

考虑自支持度和互支持度的多传感器一致性测度算子

司刚全, 张寅松, 娄勇

(西安交通大学电气工程学院, 710049, 西安)

摘要: 针对传感器观测结果可能存在虚假甚至错误信息从而影响数据融合估计的问题, 研究了一种度量多传感器观测结果一致性的测度算子. 在进行数据融合估计之前, 首先对多传感器的观测结果进行一致性检验, 从而识别并剔除失效传感器的观测结果, 最终获得一致性估计. 该一致性测度算子基于 Hampel 粗差鉴别思想, 同时考虑传感器的自支持度和传感器之间的互支持度, 经过综合后给出传感器观测结果的一致性测度信息. 仿真实验结果表明, 该方法简单有效, 能够准确识别传感器的虚假和错误观测结果, 剔除失效传感器, 同时能够给出传感器观测结果的质量评价, 为数据融合估计提供可靠的一致性传感器组.

关键词: 一致性测度; 多传感器; 数据融合估计

中图分类号: TP212 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2012)10-0020-04

Measuring Operator Considering Self-Support and Mutual-Support for Estimating Consistency of Multi-Sensor Observations

SI Gangquan, ZHANG Yinsong, LOU Yong

(School of Electrical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: Focusing on the possibility for observed results with false or erroneous information of a sensor to affect data fusion estimation, an operator measuring consistency of the observed results of a multi-sensor is introduced. Before data fusion estimation, the consistency checking on the observed results is taken to identify and remove the observations of failed sensors, and obtain the consistent estimating. Based on the Hampel gross error identifier, the consistency measuring operator is able to take both self-support and mutual support between the sensors into account, to obtain the consistency information of observations. The simulation shows the simplicity and effectiveness for identifying false and erroneous observed results, eliminating the failed sensors, evaluating the quality of each sensor observations, and providing data fusion estimation with reliable consistent sensor group.

Keywords: consistency measure; multi-sensor; data fusion estimate

与利用单一的传感器进行测量获得的结果相比, 采用多个同质或异质传感器进行测量, 并对测量获得的信息和数据加以综合处理, 充分利用多个传感器信息中的互补及冗余特性, 能够获得更高的估计精度和可信度等指标. 该方法亦即数据融合技术, 它能够有效地实现对目标参数和状态的最优估计,

近年来在军事及工业领域已经成为研究热点. 但是, 由于传感器所处位置、自身观测质量的差异以及实际环境中无法预知因素的影响, 使得各传感器的测量数据并不能完全反应被测量的真实情况, 可能出现虚假甚至错误信息. 因此, 需要对多传感器获得的测量数据进行一致性检验, 剔除无效传感器的观测

结果,才能得到精确度高、可靠性好的估计结果。

为满足数据融合对传感器测量数据的一致性要求,国内外学者提出了多种检验传感器观测数据一致性的方法。文献[1]首先通过定义一种置信概率距离来衡量传感器测量数据之间的距离矩阵,然后在此基础上构造多传感器测量数据之间的距离矩阵和关系矩阵,利用有向图方法求解一致传感器组,但是该方法需要进行积分运算,计算量较大。为减少计算量,近年来逐渐提出了一些新的一致性测度方法。文献[2]根据肖维涅统计判决思想,建立了一种新的一致性测度算子,通过设定固定的阈值获得一致关联矩阵,同样采用有向图方法获得一致性传感器组。文献[3]运用指数衰减函数度量传感器间观测信息的一致性,同时采用累计其他传感器支持度来代替固定阈值的方式,获得一致关联矩阵。文献[4]在指数函数的基础上,进一步定义了信任度函数用于度量一致性。文献[5]提出了一种基于统计距离的一致数据检验方法,并在此基础上进行序贯融合,每次将统计距离最小的两个传感器进行融合,直到搜索不到满足条件的传感器为止。为方便仿真结果对比,表 1 列出了以上文献提到的一致性测度算子。

表 1 一致性测度算子

算子	公式
基于置信概率距离的一致性测度算子(PCM)	$d_{ij} = 2 \left \int_{y_i}^{y_j} P_i(y y_i)P_i(y_i)dy \right $
基于肖维涅统计判决思想的一致性测度算子(SCM)	$d_{ij} = \begin{cases} 1 - \frac{ y_i - y_j }{3\sigma_i}, & \text{if } y_i \neq y_j \text{ and } y_i - y_j < 3\sigma_i \\ 1 - \frac{ \sigma_i - \sigma_j }{3\sigma_i}, & \text{if } y_i = y_j \text{ and } \sigma_i - \sigma_j < 3\sigma_i \\ 0, & \text{else} \end{cases}$
基于指数衰减函数的一致性测度算子(ECM)	$d_{ij} = \exp(-a(y_i - y_j)^2)$
基于统计距离的一致性测度算子(SDCM)	$d_{ij} = (y_i - y_j)^T (R_i + R_j)^{-1} (y_i - y_j)$

1 改进的一致性测度方法

与已有的一致性测度方法不同,本文根据 Hampel 粗差鉴别思想^[6],提出了一种新的一致性测度算子,同时考虑传感器的自支持度和传感器之间的互支持度,经过综合后给出传感器观测结果的一致性测度信息。

定义 1 π_i 为传感器 i 的自支持度算子

$$\pi_i(k) = \begin{cases} 1 - \frac{|y_i(k) - y_{med}(k)|}{3\vartheta(k)}, & \text{if } |y_i(k) - y_{med}(k)| < 3\vartheta(k) \\ 0, & \text{else} \end{cases} \tag{1}$$

式中: $y_{med}(k)$ 为 k 时刻传感器组观测结果序列 $y_1(k), y_2(k), \dots, y_N(k)$ 的中值。

定义 2 π_{ij} 为传感器 i 和传感器 j 的互支持度算子

$$\pi_{ij}(k) = \begin{cases} 1 - \frac{|y_i(k) - y_j(k)|}{3\vartheta(k)}, & \text{if } |y_i(k) - y_j(k)| < 3\vartheta(k) \\ 0, & \text{else} \end{cases} \tag{2}$$

式中: $\vartheta(k)$ 为传感器 i 的支持度因子。通过基于绝对偏差中值(MAD)^[7]估计的鲁棒标准差计算,获得

$$\vartheta_{MAD}(k) = c \operatorname{med}_i |y_i(k) - \operatorname{med}_j(y_j(k))| \tag{3}$$

式中: c 为常数,且 $c = 1.482\ 6$; med 为求中值运算。 $\vartheta(k)$ 也可以通过 S_n 和 Q_n 估计方法^[8-9]获得, S_n 和 Q_n 的估计以成对观测数据的距离代替观测数据对数据中心的分散程度,由此得到鲁棒标准差,从而具有了更高的计算效率

$$\vartheta_{S_n}(k) = c_i c \operatorname{med}_i \{ \operatorname{med}_j |y_i(k) - y_j(k)| \} \tag{4}$$

$$\vartheta_{Q_n}(k) = c_i c \{ |y_i(k) - y_j(k)|; i < j \}_{(z)} \tag{5}$$

式中: c_i 为根据观测结果数量进行调整的因子,对于 S_n 和 Q_n 估计, c 分别为 $1.192\ 6$ 和 $2.221\ 9$; $z = \binom{N}{2}/4$ 。

在数据统计分析领域,中值 $y_{med}(k)$ 是一组测量数据中用于表征数据位置的鲁棒性最好的估计,它的失效点为 50%。同样, $\vartheta_{MAD}(k)$ 、 $\vartheta_{S_n}(k)$ 和 $\vartheta_{Q_n}(k)$ 是用于描述数据分散程度最好的估计^[10],同样有着最高可能的失效点(50%)。显然,采用中值 $y_{med}(k)$ 与 $\vartheta_{MAD}(k)$ 、 $\vartheta_{S_n}(k)$ 和 $\vartheta_{Q_n}(k)$ 能够准确判断传感器观测结果的有效性,而不受虚假观测结果以及含有粗大误差观测结果的影响。

定义 3 d_{ij} 为传感器 i 和传感器 j 在传感器组中的一致支持度算子

$$d_{ij}(k) = \pi_i(k)\pi_j(k)\pi_{ij}(k), \quad i, j = 1, 2, \dots, N \tag{6}$$

从定义可以看出,本文提出的传感器一致支持度算子 d_{ij} 具有如下性质:

- (1) $d_{ij}(k) = d_{ji}(k)$, 即传感器 j 对传感器 i 的支持度与传感器 i 对传感器 j 的支持度相同;
- (2) 当 $d_{ij}(k) = 1$ 时,表明传感器 i 、 j 的测量值

与传感器组观测结果的鲁棒估计值 y_{med} 完全相同, 传感器 j 对传感器 i 强支持;

(3) 当 $0 < d_{ij}(k) < 1$ 时, 表明传感器 j 对传感器 i 弱支持, 且 d_{ij} 值越小, 支持度越弱;

(4) 当 $d_{ij}(k) = 0$ 时, 表明传感器 i, j 之间已经没有相互支持关系;

(5) 特别地, 当 $y_i(k) = y_j(k)$ 时, 即传感器测量值重合, $\pi_{ij}(k) = 1$, 此时 d_{ij} 的取值取决于自支持度算子 π_i 和 π_j (两者结果相同). 由于 π_i 需要通过 $y_{\text{med}}(k)$ 来获得自支持度, 而 $y_{\text{med}}(k)$ 是观测值的鲁棒估计, 因此可以真实地获得传感器 j 对传感器 i 的支持度, 从而避免由于传感器 i 和 j 均严重偏离真实值时出现错误判断的情况.

由以上分析可知, 一致支持度算子 $d_{ij}(k)$ 满足传感器一致性检验的要求, 而且不需要积分运算, 降低了计算量. 由此, 可以得到传感器间的支持度矩阵

$$\mathbf{S}_d(k) = \begin{bmatrix} d_{11}(k) & d_{12}(k) & \cdots & d_{1n}(k) \\ d_{21}(k) & d_{22}(k) & \cdots & d_{2n}(k) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ d_{n1}(k) & d_{n2}(k) & \cdots & d_{nn}(k) \end{bmatrix} \quad (7)$$

由于 $d_{ij}(k) = d_{ji}(k)$, 所以支持度矩阵 $\mathbf{S}_d(k)$ 为对称矩阵. 对于 $\mathbf{S}_d(k)$ 中第 i 行元素来说, 若 $\sum_{j=1, j \neq i}^N d_{ij}(k)$ 值较大, 表明传感器 i 的测量结果获得传感器组中多数传感器的支持, 也即测量结果具有一致性; 反之, 传感器 i 的测量结果偏离多数传感器的观测值, 一致性较差.

表 2 传感器观测结果(一)

传感器号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
观测值	1.00	0.99	0.98	0.97	0.50	0.65	1.01	1.02	1.03	1.50
方差	0.05	0.07	0.10	0.20	0.30	0.25	0.10	0.10	0.20	0.30

表 3 传感器观测结果(一)的一致性测度结果

PCM		SDCM		SCM		ECM		MEAN		MAD		SN		QN	
测度值	传感器号	测度值	传感器号	测度值	传感器号	测度值	传感器号	测度值	传感器号	测度值	传感器号	测度值	传感器号	测度值	传感器号
0.237	4	0.062	4	0.886	4	0.955	4	0.701	4	0.480	1	0.524	1	0.525	1
0.245	9	0.067	9	0.881	9	0.955	3	0.697	3	0.474	2	0.518	2	0.520	2
0.284	7	0.072	3	0.843	3	0.955	2	0.690	2	0.425	7	0.478	7	0.481	7
0.288	3	0.074	7	0.843	7	0.954	1	0.681	1	0.409	3	0.464	3	0.467	3
0.293	8	0.076	8	0.839	8	0.953	7	0.670	7	0.360	8	0.424	8	0.427	8
0.307	2	0.077	2	0.815	2	0.953	8	0.657	8	0.336	4	0.402	4	0.405	4
0.326	1	0.082	1	0.781	1	0.952	9	0.641	9	0.291	9	0.364	9	0.367	9
0.476	6	0.175	6	0.770	6	0.889	6	0.277	6	0.000	5	0.000	5	0.000	5
0.562	5	0.294	5	0.717	5	0.816	5	0.134	5	0.000	6	0.000	6	0.000	6
0.628	10	0.361	10	0.674	10	0.774	10	0.086	10	0.000	10	0.000	10	0.000	10

定义 4 传感器 i 的观测值与传感器组中其他 $(n-1)$ 个传感器观测值的一致性度量为

$$R_i(k) = \sum_{j=1, j \neq i}^N d_{ij}(k) / (n-1) \quad (8)$$

这样 $0 \leq R_i(k) \leq 1$, $R_i(k)$ 值越高, 表明传感器 i 的测量数据越接近其他传感器观测结果, 即一致性越好.

2 仿真实验及结果

为了验证本文提出的一致性测度算子的效果, 采用文献[1]给出的传感器观测结果进行仿真. 共有 10 个传感器对真值“1”进行观测, 各传感器的观测结果及传感器方差信息如表 2 所示.

我们比较了 8 种一致性测度算子的性能, 除表 1 列出的 PCM、SDCM、SCM 和 ECM 算子外, MEAN 算子为将本文提出的一致性测度算子中的 $y_{\text{med}}(k)$ 采用平均值 $\bar{y}(k)$ 代替, $\vartheta(k)$ 采用标准差 σ 替换后的结果. 本文提出的一致性测度算子中 $\vartheta(k)$ 采用了 $\vartheta_{\text{MAD}}(k)$ 、 $\vartheta_{S_n}(k)$ 和 $\vartheta_{Q_n}(k)$ 3 种形式, 分别称之为 MAD、SN、QN 算子.

通过对表 2 中给出的 10 个传感器观测结果进行分析可以得出, 传感器观测结果一致性从好到差的顺序为: 1→2→7→3、8→4、9→6→5、10, 传感器 6、5、10 的观测结果偏离其他传感器观测结果较多, 显然需要从传感器组中予以剔除. 表 3 给出了各种一致性测度算子的观测结果, 并按照一致性测度值从高到低进行了排序, 从表中可以看出, 所有测度算子的一致性测度结果均能正确判定传感器 6、5、10

的观测结果最差. 进一步分析可知,在 PCM、SD-CM、SCM、ECM 和 MEAN 算子的结果中,认为传感器 4 观测结果的一致性最好,这显然与事实不符. 在 MAD、SN 和 QN 算子的结果中,正确地给出了传感器 1 的结果一致性最好,对所有传感器观测结果的一致性排序也与实际情况相符合.

对表 2 中的传感器观测数据分析可知,传感器 5、6、10 得到的观测结果明显偏离真值,因此各测度算子都很容易辨识出无效传感器从而将其从传感器组中剔除. 为进一步比较本文提出的一致性测度算子的优越性,对各传感器的观测结果进行调整,如表 4 所示. 从表中可以看出,调整后的观测结果,无效传感器(5,10,6)的观测值均小于真实值,且偏离真实值的程度有所减小,而其他传感器观测结果偏离真实值的程度有所增加,从而使得判定无效传感器的难度有所增加. 调整后的传感器观测结果一致性从好到差的顺序为:1→3→9→2→7→4→8→6→10

表 4 传感器观测结果(二)

传感器号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
观测值	1.00	1.05	0.97	0.83	0.60	0.67	1.06	1.18	1.03	0.65
方差	0.05	0.07	0.04	0.20	0.35	0.25	0.10	0.20	0.10	0.30

表 5 传感器观测结果(二)的一致性测度结果

PCM		SDCM		SCM		ECM		MEAN		MAD		SN		QN	
测度值	传感器号	测度值	传感器号	测度值	传感器号	测度值	传感器号	测度值	传感器号	测度值	传感器号	测度值	传感器号	测度值	传感器号
0.321	4	0.051	4	0.860	4	0.968	3	0.491	3	0.529	1	0.596	1	0.589	1
0.353	9	0.058	3	0.839	10	0.967	4	0.465	1	0.520	3	0.590	3	0.583	3
0.354	10	0.061	1	0.832	6	0.965	1	0.443	4	0.495	9	0.565	9	0.557	9
0.367	6	0.062	9	0.829	5	0.960	9	0.432	9	0.466	2	0.539	2	0.531	2
0.375	7	0.073	7	0.825	9	0.956	2	0.406	2	0.449	7	0.524	7	0.516	7
0.376	5	0.073	2	0.810	7	0.954	7	0.392	7	0.306	4	0.406	4	0.395	4
0.408	2	0.112	6	0.794	8	0.931	6	0.249	6	0.247	8	0.334	8	0.323	8
0.426	8	0.117	10	0.780	2	0.924	10	0.227	10	0.110	6	0.213	6	0.201	6
0.440	1	0.121	8	0.761	1	0.918	8	0.222	8	0.092	10	0.192	10	0.180	10
0.493	3	0.142	5	0.733	3	0.905	5	0.169	5	0.052	5	0.140	5	0.129	5

3 结 论

在采用多个传感器对某一参数进行测量时,部分传感器的测量结果受到外部环境以及自身所处位置、质量等的影响,导致其观测结果是虚假的,为保证数据融合的可靠性,必须将这些失效传感器从传感器组中予以剔除. 因此,在进行融合估计前,需要

→5.

表 5 给出了各一致性测度算子的计算结果. 不难看出,PCM、SDCM、SCM、ECM 和 MEAN 算子都未能给出正确的一致性测度结果,传感器 6、10、5 被部分或全部判定为有效传感器,传感器 1 和 3 则被误判为失效传感器. 这种误判将会给数据融合估计带来严重影响,甚至导致数据融合估计的失效. 本文提出的 MAD、SN 和 QN 算子给出了正确的一致性排序,不仅将无效传感器 6、10 和 5 从传感器序列中得以剔除,而且对观测结果质量给出了度量,从而为数据融合提供了可靠的一致性传感器组及观测结果评价信息.

通过以上仿真实验可以看出,与其他方法相比,本文提出的一致性测度算子具有明显的优势,特别是当失效(或质量差)传感器观测数据不符合正态分布时,依然能够给出正确的判定结果.

对各传感器观测结果进行一致性测度,找出一致传感器组. 本文提出了一种新的一致性测度算子,考虑了传感器的自支持度和传感器之间的互支持度,经过综合后给出传感器观测结果的一致性测度信息. 仿真实验表明,该方法简单有效,能够很好地度量各传感器观测结果的一致性,在剔除失效传感器的同时给出各传感器观测质量的真实评价.

参考文献:

- [1] LUO R C, LIN M H. Dynamic multi-sensor data fusion system for intelligent robots[J]. IEEE Journal of Robotics and Automation, 1988, 4(4): 386-396.
- [2] 罗本成,原魁,陈晋龙,等. 一种基于不确定分析的多传感器信息动态融合方法[J]. 自动化学报, 2004, 30(3): 407-415.
- LUO Bencheng, YUAN Kui, CHEN Jinlong, et al. Uncertainty analysis based dynamic multi-sensor data fusion[J]. Automatica Sinica, 2004, 30(3): 407-415.
- [3] 孙勇,景博. 基于支持度的多传感器一致可靠性融合[J]. 传感技术学报, 2005, 18(3): 537-539.
- SUN Yong, JING Bo. Consistent and reliable fusion of multi-sensor based on support degree[J]. Journal of Transduction Technology, 2005, 18(3): 537-539.
- [4] 焦竹青,熊伟丽,张林,等. 基于信任度的多传感器数据融合及其应用[J]. 东南大学学报: 自然科学版, 2008, 38(S1): 253-257.
- JIAO Zhuqing, XIONG Weili, ZHANG Lin, et al. Multi-sensor data fusion method based on belief degree and its applications[J]. Journal of Southeast University: Natural Science Edition, 2008, 38(S1): 253-257.
- [5] 段战胜,韩崇昭,陶唐飞. 基于最近统计距离的多传感器一致性数据融合[J]. 仪器仪表学报, 2005, 26(5): 478-481.
- DUAN Zhansheng, HAN Chongzhao, TAO Tangfei. Consistent multi-sensor data fusion based on nearest statistical distance[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2005, 26(5): 478-481.
- [6] DAVIES L, GATHER U. The identification of multiple outliers[J]. Journal of the American Statistical Association, 1993, 88(423): 782-792.
- [7] HAMPEL F R. The influence curve and its role in robust estimation[J]. Journal of the American Statistical Association, 1974, 69(346): 383-393.
- [8] ROUSSEEUW P J, CROUX C. Alternatives to median absolute deviation[J]. Journal of the American Statistical Association, 1993, 88(424): 1273-1283.
- [9] CROUX C, ROUSSEEUW P J. Computational statistics: Vol. 1 Time-efficient algorithms for two highly robust estimators of scale[M]. Heidelberg, Germany: Physica-Verlag, 1992: 411-428.
- [10] DASZYKOWSKI M, KACZMAREK K, VANDER Y, et al. Robust statistics in data analysis—a review: basic concepts[J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2007, 85(2): 203-219.

(编辑 杜秀杰)