基于表面肌电的运动意图识别方法研究及应用综述

丁其川 [1] 熊安斌 [1] 赵新刚 [1] 韩建达 [1]

摘 要 表面肌电信号 (Surface electromyography, sEMG) 是人体自身的资源, 蕴含着关联人体运动的丰富信息, 用它作为交互媒介以构建人机交互 (Human-robot interaction, HRI) 系统有天然的优势. 通过肌电信号实现人机自然交互的关键是由肌电信号识别出人体运动意图, 通常包括离散动作模态分类、关节连续运动量估计及关节刚度/阻抗估计等三方面内容. 本文详细归纳基于表面肌电的运动识别方法研究成果, 总结当前研究的特点; 随后, 介绍基于表面肌电的运动识别技术的应用现状, 并探讨制约其推广的主要问题; 最后, 展望该技术的未来发展.

关键词 表面肌电信号, 人机交互, 运动识别, 刚度估计, 自然控制

引用格式 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

DOI 10.16383/j.aas.2016.c140563

A Review on Researches and Applications of sEMG-based Motion Intent Recognition Methods

DING Qi-Chuan[1] XIONG An-Bin[1] ZHAO Xin-Gang[1] HAN Jian-Da[1]

Abstract Surface electromyography (sEMG) signals are human′s own resources, which contain a wealth of information associated with one′s movement. Thus, there is a natural advantage in utilizing sEMG signals as interface media to construct human-robot interaction (HRI) systems. The key to realize a natural HRI with sEMG is recognizing human′s motion intention from sEMG signals, which usually involves three aspects, i.e., classifying discrete motion modes, estimating continuous movements of joints, and estimating stiffness or impedance of joints. This paper fully collects the researches on methods of sEMG-based motion recognition, and summarizes the features of current studies. Afterwards, this paper introduces the application status of sEMG-based motion recognition technology, and discusses the key issues constraining its marketing applications. Finally, future development of the technology is presented.

Key words Surface electromyography (sEMG), human-robot interaction (HRI), motion recognition, stiffness estimation, natural control

Citation 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

机器人技术发展正强劲推动着机器人的应用由工业生产领域延伸到军事、医疗、服务等领域, 在未来社会, 人类同机器人的交流甚至彼此身体的直接结合将日益频繁, 作为连接人与机器人信息通道的人机交互技术必将在人类生活中扮演至关重要的角色[1]. 传统基于程式控制的人机交互方式桎梏了机器人的自主适应能力, 难以应用于需要与人体直接结合的机器人系统, 如仿生假肢、外骨骼机器人及医疗康复机器人等[2]. 现代人机交互技术需要由机器人被动接受指令向机器人主动理解人的行为意图的方式发展, 由此衍生出一类基于生物电信号的新型人机交互技术.

人体生物电信号是载有人的行为信息的神经元传输到相关组织/器官时所激发的电位和, 直接反应人的意图. 通过解码人体生物电信号以识别人的行为, 进而赋予机器人能够理解人的意图的能力, 已成为人机交互研究的热点之一. 目前广泛关注的生物电信号包括肌电 (Electromyography, EMG)、脑电 (Electroencephalography, EEG) 以及眼电 (Electrooculography, EOG) 等[3]. 由于表面肌电 (Surface EMG, sEMG) 蕴含信息丰富, 采集技术成熟, 并且是无创采集, 因而受到众多研究者青睐.

收稿日期 2014-08-04 录用日期 2015-10-10
Manuscript received August 4, 2014; accepted October 10, 2015
国家高技术研究发展计划 (863 计划) (2015AA042301), 国家自然科学基金 (61273355, 61503374, 61573340), 机器人学国家重点实验室自主课题 (2015-z06) 资助
Supported by National High Technology Research and Development Program of China (863 Program) (2015AA042301), National Natural Science Foundation of China (61273355, 61503374, 61573340), and Self-planned Project of the State Key Laboratory of Robotics (2015-z06)
本文责任编委 王聪
Recommended by Associate Editor WANG Cong
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
1. State Key Laboratory of Robotics, Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016

文献 [4] 简述了肌电用于机器人控制交互的优缺点, 但未对意图识别技术进行深入讨论, 实际上通过 sEMG 实现人机交互的关键正是由 sEMG 精确识别出人的运动意图[5−6], 通常包括离散动作模态分类和关节连续运动量估计. 前期已有学者总结了动作分类的相关研究成果, 多侧重于分析 sEMG 信号的处理过程及评比不同分类模型/算法的优劣[7−8]; 与动作分类相比, 关节连续运动估计对实现机器人运动的平滑控制更有价值[9], 但目前未见有文献评述这方面的研究进展; 而且作为运动意图识别的延伸, 基于肌电的关节刚度/阻抗估计也备受关注[10], 目前也缺乏对这类研究的梳理.

本文首先提炼基于 sEMG 人机交互的优点, 然后重点关注以下几点: 1) 归纳当前动作分类方法研究的特点; 2) 分析实现关节连续运动估计的过程, 并讨论不同估计方法的应用限制; 3) 讨论与柔顺运动关联的关节刚度/阻抗估计方法; 4) 概述相关方法应用于实际系统的现状. 随后, 本文将总结当前研究及应用中存在的亟待突破的关键问题, 并提出一些有助于实现技术革新的切入点, 为后续研究提供借鉴.

1 基于 sEMG 的人机交互的优点

表面肌电是由多个活跃运动单元发放的动作电位序列沿肌纤维传播, 并经由脂肪/皮肤构成的容积导体滤波后, 在皮肤表面呈现的时间和空间上综合叠加的结果[11], 图 1 展示了一组运动单元 (每个运动单元包括一条运动神经以及该神经关联的肌肉纤维)[12]. sEMG 是一种非平稳的微电信号, 它比肢体运动一般超前 30 ∼ 150 ms 产生, 其幅值在 0.01 ∼ 10 mV, 主要能量集中在 0 ∼ 500 Hz[13]. 由于易受肌肉阻抗、皮肤汗液、表皮毛发及外部电磁干扰等因素影响[11, 14], sEMG 的稳定采集具有一定的难度, 但是随着电子技术的发展, 新的检测和记录技术已比较成熟, 许多表面肌电采集系统 (如美国 Delsys 生产的 Trigno、加拿大 Thought Technology 生产的 Myoscan 等) 已经在医疗、科研等领域被广泛应用.

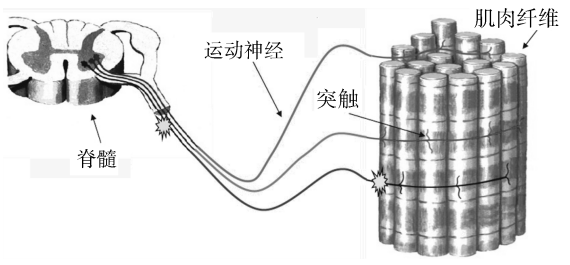


图 1 运动单元 (每条运动神经对应一个运动单元)

Fig. 1 Motor units (One motor nerve is corresponding to one motor unit.)

表面肌电电极分为多极电极和高密度电极两种. 采集 sEMG 前, 应先选定合适的肌肉与表面电极放置点, 并清洁皮肤表面 (如剔除汗毛、用酒精擦拭等). 表面电极捕获的 sEMG 先经过放大电路放大 (图 2), 再通过 A/D 转化后输入计算机[15]. 对采集的 sEMG 进行去除偏置/噪声预处理后, 便可以作为识别运动意图的输入信号, 而识别结果则用于实现人机交互控制[16].

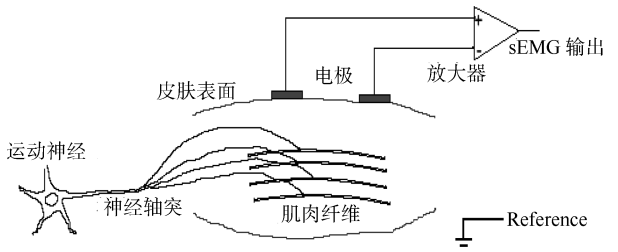


图 2 采集 sEMG 信号

Fig. 2 Sampling sEMG signals

与传统基于固定程式控制的人机交互方式相比, 基于 sEMG 的人机交互有以下优点:

1) 可以实现机器人的自然控制 (类似于人脑控制肢体运动), 交互方式更容易被使用者接受;

2) sEMG 依赖于驱动关节运动的肌肉, 不依赖于执行运动的肢体, 因此适用于肢体残疾患者;

3) sEMG 超前于实际运动, 可以提供运动预判;

4) sEMG 蕴含肌肉力、关节力矩、关节运动量等丰富信息, 可以实现多模式交互控制;

5) 基于 sEMG 易于开发便携式或穿戴式设备.

因此应用 sEMG 实现人机交互, 有助于利用人体行为意识发生/变化的规律, 提升机器人的自主适应性, 为打破人机隔阂, 实现人机自然交流提供支撑; 同时, 该技术的推广也有利于提高助老/助残/助弱机器人的综合性能, 改善社会弱势人群的生活质量. 鉴于上述优点, 基于 sEMG 的人机交互技术已聚焦了众多研究, 部分成果甚至已投入市场应用[17−18]. 后续将从方法研究和实际应用两个层面, 分析该技术的发展概况, 并剖析制约其推广应用的瓶颈.

2 基于 sEMG 的运动意图识别方法

图 3 展示了基于 sEMG 的人机交互过程, 其核心部分是通过肌电信号解码出人的运动意图[18], 通常涉及到三方面问题: 1) 通过 sEMG 识别肢体离散动作模态, 例如手部的握拳、伸掌等动作[19]; 2) 利用 sEMG 估计关节连续运动量, 如关节力矩、关节角度等连续量[9, 16]; 3) 而作为进一步延伸, 肌肉/关节刚度/阻抗等柔顺信息估计也成为提升人机自然交互能力的关键[20]. 下面从这三方面探讨基于 sEMG 的意图识别方法.

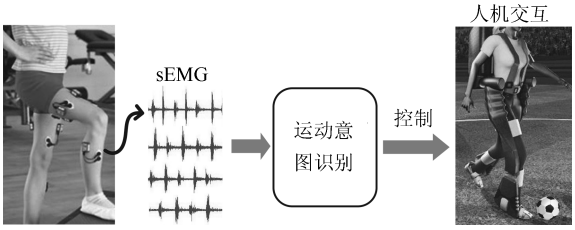


图 3　基于 sEMG 的人机交互过程

Fig. 3　The process of sEMG-based HRI

2.1　离散动作模态分类

离散动作分类是目前研究最多, 方法最成熟的研究[21−22]. 一般流程是: 1) 采集肢体做不同动作时相关肌肉的 sEMG; 2) 对 sEMG 进行去偏置/噪声预处理, 提取特征; 3) 利用 sEMG 特征样本离线训练动作分类模型; 4) 在线利用训练的模型对新样本分类, 识别动作类型; 5) 以识别结果作为决策输入, 控制机器人执行运动 (图 4). sEMG 特征提取和分类模型构建是实现上述过程的最重要环节, 其中 sEMG 特征包括时域特征 (如绝对值积分、波形长等)、频率特征 (如中值频率、均值频率等)、时频域特征 (如小波变换系数等) 及非线性动力学特征等[23−25]; 而已应用的分类模型有 K 近邻[24]、多层感知器[13]、高斯混合模型[26] 以及支持向量机[27] 等. 表 1 总结了动作分类的部分代表性研究成果.

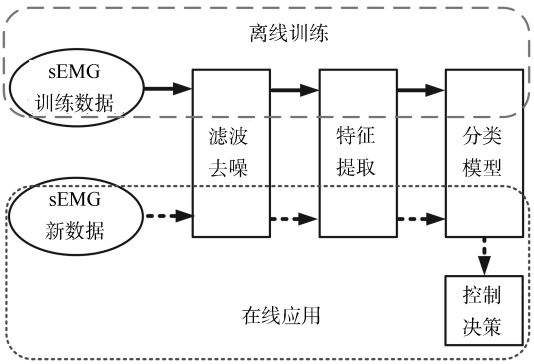


图 4　基于 sEMG 的离散动作分类

Fig. 4　sEMG-based discrate-motion classification

通过对表 1 综合分析可知, 为提高动作识别效果, 遴选 sEMG 特征及设计 sEMG 分类模型是大多数动作分类研究的主要关注点[23−28]. 合适的 sEMG 特征组合及分类模型能有效提高动作识别效果[25], 比如可以识别 9 种以上动作模态, 识别精度最高超过 95 %[13].

针对 sEMG 特征, 时域特征计算简单, 但对信号的描述不充分, 而频域特征一般仅用于判断肌肉疲劳度[17]; 因此能较全面反映信号特性的时频域特征受到更多关注, 但是提取时频域特征的过程复杂、耗时多, 并且构成的样本向量是高维的, 故为了提高后续运算效率, 常需要采用降维算法对高维样本向量降维处理[13, 23]. 针对分类模型, 线性分类器 (如 LDA (Latent Dirichlet allocation)) 简单、效率高, 但对线性不可分样本无能为力[14]; 非线性分类器 (如 SVM (Support vector machine)) 常含有较多未知模型参数, 故在训练阶段, 需要较多的离线样本进行参数辨识[27]; 另外, 硬分类器 (如 MLP (Multi layer perceptron)) 直接输出确切的类别结果, 却无法在线判断分类的正确性[13]; 而软分类器 (如 Bayes 分类器、GMM (Gaussian mixture model) 等) 则输出样本属于某一类的概率[26], 于是可以依据置信度策略在线判定分类的正确性. 除筛选 sEMG 特征与优化分类模型外, 对 sEMG 信号预处理 (如去偏置/去噪、对 sEMG 分解等) 或对模型分类结果后处理 (如多数投票[28]) 也受到更多的重视, 这些处理方法在提升动作分类精度的同时, 也有助于提升开发的肌电交互系统的鲁棒性[26, 29−30].

针对被识别的动作, 因手/腕部动作模态组合种类繁多, 故手/腕部动作识别常被用于测试算法性能; 又因为利用手部残疾患者的前臂 sEMG 可以复现多种手部动作[31], 故研发肌电假手也受到众多研究者的青睐, 而肌电假手也最有可能成为肌电交互系统推广应用的先导[13, 24]. 另外, 单一自由度动作识别已获得充分研究, 多自由度同步动作或组合动作模式识别正成为新研究点, 而相关成果将有助于增强肌电假肢等运动辅助设备的空间运动能力, 使之具备完整复现人体自然运动的潜能[32−33].

由于 sEMG 具有个体特异性, 且会随着人的体征 (包括性别、年龄、肢体的健康/疾病/残疾等) 变化而变化, 因此测试者体征会直接影响动作识别结果, 在开发面向特定使用者的肌电系统 (如肌电假肢) 时, 使用者本人或相似体征测试者参与实验, 获得的结果更具有参考价值[30−31, 33−35]; 与之相应的是, 为保证开发的肌电交互系统的推广应用, 系统的实时性和易用性是必须关注的两个方面, 实时性包括系统应用的前期训练时间短以及在线应用无操作延时[31, 34] (通常肌电系统的控制周期应小于 300 ms, 使用者才不会觉察到操作延时[13, 23]), 易用性则是指系统具有面向不同体征使用者的开放接口[27].

尽管离散动作分类研究成果层出不穷，但仍存在一些突出问题: 1) 动作类型是事先定义的, sEMG 受到干扰小, 极少考虑人执行任务时, 遇到的非理想情形, 如有未知动作类型出现、传感器出现损坏等; 2) 对动作的描述过于简单, 没有统一标准, 比如伸掌动作, 不同测试者可能有不同习惯, 并且伸掌的力度也有区别, 而这些都会对算法性能评判产生影响; 3) 多数结论仅通过短时实验获得, 未考虑长时运动过

表 1 离散动作分类研究[1]

Table 1 Researches on discrete-motion classification[1]

文献	sEMG 特征	降维/分类算法	sEMG 通道数	动作	残疾人测试?	平均分类精度 (%)	小结
[13]	WPT	LDA+MLP	4	9 种手/腕部动作	否	97.4	LDA 投影特征能提高动作识别精度, 用于假手在线控制
[23]	TD, STFT, WT, WPT	PCA+LDA	4	6 种上肢动作	否	>96	WPT 等时频域特征能提高动作分类精度
[24]	DFT 幅值, ARC	KNN	2	5 种手指按压动作	否	>93	利用 GA 算法可自主选择与动作最相关 sEMG 特征
[25]	MAV, SSC, ARC	ANFIS	4	6 种手/腕部动作	否	92	设计一种多步强化分类器, 其性能优于 ANN、贝叶斯分类器等
[26]	TD, ARC, RMS	GMM	4	6 种上肢动作	否	>95	设计并优化 GMM, 其分类效果优于 LDA、MLP
[27]	RMS, ARC	SVM	4	5 种手部姿势	否	73	基于双线性变换, 提出一种与个体无关的动作分类方法
[28]	RMS, ARC	HMM	4	6 种上肢动作	否	94.6	设计并优化 HMM, 其动作分类效果优于 MLP
[29]	MAV, ZC, SSC, WL	MCLPBoot	6	7 种上肢动作/姿势	否	92, 80	利用 Boosting 随机森林分类器降低未训练数据的干扰
[30]	RMS, ZC, SSC, WL	LDA+ANN	8	8 种手/腕部动作	是	59～92	提出一种可以检测并修正动作错误分类的后处理算法
[31]	MAV, ZC, WL, SSC	LDA	12	10 种手/腕部动作	是	84.4	针对单侧截肢患者, 评估利用其健侧与截肢侧肌肉的 sEMG 进行肌电控制的效果
[32]	归一化 sEMG 值	LLGMN	5	6 种手/腕部动作	否	82.6～97.7	利用任务上下文信息进行动作分类, 完成机械臂辅助进餐实验验证
[33]	MAV, ZC, WL, SSC	条件并联分类算法	6, 8	4～12 种手/腕单一/联合运动	是	93.4, 89.1	设计条件并联分类器, 分类多自由度联合运动模态
[34]	RMS, log(RMS)	模糊 C-均值	2	5～9 种上肢动作	是	79.9, 92.7	设计一种用户自主选择动作类的实时肌电分类方法
[35]	TD, ARC, RMS	LDA, KNN	57 (高密度电极)	6 种手部抓取动作	是	>97	针对颈脊髓损伤患者, 由其瘫痪肢体肌肉 sEMG 识别出运动意图

[1]表 1 中涉及的 sEMG 特征: 时域特征 (Time domain feature, TD)、短时傅里叶变换 (Short-time Fourier transform, STFT)、小波变换 (Wavelet transform, WT)、小波包变换 (Wavelet packet transform, WPT)、离散傅里叶变换 (Discrete Fourier transform, DFT)、自回归模型系数 (Autoregressive model coefficients, ARC)、均方根 (Root mean square, RMS)、平均绝对值 (Mean absolute value, MAV)、零穿越次数 (Number of zero-crossings, ZC)、波长 (Wave length, WL)、斜率符号变化次数 (Slope sign changes, SSC); 特征投影算法: 主元分析 (Principal components analysis, PCA)、遗传算法 (Genetic algorithm, GA); 分类模型: K 近邻 (K-nearest neighbor, KNN)、线性判别分析 (Linear discriminant analysis, LDA)、隐马尔可夫模型 (Hidden Markov model, HMM)、高斯混合模型 (Gaussian mixture model, GMM)、多层感知器 (Multi layer perceptron, MLP)、人工神经网络 (Artificial neural network, ANN)、支持向量机 (Support vector machine, SVM)、对数线性高斯混合网络 (Log-linearized Gaussian mixture network, LLGMN)、自适应神经模糊交互系统 (Adaptive neuro-fuzzy inference system, ANFIS)、线性规划 Boosting 算法 (Linear programming boosting algorithm, MCLPBoot).

程中 (比如识别手指按键动作时, 连续敲键 1 小时), 模型性能的变化.

2.2　关节连续运动估计

动作分类只能预测少数离散肢体动作, 应用预测结果控制机器人, 机器人无法完成类人连续平滑运动, 而保证人机运动连续匹配是实现多种服务机器人安全控制的前提, 如应用于助力的外骨骼机器人[36−37]、辅助瘫痪患者康复训练的医疗康复机器人[38−40] 等, 因此通过 sEMG 估计人体关节连续运动成为肌电研究的新热点[16, 41−42]. 利用 sEMG 估计关节连续运动, 通常先由 sEMG 提取肌肉活跃度或信号包络信息 (图 5 展示了一种求取肌肉活跃度的方法[43]), 而被估运动量包括关节力矩、角速度、角度等, 估计结果可以作为参考输入控制机器人. 图 6 展示了基于 sEMG 的连续运动估计及机器人控制过程[44], 由图 6 可知, 精确估计人体连续运动量是发挥机器人安全辅助功能的前提. 表 2 列出当前基于 sEMG 的连续运动估计的部分成果.

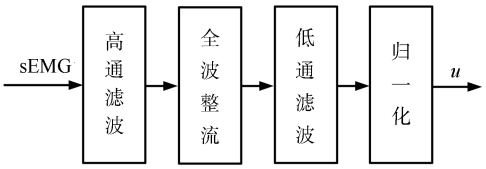


图 5　一种提取肌肉活跃度 u 方法

Fig. 5　A method of extracting muscle activities u

通过文献检索及对表 2 综合分析可知, 常有两类方法实现基于 sEMG 的关节连续运动估计. 第一类方法是结合肌肉生理力学建立以 sEMG 为输入的关节动力学模型, 进而计算关节力矩、角加速度、角速度等连续量[42−48], 该方法的优点是建立的模型能够解释运动的产生过程. 应用最多的肌肉力模型是 Hill 模型[48] (图 7), 它是一种生理现象学模型, 其中含有多个无法直接量测的生理参数, 因此有效的参数辨识方法必不可少.

表 2　关节连续运动估计研究[2]

Table 2　Researches on estimation of joints′ continuous-movements[2]

文献	模型	连续运动量	sEMG 通道数	残疾人测试？	小结
[43]	基于 Hill 模型的前向神经肌骨模型	关节力矩、角速度、角度等	10	否	建立包括肌肉活跃度、肌肉收缩、肌骨几何、关节动力/运动学等子模型的神经肌骨动力模型
[45]	改进的 Hill 肌肉力模型	上肢肘/腕关节力矩	28	否	改进 Hill 肌肉力模型, 利用遗传算法辨识参数, 构建肌电控制上肢康复系统
[46]	简化的 Hill 肌肉力模型	下肢膝关节力矩	6	否	简化 Hill 肌肉力模型, 设计分步标定法辨识参数, 构建肌电控制下肢外骨骼系统
[47]	神经肌骨动力学模型	下肢髋/膝关节力矩	16	否	建立 “多肌肉 – 多肌骨” 的一般化运动模型, 实现多关节力矩估计
[48]	基于 Hill 模型的状态空间模型	肘关节角度、角速度	1	否	提取 sEMG 特征作为量测输出, 建立估计关节运动的状态空间模型
[49]	DRNN	下肢关节角度、角速度等	6	否	设计全连接自适应 DRNN 网络, 估计关节连续运动量
[50]	BPNN	下肢踝/膝/髋关节角度	7	是	预测健康者与脊髓损伤患者的下肢关节运动, 实现下肢康复设备的自主肌电控制
[51]	NMF, LR, ANN	腕关节角度	16	是	比较 3 种不同模型预测关节角度离线与在线性能
[52−53]	线性状态空间模型	上肢关节角度及手部运动位置	9	否	建立状态空间方程, 描述肌肉活跃度与关节运动量映射关系, 并引入补偿疲劳干扰的模型自适应机制
[54]	高阶多项式模型	肘关节屈/伸角度	2	否	利用高阶多项式插值方法建立 sEMG 特征与规则化肘关节角度的映射模型

[2]表 2 中涉及的算法: 反向传播神经网络 (Back propagation neural network, BPNN)、动态递归神经网络 (Dynamic recurrent neural network, DRNN)、非负矩阵分解 (Non-negative matrix factorization, NMF)、线性回归 (Linear regression, LR), 其他同表 1.

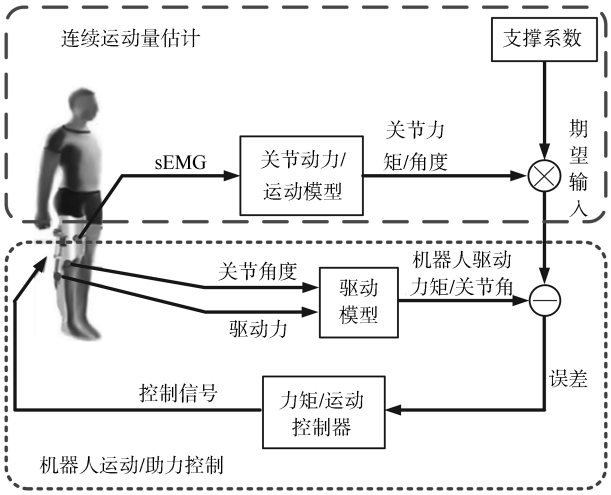


图 6 基于 sEMG 的连续运动估计及机器人控制

Fig. 6 sEMG-based continuous-movement estimation and robot control

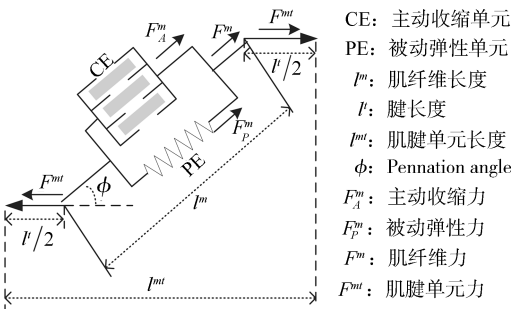


图 7 Hill 肌肉模型

Fig. 7 Hill-type muscle model

第二类方法是直接建立关联 sEMG 和关节连续运动量的回归模型, 该方法优点是建模过程直接, 对 sEMG 的利用不受限. 其中神经网络应用最普遍[49−51], 但是神经网络的结构形式对预测结果影响很大, 却没有规范方法定义合适网络结构, 并且网络参数确定依赖于学习数据, 当测试数据和学习数据有差异时 (特别是由肌肉状态变化 (如疲劳) 引起的差异), 易造成网络输出较大偏离真实值. 与神经网络模型相比, 线性或多项式模型稳定性高[52−54], 但是模型对 sEMG 和关节运动量的非线性关系描述不充分, 其泛化能力需要进一步提高.

目前还无法完整描述 sEMG 与运动的内在生理–物理关系, 因此不管采取何种方法, 其估计的关节运动量都是近似值. 而 sEMG 本身具有强非线性、非平稳性、易受干扰等特点, 再加上人体关节/肌肉耦合, 内在生理参数难以准确量测以及人体运动的复杂多变性, 都造成连续运动建模与估计比离散动作分类更困难. 为了降低模型复杂度、提高模型稳定性与运动估计精度, 不仅要优化肌肉选取、sEMG 信号处理过程, 也要融合恰当的解耦、参数辨识及扰动补偿算法[48, 52−53]. 通过 sEMG 估计的连续运动量可以作为参考输入, 进行机器人关节的同步比例控制, 同时为保证人体安全及人机交互的自然协调性, 采取柔顺控制策略十分必要[55].

2.3 刚度/阻抗估计

人体肌肉/关节具有刚度/阻抗自然可调的特性, 使得人体运动柔顺自如. 虽然将运动估计结果用于机器人控制, 可以使人机运动相匹配, 但机器人还不具备柔顺性的特点. 为了克服这一缺陷, 研究者在运动识别的基础上, 又深入探讨了与柔顺运动关联的关节刚度/阻抗等信息的估计. Tsuji 等采用平衡点扰动法估计人手阻抗, 该方法繁琐, 需要大量重复测试[56]; Shin 等从 sEMG 提取肌肉活跃度, 建立映射肌肉活跃度到关节力矩的肌电运动学模型, 进一步对模型微分, 计算得到关节及手部刚度[57], 该方法仅在肢体固定姿势条件下进行了测试验证; Kim 等构建了估计上肢多关节刚度的神经网络, 网络以 sEMG 与关节运动量为输入, 通过简单点到点任务数据训练后, 便可以估计上肢自然运动过程中多关节的时变刚度[58], 该方法需要实测关节运动量, 会增加应用复杂度, 而且网络适用运动的范围受限于训练数据.

应用估计的关节刚度实现机器人的阻抗控制, 能提升机器人的类人柔顺性及人机交互的自然性. Ajoudani 等提出了一种遥阻抗控制的概念, 先将肌肉活跃度空间分解成正交的力空间与刚度空间, 估计出未知环境中肢体末端的三维刚度, 再利用估计结果实现机器人阻抗控制. 研究者将提出的方法应用于控制 KuKa 机器人进行穿孔和接球实验, 结果显示机器人能有效模仿人面向任务自然调节关节阻抗的特性[59]; 进一步 Liang 等基于 EMG–刚度线性映射, 提出一种人操控阻抗方法. 该方法利用 EMG 高频段幅值估计关节刚度增量, 以补偿模型非线性余差, 并降低肌肉疲劳的影响. 研究者利用估计的时变刚度控制 Baxter 机器人进行消除外部扰动实验, 验证了提出方法的有效性[60].

虽然关节刚度/阻抗估计已备受关注, 但当前研究还存在许多需要进一步探究的问题. 刚度与关节/肌肉的生理特性相关, 是肢体的一种内在属性, 难以直接量测, 因此刚度与 sEMG 的关系模型多是在人体特定固定姿势下近似拟合的, 模型的适用性受限; 另外, 通过 sEMG 可同时估计运动量与关节刚度, 而将多信息融合用于机器人控制还鲜有研究.

3 运动意图识别技术的应用

基于 sEMG 的意图识别方法多是面向实际系统提出的, 由于肌电交互系统需要与人体直接接触, 因

此在研发系统时, 除了考虑 sEMG 信号处理、运动模型设计及算法实时性等因素外, 还要求系统机电一体化、操作简易度、安全/稳定性等综合指标达标.

3.1　基于动作分类的肌电交互系统

基于 sEMG 动作分类技术多应用于设计肌电假手系统. 西班牙 CSIS 研究中心设计了一款机电一体化灵巧手 MANUS-HAND (图 8)[61−62], 通过采集截肢者前臂残存肌肉的 sEMG 识别手部 6 种抓取动作, 依据识别结果控制假手辅助使用者完成日常任务. MANUS-HAND 的拇指、食指和中指末端各有一个力传感器用于实现类人触觉感知, 此外又结合手指上的位置传感器构建了包含力和位置反馈的底层柔顺控制系统, 保证操作者可以自主控制抓取模式, 而无需知道物体的具体形状.

图 8　MANUS-HAND 灵巧手

Fig. 8　The MANUS-HAND dextrous hand

德国宇航中心研发了多自由度欠驱动假肢手 DRL(I, II)[63−64], DRL-II 不仅有力和位置传感器, 而且在每个关节还有力矩传感器和电位计, 可以实现力/位置控制及力反馈感知. 研究者为 DRL-II 增加了肌电控制部分, 利用 sEMG 控制假手抓取不同形状/重量的物体. 另外, 该中心和哈尔滨工业大学联合研发了具有 5 个手指的 HIT/DRL 假肢手[65−66], 哈工大研究者通过对手指动作组合编码, 利用前臂 3 通道 sEMG 识别了 19 种手指运动, 依据识别结果实现了 HIT/DRL 假手的实时控制.

德国 KIT 研究中心研发一款轻型仿生假手 Fluidhand[67], 微型液压系统驱动手指关节使其具有较大负重比. 假手有两路电极, 通过采集残肢 sEMG 可以识别使用者的 5 种抓取动作, 从而实现假手自然控制. Fluidhand 的食指和拇指上安装了电阻式力传感器, 微处理器根据传感器信息控制一个震动马达, 使用者可以根据震动强度感知抓取过程的力反馈及所触摸物体的软硬/粗糙度.

与实验室应用的肌电假手相比, 商业应用肌电假手功能过于简单, 多数是单通道 sEMG 控制的单自由度假手[68], 仅能执行手的伸/握动作. 英国 Touch Bionics 公司研发的 i-LIMB Hand 是目前世界上最先进的商业化仿生假手, 能实现多自由度控制[69−70] (图 9). 该假肢手有 5 个手指, 每个手指由独立电机驱动. 在 i-LIMB Hand 的手臂筒套中安置了一对表面电极, 通过采集手部缺失患者残存肌肉的 sEMG, 识别使用者运动意图 (休息、抓握、夹、捏等), 进而控制仿生手执行相应动作, 并且融合了比例控制策略, sEMG 信号越强, 手指运动越灵活.

图 9　i-LIMB 仿生手

Fig. 9　The i-LIMB bionic hand

3.2　基于连续运动估计的肌电交互系统

动作分类会限制肌电系统运动灵活性, 针对一些需要自由运动空间或自主运动模式的辅助机器人 (如外骨骼机器人), 则需要采用基于 sEMG 的连续运动估计方法构建其人机交互系统.

美国华盛顿大学研发了一款 7 自由度上肢外骨骼康复机器人 EXO-UL3[71] (图 10), 其自由度与人体上肢自由度相匹配, 各关节由电机带动钢丝缆绳驱动. 为了实现使用者对机器人的主动控制, 首先, 基于 Hill 肌肉力模型, 由上肢肌肉 sEMG 计算肌肉力; 然后, 估计多关节力矩; 再利用估计结果对外骨骼进行力矩控制. 目前已应用该外骨骼机器人进行了助力/康复实验, 显示出良好的辅助性能, 这种基于 sEMG 交互的康复策略能激发使用者在运动中自主控制患肢肌肉收缩的意识, 更有利于患肢运动功能的恢复.

德国柏林工业大学研发了一款下肢外骨骼助力机器人 TUPLEE[44, 46] (图 11). 外骨骼包括大腿、小腿和脚部. 在其大腿套筒内布置 6 个表面电极, 采集大腿肌肉 sEMG, 并利用简化的 Hill 肌肉力模型计算肌肉力, 估计膝关节力矩后, 对外骨骼进行力矩比例控制, 为使用者提供辅助. 同时 TUPLEE 安装了测量角度和力的传感器, 实时检测系统状态, 防止使用者发生意外.

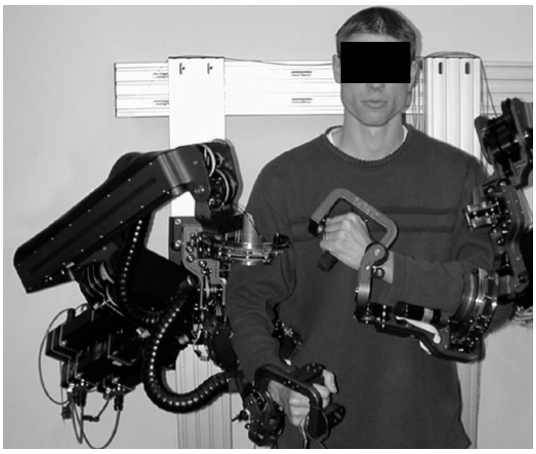


图 10 7-DOF 上肢外骨骼康复机器人 EXO-UL3

Fig. 10 The 7-DOF upper-limb exoskeleton rehabilitation robot EXO-UL3

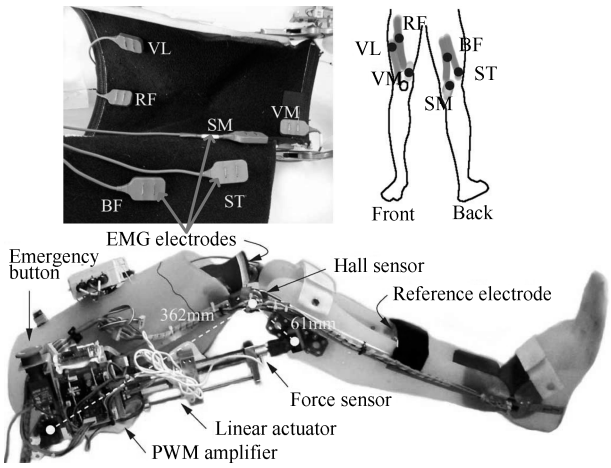


图 11 TUPLEE 下肢外骨骼

Fig. 11 The TUPLEE lower extremity exoskeleton

日本筑波大学 Cybernics 实验室研制的助力机器人 HAL (Hybrid assistive leg) 是世界上第一款投入商业应用的外骨骼机器人[72−73] (图 12). 最新版的 HAL-5 是全身型外骨骼系统, 共有 26 个自由度, 单个助力腿有 8 个自由度, 各关节由电机驱动, 系统集成了 sEMG 电极、编码器、足底压力计等多种记录人机运动状态的传感器. 研究者结合 sEMG 估计的关节力矩与人体下肢运动参考模型构建了 HAL 的混合自主控制系统[73], 其中基于 sEMG 的意图控制使得外骨骼运动更自然.

3.3 刚度/阻抗估计应用及其他

通过 sEMG 估计与柔顺运动关联的关节刚度/阻抗, 并用于机器人控制, 有助于提升机器人的类人柔顺性. HAL 即采用基于 sEMG 的刚度/阻抗估计与控制策略, 可以针对任务调节阻抗参数[74]. 日本佐贺大学研究者开发了一款 7 自由度上肢康复机器人, 通过 sEMG 估计使用者的关节力矩、手部力以及上肢关节阻抗变化, 并利用估计值对康复机器人进行阻抗控制, 机器人可以根据不同使用者的 sEMG 自适应调整阻抗参数, 以保证人机柔顺自然交互[75].

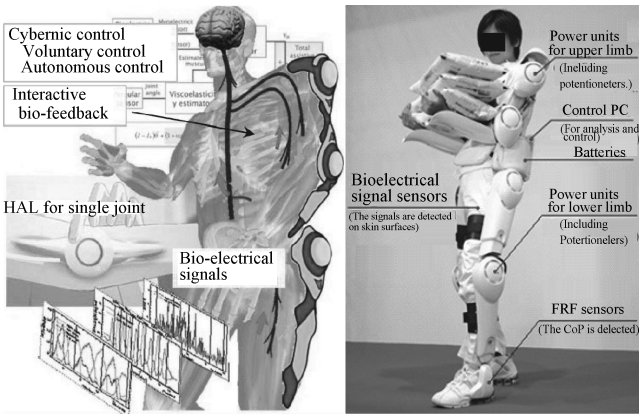


图 12 HAL 外骨骼

Fig. 12 The HAL exoskeleton

基于肌电的意图识别技术除了应用于机器人控制外, 也被用于智能娱乐设备. 微软研究中心开发了基于 sEMG 的虚拟现实游戏系统[76−77], 该系统通过采集前臂 sEMG 识别手指动作, 编码识别结果输入计算机或平板电脑, 进行虚拟吉他弹奏或绘画/拼图游戏, 这种肌电交互娱乐设备操作更便捷、自然, 有较大的市场价值. 此外, sEMG 作为交互检测信号也被应用于病情或疗效评估, 如评估针刺治疗面瘫疗效[78] 等.

3.4 应用存在的问题

尽管基于 sEMG 的意图识别技术应用繁多, 但整体仍处于研发尝试阶段, 一些未完全攻克的关键技术问题制约了其进一步推广. 大多肌电交互系统需要与使用者接触/结合, 而无论是离散动作分类, 还是连续运动估计, 都存在识别误差, 因此直接以识别结果作为参考输入, 控制机器人完成期望运动时, 必须考虑在意图识别错误情形下, 如何保证使用者的安全/自由. 实际上, 达成这一目标的前提是首先在线检测到意图估计出错, 而这本身又是一个难题. 采用概率方法, 并结合运动上下文信息[32], 是实现估计出错检测的一种可行途径, 而当已知估计错误时, 则要执行保证人机安全控制策略.

肌电系统的应用很大程度受限于 sEMG 的自身特性, 前面已提到 sEMG 是非平稳时变信号. 在连续应用肌电交互系统一段时间后, 尽管使用者不能觉察到身体状态的明显变化, 但是 sEMG 信号的幅值、频率已经改变, 有时变化率甚至超过 50 %[53], 导致变化的原因可能是肌肉疲劳, 也可能是因为操

作者的动作熟练度不断提高. sEMG 的时变性必然影响人机交互系统的稳定性, 因此构建实际系统时, 需要依据 sEMG 的时变规律, 设计相应的自适应运动估计策略, 以提高系统的稳定性.

除了非平稳性, sEMG 还具有个体差异性，与人的体征 (如强壮/虚弱, 健康/残疾、年轻/年老等) 密切相关, 这虽然有利于开发依赖用户 (User-dependent) 的个体化系统[79], 但也为肌电交互产品的规模化/批量化推广应用带来困难. 而且 sEMG 的个体特异性造成的问题, 有时是信号处理或运动建模方法难以克服的, 比如针对肢体残疾患者, 需要根据其残留肌肉的特点来制定合理的交互策略, 但当患者残留肌肉无法激发期望运动时, 则需要其他改进措施, 如改造电极结构 (采用刺入式电极), 增加辅助传感器, 甚至采用目标肌肉移植技术[80] 等.

目前针对人体运动产生/变化的生理机理尚处于探索阶段, 因此进行运动意图识别时, 肌肉选择、sEMG 特征提取、运动建模等各个环节都没有统一标准, 大多是根据过去经验或者少量实验数据进行确定, 而且对运动识别性能评判的准则也相对片面 (如动作分类时, 仅采用分类精度来判断模型优劣[25−26, 81]), 这种不规范的方式难以获得设备制造商与使用者的广泛支持. 为了克服这一问题, 后续研究中要针对肌电交互系统制定更完善的评价标准, 并根据准则优化肌电处理的各环节.

4 结论与展望

以 sEMG 作为交互媒介是实现人与机器人自然交流的一种有效手段, 其中的核心技术便是通过 sEMG 识别人体的运动意图, 由以上总结可见，人体运动意图识别方法已经十分丰富, 尤其在 sEMG 信号处理和人体运动建模上, 有许多独具特色的研究, 但是当前开发的肌电系统多数处在实验室应用阶段, 真正实现市场化的还很少, 由于人体运动的复杂性以及 sEMG 信号的特点, 使得研发稳定、实用的肌电交互系统有较大难度. 在未来开展基于 sEMG 的人机交互技术研究时, 需要关注以下可能实现技术突破的研究点.

1) 提升运动模型的适应能力. 基于 sEMG 的运动模型一般针对特定的使用者与运动模式, 这限制了模型的适用性. 探索不同使用者的 sEMG 及运动的共性特征, 建立基础共性模型, 当新用户使用时, 仅需很短的训练时间, 便可以由共性模型获得适合该用户的个体模型, 这有助于提升肌电系统的应用效率. 而针对应用中出现的未知运动模式 (未包含在模型训练阶段), 可以引入基于运动的模型在线更新机制, 使得模型能够辨识并记忆新的运动模式.

2) 非理想情形下系统的鲁棒性. 肌电交互系统实际应用时, 常会遇到一些非理想情形, 比如肌电传感器损坏、表面电极脱落/偏移等, 这些都会造成系统的原始输入数据部分丢失或错误[82], 若不采取措施应对这些状况, 极有可能导致运动意图识别完全错误, 进而会影响使用者的安全性. 因此在建立运动模型时, 有必要融合容错机制, 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, 从而提高交互系统的鲁棒性.

3) 分解 sEMG 提取运动单元动作电位. sEMG 信号是运动单元动作电位 (Motor unit action potential, MUAP) 沿肌纤维传播, 在检测电极处叠加成的混合电信号. 若考虑其逆过程, 将 sEMG 分解成各个组成分量, 即运动单元动作电位序列[83], 则有助于研究者从更微观的尺度分析肌肉控制以及运动产生的机理, 进而更准确识别运动意图.

4) 多传感器信息融合. 由于 sEMG 的非平稳性, 单独以 sEMG 为交互信息实现系统稳定控制有一定难度. 因此在系统中增加一些辅助传感器, 比如惯性测量单元、力传感器等, 相应获取的信号作为反馈或校正信息, 不仅能提高运动识别精度, 而且有助于提升肌电交互系统的综合性能, 比如肌电假手加入力反馈, 可使假手具备触觉感知能力. 应用多类传感器时, 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.

总之, 基于 sEMG 的人机交互技术在今后很长一段时间内仍会是一个研究热点, 新成果的不断涌现必将开启服务机器人技术发展应用的新篇章.

References

1 Goodrich M A, Schultz A C. Human-robot interaction: a survey. *Foundations and Trends in Human-Computer Interaction*, 2007, **1**(3): 203−275

2 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)

3 Nam Y, Koo B, Cichocki A, Choi S. GOM-face: GKP, EOG, and EMG-based multimodal interface with application to humanoid robot control. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2014, **61**(2): 453−462

4 Artemiadis P. EMG-based robot control interfaces: past, present and future. *Advances in Robotics & Automation*, 2012, **1**(2): 1−3

5 Ngeo J G, Tamei T, Shibata T. Continuous and simultaneous estimation of finger kinematics using inputs from an EMG-to-muscle activation model. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, 2014, **11**: 122

6 Tong Li-Na, Hou Zeng-Guang, Peng Liang, Wang Wei-Qun, Chen Yi-Xiong, Tan Min. Multi-channel sEMG time series analysis based human motion recognition method. *Acta Automatica Sinica*, 2014, **40**(5): 810−821
(佟丽娜, 侯增广, 彭亮, 王卫群, 陈翼雄, 谭民. 基于多路 sEMG 时序分析的人体运动模式识别方法. 自动化学报, 2014, **40**(5): 810−821)

7 Chowdhury R H, Reaz M B I, Ali M A B, Bakar A A A, Chellappan K, Chang T G. Surface electromyography signal processing and classification techniques. *Sensors*, 2013, **13**(9): 12431−12466

8 Ahsan M R, Ibrahimy M I, Khalifa O O. EMG signal classification for human computer interaction: a review. *European Journal of Scientific Research*, 2009, **33**(3): 480−501

9 Ding Qi-Chuan, Zhao Xin-Gang, Han Jian-Da. EMG-based estimation for multi-joint continuous movement of human upper limb. *Robot*, 2014, **36**(4): 469−476
(丁其川, 赵新刚, 韩建达. 基于肌电信号的上肢多关节连续运动估计. 机器人, 2014, **36**(4): 469−476)

10 Ison M, Artemiadis P. Multi-directional impedance control with electromyography for compliant human-robot interaction. In: Proceedings of the 2015 International Conference on Rehabilitation Robotics (ICORR). Singapore: IEEE, 2015. 416−421

11 Farina D, Merletti R, Enoka R M. The extraction of neural strategies from the surface EMG. *Journal of Applied Physiology*, 2004, **96**(4): 1486−1495

12 De Luca C J. *Imaging the Behavior of Motor Units by Decomposition of the EMG Signal*. Boston, MA, USA: Delsys Inc., 2008.

13 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

14 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

15 Jamal M Z. Signal acquisition using surface EMG and circuit design considerations for robotic prosthesis. *Computational Intelligence in Electromyography Analysis — A Perspective on Current Applications and Future Challenges*. Rijeka: INTECH Open Access Publisher, 2012.

16 Li Z J, Wang B C, Sun F C, Yang C G, Xie Q, Zhang W D. sEMG-based joint force control for an upper-limb power-assist exoskeleton robot. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 2014, **18**(3): 1043−1050

17 Pons J L. *Wearable Robots: Biomechatronic Exoskeletons*. West Sussex: John Wiley & Sons Ltd, 2008. 87−122

18 Gopura R A R C, Bandara D S V, Gunasekara J M P, Jayawardane T S S. Recent trends in EMG-based control methods for assistive robots. *Electrodiagnosis in New Frontiers of Clinical Research*, 2013: 237−268

19 Gijsberts A, Atzori M, Castellini C, Muller H, Caputo B. Movement error rate for evaluation of machine learning methods for sEMG-based hand movement classification. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2014, **22**(4): 735−744

20 Castellini C, Arquer A, Artigas J. sEMG-based estimation of human stiffness: towards impedance-controlled rehabilitation. In: Proceedings of the 5th International Conference on Biomedical Robotics and Biomechatronics. Sao Paulo, Brazil: IEEE, 2014. 604−609

21 Zhang D H, Zhao X G, Han J D, Zhao Y W. A comparative study on PCA and LDA based EMG pattern recognition for anthropomorphic robotic hand. In: Proceedings of the 2014 International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Hong Kong, China: IEEE, 2014. 4850−4855

22 Li Yang, Tian Yan-Tao, Chen Wan-Zhong. Modeling and classifying of sEMG based on FFT blind identification. *Acta Automatica Sinica*, 2012, **38**(1): 128−134
(李阳, 田彦涛, 陈万忠. 基于 FFT 盲辨识的肌电信号建模及模式识别. 自动化学报, 2012, **38**(1): 128−134)

23 Englehart K, Hudgins B, Parker P A. A wavelet-based continuous classification scheme for multifunction myoelectric control. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2001, **48**(3): 302−311

24 Peleg D, Braiman E, Yom-Tov E, Inbar G F. Classification of finger activation for use in a robotic prosthesis arm. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2002, **10**(4): 290−293

25 Khezri M, Jahed M. A neuro-fuzzy inference system for sEMG-based identification of hand motion commands. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2011, **58**(5): 1952−1960

26 Huang Y, Englehart K B, Hudgins B, Chan A D C. A Gaussian mixture model based classification scheme for myoelectric control of powered upper limb prostheses. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2005, **52**(11): 1801−1811

27 Matsubara T, Morimoto J. Bilinear modeling of EMG signals to extract user-independent features for multiuser myoelectric interface. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2013, **60**(8): 2205−2213

28 Chan A D C, Englehart K B. Continuous myoelectric control for powered prostheses using hidden Markov models. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2005, **52**(1): 121−124

29 Li Z, Wang B, Yang C, Xie Q. Boosting-based EMG patterns classification scheme for robustness enhancement. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 2013, **17**(3): 545−552

30 Amsüss S, Goebel P M, Jiang N, Graimann B, Paredes L, Farina D. Self-correcting pattern recognition system of surface EMG signals for upper limb prosthesis control. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2014, **61**(4): 1167−1176

31 Li G L, Schultz A E, Kuiken T A. Quantifying pattern recognition-based myoelectric control of multifunctional transradial prostheses. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2010, **18**(2): 185−192

32 Nan B, Okamoto M, Tsuji T. A hybrid motion classification approach for EMG-based human-robot interfaces using Bayesian and neural networks. *IEEE Transactions on Robotics*, 2009, **25**(3): 502−511

33 Young A J, Smith L H, Rouse E J, Hargrove L J. Classification of simultaneous movements using surface EMG pattern recognition. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2013, **60**(5): 1250−1258

34 Momen K, Krishnan S, Chau T. Real-time classification of forearm electromyographic signals corresponding to user-selected intentional movements for multifunction prosthesis control. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2007, **15**(4): 535−542

35 Liu J, Zhou P. A novel myoelectric pattern recognition strategy for hand function restoration after incomplete cervical spinal cord injury. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2013, **21**(1): 96−103

36 Kiguchi K, Tanaka T, Fukuda T. Neuro-fuzzy control of a robotic exoskeleton with EMG signals. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2004, **12**(4): 481−490

37 Gopura R A R C, Kiguchi K, Li Y. SUEFUL-7: a 7DOF upper-limb exoskeleton robot with muscle-model-oriented EMG-based control. In: Proceedings of the 2009 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. St. Louis, USA: IEEE, 2009. 1126−1131

38 Ngeo J, Tamei T, Shibata T, Orlando M F F, Behera L, Saxena A. Control of an optimal finger exoskeleton based on continuous joint angle estimation from EMG signals. In: Proceedings of the 35th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC). Osaka, Japan: IEEE, 2013. 338−341

39 Kwon S, Kim Y, Kim J. Movement stability analysis of surface electromyography-based elbow power assistance. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2014, **61**(4): 1134−1142

40 Duc D M, Kazuhiko T, Takanori M. EMG-moment model of human arm for rehabilitation robot system. In: Proceedings of the 10th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision. Hanoi, Vietnam: IEEE, 2008. 190−195

41 Aung Y M, Al-Jumaily A. Estimation of upper limb joint angle using surface EMG signal. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 2013, **10**(369): 1−8

42 Hayashibe M, Guiraud D, Poignet P. EMG-to-force estimation with full-scale physiology based muscle model. In: Proceedings of the 2009 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. St. Louis, USA: IEEE, 2009. 1621−1626

43 Buchanan T S, Lloyd D G, Manal K, Besier T F. Neuromusculoskeletal modeling: estimation of muscle forces and joint moments and movements from measurements of neural command. *Journal of Applied Biomechanics*, 2004, **20**(4): 367−395

44 Fleischer C. Controlling Exoskeletons with EMG Signals and a Biomechanical Body Model [Ph. D. dissertation], Technische University Berlin, Germany, 2007.

45 Cavallaro E E, Rosen J, Perry J C, Burns S. Real-time myoprocessors for a neural controlled powered exoskeleton arm. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2006, **53**(11): 2387−2396

46 Fleischer C, Hommel G. A human-exoskeleton interface utilizing electromyography. *IEEE Transactions on Robotics*, 2008, **24**(4): 872−882

47 Sartori M, Reggiani M, Farina D, Lloyd D G. EMG-driven forward-dynamic estimation of muscle force and joint moment about multiple degrees of freedom in the human lower extremity. *PLoS One*, 2012, **7**(12): e52618

48 Han J D, Ding Q C, Xiong A B, Zhao X G. A state-space EMG model for the estimation of continuous joint movements. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2015, **62**(7): 4267−4275

49 Cheron G, Leurs F, Bengoetxea A, Draye J P, Destrée M, B Dan. 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

50 Zhang F, Li P F, Hou Z G, Lu Z, Chen Y X, Li Q L, Tan M. sEMG-based continuous estimation of joint angles of human legs by using BP neural networks. *Neurocomputing*, 2012, **78**(1): 139−148

51 Jiang N, Vujaklija I, Rehbaum H, Graimann B, Farina D. Is accurate mapping of EMG signals on kinematics needed for precise online myoelectric control? *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2014, **22**(3): 549−558

52 Artemiadis P K, Kyriakopoulos K J. EMG-based control of a robot arm using low-dimensional embeddings. *IEEE Transactions on Robotics*, 2010, **26**(2): 393−398

53 Artemiadis P K, Kyriakopoulos K J. An EMG-based robot control scheme robust to time-varying EMG signal features. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 2010, **14**(3): 582−588

54 Yu H J, Lee A Y, Choi Y. Human elbow joint angle estimation using electromyogram signal processing. *IET Signal Processing*, 2011, **5**(8): 767−775

55 Ahmed M R. Compliance Control of Robot Manipulator for Safe Physical Human Robot Interaction [Ph. D. dissertation], Orebro University, Sweden, 2011.

56 Tsuji T, Kaneko M. Estimation and modeling of human hand impedance during isometric muscle contraction. *Proceedings of the ASME Dynamics Systems and Control Division*, 1996, **58**: 575−582

57 Shin D, Kim J, Koike Y. A myokinetic arm model for estimating joint torque and stiffness from EMG signals during maintained posture. *Journal of Neurophysiology*, 2009, **101**(1): 387−401

58 Kim H K, Kang B, Kim B, Park S. Estimation of multijoint stiffness using electromyogram and artificial neural network. *IEEE Transactions on Systems, Man, Cybernetics — Part A: Systems and Humans*, 2009, **39**(5): 972−980

59 Ajoudani A, Tsagarakis N, Bicchi A. Tele-impedance: teleoperation with impedance regulation using a body-machine interface. *International Journal of Robotics Research*, 2012, **31**(13): 1642−1656

60 Liang P D, Yang C G, Wang N, Li Z J, Li R F, Burdet E. Implementation and test of human-operated and human-like adaptive impedance controls on Baxter robot. *Advances in Autonomous Robotics Systems*. Switzerland: Springer International Publishing, 2014. 109−119

61 Pons J L, Rocon E, Ceres R, Reynaerts D, Saro B, Levin S, Van Moorleghem W. The MANUS-HAND dextrous robotics upper limb prosthesis: mechanical and manipulation aspects. *Autonomous Robots*, 2004, **16**(2): 143−163

62 Pons J L, Ceres R, Rocon E, Levin S, Markovitz I, Saro B, Reynaerts D, Van Moorleghem W, Bueno L. Virtual reality training and EMG control of the MANUS hand prosthesis. *Robotica*, 2005, **23**(3): 311−317

63 Butterfass J, Grebenstein M, Liu H, Hirzinger G. DLR-Hand II: next generation of a dextrous robot hand. In: Proceedings of 2001 International Conference on Robotics and Automation. Seoul, Korea: IEEE, 2001. 109−114

64 Butterfass J, Fischer M, Grebenstein M, Haidacher S, Hirzinger G. Design and experiences with the DLR hand II. In: Proceedings of the 2004 World Automation Congress. Seville, Spain: IEEE, 2004. 105−110

65 Yang Da-Peng, Zhao Jing-Dong, Jiang Li, Liu Hong. A 3-DOF anthropomorphic prosthetic hand and its EMG control method. *Journal of Harbin Engineering University*, 2009, **30**(7): 804−810
(杨大鹏, 赵京东, 姜力, 刘宏. 三自由度仿人型假手及其肌电控制策略. 哈尔滨工程大学学报, 2009, **30**(7): 804−810)

66 He P, Jin M H, Yang L, Wei R, Liu Y W, Cai H G, Liu H, Seitz N, Butterfass J, Hirzinger G. High performance DSP/FPGA controller for implementation for HIT/DLR dexterous robot hand. In: Proceedings of 2004 International Conference on Robotics and Automation. New Orleans, USA: IEEE, 2004, **4**: 3397−3402

67 Gaiser I N, Pylatiuk C, Schulz S, Kargov A, Oberle R, Werner T. The FLUIDHAND III: a multifunctional prosthetic hand. *Journal of Prosthetics and Orthotics*, 2009, **21**(2): 91−96

68 Antfolk C, Cipriani C, Controzzi M, Carrozza M C, Lundborg G, Rosen B. Using EMG for real-time prediction of joint angles to control a prosthetic hand equipped with a sensory feedback system. *Journal of Medical and Biological Engineering*, 2010, **30**(6): 399−406

69 Otr O V D N, Reinders-Messelink H A, Bongers R M, Bouwsema H, Van Der Sluis C K. The i-LIMB hand and the DMC plus hand compared: a case report. *Prosthetics and Orthotics International*, 2010, **34**(2): 216−220

70 Connolly C. Prosthetic hands from touch bionics. *Industrial Robot: An International Journal*, 2008, **35**(4): 290−293

71 Perry J C. Design and development of a 7 degree-of-freedom powered exoskeleton for the upper limb [Ph. D. dissertation], University of Washington, USA, 2006.

72 Hayashi T, Kawamoto H, Sankai Y. Control method of robot suit HAL working as operator′s muscle using biological and dynamical information. In: Proceedings of the 2005 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Alera, Canada: IEEE, 2005. 3063−3068

73 Sankai Y. HAL: hybrid assistive limb based on cybernics. *Robotics Research: Springer Tracts in Advanced Robotics*. Berlin Heidelberg: Springer, 2011, **66**: 25−34

74 Lee S, Sankai Y. Power assist control for walking aid with HAL-3 based on EMG and impedance adjustment around knee joint. In: Proceedings of the 2002 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Lausanne, Switzerland: IEEE, 2002, **2**: 1499−1504

75 Kiguchi K, Hayashi Y. An EMG-based control for an upper-limb power-assist exoskeleton robot. *IEEE Transactions on Systems, Man, Cybernetics — Part B: Cybernetics*, 2012, **42**(4): 1064−1071

76 Saponas T S, Tan D S, Morris D, Balakrishnan R, Turner J, Landay J A. Enabling always-available input with muscle-computer interfaces. In: Proceedings of the 22nd Annual Symposium on User Interface Software and Technology. New York, USA: ACM, 2009. 167−176

77 Saponas T S, Tan D S, Morris D, Turner J, Landay J A. Making muscle-computer interfaces more practical. In: Proceedings of the 2010 SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems. New York, USA: ACM, 2010. 851−854

78 Han J D, Xiong A B, Zhao X G, Ding Q C, Chen Y G, Liu G J. sEMG based quantitative assessment of acupuncture on Bell′s palsy: an experimental study. *Science China Information Sciences*, 2015, **58**(8): 1−15

79 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

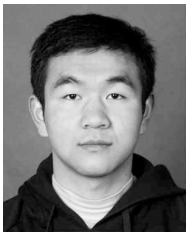
80 Kuiken T A, Li G L, Lock B A, Lipschutz R D, Miller L A, Stubblefield K A, Englehart K B. Targeted muscle reinnervation for real-time myoelectric control of multifunction artificial arms. *JAMA*, 2009, **301**(6): 619−628

81 Mesa I, Rubio A, Tubia I, De No J, Diaz J. Channel and feature selection for a surface electromyographic pattern recognition task. *Expert Systems with Applications*, 2014, **41**(11): 5190−5200

82 Ding Qi-Chuan, Zhao Xin-Gang, Han Jian-Da. Recognizing hand motions based on fault-tolerant classification with EMG signals. *Robot*, 2015, **37**(1): 9−16
(丁其川, 赵新刚, 韩建达. 基于肌电信号容错分类的手部动作识别. 机器人, 2015, **37**(1): 9−16)

83 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

丁其川 中国科学院沈阳自动化研究所副研究员. 2014 年获得中国科学院大学博士学位. 主要研究方向为生物电信号处理, 模式识别, 穿戴机器人. 本文通信作者. E-mail: dingqichuan@sia.cn
(**DING Qi-Chuan** Associate professor at the Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences. He received his Ph. D. degree from University of Chinese Academy of Sciences in 2014. His research interest covers biological signal processing, pattern recognition, and wearable robots. Corresponding author of this paper.)



熊安斌 2015 年获得中国科学院大学博士学位. 主要研究方向为肌电信号处理与模式识别.
E-mail: xiongab@sia.cn
(**XIONG An-Bin** He received his Ph. D. degree from University of Chinese Academy of Sciences in 2015. His research interest covers EMG signal processing and pattern recognition.)

赵新刚 中国科学院沈阳自动化研究所研究员. 2008 年获得中国科学院沈阳自动化研究所博士学位. 主要研究方向为机器人控制、智能系统与康复机器人.
E-mail: zhaoxingang@sia.cn
(**ZHAO Xin-Gang** Professor at the Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences. He received his Ph. D. degree from Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences in 2008. His research interest covers robot control, rehabilitation robots, and intelligent systems.)

韩建达 中国科学院沈阳自动化研究所研究员. 1998 年获得哈尔滨工业大学博士学位. 主要研究方向为可穿戴机器人, 智能系统, 移动机器人自主控制.
E-mail: jdhan@sia.cn
(**HAN Jian-Da** Professor at the Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences. He received his Ph. D. degree from Harbin Institute of Technology in 1998. His research interest covers wearable robots, intelligent systems, and control for the autonomy of mobile robots.)