

# 多传感器数据融合方法在加力燃烧室 试验中的应用研究

王日先,王宏宇,孙永飞,张天一,张鹏森  
(中国航发沈阳发动机研究所,沈阳 110015)

**摘要:**在航空发动机加力燃烧室试验中,为实现同一截面真实气流状态参数的多传感器精确测量,提出了 1 种多传感器数据融合方法。该方法运用格拉布斯准则剔除多传感器测量数据中的无效数据,运用方差自适应加权融合方法对有效数据进行融合计算并获取真实参数,并分别利用算术平均值方法和自适应加权融合方法对试验数据进行处理分析。结果表明:通过多传感器融合方法获取的数据均方差明显优于算术平均值方法获取的方差,具有更高的测试精度和可靠性。

**关键词:**多传感器;数据融合;加力燃烧室;试验测试;航空发动机

中图分类号: V231.2

文献标识码: A

doi:10.13477/j.cnki.aeroengine.2017.04.015

## Research on Multi-Sensor Data Fusion Method for Afterburner Test

WANG Rixian, WANG Hongyu, SUN Yongfei, ZHANG Tianyi, ZHANG Pengmiao

(AECC Shenyang Engine Research Institute, Shenyang 110015, China)

**Abstract:** In order to effectively realize the precision measurement of actual air flow condition of the same section when using multi-sensor system in afterburner test. The method eliminates suspicious data first based on Grubbs, and then employs an adaptive weighted fusion estimated algorithm of multi-sensor to fuse effective data. A comparison between the effect of new multi-sensor fusion method and arithmetic mean value method was conducted. The comparison results reveal that new multi-sensor fusion method have obvious advantage on mean square deviation over arithmetic mean value method. Therefore, new multi-sensor fusion method has higher test accuracy and reliability.

**Key words:** afterburner; multi-sensor fusion; test measurement; aeroengine

## 0 引言

在航空发动机加力燃烧室试验中,试验件进口截面参数作为试验状态调整的重要参数,其数据的准确性直接影响整体试验的测试结果。通常采用多传感器对进口截面参数(如进口温度、进口压力)进行测量。其目的是通过多传感器测试数据融合获取比单一传感器测试更高的测试精度。针对上述这类多传感器测量问题,国内外学者进行了广泛探索和研究,并提出一系列成熟的方法并应用到很多领域,包括贝叶斯估计法、模糊逻辑推理法、卡尔曼滤波法、D-S 证据推理法、小波分析法及神经网络法等<sup>[1-6]</sup>。如:文献[1]利用

基于小波分析的数据融合方法对航空发动机高空模拟试验数据进行处理;文献[2]将基于证据理论的多传感器信息融合改进方法应用于发动机故障诊断;文献[3]采用基于正交神经网络算法的多传感器融合方法对热处理恒温槽进行温度测量。以上方法都取得了不同程度的应用效果,但在应用过程中也都有其局限性。比如贝叶斯估计法对先验概率较为敏感<sup>[4]</sup>;D-S 证据推理法因故障或干扰可能造成融合产生有悖常理的结果<sup>[5]</sup>;模糊逻辑推理法因没有规范的隶属度函数确认方法,可能导致检测误差较大<sup>[6]</sup>。

本文针对航空发动机加力燃烧室试验件进口截面参数测量问题,提出了 1 种格拉布斯准则与动态自

收稿日期:2016-12-24

基金项目:国防重点科研项目资助

作者简介:王日先(1984),男,硕士,工程师,从事航空发动机试验测试研究工作;E-mail:wangrixian@163.com。

引用格式:王日先,王宏宇,孙永飞,等.多传感器数据融合方法在加力燃烧室试验中的应用研究[J].航空发动机,2017,43(4):85-89. WANG Rixian, WANG Hongyu, SUN Yongfei, et al. Research on multi-sensor data fusion method for afterburner test[J]. Aeroengine, 2017,43(4):85-89.

适应方差加权相结合的多传感器融合方法。该方法利用格拉布斯准则剔除可疑数据，尽量减少粗大误差，保证多传感器数据正确融合的数据有效性，然后利用动态自适应方差加权融合方法进行数据处理，最终获取反映试验件进口截面状态的真实参数。

### 1 多传感器数据融合方法

数据融合的目的旨在运用一定的准则和相关算法，对来自多传感器的测量数据进行数据分析和综合处理，其中融合计算可以认为是多传感器数据融合的关键<sup>[7-9]</sup>。但由于在传感器采集数据的过程中，传感器自身某些差异或是所处方位不同，以及在实际环境中一些无法控制的随机因素导致传感器失效等情况，都可能造成测量数据错误，或者出现传感器的测量数据不能完全反映监控点的真实情况。因此，进行多传感器数据融合首先要对传感器采集到的数据进行一致性检验，剔除可疑数据，从而得到精度更高、可靠性更好的采样数据，得出比单一传感器更为准确可靠的结论<sup>[10]</sup>。

#### 1.1 利用格拉布斯准则剔除可疑数据<sup>[11-12]</sup>

假定有  $n$  个传感器对同一对象进行测试采集，在  $t$  时刻，各传感器的测量值分别为  $X_1, X_2, \dots, X_n$ ，彼此相互对立，服从正态分布，并且是  $X$  的无偏估计。如果个别传感器测量值与其他传感器测量值相差较大，这种与其他传感器测量值有明显差别的测量值就成为异常传感器测量值，在数据处理时应予以剔除。具体方法如下。

(1) 将各传感器数据按大小顺序排列： $X_1, X_2, \dots, X_n$ ，将数据最大值记为  $X_{\max}$ ，最小值记为  $X_{\min}$ ；

(2) 求出  $n$  个传感器数据的算术平均值和均方差

$$\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i \quad (1)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} \quad (2)$$

(3) 计算检验值

$$T_{\max} = \frac{\bar{X} - X_{\min}}{\sigma} \quad (3)$$

$$T_{\min} = \frac{\bar{X} - X_{\max}}{\sigma} \quad (4)$$

(4) 根据传感器数  $n$  和给定的显著性水平  $a$ ，通过查表得到临界值  $T$ ，见表 1<sup>[13]</sup>；

(5) 若  $T \leq T_{0.05}$ ，则可疑值为正常值；若  $T \geq T_{0.05}$  为异常值，应予剔除。

表 1 检验临界值  $T$

|   | a    | n    |      |      |      |      |      |
|---|------|------|------|------|------|------|------|
|   |      | 15   | 16   | 17   | 18   | 19   | 20   |
| T | 0.05 | 2.41 | 2.44 | 2.48 | 2.50 | 2.53 | 2.56 |
|   | 0.25 | 2.55 | 2.59 | 2.62 | 2.65 | 2.68 | 2.71 |

#### 1.2 动态自适应加权数据融合

基于格拉布斯准则剔除异常数据后，得到有效数据，然后采用自适应方差加权融合方法对有效数据进行融合计算，如图 1 所示。对于不同的传感器赋予相应的权值，在满足总均方差最小在这一最优条件下，使融合后的均值达到最优<sup>[14-15]</sup>。对应传感器权值可以根据各传感器得到的测量估计值以 1 种自适应的方式获取，即为各传感器最优加权因子。

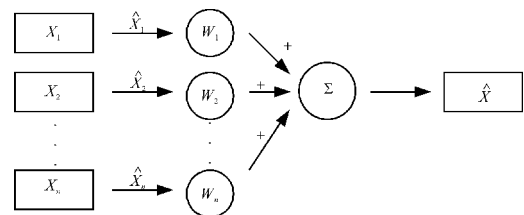


图 1 多传感器自适应加权融合估计模型

设  $n$  个传感器的均方差分别为  $\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_n$ ，所要估计的真值为  $X$ ，各传感器的测量值分别为  $X_1, X_2, \dots, X_n$ ，彼此相互对立，并且是  $X$  的无偏估计。各传感器的加权因子分别为  $W_1, W_2, \dots, W_n$ ，则融合后的均值和加权因子满足以下条件

$$\hat{X} = \sum_{p=1}^n W_p X_p \quad (5)$$

$$\sum_{p=1}^n W_p = 1 \quad (6)$$

数据总均方差根据数字特征公式可表示为

$$\sigma = \sqrt{E[(X - \hat{X})^2]} = \sqrt{E\left[\sum_{p=1}^n W_p^2 (X - X_p)^2 + 2 \sum_{\substack{p=1, q=1 \\ p \neq q}}^n W_p W_q (X - X_p)(X - X_q)\right]} \quad (7)$$

因为  $X_1, X_2, \dots, X_n$ ，彼此之间相互独立，并且为  $X$  的无偏估计，所以

$$E[(X - X_p)(X - X_q)] = 0$$

( $P \neq q; p=1, 2, \dots, n; q=1, 2, \dots, n$ ),故  $\sigma$  可写成

$$\sigma = \sqrt{E \left[ \sum_{p=1}^n W_p^2 (X - X_p)^2 \right]} = \sqrt{\sum_{p=1}^n W_p^2 \sigma_p^2} \quad (8)$$

从式(8)中可知  $\sigma$  是关于各加权因子的多元二次函数,因此  $\sigma$  必然存在最小值。该最小值由加权因子  $W_1, W_2, \dots, W_n$  满足式(6)约束条件的多元函数极值求取。

根据多元函数求极值理论,可求出总均方差最小时所对应的加权因子

$$W_p^* = 1 / \left[ \sigma_p^2 \sum_{i=1}^n \frac{1}{\sigma_i^2} \right] \quad p=1, 2, \dots, n \quad (9)$$

此时所对应的最小均方差为

$$\sigma_{\min} = \left[ \sqrt{\sum_{p=1}^n \frac{1}{\sigma_p^2}} \right]^{-1} \quad (10)$$

以上是根据各传感器在某一时刻的测量值进行的估计。当估计真值  $X$  为常量时,则可根据各传感器历史数据的均值进行估计。从以上分析可知,最佳加权因子决定于各传感器的均方差  $\sigma_p = (p=1, 2, \dots, n)$ ,而  $\sigma_p$  一般不是已知的,可以通过各传感器测量值计算得到<sup>[6]</sup>。

对于第  $P$  个传感器进行  $k$  次测量,其平均值

$$\bar{X}_p(k) = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k X_p(i), (p=1, 2, \dots, n) \quad (11)$$

可得如下自适应递推算式

$$\bar{X}_p(k) = \bar{X}_p(k-1) + \frac{1}{k} (X_p(k) - \bar{X}_p(k-1)) \quad (12)$$

$$\sigma_p(k) = \sqrt{\frac{k-2}{k-1} \sigma_p(k-1)^2 + \frac{1}{k} (X_p(k) - \bar{X}_p(k-1))^2} \quad (13)$$

假设初值  $\bar{X}_p(0) = X_p(0), \sigma_p(0) = 0, \sigma_p(1) = 0$ ,利用式(13)递推得到  $\sigma_p(k)$ ,代入式(9)中求取各传感器的加权因子  $W_p$ ,最终获取当前融合估计值为

$$\hat{X}(k) = \sum_{p=1}^n W_p \bar{X}_p(k) \quad (14)$$

## 2 燃烧试验数据验证

以加力燃烧室试验件进口截面温度测量为例,在试验中采用 4 只电偶把对进口截面进行均布测量,每只电偶把上安装 5 点 K 型热电偶,进口截面热电偶布置如图 2 所示。在某试验状态设计点获取 50 s 试验数据,如图 3 所示。由于进口流场不均匀性造成测量数据不均匀的分布在 790 ~ 820 °C 较大范围内。另

外,传感器安装位置和角度不同、传感器质量状况差异以及测试线路故障等不可预见因素也影响各传感器的测试结果。因此,通过上述测试数据获取反映进口截面温度的真实结果显得尤为必要。

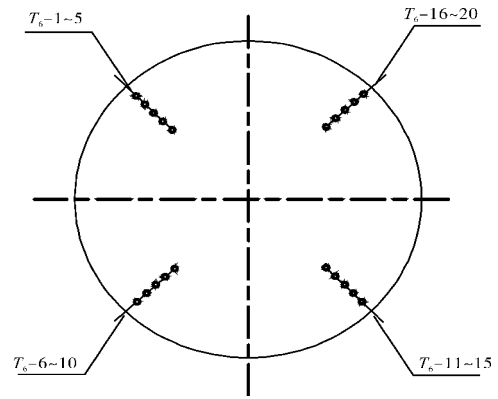


图 2 进口截面热电偶布置(顺航向)

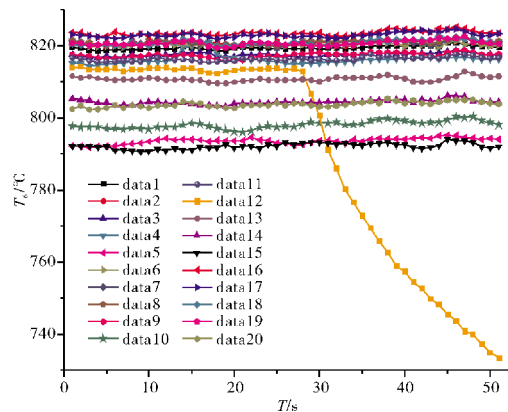


图 3 试验件进口截面试验数据

### 2.1 疏失误差剔除验证

在获取采集数据时,利用格拉布斯准则对同一次多传感器数据进行实时判断,剔除异常数据。选取置信水平  $\alpha=0.05$ ,然后根据传感器数量和选定的显著水平,从表 1 中查出相应的临界值,比较对应传感器计算出  $T$  值与临界值大小关系,确定是否为异常数据。考虑实际工况复杂,在状态调节时,数据波动大,为了保证结果数据反映整个截面综合信息,当判别异常数据超过 6 点时,则认为整个测试数据为无效数据,需排除异常重新试验。通过准则进行判断,结果表明传感器 12 在第 34 s 以后数据为异常传感器数据予以剔除。从图 3 中可见,传感器 12 在第 34 s 以后测量值逐渐减小,并偏离其他传感器测量值正常范围,属于异常传感器,其测量值为异常数据。在试验后经排

查发现传感器 12 损坏。可见,通过格拉布斯准则能准确判别传感器异常数据,并予以剔除,符合判别要求,保证了进一步融合处理的数据一致性。

## 2.2 多传感器数据融合验证

在获取有效数据后,依据式(12)、(13)实时修正各传感器温度均值估计和方差估计,并计算各传感器加权因子,按式(14)计算出融合温度值,然后进行下一时刻采集数据处理,重新确定有效传感器及其数量,进而再进行数据融合处理。为了比较融合方法的有效性,还采用算术平均值法对试验数据进行处理分析,并给出 2 种方法计算的温度值及均方差对比验证结果。温度融合值(fusion value)和算术平均值(mean value)对比结果如图 4 所示。二者均方差  $\sigma$  对比结果如图 5 所示。

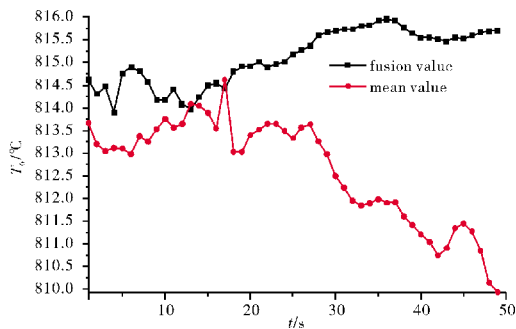


图 4 融合值与均值对比结果

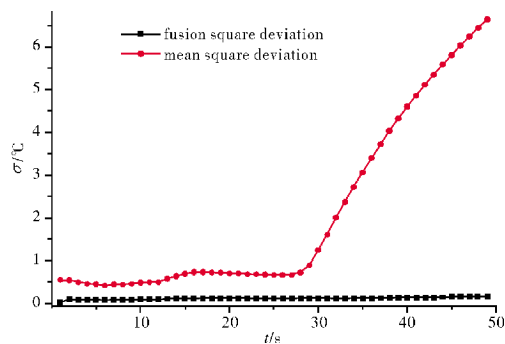


图 5 二者均方差对比结果

从图 4 中可见,融合值相对于算术平均值更平滑,更接近设计点的指标状态。传感器 12 发生故障后,融合值略有升高。通过对图 3 分析可知,由于传感器 12 未发生故障时数据略低于融合值,并参与融合计算。而故障发生后该传感器数据参与计算时权值逐渐减小,直至被判定为异常数据不参与融合计算,进而引起发生故障后融合值比发生故障前略有上升。进一步说明采用多传感器融合方法能够有效抑制个别

传感器故障对融合数据造成较大的影响。从图 5 中可见,采用融合方法的均方差最大值小于 0.2,而采用算术平均值法的均方差为 0.5 左右,并且随着传感器 12 故障的发生,呈逐渐发散趋势,计算结果已经不能反映测试截面的真实状态。通过对比结果可知融合方法的均方差明显小于算术平均值方法的均方差,表明融合具有更高的测试精度。

## 3 结束语

将多传感器自适应加权融合方法应用于加力燃烧室试验进口截面参数测试中。试验结果表明:采用多传感器融合方法可有效处理多传感器测量同一截面参数问题,避免了单传感器或简单算术平均的局限性限制,减少传感器故障等不确定性误差影响,具有较强的抗干扰能力,能够获取更可靠的数据结果。

### 参考文献:

- [1] 师伟,彭炬,谭世海,等.一种基于小波的发动机数据融合算法[J].燃气涡轮试验与研究,2013,26(5):50-53.  
SHI Wei, PENG Ju, TAN Shihai, et al. Multi-sensor data fusion method based on wavelets [J]. Gas Turbine Experiment and Research, 2013, 26(5): 50-53. (in Chinese)
- [2] 宋江乐,章卫国,张竞凯,等.基于证据理论的多传感器信息融合改进方法[J].计算机测量与控制,2013,21(2):547-549.  
ZHU Jiangle, ZHANG Weiguo, ZHANG Jingkai et al. An improved approach to multi-sensors information fusion based on evidence theory [J]. Computer Measurement Control, 2013, 21(2): 547-549. (in Chinese)
- [3] 曾喆昭,王耀南.基于正交神经网络算法的多传感器数据融合方法[J].传感技术学报,2007,20(6):1368-1370.  
ZENG Zhezha, WANG Yaonan. Multi-sensor information fusion approach based on the neural network algorithm with orthogonal basis functions [J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2007, 20(6): 1368-1370. (in Chinese)
- [4] 李时辉.一种多传感器温度数据动态融合方法[J].科技通报,2015,31(1):147-149.  
LI Shihui. The approach of dynamic data multi-sensor temperature data [J]. Bulletin of Science and Technology, 2015, 31(1): 147-149. (in Chinese)
- [5] 于坤林,谢志宇.基于多传感器图像融合的温度场测试系统[J].现代电子技术,2013,36(20):97-99.  
YU Kunlin, XIE Zhiyu. Temperature field test system based on multi-sensor image fusion [J]. Modern Electronics Technique, 2013, 20(36): 97-99.
- [6] 胡金海,夏超,彭靖波.一种基于相邻模块化加权 D-S 的融合诊断方法[J].航空学报,2016,37(4):1174-1183.  
HU Jinhai, XIA Chao, PENG Jingbo. Fusion diagnosis method based on



- modular weighted D-S[J].Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2016, 37(4):1174-1183. (in Chinese)
- [7] 黄漫国,樊尚春,郑德智,等.多传感器数据融合技术研究进展[J].传感器与微系统,2010,29(3):5-8.  
HUANG Manguo,FAN Shanchun,ZHENG Dezhi, et al.Research progress of multi-sensor data fusion technology [J].Transducer and Microsystem Technologies, 2010, 29(3):5-8. (in Chinese)
- [8] 陈希,付型武,张兴元.基于多传感器数据融合啤酒发酵温度监控系统[J].计算机测试与控制,2008,16(6):799-801.  
CHEN Xi,FU Xingwu,ZHANG Xingyuan.Monitoring system of beer fermentation temperature based on multi-sensors data fusion [J].Computer Measurement Control, 2008,16(6):799-801. (in Chinese)
- [9] Esteban J, Starr A, Willettsr, et al.A review of data fusion models and architectures:towards engineering guidelines [J].Neural Computing & Applications,2005,14(4):273-281.
- [10] Fonseca M A,English J M, Arx M V, et al.Wireless micro machined ceramic pressure sensor for high-temperature applications [J].MEMS, 2002,11(4):45-48.
- [11] 刘国华,吕晓柯,时晨,等.初速数据判别方法研究[J].火炮发射与控制学报,2013(3):8-10.  
LIU Guohua, LYU Xiaoke,SHI Chen,et al.Research on discriminating method of muzzle velocity data[J].Journal of Gun Launch and Control, 2013(3):8-10.(in Chinese)
- [12] 肖树臣,秦玉勋,韩吉庆.基于格拉布斯法的试验数据分析方法[J].弹箭与制导学报,2006,27(1):275-277.  
XIAO Shuchen, QIN Yuxun, HAN Jiqing.A test analysis method based on grubs in experiments [J].Journal of Projectiles,Rockets,Missiles and Guidance,2006,27(1):275-277. (in Chinese)
- [13] 高杨,沈重,张永辉.基于多传感器数据融合技术的臭氧监测系统设计[J].传感器与微系统,2014,33(5):66-69.  
GAO Yang, SHEN Chong, ZHANG Yonghui.Design of ozone monitoring system based on multi-sensor data fusion technology[J].Transducer and Microsystem Technologies, 2014, 33(5):66-69. (in Chinese)
- [14] Jian B S, Wang J, Xi Y G.Incremental learning with balanced update on receptive fields for multi-sensor data fusion [J].IEEE Transactions on Systems,Man and Cybernetics-Part B: Cybernetics,2004,34(1):659-665.
- [15] 胡振涛,楚艳萍,刘先省.测量方差自适应的多传感器数据融合算法[J].红外与激光工程,2005,34(6):741-745.  
HU Zhentao,CHU Yanping,LIU Xianxing. Algorithm of multi-sensors data fusion based on the variance of the measured error adaptive[J].Infrared and Laser Engineering, 2005,34(6):741-745.(in Chinese)
- [16] 翟翌立,戴逸松.多传感器数据自适应加权融合估计算法的研究[J].计量学报,1998,9(1):69-74.  
ZHAI Yili,DAI Yisong.Study of adaptive weighted fusion estimated algorithm of multisensor data [J].Acta Metrological Sinica,1998,9(1):69-74. (in Chinese)

(编辑:张宝玲)