

文章编号: 1674-8190(XXXX)XX-001-08

基于灰色关联分析和 XGBoost 的飞机飞行品质评价

孙宝嵩¹, 石治国¹, 潘新龙², 颜廷龙¹, 王非凡¹

(1. 中国人民解放军 92853 部队, 葫芦岛 125100)

(2. 海军航空大学 信息融合所, 烟台 264000)

摘要: 飞行品质评估是评价飞行员训练效果和提升训练水平的关键环节。传统评估方法依赖于飞行教官的主观评分, 存在主观性强和准确度不足的问题。为了提高评估的客观性和准确性, 提出一种融合灰色关联分析和 XGBoost 算法的飞机飞行品质评价方法, 灰色关联分析用于确定与飞行品质密切相关的飞行参数, XGBoost 算法则用于构建飞行品质评价模型。通过对实际飞行训练数据进行评估, 结果表明: 本文所提飞机飞行品质评价方法具有较高的科学性和精确性, 可为飞行员训练提供有力的技术支持。

关键词: 灰色关联分析方法; 品质评估模型; XGBoost 算法; 机器学习

中图分类号: V323

文献标识码: A

DOI: 10.16615/j.cnki.1674-8190.XXXX.XX.01

Aircraft flight quality evaluation based on grey correlation analysis and XGBoost

SUN Baosong¹, SHI Zhiguo¹, PAN Xinlong², YAN Tinglong¹, WANG Feifan¹

(1. 92853 Unit of the Chinese People's Liberation Army, Huludao 125100, China)

(2. Information Fusion Institute, Naval Aeronautical University, Yantai 264000, China)

Abstract: Aircraft flight quality assessment is a critical process for evaluating the training effects and improving the training standards of pilots. Traditional evaluation methods rely heavily on the subjective scoring by flight instructors, which suffer from subjectivity and limited accuracy. To enhance the objectivity and precision of flight quality assessment, this paper introduces a novel evaluation method that integrates Grey Correlation Analysis (GCA) with the XGBoost algorithm. GCA is utilized to identify flight parameters closely related to flight quality, while the XGBoost algorithm is employed to construct a flight quality assessment model. The high accuracy of the proposed method is verified through the evaluation of actual flight training data. The study demonstrates that the method can effectively enhance the scientific and precise nature of flight quality assessment, providing robust technical support for pilot training.

Key words: grey correlation analysis method; quality assessment model; XGBoost algorithm; machine learning

收稿日期: 2024-03-20; 修回日期: 2024-06-27

基金项目: 国家自然科学基金(62076249); 山东省自然科学基金(ZR2020MF154)

通信作者: 石治国(1979-), 男, 学士, 高级工程师。E-mail: guozhishi@126.com

引用格式: 孙宝嵩, 石治国, 潘新龙, 等. 基于灰色关联分析和 XGBoost 的飞机飞行品质评价[J]. 航空工程进展, XXXX, XX(XX): 1-8.

SUN Baosong, SHI Zhiguo, PAN Xinlong, et al. Aircraft flight quality evaluation based on grey correlation analysis and XGBoost [J]. Advances in Aeronautical Science and Engineering, XXXX, XX(XX): 1-8. (in Chinese)

0 引言

飞行品质评价主要是为了评估飞行员的训练质量。科学的评价飞行员飞行训练质量能够有效提升训练水平^[1-3]。目前,飞机飞行训练中,飞行品质评价主要通过飞行教官主观打分评价,由教官观察飞机飞行过程后对飞行员训练进行指导,该方法与教官的教练能力密切相关。此外,飞行动作会根据实际的气象情况进行调整,飞行教官仅通过观察飞机姿态的变化进行针对性的调整^[4]。因此如何将飞行大纲的规定量化,并排除主观因素的影响,是亟需解决的问题。

目前国内对飞行动作评价量化的研究主要有:王奔驰等^[5]提出了一种AHP-TOPSIS综合集成的评价方法,进行评价指标值的规范化和排序计算;Bian Q等^[6]提出了一种改进的粒子群优化算法,通过对飞行动作特征提取,优化横向飞控系统参数,提高了计算效率;滕怀亮等^[7]提出了一种飞机飞行操纵品质评价数学模型,克服了传统定性评价的劣势。上述研究对于飞行品质评价进行了相关探讨,多数基于传统的评价算法,依据主观评价成分或单纯依靠优化算法,评价准确度仍需提升。姚裕盛等^[8]提出了一种基于BP神经网络的飞行训练品质评估模型,该模型通过结合生理和操作数据,提高了评估的科学性和客观性,但是该方法训练速度较慢,需要大量的计算资源,且容易出现过拟合。

灰色关联分析作为一种多因素统计分析方法,因其在处理数据不确定性和不完整性方面的优势而受到关注。灰色关联分析是通过比较数据序列的曲线相似程度来判断因素之间的关联关系,这种方法对于数据量纲不一致或者数据缺失的情况具有很好的适应性。灰色关联分析的优势在于其对数据的预处理要求较低,能够处理不完全信息,并且对于数据的分布没有严格要求。这使得灰色关联分析在飞行品质评价中具有很大的应用潜力。通过灰色关联分析,可以量化飞行参数与飞行品质之间的关联程度,为飞行品质评价提供客观的参考依据。

此外,将灰色关联分析与XGBoost算法结合使用,可以充分利用XGBoost在处理大规模数据集和复杂模型方面的强大能力,XGBoost模型可以有效对高维稀疏数据进行梳理,且不容易出现

过拟合现象。同时借助灰色关联分析对飞行参数进行有效的预处理和特征选择,从而提高飞行品质评价的精确度和可靠性。利用不同算法相结合的方式,有望进一步提升评价准确度,通过历史训练及评价数据对模型的训练,可保证评价结果的有效性。

综上所述,本文旨在通过引入灰色关联分析和XGBoost算法,构建一个更为科学和客观的飞行品质评价体系。通过对实际飞行训练数据的评估,验证所提方法的有效性,以期为飞行训练和飞行员技能评估提供更加精确的技术支持。

1 评价指标体系

飞行员根据飞行手册和训练大纲进行飞行训练,各飞行阶段的操作通过飞行参数可以直观地反映出来。飞参数据中包含多种参数,评价指标的选取根据领域内相关专家的经验,得出以下飞行品质评价体系如图1所示。选择多个飞行状态参数俯和飞行操作参数作为评价指标。

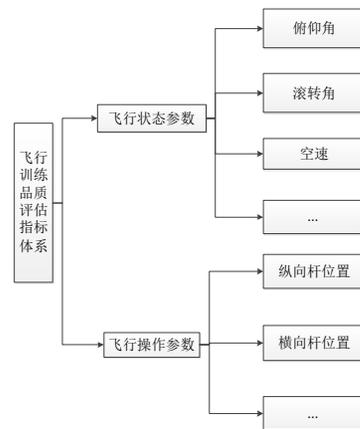


图1 飞行品质评价体系

Fig. 1 Flight quality evaluation system

其中飞行状态参数主要有:俯仰角,反映飞机与水平面的夹角,是评估飞机姿态控制的重要参数;滚转角,反映飞机绕前进轴的旋转角度,对飞机的操控稳定性有直接影响;空速,飞机相对于周围空气的运动速度,直接关系到飞行的安全性和经济性;气压高度,根据大气压力计算的高度,是飞行中的重要高度参考。飞行操作参数主要有:纵向杆位置,飞行员控制飞机俯仰运动的操作杆位置。横向杆位置,飞行员控制飞机滚转运动的操作杆位置。

2 基于灰色关联分析的指标选取算法

2.1 灰色关联分析算法

灰色关联度分析,是一种多因素统计分析的方法,其基本思想是根据数据序列的曲线相似程度来判断是否紧密。

由于纵向杆超标次数,横向杆超标次数,油门杆大幅度操作次数与飞行数据得分量纲不同,要

$$r(X_0(k), X_i(k)) = \frac{\min_k |X_0(k) - X_i(k)| + \zeta \max_k |X_0(k) - X_i(k)|}{|X_0(k) - X_i(k)| + \zeta \max_k |X_0(k) - X_i(k)|}$$

式中: ζ 为分辨系数,且 $\zeta \in (0, 1)$ 。

需要说明的是,按上述关联度,当 ζ 取确定的值时, $r(X_0, X_i)$ 的值不会小于 $\min \{ \lambda(X_0(k), X_i(k)) \}$ 。因此,比较测试数据和参考数据时,要确定两者关联的相对程度,关联程度越大,参考数列越紧密。 ζ 取得越小的值时, $r(X_0, X_i)$ 值的绝对意义越大,因为 $\min \{ \lambda(X_0(k), X_i(k)) \}$ 的值就越趋近于零。本文在确保 $r(X_0, X_i)$ 值的绝对意义情况下, ζ 取 0.5。

2.2 结果分析

本文采用 185 组样本数据,其纵向杆超标次数,横向杆超标次数,油门杆大幅度操作次数和总超标次数与飞行数据得分的散点图如图 2 所示,其中总超标次数是纵向杆超标次数,横向杆超标次数,油门杆大幅度操作次数三者之和。观察散点图可知,纵向杆超标次数,横向杆超标次数,油门杆大幅度操作次数和总超标次数与飞行数据得分存在负相关关系。

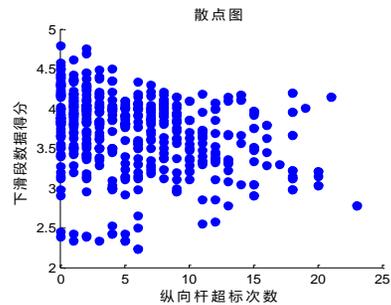
对数据进行归一化处理,即:

$$X_i'(k) = \frac{X_i(t)}{\text{mean}(X_i(t))}$$

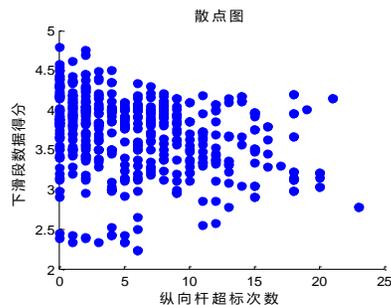
各个因子与飞行品质的关联度公式:

$$r(X_0, X_i) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n r(X_0(k), X_i(k))$$

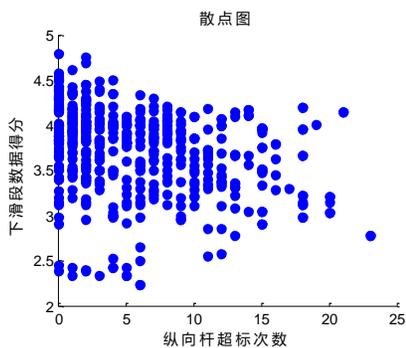
式中: $r(X_0, X_i)$ 为因子 $X_i(k)$ 对飞行品质 $X_0(k)$ 在时刻 k 的关联系数,且



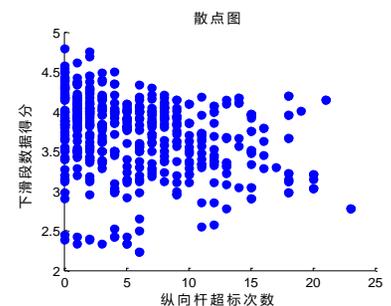
(b) 横向杆超标次数散点图



(c) 油门杆超标次数散点图



(a) 纵向杆超标次数散点图



(d) 总超标次数散点图

图 2 不同参数的超标次数与飞行数据得分的散点图
Fig. 2 Scatter plot of the number of exceedances versus flight data scores for different parameters

各个变量之间的相关系数如图3所示,从图中可以看出纵向杆超标次数与飞行数据得分的皮尔森相关性系数为-0.40,横向杆超标次数与飞行数据得分的皮尔森相关性系数为-0.22,油门杆

大幅度操作次数与飞行数据得分的皮尔森相关性系数为-0.34,总超标次数与飞行数据得分的皮尔森相关性系数为-0.45。

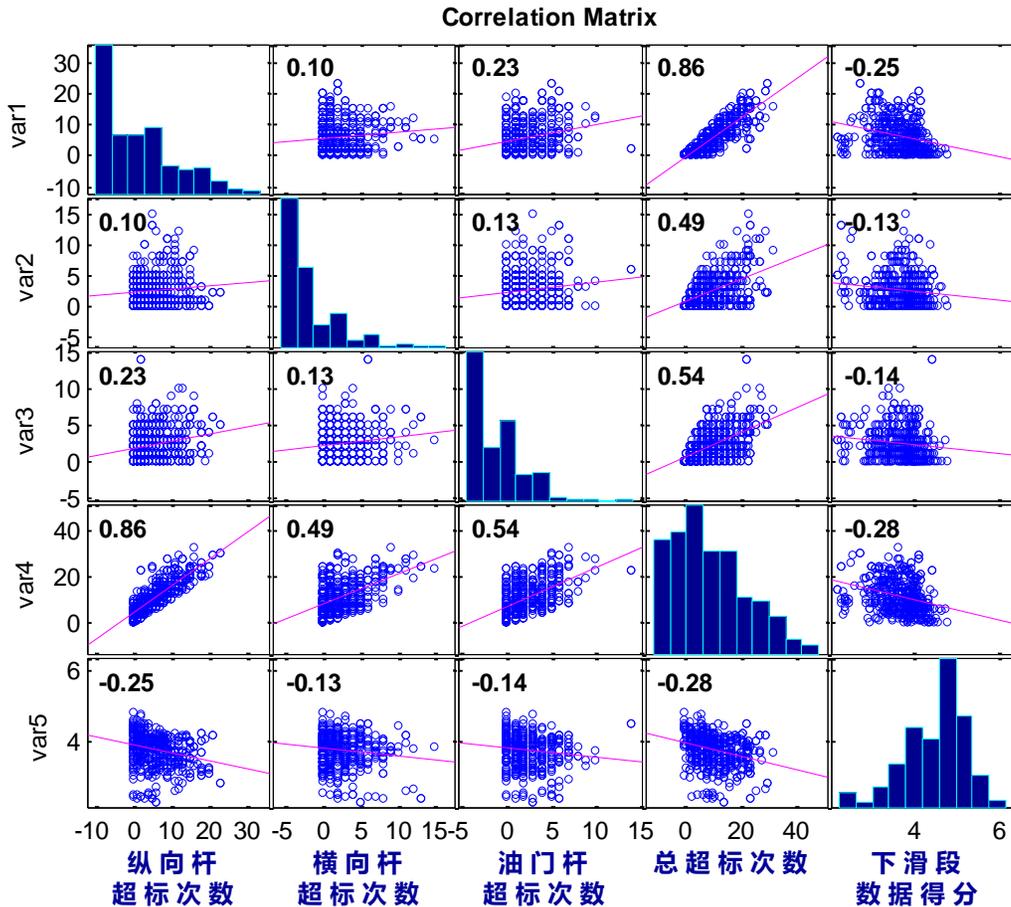


图3 不同变量之间的相关系数

Fig. 3 Correlation coefficient between different variables

采用灰色关联模型计算结果如表1所示。

表1 飞行品质影响因子关联度

Table 1 Correlation degree of flight quality influencing factors

因子	关联度
纵向杆超标次数	0.7673
横向杆超标次数	0.7744
油门杆大幅度操作次数	0.7884

灰色关联系数大于0.5,表明上述因子对飞行品质的关联度都很高,对飞行品质的影响程度较强。但各因子与飞行品质之间的关联度存在明显差异,其中:

1) 纵向杆控制飞机过程中的迎角大小,这可

归因于飞机纵向杆的操纵影响飞机迎角的大小,而飞机的飞行得分的高低受到飞机迎角合格率的影响较大。

2) 油门杆大幅度操作次数关联度最高,操纵油门杆主要控制飞机飞行过程的高度,高度偏差对于飞机的起降安全有重大影响。

3) 操纵横向杆主要控制飞机飞行过程的对中,目前的飞行数据结果显示,多数飞行员对中表现较好。

本文主要研究纵向杆、横向杆及关联因子滚转角、俯仰角、油门转子对飞行员飞行品质的影响,通过XGBoost的评价算法量化飞行员飞行品质的影响通过飞行数据得分。

3 基于 XGBoost 的评价算法

3.1 XGBoost 算法

XGBoost(Extreme Gradient Boosting)是梯度提升决策树算法的一种优化算法^[9],于2016年被陈天奇作为一种新型的机器学习算法提出^[10],该算法建立的模型拥有较好的泛化能力,是对有监督学习问题是一种高效的解决方法,现已在诸多领域得到了较好的应用。

XGBoost算法的优势在于:

1) 梯度提升框架:XGBoost采用梯度提升决策树(GBDT)框架,通过迭代地添加新的树来最小

$$obj(t) = L(\theta) + \Omega(t) = \sum_{i=1}^n l(y_i - \hat{y}_i) + \Omega(f(t)) \approx \sum_{i=1}^n [l(y_i - \hat{y}_i^{(t-1)}) + g_i f_i(x_i) + \frac{1}{2} h_i f_i^2(x_i)] + \Omega(f(t))$$

其中,

$$g_i = \frac{\partial l(y_i, \hat{y}_i^{(t-1)})}{\partial \hat{y}_i^{(t-1)}}$$

$$h_i = \frac{\partial^2 l(y_i, \hat{y}_i^{(t-1)})}{\partial^2 \hat{y}_i^{(t-1)}}$$

$$\Omega(f(t)) = \gamma T_t + \frac{1}{2} \lambda \|w_t\|^2$$

$L(\theta)$ 为训练误差函数, $L(\theta) = \sum_{i=1}^n l(y_i - \hat{y}_i)$,

$\Omega(t)$ 为正则项,表示生成树结构的复杂度,用来防止模型过拟合, γ, λ 为正则化超参数, T_t 为当前时刻结点的个数, w_t 为当前时刻结点的权值, y_i 为真实值, \hat{y}_i 为模型估计值, $f_i(x_i)$ 为第t棵树的输出结果, $\hat{y}_i^{(t-1)}$ 为前一时刻模型的输出结果。

3.2 XGBoost 评价算法流程

基于 XGBoost 的评价算法流程(如图4所示)为

训练阶段:

1) 数据预处理。对每一个评价指标数值进行归一化处理,归一化公式如下,

$$\bar{x}_i = \frac{x_i - \min_{1 \leq j \leq n} \{x_j\}}{\max_{1 \leq j \leq n} \{x_j\} - \min_{1 \leq j \leq n} \{x_j\}}$$

2) 样本数据分组。将样本数据随机划分为K个不相关的子集进行交叉验证,每个子集样本数量相同,交叉验证的核心思想是把7个子集作为训练样本,剩下的1个子集作为测试样本进行验证,

化一个可微分的损失函数,从而提高模型的预测准确性。

2) 正则化项:算法中加入了正则化项来控制模型的复杂度,有效防止过拟合。

3) 灵活性:XGBoost支持用户自定义的损失函数和评估标准,使其能够适应不同类型的问题。

4) 处理缺失值:算法能够自动处理数据中的缺失值,提高了模型的鲁棒性。

XGBoost的目标函数主要由训练误差函数和正则化两部分组成,训练误差函数经过二阶泰勒展开可以更加高效地得到最优解^[11]。其目标函数如下所示,

通过8次交叉验证提高模型训练效果。

3) 基于 XGBoost 的指标评价。将指标数据输入 XGBoost 模型,并利用网格搜索方法对模型参数进行调优^[11],得到最优的指标评价模型。

测试阶段:

4) 数据预处理。对每一个评价指标数值进行与步骤(1)相同的归一化处理。

5) 基于 XGBoost 的指标评价。将数据输入最优的 XGBoost 评价模型对各个指标进行评价,对飞行品质进行定量评价的同时,取“优秀、良好、中等、及格、不及格”五个等级对飞行品质进行定性评价。其中,不及格、及格、中等、良好、优秀分别对应 $[0, 0.2), [0.2, 0.4), [0.4, 0.6), [0.6, 0.8), [0.8, 1)$ 。

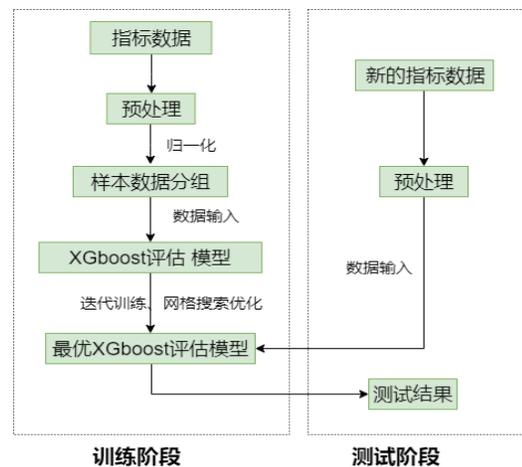


图4 基于 XGBoost 的指标评价算法流程图
Fig. 4 Flow chart of index evaluation algorithm based on XGBoost

3.3 评价指标

下面评价利用 XGBoost 模型对飞机着陆阶段飞行训练操纵品质划分的精确性。本文使用微平均值 F_{1-mic} 与宏平均值 F_{1-mar} 来共同描述模型的性能,关于模型的分类情况使用混淆矩阵来直观的显示^[12-16]。在二分类问题中,查准率 P 表示事实真的在预测真的样本中比例,查全率 R 表示事实真的样本里判断对的比例,具体计算公式如下:

$$P = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN}$$

式中:TP 表示真阳性,FP 表示假阳性,FN 表示假阴。对于多分类问题,先计算各类别的 P 和 R 在计算平均值得到 P_{marco} 、 R_{marco} 和 F_{1-mar} ^[17-21],通过 TP、FP、FN 得到每个类的平均值,通过计算 P 和 R 得到 P_{micro} 、 R_{micro} 和 F_{1-mic} 。

4 试验分析

本文所采用的部分飞行训练数据归一化后如表 2 所示。

表 2 飞机训练归一化数据表
Table 2 Aircraft training normalization data sheet

圈数	1	2	3	4	5	6	7	8
纵向杆均值	0.72	0.67	0.70	0.67	0.62	0.59	0.56	0.54
纵向杆最大值	1.00	0.98	0.95	0.93	0.88	0.96	0.76	0.76
纵向杆最小值	0.34	0.28	0.38	0.45	0.25	0.00	0.23	0.26
横向杆均值	0.42	0.42	0.53	0.46	0.60	0.53	0.47	0.53
横向杆最大值	0.82	0.76	1.00	0.95	0.84	0.87	0.77	0.78
横向杆最小值	0.00	0.05	0.06	0.15	0.20	0.13	0.19	0.04
滚转角最大值	1.00	0.58	0.74	0.71	0.53	0.69	0.62	0.77
滚转角最小值	0.08	0.11	0.10	0.07	0.01	0.06	0.03	0.00
俯仰角最大值	0.85	1.00	0.73	0.61	0.64	0.85	0.61	0.53
俯仰角最小值	0.11	0.21	0.13	0.08	0.04	0.08	0.00	0.03
转子均值	0.28	0.36	0.30	0.28	0.27	0.28	0.30	0.27
转子最大值	0.51	1.00	0.46	0.43	0.45	0.58	0.53	0.49
转子最小值	0.05	0.01	0.04	0.09	0.14	0.00	0.10	0.05
数据得分	0.71	0.67	0.64	0.74	0.69	0.68	0.72	0.76

将表 2 中的数据输入到 XGBoost 模型进行训练,训练过程中本文采用网格搜索算法对模型参

数进行调优,参数优化前后的数值变化如表 3 所示。经过训练得到了最优 XGBoost 评价模型,其中各个指标的重要性程度如表 4 所示。

表 3 网格搜索调参前后的参数变化
Table 3 The parameters of the grid search are changed before and after parameter tuning

参数序号	参数名称	调参前	调参后
1	n_estimators	50	80
2	max_depth	3	4
3	learning_rate	0.09	0.07
4	min_child_weight	1	0.8
5	subsample	1	0.95
6	gamma	1	0.2

表 4 不同指标重要性程度
Table 4 The degree of importance of different indicators

指标序号	指标名称	重要性程度(权重)
1	纵向杆	0.25
2	横向杆	0.28
3	滚转角	0.15
4	俯仰角	0.15
5	油门转子	0.17

利用最优 XGBoost 评价模型对新的训练数据进行评价,部分测试的 XGBoost 模型估计结果与专家打分结果比较如图 5 所示,测试结果误差如图 6 所示。

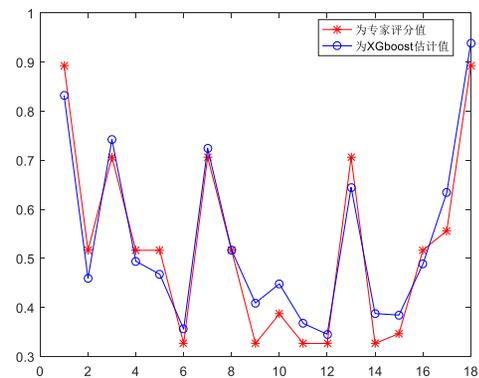


图 5 XGBoost 估计结果与专家打分结果的对比
Fig. 5 Comparison of XGBoost estimates with expert scores

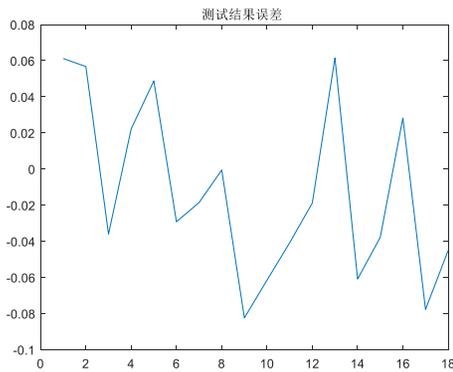


图6 飞行品质评价测试结果误差

Fig. 6 Error in flight quality evaluation test results

对上述 XGBoost 模型的评价结果进行误差分析,具体结果如表 5 所示。

表 5 误差分析
Table 5 Error analysis

误差指标	误差值
RMSE	0.048715462449218
SSE	0.042617533069541
MAE	0.043788972360455
MSE	0.002373196281641

其中, MSE (Mean Squared Error) 为均方误差, RMSE (Root Mean Squard Error) 为均方根误差, SSE (The sum of squares dueto error) 为误差平方和, MAE (Mean Absolute Error) 为平均绝对误差, 公式如下所示,

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$$

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

$$SSE = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|$$

利用 XGBoost 判断模型对飞机着陆阶段飞行训练操纵品质划分的精确性情况如表 6 所示。

表 6 XGBoost 预测结果
Table 6 XGBoost prediction results

模型	查准率/%	查全率/%	F1-mar/%	F1-mic/%
XGBoost	80.1	75.2	73.5	81.2

根据表 5 和表 6 对模型预测结果和实际飞行品质之间的误差进行分析, 计算均方误差 (MSE)、均方根误差 (RMSE)、平均绝对误差 (MAE) 等指标, 模型的预测精度较好。评价指标的选择基于飞行训练的实际操作要求和飞行安全标准, 由领域内专家根据飞行手册和训练大纲确定, 确保评价指标的科学性和实用性。后续将建立反馈机制, 将评价结果应用于实际飞行训练中, 并根据飞行员和教官的反馈对评价体系进行持续优化。

5 结 论

本文通过结合灰色关联分析和 XGBoost 算法, 提出了一种新的飞机飞行品质评价方法。通过实际飞行训练数据验证, 模型展现出高准确性和可靠性, 为飞行员训练提供了科学、客观的评价工具。该方法有效提升了飞行品质评估的精确性, 对飞行员技能提升具有重要指导意义。未来将进一步优化评价体系, 以适应不断变化的飞行训练需求。

参考文献

- [1] DAS S. Fleet level anomaly detection of aviation safety data [C]// Proc of 2011 IEEE Conference on Prognostics and Health Managemnet (PHM). US: IEEE, 2011: 1-10.
- [2] 杨俊, 张永, 肖艳平. 飞机飞行品质规范及评价准则[J]. 中国科技信息, 2017(8): 16-17.
YANG Jun, ZHANG Yong, XIAO Yanping. Flight quality standards and evaluation criteria [J]. China Science and Technology Information, 2017(8): 16-17. (in Chinese)
- [3] 颜廷龙, 李瑛, 王凤芹. 基于熵权法和斜率相似度的飞机动作质量评价方法[J]. 舰船电子工程, 2021, 41(10): 57-60.
YAN Tinglong, LI Ying, WANG Fengqin. Method of airplane action quality evaluation based on entropy method and slope similarity [J]. Ship Electronic Engineering, 2021, 41(10): 57-60. (in Chinese)
- [4] 毛红保, 张凤鸣, 冯卉. 基于奇异值分解的飞行动作评价方法研究[J]. 计算机工程与应用, 2008(32): 240-242, 245.
MAO Hongbao, ZHANG Fengming, FENG Hui. Research on flight maneuver evaluating based on SVD [J]. Computer Engineering and Applications, 2008(32): 240-242, 245. (in Chinese)
- [5] 王奔驰, 杜军, 丁超, 等. 基于 AHP-TOPSIS 法的飞机起飞阶段飞行品质评价[J]. 飞行力学, 2019, 37(1): 80-84, 88.
WANG Benchi, DU Jun, DING Chao, et al. Flight quality

- evaluation of aircraft take-off stage based on AHP-TOPSIS method[J]. *Flight Mechanics*, 2019, 37(1): 80-84. (in Chinese)
- [6] BIAN Q, NEVER B, WANG X. Control parameter tuning for aircraft crosswind landing via multi-solution particle swarm optimization[J]. *Engineering Optimization*, 2018: 1-12.
- [7] 滕怀亮, 李本威, 高永, 等. 基于飞行数据的无人机平飞动作质量评价模型[J]. *北京航空航天大学学报*, 2019, 45(10): 2108-2114.
- TENG Huailiang, LI Benwei, GAO Yong, et al. UAV level flight motion quality evaluation model based on flight data[J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2019, 45(10): 2108-2114. (in Chinese)
- [8] 姚裕盛, 徐开俊. 基于BP神经网络的飞行训练品质评估[J]. *航空学报*, 2017, 38(s1): 24-32.
- YAO Yusheng, XU Kaijun. Quality assessment of flight training based on BP neural network[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2017, 38(s1): 24-32. (in Chinese)
- [9] 张建业, 张鹏. 飞行数据的时间序列分析方法及其应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 2013: 79-81.
- ZHANG Jianye, ZHANG Peng. Time series analysis methods and their applications for flight data[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2013: 79-81. (in Chinese)
- [10] CHEN Tianqi, GUESTRIN C. XGBoost: a scalable tree boosting system[J]. *ACM*, 2016, 112: 232-245.
- [11] 李占山, 刘兆庚. 基于XGBoost的特征选择算法[J]. *通信学报*, 2019, 40(10): 101-108.
- LI Zhanshan, LIU Zhaogeng. Feature selection algorithm based on XGBoost[J]. *Journal of Communications*, 2019, 40(10): 101-108. (in Chinese)
- [12] JIANG H, HE Z, YE G. Network intrusion detection based on PSO-XGBoost model[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 58392-58401.
- [13] QIU Y, ZHOU J, KHANDELWAL M, et al. Performance evaluation of hybrid WOA-XGBoost, GWO-XGBoost and BO-XGBoost models to predict blast-induced ground vibration[J]. *Engineering with Computers*, 2021: 1-18.
- [14] 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*. 2016: 785-794.
- [15] 王靖涛. 基于多变量的终端区异常航迹检测研究[D]. 广汉: 中国民用航空飞行学院, 2023.
- WANG Jingtao. Research on terminal area anomaly flight path detection based on multivariate[D]. Guanghan: Civil Aviation Flight University of China, 2023. (in Chinese)
- [16] 吴迪, 王勇, 李昂, 等. 基于大数据的飞参数据融合集成与应用技术研究[J]. *网络安全与数据治理*, 2023, 42(s2): 241-245.
- WU Di, WANG Yong, LI Ang, et al. Research on data fusion integration and application technology of flight parameter data based on big data[J]. *Network Security and Data Governance*, 2023, 42(s2): 241-245. (in Chinese)
- [17] 李俊辰. 基于机器学习的起飞、进近阶段飞行成绩评估[D]. 天津: 中国民航大学, 2020.
- LI Junchen. Flight performance evaluation in takeoff and approach phases based on machine learning[D]. Tianjin: Civil Aviation University of China, 2020. (in Chinese)
- [18] ZHONG L, QU Z, MORA-CAMINO F. A model-based flight qualities evaluation approach for civil aircraft[J]. *Concurrency and Computation: Practice and Experience*, 2019, 31(10): 4723.
- [19] 尹大伟. 基于飞参数据的飞行学员飞行训练质量辅助评估研究[J]. *航空标准化与质量*, 2023(s1): 116-120.
- YIN Dawei. Research on auxiliary evaluation of flight training quality for flight trainees based on flight parameter data[J]. *Aviation Standardization and Quality*, 2023(s1): 116-120. (in Chinese)
- [20] 姜迪. 基于SD卡数据的最后进近阶段飞行训练操纵品质评估[D]. 广汉: 中国民用航空飞行学院, 2022.
- JIANG Di. Evaluation of flight training manipulation quality in final approach phase based on SD card data[D]. Guanghan: Civil Aviation Flight University of China, 2022. (in Chinese)
- [21] 孙赫. 飞参数据驱动的飞行训练品质评价方法及适应性分析[D]. 广汉: 中国民用航空飞行学院, 2022.
- SUN He. Flight training quality evaluation method driven by flight parameter data and adaptability analysis[D]. Guanghan: Civil Aviation Flight University of China, 2022. (in Chinese)

(编辑:马文静)