

doi: 10.7690/bgzd.2022.06.004

一种基于观测支持度的动态加权融合算法

程贤斌, 高 永, 李 冰, 孟 浩

(海军航空大学航空基础学院, 山东 烟台 264001)

摘要: 为对无人机通过各种同类传感器获取的数据进行融合处理, 得到更精确的导航数据, 提出一种动态加权融合算法。引入观测支持度的概念对传统的平均加权算法进行改进, 通过计算各传感器测量数据间的相互支持度信息, 并依据观测支持度的变化特征, 实时动态更新融合权重进行多传感器数据的融合。将算法应用到实际飞参数据的分析处理, 结果表明: 该算法能够根据传感器数据特征实时调整权重分配, 融合结果较传统的平均加权算法更加准确、可靠。

关键词: 飞参数据; 观测支持度; 动态加权; 数据融合

中图分类号: V279 **文献标志码:** A

A Dynamic Weighted Fusion Algorithm Based on Observation Support

Cheng Xianbin, Gao Yong, Li Bing, Meng Hao

(School of Basic Sciences for Aviation, Naval Aviation University, Yantai 264001, China)

Abstract: In order to obtain more accurate navigation data by fusing the data obtained from various similar sensors of UAV, a dynamic weighted fusion algorithm is proposed. The concept of observation support degree is introduced to improve the traditional average weighted algorithm. By calculating the mutual support degree information between the measurement data of each sensor, and according to the change characteristics of the observation support degree, the fusion weight is dynamically updated in real time to fuse the multi-sensor data. The algorithm is applied to the analysis and processing of actual flight data, and the results show that the algorithm can adjust the weight distribution in real time according to the characteristics of sensor data, and the fusion results are more accurate and reliable than the traditional average weighted algorithm.

Keywords: flight parameter data; observation support; dynamic weighting; data fusion

0 引言

随着无人机技术和自动控制技术的不断发展, 无人机在各领域的应用也不断扩展。自主导航技术是无人机自主控制的重要组成部分, 为增强系统可靠性, 提高导航数据精度, 无人机上的各类硬件设备通常会采用冗余设计^[1-2]。以高度测量为例, 无人机可通过 GPS、无线电高度计以及气压高度计来获取当前飞行高度。对于各传感器传回的数据, 飞控算法中有一套仲裁程序。算法根据传感器类型和用户定义, 给每个传感器确定一个优先级, 然后根据优先级, 采用优先级高的传感器数据。如 Pixhawk 开源飞控对于高度传感器的优先级定义为: 无线电高度计 > 气压高度计 > GPS, 当无线电高度计正常工作时, 气压高度和 GPS 高度是不会被飞控采用的, 这就造成了数据信息的浪费^[3]。通过适当地数据融合算法对不同传感器获取的数据信息进行互补、优化处理, 可以得到精度更高、更可靠的结果。

目前常见的数据融合方法有加权平均法、卡尔曼滤波法、贝叶斯估计法以及 Dempster-Shafer (D-S) 证据理论等。传统的加权平均法实现简单、计算复杂度低, 但权值固定, 对于随时间波动大的数据融合效果不佳。为改善数据融合效果, 笔者提出了许多改进的加权算法。文献[4]提出了一种改进的自适应随机加权算法, 利用测量数据的相对波动变化, 自适应调整融合权重, 能得到较好的融合效果。文献[5]提出一种基于对异常数据检测的自适应加权算法, 筛除了瞬时性、偶发的异常数据对融合结果的影响, 提高了融合结果的准确度。文献[6]针对多传感器非线性随机系统的数据融合问题提出了一种基于无迹卡尔曼滤波的自适应衰落融合算法, 通过局部估计来计算全局最优估计, 提高了非线性随机系统数据融合的适应性和鲁棒性。文献[7]结合神经网络和扩展卡尔曼滤波, 对无人机多传感器数据进行融合, 估算无人机位置信息, 能够得到较准确的结果。D-S 证据理论对于先验概论未知且存在不确

收稿日期: 2022-02-20; 修回日期: 2022-03-23

作者简介: 程贤斌(1993—), 男, 安徽人, 硕士, 从事舰载机动力学与飞行安全技术研究。E-mail: 1427019582@qq.com。

定性的问题，具有较好的融合效果，但在证据间存在较大冲突时，会产生相悖的融合结果^[8-10]。

笔者结合观测值信息和自适应加权理论，提出一种基于观测支持度的动态加权融合算法。通过计算传感器测量值间的相互支持度信息，得出各传感器与其他所有传感器的支持度信息，再根据当前时刻前的一个时间段内的观测支持度变化特征进行权重的动态调整，对观测支持度高、波动小的传感器赋予更高权重，反之则降低权重。最后根据更新后的权重对各传感器的数据进行融合处理，得到最终融合结果。通过实际飞参数据的分析处理表明，该算法能够得到较好的数据融合结果。

1 观测支持度

对于某个待测参数 X ，在一段时间内通过 n 个传感器直接测量得到测量值 $\{Z_1, Z_2, \dots, Z_n\}$ ，其中列向量 Z_i 的长度由采样频率和时间长度决定，第 i 个传感器在 t 时刻的测量值可表示为：

$$Z_i(t) = X + v_i(t). \quad (1)$$

式中： X 为待测参数的真实值； $v_i(t)$ 为第 i 个传感器在 t 时刻的测量误差，误差的先验知识未知。显然当 2 个传感器在 t 时刻的测量值 $z_i(t)$ 和 $z_j(t)$ 相差越大，则两者之间的相互支持度越低；反之，相差越小，则相互支持度越高。因此，引入指数衰减函数来定义 2 个传感器间的相互支持度，传感器 i 和传感器 j 在 t 时刻的支持度可表示为：

$$a_{ij}(t) = e^{-\alpha[z_i(t) - z_j(t)]^2}. \quad (2)$$

通过计算传感器两两之间的支持度，可以得到 t 时刻各个传感器间的支持度矩阵：

$$SD(t) = \begin{bmatrix} 1 & a_{12}(t) & \dots & a_{1n}(t) \\ a_{21}(t) & 1 & \dots & a_{2n}(t) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1}(t) & a_{n2}(t) & \dots & 1 \end{bmatrix}. \quad (3)$$

式中第 i 行除第 i 个元素外其他元素之和 $\sum_{j=1, j \neq i}^n a_{ij}(t)$ 表示传感器 i 与其他传感器的一致性，当 $\sum_{j=1, j \neq i}^n a_{ij}(t)$ 越大时，则表示传感器 i 的测量值与其他多数传感器测量结果一致性高；反之， $\sum_{j=1, j \neq i}^n a_{ij}(t)$ 越小，则一致性越低。对 $\sum_{j=1, j \neq i}^n a_{ij}(t)$ 进行归一化处理，则 t 时刻第 i 个传感器与其他所有传感器测量值的观测支持度可表示为：

$$r_i(t) = \frac{1}{n} \sum_{j=1, j \neq i}^n a_{ij}(t). \quad (4)$$

2 动态加权融合算法

传统的加权平均算法中，赋予某个传感器测量值的权值是固定的，当传感器状态发生改变时，原来的权值可能就不适用于当前状态。因此，通过引入观测支持度来实时监测各个传感器测量值的状态，以此来分配权重，从而实现融合权重的实时调整，避免了因传感器本身状态改变带来的影响。

式(4)反映了传感器 i 在 t 时刻测量值与其他传感器测量值的一致性。由于测量误差和野值的存在，使得某一时刻的观测支持度不能完全反映出传感器的状态。取当前时刻及其前面一段区间上的观测支持度，当观测支持度大且波动小时，则反映在该段区间上传感器的状态较好，应该赋予更大的权值，反之权值应该减小。通过区间上观测支持度均值和方差对权值 λ 进行定量化表示：

$$\lambda_i(t) = \overline{r_i(t)} [1 - \beta \sigma_i^2(t)]. \quad (5)$$

式中 $\overline{r_i(t)}$ 和 $\sigma_i^2(t)$ 为 t 时刻观测支持度的均值和方差，具体可由以下公式计算：

$$\overline{r_i(t)} = \frac{1}{k+1} \sum_{t=T-k}^T r_i(t); \quad (6)$$

$$\sigma_i^2(t) = \frac{1}{k+1} \sum_{t=T-k}^T [\overline{r_i(t)} - r_i(t)]^2. \quad (7)$$

综上，基于观测支持度的数据加权融合算法表达式为：

$$\hat{X}(t) = \sum_{i=1}^n \lambda_i(t) z_i(t) / \sum_{i=1}^n \lambda_i(t). \quad (8)$$

3 飞参数据实例分析

3.1 时间对齐

笔者使用的飞参数据来自 Pixhawk 开源飞控，该飞控以顺序采样的方式对各输入数据源的数据进行采样，参数的重要程度不同，采样频率也不同。重要数据采样频率高，次要数据采样频率则较低，如 IMU 的采样频率为 20 Hz，遥控通道采样频率为 10 Hz，GPS 数据采样频率则只有 5 Hz，因此在同一段飞参数据中，各参数的采样时间以及数据长度是不一致的^[11]。为便于后续数据处理和研究分析，需使用统一的时间轴，通过插值或拟合等方法，对“短”的数据进行补充，对“长”的数据进行删减，这一过程称为时间对齐。下面采用 3 次样条插值对

飞参数数据进行时间对齐操作。

“样条”概念最早产生于制图过程，为在各个离散的已知点之间绘制出平滑的曲线，工程师会将一条有弹性的木条(即“样条”)固定在各个点上，固定点之间木条无约束，这样即可得到一条过所有已知点，任意 2 个固定点间由 3 次曲线连接，固定点处曲线连续且三阶可导的样条曲线。1946 年，Schoenberg 对这一过程进行总结，提出“样条”的概念，并引入数学领域。

$f(x)$ 为给定闭区间 $[a,b]$ 上的函数，存在 $n+1$ 个节点 $a=x_0 < x_1 < \dots < x_n=b$ ，对应函数值为 $f(x_i)$ ， $(i=0, 1, 2, \dots, n)$ ，当函数 $s(x)$ 满足：

- 1) $s(x)$ 在 $[a, b]$ 内二阶连续可导；
- 2) $s(x)$ 在子区间 $[x_i, x_{i+1}]$ 上是次数不超过 3 的多项式；
- 3) $s(x_i)=f(x_i)$ ， $i=0, 1, 2, \dots, n$ 。

则称 $s(x)$ 为函数 $f(x)$ 关于节点 x_0, x_1, \dots, x_n 的 3 次样条函数。3 次样条函数的具体求解过程可参考文献[12]。

以某次飞行的 GPS 高度数据为例，原始数据采样频率为 5 Hz，根据样条插值理论将数据扩充变为 10 Hz，结果如图 1 所示。

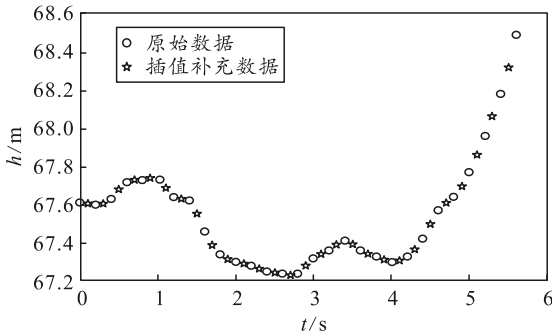


图 1 3 次样条插值结果

3.2 融合算法的实现

动态加权融合算法流程如图 2 所示。

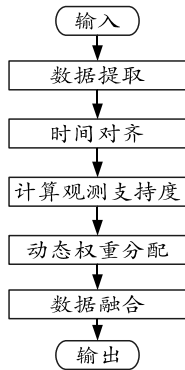


图 2 算法流程

如表 1 所示，提取一段时长为 40 s 的平飞数据，对 GPS、气压高度计以及无线电高度计测量的高度数据进行时间对齐处理。

表 1 不同高度传感器测量值 m

序号	GPS Alt	BARO Alt	SONAR Alt
1	15.10	14.93	15.17
2	15.08	14.92	15.14
3	15.07	14.90	15.11
4	15.06	14.88	15.08
5	15.05	14.86	15.05
6	15.03	14.83	15.02
7	15.11	14.90	15.07
8	15.09	14.91	15.05
...
400	13.62	15.08	15.09

对表中数据进行可视化处理，结果如图 3 所示。

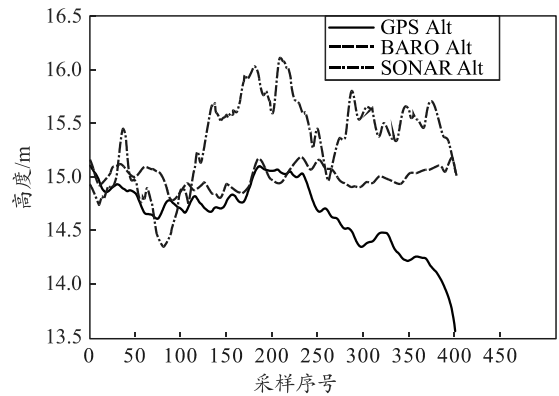


图 3 不同高度传感器测量值

采用传统的加权平均算法和基于观测支持度的改进算法对数据进行融合处理，数据融合结果如图 4 所示。

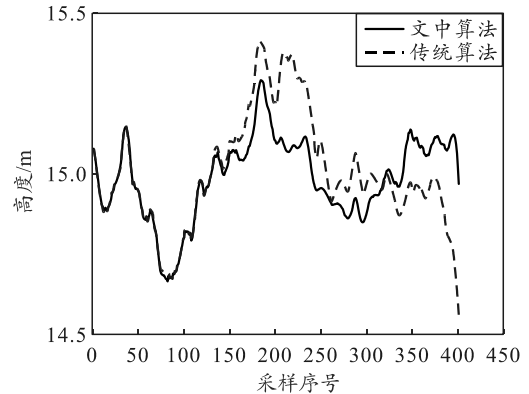


图 4 数据融合结果

在传统加权平均算法中，3 个传感器测量值权重相等，均为 1/3。在笔者提出的算法中，各传感器测量值的权重根据测量值波动动态分配如图 5 所示。

对比以上各图曲线发现，在(1,136)数据区间，2 种算法的融合结果区别不大，这是因为在这个区间内 3 个高度传感器的测量值波动较小，测量值接近，

观测一致性高；因此 3 个测量值分配权重也相近，融合结果与 3 个传感器测量值权重相等时的结果相近，具体如图 5 所示。

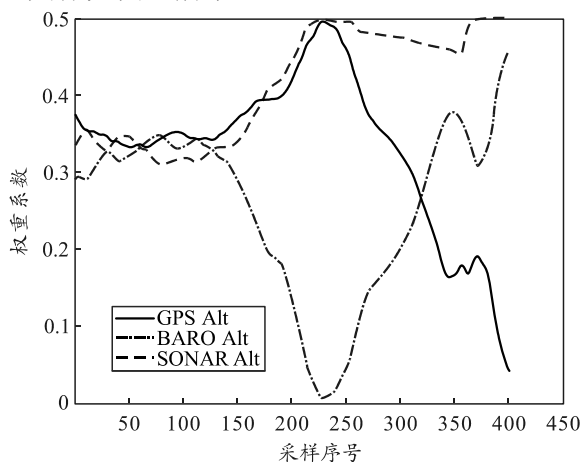


图 5 融合权重动态分配

在(137, 255)数据区间上，传统加权算法融合得到的结果略大于本文中算法融合结果，且偏离真值。在该区间上，气压高度计测量值(BARO Alt)明显偏离 GPS 高度测量值(GPS Alt)和无线电高度计的测量值(SONAR Alt)，传统算法中仍是赋予相同权值；因此测量结果受气压高度计测量值影响。如图 5 所示，在改进算法中，根据该区间内各传感器的测量值计算权重，并重新分配，降低了气压高度计测量值的权重，从而减小其影响，使得融合结果可靠性更高。

如图 4 所示，在(256, 400)数据区间上，3 个传感器测量值相互分散，导致 2 种算法结果差异较大。如图 3 所示，在该区间上，无线电高度计的测量值处于中间，且波动最小。如图 5 所示，根据观测支持度及权重分配规则计算权重，对无线电高度计的测量值赋予更高权重，最终融合结果也更接近于无线电高度计的测量值。

4 结束语

笔者提出的基于观测支持度的数据加权融合算

法，能够根据传感器测量值计算相互间的支持度，实时对各传感器的权重进行动态调整，有效避免了个别传感器发生明显偏离时对融合结果的影响，在一定程度上提高了融合结果的可靠性和准确度。

参考文献：

- [1] 王聪, 张华, 陈财富, 等. 室内非平整地形下无人机定高控制方法研究[J]. 传感器与微系统, 2021, 40(7): 9-12, 6.
- [2] 乔文超, 王红雨, 王鸿东. 基于 BP 神经网络的无人机 IMU 多传感器冗余的补偿算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(12): 19-28.
- [3] 蒋红阳. 基于 STM32 的多旋翼无人机飞行控制器的多余度系统研究[D]. 长春: 吉林大学, 2018.
- [4] 潘作舟, 孟宗, 张光雅, 等. 基于相对波动的自适应信号融合算法[J]. 计量学报, 2021, 42(6): 799-805.
- [5] 郑宝周, 吴莉莉, 李富强, 等. 基于异常数据预处理和自适应估计的 WSN 数据融合算法[J]. 计算机应用研究, 2019, 36(9): 2750-2754.
- [6] GAO B, HU G, GAO S, et al. Multi-Sensor Optimal Data Fusion Based on the Adaptive Fading Unscented Kalman Filter[J]. Sensors, 2018, 18(2): 488.
- [7] 叶润, 刘鹏, 张凌浩, 等. 基于多传感器数据融合的无人机 GPS 欺骗检测研究[J]. 计算机测量与控制, 2020, 28(12): 6-12.
- [8] SONG Y, WANG X, ZHU J, et al. Sensor dynamic reliability evaluation based on evidence theory and intuitionistic fuzzy sets[J]. Applied Intelligence, 2018, 48(11): 1-22.
- [9] 孙全, 叶秀清, 顾伟康. 一种新的基于证据理论的合成公式[J]. 电子学报, 2000, 28(8): 117-119.
- [10] 周恩帆, 马俊, 周永杰, 等. 一种 D-S 证据理论的多传感器数据融合算法[J/OL]. 小型微型计算机系统, <https://kns.cnki.net/kcms/detail/21.1106.TP.20210510.0911.002.htm>.
- [11] 韩志成. 基于数据仲裁算法的多旋翼飞控器相似冗余内核技术研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2019.
- [12] 谢文博. 基于小波和插值理论提高无人机飞行轨迹定位精度的研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2020.