

# 基于脑电和眼电的运动想象多尺度识别方法研究

孙 曜<sup>1,2</sup>, 文成林<sup>2</sup>, 韦 巍<sup>1</sup>

(1. 浙江大学电气工程学院, 浙江杭州 310018; 2. 杭州电子科技大学自动化学院, 浙江杭州 310058)

**摘 要:** 基于脑电信号对同一肢体不同动作想象模式进行识别的正确率低, 已成为基于脑机接口对肢体瘫痪患者进行运动想象训练监控的方法, 获得临床应用前必须解决的瓶颈问题. 针对该问题, 本文提出一种利用运动想象时眼睛的活动状态与所想象肢体动作之间存在的耦合关系, 进行运动想象多尺度识别的新方法. 该方法首先在大尺度上, 利用脑电信号对运动想象是否发生进行识别, 再结合同一运动想象过程眼电信号协同变化模式的识别结果, 基于决策融合在更精细的尺度上, 对同一肢体不同动作的想象模式进行识别. 实验结果表明, 仅基于脑电进行右臂三种动作想象模式识别的平均正确率为 63.0%, 而应用所提出方法可以将其提高到 91.4%. 所提出方法可望有临床应用前景.

**关键词:** 脑电; 眼电; 运动想象模式识别; 监控

**中图分类号:** TP391

**文献标识码:** A

**文章编号:** 0372-2112 (2018) 03-0714-07

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>

**DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2018.03.029

## Research on EEG and EOG Based Multiscale Recognition Method of Motor Imagery

SUN Yao, WEN Cheng-lin, WEI Wei

(1. College of Electrical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou, Zhejiang 310018, China;

2. School of Automation, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou, Zhejiang 310058, China)

**Abstract:** The accuracy on electroencephalogram (EEG) based motor imagery recognition of different movements of a same limb is low. It constrains the monitor method, which monitor motor imagery training of patients with limb paralysis based on brain computer interface, to be used in clinical. Aiming at the problem, in this paper a new method of multiscale recognition of motor imagery is proposed. It is based on the coupling relationship between eye movement and imagined movement during motor imagery. In this method, first of all EEG is applied to judge whether motor imagery occurs on a large scale, and then combined with the recognition result of electrooculogram (EOG), which changes cooperatively with EEG during the same motor imagery period, the different movements of a same limb is recognized using decision fusion on a finer scale. The results of experiments reveal that the average recognition accuracy of three kinds of movement imagery of the right arm can be promoted from 63.0% (only with EEG) to 91.4% (with the proposed method). The proposed method may be applied in clinical in the future.

**Key words:** electroencephalogram; electrooculogram; recognition of motor imagery; monitor

### 1 引言

由于脑卒中、频发的工伤及交通事故造成的脑损伤, 会导致患者肢体出现运动功能障碍, 临床表现为各种程度的偏瘫, 甚至四肢瘫痪<sup>[1]</sup>. 运动想象作为一种新颖的康复训练方法, 尽管不引发肢体产生实际的运动,

但能与强制性诱导运动等常规训练方法一样, 激活受损的脑皮层, 促进其重组或重建<sup>[2,3]</sup>. 而且与单纯运动想象相比, 患者采用在观察某种肢体动作的同时想象自身患肢完成该动作的方式, 即采用同步动作观察引导运动想象方式进行训练, 能够更有效地激活脑皮层, 提升康复效果<sup>[4]</sup>.

患者是否按引导进行运动想象是决定训练效果的关键因素<sup>[5]</sup>. 有研究人员提出,借助脑机接口(Brain Computer Interface, BCI)采集患者运动想象所引发的脑电信号(ElectroEncephaloGram, EEG)进行模式识别,基于识别结果对患肢训练动作想象的状态进行监控<sup>[6]</sup>. EEG是由大脑皮层神经细胞群突触传递信号而引起的电位变化,具有产生机理复杂,信噪比低,非平稳随机性强的特点.想象肢体动作时,控制肢体运动的脑皮层活跃度会增加,从而引发该皮层区 EEG 能量发生变化,产生特有的事件相关去同步(Event-Related Desynchronization, ERD)和事件相关同步(Event-Related Synchronization, ERS)现象<sup>[7]</sup>.目前运动想象模式识别大多基于这一生理规律展开.利用这一规律,基于 EEG 对受试者是否处于运动想象状态进行判别,正确率可达到 90% 以上<sup>[8]</sup>.但仅基于 EEG 难于对同一肢体(患肢)不同动作的想象模式进行准确识别<sup>[9]</sup>,因而无法就患者的患肢动作想象模式与所设定想象训练模式的一致性进行判断.这已成为基于脑机接口进行运动想象训练监控方法获得临床应用前必须解决的瓶颈问题.

值得注意的是人们在进行肢体动作时,往往需要脑、眼、肢体的协调配合,会自然而然地伴随一些眼部动作.例如人们在抓取某一目标物时,眼睛会自然转向该目标物. Heremans 等人指出<sup>[10]</sup>,这种协同配合关系,在运动想象过程中仍然存在,只是肢体的真实动作被想

象动作所代替. Gueugneau<sup>[11]</sup>, Flanagan<sup>[12]</sup>的研究结果进一步揭示出,当存在视觉引导时,这种耦合关系会变得更加显著. Poiroux 等人<sup>[13]</sup>的研究证实,不同运动想象过程所伴随的眼动模式之间存在差异.由此可见,眼睛的活动状态包含了对运动想象模式识别有益的信息,而且通过在眼睛附近所放置电极记录到的眼电信号(ElectroOculoGram, EOG),即可获知运动想象时眼睛的活动状态<sup>[14]</sup>,对其加以利用应能提高运动想象模式识别的正确率.

本文提出一种基于想象时眼睛的活动状态与所想象肢体动作之间存在的耦合关系,采用同一运动想象过程中协同变化的 EEG 和 EOG 作为信息源的运动想象多尺度识别新方法.该方法综合利用 EEG 能真实反映运动想象是否产生的特点,以及 EOG 特征明显易于识别的特点,不仅在大尺度上对运动想象是否发生进行判别,而且基于决策融合,在更精细的尺度上对同一肢体不同动作的想象模式进行识别,力图为运动想象训练监控提供充分可靠的客观依据.

## 2 方法

### 2.1 系统概述

采用所提出方法进行运动想象训练监控的人机接口系统模型如图 1 所示.

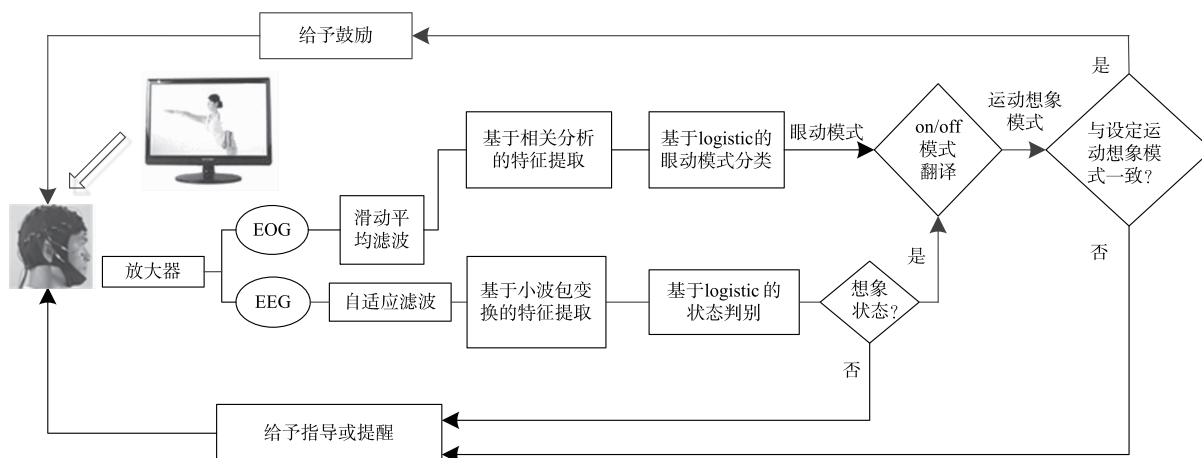


图1 采用所提出方法进行运动想象监控的人机接口系统模型

在患者进行同步动作观察引导运动想象训练时,人机接口同时采集其 EEG 及 EOG 信号进行分段、滤波去噪等预处理操作;然后基于 EEG 识别患者所处状态,基于 EOG 识别眼动模式;再将识别结果进行决策融合,获得运动想象模式,并进一步比较所识别模式与设定的运动想象训练模式是否一致,若不一致则进行指导干预,若一致则给予鼓励.

基于决策融合识别运动想象模式的流程如图 2 所示.

图 2 中  $F$  为某运动想象过程 EEG 的特征样本,  $R$  为同一运动想象过程 EOG 的特征样本,  $m$  为运动想象类别的序数. 基于 EEG 的“想象/非想象”状态分类器,将样本  $F$  分到“想象”状态的概率记为  $P(y_F | F)$ . 基于 EOG 的眼动模式分类器将样本  $R$  分到第  $m$  类的概率记为  $P_m(y_R | R)$ . 本研究用于“想象”状态判别的阈值设定为 0.90<sup>[8]</sup>.

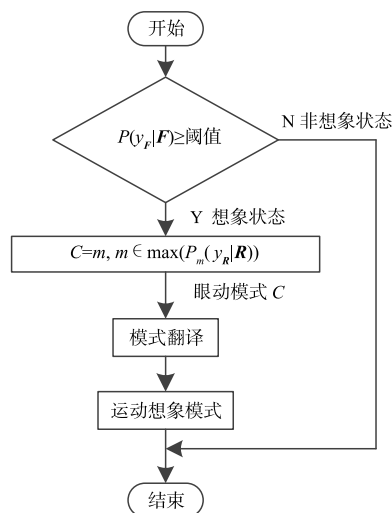


图2 基于决策融合的运动想象模式识别流程

## 2.2 EEG 特征提取

同步动作观察引导运动想象过程所伴随眼动产生的 EOG, 沿颅骨传播与 EEG 发生融合, 会使 EEG 产生伪迹. 本研究在采用小波包变换提取 EEG 特征前, 应用由 He 等人<sup>[15]</sup>提出的自适应滤波方法去除眼电伪迹.

小波包变换是一种有效的非平稳信号时频分析方法, 应用它能将运动想象 EEG 按任意的时频分辨率分解到不同的频段, 并将时频成分相应地投影到所有代表不同频段的正交小波包空间上. 若 EEG 信号  $e(t)$  的原始空间为  $V_0$ , 通过  $j$  层小波包分解后可得到  $2^j$  个等宽的空间. 本文选用 Db4 小波对 EEG 进行 4 层小波包分解, 把信号划分到 16 个时频子空间上, 每个子空间对应一个小波包分解树节点<sup>[16,17]</sup>.

运动想象 EEG 经小波包分解后, 节点空间  $(j, i)$  子信号的小波包能量  $E_i$  可以通过计算该空间的小波包系数平方和得到.

$$E_i = \sum_{l=1}^N |d_j^i(l)|^2 \quad (1)$$

其中,  $l=1, \dots, N$ ,  $j$  为分解层数,  $i=0, 1, \dots, 2^j-1$  为子空间序数,  $d_j^i(l)$  为节点空间  $(j, i)$  中第  $l$  个小波包系数,  $N$  为节点所含的小波包系数的个数.

由于 Db4 小波为正交基函数, 具有能量守恒特性, 在某一时间窗内, 信号总能量  $E$  等于各个子节点空间的能量之和, 即

$$E = \sum_{i=1}^{2^j-1} E_i \quad (2)$$

则相对小波包能量即为每个子节点空间信号能量与总信号能量的比值, 如式(3)所示.

$$H_i = E_i/E \quad (3)$$

各子信号的相对小波包能量, 描述了信号在相应子空间的能量分布概率, 与信号的量级无关, 可作为模

式识别的有效特征.

分别计算 16 个分解树节点空间的相对小波包能量, 级联成 16 维的相对小波包能量特征向量  $\mathbf{H}: (H_0, H_1, \dots, H_{15})$ .

## 2.3 EOG 特征提取

本研究采用相关分析方法进行 EOG 特征提取.

首先, 选取各类别单次运动想象过程具有代表性的 EOG 信号, 构建与各运动想象模式对应的模板样本集合, 记为  $Y = \{y_{if}\}$  其中  $i=1, \dots, p$ ,  $p$  为采样点数,  $f=1, \dots, t$ ,  $f$  为样本集类别标号,  $t$  为类别数.

然后, 依据式(4)计算某待识别 EOG 样本  $\mathbf{x} = [x_1, \dots, x_i, \dots, x_p]$  与各类别模板样本之间的相关系数, 构建 EOG 相关系数特征向量  $\mathbf{R} = \{r_f\}$ , 其中  $f=1, \dots, t$ .

$$r_f = \frac{p \sum_{i=1}^p x_i y_{if} - p \sum_{i=1}^p x_i \sum_{i=1}^p y_{if}}{\sqrt{p \sum_{i=1}^p x_i^2 - \left(\sum_{i=1}^p x_i\right)^2} \sqrt{p \sum_{i=1}^p y_{if}^2 - \left(\sum_{i=1}^p y_{if}\right)^2}} \quad (4)$$

## 2.4 logistic 分类器构建

logistic 分类算法的基本原理如下:

已知类别的特征样本集为  $Z = \{z_1, \dots, z_i, \dots, z_n\}$ , 特征样本  $z_i \in \mathbf{R}^{T \times E}$  为  $T \times E$  特征矩阵,  $n$  为样本集中特征样本个数, 与  $z_i$  对应的分组指示变量  $g_i \in G = \{1, \dots, K\}$ ,  $K$  为预先所定义的类别数. 假设  $G$  的条件概率分布对数优势比是  $Z$  的线性函数, 如式(5)所示.

$$f_\theta(z_i) = \ln \left\{ \frac{P(k|z_i)}{P(K|z_i)} \right\} = \alpha_k + \langle W_k, z_i \rangle \quad (5)$$

其中,  $k=1, \dots, K-1$ ,  $\theta = (\alpha_1, \dots, \alpha_{K-1}, W_1, \dots, W_{K-1})$ .

则预测函数为

$$\begin{cases} P(k|z_i) = \frac{e^{f_\theta(z_i)}}{1 + \sum_{k=1}^{K-1} e^{f_\theta(z_i)}} \\ P(K|z_i) = \frac{1}{1 + \sum_{k=1}^{K-1} e^{f_\theta(z_i)}} \end{cases} \quad (6)$$

通过条件最大似然估计, 即最大化如式(7)所示目标函数的值, 得到参数  $(W, \alpha)$  的估计值.

$$L(\alpha_1, \dots, \alpha_{K-1}, W_1, \dots, W_{K-1}) = \sum_{i=1}^n \ln P(g_i|z_i) \quad (7)$$

则分类规则为

$$\hat{g} = \operatorname{argmax}(P(k|z), P(K|z)) \quad (8)$$

其中  $k=1, \dots, K-1$ .

利用三种运动想象模式的 EEG 训练样本, 计算各样本的相对小波包能量特征向量, 共同组成“想象”状态训练样本集, 再计算静息态 EEG 训练样本的相对小波包能量特征向量, 组成“非想象”状态训练样本集, 利

用两个训练样本集,进行 logistic 回归模型建模,得到“想象/非想象”分类器.与之类似,本研究利用三种运动想象过程的 EOG 训练样本,构建眼动模式分类器,还利用三种运动想象 EEG 训练样本,构建仅基于 EEG 的运动想象分类器以满足对比实验需要.

### 3 实验

#### 3.1 受试者与数据采集

为验证本文所提出方法的可行性,利用图 3 所示实验系统,选择 12 位健康受试者开展研究工作.每位受试者都完成了设定的各项实验任务.在所进行的每轮实验中,人机接口连续同步采集受试者的 EEG 及 EOG.

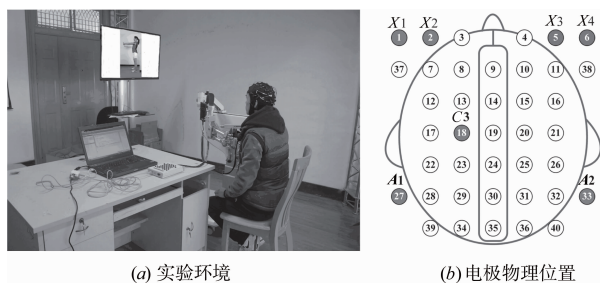


图3 实验系统

EEG 及 EOG 信号的采集采用美国 Neuro Scan 公司 Scan4.3 设备,主要包括依据国际 10-20 系统标准放置电极的 32 导电极帽和 NuAmps 放大器.实验所使用电极物理位置如图 3(b)所示.因受试者均为右手利,所以选择与右臂运动密切相关的 C3 位置电极采集 EEG<sup>[18]</sup>,选择双极放置的 X1、X2 位置电极记录水平眼电 HEOG,选择双极放置的 X3、X4 位置电极记录垂直眼电 VEOG,参考电极 A1、A2 置于左右耳后,模式为  $(A1 + A2)/2$ ,GND 电极按要求接地.实验中信号采样频率为 250Hz,记录方式为连续,采集方式为 DC,放大器精度为  $0.063\mu\text{V}/\text{LSB}$ ,采集的同时进行在线的 50Hz 工频陷波和 0.05Hz ~ 70Hz 的带通滤波.

#### 3.2 同步动作观察引导运动想象实验

每位受试者按要求完成 50 轮同步动作观察引导的运动想象实验.在每轮运动想象实验中,想象任务的次序随机编排,受试者在动作视频的引导下,同步完成设定的 3 种运动想象任务各 1 次.设定的三种运动想象任务为右臂外展、右臂内屈、右臂上抬.显示屏放在距离受试者 2.5m,与其眼部水平的位置.“beep”音提示一轮运动想象实验开始,按图 4 所示实验范式,受试者首先保持静息态(放松状态),当屏幕上出现动作视频时,受试者观看动作视频同时想象自身完成视频中展现的肢体动作,视频结束,受试者停止想象,重新进入静息态.每轮实验时间为 18s,每两轮实验之间休息 30s.

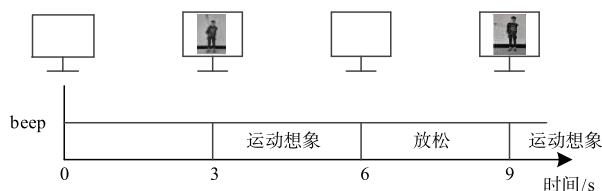


图4 运动想象实验范式

#### 3.3 分类器构建及性能测试实验

采用窗口宽度为 2s 的时间窗,截取每轮实验中各运动想象阶段及静息态前 2s 内的 EEG 及 HEOG 数据作为样本.利用 2.2 及 2.3 节所描述方法提取各样本特征,为每位受试者构建各类特征样本集.然后利用 2.4 节方法,选用各样本集中一半的数据,用于分类器构建,得到每位受试者基于 EOG 的眼动模式分类器、基于 EEG 的“想象/非想象”状态分类器以及基于 EEG 的运动想象分类器.再利用每位受试者各样本集中构建分类器剩余的一半特征样本,进行分类器性能测试实验.

选择 2s 作为窗宽是因为完成一次设定的手臂动作想象所需时间约为 2s.只选用 HEOG 作为样本是因为三种右臂动作想象过程的 HEOG 与 VEOG 相比,波形变化特征较为明显,易于识别.

### 4 结果分析及讨论

#### 4.1 脑电的眼电伪迹滤除

一次运动想象实验过程产生的垂直眼电 VEOG 与水平眼电 HEOG 如图 5(a)及图 5(b)所示.它们使如图 5(c)所示,同一运动想象过程记录的 EEG 在 25 到 75, 100 到 450 采样点之间产生了明显伪迹.

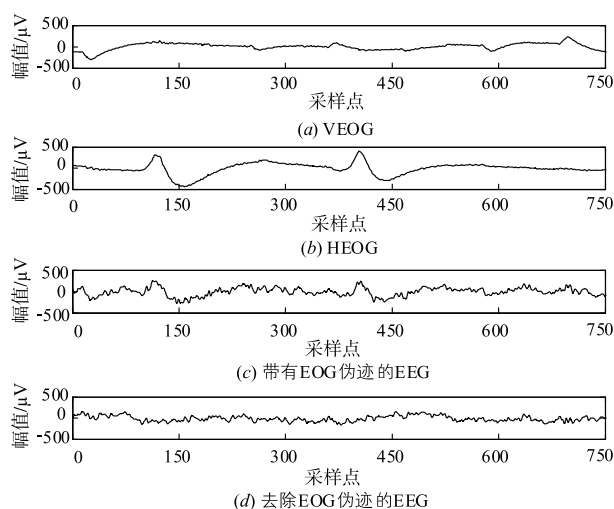


图5 用自适应滤波方法去除眼电伪迹的效果

与图 5(c)相对照,由图 5(d)可清楚地观察到叠加在 EEG 上的 EOG 成分已被成功滤除.该实验结果表

明,采用 He 等人<sup>[15]</sup>提出的自适应滤波方法能有效地从 EEG 中去除 EOG 伪迹。

#### 4.2 同一运动想象过程的 EEG 及 EOG 特征分析

图 6、图 7 及图 8 的子图 (a) 和 (b) 展现了受试者 S2 进行三种单次运动想象时,从实验开始前 1s 到实验结束后 1s,共 5s 时间内所采集 HEOG、EEG 经消噪处理后的波形。采样频率为 250Hz。通过对 EEG 数据加窗宽为 500ms 的滑动时间窗,每次移动窗口一个采样点,一次计算一个时间窗内 EEG 的小波包总能量与 500ms 静息态 EEG 小波包总能量的比值,直到计算出最后 500ms 的能量比值,所获得的三种运动想象 EEG 小波包能量比变化曲线如图 6、图 7 及图 8 的子图 (c) 所示。

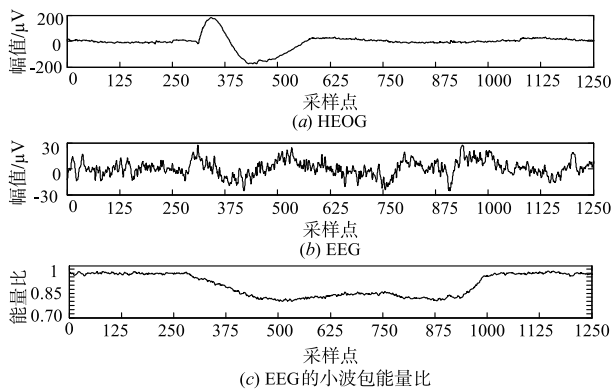


图6 想象右臂内屈过程的EOG,EEG及EEG的小波包能量比

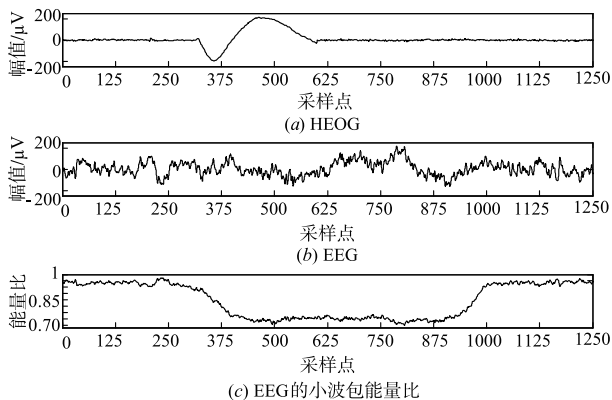


图7 想象右臂外展过程的EOG,EEG及EEG的小波包能量比

图 6、图 7 及图 8 中的 HEOG 子图反映出三种运动想象实验所伴随眼电的波形特征差异明显,EEG 子图反映出三种运动想象脑电的波形特征不明显,而 EEG 小波包能量比变化曲线子图则清楚地表明与运动想象实验开始前及结束后 1s 的静息态相比,EEG 的小波包能量值在运动想象期间会发生明显降低。

本研究观察到的运动想象 EEG 能量变化规律与文献<sup>[19]</sup>的研究结果一致,再次证明想象肢体动作,会引发控制肢体运动的对侧脑皮层区 EEG 产生特有的 ERD

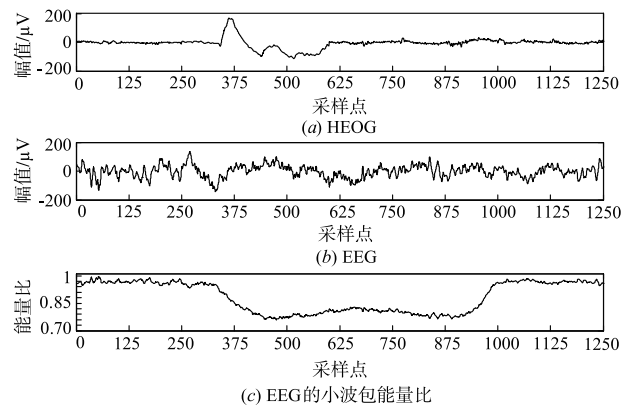


图8 想象右臂上抬过程的EOG,EEG及EEG的小波包能量比

现象。Teodoro<sup>[8]</sup>及 Jiang<sup>[20]</sup>等人的研究结果也证明了这一点。但三种运动想象 EEG 的小波包能量比变化曲线之间的差异并不显著。由此可以预测,EEG 的小波包能量特征适于作为判别运动想象是否产生的测度,但基于其对右臂的三种运动想象模式进行识别则难于取得好的效果。

对比每种运动想象模式的子图 (a) 与子图 (c), 均可发现 HEOG 波形与 EEG 能量比曲线存在协同变化。这直观地表明在运动想象过程中,眼睛的活动状态与所想象肢体动作之间存在耦合关系。

#### 4.3 运动想象模式识别结果

利用构建分类器剩余的一半特征样本,针对每位受试者,应用所构建的 EEG 运动想象分类器仅基于 EEG,以及应用所构建的 EEG“想象/非想象”分类器及 EOG 眼动模式分类器基于所提出方法,各进行 75 次模式识别实验,获得的三种右臂动作想象平均识别正确率如表 1 所示。由表 1 可知,尽管分类器均采用 logistic 算法构建,但基于 EEG 和 EOG 协同进行运动想象多尺度识别,与仅基于 EEG 进行运动想象识别相比,每位受试者各种动作想象模式的识别正确率均显著更高 ( $t$ -test,  $p < 0.001$ )。这一结果与本研究基于特征分析所做的预测一致。不考虑所想象动作类别差异,针对所有受试者仅基于 EEG 及基于 EEG 和 EOG 协同进行运动想象模式识别获得的平均识别正确率为 63.0% 及 91.4%。

虽然实验结果表明,对 EOG 加以利用能显著提高同一肢体不同动作想象模式识别的正确率,但如果仅基于 EOG 进行运动想象模式识别,则无法解决非运动想象过程中,与运动想象过程相同模式的眼动对识别结果产生干扰的问题。例如当受试者只被动地观看动作视频,而不进行积极的运动想象时,若仅基于 EOG 进行识别,则会将这种单纯动作观察模式误判成某种动作观察引导运动想象模式。

本文所提出方法由于采用同一运动想象过程的 EEG 及 EOG 作为信息源,能够准确地将单纯动作观察状态判别为“非想象”模式,避免其对识别结果产生干扰.为证明这一点,要求每位受试者完成 10 轮与图 4 所示实验范式相同的单纯动作观察实验.应用所提出方法针对每位受试者,采用其单纯动作观察时的 EEG 及 EOG 进行 30 次识别测试,识别结果如表 2 所示.另外,所提出方法对静息态识别的正确率也是决定其临床应用前景的重要因素.针对每位受试者,采用其静息态的 EEG 及 EOG 进行 30 次识别测试,所获得的识别结果也在表 2 中列出.

综合表 1 和表 2 的结果可以看出,与传统的仅基于 EEG 进行运动想象模式识别的方法相比,本文方法不仅可以显著提高同一肢体不同动作想象模式识别的精度,而且可以准确识别单纯动作观察及静息态这类“非想象”状态,避免其对识别结果产生干扰.

表 1 运动想象模式识别结果

受试者	识别正确率(%)					
	右臂外展		右臂内屈		右臂上抬	
	仅 EEG	EEG 和 EOG 协同	仅 EEG	EEG 和 EOG 协同	仅 EEG	EEG 和 EOG 协同
S1	62.5	91.5	67.5	92.7	63.5	91.4
S2	69.1	90.3	66.1	91.2	62.1	92.5
S3	65.6	92.9	64.7	91.6	68.2	91.9
S4	61.2	88.6	59.2	89.7	57.8	87.8
S5	58.9	87.8	57.1	89.2	60.4	91.3
S6	67.6	93.1	68.4	92.2	66.9	90.6
S7	64.7	92.5	62.2	93.7	63.9	91.8
S8	63.2	90.3	63.6	91.3	61.7	92.7
S9	66.3	91.9	65.2	90.7	64.2	89.5
S10	59.8	89.5	60.5	90.8	62.3	92.2
S11	60.7	92.2	59.7	93.5	58.3	89.7
S12	61.6	94.3	60.2	92.3	61.7	93.6
平均值	63.4	91.2	62.9	91.6	62.6	91.3

表 2 非运动想象状态的识别结果

受试者	识别正确率(%)												平均值
	S1	S2	S3	S4	S5	S6	S7	S8	S9	S10	S11	S12	
单纯动作观察	93.2	94.1	91.9	93.8	94.7	95.5	93.9	94.6	93.1	94.2	93.5	94.2	93.9
静息态	92.5	93.6	92.5	92.9	94.4	94.6	94.1	93.7	94.1	94.6	93.1	93.4	93.6

Jiang 等人<sup>[20]</sup>让受试者在通过眼动表达运动意图后的 3s 内,再进行一次运动想象,确认刚完成的眼部动作是有意图的眼动.然后基于 EEG 及 EOG 对运动意图进行识别,获得了高达 89.3% 的识别正确率.但该方法与本文所提出方法相比,仅利用 EEG 能真实反映运动想象是否产生的特点,区分无意图眼动与有意图眼动,可解决无意图眼动干扰问题,却无法解决对同一肢体不同动作想象模式进行识别正确率低的问题,并不适用于运动想象训练模式识别,且不自然,容易使人感到疲劳.

## 5 结束语

为提升基于脑机接口进行运动想象训练监控方法的实用性,本文提出一种新型运动想象模式识别方法.所提出方法的创新点主要体现在:(1)双信息源,即基于同一运动想象过程中眼睛的活动状态与所想象肢体动作之间存在的耦合关系,利用该过程中协同变化的 EEG 和 EOG 进行模式识别;(2)多尺度识别,即首先在大尺度上,利用 EEG 对运动想象是否发生进行识别,再结合同一运动想象过程 EOG 协同变化模式的识别结果,基于决策融合在更精细的尺度上,对运动想象的具体模式进行识别.实验结果表明,所提出方法能够对同一肢体不同动作想象模式进行高精度识别,且具有自然、便捷的特点,在基于脑机接口进行运动想象训练监控等领域,可望有临床应用前景.

## 参考文献

- [1] ETHIER C, MILLER L E. Brain-controlled muscle simulation for the restoration of motor function[J]. *Neurobiology of Disease*, 2015, 83(2015): 180 – 190.
- [2] ANG KK, GUAN C, PHUA K. Facilitating effects of transcranial direct current stimulation on motor imagery brain computer interface with robotic feedback for stroke rehabilitation[J]. *Archives of Physical Medicine and Rehabilitation*, 2015, 96(3): S79 – S87.
- [3] ALONSOL-VALERDI LM, SALIDO-RUIZ RA, RAMIREZ-MENDOZA RA. Motor imagery based brain computer interfaces: An emerging technology to rehabilitate motor deficits[J]. *Neuropsychologia*, 2015, 79(PartB): 354 – 363.
- [4] SUN Y, WEI W, LUO ZZ, GAN HT, et al. Improving motor imagery practice with synchronous action observation in stroke patients[J]. *Topics in Stroke Rehabilitation*, 2016, 23(4): 245 – 253.
- [5] GIRIJESH P, PAWEL H, DAMIEN C, SUZANNE MD, JACQUELINE C. Using motor imagery based brain-computer interface for post-stroke rehabilitation[A]. *Proceedings of the 4th International IEEE EMBS Conference on Neural Engineering Antalya* [C]. Antalya, Turkey: IEEE Computer Society, 2009. 258 – 262.
- [6] TEO WP, CHEW E. Is motor-imagery brain-computer in-

- interface feasible in stroke rehabilitation? [J]. The American Academy of Physical Medicine and Rehabilitation, 2014, 6 (8): 723 - 728.
- [7] NEUPER C, WÖRTZ M, PFURTSCHELLER G. ERD/ERS patterns reflecting sensorimotor activation and deactivation[J]. Progress in Brain Research, 2006, 159 (1): 211 - 221.
- [8] TEODORO SE, GEMOT MP, CLEMENS B. Analysis of sensorimotor rhythms for the implementation of a brain switch for healthy subjects[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2010, 5 (1): 15 - 20.
- [9] ALLISON BZ, BRUNNER C, KAISER V, et al. Toward a hybrid brain-computer interface based on imagined movement and visual attention[J]. Journal of Neural Engineering, 2010, 7 (2): 1 - 9.
- [10] HEREMANS E, HELSEN WF, FEYS P. The eyes as a mirror of our thoughts: Quantification of motor imagery of goal-directed movements through eye movement registration[J]. Behavioural Brain Research, 2008, 187 (2): 351 - 360.
- [11] GUEUGNEAU N, CROGNIER L, PAPAXANTHIS C. The influence of eye movements on the temporal features of executed and imagined arm movements[J]. Brain Research, 2008, 1187 (2008): 95 - 102.
- [12] FLANAGAN JR, JOHANSSON RS. Action plans used in action observation [J]. Nature, 2003, 424 (6950): 769 - 771.
- [13] POIROUX E, CAVARO-MÉNARD C, Leruez S, et al. What do eye gaze metrics tell us about motor imagery? [J]. Plos One, 2015, 10 (11): 1 - 15.
- [14] WU JF, ANG AMS, TSUI KM, et al. Efficient implementation and design of a new single-channel electrooculography-based human machine interface system [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs, 2015, 62 (2): 179 - 183.
- [15] HE P, WILSON G, RUSSEL C. Removal of ocular artifacts from electroencephalogram by adaptive filtering[J]. Medical & Biological Engineering & Computing, 2004, 42 (3): 407 - 412.
- [16] 安高云, 阮秋琦. 一种基于小波分解及鲁棒估计 ICA 算法及其在人脸识别中的应用. 电子学报, 2006, 34 (10): 1900 - 1905.  
AN GY, RUAN QQ. A novel ICA algorithm for face recognition based on wavelet decomposition and robust estimation[J]. Acta Electronica Sinica, 2006, 34 (10): 1900 - 1905. (in Chinese)
- [17] 张焕, 乔晓艳, 王飞. 基于小波 - 共空间模式的多类想象运动诱发脑电特征提取[J]. 测试技术学报, 2015, 29 (6): 523 - 528.
- ZHANG H, QIAO XY, WANG F. The feature extraction for EEG signal evoked by multi classification motor imagery based on wavelet-common spatial pattern analysis [J]. Journal of Test and Measurement Technology, 2015, 29 (6): 523 - 528. (in Chinese)
- [18] 徐宝国, 宋爱国, 费树岷. 在线脑机接口中脑电信号的特征提取与分类方法[J]. 电子学报, 2011, 39 (5): 1025 - 1030.
- XU BG, SONG AG, FEI SM. Feature extraction and classification of EEG in online brain-computer interface[J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39 (5): 1025 - 1030. (in Chinese)
- [19] WU T, YAN GZ, YANG BH, et al. EEG feature extraction based on wavelet packet decomposition for brain computer interface [J]. Measurement, 2008, 41 (6): 618 - 625.
- [20] JIANG J, ZHOU ZT, YIN E, et al. Hybrid brain-computer interface (BCI) based on the EEG and EOG signals[J]. BioMedical Materials and Engineering, 2014, 24 (6): 2919 - 2925.

#### 作者简介



孙 曜 女, 1975 年生, 安徽马鞍山人. 浙江大学控制理论与控制工程专业博士研究生. 主要研究方向为模式识别、生物医学信号处理.  
E-mail: sunyao@hdu.edu.cn



文成林 男, 1963 年生, 河南开封人. 1999 年西北工业大学控制理论与控制工程专业毕业, 获工学博士学位; 2002 年清华大学控制科学与工程博士后流动站出站. 现为杭州电子科技大学教授, 博士生导师, 系统科学与控制工程研究所所长, 中国电子学会高级会员, 中国自动化学会过程故障诊断与技术专委会委员、中国自动化学会智能控制专委会委员, 主要从事多源信息融合与目标检测识别和跟踪, 复杂系统故障诊断与健康管理等领域的研究工作.  
E-mail: wencl@hdu.edu.cn



韦 巍 男, 1964 年生, 浙江东阳人. 1994 年浙江大学电气工程学院毕业, 获工学博士学位. 现为浙江大学教授、博士生导师, 电气工程学院院长, 中国电工技术学会理事、中国人工智能学会理事、IEEE Intelligent Systems Applications TC 专委会委员, 主要从事电气自动化、模式识别、智能系统与智能控制等方面的研究工作.  
E-mail: wwwei@zju.edu.cn