

一种基于不确定分布的多目标航迹关联模型及求解

龙威宇,蔡益朝,李 浩,邱建杰

(空军预警学院,湖北 武汉 430014)

摘 要: 传统航迹关联模型中通常将噪声和干扰用高斯分布来描述,而电子装备的大量使用,使得战场电磁环境日趋复杂。针对这一问题,提出了一种基于不确定分布的多目标航迹关联模型,通过引入不确定分布函数来描述航迹关联过程中的噪声及干扰,使模型更符合战场真实情况,构建了双传感器情况下的多目标航迹关联流程,并利用经典算法对不同数量目标进行了仿真验证。结果表明,在同等条件下,所提出的模型均优于传统模型,能够带来关联准确率的提升。

关键词: 航迹关联;多传感器;不确定理论;不确定分布

中图分类号: TN953;TN957.51

文献标识码: A

DOI: 10.16157/j.issn.0258-7998.223088

中文引用格式: 龙威宇,蔡益朝,李浩,等. 一种基于不确定分布的多目标航迹关联模型及求解[J]. 电子技术应用, 2022, 48(8): 13-18, 23.

英文引用格式: Long Weiyu, Cai Yichao, Li Hao, et al. A multi-objective track association method based on uncertainty distribution and its solution[J]. Application of Electronic Technique, 2022, 48(8): 13-18, 23.

A multi-objective track association method based on uncertainty distribution and its solution

Long Weiyu, Cai Yichao, Li Hao, Qiu Jianjie

(Air Force Early Warning Academy, Wuhan 430014, China)

Abstract: The noise and interference are usually described by Gaussian distribution in the traditional track association model, while the massive use of electronic equipment makes the battlefield electromagnetic environment more and more complex. To address this problem, this paper proposes a multi-target trajectory association model based on uncertainty distribution, by introducing uncertainty distribution function to describe the noise and interference in the trajectory association process, so that the model is more in line with the real situation on the battlefield, constructs a multi-target trajectory association process in the case of dual sensors, and uses classical algorithms to simulate and verify different numbers of targets. The results show that the model proposed in this paper outperforms the traditional model under the same conditions and can bring improvement in the association accuracy.

Key words: track correlation; multi sensor; uncertainty theory; uncertainty distribution

0 引言

在多目标跟踪系统中,分布式结构可用较低的费用获得较高的可靠性,因此在空管系统、海上监视系统和地基防空系统中有着广泛的应用前景^[1-2]。在该系统中主要有两种形式的航迹关联^[3],一种是点迹与航迹的关联,即判断新观测到的点迹属于哪一条航迹;另一种是航迹和航迹的关联,即判断不同传感器观测到的航迹是否来自同一目标^[3-6]。本文所研究的内容为航迹和航迹关联。

主流的航迹关联算法主要有加权法^[7-8]、修正法^[9]、最近邻域法^[10]、经典分配法^[11]、K近邻法^[12]、独立序贯法^[12]、相关序贯法^[12]等,以上方法主要是基于概率统计类的方法。同时还有基于模糊数学的关联方法,主要有:模糊双

门限分配法^[2]、模糊经典分配法^[2]等。在这两大类关联方法中,噪声误差和干扰误差等诸多不确定因素会对关联结果产生不可忽视的影响。

为减弱此类影响,有两种思路:一种是通过模型和算法的改进,来削弱负面影响;另一种是增加传感器数量,来进一步提高准确性。在双传感器条件下,文献[12]通过推导等价量测方程,基于距离分级聚类,从而实现航迹关联,在目标密集、干扰较强等复杂环境下能保持很低的错误关联率,稳定性较强。文献[13]通过将广义回归神经网络应用于航迹关联的全过程中,有效降低了系统的处理流程,提高了抗差性。文献[14]利用模糊综合决策思想,建立模糊因素集,依据航迹紧密度建立矩阵得到有效航迹关联对,从而实现系统误差下的航迹关联。

上述文献的前提均是默认噪声和干扰这两类不确定因素服从零均值的高斯分布,这样做的好处是便于模型的构建和计算。但在实际中,对于噪声,相当多的情况下人们无法获得大量统计数据来确定噪声的分布,如新型号的传感器或者新部署的传感器;对于干扰,往往也并不服从高斯分布,如对传感器有干扰的民用无线电信号,特别是人为主动释放的电磁干扰。人们无法通过积累足够的数据或者根本无法积累数据来得到上述情况下的噪声和干扰所服从的分布及参数。如果此时依然使用零均值高斯分布来描述这些噪声和干扰,会给航迹关联的结果带来较高的误差。而此类情况下人们依然需要准确进行目标航迹关联,因此有必要引入不确定理论。

在不同的领域中都存在着对不确定性的描述。在经济学中,不确定性指经济行为者在事先不能准确地知道自己的某种决策的结果^[15];在量子力学中,不确定性指测量物理量的不确定性,当测量它时,可能得到这个值,可能得到那个值,得到的值是不确定的^[16];在信息论中,不确定性是表征某随机变量的发生有多么可靠的物理量^[17]。因此,可以将不确定性描述为:因对事物信息掌握的不全面和部分信息无法测量导致结果无法预测的性质。不确定理论与概率论都是用来解决不确定性的,但有本质区别。概率论是以历史数据参考统计规律的前提下,进行大量重复独立试验或观察呈现出固有的统计规律得到数值。而不确定理论是在缺乏历史数据,无法通过估计的概率分布得到长期积累的频率,在系统带有不确定的情况下,借助信度建模来描述不确定性^[18]。自2004年刘宝碇教授提出不确定理论开始^[19],越来越多的学者投入到不确定理论的研究中,促使不确定理论得到快速的发展与完善。在理论研究方面,不确定测度、不确定参数、不确定分布、不确定向量等方面都有学者进行了研究推广。随着不确定理论的逐步发展完善,使用不确定理论解决实际问题的学者数量不断增加。李晓娜等人利用不确定理论完成了城市水资源调度研究^[20],陈重等人将不确定理论与道路建设进行结合^[21],樊相宇等人将不确定理论应用于供应链订货量决策问题^[22]。

为了减小噪声和干扰等不确定性给航迹关联的负面影响,本文使用不确定理论中的不确定分布来构建航迹关联模型。在双传感器情况下运用经典算法求解该模型。最后,通过仿真验证得出不同的经典算法在传统模型和本文模型下的性能对比,并分析原因。

1 不确定分布

1.1 不确定测度

设 Γ 是一非空集合, L 是定义在 Γ 上的 σ 代数, L 中的元素 A 称为事件。 $M\{A\}$ 表示事件 A 发生的可能性,如果 M 满足如下4条公理,则称 M 为不确定测度。

公理1 规范性。对于非空集合 Γ , 集函数满足 $M\{\Gamma\}=1$;

公理2 二元性。对于任意事件 A , 记事件不发生为 A^c , 集函数满足 $M\{A\}+M\{A^c\}=1$;

公理3 次可加性。对于可数的事件序列 $L\{A_1, A_2, \dots\}$, 集函数满足:

$$M\left\{\sum_{i=1}^{\infty} A_i\right\} \leq \sum_{i=1}^{\infty} M\{A_i\} \quad (1)$$

公理4 乘积公理。设有一组不确定空间 (Γ_k, L_k, M_k) , $k=1, 2, \dots$, 记 $\Gamma=\Gamma_1 \times \Gamma_2 \times \dots$ 为各个非空集构成的有序元组集合、 $\Lambda=\Lambda_1 \times \Lambda_2 \times \dots$ 是有序元组集合 Γ 内的事件集合、 $L=L_1 \times L_2 \times \dots$ 是有序元组集合 Γ 内的乘积 σ 代数, 如果存在集函数 M 对于有序元组集合 Γ 内乘积 σ 代数 L 满足:

$$M\left\{\prod_{i=1}^{\infty} A_i\right\} = \prod_{i=1}^{\infty} M\{A_i\} \quad (2)$$

则称集函数 M 为该组不确定空间 (Γ_k, L_k, M_k) , $k=1, 2, \dots$ 的乘积不确定测度。

1.2 不确定正态分布

定义1 不确定分布函数。对于任意实数 x , 不确定变量 ξ 的不确定分布函数定义为:

$$\Phi(x)=M\{\xi \leq x\} \quad (3)$$

定义2 正则不确定分布。设不确定变量 ξ 的不确定分布为 $\Phi(x)$, 如果不确定分布在集合 $\{0 < \Phi(x) < 1\}$ 范畴内依 x 连续严格单调递增, 且 $\lim_{x \rightarrow -\infty} \Phi(x)=0$ 、 $\lim_{x \rightarrow +\infty} \Phi(x)=1$,

则称 $\Phi(x)$ 为正则不确定分布, ξ 为正则不确定变量。

定义3 正态不确定分布的概率密度函数和分布函数

$$\varphi(x)=\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma}\exp\left(-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (4)$$

$$\Phi(x)=\left(1+\exp\left(\frac{\pi(\mu-x)}{\sqrt{3}\sigma}\right)\right)^{-1} \quad (5)$$

式中: $\varphi(x)$ 为正态不确定分布的概率密度函数; μ 和 σ 分别为均值和标准差; $\Phi(x)$ 为正态不确定分布函数。

2 基于不确定分布的多目标航迹关联模型

对于航迹关联问题, 传统的关联模型将系统中的噪声和干扰等不确定性通过服从高斯分布的变量 $v(k)$ 进行描述。这里, 引入服从不确定正态分布的变量 $\varphi(k)$ 和 $\Psi(k)$ 来描述系统中的噪声及干扰。

假设有2个传感器和 n 个目标, 在 k 时刻第 s 个传感器对第 i 个目标进行观测, 为了方便表达, 将传感器标号 s 置于右下角, 将目标标号 i 置于右上角。则 $X_s^i(k)$ 表示在 k 时刻第 s 个传感器对第 i 个目标进行观测后直接和间接得到的目标信息, 具体为:

$$X_s^i(k)=[x_{ps}^i(k) \ x_{rs}^i(k) \ x_{as}^i(k) \ y_{ps}^i(k) \ y_{rs}^i(k) \ y_{as}^i(k)]^T \quad (6)$$

其中, $x_{ps}^i(k)$ 、 $y_{ps}^i(k)$ 为第 s 个传感器在 k 时刻直接观测到的目标 i 的 X 坐标和 Y 坐标; $x_{rs}^i(k)$ 、 $y_{rs}^i(k)$ 为该时刻该

目标在 X 方向和 Y 方向上的速度分量, 此分量无法通过观测直接获得, 需要根据观测到的基本信息进行计算得到; $x_{as}^i(k)$ 、 $y_{as}^i(k)$ 为该时刻该目标在 X 方向和 Y 方向上的加速度分量, 此分量同理需要根据观测到的基本信息通过计算得出。

关联过程中的不确定因素由 4 个变量体现, 分别为状态方程中的噪声误差、状态方程中的干扰误差、观测方程中的噪声误差、观测方程中的干扰误差。

相应的观测信息为:

$$\mathbf{Z}_s^i(k) = [x_{ps}^i(k) \ y_{ps}^i(k)]^T \quad (7)$$

系统的状态方程可以表示为:

$$\mathbf{X}_s^i(k+1) = \mathbf{F}\mathbf{X}_s^i(k) + \boldsymbol{\varphi}_s^i(k) \quad (8)$$

系统的观测方程可以表示为:

$$\mathbf{Z}_s^i(k) = \mathbf{H}\mathbf{X}_s^i(k) + \boldsymbol{\Psi}_s^i(k) \quad (9)$$

式中, \mathbf{F} 是状态转移矩阵, \mathbf{H} 为观测矩阵。 $\boldsymbol{\varphi}_s^i(k)$ 为服从不确定正态分布的过程误差矩阵, $\boldsymbol{\Psi}_s^i(k)$ 是服从不确定正态分布的测量误差矩阵。

其中, 状态转移矩阵 \mathbf{F} 为:

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} 1 & \Delta t & \frac{1}{2}\Delta t^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & \Delta t & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & \Delta t & \frac{1}{2}\Delta t^2 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & \Delta t \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (10)$$

观测矩阵 \mathbf{H} 为:

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (11)$$

过程误差矩阵 $\boldsymbol{\varphi}_s^i(k)$ 所代表的误差主要由过程噪声 $\boldsymbol{\rho}_s^i(k)$ 和过程干扰 $\boldsymbol{\theta}_s^i(k)$ 两部分构成, 具体为:

$$\boldsymbol{\rho}_s^i(k) = [\rho_{pxs}^i(k) \ 0 \ 0 \ \rho_{pys}^i(k) \ 0 \ 0]^T \quad (12)$$

$$\boldsymbol{\theta}_s^i(k) = [\theta_{pxs}^i(k) \ 0 \ 0 \ \theta_{pys}^i(k) \ 0 \ 0]^T \quad (13)$$

$$\boldsymbol{\varphi}_s^i(k) = \boldsymbol{\rho}_s^i(k) + \boldsymbol{\theta}_s^i(k) \quad (14)$$

测量误差矩阵 $\boldsymbol{\Psi}_s^i(k)$ 所代表的误差由两部分组成, 分别为测量噪声 $\mathbf{v}_s^i(k)$ 和测量干扰 $\boldsymbol{\omega}_s^i(k)$, 具体为:

$$\mathbf{v}_s^i(k) = [v_{pxs}^i(k) \ v_{pys}^i(k)]^T \quad (15)$$

$$\boldsymbol{\omega}_s^i(k) = [\omega_{pxs}^i(k) \ \omega_{pys}^i(k)]^T \quad (16)$$

$$\boldsymbol{\Psi}_s^i(k) = \mathbf{v}_s^i(k) + \boldsymbol{\omega}_s^i(k) \quad (17)$$

在过程误差矩阵 $\boldsymbol{\varphi}_s^i(k)$ 和测量误差矩阵 $\boldsymbol{\Psi}_s^i(k)$ 中, 噪声误差 $\boldsymbol{\rho}_s^i(k)$ 和 $\mathbf{v}_s^i(k)$ 为服从高斯分布的变量, 干扰误

差 $\boldsymbol{\theta}_s^i(k)$ 和 $\boldsymbol{\omega}_s^i(k)$ 为服从不确定正态分布的变量。

这样表示的原因在于, 噪声作为自然界中无法避免的常见误差因素, 在装备性能不发生变化的情况下, 噪声始终保持在一个相对稳定的区间, 符合高斯分布的特点; 而干扰多为人为因素导致, 不论是人为被动制造干扰还是主动实施干扰, 干扰的不确定性远高于噪声, 因此使用不确定正态分布来描述干扰。

$\theta_{pxs}^i(k)$ 、 $\theta_{pys}^i(k)$ 、 $\omega_{pxs}^i(k)$ 、 $\omega_{pys}^i(k)$ 分别为 X 方向和 Y 方向上的过程干扰和测量干扰的分量, 这些分量均服从不确定正态分布, 下面给出具体的不确定分布函数。

$$\Theta_{pxs}^i(x) = \left(1 + \exp \left(\frac{\pi(\mu_{\theta_{px}} - x)}{\sqrt{3} \sigma_{\theta_{px}}} \right) \right)^{-1}, \quad x \in \mathbf{R} \quad (18)$$

$$\Theta_{pys}^i(x) = \left(1 + \exp \left(\frac{\pi(\mu_{\theta_{py}} - x)}{\sqrt{3} \sigma_{\theta_{py}}} \right) \right)^{-1}, \quad x \in \mathbf{R} \quad (19)$$

$$\Omega_{pxs}^i(x) = \left(1 + \exp \left(\frac{\pi(\mu_{\omega_{px}} - x)}{\sqrt{3} \sigma_{\omega_{px}}} \right) \right)^{-1}, \quad x \in \mathbf{R} \quad (20)$$

$$\Omega_{pys}^i(x) = \left(1 + \exp \left(\frac{\pi(\mu_{\omega_{py}} - x)}{\sqrt{3} \sigma_{\omega_{py}}} \right) \right)^{-1}, \quad x \in \mathbf{R} \quad (21)$$

上式中各自的 μ 和 σ 为其对应的均值和方差。这样, 就避免了将噪声干扰单纯用高斯白噪声描述造成的不确定性丢失问题, 使该模型更符合实际情况。

3 双传感器多目标航迹关联流程

3.1 跟踪滤波

卡尔曼滤波是经典的跟踪滤波算法, 但由于其在非线性系统中的性能表现较差, 本文选取无迹卡尔曼滤波 (Unscented Kalman Filter, UKF) 算法对运动目标进行实时滤波。具体步骤如下:

- (1) 获得一组采样点 (称为 Sigma 点集) 及其对应权值;
- (2) 计算 Sigma 点集的进一步预测;
- (3) 计算系统状态量的一步预测及协方差矩阵, 它由 Sigma 点集的预测值加权求和得到;
- (4) 根据一步预测值, 再次使用 UT 变换, 产生新的 Sigma 点集;
- (5) 将步骤 (4) 预测的 Sigma 点集代入系统方程中, 得到预测的观测量;
- (6) 由步骤 (5) 得到 Sigma 点集的观测预测值, 求得预测的均值和协方差;
- (7) 计算 Kalman 增益矩阵;
- (8) 计算系统的状态更新和协方差更新。

3.2 航迹关联

加权法、修正法、序贯法等基于概率统计类的方法同样可以在不确定分布关联模型中应用。这三种方法在条件一定的情况下, 关联性能后者好于前者。以下为基于不确定分布的序贯航迹关联算法, 算法根据传感器探测到的实时数据进行实时关联。

设两部传感器在 k 时刻对目标 i 和 j 的状态估计之差为:

$$t_{ij}^k(k) = \{t_{ij}^l(l)\}; l=1, 2, \dots, k, i \in m_s, j \in m_{s+c}, c \in N \quad (22)$$

设 H_0 和 H_1 是下列事件:

H_0 —— $\hat{X}_i^1(l|l), \hat{X}_j^2(l|l)$ 是同一目标的航迹估计;

H_1 —— $\hat{X}_i^1(l|l), \hat{X}_j^2(l|l)$ 不是同一目标的航迹估计。

其联合概率密度函数在 H_0 下可以写成:

$$f_0[t_{ij}^k | H_0] = \prod_{l=1}^k f[t_{ij}^l(l) | t_{ij}^{l-1}, H_0] \quad (23)$$

式中, $t_{ij}^0 = \hat{X}_i^1(0|0) - \hat{X}_j^2(0|0)$ 是先验信息。则由加权法航迹关联^[2]可以得知,上式的联合概率密度可以写为:

$$f_0[t_{ij}^k | H_0] = \left[\prod_{l=1}^k |2\pi C_{ij}^l(l|l)|^{-1/2} \right] \cdot \exp\left[-\frac{1}{2} \sum_{l=1}^k t_{ij}^l(l)' C_{ij}^{-1}(l|l) t_{ij}^l(l)\right] \quad (24)$$

其中:

$$C_{ij}^l(l|l) = P_i^1(l|l) + P_j^2(l|l) \quad (25)$$

$P_i^1(l|l)$ 是传感器 1 在 l 时刻对目标 i 的估计误差协方差, $P_j^2(l|l)$ 是传感器 2 在 l 时刻对目标 j 的状态估计误差协方差。

进行似然比检验:

$$L(t_{ij}^k) = f_0[t_{ij}^k | H_0] / f_1[t_{ij}^k | H_1] \quad (26)$$

与上式对应的对数似然比为:

$$\ln L(t_{ij}^k) = -\frac{1}{2} \sum_{l=1}^k t_{ij}^l(l)' C_{ij}^{-1}(l|l) t_{ij}^l(l) + c, c \in R \quad (27)$$

定义一个对数似然函数同时也是检验统计量:

$$\begin{aligned} \lambda_{ij}(k) &= \sum_{l=1}^k t_{ij}^l(l)' C_{ij}^{-1}(l|l) t_{ij}^l(l) \\ &= \lambda_{ij}(k-1) + t_{ij}^k(k)' C_{ij}^{-1}(k|k) t_{ij}^k(k) \end{aligned} \quad (28)$$

则这时需要判断 $\lambda_{ij}(k)$ 与显著性水平 α 之间的大小关系,进一步得出接受原假设 H_0 或接受备择假设 H_1 。

具体流程如图 1 所示。

4 仿真分析

为验证本文所优化的模型及关联算法的性能,利用计算机进行仿真验证和对比分析。仿真平台所用的处理器为 AMD Ryzen 7 3700X 3.6 GHz,使用的操作系统为 Windows 10 专业版,使用的仿真软件为 MATLAB R2019b。在传统高斯模型和不确定分布模型下对加权法、修正法和序贯法三种算法在不同目标数量情况下的关联正确率进行对比。

在 100 km×100 km 的二维平面内随机生成 20、50、80 批目标,目标包含模拟民航的匀速直线运动目标和模拟军航的变速曲线运动目标两类。两部传感器为异地

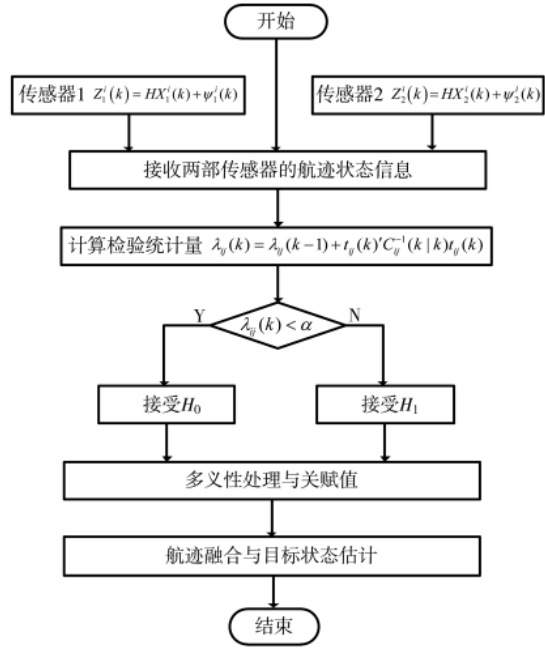


图 1 双传感器多目标航迹关联流程

配置,传感器所在位置在该二维平面内随机选取。为了便于模型验证,假设两部传感器的探测范围完全重合且送至融合中心的数据已经经过时空校准并去除了野值,同时假设关联过程中航迹始终连续。匀速直线运动目标的初始速度在[230, 270]m/s 范围内随机选取,初速度方向在[0, 2π]rad 内随机选取,加速度为 0;变速曲线运动目标的初速度在[200, 300]m/s 范围内随机选取,初速度方向在[0, 2π]rad 内随机选取,加速度在[0, 10]m/s² 范围内随机选取,加速度方向在[0, 2π]rad 内随机选取。

在此假设下,进行 100 次蒙特卡洛仿真。关联正确率分别用同一时刻的关联正确率和平均关联正确率这两个指标来衡量。 k 时刻关联正确率 $P(k) = C(k)/T(k)$,其中 $C(k)$ 是 k 时刻关联正确的航迹点数, $T(k)$ 是 k 时刻总航迹点数;而平均关联正确率 $P = C/T$, C 和 T 分别为正确关联的航迹点数量和总的航迹点数量。

图 2 为 20 批目标的真实航迹,其中包含了 10 批匀速直线运动目标和 10 批变速曲线运动目标,同理 50 批和 80 批目标的组成为匀速直线运动目标和变速曲线运动目标各占一半。图 3 为用两部传感器对 20 批目标进行实时跟踪滤波的结果。图 4 为滤波结果的局部放大图片,可以看出 UKF 滤波算法较好地实现了对目标的跟踪滤波。

图 5 为 20 批目标用加权法在两种模型下实时关联后的正确率汇总结果。50 批及 80 批的关联结果如表 1 及图 6 所示。

由图 5、图 6 和表 1 可知,加权法可以在本文模型下进行航迹关联。相比传统模型,加权法在本文模型下的关联正确率更高。对于 20 批目标,本文模型下的正确率

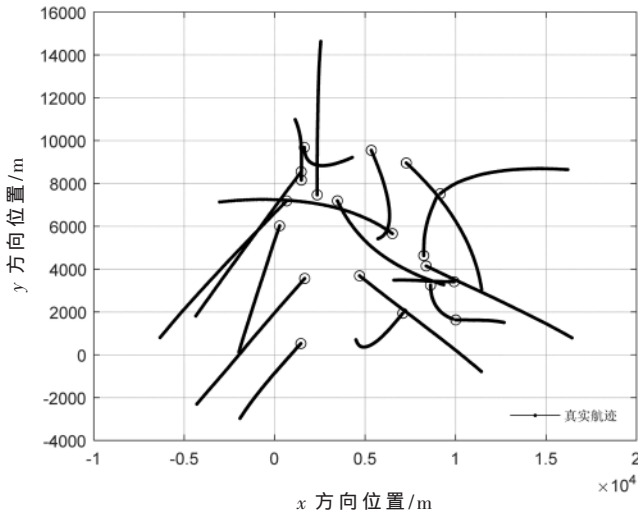


图2 20批目标真实轨迹

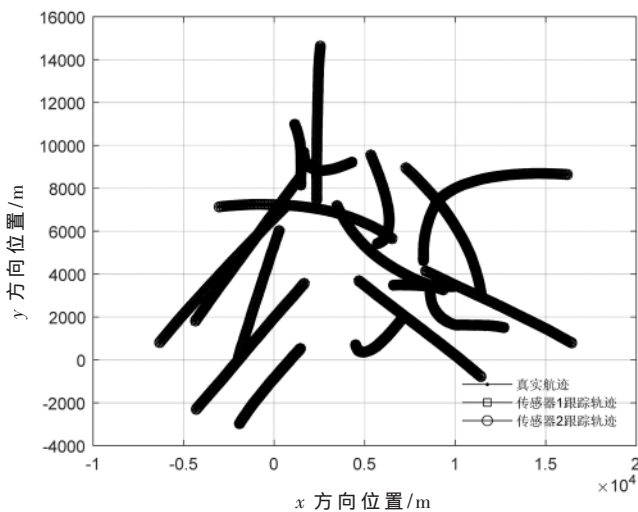


图3 两部传感器对目标实时跟踪滤波结果

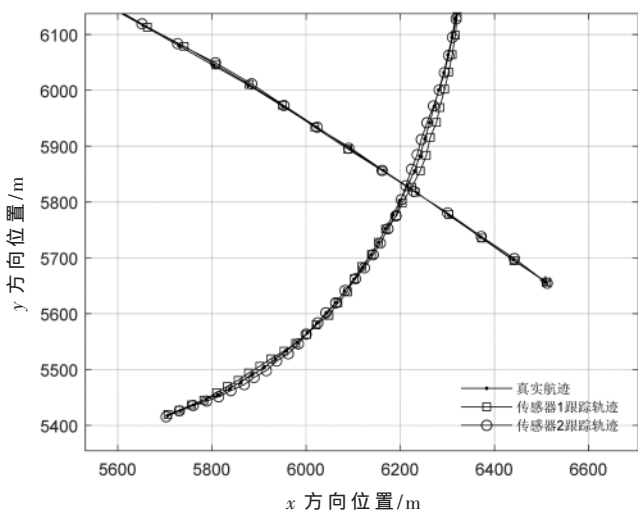


图4 跟踪滤波结果局部放大

相比传统模型有 6.05% 的提升;对于 50 批目标,本文模型相比传统模型的正确率有 1.82% 的提升;对于 80 批目

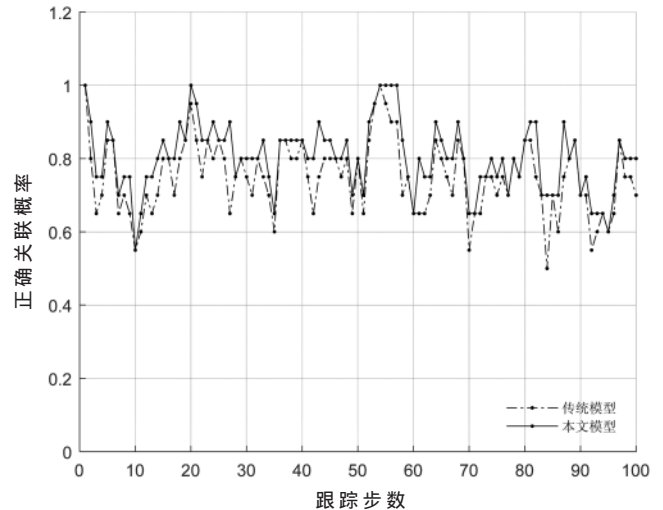


图5 20批目标用加权法在两种模型下正确率对比

表1 加权法在两种模型下的正确率

模型	目标数量		
	20 批	50 批	80 批
传统模型	75.00	74.60	73.46
本文模型	81.05	76.42	74.91

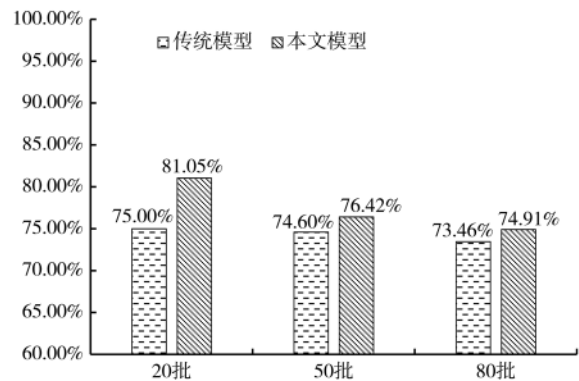


图6 加权法在两种模型下的正确率

标,本文模型相比传统模型的正确率有 1.45% 的提升。

由表 2、表 3、图 7、图 8 展示的对比结果可知,修正法、序贯法两种方法同样可以在本文模型的基础上进行航迹关联。在 20 批目标时,修正法和序贯法分别有 1.48% 和 2.6% 的提升;在 50 批目标时,两种算法的关联正确率分别有 0.45% 和 1.08% 的提升;在 80 批目标时,两种算法的关联正确率分别有 4.5% 和 0.13% 的提升。

同时可以看出,随着目标数量的不断增加,系统的不确定性及复杂性迅速升高,在同种模型下关联正确率都有所下降,但本文模型的整体正确率还是高于传统模型。本文模型对算法本身的性能没有较大影响,在传统模型下,序贯法的性能优于修正法,修正法优于加权法。在本文模型基础上的三种算法依旧保持了此性能排序,且算法之间的性能差距与传统模型下的性能差距类似。

表 2 修正法在两种模型下的正确率 (%)

模型	目标数量		
	20 批	50 批	80 批
传统模型	86.34	85.49	78.30
本文模型	87.82	85.94	82.80

表 3 序贯法在两种模型下的正确率 (%)

模型	目标数量		
	20 批	50 批	80 批
传统模型	93.65	94.56	94.66
本文模型	96.25	95.64	94.79

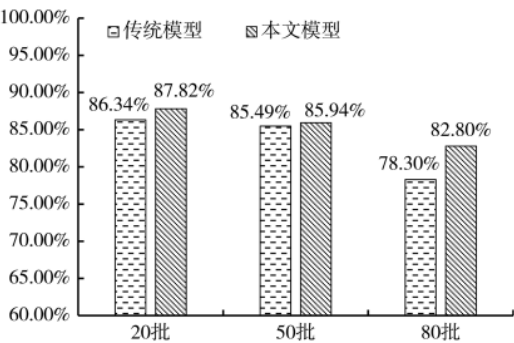


图 7 修正法在两种模型下的正确率

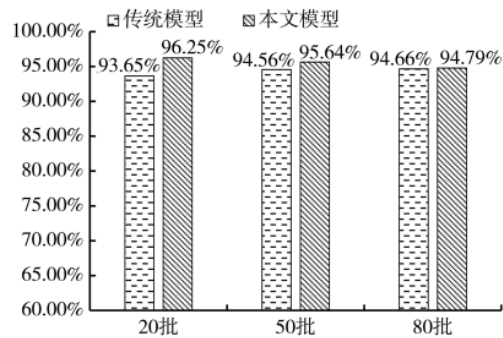


图 8 序贯法在两种模型下的正确率

如,在 20 批目标情况下,传统模型中序贯法的性能优于修正法 7.31%,在本文模型下这一数据为 8.43%;修正法的性能在传统模型下优于加权法 11.34%,在本文模型下这一数据为 9.77%。各算法在本文模型下的性能差距与传统模型相比在 1.5%左右,差距很小。因此基于本文模型的三种算法获得的性能提升与算法本身并无关系,性能提升的原因在于模型的不同。

5 结论

本文给出了一种基于不确定分布的多目标航迹关联模型,该模型通过使用不确定变量来描述系统中的噪声和干扰,使之更符合真实情况。通过仿真验证可知,本文模型具有较好的适应性和实时性,可以在不同目标数量的情况下实时描述真实空情,满足航迹关联需要;同

时本文模型对经典航迹关联算法有较好的适用性,加权法、修正法和序贯法的性能在本文模型下都得到了不同程度的提升。本文所提出的模型对于日益复杂的空情有一定的实践价值。

本文为了便于仿真验证提出了两点假设。第一,假设所有传感器送至融合中心的数据均为经过时空校准和野值剔除的,但实际中时空校准和野值剔除的过程存在一些不确定性因素;第二,假设航迹关联过程中航迹始终连续,如发生航空器进入探测盲区等导致航迹中断后重现这一现象,系统的不确定性将上升至一个更高的水平。后续将继续利用不确定理论来解决以上两个假设,使模型的适应性更强。同时降低不确定性的手段除了改进模型和算法以外,增加传感器数量也是一个重要的路径,后续也将进一步利用不确定理论解决多传感器多目标航迹关联问题。

参考文献

[1] 吴耀云,罗飞腾,陈卫东.基于局部航迹关联的多基地雷达多目标跟踪快速算法[J].中国科学技术大学学报,2010,40(2):111-117.

[2] 何友,王国宏,陆大金.多传感器信息融合及应用[M].北京:电子工业出版社,2007.

[3] BAR-SHALOM Y,FORTMAN T.Tracking and data association[M].New York:Academic Press,1988:81-83.

[4] TIAN W,WANG Y,SHAN X,et al.Track-to-track association for biased data based on the reference topology feature[J].IEEE Signal Processing Letters,2014,21(4):449-453.

[5] XU L,JIN S,YIN G.A track association algorithm based on leader-follower on-line clustering in dense target environments[J].Radioengineering,2014,23(1):259-265.

[6] LI X,JIN S L,YIN G S.A track association algorithm based on the weighted association graph for laser triangulation sensors[J].Optik-International Journal for Light and Electron Optics,2014,125(20):5973-5977.

[7] SINGER R A.Computer control of multiple site track data[J].Automation,1971,7(3):455-463.

[8] DITZLER W R.A demonstration of multisensory tracking[C]//Proceedings of the 1987 Tri-Service Data Fusion Symposium,1987:303-311.

[9] BAR-SHALOM Y,FORTMAN T E.Tracking and association[M].New York:Academic Press,1988.

[10] KOTOKA M.A track correlation algorithm for multisensory integrations[C]//Proceeding of the IEEE/AIAA5th Digital A Voices System Conf.,1983.

[11] CHANG C B,YOUNES L C.Measurement correlation for multiple sensor tracking in a dense target environment[J].IEEE Trans.Auton.Control,1982,AC-27(6):1250-1252.

[12] 齐林,熊伟,何友.基于距离分级聚类的机载雷达航迹

(下转第 23 页)

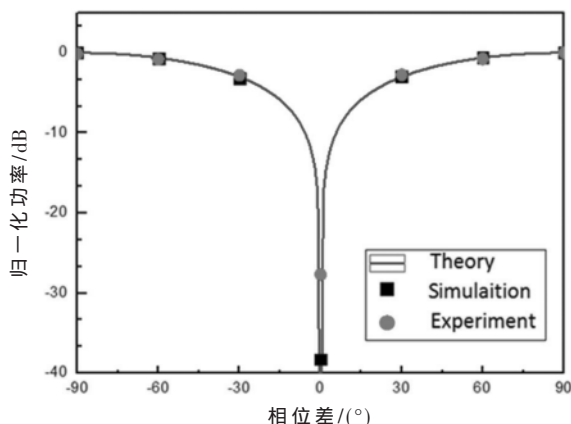


图5 归一化的探测器输出与相位差的关系图

调制器的微波光子测向系统,借助相位干涉仪测向原理,利用光学方法实现对射频信号相位差测量进而可以得到来波方向角,仿真和实验结果表明在5~40 GHz 频率范围内,该系统可以实现 $-90^{\circ}\sim 90^{\circ}$ 的相位差测量,测量相位误差在 $\pm 2^{\circ}$ 以内,具有超宽带、抗电磁干扰、结构紧凑简单等优势,适合在未来电子侦察系统中应用。

参考文献

- [1] 周一宇,安纬,郭福成.电子对抗原理与技术[M].北京:电子工业出版社,2014.
- [2] 田中成,靳学明,朱玉鹏.微波光子电子战技术原理与应用[M].北京:科学出版社,2018.
- [3] 张光义.相控阵雷达系统[M].北京:国防工业出版社,2006.
- [4] YAO J. Microwave photonics[J]. Journal of Lightwave Technology, 2009, 27(3): 314–335.
- [5] CAO Z, BOOM H, LU R, et al. Angle-of-arrival measurement of a microwave signal using parallel optical delay detector[J]. IEEE Photonics Technology Letters, 2013, 25(19): 1932–1935.
- [6] CAO Z, WANG Q, LU R, et al. Phase modulation parallel optical delay detector for microwave angle-of-arrival measurement with accuracy monitored[J]. Optics Letters, 2014, 39(6): 1497–1500.
- [7] TU Z, WEN A, XIU Z, et al. Angle-of-arrival estimation of broadband microwave signals based on microwave photonic filtering[J]. IEEE Photonics Journal, 2017, 9(5): 1–8.
- [8] CHEN H, CHAN E. Simple approach to measure angle of arrival of a microwave signal[J]. IEEE Photonics Technology Letters, 2019, 31(22): 1795–1798.
- [9] CHEN H, CHAN E. Angle-of-arrival measurement system using double RF modulation technique[J]. IEEE Photonics Journal, 2019, 11(1): 1–10.
- [10] HUANG C, CHEN H, CHAN E. Simple photonics-based system for Doppler frequency shift and angle of arrival measurement[J]. Optics Express, 2020, 28(9): 14028.
- [11] 张业斌(1988–),男,博士,高级工程师,主要研究方向:微波光子技术。
- [12] 李晓娜.不确定环境下城市需水量预测及多水源联合供水调度研究[D].邯郸:河北工程大学,2017.
- [13] 赵翻东,蔡益朝,李浩.基于GRNN神经网络的多目标航迹关联[J].信息系统工程,2021(7): 135–136, 140.
- [14] 熊伟,高峰,王海鹏.系统误差下航迹关联算法[J].火力与指挥控制,2012, 37(11): 29–32, 36.
- [15] 潘攀,邓超,邱煜.经济政策不确定性,银行风险承担与企业投资[J].财经研究,2020(2): 67–81.
- [16] CASADIO R, SCARDIGLI F. Generalized uncertainty principle, classical mechanics, and general relativity[J]. Physics Letters B, 2020, 807: 135558.
- [17] SHANNON C E. The mathematical theory of communication[J]. Bell Labs Technical Journal, 1950, 3(9): 31–32.
- [18] 刘笑佟,任爽.基于不确定理论的铁路货运需求预测[J].运筹与管理,2020, 29(3): 135–141.
- [19] LIU B. Uncertainty theory (1st edition)[M]. Berlin: Springer-Verlag, 2004.
- [20] 李浩(1981–),男,博士,副教授,主要研究方向:群体智能、无人机集群、智能系统与信号处理。
- [21] 陈重,龙科军,朱飘.境外公路建设项目交通量预测[J].公路,2017(11): 192–195.
- [22] 樊相宇,柴晓萌,武小平.基于不确定理论的二级供应链订货量决策[J].西安邮电大学学报,2018, 23(2): 89–94.

(收稿日期:2022-06-06)

作者简介:

张业斌(1988–),男,博士,高级工程师,主要研究方向:微波光子技术。



扫码下载电子文档

(上接第18页)

抗差关联算法[J].电子学报,2018, 46(6): 1475–1481.

- [13] 赵翻东,蔡益朝,李浩.基于GRNN神经网络的多目标航迹关联[J].信息系统工程,2021(7): 135–136, 140.
- [14] 熊伟,高峰,王海鹏.系统误差下航迹关联算法[J].火力与指挥控制,2012, 37(11): 29–32, 36.
- [15] 潘攀,邓超,邱煜.经济政策不确定性,银行风险承担与企业投资[J].财经研究,2020(2): 67–81.
- [16] CASADIO R, SCARDIGLI F. Generalized uncertainty principle, classical mechanics, and general relativity[J]. Physics Letters B, 2020, 807: 135558.
- [17] SHANNON C E. The mathematical theory of communication[J]. Bell Labs Technical Journal, 1950, 3(9): 31–32.
- [18] 刘笑佟,任爽.基于不确定理论的铁路货运需求预测[J].运筹与管理,2020, 29(3): 135–141.
- [19] LIU B. Uncertainty theory (1st edition)[M]. Berlin: Springer-Verlag, 2004.

(收稿日期:2022-06-15)

作者简介:

龙威宇(1995–),男,硕士研究生,主要研究方向:航迹关联。

蔡益朝(1976–),男,博士,副教授,主要研究方向:智能决策、态势评估与威胁估计。

李浩(1981–),男,博士,副教授,主要研究方向:群体智能、无人机集群、智能系统与信号处理。



扫码下载电子文档

版权声明

经作者授权，本论文版权和信息网络传播权归属于《电子技术应用》杂志，凡未经本刊书面同意任何机构、组织和个人不得擅自复印、汇编、翻译和进行信息网络传播。未经本刊书面同意，禁止一切互联网论文资源平台非法上传、收录本论文。

截至目前，本论文已经授权被中国期刊全文数据库（CNKI）、万方数据知识服务平台、中文科技期刊数据库（维普网）、DOAJ、美国《乌利希期刊指南》、JST 日本科技技术振兴机构数据库等数据库全文收录。

对于违反上述禁止行为并违法使用本论文的机构、组织和个人，本刊将采取一切必要法律行动来维护正当权益。

特此声明！

《电子技术应用》编辑部

中国电子信息产业集团有限公司第六研究所