

表面肌电信号分析及其在康复医学中的应用 *

吴 銓, 黄鹏程, 鲍官军, 杨庆华 *

(浙江工业大学 特种装备制造与先进加工技术教育部/浙江省重点实验室, 浙江 杭州 310032)

摘要: 表面肌电信号(sEMG)有多种分析处理方法,如时域、频域、参数模型、时-频域、非线性动力学等方法,针对分析处理方法的选取问题,通过分析研究各类分析处理方法,比较了各类分析处理方法的特点、优劣与使用情况。研究表明,每种分析处理方法都有各自的优缺点和适用范围,具体使用时应很据实际情况选择确切的方法。并对肌电信号分析处理在康复医学中的应用领域上(康复评估、假肢和康复机器人)进行了展望。

关键词: 表面肌电信号;信号分析处理;时域-频域分析;康复医学;康复评估;康复机器人

中图分类号:R741;TP29

文献标志码:A

文章编号:1001-4551(2011)11-1368-06

sEMG signal analysis method and its application in rehabilitation medicine

WU Luan, HUANG Peng-cheng, BAO Guan-jun, YANG Qing-hua

(Key Lab of E&M, Ministry of Education & Zhejiang Province, Zhejiang University of Technology,
Hangzhou 310032, China)

Abstract: There are various surface electromyography (sEMG) analysis methods, as time domain, frequency domain, parameters model, time-frequency domain, nonlinear dynamics domain and so on. Aiming at choosing method to analysis sEMG, after analyzing various analysis methods, the features, advantages and disadvantages, use case of those methods were compared. The results indicate that every method has its own characteristics and should be selected according actual situation. With in-depth research, sEMG is widely used in rehabilitation medicine, especially in rehabilitation evaluation, prosthetics and rehabilitation robotics.

Key words: surface electromyography (sEMG); signal analysis and process; time-frequency domain; rehabilitation medicine; evaluation of rehabilitation; rehabilitation robotics

0 引 言

在人体肌肉内,中枢神经系统的运动神经发出的动作电位通过神经纤维到达肌肉,肌肉产生兴奋和收缩,肌电信号(EMG)就是由许多微弱的动作电位组合的序列总和,其中蕴涵了很多与人体动作相关联的信息^[1]。肌电信号可通过表面肌电拾取电极或针式肌电拾取电极加以引导、记录,通过针电极拾取的肌电信号称之为针肌电信号,而通过表面电极拾取的肌电信

号称之为表面肌电信号(sEMG)^[2]。这些年来,肌电信号的检测与分析取得了飞速的进步,使其广泛地应用于临床诊断、康复、仿生控制和工程应用等领域。由于表面肌电信号是从人体骨骼肌表面通过电极引导、记录下来的神经肌肉活动发射的生物电信号^[3],与肌肉的活动状态和功能状态之间存在着不同程度的关联性,能在一定程度上反映神经、肌肉的活动。

肌电信号是具有明显特征的人体电信号,本研究所做的特征提取就是寻找出这种明显的特征,主要通

收稿日期:2011-05-19

基金项目:国家高技术研究发展计划(“863”计划)资助项目(2009AA04Z209);国家自然科学基金资助项目(51075363);浙江省自然科学基金杰出青年团队资助项目(R1090674)

作者简介:吴 銓(1987-),男,浙江平阳人,主要从事肌电信号分析及应用方面的研究。E-mail:lingluanwin@163.com

通信联系人:杨庆华,男,教授,博士生导师。E-mail:king@zjut.edu.cn

过肌电信号分析,提取较为明显、有效的特征值;然后再根据有效特征值的差异,进行模式分类,从而确定不同的肌肉运动,以驱动假肢、手臂关节与大腿关节等康复器^[4-5]。

1 肌电信号的分析方法

1.1 时域分析

时域方法是传统的肌电信号分析方法,将肌电信号看作时间的函数,通过对时域信号的分析,可以得到信号的某些统计特征,例如可以对信号进行整形、滤波,计算信号的积分肌电值、平均肌电值、幅值的直方图、过零次数、均方值等,然后将其作为信号的特征用于模式分类^[6]。时域特征的提取相对其他方法而言比较简单,所以它在康复医学应用领域中的技术比较成熟,应用比较广泛。章亚男^[7]等人采集人体踝关节在一个自由度上做屈伸运动时的胫骨前肌和腓肠肌的表面肌电信号,提取表面肌电信号的均方根作为特种向量,通过均方根的阈值控制法,来实现踝关节康复装置的控制。王子羲^[8-10]等人利用同步肌电分析方法,对偏瘫患者的上肢主要肌群的表面肌电信号分析,他们通过提取幅值变化的统计学规律来建立患者在完成这个动作时的多肌电模型,量化反映被测试人员完成动作时肌肉协调时序关系的规律和该测试动作的特征。A.E.Hibbs 等人采取时域方法(肌电均值与峰值)用于康复评价^[11]。但时域分析方法存在许多缺点,如信息利用不充分,信号在固定时刻或固定时间区域内的孤立值本身很少有意义;如被检查者对肌肉收缩程度的控制很难掌握,肌肉一旦用力过度,将会产生重叠运动单元的动作电位,造成干扰波形。

1.2 频域分析

传统的频域分析方法是通过傅里叶变换(FT)将时域信号转换为频域信号,从而对信号的频谱或功率谱进行分析。由于傅里叶变换的计算量十分庞大,1965 年 Cooley 和 Tukey^[12]提出了快速傅里叶变换(FFT),并随着计算机的出现而得以实现,傅里叶变换法为信号处理及分析开拓了一个新领域。肌电信号的频率分析也能提供关于肌肉某种特征的有价值信息,常用指标有中值频率(MF)、均值频率、频率范围、最高波峰频率、最高波峰幅值、平均功率频率(MPF),其中平均功率频率和中值频率是临床判别肌肉活动的常用指标^[13]。现阶段频域方法的应用也比较成熟,经常用于临床肌电图、神经肌肉疲劳检测,还有肌电假肢的控制。王坤等针对肌肉疲劳状态下提取的表面肌电信号,采用幅频联合的分析方法,为进一步研究肌肉疲劳状态的表面肌电信号的变化提供了方法支持与

理论依据^[14]。孔德刚等用平均功率频率和积分肌电值方法对拖拉机驾驶员颈部胸锁乳突肌的表面肌电信号进了分析处理,得出驾驶员颈部肌肉疲劳的原因,以及提出了缓解疲劳的建议^[15]。高峰等分别检测其平均功率频率、中值频率和平均肌电值 3 种指标对攀岩训练中运动员的上肢主要做功肌肉的表面肌电信号进行分析,探讨肌电图在攀岩过程中的可行性^[16]。王喜太等利用功率谱比值等方法进行小腿截肢者康复训练中股直肌的表面肌电信号的特征提取,并用所提取的特征值作为输出建立表面肌电信号与下肢残肢康复动作之间的依据^[17]。但传统的傅里叶变换法存在一定弊病,使用傅立叶变换研究信号时,要求获得信号在时域的全部信息,甚至包括将来的信息,这很难满足。此外傅立叶变换在时域中没有分辨,信号在某一时刻的变化将影响整个频谱特性。表面肌电信号是具有非平稳性和非线性的随机信号,因此在采用传统的傅立叶变换实时分析肌电信号时受到了限制。

1.3 参数模型

参数模型法因为具有频率分辨率高的优点,成为了表面肌电信号分析的重要途径,其中典型的是 AR 模型法,AR 模型参数的估计得到的是线性方程,计算比较简便,而且实际的物理系统往往是全极点系统,所以基于 AR 模型的功率谱估计是现代谱估计中最常用的一种方法。利用 AR 模型进行功率谱估计的实质是求解模型的均方误差 σ_w^2 和参数 α_k 两个参数的问题。目前这些参数的提取算法主要有 Levinson-Durbin 算法、Burg 算法和 Marple 算法 3 种^[18]。参数模型法将随机过程的随机性和一定程度的可测性有机地结合起来,其激励白噪声反映过程的随机性,确定性模型反映过程的可预测性。刘宏等人^[19]通过在健康受试者前臂处安放 8 个表面肌肤干电极提取肌电信号,使用双通道肌电信号作为控制源,4 阶 AR 模型参数作为特征,基于 LM 算法的 BP 神经网络作为分类器,以较高成功率实现人手 10 种姿态的分类。Paiss O. 等建立了人体肱二头肌表面肌电信号 AR 模型,追踪能反映运动单位放电频率的低频信号成分以及反映运动电位波形的较高频率成分,并进行肌电功率谱分析,用于局部肌肉的疲劳检测^[20]。与经典傅里叶谱分析相比,参数模型法能较好地估计信号功率谱,使用 AR 模型分析处理表面肌电信号时,应该根据需求选择合适的算法,Levinson-Durbin 算法简单,但是分辨率较差;Burg 算法容易出现谱线分裂和伪峰,受初相的影响产生频率偏移,但是它能满足大多数的应用要求,且计算不太复杂;Marple 算法运算量较大,但性能最好,分辨率最高。

1.4 人工神经网络

人工神经网络(ANN)模仿生物神经元结构和神经信息传递机理,由许多具有非线性映射能力的神经元组成,神经元之间通过权系数相连接构成自适应非线性动力系统,具有自组织、自适应学习、良好的容错性、分布式存储、并行处理等特点,这使其在系统辨识和模式识别方面显示出很大的优越性。人工神经网络有各种模型,其中 Hopfield 网络和多层感知器(BP)模型在肌电信号分析中应用最为广泛。采用人工神经网络对肌电信号进行处理、识别和分类时,要首先确定神经网络的输入对象,且对象要具备反映肌电信号的特征信息。杭州电子科技大学罗志增和清华大学王人成首次将触觉和肌电控制技术结合在一起,用 AR 模型和神经网络相结合的肢体运动模式识别方法,设计出一种带有触觉和滑觉传感器的肌电控制电动假手^[21]。Luh J J 等利用 3 层前馈人工神经网络研究表面肌电信号的活动与肘关节等容收缩时的力矩之间的关系^[22]。Orosco E 等人用神经网络进行对屈肘、伸肘、前臂前旋、前臂后旋与休息 5 种状态的表面肌电信号分类^[23]。现阶段人工神经网络大都应用于肌电信号分析处理、特征提取以及特征选择后的模式分类。模式分类时,为了简化网络结构,提高运行速度,不直接把肌电信号输入网络,而先对其进行压缩。通过增加训练神经网络的数据库,人工神经网络方法会有更远、更深的发展,提供更有用的信息,并更好地应用于肌电信号的分析处理以及各类肌病的诊断和治疗中。

1.5 时频分析

近年来,人们采用时间—频率表示法对肌肉力变化时发放的非平稳的肌电信号进行了大量的研究。目前用于表面肌电信号分析的时频分析方法主要有短时傅里叶变换(STFT)、小波(WT)变换、维格纳(wigner-ville)分布、Choi-Williams 分布、希尔伯特黄变换(hilbert-huang)等。

1.5.1 短时傅里叶(STFT)变换

对于非平稳信号的处理,最直接的方法是将该信号分成几小段,然后将各小段分别视为平稳信号来处理,短时傅里叶变换就是这样处理的。短时傅里叶变换处理肌电信号时,重要的是选择一个与信号相似的窗口函数 $r(t)$,这个窗口函数与肌电信号越相似,就越容易表达出肌电信号的信息。蔡立羽等采用短时傅里叶变换对表面肌电信号进行分析,成功地识别了展拳、握拳、腕内旋、腕外旋 4 种动作^[24]。Yujue Wang 等人利用滤波和短时傅里叶变换对左右小腿和左右肩膀的肌电信号进行处理分析^[25]。但实际上,由于短时傅里叶变换的局限性,它不能敏感地反映信号的时频

域的走向和突变。不过对于慢变化的信号,通过适当选择窗函数,仍可获得较好的效果。

1.5.2 小波(WT)变换

小波变换是由法国地质学家 Morlet J 和 Grossmann A 于 1984 年提出。他们在分析地震波的局部时,发现传统的傅立叶变换难以达到要求,从而引入了小波概念。小波变换是傅里叶变换的新发展,它用一个函数代替传统傅里叶级数的系数,克服了傅里叶级数不能反映信号局部特性的不足,能够分析非周期函数。对信号进行小波分析前,首先要确定小波变换的类型,如果是连续的小波变换,则频率分辨率明显高于二值离散小波,而且在对肌电信号分析时,低频信号对应宽时域窗口,高频信号对应窄时域窗口。选择基本小波后,通过不同的位移和尺度变化就可以实现信号的多分辨率变换。赵京东等人采用 Coiflet 4 小波对 3 通道肌电信号进行 4 尺度小波分解,实现了对拇指弯曲/伸展、食指弯曲/伸展、中指弯曲/伸展的动作识别^[26]。李醒飞等人根据采集的肌电信号,对该肌电信号进行小波处理,能够有效地识别握拳、展拳、手腕内旋和手腕外旋 4 种动作模式^[27]。Guo Xin 等人利用小波变换及小波包变换对人体下肢行走时的肌电信号进行消噪处理^[28]。小波具有紧支撑的性质,局部突变信息的作用能很好地反映出来,处理、捕捉突变信号,灵敏度很高。进行小波分析时,先要确定小波函数。小波函数的选择对分析结果影响很大,所以应根据不同的用途,了解其频率范围,慎重选择合适的小波函数。

1.5.3 维格纳(wigner-ville)分布

维格纳分布是信号能量在时、频两维空间上的分布。维格纳分布具有许多优良特性,例如,定义域的统一性、反演特性等,这使它在非平稳肌电信号的处理中颇有潜力。当肌肉力变化时实际的肌电信号是非平稳的,不是高斯型信号,它的相位谱含有丰富的信息。为此就需要用高阶矩和高阶矩谱来描述其统计平均特性,克服传统处理方法的不足,给出信号本身更多的信息。Khezri M 等人利用维格纳分布方法处理肌电信号,对 6 个动作的分辨准确率高达 91.3%^[29]。维格纳分布的不足之处在于变换是非线性的,当信号成分多时,不同成分之间容易出现交叉项,引起伪像。

1.5.4 Choi-Williams 分布

在高精度信号分析中,为了减小交叉项的干扰,科学家提出了一系列时频分布。Claassen 等发现众多的时频分布只是 Wigner-Ville 分布的变形,可以用统一的形式表示。不同的时频分布只是体现在积分变换核的函数形式的选择上,而对于时频分布各种性质的要求则反映在对核函数的约束条件上。

1.5.5 希尔伯特黄(hilbert-huang)变换

1998 年 Norden E. Huang 等人提出了一种新的信号分析方法—希尔伯特黄变换(HHT)^[30]。希尔伯特黄变换运用简便,而且并不涉及频率分辨率和时间分辨率的矛盾问题,有较好的计算效率,以及较好的时域和频域分辨率。徐文良等人建立表面肌电信号的“时间-频率-能量”三维 Hilbert 谱,进而得到信号的边际谱,同时采用基于经验模态分解阈值消噪方法,消噪效果明显,在抑制噪声的同时,能够较好地保留信号边缘和细节信息^[31]。但希尔伯特黄变换存在端点曲线拟合、频率漂移和瞬时频率轻微波动等问题。

1.6 非线性动力学

非线性动力学方法开始应用于肌电信号处理方面。非线性动力学研究的基本原理是:由少数变量的单一时间序列提取整个系统的动力学特征,以构建肌肉机械活动与生物电变化之间的力电关系模型。肌电信号实际上是一种复杂的非线性信号,可用非线性方法对其进行研究。现肌电信号非线性动力学分析处理方法主要有相关维数(分形分维)、李雅普诺夫(Lyapunov)指数、熵和复杂度等。王人成等从不同重量、不同动作和不同幅度对人体手臂尺侧腕屈肌和尺侧腕伸肌的表面肌电信号进行分维^[32]。胡晓等人采取前臂内旋和外旋时表面肌电信号,用一种基于模糊自相似性的方法计算原始信号和 4 个子信号的分形维^[33]。重庆大学田学隆等人提出了一种基于分维的局部投影法用于新型脑卒中康复治疗仪的信号预处理及交互模块^[34]。胡晓等人用小波熵方法衡量肌肉的疲劳程度^[35]。罗志增等人提出了一种基于基本尺度熵的表面肌电信号特征的提取方法,来获取肌电假手执行腕上翻、腕下翻、展拳和握拳 4 类动作时所对应的表面肌电信号特征^[36]。肖毅以做俯卧撑的上肢肌电信号为分析对象,通过计算其 Renyi 熵、小波熵和复杂度刻画不同阶段肌电信号的复杂性,得到熵与肌电信号复杂度的存在的关联^[37]。非线性动力学方法研究已经已经有了一定的深度与广度,并取得了一些成果,由于研究起步较晚,但实际应用有待进一步的探究^[38]。

2 肌电信号在康复医学中的应用

2.1 康复评估

康复评估是指对患者的功能状况及潜在能力作出评估,也是对患者各方面情况进行收集、量化、分析,并与正常标准进行比较的过程^[39]。肌电信号主要从人体生物特征角度研究肢体康复评估,其特征的变化能在一定程度上反映中枢控制因素以及肌肉兴奋传导速度的特性,能有效地帮助缓解由于检测效度的

主观性和检测结果难以精确定量而受到限制^[40]。梁丹青、姜丽等通过对照患者健侧和患侧肢体的肌电信号指标,评价患者康复训练的效果^[41-42]。倪朝民、周崇阳等通过对患者相关肌电图的分析,确定康复疗效^[43-44]。王子羲等人对偏瘫患者的痉挛性肌强直症状进行定量评价^[45]。上述研究主要通过肌电信号的不同指标的特征进行对比,得到健肢与患肢肌电信号特征的差异,以评估神经肌肉的康复状况,确定康复训练方案。

2.2 假肢的控制

肌电假肢是由截肢者的大脑神经支配残肢肌肉运动产生肌电信号,通过将肌电信号放大后用来控制微型电机,带动传动系统,驱动假肢动作。由于肌电假肢的运动接受大脑指挥,它除了具有电动假肢的长好处外,还具有直感性强、控制灵活和使用方便等优点。欧洲 4 国研发出的一种完全与神经系统相连接,可感知位置及周围环境刺激的假手^[46]。罗志增与王人成等人研究出一种具有感知接触和滑动功能、良好的仿生控制功能的肌电假手^[47-48]。刘宏等应用人手 19 种典型姿态对应的表面肌电信号对 3 自由度仿人型假手的控制^[49]。Park Wonll 等建立肌电信号与拇指指尖力之间的映射关系对假手进行控制^[50]。目前肌电假肢使用最多的是参数模型法,而人工神经网络法和混沌分析法为现代分析方法,是目前肌电识别研究的热点,这两种方法的使用将有效提高对肌电假肢控制的准确性。

2.3 康复机器人的控制

康复器械的最终目标是恢复人体肌体组织的运动机能,实现肌体组织的自然化动作。肌电信号控制是利用分离的肌群电信号(肌电信号)控制康复器械,使其能够具有与肢体相同的对外界刺激的反应能力和对脑神经信号的识别和处理能力,模拟肢体动作,实现肢体的康复治疗。田学隆等研制的脑卒中康复治疗仪能够根据患者肌电表面信号强度进行训练过程控制^[51]。Hu Yong 等建立了腰部关节的表面肌电信号形态模式并应用于下肢康复器的设计和控制^[52]。章亚男等利用选择性表面肌电信号控制踝关节神经运动康复并研制了相应的康复装置^[53]。康复机器人也存在一些难题,尽管单一动作的肌电信号识别率已达到 95%以上,但实际应用的实例还不多见,且对于连续表面肌电动作信号的起止点很难进行准确地自动定位,从而难以实现多自由度机构的连续控制。

2.4 未来展望

2.4.1 康复评估展望

康复评估将综合人体的生物特征与主观感觉,从肌肉硬度、血流特性、主观舒适度、表面肌电信号等方面综合对患者进行评估。而表面肌电信号将从单一关

节、单一动作的信号向多关节、连续动作的肌群信号扩展,诊断和评定各种影响神经肌肉功能的情况。

2.4.2 假肢展望

未来假肢将在控制主动性与动作的有效性上有进一步的提高与发展。如在假肢上增加力与位置的传感器,以形成假肢的触觉,达到对假肢接触力与接触位置的控制,更能提高假肢的动作实现的准确性与效率性。现脑电假肢还处于初步研究阶段,在将来它可以依据人体的自主意识,以脑电信号达到对肌电信号的控制,有效地实现人体对假肢的控制。

2.4.3 康复器械展望

康复设备将在控制技术、结构材料等方面进一步改进。流体驱动控制介入康复器械的研制,将在顺应性与安全性方面取得很大进展。单自由度结构将向多自由度结构发展,实现多自由度的连续运动,以达到整体康复训练目的。刚性结构向刚柔结合结构、柔性结构发展,如以橡胶、塑料等轻型柔性材料代替金属等沉重刚性材料,改善其穿戴性与轻便性。

3 结束语

肌电信号分析处理方法有各自优缺点,具体使用时应根据实际情况选择确切的方法进行分析处理,从而选择有效的特征值,以便进行有效分类,实现较好的实际应用。随着科学技术水平的提高,肌电信号的分析处理方法将进一步得到发展,肌电信号在、离线控制水平将进一步提高,本研究将能更充分地发掘肌电信号包含的人体信息,并将其应用于人体功能检测、评估、训练、重建、补偿、调整和适应,制订出更有效的康复训练计划,制作出更有效方便的康复装置与助力助行装置,提高并完善康复工程技术,提高机体的生存质量,从而提高人们的生活质量。

参考文献(References):

- [1] DELUCA C. Physiology and mathematics of myoelectric signals[J]. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, 1979, 26(3):313-325.
- [2] ROBERTO M, DARIO F. Analysis of intramuscular electromyogram signals [J]. **Philosophical Transactions of the Royal Society A**, 2009, 367(7):357-368.
- [3] CONSTABLE R, THORNBILL R J. Using the discrete wavelet transform for time-frequency analysis of the surface EMG signal [J]. **Biomedical Sciences Instrumentation**, 1993(29):121-127.
- [4] KHALIL M, DUCHENE J. Uterine EMG analysis: a dynamic approach for change detection and classification. [J] **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, 2000, 47(6):748-756.
- [5] CHU J U, MOON I, MUN M S. A Supervised Feature Projection for Real-time Multifunction Myoelectric Hand Control[C] // *Conference Proceedings of IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*. New York: [s.n.], 2006: 2417-2420.
- [6] SARIDIS G. EMG pattern analysis and classification for a prosthetic arm [J]. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, 1982, 29(6):403-412.
- [7] 章亚男, 姚松丽, 张 震, 等. 利用选择性肌电信号控制. 裸关节神经运动康复装置[J]. *上海大学学报: 自然科学版*, 2009, 15(3):245-250.
- [8] 曹 辉, 王子羲, 季林红, 等. 速滑中腿部肌肉协调性同步肌电分析方法研究[J]. *清华大学学报: 自然科学版*, 2005, 45(8):1072-1075.
- [9] 王子羲, 陈里宁, 姚重阳, 等. 上肢机器人辅助康复治疗中变换作业面对复合运动训练的影响[J]. *中国康复医学杂志*, 2009, 24(1):65-67.
- [10] 王子羲, 季林红. 同步肌电分析方法及其应用[J]. *中国康复医学杂志*, 2006, 21(2):169-171.
- [11] HIBBS A E, THOMPSON K G, FRENCH D N, et al. Peak and average rectified EMG measures: which method of data reduction should be used for assessing core training exercises? [J]. **Journal of Electromyography and Kinesiology**, 2011, 21(1):102-111.
- [12] CHRISTENSEN H, FUGLSANG F A. Power spectrum and turns analysis of EMG at different voluntary efforts in normal subjects [J]. **Electroencephalogr Clin Neurophysiol**, 1986, 64(6):528-535.
- [13] 杨 丹, 王 健. 等速运动诱发肱二头肌疲劳过程中 sEMG 信号变化[J]. *中国体育科技*, 2002, 38(4):48-49.
- [14] 王坤, 王成俊, 罗二平, 等. 基于幅频联合分析法对肌肉疲劳状态下表面肌电信号时、频域变化规律的研究[J]. *中国医学物理杂志*, 2010, 27(4):2030-2038.
- [15] 赵永超, 孔德刚, 刘立意. 基于表面肌电信号的拖拉机驾驶员颈部疲劳研究[J]. *农机化研究*, 2010, 2(4):129-132.
- [16] 高 峰, 马楚虹. 表面肌电在攀岩训练中的应用研究[J]. *甘肃联合大学学报: 自然科学版*, 2007, 21(4):108-111.
- [17] 王喜太, 王 强, 张晓玉, 等. 基于肌电传感器的下肢残肢康复训练模式识别的研究[J]. *中国康复理论与实践*, 2009, 15(1):90-92.
- [18] 陈海英. AR 模型功率谱估计常用算法的性能比较[J]. *漳州师范学院学报: 自然科学版*, 2009, 63(1):48-52.
- [19] 杨大鹏, 赵京东, 姜 力, 等. 一种 3 自由度仿人型假手的肌电控制[J]. *江苏大学学报: 自然科学版*, 2009, 30(1):5-9.
- [20] PAISS O, INBAR G F. Autoregressive modeling of surface EMG and its spectrum with application to fatigue [J]. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, 1987, 34(10):761-770.
- [21] 罗志增, 王人成. 仿生电动假手的研究 [J]. *仪器仪表学报*, 2005, 26(7):674-677.

- [22] LUH J J, CHANG G C, CHENG C K, et al. Isokinetic elbow joint torques estimation from surface EMG and joint kinematic data: using an artificial neural network model [J]. **Journal of Electromyography and Kinesiology**, 1999, 9(3): 173-183.
- [23] OROSCO E, LO N, SORIA C, et al. Surface electromyogram signals classification based on bispectrum [C] // conference proceedings of IEEE Engineering Medicine and Biology Society, Buenos Aires: [s.n.], 2010: 4610-4613.
- [24] 蔡立羽, 王志中, 张海虹. 基于短时傅里叶变换的肌电信号识别方法[J]. 中国医疗器械杂志, 2000, 24(3): 133-136.
- [25] WANG Yu-jue, WANG Bei, WANG Xing-yu. Real-time control signal extraction based on instantaneous power of surface electromyogram [J]. **Biomedical Engineering and Informatics (BMEI)**, 2010(11): 1840-1843.
- [26] ZHAO Jing-dong, XIE Zong-wu, LI Jiang, et al. EMG Control for a Five-Fingered Prosthetic Hand Based on Wavelet Transform and Auto Regressive Model [C] // Proceedings of IEEE International Conference on Mechatronics and Automation. Luayang: [s.n.], 2006: 1097-1102.
- [27] 李醒飞, 朱 嘉, 杨晶晶, 等. 基于肌电信号的人手运动状态的辨识 [J]. 中国生物医学工程学报, 2007, 26(2): 166-169.
- [28] GUO Xin, YANG Peng, LI Ying, et al. The sEMG analysis for the lower limb prosthesis using wavelet transformation [C] // 26th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 2004: 341-345.
- [29] KHEZRI M, JAHED M. An Inventive Quadratic Time-frequency Scheme based on Wigner-Ville Distribution for Classification of sEMG Signals [C] // 6th IEEE International Special Topic Conference on Information Technology Applications in Biomedicine. Tokyd: [s.n.], 2007: 164-167.
- [30] HUANG N E, The Empirical Mode Decomposition and the Hilbert Spectrum for Nonlinear and Non-Stationary Time Series Analysis [C] // Proc. R. soc. lond. a. condon: [s.n.], 1998: 903-995.
- [31] 徐文良, 孟 明, 马玉良. HHT方法在人体下肢表面肌电信号分析中的应用 [J]. 传感器技术学报, 2010, 23(3): 297-302.
- [32] 王人成, 黄昌华, 尝 宇, 等. 表面肌电信号的分形分析 [J]. 中国医疗器械杂志, 1999, 23(3): 125-127.
- [33] HU Xiao, WANG Zhi-zhong, REN Xiao-mei. Classification of forearm action surface EMG signals based on fractal dimension [J]. **Journal of Southeast University (English Edition)**, 2005, 21(3): 324-329.
- [34] 刘虔铨, 田学隆, 李 烽, 等. 基于肌电生物反馈的脑卒中康复治疗仪的研制 [J]. 生物医学工程杂志, 2009, 26(2): 417-420.
- [35] 陈伟婷, 王志中, 胡 晓, 等. 基于熵的动态收缩 sEMG 信号疲劳特征分析 [J]. 中国医学物理杂志, 2006, 23(3): 204-208.
- [36] 罗志增, 沈寒霄. 表面肌电信号的基本尺度熵分析方法 [J]. 华中科技大学学报: 自然科学版, 2009, 36(Z1): 102-104.
- [37] 肖 毅, 陈善广, 王春慧. 基于熵理论和复杂度的肌电信号分析 [J]. 科技导报, 2009, 21(7): 77-81.
- [38] WHO. Macroeconomics and Health: Investing in Health for Economics Development [R]. WHO, 2001.
- [39] 王海成. 康复医学 [M]. 郑州: 河南科学技术出版社, 2006.
- [40] ASHBY P, NAILIS A, HUNTER J. The evaluation of "spasticity" [J]. **Candian Journal of Neurological Sciences**, 1987, 14(3): 497-500.
- [41] 梁丹青, 黄志芳, 李 立, 等. 等速肌力康复系统对膝关节损伤后力量训练的作用: 2 例分析 [J]. 中国组织工程研究与临床康复, 2009, 13(2): 372-375.
- [42] 姜丽, 窦祖林. 恢复期脑卒中患者膝关节最大等长收缩时大腿肌群表面肌电信号特征研究 [J]. 中国运动医学杂志, 2010, 29(4): 421-424.
- [43] 穆景颂, 倪朝民. 吞咽与吞咽障碍的表面肌电分析 [J]. 神经损伤与功能重建, 2009, 4(5): 311-314.
- [44] 周崇阳, 杨朝晖, 冯海兰. 咬合重建对咀嚼肌肌电图协同模式的近、远期影响 [J]. 北京大学学报: 医学版, 2008, 40(3): 323-326.
- [45] 季林红, 张宇博, 王子羲, 等. 基于自适应 Chirplet 分解的偏瘫肌强直症状评估 [J]. 清华大学学报: 自然科学版, 2007, 47(5): 627-630.
- [46] 查 理. 肌电假手的研究进展 [J]. 国防科技, 2007(9): 6-13.
- [47] 罗志增, 王人成. 具有触觉和肌电控制功能的仿生假手研究 [J]. 传感器技术学报, 2005, 18(1): 23-27.
- [48] 姜明文, 王人成, 罗志增, 等. 具有触滑觉功能的肌电假手 [J]. 清华大学学报: 自然科学版, 2004, 44(8): 1051-1053.
- [49] 杨大鹏, 赵京东, 姜 力, 等. 三自由度仿人型假手及其肌电控制策略 [J]. 哈尔滨工程大学学报, 2009, 30(7): 804-810.
- [50] PARK I, KWON S C, LEE H D, et al. Thumb-tip Force Estimation from sEMG and a Musculoskeletal Model for Real-time Finger Prosthesis [C] // Proceedings of the 2009 IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics. Kyoto, Japan: [s.n.], 2009, 305-310.
- [51] 刘虔铨, 田学隆, 李 烽, 等. 基于肌电生物反馈的脑卒中康复治疗仪的研制 [J]. 生物医学工程杂志, 2009, 26(2): 417-420.
- [52] HU Yong, MAK J N F, LUK K D K. Application of Surface EMG Topography in Low Back Pain Rehabilitation Assessment [C] // Proceedings of the 3rd International IEEE EMBS Conference on Neural Engineering. Kohala Coast, HI, United States: [s.n.], 2007: 557-560.
- [53] 姚松丽, 章亚男, 张 震, 等. 利用选择性肌电信号控制踝关节神经运动康复装置 [J]. 上海大学学报: 自然科学版, 2009, 15(3): 245-250.