

# 基于多元经验模态分解的 多元多尺度熵静态平衡能力评估

石 鹏,张启忠,张华平,席旭刚  
(杭州电子科技大学自动化学院,浙江杭州 310018)

**摘 要:** 提出了一种基于多元经验模态分解(Multivariate Empirical Mode Decomposition, MEMD)的多元多尺度熵(Multivariate Multiscale Entropy, MMSE)特征提取方法分析多模态信号,进行人体静态平衡能力评估. 首先,采集人体多模态信号,采用多元经验模态分解对多通道信号进行自适应分解,得到一系列多元固有模态函数(Intrinsic Mode Functions, IMFs),依据 T 检验和相关系数从中选取最佳的 IMF 分量进行信号重构;然后,采用多元多尺度熵算法提取特征,用 K-均值与支持向量机对本文特征提取方法与两种传统特征提取方法在处理人体静态平衡能力评估问题时分类效果,并分析两种分类器的人体静态平衡能力评估效果;最后,得出本文最优的特征为基于多元经验模态分解的多元多尺度熵特征,最优的分类方法为支持向量机.

**关键词:** 静态平衡能力评估;多模态信号;多元经验模态分解;多元多尺度熵

**中图分类号:** TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2020)04-0670-05

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>

**DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2020.04.008

## Static Balance Capability Assessment of Multivariate Multiscale Entropy Based on Multivariate Empirical Mode Decomposition

SHI Peng, ZHANG Qi-zhong, ZHANG Hua-ping, XI Xu-gang  
(School of Automation, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou, Zhejiang 310018, China)

**Abstract:** A MMSE feature extraction method based on MEMD was proposed to analyze multi-modal signals and evaluate the static balance ability of human body. First, the human multi-mode signal was collected. It was adaptively decomposed by multi-empirical mode from which a series of (IMFs) were obtained. The best IMF components were selected according to the T-test and correlation coefficients which was used for signal reconstruction. The multivariate multi-scale entropy algorithm was used to extract the features. Finally, K-means and support vector machine were used to compare with this paper's methods about dealing with human body static balance problem, which was used to evaluate the optimal feature extraction method. Results shows that MMSE based on MEMD and support vector machine are optimal for feature extraction and classification in this paper.

**Key words:** assessment of static equilibrium; multimodal signal; MEMD; MMSE

### 1 引言

平衡能力是人类的基本能力,科研人员已经对它进行了 160 多年的研究.平衡的定义把人体平衡分为人体静态平衡和人体动态平衡<sup>[1]</sup>.目前国内外评估平衡能力的方法主要有观察法<sup>[2]</sup>、量表法、基于压力中心的平衡测试仪法、基于姿态的平衡测试仪法、基于表面肌电信号的平衡能力评估法等<sup>[3]</sup>.观察法与量表法全部

都是定性评估平衡能力的方法,主观性太强,一般用于临床的初步诊断<sup>[4]</sup>.随着计算机技术的发展,国外学者在平衡测试仪的研究中已经取得很多成果,比如目前常用的 Balance Master、Equitest 等<sup>[5]</sup>,不仅能够对人体平衡能力进行评估,而且能够帮助平衡功能障碍病人进行康复治疗,然而这些平衡测试仪的价格太高,难以推广应用,这也使得国内科研人员开始探索人体平衡能力的评估方法,研发国产人体平衡测试仪<sup>[6]</sup>.

近年来,国内外学者针对人体平衡能力评估问题,提出了许多有效的方法. Eltoukhy 等<sup>[7]</sup>设计了一套基于 Kinect v2 传感器的平衡能力评估系统,能通过人体的骨骼姿态信号评估人体平衡能力,但是基于视觉传感器的方案会受到光照等外界环境的影响. 李常青等<sup>[8]</sup>设计了基于角度传感器的人体静态平衡测量系统,但是目前只能检测出帕金森病人与正常人的静态平衡能力差异,应用范围较小.

平衡能力评估指标主要可归纳为时域指标及基于复杂度的指标两大类<sup>[9]</sup>. 人体平衡已被证明表现出复杂的动力学特性<sup>[10]</sup>, 为了分析多元信号的复杂度, Mosabber&Mandic<sup>[11]</sup>在 2011 年提出了多元多尺度熵,在考虑通道内信号的长程相关性的同时,也考虑到了跨通道信号的相关性,可以有效的评估多通道信号潜在的动态特性.

本文提出一种基于多元经验模态分解的多元多尺度熵特征提取方法,对表面肌电、压力中心和角度、角速度信号组成的多模态信号进行特征提取,研究多模态信号用于人体平衡能力评估的有效性,进行人体静态平衡能力评估.

## 2 特征提取方法

### 2.1 多元多尺度熵特征

MMSE 算法参考多尺度熵和多元样本熵的思想,在不同的时间尺度上对多元样本熵进行求值,并严格统一地处理数据通道的不同嵌入维数、时间滞后和幅值范围<sup>[12]</sup>. MMSE 算法的具体描述如下.

定义多元信号时间序列为  $\{x_{k,i}\}_{i=1}^N$ , 其中  $k=1, 2, \dots, p$ ,  $p$  为通道数量,  $N$  为单一通道的样本点数量, MMSE 算法过程如下:

(1) 依式(1)对信号进行“粗粒化”处理<sup>[13]</sup>.

$$y_{k,j}^{\sigma} = \frac{1}{\sigma} \sum_{i=(j-1)\sigma+1}^{j\sigma} x_{k,i} \quad (1)$$

其中  $\sigma$  为尺度因子,  $j$  的取值范围是  $1 \leq j \leq \frac{N}{\sigma}$ .

(2) 计算所有粗粒化处理之后的多元时间序列  $y_{k,j}^{\sigma}$  的多元样本熵 MSampEn.

(3) MMSE 以复杂度值 (Complex Index, CI) 作为特征值, CI 计算表达式为式(2), 即 1 至  $J$  尺度下的样本熵值累加.

$$CI_{MMSE} = \sum_{i=1}^J MSampEn(i) \quad (2)$$

### 2.2 基于 MEMD 的 MMSE 特征提取方法

2010 年 Rehman&Mandic<sup>[14]</sup>提出的 MEMD 算法适合多元数据的联合分析,能够对来自不同通道的频率子带进行对齐. 本文提出基于多元经验模态分解的多

元多尺度熵 (MEMD-MMSE) 作为特征评估人体平衡能力, 步骤如下:

(1) 将多模态信号按信号种类分为多组多元信号, 使用 MEMD 分别对每组多元信号自适应分解.

(2) 选取不同的 IMF 组合方式, 重构每组多元信号并计算 MMSE, 然后采用独立样本 T 检验方法计算不同类别的统计差异性, 选取 P 值最小的 IMF 组合方式, 作为每组多元信号的最优 IMF 组合方式.

(3) 按照每组多元信号的最优 IMF 组合方式对信号进行重构, 然后再分别计算重构后的每组多元信号的多元多尺度熵, 最后将各组多元信号的多元多尺度熵的值组成最终的特征向量.

## 3 人体静态平衡能力评估实验

### 3.1 人体平衡能力评估实验设计和数据采集

本文的整体实验方案是首先设置四种实验采集范式: 自主运动 (睁眼)、视觉干扰 (闭眼)、本体干扰 (睁眼站立海绵垫)、视觉及本体同时干扰 (闭眼站立海绵垫). 然后在四种实验采集范式下采集实验者的多模态信号, 选择三种反映数据复杂度的特征提取方法和两种模式识别算法, 提取特征、训练分类器, 最后对分类效果进行测试分析, 得出本文中最优的特征提取方法和模式识别算法. 实验方案整体框图如图 1 所示.

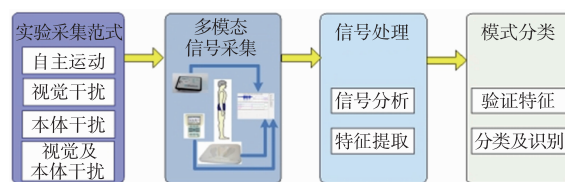


图1 实验方案整体框图

本文实验者的静态平衡能力等级由武警浙江总队杭州医院的医生根据 Berg 平衡量表<sup>[15]</sup>评定的, 分为重度平衡障碍、轻度平衡障碍、正常平衡功能三个等级. 实验对象由 5 名平衡功能正常的研究生和武警浙江总队杭州医院的 10 名平衡障碍患者组成. 三个平衡功能等级的实验对象按照 Berg 平衡量表评定的得分范围和人数如表 1.

表 1 不同等级实验对象的 Berg 平衡量表得分范围和人数

平衡能力状况	正常	轻度	重度
部分 Berg 平衡量表得分范围	22 ~ 24	15 ~ 21	12 ~ 17
人数 (名)	5	5	5

采集的四种信号分别为两通道表面肌电信号 (Surface Electromyography, sEMG)、两通道压力中心信号 (Center of Pressure, COP)、两通道角度信号和两通道角速度信号. 下肢肌肉的胫骨前肌和腓肠肌在维持人体

静态平衡功能时起到重要作用,因此本文使用 MyoTrace400 肌电采集仪采集腓肠肌与胫骨前肌的 sEMG 作为实验数据<sup>[16,17]</sup>. 两通道压力中心信号为人体足底压力中心,分为两个方向,即前后 (Anteroposterior, AP) 和两侧 (Mediolateral, ML). 两通道角速度信号指前后角速度 (AP-Palstance) 和两侧角速度 (ML-Palstance). 两通道角度指前后角度 (AP-Angle) 和两侧角度 (ML-Angle).

实验时使用 Wii Balance Board 平衡板采集人体压力中心信号,采样频率 100Hz,该平衡板已经被证实能够实时准确的获取人体压力中心信号<sup>[18]</sup>.

本文使用 i4 Motion 姿态传感器采集角速度和加速度信号. 同时设计角度计算算法,将加速度反正切得到的角度  $\theta$  与角速度  $\omega$  积分计算得到的角度差值以比例反馈的形式对融合的角度  $\hat{\theta}$  进行修正,这种利用反馈修正角度的算法流程如图 2 所示.

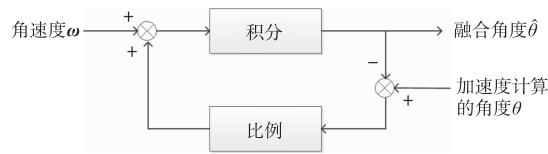


图2 加速度和角速度融合算法示意图

以姿态仪 Y-Z 平面的角度计算过程为例,利用加速度数据进行反正切计算求得 Y-Z 平面转动的角度,如图 3 (红线) 所示,采用图 2 的融合方法算法计算得到的角度,如图 3 (蓝线) 所示 (为了区别显示,蓝线是真实值加 100 后的结果),两种方法的计算结果的差值,如图 3 (绿线) 所示,当角度发生快速变化时,只根据加速度得出的角度会出现锯齿状的抖动现象. 而在相同情况下,融合角速度和加速度计算得到的角度曲线更加平滑、准确.

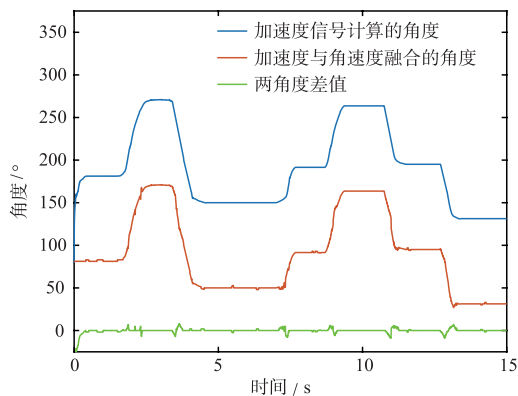


图3 单一信号与融合信号计算角度对比

### 3.2 基于 K-均值的平衡能力评估

采用 K 均值聚类算法<sup>[19]</sup> 分析两种传统熵特征与 MEMD-MMSE 在进行人体静态平衡能力评估时的优劣.

首先把所有实验者在本体干扰 (睁眼站立海绵垫) 采集范式下的多模态数据作为原始数据,共 45 组多模态数据. 然后提取 8 维的多尺度熵特征向量、4 维的多元多尺度熵特征向量和 4 维的 MEMD-MMSE 特征向量,以 2:1 的比例分为训练集和测试集,训练集与测试集中三种静态平衡功能等级的实验者的多模态数据所占比例均为 1:1:1. 接着使用三组训练集分别训练 K-均值分类器. 最后使用测试集进行验证测试,结果见表 2,测试集中三种静态平衡功能等级的实验者数目均为 5,表中结果表示测试集中识别正确的人数.

表 2 三种特征在使用 K-均值分类器时的识别结果

特征	正常	轻度患者	重度患者	识别率
MSE	2	3	3	53%
MMSE	4	2	3	60%
MEMD-MMSE	4	3	4	73.3%

由表 2 的数据可知,使用 K-均值分类器作为分类器时, MEMD-MMSE 特征的识别率最高,而多尺度熵特征和多元多尺度熵特征提取方法相比 MEMD-MMSE 特征提取方法识别率较低.

### 3.3 基于支持向量机的平衡能力评估

采用 SVM 算法<sup>[20]</sup> 分析 MEMD-MMSE 与多尺度熵、多元多尺度熵特征在进行人体静态平衡能力评估时的优劣. 将视觉及本体同时干扰 (闭眼站立海绵垫) 的实验数据作为原始数据. 使用与 3.2 节相同的方式,对原始数据进行特征提取,将三组训练集分别输入 SVM 模型训练,然后使用测试集对分类模型进行测试. 测试结果见表 3,测试集中三种静态平衡功能等级的实验者数量均为 5,表中结果表示测试集中识别正确的人数.

表 3 三种特征在使用 SVM 分模型时的识别结果

特征	正常	轻度患者	重度患者	识别率
MSE	3	3	2	53.3%
MMSE	3	4	4	73.3%
MEMD-MMSE	4	4	5	86.7%

由表 3 可得出,使用 SVM 作为分类器时,基于多元经验模态分解的多元多尺度熵特征提取方法与多尺度熵、多元多尺度熵相比,评估效果是最好的.

### 3.4 最优分类器选择

将采用 MEMD-MMSE 特征提取方法分析 K-means 聚类方法和 SVM 模型在进行人体静态平衡能力评估的分类效果优劣. 将实验者在四种实验采集范式下采集的所有数据作为原始数据,首先采用 MEMD-MMSE 特征提取方法对所有原始数据提取 MEMD-MMSE 特征,然后分别使用 K-means 聚类方法和 SVM 分类算法对特征进行训练和测试,结果见表 4,各实验采集范式下测

试集中三种平衡功能等级的实验者的数量都为 5,表中估正确的数量. 结果是各实验采集范式下测试集中各平衡功能等级评

表 4 四种实验采集范式下两种分类器识别结果

	K-均值				SVM			
	正常	轻度	重度	识别率	正常	轻度	重度	识别率
睁眼	2	3	3	53.3%	3	3	4	66.7%
闭眼	4	2	5	73.3%	4	4	5	86.7%
睁眼站立海绵垫	4	3	4	73.3%	4	3	4	73.3%
闭眼站立海绵垫	5	3	4	80%	5	4	4	86.7%
总计	75%	55%	80%	70%	80%	70%	85%	78.3%

由表 4 中可看出,SVM 在不同实验范式下各项识别率都比 K-means 高,即以 MEMD-MMSE 作为特征时,SVM 为本文中人体静态平衡能力评估的最优分类方法. 从表中还能够看出,在对轻度平衡功能障碍的实验者进行识别时两种分类模型的识别结果都比识别另外两种平衡能力的实验者的识别效果差很多,即轻度平衡功能障碍的患者最难以识别. 同时,两种分类算法下睁眼实验采集范式在四种实验采集范式中的整体识别率都是最低的,这表明相同其他条件下在睁眼实验采集范式下人体静态平衡能力最难以评估,而其他的实验采集范式都是加入了一些干扰实现的,即在加入干扰后人体静态平衡能力的评估更加准确.

#### 4 应用测试

本文应用所述方法开发了多模态生物信息采集平台系统和平衡功能障碍评估子系统,能根据采集的多模态信息对受试者的平衡功能进行评估. 在武警浙江总队杭州医院康复科医生的指导下,选择由医用量表评级为平衡功能障碍的患者 24 人,组成实验组. 另选择与实验组患者在年龄、身高、体重、性别等近似的 24 位健康人组成相应对照组. 由于上面分析得出闭眼实验采集范式下人体静态平衡能力评估准确率更高的结论,因此在本次实验应用所研发系统对受试对象完成“闭眼直立”平衡功能测试实验,评估的结果与医用量表评估结果一致度的平均值如表 5 所示,由实验结果可知,本文开发的软件能够基本实现对人体静态平衡能力的评估.

表 5 实验评估结果与医用量表评估结果的一致度

评估项目	等级	平均一致度	实验次数
平衡功能	正常	85.4%	48
	轻度障碍	83.3%	24
	重度障碍	87.5%	24

#### 5 结论

本文针对人体静态平衡能力评估问题,提出了针

对多模态信号的基于多元经验模态分解的多元多尺度熵特征提取方法. 运用 K-means 和 SVM 分析了本文方法与两种传统的同类特征提取方法的优劣,同时使用提出的特征对比了两种分类算法在评估人体静态平衡能力时的优劣. 实验结果表明,基于多元经验模态分解的多元多尺度熵特征提取方法与 SVM 能够准确有效的评估人体静态平衡能力,并且得出轻度平衡功能障碍的患者最难识别和加入干扰能够使评估效果更好的结论.

本文仅对三种平衡状况实验者的数据进行了研究,后续研究将进一步对平衡等级进行细分,实现更全面更精准的人体静态平衡能力评估.

#### 参考文献

- [1] 王森,胡乐星. 论老年人跌倒与踝关节平衡能力的相关变化[J]. 按摩与康复医学,2014,5(2):27-28.  
WANG Miao,HU Le-xing. On fall in elderly and changes in balance ability of ankle joints[J]. Chinese Manipulation & Rehabilitation Medicine,2014,5(2):27-28. (in Chinese)
- [2] 施雪琴. 不同年龄阶段青少年静态平衡机能研究[D]. 南京:南京师范大学,2012.  
SHI Xue-qin. Investigate on the different age stages of adolescent balance ability[D]. Nanjing, Jiangsu: Nanjing Normal University,2012. (in Chinese)
- [3] Pizzigalli L, Micheletti C M, Mulasso A, et al. The contribution of postural balance analysis in older adult fallers: A narrative review[J]. Journal of Bodywork and Movement Therapies,2015;S136085921500296X.
- [4] 任妍妍. 正常人静态平衡功能的分析及评价系统的初步建立[D]. 合肥:中国科学技术大学,2011.  
REN Yan-yan. Analysis of the static balance function of normal subjects and preliminary of system of the evaluating the static balance function of normal subjects[D]. Hefei, Anhui: University of Science and Technology of China, 2011. (in Chinese)

- [5] Xu X, Li F, Cui H. Development and preliminary application of the multi-functional system for rehabilitation training and assessment [J]. *Journal of Medical Imaging and Health Informatics*, 2011, 1(2): 144 - 149.
- [6] 王红梅, 徐秀林. 人体动静姿态平衡能力测试的理论与应用 [J]. *中国组织工程研究*, 2010, 14(43): 8095 - 8098.
- WANG Hong-mei, Xu Xiu-lin. Theory and application of body balance function assessment [J]. *Journal of Clinical Rehabilitative Tissue Engineering Research*, 2010, 14(43): 8095 - 8098. (in Chinese)
- [7] Eltoukhy M, Kuenze C, Oh J, et al. Validation of static and dynamic balance assessment using Microsoft Kinect for young and elderly populations [J]. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 2017, 22(1): 147 - 153.
- [8] 李常青, 沈林勇, 吴曦, 等. 人体静态平衡稳定性测量系统及其应用 [J]. *计量与测试技术*, 2017, 44(2): 8 - 11.
- LI Chang-qing, SHEN Lin-yong, WU Xi, et al. Measurement system of static balance stability of human body and its use [J]. *Metrology & Measurement Technique*, 2017, 44(2): 8 - 11. (in Chinese)
- [9] 王晓玲, 陈峰, 王勇, 等. 膝关节关节炎患者静态平衡能力的影响因素分析 [J]. *中国全科医学*, 2017, 20(20): 2464 - 2468.
- WANG Xiao-ling, CHEN Feng, WANG Yong, et al. Associated factors static balance ability in patients with knee osteoarthritis [J]. *Metrology & Measurement Technique*, 2017, 20(20): 2464 - 2468. (in Chinese)
- [10] Costa M, Priplata A A, Lipsitz L A, et al. Noise and poise: enhancement of postural complexity in the elderly with a stochastic-resonance-based therapy [J]. *Europhysics Letters*, 2007, 77: 68008.
- [11] Mosabber Uddin A, Mandic D P. Multivariate multiscale entropy: a tool for complexity analysis of multichannel data [J]. *Physical Review E Statistical Nonlinear & Soft Matter Physics*, 2011, 84(6): 3067 - 3076.
- [12] Ahammed K. Identification of human emotions via univariate and multivariate multiscale entropy [J]. *Journal of the Eastern Asia Society for Transportation Studies*, 2015, 8(3): 410 - 416.
- [13] Chenxi L, Chen Y, Li Y, et al. Complexity analysis of brain activity in attention-deficit/hyperactivity disorder: A multiscale entropy analysis [J]. *Brain Research Bulletin*, 2016, 124: 12 - 20.
- [14] Rehman N, Mandic D P. Multivariate empirical mode decomposition [J]. *Proceedings of the Royal Society A*, 2010, 466(2117): 1291 - 1302.
- [15] 王惠娟, 张盛全, 刘夏, 等. 动态平衡仪与 Berg 量表用于评定偏瘫患者平衡功能的相关性分析 [J]. *中国康复医学杂志*, 2013, 28(4): 339 - 343.
- Wang Hui-juan, Zhang Sheng-quan, Liu Xia, et al. Application of dynamic balance instrument and Berg balance scale in assessing balance function of hemiplegic patients and analysis of its correlation [J]. *Chinese Journal of Rehabilitation Medicine*, 2013, 28(4): 339 - 343. (in Chinese)
- [16] Di Nardo F, Mengarelli A, Maranesi E, et al. Assessment of the ankle muscle co-contraction during normal gait: A surface electromyography study [J]. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 2015, 25(2): 347 - 354.
- [17] Craig C E. Proprioceptive acuity predicts muscle co-contraction of the tibialis anterior and gastrocnemius medialis in older adults' dynamic postural control [J]. *Neuroscience*, 2016, 322: 251 - 261.
- [18] Clark R A, Bryant A L, Yonghao P, et al. Validity and reliability of the Nintendo Wii balance board for assessment of standing balance [J]. *Gait & Posture*, 2010, 31(3): 307 - 310.
- [19] Lei Y, Luo S, Su H. Multi-rate data fusion based Kalman filtering with unknown input for online estimation of dynamic displacements [J]. *Earth and Space*, 2018: 970.
- [20] Cortes C, Vapnik V. Support-vector networks [J]. *Machine Learning*, 1995, 20(3): 273 - 297.

#### 作者简介



石 鹏 男. 1996 年 2 月出生, 安徽亳州人. 现为杭州电子科技大学研究生, 研究方向为生物医学信号处理、模式识别.  
E-mail: sp0399@foxmail.com



张启忠 男. 1967 年 2 月出生, 浙江金华人. 现为杭州电子科技大学副教授, 主要研究方向为生物医学信息检测、模式识别、机器人技术.