

# 民用客机负加速度试飞实时预测及告警技术研究

米毅<sup>1,2,3</sup>, 李爱军<sup>1,3</sup>, 温亚军<sup>2,3</sup>, 范志鹏<sup>2,3</sup>, 胡雪松<sup>1</sup>

(1.西北工业大学 自动化学院, 陕西 西安 710129; 2.中国商飞民用飞机试飞中心, 上海 201324;  
3.上海民机试飞工程技术研究中心, 上海 201324)

**摘要:**现代民用飞机通过一系列严苛的飞行试验来验证飞机设计性能的极限,因此飞行试验任务具有高风险、技术复杂的特点。其中负加速度试飞旨在验证飞机动力装置、辅助动力装置以及与之有关的任何部件或系统在负加速度条件下不会发生危险故障。负加速度试飞的风险等级是高风险。针对民用客机负加速度试飞提出一种实时预测及告警技术:开发针对负加速度试飞场景的融合仿真系统,精度验证结果表明系统可以满足工程应用的需要;通过理论分析给出影响负加速度试飞的主要因素,为仿真计算提供方向;利用BP神经网络算法和极限梯度提升(XGBoost)算法,建立基于补偿因子的负加速度试飞预测模型,并开发负加速度试飞实时预测及告警程序。所提技术应用于某型民机的负加速度试飞中,预测结果表明负加速度试飞实时预测及告警程序的精度可以满足试飞监控的要求。

**关键词:**负加速度试飞;实时预测及告警;BP神经网络;XGBoost 算法

**中图分类号:**V328.3

**文献标志码:**A

**文章编号:**1000-2758(2024)02-0295-08

民机飞行试验是民机研制最重要的环节之一,通过一系列严苛的飞行试验来验证飞机产品的性能,具有风险高、技术复杂的特点。其中负加速度试飞旨在验证飞机动力装置、辅助动力装置以及与之有关的任何部件或系统在负加速度条件下不会发生危险故障。负加速度试飞是一个试飞动作复杂、综合性考核强的试飞科目,试飞风险等级为高风险。CCAR25中的25.943条明确规定:“当飞机在第25.333条规定的飞行包线内作负加速度时,发动机、经批准在飞行中使用的辅助动力装置,或者与动力装置或辅助动力装置有关的任何部件或系统不得出现危险的故障。必须按预计的负加速度最长持续时间表明满足上述要求。”

执行该试飞动作时,试飞员常通过侧杆或驾驶

杆盘操纵飞机进行抛物线试飞动作。通常该套动作从进入到结束包含4个阶段:第一阶段操纵飞机稳定平飞;第二阶段通过拉杆积累俯仰角;第三阶段通过推杆使飞机进入到负过载状态;第四阶段再通过拉杆恢复飞机稳定平飞。在整个试飞过程中,飞机的俯仰角最大可达25°以上,最小可低至-15°以下,俯仰角变化幅度大、速率高、危险系数高,且在拉杆恢复稳定平飞时存在超速风险。因此在开展负加速度试飞过程中,须聚焦2个难点:一是如何操纵侧杆进行抛物线动作,使得飞机进入负过载的持续时间能够满足条款要求;二是如何避免飞机发生超速等非预期的危险。

为提高试飞效率、降低试飞风险,针对民机负加速度试飞,本文提出一种实时预测及告警技术。主要包括:

- 1) 融合驾驶员模型、飞机动力学模型和发动机模型,开发针对负加速度试飞场景的融合仿真系统;
- 2) 分析负加速度试飞的影响因素,利用负加速度融合仿真系统进行批量仿真计算;
- 3) 基于仿真数据和真实试飞数据,利用BP神经网络算法<sup>[1-4]</sup>和极限梯度提升(XGBoost)算法<sup>[5]</sup>

收稿日期:2023-04-08

基金项目:上海市经济和信息化委员会工业强基项目(GYQJ-2017-5-08)资助

作者简介:米毅(1982—),博士研究生

通信作者:胡雪松(1998—),博士研究生

e-mail:hxs2020@mail.nwpu.edu.cn

建立基于补偿因子的负加速度预测模型,并开发负加速度试飞实时预测及告警程序,用于负加速度试飞场景下的实时预测及预警。

## 1 负加速度融合仿真系统的搭建与验证

负加速度融合仿真系统由驾驶员模型、飞机动力学模型和发动机模型融合搭建组成。其中驾驶员模型主要由侧杆、油门杆操作指令构成;飞机动力学模型、发动机模型均基于物理机理构建。如图 1 所示,在模拟负加速度试飞过程时,分别将驾驶员模型的侧杆、油门杆等操纵指令输入到动力学模型和发动机模型中,发动机模型依据油门杆指令计算推力并输出给动力学模型,动力学模型则依据驾驶员模型的输入和发动机推力的输入,解算出飞行状态数据,如高度、速度、俯仰角、法向过载等。

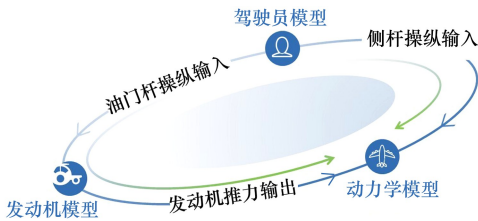


图 1 负加速度融合仿真系统原理图

飞机进入负过载后的最小过载值及维持时间是试验的关注重点,因此以过载值  $n_z$  的平均绝对误差、最小过载值的绝对误差以及负过载维持时间的绝对误差量化地表明系统的精度。随机选取了 3 次负加速度试飞数据,对比仿真数据与真实数据。表 1 给出了 3 次仿真数据与真实数据的误差统计结果,图 2a)~2c) 依次给出了 3 次仿真数据与真实数据的对比图。

表 1 仿真数据与真实数据的误差统计

序号	$n_z$ 平均绝对误差	最小过载值的绝对误差	负过载维持时间的绝对误差/s
1	0.046g	0.031g	0.15
2	0.042g	0.047g	0.62
3	0.043g	0.021g	0.68

从表 1 和图 2 可知,  $n_z$  平均绝对误差和最小过

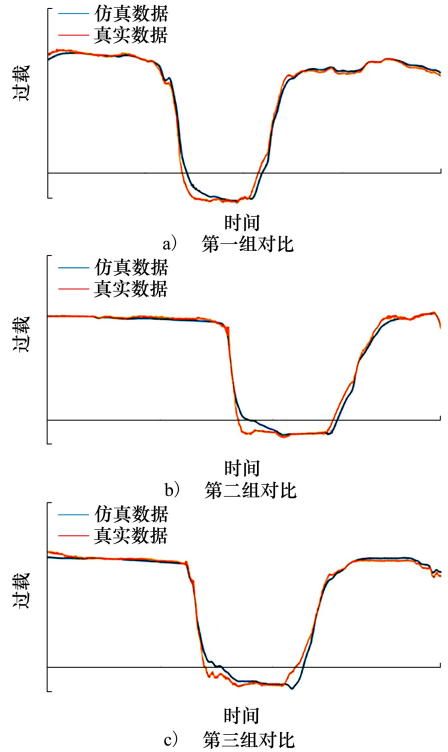


图 2 仿真数据与真实数据对比示意图

载值绝对误差均在 0.05g 以内,负过载维持时间绝对误差则均在 1 s 以内。D 级模拟机客观测试标准中,载荷因素要求的法向加速度容差为  $\pm 0.1g$ <sup>[6]</sup>,因此,融合仿真系统的精度可以满足工程应用要求。

## 2 负加速度试飞影响因素分析

试飞员执行负加速度试飞动作时,纵向操作侧杆或杆盘控制飞机俯仰的变化,且尽可能避免出现横向操纵导致的飞机滚转。因此在机体坐标系内,本文将飞机的运动简化为无侧滑和无滚转飞行,且发动机推力沿着飞行速度方向。根据文献[7],法向过载与飞机运动之间的关系可简化为

$$n_z = \frac{V \frac{d\gamma}{dt}}{g} + \cos\gamma \quad (1)$$

式中:  $V$  为真空速;  $\frac{d\gamma}{dt}$  为航迹倾角变化率;  $g$  为重力加速度;  $\gamma$  为航迹倾角。在飞机进入负过载后,  $\cos\gamma$  变化区间为  $[0.965, 1]$ , 影响较小,为简化(1)式,取  $\cos\gamma$  为常值  $C$ 。简化后,  $n_z$  与真空速、航迹倾角变化率两者相关。将航迹倾角与俯仰角、攻角的关系、真

空速与指示空速的关系代入(1)式可得

$$n_z = KV_{IAS} \sqrt{\frac{\rho_0(1 + \varepsilon_0)}{\rho_h(1 + \varepsilon_h)}} \left( \frac{d\theta}{dt} - \frac{d\alpha_{AOA}}{dt} \right) + C \quad (2)$$

式中:  $\theta$  为俯仰角;  $\alpha_{AOA}$  为攻角;  $K$  为  $g$  取固定值后计算得到的系数;  $\rho_0, \varepsilon_0$  分别为标准大气条件下的空气密度和空气压缩修正量;  $\rho_h, \varepsilon_h$  分别为高度  $h$  上的空气密度和空气压缩修正量;  $V_{IAS}$  为指示空速。飞机进入负过载时间为 6 ~ 9 s 左右;  $V_{IAS}, \alpha_{AOA}$  及高度变化幅度小,  $V_{IAS}, \alpha_{AOA}, \sqrt{\frac{\rho_0(1 + \varepsilon_0)}{\rho_h(1 + \varepsilon_h)}}$  均可简化为常值, 因此(2)式可继续简化为

$$n_z = K_1 V_{IAS} \frac{d\theta}{dt} + C_1 \quad (3)$$

式中:  $K_1$  为将  $\sqrt{\frac{\rho_0(1 + \varepsilon_0)}{\rho_h(1 + \varepsilon_h)}}$  简化为常值后与  $K$  相乘得到的系数,  $C_1$  为常数。(3)式确定法向过载值为指示空速、俯仰角速率的函数。在确定法向过载值、俯仰角速率后, 即可确定维持负过载的时间

$$\Delta_t = \left| \frac{\bar{\theta}}{\frac{d\theta}{dt}} \right| \quad (4)$$

式中,  $\Delta_t$  为维持负过载时间;  $\bar{\theta}$  为飞机俯仰角变化范围, 飞机进入负过载时俯仰角由最大俯仰角逐渐减小至最小俯仰角, 最大俯仰角减去最小俯仰角即为  $\bar{\theta}$ 。依据(3) ~ (4)式, 分别为  $n_z$  和  $\Delta_t$  取不同的值, 可绘制如图 3a) ~ 3b) 所示的关系曲线。在推杆确定  $V_{IAS}$  和  $\bar{\theta}$  后, 通过改变  $d\theta/dt$  即可得到所需的  $n_z$  和  $\Delta_t$ 。

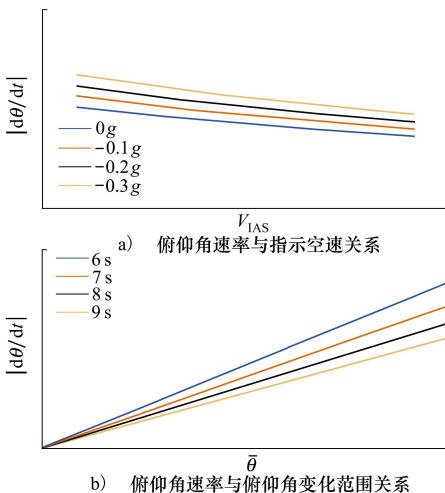


图3 俯仰角速率与指示空速、俯仰角变化范围的关系曲线

俯仰角速率通过驾驶员纵向操纵进行控制, 为方便驾驶员直观了解操纵装置纵向位移与  $n_z, \Delta_t$  的关系, 在进入负过载的时间段内, 将纵向位移与俯仰角速率简化为线性关系, 进一步可得

$$\begin{cases} n_z = K_1 K_2 V_{IAS} L + C_1 \\ \Delta_t = \frac{\bar{\theta}}{K_2 L} \end{cases} \quad (5)$$

式中:  $L$  为侧杆纵向位移角度;  $K_2$  为侧杆纵向位移角度与俯仰角速率的线性系数。不同型号的飞机在控制律上不同, 因此  $K_2$  取值也不同。飞机控制律非常复杂, 虽然侧杆纵向位移与俯仰角速率的关系不能仅用线性关系表示, 但(5)式给出了影响法向过载的主要因素, 提供了仿真计算的方向。图 4a) ~ 4b) 给出了某型民机的侧杆纵向位移与  $n_z, \Delta_t$  的仿真关系曲线, 依据曲线可快速给出驾驶员的操纵建议。

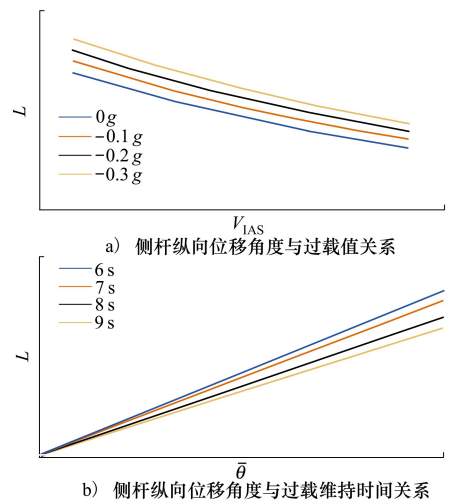


图4 侧杆纵向位移角度与过载值、负过载维持时间的仿真关系曲线

基于(5)式, 考虑某型客机存在最小俯仰角的限制, 影响飞机进入负过载持续时间的主要因素为第三阶段推杆时刻的俯仰角、指示空速和推杆量, 而推杆时刻的指示空速又受平飞速度影响。因此利用负加速度融合仿真系统可进行如图 5 所示的仿真: 第一阶段(图 5 中 1 至 2)给定飞机质量、重心、初始速度、高度使得飞机稳定平飞, 第二阶段(图 5 中 2 至 3)拉杆爬升, 拉杆时给定固定的拉杆量以保证法向过载值在限定的范围内, 当飞机达到指定俯仰角时进行第三阶段(图 5 中 3 至 5)的推杆使得飞机进入负过载, 并直至飞机达到最小俯仰角, 则进行第四

阶段(图 5 中 5 至 7)的固定拉杆量的拉杆,最后待飞机恢复稳定平飞时结束仿真。通过改变飞机质量、重心及初始速度、高度、拉杆量、俯仰角、推杆量等变量,即可进行大量仿真,依据仿真结果在试飞前给出合适的操纵建议。但考虑实际试飞中飞行环境的干扰、失重对试飞员的生理影响等,还需在试飞员执行负加速度试飞时,实时提供预测及预警的功能,尽可能地降低试飞风险。

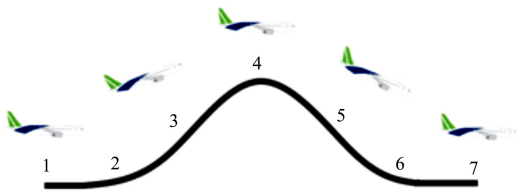


图 5 仿真过程示意图

### 3 基于补偿因子的负加速度预测模型建立

为在试飞中能够实时判断飞机进入负过载的持续时间是否满足要求及是否存在超速的危险,基于前文得到的大量仿真数据,同时考虑真实负加速度试飞数据较少,为保证负加速度预测模型能够在科目试飞中后期应用,建立了基于补偿因子的负加速度预测模型,用于预测负过载持续时间  $\Delta_t$  和飞机改出时(第四阶段拉杆恢复飞机稳定平飞的时刻,此时速度最大)的速度  $V_{end}$ 。如图 6 所示,负加速度预测模型的建模思路为:利用融合仿真系统得到大量仿真数据后,首先利用 BP 神经网络算法对仿真数据进行训练与验证,得到 BP 神经网络预测模型;利用 XGBoost 算法对负加速度试飞初期的少量样本数据进行训练得到合适的补偿因子  $\alpha, \beta$ ,使得 BP 神经网络预测模型输出的结果加上补偿因子后与真实结果接近。最终负加速度预测模型的输出可用(6)~(7)式表示,将真实数据分别输入 2 个算法模型中,得到 2 种模型的输出  $\Delta_{t,sim}, V_{end,sim}, \alpha, \beta$ ,再将其相加,即为负加速度预测模型的预测结果  $\Delta_{t,pred}, V_{end,pred}$ 。

$$\Delta_{t,pred} = \Delta_{t,sim} + \alpha \quad (6)$$

$$V_{end,pred} = V_{end,sim} + \beta \quad (7)$$

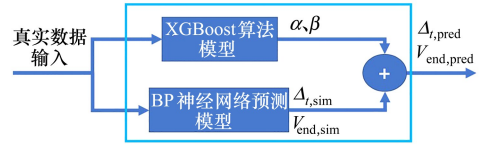


图 6 基于补偿因子的负加速度预测模型建模原理图

#### 3.1 BP 神经网络预测模型

BP 神经网络算法具有很强的非线性映射功能,能以较高的精度逼近已给定实值的多变量连续函数<sup>[8-10]</sup>。因此 BP 神经网络预测模型建模思路为:为提高 BP 神经网络预测模型的准确度,将质量  $W$ 、重心  $G$ 、高度  $H$  等参数也作为 BP 神经网络预测模型的输入,  $\Delta_t, V_{end}$  为 BP 神经网络预测模型的输出,则输出可以用(8)式表示。基于(8)式,利用仿真数据对 BP 神经网络进行训练,建立初步的预测模型。

$$y(\Delta_t, V_{end}) = f(L, V_{IAS}, \bar{\theta}, W, G, H) \quad (8)$$

本文实验的硬件条件是:CPU 为 Intel(R) Core(TM) i7-8750H, CPU 主频为 2.20 GHz, 内存为 16 GB。实验平台基于深度学习框架 tensorflow2.5 版本的上层框架 keras, 编程语言使用 Python3.7。

为提高模型的精度,本文共搭建 2 个 BP 神经网络模型,分别用于预测  $\Delta_t$  和  $V_{end}$ 。2 个模型的网络结构一致,共 8 层网络,第 1 层输入层为  $L, V_{IAS}, \bar{\theta}, W, G, H$ , 第 2~7 层为隐藏层,采用的节点数依次为 12, 24, 48, 96, 96, 48, 最后一层为输出层,分别用于输出  $\Delta_t, V_{end}$ 。激活函数均采用 ReLU 函数。通过调整学习率、批训练量等参数分别对两模型进行训练,以得到最优模型。

#### 3.2 XGBoost 算法模型

XGBoost 算法为提升树的一种优化算法,由陈天齐等<sup>[5]</sup>在 2016 年提出,其在 GBDT (gradient boosting decision tree) 算法上进行改进,加入了正则项,防止过拟合,保证模型的鲁棒性<sup>[11]</sup>。此外, XGBoost 算法在少样本模型预测上,具有搜索速度快、精度高等优势,目前已广泛应用于工程中<sup>[12-13]</sup>。

本文采用 XGBoost 回归算法,在每轮迭代中通过特征分裂来生成一颗新的树模型——即新函数,并加入到之前迭代的模型中,以减少模型之前预测的误差。其思想可用(9)式表示

$$\hat{y}_i^{(t)} = \hat{y}_i^{(t-1)} + f_i(x_i) \quad (9)$$

式中:  $\hat{y}_i^{(t-1)}$  为第  $t-1$  轮迭代得到的模型预测结果;  $f_i(x_i)$  为第  $i$  轮迭代得到的新函数;  $\hat{y}_i^{(t)}$  为第  $t$  轮迭代

得到的模型预测结果。则 XGBoost 算法目标函数为

$$X_{obj} = \sum_{i=1}^n l(y, \hat{y}) + \sum_{k=1}^K \Omega(f_k) \quad (10)$$

式中:  $\sum_{i=1}^n l(y, \hat{y})$  为模型预测值与真实值的差异;

$\sum_{k=1}^K \Omega(f_k)$  为正则化项。正则化项的添加有助于减少模型训练过程中的过拟合现象,其函数公式为

$$\Omega(f_k) = \gamma_p T + \lambda \sum_{j=1}^T \omega_j^2 \quad (11)$$

式中:  $\gamma_p$  为惩罚函数系数;  $T$  为叶子节点个数;  $\lambda$  为正则化惩罚项系数;  $\omega_j^2$  为第  $j$  个叶子节点输出分数的 L2 模平方。  $\gamma_p$  和  $T$  用于防止过拟合。

在 BP 神经网络预测模型输出结果的基础上,利用 XGBoost 回归算法训练出合适的补偿因子,以进一步提高预测精度。其原理如图 7 所示,首先将负加速度试飞初期的少量试飞数据作为真实数据  $X_{act} = \{L, V_{IAS}, \bar{\theta}, W, G, H\}$ , 输入到 BP 神经网络预测模型中得到输出  $y_{sim}$ , 再与真实数据  $y_{act}$  进行比较,得到误差  $\Delta_{error}$ 。最后将真实数据  $X_{act}$  作为输入,  $\Delta_{error}$  作为输出,利用 XGBoost 算法进行训练,得到合适的补偿因子  $\alpha, \beta$ , 使得 BP 神经网络预测模型输出的结果加上补偿因子后与真实结果接近<sup>[14-15]</sup>。

本文 XGBoost 算法训练使用的 XGBoost 版本为 1.6.1, 编程语言使用 PYTHON3.7。针对 2 个补偿因子  $\alpha, \beta$ , 此处也搭建了 2 个 XGBoost 算法模型, 分别用于预测补偿因子  $\alpha$  和  $\beta$ 。  $\alpha$  预测模型中各参数数值如下: 评估器数量为 25, 树的最大深度为 1, 学习率为 0.4,  $\gamma_p$  为 0.005,  $\lambda$  采用 L1 正则化为 0.1, 指定孩子节点中最小的样本权重和为 0.1, 其他参数均为默认。  $\beta$  预测模型中各参数数值如下: 评估器数量为 400, 树的最大深度为 7, 学习率为 0.1,  $\gamma_p$  为 500,  $\lambda$  采用 L1 正则化为 0.5, 指定孩子节点中最小的样本权重和为 0.5, 其他参数均为默认。

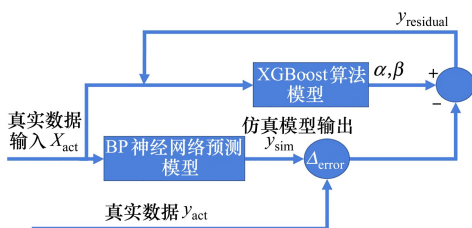


图 7 极致梯度提升算法模型建模原理图

### 3.3 预测模型对比

为表明本文采用的方法优劣性,对比了基于补偿因子的负加速度预测模型和常规 BP 算法负加速度预测模型在预测  $\Delta_t, V_{end}$  上的结果。常规 BP 算法负加速度预测模型采用 BP 神经网络进行模型训练,也分别建立了预测  $\Delta_t, V_{end}$  2 个常规 BP 算法模型,并通过调整学习率、批训练量等参数对 2 个模型进行训练,以得到最优模型。对比结果如表 2 所示,2 种方法均采用相同的训练集进行训练,并采用相同的验证集进行验证,验证集为 9 次负加速度试飞。对比 2 种模型在预测  $\Delta_t, V_{end}$  上的平均绝对误差和最大绝对误差,基于补偿因子的负加速度预测模型在预测精度上相对常规 BP 算法负加速度预测模型更具优势。

表 2 2 种方法的误差对比

方法	$\Delta_t$ 绝对误差/s		$V_{end}$ 绝对误差/( $m \cdot s^{-1}$ )	
	最大	平均	最大	平均
补偿因子法	0.38	0.13	5.0	2.3
常规 BP 法	1.37	0.45	19.0	14.2

## 4 负加速度试飞实时预测及告警程序的开发与应用

为将加入补偿因子的负加速度预测模型用于真实试飞中实时预测  $\Delta_t, V_{end}$ , 并将结果实时可视化, 开发负加速度试飞实时预测及告警程序。如图 8 所示, 该程序分为 2 个云图界面和 1 个状态栏, 左侧最小过载云图界面用于预测飞机进入负过载后的最小过载值, 右侧时间云图界面用于预测飞机进入负过载并维持的时间。在执行试飞动作时, 程序会依据飞机当前的速度和推杆量建立光标, 并依据光标的变化实时绘制 2 条曲线, 当 2 条曲线均进入到云图中时, 说明在当前推杆量的操纵下, 飞机能够进入到负过载且负过载能够维持 7 s 以上。同时根据光标在云图中对应的颜色和云图刻度尺对应颜色的数值, 可得到预估的最小过载值和负过载维持时间。最右侧的状态栏中“当前状态”用于实时预测并显示该次操作是否满足负过载维持 7 s 以上, 当预测可满足要求时“7 s 提示灯”亮绿灯, 不满足要求时亮白灯。“预计改出时速度”用于实时预测并显示飞机从负过载状态改出恢复稳定平飞时的速度, 当  $V_{pred} - V_{mo} < -5.1 m/s$  时 ( $V_{pred}$  为预测速度,  $V_{mo}$  为飞机最大操作限制速度), “改出超速指示灯”亮绿灯, 当

$V_{pred} - V_{mo} > -5.1 \text{ m/s}$  时,亮红灯。在试飞时,当试飞员在时刻点 3 进行推杆时,依据 3 点的速度、俯仰角等参数值,程序调用负加速度预测模型进行预测,将结果实时绘制在左右云图中并显示在右侧的状态栏中。

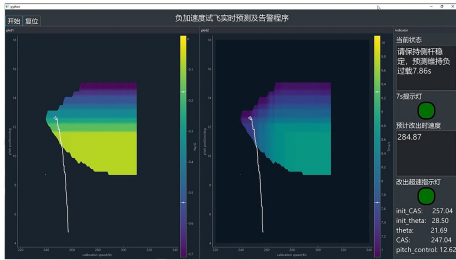


图 8 负加速度试飞实时预测及告警程序

飞监控,预测的  $\Delta_t, V_{end}$  结果如表 3 所示。2 架次试飞共执行 14 次负加速度试飞动作,  $\Delta_t$  平均绝对误差为 0.38 s,最大绝对误差为 0.89 s,  $V_{end}$  平均绝对误差为 2.30 m/s,最大绝对误差为 5.09 m/s。依据 CCAR25 部条款的建议,负加速度试飞时飞机进入负过载的时间需在 7 s 以上,但飞行员实际执行试飞动作时将尽量维持负过载时间在 8 s 左右,因此  $\Delta_t$  的允差为 1 s;此外,负加速度试飞实时预测及告警程序的告警逻辑为当  $V_{end} - V_{mo} > -5.1 \text{ m/s}$  时,会进行速度超限告警,  $V_{mo} - 5.1 \text{ m/s}$  与飞机最大允许的  $V_{mo}$  速度相差 5.1 m/s,因此  $V_{end}$  的允差为 5.1 m/s。依据程序预测结果的平均绝对误差和绝对最大误差,负加速度试飞实时预测及告警程序的精度可以满足试飞监控的要求。

程序累计执行某型民机 2 个架次的负加速度试

表 3 程序预测结果统计

真实 $\Delta_t/s$	预测 $\Delta_t/s$	绝对误差/s	真实 $V_{end}/(\text{m} \cdot \text{s}^{-1})$	预测 $V_{end}/(\text{m} \cdot \text{s}^{-1})$	绝对误差/ $(\text{m} \cdot \text{s}^{-1})$
9.10	8.31	0.79	155.86	150.77	5.09
8.69	7.87	0.82	156.25	151.61	4.63
8.00	8.38	0.38	153.81	153.05	0.76
8.38	8.20	0.18	149.77	151.78	2.01
7.91	8.08	0.17	158.30	155.60	2.70
8.62	8.28	0.34	154.70	157.67	2.97
7.90	7.95	0.05	152.78	153.44	0.66
8.34	8.79	0.45	151.73	155.53	3.80
8.16	8.46	0.30	154.59	153.48	1.11
7.30	8.19	0.89	152.26	154.93	2.67
7.75	8.31	0.56	154.89	153.94	0.95
8.50	8.56	0.06	154.83	154.12	0.72
8.22	8.44	0.22	154.44	154.67	0.23
8.34	8.16	0.18	156.68	152.72	3.96
$\Delta_t$ 平均绝对误差/s		0.38	$V_{end}$ 平均绝对误差/ $(\text{m} \cdot \text{s}^{-1})$		2.30

## 5 结 论

本文针对民机负加速度试飞研究了一种实时预测及告警技术,主要工作为:

1) 开发了针对负加速度试飞场景的融合仿真系统,系统精度验证结果表明可以满足工程应用的

需要;

2) 通过对负加速度试飞的理论分析,给出了影响负加速度试飞的简化关系式及某型民机的侧杆纵向位移与  $n_z, \Delta_t$  的仿真关系曲线,依据关系曲线可快速给出试飞员的操纵建议;

3) 利用 BP 神经网络算法和 XGBoost 算法建立了基于补偿因子的负加速度预测模型,并开发负加

速度试飞实时预测及告警程序,依据程序预测结果的平均绝对误差和最大绝对误差,负加速度试飞实时预测及告警程序的精度可以满足试飞监控的要求。

## 参考文献:

- [1] 周志华. 机器学习[M]. 北京:清华大学出版社, 2016: 73-88  
ZHOU Zhihua. Machine learning[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2016: 73-88 (in Chinese)
- [2] 伊恩·古德费洛, 约书亚·本吉奥, 亚伦·库维尔. 深度学习[M]. 赵申剑, 黎彧君, 符天凡, 等, 译. 北京: 人民邮电出版社, 2021: 105-137  
GOODFELLOW Ian, BENGIO Yoshua, COURVILLE Aaron. Deep learning[M]. ZHAO Shenjian, LI Yujun, FU Tianfan, et al, Translated. Beijing: People's Posts and Telecommunications Publishing House, 2021: 105-137 (in Chinese)
- [3] NGUYEN D H, WIDROW B. Neural networks for self-learning control systems[J]. IEEE Control Systems Magazine, 1990, 10(3): 18-23
- [4] CHEN F C. Back-propagation neural networks for nonlinear self-tuning adaptive control[J]. IEEE Control Systems Magazine, 1990, 10(3): 44-48
- [5] CHEN T, GUESTRIN C. XGBoost: a scalable tree boosting system[C]//Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, New York, 2016: 785-794
- [6] 中国民用航空局飞行标准司. 飞机飞行模拟机鉴定性能标准[S]. AC-60-FS-2019-006, 2019  
Flight Standards Department of the Civil Aviation Administration of China. Aircraft Flight Simulator Qualification Performance Standards[S]. AC-60-FS-2019-006, 2019 (in Chinese)
- [7] WEN Yajun. Simulation analysis of a certain civil aircraft's negative acceleration flight[C]//Proceedings of the International Conference on Aerospace System Science and Engineering, Singapore, 2021: 163-173
- [8] 王昭, 田小涛, 黄萌, 等. 基于 PSO-BP 神经网络的固冲发动机推力估计器设计[J]. 航空动力学报, 2022, 37(7): 1487-1494  
WANG Zhao, TIAN Xiaotao, HUANG Meng, et al. Design of thrust estimator for solid rocket engine based on PSO-BP neural network[J]. Journal of Aerodynamics, 2022, 37(7): 1487-1494 (in Chinese)
- [9] 王文中, 张树生, 余隋怀. 基于粒子群优化的 BP 神经网络图像复原算法研究[J]. 西北工业大学学报, 2018, 36(4): 709-714  
WANG Wenzhong, ZHANG Shusheng, YU Suihuai. Image restoration by BP neural based on PSO[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2018, 36(4): 709-714 (in Chinese)
- [10] 刘范东. 前向神经网络在飞行器纵向控制系统中的应用研究[D]. 西安: 西北工业大学, 2004  
LIU Fandong. Research on the application of forward neural networks in aircraft longitudinal control systems[D]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University, 2004 (in Chinese)
- [11] ZHONG R, JOHNSON JR R, CHEN Z. Generating pseudo density log from drilling and logging-while-drilling data using extreme gradient boosting(XGBoost)[J]. International Journal of Coal Geology, 2020, 97(3): 605-623
- [12] 李庆阔, 张子卿, 张英杰, 等. 基于机器学习 XGBoost 算法的跨音速离心压气机扩压器气动优化设计[J]. 工程热物理学报, 2021, 42(8): 1970-1978  
LI Qingkuo, ZHANG Ziqing, ZHANG Yingjie, et al. Optimization design for the diffuser vanes of a transonic centrifugal compressor based on the XGBoost algorithm[J]. Journal of Engineering Thermophysics, 2021, 42(8): 1970-1978 (in Chinese)
- [13] 李昌林, 童歆, 虞培祥, 等. 基于 XGBoost 的叶型表面转捩位置预测新方法[J/OL]. [2022-12-30](2023-02-12). <https://doi.org/10.13224/j.cnki.jasp.20220210>  
LI Changlin, Tong Xin, YU Peixiang, et al. New method for predicting the transition position of airfoil surface based on xgboost model[J/OL]. [2022-12-30](2023-02-12). <https://doi.org/10.13224/j.cnki.jasp.20220210> (in Chinese)
- [14] EUGENE Mangortey, DYLAN Monteiro, JAMEY Ackley, et al. Application of machine learning techniques to parameter selection for flight risk identification[C]//AIAA Scitech 2020 Forum, Orlando, 2020: 1850
- [15] XU Maojun, WANG Jian, LIU Jinxin, et al. An improved hybrid modeling method based on extreme learning machine for gas turbine engine[J]. Aerospace Science and Technology, 2020, 107: 106333

## Study on real-time prediction and warning technology for negative acceleration flight test of civil airplanes

MI Yi<sup>1,2,3</sup>, LI Aijun<sup>1,3</sup>, WEN Yajun<sup>2,3</sup>, FAN Zhipeng<sup>2,3</sup>, HU Xuesong<sup>1</sup>

(1.School of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China;  
2.COMAC Flight Test Center, Shanghai 201324, China;  
3.Shanghai Civil Aircraft Flight Test Engineering Technology Research Center, Shanghai 201324, China)

**Abstract:** The flight test of modern civil aircraft verifies the limits of aircraft design performance through a series of rigorous flight tests. Flight test mission is characterized by high risk and complex technology. The negative acceleration flight test is to verify that the aircraft power unit, auxiliary power unit, or any component or system related to it shall not have dangerous faults during negative acceleration. The risk level of negative acceleration flight test is high-risk. This paper presents a real-time prediction and alarm technology for negative acceleration flight test of civil airliners. Firstly, a fusion simulation system for the flight test scene of negative acceleration was developed. The accuracy verification results indicate that the system can meet the requirements of engineering applications. Secondly, the main factors that affect the negative acceleration flight test are given through theoretical analysis, which provides a guidance for simulation. Finally, the negative acceleration prediction model based on compensation factor is established by using BP neural network algorithm and XGBoost algorithm. And the real-time prediction and alarm program of negative acceleration flight test is developed, which is used in negative acceleration flight test of a certain civil aircraft. The prediction results indicate that the accuracy of real-time prediction and alarm program can meet the requirements of flight test monitoring.

**Keywords:** negative acceleration flight test; real-time prediction and warning; BP neural network; XGBoost algorithm

**引用格式:**米毅, 李爱军, 温亚军, 等. 民用客机负加速度试飞实时预测及告警技术研究[J]. 西北工业大学学报, 2024, 42(2): 295-302

MI Yi, LI Aijun, WEN Yajun, et al. Study on real-time prediction and warning technology for negative acceleration flight test of civil airplanes[J]. *Journal of Northwestern Polytechnical University*, 2024, 42(2): 295-302 (in Chinese)