

DOI: 10.13973/j.cnki.robot.2015.0513

基于幅值信息的改进集成概率数据关联算法

李 为^{1,2}, 李一平^{1,2}, 封锡盛¹

(1. 中国科学院沈阳自动化研究所机器人学国家重点实验室, 辽宁 沈阳 110016;

2. 中国科学院大学, 北京 100049)

摘要: 为通过幅值信息进一步提高概率数据关联算法的目标跟踪性能, 且考虑到跟踪过程中目标的存在性问题, 提出了一种基于幅值信息的集成概率数据关联算法, 将幅值似然比引入目标存在概率和关联概率的计算过程中, 可以改善集成概率数据关联算法的跟踪性能, 提高目标存在性判断的快速性, 降低目标丢失概率. 最后通过仿真验证了改进算法的有效性.

关键词: 幅值信息; 集成概率数据关联; 量测不确定; 目标存在概率

中图分类号: TP212

文献标识码: A

文章编号: 1002-0446(2015)-05-0513-09

Improved Integrated Probabilistic Data Association Algorithm Based on Amplitude Information

LI Wei^{1,2}, LI Yiping^{1,2}, FENG Xisheng¹

(1. State Key Laboratory of Robotics, Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016, China;

2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: In order to further improve the estimation performance of the PDA (probabilistic data association) algorithm by using AI (amplitude information), an improved IPDA (integrated PDA) algorithm based on AI is proposed, in which the target existence problem in tracking process is considered. The likelihood ratio of amplitude is introduced to compute the probability of target existence and the association probability, which can improve the tracking performance of IPDA algorithm and the rapidity of judging existence for targets, and reduce probability of tracking loss. Finally, simulation results prove the effectiveness of the proposed algorithm.

Keywords: amplitude information; IPDA (integrated probabilistic data association); measurement uncertainty; probability of target existence

1 引言 (Introduction)

在声呐和雷达系统中, 目标跟踪问题是指通过在每个采样周期处理可能包含距离、角度、多普勒频移、信号强度等信息的量测量, 获取当前采样时刻的目标位置和速度. 然而, 受目标所在环境的杂波及传感器等因素的影响, 量测量通常具有不确定性, 数据关联技术是解决这一问题的有效方法.

数据关联技术解决的核心问题在于如何获得各量测量与真实目标的关联关系, 许多学者在这方面做了大量的研究工作并提出了一些改进方法^[1-4]. 目标的特征信息虽然不能直接用于更新航迹, 但可以有效减少量测航迹关联的不确定性, 在区分目标和杂波方面能够起到重要作用. 文 [5] 将目标的特征辅助数据引入到数据关联中, 提出了一种特征辅

助跟踪算法. 文 [6] 使用特征信息对量测量进行扩维以对关联概率进行修正. 文 [7] 将目标的径向长度信息引入跟踪滤波器, 可以有效改善密集移动目标的跟踪性能. 文 [8-9] 将回波强度, 即幅值信息 (AI) 引入到概率数据关联 (PDA) 算法中以修正关联概率. 幅值信息通常仅用来确定是否存在有效量测, 其独立于位置信息, 可以有效改善杂波环境下的目标跟踪性能. 文 [10] 提出了一种基于幅值信息的极大似然数据关联算法, 可以在低信噪比条件下获得更高的精度和更好的全局收敛性. 文 [11] 针对非线性非高斯的多目标跟踪问题, 提出了一种基于幅值信息的联合概率数据关联粒子滤波算法, 可以提高数据关联的可靠性和跟踪精度.

概率数据关联算法以目标存在为前提. 为了去

基金项目: 基础科研 (B1320133015); 国家自然科学基金 (61273334); 中国科学院科技创新重点部署项目 (KGFZD-125-014).

通信作者: 李一平, lyp@sia.cn 收稿/录用/修回: 2015-03-18/2015-07-07/2015-08-24

除这一限制,文[12]提出了一种集成概率数据关联(IPDA)算法,在关联计算的同时能够给出目标的存在概率.文[13]为跟踪机动目标给出了一系列基于交互式多模型IPDA的算法,并对它们的跟踪性能和适用范围进行了分析与比较.文[14]针对传感器分辨率有限的实际情况,将IPDA算法与线性多目标有限分辨率跟踪算法相结合,并在多目标环境下验证了算法的有效性.

本文在IPDA算法的基础上,提出了一种基于幅值信息的IPDA算法,可以提高跟踪滤波器的收敛速度和跟踪精度,减小目标丢失概率,提高IPDA算法对目标存在性的判断效率.

2 量测量的幅值信息 (Amplitude information of measurements)

在使用主动声呐或雷达系统跟踪目标时,获得的量测信息除距离和方位角(俯仰角)等位置信息外,通常还包含强度信息,即回波信号的幅值.回波信号经过带通匹配滤波器和包络检波器处理所得到的幅值服从瑞利分布^[8].设 a 为回波信号的幅值,当回波信号仅含噪声时,用 $p_0(a)$ 表示其概率密度函数;当回波信号来自于真实目标时,其概率密度函数用 $p_1(a)$ 表示,则在归一化背景噪声的情况下,可分别表示为

$$\begin{aligned} p_0(a) &= ae^{-\frac{a^2}{2}} \\ p_1(a) &= \frac{a}{1+d} e^{-\frac{a^2}{2(1+d)}} \end{aligned} \quad (1)$$

其中, d 为目标信噪比的期望值.

假设 τ 为检测门限,则检测概率 P_D 和误警概率 P_{FA} 可分别表示为

$$\begin{aligned} P_D &= \int_{\tau}^{\infty} p_1(a) da \\ P_{FA} &= \int_{\tau}^{\infty} p_0(a) da \end{aligned} \quad (2)$$

由式(1)、(2)知,检测概率和误警概率受检测门限和目标信噪比影响,在目标信噪比不变的情况下,减小检测门限可增大检测概率,但同时会使虚警概率提高;若欲减小虚警概率而提高检测门限,则检测概率也会减小.在检测门限不变的情况下,提高目标的信噪比,可使检测概率提高而误警概率保持不变.

那么,强度超过检测门限的回波信号的概率密度函数可表示为

$$\begin{aligned} p_1^{\tau}(a) &= \frac{1}{P_D} p_1(a), \quad a > \tau \\ p_0^{\tau}(a) &= \frac{1}{P_{FA}} p_0(a), \quad a > \tau \end{aligned} \quad (3)$$

则幅值似然比 λ 可表示为

$$\lambda = \frac{p_1^{\tau}(a)}{p_0^{\tau}(a)} \quad (4)$$

3 IPDA 算法 (IPDA algorithm)

IPDA算法在PDA算法的基础上引入目标存在概率的概念,由此产生的与PDA算法的不同之处在于目标存在概率的计算以及基于目标存在概率的关联概率计算方法.

目标存在概率的计算分为预测和更新两个部分.IPDA算法假设目标存在概率符合1阶马尔可夫过程,为说明方便,本文仅考虑马尔可夫链 $1^{[12]}$ 的情况,设 α_k 为事件: k 时刻目标存在,则目标存在概率可表示为 $P(\alpha_k|Z^k)$ ($1 \leq k$),其中 Z^l 表示时刻 l 以前(包括时刻 l)的所有有效量测量.

设马尔可夫转移矩阵为

$$\mathbf{P}_m = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} \\ p_{21} & p_{22} \end{bmatrix} \quad (5)$$

则 k 时刻的预测目标存在概率为

$$P(\alpha_{k+1}|Z^k) = p_{11}P(\alpha_k|Z^k) + p_{21}[1 - P(\alpha_k|Z^k)] \quad (6)$$

那么, $k+1$ 时刻目标存在概率更新为

$$P(\alpha_{k+1}|Z^{k+1}) = \frac{1 - \delta_{k+1}}{1 - \delta_{k+1}P(\alpha_{k+1}|Z^k)} P(\alpha_{k+1}|Z^k) \quad (7)$$

其中,

$$\delta_k = \begin{cases} P_D P_G, & m_k = 0 \\ P_D P_G - P_D P_G \frac{V_k}{\hat{m}_k} \sum_{i=1}^{m_k} p(\mathbf{z}_{k,i}|\boldsymbol{\theta}_{k,i}, Z^{k-1}), & m_k > 0 \end{cases} \quad (8)$$

式(8)中, P_G 为真实量测落入跟踪波门内的概率, m_k 为 k 时刻获得的有效量测数量, V_k 为跟踪波门的面积(体积), $\mathbf{z}_{k,i}$ 为 k 时刻第 i 个有效量测.另外,

$$\begin{aligned} \hat{m}_k &= \begin{cases} 0, & m_k = 0 \\ m_k - P_D P_G P(\alpha_k|Z^{k-1}), & m_k > 0 \end{cases} \\ p(\mathbf{z}_{k,i}|\boldsymbol{\theta}_{k,i}, Z^{k-1}) &= P_G^{-1} N[\mathbf{v}_{k,i}, \mathbf{0}, \mathbf{S}_k] \end{aligned} \quad (9)$$

其中,

$$N[\mathbf{v}_{k,i}, \mathbf{0}, \mathbf{S}_k] \equiv \frac{1}{\sqrt{|2\pi\mathbf{S}_k|}} e^{-\frac{1}{2}\mathbf{v}_{k,i}^T \mathbf{S}_k^{-1} \mathbf{v}_{k,i}} \quad (10)$$

$\boldsymbol{\theta}_{k,i}$ ($i=1, \dots, m_k$)表示事件: k 时刻 \mathbf{z}_i 是来自于真实目标的量测. $\boldsymbol{\theta}_{k,0}$ 表示事件: k 时刻有效量测全部来自于杂波. $\mathbf{v}_{k,i}$ 表示量测 $\mathbf{z}_{k,i}$ 的新息, \mathbf{S}_k 表示 k 时

刻的预测量测方差.

由于

$$\beta_{k,i} = P(\theta_{k,i}|Z^k) \quad (11)$$

则结合目标存在概率, IPDA 的关联概率计算公式为

$$\beta_{k,0} = \frac{1 - P_D P_G}{1 - \delta_k}$$

$$\beta_{k,i} = \frac{P_D P_G \frac{V_k}{\hat{m}_k} p(\mathbf{z}_{k,i}|\theta_{k,i}, Z^{k-1})}{1 - \delta_k}, \quad i = 1, \dots, m_k \quad (12)$$

4 基于幅值信息的 IPDA 算法 (AI-IPDA algorithm)

将幅值信息引入 IPDA 算法, 则 k 时刻获得的第 i 个测量将包含一个幅值信息 $a_{k,i}$. 根据文 [12] 中式 (A.16)、(A.17)、(A.19) 可得

$$p(\mathbf{z}_k, m_k|Z^{k-1}) = p(\mathbf{z}_k|\theta_{k,0}, m_k, Z^{k-1})p(m_k|\theta_{k,0}, Z^{k-1}) \cdot [1 - P_D P_G p(\alpha_k|Z^{k-1})] + \sum_{i=1}^{m_k} p(\mathbf{z}_k|\alpha_k, \theta_{k,i}, m_k, Z^{k-1}) \cdot p(m_k|\alpha_k, \theta_{k,i}, Z^{k-1}) \frac{P_D P_G}{m_k} p(\alpha_k|Z^{k-1}) \quad (13)$$

则由文 [12] 中式 (A.15)、(A.18)、(A.19) 和式 (13) 可得

$$p(\alpha_k|Z^k) = p(\alpha_k, \theta_{k,0}|Z^k) + \sum_{i=1}^{m_k} p(\alpha_k, \theta_{k,i}|Z^k)$$

$$= \left[1 - \left(P_D P_G - \frac{P_D P_G}{\hat{m}_k} \sum_{i=1}^{m_k} \frac{p(\mathbf{z}_k|\alpha_k, \theta_{k,i}, m_k, Z^{k-1})}{p(\mathbf{z}_k|\theta_{k,0}, m_k, Z^{k-1})} \right) \right] / \left[1 - \left(P_D P_G - \frac{P_D P_G}{\hat{m}_k} \sum_{i=1}^{m_k} \frac{p(\mathbf{z}_k|\alpha_k, \theta_{k,i}, m_k, Z^{k-1})}{p(\mathbf{z}_k|\theta_{k,0}, m_k, Z^{k-1})} \right) \right] p(\alpha_k|Z^{k-1}) \quad (14)$$

因为有效量测的幅值信息与位置信息相互独立, 所以

$$p(\mathbf{z}_{k,i}|\alpha_k, \theta_{k,i}, m_k, Z^{k-1}) = p_1^\tau(a_{k,i})p(\mathbf{z}_{k,i}|\theta_{k,i}, Z^{k-1})$$

$$p(\mathbf{z}_{k,j}|\alpha_k, \theta_{k,i}, m_k, Z^{k-1}) = p_0^\tau(a_{k,j})p(\mathbf{z}_{k,j}|\theta_{k,i}, Z^{k-1}) \quad (15)$$

假设虚假量测在跟踪波门中服从均匀分布, 即

$$p(\mathbf{z}_{k,i}|\theta_{k,j}, Z^{k-1}) = V_k^{-1}, \quad i \neq j \quad (16)$$

则

$$\frac{p(\mathbf{z}_k|\alpha_k, \theta_{k,i}, m_k, Z^{k-1})}{p(\mathbf{z}_k|\theta_{k,0}, m_k, Z^{k-1})} = \frac{p(\mathbf{z}_{k,i}|\theta_{k,i}, Z^{k-1}) p_1^\tau(a_{k,i}) \prod_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^{m_k} V_k^{-1} p_0^\tau(a_{k,j})}{\prod_{i=1}^{m_k} V_k^{-1} p_0^\tau(a_{k,i})} = \frac{p(\mathbf{z}_{k,i}|\theta_{k,i}, Z^{k-1}) p_1^\tau(a_{k,i}) V_k}{p_0^\tau(a_{k,i})} \quad (17)$$

令

$$\lambda_{k,i} = \frac{p_1^\tau(a_{k,i})}{p_0^\tau(a_{k,i})} \quad (18)$$

则引入幅值信息的 δ'_k 可表示为

$$\delta'_k = \begin{cases} P_D P_G, & m_k=0 \\ P_D P_G - P_D P_G \frac{V_k}{\hat{m}_k} \sum_{i=1}^{m_k} \lambda_{k,i} p(\mathbf{z}_{k,i}|\theta_{k,i}, Z^{k-1}), & m_k>0 \end{cases} \quad (19)$$

引入幅值信息的目标存在概率公式为

$$P(\alpha_k|Z^k) = \frac{1 - \delta'_k}{1 - \delta'_k P(\alpha_k|Z^{k-1})} P(\alpha_k|Z^{k-1}) \quad (20)$$

由文 [12] 中式 (A.21) 可得关联概率的计算方法, 有

$$\beta_{k,i} = p(\theta_{k,i}|\alpha_k, Z^k) = \frac{p(\theta_{k,i}, \alpha_k|Z^k)}{p(\alpha_k|Z^k)} = \frac{p(\mathbf{z}_k|\alpha_k, \theta_{k,i}, m_k, Z^{k-1}) \cdot P_D P_G}{p(\mathbf{z}_k|\theta_{k,0}, m_k, Z^{k-1}) \cdot \hat{m}_k} / \left(1 - P_D P_G + \sum_{i=1}^{m_k} \frac{p(\mathbf{z}_k|\alpha_k, \theta_{k,i}, m_k, Z^{k-1})}{p(\mathbf{z}_k|\theta_{k,0}, m_k, Z^{k-1})} \cdot \frac{P_D P_G}{\hat{m}_k} \right) \quad (21)$$

将式 (17)、(19) 代入, 可得

$$\beta_{k,i} = \frac{p(\mathbf{z}_{k,i}|\theta_{k,i}, Z^{k-1}) \lambda_{k,i} V_k \frac{P_D P_G}{\hat{m}_k}}{1 - \delta'_k}, \quad i = 1, \dots, m_k \quad (22)$$

$$\beta_{k,0} = \frac{1 - P_D P_G}{1 - \delta'_k}$$

对于线性离散目标运动方程和观测方程

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{F} \mathbf{x}_k + \mathbf{G} \mathbf{w}_k$$

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{H} \mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k \quad (23)$$

其中, \mathbf{F} 为状态转移矩阵, \mathbf{G} 为噪声矩阵, \mathbf{H} 为观测矩阵, \mathbf{w}_k 和 \mathbf{v}_k 为相互独立的高斯白噪声, 方差表示为

$$\mathbf{Q} = E[\mathbf{w}_k \mathbf{w}_k^T], \quad \mathbf{R} = E[\mathbf{v}_k \mathbf{v}_k^T] \quad (24)$$

那么基于幅值信息的 IPDA 算法步骤如下:

步骤 1: 获取有效量测量

设 $k-1$ 时刻状态估计为 $\hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}$, 方差估计为 $\mathbf{P}_{k-1|k-1}$, 则 k 时刻的预测量测协方差为

$$\mathbf{S}_{k|k-1} = \mathbf{H}\mathbf{F}\mathbf{P}_{k-1|k-1}(\mathbf{H}\mathbf{F})^T + \mathbf{H}\mathbf{Q}\mathbf{H}^T + \mathbf{R} \quad (25)$$

k 时刻的预测量测量为

$$\hat{\mathbf{z}}_{k|k-1} = \mathbf{H}\mathbf{F}\hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1} \quad (26)$$

k 时刻第 i 个包含幅值信息的量测量 $\mathbf{z}'_{k,i}$ 由仅含位置信息的 $\mathbf{z}_{k,i}$ 和幅值信息 $a_{k,i}$ 组成, 即

$$\mathbf{z}'_{k,i} = [\mathbf{z}_{k,i} \quad a_{k,i}]^T \quad (27)$$

那么, 若 $\mathbf{z}_{k,i}$ 满足

$$(\mathbf{z}_{k,i} - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1})^T \mathbf{S}_{k|k-1}^{-1} (\mathbf{z}_{k,i} - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}) \leq \gamma \quad (28)$$

且 $a_{k,i} \geq \tau$, 则该第 i 个量测量为有效量测量, 其中参数 γ 可由 χ^2 分布表获得^[15].

步骤 2: 关联概率和组合新息计算

由式 (22) 计算关联概率, 并计算组合新息, 有

$$\mathbf{v}_k = \sum_{i=1}^{m_k} \beta_{k,i} \mathbf{v}_{k,i} \quad (29)$$

其中,

$$\mathbf{v}_{k,i} = \mathbf{z}_{k,i} - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1} \quad (30)$$

步骤 3: 滤波器增益计算与状态更新

滤波器增益为

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}^T \mathbf{S}_{k|k-1}^{-1} \quad (31)$$

滤波器状态更新为

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k \mathbf{v}_k \quad (32)$$

滤波器状态方差更新为

$$\mathbf{P}_{k|k} = \beta_{k,0} \mathbf{P}_{k|k-1} + (1 - \beta_{k,0}) \mathbf{P}_{k|k}^c + \tilde{\mathbf{P}}_k \quad (33)$$

其中,

$$\tilde{\mathbf{P}}_k = \mathbf{K}_k \left(\sum_{i=1}^{m_k} \beta_{k,i} \mathbf{v}_{k,i} \mathbf{v}_{k,i}^T - \mathbf{v}_k \mathbf{v}_k^T \right) \mathbf{K}_k^T \quad (34)$$

$$\mathbf{P}_{k|k}^c = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}) \mathbf{P}_{k|k-1}$$

步骤 4: 目标信噪比估计

由文 [8] 可知, k 时刻目标的信噪比 d_k 为

$$d_k = E \left(\frac{a_k^2}{2} \right) - 1 \quad (35)$$

因此其估计值可由指数平均数方法获得

$$\hat{d}_k = (1 - \mu) \hat{d}_{k-1} + \mu \sum_{i=1}^{m_k} \beta_{k,i} \frac{a_{k,i}^2}{2} - 1 \quad (36)$$

其中, 参数 μ 为权重系数.

步骤 5: 目标存在概率更新

通过式 (6)、(19) 和 (20) 即可获得 k 时刻的目标存在概率, 如果该概率值低于确认目标丢失概率, 则认为目标不再存在, 跟踪结束.

步骤 6: 令 $k = k + 1$, 返回步骤 1.

5 仿真与分析 (Simulations and analysis)

5.1 跟踪精度验证

为考察基于幅值信息的 IPDA 算法的跟踪精度, 设置仿真场景如下: 在 2 维坐标系内, 观测系统位于坐标原点, 量测量为目标分别在两个坐标轴上的位置, 量测标准差均为 100 m. 目标初始位置为 (130m, 200m), 以 (35m/s, 0) 的速度做匀速直线运动, 过程噪声标准差为 0.01 m/s². 杂波密度为 10⁻⁵/m², 目标信噪比设为 10 dB, 检测概率为 0.9, 观测系统采样 100 次, 间隔为 12 s. 图 1 为单次仿真中的目标真实运动轨迹和估计轨迹曲线. 图 1 中的“组合量测量”为由式 (29) 获得的组合新息 \mathbf{v}_k 与滤波器预测量测位置 $\hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}$ 之和.

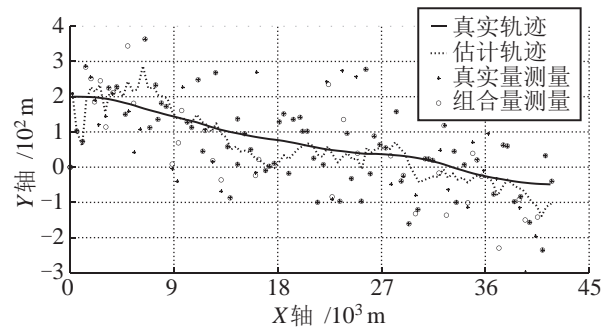


图 1 目标真实运动轨迹与估计轨迹

Fig.1 Target true trajectory and estimated trajectory

图 2 对应于图 1, 为在该单次仿真中目标真实回波的幅值信息和滤波器组合量测量偏差 (组合量测量与目标真实量测量的距离) 的关系图.

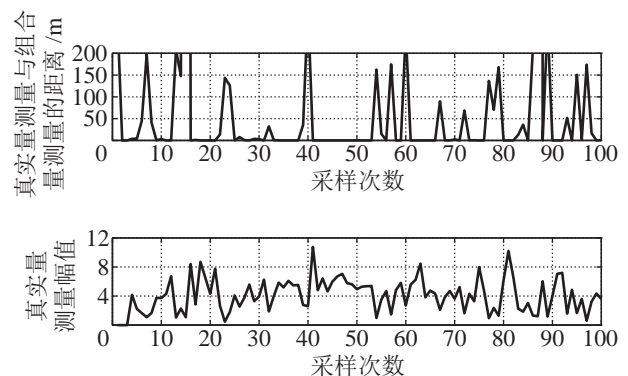


图 2 目标真实量测量幅值对组合量测量的影响

Fig.2 Influence of true target AI on combined measurements

由图 2 可知, 当目标的真实回波幅值较大时, 组合量测量与真实量测量的距离几乎为 0, 若幅值较小, 则滤波器组合量测量偏差较大. 由此可知, 回波幅值对于跟踪滤波器对杂波的抑制能够起到重要作用, 较大的目标回波幅值可以有效抑制杂波对组合量测量的影响.

在图 2 的基础上, 图 3 为该单次仿真中目标真实量测的幅值似然比与其关联概率的关系图. 在不考虑幅值信息时, 仅根据位置信息获得的目标真实量测量的关联概率始终保持在较低的水平, 当引入幅值信息后, 较大的幅值似然比能够使其关联概率接近于 1, 这也是图 2 中回波幅值较大时, 滤波器组合量测量偏差接近于 0 的原因.

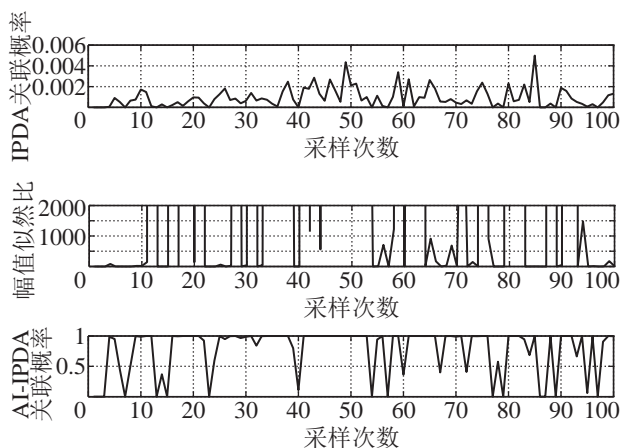


图 3 目标真实量测量的幅值似然比对其关联概率的影响

Fig.3 Influence of the likelihood ratio of true target AI on association probability

设置蒙特卡洛仿真次数为 1000, 来比较基于幅值信息的 IPDA (AI-IPDA) 算法与 IPDA、PDA 和基于幅值信息的 PDA (AI-PDA) 算法的跟踪精度. IPDA 和 AI-IPDA 算法的起始目标存在概率设为 0.2, 当其高于确认目标存在概率 0.8 时, 认为目标存在, 此后若低于确认目标丢失概率 0.1, 则认为目标不再存在. 马尔可夫矩阵中, $p_{11} = 0.98$, $p_{21} = 0$. 在 PDA 和 AI-PDA 算法中, 当状态估计方差大于无杂波情况下平均稳态方差的 10 倍或在 $\gamma = 16$ 的波门内连续 5 次无有效回波时, 认为目标不再存在. 以 X 轴为例, RMSE (均方根误差) 对比曲线如图 4、5 所示.

由图 4、图 5 可知, 在跟踪精度上, 基于 IPDA 的算法 (AI-IPDA 和 IPDA) 与对应的基于 PDA 的算法 (AI-PDA 和 PDA) 是基本相同的. 幅值信息的引入使 PDA 算法和 IPDA 算法的位置跟踪精度均有近 20% 的提升, 滤波器的收敛速度也有显著提高, 引入幅值信息的跟踪算法在第 20 次采样时即

可达到原算法第 40 次采样之后才能达到的位置跟踪精度.

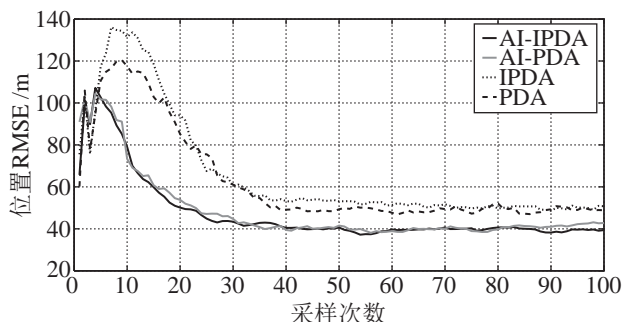


图 4 位置跟踪精度对比曲线

Fig.4 Comparison of position tracking precision

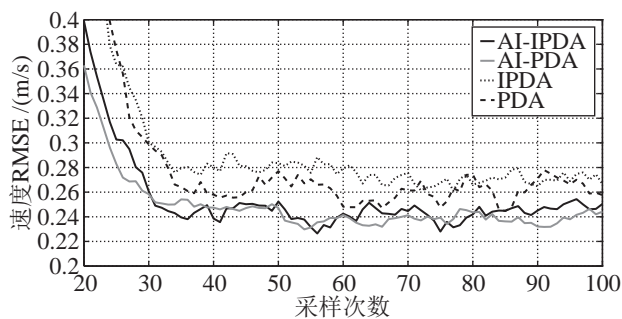


图 5 速度跟踪精度对比曲线

Fig.5 Comparison of velocity tracking precision

5.2 目标存在性判别效率验证

为验证基于幅值信息的 IPDA 算法在目标存在性判别方面的有效性, 在 5.1 节仿真场景设置的基础上增加采样次数, 目标运动至第 1200 s (第 100 次采样) 将停止运动, 并设置此时不再反射回波, 而采样将继续进行 40 次. 为清晰起见, 蒙特卡洛仿真次数为 200. AI-IPDA、IPDA、AI-PDA 和 PDA 算法的比较结果如图 6 所示. AI-PDA 算法和 PDA 算法判断目标丢失的方法与 5.1 节相同.

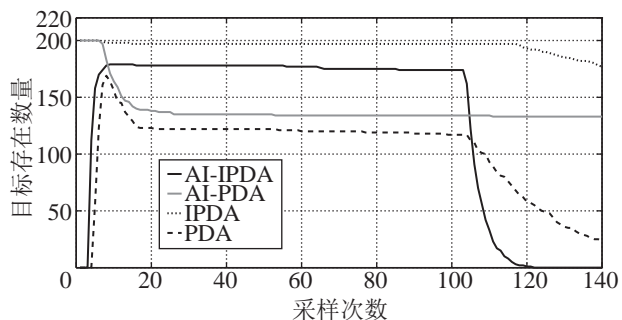


图 6 目标存在数量对比曲线

Fig.6 Comparison of quantity of existed targets

在杂波条件下对目标进行跟踪, 跟踪滤波器可能受到杂波的影响而丢失目标, 在本仿真实验中暂

不考虑第 100 次采样之前目标存在时受杂波影响丢失目标的情况, 仅考虑第 100 次采样之后目标不存在时, AI-IPDA 和 IPDA 算法对目标存在性判别的性能. 由图 6 可知, 在 200 条目标运动轨迹中, AI-IPDA 算法在 20 次采样左右对剩余的 174 条跟踪轨迹均给出了目标不再存在的正确判断, 而 IPDA 算法直到第 40 次采样, 在剩余的 117 条轨迹中仍然存在 23 条轨迹无法给出合理的判断, 继续维持跟踪状态. 由此可见, 幅值信息的引入可以在很大程度上提高 IPDA 算法目标存在性判别的效率. 另外, 由于 AI-PDA 算法和 PDA 算法本身不能够判别目标是否存在, 所以在 100 次采样之后, 由于杂波的存在, 除极少数轨迹停止跟踪外, 绝大部分轨迹均无法在短时间内停止跟踪.

5.3 目标丢失情况分析

本节主要针对目标存在时 (5.2 节的前 100 次采样) 各种目标跟踪算法的目标丢失情况进行研究. 航迹起始过程为在无杂波条件下的两点外推启动法^[16], 并在随后的跟踪中引入杂波. 对 AI-IPDA、IPDA、AI-PDA 和 PDA 算法分别进行 1000 次蒙特卡洛仿真实验, 仿真场景与 5.1 节设置相同, 结果见表 1. 表 1 所列的目标丢失原因中, 方差过大指状态估计方差大于无杂波情况下平均稳态方差的 10 倍. 跟踪错误指由于杂波的存在, 跟踪系统形成的跟踪轨迹逐渐远离目标真实轨迹. 未形成轨迹指在基于 IPDA 的跟踪算法中, 目标存在概率在低于确认目标丢失概率之前从未高于确认目标存在概率的情况.

表 1 跟踪丢失情况统计
Tab.1 Statistical data of lost tracking

算法	无量测量	方差过大	存在概率过低	错误跟踪	未形成轨迹
AI-IPDA	0	0	14	0	87
IPDA	0	0	68	175	30
AI-PDA	0	20	*	4	*
PDA	0	347	*	39	*

由表 1 的统计结果可知, 由于杂波的引入, 4 种方法均未出现连续 5 次跟踪波门内无有效回波的情况. 但在使用 AI-IPDA 算法的仿真实验中, 存在连续 4 次均有有效量测, 而真实目标回波强度均较低, 使目标存在概率由 1 降至 0.1 以下的情况. 由此可知, AI-IPDA 算法会将具有较低幅值的量测量视为杂波, 当在连续几次采样中, 回波波门内均只包含强度较低的有效量测时, 目标存在概率将会降

低, 从而导致跟踪停止.

引入幅值信息的跟踪算法较原算法在跟踪轨迹的保持上均具有较大优势, 在航迹保持阶段稳定性更好, 丢失目标概率更小. AI-IPDA 算法可以不进行错误跟踪和方差过大情况的判别, 因为上述情况均会降低目标存在概率而使跟踪滤波器停止, 由此可见, 目标存在概率在跟踪保持阶段同样具有很强的目标存在性判别性能.

相对于基于 PDA 的跟踪算法, 基于 IPDA 的跟踪算法存在航迹起始失败的情况. 针对未形成航迹的确认时间, 图 7 给出了一组 200 次蒙特卡洛实验的仿真结果, 由曲线可知, 未形成航迹均发生在航迹起始过程由无杂波状态转换到有杂波状态的过程中. 因此未形成航迹的数量与航迹起始方法、目标信噪比、杂波情况以及确认目标存在概率等因素均有关.

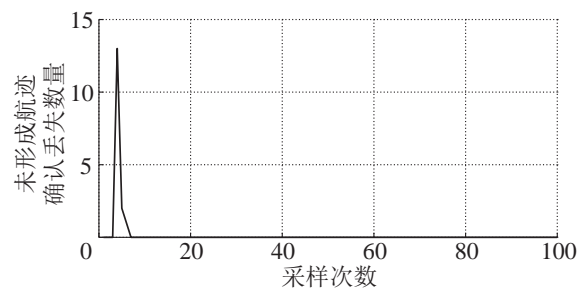


图 7 未形成航迹的确认时间

Fig.7 Time for verifying that no path is generated

5.4 不同信噪比和杂波密度的跟踪性能比较

为考察在不同信噪比和杂波密度下, AI-IPDA 算法在航迹保持阶段的跟踪性能, 设置 1000 次蒙特卡洛仿真实验, 检测概率保持为 0.9, 实验场景与 5.1 节设置相同, 结果见表 2 和表 3.

表 2 位置估计 RMSE 均值
Tab.2 Average of RMSE of position estimation

杂波密度 $I/(\times 10^{-5}/m^2)$	RMSE 均值/m				IPDA
	目标信噪比 /dB				
	25	20	15	10	
10	38.9	39.6	41.3	44.4	*
5	38.7	39.3	39.7	42.3	*
1	37.4	37.7	39.2	39.4	52
0.5	37.2	37.0	38.6	39.0	45.1
0.1	36.6	36.2	37.6	37.2	38.5

表 2 为跟踪滤波器稳定之后的位置估计 RMSE 均值, 表 3 为跟踪保持阶段的目标丢失比例. 一组 1000 次蒙特卡洛仿真实验获得的无杂波环境下卡尔曼滤波器 X 轴稳态位置估计 RMSE 均值为 36.8 m.

表 3 目标丢失比例
Tab.3 Percentage of lost tracking

杂波密度 $I/(\times 10^{-5}/\text{m}^2)$	目标信噪比 /dB				IPDA
	25	20	15	10	
10	2%	1%	1%	约 0	100%
5	2%	1%	1%	1%	约 100%
1	7%	6%	4%	2%	25%
0.5	9%	7%	5%	3%	10%
0.1	9%	9%	9%	9%	10%

由表 2 知, 当杂波密度为 $10^{-6}/\text{m}^2$ 时, AI-IPDA 算法的跟踪精度与无杂波情况下的跟踪精度基本相同, 而且略优于 IPDA 算法. 随着杂波密度的增大, 目标信噪比的减小, 位置估计精度逐渐降低, 但是仍然优于 IPDA 算法, 当杂波密度较大时 ($10^{-4}/\text{m}^2$, $5 \times 10^{-5}/\text{m}^2$), 结合表 3 可知, IPDA 算法丢失目标比例过高, 不再适用.

表 3 中, 当杂波密度为 $10^{-6}/\text{m}^2$ 时, 目标丢失比例基本不受目标信噪比影响. 随着杂波密度增大, 在同一信噪比下, 目标丢失比例逐渐减小. 当杂波密度不变时, 目标信噪比越小, 则丢失比例越低. 当目标信噪比减小时, 为使检测概率保持不变, 需要降低检测门限, 这将导致回波波门内的杂波数量增加. 若信噪比不变, 增大杂波密度也会使回波波门内的杂波数量增加. 由式 (19) 知, 作为有效回波的杂波越多, 其在 δ_k^i 中的比重越大, 当目标真实量测不存在或幅值较低时, 受大量存在的杂波的影响, 目标存在概率不会降低过快, 因此受目标真实量测量偶然“不存在”因素的影响相对减小, 目标丢失比例较低. 杂波密度不变、信噪比增大时, 回波波门内的杂波数量减少, 同时由式 (18) 知, 信噪比的增大会使 $\lambda_{k,i}$ 降低, 进一步减小了杂波对 δ_k^i 的影响, 所以目标存在概率受真实目标回波质量的影响较大, 目标丢失比例较高. 另外, 在仿真中, 目标信噪比较高时, AI-IPDA 算法未形成航迹的数量也较大, 这也是目标丢失比例较高的原因之一. 然而, 在航迹保持阶段, AI-IPDA 算法的目标丢失比例均要低于 IPDA 算法.

5.5 AI-IPDA 算法在目标机动时的跟踪性能分析

5.1 节~5.4 节主要针对目标的运动模式符合匀速运动模型, 且滤波器估计目标状态使用的模型与目标运动模型完全一致的情况进行分析, 本节将对目标进行机动, 且滤波模型与目标实际运动模式不完全一致情况下 AI-IPDA 算法的性能进行分析.

本节的仿真场景中, 设置观测系统共采样 100 次, 间隔为 1s. 目标在第 31 次采样至第 70 次采样

之间做匀速转弯运动, 设置 4 种转弯角速度, 分别为 $2^\circ/\text{s}$ 、 $4^\circ/\text{s}$ 、 $6^\circ/\text{s}$ 和 $8^\circ/\text{s}$. 另外, 前 30 次采样和后 30 次采样做匀速运动, 其它目标运动的相关设置与环境设置均与 5.1 节相同. 跟踪滤波器分别使用基于匀速模型的 AI-IPDA 算法和 IPDA 算法对目标状态进行估计, 由于 5.1 节~5.4 节已经对目标在匀速模型下的 AI-IPDA 算法和 IPDA 算法的性能进行了比较和分析, 因此本节不考虑目标在匀速运动时的跟踪性能, 增大过程噪声方差至 $4 \text{ m}^2/\text{s}^2$, 以提高滤波器的响应速度, 适应目标机动的情况. 蒙特卡洛仿真次数为 1000, AI-IPDA 算法和 IPDA 算法在 X 轴向上的跟踪精度对比结果如图 8 所示.

由图 8 可知, 目标做上述 4 种角速度的转弯运动时, AI-IPDA 算法的跟踪精度均要优于 IPDA 算法的跟踪精度, 幅值信息的引入使 AI-IPDA 算法对于目标的机动行为具有更快的响应速度.

在目标丢失概率方面, 只考虑目标发生机动时跟踪滤波器丢失目标的情况. 蒙特卡洛仿真次数为 1000, 不同杂波密度和不同信噪比下的 IPDA 算法和 AI-IPDA 算法的目标丢失情况见表 4 和表 5.

表 4 IPDA 算法在目标机动时的丢失目标数量
Tab.4 Quantity of lost tracking by IPDA when the target maneuvers

杂波密度 $I/(\times 10^{-5}/\text{m}^2)$	目标转弯角速度 $I(^{\circ}/\text{s})$			
	2	4	6	8
1	52	219	384	438
5	149	541	659	721
10	240	590	702	725

表 5 AI-IPDA 算法在目标机动时的丢失目标数量
Tab.5 Quantity of lost tracking by AI-IPDA when the target maneuvers

目标信噪比 /dB	杂波密度 $I/(\times 10^{-5}/\text{m}^2)$	目标转弯角速度 $I(^{\circ}/\text{s})$			
		2	4	6	8
25	1	32/0/32	36/0/36	71/3/74	108/3/111
	5	9/0/9	21/0/21	42/5/47	77/15/92
	10	4/0/4	13/0/13	34/6/40	60/25/85
20	1	16/0/16	27/0/27	60/5/65	102/9/111
	5	8/0/8	8/0/8	31/6/37	72/21/93
	10	3/0/3	3/2/5	26/7/33	48/26/74
15	1	14/0/14	19/0/19	51/8/59	91/15/106
	5	2/0/2	7/2/9	24/14/38	57/30/87
	10	0/0/0	2/3/5	14/15/29	49/50/99
10	1	7/0/7	12/1/13	43/13/56	80/25/105
	5	2/0/2	6/5/11	24/48/72	49/74/123
	10	1/0/1	2/15/17	5/88/93	18/163/181

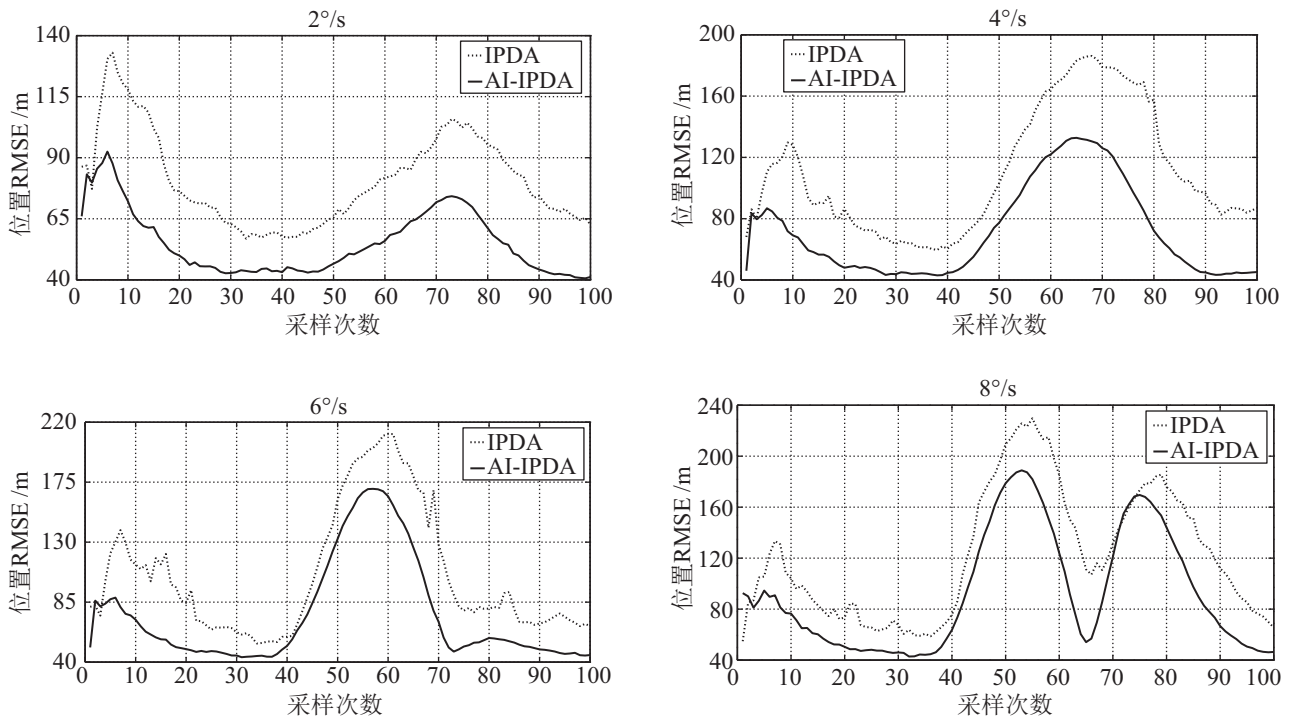


图8 不同转弯角速度下X轴向上的跟踪精度比较

Fig.8 Comparison of tracking accuracies along X axis when turning at different velocities

为分析方便,在统计 AI-IPDA 算法跟踪机动目标时的丢失数量时,对丢失目标的原因进行记录,在 5.3 节中提到的 4 种目标丢失原因中,方差过大和无量测量的情况均没有出现,因此只考虑存在概率过低和错误跟踪两种情况,在表 5 中标记为“存在概率过低数量/错误跟踪数量/丢失目标总数量”。

由表 4 和表 5 的统计结果不难看出, AI-IPDA 算法在目标机动时的丢失目标数量显著低于 IPDA 算法。除了 IPDA 算法在较大杂波密度下本身丢失目标的概率较大,见表 3,另外,在目标机动时, IPDA 算法只关注有效回波的位置信息,当杂波密度较大时,反映目标机动行为的真实量测量对组合量测量的影响很小, IPDA 算法丢失目标的概率更高。引入目标回波的强度信息后,较大的回波幅值可以在很大程度上抑制杂波对组合量测量的影响,使跟踪滤波器捕获到反映目标机动行为的真实量测量的概率更高,因此丢失目标的概率较低。

从表 5 的统计结果来看,在相同信噪比、相同杂波密度下,目标机动越强, AI-IPDA 算法丢失目标的概率越大。 AI-IPDA 算法丢失目标的原因包括两种,即存在概率过低或存在概率不低,但发生错误跟踪。对于存在概率过低的情况,由 5.4 节的分析可知,通过增大杂波密度或减小目标信噪比,回

波波门内杂波数量的增加将减小算法因存在概率过低而认为目标丢失的概率。对于后者,变化趋势与前者恰好相反,杂波数量的增加将导致错误跟踪情况发生的概率增大,因为在算法对存在概率的计算中,大量杂波的加权求和会使真实量测对存在概率的影响减弱,在有效回波中不包含真实量测时,存在概率降至确认目标丢失概率以下的概率减小,发生错误跟踪的概率增大。另外,发生错误跟踪的概率也与目标的机动强度有关,目标机动强度越大,真实量测落入回波波门内的概率越低,由上面的分析可知,由于大量杂波的存在,发生错误跟踪的概率将会增大。综上所述, AI-IPDA 算法对机动目标进行跟踪,其丢失概率受目标信噪比、杂波密度、目标机动强度影响,由于造成目标丢失现象的两种原因受上述因素影响的变化趋势相反,因此对其丢失概率的评估应根据实际应用中所处的环境进行具体分析,然而,与 IPDA 算法相比, AI-IPDA 算法的丢失概率更低。

6 结论 (Conclusions)

本文将目标回波的幅值信息引入 IPDA 算法对杂波条件下的运动目标进行跟踪,通过蒙特卡洛仿真对新算法的性能进行验证。仿真实验表明, AI-IPDA 算法较 IPDA 算法具有更高的跟踪精度、较

小的目标丢失概率, 目标存在概率能够更加有效地反映目标的真实情况, 在很大程度上提高了 IPDA 算法对目标存在与否的判别效率, 在不同的杂波密度和不同的信噪比下, AI-IPDA 算法较 IPDA 算法均具有更高的跟踪精度和更小的目标丢失概率。然而, AI-IPDA 算法在跟踪初期受航迹起始方法、目标信噪比、杂波情况以及确认目标存在概率等因素影响, 存在航迹无法起始的情况, 因此, 能够与 AI-IPDA 算法良好衔接的航迹起始方法将是下一步研究的内容。

参考文献 (References)

- [1] Oussalah M, de Schutter J. Hybrid fuzzy probabilistic data association filter and joint probabilistic data association filter[J]. *Information Sciences*, 2002, 142(1-4): 195-226.
- [2] Li L Q, Ji H B, Gao X B. Maximum entropy fuzzy clustering with application to real-time target tracking[J]. *Signal Processing*, 2006, 86(11): 3432-3447.
- [3] 于洋, 司冠楠, 宋建辉, 等. 基于概率假设密度平滑器的低检测概率下多目标跟踪 [J]. *信息与控制*, 2014, 43(4): 435-439.
Yu Y, Si G N, Song J H, et al. Multi-target tracking under low detection probability based on probability hypothesis density smoother[J]. *Information and Control*, 2014, 43(4), 435-439.
- [4] Zhou X Z, Xie L, Huang Q, et al. Tennis ball tracking using a two-layered data association approach[J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2015, 17(2): 145-156.
- [5] 马璐, 王刚. 多目标跟踪中基于特征辅助的概率数据关联算法 [J]. *现代电子技术*, 2012, 35(4): 18-21,24.
Ma L, Wang G. Algorithm base on feature assist for probability data association in multi-target tracking[J]. *Modern Electronics Technique*, 2012, 35(4): 18-21,24.
- [6] 向融, 杨永胜. 基于 CKF 的特征辅助数据关联多目标跟踪 [J]. *计算机仿真*, 2014, 31(8): 282-287,325.
Xiang R, Yang Y S. Multiple target tracking based on CKF with feature aided data association[J]. *Computer Simulation*, 2014, 31(8): 282-287,325.
- [7] Kameda H, Tsujimichi S, Kosuge Y. Target tracking under dense environments using range rate measurements[C]//37th SICE Annual Conference. Piscataway, USA: IEEE, 1998: 927-932.
- [8] Lerro D, Bar-Shalom Y. Automated tracking with target amplitude information[C]//American Control Conference. Piscataway, USA: IEEE, 1990: 2875-2880.
- [9] Lerro D, Bar-Shalom Y. Interacting multiple model tracking with target amplitude feature[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1993, 29(2): 494-509.
- [10] Kirubarajan T, Bar-Shalom Y. Low observable target motion analysis using amplitude information[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1996, 32(4): 1367-1384.
- [11] 章飞, 周杏鹏, 陈小惠. 基于幅值信息的联合概率数据关联粒子滤波算法 [J]. *信息工程与电子技术*, 2011, 33(2): 453-457.
Zhang F, Zhou X P, Chen X H, et al. Joint probabilistic data association particle filter algorithm based on amplitude information title[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2011, 33(2): 453-457.
- [12] Musicki D, Evans R, Stankovic S. Integrated probabilistic data association[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1994, 39(6): 1237-1240.
- [13] Musicki D, Suvorova S. Tracking in clutter using IMM-IPDA-based algorithms[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2008, 44(1): 111-126.
- [14] 殷业飞, 黄树彩, 陈治湘. 基于 LMfr-IPDA 的有限传感器分辨率多目标跟踪 [J]. *控制与决策*, 2010, 25(6): 911-915.
Yin Y F, Huang S C, Chen Z X. Finite resolution multitarget tracking based on LMfr-IPDA[J]. *Control and Decision*, 2010, 25(6): 911-915.
- [15] 何友, 修建娟, 张晶炜, 等. 雷达数据处理及应用 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2006.
He Y, Xiu J J, Zhang J W, et al. Radar data processing with applications[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2006.
- [16] 杨万海. 多传感器数据融合及其应用 [M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2004.
Yang W H. Multi-sensor data fusion and applications[M]. Xi'an: Xidian University Publishing House, 2004.

作者简介:

李 为 (1984 -), 博士生. 研究领域: 目标跟踪和机器人智能.

李一平 (1963 -), 女, 研究员. 研究领域: 水下机器人控制等.

封锡盛 (1941 -), 男, 研究员. 研究领域: 水下机器人总体技术、控制和导航等.