

一种基于模糊推理的 JPDAF 新方法

李良群 谢维信

(深圳大学 ATR 国防科技重点实验室, 广东 深圳 518060)

摘要: 多目标跟踪中的数据关联一直是信息融合领域的难点和热点问题, 针对杂波环境下多目标跟踪中的数据关联问题, 提出了一种基于模糊推理的 JPDAF 新方法。该方法中, 首先详细分析了杂波环境多目标观测数据的特点, 定义了多目标环境下的标准化新息变量及新息的一阶微分变量; 然后将其作为模糊推理的两个输入变量, 通过设计合适的模糊隶属度函数和模糊推理规则, 自适应计算目标观测的关联概率来代替传统联合概率数据关联滤波器(JPDAF)中的关联概率, 实现对多个目标的有效跟踪。实验结果表明, 提出方法的目标跟踪性能要好于传统的 JPDAF 和 Fitzgerald's 方法, 在实时性方面, 提出方法也要远好于传统的 JPDAF 方法, 接近 Fitzgerald's 方法, 能够有效对多目标进行关联跟踪。

关键词: 多目标跟踪; 模糊推理; 数据关联

中图分类号: TN953 **文献标识码:** A **文章编号:** 1003-0530(2011)09-1301-05

A New JPDAF Based on Fuzzy Logic Inference

LI Liang-qun XIE Wei-xin

(ATR Key Laboratory, Shenzhen University, Shenzhen 518060)

Abstract: The problem of data association is very important to multiple target tracking in information fusion field. To the data association problem of the multiple target tracking in clutter environment, a new joint probabilistic data association filter(JPDAF) method based on fuzzy logic inference was proposed. Firstly, the characteristics of the measurement of multiple targets were analyzed. Secondly, the rules of the proposed algorithm are expressed in terms of two input variables and one output variables. The input variables are defined in terms of the prediction error and change of error. At the same time, in order to adapt computing the association probabilities of targets and measurements, the fuzzy inference rules were designed according to the advices of experts. Thirdly, the association probabilities of the joint probabilistic data association filter is replaced by the adaptive membership degrees that is computed through fuzzy inference system. Finally, the simulation results show that the performance of target tracking of the proposed algorithm is higher than the JPDAF and Fitzgerald's method. the runtime statistics of each algorithm is show that the proposed algorithm is faster than the JPDAF, and inferior to the Fitzgerald's method.

Key words: Multiple Target Tracking; Fuzzy Logic Inference; Data Association

1 引言

杂波环境下多目标跟踪中的数据关联, 一直是信息融合领域的难点和热点问题。目前有效的数据关联方法有: 联合概率数据关联(JPDAF)、多假设跟踪(MHT)、粒子滤波(PF)等^[1,2,3]。在杂波环境下, 联合概率数据关联对多个目标的跟踪具有较好的性能, 但是, 由于在计算目标观测的关联概率时, 需要计算联合事件的概率, 当目标观测增大时, 目标观测的联合事件和计算量也随着呈指数增长; 多假设跟踪由于综合考虑目标的维持、消失等情况, 假设的组合数随目标个数

的增加而急剧增大。最近, 粒子滤波器也被广泛的应用到多目标跟踪中来^[2,3], 此类方法目标跟踪的性能与粒子个数的多少成正比, 计算量大, 不适合于目标的实时跟踪。

上述方法都是在概率统计的框架下提出来的, 而在实际情况中, 目标的观测模型与运动模型往往具有不确定性, 这也对多目标状态的估计造成了很大的不确定性。正因为此, 模糊数学凭借其在模糊信息处理上的独特优势, 已经广泛的应用于不确定、不精确的信息处理之中。许多基于模糊理论的目标跟踪方法也相继被提出^[4-8], 且在实际应用中表现出了比传统方

收稿日期: 2011 年 6 月 1 日; 修回日期: 2011 年 8 月 18 日

基金项目: 教育部博士点科学基金(新教师类)(20104408120001); 国防预研基金(9140C8004011007); 国家科技支撑计划项目(2011BAH20B02, 2011BAH20B03); 深圳大学自然科学基金基础研究项目(2010147)资助课题

法较为优越的性能。文献[5]为了解决多目标跟踪中的数据关联问题,提出了一种基于模糊C均值聚类的数据关联方法,通过计算目标与观测间的隶属度来判断目标观测是否关联,聚类算法不需要迭代,计算量小且算法实现简单。文献[6]利用最大熵模糊聚类来解决多目标数据关联问题,提出了最大熵模糊联合概率数据关联滤波器(MEF-JPDAF),在杂波稀疏环境该算法能够对多个目标进行实时有效的跟踪。上述基于聚类的方法实时性好,不足就是在杂波密集环境时,关联性能下降。文献[7]针对多目标跟踪中的数据关联问题,提出了一种基于模糊逻辑数据关联方法。文献[8]利用模糊推理自适应获取 α - β 滤波器参数,并根据目标机动的特点,定义了模糊推理规则,取得了不错的效果。为此,借鉴文献[8]模糊推理的思想,将其模糊推理思想推广到多目标跟踪中的数据关联,通过设计合适的模糊隶属度函数和模糊规则,自适应计算目标观测的关联概率来代替JPDAF中的关联概率,以对多个目标进行实时有效的跟踪。

2 联合概率数据关联滤波器(JPDAF)

JPDAF的状态更新方程为:

$$\hat{x}^t(k|k) = \hat{x}^t(k|k-1) + W^t(k)v^t(k) \quad t = 1, 2, \dots, T \quad (1)$$

$$P^t(k|k) = P^t(k|k-1) - (1 - \beta_0^t) W^t(k) S^t(k) [W^t(k)]^T + W^t(k) \sum_j \beta_j^t v_j^t(k) [v_j^t(k)]^T - v_j^t(k) [v_j^t(k)]^T [W^t(k)]^T \quad (2)$$

其中, $\hat{x}^t(k|k)$ 表示目标 t 在 k 时刻的状态, $\hat{x}^t(k|k-1)$ 表示 k 时刻目标 t 的状态预测位置, $W^t(k)$ 表示卡尔曼滤波增益, $P^t(k|k-1)$ 表示目标的预测协方差, $v^t(k)$ 表示所有观测的联合新息:

$$v^t(k) = \sum_{j=1}^{m_k} \beta_j^t(k) v_j^t(k) \quad (3)$$

式(3)中, $\beta_j^t(k)$ 为观测 j 与目标 t 的关联概率。

在联合概率数据关联滤波器中,计算关联概率 $\beta_j^t(k)$ 时,与 PDAF 不同,联合概率数据关联滤波器考虑了所有目标和观测的可行联合事件,关联概率为

$$\beta_j^t(k) = \sum_{\theta(k)} P(\theta(k)/Z^k) \omega_j^t(\theta(k)) \quad (4)$$

其中, $\omega_j^t(\theta(k))$ 表示联合事件 $\theta(k)$ 中,观测 j 是否来源于目标 t 。如果观测源于目标则等于 1, 否则等于 0。此外,观测必须服从以下两个假设:1) 观测都有唯一源;2) 一个有效观测最多以一个目标为源。这样,联合事件 $\theta(k)$ 的概率可表示为

$$P(\theta(k)/Z^k) = \frac{1}{c} \frac{\Phi!}{V^\Phi} \prod_{j=1}^{m_k} \left\{ N_{ij} [Z_j(k)] \right\}^{\tau_j} \prod_{i=1}^T (P_d^i)^{\delta_i} (1 - P_d^i)^{1-\delta_i} \quad (5)$$

其中, δ_i 为目标检测指示器,如果目标与观测关联,则 δ_i 的值等于 1, 反之则为 0。 Φ 是虚假观测事件数, P_d^i 为目标 t 的检测概率, V 表示航迹 t 的有效门体积。由上

讨论可知,在计算目标 t 与观测 j 的关联概率,必须计算所有与目标观测有关的可行联合事件的概率,使得 JPDAF 的计算量随着目标观测数的增加呈指数增长。

3 基于模糊推理的 JPDAF 新方法

3.1 模糊输入变量

在杂波环境下,由于目标观测模型与目标运动模型的不确定性,及目标机动的多样性,使得多目标数据关联更加困难。新息是多目标关联、检测目标机动与否的一个重要参数,当目标发生机动时,目标观测的新息也变大。此外,在目标机动时,观测新息的变化也能较准确的反映目标的机动情况。当目标非机动时,观测新息的变化量很小;而目标发生机动时,观测新息变化量增大,且机动越大变化量也越大。文献[8]提出利用观测新息和新息的一阶微分作为输入变量来调整 α - β 滤波参数,取得了不错的效果。因此,在此文献的启发下,本文引入观测新息和新息的一阶微分作为输入变量来解决多目标的数据关联问题,且提出方法将文献[8]的模糊推理方法推广到多目标多观测的情况,通过设计合适的模糊隶属度函数和模糊规则,自适应计算关联概率来代替传统 JPDAF 中的关联概率。

设 $(x_p(k), y_p(k), h_p(k))$ 表示目标在 k 时刻的预测值, $(x(k-1), y(k-1), h(k-1))$ 表示目标在 $k-1$ 时刻的状态估计值, $z(k-1)$ 表示 $k-1$ 时刻的观测值,这样可以计算各个方向上的观测新息 $E^t(k)$ 和新息变化量 $\Delta E(k)$,

$$E_x^t(k) = \begin{cases} \frac{z_x(k) - x_p(k)}{|z_x(k) - x(k-1)|} & \text{If } |z_x(k) - x_p(k)| < |z_x(k) - x(k-1)| \\ \frac{z_x(k) - x_p(k)}{|z_x(k) - x_p(k)|} & \text{If } |z_x(k) - x_p(k)| > |z_x(k) - x(k-1)| \\ 0 & \text{If } |z_x(k) - x_p(k)| = |z_x(k) - x(k-1)| = 0 \end{cases} \quad (6)$$

$$E_y^t(k) = \begin{cases} \frac{z_y(k) - y_p(k)}{|z_y(k) - y(k-1)|} & \text{If } |z_y(k) - y_p(k)| < |z_y(k) - y(k-1)| \\ \frac{z_y(k) - y_p(k)}{|z_y(k) - y_p(k)|} & \text{If } |z_y(k) - y_p(k)| > |z_y(k) - y(k-1)| \\ 0 & \text{If } |z_y(k) - y_p(k)| = |z_y(k) - y(k-1)| = 0 \end{cases} \quad (7)$$

$$E_h^t(k) = \begin{cases} \frac{z_h(k) - h_p(k)}{|z_h(k) - h(k-1)|} & \text{If } |z_h(k) - h_p(k)| < |z_h(k) - h(k-1)| \\ \frac{z_h(k) - h_p(k)}{|z_h(k) - h_p(k)|} & \text{If } |z_h(k) - h_p(k)| > |z_h(k) - h(k-1)| \\ 0 & \text{If } |z_h(k) - h_p(k)| = |z_h(k) - h(k-1)| = 0 \end{cases} \quad (8)$$

于是可根据 $E'_x(k)$ 、 $E'_y(k)$ 和 $E'_h(k)$ 计算 $\Delta E'_x(k)$ 、 $\Delta E'_y(k)$ 和 $\Delta E'_h(k)$,

$$\Delta E'_x(k) = \begin{cases} \frac{E'_x(k) - E_x(k-1)}{E_x(k-1)} & \text{If } |E'_x(k) - E_x(k-1)| < |E_x(k-1)| \\ \frac{E'_x(k) - E_x(k-1)}{|E'_x(k) - E_x(k-1)|} & \text{If } |E'_x(k) - E_x(k-1)| > |E_x(k-1)| \\ 0 & \text{If } |E'_x(k) - E_x(k-1)| = |E_x(k-1)| = 0 \end{cases} \quad (9)$$

$$\Delta E'_y(k) = \begin{cases} \frac{E'_y(k) - E_y(k-1)}{E_y(k-1)} & \text{If } |E'_y(k) - E_y(k-1)| < |E_y(k-1)| \\ \frac{E'_y(k-1) - E_y(k-1)}{|E'_y(k) - E_y(k-1)|} & \text{If } |E'_y(k) - E_y(k-1)| > |E_y(k-1)| \\ 0 & \text{If } |E'_y(k) - E_y(k-1)| = |E_y(k-1)| = 0 \end{cases} \quad (10)$$

$$\Delta E'_h(k) = \begin{cases} \frac{E'_h(k) - E'_h(k-1)}{E_y(k-1)} & \text{If } |E'_h(k) - E_y(k-1)| < |E_y(k-1)| \\ \frac{E'_h(k) - E_y(k-1)}{|E'_h(k) - E_y(k-1)|} & \text{If } |E'_h(k) - E_y(k-1)| > |E_y(k-1)| \\ 0 & \text{If } |E'_h(k) - E_y(k-1)| = |E_y(k-1)| = 0 \end{cases} \quad (11)$$

式(8~10)中 $E_x(k-1)$ 、 $E_y(k-1)$ 、 $E_z(k-1)$ 为 $k-1$ 时刻的加权标准化新息,同时为了得到标准化的模糊输入变量,约定参数 $E'_x(k)$ 、 $E'_y(k)$ 、 $E'_h(k)$ 、 $\Delta E'_x(k)$ 、 $\Delta E'_y(k)$ 和 $\Delta E'_h(k)$ 都必须在 $[-1, 1]$ 之间,如果超出范围,就直接设定为 -1 或 1。然后定义 $E(k-1)$ 、 $E'(k)$ 和 $\Delta E'(k)$ 如下

$$E(k-1) = \sum_{i=1}^{m_{k-1}} \beta'_i(k-1) E'(k-1) \quad (12)$$

$$E'(k) = \frac{\sqrt{E_x'^2(k) + E_y'^2(k) + E_h'^2(k)}}{\sqrt{3}} \quad (13)$$

$$\Delta E'(k) = \frac{\sqrt{\Delta E_x'^2(k) + \Delta E_y'^2(k) + \Delta E_h'^2(k)}}{\sqrt{3}} \quad (14)$$

3.2 模糊化及推理

通常模糊集越多,输出就越精确,同时模糊集越多,计算量也就越大。因此,在本文中对每个变量 $E'(k)$ 和 $\Delta E'(k)$ 定义了 7 个模糊子集(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。隶属度函数如图 1 和图 2 所示。研究发现,输入变量 $E'(k)$ 和 $\Delta E'(k)$ 的值大多落在 $[0, 0.5]$ 之间,因此设计隶属度函数时使隶属度函数在此区间较为密集。对输出变量定义 5 个模糊子集,分别为 VL、L、M、H、VH,分别表示非常小、小、中、大、非常大,所以设计隶属度函数如图 3 所示。

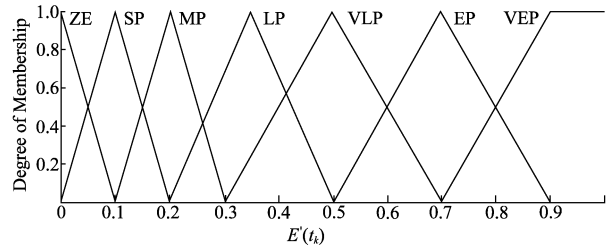


图 1 $E'(k)$ 的模糊隶属度函数

Fig. 1 Membership functions of $E'(k)$

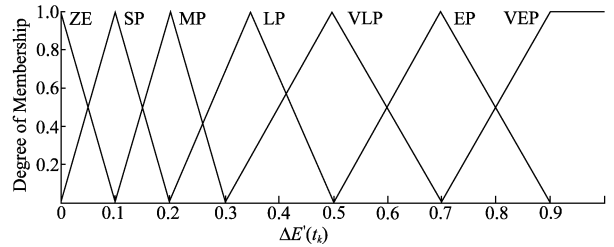


图 2 $\Delta E'(k)$ 的模糊隶属度函数

Fig. 2 Membership functions of $\Delta E'(k)$

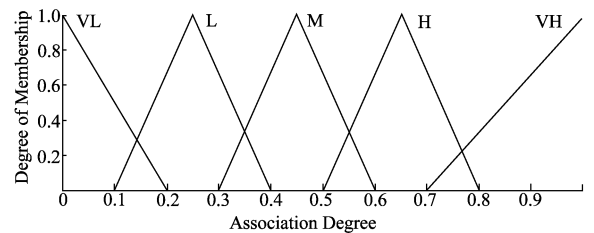


图 3 关联输出隶属度函数

Fig. 3 FDA output membership functions

根据上述定义的输入输出变量,模糊推理规则可以表述如下:

规则 1: IF $E'(k)$ is ZE AND $\Delta E'(k)$ is ZE THEN $\beta'_j(k)$ is VH

规则 2: IF $E'(k)$ is ZE AND $\Delta E'(k)$ is SP THEN $\beta'_j(k)$ is VH

规则 3: IF $E'(k)$ is ZE AND $\Delta E'(k)$ is MP THEN $\beta'_j(k)$ is VH

规则 4: IF $E'(k)$ is ZE AND $\Delta E'(k)$ is LP THEN $\beta'_j(k)$ is VH

完整的模糊规则如表 1 所示,

表1 模糊规则表
Tab.1 Fuzzy Rules Table

$\beta_j'(k)$	$E'(t_k)$						
	ZE	SP	MP	LP	VLP	EP	VEP
$E'(t_k)$	VH	VH	VH	H	H	M	L
	VH	VH	H	H	H	M	L
	VH	VH	H	H	M	L	L
$\Delta E'(t_k)$	VH	H	H	M	M	L	L
	H	H	M	M	VL	VL	VL
	M	M	M	L	VL	VL	VL
	L	L	L	L	VL	VL	VL

在模糊规则表中,根据专家意见,规则设定遵循的基本原则是输入变量 $E'(k)$ 和 $\Delta E'(k)$ 越小,输出关联度就越大,反之亦然。最后采用最大最小合成推理技术和解重心去模糊化,得到最后的关联输出。

4 实验结果及分析

为了验证本文提出算法,并与现有方法进行比较,采用文献[1,6]实验中两个目标交叉运动的例子。对比 JPDAF、Fitzgerald's 方法与本文方法的位置均方根误差(RMS)和 CPU 运行时间。

目标的运动模型和观测模型为:

$$X(k) = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} X(k-1) + \begin{bmatrix} T^2/2 & 0 & T & 0 \\ 0 & T^2/2 & 0 & T \end{bmatrix} v(k) \quad (15)$$

$$Y(k) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} X(k) + w(k) \quad (16)$$

T 表示观测的时间间隔, $T=1s$, $X(k)$ 表示 x 和 y 方向上的位置、速度的四维矢量: $X(k) = (x(k) \ v_x(k) \ y(k) \ v_y(k))$ 。观测噪声为 0 均值、协方差为 R ($R_{ii} = 0.0225\text{km}^2$) 的高斯噪声。协方差矩阵 R 为 2×2 的矩阵,过程噪声协方差矩阵 Q 为 4×4 的矩阵。杂波数量服从参数 $\lambda=1$ 的泊松分布。两个目标初始位置为: $x_0^{\text{target}1} = [1\text{km} \ 0.35\text{km/s} \ 5.3\text{km} \ -0.1\text{km/s}]$, $x_0^{\text{target}2} = [1\text{km} \ 0.35\text{km/s} \ 2.3\text{km} \ 0.15\text{km/s}]$ 。

1. 过程噪声影响对比

固定杂波密度 ($\lambda=1$) 和观测噪声方差 ($R_{ii} = 0.0225\text{km}^2$),考察过程噪声对算法性能的影响,仿真结果如图 4~图 7 所示。

图 4 给出了在杂波密度为 1 时,杂波干扰下的目标轨迹图;图 5 给出了本文方法的目标跟踪结果。从图可以看出,本文方法能够有效处理目标观测的关联问题,达到对目标的准确跟踪。图 6 和图 7 给出了噪声方差分别为 $Q_{ii} = 4 \times 10^{-4}$ 和 $Q_{ii} = 0.01$ 时,本文方法、

JPDAF 和 Fitzgerald's 方法的均方根误差对比。从仿真结果可以看出,本文方法在跟踪性能上要优于 JPDAF 和 Fitzgerald's 方法,且随着噪声方差的增大,本文方法的优势就更加明显。

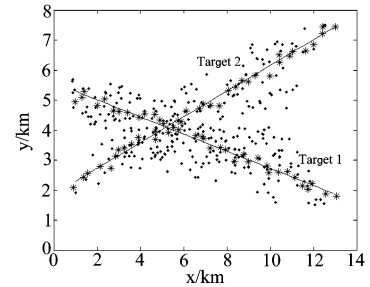


图4 杂波干扰下的目标轨迹
 (“—”为目标轨迹 “*”为真实目标观测,“•”为杂波观测)
 Fig.4 Target Trajectories with clutters
 (“—”is target trajectory “*” is the true target measurements, “•” is the clutter)

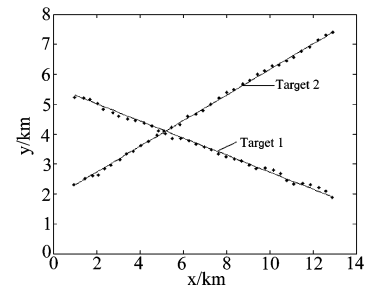


图5 目标跟踪轨迹图(本文方法)
 (“—”为实际目标轨迹,“•”为估计目标轨迹)
 Fig.5 Target Trajectories
 (“—”is the true target trajectory, “•” is the estimated trajectory)

2. 航迹丢失率对比

表 2 给出了杂波密度为 0 时,三种算法独立运行 100 次情况下的航迹丢失率对比结果。可以看出,在过程噪声比较小时,三种算法的航迹丢失率相当;但随着过程噪声的增大,JPDAF 算法的航迹丢失率明显增大,达到 10%;Fitzgerald's 方法也达到了 15%,而本文方法只有 5%。

表 2 三种算法的航迹丢失率比较 (%)

Tab.2 The comparison of the track lost rate of three data association algorithms

	JPDAF	Fitzgerald's 方法	本文方法
$Q_{ii}=0.0004$	0	0	0
$Q_{ii}=0.01$	10	15	5

在实时性方面,在杂波密度 $\lambda=1$ 时,本文方法的运行速度要明显高于 JPDAF,但要劣于 Fitzgerald's 方法;主要因为随着杂波的增加,算法的模糊推理计算量增大,JPDAF 由于在有效回波数增大时,其互联矩阵的数量通常呈指数增长,造成计算量也呈指数增长。

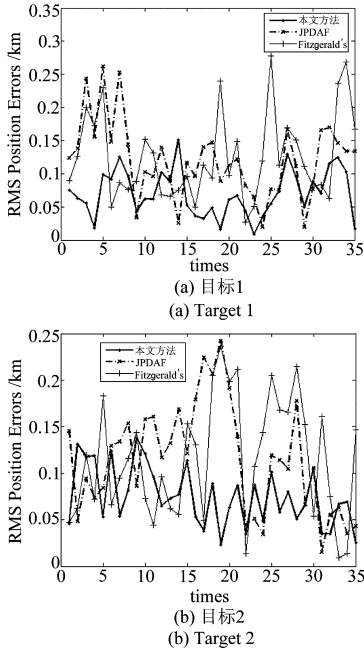


图 6 均方根误差对比 $Q_{ii} = 0.0004$
Fig. 6 Comparison of RMS Position Errors

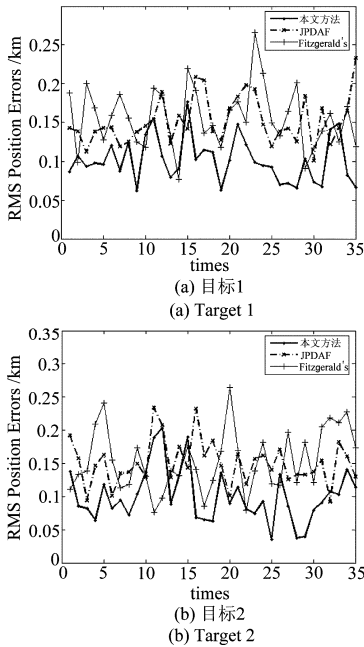


图 7 均方根误差对比 $Q_{ii} = 0.01$
Fig. 7 Comparison of RMS Position Errors

5 结论

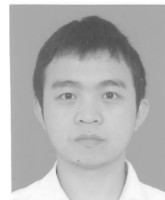
针对杂波环境多目标跟踪中的数据关联问题,提出了一种新的基于模糊推理的 JPDAF 方法。在文献[8]的基础上,根据杂波环境多目标观测数据的特点,定义了标准化新息和新息的一阶微分两个变量作为模糊推理的输入变量,并针对输入变量的特点设计了合适的隶属度

函数和模糊推理规则,最后用自适应获得的目标观测的隶属度代替 JPDAF 中的关联概率。实验结果表明,提出方法能够实时有效的对多机动目标进行关联跟踪,且性能要好于传统的 JPDAF 和 Fitzgerald's 方法。

参考文献

- [1] Bar-shalom Y, and LI X. Multitarget_Multisensor tracking: Principles and Techniques[M]. Storrs, CT: YBS Publishing, 1995.
- [2] YVO BOERS, EGILS SVIESTINS, HANS DRIESSEN. Mixed Labelling in Multitarget Particle Filtering, IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, APRIL 2010,46(2): 792-802.
- [3] Li Liang-qun, Xie Wei-xin, Huang Jing-xiong, Huang Jian-jun. Multiple Model Rao-Blackwellized Particle Filter for Maneuvering Target Tracking, International Journal of Defence Science, May. 2009,59(3): 197-204.
- [4] Tafti, Abdolreza Dehghani, Sadati, Nasser. Modified maximum entropy fuzzy data association filter, Journal of Dynamic Systems, Measurement and Control, March 2010, 132(2):1-9.
- [5] Ashraf M. Aziz. A New All-Neighbor Fuzzy Association Technique for Multitarget Tracking in a Cluttered Environment, FUZZ-IEEE 2009, Korea, August 20-24, 2009, pp:1762-1772.
- [6] Li Liangqun, Ji Hongbing, Gao Xinbo. Maximum entropy fuzzy clustering with application to Real-Time Target Tracking, Signal Processing Nov. 2006, 86(11): 3432-3447.
- [7] Y. M. Chen, H. C. Huang. Fuzzy logic approach to multi-sensor data association, Mathematics and Computers in Simulation 52(2000), pp. 399-412.
- [8] Keith C. C. Chan, Lee Vika, and Henry Leung. Radar tracking for air surveillance in a stressful environment using a Fuzzy-Gain filter[J]. IEEE transaction on fuzzy systems, vol.5, NO.1, February1997.

作者简介



李良群(1979-)男,湖南省邵阳人,博士,现为深圳大学信息工程学院教师,主要研究方向多传感器信息融合、多目标跟踪。E-mail:lqli@szu.edu.cn



刘维信(1941-)男,广东省人,教授,博导,现为深圳大学信号与信息处理学科学术带头人,国家级有突出贡献中青年专家,主要研究方向为智能信息处理、模糊信息处理、图像处理和模式识别。