

文章编号: 1674-8190(2023)02-081-10

基于集成学习模型的飞行学员认知负荷研究

潘亭, 汤博凯, 司海青, 汪海波, 张忠哲
(南京航空航天大学 通用航空与飞行学院, 南京 211106)

摘要: 在飞行过程中, 飞行员需要在短时间内接收大量信息, 并做出正确的判断与决策, 而过高的认知负荷会影响其感知、判断、决策等认知过程, 进而影响飞行安全。首先通过飞行模拟实验获取飞行学员在执行不同飞行任务时的生理数据; 然后通过时域、频域分析方法提取呼吸和心电信号的特征, 并通过统计学方法筛选出能够反映认知负荷水平的指标; 最后结合支持向量机、 K 最近邻、人工神经网络等方法建立集成学习模型, 对飞行学员的认知负荷进行评估, 并与单一算法进行对比。结果表明: 本文建立的集成学习模型具有较高的准确率, 能够更好地反映飞行学员的认知负荷水平。

关键词: 生理信号; 飞行学员; 认知负荷; 集成学习; 特征筛选; 飞行安全

中图分类号: V328

文献标识码: A

DOI: 10.16615/j.cnki.1674-8190.2023.02.09

Study on flight cadets' cognitive load based on ensemble learning model

PAN Ting, TANG Bokai, SI Haiqing, WANG Haibo, ZHANG Zhongzhe
(College of General Aviation and Flight, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China)

Abstract: During flight, pilots need to receive a large amount of information in a short time and make correct judgments and decisions. The cognitive processes such as perception, judgment and decision-making will be affected by excessive cognitive load and affect flight safety. Firstly, the physiological data of flight cadets during different flight missions are obtained through flight simulation experiments; Then, the characteristics of RESP (respiratory) and ECG (Electrocardiograph) signals are extracted by time-domain and frequency-domain analysis, and the indexes that can reflect the level of cognitive load are selected by statistical methods. Finally, combined with support vector machine, K -nearest neighbor, artificial neural network and other methods, an ensemble learning model is established to evaluate the flight cadets' cognitive load. Furthermore, it is compared with single algorithms. The results show that the flight cadets' cognitive load evaluation model established in this paper has a high accuracy rate and can better reflect the flight cadets' cognitive load level.

Key words: physiological signal; flight cadets; cognitive load; ensemble learning; feature selection; flight safety

收稿日期: 2022-04-21; **修回日期:** 2022-08-29

基金项目: 国家自然科学基金民航联合基金重点项目(U2033202); 教育部 2021 年第一批产学研合作协同育人项目(202101042005); 中央高校基本科研业务费专项资金资助(1027-XAA22008); 江苏省高等教育教改研究课题(2021JSJG206); 省级大学生创新创业训练计划项目资助(202110287175Y); 南京航空航天大学“实验技术与开发”项目(SYJS202207Y); 南京航空航天大学博士生短期访学项目资助(ZDGB2021024)

通信作者: 司海青, sihaiqing@126.com

引用格式: 潘亭, 汤博凯, 司海青, 等. 基于集成学习模型的飞行学员认知负荷研究[J]. 航空工程进展, 2023, 14(2): 81-90.

PAN Ting, TANG Bokai, SI Haiqing, et al. Study on flight cadets' cognitive load based on ensemble learning model[J]. Advances in Aeronautical Science and Engineering, 2023, 14(2): 81-90. (in Chinese)

0 引言

飞行员在飞行过程中需要接收大量且实时更新的环境及仪表等信息,要求飞行员在有限的时间内快速、准确地对各种信息进行感知、加工和处理,其中任一环节出现错误,都可能导致严重后果。而认知负荷能够反映飞行员在人—机—环境系统中的信息处理水平和状态^[1]。认知负荷水平会影响飞行员的认知过程,尤其是在认知负荷较高的飞行进近阶段,2011—2020年全球商业喷气机队发生的致命飞行事故中,有28%发生在进近阶段^[2]。因此,准确辨识飞行员的认知负荷,对实现飞机驾驶舱智能控制,提高人机交互效率以及保障飞行安全都具有重要意义。

目前,国内外认知负荷的评估方法主要有三类:主观评定法、任务绩效测量法和生理测量法。主观评定法通过调查问卷或量表来反映被试在任务过程中的主观心理感受^[3-4]。刘秋红等^[5]基于改良的NASA-TLX量表法,对模拟舰载飞行中的飞行员脑力负荷进行评估,结果显示,被试脑力负荷在着陆阶段最大。主观评定法虽然简单易实现,但易受被试主观因素影响,并且是一种事后评估方法。因此主观评定法一般与客观测量法相结合,以获得更加准确、客观的结果。

任务绩效测量法主要通过被试完成既定任务的绩效来评估其认知负荷。F. Paas等^[6]在实验中通过被试的阅读得分和词汇得分,评估其心理努力和认知负荷水平;R. Brünken等^[7]研究发现通过任务准确率、任务反应时间等指标可以有效反映认知负荷水平。但目前的任务绩效测量法主要基于阅读任务、记忆任务等,难以对飞行员在飞行任务中的认知负荷进行评估。

生理测量法指的是通过生理信号检测设备记录被试在环境中的生理信号变化,并通过建立数学模型来反映被试认知负荷的一种方法。目前应用较为广泛的生理信号有脑电(EEG)、心电图(ECG)和呼吸(RESP)等。

脑电信号与大脑的活动状态关系密切,能够反映飞行员的认知负荷^[8-9]。喻浩文^[10]通过脑电信号分析了飞行员在模拟飞行实验任务中的认知负荷水平变化,并采用支持向量机进行了定量评估。

脑电信号可以敏感地反映大脑认知负荷水平,但其存在设备成本较高、信号信噪比低、脑机接口可靠性差、对飞行员操作的干扰较大等问题。

心电信号在一定程度上能够反映人的认知负荷水平^[11-12]。李鹏杰等^[13]通过对被试心电信号的测量和监控,研究了被试在不同的认知负荷水平下心率变异性和心率的变化趋势;姜乃琪等^[14]通过飞行模拟实验采集飞行员在进近阶段的心电信号,并基于博弈论对飞行员的认知负荷进行了定量评估。

呼吸信号与人的负荷状况具有一定的相关性,从清醒状态到产生一定负荷状态,人体的呼吸频率降低^[15]。而强力呼吸或过度呼吸的情况在被试承受了较大精神负荷与情绪压力时偶尔会出现^[16]。A. Lanata等^[17]对不同驾驶任务下驾驶员的呼吸指标进行分析,结果显示呼吸指标可以反映认知负荷水平。

为了实现认知负荷的评估,部分研究人员基于生理参数指标,运用支持向量机、K最邻近和人工神经网络等方法对认知负荷进行了探索性研究。H. Rahman等^[18]基于心电信号特征等指标,采用支持向量机、神经网络和逻辑回归等模型对认知负荷状态进行分类;C. C. Liu^[19]基于心电信号特征采用K最邻近、支持向量机和随机森林等模型对不同认知负荷进行评估,研究表明K最邻近模型准确率为81%,相对其他模型较高;M. U. Ahmed等^[20]基于心电信号对不同认知负荷进行分类,结果显示支持向量机和K最邻近模型的综合准确率均可达80%。

针对目前研究中存在的实验被试非飞行员或飞行学员,实验任务与飞行任务无关,以及认知负荷评估模型准确率有待进一步提高等问题。本文选取能够反映飞行员认知负荷水平、设备成本低并且对飞行员操作干扰小的心电信号和呼吸信号,结合主观评定法,对飞行学员在不同飞行任务下的认知负荷水平进行研究。首先通过模拟飞行实验获取飞行学员的心电和呼吸数据,然后对能够反映认知负荷水平的特征指标进行分析,最后建立集成学习模型评估飞行学员的认知负荷水平,并将建立的集成学习模型与单一算法进行对比,以验证模型的准确性。

1 方 法

1.1 支持向量机

支持向量机 (Support Vector Machine, 简称 SVM) 算法是一种基于统计学习理论的模式识别方法^[21]。支持向量机的核心思想是将样本映射为空间中的各点, 找到能区分出不同类别点的最优分界面, 如图 1 所示。支持向量机对于处理非线性、有限样本、高维数的问题具有很大的优势^[22]。

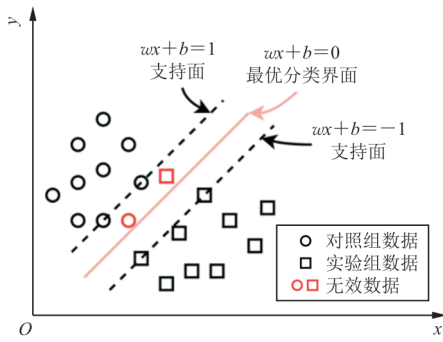


图 1 支持向量机原理示意图

Fig. 1 Schematic diagram of support vector machine

SVM 计算步骤如下:

输入: $(x_i, y_i), i = 1, 2, \dots, n$

由于数据集样本非线性, 引入核函数 K , 将样本数据集中的非线性数据样本转化为线性可分数数据样本: $x_i \rightarrow \varphi(x_i)$ 。

$$K(x, x_i) = \exp\left(-\frac{\|x - x_i\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (\sigma > 0) \quad (1)$$

线性样本数据范围: $x \in R^d, y \in \{+1, -1\}$ 。线性 SVM 的结果是通过参数 w, b 和 sgn 函数确定的, 其中 w 为权重向量, b 为偏置。按以下步骤进行:

(1) 构造目标函数最优解问题:

$$\begin{cases} \min \phi(w) = \frac{1}{2} \|w\|^2 \\ \text{s.t.}: y_i(w^T \cdot x_i + b) \geq 1 \quad (i = 1, 2, \dots, N) \end{cases} \quad (2)$$

(2) 加入 Lagrange 乘子参数 α_i 对函数进行优化, 其形式为

$$\begin{cases} \min L(\alpha) = \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^N \alpha_i \alpha_j y_i y_j (x_i \cdot x_j) - \sum_{i=1}^N \alpha_i \\ \text{s.t.}: \alpha_i \geq 0 \quad (i = 1, 2, \dots, N) \\ \sum_{i=1}^N y_i \alpha_i = 0 \end{cases} \quad (3)$$

(3) 化简公式, 得到 SVM 分类器:

$$f(x) = \text{sgn}\left[\sum_{i=1}^N \alpha_i y_i (x \cdot x_i) + b\right] \quad (4)$$

(4) 将式 (1) 与式 (4) 相结合, 得到最终分类器:

$$f(x) = \text{sgn}\left[\sum_{i=1}^N \alpha_i y_i K(x \cdot x_i) + b\right] \quad (5)$$

1.2 K 最邻近

K 最邻近 (K-Nearest Neighbor, 简称 KNN) 分类算法是机器学习领域中的典型算法之一^[23]。KNN 算法的基本思想是把划分好的不同类型样本分别假定为空间中的对应点^[24], 当新样本输入到这个空间后, 通过计算出这个新样本所代表的一个点与空间中其他点的间距, 将各个距离加以排序, 最后从间距最小的样本中选取 K 个点, 将新样本分类到 K 个点中频率最高的类别中, 如图 2 所示。KNN 算法训练时间复杂度低, 不易受小错误概率影响。

使用的距离公式为

$$d(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (6)$$

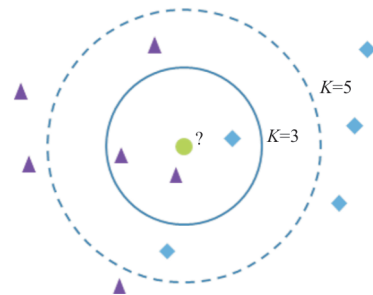


图 2 K 最邻近算法原理示意图

Fig. 2 Schematic diagram of K-nearest neighbor

1.3 人工神经网络

人工神经网络 (Artificial Neural Network, 简称 ANN) 通过计算机模拟人脑对信号的处理, 构建出类似的数学模型, 被称为类神经网络^[25], 如图 3

所示。

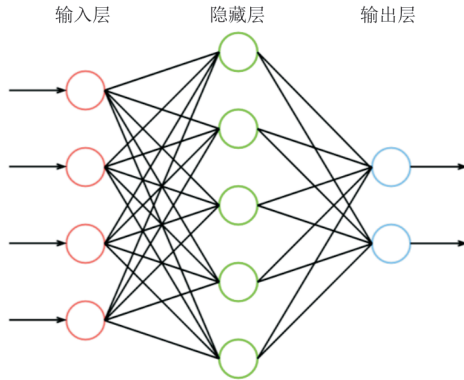


图3 经典神经网络示意图

Fig. 3 Schematic diagram of classical neural network

类神经网络的组成含有众多“神经元”，输入信号在进入类神经网络后，可以通过运算抽取特征，确定输出信号并加以分类。其基本神经元的数学表达式为

$$\begin{cases} N_{et} = \sum_{i=1}^n w_i x_i - \theta \\ y = f(N_{et}) \end{cases} \quad (7)$$

式中： w_i 为权值； θ 为阈值； $f(N_{et})$ 为输出运算函数。

1.4 集成学习模型

SVM算法能够有效地对偏离最优分类界面的样本进行划分，但对集中在分界面附近的样本，无法得出准确的结论。KNN能够利用最优分界面周围的各种数据样本及其特点属性，有效提升划分准确率，但KNN对高维数据和数据样本中存在的局部样本不平衡情况分类能力较差，分类准确率较低。ANN无法被观察到学习过程，输出的结果有时会难以解释，影响结果的可信度。

为了发挥出每种算法的优势，弥补各算法的不足，提高模型评估的准确性，本文基于堆栈(Stacking)算法，综合使用SVM、KNN、ANN三种分类器，建立集成学习模型来评估飞行学员的认知负荷。该集成学习模型由多算法共同决策，可以提升分类准确性。该模型采用不同的加权方式进行投票，投票方式为绝对多数投票，算法原理如图4所示。计算步骤如下：

(1) 对实验数据进行分类，将对对照组数据的标签设为“0”，将实验组数据的标签设为“1”。

(2) 对实验数据进行随机选取，80%作为训练集(训练集中的20%作为验证集)，20%作为测试集。

(3) 使用训练集数据分别对SVM、KNN、ANN三个子学习器进行训练。

(4) 使用验证集分别对三个子学习器的训练结果进行测试，并将准确率记为 w_1, w_2, w_3 。

(5) 将 w_1, w_2, w_3 作为各个子学习器的投票权重，组成集成学习器。

(6) 对所输入的测试数据进行预测，三个学习器预测得到标签“0”的概率分别记为 $p_{1,0}, p_{2,0}, p_{3,0}$ ，预测得到标签“1”的概率分别记为 $p_{1,1}, p_{2,1}, p_{3,1}$ 。

(7) 计算参数，进行加权投票：

$$\begin{cases} P_0 = \frac{w_1 \times p_{1,0} + w_2 \times p_{2,0} + w_3 \times p_{3,0}}{w_1 + w_2 + w_3} \\ P_1 = \frac{w_1 \times p_{1,1} + w_2 \times p_{2,1} + w_3 \times p_{3,1}}{w_1 + w_2 + w_3} \end{cases} \quad (8)$$

若 $P_0 > P_1$ ，则模型输出结果为“0”；若 $P_0 < P_1$ ，则模型输出结果为“1”。

(8) 将模型输出结果与实际标签进行对比，综合得到集成学习器的准确率。

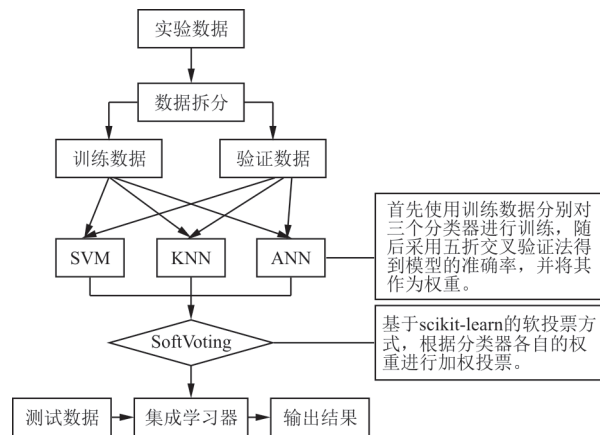


图4 集成学习算法结构

Fig. 4 Structure diagram of ensemble learning model

2 实验数据获取与预处理

2.1 数据采集

(1) 被试的选取

被试为16名男性飞行学员(年龄为 20.70 ± 1 岁)，被试在实验前均已熟悉模拟飞行器操作流程，掌握模拟飞行基本技能及陆空通话知识，能够

完成实验所需本场五边模拟飞行程序,无不良作息习惯。

(2) 模拟飞行设备

模拟飞行设备如图5所示,该设备配备整套蜂窝阿尔法操控装置,采用Prepar3D模拟飞行软件。实验机型设置为塞斯纳C172-G1000,机场设置为北京首都国际机场19跑道,实验条件设置为夏季白天晴空。



图5 飞行模拟平台

Fig. 5 Flight simulation platform

(3) 飞行任务

采用中国航空运动协会高校模拟飞行锦标赛比赛项目中的本场五边飞行任务,被试驾驶塞斯纳C172-G1000飞机从北京首都国际机场19跑道起飞,向左做五边本场飞行任务,最后降落到19跑道。本文仅对进近阶段进行研究,进近阶段的任务要求如图6所示。



- (1) 进近轨迹偏移最大50 ft(1 ft=0.304 8 m), 下降率最大500 ft/min;
- (2) 跑道入口处必须高于跑道标高50 ft以上;
- (3) 白块的长度为50 m, 白块以外接地扣分;
- (4) 着陆滑跑偏离中线标准0.2 m。

如果系统判定飞机出现损毁,或飞机状态已无法正常操作,被判定为飞机结构损坏,本次成绩无效,记0分

图6 进近阶段任务要求

Fig. 6 Task requirement of approach stage

选取中国民用航空局飞行标准司发布的PCPEC考试与英语无线电通信等级4级(ICAO4)考试试题为路空通话任务,以增加实验组被试的认知负荷^[26-27]。

实验分为对照组和实验组,对照组仅完成五边飞行任务,实验组需要同时完成五边飞行任务

和路空通话任务。

(4) 生理采集设备

采用可穿戴心电采集系统和可穿戴呼吸采集系统采集飞行学员在模拟飞行任务中的心电和呼吸信号。可穿戴心电采集系统采用ErgoLAB可穿戴心电传感器,如图7所示,采样频率为256 Hz。可穿戴呼吸采集系统采用ErgoLAB智能可穿戴呼吸传感器,如图8所示,采样频率为64 Hz。

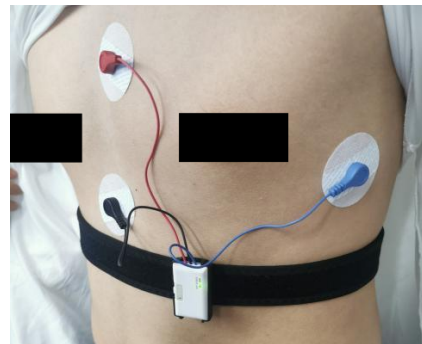


图7 ErgoLAB可穿戴心电传感器

Fig. 7 Ergolab wearable ECG sensor



图8 ErgoLAB可穿戴呼吸传感器

Fig. 8 Ergolab wearable RESP sensor

(5) NASA-TLX量表

NASA-TLX量表是一种主观评价方法,能够多维度地对被试在任务过程中的认知负荷状态进行评估。被试在执行实验组或对照组实验后,根据其在进近阶段感知的工作量对NASA-TLX量表各维度相符处作标记,以此确定各维度的得分及权重。

2.2 实验流程

所有被试均在实验前签署了实验知情同意书,并在实验前日保证充足睡眠,确保精神状态良好。实验当日上午9:00开始实验,实验流程如图9

所示。实验过程中对被试在进近阶段的开始和结束时间进行标记,实验结束后共采集 32 组进近阶段的有效实验数据,包含 16 组实验组和 16 组对照组。

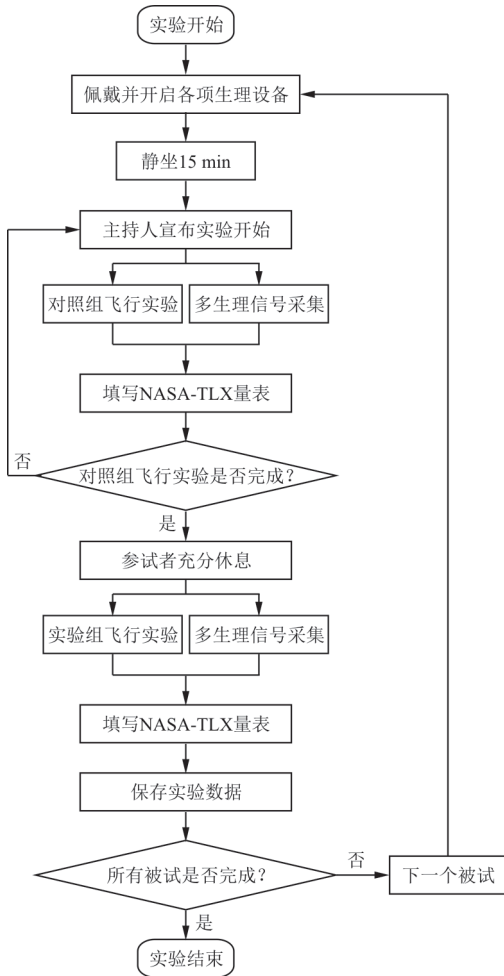


图 9 实验流程图

Fig. 9 Experimental flow chart

2.3 信号预处理

(1) 心电数据

采用 ErgoLAB 软件对心电信号进行去噪和指标提取。心电原始数据主要受工频干扰、肌电干扰以及基线漂移等噪声干扰,采用小波去噪、带阻滤波、高通滤波和低通滤波等方法去除噪声^[28],心电信号去噪前后对比如图 10 所示。

对心电数据进行时域、频域和非线性指标的提取,如表 1 所示,共计 24 个心电指标(时域分析指标 8 个,频域分析指标 12 个,非线性分析指标 4 个)。

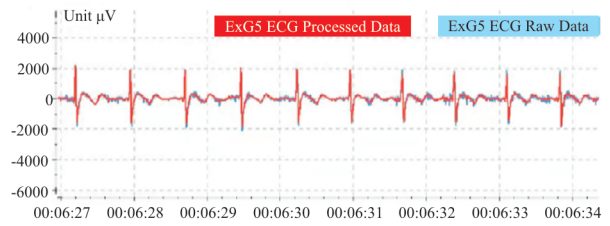


图 10 心电信号去噪示意图

Fig. 10 Diagram of ECG signal denoising

表 1 心电信号特征指标

Table 1 Characteristic index of ECG signal

分析方法	序号	指标	定义
时域分析	1	Mean HR	平均心率
	2	Mean IBI	平均心搏间期
	3	SDNN	R-R 间期的标准差
	4	SDANN	R-R 间期的标准差平均值
	5	RMSSD	相邻 R-R 间期差值的均方根值
	6	SDSD	相邻 R-R 间期差值的标准差
	7	pNN50	差值 > 50 ms 的心搏数百分比
	8	pNN20	差值 > 20 ms 的心搏数百分比
频域分析	9	LF Power	LF 范围内的功率
	10	LF Power Percent	LF 范围内的功率百分比
	11	LF Power Norm	归一化 LF 功率
	12	LF Peak	LF 范围内的峰值
	13	HF Power	HF 范围内的功率
	14	HF Power Percent	HF 范围内的功率百分比
	15	HF Power Norm	归一化的 HF 功率
	16	HF Peak	HF 范围内的峰值
	17	Total Power	总功率
	18	LF/HF	LF 段与 HF 段功率之比
	19	VLF Power Percent	VLF 范围内的功率百分比
	20	ULF Power Percent	ULF 范围内的功率百分比
非线性分析	21	SD1	庞加莱截面心动间隔短轴
	22	SD2	庞加莱截面心动间隔长轴
	23	A++	差值散点图中第一象限中点的个数
	24	B--	差值散点图中第三象限中点的个数

(2) 呼吸数据

采用 ErgoLAB 软件对呼吸信号进行去噪和指标提取。呼吸原始数据主要受环境噪声、电极噪声、工频干扰以及基线漂移等噪声干扰,采用小波去噪和低通滤波等方法去除噪声^[29],呼吸信号去

噪前后对比如图 11 所示。

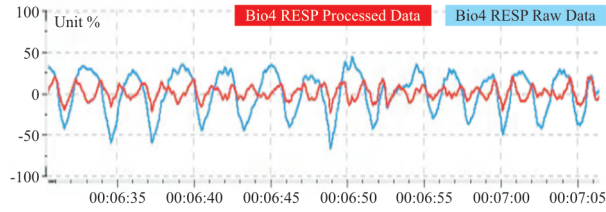


图 11 呼吸信号去噪示意图
Fig. 11 Diagram of RESP signal denoising

对呼吸数据的时域、频域指标进行提取,如表 2 所示,共计 7 个呼吸指标(时域分析指标 5 个,频域分析指标 2 个)。

表 2 RESP 信号特征指标
Table 2 Characteristic index of RESP signal

	序号	指标	定义
时域分析	1	AVRESP	平均值
	2	max	最大值
	3	min	最小值
	4	Std	标准差
	5	Range	幅度
频域分析	6	Power	能量
	7	Peak	峰值

综上所述,本文共提取 31 个生理指标,其中心电信号指标 24 个,呼吸信号指标 7 个。

3 结果与分析

3.1 NASA-TLX 量表分析

首先使用主观评定法,根据 NASA-TLX 量表对实验组和对照组中被试的认知负荷水平进行分析。根据被试填写的 NASA-TLX 量表中将六个不同维度的指标按照其在两两对比中被勾选的次数确定各维度的权重值。根据每个维度的得分和权重值,计算 NASA-TLX 量表得分,其统计结果如图 12 所示。

NASA-TLX 量表得分平均值分别为 10.49 和 12.86。此外,对照组 ($W=0.924, p>0.05$) 与实验组 ($W=0.924, p>0.05$) 的夏皮罗-威尔克 (Shapiro-Wilk) 的分析结果显示,在 $\alpha=0.05$ 的检验水准下,两组数据均服从正态分布。单因素方差分析 (ANOVA) 结果显示,方差齐性 ($p>0.05$),实验组与对照组数据有统计学差异 ($F=7.765,$

$p<0.01$)。综上所述,对照组和实验组中被试的认知负荷水平存在显著差异,被试在实验组中处于较高的认知负荷状态。

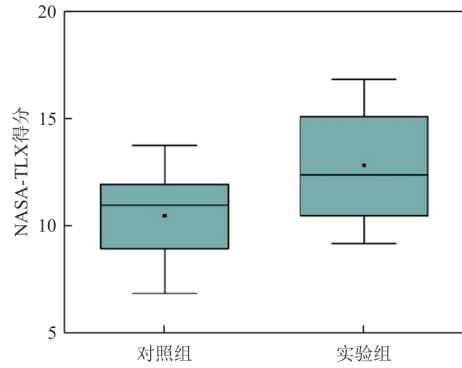


图 12 NASA-TLX 得分统计
Fig. 12 NASA-TLX score statistics

3.2 数据特征筛选

为提高训练模型的响应速度与准确度,对提取的 31 个指标进行显著性差异分析,筛选出与认知负荷水平具有相关性的指标用于建立模型。

首先采用 Shapiro-Wilk 对两组数据进行正态性检验。结果表明,在 $\alpha=0.05$ 的检验水准下,有 12 个指标的两组数据都服从正态分布,如表 3 所示。

表 3 正态性检验
Table 3 Normal distribution test

特征指标	实验组		对照组	
	统计	显著性	统计	显著性
RESP Min	0.987	0.882	0.989	0.432
HRV Mean IBI	0.977	0.937	0.971	0.794
HRV Mean HR	0.958	0.619	0.966	0.692
HRV pNN50	0.946	0.430	0.979	0.933
HRV pNN20	0.963	0.722	0.946	0.342
HRV(ULF) Power Percent	0.939	0.338	0.923	0.131
HRV(VLF) Power Percent	0.946	0.428	0.930	0.172
HRV(LF) Power	0.961	0.671	0.956	0.489
HRV(LF) Power Percent	0.954	0.556	0.977	0.909
HRV(LF) Power Norm	0.954	0.554	0.969	0.748
HRV(HF) Power Norm	0.954	0.554	0.969	0.748
HRV B—	0.907	0.105	0.902	0.053

对于服从正态分布的数据使用独立样本 T 检验进行分析。结果表明,在 $\alpha=0.05$ 的检验水准

下,两组数据具有统计学差异的指标有 4 个,如表 4 所示。

本文采用曼-惠特尼秩和检验(Mann-Whitney U)对不服从正态分布的 15 个指标进行分析。结果表明,在 $\alpha=0.05$ 的检验水准下,具有统计学差异的指标有 3 个,如表 5 所示。

表 4 独立样本 T 检验
Table 4 Independent-samples T Test

特征指标	莱文方差等同性检验		平均值等同性 T 检验	
	F	显著性	t	显著性(双尾)
HRV(VLF) Power Percent	0.246	0.623	2.181	0.036
HRV(LF) Power	3.173	0.084	-3.410	0.002
HRV(LF) Power Percent	0.167	0.686	-2.175	0.037
HRV B—	0.546	0.465	-2.509	0.017

表 5 非参数检验
Table 5 Nonparametric tests

特征指标	Mann-Whitney U	渐近显著性
AVRESP	75	0.012
RESP Peak	1 079	0.043
HRV(HF) Peak	77	0.003

通过上述分析步骤可知,与认知负荷水平具有相关性的指标有 7 个,其中心电指标 5 个、呼吸指标 2 个。

3.3 模型建立与评估

将数据集的 80% 作为训练集,20% 作为测试集,再将训练集分为训练子集和验证集,采用五折交叉验证法对分类器进行训练,使用 Python 程序对模型进行训练和测试。模型采用的分类器和参数设置如表 6 所示。基于表 6 中分类器和及其参数的设置,建立集成学习模型,该模型对两种认知负荷状态的综合准确率平均值为 82.6%。

表 6 基础分类器及其参数设置
Table 6 Basic classifier and parameter settings

分类算法	参数设置
RBF-SVM	使用径向基核函数(Radial basis function)作为核函数。
KNN	最近邻数目分别设置为 3,5 和 7。
ANN	隐含层个数,每层节点以及迭代次数分别设置为: 1,1,2;10,10,(5,5);100,1 000,200。

本文将模型结果与 RBF-SVM、KNN、ANN 等算法进行对比,结果如图 13 所示,可以看出: RBF-SVM、KNN、ANN 的准确率分别为 67.7%、58.1%、71.0%,而本文建立的集成算法的准确率为 82.6%,表明本文建立的集成学习模型相对于传统的单一算法模型的认知负荷状态识别准确率更高。

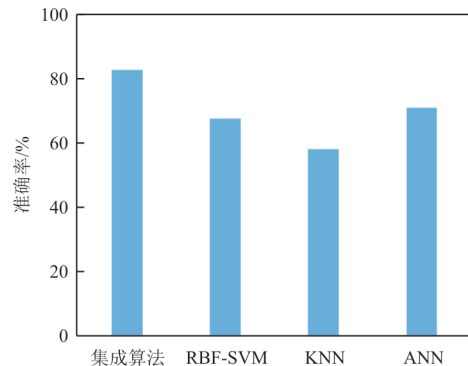


图 13 不同分类算法的准确率

Fig. 13 The accuracy of different classification algorithms

为评估模型的实时计算能力,采用 i7-10750 处理器训练和测试模型,RBF-SVM、KNN、ANN 和集成算法模型的训练耗时分别为 0.128、0.056、0.692 和 1.534 s,测试单条数据的耗时分别为 0.001 3、0.000 7、0.004 2 和 0.006 1 s。综上所述,本文建立的集成学习模型相对于其他单一算法在结构上较为复杂,但测试耗时差距较小,并且能够取得较高的准确率。

4 结 论

(1) 本文通过飞行模拟实验,采用对飞行学员操作干扰较小的心电和呼吸设备对飞行学员的认知负荷水平进行分析,结果显示,心电和呼吸指标中,有 7 个指标在两种认知负荷水平下存在显著性差异,表明心电信号和呼吸信号在一定程度上能够反映飞行学员认知负荷水平变化,对飞行学员认知负荷评估模型的建立具有重要意义。

(2) 本文基于心电和呼吸信号指标,结合 RBF-SVM、KNN、ANN 等方法建立集成学习模型对飞行学员认知负荷进行评估,模型的准确率为 82.6%,相对于 RBF-SVM、KNN、ANN 等单一算法,对飞行学员的认知负荷评估具有更高的准确性。

(3) 本文从多生理角度,对能够反映飞行学员

认知负荷水平的心电和呼吸指标进行探索,并对飞行学员认知负荷定量计算的方法进行研究,可为评估飞行学员认知负荷提供科学合理的依据,有助于保障飞行安全,同时可以为飞行学员的训练提供科学决策,具有一定的理论和现实意义。

参考文献

- [1] 皇甫恩, 苗丹民. 航空航天心理学[M]. 西安: 陕西科学技术出版社, 2000.
- HUANGFU En, MIAO Danming. Aviation and aerospace psychology[M]. Xi'an: Shaanxi Science and Technology Press, 2000. (in Chinese)
- [2] Boeing. Statistical summary of commercial jet airplane accidents[R]. USA: Boeing Company, 2021.
- [3] HART S G. NASA-task load index (NASA-TLX); 20 years later[C]// Proceedings of the Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting. USA: Sage Journals, 2006: 904-908.
- [4] WEIGL A, MULLER C, VINCENT C, et al. The association of workflow interruptions and hospital doctors' workload: a prospective observational study[J]. *BMJ Quality & Safety*, 2012, 21(5): 399-407.
- [5] 刘秋红, 王庆敏, 姚永杰, 等. 模拟舰载飞行中飞行员脑力负荷的主观评价[J]. *中华航空航天医学杂志*, 2017, 28(1): 11-14.
- LIU Qiuhong, WANG Qingmin, YAO Yongjie, et al. Subjective assessment of mental workload of the pilots in simulated carrier flight[J]. *Chinese Journal of Aerospace Medicine*, 2017, 28(1): 11-14. (in Chinese)
- [6] PAAS F, RENKL A, SWELLER J. Cognitive load theory and instructional design: recent developments[J]. *Educational Psychologist*, 2003, 38(1): 1-4.
- [7] BRÜNKEN R, PLASS J L, LEUTNER D. Assessment of cognitive load in multimedia learning with dual-task methodology: auditory load and modality effects[J]. *Instructional Science*, 2004, 32(1/2): 115-132.
- [8] NUAMAH J K, SEONG Y. Support vector machine (SVM) classification of cognitive tasks based on electroencephalography (EEG) engagement index[J]. *Brain-Computer Interfaces*, 2017, 5: 1-12.
- [9] PLECHAWSKA-WÓJCIK M, TOKOVAROV M, KACZOROWSKA M, et al. A three-class classification of cognitive workload based on EEG spectral data[J]. *Applied Sciences*, 2019, 9(24): 5340.
- [10] 喻浩文. 基于脑电的飞行模拟训练认知负荷初步研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2019.
- YU Haowen. Preliminary study on cognitive load of flight simulation training based on EEG[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2019. (in Chinese)
- [11] VICENTE K J, THORNTON D C, MORAY N. Spectral analysis of sinus arrhythmia: a measure of mental effort[J]. *Human Factors: The Journal of Human Factors and Ergonomics Society*, 1987, 29(2): 171-182.
- [12] TATTERSALL A J, HOCKEY G. Level of operator control and changes in heart rate variability during simulated flight maintenance[J]. *Human Factors*, 1995, 37(4): 682.
- [13] 李鹏杰, 姚志, 王萌, 等. 心率变异性在手控交会对接操作脑力负荷评价中的应用[J]. *人类工效学*, 2013, 19(3): 1-5, 11.
- LI Pengjie, YAO Zhi, WANG Meng, et al. The application of heart rate variability in the evaluation of mental workload during manual controlled rendezvous and docking[J]. *Chinese Journal of Ergonomics*, 2013, 19(3): 1-5, 11. (in Chinese)
- [14] 姜乃琪, 司海青, 汪海波, 等. 基于博弈论的飞行员认知负荷辨识研究[J]. *航空计算技术*, 2021, 51(2): 54-58.
- JIANG Naiqi, SI Haiqing, WANG Haibo, et al. Research on pilot's cognitive load identification based on game theory[J]. *Aeronautical Computing Technique*, 2021, 51(2): 54-58.
- [15] 何金松. 基于多模生理电信号的飞行员工作负荷综合评估研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2019.
- HE Jinsong. Research on comprehensive evaluation of pilot's workload based on multimode physiological signals[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2019. (in Chinese)
- [16] 高振海, 段立飞, 赵会, 等. 基于生理信号的多任务下驾驶员认知负荷的评定[J]. *汽车工程*, 2015, 37(1): 33-37.
- GAO Zhenhai, DUAN Lifei, ZHAO Hui, et al. Assessment of driver's cognitive workload under multitask based on physiological signals[J]. *Automotive Engineering*, 2015, 37(1): 33-37. (in Chinese)
- [17] LANATÀ A, VALENZA G, GRECO A, et al. How the autonomic nervous system and driving style change with incremental stressing conditions during simulated driving[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2015, 16(3): 1505-1517.
- [18] RAHMAN H, AHMED M U, BARUA S, et al. Non-contact-based driver's cognitive load classification using physiological and vehicular parameters[J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2020, 55: 1-13.
- [19] LIU C C. Towards practical driver cognitive load detection based on visual attention information[D]. Toronto: University of Toronto, 2017.
- [20] AHMED M U, BEGUM S, GESTLÖF R, et al. Machine learning for cognitive load classification—a case study on contact-free approach[C]// *Artificial Intelligence Applications and Innovations*. Switzerland: Springer Nature Switzerland AG, 2020: 31-42.
- [21] MOHANAVELU K, POONGUZHALI S, JANANI A,

- et al. Machine learning-based approach for identifying mental workload of pilots[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2022, 75: 1-9.
- [22] 徐静林. 邻域粗糙集算法改进及在多晶硅数据的应用[D]. 太原: 太原理工大学, 2021.
XU Jinglin. The improvement of neighborhood rough set algorithm and its application in polysilicon data[D]. Taiyuan: Taiyuan University of Technology, 2021. (in Chinese)
- [23] 蔡孟翔. 基于SVM的改进加权KNN算法对不平衡数据的分类与应用[D]. 合肥: 安徽大学, 2020.
CAI Mengxiang. Classification and application of improved weighted KNN algorithm based on SVM to unbalanced data [D]. Hefei: Anhui University, 2020. (in Chinese)
- [24] 黄勇. 改进的互信息与LDA结合的特征降维方法研究[D]. 武汉: 华中师范大学, 2016.
HUANG Yong. Research on the feature dimension reduction method based on improved mutual information and LDA [D]. Wuhan: Central China Normal University, 2016. (in Chinese)
- [25] HINTON G E, SALAKHUTDINOV R R. Reducing the dimensionality of data with neural networks [J]. Science, 2006, 313: 504-507.
- [26] 王宇. 基于认知能力的民航飞行员陆空通话差错研究[D]. 天津: 中国民航大学, 2019.
WANG Yu. Research on errors in radiotelephony communication for pilots based on cognitive ability[D]. Tianjin: Civil Aviation University of China, 2019. (in Chinese)
- [27] 乔璇, 郭晓静, 杨金锋. 基于注意力机制的陆空通话语义感知方法[J]. 计算机应用与软件, 2022, 39(1): 212-218.
QIAO Xuan, GUO Xiaojing, YANG Jinfeng. Semantic perception of aviation radiotelephony communication based on attention mechanism [J]. Computer Applications and Software, 2022, 39(1): 212-218. (in Chinese)
- [28] PAN T, WANG H, SI H, et al. Identification of pilots' fatigue status based on electrocardiogram signals[J]. Sensors, 2021, 21(9): 30-36.
- [29] 蒋盟珂. 呼吸带数据分析及病症特征提取方法研究[D]. 桂林: 桂林电子科技大学, 2020.
JIANG Mengke. Research on respiratory belt data analysis and disease feature extraction method [D]. Guilin: Guilin University of Electronic Technology, 2020. (in Chinese)

作者简介:

潘 亭(1990—),女,博士研究生。主要研究方向:飞行中的人因工程。

汤博凯(2001—),男,本科生。主要研究方向:飞行中的人因工程。

司海青(1976—),男,博士,教授。主要研究方向:飞行中的人因工程,民机噪声仿真计算,民机编队飞行技术。

汪海波(1990—),男,博士,讲师。主要研究方向:飞行中的人因工程。

张忠哲(2001—),男,本科生。主要研究方向:飞行中的人因工程。

(编辑:马文静)