多传感器数据融合的实现技术

刘 兴
(信息产业部电子第28研究所,南京 210014)

摘 要: 本文论述了状态数据融合直接解析解法,避免了非线性微分方程的多次迭代解算,减少了计算量,从而提高了多传感器数据融合的解算效率.为保证多传感器数据融合的可信性和安全性,本文讨论了多传感器性能检查融合技术.为提高多传感器组网的隐身目标、反超低空目标和干扰环境下目标的探测能力,本文讨论了多传感器自适应探测融合技术.本文还分析了在目标机动时使用序贯融合技术的优点.

关键词: 数据融合; 状态融合; 自适应探测
中图分类号: TN957.52 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2001) 09-1240-03

Realization Techniques in Multisensor Data Fusion

LIU Xing
(*The 28 Research Institute of Electronics, Ministry of Information Industry, Nanjing, Jiangsu* 210014, *China*)

Abstract: The paper discusses a direct analytic solution of multisensor data fusion to avoid multiple iterative calculation of non-linear differential equation, and the calculation amount is reduced, thus it raises solution efficiency of multisensor data fusion. The paper discusses performance control technique of sensor to ensure confidence and safety of multisensor data fusion. To raise detection capability of multisensor network for stealthy target, low-altitude flying target and target in jamming environment, the paper discusses multisensor adaptive detection fusion technique. The paper also analyses several advantages of sequential fusion for mobile target.

Key words: data fusion; state fusion; adaptive detection

1 引言

八十年代我国多传感器数据融合技术已有应用,近20年来对多传感器数据融合理论、模型和算法进行了系统地研究和探讨,并开始在大型工程中应用.多传感器数据融合在工程实现中还有很多技术需要解决,本文试图解决多传感器数据融合在工程应用中提高有效性、安全性和可信性的一些技术问题.本文所论述的多传感器数据融合实现技术可应用于各种平台(地面、海面、空中及空间平台等)的多传感器数据融合.

2 数据融合的解析解法

在数据融合时,应先将多传感器数据做时间对齐、坐标统一和数据关联[1]等处理.多个传感器往往分布在不同的地域,在进行多个传感器融合时,需将各传感器的数据换算到一个坐标系及同一时间才能进行融合,这将使融合公式变成非线性微分方程,不能直接求解.本文提出直接解析求解的方法.为避免求解非线性微分方程,可将各传感器直接观测量换算到状态坐标系,并换算(外推或内插)到同一时间,得到新的观测方程

$$Y(t_i) = CX(t_i) + V_i \tag{1}$$

式(1)为线性方程,V_i 为新的观测误差.

设原观测矢量 $Y_M = [r \quad \alpha \quad \varepsilon]^T$. r, α 及 ε 分别为传感器观测目标的距离、方位及仰角等数据.新观测量可表示为

$$Y = [y_x \quad y_y \quad y_z]^T$$

其中 $y_x = F_x(r,\alpha,\varepsilon) = F_x, y_y = F_y(r,\alpha,\varepsilon) = F_y,$

$y_z = F_z(r,\alpha,\varepsilon) = F_z$

$Y(t_i)$ 与未知的状态量 $X(t_i)$ 属同一坐标系的相同坐标,故系数矩阵 $C = [1,1,\cdots,1]^T$.利用正态分布最大似然准则或加权最小二乘准则,便可求出最优状态估计值 $\hat{X}$ 的解析解

$$\hat{X} = (C^T R^{-1} C)^{-1} C^T R^{-1} Y \tag{2}$$

式中 $\hat{X} = [\hat{x} \quad \hat{y} \quad \hat{z}]^T$, R 为新观测量 $Y(t_i)$ 的误差 V_i 的均方差向量:

$$R = \begin{bmatrix} R_x \\ R_y \\ R_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sigma_x^2 \\ \sigma_y^2 \\ \sigma_z^2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \left|\frac{\partial F_x}{\partial r}\right|^2 & \left|\frac{\partial F_x}{\partial \alpha}\right|^2 & \left|\frac{\partial F_x}{\partial \varepsilon}\right|^2 \\ \left|\frac{\partial F_y}{\partial r}\right|^2 & \left|\frac{\partial F_y}{\partial \alpha}\right|^2 & \left|\frac{\partial F_y}{\partial \varepsilon}\right|^2 \\ \left|\frac{\partial F_z}{\partial r}\right|^2 & \left|\frac{\partial F_z}{\partial \alpha}\right|^2 & \left|\frac{\partial F_z}{\partial \varepsilon}\right|^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sigma_r^2 \\ \sigma_\alpha^2 \\ \sigma_\varepsilon^2 \end{bmatrix} \tag{3}$$

式中 $\sigma_r^2, \sigma_\alpha^2$ 及 σ_ε^2 分别为传感器观测误差的距离均方差、方位均方差及仰角均方差.当 N 个传感器报来 N 个观测量时,展开式(2),有

$$\hat{x} = \frac{1}{\sum_{i=1}^{N}\frac{1}{\sigma_{xi}^2}} \sum_{i=1}^{N} \frac{y_{xi}}{\sigma_{xi}^2} \quad \hat{y} = \frac{1}{\sum_{i=1}^{N}\frac{1}{\sigma_{yi}^2}} \sum_{i=1}^{N} \frac{y_{yi}}{\sigma_{yi}^2} \quad \hat{z} = \frac{1}{\sum_{i=1}^{N}\frac{1}{\sigma_{zi}^2}} \sum_{i=1}^{N} \frac{y_{zi}}{\sigma_{zi}^2} \tag{4}$$

收稿日期:2000-05-30;修回日期:2000-12-25

式中 i 指第 i 个传感器报来的观测数据及均方差的号码,N 为能同时观测目标的传感器的数量.式(4)为批融合公式[1].

3 序贯融合的解析解法

在序贯融合[2]中,任一传感器新报目标数据 Y_K 都及时与前一时刻的融合状态数据 X_{k-1} 外推至新报时刻的状态数据 $X_{K/K-1}$ 进行融合.序贯融合的融合周期比批融合周期减少了 N 倍(平均)(N 是传感器的数量),故序贯融合有利于提高融合精度和跟踪机动目标.

3.1 最大似然法(加权最小二乘法)序贯融合的解析解法

状态估计由时刻 t_{K-1} 向时刻 t_K 转移的方程

$$\hat{\boldsymbol{X}}_{K/K-1} = \phi(t_{K-1}, t_K)\hat{\boldsymbol{X}}_{K-1} \tag{5}$$

式中 $\hat{\boldsymbol{X}}_{K-1}$ 为 t_{K-1} 时刻的批估计状态向量.$\boldsymbol{Y}_K$ 为 t_K 时刻某一传感器新报来的同一目标的观测向量,则观测方程为(新观测误差为 $\boldsymbol{V}_K$)

$$\boldsymbol{Y}_K = \boldsymbol{C}\boldsymbol{X}_K + \boldsymbol{V}_K \tag{6}$$

式中 $\boldsymbol{X}_K$ 为 t_K 时未知状态向量,新观测误差 $\boldsymbol{V}_K$ 的均方差为 σ_K^2.现对 $\boldsymbol{X}_{K/K-1}$ 及 $\boldsymbol{Y}_K$ 进行直接解析解算

$$\hat{\boldsymbol{X}}_K = [\boldsymbol{C}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{R}^{-1}\boldsymbol{C}]^{-1}\boldsymbol{C}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{R}^{-1}\boldsymbol{Y} \tag{7}$$

式中

$$\boldsymbol{R}^{-1} = \begin{bmatrix} \dfrac{1}{P_{XK/K-1}} & 0 \\ 0 & \dfrac{1}{\sigma_K^2} \end{bmatrix} \tag{8}$$

$P_{X\ \ K/K-1}$ 为将 $P_{X\ \ K-1}$ 推算到 t_K 时刻的状态估计协方差.

$$\boldsymbol{Y} = \begin{bmatrix} \hat{X}_{K/K-1} \\ Y_K \end{bmatrix}, \boldsymbol{C} = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix} \tag{9}$$

将式(8)及(9)代入式(7),类似式(4)展开后得

$$\left.\begin{aligned} \hat{x}_K &= \frac{1}{\dfrac{1}{P_{xK/K-1}} + \dfrac{1}{\sigma_{xK}^2}}\left[\frac{\hat{x}_{K/K-1}}{P_{xK/K-1}} + \frac{y_{xK}}{\sigma_{xK}^2}\right] \\ \hat{y}_K &= \frac{1}{\dfrac{1}{P_{yK/K-1}} + \dfrac{1}{\sigma_{yK}^2}}\left[\frac{\hat{y}_{K/K-1}}{P_{yK/K-1}} + \frac{y_{yK}}{\sigma_{yK}^2}\right] \\ \hat{z}_K &= \frac{1}{\dfrac{1}{P_{zK/K-1}} + \dfrac{1}{\sigma_{zK}^2}}\left[\frac{\hat{z}_{K/K-1}}{P_{zK/K-1}} + \frac{y_{zK}}{\sigma_{zK}^2}\right] \end{aligned}\right\} \tag{10}$$

式中 $\sigma_{xK}^2\sigma_{yK}^2$ 及 σ_{zK}^2 是最新报来数据的传感器观测误差换算到状态坐标的观测误差均方差.当某一传感器于 t_{K+1} 时刻报来 Y_{K+1} 时,只需将上述公式中 $K \to K+1$, $K-1 \to K$,即可连续估计.

3.2 卡尔曼滤波序贯融合的解析解法

卡尔曼滤波法是一种比较理想的多传感器序贯融合方法,但卡尔曼滤波是基于线性递推的方法,当直接观测向量与状态向量存在非线性关系(时空坐标变换等)时,就要进行线性化处理.本文采用把直接观测向量的坐标换算到状态坐标系的坐标(见式(6))实现线性化,从而得到新的线性观测方程.故可较容易地使用卡尔曼滤波法,以实现序贯融合.

4 传感器性能检查融合

传感器性能,特别是传感器的观测误差,包括系统误差、随机误差和特大误差,对融合效果的影响非常大,即在多传感器数据融合中,只要有一个传感器的一维(距离、方位或仰角)观测值的误差过大,就会使融合失去最优性,甚至破坏融合.如果将误差过大的融合数据用于实时控制,将会造成灾难性的后果.本文提出在融合处理过程中必须进行性能检查融合.

4.1 传感器系统误差的检查融合

选择目标较少或只有一个目标作等速直线飞行的时机,选取刚经过精度检查且精度较高的传感器作为标准传感器(已测系统误差残差范围及随机误差的均方差)来检查所有其他传感器的误差.首先将标准传感器的目标数据换算到被检查传感器的坐标系,并与该被检查传感器观测同一目标的时间对准,得到第 i 次观测的距离差 ΔR_i,方位差 $\Delta\alpha_i$ 和仰角差 $\Delta\epsilon_i$

$$\Delta R_i = R_{被i} - R_{标i}, \Delta\alpha_i = \alpha_{被i} - \alpha_{标i}, \Delta\epsilon_i = \epsilon_{被i} - \epsilon_{标i} \tag{11}$$

$R_{被i}, \alpha_{被i}, \epsilon_{被i}$ 为被检查传感器的距离、方位及仰角的第 i 次观测值;$R_{标i}, \alpha_{标i}$ 及 $\epsilon_{标i}$ 为标准传感器的距离、方位及仰角的第 i 次观测值.经多次观测可求得误差的平均值.如果这些误差的平均值远大于标准传感器及被检查传感器允许的相应系统误差之和,则说明被被检查传感器的系统误差超过允许值,可在融合前修正该项误差,并限期将传感器调整好.

4.2 传感器随机误差的检查融合

利用式(11)的数据可以计算出相应坐标的随机误差的差值的均方差 $\sigma_{\sum}^2$.如 $\sigma_{\sum}^2 > \sigma_{被}^2 + \sigma_{标}^2$, $\sigma_{被}^2$ 和 $\sigma_{标}^2$ 分别为被检传感器原给出的随机误差的均方差和标准传感器的随机误差的均方差,则说明被检传感器的实际随机误差超出允许值.在数据融合时应使用实际的随机误差的均方差.

4.3 特大误差(野值)的检查处理

在数据融合软件中必须有野值检查(有时称合理性检查)模块.一般采用新报数据与上次同一传感器同一目标的数据比较得到差值 ΔY.如发现野值,则该传感器的数据不能参加数据融合.

传感器性能检查融合应成为多传感器数据融合软件的一部分,这对于保证融合的可信性和安全性非常重要.

5 多传感器自适应探测融合

隐形目标只是从目标前方扇形区内探测才是隐形的,在隐身目标其他方向的雷达反射截面积比较大.对于低空目标,每个地面雷达可观测 40～50kM 的目标.在干扰环境下,由于不同频段和不同地形遮挡的原因,在不同的空域有的传感器被干扰,有的传感器不被干扰,可以观测目标.象飞机这样复杂外形的目标的雷达反射截面积在不同方向是不同的,雷达处于目标雷达反射面积较小的方向(哑点)时则可能丢失目标,但这时其他雷达可以观测到该目标.以上这四个情况均表明雷达组网的优越性,即有的传感器探测不到目标,但其他传感器可能探测到目标.现代战争要求把所有传感器的信息充分地加以利用.为此,可对式(4)进行改进,即对第 j 个目标的

数据融合值为：

$$\left.\begin{aligned}\hat{x}_j &= \frac{1}{\sum_{i=1}^{N}\frac{K_iK_j}{\sigma_{xi}^2}}\sum_{i=1}^{N}\frac{K_iK_jy_{xi}}{\sigma_{xi}^2}\\ \hat{y}_j &= \frac{1}{\sum_{i=1}^{N}\frac{K_iK_j}{\sigma_{yi}^2}}\sum_{i=1}^{N}\frac{K_iK_jy_{yi}}{\sigma_{yi}^2}\\ \hat{z}_j &= \frac{1}{\sum_{i=1}^{N}\frac{K_iK_j}{\sigma_{zi}^2}}\sum_{i=1}^{N}\frac{K_iK_jy_{zi}}{\sigma_{zi}^2}\end{aligned}\right\} \quad (12)$$

K_i 为第 i 个传感器的工作能力系数：第 i 个传感器工作正常 $K_i=1$，不正常时（未发现、被干扰、故障或误差过大等）$K_i=0$. K_j 为第 j 个目标的探测系数：第 j 个目标被探测 $K_j=1$，第 j 个目标未被发现（或丢失）$K_j=0$. 式(12)是个通用融合公式，它包括选主站的工作方式，如果确定第 $i=3$ 个传感器为主站，则 $K_3=1$，而（非 K_3）$=0$. 实际上 K_i 和 K_j 是融合估计的必须的控制系数. 通过多传感器观测融合可在隐身、干扰、超低空突防或丢失目标等条件下增强传感器网观测目标的能力. 根据传感器性能检查和目标观测情况，可自动控制 K_i 和 K_j 的数值（0 或 1）. 多传感器探测融合应成为数据融合软件的组成部分，并实现多传感器自适应探测融合.

参考文献：

[1] Edward Waltz, James Llinas. Multisensor Data Fusion [M]. Artech House, Boston·London 1990.

[2] David L Hall. Mathematical Techniques in Multisensor Data Fusion. Artech House, Boston·London, 1992.

作者简介：

刘 兴 男. 1932 年生于吉林省双阳县. 研究员，中国电子学会电子系统工程分会副主任委员. 长期从事雷达总体、数据处理、指挥自动化系统总体研究指导工作. 参加研制和指导研制的多项工程获国家科技进步特等奖、一等奖、二等奖、部科技进步特等奖等. 发表论文 10 余篇，参加（副主编）编写了《综合电子信息系统》一书.