

组网雷达自适应数据融合跟踪算法

孙国伟, 谢军伟, 孙博

(空军工程大学防空反导学院, 陕西西安, 710051)

摘要 针对高速、机动目标的实时、精确跟踪问题, 提出一种能在线调整组网雷达中各雷达权值的自适应数据融合算法。按照一定的规则寻找最佳的权系数, 使融合后目标的状态估计值最优; 把输入信号用作自适应滤波器的量测信号, 利用新息相关的自适应滤波算法对状态方程及量测方程中误差的变化调节增益矩阵的大小, 同时根据自适应滤波的状态偏差输出信号与当前的量测数据, 运用模糊推理规则对组网雷达系统中各雷达的权值进行在线调节; 系统输出结果即为自适应数据融合下目标的最优状态估计值。仿真结果验证了该算法在跟踪精度和收敛速度上的优越性, 实现了组网雷达系统对目标的自适应跟踪。

关键词 组网雷达; 自适应滤波; 数据融合; 模糊推理

DOI 10.3969/j.issn.1009-3516.2013.06.010

中图分类号 TN957.52⁺4 **文献标志码** A **文章编号** 1009-3516(2013)06-0038-04

A Study of Adaptive Data Fusion Algorithm for Netted Radar Tracking

SUN Guo-wei, XIE Jun-wei, SUN Bo

(Air and Missile Defence College, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China)

Abstract: For the tracking of maneuvering targets under complicated air-battle environment, an adaptive filter data fusion algorithm for netted radar tracking is presented. First, according to a certain rule, the algorithm is used to find the best weights to make the fusion estimate an optimal goal. Secondly, the point is put into adaptive filter as an input signal. The interest related new adaptive filtering algorithm is used for the error change in the state equation and measurement equation to adjust the size of the gain matrix. According to the adaptive filter system state noise output signal and the current data, weights for radars are adjusted on line by using fuzzy logic system. The system output is the adaptive data fusion target optimal state estimation. The results of simulation verify the superiority of the algorithm in precision and convergence speed and realize the adaptive tracking for the target of netted radar system.

Key words: netted radar; self-adapt filter; data fusion; fuzzy logic inference

对于复杂战场环境下对高速、机动目标的探测跟踪问题, 由于系统可观测性的局限性, 采用单部雷达对其进行精确跟踪是十分困难的^[1-3]。因为组网雷达系统在对抗电子干扰、反辐射武器、隐身飞行器和低空突防目标方面具有天然的优越性, 故采用基于数据加权融合的组网雷达自适应跟踪技术是解决

复杂战场环境下机动目标跟踪的一种可行、有效的方法。较早采用数据融合方法进行目标跟踪研究的是 Bar-Shalom 等学者^[4], 他们采用交互多模型方法进行数据融合研究, Klemptinen M 等学者则研究了异类传感器的数据融合问题, 为多传感器目标跟踪提供了很好的工程应用基础^[5-9]。如何有效的对

收稿日期: 2013-03-12

基金项目: 陕西省自然科学基金资助项目(2010JQ800)

作者简介: 孙国伟(1989-), 男, 河南商丘人, 硕士生, 主要从事组网雷达反隐身技术研究。

E-mail: lengqingqiu0907@126.com

组网雷达系统中各雷达的观测数据进行自适应数据融合,实现机动目标的精确跟踪,是值得深入研究的课题。

本文针对此问题提出了一种组网雷达自适应数据融合跟踪算法,它能自适应寻找每部雷达所对应的最优加权因子,并应用模糊推理在线调整组网雷达系统中各雷达的权值,很好地解决了对高速、机动目标的跟踪问题。

1 组网雷达自适应数据融合跟踪算法

1.1 自适应加权数据融合算法

假设组网雷达系统中有2部雷达同时对同一目标进行观测,观测向量为 \mathbf{N}_1 和 \mathbf{N}_2 ,随机测量误差向量为 \mathbf{u}_1 和 \mathbf{u}_2 , $\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2 \sim N(0, \sigma^2)$,且相互独立。量测方程为: $\mathbf{Z}_1 = \mathbf{X}_1 + \mathbf{u}_1$, $\mathbf{Z}_2 = \mathbf{X}_2 + \mathbf{u}_2$ 。目标位置的估计值 $\hat{\mathbf{X}}$ 与 $\mathbf{N}_1, \mathbf{N}_2$ 成线性关系,则有 $\hat{\mathbf{X}} = \omega_1 \mathbf{N}_1 + \omega_2 \mathbf{N}_2$,式中: ω_1, ω_2 为2部雷达的权值。目标位置误差估计值 $\tilde{\mathbf{X}} = \mathbf{X} - \hat{\mathbf{X}}$,取 $\tilde{\mathbf{X}}$ 的最小均方差为最优判据,则误差的均值为:

$$E(\tilde{\mathbf{X}}) = E[\mathbf{X} - \omega_1(\mathbf{X} + \mathbf{u}_1) - \omega_2(\mathbf{X} + \mathbf{u}_2)] = 0 \quad (1)$$

代入已知条件得目标位置估计值均方差为:

$$E(\tilde{\mathbf{X}}^2) = E(\omega_1^2 \mathbf{u}_1^2) + E[(1 - \omega_1)^2 \mathbf{u}_2^2] + E[2\omega_1(1 - \omega_1) \mathbf{u}_1 \mathbf{u}_2] \quad (2)$$

因为 $E(\mathbf{u}_1^2) = \sigma_1^2$, $E(\mathbf{u}_2^2) = \sigma_2^2$,且 $\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2$ 相互独立,故 $E(\mathbf{u}_1 \mathbf{u}_2) = 0$,代入式(2)求得 $E(\tilde{\mathbf{X}}^2) = \omega_1^2 \sigma_1^2 + (1 - \omega_1)^2 \sigma_2^2$,要使得 $E(\tilde{\mathbf{X}}^2)$ 最小,有 $\partial E(\tilde{\mathbf{X}}^2) / \partial \omega_1 = 0$,求解得:

$$\begin{cases} \omega_1 = \sigma_2^2 / (\sigma_1^2 + \sigma_2^2) \\ \omega_2 = \sigma_1^2 / (\sigma_1^2 + \sigma_2^2) \end{cases} \quad (3)$$

故求得目标状态最优估计值为:

$$\hat{\mathbf{X}} = \omega_1 z_1 + \omega_2 z_2 = z_1 \sigma_2^2 / (\sigma_1^2 + \sigma_2^2) + z_2 \sigma_1^2 / (\sigma_1^2 + \sigma_2^2) \quad (4)$$

因此,可以通过对2部雷达的量测值进行融合得到最优的估计值 $\hat{\mathbf{X}}$ 。该结论也适用于多部雷达的情况:设组网雷达系统中每部雷达的测量方差分别为 $\sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_n^2$,观测向量分别为 $\mathbf{N}_1, \mathbf{N}_2, \dots, \mathbf{N}_n$,且两两相互独立,每部雷达的加权因子分别为 $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n$,由多元函数求极值理论可求出在总均方误差最小准则下对应的加权因子为:

$$\omega_x = 1 / \left[\sum_{i=1}^n \frac{1}{\sigma_i^2} \right] \quad (5)$$

由式(5)可知最优加权因子决定于每部雷达的方差。下面通过每部雷达所提供的测量值并依据相应的算法求出初始方差。设有2部雷达,它们的观测向量分别为 \mathbf{N}_1 和 \mathbf{N}_2 , $\mathbf{N}_1 = \mathbf{X}_1 + \mathbf{u}_1$, $\mathbf{N}_2 = \mathbf{X}_2 + \mathbf{u}_2$,

其中 $\mathbf{u}_1 \sim N(0, \sigma_1^2)$, $\mathbf{u}_2 \sim N(0, \sigma_2^2)$,且二者相互独立,根据时间域估计方法可知:

$$\sigma_1^2 = E(\mathbf{u}_1) = R_{11} - R_{12} \quad (6)$$

设有 n 个雷达测量数据, R_{11} 和 R_{12} 的时间域估计值分别为 $R_{11}(n)$ 和 $R_{12}(n)$,则有:

$$\begin{cases} R_{11}(n) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [\mathbf{N}_1(i) - \mu]^2 = \\ \frac{n-1}{n} R_{11}(n-1) + \frac{1}{n} [\mathbf{N}_1(n) - \mu]^2 \\ R_{12}(n) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [\mathbf{N}_1(i) - \mu][\mathbf{N}_2(i) - \mu] = \\ \frac{n-1}{n} R_{12}(n-1) + \frac{1}{n} [\mathbf{N}_1(n) - \mu][\mathbf{N}_2(n) - \mu] \end{cases} \quad (7)$$

式中 μ 为对采样数据所求的均值。由式(7)可知,通过该递推关系式求得实时的时间域估计值,进而求出组网雷达系统中各雷达的方差。对于组网雷达系统,设每部雷达测得目标相对基站的方位角为 β ,高低角为 θ ,斜距为 r ,故目标运动状态参数向量 $\mathbf{X} = [r, \beta, \theta]^T$ 。然后对目标运动参数向量进行预处理,从而可以得到每部雷达的量测数据。

1.2 新息相关的组网雷达自适应滤波算法

离散时间系统的状态方程和量测方程分别为:

$$\begin{cases} \mathbf{X}(k) = \mathbf{F}(x) \mathbf{X}(k-1) + \mathbf{V}(k-1) \\ \mathbf{Z}(k) = \mathbf{H}(k) \mathbf{X}(k) + \mathbf{W}(k) \end{cases} \quad (8)$$

式中: $\mathbf{F}(x)$, $\mathbf{H}(k)$ 分别为状态方程和量测方程的状态转移矩阵和量测矩阵; $\mathbf{V}(k)$, $\mathbf{W}(k)$ 均为高斯白噪声平稳序列,且均值为零。因为 $\mathbf{X}(k)$, $\mathbf{Z}(k)$ 是 $\mathbf{V}(k)$, $\mathbf{W}(k)$ 的线性函数,所以 $\mathbf{X}(k)$, $\mathbf{Z}(k)$ 是平稳随机序列。

对于新息相关的组网雷达自适应滤波器,要计算增益矩阵 \mathbf{K} ,必须先由观测数据 \mathbf{N}^k 对相关函数 $\mathbf{C}(i)$ 进行估计;然后再由相关函数求出最优的增益矩阵,从而使得 \mathbf{K} 自适应于 \mathbf{N}^k 。设 $\mathbf{M} = [\mathbf{H}\mathbf{F}, \mathbf{H}\mathbf{F}^2, \dots, \mathbf{H}\mathbf{F}^n]^T$,由于系统完全可观测,故 \mathbf{M} 为满秩矩阵,则:

$$\bar{\mathbf{P}}\mathbf{H}^T = (\mathbf{M}^T \mathbf{M})^{-1} \mathbf{M}^T \cdot \begin{bmatrix} \bar{\mathbf{C}}(1) + \mathbf{H}\mathbf{F}\bar{\mathbf{K}}\bar{\mathbf{C}}(0) \\ \bar{\mathbf{C}}(2) + \mathbf{H}\mathbf{F}^2\bar{\mathbf{K}}\bar{\mathbf{C}}(1) + \mathbf{H}\mathbf{F}^2\bar{\mathbf{K}}\bar{\mathbf{C}}(0) \\ \vdots \\ \bar{\mathbf{C}}(n) + \dots + \mathbf{H}\mathbf{F}^n\bar{\mathbf{K}}\bar{\mathbf{C}}(0) \end{bmatrix} \quad (9)$$

式中 \mathbf{P} 为协方差矩阵。又因为测量误差 \mathbf{R} 的估计值和增益矩阵 \mathbf{K} 可表示为:

$$\hat{\mathbf{R}} = \bar{\mathbf{C}}(0) - \mathbf{H}\mathbf{P}\mathbf{H}^T \quad (10)$$

$$\mathbf{K} = \mathbf{P}\mathbf{H}^T (\mathbf{H}\mathbf{P}\mathbf{H}^T + \mathbf{R})^{-1} =$$

$$[\bar{\mathbf{P}}\mathbf{H}^T + \Delta\mathbf{P}\mathbf{H}^T][\bar{\mathbf{C}}(0) - \mathbf{H}\Delta\bar{\mathbf{P}}\mathbf{H}^T]^{-1} \quad (11)$$

式中:

$$\Delta\mathbf{P} = \mathbf{F}\{\Delta\mathbf{P} - [\bar{\mathbf{P}}\mathbf{H}^T + \Delta\mathbf{P}\mathbf{H}^T][\bar{\mathbf{C}}(0) - \mathbf{H}\Delta\bar{\mathbf{P}}\mathbf{H}^T]^{-1} \times [\mathbf{H}\bar{\mathbf{P}} + \mathbf{H}\Delta\mathbf{P}] +$$

$$\bar{\mathbf{K}}\mathbf{H}\bar{\mathbf{P}}+\bar{\mathbf{P}}\mathbf{H}^T\bar{\mathbf{K}}^T-\bar{\mathbf{K}}\bar{\mathbf{C}}(0)\bar{\mathbf{K}}^T\} \mathbf{F}^T \quad (12)$$

估算相关函数 $\bar{\mathbf{C}}(i)$ 后即可得到增益 \mathbf{K} 。对于 $\mathbf{Z}_o(n|n-1)$ 的相关矩阵,它可由相应的时间平均值对其进行估计,随着 n 的逐渐增大,可得平稳随机序列 $\mathbf{Z}_o(n|n-1)$ 的自相关函数估计值 $\bar{\mathbf{C}}_i^n$ 的递推计算式为:

$$\begin{aligned} \bar{\mathbf{C}}_i^n &= \frac{1}{n} \sum_{l=i+1}^n \mathbf{Z}_o(l|l-1) \mathbf{Z}_o^T(l-i|l-i-1) = \\ &= \frac{n-1}{n} \bar{\mathbf{C}}_i^{n-1} + \frac{1}{n} [\mathbf{Z}_o(n|n-1) \mathbf{Z}_o^T(n-i|n-i-1)] \end{aligned} \quad (13)$$

式中: i 为时间间隔; n 为 \mathbf{Z} 的个数。

由于在实际的环境中对目标进行跟踪,其状态方程和量测方程都是非线性的。故要对其进行自适应跟踪滤波,必须先对其进行泰勒展开,去掉高次项,将其线性化,否则将会产生大的系统跟踪误差。

2 权系数在线模糊调整系统

设组网雷达系统中任一雷达 i 对目标的观测数据为 $\mathbf{Z}(i)=[r_i, \beta_i, \theta_i]^T$, 自适应滤波输出的观测估计偏差矩阵 $\hat{\mathbf{R}}=[\hat{\mathbf{R}}_{r_i}, \hat{\mathbf{R}}_{\beta_i}, \hat{\mathbf{R}}_{\theta_i}]^T$ 。将雷达的性能按空间位置与经验划分为优、中、差 3 个级别,并将观测空间区域划分为 n 个子区域,当系统观测输出信号 (r_x, r_y, r_z) 进入该模块时,该模块会判断出此信号所对应的空间区域,这样就确定了雷达的性能指标。比如当目标处于 2 个光电经纬仪的中轴线区域,并与 2 经纬仪约成等边三角形时,雷达指标即为优,该输出指标即为在线调整的权值大小 $w_r(i)$, 它由 m 个等级组成,其数据综合来源于线性变换和经验,即先根据线性关系由高到低依次排列权值,最高为 1,最低为 0,然后依据经验逐个调整。系统根据输入的测量误差矩阵和量测值,先对其进行隶属度模糊化处理;将模糊化处理后的测量误差作为模糊规则库的输入信号,按照上述模糊规则进行模糊推理,输出结果即为组网雷达系统中各雷达的权系数。

权系数在线模糊调整系统是在充分考虑了实际复杂的战场环境和多次试验经验数据的基础上,通过隶属度函数将实验因素模糊化,依据一定的模糊规则进行推理,最后确定隶属度加权系数。这样做避免了将不确定要素事先进行随意设定,通过模糊规则推理将不确定量进行确定化表示,提高了系统的智能化程度。

3 仿真分析

根据某一次飞行试验中每部雷达的观测数据和处理后的航迹为实验条件,并添加适当噪声形成观测数据。假设有 2 部雷达对同一目标进行跟踪,2 部雷达性能相同,且和目标在同一平面内,2 部雷达的中点为坐标原点,目标的初始速度为 100 m/s,做加速度为 10 m/s² 的匀加速运动,初始时刻目标距融合中心的距离为 50 km。根据上述组网雷达自适应数据融合跟踪算法,首先对数据进行预处理;然后利用观测数据估计每部雷达的权值系数并进行加权融合;最后进行自适应加权融合,并利用模糊规则实时调整权值系数。代入实验数据进行仿真,仿真结果见图 1~图 4。

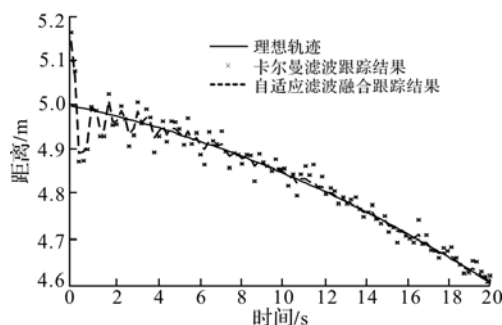


图 1 航迹跟踪比较图

Fig. 1 Path tracking comparison chart

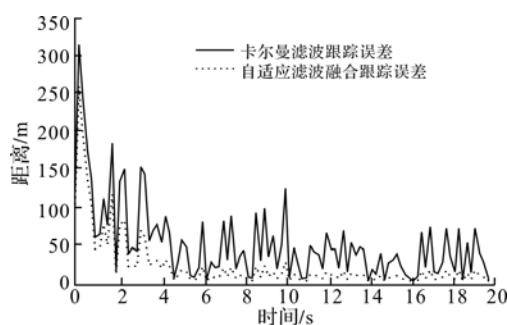


图 2 跟踪距离误差比较图

Fig. 2 Tracking distance error comparison chart

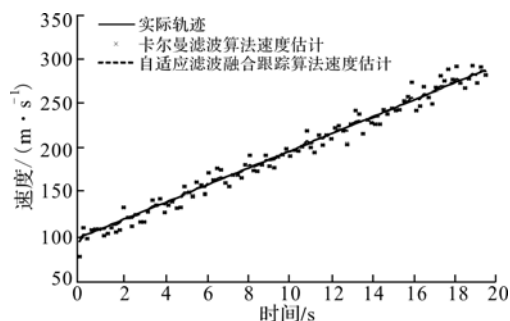


图 3 速度估计曲线

Fig. 3 Speed estimation curve

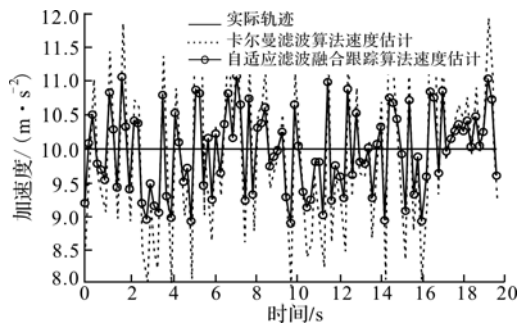


图4 加速度估计曲线

Fig. 4 Acceleration estimation curve

由图1~图4的仿真结果可知,随着时间的推移,2种滤波算法的滤波轨迹都越来越趋近于实际轨迹,跟踪距离误差、速度和加速度误差都不断的减小,最终在一个低水平误差值附近趋于稳定。但该自适应融合算法相比于卡尔曼滤波算法无论在跟踪精度还是在收敛速度上都具有明显的优势,并且对速度和加速度的估计误差相比于卡尔曼滤波算法有很大程度的减小。当雷达性能变化时,最优加权因子也能自适应的改变,从而使系统保持较高的观测精度。这为组网雷达系统对机动目标的跟踪提供参考,以便在实际复杂的电磁环境下对高速、机动目标进行精确跟踪。

4 结语

对高速、机动目标的准确定位跟踪一直以来都备受关注,并值得对其进行深入的研究。本文针对组网雷达对机动目标的跟踪问题,提出了一种自适应数据融合算法。该算法利用了组网雷达自适应信号处理中的加权融合思想,结合雷达数据处理中的卡尔曼滤波理论对机动目标进行跟踪。并且运用模糊综合决策理论对其进行推理决策,得出该自适应系统的实时权值。通过仿真可以看到,该自适应数据融合跟踪算法相比于卡尔曼算法无论在跟踪精度还是收敛速度上都有了很大提高。它可以很好的对机动目标进行自适应跟踪,为实际的组网雷达机动目标跟踪提供了很好的方法和思路。

参考文献(References):

- [1] Bar Shalom Y, Fortmann E. Tracking and data association[M]. New York: Academic press, 1998.
- [2] Terwijn B, Porta J M. A particle filter to estimate non-markovian states[C]//International conference on intelligent autonomous systems. Washington: SPIE press, 2004: 1062-1069.
- [3] 胡士强, 胡洪涛. 多传感器稳健融合跟踪算法[J]. 上海交通大学学报, 2005, 39(4): 509-512.

HU Shiqiang, HU Hongtao. A robust fusion algorithm based on multi-sensor tracking[J]. Journal of Shanghai jiaotong university, 2005, 39(4): 509-512. (in Chinese)

- [4] Bar Shalom Y. Tracking and data association [M]. New York: Academic press, 1998.
- [5] 敬忠良, 周雪琴. 一种机动目标自适应跟踪算法[J]. 航空学报, 2005, 16(6): 715-719.
JING Zhongliang, ZHOU Xueqin. An method of adaptive tracking of maneuvering targets[J]. Acta aeronautica, 2005, 16(6): 715-719. (in Chinese)
- [6] Blair S, Rice R. Least-squares approach to asynchronous data fusion[J]. SPIE acquisition tracking and pointing VI, 1992, 169(7): 130-139.
- [7] 刘兆磊, 许建峰. 多传感器布局和目标跟踪精度分析[J]. 火力与指挥控制, 2006, 31(1): 55-58.
LIU Zhaolei, XU Jianfeng. Multi-sensor's geometry position and target tracking accuracy analysis[J]. Fire control and command control, 2006, 31(1): 55-58. (in Chinese)
- [8] Okema K, Taleghani. A boosted particle filter: multi-target detection and tracking[C]//European conference on computer vision (ECCV). Nurnich: [s. n.], 2004: 3255-3261.
- [9] 张天桥, 胡士强. 多传感器自适应融合算法[J]. 北京理工大学学报, 2002, 22(1): 97-100.
ZHANG Tianqiao, HU Shiqiang. An adaptive weighted fusion algorithm for multi-sensor[J]. Journal of Beijing university of science and technology, 2002, 22(1): 97-100. (in Chinese)

(编辑: 田新华)