

空间任务中基于被动式脑机接口的困惑情绪识别研究*



周 筠¹ 张 慧¹ 伊浩圆² 徐 韬² 张文兰¹ [通讯作者]

(1. 陕西师范大学 教育学部, 陕西西安 710062;

2. 西北工业大学 软件学院, 陕西西安 710072)

摘要: 困惑情绪是认知失衡的关键表现, 适度困惑有助于深度学习, 因此如何识别困惑情绪成为学习情绪感知的核心问题之一。文章聚焦空间任务中的困惑情绪识别问题, 提出一种困惑情绪识别框架。在此基础上, 文章构建了基于脑电的被动式脑机接口系统及其评估模型, 并从被试内和跨被试两个层面验证了模型的准确性。同时, 文章采用朴素贝叶斯、支持向量机、随机森林等传统方法, 以及 CNN、EEGNet 端到端方法识别困惑情绪。结果显示: 端到端方法在二分类和四分类任务中优于传统方法, 随机森林的表现接近端到端方法。文章还分析了困惑与非困惑情绪状态下的脑区差异, 发现额叶区、颞叶区、顶叶区、枕叶区的功率谱密度存在显著差异。文章为困惑情绪的脑电识别提供了实验框架与性能基线, 并为理解空间任务中困惑情绪相关的脑区差异提供了初步证据, 旨在推动学习困惑的智能识别研究, 为后续教育情绪计算应用提供参考。

关键词: 教育情感计算; 脑机接口; 认知失衡; 困惑情绪; 空间任务

【中图分类号】G40-057 【文献标识码】A 【论文编号】1009—8097 (2026) 05—0119—09 【DOI】10.3969/j.issn.1009-8097.2026.05.0012

引言

认知失衡是一种广泛存在于学习中的不确定状态, 困惑情绪是认知失衡的关键情绪表现, 与知识吸收、推理或问题解决等学习活动密切相关。研究表明, 适度困惑能促进深度学习, 而过度困惑则可能导致挫折感和无聊情绪, 甚至使学习者放弃学习^[1-3]。因此, 困惑情绪对学习的影响是双向的。Lehman 等^[4]还发现, 学习中困惑情绪的发生频率高于其他情绪。动态、精准地刻画学习者的困惑情绪, 有助于全面理解其认知状态与学习特征, 为教师及时调整教学策略、促进深度学习和高参与度提供依据, 并为个性化学习支持与教学过程评价提供重要参考。困惑情绪的精准自动识别需要探究困惑情绪发生时的内在认知机制, 并依赖于客观的测量方法。困惑情绪识别方法包括主观和客观两类。主观方法依赖自陈报告, 易受主观性影响且可能干扰学习过程^[5]。客观方法包括行为识别和生理测量, 行为识别通过表情、姿态、眼动和交互活动等外在表达间接测量困惑情绪; 而生理测量直接捕捉身体反应, 甚至测量大脑内部活动^{[6][7]}。其中, 脑机接口 (Brain-Computer Interface, BCI) 技术能够直接感知大脑对外界刺激的神经响应, 被认为在学习情绪的生理测量和评估中具有极大潜力^[8]。Zander 等^[9]将脑机接口分为主动式、反应式和被动式三类。其中, 被动式脑机接口通过分析用户在任务中的脑活动, 隐式识别其认知或情绪状态, 在教育研究中逐渐得到重视和应用。近年来, 基于脑电 (Electroencephalogram, EEG) 的被动式脑机接口研究在情绪识别与调节方面取得显著进展, 但现有研究多聚焦于基础情绪^{[10][11]}, 对学习过程中典型的困惑情绪关注不足, 相关教育应用仍缺乏有效技术支撑。针对这一问题, 本研究采用基于脑电的脑机接口技术, 构建了困惑情绪识别框架, 用于识别空间任务中的困惑情绪及相关状态, 比较不同方法的识别表现, 分析困惑与非困惑状态下的大脑活动差异, 为困惑情绪识别提供基线结果并为空间任务中困惑情绪相关神经活动特征的理解提供初步证据。

一 相关研究

1 困惑情绪的发生与测量

认知失衡是一种不确定的状态,表现为个体原有认知与新信息之间的不一致^[1]。认知失衡在学习过程中不可避免,尤其是对复杂概念的理解及复杂任务的完成至关重要。困惑情绪是认知失衡的关键情绪表现,它是一种自发的学习情绪,常出现在需要推理和解决问题的深度学习中^{[3][4]}。近年来,困惑情绪引发了学界的关注,研究人员在识别和理解困惑情绪方面取得了初步成果^{[5][12]}。情绪诱发方法可分为被动诱发和主动诱发两类。被动诱发通过向学习者呈现外部情感刺激(如图片、声音、视频)引导其产生情绪,其优势在于标准化的刺激材料能够提高情绪诱发过程的一致性、可控性以及实验结果的可重复性。主动诱发则通过设置特定任务,引导学习者产生更复杂的情绪反应,具备更高的生态效度。在学习情境中,学习者情绪既来自被动情绪刺激(如观看视频),也来自主动任务参与和互动过程(如问题解决和推理过程)。这两种诱发方式常共同作用于学习者的学习过程。刘哲雨等^[13]将主动诱发困惑情绪的实现方式总结为三类:真实情境下的无干预、真实情境下的干预和实验情境下的干预。前两种方式通过课程诱发困惑情绪,而实验情境下的干预通过学习环境设计来实现,常用手段包括智能学习环境互动、处理矛盾信息、模拟学习情境和在线测试系统。本研究采用主动诱发,即引导学习者在实验环境中完成空间推理任务的过程中自发产生困惑情绪。这既能还原真实学习场景与困惑情绪体验,同时也便于对诱发过程的精准控制。

目前,困惑情绪的测量方法分为主观测量和客观测量两类:①主观测量包括观察评估 and 自陈报告,主观性较强,难以实时监测^[5]。这类主观测量方法按测量时间点分为过程性测量和回顾性测量,前者可能中断学习者的心流状态,后者受限于记忆的准确性和测量的滞后性,难以动态反映情绪变化。②客观测量包括行为识别和生理测量,其中行为识别通过外部特征(如表情、姿态、眼动)评估困惑情绪,如研究发现注视无关区域与困惑程度正相关^{[7][14]};生理测量则通过皮电、心率、肌电等捕捉身体反应,利用脑电和脑成像技术追踪大脑活动。基于生理测量优势,本研究利用脑电的丰富时频信息分析困惑情绪状态,借助其高时间分辨率构建脑机接口,以实现困惑情绪的自动监测。

2 基于脑电的认知状态解析与评估

脑电是一种监测大脑电活动的技术,通过捕捉大脑电信号的微小变化,帮助研究人员观察大脑在不同认知任务和状态下的模式^[15]。传统脑电研究多侧重于对脑电信号的离线分析,以解释大脑活动与认知或情绪状态之间的关系;而在此基础上发展起来的被动式脑机接口,则进一步强调将脑电信号中隐含的认知或情绪状态转化为系统可利用的输出,用于感知用户状态,并为后续的人机交互或教育反馈提供支持。在教育场景中,被动式脑机接口通常以脑电信号为输入,通过信号处理与机器学习方法,自动识别学习者的认知负荷、注意力水平或学习情绪等内部状态^{[16][17]}。传统机器学习方法包括数据预处理、时频分析和分类,所采用的模型包括支持向量机、人工神经网络、随机森林、朴素贝叶斯等。深度学习端到端方法无需手动特征提取,可直接构建分类器,典型模型如 EEGNet、卷积神经网络、递归神经网络。目前已有研究尝试利用机器学习识别困惑情绪,如 Zhou 等^[7]采用卷积神经网络对学习者的图形推理过程中的两种困惑情绪状态进行分类,准确率为 90%;Xu 等^[16]则发现,具有时域特征的随机森林算法在困惑情绪分类中效果较好。尽管已有研究尝试利用机器学习或深度学习开展困惑情绪识别,但相关工作多集中于模型性能比较或算法改进,在具体任务情境的系统设计、情绪诱发范式构建及教育场景下被动式脑机接口整体框架方面仍有待进一步探索。本研究从被动式脑机接口的视角出发,设计并构建困惑情绪识别框架,用于识别空间任

务中的困惑情绪状态, 并分析不同困惑情绪状态下的大脑区域活动差异, 从而为困惑情绪识别提供基线结果, 并为相关神经活动特征的理解提供初步证据。

二 面向空间任务情境的困惑情绪识别框架设计

1 框架总体设计

本研究构建了面向空间任务情境的困惑情绪识别框架(后续简称“框架”), 如图1所示。该框架以基于脑电的被动式脑机接口为核心, 用于识别学习者在空间任务中的困惑情绪状态。该框架包含三部分: 原始脑电数据记录、数据预处理和分类。首先, 通过实验采集脑电数据, 以识别困惑情绪; 在数据采集过程中, 收集用户自我评估和任务测试结果。随后, 使用信号处理和机器学习方法对数据进行预处理, 包括滤波、伪迹去除和数据分段。最后, 根据算法需求提取特征并构建分类器, 实现困惑情绪的识别。

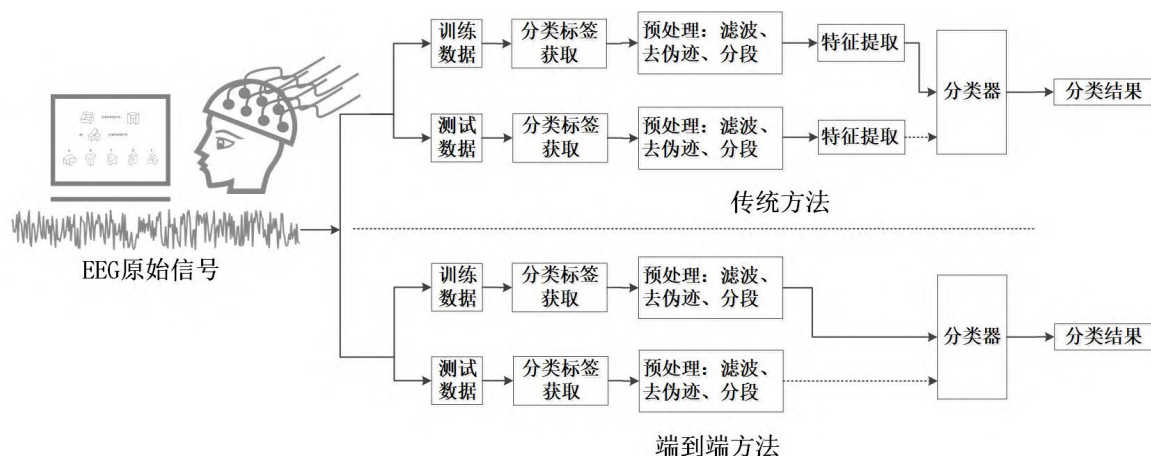


图1 面向空间任务情境的困惑情绪识别框架

2 诱发材料

现有研究多集中于利用脑电信号识别学习情绪或认知状态, 或通过一般性学习任务探讨困惑情绪的行为与生理特征, 而较少有研究将空间认知任务作为情绪诱发情境, 采用被动式脑机接口探究困惑情绪的神经特征及其识别方法。因此, 本研究面向空间任务情境, 结合脑电信号构建被动式脑机接口, 用于诱发并识别学习过程中的困惑情绪, 以弥补当前研究在任务情境和方法体系上的不足。空间任务是测量与训练空间认知能力的重要操作化形式, 通常要求学习者对图形的结构、方向、位置及其空间关系进行表征、转换与判断。由于这类任务具有较强的认知挑战性, 当学习者难以顺利完成时, 容易产生认知失衡, 从而成为诱发困惑情绪的适宜情境。典型空间任务包括: 空间可视化任务(涉及对空间对象结构、位置及关系的表征与理解)和心理旋转任务(涉及个体在头脑中对二维或三维物体进行旋转并作出判断)^[18]。本研究选取心理空间可视化测试修订版(Purdue Spatial Visualization Test: Rotations, PSVT:R)和心理旋转测试(Mental Rotation Test, MRT)作为诱发材料, 原因在于二者均为经典空间认知能力测验, 能够分别覆盖空间可视化与心理旋转两类核心加工过程, 且任务要求明确、答案判断标准清晰, 便于在实验中稳定诱发困惑情绪并结合后续标签进行识别。

PSVT:R 含 30 题, 要求学习者根据指示方向旋转物体, 并在五个选项中选出正确答案, 每题 1 分^[19]。MRT 包含 24 题, 每题包括 1 个标准图形、2 个正确答案和 2 个错误答案, 每题 1 分^[20]。PSVT:R 和 MRT 的计分主要反映客观任务表现, 而数据的标签判定是在任务表现基础上结合学习者的主观自评共同完成。

3 数据标签

一些脑电数据库如 DEAP (A Database for Emotion Analysis using Physiological Signals)、DREAMER (A Database for Emotion Recognition through EEG and ECG Signals), 多采用自我评估标记情绪数据。本研究结合学习任务结束后的主观自评问卷与客观任务表现共同构建情绪标签, 其中自评采用事后回顾方式, 以减少对解题过程的干扰, 具有良好的整体可靠性^[21]。学习者状态被划分为四类: “困惑” “非困惑” “认为正确” 和 “猜测”。其中, “困惑” 指学习者报告困惑且回答错误; “非困惑” 指学习者认为无困惑且回答正确; “认为正确” 指学习者未感到困惑但回答错误; “猜测” 则指学习者认为困惑但回答正确。

4 脑电数据采集

本研究采用 Brain Product Acticap Snap 采集 32 通道脑电信号, 参考电极为 Fz, 包含接地电极 GND, 电极排布遵循国际 10-10 系统^[22]。所有数据通过 Brain Vision Recorder 采集, 采样率为 1000Hz, 电极电阻低于 10k Ω , 使用 Python 进行数据分析。

三 实验设计

本研究从中国两所高校随机招募了 32 名学习者 (男 21 人、女 11 人), 年龄 18~28 岁 ($M=23.41$, $SD=2.73$); 专业包括生命科学、软件工程、外国语言文学、心理学等, 教育背景涵盖本科、硕士和博士。所有学习者视力正常, 无脑损伤及精神疾病史, 均签署知情同意书并获得相应补偿。实验设备包括一台笔记本电脑、一台台式主机及脑电采集设备。台式主机通过 Psychopy 程序, 向学习者呈现刺激材料、脑电设备采集信号、笔记本电脑记录数据。实验在安静、无干扰的脑电实验室中进行。实验流程分为四部分: 基线数据采集 (观看 12 张风景图片, 每张 10 秒)、PSVT:R 测试 (30 题, 每题 30 秒)、MRT 测试 (24 题, 每题 20 秒) 及困惑自评 (共 54 题), 总时长约 30 分钟。

四 研究分析

1 困惑情绪状态分布

识别任务包含四分类和二分类。四分类任务的标签为 “困惑” “非困惑” “认为正确” 和 “猜测”, 其中前三者比例相对平衡 (分别为 29.28%、29.57%、28.24%), “猜测” 比例略低 (12.91%)。二分类中, “困惑” 和 “非困惑” 分别占 49.75% 和 50.25%。状态分布结果表明, 实验成功诱发了困惑情绪, 且 “困惑” 与 “非困惑” 标签在二分类任务中较为均衡。

2 脑机接口构建与评估

本研究选取脑电情绪识别领域中具有代表性的传统机器学习基线模型和端到端深度学习基线模型进行对比分析, 包括朴素贝叶斯 (Naive Bayes, NB)、支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 和随机森林 (Random Forest, RF) 等传统方法, 以及卷积神经网络 (Convolutional Neural Network, CNN) 和 EEGNet 两种端到端模型。在统一的实验范式 and 数据处理流程下, 构建空间任务中困惑情绪识别的性能基线, 用以评估不同模型在该任务场景中的适用性, 并为后续算法研究提供可复现的参考。此外, 本研究采用跨被试和被试内两种数据划分方法。跨被试方法将不同学习者的数据分为训练集和测试集, 能够提升模型泛化能力, 降低对个体差异的依赖, 适合大规模推广应用。被试内方法则将同一学习者数据同时用于训练和测试, 聚焦单个学习者的脑电建模, 避免个体差异带来的噪声, 更适合个性化应用。上述两种划分方法在所有模

型中保持一致, 确保不同方法在相同实验条件下开展对比。

(1) 数据预处理

本研究利用 Python 的 MNE 库对脑电数据进行预处理。首先, 对脑电数据进行重采样, 采样率为 256Hz, 以减少计算成本, 提高处理效率。其次, 采用 1~70Hz 的带通滤波器消除原始脑电数据中的多种噪声, 如肌电、心电等, 并设置 50Hz 的陷波滤波器消除电路噪音。接下来, 使用独立成分分析去除脑电信号中的眼动伪迹。在数据分割方面, 本研究使用 4s 的滑动窗口切割脑电数据, 重叠时长为 0.25s。预处理流程在所有模型中保持一致, 作为统一的数据输入基础, 确保实验的公平性与可重复性。

(2) 特征提取

本研究从时域和频域两方面提取了四个特征, 并将它们合并为一个综合特征。时域上, 本研究采用 Hjorth^[23]提出的参数, 包括活动性、移动性、复杂性以及时域能量, 将其整合后作为时域混合特征。活动性是信号的方差; 移动性是信号一阶导数方差与信号方差之比的平方根; 复杂性为信号二阶导数与一阶导数方差比。频域上, 本研究通过快速傅里叶变换将脑电数据的每个通道过滤为五个频带: Delta 波 2~4Hz, Theta 波 4~8Hz, Alpha 波 8~12Hz, Beta 波 12~30Hz, Gamma 波 30~70Hz。随后, 从各频带上提取了三种频域特征, 分别为差分熵、功率谱密度和频带功率特征^{[24][25]}。

对于差分熵, 本研究的定义如公式 (1) 所示, 其中, h_i 表示频带 i 中对应的脑电信号的分布熵, σ_i^2 表示该信号的方差。功率谱密度通过 Welch 方法来计算, 如公式 (2)、公式 (3) 所示, 其中, M 表示间隔长度, U 代表窗口函数功率的标准化因子。

$$h_i(X) = \frac{1}{2} \log(2\pi e \sigma_i^2) \quad \text{公式 (1)}$$

$$P(f) = \frac{1}{MU} \left| \sum_{n=0}^{M-1} x_i(n) w(n) e^{-j2\pi f n} \right|^2 \quad \text{公式 (2)}$$

$$P_{\text{Welch}}(f) = \frac{1}{L} \sum_{i=0}^{L-1} P(f) \quad \text{公式 (3)}$$

本研究利用 Bin_Power 函数计算各频带功率特征, 并整合为一个特征矩阵。随后, 基于跨被试与被试内两种划分方法, 采用三种机器学习方法及两种端到端方法, 分别进行二分类和四分类。

(3) 分类模型构建与评估

在模型训练过程中, 本研究采用统一的随机性控制策略, 以控制变量的方式比较不同算法在当前数据集上的检测性能。

①跨被试方法。在跨被试方法中, 数据首先按学习者维度进行划分: 选取约 70% (22 名) 学习者的脑电数据作为训练集, 其余 30% (10 名) 学习者的脑电数据作为测试集, 训练集与测试集的学习者完全无重叠。采用 NB、SVM 和 RF 三种传统机器学习方法分别进行二分类和四分类, 准确率结果如表 1 所示。二分类结果表明, RF 基于差分熵特征的分类效果更好, 准确率为 56.64%, F1 得分为 0.56。四分类结果表明, 基于时间混合特征的 RF 更有优势, 取得了相对较高的准确率 (29.19%)。EEGNet、CNN 两种端到端方法的二分类和四分类结果如表 2 所示。结果表明, 无论是二分类还是四分类, EEGNet 在跨被试方法上均优于 CNN, 准确率分别为 62.25%/0.62 和 39.79%/0.29。综上, 对于跨被试方法, EEGNet 在二分类和四分类中的表现较好, 分别为 62.25%/0.62 和 39.79%/0.29, 表明在存在个体差异的情况下, EEGNet 能更好地从原始脑电信号中学习到与困惑状态相关的可区分模式, 但其跨个体泛化能力仍然有限。

表 1 跨被试的传统分类结果（准确率/F1 得分）

特征	二分类			四分类		
	NB	SVM	RF	NB	SVM	RF
综合特征	47.86/0.48	51.54/0.51	50.53/0.50	28.03/0.23	27.58/0.23	28.07/0.22
时间混合特征	45.61/0.45	50.77/0.51	51.00/0.51	27.55/0.19	27.92/0.24	29.19/0.22
差分熵	54.86/0.55	53.02/0.53	56.64/0.56	28.07/0.24	27.02/0.23	26.99/0.21
功率谱密度	50.00/0.50	51.12/0.50	52.84/0.50	25.83/0.25	24.41/0.24	25.60/0.19
频带功率特征	44.83/0.36	51.83/0.52	53.44/0.35	27.66/0.24	26.35/0.25	23.77/0.10

传统机器学习方法在二分类和四分类准确率结果如表 3 所示。二分类结果表明，基于时间混合特征的 RF 分类效果优于其他机器学习算法，准确率为 66.11%，F1 得分为 0.65。四分类的结果同样表明，基于时间混合特征的 RF 表现优于其他两种算法，准确率达到 41.72%/0.34。端到端方法的如表 2 所示，结果表明，无论是二分类还是四分类任务，EEGNet 在被试内方法上的表现均优于 CNN 算法，准确率分别为 74.91%/0.74 和 45.71%/0.38。综上，对被试内方法，EEGNet 算法在二分类和四分类任务中表现优异，分别为 74.91%/0.74 和 45.71%/0.38，表明该算法在困惑情绪识别任务中表现出较优的分类能力。

表 2 端到端方法结果（准确率/F1 得分）

方法	模型	二分类	四分类
跨被试方法	CNN	59.58/0.56	34.15/0.27
	EEGNet	62.25/0.62	39.79/0.29
被试内方法	CNN	67.83/0.67	33.61/0.27
	EEGNet	74.91/0.74	45.71/0.38

②被试内方法。被试内方法中，所有学习者的数据经滑窗处理后进行整体合并与随机打乱，按照 7:3 的比例划分训练集与测试集，其中 70%的数据用于训练，30%的数据用于测试。

表 3 被试内的传统分类结果（准确率/F1 得分）

特征	二分类			四分类		
	NB	SVM	RF	NB	SVM	RF
综合特征	59.90/0.58	62.54/0.62	60.83/0.59	34.71/0.29	36.12/0.32	37.19/0.29
时间混合特征	57.79/0.57	62.87/0.62	66.11/0.65	32.28/0.26	36.23/0.34	41.72/0.34
差分熵	59.24/0.58	58.58/0.57	59.44/0.58	33.34/0.29	32.20/0.28	35.43/0.28
功率谱密度	51.98/0.52	52.37/0.52	51.45/0.49	28.05/0.26	24.62/0.23	31.17/0.24
频带功率特征	50.13/0.47	57.66/0.57	53.69/0.35	29.57/0.25	28.85/0.27	29.92/0.11

3 功率谱密度与脑区差异

本研究分析比较了“困惑”与“非困惑”两种情绪状态之间的差异，首先采用快速傅里叶变换将两种状态的脑电时域数据转换为频域数据。接着，绘制了“困惑”与“非困惑”在大脑皮层上的可视化脑地形图，如图 2 所示。从脑地形图中可直观看出，“困惑”与“非困惑”两种情绪状态在左右前额叶区、后侧枕叶区上存在较大的差异。

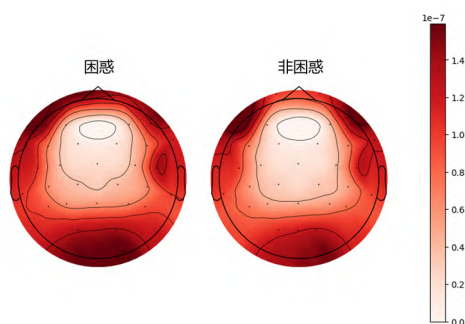


图2 困惑与非困惑情绪状态的脑地形图

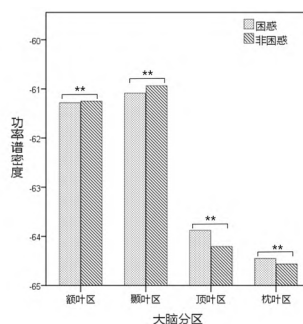


图3 困惑与非困惑情绪状态在四个脑区上的功率谱密度差异

为进一步研究其差异情况,本研究参考已有研究将 Fp1、Fp2、F3、F4、F7、F8、FC1、FC2、FC5、FC6、Cz 映射为额叶区, FT9、FT10、T7、T8、TP9、TP10、P7、P8 映射为颞叶区, C3、C4、CP1、CP2、CP5、CP6、Pz、P3、P4 映射为顶叶区,以及 O1、O2、Oz 映射为枕叶区^[26]。在此基础上,本研究对两种状态下四个脑区的功率谱密度进行了 Wilcoxon 符号秩检验,并绘制了两种状态在四个脑区的功率谱密度差异图如图3所示。结果表明,“困惑”与“非困惑”在额叶区($Z=-10.04$, $r=-0.14$, $p=0.000$)、颞叶区($Z=-9.19$, $r=-0.13$, $p=0.000$)、顶叶区($Z=-3.74$, $r=-0.05$, $p=0.000$)以及枕叶区($Z=-5.19$, $r=-0.07$, $p=0.000$)上均存在显著性差异;也就是说,“困惑”比“非困惑”状态在顶叶区和枕叶区具有更高的激活,在额叶区、颞叶区则表现出更低的激活。这表明,在本研究所采用的空间任务情境下,困惑与非困惑情绪状态在相关脑区上表现出可区分的脑电差异。其中,困惑情绪的发生更多涉及与空间信息处理和视觉加工相关的顶叶区与枕叶区,而较少涉及与高级认知控制和调节相关的额叶区及颞叶区。

五 结语

在教育场景中,准确感知与理解学习者的困惑情绪至关重要。困惑情绪作为学习过程中常见的情绪反应,反映了学习者在应对挑战性任务时的认知状态,为教师 and 智能教学系统及时调整教学策略提供了重要依据。为此,本研究设计并实施了空间任务中的困惑情绪实验,构建了基于脑电的被动式脑机接口困惑情绪识别框架,并从被试内和跨被试两个层面,对比了五种机器学习算法模型的准确率和 F1 值。本研究使用的脑机接口属于被动式脑机接口范畴,旨在通过脑电信号感知学习者在空间任务中的困惑情绪状态,从而为后续开展认知失衡调节研究及教学策略的动态调整提供技术参考。此外,本研究通过分析困惑与非困惑情绪状态下脑区激活差异,为教育场景中的困惑情绪识别与理解提供了脑电层面的证据支持。最后,受限于单一模态信号,本研究构建的困惑情绪识别框架在反映困惑情绪的准确性方面仍存在不足。基于此,后续工作将构建多模态困惑情绪识别框架,整合脑电信号与其他生理或行为数据(如眼动、交互操作等),运用多维特征表征方式对困惑情绪进行更精细而全面的刻画,为认知能力训练和教学支架的个性化设计提供依据。

参考文献

- [1]Graesser A C, D'Mello S. Emotions during the learning of difficult material[M]. New York: Elsevier Academic Press, 2012:183-225.
- [2]Lodge J M, Kennedy G, Lockyer L, et al. Understanding difficulties and resulting confusion in learning: An integrative

review [J]. *Frontiers in Education*, 2018,3:49.

[3]Lehman B, D'Mello S, Graesser A. Confusion and complex learning during interactions with computer learning environments[J]. *The Internet and Higher Education*, 2012,(3):184-194.

[4]Lehman B, Matthews M, D'Mello S, et al. What are you feeling? Investigating student affective states during expert human tutoring sessions[A]. *International Conference on Intelligent Tutoring Systems*[C]. Berlin, Heidelberg: Springer, 2008:50-59.

[5]D'Mello S, Lehman B, Pekrun R, et al. Confusion can be beneficial for learning[J]. *Learning and Instruction*, 2014,29:153-170.

[6]韩颖,董玉琦,毕景刚.学习分析中情绪的生理数据表征——皮肤电反应的应用前瞻[J].*现代教育技术*,2018,(10):12-19.

[7]Zhou Y, Xu T, Li S, et al. Beyond engagement: An EEG-based methodology for assessing user's confusion in an educational game [J]. *Universal Access in the Information Society*, 2019,(3):551-563.

[8]Brünken R, Plass J L, Leutner D. Direct measurement of cognitive load in multimedia learning[J]. *Educational Psychologist*, 2003,(1):53-61.

[9]Zander T O, Kothe C. Towards passive brain-computer interfaces: Applying brain-computer interface technology to human-machine systems in general[J]. *Journal of Neural Engineering*, 2011,(2):025005.

[10]冯小燕,索笑尘,李兆峰,等.增强现实何以赋能学习?——具身学习视角下的实证研究[J].*现代教育技术*,2023,(10):41-52.

[11]Chen H, Li J, He H, et al. Toward the construction of affective brain-computer interface: A systematic review[J]. *ACM Computing Surveys*, 2025,(6):Article156.

[12]江波,李万健,李芷璇,等.基于面部表情的学习困惑自动识别法[J].*开放教育研究*,2018,(4):101-108.

[13]刘哲雨,谷姣娣,刘佳乐,等.在线学习环境中学习困惑的发展研究——基于实证研究的系统性文献综述[J].*远程教育杂志*,2024,(4):50-63.

[14]Pachman M, Arguel A, Lockyer L, et al. Eye tracking and early detection of confusion in digital learning environments: Proof of concept[J]. *Australasian Journal of Educational Technology*, 2016,(6):58-71.

[15]张明焱,张利钊,杜旭,等.在线协作问题解决中基于脑电一致性的群体认知特性研究[J].*现代教育技术*,2024,(9):102-111.

[16]Xu T, Wang J, Zhang G, et al. Confused or not: Decoding brain activity and recognizing confusion in reasoning learning using EEG[J]. *Journal of Neural Engineering*, 2023,(2):026018.

[17]Kim M K, Kim M, Oh E, et al. A review on the computational methods for emotional state estimation from the human eeg [J]. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, 2013,2013:e573734.

[18]Linn M C, Petersen A C. Emergence and characterization of sex differences in spatial ability: A meta-analysis [J]. *Child Development*, 1985,(6):1479.

[19]Maeda Y, Yoon S Y, Kim-Kang K, et al. Psychometric properties of the revised psvt: R for measuring first year engineering students' spatial ability[J]. *International Journal of Engineering Education*, 2013,29:763-776.

[20]Peters M, Laeng B, Latham K, et al. A redrawn vandenbergh and kuse mental rotations test: Different versions and factors that affect performance [J]. *Brain and Cognition*, 1995,(1):39-58.

[21]Baars M, Vink S, Van Gog T, et al. Effects of training self-assessment and using assessment standards on retrospective and prospective monitoring of problem solving[J]. *Learning and Instruction*, 2014,33:92-107.

[22]Chatrian G E, Lettich E, Nelson P L. Ten percent electrode system for topographic studies of spontaneous and evoked eeg activities[J]. *American Journal of EEG Technology*, 1985,(2):83-92.

[23]Hjorth B. EEG analysis based on time domain properties[J]. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, 1970,(3):306-310.

- [24]Duan R N, Zhu J Y, Lu B L. Differential entropy feature for EEG-based emotion classification[A]. 2013 6th International IEEE/EMBS Conference on Neural Engineering (NER)[C]. San Diego, CA, USA: IEEE, 2013:81-84.
- [25]Ng W, Saidatul A, Chong Y F, et al. PSD-based features extraction for eeg signal during typing task[J]. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 2019,557:012032.
- [26]Koessler L, Maillard L, Benhadid A, et al. Automated cortical projection of EEG sensors: Anatomical correlation via the international 10-10 system[J]. NeuroImage, 2009,(1):64-72.

Research on Confusion Emotion Recognition based on Passive Brain-Computer Interface in Spatial Tasks

ZHOU Yun¹ ZHANG Hui¹ YI Hao-Yuan² XU Tao² ZHANG Wen-Lan¹[Corresponding Author]

(1. Faculty of Education, Shaanxi Normal University, Xi'an, Shaanxi, China 710062;

2. School of Software, Northwestern Polytechnical University, Xi'an, Shaanxi, China 710072)

Abstract: Confusion is a key manifestation of cognitive disequilibrium, and moderate confusion facilitates deep learning. Accordingly, recognizing confusion has become a core issue in learning emotion perception. Focusing on confusion recognition in spatial tasks, this paper proposed a confusion emotion recognition framework. On this basis, a passive brain-computer interface system based on electroencephalography (EEG) and its evaluation model were constructed, and the model accuracy was validated at both intra-subject and cross-subject levels. Traditional algorithms, including Naive Bayes, Support Vector Machine, and Random Forest, together with end-to-end approaches such as CNN and EEGNet, were employed to identify confusion states. Results showed that end-to-end approaches outperformed traditional ones in both binary and four-class classification tasks, while Random Forest achieved competitive performance close to end-to-end methods. Moreover, this paper further analyzed regional brain differences between confused and non-confused states, and found significant differences in the power spectral density of the frontal lobe, temporal lobe, parietal lobe and occipital lobe. This study established an experimental framework and performance baselines for EEG-based confusion recognition, and offered preliminary evidence for understanding brain regional differences associated with confusion in spatial tasks. It was expected to advance the intelligent recognition of learning confusion and provide references for subsequent educational affective computing applications.

Keywords: educational affective computing; brain-computer interface; cognitive disequilibrium; confusion emotion; spatial tasks

*基金项目：本文为 2020 年度国家自然科学基金面上项目“智能教学系统中基于脑机接口的困惑情绪识别与双向调节策略研究”（项目编号：62077036）、2023 年度国家自然科学基金面上项目“基于多模态数据三元表示的学习状态建模和识别研究”（项目编号：62377039）的阶段性研究成果。

作者简介：周筠，教授，博士，研究方向为脑机接口、智能交互在教育中的应用，邮箱为 zhouyun@snnu.edu.cn。

收稿日期：2025 年 9 月 30 日

编辑：余弦