

· 康复医学工程 ·

基于多通道肌电信号小波变换的人手运动识别*

姜明文¹ 王人成¹ 王敬章¹ 金德闻¹

摘要 目的: 提出一种基于多通道肌电信号小波变换提取人手多种运动模式的方法。**方法:** 对人手手臂肌肉记录的表面肌电信号进行多尺度分解, 利用肌电信号小波系数的方差构造特征空间。然后从这个特征空间选择指定动作对应的两块肌肉的小波系数方差, 求得两者间的比值。**结果和结论:** 构造了新的特征空间, 这个空间中包含了可识别各种人手动作的特征值。这种方法可以用于人手动作的识别, 为研究多自由度假手表面肌电信号控制方法提供了新途径。

关键词 表面肌电信号; 小波变换; 假手; 多自由度

中图分类号: R318, R496 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-1242(2006)-01-0022-03

Motion identification of human hand based on wavelet transform of multi-channel EMG signal/JIANG Mingwen, WANG Rencheng, WANG Jingzhang, et al./Chinese Journal of Rehabilitation Medicine, 2006, 21(1): 22-24

Abstract Objective: To present an identification method of human hand motion using the ratio of variance in each frequency section of multi-channel EMG signal. **Method:** The first step was to analyze the surface EMG signal of human upper arm by using multi-resolution of wavelet transform, then to establish a feature space consisting of the variance of wavelet coefficients. Secondly, a new feature space for a certain motion was constituted by selecting the variance of wavelet coefficients of corresponding two muscles and calculating the ratio of these two columns. The feature in the new space was used to identify the human hand motion. **Result and Conclusion:** This method is effective in identification of human hand motion. Thus, it provides an alternative novel approach to use the surface EMG in control the multi-freedom prosthetic hand.

Author's address Division of Intelligent and Biomechanical System, State Key Laboratory of Tribology, Tsinghua University, Beijing, 100084

Key words surface electromyography; wavelet analysis; motion identification; prosthetic hand

近年来多指多关节机器人灵巧手发展迅速, 已经推出了与人手大小类似的灵巧手^[1-2], 将灵巧手技术引入假肢, 增加自由度和力反馈可以提高假手的使用和仿生性能, 使假手运动更加灵活, 模仿人手完成更多的功能^[3]。但是目前用于截肢者运动功能代偿的肌电假手仍然还停留在手部只有“张/合”一个自由度的水平, 限制多指多关节机器人灵巧手技术在假手中应用的主要原因是缺少用于控制多自由度运动的生物电信号源。

如何从人体上肢残存的肌肉中获取控制多指多关节假手的信号是目前生物医学工程研究的一个热点和难点。国内外学者采用时-频分析、AR模型、小波分析、神经网络等多种方法辨识表面肌电信号与人手运动模式的关系^[4-8], 但是辨识效果都达不到用较少肌肉的表面肌电信号控制多自由度假手的水平。

因此本文通过检测分析人手进行不同动作时上肢表面肌电信号变化规律, 提出了基于小波变换多尺度分解的特征提取方法, 在所构造的特征空间中

选取有效通道的特征向量并求两者之间的相对关系作为特征值, 用于辨识人体上臂的各种动作, 并且进行了验证实验。

1 信号检测与分析方法

1.1 信号检测

10例健康男性志愿者参加了实验, 年龄为 22.70 ± 2.16 岁, 上臂长 327.0 ± 25.9 mm, 前臂长 257.4 ± 20.0 mm。在实验进行之前, 告知其实验目的及整个实验过程。所有受试对象身体健康, 无上下肢神经及肌肉骨骼病史。实验采用Delsys公司的16通道肌电信号检测系统和Qualisys公司6部数码摄像机的红外光点人体运动检测系统, 可以同时对肌电

* 基金项目: 国家自然科学基金项目(50435040); 国家“八六三”计划资助项目(2001AA320601)

1 清华大学精密仪器系与机械学系, 摩擦学国家重点实验室, 智能与生物机械研究分室, 北京, 100084

作者简介: 姜明文, 男, 博士研究生

收稿日期: 2005-09-11

信号和运动关节运动轨迹进行同步采集。

实验中表面电极粘贴在胸大肌、斜方肌和上臂的三角肌、肱二头肌、肱三头肌以及前臂的肱桡肌、掌长肌、尺侧腕屈肌、桡侧腕长伸肌、指伸肌、拇收肌、尺侧腕伸肌。标志点贴在肩关节、肘关节内外侧及腕关节内外侧。受试者根据指令进行握拳和展拳、手指外展和内收、前臂的旋前和旋后、腕关节掌屈、背屈等动作。肌电信号的采样频率为 2000 Hz。

1.2 分析方法

表面肌电信号可描述为

$$X(T)=[x_{i,j}(t)] \quad (1)$$

其中: $i=1, 2, \dots, 8$ 对应 8 种动作, $j=1, 2, \dots, 12$ 对应 12 个通道。对式(1)进行变换, 构造特征空间为

$$F(T)=G[X(T)]=[f_{i,j}(t)] \quad (2)$$

式中 G 为对表面肌电信号进行变换的算法。本文中采用了小波变换的多尺度分解^[9], 将信号在 $L^2(R)$ 的两个正交子空间进行逐级分解。选择尺度函数 $\phi(t)$ 和小波函数 $\psi(t)$

$$\psi_{j,k}(t)=2^{-j}\psi(2^{-j}t-k) \quad (3)$$

$$\phi_{j_m,k}(t)=2^{-j_m}\phi(2^{-j_m}t-k) \quad (4)$$

其中, $j=j_0+1, \dots, j_m, k \in Z, j$ 为尺度因子, k 为位移因子, 对于任何 $x \in L^2(R)$ 有

$$x(t)=\sum_{j=j_0+1}^{j_m} \sum_k d_x(j,k)\psi_{j,k}(t)+\sum_k c_x(j_m,k)\phi_{j_m,k}(t) \quad (5)$$

$$d_x(j,k)=\int x(t)\overline{\psi_{j,k}(t)}dt \quad (6)$$

$$c_x(j_m,k)=\int x(t)\overline{\phi_{j_m,k}(t)}dt \quad (7)$$

通过此算法对肌电信号进行多尺度分解, 取小波系数 $d_x(j,k)$ 的方差为式(2)中的特征值, 长度等于分解尺度数 m 的向量。再选取与动作最相关的 p, q 两通道, 求出这两个通道特征值对应分量的比, 由这些比值映射出新的特征空间

$$F'(T)=[f'_i(t)] \quad (8)$$

$$f'_i(t)=\left[\frac{f_{i,p}(l)}{f_{i,q}(l)}, \dots, \frac{f_{i,p}(m)}{f_{i,q}(m)}\right] \quad (9)$$

向量 $f'_i(x)$ 作为不同动作对应的特征值, 用于辨识人手的运动动作。

2 实验结果与讨论

2.1 小波分析

以尺侧腕屈肌为例进行处理, 对握拳、屈曲、内收三个动作下的信号进行分析。对这组数据进行小波多尺度分解, 并求出不同动作的信号的小波系数方差。这里采用的是 Sym4 小波, 对于三种动作的多尺度分解后的小波系数绝对值的平均值、最大值和方差进行了比较, 图 1 为在握拳、屈曲及内收动作时

图 1 三种动作多尺度分解方差比较

尺侧腕屈肌信号多尺度分解后的各分量方差示意图, 假设屈曲信号各分量的能量为 1 时, 握拳、屈曲、内收三个信号的对应分量均值为 1.44、1 和 0.63, 考虑到数据的波动三者间的差别不是很大。

对实验数据的分析表明, 桡侧腕长伸肌、指伸肌、掌长肌等通道也得到与尺侧腕屈肌类似的结果, 仅从信号的方差来说很难有明确的结论。其中有很多原因, 一方面是由于受试者不同, 其上臂的组织结构不同, 即使假定人体肌肉在动作时发出的信号类似, 但从内部肌电信号到外部的传导是不同的, 这与肌肉的结构、脂肪和厚度以及人体皮肤有关。在另一方面与表面电极有关, 因为从肌肉内部的电信号到所记录的表面肌电信号, 电极在传导过程中也有非常重要的影响, 比如电极的形状、电极的位置等。因此仅从单个通道的肌电信号中分析出不同动作间的差异非常困难。

2.2 小波多尺度分解方差比

对于不同动作, 单通道的肌电信号间的关系是不明确的, 所以仅依靠一个通道的参数很难识别动作。从小波变换的多尺度分解后的方差来看, 动作发生时的肌电信号会受时间和动作幅度的影响。因此在这个基础上再增加一个通道, 通过多通道间的关系来识别动作。人体完成某个上臂动作时, 需要多块肌肉协同完成, 各肌肉的作用和贡献是不同的, 但是各肌肉都在神经控制下完成动作, 存在内部的协调关系, 因此肌肉间的相对贡献是一定的。根据动作与肌肉的对应关系, 通过几个通道的肌电信号进行事先的判断, 根据解剖学选定四块肌肉作为信号源通道, 分别是: 尺侧腕屈肌、桡侧腕长伸肌、掌长肌、指伸肌。根据这四块肌肉的信号情况完成对动作的初步判断。

首先要选择与动作相关的信号通道, 图 2 为屈曲-伸展动作时上述四个通道的信号, 屈曲时尺侧腕屈肌和掌长肌的信号明显, 因为屈曲动作发生时这两个肌肉是有活动的, 则认为尺侧腕屈肌和掌长肌通道与屈曲动作有相关性, 在这两个通道有信号时即可以初步判断可能是发生了屈曲动作, 然而实际

a 尺侧腕屈肌

b 掌长肌

c 桡侧腕长伸肌

d 指伸肌

图2 屈曲-伸展动作时各通道肌电信号

图3 屈曲与旋前动作方差

上与这两个通道相关的不仅仅屈曲一个动作, 在进行旋前动作时虽然没有这两块肌肉直接参与, 但是控制旋前动作的旋前圆肌等与这两块肌肉间有影响, 信号也比较明显。因此初步判断可能发生的动作后, 还需要根据对相关通道肌电信号的分析进一步比较。

图3是在屈曲动作和旋前动作时两块肌肉的小波多尺度分解的方差图, 除了尺侧腕屈肌在屈曲动作时方差比较大以外, 其他三个的区别不是很大。图4是方差比值图, 看出屈曲的比值明显比旋前大, 屈曲动作和旋前动作各分量比值的平均分别为4.90和0.65, 对比2.2中所提到的单通道各动作间的相对关系, 其差别是非常明显的。在根据尺侧腕屈肌和掌长肌的信号初步判断为屈曲或者旋前动作之后, 再根据两者的比值进一步判断是屈曲还是旋前, 由于两块肌肉对屈曲和旋前动作的贡献的差异非常明显, 就容易实现进一步的判断。

3 结论

文中提出了基于小波变换多尺度分解的特征提取方法, 利用分解后的小波变换系数的方差构造了特征空间, 然后选取两个动作下最有效的通道并进行比值进行特征空间的压缩, 根据这个新的空间中的特征值进行运动的辨识。从结果上看, 这种分析方法是可行的, 为从表面肌电信号进行运动辨识提供一个新方法, 也为生物电控制多自由度假手提供探索了一种新的途径。

本方法中的特征空间通过多个特征值分量间的比值来构造, 算法简单, 而且所采用的双通道对比, 也反映多肌肉对于某个动作的贡献, 体现了上臂肌

图4 屈曲与旋前动作方差比值

肉间的内在联系。但是由于上臂结构的不同, 对于不同的人各肌肉的贡献是不同的, 在应用到假肢领域时, 需要根据每个人都要进行事先的参数设置, 这样对控制系统的要求会比较高。

参考文献

- [1] Light CM, Chappell PH. Development of lightweight and adaptable multiple-axis hand prosthesis [J]. *Medical Engineering & Phys*, 2000, 20: 679—684.
- [2] Farry KA, Walker ID, Baraniuk RG. Myoelectric teleoperation of a complex robotic hand [J]. *IEEE Trans on Robotics and Automa*, 1996, 12(5): 775—788.
- [3] 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): 1025—1028.
- [4] Satoshi M, Toshiyuki K, Koji I. Estimation of forearm movement from EMG signal and application to prosthetic hand [A]. *IEEE Int Conf Robotics and Automa* [C]. Seoul, Korea: IEEE Press, 2001. 3692—3697.
- [5] WANG Rencheng, HUANG Changhua, LI Bo. A Neural Network-Based Surface EMG Motion Pattern Classifier for the Control of Prostheses [A]. *IEEE Int Conf Engineering in Medicine and Biology Society* [C]. Chicago, IL, USA: IEEE Press, 1997, 3: 1275—1277.
- [6] Englehart K, Hudgins B, Parker P A, et al. Classification of the myoelectric signal using time-frequency based representations [J]. *Medical Engineering & Phys*, 1999, 21: 431—438.
- [7] Xiao H, Valeriy N. Multivariate AR modeling of electromyography for the classification of upper arm movements [J]. *Clinical Neurophysiology*, 2004, 115: 1276—1287.
- [8] Kevin E, Bernard H, Philip A. A Wavelet-Based Continuous Classification Scheme for Multifunction Myoelectric Control [J]. *IEEE Trans on Biomedical Engineering*, 2001, 48(3): 302—311.
- [9] 张贤达. 现代信号处理 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2002.