

用于实时睡眠分期的智能设备设计与实现

高中翔, 何宏*, 汪焰兵, 赵颖

上海理工大学健康科学与工程学院, 上海

收稿日期: 2025年3月24日; 录用日期: 2025年4月17日; 发布日期: 2025年4月27日

摘要

本文针对具有睡眠结构紊乱和睡眠障碍等睡眠问题的人群需要实时获取睡眠状态的问题, 开发了一种能够采集双通道脑电信号并进行实时睡眠分期的智能设备。基于ADS1299模数转换器, 采集两个通道的脑电信号, 并在微处理器中进行实时的信号分割、滤波和离散小波变换等预处理。系统提取时域和频域特征, 并利用支持向量机进行睡眠状态识别。采集的数据及分期结果可存储于板载SD卡中, 或通过低功耗蓝牙模块实时传输至外部设备进行查看和分析。经测试, 该设备能够高质量采集双通道脑电信号, 睡眠状态识别准确率达86.4%。测试结果表明该设备在睡眠监测中具备准确性和实用性, 能够为后续家庭和临床睡眠监测提供坚实的基础。

关键词

双通道, 脑电信号, 实时, 睡眠分期, 支持向量机

Design and Implementation of a Smart Device for Real-Time Sleep Staging

Zhongxiang Gao, Hong He*, Yanbing Wang, Ying Zhao

School of Health Science and Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai

Received: Mar. 24th, 2025; accepted: Apr. 17th, 2025; published: Apr. 27th, 2025

Abstract

In this paper, aiming at the problem that people with sleep problems such as sleep structure disorders and sleep disorders need to obtain real-time sleep states, an intelligent device capable of collecting dual-channel electroencephalogram (EEG) signals and performing real-time sleep staging is developed. Based on the ADS1299 analog-to-digital converter, the EEG signals of two channels are collected, and preprocessing operations such as real-time signal segmentation, filtering, and

*通讯作者。

discrete wavelet transform are carried out in the microprocessor. The system extracts time-domain and frequency-domain features and uses the Support Vector Machine (SVM) to identify sleep states. The collected data and sleep staging results can be stored in the on-board SD card or transmitted in real-time to external devices via the low-power Bluetooth module for viewing and analysis. Through testing, this device can collect dual-channel EEG signals with high quality, and the accuracy of sleep state recognition reaches 86.4%. The test results show that this device is accurate and practical in sleep monitoring, providing a solid foundation for subsequent home and clinical sleep monitoring.

Keywords

Dual-Channel, Electroencephalogram, Real Time, Sleep Staging, Support Vector Machine

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

睡眠质量与日常生活中的基本活动，如学习、记忆、生产力和注意力息息相关，长期睡眠不良可增加高血压、心血管疾病、糖尿病的风险，并降低免疫力。《中国睡眠研究报告 2024》显示，相比 2021 年和 2022 年，2023 年被调查者的主观睡眠质量更差[1]。正常的睡眠周期包括多个 NREM 阶段和 REM 阶段，每个阶段有其特定的生理功能，理想的睡眠应该是这些阶段的自然交替和循环。通过科学地划分睡眠阶段，能够更加全面地了解一个人的睡眠模式，从而为改善整体健康提供依据。

评估睡眠行为最广泛使用的方法是多导睡眠图(polysomnography, PSG)，但是 PSG 需要将多个粘贴电极和电缆连接到患者身上，以采集睡眠期间的不同的生理信号，舒适度欠佳的同时，还需专家进行睡眠标注，过程复杂且成本高。因此，近年来人们一直在研究便携、舒适，适合在家中使用的睡眠监测设备。Advanced Brain Monitoring 公司的睡眠分析仪提供了与 PSG 兼容的接口，且具有较高的准确性，但它没有集成分析功能，只能通过在线诊断提供间接的解决方案[2]。一项使用头戴式干电极的可穿戴设备研究提供了家庭睡眠监测接口，但它不具备睡眠分析的功能[3]。

在利用脑电信号睡眠分期的算法方面，大致可分为两个方向。一是采用传统机器学习的方法，先提取出睡眠脑电信号中的各种特征，然后使用机器学习分类器来实现自动睡眠分期。郭艳平等提取单通道 EEG 信号的线性和非线性动力学特征，使用极端梯度提升算法实现睡眠 5 期分类，在 SHHS 数据集上准确率为 79.7% [4]。二是采用深度学习技术。Sors 等提出一种基于单通道脑电信号的 CNN 模型实现睡眠 5 期分类，在 SHHS 数据集上准确率达到 87% [5]。传统的机器学习算法通常具有较好的可解释性，但在处理复杂的非线性关系时不如深度学习算法。而深度学习算法虽然能够取得较高的准确性，但需大量数据支撑，且计算复杂度高，对硬件设备的要求较高，难以在运算资源和内存资源有限的嵌入式设备中实现。

针对上述问题，本文提出了一种用于实时睡眠分期的智能设备，该设备不仅具备传统的信号采集功能，还能基于内部的人工智能算法进行实时的睡眠阶段分类。

2. 总体设计

2.1. 系统设计的目标

本文方法的目标主要有：

- 1) 能够准确地采集双通道脑电信号。
- 2) 在设备端集成准确性高且实时性好的睡眠分期方法。
- 3) 将采集的数据和处理后的睡眠分析结果通过无线的方式传输至外部设备。

2.2. 系统架构

基于 2.1 中所述的三个目标，本文设计的系统架构如图 1 所示。模拟前端部分负责对信号放大和滤波。处理单元接收模拟前端传输的数据，对信号进行分割、特征提取和加载机器学习算法进行睡眠阶段分类，传输单元通过蓝牙将数据传输到外部设备或存储在板载 SD 卡中。

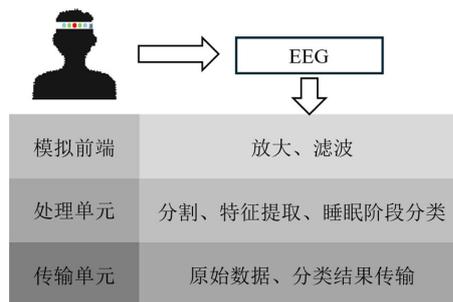


Figure 1. System architecture
图 1. 系统架构

3. 硬件设计和软件流程

3.1. 模拟前端电路

模拟前端电路原理图如图 2 所示。模拟前端核心采用 TI 公司的高性能模数转换芯片 ADS1299，它支持高精度的脑电信号采集，具备低噪声、24 位高精度等优点[6]。能够显著提升信号采集质量并降低系统功耗。与传统的放大电路及模数转换电路相比，ADS1299 简化了电路设计，有效减小了传感器体积。通过其内置的模拟滤波和模数转换功能可将脑电信号转化为数字信号，并通过 SPI 接口传输至处理单元。在模拟前端的设计中，对于每个模拟输入通道，设计了一个 RC 低通滤波器电路来抑制高频干扰。此外，为每个通道添加了防静电组件，以避免对电路造成静电损坏。为避免数字电路对模拟电路产生干扰，对模拟地和数字地进行了隔离。

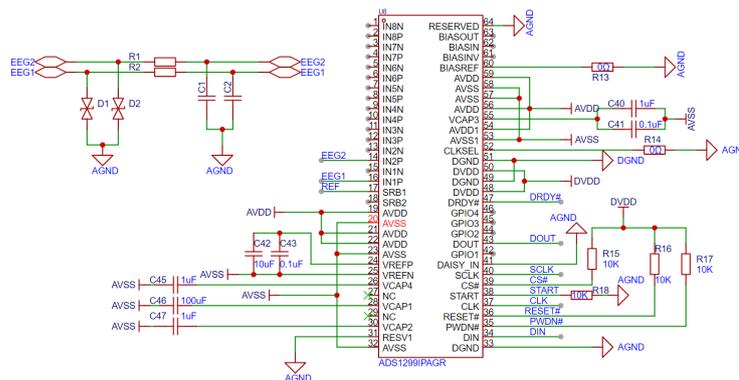


Figure 2. Schematic diagram of the analog front-end circuit
图 2. 模拟前端电路原理图

3.2. 处理单元电路

处理单元电路模块图如图 3 所示,核心使用 STM32L476RCT6 微控制单元(MCU),该 MCU 使用 Cortex-M4 内核,工作频率高达 100MHz,具有 320K 的 RAM、512K 的 Flash 以及丰富的外设。Cortex-M4 内核具有一个单精度浮点运算单元,支持所有的 ARM 单精度数据处理指令。该 MCU 在外设关闭时,系统运行的功耗低至 112 $\mu\text{A}/\text{MHz}$,兼顾了能耗和性能。其使用 SPI 对 ADS1299 进行读写,通过串口与低功耗蓝牙模块交换数据,使用 SDIO 对 SD 卡执行读、写和擦除等操作。

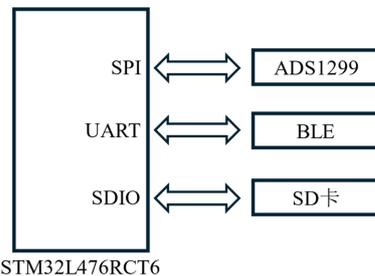


Figure 3. Circuit module diagram of the processing unit
图 3. 处理单元电路模块图

3.3. 传输单元电路

传输单元原理图如图 4 和图 5 所示。传输单元具备无线传输功能和本地存储功能,无线传输使用低功耗蓝牙模块 WH-BLE106,该模块兼容蓝牙 5.0 协议,具备体积小,功耗低等优点。本地存储使用板载 SD 卡进行存储。

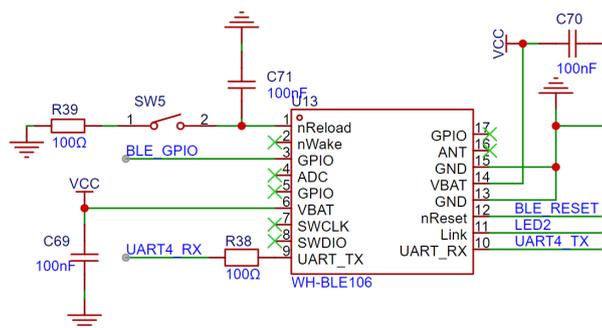


Figure 4. Circuit module diagram of the processing unit
图 4. 处理单元电路模块图

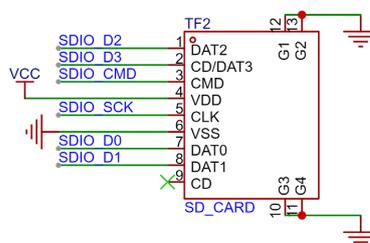


Figure 5. Schematic diagram of the transmission unit
图 5. 传输单元原理图

3.4. 软件流程

本文的软件基于 FreeRTOS 系统设计, 软件流程图如图 6 所示。系统上电后进行硬件初始化和配置 ADS1299 的参数, 开始采集后, 采用双缓存机制缓存 ADS1299 传输的数据, 建立三个任务分别进行信号预处理、睡眠阶段识别和数据通信。

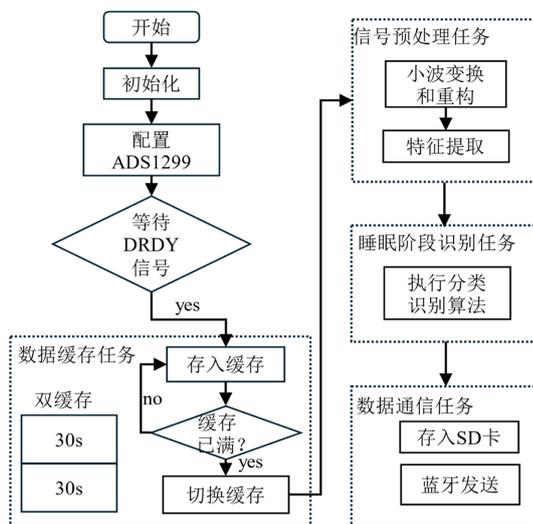


Figure 6. Software flowchart
图 6. 软件流程图

4. 实时睡眠分期方法

4.1. 睡眠分期流程

研究中采用美国睡眠医学会(American Academy of Sleep Medicine, AASM)修正过的睡眠划分标准, 将睡眠划分为 5 期: W(觉醒期)、N1(浅睡 1 期)、N2(浅睡 2 期)、N3(深睡期)、REM(快速眼动睡眠期) [7]。具体流程如下:

- 1) 先将设备采集到的 30 s 的 EEG 信号进行小波变换和重构, 将原始信号分解为各特征波的时间序列。
- 2) 提取各特征波的功率谱密度(Power Spectral Density, PSD)值以及 Hjorth 参数作为特征。
- 3) 通过加载训练好的支持向量机(Support Vector Machine, SVM)进行五类睡眠阶段的识别。
- 4) 将结果存入 SD 卡或者通过蓝牙将结果传输至外部设备进行显示。

4.2. 信号预处理

4.2.1. 小波变换和重构

小波变换作为一种时频分析方法, 能够同时获取信号的时间和频率信息, 非常适合处理非平稳和时变信号。通过小波变换的多尺度分解与重构方法, 可以提取信号在特定频率范围内的成分 [8]。将本文采集的双通道脑电信号 $x_1(n)$ 和 $x_2(n)$, 进行小波变换和重构后, 得到 6 种特征波, 分别为 K 复合波(0.5~2 Hz)、 δ 波(2~4 Hz)、 θ 波(4~8 Hz)、 α 波(8~12 Hz)、纺锤波(12~14 Hz)以及高频段的 β 波(14~30 Hz) [9]。

4.2.2. EEG 信号的 PSD 特征

在频域分析中, PSD 描述了信号在不同频率上的功率分布, 利用 Welch 算法可计算出 EEG 信号不同

频率段的 PSD 值[10]。随机选取 DOD-H 数据集中一个记录的两个通道脑电信号, 不同睡眠阶段的 PSD 值随频率的变化情况如图 7 所示。可观察到不同睡眠阶段 EEG 信号具有不同的 PSD 值, 且在不同的脑电通道具有相似性, 可见 PSD 能很好地反映睡眠各阶段之间的差异, 由此可提取 EEG 特定频带中的 PSD 特征来进行睡眠阶段分类。

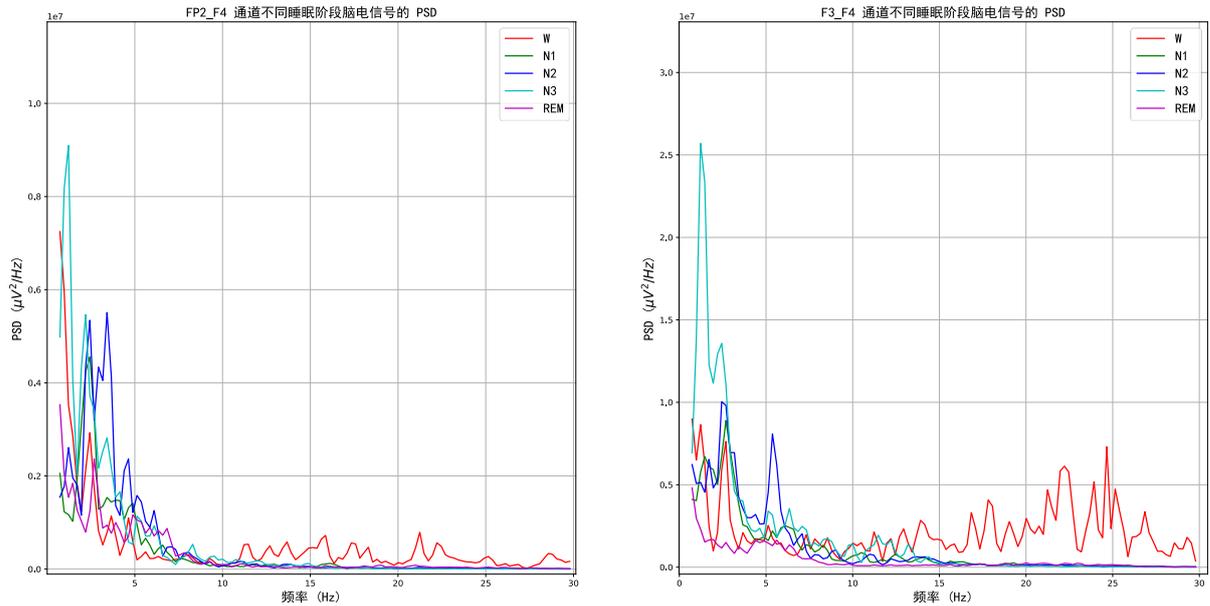


Figure 7. Graph of PSD changes in different sleep stages
图 7. 不同睡眠阶段 PSD 的变化曲线图

4.2.3. EEG 信号的 Hjorth 参数特征

Hjorth 参数特征是脑电信号中比较有区分性的时域特征, 包含活动性(σ^2)、移动性(δ)和复杂性(λ)三个参数, 分别从振幅、斜率与斜率变化率的角度描述了 EEG 信号在时域上的特点[11]。本文提取不同通道的 Hjorth 参数特征进行睡眠阶段识别。设离散脑电信号为 $x(n)=[x_1, x_2, \dots, x_n]$, 则 Hjorth 参数特征的计算公式如式(1)、(2)、(3), 其中 \bar{x} 是 $x(n)$ 的均值, x' 是 $x(n)$ 的一阶导数, σ'_x 表示信号 $x(n)$ 的一阶导数的标准差。

$$\sigma_x^2 = \text{var}(x(n)) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (x(n) - \bar{x})^2 \quad (1)$$

$$\delta_x = \frac{\sigma'_x}{\sigma_x} = \frac{\sqrt{\text{var}(x'(n))}}{\sqrt{\text{var}(x(n))}} \quad (2)$$

$$\lambda_x = \frac{\sigma'_x}{\sigma_x} \quad (3)$$

本文提取每个 30 s 脑电信号片段中, 两个通道的 6 个特征波 PSD 和 3 个 Hjorth 参数, 共 18 个特征用于睡眠分期。

4.3. 分类器选择

4.3.1. 数据集

本文采用了 Dream 开放数据集(Dream Open Dataset, DOD)进行验证[12], 其中包含了健康群体睡眠数

据 DOD-H (Dream Open Dataset Healthy), 该数据集包括 6 个 EEG 电极位置(FP1, FP2, F3、F4, O1 和 O2)、脉搏血氧计和加速度计等, 其中 EEG 信号的采样率为 250 Hz。每条记录由来自 3 个不同睡眠诊所的 5 位专家进行评分。使用健康群体的 25 例数据, 以 4:1 的比例分配训练集和测试集, 即 20 例数据用于训练, 5 例数据用于测试。

4.3.2. 睡眠分期评价指标

睡眠分期属于分类问题, 本文将睡眠分为 5 期, 用总体准确率(Accuracy, ACC)、Kappa 系数、宏观平均 F1 值(Micro-F1, MF1)来评估分类器性能。此外增加模型占用 RAM、Flash 以及推理速度等指标进行综合评估。

4.3.3. 分类器效果对比

由于传感器的微处理器性能较低, 为了能够在微处理器上实现实时睡眠阶段识别, 只能选择传统的分类算法, SVM、多层感知机(Multilayer Perceptron MLP)、极限梯度提升(eXtreme Gradient Boosting, XGB)和随机森林(Random forest, RF)是常见的分类器, 执行分类任务时消耗的资源较少, 可以在微处理上运行。首先在 PC 端使用这 4 个分类器对前面提取的特征进行分类识别, 然后将训练好的模型移植到微处理器中。分类效果、模型占用资源以及推理速度如表 1 所示。从表中的对比结果可见, 基于 4.2 中选择的特征在使用 SVM 时分类准确率优于 XGB 和 RF, 略低于 MLP。但是在加载到微处理器中的资源占用和推理时间要优于 MLP。综合所有指标来看, SVM 分类器在微处理器中的性能优于其它分类器。因此本文使用 SVM 分类器进行实时睡眠阶段分类。

Table 1. Comparison results of the effects of different classifiers

表 1. 不同分类器效果对比结果

评价指标	SVM	MLP	XGB	RF
ACC (%)	88.23	89.45	85.29	87.11
Kappa 系数	0.814	0.832	0.718	0.785
MF1 (%)	70.86	71.8	65.4	68.4
RAM (KB)	12.4	16.9	23.8	16.7
Flash (KB)	19.7	32.4	50.4	31.3
推理时间(ms)	17.5	24.5	23.3	28.6

5. 实际测试

5.1. 实物制作

本文采集额区双通道脑电信号, 采用脑电国际 10~20 系统标准中, 额极中点(Fpz)为参考电极, 采集左额极(Fp1)、右额极(Fp2)两个位置的脑电信号。电极由 FPC 软板设计, 结合弹性绑带, 可以很好地贴合皮肤, 减少了对睡眠的负担以及对信号的干扰, 方便患者佩戴和使用。电极位置分布和设备佩戴示意图如图 8 所示。

5.2. 脑电信号采集测试

为了证明本文设计的传感器采集的是脑电波信号而不是噪声, 进行了睁眼和闭眼脑电信号采集实验。该实验的重点是分析脑电信号中的 α 节律, 频率在 8 Hz~13 Hz 之间。 α 节律在闭上眼睛进入放松状态时会出现, 且可以在头部的任何位置检测到[13]。有效的脑电信号频率范围在 0~30 Hz, 本实验采样率设置

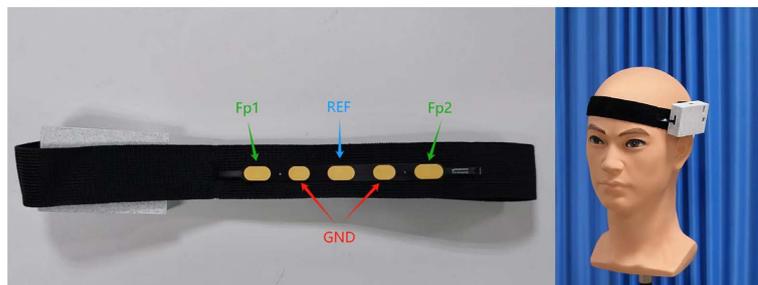


Figure 8. Schematic diagram of the distribution of electrode positions and the wearing of the device

图 8. 电极位置分布和设备佩戴示意图

为 250 Hz，满足奈奎斯特采样定理，能够完整记录本实验中出现的脑电信号。该实验采集同一受试者睁眼状态和闭眼状态下的 Fp2 电极位置的两段各 10 秒的脑电信号。睁眼状态下和闭眼状态下的时域波形分别如图 9 和图 10 所示。睁眼时和闭眼时的脑电信号 PSD 对比如图 11 所示，可以明显地看出闭眼时 α 节律相对于睁眼时功率谱密度增加，证明本文设计的传感器可以有效地测量脑电信号。

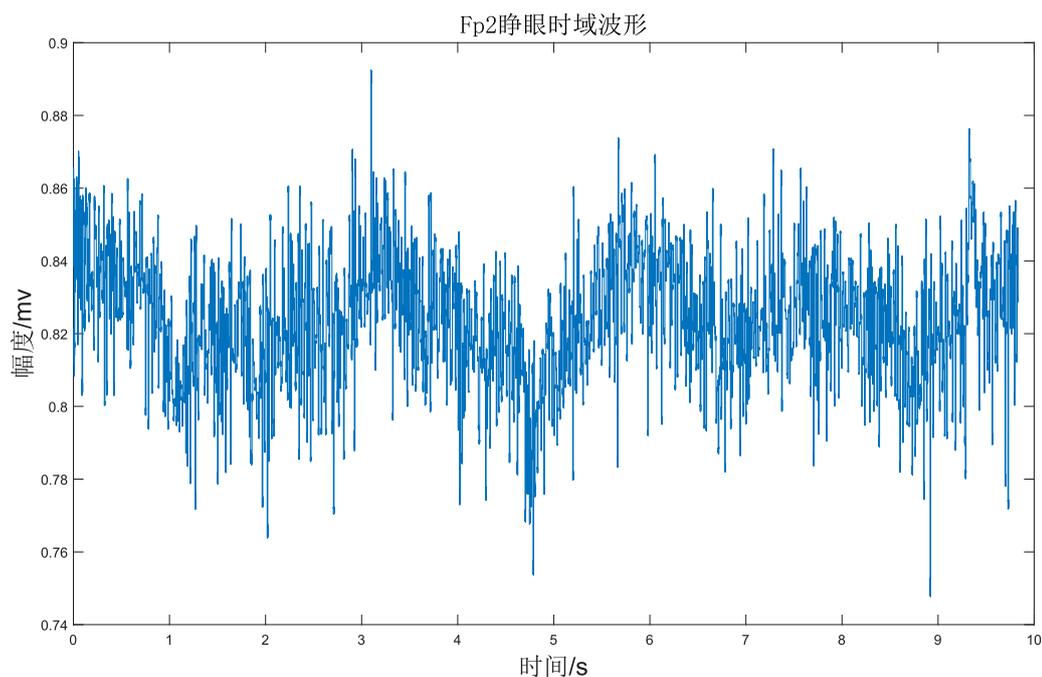


Figure 9. Waveform of the open eyes state

图 9. 睁眼状态下的波形

5.3. 实时睡眠分期测试

在 PC 端中，使用 DOD-H 中 20 条数据构建 4.2 节中的特征向量进行训练，线性核 SVM 模型的系数表示每个特征对分类决策边界的影响程度，取系数的绝对值得到特征重要性大小。结果如图 12 所示，不同脑电通道及特征对睡眠分期结果的重要性存在差异。在 PSD 特征中，FP2_F4 通道的纺锤波 PSD 和 α 波 PSD，以及 F3_F4 通道的 θ 波 PSD 对睡眠分期结果影响显著，其重要性数值相对较高。这表明这些频段的脑电信号能量分布，在区分睡眠阶段时发挥着关键作用。在 Hjorth 参数特征里，两个通道的 activity、

mobility 和 complexity 重要性普遍偏低，但仍是睡眠分期特征体系的组成部分，对睡眠分期有一定辅助作用。

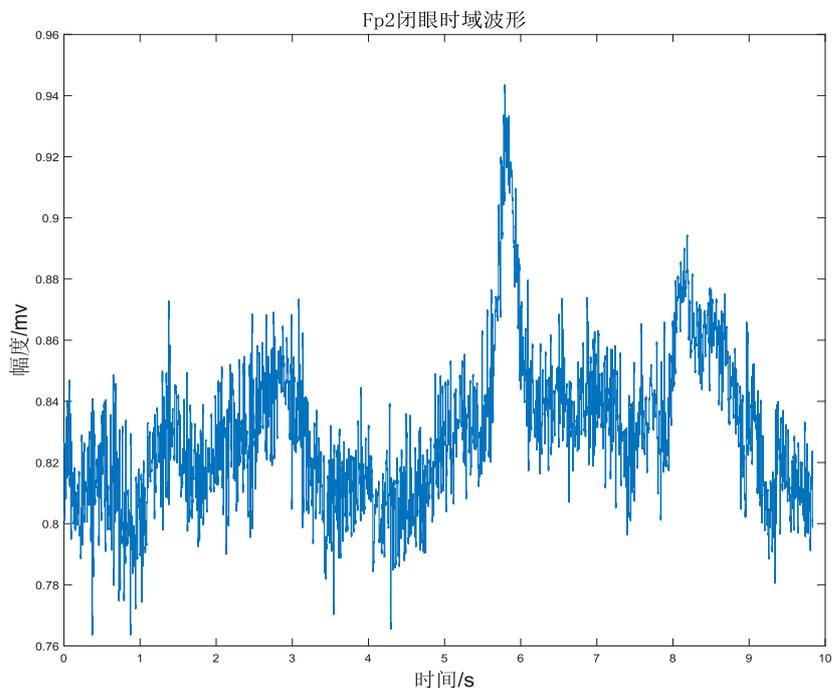


Figure 10. Waveform of the close eyes state

图 10. 闭眼状态下的波形

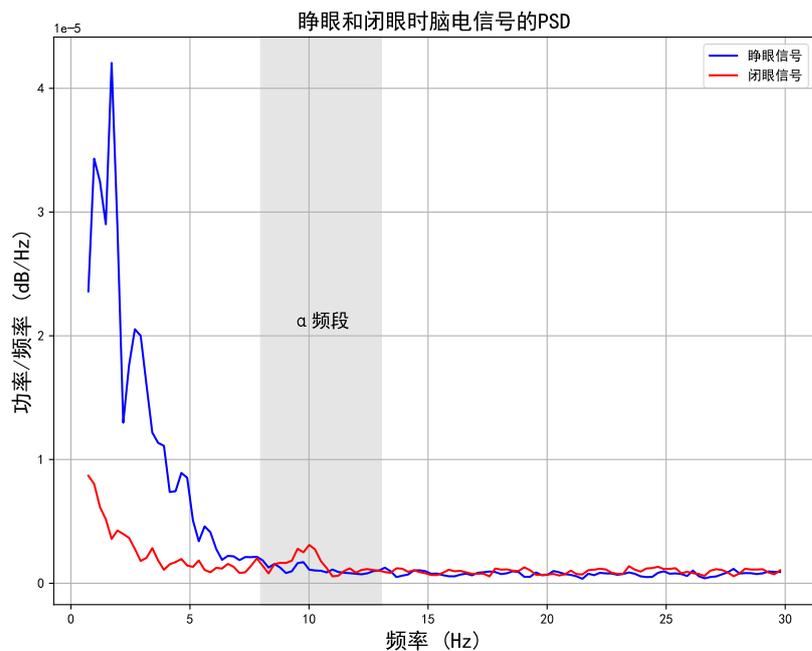


Figure 11. Power spectral density of the signals in the eyes-open state and the eyes-closed state

图 11. 睁眼状态和闭眼状态信号的功率谱密度

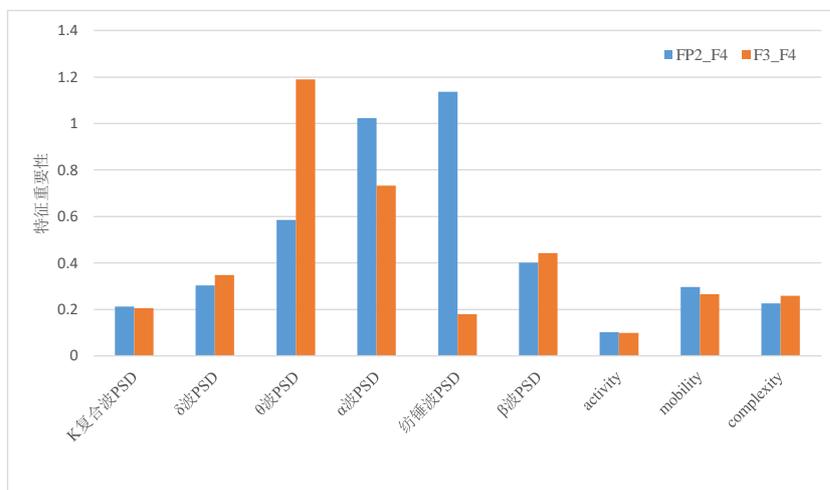


Figure 12. The importance of each feature for the SVM classification model
图 12. 各个特征对于 SVM 分类模型的重要性

将训练好的 SVM 模型加载至 MCU。从 DOD-H 数据集中选取剩余 5 条睡眠记录中的一条睡眠记录，把其中两通道的脑电信号导入信号发生器。将信号发生器的两个输出接口连接到设备的两个采集电极，以此模拟脑电信号采集。最终，通过蓝牙接收实时睡眠分期结果。根据结果绘制的分类结果混淆矩阵如图 13 所示，可以看出，N1 阶段的分类效果明显低于 W 等其他睡眠阶段。造成这一现象的原因主要有两个方面。一方面，在整个睡眠周期中，N1 阶段出现的频次相对较少，数据量不足使得模型对该阶段特征的学习不够充分。另一方面，在临床上，N1 阶段是从清醒到入睡的过渡状态，这使得其生理信号所蕴含的信息及表层特征，与其他睡眠阶段的差异并不显著。这种特征的模糊性，在混淆矩阵中表现为 N1 阶段被大量错误分类为 W 或 N2 阶段。相比之下，W 和 N2 阶段的内在特征更为清晰，模型更容易准确识别，因此分类准确率显著高于 N1 阶段。结合如图 14 所示的整晚睡眠阶段图，整体睡眠状态预测的准确率约为 86.45%。

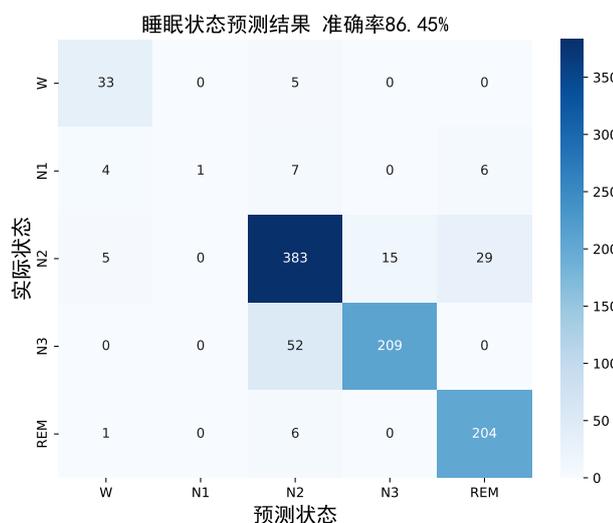


Figure 13. Confusion matrix for the classification results
图 13. 分类结果混淆矩阵

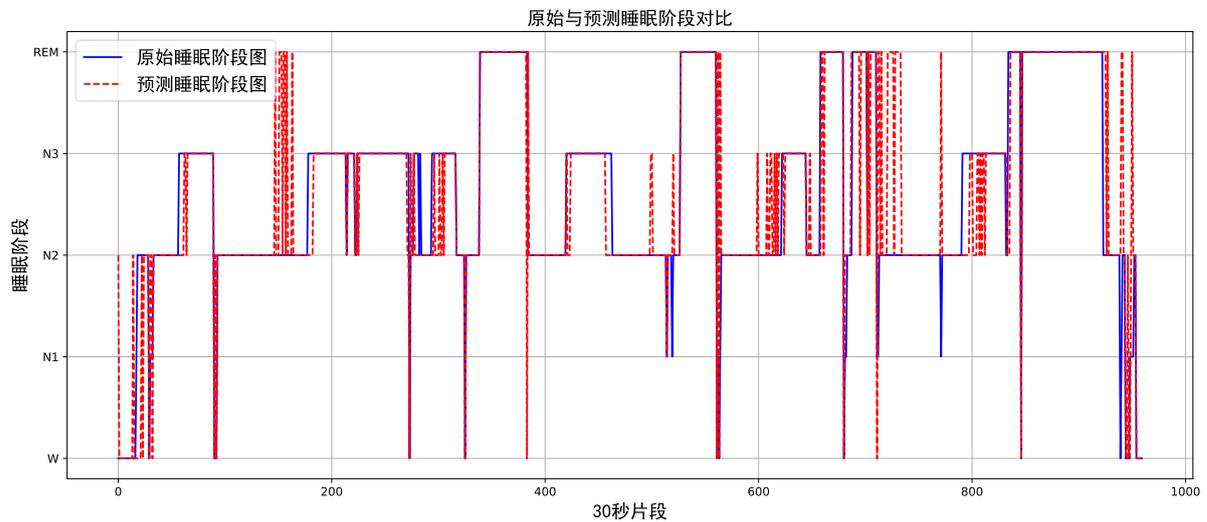


Figure 14. Comparison between original records and device-predicted results

图 14. 原始记录与设备预测结果对比

6. 结论

本文设计了一款用于实时睡眠分期的智能设备，采用高精度模数转换芯片，实现了高精度双通道脑电信号采集。依据 AASM 睡眠划分标准，结合小波变换、PSD 特征、Hjorth 参数特征以及 SVM 分类器，实现了较高准确度的实时睡眠阶段分类。脑电信号采集测试证明了设备能够有效测量脑电信号，实时睡眠分期测试中整体睡眠状态预测准确率达到 86.45%。这表明该设备在睡眠监测应用中具备较高的准确性和实用性，具备一定的应用价值。

基金项目

国家科技部项目(No.G2021013008)。

参考文献

- [1] 王俊秀, 张衍, 刘娜. 中国睡眠研究报告 2024[M]. 北京: 社会科学文献出版社, 2024.
- [2] Levendowski, D.J., Ferini-Strambi, L., Gamaldo, C., Cetel, M., Rosenberg, R. and Westbrook, P.R. (2017) The Accuracy, Night-to-Night Variability, and Stability of Frontopolar Sleep Electroencephalography Biomarkers. *Journal of Clinical Sleep Medicine*, **13**, 791-803. <https://doi.org/10.5664/jcsm.6618>
- [3] Lin, C., Chuang, C., Cao, Z., Singh, A.K., Hung, C., Yu, Y., *et al.* (2017) Forehead EEG in Support of Future Feasible Personal Healthcare Solutions: Sleep Management, Headache Prevention, and Depression Treatment. *IEEE Access*, **5**, 10612-10621. <https://doi.org/10.1109/access.2017.2675884>
- [4] 郭艳平, 刘聪, 侯凤贞, 等. 基于单通道脑电信号的睡眠自动分期研究[J]. 陕西师范大学学报(自然科学版), 2020, 48(6): 18-25.
- [5] Sors, A., Bonnet, S., Mirek, S., Vercueil, L. and Payen, J. (2018) A Convolutional Neural Network for Sleep Stage Scoring from Raw Single-Channel EEG. *Biomedical Signal Processing and Control*, **42**, 107-114. <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2017.12.001>
- [6] 刘亚, 伍倚明, 李承炜, 等. 基于 ADS1299 的穿戴式脑电检测装置设计[J]. 中国医学物理学杂志, 2019, 36(11): 1317-1324.
- [7] Berry, R.B., Budhiraja, R., Gottlieb, D.J., Gozal, D., Iber, C., Kapur, V.K., *et al.* (2012) Rules for Scoring Respiratory Events in Sleep: Update of the 2007 AASM Manual for the Scoring of Sleep and Associated Events. *Journal of Clinical Sleep Medicine*, **8**, 597-619. <https://doi.org/10.5664/jcsm.2172>
- [8] 崔丽丽, 郑赞, 孟小飞, 等. 基于经验模态-小波包分解和卷积神经网络的 P300 脑电信号分类研究[J]. 传感技术

-
- 学报, 2022, 35(4): 511-517.
- [9] 韩敏, 孙卓然. 基于小波变换和 AdaBoost 极限学习机的癫痫脑电信号分类[J]. 计算机应用, 2015, 35(9): 2701-2705+2709.
- [10] 金峥, 贾克斌, 袁野. 基于混合注意力时序网络的睡眠分期算法研究[J]. 生物医学工程学杂志, 2021, 38(2): 241-248.
- [11] 黎枝蕾. 基于多尺度脑电特征的跨被试疲劳检测研究[D]: [硕士学位论文]. 武汉: 武汉理工大学, 2022.
- [12] Guillot, A., Sauvet, F., During, E.H. and Thorey, V. (2020) Drem Open Datasets: Multi-Scored Sleep Datasets to Compare Human and Automated Sleep Staging. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, **28**, 1955-1965. <https://doi.org/10.1109/tnsre.2020.3011181>
- [13] Peeters, F., Ronner, J., Bodar, L., van Os, J. and Lousberg, R. (2014) Validation of a Neurofeedback Paradigm: Manipulating Frontal EEG Alpha-Activity and Its Impact on Mood. *International Journal of Psychophysiology*, **93**, 116-120. <https://doi.org/10.1016/j.ijpsycho.2013.06.010>