

基于脑电和惯性同步分析的神神经动力学耦合研究

谢平^{1,2}, 蔚建¹, 张腾宇^{3,4}, 程生翠¹, 吕岩¹, 陈晓玲^{1,2}

(1. 燕山大学河北省测试计量技术及仪器重点实验室, 秦皇岛 066004; 2. 燕山大学河北省智能康复及神经调控重点实验室, 秦皇岛 066004; 3. 国家康复辅具研究中心北京市老年功能障碍康复辅助技术重点实验室, 北京 100176; 4. 国家康复辅具研究中心民政部神经功能信息与康复工程重点实验室, 北京 100176)

摘要: 运动控制是神经、运动和感觉功能的多方面协调及信息交互作用过程, 探究运动系统中运动-生理信息间的关联关系对于理解人体运动控制机制具有重要意义。为此, 本文通过对脑电信号 (Electroencephalogram, EEG) 和惯性信息中的加速度信号 (Acceleration, ACC) 进行相干分析, 探究上肢静息态和任务态时 EEG 和 ACC 信号间的因果关系及演变规律。首先, 通过对 7 名受试者的 EEG 和 ACC 信号进行预处理, 去除信号中的干扰成分; 进一步, 分别计算在静息态、任务态 (动态力、静态力) 下的 EEG 和 ACC 信号间的相干性结果, 并通过显著相干的阈值指标来计算显著性面积进而实现量化分析。结果显示, 在动态力下的 EEG-ACC 相干显著性面积大于静态力下的值, 静态力下的显著性面积大于静息态下的值; 且分别在左、右侧上肢运动时, EEG 的 C3、C4 通道与 ACC 间的显著性面积也呈现出在对侧运动脑区显著。研究结果表明, EEG 和 ACC 信号间的同步特征在上肢运动的静息态、任务态 (动态力、静态力) 下有显著特征, 这有助于深入理解神经-运动控制机制, 为运动功能评估提供新的定量指标, 进而为运动功能障碍疾病的早期诊断提供理论依据。

关键词: 脑电信号; 惯性信号; 运动控制; 相干分析; 同步分析

中图分类号: R318 **文献标志码:** A

Research on Neurodynamic Coupling Based on Synchronization Analysis Between EEG and IMU Signals

XIE Ping^{1,2}, YU Jian¹, ZHANG Tengyu^{3,4}, CHENG Shengcui¹, LYU Yan¹, CHEN Xiaoling^{1,2}

(1. Key Lab of Measurement Technology and Instrumentation of Hebei Province, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China; 2. Key Laboratory of Intelligent Rehabilitation and Neuromodulation of Hebei Province, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China; 3. Beijing Key Laboratory of Rehabilitation Technical Aids for Old-Age Disability, National Research Center for Rehabilitation Technical Aids, Beijing 100176, China; 4. Key Laboratory of Neuro-Functional Information and Rehabilitation Engineering of the Ministry of Civil Affairs, National Research Center for Rehabilitation Technical Aids, Beijing 100176, China)

Abstract: Motor control is a process of multifaceted coordination and information interaction among neural, motor and sensory functions. The relationships between motion and physiological information in the motor control system is helpful to understand the mechanism of human motion control. Therefore, to explore the causal relationship and the evolutionary law between electroencephalogram (EEG) and

acceleration (ACC) signals during upper limb movement and rest, we apply the coherence method in this study. Firstly, the EEG and ACC signals of 7 subjects are preprocessed to remove the interference components in the signals. Secondly, the coherence values between EEG and ACC signals during the resting, motion-action and motion-maintaining states are calculated respectively, and the significant area is then calculated by the threshold index of significant coherence. The results show that the significant areas in the motion-action state are larger than that of in the motion-maintaining state, and in the motion maintenance state is larger than that of in the resting state. Furthermore, the significant areas between EEG signals of C3 and C4 channels and ACC signals are more significant in the contralateral motor cortex during left and right upper limb movements. These results indicate that there are significant differences between EEG and ACC signals during the resting, motion-action and motion-maintaining states of upper limb movements, which can be helpful to deeply understand the neuromotor control mechanism, and also provide a new quantitative index and the theoretical basis for the assessment of motor function and the early diagnosis of motor dysfunction diseases.

Key words: electroencephalogram; inertial measurement unit; motion control; coherence analysis; synchronous analysis

引 言

随着科学技术的不断发展,世界各国都将脑科学上升为国家科技战略重点。2016年,“中国脑计划”(脑科学与类脑研究)作为重大科技项目被列为国家“十三五”规划^[1],我国已将“脑科学与类脑研究”上升为国家战略。探究实现各种脑功能的神经回路基础,阐明神经系统病患的病因、机制,探索治疗的新手段是脑科学研究的基本目标之一。因此,探索大脑和运动之间的变化规律,有助于发现肢体运动与大脑之间的关联关系,这对于探究人体运动控制机制具有重要意义。

由于运动控制是由大脑、肢体共同参与的协同工作过程,现有研究中常基于脑电信号(Electroencephalogram, EEG)和惯性信号(Inertial measurement unit, IMU)等运动和生理信息进行运动功能评估,以分别实现对大脑功能的监测和对肢体运动姿态的评估。如 Gil-Agudo 等^[2]基于九轴惯性的上肢功能康复评估系统,可评价中枢神经系统损伤后上肢功能恢复情况;Pérez 等^[3]研发了一种基于惯性传感器的监测系统,通过采集惯性数据计算关节角度的四元数,建立运动学模型来估计 3D 上肢运动,以进行准确的运动评估;Schwarz 等^[4]通过采集惯性信号探究了被测臂、物体重量和目标高度等因素,在移动过程中躯干代偿和肘、腕、指屈伸运动幅度的变化与临床测量的损伤之间的关系;陆双双等^[5]探究了在任务态脑电和静息态脑电的时域、频域及拓扑分布特征;Kline 等^[6]对上肢和腿部运动的高密度 EEG 信号进行分析,结果表明,人类有节奏的手臂运动比有节奏的腿部运动受到更强的皮质控制;Jeong 等^[7]对上肢运动的 EEG 信号进行动作识别,表明上肢运动可以从 EEG 信号中体现出来,可以用于动作区分。现有研究主要是从单一的 EEG 信号或者 IMU 信号进行肢体的运动分析,但是运动控制是神经、运动和感觉功能的多方面协调及信息交互作用过程,肢体协调运动是由中枢神经运动系统控制、肢体运动相互作用的结果。因此,探究运动系统中运动—生理信息间的关联分析有助于理解肢体运动控制机理,便于肢体运动功能的评估。

为此,本文引入频域相干分析方法,对不同动作模式下的 EEG 和 IMU 信号进行关联分析,对比双侧上肢运动的 EEG-IMU 分别在静息态、任务态下的变化规律,探究运动控制系统的神经动力学耦合特性,为建立有效的运动生理指标,量化评估运动功能状态提供参考。

1 实验方案

1.1 实验设计

1.1.1 实验设备

本文中 EEG 信号采集的实验设备为博睿康公司生产的 NeuSen W 系列无线脑电采集系统,其中包括硬件和软件两部分。硬件包含脑电信号放大器、64 导的脑电帽和 Trigger Box 同步触发设备,电极位置按照国际 10-20 系统排布,设备采集数据的分辨率为 24 bit,数据的同步精度 <1 ms,采样频率为 1 000 Hz;软件部分包括硬件相配置的 Start Neusen W 软件,用来采集 EEG 信号以及实时记录实验中 EEG 信号的变化。

惯性采集实验设备为美国 Delsys 公司生产的 Trigno Avanti 表面肌电惯性采集系统,包括硬件和软件两部分。硬件包含 16 个无线采集模块,能够采集九轴的惯性信息,其中包括三轴的加速度信号、三轴的角速度信号以及三轴的磁力计信号,设备采集数据分辨率为 16 bit,传感器的延迟时间 <500 μ s,采样频率为 150 Hz,硬件部分还包含一个 Trigger Module 同步触发器,通过 Trigger Module 同步触发器与脑电 Trigger Box 同步触发设备相连,将脑电采集设备和肌电惯性采集设备进行同步触发,同时获得所需的 EEG 和 IMU 信号;软件部分包括硬件配置的采集软件,用来采集 IMU 信号以及实时记录实验中的 IMU 信号的变化。

1.1.2 实验安排

实验基于 7 名身心健康的老年被试(5 男 2 女,年龄 50~65 岁)进行数据分析,所有参与者均没有大脑相关疾病史,均为右利手,视力正常或者矫正正常,并且均为自愿参加实验。实验前需向被试人员询问相应的基本信息并说明实验目的及实验内容,签署本实验的知情同意书,本实验得到国家康复辅具研究中心附属康复医院的伦理委员会的支持。

如图 1 所示,被试人员要求坐在一张舒适的椅子上,正对电脑屏幕,被试距离屏幕约为 60 cm。实验开始前实验人员向被试说明实验内容和实验要求,根据被试状态确定实验开始时间。实验开始前,为被试佩戴脑电帽,并在电极孔中注入导电膏,将采集部位的电极阻抗降至 5 k Ω 以下,以确保 EEG 数据采集的稳定性和准确性。EEG 信号主要采集与运动相关部位的 34 个通道,在减少工作量的同时确保数据的完整性。Delsys 惯性采集模块在进行粘贴前对采集部位进行酒精消毒,去除身体表面的灰尘,确保连接的稳定性。

1.1.3 实验范式

本研究实验主要由静息态和任务态两部分组成,其中任务态又包含右侧上肢任务和左侧上肢任务,每类实验任务结束后放松 60 s,具体实验流程如图 2 所示。首先执行静息态实验(包括 3 s 准备时间和 10 min 休息时间),在此期间要求被试保持两侧手臂自然下垂呈放松状态。静息态结束后放松 60 s 后进行右侧上肢任务实验(包括 3 s 准备、20 s 休息及 26 s 任务执行),其中任务执行过程包括 3 s 手背摸同侧耳朵(动态力)、3 s 手背摸耳的动作维持(静态力)及 20 s 休息,任务执行环节连续依次进行 5 组实验,在进行手背摸耳动作时,要求被试其他身体部位尽量保持不动。在 60 s 放松后进行左侧上肢任务实验,其实验流程和要求与右侧上肢任务相同。可见,每位被试共需完成 1 次静息态和 2 次任务态实验,其中每次任务态共需要完成 5 次手背摸同侧耳朵动作(动态力)、5 次手背摸同侧耳朵动作维持(静态力)和 6 次休息。

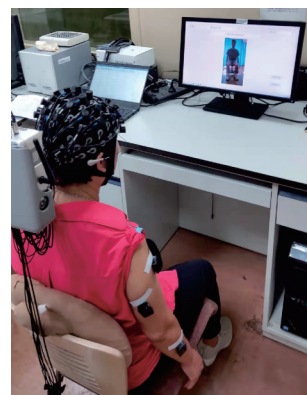


图1 脑电-惯性采集实验图
Fig.1 EEG-IMU acquisition experimental diagram

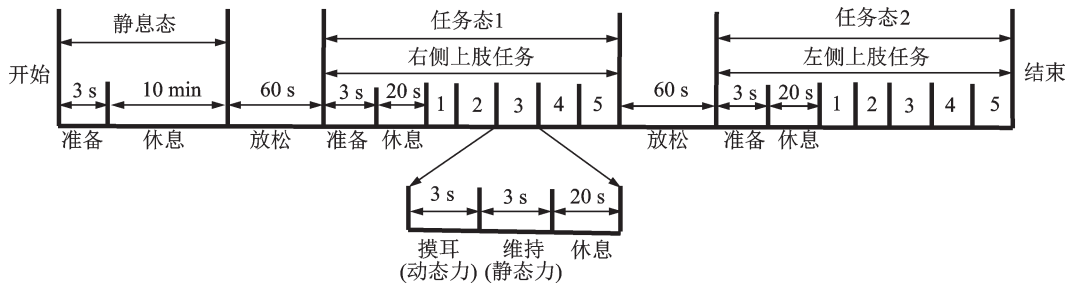


图2 实验流程图

Fig.2 Experimental flow chart

1.2 数据预处理

EEG 信号、IMU 信号中都包含有基线漂移和工频干扰。此外,EEG 信号中常受到眼电、头动等干扰的影响^[8]。此外,除了信号中存在的一般噪声和干扰外,在特定频域范围的信号能够反应 EEG 信号、IMU 信号的主要特征,将特定的频段保留,去除多余数据有助于后续同步分析。

本文主要研究在静息态及任务态中 EEG 和 IMU 信号同步分析的差异。脑电帽电极位置按照国际 10-20 系统排布,EEG 数据主要采集了其中与运动主要相关的 34 通道的信号,采样频率为 1 000 Hz,采集信号的电极位置分布如图 3(a)所示,其中选取运动皮质层中主要与运动相关的 C3、C4 两个通道信号来进行后续的同步分析^[9];IMU 数据采样频率为 150 Hz,采集部位如图 3(b)所示,共有 14 个采集模块,每侧采集 7 个部位,每个部位有九轴惯性信息,主要选取波动明显的指浅屈肌位置的三轴加速度信号(Acceleration, ACC)与 EEG 信号进行同步分析,用于探究静息态与任务态下的运动-生理同步变化规律。

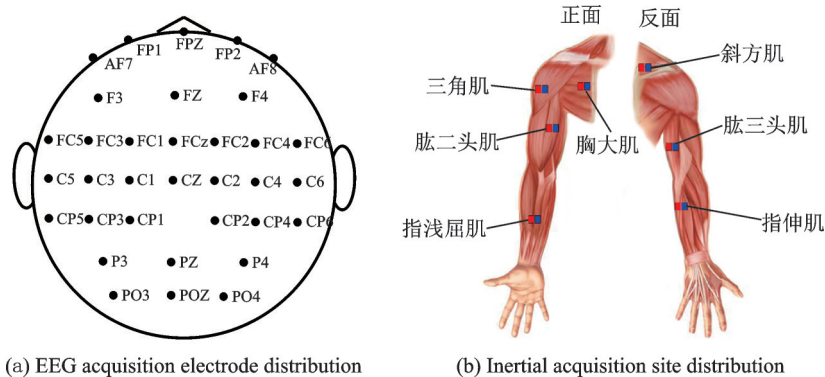


图3 脑电-惯性信号采集分布图

Fig.3 EEG-IMU acquisition distribution

1.2.1 脑电预处理

脑电信号在采集过程中容易受到外界和设备本身带来的干扰影响,需要对采集到的数据进行预处理。首先,对数据进行降采样处理,减少数据的计算量,然后通过采用中值滤波、带通滤波、陷波器和独立成分分析方法去除脑电信号中的噪声和干扰,最后采用拉普拉斯重参考方法突出数据的局部特性,使得结果更加的显著。

(1)降采样

由于 EEG 和 ACC 信号采样频率的差异,将采集到的信号进行降采样处理,使数据采样频率降至

250 Hz,方便后续同步分析。使用软件MATLAB中的eeglab工具箱,画出降采样后数据的功率谱密度图^[10],如图4所示,可以看出,EEG信号中存在明显的工频干扰和眼电干扰。

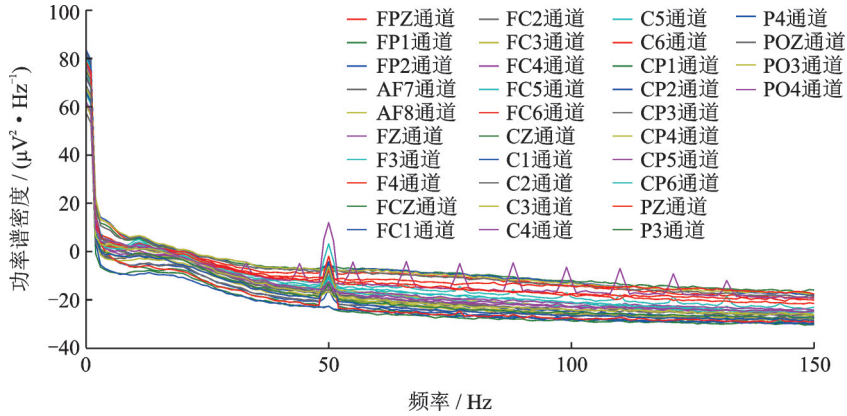


图4 34通道脑电功率谱密度图

Fig.4 34-channel EEG power spectral density map

(2)滤波

针对功率谱密度图中显示的噪声和干扰,使用中值滤波去除EEG信号中的基线漂移,使用自适应陷波器去除50 Hz的工频干扰^[11-12],使用0.1~150 Hz的巴特沃斯带通滤波器,滤除高频和低频噪声,并保存数据的主要信息频段。

(3)独立成分分析

在实验过程中,被试容易产生收到自身其他电信号及外界的干扰,容易产生眼电、心电及外界环境干扰。本文选用独立成分分析(Independent component analysis, ICA)方法滤除上述噪声和干扰^[13]。

将原始数据生成为 n 维向量 $\mathbf{x}(t)=[x_1(t), \dots, x_n(t)]^T$ 形式,求取满足各向量相互独立的输出数据 $\mathbf{y}(t)=[y_1(t), \dots, y_n(t)]^T$ 。其方法具体描述如下:

令原始信号 $\mathbf{x}(t)$ 分别经过球化函数 \mathbf{W} 和正交系统 \mathbf{U} ,得到输出信号 $\mathbf{y}(t)=[y_1(t), \dots, y_n(t)]^T$,其中各分量保持相互独立,该过程即ICA分解。

首先令原始信号 $\mathbf{x}(t)$ 经过球化系统得到 $\mathbf{z}(t)=\mathbf{W}\mathbf{x}(t)$, $\mathbf{z}(t)$ 需要满足条件为各分量正交归一,使得 $\mathbf{z}_i(t)$ 各分量的方差为1且互不相关,即

$$E[\mathbf{z}(t)\mathbf{z}^T(t)]=\mathbf{I}_n \quad (1)$$

球化过程首先将 $\mathbf{W}=\mathbf{A}^{-1/2}\mathbf{G}'$ 代入 $\mathbf{Z}=\mathbf{W}\mathbf{X}$ 中,得到

$$\mathbf{Z}=\mathbf{W}\mathbf{X}=\mathbf{A}^{-1/2}\mathbf{G}'\mathbf{X} \quad (2)$$

证明 \mathbf{Z} 中各分量为互不相关(相互正交),且各分量方差为1。

$$\mathbf{Z}\mathbf{Z}'=[\mathbf{A}^{-1/2}\mathbf{G}'\mathbf{X}][\mathbf{X}\mathbf{G}'\mathbf{A}^{-1/2}]=\mathbf{A}^{-1/2}\mathbf{G}'[\mathbf{G}\mathbf{A}\mathbf{G}']\mathbf{G}\mathbf{A}^{-1/2}=\mathbf{A}^{-1/2}\mathbf{A}\mathbf{A}^{-1/2}=\mathbf{I} \quad (3)$$

随后,对于球化得到的 $\mathbf{z}(t)$,须确定正交矩阵 \mathbf{U} ,将 $\mathbf{z}(t)$ 转化为 $\mathbf{y}(t)$,使得输出 $\mathbf{y}_i(t)$ 满足各向量相互独立,且方差保持为1。

对于向量 $\mathbf{z}(t)=[z_1(t), \dots, z_n(t)]^T$ 做如下处理

$$y = U_{ij}z = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \vdots & 0 & \vdots & 0 \\ 0 & 1 & & & & \\ \cdots & \cos \theta_{ij} & \cdots & \sin \theta_{ij} & \cdots & \\ 0 & \vdots & 0 & \vdots & 0 & \\ \cdots & \sin \theta_{ij} & \cdots & \cos \theta_{ij} & \cdots & \\ 0 & \vdots & 0 & \vdots & 1 & 0 \\ & & & & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} z_1 \\ \vdots \\ z_i \\ \vdots \\ z_j \\ \vdots \\ z_n \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中:除中间4个 ij 行相交元素外, U_{ij} 的其余对角线元素都为1,非对角元素都为0。变换后, z 中 z_i, z_j 发生变化为

$$\begin{cases} z_i \rightarrow z_i \cos \theta_{ij} + z_j \sin \theta_{ij} \\ z_j \rightarrow z_j \sin \theta_{ij} + z_i \cos \theta_{ij} \end{cases} \quad (5)$$

对 z, z_j 全部进行处理后,优化判据 ϵ 最小,即

$$\epsilon = \left[E(y) - \sum_{i=1}^n E(y_i) \right]^2 \quad (6)$$

优化后的 $y(t) = [y_1(t), \dots, y_n(t)]^T$, 其各向量相互独立。

如图5所示,通过MATLAB中的eeglab的工具箱对数据进行ICA分析结果。

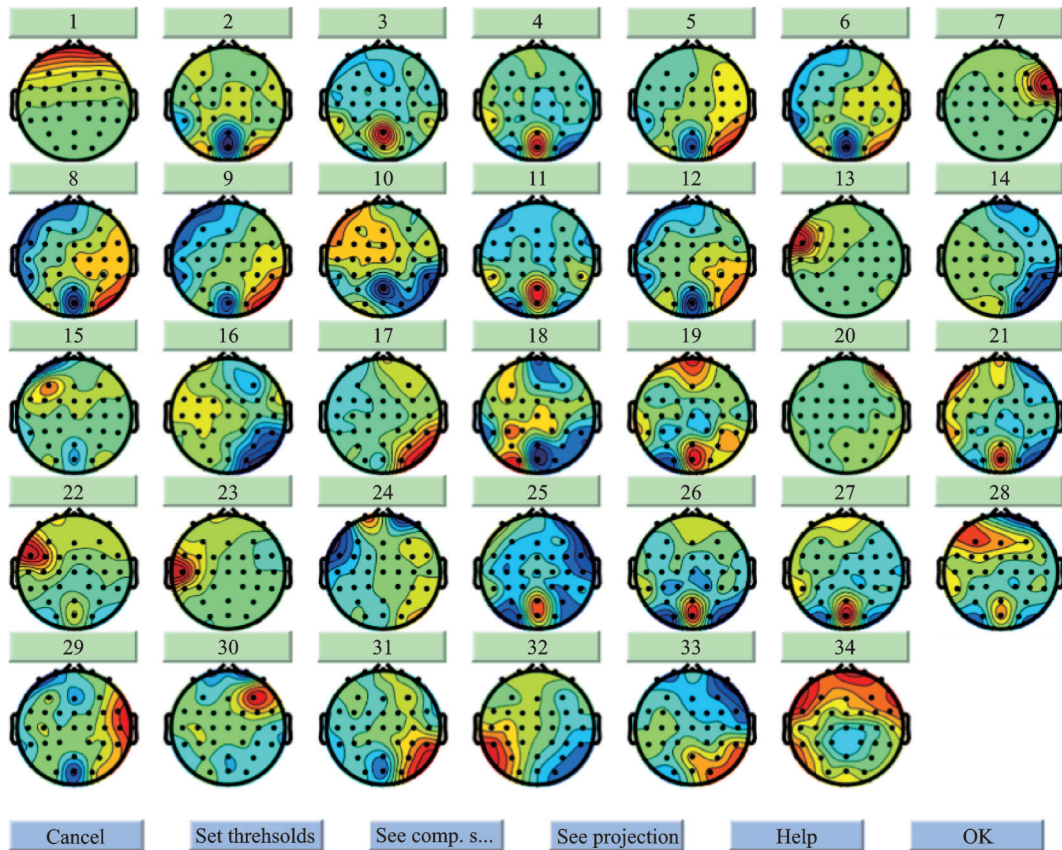


图5 ICA成分图

Fig.5 ICA composition diagram

ICA 中的第 1 个分量, 脑地形图能量主要呈前段分布, 时频图中随机呈现小方块图样, 低频能量高的特点, 表明此分量为眨眼分量, 如图 6(a) 所示; 在 ICA 的第 6 个分量中, 脑地形图能量呈前段两侧分布, 时频分量中随机呈现红蓝相间长条状图样, 低频能量高的特点, 表明此分量为眼动分量, 如图 6(b) 所示; 在 ICA 的第 19 个分量中, 脑地形图能量呈周围分布, 时频分量中随机呈现长条状图样的特点, 表明此分量为头动分量, 如图 6(c) 所示。

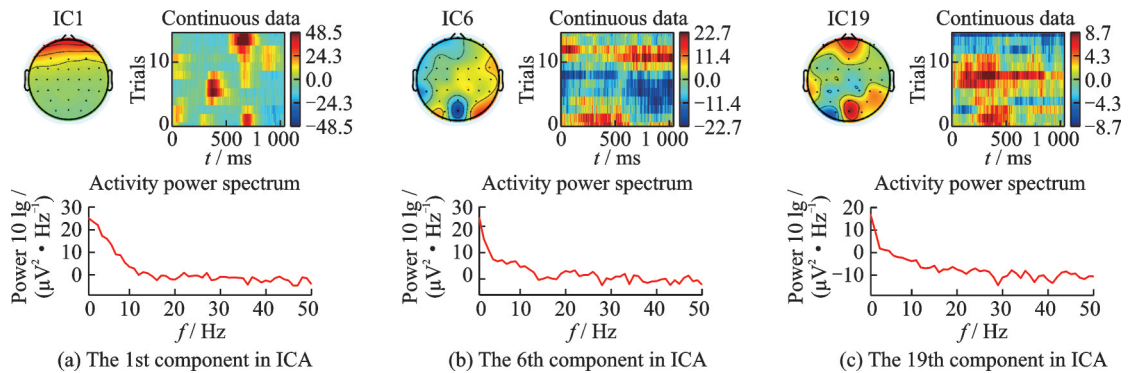


图 6 ICA 中头部干扰分量

Fig.6 Head interference component in ICA

ICA 分量中的第 29 个分量和第 33 个分量, 时频分量呈雨点般散落状, 相关分量波形出现周期性波动, 表明此分量中包含心电、肌电和其他电磁干扰等噪声, 如图 7 所示。

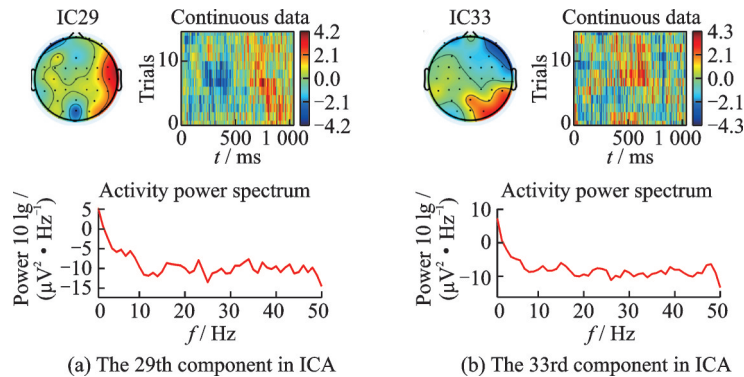


图 7 ICA 中其他干扰分量

Fig.7 Other interference components in ICA

将包含有噪声和干扰的分量进行剔除, 并重复 ICA 算法的过程, 直到噪声完全剔除为止。

(4) 重参考

本文对 EEG 信号进行拉普拉斯重参考^[14], 拉普拉斯重参考是将每个电极的电压与紧邻周围电极 (通常为周围 4 个电极) 的局部电压平均值进行比较。C3 通道周围的电极通道为 FC3、C5、C1、CP3, C3 通道数据的参考值为 FC3、C5、C1、CP3 四个通道数据和的均值, 用 C3 通道数据减去参考值为拉普拉斯重参考后的结果。C4 通道周围的电极通道为 FC4、C6、C2、CP4, 参考值计算与 C3 通道过程相同。

拉普拉斯重参考通过过滤广泛的活动, 可以帮助强调和分析高度局部化的波形, 更能反应脑功能区特性。这有助于使得 EEG 与 ACC 信号的分析结果更加明显和准确^[15]。

1.2.2 惯性预处理

惯性信号采用的是指浅屈肌的三轴加速度信号,采用降采样、低通滤波和中值滤波方法去除加速度信号中的干扰并使脑电和加速度信号数据长度保持一致,通过计算欧几里得范数对三轴信号进行整合,去除方向上的影响。

(1)升采样

首次,将ACC信号的采样频率升至250 Hz,保持与EEG信号频率的一致性,方便后续的同步分析。

(2)滤波处理

人类一般活动的惯性信号范围为0~20 Hz^[16],因此采用20 Hz的巴特沃斯低通滤波器,排除人类活动频率以外的信号影响。采用长度为3的中值滤波器去掉数据中的异常值^[17],保持数据的准确性。

(3)去重力影响

在采集ACC数据的过程中,会受到重力的影响,产生重力加速度,影响数据的准确性,一般认为重力加速度存在于ACC信号的低频滤波中^[18],因此,采用截止频率为0.3 Hz的三阶巴特沃斯低通滤波器滤除信号,用原有数据减去滤波数据,然后获得没有重力分量的ACC数据。

(4)欧几里得范数

ACC信号有 x 、 y 、 z 三轴的信号数据,在进行左右手运动时,由于相同动作下采集方向的不同,会使数据产生正负差异,因此,对三轴的ACC信号计算欧几里得范数,去除信号方向上影响^[19],公式为

$$A = \sqrt{a_x^2 + a_y^2 + a_z^2} \quad (7)$$

式中 a_x 、 a_y 、 a_z 为各轴的ACC信号。

1.3 脑电-惯性信号的相干分析

本文主要采用基于幅值平方相干函数的频域相干性分析方法,探究EEG和ACC信号间的关联特性^[15],此方法可以定量描述脑电和惯性信号在频域的相关强度,其原理是分别计算两个信号的自谱和互谱,以互谱与自谱的比值作为两个信号在频域的相干强度,也就是两个信号同步分析的耦合强度。设脑电信号表示为 x ,加速度信号表示为 y ,其表达式为

$$CO_{xy}^2(f) = \frac{|P_{xy}(f)|^2}{P_{xx}(f)P_{yy}(f)} \quad (8)$$

式中: $CO_{xy}(f)$ 为两个信号的频域相干函数值; $P_{xy}(f)$ 为两个信号的互谱密度函数; $P_{xx}(f)$ 和 $P_{yy}(f)$ 分别为两个信号的自谱密度函数,其表达式为

$$P_{xy}(f) = X(f)(Y(f))^* \quad (9)$$

$$P_{xx}(f) = X(f)(X(f))^* \quad (10)$$

$$P_{yy}(f) = Y(f)(Y(f))^* \quad (11)$$

式中:“*”表示共轭, $X(f)$ 和 $Y(f)$ 分别表示为脑电信号与加速度信号在频域所包含的信息。

两个信号的 $CO_{xy}(f)$ 值表示信号之间频域的相关性强度,其大小在0到1之间,相干性最大为1,最小为0,不同的取值代表同步分析的耦合强度不同。为了定量分析两信号同步分析的耦合强度,计算信号相干强度为显著相干的阈值作为指标,其表达式为

$$CL(\alpha) = 1 - \alpha^{\frac{1}{N-1}} \quad (12)$$

式中: N 表示滑动窗总的窗口数量, α 一般取值为0.05,表示置信水平是0.95。当两信号相干值超过阈值指标时,认为两信号的相干强度为显著相干。根据上述的阈值指标,进一步计算相干曲线与显著性阈值指标围成区域的显著性面积进行量化分析。

2 实验结果

根据1.3节中提出的频域相干分析方法,分别对7名被试的C3、C4通道的EEG信号和指浅屈肌的ACC信号进行相干分析。实验分为静息态和任务态3个任务,将静息态数据截取与摸耳动作数据大小相同的长度,方便后续数据的相干性分析。分别进行静息态、任务态(动态力、静态力)下的EEG与ACC信号的相干分析,根据显著相干的阈值指标计算各自的显著性面积,定量刻画两信号间的同步因果关系。

对于EEG与ACC信号的相干分析,以C3通道为例,分别计算被试在静息态、任务态(动态力、静态力)下的显著性面积均值,结果如图8所示。从图8(a)中可以看出,除去被试5外,右侧的上肢运动中,C3通道与ACC的动态力下的显著性面积要大于静态力下的,静息态下的显著性面积最小;从图8(b)中可以看出,除去被试5外,左侧上肢运动的结果与右侧的结果相同。C4通道与C3通道所得结果一致。

在左、右侧上肢运动中,C3、C4通道呈现不同的结果,如图9所示。在右侧运动时,除去被试5外,C3通道的显著性面积要大于C4通道的,如图9(a)所示;在左侧运动时,除去被试2外,C4通道的显著性面积要大于C3通道的,如图9(b)所示。

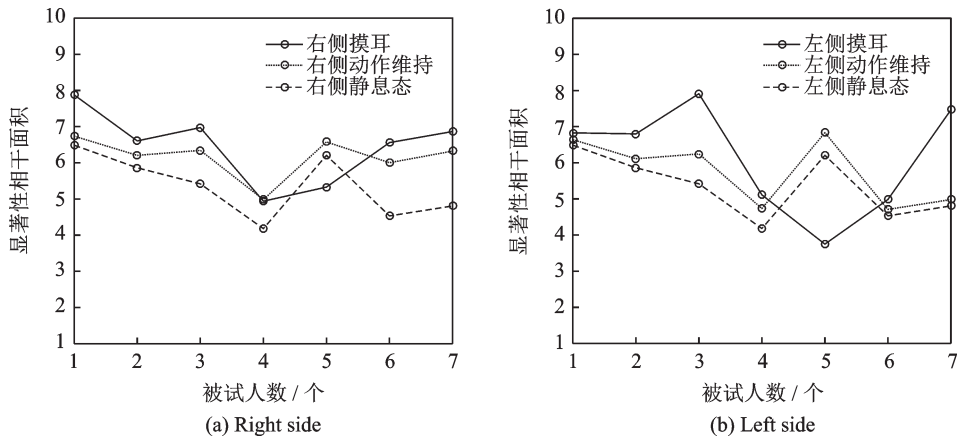


图8 静息态、任务态(动态力、静态力)下的显著性面积图

Fig.8 Significant area map under resting state and task state (dynamic force and static force)

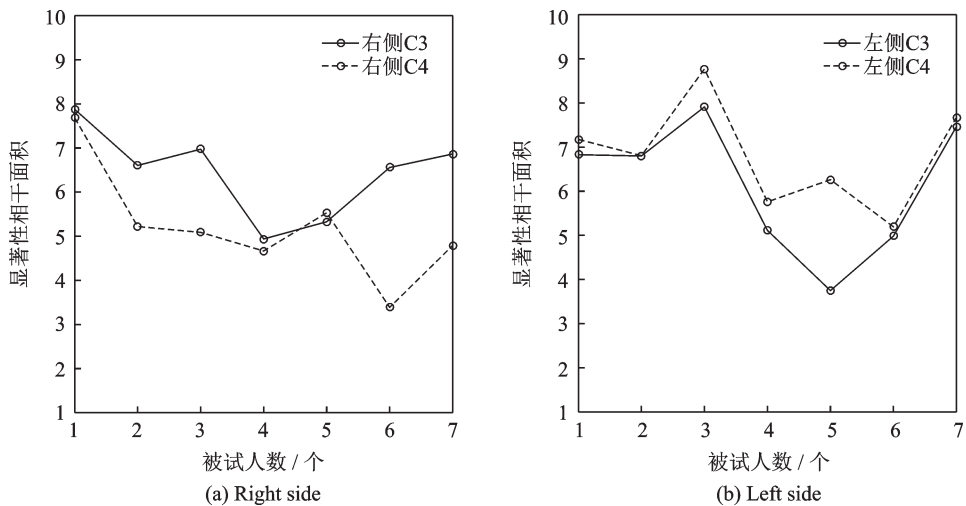


图9 运动状态下C3、C4通道显著性面积图

Fig.9 Significant area map of C3 and C4 channels in motion

3 结果分析

本文对静息态、任务态(动态力、静态力)下的脑电与加速度信号进行了相干分析。结果表明,C3、C4通道的脑电信号与加速度信号的显著性面积在动态力下最大,静息态下最小,并且这与运动在左右侧无关。C3、C4通道主要位于大脑的运动区域,与运动的执行最相关,因此,在进行显著性面积的求取时,可以得出在动态力下达到最大,也说明脑电信号具有关于运动表现的有效信息,这在运动-生理信息的同步分析中有更明显的表现,这与在探究脑电信号对拉班舞不同动作的解码时的结论一致^[20]。在进行左右侧运动时,C3、C4通道脑电与加速度的相干分析表现出在运动对侧更强,这表明了脑电与加速度相干分析也能体现大脑的对侧控制机理,这与在驾驶过程中左右转向行为引起C3和C4电位变化结果一致^[21]。另外,在实验结果中还存在个别结果偏离实验结论的现象,经过查看实验记录和数据,发现存在被试在实验过程中出现疲劳、多余动作等情况,这可能对实验结果有一定的干扰。

与现有研究相比,本文通过对脑电信号和加速度信号进行相干分析,证明在静息态、任务态(动态力、静态力)之间存在着差异,这对于探究人体运动控制机制具有重要意义,在未来,这也可能为运动功能评估和运动功能障碍疾病的早期诊断提供新的理论依据。但是目前还存在一些不足:当前的动作类型比较单一,被试人员少,并且在实验结果中少数被试存在疲劳、多余动作等情况,在后续的研究中,对此将会做进一步的调整和探究。在未来研究中,将会对运动功能障碍患者进行数据采集及分析,探究健康人与患者之间的差异,为运动功能评估提供更加有效的理论依据。

4 结束语

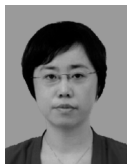
本文主要探究了静息态、任务态(动态力、静态力)下的脑电信号和加速度信号间的关联同步特性。通过对7名受试者在静息态、任务态下脑电-加速度信号的频域相干分析,得出动态力下EEG和ACC信号相干最高,而在静息态下最低,在分别进行左、右侧运动时,EEG和ACC信号在对侧的相干性比同侧强。以上结论说明,脑电和惯性信号具有一定的神经动力学耦合机制,尤其在运动状态下表现显著,脑电和加速度的同步特征能够反映运动状态的有效信息。这对于探究人体运动控制机制具有重要意义,未来或将为运动功能评估和运动功能障碍疾病的早期诊断提供新的理论依据。

参考文献:

- [1] 中国神经科学学会神经科学方向预测及技术路线图研究项目组. 脑科学发展态势及技术预见[J]. 科技导报, 2018, 36(10): 6-13. Group on Technology Foresight and Roadmap of Neuroscience Development, Chinese Neuroscience Society. Progress of neuroscience and related technology prospective[J]. Science & Technology Review, 2018, 36(10): 6-13.
- [2] GIL-AGUDO A, REYES-GUZMÁN A D L, DIMBADIYO-TERRER I, et al. A novel motion tracking system for evaluation of functional rehabilitation of the upper limbs[J]. Neural Regeneration Research, 2013(19): 1773-1783.
- [3] PÉREZ R, COSTA Ú, TORRENT M, et al. Upper limb portable motion analysis system based on inertial technology for neurorehabilitation purposes[J]. Sensors (Basel, Switzerland), 2020, 10(12):10733-10751.
- [4] SCHWARZ A, BHAGUBAI M, WOLTERINK G, et al. Assessment of upper limb movement impairments after stroke using wearable inertial sensing[J]. Sensors (Basel, Switzerland), 2020, 20(17): 4770-4792.
- [5] 陆双双, 王大明, 宋杰, 等. 应用脑电图评估脑卒中后运动功能的研究进展[J]. 中华物理医学与康复杂志, 2020 (4): 381-384. LU Shuangshuang, WANG Daming, SONG Jie, et al. Research progress of EEG in evaluating motor function after stroke[J]. Chinese Journal of Physical Medicine and Rehabilitation, 2020(4): 381-384.
- [6] KLINE J E, HUANG H J, SNYDER K L, et al. Cortical spectral activity and connectivity during active and viewed arm and leg movement[J]. Frontiers in Neuroscience, 2016, 10: 10-91.
- [7] JEONG J H, CHO J H, SHIM K H, et al. Multimodal signal dataset for 11 intuitive movement tasks from single upper extremity during multiple recording sessions[J]. GigaScience, 2020, 9(10): 1-15.

- [8] 王丽岩, 李安民, 王洪彪. 乒乓球运动员动作识别时的脑电相干性分析[J]. 体育科学, 2013, 33(5): 31-40.
WANG Liyan, LI Anmin, WANG Hongbiao. Electroencephalographic coherence analysis on table tennis players during action recognition[J]. China Sport Science, 2013, 33(5): 31-40.
- [9] 孙中皋, 薛全德, 王新军, 等. 基于脑电信号的情感识别方法综述[J]. 北京生物医学工程, 2020, 39(2): 186-195.
SUN Zhonggao, XUE Quande, WANG Xinjun, et al. A survey of emotion recognition method based on EEG signals[J]. Beijing Biomedical Engineering, 2020, 39(2): 186-195.
- [10] 伍彪, 覃兵, 吴鑫, 等. 视觉引导下的运动执行与运动想象EEG时频特征对比分析[J]. 数据采集与处理, 2022, 37(1): 164-172.
WU Biao, QIN Bing, WU Xin, et al. Comparative analysis of EEG time frequency features of motor execution and motor imagination under visual guidance[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2022, 37(1): 164-172.
- [11] RAGHU S, SRIRAAM N, RAO S V, et al. Automated detection of epileptic seizures using successive decomposition index and support vector machine classifier in long-term EEG[J]. Neural Computing and Applications, 2020, 32(13): 8965-8984.
- [12] MAHMOODIAN N, BOESE A, FRIEBE M, et al. Epileptic seizure detection using cross-bispectrum of electroencephalogram signal[J]. Seizure, 2019, 66: 4-11.
- [13] BAE Y, YOO B W, LEE J C, et al. Automated network analysis to measure brain effective connectivity estimated from EEG data of patients with alcoholism[J]. Physiological Measurement, 2017, 38(5): 759-773.
- [14] ACHARYA J N, ACHARYA V J. Overview of EEG montages and principles of localization[J]. Journal of Clinical Neurophysiology, 2019, 36(5): 325-329.
- [15] PIITULAINEN H, ILLMAN M, JOUSMÄKI V, et al. Feasibility and reproducibility of electroencephalography-based corticokinematic coherence[J]. Journal of Neurophysiology, 2020, 124(6): 1959-1967.
- [16] LI K, HABRE R, DENG H, et al. Applying multivariate segmentation methods to human activity recognition from wearable sensors' data[J]. JMIR mHealth and uHealth, 2019, 7(2): 1-26.
- [17] LIANG C, WANG Y, BO Z, et al. GCHAR: An efficient group-based context-aware human activity recognition on smartphone[J]. Journal of Parallel and Distributed Computing, 2017, 118(P1): 67-80.
- [18] REYES-ORTIZ J L, ONETO L, SAMÀ A, et al. Transition-aware human activity recognition using smartphones[J]. Neurocomputing, 2016, 171: 754-767.
- [19] MICUCCI D, MOBILIO M, NAPOLETANO P. UniMiB SHAR: A dataset for human activity recognition using acceleration data from smartphones[J]. Applied Sciences, 2017, 7(10): 1101-1119.
- [20] CRUZ-GARZA J G, HERNANDEZ Z R, SARGOON N, et al. Neural decoding of expressive human movement from scalp electroencephalography (EEG)[J]. Frontiers in Human Neuroscience, 2014, 8: 1-17.
- [21] 齐凯, 张琨, 纪俐. 左右转向驾驶行为脑功能网络关联性分析[J]. 沈阳航空航天大学学报, 2019, 36(5): 42-47.
QI Kai, ZHANG Kun, JI Li. Correlation analysis of EEG functional connectivity during driving behavior: Turning left and right [J]. Journal of Shenyang Aerospace University, 2019, 36(5): 42-47.

作者简介:



谢平(1972-),女,教授,研究方向:神经康复及功能评估、智能信息处理,E-mail: pingx@ysu.edu.cn。



蔚建(1997-),男,硕士研究生,研究方向:生理电信号与运动信息的同步分析。



张腾宇(1985-),女,高级工程师,研究方向:康复工程。



程生翠(1994-),女,博士研究生,研究方向:脑电-功能近红外信号处理及脑功能监测。



吕岩(1997-),男,硕士研究生,研究方向:肌电信号的处理及运动功能评估。



陈晓玲(1987-),通信作者,女,副教授,研究方向:多模态信号融合处理、运动-认知功能评估及康复训练,E-mail:xlchen@ysu.edu.cn。