

表面肌电信号的分析和特征提取***☆◆

吴冬梅, 孙欣, 张志成, 杜志江

Feature collection and analysis of surface electromyography signals

Wu Dong-mei, Sun Xin, Zhang Zhi-cheng, Du Zhi-jiang

Abstract

BACKGROUND: Analysis and feature extraction of surface electromyography signal (sEMG) has important meaning in the clinical diagnosis of human function and state and patients rehabilitation.

OBJECTIVE: To analyze sEMG collection, signal processing, extraction analysis and feature value extraction.

METHODS: sEMG was collected from 4 muscles in upper limb including triceps brachii, anconeus, biceps brachii and brachioradialis in the processing of human elbow flexion and stretch. Trapped wave and bandpass filtering were performed. sEMG features were analyzed, and the optimized sEMG features were extracted using different methods.

RESULTS AND CONCLUSION: Time domain method has been early used for sEMG analysis, which is easy and simple. Frequency domain-extracted features are stable and thereby it has become a main method. Wavelet transform time-frequency domain method combines features of two methods and exhibits potentials in analyzing sEMG.

Wu DM, Sun X, Zhang ZC, Du ZJ. Feature collection and analysis of surface electromyography signals. Zhongguo Zuzhi Gongcheng Yanjiu yu Linchuang Kangfu. 2010;14(43): 8073-8076. [http://www.crter.cn http://en.zglckf.com]

State Key Laboratory of Robotics and System, Harbin Institute of Technology, Harbin 150080, Heilongjiang Province, China

Wu Dong-mei☆, Doctor, Associate professor, State Key Laboratory of Robotics and System, Harbin Institute of Technology, Harbin 150080, Heilongjiang Province, China wdm@hit.edu.cn

Correspondence to: Du Zhi-jiang, Doctoral supervisor, State Key Laboratory of Robotics and System, Harbin Institute of Technology, Harbin 150080, Heilongjiang Province, China duzj01@hit.edu.cn

Supported by the National High Technology Research and Development Program of China (863 Program), No. 2009AA04Z202; the Program for New Century Excellent Talents in University, No. NCET-07-0232; the Natural Scientific Research Innovation Foundation of Harbin Institute of Technology, No. HIT.NSRIF.2009022

Received: 2010-05-04 Accepted: 2010-07-12

摘要

背景: 表面肌电信号的检测与分析对临床诊断人体功能状况以及患者康复具有重要意义。

目的: 对表面肌电信号的采集、信号处理、特征分析和特征值提取方面进行分析。

方法: 在人体屈伸肘部的过程中, 选取人体上肢4块肌肉(肱三头肌, 肘肌, 肱二头肌, 肱桡肌)分别检测表面肌电信号, 对表面肌电信号进行陷波和带通滤波等预处理(优化)。在此基础上分析表面肌电信号的特征, 并应用不同的特征值提取方法对优化后的表面肌电信号进行了特征提取。

结果与结论: 时域方法最早应用于肌电信号分析, 易提取、方法简单; 频域方法提取的特征值较稳定, 使得频域方法成为肌电信号处理技术的主流; 以小波变换为代表的时-频分析方法因结合了时域、频域两方法的特性, 在肌电信号分析方面颇有潜力。

关键词: 表面肌电信号; 信号采集; 信号处理(优化); 特征分析; 特征值提取

doi:10.3969/j.issn.1673-8225.2010.43.024

吴冬梅, 孙欣, 张志成, 杜志江. 表面肌电信号的分析和特征提取[J]. 中国组织工程研究与临床康复, 2010, 14(43):8073-8076. [http://www.crter.org http://cn.zglckf.com]

0 引言

表面肌电信号(surface electromyography signal, sEMG)是从肌肉表面通过电极引导、记录下来神经肌肉系统活动时的一维时间序列信号, 其变化与参与活动的运动单位数量、运动单位活动模式和代谢状态等因素有关, 能够实时、准确地和在非损伤状态下反映肌肉活动状态和功能状态^[1]。因而能在一定程度上反映神经肌肉的活动, 在临床医学的神经肌肉疾病诊断、在人机工效学领域肌肉工作的工效学分析, 在康复医学领域的肌肉功能评价以及在体育科学中的疲劳判定、运动技术合理性分析、肌纤维类型和无氧阈值的无损预测等方面均有重要实用价值^[2-12]。

近年来, 对sEMG的分析主要集中在时域和频域等方面, 信号分析的目的在于通过研究

sEMG的时、频域特征与肌肉结构以及肌肉活动状态和功能状态之间的关联性, 探讨sEMG变化的可能原因及应用sEMG的变化有效反映肌肉的活动和功能^[13-23]。Disselhorst-Klug等^[15]利用时域方法(平均值)提取出sEMG的特征值, 用于研究sEMG与肌肉力之间的关系; Reddy等^[22]利用时域方法(均方根值RMS)提取出sEMG的特征值, 用于研究sEMG和运动位移的关系, 从而实现了手指和腕关节模型的控制; Sbriccoli等^[16]分别利用时域方法(均方根值RMS)和频域方法(中位频率 Median Frequency)提取出sEMG的特征值, 用于研究肱二头肌sEMG的幅值和频谱特征; 罗志增等^[20]利用时-频域方法小波变换对sEMG进行特征提取, 用于sEMG的模式分类和肌电假肢的控制。

本文在sEMG的采集、信号处理、特征分析和特征值提取方面进行了探究和分析: 首先, sEMG的采集。利用表面电极, 在人体屈伸肘部

哈尔滨工业大学
机器人技术与系
统国家重点实验
室, 黑龙江省哈
尔滨市 150080

吴冬梅☆, 女,
1968年生, 福
建省莆田人, 汉
族, 2003年哈
尔滨工业大学
毕业, 博士, 副
教授, 主要
从事医疗机器
人、机器人仿
真、生物医学
工程研究。
wdm@hit.edu.cn

通讯作者: 杜志
江, 博士生导师,
哈尔滨工业大
学机器人技术
与系统国家重
点实验室, 黑
龙江省哈尔
滨市 150080
duzj01@hit.edu.
cn

中图分类号: R318
文献标识码: B
文章编号: 1673-8225
(2010)43-08073-04

收稿日期: 2010-05-04
修回日期: 2010-07-12
(20100504013/M·A)

的过程中, 选取人体上肢手臂4块肌肉分别检测sEMG。其次, sEMG的预处理(优化)和特征分析。包括信号的陷波处理、滤波处理, 以及sEMG的信号特征分析。最后, sEMG的特征值提取。回顾了以往sEMG的特征值提取方法, 采用其中几种方法对sEMG进行了特征值提取。

1 sEMG的采集

本文采用多媒体生物反馈与数据采集系统BioGraph Infniti System采集sEMG。表面电极使用一次性电极, 型号为LT-301, 材料为Ag/AgCl。由于sEMG的幅度在100~5 000 μV 之间, 所以采样频率设为2 048 Hz, 该采样频率远远超过最小采样频率(Nyquist频率=2×500 Hz), 因此可以说该采样信号真实地反映了实际的表面肌电信号。

实验者均采用站姿, 在上臂的肱三头肌, 肘肌, 肱二头肌, 肱桡肌(肱二头肌、肱桡肌分别是屈肘动作的主动肌和协同肌; 肱三头肌、肘肌分别是伸肘动作的主动肌和协同肌)上分别贴上表面电极。肘部动作的起始位置设置在裤缝线处, 手臂尽量与水平面垂直。动作的终止位置大约在水平位置。先屈肘后伸肘。每次动作间隔实验者通过快速抖动手臂进行肌肉放松。整个过程中尽量保证垂直面内运动并且手心向上。

sEMG是一种非常复杂的信号, 信号本身非常微弱, 稳定性较差, 随机性很强^[24]。因此信号检测时需要注意以下相关事项^[15]: ①电极位置: 电极所在位置应受其他肌肉串扰的影响最小。检测电极应置于肌腹的中间, 尽量离其他肌肉足够远; 电极对的方向应与肌梭方向平行。参考电极尽可能置于肌肉最少的地方。②检测电极对的距离: 检测电极间隔的距离越大, 拾取的信号越广越深, 信号的幅值也越大, 因此为了保证测量的可比性, 每次测量时电极间隔的距离应固定。③皮肤阻抗: 人体皮肤阻抗高达10~100 $\text{k}\Omega/\text{cm}^2$, 变化范围很大。皮肤-电极界面的阻抗越大, sEMG的基线就越不稳定, 运动时测得的sEMG就越不精确。因此测量时应预先对皮肤进行处理, 如去死皮和油脂。④电磁干扰: 注意日光灯、电动机等电子设备带来的电磁干扰。⑤受试者: 训练受试者的运动技巧以及调节能力, 减少其他肌肉、心脏运动、呼吸运动等带来的串扰。

2 sEMG的预处理(优化)和特征分析

对于经由表面电极测得的原始sEMG, 首先对其进行50 Hz陷波处理, 以消除工频干扰; 然后通过IIR(无限长单位脉冲响应系统)对其进行10~500 Hz带通滤波, 完成对原始信号的处理^[25]。在此基础上, 对sEMG进行特征初步分析如下。

受试者做肘部动作时, 在肱二头肌上分别按照94 mm和47 mm的检测电极对距离放置两套电极, 记录表面肌电信号。由图1可见, 宽电极对测得的肌电信号幅值较大。因为宽电极对的检测电极间隔距离大, 测取的信号广而深, 信号的幅值也就大。鉴于检测电极中心的距离对于检测结果有很显著的影响, 因此在后续实验中, 应当保持电极中心的距离一致。

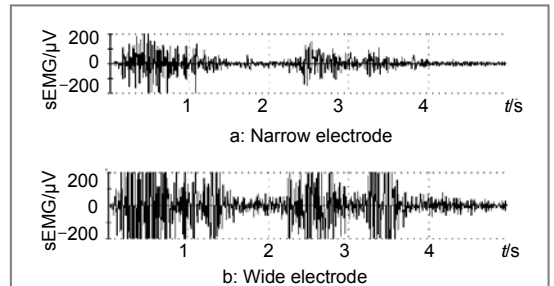


Figure 1 Surface electromyography signal in the condition of different electrodes pair distance

图1 使用窄电极对和宽电极对分别测得的sEMG

受试者以不同速度(屈伸肘过程中速度均衡, 分别保证在约2 s, 4 s, 8 s)做肘部动作, 动作过程中记录下窄电极对测得的肌电信号。由图2可见, 当动作的速度较大时, 测得的表面肌电信号的幅值也相对较大。这是因为迅速屈伸肘部需要更大的加速度, 用的力也越大, 因此检测到的信号幅值也会越大。

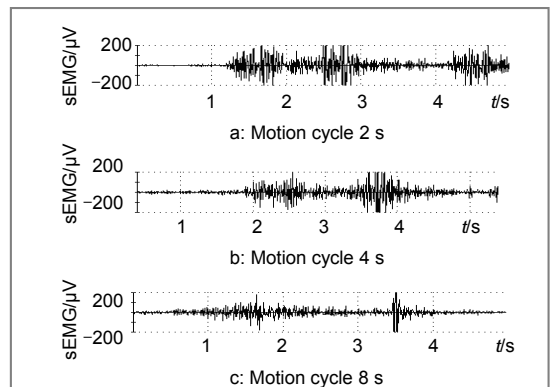
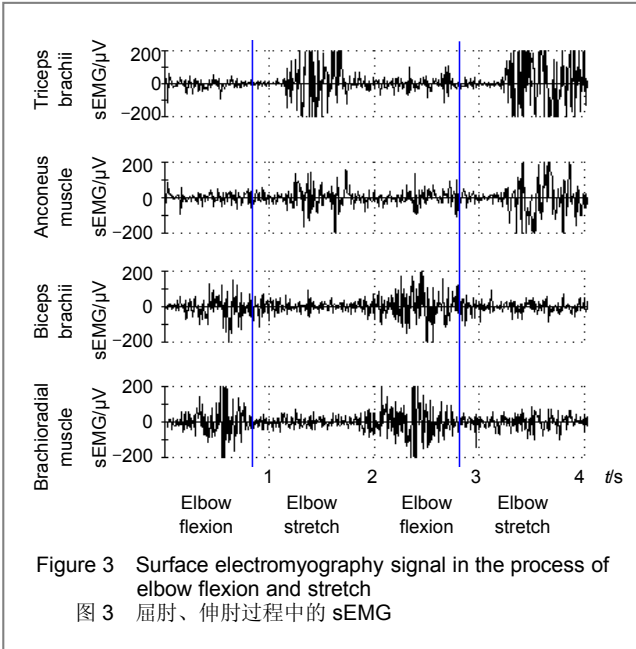


Figure 2 Surface electromyography signal in the condition of different velocity

图2 不同速度下采集的sEMG

受试者先屈肘再伸肘, 屈肘和伸肘过程中速度相当, 记录下窄电极对测得的肌电信号。由图3可见, 在屈肘阶段, 肱二头肌和肱桡肌的sEMG幅值较大, 提供了大部分的肌肉力; 在伸肘阶段, 肱三头肌和肘肌的sEMG幅值较大, 提供了大部分的肌肉力。



3 sEMG的特征值提取

sEMG运动辨识的研究主要着重于如何选取更好的特征矢量和分类器。目前典型的特征值提取方法主要有时域法、频域法、时-频域法和非线性动力学分析方法。

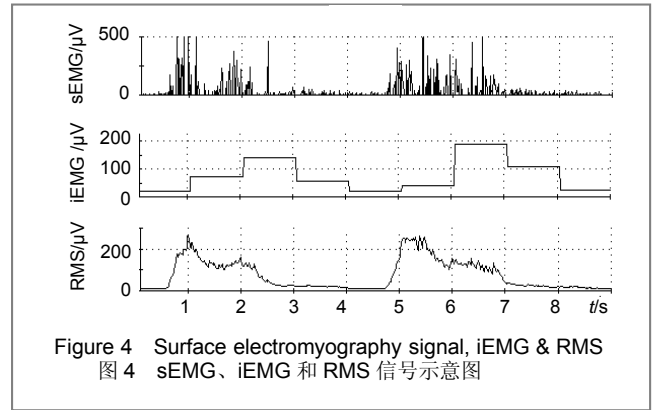
在时域分析方面, 主要包括积分肌电值(iEMG)、均方根值(RMS)、绝对值积分、过零点数、方差、Willison幅值、EMG信号的时序模型以及EMG直方图等^[26]。其中, iEMG值和RMS值最为常用, 均可在时间维度上反映sEMG信号振幅的变化特征, 而后者又取决于肌肉负荷性因素和肌肉本身的生理、生化过程之间的内在联系, 因此, 上述时域分析指标常被用于实时地、无损地反映肌肉活动状态, 具有较好的实时性。

其中, iEMG值和RMS值的计算方法分别为:

$$iEMG = \int_t^{t+T} |EMG(t)| dt$$

$$RMS = \sqrt{\frac{\int_t^{t+T} EMG^2(t) dt}{T}}$$

sEMG、iEMG和RMS 3种信号值的示意图见图4。



在频域分析方面, 主要的分析方法是对sEMG信号进行快速傅里叶转换, 获得sEMG信号的频谱或功率谱, 它们可反映sEMG信号在不同频率分量的变化, 故能较好地反映sEMG的变化^[27]。为定量刻画sEMG频谱或功率谱的特征, 研究人员常用以下两项指标, 即平均功率频率(Mean Power Frequency, MPF)和中位频率(Median Frequency, MF)。

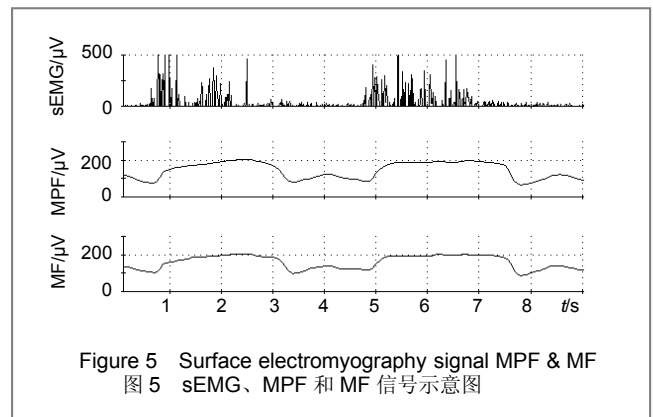
MPF值和MF值的计算方法分别为:

$$MPF = \frac{\int_0^{\infty} fP(f)df}{\int_0^{\infty} P(f)df}$$

$$\int_0^{MF} P(f)df = \int_{MF}^{\infty} P(f)df = \frac{1}{2} \int_0^{\infty} P(f)df$$

其中, P(f)为肌电功率谱。

sEMG、MPF和MF 3种信号值的示意图见图5。



另外, 由于Fourier变换本身的局限性, 即仅适用于平稳的非突变信号以及变换伴有位置信息的丢失, 故以此方法分析具有非平稳性和对肌肉活动有敏感依赖性的肌电信号, 尚难以全面、准确地反映其变化规律和本质。

近年来时频分析方法倍受人们关注。目前用于表面EMG信号分析的时频分析方法主要有短时FFT变换、Wigner-Ville变换、Choi-Williams变换及小波变换等。其中小波变换类似于一组带宽相等、中心频率可变的带

通滤波器, 可用于分析非平稳表面肌电信号。

非线性动力学研究的特点是由于变量的非线性耦合, 可以从少数变量的单一时间序列中构建动力学模型, 从一维EMG时间序列提取肌肉多维动力系统的信息, 如关联维数、肌电复杂度和Lyapunov指数等。

4 结论及展望

本文在人体屈伸肘部的过程中, 选取人体上肢4块肌肉(肱三头肌, 肘肌, 肱二头肌, 肱桡肌)分别检测sEMG, 对sEMG进行陷波和带通滤波等预处理。在此基础上, 初步分析sEMG的特征, 并分别提取了sEMG的积分肌电值、均方根值、平均功率频率和中位频率。

sEMG特征提取方法各具特色, 具体应用时往往要根据实际场合进行选择。时域方法最早应用于肌电信号分析, 易提取、方法简单; 频域方法提取的特征值较稳定, 使得频域方法成为肌电信号处理技术的主流, 得到了最为广泛的应用; 以小波变换为代表的时-频分析方法因结合了时域、频域两方法的特性, 在肌电信号分析方面颇有潜力; 针对肌电信号的非线性, 现已有学者采用非线性动力学方法对其进行分析, 取得了一些成果, 但仍处于起步阶段, 有待更深入的研究。

5 参考文献

- [1] Li QL. Harbin: Harbin Institute of Technology. 2009:1-2. 李庆龄. 基于sEMG信号的外骨骼式上肢康复机器人系统研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学硕士学位论文, 2009:1-2.
- [2] Lum PS, Burgar CG, Shor PC. Evidence for improved muscle activation patterns after retraining of reaching movements with the MIME robotic system in subjects with post-stroke hemiparesis. IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng. 2004;12(2):186-194.
- [3] Lum PS, Burgar CG, Shor PC. Use of the MIME robotic system to retrain multi-joint reaching in post-stroke hemi-paresis: why some movement patterns work better than others. Proceeding of the 25th IEEE International Conference on Engineering in Medicine and Biology Society. 2003:1475-1478.
- [4] Lum PS, Burgar CG, Van der Loos HFM, et al. The MIME robotic system for upper-limb neuro-rehabilitation: results from a clinical trial in sub-acute stroke. Proceeding of the 9th IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics. 2005:511-514.
- [5] Nef T, Riener R. ARMin-design of a novel arm rehabilitation robot. Proceeding of the 9th IEEE Conference on Rehabilitation Robotics. 2005:57-60.
- [6] Mihelj M, Nef T, Riener R. ARMin II-7 DOF rehabilitation robot: mechanics and kinematics. Proceeding of the 2007 IEEE International Conference on Robotics and Automation. 2007: 4120-4125.
- [7] Toth A, Fazekas G, Arz G, et al. Passive robotic movement therapy of the spastic hemiparetic arm with REHAROB: report of the first clinical test and the follow-up system improvement. Proceeding of the 9th IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics. 2005:127-130.
- [8] He J, Koeneman EJ, Schultz R, et al. RUPERT: a Device for Robotic Upper Extremity Repetitive Therapy. Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc. 2005;7:6844-6847.
- [9] Sugar TG, He J, Koeneman EJ, et al. Design and control of RUPERT: a device for robotic upper extremity repetitive therapy. IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng. 2007;15(3):336-346.
- [10] Li-Yun G, Lin-Hong J. Relation between patients' active force and effect of robotic therapy for rehabilitation. Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc. 2005;5:5044-5046.
- [11] Tong J. Harbin: Harbin Engineering University. 2007. 佟杰. 手臂康复训练机器人控制及实验研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2007.
- [12] Zhang LX, Yang Y, Zhang JY, et al. Harbin Gongcheng Daxue Xuebao. 2008;26(1):69-72. 张立勋, 杨勇, 张今瑜, 等. 手臂康复机器人阻抗控制实验研究[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2008, 26(1):69-72.
- [13] Moon I, Lee M, Chu J. Wearable EMG-based HCI for Electric-Powered Wheelchair users with motor Disabilities. Proceedings of the 2005 IEEE International Conference on Robotics and Automation. 2005:2649-2654.
- [14] Reddy NP, Gupta V. Toward direct biocontrol using surface EMG signals: control of finger and wrist joint models. Med Eng Phys. 2007;29(3):398-403.
- [15] Disselhorst-Klug C, Schmitz-Rode T, Rau G. Surface electromyography and muscle force: limits in sEMG-force relationship and new approaches for applications. Clin Biomech (Bristol, Avon). 2009;24(3):225-235.
- [16] Sbriccoli P, Bazzucchi I, Rosponi A, et al. Amplitude and spectral characteristics of biceps Brachii sEMG depend upon speed of isometric force generation. J Electromyogr Kinesiol. 2003;13(2):139-147.
- [17] Lamounier E, Soares A, Andrade A, et al. A virtual prosthesis control based on neural networks for EMG pattern classification. Proceeding of the Artificial Intelligence and Soft Computing. 2002.
- [18] Zhao JD, Xie ZW, Jiang J, et al. Levenberg Marquardt based neural network control for a five-fingered prosthetic hand. Proceeding of the 2005 IEEE International Conference on Robotics and Automation. 2005: 4482-4487.
- [19] Jiang MW, Wang RC, Wang JZ, et al. Zhongguo Kangfu Yixue Zazhi. 2006;21(1): 22-24. 姜明文, 王人成, 王敬章, 等. 基于多通道肌电信号小波变换的人手运动识别[J]. 中国康复医学杂志, 2006, 21(1): 22-24.
- [20] Luo ZZ, Yan YF. Huazhong Keji Daxue Xuebao: Ziran Kexueban. 2008;36(4):72-75. 罗志增, 严庭芳. 基于 HMM 的表面肌电信号模式分类[J]. 华中科技大学学报: 自然科学版, 2008, 36(4):72-75.
- [21] Nazarpour K, Sharafat A, P Firoozabadi S. Surface EMG Signal Classification Using a Selective Mix of Higher Order Statistics. Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc. 2005;4:4208-4211.
- [22] Reddy NP, Gupta V. Toward direct biocontrol using surface EMG signals: control of finger and wrist joint models. Med Eng Phys. 2007;29(3):398-403.
- [23] Li XF. Zhongguo Shengwu Yixue Gongcheng Xuebao. 2005;24(4): 416-420. 李醒飞. 基于肌电信号的手臂运动状态的辨识[J]. 中国生物医学工程学报, 2005, 24(4):416-420.
- [24] Qu QJ. Shanghai: Shanghai Jiaotong University. 2009:11-13. 邱青菊. 表面肌电信号的特征提取与模式分类研究[D]. 上海: 上海交通大学工学硕士学位论文, 2009:11-13.
- [25] Frigo C, Crenna P. Multichannel SEMG in clinical gait analysis: a review and state-of-the-art. Clin Biomech (Bristol, Avon). 2009; 24(3): 236-245.
- [26] Li XF, Zhu J, Yang JJ, et al. Zhongguo Shengwu Yixue Gongcheng Xuebao. 2007;26(2):166-169. 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.
- [27] Sun YK, Li L, Ye N, et al. Shengming Kexue Yiqi. 2007;5(7):23-27. 孙宇舫, 李丽, 叶柠, 等. 基于不同频率声音刺激的脑电信号分析方法研究[J]. 生命科学仪器, 2007, 5(7):23-27.

来自本文课题的更多信息——

基金资助: 国家“863”高科技资助项目(2009AA04Z202); 新世纪优秀人才支持计划(NCET-07-0232); 哈尔滨工业大学科研创新基金(HIT.NSRIF.2009022)。

利益冲突: 课题未涉及任何厂家及相关雇主或其他经济组织直接或间接的经济或利益的赞助。

课题的意义: 由于sEMG与肌肉的功能状态和活动状态之间存在着不同程度的关联性, 因而能够在一定程度上反映神经肌肉的活动, 同时sEMG具有无创性、实时性、多靶点测量等优点, 因而在临床医学的神经肌肉疾病诊断, 康复医学领域的肌肉功能评价, 以及体育科学中的疲劳评定, 运动技术合理性分析等均有重要的实用价值。sEMG的特征提取是实现基于sEMG动作识别和假肢控制等应用的基础, 如何提取出有效的特征值, 有着非常重要的作用和意义。

设计或课题的偏倚与不足: sEMG特征分析技术尚属新生事物, 各种特征提取方法孰优孰劣目前还难有定论, 仍需长时间研究、探索。

提供临床借鉴的价值: sEMG的特征提取是实现基于sEMG动作识别从而应用于临床康复领域中的康复程度评价、假肢控制、康复机器人控制等的基础。