

直接脑控机器人接口技术

伏云发^{1,2} 王越超¹ 李洪谊¹ 徐保磊^{1,2} 李永程^{1,2}

摘要 直接脑控机器人接口 (Brain-controlled robot interface, BCRI) 是一种新型的人-机器人接口技术, 是脑-机器接口/脑-计算机接口 (Brain-machine interface, BMI/Brain-computer interface, BCI) 在机器人控制领域的重要应用和研究方向. 研究者相继在 *Nature*、*Science* 和其他重要国际期刊上报道了相关的实验研究和开发, 目前已成为国际前沿研究热点. 本文主要围绕 BCRI 中的控制策略、BMI/BCI 模块与机器人多层控制模块的适应和融合、BCRI 中的脑信号自适应分类算法以及人、BMI/BCI 模块和机器人控制系统的三边自适应展开论述, 分析了目前的研究情况、存在的局限和面临的若干重要问题, 指出进一步的研究思路 and 方向.

关键词 脑控机器人接口 (BCRI), 脑-机器接口 (BMI), 脑-计算机接口 (BCI), 人-机器人接口

引用格式 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

DOI 10.3724/SP.J.1004.2012.01229

Direct Brain-controlled Robot Interface Technology

FU Yun-Fa^{1,2} WANG Yue-Chao¹ LI Hong-Yi¹ XU Bao-Lei^{1,2} LI Yong-Cheng^{1,2}

Abstract Direct brain-controlled robot interface (BCRI) is a new type human-robot interface which is an important research and development direction for brain-machine interface (BMI) / brain-computer interface (BCI) in the robot control field. Many experimental researches and developments for BCRI were reported by *Nature*, *Science* and other important international journals and it has become an international frontier research hotspot. The paper mainly discussed the control strategies for BCRI, the adaptation and fusion between BMI/BCI module and robot multilayer control architecture module, the adaptive classification algorithms for brain signal used in BCRI and the trilateral adaptation among human, BMI/BCI module and robot control system. The current situation and limitation for BCRI and some important problems faced by BCRI were analyzed and the further research ideas and directions were also pointed out.

Key words Brain-controlled robot interface (BCRI), brain-machine interface (BMI), brain-computer interface (BCI), human-robot interface

Citation 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

严格追溯起来, 脑控机器人接口 (Brain-controlled robot interface, BCRI) 的研究始于 20 世纪 70 年代的加州大学洛杉矶分校. 该项目由美国国家科学基金会资助, 随后又获得了美国国防高级研究规划局 (Defense Advanced Research Project Agency, DARPA) 的巨资支持, 开展思维控制机器人方面的研究工作, 其目的是用于未来战场. 该研究之后发表的论文标志着脑-机器接口/脑-计

算机接口 (Brain-machine interface, BMI/Brain-computer interface, BCI) 术语第一次出现在科学文献中^[1-3]. 这表明脑-机器接口的研究起源于脑控机器人的思想, 其从诞生之日起就与脑控机器人直接相联系. 现在, 脑控机器人接口系统的研究明确把脑-机器接口作为其核心模块, 这也表明脑控机器人接口系统的研究和开发是一个多学科协作研究的崭新方向.

随后, BMI/BCI 方面的研究从国防军事战略目的扩展到民用目的, 一种新型的人-机器人交互控制接口 BCRI 应运而生. BCRI 的研究主要用于服务机器人或康复机器人, 以开启或增强严重运动残疾人控制外部设备或机器人的能力, 从而改善其生活质量^[4-8]. 此外, 还期望为正常人提供特殊情况下控制外部设备或机器人的能力^[9-10]. 目前, 已有若干研究利用 BCRI 控制移动机器人^[11]、智能机器人轮椅^[12-17]、机械手^[18]、智能车辆、仿人机器人^[19-21]等外部设备. 这些研究表明 BCRI 研究具有重要的现实意义和科学研究价值.

收稿日期 2011-11-17 录用日期 2012-03-29
Manuscript received November 17, 2011; accepted March 29, 2012

国家自然科学基金青年基金 (60705021), 机器人学国家重点实验室开放课题 (08A120C101) 资助

Supported by National Natural Science Foundation of Youth Fund of China (60705021) and Open Fund for State Key Laboratory of Robotics (08A120C101)

本文责任编辑 谭民
Recommended by Associate Editor TAN Min

1. 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 2. 中国科学院大学 北京 100049

1. State Key Laboratory of Robotics, Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Science, Shenyang 110016
2. Graduate University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049

近些年来, 研究 BCRI 的关键模块 BMI/BCI 的研究团队和人数急剧上升^[22-27], 相关研究论坛不断增加^[28-36], 很多高质量的实验研究和开发结果发表于 *Nature*^[37-45]、*Science*^[46-47] 及其他重要国际期刊^[48-52]. 目前, BMI/BCI 方面的研究已经成为国际重大前沿研究热点^[53-59]. 另一方面, 在过去二十多年里, 配备有传感器的自主机器人的研究也获得了巨大的发展, 使这类机器人具备了在复杂的环境中自主移动的能力^[60-64]. 这两方面的研究和开发为 BMI/BCI 与自主智能机器人多层控制结构 (Robot multilayer control architecture, RMCA) 的融合提供了条件, 并在机器人领域开辟了一个新的研究方向 — BCRI.

传统的 BCRI 能够实现对机器人和外设的简单控制. 但在实际应用中, BCRI 面临的最大挑战是如何实现机器人的连续、精细和复杂的控制, 实现正确、安全、可靠和实时地控制机器人. 目前, 对 BCRI 的研究工作, 或专注于 BMI/BCI 模块的某个方面, 或基于运动控制策略 (Motion control strategy, MCS), 或基于目标选择策略 (Target selection strategy, TSS), 尚缺乏对 BCRI 整体方法的研究. 此外, 虽然已有若干研究者撰文论述 BMI/BCI 的研究^[33-36, 48-56], 但专门论述 BCRI 的文献很少, 其侧重点也主要局限于 BMI/BCI 模块, 或局限于机器人多层控制结构接口 (Robot multilayer control architecture interface, RMCAI). 然而, 对 BMI/BCI 模块与 RMCAI 模块的融合论述得简单, 对人、BMI/BCI、RMCA 的三边自适应融合控制方法的论述也很少^[8]. 为了使研究者对 BCRI 研究的现状和方法有一个全面清晰的了解, 本文将 对 BCRI 方面的技术研究进行总结和探讨, 以便为

未来研究提供思路和方法, 进一步架起 BMI/BCI 与机器人控制研究的桥梁.

1 脑控机器人接口 (BCRI)

1.1 BCRI 的范畴、概念、目标和应用领域

BMI/BCI 用思维意图产生的脑信号作为通信和控制的信号源, 通过信号采集、信号处理、机器学习 and 模式识别方法获取思维意图, 控制信号实现直接与外部设备的通信和控制. 迄今, BMI/BCI 研究不仅用于通信, 实现用脑信号打字^[65-68]、浏览网页、发送 E-mail^[69-71] 等, 而且也用于控制外部设备^[72-77]. 本文主要论述 BMI/BCI 在控制方面的应用 — 直接 BCRI. 直接 BCRI 是一种采用 BMI/BCI 识别的思维意图控制信号控制外部机器人的技术, 是 BMI/BCI 的重要研究方向和应用之一, 旨在绕过大脑正常的输出通路 (外周神经和肌肉), 利用大脑思维活动产生的脑信号直接控制机器人, 如图 1 所示. BCRI 可由一组硬件和软件集合实现. 图 1 中, “×” 表示绕过或不利用的信号支路. BCRI 系统中存在的反馈主要有以下四种:

- 1) 最外环反馈: 机器人或外设状态、工作环境信息反馈给用户, 如图 1 中①所示;
- 2) 脑控机器人接口输出的控制状态反馈给用户, 如图 1 中②所示;
- 3) 脑控机器人接口输出的控制状态误差反馈给自适应特征提取和自适应分类算法以调整它们的参数或功能, 如图 1 中③所示;
- 4) 机器人或外设自身反馈形成智能自主控制, 如图 1 中④所示.

BCRI 的目标和应用领域如前所述.

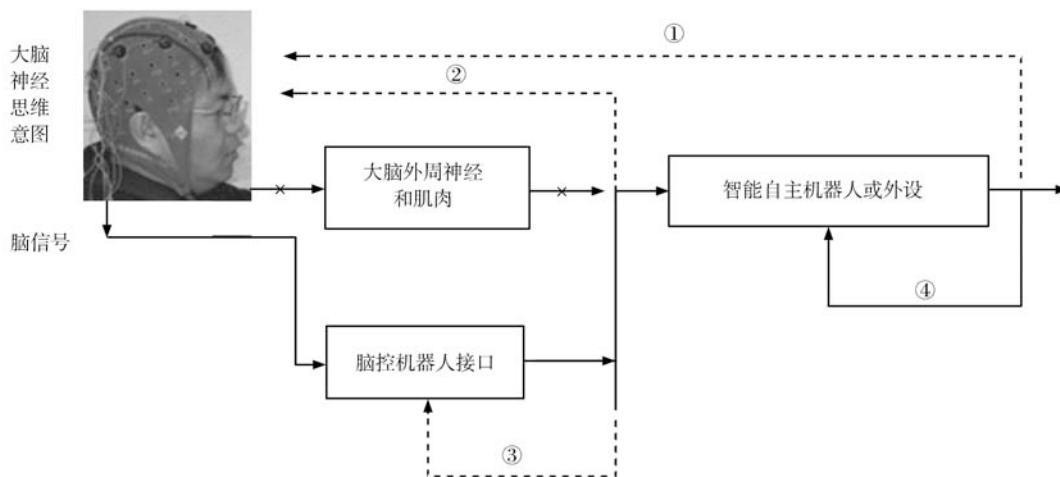


图 1 直接脑控机器人接口 (BCRI) 系统

Fig. 1 Direct brain-controlled robot interface (BCRI) system

1.2 BCRI 的数学描述

迄今, 已有若干文献介绍脑信号特征提取和分类的算法^[51-52, 78], 分类后的逻辑控制信号转换为语义控制信号和由语义控制信号转化为物理控制信号的方法^[49-50]. 归纳起来, BCRI 可描述如下:

1) 用户/被试 (User/Subject) 思维意图脑信号特征描述

BCRI 的脑信号采集手段很多: 脑电、脑磁、脑血氧等. 思维意图脑信号特征提取可以基于单次试验 (如运动想象), 也可以基于多次试验 (如 P300)^[53, 79]. 相对于研究得比较成熟的 P300 等多次试验提取范式, 单次试验提取和分类的难度和挑战性更大些 (因为单次提取不仅需要重新考虑数据处理, 也要考虑整个实验策略^[2]). 单次提取是世界性难题, 具有一定的典型性. 同时单次提取如果算法可靠和稳定, 实时性会比多次提取好, 可能比较适合 BCRI. 本文以单次试验 (A single trial) 脑电信号为例, 对用户/被试思维意图脑信号特征进行描述.

在一个 Trial k (即一个单次试验 k) 内, 在采集通道 c 和时间点 t 的头皮电位表示为 $X_c^{(k)}(t)$, 若选定通道子集 $C = \{c_1, c_2, \dots, c_N\}$, 定义

$$\mathbf{X}_C^{(k)}(t) = [X_{c_1}^{(k)}(t) \cdots X_{c_N}^{(k)}(t)]^T \quad (1)$$

为在时间点 t 通道子集 C 的电位值向量, 串联连接一个 Trial 的所有时间点 $T: t_1, t_2, \dots, t_T$, 可得时间-空间模式:

$$\mathbf{X}_C^{(k)}(T) = [\mathbf{X}_C^{(k)}(t_1) \cdots \mathbf{X}_C^{(k)}(t_T)] \quad (2)$$

更一般地, 在时间区间 $T = \{T_1, T_2, \dots, T_M\}$ 上分类脑信号 (T_1, T_2, \dots, T_M 为时间点的集合), 若选定脑信号的频带集合 $F = \{f_1, f_2, \dots, f_I\}$ (f_i 为脑信号的某一频带或频率), 定义脑信号的时-空-频特征为

$$\mathbf{X}_C^{(k,F)}(T) = [\text{mean}\langle \mathbf{X}_C^{(k,F)}(t) \rangle_{t \in T_1} \cdots \text{mean}\langle \mathbf{X}_C^{(k,F)}(t) \rangle_{t \in T_M}] \quad (3)$$

$$\text{mean}\langle \mathbf{X}_C^{(k,F)}(t) \rangle_{t \in T_i} = \frac{1}{N(T_i)} \sum_{t \in T_i} \text{mean}\langle \mathbf{X}_C^{(k,F)}(t) \rangle \quad (4)$$

$N(T_i)$ 为时间区间 T_i 内的采样时间点数, 特征向量的维数为 $N \times M$.

2) 思维意图脑信号的机器学习和模式分类

以两类脑状态分类为例 (可用 +1 代表一类, -1 代表一类; 两分类问题是 BCRI 的基础; 多类分类可在两类基础上实现), 可利用训练数据对 $(\mathbf{X}_C^{(k,F)}(T), y^{(k)})$ (假设按照独立同分布的未知概率

分布 $p(\mathbf{X}_C^{(F)}(T), y)$, $y \in \{+1, -1\}$. 对于试验 k :

$$(\mathbf{X}_C^{(k,F)}, y^{(k)}) \in \mathbf{X}_C^{(F)}(T) \times \{+1, -1\} \quad (5)$$

脑信号的机器学习和模式分类是从选定的函数类 F 中估计一个函数:

$$f: \mathbf{X}_C^{(F)}(T) \rightarrow \{+1, -1\} \quad (6)$$

使得 f 能够正确分类未知的测试样本 $\mathbf{X}_C^{(k,F)}(T)$ (要求假定测试样本与训练数据具有相同的概率分布 $p(\mathbf{X}_C^{(F)}(T), y)$. 可通过下式经验风险最小化逼近期望风险最小化, 寻找一个泛化误差最小的最优函数 f :

$$R_{\text{emp}}[f] = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K l(f(\mathbf{X}_C^{(k,F)}(T), y^{(k)})) \quad (7)$$

K 为考察的试验次数, l 为损失函数^[80].

BCRI 的安全、稳定、可靠性要求识别算法考虑分类错误带来的风险, 上述经验风险最小是经常使用的准则, 具有一定的典型性, 但不是唯一的准则. 此外, BCRI 也常用分类误差率 ER (Error rate)、信息传输率 ITR (Information transformation rate)^[33-34, 81-82]、互信息 MI (Mutual information)^[83-84] 优化特征提取器和分类器参数, 可以通过最小化 ER, 最大化 ITR 和 MI 设计分类器, 计算如下:

$$\text{ER} = \frac{\text{ED}}{\text{CD} + \text{ED}} \quad (8)$$

$$\text{ITR} = \log_2 N + P \log_2 P + (1 - P) \log_2 \frac{1 - P}{N - 1} \quad (9)$$

$$\text{MI} = \frac{1}{2} \log_2(1 + \text{SNR}) \quad (10)$$

ED (Error decision) 为错误决策数目, CD (Correct decision) 为正确决策数目, N 为单次试验可能的选项数, P 为正确分类的概率, SNR 为信噪比.

3) 思维意图的任务映射和任务规划

若已知思维意图脑信号分类为 $y^{(k)}$, 给定映射

$$M: y^{(k)} \rightarrow \{m_1, m_2, \dots, m_J\} \quad (11)$$

Missions = $\{m_1, m_2, \dots, m_J\}$ 为预定义的机器人任务集合.

若已知用户通过思维选择的任务, 给定规划

$$P: m_j \rightarrow \{I_1, I_2, \dots, I_K\} \quad (12)$$

Instructions = $\{I_1, I_2, \dots, I_K\}$ 为预定义的机器人指令集合, I_k 为完成一个任务 m_j 的预定义指令序列, 可由执行器执行. 由上, BCRI 用脑信号作为控

制信号源, 可以通过上述映射把有限数量的思维意图命令 $y^{(k)}$ 对应为数量较多的复杂控制, 从而扩展 BMI/BCI 的控制能力^[7, 13-15].

4) 特征提取结果或分类输出值直接转化为机器人控制的给定值

虽然若干实验研究表明直接用识别的意图指令加于执行机构控制效率是相当低的, 但仍然有研究把 BMI/BCI 的输出直接转化为连续复杂的物理控制信号^[8]. 例如对于脑控一个 n 自由度机械手, 在基坐标系中的位姿和关节增量以及与环境的接触力, 更新控制方程为^[85]

$$\begin{aligned} \mathbf{P}(k+1) &= \mathbf{P}(k) + \Delta \mathbf{P}(k) = \\ &\quad \mathbf{P}(k) + \alpha \Delta \text{BCRI} \\ \Delta \mathbf{Q}(k) &= \mathbf{J}^{-1} \Delta \mathbf{P}(k) = \\ &\quad \mathbf{J}^{-1} \alpha \Delta \text{BCRI} \end{aligned} \quad (13)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{F}(k+1) &= \mathbf{F}(k) + \Delta \mathbf{F}(k) = \\ &\quad \mathbf{F}(k) + \beta \Delta \text{BCRI} \\ \Delta \mathbf{T}(k) &= \mathbf{J}^T \Delta \mathbf{F}(k) = \\ &\quad \mathbf{J}^T \beta \Delta \text{BCRI} \end{aligned} \quad (14)$$

其中, $\mathbf{P}(k+1)$ 和 $\mathbf{P}(k)$ 分别为下一时刻和当前时刻的位姿, $\Delta \mathbf{P}(k)$ 和 $\Delta \mathbf{Q}(k)$ 为当前时刻的位姿增量和关节角增量; $\mathbf{F}(k+1)$ 和 $\mathbf{F}(k)$ 分别为下一时刻和当前时刻的接触力, $\Delta \mathbf{F}(k)$ 和 $\Delta \mathbf{T}(k)$ 分别为当前时刻的接触力增量和关节驱动力增量, α 和 β 为适当的比例系数, \mathbf{J} 为机器人的雅可比矩阵, ΔBCRI 为用户/被试通过 BCRI 向机械手发送的位姿和接触力控制意图指令值. 对于脑控移动机器人运动速度和方向的更新控制方程可以为^[85]

$$\begin{aligned} v(k+1) &= v(k) + \Delta v(k) = \\ &\quad v(k) + \gamma \Delta \text{BCRI} \end{aligned} \quad (15)$$

$$\begin{aligned} \varphi(k+1) &= \varphi(k) + \Delta \varphi(k) = \\ &\quad \varphi(k) + \mu \Delta \text{BCRI} \end{aligned} \quad (16)$$

其中, $v(k+1)$ 和 $v(k)$ 分别为下一时刻和当前时刻的速度, $\Delta v(k)$ 为当前时刻的速度增量; $\varphi(k+1)$ 和 $\varphi(k)$ 分别为下一时刻和当前时刻的方向角, $\Delta \varphi(k)$ 为当前时刻的方向角增量; γ 和 μ 为适当的比例系数, ΔBCRI 为被试通过 BCRI 向移动机器人发送的速度和方向角控制意图指令值.

1.3 BCRI 的系统结构

若干 BCRI 研究文献提出了实验研究和开发的系统框架^[6-7, 11-18], 但存在以下不足之处:

1) 虽然 BMI/BCI 研究已经在探索自适应特征提取^[86] 和自适应分类算法^[87-90], 但在 BCRI 系统中, 少有研究文献引入自适应特征提取和自适应分类算法;

2) 一些研究文献没有或不重视设计易于用户操作的 BCRI 图形用户接口 (Graphical user interface, GUI), 导致用户在使用过程中由于使用不便产生沮丧情绪甚至拒绝使用 BCRI 系统;

3) 一些 BCRI 实验研究基于 MCS^[6, 11-14, 21], 另外一些则基于 TSS^[7, 15, 19-20], 没有结合二者的优势.

为了解决以上几个问题, 在目前已有 BCRI 研究文献的基础上, 通过归纳和综合, 本文给出一种典型的 BCRI 系统结构, 如图 2 所示. 该结构与以往结构相比, 明确地引入自适应特征提取和自适应分类算法; 明确地把 BMI/BCI 图形用户接口、RMCAI 图形用户接口和实时虚拟环境模型重构三者相融合, 如图 2 虚线框所示; 明确地在执行层设置直接控制, 可以很好地结合 MCS 和 TSS. 该系统结构主要包含以下模块:

1) BMI/BCI 模块. 它是 BCRI 的核心模块, 主要由信号采集、信号预处理、自适应特征提取、自适应特征分类和 BMI/BCI 图形用户接口子模块组成, 负责解码或识别用户的思维意图指令. 其一般数学描述见式 (1)~(7). 其中的关键子模块自适应特征提取、自适应特征分类将专门论述.

2) 通信系统模块. 由 BMI/BCI 客户端、连接服务器、机器人客户端三个子模块组成, 利用 TCP/IP 协议实现通信. 负责传送用户思维意图指令和反馈机器人状态和工作空间环境信息.

3) 自主导航系统模块. 主要由指令映射、自主任务或运动规划器、环境模型生成器三个子模块组成. 指令映射由式 (11) 实现 BMI/BCI 模块与 RMCAI 模块的适应. 自主任务或运动规划器由式 (12) 结合环境模型生成器产生运动控制命令. 环境模型生成器根据监测传感器的数据把机器人和环境对象的信息细分为对象层和对象子层以方便自主任务或运动规划利用. 这些将在后面详细讨论.

4) 执行层模块. 包括直接控制、执行操作和监测操作子模块. 直接控制模块处理意外事故的功能或基于 MCS 做更精细的调整控制, 由式 (10) 和式 (11) 实现, 将在后面论述. RMCAI 以递阶分层方式包括 RMCAI 图形用户接口、实时虚拟环境模型重构、自主导航系统和执行层.

5) 融合的 GUI 模块. 由图 2 虚线框内的 BMI/BCI 图形用户接口、RMCAI 图形用户接口、实时虚拟环境模型重构高度融合形成一个新的易于使用友好的 GUI.

第 1.5 节介绍和分析的 BCRI 代表性的具体实验研究例证可以支持这一系统结构.

1.4 BCRI 中两类重要的控制策略

迄今的 BCRI 研究文献通常采用如下两种控制策略:

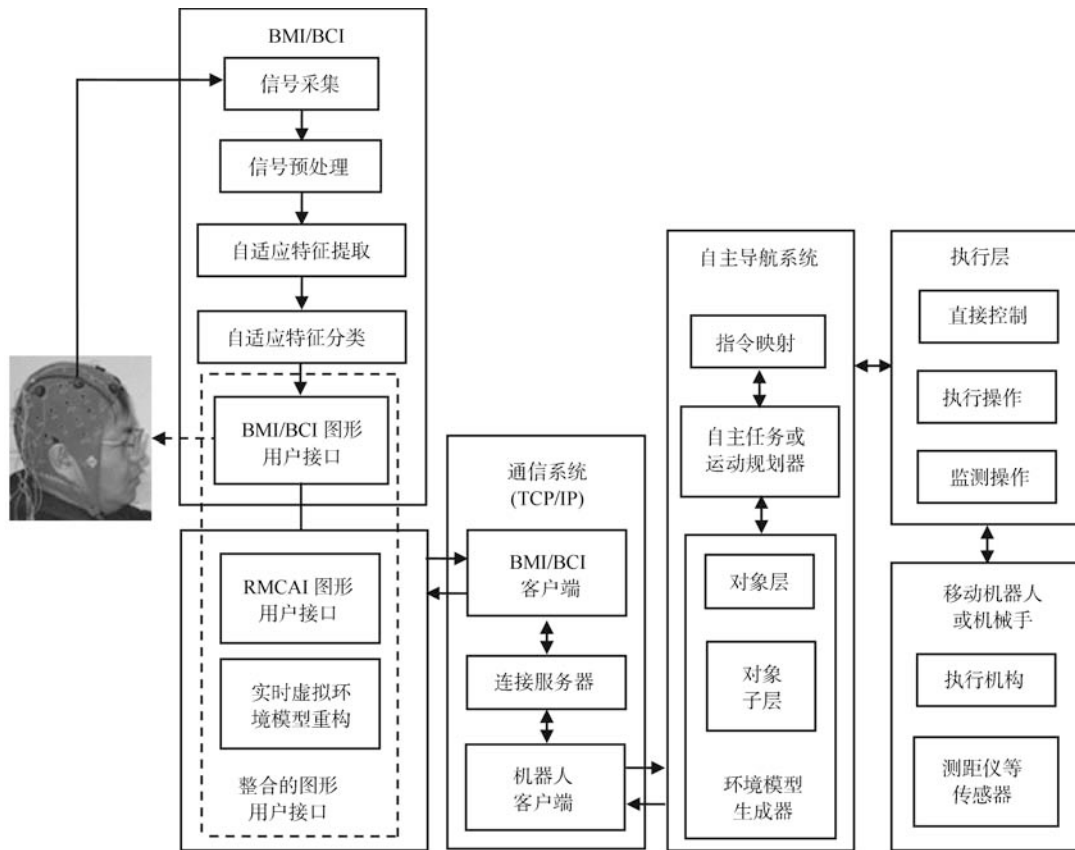


图 2 BCRI 系统结构

Fig. 2 BCRI system structure

1) 基于目标选择的控制策略 (TSS)

图 3 中, 该种策略用户通过 BCRI 的 BMI/BCI 模块向机器人系统的 RMCAI 模块提供粗粒度的控制命令 (Coarse-grained control command, CGCC), 如移动机器人去厨房、机械手从冰箱取出物品等目标, 属于任务级 (Task level, TL) 的高级命令 (High level command, HLC). 该任务级指令由 RMCAI 接受, 然后通过 RMCA 模块利用式 (11) 和式 (12), 同时结合环境模型生成器产生智能自主机器人系统 (Autonomous robot system, ARS) 或半自主机器人系统 (Semi-autonomous robot system, SARS) 的运动控制命令^[7, 15, 19-20].

2) 基于运动控制的策略 (MCS)

在图 3 中, 用户也可以通过 BCRI 的 BMI/BCI 模块向机器人系统的 RMCAI 模块提供细粒度的控制命令 (Fine-grained control command, FGCC), 如移动机器人向左、向右及运动速度等, 由式 (13) 和式 (14) 实现. 机械手坐标系、坐标轴、平移或旋转、步长等精细运动命令, 属于运动参数 (Motion parameters, MP) 的低级命令 (Low level command, LLC), 这些运动参数控制命令可由机器人的执行机构直接执行^[6, 11-14, 21].

为提供这两种粒度的命令, 可以利用多种类型的脑信号实现, 最常用的脑信号是稳态视觉诱发电位 (Steady state visual evoked potentials, SSVEPs)、P300 以及与运动想象 (Motor imagery, MI) 或高级认知活动 (Higher cognitive activities, HCA) 相关的脑电节律^[6-7, 15-16]. 显然, 在机器人学中, 基于运动控制也称为正向运动学控制, 而基于目标选择称为逆运动学控制^[85]. BCRI 中这两种控制策略各有优缺点, 归纳比较如表 1 所示.

在实际应用中, 无论用户和机器人系统都需要运用两种控制策略. 如在基于 TSS 的 BCRI 系统中, 若机器人自主系统执行故障或执行结果用户不满意, 可能需要用户直接介入, 即采用基于 MCS 进行故障恢复和精细调整. 另外在基于 MCS 的 BCRI 系统中, 由于执行效率低或执行时间延迟, 被试心理疲劳, 也可能需要基于 TSS 的协作.

基于以上讨论, BCRI 系统需要融合基于 TSS 和基于 MCS 两种控制策略, 一种可选的实现方法是在图 2 的 BCRI 系统中的执行层设置直接控制模块, 系统根据不同事件的触发分别在目标选择 GUI 和运动命令参数选择 GUI 之间切换, 用户在事件驱动下与两个 GUI 交互.

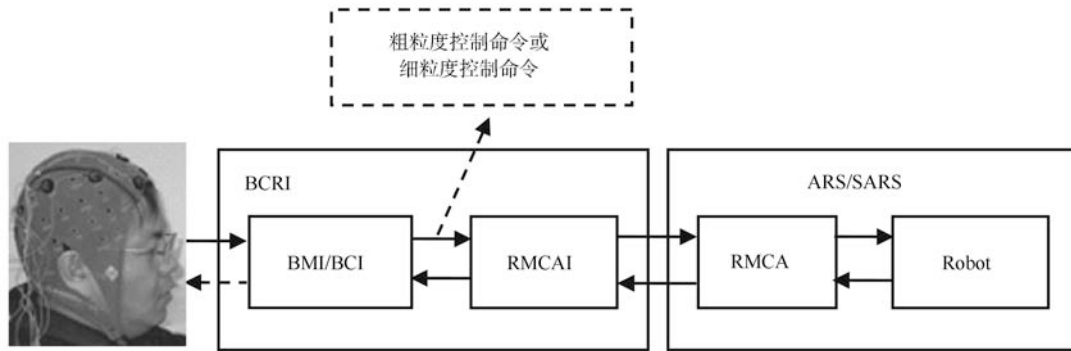


图 3 BCRI 以两种粒度的控制命令与 RMCAI 交互

Fig. 3 Interaction between BCRI and RMCAI by two grained sizes of control commands

表 1 BCRI 中基于目标选择控制策略和基于运动控制策略的比较

Table 1 The comparison between movement control strategy and target selection control strategy used in BCRI

比较项目	基于目标选择的控制策略	基于运动控制的策略
命令层次	高层目标命令	低层连续和精细运动控制命令
控制难度和效率	难度相对低; 控制效率相对高	如果 BMI/BCI 模块的精度、速度和可靠性不高, 控制效率会比较低
控制感	用户参与控制感不强	用户参与控制感强
心理负荷	用户选择目标后, 可以休息或做其他任务, 心理负荷轻	用户需要频繁切换心理任务, 需要用户更多的心理投入, 心理负荷相对重
运动学类型	逆运动学控制	正向运动学控制
用户 GUI	从 GUI 菜单选择目标	从 GUI 菜单选择具体运动参数或直接发送
灵活性	可能限制机器人在预规划的和静态的场景里移动和操作	可以在更多的环境里提供更灵活的控制, 较适合于自主机器人系统

1.5 BCRI 代表性的研究工作

Millán 等首次实验研究证明了先进的机器人技术与异步脑电分析和机器学习技术相结合, 非侵入记录的人类脑电活动足以用来实时控制一个移动机器人 Khepera^[11]. 该研究引入了脑控机器人的新思想: 通过映射异步高级心理命令为有限状态自动机, 从而有效地控制移动机器人. 实质上, 为平稳和安全地控制, 被试依赖机器人的传感器和自主行为避障. 该研究结果开创了使用便携式基于脑电 (Electroencephalogram, EEG) 的脑-机器接口控制移动机器人和机械手的可能性, 显示了基于运动想象的 BMI/BCI 的控制能力. 被试经过两小时的训练, 分类器能在 0.5 秒内以 70% 的精度识别 3 种心理状态, 反映了该类 BMI/BCI 可识别的类数有限和识别的困难. 此外, 为完成一个简单的运动可能需要 3 次或更多次连续的心理任务决策, 这会使被试精疲力尽^[8, 11].

Tanaka 等提出基于 EEG 的 BMI/BCI 用左右状态直接决定轮椅的下一步行动^[12]. 此种控制策略使得一个简单的移动也需要一系列的决策, 因此可能使被试特别是残疾人感到疲劳, 这表明低层运动控制存在局限. Rebsamen 等提出依赖于慢速、但安全和精确的 P300 BMI/BCI 控制策略^[7]. 该研究设计与外设良好的图形接口, 使得系统容易使用, 用户仅通过菜单选择目的地和处理意外情况, 因此系统只需被试很少的输入和注意力. 通过 BMI/BCI 与外设的协同控制, 轮椅可按预定的路径移动到相应的目标, 被试能够有效、安全和可靠地控制移动机器人轮椅^[7]. 该研究虽然路径可由软件定义并容易修改, 但需要额外的人员^[7, 15].

Luth 等、Ferreira 等利用 BMI/BCI 分别控制基于菜单的系统中高级运动控制命令 (如, 去厨房) 和低级运动控制命令 (如, 向前、向后、左转、右转)^[6, 16]. 从导航的观点来看, 优势在于机器人执行

导航时用户不需要集中注意力(交给导航系统)。然而,基于高级导航的系统,虽然效率高、被试不容易疲劳,但限制轮椅在预先规划和静态的场景里移动,而基于低级导航的系统依赖很慢的运动(适应信息传递率),效率不高,被试容易疲劳^[8, 15]。

Vanacker 等基于异步协议分析不间断 EEG 活动,以确定用户随机变化的心理状态,把识别的低层控制命令(向前、右转、左转)与导航避障系统相结合^[13]。虽然基于此种心理任务的脑控是自然的,与同步方法相比,比特率加倍,系统包含的避障子系统过滤可能会导致碰撞的错误分类,提高了系统的安全性,但识别精度不高,约为 65%,心理过程也需要用户不断的心理努力。因此,基于环境滤波辅助脑控轮椅的方法仍然需要解决 BMI/BCI 自身问题。

Ferreira 等由 BMI/BCI 通过 TCP/IP 控制机械手(BOSCH SR800)^[18]。机械手的工作空间用单元格划分并呈现给被试,应用程序扫描所有单元格,用户 α 频带 EEG 信号功率的分析用于选择机械手操作空间的一个单元格,当识别到事件相关同步(Event-related synchronization, ERS)模式就作出选择。单元格的坐标通过 TCP/IP 通道发送到负责控制机械手的远程计算机,移动它的末端执行器到期望的位置。与此同时,从编码器传入的数据被送回用户的本地计算机,用机械手的当前位置更新屏幕^[18]。

Bell 等描述了由人类被试的 P300 响应控制一种仿人机器人^[19]。给机器人装备了一个摄像机,由它把环境中的物体显示给被试,系统顺序并反复地在用户的显示器上描绘这些物体的轮廓,并利用 EEG 响应确定被试期望选择哪个物体(属于高层控制)。机器人然后会拿起期望的物体,利用重复改善精度。该研究报道,仿人机器人可以在 5 秒以 95% 的准确率从 4 个可能的选项中作出选择^[8, 19]。日本本田公司的开发人员基于 EEG 和近红外光谱(Near infrared spectrum, NIRS)记录测试者在想象一些简单的动作时(如移动右手、移动左手),大脑头皮的电位变化和脑血含氧量变化的信息,并将解码的结果通过无线传输技术传送给机器人阿西莫(Asimo),实现由测试者的想象来控制该仿人机器人。然而这一历史性的实验还处于实验室基础研究阶段^[20]。美国杜克大学训练的猴子用脑信号通过互联网控制远在日本东京的仿人机器人,此研究取得了初步演示性的成功。该研究的方法是同时记录几百个运动皮层神经元的神经活动和猴子腿的三维位置,为了从神经元发放率预测运动参数,训练线性回归模型并用于从猴子的脑活动实时解码腿的位置,机器人的状态也通过视觉反馈呈现给猴子。这些研究表明了脑控仿人机器人的可能性^[4, 21]。

Galán 等采用正则化变量分析方法选择用户特

定和稳定的 EEG 特征,该特征使不同心理任务产生的模式之间具有最大的可分性,同时在 BMI/BCI 系统和智能模拟轮椅之间引入共享控制系统,从而实现了异步非侵入 BCRI 连续控制机器人^[14]。该研究虽然利用了机器人本身不同层次智能,结合 BMI/BCI 系统和智能机器人之间相互作用的共享控制技术以克服在线 EEG 的非平稳性,辅助用户安全和平稳控制机器人,但控制结果可能并非用户所想。基于环境滤波器的共享控制系统在 BMI/BCI 性能较低时提高了 BMI/BCI 性能,在 BMI/BCI 性能较高时共享控制甚至降低 BMI/BCI 的性能。

Iturrate 等提出了一种新的非侵入脑控轮椅,把 P300 视觉刺激与实时虚拟重构的场景相结合,被试通过该图形用户接口控制机器人轮椅^[15]。脑控接口识别的目标和命令与机器人轮椅的自主导航系统相结合,从而使被试能够相对轻松地成功操作该装置,实验研究结果的综合评价表明系统具有极好的适应性、高鲁棒性以及低变异性^[15],然而仅限于 P300 和正常被试,需要考察与其他神经机制的结合并使用严重运动残疾人被试来检验控制效果。

长期以来,一些研究人员一直认为只有基于侵入方法采集的较高空间分辨率和高信噪比的脑信号能够实现对机器人连续、精细和复杂的运动控制^[42-46, 91-92],而基于非侵入在人类头皮测量的空间分辨率低和噪声污染大的脑电难于控制快速和复杂的动作序列^[11, 48]。然而,迄今,包括上述代表性研究工作在内的许多实验已经证明,结合先进的机器学习算法、智能控制策略和先进的机器人技术,非侵入方法 BMI/BCI 所实现的运动时间、精度和准确性可与侵入方法 BMI/BCI 相比。不仅侵入方法取得了三维运动控制和抓握控制,非侵入方法也已经取得了同等效果的控制^[73, 93-97]。研究人员已经分别利用两种方法实现了从控制光标运动范式到控制实际机械设备的平稳过渡^[8]。两种采集方法都已经成功地证明了控制机器人装置的可行性^[8, 98]。然而,与高成本、有损风险和长期难于稳定的侵入方法相比,头皮无损 EEG 具有潜在的实用前景。

以上这些代表性的具体实验研究例证也支持了前面归纳总结的 BCRI 系统结构和 BCRI 中两类重要的控制策略,也将为后续 BCRI 的研究产生深远的影响。

2 BCRI 中的关键技术之一: BMI/BCI 模块与 RMCA 模块的双边适应和融合

在一些 BCRI 研究中, BMI/BCI 模块指令没有结合传感器检测的机器人状态和环境信息,而由被试根据这些状态和信息切换或调整脑状态直接控制^[12, 16, 20];另外一些研究则结合了机器人状态和环

境信息状态,例如融合环境滤波器的共享控制、利用有限状态自动机的控制以及脑控机器人(Brain-controlled robot, BCR)与自主导航模块协同控制^[6-7, 11, 13-15, 19]. 下面总结 BCRI 中 BMI/BCI 模块与 RMCA 模块适应和融合的必要性,给出对应的适应和融合方法,并明确指出适应融合的优势.

2.1 适应和融合的必要性

从 BCRI 研究中归纳出适应和融合的必要性如下:

1) 目前 BMI/BCI 技术自身的准确性、速度和可靠性还不高,其性能对于控制快速和复杂的运动序列仍然太慢^[7]. 然而,机器人控制往往需要实时、连续、复杂的精细控制,尤其要求平稳安全地运行. 若干研究表明单纯地直接映射思维命令为机器人运动行为难以取得有效的控制, BMI/BCI 指令需结合机器人传感器信息导航机器人^[11]. 因此,对于 BMI/BCI 应用于脑控机器人,其与机器人的协同控制成为必然.

2) BMI/BCI 的功能和输出与 RMCAI 的功能和输入不兼容,需要二者适应和融合. BMI/BCI 的功能是解码用户思维意图相关的脑信号,识别用户控制意图,其输出往往是逻辑控制信号,而 RMCAI 的功能是接受用户的外周神经和肌肉输入的控制意图,其输入往往是语义控制信号^[49-50].

3) 实际应用中,用户需要优良的 GUI,使 BCRI 容易理解、容易操作,这对于成功的 BCRI 是必需的,否则效率低会导致用户拒绝使用. 此外需要 GUI 提供神经反馈给用户,以实现用户与 BMI/BCI、用户和机器人控制的双边自适应^[99].

2.2 适应和融合的方法

针对以上必要性,相应的适应和融合方法如下:

1) BMI/BCI 模块与 RMCA 模块的协同控制

针对目前 BMI/BCI 性能的局限性,一种可选的解决方法是利用智能自主或半自主机器人系统的协作能力,使用户在一个更高的层次上执行控制,负责高级规划,其任务仅仅通过 BCRI 菜单系统选择目的地和处理意外的情况,中间规划和低层执行由自主导航系统和智能控制系统高效、安全地完成^[6-7, 11, 13-15, 19]. 自主导航系统负责驾驶移动机器人或机械手到给定的目的或接近要操作的物体,同时也避开由传感器探测的静态和动态障碍,智能控制系统可以实现连续精细的控制^[11, 15, 64]. 目前,自主导航系统中环境模型生成器可采用二进制占用网格地图方法建立模型静态障碍以及自由空间,另外用一组扩展卡尔曼滤波器追踪机器人周围移动的物体^[60-61];而自主运动规划器的策略规划可利用动态导航函数计算策略信息^[62]以及被动避碰^[63]. 自主

任务规划也可以由有限状态自动机建模^[11, 15].

2) 利用式 (11) 设计一个适当的映射 M , 把 BMI/BCI 模块输出的逻辑指令转化为 RMCA 的输入语义指令,从而实现 BMI/BCI 模块与 RMCA 模块的适应^[6-7, 13, 15]. 在图 2 中由指令映射模块完成.

3) 融合的图形用户接口. 可以通过研究 BMI/BCI 图形用户接口模块的视觉刺激、听觉刺激、运动想象和高级认知提示、RMCAI 图形用户接口主窗口程序的菜单系统和运动参数命令选项、实时虚拟环境模型的目标区域、可视化的神经反馈之间的最优布局和关联来实现^[7, 15, 18]. 图 4 为基于脑神经功能可塑性机制的在线实时可视化神经反馈,它在被试训练主动适应机器人分类算法和切换思维任务调整控制策略具有重要的作用. 一个最优融合的图形用户接口是 BCRI 系统成功的关键特征之一,如图 2 中虚线框所示.

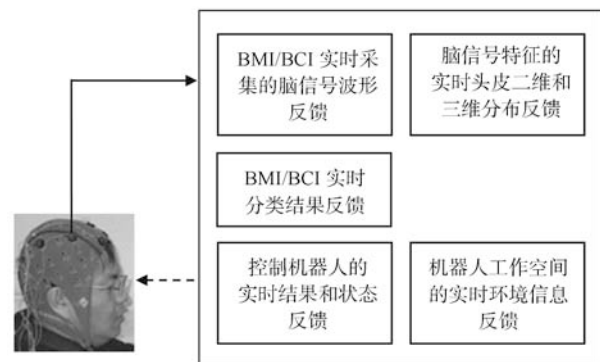


图 4 基于脑神经功能可塑性机制的在线实时可视化神经反馈

Fig. 4 On-line real-time and visual neurofeedback based on brain function plasticity mechanism (realized by GUI)

2.3 适应和融合的优势

归纳如下:

1) 可以利用机器人的自主性弥补 BMI/BCI 低的信息传输率,可为脑控制机器人完成复杂和连续的运动和操作提供一个良好的选择. 自主导航技术提供了安全可靠的导航功能,甚至在未知和动态的场景中^[7-8, 100].

2) BCRI 用 BMI/BCI 的命令操作 RMCAI 的菜单系统,可以实现用少量的 BMI/BCI 命令浏览更多的机器人控制命令^[15]. 融合的用户接口允许用户直观、容易地与机器人交互.

3) 双边适应和融合便于有机结合基于目标选择控制和基于运动控制这两种控制策略,系统需要用户最少的输入和注意力^[11, 15, 64].

3 BCRI 中的关键技术之二: 脑信号自适应特征提取算法和自适应特征分类算法 — 机器适应人

BMI/BCI 模块是 BCRI 系统的关键组件, 一个实用的 BCRI 系统有赖于 BMI/BCI 模块准确、快速和可靠地识别用户的思维意图, 这主要取决于 BMI/BCI 模块中的两个关键子模块: 自适应特征提取算法和自适应分类算法。

3.1 脑信号自适应特征提取算法

特征提取和选择是 BMI/BCI 解码心理任务最重要的环节, 直接决定分类器的性能。

目前可选的脑信号特征提取方法有: 1) 分段方法; 2) 滑动窗口方法; 3) 自适应方法。滑动窗口方法在精度方面与自适应方法相比没有优势^[86]。需要自适应特征提取算法的本质原因是脑信号具有高度的非平稳性, 例如 EEG, 特征模式不是恒定不变的, 从离线到在线以及在线反馈运行期间, 脑信号特征分布常常不一致, 需要自适应特征提取, 这是 BCRI 算法适应人脑信号变化的客观事实。通常, 可以用下式作为脑信号的自适应特征估计器:

$$\hat{\theta} = E(f(x)) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N f(x_k) \quad (17)$$

其中, N 为估计特征的数据段长度 (数据窗口长度), $E(\cdot)$ 为期望算子, $f(x)$ 为脑信号特征函数, 应用于每个数据样本, 选择的估计量 θ 是 $f(x)$ 的期望。采用因果算法, 自适应特征估计方程为

$$\hat{\theta}(k) = (1 - AS) \cdot \hat{\theta}(k - 1) + AS \cdot f(x_k) \quad (18)$$

其中, $\hat{\theta}(k - 1)$ 为前一时间点的估计, $f(x_k)$ 为当前 t 时刻的特征值, AS 为自适应速度或更新系数 (Adaptive speed), 初始值为 $x(k = 0)$ 。在需要平均值时, 自适应的平均值估计量 $\hat{\theta}(k)$ 可用于估计所有自适应特征。

对于脑电信号特征函数 $f(x)$ 的选择, 已经有若干经典的刻画脑电特征的特征模式, 例如 Hjorth、Barlow、Wackermann、Brain-Rate、AAR 参数、一些频带功率估计变量以及时域参数 (TDP)^[91, 101-105]。已有研究证明, 时-空-频特征的组合方法可取得较好的分类正确率^[86-87]。对于估计的自适应特征, 需要用线性分类器或非线性分类器鉴别其分类性能, 进行比较和优选, 提取和选择稳定的差异显著的刻画心理任务的特征模式。迄今, 对脑信号自适应特征提取算法研究较少, 需要进一步探索和突破。

3.2 脑信号自适应分类算法 — 机器适应人

由于脑信号的高度非平稳性, BMI/BCI 模块的分类算法还远没有得到很好的解决, 传统的静态分类算法在线应用错误识别率高, 可靠性难于保证。目前, 脑电信号自适应分类算法具有潜在的优势, 这方面的研究仍然需要创新和突破。

1) 需要脑信号自适应分类器算法的原因

a) 从离线到在线反馈的过渡, 从一个试验到另一个试验的过渡, 若干研究已经证明脑信号特征模式分布发生了变化, 对分类性能主要的不利影响是由训练到测试的初始漂移引起的^[80, 106]。离线标定分类器不仅费时而且过渡到在线反馈时性能变差, 虽然所有成功的 BMI/BCI 系统依赖于有效实时的反馈, 但实时反馈将改变被试的心理决策, 从而也改变了 EEG 模式的分布, 该分布不同于没有反馈的 EEG 模式数据分布, 因此分类器必须在线自适应^[86]。Ferreira 等表明 BMI/BCI 实验研究应用的三个阶段 (训练被试和训练分类器; 在模拟的应用环境下训练被试控制被控对象; 在实际的应用环境下控制实际物理对象, 评价系统性能指标) 数据分布的差异会导致分类性能下降^[107]。

b) 传统的 BMI/BCI 技术主要依靠人类脑功能神经的可塑性对生物反馈的适应, 被试学习需要机器理解的心理状态, 调整脑信号模式直到分类器可靠工作^[80]。这是一种被试在线单边主动适应参数固定的分类算法框架。其存在的缺陷是: 被试为取得好的分类性能, 必须适应静态分类器, 训练时间长, 心理负荷重, 降低了被试对 BMI/BCI 的接受程度^[87]。

c) BMI/BCI 在线实时反馈运行期间, 当被试执行操作脑-机接口所需要的心理任务时, 其大脑还从事其他不间断的活动, 所测量的脑信号是这两种活动的组合, 并且连续记录引起高度变化的响应, 一些众所周知的因素如: 注意力程度、疲劳、动机的变化调理这些连续的状态。总之, 大脑活动随时间自然变化, 脑信号具有高度的变异性^[87, 89, 108]。Shenoy 等提供了在线实验中 EEG 分布变化的证据^[88]; Blankertz 等表明 Trial 与 Trial 之间 ERP 幅度的变化在目标和非目标两类中非常高这一事实, 使得分类问题成为一个非常困难的问题, 需要应用复杂的自适应机器学习技术^[78]; Vidaurre 等表明 EEG 特征的非平稳性可以用特征空间的 2D 投影证明, 被试 EEG 特征分布的漂移显示了数据的统计特性如何随时间变化^[89]。

2) 引入脑信号自适应分类器算法的目的

基于以上原因, 需要在 BCRI 中引入完全在线自适应分类算法, 实时更新分类器参数, 其目的是: a) 提高分类正确率; b) 提高 BMI/BCI 的鲁棒性和

可靠性; c) 减轻被试的训练时间和执行操作的心理负荷; d) 从人主动适应机器分类算法过渡到机器主动适应人, 不是强制地训练被试去控制, 而是让被试自然地控制。

3) 实现自适应分类算法的方法

已经提出的各种方法处理脑电信号的非平稳行为, 不同类型的 BMI/BCI 系统采用的模式特征和分类算法不尽相同, 因此需要的自适应算法也不一样。自适应算法的效果和适用性与 BMI/BCI 类型相关, 可以采用机器学习自适应技术使常规分类算法的多种参数适应用户脑信号特定的特征, 期望利用系统灵活的适应性缓解被试较大的学习负担^[87-90]。

归纳起来, 主要有如下自适应分类方法 (也列出传统的静态基线分类器, 研究自适应分类方法通常与其做对比研究):

a) 静态基线分类器: 没有自适应的分类器, 分类器离线训练后参数不再变动, 然后直接用于在线, 训练被试适应该分类器。

b) 传统的不连续自适应分类器: 间隔更新适应, 但不是连续更新分类器参数。

c) 连续自适应分类器: 每个 Trial 更新, 有如下两类:

i) 有监督的连续自适应分类器. 需要知道更新参数前样本的真实标签, 实际 BMI/BCI 应用中, BMI/BCI 系统和实验者事先不知道样本的真实标签. 真实标签由实验者报告, 不实际。

ii) 无监督的连续自适应分类器. 不需要训练样本的真实标签, 更接近实际应用。

在特定的 BMI/BCI 系统下, Vidaurre 等的研究表明自适应分类器比静态基线分类器表现出更好的性能, 连续自适应分类器比不连续自适应分类器显示统计上显著较好的性能^[87-90]。对于 BMI/BCI 中最常遇到的两类分类问题, 可以用线性分类器线性判别分析 (Linear discriminant analysis, LDA) 进行有效分类, 自适应 LDA 分类算法可以在线有监督自适应更新每一类的均值、协方差矩阵; 也可以固定分类超平面的法向量, 无监督自适应两类均值的平均值和偏差。例如, 一个典型的无监督在线自适应 LDA 分类算法可以为

$$\boldsymbol{\mu}(k) = (1 - \eta)\boldsymbol{\mu}(k - 1) + \eta\boldsymbol{x}(k) \quad (19)$$

$$b(k) = -\boldsymbol{w}^T \boldsymbol{\mu}(k) \quad (20)$$

其中, $\boldsymbol{\mu}(k)$ 、 $\boldsymbol{\mu}(k - 1)$ 分别为当前和前一时刻两类均值的平均值, η 为更新系数, $\boldsymbol{x}(k)$ 为当前 Trial k 的样本特征向量, 没有类别标签, \boldsymbol{w} 为分类超平面的法向量, $b(k)$ 为当前的偏差。然而, 传统的 LDA 分类器离线训练好参数 \boldsymbol{w} 和 b 后, 用于在线反馈时不再调整标定和反馈之间的偏差, 表现出更差的性能^[87]。对于目前 BMI/BCI 中的自适应分类算法,

其引入后对 BMI/BCI 信息传输率改善的程度及其引入对被试的影响等问题仍然需要深入的研究。此外, Galañ 等引入先进的机器人技术来克服自适应存在的局限性^[14]。

4 BCRI 中的关键技术之三: 人、BMI/BCI 模块、RMCA 模块的三边自适应控制

BCRI 系统中有三种不同但又紧密联系的自适应学习: 1) 被试这一智能控制器的训练学习 (人的训练); 2) BMI/BCI 模块分类算法这一智能处理器的训练学习 (机器的训练); 3) RMCA 模块的智能自主学习 (如利用多层感知器神经网络作为控制器等)。研究人员目前主要以如下方式处理它们之间的关系:

1) 人主动适应 BMI/BCI 模块的分类算法

基于脑功能神经可塑性机制, 利用在线实时神经反馈训练被试 (如图 4 所示), 被试自适应学习控制思维任务的脑皮层活动, 形成操作性条件作用, 产生差异显著、可分性好的独特脑信号模式使 BMI/BCI 模块固定参数的分类算法错误分类率最小化^[45-46, 72]。该方法使人主动适应机器分类算法, 是一种人-机单边自适应方法, 已有研究表明这是被试能够成功操作 BMI/BCI 非常关键的方法^[109-111]。然而, 被试训练量大的问题一直是基于运动想象和高级认知活动这一类 BMI/BCI 的难题。

2) BMI/BCI 模块的分类算法主动适应人

为能够显著减轻用户的训练量, 同时适应脑信号高度的非平稳性和变异性, 引入在线完全自适应分类算法实时动态更新分类器参数, 可望提高 BCRI 中 BMI/BCI 模块分类的正确率和鲁棒性。该方法使机器分类算法主动适应人, 也是一种人-机单边自适应方法。目前已有研究表明该方法具有潜在的前景^[87-90], 如式 (19) 和式 (20) 典型的无监督在线自适应 LDA 分类算法实例。然而, 脑信号自适应分类算法目前仍然不具有普遍适用性, 尚需要创新和突破。

3) 人和 BMI/BCI 模块分类算法双边自适应

为了进一步减轻用户的训练量, 提高 BMI/BCI 模块分类的正确性、快速性和稳定性, 已有研究提出基于神经反馈人-机双边自适应方法^[99]。人主动适应机器分类算法和机器分类算法主动适应人相结合, 引入人-机双边自适应方法可以缓解直接脑控机器人中存在的两难境地 (Man-machine learning dilemma, MMLD): 人和机器两个系统强烈相互依存, 但必须独立适应彼此^[11, 87, 99, 112]。双边自适应相互学习过程可以促进和加速用户训练期, 虽然用户仍然需要学会调制他们的脑信号, 但不是所有训练负担加在他们肩上, 同时可望提高 BMI/BCI 系统的精度和鲁棒性^[113], 如图 5 所示。

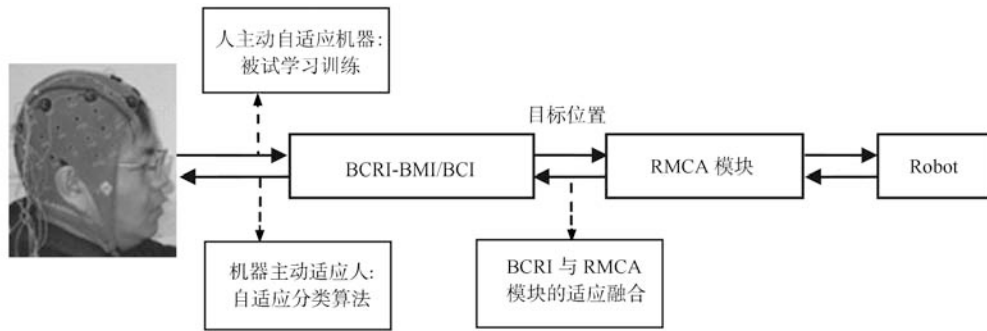


图5 人与 BCRI-BMI/BCI 模块分类算法的双边自适应以及与 RMCA 模块的三边自适应

Fig. 5 The bilateral adaptation between human and BCRI-BMI/BCI module and the trilateral adaptation among human, BCRI and RMCA

4) 人、BMI/BCI 模块分类算法和 RMCA 三边自适应控制

实际上, 在 BCRI 系统中存在三个独立又相互紧密联系的实体: 人(用户)、BCRI (包含 BMI/BCI) 模块和 RMCA 模块, 如图 3 所示. 图 5 表明了这三个实体的自适应——用户与 BCRI-BMI/BCI 模块双边自适应, BCRI-BMI/BCI 模块与 RMCA 双边适应融合. 该方法使整个系统成为有机的整体, 可望能够实现平稳、安全、正确、快速地脑控机器人. 该方法需要进一步深入研究.

5 BCRI 中若干其他重要问题和进一步的研究方向

上面通过对 BCRI 实验研究文献的研究, 综述了 BCRI 研究中的几个关键技术. 根据若干重要国际期刊文献的报道^[11, 13-16, 19], 脑控机器人接口技术是一个高度跨学科的研究方向, 其核心技术涉及了模式识别和机器学习技术、信号处理技术、智能控制技术、机器人技术以及脑信号采集所需要的传感器技术. 除此之外, 脑控机器人接口中思维意图如何产生脑信号与认知神经科学、神经工程和心理学紧密相关^[33-36, 48-56]. 它的成功需要自动化领域和机器人领域的研究者与生物医学工程领域的研究者密切合作. 下面将指出 BCRI 中若干重要问题和进一步研究的方向:

1) BCRI 中心理任务和神经机制选择问题以及进一步的研究方向

目前, 用户可以用若干心理任务操作 BCRI. 心理任务的脑神经机制是 BCRI 研究和开发的基石, 是特征提取的依据, 但为一些研究者忽视. BCRI 中常用的心理任务和神经机制有各自的特点和优势, 例如 EEG 技术能够探测与视觉刺激、凝视/注视角度、听觉刺激、体觉刺激、自愿的意图和其他高级认知状态相关联的调制的大脑活动. 这些活动的脑功能区位置分布、出现的时刻和期间、频率/频带和幅

度变化各不相同. 此外, 心理任务执行的难易程度, 用户完成心理任务的能力和效果需要定量评价. 因此, 应该根据特定应用和特定被试来选择神经机制和心理任务, 即不同的被试可以选择他们感觉更舒适的心理任务和神经机制^[14]. 对于选定的心理任务组, 各心理任务关联的脑信号特征模式之间是否具有显著的差异和可分性, 都需要定量统计研究确定, 这是正确操作 BCRI 的关键^[11].

迄今, 对于 BCRI 中的核心模块 BMI/BCI, 大部分研究基于一种神经机制, 例如, 基于稳态视觉诱发电位 (Steady-state visual evoked potentials, SSVEPs)、基于 P300 诱发电位 (P300 EPs)、基于事件相关同步和去同步 (Event-related synchronization and desynchronization, ERS/ERD)、基于运动相关电位 (Movement-related potentials, MRPs) 和基于慢变皮质电位 (Slow cortical potentials, SCPs) 等^[83, 114-117]. 现在基于两种以上多神经机制混合实现更复杂的通信和控制功能的 BMI/BCI 已经被研究和开发^[118-121]. 但是, 在同一个 BMI/BCI 系统中被试在两种不同类型的神经机制之间进行切换, 对 BMI/BCI 性能和被试行为的影响有待评估.

另外, 不同神经机制(或不同范式)的 BMI/BCI 正确分类率和速度不一样, 研究和开发的难度是有差别的, 适用的用户人群也不一样. 例如利用 EEG 的 BMI/BCI 有基于外部刺激事件相关响应的 BMI/BCI 和基于自愿调制脑活动控制的 BMI/BCI 两个大的类别, 各自特点不同. 基于视觉和听觉的 BMI/BCI 主要是通过“看”和“听”外部刺激来控制的^[92, 122-124]; 基于运动想象的 BMI/BCI 是通过被试内心“想和感觉意识”来控制的^[15].

一些研究组在 BCRI 利用的若干传统实验范式的基础上进行改进, 创新实验范式和 BCRI 图形用户接口. 这些工作可以使被试更容易使用 BCRI 并减轻其心理负荷, 从而提高 BCRI 的性能和接受程

度。另外, 基于目前有限的可利用神经机制和它们的局限性, BCRI 研究和开发者非常有必要探索和发现新的神经机制用于 BCRI, 这需要多学科协同研究。

2) BCRI 中的神经反馈和用户训练 — 人自适应机器和进一步的研究方向

a) BCRI 中的神经反馈问题

所有成功的 BCRI (BMI/BCI) 系统都依赖于有效的在线实时神经反馈。脑控机器人接口系统是人-机直接连接的系统: 人作为控制器, 通过思维意图诱发的脑信号完成任务的决策和分配, 成为系统中的一个关键部件。因为整个系统的控制信号源是人类用户的脑信号, 在用户操作脑控机器人时, 其心理任务相关的脑神经功能的变化将直接影响整个系统的性能。如图 4 形成一个闭环神经反馈 (主要通过视觉, 也可以是听觉、触觉反馈等)。BCRI 中的神经反馈允许用户在发生心理状态识别误差或机器人行为误差时, 通过及时调整心理任务的执行方式或者切换心理策略快速地调整/修正机器人的轨迹^[11]。Iturrate 等也指出 BCRI 中神经反馈的作用是促使被试实时调整心理控制策略, 实现控制目标^[15]。神经反馈对被试行为和系统性能的影响尚需要深入研究。

b) BCRI 中用户的训练 — 人自适应机器

目前, 人是限制 BCRI 系统性能的主要因素。作为 BCRI 控制信号源的被试, 其性能 — 行为和心理学具有不确定性, 可能在很大的范围内变化。脑信号高度的非平稳性对固定参数的分类器性能有重大影响, 需要提高用户与 BCRI 接口的能力^[14]。因此, 用户主动适应机器分类算法是至关重要的^[88, 90]。若干研究已经证明了大脑神经功能具有可塑性, 可以通过神经反馈重塑某一功能的神经系统活动。在 BMI/BCI 研究文献中也已经证明了被试能够学会控制他们的大脑运动皮层活动, 因此能够操作 BMI/BCI^[44-46, 72, 109-111]。迄今有若干训练用户的方法。传统的离线无反馈训练方法效果不佳, 已被证明是不必要的, 因为用户可以仅仅基于在线系统的响应找到控制自己脑信号的策略从而控制机器人任务^[125-126]。在线实时反馈用户单边自适应方法 (分类器参数固定) 以及目前较先进的在线实时反馈人-机双边自适应方法 (分类器参数同时实时更新) 可以减少训练时间, 提高训练效果^[99, 112]。在 BCRI 中引入基于脑神经功能可塑性机制的在线实时可视化神经反馈实现对被试的训练, 如图 4 所示, 要求训练的图形用户接口生动形象, 避免枯燥, 简单易理解, 通过可视化“所想即所得”自学习控制某一心理任务的执行, 这样的图形用户接口可以提高学习效率。另外, 制定适当的训练协议并定量评价被试训练效果和训练量也是必要的。总之, 探索有效的用户

训练方法, 减少成功操作接口需要的用户训练量是 BCRI 研究的重要任务之一。

3) BCRI 系统性能评价方法问题

基于脑信号识别用户意图是脑-机器接口的核心任务, 传统脑-机器接口的文献考虑了实际应用的安全可靠性以及用户的可接受性, 把低的分类误差作为其非常关键的性能指标。另一方面, 为实现有效的通信和控制, 实时性是必须考虑的。除了要求识别正确率高外, 脑-机器接口还应该反应迅速, 达到足够的比特率实现交互^[87]。脑-机器接口中分类误差率 ER (式 (8)) 指标只考虑了分类精度; 信息传输率 ITR (式 (9)) 指标同时考虑了分类精度和分类的类别数, 主要用于比较不同 BMI/BCI 方法和测量系统的改进^[33-34, 81-82]。此外, 人们也提出了互信息 MI (式 (10)) 采用随机过程的熵差值度量 BMI/BCI 输出的有用信号^[83-84]。对于异步脑-机器接口, 一些文献提出了如下性能指标: TPR (True positive rate) — 自定进度的 BMI/BCI 系统正确探测有意控制 IC (Intentional control) 命令的百分比; FPR (False positive rate) — 在无控制 (No control, NC) 意图期间系统错误决策的百分比^[127-129]。

以上这些指标从不同侧面衡量了脑-机器接口的性能。然而, 对于一个实用的脑控机器人接口系统来说, 脑-机器接口只是其中的一个关键子系统, 如图 3 所示。仅仅按上述指标评价其性能是不够的, 还需结合控制对象来全面评价整个系统以及各子系统的性能^[14]。例如对于脑控智能移动机器人轮椅的评价, 一些文献的评价包括了系统整体性能的评价、两个主要系统脑-机器接口性能和导航系统性能的特定评价、用户性能评价 (包括行为、心理等) 和变异性评价^[15, 81-84, 127-132]。一些研究分析实验期间的两种变异性: 用户内变异性和用户间的变异^[15]。此外, 被试使用 BCRI 达到一定性能指标所需要的平均训练时间是基于运动想象 BCRI 的一个非常关键的指标。

4) 脑信号采集问题和进一步的研究方向

迄今还没有一种脑信号采集手段兼具佩戴方便、感觉舒适、外形美观以及在实用于日常生活的同时采集到高质量的脑信号等优点。这也是下一步脑信号采集研究的要求和方向。目前最有前景的干电极方法仍然在研究中^[8, 133]。

虽然侵入方法采集脑信号具有高的信号质量和信息传输率, 然而除了成本高和固有的感染风险外, 证明其临床试验具有长期的稳定性也是很关键的广泛使用前提^[8, 98]。如果植入式方法成熟并为人类接受, 那么基于植入式 BMI/BCI 控制机器人可能是最理想的。非侵入式测量手段是最有前景的采集方法^[49]。目前已有若干非侵入方法采集脑信号用于研究开发 BMI/BCI^[134-135], 其中 EEG 以其较高的时

间分辨率和便携性为研究者青睐; 其他非侵入方法虽然空间分辨率较高, 但因为其固有的时间分辨率较低, 时延大而难于用作实时控制, 加之体积庞大和价格昂贵也难于在脑控技术中应用于个人用户. 然而, 基于 EEG 的 BMI/BCI, 通过在头皮表面测量大量神经元群综合的电活动. 其所测量的电活动是不同功能的皮质区产生的电活动相互重叠的综合结果, 加之在头皮测量的脑电活动衰减严重, 从而使该类 BMI/BCI 受到了 EEG 固有的空间分辨率低和信噪比低的瓶颈制约, 是研究者面临的巨大挑战^[98].

5) 脑信号预处理问题和进一步的研究方向

脑信号中常用的 EEG 的一个主要问题是信噪比低, 文献 [80] 强调一个机器学习方法最终获得成功通常依赖于对数据适当的预处理. 信号预处理的主要目的是剔除神经伪迹和非神经伪迹, 提高有用信号的信噪比, 增强心理任务相关脑信号的特征模式. 此外, 通过预处理提高空间分辨率, 使要利用的脑信号表征特定脑区的活动, 为进一步提取特征提供基础. 在线应用需要有效的自动剔除伪迹算法, 避免其他信号参与控制. 然而迄今, 脑-机器接口的大部分文献对伪迹剔除没有给予足够的重视, 或没有明确给出特定的伪迹剔除方法或算法, 或是人工伪迹剔除, 工作量很大, 效果难于衡量, 不适于在线实时控制^[136]. 因此, 有效的在线自动伪迹剔除是下一步脑信号预处理的研究方向.

6) BCRI 执行协议问题和未来研究点

对于 BCRI 中利用最多的脑电信号而言, 在标准临床协议中, EEG 信号同步于外部提示, 多个单次试验 (Trials) 的平均可以增加信噪比. 然而, 若采用此同步方式平均若干 Trials 后去控制机器人, 显然时延太大. 另外, 同步方式的单次试验在线分析通常为低于 0.5 b/s 的信道容量. 造成这样一个低比特率的最主要原因是使用同步协议, 分析的事件相关 EEG 锁时于由外部定节奏的提示, 每隔 4~10 秒重复一次^[48].

迄今, BCRI 的大部分研究以同步 BCRI 框架为主. 然而, 从同步执行协议过渡到异步执行协议, 研究者将面临巨大的挑战. 在异步 BCRI 框架下用户不再按照机器的提示操作 BCRI, 而是按自定的节奏操作. 此时需要设计更加复杂和先进的分类算法分析连续的 EEG 活动以确定被试的心理状态, 如起动和停止意图、无控制意图状态、有意控制状态等. 虽然一些研究者强调异步协议可以使被试更加自然自主地操作 BCRI, 并可能大大提高信息传输率, 符合于实际应用, 但在特殊应用条件下仍然需要同步执行协议^[137-138].

另外, 为降低异步 BCRI 实现的难度和提高其性能, 有必要把执行协议与机器人状态和环境信息相融合^[139-142]. 一些研究利用有限状态自动机

原理、机器人的自主行为和导航系统实现异步执行协议, 把先进的机器人技术与异步脑电分析和机器学习技术相结合, 实现对于一个移动机器人的制控^[11, 14-15]. 在 BCRI 中如何有效实现异步协议并与同步协议结合是下一步 BCRI 执行协议的研究点.

6 结束语

直接脑控机器人接口 (BCRI) 技术是近些年来脑-机器接口 (BMI/BCI) 在控制和服务/康复机器人领域的重要应用和研究方向. 本文介绍了 BCRI 的范畴、概念、目标和应用领域, 给出了 BCRI 的数学描述, 指出已有 BCRI 框架的不足之处, 归纳并综合了 BCRI 系统的结构, 并基于此结构, 论述了 BCRI 中基于 TSS 和基于 MCS 两种重要的控制策略, 指出实际的 BCRI 系统需要融合这两种策略. 接着, 分别阐述了 BCRI 中的三个关键技术: BMI/BCI 模块与 RMCA 模块的双边适应和融合, 脑信号自适应特征提取算法和自适应特征分类算法, 以及人、BMI/BCI 模块、RMCA 模块的三边自适应控制. 最后, 给出了 BCRI 中的若干其他重要问题和进一步研究的思路. 这些重要问题的最终解决有望显著提高脑控机器人接口系统的性能. 希望本论文能对该方向和相关领域的研究和开发工作起到促进作用, 同时架起 BMI/BCI 与机器人控制领域的桥梁, 加强多学科协作研究的局面.

References

- 1 Vidal J J. Toward direct brain-computer communication. *Annual Review of Biophysics and Bioengineering*, 1973, **2**(1): 157-180
- 2 Vidal J J. Real-time detection of brain events in EEG. *Proceedings of IEEE*, 1977, **65**(5): 633-641
- 3 Brain-computer interface from Wikipedia, the free encyclopedia [Online], available: http://en.wikipedia.org/wiki/Brain%E2%80%93computer_interface/, November 1, 2011
- 4 Kawato M. Brain controlled robots. *Human Frontier Science Program Journal*, 2008, **2**(3): 136-142
- 5 Iáñez E, Furió M C, Azorín J M, Huizzi J A, Fernández E. Brain-robot interface for controlling a remote robot arm. *Bioinspired Applications in Artificial and Natural Computation, Lecture Notes in Computer Science*, 2009, **5602**: 353-361
- 6 Luth T, Ojdanic D, Friman O, Prenzel O, Graser A. Low level control in a semi-autonomous rehabilitation robotic system via a brain-computer interface. In: *Proceedings of the 10th International Conference on Rehabilitation Robotics*. Noordwijk, Netherlands: IEEE, 2007. 721-728
- 7 Rebsamen B, Burdet E, Guan C T, Zhang H H, Teo C L, Zeng Q, Laugier C, Ang M H Jr. Controlling a wheelchair indoors using thought. *IEEE Intelligent Systems*, 2007, **22**(2): 18-24
- 8 McFarland D J, Wolpaw J R. Brain-computer interface operation of robotic and prosthetic devices. *Computer*, 2008, **41**(10): 52-56

- 9 Blankertz B, Tangermann M, Vidaurre C, Fazli S, San-nelli C, Haufe S, Maeder C, Ramsey L, Sturm I, Curio G, Müller K R. The Berlin brain-computer interface: non-medical uses of BCI technology. *Frontiers in Neuroscience*, 2010, **4**: 198
- 10 Brain-computer interface from Wikipedia, the free encyclopedia [Online], available: http://en.wikipedia.org/wiki/Brain%E2%80%93computer_interface_#commercialization_and_companies/, November 2, 2011
- 11 Millán J D R, Renkens F, Mourino J, Gerstner W. Non-invasive brain-actuated control of a mobile robot by human EEG. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2004, **51**(6): 1026–1033
- 12 Tanaka K, Matsunaga K, Wang H O. Electroencephalogram-based control of an electric wheelchair. *IEEE Transactions on Robotics*, 2005, **21**(4): 762–766
- 13 Vanacker G, Millán J D R, Lew E, Ferrez P W, Moles F G, Philips J, van Brussel, Nuttin M. Context-based filtering for assisted brain-actuated wheelchair driving. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2007, **2007**: 25130
- 14 Galán F, Nuttin M, Lew E, Ferrez P W, Vanacker G, Philips J, Millán Jdel R. A brain-actuated wheelchair: asynchronous and non-invasive brain-computer interfaces for continuous control of robots. *Clinical Neurophysiology*, 2008, **119**(9): 2159–2169
- 15 Iturrate I, Antelis J M, Kubler A, Minguez J. A noninvasive brain-actuated wheelchair based on a P300 neurophysiological protocol and automated navigation. *IEEE Transactions on Robotics*, 2009, **25**(3): 614–627
- 16 Ferreira A, Silva R L, Celeste W C, Bastos T F, Sarcinelli M. Human-machine interface based on muscular and brain signals applied to a robotic wheelchair. *Journal of Physics: Conference Series*, 2007, **90**: 012094
- 17 Ferreira A, Celeste W C, Cheein F A, Bastos-Filho T F, Sarcinelli-Filho M, Carelli R. Human-machine interfaces based on EMG and EEG applied to robotic systems. *Journal of Neuroengineering and Rehabilitation*, 2008, **5**: 10
- 18 Ferreira A, Bastos-Filho T F, Sarcinelli-Filho M, Cheein F A, Postigo J F, Carelli R. Teleoperation of an industrial manipulator through a TCP/IP channel using EEG signals. In: Proceedings of the 2006 IEEE International Symposium on Industrial Electronics. Montreal, Quebec, Canada: IEEE, 2006. 3066–3071
- 19 Bell C J, Shenoy P, Chalodhorn R, Rao R P N. Control of a humanoid robot by a noninvasive brain-computer interface in humans. *Journal of Neural Engineering*, 2008, **5**(2): 214–220
- 20 Honda announces brain-controlled Asimo robot [Online], available: <http://techon.nikkeibp.co.jp/english/NEWS.EN/20090401/168117/>, July 2, 2009
- 21 Monkey's thoughts propel robot, a step that may help humans by SANDRA BLAKESLEE [Online], available: <http://www.nytimes.com/2008/01/15/science/15robo.html>, January 15, 2008
- 22 Krusienski D J, Wolpaw J R. Brain-computer interface research at the Wadsworth center: developments in noninvasive communication and control. *International Review of Neurobiology*, 2009, **86**: 147–157
- 23 Scherer R, Müller P G R, Pfurtscheller G. Flexibility and practicality: graz brain-computer interface approach. *International Review of Neurobiology*, 2009, **86**: 119–131
- 24 Blankertz B, Losch F, Krauledat M, Dornhege G, Curio G, Müller K R. The Berlin brain-computer interface: accurate performance from first-session in BCI-naïve subjects. *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, 2008, **55**(10): 2452–2462
- 25 Blankertz B, Müller K R, Krusienski D J, Schalk G, Wolpaw J R, Schlögl A, Pfurtscheller G, Millán Jdel R, Schröder M, Birbaumer N. The BCI competition. III: Validating alternative approaches to actual BCI problems. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2006, **14**(2): 153–159
- 26 BCI competition IV [Online], available: <http://www.bbci.de/competition/iv/>, June 2, 2009
- 27 The annual BCI cesearch award [Online], available: <http://www.bci-award.com/>, December 22, 2009
- 28 Cincotti F, Bianchi L, Birch G, Guger C, Mellinger J, Scherer R, Schmidt R N, Suarez O Y, Schalk G. BCI meeting 2005-workshop on technology: hardware and software. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2006, **14**(2): 128–131
- 29 Kübler A, Mushahwar V K, Hochberg L R, Donoghue J P. BCI meeting 2005-workshop on clinical issues and applications. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2006, **14**(2): 131–134
- 30 McFarland D J, Anderson C W, Müller K R, Schlögl A, Krusienski D J. BCI meeting 2005-workshop on BCI signals processing: feature extraction and translation. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2006, **14**(2): 135–138
- 31 Wolpaw J R, Loeb G E, Allison B Z, Donchin E, Do Nascimento O F, Heetderks W J, Nijboer F, Shain W G, Turner J N. BCI Meeting 2005-workshop on signals and recording methods. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2006, **14**(2): 138–141
- 32 Institute for Knowledge Discovery Laboratory of Brain-Computer Interfaces [Online], available: <http://bci.tugraz.at/bci2011>, November 4, 2011
- 33 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
- 34 Vaughan T M, Heetderks W J, Trejo L J, Rymer W Z, Weinrich M, Moore M M, Kübler A, Dobkin B H, Birbaumer N, Donchin E, Wolpaw E W, Wolpaw J R. Brain-computer interface technology: a review of the second international meeting. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2003, **11**(2): 94–109
- 35 Vaughan T M, Wolpaw J R. The third international meeting on brain-computer interface technology: making a difference. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2006, **14**(2): 126–127
- 36 Vaughan T M, Wolpaw J R. Special issue containing contributions from the fourth international brain-computer interface meeting. *Journal of Neural Engineering*, 2011, **8**(2): 020201

- 37 Birbaumer N, Ghanayim N, Hinterberger T, Iversen I, Kotchoubey B, Kübler A, Perelmouter J, Taub E, Flor H. A spelling device for the paralysed. *Nature*, 1999, **398**(6725): 297–298
- 38 Mussa-Ivaldi S. Real brains for real robots. *Nature*, 2000, **408**(6816): 305–306
- 39 Nicolelis M A L. Actions from thoughts. *Nature*, 2011, **409**(6818): 403–407
- 40 Serruya M D, Atsopoulos N G, Paninsk I, Fellows M R, Donoghue J P. Instant neural control of a movement signal. *Nature*, 2002, **416**(6877): 141–142
- 41 Santhanam G, Ryu S I, Yu B M, Afshar A, Shenoy K V. A high-performance brain-computer interface. *Nature*, 2006, **442**(7099): 197–198
- 42 Scott S H. Converting thoughts into action. *Nature*, 2006, **442**(7099): 141–142.
- 43 Wessberg J, Stambaugh C R, Kralik J D, Beck P D, Laubach M, Chapin J K, Kim J, Biggs S J, Srinivasan M A, Nicolelis M A. Real-time prediction of hand trajectory by ensembles of cortical neurons in primates. *Nature*, 2000, **408**(6810): 361–365
- 44 John K C, Karen A M, Ronald S M, Miguel A L. Real-time control of a robot arm using simultaneously recorded neurons in the motor cortex. *Nature*, 1999, **2**(7): 664–670
- 45 Hochberg L R, Serruya M D, Friehs G M, Mukand J A, Saleh M, Caplan A H, Branner A, Chen D, Penn R D, Donoghue J P. Neuronal ensemble control of prosthetic devices by a human with tetraplegia. *Nature*, 2006, **442**(7099): 164–171
- 46 Taylor D M, Helms Tillery S I, Schwartz A B. Direct cortical control of 3D neuroprosthetic devices. *Science*, 2002, **296**(5574): 1829–1832
- 47 Musallam S, Corneil B D, Greger B, Scherberger H, Andersen R A. Cognitive control signals for neural prosthetics. *Science*, 2004, **305**(5681): 258–262
- 48 Wolpaw J R, Birbaumer N, McFarland D J, Pfurtscheller G, Vaughan T M. Brain-computer interfaces for communication and control. *Clinical Neurophysiology*, 2002, **113**(6): 767–791
- 49 Mason S G, Birch G E. A general framework for brain-computer interface design. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2003, **11**(1): 70–85
- 50 Mason S G, Bashashati A, Fatourechhi M, Navarro K F, Birch G E. A comprehensive survey of brain interface technology designs. *Annals of Biomedical Engineering*, 2007, **35**(2): 137–169
- 51 Bashashati A, Fatourechhi M, Ward R K, Birch G E. A survey of signal processing algorithms in brain-computer interfaces based on electrical brain signals. *Journal of Neural Engineering*, 2007, **4**(2): 32–57
- 52 Lotte F, Congedo M, Lécuyer A, Lamarche F, Arnaldi B. A review of classification algorithms for EEG-based brain-computer interfaces. *Journal of Neural Engineering*, 2007, **4**(2): 1–13
- 53 Mak J N, Arbel Y, Minett J W, McCane L M, Yuksel B, Ryan D, Thompson D, Bianchi L, Erdogmus D. Optimizing the P300-based brain-computer interface: current status, limitations and future directions. *Journal of Neural Engineering*, 2011, **8**(2): 025003
- 54 Brunner P, Bianchi L, Guger C, Cincotti F, Schalk G. Current trends in hardware and software for brain-computer interface (BCIs). *Journal of Neural Engineering*, 2011, **8**(2): 025001
- 55 Krusienski D J, Grosse-Wentrup M, Galán F, Coyle D, Miller K J, Forney E, Anderson C W. Critical issues in state-of-the-art brain-computer interface signal processing. *Journal of Neural Engineering*, 2011, **8**(2): 025002
- 56 Ritaccio A, Boatman-Reich D, Brunner P, Cervenka M C, Cole A J, Crone N, Duckrow R, Korzeniewska A, Litt B, Miller K J, Moran D W, Parvizi J, Viventi J, Williams J, Schalk G. Proceedings of the 2nd international workshop on advances in ElectroCorticography. *Epilepsy and Behavior*, 2011, **22**(4): 641–650
- 57 Gao Shang-Kai. Neural engineering and brain-machine interface. *Chinese Bulletin of Life Sciences*, 2009, **21**(2): 177–180
(高上凯. 神经工程与脑-机接口. 生命科学, 2009, **21**(2): 177–180)
- 58 Gao Shang-Kai. Oscillatory EEG based brain-computer interface. *Chinese Bulletin of Life Sciences*, 2008, **20**(5): 722–724
(高上凯. 基于节律性脑电信号的脑-机接口. 生命科学, 2008, **20**(5): 722–724)
- 59 Gao Shang-Kai. Comments on recent progress and challenges in the study of brain-computer interface. *Chinese Journal of Biomedical Engineering*, 2007, **26**(6): 801–803, 809
(高上凯. 浅谈脑-机接口的发展现状与挑战. 中国生物医学工程学报, 2007, **26**(6): 801–803, 809)
- 60 Montesano L, Minguez J, Montano L. Lessons learned in integration for sensor-based robot navigation systems. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 2006, **3**(1): 85–91
- 61 Montesano L, Minguez J, Montano L. Modeling dynamic scenarios for local sensor-based motion planning. *Autonomous Robots*, 2008, **25**(3): 231–251
- 62 Ranganathan A, Koenig S. A reactive robot architecture with planning on demand. In: Proceedings of the 2003 International Conference on Intelligent Robots and Systems. Las Vegas, NV, USA: IEEE, 2003. 1462–1468
- 63 Minguez J, Montano L. Nearness diagram (ND) navigation: collision avoidance in troublesome scenarios. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 2004, **20**(1): 45–59
- 64 Rebsamen B, Burdet E, Guan C, Zhang H H, Chee L T, Qiang Z, Ang M, Laugier C. A brain-controlled wheelchair based on P300 and path guidance. In: Proceedings of the 1st IEEE/Robotics and Automation Society and Engineer in Medicine and Biology Society International Conference on Biomedical Robotics and Biomechanics. Pisa, Italy: IEEE, 2006. 1101–1106
- 65 Schreuder M, Rost T, Tangermann M. Listen, you are writing! Speeding up online spelling with a dynamic auditory BCI. *Frontiers in Neuroscience*, 2011, **5**: 112
- 66 Nijboer F, Sellers E W, Mellinger J, Jordan M A, Matuz T, Furdea A, Halder S, Mochty U, Krusienski D J, Vaughan T M, Wolpaw J R, Birbaumer N, Kübler A. A P300-based brain-computer interface for people with amyotrophic lateral sclerosis. *Clinical Neurophysiology*, 2008, **119**(8): 1909–1916

- 67 Birbaumer N, Ghanayim N, Hinterberger T, Iversen I, Kotchoubey B, Kübler A, Perelmouter J, Taub E, Flor H. A spelling device for the paralyzed. *Nature*, 1999, **398**(6725): 297–298
- 68 Neuper C, Müller-Putz G R, Scherer R, Pfurtscheller G. Motor imagery and EEG-based control of spelling devices and neuroprostheses. *Progress in Brain Research*, 2006, **159**: 393–409
- 69 Sirvent J L, Azorín J, Iáñez E, Úbeda A, Fernández E. P300-based brain-computer interface for internet browsing. *Advances in Intelligent and Soft Computing*, 2010, **71**: 615–622
- 70 Mugler E, Bensch M, Halder S, Rosenstiel W, Bogdan M, Birbaumer N, Kübler A. Control of an Internet browser using the P300 event-related potential. *International Journal of Bioelectromagnetism*, 2008, **10**(1): 56–63
- 71 Karim A A, Hinterberger T, Richter J, Mellinger J, Neumann N, Flor H, Kubler A, Birbaumer N. Neural internet: web surfing with brain potentials for the completely paralyzed. *Neurorehabilitation and Neural Repair*, 2006, **20**(4): 508–515
- 72 Velliste M, Perel S, Spalding M C, Whitford A S, Schwartz A B. Cortical control of a prosthetic arm for self-feeding. *Nature*, 2008, **453**(7198): 1098–1101
- 73 Wolpaw J R, McFarland D J. Control of a two-dimensional movement signal by a noninvasive brain-computer interface in humans. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2004, **101**(51): 17849–17854
- 74 Bayliss J D. Use of the evoked potential P3 component for control in a virtual apartment. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2003, **11**(2): 113–116
- 75 Pfurtscheller G, Müller G R, Pfurtscheller J, Gerner H J, Rupp R. Thought-control of functional electrical stimulation to restore hand grasp in a patient with tetraplegia. *Neuroscience Letters*, 2003, **351**(1): 33–36
- 76 Popovic M R, Popovic D B, Keller T. Neuroprostheses for grasping. *Neurological Research*, 2002, **24**(5): 443–452
- 77 Pfurtscheller G, Guger C, Müller G, Krausz G, Neuper C. Brain oscillations control hand orthosis in a tetraplegic. *Neuroscience Letters*, 2000, **292**(3): 211–214
- 78 Blankertz B, Lemm S, Treder M, Haufe S, Müller K R. Single-trial analysis and classification of ERP components—a tutorial. *NeuroImage*, 2011, **56**(2): 814–825
- 79 Krusienski D J, Sellers E W, Cabestaing F, Bayouh S, McFarland D J, Vaughan T M, Wolpaw J R. A comparison of classification techniques for the P300 Speller. *Journal of Neural Engineering*, 2006, **3**(4): 299–305
- 80 Müller K R, Krauledat M, Dornhege G, Curio G, Blankertz B. Machine learning techniques for brain-computer interfaces. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2004, **49**(1): 11–22
- 81 Shannon C E, Weaver W. *The Mathematical Theory of Communication*. Urbana, Illinois: University Illinois Press, 1964. 23–64
- 82 Pierce J R. *An Introduction to Information Theory: Symbols, Signals and Noise*. New York: Scientific American, 1980. 145–165
- 83 Wolpaw J R, MacFarland D J, Vaughan T M, Schalk G. The wadsworth center brain-computer interface (BCI) research and development program. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2003, **11**(2): 204–207
- 84 Schlögl A, Neuper C, Pfurtscheller G. Estimating the mutual information of an EEG-based brain-computer interface. *Biomedical Engineering*, 2002, **47**: 3–8
- 85 Ding Xue-Gong. *Robot Control Research*. Hangzhou: Zhejiang University Press, 2006. 17–41 (丁学恭. 机器人控制研究. 杭州: 浙江大学出版社, 2006. 17–41)
- 86 Carmen V, Alois S. Comparison of adaptive features with linear discriminant classifier for brain computer interfaces. In: Proceedings of the 30th Annual International IEEE Engineering in Medicine and Biology Society Conference. Vancouver, British Columbia, Canada: IEEE, 2008. 173–176
- 87 Vidaurre C, Schlögl A, Cabeza R, Scherer R, Pfurtscheller G. Study of on-line adaptive discriminant analysis for EEG-based brain computer interfaces. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2007, **54**(3): 550–556
- 88 Shenoy P, Krauledat M, Blankertz B, Rao R P, Müller K R. Towards adaptive classification for BCI. *Journal of Neural Engineering*, 2006, **3**(1): R13–R23
- 89 Vidaurre C, Schlögl A, Cabeza R, Scherer R, Pfurtscheller G. A fully on-line adaptive BCI. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2006, **53**(6): 1214–1219
- 90 Vidaurre C, Kawanabe M, Bunau P, Blankertz B, Müller K R. Toward unsupervised adaptation of LDA for brain-computer interfaces. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2011, **58**(3): 587–597
- 91 Pop-Jordanova N, Pop J J. Spectrum-weighted EEG frequency (“brain-rate”) as a quantitative indicator of mental arousal. *Section of Biological and Medical Science*, 2005, **5541**(2): 35–42
- 92 Pan J, Gao X R, Duan F, Yan Z, Gao S K. Enhancing the classification accuracy of steady-state visual evoked potential-based brain-computer interfaces using phase constrained canonical correlation analysis. *Journal of Neural Engineering*, 2011, **8**(3): 036027
- 93 McFarland D J, Krusienski D J, Sarnacki W A, Wolpaw J R. Emulation of computer mouse control with a noninvasive brain-computer interface. *Journal of Neural Engineering*, 2008, **5**(2): 101–110
- 94 McFarland D J, Sarnacki W A, Wolpaw J R. Electroencephalographic (EEG) control of three-dimensional movement. *Journal of Neural Engineering*, 2010, **7**(3): 036007
- 95 Doud A J, Lucas J P, Pisansky M T, He B. Continuous three-dimensional control of a virtual helicopter using a motor imagery based brain-computer interface. *PLoS One*, 2011, **6**(10): e26322
- 96 Royer A S, Doud A J, Rose M L, He B. EEG control of a virtual helicopter in 3-dimensional space using intelligent control strategies. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2010, **18**(6): 581–589
- 97 Bradberry T J, Gentili R J, Contreras-Vidal J L. Reconstructing three-dimensional hand movements from noninvasive electroencephalographic signals. *Journal of Neuroscience*, 2010, **30**(9): 3432–3437
- 98 Lebedev M A, Nicolelis M A L. Brain-machine interfaces: past, present and future. *Trends in Neurosciences*, 2006, **29**(9): 536–546

- 99 Li J H, Zhang L Q. Bilateral adaptation and neurofeedback for brain computer interface system. *Journal of Neuroscience Methods*, 2010, **193**(2): 373–379
- 100 Montesano L, Diaz M, Bhaskar S, Minguez J. Towards an intelligent wheelchair system for users with cerebral palsy. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2010, **18**(2): 192–202
- 101 Hjorth B. EEG analysis based on time-domain properties. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, 1970, **29**(3): 306–310
- 102 Goncharova I I, Barlow J S. Changes in EEG mean frequency and spectral purity during spontaneous alpha blocking. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, 1990, **76**(3): 197–204
- 103 Wackermann J. Towards a quantitative characterisation of functional states of the brain: from the non-linear methodology to the global linear description. *International Journal of Psychophysiology*, 1999, **34**(1): 65–80
- 104 Schlogl A. *The Electroencephalogram and the Adaptive Autoregressive Model: Theory and Applications*. Aachen, Germany: Shaker Verlag, 2000
- 105 Pfurtscheller G, Neuper C. Motor imagery activates primary sensorimotor area in humans. *Neuroscience Letters*, 1997, **239**(2–3): 65–68
- 106 Krauledat M. Analysis of nonstationarities in EEG signals for improving BCI performance [Ph.D. dissertation], Technical University of Berlin, Germany, 2008
- 107 Ferreira A, Celeste W C, Cheein F A, Bastos-Filho T, Sarcinelli-Filho M, Carelli R. Human-machine interfaces based on EMG and EEG applied to robotic systems. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, 2008, **5**: 10
- 108 Blumberg J, Rickert J, Waldert S, Schulze-Bonhage A, Aertsen A, Mehring C. Adaptive classification for brain computer interfaces. In: Proceedings of the 29th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Lyon, France: IEEE, 2007. 2536–2539
- 109 Carmena J M, Lebedev M A, Crist RE, O’Doherty J E, Santucci D M, Dimitrov D F, Patil P G, Henriquez C S, Nicolelis M A. Learning to control a brain-machine interface for reaching and grasping by primates. *PLoS Biology*, 2003, **1**(2): e42
- 110 Lebedev M A, Carmena J M, O’Doherty J E, Zacksenhouse M, Henriquez C S, Principe J C, Nicolelis M A L. Cortical ensemble adaptation to represent velocity of an artificial actuator controlled by a brain-machine interface. *Journal of Neuroscience*, 2005, **25**(19): 4681–4683
- 111 Taylor D M, Tillery S I H, Schwartz A B. Information conveyed through brain-control: cursor versus robot. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2003, **11**(2): 195–199
- 112 Hwang H J, Kwon K, Im C H. Neurofeedback-based motor imagery training for brain-computer interface (BCI). *Journal of Neuroscience Methods*, 2009, **179**(1): 150–156
- 113 Schlögl A, Keinrath C, Scherer R, Furtscheller P. Information transfer of an EEG-based brain computer interface. In: Proceedings of the 1st International IEEE Engineering in Medicine and Biology Society Conference on Neural Engineering. Capri Island, Italy: IEEE, 2003. 641–644
- 114 Middendorf M, McMillan G, Calhoun G, Jones K S. Brain computer interface based on the steady-state visual-evoked response. *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, 2000, **8**(2): 211–214
- 115 Farwell L A, Donchin E. Talking off the top of your head: toward a mental prosthesis utilizing event-related brain potentials. *Electroencephalographic Clinical Neurophysiology*, 1998, **70**(6): 510–523
- 116 Lv J, Li Y Q, Gu Z H. Decoding hand movement velocity from electroencephalogram signals during a drawing task. *Biomedical Engineering Online*, 2010, **9**: 64
- 117 Birbaumer N, Hinterberger T, Kubler A, Neumann N. The thought-translation device (TTD): Neurobehavioral mechanisms and clinical outcome. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2003, **11**(2): 120–123
- 118 Allison B Z, Brunner C, Kaiser V, Müller-Putz G R, Neuper C, Pfurtscheller G. Toward a hybrid brain-computer interface based on imagined movement and visual attention. *Journal of Neural Engineering*, 2010, **7**(2): 026007
- 119 Li Y, Long J, Yu T, Yu Z, Wang C, Zhang H, Guan C. An EEG-based BCI system for 2-D cursor control by combining Mu/Beta rhythm and P300 potential. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2010, **57**(10): 2495–2505
- 120 Maye A, Zhang D, Wang Y J, Gao S K, Engel A K. Multimodal brain-computer interfaces. *Tsinghua Science and Technology*, 2011, **16**(2): 133–139
- 121 Long J Y, Li Y Q, Yu T Y, Gu Z H. Target selection with hybrid feature for BCI-based 2-D cursor control. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2012, **59**(1): 132–140
- 122 Bin G Y, Gao X R, Wang Y J, Li Y, Hong B, Gao S K. A high speed BCI based on code modulation VEP. *Journal of Neural Engineering*, 2011, **8**(2): 025015
- 123 Liu T, Goldberg L, Gao S K, Hong B. An online brain-computer interface using non-flashing visual evoked potentials. *Journal of Neural Engineering*, 2010, **7**(3): 036003
- 124 Guo J, Gao S K, Hong B. An auditory brain-computer interface using active mental response. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2010, **18**(3): 230–235
- 125 Kim H K, Biggs S J, Schloerb D W, Carmena J M, Lebedev M A, Nicolelis M A L, Srinivasan M A. Continuous shared control for stabilizing reaching and grasping with brain-machine interfaces. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2006, **53**(6): 1164–1173
- 126 Buttfeld A, Ferrez P W, Millán J D R. Towards a robust BCI: error potentials and online learning. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2006, **14**(2): 164–168
- 127 Mason S G, Birch G E. Temporal control paradigms for direct brain interfaces-rethinking the definition of asynchronous and synchronous. In: Proceedings of the 11th IEEE International Conference on Human-Computer Interaction. Las Vegas, Nevada, USA, 2005
- 128 Fatourehchi M, Ward R K, Birch G E. Performance of a self-paced brain computer interface on data contaminated with eye-movement artifacts and on data recorded in a subsequent session. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2008, **2008**: 749204

- 129 Townsend G, Graimann B, Pfurtscheller G. Continuous EEG classification during motor imagery-simulation of an asynchronous BCI. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2004, **12**(2): 258–265
- 130 Scherer R, Schloegl A, Lee F, Bischof H, Janša J, Pfurtscheller G. The self-paced Graz brain-computer interface: methods and applications. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2007, **2007**: 9
- 131 Kuipers B. A specific AIMS building and evaluating an intelligent wheelchair [Online], available: <http://en.scientificcommons.org/42466626>, April 3, 2012
- 132 Minguez J, Montano L. Nearness diagram (ND) navigation: collision avoidance in troublesome scenarios. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 2004, **20**(1): 45–59
- 133 Wang Xiao-Wei, Shi Li-Chen, Lv Bao-Liang. A survey on the technology of dry electrodes for EEG recording. *Chinese Journal of Biomedical Engineering*, 2010, **29**(5): 774–784
(王晓韡, 石立臣, 吕宝粮. 干电极脑电采集技术综述. *中国生物工程医学学报*, 2010, **29**(5): 774–784)
- 134 Sitaram R, Caria A, Birbaumer N. Hemodynamic brain-computer interfaces for communication and rehabilitation. *Neural Networks*, 2009, **22**(9): 1320–1328
- 135 Curran E A, Stokes M J. Learning to control brain activity: a review of the production and control of EEG components for driving brain-computer interface (BCI) systems. *Brain and Cognition*, 2003, **51**(3): 326–336
- 136 Fatourech M, Bashashati A, Ward R K, Birch G E. EMG and EOG artifacts in brain computer interface systems: a survey. *Clinical Neurophysiology*, 2007, **118**(3): 480–494
- 137 Iturrate I, Antelis J, Minguez J. Synchronous EEG brain-actuated wheelchair with automated navigation. In: *Proceedings of the 2009 IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Kobe, Japan: IEEE, 2009. 2530–2537
- 138 Zhao Q B, Zhang L Q, Cichocki A. EEG-based asynchronous BCI control of a car in 3D virtual reality environments. *Chinese Science Bulletin*, 2009, **54**(1): 78–87
- 139 Zhuang Yan, Chen Dong, Wang Wei, Han Jian-Da, Wang Yue-Chao. Status and development of natural scene understanding for vision-based outdoor mobile robot. *Acta Automatica Sinica*, 2010, **36**(1): 1–11
(庄严, 陈东, 王伟, 韩建达, 王越超. 移动机器人基于视觉室外自然场景理解的研究与进展. *自动化学报*, 2010, **36**(1): 1–11)
- 140 Su Jian-Bo, Zhou Wei. Adjustable autonomy for teleoperated internet robots. *Acta Automatica Sinica*, 2010, **36**(7): 982–992
(苏剑波, 周玮. 网络机器人的可调整自主性. *自动化学报*, 2010, **36**(7): 982–992)
- 141 Cao Zheng-Cai, Fu Yi-Li, Wu Qi-Di, Wang Shu-Guo, Jin Bao. Research on method of self-operation for multi-joint robot based on the infrared sensor skin. *Acta Automatica Sinica*, 2007, **33**(6): 664–667
(曹政才, 付宜利, 吴启迪, 王树国, 靳保. 基于红外传感皮肤的多关节机器人自主运动方法研究. *自动化学报*, 2007, **33**(6): 664–667)
- 142 Wang Xing-Yu. Automatic control: virtuality vs. reality. *Acta Automatica Sinica*, 2002, **28**(S): 77–84
(王行愚. 在虚拟与现实之间 – 自动化若干发展方向刍议. *自动化学报*, 2002, **28**(增刊): 77–84)



伏云发 中国科学院沈阳自动化研究所博士研究生. 主要研究方向为模式识别与智能控制, 脑控机器人接口和脑信息处理. 本文通信作者.

E-mail: fuyunfa@sia.cn

(**FU Yun-Fa** Ph.D. candidate at Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences. His research

interest covers pattern recognition and intelligent control, brain-controlled robot interface and brain information processing. Corresponding author of this paper.)



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: yewang@sia.cn

(**WANG Yue-Chao** Professor at Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences. His main research interest is intelligent robots.)



李洪谊 中国科学院沈阳自动化研究所研究员. 主要研究方向为微小机器人, 医疗机器人, 人系统, 人机融合, 机器人遥控操作, 非线性控制. E-mail: hli@sia.cn

(**LI Hong-Yi** Professor at Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences. His research interest covers micro-robot, medical

robot system, human-machine integration, teleoperation robot, and nonlinear control.)

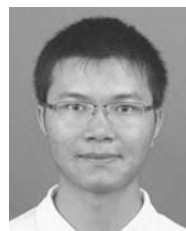


徐保磊 中国科学院沈阳自动化研究所博士研究生. 主要研究方向为 EEG-NIRS 多模态脑控机器人接口, 生物医学信号处理和模式识别.

E-mail: blxu@sia.cn

(**XU Bao-Lei** Ph.D. candidate at Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences. 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. 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, Chinese Academy of Sciences. His research interest covers pattern recognition and intelligent control.)