

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2005398

# 基于功能性近红外光谱识别步行想象研究

李红权 程昭立 王发旺

(昆明理工大学 信息工程与自动化学院 昆明 650500)

**摘要:** 脑机接口是一种变革型的人机交互,基于脑电的脑机接口占到研究的大多数,而基于功能性近红外光谱(fNIRS)的脑机接口以其特有的优势开始受到研究者重视。本研究利用fNIRS测量了15名被试在步行想象和空闲状态期间的氧合血红蛋白(HbO)浓度,对HbO信号进行带通滤波和基线漂移矫正。然后提取HbO的均值、峰值和均方根及其组合作为分类特征,最后采用SVM、KNN和LDA进行分类,并测试了任务期间不同时间窗的分类性能。实验结果表明,采用SVM提取3种组合特征的分类准确率明显高于其他特征及分类器,达到了 $90.37 \pm 4.42\%$ ;2~8 s时间窗比其他时间窗的分类准确率更高。所提研究有望为步行功能障碍患者提供一种新的可选的主动康复训练方法。

**关键词:** 脑机接口;功能性近红外光谱;步行想象;分类准确率

中图分类号: TP391 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510.99

## Research on recognizing walking imagery based on functional near-infrared spectroscopy

Li Hongquan Cheng Zhaoli Wang Fawang

(Institute of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China)

**Abstract:** Brain-computer interface is a transformative human-computer interaction. Brain-computer interfaces based on EEG account for most of the research, and functional near-infrared spectroscopy based brain-computer interfaces are beginning to be valued by researchers because of their unique advantages. In the study, fNIRS was used to measure the oxygenated hemoglobin (HbO) concentration of 15 subjects during walking imagery and idle state, and to perform band-pass filtering and baseline drift correction of HbO signals. Then we extracted the mean, peak, root-mean-square and their combinations of HbO as classification features, and finally used SVM, KNN and LDA for classification, and tested the classification performance of different time windows during the task. The experimental results show that the classification accuracy of the three combined features extracted by SVM is significantly higher than other features and classifiers, reaching  $90.37 \pm 4.42\%$ ; the classification accuracy of the 2~8 s time window is higher than that of other time windows. This study is expected to provide a new alternative active rehabilitation training method for patients with walking dysfunction.

**Keywords:** brain-computer interface; functional near-infrared spectroscopy; walking imagery; classification accuracy

## 0 引言

脑机接口是不依赖于外周神经系统和肌肉组织而直接将大脑皮层产生的神经元电活动(意念)转化为计算机或其他辅助设备的控制命令来实现人脑控制,意在建立一个大脑与外部设备之间直接传输信息的通道,实现“意念控制”<sup>[1]</sup>。其诞生至今,经过几十年的发展,脑机接口已开始逐步从实验室研究阶段迈向现实。

功能性近红外光谱(fNIRS)是一种间接的脑活动测量

方法,与脑电测量神经元电活动不同的是,fNIRS测量的是大脑氧合血红蛋白浓度变化<sup>[2-3]</sup>。脑电因其时间分辨率高(毫秒级)、成本较低,得到了广泛的关注与研究,缺点是空间分辨率低且易受伪迹干扰;相比而言,fNIRS有着独特的优势,空间分辨率高于脑电,且其抗电磁干扰和伪迹的能力也高于脑电。所以,基于fNIRS的脑机接口研究越来越多。

Janani等<sup>[4]</sup>采用深度学习对四类运动想象进行解码,获得的分类精度达到72.35%,但随着训练网络的加深,训

收稿日期:2020-11-20

练时间可能较长;Abdalmalak 等<sup>[5]</sup>提取了 HbO 均值,采用 SVM 对两类心理任务进行分类,取得的分类精度为 76%,但目前 HbO 均值特征使用较多,需要探究其他特征的有效性,并且单一特征对于分类精度的贡献有限。

因此,为了克服以上问题,本文拟采用 fNIRS 解码步行想象(被试想象正常行走)和空闲状态(被试清醒放松,不做任何任务),同时提取均值、峰值、均方根及其组合特征,采用 SVM、KNN 和 LDA 对其进行分类,以探究基于 fNIRS 解码步行想象的最佳特征及分类方法。本实验是少有的基于 fNIRS 识别步行想象研究,有望为下肢功能障碍患者提供一种可选的康复训练方法。

## 1 方法与实验

本文的目的是采用 fNIRS 解码步行想象和空闲状态。HbO 信号经过预处理之后提取均值、峰值、均方根及其组合特征,采用 SVM、KNN 和 LDA 对提取的特征进行分类。以此来探究基于 fNIRS 解码步行想象的最佳特征及分类方法。

### 1.1 受试者

本实验共招募了 15 名被试,均为本校学生,年龄 20~26 岁,均为右利手,无精神病史。各被试签署实验知情同意书,本实验研究经昆明理工大学医学伦理委员会批准。

### 1.2 实验范式及实验参数

在本研究中,被试执行两种心理想象任务,即步行想象和空闲状态。实验开始时,语音提示“基线时间,请保持清醒放松”,此过程为 60 s,主要目的是为了使 HbO 信号保持基线状态;随后实验正式开始,并以语音方式随机提示被试执行步行想象和空闲状态两个任务之一,提示时间为 2 s;提示结束后,被试执行所提示的任务,任务持续时间为 10 s;然后休息 15 s。此过程为一个 trial,然后以相同的方式执行下一个 trial,在最后一个 trial 执行后,语音提示“静息态”,要求被试保持清醒放松,闭上眼睛,时间为 180 s。实验范式是由 MATLAB (MathWorks, 2019a, USA) Psychtoolbox-3 实现。每名被试包括两个 session,每个 session 包括 40 个 trial。

### 1.3 实验设备和实验环境

本实验使用的信号采集设备为便携式近红外光谱仪 NirSmart(16 通道(6 个光源,8 个探测器),中国丹阳慧创医疗设备有限公司),采样率为 20 Hz。根据 10~20 国际标准体系,将近红外头盔置于被试头部,探头覆盖大脑左右运动区,即 C3、C4、Cz 区,左右运动区各有 8 个通道。近红外光谱仪源探头和检测器探头排布如图 1 所示。

如图 1 所示,S 表示源探头,D 表示检测探头,S-D 连线表示通道,通道旁的数字表示通道编号。

为了减少自然光对实验结果的干扰,整个实验在一间光线较暗且拉上窗帘的房间中进行。在数据采集过程中,被试坐在距离电脑显示器约 90 cm 的椅子上,调整坐姿至

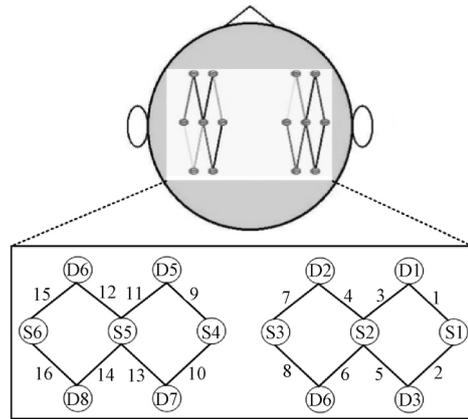


图 1 源探头和检测探头排布图

舒适状态,按照实验范式顺序和训练要求完成实验数据采集。

### 1.4 数据采集

#### 1) 近红外光谱信号预处理

首先,利用频率范围为 0.02~0.1 Hz 的一阶巴特沃斯带通滤波器以去除因呼吸(0.15~0.3 Hz)、心跳(1.2~1.6 Hz)和 Mayer 波(约 0.1 Hz)引起的生理噪声<sup>[6-7]</sup>。然后,利用基线漂移校正来降低采集设备和被试自身状态变化所引起的基线漂移<sup>[8-9]</sup>。

近红外光谱仪采集的信号为原始的光强度信号,需借助改进的比尔-朗伯定律将其转换为血氧浓度信号,即 HbO 和 HbR,如式(1)和(2)<sup>[10-12]</sup>所示。

$$\Delta Oxy - Hb = \frac{EC_{\lambda_1}^{HbR} \Delta OD_{\lambda_2} - EC_{\lambda_1}^{HbO} \Delta OD_{\lambda_1}}{d(EC_{\lambda_1}^{HbR} EC_{\lambda_2}^{HbO} - EC_{\lambda_1}^{HbO} EC_{\lambda_2}^{HbR})} \quad (1)$$

$$\Delta Deoxy - Hb = \frac{EC_{\lambda_2}^{HbO} \Delta OD_{\lambda_1} - EC_{\lambda_2}^{HbR} \Delta OD_{\lambda_2}}{d(EC_{\lambda_1}^{HbR} EC_{\lambda_2}^{HbO} - EC_{\lambda_1}^{HbO} EC_{\lambda_2}^{HbR})} \quad (2)$$

式中: $\Delta OD_{\lambda_1}$  和  $\Delta OD_{\lambda_2}$  分别表示光密度随波长为  $\lambda_1$  和  $\lambda_2$  的变化; $EC_{\lambda_1}^{HbO}$ 、 $EC_{\lambda_2}^{HbO}$ 、 $EC_{\lambda_1}^{HbR}$  和  $EC_{\lambda_2}^{HbR}$  分别表示波长为  $\lambda_1$  和  $\lambda_2$  下 HbO 和 HbR 的消光系数; $d$  是校正后的光子路径总长度。本研究的 fNIRS 设备为双波长采集系统(760 和 850 nm)。当波长为 760 nm 时,HbO 和 HbR 的消光系数分别为  $1.486.587 \text{ cm}^{-1}/(\text{mol} \cdot \text{L}^{-1})$  和  $3.843.707 \text{ cm}^{-1}/(\text{mol} \cdot \text{L}^{-1})$ ;当波长为 850 nm 时,HbO 和 HbR 的消光系数分别为  $2.526.391$  和  $1.798.643 \text{ cm}^{-1}/(\text{mol} \cdot \text{L}^{-1})$ 。校正后的光子路径总长度是 18 cm(6 为差分路径因子(DPF)和 3 为光通道距离)。

#### 2) 特征提取

经过数据预处理之后,本文拟提取 HbO 信号均值、峰值、均方根及其组合特征特征,以此来探究分类效果最好的特征。

#### 3) 分类识别

目前,基于 fNIRS 的脑机接口主要采用 SVM、KNN

和 LDA 等传统的机器学习以及深度学习进行分类,但是深度学习往往会随着网络的加深而使得训练时间加长。故而,本研究探究 SVM、KNN 和 LDA 传统机器学习方法在基于 fNIRS 解码步行想象的性能。

### (1)支持向量机(SVM)

SVM 的基本思想是使分离超平面与最接近的训练样本间的距离最大化,其在线性和非线性分类中都表现出较好的性能。杨成财等<sup>[13]</sup>利用 SVM 进行图像分类,总体分类精度为 95.6%,高于其他方法的 92.3%;朱芳鹏等<sup>[14]</sup>利用 SVM 对船舶工业新闻的文本进行分类,分类精度可达 92.8%。本研究的核函数为 RBF,  $\gamma=1, C=2$ 。

### (2)K 最近邻(KNN)

KNN 的核心思想是,如果特征空间中一个样本的  $K$  个最接近的样本中大部分属于某个类别,则确定该样本也属于这个类别,并具有该类别样本的特征。贾锋等<sup>[15]</sup>利用 KNN 进行人脸表情识别,识别精度和速度都有了很大的提升。本文的  $K=5$ 。

### (3)线性判别分析(LDA)

LDA 试图找到两类事物的特征的一个线性组合,以能够特征化或区分它们,其在两分类中有较多的应用。胡阳等<sup>[16]</sup>利用 LDA 进行口腔癌检测,获得的分类精度为 96.6%。

## 2 实验结果与分析

本研究分析了 15 名被试的实验数据,并对数据采用了 10 折交叉验证以验证数据集的有效性。表 1 所示为 15 名被试在步行想象和空闲状态时 HbO 信号的不同特征及其组合,以及 SVM、KNN、LDA 获得的平均分类精度。从表 1 可以看出,对于 SVM、KNN 和 LDA 3 个分类器,通过均值(M)值得到的准确率高于 peak (P)值和 RMS (R)。3 个分类器在均值下得到的准确率分别为:80.92±6.21%、75.96±4.61%和 77.32±4.93%;在组合特征中,M、P、R 组合下的 3 个分类器准确率均较好,分别为 90.37±4.42%、85.65±5.01%和 86.43±4.41%。

表 1 15 名被试在步行想象和空闲状态时,SVM、KNN 和 LDA 在不同特征及其组合下的平均分类准确率 %

特征	分类器		
	SVM	KNN	LDA
M	82.92±6.21	77.96±4.61	79.32±4.93
P	76.82±5.43	75.72±4.16	77.03±4.61
R	76.52±7.03	74.99±5.15	75.98±5.01
M&P	86.62±5.23	83.76±5.01	85.24±4.35
M&R	83.11±3.78	79.72±4.95	82.60±5.21
P&R	81.63±3.74	78.24±3.48	81.33±5.81
M&P&R	90.37±4.42	85.65±5.01	86.43±4.41

表 2 所示 SVM 在 3 种特征组合和多个时间窗下得到的平均分类精度。由表 2 可以看出,2~8 s 时间窗的平均分类精度为 93.65±2.63%,高于其他时间窗的平均分类精度。

表 2 SVM 在 3 种特征组合和多个时间窗下得到的平均分类精度

时间窗	0~10 s	2~8 s	3~9 s	4~10 s
最高精度	96.67	97.50	97.50	96.67
最低精度	85.00	87.50	86.67	83.33
平均精度	90.37	93.65	91.08	88.81
±Std	±4.42	±2.63	±3.05	±3.80

本文解码的信号为 HbO 信号,由近红外光谱光信号转换而来,表征脑组织的血氧代谢活动。SVM 分类前后每个样本的特征尺寸分别为 4 000×16 和 80×16。从表 1 的分类结果可以看出,均值是本研究中对两种状态较好的分类特征,均值、峰值和均方根的特征组合对两种状态的可分离性优于其他组合和单一特征。图 2 为 3 种分类器在几种特征下的平均分类精度。

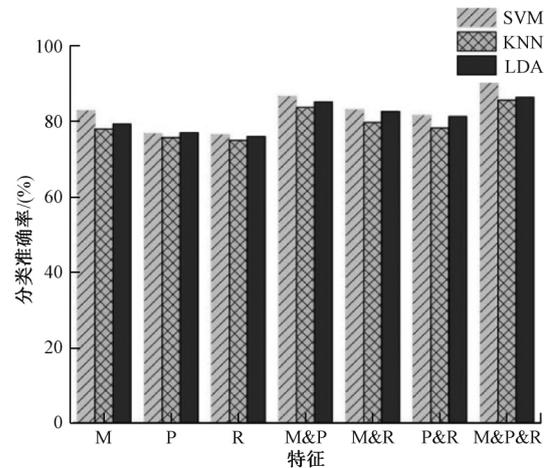


图 2 SVM、KNN、LDA 对 HbO 单一特征和组合特征的平均分类准确率

Naseer 等<sup>[17]</sup>的研究指出,采集到的 fNIRS 信号在任务的前 2 s 数据质量往往不理想,这将在一定程度上影响分类效果。这是因为血流动力学响应比神经元电活动慢了大约 2 s。因此,本研究也探究了 SVM 在 4 个时间窗下提取 3 个特征组合时的分类性能。时间窗口选择任务期间 0~10、2~8、3~9、4~10 s。我们发现 2~8 s 的时间窗取得了较好的分类效果,这也与上述研究结果一致。

表 3 所示为本文与其他相关研究的对比。可以看出,在分类数相同的情况下,本研究与其他研究相比分类准确率有所提升。

表 3 本研究与其他相关研究的对比

文献	分类数	分类特征	分类器	准确率/%
[18]	2	HbO 相关系数	SVM	89.33
[6]	2	均值	SVM	86.70
[19]	2	均值	LDA	89.80
本文	2	均值、峰值、均方根及其组合	SVM	90.37

### 3 结 论

本文采用 fNIRS 技术解码步行想象和空闲状态,实验提取了 15 名被试的 HbO 数据,经带通滤波和基线漂移矫正去除伪迹以后,提取了 HbO 均值、峰值、均方根及其组合特征,分类采用 SVM、KNN 和 LDA。实验结果表明,采用 SVM 分类均值、峰值和均方根组合特征的分类精度达到最高,为 90.37%。据我们所知,本实验是少有的基于 fNIRS 采用组合特征解码步行想象研究,可望为下肢运动功能障碍患者提供一种可选的康复训练方法。

另外,前面已经提到,血流动力学响应比神经元电活动慢了大约 2 s,这也就造成了基于 fNIRS 解码步行想象存在一定的延迟。未来的研究是设法从算法方面解决这个问题以及构建下肢运动功能障碍康复训练系统。

#### 参考文献

- [1] 伏云发,杨秋红,徐保磊,等.脑机接口原理与实践[M].北京:国防工业出版社,2017:1-561.
- [2] KHAN R A, NASEER N, SALEEM S, et al. Cortical tasks-based optimal filter selection: An fNIRS study[J]. Journal of Healthcare Engineering, 2020, 2020:1-15.
- [3] KHAN M N, BHUTTA M R, HONG K S. Task-specific stimulation duration for fNIRS brain-computer interface [J]. IEEE Access, 2020, 8: 89093-89105.
- [4] JANANI A, SASIKALA M, HARLEEN C, et al. Investigation of deep convolutional neural network for classification of motor imagery fNIRS signals for BCI applications [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2020, 62, DOI:10.1016/j.bspc.2020.102133.
- [5] ABDALMALAK A, MILEJ D, YIP, et al. Assessing time-resolved fNIRS for brain-computer interface applications of mental communication[J]. Frontiers in Neuroscience, 2020, 14, DOI:10.3389/fnins.2020.00105.
- [6] KHAN R A, NASEER N, QURESHI N K, et al. fNIRS-based neurobotic interface for gait rehabilitation [J]. Journal of Neuroengineering & Rehabilitation, 2018, 15(1):7.
- [7] NASSER N, HONG K S. FNIRS-based brain-computer interfaces: A review [J]. Frontiers in Human Neuroence, 2015, 9:3.
- [8] JAEYOUNG S, MULLER K R, SCHMITZ C H, et al. Evaluation of a compact hybrid brain-computer interface system[J]. Biomed Research International, 2017, DOI:10.1155/2017/6820482.
- [9] KHALAF A, SEJDIC E, AKCAKAYA M. Common spatial pattern and wavelet decomposition for motor imagery EEG-fTCD brain-computer interface [J]. Journal of Neuroscience Methods, 2019, 320:98-106.
- [10] ASGHER U, AHMAD R, NASEER N, et al. Assessment and classification of mental workload in the prefrontal cortex (PFC) using fixed-value modified beer-lambert law [J]. IEEE Access, 2019, 7: 143250-143262.
- [11] FU Y F, XIONG X, JIANG C H, et al. Imagined hand clenching force and speed modulate brain activity and are classified by NIRS combined with EEG [J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2017, 25(9):1641-1652.
- [12] SHIN J, RANDOM. Subspace ensemble learning for functional near-infrared spectroscopy brain-computer interfaces[J]. Frontiers in Human Neuroence, 2020, 14:236.
- [13] 杨成财,余慧庄,龙郝明.基于 SVM 和能量最小化的 PolSAR 图像分类方法[J].电子测量技术,2020, 43(3):146-152.
- [14] 朱芳鹏,王晓峰.面向船舶工业新闻的文本分类[J].电子测量与仪器学报,2020,34(1):149-155.
- [15] 贾锋,王高,师钰璋,等.基于改进的 LBP 及 KNN 算法的表情识别[J].国外电子测量技术,2020,39(8):40-44.
- [16] 胡阳,董明利,于明鑫,等.基于高波数拉曼光谱的口腔癌检测方法研究[J].仪器仪表学报,2019,40(12):110-117.
- [17] NASEER N, HONG K S. Classification of functional near-infrared spectroscopy signals corresponding to the right- and left-wrist motor imagery for development of a brain-computer interface [J]. Neuroscience Letters, 2013, 553:84-89.
- [18] LI Y, XIONG X, LI Z, et al. Recognition of three different imagined movement of the right foot based on functional near-infrared spectroscopy [J]. Journal of Biomedical Engineering, 2020, 37(2): 262-270.
- [19] REA M, RANA M, LUGATO N, et al. Lower limb movement preparation in chronic stroke: A pilot study toward an fNIRS-BCI for gait rehabilitation [J]. Neurorehabilitation and Neural Repair, 2014, 28(6): 564-575.

#### 作者简介

李红权,硕士研究生,主要研究方向为基于功能性近红外的脑机接口及其算法等。

E-mail:951650038@qq.com