

基于相关指数分析增强的功能近红外光谱脑机接口

李喆¹, 张岫¹, 郑燕春¹, 汪待发¹, 马建爱¹, 王玲¹, 李德玉^{1,2}

1. 北京航空航天大学生物与医学工程学院, 北京 100191
2. 虚拟现实技术与系统国家重点实验室(北京航空航天大学), 北京 100191

摘要 由于对运动伪迹不敏感、适合特殊人群和可穿戴式检测等优势, 功能近红外光谱技术(fNIRS)在脑机接口(BCI)、心理认知等领域发挥着日益重要的作用。肢体运动想象是BCI在残疾人康复训练等领域应用的重要范式, 伴随穿戴式fNIRS的发展, 有望帮助残疾人在家庭或社区开展长期脑康复训练。本文针对目前基于fNIRS的运动想象任务分类准确率普遍不高这一现状, 应用基于Pearson积差相关系数的相关指数 R^2 , 对被试进行个性化参数优化, 期望改善运动想象的分类结果。实验采集了17名被试的左、右手运动想象任务期间大脑皮层主运动区的血红蛋白浓度变化数据, 并采用支持向量机(SVM)分类。结果表明, 经过 R^2 参数优化之后, 分类准确率相对无优化情况显著提升, 分类准确率在60%以上的被试比例由原本的58.8%提高到了94%, 分类准确率在65%以上的被试比例由原本的41.2%提升到了64.7%。

关键词 功能近红外脑功能成像; 运动想象; 支持向量机; 相关指数分析

功能近红外光谱技术(functional near-infrared spectroscopy, fNIRS)是新一代的脑功能成像技术。该方法基于神经血管耦合机制(即神经元的代谢活性和血管中氧合血红蛋白含量的关系), 得益于生物组织对近红外波段光较低的吸收率, 利用血红蛋白组分对近红外光的吸收差异, 可以有效获取大脑皮层中氧合血红蛋白和脱氧血红蛋白的变化信息, 描述大脑的活动状态^[1-3]。

与功能核磁共振、脑电、脑磁等脑成像方法相比, fNIRS具有对运动伪迹不敏感、适用于特殊人群和可穿戴检测等优点, 在大脑功能研究领域拥有巨大的应用空间。目前fNIRS已应用于大脑认知或心理学方面研究, 尤其是对移动性、便携性需求较高的自然情景下开展的研究^[4-5]。运动想象是可穿戴fNIRS应用的重要范式之一^[6]。然而, 目前该方面分类准确率普遍不够理想, 是亟待解决的问题^[7-8]。部分研究采用基于经验或不断尝试的方法获得较好的分类准确率^[9], 但是这些方法主观性强、重复性差, 导致运动想象分类准确率低的重要原因之一是人与人之间脑功能的个体化差异。这种差异性的存在, 导致目前基于群体统一参数的分类方法产生较

大的分类误差。因此, 本文尝试采用一种客观的个性化参数选择方法, 对脑功能个体化差异进行描述, 提高运动想象分类的准确率。

相关指数 R^2 是一种基于Pearson积差相关系数的分析数据差异性的参数。针对该参数的分析已成功应用在脑电中, 例如确认任务响应最强的通道和时间窗^[10-11]。本文将采用 R^2 对fNIRS运动想象数据进行个性化参数优化, 并探究其在改善fNIRS运动想象分类准确率方面的效果。

1 对象与方法

1.1 研究对象

实验随机选取20名健康男性被试, 右利手, 年龄20~25岁, 无心脑血管病史, 无神经、精神系统疾病和其他运动功能障碍疾病。正式实验之前, 被试需要熟悉实验内容, 明确实验流程。其中, 由于头部剧烈运动引发的运动伪迹或者浓密头发遮挡影响探头排布等原因, 3名被试的数据信噪比较低, 不参与分类, 对其余17名被试的数据进行后期分析。

收稿日期: 2016-09-30; 修回日期: 2016-12-07

基金项目: 国家自然科学基金项目(61101008, 61108084, 61675013)

作者简介: 李喆, 硕士研究生, 研究方向为近红外脑功能成像和脑机接口, 电子信箱: 1105691738@qq.com; 王玲(通信作者), 讲师, 研究方向为生物医学建模和信息处理, 电子信箱: lingwang@buaa.edu.cn; 李德玉(共同通信作者), 教授, 研究方向为生物医学建模、图像和信息处理, 电子信箱: deyuli@buaa.edu.cn

引用格式: 李喆, 张岫, 郑燕春, 等. 基于相关指数分析增强的功能近红外光谱脑机接口[J]. 科技导报, 2017, 35(2): 60-64; doi: 10.3981/j.issn.1000-7857.2017.02.008

1.2 实验系统

实验系统采用丹阳慧创医疗设备有限公司的功能近红外光谱成像系统 NirScan。该系统拥有 24 个发射通道和 42 个基于雪崩二极管的探测通道,其中每个发射通道包含三波长激光(785、808、850 nm)。发射和探测通道均通过光纤束探头和探头帽布置到头部。实验中,系统采样率设为 50 Hz。

1.3 范式设计

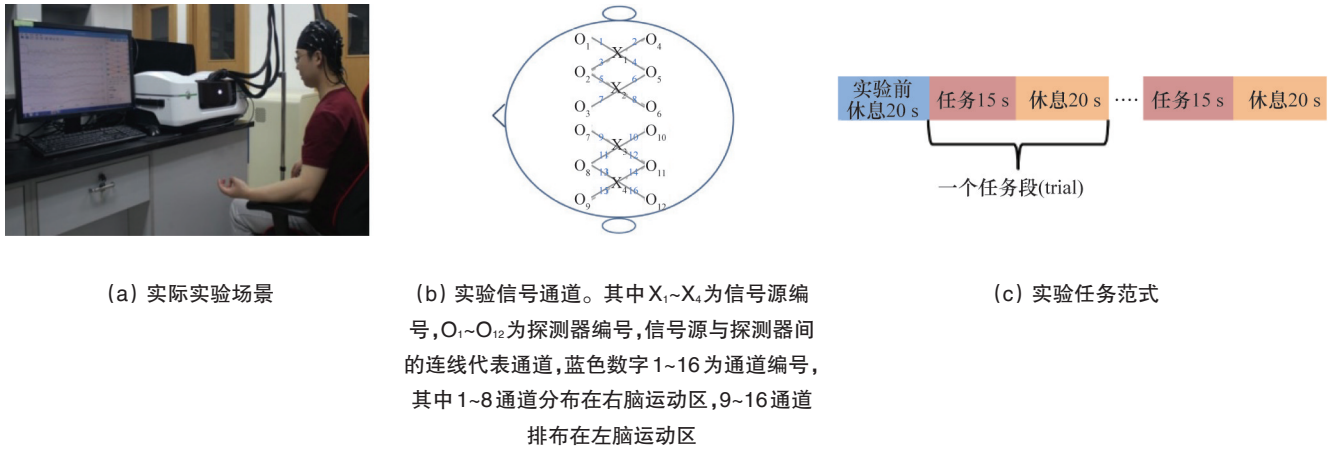
采用脑机接口的经典运动想象范式——左、右手扣手指想象,即被试想象拇指以 2 Hz 的频率依次扣动其余 4 指。除两种想象运动任务外,设置两种实际运动任务,即左手扣手指

运动执行和右手扣手指运动执行,作为想象运动的对照组。

实验开始前,有 20 s 的休息时间,期间被试保持平静状态。随后屏幕上提示任务执行,执行时间为 15 s,在此期间被试想象(或实际执行)依次用左手(或右手)拇指扣其余 4 指,频率 2 Hz。随后,被试继续休息 20 s,休息期间被试被要求思维放空,保持平静状态。一次任务期加一次休息期即为一个实验段(trial),时长 35 s。重复 20 个实验段,即完成一种任务(图 1(c))。

1.4 数据分析

图 2(a)为数据的整体处理流程。



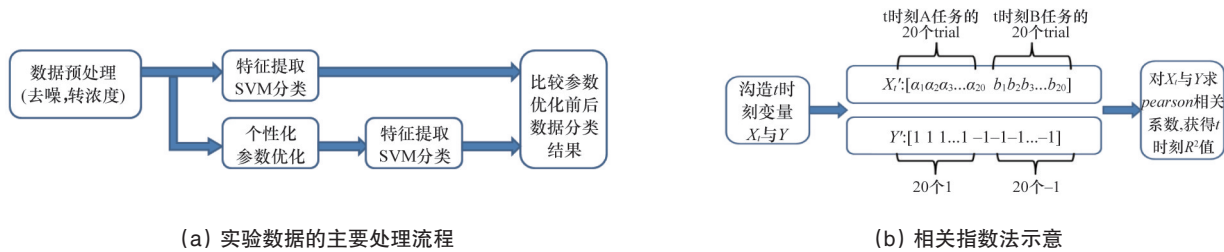
(a) 实际实验场景

(b) 实验信号通道。其中 $X_1 \sim X_4$ 为信号源编号, $O_1 \sim O_{12}$ 为探测器编号,信号源与探测器间的连线代表通道,蓝色数字 1~16 为通道编号,其中 1~8 通道分布在右脑运动区,9~16 通道分布在左脑运动区

(c) 实验任务范式

图 1 实验场景及实验设计

Fig. 1 Experimental condition and protocol



(a) 实验数据的主要处理流程

(b) 相关指数法示意

图 2 数据处理流程及相关指数 R^2 示意

Fig. 2 Flowchart of data processing work-flow and calculating procedures for R^2

1.4.1 信号预处理

近红外系统采集到的是入射光经过脑组织吸收、散射之后的光强,这一信号中包含不同来源的噪声。因此,先将数据经过 0.01~0.2 Hz 的带通滤波,去除由脉搏、呼吸等生理波动引发的噪声以及环境、温度等变化造成的信号基线漂移。利用 Beer-Lambert 定律,可将数据转化为血红蛋白浓度的相对变化量,具体如下:

$$OD^{\lambda_i} = \ln \frac{I_0}{I_i} = (\epsilon_{HBO}^{\lambda_i} C_{HBO} + \epsilon_{HBR}^{\lambda_i} C_{HBR}) L_{\lambda_i} \quad i = 1, 2, 3 \quad (1)$$

$$L_{\lambda_i} = r \times DPF^{\lambda_i} \quad i = 1, 2, 3 \quad (2)$$

$$\Delta OD^{\lambda_i} = (\epsilon_{HBO}^{\lambda_i} \Delta C_{HBO} + \epsilon_{HBR}^{\lambda_i} \Delta C_{HBR}) \times r \times DPF^{\lambda_i} \quad i = 1, 2, 3 \quad (3)$$

式中, OD 代表光密度; I_0 为波长为 λ_i 的入射光强度; I_i 为对应的散射光强度; $\epsilon_{HBO}^{\lambda_i}$ 代表 HBO(含氧血红蛋白)对波长为 λ_i 的光吸收系数; L_{λ_i} 代表光程; r 为光源与探测器的距离; DPF 是光程差因子,与波长相关; ΔC_{HBO} 与 ΔC_{HBR} 分别代表含氧血红蛋白和脱氧血红蛋白的浓度变化值。由式(1)、(2)可得式(3),由此可得到 3 波长的方程组,即可求解出 ΔC_{HBO} 与 ΔC_{HBR} 。

1.4.2 分类

本文采用支持向量机算法对左右手想象运动任务进行分类。支持向量机(support vector machine, SVM)是一种基于

线性边界的分类算法,通过训练,找到不同类别之间的边界。当数据不可以线性划分时,SVM将低维空间中的点映射到高维空间中,使其变为线性可分,再使用线性划分的原理判别分类边界。SVM适用于小样本的学习,具有很好的鲁棒性。

对于本实验,由于需要比较的是不同任务引发的脑功能响应差异,因此分类选取的时间窗为任务的执行阶段,即0~15 s的数据。另外,考虑到血液动力延迟响应时间约在2 s左右,因此最终选取的时间段为2~17 s。每名被试的左手扣手指想象和右手扣手指想象为两类任务,其中每类包含20个样本(20个trial),并输入SVM进行分类。

1.4.3 基于相关指数 R^2 的个性化参数优化

相关系数由Pearson在19世纪80年代提出,被用来描述2个随机变量之间线性相关的程度。当 $R>0$ 时,代表2个变量正相关; $R<0$ 时,二者负相关; R 越趋向于0,二者之间的线性关系就越弱。公式如下:

$$R_{x,y} = \frac{\text{cov}(X,Y)}{s_x s_y} = \frac{E(XY) - E(X)E(Y)}{\sqrt{E(X^2) - E^2(X)} \sqrt{E(Y^2) - E^2(Y)}} \quad (5)$$

式中, $\text{cov}(X,Y)$ 代表 X 与 Y 的协方差; $E(X)$ 与 $E(Y)$ 分别代表 X 、 Y 的均值; s_x 与 s_y 分别代表 X 、 Y 的方差。

在脑电-脑机接口(EEG-BCI)信号处理中,相关系数常用来分析不同通道之间的时间、空间相关性。 R 值也可以反映特征参数与任务之间的相关性,从而辅助进行任务分类。相关指数 R^2 分析法是在Pearson相关系数的基础上发展起来的,在EEG-BCI信号处理中,通过计算不同任务的特征值在空间(不同信号通道)和时间(任务执行期的不同时间窗)的 R^2 值来确认任务调制响应最强的通道和时间窗。

在fNIRS数据分析中,如图2(b)所示,针对每名被试,将每一时刻的左手想象运动20个样本和右手想象运动的20个样本,组成一个40行的样本 X (X 的列为不同的通道),再构造一个 40×1 的矩阵 Y ,其中 Y 前20行为1,后20行为-1。对 X 、 Y

两个变量求Pearson系数 R ,因为分类只需要二者越接近线性关系越理想,但是不要求是正相关还是负相关,因此选取 R^2 作为判别标准。当某时刻某通道的 R^2 值越接近1时,代表构造的 X 和 Y 具有很强的相关性。由于 Y 是由20行1和20行-1构成的,如果 X 和 Y 具有强相关性,即当 Y 中的元素从1变为-1时, X 中的两种任务样本也相应地线性变化,证明了两项任务在此时刻此通道具有明显的差异性,而且两种任务各自在自身的20次重复过程中保持了较高的一致性,进一步印证了数据的有效性和实验的可重复性。

利用这种办法,可以针对所有被试的数据进行个性化参数优化。

2 结果

2.1 氧合血红蛋白的浓度均值曲线和第17 s(任务阶段结束时刻)二维浓度分布图

图3为17名被试左、右手实际运动任务下的氧合血红蛋白浓度均值曲线图,其中0~15 s为任务阶段,15~35 s为休息阶段。可以看出,在任务阶段,大脑皮层运动区的氧合血红蛋白浓度呈现出较为统一的逐渐上升趋势,而在休息阶段,浓度则统一地逐渐下降并恢复到平静状态水平。

图4为4种任务下第17 s(考虑到血液动力延迟响应约2 s, HBO浓度此时上升至最大)时刻的HBO浓度分布图,图中显示,运动想象和运动执行均会引发运动区的含氧血红蛋白浓度上升,即2种任务都会激发大脑主运动区的激活状态;从激活强度上看,左、右手运动想象引发的浓度变化在 $0.2 \mu\text{mol} \cdot \text{L}^{-1}$ 以内,而左、右手运动执行引发的浓度变化在 $0.5 \mu\text{mol} \cdot \text{L}^{-1}$ 以内,即运动执行造成的激活强度高于运动想象;另外,左手运动想象和运动执行均会在右半球运动区激发更强响应,同样右手运动想象和执行在左半球运动区强度更大,即存在交叉控制的偏侧化现象。这些结果与已有报道一致^[2],验证了本研究结果的有效性。

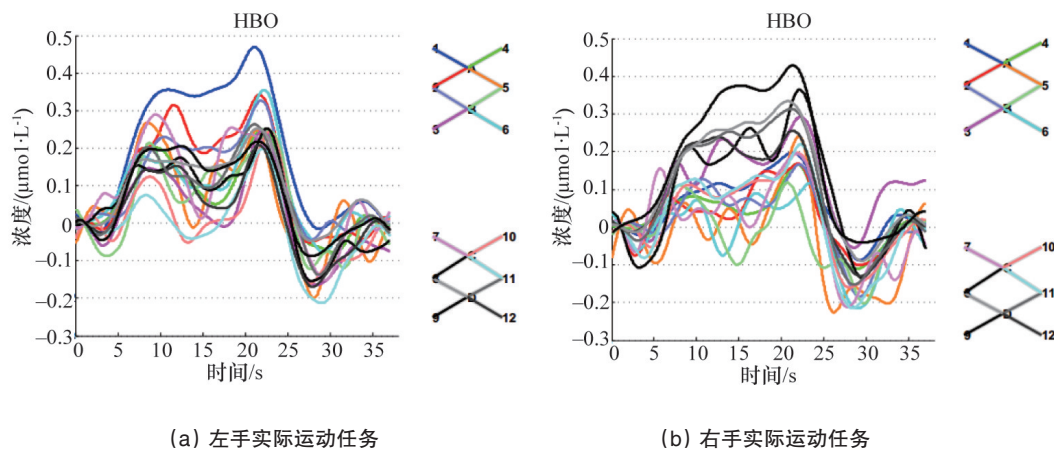


图3 17名被试实际运动HBO浓度均值曲线

Fig. 3 Mean HBO concentration curves of motor execution tasks for 17 subjects

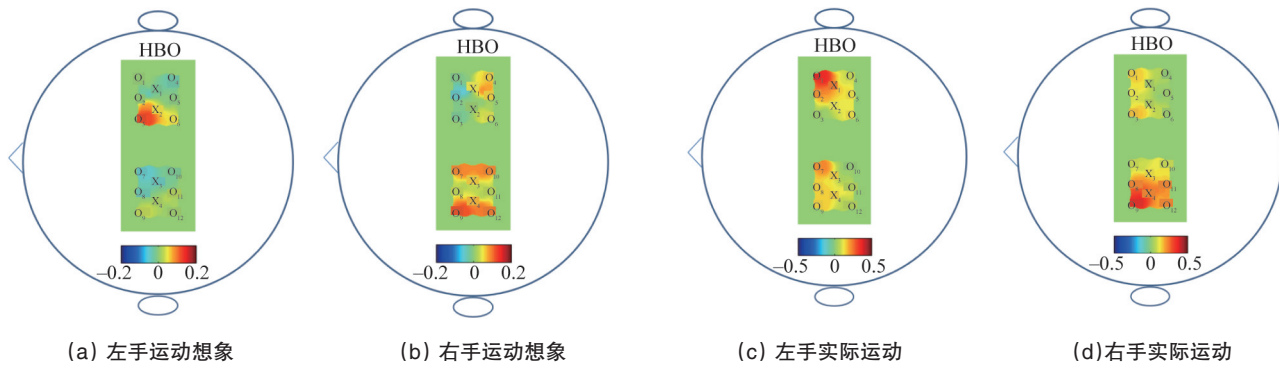


图4 4种任务下第17 s时刻大脑激活区域HbO浓度分布图
Fig. 4 Distributions of brain activation areas in four different motor tasks

2.2 R^2 法进行个性化参数优化前、后的分类结果

图5(b)中蓝色柱状图呈现了所有被试参数优化之前的左、右手运动想象分类结果。其中,分类准确率达到60%以上的被试比例为58.8%,分类准确率在65%以上的被试比例为41.2%。

R^2 法的实施步骤如下:将被试1的左、右手运动想象任务数据作为比较对象,提取两种数据全通道、任务阶段(2~17 s,考虑血液动力延迟响应约2 s)的含氧血红蛋白浓度值,根据本文数据分析部分中介绍的方法,计算每一时刻、每个通道的两种数据之间的 R^2 值,如图5(a)所示。其中,颜色越趋向于红色代表 R^2 值越大,即两种任务在此时刻此通道差异越明

显,可以看出对于第1名被试的左、右手运动想象数据,在8~10 s的时间段内多数通道均出现较大差异,其中第9和第13通道差异最明显。利用这个结果,选取8~10 s的时间窗和第9、13通道对应的数据段代替整体数据输入SVM进行分类,由此可得针对第1位被试的个性化参数。同理,可以对所有的被试进行此操作,从而得到所有人的个性化参数分类结果,如图5(b)所示,可见经过 R^2 个性化参数优化,左、右手运动想象分类准确率总体得到明显提高,分类准确率60%以上的被试比例由原本的58.8%提高到94%,分类准确率65%以上的被试比例由41.2%提高到64.7%。

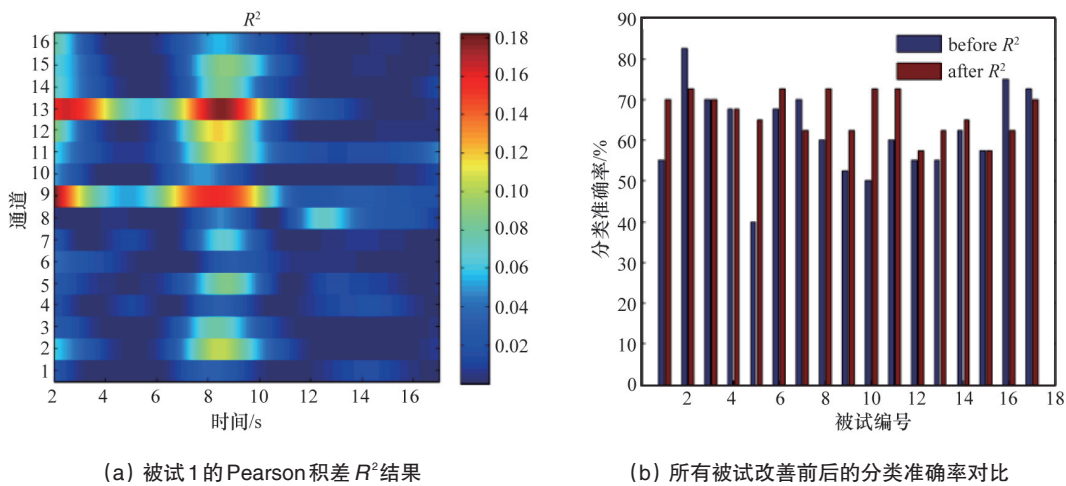


图5 R^2 分析结果图及参数优化前后分类准确率对比
Fig. 5 Results of R^2 analysis and comparison of classification accuracies before and after parameter optimization

3 讨论

本文采用基于Pearson积差相关系数的相关指数 R^2 法对运动想象任务分类参数进行优化。

根据数据结果可以看出, R^2 法虽然对于原本分类准确率在60%以下的被试,均有明显的提升效果;但是对于其自身分类准确率高于65%的被试,改善效果并不明显,甚至会出

现下降的情况。究其原因,认为对于原本分类准确率高于65%的数据,往往在多个时间窗、多个通道均保持了较高的差异性,即两种不同的运动想象任务导致了运动区多个子区域的激活状态均有差异。而目前采用的 R^2 参数优化方法,因为考虑到脑机接口应用中的简单实用性,限定了只选取其中某一个子区域(差异最大区域)的数据替代整体数据进行分类

分析。在这样的规则下,许多富含差异信息的时间窗和通道就被丢弃了,因此在某些情况下会造成分类准确率的下降。

4 结论

本文采用 R^2 法,对被试进行个性化参数优化,利用不同运动想象任务之间差异性较大的时间窗和通道,替代整体数据进行SVM分类,使得分类正确率在60%以上的被试比例由58.8%提高到94%,分类准确率达到65%的被试比例由41.2%提升到64.7%。从上述实验结果来看, R^2 法有助于fNIRS研究中运动想象任务的数据差异性分析,可显著提升任务分类准确率。在未来的研究中,将通过尝试对多子区域进行拼接的方式,更大程度地保留数据的差异性信息,从而改善目前这一不足之处。

致谢:本文在实验设计和分类方面得到了清华大学心理学系张丹的指导和建议。

参考文献(References)

- [1] Wallois F, Roche N, Aarabi A, et al. Co-recording of electrical (EEG) and hemodynamic (NIRS) activities in children and neonates[J]. *Clinical Neurophysiol*, 2008, 119(9): e120.
- [2] Isobe K, Kusaka T, Nagano K, et al. Functional imaging of brain in sedated newborn infants using near infrared topography during passive knee movement[J]. *Neuroscience Letters*, 2001, 299(3): 221-224.
- [3] Tamaura M, Hoshi Y, Okada F. Localized near-infrared spectroscopy and functional optical imaging of brain activity[J]. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*, 1997, 352(1354): 737-742.
- [4] 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.
- [5] Pinti P, Aichelburg C, Lind F, et al. Using fiberless, wearable fNIRS to monitor brain activity in real-world cognitive tasks[J]. *Journal of Visualized Experiments*, 2015, 106: e53336.
- [6] 张琪涵, 刘颖, 周蕊, 等. 主运动区与辅助运动区在运动执行与运动想象任务中的作用: 一个近红外光谱技术的研究[C]// 全国心理学学术会议. 北京: 中国心理学会, 2014: 1272-1275.
Zhang Qihan, Liu Ying, Zhou Song, et al. Exploring the role of primary and supplementary motor areas in motor execution tasks or motor imagery tasks: An fNIRS study[C]// Chinese Psychological Society. Beijing: Chinese Psychological Society, 2014: 1272-1275.
- [7] Holper L, Wolf M. Single-trial classification of motor imagery differing in task complexity: A functional near-infrared spectroscopy study[J]. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, 2011, 8(1): 1.
- [8] Hwang H J, Kim S, Choi S, et al. EEG-based brain-computer interfaces: A thorough literature survey[J]. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 2013, 29(12): 814-826.
- [9] 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.
- [10] Hong B, Guo F, Liu T, et al. N200-speller using motion-onset visual response[J]. *Clinical Neurophysiology*, 2009, 120: 1658-1666.
- [11] Lisa H, Martin W. Single-trial classification of motor imagery differing in task complexity: A functional near-infrared spectroscopy study [J]. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*. 2011, 8(1): 1.
- [12] 张琪涵, 章鹏, 周蕊, 等. 基于fNIRS的运动执行与运动想象脑激活模式比较[J]. *心理学报*, 2016, 48(5): 495-508.
Zhang Qihan, Zhang Peng, Zhou Song, et al. Comparison of motor execution and motor imagery brain activation patterns: A fNIRS Study[J]. *Acta Psychologica Sinica*, 2016, 48(5): 495-508.

Enhancement of brain-computer interface using functional near-infrared spectroscopy based on correlation index analysis

LI Zhe¹, ZHANG Shen¹, ZHENG Yanchun¹, WANG Daifa¹, MA Jian'ai¹, WANG Ling¹, LI Deyu^{1,2}

1. School of Biological Science and Medical Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China
2. State Key Laboratory of Virtual Reality Technology & Systems, Beihang University, Beijing 100191, China

Abstract Due to advantages such as robustness with respect to motion artifact, suitability for special populations like infants, and being able to be measured in wearable settings, the functional near-infrared spectroscopy (fNIRS) is an emerging and more and more important brain functional imaging modality in many research fields e.g. the brain computer interface, the psychology and the cognitive science. Motor imagination is an important paradigm in the rehabilitation trainings for disabled people. With the development of wearable fNIRS systems, these systems may assist the disabled people in long-term brain rehabilitation trainings at home or in community. However, the classification accuracies of the current fNIRS-based motor imaginary tasks are generally low. This paper aims to improve the classification accuracy of the fNIRS-based motor imaginary task by the individualized parameter optimization using the *Pearson* correlation based R^2 method. In this experiment, the concentration variation data of hemoglobin species during the left and right hand motor imaginary tasks of 17 subjects were collected using the fNIRS method, and the support vector machine (SVM) classifier was then adopted for classification. Experimental results show that the classification accuracy is significantly improved by the parameter optimization using the R^2 method. With the R^2 method, the percentage of the subjects with classification accuracies above 60% is turned from 58.8% to 94% and that with classification accuracies above 65% is turned from 41.2% to 64.7% in the whole subject pool.

Keywords functional near-infrared spectroscopy; motor imagery; support vector machine; correlation index analysis

(责任编辑 刘志远)