

基于多尺度传递熵的脑肌电信号耦合分析

谢平 杨芳梅 陈晓玲 杜义浩 吴晓光

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

Xie Ping Yang Fang-Mei Chen Xiao-Ling Du Yi-Hao Wu Xiao-Guang

引用信息 Citation: [Acta Physica Sinica](#), 64, 248702 (2015) DOI: 10.7498/aps.64.248702

在线阅读 View online: <http://dx.doi.org/10.7498/aps.64.248702>

当期内容 View table of contents: <http://wulixb.iphy.ac.cn/CN/Y2015/V64/I24>

---

## 您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于滚动时域估计的飞行器姿态估计及三轴磁强计在线校正

[Attitude estimation and three-axis magnetometer on-line calibration based on moving horizon estimation](#)

[物理学报](#).2015, 64(21): 210502 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.64.210502>

单稳系统的脉冲响应研究

[Pulse response of a monostable system](#)

[物理学报](#).2015, 64(21): 210503 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.64.210503>

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>

# 基于多尺度传递熵的脑肌电信号耦合分析\*

谢平<sup>†</sup> 杨芳梅 陈晓玲 杜义浩 吴晓光

(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)

(2015年6月9日收到; 2015年7月3日收到修改稿)

神经运动控制中脑肌电同步特征可以反映皮层与肌肉之间的功能联系。为定量研究脑电和肌电信号在不同时间尺度上的同步耦合特征, 提出多尺度传递熵方法实现静态握力输出下的脑肌电耦合分析: 对同步采集的头皮脑电信号(EEG)和表面肌电信号(EMG)进行多尺度化, 计算不同尺度因子下 EEG 与 EMG 间的传递熵值, 获取不同耦合方向(EEG→EMG 及 EMG→EEG)上的非线性脑肌电耦合特征; 进一步计算功能频段下的显著性面积指标, 定量分析不同尺度下皮层肌肉功能耦合强度的差异。分析结果显示, 静态握力输出时 beta 频段(15—35 Hz)皮层肌肉功能耦合特征显著, 且 beta2 频段(25—35 Hz)在不同尺度上 EEG→EMG 方向的耦合强度大于 EMG→EEG 方向, 耦合强度最大值和方向间耦合强度差异显著值均出现于较高时间尺度。研究结果揭示: 皮层肌肉功能耦合具有双向性, 且耦合强度在不同时间尺度和不同功能频段上有所差异, 可利用多尺度传递熵定量刻画大脑皮层与肌肉之间的非线性同步特征及功能联系。

**关键词:** 功能耦合, 脑电信号, 肌电信号, 多尺度传递熵

**PACS:** 87.85.Ng, 05.45.-a

**DOI:** 10.7498/aps.64.248702

## 1 引言

运动皮层的脑电信号(electroencephalogram, EEG)和身体对侧肌肉的肌电信号(electromyography, EMG)分别反映运动控制信息和肌肉对大脑控制意图的功能响应信息, 脑肌电信号同步特征分析能够体现皮层与肌肉间的功能联系特征, 揭示运动过程中皮层和肌肉间的运动控制及响应机理<sup>[1]</sup>, 该研究已成为运动神经科学领域的热点问题。自1995年Conway等<sup>[2]</sup>发现运动过程中肌电信号和脑电信号间具有相关性以来, 相继有研究分析大脑控制与肌肉运动反馈的动态过程, 发现脑肌电信号功能频段的相干性与运动范式紧密相关<sup>[1,3]</sup>。如在静态力输出时相干性局限在beta频段, 动态力输出时皮层脊髓振荡移向高频gamma频段<sup>[4,5]</sup>; 在肌肉强收缩时gamma频段可以观察到EEG-EMG间的相干性, 而在弱收缩时相干性出现在alpha频

段<sup>[6]</sup>。上述研究结果表明: 脑肌电相干性分析能够体现中枢神经与肌肉之间的振荡联系, 进而评价运动系统的功能。

目前, 脑肌电同步特征研究主要基于传统相干分析方法<sup>[2]</sup>, 获取大脑运动意识驱动与肌肉运动响应之间的功能联系特征, 但传统相干性分析并不能体现耦合方向特征。为更好地理解大脑皮层与相应肌肉间的功能交互及信息传递特性, 格兰杰因果性分析被应用于脑肌电同步研究<sup>[7-9]</sup>, 发现脑肌电间存在双向(下行EEG→EMG、上行EMG→EEG)耦合联系<sup>[10]</sup>。但由于脑肌电之间耦合模型未知且脑肌电信号间的功能耦合存在非线性因果关系, 基于既定模型的格兰杰因果分析方法不能有效描述脑肌电非线性耦合特征。传递熵<sup>[11]</sup>具有不依赖既定模型及非线性定量分析的特点, 可用于估计皮层-肌肉之间的功能耦合强度及信息传递方向特征<sup>[12]</sup>, 揭示运动过程中皮层和肌肉间的运动控制及响应机理。进一步, 由于生理系统是跨越多尺度

\* 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

时空进行相互作用的复杂结构<sup>[13]</sup>, 对运动模式下脑电与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-肌肉耦合信息, 但不同时间尺度上的脑肌电同步特征研究还不多见。借鉴用于脑电信号分析的多尺度排列熵<sup>[14]</sup>和用于心率变异性信号分析的多尺度熵<sup>[15]</sup>方法, 本文提出多尺度传递熵方法并用于脑肌电耦合分析, 即基于脑电和肌电信号的多尺度特性进行传递熵分析, 定量描述不同时间尺度上脑肌电信号之间的功能耦合特征。将该方法应用于健康人左手静态握力输出下的脑肌电同步分析, 定量刻画脑电信号和肌电信号间的多时间尺度耦合特征、信息传输方向性及差异显著性, 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了依据。

## 2 实验数据采集及预处理

### 2.1 实验范式

募集8名健康的受试者(相关信息见表1), 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。实验之前, 需要测定每位受试者左手的最大自主收缩握力(maximum

voluntary contraction, MVC). 为了确保测量的精确性, 我们进行3次MVC的测量, 最后取其平均值作为MVC的最终值。每位受试者左手进行4组实验数据采集, 具体任务设定为: 2 s准备时间, 50 s的20%MVC恒力输出时间, 8 s的放松时间。为避免疲劳, 在每个实验任务之间有60 s的间隔。实验中, 所有的受试者按照提示追踪目标力, 具体实验内容如图1所示。红线表示要追踪的目标力, 绿线代表受试者的实际输出力(图1(b)所示)。

表1 受试者的相关信息

Table 1. The relevant information of subjects.

受试者	性别	年龄/岁	惯用手	20%MVC/kg
S1	男	26	右手	5.532
S2	男	26	右手	5.432
S3	男	26	右手	5.922
S4	男	27	右手	5.835
S5	男	26	右手	5.352
S6	男	26	右手	5.718
S7	女	25	右手	4.698
S8	男	27	右手	5.416

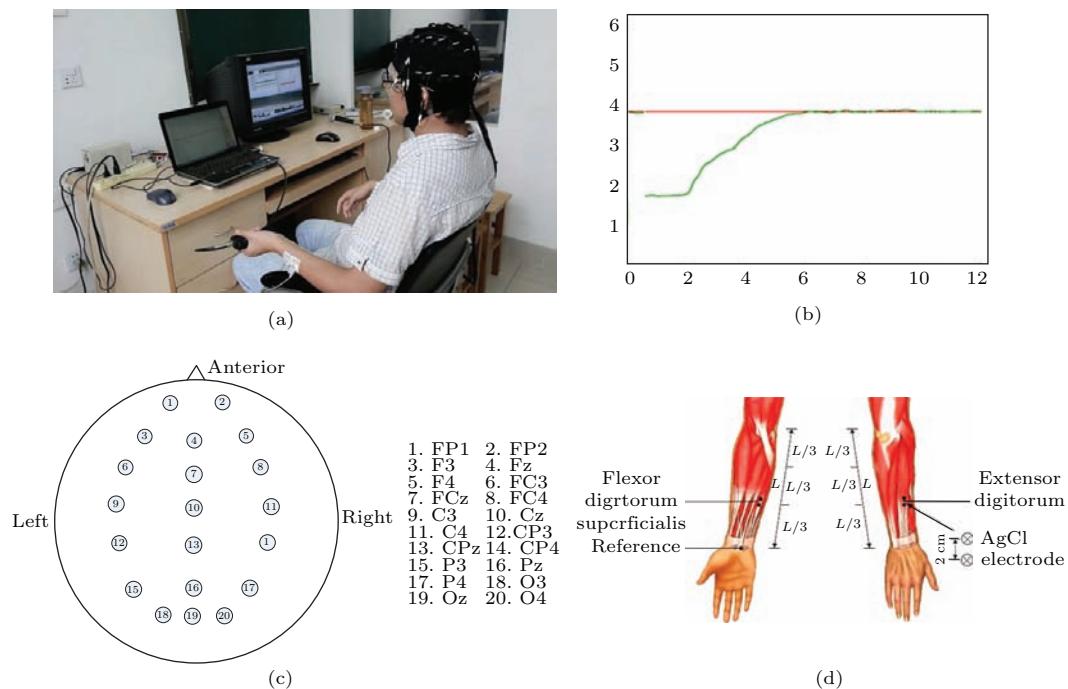


图1 信号采集及实验内容 (a) 脑肌电采集实验; (b) 力追踪示意图; (c) 脑电采集部位; (d) 肌电采集部位

Fig. 1. Signal acquisition and experiment paradigm: (a) Acquisition of EEG and EMG signals; (b) target force tracking; (c) EEG channels; (d) EMG channels.

## 2.2 EEG 与 EMG 的数据采集

在所有实验中, 采用 64 导 Neuroscan 设备同步采集脑电信号和肌电信号。脑电电极采用国际 10—20 系统标准 (Synamp2, Compumedics Inc., Charlotte, NC, USA), 以双耳的乳突作为参考, 从 32 导头皮脑电采集设备记录对应运动的 20 通道脑电信号 (FP1, FP2, F3, Fz, F4, FC3, FCz, FC4, C3, Cz, C4, CP3, CPz, CP4, P3, Pz, P4, O1, Oz, O2); 使用 Synamp2 设备采集指浅屈肌 (flexor digitorum superficialis, FDS) 和指伸肌 (extensor digitorum, ED) 处的肌电信号, 如图 1(c) 和图 1(d) 所示。在电极安放之前, 头皮必须要吹洗干净, 皮肤表面也需要用酒精擦拭干净。采样频率 1000 Hz。为研究运动过程中皮层肌肉之间的耦合关系, 下文将对运动皮层 C4 部位的脑电信号及主动肌 FDS 部位的肌电信号进行实验分析。

## 2.3 EEG 与 EMG 的预处理

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于 2.2 节采集到的脑电信号和肌电信号分别去除基线漂移、溢出、眼动和工频干扰。由于脑电信号和肌电信号频域特性突出, 脑电信号频率主要分布在 0.5—60 Hz 范围内, 肌电信号频率主要位于 0—200 Hz 内。为研究脑电信号和肌电信号频域上的耦合信息, 利用 FIR 数字滤波器对脑电和肌电信号分别进行 0.5—60 Hz 的带通滤波, 用于下文的脑肌电同步分析。

## 3 脑肌电信号的多尺度传递熵分析

脑肌电信号多时空相互作用的信息可以展现大脑与肌肉之间的功能关系。为定量研究多时间尺度上的脑肌电非线性同步耦合特征, 本文基于传递熵算法提出了多尺度传递熵方法。该方法首先对脑电和肌电信号分别进行多尺度化, 展现信号不同时间尺度上的信息; 然后对不同尺度因子下的脑电和肌电信号进行频带分解, 展现 EEG 和 EMG 的频域特性; 最后计算不同频带上 EEG 和 EMG 间的传递熵值, 得到不同时间尺度特征频带上脑肌电信号间的功能耦合特征。

首先, 基于 2.3 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, 利用粗粒化<sup>[16]</sup>方法对信号进行多尺度化, 公式如下:

$$x_j^{(s)} = 1/s \sum_{i=(j-1)s+1}^{js} x_i \quad (1 \leq j \leq M/s), \quad (1)$$

$$y_j^{(s)} = 1/s \sum_{i=(j-1)s+1}^{js} y_i \quad (1 \leq j \leq M/s), \quad (2)$$

式中,  $s$  为时间尺度数目,  $j$  为信号  $X$  和  $Y$  粗粒化后序列的序号,  $M$  为序列  $X$  和  $Y$  的长度。

EEG 和 EMG 经过粗粒化后, 得到与时间尺度相关的序列分别为  $\{x^{(s)}\}$ ,  $\{y^{(s)}\}$ 。然后, 用 FIR 滤波器将不同尺度下 1—57 Hz 的 EEG 和 EMG 信号分为 56 个间隔为 1 Hz (1—2 Hz, 2—3 Hz, 3—4 Hz, …, 56—57 Hz) 的子带信号。 $X_s^N$  和  $Y_s^N$  分别代表不同尺度  $s$  下的第  $N$  个子带的 EEG 和 EMG,  $N$  为子带信号的个数。基于传递熵的定义<sup>[17]</sup>, 构造  $X_s^N$  到  $Y_s^N$  的多尺度传递熵  $TE_{s-\text{EEG} \rightarrow \text{EMG}}^N$ , 公式如下:

$$\begin{aligned} TE_{s-\text{EEG} \rightarrow \text{EMG}}^N &= \sum_{y_{t+u}, y_t, x_t} p(y_{t+u}, y_t, x_t) \\ &\times \log \frac{p(y_{t+u}, y_t, x_t) p(y_t)}{p(y_{t+u}, y_t) p(y_t, x_t)}, \end{aligned} \quad (3)$$

式中,  $t$  为离散的时间指标;  $u$  为预测时间;  $x_t$ ,  $y_t$  为尺度  $s$  下的延迟向量;  $p(\cdot)$  为变量之间的联合概率。 $TE_{s-\text{EEG} \rightarrow \text{EMG}}^N$  则表示在  $s$  尺度下第  $N$  个子带的 EEG 到 EMG 的传递熵值。同理信号  $Y_s^N$  到  $X_s^N$  的多尺度传递熵  $TE_{s-\text{EMG} \rightarrow \text{EEG}}^N$  表示为:

$$\begin{aligned} TE_{s-\text{EMG} \rightarrow \text{EEG}}^N &= \sum_{x_{t+u}, x_t, y_t} p(x_{t+u}, x_t, y_t) \\ &\times \log \frac{p(x_{t+u}, x_t, y_t) p(x_t)}{p(x_{t+u}, x_t) p(x_t, y_t)}. \end{aligned} \quad (4)$$

$TE_{s-\text{EMG} \rightarrow \text{EEG}}^N$  则表示在  $s$  尺度下第  $N$  个子带的 EMG 到 EEG 的传递熵值。为表示方便, 本文将 (3) 和 (4) 式计算得到的多尺度传递熵分别定义为  $MSTE_{s-\text{EEG} \rightarrow \text{EMG}}^N$  和  $MSTE_{s-\text{EMG} \rightarrow \text{EEG}}^N$ 。因此,  $s$  尺度所有频带 EEG  $\rightarrow$  EMG, EMG  $\rightarrow$  EEG 的双向传递熵可以描述为

$$\begin{aligned} MSTE_{s-\text{EEG} \rightarrow \text{EMG}} &= \left\{ MSTE_{s-\text{EEG} \rightarrow \text{EMG}}^1, MSTE_{s-\text{EEG} \rightarrow \text{EMG}}^2, \dots, \right. \\ &\quad \left. MSTE_{s-\text{EEG} \rightarrow \text{EMG}}^N \right\}, \end{aligned} \quad (5)$$

$$\begin{aligned} MSTE_{s-\text{EMG} \rightarrow \text{EEG}} &= \left\{ MSTE_{s-\text{EMG} \rightarrow \text{EEG}}^1, MSTE_{s-\text{EMG} \rightarrow \text{EEG}}^2, \dots, \right. \\ &\quad \left. MSTE_{s-\text{EMG} \rightarrow \text{EEG}}^N \right\}, \end{aligned} \quad (6)$$

式中,  $MSTE_{s-EEG \rightarrow EMG}$  和  $MSTE_{s-EMG \rightarrow EEG}$  分别代表  $s$  尺度下不同频带在  $EEG \rightarrow EMG$ ,  $EMG \rightarrow EEG$  两个耦合方向上的传递熵。传递熵值越大, 说明在此频段内皮层肌肉之间的耦合越强; 反之亦然。

为定量描述不同方向上各频段脑电信号与肌电信号的同步耦合差异, 基于 EEG-EMG 同步研究中的显著性相干面积评价方法<sup>[18]</sup>, 定义 EEG-EMG 的 MSTE 显著性面积指标  $A_{s-EEG \rightarrow EMG}$  和  $A_{s-EMG \rightarrow EEG}$  分别为

$$\begin{aligned} & A_{s-EEG \rightarrow EMG} \\ &= \sum_f \Delta f \cdot MSTE_{s-EEG \rightarrow EMG}(f), \end{aligned} \quad (7)$$

$$\begin{aligned} & A_{s-EMG \rightarrow EEG} \\ &= \sum_f \Delta f \cdot MSTE_{s-EMG \rightarrow EEG}(f), \end{aligned} \quad (8)$$

式中,  $\Delta f$  表示频率分辨率,  $MSTE_{s-EEG \rightarrow EMG}(f)$  和  $MSTE_{s-EMG \rightarrow EEG}(f)$  分别表示  $s$  尺度下频率  $f$  处  $EEG \rightarrow EMG$  和  $EMG \rightarrow EEG$  方向上的多尺度传递熵值(见(5)和(6)式);  $A_{s-EEG \rightarrow EMG}$  和  $A_{s-EMG \rightarrow EEG}$  分别表示  $s$  尺度下  $EEG \rightarrow EMG$  和  $EMG \rightarrow EEG$  方向上的 MSTE 显著性面积指标, 其数值越大表示该尺度下此频段范围内 EEG 与 EMG 间的耦合强度越强, 反之亦然。

进一步, 研究相同尺度上耦合方向间脑肌电耦合的差异, 令

$$D_s = |A_{s-EEG \rightarrow EMG} - A_{s-EMG \rightarrow EEG}|, \quad (9)$$

式中,  $D_s$  表示尺度  $s$  时频率  $f$  处  $EEG \rightarrow EMG$  和  $EMG \rightarrow EEG$  方向上的显著性面积指标的差。 $D_s$  的数值越大, 表示耦合方向间的差异性越显著。

基于上述指标, 计算静态握力输出条件下不同时间尺度、不同信息流向的脑电信号和肌电信号间 MSTE 显著性面积, 即能够定量描述 EEG 和 EMG 间在多时间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。本文通过多尺度传递熵方法对同步采集的 EEG 和 EMG 进行功能耦合分析。考虑到数据段数差异可能会对传递熵值造成影响, 我们

对每位受试者选取同样的数据段数。其中, 最少的无干扰数据段为 70, 因此下文对每位受试者的 280 段数据 ( $4 \times 70 = 280$ ) 进行分析。并且为避免数据长度对传递熵值的计算造成影响, 选取时间尺度  $s$  为 1—30。

考虑到  $EEG \rightarrow EMG$  和  $EMG \rightarrow EEG$  两个方向上的信息流延迟时间不同, 因此实验前还需要进行传递熵预测时间参数的选择, 即(3)和(4)式中的  $u$  值。研究发现 EEG 和 EMG 之间的信息流延迟时间主要在 20—30 ms 间<sup>[10]</sup>, 因此传递熵值可能在  $u = 20$ —30 之间出现较高的峰值, 所以本文将  $EEG \rightarrow EMG$  和  $EMG \rightarrow EEG$  方向上的传递熵峰值所对应的值作为预测时间的最优参数。图 2 所示为 8 名受试者 (S1—S8) 在两个耦合方向上的平均传递熵值随着预测时间  $u$  的变化。由图可见,  $EEG \rightarrow EMG$  和  $EMG \rightarrow EEG$  方向上传递熵的最大值分别在  $u = 22$ ,  $u = 31$  处, 因此确定  $EEG \rightarrow EMG$  和  $EMG \rightarrow EEG$  耦合方向上的预测时间  $u$  分别为 22 和 31, 用于下文 EEG-EMG 的多尺度传递熵分析。

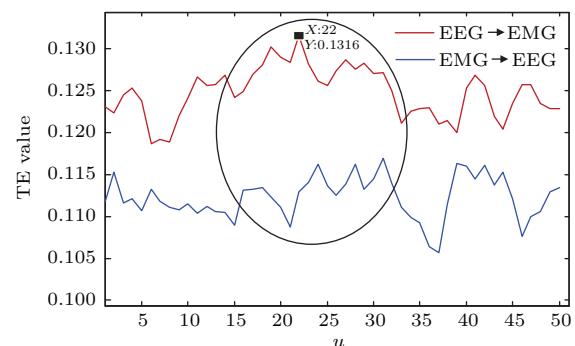


图 2  $EEG \rightarrow EMG$ ,  $EMG \rightarrow EEG$  两个方向上的 TE 值随着预测时间  $u$  的变化

Fig. 2. The TE changes from  $EEG \rightarrow EMG$  and from  $EMG \rightarrow EEG$  as the parameter  $u$  varies.

继而根据(1)和(2)式对 8 位受试者同步采集的 EEG 和 EMG 分别进行尺度化, 并进行频段分解; 然后根据(5)和(6)式计算 8 名受试者在静态握力输出过程中, EEG 与 EMG 间在不同尺度 (1—30)、不同方向 ( $EEG \rightarrow EMG$ ,  $EMG \rightarrow EEG$ ) 上的 MSTE 值。图 3(a) 所示为 8 位受试者尺度为 1 ( $s = 1$ ) 时的 MSTE 值, 即传统的传递熵分析结果。由图可见, 皮层肌肉功能耦合是双向的, 且 8 位受试者  $EEG \rightarrow EMG$  方向上的 beta2 频段 (25—35 Hz) 的耦合强度明显大于  $EMG \rightarrow EEG$  方向 (虚线之间部分), 而虚线外部其他频段的耦合强度在两个方向上并没有明显差异。为了定量分析

皮层肌肉功能耦合频段, 参照EEG常用功能频段划分方法<sup>[19]</sup>, 根据(7)和(8)式计算图3(a)的不同频段theltha波(4—8 Hz), alpha波(8—14 Hz), beta波(15—35 Hz), gamma波(35 Hz以上)的MSTE

显著性面积指标, 结果如图3(b)所示。由图可见, 在静态握力输出过程中, 8位受试者beta波段的MSTE显著性面积指标相对较高, 即皮层肌肉耦合在beta频段较为显著。

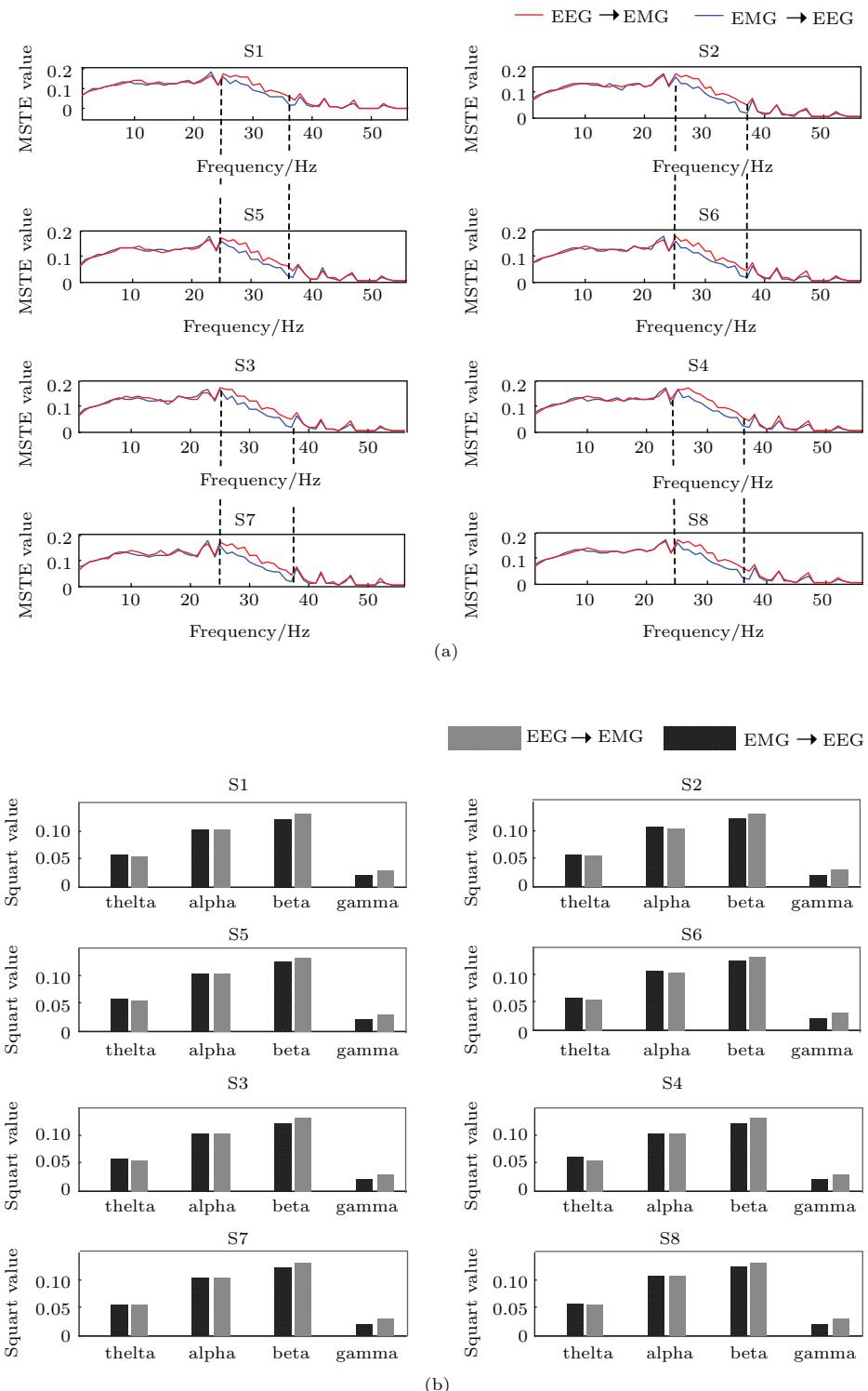


图3 尺度为1时 EEG 和 EMG 的耦合分析结果 (a) 受试者的传递熵值; (b) 功能耦合频段的 MSTE 显著性面积  
Fig. 3. The MSTE analysis results of EEG and EMG when time scale is one (a) MSTE values of all subjects, (b) the MSTE significant area of functional coupling frequencies.

为进一步探究 EEG 和 EMG 在不同时间尺度上的耦合信息, 分析 8 名受试者 30 个不同时间尺度上的 MSTE 值。选取一名受试者 (S1) 间隔分布的 4 个时间尺度 (1, 6, 17, 29), 分析不同时间尺度上的耦合信息, 其 MSTE 值分别如图 4(a) 所示。由图可见, 不同时间尺度上的 MSTE 值各不相同, 即皮层肌肉功能耦合强度随时间尺度变化而变化, 表明皮层肌肉间存在不同时间层次的功能耦合特征。提取 beta 频段的 MSTE 显著性面积指标, 如图 4(b) 所示。对比分析可发现, 右下图中在  $s = 29$  时 beta 频段的 MSTE 值明显高于其他时间尺度, 即在该尺度上耦合强度较显著。同时, 研究各尺度上 beta2 (25—35 Hz) 频段耦合方向的差异, 可发

现该频段 EEG → EMG 方向上的耦合强度明显大于 EMG → EEG 方向, 且与  $s = 1$  时 (图 3) 规律一致。分析其他不同时间尺度上的耦合信息, 得到的耦合强度分布规律与上述相同, 即皮层肌肉耦合强度随着尺度变化, 且 EEG → EMG 方向上 beta2 频段的耦合强度明显大于 EMG → EEG 方向。由此可见, 多尺度传递熵应用于不同时间层次的脑肌电耦合分析具有可行性。

此外, 为了进一步比较不同时间尺度下功能耦合强度在 beta2 频段的差异, 按照(7)和(8)式计算所有受试者 EEG → EMG, EMG → EEG 方向上 beta2 频段的 MSTE 显著性面积 ( $A_{\text{beta}2}$ )。图 5 所示为 8 名受试者不同尺度 (1—30)、不同方向

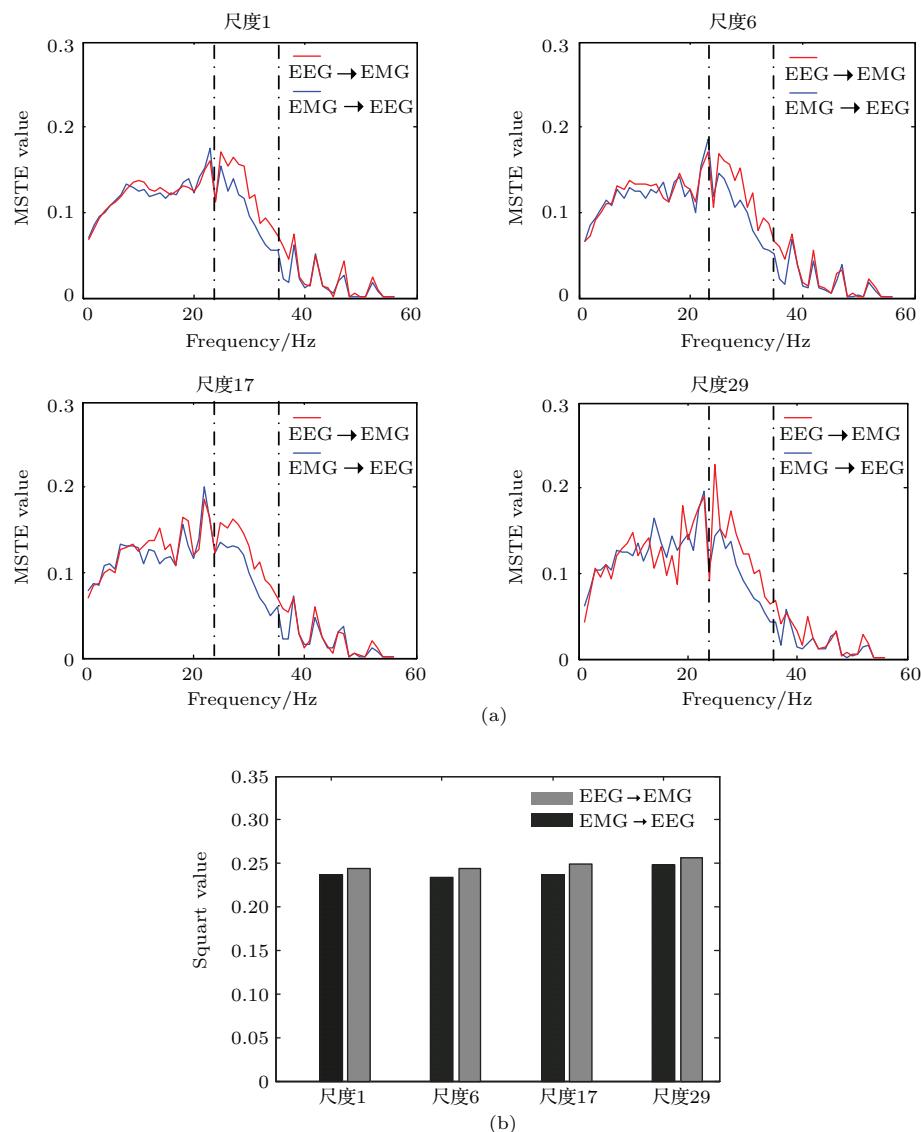


图 4 受试者 (S1) 4 个时间尺度 (1, 6, 17, 29) 上的 EEG 和 EMG 的耦合分析结果 (a) 传递熵值; (b) 功能耦合频段的 MSTE 显著性面积

Fig. 4. The MSTE analysis results of EEG and EMG at four scales (1, 6, 17, 29) of one subject: (a) The MSTE values; (b) the MSTE significant indexes of beta frequency.

(EEG→EMG, EMG→EEG) 上的  $A_{\text{beta}2}$  指标。由图可见, 8位受试者的  $A_{\text{beta}2}$  指标在不同方向上随着尺度的增加变化趋势不同, 在相同时间尺度上的  $A_{\text{beta}2}$  也各有不同; 且每个方向上  $A_{\text{beta}2}$  指标的最大值(方框内的点)大都位于较高的尺度(15—30)上(S4在EEG→EMG方向上的  $A_{\text{beta}2}$  例外)。整体看来, EEG→EMG 方向上的  $A_{\text{beta}2}$  指标最大值明显高于 EMG→EEG 方向(S8, S2除外)。

由此可见, 皮层肌肉之间的耦合是双向的, 且在不同方向上存在皮层肌肉耦合差异, 为了探究耦

合方向间的差异是否具有一定规律, 根据(9)式计算相同时间尺度上 EEG→EMG 和 EMG→EEG 两个方向间  $A_{\text{beta}2}$  的差值  $D_{\text{beta}2}$ , 每位受试者的差值范围如图 6 所示。由图可见, 不同的受试者耦合方向间的差值在不同的时间尺度上波动范围不一致, 经过 Wilcoxon 统计分析发现不同受试者之间的差异显著( $p < 0.05$ )。除 S6 外, 其他 7 名受试者两个耦合方向间 MSTE 显著性面积指标在较高的时间尺度(15—30)上取得最大差值; 同样, 最小差值在较高的时间尺度(15—30)上取得(S5 和 S6 除外)。

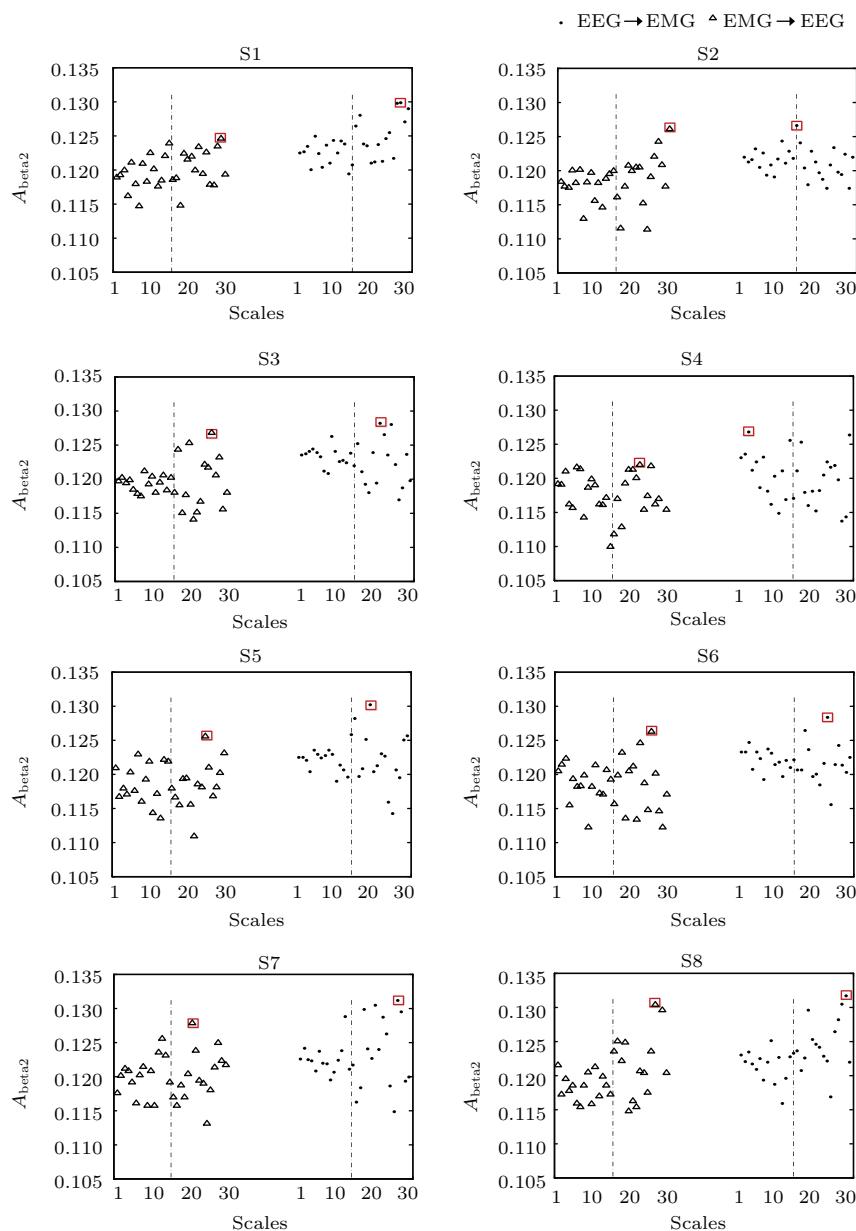


图 5 不同尺度及不同方向上 beta2 频段的显著性面积值 ( $A_{\text{beta}2}$ )

Fig. 5. The  $A_{\text{beta}2}$  values at all scales in both directions of subjects.

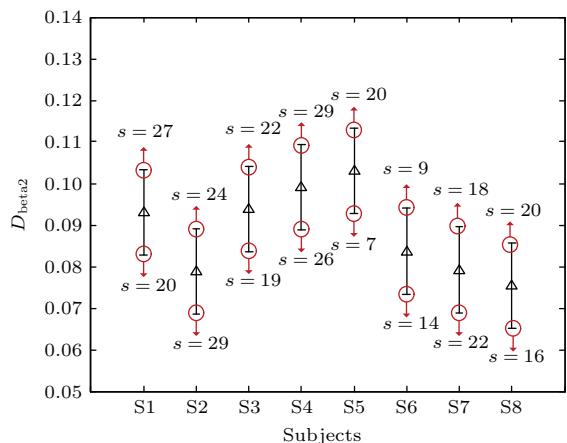


图 6 EEG-EMG 方向间  $A_{\text{beta}2}$  指标的差值范围  
Fig. 6. The difference range of  $A_{\text{beta}2}$  index between EEG and EMG directions.

## 5 讨 论

本文提出多尺度传递熵方法研究静态握力输出时运动皮层与对侧肌肉间不同尺度下的脑肌电同步特征。结果表明, EEG 与 EMG 之间 beta 频段的耦合振荡较为显著, 这与已有的静态握力输出实验模式下 EEG-EMG 同步特征研究结果相一致 [20–22], 也进一步证实了 Beta 频段的耦合振荡能够体现运动皮层对于稳定运动输出的维持功能 [23,24]。

本文针对皮层肌肉间的信息流向特征研究(图 3)表明, EEG 与 EMG 之间的耦合是双向(上行和下行)的, 这与 Claire 等 [10] 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 [9]。同时, 本文研究结果(图 3 和图 4)进一步表明下行 beta2 频段的皮层肌肉耦合占据主导地位, 这与 Mima 等 [25] 得出“在 19—30 Hz 频带下行方向上皮层肌肉功能耦合强度明显高于上行”的结果相一致。目前, 导致上行和下行间的脑肌电功能耦合差异的机理尚不完全清楚, 可能的解释是神经运动控制中传导感觉信息与运动控制经过不同的传输通路, 这种解剖学结构的不同导致皮层肌肉功能耦合在上行和下行方向间的差异。

受试者在不同尺度上不同方向间 beta2 频段的皮层肌肉耦合(图 5 和图 6)差异归结为: 1) MSTE 显著性面积  $A_{\text{beta}2}$  指标随时间尺度变化而变化, 且

$A_{\text{beta}2}$  的最大值和方向间差值的最值大都出现在较高时间尺度(15—30); 2) EEG→EMG 方向上的  $A_{\text{beta}2}$  指标最大值高于 EMG→EEG; 3) 不同的受试者在不同的时间尺度上耦合方向间的差值的差异显著( $p < 0.05$ )。这可能是由于在静态力输出过程中, 不同时间尺度上 beta2 频段的皮层肌肉耦合强度代表不同的运动控制与感觉反馈信息, 使得  $A_{\text{beta}2}$  的波动体现了个体差异性; 在较高的时间尺度上体现大脑从整体上的协调功能, 可以较好地维持恒定的运动输出, 因此  $A_{\text{beta}2}$  数值相对较高; 下行 beta2 频段的皮层肌肉耦合强度较高可能是由于在静态力输出模式下人体比较依赖皮层对肌肉的运动控制; 在各时间尺度上方向间  $A_{\text{beta}2}$  存在差异性可能是由于神经运动控制的上行与下行信息传导机理不同, 由此推断 beta2 节律振荡更多体现感觉运动皮层到肌肉之间的信息传输, 在尺度较大时感觉反馈与运动控制机理之间的方向性同步振荡差异可能加大; 受试者耦合方向间的差值的显著差异( $p < 0.05$ ), 可能是由于人在静态力输出模式下运动控制与感觉反馈的调配机理存在差异, 体现了个体差异性。然而, 皮层肌肉功能耦合差异性及产生机理尚需进一步研究。

## 6 结 论

本文建立了多尺度传递熵分析模型, 并对健康人静态握力输出下同步采集到的头皮脑电信号(EEG)和表面肌电信号(EMG)进行分析。结果表明: 静态握力输出时, 皮层肌肉功能耦合在 beta 波段上显著, 并且 beta2 频段上 EEG→EMG 方向的耦合强度大于 EMG→EEG 方向; 同时, 不同受试者的 beta2 频段耦合强度在不同尺度、不同耦合方向间存在差异, 且方向间差异的显著值位于较高时间尺度上, 反映了脑肌电功能耦合在运动控制及感觉反馈回路间存在差异。静态握力输出运动模式下, 运动控制占据主导地位, 且较高的时间尺度体现了大脑从整体上的协调功能。因此, 本文提出的多尺度传递熵可以刻画脑肌电信号间在不同时间尺度上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] Chiang J, Wang Z J, McKeown M J 2012 *NeuroImage* **63** 1498
- [2] Conway B A, Halliday D M, Shahani U, Maas P, Weir A I, Rosenberg J R, Farmer S F 1995 *J. Physiol.* **483** 35
- [3] Johnson A N, Shinohara M 2012 *Eur. J. Appl. Physiol.* **112** 970
- [4] Omlor W, Patino L, Hepp-Reymond M C, Kristeva R 2007 *NeuroImage* **34** 1191
- [5] Slobounov S, Ray W, Cao C, Chiang H 2007 *Neurosci. Lett.* **421** 126
- [6] Mima T, Ohara S, Nagamine T 2002 *Cortical-Muscular Coherence Int. Congr. Ser.* (Vol. 1226) (Netherlands: Elsevier) pp109–119
- [7] Seth A K 2010 *J. Neurosci. Meth.* **186** 262
- [8] Sitnikova E, Dikanev T, Smirnov D, Bezruchko B, Van Luijtelaar G 2008 *J. Neurosci. Meth.* **170** 245
- [9] Schelter B, Timmer J, Eichler M 2009 *J. Neurosci. Meth.* **179** 121
- [10] Witham C L, Riddle C N, Baker M R, Baker S N 2011 *J. Physiol.* **589** 3789
- [11] Schreiber T 2000 *Phys. Rev. Lett.* **85** 461
- [12] Wu S, Li J, Zhang M L, Wang J 2013 *Acta Phys. Sin.* **62** 238701 (in Chinese) [吴莎, 李锦, 张明丽, 王俊 2013 物理学报 **62** 238701]
- [13] Costa M, Goldberger A L, Peng C K 2002 *Phys. Rev. Lett.* **89** 068102
- [14] Yao W P, Liu T B, Dai J F, Wang J 2014 *Acta Phys. Sin.* **63** 078704 (in Chinese) [姚文坡, 刘铁兵, 戴加飞, 王俊 2014 物理学报 **63** 078704]
- [15] Yan B G, Zhao T T 2011 *Acta Phys. Sin.* **60** 078701 (in Chinese) [严碧歌, 赵婷婷 2011 物理学报 **60** 078701]
- [16] Costa M, Goldberger A L, Peng C K 2005 *Phys. Rev. E* **71** 021906
- [17] 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]
- [18] Ma P P, Chen Y Y, Du Y H, Su Y P, Wu X G, Liang Z H, Xie P 2014 *Journal of Biomedical Engineering* **31** 971 (in Chinese) [马培培, 陈迎亚, 杜义浩, 苏玉萍, 吴晓光, 梁振虎, 谢平 2014 生物医学工程学杂志 **31** 971]
- [19] Vecchio F, Del Percio C, Marzano N, Fiore A, Toran G, Aschieri P, Gallamini M, Cabras J, Rossini P M, BabILONI, Eusebi F 2008 *Behav. Neurosci.* **122** 917
- [20] Laine C M, Negro F, Farina D 2013 *J. Neurophysiol.* **110** 170
- [21] Androulidakis A G, Doyle L M, Yarrow K, Litvak V, Gilbertson T P, Brown P 2007 *Eur. J. Neurosci.* **25** 3758
- [22] Kristeva R, Patino L, Omlor W 2007 *NeuroImage* **36** 785
- [23] Gilbertson T, Lalo E, Doyle L, Di Lazzaro V, Cioni B, Brown P 2005 *J. Neurosci.* **25** 7771
- [24] Androulidakis A G, Doyle L M, Gilbertson T P, Brown P 2006 *Eur. J. Neurosci.* **24** 3299
- [25] Mima T, Matsuoka T, Hallett M 2001 *Clin. Neurophysiol.* **112** 122

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

Xie Ping<sup>†</sup> Yang Fang-Mei Chen Xiao-Ling Du Yi-Hao Wu Xiao-Guang

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

(Received 9 June 2015; revised manuscript received 3 July 2015)

## Abstract

Synchronization analyses of electroencephalogram (EEG) and electromyogram (EMG) could reveal the functional corticomuscular coupling (FCMC) between sensorimotor cortex and motor units firing in a target muscle. In order to quantitatively analyze the nonlinear functional coupling characteristics of EEG and EMG on a multiple time scale, a multiscale transfer entropy (MSTE) method based on the transfer entropy theory is proposed. Considering the multiscale characteristics of EEG and EMG signals, the EEG and EMG signals are firstly decomposed into multiscale ones, respectively, to show the information on different time scales. Then the signals on different time scales are decomposed into different frequency bands to show the frequency domain characteristics. Finally, the EEG and EMG in different frequency bands on different scales are calculated by the MSTE method to obtain the FCMC characteristics on different time scales and in coupling frequency bands. In this study the MSTE is used to quantitatively analyze the nonlinear functional connection between EEG over the brain scalp and the surface EMG from the flexor digitorum surae (FDS), which are recorded simultaneously during grip task with steady-state force output.

In the process of data processing, the coarse graining method is introduced firstly to decompose the EEG and EMG recorded in the task. Secondly, MSTEs between EEG and EMG on various scales are calculated to describe the nonlinear FCMC characteristics in different pathways (EEG→EMG and EMG→EEG). Furthermore, a significant indicator of MSTE is defined to quantitatively analyze the discrepancy between FCMC interaction strengths in the specific frequency band. The results show that the 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, especially that the interaction strength in descending direction is stronger in beta2-band (15–35 Hz) than that in the ascending direction. Meanwhile, the maximum FCMC strength value and the maximum or minimum discrepancy value between coupling directions on different scales almost occur on the high scales (15–30). Our study confirms that beta oscillations of EEG travel bidirectionally between the sensorimotor cortex and contralateral muscles in the sensorimotor loop system, and beta2 band is likely to reflect the motor control commands from the cortex to the muscle. Additionally, the discrepancy varies on different time scales and in different coupling frequency bands. The results show that the MSTE can quantitatively estimate the nonlinear interconnection and functional corticomuscular coupling between the sensorimotor cortex and the muscle.

**Keywords:** functional coupling, electroencephalogram, electromyogram, multiscale transfer entropy

**PACS:** 87.85.Ng, 05.45.-a

**DOI:** 10.7498/aps.64.248702

\* 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