

脑机接口导论

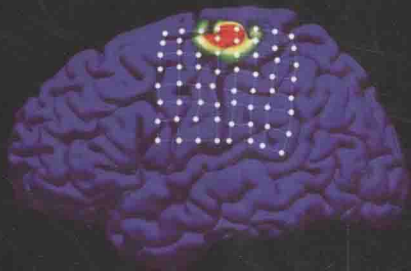
[美] 拉杰什 P. N. 拉奥 (Rajesh P. N. Rao) 著

张莉 陈民钊 译

Brain-Computer Interfacing
An Introduction

Brain-Computer
Interfacing

An Introduction



Rajesh P. N. Rao

CAMBRIDGE



机械工业出版社
China Machine Press

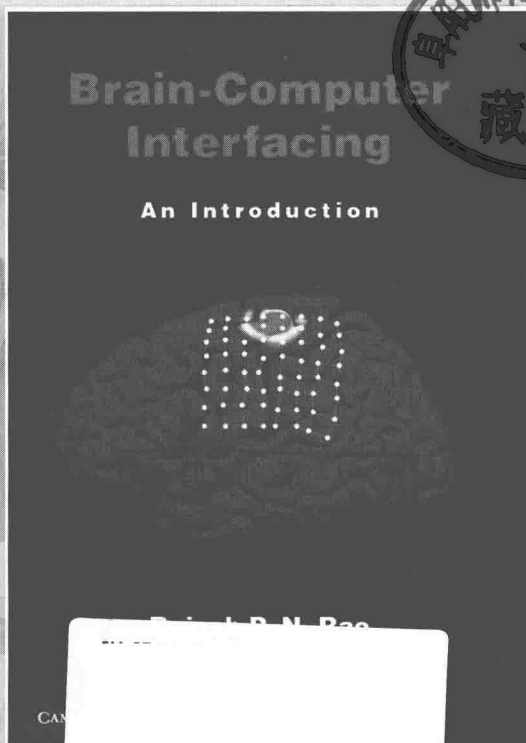
计 算 机 科 学 丛 书

脑机接口导论

[美] 拉杰什 P. N. 拉奥 (Rajesh P. N. Rao) 著

张莉 陈民铀 译

Brain-Computer Interfacing
An Introduction



机械工业出版社
China Machine Press

图书在版编目 (CIP) 数据

脑机接口导论 / (美) 拉杰什 P. N. 拉奥 (Rajesh P. N. Rao) 著; 张莉, 陈民铀译. —北京: 机械工业出版社, 2016.7

(计算机科学丛书)

书名原文: Brain-Computer Interfacing: An Introduction

ISBN 978-7-111-53995-7

I. 脑… II. ①拉… ②张… ③陈… III. 脑科学—人—机系统—研究 IV. ①R338.2
②R318.04

中国版本图书馆 CIP 数据核字 (2016) 第 128772 号

本书版权登记号: 图字: 01-2015-5203

This is a Chinese Simplified edition of the following title published by Cambridge University Press: Rajesh P. N. Rao, Brain-Computer Interfacing: An Introduction (978-0-521-76941-9).

© Rajesh P. N. Rao 2013.

This Chinese Simplified edition for the People's Republic of China (excluding Hong Kong, Macau and Taiwan) is published by arrangement with the Press Syndicate of the University of Cambridge, Cambridge, United Kingdom.

© Cambridge University Press and China Machine Press in 2016.

This Chinese Simplified edition is authorized for sale in the People's Republic of China (excluding Hong Kong, Macau and Taiwan) only. Unauthorized export of this simplified Chinese is a violation of the Copyright Act. No part of this publication may be reproduced or distributed by any means, or stored in a database or retrieval system, without the prior written permission of Cambridge University Press and China Machine Press.

本书原版由剑桥大学出版社出版。

本书简体字中文版由剑桥大学出版社与机械工业出版社合作出版。未经出版者预先书面许可, 不得以任何方式复制或抄袭本书的任何部分。

此版本仅限在中华人民共和国境内 (不包括香港、澳门特别行政区及台湾地区) 销售。

脑机接口技术是一种涉及神经科学、信号检测、信号处理、模式识别等多学科的交叉技术, 近年来随着神经科学和工程学的长足进展, 脑机接口技术愈来愈引起学术界和工业界的关注和重视。本书是第 一本讲述脑机接口理论及应用的入门教材。

本书适用于神经、计算机科学家, 医疗工程人员以及高等院校对脑机接口感兴趣的师生阅读。

出版发行: 机械工业出版社 (北京市西城区百万庄大街 22 号 邮政编码: 100037)

责任编辑: 刘诗灏

责任校对: 殷 虹

印 刷: 北京诚信伟业印刷有限公司

版 次: 2016 年 7 月第 1 版第 1 次印刷

开 本: 185mm × 260mm 1/16

印 张: 18.75 (含 1 印张彩插)

书 号: ISBN 978-7-111-53995-7

定 价: 89.00 元

凡购本书, 如有缺页、倒页、脱页, 由本社发行部调换

客服热线: (010) 88378991 88361066

投稿热线: (010) 88379604

购书热线: (010) 68326294 88379649 68995259

读者信箱: hzjsj@hzbook.com

版权所有·侵权必究

封底无防伪标均为盗版

本书法律顾问: 北京大成律师事务所 韩光 / 邹晓东

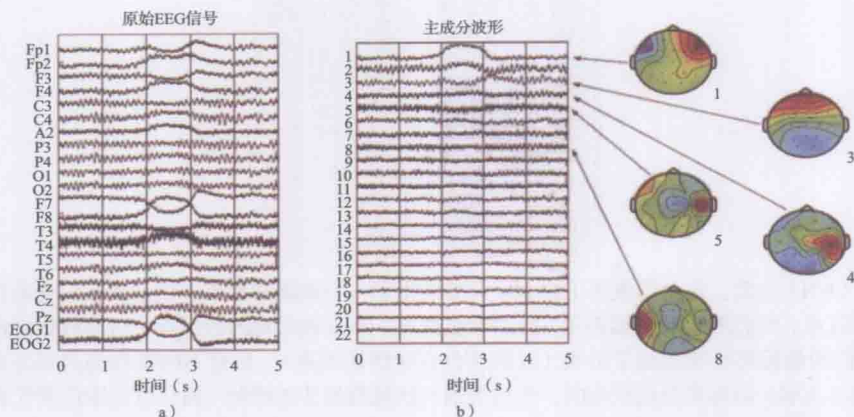


图 4-10 用 PCA 处理 EEG 数据。a) 从 10-20 系统 (如图 3-7) 标记的 20 个头皮位置记录的 5 秒 EEG 数据, 以及由检测眼动的两导电极记录的 5 秒 EEG 数据。注意由眼动产生的伪迹如何影响 2 ~ 4s 的数据; b) 对 a) 中的 EEG 数据进行 PCA 处理的结果。主成分“波形”是每个时刻向量 $\mathbf{a}$ 的分量 $a_1, \dots, a_{22}$, 是将输入投影到 22 个主成分向量 $\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_{22}$ 的方向上得到的。主成分向量中的其中五个向量 ($\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_3, \mathbf{v}_4, \mathbf{v}_5, \mathbf{v}_8$) 用二维脑地形图 (对每个 $\mathbf{v}_i$ 中的 22 个值进行插值得到) 表示出来, 红色代表正值, 蓝色代表负值。注意前三个 PCA 成分 (通道 1 ~ 3) 是如何捕捉到眼动的, 这是通过对前额和眼睛 (见脑地形图 1 和 3) 附近的主成分向量进行大的正值和负值加权来实现的 (改编自 Jung 等人, 1998)

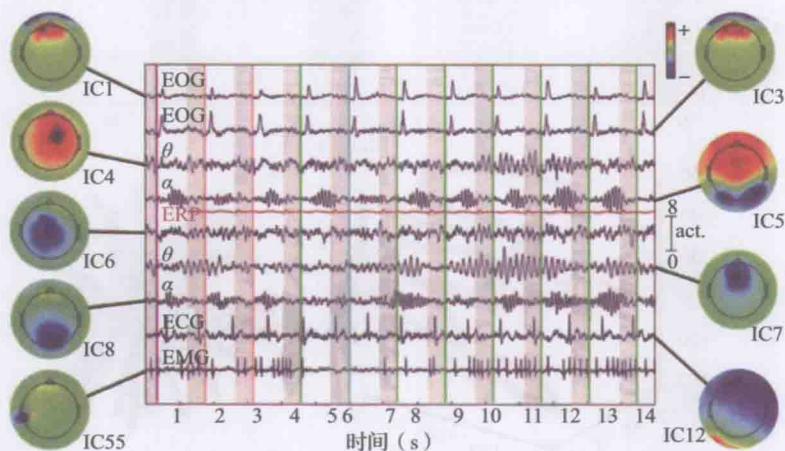


图 4-11 用 ICA 处理 EEG 数据。图中展示了 9 个不同的分量 (ICA 的输出) a_i , 这是在每一时刻通过将 EEG 数据投影到 9 个不同的 ICA 向量上 (解混矩阵 $\mathbf{W}$ 的行向量) 得到的。图中两侧用二维脑地形图描绘了 9 个 ICA 向量, 脑地形图的绘制规则与图 4-10 中的相同。注意图中如何将一部分独立分量标记为伪迹 (如眼动信号, EOG), 而将另一部分分量标记为大脑节律信号, 如 alpha 和 theta, 或是事件相关电位 (ERP) (改编自 Onton & Makeig, 2006)

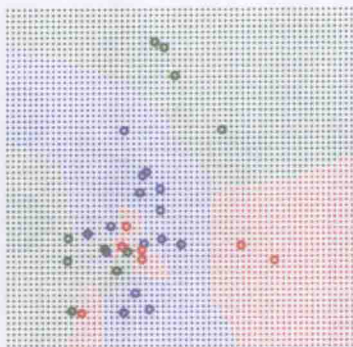


图 5-5 最近邻 (NN) 分类。这个图说明了将 NN 分类应用于一个训练数据集，该训练集包含来自三种不同类别 (分别用红色、绿色和蓝色圆圈表示) 的二维数据点。小点表示新的数据点，这些数据点已经根据在训练集中它们的最近邻标签完成了分类 (点的颜色表示所属类别)。注意不同类别的边界是非线性的 (与图 5-1 至 5-3 比较) 但却是分段线性的，任何类别的区域都是非连续的 (如红色和绿色所代表的类别) (源自 Barber, 2012)

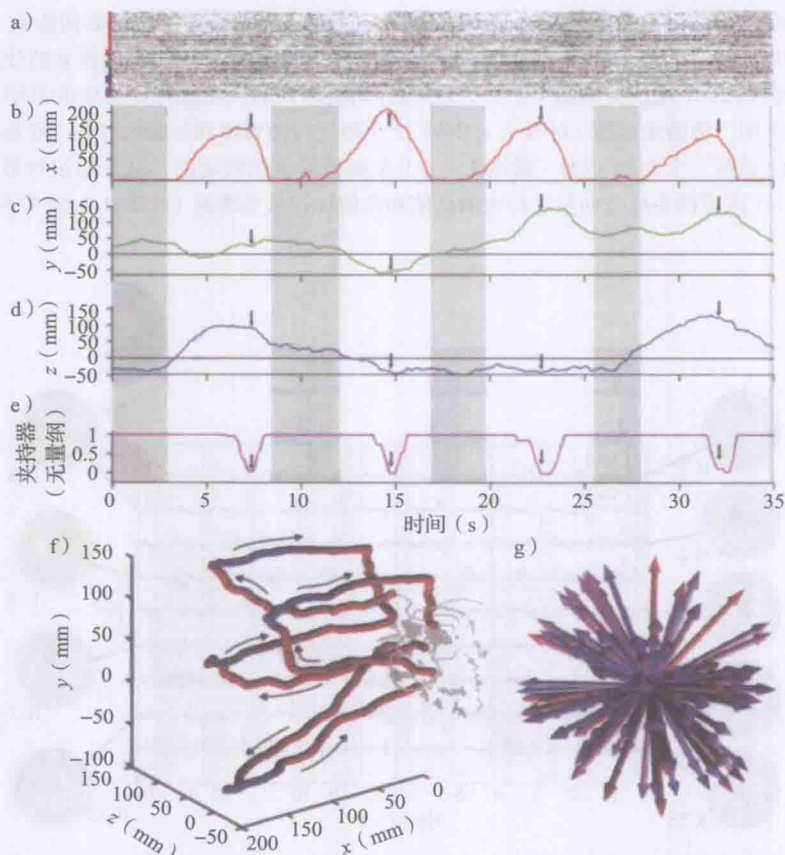


图 7-11 在给自己喂食任务中的神经响应以及假臂和夹持器的轨迹。a) 4 次成功试验中用于控制假臂和夹持器的 116 个神经元产生的锋电位序列。每一行表示一个神经元产生的锋电位，根据主要的调整偏好将所有的行分组 (红色: X; 绿色: Y; 蓝色: Z; 紫色: 夹持器; 较窄的条形区: 负的主要调整; 较宽的条形区: 正的主要调整); b) 到 d) 是假臂末端位置的 X、Y、Z 方向分量 (灰色区域: 试验间隔; 箭头: 夹持器抓取目标); e) 夹持器开合 (0: 闭合, 1: 打开); f) 4 次相同试验中假臂的轨迹，用不同颜色表示夹持器的开合 (蓝色: 闭合; 紫色: 半闭合; 红色: 打开); g) 116 个神经元的四维期望方向。箭头方向表示 X、Y、Z 方向上的偏好，颜色表示夹持器开合的偏好 (蓝色: 负值; 紫色: 零; 红色: 正值) (改编自 Velliste 等人, 2008)

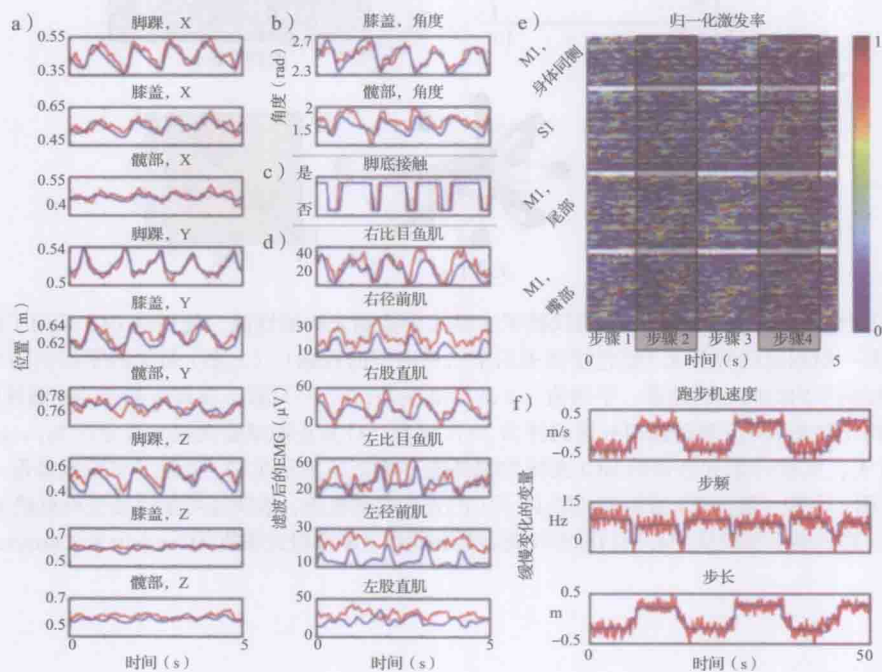


图 7-17 基于神经活动的行走的运动学的预测。a) ~ c) 预测 (红色) 和实际 (蓝色) 的运动学变量比较。a) 显示了脚踝、膝盖和髋部的三维位置。X 轴表示跑步机的运动方向, Y 轴表示重力方向, Z 轴位于跑步机平面的外侧且正交于跑步机运动方向; b) 给出了髋部和膝盖的关节变量; c) 描述了脚底接触情况 (二进制变量定义行走时的摆动和站立阶段); d) 肌电信号 (EMG) 的预测值和实际值; e) 220 个神经元归一化的放电率, 按照皮质区域和步行周期中的阶段进行分类。M1: 初级运动皮质; S1: 初级体感皮质; f) 在 50s 的时窗中对缓慢变化变量 (步行的速度、步频和步长) 的预测 (改编自 Fitzsimmons 等人, 2009)

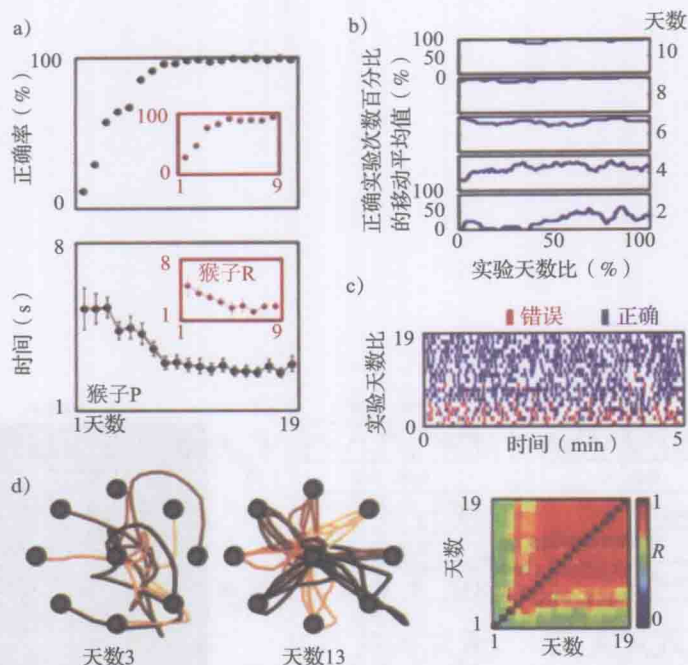


图 7-29 BCI 在 19 天实验中的性能。a) 两只猴子连续几天控制光标的性能，使用的 BCI 采用了固定的线性解码器和一组固定的神经元（红色插图表示第二只猴子的数据）。（上图）每天的平均正确率。（下图）到达目标的平均时间。误差条：平均值 ± 2 的标准误差；b) 一只猴子在具体某天的控制性能变化，用移动平均正确率表示（移动窗口长度选择为 20 次试验，计算正确试验次数的百分比 %）；c) 从第 1 天到第 19 天，实验开始五分钟的 BCI 光标控制性能。状态条表示正确（蓝色）实验或错误（红色）实验；d) 左图：早期（第三天）或后期（第 13 天）的光标移动轨迹，表明练习使轨迹变得更趋于直线和固定。右图：彩图表示每天从中心到目标平均路径的相关性（ R 为相关系数）(Ganguly 和 Carmena, 2009)

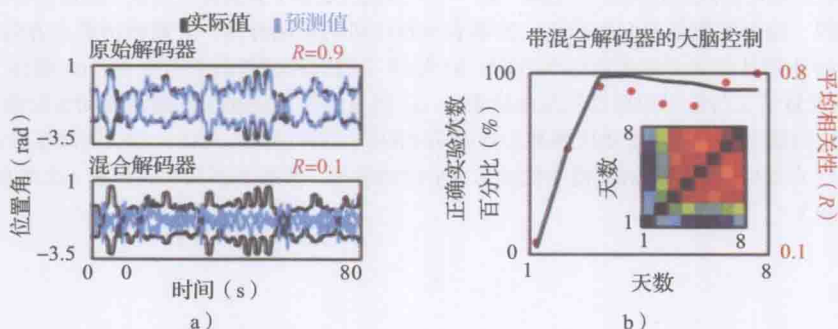


图 7-30 带混合解码器的 BCI 的性能。a) 比较原始解码器和混合解码器离线预测能力。混合解码器对记录在肩膀（在各个图上面的轨迹）和肘部（下面的轨迹）神经活动数据的离线预测性能较差；蓝色：各个解码器的预测； R ：真实和预测运动的相关系数；b) 8 天实验中用混合解码器的系统性能的提高，用正确实验次数百分比衡量。插入的彩图表示这 8 天中某两天神经元协调性之间的相关性。从图中可以看出 8 天中协调性逐渐趋于稳定，从而形成稳定的“皮质图”实现光标控制。红点：神经协调性的平均相关性（彩图中除对角线上元素外每一列的平均值）(来自 Ganguly 和 Carmena, 2009)

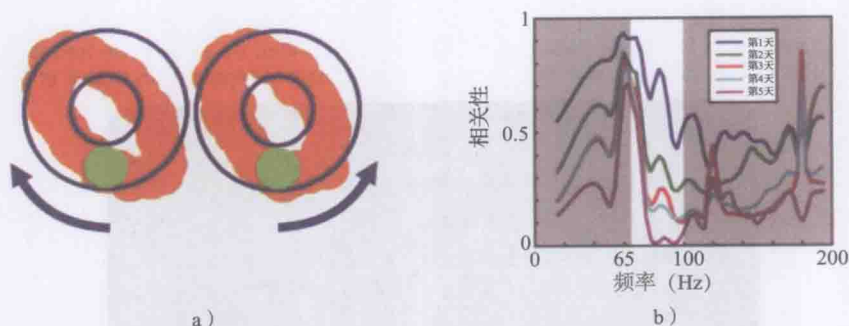


图 8-1 猴子利用基于 ECoG 的 BCI 进行光标控制。a) 猴子利用 ECoG 按照顺时针(左图)和逆时针(右图)方向画圆的光标平均轨迹。大的绿色圆圈表示试验开始/结束时光标的位置；b) 记录的五天中，用于水平、垂直光标控制的两个电极上不同频率能量的相关性(功率谱的计算采用了 300 毫秒时窗和 3Hz 频窗)。注意到在五天的实验期间，两个电极信号的相关性急剧减弱，其中用于光标控制的 65 ~ 100Hz 频段相关性的减弱尤为明显(改编自 Rouse 和 Moran, 2009)

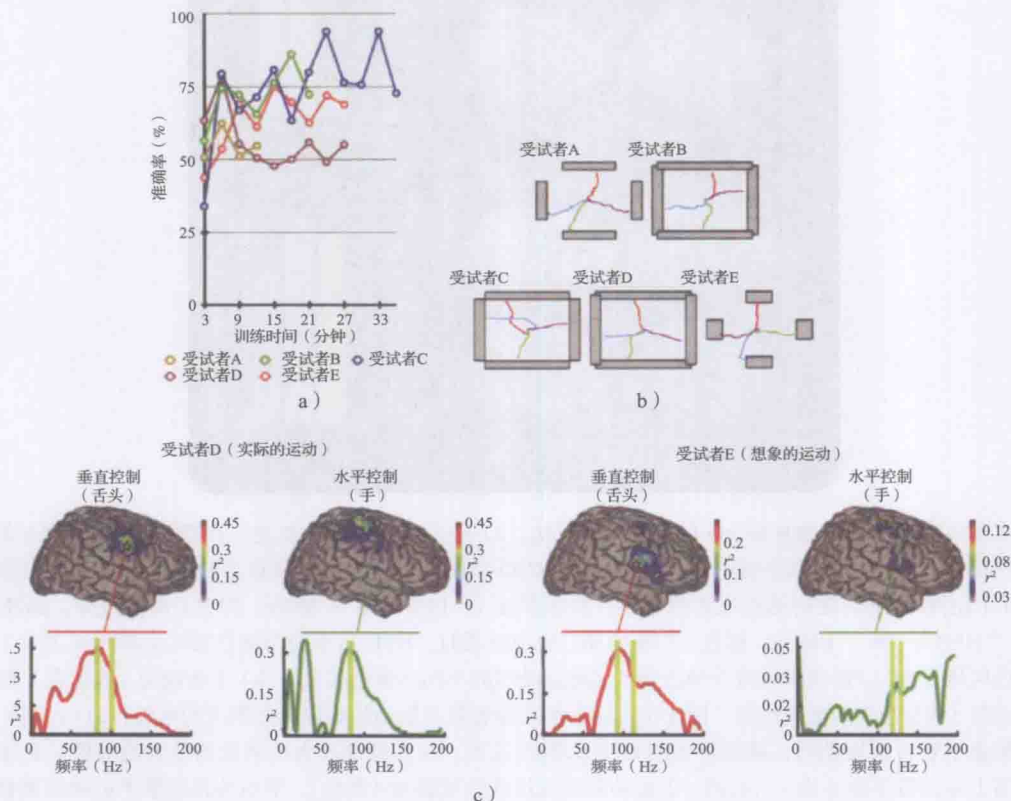


图 8-4 使用 ECoG 进行二维光标控制。a) 随着训练时间增加，5 名受试者的控制性能提高；b) 每名受试者控制光标到 4 个目标的平均轨迹；c) 受试者 D 和 E 的皮质活动和水平/垂直光标运动的相关性。相关性是由 r^2 值描述的， r^2 值表明不同皮质区域对相关任务的控制水平。受试者 D 使用实际的舌头运动和手运动分别进行垂直和水平控制。受试者 E 通过想象两种运动来实现控制。下面的图显示了在线光标控制所使用的电极位置和对应的相关值， r^2 值表示为频率的函数(电极位置用星号标记)。在线控制使用的频带由两根黄色长条标示出(改编自 Schalk 等人, 2008)

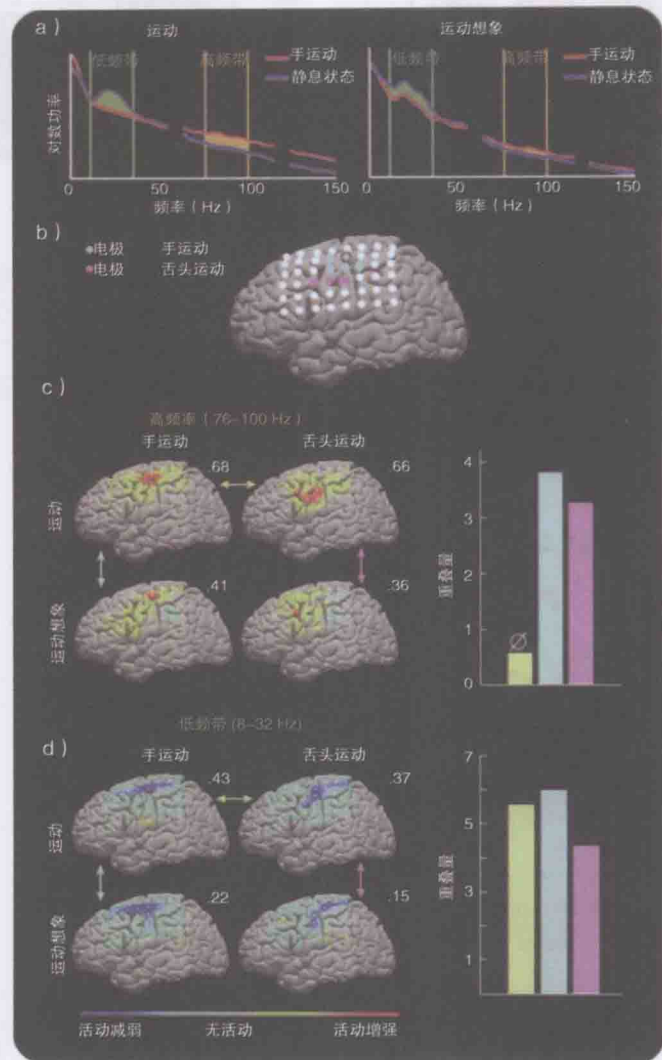


图 8-5 实际运动和想象运动时 ECoG 的活动情况对比。a) (左图) 手运动 (红色) 和静息状态 (蓝色) 的 ECoG 功率谱。(右图) 想象手运动和静息状态的 ECoG 功率谱。数据采集自位于初级运动皮质的电极 (在图 b 中用圆标示)。进行运动或者想象时, 低频部分 (“LFB”, 8 ~ 32Hz, 绿色) 功率减少, 而高频部分 (“HFB”, 76 ~ 100Hz, 橙色) 功率增加。想象运动时, HFB 功率的增加是实际运动时的 32% (比较橙色区域), 而 LFB 功率的减少却达到了实际运动时的 90% (绿色区域); b) 手运动时 (浅蓝色) 和舌头运动时 (浅橙色) 的电极位置。图 a 中实际手运动和想象手运动的数据源自圈出的电极; c) (左图) 实际和想象手和舌头运动时, 插值得到的 HFB 大脑活动图。每张图都放大至活动的最大绝对值 (由每个皮质图上方的数字标示出)。(右图) 手运动和舌头运动的重叠量 (黄色), 手运动和想象手运动的重叠量 (浅蓝), 舌头运动和想象舌头运动的重叠量 (淡粉); d) 与 c) 相对应的 LFB 大脑活动图。注意到, 在 HFB 的情况下, 手和舌头运动没有较大的重叠区 (在条形图中以○表示), 意味着 HFB 相比 LFB 而言, 有更好的定位。同样也注意到, 所有情况下的实际运动和想象运动之间有显著的重叠 (P 值 $< 10^{-4}$) (源自 Miller 等人, 2010)

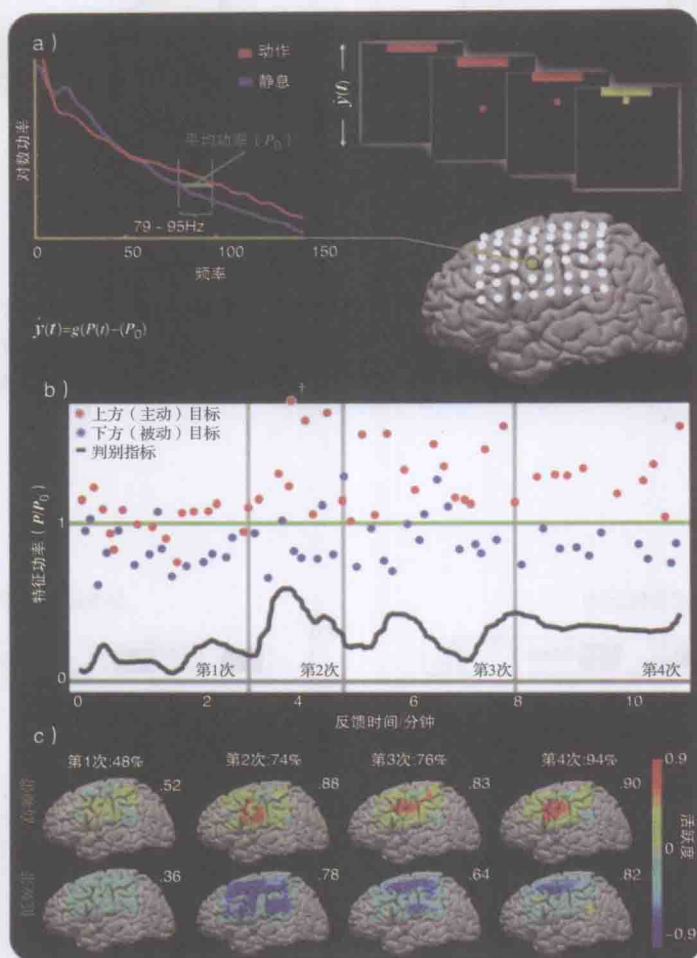


图 8-6 BCI 光标控制任务的学习过程中皮质电活动的增强。a) 初始的运动筛选任务用来识别 ECoG 特征，也就是一个合适的电极 - 频带组合 (电极在大脑图像中用金色标出，位于初级运动皮质 (见图 8-5b)，HFB 为 79 ~ 95Hz)。利用这一特征的功率 $P(t)$ 和试验的平均功率 P_0 ，使用图中所示的线性方程来控制一维光标的运动速度。受试者想象说出单词“move”来移动光标到一个目标 (“主动”目标)，受试者处于静息 (空闲) 状态来移动光标到另一个目标 (“被动”目标)；b) 连续的四次光标任务中，选择的 ECoG 特征的相对功率。红点：主动目标试验的平均功率。蓝点：被动目标试验的平均功率 (十字：异常值)。绿线：主动 / 被动试验的平均功率 P_0 。黑线：判别指标 (经平滑处理的前三次主动目标试验和前三次被动目标试验的平均功率差值)。当受试者找到一个中间的动态范围时，命中目标的正确率 (如图 c 所示) 最高；c) HFB 和 LFB 活动的空间分布以及四次试验中每一次命中目标的正确率。每个大脑图形旁边的数字表示最大 (绝对值) 的电活动。注意到，在用于光标控制的电极上，最显著的活动是最后一次活动 (源自 Miller 等人，2010)

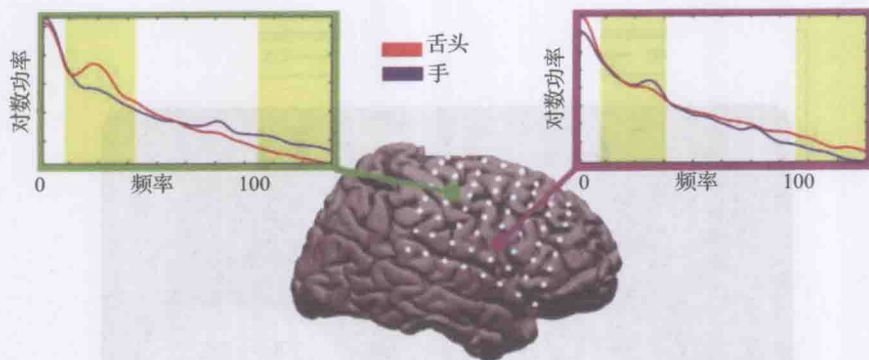


图 8-7 两种运动 ECoG 特征的比较。两幅图显示了在执行手运动和舌头运动任务时的平均功率谱，两个电极安置在皮质的手运动和舌头运动控制区域。与图 8-5a 相同，运动引起了 LFB 功率的降低（左边阴影区）和 HFB 功率的升高（右边阴影区）。左图是手运动时的频谱图，右图是舌头运动时的频谱图（源自 Shenoy 等人，2008）

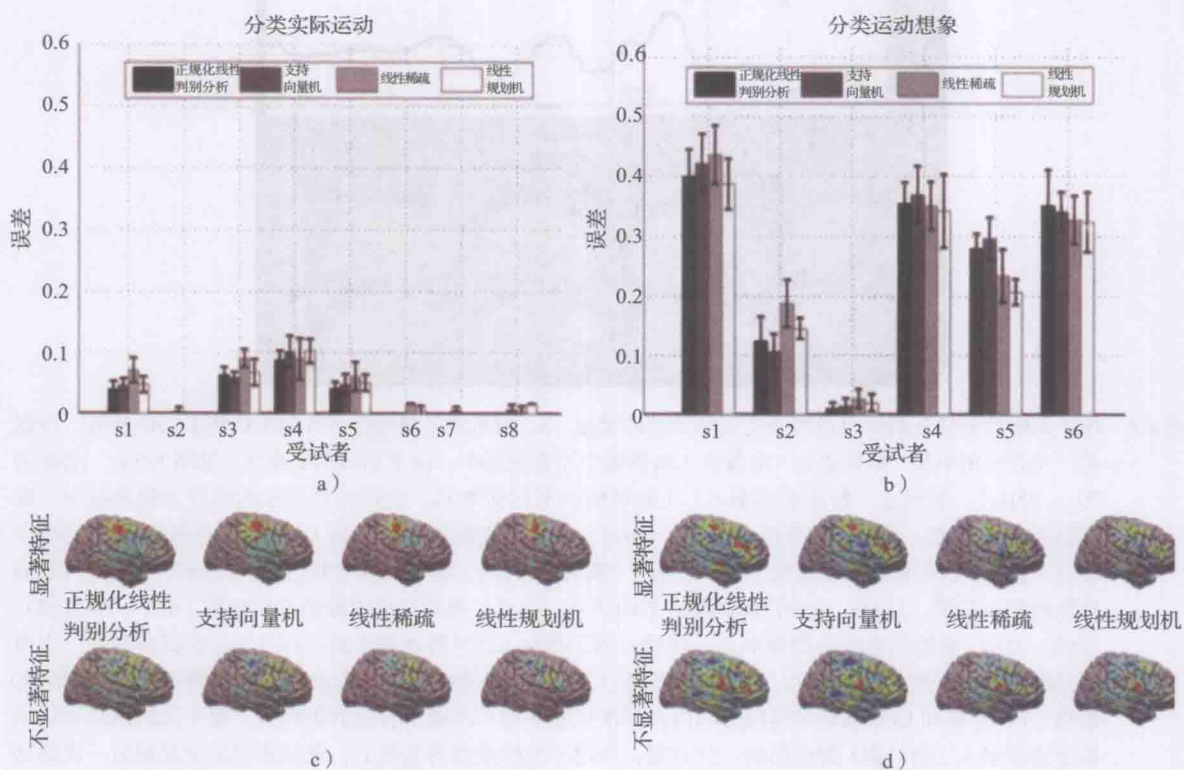


图 8-8 对实际运动和运动想象的 ECoG 信号的分类。a) 每种分类器对 8 名受试者的手运动和舌头运动进行分类的误差。分类误差是通过一个交叉验证过程测量得到的（见 5.1.4 节）；b) 对手和舌头运动想象进行分类的误差；c) 和 d) 对每种分类器，将 8 名受试者的累加权向量投影到标准大脑模型上，并分别显示在不显著特征和显著特征的图中。实际运动时的权值显示在图 c) 中，运动想象时的权值显示在图 d) 中。红色表示正值，蓝色表示负值。注意到，稀疏方法（LPM 和 LSFD）选择空间上更集中的特征（改编自 Shenoy 等人，2008）

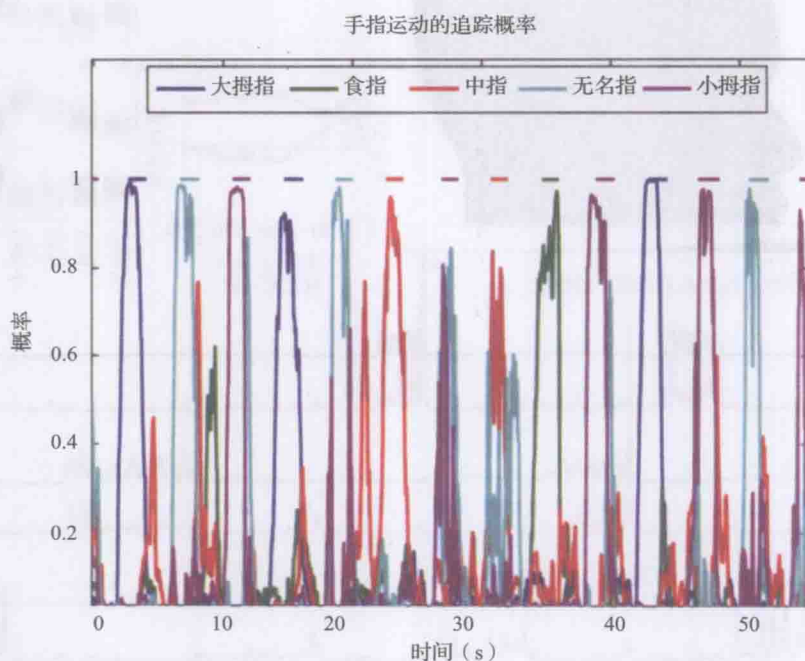


图 8-13 利用 ECoG 追踪手指运动。a) 利用 6 类分类器对时长 1 秒的 ECoG 进行处理得到的连续概率输出，每 40 毫秒更新一次结果。顶部的彩色线段表示真实的类别标签（实际运动的手指）。“静息”状态的概率没有显示出来。在大多数情况下，分类器能正确识别出运动的开始和结束，也能识别出哪根手指在运动（源自 Shenoy, 2008）

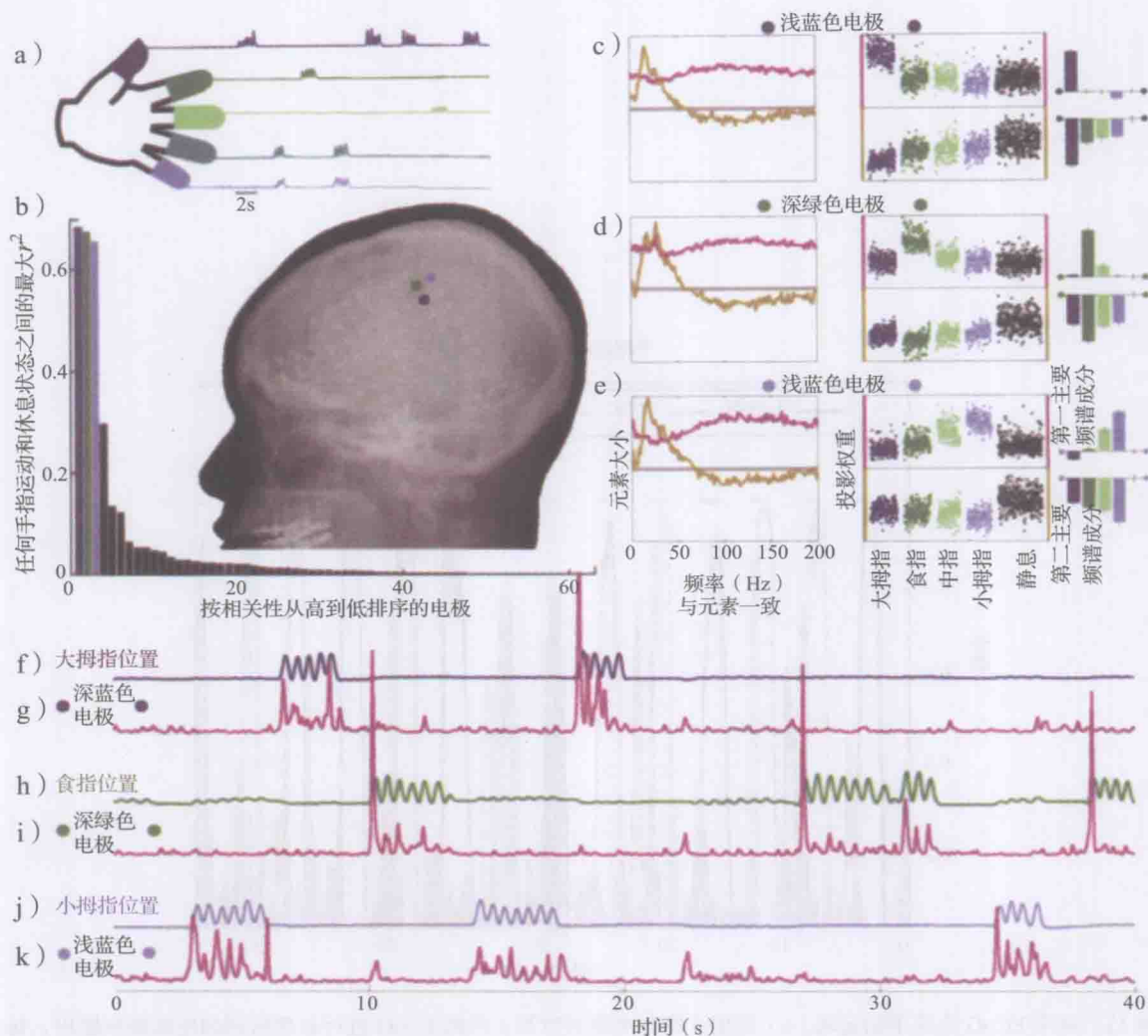


图 8-14 使用 PCA 提取单根手指运动时的 ECoG 信息。a) 由数据手套采集到的手指弯曲运动过程中的手指位置；b) 手指运动的互相关性和第一主要频谱成分 (Principal Spectral Component, PSC) 的样本投影权值通过色码显示出了不同手指运动的空间特征 (深蓝: 大拇指, 深绿: 食指, 浅蓝: 小拇指)。在图 c) ~ k) 中采用了相同的色码；c) 左图: 图 b) 中深蓝色电极所采集信号的第一 (粉色) 和第二 (金色) PSC。中图: 每个频谱样本的第一 PSC (上图) 和第二 PSC (下图) 的投影大小, 按照运动类型排列 (黑色: 静息期)。每个样本表示 PSC 对功率谱的贡献, 由一种运动的时长 1 秒的数据计算功率谱。注意到从静息变为大拇指运动时, 第一 PSC 会有一定增加。右图: 条形图显示了每种手指运动的平均投影大小, 需要减去静息样本的均值。图中上面的条: 第一 PSC, 下面的条: 第二 PSC；d)、e) 与 c) 相同, 但展示的是图 b) 中深绿电极和浅蓝电极上的情况；f)、h) 和 (j) 测量了 40 秒内大拇指、食指和小拇指的位置变化；g)、i) 和 k) 为相同 40 秒内图 b) 中 3 个电极信号在第一 PSC 上的投影。这些图说明了每个电极都和一种运动类型有特别强的相关性 (源自 Miller 等人, 2009)

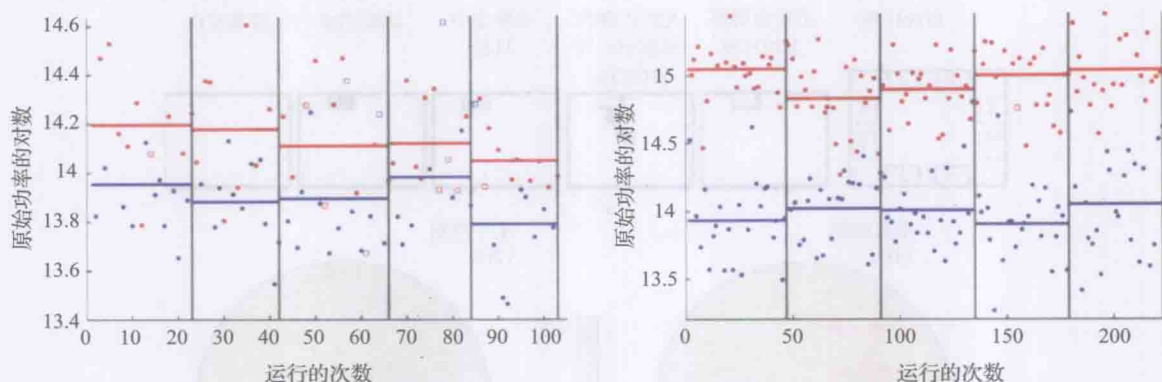


图 8-16 在多天中使用 ECoG 进行的稳定 BCI 控制。每个数据点都代表了在 5 天时间里，最后一次试验中每次上（红色）下（蓝色）光标运动期间，控制频带的总功率。（竖条区分天数；水平线代表每天所有运行的几何平均。）失败的运行（光标没能击中目标）由方块标出。对于实际运动（右图）和运动想象（左图）任务来说，从所有运行都能看出想象 / 实际舌头运动（红色）的功率比静息（蓝色）时有所增加（改编自 Blakely 等人，2009）

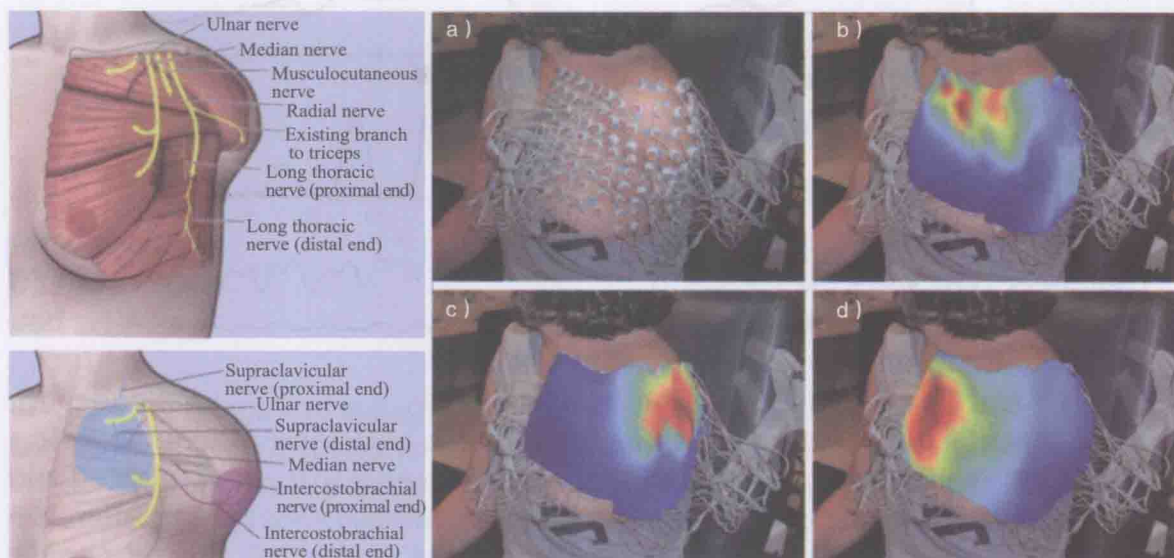


图 8-18 目标肌肉和感觉神经分布重建。（左图的上图）转移到胸肌的神经的描述。（下图）目标感觉神经分布重建。皮神经被切断并转移到尺骨神经和正中神经上。（右图）a) EMG 电极的放置；b) 至 d) 分别表示肘部弯曲、肘部伸展，以及握拳所对应的 EMG 模式（改编自 Kuiken 等人，2007）

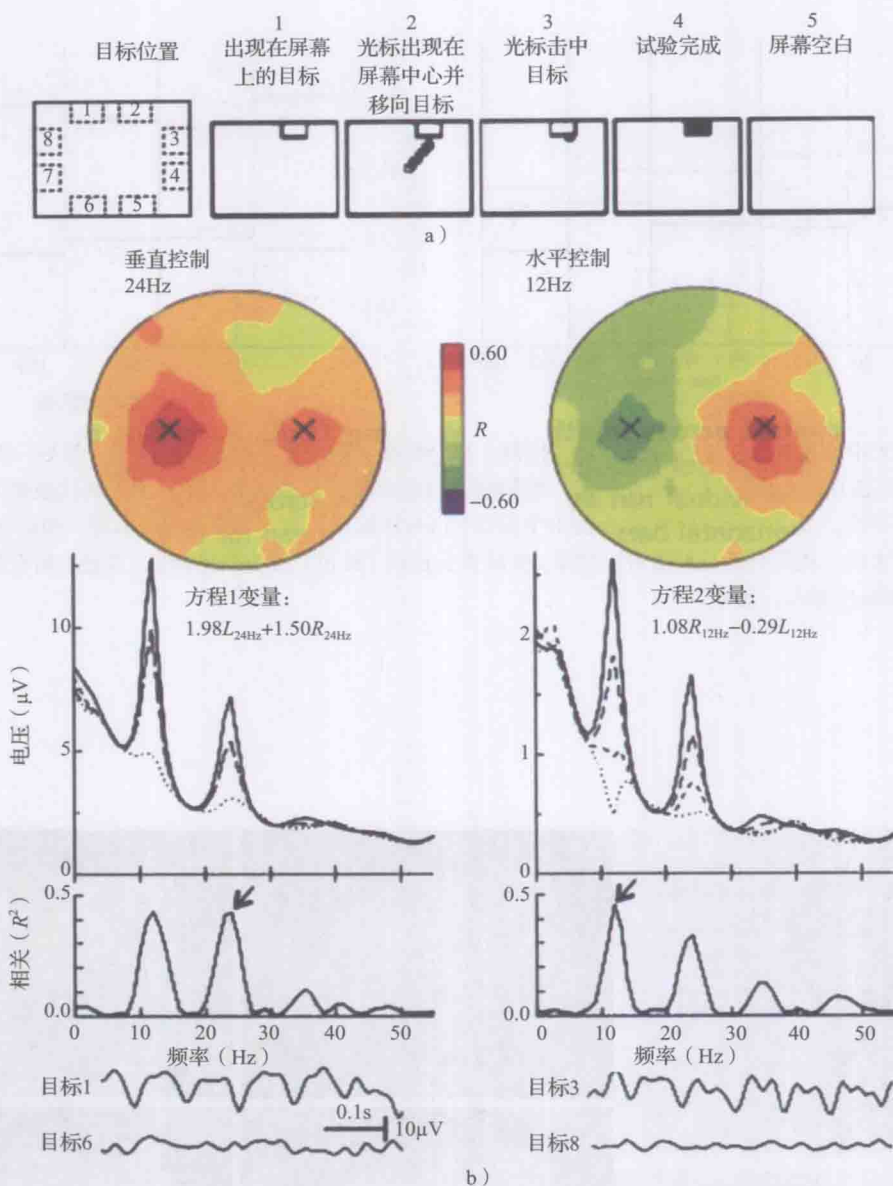


图 9-5 用 mu 节律和 beta 节律实现二维光标控制。a) 可能出现的 8 个目标位置 (1 ~ 8 号) 以及在一次试验中出现的事件顺序的示例; b) 受试者使用的 EEG 信号的特性。这名受试者使用了 24Hz 的 beta 节律控制垂直运动, 使用了 12Hz 的 mu 节律控制水平运动。(上图) 2 种节律幅值与目标的水平、垂直坐标相关性的脑地形图 (鼻子在顶部, C3 和 C4 用 X 标记)。地形图用 R , 而不是 R^2 来表示正的和负的相关性。(中图) 幅度 (电压) 谱 (右侧和左侧谱的加权组合) 及其对应的 R^2 谱。不同的电压谱 (虚线、点划线等) 表示目标的 4 个垂直坐标和 4 个水平坐标。箭头指示了分别用做垂直运动和水平运动变量的频带。(下图) 单次试验的 EEG 示例。(左图) 由 C3 电极 (垂直变量的主要贡献者) 采集的在顶部的目标 (目标 1) 或在底部的目标 (目标 6) 的 EEG 信号。(右图) 由 C4 电极 (水平变量的主要贡献者) 采集的在右侧的目标 (目标 3) 或在左侧的目标 (目标 8) 的 EEG 信号 (源自 Wolpaw 和 McFarland, 2004)

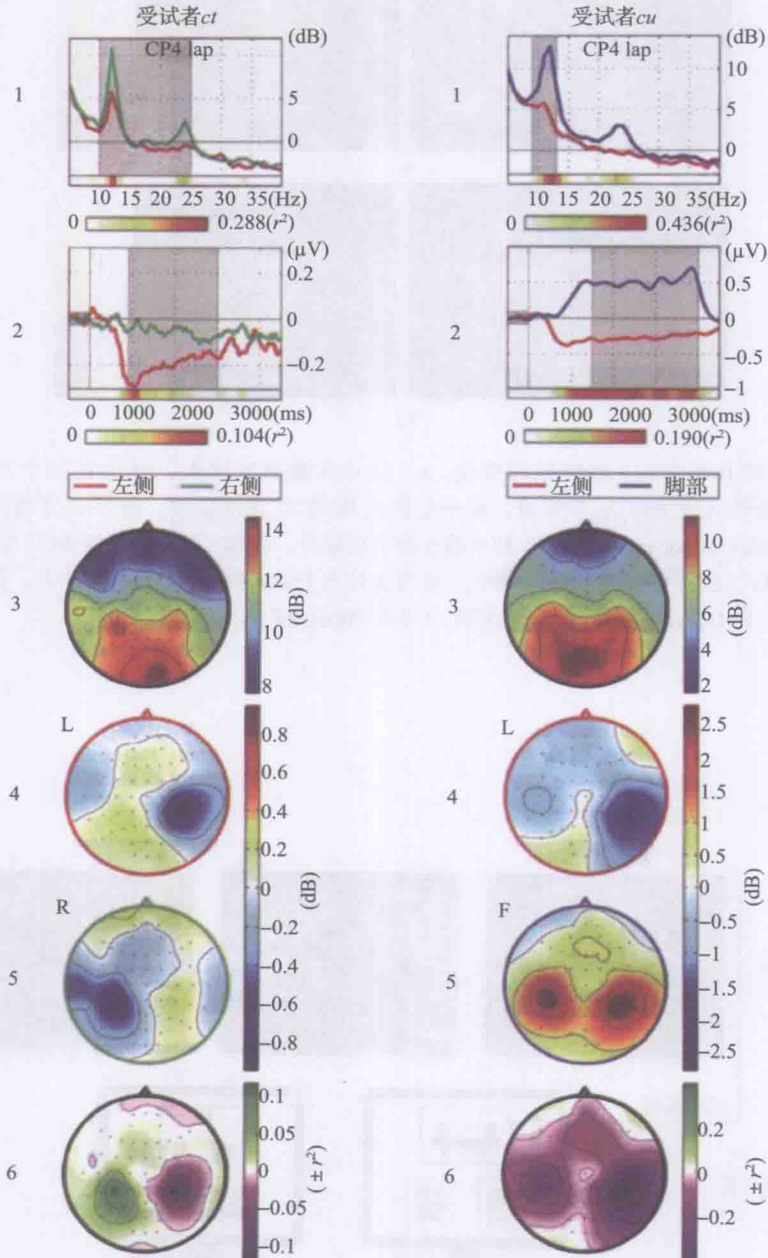


图 9-9 Berlin BCI 中通过想象调节 EEG 信号。(1) 在校正阶段, 两名受试者在两类运动想象任务 (红色: 左手; 绿色: 右手; 蓝色: 右脚) 中的平均频谱, 信号源自 CP4 通道 (“CP4 lap”), 经过拉普拉斯滤波处理。想象状态之间差别的 r^2 值用不同的颜色表示; 灰色阴影部分表示选择的频带; (2) 所选频带平均幅值的包络线。提示出现在 0 时刻; (3) 脑地形图表示所选频段在校正阶段的平均对数能量; (4) 和 (5) 脑地形图表示想象任务 (分别记为 L、R 或 F) 的对数频带能量差异。用每一类的平均值减去总体平均值 (图 3 所示); (6) r^2 的值表示两种运动想象任务的差值 (图 4 的值减去图 5 的值) (改编自 Blankertz 等人, 2008)

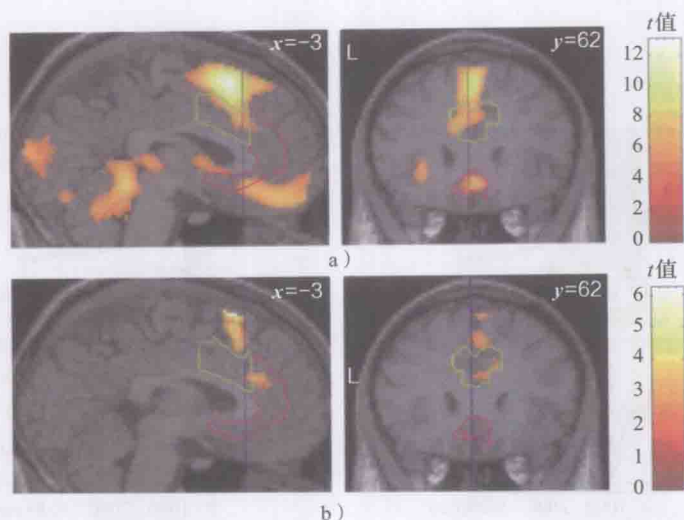


图 9-22 基于 fMRI 的 BCI 中 BOLD 信号的变化。a) 信号在激活区增大，叠加在每个三维 MRI 图像上显示，以显著性水平 $P < 0.05$ 为阈值，最小空间范围是 10 立体像素。除了在其他区域如辅助运动区 (supplementary motor area, SMA) 和小脑有激活现象外，在嘴 - 腹部和背侧 ACC 也可观察到信号的增加；b) 在几个反馈阶段中信号变化增大，这可能是由于受试者的大脑进行了学习。信号增大可以在嘴 - 腹部 ACC、SMA 以及基底神经节观察到。(源自 Weiskopf 等人，2003)

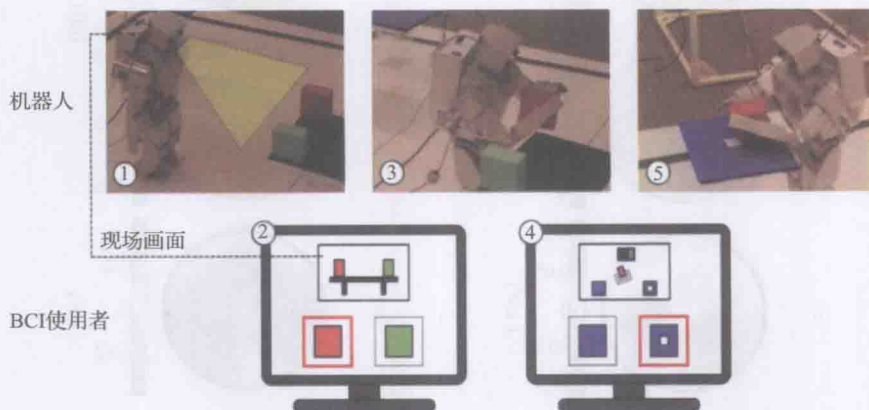


图 12-4 远程互动的脑控机器人替身。上面的图显示的是运行中的人形机器人，下面一排显示的是使用者的计算机屏幕画面。使用者接收到机器人摄像机拍摄的现场画面，从而让使用者在机器人的环境中身临其境，并且使用者根据从机器人摄像机看到的物体做出选择 (“2”号屏幕)。利用计算机视觉技术找到物体。该机器人把物体的部分图像传送给使用者 (这里用的是红色和绿色的物体)，并询问使用者应该捡起哪一个。使用者通过一个基于 P300 的 BCI 做出选择。在捡起使用者选择的物体后 (“3”号图像)，机器人询问使用者需要将物体放到哪个位置。待选位置的图像 (左侧和右侧的蓝色桌子) 由机器人头顶上的摄像头呈现给使用者 (“4”号屏幕)。同样，使用者通过 P300 做出目的地的选择。最后，机器人行走走到使用者选择的目的地，并将物体放到所选地点的桌子上 (“5”号的屏幕) (源自 Rao 和 Scherer, 2010; 基于 Bell 等人，2008)