3 种算法在不同参数时的运行时间。可见所提方法较 QN-ML-PMHT 算法牺牲少量实时性较大提高了估计精度,比较 GS-ML-PMHT 算法提高了估计精度和实时性,改善了多基地 PCL 系统中对低可观测目标的检测跟踪性能。



(a)位置均方根误差 (b)速度均方根误差

图 6 3 种算法的跟踪误差

表 2 $P_d=0.9$ 3 种算法在不同值时所耗费的时间

运行时间	$\lambda=3$	$\lambda=5$	$\lambda=7$
GA-ML-PMHT 算法	0.327 s	0.365 s	0.386 s
QN-ML-PMHT 算法	0.275 s	0.297 s	0.322 s
GS-ML-PMHT 算法	0.519 s	0.694 s	0.815 s

4 结论

本文针对多基站 PCL 系统下的低可观测目标检测跟踪问题,提出了 GA-ML-PMHT 算法。经仿真分析,与同类算法相比,所提算法能有效地减小跟踪误差,提高跟踪性能。接下来的工作将重点研究杂波环境下的 PCRLB 推导与分析,以及该算法在门限检测方面的研究。

参考文献:

- [1] GRIFFITHS H D,BAKER C J. Passive coherent location radar systems. Part 1: Performance prediction [J]. IET Radar Sonar Navig., 2005, 152(3): 153-159.
- [2] LI H W,WANG J. Particle filter for manoeuvring target tracking via passive radar measurements with glint noise [J]. IET Radar Sonar Navig., 2012, 6(3): 180-189.
- [3] RADMARD M,KARBASI S M,MOHAMMAD M N. Data fusion in MIMO DVB-T-Based passive coherent location [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2013, 49(3): 1725-1737.
- [4] 李程,王伟,施龙飞,等. 基于多源信息融合的有源雷达

(下转第 38 页)

表 2 动态 RCS 的统计参数(单位: dBsm)

	VHF_H	VHF_V	L_H	L_V	X_H	X_V
均值	-0.74	-2.86	-6.68	-6.80	-20.61	-21.54
中值	0.82	-4.78	-5.35	-5.94	-21.61	-22.24

由图 8 和表 2 可以看出,当超音速隐身飞机沿小航路捷径高速飞行时,其仿真结果与飞机低速飞行时结果相似。

3 结论

为充分研究超音速隐身飞机的运动特征对其动态 RCS 序列的影响,文中仿真了 12 组侧站平飞的动态 RCS 时间序列。仿真结果表明,当飞机沿小航路捷径低速或者高速飞行时,均会对其动态 RCS 时间序列产生很大的影响。然后仿真分析了 F-22 隐身飞机在这一运动特征下的频率响应和极化响应特性,得出采用水平极化的米波段电磁波探测,可以有效地削弱飞机速度偏低或者偏高对其动态 RCS 的影响,增强雷达目标检测的连续性。研究成果对于动态 RCS 时间序列的测量分析和隐身飞机的预警探测有重要意义,尤其是为雷达探测高性能的超音速隐身飞机目标提供了理论依据。

参考文献:

[1] 黄培康,殷红成,许小剑.雷达目标特性[M].北京:电子工

业出版社,2005.

- [2] 胡明春.雷达目标电磁散射特性仿真与测量[J].现代雷达,2012,34(10):1-5.
- [3] 庄亚强,张晨新.典型隐身飞机动态 RCS 仿真及统计分析[J].微波学报,2014,30(5):17-21.
- [4] 王大朋,张晨新.运动特征对飞机动态 RCS 分布特性的影响分析[J].空军工程大学学报(自然科学版),2015,16(4):19-23.
- [5] 王明琨,张晨新.典型机动目标动态 RCS 特性研究[J].科技通报,2015,31(7):106-111.
- [6] 苏东林,曾国奇.运动目标 RCS 特性分析[J].北京航空航天大学学报,2006,32(12):1413-1417.
- [7] 周超,张小宽.典型隐身飞机动态 RCS 时间序列研究[J].空军工程大学学报(自然科学版),2013,14(3):15-18.
- [8] 周超,张小宽.基于坐标转换目标动态 RCS 时间序列研究[J].火力与指挥控制,2014,39(3):56-59.
- [9] 杨建军,王君.地空导弹武器系统概论[M].北京:国防工业出版社,2008.
- [10] 李民权,吴先良.飞机目标的抖动及雷达散射截面计算[J].合肥工业大学学报(自然科学版),2003,26(5):1021-1024.
- [11] 罗宏.动态雷达目标的建模与识别研究[D].北京:航天总公司第二研究院,1999.
- [12] 阮颖铮.雷达截面与隐身技术[M].北京:国防工业出版社,1998.
- [13] MICHAELI A. Equivalent edge currents for arbitrary aspects of observation [J]. IEEE Trans. Antennas Propagat, 1984, 32(3):252-258.

(上接第 32 页)

- 组网方式序贯识别方法 [J]. 电子与信息学报, 2014, 36(10): 2456-2463.
- [5] 孔云波, 冯新喜, 鹿传国, 等. 被动传感器航迹起始算法 [J]. 光电工程, 2011, 38(8): 60-66.
- [6] CHOI S, CROUSE D, WILLETT P, et al. Multistatic target tracking for passive radar in a DAB/DVB network: initiation [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2015, 51(3): 2460-2469.
- [7] 申正义, 闫抒升, 王晓军, 等. 修正的 EKPF 算法在固定单站被动目标跟踪中的应用 [J]. 现代防御技术, 2015, 43(2): 116-121.
- [8] 李彬彬, 冯新喜, 李鸿艳, 等. 纯方位被动多传感器多目标跟踪算法. 红外与激光工程, 2012, 41(5): 1374-1378.
- [9] 李洪斌, 高宪军. 基于频率变化率测量的无人机单站无源定位技术的研究 [J]. 四川兵工学报, 2015, 36(8): 141-144.

- [10] HUANG S C, JIAU M K, LIN C H. Optimization of the car-pool service problem via a fuzzy-controlled genetic algorithm [J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2015, 23(5): 1698-1712.
- [11] SCHOENECKER S, WILLETT P, SHALOM Y B. ML-PDA and ML-PMHT: Comparing multistatic sonar trackers for VLO targets using a new multitarget implementation [J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2014, 39(2): 303-317.
- [12] SCHOENECKER S, WILLETT P, SHALOM Y B. Extreme-Value Analysis for ML-PMHT, Part I: threshold determination [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2014, 50(4): 2500-2514.
- [13] 郭云飞, 林茂, 林岳松, 等. 基于滑窗批处理的低检测概率无源定位 [J]. 光电工程, 2009, 36(7): 18-23.