

脑功能近红外光谱信号多元图特征提取研究

张仲鹏 洪文学

燕山大学生物医学工程系, 河北 秦皇岛 066004

摘要 脑功能近红外光谱(fNIRS)的信号分析和模式识别方法,对其在认知科学领域的研究和应用尤为重要。简述了fNIRS的传统统计特征提取方法,进而提出了基于多元图表示原理进行特征提取的方法,并对传统方法与提出方法的模式识别实验进行了对比研究。实验结果表明基于多元图表示原理的fNIRS信号特征提取方法能应用于信号的分析 and 可视化,为fNIRS信号的数据分析提供了新的方法。

关键词 光谱学; 脑功能近红外光谱; 多元图特征; 多元图表示原理; 血液动力学响应; 统计特征; 可视化模式识别

中图分类号 O433 **文献标识码** A

doi: 10.3788/LOP53.053006

Feature Extraction of Brain Functional Near-Infrared Spectroscopy Signals Based on Multivariate Graph Theory

Zhang Zhongpeng Hong Wenxue

Department of Biomedical Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao, Hebei 066004, China

Abstract Signal analysis and pattern recognition methods for brain functional near-infrared spectroscopy (fNIRS) are especially important for its research and applications in the field of cognitive science. The traditional statistical feature extraction method for fNIRS is briefly reviewed and a new feature extraction method based on the principle of multivariate graph representation is proposed. The pattern recognition experiments based on both methods are conducted and compared. The experimental results indicate that the feature extraction method for fNIRS signals based on the multivariate graph representation principle can be used for signal analysis and visualization, which offers a new approach for the analysis of fNIRS signals.

Key words spectroscopy; brain functional near-infrared spectroscopy; feature of multivariate graph; principle of multivariate graph representation; hemodynamic response; statistical feature; visualized pattern recognition

OCIS codes 300.6340; 070.4790; 070.5010

1 引言

脑功能近红外光谱(fNIRS)分析技术,通过近红外光谱测量脑组织的局部血样蛋白浓度变化,根据血氧水平依赖性效应对脑神经的功能状态活动进行监测和解释^[1]。fNIRS技术经过20多年的发展,信号采集技术手段已相对成熟。较之传统的脑功能监测技术,fNIRS技术兼具良好的时间分辨率和空间分辨率,且仪器体积小,价格更低^[2]。在脑神经学、精神病学、心理学和多种大脑基础研究领域中,fNIRS技术的应用研究也日趋增多,在需要便携移动的条件下,fNIRS技术有着很大的优势^[2-3]。近年来fNIRS技术用于被动脑机接口的研究在fNIRS技术的应用研究中较为常见。与传统脑机接口不同的是,被动脑机接口旨在获得人类认知或情感活动状态下的大脑神经活动信息。基于fNIRS技术的被动脑机接口在记忆、注意力、运动控制等

收稿日期: 2015-12-22; **收到修改稿日期:** 2016-01-03; **网络出版日期:** 2016-04-15

基金项目: 国家自然科学基金(61074130)

作者简介: 张仲鹏(1985-),男,博士研究生,主要从事脑功能近红外光谱、可视化模式识别等方面的研究。

E-mail: anthony@stumail.ysu.edu.cn

导师简介: 洪文学(1953-),男,硕士,教授,博士生导师,主要从事可视化模式识别、中医工程学等方面的研究。

E-mail: hongwx@ysu.edu.cn(通信联系人)

脑神经功能研究中获得了多项进展^[4-9]。

被动脑机接口研究中, fNIRS 信号的分析 and 处理对实验结果的可解释性尤为重要。因此 fNIRS 信号的预处理、特征提取和机器学习过程, 是 fNIRS 被动脑机接口研究的重要环节。目前, 国内外的相关研究大多采用非在线方法对获取的 fNIRS 信号进行模式分类, 通过机器学习工具挖掘和建立 fNIRS 信号特征与脑功能状态的联系^[10-12]。常见的模式分类工具有 K-means、神经网络(NN)、支持向量机(SVM)等, 一般 fNIRS 信号的二分类研究获得的分类正确率一般在 60%~90% 范围内^[13]。fNIRS 信号的特征提取、选择和模式分类等模式识别问题的相关研究引起了国内外学者的广泛重视。

fNIRS 信号分析研究中, 通常要处理脑部近红外光谱的时间序列信号。一般地, fNIRS 数据集由时间点序列及各时间点所对应的属性特征构成, 这些属性特征可为光谱仪采集到的各通道光强变化的时间序列信号, 或各通道血液动力学响应即含氧血红蛋白(HbO₂)和脱氧血红蛋白(HbR)浓度变化的时间序列信号。由于血液动力学响应信号的迟滞性, Abibullaev 等^[14]证明同时使用 HbO₂ 和 HbR 浓度构成属性特征集可以减小信号迟滞性对模式分类精度的影响。不论何种形式的 fNIRS 时间序列数据集, 均可视为 N 维时间向量和 M 维属性特征组成的 $N \times M$ 特征空间。利用 fNIRS 信号特征空间的统计特征, 是目前 fNIRS 模式识别研究中较为常见的特征提取手段。根据相关文献研究结果, 常见的分类精度较高的近红外光谱信号统计特征包括均值、方差、标准差、峰度和偏度^[15]等, 如表 1 所示。

表 1 脑功能近红外光谱信号统计特征
Table 1 Statistical features of fNIRS signals

Feature	Calculation formula
Mean M	$M = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n m_i$
Deviation D	$D = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (m_i - M)^2$
Standard deviation σ	$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (m_i - M)^2}$
Kurtosis f_k	$f_k = \frac{1}{(n-1)\sigma^4} \sum_{i=1}^n (m_i - M)^4$
Skewness f_s	$f_s = \frac{1}{\sigma^3} (Em_i^3 - 3M\sigma^2 - M^3)$

表 1 中所有统计特征均通过截取一段时间 t 内的连续原始近红外光谱信号集合 $M_i = \{m_i | i=1, 2, \dots, n\}$ 进行相关计算得到。时间长度 t 和原始近红外光谱采样频率决定了信号集合中的信号个数 n 。针对信号集合 M_i 除了上述统计特征之外, 还可以通过拟合的方法求得其斜率作为信号特征, 其中以最小二乘拟合法求斜率最为常见。统计特征直接反映了血液动力学响应的典型统计学特征且容易提取, 因此在 fNIRS 信号的模式分类研究中被广泛应用。一般情况下, 单次 fNIRS 实验采集到的近红外光谱原始数据中, 单个通道的样本数均在千位数以上, 若实验时间较长则可达到万位数以上。通过上述特征提取, 原始数据量得到了很大程度地约简。但截取时间的长短决定了原始数据的有效信息是否得以完整保存, 也决定了最终模式分类精度和时间消耗^[16]。

得到原始近红外光谱数据的统计特征后, 往往还需要对统计特征进行选择。由于一般脑 fNIRS 数据中除了包含各采集通道的血液动力学响应信号以外, 还包括实验设计的脑功能目标状态信息, 即类别标签。因此基于互信息的特征选择和相关研究报道中较为常用。Ang 等^[17]提出的最佳单个特征互信息(MIBIF)方法, 从训练数据的多个空间特征中选择一定数量的特征。MIBIF 方法提供了一种快速的特征选择手段, 通过引入一个相关性标准的描述参数来解决特征空间的降维问题。在基于脑电图(EEG)的被动脑机接口信号特征选择研究中, 基于互信息的特征选择方法取得了良好的效果。因此, 互信息方法也在很多基于 fNIRS 的被动脑机接口信号分析研究中获得了应用^[16, 18]。

综上所述, 现阶段 fNIRS 信号模式分类研究中, 一般采用原始信号统计特征分别进行特征选择或分类器训练和评价, 最终选择分类效能较好的单一特征作为最终分类依据。但同样的统计特征在 fNIRS 信号模

式分类研究中获得的结果并不稳定。事实上大脑神经系统的动态特性和连通性,使得通过单一特征对整个大脑神经系统活动进行把握和解释十分困难。针对多维(多通道)的 fNIRS 数据特点,发现其内在规律性,通过对多维度特征的最佳综合,集中提取重要的脑功能状态信息,进而准确把握数据间内在联系,描述脑功能状态历程,这是 fNIRS 模式分类研究的目标。这种多维数据的模式分类问题,可以运用多元统计分析理论进行研究。多元统计分析中多元图表示方法是一种多维数据的可视化方法^[19]。利用多元图表示方法有助于直观了解 fNIRS 数据,增强模式分类结果的可解释性。

本文介绍了目前国内外 fNIRS 分析研究中常见的统计特征提取方法,多元图表示方法的基本原理和基于多元图的 fNIRS 信号特征提取方法,采用上述两种方法对 fNIRS 实际数据集进行模式分类对比研究,并对实验结果进行讨论。

2 fNIRS 信号的多元图特征提取

2.1 多元图表示原理

通过建立多维数据与多元图表示域的映射关系,可以将多维数据映射到多元图论域。当多元图表示的维数小于多维数据的维数时,这一过程实质上实现了多维数据的降维。应用多元图对多维数据进行表示,既降低了原始数据的计算代价,又能保持原始数据的结构特征^[19]。

雷达图是常用的多元图表示方法之一,特别是在需要对多维数据进行综合分析时,雷达图能够方便地反映各样本点之间的关系,直观形象地实现图的表示。根据内积坐标变换思想,将一个多维数据空间变换到其在二维欧氏平面上的对偶空间。雷达图通过映射 $\langle s, e_j \rangle$ (其中 $e_j, j=1, 2, \dots, n$ 是一组标准正交基),将 n 维数据样本点与标准正交基 e_j 的内积映射到二维极坐标平面上的 n 个不同坐标位置的点 S_i 。点 S_i 的极坐标表示为 $(\langle s, e_j \rangle, \theta_j)$, 其中 $\langle s, e_j \rangle$ 为径坐标, θ_j 为角坐标。将这 n 个极坐标点用直线连接起来,就可以得到 n 维数据的雷达图表示^[19]。

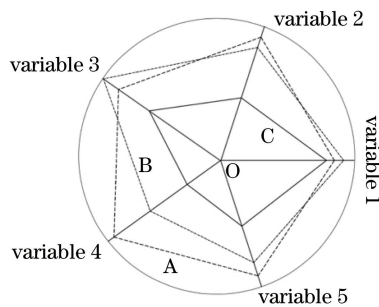


图1 雷达图示意图

Fig. 1 Schematic of radar map

设需要表示的数据为 n 次测量 ($n > 3$) 获得的 m 维数据,则单次测量典型雷达图的绘制方法一般遵循下列步骤:1) 绘制标准圆,并将圆周根据源数据维度对应分割为 m 等份;2) 将圆心与上一步获得的圆周等分点进行连接,获得 m 条辐射半径,并将半径逐个对应 m 维变量作为其坐标轴,圆心为最小值,半径为源数据最大值上界;3) 源数据中 m 个变量值分别取在其对应的辐射半径坐标轴上,连接后得到单次测量的雷达图表示,如图1所示。 n 次测量可以得到 n 个雷达图,图中 A、B、C 可视为三种不同模式。实际操作中可通过辐射半径坐标轴与不同的源数据指标分配方法,改善雷达图最终表示和分类效果。

2.2 fNIRS 信号的雷达图表示及图特征提取

fNIRS 数据可视多维数据样本,时间样本为 X_1, X_2, \dots, X_n , 共 n 个,每个时间样本 X_i 对应的变量为 $x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im}$, 共 m 个,整个 fNIRS 的 $n \times m$ 特征空间可表示为 fNIRS 信号矩阵 \mathbf{X} 。矩阵中元素为 x_{ij} , 其中 $i=1, 2, \dots, n, j=1, 2, \dots, m$ 。雷达图采用极坐标表示,因此其半径上的取值一般为非负数。而脑 fNIRS 信号或血液动力学变化信号通常会出现大量负值。为了解决这一问题,需要对 fNIRS 源数据进行归一化处理。归一化处理采用极差正规化变换实现,取一段时长为 t 的 fNIRS 信号样本,将样本中的元素 x_{ij} 转化为

$$x_{ij}^T = \frac{1}{R_{\text{diff}}} (x_{ij} - \min_{t=1,2,\dots,n} x_{ij}), R_{\text{diff}} = \max_{t=1,2,\dots,n} x_{ij} - \min_{t=1,2,\dots,n} x_{ij}, \quad (1)$$

式中 R_{diff} 为样本集中最大值与最小值之差,即样本极差。采用这种方法可保证对 fNIRS 信号中的小变量加权效果最显著。归一化得到的 fNIRS 数据可根据 2.1 节简述的雷达图绘制方法,转化为 fNIRS 多通道雷达图,如图 2 所示。

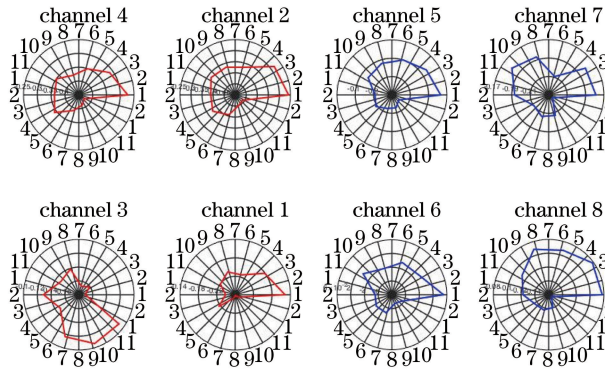


图 2 多通道雷达图示意图

Fig. 2 Schematic of multi-channel radar maps

得到 fNIRS 信号的雷达图表示后,可以通过雷达图的可视化图形化特征表达 fNIRS 数据的特异性,从而实现 fNIRS 数据的特征提取。雷达图的图形化特征包括整体特征和局部特征^[19],整体特征包括雷达图的图形面积、重心矢量和方向等,局部特征则包含雷达图中的相邻幅值比、分区面积以及对称性等。

fNIRS 数据雷达图的特征提取主要使用雷达图的面积特征、方向特征、相邻幅值比和分区面积比 4 个特征。雷达图面积特征反映了雷达图中数据多边形的整体信息。fNIRS 数据雷达图的求解方法可根据三角形面积法求得,即

$$S_i = \frac{1}{2} r_i r_{i+1} \sin \theta_i, \quad (2)$$

式中 r_i 为相邻半径上的信号幅值, θ_i 为雷达图中相邻半径的夹角。雷达图的方向(径向)特征可以通过一定的标准(一般按照值序标准,从大到小或从小到大)对不同维度数据所在半径进行排序获得。相邻幅值比反映了雷达图中不同维度变量的幅值之比,可以清楚地表达雷达图中多边形形状的变化。一般地,雷达图中相邻变量的幅值比较小时,图中多边形这两个变量间的边角度较小,反之角度变大。对于 n 维变量,可以获得 $n-1$ 个相邻幅值比,每个幅值比 r_{ij} 等于第 i 维和第 j 维变量的幅值之比,即

$$r_{ij} = x_i^T / x_j^T, \quad (3)$$

为了避免公式中分母为 0,有时需要在分子和分母的幅值基础上加 1。与相邻幅值比类似,分区面积比定义了雷达图多边形不同子区域面积的比值。对于 n 维数据,同样也可以取得 $n-1$ 个分区面积比特征,分区面积比的计算与相邻幅值比的计算方法类似,

$$S_{ij} = S_i / S_j. \quad (4)$$

通过上述方法,可以实现基于雷达图表示的 fNIRS 数据特征提取。

3 fNIRS 信号特征提取方法对比研究

3.1 实验数据集

采用卡尔斯鲁厄理工学院认知系统实验室 Herff 等^[18]提供的 n -back 工作记忆实验相关数据集进行多元图表示特征提取方法与统计特征提取方法的对比研究。实验基于 fNIRS 分析技术,进行前额叶皮层的工作记忆负荷研究,采用 n -back 实验范式设计。采用视觉刺激并通过被动脑机接口的方式实现任务状态反馈,受试者被要求记忆一系列快速闪过的英文字母,当前受试者所浏览的字母与之前第 n 个呈现过的字母相似时,受试者需要按击键盘空格键表示已发现目标。整个实验进程中,随着 n 的增加,受试者必须记忆更

多的字母且不断更新所记忆的字母序列。因而随着 n -back 任务实验负荷水平的增加,受试者的工作记忆负荷也随之增加。实验结束后,受试者的工作记忆表现可以通过被动脑机接口记录的实验中受试者错过的目标字母数和错误判断目标字母数来进行评估。

完整的 n -back 工作记忆数据集中包括 1-、2-和 3-back 任务实验各 10 组,每组实验中包括 3 ± 1 个任务目标。实验记录过程总时长为 37 min,其中包括标准 64 s 实验共 30 组(其中当前实验任务介绍 5 s,back 任务实验 44 s,静息状态 15 s),15 组额外静息实验,每组时长 10 s,实验中段 150 s 的长休息将实验分为前后两个部分。因此,数据集包含 4 种基本脑功能状态数据,即 1-、2-、3-back 任务状态及静息状态。

n -back 工作记忆实验数据使用 Oxymon Mark III 脑 fNIRS 系统(Artinis Medical Systems, 荷兰)采集获得^[18]。该系统使用 765 nm 和 856 nm 波长,输出 HbO₂ 和 HbR 浓度变化值。实验过程中使用由 4 路红外光发射器和 4 路接收光电极组成的传感器组,固定于受试者额头来测量前额叶脑皮质层的血液动力学变化,如图 4 所示。每个接收光电极通过时分复用测量与之相隔 3.5 cm 的 2 组信号源,最终获得 HbO₂ 和 HbR 各 8 个通道的数据。采样率为 25 Hz。

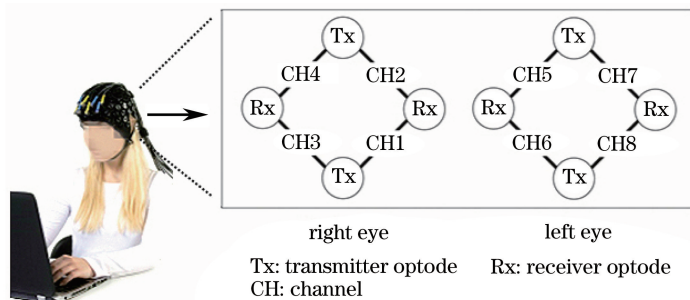


图 3 Oxymon Mark III 系统探测组件布局及实际位置

Fig. 3 Optode placement of Oxymon Mark III system and actual location

实验共有 10 名受试者,其中女性 4 名,受试者平均年龄为 22 岁。根据受试者的爱丁堡惯用手问卷结果评估,其中 8 名为右利手,2 名为左利手。所有受试者视力或矫正视力均达到标准视力。受试者在实验前均详细地了解了整个实验并签署了同意书,受试者此前未参加过 n -back 实验,因此不存在训练效应。

3.2 实验原始光谱信号

经过均值滤波去除 Mayer 波干扰,斩波频率为 0.5 Hz 的 6 阶低通无限冲击椭圆滤波去除心音干扰,基于小波的运动伪影修正后的 fNIRS 信号如图 4 和图 5 所示,分别给出了一名受试者在实验前半段 HbO₂ 和 HbR 的浓度变化曲线。从图中可以看出,就单一受试者而言,HbO₂ 和 HbR 的浓度变化存在量纲及变化趋势的差异,HbO₂ 浓度存在较大的波动,而 HbR 浓度在一定程度上呈现下降趋势;同一受试者各个检测点的信号之间在一定范围内波动,且存在不同的变化趋势,所以直接通过波形分析和解释 back 实验对应的脑功能变化较为困难。因此,需要对波形信号进行进一步特征提取,从而增强分析结果的可解释性。

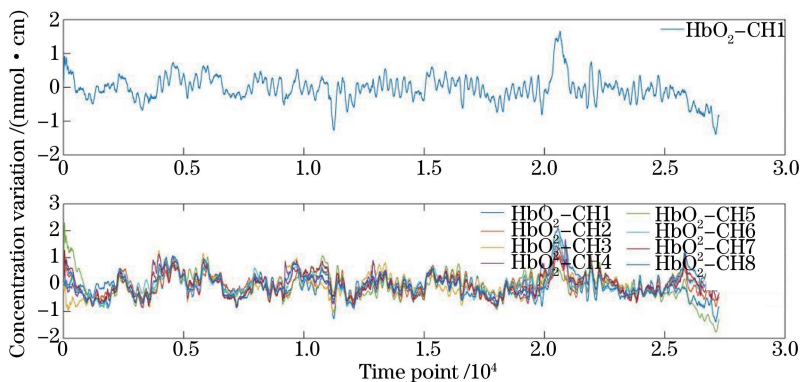


图 4 含氧血红蛋白浓度原始信号

Fig. 4 Original signals of HbO₂ concentration

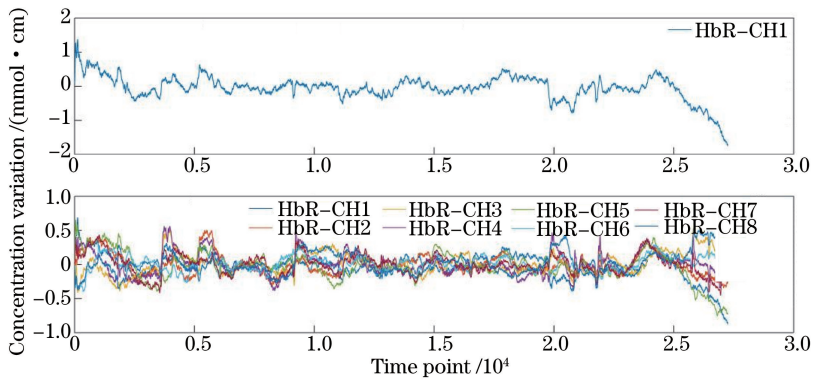


图5 脱氧血红蛋白浓度原始信号

Fig. 5 Original signals of HbR concentration

3.3 实验原始光谱信号

上文指出 fNIRS 信号的特征提取过程中通常设定一定时长的滑动窗对原始信号进行统计特征提取的预处理工作,显然不同时长的选取决定了获得信号特征的数量。就实验所用数据而言,若选择 5 s 时间长度作为信号特征提取标准,则能获得 80 个任意统计特征能;当截取时长增加后,统计特征相应减少。此外,Herff 等进行的特征提取研究显示,在 back 任务状态与静息状态的模式识别中,以 10 s 为特征截取时长所获得的统计特征获得了较高的分类正确率,而 back 任务之间的模式识别中,则是 25 s 时长截取到的统计特征分类正确率较高。在此基础上,设定了不同的信号截取对原始近红外光谱数据进行预处理,并在预处理基础上进一步提取统计特征。图 6 为一名受试者的单一信号检测点实验数据预处理结果。柱状图代表了相应的 back 任务难度,1-back 任务难度最低,3-back 任务难度最高。红色曲线表示 HbO_2 浓度的均值变化,蓝色曲线表示 HbR 浓度的均值变化,均值均取自 10 s 时长内相应信号的变化均值。根据预处理结果,可以提取传统统计特征如方差、斜率等作为波形的特征进行下一步的模式分类研究。但可以看到,back 任务的难度与波形变化不存在明显的一致性,因此仅使用单一的统计特征很难对信号进行更为有效的模式识别。

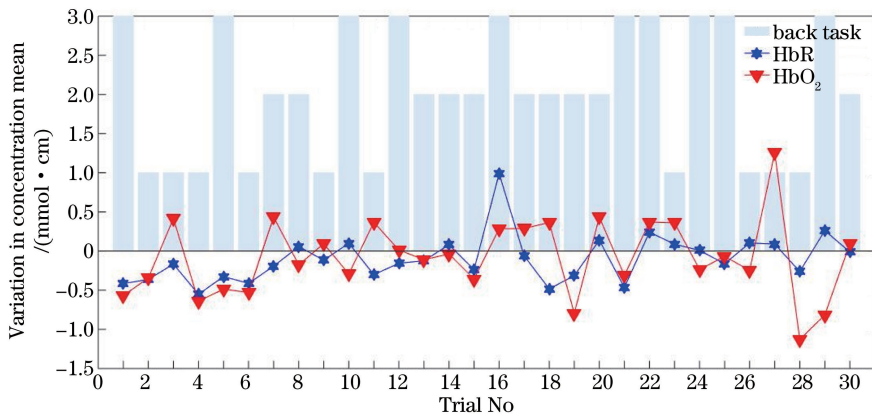


图6 不同 back 任务状态单一通道含氧和脱氧血红蛋白浓度均值变化曲线

Fig. 6 Mean values of HbO_2 and HbR concentrations for a single channel under different back tasks

图 7~12 分别给出了三种任务状态下 HbO_2 和 HbR 浓度在 8 个通道的雷达图。8 个通道的几何分布与 fNIRS 系统原始的通道配置一致(图 3)。较传统的通道信号波形显示方法而言,图中 fNIRS 信号多元图特征可视化表示方法明显地观察到三种 back 任务状态下, HbO_2 和 HbR 浓度雷达图的差异变化。在 HbO_2 浓度的 2-back 和 3-back 任务状态雷达图中可以观察到左右对称通道上较为类似的雷达图模式。HbR 浓度雷达图各个阶段和各个通道间均表现了不同的模式。因此可以通过提取上述雷达图中的相邻幅值比、分区面积比和雷达图面积特征对三种 back 任务状态下各信号通道的普遍模式、左右通道对称性和各通道特异模式进行讨论。3-back 任务的 HbO_2 雷达图中,通道 1、3、6、8 的多边形覆盖面积明显增大,表明其对应前额叶区域的 HbO_2 浓度大幅增加。其次,左右侧雷达图的差异表明右侧前额叶在工作记忆过程中较为活跃。这与

工作记忆的功能性磁共振成像(fMRI)相关研究结果高度相似,即在工作记忆负荷增大时双侧前额叶活动随之增加,且右侧前额叶在短时记忆过程中激活较明显^[20,21]。可见不同于信号斜率特征提取,雷达图特征为模式分类研究提供了更为丰富的类别信息。

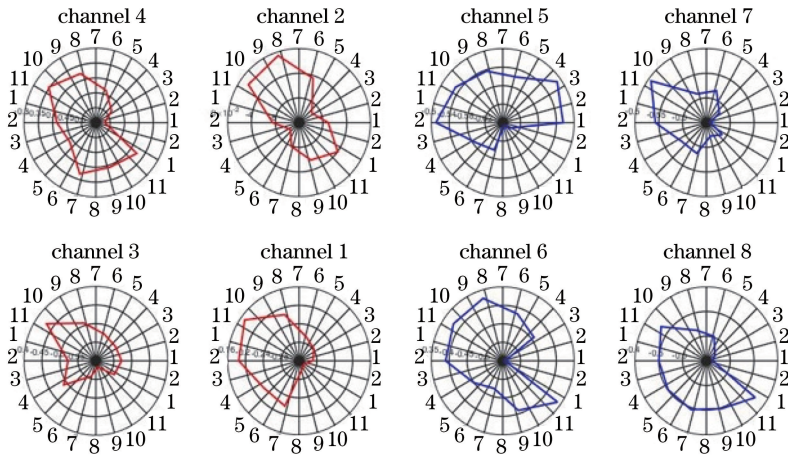


图7 1-back 状态 8 通道含氧血红蛋白浓度雷达图

Fig. 7 Radar maps of HbO₂ concentrations in eight channels during 1-back task

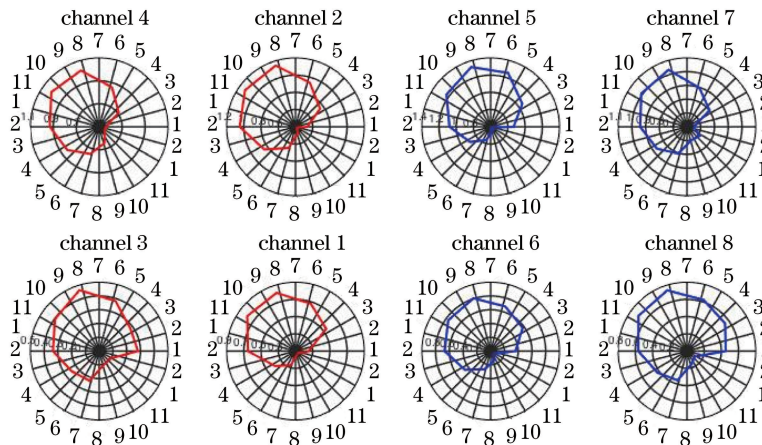


图8 2-back 状态 8 通道含氧血红蛋白浓度雷达图

Fig. 8 Radar maps of HbO₂ concentrations in eight channels during 2-back task

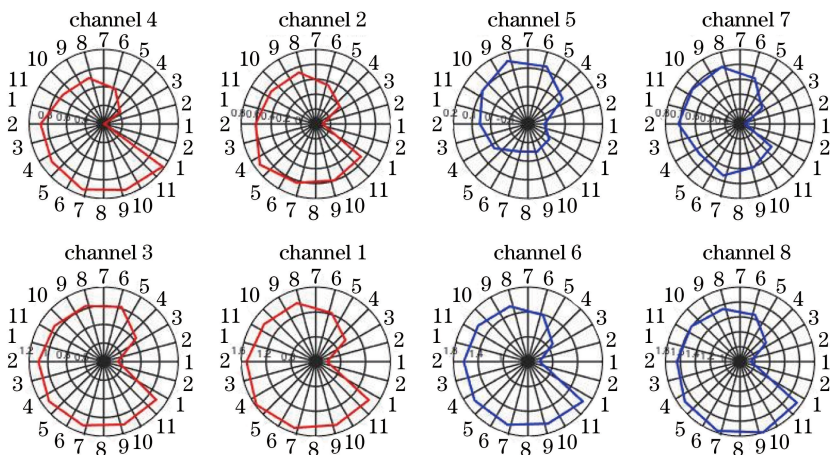


图9 3-back 状态 8 通道含氧血红蛋白浓度雷达图

Fig. 9 Radar maps of HbO₂ concentrations in eight channels during 3-back task

为了比较所提出的特征提取方法与传统特征提取方法,通过线性判别分析分类器对上述实际数据集中

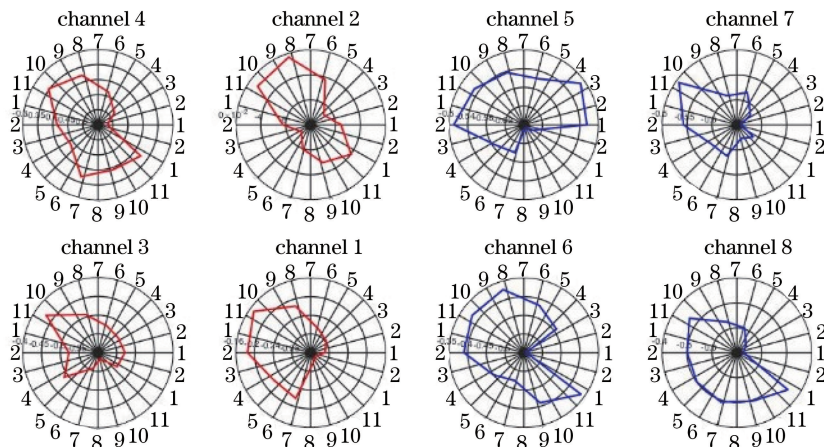


图 10 1-back 状态 8 通道脱氧血红蛋白浓度雷达图

Fig. 10 Radar maps of HbR concentrations in eight channels during 1-back task

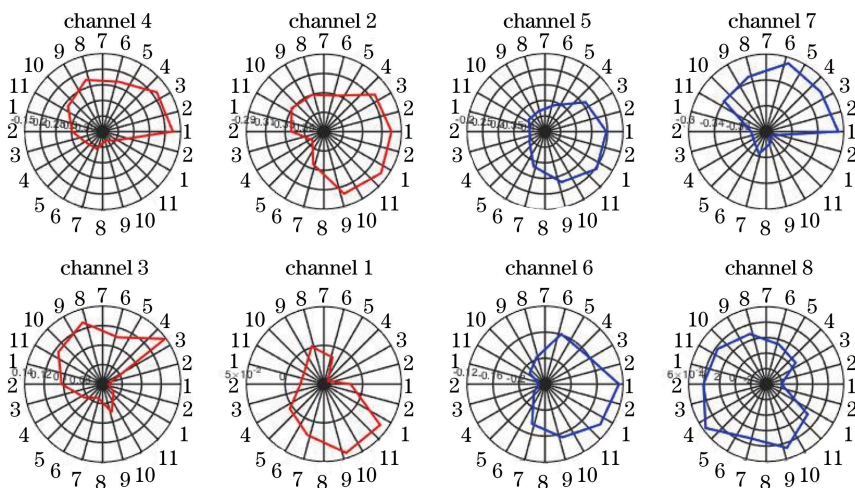


图 11 2-back 状态 8 通道脱氧血红蛋白浓度雷达图

Fig. 11 Radar maps of HbR concentrations in eight channels during 2-back task

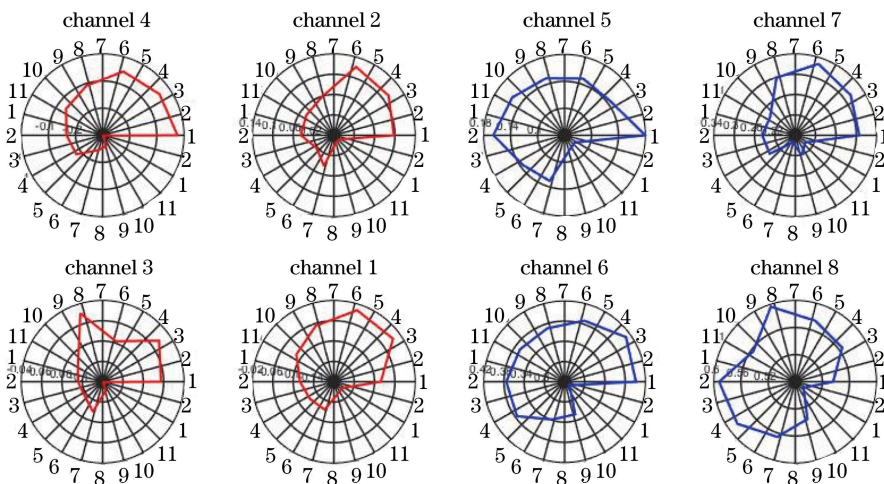


图 12 3-back 状态 8 通道脱氧血红蛋白浓度雷达图

Fig. 12 Radar maps of HbR concentrations in eight channels during 3-back task

back 任务状态与静息状态的 fNIRS 信号进行模式识别对比实验。为了评估模式分类正确率,采用重复 10 次 10 倍交叉验证的方法进行模式分类结果评估。每一名受试者的数据都通过 Matlab 软件平台中的

crossvalind 函数随机分为 10 等份,其中 9 份用于特征选择和训练,余下 1 份用于分类评估。最终通过 10 次 10 倍交叉验证的分类结果均值对实验结果进行评估。模式识别包括 back 任务与静息状态的模式识别以及 back 任务之间的模式识别。Back 任务与静息状态的模式识别实验中逐一将三种 back 任务状态和静息状态进行了两两状态数据组合的模式识别,此外还对三种 back 任务状态和静息状态的数据组合进行了模式识别。Back 任务实验进行了 back 任务数据两两组合的模式识别,以及三种 back 任务状态数据组合的模式分类。实验结果如表 2、3 所示,表中分别给出了三种雷达图特征,幅值比、分区面积比和面积特征的分类正确率,以及多种统计特征中分类正确率的最好结果,且与文献[18]结果相近。

表 2 静息状态与三种 back 任务状态分类正确率比较

Table 2 Classification accuracy comparison between three back tasks and resting task

Item	Classification accuracy/%			
	Between 1-back task and resting task	Between 2-back task and resting task	Between 3-back task and resting task	Among 1-, 2-, 3-back tasks and resting task
Amplitude ratio	76.5	78.5	79.0	51.0
Partition area ratio	78.7	80.5	82.5	51.6
Areafeature	79.1	77.5	80.5	53.6
Best statistical feature	71.5	80.3	80.5	44.5
Most improved accuracy	7.6	0.2	2.5	9.1

表 3 三种 back 任务状态的分类正确率比较

Table 3 Classification accuracy comparison between three back tasks

Item	Classification accuracy / %			
	Between 1-back task and 2-back task	Between 1-back task and 3-back task	Between 2-back task and 3-back task	Among 1-, 2-, 3-back tasks
Amplitude ratio	61.5	79.3	65.5	59.5
Partition area ratio	61.0	82.1	67.3	61.4
Area feature	65.7	79.7	70.0	63.6
Best statistical feature	58.5	78.0	61.0	50.3
Most improved accuracy	7.2	4.1	9.0	13.3

从表 2、3 可以看到,应用多元图表示特征对 fNIRS 信号进行模式识别获得了更高的分类精度,多元图特征比传统统计特征更能反映近红外光谱信号与实验任务的联系。多元图特征是原始光谱信号的信息融合,因此减少了应用单一传统统计特征进行模式识别研究时的原始信号损失。

4 结 论

较其他脑功能监测技术手段而言,fNIRS 信号特征比较单一。基于多元图表示方法,拓宽了现有 fNIRS 信号特征的可选择空间,改善了近红外光谱信号特征,也在一定程度上提高了监测和分析的准确性。就工作记忆 n -back 任务实验而言,根据不同 n -back 任务血液动力学响应的雷达图特征可以发现,随着任务难度的升高,左右前额叶的 HbO₂ 浓度变化均随之增加。任务中右前额叶的相关血液动力学响应变化高于左前额叶,证明了工作记忆负荷水平产生变化时,右前额叶能够敏感地反映大脑的实际负荷。根据国内外工作记忆研究成果,证实了右前额叶在短时记忆过程中主要进行记忆编码,且与注意力有关。实验任务难度的增大引起工作记忆负荷水平的提高,所以需要记忆编码和注意力水平相应提高。这与本研究中雷达图特征的特异性表现趋于一致。此外,back 任务实验过程中,左右前额叶的雷达图特征不对称性,符合相关工作记忆的脑神经工作机制研究中左右前额叶的实际功能存在差异的发现。尽管传统统计特征和多元图特征都能够应用

于 fNIRS 信号的特征提取,但传统统计特征在可视化结果表达上与多元图特征存在明显差距,不能提供不同类别模式的特异性可视化显示。因此从信号可视化和模式分类结果可解释性角度考虑,多元图特征更适用于 fNIRS 信号的模式分类研究。

脑功能研究中,由于受试者存在个体差异性和脑功能信号本身的复杂性,从理论验证到实际应用,需要大量临床实验数据的支持。所提出的特征提取方法需要进一步的研究,以提高实际应用性及泛化能力。此外,由于目前 fNIRS 相关实验数据的分析多采用离线分析的方法,所以将多元图可视化特征应用于脑 fNIRS 在线分析也是下一步研究的主要方向。

参 考 文 献

- 1 Scholkman 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.
- 2 Boas D A, Elwell C E, Ferrari M, *et al.*. Twenty years of functional near-infrared spectroscopy: Introduction for the special issue[J]. *Neuroimage*, 2014, 85(1): 1-5.
- 3 Ferrari M, Quaresima V. A brief review on the history of human functional near-infrared spectroscopy (fNIRS) development and fields of application[J]. *Neuroimage*, 2012, 63(2): 921-935.
- 4 Xie Jieru, Qian Zhiyu, Deng Ningkun, *et al.*. Monitoring traumatic brain injury by using functional near-infrared spectroscopy[J]. *Chinese J Lasers*, 2011, 38(s1): s104004.
谢捷如, 钱志余, 邓宁堃, 等. 基于功能近红外光谱参数的颅脑创伤实时监测[J]. *中国激光*, 2011, 38(s1): 104004.
- 5 Jiang Jin, Jiao Xuejun, Pan Jinjin, *et al.*. A brief review on development for motion artifact correction and global interference removal for human functional near-infrared spectroscopy[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2015, 52(10): 100007.
姜 劲, 焦学军, 潘津津, 等. 功能性近红外技术的运动伪迹和生理干扰处理方法综述[J]. *激光与光电子学进展*, 2015, 52(10): 100007.
- 6 Zhou Zhenyu, Yang Hongyu, Gong Hui, *et al.*. Brain signal analysis of functional near-infrared imaging based on Hilbert-Huang transform[J]. *Acta Optica Sinica*, 2007, 27(2): 307-312.
周振宇, 杨宏宇, 龚 辉, 等. 基于希尔伯特黄变换的近红外脑功能成像信号分析[J]. *光学学报*, 2007, 27(2): 307-312.
- 7 Gong Hui, Li Chengjun, Li Ting, *et al.*. Effect of the prefrontal cortex on working memory by near-infrared imaging[J]. *Science in China (Series G: Physics, Mechanics & Astronomy)*, 2007, 37(s1): 110-117.
龚 辉, 李成军, 李 婷, 等. 前额叶皮层工作记忆作用的近红外光学成像[J]. *中国科学(G辑: 物理学 力学 天文学)*, 2007, 37(s1): 110-117.
- 8 Niederhauser B D, Rosenbaum B P, Gore J C, *et al.*. A functional near-infrared spectroscopy study to detect activation of somatosensory cortex by peripheral nerve stimulation[J]. *Neurocritical Care*, 2008, 9(1): 31-36.
- 9 Herff C, Putze F, Heger D, *et al.*. Speaking mode recognition from functional near infrared spectroscopy[C]. *Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, San Diego, US, 2012: 1715-1718.
- 10 Ming Dong, Ke Yufeng, He Feng, *et al.*. Psychophysiological measures based studies on mental workload assessment and adaptive automation: Review of the last 40 years and the latest developments[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2015, 29(1): 1-13.
明 东, 柯余峰, 何 峰, 等. 基于生理信号的脑力负荷检测及自适应自动化系统研究: 40 年回顾与最新进展[J]. *电子测量与仪器学报*, 2015, 29(1): 1-13.
- 11 Ayaz H, Shewokis P A, Bunce S, *et al.*. Optical brain monitoring for operator training and mental workload assessment[J]. *Neuroimage*, 2012, 59(1): 36-47.
- 12 Pan Jinjin, Jiao Xuejun, Jiang Jing, *et al.*. Mental workload assessment based on functional near-infrared spectroscopy[J]. *Acta Optica Sinica*, 2014, 34(11): 1130002.
潘津津, 焦学军, 姜 劲, 等. 利用功能性近红外光谱成像方法评估脑力负荷[J]. *光学学报*, 2014, 34(11): 1130002.
- 13 Leff D R, Orihuela-Espina F, Elwell C E, *et al.*. Assessment of the cerebral cortex during motor task behaviours in adults: A systematic review of functional near infrared spectroscopy (fNIRS) studies[J]. *Neuroimage*, 2011, 54(4):

2922-2936.

- 14 Abibullaev B, An J, Jin S H, *et al.*. Classification of brain hemodynamic signals arising from visual action observation tasks for brain-computer interfaces: A functional near-infrared spectroscopy study[J]. *Measurement*, 2014, 49: 320-328.
- 15 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): 34.
- 16 Cui X, Bray S, Reiss A L. Speeded near infrared spectroscopy (NIRS) response detection[J]. *PLoS one*, 2010, 5(11): e15474.
- 17 Ang K K, Chin Z Y, Zhang H, *et al.*. Filter bank common spatial pattern (FBCSP) in brain-computer interface[C]. *IEEE International Joint Conference on Neural Networks*, Hong Kong, 2008: 2390-2397.
- 18 Herff C, Heger D, Fortmann O, *et al.*. Mental workload during n-back task-quantified in the prefrontal cortex using fNIRS[J]. *Frontiers in Human Neuroscience*, 2013, 7: 935.
- 19 Hong Wenxue. Information fusion and pattern recognition based on the principle of multivariate statistical graph representation[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2008.
洪文学. 基于多元统计图表示原理的信息融合和模式识别技术[M]. 北京: 国防工业出版社, 2008.
- 20 Näsi T, Kotilahti K, Nojonen T, *et al.*. Correlation of visual-evoked hemodynamic responses and potentials in human brain[J]. *Experimental Brain Research*, 2010, 202(3): 561-570.
- 21 D'Esposito M, Postle B R. The cognitive neuroscience of working memory[J]. *Annual Review of Psychology*, 2015, 66: 115.