

# 基于多尺度熵的人体静平衡状态分析

许敏华 高发荣 郑 潇 孙 曜

(杭州电子科技大学智能控制与机器人研究所, 杭州 310018)

**摘要** 针对视觉系统和本体感觉对静态稳定的影响,采用三轴加速度计获取四种不同站立状态下的人体姿态数据,引入基于多尺度熵的数据分类处理方法,将多尺度熵作为人体静立姿态数据复杂性的度量,实现不同站立状态的分类.结果表明:随着尺度的增加,多尺度熵值曲线趋于平稳,并具有明显的区分度,能较好地对不同人体站立状态进行分类识别.

**关键词** 分类识别;平衡状态;三轴加速度计;本体感觉;视觉;多尺度熵

**中图分类号** TP391.4 **文献标志码** A **文章编号** 1671-4512(2015)S1-0385-04

## State analysis of body static balance based on multi-scale entropy

Xu Minhua Gao Farong Zheng Xiao Sun Yao

(Institute of Intelligent Control and Robotics, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China)

**Abstract** For studying the effects of the visual system and the proprioceptive sense in human static stability, a three-axis accelerometer was used to obtain the body posture data in four different static standing conditions, and a classification method, multi-scale entropy (MSE) as the measurement of the complexity, was introduced to classify the different standing states. The results show that with the increase of scale, the curves of the MSE tend to stability and have an obvious discrimination, which can better identify the different classification of the human standing status.

**Key words** classification recognition; balance state; tri-axial accelerometer; proprioceptive sense; visual sense; multi-scale entropy (MSE)

静平衡能力是指人体静止站立时保持直立的能力,人体通过复杂的机制来维持其自身平衡.静平衡能力的研究在临床医学和竞技体育领域中受到广泛关注.人体静平衡的维持是一项不易复制的复杂生理活动,由本体感觉、前庭系统以及视觉辅助三大感觉器官实现协调控制.本体感觉是指人体运动行为中自身产生的感觉,前庭系统提供身体在不动参照系统的定位,视觉获取运动方向以及其他环境信息.一方面,可以通过外界刺激的方式,研究本体感觉对平衡能力的影响.文献[1]通过改变海绵垫的厚度,发现在适当范围内随着海绵垫厚度的增加,人体平衡能力下降.另一方面,视觉反馈影响人体平衡,文献[2]证明了视觉

反馈增强了人体姿态闭环控制.文献[3]在比较脑中卒患者治疗前与治疗后的4周的睁闭眼静态平衡评估效果后,发现睁/闭眼的结果具有统计学意义上的差别,其中睁眼结果均好于闭眼.

空间中物体三个相互垂直方向上的实时加速度值代表了该物体的姿态.在人体运动数据获取方面,比较常用和有效的方法是利用三轴加速度计来获取人体姿态数据,即三轴加速度值.在数据分析与识别方面,熵是一种常见的方法.熵是应用于特征领域的非线性动力学参数,它是度量系统复杂度的一个物理量,在计算复杂度中被广泛应用[4].多尺度熵(multi-scale entropy, MSE)最早由Costa等人提出[5],其兼具样本熵(sample en-

收稿日期 2015-06-30.

作者简介 许敏华(1992-),男,硕士研究生;高发荣(通信作者),副教授, E-mail: frgao@hdu.edu.cn.

基金项目 浙江省自然科学基金资助项目(LQ13F010014, Y1101230).

ropy)的优点,在多个时间尺度上计算复杂生理数据的样本熵<sup>[6]</sup>,并在这些尺度上获得一个稳定的熵值.作为一种有效的测量方法,MSE在不同的研究领域得到了广泛应用.

本研究通过实验获取人体在四种不同站立状态下,静立时躯干的实时加速度数据,并引入MSE方法对这些位姿数据进行分类与识别,以期在有效区分不同状态数据特征的同时,研究本体感觉和视觉系统对人体静平衡功能的影响.

## 1 分析流程和原理

本研究的分析流程主要包括原始数据获取与预处理、多尺度熵分析以及静立状态分类.其中原始数据为受试者静立时的躯干姿态,通过三轴加速度计来获取.数据预处理过程包括跳点及噪声的去除.多尺度熵用于本文的数据分类处理,状态分类用于表述和区分不同的站立平衡环境.

多尺度熵是一种兼具样本熵优点的有效测算方法,通过计算多个时间尺度下的熵值来分析复杂的生理信号.MSE通过数据的粗粒化来确定尺度,其中粗粒化过程本质上代表了数据的线性平滑和提取.即在尺度 $\tau$ 下,原始时间序列被分为长度 $\tau$ 的非重叠窗口,并以窗口均值来表示这 $\tau$ 个数据<sup>[7]</sup>.本文中,利用固定在测试者胸前的加速度传感器获取的数据为一组关于时间与姿态的离散序列,共计 $L$ 个点,设为 $x(l)$ ,其中 $l=1,2,\dots,L$ .

a. 对预处理后的时间序列进行粗断点变换,可得序列长度为 $N=L/\tau$ 的新时间序列

$$y^\tau(i) = \frac{1}{\tau} \sum_{l=(i-1)\tau+1}^{i\tau} x(l),$$

式中: $\tau$ 为尺度因子; $y^\tau(i)$ 为尺度 $\tau$ 下的新的时间序列,其中 $i=1,2,\dots,N$ .当 $\tau=1$ 时,粗断点序列为原序列.

b. 按连续序号组成一组 $m$ 维矢量: $Y^\tau(1)$ 到 $Y^\tau(N-m+1)$ ,记作

$$Y^\tau(i) = [y^\tau(i), y^\tau(i+1), \dots, y^\tau(i+m-1)],$$

式中 $i=1,2,\dots,N-m+1$ .

c. 定义 $d[Y^\tau(a), Y^\tau(b)]$ 在尺度为 $\tau$ 时矢量 $Y^\tau(a)$ 与 $Y^\tau(b)$ 对应元素之间绝对差值最大的那个值,记作

$$d[Y^\tau(a), Y^\tau(b)] = \max[|y^\tau(a+k) - y^\tau(b+k)|],$$

式中: $k=0,1,\dots,m-1$ ;  $a,b=1,2,\dots,N-m+1$ ,  $a \neq b$ .同时计算每一个 $Y^\tau(a)$ 与剩余的 $Y^\tau(b)$ 之间的距离.

d. 对于给定的阈值 $r$ ,在每一个 $a \leq N-m+1$ 的值中,统计 $d[Y^\tau(a), Y^\tau(b)]$ 小于 $r$ 的数目 $\delta$ 及此数目与距离总数 $N-m$ 的比值,记为

$$C_a^{\tau,m}(r) = \delta / (N-m),$$

式中 $C_a^{\tau,m}(r)$ 表示当在时间尺度 $\tau$ ,以 $Y^\tau(a)$ 为中心,在嵌入维数为 $m$ ,阈值为 $r$ 的情形下,其余矢量 $Y^\tau(b)$ 与中心 $Y^\tau(a)$ 的距离小于 $r$ 的概率,定量地说明了所有矢量之间的关联程度.

e. 然后对所有的点求均值,即

$$C^{\tau,m}(r) = \frac{1}{N-m+1} \sum_{a=1}^{N-m+1} C_a^{\tau,m}(r),$$

用以表示时间序列的平均自相关程度.

f. 增加维数至 $m+1$ ,重复步骤b~e,得到在尺度为 $\tau$ 、维数为 $m+1$ 下的 $C_a^{\tau,m+1}(r)$ ,求其均值得到 $C^{\tau,m+1}(r)$ .

当 $N$ 为有限值时,通过以上运算可以得到多尺度熵值为

$$M = \{ \tau \mid S(\tau, m, r) = -\ln[C^{\tau,m+1}(r)/C^{\tau,m}(r)] \},$$

式中: $M$ 为计算得到的多尺度熵MSE值; $S$ 为单一尺度下的样本熵.

在上述计算过程中,包含三个重要参数,分别为尺度因子 $\tau$ 、嵌入维数 $m$ 和阈值 $r$ .考虑到嵌入维数 $m$ 较大时使数据计算量变大,从而导致计算效率变低<sup>[8]</sup>,故一般 $m$ 取1或2.同时有研究表明,阈值 $r$ 与时间信号序列的细节信息有一定的联系,合适的 $r$ 可以保证被处理数据序列具有较少的信息损失与干扰,在本文中 $r$ 取10%~25%的标准差.

## 2 数据采集及结果分析

### 2.1 人体姿态数据采集

传统的视觉干扰通过行而有效的睁眼与闭眼方法来实现.对于本体感觉的干扰,传统海绵垫方法具有简单、可行性高的特点.但是在这种简单的干扰下,受试者在经历多次试验后可以做出适应性调整,从而降低本体感觉干扰的效果.本研究采用由法国TECHNO CONCEPT公司制造的VIBRASSENS振动器对受试者进行振动刺激.该振动器具有可改变震动频率、震动周期的优点,使得受试者无法对该本体干扰做出适应性的调整,从而避免随着实验时间的延长而导致本体干扰效果下降对实验结果的影响.

数据采集的过程中,保持实验环境的安静,以排除环境对实验结果的影响.将三轴加速度计固

定于受试者胸腔心窝处,捕获受试者静立状态下躯干的三轴加速度值,利用数据采集软件实现数据的传输、储存与交换.实验对象为 22~24 岁健康男性.在实验过程中,受试者分别完成闭眼无振动、睁眼无振动、闭眼有振动以及睁眼有震动四项测试.其中,振动组接受本体刺激(振动器的探头与胫骨前肌充分接触),每次测试时间持续 30 s,重复多次进行.

获取原始加速度信号后,采用小波去噪的方法,完成对原始数据的去噪滤波,信号消噪前后对比如图 1 所示.

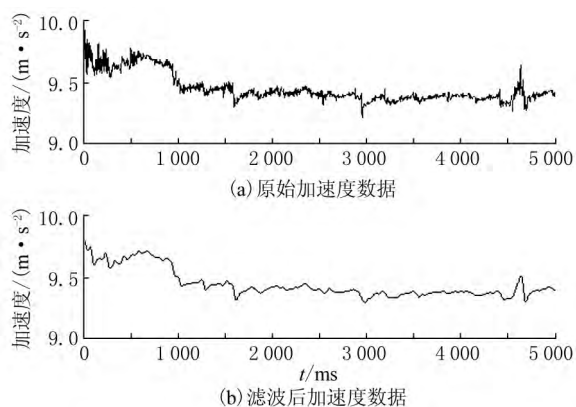


图 1 原始信号去噪

## 2.2 结果分析

系统熵值是表征事物或系统复杂度的一个参数,熵值越小则该系统的自相似性越高,聚合度越大.其中,时间序列的样本熵表示为在单一尺度上的复杂度与无序程度.将 MSE 引入静态人体平衡状态的研究中,实现平衡状态的评估分类.由于静立过程中,人体处于直立状态,竖直方向的加速度值接近于重力加速度  $g$ ,同时另外两轴加速度值接近于 0.因此,本文选取人体竖直方向上加速度数据作为主处理对象.对不同站立状态下的加速度计数据,求取不同尺度下的样本熵值,得到如图 2 的  $M$  值曲线.

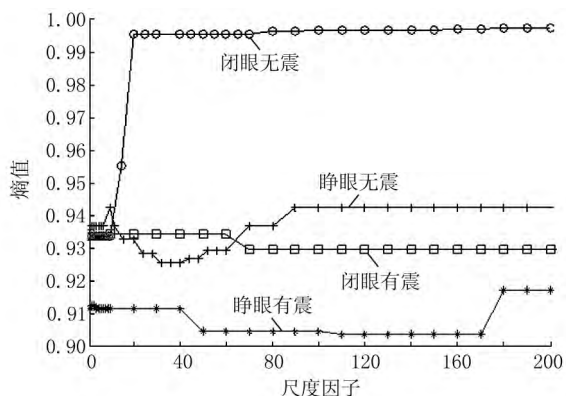


图 2 不同站立状态下的  $M$  值曲线

图 2 中,当时间尺度处于较低水平时,视觉系统和外界本体刺激在躯干姿态数据的复杂度上表现并不明显.此时可以观察到,依据视觉系统影响以及本体刺激的四种状态,包括闭眼无震、睁眼无震、闭眼有震及睁眼有震的  $M$  值相互缠绕,差别较小.这说明在较小的时间尺度时,无法通过  $M$  实现视觉系统和本体感觉对平衡维持能力影响的区分.然而,随着时间尺度的增加( $\tau > 100$ ),依据有无本体刺激及视觉影响而分成的四种不同状态下的  $M$  值趋向于稳定,并开始出现明显的差别.其中,闭眼无震的熵值处于最高的水平,说明在较大时间尺度下的复杂度较高.睁眼有震的熵值在时间尺度增加的过程中,始终保持四种状态下的最小熵值,并处于一种先减少后增加,最后处于稳定的状态,复杂度最低.睁眼无震与闭眼有震两种不同站立状态的  $M$  值处于中间水平,表现出中等水平的复杂度.随着时间尺度的单调递增,睁眼无震与闭眼有震的  $M$  值曲线多次相交,表现出这两种站立状态间复杂度的相似性.观察图 2 不难发现,不同的站立状态在  $M$  值曲线上有较强的区分度,可以更加清晰、直观地区分出受试者所处于的四种不同站立状态.这一结果表明本体刺激和视觉刺激对于人体静平衡功能具有重要影响.

由于 MSE 是一种基于不同尺度因子的样本熵,与单一尺度下的样本熵值相比包含了更多不同尺度下的人体姿态信息,优势明显.在本例中,如图 2 所示,当时间尺度  $\tau = 40$ ,该尺度下闭眼有震的样本熵值要大于睁眼无震;当  $\tau = 80$ ,该尺度下闭眼有震的样本熵值要小于睁眼无震,这一矛盾结果将最终导致错误的分类.另外,在 MSE 中,数据的尺度通过所谓的粗粒度化的过程来实现.而数据粗粒度化过程本质上代表了一个原始数据的线性平滑和特征提取.由此可以看出:MSE 反映了人体不同状态站立下姿态数据本身的复杂性,同时也反映出该事件序列在其他尺度上的信息.相对于样本熵分析,这正是本文采用多尺度熵的优点.

## 3 结束语

人体的静平衡能力和静平衡状态受多种内外因素的影响,主要通过本体感觉、前庭系统以及视觉进行协调控制.本文通过选取四种不同站立状态下的人体姿态数据,将多尺度熵作为不同状态下人体静立姿态数据复杂性的度量,实现不同站立状态的分类,包括无视觉无本体刺激、有视觉无

本体刺激、无视觉有本体刺激以及有视觉有本体刺激. 其结果对于人体静态平衡能力分析, 以及对人体平衡能力的客观评价, 具有重要的应用价值.

#### 参 考 文 献

- [1] 孔维佳, 刘波, 吴青, 等. 不同厚度海绵垫对健康人直立姿势稳定性的影响[J]. 中华耳鼻喉头颈外科杂志, 2007, 42(10): 721-725.
- [2] 裴立力, 李洪谊, 伏云发. 视觉反馈人体姿态镇定作用的布朗运动模型分析[J]. 医用生物力学, 2012, 27(4): 444-450.
- [3] 杨婷, 高政, 尹玉文, 等. 视觉反馈平衡训练仪对于脑卒中偏瘫患者平衡功能影响的临床研究[J]. 中华临床医师杂志(电子版), 2012, 6(19): 6046-6048.
- [4] Pincus S. Approximate entropy as a measure of system complexity [J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, 1991, 88(6): 2297-2301.
- [5] Costa M, Goldberger A, Peng C. Multiscale entropy analysis of complex physiologic time series[J]. Physical Review Letters, 2002, 89(6): 68102.
- [6] Richman J, Moorman J. Physiological time-series analysis using approximate entropy and sample entropy[J]. American Journal of Physiology-heart and Circulatory Physiology, 2000, 278(6): 2039-2049.
- [7] Costa M, Goldberger A, Peng C. Multiscale entropy analysis of biological signals[J]. Physical Review: E, 2005, 71(2): 021906.
- [8] 李鹏, 刘澄玉, 李丽萍, 等. 多尺度多变量模糊熵分析[J]. 物理学报, 2013, 62(12): 120512.

(上接第 384 页)

- [5] Bahari M H, Saeidi R, Hamme H V, et al. Accent recognition using i-vector, gaussian mean supervector and gaussian posterior probability[C]//Proc of International Conference on Acoustics, Speech, and signal Processing (ICASSP). Vancouver: IEEE, 2013: 7344-7348.
- [6] 宋知用. MATLAB在语音信号分析与合成中的应用[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2013.
- [7] 杨丹, 姜占才, 李振起. 语音信号共振峰提取方法的研究分析[J]. 科技信息, 2012: 161-162.
- [8] 赵力. 语音信号处理[M]. 2 版. 北京: 机械工业出版社, 2009.
- [9] 王爱平, 张功营, 刘方. EM 算法研究与应用[J]. 计算机技术与发展, 2009, 19(9): 108-110.