

基于自适应滑动窗均值 OSPA 航迹关联算法

李 洋,张 靖

(中国电子科学研究院,北京 100041)

摘 要: 多目标航迹发生合并和分叉情况在实际工程中比较常见,给航迹关联造成很大困难.本文提出基于自适应滑动窗均值 OSPA(Optimal Sub-Pattern Assignment)距离航迹关联方法,给出自适应航迹关联方法的关联矩阵.该方法可以自适应地给出历史航迹对当前航迹的作用影响,进而达到有效且准确地判断多目标航迹合并和分叉情况.最后仿真结果给出了两个传感器和两个目标形成的航迹关联,本文所提自适应关联方法和传统关联方法的关联比较,证明了本文所提方法的有效性,特别是在航迹合并和分叉情况下同样有效.

关键词: 最优次模式分配;航迹融合;航迹合并;航迹分叉

中图分类号: V243.2; TN957 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2016)02-0353-05

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2016.02.016

Track Fusion Based on the Mean OSPA Distance with an Adaptive Sliding Window

LI Yang,ZHANG Jing

(China Academy of Electronics and Information Technology,Beijing 100041,China)

Abstract: The combination and divergence of multi-target tracks are very common in the engineering practice, which make it more difficult for the track fusion. In this paper, a novel track fusion method with an adaptive sliding mean window is proposed. Meanwhile, the adaptive associated matrix of proposed method is also given here. The proposed method could adaptively measure the effect of history track on the current track for the multi-target, thus judge the track combination and divergence, effectively and accurately. Furthermore, the simulations are performed with two sensors and two targets, have also shown that the proposed method is valid and stable for the track fusion, especially to the track combination and divergence.

Key words: OSPA (optimal sub-pattern assignment); track fusion; track combination; track divergence

1 引言

利用多传感器对多目标进行跟踪,目标通常会生成多个航迹,航迹关联是首先需要解决的问题,而航迹的合并与分叉更加为航迹关联带了困难.所以对于航迹合并与分叉的分析一直是研究的热点和难点.利用目标优化约束方法由于考虑目标的历史航迹,对于航迹的合并和分叉分析具有非常好的效果,而吸引了大量研究人员的注意,最具有代表性的方法是最优次模式分配(OSPA)方法^[1-3].

OSPA 航迹关联方法是由学者 Schuhmacher 等提出来^[1],国内外学者 Branko Ristic^[4],Lennart Svensson^[5],刘伟峰等学者也为 OSPA 航迹相关方法的完善和发展做了大量有价值工作^[6].基于 OSPA 距离的航迹相关方法相对于传统的 Wasserstein 航迹关联方法具有更好的

一致性,特别是针对空航迹集合进行关联计算,同时对于目标个数估计误差惩罚也更加合理.

但是利用基于 OSPA 距离航迹关联方法也存在一定问题.首先,对于机动目标,其航迹通常会实时变化,利用历史航迹 OSPA 距离的累计可以对航迹合并和分叉等机动变化进行很好地判断.但是随着时间不断积累,累计的历史航迹越来越多,从而带来了历史航迹的计算负担,影响关联效率;再者,历史航迹对于不同时期航迹的作用是不同的.历史航迹对于当前航迹的作用和影响可以作为对复杂航迹关联的有效判据,但是历史航迹对于当前航迹的作用和影响是随不同条件和环境而变化的,如何有效地反映出这种不同的作用影响是本文试图解决的问题.传统基于 OSPA 距离航迹关联方法无法自适应地给出历史航迹对于当前航迹作用的权重^[7-9].为了解决上述问题,本文提出了具有自适应

滑动窗均值 OSPA 航迹关联方法. 该方法即考虑了航迹历史变化规律, 同时又自适应地调整历史航迹对于当前航迹的作用权重. 该方法可以对航迹合并和分叉等航迹变化进行有效判断.

2 OSPA 航迹距离定义

为了在有限目标状态集合中定义用于表征航迹空间性质的度量空间, 首先给出有限时间集合 $\tau = (t_1, t_2, \dots, t_k)$, 用于表示不同时间对应的目标状态^[10]. 这样航迹集合 X 可以表示如下:

$$X = (X_1, X_2, \dots, X_k) \quad (1)$$

其中 X_k 是包含两个元素的非空集合, 表示为 (h, \mathbf{x}_k) , (h) 表示航迹标号, \mathbf{x}_k 表示 k 时刻目标状态估计值. 航迹标号与时间集合 τ 无关, \mathbf{x}_k 是 N 维状态向量.

定义状态空间 $\mathbb{W} : \mathbf{x}_k \in \mathbb{R}^N$. 状态空间 \mathbb{W} 是由三维笛卡尔坐标系下目标位置, 速度和加速度组成, 同时定义二值离散判别因子 e_k 满足:

$$X_k = \begin{cases} \varphi, & \text{if } e_k = 0 \\ \{(h), \mathbf{x}_k\}, & \text{if } e_k = 1 \end{cases} \quad (2)$$

其中 $e_k = 0$ 表示航迹不存在, X_k 为空集; $e_k = 1$ 表示航迹存在, X_k 由集合 $(h), \mathbf{x}_k$ 组成.

航迹空间 \mathbb{W} 为航迹分析提供了观测目标. 但是分析具有多个标号航迹的关联还需要在航迹空间中定义度量运算, 进而形成由航迹和度量运算共同组成的航迹度量空间.

考虑在时刻 t_k , 所有航迹子集 \mathcal{X}_k 组成的集合用 \mathcal{X}_k 表示. 基于空间 \mathcal{X}_k , 定义度量函数 \mathfrak{D} 满足:

$$\mathfrak{D} : \mathcal{X}_k \times \mathcal{X}_k \rightarrow \mathbb{R}_+ = [0, +\infty), \quad (3)$$

其中度量运算 \mathfrak{D} 满足如下三个属性:

(1) 同一性:

$$\mathfrak{D}(\mathcal{X}_k, \mathcal{Y}_k) = 0 \text{ 当且仅当 } \mathcal{X}_k = \mathcal{Y}_k; \quad (4)$$

(2) 距离对称性:

$$\mathfrak{D}(\mathcal{X}_k, \mathcal{Y}_k) = \mathfrak{D}(\mathcal{Y}_k, \mathcal{X}_k); \quad (5)$$

(3) 三角不等式:

$$\mathfrak{D}(\mathcal{X}_k, \mathcal{Y}_k) \leq \mathfrak{D}(\mathcal{X}_k, \mathcal{Z}_k) + \mathfrak{D}(\mathcal{Y}_k, \mathcal{Z}_k). \quad (6)$$

在度量空间 $(\mathcal{X}_k, \mathfrak{D})$ 内, 对 OSPA 距离进行定义. 首先设空间 \mathcal{X}_k 包含两个航迹分别表示为:

$$\mathcal{X}_k = \{(h)l_1, \mathbf{x}_{k,1}, \dots, (l_m, \mathbf{x}_{k,m})\} \in \mathcal{X}_k, \quad (7)$$

$$\mathcal{Y}_k = \{(s_1, \mathbf{y}_{k,1}), \dots, (s_n, \mathbf{y}_{k,n})\} \in \mathcal{X}_k. \quad (8)$$

其中 \mathcal{X}_k 和 \mathcal{Y}_k 分别表示为 k 时刻航迹号分别为集合 $(h)_1, (h)_2, \dots, (h)_m$ 和集合 s_1, s_2, \dots, s_n 的目标航迹. 对于 $m \leq n$ 时, 集合 \mathcal{X}_k 和 \mathcal{Y}_k 之间的 OSPA 距离具有如下定义:

$$\mathfrak{D}_{p,c}(\mathcal{X}_k, \mathcal{Y}_k) = \left[\frac{1}{n} \left(\min_{\pi \in \Pi_n} \sum_{i=1}^m d_c((h)_i, \mathbf{x}_{k,i}), (s_{\pi(i)}, \mathbf{y}_{k,\pi(i)}) \right)^p + (n-m)c^p \right]^{\frac{1}{p}} \quad (9)$$

其中 $d_c(\tilde{x}, \tilde{y}) = \min(c, d(\tilde{x}, \tilde{y}))$ 是时刻 t_k 对应的两条航迹 \tilde{x} 和 \tilde{y} 截断距离, c 是截断参数, $d(\tilde{x}, \tilde{y})$ 是 OSPA 的基准距离.

$d(\tilde{x}, \tilde{y})$ 具有如下形式:

$$d(\tilde{x}, \tilde{y}) = (d(x, y)^p + d((h), s)^p)^{\frac{1}{p}}, \quad (10)$$

其中 $p (p > 1)$ 是阶参数, $d(x, y)$ 是 \mathbb{R}^N 空间上的度量, 并且可以用 P 范数表示, $d((h), s)$ 是标识误差, 可以表示为 $d((h), s) = \alpha \delta((h), s)$, 其中 δ 是狄里克雷函数, $\alpha \in (0, c)$ 表示对距离 $d(x, y)$ 的惩罚程度.

3 自适应滑动窗均值 OSPA

将目标航迹利用空间 \mathcal{X}_k 内元素进行表示. \mathcal{X}_k 中任意元素 $(h)_m, \mathbf{x}_{k,m}$ 表示传感器 m 在 k 时刻对应的 $\mathbf{x}_{k,m}$ 航迹, 利用方程 (9) 中定义的元素间 OSPA 距离 $\mathfrak{D}_{p,c}$ 函数对航迹间关联程度进行度量和表示, 不同时刻航迹 OSPA 距离 $\mathfrak{D}_{p,c}$ 越小, 其两者关联程度越大, 反之关联程度越小.

对于航迹相关, 特别是对航迹合并和分叉情况区别和判断, 通常需要对航迹进行积累, 然后计算其积累后的 OSPA 距离和. 但是对于距离 $\mathfrak{D}_{p,c}$ 的定义可以发现随着时间 k 的积累, 不同时刻, 不同元素 $(h)_m, \mathbf{x}_{k,m}$ 之间 OSPA 距离计算随着积累时间的增加而其工作量变得非常庞大, 如果不能加以限制必然关联失败. 同时历史航迹会一直伴随着航迹关联判断的整个过程, 但是如果对历史航迹不加以限制或调整, 通常也会影响航迹关联的判断.

如果考虑所有的历史航迹, 虽然可以是航迹帮助相关算法区分分叉和合并现象, 但是其运算量随着时间的积累将指数增长, 从而增加计算负担. 为了减小计算量, 采用滑动窗函数进行 OSPA 距离计算是一个很好的选择. 同时为了更加准确地衡量历史航迹对于当前航迹作用权重, 本文提出采用自适应调整滑动窗口来表征历史航迹在当前航迹所起的作用.

自适应滑动窗 OSPA 距离计算方法如下:

$$\mathfrak{D}_{p,c}^{aw}(\mathcal{X}_k, \mathcal{Y}_k) \quad (11)$$

$$= \beta \mathfrak{D}_{p,c}^w(\mathcal{X}_k, \mathcal{Y}_k) + (1-\beta) \mathfrak{D}_{p,c}(\mathcal{X}_k, \mathcal{Y}_k)$$

其中 $\beta = \varepsilon \frac{\max(\mathfrak{D}_{p,c}^w(\mathcal{X}_k, \mathcal{Y}_k), \mathfrak{D}_{p,c}(\mathcal{X}_k, \mathcal{Y}_k))}{\mathfrak{D}_{p,c}^w(\mathcal{X}_k, \mathcal{Y}_k) + \mathfrak{D}_{p,c}(\mathcal{X}_k, \mathcal{Y}_k)}$, ε 是预设常数, 表示历史航迹对于当前航迹所占平均权重的估计值, 而因子 $\frac{\max(\mathfrak{D}_{p,c}^w(\mathcal{X}_k, \mathcal{Y}_k), \mathfrak{D}_{p,c}(\mathcal{X}_k, \mathcal{Y}_k))}{\mathfrak{D}_{p,c}^w(\mathcal{X}_k, \mathcal{Y}_k) + \mathfrak{D}_{p,c}(\mathcal{X}_k, \mathcal{Y}_k)}$ 自适应地调整 β 在不同时刻大小.

因为参数 $\frac{\max(\mathfrak{D}_{p,c}^w(\mathcal{X}_k, \mathcal{Y}_k), \mathfrak{D}_{p,c}(\mathcal{X}_k, \mathcal{Y}_k))}{\mathfrak{D}_{p,c}^w(\mathcal{X}_k, \mathcal{Y}_k) + \mathfrak{D}_{p,c}(\mathcal{X}_k, \mathcal{Y}_k)}$ 的作用使得窗函数 β 可以自适应地调整历史航迹对当前航迹

影响的大小,其中 $\mathcal{D}_{p,c}^w(\mathcal{X}_k, \mathcal{Y}_k)$ 是加自适应滑动窗后的历史航迹 OSPA 距离。

为了最优地描述航迹估计器的性能,此处基于所提出的自适应滑动窗 OSPA 基础上,采用对所有状态向量进行进一步均值化处理操作,所以给出自适应滑动窗均值 OSPA(MOSPA)航迹关联算法,定义如下:

$$\begin{aligned} \text{MOSPA}_{p,c}^w(\mathcal{X}_k, \mathcal{Y}_k) &= E_{p(\mathcal{Y}_k|Z^k)} \{ \mathcal{D}_{p,c}^{aw}(\mathcal{X}_k, \mathcal{Y}_k) \} \\ &= E_{p(\mathcal{Y}_k|Z^k)} \{ \beta \mathcal{D}_{p,c}^w(\mathcal{X}_k, \mathcal{Y}_k) + (1-\beta) \mathcal{D}_{p,c}(\mathcal{X}_k, \mathcal{Y}_k) \} \\ &= \beta E_{p(\mathcal{Y}_k|Z^k)} \{ \mathcal{D}_{p,c}^w(\mathcal{X}_k, \mathcal{Y}_k) \} \\ &\quad + (1-\beta) E_{p(\mathcal{Y}_k|Z^k)} \{ \mathcal{D}_{p,c}(\mathcal{X}_k, \mathcal{Y}_k) \} \end{aligned} \quad (12)$$

其中 $Z^k = H_k \mathcal{Y}_k + w_k$, w_k 是高斯白噪声 $w_k \sim N(0, R_k)$, $\text{MOSPA}_{p,c}^w$ 就是本文要提出的自适应滑动窗 MOSPA 航迹关联估计器。

利用方程(12)自适应方法可以得到如下关联矩阵:

$$R_k^\perp = \begin{pmatrix} 0 & R_{12} & R_{13} & \cdots & R_{1N} \\ 0 & 0 & R_{23} & \cdots & R_{2N} \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & R_{3N} \\ \vdots & & & & \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & R_{M-1,N} \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 \end{pmatrix} \quad (13)$$

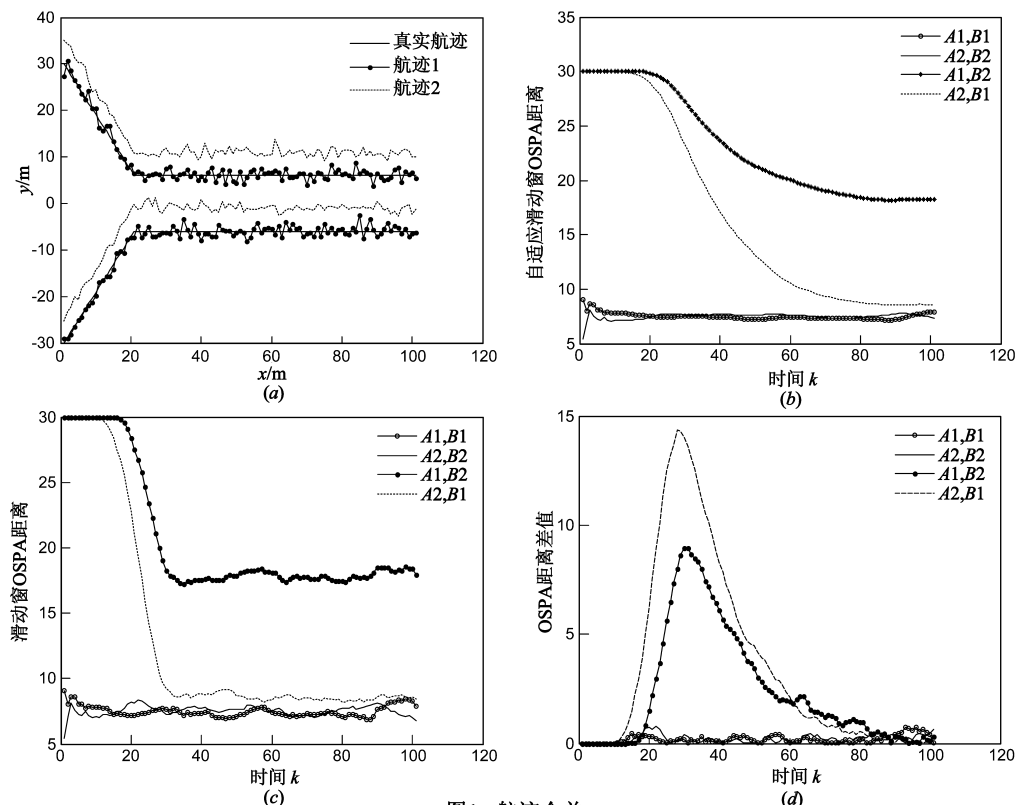


图1 航迹合并

其中 $R_{m,n} = \begin{cases} 1, & \text{MOSPA}_{p,c}^w((1, \mathbf{x}_{k,m}), (2, \mathbf{x}_{k,n})) < \gamma \\ 0, & \text{MOSPA}_{p,c}^w((1, \mathbf{x}_{k,m}), (2, \mathbf{x}_{k,n})) \geq \gamma \end{cases}$, 这样关联矩阵中1的个数即为目标个数, γ 是设定的 MOSPA 距离门限, 小于此门限则认为是同一目标航迹, 否则为两个目标航迹。下节仿真将利用航迹的合并和分叉两种情况证明该算法的优势。

4 仿真验证

在二维空间,假设两个目标在运动过程中传感器1和2的航迹产生合并和分叉现象,传感器估计误差服从正态分布,方差分布为 $\text{diag}(1, 1) m^2$ 和 $\text{diag}(0.8, 0.8) m^2$ 。传感器扫描周期为1s,滑动窗宽为10s。在下面的两个仿真实验中,OSPA方法使用的固定权系数分别为0.8和0.2,用于度量当前航迹和历史航迹在OSPA航迹关联过程中所起的作用和影响。

4.1 航迹合并

假设两个航迹在最初(1~10)s进行匀速运动,并经过20s运动后航迹产生合并。图1给出了航迹合并和自适应滑动窗 MOSPA 计算仿真图。从图1(a)可以看到在0到20s之间两条航迹之间的欧氏距离很大,通过传统关联方法可以很准确地进行点迹与航迹关联和航迹与航迹之间关联。但是在20s后,传感器1,2对两个目

标形成的航迹距离很近,并且由于噪声的影响,很难对两个目标的航迹进行准确地关联。

在图 1(b)中使用自适应滑动窗进行 MOSPA 距离进行计算。 (A_i, B_j) 表示传感器 A_i 和目标 B_j 之间的 MOSPA 距离, $i, j = 1, 2$ 。从图中可以很清晰地看到 $(A1, B1)$ $(A2, B2)$ 和 $(A1, B2)$ $(A2, B1)$ 之间的区别,通过选取合适门限就可以区分航迹,进而完成航迹关联。图 1(c) 中给出了固定滑动窗 MOSPA 距离仿真图,相对于 1(b) 中结果, $(A1, B1)$ $(A2, B2)$ 和 $(A2, B1)$ 比较难以区分,图 1(d) 中给出了两种方式得到的 MOSPA 距离差。从图 1(d) 中可以发现在 20s 后自适应滑动窗 MOSPA 距离优势很明显,对于目标飞行合并后的航迹可以更加有效地保留合并前的历史航迹,进而进行准确关联。同时被保留的历史航迹受窗口长度限制,又保证了计算效率。

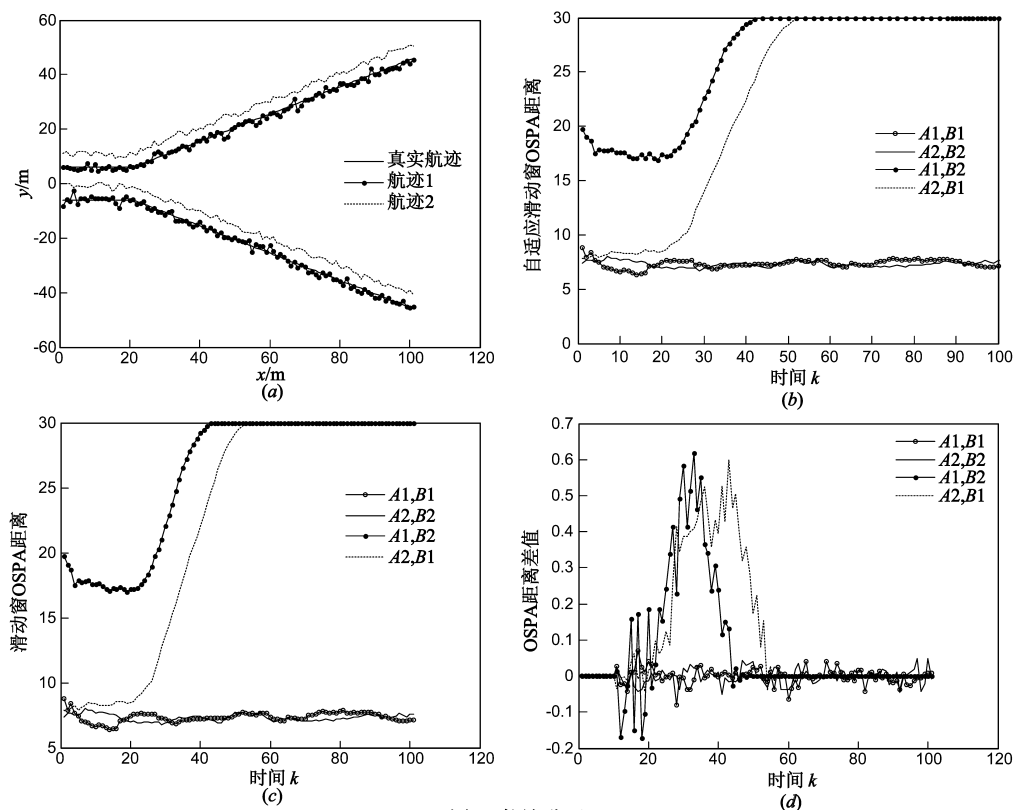


图2 航迹分叉

5 结束语

航迹合并和分叉影响着航迹的准确关联,本文提出了自适应滑动窗 MOSPA 航迹相关方法可以很好地对航迹合并和分叉情况进行判断。在运算量方面,相较于传统 OSPA 航迹关联算法,本文提出算法需要计算自适应权重参数 β , 相对于固定滑动窗 OSPA 相关算法,其运算量并没有显著的增加,但是仿真结果显示效果

4.2 航迹分叉

对于航迹分叉情况,与 2.1 小节给出的条件类似。但是假设目标经过 20s 匀速运动后航迹产生分叉。图 2 给出了目标航迹分叉和航迹 OSPA 计算仿真图。从图 2(a) 可以看出,20s 后航迹发生分叉。2(b) 利用自适应滑动窗计算 MOSPA 距离,在分叉后的区间内可以看到明显的距离差别,同时在分叉前 $(A1, B1)$ $(A2, B2)$ 和 $(A1, B2)$ $(A2, B1)$ 之间的 OSPA 距离差别仍然比较明显,通过采用适当的门限可以在分叉前和分叉后进行航迹区分,进而进行准确的关联。

图 2(c) 是固定滑动窗 MOSPA 距离仿真图。图 2(d) 中给出了两种方式得到的 MOSPA 差值。从图 2(d) 中可以看出在 20s 后自适应滑动窗 MOSPA 距离相对于传统固定滑动窗具有优势,更加有利于进行航迹的准确关联。

较为明显。下一阶段将对更加复杂的噪声环境下航迹关联进行讨论。

参考文献

- [1] Schumacher D, Vo B T, Vo B N. A consistent metric for performance evaluation of multi-object filters [J]. IEEE Trans Signal Process, 2008, 56(8): 3447 - 3457.
- [2] Ristic B, Vo B N, Clark D, Vo B T. A Metric for Performance Evaluation of Multi-Target Tracking Algorithms [J].

- IEEE Trans Signal Process, 2008, 59(7): 3452 – 3457.
- [3] Svensson L, Svensson D, Guerriero M, Willett P. Set JPDA Filter for Multitarget Tracking [J]. IEEE Trans Signal Process, 2011, 59(10): 4677 – 4691.
- [4] 刘伟峰, 文成林. 基于 OSPA 距离的航迹关联方法[J]. 航空学报, 2012, 33(6): 1083 – 1092.
LIU Weifeng, WEN Chenglin. A track association algorithm based on the OSPA distance[j]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2012, 33(6): 1083 – 1092. (in Chinese)
- [5] Clark D, Ristic B, Vo B N. A Track Quality Based Metric for Evaluating Performance of Multitarget Filters[J]. IEEE Trans Signal Process, 2013, 49(1): 610 – 616.
- [6] 刘伟峰, 文成林. 随机集多目标跟踪性能评价指标比较与分析[J]. 光电工程, 2010, 37(9): 14 – 20.
LIU Weifeng, WEN Chenglin. Performance comparison and analysis of multitarget tracking indices based on random set [J]. Opto-Electronic Engineering, 2010, 37(9): 14 – 20. (in Chinese)
- [7] Zhong X, Premkumar A B. Particle filtering approaches for multiple acoustic source detection and 2-D direction of arrival estimation using a single acoustic vector sensor [J]. IEEE Trans Signal Process, 2012, 60(9): 4719 – 4733.
- [8] Crouse F, Willett P, Bar-Shalom Y. Developing a real-time track display that operators do not hate [J]. IEEE Trans Signal Process, 2011, 59(7): 3441 – 3447.
- [9] Bar-Shalom Y, Daum F, Huang J. The probabilistic data association filter [J]. IEEE Control Syst Mag, 2009, 29(6): 82 – 100.
- [10] Musicki D, Scala B L. Multi-target tracking in clutter without measurement assignment [J]. IEEE Trans Aerosp Electron Syst, 2008, 44(3): 877 – 896.

作者简介



李 洋(通信作者) 男, 1983 年出生于辽宁省锦州市, 博士, 工程师. 主要研究方向为航迹关联、目标跟踪和海面散射等.
E-mail: tengriqaghan@163.com

张 靖 女, 1975 年出生于重庆市, 博士, 高级工程师. 主要研究方向为信息融合、航迹关联、信息系统顶层设计.