

文章编号: 1672-2892(2012)04-0406-06

基于一种改进 IMMJPDA 算法的地面目标跟踪

郭睿利, 郭云飞, 张云龙, 彭冬亮

(杭州电子科技大学 信息与控制研究所, 浙江 杭州 310018)

摘 要: 对地面多目标的跟踪, 由于地面目标的高机动性、杂波密集特点以及运动不确定性, 交互式多模型联合概率数据关联无疑是一种好的跟踪算法, 但是该算法需对与可行联合事件相对应的矩阵进行拆分, 随着目标个数的增多, 计算量会呈指数增长。为此提出一种基于模糊多门限的交互式多模型联合概率数据关联算法, 该算法利用量测与目标的关联概率来替代可行联合事件概率的计算。Monte Carlo 仿真结果显示了该算法在现实运动中的可行性和方便性。该算法减少了计算量, 又改善性能, 利用多模型特点解决了地面目标的高机动性所带来的运动模型匹配问题。

关键词: 地面目标; 交互式多模型联合概率数据关联; 模糊多门限; 关联概率; 多目标跟踪
中图分类号: TN953 **文献标识码:** A

Ground target tracking based on an improved IMMJPDA algorithm

GUO Rui-li, GUO Yun-fei, ZHANG Yun-long, PENG Dong-liang

(Institute of Information and Control, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou Zhejiang 310018, China)

Abstract: It is no doubt that Interactive Multi-Model Joint Probability Data Association(IMMJPDA) is a better way to track multi-target on ground due to the high maneuverability, dense clutter and movement uncertainty of the ground targets. However, the algorithm needs to split the matrix corresponding to the feasible joint events, and the calculation amount grows exponentially with the increase of targets. This paper presents an IMMJPDA algorithm based on fuzzy and multi-gate limit, which reduces the calculation amount and improves the performance by using the associated probability of measurement and target for calculation instead of the feasible joint events probability. The motion model matching problem owing to the high maneuverability of ground targets is solved by using the multi-model characteristic. The results of Monte Carlo simulation show the algorithm is effective and convenient for the actual movements.

Key words: ground target; Interactive Multi-Model Joint Probability Data Association; fuzzy and multi-gate limit; associated probability; multi-target tracking

在复杂的现代战争环境下, 尤其是在地面战争环境中, 受到环境的约束条件比空中、海洋等环境多得多, 但是为了更好地对地面目标进行跟踪, 这些约束条件也必须一一考虑^[1]。地面战争是一场装甲战争或称机械化战争, 它的特点是: 作战双方在战场上将动用大量的坦克及装甲车辆。地面战争主要以坦克车和装甲车为主要作战工具, 因此对坦克车和装甲车等地面交通工具的良好跟踪对于反坦克具有较高的研究价值^[2-3]。在信息融合系统^[4]中, 由于对地面跟踪环境先验知识的不了解以及传感器自身性能对量测过程的影响, 在整个量测过程中, 引入量测噪声是不可避免的; 另外, 在现实中, 目标的真实数量不容易得到, 即使目标只有一个, 也可能存在杂波的干扰^[5], 有效的量测也可能是多个。在多目标跟踪环境中, 传感器的量测存在各种随机性以及不确定性, 使有效回波量测与其目标源之间的关系无法一一对应, 无法判定量测数据是否来源于所要跟踪的目标, 还是虚警或者是其他目标, 所以必须采用数据关联方法。这种方法需要将各数据源数据和信息加以联合、相关和组合, 以获得精确的位置估计和身份估计。总之, 从现代军事应用角度看, 对于多目标的跟踪, 数据关联是不可缺少的方法。但当目标较多且相互靠近时, 关联的过程就变得十分复杂。

地面目标跟踪领域的一个研究重点是如何对多个高机动并有轨迹交叉的目标进行跟踪。较有代表性的算法是联合概率数据关联(Joint Probabilistic Data Association, JPDA)算法^[6]和交互式多模型(Interacting Multiple Model, IMM)

收稿日期: 2011-08-17; 修回日期: 2011-09-26

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60805013); 总装备部武器装备预研重点基金资助项目

算法^[7]。前者对多个轨迹交叉的目标有较好的跟踪性能,后者适用于目标高机动的情況。然而对于多个高机动目标并有轨迹交叉的问题,单一的 IMM 或 JPDA 都不能得到很好解决。将这 2 种跟踪算法按照一定的方式结合起来,从而得出交互式多模型联合概率数据关联算法。

在雷达情报数据综合处理系统中,算法结构流程见图 1。对于地面多目标的数据关联问题,本文主要采用一种改进的交互式多模型联合概率数据关联算法(IMMJPDA)^[8-10]。现在的地面战争,是一个杂波密集、高机动,并有轨迹交叉的目标跟踪问题,因此利用 IMMJPDA 算法具有较好的跟踪效果。

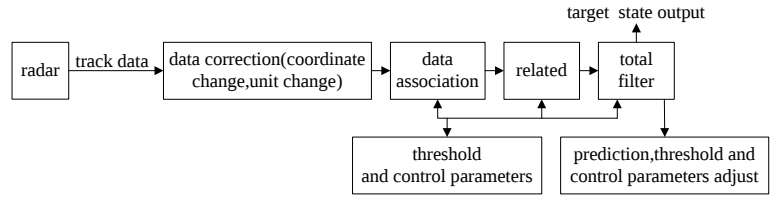


Fig.1 Comprehensive processing system of the radar intelligence data

图 1 雷达情报数据综合处理系统算法结构流程

1 改进的 IMMJPDA 算法

JPDA 算法是一种次优关联算法,在该算法中有 3 个约束条件:每个目标最多产生 1 个测量;每个量测最多来源于 1 个目标;落入某个目标的跟踪门之内的候选测量或者源于该目标,或者源于杂波,或者源于其他目标。若满足这 3 个条件,则可以将一种测量和目标之间的可能配对事件称为一个可行事件。

1.1 IMMJPDA 算法

该算法的主要步骤:

1) 数据输入交互

预估概率 $\mu_k^{j-}(r)$:

$$\mu_k^{j-}(r) = P\{M_k^j(r) | Y_{k-1}\} = \sum_{i=1}^n p_{ij} \mu_{k-1}^i(r) \quad (1)$$

式中: p_{ij} 为系统由模型 i 转移到模型 j 的转移概率; M 为跟踪相关门限; Y_{k-1} 为 $k-1$ 时刻落入跟踪门的观测值; $\mu_{k-1}^i(r)$ 为 $k-1$ 时刻目标 r 的模型概率。

混和概率 $\mu^{ij}(r)$:

$$\mu^{ij}(r) = P\{M_{k-1}^i(r) | M_k^j(r), Y_{k-1}\} = p_{ij} \mu_{k-1}^i(r) / \mu_k^{j-}(r) \quad (2)$$

匹配于模型 M_j 的混合初始条件为:

$$\hat{x}_{k-1|k-1}^{0j}(r) = E\{x_{k-1}(r) | M_k^j(r), Y_{k-1}\} = \sum_{i=1}^n \hat{x}_{k-1|k-1}^i(r) \mu^{ij}(r) \quad (3)$$

式中: E 为数学期望; $\hat{x}_{k-1|k-1}^i(r)$ 为 $k-1$ 时刻目标 r 基于模型 M_i 的状态估计矩阵。相应的初始状态协方差为 $P_{k-1|k-1}^{0j}(r)$:

$$P_{k-1|k-1}^{0j}(r) = \sum P_{k-1|k-1}^i(r) + \left\{ \left[\hat{x}_{k-1|k-1}^i(r) - \hat{x}_{k-1|k-1}^{0j}(r) \right] \bullet \left[\hat{x}_{k-1|k-1}^i(r) - \hat{x}_{k-1|k-1}^{0j}(r) \right]^T \right\} \mu^{ij}(r) \quad (4)$$

式中 $P_{k-1|k-1}^i(r)$ 为对应的协方差矩阵。

2) 状态滤波

状态一步预计:

$$\hat{x}_{k|k-1}^j(r) = F_{k-1}^j(r) \hat{x}_{k-1|k-1}^{0j}(r) \quad (5)$$

$$P_{k|k-1}^j(r) = F_{k-1}^j(r) P_{k-1|k-1}^{0j}(r) [F_{k-1}^j(r)]^T + G_{k-1}^j(r) Q_{k-1}^j [G_{k-1}^j(r)]^T \quad (6)$$

式中: $F_{k-1}^j(r)$ 和 $G_{k-1}^j(r)$ 分别为目标 r 使用的模型的状态转移矩阵和输入矩阵; Q_{k-1}^j 为过程噪声。

对于目标 r 、模型 j , 第 i 个测量的新息 $\tilde{z}_k^{j(i)}(r)$ 为:

$$\tilde{z}_k^{j(i)}(r) = z_k^{(i)} - H_k^j(r) \hat{x}_{k|k-1}^j(r) \quad (7)$$

相应的协方差 $S_k^j(r)$:

$$S_k^j(r) = H_k^j(r) P_{k|k-1}^j(r) [H_k^j(r)]^T + R_k^j \quad (8)$$

式中: $H_k^j(r)$ 为 k 时刻目标 r 使用的模型的量测矩阵; R_k^j 为对应量测噪声协方差矩阵。

3) 关联概率更新

在计算目标 r 采用模型 j 的关联概率时, 与传统的概率计算有一定的不同。当观测 i 与目标 r 关联, 并且目标运动采用模型 j 描述时, 除目标 r 外的剩下所有目标 $r_-(r_- \neq r)$ 采用的运动模型为 $J \left(J \in \frac{\{M_i\}_{i=1}^n \times \cdots \times \{M_i\}_{i=1}^n}{N-1} \right)$ 时的概率 $\beta_i^{r,j,j}$ 可用下式求得:

$$\beta_i^{r,j,j} = \sum_{\chi} P\{\chi | Y_k\} \hat{\omega}_{ir}(\chi) \quad (9)$$

式中: χ 为联合事件; ω 为关联矩阵。则采用模型 j 时目标 r 与观测 i 的关联概率 $\beta_i^{r,j}$ 可通过目标模型概率对式 (9) 得到的 $\beta_i^{r,j,j}$ 进行加权求和得到, 即

$$\beta_i^{r,j} = \sum_j \mu_{k-1}^j \beta_i^{r,j,j}, \quad r=0,1,\dots,N \quad (10)$$

$$\mu_{k-1}^j = \prod_{r=1}^N \mu_{k-1}^j(r_-), \quad r_- \neq r \quad (11)$$

4) 目标采用各模型时的状态更新

对于采用模型 j 的目标 r 的融合新息为:

$$\tilde{y}_k^{r,j} = \sum_{i=1}^{\bar{m}} \beta_i^{r,j} \tilde{z}_k^{j(i)}(r) \quad (12)$$

Kalman 增益:

$$\mathbf{W}_k^j(r) = \mathbf{P}_{k|k-1}^j(r) [\mathbf{H}_k^j(r)]^T [\mathbf{S}_k^j(r)]^{-1} \quad (13)$$

对于采用模型 j 的目标 r 的状态更新:

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k}^j(r) = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}^j(r) + \mathbf{W}_k^j(r) \tilde{y}_k^{r,j} \quad (14)$$

误差协方差更新:

$$\mathbf{P}_{k|k}^j(r) = \mathbf{P}_{k|k-1}^j(r) - \left(\sum_{i=1}^{\bar{m}} \beta_i^{r,j} \right) \mathbf{W}_k^j(r) \mathbf{S}_k^j(r) [\mathbf{W}_k^j(r)]^T + \mathbf{W}_k^j(r) \left\{ \sum \beta_i^{r,j} \tilde{z}_k^{j(i)} [\tilde{z}_k^{j(i)}(r)]^T - \tilde{y}_k^{r,j} [\tilde{y}_k^{r,j}]^T \right\} [\mathbf{W}_k^j(r)]^T \quad (15)$$

5) 似然函数更新

k 时刻, 目标 r 采用模型 j 的似然函数满足如下正态分布:

$$A_k^{r,j} = N \left\{ \mathbf{z} \left[k | k; \hat{\mathbf{x}}_{k|k}^j(r) \right], \hat{\mathbf{z}} \left[k | k-1; \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}^{0j} \right], S \left[k; \mathbf{P}_{k-1|k-1}^{0j}(r) \right] \right\} \quad (16)$$

式中 N 为正态分布。

6) 模型概率更新

目标 r 的模型概率:

$$\mu_k^j(r) = \frac{1}{c} \mu_k^{j-}(r) A_k^{r,j} \quad (17)$$

式中: 归一化常数为

$$c = \sum_{j=1}^r \mu_k^{j-}(r) A_k^{r,j} \quad (18)$$

7) 目标状态更新

目标状态:

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \sum_{j=1}^r \hat{\mathbf{x}}_{k|k}^j(r) \mu_k^j(r) \quad (19)$$

目标误差协方差:

$$\mathbf{P}_{k|k}(r) = \sum_{j=1}^r \mu_k^j(r) \left\{ \mathbf{P}_{k|k}^j(r) + [\hat{\mathbf{x}}_{k|k}^j(r) - \hat{\mathbf{x}}_{k|k}(r)] \bullet [\hat{\mathbf{x}}_{k|k}^j(r) - \hat{\mathbf{x}}_{k|k}(r)]^T \right\} \quad (20)$$

1.2 改进后的方法

JPDA 算法的难点在于无法确切得到联合事件与关联事件的概率, 联合事件数是所有候选回波数的指数函数, 并随回波密度的增加出现计算上的组合爆炸现象。在该算法中根据相关原则对确认矩阵进行拆分, 可得到与可行事件对应的可行矩阵。然而随着目标个数的增多, 确认矩阵的阶次也在增多, 因而拆分矩阵的计算量就会呈指数

增长。所以提出了一种利用模糊多门限^[11]思想对一般方法进行改进。

利用模糊多门限思想对 IMMJPDA 进行改进,改进算法的基本思想是:落入目标的关联门内的量测都有可能来自同一目标,只是其关联概率有所不同;在一量测范围内的目标都有可能和该量测关联,只是其关联概率不同。

量测 j 与目标 r 的关联概率 p_{jr} :

$$p_{jr} = Q_{jr} / \sum_{j=1}^J Q_{jr} \quad (21)$$

式中: Q_{jr} 为第 j 个量测与第 r 个目标关联的权值和, $Q_{jr} = \sum_{j=1}^S (Fun)_j(k) > M$, S 为可能产生各种权值的集合,该集合与传感器的探测性能有关,如距离、高度、速度、方位角和加速度等。

目标 r 与量测 j 的关联概率 q_{jr} :

$$q_{jr} = Q_{jr} / \sum_{r=1}^R Q_{jr} \quad (22)$$

联合关联概率为 β_{jr} :

$$\beta_{jr} = 1 - (1 - p_{jr})(1 - q_{jr}) \quad (23)$$

这种改进算法可以避免一般的 IMMJPDA 算法中对与可行联合事件相对应的矩阵的拆分,从而大大降低了计算量,提高了目标的跟踪性能。

2 仿真实例

本文算法的应用场景是以地面反坦克阵地为背景,以坦克车^[12]运动轨迹为例,场景是3辆坦克车运动轨迹,并有交叉的运动情况。假设3辆坦克车的速度均为15 m/s~20 m/s,且前2辆在运动到仿真时间一半时都会发生协同转弯运动,本算法中用到的是多模型,故可以适应多种运动形式,第3辆是匀速直线运动。在整个跟踪模型中,包含匀速直线模型(CV模型)、匀加速直线模型(CA模型)和协调转弯模型(CT模型),而CT模型又根据转弯率的大小分为4个具体的转弯模型,以适应目标在转弯的过程中的转弯程度,分别为 $\omega_1=2 \text{ rad/s}$, $\omega_2=-2 \text{ rad/s}$, $\omega_3=1 \text{ rad/s}$ 和 $\omega_4=-1 \text{ rad/s}$ 。以1部雷达组成的系统为例,设雷达的量测噪声是零均值高斯分布的白噪声,对于地面目标,雷达的量测误差为50 m。为简化起见,不考虑坐标转换和时间对准,采样周期为 $T=1 \text{ s}$,检测概率 $P_d=0.97$ 。目标1以往返运动形式运动,目标2以类似直角转弯形式运动,目标3是匀速直线运动,其中3个目标将会出现2次相互交叉。目标1的初始坐标为(100,600),目标2的初始坐标为(140,900),目标3的初始坐标为(100,460),经过2种算法跟踪后的仿真见图2。通过图2可以看出,2种算法对3个目标的跟踪都有较好的跟踪效果,尤其是3个目标在交叉时也可以有很好的跟踪,这就是联合数据关联算法的优点。

图3、图4和图5分别表示2种算法对目标1、目标2和目标3的跟踪情况。从图中可粗略看出,改进后的 IMMJPDA 算法比传统的 IMMJPDA 算法具有更好的跟踪性能。从图3中可以知道,当目标1在转弯后,传统的 IMMJPDA 算法出现了较大的跟踪误差,而改进后的 IMMJPDA 算法依然保持着较小的误差。通过100次的 Monte Carlo 仿真得出仿真结果,2种算法对3个目标跟踪的位置均方根误差见图6、图7和图8。从图6、图7和图8可以清晰地看出改进后的 IMMJPDA 算法较传统的 IMMJPDA 算法有更好的跟踪性能,提高了跟踪精确度,表1显示了2种算法通过100次 Monte Carlo 仿真的一些参数比较。由于改进后的 IMMJPDA 算法不需要计算与可行联合事件对应的拆分矩阵,降低了计算量,并缩短了计算时间,提高了正确关联率。

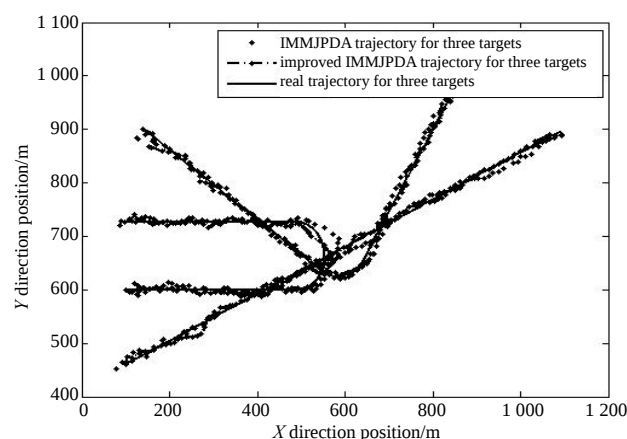


Fig.2 Tracking simulation diagram of two algorithms

图2 两种算法跟踪仿真图

表1 两种算法一些参数的比较

Table1 Comparison of two algorithms for some parameters

algorithm	parameter	
	right relevance ratio/%	run time/s
IMMJPDA	93	103.865 798
improved IMMJPDA	95	24.613 400

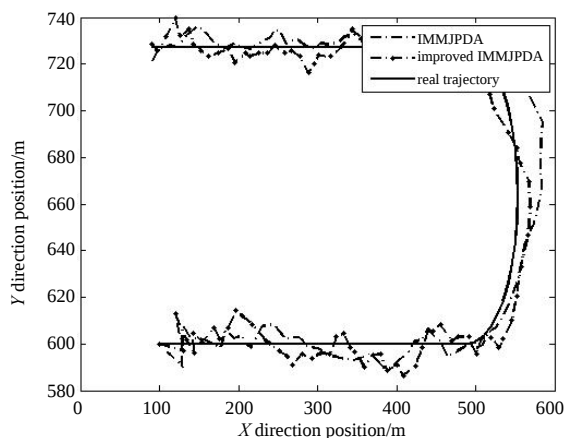


Fig.3 Tracking comparison of two algorithms for the target 1
图3 两种算法对目标1的跟踪比较

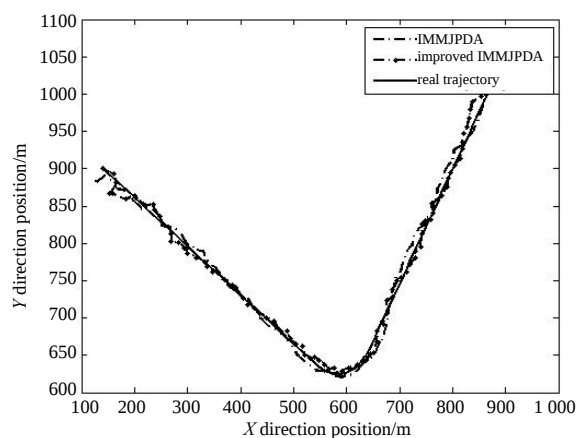


Fig.4 Tracking comparison of two algorithms for the target 2
图4 两种算法对目标2的跟踪比较

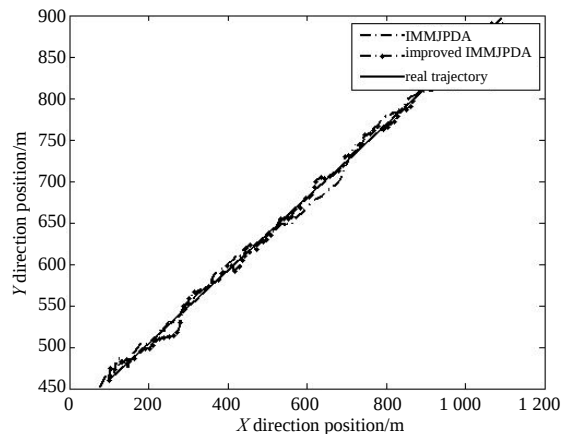


Fig.5 Tracking comparison of two algorithms for the target 3
图5 两种算法对目标3的跟踪比较

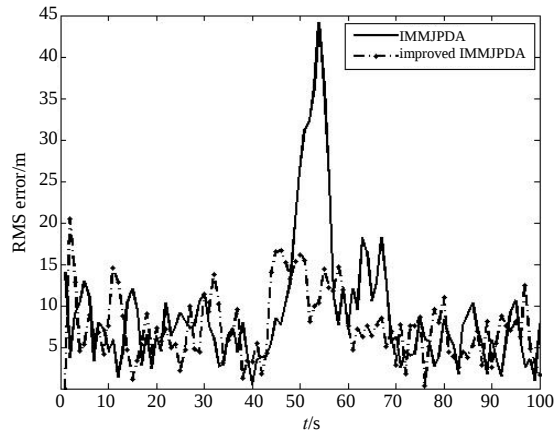


Fig.6 Position RMS of target 1
图6 目标1的位置均方根误差

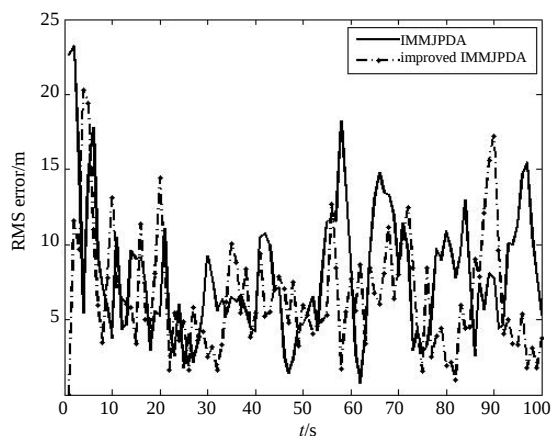


Fig.7 Position RMS of target 2
图7 目标2的位置均方根误差

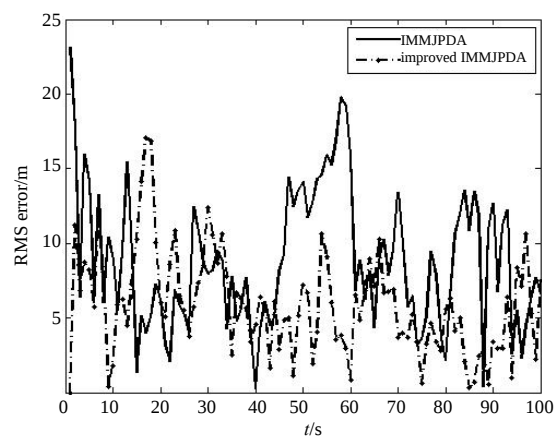


Fig.8 Position RMS of target 3
图8 目标3的位置均方根误差

3 结论

通过基于模糊多门限的思想,改进后的 IMMJPDA 算法具有更好的跟踪性能,提高了跟踪精确度,降低了计算量,并且有较高的正确关联率,有效地解决了密集目标跟踪环境下的多目标跟踪问题,并利用多模型的思想,解决了地面目标运动的高机动性,更加适应地面目标的跟踪情况。然而本算法还有一些不足,如果采用变结构的思想,当有更多的模型交替使用时,可大大降低算法的计算量,并且可以提高跟踪精确度问题,这一点具有较高的研究价值。

参考文献:

- [1] Chong C Y, Garren D, Grayson T P. Ground Target Tracking—a Historical Perspective[C]// Aerospace Conference Proceedings. San Francisco, CA: Booz Allen & Hamilton Inc. 2000, 3: 433–448.
- [2] 韩玲菊. 论发展空地反坦克导弹的必要性和可行性[J]. 战术导弹技术, 1987(S1):16. (HAN Lingju. The discussion of necessity and feasibility for improving anti-tank missiles[J]. Combat missile technology, 1987(S1):16.)
- [3] 常军, 石星. 直升机机载雷达对地多目标跟踪研究[J]. 信息与电子工程, 2005, 3(3):167–171. (CHANG Jun, SHI Xing. Research on Multiple Targets Tracking to Ground in Helicopter Airborne Radar[J]. Information and Electronic Engineering, 2005, 3(3):167–171.)
- [4] 韩崇昭, 朱洪艳, 段战胜. 多源信息融合[M]. 北京: 清华大学出版社, 2006. (HAN Chongzhao, ZHU Hongyan, DUAN Zhan sheng. Multi-source information fusion[M]. Beijing: Tsinghua University press, 2006.)
- [5] Kirubarajan T, Bar-Shalom Y. Probabilistic data association techniques for target tracking in clutter[J]. Proc. of IEEE, 2004, 92(3):536–556.
- [6] Fortmann T E, Bar-Shalom Y, Scheffe M. Sonar tracking of multiple targets using joint probabilistic data association[J]. IEEE J Oceanic Eng., 1983, 8(7):173–183.
- [7] Blom H A P, Bar-Shalom Y. The interacting multiple model algorithm for systems with Markovian switching coefficients[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1988, 33(8):780–783.
- [8] 彭冬亮, 文成林, 薛安克. 多传感器多源信息融合理论及应用[M]. 北京: 科学出版社, 2010. (PENG Dongliang, WEN Cheng lin, XUE Anke. Multi sensor information fusion theory and Application[M]. Beijing: Science Press, 2010.)
- [9] 何友, 王国宏, 陆大金, 等. 多传感器信息融合及应用[M]. 北京: 电子工业出版社, 2000. (HE You, WANG Guohong, LU Dajin, et al. Multi sensor information fusion and Application[M]. Beijing: Electronic Industry Press, 2000.)
- [10] Tugnait Jitendra K. Tracking of multiple maneuvering targets in clutter using multiple sensors, IMM and JPDA coupled filtering[C]// IEEE Proceedings of the American Control Conference. Denver, CO: [s.n.], 2003:1248–1253.
- [11] Smith J. A fuzzy logic multi-sensor association algorithm[C]// Proc. of SPIE, 1996, 3068:76–87.
- [12] 郝鸿宾. 未来主战坦克的发展趋势[J]. 现代兵器, 1998(5):17–20. (HAO Hongbin. The development trend of future main battle tank[J]. Modern weapons, 1998(5):17–20.)

作者简介:



郭睿利(1986–), 男, 河南省新乡市人, 在读硕士研究生, 主要研究方向为地面目标跟踪。
email: guoruili19860909@163.com.

郭云飞(1978–), 男, 杭州市人, 副教授, 博士, 主要研究方向为目标跟踪与信息融合。

张云龙(1988–), 男, 浙江省嘉兴市人, 在读硕士研究生, 主要研究方向为雷达信号处理。

彭冬亮(1977–), 男, 杭州市人, 教授, 博士, 主要研究方向为多源信息融合、机器人视觉与图像处理。