

多雷达参数估计融合方法

沈琳琳, 徐大专, 孔晓龙, 许欢, 张玮彤

(南京航空航天大学电子信息工程学院, 南京 211106)

摘要: 为了提高雷达系统参数估计的精度, 本文以贝叶斯原理为基础, 提出了参数估计的数据融合和参数融合方法。论文研究了加性复高斯噪声条件下多雷达系统的距离信息、熵误差和均方误差, 并给出了距离信息的上界。理论分析表明, 位置估计的最大后验估计与位置信息的最大比合并一致, 且多雷达系统的等价信噪比等于系统中各雷达信噪比之和。实验结果表明, 一般情况下, 数据融合的性能总是高于参数融合的性能, 但数据融合基于均匀分布的假设, 且需要无失真地获取各个节点的接收信号, 是理想化的状态; 而参数融合更加贴近现实情况, 其估计精度与数据融合相差不大。本文的研究结果对提高实际环境中的目标参数估计精度具有重要的指导意义。

关键词: 数据融合; 参数融合; 参数估计; 距离信息; 熵误差

中图分类号: TN911 **文献标志码:** A

Multi-radar Parameter Estimation Fusion Method

SHEN Linlin, XU Dazhuan, KONG Xiaolong, XU Huan, ZHANG Weitong

(College of Electronic and Information Engineering, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing 211106, China)

Abstract: In order to improve the accuracy of radar system parameter estimation, this paper proposes a data fusion and parameter fusion method for parameter estimation based on Bayesian principle. We derive the distance information, entropy error and mean square error (MSE) for a multi-radar system under additive complex Gaussian noise conditions, and derive an upper bound on the distance information. The theoretical derivation shows that the maximum a posteriori estimate (MAP) of the position estimation is consistent with the maximum ratio of the position information. The equivalent signal-to-noise ratio of the multi-radar system is equal to the sum of the signal-to-noise ratios of radars in the system. Experimental results indicate that, in general, the performance of data fusion is always superior to that of parameter fusion. However, data fusion relies on the assumption of uniform distribution and requires distortion-free acquisition of the received signals from all nodes, representing an idealized scenario. In contrast, parameter fusion is more aligned with real-world scenarios, and its estimation accuracy is not significantly inferior to that of data fusion. The findings of this study provide valuable guidance for improving the accuracy of target parameter estimation in practical environments.

Key words: data fusion; parameter fusion; parameter estimation; distance information; entropy error

引言

传统的单雷达在低信噪比场景下,目标参数估计性能较差。特别是对低空微弱目标的状态估计时,由于杂波信号很强,目标回波信号可能被杂波淹没,导致估计的目标状态会发生较大误差,例如,雷达探测的目标位置与目标真实地理位置偏差较大,无法提供精确的目标坐标。为解决该问题,采用具有卓越的检测和跟踪性能的多站雷达系统进行目标参数估计的方法应运而生^[1]。在获取目标位置的情景中,多雷达数据融合可以看作是一个均匀的时间序列数据融合问题^[2]。多传感器信息融合主要是为了获得更可靠、更准确的信息^[3-5]。

目前大多数融合方法都具有决策融合的背景,需要确定相应的权重来进行信息的融合。对于数据融合中的权重分配问题已有一定的研究成果,但相关算法仍有待进一步优化及改进。传统的自适应加权融合基于均方误差最小的前提,为各个传感器分配加权因子,但无法有效剔除异常数据^[6]。卡尔曼滤波利用系统模型的统计特性,通过递归运算确定估计值,对具体的系统模型比较挑剔,要求有准确的系统状态方程、观测方程、系统的统计特性以及噪声的先验知识,因此应用场景受到了严重的限制^[7-9]。

文献[10]将可靠性信息作为融合的依据,以个体检测的虚警概率和漏检概率构造权重的函数。文献[11]利用噪声信息和中值量对融合权重进行细化,充分利用了具有低噪声值的数据信息。文献[12]提出了多步信息融合的方法,采用基于Kullback-Leibler散度的加权方法,把信息论应用于雷达传感器网络,采用熵和互信息的指标来检测目标。文献[13]提出了一种基于深度学习的多模态融合方法,降低了因不成比例的不同模式输入数据对信息内容造成实质性削弱的可能性。

传统的多雷达信号检测方法大多是对估计后的数据融合,如加权最小均方误差算法(Weighted minimum mean squared error, WMMSE)^[14]、联合检测/估计滤波器算法(Joint detection/estimation filter, JDEF)等。这些算法先在每个雷达中估计目标状态,再对探测数据进行融合,这样丢失了原有信号的大部分信息,没有充分利用到原始回波信号,融合得到的数据有一定的信息损失。此外,将每个传感器的信息传输到融合中心的融合方法被称为集中式融合,集中式融合可以获得较高的探测性能,但是集中式融合的高能耗,一旦出现链路故障等外部恶劣影响,会导致性能显著地降低^[15]。分布式融合的后验概率密度函数(Probability density function, PDF)依赖于信息论,比集中式融合方法具有更高的稳定性^[16]。

作者所在的团队致力于用香农信息论的思想方法研究雷达探测的信息获取过程,将目标位置与雷达接收信号的互信息定义为距离信息,并根据信息论的思想提出了熵误差的概念,用于评价雷达探测的性能^[17-20]。本文研究的数据级融合,也是秉承信息论的思想,即在估计之前融合减少接收信号中信息量的损失,目的是尽可能提高目标参数估计的准确性。参数级融合是在估计的基础上,优化了目标先验PDF的假设,但由于是估计后的融合,仅保留了部分原始接收信号与估计信息进行融合,有一定量的信息损耗,实验结果也表明数据集融合的参数估计性能在大多数情况下总是优于参数级融合。此外,对于这两种融合方式,分别研究了它们的距离信息,推导出距离信息上界的闭合表达式。在估计误差方面不仅推导了熵误差,还计算了均方误差,结果表明,在中低信噪比下熵误差能够更准确地反映系统的性能,并且同样满足以克拉美罗界(Cramér-Rao bound, CRB)为下界的特性。

1 系统模型

本文对多雷达探测系统的融合进行了讨论分析,假设多雷达探测系统中有 M 个探测节点,节点表示为 r_1, r_2, \dots, r_M 。如图1所示为多节点目标参数估计的融合模型,左侧的虚线表示目标信号到各个节点的传输路径,是有损耗、有干扰的路径。右侧的实线表示各个雷达将数

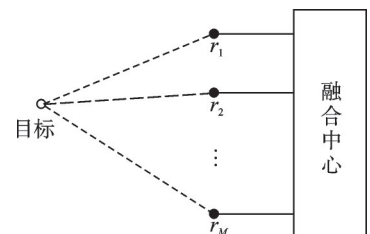


图1 多节点融合模型

Fig.1 Multi-node fusion model

据信息传送到融合中心的路径,是无失真传输的路径。节点所在的矩形框是数据融合中心,与之相连的雷达节点总是能无失真地获取指定雷达节点参数信息。

第 m 个雷达接收信号可以表示为

$$z_m(t) = s_m \psi(t - \tau) + w_m(t) \quad m = 1, 2, \dots, M \quad (1)$$

式中: $s_m = \alpha_m e^{j\varphi_m}$ 为第 m 个雷达接收到信号的复散射系数,本文主要研究恒模的散射信号, α_m 为常数, φ_m 在区间 $[0, 2\pi]$ 上服从均匀分布, $\psi(t) = \text{sinc}(Bt)$ 是处理后的基带信号, τ 为信号到雷达的传播时延, $w_m(t)$ 为带宽为 $B/2$ 、均值为 0 的复高斯噪声随机过程,其实部和虚部的功率谱密度均为 $N_0/2$ 。

假设接收信号的能量几乎全部在观测区间内,根据香农-奈奎斯特采样定理,可以以速率 B 对接收信号 $z_m(t)$ 进行采样,则式(1)的离散形式可以描述为

$$z_m(n) = s_m \psi(n - x) + w_m(n) \quad n = -\frac{N}{2}, -\frac{N}{2} + 1, \dots, \frac{N}{2} \quad (2)$$

式中: $x = B\tau$ 表示归一化的时延, $N = TB$ 表示时间带宽积,其中 T 为观测时长, $w_m(n)$ 为均值为 0、方差为 N_0 的高斯噪声,假设 $w_m(n)$ 对于 $n = -\frac{N}{2}, -\frac{N}{2} + 1, \dots, \frac{N}{2} - 1$ 和 $m = 1, 2, \dots, M$ 是独立同分布的。

使用矢量符号可以将式(2)改写为

$$\mathbf{Z}_m = s_m \boldsymbol{\psi}(x) + \mathbf{W}_m \quad (3)$$

式中: $\boldsymbol{\psi}(x) = \left[\text{sinc}\left(-\frac{N}{2} - x\right), \text{sinc}\left(-\frac{N}{2} + 1 - x\right), \dots, \text{sinc}\left(\frac{N}{2} - 1 - x\right) \right]^T$ 为第 m 个节点基带信号的采样序列, s_m 为第 m 个节点的散射信号。

噪声 \mathbf{W} 服从复高斯分布,则它的分量独立同分布,所以 N 维噪声矢量的 PDF 为

$$p(\mathbf{w}) = \left(\frac{1}{\pi N_0} \right)^N \exp \left\{ -\frac{1}{N_0} \|\mathbf{w}\|^2 \right\} \quad (4)$$

式中 $\mathbf{w} = \left[w\left(-\frac{N}{2}\right), w\left(-\frac{N}{2} + 1\right), \dots, w\left(\frac{N}{2} - 1\right) \right]^T$ 。

已知 $\mathbf{Z}_m - \alpha_m e^{j\varphi_m} \boldsymbol{\psi}(x) = \mathbf{W}_m$, 所以由式(4)可得,在给定 X 和 S 的条件下, Z 的多维 PDF 为

$$p(\mathbf{z}_m | s_m, x) = \left(\frac{1}{\pi N_0} \right)^N \exp \left\{ -\frac{1}{N_0} \|\mathbf{Z}_m - s_m \boldsymbol{\psi}(x)\|^2 \right\} \quad (5)$$

2 数据融合

数据融合指的是信号级融合,将各节点的接收信号进行融合,用以获得更精确的位置估计。数据融合仅对接收信号进行采样,不做任何额外的处理,所有接收到的信息进行融合,信息损失极小。融合后的 PDF 为

$$p_{\text{DF}}(\mathbf{z} | x, \varphi) = \prod_{m=1}^M \left(\frac{1}{\pi N_0} \right)^N \exp \left(-\frac{1}{N_0} \|\mathbf{Z}_m - s_m \boldsymbol{\psi}(x)\|^2 \right) \quad (6)$$

对相位进行平均可得

$$p_{\text{DF}}(\mathbf{z} | x) = \left(\frac{1}{\pi N_0} \right)^{MN} \exp \left[-\frac{1}{N_0} \sum_{m=1}^M (\|\mathbf{Z}_m\|^2 + \alpha_m^2) \right] \prod_{m=1}^M I_0 \left[\frac{2\alpha_m}{N_0} |\boldsymbol{\psi}^H(x) \mathbf{Z}_m| \right] \quad (7)$$

式中 $I_0 \left[\frac{2\alpha_m}{N_0} |\boldsymbol{\psi}^H(x) \mathbf{Z}_m| \right] = \frac{1}{2\pi} \int_0^{2\pi} \exp \left\{ \frac{2}{N_0} \text{Re}[\alpha_m e^{j\varphi_m} \boldsymbol{\psi}^H(x) \mathbf{Z}_m] \right\} d\varphi_m$ 。

假设归一化时延 x 在观测区间内服从均匀分布,根据贝叶斯公式可得时延 x 的后验 PDF 为

$$p_{\text{DF}}(x|\mathbf{z}) = \frac{1}{\kappa} \prod_{m=1}^M I_0 \left[\frac{2\alpha_m}{N_0} |\boldsymbol{\psi}^{\text{H}}(x) \mathbf{Z}_m| \right] \quad (8)$$

式中 $\kappa = \int_{-N/2}^{N/2-1} \prod_{m=1}^M I_0 \left[\frac{2\alpha_m}{N_0} |\boldsymbol{\psi}^{\text{H}}(x) \mathbf{Z}_m| \right] dx$ 为归一化常数。

为了评估数据融合方式在目标参数估计方面的性能,首先对数据融合的距离信息进行推导。

对于式(8)的后验PDF,代入一次快拍 $z_m(n) = \alpha_m e^{j\varphi_m} \text{sinc}(n-x_0) + w_m(n)$ 可得

$$\boldsymbol{\psi}^{\text{H}}(x) \mathbf{Z}_m = \alpha_m \sum_{n=-N/2}^{N/2-1} \left(\text{sinc}(n-x_0) \text{sinc}(n-x) + \frac{1}{\alpha_m} e^{-j\varphi_m} w_m(n) \text{sinc}(n-x) \right) \quad (9)$$

其中 sinc 函数有如下特性

$$\sum_{n=-N/2}^{N/2-1} \text{sinc}(n-x_0) \text{sinc}(n-x) = \text{sinc}(x-x_0) \quad (10)$$

从而式(9)可以表示为

$$\boldsymbol{\psi}^{\text{H}}(x_m) \mathbf{Z}_m = \alpha_m \left[\text{sinc}(x-x_0) + \frac{1}{\alpha_m} w_m(x) \right] \quad (11)$$

式中 $w_m(x) = e^{-j\varphi_m} \sum_{n=-N/2}^{N/2-1} w_m(n) \text{sinc}(n-x)$ 是均值为0、方差为 N_0 的高斯白噪声过程。从而 x 的后验PDF可以进一步简化为

$$p_{\text{DF}}(x|\mathbf{w}) = \frac{1}{\kappa} \prod_{m=1}^M I_0 \left[2\rho_m^2 \left| \text{sinc}(x-x_0) + \frac{1}{\alpha_m} w_m(x) \right| \right] \quad (12)$$

式中 $\rho_m^2 = \alpha^2/N_0$ 为信噪比。

将式(12)代入距离信息的定义式^[11],得到数据融合的距离信息为

$$I(\mathbf{Z}; \mathbf{X}) = \log_2 N - E_w \left[- \int_{-N/2}^{N/2-1} p_{\text{DF}}(x|\mathbf{w}) \log_2 p_{\text{DF}}(x|\mathbf{w}) dx \right] \quad (13)$$

由于其理论公式较为复杂,于是推导了数据融合距离信息的渐近上界。在高信噪比的条件下,噪声可以忽略,此时后验PDF为

$$p_{\text{DF}}(x|\mathbf{w}) = \frac{1}{\kappa} \prod_{m=1}^M I_0 [2\rho_m^2 |\text{sinc}(x-x_0)|] \quad (14)$$

令

$$g(x) = 2\rho_m^2 \text{sinc}(x-x_0) \quad (15)$$

将 $g(x)$ 在 x_m 处进行泰勒展开,并忽略高次项可得

$$g(x) \approx 2\rho_m^2 - \frac{1}{3} \pi^2 \rho_m^2 (x-x_0)^2 \quad (16)$$

又 $x \gg 1$ 时,存在第一类零阶贝塞尔函数的近似公式

$$I_0(x) \approx \frac{e^x}{\sqrt{2\pi x}} \quad (17)$$

当 x 趋近于 x_0 时,式(17)的分母项可以忽略,因此式(14)在高信噪比条件下可进一步简化,整理得

$$p_{\text{DF}}(x|\mathbf{z}) \approx \frac{1}{\kappa} \exp \left\{ -\frac{1}{3} \sum_{m=1}^M \rho_m^2 \pi^2 (x-x_0)^2 \right\} = \frac{1}{\kappa} \exp \left\{ -\frac{1}{3} \pi^2 \eta^2 (x-x_0)^2 \right\} \quad (18)$$

式中 $\eta^2 = \sum_{m=1}^M \rho_m^2$, 则式(18)可以表达为

$$p_{\text{DF}}(x|\mathbf{z}) \approx \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{\text{DF}}^2}} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma_{\text{DF}}^2}(x-x_0)^2\right\} \quad (19)$$

式中 $\sigma_{\text{DF}}^2 = \frac{3}{2\pi^2\eta^2}$ 。式(19)表明在高信噪比条件下, 归一化时延 x 的后验 PDF 近似于均值为 x_0 、方差为 σ_{DF}^2 的高斯分布, 因此整个探测系统的信噪比可以看作 η^2 。

将式(19)代入式(13), 根据高斯分布的微分熵公式可得距离信息上界为

$$I_{\text{DF}}(\mathbf{Z}; X) \leq \log_2 N - \frac{1}{2} \log_2(2\pi e \sigma_{\text{DF}}^2) = \log_2 \frac{T\beta\eta}{\sqrt{\pi e}} \quad (20)$$

式中 $\beta = \frac{\pi}{\sqrt{3}} B$ 为均方根带宽。

克拉美罗界是无偏参数估计方法均方误差性能的下界, 为各种参数估计方法性能的比较提供理论依据。数据融合的克拉美罗界

$$\sigma_{\text{CRB}}^2 = \frac{3}{2\pi^2\eta^2} \quad (21)$$

由熵误差的定义式, 即后验熵的近似表达式可以推导, 熵误差的下界为

$$\sigma_{\text{EE}}^2 = \frac{2^{2h(X|Z)}}{2\pi e} \geq \frac{2^{\log_2\left(2\pi e \frac{3}{2\pi^2\eta^2}\right)}}{2\pi e} = \frac{3}{2\pi^2\eta^2} \quad (22)$$

对比式(21,22), CRB 就是熵误差的下界。

3 参数融合

为了完善数据融合方法使其适用于实际应用, 进一步地提出了参数融合方法。假设多雷达探测系统中有 M 个雷达, 选定雷达 R_M 作为融合节点用于参数融合, 且任意一个雷达 $R_k, k=1, 2, \dots, M-1$, 与雷达 R_M 的欧式距离为 d_{Mk} 。前 $M-1$ 个雷达均将探测获取的目标位置信息和接收信噪比传输给 R_M , 根据接收到的参数和雷达之间的位置关系, 构造一个关于目标位置信息的先验 PDF。

根据探测模型的性质, 每接收一组参数构造一个形如 $I_0(\rho_k^2 |\text{sinc}(x-\hat{x})|), k=1, 2, \dots, M-1$ 的贝塞尔函数, 其中 \hat{x} 为接收到的目标位置信息的估计值。根据最大后验估计 $\hat{x}_{\text{max}} = \arg \max_x p(x|\mathbf{z})$, 可以估计出目标相对于雷达 R_k 的位置并对其进行数据矫正, 从而得到目标相对于融合节点的距离 \hat{x}_k 。将 \hat{x}_k 传输给融合节点 R_M , 利用 R_k 与融合节点 R_M 之间的距离 d_{Mk} 对估计值进行矫正。利用接收到的 $M-1$ 个估计值构造目标位置的 PDF 为

$$p_{\text{PF}}(x) = \prod_{k=1}^{M-1} I_0[2\rho_k^2 |\text{sinc}(x-\hat{x}_k)|] \quad (23)$$

由贝叶斯公式可得参数融合关于时延 x 的后验 PDF 为

$$p_{\text{PF}}(x|\mathbf{z}) = \frac{1}{\nu} I_0\left(\frac{2\alpha_M}{N_0} |\boldsymbol{\psi}^H(x)\mathbf{z}|\right) \prod_{k=1}^{M-1} I_0[2\rho_k^2 |\text{sinc}(x-\hat{x}_k)|] \quad (24)$$

式中 $\nu = \int_0^{N-1} I_0\left(\frac{2\alpha_M}{N_0} |\boldsymbol{\psi}^H(x) \boldsymbol{z}|\right) \prod_{k=1}^{M-1} I_0[2\rho_k^2 |\text{sinc}(x - \hat{x}_k)|] dx$ 。

对于融合节点 R_M 特定的一次快拍, 假设目标位于 x_0 , 散射信号为 $\alpha_M e^{j\varphi_0}$, 那么, 将 $\boldsymbol{z} = \alpha_M e^{j\varphi_0} \boldsymbol{\psi}(x_0) + \boldsymbol{w}_0$ 代入式(24)得

$$p_{\text{PF}}(x|\boldsymbol{z}) = \frac{1}{\nu_w} I_0\left(2\rho_M^2 \left|\text{sinc}(x - x_0) + \frac{1}{\alpha} \boldsymbol{w}(x)\right|\right) \prod_{k=1}^{M-1} I_0[2\rho_k^2 |\text{sinc}(x - \hat{x}_k)|] \quad (25)$$

式中: $\nu_w = \int_{-N/2}^{N/2} I_0\left(2\rho_M^2 \left|\text{sinc}(x - x_0) + \frac{1}{\alpha} \boldsymbol{w}(x)\right|\right) \prod_{k=1}^{M-1} I_0[2\rho_k^2 |\text{sinc}(x - \hat{x}_k)|] dx$ 为归一化系数, $\rho_M^2 = \frac{\alpha_M^2}{N_0}$ 为信噪比。

$$\boldsymbol{w}(x) = e^{-j\varphi_0} \boldsymbol{\psi}^H(x) \boldsymbol{w}_0 \quad (26)$$

式(26)仍是均值为0, 方差为 N_0 的高斯白噪声过程。

将式(25)代入距离信息的定义式, 得到参数融合的距离信息为

$$I(\boldsymbol{Z}; \boldsymbol{X}) = \log_2 N - E_w \left[- \int_{-N/2}^{N/2-1} p_{\text{PF}}(x|\boldsymbol{w}) \log_2 p_{\text{PF}}(x|\boldsymbol{w}) dx \right] \quad (27)$$

在高信噪比条件下, 接收信号的噪声项可以忽略, 所以式(25)可以近似为

$$p_{\text{PF}}(x|\boldsymbol{z}) = \frac{I_0(2\rho^2 |\text{sinc}(x - x_0)|) \prod_{k=1}^{M-1} I_0[2\rho_k^2 |\text{sinc}(x - \hat{x}_k)|]}{\int_{-N/2}^{N/2} I_0(2\rho^2 |\text{sinc}(x - x_0)|) \prod_{k=1}^{M-1} I_0[2\rho_k^2 |\text{sinc}(x - \hat{x}_k)|] dx} \quad (28)$$

利用上文提到的 sinc 函数的展开式(16), 将展开式代入式(28), 可以得到

$$p_{\text{PF}}(x|\boldsymbol{z}) = \frac{I_0\left(2\rho_M^2 - \frac{1}{3}\pi^2\rho_M^2(x - x_0)^2\right) \prod_{k=1}^{M-1} I_0\left[2\rho_k^2 - \frac{1}{3}\pi^2\rho_k^2(x - \hat{x}_k)^2\right]}{\int_{-N/2}^{N/2} I_0\left(2\rho_M^2 - \frac{1}{3}\pi^2\rho_M^2(x - x_0)^2\right) \prod_{k=1}^{M-1} I_0\left[2\rho_k^2 - \frac{1}{3}\pi^2\rho_k^2(x - \hat{x}_k)^2\right] dx} \quad (29)$$

接着, 根据贝塞尔函数的近似式(17), x 的后验 PDF 可进一步化简为

$$\begin{aligned} p_{\text{PF}}(x|\boldsymbol{w}) &\approx \kappa \exp\left\{-\frac{1}{3}\pi^2\left[\rho_M^2(x - x_0)^2 + \sum_{k=1}^{M-1} \rho_k^2(x - \hat{x}_k)^2\right]\right\} = \\ &\kappa \exp\left\{-\frac{1}{3}\pi^2\left[\eta^2 x^2 - 2\left(\sum_{k=1}^{M-1} \rho_k^2 \hat{x}_k + \rho_M^2 x_0\right)x\right]\right\} = \\ &\kappa \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma_{\text{PF}}^2}(x - \hat{x})^2\right\} \end{aligned} \quad (30)$$

式中: κ 为归一化常数, $\eta^2 = \sum_{k=1}^M \rho_k^2$ 为整个系统的信噪比, 定义 $\lambda_k = \rho_k^2/\eta^2$, 则 $\hat{x} = \sum_{k=1}^{M-1} \lambda_k \hat{x}_k + \lambda_M x_0$,

式(30)表明在高信噪比条件下, 归一化时延 x 的后验 PDF 近似于均值为 \hat{x} , 方差为 $\sigma_{\text{PF}}^2 = \frac{3}{2\pi^2 \eta^2}$ 的高斯

分布。根据上述公式可得, 对于任意 $\hat{x}_k, k=0, 1, \dots, M-1$, 其权重系数为 λ_k , 也就是说在参数融合估计方法中, 目标位置估计值与最大比加权合并方法一致。

根据高斯分布的微分熵公式, 可以得到参数融合的距离信息上界为

$$I(Z; X) \leq \log_2 N - \frac{1}{2} \log_2(2\pi e \sigma_{PF}^2) = \log_2 \frac{T\beta\eta}{\sqrt{\pi e}} \quad (31)$$

参数融合的克拉美罗界

$$\sigma_{CRB}^2 = \frac{3}{2\pi^2 \eta^2} \quad (32)$$

由熵误差的定义式,即后验熵的近似表达式可以推导,熵误差的下界

$$\sigma_{EE}^2 = \frac{2^{2h(X|Z)}}{2\pi e} \geq \frac{2^{\log_2\left(\frac{2\pi e \cdot 3}{2\pi^2 \eta^2}\right)}}{2\pi e} = \frac{3}{2\pi^2 \eta^2} \quad (33)$$

对比式(32,33),CRB就是熵误差的下界。

4 仿真结果及分析

在理论推导的基础上,对多传感器融合系统进行了数值仿真分析,利用前文所提到的距离信息、熵误差和均方误差等多雷达融合探测系统的性能进行了定量评估。所有数值仿真均使用 MATLAB R2021b 完成。为了便于仿真, M 取值为 2。

最大后验估计是雷达信号处理常用的目标参数估计方法,最大后验位置估计器认为后验 PDF 达到最大值的点对应目标位置信息。图 2(a,b) 分别是数据融合和参数融合用最大后验估计(Maximum a posteriori estimation, MAP)方法得到目标位置 PDF。通过这两张图可以发现,参与融合的雷达越多,似然函数的图像越尖锐,目标位置估计的精度越高。对比图 2(a,b),在参与融合的雷达数目相等时,数据融合的峰值总是高于参数融合的峰值,也就是说数据融合的准确度更高。

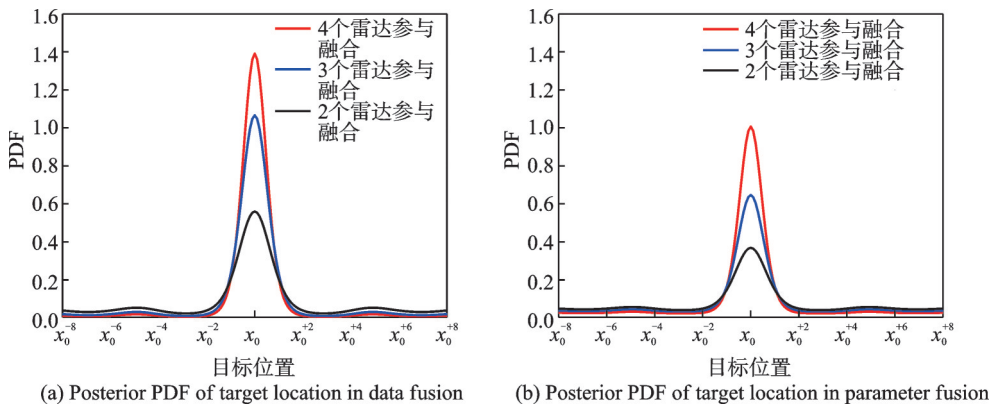


图2 目标位置的后验 PDF

Fig.2 Posterior PDF of target location

图 3 为节点数目取不同值时,两种融合方式的距离信息以及它们的上界,这里的单节点不需要融合的情况。此时 $\eta^2 = \sum_{i=1}^2 \rho_i^2 = 2\rho^2$, 距离信息上界为 $\log_2 T\beta\rho\sqrt{2/\pi e}$ 与前文中的理论推导结果相同,它们具有相同的距离信息上界。对比数据融合和参数融合两个曲线,数据融合的距离信息量总是高于参数融合。接着,对比不同节点数的距离信息曲线,可以看出在中高信噪比区域,为获取同等量的距离信息,3个雷达融合所需要的信噪比与单个雷达相比低 4.77 dB;两个雷达融合所需要的信噪比与单个雷达相比低 3 dB。结合多次仿真与理论公式可得,在高信噪比区域,为获得相等的距离信息, M 个节点所需要

的信噪比低于单节点 10lgM dB。而在低信噪比区域,参数融合的距离信息总是略低于数据融合。

根据 CRB 的表达式,可以得出信噪比相等时,融合参数估计的精度最高。此时克拉美罗界可以写成统一的简洁的形式: $\sigma_{CRB}^2 = \frac{3}{2\pi\rho^2}$ 。图 4 为节点数不同时两种融合方式的熵误差、均方误差及克拉美罗界,可以看出熵误差和均方误差都是随着信噪比的增大而减小,并逐渐趋近于 CRB。在中低信噪比时,熵误差总是低于均方误差。整体看来数据融合的熵误差和均方误差均小于参数融合。对比图 4(a, b),对于任意一种融合方法以及任意确定的中高信噪比,三节点的融合系统误差总是低于两节点系统。大量实验结果表明,在同等条件下,节点数多的系统估计误差总是低于节点较少的系统估计误差。单独从均方误差或熵误差进行比较时,两种融合方法低信噪比条件下性能相差不大,但是针对任意具体的融合方法,熵误差能够更准确且更稳定地体现出系统的性能。

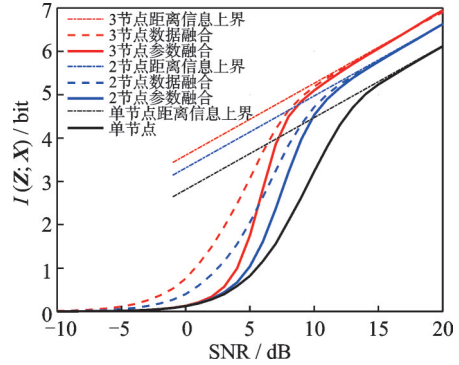


图 3 节点数不同时两种融合方式的距离信息及上界
Fig.3 Distance information and upper bound of two fusion methods with different number of nodes

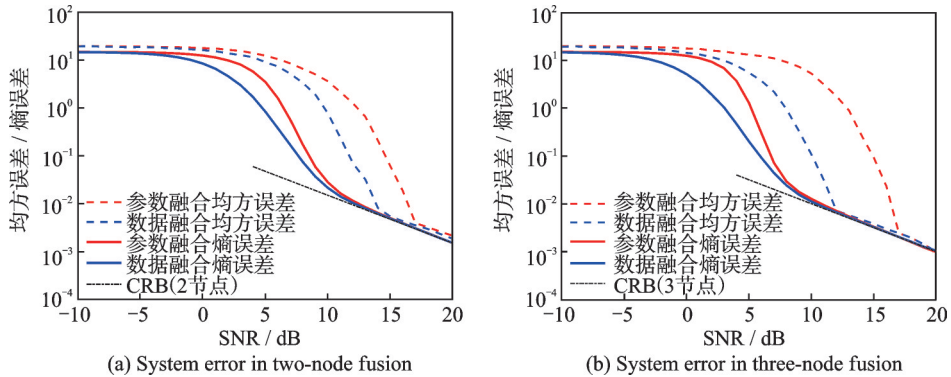


图 4 节点数不同时两种融合方式的均方误差、熵误差和 CRB
Fig.4 MSE, entropy error and CRB of two fusion methods with different number of nodes

接下来将这两种融合方式与传统的决策融合对比,控制不同融合方式相同编号节点的信噪比和目标位置相等。这里所说的决策融合即各个探测节点的目标位置估计值和信噪比按照最大比合并的方式获取融合系统对目标位置的最终估计值。

图 5 为节点信噪比不相等时 3 种融合方式的距离信息比较。整体来看,随着信噪比越高所获得的距离信息越大。在中低信噪比时有数据融合的距离信息最高,参数融合次之,决策融合最低。究其原因,对数据融合而言,直接利用的接收信号参与融合,没有信息的损失。参数融合仅有一个节点保留了所获得的接收信息,损失了部分信息;而决策融合是所有节点的估计值进行的融合,信息损失较大。而在高信噪比区域 3 种方式的距离信息基本相等,且拥有相同的上界。

图 6 为不同融合方式的均方误差和熵误差的比较,以及它们的误差下界 CRB,整体看,融合系统的误差(均方误差和熵误差)总是随着信噪比的增大而减小。而熵误差的 3 条曲线表明,在同等信噪比条件下,数据融合的误差最小,参数融合次之,决策融合熵误差最大,这与距离信息图所获得的结论一致,

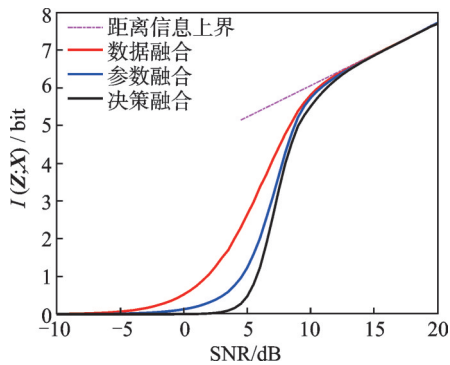


图5 不同融合方式的距离信息及上界
Fig.5 Distance information and upper bound of different fusion methods

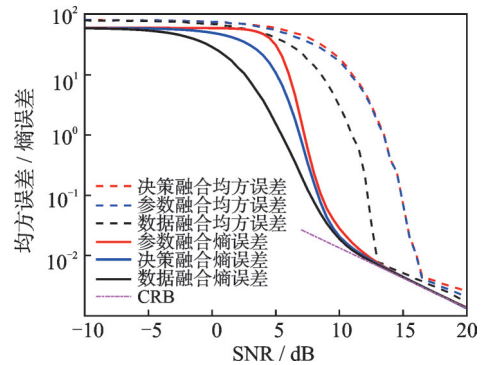


图6 不同融合方式的均方差、熵误差和CRB
Fig.6 MSE, entropy error and CRB of different fusion methods

信息量大的误差对应的小。从均方误差来看,数据融合的误差最小,参数融合误差略低于决策融合。此外,与数据融合和参数融合对应的CRB也同样适用于决策融合。

5 结束语

本文提出了两种应用于雷达参数估计的融合方法。利用信息论的方法对两种方法的估计性能进行了比较,即距离信息量和熵误差,并且推导出了距离信息的理论上限。在数据融合距离信息上界的理论推导过程中,发现多雷达目标探测系统的等价信噪比就是系统中各个雷达信噪比的总和。同样的,这一结论在参数融合方法中也得到了验证。在高信噪比条件下,参数融合方法研究过程中,推导出距离估计值满足信噪比最大比合并加权的形式。此外,估计误差方面,无论是均方误差还是熵误差,数据融合总是低于参数融合,并且在低信噪比条件下熵误差优于均方误差。为了突出本文所提出的两种方法的优越性,将两种方法与经典的决策融合进行对比,无论是从距离信息角度,还是熵误差、均方误差角度比较,所提出的方法总是优于决策融合。也就是说,在弱信号环境中数据融合的性能总是高于参数融合的性能,这主要是因为接收信号直接参与融合没有信息流失,而参数融合是在参数估计后实现的,有一定的信息损耗。在今后的研究工作中,多雷达系统的融合方法将应用到多目标的场景中。

参考文献:

- [1] DASH D, JAYARAMAN V. A probabilistic model for sensor fusion using range-only measurements in multi-static radar[J]. IEEE Sensors Letters, 2020, 4(6): 1-4.
- [2] REN M, HE P, ZHOU J. Improved shape-based distance method for correlation analysis of multi-radar data fusion in self-driving vehicle[J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(21): 24771-24781.
- [3] WANG H. Dynamic identification of coal-rock interface based on adaptive weight optimization and multi-sensor information fusion[J]. Information Fusion, 2019, 51: 114-128.
- [4] ZOU L, WANG Z, HU J, et al. Moving horizon estimation meets multi-sensor information fusion: Development, opportunities and challenges[J]. Information Fusion, 2020, 60: 1-10.
- [5] MI X, LV T, TIAN Y, et al. Multi-sensor data fusion based on soft likelihood functions and OWA aggregation and its application in target recognition system[J]. ISA Transactions, 2020, 112(1): 137-149.
- [6] SUN Z, HU P Z, CHIONG R, et al. An adaptive weighted fusion model with two subspaces for facial expression recognition [J]. Signal, Image and Video Processing, 2018, 12(5): 835-843.
- [7] DING W, WANG J, RIZOS C, et al. Improving adaptive Kalman estimation in GPS/INS integration[J]. Journal of Navigation, 2007, 60(3): 517-529.

- [8] LUO R C, YIH C C, SU K L. Multisensor fusion and integration: Approaches, applications, and future research directions[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2002, 2(2): 107-119.
- [9] PATEL N. mmWave radar sensors fusion for indoor object detection and tracking[J]. *Electronics*, 2022, 11(4): 10.
- [10] CHAIR Z, VARSHNEY P K. Optimal data fusion in multiple sensor detection systems[J]. *IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems*, 2007, AES-22(1): 98-101.
- [11] AHMAD A, RIAZ M M, GHAFOR A, et al. Noise resistant fusion for multi-exposure sensors[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2016, 16(13): 5123-5124.
- [12] MAHERIN I, LIANG Q. Multistep information fusion for target detection using UWB radar sensor network[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2015, 15(10): 5927-5937.
- [13] YUNAS S U, OZANYAN K B. Gait activity classification using multi-modality sensor fusion: A deep learning approach[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2021, 21(15): 16870-16879.
- [14] SHI Q, RAZAVIYAYN M, LUO Z Q, et al. An iteratively weighted MMSE approach to distributed sum-utility maximization for a MIMO interfering broadcast channel[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2011, 59(9): 4331-4340.
- [15] NOWAK R D. Distributed EM algorithms for density estimation and clustering in sensor networks[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2003, 51(8): 2245-2253.
- [16] GAN Q, HARRIS C J. Comparison of two measurement fusion methods for Kalman-filter-based multisensor data fusion[J]. *Aerospace & Electronic Systems IEEE Transactions on*, 2001, 37(1): 273-279.
- [17] ZHOU Y, XU D, TU W, et al. Spatial information and angular resolution of sensor array[J]. *Signal Processing*, 2020, 174: 107635.
- [18] XU D, SHI C, ZHOU Y, et al. Spatial information in phased-array radar[J]. *IET Communications*, 2020, 14(13): 2141-2150.
- [19] 徐大专, 屠伟林, 施超, 等. 参数估计定理[J]. *数据采集与处理*, 2020, 35(4): 591-602.
XU Dazhuan, TU Weilin, SHI Chao, et al. Parameter estimation theorem[J]. *Journal of Data Acquisition and Processing*, 2020, 35(4): 591-602.
- [20] 徐大专, 张小飞. 空间信息论[M]. 北京: 科学出版社, 2021.
XU Dazhuan, ZHANG Xiaofei. *Spatial information theory*[M]. Beijing: Science Press, 2021.

作者简介:



沈琳琳(1999-),女,硕士研究生,研究方向:空间信息论,E-mail:shenlinlin@nuaa.edu.cn。



徐大专(1963-),通信作者,男,教授,博士生导师,研究方向:空间信息论、信息与编码理论、宽带无线通信,E-mail:xudazhuan@nuaa.edu.cn。



孔晓龙(1995-),男,博士研究生,研究方向:空间信息论,E-mail:xiao_long_kong@nuaa.edu.cn。



许欢(1998-),男,硕士研究生,研究方向:空间信息论,E-mail:xu_huan@nuaa.edu.cn。



张玮彤(1999-),女,硕士研究生,研究方向:空间信息论,E-mail:Zweitong@nuaa.edu.cn。

(编辑:陈珺)