

DOI: 10.16289/j.cnki.1002-0837.2017.05.002

## 人体静态平衡运动力学分析中多元多尺度熵特征改进算法

张建强, 罗志增\*, 章 琴

(杭州电子科技大学智能控制与机器人研究所, 浙江杭州 310018)

**摘要:** 目的 利用改进的多元多尺度熵特征对人体静态平衡运动力学信号进行分析。方法 在多元多尺度熵计算中, 要对多元延迟向量的维数进行扩展, 本文针对性地将单个变量的依次嵌入改成对所有变量同时嵌入。结果 改进算法的多元多尺度熵特征应用于多种平衡模式的实验中, 处理速度更快, 熵值在模式间的距离更大, 模式内的散度更小, 更易区分。结论 本文算法提高了计算效率, 改善了特征的可区分性, 可以更好地分析人体的静态平衡能力。

**关键词:** 静态平衡; 特征提取; 多元多尺度熵; 离散度

中图分类号: R318.4 文献标识码: A 文章编号: 1002-0837(2017)05-0321-06

**Improved Multivariate Multi-scale Entropy Feature Algorithm for Mechanic Analysis of Static Balance of Human Body.** Zhang Jianqiang, Luo Zhizeng, Zhang Qin. Space Medicine & Medical Engineering 2017, 30(5): 321-326

**Abstract:** **Objective** To analyze the mechanic signal of static balance of human body by using improved multivariate multi-scale entropy (MMSE). **Methods** When the dimension of MMSE increases, the multivariate delay vector needs to be extended. Improvement for the traditional method was proposed in this paper where all vectors were embedded at the same time instead of embedded one by one in the traditional algorithm. **Results** The experimental results of MMSE feature in different modes showed that the processing speed of improved algorithm was faster, the separation distance of entropy value in the different modes was bigger, the dispersed degree was lower, and the feature was easier to distinguish than that of the traditional algorithm. **Conclusion** The improved algorithm proposed in this paper could elevate the computational efficiency and make the distinguishability of the feature better, and can better analyze the static balance ability of the human body.

**Key words:** static balance; feature extraction; multivariate multi-scale entropy; dispersed degree

**Address correspondence and reprint requests to:** Luo Zhizeng. Institute of Intelligent Control and Robotics, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou Zhejiang 310018, China

平衡是人体必备的一项重要生理机能, 人体姿态平衡的调节是一个神经、肌肉等综合活动的过程<sup>[1]</sup>。静态平衡的调节以踝关节与跖趾关节调节为主, 髌关节和其他姿势调节为辅, 通过调节使人体重心线尽量落入其稳定支撑面内。根据文献[2]中关于头部动作对姿态稳定改变的研究, 可知头部对姿态稳定有一定影响。因此髌关节和头部相关指标也含有静态平衡调节中有价值的信息, 而且头部动作除影响重心外还包含人体平衡神经调节方面的因素。将人体加速度信号、角速度信号等变化信息, 与传统足底压力中心(center of press, COP)数据相结合的方法能得到更加全面的人体平衡运动力学信息数据, 这些数据的处理在平衡分析过程中起着至关重要的作用。

在人体静态平衡研究中, 为了查明某一特定因素对平衡能力的影响, 常常采用阻断该信息通道的方法来进行区别研究, 因此有多种实验分析方式。文献[3]中采用睁眼和闭眼两种方式采集站立状态下COP数据, 研究视觉反馈对静态平衡能力的影响, 证明了视觉反馈会加强人体姿态控制。文献[4]通过对前庭觉不同的刺激, 来研究前庭觉对平衡的影响。文献[5]中通过改变站立海绵垫的厚度来研究本体感觉的影响, 发现随着海绵垫厚度的增加, 人体的平衡能力出现下降。除测试条件外, 不同运动力学参数的选择也是非常重要的研究内容。文献[6]中, 为了研究视觉、本体感觉和前庭觉对平衡的作用, 选取COP的摆动幅度作为特征, 得到本体感觉影响最大、视觉次之、前庭觉最小的结论。Kollmitzer等<sup>[7]</sup>把COP包络面积作为评价指标, 研究背伸肌力量训练对平衡控制的影响, 发现肌肉力量训练有助于避免

修回日期: 2017-07-03

\* 通讯作者: 罗志增 luoz@hdu.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金 (61671197)

平衡能力下降。但上述研究都是将 COP 数据作为单一的运动力学信号,缺乏对人体不同部位运动力学姿态信息的综合分析。文献[8]通过对人体静立状态 COP 数据与不同部位的姿态信息的统计分析,来研究视觉和本体感觉对静态平衡的影响,但分析方法依然是 COP 数据和姿态信息分别研究,缺乏综合性研究。从整体角度出发, Ahmeda 等<sup>[9]</sup>提出了多元多尺度熵(multivariate multi-scale entropy, MMSE)特征,并将该方法用于脑电、心电等信号的处理中<sup>[9-10]</sup>,都取得了较好的效果。MMSE 算法如果应用于多通道的运动力学信号分析,则存在较高的计算复杂度,导致计算机在处理数据的过程中内存有可能会溢出,特征的鲁棒性也不理想。

在文献[9]的基础上,本文对 MMSE 算法中多元延迟向量的扩展方法进行了改进,提出改进的多元多尺度熵(improved multivariate multi-scale entropy, IMMSE)算法,并应用于 COP 数据和多通道的运动力学信号特征分析中。设计4种不同的站立模式对视觉和本体感觉采取阻断措施来研究人体静态平衡,运用 IMMSE 算法后,发现不同模式下 IMMSE 熵值曲线更容易区分,人体平衡影响评估的结论更具确定性。

## 1 方法

MMSE 算法主要包括信号的粗粒化和计算多元样本熵(multivariate sample entropy, MSE)两个方面。

1) 对给定的  $N$  个原始信号的时间序列  $\{u(1), u(2), \dots, u(N)\}$  按照公式:

$$y_j^\tau = 1/\tau \sum_{i=(j-1)\tau+1}^{j\tau} u_i \quad (1 \leq j \leq N/\tau) \quad (1)$$

进行粗粒化,得到时间尺度因子  $\tau$  下连续的粗粒化时间序列  $\{y(\tau)\}$ ,  $\tau$  为 1 时的时间序列  $\{y(1)\}$  为原始序列,粗粒化过程如图 1 所示。

2) 对每一个尺度  $\tau$ , 计算粗粒化后的数据  $\{y(\tau)\}$  的 MSE。

本文主要是对 MSE 的计算过程提出了改进。

为计算 MSE,依据多元嵌入理论<sup>[11]</sup>,对  $p$  个时间序列  $\{x_{k,j}\}_{j=1}^n, k=1, 2, \dots, p$ ,根据式(2)生成多变量的复合延迟向量。

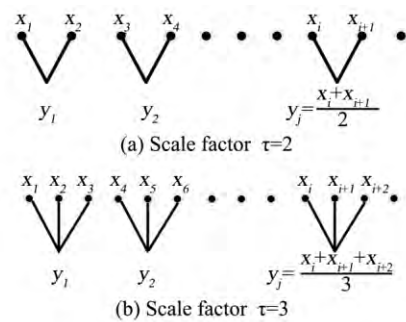


图1 时间序列的粗粒化过程

Fig. 1 Coarse graining process of time series

$$X_m(i) = [x_{1,j}, x_{1,j+\tau_1}, \dots, x_{1,j+(m-1)\tau_1}, x_{2,j}, x_{2,j+\tau_2}, \dots, x_{2,j+(m-1)\tau_2}, \dots, x_{p,j}, x_{p,j+\tau_p}, \dots, x_{p,j+(m-1)\tau_p}] \quad (2)$$

$$d[X_m(i), X_m(j)] = \max_{l=1, 2, \dots, m} \{ |y^\tau(i+l-1) - y^\tau(j+l-1)| \} \quad (3)$$

$$M_{m+1}(i) = [m_1, m_2, \dots, m_{k+1}, \dots, m_p] \quad (k=1, 2, \dots, p) \quad (4)$$

$$M_{m+1}(i) = [m_1+1, m_2+1, \dots, m_k+1, \dots, m_p+1] \quad (k=1, 2, \dots, p) \quad (5)$$

式(2)中  $X_m(i)$  为多元延迟向量,  $M = [m_1, m_2, \dots, m_p]$  为嵌入向量,  $\sigma = [\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_p]$  为延迟向量。

### 1.1 MMSE 的计算步骤

1) 根据式(2)生成  $N-n$  个复合延迟向量  $X_m$ , 代入式(3)中计算  $X_m(i)$  与  $X_m(j)$  向量之间的距离。

2) 给定一个阈值  $r$ , 统计  $d[X_m(i), X_m(j)] \leq r (j \neq i)$  的数目  $P_i$ , 则其出现概率为:

$$P_i^m(r) = \frac{P_i}{N-n-1} \quad (6)$$

$P_i$  的平均值:

$$P^m(r) = \frac{1}{N-n} \sum_{i=1}^{N-n} P_i^m(r) \quad (7)$$

$$n = \max\{M_m\} \times \max\{\tau\}.$$

3) 扩展  $X_m(i)$  的维数使其维数为  $m+1$ , 如式(4)所示。即将嵌入向量  $M_m(i) = [m_1, m_2, \dots, m_p]$  扩展这个过程可以对任意一个变量增加维数, 因此有  $p$  种不同的方式, 因此在  $m+1$  维空间中就可以得到  $p \times (N-n)$  个多元延迟向量  $X_m(i), X_m(i)$  表示将系统中任意一个变量  $k$  嵌入使总的嵌入维数为  $m+1$  时的多元延迟向量。

4) 如上所述,同理可得嵌入向量为  $M_{m+1}(i)$  的  $P_i$  其平均值为:

$$P^{m+1}(r) = \frac{1}{p(N-n)} \sum_{i=1}^{p(N-n)} P_i^{m+1}(r) \quad (8)$$

5)  $P^m(r)$  和  $P^{m+1}(r)$  分别表示  $m$  维、 $m+1$  维中任意两个矢量相似性的条件概率,则:

$$\text{MMSE}(M, r, N) = -\ln \left[ \frac{P^{m+1}(r)}{P^m(r)} \right] \quad (9)$$

本文对上述步骤3)进行改进,提出 IMMSE。扩展  $X_m(i)$  的维数使其维数为  $m+1$  时,对所有变量同时嵌入,嵌入向量变为式(5)所示。这个过程是对所有变量的维数同时加1,因此只有一种方式。在  $m+1$  维空间中就可以得到  $(N-n)$  个多元延迟向量  $X_{m+1}(i)$ 。

## 1.2 IMMSE 的计算步骤

步骤1)、2)不变,步骤3)采用式(5)的形式计算嵌入向量。

4) 对于给定的阈值  $r$ ,计算  $R^{m+1}$  空间中任意两个不同多元延迟向量之间的距离,并统计  $d[X_{m+1}(i), X_{m+1}(j)] \leq r (j \neq i)$  的数目  $P_i$ ,则其出现概率为:

$$P_i^{m+1}(r) = \frac{P_i}{N-n-1} \quad (10)$$

表示  $X_m(i)$  与  $X_m(j)$  间的相关程度。 $P_i$  的平均值:

$$P^{m+1}(r) = \frac{1}{N-n} \sum_{i=1}^{N-n} P_i^{m+1}(r) \quad (11)$$

$n = \max\{M_{m+1}\} \times \max\{\tau\}$  表示在某个尺度下的自相关程度。

5) 改进后的多元多尺度熵为:

$$\text{IMMSE}(M, r, N) = -\ln \left[ \frac{P^{m+1}(r)}{P^m(r)} \right] \quad (12)$$

对步骤3)改进前,算法扩展多元延迟向量的维数从  $m$  维至  $m+1$  维时,是对单个变量的依次嵌入,变量数量为  $p$  时,共有  $p$  种不同的方式,因此得到的多元延迟向量  $X_m(i)$  的数目是  $p \times (N-n)$  个,当  $p$  增大时,对于不同多元向量  $X_m(i)$  间距离的计算量变得非常大,对于输入变量较多的系统,普通计算机内存很可能会产生溢出,对处理设备要求更高。改进后,对所有变量即  $p$  个变量同时嵌入,得到多元延迟向量  $X_m(i)$  的数目为  $(N-n)$  个,对与  $X_m(i)$  间距离的计算量大大减少。因此改进后的方法能够满足更多通道的信号,更有普遍

的适用性。

## 2 结果与分析

### 2.1 数据采集

本文采用了 Wii balance board(WBB)测力板,在四个边角处分布着高灵敏度的压力传感器,用来采集实验过程中感受到的压力信号,根据压力信号计算出 COP。姿态检测模块是由三轴加速度计、三轴陀螺仪和三轴磁力计组成的一个高精度微型无线惯性传感器模块,能够检测运动对象实时的加速度信息、各个方向角度信息等运动参数。该姿态模块的采样频率有 10 Hz、30 Hz、50 Hz、100 Hz 可供选择,本文中均以 100 Hz 的速率进行采样。测试时将姿态模块固定在固定支架上,然后用紧固带将其绑在身体相应部位,实验时其  $X$  轴正方向朝向身体右侧,  $Y$  轴正方向朝向地面,  $Z$  轴正方向指向身体正前方。

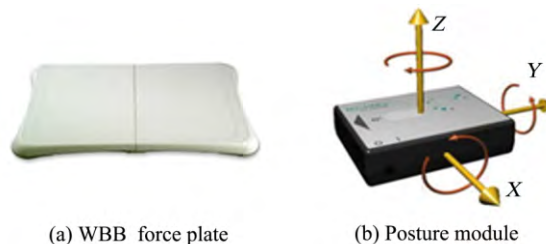


图2 实验设备

Fig. 2 Experimental Device

试验中采用厚 20 cm,密度为  $40 \text{ g/cm}^3$ ,质地均匀的海绵垫,来阻断本体感觉。睁眼闭眼的方式对视觉进行干扰。测试对象为 10 名健康在校学生,男女比例为 4:1,平均年龄  $(24 \pm 3)$  岁,视力正常。如图3所示将姿态模块固定到测试者的头

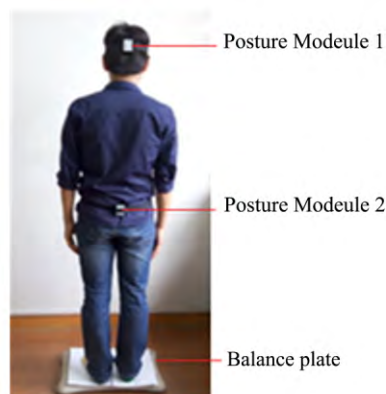


图3 姿态模块位置

Fig. 3 Position of posture module

部和髌关节,让其双脚平行站立,保持身体稳定。

设计4种测试模式依次为:

T1,睁眼直立于刚性平衡板,感觉信息输入主要为视觉、本体感觉和前庭觉。T2,闭眼直立于刚性平衡板,感觉信息输入主要为本体感觉和前庭觉。T3,睁眼直立于加有海绵垫的平衡板,感觉信息输入主要为视觉和前庭觉。T4,闭眼直立于加有海绵垫的平衡板,感觉信息输入主要为前庭觉。其中,T1是全感觉模式,T2是阻断视觉模式,T3是阻断本体感觉模式,T4是阻断视觉及本体感觉的双阻断模式。

数据采集过程中,保持实验室的安静,以消除环境对实验结果的影响。测试开始前应先喊出“开始”口令,以便让受试者有所准备。每个测试对象的数据采集都按T1-T4的顺序依次进行,每种模式下采集30 s的数据,采样频率为100 Hz。用数据采集软件保存2个姿态模块的数据和压力板4个压力传感器的数据。

## 2.2 数据分析

实验数据包括:通过WBB的4个压力传感器数据,髌部姿态模块加速度信号(Acc\_x1、Acc\_y1、Acc\_z1)、髌部姿态模块角速度信号(Gry\_x1、Gry\_y1、Gry\_z1)、头部姿态模块加速度信号(Acc\_x2、Acc\_y2、Acc\_z2)、头部姿态模块角速度信号(Gry\_x2、Gry\_y2、Gry\_z2)。测试系统可以把4个压力信号换算为受试者在压力平台的重心投影坐标(COP-X,COP-Y),设足底压力中心坐标为 $E(x,y)$ ,根据力矩平衡的知识可得足底压力中心坐标换算公式:

$$\begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = \frac{\sum_{i=1}^4 f_i \cdot \begin{pmatrix} x_i \\ y_i \end{pmatrix}}{\sum_{i=1}^4 f_i} \quad (13)$$

式(13)中 $f_i$ 为所测得的第 $i$ 个压力传感器数据, $(x_i, y_i)$ 表示压力传感器 $i$ 在压力平板参考系上的坐标。得到每个实验者的2个足底压力中心坐标数据、6个角速度和6个加速度信号,共14个数据序列。为了减少来自不同个体的差异,对10个实验者的每个数据序列的取均值,得到14个取均值后的数据序列。

对生理信号分析,最常用的参数设置为 $m = 2 \sim 3$ , $r = 0.15 \sim 0.25 SD^{[12-13]}$ 。在计算熵值特征

中,本文嵌入维度 $m$ 取值为2, $r$ 取值为0.15 SD,尺度因子 $\omega = 1 \sim 20$ , $N$ 为数据序列的长度,本文中 $N = 3000$ (100 Hz采样频率下采集30 s共3000个数据)。首先对数据进行分段,对比不同数据长度下2种算法所用时间,结果如表1所示。从表1中可以看出,随着数据长度的增加,计算时间也在增加,但IMMSE算法的效率提升更加明显。

表1 算法计算时间对照  
Table 1 Computing time of MMSE and IMMSE

Length of time series $N$	Computing time (s)	
	MMSE	IMMSE
1000	651.384	425.406
2000	2482.328	684.158
3000	4165.950	1132.308

计算14个均值序列的MMSE值,MMSE熵值曲线结果如图4所示。从图可以看出,在T2、T4模式下,尺度较低时其熵值曲线间的距离较小;在T2、T3模式,当尺度在5~7之间时,熵值曲线出现重叠并交叉,使模式间的判别呈不确定性。上述这些现象都不利于不同模式的区分。

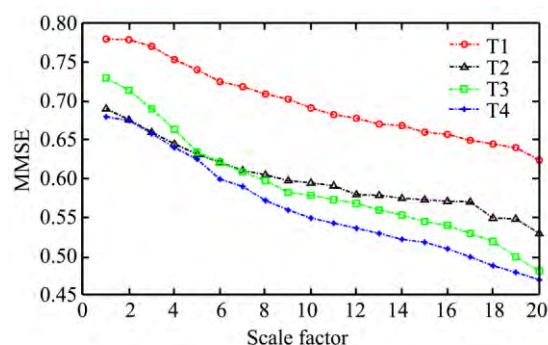


图4 MMSE 曲线  
Fig.4 MMSE curve

IMMSE熵值曲线如图5所示,不同模式下,熵值曲线变得更加平滑,曲线间隔更明显。尤其是尺度因子较低时的多元样本熵,模式间的可区分性改善明显。为了更好地比较2种方法熵值曲线不同模式的区分度,用熵值曲线下的面积CS来表示,CS按照公式(14)可以计算得出。

$$CS = \sum_{i=1}^{i=19} (MMSE(i) + MMSE(i+1)) / 2 \quad (14)$$

由表2可知,在不同模式下,2种特征计算方法中,T1与(T2、T3、T4)的可区分性都很好,差别



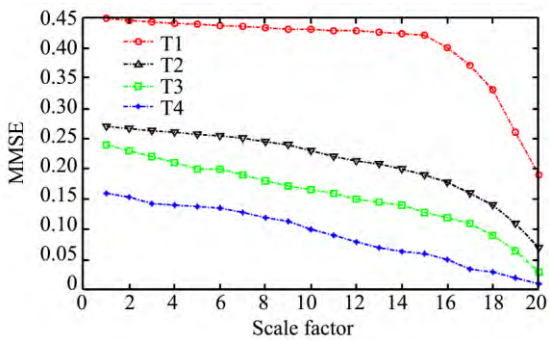


图 5 IMMSE 曲线

Fig. 5 IMMSE curve

表 2 CS 的均值和标准差

Table 2 Mean and standard deviation of CS

Model	MMSE		IMMSE	
	Mean	SD	Mean	SD
T1	13.8689	2.1837	15.3213	1.8656
T2	11.3407	1.7482	13.7113	1.6256
T3	11.0605	1.9450	11.2820	1.5792
T4	9.6489	2.1774	7.6282	1.3981

在于 T2、T3、T4 间的可区分性。MMSE 曲线的 CS 在模式 T2、T3、T4 时差值间距小,标准差值大;与之相比较可以发现,IMMSE 曲线在模式 T2、T3、T4 时模式距离大,标准差小。因此 IMMSE 具有更好的区分度。

熵值表示一个系统的复杂度与无序程度,熵值越小,系统的复杂度越低,系统更有序。可以用熵值的大小来代表人体某种能力的强弱,人体运动力学信号特征代表了人体平衡能力的强弱。在不同的站立模式时,平衡能力强的模式需要调节来维持平衡,此时运动力学信号处于更无序的状态,复杂度更高。由图 5 可以看出,在整体上,随着尺度的增大,不同模式下的熵值变化均为递减;但在所有尺度上,IMMSE 计算的熵值大小都是  $T1 > T2 > T3 > T4$ ,说明在 T1 模式下,运动力学信号的复杂性最高,人体的平衡能力最好,T2、T3 和 T4 依次下降。对不同模式的感觉输入,可以得出如下结果:1) 对比 T1 和 T2、T3 和 T4,发现不管是否阻断本体感觉,阻断视觉都会使得人体的平衡能力下降;2) 对比 T1 和 T3、T2 和 T4,发现不论是否阻断视觉,阻断本体感觉也会让人体的平衡能力下降;3) 对比 T1 和 T4,发现同时阻断本体感觉与视觉,人体的平衡能力比单独阻断一种感觉时下降更多;4) 对比 T2 和 T3,发现与阻断视觉相

比,阻断本体感觉导致的平衡能力的下降幅度更大。以上结果表明视觉与本体感觉对人体的平衡能力具有重要的影响,本体感觉比视觉影响更大;而且对于已经存在本体感觉阻断或者视觉阻断,再进行另一种感觉阻断时,平衡能力下降会更加显著。

### 3 讨论与结论

人体的平衡能力受很多外在和内在因素的制约和影响,与人体平衡有关的数据信息往往具有多时间尺度和多空间尺度的特性,用多元多尺度熵对人体平衡的运动力学信息进行分析,是一个有益的尝试,且本文的研究也取得了一些有意义的结果。

通过分析 MMSE 特征存在的缺陷,本文对算法进行改进,提出 IMMSE 算法。通过本文设计的实验所采集的数据,对改进前后算法的计算速度进行对比,发现 IMMSE 算法可以更快地处理长时间数据序列;用熵值曲线下的面积 CS 来分析改进前后熵值曲线的区分度,得出 IMMSE 曲线更具区分度和实际应用性。最后用 IMMSE 曲线来分析不同感觉信息输入对静态平衡力学信号多尺度复杂性的影响。

本研究得出 2 点结论:1) 阻断本体感觉与阻断视觉都会导致人体平衡能力的下降,两者同时阻断时,下降更显著;2) 与阻断视觉相比,阻断本体感觉对平衡能力影响更大。

本文为进一步探索人体平衡调节策略以及三大感觉信息之间的相互关系提供了一些依据和方法,但还需要更多的实验数据来量化不同感觉信息对人体的平衡能力的影响。

#### 【参考文献】

- [1] Prado ET, Raso V, Scharlach RC, et al. Hatha yoga on body balance [J]. International Journal of Yoga, 2014, 7(2): 133-137.
- [2] Peterka RJ, Loughlin PJ. Sensorimotor integration in human postural control [J]. Journal of Neurophysiology, 2004, 91(1): 410-413.
- [3] Collins JJ, De Luca CJ. The effects of visual input on open-loop and closed-loop postural control mechanisms [J]. Experimental Brain Research, 1995, 103(1): 151-163.
- [4] 王林杰,裴静琛,董伯伦,等. 对前庭训练负荷的生理学评价[J]. 航天医学与医学工程, 2000, 13(4): 249-254. Wang LJ, Pei JC, Tong BL, et al. Physiological evaluation of vestibular training load [J]. Space Medicine & Medical Engineering, 2000, 13(4): 249-254.

- [5] 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]. 中华耳鼻咽喉头颈外科杂志, 2007, 42( 10): 721-725.  
Kong WJ, Liu B, Wu Q, et al. Effect of sponge pad with different thickness on stability of upright posture in healthy people [J]. Chinese Journal of Otorhinolaryngology Head and Neck Surgery, 2007, 42( 10): 721-725.
- [6] Lord SR, Clark RD, Webster IW. Postural stability and associated physiological factors in a population of aged persons [J]. Journal of Gerontology, 1991, 46( 3): 69-76.
- [7] Kollmitzer J, Ebenbichler GR, Sabo A, et al. Effects of back extensor strength training versus balance training on postural control [J]. Medicine & Science in Sports & Exercise, 2000, 32( 10): 1770-1776.
- [8] 章琴,罗志增. 视觉和本体感觉对人体静态平衡稳定性的影响[J]. 华中科技大学学报( 自然科学版), 2015, 43( 393): s1396-400.  
Zhang Q, Luo ZZ. The influence of visual and proprioceptive interference to the static equilibrium of person [J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology ( Natural Science Edition ) 2015 43( 393): s1396-400.
- [9] Ahmed MU, Mandic DP. Multivariate multiscale entropy: A tool for complexity analysis of multichannel data [J]. Physical Review E Statistical Nonlinear & Soft Matter Physics, 2011, 84( 6Pt1): 3067-3076.
- [10] Ahmed MU, Li L, Cao J, et al. Multivariate multiscale entropy for brain consciousness analysis [C]. Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc, 2011 810-813.
- [11] Cao L, Mees A, Judd K. Dynamics from multivariate time series [J]. Physica D-nonlinear Phenomena, 1998, 121( 1-2): 75-88.
- [12] Lake DE, Richman JS, Griffin MP, et al. Sample entropy analysis of neonatal heart rate variability [J]. AJP Regulatory Integrative & Comparative Physiology, 2002, 283( 3): R789-797.
- [13] Alcaraz R, Rieta JJ. A non-invasive method to predict electrical cardioversion outcome of persistent atrial fibrillation [J]. Medical & Biological Engineering & Computing, 2008, 46( 7): 625-635.

作者简介: 张建强,男,硕士研究生,研究方向为生物医学信号处理。E-mail: 843432943@qq.com