

基于灰色关联分析的多传感器数据融合方法

刘红, 张小水, 李益群

(空军工程大学 导弹学院, 陕西 三原 713800)

摘要:提出了一种基于灰色关联分析的多传感器数据融合方法,计算多传感器测量数据的灰色关联矩阵,进行灰色优势分析,然后进行数据融合。此方法考虑了各传感器测量数据的精确度,而且删除了测量比较差或测量不到的数据。仿真结果表明,应用该方法可进一步提高多传感器的测量精度和可靠性,适用于多传感器的数据融合。

关键词:数据融合;灰色关联分析;多传感器

中图分类号:TN957.52 **文献标识码:**A **文章编号:**1009-3516(2004)02-0034-03

在未来的空战战场上,为了及时、准确、全面地获得战场信息,采用单一传感器已不能满足战场需要,取而代之的是以多传感器为基础的装备系统。任何单一传感器都不可能收集到一特定目标的全部信息,所以一个最佳的系统需要多种传感器的配合使用。但是,当多传感器同时工作时,由于各个传感器的探测精度、目标的高度机动性和各种干扰等因素的影响,使得多个传感器送入融合中心的部分传感器探测数据不完整、不精确、不可靠等。C³I系统数据融合的主要任务,就是完成上方情报与各站传感器之间目标的互联和交接以及对各分站传感器的滤波数据进行融合,形成精度更高的数据,提供给指挥中心。本文尝试利用灰色关联分析,进行多传感器数据融合方法研究。

1 灰色关联矩阵的定义

设 $X = (x_0, x_1, x_2, \dots, x_n)$ 为参考序列, $Y = (y_0, y_1, y_2, \dots, y_n)$ 为与之比较的序列,则 X 与 Y 的关联度定义为

$$\Psi_{XY} = \frac{1 + |X| + |Y|}{1 + |X| + |Y| + |X - Y|} \quad (1)$$

其中, $|X| = \left| \sum_{k=1}^{n-1} x'_k + \frac{1}{2}x_n \right|$, $|Y| = \left| \sum_{k=1}^{n-1} y'_k + \frac{1}{2}y_n \right|$, $|X - Y| = \left| \sum_{k=1}^{n-1} (x'_k y'_k) + \frac{1}{2}(x_n - y_n) \right|$, $x'_k = x_k - x_0$, $y'_k = y_k - y_0$, ($k = 1, 2, \dots, n - 1$)。

由灰色理论可知,灰色关联度是研究事物之间、事物因素之间相关性的一种度量。它是以事物或因素之间时间序列曲线几何形状的相似程度来判断其联系是否紧密。曲线越相似,相应序列之间的关联度就越大,反之就越小。设有 N 部传感器, X_i 为第 i 部传感器接收到的数据序列, Ψ_{ij} 为 X_i 与 Y_j 的灰色关联度,则灰色关联矩阵 A 为

$$A = (\Psi_{ij}) = \begin{bmatrix} \Psi_{11} & \Psi_{12} & \dots & \Psi_{1N} \\ \Psi_{21} & \Psi_{22} & \dots & \Psi_{2N} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \Psi_{M1} & \Psi_{M2} & \dots & \Psi_{MN} \end{bmatrix} \quad (2)$$

由灰色关联矩阵可以判断多数据序列的最优序列。在一个具有 N 个数据序列的系统中,未必有最优数据序

列,但一定有准优数据序列^[1]。

2 数据融合方法^[2-5]

不同的传感器有各自的测量坐标基准,所提供的数据时间可能互不相同,所以在进行数据融合之前,必须将它们所提供的数据进行时间对准和空间对准。在各传感器测量数据统一的基础上,进行数据相关判断和数据融合。图 1 为数据融合框图。

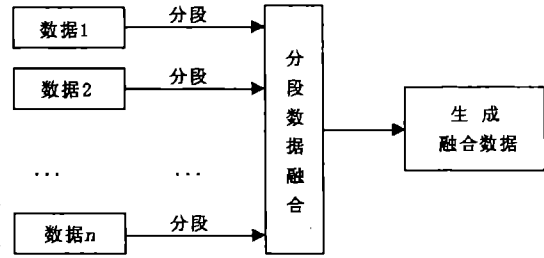


图 1 数据融合框图

数据融合的目的就是将各传感器在空间或时间上的冗余或互补的传感器数据,按照某种规则进行融合,以获得目标的真实数据,即将各传感器得到的数据通过融合后,弥补数据不完整、局部数据不精确或不准确所造成的虚假点迹、漏失和漏报数据等缺陷。利用灰色关联矩阵可以得到传感器测量数据的准优数据序列,进行数据融合时,可以用它来代替部分较差的数据。数据融合的具体步骤如下:

1) 将 N 部传感器的测量数据进行数据起点在时间或空间上对齐,然后进行分段,设第 k 部传感器的第 j 段数据序列为 X_{ij}^k 。

2) 利用灰色关联矩阵得到 N 部传感器的测量数据的第 j 时间段数据的准优数据 Y_{ij} ,作为第 j 时间段数据的标准数据。计算第 k 部传感器的第 j 时间段数据与第 j 时间段的标准数据的相关系数 α_j^k

$$\alpha_j^k = \sum_i \beta^k \cdot (X_{ij}^k - \bar{X}^k) \cdot (Y_{ij} - \bar{Y}) \quad (3)$$

其中, \bar{X}^k 和 \bar{Y} 分别为第 k 部传感器的第 j 时间段数据的平均值和第 j 时间段的标准数据的平均值, β^k 为第 k 传感器站的加权系数,它主要由传感器本身精度和传感器距目标的距离决定。

3) 进行融合,融合结果为 X_{ij}

$$X_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^N \alpha_j^k \rho_j^k} \cdot \sum_{k=1}^N \alpha_j^k \rho_j^k X_{ij}^k \quad (4)$$

式中, α_j^k 为第 k 部传感器的第 j 时间段数据与第 j 时间段标准数据的相关系数; ρ_j^k 为第 k 部传感器在第 j 时间段数据上的工作能力系数。当第 j 部传感器工作正常时, $\rho_j^k = 1$, 当第 j 部传感器未发现目标、被干扰、故障或误差过大等等时, $\rho_j^k = 0$ 。

3 实验结果^[6]

设 5 部 3D 传感器组成传感器网,作用距离均为 0 ~ 240 km,接收概率均为 80%,径距方差分别为 $\sigma_1^2 = 50 \sim 80$ m, $\sigma_2^2 = 60 \sim 100$ m, $\sigma_3^2 = 100 \sim 150$ m,方位和仰角方差均为 $0.3^\circ \sim 1^\circ$ 。方位随机产生在 $0^\circ \sim 360^\circ$ 。仰角随机产生在 $2^\circ \sim 10^\circ$ 。目标的机动模型为:目标起始位置为(0,0,1 000),目标飞行航迹为:从 1 s ~ 10 s,目标以 300 m/s 的速度匀速向上飞行;从 11 s ~ 20 s,目标沿半径为 1 910.8 m 的 1/4 圆弧飞行,转弯加速度为 4.8 g;从 21 s ~ 30 s,目标以 5 m/s² 的加速度水平飞行;从 31 s ~ 40 s,目标匀速水平飞行。观测噪声为高斯白噪声。

对 5 部传感器测量的径向距离序列,采用长度为 10 的滑窗技术进行分段处理,计算分段序列的灰色关联度矩阵,得到各时间段的准优序列,由式(3)计算其它各时间段与准优序列的相关系数。然后由式(4)计算各个时间段的融合数据。表 1 给出了 5 部传感器的部分测量径向距离和融合结果。

表中,带有‘—’的数据表示盲点,此处的值利用对应的其它传感器测量数据的加权均值来代替,本文加权系数取为(0.100 4,0.152 5,0.426 6,0.132 7,0.187 9)。

从表中可以看出,5 部传感器对目标的探测偏差均较大,采用本文提出的融合方法对数据进行融合后,将融合结果与真实径距进行比较,目标径距的精度已有所提高。

表1 5部传感器的部分测量径向距离和融合结果(km)

序号	真实径距	传感器 1	传感器 2	传感器 3	传感器 4	传感器 5	融合结果
1	21.198 8	21.494 6	21.448 1	21.315 8	20.806 8	20.878 6	21.198 8
2	50.438 6	50.305 7	50.758 2	<u>50.465 0</u>	49.711 8	50.153 5	50.375 0
3	74.561 4	<u>74.365 1</u>	74.937 8	74.370 8	74.886 9	74.959 0	74.780 4
4	97.222 2	97.068 3	96.825 4	97.054 3	97.051 1	<u>97.237 3</u>	96.847 4
5	122.076 0	121.308 9	122.160 8	122.209 1	122.184 0	121.747 3	122.161 6
6	132.309 9	132.188 2	<u>132.405 1</u>	132.024 9	132.387 1	132.298 8	132.489 0
7	176.169 6	176.231 2	175.766 5	176.404 0	<u>176.176 7</u>	175.864 9	176.315 8
8	190.058 5	<u>190.222 2</u>	189.761 7	190.229 2	189.727 2	<u>189.694 2</u>	190.174 1
9	206.140 4	206.891 0	206.573 3	205.893 9	<u>205.827 8</u>	206.069 9	206.148 5
10	208.333 3	208.150 8	208.280 7	208.253 6	208.209 7	208.590 7	208.468 7
方差		1.397 9	0.920 5	0.329 0	1.057 5	0.747 0	0.285 0

4 结论

在多传感器数据融合系统中,对如何综合和充分利用各个传感器的测量数据的最优处理问题研究,不仅是目前国内外众多学者关注研究的重要课题,而且是现代军事C³I系统中的强烈需求。针对这一问题,本文提出了一种基于灰色理论的数据融合方法。计算多传感器的测量数据的灰色关联矩阵,寻求准优序列,然后计算其它序列与准优序列的相关系数。最后利用数据融合公式,进行数据融合。仿真结果表明,该方法的融合精度高,可为进一步研究多传感器跟踪问题,给出一种解决途径。

参考文献:

- [1] 刘以安. 灰色优势分析在多传感器数据融合中的应用[J]. 传感器与对抗, 2001, (3): 9-14.
- [2] 常国住. 航迹与航迹最优融合[J]. 情报控制系统仿真技术, 1998, (3): 45-5.
- [3] 王成. 被动式多传感器系统的多目标数据融合[J]. 电子学报, 2002, 30(1): 183-184.
- [4] 张庆波, 周延延. 马尔可夫决策过程在防空系统目标分配中的应用[J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2001, 2(5): 73-75.
- [5] Saha R K. An efficient algorithm for multi-sensor track fusion[J]. IEEE Trans on AES, 1998, 34(1): 200-210.
- [6] 周宏仁. 机动目标跟踪[M]. 北京: 国防工业出版社, 1991.

(编辑: 田新华)

A Method of Multi - Sensor Data Fusion Based on Gray Incidence Analysis

LIU Hong, ZHANG Xiao-shui, LI Yi-qun

(The Missile Institute, Air Force Engineering University, Sanyuan, Shaanxi 713800, China)

Abstract: A fusion method of multi-sensor data is presented based on gray incidence analysis. The process of this method is to compute the gray incidence matrix of multi-sensor data, to analyze gray superior, to make the multi-sensor data fusion. In the method the influence of each sensor's precision is taken into account and the precision lower data and the data can not be obtained by measurement are deleted. The simulation result indicates that the reliability and tracking precision of fusion system can be improved by using the method. It is suitable for the multi-sensor data fusion.

Key words: data fusion; gray incidence matrix; multi-sensor