

脑控技术的研究与展望*

张小栋, 李睿, 李耀楠

(西安交通大学机械工程学院 西安, 710049)

摘要 脑-机接口作为一种特殊的人机交互方式,为机电设备的脑意念控制提供了新思路,是智能机器人领域的研究热点。随着生物传感和信号处理等技术的进步及脑-机接口技术的不断突破,脑-机接口技术逐渐地由原有的大脑-计算机接口技术发展为大脑-机电设备接口技术,从而形成了一个新的技术理论体系——脑控技术。笔者在论述了国内外脑-机接口技术发展现状的基础上,系统地提出了脑控技术的概念及其所涉及的关键技术,讨论了典型的脑控假肢和脑控残疾轮椅的现有研究成果以及脑控技术在外骨骼机器人中的应用前景,并对这项新技术的发展进行了总结和展望。

关键词 脑电图; 控制; 检测; 机器人; 人机交互

中图分类号 TH24

引言

人类认识其大脑上存在电流信号这一现象的时间可以追溯到 1875 年,由英国物理学家 Richard Caton 首次发现。但直到 1924 年,德国神经学家 Hans Berger 首次用原始的无线电装置放大了这个神奇的脑电信号并将其记录在一张图纸上以后,人们才充分地认识到它是一个非常有用的生物电信号,纷纷展开了对它应用的研究^[1-4]。近年来,随着脑-机接口便携化、智能化的发展趋势,脑电信号可作为外围设备的驱动信号,代替人或动物的肢体操作,实现对外围设备的精密控制;另一方面,人们还可以给动物施加脑部刺激,实现对动物的意图控制。随着基于视觉诱发电位、事件相关电位 P300、自主控制 μ 节律、皮层慢电位、运动想象与思维等脑-机接口范式的成功开发与应用,脑-机接口技术作为一门新兴的多学科交叉的前沿研究,可广泛应用于医疗康复、家居娱乐和军事等领域^[5]。

1 国内外脑-机接口技术发展现状分析

脑-机接口技术是一种不依赖于外围神经与肌肉的实时通信系统,它建立了脑电信号与计算机两者间的直接联系,通过对驱动源信号进行解码与重新编码,来实现外围设备的控制。

1973 年,加州大学洛杉矶分校通过视觉诱发电位有效控制一个光标在二维空间的位置。至此,由 Jacques Vidal 第 1 次提出了脑-机接口 (brain-computer interface, 简称 BCI) 技术^[6]。在脑-机接口研究的起步阶段,主要研究工作集中在对脑电图 (electroencephalo-graph, 简称 EEG) 的提取与解码方面。

Graz 理工大学成功开发了 Graz1 和 Graz2 这两个最具有代表性的 BCI 系统,并在 2010 年提出了通过事件相关同步电位 (event related desynchronization, 简称 ERD) 的持续时间作为分类信号的脑-机接口范式,其正确率在 80% 以上^[7]。2011 年匹兹堡大学通过脑-机接口技术,成功使一位长期瘫痪患者操作机械臂进行简单的进食动作^[8]。国内对于脑-机接口的研究以清华大学最为深入,研究内容主要集中于基于稳态视觉诱发电位 (steady-state visually evoked potential, 简称 SSVEP) 的 BCI 系统,并实现了基于 SSVEP 控制的四自由度假肢倒水过程^[9]。2012 年,浙江大学通过提取猴子的脑电波,成功实现了通过“意念”控制机器人手臂进行不同的精密动作,这一研究已与世界顶尖水平同步^[10]。

近年来在美国国防部高级研究项目署资助下,研究人员正在研发潜在可以用于军事的脑-机接口相关技术,拟实现在高加速度下控制飞机和武器装备,提高系统的反应速度,利用脑电编码来发送军事信息和进行协同作战等。

* 国家自然科学基金资助项目 (51275388)

收稿日期:2014-02-01;修回日期:2014-03-01

2 脑控技术概念的提出

随着国内外脑-机接口技术的不断发展,脑控技术这一新概念应运而生。根据被控对象的不同,笔者将脑控技术的概念进一步拓展为正问题——“脑控”与反问题——“控脑”两大技术内涵。其中,“脑控”是以脑-机接口技术为基础,通过提取人或动物的脑皮层产生的 EEG 信号,来推测大脑的思维活动,并将之翻译成相应的命令来控制外围的计算机或其他机电设备,以实现对人或动物的外围设备的意念控制,其系统模型如图 1 所示。“控脑”是以动物,如狗、大鼠或猴子等为控制对象,采用侵入式脑-机接口技术,即通过对动物头部植入微电极,并利用计算机遥控实现对该电极产生电刺激,以产生相应电信号来取代动物脑部部分神经作用,从而实现对动物的意图控制,使动物按照人的意图完成相应的运动,其系统模型如图 2 所示。

哈佛医学院成功实现了两只猴子之间的脑控技术实验(包括控脑和脑控)。该实验以一只猴子作为发出指令的“主体”,记录支配每个身体动作时产生

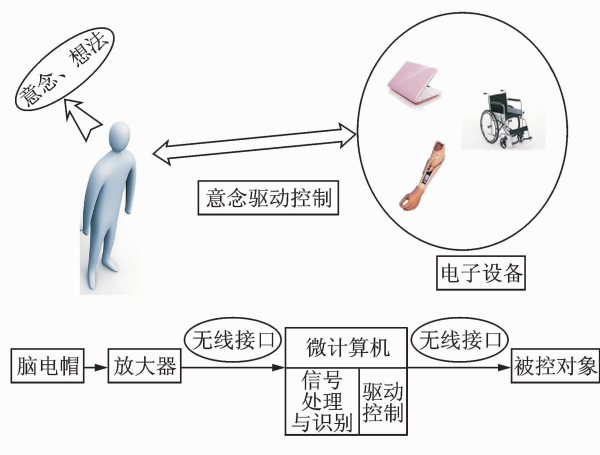


图 1 脑控系统模型图

Fig. 1 System model of brain control

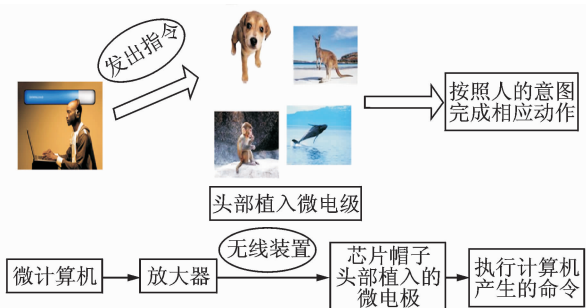


图 2 控脑系统模型图

Fig. 2 System model of control brain

的脑神经元电活动,以另一只猴子作为接受信号的“受体”,在其脊髓中植入了 36 个电极。实验过程中,研究人员通过仪器将两只猴子身上的装置相连接,并给“受体”服用了镇静剂,使它的身体动作完全由“主体”的脑活动所控制,实验使得“主体”控制“受体”完成这一任务的成功率达 98%,他们的终极目标是利用此项技术使瘫痪人士重获运动能力^[11]。

3 脑控技术所涉及的关键研究内容

从上述的脑控技术概念的提出不难发现,它所涉及的研究内容比较宽泛,但其关键技术应该涉及 EEG 的精密测量、特征提取、模式识别和驱动控制等技术。

3.1 EEG 的精密测量技术

图 3 为 EEG 现代检测系统的一个示例,其主要由测量电极、放大器、PC 机组成。它的测量电极按照国际 10/20 标准分布,可以进行多测量点测量,人们可以根据自己的问题需要选取若干个点为主动测点来布置自己的测量电极。由于脑电信号的微弱特性,因此放大器的增益倍数一般选择在 60~100 dB 之间,同时为了增强 EEG 的识别精度,现代检测系统的通道数可以增至 120,采样频率最高为 1 024 Hz^[12]。

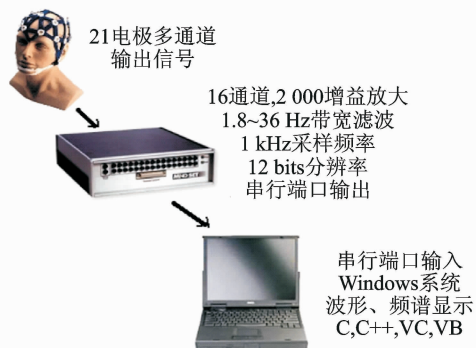


图 3 EEG 现代检测系统概略图

Fig. 3 Schema for modern detection system of EEG

3.2 EEG 的特征提取技术

EEG 的时、频域分析方法是目前较为成熟的分析方法,通过直接提取 EEG 的波形特征或功率谱密度,对 EEG 进行瞬态分析^[13]。仅依靠频域或时域的分析,并不能完整地表达 EEG 的特征参数,因此将时域特征值与频域功率谱结合,对 EEG 进行时频分析是一个活跃的研究方向^[14-16]。

3.2.1 EEG 的时域分析方法

脑电信号的时域分析方法是目前最为成熟的分析方法,也是一种比较有效的量化分析方法。该方法通常通过直接提取 EEG 的波形特征,如最大、最小幅度、信号平均值等参数等,实现对 EEG 信号进行分类、跟踪和瞬态分析,具有直观性强、物理意义明确的优点^[17-18]。

3.2.2 EEG 的频域分析方法

EEG 的频域分析是通过傅里叶变换把幅度随时间变化的信号转换为功率随频率变化的谱图来直接观察 $\alpha, \beta, \theta, \delta, \gamma$ 节律的变化情况。功率谱估计不依赖先验知识,以频域分析方法为基础,根据定义的有限长数据进行估计,通过相关函数把功率谱与 EEG 幅频特性相关联,当随机信号 $x(n)$ 的自相关函数 $r(k)$ 已知时,功率谱密度函数定义为

$$P(\omega) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} r(k)e^{-j\omega k} \quad (1)$$

参数估计法是目前较为普遍的 EEG 现代谱分析方法,其中自回归参数法频率分辨率高,适用于短数据处理,但由于该方法对信号源的线性、平稳性和信噪比要求高,而 EEG 是典型的非线性信号,因此需要对 EEG 进行分段处理。

3.2.3 EEG 的时频域分析方法

由于 EEG 信号的复杂性、非平稳性以及时、频域的“不确定原理”,近年来,人们将时域特征值与频域功率谱组合,对 EEG 进行特征提取,其中维格纳分布与小波变化是目前较为普遍的时频分析方法。

维格纳分布(Wigner distribution,简称 WD)是一种时/频混合的信号处理方法,最早应用于量子力学的研究中,具有极好的时频分辨率和时移、频移等特性,可以得到不同时刻的 EEG 信号频率能量分布规律^[19]。当 $x(t)$ 为原始连续信号时, $x(t)$ 的 WD 分布为

$$W_x(t, \omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t + \frac{\tau}{2}) \overline{x(t - \frac{\tau}{2})} e^{-j\omega\tau} d\tau \quad (2)$$

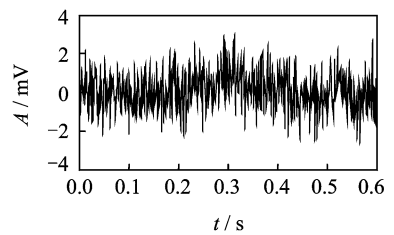
WD 在时域和频域上均有较好的对称性,可以实时反映 EEG 的时域分布及频域变化情况,但由于 WD 分布过程中,存在多余的交叉干扰项问题,该方法并不能较好地反应 EEG 的稳态特性^[20]。

小波变化引入多尺度分析方法,以不同尺度来观测 EEG 信号,通过对基波进行平移、伸缩将信号分解到不同的频带中,进而逼近原始信号特征,当小波基与 EEG 信号充分接近时,可以有效地提取 EEG 特征向量。虽然小波变化具有多分辨性,但是

并不能均匀划分信号,因此存在高频频带宽、低频频带窄的缺点^[21]。

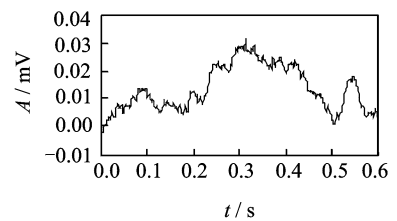
3.2.4 EEG 的随机共振检测方法

大量的实验研究发现,在非线性系统中,尤其是在 EEG 信号的检测过程中,当微弱信号与适当噪声协同作用时,会对微弱信号的传输起到增强作用^[22]。一种名叫随机共振的检测方法,就是利用噪声来强化微弱信号,通过在原始信号中添加一定强度的噪声,通过非线性系统的协同作用,将一部分噪声的能量转化到原始信号上,对微弱信号特征进行放大,得到优于线性滤波的高信噪比检测信号。随机共振算法简单,传输效率高。图 4 为随机共振检测方法下 EEG 信号的对比图。



(a) EEG 共振前

(a) Before EEG stochastic resonance detection



(b) EEG共振后

(b) After EEG stochastic resonance detection

图 4 EEG 随机共振检测信号图

Fig. 4 EEG stochastic resonance detection signal

3.3 EEG 的模式识别技术

在 EEG 特征提取的基础上,需要对特征信号进行分类、识别,目前较为普遍的方法有线性分类器、神经网络算法、支持向量机等。随着多通道、多任务机器人控制的研究,神经网络在模式识别中得到了广泛应用。人工神经网络模拟大脑生物过程,利用神经网络结构与外界间的相互作用不断进行自我学习和修正。基于误差反向传播算法学习的 BP(back propagation,简称 BP)神经网络和基于权值计算修改的学习矢量量化(learning vector quantization,简称 LVQ)方法是目前常见的两种前向神经网络结构。

3.3.1 BP 神经网络识别方法

BP 神经网络是目前人工神经网络中研究最为深入、应用最为广泛的一种模型,基于 BP 神经网络的 EEG 模式识别方法通常选用 3 层网络结构,把输出误差归结为各连接权值的“过错”,通过把输出层神经元的误差逐层向输入层逆向传播以“分摊”给各层神经元,从而获得各层神经元的参考误差以便调整相应的连接权值。该方法计算量小,自我学习与认知能力强,具有较高容错率。但是基于梯度下降的非线性优化策略所需训练时间较长,因此仅适合于小数据的处理。

与 BP 神经网络相比较, LVQ 算法具有更强的容错性和鲁棒性,通过计算隐含层权值向量与输入向量之间的距离,对特征向量进行准确分类。Kugler 等^[23]曾用 LVQ 成功地从 EEG 中识别出 10, 12, 14 以及 16 Hz 的组成成分。

3.3.2 模糊神经网络识别方法

图 5 是基于识别人手动作的模糊神经网络结构 (fuzzy-neural network, 简称 FNN) 模型,它将模糊概念与神经网络进行结合,在充分考虑二者的互补性后,以模糊规则为基础、以神经网络为阈值函数进行估计,构建具有处理模糊信息能力的动态模型。此法在处理非线性、模糊性问题上已显示出一定的优越性。基于人手动作识别研究提出的新型 FNN 结构包括如下 4 个处理模块:基础知识产生模块 (fundamental knowledge production, 简称 FKP)、学习样本模糊设置模块 (learning sample fuzzy set, 简称 LSFS)、特征提取模块 (feature extraction, 简称 FE) 以及人工神经网络识别模块 (artificial neural network, 简称 ANN)。

图 5 中: Y_{oi} 为第 i 次实验知识类型; X_i , \hat{X}_i 和 \hat{Y}_i 分别为第 i 次学习基础知识向量、学习样本模糊设置结果的输入向量和输出向量; x 为时域 EEG 信号; X 为特征向量; E 为 ANN 训练的总误差; Y 为模式识别结果。

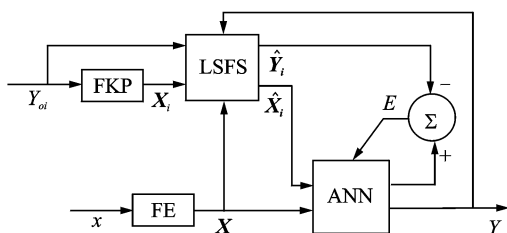


图 5 EEG 的模糊神经网络结构

Fig. 5 Fuzzy-neural network of EEG

3.4 EEG 的驱动控制技术

在脑控系统中,控制信号多以有线连接方式实现外围设备的驱动控制,其体积大,便携性、移动性不佳,这些缺点在脑控机器人的开发上尤显突出。随着脑机接口技术的发展,采用嵌入式处理器及无线连接方案提高了脑控系统的便携性及移动性。其中 32 位嵌入式微处理器完全可以满足脑电信号处理计算的要求。在无线通讯方面, ZigBee, Bluetooth 及 WIFI 等近距离无线通讯技术因其高带宽、低功耗及实时性强的特点,可以满足脑电信号、反馈信号以及控制信号的无线传输要求,为高性能的脑控系统的开发实现提供可能。

4 典型应用案例的研究进展

在检测、识别技术日趋成熟的基础上,脑控技术已逐渐用于机器人的控制研究中,如形成了脑控智能假肢、脑控残疾轮椅、外骨骼机器人的智能感知与控制技术等新的研究领域。

4.1 脑控智能假肢

若想使上肢假肢能够像真人手一样,按照人的意愿完成抓取操作,就必须首先建立假手与大脑间的外接神经通路。为了实现智能假肢的拟人化控制,笔者自 2004 年起,展开了脑电信号检测与识别技术研究,提出了基于 FFT 的五谱特征分析方法,即将 EEG 的时域特征 $\alpha, \beta, \theta, \delta, \gamma$ 节律转化为时频域中的谱图百分比分布,来反映出整个实验过程中脑电信号的瞬态变化;进而又提出了基于小波变换和奇异值分解的小波特征分析方法,即将人脑皮层脑电信号按国际 10/20 系统拾取原则提取的 P3, P4, C3, C4 通道的 α 波、 β 波两个频带的数据进行特征提取后,由功率谱密度和模均值构成 16 维可分的小波特征向量^[24]。

在此基础上,采用数据融合技术,搭建 16 通道 EEG 测量系统,同时对 EEG 测量装置的 P3, P4, C3, C4 测点进行 EEG 信号采集分析与特征提取,采用 BP 神经网络实现 3 种典型手动模式(手移动、手抓取、手张开)的训练与识别,进而将识别的结果采用串行通信和数字信号处理器 (digital signal processor, 简称 DSP) 功能以实现外围智能假肢装置的驱动控制,如图 6 所示^[25]。至今,该系统离线识别手动动作的正确率可达 85%,初步实现了假肢的大脑意念驱动控制。

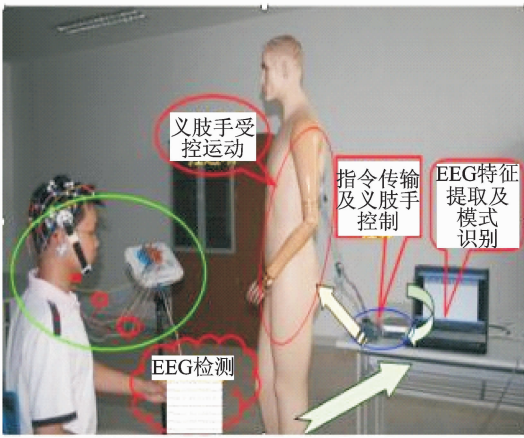


图 6 脑控智能假肢系统

Fig. 6 Intelligent prosthetic system based on brain control

4.2 脑控残疾轮椅

脑控残疾轮椅不同于一般的电动轮椅,就是通过提取患者的 EEG 特征信号来判断患者的行走意图和要求,这样可以避免因患者肢体障碍所导致的无法有效控制的问题。针对目前低频稳态诱发电位刺激范式简单、目标数目少、稳定性差、识别率低等问题,徐光华等^[26],展开了基于 BCI2000 的稳态视觉诱发轮椅脑-机导航系统的研究,提出了高频组合编码稳态视觉诱发电位范式。基于高频视觉稳态诱发电位智能轮椅导航系统由 13 通道脑电帽、g. US-Bamp 放大器、前置放大器、PC 机组成,通过典型相关分析算法,成功地实现了轮椅的方向移动。该系统具有操作简单、传输速率高、抗疲劳等显著优势,其 CCH (combination coding-based high-frequency, 简称 CCH)-SSVEP 脑控残疾轮椅的技术方案和工作场景^[27]分别如图 7 和图 8 所示。

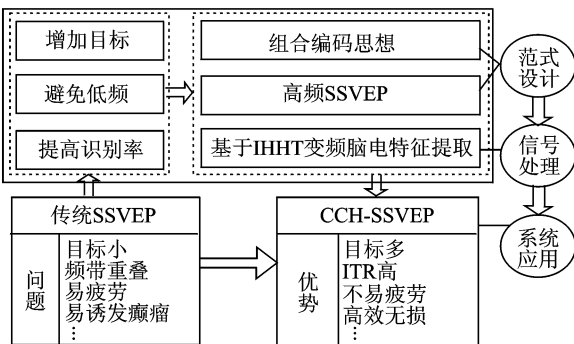


图 7 CCH-SSVEP 脑控残疾轮椅技术方案

Fig. 7 CCH-SSVEP brain controlling wheelchair technology solutions

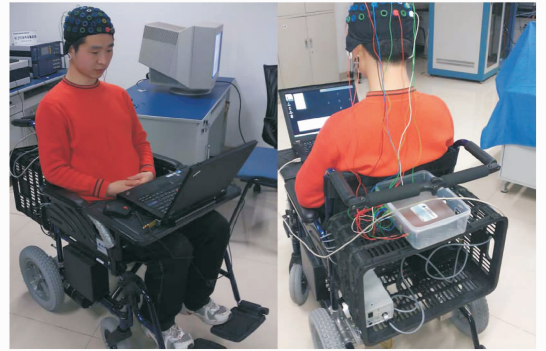


图 8 脑控残疾轮椅工作场景

Fig. 8 Brain controlling wheelchair

4.3 在外骨骼机器人智能感知与控制技术上的应用

外骨骼机器人是一种穿戴在操作者身上,融合了传感、控制、信息耦合、移动计算等机器人技术的机械机构。它集支撑、防护和运动增强于一体,通过控制驱动外部机械机构,使其能够以更大的适应能力面对复杂的外界环境和极端的工作条件。它与人体协调配合完成相应的动作,极大地拓展了人们的运动范围,在军事、科考、医用假肢等领域具有广泛的应用前景。一方面,外骨骼可作为单兵作战系统的一个子系统,集交通工具、武器、通讯系统等于一身,在战场上能以较少的自身能量消耗和较高的身体机动性、耐力、负载荷能力完成长距离奔袭、伤员运送、装填炮弹等,大幅度地提升士兵的作战能力,增强部队的战斗力;另一方面,外骨骼不仅可以作为一种辅助人体改善运动障碍或运动困难的医疗系统,为残疾人、老年人等提供一定程度的支撑、保护并辅助他们完成目标动作,而且还可以作为增强型的助力助行系统,为探险者、矿工等特定人群提供助力、增强运动能力,协助其出色完成任务^[28]。

分析外骨骼机器人的关键技术,不难发现,具有预先感知能力的感知技术为其关键所在。只有当人体具有运动意图的时候,若能够准确识别这个意图,并把这个意图转化为指令,去驱动控制穿戴的外骨骼机器人动作,才能保证真正意义上的人-机耦合,实现人-机同步助力行走。为此,笔者提出了基于脑肌多源感知的卧式主被动协同康复外骨骼机器人技术研究方案,其通过生物体的运动意念诱发技术,进行脑电信号的运动意图判断,希望最终实现脑肌信号的机器人主被动协同控制技术。该方案的脑肌多源感知系统能够采用脑电信号实现预先感知,肌电信号实现精细感知,光纤等其他信号实现实时感知,如图 9 所示。

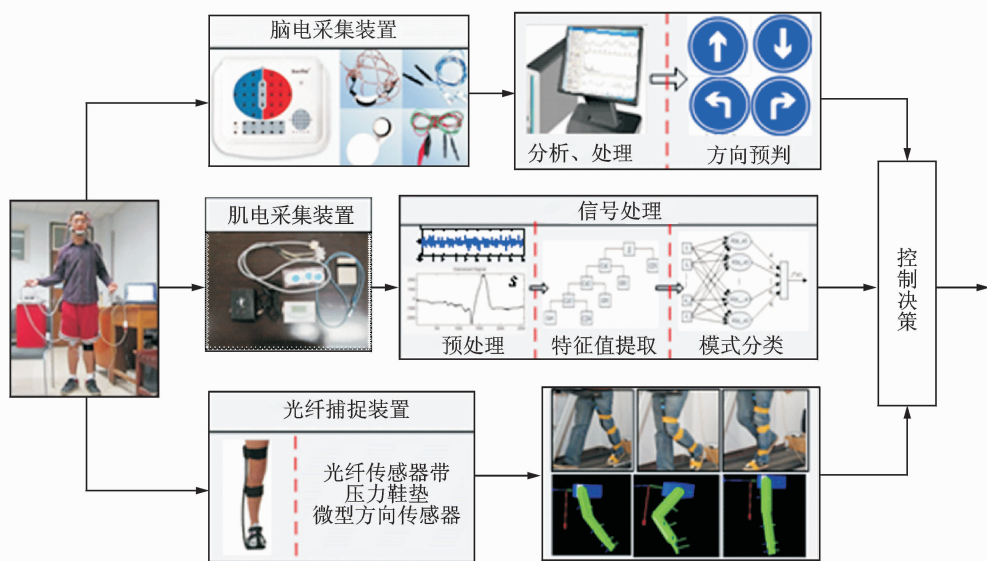


图9 外骨骼机器人感知系统图

Fig. 9 Exoskeleton robot sensing system

5 展 望

脑控技术作为一门新兴的交叉性学科已取得迅速的发展,但实现基于脑控技术的机器人拟人控制仍旧面临着严峻的挑战。首先,应该完成多传感器数据采集、融合,以及运动识别算法的设计与实现,以提高脑电检测识别系统的综合识别率;其次,进一步完善生机接口技术,实现生机电一体化,在提高在线识别精度的同时,提高脑控技术的控制精度;最后,脑控系统是一种非常特殊的人机协同系统,如何实现它的智能化、便携化、可穿戴设计等问题,仍需要进行深入的研究。

随着机器人拟人化的发展趋势,由 EEG 信号的工程应用而产生的脑控技术,由于能够直接、预先反映人的意念或意图,必将在神经义肢、移动机器人以及外骨骼康复机器人等精密运动的控制中发挥重要作用。

参 考 文 献

[1] 张小栋,盛春雷,刁卫锋. 脑电图在机器人手拟人化控制中的应用[J]. 振动、测试与诊断, 2004, 24(S): 228-231.
Zhang Xiaodong, Sheng Chunlei, Diao Weifeng. Application of EEG in robot hand anthropomorphic control [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2004, 24(S): 228-231. (in Chinese)

[2] 李耀楠, 张小栋, 王云霞. 脑-机接口驱动神经义肢手系统的研究[J]. 中国医疗设备, 2011, 26(4): 5-8.
Li Yaonan, Zhang Xiaodong, Wang Yunxia. Development of a control system of neural prosthesis hand driven by BCI [J]. China Medical Devices, 2011, 26(4): 5-8. (in Chinese)

[3] John R H. EEG in clinical practice[M]. Boston: Butterworth Publishers Inc, 1982: 148-152.

[4] Kirkup L, Searle A, Craig A, et al. EEG-based system for rapid on-off switching without prior learning [J]. Medical and Biological Engineering and Computing, 1997, 35(3): 504-509.

[5] 王行愚, 金晶, 张宇, 等. 脑控: 基于脑-机接口的人机融合控制[J]. 自动化学报, 2013, 39(3): 208-221.
Wang Xingyu, Jin Jing, Zhang Yu, et al. Brain-control: human-computer integration control based on brain computer interface [J]. Acta Automatica Sinica, 2013, 39(3): 208-221. (in Chinese)

[6] Wolpaw J R, Birbaumer N, McFarland D J, et al. Brain-computer interfaces for communication and control [J]. Clinical Neurophysiology, 2002, 113(6): 767-791.

[7] Allison B Z, Brunner C, Kaiser V, et al. Toward a hybrid brain-computer interface based on imagined movement and visual attention [J]. Journal of Neural Engineering, 2012, 7(2): 1-9.

[8] Maye A, Zhang Dan, Wang Yijun, et al. Multimodal brain-computer interface [J]. Tsinghua Science and Technology, 2011, 16(2): 133-139.

[9] 程明, 任宇鹏. 脑电信号控制康复机器人的关键技术 [J]. 机器人技术与应用, 2003, 94(4): 45-48.
Cheng Ming, Ren Yupeng. Key technologies for reha-

- bilitation robot based on EEG [J]. Robot Technique and Application, 2003, 94(4): 45-48. (in Chinese)
- [10] 新华网. 浙大实现猴子“意念”控制机械手成果居世界领先[EB/OL]. (2012-02-21)[2014-03-03]. http://news.China.com.cn/rollnews/2012-02/21/content_12837584.htm.
- [11] 腾讯网. 美国实现异体操控 猴子通过脑活动控制另一猴子[EB/OL]. (2014-02-21)[2014-03-03]. <http://news.qq.com/a/20140221/005514.htm>.
- [12] Anderson C W, Devulapalli S V, Stolz E A. EEG signal classification with different signal representations[C] // Neural Networks for Signal Processing V. Piscataway, Nj: IEEE Service Center, 1995: 475-483.
- [13] 王兆源, 周龙袍. 脑电信号的分析方法[J]. 第一军医大学学报, 2000, 20(2): 189-190.
Wang Zhaoyuan, Zhou Longpao. Analysis method of EEG [J]. Journal of First Military Medical University, 2000, 20(2): 189-190. (in Chinese)
- [14] Smithey D T, Back M, Raymer M G. Measurement of the winger distribution and the density matrix of a light mode using optical homodyne tomography: application to sequeezed satates and the vacuum[J]. Physical Review Letters, 1993, 70(9): 1244-1247.
- [15] 徐宝国, 宋爱国. 基于小波包变换和聚类分析的脑电信号识别方法[J]. 仪器仪表学报, 2009, 30(1): 25-28.
Xu Baoguo, Song Aiguo. EEG signal recognition method based on wavelet packet transform and clustering analysis [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2009, 30(1): 25-28. (in Chinese)
- [16] Mill N J, Mour O J. Asynchronous BCI and local neural classifiers: an overview of the adaptive brain interface project [J]. IEEE Trans. Neural Syst. Rehab. Eng., 2003, 11(2): 159-161.
- [17] Chen Weidong, Zhang Jianhui, Zhang Jicai, et al. A P300 based online brain-computer interface system for virtual hand control[J]. Journal of Zhejiang University-SCIENCE C: Computers and Electronics, 2010, 11(8): 587-597.
- [18] 官金安, 陈亚光. 相干平均单次提取脑-机接口信号[J]. 华中科技大学学报, 2007, 35(1): 11-13.
Guan Jinan, Chen Yanguang. Single-trial EEG estimation using in-phase average between channels [J]. Journal of Huazhong University of Sci & Tech, 2007, 35(1): 11-13. (in Chinese)
- [19] Smithey D T, Back M, Raymer M G. Measurement of the winger distribution and the density matrix of a light mode using optical homodyne tomography: application to sequeezed satates and the vacuum[J]. Physical Review Letters, 1993, 70(9): 1244-1247.
- [20] Novak P, Lepicovska V. Optimal of slow periodic modulation of EEG in a patient with Alzheimer's disease [J]. Physical Res, 1992, 41(4): 293-299.
- [21] Cichocki A, Washizawa Y, Rutkowski T, et al. Noninvasive BCIs: multiway signal-processing array decompositions[J]. IEEE Computer, 2008, 41(10): 34-42.
- [22] 张雷, 宋爱国. 随机共振在信号处理中应用研究的回顾和展望[J]. 电子学报, 2009, 37(4): 811-817.
Zhang Lei, Song Aiguo. Development and prospect of stochastic resonance in signal processing [J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(4): 811-817. (in Chinese)
- [23] Kugler M, Lopes H S. Using a chain of LVQ neural networks for pattern recognition of EEG signals related to intermittent photic-stimulation [C] // Proceedings of V II Brazilian Symposium on Neural Networks. Pernambuco Brazil: Federal Center for Technological Education of Paran, 2002: 173-177.
- [24] Troyk P R, Detlefsen D E A, DeMichele G A D, et al. Neuro talktrade: an interface for multifunctional neural engineering ASICs, engineering in medicine and biology society[C] // EMBS'06. 28th Annual International Conference of the IEEE. Illinois Institute of Technology, Chicago, Illinois, USA: IEEE, 2006: 2990-2993.
- [25] Zhang Xiaodong, Wang Yunxia, Li Yaonan. An approach for pattern recognition of EEG applied in prosthetic hand drive[J]. Journal of Systemic, Cybernetics & Information, 2011, 9(6): 51-56.
- [26] Cornswt T N. Visual perception [M]. New York: Academic Press, 1970: 1-152.
- [27] 徐光华, 张锋, 王晶, 等. 面向智能轮椅脑机导航的高频组合编码稳态视觉诱发电位技术研究[J]. 机械工程学报, 2013, 49(6): 21-29.
Xu Guanghua, Zhang Feng, Wang Jing, et al. Research on key technology on time series combination coding-based high-frequency SSVEP in intelligent wheelchair BCI navigation [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2013, 49(6): 21-29. (in Chinese)
- [28] Seitzerland. Lokomat rehabilitation device, hocoma AG medical engineering [EB/OL]. (2007-01-01)[2013-01-01]. <http://www.hocoma.ch>.



第一作者简介: 张小栋, 男, 1967年4月生, 博士、教授。主要研究方向为智能检测、诊断与控制, 以及智能机器人技术。曾发表《Pattern recognition of human grasping operations based on EEG》(《International Journal of Control, Automation, and Systems》2006, Vol. 4, No. 5) 等论文。

E-mail: xdzhang@mail.xjtu.edu.cn

