

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2209462

基于脑肌耦合导联选择和最小生成树网络的 脑电特征提取^{*}

商晓锋¹, 罗志增¹, 史红斐²

(1. 杭州电子科技大学智能控制与机器人研究所 杭州 310018; 2. 浙江大学医学院附属第四医院 金华 322000)

摘要:针对主动康复训练中的运动想象脑电识别问题,提出一种基于脑肌耦合导联选择的双层脑功能网络特征提取方法。根据脑肌耦合强度选择受试各动作下的核心导联,运用核心导联并结合神经生理学中关于运动感觉脑区的先验知识,构建运动感觉核心导联区域网络并提取特征。利用最小生成树全网络特点,将最小生成树脑网络的直径和平均离心率,以及核心导联区域网络的平均节点度、平均聚类系数和平均路径长度,构筑最小生成树脑网络和核心导联区域网络相结合的全局和区域脑功能网络综合特征。选择支持向量机为分类方法,两类运动想象识别的平均正确率为 86.96%,证实了本文所提双层脑功能网络分析方法有优良的特征表达能力,能有效提取神经-肌肉内在关联特征,为运动想象识别提供了一种新的思路。

关键词:脑肌耦合;最小生成树;脑功能网络;运动想象

中图分类号: TH89 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

EEG feature extraction based on corticomuscular coupling node selection and minimum spanning tree network

Shang Xiaofeng¹, Luo Zhizeng¹, Shi Hongfei²

(1. Intelligent Control and Robot Research Institute, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China;

2. The Fourth Affiliated Hospital Zhejiang University School of Medicine, Jinhua 322000, China)

Abstract: There is the problem of motor imagery recognition in rehabilitation training. To address this issue, a feature extraction method of bilevel brain functional network based on the corticomuscular coupling node selection is proposed. According to the strength of corticomuscular coupling, the core nodes under each movement of the subjects are selected. Based on the core nodes and the prior knowledge of motor sensory brain region in neurophysiology, the motor sensory core node regional network is constructed and the features are extracted. By utilizing the whole network characteristic of minimum spanning tree, the diameter and average eccentricity of the minimum spanning tree are combined with the average node degree, average clustering coefficient and average path length of the core brain network. In this way, the comprehensive characteristics of global and regional functional brain network are constructed by the bilevel brain functional network. The support vector machine is selected as the classification method, and the average accuracy of two types motion imagery is 86.96%, which confirms that the proposed bilevel brain functional network analysis method has excellent feature expression ability and can effectively extract the inherent neural-muscle correlation features. It provides a new idea for motor imagination recognition.

Keywords: corticomuscular coupling; minimum spanning tree; brain functional network; motor imagery

0 引言

头皮脑电信号 (electroencephalogram, EEG) 和表面

肌电信号 (surface electromyography, sEMG) 都是人体生理活动时产生的电信号在体表的宏观体现,分别表达了大脑的活动信息和肌肉功能响应的反馈信息^[1-2]。Beck等^[3]通过预白化滤波器、傅里叶逆变换等方法来计算双

收稿日期:2022-03-18 Received Date: 2022-03-18

^{*} 基金项目:国家自然科学基金(62171171)、浙江省教育厅一般科研项目(Y202146756)资助

向脑肌相干性,对健康成人以及儿童受试进行了对比实验,发现成年人的脑肌相干性比儿童更强,并且这种差异主要来源于下行相干($EEG \rightarrow EMG$)。高云园等^[4]对 EEG 和 EMG 进行因果关系和双向耦合分析,发现随着握力的增大,EEG 能量、相干幅值和耦合强度均向高频段转移。Byeongnam 等^[5]对卒中患者康复训练中 EEG 和 EMG 进行相干和互信息分析,发现受试在有运动意图的主动运动中,EEG 和 EMG 相干性和互信息性显著高于无运动意图的被动运动,且信息流的延迟时间更短。脑肌相干性为肢体运动关联脑区筛选提供了神经生理方面的依据,利用相干性可以找到肢体运动在大脑的策源地和运动感觉反馈的关联脑区,以此筛选的区域脑电在运动识别中更具有针对性,其脑功能网络特征更能表征手部肢体运动的大脑生理状态。

由于人类对大脑功能的认识还很粗浅,一些先前认为与运动无关的脑区,随着研究的深入被揭示参与其中,如 Kuai 等^[6]发现 V3B/KO 脑区根据感知作出反应,整合了运动和形状信息以对行进方向进行综合感知。纯粹由相干性构筑的区域脑电网络尽管具备了一定针对性,却忽视了其他脑区在运动控制中的潜在作用。事实上,脑功能网络是一个有机的整体,从运动的发动、组织和感觉反馈等,并不能排除区域网络以外的脑功能作用。对应地,最小生成树(minimum spanning tree, MST)将全局网

络中所有节点进行连接,但同时不构成环路,是加权网络中唯一的子网络,很好的解决了全节点覆盖问题^[7],这为大脑在全要素领域参与运动控制的认识提供了一种分析手段。Liu 等^[8]通过研究不同精神分裂患者脑网络的最小生成树,发现其可以用来度量患者的全局脑网络特征的变化,得出衰老对精神分裂症状影响的脑功能网络分析结果,进而证实了最小生成树用来分析脑网络的有效性。

本文通过 EEG 和 EMG 相干性得到不同手部动作核心导联组合,以核心导联组合为基础并结合神经生理学中关于运动感觉脑区的先验知识,统筹构建区域脑功能网络,在区域脑功能网络基础上再叠加最小生成树分析,使得改进的脑功能网络不仅融入了脑肌相干性分析结果和神经生理学研究成果,而且也保障了脑网络的全要素参与。通过主动运动与运动想象分类实验,验证本文所述特征提取方法的有效性,为基于脑功能网络的运动想象识别提供一种新思路。

1 理论分析

方法流程如图 1 所示。由脑肌相干分析筛选核心导联组,结合最小生成树构建双层网络,提取特征输入支持向量机完成分类实验。

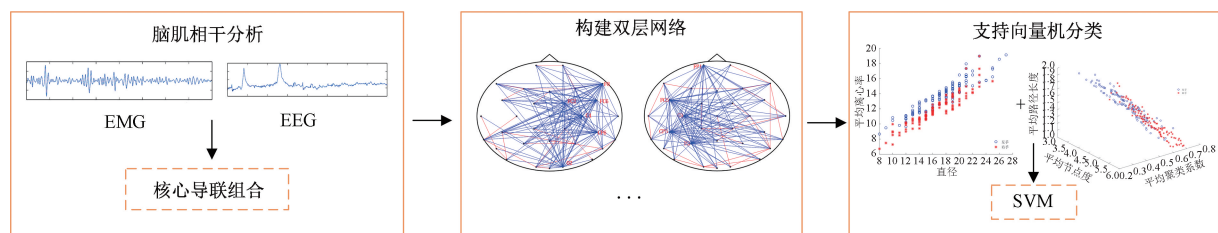


图 1 方法流程

Fig. 1 Flowchart of the method

1.1 根据脑肌相干性参数的核心导联筛选

假设 EEG 信号和 EMG 信号分别用序列 X 和 Y 表示,则在频率为 f 处序列 X 和 Y 的相干系数为:

$$C_{xy}(f) = \frac{|P_{xy}(f)|^2}{P_{xx}(f)P_{yy}(f)} \quad (1)$$

式中: $P_{xx}(f)$ 为序列 X 的自功率谱, $P_{yy}(f)$ 为序列 Y 的自功率谱, $P_{xy}(f)$ 为序列 X 和 Y 的互功率谱。相干系数 $C_{xy}(f)$ 是对两个信号在频率 f 下耦合度最直观的反映, $C_{xy}(f)$ 的值越接近 1, 表明两个信号在频率 f 下的关联程度越高。

研究表明,相干系数 $C_{xy}(f)$ 对于不同的信号存在一定的阈值,为了判断 EEG-EMG 相干性是否有效,应需要求出相干可信区间的阈值,如式(2)所示。

$$cl = 1 - (1 - \alpha)^{\frac{1}{L-1}} \quad (2)$$

式中: L 为采样点数, α 为置信水平,在本文中取 $\alpha = 0.95$ 。因此相干系数大于阈值 cl 被认为两个信号之间具有有效相干性。

为了定量衡量 EEG 与 EMG 信号之间的耦合强度,大于阈值 cl 的相干系数进行耦合强度指标计算:

$$S_{kl} = \sum_f \begin{cases} \Delta f(C_{xy}(f) - cl), & C_{xy}(f) > cl \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

式中: Δf 表示为频率 f 的间隔,在本文中设定 $\Delta f = 1$ Hz。 S_{kl} 表示第 k 导联 EEG 信号与第 l 块肌肉 EMG 信号的耦合度, S_{kl} 值越大,表示耦合强度越高。

本文定义了加权耦合强度 S_{weight} ,用于表示第 k 导联 EEG 信号与各路肌肉 EMG 信号的总体相干强度。计算

过程具体如下:

1) 将第 k 导联的 EEG 信号与各路 EMG 信号之间的耦合强度 S_{kl} 进行累加求和, 记为 S_{ksum} , n 表示肌肉总数目;

$$S_{ksum} = \sum_{l=1}^n S_{kl} \quad (4)$$

2) 分别将 S_{kl} 与 S_{ksum} 的比值作为权重 ω_{kl} , 用来表征各 EMG 信号对 $S_{kweight}$ 的贡献度;

$$\omega_{kl} = \frac{S_{kl}}{S_{ksum}} \quad (5)$$

3) 将各权重 ω_{kl} 和耦合强度 S_{kl} 进行乘积累加得到 $S_{kweight}$;

$$S_{kweight} = \sum_{l=1}^n \omega_{kl} S_{kl} \quad (6)$$

$S_{kweight}$ 越大, 表明第 k 导联处 EEG-EMG 相干性越强, 且特征信息越丰富。本文对所有导联分别计算加权耦合强度并进行筛选, 找出可以表征脑肌相干特征的核心导联组合。核心导联组合数目过少将丢失脑肌相干特征信息, 数目较多将会产生冗余信息。

Jiao 等^[9]在研究脑网络中枢识别实验中, 基于 90 导联的功能磁共振成像数据集, 最终选择核心节点个数为 10 个。Yang 等^[10]在脑网络联合中枢识别实验中, 基于 58 导联血氧水平依赖信号与 90 导联强迫症数据集, 均选择核心节点数为 8 个。在相关脑功能网络的研究中, 核心节点个数选择没有统一的标准, 针对本文中共 32 导联的 EEG 信号, 最终将核心导联数目定为 5 个。但是这样确定的核心导联仍然是不完整的, 需结合神经生理学中关于运动感觉脑区的先验知识, 统筹确定核心导联组合。

1.2 双层脑功能网络构建

1) 最小生成树的构建

最小生成树构建步骤如下:

(1) 网络节点的确定。选择采集 EEG 信号的 32 导联作为脑功能网络的节点位置。

(2) 定义边的权重。由于最小生成树是取权值最小的边作为连接边, 而本文需要连接相关性大的节点, 因此须对节点之间的皮尔森相关系数 r_{ij} 值取倒数并作为边的权重。

$$r_{ij} = \frac{\sum_{t=1}^T [x_i(t) - \bar{x}_i][x_j(t) - \bar{x}_j]}{\sqrt{\sum_{t=1}^T [x_i(t) - \bar{x}_i]^2 \sum_{t=1}^T [x_j(t) - \bar{x}_j]^2}} \quad (7)$$

式中: $x_i(t)$ 和 $x_j(t)$ 为节点 i, j 在时刻 t 的采样值, $\bar{x}_i$ 和 $\bar{x}_j$ 为节点 i, j 的平均采样值, N 为节点数。由于 $-1 \leq r_{ij} \leq 1$, 所以对 r_{ij} 取绝对值处理, 节点之间的相关性强弱与 r_{ij} 的值正相关。

(3) 求解最小生成树。选用 Kruskal 算法求解。

2) 区域脑功能网络的构建

通过脑肌耦合分析将得到核心导联组合, 综合这些导联并考虑肢体运动的对侧控制属性, 增加运动肢体对侧脑区感觉运动皮层的脑区节点, 共同构成区域网络的节点。

区域脑功能网络构建步骤:

(1) 网络节点的确定。与构建最小生成树的节点一致。

(2) 量化节点之间的相关性。选择皮尔森相关系数法计算。

(3) 选取阈值。不同的阈值 δ 将对建立的脑功能网络的拓扑结构产生直接的影响, 因此在得到连接系数矩阵后, 需要确定一个合适的阈值。本文在阈值的选取时主要遵循以下原则: 避免全连接、保证连接稀疏性且孤立点尽量少。

(4) 对连接系数矩阵进行阈值处理。阈值处理后的矩阵将转化为 0~1 矩阵, 具体表达式为:

$$\delta_{ij} = \begin{cases} 1 & |r_{ij}| > \delta \\ 0 & |r_{ij}| < \delta \end{cases} \quad (8)$$

3) 双层网络构建

以 1.2 节 1) 中最小生成树为第 1 层网络, 1.2 节 2) 中区域脑功能网络为第 2 层网络, 进行节点连接处理, 得到双层脑功能网络。

1.3 双层脑功能网络的特征提取

1) 最小生成树特征

本文将最小生成树作为第 1 层网络, 使网络更具连通性, 因此选取最小生成树的全局性指标: 直径、平均离心率作为特征。直径是最小生成树中相距最远的两个节点之间距离。计算公式为:

$$D = \max\{d_{ij} | i, j \in N\} \quad (9)$$

式中: d_{ij} 表示节点 i 与节点 j 之间的最短路径长度。

离心率指的是最小生成树中一个参考节点到其他节点的最短路径的最大值。平均离心率计算公式为:

$$M_{ecc} = \frac{\sum_{i=1}^N \max\{d_{ij} | j \in N\}}{N} \quad (10)$$

2) 区域脑功能网络特征

脑网络的连接特性是通过计算网络的相关特征来表征的, 常用的网络特征有节点度、路径长度、聚类系数等, 这些特征反映了网络的拓扑特性^[11]。

度定义为某个节点与其他节点连接边的数量之和。平均节点度计算公式为:

$$K = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N k_i \quad (11)$$

式中: k_i 表示为节点 i 的度。

平均路径长度计算公式为：

$$L = \frac{1}{N(N-1)} \sum_{i,j \in N, i \neq j} d_{ij} \tag{12}$$

聚类系数 c_i 定义为与节点 i 实际连接边数 E_i 和最多可连接边数的比值。平均聚类系数计算公式为：

$$C = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{2E_i}{k_i(k_i-1)} \tag{13}$$

2 实 验

2.1 实验环境

本实验一共招募了 12 名受试(分别为 6 名男性、6 名女性),年龄 (25 ± 1.3) 岁,均为右利手且均为健康状态。

本实验中 EEG 信号和 EMG 信号采集所用实验器材均为 BrainProducts Company 生产的 BrainAmp DC 系统,该系统同步采集手部动作时的 EMG 信号和 EEG 信号。其中脑电采集仪是 32 通道,符合国际的 10/20 导联标准,电极采集放置位置如图 2 所示。

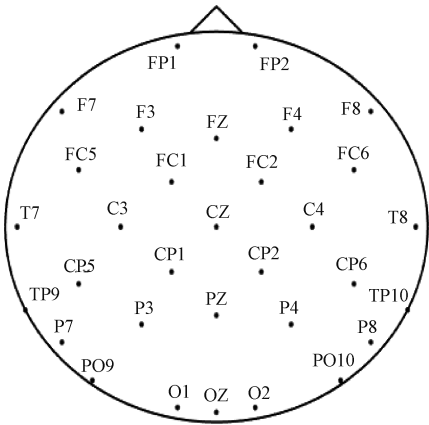


图 2 电极位置分布图

Fig. 2 Electrode position distribution map

2.2 实验方法

本实验设计的手部动作为握拳。动作示意如图 3 所示。

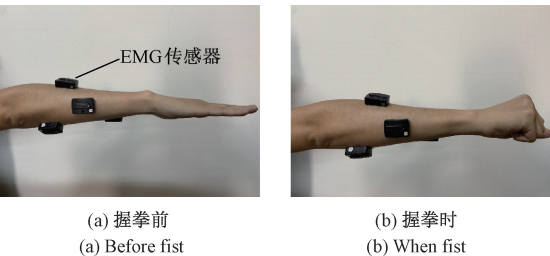


图 3 实验动作示意图

Fig. 3 Schematic diagram of experimental action

针对本文研究的握拳动作,根据肌肉伸缩与手部肢体动作关联性强弱原则,选定采集信号的肌肉为:肱桡肌、指浅屈肌、桡侧腕屈肌和尺侧腕屈肌。

实验范式流程如图 4 所示。前 10 次实验为主动运动实验,后 10 次实验为运动想象实验,两种实验之间休息 20 min。主动运动实验同步采集 EEG 与 EMG 信号,运动想象实验仅采集 EEG 信号。单次实验中,首先提示“准备”3 s,提示受试即将开始实验;其次,根据提示文字“握拳”做相应的动作,每个动作保持 5 s;最后提示“休息”20 s,提示受试休息 20 s。当受试左手执行完所有动作时,休息 20 min,然后换右手并根据提示文字做相应的实验。每名被试需要进行左手主动运动、左手运动想象、右手主动运动、右手运动想象共计 40 个单次实验。

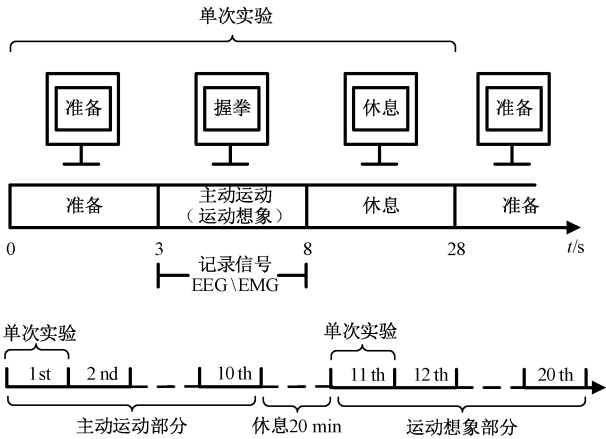


图 4 实验范式

Fig. 4 Experimental paradigm

2.3 数据分析

1) EEG、EMG 信号预处理

EEG 信号微弱,采集到的信号中包含很多干扰和伪迹的成分,因此有必要对数据进行预处理。本文利用独立成分分析技术过滤掉眼电伪迹等其他噪声的污染^[12]。

尽管 EMG 信号比 EEG 信号强度高许多,但同样存在噪声干扰,本文采用经验模态分解对 EMG 信号去噪^[13]。

2) 核心导联选取

本文分别计算了受试 32 导联的 EEG 信号与 4 路 EMG 信号的加权耦合强度,得到加权耦合强度值排序前 5 的导联如表 1 所示。

表 1 受试左、右手动作加权耦合强度前 5 导联组合

Table 1 The subject's top five node combinations of the left and right hand action weighted coupling strength

任务类型	核心导联组合
左手	C4-F8-CP6-FC2-O2
右手	C3-CP5-FC5-P3-FP1

通过分析表 1 数据,左手运动的核心导联均在右半脑,右手运动的核心导联均在左半脑,符合肢体运动对侧映射规律。

另外,根据被广泛认可的布罗德曼分区系统,中央前回和前顶叶区(1、2、3 区)共同组成体感皮层具备基本体感功能,接受对侧肢体的感觉传入;中央前回(4 区)是初级运动皮层,控制行为运动;顶叶前梨状皮质区(5 区)和顶叶皮质顶部(7 区)共同形成体感联合皮层,拥有视觉运动协调功能;前运动区和辅助运动区(6 区)拥有视觉引导到达、控制抓取功能。因此在脑肌相干性参数的核心导联筛选基础上,针对左手运动,选取 C4、FC6 和 CP6 3 个导联加入核心导联组;针对右手运动,选取 C3、FC5 和 CP5 3 个导联加入核心导联组,分别构成区域网络节点组。由此确定左、右手动作核心导联组合如表 2 所示。

表 2 受试左、右手动作核心导联组合

Table 2 The subject's left and right hand action core node combinations	
任务类型	核心导联组合
左手	C4-F8-CP6-FC2-O2-FC6
右手	C3-CP5-FC5-P3-FP1

3) 双层网络构建与特征提取
本文根据表 2 的核心导联组合,构建了某单次实验中双层网络如图 5 所示。图 5 中虚线连接部分是最小生成树,实线连接部分是区域脑功能网络。

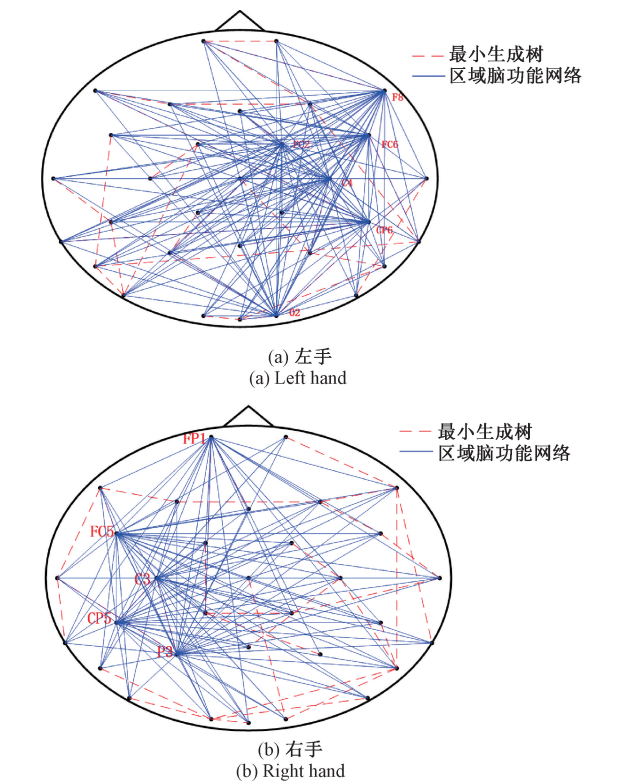


图 5 受试双层网络拓扑图

Fig. 5 The subject's bilevel network topology chart

由图 5 可以直观地看出,受试在执行动作时,以核心导联组合为中心的区域网络使得运动控制皮层区的核心导联附近网络成团化程度较高。每个动作的核心导联组合是该动作下大脑皮层与肌肉功能耦合的直接表现,因此根据核心导联联合构建的区域脑功能网络融合了脑肌相干特性和手部运动控制的神经生理学特点。

在 12 名受试主动运动实验中,握拳动作的直径、平均离心率、平均路径长度、平均节点度、平均聚类系数特征分布如图 6 所示。各个特征分布具有一定的区分度,但仍有部分样本重叠。

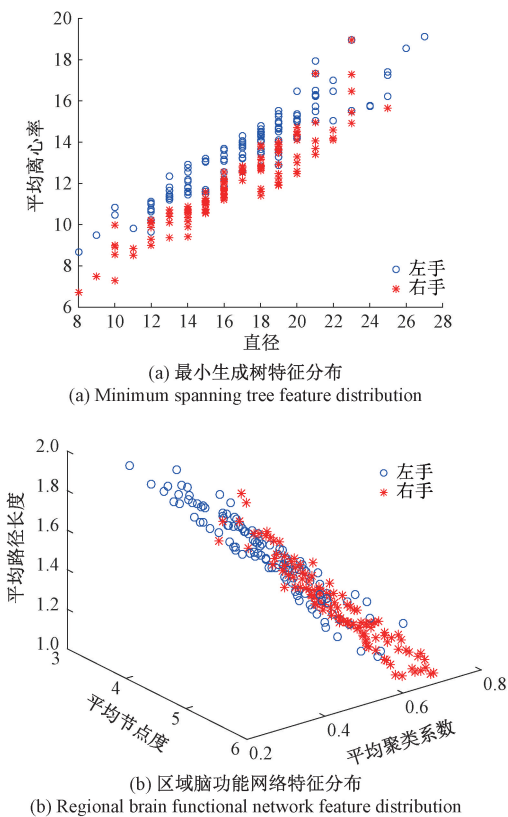


图 6 受试主动运动实验双层网络特征分布图

Fig. 6 Bilevel network feature distribution map of the subject's active movement experiment

对于运动想象实验样本,也依据表 2 中的核心导联组合,由 EEG 信号建立双层网络并提取特征。

3 实际应用内容

3.1 显著性差异分析

提取相应特征后,为了验证本文方法所得特征对分类结果的有效性,将不同受试同一实验范式的特征向量归类,并对这些特征向量进行多因素方差分析,得到结果

如表 3 所示。由表 3 知,这些特征在不同的实验范式中存在显著性差异($p\text{-value}<0.05$)。

表 3 各实验范式特征向量的 $p\text{-value}$
Table 3 The $p\text{-values}$ of eigenvectors for each experimental paradigm

任务类型	左手主动运动	左手运动想象	右手主动运动	右手运动想象
左手主动运动	$>>0.05$	0.023	<0.01	<0.01
左手运动想象	0.023	$>>0.05$	0.013	<0.01
右手主动运动	<0.01	0.013	$>>0.05$	0.021
右手运动想象	<0.01	<0.01	0.021	$>>0.05$

3.2 主动运动实验分类结果

本文选择支持向量机进行分类实验。分别将最小生成树特征(二维)、区域脑功能网络特征(三维)、最小生成树与区域脑功能网络组合特征(五维)作为特征向量输入到支持向量机中对左右手运动分类。分类前将特征向量进行归一化,支持向量机的核函数选择高斯核函数。采用 5 倍交叉验证的方式,将 12 名受试的样本数据随机分成 5 份,轮流将其中一份做测试集,其余四份做训练集,进行支持向量机分类。本文一共进行 20 次 5 倍交叉验证分类实验,取 20 次实验的平均正确率作为结果。主动运动样本用 3 种不同特征向量分类实验的平均正确识别率如表 4 所示。

表 4 主动运动双层网络特征向量平均正确识别率与方差
Table 4 Average correct recognition rate and variance of feature vectors in active motion bilayer networks %

测试集	特征向量		
	MST	RN	MST+RN
测试集 1	74.62	79.79	89.17
测试集 2	77.24	81.85	91.34
测试集 3	78.86	81.26	86.29
测试集 4	76.63	78.15	87.78
测试集 5	73.78	76.84	87.16
平均正确识别率	76.23 ± 2.04	79.58 ± 2.09	88.34 ± 1.97

表 4 中,MST 为最小生成树特征向量缩写,RN 为区域脑功能网络特征向量缩写,MST+RN 表示同时使用最小生成树与区域脑功能网络特征。

由表 4 可以看出,MST+RN 方法的平均正确率相比于仅使用最小生成树特征或区域脑功能网络特征作为特征向量,识别率分别提高了 12.11% 和 8.76%,提升效果明显。

3.3 运动想象实验分类结果

为了验证本文方法对运动想象识别的效果,采用上文所述方式从运动想象样本中提取特征向量并输入到支持向量机中,得到平均正确识别率如表 5 所示。

表 5 运动想象双层网络特征向量平均正确识别率与方差
Table 5 Average correct recognition rate and variance of feature vectors in motion imagery bilayer networks %

测试集	特征向量		
	MST	RN	MST+RN
测试集 1	72.29	77.81	85.68
测试集 2	74.33	79.03	87.42
测试集 3	75.07	78.91	89.07
测试集 4	78.32	80.25	88.48
测试集 5	71.59	76.94	84.16
平均正确识别率	74.32 ± 2.65	78.59 ± 2.08	86.96 ± 2.03

由表 5 可以看出,与主动运动实验类似,MST+RN 方法的平均正确率相比仅使用 MST 特征或 RN 特征,识别率有明显提高。相比于主动运动识别结果,MST 方法识别率降低了 1.91%,RN 方法识别率降低了 0.99%,MST+RN 方法识别率降低了 1.38%,实验结果接近主动运动实验。

3.4 相关文献方法对比

为了更好地突出本文特征提取方法的有效性,将其与现有成熟方法进行对比说明。采用这些方法对本文实验中运动想象脑电数据特征提取并进行分类实验,得到平均正确识别率如表 6 所示。

表 6 不同特征提取方法平均正确识别率对比
Table 6 Comparison of the average correct recognition rate of different feature extraction methods

特征提取方法	平均正确识别率/%
本文	86.96
滤波器组共空间模式 ^[14]	83.73
功率谱密度 ^[15]	78.67
希尔伯特-黄变换 ^[16]	86.44

在表 6 中,从分类正确率的角度进行对比,滤波器组共空间模式、功率谱密度、希尔伯特黄变换方法均有较高的正确识别率,但均低于本文提出方法,有力验证了本文提出方法的有效性。

上述分类结果表明,基于最小生成树和区域脑功能网络的双层网络融合了脑肌相干特性,使得双层网络特

征更有效地表征大脑皮层与肌肉功能之间的耦合关系和运动控制的神经生理学特点,为脑功能网络的构建提供一种新的思路。

4 结 论

本文提出了一种基于脑肌相干核心导联区域网络和最小生成树脑功能网络相结合的手部运动想象识别方法,通过相干函数、耦合强度以及加权耦合强度来定量分析 EEG 信号与 EMG 信号的相干性,建立核心导联组合,构建蕴含运动神经控制和相干性特征的区域脑功能网络。为了解决网络全局参与问题,本文在区域脑功能网络的基础上引入了最小生成树,将 32 个导联连接起来,建立双层网络。最后从双层网络上提取到多角度、多层次的特征,采用支持向量机分类工具,结果显示所有被试主动运动平均正确识别率为 88.34%,运动想象平均正确识别率为 86.96%。运动想象的识别率接近主动运动的识别率,验证了该方法的有效性。该特征提取方法结合了脑肌相干特性,因此能取得较好的分类效果,为运动想象识别提供一种新的思路。

本文目前存在的问题是仅针对握拳动作进行了研究,代表性还不充分,尚可进一步研究。对于不同的手部动作,其规律性是相似的,可针对性地选取不同的肌肉采集 EMG 信号。未来的工作将研究此特征提取方法在其他动作上的应用以及对运动想象任务的优化,进一步提高特征提取的适用性与有效性。

参考文献

- [1] 徐瑞,李志才,王雯婕,等. 基于肌电的人机交互控制策略及其应用与挑战[J]. 电子测量与仪器学报, 2020,34(2):1-11.
XU R, LI ZH C, ZHENG W J, et al. Human-computer interaction control strategies based on electromyography and their applications and challenges [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(2):1-11.
- [2] 张学军,万东胜,孙知信. 基于 LMD 和模糊熵融合 CSP 的脑电信号特征提取方法[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(8):226-234.
ZHANG X J, WAN D SH, SUN ZH X. EEG signal feature extraction method based on LMD and FE combined with CSP [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020,41(8):226-234.
- [3] BECK M M, SPEDDEN M E, LUNDBYE-JENSEN J.

Reorganization of functional and directed corticomuscular connectivity during precision grip from childhood to adulthood[J]. Scientific Reports, 2021, 11(1): 1-13.

- [4] 高云园,任磊磊,张迎春,等. 基于相干性的多频段脑肌电信号双向耦合分析[J]. 传感技术学报, 2017, 30(10):1465-1471.
GAO Y Y, REN L L, ZHANG Y CH, et al. Multiband EEG-EMG bidirectional coupling analysis based on cortico-muscular coherence [J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2017,30(10):1465-1471.
- [5] BYEONGNAM K, LAEHYUN K, YUN-HEE K, et al. Cross-association analysis of EEG and EMG signals according to movement intention state [J]. Cognitive Systems Research, 2017, 44: 1-9.
- [6] KUAI S G, SHAN Z K D, CHEN J, et al. Integration of motion and form cues for the perception of self-motion in the human brain[J]. The Journal of Neuroscience: The Official Journal of the Society for Neuroscience, 2020, 40(5): 1120-1132.
- [7] TEWARIE P, HILLEBRAND A, SCHOONHEIM M M, et al. Functional brain network analysis using minimum spanning trees in Multiple Sclerosis: An MEG source-space study[J]. Neuroimage, 2014, 88(2):308-318.
- [8] LIU X Y, YANG H, BECKER B, et al. Disentangling age-and disease-related alterations in schizophrenia brain network using structural equation modeling: A graph theoretical study based on minimum spanning tree [J]. Human Brain Mapping, 2021, 42(10): 3023-3041.
- [9] JIAO Z Q, XIA Z W, CAI M, et al. Hub recognition for brain functional networks by using multiple-feature combination[J]. Computers & Electrical Engineering, 2018, 69: 740-752.
- [10] YANG D F, ZHU X F, YAN C G, et al. Joint hub identification for brain networks by multivariate graph inference [J]. Medical Image Analysis, 2021, 73: 102162-102175.
- [11] 孟献龙,罗志增,史红斐,等. 经颅直流电刺激对运动脑功能网络特征的影响[J]. 航天医学与医学工程, 2020,33(4):298-305.
MENG X L, LUO ZH Z, SHI H F, et al. Effects of transcranial direct current stimulation on characteristics of motor brain function network [J]. Space Medicine & Medical Engineering, 2020,33(4):298-305.

- [12] 常文文,王宏. 基于 P300 幅值几何差和脑网络特征的测谎方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(4): 822-829.
- CHANG W W, WANG H. Study on the lie detection method based on P300 amplitude geometry difference and brain network characteristic [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(4): 822-829.
- [13] ROBERTS T J, GABALDON A M. Interpreting muscle function from EMG: Lessons learned from direct measurements of muscle force [J]. Integrative and Comparative Biology, 2008, 48(2): 312-320.
- [14] ZHANG H, CHIN Z Y, ANG K, et al. Optimum spatio-spectral filtering network for brain-computer interface[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2011, 22(1): 52-63.
- [15] 李静,王金甲,李慧. 融合脑电特征的弹性网特征选择和分类[J]. 生物医学工程学杂志, 2016, 33(3): 413-419.
- LI J, WANG J J, LI H. Selection and classification of elastic net feature with fused electroencephalogram features[J]. Journal of Biomedical Engineering, 2016, 33(3): 413-419.
- [16] 袁玲,杨帮华,马世伟. 基于 HHT 和 SVM 的运动想象脑电识别[J]. 仪器仪表学报, 2010, 31(3): 649-654.
- YUAN L, YANG B H, MA S H W. Discrimination of movement imagery based on HHT and SVM[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2010, 31(3): 649-654.

作者简介



商晓锋, 2020 年于浙江海洋大学获得学士学位, 现为杭州电子科技大学硕士研究生, 主要研究方向为生物医学信号处理。

E-mail: sxf1245486425@163.com

Shang Xiaofeng received his B. Sc. degree from Zhejiang Ocean University in 2020. He is currently a master student at Hangzhou Dianzi University. His main research interest is biomedical signal processing.



罗志增(通信作者), 1985 年于电子科技大学获得学士学位, 1989 年于杭州电子科技大学获得硕士学位, 1998 年于浙江大学获得博士学位, 现为杭州电子科技大学博士生导师。主要研究方向为信息采集与多信息融合、生物医学信号处理、智能机器人等。

E-mail: luo@hdu.edu.cn

Luo Zhizeng (Corresponding author) received his B. Sc. degree from University of Electronic Science and Technology of China in 1985, received his M. Sc. degree from Hangzhou Dianzi University in 1989, and received his Ph. D. degree from Zhejiang University in 1998. He is currently a Ph. D. advisor at Hangzhou Dianzi University. His main research interests include information collection and multi-information fusion, biomedical signal processing, intelligent robots, etc.