

基于变分模态分解-传递熵的脑肌电信号耦合分析

谢平 杨芳梅 李欣欣 杨勇 陈晓玲 张利泰

Functional coupling analyses of electroencephalogram and electromyogram based on variational mode decomposition-transfer entropy

Xie Ping Yang Fang-Mei Li Xin-Xin Yang Yong Chen Xiao-Ling Zhang Li-Tai

引用信息 Citation: [Acta Physica Sinica](#), 65, 118701 (2016) DOI: 10.7498/aps.65.118701

在线阅读 View online: <http://dx.doi.org/10.7498/aps.65.118701>

当期内容 View table of contents: <http://wulixb.iphy.ac.cn/CN/Y2016/V65/I11>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

部分时滞诱发 Watts-Strogatz 小世界神经网络产生随机多共振

Stochastic multi-resonance induced by partial time delay in a Watts-Strogatz small-world neuronal network

物理学报.2016, 65(12): 120502 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.65.120502>

基于多尺度传递熵的脑肌电信号耦合分析

Functional coupling analyses of electroencephalogram and electromyogram based on multiscale transfer entropy

物理学报.2015, 64(24): 248702 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.64.248702>

总体经验模态分解能量向量用于 ECG 能量分布的研究

ECG energy distribution analysis using ensemble empirical mode decomposition energy vector

物理学报.2015, 64(7): 078701 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.64.078701>

基于形态滤波的心电信号去除基线漂移方法

A method of removing baseline drift in ECG signal based on morphological filtering

物理学报.2014, 63(9): 098701 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.63.098701>

昼夜节律下心率变异性信号的熵信息和谱特征

Changes of entropy and power spectrum in circadian rhythm for heart rate variability signals

物理学报.2012, 61(20): 208701 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.61.208701>

基于变分模态分解-传递熵的脑肌电信号耦合分析*

谢平^{1)†} 杨芳梅¹⁾ 李欣欣¹⁾ 杨勇¹⁾ 陈晓玲¹⁾ 张利泰²⁾

1)(燕山大学电气工程学院, 河北省测试计量技术及仪器重点实验室, 秦皇岛 066004)

2)(中国人民解放军北京军区第281医院康复医学科, 秦皇岛 066100)

(2016年1月26日收到; 2016年3月2日收到修改稿)

皮层肌肉功能耦合是大脑皮层和肌肉组织间的相互作用, 脑肌电信号的多尺度耦合特征可以体现皮层-肌肉间多时空的功能联系. 本文引入变分模态分解并与传递熵结合, 构建变分模态分解-传递熵模型应用于脑肌间耦合研究. 首先基于变分模态分解将同步采集的脑电(EEG)和肌电(EMG)信号分别进行时频尺度化, 然后计算不同时频尺度间的传递熵值, 获取不同耦合方向(EEG→EMG及EMG→EEG)上不同尺度间的非线性耦合特征. 结果表明, 在静态握力输出条件下, 皮层与肌肉beta(15—35 Hz)频段间的耦合强度最为显著; EEG→EMG方向上脑电与肌电高gamma(50—72 Hz)频段的耦合强度总体上高于EMG→EEG方向. 研究结果揭示皮层-肌肉功能耦合具有双向性, 且脑肌间不同耦合方向上、不同频段间的耦合强度有所差异. 因此可利用变分模态分解-传递熵方法定量刻画大脑皮层与肌肉各时频段之间的非线性同步特征及功能联系.

关键词: 脑肌电耦合, 变分模态分解, 传递熵, 时频尺度

PACS: 87.85.Ng, 05.45.-a

DOI: 10.7498/aps.65.118701

1 引言

生理系统是跨越多尺度时空进行相互作用的复杂结构^[1]. 运动神经系统通过神经振荡传递运动控制信息, 引起相应肌肉的运动单元的同步性振荡活动反映运动响应信息, 这种同步振荡活动可以反映多层次的皮层-肌肉功能耦合(functional corticomuscular coupling, FCMC)的连接信息. 由于脑电(electroencephalogram, EEG)和表面肌电(surface electromyographic, sEMG)信号分别包含躯体运动控制信息和肌肉对大脑控制意图的功能响应信息, 因此对运动模式下脑肌电信号间不同时空层次的同步特征分析更有助于理解皮层-肌肉的功能耦合及信息传递.

研究多时空层次的脑肌电耦合信息, 关键因素是提取不同尺度上的脑电和肌电信息. 首先是粗粒化(coarse graining, CG)^[1]方法与近似熵结合

应用于EEG和EMG^[2-4]的尺度特性分析中, 提取不同时间尺度上的信息. 但随着其尺度的增加, 序列长度减少使得熵估计不准确. 移动均值化(moving-averaging, MA)^[5]的提出克服了这一弊端, 使得各个尺度的时间序列长度保持相同. 然而粗粒化与移动均值化方法仅是将信号进行时间尺度化, 不能刻画EEG和EMG的时频域特性, 因此将经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)方法^[6]应用于多尺度划分之中, 提取EEG和EMG信号不同时频尺度特征^[7,8]. EMD方法自适应地将信号分解成一系列的本征模态函数(intrinsic mode functions, IMF), 得到各个本征模态函数的瞬时幅度和频率. 但经过该方法分解之后信号存在边界效应及模态混叠现象^[9]. 因此, 集总经验模态分解(the ensemble empirical-mode decomposition, EEMD)方法^[10]应用到脑电信号^[11]分析中, 消除了模态混叠现象, 相比EMD分解具有更好的抗噪性能. 但采用EEMD分解方法会造

* 国家自然科学基金(批准号: 61271142)和河北省自然科学基金(批准号: F2015203372, F2014203246)资助的课题.

† 通信作者. E-mail: pingx@ysu.edu.cn

成计算量增大. 鉴于以上递归式模态分解的不足, 我们将变分模态分解 (variational mode decomposition, VMD)^[12] 引入到尺度化分析之中, 自适应地提取 EEG 和 EMG 中各个具有中心频率的窄带分量. VMD 方法将对模态的估计转变为变分问题的求解, 在频域不断更新各模态及其中心频率, 最后各模态经傅里叶逆变换到时域. 目前基于 VMD 分解的不同时频尺度上的 EEG 与 EMG 特征研究还未见报道.

为了定量研究不同时频尺度间的脑肌电非线性同步耦合特征及信息传递, 本文结合变分模态分解与传递熵 (transfer entropy, TE) 方法, 构建变分模态分解-传递熵 (the variational mode decomposition-transfer entropy, VMD-TE) 模型用于脑肌电频段间耦合分析. 首先基于 VMD 方法对脑电和肌电信号分别进行时频尺度化, 然后计算 EEG 和 EMG 不同时频段间的传递熵值, 得到不同时频尺度间脑肌电信号间的功能耦合特征. 本文基于变分模态分解-传递熵模型研究恒力输出运动过程中不同时频尺度间的神经肌肉同步耦合, 定量刻画脑肌电信号间的多时频尺度耦合特征及信息传输方向, 为进一步探索运动功能障碍的产生机理及康复过程中的运动功能评价方法提供依据.

2 实验数据采集及预处理

2.1 实验数据采集

募集 8 名健康的受试者. 受试者没有任何的神经病史, 并且均被告知了实验详情, 签署了知情同意书. 采用 64 导 Neuroscan 设备同步采集 20% 最大自主收缩握力 (maximum voluntary contraction, MVC) 输出条件下的 20 通道脑电信号和 2 通道肌电信号. 详细的数据采集过程见文献 [13]. 为研究运动过程中皮层肌肉之间的耦合关系, 对运动皮层 C4 部位的脑电信号及主动肌指浅屈肌 (flexor digitorum superficialis, FDS) 部位的肌电信号进行了实验分析.

2.2 EEG 与 EMG 的数据预处理

脑电信号和肌电信号十分微弱, 极易受到干扰. 本文利用 Neuroscan 设备数据处理软件对 2.1 节采集到的脑电信号和肌电信号分别去除基线漂

移、溢出和工频等干扰, 并利用 FIR 数字滤波器对脑电和肌电信号分别进行 0.5—75 Hz 的带通滤波, 用于脑肌电同步分析.

3 变分模态分解及脑肌电信号的变分模态分解-传递熵分析

为定量研究不同时频尺度间的脑肌电非线性同步耦合特征, 本文构建变分模态分解-传递熵模型应用于脑肌电信号耦合分析中. 首先将变分模态分解引入到脑电和肌电信号的尺度化分析中, 展现信号不同时频尺度上的信息; 然后结合传递熵方法, 计算 EEG 和 EMG 不同时频尺度间的传递熵值, 得到脑肌电信号不同时频段间的功能耦合特征.

3.1 变分模态分解

VMD^[12] 方法将信号分解过程转移到变分框架内, 通过搜寻约束变分模型的最优解实现信号自适应分解. 首先将每个模态重新定义为调频-调幅信号, 表达式为

$$u_k(t) = A_k(t) \cos(\phi_k(t)), \quad (1)$$

式中, $A_k(t)$ 为 $u_k(t)$ 的瞬时幅值. $d\phi_k(t)/dt = \phi'_k(t) = \omega_k(t)$, $\omega_k(t)$ 为 $u_k(t)$ 的瞬时频率. 假设每个模态 $u_k(t)$ 具有中心频率和有限带宽, 约束条件为各模态之和等于输入信号 f , 且每个模态的估计带宽之和最小, 其受约束的变分模型如下:

$$\begin{aligned} \min_{\{u_k\}, \{w_k\}} & \left\{ \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-jw_k t} \right\|^2 \right\} \\ \text{s.t.} & \sum_k u_k = f, \end{aligned} \quad (2)$$

式中, $\{u_k\} := \{u_1, \dots, u_k\}$ 代表分解得到的 K 个有限带宽 IMF 分量, $\{w_k\} := \{w_1, \dots, w_k\}$ 表示各分量的频率中心, $\sum_k := \sum_{k=1}^K$.

引入扩展的 Lagrange 将约束性变分问题变为非约束性变分问题, 求取 (2) 式的最优解, 其表达式为

$$\begin{aligned} L(\{u_k\}, \{w_k\}, \lambda) \\ = \alpha \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-jw_k t} \right\|^2 \end{aligned}$$

$$+ \left\| f(t) - \sum_k u_k(t) \right\|_2^2 + \left\langle \lambda(t), f(t) - \sum_k u_k(t) \right\rangle, \quad (3)$$

式中, α 为惩罚参数, 保证信号的重构精度; λ 为 Lagrange 乘子, 使得约束条件保持严格性.

为解决以上变分问题, 采用乘法算子交替方向法 (alternate direction method of multipliers, ADMM) 交替更新 u_k^{n+1} , w_k^{n+1} 和 λ^{n+1} , 寻找 (3) 式的‘鞍点’. 其中, u_k^{n+1} 的表达式为

$$u_k^{n+1} = \arg \min_{u_k \in X} \left\{ \alpha \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \left\| f(t) - \sum_i u_i(t) + \frac{\lambda(t)}{2} \right\|_2^2 \right\}, \quad (4)$$

式中, ω_k 等同于 ω_k^{n+1} , $\sum_i u_i(t)$ 等同于 $\sum_{i \neq k} u_i(t)^{n+1}$.

基于 Parseval/Plancherel 傅里叶等距变换, 将 (4) 式转变到频域, 得到各模态的频域更新; 然后将中心频率的取值问题转换到频域, 得到中心频率的更新方法; 同时更新 λ . 具体表达式如下:

$$\hat{u}_k^{n+1}(\omega) = \frac{\hat{f}(\omega) - \sum_{i \neq k} \hat{u}_i(\omega) + \frac{\hat{\lambda}(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k)^2}, \quad (5)$$

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega}, \quad (6)$$

$$\hat{\lambda}^{n+1}(\omega) \leftarrow \hat{\lambda}^n(\omega) + \tau \left(\hat{f}(\omega) - \sum_k \hat{u}_k^{n+1}(\omega) \right). \quad (7)$$

从整体看, 每个 IMF 分量的频率中心及带宽在迭代求解变分模型的过程中不断更新, 直至满足迭代停止条件 $\sum_k \|\hat{u}_k^{n+1} - \hat{u}_k^n\|_2^2 / \|\hat{u}_k^n\|_2^2 < e$. 对于给定判别精度 $e > 0$, 结束整个循环, 最终根据实际信号的频域特性得到 K 个窄带 IMF 分量, 完成信号频带的自适应分割, 有效地避免了模态混叠.

3.2 脑肌电信号的变分模态分解-传递熵分析

首先, 基于 2.2 节预处理后的实测数据构建脑电信号 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_M\}$ 和肌电信号 $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_i, \dots, y_M\}$ 两组时间序列,

然后根据 3.1 节内容中 VMD 方法对信号进行分解, 得到与时频尺度相关的序列分别为 $\{X^{k_1}\}$ ($k_1 = 1, 2, \dots, K_1$), $\{Y^{k_2}\}$ ($k_2 = 1, 2, \dots, K_2$). K_1 和 K_2 分别代表 EEG 和 EMG 窄带分量 IMF 的个数. 基于传递熵的定义^[14], 构造 $\{X^{k_1}\}$ 到 $\{Y^{k_2}\}$ 的变分模态分解-传递熵 $TE_{K\text{-EEG} \rightarrow \text{EMG}}$, 公式如下:

$$TE_{K\text{-EEG} \rightarrow \text{EMG}} = \sum_{y_{t+u}^{k_2}, y_t^{k_2}, x_t^{k_1}} p(y_{t+u}^{k_2}, y_t^{k_2}, x_t^{k_1}) \times \log \frac{p(y_{t+u}^{k_2}, y_t^{k_2}, x_t^{k_1}) p(y_t^{k_2})}{p(y_{t+u}^{k_2}, y_t^{k_2}) p(y_t^{k_2}, x_t^{k_1})}, \quad (8)$$

式中, t 为离散的时间指标; u 为预测时间; $x_t^{k_1}$, $y_t^{k_2}$ 分别为分量 k_1 , k_2 的延迟向量, $p(\cdot)$ 为变量之间的联合概率.

$TE_{K\text{-EEG} \rightarrow \text{EMG}}^N$ 则表示 EEG 的 k_1 分量到 EMG 的 k_2 分量间的传递熵值. 同理, 信号 $\{X^{k_1}\}$ 到 $\{Y^{k_2}\}$ 的变分模态分解-传递熵 $TE_{K\text{-EMG} \rightarrow \text{EEG}}^N$ 的表达式为

$$TE_{K\text{-EMG} \rightarrow \text{EEG}} = \sum_{x_{t+u}^{k_1}, x_t^{k_1}, y_t^{k_2}} p(x_{t+u}^{k_1}, x_t^{k_1}, y_t^{k_2}) \times \log \frac{p(x_{t+u}^{k_1}, x_t^{k_1}, y_t^{k_2}) p(x_t^{k_1})}{p(x_{t+u}^{k_1}, x_t^{k_1}) p(x_t^{k_1}, y_t^{k_2})}, \quad (9)$$

$TE_{K\text{-EMG} \rightarrow \text{EEG}}^N$ 则表示 EMG 的 k_2 分量到 EEG 的 k_1 分量间的传递熵值. 为表示方便, 本文将 (8) 和 (9) 式计算得到的传递熵分别定义为 $VMD\text{-}TE_{K\text{-EEG} \rightarrow \text{EMG}}$ 和 $VMD\text{-}TE_{K\text{-EMG} \rightarrow \text{EEG}}$. 传递熵值越大, 说明在此频段间皮层肌肉耦合越强; 反之亦然.

基于上述指标, 计算静态握力输出条件下不同耦合方向上、不同时频尺度间的 $VMD\text{-}TE$ 值, 即能够定量描述 EEG 和 EMG 间在多时频尺度上的非线性同步耦合特征.

4 实验结果与分析

不同脑电节律可能以不同的方式参与到不同的运动中, 所以在特定的运动状态下, 不同频带的振荡响应可能不同. 本文基于变分模态分解-传递熵方法对同步采集的 EEG 和 EMG 进行功能耦合分析.

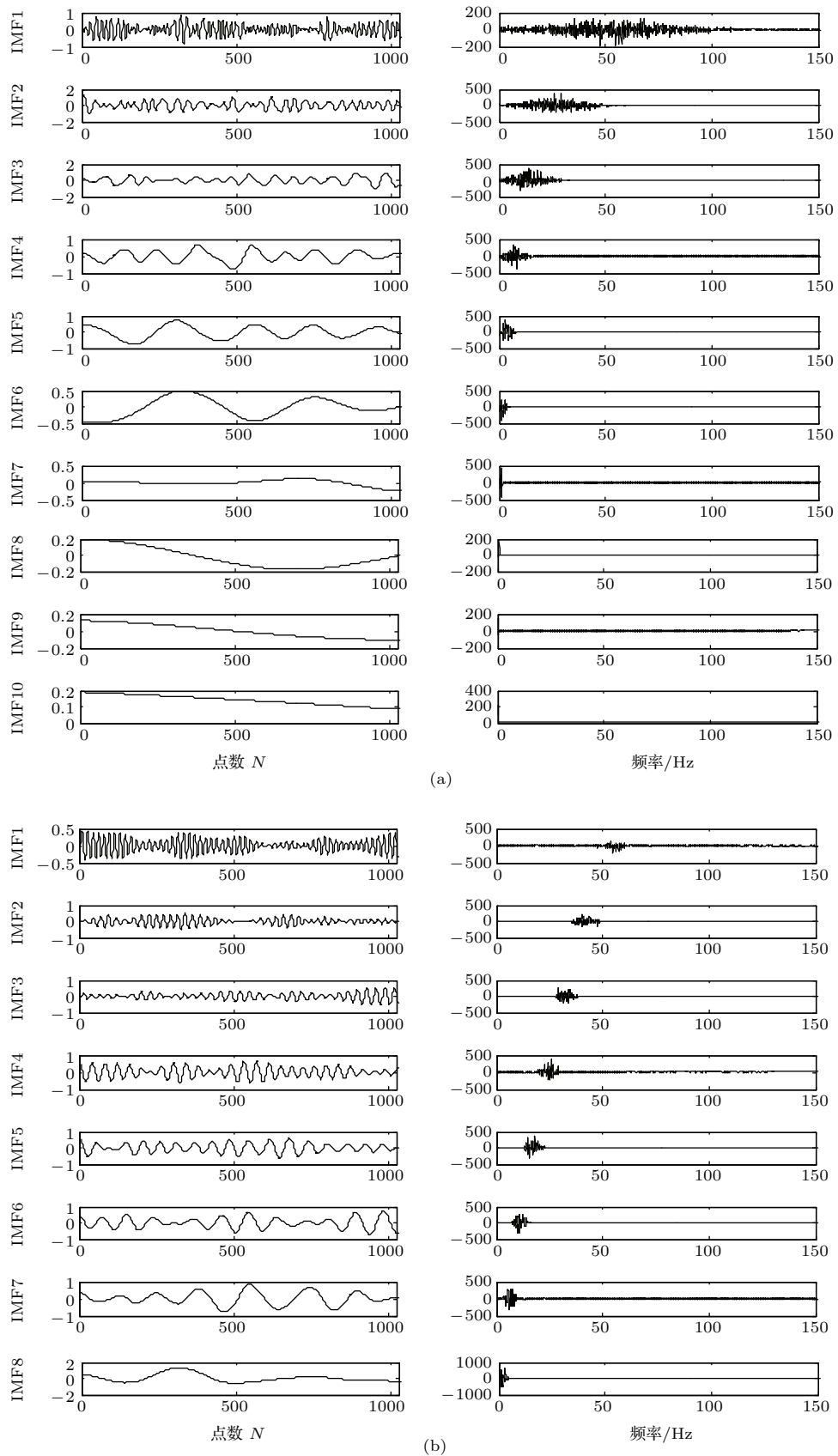


图1 受试者S1的脑电信号C4的时频分解结果 (a) EMD分解; (b) VMD分解

Fig. 1. The time-frequency analysis results of EEG C4 decomposition of one subject: (a) The results of EMD decomposition; (b) the results of VMD decomposition.

首先对8位受试者(S1—S8)同步采集的EEG和EMG分别进行EMD分解,图1(a)所示为受试者S1脑电信号C4的EMD分解结果.由图可见,虽然EMD能够自适应地将信号进行分解,但存在明显的频谱混叠及多个虚假的低频分量.可能由于EMD方法是基于极值点的包络求取方式,多次递归分解后包络估计误差被放大,不能将相近的频率分量正确分离[15].然后根据3.1节内容对8位受试者的EEG和EMG分别进行VMD分解,受试者S1脑电信号C4的分解结果如图1(b)所示.可见,VMD方法将信号分解成若干个窄带IMF分量,有效地避免了模态混叠.由于同步采集到的EEG和EMG分别是神经元混合放电与激活肌纤维的动作电位在电极处时空叠加的结果,具有突出的频率特性和多尺度特点,而VMD方法能够将多段恒定频率组合成的复杂信号自适应地分解成不同的频段,因此VMD方法能够很好地实现脑电和肌电信号的频段分离.

为进一步探究EEG和EMG在不同耦合方向(EEG→EMG,EMG→EEG)上、不同频段间的耦合特征,根据(8)和(9)式计算8名受试者脑肌电信号不同时频尺度间的VMD-TE值.随机选取其中两名受试者(S3,S5)的VMD-TE分析结果进行展示(其他受试者的结果与此相似).对受试者S3,S5的脑电和肌电信号分别进行VMD分解,得到的各个IMF分量的带宽及其所对应的功能频段分别列于表1和表2,可以看出经过VMD自适应分解后脑电和肌电信号的各个分量能够较好地对应功能频段.S3和S5不同耦合方向上、不同频段间的脑肌电耦合信息如图2所示.进一步比较所有受试者皮层肌肉频段间耦合的差异性,提取所有受试者EEG→EMG,EMG→EEG方向上各频段间耦合的VMD-TE最大值,图3所示为8位受试者肌电的各个分量与脑电间耦合强度的最大VMD-TE值,阴影部分表示皮层肌肉间beta频段耦合的VMD-TE值,红色方框内为脑电与肌电高gamma频段(50—72 Hz)间耦合的VMD-TE值.由图2和图3可见,尽管8位受试者的脑电和肌电信号经过VMD后的IMF分量个数不同,但每位受试者皮层肌肉频段间的耦合及信息传递特征具有相似性.首先,受试者的皮层肌肉功能耦合是双向的,这与文献[16]的研究结果相一致,共同体现了特定运动模式下皮层-肌肉的控制环路特征,即皮层的运动指令下行到达肌肉,同时也伴随着来

自收缩肌肉的传入神经反馈过程[17].同时,皮层与肌肉beta频段(15—35 Hz)间的耦合强度最为显著(图3中阴影部分),该结果与已有的静态握力输出实验模式下EEG-EMG同步特征研究相符合[18—20],共同证实了运动皮层beta频段的耦合振荡对于稳定运动输出的维持功能[21,22].同时,肌肉beta频段内的振荡被认为是皮质脊髓锥体束和皮层的共同驱动,皮层肌肉间beta频段的耦合振荡体现了肌肉与感觉运动皮层间的信息传输.

表1 受试者S3 VMD分解后各分量的带宽及其所对应的功能频段

Table. 1 The frequency range and the corresponding function spectrum band of each component after VMD decomposition of the third subject.

| 信号 | 分量 | 带宽范围/Hz | 对应功能频段 |
|--------|------|---------|--------------|
| 脑电 C4 | IMF1 | 55—75 | gamma |
| | IMF2 | 42—58 | |
| | IMF3 | 32—44 | |
| | IMF4 | 22—34 | beta |
| | IMF5 | 14—24 | |
| | IMF6 | 4—14 | theta, alpha |
| | IMF7 | 1—5 | delta, |
| 肌电 FDS | IMF1 | 0—72 | gamma |
| | IMF2 | 40—54 | |
| | IMF3 | 33—42 | |
| | IMF4 | 23—33 | beta |
| | IMF5 | 15—25 | |
| | IMF6 | 8—16 | theta, alpha |
| | IMF7 | 0—4 | delta |

表2 受试者S5 VMD分解后各分量的带宽及其所对应的功能频段

Table. 2 The frequency range and the corresponding function spectrum band of each component after VMD decomposition of the fifth subject.

| 信号 | 分量 | 带宽范围/Hz | 对应功能频段 |
|--------|------|---------|---------------------|
| 脑电 C4 | MF1 | 52—68 | gamma |
| | IMF2 | 39—50 | |
| | IMF3 | 30—40 | |
| | IMF4 | 15—32 | beta |
| | IMF5 | 8—15 | alpha |
| | IMF6 | 0—8 | delta, theta |
| 肌电 FDS | IMF1 | 58—72 | gamma |
| | IMF2 | 50—62 | |
| | IMF3 | 40—50 | |
| | IMF4 | 30—42 | |
| | IMF5 | 15—34 | beta |
| | IMF6 | 0—12 | delta, theta, alpha |

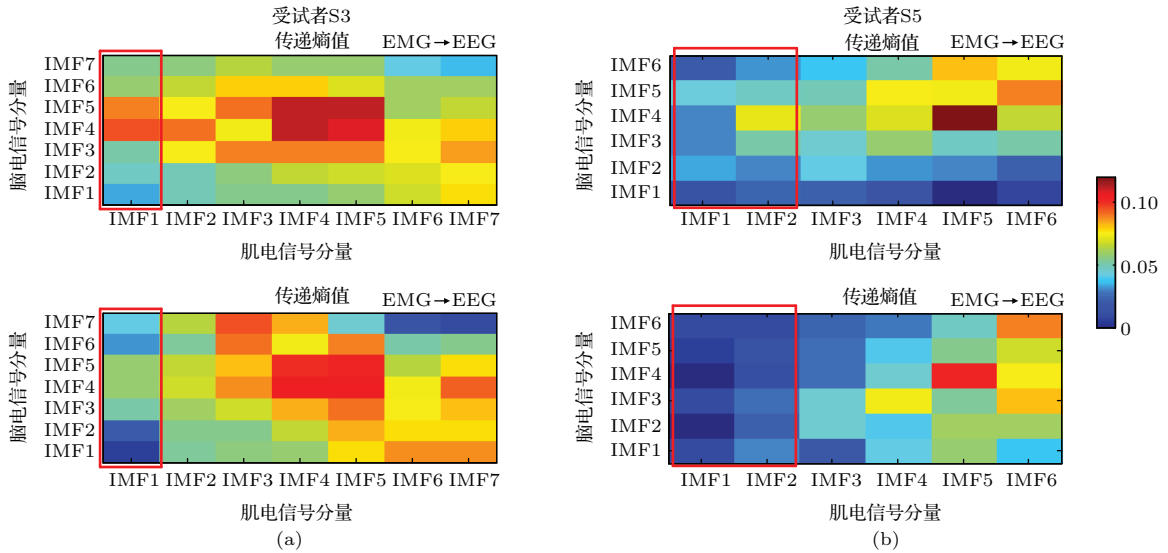


图2 (网刊彩色) EEG 与 EMG 在不同方向上、不同频段间的 VMD-TE 值 (a) 受试者 S3; (b) 受试者 S5
 Fig. 2. (color online) The VMD-TE values between different frequency bands on both directions of the fifth subject (a) the third subject, (b) the fifth subject.

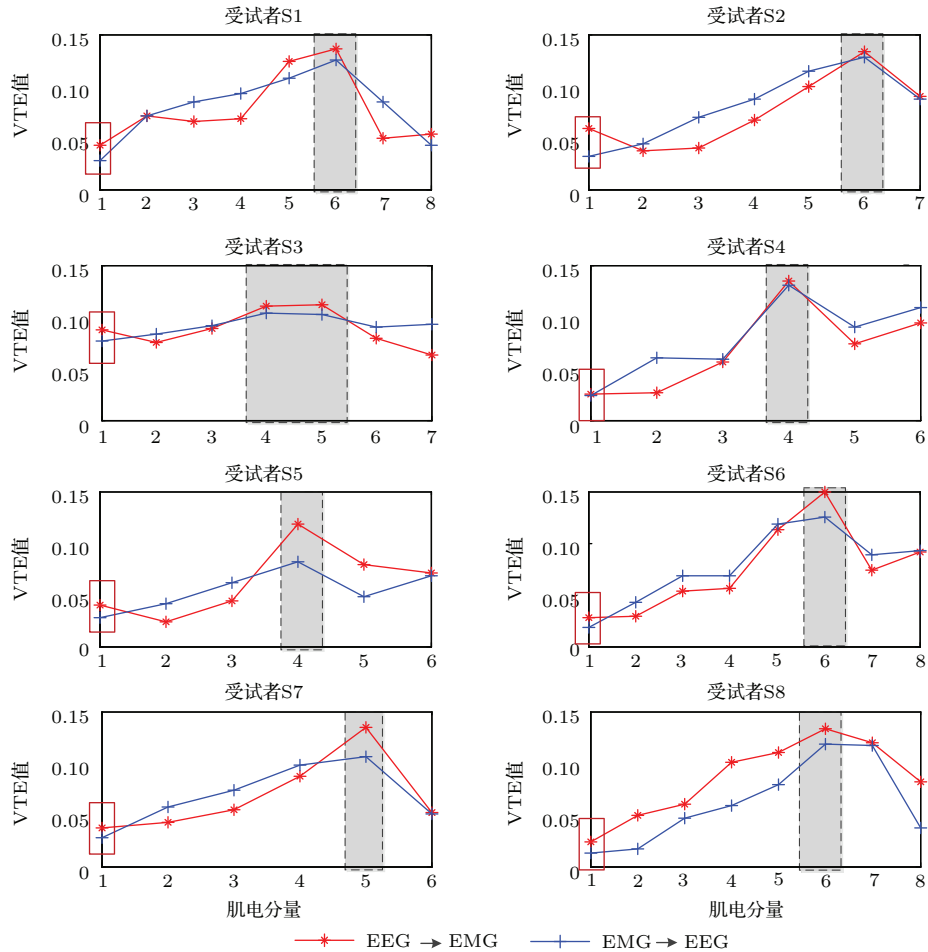


图3 (网刊彩色) 不同耦合方向上的肌电各个分量与脑电间耦合强度的最大值, 阴影部分表示皮层肌肉间 beta 频段耦合的 VMD-TE 值, 红色方框内为脑电与肌电高 gamma 频段 (50—72 Hz) 间耦合的 VMD-TE 值
 Fig. 3. (color online) The maximum VMD-TE values between different emg components and eeg coupling strength on both directions of all subjects, the gray shadow shows the VMD-TE values of functional corticomuscular coupling in the beta-band, the red square shows the VMD-TE values between EEG signal and the gamma band (50—72 Hz) of EMG signal.

进一步研究不同耦合方向上的皮层肌肉耦合差异,发现 EEG→EMG 方向上脑电与肌电高 gamma 频段 (50—72 Hz) 的耦合强度总体上高于 EMG→EEG 方向(图 3 和图 2(a) 和图 2(b) 中的红色方框). 这可能是由于在维持恒定握力输出过程中,运动皮层需要进行信息整合并将其传递至肌肉,体现了感觉反馈与运动控制机理之间的方向性同步振荡的差异性. 本文研究结果体现了脑肌间不同频段间的耦合特征及信息传递,为探索运动过程中脑肌电间的耦合机理提供了理论依据.

5 结 论

本文将变分模态分解引入到脑肌电同步耦合分析之中,并与传递熵方法结合建立了变分模态分解-传递熵(VMD-TE)分析模型,不仅便于提取脑电和肌电信号的时频特征,而且利于不同耦合方向上、不同频段间的皮层肌肉耦合分析. 将变分模态分解-传递熵方法应用于健康人静态握力输出条件下的脑电(EEG)和肌电(EMG)信号的同步分析中,结果表明:静态握力输出时,皮层与肌肉 beta 频段 (15—35 Hz) 间的耦合强度最为显著,且皮层肌肉功能耦合是双向的,证实了皮层肌肉间 beta 频段的耦合振荡能够体现肌肉与感觉运动皮层间的信息传输. 进一步研究发现 EEG→EMG 方向上脑电与肌电高 gamma 频段 (50—72 Hz) 的耦合强度总体上高于 EMG→EEG 方向,体现了感觉反馈与运动控制机理之间的方向性同步振荡的差异性. 由此,本文提出的变分模态分解-传递熵方法可以刻画脑肌电信号在不同时频尺度间相互作用的能量耦合动态特征和信息传输方向性,体现脑肌电信号的多时频尺度功能耦合特性,为探索运动功能控制机理及运动功能障碍产生机理提供依据.

参考文献

[1] Costa M, Goldberger A L, Peng C K 2002 *Phys. Rev. Lett.* **89** 068102

- [2] Hu M, Liang H 2012 *IEEE Trans. Bio-Med. Eng.* **59** 12
- [3] Thuraisingham R A, Gottwald G A 2006 *Physica A* **366** 323
- [4] Zhang X, Chen X, Barkhaus P E, Zhou P 2013 *IEEE Trans. Inf. Technol. B* **17** 470
- [5] Wu S D, Wu C W, Lee K Y, Lin S G 2013 *Physica A* **392** 5865
- [6] Stamoulis C, Chang B S 2011 *33rd Annual International Conference of the IEEE EMBS* Boston, Massachusetts USA, August 30–September 3, 2011 p5908
- [7] Martis R J, Acharya U R, Tan J H, Petznick A, Ng E Y K, Tong L 2012 *Int. J. Neural. Syst.* **22** 1250027
- [8] Sapsanis C, Georgoulas G, Tzes A, Lymberopoulos D 2013 *35th Annual International Conference of the IEEE EMBS* Osaka, Japan, July 3–7, 2013 p5754
- [9] Zhang X Q, Liang J 2013 *Acta Phys. Sin.* **62** 050505 (in Chinese) [张学清, 梁军 2013 物理学报 **62** 050505]
- [10] Wu Z, Huang N E 2009 *Advances in Adaptive Data Analysis* **1** 1
- [11] Chen D, Li D, Xiong M Z, Bao H, Li X L 2010 *IEEE Trans. Inf. Technol. B* **14** 1417
- [12] Dragomiretskiy K, Zosso D 2014 *IEEE Trans. Signal Proces.* **62** 531
- [13] Xie P, Yang F M, Chen X L, Du Y H, Wu X G 2015 *Acta Phys. Sin.* **64** 248702 (in Chinese) [谢平, 杨芳梅, 陈晓玲, 杜义浩, 吴晓光 2015 物理学报 **64** 248702]
- [14] Lee J, Nemati S, Silva I, Edwards B A, Butler J P, Malhotra A <http://www.biomedical-engineering-online.com/content/11/1/19> [2015-6-9]
- [15] Yang Y F, Wu Y F, Ren X M, Qin W M, Zhi X Z, Qiu Y 2009 *Acta Phys. Sin.* **58** 3746 (in Chinese) [杨永锋, 吴亚锋, 任兴民, 秦卫阳, 支希哲, 裘焱 2009 物理学报 **58** 3746]
- [16] Witham C L, Riddle C N, Baker M R, Baker S N 2011 *J. Physiol.* **589** 3789
- [17] Schelter B, Timmer J, Eichler M 2009 *J. Neurosci. Meth.* **179** 121
- [18] Laine C M, Negro F, Farina D 2013 *J. Neurophysiol.* **110** 170
- [19] Androulidakis A G, Doyle L M, Yarrow K, Litvak V, Gilbertson T P, Brown P 2007 *Eur. J. Neurosci.* **25** 3758
- [20] Kristeva R, Patino L, Omlor W 2007 *NeuroImage* **36** 785
- [21] Gilbertson T, Lalo E, Doyle L, Di Lazzaro V, Cioni B, Brown P 2005 *J. Neurosci.* **25** 7771
- [22] Androulidakis A G, Doyle L M, Gilbertson T P, Brown P 2006 *Eur. J. Neurosci.* **24** 3299

Functional coupling analyses of electroencephalogram and electromyogram based on variational mode decomposition-transfer entropy*

Xie Ping^{1)†} Yang Fang-Mei¹⁾ Li Xin-Xin¹⁾ Yang Yong¹⁾
Chen Xiao-Ling¹⁾ Zhang Li-Tai²⁾

1) (Key Laboratory of Measurement Technology and Instrumentation of Hebei Province, Institute of Electric Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China)

2) (Department of Rehabilitation Medicine, the No. 281 Hospital of Chinese People's Liberation Army, Qinhuangdao 066100, China)

(Received 26 January 2016; revised manuscript received 2 March 2016)

Abstract

The functional corticomuscular coupling (FCMC) is defined as the interaction, coherence and time synchronism between cerebral cortex and muscle tissue, which could be revealed by the synchronization analyses of electroencephalogram (EEG) and electromyogram (EMG) firing in a target muscle. The FCMC analysis is an effective method to describe the information transfer and interaction in neuromuscular pathways. Furthermore, the multiscaled coherence analyses of EEG and EMG signals recorded simultaneously could describe the multiple spatial and temporal functional connection characteristics of FCMC, which could be helpful for understanding the multiple spatial and temporal coupling mechanism of neuromuscular system. In this paper, based on the adaptively decomposing signal into frequency band characteristics of variational mode decomposition (VMD) and the quantitatively detecting the directed exchange of information between two systems of transfer entropy (TE), a new method—variational mode decomposition-transfer entropy (VMD-TE) is proposed. The VMD-TE method could quantitatively analyze the nonlinear functional connection characteristic on multiple time-frequency scales between EEG over brain scalp and surface EMG signals from flexor digitorum superficialis, which are recorded simultaneously during grip task with steady-state force output.

In this paper, application of VMD-TE method consists of two steps. Firstly, the EEG and EMG signals are adaptively decomposed into multi intrinsic mode functions based on variational mode decomposition method, respectively, to describe the information on different time-frequency scales. Then the transfer entropies between the different time-frequency scales of EEG and EMG are calculated to describe the nonlinear corticomuscular coupling characteristic in different pathways (EEG→EMG and EMG→EEG), to show the functional coupling strength (namely VMD-TE values). Finally, the maximum VMD-TE values between the different time-frequency scales of EEG and EMG signals among the eight subjects are selected, to describe the discrepancies of FCMC interaction strength between all time-frequency scales. The results show that functional corticomuscular coupling is significant in both descending (EEG→EMG) and ascending (EMG→EEG) directions in the beta-band (15–35 Hz) in the static force output stage. Meanwhile, the interaction strength between EEG signal and the gamma band (50–72 Hz) of EMG signal in descending direction is higher than in ascending direction. Our study confirms that the beta oscillations of EEG travel bidirectionally between sensorimotor

* Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 61271142), and the Natural Science Foundation of Hebei Province, China (Grant Nos. F2015203372, F2014203246).

† Corresponding author. E-mail: pingx@ysu.edu.cn

cortex and contralateral muscles in sensorimotor loop system, and the oscillation of beta-band of EMG signal is considered to be driven from cortex pyramidal tract and cortex and likely to reflect the information transmission from muscle to the sensorimotor cortex. The beta-band corticomuscular coupling reveals the information transmission between the muscles and sensorimotor cortex. Additionally, the corticomuscular coupling strength discrepancy varies on different time-frequency scales between EEG and EMG signals. The results show that the VMD-TE can quantitatively estimate the nonlinear time-frequency interconnection and functional corticomuscular coupling between sensorimotor cortex and muscle.

Keywords: functional coupling, variational mode decomposition, transfer entropy, time-frequency scales

PACS: 87.85.Ng, 05.45.-a

DOI: [10.7498/aps.65.118701](https://doi.org/10.7498/aps.65.118701)