

基于两点式数据关联算法的多机动目标跟踪

李 辉,张 安,赵 敏,庞 勤,沈 莹

(西北工业大学电子信息学院,陕西西安 710072)

摘 要: 本文首先分析了两点式概率数据关联算法,在此基础上将其与交互式多模型算法结合起来提出了一种用于跟踪多机动目标的新算法. 由于充分利用了两点式数据关联算法在关联精度和计算量上的优越性,所提出的新算法无论在跟踪精度方面,还是计算量上都有很大的改善. 理论分析与仿真结果验证了该算法优于传统的交互式多模型联合数据关联算法.

关键词: 多机动目标跟踪; 两点式数据关联; 交互式多模型两点数据关联

中图分类号: TN957. 52 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2005) 12-2125-05

Multiple Maneuvering Target Tracking Based on Two-Scan Data Association

LI Hui, ZHANG An, ZHAO Min, PANG Qin, SHEN Ying

(Department of Electronic Engineering, Northwestern Polytechnical University, Xi'an, Shaanxi 710072, China)

Abstract: An efficient two-scan data association method based on an interior point linear programming approach is analyzed. Based on this method, a new algorithm that is combined with the interacting multiple model is presented to track multiple maneuvering target. With the improved accuracy and reduced computation burden of two-scan data association, the accuracy and speed of the new algorithm presented here are improved greatly. The numerical analysis and computer simulation demonstrate the new algorithm is far more efficient than the existing IMM PDAF algorithm.

Key words: multiple maneuvering target tracking; two-scan data association; interacting multiple model two-scan data association

1 引言

多目标跟踪领域中的一个研究重点是数据关联问题. 数据关联问题的核心是怎样计算由被跟踪目标回波和多余回波构成的各种可能目标轨迹的概率,以这个概率计算为基础,可以构成不同的数据关联算法. 目前有多种数据关联算法^[1~3]: 如“最近邻”方法(NN)、“全邻”方法(GNN)、联合概率数据关联算法(JPDA)、多假设跟踪法(MHT)和基于智能理论(模糊、神经网络、遗传算法等)的算法. 而基于贝叶斯理论的JPDA算法仍然是该类算法的主流,该算法不需要目标和杂波的任何先验信息,因此被认为是跟踪多目标的有效和可靠的方法. 但是,由于JPDA算法的计算量出现组合爆炸问题,难于实时处理,限制了该方法的实际应用. 为此,人们根据实际问题不断提出一些改进方法,这些方法是在JPDA可行性的基础上,结合问题的特殊性而提出的,是以牺牲精度为代价简化计算的,所以从本质上讲许多改进的算法都是次优的. 如何简化JPDA,在降低其计算量的同时又保持跟踪精度,成为目前迫切需要解决的问题. 为此文献[4]提出了一种有效的两点式数据关联算法(TSDA),该方法首先将多目标数据关联问题描述为

三维分配问题,然后运用线性规划方法(LP)^[5]求解关联概率. TSDA算法不仅大大提高了数据关联的精度,而且在计算量上也有很大的改善. 本文将TSDA算法与交互式多模型算法(IMM)^[6]结合起来,提出了一种跟踪机动多目标的有效算法——交互式多模型两点数据关联算法(IMMTSDA),该算法比传统的交互式多模型联合概率数据关联(IMM PDAF)算法^[7]能够更有效地跟踪多机动目标. 理论分析及本文设计的各种典型仿真均表明算法具有跟踪精度高、计算量小的特点.

2 两点式数据关联算法

2.1 TSDA算法的基本思想

JPDA算法在计算回波与目标的关联概率时利用的只是当前时刻传感器获得的回波,因此被称为是二维分配问题. 很显然如果利用传感器在多个时刻扫描获得的回波计算关联概率,则关联精度会随着信息量的增加而有所提高. TSDA算法就是利用传感器连续两次扫描所获得的回波与目标进行关联,被称为是三维分配问题. 算法使用滑窗对回波进行处理. 设 $k-1$ 时刻有 N 个目标,且各个目标的运动轨迹已经形成, k 时刻滑窗内包含当前时刻和下一个时刻的回波,在处理完

收稿日期:2005-07-06;修回日期:2005-09-28

基金项目:高校博士点专项科研基金资助项目(No. 20020699009);西北工业大学电子信息学院研究生创新实验室资助

滑窗内的数据后, k 时刻的目标运动轨迹已经形成, 然后窗口向前移动去掉 k 时刻的回波并同时获取 $k+2$ 时刻的回波, 用以形成 $k+1$ 时刻的运动轨迹, 以此类推以形成目标在各个时刻的运动轨迹. TSDA 算法的实质就是将 k 和 $k+1$ 时刻的回波以最优的方式分配到当前 N 个目标中.

设 k 和 $k+1$ 时刻传感器获得的回波集合(其中既包括有效回波也包括杂波)分别为:

$$Z(k) = \{Z_i(k), i=0, 1, 2, \dots, m_k\} \quad (1)$$

$$Z(k+1) = \{Z_j(k+1), j=0, 1, 2, \dots, m_{k+1}\} \quad (2)$$

式中 m_k 和 m_{k+1} 分别为 k 和 $k+1$ 时刻传感器得到的回波数; $Z_0(k)$ 和 $Z_0(k+1)$ 为虚设回波, 当检测阶段出现漏检目标时, 虚设回波即与漏检目标相关联.

(1) 限定条件的形成

与 JPDA 方法类似, TSDA 算法在计算关联概率时也要依据两个基本的假设:

一个回波量测最多只能属于一个目标: 回波 $Z_i(k)$ 或 $Z_j(k+1)$ ($i=1$) 最多只能与一个目标相关联, 但 $Z_0(k)$ 和 $Z_0(k+1)$ 可以与多个目标相关联, 这是因为可能有多个目标出现漏检.

一个目标只能拥有一个回波: 目标 t 只能拥有一对回波 $Z_i(k)$ 和 $Z_j(k+1)$.

定义二进制变量 y_{ij}^t 为:

$$y_{ij}^t = \begin{cases} 1, & Z_i(k), Z_j(k+1) \text{ 与目标 } t \text{ 关联} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

式中 $i=0, 1, \dots, m_k, j=0, 1, \dots, m_{k+1}, t=1, 2, \dots, N$.

则基于假设 1 可以得到, $\sum_{i=1}^{m_k} y_{ij}^t = 1, i=0, 1, \dots, m_k \quad (4)$

和 $\sum_{j=1}^{m_{k+1}} y_{ij}^t = 1, j=0, 1, \dots, m_{k+1} \quad (5)$

基于假设 2 可以得到 $\sum_{i=0}^{m_k} y_{ij}^t = 1, t=1, 2, \dots, N \quad (6)$

综合式(3)~(6)可以得出 k 时刻变量 y_{ij}^t 的数目为 $(m_k+1)(m_{k+1}+1)N$, 限定条件数为 $(m_k+1) + (m_{k+1}+1) + N$.

(2) 代价系数的计算

定义 $Z' = (i, j)$ 为回波 $\{Z_i(k), Z_j(k+1)\}$ 与目标 t 相关联, $t=1, 2, \dots, N$. 则对于目标 t , 有 $(m_k+1)(m_{k+1}+1)$ 对回波与其关联. 定义 $ZZ = \{(i, j) : Z_i(k) \in Z(k), Z_j(k+1) \in Z(k+1)\}$ 为所有回波对的集合.

引入关联事件:

$$\Phi = \{\Phi_{\text{true}}, \Phi_{\text{false}}\} \quad (7)$$

式中集合 $\Phi_{\text{true}} \subset ZZ$ 表示能与现有目标关联的回波对集合, Φ_{false} 表示不能与已存在的目标关联的回波对集合.

引入代价系数:

$$c_{ij}^t = -[I(i) + I(j)] \ln(P_d V) - [2 - I(i) - I(j)] \ln(1 - P_d) - [I(i) \ln V(Z_i(k)) + I(j) \ln V(Z_j(k+1) | Z_i(k))] \quad (8)$$

其中 P_d 是检测概率, V 为监视区域的体积, $V(Z_i(k))$ 和 $V(Z_j(k+1) | Z_i(k))$ 分别是与目标关联的回波的概率密度函数和条件概率密度函数. $I(x)$ 为指示函数, 定义为:

$$I(x) = \begin{cases} 0 & x=0 \\ 1 & \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

因此函数 $I(x)$ 的值可以用来表示目标 t 在 k 时刻是否被检测到.

由上式可得:

$$\begin{cases} c_{00}^t = -2 \ln(1 - P_d) \\ c_{0j}^t = -\ln[P_d(1 - P_d) V(Z_j(k+1) | Z_0(k))] & \text{若 } j=0 \\ c_{i0}^t = -\ln[P_d(1 - P_d) V(Z_i(k))] & \text{若 } i=0 \\ c_{ij}^t = -\ln[(P_d V)^2 V(Z_i(k)) V(Z_j(k+1) | Z_i(k))] & \text{若 } i=0, j=0 \end{cases} \quad (10)$$

TSDA 算法的关键是在所有的关联事件 Φ 中寻找似然函数值最大或代价函数值最小的关联事件, 然后由似然函数求解关联概率, 它可以看作是一个 NP 完全问题或组合优化问题. 而线性规划是求解该类问题的有效方法. 所以综合式(3)~(6)、式(10), TSDA 算法可以表示成如下的整数线性规划问题:

$$\begin{aligned} \min_{i=0, j=0, t=1}^{m_k, m_{k+1}, T} & y_{ij}^t c_{ij}^t \\ \text{s.t. 式(4)~(6), 且 } & y_{ij}^t \text{ 是整数} \end{aligned} \quad (11)$$

(3) 回波验证

在求解式(11)之前, 有必要对回波集合 $Z(k)$ 和 $Z(k+1)$ 进行回波验证, 目的是去除那些不可能的关联事件, 减少计算量. 回波验证的最有效的方法是门限法^[2].

设目标 t 在 k 和 $k+1$ 时刻的跟踪门(椭圆跟踪门)区域分别为 V_k^t 和 V_{k+1}^t , 只有当回波 $Z_i(k)$ 和 $Z_j(k+1)$ 同时落入目标的跟踪门内时才认为它们与目标相关. 所以通过合理地选择跟踪门的大小, 可以有效地减少与目标关联的回波数, 进而降低了计算量.

定义 k 时刻的关联矩阵为:

$$k := [\begin{smallmatrix} i & j \\ u & v \end{smallmatrix}], i=0, 1, \dots, m_k; j=0, 1, \dots, m_{k+1} \quad (12)$$

式中

$$k_{it} = \begin{cases} 1, & \text{若 } i=0 \text{ 或 } Z_i(k) \in V_k^t \\ 1, & \text{其他} \end{cases} \quad (13)$$

$k+1$ 时刻的关联矩阵为:

$$k+1 := [\begin{smallmatrix} k+1 & 1 \\ j & t \end{smallmatrix}], j=0, 1, \dots, m_{k+1}, t=1, 2, \dots, N \quad (14)$$

为了减少变量 y_{ij}^t 的数目, 令

$$y_{ij}^t = 0, \text{ 若 } k_{it} k_{jt}^{k+1} = 0 \quad (15)$$

这样在关联时就不用考虑落在目标跟踪门外的回波. 经过式(15)的预处理后, 变量 y_{ij}^t 的集合缩小为:

$$X_R = \{ y_{ij}^t : k_{it} k_{jt}^{k+1} = 1, i=0, 1, \dots, m_k, j=0, 1, \dots, m_{k+1}, t=1, 2, \dots, N \} \quad (16)$$

式(16)表明只有当回波 $Z_i(k)$ 和 $Z_j(k+1)$ 都落在目标的跟踪门内时才进行关联. 因此可以引入集合:

$$M_R = \{ (i, j, t) : y_{ij}^t \in X_R \} \quad (17)$$

则式(11)可以简化为如下的形式:

$$\min_{(i, j, t) \in X_R} y_{ij}^t c_{ij}^t$$

$$\begin{aligned}
 \text{s. t.} \quad & y_{ij}^t = 1 \\
 & \text{若 } i = 1, \dots, m_k \\
 & \text{若 } j = 1, \dots, m_{k+1} \\
 & y_{ij}^t = 0 \quad \text{若 } (i, j, t) \notin X_R
 \end{aligned} \quad (18)$$

(4) 关联概率的计算

设集合 $\{y_{ij}^t(k)\}$ 表示式(18)得到的最优解,从式(18)的约束条件可以得出 $y_{ij}^t = 1$, 且 $y_{ij}^t(k+1) = 1$, 因此可以用 $y_{ij}^t(k)$ 来近似计算回波 $Z_i(k)$ 与目标 t 的关联概率. 即关联概率 $y_{ij}^t(k)$ 定义为:

$$y_{ij}^t(k) = y_{ij}^t(k+1), \quad \text{若 } i = 0, 1, \dots, m_k \quad (19)$$

由式(18)可得

$$y_{ij}^t(k) = 1, \quad \text{若 } t = 1, 2, \dots, N \quad (20)$$

2.2 算法性能分析

解决 LP 问题最常用方法是单纯形法 (simplex method)^[5], 该方法是求解 LP 问题的有效方法. 但是研究表明该方法的时间复杂性是指数阶的, 即单纯形法为指数时间算法, 这就限制它在求解一些复杂、大型线性规划问题上的应用. 后来许多学者对单纯形法做了改进, 提出各种各样的新方法. 其中有代表性的是齐次自对偶内点法^[8] (homogeneous self-dual interior point). 该方法不仅从理论上是收敛的, 保持了单纯形法的优点, 而且算法简洁, 具有多项式时间复杂性, 迭代次数是 $O(\sqrt{n}L)$ 阶 (n 为解向量的维数, L 为计算机存储字长).

TSDA 算法中的线性规划问题求解, 采用的就是齐次自对偶内点法. 以下给出 TSA 算法的计算量分析.

齐次自对偶内点法的迭代次数是 $O(\sqrt{n}L)$, 用它求解式(18)则有

$$n = |X_R| \quad (21)$$

$$L = O(|X_R| \log 1/\epsilon) \quad (22)$$

式(21)中 $|X_R|$ 为集合 X_R 中的元素个数, 式(22)中 ϵ 为事先规定的精度参数. 由以上两式可得齐次自对偶内点法算法的迭代次数为:

$$\begin{aligned}
 m &= O(|X_R|^{1.5} \log 1/\epsilon) \\
 &= O\left(\left(\frac{P_d}{2(1-P_d)(m+\nu)}\right)^3 \ln\left[\frac{P_d}{2(1-P_d)(m+\nu)}\right]\right)^3 \log 1/\epsilon
 \end{aligned} \quad (23)$$

其中 σ_w 和 σ_v 分别为状态噪声和量测噪声的标准方差.

由式(23)可得, 由于在 TSA 算法中引入了线性规划求解关联概率, 使得算法的计算量随目标和杂波密度的增加呈立方增加. 而在 JPDA 算法中计算量随着目标和杂波密度的增加呈指数增加, 所以 JPDA 算法在跟踪多目标时计算负荷出现组合爆炸现象, 从而限制了该算法的广泛应用. 从以上的分析可知, TSA 算法的计算量比 JPDA 要小得多; 在精度方面, 由于 TSA 利用了比 JPDA 更多的信息, 其精度有所提高,

这也被后面的仿真所验证.

3 交互式多模型两点数据关联算法 (IMMTSDA)

杂波环境下的机动多目标跟踪问题一直是多目标跟踪领域中的研究难点, 它需要同时解决目标运动状态建模和数据关联的问题. 将卡尔曼滤波理论、交互式多模型算法 (IMM)^[9] 联合概率数据关联算法 (JPDA) 相结合产生的 IMMPDAF 算法, 能够很好地解决多机动目标跟踪中的这两个关键问题. 本文在推导了 TSA 算法之后, 将其与 IMM 算法结合起来用于跟踪密集杂波环境下的机动多目标.

IMMTSDA 算法与 IMMPDAF 算法的基本原理大体上是相同的, 二者的不同之处就在于关联事件概率的计算上. 前者利用的是 TSA 算法, 而后者采用的是 JPDA 算法. 设目标有 n 种运动状态, 对应有 n 种运动模型, 所有模型的集合记为 M_n , 任一目标在任一时刻的运动状态都可以用其中的一种模型表示. 事件回波 $Z_i(k)$ 与目标 t 关联记为 y_{it} , 下面要计算当目标 t 处于模型 j_t 中时, y_{it} 的条件概率. TSA 算法得到的关联概率计算公式为:

$$\begin{aligned}
 y_{it}^{j_t} &= P\{y_{it} | M_{j_t}^t(t), Z^{k-1}, Z_k\} \\
 &= \prod_{j_1=1}^n \dots \prod_{j_{t-1}=1}^n \dots \prod_{j_N=1}^n P\{y_{it} | M_{j_1}^t(1), \dots, M_{j_{t-1}}^t(t-1), \\
 &\quad M_{j_t}^t(t), M_{j_{t+1}}^t(t+1), \dots, M_{j_N}^t(N), Z^{k-1}, Z_k\} \times P\{M_{j_t}^t(1), \dots, M_{j_{t-1}}^t(t-1), M_{j_{t+1}}^t(t+1), \dots, M_{j_N}^t(N) | Z^{k-1}, Z_k\}
 \end{aligned} \quad (24)$$

JPDA 算法得到的关联概率计算公式^[7]为:

$$y_{it}^{j_t} = P\{y_{it} | M_{j_t}^t(t), Z^{k-1}, Z_k\} = \prod_{i \in C} P\{y_{it} | M_{j_t}^t(t), Z^{k-1}, Z_k\} \quad (25)$$

比较式(24)和式(25)可以发现, JPDA 算法必须首先找出所有的可行事件, 然后再计算关联事件的概率, 而可行事件数随目标数的增加呈指数增加, 所以计算量较大. 相比之下由于 TSA 算法采用的是线性规划的方法计算关联概率, 不需要进行可行事件的搜索, 由上一节的分析可知其计算量较小. 进而 IMMTSDA 算法的计算量比 IMMPDAF 要小. 又由于 TSA 算法的数据关联精度高于 JPDA 算法, 所以 IMMTSDA 算法的跟踪精度相比 IMMPDAF 算法得到了很大的改善.

4 仿真分析

为了验证上节提出的 IMMTSDA 算法的有效性, 现以空中交通管制中的多机动目标跟踪为例进行了仿真实验.

设置如下的仿真场景: 设雷达传感器位于平面直角坐标系的原点处, 雷达量测是目标在二维直角坐标系中的位置坐标 (经过坐标变换), 且在每个坐标轴上的均方根误差是 100m, 假设雷达在任何条件下都能将目标分辨开来. 杂波密度取为 0.1 个/km², 雷达检测概率 $P_D = 0.99$, 跟踪门限 $\epsilon = 25$, 这相当于正确回波落入跟踪门内的概率为 $P_G = 1$. 两目标做 U 型运动, 目标 1 的初始位置为 $x_{10} = 3.5\text{km}$, $y_{10} = 16\text{km}$, 初始速度为 $v_{1x} = 0\text{km/s}$, $v_{1y} = 0.12\text{km/s}$; 目标 2 的初始位置为 x_{20}

= 3.5 km, $y_{20} = 50$ km, 初始速度为 $v_{2x} = 0$ km/s, $v_{2y} = -0.12$ km/s; 仿真时间为 350 s, 目标 1、2 在 [110s 135s] 分别以 3° s 和 -3° s 的转速做转弯运动、在 [220s 245s] 又分别以 -3° s 和 3° s 的转速转弯 90° ; 采样周期为 $T = 5$ s; 采样点数为 70 点。两目标的运动轨迹如图 1 所示。两目标做 U 型运动, 其中有一段是平行运动, 平行运动的距离是可以调节的, 很显然的距离越小, 两目标距离越近, 跟踪难度也就越大, 本例通过调节的大小研究算法的跟踪性能。

为了分析比较, 仿真中分别采用 IMMTSDA 算法和 IMMJPDA 算法对图 1 中的多机动目标进行跟踪。这里距离 $d =$

1.7 km。两种算法中目标运动状态模型的选择及参数设置与文献[10]相同。做 50 次蒙特卡洛仿真, 图 2~图 7 给出了两种算法的仿真结果。

表 1 仿真时间及误差峰值统计表

距离 d /km	IMMTSDA		IMMJPDA	
	计算时间/s	峰值误差/km	计算时间/s	峰值误差/km
1.7	198	0.162	234	0.496
1.5	186	0.183	215	0.525
1.0	201	0.276	245	0.624
0.8	193	0.370	247	0.717

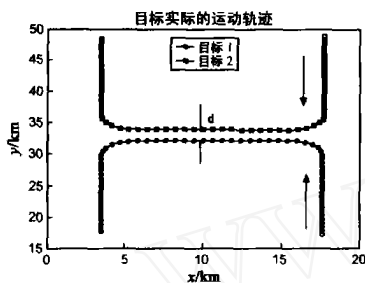


图 1 两目标 U 型运动轨迹

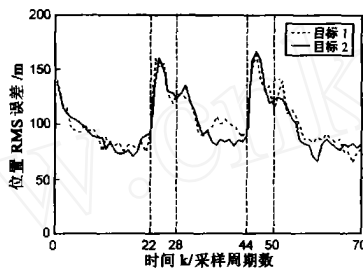


图 2 IMMTSDA 算法的位置 RMS 误差

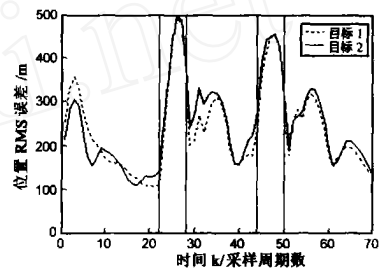


图 3 IMMJPDA 算法的位置 RMS 误差

图 2、图 3 和图 4、图 5 分别给出了两种算法得到的位置均方根误差和速度均方根误差。从图 2~5 中可以看到 IMMTSDA 算法的位置误差和速度误差明显地小于 IMMJPDA 算法, 这说明 IMMTSDA 算法的跟踪精度高于 IMMJPDA 算法。这一点也体现在模型转换时刻, 当 $k = 22, 28, 44, 50$ 时, 目标的运动状态发生变化, 对应着状态模型要发生转换, 此时跟踪误差会随之增加, 这就是误差曲线出现峰值的原因, 经过几个采样周期后误差曲线才稳定下来。IMMTSDA 算法的误差峰值较小, 所以更适合用来跟踪机动目标。

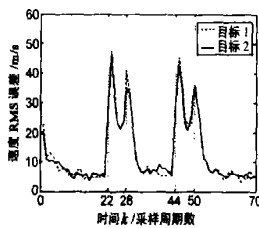


图 4 IMMTSDA 算法的速度 RMS 误差

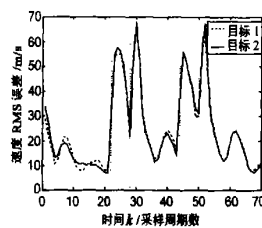


图 5 IMMJPDA 算法的速度 RMS 误差

图 6~7 显示了两种算法得到的模型 2 (匀速转弯模型) 概率变化曲线。比较分析以上两图可以看出在目标发生机动状态的时刻, 模型 2 的概率迅速地超过或小于分界值 0.5, 说明两种算法能够自适应地检测到机动状态的发生。但目标处于

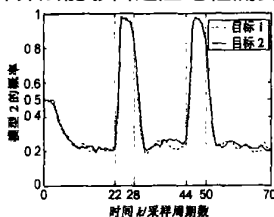


图 6 IMMTSDA 算法得到的模型 2 的概率

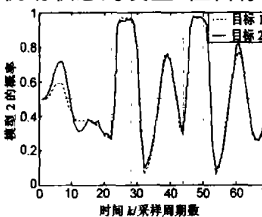


图 7 IMMJPDA 算法得到的模型 2 的概率

非机动状态时, 图 7 显示的模型 2 的概率是不稳定的, 而图 6 的概率曲线却是平稳的, 所以 IMMTSDA 算法比 IMMJPDA 算法更能精确地估计出目标所处的运动状态。

表 1 为两种算法的仿真时间及误差峰值随着距离 d 变化统计表。仿真时间为两种算法的 CPU 运行时间 (CPU 主频为 1.7 GHz, 内存为 128M), 误差峰值取为两目标中位置 RMS 误差的最大值。从该表中可以看到随着的 d 增加, 两种算法的峰值误差都在增加, 且 IMMJPDA 算法的误差在 $d < 1.5$ km 时超过了 500m, 此时已经出现了严重的目标失跟现象, 同时其仿真时间也大于 IMMTSDA 算法。

综合以上分析可得: IMMTSDA 算法在跟踪精度和计算量方面的性能都要优于传统的 IMMJPDA 算法, 因而是一种全新的算法。

5 结论

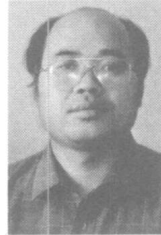
本文在分析了两点式概率数据关联算法的基础上, 结合其在数据关联精度方面的优越性, 提出了一种用于跟踪机动多目标的交互式多模型两点数据关联算法。该算法利用了更多的量测信息, 其跟踪精度有了明显地改善; 同时由于采用了线性规划的方法, 其计算量有所降低。计算机仿真结果验证了该算法在跟踪多机动目标方面的有效性。

参考文献:

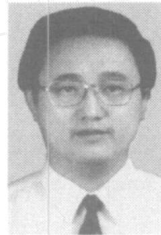
- [1] Y Bar-Shalom, T E Fortman. Tracking and Data Association [M]. New York: Academic, 1998.
- [2] Zhou Hong Ren, Jing Zhong Liang, Wang Pei De. Maneuvering Target Tracking [M]. Beijing: Guo Fang Industry Press, 1991.
- [3] Jing Zhongliang, Zhang Guowei, Zhou Hongren. Application of

- Stochastic Neural Networks to Multi-maneuvering Target Tracking[J]. Acta Aeronautica ET Astronautica Sinica, 1994, 15(7): 812 - 818.
- [4] Xin Liang Li, Zhi Quan Luo, K. Max Wong. An Interior Point Linear Programming Approach to Two-Scan Data Association [J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 1999, 35(2): 474 - 490.
- [5] Zhang Jian Zhong, Xu Shao Ji. Linear Programming[M]. Beijing: Science Press, 1998.
- [6] Y Bar-Shalom, X Rong Li. Estimation with Application to Tracking and Navigation [M]. New York: Wiley, 2001.
- [7] Y Bar-Shalom, Multitarget-Multisensor Tracking, Applications and Advances[M]. Boston: Artech House, 1992.
- [8] Ye Y, Todd M, Mizuno S. An $O(\sqrt{nL})$ iteration homogenous and self-dual linear programming algorithm[J]. Mathematics of Operation Research. 1994, 19(1): 53 - 67.
- [9] X Rong Li, Y Bar-Shalom. Design of an interacting multiple model algorithm for air tracking control tracking[J]. IEEE Trans on Control Systems Technology. 1993, 1(3): 186 - 194.
- [10] Li Hui, Zhao Min, Zhang An. Interacting multiple model algorithm for tracking of maneuvering targets[J]. Journal of Missile Rocket and Guidance. 2005, 25(3): 234 - 237.

作者简介:



李 辉 男, 1968 年 6 月出生于陕西, 现为西北工业大学电子信息学院副教授, 在读博士研究生, 研究方向为通信信号处理、雷达数据处理等. E-mail: lihui@mail.nwpu.edu.cn.



张 安 男, 1962 年生于陕西, 现为西北工业大学电子信息学院教授, 博士生导师, 研究方向为航空武器电子综合化系统及综合电子战仿真与效能评估分析等. E-mail: zhangan@nwpu.edu.cn.