

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2413527

面向神经血动力与电生理监测的 一体化 fNIRS-EEG 成像系统*

王语珂, 朱闻睿, 张丽敏, 高峰, 刘东远

(天津大学精密仪器与光电子工程学院 天津 300072)

摘要:近年来,功能性近红外光谱成像(fNIRS)和脑电图(EEG)已经广泛应用于建立自然和社会交互场景下的神经认知响应与精神状态的脑功能测量与分析。尽管已有一些 fNIRS-EEG 双模态研究,但多为分立设备实现,数据存在测量通道有限、灵敏度低、数据不同步等诸多问题。为了更好地在日常情境下探索大脑的神经电生理变化过程,发展了一种轻量型 fNIRS-EEG 双模态成像系统,实现了覆盖全脑的 fNIRS(80 通道)和 EEG(32 通道)的同步采集、实时传输以及结果可视化。首先通过一系列的性能评估实验验证了系统的性能:就 fNIRS 测量而言,多源并行测量模式下系统波动程度 $<1\%$,线性度 >0.99 ,可以准确探测 10 mm 深度下 20% 的波动变化;就 EEG 测量而言,系统输入参考噪声 $<1 \mu\text{V}$,信噪比可达 52 dB(输入信号 100 μV),共模抑制比可达 112 dB;就一体化测量而言,系统可实现 20 Hz(fNIRS)和 500 Hz(EEG)的高信效度全并行采样以及传输,并提供基于终端时钟的时间戳信息,以实现同步触发超扫描监测。进一步地,利用稳态视觉诱发实验验证了所发展系统的在体监测能力。综上,系统可以实现在同一时间标准下大脑神经电信息与血氧活动信息一体化动态采集,为日常情境脑感知和认知监测提供了新的仪器平台。

关键词:功能性近红外光谱成像;脑电图;全并行采样

中图分类号: TH773 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 460.4035

Integrated neurohemodynamics and electrophysiology imaging system for activation monitoring in daily situations

Wang Yuke, Zhu Wenrui, Zhang Limin, Gao Feng, Liu Dongyuan

(College of Precision Instruments and Optoelectronics Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

Abstract: In recent years, functional near-infrared spectroscopy (fNIRS) and electroencephalography (EEG) have been extensively employed to measure and analyze neurocognitive responses and mental states during natural and social interactions. While fNIRS-EEG bimodal fusion has shown promise, challenges remain, including limited channel counts, low sensitivity, and poor data synchronization. To address these issues and enable more effective investigation of neurophysiological dynamics in everyday scenarios, we developed a lightweight fNIRS-EEG imaging system capable of synchronized acquisition, real-time data transmission, and visualization. The system integrates 80-channel fNIRS and 32-channel EEG coverage across the whole brain. System performance was first validated through a series of benchmark tests. For fNIRS, the signal fluctuation under fully parallel measurement remained below 1%, with linearity exceeding 0.99, successfully detecting 20% signal variation at a 10 mm depth in a two-layer brain-mimicking phantom. For EEG, the system achieved a signal-to-noise ratio of 52 dB (with a 1 μV reference noise level) at an input of 100 μV , and a common-mode rejection ratio of up to 112 dB. In integrated mode, the system supports simultaneous sampling at 20 Hz (fNIRS) and 500 Hz (EEG), with timestamping based on the terminal clock to enable synchronous hyperscanning. To further demonstrate in-vivo capability, a canonical steady-state visual stimulation experiment was conducted, confirming the system's ability to monitor neural activation. In summary, this integrated system provides a novel, real-time platform for simultaneous monitoring of brain electrical activity and

收稿日期: 2025-03-17 Received Date: 2025-03-17

* 基金项目: 国家自然科学基金(62075156, 62205239)、中国博士后自然科学基金(2023M732600)项目资助

hemodynamic responses, facilitating research on perception and cognition in real-world contexts.

Keywords: functional near-infrared spectroscopy; electroencephalogram; parallel sampling

0 引言

尽管提供认知信息的功能近红外光谱成像 (functional near-infrared spectroscopy, fNIRS) 技术与提供感知信息的脑电图 (electroencephalogram, EEG) 技术已经广泛应用于日常情境的大脑认知研究^[1-6],但其各自也存在一定的局限性:对于 fNIRS 而言,其探测大脑皮层的血氧变化,由于头皮及颅骨吸收与散射对近红外光传输过程的影响,以及生理噪声与环境噪声的干扰,对 fNIRS 采集过程中的测量灵敏度和系统的时间分辨率提出了较高的要求^[7-12];对于 EEG 而言,虽然其具备毫秒级的时间分辨率,但由于电信号易在头皮、颅骨以及脑脊液中失真,致使其空间分辨率较低,且对外界电磁干扰和生理噪声(如肌电、眼动)较为敏感,因此对 EEG 采集系统的信噪比以及后续的数据处理提出较高的要求^[13-18]。

单一模态的脑功能研究目前存在两个问题^[19-21]:其一是信号容易受到某种特定噪声的干扰,且信号本身由于测量原理而产生一些限制;其二是单一模态的信号在特征识别、分类正确率的提高上存在困难,很难有较大突破。fNIRS 具备高生态性的特点,可以与其他模态同步测量^[22-23]。因此近年来,研究人员开始关注 fNIRS 与 EEG 结合的双模态成像技术,以弥补单一模态的局限性^[24-31],例如 fNIRS 提供时空分辨率均衡的血氧相关代谢信息,EEG 提供高时间分辨率的电生理信息,两者结合进行更全面的脑功能研究。然而,目前的多数 fNIRS-EEG 双模态脑功能研究均采用两种独立的仪器进行数据采集,其实验设计与操作难度较高,测量过程也难以保持同实验室研究的严谨水平,因此研究者只能尽可能简化实验流程、减少受试者的互动,以保证实验的高生态效率,且测量精度与数据采集质量有待提高。特别在开展群脑监测的超扫描研究时,这些问题会愈加凸显^[32-34]。

为了解决上述问题,提出了面向 fNIRS 全并行采样的信息交叠更新策略和面向 fNIRS-EEG 同步采集传输的双线程运行策略,发展了一套面向日常情境感知和认知监测的神经电生理一体化成像系统,可以实现在同一时间标准下大脑神经电信息与血氧活动信息一体化动态采集,为日常情境脑感知和认知监测提供了新的仪器平台。

1 原理与设计

为了满足自然情境脑功能监测,所发展神经电生理

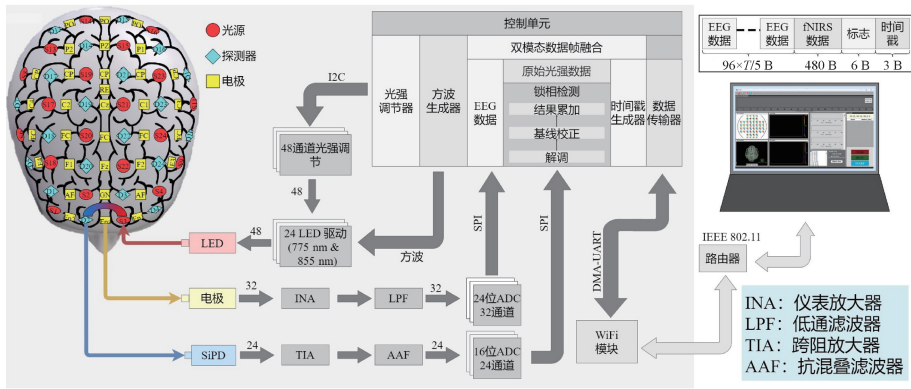
成像系统采用轻量型背包设计,内部集成以 fNIRS 和 EEG 监测单元,实现对神经电/血氧信息的一体化测量,如图 1 所示。

系统采用 Cortex-M4 内核的 32 位微处理器作为控制单元完成系统控制:1)通过 IIC(inter-integrated circuit)协议和内部方波生成器实现在光源模块的自适应强度调节和特定频率方波调制;2)通过 SPI(serial peripheral interface)协议实现三片模数转换器(AD7606, ADI)和四片集成模拟终端生物电测量芯片(ADS1298, TI)的通信控制;3)通过 USART(universal synchronous/asynchronous receiver/transmitter)与无线通信芯片(ESP8266, ESPRESSIF)实现测量数据的可靠传输。为了满足全脑 fNIRS-EEG 测量,所发展系统包括 24 路双波长发光二极管(light emitting diode, LED),24 路定制双聚光透镜硅光电二极管(silicon photodiode, SiPD)和 32 路定制长尾铜镀氯化银电极端子组成,采用螺纹纽扣和硅胶垫片固定在高弹涤纶头帽上,提供 80 路非交叠 fNIRS 通道和 32 路 EEG 通道。接下来,对系统所应用的两个核心测量策略进行详细介绍。

1.1 面向全并行采样的信息交叠更新策略

从测量复用方式角度来说,现行 fNIRS 系统通常采用时分复用或频分复用。尽管利用时间间隔将采样时间分成若干时间段,顺序测量全部通道的时分复用原理比较简单,但在合理信噪比前提下的时间分辨率较低,特别是在高密度通道情况下,且无法有效抑制环境光干扰。实际中,为了实现对脑血氧变化快信号的有效捕捉,需要在保证积分时间前提下实现测量信息的快速更新。为此,提出了面向全并行采样的信息交叠更新策略,即在合理信噪比前提下以采样率为更新速率实现全通道信息的并行测量,该策略将在不损失信噪比的前提下显著提升时间分辨率,实现可比肩 EEG 的信息更新速率。

如图 2 所示,对于某一探测器,其接收信号为周围全部不同方波信号调制的光源入射大脑组织后的出射光,模数转换器以 f_s (单个采样点时间为 t_s) 采样率实现探测光强采样。接着,在微处理器中以积分时间 T_{int} 为时间尺度完成对 N_{int} ($N_{int} = T_{int}/t_s$) 次采样。以调制频率为 f_1 的入射光为例,采样过程中,设置寄存器 C_1^f 、 C_0^f 、 C_1^f 和 C_0^f 分别存储以 f_1 为频率的同相和正交参考信号相位状态对每次的采样值完成加减后累加值,并最终完成数字方波锁相解调,在此过程中,需要注意对数据进行基线校正。当完成一个积分时间采样后,通过交叠移动锁相解调窗口,即以 T_{delay} ($T_{delay} \leq T_{int}$) 为延时时间窗口,更新部分采样点数值,组成新的测量值矩阵。该信息交叠更新策



(a) 系统原理

(a) Schematic diagram of the system



(b) 系统实物

(b) Physical diagram of the system

图1 一体化 fNIRS-EEG 成像系统

Fig. 1 Integrated fNIRS-EEG imaging system

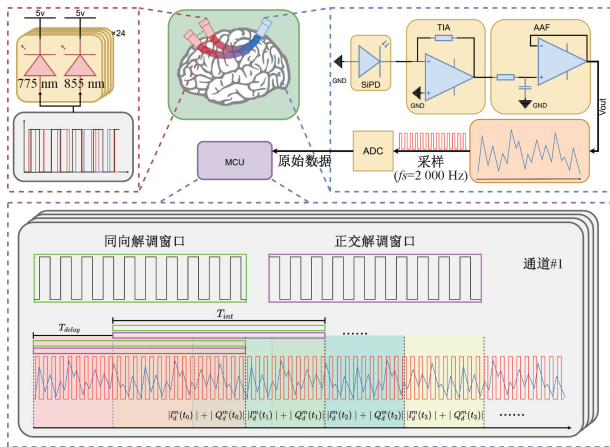


图2 面向全并行采样的信息交叠更新策略

Fig. 2 Information overlapping update strategy for fully parallel sampling

1.2 同步采集传输的双线程运行策略

对于所发展 fNIRS-EEG 成像系统,多源信息的同步采集和传输是系统工作的核心,特别是相较于 EEG 的高时间分辨率,单次 fNIRS 测量矩阵与多次 EEG 测量矩阵需要在时序上进行数据帧的统一组合。如图 3 所示,在系统参数配置后,首先根据预设信噪比(38 dB)对全部入射光源的强度进行自适应调节,接着,完成信息交叠更新策略的预测量,随后以预设的采样率更新 fNIRS 与 EEG 数据。

假设实验预设的 fNIRS 积分时间为 100 ms ,fNIRS、EEG 信号的采样频率为 200 Hz(采样时间 5 ms)。系统首先进行 95 ms 的 fNIRS 信号预测量(此时不进行 EEG 信号采集),预测量是为了确保在 5 ms 时传输的第 1 帧数据积分时间为 100 ms,保证数据的信噪比。随后开始正式测量,按照 5 ms 的采样时间同步更新解调好的 fNIRS 数据与 EEG 数据。

需注意,系统光强数据(AD7606)的采样频率为 2 kHz,为实现多通道 fNIRS 信号同步采集,需要对一段积分时间内的光强数据进行积分解调才能同时获得所有通道的 fNIRS 数据。因此每 5 ms 更新的数据实际是这 5 ms 与前 95 ms 采集的 100 ms 数据积分解调的结果,此时进行一次 EEG 数据读取(ADS1298),两者组成一帧数

略在保证合理信噪比的前提下(固定积分时间)增加多个中间状态的测量矩阵,最快能够实现与采样率相同的测量值更新速度。需要说明的是,该策略相邻测量矩阵中存在信息重叠,实际中可根据数据传输能力和应用所需的时间分辨能力确定延迟时间窗口的大小。

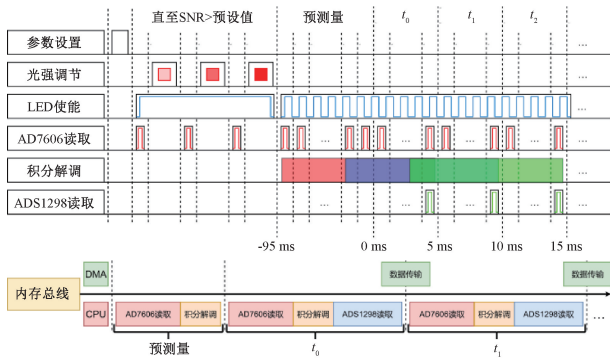


图 3 同步采集传输的双线程运行策略
Fig. 3 Dual-thread strategy for synchronous data acquisition and transmission

据。每帧数据包括 80 通道的 fNIRS 数据 ($80 \times 3, 240$ bytes) 与 32 通道的 EEG 数据 ($32 \times 3, 96$ bytes), 以及标志位 (3 bytes) 与时间戳 (3 bytes), 用于对系统工作状态及时间进行标识。每帧数据量为 342 bytes, 采样频率 200 Hz 下传输速率为 68 400 bytes/s。

2 实验验证

为了验证所发展系统的性能, 开展了一系列标准信

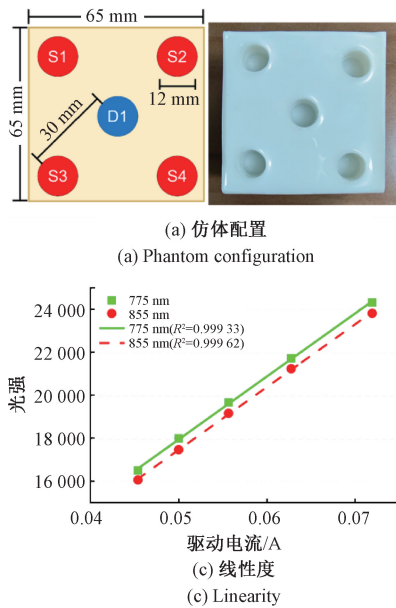


图 4 fNIRS 测量性能评估

Fig. 4 Evaluation of fNIRS measurement performance

进一步地, 如图 5(a) 所示, 根据颅脑解剖结构与光学特性设计了双层仿体 (头皮-颅骨层: 吸收系数 $\mu_a = 0.0146 \text{ mm}^{-1}$ 、散射系数 $\mu_s = 0.82 \text{ mm}^{-1}$; 灰质层: 吸收系数 $\mu_a = 0.0195 \text{ mm}^{-1}$ 、散射系数 $\mu_s = 1.10 \text{ mm}^{-1}$), 并

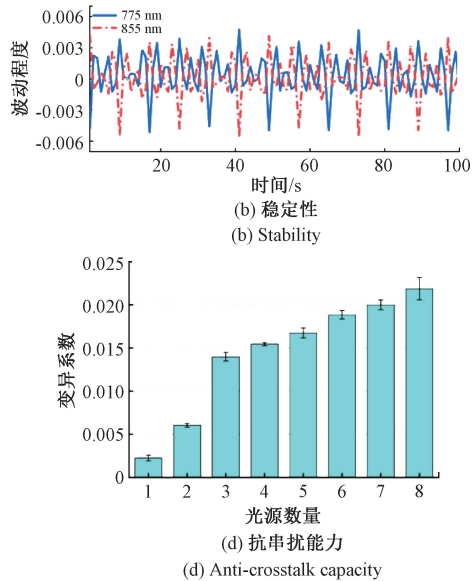
号对比实验、组织仿体实验和在体实验, 实验结果证明该系统能够实现 fNIRS-EEG 信号的一体化高速同步测量和传输。

2.1 fNIRS 性能评估

对于 fNIRS 测量而言, 能够随被试者不同自适应调整光强信息, 实现持续稳定可靠测量, 且具有较高的信噪比。如图 4(a) 所示, 将光极和探极固定在硅胶组织仿体上 (灰质层: 吸收系数 $\mu_a = 0.0195 \text{ mm}^{-1}$ 、散射系数 $\mu_s = 1.10 \text{ mm}^{-1}$) [35], 源探距离设置为 30 mm, 此时测量信噪比为 82.71 dB。图 4(b) 展示了两个波长在 100 s 内波动程度 ($< 6\%$)。图 4(c) 展示了系统在不同光强输出时两个波长优异的线性相关系数 ($R_{775}^2 = 0.9993, R_{855}^2 = 0.9996$)。由于测量噪声、脉冲边沿检测误差以及积分时间内多周期重复的次数局限等因素, 全并行测量时会存在通道间串扰。为此, 测试了 8 个光源 (1 个目标、7 个干扰) 同时驱动时的串扰情况。定义变异系数 (coefficient of variation, CV) 为:

$$CV = \sigma / \mu \quad (1)$$

式中: σ 为总体标准差; μ 为平均值。结果如图 4(d) 所示, 最大通道并行测量时的目标通道变异系数为 2.188%, 维持较低水平, 证明了系统具备良好的抗串扰性能。



基于该仿体对系统在不同探测深度与积分时间下的测量灵敏度进行了评估。测量中源探间距为 30 mm, 探测深度为 10~16 mm, 步进为 2 mm。配置了 3 种不同吸收系数的溶液, 其中散射、吸收系数与灰质层一致的为背景溶

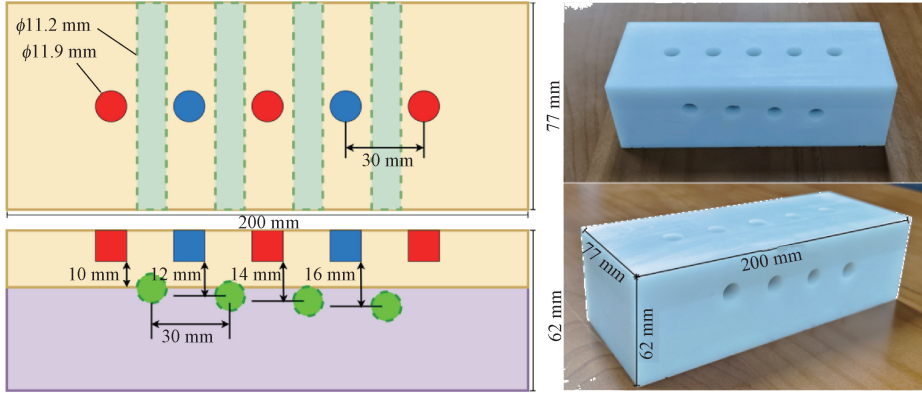
液。其余两种为目标溶液,散射系数保持不变,吸收系数以背景相关的对比度(contrast to back, CTB)来衡量。

$$CTB = \mu_a^{target} / \mu_a^{back} \quad (2)$$

式中: μ_a^{target} 为目标溶液的吸收系数; μ_a^{back} 为背景溶液的吸收系数。

实验过程中通过蠕动泵依次向目标孔内泵入背景 ($CTB=1$) 以及 1.1 倍 ($CTB=1.1$) 和 1.2 倍 ($CTB=1.2$) 的

目标溶液。在 1 000 和 100 ms 两个积分时间下采集 30 s 数据,评估系统灵敏度。实验结果如图 5(b)、(c) 所示,随着探测深度的增加,对比度噪声比 (CNR , $CNR = \Delta I / \sqrt{I}$, 背景和背景目标出射光强差与背景光强平方根的比值) 及灵敏度 ($Sens$, $Sens = \Delta I / (I \cdot \Delta \mu_a)$, 背景和背景目标出射光强差与背景光强和吸收系数变化量的比值) 呈现下降趋势; 随着对比度的增加,对比度噪声比呈现上升趋势。



(a) 仿体配置

(a) Phantom configuration

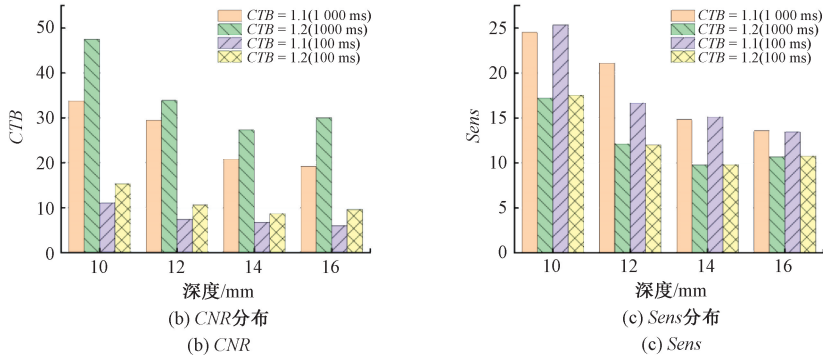
(b) CNR分布
(c) CNR(c) Sens分布
(c) Sens

图5 测量灵敏度评估

Fig. 5 Evaluation of measurement sensitivity

最后,以 10 mm 深度为基准(头颅颅骨层的平均厚度),设置双层颅脑仿体(光学参数与前述一致),评估系统对不同目标体直径和对比度下的成像能力,实验结果如图 6 所示:1) 在 1 000 和 100 ms 积分时间下,能够区分直径为 12 和 15 mm 直径下低对比度目标体 ($CTB=1.2$); 2) 在 1 000 和 100 ms 下,能够区分间距为 30 mm 的直径为 12 mm 的两个低对比度目标体 ($CTB=1.2$),当两个目标体直径不同时(直径为 15 和 12 mm),小目标体区域的的成像结果会受到影响,可能是光密度降低后引起的小目标区域信噪比变化导致的,此时增大小目标区域的对比度(小目标区域 $CTB=1.3$,大目标区域 $CTB=1.2$)则小异质体的成像结果得到明显改善,表明成像结果受到对比度和异质体大小的双重影响。

2.2 EEG 性能评估

为了验证 EEG 测量性能,对系统输入参考噪声、共模抑制比、信噪比进行了测试,同时评估了双模态一体化测量时 EEG 的抗干扰能力。

首先,短接采样通道、参考通道和地,测量系统的输入参考噪声的均方根为 $0.2257 \mu\text{V}$,峰峰值为 $1.4494 \mu\text{V}$,表明系统具备较低的输入参考噪声。短接采样通道与参考通道,输入 50 Hz 正弦信号作为共模输入信号,测量系统的共模放大抑制比为 84.58 dB,经过窄带滤波处理后在 50 Hz 处共模抑制比可达 112.04 dB。随后,利用脑电信号模拟仪(SKX8000C,铭晟)针对脑电信号的典型频率、幅值输入时的信噪比进行评估^[36]。如图 7 所示,在 $100 \mu\text{V}$ 典型幅值时信噪比超过 45 dB。进一步地,为了评估双模态采集过程中 EEG 采集的抗干扰能力,电极

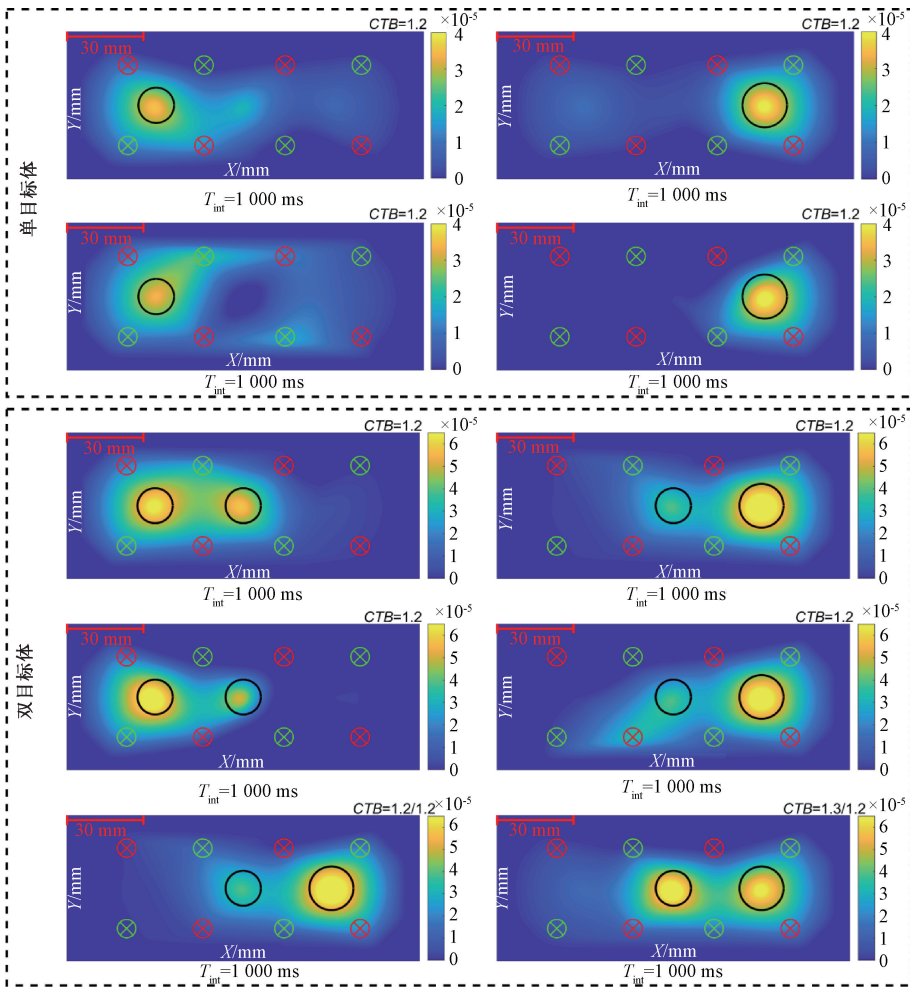


图 6 成像实验结果

Fig. 6 Imaging experiment results

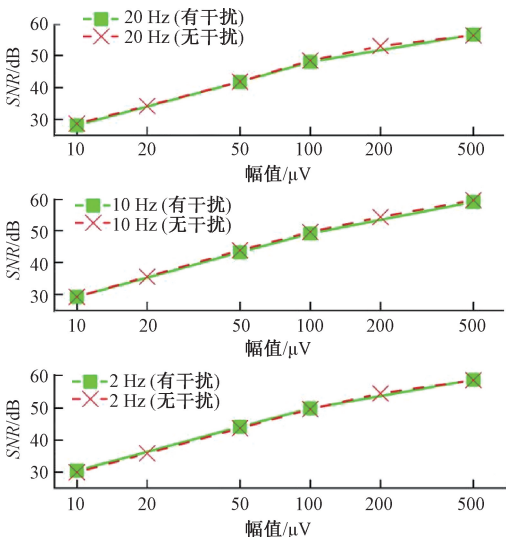


图 7 标准测试输入时 EEG 测量信噪比

Fig. 7 Signal to noise ratio of EEG under standard test input

常工作的前提下,测试系统的信噪比,并与 EEG 单独工作时的信噪比进行对比。当系统的光源调制频率超过 100 Hz 时,与 EEG 关注的频率范围没有重叠,预处理后的信噪比并未受到明显影响。

2.3 稳态视觉诱发实验

稳态视觉诱发电位 (steady-state visual evoked potential, SSVEP) 是无创脑功能监测中的经典实验范式,当大脑受到脉冲电流、闪光或连续的声音刺激时,会产生神经电位或突触后电位,这种脑电位也被称为诱发电位,并产生血液动力学响应^[37-41]。

如图 8(a) 所示,选择 SSVEP 作为实验范式开展在体评估实验,使用 15 Hz 频率闪烁的 2×2 LED 阵列作为视觉刺激,静息态 (Rest) LED 关闭,任务态 (Task) LED 开启,各持续 30 s,循环重复 5 次。参考 10~20 导联系统布置传感器,同步采集 fNIRS 和 EEG 数据。15 Hz 视觉刺激下,脑电信号中出现了与 LED 闪烁频率一致的峰值,如图 8(b) 所示,且在 fNIRS 测量通道中任务区域的氧合血红蛋白 (oxy-hemoglobin, HbO) 浓度呈现上升趋势,如图 8(c) 所示,以上结果均为单周期结果。

两侧各 15 mm 处布置一组源-探阵列,在光源、探测器正

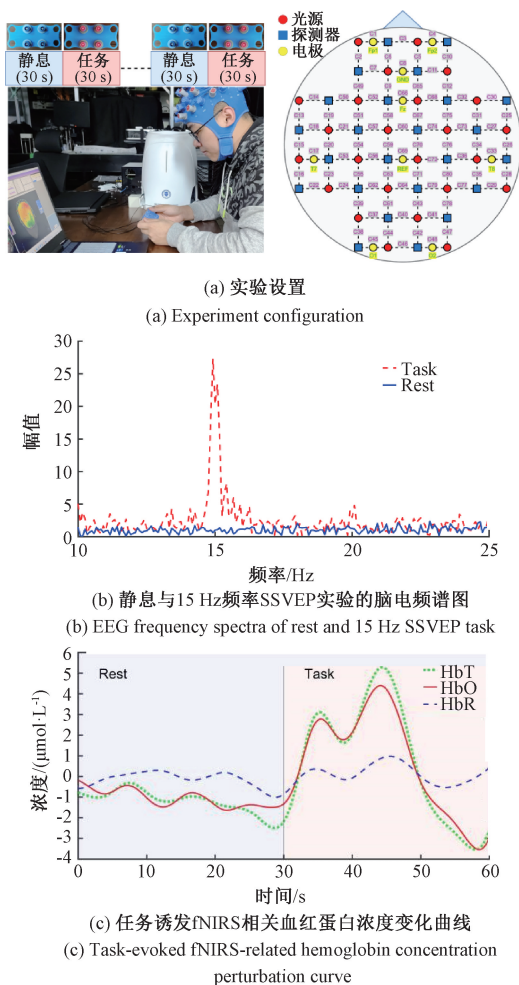


图8 稳态视觉诱发实验

Fig. 8 Steady-state visual evoked potential experiment

3 结 论

开展神经血动力与电生理一体化监测可以充分挖掘大脑功能的感知和认知关系,探究大脑功能生理变化过程的动态特点,为包括神经精神疾病诊断和脑机接口研究等应用提供丰富的特征信息。当前,fNIRS-EEG双模态研究处于快速发展的阶段,但现有双模态成像仪器,特别是融合的fNIRS测量部分存在灵敏度和时间分辨率的局限。为此,从fNIRS-EEG双模态成像系统的高信效度测量方法入手,发展了面向全并行采样的信息交叠更新策略和双模态数据同步采集传输的双线程策略。系统在保证合理信噪比的前提下,使得fNIRS和EEG具有相同的高速采样率,解决了两个模态数据融合存在的时间不一致问题。最后,通过一系列仿体、在体实验,验证了系统能够实现fNIRS-EEG双模态信息的快速可靠测量。需要注意的是,由于探测器、光源端子外壳及电极尺寸限

制,目前系统仅支持单一源探距下的fNIRS拓扑成像。此外,受颅骨厚度影响,不同脑区的fNIRS信号信噪比存在较大差异,后续可通过可编程增益放大,针对不同脑区设置不同的放大倍数,以保证不同脑区具有相近的信噪比。综上,发展的面向神经血动力与电生理监测的一体化fNIRS-EEG成像系统及测量方法将为面向神经电生理一体化监测提供了新的仪器支撑和方法借鉴。

参考文献

- [1] SONG M, ZHANG Y J, CUI Y, et al. Brain network studies in chronic disorders of consciousness: Advances and perspectives[J]. *Neurosci Bull*, 2018, 34(4): 592-604.
- [2] ERCAN R, XIA Y J, ZHAO Y Y, et al. A real-time machine learning module for motion artifact detection in fNIRS [C]. 2024 IEEE International Symposium on Circuits and Systems, 2024: 1-5.
- [3] SCHOLKMANN F, KLEISER S, METZ A J, et al. A review on continuous wave functional near-infrared spectroscopy and imaging instrumentation and methodology[J]. *NeuroImage*, 2014, 85(1): 6-27.
- [4] BORGHEAI S B, MCLINDEN J, ZISK A H, et al. Enhancing communication for people in late-stage ALS using an fNIRS based BCI system[J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2020, 28(5): 1198-1207.
- [5] ZHANG CH T, YANG H J, FAN CH CH, et al. Comparing multi-dimensional fNIRS features using Bayesian optimization-based neural networks for mild cognitive impairment (MCI) detection [J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2023, 31:1019-1029.
- [6] MIAO T CH, LIN Z Y, XIE F W, et al. Development of a wearable fNIRS sensor system to assess brain activities on cognitive tasks [C]. *IEEE 18th Conference on Industrial Electronics and Applications*, 2023: 107-110.
- [7] 李玉,熊馨,李昭阳,等. 基于功能性近红外光谱识别右脚三种想象动作研究[J]. *生物医学工程学杂志*, 2020, 37(2): 262-270.
- [8] LI Y, XIONG X, LI ZH Y, et al. Study on recognition of three imaginary movements of right foot based on functional near infrared spectroscopy [J]. *Journal of Biomedical Engineering*, 2020, 37(2): 262-270.
- [8] 吕轶,苏龙,蓝晓宇,等. 基于改进薛定谔滤波的fNIRS信号伪迹去除算法[J], *电子测量技术*, 2024, 47(23): 114-122.
- LYU Y, SU L, LAN X Y, et al. Artifact removal

- algorithm for fNIRS signals based on improved Schrödinger filtering[J]. *Electronic Measurement Technology*, 2024, 47(23): 114-122.
- [9] LI CH J, ZHANG M M, DING K Y, et al. Effect of English learning experience on young children's prefrontal cortex functioning for attentional control: An fNIRS study[C]. 2019 41st Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society, 2019: 4832-4835.
- [10] SAIKIA M J, BESIO W G, MANKODIYA K. WearLight: Towards a wearable, configurable functional NIR spectroscopy system for noninvasive neuroimaging[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Circuits and Systems*, 2019, 13(1): 91-102.
- [11] BOAS D, LÜHMANN A V, YÜCEL M, et al. Advances in wearable high density fNIRS and utility for BCI[C]. 2024 12th International Winter Conference on Brain-Computer Interface, 2024: 1-2.
- [12] PIPER S K, KRUEGER A, KOCH S P, et al. A wearable multi-channel fNIRS system for brain imaging in freely moving subjects [J]. *NeuroImage*, 2014, 85: 64-71.
- [13] HOLZ E M, BOTREL L, KAUFMANN T, et al. Long-term independent brain-computer interface home use improves quality of life of a patient in the locked-in state: A case study [J]. *Archives of Physical Medicine and Rehabilitation*, 2015, 96(3): S16-S26.
- [14] BOONYAKITANONT P, LEK-UTHAI A, CHOMTHO K, et al. A review of feature extraction and performance evaluation in epileptic seizure detection using EEG[J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2020, 57: 101702.
- [15] GAUR P, PACHORI R B, WANG H, et al. A multi-class EEG-based BCI classification using multivariate empirical mode decomposition based filtering and Riemannian geometry[J]. *Expert Systems with Applications*, 2018, 95: 201-211.
- [16] ZHONG P X, WANG D, MIAO CH Y. EEG-based emotion recognition using regularized graph neural networks[J]. *IEEE Transactions on Affective Computing*, 2022, 13(3), 1290-1301.
- [17] SALAMI A, ANDREU-PEREZ J, GILLMEISTER H. EEG-ITNet: An explainable inception temporal convolutional network for motor imagery classification[J]. *IEEE Access*, 2022, 10: 36672-36685.
- [18] HOU Y M, JIA SH Y, LUN X M, et al. GCNs-Net: A graph convolutional neural network approach for decoding time-resolved EEG motor imagery signals [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2024, 35(6): 7312-7323.
- [19] JIANG X, BIAN G B, TIAN Z AN. Removal of artifacts from EEG signals: A review [J]. *Sensors (Basel)*, 2019, 19(5): 987.
- [20] SADIQ M T, YU X J, YUAN ZH H, et al. A matrix determinant feature extraction approach for decoding motor and mental imagery EEG in subject-specific tasks[J]. *IEEE Transactions on Cognitive and Developmental Systems*, 2022, 14(2): 375-387.
- [21] YÜCEL M A, LÜHMANN A V, SCHOLKMANN F, et al. Best practices for fNIRS publication[J]. *Neurophotonics*, 2021, 8(1): 012101.
- [22] UCHITEL J, VIDAL-ROSAS E E, COOPER R J, et al. Wearable, integrated EEG-fNIRS technologies: A review[J]. *Sensors*, 2021, 21(18): 6106.
- [23] RAHMAN L, OYAMA K. Long-term monitoring of NIRS and EEG signals for assessment of daily changes in emotional valence [C]. 2018 IEEE International Conference on Cognitive Computing, 2018: 118-121.
- [24] 刘晋瑞, 宋婷, 舒智林, 等. 一种面向运动解码的 EEG-fNIRS 时频特征融合与协同分类方法[J]. *仪器仪表学报*, 2022, 43(7): 165-173.
- LIU J R, SONG T, SHU ZH L, et al. A time-frequency feature fusion and collaborative classification method for motion decoding with EEG-fNIRS signals [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2022, 43(7): 165-173.
- [25] VERMA P, HEILINGER A, REITNER P, et al. Performance investigation of brain-computer interfaces that combine EEG and fNIRS for motor imagery tasks[C]. 2019 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, 2019, 259-263.
- [26] SARGENT A, HEIMAN-PATTERSON T, FELDMAN S, et al. Mental fatigue assessment in prolonged BCI use through EEG and fNIRS [J]. *Neuroergonomics*, 2018: 315-316.
- [27] CHIARELLI A M, CROCE P, MERLA A, et al. Deep learning for hybrid EEG-fNIRS brain-computer interface: Application to motor imagery classification[J]. *Journal of Neural Engineering*, 2018, 15(3): 036028.
- [28] GHAFUOR U, YANG D L, HONG K S. Neuro-modulatory effects of HD-tACS/tDCS on the prefrontal cortex: A resting-state fNIRS-EEG study [J]. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 2022,

- 26(5): 2192-2203.
- [29] ALI M U, ZAFAR A, KALLU K D, et al. Correlation-filter-based channel and feature selection framework for hybrid EEG-fNIRS BCI applications[J]. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 2024, 28(6): 3361-3370.
- [30] DE LA CRUZ J, SHIMIZU D, GEORGE K. EEG and fNIRS analysis using machine learning to determine stress levels[C]. 2022 IEEE World AI IoT Congress, 2022: 318-322.
- [31] GAO Y Y, JIA B, HOUSTON M, et al. Hybrid EEG-fNIRS brain computer interface based on common spatial pattern by using EEG-informed general linear model[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023, 72: 1-10.
- [32] BABILONI F, ASTOLFI L. Social neuroscience and hyperscanning techniques: Past, present and future[J]. Neuroscience and Biobehavioral Reviews, 2014, 44: 76-93.
- [33] BARRETO C, BRUNERI G A, BROCKINGTON G, et al. A new statistical approach for fNIRS hyperscanning to predict brain activity of preschoolers' using teacher's[J]. Frontiers in Human Neuroscience, 2021, 15: 622146.
- [34] KWAK Y, SONG W J, KIM S E. FGANet: fNIRS-guided attention network for hybrid EEG-fNIRS brain-computer interfaces [J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2022, 30: 329-339.
- [35] STRANGMAN G E, ZHANG Q, LI ZH. Scalp and skull influence on near infrared photon propagation in the Colin27 brain template[J]. NeuroImage. 2014, 85(1): 136-149.
- [36] ZOU B, ZHENG Y B, SHEN M, et al. BEATS: An open-source, high-precision, multi-channel EEG acquisition tool system[J]. IEEE Transactions on Biomedical Circuits and Systems, 2022, 16(6): 1287-1298.
- [37] VIALATTE F B, MAURICE M, DAUWELS J, et al. Steady-state visually evoked potentials: Focus on essential paradigms and future perspectives[J]. Progress in Neurobiology, 2010, 90(4): 418-438.
- [38] RU X Y, HE K Y, LYU B J, et al. Multimodal neuroimaging with optically pumped magnetometers: A simultaneous MEG-EEG-fNIRS acquisition system [J]. NeuroImage, 2022, 259: 119420.
- [39] 韩向可, 郭士杰. 基于 SSVEP_SSA 融合的混合脑机接口研究[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(5): 213-220.
- HAN X K, GUO SH J. Research on hybrid BCI system combined SSVEP and SSA [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(5): 213-220.
- [40] 芦鹏, 戴凤智, 尹迪, 等. 基于改进扩展典型相关分析的 SSVEP 信号识别方法[J]. 电子测量技术, 2023, 46(1): 78-83.
- LU P, DAI F ZH, YIN D, et al. SSVEP signal identification method based on improved extended canonical correlation analysis[J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(1): 78-83.
- [41] 刘俊杰, 谢俊, 王虎, 等. 基于全局注意力的 Gam-EEGNet 在 SSVEP 分类中的应用[J], 电子测量技术, 2024, 47(22): 76-83.
- LIU J J, XIE J, WANG H, et al. The application of Gam-EEGNet with global attention mechanism in SSVEP classification [J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(22): 76-83.

作者简介



王语珂, 2022 年于北京工业大学获得学士学位, 现为天津大学硕士研究生, 主要研究方向为生物医学光学成像。

E-mail: wangyukebme@163.com

Wang Yuke received his B. Sc. degree from Beijing University of Technology in 2022. He is currently a M. Sc. candidate at Tianjin University. His main research interests is biomedical optical imaging.



刘东远 (通信作者), 2013 年于天津工业大学获得学士学位, 2017 年于天津工业大学获得硕士学位, 2021 年于天津大学获得博士学位, 现为天津大学助理研究员, 主要研究方向为生物医学光学成像。

E-mail: liudongyuan@tju.edu.cn

Liu Dongyuan (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Tiangong University in 2013, received his M. Sc. degree from Tiangong University in 2017, received his Ph. D. degree from Tianjin University in 2021. Now he is an assistant research at Tianjin University. His main research interest is biomedical optical imaging.