

文章编号: 1674-8190(2025)02-079-07

面向飞行学员的飞行训练影响因素研究

赵运祥^{1,2}, 梁泽剑¹, 黄宏^{2,3}, 梁爱民^{2,4}, 徐海文^{1,2}

(1. 中国民用航空飞行学院 理学院, 广汉 618307)

(2. 民航飞行技术与飞行安全重点实验室, 广汉 618307)

(3. 中国民用航空飞行学院 广汉分院, 广汉 618307)

(4. 中国民用航空飞行学院 绵阳分院, 绵阳 621000)

摘要: 在航空领域, 飞行学员的飞行技能直接关系到航空安全和运营效率。基于中国民用航空飞行学院某分院飞行学员的训练数据, 引入Pearson相关系数, 评估特征与目标变量之间的关系强度; 根据相关系数确定飞行训练的关键影响因素, 建立Pearson相关系数的决策树新模型; 通过比较不同阈值和决策树深度, 优化新模型在准确率、精确率、召回率和 F_1 分数的性能; 在同一数据集上, 与随机森林、多层感知机(MLP)、逻辑回归、决策树以及改进后的梯度提升决策树模型的性能进行对比。结果表明: 新模型计算结果表现最优, 能够为飞行学员的飞行训练提供有效指导, 为飞行训练评估提供理论支撑。

关键词: 飞行学员; 飞行训练; 影响因素; 机器学习; 决策树; Pearson相似度

中图分类号: V328; V323

文献标识码: A

DOI: 10.16615/j.cnki.1674-8190.2025.02.09

Study on the factors affecting flight training for trainee pilots

ZHAO Yunxiang^{1,2}, LIANG Zejian¹, HUANG Hong^{2,3}, LIANG Aimin^{2,4}, XU Haiwen^{1,2}

(1. Faculty of Science, Civil Aviation Flight University of China, Guanghan 618307, China)

(2. Key Laboratory of Civil Aviation Flight Technology and Flight Safety, Guanghan 618307, China)

(3. Guanghan Flight College, Civil Aviation Flight University of China, Guanghan 618307, China)

(4. Mianyang Flight College, Civil Aviation Flight University of China, Mianyang 621000, China)

Abstract: In the field of aviation, the flight skills of trainee pilots are directly related to aviation safety and operational efficiency. Based on the training data of flight trainees from a branch of Civil Aviation Flight University of China, the Pearson correlation coefficient is introduced to evaluate the strength of the relationship between features and target variable. Based on the correlation coefficients, the key factors influencing flight training are identified, and a novel decision tree model based on Pearson correlation coefficients is established. By optimizing the model with various thresholds and tree depths, its performance in accuracy, precision, recall, and F_1 score is optimized. The performance of the new model is compared with random forest, multilayer perception (MLP), logistic regression, decision tree and enhanced gradient boosting decision tree model. The results show that the new model is of superior performance, and can provide the effective guidance for flight training, and offer the theoretical support for the evaluation of flight training.

Key words: trainee pilots; flight training; affect factors; machine learning; decision tree; Pearson correlation coefficient

收稿日期: 2024-05-16; 修回日期: 2024-06-30

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(12371301); 民航飞行技术与飞行安全重点实验室项目(FZ2022ZZ05, FZ2022ZX35, FZ2022ZX60); 中央高校基本科研业务费资助项目(PHD2023-056); 民航安全能力建设基金(ASSA2022/241)

通信作者: 徐海文(1978-), 男, 博士, 教授。E-mail: hwxu@cafuc.edu.cn

引用格式: 赵运祥, 梁泽剑, 黄宏, 等. 面向飞行学员的飞行训练影响因素研究[J]. 航空工程进展, 2025, 16(2): 79-85, 92.

ZHAO Yunxiang, LIANG Zejian, HUANG Hong, et al. Study on the factors affecting flight training for trainee pilots[J]. Advances in Aeronautical Science and Engineering, 2025, 16(2): 79-85, 92. (in Chinese)

0 引言

在航空领域中,飞行员的训练和评估是确保航空安全的关键环节^[1-2]。近年来,随着数据科学和机器学习技术的发展,如何利用这些先进技术提升飞行员训练的质量和效率是当前研究的热点和难点^[3-5]。尤其在飞行训练的评估过程中,准确分析飞行员各个训练科目的表现对理解训练程序的有效性至关重要^[6]。

区别于传统的飞行训练评估方法(将飞行训练课程分解为不同科目,对每个科目单独教学和评估,导致训练对象只能表现单独科目的技能,而无法应对真实复杂运行环境的工作),数据科学和机器学习技术是当前研究的主流技术。马金毅等^[7]提出的空战格斗飞行机动数据库的建立及应用展示了如何通过专业的数据库增强训练内容的质量和实用性;王里付等^[8]通过结合 Petri 网和遗传算法,提出了一种飞行训练计划优化编排的方法,这种方法能够在保证训练效率的同时,最大限度地提高飞行员训练的效果;Grote^[9]强调了领导力在高风险团队管理中的重要性,为飞行训练中教官的角色和教学方法提供了新的视角;Can 等^[10]从金融领域借鉴了量化分析方法,通过局部相关性分析测量飞行训练中的风险管理和决策制定过程。

此外,Gopher^[11]通过选择性注意测试预测飞行训练的成功,这种方法为飞行员的选拔和初期评估提供了科学依据;Lee 等^[12]聚焦于在飞行训练成功分类模型中选择重要变量,有助于更精确地定位训练中需要重点改进的领域;Kumar 等^[13]基于飞行数据利用决策树和随机森林模型构建了一个新的不稳定气动建模方法,能够为飞行训练提供更精确的动态反馈;邹子缘等^[14]和顾依依等^[15]分别展示了基于决策树搜索的空间飞行器群体对抗目标分配方法和基于凸边界的学习样本抽取方法,为飞行训练中的策略和方法选择提供了新的科学依据。

综上所述,数据科学和机器学习技术在飞行训练和评估中的应用是评估训练质量和效率的主要方法。然而,对影响飞行学员训练成效的因素缺乏系统的量化研究。本文依托中国民用航空飞

行学院丰富的民航飞行训练数据,引入 Pearson 相关系数,优选飞行学员飞行训练的关键影响因素,建立基于该系数的新型决策树模型,通过比较不同阈值和决策树深度,优化模型在准确率、精确率、召回率和 F_1 分数上的表现,并与传统方法如随机森林、多层感知机(MLP)、梯度提升决策树、逻辑回归和决策树进行对比分析。

1 相关方法

1.1 Pearson 相关系数

Pearson 相关系数,亦称为 Pearson 相关性,是用来衡量两个变量之间线性相关程度的统计指标^[16-18]。它通常用于衡量两个连续变量之间的相关性,其取值范围在 $-1 \sim 1$ 之间。Pearson 相关系数的数学定义如公式(1)所示。

$$r_{xy} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (1)$$

式中: r_{xy} 为变量 X 和 Y 的 Pearson 相关系数; n 为样本数量; x_i 和 y_i 分别为变量 X 和 Y 的第 i 个样本值; \bar{x} 和 \bar{y} 分别为变量 X 和 Y 的样本均值。

1.2 决策树

决策树是一种常用的机器学习算法,它通过从数据集中学习的决策规则来预测目标变量的值^[19]。在构建决策树时,主要涉及到信息熵、信息增益、增益率和 Gini 不纯度的计算公式。

信息熵 E_n 是衡量数据集纯度最常用的指标之一,其计算公式如(2)所示。

$$E_n(S) = - \sum_{i=1}^n p_i \log_2(p_i) \quad (2)$$

信息增益 I_g 是在决策树构建过程中用于选择最佳分裂特征的一种度量,用于衡量在某个特征条件下,将数据集分成不同类别所能带来的纯度提升,其计算公式如(3)所示。

$$I_g(S, A) = E_n(S) - \sum_{v \in V} \frac{|S_v|}{|S|} E_n(S_v) \quad (3)$$

式中: A 为候选属性; V 为 A 的所有可能值; S_v 为在属性 A 上值为 v 的子集; $|S_v|$ 和 $|S|$ 分别为子集和总集的大小。

增益率 G_r 是 C4.5 决策树算法中用于选择属性的标准,旨在克服信息增益偏好选择取值多的属性问题,其计算公式如(4)所示。

$$G_r(S, A) = \frac{I_g(S, A)}{S_i(S, A)} \quad (4)$$

式中: $S_i(S, A)$ 为用于衡量属性 A 分裂信息的标准。

$$S_i(S, A) = - \sum_{v \in V} \frac{|S_v|}{|S|} \log_2 \left(\frac{|S_v|}{|S|} \right) \quad (5)$$

Gini 不纯度 G_i 是 CART(分类与回归树)算法用于选择属性的标准,其公式为

$$G_i(S) = 1 - \sum_{i=1}^n p_i^2 \quad (6)$$

式中: p_i 为第 i 个类别在数据集中的比例。

在构建决策树时,通过计算信息增益、增益率或 Gini 不纯度等指标选择最优的属性进行节点分裂,从而逐步构建出整个决策树。

2 Pearson 相关系数的决策树新模型

本文提出一种基于 Pearson 相关系数的决策树新模型,该模型在特征选择阶段引入 Pearson 相关系数,用以度量各个特征与目标变量之间的线性相关性。选择与目标变量相关性较高的特征进行分割,可以帮助模型更快地收敛,还能提高模型的预测准确性。

新模型的流程分为 5 步。第 1 步,从文件或数据库中加载数据,处理缺失值、异常值、格式错误等问题,对类别数据进行编码,将文本转换为数值。第 2 步,计算每个特征与目标变量之间的 Pearson 相关系数,根据相关系数的绝对值选择相关性较高的特征。设定一个阈值,只选择相关系数大于该阈值的特征。第 3 步,将数据集分割为训练集和测试集,使用选定的特征构建决策树,使用 Pearson 相关系数作为选择特征的依据,优先选择相关系数较高的特征进行节点分割。第 4 步,在测试集上评估模型的性能,使用指标包括准确率、精确率、召回率、 F_1 分数,调整模型参数或使用剪枝来优化决策树。第 5 步,将训练好的模型部署到生产环境,使用模型进行分类预测。具体数据处理流程如图 1 所示。

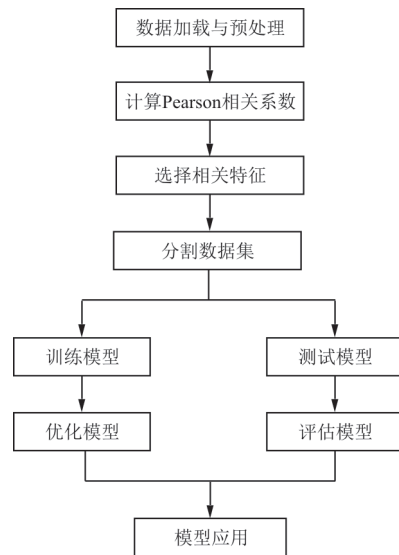


图 1 基于 Pearson 决策树模型的数据处理流程图

Fig. 1 A data processing flowchart based on the Pearson decision tree model

3 实验分析

3.1 实验说明及数据预处理

本次实验使用了中国民用航空飞行学院某分院的飞行学员在各个训练小项上表现的真实数据集。数据集中包括 134 名飞行学员在 13 h 飞行测试中 41 个不同的训练科目上的表现。每个训练科目的评分为二元值,即“有问题”(标记为 0)和“没问题”(标记为 1),而最终的测试结果同样以二元值表示,即“不通过”(标记为 0)和“通过”(标记为 1)。在进行数据处理之前,对数据进行预处理,包括去除非数值特征含有敏感信息的数据(如飞行学员的姓名、性别、身份证号码、年龄等),检查并处理缺失值以及确保所有变量都适合进行后续的统计分析。

经过调研,一名合格的飞行员需要全面掌握并通过 41 个训练科目。然而,针对新手飞行员的 13 h 飞行训练考核显示,某些科目,如“实施精确目测程序”,对飞行员的要求较高,并且大多数新手飞行员在此科目上存在问题。因此,推测该科目对新手飞行员的训练效果影响较小。为了改进新手飞行员的训练质量,本文研究旨在利用 Pearson 相似度分析找出对训练质量影响显著的科目,为未来训练策略的优化提供依据。

本次实验采用交叉验证中的 10 折交叉验证方法,可以更好地评估模型的泛化能力,并减少因单次划分带来的偶然性。

3.2 评价指标

本次实验采用精确率、准确率、召回率和 F_1 分数来评估实验结果^[20]。

准确率 A_c 是正确分类的样本数占总样本数的比例,计算公式如(7)所示。

$$A_c = \frac{T_P + T_N}{T_P + T_N + F_P + F_N} \quad (7)$$

式中: T_P 为真正例个数; T_N 为真负例个数; F_P 为假正例个数; F_N 为假负例个数。

精确率 P_r 是正确预测为正的样本数占所有预测为正的样本数的比例,计算公式如(8)所示。

$$P_r = \frac{T_P}{T_P + F_P} \quad (8)$$

召回率 R_e 是正确预测为正的样本数占所有实际为正的样本数的比例,计算公式如(9)所示。

$$R_e = \frac{T_P}{T_P + F_N} \quad (9)$$

F_1 分数是精确率和召回率的调和平均数,用于综合考虑精确率和召回率,计算公式如(10)所示。

$$F_1 = 2 \times \frac{P_r \cdot R_e}{P_r + R_e} \quad (10)$$

3.3 实验结果及分析

3.3.1 Pearson 相关系数计算

根据模型的流程,需要计算每个特征与目标变量之间的 Pearson 相关系数,本文计算的是 41 个具体训练科目与最终 13 h 考试结果通过与否的关系,具体相关系数表如表 1 所示,可以看出:编号 15,执行目视进离港程序(0.464 324)与飞行质量的相关性最强;实施起落航线一、二、三边程序(0.372 303),实施修正目测程序(0.363 683),实施概略目测程序(0.266 401),这些具有较高相关系数的特征很可能对飞行员是否通过评估有明显的影响,应该在模型训练和飞行员训练中给予更多关注。

表 1 Pearson 相关系数结果

Table 1 The results of Pearson correlation coefficient

编号	科目名称	相关系数
1	请求、接收、确认管制许可	-0.035 245
2	执行发动机启动程序	0.224 108
3	完成相应检查单检查	NaN
4	执行不关车换人检查程序	-0.050 033
5	完成相应检查单检查	NaN
6	遵守滑行前程序	0.295 556
7	遵守滑行检查程序	0.061 869
8	实施滑行程序	0.166 451
9	遵守机场标志、信号、管制许可和机场图进行滑行	-0.050 033
10	遵守并确认已完成所有起飞准备	NaN
11	确认飞机对准跑道中线并保持在跑道中线上滑跑	0.106 810
12	遵守 V_r 速度抬前轮至初始俯仰姿态	0.228 166
13	遵守速度限制并调整爬升姿态	0.118 882
14	完成相应检查单检查	-0.035 245
15	执行目视进离港程序	0.464 324
16	遵守大坡度盘旋的进入条件限制	-0.071 299
17	完成相应检查单检查	-0.035 245
18	实施大坡度盘旋程序	0.132 130
19	遵守小速度飞行的进入条件限制	NaN
20	实施小速度飞行程序	0.047 387
21	实施并保持机动飞行程序	0.145 727
22	实施无功率失速进入程序	0.097 287
23	识别失速征兆	NaN
24	实施失速改出程序	0.200 687
25	实施起落航线一、二、三边程序	0.372 303
26	实施概略目测程序	0.266 401
27	完成相应检查单检查	0.032 852
28	实施修正目测程序	0.363 683
29	实施精确目测程序	0.071 299
30	完成相应检查单检查	-0.035 245
31	启动复飞程序	0.227 699
32	实施复飞程序	0.096 863
33	确定飞机的主操纵面、辅助操纵面等系统	-0.102 421
34	遵守机场训练空域的运行规则和条件限制	-0.061 511
35	确定相关天气	0.034 314
36	确定天气对飞机性能的影响	0.061 869
37	遵守学生驾驶员执照的权利和限制	NaN
38	掌握体检合格证的等级和有效期	NaN
39	确定飞机适航性	-0.008 608
40	遵守地面滑行避让及优先原则	0.227 699
41	遵守飞机滑行间隔和速度限制条件	0.213 327

遵守滑行前程序(0.295 556),遵守 V_r 速度拾前轮至初始俯仰姿态(0.228 166),启动复飞程序(0.227 699),执行发动机启动程序(0.224 108),遵守飞机滑行间隔和速度限制条件(0.213 327),这些特征的相关系数表明它们与飞行员通过评估与否的关系是中等的,这意味着它们对模型的贡献度一般。弱相关性或无显著相关性的有:完成相应检查单检查(NaN),遵守并确认已完成所有起飞准备(NaN),遵守小速度飞行的进入条件限制(NaN),识别失速征兆(NaN),遵守学生驾驶员执照的权利和限制(NaN),掌握体检合格证的等级和有效期(NaN),NaN 值意味着该特征的所有值相同,因此无法计算相关性。这些特征对于决策树模型的分辨能力贡献很小。但需要注意的是,本文发现的一些弱相关或无显著相关的科目仅针对新手飞行员,一名合格的成熟飞行员需全部掌握所有训练科目。

在构建基于 Pearson 相似度的决策树模型时,考虑优先选择相关性强的特征,因为这些特征更有可能对飞行员是否通过评估有决定性影响。NaN 或相关性弱的特征在构建决策树的过程中不使用。

3.3.2 特征选择及决策树调优

1) 基于 Pearson 相关系数的特征选择调优,通过比较不同阈值确定准确率、精确率、召回率和 F_1 分数分析模型性能,具体结果如图 2 所示。

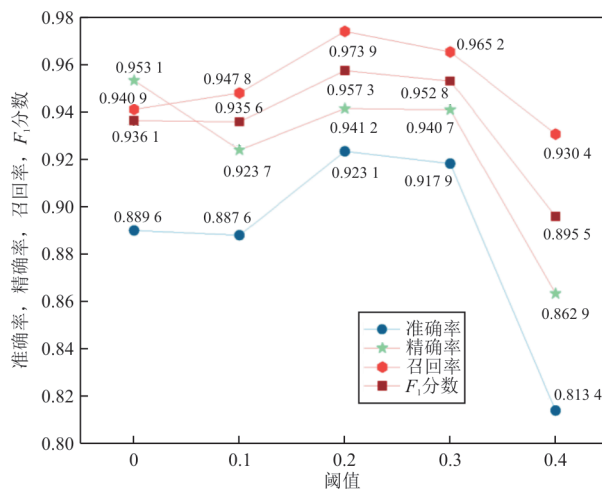


图 2 不同阈值对模型结果的影响

Fig. 2 The impact of different thresholds on model results

从图 2 可以看出:当阈值为 0.4 时,模型的准确率为 0.813 4,精确率为 0.862 9,召回率为 0.930 4, F_1 分数为 0.895 5;当阈值为 0.3 时,模型

的准确率显著提高至 0.917 9,精确率和召回率分别为 0.940 7 和 0.965 2, F_1 分数为 0.952 8,显示出更好的整体性能;阈值进一步降低至 0.2 时,准确率保持在 0.917 9,但精确率提高至 0.933 3,召回率进一步增加至 0.973 9, F_1 分数略微提升至 0.953 2,表明模型在继续保持高精度率的同时,提升了召回率,整体性能仍然优秀;当阈值继续降低至 0.1 时,准确率略有下降至 0.887 6,精确率和召回率分别为 0.923 7 和 0.947 8, F_1 分数为 0.935 6,显示出在追求更高召回率时,精确率有所下降;当阈值为 0 时,即考虑所有特征,模型的准确率为 0.889 6,精确率较高达到 0.953 1,但召回率略又下降至 0.940 9, F_1 分数为 0.936 1,表明模型在考虑所有特征时,精确率相对较高,但在召回率上有所牺牲。

综上所述,根据不同阈值下的准确率、精确率、召回率和 F_1 分数的表现,0.2 的阈值表现出了平衡高精度率和高召回率的性能,故本模型选用设置阈值为 0.2。

2) 关于决策树深度的选择调优,通过比较不同决策树深度确定了准确率、精确率、召回率和 F_1 分数来分析模型性能,具体结果如图 3 所示。

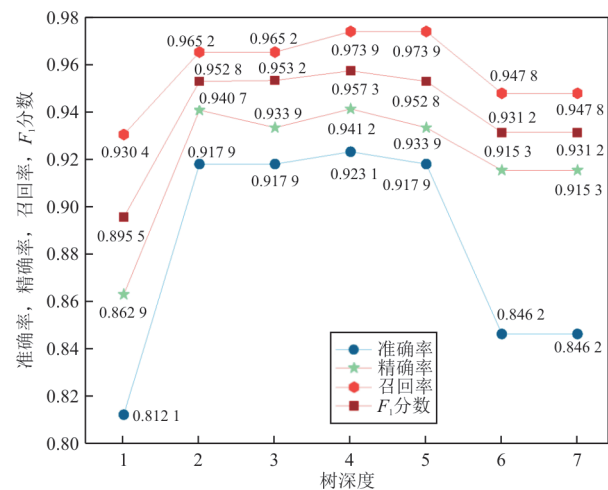


图 3 不同决策树深度对模型的影响

Fig. 3 The impact of different decision tree depths on the model

从图 3 可以看出:决策树的性能随树深度的增加而提高,但在达到一定深度后,性能趋于稳定。这是因为模型已经足够复杂,能够捕捉大部分或所有相关的数据模式。树深度为 4 时,模型性能达到最优,之后即使增加树深度,模型的准确率、精确率、召回率和 F_1 分数也没有显著变化,意味着进一步增加树深度只会导致模型复杂度增加而不会

带来性能的提升。这样,既保证了较高的性能,也避免了过度复杂化。

3.3.3 模型评估

与经典的机器学习模型如随机森林、MLP、逻辑回归、决策树以及改进后的梯度提升决策树与本文模型在同一数据集上的性能进行对比分析,评估参数包括准确率、精确率、召回率以及 F_1 分数,具体结果如图 4~图 7 所示。

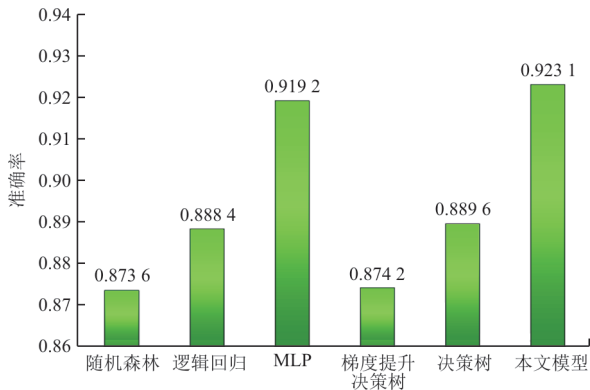


图 4 准确率对比
Fig. 4 Comparison of accuracy

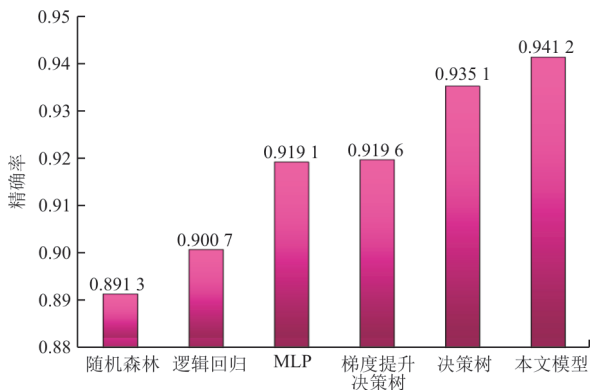


图 5 精确率对比
Fig. 5 Comparison of precision

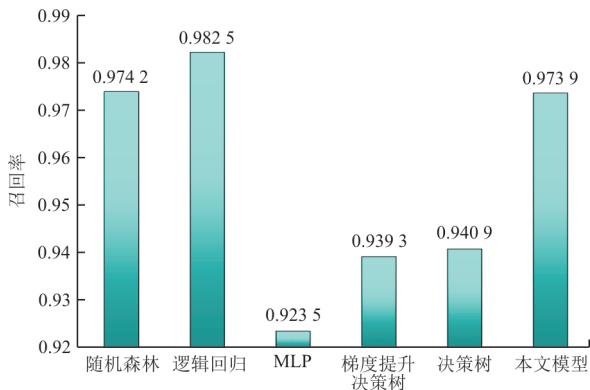


图 6 召回率对比
Fig. 6 Comparison of recall

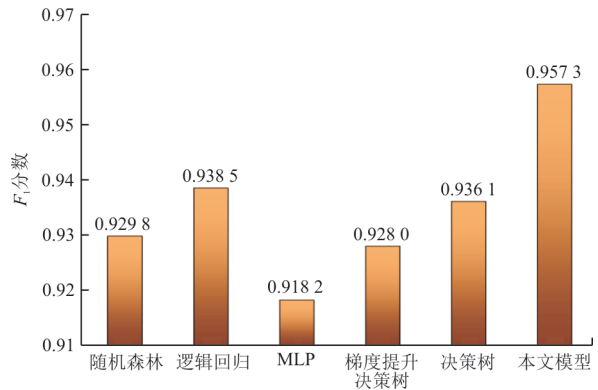


图 7 F_1 分数对比
Fig. 7 Comparison of F_1 score

从图 4~图 7 可以看出:本文模型虽然在召回率方面略逊于逻辑回归和随机森林模型,但在其他指标上展现出明显优势。这表明通过使用 Pearson 相关系数进行特征选择可以显著提升决策树模型的性能,因为相关系数帮助模型集中于最有信息量的特征。

综上所述,本文模型通过有效选择相关特征,显著提升了预测能力,为飞行员 13 h 飞行训练通过与否的准确预测提供了强有力的支持。

3.3.4 结果分析

基于 Pearson 相关系数的决策树为结果分析提供了一个直观的决策路径,展示了不同训练科目如何影响飞行学员的测试结果,具体构造的决策树如图 8 所示。

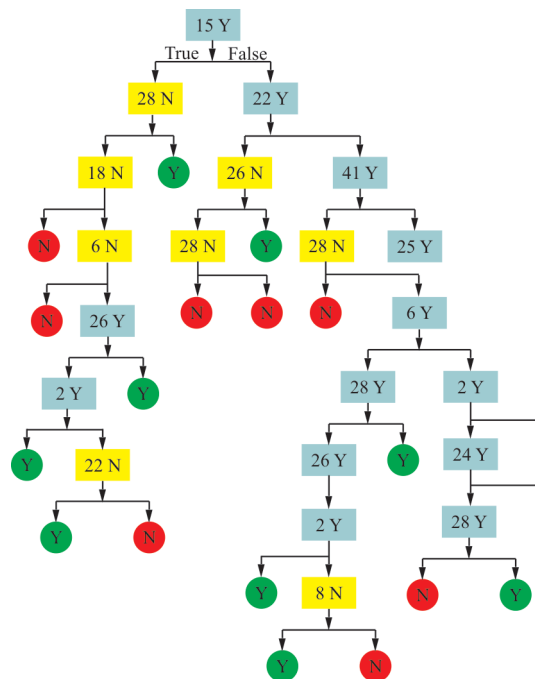


图 8 基于 Pearson 相关系数的决策树
Fig. 8 The Pearson decision tree model

图8中数字代表的是训练科目编号,字母Y代表通过,N代表不通过,蓝色块表示该科目通过,黄色块表示该科目未通过,红色快表示最终结果未通过,绿色块表示最终结果通过。训练科目与科目名称的对应表如表2所示。

表2 科目编号与科目名称对应
Table 2 Corresponding account number and account name

科目编号	科目名称
2	执行发动机启动程序
6	遵守滑行前程序
8	实施滑行程序
15	执行目视进离港程序
18	实施大坡度盘旋程序
22	实施无功率失速进入程序
24	实施失速改出程序
25	实施起落航线一、二、三边程序
26	实施概略目测程序
28	实施修正目测程序
41	遵守飞机滑行间隔和速度限制条件

决策树的顶层节点显示“执行目视进离港程序”是影响飞行学员通过率的最重要因素。随着树的深入,可以看到其他项目如“实施起落航线一、二、三边程序”和“实施修正目测程序”也在决策过程中起重要作用。

4 结 论

1) 本文计算了每个特征与目标变量之间的Pearson相关系数,其中,执行目视进离港程序与飞行质量的相关性最强。实施起落航线一、二、三边程序,实施修正目测程序,实施概略目测程序,这些具有较高相关系数的特征,应该在模型训练和飞行员训练中给予更多关注。

2) 根据计算的准确率、精确率、召回率和 F_1 分数,确定了基于Pearson相关系数的特征选择的阈值为0.2、决策树深度为4时最优。

3) 在同一数据集上,本文模型与随机森林、MLP、逻辑回归、决策树以及改进后的梯度提升决策树模型的性能(准确率、精确率、召回率以及 F_1 得分)进行了对比分析。基于Pearson相关系数优化的决策树在所有指标上均优于其他模型,特别是在准确率和召回率上,表明该模型在正确分类(通过与否)上表现优秀。

4) 基于Pearson相关系数的决策树为结果分

析提供了一个直观的决策路径,展示了不同训练项目组合如何影响飞行学员的测试结果。

参 考 文 献

- [1] 戴婧睿,吴奇. 飞行员负荷通过飞行数据优化识别仿真[J]. 计算机仿真, 2017, 34(8): 45-49.
DAI Jingrui, WU Qi. Simulation of pilot load optimization recognition through flight data [J]. Computer Simulation, 2017, 34(8): 45-49. (in Chinese)
- [2] 丁松滨,谷倩倩. 航空公司飞行安全综合评估方法研究[J]. 航空工程进展, 2017, 8(4): 381-387.
DING Songbin, GU Qianqian. Research on comprehensive evaluation method of airline flight safety [J]. Advances in Aeronautical Science and Engineering, 2017, 8(4): 381-387. (in Chinese)
- [3] 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(增刊1): 23-31.
YAO Yusheng, XU Kaijun. Flight training quality evaluation based on BP neural network [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2017, 38(s1): 23-31. (in Chinese)
- [4] 许为,陈勇,董文俊,等. 大型商用飞机单一飞行员驾驶的人因工程研究进展与展望[J]. 航空工程进展, 2021, 13(1): 1-18.
XU Wei, CHEN Yong, DONG Wenjun, et al. Research progress and prospects of human factors engineering for single-pilot operation of large commercial aircraft [J]. Advances in Aeronautical Science and Engineering, 2021, 13(1): 1-18. (in Chinese)
- [5] 陈奕君,高浩然,丁志军. 基于动态机器学习的信用评估模型[J]. 计算机科学, 2023, 50(1): 59-68.
CHEN Yijun, GAO Haoran, DING Zhijun. Credit evaluation model based on dynamic machine learning [J]. Computer Science, 2023, 50(1): 59-68. (in Chinese)
- [6] 黄靖,汪东军,王惠淑,等. 高性能战斗机飞行员航空医学训练综合效能评价体系的构建[J]. 军事医学, 2018, 42(12): 881-885.
HUANG Jing, WANG Dongjun, WANG Huishu, et al. Construction of a comprehensive efficacy evaluation system for aviation medical training of high-performance fighter pilots [J]. Military Medicine, 2018, 42(12): 881-885. (in Chinese)
- [7] 马金毅,王灿,薛涛,等. 空战格斗飞行机动数据库建立及应用[J]. 航空学报, 2023, 44(增刊1): 39-47.
MA Jinyi, WANG Can, XUE Tao, et al. Establishment and application of an air combat maneuver database [J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2023, 44(s1): 39-47. (in Chinese)
- [8] 王里付,朱新平. 基于Petri网和遗传算法的飞行训练计划优化编排[J]. 武汉理工大学学报(信息与管理工程版), 2012, 34(2): 197-201.
WANG Lifu, ZHU Xiping. Optimization arrangement of flight training plans based on Petri nets and genetic algorithms [J]. Journal of Wuhan University of Technology (Information & Management Engineering), 2012, 34(2): 197-201. (in Chinese)