

下肢截肢者行走意图识别方法研究进展

王 蕾^{1,2} 王 辉^{1,3} 黄品高^{1,3} 林 阖¹ 郑 悅^{1,3} 魏 月^{1,2} 郭 欣² 李光林¹

摘要 直立行走是人类独立生活和正常参与社会活动的基本功能之一。人因遭受工伤、交通事故、战争、自然灾害(地震等)、疾病(糖尿病、癌症等)、先天出生缺陷等意外和不幸造成下肢截肢,从而部分或全部丧失行走能力,严重影响正常生活和参与社会活动。下肢假肢是下肢截肢者恢复行走功能的唯一手段,其技术发展吸引了众多研究者的关注。为使下肢假肢使用者能像正常腿一样或接近的步态行走,关键是实现截肢者行走意图的自动精识别。本文首先探索了行走意图识别的内涵;然后从信号源的角度分析了不同截肢者行走意图识别方法的特点,尤其是神经功能重建作为补充的肌电信号(Electromyography, EMG)源的方法,并简述其研究进展,提出了一种融合生物力学信号和生物电信号的截肢者行走意图识别方法;最后对下肢截肢者行走意图识别方法发展趋势进行了总结和展望。

关键词 下肢假肢, 行走意图识别, 肌电信号, 生物力学信号, 目标肌肉神经分布重建

引用格式 王蕾, 王辉, 黄品高, 林阖, 郑悦, 魏月, 郭欣, 李光林. 下肢截肢者行走意图识别方法研究进展. 自动化学报, 2018, 44(8): 1370–1380

DOI 10.16383/j.aas.2018.c170258

Progress and Perspective of Recognition Methods for Walking Intention of Lower-limb Amputees

WANG Lei^{1,2} WANG Hui^{1,3} HUANG Pin-Gao^{1,3} LIN Chuang¹ ZHENG Yue^{1,3}
WEI Yue^{1,2} GUO Xin² LI Guang-Lin¹

Abstract Walking is one of the basic functions of human beings to independently live and normally participate in social activities, thus recovery of walking function after lower-limb amputation would be significantly meaningful. Lower-limb prosthesis is a way to recover the walking ability, and it is the major substitution for the lost lower limb. Recently, the development of locomotion intention recognition for lower limb amputees has aroused the interest of many researchers. To achieve the goal of natural walking for amputees with lower limb prosthesis, the key point is to accurately and automatically identify their walking intentions. In this paper, we firstly describe the connotation and extension of locomotion intension. Then, we analyze the processes of different methods for locomotion intension recognition with several signal sources, especially hybrid reinnervation of targeted nerves and muscles as additional electromyography signal source. Finally, the methods with fusion signals by bio-mechanical signals and bioelectricity signals are proposed for walking intention recognition. In addition, challenges and future directions of locomotion intention recognition methods are also discussed.

Key words Lower limb prosthesis, locomotion intention recognition, electromyography (EMG), bio-mechanical signal, targeted muscle reinnervation (TMR)

Citation Wang Lei, Wang Hui, Huang Pin-Gao, Lin Chuang, Zheng Yue, Wei Yue, Guo Xin, Li Guang-Lin. Progress and perspective of recognition methods for walking intention of lower-limb amputees. *Acta Automatica Sinica*, 2018, 44(8): 1370–1380

收稿日期 2017-05-12 录用日期 2018-01-01

Manuscript received May 12, 2017; accepted January 1, 2018
国家自然科学基金(U1613222, 61603375), 广东省基础与应用基础项目(2014A020212046, 2014A020212383), 河北省青年自然科学基金(F2016202327), 深圳市知识创新计划基础研究项目(JCYJ20150402152130181)资助

Supported by National Natural Science Foundation of China (U1613222, 61603375), Science and Technology Planning Project of Guangdong Province (2014A020212046, 2014A020212383), Youth Natural Science Foundation of Hebei Province (F2016202327), and Shenzhen Governmental Basic Research (JCYJ20150402152130181)

本文责任编辑 魏庆来

Recommended by Associate Editor WEI Qing-Lai

1. 中国科学院深圳先进技术研究院神经工程研究中心 深圳 518055
2. 河北工业大学控制科学与工程学院 天津 300130 3. 中国科学院大

长期以来, 因遭受工伤、交通事故、战争、自然灾害(地震等)、疾病(糖尿病、癌症等)、天生出生缺陷等意外造成下肢截肢的残疾人口众多^[1]。根据第二次全国残疾人抽样调查, 我国有肢体残疾人 2 412 万, 占残疾人总数的 29.07%, 其中下肢截肢者 158 万人, 约占截肢者总数的 70%, 并且近年来下肢截肢

学深圳先进技术学院 深圳 518055

1. Research Center for Neural Engineering, Shenzhen Institutes of Advanced Technology, Chinese Academy of Sciences, Shenzhen 518055 2. School of Control Science and Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300130 3. Shenzhen College of Advanced Technology, University of Chinese Academy of Sciences, Shenzhen 518055

者的绝对数量和相对比例还在不断增长^[2].

假肢是截肢者重要的运动功能替代工具, 是为弥补截肢者肢体缺损, 代偿肢体功能而制造、装配的人工肢体^[3-5]. 下肢假肢是下肢截肢者恢复行走功能的唯一手段, 下肢假肢基本能达到对人体缺失功能的代偿, 使患者生活自理, 甚至参加工作回归社会, 技术的发展也得到众多研究者的关注^[6].

下肢截肢者行走意图识别方法起源于上肢截肢者动作意图识别研究, 发展落后于上肢^[6]. 行走意图识别是在下肢截肢者和假肢系统之间搭建控制接口, 通过这个“人机”控制接口, 使用者可以将自己的行走意图自动“传达”给假肢系统^[7-8]; 而假肢系统将根据使用者的行走意图提供相应的控制策略和行走动力, 从而使截肢者能够通过直觉操控假肢实现行走功能. 因此, 研究下肢截肢者行走意图识别方法有巨大的意义.

国内外学者对行走意图识别方法进行了深入的研究. 按照依赖的生物信号源的不同, 下肢行走意图识别方法主要可以分为基于生物力学信号和生物电学信号两种^[9-10], 基于生物力学信号的下肢行走意图识别是通过采集下肢生物力学信号, 如关节角度、角速度、三轴加速度、足底压力信息、电容信息等识别下肢运动信息^[11-13]; 基于生物电学信号的下肢行走意图识别方法, 是通过采集人体肌电、脑电等生物电信号识别下肢运动意图^[14].

本文对下肢截肢者行走意图识别的内涵, 基于不同信号源与不同策略的下肢行走意图识别方法等方面的研究进展做简要的回顾和讨论.

1 人体下肢行走意图识别的内涵

人体下肢运动通常用行走来描述, 人体下肢行走不是简单的机械运动, 而是膝关节弯曲、伸展交替变化, 双足与地面交替接触的周期性、对称性和稳定性过程^[5, 15]. 人体下肢运动研究主要包括行走模式、相位周期和步态事件等内容, 下肢行走模式主要指步行、上楼梯、下楼梯、上斜坡、下斜坡等动作^[16]; 相同的行走模式下, 按照周期特点划分为多个步态周期^[17], 每个步态周期根据膝关节角速度值在正负区间分布, 又可划分为站立弯曲相、站立伸展相、摆动弯曲相、摆动伸展相^[18-19] 四个相位周期. 根据双足与地面交替接触又划分为脚跟触地 (Heel strike, HS)、全足着地 (Foot flat, FF)、足跟离地 (Heel off, HF)、脚尖离地 (Toe off, TO)、脚尖触地 (Toe strike, TS)^[16] 五个步态事件. 表1是人体下肢行走意图识别的内涵, 在下肢行走意图识别研究中, 行走模式的准确快速识别是核心问题, 相位周期的识别是基础, 步态事件识别是行走模式识别后实现假肢精细控制的前提.

表1 人体下肢行走意图识别的内涵

Table 1 The connotation and extension of locomotion intention of lower-limb human body

行走意图分类 (功能)	行走模式 (核心)	相位周期 (基础)	步态事件 (前提)
下肢具体动作	步行	站立弯曲相	脚跟触地 (HS)
		站立伸展相	全足着地 (FF)
	上、下楼梯	足跟离地 (HF)	上、下斜坡
	上、下斜坡	脚尖离地 (TO)	摆动弯曲相
		摆动伸展相	脚尖触地 (TS)

2 基于不同信息源的截肢者行走意图识别方法

下肢肢体截肢主要分为膝下截肢、膝上截肢和髋关节离断三种方式, 截肢的程度越高, 残留的肢体肌肉越少, 需要恢复的肢体动作越多 (如图1(a)所示). 可用于行走意图 (模式) 识别的信号源主要有生物力学信号、肌电信号 (Electromyography, EMG)、脑电信号 (Electroencephalogram, EEG) 和生物力学信号与肌电信号的融合信号等. 生物力学信号是目前下肢截肢者行走意图识别的主要信号源, 由于生物力学信号具有稳定性好, 不易被干扰等优点, 现有商业化的下肢假肢均采用生物力学信号作为主要控制信号源. 肌电信号已经广泛应用于上肢假肢控制中, 在步行模式切换识别中具有一定的优势, 目前开始逐步应用于下肢假肢; 脑电信号和外周神经电信号有实现真正的人体直觉控制潜力, 但是其他信号模式复杂, 还停留在实验室研究中^[9], 多信息源的截肢者行走意图识别原理示意图如图1(b)所示. 健肢侧信息映射到假肢侧是一种采集健康脚步态运动信息 (肌电信息和生物力学信息), 并将其映射到假肢侧进行假肢侧行走意图识别的控制方法. 该方法提供了更多的运动信息, 避免从有限的残肢端提取信息的问题, 使用的传感器种类和数量少, 计算量小. 但在实际应用中健侧步态会模仿、适应患侧步态和行走姿势, 使截肢者的行走越发困难^[5]. 因此本文对基于健侧信息映射的行走意图识别研究不做详细讨论.

2.1 利用生物力学信息进行截肢者行走意图识别

生物力学信息分为运动学信息和动力学信息. 下肢假肢的运动学信息是指采集髋、膝、踝关节速度、加速度、轨迹等信息; 动力学信息是指采集髋、膝、踝角度、关节力矩、足底压力等信息^[9]. 建立相应的运动学、动力学模型, 进行行走信息预处理、特征提取等, 最后通过算法分析不同行走模式识别^[20].

(如图 2 所示).

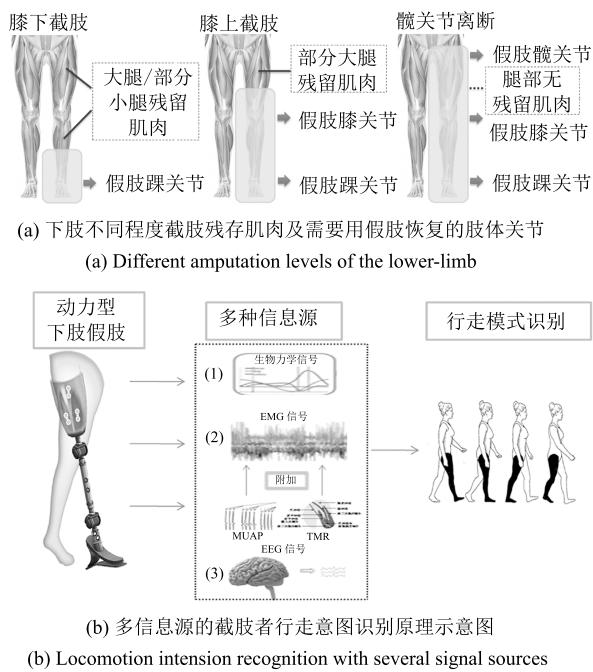


图 1 基于不同信息源的下肢截肢者行走意图识别
Fig. 1 Lower-limb locomotion intent recognition based on several signal sources

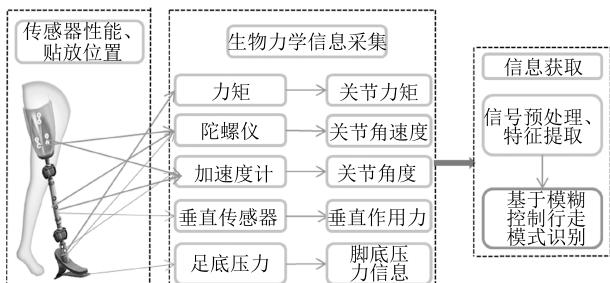


图 2 基于生物力学信息的截肢者行走意图识别原理示意图
Fig. 2 Lower-limb locomotion intent recognition based on biomechanical signals

现有商品化的假肢产品均采用生物力学信号进行下肢截肢者行走意图识别, 例如德国 Otto Bock 公司的 C-leg 智能仿生腿, 英国英中耐公司的灵思下肢和冰岛 Ossur 公司的 Power knee 下肢假肢^[21–23].

随着近年来国内外学者对生物力学信号进一步研究发现, 截肢者行走意图识别受传感器的安装位置、数量、性能参数等因素影响。在传感器的位置选择方面, 王人成等^[24]利用红外光点运动捕捉系统采集下肢截肢者运动轨迹都在不同程度上表明髋、膝、踝关节生物力学信号可以判断假肢的摆动情况。在传感器的数量使用方面, 文献 [6, 12, 25] 通过结合多传感器数据融合, 提高了行走意图识别的准确率,

减少了截肢者假肢的使用负担。在传感器性能选择方面, 文献 [26] 提出一种自动配置假肢传感器控制参数的自适应控制器 (Adaptive dynamic programming, ADP), 使用仿真方法, 结果表明, 配置 ADP 的下肢截肢者步态延迟时间短、运动轨迹更接近理想步态, 行走过程也更加安全有效。王启宁课题组研发了基于电容传感器的下肢假肢运动意图识别, 2013 年该组的 Zheng 等将两个电容环分别紧贴于截肢者的大腿和小腿位置, 电容环内多个电极和人体形成多个耦合电容, 通过腿部肌肉收缩使电容信号变化。采集 12 名健康受试者的 11 种不同运动模式, 取 4 种时域特征值, 使用线性模式分类算法, 结果平均运动识别准确率为 95%^[27]。2014 年 Zheng 等^[28]改进电容接触方式, 提出了非接触式的电容传感方法。将金属电极置于假肢接受腔内, 使用电容信号监测残肢端肌肉收缩和残肢端与接受腔作用力的改变。选择 6 名膝下截肢者的 6 种不同的行走步态, 取 6 种时域特征值, 使用基于相位的二次分类方法, 结果摆动相识别率为 96.3%, 站立相识别率为 94.8%。电容式传感器从接触式到非接触式的转变, 是在保证识别准确率的前提下解决了常用的传感器、电极与皮肤长时间接触造成移位和皮肤损伤等问题。使用相关传感器采集生物力学信号进行下肢截肢者行走模式识别已经达到较高的识别准确率, Varol 等^[29]首先对膝上截肢患者的假肢侧实时识别三种模式 (坐、站立、行走), 采集与生物力学相关的关节角度和人机交互力, 使用有限状态机和阻抗控制的方法控制假肢关节驱动器, 平均准确率分别达到 100%, 但存在 500 ms 的延迟。Gazzoli 等^[30]提出将一种新型的低功耗的压力传感器 (2 个) 置于假肢接受腔内 (腔部低端平面的中侧和后侧), 识别三种不同模式之间的转换 (平地行走、跑和爬), 结果表明, 输入的人机交互力和输出的电压显示出良好的线性关系, 可以有效地识别三种模式间的转换。

但是单纯基于生物力学信息不能获取直接的下肢行走意图。生物力学信息具有难以监测使用者的神经肌肉状态, 无法实现截肢者对假肢的直觉控制, 且对下肢运动信息识别存在延迟等问题。而且该方法还需要特殊的触发方式 (如夸张的臀部伸展或向前/向后摇摆假肢等) 来实现不同运动模式之间的切换, 这给使用者带来了很大的心理和精神负担^[29, 31–33]。

2.2 利用肌电信号进行截肢者行走意图识别

使用肌电信号 (EMG) 进行截肢者行走意图识别研究主要包括表面肌电 (Surface electromyography, sEMG) 信息解析、运动单元动作电位序列及目标肌肉神经功能重建 (补充肌电信号源) 三个方

面。

肌电信号是众多肌纤维中运动单元动作电位在时间和空间上的叠加, 是与运动模式密切相关的并能反映步行者自主行走意图的生理电信号^[34-36], 如图3所示。利用表面肌电信息进行下肢截肢者行走意图识别的研究主要涉及传感器的安放位置、EMG信号的特征组合及分类方法对截肢者行走意图识别准确率的影响等方面。

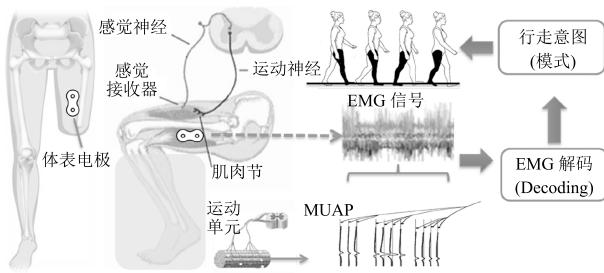


图3 基于肌电信息识别截肢者行走意图原理示意图

Fig. 3 Lower-limb locomotion intent recognition based on sEMG signals

EMG是直觉控制的信号源^[37], 表面肌电采集具有无创伤、安全、使用方便等优点^[19]; 在肢体运动实际开始前就被检测到^[38], 能反映肌力大小和残端肌肉疲劳状态等人体相应的肌肉功能^[39-40]。与肢体运动直接相关, 有利于识别不同的行走模式, 实现不同运动模式之间的及时、自然无缝转换。对sEMG信号进一步研究, 同样发现截肢者行走意图识别受传感器的安装位置因素影响。

在传感器的位置选择方面, Miller等^[41]对5个膝下截肢患者和5个健康人(根据残肢端肌肉剩余情况选择3~4块肌肉, 健康组选择4块肌肉, 每块肌肉贴放两个电极)进行7种步态模式识别, 对比sEMG电极贴放于肌肉位置和相对肌肉移位3cm位置的识别准确率, 结果表明, 每块肌肉的运动意图识别率都会降低, 其中腓肠肌下降最明显, 患者组识别准确率下降46.3%, 健康组识别准确率下降67.6%。侯增广课题组的Peng等^[42]在受试者下肢肢体选取8块主动肌和拮抗肌肌群(髋关节和膝关节附近), 穿戴自行研发的iLeg(8通道的肌电采集装置)完成规定的圆形轨迹运动, 结果表明, 选取的8块肌肉位置采集的sEMG信号可以实时监测运动起始点, 解决了机械信号的判断起始点的延迟性问题。

但是单纯基于sEMG信息不能获取充足、直接的下肢行走意图。下肢的运动涉及神经、肌肉、骨骼等多方面的相互作用, 单纯的肌电信号无法精确反映人体协调步速、适应路况等复杂任务; 此外, 截肢者截肢程度越高, 残留肢体肌肉越少, 肌电信号

源越少, 加之sEMG的个体差异性和时变特性^[43], 无法为下肢高位截肢者提供充足、稳定(易受肌肉阻抗、皮肤汗液、表皮毛发及外部电磁干扰)的信息^[38, 44-45], 实现行走意图的精确识别是sEMG存在的问题。目前的研究大部分停留在实验室水平和理论研究阶段, 距离应用还有一定差距^[6]。

2.2.1 运动单元动作电位序列作补充的肌电信息

对于sEMG信号源不足、表现不稳定的特点, 丰富肌电信号源的研究主要包括基于运动单元动作电位序列的下肢运动意图识别(Motor unit action potential trains, MUAPt)和下肢目标肌肉神经分布重建方法(Target muscle rehabilitation, TMR)。

MUAPt是检测运动神经信号的最直接手段。MUAPt在肌肉纤维中传播形成电流场, EMG信号测量置于该电流场中电极检测到的电位差^[46-48]。肌电分解是sEMG形成的逆过程, 即将采集的sEMG信号分解成各组成分量MUAPt, 根据MUAPt结果, 可以得到不同运动单元的募集与发放信息, 有利于从更微观的尺度, 分析运动产生及肌肉控制机理^[49]。不同肢体动作在特定肌肉上产生EMG的特征值形态相似, 但是募集的运动单元个数以及发放模式却有很大区别。因此研究EMG的分解算法, 通过表面或肌内肌电实时的分离出多个MUAPt^[50-54], 利用MUAPt不同的募集发放模式组合, 可以从微观层面获取关联动作的丰富信息, 进而精确认识出不同肢体动作^[55-56]。图4是运动单元脉冲序列驱动的肌肉骨骼模型(单个运动单元神经细胞、肌肉纤维、肢体肌肉骨骼、全身肌肉骨骼系统)。目前比较成熟的CKC(Convolution kernel compensation)方法盲源分离EMG^[57]。

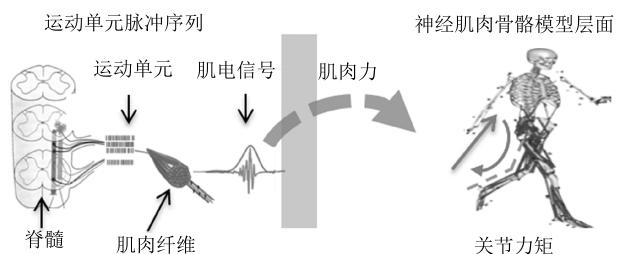


图4 运动单元脉冲序列驱动的肌肉骨骼模型

Fig. 4 Musculoskeletal geometry model driven by MUAPt

但是采集MUAPt进行下肢截肢者行走意图识别的计算量庞大, 怎样用最少的运动单元进行精准的动作分类目前处于理论的探索阶段^[50]。

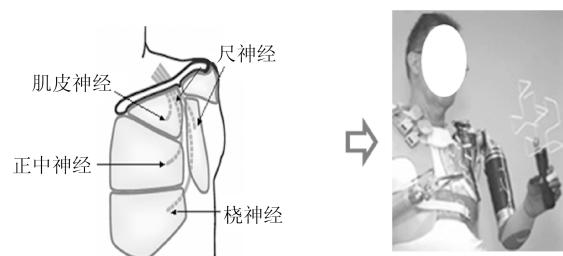
2.2.2 目标肌肉功能重建作补充的肌电信息

目标肌肉神经分布重建(TMR)是将残余的外周神经通过外科手术移植到功能代替肌肉(目标肌肉)内。这些移植的神经将在目标肌肉中生长和分

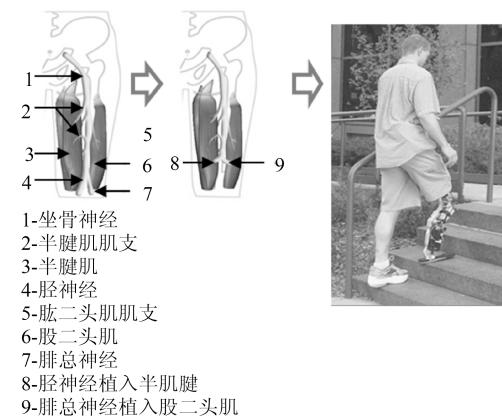
布, 形成新的神经网络, 从而重建因截肢所失去的肌电信息源^[58]. TMR 提供附加神经信息, 解决了下肢截肢者 sEMG 不足的问题^[59-64]. TMR 技术由美国芝加哥康复研究院首先提出, 该研究院 Kuiken 等^[58] 2009 年在 *Journal of the American Medical Association* 杂志上发表文章, 使经肱骨截肢者重建因截肢失去的肌电信息源. 将上肢截肢者的残余臂丛神经植入同侧胸大肌后, 利用胸大肌作为目标肌肉. 经过一段时间恢复, 对实施过 TMR 手术的 3 例肱骨截肢者, 使用 12 通道 sEMG 电极 (手臂 9 个, 手部 3 个), 通过虚拟设备执行 10 个不同的肘、腕和手部动作, 提取四个时域特征值, 使用线性模式分类算法实时分类, 经计算, 肘部腕部动作识别率为 96.3 %, 手部动作识别率为 86.9 %. 该实验验证了目标肌肉产生的肌电信号可以在皮肤表面测量到, 并能用于假肢手控制 (如图 5(a) 所示). Hargrove 等^[65] 2013 年在 *New England* 上发表文章, 对一名膝上截肢男子实施了下肢 TMR 手术 (使失支配的坐骨神经的腓总神经和胫骨神经分别重新支配到目标肌肉股二头肌和半腱肌), 以未进行 TMR 手术截肢患者做对照组, 使用 96 个 sEMG (均匀贴附在残肢端), 使用虚拟系统分别完成两个自由度运动 (膝关节弯曲和伸展、踝关节跖屈和背屈) 和四个自由度运动 (膝关节弯曲和伸展、踝关节跖屈和背屈、胫骨旋转、股骨旋转), 结果在截肢者目标肌肉上采集到稳定的肌电信号, 相比没有进行 TMR 手术的截肢患者, TMR 手术患者在两个自由度运动和四个自由度的运动实时识别错误率分别降低了 43 % 和 39 %; 进一步, 该患者穿戴动力型下肢假肢 (由美国范德比尔特大学提供) 采集残肢端和附加的肌电信息, 患者可以自由完成 5 个运动模式以及模式间的无缝切换; 此外该研究组在肌电信息的基础上又引入了 13 个机械传感器进行模式识别 (动态贝叶斯), TMR 手术患者实时误差错误率为 1.8 %, 比没有进行 TMR 手术患者降低了 0.4 %. 如图 5(b) 所示.

为解决高位截肢患者肌电信息源缺失和不足的问题, 本课题组在国内首次提出并成功完成目标神经肌肉代替术 (Hybrid reinnervation of targeted nerves and muscles, HR-TNM)^[66]. 利用神经与神经吻合技术对 TMR 进行优化及改良, 提出一种新的神经功能重建方法—目标神经功能代替术 (Targeted nerve functional replacement, TNFR), 并采用 TMR 与 TNFR 相结合的方式 (HR-TNM), 对一位男性经肱骨截肢者实施了 HR-TNM 手术, 重建了因截肢而丧失的肌电信息. 具体地, 在上肢神经功能重建过程中, 对受试者上肢正中神经采用 TMR 技术, 将神经植入相应的目标肌肉中, 实现目标肌肉的神经再分布以及功能再支配; 对桡神经与尺神经

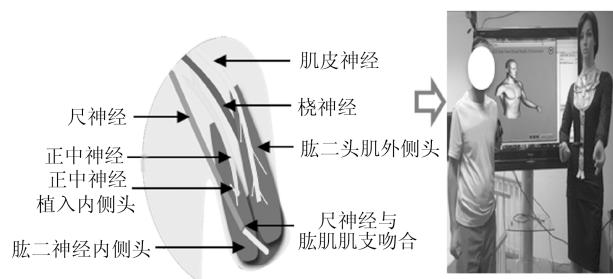
则采用目标神经功能代替 (TNFR) 方法, 重建桡神经和尺神经神经功能. 经过 8 个月的康复, 选择 128 通道 sEMG 电极 (高密度肌电采集设备), 使用虚拟设备完成 7 个动作 (肘、腕、手部各 2 个动作和放松动作), 经肌电分析, 术后动作识别率较术前有显著提高, 所有动作识别错误率均低于 3 %, 图 5(c) 是本项目组完成的上肢截肢患者神经功能重建手术示意图和实验过程展示. 然而 TMR 和 HR-TNM 技术在实际应用中也存在一些问题, 手术中重建神经目标肌肉无法与残留神经纤维相连接或手术后目标



(a) TMR 重建上肢截肢者的运动神经功能^[58]
(a) TMR for upper-limb amputee, and the surgical protocol^[58]



(b) TMR 技术重建下肢截肢者的运动神经功能^[65]
(b) TMR for lower-limb amputee, and the surgical protocol^[65]



(c) 本项目组完成的我国首例上肢截肢患者目标神经肌肉代替术
手术示意图
(c) A male transhumeral amputee with HR-TNM method, the first case in China

图 5 利用 TMR 技术重建截肢者的运动神经功能
Fig. 5 The neurological redirection to innervate accessory muscles by TMR

肌肉重建的神经生长过缓造成目标肌肉的萎缩, 会导致 TMR 或 HR-TNM 术后提供附加的肌电信息效果欠佳.

2.3 利用神经机器接口信息进行截肢者行走意图识别

神经机器接口技术是通过直接采集人体中枢或外周神经信号, 通过神经信息解码, 实现人对外部机器的直觉控制. 使用神经机器接口信息进行截肢者行走意图研究主要包括基于脑电信号的神经机器接口技术和基于周围神经信息的神经机器接口技术两种方法(如图 6 所示).

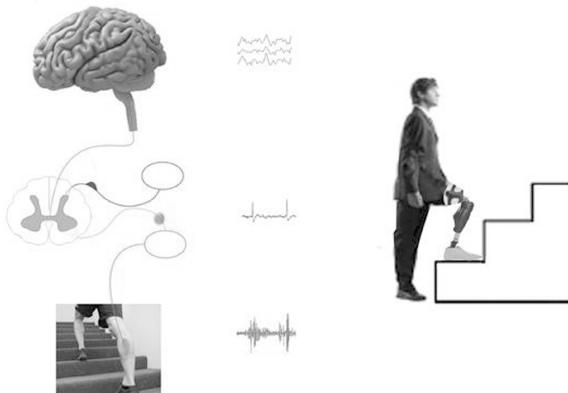


图 6 基于神经机器接口的截肢者行走意图识别示意图

Fig. 6 Lower-limb locomotion intent recognition based on different neural-machine interfaces

脑电信号(EEG)是中枢神经元电生理活动在大脑皮层或头皮表面的总体反映, 经自发脑电或诱发脑电信号, 通过特征提取、模式识别等方法可以识别人体下肢的运动意图^[67~70]. EEG 的研究最早起始于上肢动作分类的研究. 1999 年, Chapin 课题组首次使用大鼠动物模型验证脑皮层的神经信号可以操控机械手臂获取水^[71]. 近年来直接使用脑机接口技术测量 EEG 作为下肢截肢者的控制信号识别运动意图^[72~73], 通过有效地提取 EEG 和分类行走模式达到截肢者行走识别的目的^[74]. Wieser 等^[75]和 Wagner 等^[76]分别研究 EEG 信号在时间、空间模式上的特征和最大熵独立成分分析、聚类分析的方法分析在有辅具条件下下肢行走意图识别, 发现 EEG 信号的特征在主动运动、辅助运动和被动运动三种不同步态阶段大脑皮层活动存在很大的差异, 可用于步行运动的识别. 朱向阳、张定国等应用 EEG 信号分析、解码及外刺激辅助的增强式人机接口技术和假肢的感知功能再造技术设计了多自由度假肢的欠驱动机构设计方法, 能够较好地模拟正常人上肢运动的关节轨迹^[77~78]. 与 sEMG 信号相比,

EEG 是非平稳信号, 对肢体运动意图的分辨率较低, 有更大的随机性, 表情、情绪、注意力的改变等都会轻易影响到大脑产生的 EEG 信号^[79], 当前实用化研究多用于轮椅控制^[80], 基于 EEG 的下肢假肢行走意图识别与实用化还有一定距离.

基于周围神经信号(Peripheral nerve signal, PNS)的下肢截肢者行走意图识别方法是通过植入电极, 直接测量周围神经电信号, 并传输到体外作为下肢假肢的控制信号. 但该方法存在有创性, 信号采集难度高, 以及电极植入手内后因电极周围神经组织纤维化造成电极测量失效, 电极长期植入的生物兼容性等问题, 目前的大部分研究都仍处于实验室阶段.

2.4 利用生物力学信息与肌电信息的融合信息进行截肢者行走意图识别

使用单一的生物力学信号或表面肌电信号作为控制信号源进行下肢行走意图识别均存在明显不足. 生物力学信号无法监测截肢者的肌肉生理功能状态, 表面肌电信号不够稳定, 单纯依赖肌电模式识别方法无法实现鲁棒的高精度下肢行走意图识别. 因此, 专家学者尝试同时采集截肢者生物力学信号和表面肌电信号, 通过 sEMG 信号和生物力学信号的融合信号源进行行走意图识别, 可以有效提高步态模式识别的精度并减少步态模式转换的延迟^[6] (如图 7 所示).

孙广彬等^[81]结合足底压力和足底 sEMG 信号检测足底压力的中心位置和踝关节过零点的移动位移, 并使用人体相似性原理优化机器人的运动数据, 有效预测了步态中压力点位置, 提高了机器人实时模仿人类行走稳定性; Huang 等^[10]提出了神经肌肉-生物力学信号融合的下肢运动意图识别方法, 在稳定期识别准确率超过 99%, 在摆动期识别准确率为 95%; Hargrove 等^[65]在 2013 年使用生物力学信息和生物力学信息与肌电信息的融合信息两种方式对 5 例下肢截肢患者(1 例 TMR 术后, 4 例未做 TMR 手术)的 5 种步态模式及模式转换进行行走意图识别, 结果发现在两种方式下截肢患者都可以完成动作任务, 加入肌电信息可提高识别精度(在未实施 TMR 手术患者中, 实时误差率下降 10.7%, 实施 TMR 手术患者中, 实时误差率下降 11.1%); 2015 年, Hargrove 对 8 例下肢截肢者(6 例膝上截肢, 1 例膝关节离断, 1 例髋关节离断经历 TMR 术后)融合肌电信号(9 通道)和生物力学信号(13 通道)使用基于历史信息方法的实时行走意图识别, TMR 术后的患者平均分类误差为 1.8%, 比未经历 TMR 手术患者误差降低 6.1%, 此外 TMR 术后患者的方差误差值也较未经历 TMR 手术患者降低^[72].

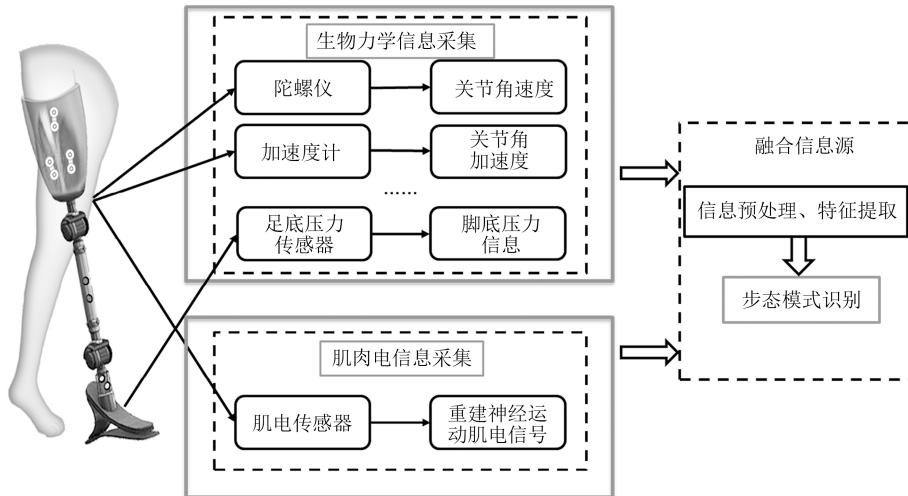


图 7 基于生物力学信息和肌电信息的多信息源融合的截肢者行走意图识别原理

Fig. 7 Lower-limb locomotion intent recognition based on biomechanical signals and sEMG signals

表 2 利用不同信息源进行行走意图识别的性能比较

Table 2 A comparison with several methods based on different signal sources

信号分类	生物力学信号	肌电信号	运动单元动作电位序列	目标肌肉神经分布重建混合接口	脑电信号
优点	主要信号来源; 行走模式识别准确率高; 无创, 安全使用方便	较直接的信号来源; 可以检测肌肉的变化; sEMG 行走模式切换自然; 无创, 安全, 使用方便	最直接的信号来源; 更加准确地估计肌肉力, 动作类型识别精确, 无创, 安全	提供附加神经信息, 丰富信号来源; 无创伤, 安全, 使用方便	获取更多的假肢控制信息
缺点	无法检测神经肌肉状态	PNS 植入式电极有创、在体内易纤维化造成测量失效; EMG 信号源依赖患者截肢程度; sEMG 具有时变特性, 易受环境干扰	记录的数据复杂而庞大, 计算困难	手术方案设计复杂, 对临床经验的要求高	可检测的神经信号微弱
应用场景	产品化	处于临床阶段	实验室分析	临床	实验室分析

基于融合的生物力学信号与肌电信号意图识别, 相比基于单纯的生物力学信号的研究, 可以显著提高截肢者行走意图识别准确率.

3 存在的问题及未来的发展方向

决定下肢行走意图识别效果的关键是信号源, 来源直接、信息充足、稳定的信号源可以有效提高识别的准确率和假肢的操控性能. 本文结合当代下肢假肢行走意图识别方法的发展历程, 介绍了下肢截肢者运动的不同内涵, 从信号源的角度进行下肢截肢者行走意图识别方法讨论. 生物力学信号是当前产品化的下肢假肢中所应用的信号源, EMG, MUAPt, TMR, HR-TNM 和 EEG 是实现人体直觉控制智能下肢假肢不可或缺的信号源. 表 2 是基于不同信息源的下肢截肢者行走意图识别方法优缺点及其应用场景的性能比较. 克服这些问题还存在很多技术困难. 在未来开展基于不同信息源的下肢

截肢者行走意图识别方法研究时, 需要重点关注以下可能的技术突破点.

1) 肢体缺失后运动神经功能的重建技术和方法. 由于高位截肢患者肌电信息源存在缺失和不足的问题, 需要附加的肌电信息源进行行走意图识别. 现有的运动功能重建技术应根据患者残肢端具体情况设计多种可靠的靶向肌肉神经吻合方案, 并且开展加速术后肌肉神经生长的方法, 保证运动神经功能肌电信息的高性能测量.

2) 提高截肢者行走意图识别的准确率. sEMG 是反映运动意图的直觉信号源, 在当前假肢控制系统中占主导地位, 但是 sEMG 在实际应用中容易出现电极移位、脱落等不稳定因素造成系统的原始输入数据部分丢失或错误, 因此在假肢系统中添加必要的容错机制使得模型在 sEMG 输入部分丢失/错误情形下, 仍能保持一定的精度继续工作. 此外, 融合一些新型传感器(电容传感器, 压力传感器和加速度传感器等), 通过闭环回路反馈和校正输入的信息,

不仅能提高运动意图的识别精度,还能保证人机交互过程的自然、流畅,实现多种信息源的融合下的优势互补。但是多类传感器的融合,需要考虑多源信息同步融合及系统实时性问题,以防出现操作延时现象。

3) 利用下肢假肢控制稳定性的方法实现下肢截肢者更加平稳、自然的行走。保证控制方法的多样化,发展自适应、自组织和自学习功能的智能控制技术,特别是具有实时和快速学习性能的智能控制技术,用于提高同一步态模式的识别准确率,保证不同步态模式间自然、无缝切换,降低不同路况条件,不同速度条件下的用户摔倒风险,实现真正意义上的人、机器、环境三者之间的相互适应。

总之,基于不同信息源的下肢截肢者运动意图识别和下肢假肢控制的研究已成为国际神经工程和康复技术领域的研究热点,新成果的不断涌现必将开启假肢技术发展应用的新篇章。

References

- 1 Hou Zeng-Guang, Zhao Xin-Gang, Cheng Long, Wang Qi-Ning, Wang Wei-Qun. Recent advances in rehabilitation robots and intelligent assistance systems. *Acta Automatica Sinica*, 2016, **42**(12): 1765–1779
(侯增广, 赵新刚, 程龙, 王启宁, 王卫群. 康复机器人与智能辅助系统的研究进展. 自动化学报, 2016, **42**(12): 1765–1779)
- 2 Leading Group of the Second China National Sample Survey on Disability, National Bureau of Statistics of the People's Republic of China. 2006 communiqué on major statistics of the second China national sample survey on disability. *Chinese Journal of Rehabilitation Theory and Practice*, 2006, **12**(12): 1013
(第二次全国残疾人抽样调查领导小组, 中华人民共和国国家统计局. 2006年第二次全国残疾人抽样调查主要数据公报. 中国康复理论与实践, 2006, **12**(12): 1013)
- 3 Chen B J, Wang Q N. Design and evaluation of a vibrotactile feedback system to improve volitional myoelectric control for robotic transtibial prostheses: a preliminary study. In: Proceedings of the 6th IEEE International Conference on Biomedical Robotics and Biomechatronics. Singapore, Singapore: IEEE, 2016. 1049–1054
- 4 Li X X, Samuel O W, Zhang X, Wang H, Fang P, Li G L. A motion-classification strategy based on sEMG-EEG signal combination for upper-limb amputees. *Journal of Neuroengineering and Rehabilitation*, 2017, **14**: Article No. 2
- 5 Wang Wen-Jun. Prosthetic knee joint control method research based on the echo model [Master thesis], Soochow University, China, 2013
(王文俊. 基于映射模型的假肢膝关节控制方法研究 [硕士学位论文]. 苏州大学, 中国, 2013)
- 6 Wang Zhen-Ping, Yu Hong-Liu, Du Yan-Chen, Cao Wu-Jing, Hu Jie. Research status and development trend of intelligent prosthetic knee. *Progress in Biomedical Engineering*, 2015, (3): 159–163
(王振平, 喻洪流, 杜妍辰, 曹武警, 胡杰. 假肢智能膝关节的研究现状和发展趋势. 生物医学工程学进展, 2015, (3): 159–163)
- 7 Ding Qi-Chuan, Xiong An-Bin, Zhao Xin-Gang, Han Jian-Da. A review on researches and applications of sEMG-based motion intent recognition methods. *Acta Automatica Sinica*, 2016, **42**(1): 13–25
(丁其川, 熊安斌, 赵新刚, 韩建达. 基于表面肌电的运动意图识别方法研究及应用综述. 自动化学报, 2016, **42**(1): 13–25)
- 8 Hong K S, Khan M J. Hybrid brain-computer interface techniques for improved classification accuracy and increased number of commands: a review. *Frontiers in Neurorobotics*, 2017, **11**: Article No. 35
- 9 Hu Jin, Hou Zeng-Guang, Chen Yi-Xiong, Zhang Feng, Wang Wei-Qun. Lower limb rehabilitation robots and interactive control methods. *Acta Automatica Sinica*, 2014, **40**(11): 2377–2390
(胡进, 侯增广, 陈翼雄, 张峰, 王卫群. 下肢康复机器人及其交互控制方法. 自动化学报, 2014, **40**(11): 2377–2390)
- 10 Huang H, Zhang F, Hargrove L J, Zhi D, Rogers D R, Englehart K B. Continuous locomotion-mode identification for prosthetic legs based on neuromuscular-mechanical fusion. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2011, **58**(10): 2867–2875
- 11 Young A J, Hargrove L J. A classification method for user-independent intent recognition for transfemoral amputees using powered lower limb prostheses. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2016, **24**(2): 217–225
- 12 Li X, Shin H, Zong Y, Li S, Zhou P. Assessing muscle compliance in stroke with the myotonometer. *Clinical Biomechanics*, 2017, **50**: 110–113
- 13 Wang Qi-Ning, Zheng En-Hao, Chen Bao-Jun, Mai Jin-Geng. Recent progress and challenges of robotic lower-limb prostheses for human-robot integration. *Acta Automatica Sinica*, 2016, **42**(12): 1780–1793
(王启宁, 郑恩昊, 陈保君, 麦金耿. 面向人机融合的智能动力下肢假肢研究现状与挑战. 自动化学报, 2016, **42**(12): 1780–1793)
- 14 Hargrove L J, Simon A M, Lipschutz R, Finucane S B, Kuiken T A. Non-weight-bearing neural control of a powered transfemoral prosthesis. *Journal of Neuroengineering and Rehabilitation*, 2013, **10**: Article No. 62
- 15 Guo Xin, Wang Lei, Xuan Bo-Kai, Li Cai-Ping. Gait recognition based on supervised Kohonen neural network. *Acta Automatica Sinica*, 2017, **43**(3): 430–438
(郭欣, 王蕾, 宣伯凯, 李彩萍. 基于有监督 Kohonen 神经网络的步态识别. 自动化学报, 2017, **43**(3): 430–438)
- 16 Huang H, Kuiken T A, Lipschutz R D. A strategy for identifying locomotion modes using surface electromyography. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2009, **56**(1): 65–73
- 17 Cheron G, Leurs F, Bengoetxea A, Draye J P, Destree M, Dan B. A dynamic recurrent neural network for multiple muscles electromyographic mapping to elevation angles of the lower limb in human locomotion. *Journal of Neuroscience Methods*, 2003, **129**(2): 95–104
- 18 Au S, Berniker M, Herr H. Powered ankle-foot prosthesis to assist level-ground and stair-descent gaits. *Neural Networks*, 2008, **12**(4): 654–666
- 19 Pieringer D S, Grimmer M, Russold M F, Riener R. Review of the actuators of active knee prostheses and their target design outputs for activities of daily living. In: Proceedings of the 2017 IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics. London, UK: IEEE, 2017. 1246–1253
- 20 Pons J L. *Wearable Robots: Biomechatronic Exoskeletons*. New York: Wiley, 2008.

- 21 Lura D J, Wernke M M, Carey S L, Kahle J T, Miro R M, Highsmith M J. Differences in knee flexion between the Genium and C-Leg microprocessor knees while walking on level ground and ramps. *Clinical Biomechanics*, 2015, **30**(2): 175–181
- 22 Meier M R, Hansen A H, Gard S A, McFadyen A K. Obstacle course: users' maneuverability and movement efficiency when using Otto Bock C-Leg, Otto Bock 3R60, and CaTech SNS prosthetic knee joints. *Journal of Rehabilitation Research and Development*, 2012, **49**(4): 583–596
- 23 Martinez-Villalpando E C, Mooney L, Elliott G, Herr H. Antagonistic active knee prosthesis. A metabolic cost of walking comparison with a variable-damping prosthetic knee. In: Proceedings of the 2011 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Boston, MA, USA: IEEE, 2011. 8519–8522
- 24 Wang Ren-Cheng, Jin De-Wen. Research and development of bionic and intelligent limb prosthesis. *China Medical Devices Information*, 2009, **15**(1): 3–5
(王人成, 金德闻. 仿生智能假肢的研究与进展. 中国医疗器械信息, 2009, **15**(1): 3–5)
- 25 Huang Yan, Xie Guang-Ming, Yang Xiao-Hua, Wang Qi-Ning, Wang Long. Body state estimation in a quasi-passive bipedal robot during dynamic walking. *Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Pekinensis*, 2009, **45**(4): 565–571
(黄岩, 谢广明, 杨晓华, 王启宁, 王龙. 半被动双足机器人动态行走的位姿估算. 北京大学学报(自然科学版), 2009, **45**(4): 565–571)
- 26 Wen Y, Liu M, Si J, Huang H H. Adaptive control of powered transfemoral prostheses based on adaptive dynamic programming. In: Proceedings of the 38th IEEE Annual International Conference of the Engineering in Medicine and Biology Society. Orlando, FL, USA: IEEE, 2016. 1613–1624
- 27 Zheng E H, Chen B J, Wei K L, Wang Q N. Lower limb wearable capacitive sensing and its applications to recognizing human gaits. *Sensors*, 2013, **13**(10): 13334–13355
- 28 Zheng E H, Wang L, Wei K L, Wang Q N. A noncontact capacitive sensing system for recognizing locomotion modes of transtibial amputees. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2014, **61**(12): 2911–2920
- 29 Varol H A, Sup F, Goldfarb M. Multiclass real-time intent recognition of a powered lower limb prosthesis. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2010, **57**(3): 542–551
- 30 Gazzoli M, Sardini E, Serpelloni M, Donzella G. Human knee prosthesis equipped with force sensors. In: Proceedings of the 2011 International Conference on Biomedical Electronics and Devices. Rome, Italy: Biodevices, 2011. 26–29
- 31 Mizrahi J. The role of electromyograms in resolving musculoskeletal interactions in able-bodied and disabled human individuals. *Advances in Applied Electromyography*. Philippines: InTech, 2011. 99–103
- 32 Schmalz T, Blumentritt S, Marx B. Biomechanical analysis of stair ambulation in lower limb amputees. *Gait and Posture*, 2007, **25**(2): 267–278
- 33 Isakov E, Keren O, Benjuya N. Trans-tibial amputee gait: time-distance parameters and EMG activity. *Prosthetics and Orthotics International*, 2000, **24**(3): 216–220
- 34 Yu H, Fan X, Zhao L, Guo X. A novel hand gesture recognition method based on 2-channel sEMG. *Technology and Health Care: Official Journal of the European Society for Engineering and Medicine*, 2018, **26**(S1): 205–214
- 35 Nurhazimah N, Azizi A R M, Shin-Ichiroh Y, Anom A S, Hairi Z, Amri M S. A review of classification techniques of EMG signals during isotonic and isometric contractions. *Sensors*, 2016, **16**(8): Article No. 1304
- 36 James A, James C, Thwaites T. The brain effects of cannabis in healthy adolescents and in adolescents with schizophrenia: a systematic review. *Psychiatry Research: Neuroimaging*, 2013, **214**(3): 181–189
- 37 Farina D, Merletti R, Enoka R M. The extraction of neural strategies from the surface EMG: an update. *Journal of Applied Physiology*, 2014, **117**(11): 1215–1230
- 38 Merletti R, Farina D. Advances in non-invasive electromyography. *Recent Research Developments in Biomedical Engineering*, 2005, **2**: 1–35
- 39 Muceli S, Jiang N, Farina D. Extracting signals robust to electrode number and shift for online simultaneous and proportional myoelectric control by factorization algorithms. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2014, **22**(3): 623–633
- 40 Au S K, Bonato P, Herr H. An EMG-position controlled system for an active ankle-foot prosthesis: an initial experimental study. In: Proceedings of the 9th International Conference on Rehabilitation Robotics. Chicago, IL, USA: IEEE, 2005.
- 41 Miller J D, Beazer M S, Hahn M E. Myoelectric walking mode classification for transtibial amputees. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2013, **60**(10): 2745–2750
- 42 Peng L, Hou Z G, Kasabov N, Hu J, Peng L, Wang W Q. sEMG-based torque estimation for robot-assisted lower limb rehabilitation. In: Proceedings of the 2005 International Joint Conference on Neural Networks. Killarney, Ireland: IEEE, 2015.
- 43 Lee S W, Wilson K M, Lock B A, Kamper D G. Subject-specific myoelectric pattern classification of functional hand movements for stroke survivors. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2011, **19**(5): 558–566
- 44 Scheme E J, Englehart K B, Hudgins B S. Selective classification for improved robustness of myoelectric control under nonideal conditions. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2011, **58**(6): 1698–1705
- 45 Chu J U, Moon I, Lee Y J, Kim S K, Mun M S. A supervised feature-projection-based real-time EMG pattern recognition for multifunction myoelectric hand control. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2007, **12**(3): 282–290
- 46 De Luca C J, Chang S S, Roy S H, Kline J C, Nawab S H. Decomposition of surface EMG signals from cyclic dynamic contractions. *Journal of Neurophysiology*, 2015, **113**(6): 1941–1951
- 47 Laine C M, Martinez-Valdes E, Falla D, Mayer F, Farina D. Motor neuron pools of synergistic thigh muscles share most of their synaptic input. *Journal of Neuroscience*, 2015, **35**(35): 12207–12216
- 48 Holobar A, Minetto M A, Farina D. Accurate identification of motor unit discharge patterns from high-density surface EMG and validation with a novel signal-based performance metric. *Journal of Neural Engineering*, 2014, **11**(11): Article No. 016008

- 49 Farina D, Vujaklija I, Sartori M, Kapelner T, Negro F, Jiang N, et al. Man/machine interface based on the discharge timings of spinal motor neurons after targeted muscle reinnervation. *Nature Biomedical Engineering*, 2017, **1**: Article No. 0025
- 50 Farina D, Negro F, Muceli S, Enoka R M. Principles of motor unit physiology evolve with advances in technology. *Physiology*, 2016, **31**(2): 83–94
- 51 Holobar A, Zazula D. Multichannel blind source separation using convolution kernel compensation. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2007, **55**(9): 4487–4496
- 52 Holobar A, Minetto M A, Botter A, Negro F, Farina D. Experimental analysis of accuracy in the identification of motor unit spike trains from high-density surface EMG. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2010, **18**(3): 221–229
- 53 Martinez-Valdes E, Laine C M, Falla D, Mayer F, Farina D. High-density surface electromyography provides reliable estimates of motor unit behavior. *Clinical Neurophysiology*, 2016, **127**(6): 2534–2541
- 54 Martinez-Valdes E, Falla D, Negro F, Mayer F, Farina D. Differential motor unit changes after endurance or high-intensity interval training. *Medicine and Science in Sports and Exercise*, 2017, **49**(6): 1126–1136
- 55 Xiong An-Bin, Ding Qi-Chuan, Zhao Xin-Gang, Han Jian-Da, Liu Guang-Jun. Classification of hand gestures based on single-channel sEMG decomposition. *Journal of Mechanical Engineering*, 2016, **52**(7): 6–13
(熊安斌, 丁其川, 赵新刚, 韩建达, 刘光军. 基于单通道 sEMG 分解的手部动作识别方法. 机械工程学报, 2016, **52**(7): 6–13)
- 56 Farina D, Rehbaum H, Holobar A, Vujaklija I, Jiang N, Hofer C, et al. Noninvasive, accurate assessment of the behavior of representative populations of motor units in targeted reinnervated muscles. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2014, **22**(4): 810–819
- 57 Almuklass A M, Davis L, Hamilton L D, Vieira T M, Botter A, Enoka R M. Motor unit discharge characteristics and walking performance of individuals with multiple sclerosis. *Journal of Neurophysiology*, 2018, **119**(4): 1273–1282
- 58 Kuiken T A, Li G L, Lock B A, Lipschutz R D, Miller L A, Stubblefield K A, et al. Targeted muscle reinnervation for real-time myoelectric control of multifunction artificial arms. *Journal of the American Medical Association*, 2009, **301**(6): 619–628
- 59 Kuiken T. Consideration of nerve-muscle grafts to improve the control of artificial arms. *Technology and Disability*, 2003, **15**(2): 105–111
- 60 Kuiken T A, Dumanian G A, Lipschutz R D, Miller L A, Stubblefield K A. The use of targeted muscle reinnervation for improved myoelectric prosthesis control in a bilateral shoulder disarticulation amputee. *Prosthetics and Orthotics International*, 2004, **28**(3): 245–253
- 61 Hijjawi J B, Kuiken T A, Lipschutz R D, Miller L A, Stubblefield K A, Dumanian G A. Improved myoelectric prosthesis control accomplished using multiple nerve transfers. *Plastic and Reconstructive Surgery*, 2006, **118**(7): 1573–1578
- 62 Kuiken T. Targeted reinnervation for improved prosthetic function. *Physical Medicine and Rehabilitation Clinics of North America*, 2006, **17**(1): 1–13
- 63 Kuiken T A, Miller L A, Lipschutz R D, Lock B A, Stubblefield K, Marasco P D, et al. Targeted reinnervation for enhanced prosthetic arm function in a woman with a proximal amputation: a case study. *Lancet*, 2007, **369**(9559): 371–380
- 64 O’Shaughnessy K D, Dumanian G A, Lipschutz R D, Miller L A, Stubblefield K, Kuiken T A. Targeted reinnervation to improve prosthesis control in transhumeral amputees. *The Journal of Bone and Joint Surgery*, 2008, **90**(2): 393–400
- 65 Hargrove L J, Simon A M, Yong A J, Lipschutz R D, Finucane S B, Smith D G, et al. Robotic leg control with EMG decoding in an amputee with nerve transfers. *New England Journal of Medicine*, 2013, **369**(13): 1237–1242
- 66 Huang Jian-Ping, Li Wen-Qing, Yang Lin, Zhu Ming-Xing, Zhu Xiao-Di, Li Chu-Yan, et al. A pilot study of nerve function reinnervation on a transhumeral amputee. *Journal of Integration Technology*, 2016, **5**(5): 30–37
(黄剑平, 李文庆, 杨琳, 朱明星, 朱小弟, 李楚炎等. 上肢经肱骨截肢神经功能重建研究. 集成技术, 2016, **5**(5): 30–37)
- 67 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)
- 68 Jiang N, Gizzi L, Mrachacz-Kersting N, Dremstrup K, Farina D. A brain-computer interface for single-trial detection of gait initiation from movement related cortical potentials. *Clinical Neurophysiology*, 2015, **126**(1): 154–159
- 69 Xu R, Jiang N, Lin C, Mrachacz-Kersting N, Dremstrup K, Farina D. Enhanced low-latency detection of motor intention from EEG for closed-loop brain-computer interface applications. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2014, **61**(2): 288–296
- 70 Cheron G, Duvinage M, De Saedeleer C, Castermans T, Bengoetxea A, Petieau M, et al. From spinal central pattern generators to cortical network: integrated bci for walking rehabilitation. *Neural Plasticity*, 2012, **1012**: Article No. 375148
- 71 Chapin J K, Moxon K A, Markowitz R S, Nicolelis M A L. Real-time control of a robot arm using simultaneously recorded neurons in the motor cortex. *Nature Neuroscience*, 1999, **2**(7): 664–670
- 72 Hargrove L J, Young A J, Simon A M, Fey N P, Lipschutz R D, Finucane S B, et al. Intuitive control of a powered prosthetic leg during ambulation: a randomized clinical trial. *Journal of the American Medical Association*, 2015, **313**(22): 2244–2252
- 73 Nicolas-Alonso L F, Gomez-Gil J. Brain computer interfaces, a review. *Sensors (Basel)*, 2012, **12**(2): 1211–1279
- 74 Zetterberg L H. A class of codes for polyphase signals on a bandlimited Gaussian channel. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1965, **11**(3): 385–395
- 75 Wieser M, Haefeli J, Bütler L, Jäncke L, Riener R, Koeneke S. Temporal and spatial patterns of cortical activation during assisted lower limb movement. *Experimental Brain Research*, 2010, **203**(1): 181–191
- 76 Wagner J, Solis-Escalante T, Grieshofer P, Neuper C, Müller-Putz G, Scherer R. Level of participation in robotic-assisted treadmill walking modulates midline sensorimotor EEG rhythms in able-bodied subjects. *NeuroImage*, 2012, **63**(3): 1203–1211

- 77 Meng J J, Yao L, Sheng X J, Zhang D G, Zhu X Y. Simultaneously optimizing spatial spectral features based on mutual information for EEG classification. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2015, **62**(1): 227–240
- 78 Yao L, Meng J J, Zhang D G, Sheng X J, Zhu X Y, Zhan W. Selective sensation based brain-computer interface via mechanical vibrotactile stimulation. *PLoS One*, 2013, **8**(6): Article No. e64784
- 79 Yang Fu-Sheng. *Random Signal Analysis*. Beijing: Tsinghua University Press, 1990.
(杨福生. 随机信号分析. 北京: 清华大学出版社, 1990.)
- 80 Folane N R, Autee R M. EEG based brain controlled wheelchair for physically challenged people. *International Journal of Innovative Research in Computer and Communication Engineering*, 2016, **4**(1): 134–137
- 81 Sun Guang-Bin, Wang Hong, Lu Zhi-Guo, Wang Fu-Wang, Shi Tian-Wei, Wang Lin. Humanoid walking planning based on EMG from human foot-bottom. *Acta Automatica Sinica*, 2015, **41**(5): 874–884
(孙广彬, 王宏, 陆志国, 王福旺, 史添伟, 王琳. 仿人足底肌电特征的机器人行走规划. 自动化学报, 2015, **41**(5): 874–884)



王蕾 河北工业大学控制科学与工程学院硕士研究生. 主要研究方向为模式识别, 生物信号处理.

E-mail: 15822372603@163.com

(WANG Lei) Master student at the School of Control Science and Engineering, Hebei University of Technology. Her research interest covers pattern recognition and biomedical signal processing.)



王辉 中国科学院深圳先进技术研究院神经工程中心博士研究生. 主要研究方向为运动功能康复, 神经反馈. 本文通信作者. E-mail: wanghui@siat.ac.cn

(WANG Hui) Ph.D. candidate in pattern recognition and intelligent system at the Research Center for Neural Engineering, Shenzhen Institutes of Advanced Technology, Chinese Academy of Sciences. His research interest covers motor function neurorehabilitation and neurofeedback. Corresponding author of this paper.)



黄品高 中国科学院深圳先进技术研究院神经工程中心博士研究生. 主要研究方向为智能假肢控制以及生物信号处理. E-mail: pg.huang@siat.ac.cn

(HUANG Pin-Gao) Ph.D. candidate in pattern recognition and intelligent system at the Research Center for Neural Engineering, Shenzhen Institutes of Advanced Technology, Chinese Academy of Sciences. His research interest covers advanced prosthetic control and biomedical signal processing.)



林闯 中国科学院深圳先进技术研究院副研究员. 主要研究方向为生物信号处理, 模式识别以及机器学习.

E-mail: chuang.lin@siat.ac.cn

(LIN Chuang) Associate professor at Shenzhen Institutes of Advanced Technology, Chinese Academy of Sciences. His research interest covers biomedical signal processing, pattern recognition, and machine learning.)



郑悦 中国科学院深圳先进技术研究院神经工程中心博士研究生. 主要研究方向为智能假肢控制以及机电一体化.

E-mail: yue.zheng@siat.ac.cn

(ZHENG Yue) Ph.D. candidate in pattern recognition and intelligent system at the Research Center for Neural Engineering, Shenzhen Institutes of Advanced Technology, Chinese Academy of Sciences. Her research interest covers advanced prosthetic control and mechatronics.)



魏月 河北工业大学控制科学与工程学院硕士研究生. 主要研究方向为模式识别以及生物信号处理.

E-mail: 15202205360@163.com

(WEI Yue) Master student at the School of Control Science and Engineering, Hebei University of Technology. Her research interest covers pattern recognition and biomedical signal processing.)



郭欣 河北工业大学控制科学与工程学院教授. 主要研究方向为智能康复装置, 计算机控制.

E-mail: gxhebut@aliyun.com

(GUO Xin) Professor at the School of Control Science and Engineering, Hebei University of Technology. His research interest covers rehabilitation device and computer control.)



李光林 中国科学院深圳先进技术研究院研究员. 主要研究方向为神经工程, 神经-机械接口, 生物信号处理.

E-mail: gl.li@siat.ac.cn

(LI Guang-Lin) Professor at Shenzhen Institutes of Advanced Technology, Chinese Academy of Sciences. His research interest covers neural engineering, neural-machine interfaces, and biomedical signal processing.)