

项目名称：脑波专注

目录

目录

一、 立项依据	1
1.1 国内外发展背景	1
1.2 项目目的	1
二、 研发内容及主要创新点	2
2.1 研究开发内容	2
2.2 关键技术问题	2
2.2.1 多模态脑电数据采集与预处理	2
2.2.2 情绪与注意力特征提取	3
2.2.3 学习场景情绪注意力分类模型	4
三、 研发方案和技术路线	4
3.1 研发方案	4
3.2 技术路线	4
四、 项目考核内容与指标	4
4.1 主要技术指标	4
4.2 经济社会效益	5
五、 进度安排	5

一、立项依据

1.1 国内外发展背景

近年来，很多研究人员一直致力于研究如何让计算机和人一样具有观察并理解各种情绪甚至是能够生成并表达各种情绪的能力，而想要完成这个目标需要解决的一个基本问题就是：如何利用人类的生理信号或非生理信号进行有效的情绪识别。脑电(Electroencephalogram, EEG)信号作为一种生理信号，由人体的中枢神经直接产生，难以人为操纵或改变，且可以实时客观地反映出人类情绪状态，这些特点使得很多研究人员选择使用脑电信号进行情绪识别。情绪与注意力识别技术已广泛应用于心理学、医学和教育等领域。情绪和注意力是影响学习效果的重要因素，许多教育研究表明，学生在学习过程中的情绪状态和注意力水平对其学习成果有着显著的影响。传统的教育评估方法多依赖于学习成果，缺乏对学习过程中的情绪和注意力状态的实时监测。

在国内外，脑电（EEG）信号作为一种直接反映大脑活动的生理信号，已被广泛应用于情绪和注意力的识别。然而，目前的情绪与注意力监测技术大多存在以下问题：一是依赖单一信号（如EEG），缺乏对多模态生理数据的整合；二是难以实现实时反馈，尤其在动态的学习场景中，传统方法的反馈延迟较高；三是现有的技术大多局限于实验室环境，难以在实际教育场景中应用。因此，如何结合多模态信号（如EEG、PPG、面部表情等）进行情绪和注意力的实时识别，成为当前研究的一个重要课题。

1.2 项目目的

学习场景中，学生的情绪状态和注意力水平对学习效果有着决定性的影响。传统教学评估方法主要依赖于学习成果的评估，缺乏对学习过程中学生认知和情感状态的实时监测与评估。随着多模态情绪识别技术和可穿戴设备的发展，利用脑电信号结合其他生理信号（如血氧，心率等）进行学习场景下的情绪与注意力识别成为可能，这可以帮助教育者及时了解学生的学习状态，调整教学策略，提升学习效果。

本项目的创新点在于采用多模态信号融合技术，能够弥补单一信号的不足，实现更加准确和全面的情绪与注意力识别。此外，系统将结合深度学习

算法进行特征提取和情绪、注意力状态的分类，确保实时性和高精度。同时，系统还将根据学习者的情绪和注意力变化，提供个性化的学习建议和干预策略，推动智慧教育的发展。从而实现一款多模态脑电情绪注意力识别系统，应用于学习场景，实时监测学习者的情绪状态和注意力水平，为个性化学习和精准教学提供数据支持，推动智慧教育的发展。

二、研发内容及主要创新点

2.1 研究开发内容

当前教育领域普遍存在一些问题，比如教学效果评估滞后、学生注意力与情绪状态难以实时监测、个性化学习反馈不足等。本项目致力于研究一套可以实时监测学习者情绪状态与注意力水平的系统，让教育者能够及时了解学习者的学习状态，从而更快地调整教学策略，提高学习效率和学习体验，为智慧教育带来便利，真正实现将科技融入教育。

本项目研发多模态脑电情绪注意力识别系统，利用轻便的脑电采集设备多模态信号，提取相应的情绪特征和注意力指标，利用深度学习算法对学习场景中的情绪状态和注意力水平进行分类与预测，并将分析结果实时反馈，显示出最终的学习状态评估。另外，系统还可以根据不同学习者的情绪和注意力特点，提供个性化的学习建议和干预策略。

2.2 关键技术问题

2.2.1 多模态脑电数据采集与预处理

首先建立一个多模态情绪注意力数据库，包含成对出现的数据，其中数据分为脑电信号、眼动数据、面部表情视频和相应的情绪标注与注意力评分。此外还可应用公开的情绪与注意力数据集如DEAP、SEED、AMIGOS等，在对多模态信号进行特征提取后可在数据库中进行精确分析，并且可通过分析结果导出学习状态评估，并根据评估结果不断更新数据库。

脑电信号预处理流程包括：

1. 数据质量评估：计算缺失值比例、信噪比和基线漂移等指标，评估原始数据质量
2. 数据清理：替换无限值，移除异常值（超过均值±5个标准差的值）
3. 去趋势处理：使用多项式拟合去除信号中的低频趋势
4. 滤波处理：
高通滤波（0.5Hz）去除基线漂移
低通滤波（45Hz）去除高频噪声
5. 标准化：Z-score标准化，使数据均值为0，标准差为1
6. 数据增强（可选）：添加高斯噪声、时间移位、幅值缩放等增强方法，提高模型的鲁棒性

PPG信号预处理流程包括：

- 信号平滑：应用中值滤波或移动平均滤波去除脉冲噪声
- 带通滤波：保留0.5-8Hz的频段，包含心率相关信息
- 基线校正：去除呼吸和体动导致的基线漂移
- 异常点检测与修复：识别并插值修复异常波峰和波谷
- 分段与标准化：将信号分成固定长度的段，并进行幅值标准化

多模态数据预处理还包括：

两种信号的时间同步校准

采样率统一（通常将PPG信号重采样至与EEG相同的采样率）

生理事件标记对齐（如心跳、呼吸周期与EEG特征）

2.2.2 情绪与注意力特征提取

通过EEG和PPG多模态传感器采集学习者的生理信号，提取关键特征，然后根据特征建立相关的分析模型，最后对给定的多模态信号进行情绪和注意力状态分析。

1. EEG特征提取

时域特征提取

基本统计特征：均值、标准差、方差、最大值、最小值、峰峰值

统计高阶矩：偏度（skewness）、峰度（kurtosis）

信号能量特征：均方根（RMS）、能量（energy）

过零率（zero crossing rate）

频域特征提取

功率谱密度（PSD）计算：使用Welch方法

频段能量： δ 波（0.5-4Hz）、 θ 波（4-8Hz）、 α 波（8-13Hz）、 β 波（13-30Hz）、 γ 波（30-100Hz）

频段能量占比：各频段能量占总能量的比例

频谱熵（spectral entropy）：反映频谱的复杂度和不确定性

频率统计指标：中值频率、平均频率

时频分析

短时傅里叶变换（STFT）：分析信号随时间变化的频谱特性

可调窗口大小和重叠比例：根据需要平衡时间和频率分辨率

频率范围选择：聚焦于与情绪和注意力相关的频段

非线性特征提取

Hjorth参数：活动度（activity）、移动度（mobility）、复杂度（complexity）

相位分析：相位锁定值（PLV）计算，评估不同脑区之间的同步性

2. PPG特征提取

时域特征

心率（HR）：通过检测PPG峰值计算

心率变异性（HRV）：连续心跳间隔的变异系数

脉搏波幅度：波峰与波谷的差值及其变化

脉冲上升时间：从波谷到波峰的时间

脉冲宽度：波峰持续时间

频域特征

低频（LF，0.04-0.15Hz）成分：与交感神经活动相关

高频（HF，0.15-0.4Hz）成分：与副交感神经活动相关

LF/HF比率：反映自主神经系统平衡状态

功率谱密度分布特征

衍生特征

血容积脉搏波传导时间（PVTt）

血氧饱和度估计（SpO2）：通过PPG波形特征估算

血压变化趋势：通过脉搏波形态分析

3. 多模态融合特征

EEG-PPG相关性指标：脑电活动与心率变化的同步性分析

情绪激活指数：结合EEG的前额叶 α 波不对称性与PPG的交感神经活动指标

认知负荷评估：结合EEG的 θ / β 比率与PPG的心率变异性指标

学习状态综合评分：多模态特征的加权融合

2.2.3 学习场景情绪注意力分类模型

项目建立基于EEG-PPG多模态分析的情绪注意力分类系统，处理不同学习场景下的生理信号数据，通过集成特征提取、信号质量评估和时频分析功能，对学习者的情绪状态和注意力水平进行实时评估。

核心技术组件：待补充

三、研发方案和技术路线

3.1 研发方案

前期准备阶段：主要进行项目调研与设计规划。首先进行数据的采集。同时深入研究EEG-PPG多模态情绪注意力识别的相关算法和技术，重点关注如何提高识别准确性、算法效率以及模态间数据融合的方法；此外，学习掌握界面设计和交互设计的基础知识，为后期系统开发做准备。

开发阶段：按模块分步实现系统功能。首先完成数据采集与预处理模块，包括EEG与PPG信号的采集接口、滤波和去噪等基础处理；其次开发特征提取模块，实现时域、频域和非线性特征的提取算法；然后实现多模态融合与分类模型，包括特征融合策略和基于深度学习的情绪注意力分类器；最后设计用户界面并与后端算法进行整合，实现可视化反馈功能。

测试与优化阶段：通过自测和小规模用户测试不断改进。首先在实验室环境下进行系统功能测试和性能评估；然后邀请少量同学参与实际学习场景测试，收集反馈意见；基于测试结果优化算法参数和界面交互，提高系统识别准确率和用户体验。在此过程中不断使产品更加符合教育场景实际需求。

3.2 技术路线

从技术层面上看，EEG-PPG多模态情绪注意力识别算法的核心思路是融合脑电和光电容积脉搏波数据，提取有效特征，构建深度学习模型，实现情绪和注意力状态的准确分类。其中需要解决的问题是多模态数据的采集与预处理、特征提取与融合、分类模型的构建与优化。基于近年来深度学习网络在生理信号处理研究的应用与发展，我们利用现有的深度神经网络结构如CNN-LSTM进行时空特征的提取与分类。

通过构建基于带标签的样本和学习场景规则的混合情绪注意力专家模型，实现学习状态评估，然后通过可视化的方法处理信号并将评估结果在界面上显示出来。

详细技术路线：后续补充

四、项目考核内容与指标

4.1 主要技术指标

****情绪识别：****准确识别学习场景中的积极、消极、专注、困惑等情绪状态，情绪分类准确率达到85%以上。

****注意力监测：******实时监测学习者的注意力水平变化，注意力评估准确率达到90%以上，延迟控制在500ms以内。**

4.2 经济社会效益

此产品完善软硬件结合和功能进一步完善后，能够作为智慧教育工具进入市场参与流通，比市面上流行的单一脑电设备功能更丰富更实用，多模态融合让用户更能感知到真实的学习状态，可以提供个性化学习建议的功能，更贴近教育实际需求。

1. 教育效能提升：帮助学习者了解自身学习状态，优化学习策略，提高学习效率
2. 个性化教育支持：为教师提供学生学习状态数据，支持个性化教学决策
3. 学习障碍早期干预：及早发现注意力问题，支持针对性干预

五 、 进度安排

第一阶段：2025年4月1日-2025年4月15日-----完成多模态脑电信号的的数据采集

第二阶段：2025年4月16日-2025年4月30日-----使用PySpark MLlib或Deep Learning Pipelines实现所选的情绪注意力分类模型

第三阶段：2025年5月1日-2025年5月31日-----应用已有开放数据库进行模型训练和验证

