

融合气象观测数据的高精度大气数据 估计算法研究

蒋保睿¹, 肖地波¹, 张勇², 王志强³, 林茜³

(1. 成都信息工程大学 自动化学院, 成都 610225;

2. 南京航空航天大学 无人机研究院, 南京 211106;

3. 湖南华南光电(集团)有限责任公司, 湖南 常德 415005)

摘要: 针对嵌入式大气数据观测系统(FADS)与惯性导航系统(INS)在计算飞行器大气数据时易受风速变化造成参数估计不准确的问题, 文章提出一种融合FADS/INS/气象观测数据的大气数据解算方法; FADS依靠飞行器外表面的气压分布直接计算大气数据, INS提供姿态角与加速度, 气象观测数据包括气压-高度的对应关系与风速矢量; 融合过程结合FADS压力模型、飞行器运动模型和大气观测数据构建状态方程与观测方程, 并采用滤波预处理、扩展卡尔曼滤波估计出精确的空速矢量和高度, 结合INS数据进一步转换得到大气数据; 仿真结果表明, 文章提出的方法与现有未融合气象观测数据的算法相比, 在攻角和侧滑角估计方面, 估计误差降低30%, 在马赫数估计方面误差降低了89%, 在气压高度方面误差降低93%, 估计精度得到有效提高。

关键词: 嵌入式大气数据系统; 惯性导航系统; 气象观测数据; 信息融合; 扩展卡尔曼滤波

High Precision Air Data Estimation Algorithm with Meteorological Observation

JIANG Baorui¹, XIAO Dibo¹, ZHANG Yong², WANG Zhiqiang³, LIN Qian³

(1. School of Automation, Chengdu University of Information Technology, Chengdu 610225, China;

2. Unmanned Aerial Vehicles Research Institute of Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China; 3. Hunan Huanan Optoelectronic (Group) Co. Ltd, Changde 415005, China)

Abstract: Aiming at the problem that the flush air data sensor system (FADS) and inertial navigation system (INS) are prone to inaccurate parameter estimation caused by wind speed changes when calculating aircraft air data. An air data solution method is proposed in this paper to integrate FADS/INS/meteorological observation data. The FADS calculates the air data based on the pressure distribution on the outer surface of the aircraft directly. The INS provides the attitude angle and acceleration. Meteorological observation data include the pressure altitude correspondence and wind speed vector. The fusion process combines the FADS pressure model, aircraft motion model and air data to build the state and observation equation, and uses filtering preprocessing and extended Kalman filter to estimate the precise airspeed vector and altitude, and further converts the INS data to obtain the air data. Simulation results show that the method proposed in the paper is effective in improving the estimation accuracy by reducing the estimation error by 30% in angle of attack and sideslip estimation, 89% in Mach estimation, and 93% in barometric altitude compared with the existing algorithms without fused meteorological observation data.

Keywords: flush air data system; inertial navigation system; aeronautical meteorology; extended kalman filter

0 引言

飞行器运动方向与其周围空气的运动方向间的夹角是重要的飞行数据之一, 机体与空气的相对速度大小体现在空速与马赫数上, 与空气的相对速度方向体现在攻角与侧滑角上^[1], 攻角、侧滑角、马赫数、动压和静压统称为大气

数据。大气数据系统(ADS, air data system)可以对上述大气数据进行测量, 目前普遍使用的探针式大气数据系统由三部分组成: 安装在飞机前端的(空速管、角度传感器等)、进行数据解算的计算机、显示与数据输出装置。ADS技术成熟^[2], 当前多种民航飞机、战斗机和运输机均广泛采用此系统, 如空客与波音的客机、中国的运八运输机,

收稿日期: 2022-10-07; 修回日期: 2022-11-01。

基金项目: 四川省科技计划(2020YFG0177); 四川省无人系统智能感知控制技术工程实验室开放课题(WRXT2021-004)。

作者简介: 蒋保睿(1998-), 男, 安徽滁州人, 硕士研究生, 主要从事智能感知与智能计算方向的研究。

通讯作者: 肖地波(1986-), 男, 四川德阳人, 博士, 讲师, 主要从事飞行器大气数据测量和多源信息融合技术方向的研究。

引用格式: 蒋保睿, 肖地波, 张勇, 等. 融合气象观测数据的高精度大气数据估计算法研究[J]. 计算机测量与控制, 2022, 30(12): 276-283, 291.

美国的 F-35 战斗机, 俄罗斯的苏-30 战斗机上均安装了以空速管为标志的传统大气数据系统^[3]。

空速管又名皮托管, 可以直接测量总压和静压, 动压与静压的比值与马赫数两个之间存在确定的、单调的非线性函数关系, 因此通过空速管可以较为简便的求出马赫数。角度传感器安装于飞行器表面, 运用风向标原理测量攻角和侧滑角。但空速管和角度传感器突出安装于飞行器顶端的结构存在易受外力损坏、增加雷达反射面积、影响飞行器本身气动性能等问题^[4]。并且风标式传感器缺少成熟的冗余解决方案, 即使设置了多个传感器互为备份, 依然发生过惨痛的事故。如 2018 年和 2019 年, PT Lion Mentari 航空公司和埃塞俄比亚航空公司发生了两起重大空难, 导致数百人死亡。经过漫长的调查, 一个根本原因是波音公司的 737MAX 客机在飞行过程中对攻角传感器的测量异常, 这反过来影响了飞行控制系统, 并最终导致坠毁^[5]。综上所述, 确保大气数据的准确测量具有重要意义, 直接关系到整个飞行安全。但传统的探针式大气数据系统诸多问题使得人们开始寻求更加可靠的估计方法。

近年来, 随着航空事业的发展, 各种先进飞行器, 如高超声速、隐身等飞行器的出现, 使得传统的大气数据系统越来越难以满足飞行器对大气数据的测量要求, 多种新型的大气数据系统被提出从数据解算原理进行区分, 这些新型大气数据系统可分为嵌入式大气数据系统 (FADS, flush air data sensing system)、光学/多普勒大气数据系统、虚拟大气数据系统。

嵌入式大气数据系统依靠嵌入在飞行器前端的测压孔将压力引入到内部的压力传感器上, 并通过大气数据计算机从压力传感器上敏感到的压力来计算出攻角、侧滑角、动压和静压等大气数据^[6]。FADS 的关键技术主要包括测压孔布局、压力分布模型及解算、冗余及故障管理、与其他系统融合等, 得到了广泛研究^[7-11]。压力分布模型用以描述压力分布于大气数据之间的关系, 通过求解该模型可以得到攻角, 侧滑角, 动压, 静压四个参数, 剩余大气参数可通过上述四个量计算得到^[7]。FADS 是典型的多传感器系统, 加上现代飞行器工作环境可能越来越恶劣, 发生故障的可能性增加, FADS 的冗余设计和故障管理也是 FADS 研究的主要内容之一, FADS 的结构使得其冗余备份和故障管理较为方便^[8]。由于 FADS 技术中的压力感受装置内嵌于飞行器内与飞行器表面平齐, 因此不会影响气动外形, 适用于大马赫数、大攻角的飞行状态, 对帮助助航也有积极作用; 同时, 由于 FADS 系统的压力传感器一般置于飞行器仓内, 这使其更能适应高超声速飞行和恶劣的飞行环境, 因此 FADS 技术代表了大气数据传感技术未来的发展方向, 将在未来各类新型飞行器中得到更为广泛的应用^[9-11]。FADS 主要由取气装置、引气管路、压力测量单元、数据预处理单元以及一系列软件算法组成, 工作过程包括压力传感器数据采集与数据转换、大气数据计算

机计算与输出两个部分。经解算得到攻角、侧滑角、动静压与马赫数, 通过飞行器表面特定区域的压力分布反推得到飞行参数^[12]。

受限于传感器的测量误差、传感器阵列的建模偏差和压力传递延迟, 通常 FADS 计算的马赫数等大气数据误差较大。而广泛运用在导航与控制系统的惯性导航系统 (INS, inertial navigation system) 恰好具有瞬时精度高、采样周期短的特点, 大量研究表明 INS 与全球导航卫星系统 (GNSS, global navigation satellite system) 的数据融合能得到高精度的位置和速度信息^[13]。但其无法估计有风时的攻角和侧滑角, 也无法通过有效的方式获得空速。因此, FADS 与 INS 融合可以用来估计大气数据。肖地波等人将惯性测量元件输出的数据与 FADS 数据进行融合, 建立高维度飞行状态模型, 获得长期可靠且准确的飞行数据^[14]。Lugo 等融合 FADS 和 INS 估计火星降落器的大气数据^[15]。Prabhu 等提出了大气数据冗余分析方法, 在大气数据传感器故障时利用最优扩展卡尔曼滤波算法依靠惯性元件提供大气传感器故障时的测量^[16]。蒋保睿等使用 FADS 与 INS 的数据, 经非线性滤波算法计算, 在无风或风速可以忽略的情况下可以得到较为精确的大气数据^[17]。贾乾磊等在建立 FADS 气动模型后, 使用模糊理论处理数据, 利用聚合运算进行数据融合, 提高了 FADS 的测量精度^[18]。但是当风速过大以至不可忽略时, INS 根据地速输出数据, 与 FADS 测量的空速间存在差值, 导致地速与空速实为不同的速度参数, 此时简单的融合已经失去意义。为此, Rhudy 等人考虑了风扰动、GPS 速度分量和本体速度分量, 即考虑了空速、地速和它们的差值, 提出了一种无人机姿态、航向和风速的估计算法, 结合 GPS 和 ADS、INS 的数据, 提高实际大气环境下获取大气数据的准确性^[19]。Q. Z. He 等将定常风场作为弹道速度测量中的未知定常偏差, 采用两级 EKF 进行传感器融合。当风速、攻角、侧滑角传感器工作时, 两级 EKF 估计风速、攻角、侧滑角、风速。当传感器不工作时, 实现风速、攻角、侧滑角的信息重建。风场数据的添加完美地实现了飞控系统中关键传感器的信息融合和重构, 该系统通常被称为 VADS, 比传统的 ADS 更可靠^[20]。程胡华等研究了风场随时间的变化规律, 用大量实验证明了 3.5 小时内的观测数据最有利于修正风场模型^[21]。

与风速同样属于大气扰动的还有气压等压面的漂移现象, 在通常情况下, FADS 只能通过当地国际标准气压 (ISA, international standard atmosphere) 表计算高度, 这样的气压表存有高度与气压的对应关系。然而这种关系是在假设空气为理想标准大气条件下得到的, 受到气流、温度等条件影响, 精度较低。如果飞行器飞行地点的实际大气状况不符合标准的条件, FADS 测量的气压便不能正确反映所在地的真实高度, 存在“原理误差”。据测量, 同为 10 000 m 处的气压, 7 月与 12 月的气压最大相差 20 hPa, 相当于 500 米的高度差^[22]。而通过观测可以获得各海拔高

度对应的气压值,进而补偿原理误差。鲍雪通过实验,补偿了气压高度原理误差的惯性/气压高度计/GPS 组合导航系统,结果显示气压补偿使原有组合导航系统的高度误差明显减小^[23]。

本文在上述分析的基础上,提出了新的飞行器大气数据估计方法,该方法为了充分获取可用数据,在飞行器起飞前收集近期的气象观测信息,预测出当地风速和气压高度数据并导入系统,依靠气象、FADS、INS 三者信息估计大气数据。在不使用其他设备辅助的条件下,在风速不可忽略、气压高度漂移的情况下估计气流角和马赫数的大小。

1 模型建立

各高度下大气风场包括四个部分:平均风、大气紊流、风切变和突风。平均风是风速的基准值,大气紊流现象的形成和出现与很多因素有关,热交换、地形因素甚至飞机尾流都会形成紊流。风切变是指平均风的时间或空间变化。低空风切变是影响飞机飞行安全的一大因素。突风即俗称的阵风,可以叠加在平均风或紊流上面进行分析。风速观测分为风向观测和风速观测,可以结合上述风速模型,通过风向标、风速计、多普勒测风雷达等设备进行观测^[24]。

在周围环境无风或风速已知时,可从 INS 获得攻角和侧滑角:

$$\begin{cases} \alpha_{INS} = \arctan\left(\frac{V_z^B}{V_x^B}\right) \\ \beta_{INS} = \arctan\left(\frac{V_y^B}{\sqrt{V_x^B + V_z^B}}\right) \end{cases} \quad (1)$$

其中:下标 INS 表示从 INS 数据估计得到的值; V_x^B, V_y^B, V_z^B 为机体坐标系下 INS 测得的三轴速度。由于 INS 系统并不能快速的敏感风速的变化,式在实际使用时并不能准确的反应风速对攻角和侧滑角的影响,所以 INS 测得的攻角 α_{INS} 和侧滑角 β_{INS} 的精度较差,只作为滤波初值或进行定性分析。

FADS 测压孔处测得的压力与当地表面外形、攻角、侧滑角、动压和静压有关,可以描述为^[25]:

$$\begin{pmatrix} p_1 \\ \vdots \\ p_i \\ \vdots \\ p_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos^2\theta_i & 1 \\ \vdots & \vdots \\ \cos^2\theta_i & 1 \\ \vdots & \vdots \\ \cos^2\theta_n & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} q_c \tau\left(\frac{q_c}{P_\infty}\right) \\ P_\infty \end{pmatrix} \quad (2)$$

其中: p_i 为第 i 个孔的压力数据, θ_i 为第 i 个测压孔处的气流入射角,定义为来流方向与当地表面法线方向的夹角, q_c 与 p_∞ 分别为自由流动压与静压, $\tau(\cdot)$ 为某一动静压之比对应的修正系数。因为 q_c/P_∞ (即动静压之比) 与马赫数呈确定的单调函数关系,所以 $\tau(\cdot)$ 可以理解为马赫数的函数 $\tau(Ma)$,经牛顿理论可以确定 $\tau(Ma)$ 为一个单调增函数。

设置位于机头附近的五个测压孔组成本文所用的 FADS,其中一个孔位于机头中心,其余 4 个孔均匀分布在其四周,如图 1 所示。

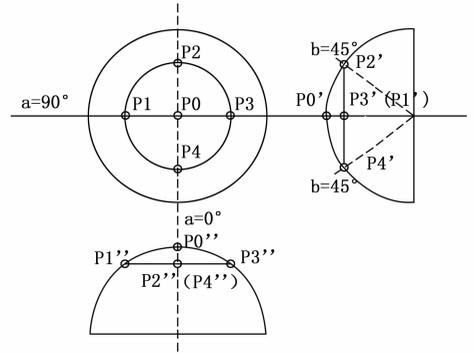


图 1 测压孔位置示意图

分别选择竖直对称轴和水平对称轴上的三个测压孔,使用“三点法”得到局部攻角与局部侧滑角,如下式^[26]:

$$\begin{cases} \beta_e = \begin{cases} \tan^{-1}\left(-\frac{B'}{A'} \pm \sqrt{\left(\frac{B'}{A'}\right)^2 - \frac{C'}{A'}}\right), & A' \neq 0 \\ \frac{1}{2} \tan^{-1} \frac{C'}{B'}, & A' = 0 \end{cases} \\ \alpha_e = \begin{cases} \frac{1}{2} \tan^{-1} \frac{A}{B}, & |\alpha| \leq 45^\circ \\ \frac{1}{2} (\pi - \tan^{-1} \frac{A}{B}), & |\alpha| > 45^\circ \end{cases} \end{cases} \quad (3)$$

式中, α_e 和 β_e 分别为测压孔处的当地攻角和当地侧滑角,往往通过校准得到自由流攻角和侧滑角^[26]; A, B, C 和 A', B', C' 均可由测压孔位置和实时测量的压力值得,前者与竖直方向的测压孔有关,后者与水平方向的测压孔有关,其具体表达式见参考文献 [26]。

马赫数 Ma 可由动静压之比 P_t/P_∞ 迭代求解^[27]。气压高度 H_p 是静压 P_∞ 的单调函数,随 P_∞ 的增加呈单调递减的关系,故可以根据任何一值求解另一值;结合温度,可以得到当地音速。获得这些值后,三轴空速可由下式求解:

$$\begin{cases} V_T = \sqrt{(V_{Tx}^B)^2 + (V_{Ty}^B)^2 + (V_{Tz}^B)^2} \\ V_{Tx}^B = V_T \cos\alpha \cos\beta \\ V_{Ty}^B = V_T \sin\beta \\ V_{Tz}^B = V_T \sin\alpha \cos\beta \end{cases} \quad (4)$$

其中: $V_{Tx}^B, V_{Ty}^B, V_{Tz}^B$ 分别为机体坐标系下的三轴空速, V_T 为机体坐标系下的飞行器总空速。需要注意的是,式中 α, β 和地面坐标系下的空速均完全由 FADS 测得,没有引入 INS 的数据。基于大气数据观测时精度可能较低。为了提高估计精度,建立如下滤波模型:

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{X}} = f(\mathbf{X}, \mathbf{u}) + \mathbf{w} \\ \mathbf{Z} = h(\mathbf{X}) + \mathbf{v} \end{cases} \quad (5)$$

其中: $\mathbf{X} = (\lambda, L, H, V_{N_x}^N, V_{N_y}^N, V_{N_z}^N, \varphi, \psi, \theta)$ 为状态量, λ, L 分别为纬度和经度, $V_{N_x}^N, V_{N_y}^N, V_{N_z}^N$ 分别表示为地面坐标系下的飞行器相对地面的速度, φ, ψ, θ 分别表示滚转角、偏航角和俯仰角, $\mathbf{u} = (A_x, A_y, A_z, \omega_\varphi, \omega_\psi, \omega_\theta)^T$ 为输入量, A_x, A_y, A_z 分别表示本体系下的三轴加速度, $\omega_\varphi, \omega_\psi, \omega_\theta$ 分别表示滚转角速度、偏航角速度和俯仰角速度, \mathbf{w} 为系统噪

声向量, \mathbf{v} 为量测噪声向量。

$f(\cdot)$ 的具体形式为:

$$\begin{bmatrix} \dot{\lambda} \\ \dot{L} \\ \dot{H} \\ V_{N_x}^N \\ V_{N_y}^N \\ V_{N_z}^N \\ \dot{\varphi} \\ \dot{\psi} \\ \dot{\theta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{V_{N_x}^N}{[(R_N + h) \cos L]} \\ -\frac{V_{N_y}^N}{[(R_M + h) \cos L]} \\ -V_{N_z}^N - \begin{bmatrix} \omega_{ie,x} \\ \omega_{ie,y} \\ \omega_{ie,z} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \omega_{m,x} \\ \omega_{m,y} \\ \omega_{m,z} \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} V_{N_x}^N \\ V_{N_y}^N \\ V_{N_z}^N \end{bmatrix} \\ + g + \mathbf{C}_B^N \begin{bmatrix} A_x \\ A_y \\ A_z \end{bmatrix} \\ \omega_\varphi \\ \omega_\psi \\ \omega_\theta \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中, \mathbf{C}_B^N 为本体坐标系到地面坐标系的变换矩阵, 可由 INS 输出的姿态角确定。 $-2\omega_{ie} \times \mathbf{V}_N^N$ 为哥氏加速度修正, ω_{ie} 为表示地球自转角速度, \mathbf{V}_N^N 为飞行器速度矢量, 下标为对应坐标轴上的速度分量, $-\omega_m \times \mathbf{V}_N^N + g$ 为重力加速度与向心加速度修正, ω_m 表示飞行器相对于地球球心的角速度, g 为重力加速度。

h 是一个线性函数, 用于取其自变量的第 4-6 项, 因其自变量 \mathbf{X} 为一个 9 行的向量, 所以此处 $h(\mathbf{x})$ 为 \mathbf{X} 左乘 3 行 \times 9 列的矩阵, 观测矩阵 h 的具体形式为:

$$\mathbf{h} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (7)$$

2 算法设计

因为 INS 测量的速度为飞行器相对于地面的速度, FADS 测量的为空速, 根据实时气象观测信息的风速数据推测实际风速的大小和方向, 进而使 FADS 与 INS 在计算上优势互补。INS 测量的速度误差来源于惯性测量元件 (加速度计与角速度计) 的零偏、初始对准过程中的误差和离散化累加造成的算法误差等; FADS 对攻角和侧滑角的测量误差主要来源于压力传感器的精度、压力传感器阵列的建模偏差; 对高度、马赫数的测量误差除了源自于传感器测量精度问题外还受到国际标准气压与当地实际气压偏差的影响。风速、大气压强观测误差主要来源于气象观测精度。

用飞行器模型与 INS 的数据对飞行状态建模, 建立系统的状态方程; 由 FADS 和气象观测融合的数据作为观测值, 构建滤波模型如式所示, 输出高精度的空速矢量与飞行高度, 即可计算出攻角、侧滑角、马赫数等大气参数。

算法主要过程如下:

1) FADS 大气数据解算: FADS 根据压力测量值独立解算出攻角、侧滑角、马赫数和当地音速, 攻角和侧滑角采用式所示的三点法公式计算, 马赫数和静压采用迭代求解^[28], 气压高度根据静压得到, 当地空速根据气压高度

获取;

2) 计算地面坐标系下飞行器相对于空气的速度: 根据 FADS 输出的攻角 α 、侧滑角 β 、马赫数 Ma 、当地音速 V_{air} 和 INS 系统输出的姿态角 (φ, ψ, θ) , 可以得到飞行器在地面坐标系下的三轴空速分量:

$$\begin{bmatrix} V_{Tx}^N \\ V_{Ty}^N \\ V_{Tz}^N \end{bmatrix} = \mathbf{C}_B^N \begin{bmatrix} Ma V_{air} \cos \alpha \cos \beta \\ Ma V_{air} \sin \beta \\ Ma V_{air} \sin \alpha \cos \beta \end{bmatrix} \quad (8)$$

其中: $V_{Tx}^N, V_{Ty}^N, V_{Tz}^N$ 分别为飞行器速度在地面坐标系 X, Y, Z 三轴的分量。

3) 当前风速初步估计: 根据飞行前输入系统的气象观测数据, 采用外插的方法预测出当前的风速。

4) 地面坐标系下飞行器相对于地面的速度估计: 由气象观测数据估计的风速 $(V_{windx}, V_{windy}, V_{windz})$ 加上地面坐标系下的三轴空速可以得到地面坐标系下飞行器相对于地面的三轴速度。

5) 计算飞行器高度和马赫数: 将实际测量的海拔高度与大气静压的对应关系带入算法中, FADS 实时测量气压的大小, 并由气象预报信息构建高度与气压的对应关系, 达到对高度值的校准功能。算法结构如图 2 所示。

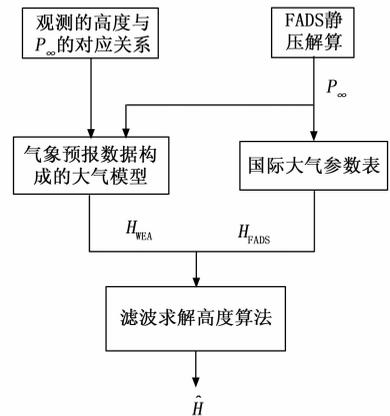


图 2 高度校正示意图

图中 FADS 计算得到的静压数据 P_∞ 可通过 ISA, 由静压与高度的关系换算出高度 H_{FADS} , 此高度精度较低。另一方面, 气象观测数据中提取出观测的高度与 P_∞ 的对应关系, 与静压 P_∞ 进行对比, 得到气象预报与 FADS 数据结合的 H_{WEA} 。

图中滤波求解高度算法, 一方面使用 H_{FADS} , 另一方面使用 H_{WEA} , 通过两者的统计特性, 令前者的方差为 P_1 , 后者的方差为 P_2 , 经滤波融合 2 个高度数据, 获得输出的 \hat{H} 。具体的滤波计算过程如下:

(1) 确定 P_0, P_1, P_2 初值。初始时刻的 P_0 取一阶单位矩阵, \hat{H} 的初值取 H_{FADS} 。 P_1 和 P_2 的确定方法参照正态分布样本估计方差的方法, 对若干个样本计算样本方差来代替总体方差。例如: 在同样的高度下, 采集 n 个 H_{FADS} 的值, 令其为 x_1, x_2, \dots, x_n ; 采集 n 个 H_{WEA} 的值, 令其为 $y_1,$

y_2, \dots, y_n , 则 P_1 、 P_2 的求解公式为:

$$\begin{cases} \bar{x} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n}, \bar{y} = \frac{\sum_{i=1}^n y_i}{n} \\ P_1 = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n-1}, P_2 = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}{n-1} \end{cases} \quad (9)$$

(2) 计算增益 K 并更新方差 P_0 :

$$\begin{cases} P_0' = P_0 + P_1 \\ K = P_0'(P_0' + P_2)^{-1} \\ P_0 = P_0' - K \cdot P_0' \end{cases}$$

上述三个公式, 第一个公式表示更新方差, 式中 P_0' 是对高度 \hat{H} 的方差的估计值; 第二个公式用于计算增益, K 为滤波过程的增益, 其值越大说明 H_{wea} 越可信; 第三个公式用于更新方差, 式中 P_0 为更新后的高度 \hat{H} 的方差。

(3) 计算 \hat{H} :

$$\hat{H} = H_{\text{FADS}} + K(H_{\text{WEA}} - H) \quad (10)$$

(4) 计算结束判断: 第 (3) 步计算得到的 \hat{H} 即为输出的高度, 若仍有待估计的值, 则继续 (2) ~ (4) 步的迭代计算, 直至所有序列全部计算结束。

经过上述过程获得高度的估计值 \hat{H} 后, 进一步结合温度, 可以计算当地音速, 再结合飞行器空速, 根据定义得到马赫数 Ma 的进一步估计值。

6) 计算地速估计值: INS 输出三轴加速度 (A_x, A_y, A_z)、角速度 ($\dot{\varphi}, \dot{\psi}, \dot{\theta}$) 和地速 $V_{N_x}^N, V_{N_y}^N, V_{N_z}^N$ 经过一个扩展卡尔曼滤波过程得到精确的飞行器地速估计值 $\hat{V}_{N_x}^N, \hat{V}_{N_y}^N, \hat{V}_{N_z}^N$, 估计地速的算法结构如图 3 所示。

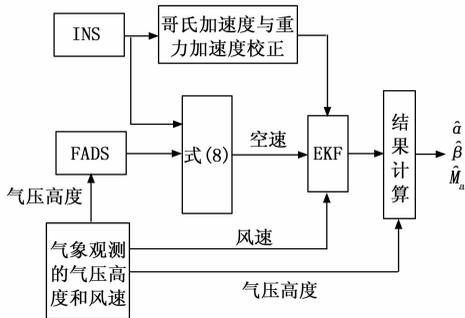


图 3 融合气象观测估计算法结构图

根据 INS 测量值、FADS 测量值和气象观测数据构建式 (5) 所示的状态方程和观测方程, 通过一个扩展卡尔曼滤波的过程来获取飞行器相对于地面三轴速度的精确估计值, 具体的 EKF 滤波过程如下:

(1) 设定滤波初值。令 $k=1$, 初始时刻的状态滤波误差协方差矩阵 P_1 取随机的 9 维对角矩阵, 状态量 X_1 的各项取值使用已知的系统状态初值。

(2) 对于 $k-1$ 时刻的状态滤波误差协方差矩阵 P_{k-1} , 经下式得到预测协方差矩阵:

$$P_{k|k-1} = \Phi_k P_{k-1} \Phi_k^T + Q \quad (11)$$

(3) 由 $k-1$ 时刻的输入向量、状态向量 X_{k-1} 和状态

转移方程估计 k 时刻的状态 $X_{k|k-1}$:

$$X_{k|k-1} = f(X_{k-1}, u_{k-1}) \quad (12)$$

估计观测值:

$$Z_k = H_k X_{k|k-1} \quad (13)$$

(4) 求卡尔曼增益:

$$K = P_{k|k-1} H_k^T [H_k P_{k|k-1} H_k^T + R]^{-1} \quad (14)$$

(5) 更新状态与协方差矩阵:

$$\begin{aligned} \hat{X}_k &= X_{k|k-1} + K(Z_k - Z_{k|k-1}) \\ P_k &= (I_n - KH_k) P_{k|k-1} \end{aligned} \quad (15)$$

(6) 重复循环上述 2~4 步的过程。

7) 计算空速估计值: 地速减去风速即可得到估计的空速 ($\hat{V}_{Tx}^N, \hat{V}_{Ty}^N, \hat{V}_{Tz}^N$), 再经过坐标系变换可得到机体坐标系下的空速分量 ($\hat{V}_{Tx}^B, \hat{V}_{Ty}^B, \hat{V}_{Tz}^B$)。

8) 计算大气数据估计值: 上面获得机体坐标系下飞行器的三轴速度分量, ($\hat{V}_{Tx}^B, \hat{V}_{Ty}^B, \hat{V}_{Tz}^B$) 可以转换得到攻角 $\hat{\alpha}$ 、侧滑角 $\hat{\beta}$ 和马赫数 \hat{M}_a 的精确估计值, 具体的计算公式为:

$$\begin{cases} \hat{\alpha} = \arctan\left(\frac{\hat{V}_{Tz}^B}{\hat{V}_{Tx}^B}\right) \\ \hat{\beta} = \arctan\left(\frac{\hat{V}_{Ty}^B}{\sqrt{(\hat{V}_{Tx}^B)^2 + (\hat{V}_{Tz}^B)^2}}\right) \\ \hat{M}_a = \frac{\sqrt{(\hat{V}_{Tx}^B)^2 + (\hat{V}_{Ty}^B)^2 + (\hat{V}_{Tz}^B)^2}}{V_{air}} \end{cases} \quad (16)$$

上述过程在 FADS 和 INS 信息融合估计大气数据的过程中, 融入了气象观测数据中包含的大气风、气压等大气信息, 在不增加额外的机载设备的情况下, 利用了更多的有用信息, 理论上能够获得更加精确的大气数据估计值。

3 仿真实验

为了验证上述算法的有效性, 采用数值仿真对算法进行验证。假设飞行过程包括上升、巡航和下降过程, 飞行高度 0.01~20 km (0.01 km 以下未采集数据), 马赫数 0.1~7 (0.1 马赫以下未采集数据), 飞行时间 1 000 s。

风速考虑平均风和大气紊流, 平均风在 $x/y/z$ 轴上的分量在 -30~30 m/s 中变化, 紊流由文献 [29] 的方法进行建模。压力传感器噪声和 INS 系统噪声均建模为一阶马尔科夫过程^[30]。在同一水平面气压观测噪声为 15 Pa (3σ), 风速观测数据采用飞行前 3.5 小时观测的数据, 观测噪声为高斯白噪声。

因气象观测数据分为风速数据与气压数据, 在仿真实验中先分析风速数据融合后的滤波效果, 再探究完整的气象观测数据融合后的效果。

3.1 风速融合仿真实验

如图 3 所示, 在上述仿真条件下, 融合风速观测与未融合任何气象观测数据的 EKF 滤波估计方法^[31]估计得到的攻角与侧滑角估计曲线如图 4 所示, 对应的误差曲线如图 5 所示, 马赫数及其误差曲线如图 6 所示。

从图 4~图 6 中可以看出: 考虑风速情况下, 在融合了气象观测数据中的风速后, 本文提出的融合估计算法能够在整个飞行过程中获取攻角、侧滑角和马赫数的估计值;

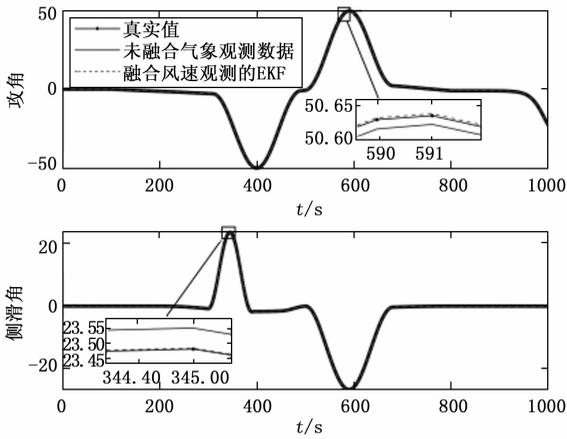


图 4 融合气象观测风速信息的角度估算曲线

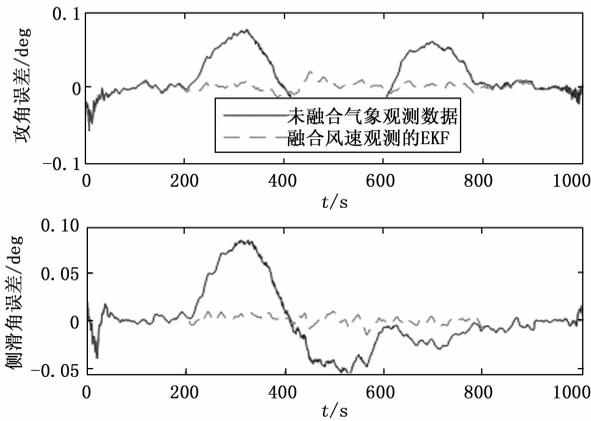


图 5 融合气象观测风速信息的角度误差曲线图

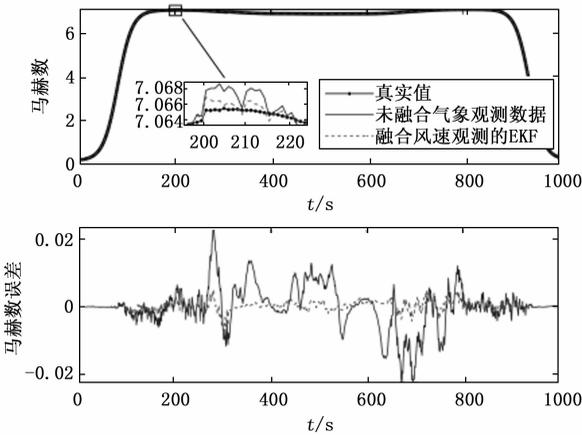


图 6 融合气象观测风速信息的马赫数误差曲线

并且, 相对于仅融合 FADS/INS 的大气数据估计算法, 本文所提出的融合了气象观测数据的风速后的算法在攻角、侧滑角和马赫数的估计上, 精度都有了明显提高。

为进一步定量分析误差情况, 计算出攻角、侧滑角、马赫数估计误差的最大值 (误差绝对值的最大值) 和平均值 (误差绝对值的平均值), 分别如表 1~3 所示。

表 1 攻角误差统计表(风速融合)

	最大值	平均值
未融合气象观测数据	0.077 5	0.026 0
融合风速观测的 EKF	0.057 2	0.004 9
估计范围	-50~50°	

表 2 侧滑角误差统计表(风速融合)

	最大值	平均值
未融合气象观测数据	0.084 9	0.022 6
融合风速观测的 EKF	0.042 6	0.004 1
估计范围	-20~20°	

从表 1 和表 2 中的数据可以得到如下结论: 相对于仅仅融合 FADS 和 INS 数据, 融合了气象观测数据后, 最大误差降低了四分之一, 平均误差降低了四分之三, 融合气象观测数据对于提高估计精度有明显作用。

表 3 马赫数误差统计表(风速融合)

	最大值	平均值
未融合气象观测数据	0.023 5	0.004 1
融合风速观测的 EKF	0.007 1	0.001 0
估计范围	0.1~7	

通过表 3 的数据, 可以看出融合风速观测对马赫数的估计精度提升明显。

以上为攻角, 侧滑角, 马赫数与气压高度的统计特性。通常, 飞行器大气数据系统获取的大气数据还包括静压、动压和气压高度, 其中气压高度和静压存在一一对应关系, 而马赫数、动压和静压三项可以在获取其中两项的同时求得最后一项。

3.2 气压融合仿真实验

在同样的仿真条件下, 将风速观测数据修改为不同高度层的气压高度, 对 ISA 校准, 得到式所述的气压高度 H , 并由此计算当地声速和马赫数。估计得到的马赫数及其误差曲线如图 7, 气压高度及其误差曲线如图 8。攻角与侧滑角的修正主要在风速观测数据融合阶段, 气压观测数据融合未更改其值。

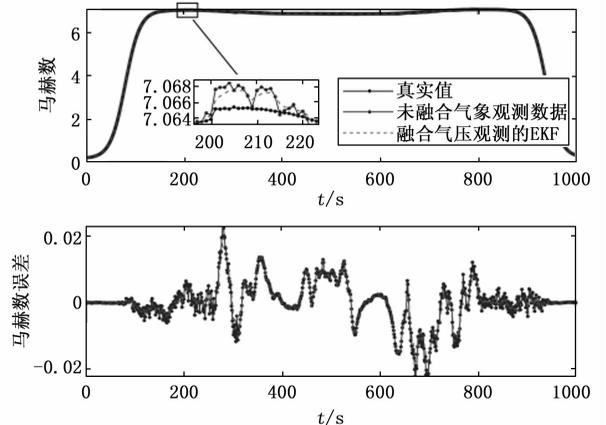


图 7 融合气压观测信息前后马赫数及误差

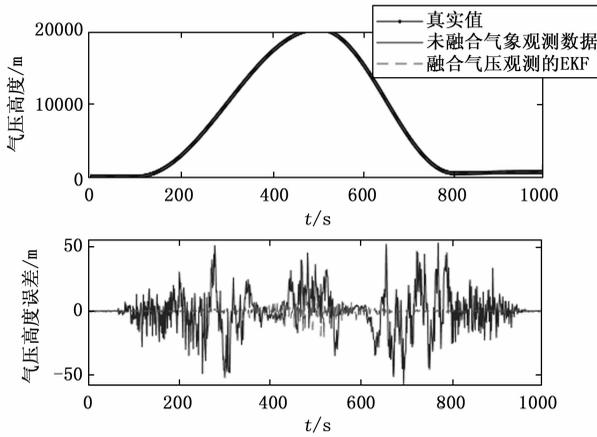


图 8 融合气压观测信息前后气压高度及误差

从图 7 和图 8 中可以看出, 融合了气象观测数据的气压信息后, 马赫数误差变化不大, 但气压高度估计误差有了明显降低。

为进一步定量分析气象数据中的气压高度信息对马赫数和高度估计的影响, 统计飞行过程中马赫数和气压高度估计误差的绝对值的最大值和平均值, 分别如表 4 和表 5 所示。

表 4 马赫数误差统计表(气压融合)

	最大值	平均值
未融合气象观测数据	0.023 5	0.004 1
融合气压观测的 EKF	0.019 4	0.0037
估计范围	0.1~7	

表 5 气压高度误差统计表(气压融合)

	最大值/m	平均值/m
未融合气象观测数据	58.357	10.550
融合气压观测的 EKF	21.927	1.319
估计范围	0~20 km	

从表 4 和表 5 中可以看出, 融合气象观测数据中的气压信息后, 马赫数估计最大误差和平均误差分别降低了 17%、10%, 说明气象观测数据中的气压高度信息是影响马赫数估计的因素之一; 气压高度估计误差最大值降低了 62%, 平均值降低了 87%, 说明气象观测数据中的气压信息对于提高高度估计精度具有重要意义。

3.3 完整气象观测数据融合仿真实验

在相同的仿真条件下, 同时融合气象观测数据的大气风和气压高度信息后, 本文提出的 FADS/INS/气象观测数据融合算法估计得到的攻角、侧滑角与仅融合大气风时估计得到的攻角和侧滑角相同(如和所示), 融合完整的气象观测数据(气压、风)与仅仅融合了气象观测数据中的大风信息, 攻角和侧滑角误差差别不大, 说明大气风是影响融合算法攻角和侧滑角估计的主要因素。

马赫数估计误差如表 6 所示。

表 6 马赫数误差统计表(气压与风速融合)

	最大值	平均值
未融合气象观测数据	0.023 5	0.004 1
融合气压与风速观测的 EKF	0.002 7	0.000 5
估计范围	0.1~7	

由表 6 可以看出: 融合了完整的气象观测数据后, 马赫数估计误差相对于未融合气象观测数据有明显降低。与表 3 和表 4 比较可以看出, 融合了完整的气象观测数据之后, 马赫数估计误差相对于仅融合风速或气压观测, 误差均有明显降低, 说明大气风和大气压都会影响融合算法马赫数估计。

马赫数估计误差如图 9 所示。

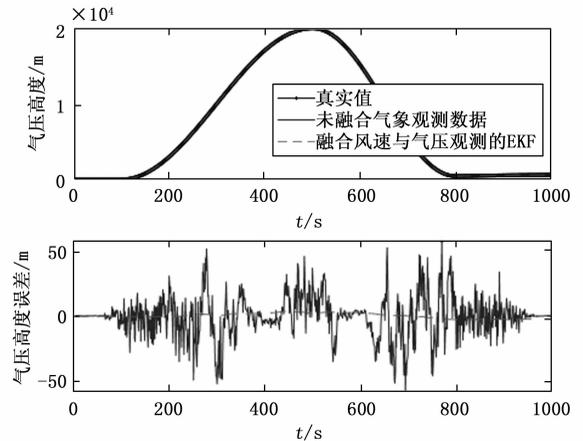


图 9 融合气象观测信息的气压高度及误差曲线

从图 9 中可以看出, 融合了完整的气象观测数据后, 气压高度估计误差相对于未融合气象观测数据有明显降低。与图 8 相比可以看出, 融合完整气象观测数据的气压高度估计误差相比仅仅融合气压观测数据的高度估计误差有明显降低, 说明大气风也是影响气压高度估计的因素。

为进一步测试算法的有效性和稳定性, 采用蒙特-卡诺方法对算法进行验证。在相同的输入时, 未融合气象观测数据、仅融合气象观测数据中的大气风信息、仅融合气象观测数据中的气压信息、融合完整的气象观测数据时的将算法各运行 100 次, 并统计各个算法获得的攻角、侧滑角、马赫数和气压高度最大误差(绝对值), 如表 7 所示。表

表 7 多次运行后估计误差的最大值

	攻角误差/(°)	侧滑角误差/(°)	马赫数误差	气压高度误差/m
未融合气象观测数据	0.092 1	0.092 9	0.041 2	96.618
未融合气象观测数据(UKF 对比结果)	0.082 7	0.082 0	0.032 5	/
融合风速观测数据	0.057 7	0.066 4	0.011 6	/
融合气压观测数据	/	/	0.033 2	20.441
融合(完整)气象观测数据	0.057 7	0.066 4	0.004 3	6.984
估计范围	-50~50	-20~20	0.1~7	0~20 k

中, 仅融合气压观测数据时, 仅仅使用图 2 所示的流程估计气压高度和马赫数, 未计算攻角和侧滑角。仅融合风速观测数据时, 未计算气压高度。

同时, 添加 UKF (unscented Kalman filter, 无迹卡尔曼滤波) 估计大气数据的方法, 在相同条件下进行滤波, 所得结果在表 7 中以“UKF 对比结果”列出。

从表 7 中可以看出: 融合完整的气象观测数据后, 攻角与侧滑角的最大误差均在 0.07° 以下, 误差降低约 30%, 马赫数和气压高度误差在 0.005、10 m 以下, 对比原有 FADS/INS 的算法, 误差分别降低 89% 和 93%, 精度得到显著提升。

4 结束语

FADS 与 INS 的数据融合是提高大气数据估计精度的有效方法, 大量的融合方法已经被尝试运用, 但受限于传感器的自身原因仍有一定的缺点无法攻克, 导致估计精度的提升止步不前。此时若添加其他渠道进行多重数据融合, 不仅可以冲破技术瓶颈, 还能在使用时降低成本、提供冗余。

本文所述的 FADS/INS/气象观测数据融合估计大气数据, 使用气象数据提供参考风速和气压高度校准, 在不增加机载设备的情况下, 充分利用了可获取的数据, 降低了 FADS 和 INS 的融合估计大气数据的误差, 可以得到如下结论:

1) 引入风速观测数据可以有效提升飞行器气流角与马赫数的估计精度, 减少了复杂大气环境中飞行器的状态估计误差。

2) 引入气压观测数据可以有效再次提升马赫数的估计精度, 并减少气压高度的估计误差。

3) 本文选取的气象观测数据为飞行前 3.5 h 的数据, 其他间隔时间下的观测数据融合方法相同, 但间隔时间的影响需要进一步研究。

参考文献:

[1] TIAN P, CHAO H. Model aided estimation of angle of attack, sideslip angle, and 3D wind without flow angle measurements [C] //2018 AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference. 2018: 1844.

[2] MAJEED M, KAR I N. Multi sensor data fusion based approach for the calibration of airdata systems [J]. The Aeronautical Journal, 2011, 115 (1164): 113 - 122.

[3] 孟 博. 跨音速/高超音速大气数据测量技术研究 [D]. 南京: 南京航空航天大学, 2011.

[4] FREEMAN P, SEILER P, BALAS G J. Air data system fault modeling and detection [J]. Control Engineering Practice, 2013, 21 (10): 1290 - 1301.

[5] PALMER C. The boeing 737 max saga: Automating failure [J]. Engineering, 2020, 6 (1): 2 - 3.

[6] SRIVASTAVA A, MEADE A J, MOKHTARZADEH A A. A hybrid data-model fusion approach to calibrate a flush air data sensing system [C] //Atlanta, Georgia: AIAA Infotech Aero-

space, 2010.

- [7] 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 (3): 247 - 257.
- [8] JIA Q L, HU J Y, ZHANG W G. A novel fault detection model based on Atanassov's interval-valued intuitionistic fuzzy sets, belief rule base and evidential reasoning [J]. IEEE Access, 2020, 8: 4551 - 4567.
- [9] 柏 楠, 时兆峰, 苑景春, 等. 嵌入式大气数据传感技术研究 [J]. 飞航导弹, 2010 (8): 79 - 85.
- [10] 张 勇, 肖前贵, 陆宇平, 等. 一种适用于锥头体的嵌入式大气数据传感系统改进校准算法 [J]. 计算机测量与控制, 2014, 22 (5): 1513 - 1515, 1526.
- [11] FAN X, JIANG Z, BAI X, et al. Design and verification of flush air data sensing module with navigation and temperature information [J]. Aerospace, 2021, 8 (11): 336.
- [12] LIU Y, ZHANG C, YAN X, et al. Flush air data sensing based on dimensionless input and output neural networks with less data [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2022.
- [13] SUN K, REGAN C D, EGZIABHER D G. GNSS/INS based estimation of air data and wind vector using flight maneuvers [C] //2018 IEEE/ION Position, Location and Navigation Symposium (PLANS). IEEE, 2018: 838 - 849.
- [14] 肖地波, 蒋保睿, 刘 鹏. 基于 FADS/IMU 信息融合的大气数据测量方法研究 [J]. 测控技术, 2022, 41 (9): 50 - 55.
- [15] LUGO R A, TOLSON R, BLANCHARD R. Statistical entry, descent, and landing flight reconstruction with flush air data system observations using inertial navigation and Monte Carlo techniques [C] //AIAA Atmospheric Flight Mechanics Conference, 2014: 0388.
- [16] PRABHU S, ANITHA G. An innovative analytic redundancy approach to air data sensor fault detection [J]. The Aeronautical Journal, 2020, 124 (1273): 346 - 367.
- [17] 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.
- [18] 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.
- [19] RHUDY M B, LARRABEE T, CHAO H, et al. UAV attitude, heading, and wind estimation using GPS/INS and an air data system [C] //AIAA Guidance, Navigation, and Control (GNC) Conference, 2013: 5201.
- [20] HE Q Z, et al. Information fusion and reconstruction of key sensors in a flight control system in constant wind field based on two stage EKF [C] //2016 IEEE Chinese Guidance, Navigation and Control Conference (CGNCC). IEEE, 2016: 718 - 724.
- [21] 程胡华, 成 巍, 沈洪标, 等. 火箭发射前后 3.5 h 内高空风差异特征及预报 [J]. 应用气象学报, 2022, 33 (4): 400 - 413.

(下转第 291 页)