

航向角辅助的模糊数据关联算法

杨 方¹ 李鹏飞^{1,2} 黄敬雄^{1,2} 张海峰¹

(1. 防空兵指挥学院, 郑州, 450052; 2. 深圳大学 ATR 国防科技重点实验室, 深圳, 518060)

摘 要: 为了在不增加运算复杂度的条件下有效提高多目标跟踪的跟踪精度和关联正确率, 本文提出了一种采用航向角进行辅助的多目标模糊数据关联新方法。算法首先分析航向和距离信息是区分不同航路的有效参数, 然后介绍了航向角的定义及求解方法, 即利用当前时刻的雷达测量和前一时刻的滤波状态向量计算目标的测量航向角, 并通过容积卡尔曼滤波器 (Cubature Kalman Filter, CKF) 对包括目标航向在内的状态向量进行更新, 利用模糊逻辑推理进行多目标数据关联。实验结果表明, 提出算法与传统的最近邻方法 (Nearest Neighbor, NN) 相比具有较高的关联正确率, 与联合概率数据关联方法 (Joint Probability Data Association, JPDA) 相比, 在保证关联正确率的前提下跟踪精度和运算效率均得到了较大提高, 更适合工程应用。

关键词: 数据关联; 航向角; 容积卡尔曼滤波; 模糊逻辑

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1003-0530(2011)11-1739-05

The Heading-angle aided Data Association Algorithm based on Fuzzy Logic

YANG Fang¹ LI Peng-fei^{1,2} HUANG Jing-xiong^{1,2} ZHANG Hai-feng¹

(1. Air Defense Forces Command Academy, Zhengzhou, 450052; 2. ATR Lab, Shenzhen University, Shenzhen, 518060)

Abstract: In order to improve the tracking accuracy and the data association accuracy without increasing the computational complexity, a new data association method with the heading angle aided is proposed for the multi-target tracking based on the fuzzy logic inference system in this paper. Firstly, the heading-angle and distance are analyzed to be the effective parameters for separating the different trajectories, the definition of heading-angle and the method of how to calculate the heading-angle have been given, the measurement heading-angle could be calculated using the radar measurement at the current moment and the updated state vector of the target at the previous moment, the state vector of the target including the measurement heading-angle is updated using the cubature Kalman filter (CKF), then the fuzzy logic inference system is used for data association of multi-target tracking. Simulation results show that the proposed method has better association accuracy than the Nearest Neighbour (NN) algorithm, and in guarantee of the association accuracy, the tracking accuracy and the operation efficient are improved than the Joint Probability Data Association (JPDA) algorithm. It is fit for the real application.

Key words: data association; heading angle; cubature Kalman filter; fuzzy logic

1 引言

数据关联是多目标跟踪中的热点问题, 对于该问题, 研究者们做了深入的研究, 提出了大量的方法, 其中有代表性的方法有: 最近邻 (NN) 法^[1, 2]、联合概率数据关联 (JPDA) 方法^[3]、多假设检验 (MHT)^[4] 方法。近年来, 研究者们将模糊方法应用于数据关联中, 主要采用两种方法, 一种方法是采用模糊聚类进行数据关联, 另一种方法是采用模糊逻辑推理进行数据关联。对于采用后一种方法进行数据关联, 现有的文献中大多采用距离、方位角以及高低角的残差信息作为模糊逻辑系统的输入变量, 但是除距离外, 其余两个参数的

残差信息并不能直观的描述目标的航迹信息。目标的航向在多目标跟踪中的作用得到了越来越多的关注^[5]。由于目标航向能直接反映目标飞行的朝向, 充分利用航向信息很容易将不同批次的目标区分开。本文在此基础上提出航向信息辅助的数据关联算法, 将距离和航向作为模糊逻辑推理的两个输入参数, 通过模糊推理对量测与目标进行关联。

2 航向角的定义及求解

航向角是运动目标的速度向量在水平面上的投影与某一基准方向的夹角。本文中将笛卡尔坐标系中的 y 轴正方向作为航向角的基准方向, 在图 1 中, c_k 即为

目标航向角。

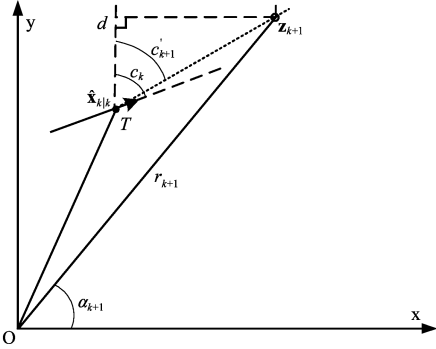


图1 航向角

Fig. 1 The heading angle

如图1所示,雷达位于坐标原点, T 为目标航迹,雷达在 $k+1$ 时刻对目标进行观测,获取测量值 $\mathbf{z}_{k+1} = [r_{k+1} \ \alpha_{k+1}]$, r_{k+1} 为雷达与目标的斜距离, α_{k+1} 方位角。 $\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = [x_{k|k} \ \dot{x}_{k|k} \ y_{k|k} \ \dot{y}_{k|k}]^T$ 为 k 时刻航迹 T 的估计值, $x_{k|k}$ 和 $y_{k|k}$ 分别为 x 方向和 y 方向的目标位置, $\dot{x}_{k|k}$ 和 $\dot{y}_{k|k}$ 为相应的目标速度。我们定义向量 $\overrightarrow{\mathbf{Oz}}$ 的方向为测量航向角,记为 c_{k+1} 。

在图1所示的直角三角形 $\Delta d\hat{\mathbf{x}}_{k|k} \mathbf{z}_{k+1}$ 中, $d\mathbf{z}_{k+1} = r_{k+1} \cos(\alpha_{k+1}) - x_{k|k}$, $d\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = r_{k+1} \sin(\alpha_{k+1}) - y_{k|k}$,则测量航向角用下式计算:

$$c'_{k+1} = \arctan \left(\frac{r_{k+1} \cos(\alpha_{k+1}) - x_{k|k}}{r_{k+1} \sin(\alpha_{k+1}) - y_{k|k}} \right) \quad (1)$$

由于通过反正切函数得到的角度值域为 $[-\pi/2, \pi/2]$,但目标航向角一般约定取值范围为 $[-\pi, \pi]$,因此在计算航向角时要依据 $d\mathbf{z}_{k+1}$ 和 $d\hat{\mathbf{x}}_{k|k}$ 的符号将航向角的取值变换到 $[-\pi, \pi]$ 区间上。

3 模糊逻辑推理的多目标数据关联

首先以图2为例,简要介绍航向角在数据关联中的作用。如图所示,有 t_1 和 t_2 两条航迹, z_1 和 z_2 两个量测值,两个椭圆表示分别以 t_1 和 t_2 的预测点 m_1 和 m_2 为中心的跟踪门,从图中可以看出,仅仅依靠跟踪门进行数据关联无法找出航迹相对应的量测,如果按照统计距离最近原则,显然 z_1 应该分配给 t_1 ,而 z_2 应该分配给 t_2 ,但是目标在运动过程中由于受惯性等因素的影响,其机动性能也会受到一定程度的制约,从目标运动的角度来看, z_1 分配给 t_1 , z_2 分配给 t_2 的方案是不合理的。在上述情况中,如果借助航向信息进行数据关联,那么就更容易得到 z_1 分配给 t_2 , z_2 分配给 t_1 的结果,显然这样的关联结果更加符合实际。因此,采用航向信息辅助进行多目标数据关联必然会提高关联正确率。

本文考虑将距离信息和航向信息作为模糊逻辑系

统的输入变量进行目标关联,算法具体步骤如下:

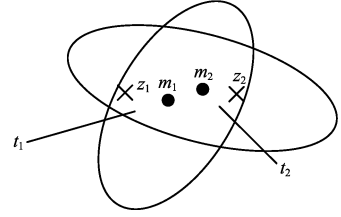


图2 量测与航迹的位置关系示意图

Fig. 2 The sketch map of measurements position and target trajectories

步骤1: 计算量测预测及新息协方差

假设通过航迹起始得到 t 个目标,并假设 k 时刻得到 m_k 个量测,为了后续进行跟踪门确认以及运用模糊逻辑推理进行数据关联,首先采用非线性滤波器—容积分卡尔曼滤波(CKF)算法^[5]求解目标预测值以及相应的新息协方差。

$$\mathbf{P}_{k-1|k-1}^j = \mathbf{S}_{k-1|k-1}^j (\mathbf{S}_{k-1|k-1}^j)^T \quad (2)$$

$$\chi_{i,k-1|k-1}^j = \mathbf{S}_{k-1|k-1}^j \xi_i + \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}^j \quad (3)$$

$$\chi_{i,k|k-1}^j = f(\chi_{i,k-1|k-1}^j, \mathbf{u}_{k-1}) \quad (4)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}^j = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \chi_{i,k|k-1}^j \quad (5)$$

$$\mathbf{P}_{k|k-1}^j = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \chi_{i,k|k-1}^j \chi_{i,k|k-1}^{jT} - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}^j \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}^{jT} + \mathbf{Q}_{k-1} \quad (6)$$

$$\mathbf{P}_{k|k-1}^j = \mathbf{S}_{k|k-1}^j (\mathbf{S}_{k|k-1}^j)^T \quad (7)$$

$$\chi_{i,k|k-1}^j = \mathbf{S}_{k|k-1}^j \xi_i + \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}^j \quad (8)$$

$$\mathbf{z}_{i,k|k-1}^j = h(\chi_{i,k|k-1}^j, \mathbf{u}_{k-1}) \quad (9)$$

$$\hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}^j = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \mathbf{z}_{i,k|k-1}^j \quad (10)$$

$$\mathbf{P}_{zz,k|k-1}^j = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \mathbf{z}_{i,k|k-1}^j \mathbf{z}_{i,k|k-1}^{jT} - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}^j \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}^{jT} + \mathbf{R}_k \quad (11)$$

其中 $m=2n$, n 为状态向量的维数; ξ_i 为采样点,其选取规则如下:

$$\xi_i = \sqrt{\frac{m}{2}} [1]_i \quad (12)$$

步骤2: 利用跟踪门进行观测粗关联

在进行数据关联计算之前,对所有量测是否落入跟踪门内进行确认。本文采用椭圆门进行数据关联,计算所有复合测量点 \mathbf{z}_k^i 与预测量测 $\hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}^j$ 之间的马氏距离(Mahalanobis距离) $d_{ij}^2 = \mathbf{v}_{ij}^T (\mathbf{P}_{zz,k|k-1}^j)^{-1} \mathbf{v}_{ij}$,若满足 $d_{ij}^2 \leq \gamma$,就可以说量测落入跟踪门内,该量测即可与航迹组成可行对,所有可行对形成量测与航迹关联矩阵。式中 \mathbf{v}_{ij} 用下式计算:

$$\mathbf{v}_{ij} = \mathbf{z}_k^i - \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}^j \quad (13)$$

其中, \mathbf{z}_k^i ($i=1, \dots, m_k$)为传感器获得的量测; \mathbf{v}_{ij} 为量测

i 对目标 j 的量测新息; $\mathbf{P}_{zz,k|k-1}^j$ 为 $k-1$ 时刻目标 j 的新息协方差矩阵; γ (g -sigma 门限) 为有效观测确认门限, 大小可由以下方法确定: 因为 d_{ij}^2 是 n 个独立高斯分布随机变量的平方和, 它服从自由度为 n 的 χ^2 分布, n 是测量向量的维数。设 P_g 是正确量测落入关联门之内的概率值, 则 $P\{d_{ij}^2 > \gamma\} = 1 - P_g$, 根据标准 χ^2 分布表即可查出门限 γ 的值。

步骤 3: 利用模糊逻辑推理进行最终关联

步骤 2 中只采用门限过滤的方法并不能完全找出与目标相匹配的量测, 在目标比较密集的情况下, 可能出现多个量测落入跟踪门内, 此时就需要综合利用距离差和航向角差对量测进行最终确认。本文中新的测量值除包含斜距离和方位角, 还有通过(1)式计算得到的量测航向角, 假设在 k 时刻目标的复合测量值为 $\mathbf{z}_k^j = [r_k^i \ \alpha_k^i \ c_k^i]^T$, 而通过步骤 1 得到的航迹预测点的值为 $\mathbf{x}_{k|k-1}^j = [x_{k|k-1}^j \ \dot{x}_{k|k-1}^j \ y_{k|k-1}^j \ \dot{y}_{k|k-1}^j]^T$, 则定义距离差和航向角差如下:

$$\Delta r_{ij} = \sqrt{(r_k^i \cos(\alpha_k^i) - x_{k|k-1}^j)^2 + (r_k^i \sin(\alpha_k^i) - y_{k|k-1}^j)^2} \quad (14)$$

$$\Delta h_{ij} = \left| c_k^i - \arctan\left(\frac{\dot{x}_{k|k-1}^j}{\dot{y}_{k|k-1}^j}\right) \right| \quad (15)$$

为了设计通用的模糊隶属度函数, 需要对距离差和航向角差等模糊系统输入变量进行归一化处理, 归一化后的输入变量记为 $\Delta r_{ij}'$ 和 $\Delta h_{ij}'$, 设 k 时刻共有 m_p 个量测落入跟踪门内, 则:

$$\Delta r_{ij}' = \frac{\Delta r_{ij}}{\max_{i=1}^{m_p}(\Delta r_{ij})} \quad (16)$$

$$\Delta h_{ij}' = \frac{\Delta h_{ij}}{\max_{i=1}^{m_p}(\Delta h_{ij})} \quad (17)$$

在对输入变量进行归一化处理之后, 根据经验定义了距离差隶属度函数、航向角差隶属度函数以及输出变量的隶属度函数, 分别如图 3~5 所示。由于距离差密集分布于 0.2~0.8 之间, 为此在该区间密集定义了模糊集; 航向角差分布相对均匀, 因此我们定义的模糊集相对稀疏, 分布相对均匀。图中的 ZE、SP、MP、LP、VLP、EP 和 VEP 分别表示零、正小、正中、正大、正很大、正特大、正极大。

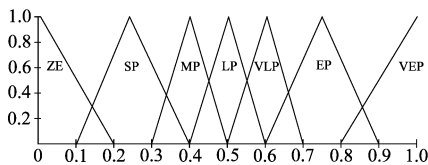


图 3 距离差隶属度函数

Fig. 3 Membership function for the difference of distance

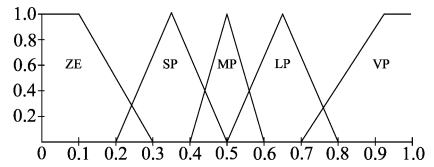


图 4 航向角差隶属度函数

Fig. 4 Membership function for the difference of heading angle

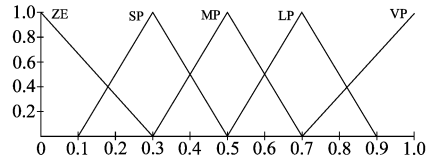


图 5 输出变量隶属度函数

Fig. 5 Membership function for the output variables

输出变量表示量测在距离和航向上综合属于航迹的隶属程度, 我们称其为综合隶属度, 其分布应该比较均匀, 为此, 我们选用如下的模糊集。

在定义了输入变量和输出变量之后, 接下来需要设计模糊逻辑规则, 设计逻辑规则总的原则是: 距离差越小, 说明该量测距离目标航迹越近, 综合隶属度应该越高; 航向角差越小, 说明该量测航向角与航迹航向角的方向更一致, 量测属于该航迹的可能性越大, 因而综合隶属度应该越高。按照上述原则, 定义如下模糊逻辑规则:

IF $\Delta r_{ij}' = \text{ZE}$ AND $\Delta h_{ij}' = \text{ZE}$ THEN OUTPUT = VP
完整的模糊逻辑规则在表 1 中列出。

表 1 模糊逻辑规则库

Tab. 1 FUZZY ASSOCIATIONS FOR OUTPUT VARIABLES

综合输出	$\Delta r_{ij}'$							
	ZE	SP	MP	LP	VLP	EP	VEP	
$\Delta h_{ij}'$	ZE	VP	VP	VP	LP	MP	MP	SP
	SP	VP	VP	LP	MP	MP	MP	SP
	MP	VP	LP	MP	MP	MP	SP	ZE
	LP	LP	MP	MP	MP	SP	ZE	ZE
	VP	LP	MP	MP	SP	ZE	ZE	ZE

通过模糊逻辑系统推理后, 再采用解重心去模糊化的方法得到综合隶属度的精确值, 最大值所对应的量测即为与目标匹配的量测。

步骤 4: 目标状态与协方差更新

通过模糊逻辑推理确定出与目标匹配的最终量测后, 通过容积卡尔曼滤波算法对目标状态和协方差进行更新。具体步骤如(18)~(21)式。

$$\mathbf{P}_{xz,k|k-1}^j = \sum_{i=1}^m \omega_i \chi_{i,k|k-1}^j \mathbf{z}_{i,k|k-1}^j \mathbf{z}_{i,k|k-1}^{jT} - \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}^j \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}^{jT} \quad (18)$$

$$\mathbf{W}_k^j = \mathbf{P}_{xz,k|k-1}^j \left(\mathbf{P}_{zz,k|k-1}^j \right)^{-1} \quad (19)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k}^j = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}^j + \mathbf{W}_k^j \mathbf{v}_{k+1}^{ij} \quad (20)$$

$$\mathbf{P}_{k|k}^j = \mathbf{P}_{k|k-1}^j - \mathbf{W}_k^j \mathbf{P}_{zz,k|k-1}^j \mathbf{W}_k^{jT} \quad (21)$$

找出测量和配对的航迹后,将该测量和相应航迹从关联矩阵中删除,然后再对剩余测量数据和航迹应用上述算法进行关联。

4 仿真实验结果及分析

本节通过无杂波干扰和弱杂波干扰两个仿真实验场景验证上述算法的有效性,分别用提出算法与最近邻域法(NN)以及联合概率数据滤波器(JPDA)进行多目标跟踪。

场景1: 选用四条交叉航迹,目标运动模型设置如下:

$$\mathbf{x}_k = \begin{bmatrix} 1 & \frac{\sin \Omega T}{\Omega} & 0 & -\frac{(1-\cos \Omega T)}{\Omega} \\ 0 & \cos \Omega T & 0 & -\sin \Omega T \\ 0 & \frac{1-\cos \Omega T}{\Omega} & 1 & \frac{\sin \Omega T}{\Omega} \\ 0 & \sin \Omega T & 1 & \cos \Omega T \end{bmatrix} \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{v}_k \quad (22)$$

式中目标的状态向量 $\mathbf{x} = [x \ \dot{x} \ y \ \dot{y}]^T$, x 和 y 表示目标在 x 轴和 y 轴的位置, \dot{x} 和 \dot{y} 表示相应的速度, T 为采样时间间隔, Ω 为转弯速率,过程噪声 \mathbf{v}_k 是零均值高斯白噪声。实验中,航迹起始位置分别为(25500m, 8500m), (25500m, 5000m), (25500m, 9000m), (24000m, 11000m), 初始速度分别为(110m/s, 50m/s), (90m/s, 60m/s), (110m/s, 50m/s), (33m/s, -220m/s), 航迹的转弯速率分别为-0.0373rad/s, 0.0373rad/s, -0.0706rad/s, 0.0706rad/s, 采样间隔 $T = 3s$ 。该场景中观测无杂波干扰,四条原始航迹如图6所示。分别采用提出算法与最近邻域方法进行多目标跟踪,实验运行50次 Monte Carlo 仿真,跟踪结果如图7所示,从图中可以看出,最近邻域法能正确跟踪航迹2和航迹4,但跟踪航迹1和航迹3时发生明显的关联错误,而本文方法对四条航迹均能正确跟踪。

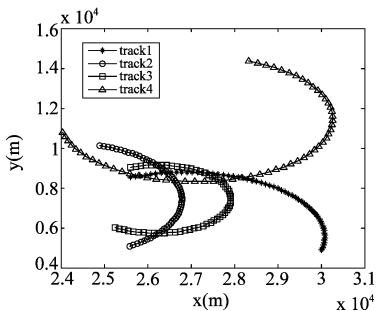


图6 四条原始航迹

Fig. 6 Four original trajectories

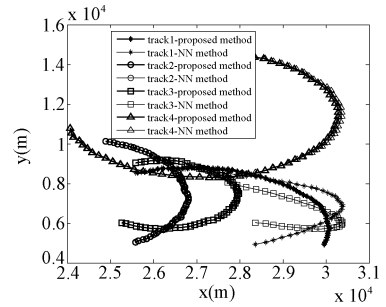


图7 本文方法和最近邻域跟踪结果

Fig. 7 Tracking results using the NN and the proposed method

场景2: 本场景选用2条航迹,目标运动模型如式(22),航迹起始位置分别为(27000m, 9000m), (27000m, 7000m), 初始速度分别为(280m/s, -120m/s), (280m/s, 120m/s), 航迹的转率分别为-0.11186rad/s, 0.11186rad/s, 采样间隔 $T = 3s$ 。在本场景中,杂波观测的数量服从参数 $\lambda = 1$ 的泊松分布。分别采用本文提出的算法与 JPDA 进行多目标跟踪,实验运行50次 Monte Carlo 仿真,目标原始航迹如图8所示,跟踪结果如图9所示。

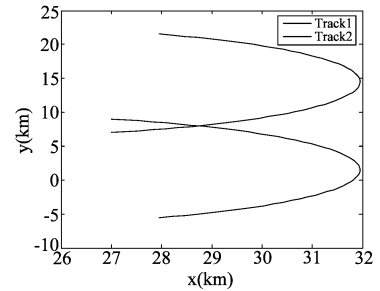


图8 两条原始航迹

Fig. 8 Two original trajectories

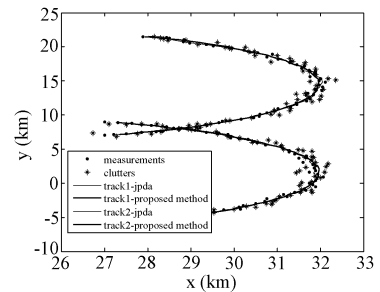


图9 本文方法与JPDA跟踪结果

Fig. 9 Tracking results using the JPDA and the proposed method

图9中,目标量测与杂波干扰分别用点和星表示,从图中可以看出,在弱杂波干扰环境中,本文方法和JPDA均能正确完成数据关联,50次独立实验没有出现关联错误的情况。图10给出两种算法对两个目标跟踪的均方根误差,由于本文算法能够有效排除杂波的干扰,并且采用非线性性能更好的容积卡尔曼滤波进行状态估计,因而本文提出的算法具有更高的跟踪精

度。此外,50 次 Monte Carlo 仿真实验,JPDA 的 CPU 耗时为 25.75s,而本算的 CPU 耗时为 10.624s,因而本算法的计算复杂度小,跟踪实时性高,适用于工程应用。

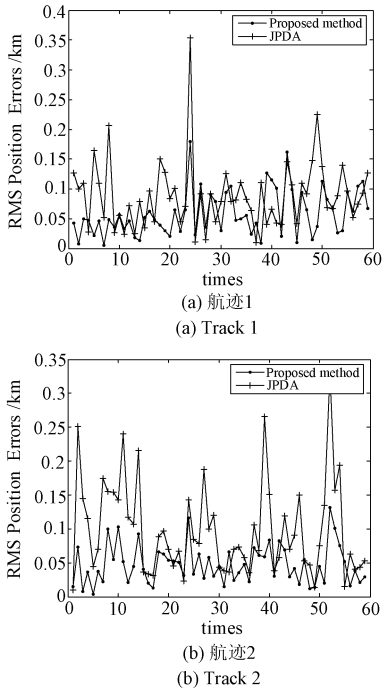


图 10 本文方法和 JPDA 跟踪两条航迹的均方根误差

Fig. 10 The RMSE of position using two methods

5 结论

本文提出将航向信息引入数据关联中,首先提出航向角的概念以及求解方法,利用雷达的量测信息即可求出目标的量测航向角,由于航向角可以直观反应目标的飞行方向,因而,我们考虑利用航向信息与距离信息通过模糊逻辑推理对多目标进行关联,然后采用容积卡尔曼滤波对已实现量测与航迹关联的目标进行跟踪。实验结果表明,提出的数据关联算法相比最近邻方法具有关联正确率高的优点,与联合概率数据关联方法相比,在保证关联正确率的前提下有效地降低了计算复杂度。至所以存在上述优点,主要原因在于:第一,本文在原有目标信息的基础上引入了目标航向信息,该信息的引入可以有效地进行目标区分,因而能够提高关联正确率;第二,在 JPDA 算法中,随着目标个数、有效回波数的增大,互联矩阵的数量会迅速增大,

通常呈指数增长,而本文提出的算法采用运算量较小的模糊逻辑规则进行数据关联,然后采用容积 Kalman 滤波进行状态估计,从而保证了算法的计算复杂度不会因为目标个数和有效回波数的增大而呈现指数增长的情况,有效降低了计算复杂度。

参考文献

- [1] Singer R A, Sea R G. A new filter for optimal tracking in dense multitarget environment [C]. Proceedings of the 9th Allerton Conference Circuit and System Theory. Urbana-Champaign, USA: University of Illinois, 1971.
- [2] Singer R A, Stein J J. An optimal tracking filter for processing sensor data of imprecisely determined origin in surveillance system [C] // IEEE Proceedings of the 10th Conference on Decision and Control. 1971.
- [3] Bar-Shalom Y, Fortmann T E. Tracking and data association [M]. Boston: Academic Press, 1988.
- [4] Reid D B. An algorithm for tracking multiple targets [J]. IEEE Transactions on Automatic Control. 1979, 24: 843-854.
- [5] 王健, 金永镛, 董华春. 航向信息辅助目标数据关联改进方法[J]. 系统仿真学报. 2009, 21(11): 3344-3347. Wang Jian, Jin Yonggao, Dong Huachun. Course Information Auxiliary Target Data Association Improved Method [J]. Journal of System Simulation. 2009, 21(11): 3344-3347. (in Chinese)
- [6] Arasaratnam I, Haykin S. Cubature Kalman filters [J]. IEEE Transactions on Automatic Control. 2009, 54(6): 1254-1269.

作者简介

杨 方(1962-),男,副教授,防空兵指挥学院高炮系主任。主要研究方向为火力分配,指挥自动化。

李鹏飞(1981-),男,博士,防空兵指挥学院防空导弹系讲师。主要研究方向为数据融合,多目标跟踪。

E-mail: roc5683@szu.edu.cn

黄敬雄(1963-),男,博士后,防空兵指挥学院军事运筹教研室教授。主要研究方向为智能信息处理、模糊信息处理等。E-mail: huangjx@szu.edu.cn

张海峰(1977-),男,防空兵指挥学院高炮系讲师,主要研究方向为数据融合、智能信号处理。

E-mail: nut99@163.com