

高灵敏度多通道 fNIRS 系统的 BCI 应用： “肯定/否定”二分类意图识别

白璐¹, 张耀¹, 刘东远¹, 张鹏睿¹, 高峰^{1,2*}

¹天津大学精密仪器与光电子工程学院, 天津 300072;

²天津市生物医学检测技术与仪器重点实验室, 天津 300072

摘要 本文探讨了高灵敏度多通道 fNIRS 系统用于解码“肯定/否定”二分类意图的脑机接口应用。实验过程中采用全并行激励下的锁相光子计数模式进行测量,采集了 10 名被试思考针对其个人情况的相关问题时前额叶脑区的 fNIRS 信号,从中提取血红蛋白浓度变化数据的均值、方差、偏度、峰度、激活水平这五种特征,根据各特征对不同被试的分类效果和 Fisher-score 方法分别进行特征与通道选择,并最终构建支持向量机(SVM)模型。采用 10 次十折交叉方案进行验证,以更好地评估模型分类准确性。为了对比,本文也研究了以原始光强数据建立的 SVM 模型分类效果。实验结果表明:使用血红蛋白浓度变化数据构建的 SVM 模型的平均平衡准确率为 73.1%±1.7%,以原始光强数据构建的 SVM 模型的平均平衡准确率为 70.6%±3.7%,前者较后者提高了 3.5%,且二者的平均平衡准确率均达到了 70%以上。本研究不但展示了高灵敏度多通道 fNIRS 系统识别人脑直接意图的能力,也为 fNIRS-BCI 的应用提供了有益思路。

关键词 医用光学; 功能近红外光谱; 脑机接口; 二分类意图识别; 支持向量机

中图分类号 TN216

文献标志码 A

doi: 10.3788/CJL202249.0507001

1 引言

脑机接口(BCI)是指在大脑和计算机或其他电子设备之间建立的直接交流和控制的通道,BCI 技术采集信号的方式主要包括头皮脑电(EEG)、磁共振成像(MRI)、功能近红外光谱(fNIRS)等。其中 fNIRS 作为一种无创、低成本的新成像模式,具有比 EEG 更高的运动鲁棒性、空间定位精度和抗电磁干扰能力,以及比 MRI 更高的时间分辨率和更低的成本^[1]。因此,fNIRS-BCI 在脊髓损伤患者神经康复、运动障碍患者与外界沟通交流以及脑控智能家居等领域得到了广泛研究和应用^[2]。

在 fNIRS-BCI 的各种应用中,检测大脑微弱的兴奋信号要求探测系统具有较高的灵敏度,准确捕捉大脑激活模式的动态变化要求探测系统具有较高的时间分辨率。因此,本课题组在自行研制的一套

基于锁相光子计数技术的高灵敏度多通道 fNIRS 系统^[3-4]的基础上,采用全并行激励模式对人脑进行探测,以保证探测的高灵敏度以及较高的时间分辨率。此外,传统二分类 fNIRS-BCI 通过指定两种不同的任务代表肯定与否定两种状态,由被试执行其中的一种任务来间接地表达他的二分类意图,这种方法不够方便^[5]。为了使 fNIRS 更加直接地识别大脑意图,Hwang 等^[6]和 Gallegos-Ayala 等^[7]分别对闭锁综合征患者和正常人进行语音提问,然后基于血红蛋白浓度变化数据完成了对不同回答实验的分类,分类准确率可达 70%以上。本课题组针对高灵敏度多通道 fNIRS 系统基于不同数据(血红蛋白浓度变化与原始光强)识别人脑意图的能力进行了评估:通过显示屏提示向被试提问其自身习惯与爱好等问题,测量其给出不同回答时前额叶脑区的原始光强和血红蛋白浓度变化,然后用这两种数据分

收稿日期: 2021-07-21; 修回日期: 2021-08-08; 录用日期: 2021-08-27

基金项目: 国家自然科学基金(81871393, 62075156, 61575140)

通信作者: *gaofeng@tju.edu.cn

别构建支持向量机(SVM)模型,并以此识别大脑思考下的不同回答,再通过光学拓扑(OT)方法进行成像^[8],实现了大脑激活区域的定位。使用高灵敏度多通道系统的全并行激励模式探测人脑,并直接解码被试的“肯定/否定”二分类意图,可以更加高效直接地了解被试的内心意愿,这对于 fNIRS-BCI 的实际应用具有一定意义。

2 方 法

2.1 被试的基本情况

本次实验共有 10 名被试(5 名男性和 5 名女性),年龄均在 20~30 岁之间(平均年龄 23.6 ± 2.19 岁),被试身体健康,无精神疾病,在实验前均已被告知实验内容。

2.2 数据采集

实验中使用的的高灵敏度多通道 fNIRS 系统的

原理如图 1(a)所示,该系统由光源模块、探测模块、下位机控制模块、电源模块、无线通信模块和上位机操作模块组成。

为保证高灵敏度地进行全并行测量,本系统使用现场可编程门阵列(FPGA)设计了锁相光子计数器,利用锁相光子计数器可以获得高精度、高信噪比的探测信号^[4]。系统光源模块选择 785 nm 和 830 nm 波长激光二极管各 10 个,其与 4 个光电倍增管(PMT)产生共计 40 个采样通道。本次实验使用其中 4 对光源和探测器组成的如图 1(b)所示的源探距离为 3 cm 的 10 通道晶格布配完成探测。测量时,4 个位置 2 个波长的 8 个光源同时点亮且全并行激励,积分时间为 250 ms(采样率 4 Hz),满足动态测量需求。实验过程中,被试坐在舒适的座椅上,光源及探测器固定于头带上,并用魔术贴布配在被试大脑前额叶区域;被试在距其约 1 m 远处的显示屏的提示下完成实验。

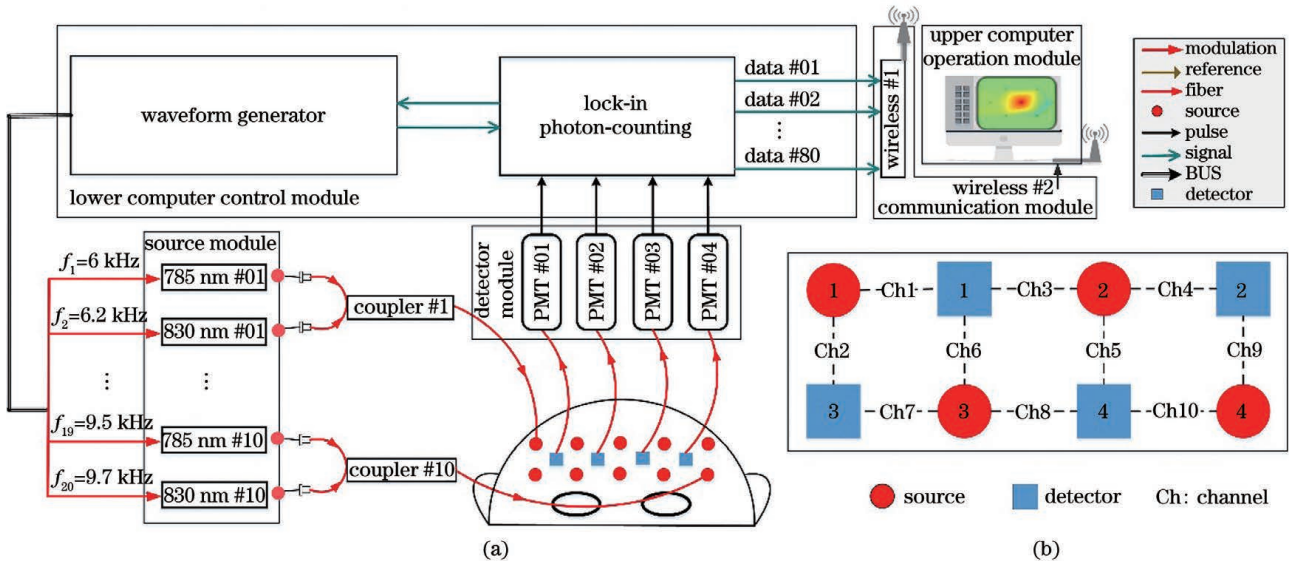


图 1 用于数据采集的高灵敏度多通道 fNIRS 系统。(a) fNIRS 系统原理图;(b)源探布配示意图

Fig. 1 High-sensitivity multi-channel fNIRS system used for data collection. (a) Schematic of fNIRS system; (b) arrangement of optical fiber probes and channels

2.3 实验范式

本范式的具体流程如图 2 所示。被试在每组实验正式开始前有 30 s 的实验前休息时间,此时被试需集中注意力观察出现在屏幕中央的字符。休

息结束后进入正式实验,正式实验分为 4 部分:首先是 5 s 提问状态,此时显示屏上会出现一条有关被试自身习惯与爱好等个人情况的问题,被试只需了解该问题而无需过多思考;紧接着进入 10 s 的思维

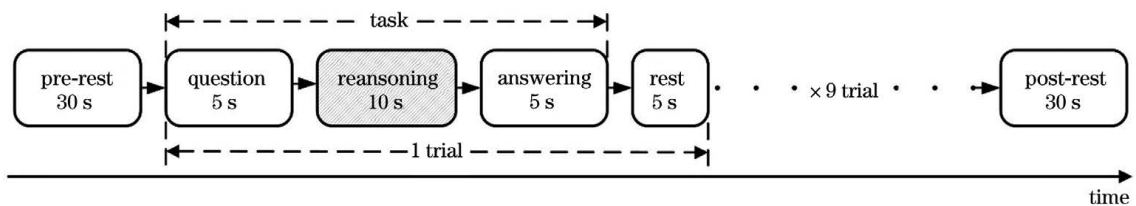


图 2 实验范式流程图

Fig. 2 Experimental paradigm

状态,被试就此问题进行思考并在内心回答;然后进入 5 s 回答状态,被试就刚才回答按键作答;最后进入 5 s 休息状态,此时被试放松休息。休息状态结束后进入下一问题的提问状态,如此循环,直至一组实验的 10 个问题提问完毕,实验结束。正式实验结束后进入 30 s 的实验后休息。每组实验提问 10 个问题,用时 310 s。100 个问题的实验数据分 3~4 次采集完毕。最终 10 位被试对各个问题的平均肯定回答与否定回答数目之比为 56.8:43.2。

2.4 数据处理与特征选择

采用修正的 Beer-Lambert 定律将测得的原始光强数据转换成血红蛋白浓度变化数据,也就是 ΔC_{HbO} 与 ΔC_{HbR} ,然后根据原始光强数据的频谱分

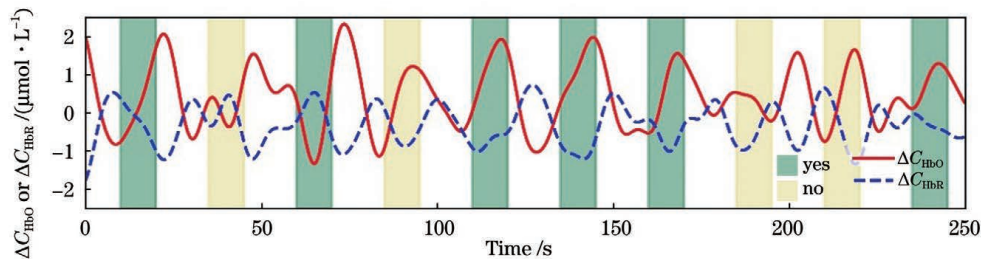


图 3 被试 1 第 2 次实验第 4 通道的血红蛋白浓度变化曲线图

Fig. 3 Changes of hemoglobin concentration in channel 4 for subject one in its No. 2 experiment

析将数据输入截止频率为 0.01 Hz 与 0.09 Hz 的四阶巴特沃斯零相位带通滤波器进行滤波处理,滤除滤除心跳(约 1~1.5 Hz)、呼吸(0.2~0.5 Hz)等生理干扰。为了进行对比,对两个波长下的原始光强数据也进行同样的带通滤波处理。由于原始光强数据波动较大,所以对其额外进行了 Savitzky-Golay 平滑去噪。图 3 展示了被试 1 第 2 次实验第 4 通道的血红蛋白浓度的变化曲线,图中的实线代表 ΔC_{HbO} ,虚线代表 ΔC_{HbR} ,阴影区域为各次提问的思维状态,深绿色与浅黄色分别代表肯定与否定回答。由图 3 可以看出,被试在进行思考时其前额叶脑区的 HbO 浓度呈上升趋势,而 HbR 浓度呈下降趋势。

由于大脑血液动力学响应滞后,因此,首先在处理后的原始光强及血红蛋白浓度变化数据中截取三个时间长度均为 15 s 的数据段,根据不同被试的实验情况选择其中最优化的一种,然后对两种数据进行均值、方差、偏度、峰度四种特征的提取,并对数据进行标准化^[7]。

除了上述四种传统特征外,本文还借助广义线性模型(GLM)使用最小二乘法对被试思维状态下大脑血液动力学响应的激活水平这一特征进行了提取^[8]。广义线性模型是一种应用广泛的线性回归模型,它将大脑的血液动力学变化表示为各独立变量和误差项的线性组合,即

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \mathbf{e}, \quad (1)$$

式中 $\mathbf{Y} \in \mathbf{R}^{T \times N}$ 是氧合血红蛋白浓度变化的时间序列,由时间维度 T 和通道维度 N 组成; $\boldsymbol{\beta} \in \mathbf{R}^{S \times N}$ 是激活水平与迈耶波振幅组成的参数矩阵; \mathbf{e} 为误差项; $\mathbf{X} \in \mathbf{R}^{T \times S}$ 是由模拟神经兴奋响应与迈耶波信号组成的设计矩阵,由于迈耶波信号频率(0.1 Hz)无法用前文所述滤波方法滤除,所以将其加入设计矩阵,以便于区分。模拟神经兴奋响应可由标准血液动力学响应函数 cHRF 与实验范式卷积得到, cHRF 是对单个脉冲神经兴奋产生血液动力学响应

的标准模型,本文使用双伽马函数作为 cHRF。最终由最小二乘法得到参数矩阵 $\boldsymbol{\beta}$ 的最小方差无偏估计为

$$\boldsymbol{\beta} = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{Y}. \quad (2)$$

由上述方法即可得到各通道各次实验下血液动力学响应激活水平组成的特征矩阵。

对于在原始光强和血红蛋白浓度变化数据中提取的不同种类的特征,本文会根据每位被试的最优分类性能分别选择其中特定的一种用于后续分类。此外,由于过多特征会导致分类器模型的分效果变差,所以对提取后的特征矩阵使用 fNIRS-BCI 常用的 Fisher-score 方法选择特征通道。Fisher-score 的计算公式为

$$F_s = \frac{(\mu_1 - \mu_2)^2}{\nu_1 + \nu_2}, \quad (3)$$

式中 μ_1 和 μ_2 分别代表某一通道在两类数据下的均值; ν_1 和 ν_2 分别代表该通道在两类数据下的方差。Fisher-score 越高,表示此通道下两类数据的可分性越大。本文参考有关文献^[6]遍历 Fisher-score 最高的 2~6 个通道,并选择最优通道数进行分类。最终 10 名被试的具体分类特征及通道数如表 1 所示。

表 1 分类特征及通道数

Table 1 Features and channel numbers for classification

Subject	Feature		Number	
	Based on original light intensity	Based on hemoglobin concentration changes	Based on original light intensity	Based on hemoglobin concentration changes
S1	Kurt	Skew	2	3
S2	Kurt	Skew	3	3
S3	Kurt	Kurt	2	3
S4	Kurt	Kurt	6	5
S5	Skew	Activation	3	3
S6	Kurt	Activation	3	3
S7	Skew	Skew	5	3
S8	Kurt	Activation	5	3
S9	Skew	Skew	3	3
S10	Kurt	Kurt	3	4
Mean			3.5	3.3

2.5 分类与图像重建

完成上述一系列处理后,用所得二维特征矩阵构建支持向量机(SVM)分类器。SVM是fNIRS-BCI常用分类器之一,SVM通过在数据中找出一个超平面作为决策边界来区分不同类别的数据。对于线性可分数据,此超平面可用分类函数表示为

$$f(x) = \mathbf{w}^T \mathbf{x} + b, \quad (4)$$

式中: \mathbf{x} 为样本点坐标; \mathbf{w} 和 b 为超平面参数。通过 $f(x)$ 输出的正负对数据进行分类。对于非线性数据,可以借助核函数将其投影到高维空间,使其线性可分。选择不同的核函数可以寻找不同分布数据下的超平面。本文对各被试实验数据遍历线性核、多项式核、双曲正切核、高斯径向基四种核函数,并根据其数据分布分别选择最优的一种。

此外,为了更好地可视化被试在不同回答下的大脑皮质激活情况,本文先用修正的Beer-Lambert定律将原始光强数据转换为血氧浓度变化数据,之后对氧合血红蛋白浓度的变化进行光学拓扑成像;利用反射测量得到的待测组织体表面以下浅层光学参数的二维变化,重建出组织体内部重要生理参数的变化分布图^[9]。

3 结 果

3.1 分类结果

由于较少的数据量会导致分类模型的泛化能力降低,所以本文对各个被试的实验数据进行10次十折交叉验证并取均值,以确保得到的分类准确性真实客观。此外,因为难以保证不同被试对100道问

题肯定与否定回答数目的均衡,所以本文使用特异度、灵敏度和平衡准确率这三个指标来综合评价模型分类的准确性。其中,特异度定义为所有否定回答实验分类正确的比例,灵敏度定义为所有肯定回答实验分类正确的比例,平衡准确率则是特异度和灵敏度的均值。表2展示了以10位被试原始光强和血红蛋白浓度变化数据构建的SVM模型分类的结果,可见:利用原始光强数据构建的SVM模型的平均分类特异度、灵敏度和平衡准确率分别为 $68.8\% \pm 9.7\%$ 、 $72.4\% \pm 6.8\%$ 和 $70.6\% \pm 3.7\%$,利用血红蛋白浓度变化数据构建的SVM模型的平均分类特异度、灵敏度和平衡准确率分别为 $71.9\% \pm 7.5\%$ 、 $74.3\% \pm 6.1\%$ 和 $73.1\% \pm 1.7\%$;利用血红蛋白浓度变化数据构建的SVM模型的平衡准确率比利用原始光强数据构建的SVM模型提高了3.5%,且其平均分类特异度、灵敏度、平衡准确率均达到了70%以上,高于BCI实际应用所要求的准确率的临界值(70%)。

对比表2所示的分类结果可以看出,使用原始光强和血红蛋白浓度变化数据构建的SVM模型均可以对人脑肯定与否定的二分类意图做出可靠判断。为了更好地从统计学角度对比二者的分类效果,本文对基于两种数据构建的SVM模型分类结果进行配对 t 检验,结果显示, p 值大于0.05,按 $\alpha=0.05$ 水平,认为差别无统计学意义,不认为基于两种数据构建的SVM模型分类效果有差别。然而,使用原始光强数据直接分类可以实现单波长下的BCI应用,且无需考虑其转换为血红蛋白浓度变

表 2 利用原始光强和血红蛋白浓度变化数据构建的 SVM 模型的分类结果

Table 2 Classification results of SVM models built with original light intensity and hemoglobin concentration changes data

Subject	Specificity / %		Sensitivity / %		Balanced accuracy / %	
	Based on original light intensity	Based on hemoglobin concentration changes	Based on original light intensity	Based on hemoglobin concentration changes	Based on original light intensity	Based on hemoglobin concentration changes
S1	67.4	77.2	79.8	66.9	73.6	72.0
S2	65.4	66.4	74.7	75.8	70.0	71.1
S3	71.8	66.5	70.4	74.6	71.2	70.6
S4	67.0	62.2	79.2	84.4	73.1	73.3
S5	52.8	69.6	75.6	80.4	64.0	75.0
S6	73.7	66.1	71.1	78.4	72.5	72.3
S7	63.1	79.5	80.7	70.3	71.8	74.9
S8	70.1	71.4	65.5	75.0	67.7	73.2
S9	65.3	73.4	65.9	73.4	65.7	73.4
S10	91.0	86.8	60.9	64.1	75.9	75.6
Mean	68.8±9.7	71.9±7.5	72.4±6.8	74.3±6.1	70.6±3.7	73.1±1.7

化过程中的误差,因而更加简便快速,为发展更加快捷的 fNIRS-BCI 提供了新思路。此外,本课题组在进行分类时发现激活水平这一特征的分类效果对于不同的被试差异较大(平均平衡准确率为 69.2%±5%),这可能是由各被试的标准血液动力学响应函

数不同导致的,后续研究可针对不同的被试对参数进行调整,以使其更加接近个人真实情况。

3.2 叠加平均曲线图

图 4 展示了被试 8 在第 8 次实验对 10 个问题的不同回答下, ΔC_{HbO} 和 ΔC_{HbR} 的叠加平均浓度曲

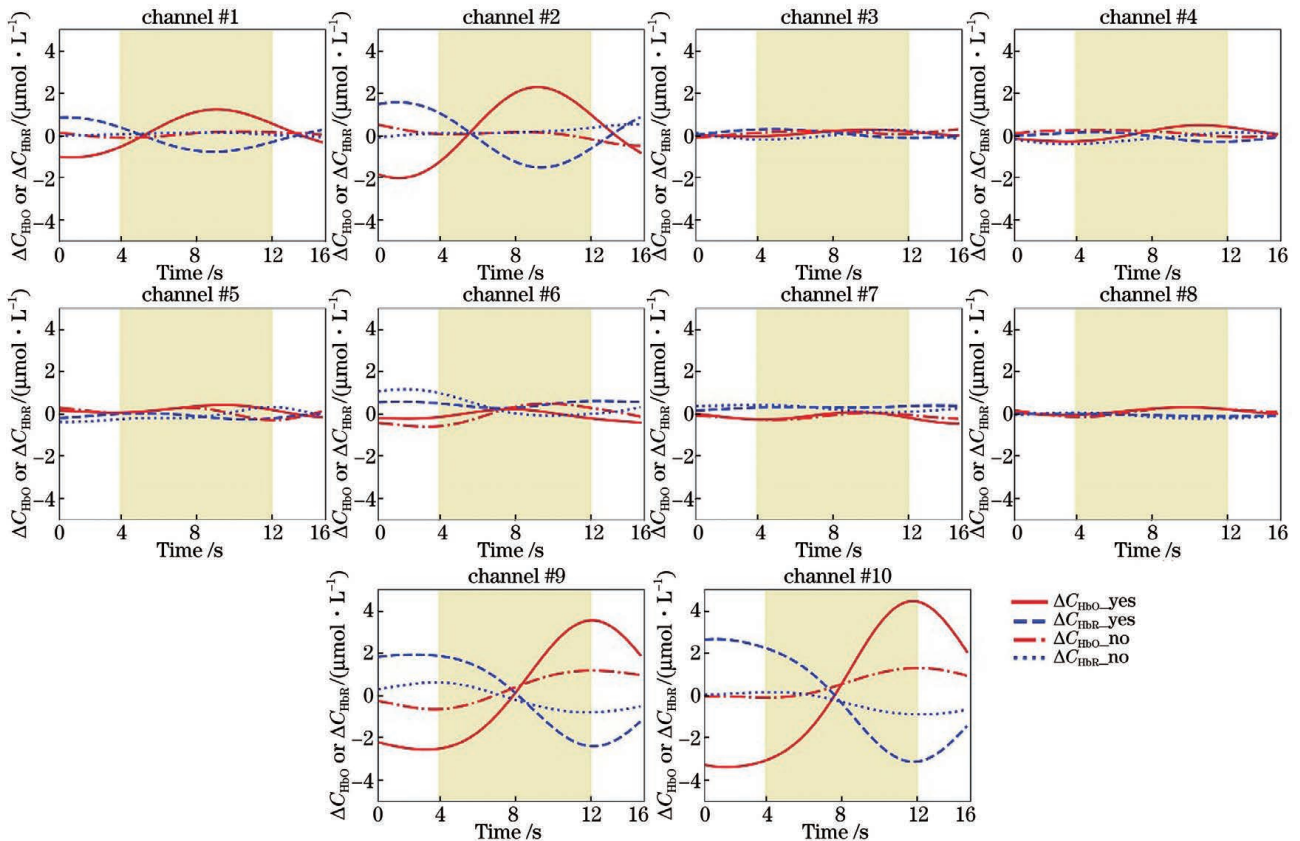


图 4 被试 8 第 8 次实验不同回答下 ΔC_{HbO} 和 ΔC_{HbR} 叠加平均曲线

Fig. 4 Block-averaged hemodynamic response of ΔC_{HbO} and ΔC_{HbR} under different answers for subject 8 in its No. 8 experiment

线, 实验中肯定与否定回答次数之比为 5:5。

图 4 中的阴影区域为思维状态。由图 4 可以看出, 虽然进入思维状态被试开始思考后 HbO 浓度均在上升且 HbR 浓度均在下降, 但其在不同回答下的变化趋势仍有所差异: 肯定回答下浓度变化的幅度更大, 而否定回答下浓度的变化较为平缓。

3.3 光学拓扑成像图

图 5 展示了被试 2 在第 2 次实验和被试 3 在第 3 次实验中进入思维状态第 5 s 对问题给予不同回

答时, 前额叶脑区氧合血红蛋白浓度变化的光学拓扑成像图。由图 5 可以看出, 被试在回答与自身情况有关的问题时, 前额叶激活最明显区域位于下半区, 且给予肯定回答时脑部血红蛋白浓度的变化程度较否定回答时大。血红蛋白浓度变化数据经 Fisher-score 方法筛选出的分数较高的通道为通道 6、7、9, 这三个通道同样位于此区域。因此推测, 本范式刺激下前额叶脑区的激活区域大致位于其下部分, 且在给予肯定回答下的兴奋程度更高。

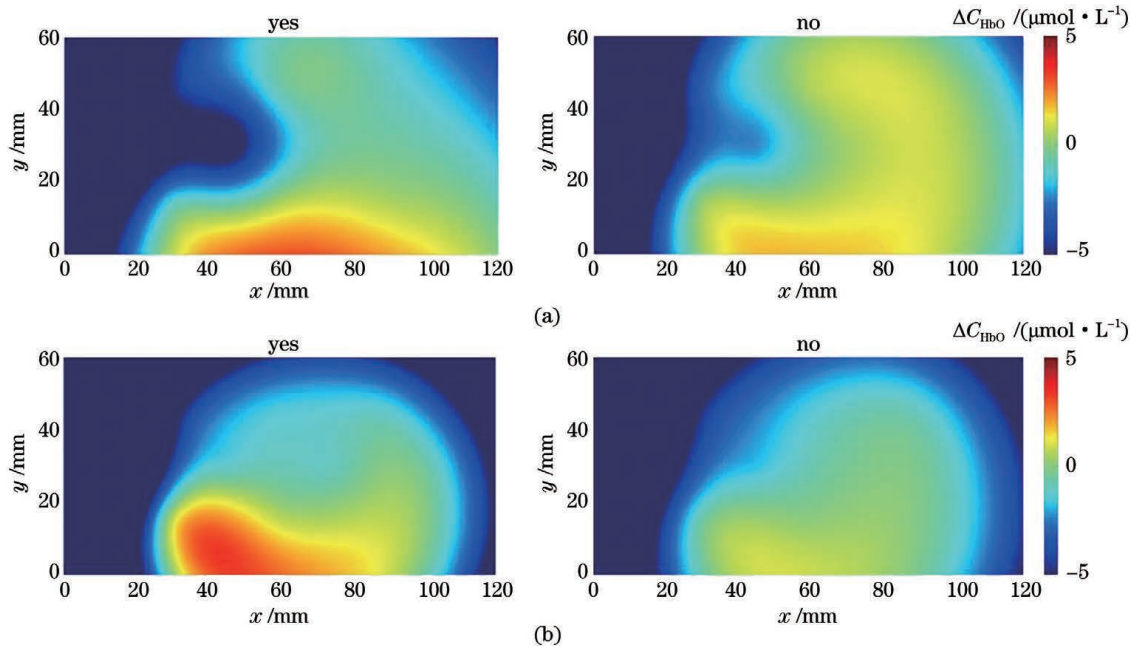


图 5 不同回答下氧合血红蛋白浓度变化的光学拓扑成像图。(a) 被试 2 第 2 次实验; (b) 被试 3 第 3 次实验

Fig. 5 Optical topographies of oxyhemoglobin concentration under different answers. (a) No. 2 experiment for subject 2; (b) No. 3 experiment for subject 3

4 结 论

使用基于锁相光子计数技术的高灵敏度多通道 fNIRS 系统以全并行激励模式探测人脑, 从测量到的原始光强和血红蛋白浓度变化两种数据中提取特征, 并采用 Fisher-score 方法选择通道, 借助 SVM 模型完成了对被试“肯定/否定”二分类意图的识别。以原始光强数据构建的 SVM 模型的平均平衡准确率为 $70.6\% \pm 3.7\%$, 而以血红蛋白浓度变化数据构建的 SVM 模型的平均平衡准确率为 $73.1\% \pm 1.7\%$ 。

本文证明了高灵敏度多通道 fNIRS 系统识别人脑“肯定/否定”二分类直接意图的能力, 为 fNIRS-BCI 在临床和日常生活中帮助闭锁综合征等患者更加直接地表达其意愿以及发展更加方便使用的脑控智能家居等提供了新思路。

参 考 文 献

- [1] Zhao J, Qiao J, Ding X T, et al. fNIRS signal motion correction algorithm based on mathematical morphology and median filter[J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(22): 2230002.
赵杰, 乔吉日本图, 丁雪桐, 等. 基于数学形态学和中值滤波的 fNIRS 信号运动校正算法研究[J]. 光学学报, 2020, 40(22): 2230002.
- [2] Naseer N, Hong K S. Corrigendum “fNIRS-based brain-computer interfaces: a review”[J]. Frontiers in Human Neuroscience, 2015, 9: 172.
- [3] Ding X M, Wang B Y, Liu D Y, et al. Multi-channel brain functional imaging system based on lock-in photon counting[J]. Chinese Journal of Lasers, 2019, 46(1): 0107001.
丁雪梅, 王兵元, 刘东远, 等. 基于锁相光子计数的多通道脑功能成像系统[J]. 中国激光, 2019, 46

(1): 0107001.

- [4] Liu Y, Liu D Y, Zhang Y, et al. A portable fNIRS-topography system for BCI applications: full parallel detection and pilot paradigm validation [J]. Chinese Journal of Lasers, 2021, 48(11): 1107001.
刘洋, 刘东远, 张耀, 等. 面向脑机接口应用的便携式 fNIRS 拓扑成像系统: 全并行检测与初步范式实验 [J]. 中国激光, 2021, 48(11): 1107001.
- [5] Power S D, Falk T H, Chau T. Classification of prefrontal activity due to mental arithmetic and music imagery using hidden Markov models and frequency domain near-infrared spectroscopy [J]. Journal of Neural Engineering, 2010, 7(2): 26002.
- [6] Hwang H J, Choi H, Kim J Y, et al. Toward more intuitive brain-computer interfacing: classification of binary covert intentions using functional near-infrared spectroscopy [J]. Journal of Biomedical Optics, 2016, 21(9): 091303.
- [7] Gallegos-Ayala G, Furdea A, Takano K, et al. Brain communication in a completely locked-in patient using bedside near-infrared spectroscopy [J]. Neurology, 2014, 82(21): 1930-1932.
- [8] Hassanpour M S, White B R, Eggebrecht A T, et al. Statistical analysis of high density diffuse optical tomography [J]. NeuroImage, 2014, 85: 104-116.
- [9] Gao F, Chen C, Zhao H J, et al. A dual-wavelength, lock-in optical topography system [J]. Nanotechnology and Precision Engineering, 2014, 12(1): 7-14.
高峰, 陈琛, 赵会娟, 等. 一种双波长数字锁相光学拓扑成像系统 [J]. 纳米技术与精密工程, 2014, 12(1): 7-14.

Brain-Computer Interface Application of a High-Sensitivity Multichannel fNIRS System: Binary Decision Decoding for Positive and Negative Intentions

Bai Lu¹, Zhang Yao¹, Liu Dongyuan¹, Zhang Pengrui¹, Gao Feng^{1,2*}

¹ College of Precision Instruments and Optoelectronics Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China;

² Tianjin Key Laboratory of Biomedical Detecting Techniques and Instruments, Tianjin 300072, China

Abstract

Objective The detection of weak excitation signals in the brain requires high sensitivity, and accurately capturing dynamic changes in the brain requires a high temporal resolution. Therefore, we adopted a full parallel excitation mode based on a high-sensitivity multichannel fNIRS system to detect weak excitation signals in the human brain. A traditional binary fNIRS-BCI study involves two tasks representing positive and negative states. A subject expresses their binary intention by performing a task, which is not considerably convenient. To realize a more direct recognition of subjects' intentions, we used the lock-in photon-counting technique by employing the full parallel excitation method to obtain fNIRS signals from the prefrontal cortex of ten subjects when they are thinking about their personal situations. Additionally, a support vector machine (SVM) was constructed based on the data of the original light intensity and changes in the hemoglobin concentration. The full parallel excitation mode of the high-sensitivity multichannel system was used to detect signals in the brain and directly decode the "positive/negative" binary intention of the subjects to achieve the inner intention of the subjects more efficiently and directly. It is useful for practical applications of fNIRS-BCI.

Methods The high-sensitivity multichannel fNIRS system comprises light source, detection, lower computer control, power, wireless communication, and upper computer operation modules (Fig. 1). The experimental paradigm is as follows. Before starting each experiment, we set a 30 s rest period. After the rest, the formal experiment is divided into four parts. The first part involves a questioning state of 5 s, where a question about a personal situation, such as habits and hobbies, appears on the screen. The subject should understand the question without overthinking it. The second part involves a thinking state of 10 s. The subject ponders this question and reaches a conclusion. The third part involves an answering state of 5 s; the subject presents his/her answers by pressing the corresponding key. The final part involves a resting state of 5 s, where the subject relaxes and rests. When the resting state is over, the questioning state of the next question begins and the cycle continues until ten

questions are asked in a series of experiments, after which the experiment ends. Thereafter, there is a 30 s rest period (Fig. 2). The average ratio of the positive answers to negative answers to each question among the ten participants is 56.8:43.2. After filtering at 0.01–0.04 Hz (Fig. 3), five features (mean, variance, skewness, kurtosis, and activation level) are extracted based on changes in the hemoglobin concentration. The features and channels are selected using the subjects' optimal classification performance and Fisher-score method (Table 1) to construct the SVM classifier. Therefore, to further evaluate the classification accuracy and verify the proposed method, we used the ten-fold cross-validation method. For comparison, the classification of raw light intensity data based on a similar processing technique was also investigated.

Results and Discussions The average classification specificity, sensitivity, and balance accuracy in the case of the ten subjects are $68.8\% \pm 9.7\%$, $72.4\% \pm 6.8\%$, and $70.6\% \pm 3.7\%$, respectively, based on the original light intensity data and $71.9\% \pm 7.5\%$, $74.3\% \pm 6.1\%$, and $73.1\% \pm 1.7\%$, respectively, based on the hemoglobin concentration change data (Table 2). The accuracy obtained using the hemoglobin concentration change data is 3.5% higher than that obtained using the original light intensity data. Additionally, both classification accuracies are higher than 70%, which is the critical value required for BCI practical applications. The block-averaged hemodynamic response of HbO and HbR and the optical topographies of the oxyhemoglobin concentration in the case of different answers are obtained to compare the state of the brain when presenting different answers (Figs. 4 and 5). The results show that the brain excitation condition of this paradigm is located in the subprefrontal part of the brain, which is greater in presenting a positive response than a negative response.

Conclusions In this study, we used a high-sensitivity multichannel fNIRS system based on the lock-in photon-counting technique to detect signals in the human brain by employing the full parallel excitation method. We used the original light intensity and hemoglobin concentration data to construct the SVM model to recognize subjects' "positive/negative" binary intention. The average classification accuracies of the original light intensity data and hemoglobin concentration change data were $70.6\% \pm 3.7\%$ and $73.1\% \pm 1.7\%$, respectively. Therefore, we demonstrated the ability of the high-sensitivity multichannel fNIRS system to directly detect the "positive/negative" binary intention of the human brain. The findings of this study provide a useful idea for applying fNIRS-BCI in clinical applications and daily lives, such as helping patients with locked-in syndrome express their intention more directly and developing a more convenient brain-controlled smart home.

Key words medical optics; functional near-infrared spectroscopy; brain-computer interface; binary intention decoding; support vector machine