



DOI:10.12404/j.issn.1671-1815.2401347

引用格式:孙守众,张宜静,吴桐.新手起飞阶段爬升高度异常的关键预测参数[J].科学技术与工程,2024,24(36):15701-15707.

Sun Shouzhong, Zhang Yijing, Wu Tong. Key predictive parameters for abnormal climb altitude during the takeoff stage of novice pilots[J]. Science Technology and Engineering, 2024, 24(36): 15701-15707.

航空、航天

新手起飞阶段爬升高度异常的关键预测参数

孙守众^{1,2}, 张宜静^{1,2,3*}, 吴桐²

(1. 北京建筑大学机电与车辆工程学院, 北京 102616; 2. 人因工程全国重点实验室, 北京 100084;
3. 清华大学工业工程系, 北京 100084)

摘要 起飞阶段是飞行任务成败的关键,而恰当的爬升高度则能确保起飞成功。为了预测和评估爬升高度异常现象,探究导致爬升高度异常的关键预测参数。研究基于虚拟现实(virtual reality, VR)飞行模拟器,聚焦塞斯纳(Cessna152)机型的起飞阶段,招募31名参试者参加模拟飞行任务实验,采集180个新手飞行的有效数据样本。以模拟器的快速存取记录器(quick access recorder, QAR)数据为基础,通过聚类和相关性分析得到影响爬升高度异常的关键QAR参数,进而采用回归分析探寻这些关键参数与爬升高度异常的关系。结果表明:平均飞行速度和最大仰角是影响飞行高度的主要QAR参数,且两者共同解释了爬升导致高度异常的70.2%。

关键词 爬升高度异常; 飞行训练; 快速存取记录器(QAR)数据; 虚拟现实(VR)

中图分类号 V323.11; **文献标志码** A

Key Predictive Parameters for Abnormal Climb Altitude during the Takeoff Stage of Novice Pilots

SUN Shou-zhong^{1,2}, ZHANG Yi-jing^{1,2,3*}, WU Tong²

(1. School of Mechanical and Electrical Engineering, Beijing University of Civil Engineering and Architecture, Beijing 102616, China;
2. National Key Laboratory of Human Factors Engineering, Beijing 100084, China;
3. Department of Industrial Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

[Abstract] The take-off phase is crucial for the success or failure of a flight mission, with appropriate climb altitudes being essential to ensure successful take-off. In order to predict and assess abnormal phenomena in climb altitudes, the key predictive parameters were investigated that led to abnormal climb altitudes. The research was based on a virtual reality (VR) flight simulator, focusing on the take-off phase of the Cessna152 aircraft. Thirty-one participants were recruited to engage in simulated flight tasks, resulting in the collection of 180 effective data samples from novice flights. Based on the simulator's quick access recorder (QAR) data, key QAR parameters that affect abnormal climb altitudes were identified through clustering and correlation analysis. Subsequently, regression analysis was employed to explore the relationship between these key parameters and the abnormality in climb altitudes. The findings indicate that the average flight speed and maximum pitch angle are the primary QAR parameters influencing flight altitude, jointly accounting for 70.2% of the abnormality in climb altitudes.

[Keywords] abnormal climb altitude; flight training; quick access recorder (QAR) data; virtual reality (VR)

飞机的起飞阶段是整个飞行过程事故的高发段,虽然用时只占飞行过程的2%,但是事故发生率却占到了整个飞行过程相当大的比重^[1]。飞机的起飞阶段处在繁杂密集的空间,驾驶员面临着严格的空管限制以及飞行航路的影响。同时飞行员在

起飞阶段面临着复杂的操作程序,给驾驶员带来了巨大的压力^[2]。飞行事故的主要致因是人的因素^[3]。根据国际民航组织对飞机失事分析的数据显示,人的因素占据了事故的约70%^[4]。其中,机组人员因素占据了人为因素导致事故的62%,包括

收稿日期:2024-02-29; 修订日期:2024-10-06

基金项目:国家自然科学基金重大项目(T2192933)

第一作者:孙守众(2000—),男,汉族,北京人,硕士研究生。研究方向:人因工程。E-mail:1926895290@qq.com。

*通信作者:张宜静(1975—),女,汉族,河南濮阳人,博士,教授。研究方向:人机交互与协同、人因安全。E-mail:zhangyijing@tsinghua.edu.cn。

飞行员缺乏训练或技能不熟练、疲劳驾驶、操作失误、判断失误等,这些都可能造成飞机的失控,甚至造成航班坠毁的严重后果^[5-6]。

关于飞机起飞质量的研究多针对环境因素对飞机起飞性能的影响,而对于人的因素的考虑相对较少。在人的因素的研究中,一种是针对起飞阶段飞行质量的评估,通过飞行数据和专家经验对飞行质量进行分析,如层次分析法和模糊综合评价法等,但这种方法过于依赖专家经验,客观性指标利用不足^[7-8];另一种是对起飞阶段飞行异常的分析与预测,通过对飞行数据挖掘发现飞行异常数据或是某一异常现象的产生原因^[9-10]。

飞行质量评估方法有很多种。有的直接通过飞行数据来评估,有的会结合生理数据来评估^[11-12]。飞行数据的采集与记录是通过带有保护装置的机载飞行数据记录仪——快速存取记录器(quick access recorder, QAR)完成的,这些飞行数据涵盖了飞行的各个阶段,可用于飞行质量监测和评估。袁伟良等^[1]提取起飞爬升阶段和进近着陆阶段的16项QAR数据训练模型,评估飞行任务的准确度。王帅等^[13]以超限事件作为评估指标,使用改进的组合赋权法构建模型,评估飞行品质。生理数据可以反应飞行员的心理状态,与飞行数据结合可更加全面的评估飞行质量。孙敬周^[14]采用5个飞行参数和2个生理参数作为飞行品质指标,以评估新手飞行员在进近着陆阶段的飞行质量。

飞行异常通常采用数学方法或模型来进行分析与预测。最常用的是聚类分析法,Zeng等^[15]对起飞阶段QAR数据进行聚类分析以检测与正常范围不同的飞行参数,挖掘出异常航班数据。Li等^[16]通过对航班飞行数据进行聚类分析得到3个特点的飞行集群,并通过俯仰角、翻滚角等异常参数筛选出离群异常飞行数据。其次是回归分析法,Wang等^[10]基于飞机降落阶段的QAR数据建立着陆距离的逻辑回归和线性回归模型,发现飞行员对油门的操作是影响着陆距离的关键。此外,还有时间序列、麻雀搜索等算法可用于分析预测异常^[9,17]。

爬升高度异常是新手飞行员在起飞阶段常见的问题,它既影响着飞机起飞的成功率,也影响着后续飞行任务的进行。然而,造成这种现象的原因有许多,其一是外部环境原因,研究显示,外部的温度和压力增加均会导致起飞性能下降^[18]。其二是人为操作原因,飞行员驾驶技能不熟练会使飞机在爬升中处在不佳的飞行姿态,从而导致起飞性能下降^[19]。

已有研究分析起飞阶段爬升高度异常的可能原因,总结了飞行异常的分析预测方法。针对飞行高度异常现象,研究发现,由于攻角急剧增加导致机翼周围气流动荡,从而影响空气与机翼接触面不足,导致空速异常,进而影响到飞行高度^[20]。但是对于帮助新手飞行员预防起飞爬升过程中高度异常,还缺乏对造成这一现象的关键参数探究。因此,挖掘导致爬升高度异常的关键QAR参数,预测爬升高度异常现象的产生具有应用价值和意义。本次研究将聚焦于起飞阶段的爬升高度异常现象,使用虚拟现实(virtual reality, VR)飞行模拟器进行飞行模拟训练,收集飞行训练中的QAR参数,探究新手飞行训练中在起飞爬升阶段导致高度异常关键QAR参数,为飞行绩效预测提供科学有效的指标,也可为新手飞行员训练提供理论指导。

1 研究方法

采集新手飞行员起飞阶段的QAR数据,根据飞机原理及飞行规律选取影响起飞爬升阶段的QAR参数,通过聚类和相关性分析,选取每类参数中的关键指标,最后通过回归分析研究高度异常与关键影响参数之间的关系。

1.1 参试者

本次实验共招募31名大学生,通过调查问卷筛选出符合要求的参试者。参试者被要求在正式实验前24h无饮酒,精神状态良好。

1.2 实验平台

实验平台由软件、硬件两个部分组成,配置如表1所示,实验硬件布局如图1所示。实验使用一台桌面级VR飞行模拟器,可采集飞机的飞行状态参数以及飞行员操控输入参数。实验模拟的机型为塞斯纳152(Cessna 152)型飞机,在实验开始前将相关参数输入实验平台。

表1 实验配置

Table 1 Experimental configuration		
名称	解释	
硬件	VR头戴式显示器	呈现沉浸式的飞行画面
	平面显示器	呈现平面的飞行画面
	飞行油门	控制飞行速度
	飞行操纵杆	飞机的三轴控制
	飞行踏板*2	控制飞机的方向 (左:左转;右:右转)
软件	Steam VR	广泛使用在硬件上体验VR内容的工具
	飞行模拟器软件	飞行模拟器软件的主程序,用虚幻引擎4开发
	OBS Studio	屏幕录制软件,用于主视角的录制



图1 实验硬件布局图

Fig. 1 Experimental hardware layout diagram

1.3 实验流程

飞行任务实验共持续8 d,参试者每隔两天来参加一次,由于疫情原因,31名参试者完成了一次实验,14名参试者完成了两次实验。第一次实验完成6轮飞行任务实验。第二次实验完成4轮飞行任务实验。两次实验间隔两天进行,研究截取佩戴VR头戴式显示器时的飞行任务起飞阶段,开展数据挖掘与建模。

每次实验开始前完成对设备的调试,进入正式实验后,QAR数据从启动发动机开始记录,以到达循迹飞行线末点终止,此时数据采集结束,记为一次起飞数据。在完成所有飞行任务实验后卸下VR设备,实验结束。

1.4 循迹起飞爬升路线

循迹起飞路线如图2所示,首先驾驶员会出现在跑道的起点,此时飞机处在关闭状态,随后飞行员发动飞机,加速滑行至爬升引导线起点,然后尽力沿着爬升引导线飞行,直至爬升引导线的末点结束。实验中所用引导线是依据飞行手册和专业飞行员飞行制定的,爬升率为3.3 m/s。

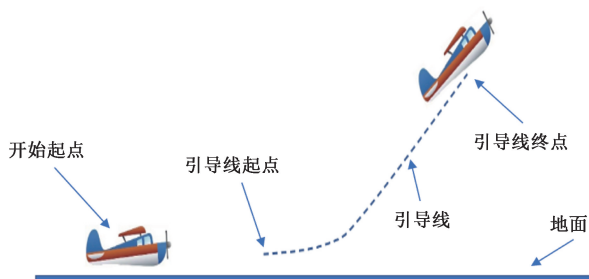


图2 循迹起飞路线图

Fig. 2 Path following takeoff diagram

1.5 数据的采集

实验记录了整个起飞爬升过程的完整QAR数据,数据采集的频率为45次/s。实验一共采集180

份样本,其中飞行全程高度小于10 m或发生坠机被认定为起飞失败,去除28份起飞失败数据,有效数据共计152份。

1.6 QAR参数选取

QAR数据的类型包括飞行姿态参数、飞行状态参数、操作参数、系统状态信息和外部环境信息。由于本次研究旨在探究导致新手飞行员起飞爬升高度异常的关键QAR参数,因此不考虑系统状态信息和外部环境信息,将QAR参数的选择聚焦在飞行员的操作以及飞机的飞行姿态上。结合Cessna152型飞机的操作手册以及飞行原理,选择影响飞行垂直向的QAR参数为主。考虑到此次实验模拟的机型是一种单螺旋桨飞机,与常见的双涡轮型民航飞机不同,单螺旋桨飞机在起飞时会向螺旋桨的反向偏移^[21],从而影响水平向飞行,因此选取一些影响飞机非垂直向的QAR参数。综上所述,最终选取的飞行姿态参数有:最大仰角(飞机机翼与迎面气流之间能达到的最大角度)、最大攻角(飞机机翼弦线与相对风方向之间的最大夹角)、最大横滚角(飞机机翼与水平面的最大夹角);飞行状态参数有最大垂直加速度(飞机在垂直方向上的最大加速度)、最大水平加速度(飞机在水平方向上的最大加速度)、平均飞行速度(飞机在起飞爬升阶段的平均速度);操作参数有:方向舵输入平均值(飞行员在飞行过程中对方向舵的平均操作量)、升降舵输入平均值(飞行员在飞行过程中对升降舵的平均操作量)、横滚舵输入平均值(飞行员在飞行过程中对横滚舵的平均操作量)。

2 QAR参数聚类分析

2.1 聚类分析方法

研究采用聚类分析将有关联的参数聚为一类以降低关键参数之间的关联性,以便于后续挖掘影响高度异常的关键参数。在聚类分析中,由于各个变量处在不同维度上,为了使数据在各个特征维度上具有相同的尺度,更好地反映特征之间的差异,首先需要进行数据的标准化,由于实验数据已排除掉起飞失败和在坠机等严重异常数据,因此采用-1~1的标准化处理。

聚类分析根据分析对象可分为R型聚类和Q型聚类。其中,R型聚类是变量的分类,Q型聚类是样本的分类^[22]。在QAR参数变量的分类中,使用R型聚类可将大差异趋势的变量分离,小差异则会被聚集在一起。此外,选用组间联接方式比较不同簇之间的相似性可以更准确地反映数据的真实分布。

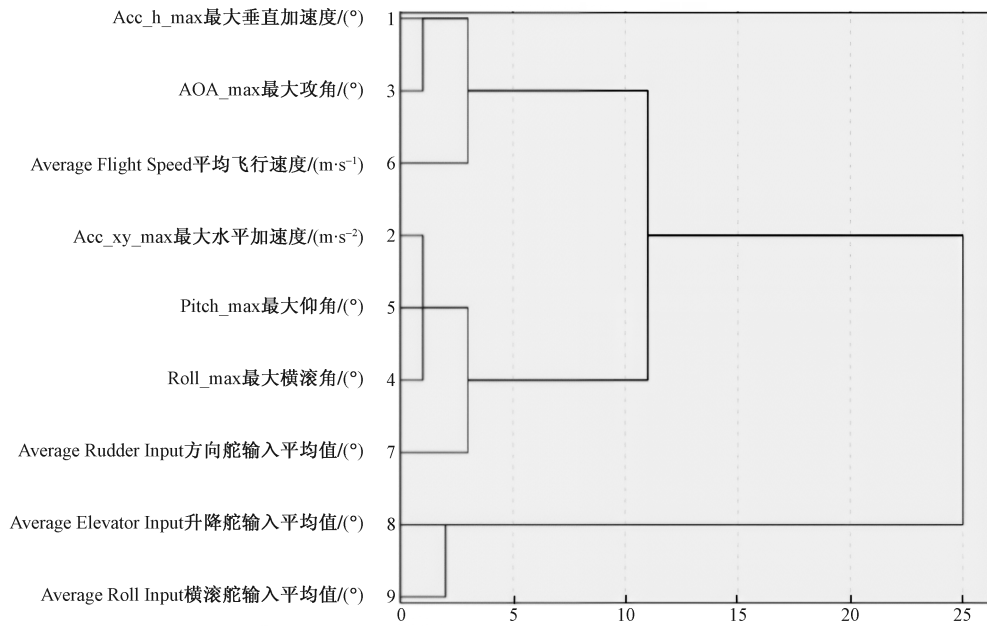


图3 QAR 参数分类结果

Fig. 3 QAR parameter classification results

对选取的9个QAR参数进行聚类分析,参数分类结果如图3所示,其中最大垂直加速度、最大攻角、平均飞行速度被聚为一类,最大水平加速度、最大仰角、最大横滚角、方向舵输入平均值被聚为一类,升降舵输入平均值、横滚舵输入平均值被聚为一类。

2.2 参数的减少

聚类分析并不会减少QAR参数的种类,因此在聚类后还需对参数进行减少。变量之间的关系不仅反映在数值上,不同变量的变化有时也会导致同样的不安全,因为趋势的相似性会导致描述飞机运动时出现相似甚至重叠。因此,在聚类分析的基础上,结合飞行原理和飞机性能相关知识,只保留主导变量,其它变量忽略,这样才能使变量逐渐减少。

根据逐步聚类的结果显示,最大垂直加速度和最大攻角最先被聚为一类,最大攻角是指在飞机失速边界上的最大角度,用于衡量飞机失速能力的一个指标。而最大垂直加速度是一个状态量,如果垂直加速度过大极易导致飞机失速,垂直加速度过小则说明爬升速度慢,两者综合考虑应选择包含性更大的最大垂直加速度。随后与最大垂直加速度、最大攻角聚为一类的是平均飞行速度,它与飞机爬升高度的关系是较为简单直接,在机型和外界环境一致的情况下,起飞阶段拥有更快的速度意味着有更大的升力。因此,第一簇选取的关键QAR参数是平均飞行速度;第二簇中,率先被聚为一类的是最大水平加速度,最大仰角和最大横滚角,飞机水平加速度会随飞机速度变化而变化,只要控制在合理阈

值,就能保证飞机安全飞行,与爬升高度关系相对较弱,而横滚角度的产生主要是为了修正起飞过程中由于飞机舵面或发动机输出的扭矩而产生的偏移,在实际飞行中,如果飞机的横滚角度过大,可能会导致飞行状态不稳定,进一步影响飞机的高度。而最大仰角直接影响了飞机的垂直角速度,与飞机的爬升高度关系更为密切,因此保留最大仰角。随后被聚入的是方向舵输入平均值,他主要表示参试者对飞机航向的控制,显然没有最大仰角对爬升高度的影响大,因此这一簇的关键QAR参数是最大仰角;第三簇被聚为一类的是升降舵输入平均值与横滚舵输入平均值,虽然在一般情况下升降舵输入对飞行高度的影响更大,但是由于新手对于横滚舵输入量的把握能力较差,很容易产生偏离航向甚至是坠机,综合来看,横滚舵输入平均值在该场景下对高度偏差的产生影响会更大些,因此第三簇选取的关键QAR参数是横滚舵输入平均值。

综合聚类结果与理论分析,最终提取的关键参数是平均飞行速度、最大仰角和横滚舵输入平均值。

3 相关性分析与回归分析

为验证选取的聚类结果是否为导致爬升高度异常的关键QAR参数,有必要对其进行相关性分析。在排除掉与高度误差不相关的变量后,对剩下相关的变量进行回归分析,以定量分析关键QAR参数对高度异常的影响。

3.1 关键参数与平均高度差相关性分析结果

对潜在影响平均高度差的QAR参数进行分类

与减少后,为探索筛选出的关键 QAR 参数与爬升高度异常存在显著性关系,对其进行相关性分析,关键 QAR 参数相关性分析如表 2 所示。采用皮尔逊相关性分析得到了筛选后的 3 个 QAR 参数与平均高度差之间的关系,分析后的结果显示平均飞行速度和最大仰角与到达引导线的平均高度差均存在显著相关性($P < 0.001$),其中平均飞行速度与到引导线高度差平均值的相关性为 61.1%,最大仰角与到引导线高度差平均值的相关性为 71.5%。而横滚舵输入平均值与到达引导线的平均高度差的相关性呈现不显著趋势($P = 0.164$)。

平均高度差与平均飞行速度和最大仰角的相关性如图 4、图 5 所示,两者均与到达引导线的平均高度差呈较强线性关系,且平均高度差随着平均速度和最大仰角的增大而增加。

表 2 关键 QAR 参数相关性分析

Table 2 Correlation analysis of key QAR parameters

指标	平均高度差	平均飞行速度	最大仰角	横滚舵输入平均值
皮尔逊相关性	1	0.611**	0.715**	-0.113
显著性	—	0.000	0.000	0.164
个案数	152	152	152	152

注:**表示在 0.01 级别(双尾),相关性显著。

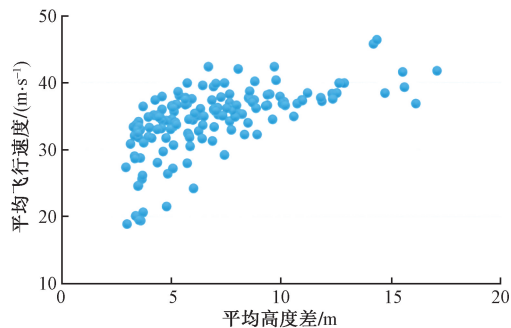


图 4 平均高度差与平均速度关系的散点图

Fig. 4 Scatter plot of average flight altitude difference and average flight speed

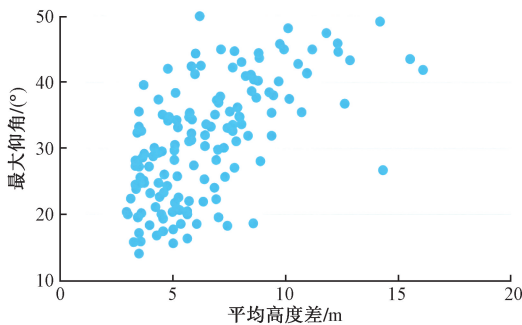


图 5 平均高度差与最大仰角关系的散点图

Fig. 5 Scatter plot of average flight altitude difference and pitch_max

3.2 平均高度差的回归分析结果

在得到与导致爬升高度异常显著相关的 QAR 参数后对其进行回归分析,以定量检验两个关键 QAR 参数对爬升高度异常的影响,回归分析结果如表 3 所示。当预测变量仅为最大仰角和常量时,回归可解释高度异常的 51.2%,而最大仰角和平飞行速度共同回归时可解释了爬升高度异常的 70.2%,且估计的误差值为 1.69,处在合理区间。

采用逐步回归的方式将最大仰角和平均飞行速度代入回归方程,从共线性统计结果来看最大仰角与平均飞行速度不存在共线性的问题($VIF < 2$),同时容差达到了 0.929,结果如表 4 所示。两个参数的 T 检验绝对值均大于 2,系数有效。因此回归有效,最大仰角和平均飞行速度共同解释了爬升高度异常的 70.2%。

表 3 关键 QAR 参数回归分析

Table 3 Regression analysis of key QAR parameters

模型	R	R ²	标准误差值	R ² 变化量
1	0.715 ^a	0.512	2.157 5	0.512
2	0.838 ^b	0.702	1.692 0	0.190

注:^a为预测变量(常量),如最大仰角;^b为预测变量,常量,如最大仰角、平均飞行速度;R 为相关系数;R²为决定系数。

表 4 回归系数与共线性分析

Table 4 Regression coefficients and collinearity analysis

参数	未标准化系数		标准化		显著性	共线性诊断	
	B	标准误差	系数 Beta	T		容差	VIF
常量	-9.833	1.000	—	-9.833	0.000	—	—
最大仰角	0.163	0.013	0.595	12.811	0.000	0.929	1.077
平均飞行速度	0.288	0.030	0.452	9.740	0.000	0.929	1.077

注:B 为回归模型中自变量的系数;T 为 T 统计量;VIF 为方差膨胀系数。

根据表 4 所示回归系数与共线性诊断结果,设到引导线的平均高度差为 y,最大仰角为 x_1 ,平均飞行速度为 x_2 ,则回归方程可表示为

$$y = -9.833 + 0.163x_1 + 0.288x_2 \quad (1)$$

4 讨论

对选取的 9 个 QAR 参数变量进行分类,通过组间联接方式比较不同簇之间的相似性以得到 3 类 QAR 参数,结合飞行原理和飞机性能相关知识,最终筛选出平均飞行速度、最大仰角和横滚舵输入平均值 3 个关键 QAR 参数。

相关性分析发现,最大仰角和平均速度与高度异常显著相关,说明高度异常现象与新手飞行员对仰角与速度控制不够精确有密切关系。而横滚舵输入平均值与高度异常不显著,QAR 数据显示有

20%的参试者在实验过程中的横滚输入量始终为零,未通过横滚输入调整飞行姿态和航向,虽然这样的操作会对飞机到引导线的水平距离产生影响,但并不影响飞机距离引导线的垂直距离,因此相关性不显著。

回归分析结果表明,影响起飞爬升阶段出现爬升高度异常的主要影响因素是最大仰角,且与平均高度差呈显著正相关($t = 12.81, P < 0.001$),在逐步回归过程中解释了高度异常的51.5%,这也与之前研究起飞阶段空速异常的结果相对应^[19]。飞机通过迫使空气在机翼周围流动来产生升力,如果机翼和气流之间的角度即迎角急剧增加,机翼周围的气流就会变成湍流,并与机翼表面失去接触,此时机翼不能产生足够的升力,导致了爬升高度异常。而起飞阶段的平均飞行速度是影响爬升高度异常的第二大原因,且与平均高度差呈显著正相关($t = 9.74, P < 0.001$)。新手飞行员在起飞滑跑阶段未能积累足够的速度,而在到达引导线的起点时又想按照引导线的轨迹飞行从而导致仰角过大,最终出现飞行高度不足,严重的出现坠机。滑跑作为起飞的重要一部分需要驾驶员将油门推至最大,而几乎所有参试者一开始也是这样操作的,只是在滑跑的后半程部分参试者出现了收油门的现象,在实验后的访谈中得知这些参试者发现随着速度的提升,飞机由于单螺旋桨而产生的反向偏移越发严重,因此想通过减小油门输入量抑制飞机产生的横向偏移。此外,访谈还发现爬升高度相对理想的参试者虽然在滑跑过程中同样出现横向偏移,但不会减小油门,而是选择在飞机离地后使用进行修复。

尽管回归结果显示最大仰角和平均飞行速度均与平均高度差呈正相关,但从平均飞行速度和最大仰角与平均高度差散点关系图(图4、图5)可以看出,两者也不是越低越好,而是存在合理的控制区间。出现呈正比的趋势是由于实验人员均低于正常爬升高度所致。针对Cessna152型飞机,起飞阶段的平均飞行速度应在30 m/s,而最大仰角应尽量控制在 $20^\circ \sim 30^\circ$ 。只有将最大仰角和平均飞行速度均控制在合理区间才能避免起飞阶段的爬升高度异常。通过对平均高度差与平均飞行速度和最大仰角回归分析,回归方程可用于新手飞行员爬升异常的预测以及训练绩效的评价,基于起飞爬升阶段平均飞行速度和最大仰角这两个关键QAR参数判断新手飞行员起飞阶段的爬升质量。

研究表明,精准的驾驶操作对于飞行的安全性和飞行轨迹准确性很重要^[23]。在飞机起飞爬升阶段,最大仰角和平均飞行速度对爬升高度的影响最

大,可解释爬升高度异常原因的70.2%,回归方程对平均高度差的预测标准误差值为1.69。综合来看,速度和仰角是新手飞行员在起爬升阶段控制的关键,可通过对这两个关键QAR参数的监控提升起飞阶段的爬升质量。同时也可根据回归方程估算爬升高度偏差量,为判断新手飞行员起飞爬升质量提供参考。

5 结论

爬升高度异常是新手飞行员在起飞过程中常见的问题,它既影响着飞机起飞的成功率,也影响着后续飞行任务的进行。此次研究聚焦于新手飞行员在起飞爬升阶段出现的高度异常现象,采用虚拟现实飞行模拟器收集新手起飞阶段的飞行数据,通过聚类分析和回归分析确定了最大仰角和平均飞行速度是影响新手飞行员爬升高度异常的两个重要QAR参数,两者共同解释了导致飞行高度异常的70.2%。回归方程定量探讨了最大仰角和平均飞行速度与平均高度差之间的关系,同时基于所模拟的机型Cessna152可以给出对应的参考数据区间。回归方程可用于预测新手飞行员在起飞阶段的实际爬升高度与理想爬升高度的偏差,同时也可用于评价新手飞行员起飞阶段的爬升质量。此外,新手飞行员还可通过对最大仰角和平均飞行速度这两个关键QAR参数的实时检测提高起飞阶段的安全性和爬升质量。

参 考 文 献

- [1] 袁伟良, 卢朝阳, 卢卫, 等. 基于机器学习的飞行品质评估[J]. 科学技术与工程, 2021, 21(19): 8262-8269.
Yuan Weiliang, Lu Chaoyang, Lu Wei, et al. Flight quality evaluation based on machine learning[J]. Science Technology and Engineering, 2021, 21(19): 8262-8269.
- [2] 陈琳, 张序, 郝帅. 起飞阶段飞行事故与差错中的人为因素分析[J]. 长沙航空职业技术学院学报, 2016, 16(4): 54-58.
Chen Lin, Zhang Xu, Hao Shuai. Analysis of human factors in flight accidents and errors during the takeoff phase[J]. Journal of Changsha College of Aviation and Technology, 2016, 16(4): 54-58.
- [3] Sun H, Zhou X, Zhang P, et al. Competency-based assessment of pilots' manual flight performance during instrument flight training[J]. Cognition, Technology & Work, 2023, 25(4): 345-356.
- [4] Airbus Corporation. Airbus commercial aviation accidents 1999—2018[R]. Toulouse: Airbus Corporation, 2019.
- [5] Lázaro F L, Nogueira R P R, Melicio R, et al. Human factors as predictor of fatalities in aviation accidents: a neural network analysis[J]. Applied Sciences, 2024, 14(2): 640.
- [6] Rocha R, Lima F. Human errors in emergency situations: cognitive analysis of the behavior of the pilots in the Air France 447 flight disaster[J]. Gestão & Produção, 2018, 25: 568-582.

- [7] Sun R, Liu X, Gao L, et al. Safety evaluation of aircraft in final approach based on qar data[C]//5th International Conference on Transportation Information and Safety (ICTIS). Liverpool: IEEE Publishing, 2019: 1062-1067.
- [8] Purba J H, Tjahyani D T S, Widodo S, et al. Fuzzy probability based event tree analysis for calculating core damage frequency in nuclear power plant probabilistic safety assessment[J]. Progress in Nuclear Energy, 2020, 125: 103376.
- [9] Janakiraman V M, Matthews B, Oza N. Finding precursors to anomalous drop in airspeed during a flight's takeoff[C]//Proceedings of the 23rd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. New York: Association for Computing Machinery Publishing, 2017: 1843-1852.
- [10] Wang L, Wu C, Sun R. An analysis of flight quick access recorder(QAR) data and its applications in preventing landing incidents [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2014, 127: 86-96.
- [11] Li C, Sun R, Pan X. Takeoff runway overrun risk assessment in aviation safety based on human pilot behavioral characteristics from real flight data[J]. Safety science, 2023, 158: 105992.
- [12] 陈农田, 李俊辉, 孙有朝, 等. 飞行数据在航空工效领域应用研究进展[J]. 人类工效学, 2020, 26(2): 81-86.
Chen Nongtian, Li Junhui, Sun Youchao, et al. Progress in the application of flight data in the field of aviation ergonomics[J]. Ergonomics, 2020, 26(2): 81-86.
- [13] 王帅, 陈勇刚, 曾超. 基于超限事件的飞行训练品质评估模型[J]. 科学技术与工程, 2022, 22(12): 5074-5080.
Wang Shuai, Chen Yonggang, Zeng Chao. Flight training quality evaluation model based on out-of-gauge event[J]. Science Technology and Engineering, 2022, 22(12): 5074-5080.
- [14] 孙敬周. 基于生理指标测量的飞行学员疲劳特性与飞行品质评估研究[D]. 广汉: 中国民用航空飞行学院, 2018.
Sun Jingzhou. Research on fatigue characteristics and flight quality assessment of flight students based on physiological indicators measurement[D]. Guanghan: Civil Aviation Flight University of China, 2018.
- [15] Zeng C, Wang R, Zuo Q. Analysis of abnormal flight and controllers data based on DBSCAN method[J]. Security and Communication Networks, 2022, 2022(1): 7474270.
- [16] Li L, Gariel M, Hansman R J, et al. Anomaly detection in on-board-recorded flight data using cluster analysis[C]//IEEE/AIAA 30th Digital Avionics Systems Conference. Seattle: IEEE, 2011: 1-11.
- [17] 陈亚青, 李颖哲, 赵瑞, 等. 基于 SSA-CNN 的航空器着陆跑道占用时间预测[J]. 科学技术与工程, 2024, 24(7): 2813-2820.
Chen Yaqing, Li Yingzhe, Zhao Rui, et al. Prediction of aircraft landing runway occupation time based on SSA-CNN[J]. Science Technology and Engineering, 2024, 24(7): 2813-2820.
- [18] Zhou Y, Zhang N, Li C, et al. Decreased takeoff performance of aircraft due to climate change[J]. Climatic Change, 2018, 151: 463-472.
- [19] 曾晨. MPL 模拟机培训起飞阶段飞行品质评估[D]. 天津: 中国民航大学, 2021.
Zeng Chen. Assessment of flight quality during the takeoff phase of MPL simulator training[D]. Tianjin: Civil Aviation University of China, 2021.
- [20] Anderson J D, Bowden M L. Introduction to flight [M]. New York: McGraw-Hill Higher Education, 2005: 24-27.
- [21] 张兆宁, 陈子辰, 卢飞. 配对进近侧向位置误差 QAR 参数关联性分析[J]. 中国安全科学学报, 2021, 31(8): 47-52.
Zhang Zhaoning, Chen Zichen, Lu Fei. Correlation analysis of QAR parameters for lateral position error in paired approach [J]. Chinese Journal of Safety Sciences, 2021, 31(8): 47-52.
- [22] Chen J, Zhang X, Zhao M, et al. Research on extraction of QAR key parameters during approach phase of civil aviation[C]//Advances in Materials, Machinery, Electrical Engineering. Tianjin: Atlantis Press Publishing, 2017: 226-230.
- [23] Harris D. The influence of human factors on operational efficiency [J]. Aircraft Engineering and Aerospace Technology, 2006, 78(1): 20-25.