

DOI:10.16356/j.1005-2615.2024.04.018

多源信息融合的飞行器大气数据估计算法

段 鏢¹, 徐尤松², 张 勇³

(1. 中国直升机设计研究所, 景德镇, 333001; 2. 南京航空航天大学航空学院, 南京, 210016;

3. 南京航空航天大学无人机研究院, 南京, 210016)

摘要: 针对飞行器在高速飞行时受气流干扰、惯性高度易发散等问题, 从传感器数据融合角度出发, 提出了容积卡尔曼滤波(Cubature Kalman filter, CKF)融合嵌入式大气数据观测系统和惯性导航系统(Inertial navigation system, INS)估计飞行器实时大气数据的算法。算法使用非线性方程对惯性系统、卫星定位系统和大气系统间的关系建模, 结合传感器的数据, 计算飞行器速度和高度, 进而估算出迎角和侧滑角等参数。实验结果显示: 本文所提出的方法在估计气流角和马赫数方面具有较高的精度和较强的稳定性。

关键词: 大气数据估计; 卫星定位系统; 惯性导航系统; 嵌入式大气数据传感系统; 容积卡尔曼滤波

中图分类号: V241

文献标志码: A

文章编号: 1005-2615(2024)04-0750-06

Estimation Algorithm for Aircraft Atmospheric Data Integration Using Multi-source Information Fusion

DUAN Biao¹, XU Yousong², ZHANG Yong³

(1. China Helicopter Design and Research Institute, Jingdezhen 333001, China;

2. College of Aeronautics, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing 210016, China;

3. UAV Research Institute, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: To address airflow interference and inertial altitude dispersion during high-speed aircraft flight, a novel algorithm integrating cubature Kalman filter (CKF), air data observation system, and inertial navigation system (INS) is proposed for real-time aircraft air data estimation through sensor data fusion. The algorithm utilizes nonlinear equations and models interactions among the inertial system, satellite positioning system, and air data system to integrate sensor data for computing aircraft velocity and altitude, followed by estimation of parameters such as angle of attack and sideslip. Experimental results demonstrate the high accuracy and stability of the proposed method in estimating airflow angle and Mach number.

Key words: air data estimation; satellite positioning system; inertial navigation system (INS); flush air data sensing system (FADS); cubature Kalman filtering (CKF)

对于高速飞行器而言, 大气数据包括空速 (V_i)、迎角 (α)、侧滑角 (β)、总压 (q_i)、静压 (P_∞) 等参数, 其测量精度和可靠性直接关系到靶机控制系统的正常工作及性能发挥, 影响飞行安全和质量^[1]。目前普遍使用探针传感技术测量大气数据, 凸出的空速管和风向标不仅在高速飞行时测量数

据不准, 还会影响飞行器的机动和隐身性能^[2]。为了解决上述问题, 科研人员开始寻找更为可靠的测量方法。

参照海燕与信天翁鼻孔的原理, 嵌入式大气数据传感系统 (Flush air data sensing system, FADS) 被设计出来^[3], 它采用嵌入在飞行器前端不同位置

基金项目: 国家自然科学基金 (52272369)。

收稿日期: 2024-02-01; **修订日期:** 2024-07-15

通信作者: 徐尤松, 男, 研究员, E-mail: xuyousong@nuaa.edu.cn。

引用格式: 段鏢, 徐尤松, 张勇. 多源信息融合的飞行器大气数据估计算法[J]. 南京航空航天大学学报, 2024, 56(4):750-755. DUAN Biao, XU Yousong, ZHANG Yong. Estimation algorithm for aircraft atmospheric data integration using multi-source information fusion[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2024, 56(4):750-755.

上的压力传感器阵列测量飞行器表面的压力分布,根据测得的压力值,按照相关算法解算得到大气数据^[4]。美国 Dryden 飞行研究中心在 20 世纪 60 年代开始对 FADS 进行研究,在理论上证明了该系统可满足现代飞行器对飞行速度、机动性等方面的要求。

惯性导航系统(Inertial navigation system, INS)短时间的导航精确度高于 FADS,但其突出缺点是受到漂移误差影响,导航的精度随着时间的增长而降低。为解决这些问题,将大气数据系统、惯导系统组合使用是较为常见的一种方式^[5]。20 世纪末,FADS 被首次应用在飞行器上,标志着该系统的可行性。近年来,陆辰等^[6]提出了一种基于 FADS 的扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman filter, EKF)实时估计大气参数的方法,验证了大气数据系统的测量范围和可靠性;Karlgaard 等在研究火星探测器着陆阶段的空气数据估计时,使用全状态(速度和姿态)惯性量的辅助,与原有的大气数据处理算法相比,精度得到了提升^[7]。

全球卫星导航系统(Global navigation satellite system, GNSS)拥有全天候、全时段精准定位等优点,在航空航天领域被广泛用于定位授时、定速、定姿,但其易受电磁干扰和障碍物遮挡,在用于高空飞行器定位时,大气电离层和对流层的延迟误差不易补偿,导致精度较低。因此人们将其与 INS 的结合,构成组合导航系统^[8]。此外,研究表明,加入 FADS 对于有限时间的 GPS 信号中断能够恢复这一时期的漂移状态估计误差^[9]。

容积卡尔曼滤波(Cubature Kalman filter, CKF)被认为是近似高斯积分中最理想的算法,在应用于高维系统时不会像无迹卡尔曼滤波(Unscented Kalman filter, UKF)在滤波过程中可能会出现协方差非正定的情况^[10]。

为了提升算法在复杂飞行状态时对参数的估计能力、进一步降低误差,本文提出一种基于 CKF 的大气数据和全状态惯导数据估算真空速(马赫数)、迎角和侧滑角的方法。方法利用 INS 测量的惯性数据、GNSS 测量的速度与位置数据、FADS 测量大气数据,通过 CKF 滤波,解算出精度更高的迎角、侧滑角和马赫数,有利于飞行器在超声速/高超声速环境下精确解算大气数据。在实际飞行之中,复杂环境下更精确的迎角、侧滑角、马赫数可更加有效地控制飞行器的姿态,有效避免失速等危险情况的发生,同时还可提升飞行器的飞行效率和自主导航精度^[11-15]。

1 算法设计

1.1 GNSS/INS 滤波

状态向量 $X = [\lambda, L, h, V_x, V_y, V_z, \theta, \psi, \phi]$, 其中 (λ, L, h) 分别为经度、纬度和高度; (V_x, V_y, V_z) 分别为地面坐标系的三轴速度,地面坐标系 xyz 三轴定义为:东向、南向、垂直地面向下,即为 (θ, ψ, ϕ) 。飞行器机体坐标系 $x_1y_1z_1$ 三轴正方向分别为:机头、右侧和向下的朝向,所以起飞时刻如果机头朝向正东,则地面坐标系与起飞时刻机体坐标系重合。算法流程图见图 1。图中: V_{GNSS} 为 GNSS 解算的三轴速度; P_{GNSS} 为 GNSS 解算的三轴位置; p_i 为压力, i 为测压孔的序号; θ, ψ, ϕ 为三轴姿态角; A_x, A_y, A_z 分别为沿 x, y, z 轴的加速度; $\omega_\theta, \omega_\psi, \omega_\phi$ 分别为陀螺的俯仰角速度、偏航角速度和滚转角速度; \hat{V}, \hat{P} 分别为滤波器输出的三轴速度和滤波器输出的三轴位置; V_{INS}, P_{INS} 分别为 INS 解算的三轴速度和 INS 解算的三轴位置。

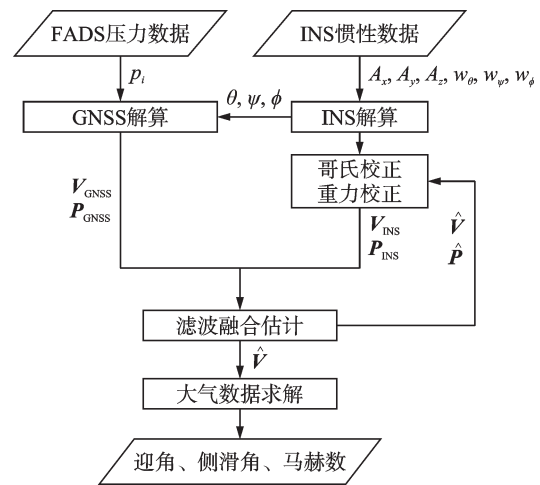


图 1 GNSS/INS 滤波流程图

Fig.1 Flow chart of GNSS/INS filtering

图 1 所示的 CKF 滤波方法是仅融合 GNSS 与 INS 的松组合算法,在解算完成后,根据三轴速度与三轴位置通过数据后处理(图中大气数据求解部分)计算迎角、侧滑角和马赫数。

系统的状态方程简记为

$$\dot{X} = f[X, u] + w \quad (1)$$

式中: u 为输入向量; w 为状态噪声。

选取 GNSS 接收机输出的飞行器位置、速度信息,作为观测量,则

$$Z = [\lambda_G, L_G, h_G, V_{xG}, V_{yG}, V_{zG}]^T \quad (2)$$

观测方程为

$$Z = h(x) + v \quad (3)$$

式中: $h(\cdot)$ 为线性函数,表示取其自变量的前 6 项; $v = [v_\lambda, v_L, v_h, v_{V_x}, v_{V_y}, v_{V_z}]$ 为观测噪声。

1.2 FADS/GNSS/INS滤波

上述GNSS/INS滤波中,观测量仅为GNSS测量的对地速度,而GNSS的采样率较低,测量的高度误差较大。虽然有一些技术可以由特定的GNSS天线测量姿态角,但误差较大,融合方法将FADS数据纳入滤波的模型中,可以添加空速、气流角(迎角、侧滑角)和气压高度的校正,这涉及到两个以上的传感器数据融合。这种情况目前有两种处理方法:集中式卡尔曼滤波和分布式卡尔曼滤波。在精度方面,集中式滤波略好,但其状态维度高、计算量大,这里使用分布式卡尔曼滤波。算法示意图如图2。其中, V_{FADS} 为FADS解算的速度; P_{FADS} 为FADS解算的位置; V_{GF} 为GNSS和FADS数据融合后得到的速度; P_{GF} 为GNSS和FADS数据融合后得到的位置;与原有的GNSS/INS融合相比,加入了FADS的数据,在解算后得到速度与位置信息,与GNSS进行预处理,得到一步融合的位置和速度,再经自适应容积卡尔曼滤波获得求解大气数据的必要参数。

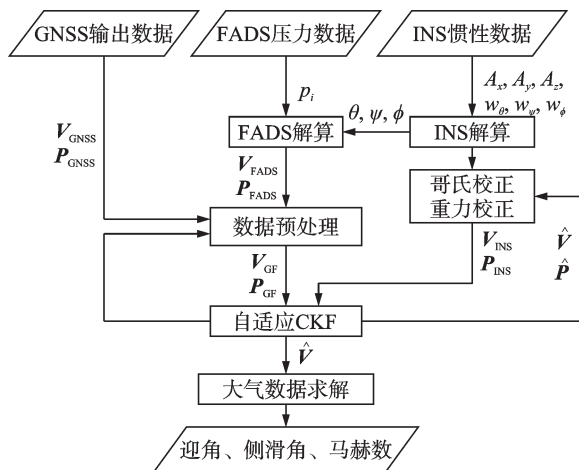


图2 FADS/GNSS/INS滤波流程图

Fig.2 Flow chart of FADS/GNSS/INS filtering

以高度为例,当飞行高度增大时,气压随高度的上升而降低的速率减慢,FADS基于静压测量的高度值误差较大,而GNSS基于伪距的测量方法在较宽的高度范围中都保持恒定的误差。因此,设计算法在滤波开始前预处理FADS和GNSS测量的高度,以一个置信度较高的高度数据作为后续滤波的观测量之一^[16]。按照上述逻辑,构建预处理算法,具体步骤如下:

(1)根据GNSS的高度误差统计特性,选取其误差方差 R_G 。

(2)根据FADS解算的高度误差统计特性,令其在1 km时误差方差为 R_{F1} ,在10 km时误差方差为 R_{F2} 。

(3)根据GNSS输出的高度值,计算 h_{GF} ,其计算公式为

$$h_{GF} = \begin{cases} \frac{R_G h_F + R_{F1} h_G}{R_G + R_{F1}} & h_G < 1 \text{ km} \\ \frac{1}{9} \left(\frac{R_G h_F + R_{F2} h_G}{R_G + R_{F2}} - \frac{R_G h_F + R_{F1} h_G}{R_G + R_{F1}} \right) (h_G - 1) + \frac{R_G h_F + R_{F1} h_G}{R_G + R_{F1}} & 1 \text{ km} \leq h_G < 10 \text{ km} \\ \frac{R_G h_F + R_{F2} h_G}{R_G + R_{F2}} & h_G \geq 10 \text{ km} \end{cases} \quad (4)$$

(4)为避免滤波发散,每一时刻计算的 H_{GF} 不代入下一次迭代。

同理, xyz 轴速度也具有类似的性质,使用同样的方法进行预处理后,得到FADS与GNSS数据融合的速度($V_{xGF}, V_{yGF}, V_{zGF}$)。为了控制变量,系统方程与GNSS/INS的系统方程相同。

因在高超声速状态下,GNSS输出的水平位置误差普遍小于FADS,为简化计算,直接使用GNSS接收机输出的经纬度作为观测量的前两项,构造观测向量,如式(2,3)所示。

FADS/GNSS/INS三者融合的EKF使用上述融合后的观测量,并对观测方差进行自适应调整,预测状态向量为

$$\hat{X}_R = f(\hat{X}_{k-1}, u_{k-1}) \quad (7)$$

预测误差协方差矩阵为

$$\hat{P} = F P_{k-1} F^T + Q_{k-1} \quad (8)$$

使用抗差估计的思想,结合观测误差对卡尔曼增益进行校正,当纵向速度较大时, H_{GF} 的误差方差较大,纵向速度较小时, H_{GF} 的误差方差较小,因此需要对观测的高度误差方差进行自适应校准,在恰当的时候膨胀或压缩观测高度所对应的方差。记观测误差方差阵的主对角线第三项为 R_k ,通过适当扩大异常观测的方差可以消除和削弱粗差对参数估值的影响,构建自适应容积卡尔曼滤波具体步骤如下:

(1)设置一个范围 r ,用以调节 R_k 的取值范围,即

$$r = \{ R_k: R_{kmin} \in R, R_{kmin} \leq R_k \leq R_{kmax} \} \quad (9)$$

(2)设定一个可以接受的较小正数 V_{min} ,当 V_z 的绝对值小于 V_{min} ,即: $|X_k(6)| < V_{min}$ 时, $R_k = R_{kmin}$;当 V_z 的绝对值大于 V_{min} ,即: $|X_k(6)| > V_{min}$ 时,有

$$R_k = \frac{1}{|X_k(6)| - V_{min} + 1} R_{kmin} +$$

$$\frac{|X_k(6)| - V_{\min}}{|X_k(6)| - V_{\min} + 1} R_{k_{\max}} \quad (10)$$

当 $V_z \rightarrow \infty$ 时, $R_k = R_{k_{\max}}$

(3)将校准后的观测误差方差带入卡尔曼增益求解方程。

(4)更新状态向量,并输出;更新误差协方差矩阵,等待计算下一步的滤波^[17-18]。

2 仿真实验及分析

本文提出的新型多数据融合算法目的在于提高多源信息融合的大气数据估计系统的稳定性和精度,因此以 FADS/GNSS/INS 组成的估计系统为例,开展仿真实验,验证算法性能。设载体的初始位置为北纬 30°、东经 103°,各系统的噪声如表 1 所示。在仿真实验过程中,飞行器经历起飞、巡航、降落 3 个阶段,单次飞行时间设置为 1 000 s。

表 1 仿真噪声设置

Table 1 Simulation noise setting

参数	数值
加速度计误差/(m·s ⁻²)	0.05
陀螺仪误差/(°·s ⁻¹)	0.01
压力传感器误差/Pa	100
GNSS x/y/z轴速度误差/(m·s ⁻¹)	0.5
GNSS x/y轴位置误差/m	10
GNSS z轴(高度)误差/m	20

设置 GNSS 高度误差为 20 m, FADS 高度误差在随海拔高度的增大而增大,在高度为 0~20 km 的范围内,误差最小为 1 m,最大为 100 m,使用式(7)的高度自适应融合算法,得到滤波预处理后的高度-高度误差曲线图如图 3 所示。

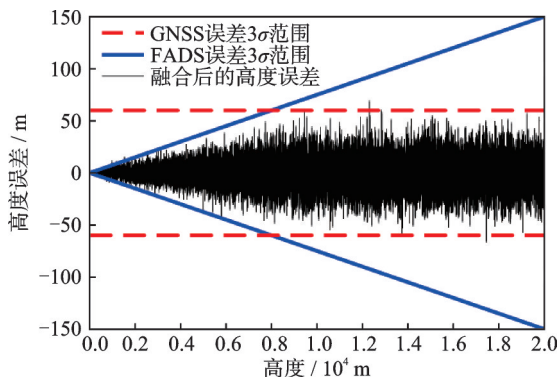


图 3 滤波预处理后的高度-高度误差曲线图

Fig.3 Height-height error curves after filter preprocessing

在 0~20 km 的高度下,预处理后高度数据的误差比 GNSS 和 FADS 的单一误差都小,可以达到根据高度自动调节权重并获得高精度高度数据的作用。

加入 FADS 数据前后迎角的估计误差如图 4 所示。在图中,加入 FADS 数据前,整个飞行过程中迎角估计误差绝对值的最大值为 0.261 7°;加入 FADS 数据后,误差绝对值的最大值为 0.122 2°。

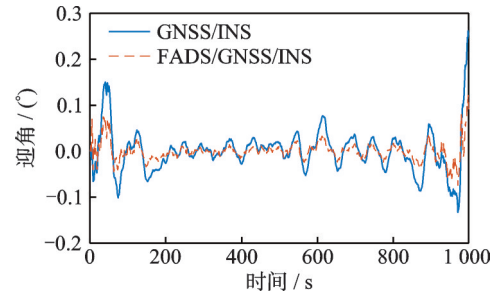


图 4 迎角误差对比

Fig.4 Error comparison of angle of attack

侧滑角误差对比(对比 GNSS/INS 和 FADS/GNSS/INS)如图 5 所示,加入 FADS 数据前,整个飞行过程中侧滑角估计误差绝对值的最大值为 0.183 5°;加入 FADS 数据后,误差绝对值的最大值为 0.111 6°。

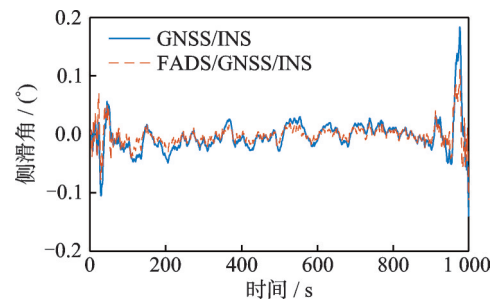


图 5 侧滑角误差对比

Fig.5 Error comparison of sideslip angle

在加入 GPS 数据前,整个飞行过程中高度估计误差绝对值的最大值为 416 m;加入 GPS 数据后,误差绝对值的最大值为 69.5 m。

马赫数估计范围为 1~8,加入 FADS 数据前马赫数的估计误差最大值约为 0.011 7;加入后的估计误差最大值约为 0.007 0。

上述误差数据汇总如表 2 所示,其中 Max 表示对应参数误差绝对值的最大值,Std 表示对应参数误差的标准差。

表 2 单次仿真误差统计信息表

Table 2 Single simulation error statistics table

参数	GNSS/INS		FADS/GNSS/INS	
	Max	Std	Max	Std
迎角/(°)	0.261 7	0.047 3	0.122 2	0.020 1
侧滑角/(°)	0.183 5	0.027 8	0.111 6	0.018 3
马赫数	0.011 7	0.004 5	0.007 0	0.002 5
高度/m	69.54	16.84	69.54	9.397

重复100次实验,记录每次实验的误差最大值,绘制误差-频率统计图(图6~8)。如图6所示,新算法(结合FADS数据)将最大迎角误差的最大概率分布由0.2°降低为0.1°,且图像显示新算法的最大误差的分布更加紧凑,对应了误差方差(标准差)更小,估计精度更加稳定。

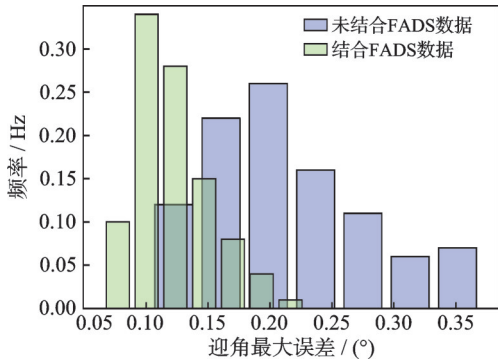


图6 迎角最大误差频率分布

Fig.6 Maximum error frequency distribution of angle of attack

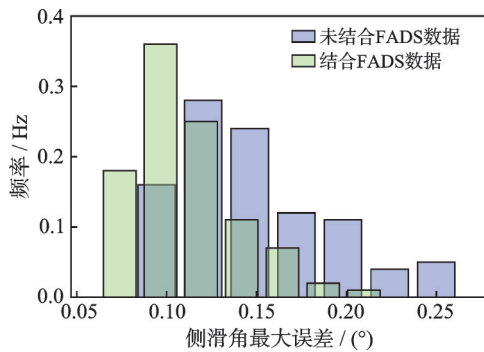


图7 侧滑角最大误差频率分布

Fig.7 Maximum error frequency distribution of sideslip angle

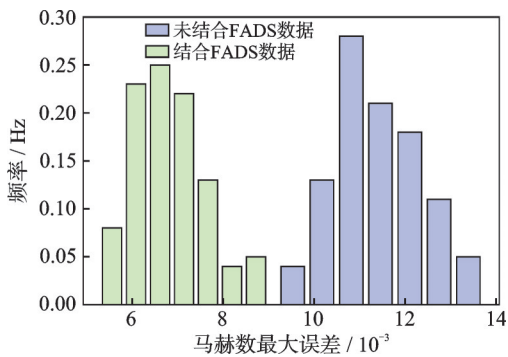


图8 马赫数最大误差频率分布

Fig.8 Maximum error frequency distribution of Mach number

在100次、每次1000s的滤波数据中,对各融合算法进行迎角、侧滑角和马赫数误差绝对值的最大值、误差标准差统计,新增使用EKF作为滤波方法的FADS/GNSS/INS融合效果进行对比,误差统计信息如表3所示。

表3 100次仿真误差统计信息表

Table 3 Statistics table for 100 simulation errors

参数	GNSS/INS		FADS/GNSS/INS(EKF)		FADS/GNSS/INS(CKF)	
	Max	Std	Max	Std	Max	Std
迎角/(°)	0.370 4	0.042 0	0.288 2	0.024 0	0.228 1	0.020 6
侧滑角/(°)	0.262 9	0.027 5	0.250 3	0.028 6	0.221 0	0.017 5
马赫数	0.013 7	0.004 7	0.011 0	0.001 6	0.009 0	0.002 5
高度/m	96.64	17.00	88.54	9.559	88.54	9.559

100次的重复实验表明,新算法对迎角和侧滑角的估计误差(最大值)分别降低了38.4%、15.9%;对马赫数的估计误差(最大值)降低了34.3%;对高度的估计误差(最大值)降低了8.38%。新算法对迎角和侧滑角的估计误差(标准差)分别降低了51.0%、36.4%;对马赫数的估计误差(标准差)降低了46.8%。与EKF算法的滤波结果比较,CKF对迎角、侧滑角和马赫数的估计误差更低,高度估计未纳入主滤波过程,所以误差相同。

3 结 论

本文针对高速飞行器飞行时受气流干扰、惯性高度易发散等问题,提出了一种基于FADS/GNSS/INS的大气数据估计算法。该算法将FADS测量的大气数据换算为速度、高度等信息,与GNSS的信息进行融合,再对容积卡尔曼滤波进行改进,以INS的数据作为输入量,提高了算法对大气数据的估计能力。仿真实验验证了新算法的可行性,相比原有的GNSS/INS算法,新算法对迎角和马赫数的估计误差降低30%以上,对侧滑角的估计误差降低了约15%。在实际飞行场景中往往会遇到风速较大或气压高度不稳定的情况,此时FADS计算的空速、高度等值与GNSS计算的地速存在较大误差,此时直接将其融合较为不妥。为了解决这一问题,未来可以结合气象信息对算法进行相应的优化。一种可能的优化方法是引入风速和气压高度的实时气象信息,以校正FADS计算值和GNSS计算值之间的差异。根据实时气象数据,可以对飞行器在大气环境中的运动进行更精确的建模和预测,从而提高估算方法的准确性和稳定性。

此外,还可以考虑引入其他传感器数据,如大气压力传感器、气象雷达等,以提供更多的信息来校准和优化估算方法。通过综合利用多源数据和先进算法,可以有效应对飞行中可能出现的复杂环境变化,提高估算方法在实际飞行场景中的适用性和可靠性。这样的改进将有助于确保飞行器在各

种气象条件下能够精确地估算出真空速、迎角和侧滑角等重要参数,提高飞行安全性和性能。

参考文献:

- [1] 何梓君, 阙梦怡, 程鉴皓, 等. 先进飞行器大气数据传感技术的发展与展望[J]. 测控技术, 2023, 42(9): 87-91.
HE Zijun, QUE Mengyi, CHENG Jianhao, et al. Development and prospects of advanced aircraft air data sensing technology[J]. Measurement & Control Technology, 2023, 42(9): 87-91.
- [2] JIA Q, HU J, HE Q, et al. An algorithm to improve accuracy of flush air data sensing[J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(13): 14987-14996.
- [3] QUINDLEN J, LANGELAAN J. Flush air data sensing for soaring-capable UAVs[C]//Proceedings of the 51st AIAA Aerospace Sciences Meeting Including the New Horizons Forum and Aerospace Exposition. [S.l.]: AIAA, 2013.
- [4] 杨胜江, 赵景朝, 杨志红. 嵌入式大气数据传感与惯性导航信息融合方法研究[J]. 战术导弹技术, 2016(2): 95-100.
YANG Shengjiang, ZHAO Jingzhao, YANG Zhihong. Information fusion method of flush air data sensing and inertial navigation[J]. Tactical Missile Technology, 2016(2): 95-100.
- [5] 丁智坚, 周欢, 吴东升, 等. 嵌入式大气数据测量系统技术研究进展[J]. 宇航学报, 2019, 40(3): 247-257.
DING ZhiJian, ZHOU Huan, WU Dongsheng, et al. Review of flush air data sensing system[J]. Journal of Astronautics, 2019, 40(3): 247-257.
- [6] 陆辰, 李荣冰, 刘建业, 等. 融合惯导与飞控系统信息的飞行大气全参数估计算法[J]. 控制与决策, 2017(2): 174-178.
LU Chen, LI Rongbing, LIU Jianye, et al. Calculation method for air data based on information from inertial navigation system and flight control system [J]. Control and Decision, 2017(2): 174-178.
- [7] KARLGAARD C D, KUTTY P, SCHOENENBERGER M. Coupled inertial navigation and flush air data sensing algorithm for atmosphere estimation[J]. Journal of Spacecraft and Rockets, 2017, 54(1): 128-140.
- [8] 殷美茹. 基于GPS/INS的车辆运动状态无迹卡尔曼估计方法[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2021.
YIN Meiru. GPS/INS-BASED unscented Kalman estimation method of vehicle motion state[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2021.
- [9] RIJNSDORP J. Performance of a flush airdata sensor in a particle filter-based re-entry navigation system[D]. Delft: Delft University of Technology, 2017.
- [10] 葛磊. 容积卡尔曼滤波算法研究及其在导航中的应用[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2013.
GE Lei. Research on cubature Kalman filter and its application for navigation[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2013.
- [11] 王禹, 郑伟, 童建忠, 等. 飞翼飞机嵌入式大气数据系统算法研究[J]. 测控技术, 2022, 41(9): 101-106.
WANG Yu, ZHENG Wei, TONG Jianzhong, et al. Flush air data sensing system algorithm of flying wing aircraft[J]. Measurement & Control Technology, 2022, 41(9): 101-106.
- [12] 蒋保睿, 刘鹏, 肖地波. 基于UKF的FADS/INS融合大气数据估计[J]. 宇航计测技术, 2022, 42(4): 31-36.
JIANG Baorui, LIU Peng, XIAO Dibo. Air data estimation of FADS/INS fusion based on UKF[J]. Journal of Astronautic Metrology and Measurement, 2022, 42(4): 31-36.
- [13] WHITMORE S, COBLEIGH B, Haering, JR E. Design and calibration of the X-33 flush airdata sensing (FADS) system[C]//Proceedings of the 36th AIAA Aerospace Sciences Meeting and Exhibit. [S.l.]: AIAA, 1998: 201.
- [14] ZHANG X T, CUI N, WANG X G, et al. The vision-based relative navigation using improved adaptive cubature huber-based filtering[C]//Proceedings of 21st AIAA International Space Planes and Hypersonics Technologies Conference. [S.l.]: AIAA, 2017.
- [15] 詹洋燕. 改进的UKF及其在多速率SINS/GNSS中的应用[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2016.
ZHAN Yangyan. Improved UKF and its application in multi-rate SINS/GNSS[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2016.
- [16] WU M, DING J, ZHAO L, et al. Design and performance evaluation of an adaptive hybrid coherent and non-coherent GNSS vector tracking loop[C]//Proceedings of the 2017 International Technical Meeting of the Institute of Navigation. [S.l.]: [s.n.], 2017: 1129-1146.
- [17] JULIER S J, UHLMANN J K. Unscented filtering and nonlinear estimation[J]. Proceedings of the IEEE, 2004, 92(3): 401-422.
- [18] MENG D, MIAO L, SHAO H, et al. A seventh-degree cubature Kalman filter[J]. Asian Journal of Control, 2018, 20(1): 250-262.