基于运动相关皮层电位握力运动模式识别研究

伏云发 [1, 2, 3] 徐保磊 [2, 3] 李永程 [2, 3] 李洪谊 [2] 王越超 [2] 余正涛 [1]

摘 要 面向基于脑–机接口 (Brain-computer interface, BCI) 的脑–机交互控制 (Brain-machine interaction control, BMIC) — 直接脑控机器人, 提出一种新的左、右手握力运动参数范式, 在该范式下探索左、右手握力运动相关皮层电位/运动相关电位 (Movement-related potentials, MRPs) 的时域特征表示并识别握力运动模式. 在涉及左、右手 4 个不同任务的实验中采集了 11 个健康被试的脑电信号, 任务期间要求被试以 2 种握力变化模式之一完成自愿握力运动, 每种任务随机重复 30 次. 不同握力任务之间具有显著差异的运动相关电位特征用于识别握力运动模式. 分别用基于核的 Fisher 线性判别分析和支持向量机识别 4 个不同的握力运动任务. 研究结果进一步证实运动相关电位可以表征握力运动规划、运动执行和运动监控的脑神经机制过程. 基于核的 Fisher 线性判别分析和支持向量机分别获得 $24 \pm 4\%$ 和 $21 \pm 5\%$ 的平均错误分类率. 最小误分类率是 12%, 所有被试平均最小误分类率为 $20.9 \pm 5\%$. 与传统的仅仅识别参与运动的肢体类型以及识别单侧肢体运动参数的研究相比, 本研究可望为脑–机交互控制/脑控机器人接口提供更多的力控制意图指令, 奠定了后续的对比研究基础.

关键词 运动相关电位, 握力运动模式, 支持向量机, 脑–机接口, 脑–机交互控制, 脑控机器人接口

引用格式 伏云发, 徐保磊, 李永程, 李洪谊, 王越超, 余正涛. 基于运动相关皮层电位握力运动模式识别研究. 自动化学报, 2014, **40**(6): 1045−1057

DOI 10.3724/SP.J.1004.2014.01045

Recognition of Actual Grip Force Movement Modes Based on Movement-related Cortical Potentials

FU Yun-Fa[1, 2, 3] XU Bao-Lei[2, 3] LI Yong-Cheng[2, 3] LI Hong-Yi[2] WANG Yue-Chao[2] YU Zheng-Tao[1]

Abstract A new paradigm of grip force movement with parameters involving right and left hands is put forward in the study to meet the needs of brain-computer interface based brain-machine interaction control (BMIC) — direct brain-controlled robot interface (BCRI). Time-domain feature representation for grip force movement-related cortical potentials/movement-related potentials (MRPs) and the single-trial recognition of grip force movement modes are explored under the paradigm. EEG signals were picked up from eleven healthy subjects during four different tasks of right and left hands. Subjects were asked to execute voluntary grip movement at two modes of grip force variation. Each task was executed 30 times in a random order repeatedly. The features having significant difference among different grip force tasks are used for the classification of grip force modes by Fisher linear discrimination analysis based on kernel function (k-FLDA) and support vector machine (SVM), respectively. The study further demonstrates that MRPs may reflect brain neural mechanism process for planning, execution and precision of a given grip movement task. The average misclassification rates of $24 \pm 4\%$ and $21 \pm 5\%$ across eleven subjects are achieved by k-FLDA and SVM, respectively. The minimum misclassification rate is 12% and the average of minimum misclassification rates across eleven subjects is $20.9 \pm 5\%$. The study is expected to lay a foundation for follow-up comparative researches, which provide some additional force control intention instructions for BMIC/BCRI.

Key words Movement-related potentials (MRPs), grip force movement mode, support vector machine (SVM), brain-computer interface (BCI), brain-machine interaction control (BMIC), brain-controlled robot interface (BCRI)

Citation Fu Yun-Fa, Xu Bao-Lei, Li Yong-Cheng, Li Hong-Yi, Wang Yue-Chao, Yu Zheng-Tao. Recognition of actual grip force movement modes based on movement-related cortical potentials. *Acta Automatica Sinica*, 2014, **40**(6): 1045−1057

收稿日期 2012-12-13 录用日期 2013-08-01
Manuscript received December 13, 2012; accepted August 1, 2013
国家自然科学基金青年基金 (60705021), 云南省应用基础研究计划项目 (2013FB026), 云南省级人培项目 (KKSY201303048), 云南省教育厅重点项目 (2013Z130) 资助
Supported by National Natural Science Foundation of Youth Fund of China (60705021), Research Project for Application Foundation of Yunnan Province (2013FB026), Cultivation Program of Talents of Yunnan Province (KKSY201303048), and Focal Program for Education Office of Yunnan Province (2013Z130)
本文责任编委 贾云得
Recommended by Associate Editor JIA Yun-De
1. 昆明理工大学信息工程与自动化学院 昆明 650500 2. 中国科学院沈阳自动化研究所机器人学国家重点实验室 沈阳 110016 3. 中国科学院大学 北京 100049
1. Faculty of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500 2. State Key Laboratory of Robotics, Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences (CAS), Shenyang 110016 3. Graduate University of CAS, Beijing 100049

脑–计算机接口 (简称脑–机接口, Brain-computer interface, BCI) 是国际重大前沿研究热点, 其目的是不依赖于大脑外周神经和肌肉的参与, 利用中枢神经系统产生的信号, 实现大脑直接与外部设备的通信或控制[1−2]. 其中, 基于脑–机接口的脑控 (Brain-controlled, BC) 这一新型的直接脑–机交互控制 (Brain-machine interaction control, BMIC)/人机融合控制 (Human-machine integration control, HMIC)/人机交互 (Human-computer interaction, HCI) 技术需要研究特定感觉、知觉或认知活动相关的脑信号特征模式并利用先进的模式识别方法转化为控制命令[3−5]. 然而, 目前脑–机接口主要可以向外设提供简单的离散逻辑控制指令, 例如, 简单的方向控制意图指令, 但在需要提供复杂的连续精细控制命令时, 如力或速度控制意图, 则需要探索新的方法, 本文可望为这一新探索的前期工作提供支持.

此外, 若干研究表明想象的运动和实际运动之间共享类似的神经机制, 并且能够通过想象运动相关的脑信号识别参与想象运动的肢体类型[6−7]. 然而, 进一步的问题是: 1) 能否通过脑信号, 例如脑电 (Electroencephalogram, EEG), 识别实际运动的模式或参数 (例如运动速度、力的变化率和目标力大小、运动轨迹等)? 或者说实际运动的模式或参数与其相关脑信号的关系是什么? 2) 能否通过脑信号, 识别想象的运动模式或参数? 或者想象的运动模式或参数与其相关的脑信号的关系是什么?

3) 实际运动的模式或参数相关的脑信号与想象的运动模式或参数相关的脑信号之间的关系是什么? 本研究尝试探索第一个问题.

实际运动的准备和想象的运动之间共享一些相同或类似的神经机制[6−8], 例如: 1) 事件相关同步/去同步 (Event-related synchronization/desynchronization, ERS/ERD), 它可以反映运动前、运动过程中和运动结束后感觉运动区能量的变化关系, 其偏侧化特征也可以反映参与运动或想象运动的肢体类型[9−10]; 2) 事件相关电位 (Event-related potentials, ERPs) 可以在一定水平上反映感觉、知觉或认知活动动态加工的过程, 其中与运动相关的电位–运动相关电位 (Movement-related potentials, MRPs) 可以反映运动准备、运动过程和运动结束的动态加工过程[8, 11−12]. 已有若干传统的基于 ERD 或结合 MRPs 识别参与想象运动的肢体类型 (如左手、右手、左脚、右脚、舌头等) 的相关研究并取得了较好的结果[13−15]; 也有研究基于 MRPs 和神经振荡节律识别单侧肢体 (如左、右手之一或左、右脚之一) 实际运动参数或想象的运动参数, 取得了一定的成果[16−20]. Gu 等研究了想象右或左手腕以两种速度 (快和慢) 和两种运动 (手腕展和旋) 的单次识别[16−17]. do Nascimento 等研究了右或左脚踝关节以不同的扭矩生成速度和目标扭矩运动或想象运动与 MRPs 的关系并识别任务参数[18−19]. 这些研究表明基于 EEG/ERPs 识别单侧肢体实际运动的参数和想象的运动参数是可能的[21].

然而, 仅有少量研究基于 EEG/MRPs 同时识别实际运动或想象运动的肢体类型和参数, 目前尚没有取得较满意的结果[22]. 本研究面向脑–机器人交互控制 — 直接脑控机器人, 提出了一种新的左、右手参与的握力运动范式, 基于该范式, 研究左、右手实际握力运动相关电位 (MRPs) 的时域特征及其对握力运动模式的可分性, 最后采用基于核的 Fisher 线性判别分析 (Fisher linear discrimination analysis based on kernel function, k-FLDA) 和支持向量机 (Support vector machine, SVM) 识别握力运动模式. 本研究在想象的握力运动参数研究之外[21], 作为对比以期得到可信赖的结论, 可望为脑–机交互控制 (BMIC)/脑控机器人接口 (Brain-controlled robot interface, BCRI) 提供更多更加精细的力控制意图指令, 为实现更加复杂的控制奠定后续研究的基础.

1 材料和方法

1.1 被试

11 个健康被试 (Subject, S1 ∼ S11) 参与 EEG 数据采集 (8 男 3 女; 年龄范围: 23 岁 ∼ 30 岁, 平均 26.5 ± 2 岁; 硕士以上学历, 工科背景). 所有被试皆为右利手, 除了被试 S8 参与过脑–机器接口 EEG 数据采集外, 其他均没有 EEG 和 BCI 的经验. 他们中也没有人有已知的感觉运动疾病或心理病史. 研究项目由中国科学院沈阳自动化研究所道德委员会批准, 每个被试在实验前签署了实验研究知情同意书[21].

1.2 实验范试和实验过程

1) 实验范式

本研究设计了左手和右手 (双侧肢体) 参与的实际握力运动 (与想象的握力运动相对[21]), 这些运动是人们日常生活中非常熟悉的简单、自然的运动. 选择差异显著的小目标自愿握力 ($\leq 20\,\%$ Maximum voluntary grip force, MVGF) 和大目标自愿握力 ($\geq 80\,\%$ MVGF)[23], 如图 1 所示. 实验要求被试用左手或右手以 2 种握力变化模式执行握力运动: 一种模式是慢速小目标握力变化模式 (Slow low grip force, SLGF), 即被试在 1 s (s 表示秒, 从握力计刻度的起点或握力运动开始上升到目标握力的时间)

内使握力平稳上升到 20 % MVGF, 然后保持 1 s 不变; 另外一种模式是慢速大目标握力变化模式 (Slow high grip force, SHGF), 即被试在 1 s 内使握力平稳上升到 80 % MVGF, 然后保持 1 s 不变.

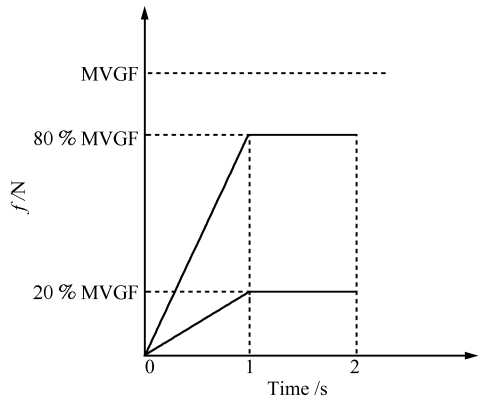


图 1　两种自愿握力变化模式示意图

Fig. 1　The schematic diagram for two modes of voluntary grip force variation

本实验范式共需要执行 4 种自愿握力运动任务: 左手小目标握力运动 (Low grip force with left hand, LGFL)、左手大目标握力运动 (High grip force with left hand, HGFL)、右手小目标握力运动 (Low grip force with right hand, LGFR) 和右手大目标握力运动 (High grip force with right hand, HGFR).

2) 实验过程

正式数据采集前, 要求被试熟悉实验环境, 理解实验要求和步骤. 为确定最大自愿握力 (MVGF), 每个被试用握力计完成 3 次最大握力运动, 每次间隔 2 分钟休息, 然后对 3 次最大握力进行平均作为该被试的最大握力值. 之后进行预试验, 使被试熟悉实验任务. 正式实验中, 每种任务包含 30 个 trials, 每个 trial 持续时间为 11.5 s ∼ 13.5 s, 每个 trial 的时序如图 2 所示, 由 E-prime 实现[21].

实验时被试面对呈现任务提示的计算机屏幕, 距离为 0.7 m ∼ 1 m, 端坐在舒适的扶椅上, 手臂放在扶手上, 左、右手分别放在两个握力器 (计) 上. 在一个 trial 的开始时刻 ($t = 0$ s), 一个短促的提示音由扬声器呈现给被试 (22 kHz, 20 ms), 提示被试准备开始实验, 同时一个十字形注视点出现在白屏上, 持续 2 s; 该期间要求被试放松处于静息状态. 2 s 时 ($t = 2$ s) 一个生动形象的提示图片出现, 提示被试进行左手或右手 20 % MVGF 或者 80 % MVGF 握力运动任务, 此时要求被试做好相应运动的准备; 提示图片持续 1.5 s.

提示图片消失时 ($t = 3.5$ s) 要求被试开始执行握力运动任务, 屏幕呈现星字形注视点光标; 此时被试须集中注意力按图 1 握力变化要求完成提示的运动任务, 直到注视点光标从屏幕消失 ($t = 5.5$ s); 握力运动任务持续 2 s 时间. 完成握力运动任务后, 白色空屏呈现, trial 间缓冲休息 6 s ∼ 8 s, 直到下一个 trial 开始. 握力运动期间只进行手的握力运动, 要求被试避免身体其他部位活动, 如面部肌肉活动、眨眼、眼球慢速运动.

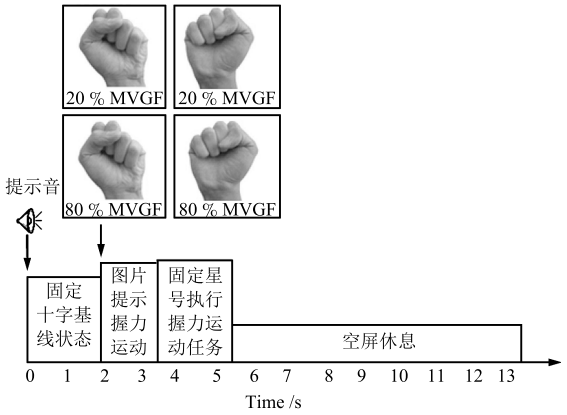


图 2　一次握力运动时序图

Fig. 2　Timing diagram for a single grip movement trial

1.3　实验数据采集

本研究的数据采集设备为 16 导联 EEG 放大器 (Mipower-UC, EEG Collection_V2, 清华大学神经工程实验室), 0 Hz ∼ 250 Hz 信号频带, 1 000 Hz 采样频率, 24 位 A/D 转换器, 无工频陷波; 采用了 10-20 系统[24] 定制的 16 导联电极帽 (Ag-AgCL 粉末电极, 武汉格林泰克科技有限公司). 电极帽覆盖运动功能区的 9 个电极 FC3、FCz、FC4、C3、Cz、C4、CP3、Pz 和 CP4, 如图 3 所示. 实验采用左侧乳突 M1 作为记录参考电极, Fpz 为接地电极; 所有电极的阻抗都低于 5 kΩ. 为了剔除被眼动污染的 trials, EEG 采集中也同步记录眼电 (与 EEG 采用相同的配置)[21].

1.4　数据处理

数据处理基于 EEGLAB 平台 (版本 9.0.8.6b) 和 Matlab 平台 (版本 7.6). 数据预处理包括[21]:

1) 根据一个 trial 的时序和放大器的同步事件输入添加事件标记 (即 cue 和 trigger 的对应关系);

2) 对数据进行 250 Hz 下采样处理;

3) 对数据进行 50 Hz 工频陷波处理;

4) 对数据进行 FFT 0.05 Hz ∼ 45 Hz 的线性滤波以去除基线漂移并保留部分 gamma 频带信号;

5) 以任务提示图片消失为握力运动开始 ($t = 0$ s), 利用放大器的同步事件输入提取长度为 4 s、区间为 $(-2, 2)$ s 的数据段; 该数据段涵盖基线状态、

运动准备状态和握力运动执行期间;

6) 以 $(-2,-1.5)$ s 作为基线对数据段进行基线校准;

7) 采用阈值法剔除眼电大于 $75\,\mu$V 的 trials. 最后每个任务留下平均 20 ± 5 个 trials 供进一步分析.

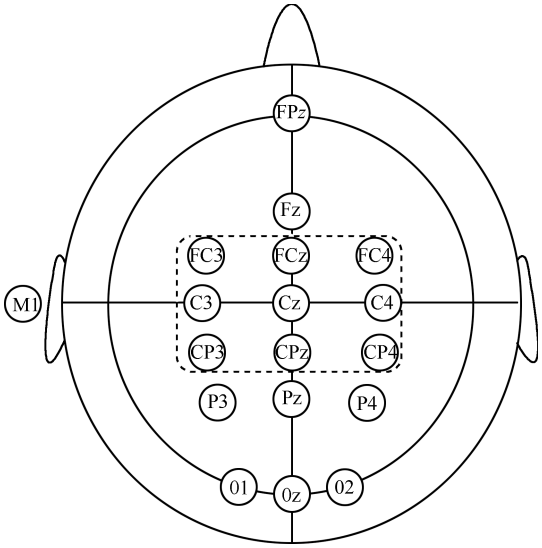


图 3 16 导联脑电帽的电极位置图

Fig. 3 Electrode locations for experiment with 16 channels EEG cap (The electrodes encompassed by the dashed line are used as recording electrodes.)

1.5 握力 MRPs 时域特征参数提取

为提取每个握力任务相关的 MRPs (慢波信号), 把握力运动开始时刻作为 $t=0$ (为提取特征为便, 此处的 0 时刻不同于一个 trial 的起始时刻), 握力运动前后的时刻相对于它而确定. 对上述预处理后的 EEG 信号进行以下计算并提取特征[21]:

1) 对数据进行 2 Hz 的低通滤波提取慢波电位;

2) 采用叠加平均技术计算每个被试的每个握力任务平均的 MRPs;

3) 采用叠加平均技术获取所有被试的每个握力任务平均的 MRPs;

4) 提取每个握力任务平均的 MRPs 和单次 MRPs 时间域特征参数.

a) 计算运动准备电位 (Readiness potentials, RP) 幅值, 确定为握力任务开始前 $-700\,\text{ms}\sim-500\,\text{ms}$ 期间内的负峰值, 如式 (1), $P(t_1,t_2)$ 表示在 $t_1\sim t_2$ 期间所有采样点的电位值:

$$\text{RP}=\min(P(-700,-500)) \tag{1}$$

b) 提取运动电位 (Motor potentials, MP), 确定为握力任务开始前 $-200\,\text{ms}\sim0\,\text{ms}$ 期间内的负峰值, 如式 (2):

$$\text{MP}=\min(P(-200,0)) \tag{2}$$

c) 提取运动监控电位 (Movement-monitoring potentials, MMP), 确定为握力任务开始后 $0\,\text{ms}\sim1\,500\,\text{ms}$ 期间内的负峰值, 如式 (3):

$$\text{MMP}=\min(P(0,1\,500)) \tag{3}$$

d) 提取最小负峰值电位 (Minimum peak negativity, MPN), 确定为握力任务开始前 $-700\,\text{ms}$ 开始后 $1\,500\,\text{ms}$ 期间内的负峰值, 如式 (4):

$$\text{MPN}=\min(P(-700,1\,500)) \tag{4}$$

e) 搜索最小负峰值潜伏期 (Latency of the MPN, MPNL), 如式 (5), $t(\text{MPN})$ 表示 MPN 出现的时刻:

$$\text{MPNL}=t(\text{MPN}) \tag{5}$$

f) 计算最小负峰值到 $1\,700\,\text{ms}$ 电位值的变化率, 即最小负峰值后电位正向变化反弹率 (Rate of variation from the MPN, RVMPN), 如式 (6), $P(t)$ 表示 t 时刻的电位值:

$$\text{RVMPN}=\frac{P(1.7)-\text{MPN}}{1.7-t(\text{MPN})} \tag{6}$$

g) 计算特定期间的平均电位 (Average potentials amplitude in the specific interval, SIAP), 本研究特定期间确定为 $0\,\text{ms}\sim250\,\text{ms}$. 如式 (7), $P(i)\in P(0,250)$, N 是该期间的采样数:

$$\text{SIAP}=\frac{1}{N}\sum_{i=0}^{250}P(i) \tag{7}$$

1.6 握力 MRPs 的统计分析

在本研究中, 影响握力运动相关电位 (MRPs) 的主要因素是两种握力变化模式 (SLGF, SHGF) 和左、右手 (L, R), 以及电极位置 (Electrode location). 因此, 对上述提取的每个 MRPs 时域特征参数, 进行如下多因素方差分析和相应的多重比较[21]:

1) 利用两种握力变化模式 (SLGF、SHGF) 和左、右手 (L、R) 作为因素, 对运动区的每个电极提取的 MRPs 时域特征参数进行 2×2 双因素试验方差分析和多重比较.

2) 利用 4 种握力运动 (左手慢速小或大目标握力运动 (LGFL/HGFL)、右手慢速小或大目标握力运动 (LGFR/HGFR)) 和运动区 9 个电极 (FC3、FCz、FC4、C3、Cz、C4、CP3、CPz、CP4) 进行 4×9 双因素试验方差分析和多重比较.

3) 也可利用 4 种握力运动, 在每个电极对提取的每个 MRPs 时域特征参数进行单因素试验方差分析和多重比较.

1.7　左、右手握力变化模式的单次识别方法

本研究把两种握力变化模式和参与握力运动的左、右手都作为握力运动的参数一起识别, 共四种任务组合 (见实验范式部分). 前面我们已经提取了握力运动相关电位时域特征参数并对其进行了多因素方差分析和多重比较, 考查了对握力运动参数四种组合具有显著可分性的特征和电极. 基于这些研究结果, 下面分别采用基于核的 Fisher 线性判别分析 (k-FLDA) 和支持向量机 (SVM), 利用握力运动相关电位单次识别左、右手握力变化模式[21].

1) 基于核的 FLDA (k-FLDA)

脑信号是非线性信号, 通常是线性不可分的. 传统的线性分类器难于满足脑信号的单次试验分类要求[21]. 核方法可以把线性空间中线性不可分问题映射为非线性空间中的线性可分问题, 可望克服传统线性方法处理非线性问题存在的不足[25]. 其次, 构造的表征左、右手握力运动的特征向量往往是一个高维向量, 为避免维数灾难, 压缩特征空间的维数, 在低维空间分类. 因此, 将传统的 FLDA 线性降维方法通过引入核函数扩展到非线性领域, 以期增强其对脑信号分类的能力[21].

给定左、右手握力运动四类任务 (LGFL、HGFL、LGFR、HGFR) 中任两类的待分类样本特征向量为 X, 其投影方程为式 (8).

$$y=\sum_{m=1}^{N}\alpha_m k(X_m,X) \tag{8}$$

其中, $\{\alpha_m\}_{m=1}^{N}=\alpha$, 由式 (9)$\sim$(11) 计算, 核函数选择高斯径向基函数由式 (11) 计算, 分界阈值点 y_0 按式 (12) 计算, 分类的决策规则依据式 (13).

$$\alpha=H_{\varepsilon}^{-1}(M_1-M_2)$$
$$H_{\varepsilon}=H+\varepsilon I,\quad H=\sum_{j=1,2}K_j(I-L_j)K_j^{\mathrm{T}} \tag{9}$$
$$(K_j)_{p,q}=k(X_p,X_q^{(\omega_j)}),\quad p=1,2,\cdots,N;\ q=1,2,\cdots,N_j \tag{10}$$
$$(M_j)_i=\frac{1}{N_j}\sum_{k=1}^{N_j}k(X_m,X_k^{(\omega_j)}),\quad j=1,2;\ m=1,2,\cdots,N \tag{11}$$
$$y_0=\frac{N_1\widetilde{m}_1^{\Phi}+N_2\widetilde{m}_2^{\Phi}}{N_1+N_2}\widetilde{m}_j^{\Phi}=\frac{1}{N_j}\sum_{X\in\omega_j}\sum_{m=1}^{N}\alpha_m k(X_m,X),\quad j=1,2 \tag{12}$$
$$\begin{cases}\text{若 } y>y_0, & \text{则 } X\in\omega_1\\ \text{若 } y<y_0, & \text{则 } X\in\omega_2\end{cases} \tag{13}$$

其中, N 为训练样本数, N_1 和 N_2 分别为任两类中第一类 ω_1 和第二类 ω_2 的样本数. M_j 为 $N\times 1$ 矩阵, ε 为使矩阵 H 为正定的一个量, I 为 $N_j\times N_j$ 的单位阵, L_j 为 $N_j\times N_j$ 的矩阵, 其所有元素为 $1/N_j$. K_j 为第 j 类的核矩阵, 大小为 $N\times N_j$. $\widetilde{m}_j^{\Phi}$ 为在特征空间投影后的各类均值, Φ 为输入样本空间到特征空间的映射.

2) 支持向量机 (SVM)

脑–机接口/脑–机交互控制/脑控机器人接口 (BCI/BMIC/BCRI) 中: a) 脑信号的单次试验分类 (Single-trial classification) 往往是小样本, 尤其在线 BCI/BMIC/BCRI 系统可供学习的样本少; b) 脑信号具有高度的非线性和高度的非平稳性使其线性不可分; c) 脑电特征和电极组合后的样本特征向量往往是高维的, 而降维将会损失一些有用的分类特征[21]. 一些分类方法容易陷入局部极小点. SVM 可以利用少量支持向量构建判别函数, 适宜小样本分类问题, 泛化能力强; 它通过核函数把样本空间映射到高维空间, 把低维空间的线性不可分问题映射为高维空间的线性可分问题; SVM 不需要过多考虑维数对机器学习性能的影响; 该方法不易陷入局部极小点[25]. 因此, SVM 可望能较好地解决脑信号的单次试验分类.

若左、右手握力运动四类任务 (LGFL、HGFL、LGFR、HGFR) 中任两类的训练样本向量为 (X_i, y_i) $(i=1,2,\cdots,N,\ X_i\in\mathbf{R}^n,\ y_i\in\{-1,1\})$; 类号分别为 ω_1, ω_2, 如果 $X_i\in\omega_1$, 则 $y_i=-1$, 如果 $X_i\in\omega_2$, 则 $y_i=1$; 则分类判别函数和分类规则分别为式 (14) 和式 (15) 所示.

$$f(X)=\sum_{i=1}^{N}y_i\alpha_i^* k(X_i,X)+b^* \tag{14}$$
$$\begin{cases}\text{若 } \mathrm{sgn}(f(X))=-1, & \text{则 } X\in\omega_1\\ \text{若 } \mathrm{sgn}(f(X))=1, & \text{则 } X\in\omega_2\end{cases} \tag{15}$$

这里的拉格朗日乘子 $\{\alpha_i^*\}_{i=1}^{N}=\alpha^*$ 是利用二次规划方法求解支持向量机优化模型式 (16) 得到的最优解, $k(X_i,X)$ 为核函数, 本研究中选用的核函数是高斯径向基函数 (Radial basis function, RBF), 如式 (17), c 为误差惩罚参数, 参数 b^* 按式 (18) 得到, y_j 为支持向量 X_j 对应的类别值 (-1 或 1).

$$\max H(\alpha)=\sum_{i=1}^{N}\alpha_i-\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{N}y_iy_j\alpha_i\alpha_jk(X_i,X_j)$$
$$\text{s.t.}\quad\sum_{i=1}^{N}\alpha_iy_i=0,\ \ c\geq\alpha_i\geq 0,\ \ i=1,\cdots,N \tag{16}$$

$$k(X_i,X_j)=\exp\left\{-\frac{(|X_i-X_j|)^2}{2\sigma^2}\right\} \tag{17}$$

$$b^*=y_j-\sum_{i=1}^{N}y_i\alpha_i^*k(X_i,X_j),\quad j=1,\cdots,N \tag{18}$$

本研究基于 Mtalab 中的支持向量机工具箱, 由两分类程序改造为多分类程序实现对握力运动模式的识别.

2 结果

2.1 左、右手握力 MRPs 及时域特征提取时间窗

图 4 (a) ∼ 4 (c) 分别呈现了典型被试 S8 辅助运动区/运动前区 (SMA/PMA)FCz 电极, 初级运动区 (S1) C3 和 C4 电极四种握力运动 (HGFR、LGFR、HGFL、LGFL) 相关的平均 MRPs 波形以及用于提取 RP、MP、MMP、MPN、MPNL、SIAP 的时间窗, 握力运动开始时刻标定为 0. 图中 n 为数据处理后剩下的用于握力 MRPs 时域特征参数提取的 4 种自愿握力运动任务 HGFR、LGFR、HGFL、LGFL 的 trial 数.

1) 握力运动开始前大约 −950 ms 左右, 4 种自愿握力运动准备电位 (RP) 都呈负向增加趋势, 可能表示被试对握力运动的准备和规划; 在大约 −700 ms ∼ −500 ms 期间达到局部负峰值, 在提取 RP 特征参数时, 确定搜索期间为该期间为宜.

2) 在握力运动开始前大约 −250 ms 左右, 4 种握力运动电位 (MP) 均呈负向变化, 可能表明被试对握力运动的执行; 在大约 −200 ms ∼ 0 ms 期间, 负向增加达到局部负峰值, 为此, 在提取 MP 特征参数时, 区间确定为 −200 ms ∼ 0 ms 为宜.

3) 握力运动开始后, 4 种握力运动监控电位 (MMP) 总体上呈正向增加趋势 (包括握力上升的 1 000 ms 和握力保持的 500 ms), 宜在该期间提取 MMP.

4) 4 种握力运动相关电位 (MRPs) 最小负峰值 (MPN) 出现在 −700 ms ∼ 1 500 ms 区间, 故在此区间搜索最小负峰值 (MPN) 及其潜伏期 (MPNL) 为宜.

5) 大约在 1 700 ms, MMP 正向变化达到一定程度 (即已经有握力运动任务的相关电位出现平坦期), 为此, 计算最小负峰值后正向反弹率 (RVMPN) 的终止时间确定为 1 700 ms 为宜.

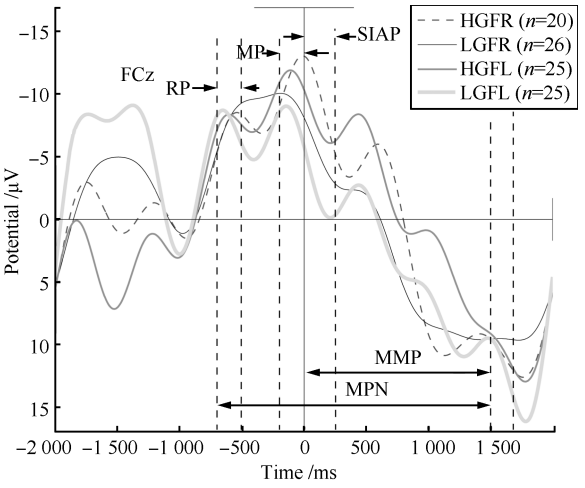
6) 运动开始后 0 ms ∼ 250 ms 区间, 4 种握力任务 MMP 单调正向反弹变化 (未出现振荡), 在计算 SIAP (刻画运动开始后握力上升初期的特征参数) 时以此期间合适.

2.2 左、右手握力 MRPs 时域特征参数

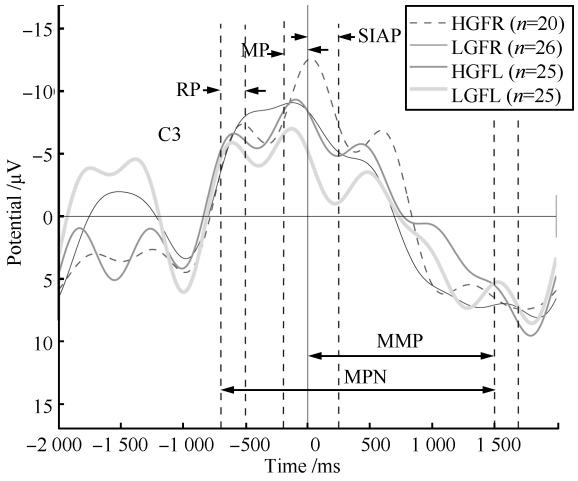
图 5 (a) 和 5 (b) 呈现了典型被试 S8 运动皮质区 9 个电极 (C3、Cz、C4、FC3、FCz、FC4、CP3、CPz、CP4) 上与四种握力运动 (HGFL、LGFL、HGFR、LGFR) 相关的 MRPs 时间域特征参数 MMP 和 SIAP.

在图 5 (a) 中:

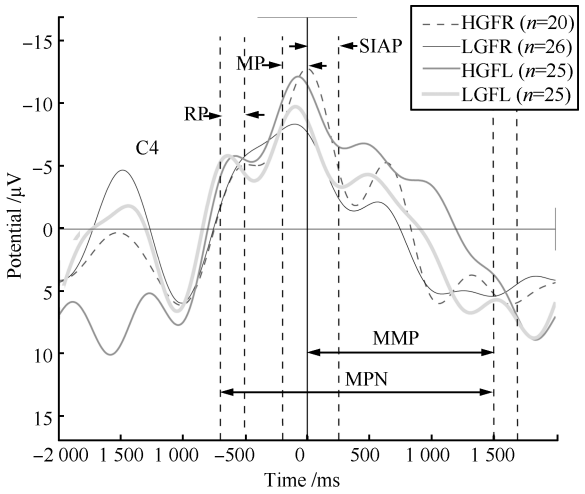
1) 运动区 9 个电极右手大握力 (HGFR) 相关 MMP 在 4 种握力运动中具有最负的峰值; 其他 3 种握力运动相关的 MMP, 除 C3、C4、FC3、FC4



(a) 在 FCz 电极提取的平均 MRPs
(a) Average MRPs extracted from FCz



(b) 在 C3 电极提取的平均 MRPs
(b) Average MRPs extracted from C3



(c) 在 C4 电极提取的平均 MRPs
(c) Average MRPs extracted from C4

图 4　典型被试 S8 四种握力运动 (HGFR、LGFR、HGFL、LGFL) 相关的平均 MRPs 波形以及用于提取 RP、MP、MMP、MPN、MPNL、SIAP 的时间窗, 时刻 0 ms 为握力运动开始时刻

Fig. 4　Average MRPs related to four grip movements (HGFR, LGFR, HGFL, LGFL) for a representative subject S8 and time windows used for calculating RP, MP, MMP, MPN, MPNL and SIAP and time 0 ms as grip movement onset

电极外, 按照负峰值从小到大的顺序依次是 HGFL、LGFR、LGFL.

2) 运动区 9 个电极, 大目标握力运动比小目标握力运动诱发更负的 MMP, 这种情况在左手或右手的大和小握力运动之间更加显著.

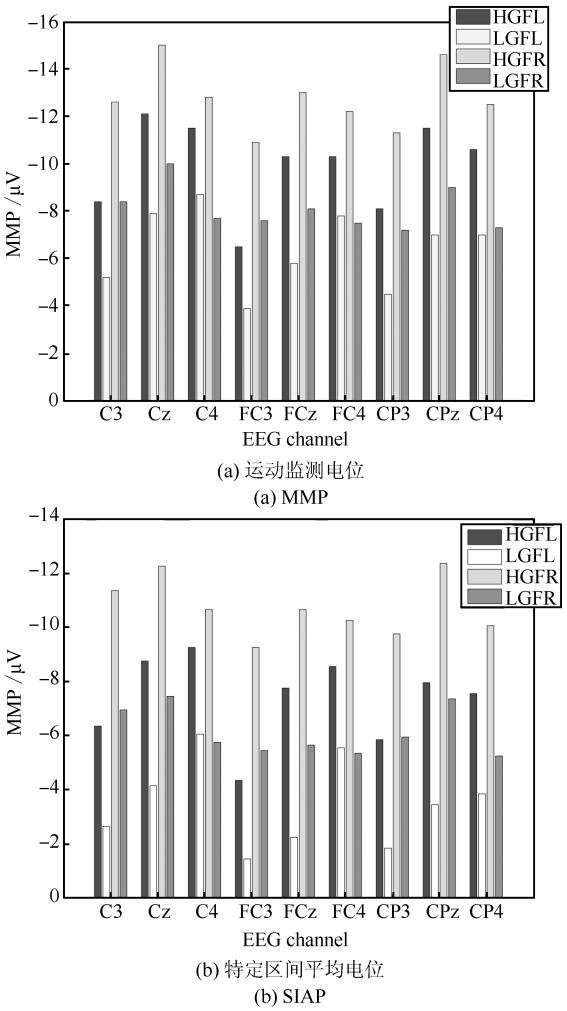
在图 5 (b) 中:

1) 运动区 9 个电极右手大握力 (HGFR) 相关 SIAP 在 4 种握力运动中具有最小的负值; 除电极 C3、FC3、CP3 外, HGFL 相关 SIAP 小于 LFGR 的; 除电极 C4 和 FC4 外, LGFR 相关 SIAP 小于 LFGL 的.

2) 除电极 C3、FC3、CP3 外, 其他电极大目标握力运动比小目标握力运动具有较小的 SIAP, 这种趋势在左手或右手的大和小握力运动之间更加明显.

除上述 MMP 和 SIAP 特征参数外, 在 4 种握力运动中, HGFR 相关 MP 和 MPN 在运动区 9 个电极也具有最负的峰值; 除 FC3 电极外, 其他电极 HGFL 相关 MP 和 MPN 比 LGFR 的更负; 除电极 C4、FC4、CP4 外, 其他电极 LGFR 相关 MP 和 MPN 比 LGFL 的更负. 总之, 除 FC3 电极外, 其他电极大握力运动比小握力运动具有更负的 MP 和 MPN, 这种趋势在左手或右手的大和小握力运动之间更显著.

最后, 对于 RVMPN, 总的趋势是左或右手的大目标握力运动比小目标握力运动具有大的最小负峰值后反弹率. 对于 MPNL, 左或右手的小目标握力运动相关电位先于大目标握力达到最小负峰值, 但 MPNL 变异性大. 此外, 9 个电极四种握力运动相关 RP 没有显著差异.



(a) 运动监测电位
(a) MMP

(b) 特定区间平均电位
(b) SIAP

图 5　运动区 9 个电极 (C3、Cz、C4、FC3、FCz、FC4、CP3、CPz、CP4) 与 4 个握力运动 (HGFL、LGFL、HGFR、LGFR) 相关的时域特征参数

Fig. 5　Time-domain feature parameters related to four grip movements (HGFL, LGFL, HGFR, LGFR) at nine electrodes (C3, Cz, C4, FC3, FCz, FC4, CP3, CPz, CP4) overlying motor cortex area

2.3　左、右手握力 MRPs 方差分析和多重比较结果

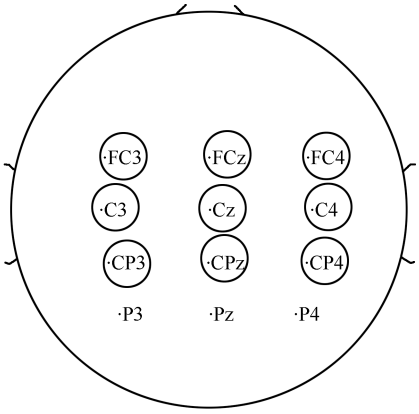
1) 2×2 双因素试验方差分析结果

2×2 双因素试验方差分析结果利用两种握力变化模式 (SLGF 和 SHGF) 和左、右手 (L、R).

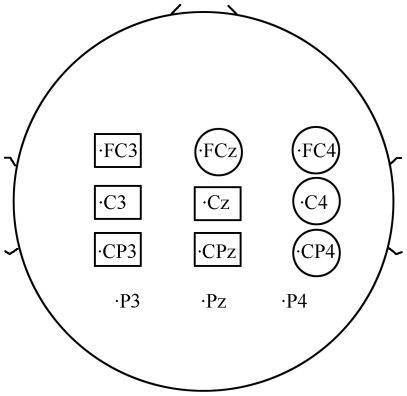
a) 握力变化模式在 FC3 以 95 % 置信度 ($F(1, 52) = 4.54$), 在其他 8 个电极以 99 % 置信度 (FCz: $F(1, 52) = 10.77$; FC4: $F(1, 52) = 11.73$; C3: $F(1,$

52) = 10.43; Cz: F(1, 52) = 10.38; C4: F(1, 52) =12.63; CP3: F(1, 52) = 9.5; CPz: F(1, 52) = 15.46; CP4: F(1, 52) = 9.05) 对 MMP 有显著影响, 如图 6 (a) 所示. 这可能表明 MMP 编码了握力变化模式或握力变化模式调制了 MMP.

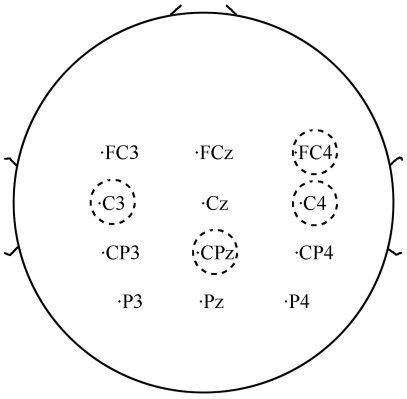
b) 握力变化模式在 FCz: F(1, 52) = 9.64; FC4: F(1, 52) = 8.5; C4: F(1, 52) = 9.76; CP4: F(1, 52) = 10.42 以 99 % 置信度对 SIAP 有显著影响. 左、右手和握力变化模式在 FC3 分别以 99 % 置信度 F(1, 52) = 12.33 和 95 % 置信度 F(1, 52) = 7.09, 在 C3 分别以 99 % 置信度 F(1, 52) = 18.29 和 99 % 置信度 F(1, 52) = 13.95, 在 Cz 分别以 95 % 置信度 F(1, 52) = 4.23 和 99 % 置信度 F(1,52) = 8.19, 在 CP3 分别以 99 % 置信度 F(1, 52) =11.87 和 99 % 置信度 F(1, 52) = 11.02, 在 CPz 分别以 99 % 置信度 F(1, 52) = 8.25 和 99 % 置信度 F(1, 52) = 11.35 对 SIAP 有显著影响, 如图 6 (b) 所示. 这可能表明了运动开始后特定期间左半球运动区电极的平均电位可用于同时识别握力变化模式和左、右手, 而特定期间右半球运动区电极的平均电位可用于识别握力变化模式.



(a) 圆圈标示的电极, 握力变化模式对 MMP 有显著的影响
(a) At the electrodes marked with thick circle, the modes of grip force variations have significant effect on MMP.



(b) 矩形标示的电极, 握力变化模式和左、右手对 SIAP 均具有显著差异, 而圆圈标示的电极, 仅握力变化模式对 SIAP 具有显著的影响
(b) At the electrodes marked with rectangle, the modes of grip force variations and left and right hands have significant effect on SIAP; at the electrodes marked with circle, only the modes of grip force variations have significant effect on SIAP.



(c) 虚线圆圈标示的电极, 握力变化模式对 MPN 有显著的影响
(c) At the electrodes marked with dotted circle, the modes of grip variations have significant effect on MPN.

图 6 2 种握力变化模式和左、右手因素对 MRPs、SIAP 和 MPN 特征有显著影响的电极分布

Fig. 6 The electrodes distribution of two modes of grip force variations and left and right hands having significant effect on MMP, SIAP and MPN

c) 握力变化模式在 FC4: F(1, 52) = 4.95; C3: F(1, 52) = 5.84; C4: F(1, 52) = 6.14; CPz: F(1, 52) = 6.89 以 95 % 置信度对 MPN 有显著影响, 如图 6 (c) 所示.

2) 4×9 双因素试验方差分析和多重比较结果

4×9 双因素试验方差分析和多重比较利用四种握力运动 (HGFL、LGFL、HGFR、LGFR) 和运动区电极 (FC3、FCz、FC4、C3、Cz、C4、CP3、CPz、CP4).

电极因素以 99 % 的置信度 (F(8, 468) = 5.04) 对 MMP 有高度显著的影响. 在左侧运动区与中央区的电极 (FC3 与 Cz 或 CPz; C3 与 Cz; Cz 与 CP3; CP3 与 CPz) 测量的 MMP 具有高度显著的差异. 握力运动以 99 % 的置信度 F(3, 468) = 35.85 对 MMP 有高度显著的影响, 握力运动水平两两之间差异高度显著, 如图 7 所示. 四种握力运动 (HGFL、LGFL、HGFR、LGFR) 相关的 MMP 均值之差都落在不包含 0 的 95 % 的置信区间之内, 故握力运动水平两两之间差异显著. 这表明 MMP 特征参数可以很好地区分左、右手和大、小目标握力变化模式.

除了 MMP 特征参数外, 对于 SIAP, 电极因素以 95 % 的置信度 (F(8, 468) = 2.21) 对 SIAP 有显著的影响, 握力运动以 99 % 的置信度 F(3, 468) = 43.16 对 SIAP 有高度显著的影响. 对于 MPN, 电极

因素以 99 % 的置信度 (F(8, 468) = 5.04) 对 MPN 有高度显著的影响, 握力运动以 99 % 的置信度 F(3, 468) = 35.85 对 MPN 有高度显著的影响. 这些结果与想象的握力运动分析结果相同或类似[21].

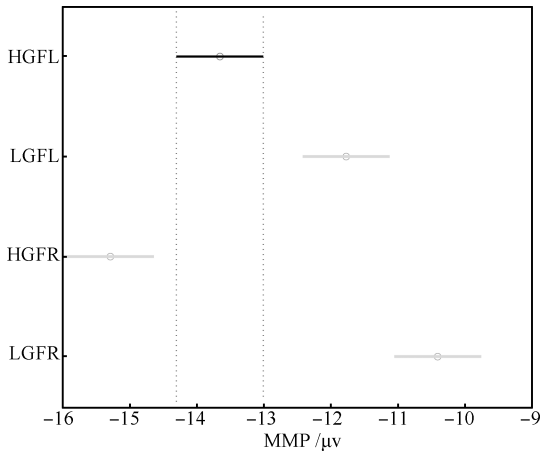


图 7　四种握力运动 (HGFL、LGFL、HGFR、LGFR) 相关 MMP 的多重比较结果

Fig. 7　The results of multiple comparisons for MMP related to 4 grip movements (HGFL, LGFL, HGFR and LGFR)

3) 握力运动因素 (HGFL、LGFL、HGFR、LGFR) 单因素方差分析结果除电极 FC3 外, 握力运动因素对其他 8 个电极 (FCz、FC4、C3、Cz、C4、CP3、CPz、CP4) 的 MMP 参数均有显著影响, 8 个电极的 MMP 参数的共同点是: 在右手大小握力之间具有显著的差异. 握力运动因素对所考察的运动区 9 个电极的 SIAP 均有显著影响, 握力运动因素对 MPN 参数仅在 C3 和 C4 有显著影响. 这些结果与多因素方差分析结果基本一致.

2.4　左、右手握力运动模式单次识别结果

基于前面第 2.2 节和第 2.3 节左、右手握力运动 MRPs 时域特征参数及其方差分析和多重比较结果, 本研究拟采用对左、右手 4 种握力运动具有较好可分性的 MMP、SIAP、MPN 三个特征参数, 同时选择辅助运动区/运动前区电极 FCz 和初级运动区电极 C3、C4 组合, 或者初级运动区电极 C3、C4 和中央电极 FCz、Cz、CPz 组合, 构造单次识别特征向量, 利用第 1.7 节的 k-FLDA 和 SVM 两种方法识别握力运动模式.

表 1 给出了 11 个被试在测试数据集上单次识别的误分类率、平均误分类率、标准偏差以及最小错误分类率. 表中符号: 识别方法 (Recognition method, RM): RM1 为 k-FLDA, RM2 为 SVM; 电极组合 (Electrode combination, EC): EC1 为 FCz、C3 和 C4 组合, EC2 为 FCz、C3、Cz、C4 和 CPz 组合; 均值 (Mean, M); 标准偏差 (Standard deviation, SD); 最小分类误差 (Minimum misclassification rate, MMR). 要识别的任务组是 4 个左、右手握力运动 (HGFL、LGFL、HGFR、LGFR). 被试 S8 取得了最好的 22 ± 5 % 平均错误分类率, 其次是 S7 取得了 23 ± 5 % 的平均错误分类率, 被试 S3 取得了最差的 33 ± 1 % 平均错误分类率. k-FLDA 方法 MMP 特征三电极组合和五电极组合分别取得 26 ± 4 % 和 24 ± 4 % 的平均错误分类率, SVM 方法 MMP 特征三电极组合和五电极组合分别取得 22 ± 3 % 和 21 ± 5 % 的平均错误分类率. 最大的误分类率是 40 %, 最小误分类率是 12 %, 所有被试平均的最小误分类率是 20.9 ± 5 %.

图 8 (a) 比较了两种分类方法、两种电极组合和三个特征下平均误分类率:

1) 从平均错误分类率来看, 相同电极组合下, SVM 方法比 k-FLDA 方法能够降低误差率 2 ∼ 4 %;

2) 从平均错误分类率来看, 相同识别方法下, 五电极 (FCz、C3、Cz、C4、CPz) 组合与三电极组合 (FCz、C3、C4) 相比错误识别率没有显著降低 (仅降低 1 ∼ 2 %);

3) 从平均错误分类率来看, 相同识别方法和相同电极组合下, 三个特征错误分类率之间相差在 2 ∼ 9 % 之间, 可分性大小依次是 MMP、SIAP、MPN.

图 8 (b) 和图 8 (c) 分别为在两种分类方法、两种电极组合和三个特征参数下平均的误分类率和标准偏差和最小错误分类率随被试而变化的情况. 此外, 也说明了有必要为特定被试定制 BMIC/BCRI/BCI.

3　讨论

已有研究表明运动准备或想象运动的神经电生理机制可以反映在基于 EEG 的运动相关电位 (MRPs) 中[6, 11]. 自愿运动开始前至少 500 ms 出现缓慢负向变化的运动准备电位 (RP) 可能反映了被试对运动的规划; 自愿运动开始前大约 150 ms 出现陡峭负向变化的运动电位 (MP) 可能反映了运动的执行; 自愿运动开始后出现由负电位向正电位变化的运动监控电位 (MMP) 可能反映了对运动的精细控制[26]. 同已有研究范式不同, 本研究的握力运动涉及左、右手和两种握力变化模式, 在此实验方案下得到的左右手握力运动 RP 始于运动前大约 950 ms 左右, 呈现负向增加趋势; 握力运动电位 (MP) 始于运动前大约 −250 ms 左右, 呈负向变化; 握力运动开始后的运动监控电位 (MMP) 总体上呈现由负向

表 1 两种识别方法 (RM1、RM2)、两种电极组合 (EC1、EC2) 和三种识别特征 (MMP、SIAP、MPN) 下在测试数据集上计算了 11 个被试 4 种握力任务 (HGFL、LGFL、HGFR、LGFR) 的单次识别 MR、M、SD 和 MMR

Table 1 The misclassification rates of single-trial identification of 4 grip force tasks (HGFL, LGFL, HGFR, LGFR) for 11 subjects by recognition methods (RM1, RM2), electrode combinations (EC1, EC2) and recognition features (MMP, SIAP, MPN) (MR, M, SD, and MMR are estimated on the test data set.)

识别方法	电极组合	识别特征	左、右手握力运动模式错误分类率 (%)												
			S1	S2	S3	S4	S5	S6	S7	S8	S9	S10	S11	M	SD
		MMP	25	21	32	23	28	34	22	21	31	27	29	26	4
	EC1	SIAP	27	24	34	26	28	32	25	26	28	29	37	28	4
		MPN	31	30	35	32	30	37	33	34	30	36	40	33	3
RM1		MMP	23	20	33	21	25	30	17	19	27	24	25	24	4
	EC2	SIAP	26	22	34	25	27	32	21	23	28	30	32	27	4
		MPN	33	30	36	32	30	35	30	28	31	34	36	32	2
		MMP	22	20	30	20	24	27	20	17	24	25	23	22	3
	EC1	SIAP	25	23	33	22	27	30	23	20	27	30	31	26	4
		MPN	28	32	35	31	29	35	30	28	29	31	33	31	2
RM2		MMP	21	19	32	18	26	25	14	12	24	23	20	21	5
	EC2	SIAP	23	22	34	21	27	30	20	19	25	30	31	25	5
		MPN	26	30	35	30	32	34	25	26	25	28	29	29	3
	M		25	24	33	25	27	31	23	22	27	28	30		
	SD		3	4	1	5	2	3	5	5	2	3	5		
	MMR		21	19	30	18	24	25	14	12	24	23	20	20.9	5

正的变化趋势. 这些结果进一步证实了 MRPs 可以表征运动规划、运动执行和运动监控的脑神经机制过程, 也意味着基于 EEG 识别握力运动相关模式可以考虑把 MRPs 作为特征[8, 12, 27−28].

已有研究探查了 MRPs 最小负峰值 (MPN)、最小负峰值潜伏期 (MPNL)、最小负峰值后电位正向反弹率 (RVMPN) 与实际运动或想象运动速度的关系[16−17]. 对于左、右手握力运动, 本研究除考查这些参数外, 也提取了握力运动开始后 0 ms ∼ 250 ms 电位单调正向反弹变化区间的平均电位 (SIAP) 作为刻画握力上升初期的特征参数, 期望增加对握力运动参数可分性好的识别特征. 多因素方差分析和多重比较结果表明 MRPs 可能表征了握力运动变化神经加工的时间进程, MMP、SIAP、MPN 可能隐含了握力运动手的类型和握力控制意图指令信息, 可用于识别左、右手握力运动模式, 而 MP、RVMPN、MPNL 可能隐含目标握力大小信息, 可选为识别目标握力大小的特征.

本研究选用的三个特征 MMP、SIAP、MPN 最大误分类率是 40 %, 最小误分类率是 12 %, 它们的平均误分类率是 27 ± 3 %, 所有被试平均最小误分类率是 20.9 ± 5 %, 这些结果表明所选特征对 4 种握力运动具有一定的可分性, 也验证了这些特征对运动模式的编码作用. 识别结果也表明了 k-FLDA 和 SVM 用于识别左、右手握力运动模式的有效性, 显示基于核的模式识别算法可以用于 EEG 分类中, 同时 SVM 比 k-FLDA 表现出较好的泛化能力.

本研究取得的识别率与 do Nascimento 等基于 MRPs 识别想象等距足底弯曲扭矩生成速率取得的平均最小错误分类率 (17.4±8.4 %) 具有一定的可比性[19], 也与 Gu 等基于 MRPs 在中等扭矩生成速率 (4 秒达到目标扭矩) 下识别两种目标扭矩 (30 % 和 60 % 最大自愿收缩扭矩) 取得的平均最小错误分类率 (26 ± 13 %) 具有一定的可比性[16]. 然而, 这些研究是在不同的实验范式下取得的.

本研究的创新性是研究双侧肢体 (左和右手) 而不是单侧肢体 (仅左或右手) 握力运动对 MRPs 的调制作用, 同时研究了基于 MRPs 单次识别左、右手握力运动模式. 本研究所取得的结果表明基于 EEG 单次识别左、右手握力运动模式是可行的, 可

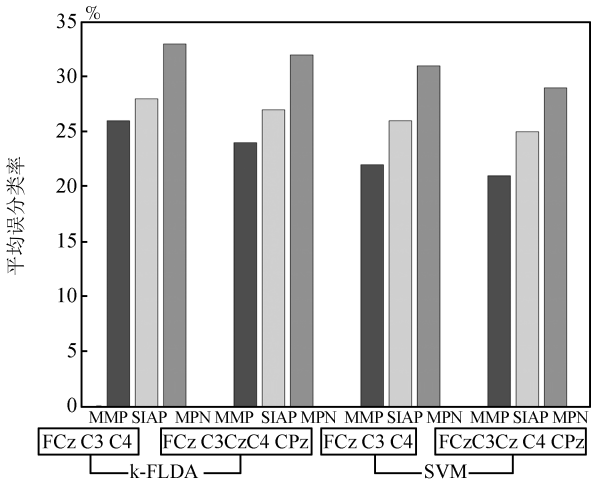
以作为对比研究想象的握力运动参数的单次解码, 以便得到稳定的结论, 从而有望基于 EEG 向外设提供额外的更精细的控制指令[21].

最后, 基于低空间分辨率、低信噪比和易受伪迹 (如眼动伪迹和肌电伪迹等) 污染的 ERPs/EEG 识别实际运动的模式或参数 (以及解码想象的运动模式或参数) 存在风险和不稳定性. 深入一步的工作是基于侵入式的皮层脑电 (Electrocorticogram, EcoG) 或神经元尖锋脉冲发放率 (Spikes firing rate, SFR) 研究其与运动参数或模式之间的关系并单次解码这些参数.

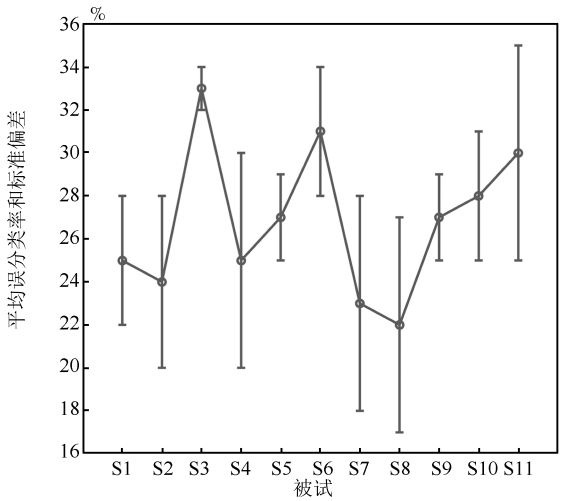
4　结束语

本文面向基于脑–机接口的脑–机交互控制 — 直接脑控机器人任务, 研究了带参数的左、右手实际握力运动对其运动相关皮层电位的调制作用, 结果进一步证实了 MRPs 可以反映握力运动规划、运动执行和运动监控的动态变化过程. 基于统计分析选择的时间域特征, 表明 k-FLDA 和 SVM 方法识别握力运动模式是有效的, 该研究的思想和方法可望启发后续相关研究思路.

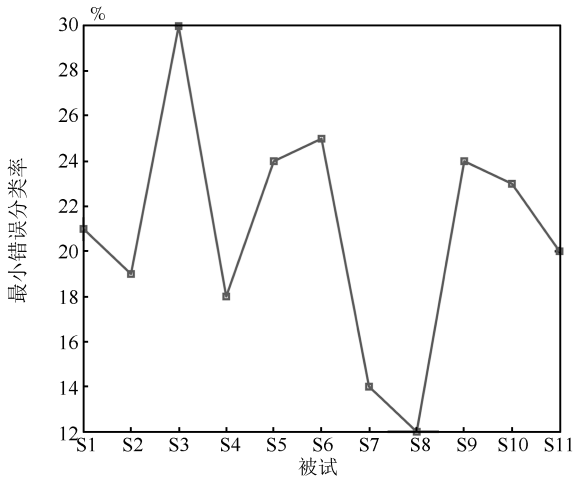
本研究对左、右手握力运动模式的识别率还有待进一步提高, 提高的可能途径有: 1) 研究左、右手握力运动模式变化与 α、β、γ 频带功率变化的关系. 适当增加这三个频带的功率变化作为识别特征, 以提高对左、右手或握力大、小的识别能力; 2) 改进或创新算法进一步提高识别率. 可以考虑把 SVM 方法的核函数类型、核函数参数 (如高斯径向基函数 σ 参数)、误差惩罚参数 c 作为参量由分类目标函数优化选取, 可望进一步减少错误分类率. 这也是我们未来进一步的研究工作.



(a) 两种分类方法、两种电极组合和三个特征下平均误分类率比较
(a) Comparison for the average misclassification rate across 11 subjects under two decoding methods, two combinations of electrodes, and three features



(b) 平均的误分类率和标准偏差随被试而变化
(b) The average misclassification rate and standard deviation varing with subject



(c) 最小错误分类率随被试而变化
(c) The minimum misclassification rate varies with subject

图 8　错误分类率分析

Fig. 8　The analysis for misclassification rate

References

1 Scott S H. Converting thoughts into action. *Nature*, 2006, **442**(7099): 141−142

2 Wolpaw J R, Birbaumer N, Heetderks W J, McFarland D J, Peckham P H, Schalk G, Donchin E, Quatrano L A, Robinson C J, Vaughan T M. Brain-computer interface technology: a review of the first international meeting. *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, 2000, **8**(2): 164−173

3 Wang Xing-Yu, Jin Jing, Zhang Yu, Wang Bei. Brain control: human-computer integration control based on brain-computer interface. *Acta Automatica Sinica*, 2013, **39**(3): 208−221
(王行愚, 金晶, 张宇, 王蓓. 脑控: 基于脑–机接口的人机融合控制. 自动化学报, 2013, **39**(3): 208−221)

4 Gao S K. Grand challenges in EEG based brain-computer interface [Online], available: http://lifesciences.eee.org/lsgcc/

2012-ieee-life-sciences-grand-challenges-conference/presentations/session-1/, August 10, 2013

5 Fu Yun-Fa, Wang Yue-Chao, Li Hong-Yi, Xu Bao-Lei, Li Yong-Cheng. Direct brain-controlled robot interface technology. *Acta Automatica Sinica*, 2012, **38**(8): 1229−1246 (伏云发, 王越超, 李洪谊, 徐保磊, 李永程. 直接脑控机器人接口技术. 自动化学报, 2012, **38**(8): 1229−1246)

6 Decety J. The neurophysiological basis of motor imagery. *Behavioural Brain Research*, 1996, **77**(1−2): 45−52

7 Pfurtscheller G, Neuper C. Motor imagery and direct brain-computer communication. *Proceedings of the IEEE*, 2001, **89**(7): 1123−1134

8 Cunnington R, Iansek R, Bradshaw J L, Phillips J G. Movement-related potentials associated with movement preparation and motor imagery. *Experimental Brain Research*, 1996, **111**(3): 429−436

9 Pfurtscheller G, Lopes da Silva F H. Event-related EEG/MEG synchronization and desynchronization: basic principles. *Clinical Neurophysiology*, 1999, **110**(11): 1842−1857

10 Neuper C, Wörtz M, Pfurtscheller G. ERD/ERS patterns reflecting sensorimotor activation and deactivation. *Progress in Brain Research*, 2006, **159**: 211−222

11 Shibasaki H, Hallett M. What is the bereitschaftspotential? *Clinical Neurophysiology*, 2006, **117**(11): 2341−2356

12 do Nascimento O F, Nielsen K D, Voigt M. Movement related parameters modulate cortical activity during imaginary isometric plantar-flexions. *Experimental Brain Research*, 2006, **171**(1): 78−90

13 Pfurtscheller G, Neuper C, Flotzinger D, Pregenzer M. EEG-based discrimination between imagination of right and left hand movement. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, 1997, **103**(6): 642−651

14 Neuper C, Schlögl A, Pfurtscheller G. Enhancement of left-right sensorimotor EEG differences during feedback-regulated motor imagery. *Journal of Clinical Neurophysiology*, 1999, **16**(4): 373−382

15 Schlösgl A, Lee F, Bischof H, Pfurtscheller G. Characterization of four class motor imagery EEG data for the BCI-competition 2005. *Journal of Neural Engineering*, 2005, **2**(4): L14−L22

16 Gu Y, Dremstrup K, Farina D. Single-trial discrimination of type and speed of wrist movements from EEG recordings. *Clinical Neurophysiology*, 2009, **120**(8): 1596−1600

17 Gu Y, Farina D, Murguialday A R, Dremstrup K, Montoya P, Birbaumer N. Offline identification of imagined speed of wrist movements in paralyzed ALS patients from single-trial EEG. *Frontiers in Neuroscience*, 2009, **3**: 62

18 Gu Y, do Nascimento O F, Lucase M F, Farina D. Identification of task parameters from movement-related cortical potentials. *Medical Biological Engineering Computer*, 2009, **47**(12): 1257−1264

19 do Nascimento O F, Farina D. Movement-related cortical potentials allow discrimination of rate of torque development in imaginary isometric plantar flexion. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2008, **55**(11): 2675−2678

20 Farina D, do Nascimento O F, Lucas M F, Doncarli C. Optimization of wavelets for classification of movement-related cortical potentials generated by variation of force-related parameters. *Journal of Neuroscience Methods*, 20078, **162**(1−2): 357−363

21 Fu Y F, Xu B L, Li Y C, Wang Y C, Li H Y, Yu Z T. The single-trial decoding of imagined grip force parameters involved left and right hands based on movement-related cortical potentials. *Chinese Science Bulletin*, 2014, **59**(16): 1907−1916

22 Yuan H, Perdoni C, He B. Relationship between speed and EEG activity during imagined and executed hand movements. *Journal of Neural Engineering*, 2010, **7**(2): 26001

23 Romero D H, Lacourse M G, Lawrencea M G, Schandlera S, Cohen M J. Event-related potentials as a function of movement parameter variations during motor imagery and isometric action. *Behavioural Brain Research*, 2000, **117**(1−2): 83−96

24 Klem G H, Lüders H O, Jasper H H, Elger C E. The ten-twenty electrode system of the International Federation of Clinical Neurophysiology. *Electroencephalography Clinical Neurophysiology*, 1999, **52**(S2): 3−6

25 Yang Shu-Ying. *Pattern Recognition and Intelligent Computing: Matlab Technology Realization (2nd Edition)*. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2011 (杨淑莹. 模式识别与智能计算 — Matlab 技术实现. 第 2 版. 北京: 电子工业出版社, 2011)

26 Slobounov S M, Ray W J. Movement-related potentials with reference to isometric force output in discrete and repetitive tasks. *Experimental Brain Research*, 1998, **123**(4): 461−473

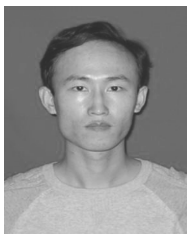
27 Shibasaki H, Barrett G, Halliday E, Halliday A M. Cortical potentials associated with voluntary foot movement in man. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, 1981, **52**(6): 507−516

28 do Nascimento O F, Nielsen K D, Voigt M. Relationship between plantar-flexor torque generation and the magnitude of the movement-related potentials. *Experimental Brain Research*, 2005, **160**(2): 154−165

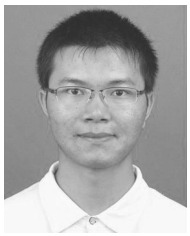
伏云发 昆明理工大学信息工程与自动化学院副教授, 中国科学院研究生院、中国科学院沈阳自动化研究所博士. 主要研究方向为模式识别与智能控制, 脑信息处理和脑控机器人接口, 脑–机交互控制理论和方法, 现代信号处理. 本文通信作者. E-mail: fyf@ynu.edu.cn

(**FU Yun-Fa** Associate professor at the Institute of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Ph. D. at the Graduate School of Chinese Academy of Sciences and the Shenyang Institute of Automation (SIA), Chinese

Academy of Sciences (CAS). His research interest covers pattern recognition and intelligent control, brain information processing and brain-controlled robot interface, theories and methods for brain-machine interaction control and modern signal processing. Corresponding author of this paper.)



徐保磊 中国科学院沈阳自动化研究所博士. 主要研究方向为 EEG-NIRS 多模态脑控机器人接口, 生物医学信号处理和模式识别. E-mail: blxu@sia.cn
(**XU Bao-Lei** Ph. D. at Shenyang Institute of Automation (SIA), Chinese Academy of Sciences (CAS). His research interest covers EEG-NIRS based brain-controlled robot interface, biomedical signal processing, and pattern recognition.)



李永程 中国科学院沈阳自动化研究所博士研究生. 2009 年在中国科学技术大学获得学士学位. 主要研究方向为模式识别与智能控制. E-mail: liych@sia.cn
(**LI Yong-Cheng** Ph. D. candidate at Shenyang Institute of Automation (SIA), Chinese Academy of Sciences (CAS). He received his bachelor degree in University of Science and Technology of China in 2009. His research interest covers pattern recognition and intelligent control.)

李洪谊 中国科学院沈阳自动化研究所研究员. 主要研究方向为医疗机器人系统, 机器人遥操作, 微小机器人, 机器人学与认知科学相结合的新型人机融合技术, 非线性控制. E-mail: hli@sia.cn
(**LI Hong-Yi** Professor at Shenyang Institute of Automation (SIA), Chinese Academy of Sciences (CAS). His research interest covers the novel human-machine integration by robotics combined with cognitive science, micro-robot, medical robot system, teleoperation robot, and nonlinear control.)

王越超 中国科学院沈阳自动化研究所研究员. 主要研究方向为智能机器人.
E-mail: ycwang@sia.cn
(**WANG Yue-Chao** Professor at Shenyang Institute of Automation (SIA), Chinese Academy of Sciences (CAS). His research interest covers intelligent robots.)

余正涛 昆明理工大学信息工程与自动化学院教授. 主要研究方向为智能信息处理. E-mail: ztyu@hotmail.com
(**YU Zheng-Tao** Professor at the Institute of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology. His main research interest is intelligent information processing.)