

基于数据驱动风场估计的大气参数重构算法研究

夏兆祥 李荣冰 程鉴皓 宋浩

(南京航空航天大学自动化学学院导航研究中心 南京 211106)

摘要: 针对飞行器在跨音速、大机动等复杂飞行状态下因气流分离与激波干扰导致大气数据系统(ADS)测量精度下降的问题,提出了一种基于数据驱动风场估计,结合速度矢量三角形解算的大气参数重构方法。所提方法基于历史飞行数据,采用最小二乘多项式拟合算法对风速进行预测,并利用速度矢量三角形模型反向解算真空速,进而重构迎角(AOA)、侧滑角(AOS)与马赫数等关键大气参数。仿真结果表明,所提方法在复杂环境的大气参数重构中精度显著提升:原始测量迎角波动约为 2° ,侧滑角波动约为 1° ,以平均绝对值误差(MAE)和均方根误差(RMSE)为评价标准,所提方法计算迎角误差为 0.47° 、 0.50° ,侧滑角误差为 0.20° 、 0.24° ,马赫数误差为 0.0055 、 0.0063 。此外,研究还对比了基于冻结风场理论的估计方法,二者均能有效降低迎角与侧滑角测量误差。本研究为复杂飞行环境下高精度、高可靠性的大气数据测量提供了一种不依赖额外硬件的软件解决方案。

关键词: 大气数据系统;风场模型;最小二乘多项式;冻结风场;大气参数重构

中图分类号: TN06;V241 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 590.15

Research on air parameter reconstruction algorithms based on data-driven wind field estimation

Xia Zhaoxiang Li Rongbing Cheng Jianhao Song Hao

(Navigation Research Center, College of Automation, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China)

Abstract: Aiming at the problem of degraded measurement accuracy in air data systems (ADS) caused by airflow separation and shock wave interference during complex flight conditions such as transonic regimes and high maneuverability, this paper proposes an atmospheric parameter reconstruction method based on data-driven wind field estimation combined with velocity vector triangle resolution. Utilizing historical flight data, the method employs a least squares polynomial fitting algorithm for wind speed prediction and leverages a velocity vector triangle model to inversely compute true airspeed, thereby reconstructing key atmospheric parameters including angle of attack (AOA), angle of sideslip (AOS), and Mach number. Simulation results demonstrate that the proposed method achieves significant accuracy improvement in atmospheric parameter reconstruction under complex conditions: The original AOA measurements fluctuate around 2° , while the original AOS measurements fluctuate around 1° . Evaluated using mean absolute error (MAE) and root mean squared error (RMSE) metrics, the errors are 0.47° (MAE) and 0.50° (RMSE) for AOA, 0.20° (MAE) and 0.24° (RMSE) for AOS, 0.0055 (MAE) and 0.0063 (RMSE) for Mach number. Additionally, the study compares the proposed method with an atmospheric parameter estimation approach based on the frozen wind field theory, with both methods effectively reducing measurement errors in AOA and AOS. This research provides a software solution for high-precision, highly reliable air data measurement in complex flight environments without requiring additional hardware.

Keywords: atmospheric data system; wind field model; least squares polynomial; frozen wind field; atmospheric parameter

0 引言

大气数据系统(air data system, ADS)是航空飞行器的核心航电系统,它通过空速管、静压孔等传感器采集大气全

压、静压和总温参数,经由大气数据计算机基于流体动力学和标准大气模型进行实时解算与误差补偿,输出指示空速、马赫数、气压高度和垂直速度等关键飞行参数,为飞行仪表显示、飞控系统、导航系统和动力系统提供精确的大气环境

数据支撑,其技术发展正朝着多传感器融合、智能解算和深度集成的方向演进^[1-2]。

在常规飞行状态下,大气数据系统凭借其成熟的解算模型能够提供满足精度要求的参数输出;然而,当飞机处于跨音速飞行段或实施大机动飞行等复杂飞行环境时,由于此时流场特性较为复杂,会出现非线性的流场分布,难以继续通过既有的大气数据系统解算模型进行大气数据的准确测量^[3]。

风场是影响飞行器导航、制导与控制性能的重要因素。对风场进行精确估计,是提高大气数据系统精度,扩大飞行器包线边界的重要、有效手段之一。现有机载风速测量主要依赖全球导航卫星系统(global navigation satellite system, GNSS)/惯性导航系统(inertial navigation system, INS)与大气数据系统输出的矢量解算方法,在平流层区域亚音速稳态巡航时对风速解算具有较好的精度。而在大迎角、跨音速等非常规飞行条件下,以及在对流层、中间层等其他风场环境较快变化的区域,机载设备测量性能严重下降。若仍利用常规方法求解风场信息,则风速测量精度较低,可靠性较差^[4]。

大气数据系统的误差具有综合性与复杂性,难以通过单一的关系式进行表征。相比之下,数据拟合方法能够通过对数据的分析与建模,有效揭示其内在规律与演变趋势,从而为误差研究和行为预测提供可行路径^[5]。国内外学者围绕复杂飞行环境下的风场估计与大气参数重构开展了大量研究。王鹏等^[6]针对大气数据系统在飞行试验中出现的误差问题,提出了基于气压高度的飞行校准方法,有效提升了高度测量的准确性,但在风场快速变化的环境中仍存在滞后性问题。Karali等^[7]提出了一种基于数据驱动的合成大气数据估计系统,该系统利用高保真的训练数据,通过特征工程选取与飞行参数物理关联性强的输入特征,实现了对迎角和侧滑角的高精度估计。段鏖等^[8]提出多源信息融合的大气数据估计算法,通过融合惯导与大气数据系统输出,改善了迎角与侧滑角的估计稳定性,然而在风场突变情况下仍存在估计偏差。王鹏等^[9]还设计了高精度大气数据解算系统,通过算法优化提升了系统整体性能,但对风场建模的依赖性较强。吴云燕等^[10]采用自适应无迹卡尔曼滤波方法对气流角进行融合估计,在缓变风场中表现良好,但在高度动态环境中的适应性仍有待提升。王建君^[11]则从数据驱动角度出发,研究了偏航系统的优化控制方法,为大气参数估计提供了新思路。总体来看,现有研究在应对快速变化风场时普遍存在模型适应性不足、实时性差等问题,亟需发展一种基于数据驱动、不依赖额外传感器的高精度风场估计与大气参数重构方法。

在上述研究基础上,为更有效地应对复杂飞行环境下风场快速变化带来的挑战,本文提出并系统研究两种高精度大气参数估计方法:1)基于多项式拟合预测风速的大气参数估计方法,利用最小二乘多项式对历史风速数据进行

拟合与预测,构建数据驱动的风场估计模型,结合惯性导航系统提供的姿态角与地速信息,基于速度矢量三角形关系解算真空速,进而重构迎角、侧滑角与马赫数等关键参数;2)基于冻结风场理论的大气参数估计方法,假设短时风场空间分布近似冻结,利用历史风速观测均值对当前风场进行平滑估计,结合惯性导航系统提供的姿态角与地速信息,基于速度矢量三角形实现大气参数的高稳定性解算。

本文将通过仿真实验对比分析两种方法在不同飞行阶段的性能表现,为复杂环境下大气数据系统的高精度、高可靠性重构提供有效解决方案。

1 数据源说明及大气参数估计模型

1.1 数据源说明

数据驱动方法无需依赖专家知识,可直接从原始数据中学习性能退化规律,但其可靠性及准确性在很大程度上受样本数量制约^[12]。本研究所采用的全部实际飞行数据均源自某专业航空研究领域的典型飞行架次实测数据,数据集完整记录了飞行器在不同飞行阶段(包括起飞、降落及高空巡航)的多源传感器测量信息,涵盖大气数据系统参数、惯性导航系统输出以及组合导航数据等多类关键信息。数据具有高时间分辨率,覆盖了完整飞行过程,为研究复杂飞行环境下的风场估算模型提供了高置信度的实验数据支撑。

在实际飞行过程中,强风区域的风场往往对飞行器的飞行安全具有显著影响,尤其是在跨音速、大迎角等复杂飞行条件下,飞行器通常处于中低空至高空过渡区域,此类环境下的风场扰动尤为关键。强风区以下和以上空域的风场影响相对较小,因此,仅需针对飞行器强风区的风场进行精准拟合即可。该架次飞行器起飞后,爬升至万米高空(10 km),并在此高度进入巡航状态。考虑到起飞初始阶段爬升率较大,飞行姿态及动力系统工作状态变化剧烈,可能导致传感器数据存在显著瞬变扰动;为获取更稳定、更具代表性的巡航前气动环境数据,本文截取了飞行器在8~10 km高度范围内的飞行数据,该区间恰好对应飞行器进入多种复杂气动状态的关键空域,本文仅在此高度范围内对风场拟合和大气数据重构展开研究。

1.2 风场模型及气象预报数据文件分析

自然界的风场环境极为复杂,并且处于不断变化之中。因此,在进行风场建模时,必须对多个基本风场模型进行叠加,以更好地模拟真实的风场。本文主要考虑平均风叠加大气紊流进行风场建模分析。

大气内部速度场以随机方式随空间和时间变化,此现象称为大气紊流^[13]。大气紊流用于描述风速中的高频部分。通常考虑大气紊流速度为随机变量,并认为大气紊流速度的平均值为0。建模时一般将大气紊流场的变化看成是随机过程。

平均风描述风速中的低频部分,其特性可通过式(1)数

学模型进行表述:

$$V_w = V_{wr} \left(\frac{H}{H_r} \right)^M \quad (1)$$

式中: (H_r, V_{wr}) 为参考高度和对应的平均风速, (H, V_w) 为当前高度和对应的平均风速, M 为无量纲的幂指数。

飞机高空飞行过程中,如果飞行高度变化不大,可以忽略平均风速变化的影响。接下来,将结合气象预报数据文件的真实数据分析高度变化对飞行环境平均风速的影响。

气象预报数据文件如 HWM-14,可以根据导航系统的高度和经纬度提供对应位置的平均风速^[14]。提取部分数据进行了空间维度上的初步分析,输入经纬数据为 2025 年 1 月 1 日沈阳地区所在经纬位置(123.25°E, 41.48°N),输入高度数据为 0~15 km。观察该区域内以该位置为中心,经度和纬度方向扩展 0.5°,即经纬度为(123.25°E±0.5°, 41.48°±0.5°)的总共 4 个额外位置的平均经纬风变化,示意如图 1 所示。经纬向风速对比结果如图 2、3 所示。

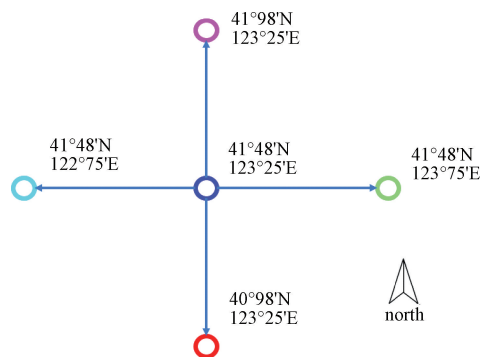


图 1 观测点位置

Fig. 1 Diagram of observation point locations

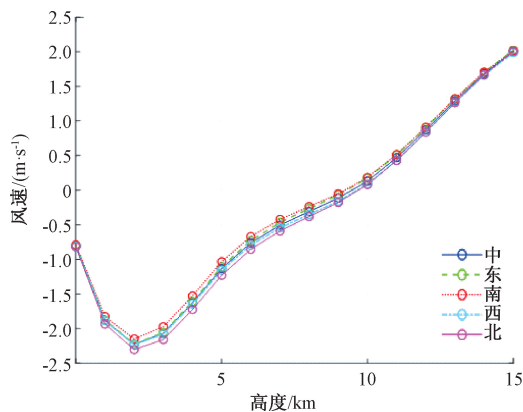


图 2 经向平均风速随高度变化曲线

Fig. 2 Meridional mean wind speed variation with height curve

由图 2、3 可知,在给定的经纬度位置和时刻下,10 km 高度附近风场整体较为稳定。具体而言,该高度附近的纬向平均风速随高度变化如下:在 10 km 处约为 41 m/s,下降至 8 km 时约为 35 m/s,上升至 11 km 时约为 43 m/s,均处于相近量级;然而当高度显著下降至 6 km 时,风速降至

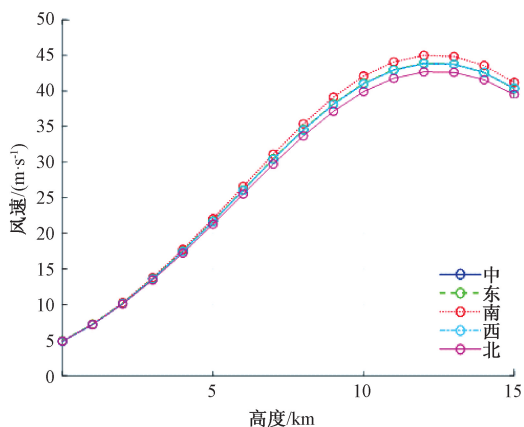


图 3 纬向平均风速随高度变化曲线

Fig. 3 Zonal mean wind speed variation with height curve

约 25 m/s,表明风场结构已发生显著改变。

对风速变化特性的分析表明,在 10 km 高度附近±1 km 范围内波动时,平均风场变化幅度有限:平均经向风速变化通常<0.5 m/s,平均纬向风速变化一般<3 m/s。然而,一旦飞行器高度发生显著变化,特别是下降至 8 km 以下时,平均风速将出现显著变化,不再适用于基于风场稳定假设的模型。

1.3 常用坐标系定义和速度矢量三角形

本文研究方法涉及以下 3 种坐标系:导航坐标系 $O^N - X^N Y^N Z^N$ 、机体坐标系 $O^B - X^B Y^B Z^B$ 与速度坐标系 $O^V - X^V Y^V Z^V$ 。

惯性导航系统输出的姿态角包含俯仰角 θ 、滚转角 γ 与偏航角 ψ 。导航坐标系与机体坐标系之间通过姿态转换矩阵 C_N^B 进行转换,惯性导航系统输出的 3 个姿态角分别表征了机体相对于导航坐标系的转角关系,其具体定义为:

$$C_N^B = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\varphi & \sin\varphi \\ 0 & -\sin\varphi & \cos\varphi \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos\theta & 0 & -\sin\theta \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin\theta & 0 & \cos\theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos\psi & \sin\psi & 0 \\ -\sin\psi & \cos\psi & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

飞行器与周围流场之间的相互作用对飞行性能和飞行安全至关重要。描述飞行器相对于周围空气运动的 4 个关键参数为迎角、侧滑角、真空速和马赫数^[15]。飞行器的真空速和地速是相对于两个不同坐标系的飞行速度,且定义不同。真空速是飞行器相对于空气的运动速度,地速是相对于地面的运动速度。速度坐标系与机体坐标系之间的转换矩阵由迎角 α 和侧滑角 β 决定,具体定义如下:

速度矢量三角形描述了飞行器真空速、地速与风速三者之间的矢量关系。定义导航坐标系下的风速矢量、地速矢量和机体坐标系下的真空速矢量分别为 $\mathbf{V}_w^N$ 、 $\mathbf{V}_G^N$ 和 $\mathbf{V}_T^B$,真空速 $\mathbf{V}_T^B$ 、风速 $\mathbf{V}_w^N$ 和地速 $\mathbf{V}_G^N$ 通过速度矢量三角形关系联系在一起,根据导航系下的风速以及地速信息可以求解机体坐标系下的真空速信息^[16]。

$$\mathbf{V}_T^B = \mathbf{V}_G^N - \mathbf{V}_w^N = C_N^B (\mathbf{V}_G^N - \mathbf{V}_w^N) \quad (3)$$

据速度坐标系定义可将机体系真空速分解到机体坐标系各轴上,其分量表达式为:

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

根据机体系真空速的 3 个分量 ($V_{Tx}^B, V_{Ty}^B, V_{Tz}^B$), 可求解迎角和侧滑角:

$$\begin{cases} \alpha = \arctan(V_{Tz}^B / V_{Tx}^B) \\ \beta = \arctan(V_{Ty}^B / V_{Tx}^B) \\ V_T^B = \sqrt{(V_{Tx}^B)^2 + (V_{Ty}^B)^2 + (V_{Tz}^B)^2} \end{cases} \quad (5)$$

由以上速度矢量三角形的推导过程可知:根据解算得到的风场信息以及导航数据输出姿态角和地速,可求解迎角、侧滑角、真空速。接着,结合大气数据计算模型,对马赫数信息进行重构。试验飞行过程中气压高度最高约为 10 000 m, 在 0~11 km 的高度范围内,马赫数计算模型为:

$$T = T_0 - L \cdot h \quad (6)$$

$$a = \sqrt{\gamma \cdot R \cdot T} \quad (7)$$

$$Ma = \frac{V_T}{a} \quad (8)$$

其中, T 是高度 h 处的温度(单位为 K); T_0 是海平面标准温度,值为 288.15 K(15℃); L 是温度垂直递减率,值为 6.5 K/km(或 0.006 5 K/m); h 是海拔高度(单位为 m),在该高度区间内可用气压高度近似表达。 a 是声速(单位为 m/s); γ 是空气的绝热指数,对于干燥空气约为 1.4; R 是气体常数,值为 287.052 87 J/(kg·K); Ma 是马赫数。

上述速度矢量三角形的推导结果表明,获取准确可靠的风速数据,是有效重构飞行器大气数据的前提和基础。

2 基于最小二乘多项式的风速估计算法设计与仿真校验

现有方法利用惯性导航系统对运动信息的快速敏感性辅助大气数据系统以获取风速,可应对亚音速稳态巡航时风速基本变化不大的情况。然而,在复杂飞行条件下风场环境变化剧烈,上述方法难以提供精确可靠的风速数据。近年来,基于的风速估计方法日益受到学术界与工业界的广泛关注。在该研究框架下,多项式拟合建模方法因其结构灵活、无需引入额外传感设备的特点,展现出显著的应用潜力^[17]。此类方法能够从历史数据中挖掘输入与输出之间的非线性映射关系,为实现高精度、低成本的风速估计提供了有效的技术路径。

本节针对复杂飞行条件下风场变化剧烈、大气数据系统难以精确估计风速的问题,提出了一种基于数据驱动的风速估计算法。该方法采用最小二乘多项式拟合,将风速建模为飞行高度与时间的函数,对比不同阶次与变量构成的模型;为提高检测精度,通过将目标变量的长时间序列划分为多个短时间段的方法^[18],采用滑动窗口采样机制对全

过程时间序列进行连续预测仿真。

2.1 算法设计

基于多项式拟合的风速估计算法是一种利用多项式函数逼近实际风速数据分布的方法,其基本原理为构造一个多项式函数,用以表达风速与变量之间的关系,函数的一般形式为:

$$f(x) = a_n x^n + a_{n-1} x^{n-1} + \cdots + a_0 \quad (9)$$

其中, $a_0, a_1, \cdots, a_n$ 是多项式系数, x 是自变量, n 是多项式的阶数。

对于给定的离散数据点 $(x_i, y_i), i = 0, 1, \cdots, m$, 求多项式表达式 $f_n(x) = \sum_{k=0}^n a_k x^k$, 使得:

$$\sum_{i=0}^m [f_n(x_i) - y_i]^2 = \sum_{i=0}^m \left(\sum_{k=0}^n a_k x_i^k - y_i \right)^2 = \min \quad (10)$$

通过最小二乘法等方法拟合出一条 n 次多项式曲线,使得该曲线与给定数据点之间的误差平方和最小。则此时的多项式表达式被称为离散数据点 $(x_i, y_i), i = 0, 1, \cdots, m$ 的最小二乘多项式拟合。

对于多项式求值问题,霍纳法则可以用一种嵌套的形式表示式(9)的多项式 $f(x)$:

$$f(x) = (\cdots(a_n x + a_{n-1})x + \cdots)x + a_0 \quad (11)$$

根据平均风的物理模型可知,平均风速的大小主要与飞机的飞行高度有关,因此,本方案基于飞行器飞行过程中的风速 V_w 与飞行惯性高度 H_1 之间的关系进行分析,考虑时间带来的影响,建立风速关于当地惯性高度和时间的函数:

$$V_w = f(H_1, t) \quad (12)$$

在实际应用中,尽管通常认为多项式拟合的阶数越高对未知区域的预测越准确,但使用高次多项式进行预测时,拟合函数在区间两端附近可能出现剧烈振荡,从而导致预测误差显著增大,该现象被称为龙格现象^[19](Runge phenomenon)。本研究建立 4 种不同阶次和变量的多项式模型来拟合风速数据,探索不同复杂度的模型对风速预测的影响,具体结构与阶次如表 1 所示。

表 1 多项式模型的结构与阶次配置表

Table 1 Configuration table of polynomial model structures and orders

参数	$f_1(x)$	$f_2(x)$	$f_3(x)$	$f_4(x)$
H_1 阶次	5	4	3	3
t 阶次	1	1	1	0
常数项	a_1	a_2	a_3	a_4

2.2 拟合精度评价标准

本研究采用以下统计学指标进行评价:平均绝对误差(mean absolute error, MAE)、均方根误差(root mean

squared error, RMSE)、平均误差(mean error, ME)。平均绝对误差计算所有预测值与真实值之间绝对差值的平均数。表征误差的平均水平,避免平方运算对极端值的放大,更稳健地评估算法性能。均方根误差计算所有预测值与真实值之间平方差的平均值,然后再开平方根。由于平方运算,它对较大的误差(异常值)更加敏感,会给予更大的权重。平均误差计算所有预测值与真实值之间差值(不取绝对值)的平均数,反映了预测模型是否存在系统性偏差。

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_i - \hat{y}_i| \quad (13)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (14)$$

$$ME = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i) \quad (15)$$

其中, N 是样本数量, y_i 是第 i 时刻实际观测值, $\hat{y}_i$ 是第 i 时刻预测值。

2.3 仿真校验

为比较不同阶次多项式预测风速的性能,基于高精度试飞数据(采样频率为 20 Hz,时间分辨率为 0.05 s)中的某一数据段,对东风速(WIND_E)与北风速(WIND_N)分量进行局部预测估计,提取指定时刻前 60 s(共 1 200 个数据点)的历史风速数据,基于 4 类多项式模型,采用最小二乘法拟合得到多项式系数;随后,分别对指定时刻后的 20 s 风速进行预测,并评估风速预测效果。仿真拟合曲线与残差分布如图 4~7 所示。

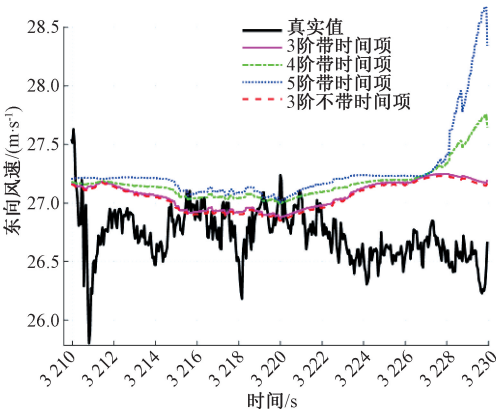


图 4 局部东风速拟合曲线

Fig. 4 Local eastward wind speed fitting curve

图 4 与 6 分别展示了东风与北风速的拟合曲线。图中,各阶多项式拟合曲线与实测风速变化趋势基本吻合,能有效捕捉风速的整体变化趋势与局部波动特征;图 5 与 7 各自展示了东风与北风速拟合残差分布,可见风速残差值在零位附近波动,表明所建立的模型具有较好的描述能力。基于 4 类多项式模型,基于风速预测结果的拟合误差统计如表 2、3 所示。

3 阶模型在东风和北风速估计中均展现出可接受的

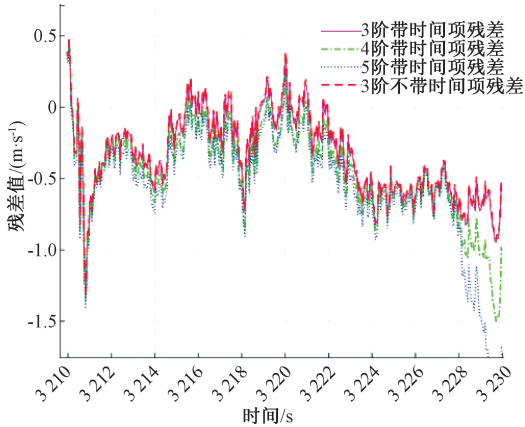


图 5 局部东风速拟合残差分布

Fig. 5 Local eastward wind speed fitting residual distribution

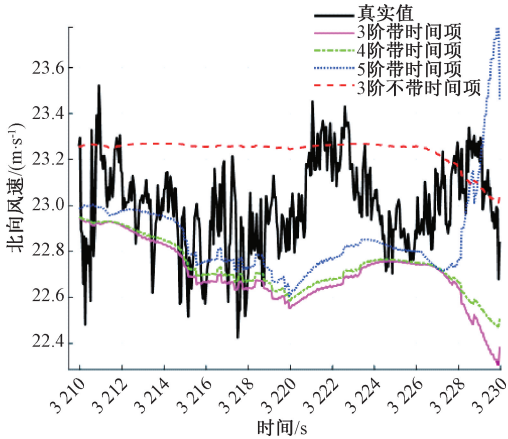


图 6 局部北风速拟合曲线

Fig. 6 Local northward wind speed fitting curve

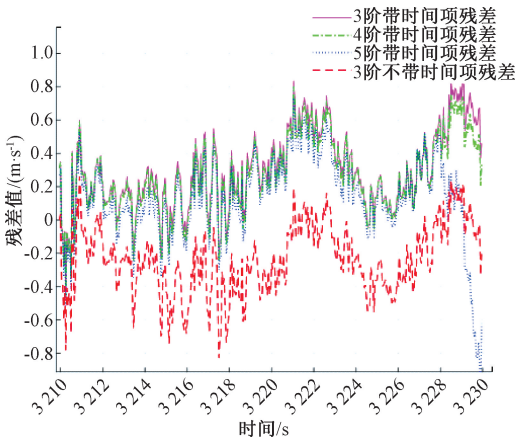


图 7 局部北风速拟合残差分布

Fig. 7 Local northward wind speed fitting residual distribution

精度(MAE 值分别为 0.376 8 和 0.312 7 m/s, RMSE 值分别为 0.454 2 和 0.375 2 m/s),且其表现最为稳健。具体而言,对于东风速,3 阶模型优于 4 阶和 5 阶模型;对于北风速,虽然 4 阶和 5 阶模型的 MAE 值更低,但其误差

表 2 局部东向风速最小二乘多项式拟合误差统计

Table 2 Statistics of least squares polynomial fitting errors for local eastward wind speed ($\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$)

评价准则	MAE	RMSE	ME
3 阶	0.376 8	0.454 2	-0.347 0
4 阶	0.460 6	0.553 1	-0.448 7
5 阶	0.552 2	0.701 4	-0.542 6
3 阶(不含 t)	0.364 3	0.440 9	-0.328 6

表 3 局部北向风速最小二乘多项式拟合误差统计

Table 3 Statistics of least squares polynomial fitting errors for local northward wind speed ($\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$)

评价准则	MAE	RMSE	ME
3 阶	0.312 7	0.375 2	0.291 8
4 阶	0.288 5	0.345 1	0.263 6
5 阶	0.228 2	0.288 2	0.135 1
3 阶(不含 t)	0.466 3	0.518 3	-0.440 1

随阶数变化的规律并不一致,从整体误差(将东向和北向的 RMSE 求和或取平均)来看 3 阶模型取得了最佳的平衡,且高阶多项式在训练数据外的外推区域可能表现出更大的不确定性,存在过拟合风险。相比之下,3 阶模型在保证一定精度的同时,泛化能力更强。此外,不含时间项的 3 阶模型的曲线明显偏离其他带时间项的曲线,且其误差显著增大,这证明了在模型中加入时间项的必要性。

综上,考虑到模型适用的范围,3 阶带时间项的多项式模型对不同飞行时段的风速预测具备更普遍的适应性。接下来,基于该 3 阶带时间项多项式对飞行架次全过程进行进一步的风速预测分析。

为全面评估模型性能,本研究采用滑动窗口采样方法对目标变量的时间序列数据进行分段处理及连续预测,如图 8 所示。

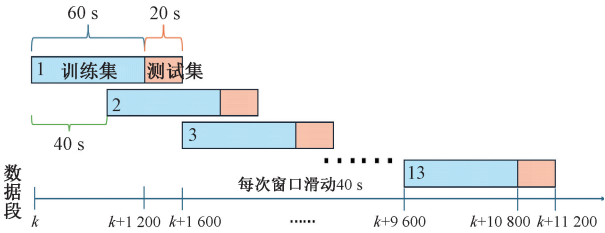


图 8 全过程风速预测滑动窗口

Fig. 8 Diagram of sliding window for full-process wind speed prediction

具体流程为:在单个预测窗口内,提取指定时刻前 60 s (1 200 个数据点)的历史风速数据,基于 3 阶带时间项的多项式模型,采用最小二乘法拟合模型系数;随后,以指定时刻后 20 s (400 个数据点)的风速作为预测目标,进行预测。窗口滑动步长设置为 40 s (800 个数据点),数据总长度为

600 s (12 000 个数据点)。通过计算各窗口预测结果与真实值之间的误差指标,系统分析多项式模型的准确性及稳定性,从而综合评价该模型对风速预测的有效性 with 适用性。仿真结果如图 9~12 所示,拟合误差统计如表 4 所示。

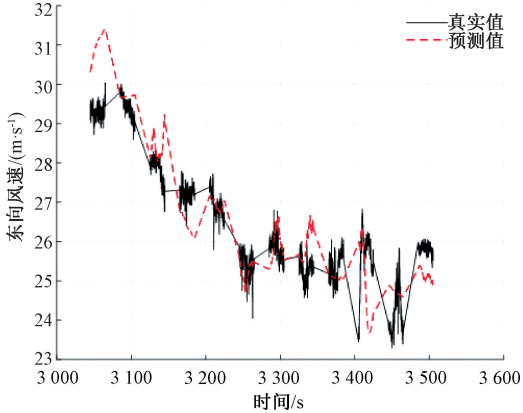
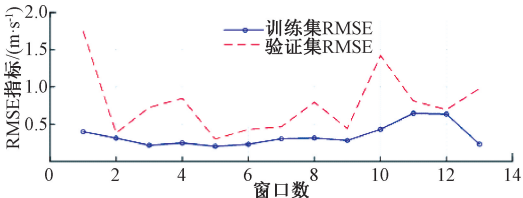
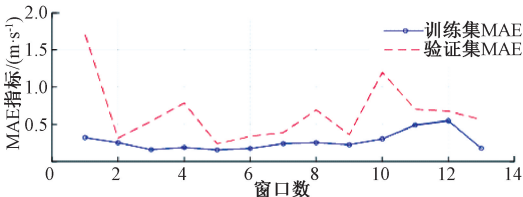


图 9 全过程东向风速拟合曲线

Fig. 9 Full-process eastward wind speed fitting curve



(a) 东向风速 RMSE 指标随窗口变化
(a) Variation of eastward wind speed RMSE across windows



(b) 东向风速 MAE 指标随窗口变化
(b) Variation of eastward wind speed MAE across windows

图 10 全过程东向风速拟合误差分布

Fig. 10 Full-process eastward wind speed fitting error distribution

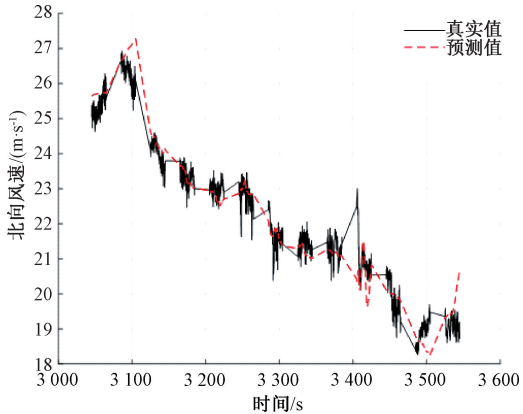


图 11 全过程北向风速拟合曲线

Fig. 11 Full-process northward wind speed fitting curve

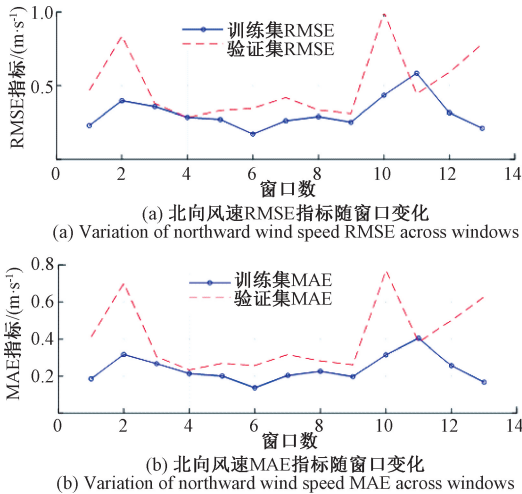


Fig. 12 Full-process northward wind speed fitting error distribution

表 4 基于 3 阶带时间项多项式全过程风速拟合误差统计
Table 4 Error statistics of full-process wind speed fitting based on third-order polynomial with time term

评价准则	$(m \cdot s^{-1})$		
	MAE	RMSE	ME
东向风速	0.662 8	0.861 9	-0.108 8
北向风速	0.409 7	0.548 8	-0.044 9

由以上数据可以得到以下结论:由于 ME 为各滑动窗口内风速的均值,在零位附近,说明预测模型在多窗口测量中不存在系统性偏差;各参数的 RMSE 值与 MAE 值接近,表明误差序列中不存在显著离群值,数据点均匀分布在均值附近,未出现极端偏差情况,进一步体现基于多项式拟合的风速估计算法的稳定性。东向风速和北向风速的预测误差 MAE 值均在 1 m/s 以内,证实了基于多项式拟合的风速预测方法对飞行器全过程风场预测的有效性。

3 大气参数估计方法

在前文研究中,已通过多项式拟合算法获得了复杂飞行环境下飞行器周围风场的高精度估计数据。基于准确估计的风速信息以及导航系统输出的地速信息,现通过空速矢量三角形关系进行大气参数(迎角、侧滑角和马赫数)解算,并将估计结果与原始大气参数测量值进行对比验证。此外,本章进一步提出一种基于冻结风场理论的大气参数估计方法,通过建立时空相关的风场演化模型来提升估计精度。最后,本文对传统矢量三角形解算方法与基于冻结风场理论的新型估计方法进行了综合对比分析,评估了两种方法在复杂飞行环境下的性能差异与适用性。

本研究采用飞行试验采集的大气数据作为基准数据源,其中关键参数定义为:

- 1)迎角基准值:空速管迎角(单位为 $^{\circ}$);
- 2)侧滑角基准值:空速管侧滑角(单位为 $^{\circ}$);
- 3)马赫数基准值:飞管马赫数

(无量纲)。
3.1 跨音速区间迎角及侧滑角误差分析

如图 13、14 所示,为跨音速区间迎角和侧滑角参数数据曲线。

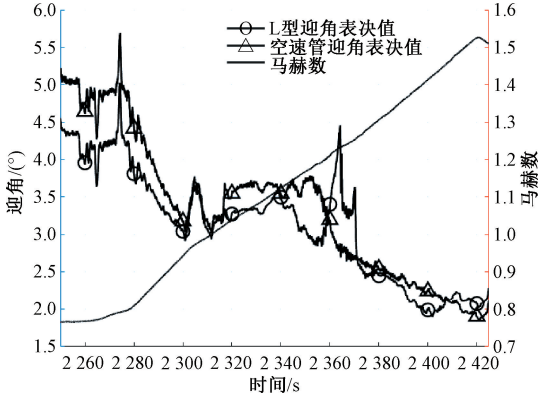


图 13 跨音速区间,迎角参数数据曲线
Fig. 13 Data curves of the angle of attack parameter in the transonic regime

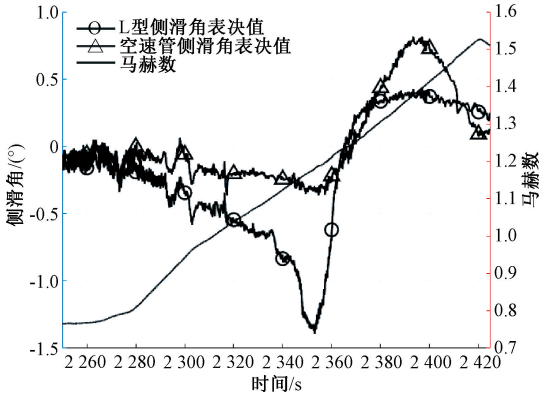


图 14 跨音速区间,侧滑角参数数据曲线
Fig. 14 Data curves of the sideslip angle parameter in the transonic regime

飞机在跨音速飞行条件下,由于大气数据系统受到激波等气流的影响,表现在迎角的波动范围在 2° 左右,侧滑角的波动范围在 1° 左右。因此,需要结合飞机上其他传感器提供的传感器信息对大气参数进行补偿修正或者重新设计估计值,通过这种方法,能在不增添额外测量装置和硬件设备的前提下,提升大气参数测量解算精度^[20]。

3.2 基于多项式拟合预测风速的大气参数估计方法

图 15 为基于多项式拟合的大气参数估计与评估过程示意图。

三轴地理系下风速的获取,根据前文基于 3 阶带时间项多项式的全过程算法验证,已获得飞行架次数据段机体坐标系下的高精度预测东向和北向风速;对于地风向风速,采用指定时刻前 10 个历史地风向风速数据的平均值进行替换,以平滑噪声并确保数据合理性。这是由于地风向风速值通常趋近于 0,若基于历史数据进行拟合,容易因数值波动造

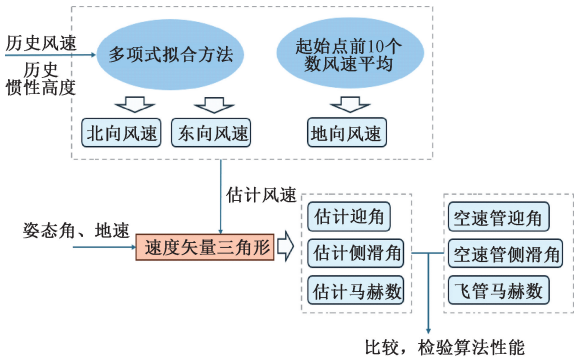
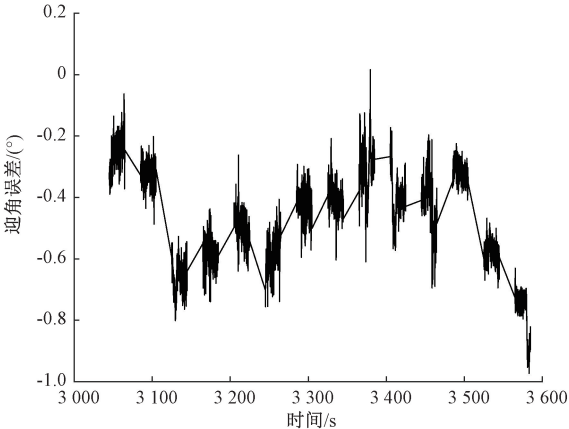


图 15 基于多项式拟合的大气参数估计与评估过程

Fig. 15 Atmospheric parameter estimation and evaluation process based on polynomial fitting

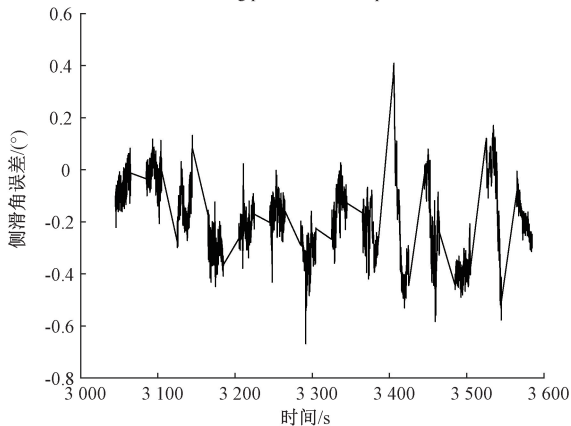
成拟合不稳定,从而引入较大误差。

本方法通过多项式拟合理论估计地理系风速数据,结合惯性导航系统输出姿态角和地理系下地速信息,基于坐标轴转换及式(5)速度矢量三角形计算规则,得到高精度的迎角、侧滑角和马赫数数据。基于多项式拟合预测风速的迎角、侧滑角和马赫数估计仿真曲线如图 16 所示,估计风速及估计大气参数误差统计如表 5 所示。



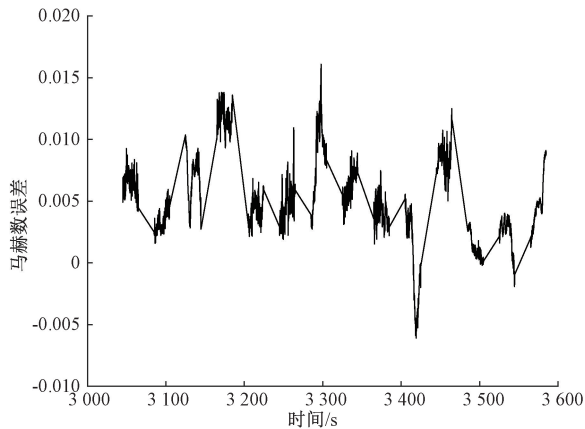
(a) 基于多项式拟合预测风速的迎角预测误差曲线

(a) Angle of attack prediction error curve based on polynomial fitting predicted wind speed



(b) 基于多项式拟合预测风速的侧滑角预测误差曲线

(b) Angle of sideslip prediction error curve based on polynomial fitting predicted wind speed



(c) 基于多项式拟合预测风速的马赫数预测误差曲线

(c) Mach number prediction error curve based on polynomial fitting predicted wind speed

图 16 基于多项式拟合预测风速的大气参数预测误差曲线

Fig. 16 Atmospheric parameter prediction error curves based on polynomial fitting wind speed

表 5 估计风速及估计大气参数误差统计

Table 5 Error statistics of estimated wind speed and atmospheric parameters

误差类型	MAE	RMSE	ME
北向风速误差/($\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$)	0.410 0	0.550 0	-0.040 0
东向风速误差/($\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$)	0.660 0	0.860 0	-0.110 0
迎角误差/($^{\circ}$)	0.470 0	0.500 0	-0.470 0
侧滑角误差/($^{\circ}$)	0.200 0	0.240 0	-0.190 0
马赫数误差	0.005 5	0.006 3	0.005 3

可以看到,基于多项式拟合预测风速求解得到的估计迎角、侧滑角的 MAE 值分别为 0.47° 和 0.20° , RMSE 值分别为 0.50° 和 0.24° , 马赫数的 MAE 值为 0.005 5, RMSE 为 0.006 3, 预测效果较好。各参数的 RMSE 值与 MAE 值接近, 表明误差序列中不存在显著离群值, 数据点均匀分布在均值附近, 未出现极端偏差情况, 进一步体现基于多项式拟合预测风速的大气参数估计算法的稳定性。

3.3 基于冻结风场理论的大气参数估计方法

在现代飞行器设计与气动分析中,对复杂湍流结构进行有效近似是一项关键挑战。其中,冻结风场理论因其工程实现上的可行性与高效性,成为一种广泛应用于数据融合算法的近似手段。该方法适用于平均风场稳定但存在局部扰动的场景,其核心思想是通过平滑时空脉动,提取出占主导地位的平均风场。

应用冻结风场方法的必要前提是飞行器处于平均风相对稳定的风场环境,即指定时刻之前的历史风速均值能有效预测未来一段时间内的风场状态。根据前文的风场模型分析,本次试验数据的给定经纬度位置和时刻条件下,当飞行器高度在 10 km 附近小幅度波动(± 1 km 范围内)时,其周围风场的均值保持稳定。因此,基于冻结风场理论的大

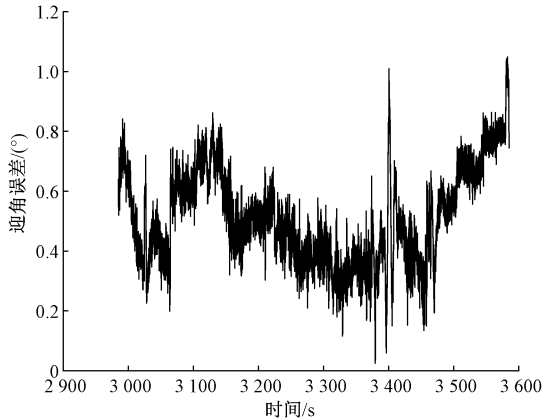
气参数估计方法能有效应对此类跨音速、大迎角等复杂飞行环境,为大气数据系统提供有效可靠的估计风速信息。

本方法估计大气参数的具体过程为:

1)利用飞行器进入当前估计时刻前一段时间窗口内的历史风速观测均值,替代该临界状态之后相当一段时间内难以直接获取的真实风速,以此完成对当前时刻风速的平滑估计,这是冻结风场方法的核心;

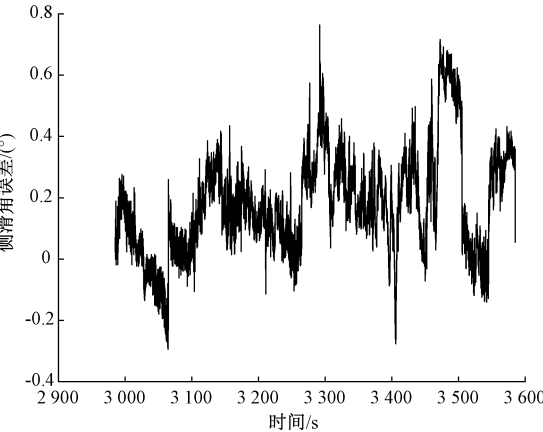
2)将估计风速信息与惯性导航系统提供的高精度姿态角、地速信息相结合,基于坐标轴转换和式(5)速度矢量三角形计算规则解算出真空速,并进一步解算迎角、侧滑角和马赫数数据。

基于冻结风场理论的迎角、侧滑角和马赫数估计仿真曲线如图 17 所示,误差统计如表 6 所示。



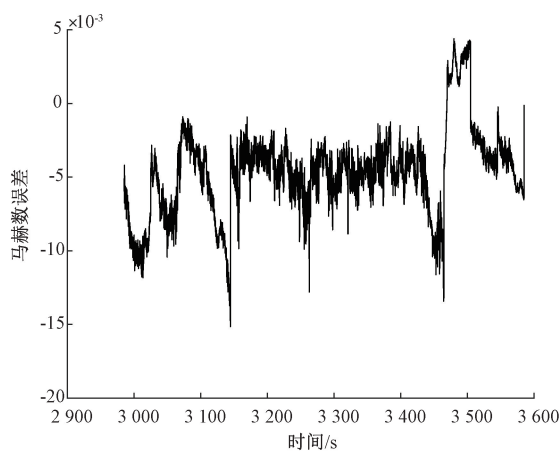
(a) 基于冻结风场理论的迎角预测误差曲线

(a) Angle of attack prediction error curve based on frozen flow field theory



(b) 基于冻结风场理论的侧滑角预测误差曲线

(b) Angle of sideslip prediction error curve based on frozen flow field theory



(c) 基于冻结风场理论的马赫数预测误差曲线

(c) Mach number prediction error curve based on frozen flow field theory

图 17 基于冻结风场理论的大气参数预测误差曲线

Fig. 17 Atmospheric parameter prediction error curves based on frozen wind field theory

表 6 基于冻结风场理论的大气参数误差统计

Table 6 Error statistics of atmospheric parameters based on frozen wind field theory

参数	MAE	RMSE	ME
迎角/(°)	0.510 0	0.540 0	0.510 0
侧滑角/(°)	0.200 0	0.250 0	0.180 0
马赫数	0.005 0	0.005 6	-0.004 7

可以看到,基于冻结风场方法得到的估计迎角、侧滑角的 MAE 值分别为 0.51°和 0.20°,RMSE 值分别为 0.54°和 0.25°,马赫数的 MAE 值为 0.005 0, RMSE 为 0.005 6,预测效果较好。各参数的 RMSE 值与 MAE 值接近,表明误差序列中不存在显著离群值,数据点均匀分布在均值附近,未出现极端偏差情况,进一步体现基于多项式拟合预测风速的大气参数估计算法的稳定性。

3.4 两种方法对比

表 7 为两种大气参数估计方法解算估计迎角、侧滑角和马赫数误差的对比。

由表 7 可得到以下结论:

1)多项式拟合方法在迎角估计上优于冻结风场方法,侧滑角误差两者相当,马赫数误差略高但仍处于同一量级。

表 7 多项式拟合方法和冻结风场方法对比

Table 7 Comparison between polynomial fitting and frozen wind field methods

方法	迎角误差 MAE/(°)	迎角误差 RMSE/(°)	侧滑角误差 MAE/(°)	侧滑角误差 RMSE/(°)	马赫数误差 MAE	马赫数误差 RMSE
多项式拟合	0.47	0.50	0.20	0.24	0.005 5	0.006 3
冻结风场	0.51	0.54	0.20	0.25	0.005 0	0.005 6

总体而言,多项式拟合方法在迎角估计上表现更稳定,且其风速预测过程具有明确的数学表达和可解释性,适用于风场变化较为复杂的飞行阶段。

2)冻结风场方法本质上是一种多项式拟合的零阶近似,是一种简化形式,即假设风场在时间上为常数,忽略其随惯性高度和时间的变化。这种简化在风场变化缓慢或高度稳定的飞行阶段(如平飞阶段)仍能保持较好性能,但在风场剧烈变化时可能引入较大误差。

4 结 论

本研究针对跨音速、大机动等复杂飞行状态下大气数据系统测量精度下降的问题,开展了一种基于数据驱动风场估计,结合速度矢量三角形解算的大气参数重构方法研究,并对比了基于冻结风场理论的大气参数估计方法,通过MATLAB仿真验证了两种方法在不同条件下对大气参数估计的准确性。主要结论为:

可将自然界风场合理建模为平均风叠加大气紊流的形式。基于气象预报数据文件HWM-14的分析结果表明,在给定的经纬度位置和时刻条件下,10 km高度附近 ± 1 km范围内波动时,平均风场变化幅度有限:平均经向风速变化通常 < 0.5 m/s,平均纬向风速变化一般 < 3 m/s。然而,一旦飞行器高度发生显著变化,特别是下降至8 km以下时,平均风速将出现显著变化,不再适用于基于风场稳定假设的模型。

本文主要研究了基于最小二乘多项式拟合的风速预测算法,实现了对东向与北向风速的高精度估计(MAE及RMSE值 < 1 m/s),并在此基础上成功重构出迎角、侧滑角与马赫数的高精度数据,以MAE和RMSE为评价标准,迎角误差为 0.47° 、 0.50° ,侧滑角误差为 0.20° 、 0.24° ,马赫数误差为 0.0055 、 0.0063 。

研究对比了基于冻结风场理论的大气参数估计方法,该方法本质上是一种多项式拟合的零阶近似。通过仿真验证,该方法估计迎角MAE和RMSE值 $< 0.6^\circ$,估计马赫数MAE和RMSE值 < 0.01 。这种简化在风场变化缓慢或高度稳定的飞行阶段(如平飞阶段)仍能保持较好性能,但在风场剧烈变化时可能引入较大误差。

参考文献

- [1] 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 Z J, ZHOU H, WU D S, et al. Review of flush air data sensing system[J]. Journal of Astronautics, 2019, 40(3): 247-257.
- [2] 冯志高,关成启,张红文. 高超声速飞行器概况[M]. 北京:北京理工大学出版社,2016:47-53.
FENG Z G, GUAN C Q, ZHANG H W. Introduction to hypersonic vehicles[M]. Beijing: Beijing Institute of Technology Press, 2016:47-53.
- [3] 王傲. 高超声速飞行器嵌入式大气数据传感(FADS)系统验证及误差分析[D]. 南京:南京航空航天大学,2023.
WANG A. Verification and error analysis of an Flush air data sensing (FADS) system in a hypersonic vehicle[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2023.
- [4] 王维新. 运载火箭嵌入式大气数据系统技术研究及验证[D]. 南京:南京航空航天大学,2022.
WANG W X. Research and verification of flush air data sensing system for launch vehicle[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2022.
- [5] 赵二朋,李志琦,牛青雨,等. 基于数据分段拟合的受电弓性能检测误差补偿[J]. 电子测量技术, 2024, 47(16): 17-23.
ZHAO E P, LI Z Q, NIU Q Y, et al. Error compensation of pantograph performance detection based on data segment fitting[J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(16): 17-23.
- [6] 王鹏,赵锴,梁东,等. 某型大气数据系统气压高度飞行试验校准[J]. 力学与实践,2025, 47(6): 1139-1145.
WANG P, ZHAO K, LIANG D, et al. Flight test calibration of barometric altitude for a certain air data system[J]. Mechanics and Engineering, 2025, 47(6): 1139-1145.
- [7] KARALI H, UZUN M, YUKSEK B, et al. Data-driven synthetic air data estimation system development for a fighter aircraft[C]//AIAA Aviation 2023 Forum, 2023: 3439.
- [8] 段鏖,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 B, XU Y S, ZHANG Y. 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.
- [9] 王鹏,梁东,赵锴,等. 某型高精度大气数据解算系统设计[J]. 空气动力学学报,2025,43(2):121-129.
WANG P, LIANG D, ZHAO K, et al. Design of a high-precision air data calculation system [J]. Acta Aerodynamica Sinica, 2025, 43(2): 121-129.
- [10] 吴云燕,黄天鹏,刘武,等. 基于自适应无迹卡尔曼滤波的气流角融合方法[J]. 电光与控制,2024,31(11): 109-114.
WU Y Y, HUANG T P, LIU W, et al. Adaptive unscented Kalman filter based estimation of aircraft airflow angles [J]. Electronics Optics & Control, 2024, 31(11): 109-114.

- 2024, 31(11): 109-114.
- [11] 王建君. 基于数据驱动的偏航系统优化控制研究[D]. 天津:河北工业大学, 2021.
WANG J J. A data-driven approach to the research on optimal control of yaw system[D]. Tianjin: Hebei University of Technology, 2021.
- [12] 周靖南, 唐宏宾, 任广安, 等. 机理模型与数据驱动融合的液压泵变载荷工况故障诊断方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2025, 39(4): 247-257.
ZHOU J N, TANG H B, REN G A, et al. Fault diagnosis method for hydraulic pump under variable load conditions based on fusion of mechanism model and data-driven approach[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2025, 39(4): 247-257.
- [13] 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.
- [14] DROB D P, EMMERT J T, MERIWETHER J W, et al. An update to the horizontal wind model(HWM): The quiet time thermosphere[J]. Earth and Space Science, 2015, 2(7): 301-319.
- [15] TIAN P Z, CHAO H Y. 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.
- [16] 李岱潍. 基于 ADS-B IN 的航空器自主间隔控制研究[D]. 南京:南京航空航天大学, 2023.
LI D W. Research on aircraft autonomous separation control based on ADS-B IN[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2023.
- [17] 胡瑞光, 钟文安, 宋征宇, 等. 运载火箭风场高精度拟合方法[J]. 宇航学报, 2023, 44(2): 303-312.
HU R G, ZHONG W A, SONG Z Y, et al. High-precision fitting approach for wind field of launch vehicles[J]. Journal of Astronautics, 2023, 44(2): 303-312.
- [18] 曹利宵, 贾晓冰, 李宁, 等. 基于自回归嵌入的风电机组传动系统双阈值状态监测[J]. 仪器仪表学报, 2025, 46(9): 360-371.
CAO L X, JIA X B, LI N, et al. Dual-threshold condition monitoring of wind turbine drive train based on auto-regressive embedding[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2025, 46(9): 360-371.
- [19] SHE J B, YAN X T. Research on runge phenomenon[J]. Computational and Mathematical Biophysics, 2019, 8: 1500-1510.
- [20] 蒋保睿. 基于 FADS/INS 信息融合的大气数据估计方法研究[D]. 成都:成都信息工程大学, 2023.
JIANG B R. Research on air data estimation method based on FADS/INS information fusion[D]. Chengdu: Chengdu University of Information Technology, 2023.

作者简介

夏兆祥, 硕士研究生, 主要研究方向为基于大气数据系统。

E-mail: sz2303085@nuaa.edu.cn

李荣冰(通信作者), 博士, 教授, 主要研究方向为大气数据传感技术、惯性导航与组合导航、微惯性系统、飞行器自主导航技术。

E-mail: lrbing@nuaa.edu.cn