

基于变分模态分解-相干分析的肌间耦合特性

杜义浩 齐文靖 邹策 张晋铭 谢博多 谢平

Intermuscular coupling characteristics based on variational mode decomposition-coherence

Du Yi-Hao Qi Wen-Jing Zou Ce Zhang Jin-Ming Xie Bo-Duo Xie Ping

引用信息 Citation: *Acta Physica Sinica*, **66**, 068701 (2017) DOI: 10.7498/aps.66.068701

在线阅读 View online: <http://dx.doi.org/10.7498/aps.66.068701>

当期内容 View table of contents: <http://wulixb.iphy.ac.cn/CN/Y2017/V66/I6>

---

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于变分模态分解-传递熵的脑肌电信号耦合分析

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

物理学报.2016, 65(11): 118701 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.65.118701>

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>

基于广义似然比判决的混沌信号重构方法

Reconstruction algorithm of chaotic signal based on generalized likelihood ratio threshold-decision

物理学报.2017, 66(4): 040503 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.66.040503>

含三个忆阻器的六阶混沌电路研究

Research on a six-order chaotic circuit with three memristors

物理学报.2017, 66(4): 040502 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.66.040502>

## 基于变分模态分解-相干分析的肌间耦合特性\*

杜义浩<sup>1)</sup> 齐文靖<sup>1)</sup> 邹策<sup>1)</sup> 张晋铭<sup>1)</sup> 谢博多<sup>2)</sup> 谢平<sup>1)†</sup>

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)(中国人民解放军第281医院康复医学科, 秦皇岛 066100)

(2016年7月21日收到; 2016年11月21日收到修改稿)

肌间耦合是肢体运动过程中不同肌肉间的相互关联与相互协调作用. 通过研究肌电信号 (sEMG) 间特征频段的耦合特性可以获得肌肉间的功能联系及中枢神经系统支配肢体运动的执行与协调方式机理. 本文将变分模态分解与相干分析相结合, 构建变分模态分解-相干分析模型, 定量描述肢体运动中相关肌肉 sEMG 在特征频段的耦合特性. 在 20% 最大自主收缩力静态负荷强度下, 采集 20 名健康被试的 sEMG, 基于变分模态分解方法将 sEMG 时频尺度化, 进而分析不同 sEMG 在特征频段的相干性, 并计算显著相干面积指标, 定量分析肌间特征频段的功能耦合特性. 结果表明: 低负荷静态握力维持过程中, 指浅屈肌与尺侧腕曲肌、指浅屈肌与指伸肌的 beta 与 gamma 频段耦合强度随时间推进而增强; 相较于指浅屈肌与指伸肌, 疲劳状态下指浅屈肌与尺侧腕曲肌 beta 与 gamma 频段耦合强度变化更显著, 且瞬时频率特征变化相似, 揭示运动致疲劳过程中协同肌受中枢神经系统控制以更加同步的方式活动.

关键词: 肌电信号, 变分模态分解, 相干分析, 肌间耦合

PACS: 87.85.Ng, 05.45.-a

DOI: 10.7498/aps.66.068701

## 1 引言

人体运动过程中通过神经振荡来传递运动控制信息<sup>[1]</sup>. 在中枢神经系统功能调节和反馈控制作用下<sup>[2]</sup>, 运动肌肉单元的振荡耦合反映了运动响应信息, 肌肉间不同时空层次的耦合现象体现了运动中肌肉间的相互作用与中枢神经对肌肉的支配能力<sup>[3]</sup>. 因此, 研究运动过程中肌电信号 (surface electromyogram, sEMG) 间不同时频尺度下的耦合特性, 有助于理解肌间耦合作用和中枢神经对肌肉的功能调节与整合机理.

近年来, 利用肌间相干分析 (intermuscular coherence, IMC) 研究运动过程中肌肉间的耦合特性, 挖掘潜在的中枢神经运动控制机制的研究相继展开. 利用一致性分析方法计算两肌电信号的互谱密度对自谱密度函数的归一化, 以反映肌电信号

在频域内的耦合关系<sup>[4]</sup>. 研究表明, 肌间耦合存在频段显著特征, 运动过程中肌间耦合主要表现在 beta (15—30 Hz) 频段和 gamma (30—45 Hz) 频段, beta 频段的肌间耦合代表了从初级运动皮层到运动神经元的的信息传递过程<sup>[3]</sup>, 而 gamma 频段振荡体现与认知功能相关的脑皮层信息整合过程<sup>[5]</sup>. 因此, 研究特征频段的肌间耦合特性及其变化规律, 将有助于探索中枢神经系统的运动控制机制, 理解肢体运动控制过程中的组织与协调机理. 但是, 现有一致性方法只能反映频域下的相干性, 无法提取 sEMG 不同时频尺度下的特征信息, 且无法针对某些特征频段进行独立耦合分析.

为此, 有研究将小波与相干分析结合, 分析肌电信号在不同时频尺度下的耦合特征, 并发现不同运动模式及疲劳状态下 beta 频段耦合特征存在差异<sup>[6]</sup>. 然而, 由于小波基的约束, 导致小波变换缺乏一定的自适应性. 近年来, 有研究利用经验模态

\* 国家自然科学基金 (批准号: 61271142)、河北省自然科学基金 (批准号: F2015203372, F2014203246) 和河北省高等学校科学技术研究项目 (批准号: QN2016094) 资助的课题.

† 通信作者. E-mail: pingx@ysu.edu.cn

分解(empirical mode decomposition, EMD)<sup>[7]</sup>自适应提取sEMG信号不同时频尺度下的特征信息,但该方法存在边界效应及模态混叠现象.而集总经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)<sup>[8]</sup>方法能有效地消除模态混叠现象,且具有更好的抗噪性能,但其计算量较大、频谱剖分效果不理想.因此,本文引入变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)方法<sup>[9,10]</sup>分析sEMG信号,将肢体sEMG自适应分解,提取信号中多个具有中心频率的窄带分量,即有限个本征模函数(intrinsic mode function, IMF),各IMF分量包含了原始sEMG不同时频尺度上的局部特征,同时解决了模态混叠、频谱混叠和计算量大的问题.

为研究不同时频尺度下的肌间耦合特征,本文将VMD与IMC方法相结合,构建变分模态分解-相干分析(VMD-IMC)模型,并将该模型用于20%最大自主收缩力(maximum voluntary contraction, MVC)静态负荷强度下特征频段的肌间耦合特性分析.基于VMD方法对肌电信号进行时频尺度化,然后利用IMC计算特征频段的相干函数值,分析其特征频段的肌间耦合特性规律;同时结合希尔伯特变换(Hilbert transform, HT),提取均方根(root mean square, RMS)与平均瞬时频率(mean instantaneous frequency, MIF)作为单块肌肉特征观测指标.RMS是常见的反映肌电能量变化的指标<sup>[11]</sup>,MIF能有效地跟踪肌肉状态变化引起的频率波动<sup>[12]</sup>.基于上述方法分析单块肌肉的能量及瞬时频率特征对肌间耦合特性的影响,为研究运动过程中不同肌肉间的耦合特征及中枢神经系统的运动控制机制提供新方法.

## 2 sEMG信号采集及数据处理

### 2.1 研究对象与实验流程

采集20名健康被试(男生14名,女生6名;年龄为 $(25\pm 3)$ 岁)20% MVC静态负荷状态下的上肢sEMG.要求被试实验前无肌肉疲劳现象、精神状态良好,且熟悉实验流程.利用美国Delsys公司Trigno<sup>TM</sup>Wireless EMG采集设备,分辨率设为16 bit,采样频率为2000 Hz;分别记录被试右臂指浅屈肌(flexor digitorum superficialis, FDS)、指伸肌(extensor digitorum, ED)、尺侧腕屈肌(flexor carpi ulnaris, FCU)的sEMG,放置电极前用75%酒精擦拭皮肤,如图1(a)所示.实验过程如下:实验前,被试静坐使上臂自然下垂,腕部用绷带固定在支架上,以保持实验过程中姿势不变,调节支架使前臂与地面平行,上臂与前臂约呈 $90^\circ$ 夹角;测量被试MVC,重复3次取均值;实验开始,要求被试手持握力传感器发力达到20% MVC,通过显示器的视觉反馈来维持握力恒定(图1(b)),直至被试肌肉疲劳无法维持20% MVC,停止实验.由于个体差异性,实验持续时间不等,实验持续时间 $(104.6\pm 37.5)$  s.

### 2.2 sEMG数据预处理

为了获取更为有效的sEMG特征为进一步的耦合分析做准备,对20名被试上肢sEMG数据进行预处理,利用FIR数字滤波器对肌电信号进行带通滤波,去除50 Hz工频和谐波,降低低频信号能量,使得sEMG主要集中在5—200 Hz之间,结果如图2所示.

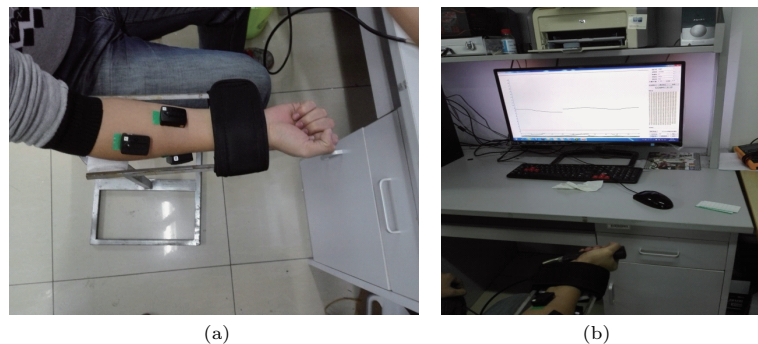


图1 被试sEMG采集实验 (a) 采集设备与电极位置; (b) 握力反馈界面

Fig. 1. sEMG signal acquisition experiment of one subject: (a) sEMG acquisition equipment and the position of electrodes; (b) the feedback interface of grip strength.

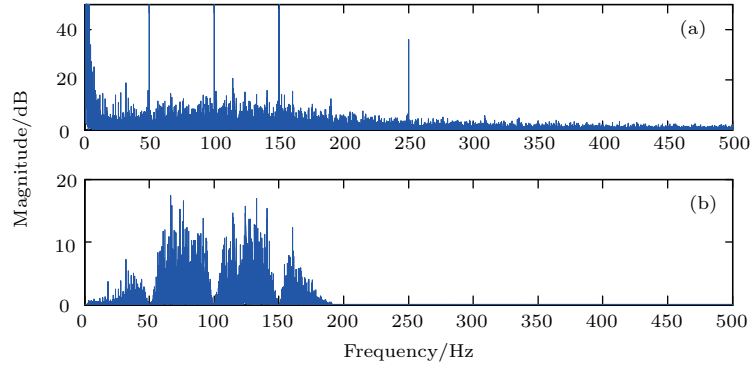


图2 sEMG 预处理 (a) 原始sEMG 频谱; (b) sEMG 预处理后频谱

Fig. 2. The preprocessing of sEMG: (a) The spectrum of original sEMG; (b) the spectrum of sEMG after pretreatment.

### 3 sEMG 肌间耦合分析

为研究特征频段上的肌间耦合特性, 构建变分模态分解-相干分析模型应用于肌电信号耦合分析中. 首先, 利用VMD对sEMG进行尺度化, 获得sEMG不同时频尺度上的信息, 然后运用相干分析方法, 计算特征频段的肌间相干值, 并引入显著相干面积指标定量描述sEMG特征频段的功能耦合特征; 利用VMD-HT分析运动过程中单块肌肉的瞬时特征变化规律, 研究单块肌肉对肌间耦合特性的贡献及影响.

#### 3.1 基于VMD的sEMG时频尺度化

由于sEMG具有非平稳、非线性特点, 引入VMD方法将sEMG自适应分解为有限个IMF分量, 每一个模态定义为调幅-调频信号, 表达式如下:

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

式中,  $A_k(t)$  为瞬时幅值,  $\phi_k(t)$  为相位.

与EMD循环筛选剥离的信号处理方法不同, VMD通过搜寻约束变分模型的最优解, 实现信号自适应分解获取IMF分量, 每个分量的中心频率和带宽在求解变分模型的迭代过程中不断更新, 在满足(2)式的约束条件时, 将sEMG信号分解为 $K$ 个IMF分量.

$$\min_{\{u_k\}\{w_k\}} \left\{ \sum_k \left\| \partial_t \left[ \left( \delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-jw_k t} \right\|_2^2 + \left\| g(t) - \sum_k u_k(t) \right\|_2^2 \right\},$$

$$\text{s.t. } \sum_k u_k = g, \quad (2)$$

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,  $\{w_k\} := \{w_1, \dots, w_k\}$  代表各分量的频率中心. 引入增广的Lagrange函数求取上述约束性变分模型的最优解, 表达式为

$$\begin{aligned} L(\{u_k\}, \{w_k\}, \lambda) &= \alpha \sum_k \left\| \partial_t \left[ \left( \delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-jw_k t} \right\|_2^2 \\ &+ \left\| g(t) - \sum_k u_k(t) \right\|_2^2 \\ &+ \left\langle \lambda(t), g(t) - \sum_k u_k(t) \right\rangle, \end{aligned} \quad (3)$$

式中,  $\alpha$  为惩罚参数,  $\lambda$  为Lagrange乘子.

VMD中利用乘法算子交替方向法解决变分问题, 交替更新 $u_k^{n+1}$ ,  $w_k^{n+1}$ ,  $\lambda^{n+1}$ , 寻求(3)式的“鞍点”. 其中 $u_k^{n+1}$ 的取值问题可表述为

$$\begin{aligned} u_k^{n+1} = \arg \min_{u_k \in X} & \left\{ \alpha \left\| \partial_t \left[ \left( \delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] \right. \right. \\ & \times \left. \left. e^{-jw_k t} \right\|_2^2 + \left\| g(t) - \sum_i u_i(t) + \frac{\lambda(t)}{2} \right\|_2^2 \right\}, \end{aligned} \quad (4)$$

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

利用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; 同时根据



$$\lambda^{n+1} \leftarrow \lambda^n + \tau \left( g - \sum_k u_k^{n+1} \right),$$

更新 $\lambda$ , 此时, 二次优化问题的解为

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

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

对于给定判别精度 $b > 0$ , 当满足迭代停止条件

$$\sum_k \|\hat{u}_k^{n+1} - \hat{u}_k^n\|_2^2 / \|\hat{u}_k^n\|_2^2 < b,$$

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 基于VMD-IMC的肌间时频耦合分析

首先, 运用3.1节中VMD方法得到包含时频尺度信息的IMF分量, 然后根据IMF分量的频谱分布进行频段相干性分析, 并计算显著相干面积指标定量刻画肌间的耦合特性, 具体如下.

1) 令 $X$ 和 $Y$ 表示两通道sEMG的频谱能量集中在相同频段的IMF分量, 计算其相干函数:

$$C_{XY}^2(f) = \frac{|S_{XY}(f)|^2}{S_{XX}(f) * S_{YY}(f)}, \quad (7)$$

式中,  $S_{XY}(f)$ 为互谱密度;  $S_{XX}(f)$ ,  $S_{YY}(f)$ 分别为自谱密度. 为改善谱估计器性能, 采用滑动平均技术, 将数据加窗处理, 并计算每一段的相干函数值.

2) 为定量描述两信号的相干程度, 在sEMG相干函数基础上, 引入显著性相干阈值<sup>[13]</sup>:

$$CT(\beta) = 1 - (1 - \beta)^{1/(n-1)}, \quad (8)$$

式中,  $n$ 为窗口数,  $\beta$ 为置信水平(本文设置为0.95).

进一步利用(9)式计算显著相干面积指标 $A$ , 即显著相干阈值以上的面积, 定量描述sEMG信号间相干性的变化趋势:

$$A = \sum_f \Delta f (C_{XY}(f) - CT), \quad (9)$$

式中,  $\Delta f$ 为频率分辨率,  $A$ 的数值越大表示特定频段内的相干性越显著.

### 3.3 基于VMD-HT的单块肌肉瞬时特征分析

在利用VMD-IMC实现肌间耦合特征提取的基础上, 为进一步分析单块肌肉瞬时频率特性对肌间耦合特性的影响, 将VMD分解后的sEMG各IMF分量进行HT, 并利用RMS和MIF定量描述单块肌肉sEMG的幅值和振荡频率随时间的变化规律, 进而分析该瞬时频率特性对肌间耦合变化的影响, 具体如下.

对VMD分解后的各IMF分量进行HT得到sEMG的瞬时频率和幅值<sup>[12]</sup>,

$$H_k(t) = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{u_k(t')}{t - t'} dt', \quad (10)$$

$$Z_k(t) = u_k(t) + jH_k(t) = a_k(t) e^{j\theta_k(t)}, \quad (11)$$

式中,  $a_k(t) = \sqrt{u_k^2(t) + H_k^2(t)}$ 为瞬时幅值,  $\theta_k = \arctan \frac{H_k(t)}{u_k(t)}$ 为相位,  $u_k(t)$ 为IMF分量,  $H_k(t)$ 是对实信号 $u_k(t)$ 的HT.

(11)式中 $Z_k(t)$ 的相位表达方式突出了HT的物理意义, 它是基于时间序列形成的一个振幅和相位调制的三角函数. 则希尔伯特谱的瞬时频率被定义为

$$W_k(t) = \frac{d\theta_k}{dt}. \quad (12)$$

然后, 基于sEMG第 $k$ 个IMF分量 $u_k(t)$ 的幅值 $a_k(t)$ 和瞬时频率 $W_k(t)$ , 计算 $u_k(t)$ 的平均瞬时频率. 根据获得的各IMF分量的平均瞬时频率 $MIF_k$ 及幅值, 分别计算原始信号的平均瞬时频率和均方根值, 如(13)和(14)式所示:

$$MIF = \frac{\sum_{k=1}^K \|a_k\| MIF_k}{\sum_{k=1}^K \|a_k\|}, \quad (13)$$

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{K} \sum_{k=1}^K a_k^2}. \quad (14)$$

基于上述RMS与MIF指标, 分析静态握力输出过程中, 肌肉的能量与平均瞬时频率随运动时间变化的规律.

## 4 实验结果与讨论

sEMG 不同频段内的耦合特性反映中枢神经系统的支配信息<sup>[14]</sup>, 运动过程中肌间耦合突出表现在 beta (15—30 Hz) 频段与 gamma (30—45 Hz) 频段, 且 beta 与 gamma 的耦合强度与中枢神经系统的控制有关<sup>[15,16]</sup>. 本文基于 VMD-IMC 方法对静态握力维持过程中 beta 与 gamma 频段耦合特性进行分析, 并结合 HT 分析被试运动过程中单块肌肉瞬时特征与肌间耦合特性的联系.

### 4.1 基于 VMD-IMC 的上肢 sEMG 耦合分析

按照 2.1 节中的实验过程采集每位被试右臂的 FDS, FCU 和 ED 的 sEMG, 对预处理后的 sEMG 运用 FIR 滤波器进行 0—70 Hz 带通滤波, 并以 20 s 为时间间隔对每位被试采集的 3 通道 sEMG 进行分段处理.

利用 VMD 方法将信号分解成若干个窄带 IMF 分量, 提取 sEMG 不同时频尺度信息. 与 EMD 的递归式模态分解不同, VMD 将模态的估计转变为变分问题求解, 避免了因估计误差在递归过程中被放大而导致的模态混叠问题. 图 3 为被试 sEMG 分别经 EMD, VMD 分解后的结果及各 IMF 分量的频谱分布, 对比图 3(a) 和图 3(b) 可见, EMD 分解后得到的各 IMF 间存在明显的频谱混叠问题, 也说明相近的特征时间尺度分布在不同的 IMF 中即模态混叠. 而 VMD 方法很好地实现了频段分离, 有效地避免了模态混叠, 降低了相邻频段对特征频段耦合的影响.

进一步, 运用 3.2 节所述方法将 VMD 分解与相干性分析相结合, 根据 IMF 分量频谱分布情况 (见表 1), 选择频谱能量集中分布在 beta 和 gamma 频段的 IMF, 分别对每一段 (时长 20 s) 的 FDS-FCU 与 FDS-ED 进行 beta 和 gamma 独立频段肌间相干分析, 提取显著相干面积指标. 根据各段耦合强度分析 beta 与 gamma 频段耦合随时间的变化规律, 图 4 为随机选取被试 9、被试 13 (其他被试的结果与此相似) FDS-FCU 与 FDS-ED 的 beta 和 gamma 频段肌间耦合强度随时间的变化. 分析图 4 发现: 1) FDS-FCU 与 FDS-ED 在 beta 与 gamma 频段的显著相干面积随运动时间呈上升趋势; 2) 曲线终止点显著相干面积值比起始点高, 分

析可能主要受疲劳因素影响, 为此进一步比较疲劳与非疲劳状态耦合特征, 计算实验开始后 20 s 与实验结束前 20 s 的两组肌肉 sEMG 在 beta 和 gamma 频段肌间相干函数值. 为了便于描述, 将实验开始后 20 s 数据与实验结束前 20 s 数据分别记为实验开始段与实验结束段.

图 5 为随机选取的被试 2 与被试 8 实验开始段和实验结束段 beta 与 gamma 频段的独立相干结果. 由图 5 可见: 1) 相比于实验开始段, 实验结束段 FDS 与 ED, FDS 与 FCU 的 beta 与 gamma 频段耦合增强; 2) 对比 FDS 与 ED, FDS 与 FCU 的耦合强度变化更明显. 为了分析上述现象是否具有普遍性, 并定量地描述特征频段 IMC 的差异, 利用 3.2 节方法提取 20 名被试实验开始段与实验结束段在 beta 与 gamma 频段的 FDS 与 FCU, FDS 与 ED 显著相干面积指标, 并计算其均值与方差, 对两个频段各组相干面积值进行独立样本 *T* 检验, 结果如图 6 所示. 分析图 6 发现: 对比实验开始段与实验结束段, FDS 与 FCU 的 beta 和 gamma 频段的显著相干面积指标具有显著差异 ( $p < 0.05$ ), 图 6 中 \* 表示具有显著差异.

表 1 被试 0—70 Hz 表面肌电信号 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 of each component in 0—70 Hz surface EMG after VMD decomposition.

IMF 分量	带宽范围/Hz	对应功能频段
IMF1	59—70	pipe
IMF2	43—60	
IMF3	29—45	gamma
IMF4	13—30	beta
IMF5	1—15	delta, theta, alpha

sEMG 不同频段的耦合特征能够反映神经系统调控的相关信息<sup>[14]</sup>, 其相干函数值反映运动皮层与脊髓运动中枢对运动肌肉的同步支配水平<sup>[16,17]</sup>. 本文发现低负荷静态力下 FDS 与 FCU, FDS 与 ED 在 beta 与 gamma 频段的耦合随着运动时间的延长呈上升趋势, 而 Danna-Dos Santos 等<sup>[18]</sup> 也发现静态负荷手部大部分肌肉 sEMG 相干性在 0—35 Hz 频段内随运动时间增强. 随着运动时间的累加, 运动相关肌肉的生理状态会发生改变并逐渐呈现疲劳状态, 为了维持运动的稳定,

中枢神经系统会调节相关肌肉的支配方式, 增加对肢体的控制强度, 使得静态低负荷运动下的肌肉疲

劳过程中皮层神经元与运动神经元池之间的同步耦合增强<sup>[14]</sup>.

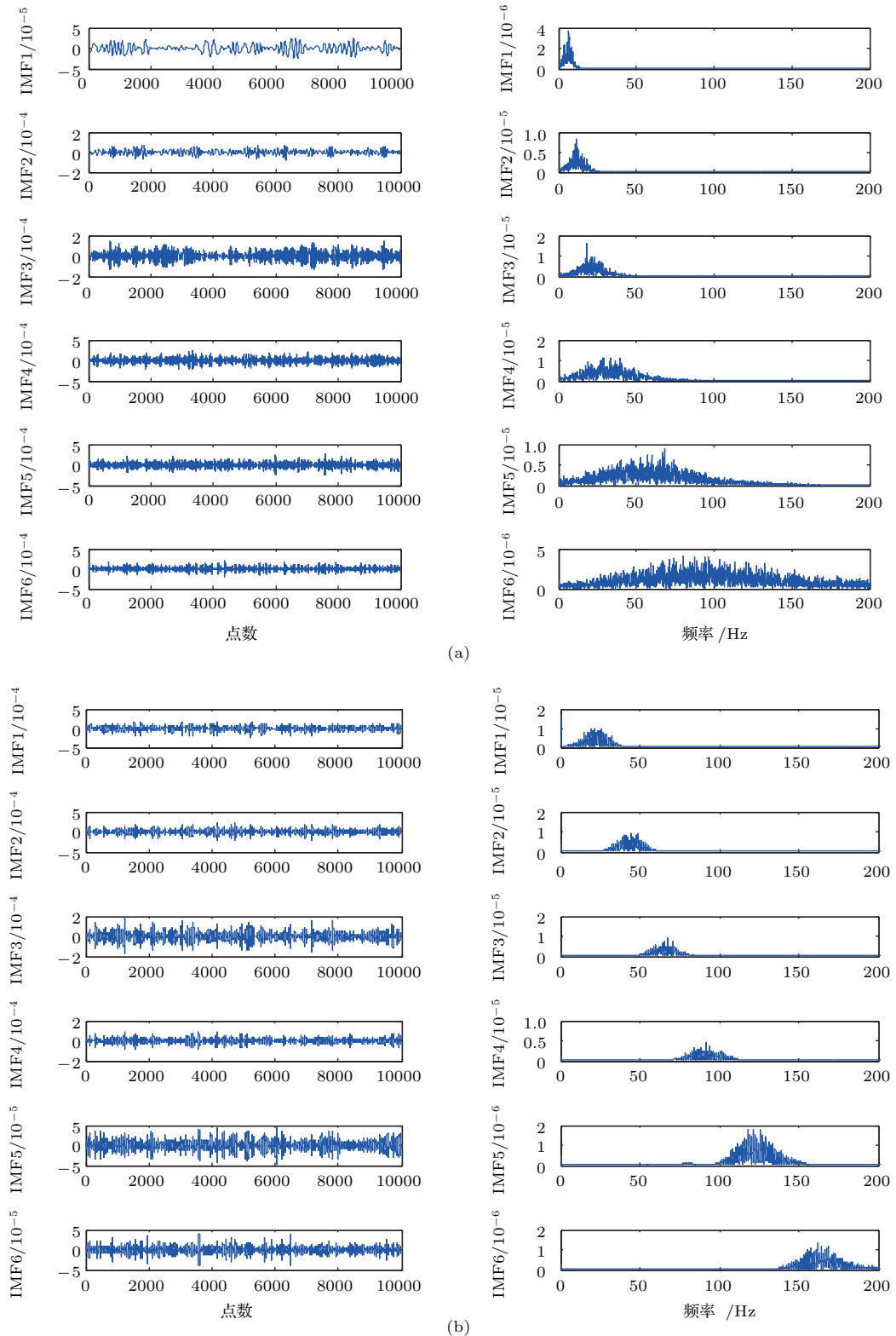


图3 被试肌电信号时频分解结果 (a) EMD 分解; (b) VMD 分解

Fig. 3. The time-frequency decomposition results of sEMG of one subject: (a) The results of EMD decomposition; (b) the results of VMD decomposition.

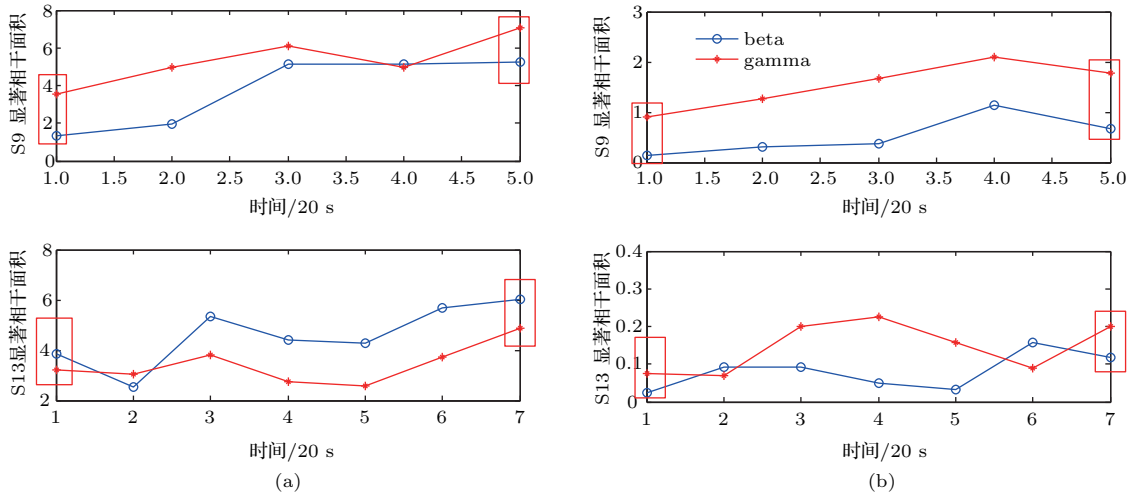


图4 被试9、被试13 beta与gamma频段显著相干面积随时间变化曲线 (a) FDS与FCU; (b) FDS与ED  
 Fig. 4. The curves about significant coherent area of beta and gamma band of the subject 9 and the subject 13: (a) FDS and FCU; (b) FDS and ED.

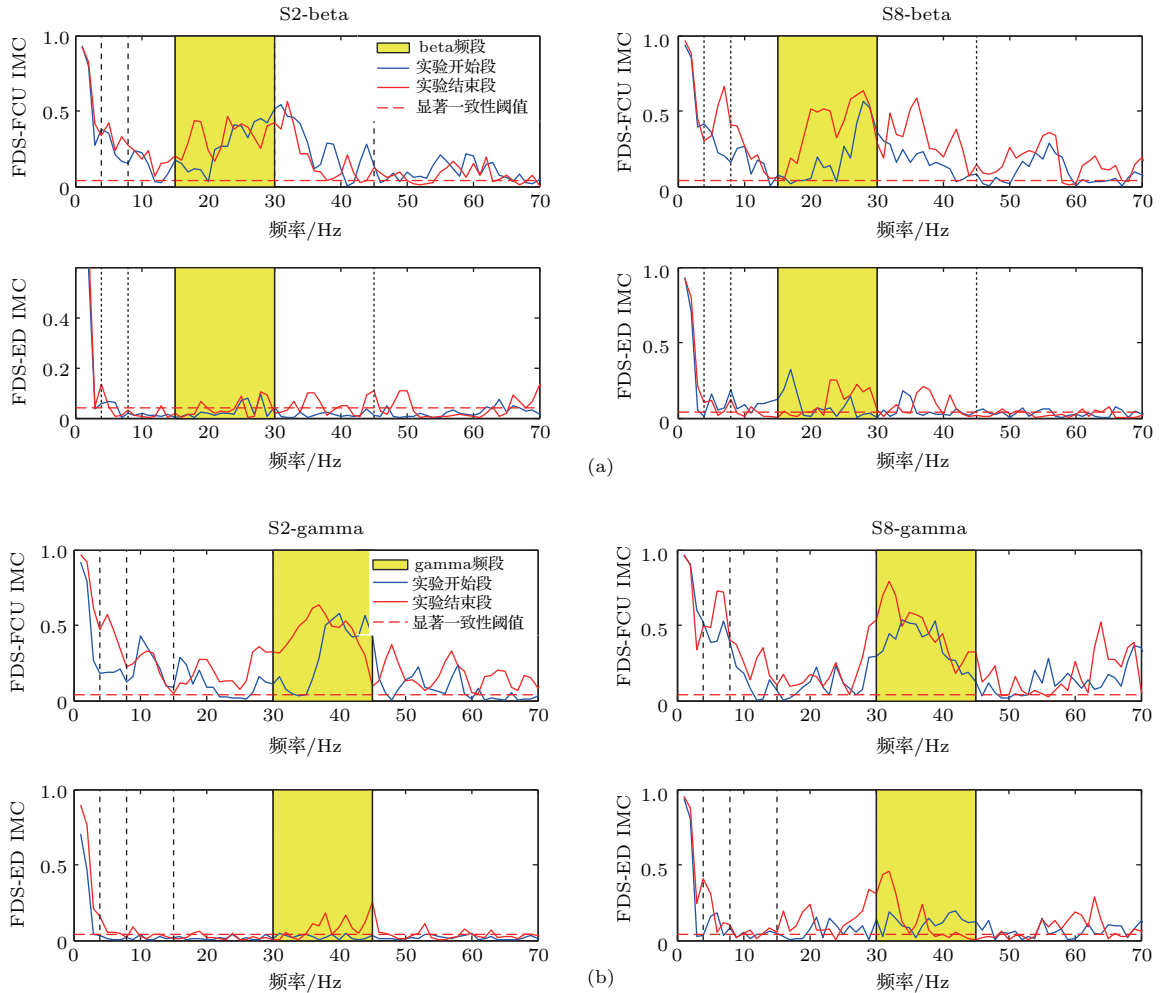


图5 实验开始段与实验结束段的IMC对比 (a) beta频段IMC对比; (b) gamma频段IMC对比  
 Fig. 5. Comparison of IMC between the start period of experiment and the end period of experiment: (a) Comparison of IMC in beta band; (b) comparison of IMC in gamma band.



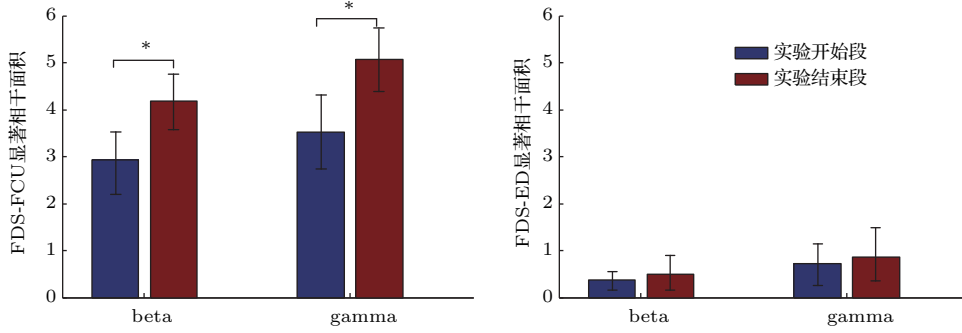


图6 20名被试实验开始段与实验结束段的beta和gamma频段显著相干面积的均值与方差(\*代表 $p < 0.05$ )  
 Fig. 6. The mean and variance of significant coherent area of the beta and gamma band in the start period and the end period of experiment from 20 subjects(\* shows  $p < 0.05$ ).

分析疲劳因素对肌间耦合的影响,对比实验开始段与实验结束段的beta与gamma频段的耦合强度, FDS与FCU的耦合比FDS与ED的耦合变化显著,这与Kattla和Lowery<sup>[14]</sup>的研究结果相似. FDS与FCU作为运动的协同肌, FDS与ED作为运动的拮抗肌,两组肌肉的神经控制运动机制是不同的<sup>[19,20]</sup>.所以上述协同肌肉与拮抗肌的耦合差异,可能主要由于中枢神经系统对疲劳状态下的两组肌肉采取不同的控制方式.

#### 4.2 基于VMD-HT的sEMG瞬时特征分析

为进一步分析被试运动过程中单块肌肉对肌间耦合特性的贡献及影响规律,运用VMD-HT方法定量分析单块肌肉的瞬时特征.图7和图8分别为20名被试上肢维持20% MVC状态下3块肌肉sEMG的RMS与MIF指标的均值及方差随运动时间的变化.图7和图8横轴表示运动时间,根据被试静态力维持的运动时间截取实验数据,即将被试总的实验数据平均分为10段,计算每一段的RMS和MIF值.由图7可见, FDS, FCU, ED的sEMG的RMS值随运动持续时间表现出递增趋势,表明随着运动时间的延长,运动相关肌肉需要更多的能量来维持运动.分析图8可见,3块肌肉的MIF值随运动持续时间呈递减趋势,其中ED的MIF值下降并不显著,而且集中分布在高频区.

20% MVC静态握力维持过程中, FDS与FCU表现出负荷运动中肌肉产生运动性疲劳的典型特征<sup>[21]</sup>,即MIF指标随运动持续时间表现出明显下降趋势.而指伸肌的MIF变化并不明显,并且ED在实验前后也并未表现出显著的运动性肌肉疲劳.结合肌间耦合特性与单块肌肉的瞬时特征进行分析发现,相比于ED, FCU与FDS的sEMG瞬时频率变化规律更一致,这可能是FDS与FCU耦合比

FDS与ED耦合显著的原因,进一步说明了疲劳状态下中枢神经系统对协同肌与拮抗肌采取不同的调控方式,大脑控制协同肌以更加同步的方式活动<sup>[22]</sup>.

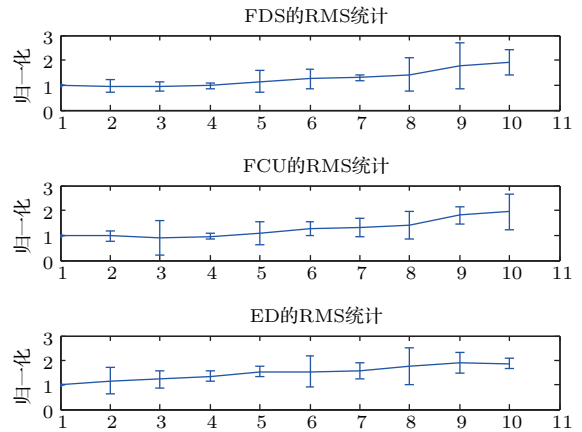


图7 20% MVC下sEMG的RMS随运动持续时间变化特征示意图  
 Fig. 7. The variance of RMS under 20% maximum grip strength.

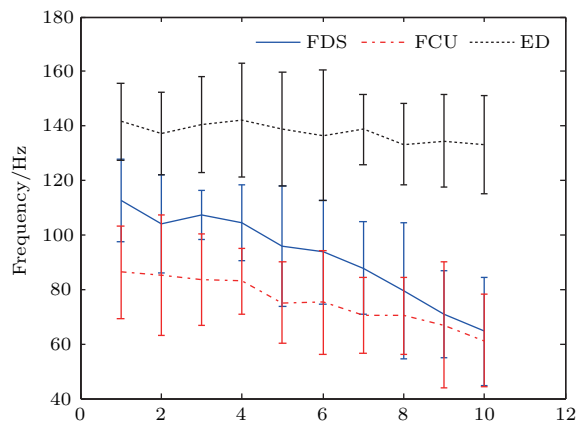


图8 20% MVC sEMG的MIF随运动持续时间变化特征示意图  
 Fig. 8. The variance of MIF under 20% maximum grip strength.

## 5 结 论

本文将VMD方法引入到肌间耦合分析中,并与IMC方法相结合,建立了VMD-IMC肌间耦合分析模型,应用于健康人20% MVC静态负荷强度握力输出条件下的sEMG同步耦合特性分析.结果表明:低负荷静态握力维持过程中,FDS与FCU,FDS与ED的beta与gamma频段耦合强度随运动时间呈增强趋势,且疲劳状态下FDS与FCU间耦合变化更显著;分析单块肌肉瞬时频率特征发现,相比于ED,FCU与FDS的瞬时频率特征变化更一致.中枢神经系统对运动过程中的协同肌与拮抗肌采取了不同的调节支配方式,并控制协同肌以更加同步的方式活动.因此,本文提出的变分模态分解-相干分析方法可以刻画肌电信号在不同时频尺度上的特征,是特征频段肌间耦合特性分析的有效方法,为探索运动功能控制机制及运动功能障碍产生机理提供方法.

## 参考文献

- [1] Baker S N 2007 *Curr. Opin. Neurobiol.* **17** 649
- [2] Enoka R M, Baudry S, Rudroff T 2011 *J. Electromyogr. Kines.* **21** 208
- [3] Grosse P, Cassidy M J, Brown P 2002 *Clin. Neurophysiol.* **113** 1523
- [4] Xie P, Song Y, Guo Z H, Chen X L, Wu X G, Su Y P, Du Y H 2016 *J. Biomed. Eng.* **33** 244 (in Chinese) [谢平, 宋妍, 郭子晖, 陈晓玲, 吴晓光, 苏玉萍, 杜义浩 2016 生物医学工程学杂志 **33** 244]
- [5] Patino L, Omlor W, Chakarov V 2008 *J. Neurophysiol.* **99** 1906
- [6] Charissou C, Vigouroux L, Berton E 2016 *J. Electromyogr. Kines.* **27** 52
- [7] Stamoulis C, Chang B S 2011 *33rd Annual International Conference of the IEEE EMBS Boston, USA, August 30–September 3, 2011* p5908
- [8] Wu Z, Huang N E 2009 *Adv. Adapt. Data Analy.* **1** 1
- [9] Dragomiretskiy K, Zosso D 2014 *IEEE Trans. Signal Process.* **62** 531
- [10] Xie P, Yang F M, Li X X, Yang Y, Chen X L, Zhang L T 2016 *Acta Phys. Sin.* **65** 118701 (in Chinese) [谢平, 杨芳梅, 李欣欣, 杨勇, 陈晓玲, 张利泰 2016 物理学报 **65** 118701]
- [11] Lattimer L J, Lanovaz J L, Farthing J P 2016 *J. Electromyogr. Kines.* **30** 231
- [12] Xie H, Wang Z 2006 *Comput. Meth. Prog. Biol.* **82** 114
- [13] Rosenberg J R, Amjad A M, Breeze P 1989 *Prog. Biophys. Mol. Biol.* **53** 1
- [14] Kattla S, Lowery M M 2010 *Exp. Brain Res.* **202** 89
- [15] Omlor W, Patino L, Hepp-Reymond M C 2007 *Neuroimage* **34** 1191
- [16] Baker S N, Olivier E, Lemon R N 1997 *J. Physiol.* **501** 225
- [17] Salenius S, Portin K, Kajola M 1997 *J. Neurophysiol.* **77** 3401
- [18] Danna-Dos Santos A, Poston B, Jesunathadas M 2010 *J. Neurophysiol.* **104** 3576
- [19] Gandevia S C 2001 *Physiol. Rev.* **81** 1725
- [20] Wang L J, Lu A Y, Zheng F H, Gong M X, Zhang L, Dong F 2014 *China Sport Sci.* **34** 40 (in Chinese) [王乐军, 陆爱云, 郑樊慧, 龚铭新, 张磊, 董菲 2014 体育科学 **34** 40]
- [21] de Luca C J 1997 *J. Appl. Biomech.* **13** 135
- [22] Lévénez M, Garland S J, Klass M 2008 *J. Neurophysiol.* **99** 554

# Intermuscular coupling characteristics based on variational mode decomposition-coherence\*

Du Yi-Hao<sup>1)</sup> Qi Wen-Jing<sup>1)</sup> Zou Ce<sup>1)</sup> Zhang Jin-Ming<sup>1)</sup> Xie Bo-Duo<sup>2)</sup> Xie Ping<sup>1)†</sup>

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 21 July 2016; revised manuscript received 21 November 2016 )

## Abstract

Intermuscular coupling is defined as the interaction, correlation and coordination between different muscles during the body movement, which could be revealed by the synchronization analysis of surface electromyogram (sEMG). The multiscaled coherence analysis of sEMG signals could describe the multiple spatial and temporal functional connection characteristics of intermuscular coupling, which could be helpful for understanding the multiple spatial and temporal coupling mechanism of neuromuscular system. Furthermore, the coupling characteristics in frequency band of sEMG generally reflect the functional connection between muscles which relate to motion control and coordinative mechanism of the central nervous system (CNS).

In this paper, we combine variational mode decomposition (VMD) and intermuscular coherence (IMC) analysis to propose a new method named VMD-IMC to quantitatively describe the muscular coupling characteristics in the corresponding frequency bands. First, sEMG data of flexor digitorum superficialis (FDS), flexor carpi ulnaris (FCU) and extensor digitorum (ED) are recorded simultaneously from twenty healthy subjects ( $25 \pm 3$  years) who perform the designed grip task at sustained 20% maximum voluntary contraction under the static load. Then, the VMD approach is employed to adaptively decompose sEMG into several intrinsic mode functions to describe the information about different time-frequency scales. Furthermore, the coherence on different time-frequency scales between different sEMG signals is analyzed, and the significant coherent area index is calculated to quantitatively describe the functional coupling characteristics of the feature bands. And combining VMD with Hilbert transform, we calculate root mean square and mean instantaneous frequency (MIF) to describe the variations of energy and frequency of each muscle. The results show that coupling strengths increase with time, respectively, in beta (15–30 Hz) and gamma (30–45 Hz) band between two muscles (FDS vs FCU, FDS vs ED) during the sustained static force with low load. In addition, compared with the coupling between FDS and ED, the couplings between FDS and FCU in beta and gamma band under the condition of fatigue present more significant changes and similar trend in MIF variation with time. The obtained results reveal that the congenerous muscle is coordinated by CNS in a more synchronous way during the sustained isometric fatiguing contraction.

**Keywords:** electromyogram, variational mode decomposition, coherence, intermuscular coupling

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

**DOI:** 10.7498/aps.66.068701

---

\* Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant No. 61271142), the Natural Science Foundation of Hebei Province, China (Grant Nos. F2015203372, F2014203246), and the Science and Technology Research Project of Higher Education Institutions in Hebei Province, China (Grant No. QN2016094).

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