

基于熵理论和复杂度的肌电信号分析

肖毅^{1,2}, 陈善广², 王春慧²

1. 装备指挥技术学院光电装备系, 北京 101416

2. 中国航天员科研训练中心, 北京 100193

摘要 传统信号处理方法对肌电信号分析存在一定局限, 不能很好地描述肌电信号的复杂性; 而基于熵理论和复杂度等非线性分析方法越来越多地应用于肌电信号等生理信号的处理。熵理论和复杂度对于肌电信号的处理具有运算速度快、数值特征明显, 并且能够很好地描述其复杂性等特点。本文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, 并验证以此测度进行肌电信号不同区域划分的合理性, 以及应用该方法分析肌电信号的有效性, 取得了较好的效果。试验数据分析结果表明, 小波熵值较大的部分对应于肌电信号能量较高的区域。从生理意义而言, 这些区域正是肌肉纤维集中放电的过程。肌电信号成分单一, 是复杂度较低的区域, 而 Renyi 熵和复杂度值越大, 对应的肌电信号成分复杂度越高, 这与理论分析吻合得比较好, 同时三者也得到了相互验证。由此表明该方法对于肌电信号的分析是可行的, 非线性分析方法可能是未来肌电信号等生理信号的发展方向, 该方法还可以应用于体力疲劳评价。

关键词 Renyi 熵; 小波熵; 复杂度; 肌电信号; 体力疲劳

中图分类号 R337.5

文献标识码 A

文章编号 1000-7857(2009)21-0077-05

Electromyography Analysis Based on the Entropy Theory and Complexity Measures

XIAO Yi^{1,2}, CHEN Shanguang², WANG Chunhui²

1. Department of Optoelectronic Equipment, Institute of Equipment Command & Technology, Beijing 101416, China

2. China Astronaut Training and Research Center, Beijing 100193, China

Abstract Electromyography (EMG) finds more and more application areas, such as the workload evaluation and the robotic control. The key is the feature analysis and extraction. Various methods for the analysis of the EMG can be grouped into the linear methods and the nonlinear methods. The methods based the entropy theory and the complexity are among the nonlinear methods. The entropy methods include various entropy calculation algorithms, and the Renyi Entropy and Wavelet Entropy are the typical methods. In this paper the EMG are obtained from two volunteers while they are

doing the push-up exercise, and the measures of the Renyi entropy, Wavelet entropy and LZC complexity are calculated. In the algorithm, the segments of the EMG are made to achieve better analysis results. The complexity of the EMG is reflected by these measures, as is validated by analysis. The value of the wavelet entropy implies the power of the EMG, and a higher power is obtained for the muscle fiber concentrated discharge, and so the complexity is decreased. The results from the Renyi entropy and LZC are the same. With these methods, the EMG is divided into several segments based on the muscle fatigue and EMG complexity. The results show that with these methods the EMG is a promising research field in the future, and these measures can also be applied to muscle fatigue.

Keywords Renyi entropy; wavelet entropy; complexity measurement; electromyography; muscle fatigue

0 引言

目前肌电信号研究得到了越来越广泛地关注, 涉及的领域也越来越多。所有这些研究的关键在于对肌电信号的实时、快速、有效的分析, 从而提取有效特征, 才能更好地应用于其他领域, 诸如体力负荷评价, 基于肌电信号的控制设备等。

收稿日期: 2009-09-08

基金项目: 中国载人航天工程项目

作者简介: 肖毅, 博士研究生, 研究方向为生理信号处理、人机环境系统工程, 电子信箱: canghaiyisu1981@126.com; 陈善广 (通信作者, 中国科协所属全国学会个人会员登记号: S090800148M), 研究员, 研究方向为航天医学工程、人机环境系统工程等, 电子信箱: tigerccsg@163.com

肌电信号的分析方法从大的方面可以分为线性和非线性分析方法,传统的线性分析方法对于肌电信号分析的不足已经得到广泛认同。由于肌电信号本身具有的非线性和混沌分形特性,使非线性分析方法得到了迅速发展。因此,应用非线性动力学方法,包括混沌分形理论、熵理论和复杂度进行生理信号分析和处理,希望从中提取出传统信号处理方法所不能提取的特征是生理信号科研工作者一直坚持不懈探索的方向^[1-7]。本文验证了应用熵理论(主要是 Renyi 熵和小波熵)和复杂度(LZ 复杂度)对于从事剧烈上肢活动(俯卧撑)肌电信号分析的有效性,重点分析了其对应的生理意义,一定程度上解决了应用上述方法分析肌电信号的理论依据。

1 基础理论概述

1.1 Renyi 熵

在符号动力学中,Renyi 熵通过子序列的出现频率计算整个序列的复杂度。

假设时间序列信号 $(s_1, s_2, \dots, s_n)$, 共 n 个点。根据时间序列的幅值大小分为 N 个子区间,则组成时间序列的各点根据其幅值分属于不同的子区间, P_i 为第 i 个子区间在整个区间集中出现的概率,满足 $\sum_{i=1}^N P_i = 1$ 。根据 Renyi 熵的定义^[8]计算时间序列的熵值

$$RE = \frac{\lg \sum_{i=1}^N P_i^q}{1-q} \quad (1)$$

1.2 小波熵

小波熵是从小波分解后的信号序列计算的一种熵值。目前有很多种小波熵定义,根据文献[9]的实验结果分析发现,并无本质区别。因此采取以下定义。

当 EMG 信号 $s(t)$ 通过小波分解到第 j 分辨层后,得到 2^{n-1} 个等带宽的子空间。在子空间 U_j^{n-1} 的子信号能够重构为^[10]

$$s_j^n(t) = \sum_k D_k^{j,n} \psi_{j,k}(t) \quad K \in Z \quad (2)$$

式中, $D_k^{j,n}$ 为子空间 U_j^{n-1} 的小波分解系数, $\psi_{j,k}(t)$ 为小波函数。因此, $s(t)$ 能够被重构为

$$s(t) = \sum_{n=1}^{2-j} s_j^n(t) = \sum_{n=1}^{2-j} \sum_k D_k^{j,n} \psi_{j,k}(t) \quad (3)$$

由于小波基函数 $\{\psi_{j,k}(t)\}$ 在空间 $L^2(\mathcal{H})$ 是正交基,所以,子信号 $s_j^n(t)$ 的能量可以由该空间小波系数的平方和计算得到,即

$$E_n = \sum_k |D_k^{j,n}|^2 \quad (4)$$

信号 $s(t)$ 的总能量为每个子信号能量之和,即

$$E = \sum_n E_n \quad (5)$$

在此基础上,可以定义相对小波能量为每个子空间信号能量与信号总能量之比,即

$$p_n = E_n / E \quad (6)$$

则小波熵(Wavelet Entropy, WE)定义为

$$WE(p) = - \sum_n p_n \ln(p_n) \quad (7)$$

1.3 复杂度

一个时间序列的复杂度除了用相关维数等动力学意义上的量表征外,还可以在对其符号化(粗粒化)的基础上,用算法复杂度表征。Kolmogorov 对任一个 $(0,1)$ 符号序列的算法复杂度定义为:能够生成该序列的最短计算机程序的长度或者位数。但到目前为止,还没有找到一个通用的算法。1976 年, Lempel 和 Ziv^[11]给出了 Kolmogorov 定义的复杂度的一个可计算的简化定义,人们称之为 LZC 复杂度,他们证明了 LZC 与 Kolmogorov 复杂度的等价性。1987 年, Kaspar 和 Schuster^[12]具体地给出了一种计算机实现方法。他们选取了两种生成序列的操作方式,即复制和插入,并且没有生成整个序列的长度作为其复杂度,而是用生成整个序列的过程中插入字符串的次数表示复杂度。

1.4 LZC 复杂度算法

有任一 $(0,1)$ 时间序列 $S(s_1, s_2, \dots, s_n)$, 其中 s_i 称为 S 的字母,取值为 1 或 0, S 的长度为 n 。 S 的字符串 $\text{subs}(i, j)$ 为从 S 中的第 i 个字母到第 j 个字母顺序组成的字符串。且满足 $1 \leq i \leq j \leq n$ 。 S 的单词集 $V(S)$ 为所有 S 中的子字符串的集合。若有另一 $(0,1)$ 序列 $Q(q_1, q_2, \dots, q_m)$, 则 SQ 表示 S 和 Q 的级联,即 $SQ = (s_1, s_2, \dots, s_n, q_1, q_2, \dots, q_m)$, 而 $SQ\pi$ 表示从 SQ 中减去最后一个字母,即 $SQ\pi = (s_1, s_2, \dots, s_n, q_1, q_2, \dots, q_{m-1})$ 。统计 $Q \notin V(SQ\pi)$ 时 S 和 Q 级联的次数,此统计值即为为序列 S 的复杂度 $c(n)$ 。具体的计算步骤参考文献[9]。

1.5 肌电信号 3 种测度的生理意义

1) Renyi 熵

通过计算肌电信号幅值的分布情况描述肌电信号的复杂度。由 Renyi 熵计算公式可知,当肌电信号在某一区间分布比较均匀,幅值也比较均匀时得到较大的熵值,这表明在这一区间内肌电信号的成分比较复杂;当在某一区间内某一信号幅值集中分布并且占据着主体,则熵值较小,这表明该子区间肌电信号成分比较单一,信号复杂性较低。

2) 小波熵

反映肌电信号不同区域内信号能量的分布情况。由小波熵计算公式可知,在同一长度的区间内,信号幅值大,该区间的信号能量占总能量之比较大,反映出的小波熵值就较大;反之则小波熵值较小。小波熵值较大的区间对应的幅值较大,这是由于肌电纤维集中放电,导致幅值升高,此时肌电信号成分主体性明显,成分较单一。而小波熵值较小的区间对应的信号幅值分布广泛,此时肌电纤维呈现杂乱无章的放电特性,因而肌电信号成分比较复杂,信号复杂性较高。

3) 复杂度

通过计算肌电信号在幅值和频次上的重复性和差异性刻画肌电信号的复杂程度。复杂度值较高,肌电信号复杂性

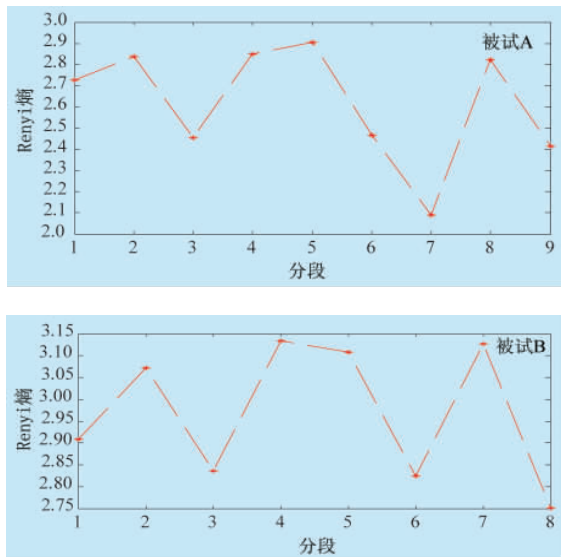


图3 Renyi 熵处理结果

Fig. 3 Renyi entropy

被试者在第1段准备时间内有相应的体力活动(扩胸、胳膊活动等),因此在这部分时间内肌肉也会相应地集中放电导致肌电信号成分单一,降低复杂性。对图3(b)的分析可得出与图3(a)相同的结果和物理意义,在此不再赘述。

由以上的分析可知,Renyi 熵的理论分析和实际数据分析结果非常吻合,表明结果具有合理性。

2.3 小波熵处理结果

应用小波熵处理结果如图4所示,结果与理论分析非常吻合。

由图4(a)可见,被试A在第1、3、6、7、9段有较小波熵值,而在其余段的小波熵值较小。第3、6、7、9段对应被试刚做完俯卧撑之后的休息段,从预处理后信号可以看出,这些段的幅值较大,在其持续时间内都保持较大的幅值,因此其能量较大,对应的能量比也比较高。能量较高段会出现在这些区域的原因是,由于在实际试验中,被试在开始做俯卧撑时其体力并没有达到峰值而是渐进增长的,到最后几个俯卧撑起时体力付出达到最大,而这个过程还要继续持续数秒。因此,能量最大区域应该出现在最后几个俯卧撑和俯卧撑之后的休息时段,这段时间对应的就是上述区域。而第1段小波熵值较大的原因是,从预处理后信号可见,第1段有部分的幅值(绝对值)分布,而且在实际试验中,被试在第1段准备时间内有相应的体力活动(扩胸、胳膊活动等)。对图4(b)的分析可以得到相同的结果和物理意义。

以上实验数据分析结果表明,小波熵的处理结果能够准确地划分肌肉纤维活动程度,进而划分不同段,对于肌肉疲劳,肌电信号复杂度测量都很有意义。

2.4 复杂度处理结果

应用复杂度处理结果如图5所示。复杂度是描述信号复杂性的测度。复杂度越大,表明信号复杂度越高。由图5可以

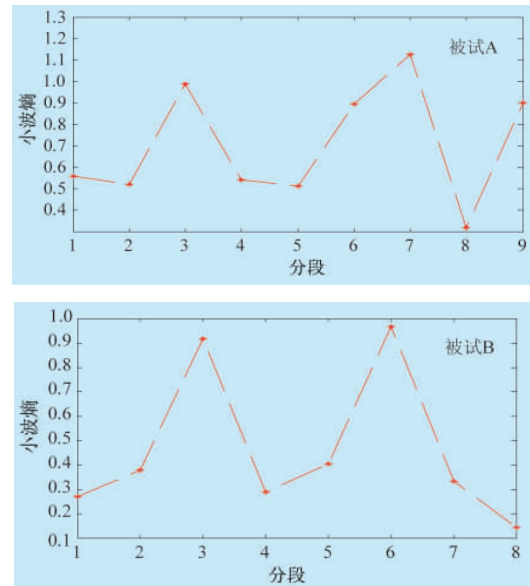


图4 小波熵处理结果

Fig. 4 Wavelet results

看出,处理结果与理论分析非常吻合。

由图5(a)可见,复杂度较小值出现在第1、3、5、6、7、9段。由Renyi 熵和小波熵的结果及其相应分析可知,在上述段是被试肌电纤维集中放电的阶段,因而肌电信号的主成分单一,并且成分也相对简单,因而复杂性较低。对图5(b)分析可得相同结果。

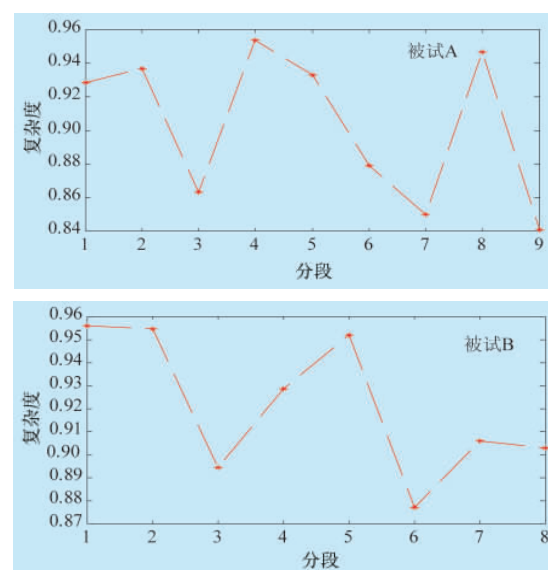


图5 复杂度处理结果

Fig. 5 Complexity results

3 结果分析

本文应用熵理论(Renyi 熵和小波熵)和复杂度对从事剧烈上肢活动(俯卧撑)的肌电信号进行分析处理得出了一些

结果,归纳总结如下。

1) 验证了 3 种测度对于肌电信号分析的有效性。

由以上分析结果可知,3 种测度的实验数据分析结果与理论分析非常吻合,而且 3 种方法分析得到的结果很一致,可相互佐证。

2) 3 种方法对于不同阶段的肌电信号特点的合理划分。

由以上数据分析结果可知,不同阶段对应着不同的测度值,3 种方法得到的测度结果具有一致性,能够准确区分不同阶段,而且划分出来的阶段与被试的体力付出、肌肉紧张状态以及肌电信号的幅值特征对应,具有合理性。

对比两名被试者的数据分析结果可知,处理结果表明肌电信号的个体差异性是不存在的。

3) 3 种方法提取的测度与主观疲劳感觉具有一定的一致性。

通过与两名被试者的交流并对比实验数据分析结果发现,被试的主观疲劳感觉与小波熵值存在对应关系,即小波熵值越大,被试的主观疲劳感觉就越强烈,反之亦然。同样,这种对应关系也在 Renyi 熵和复杂度测度中存在。

4 结论

试验数据分析结果表明,应用熵理论 (Renyi 熵和小波熵)和复杂度进行肌电信号的分析取得了一定意义的结果,暗示着上述方法可能是分析肌电信号的有效方法,并且在基于肌电信号的疲劳评价中也能发挥积极的作用,通过有效的信号预处理或许可以提取出非常有价值的肌电信号疲劳指标。存在的不足主要包括 3 个方面:一方面是本文应用的 Renyi 熵、小波熵和复杂度的处理方法本身还不完善,存在着不足,尤其是复杂度方法的处理过于简单,下一步将对其进行改进和完善;另一方面是由于本文属于探索性研究,再者被试太少,在未来的研究中还要增加被试数量以获取更多的实验数据,使研究更加充分;最后就是这些方法对于非剧烈体力活动肌电信号的分析效果如何还有待深入研究。

致谢 感谢中国航天员科研训练中心张本庆提供本文所需数据。

参考文献 (References)

- [1] Rosso O A, Blanco S, Yordanova J, et al. Wavelet entropy: A new tool for analysis of short duration brain electrical signals [J]. *Journal of Neuroscience Methods*, 2001, 105(1): 65-75.
- [2] Quiroga R Q, Rosso O A, Basar E, et al. Wavelet entropy in event-related potentials: A new method shows ordering of EEG oscillation[J]. *Biological Cybernetics*, 2001, 84(4): 291-299.
- [3] Yordanova J, Kolev V, Rosso O A, et al. Wavelet entropy analysis of event-related potentials indicates modality-independent theta dominance [J]. *Journal of Neuroscience Methods*, 2002, 117(1): 99-109.
- [4] 张涇周, 马颖颖, 李婷, 等. 基于复杂性测度的睡眠脑电分期处理方法研究[J]. *中国生物医学工程学报*, 2009, 28(3): 367-371.

Zhang Jingzhou, Ma Yingying, Li Ting, et al. *Chinese Journal of*

Biomedical Engineering, 2009, 28(3): 367-371.

- [5] Jovic A, Bogunovic N. Analysis of ECG records using ECG chaos extractor platform and Weka system[C]//30th International Conference on Information Technology Interfaces. Dubrovnik: IEEE, 2008: 347-352.
- [6] Molteni E, Perego P, Zanotta N, et al. Entropy analysis on EEG signal in a case study of focal myoclonus[C]//30th Annual International Conference of the IEEE: EMBS 2008. Vancouver, British Columbia, Canada: Engineering in Medicine and Biology Society, 2008: 4724-4727.
- [7] Zhang L, Zhang Z, Zheng C. Study on physiological mental fatigue with nonlinear dynamics [C]//Fourth International Conference on Natural Computation, 2008: 670-673.
- [8] Renyi A. Probability theory [M]. 10th ed. Amsterdam: North-Holland, 1973.
- [9] 李颖洁, 邱意弘, 朱贻盛. 脑电信号分析方法及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2009: 51.
- Li Yinjie, Qiu Yihong, Zhu Yisheng. EEG analysis methods and application[M]. Beijing: Science Press, 2009: 51.
- [10] 崔锦泰. 小波分析导论 [M]. 程正兴, 译. 西安: 西安交通大学出版社, 1997.
- Cui Jintai. Instruction of the wavelet transform [M]. Cheng Zhengxing, tran. Xi'an: Xi'an Jiaotong University Press, 1997.
- [11] Lempel A, Ziv J. On the complexity of finite sequences [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 1976, 22(1): 75-81.
- [12] Kaspar F, Schuster H G. Easily calculable measure for the complexity of spatiotemporal patterns[J]. *Physical Review A*, 1987, 36(2): 842-848.

(责任编辑 朱宇)

·学术动态·



“第 11 次全国岩石力学与工程学术大会”征文

中国岩石力学与工程学会拟于 2010 年 10 月在武汉市召开“第 11 次全国岩石力学与工程学术大会”,会议主题是:“岩石力学与工程的创新和实践”。现面向全国相关学科的专家、学者、科技工作者与工程技术人员征稿。论文全文电子版截稿日期为 2010 年 4 月 30 日。

会议专题包括:岩石力学基本性质与本构关系,岩石力学新理论、新方法,岩石工程数值分析与仿真,岩体结构与地应力,岩石动力学与工程防护,岩石力学测试、监测、检测新设备、新技术,岩石洞基坡工程稳定性与风险分析,岩土工程加固支护新方法和新技术,环境与文物保护中的岩土工程问题,典型岩石工程实例分析。

联系方式:网址:www.csrme.com;地址:北京市朝阳区北土城西路 19 号北京 9825 信箱 中国岩石力学与工程学会 (100029) 方祖烈, 胡威; 电话:010-82998163, 010-82998165; 传真:010-82998163; 电子信箱:csrme@vip.sina.com。