

DOI: 10.13382/j.jemi.B1902300

基于经验模态分解的牵张反射起始点检测研究*

杜明家 胡保华 肖飞云 刘正士 王勇

(合肥工业大学 机械工程学院 合肥 230009)

摘要:针对痉挛状态患者表面肌电信号易出现虚假的肌电峰值,引起牵张反射起始点前后的信号差异变小,提出经验模态分解去噪与改进样本熵识别的牵张反射起始点检测方法。首先用经验模态分解对肌电信号进行分解;然后以受试者静息状态下的表面肌电信号为参考,设定软阈值对分解的信号进行去噪;最后用改进样本熵识别牵张反射起始点。实验结果表明,经验模态分解算法可以有效地去除肌电信号噪声,而且在改进样本熵的最优参数下牵张反射起始点平均识别率为94%。

关键词: 痉挛状态;牵张反射起始点;表面肌电信号;经验模态分解

中图分类号: TN06; R318.04 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 310.6130

Stretch reflex onset detection based on empirical mode decomposition

Du Mingjia Hu Baohua Xiao Feiyun Liu Zhengshi Wang Yong

(School of Mechanical Engineering, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China)

Abstract: In view of the possibility of false peaks on the surface electromyography (sEMG) of patients with spasticity, leading to decreased signal differences before and after stretch reflex onset (SRO), a method for detecting SRO based on empirical mode decomposition (EMD) denoising and modified sample entropy recognition is proposed. First, the EMG signal is decomposed via EMD. Then, the soft threshold is set to denoise the decomposed signal on the basis of the sEMG signal of the subjects in resting state. Lastly, modified sample entropy is used to identify SRO. The experimental results show that the EMD algorithm can effectively remove noise from the EMG signal, and the average recognition rate of SRO under the optimal parameter of the modified sample entropy is 94%.

Keywords: spasticity; stretch reflex onset; surface electromyography; empirical mode decomposition

0 引言

肌肉痉挛是由上运动神经元损伤引起的间断的或持续的骨骼肌不自主的过度运动^[1]。临床上,痉挛状态主要表现为被动牵伸阻力的增大,即肌肉的张力升高,并且阻力随着被动牵伸速度的增加而增加^[2]。精准的痉挛状态评定为痉挛状态患者康复治疗提供客观的评定指标^[3]。临床上,应用最为广泛的痉挛状态评定方法是改良 Ashworth 量表(modified Ashworth scale, MAS),其应用简便,无需器械辅助,便于实现,但 MAS 主观性强,不能实现痉挛状态的精准评定^[4]。

张力性牵张反射阈值是目前公认的最有效且最符合

评估痉挛状态的值^[5],牵张反射阈值表示为被动牵伸受试者患侧肢体时,对应的拮抗肌或运动神经元开始收缩时的关节角度^[6]。相应的拮抗肌或运动神经元开始收缩时的起始点,为牵张反射起始点(stretch reflex onset, SRO)^[7]。表面肌电信号(surface electromyography, sEMG)是由贴附在肌肉皮肤表面的电极片获取而来,是一种非线性、非平稳信号^[8],可以通过分析 sEMG 信号,分析患者的痉挛状态,并且区分出肌张力增大成分中的神经成分。sEMG 信号的 SRO 检测是部分生物医学研究与临床诊断的先决条件和基本步骤,如步态识别,临床诊断,自动假肢控制等^[9-11]。因此对于痉挛状态评定,检测肌肉的牵张反射阈值至关重要。目前常用的 SRO 检测方法是基于医生经验的视觉识别与 sEMG 信号的标准

差。医生经验的视觉识别主观性过大; sEMG 信号标准差易受肌电信号基底活动影响, 由于痉挛状态患者 sEMG 信号质量差, 标准差满足不了精确的起始点检测^[12]。经验模态分解 (empirical mode decomposition, EMD) 可应用于任何类型的信号分解, 处理非线性非平稳的肌电信号具有明显优势^[13]。周平等将 EMD 与软阈值相结合, 消除了肌电信号中常见的 3 种噪声, 电源工频干扰、高斯白噪声与基线漂移。证明 EMD 去噪比其他数字滤波器, 如传统的 IIR 滤波器, 效果更好^[14]。样本熵是基于近似熵的一种用于度量时间序列复杂性的方法, 在评估生理信号时间序列的复杂性和诊断病理状态等方面均有应用^[15]。样本熵对数据长度依赖性过大, 在较短数据长度条件下很难达到稳定。改进样本熵相对于标准样本熵数据长度依赖性强, 熵值波动小, 更适合处理短时 sEMG 信号^[16]。

本文提出了一种基于 EMD 去噪与改进样本熵识别的 SRO 检测方法。该方法用 EMD 算法对肌电信号分解成若干固有模式函数 (intrinsic mode function, IMF), 然后依据各阶 IMF 与原始信号的相关系数提取有效的 IMF。以受试者静息状态下的 sEMG 信号为参考, 设定软阈值对分解的信号进行去噪, 最后用改进样本熵识别牵张反射起始点。同时通过 3 项评价指标, 对比了 EMD 算法与小波阈值算法对肌电信号的去噪效果。

1 肌电信号的处理

1.1 EMD 的原理

Huang 提出的 EMD 分解方法, 是依据数据自身的时间尺度特征来进行信号分解, 无须设定任何基函数。由原始信号分解为许多窄带分量, 每一分量被称为 IMF^[17]。EMD 分解结果由若干 IMF 和一个残余信号组成:

$$s(t) = \sum_{i=1}^n \text{imf}_i(t) + r_n(t) \quad (1)$$

由于实际信号都是复杂信号, 不满足 IMF 的要求。因此, Huang 进行了如下假设^[17]。

EMD 分解假定信号是由若干项 IMF 组成。首先, 提取原始信号 $x(t)$ 中所有的极大值点与极小值点; 然后通过三次样条函数拟合上包络线 $e_+(t)$ 和下包络线 $e_-(t)$; 最后计算上下包络线均值。

$$m_1(t) = \frac{e_+(t) + e_-(t)}{2} \quad (2)$$

计算原始信号与均值包络的差值:

$$h_1^k(t) = x(t) - m_1(t) \quad (3)$$

若 $h_1(t)$ 满足 IMF 定义的条件, 则 $h_1(t)$ 可作为第一阶 IMF。若不满足 IMF 的条件, 则将 $h_1(t)$ 作为输入, 重复上述步骤, 假定 k 次之后, $h_1^k(t)$ 满足 IMF 的条件, 则

$h_1^k(t)$ 作为原始信号的一阶 IMF:

$$c_1(t) = h_1^k \quad (4)$$

计算原始信号 $x(t)$ 与一阶 IMF 的差值:

$$r_1(t) = x(t) - c_1(t) \quad (5)$$

对 $r_1(t)$ 重复得到 $c_1(t)$ 的过程, 得到第二阶分量 $c_2(t)$, 以此类推。一直到第 n 阶 IMF 分量 $c_n(t)$ 或其残余量 $r_n(t)$ 小于预设值; 或当残余分量 $r_n(t)$ 是单调函数或常量时, EMD 分解过程停止。最后, EMD 对原始信号分解为:

$$x(t) = \sum_{i=1}^n c_i(t) + r_n(t) \quad (6)$$

1.2 基于 EMD 的肌电信号去噪

痉挛状态患者的 SRO 前 sEMG 信号有不自主的肌肉活动, 并混有采集过程中的噪声, 使 SRO 前后 sEMG 信号差异变小, 易造成 SRO 的误判。为消除 sEMG 信号的基底活动和高频噪声成分, 选取静息状态下, 非自主活动受试者的 sEMG 信号设置软阈值。由文献[12]的软阈值函数启发, 软阈值设定规则为:

$$\eta(\text{IMF}_{ij}) = \text{sign}(\text{IMF}_{ij}) (|\text{IMF}_{ij}| - \lambda_i)_+ \quad (7)$$

式中: $\eta(\text{IMF}_{ij})$ 表示去噪后第 i 阶 IMF 分量中的第 j 个值; λ_i 表示以静息状态下 sEMG 信号的 2 倍标准差对每个 IMF 进行滤波, IMF_i 表示需要预处理的第 i 阶 IMF 分量; $(\cdot)_+$ 表示正的部分。

根据文献[18]可知, SRO 的 sEMG 信号标准差相对于基底信号标准差增大 2 倍。SRO 后的 IMF_i 的标准差会大于对应静息状态下 IMF 标准差的 2 倍。因此认为预处理过程可以很好的消除痉挛状态评定过程中产生的不自主肌肉活动, 降低 SRO 前 sEMG 信号基底活动和噪声干扰等, 扩大 SRO 前后信号差异性。

首先计算各 IMF 分量与原始信号 $x(t)$ 的相关性关系, 根据相关性结果选取有效分量后进行滤波处理。具体流程如下:

1) 对原始信号进行归一化处理, 然后 EMD 分解得到 IMF_i ;

2) 计算每阶 IMF 与原始信号的相关性, 根据相关性的大小, 以最大相关系数 1/10 为软阈值找出有效分量, 剔除伪分量;

3) 对有效分量进行上述软阈值去噪, 去噪后对信号进行重构, 以达到对原始信号降噪的目的。

1.3 SRO 识别方法

依据改进样本熵判定 sEMG 信号的 SRO, 对 sEMG 信号进行滑动窗分帧, 帧移为 1 点。滑动窗长取 32 ~ 144 ms, 间隔 16 ms, 阈值敏感值取 0.3 ~ 0.65, 间隔 0.05。在改进样本熵的最优参数下, 滑动窗长 32 ms, 阈值敏感值为 0.3 ~ 0.45; 滑动窗长 64 ms, 阈值敏感值为 0.5 ~ 0.6; 滑动窗长 96 ms, 阈值敏感值为 0.5 ~ 0.65^[19]。

选取半合成 sEMG 信号,即 SRO 已知,取区间 $[SRO-50, SRO+50]$ 。半合成的表面肌电信号由两类信号组成,第 1 组是静止状态下受试者的肌电信号,第 2 组是受试者痉挛状态的 sEMG 信号。每组信号持续时间为 3 000 ms。用改进样本熵识别 SRO,若检测结果在区间内,则认为正确结果(true detection, TD),若落在区间外,则认为错误结果(false detection, FD)。定义识别率为:

$$Recognition_rate = \frac{TD}{TD + FD} \quad (8)$$

2 实验过程及研究方法

2.1 实验过程

实验采集痉挛状态患者上肢被动伸展过程中肱二头肌的 sEMG 信号。实验中受试者端正坐姿,医生先被动牵伸受试者患侧上肢,使其适应牵引速度,防止突然牵引造成受试者紧张影响实验数据。预备活动结束后,医生根据经验以适宜的匀速度对每一位受试者进行痉挛状态 sEMG 信号采集,重复 4 次,间隔 2 min。一手固定肘关节,一手握其腕关节,完成受试者从弯曲最大角度至伸展最大角度的被动牵引活动。痉挛状态具有速度依赖性,实验过程中需要保持牵伸速度在一定范围内波动。

实验使用的肌电信号传感器如图 1(a)所示,是基于单片机(STM32)的硬件电路和软件开发设计;实验过程如图 1(b)所示。硬件设计是通过差分放大电路、高通滤波电路、反相比例放大电路、低通滤波电路、稳压电路,实现信号放大 700 倍,频率为 20~500 Hz。将采集到的模拟信号通过单片机进行 A/D 转换,再经蓝牙无线传输至上位机,数据采样频率为 1 000 Hz。电极片的正负两极

贴在肱二头肌上,间隔 2 cm,参考端贴在肱二头肌侧面。采集到的 sEMG 信号,以医生视觉判断 SRO 为基准,得到起始点已知的半合成 sEMG 信号。

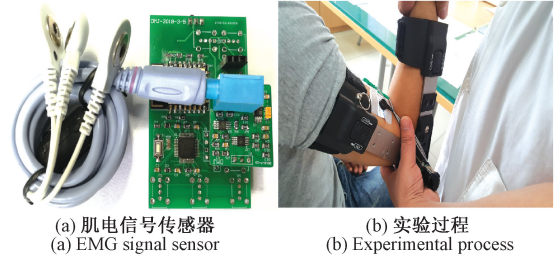


图 1 痉挛状态评定过程

Fig. 1 Evaluation process of spasticity

选取安徽中医药大学第一附属医院 25 名符合标准的脑卒中患者进行实验。本文经安徽省医院伦理委员会批准,所有参与者均给予知情同意。其中,痉挛等级 MAS1 有 11 名, MAS1+ 有 7 名, MAS2 有 7 名。

纳入标准:脑卒中所致上肢屈肌痉挛状态的患者;可独立保持坐位;肘关节屈伸范围至少为 90°;意识清楚,无严重认知、视听障碍,能够配合检查,完成简单的指示。

排除标准:有中枢神经系统疾患,如多发性硬化等可能导致肢体痉挛状态的疾病;有可影响上肢肘关节运动的疾病,如上肢骨折等;MAS 等级为 0、3 与 4 的患者。

2.2 EMD 去噪效果分析

选取 10 名痉挛状态患者的半合成 sEMG 信号,使用小波阈值去噪法与本方法进行对比,其中小波基选择与 sEMG 信号较为相似的 sym4 基函数。其中一名受试者的原始信号、EMD 去噪后的信号与小波阈值去噪后的信号如图 2 所示。

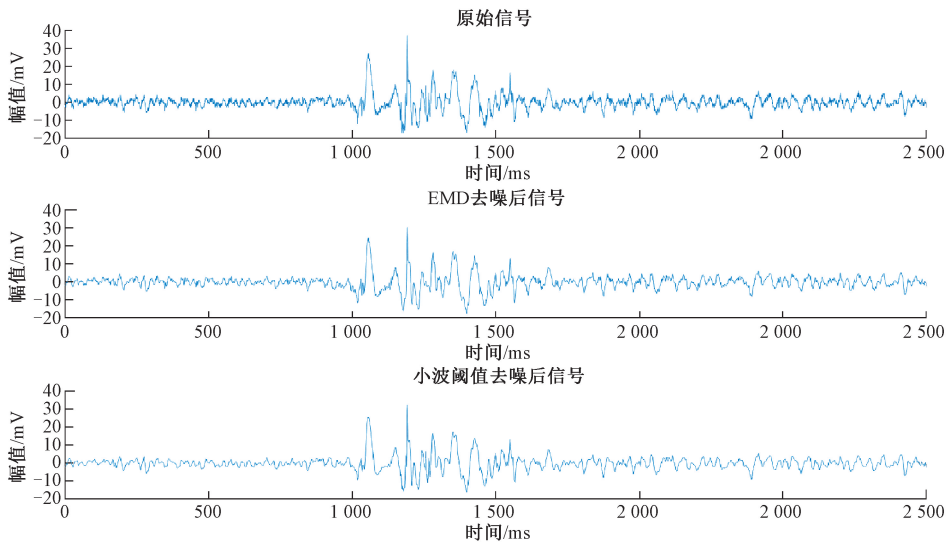


图 2 去噪前后的 sEMG 信号

Fig. 2 sEMG signal before and after denoising

本文引用 3 种评价指标,对比两种方法的去噪效果,包括信噪比(SNR)、均方根误差(RMSE)、相关系数 P 。

信噪比为:

$$SNR = 10 \lg \left(\frac{\sum_{i=1}^N x_i(t)}{\sum_{i=1}^N (x_i(t) - y_i(t))^2} \right) \quad (9)$$

式中: $x_i(t)$ 是原始信号; $y_i(t)$ 是处理后的信号; N 为采样点数。

均方根误差为:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i(t) - y_i(t))^2} \quad (10)$$

相关系数为:

$$P = \frac{\text{cov}(x_i(t), y_i(t))}{\sqrt{D(x_i(t)) \cdot D(y_i(t))}} \quad (11)$$

式中: $\text{Cov}()$ 是协方差函数; $D()$ 是方差函数。

其中, SNR 越高,表明信号去噪效果越好; $RMSE$ 越小,表明去噪后的信号与原始信号重合度越高; P 越大,表明去噪后的信号与原始信号相关性越强。选择 10 名受试者的半合成 sEMG 信号,分别求得两种去噪方法下的各项评价指标,结果如表 1 所示。

表 1 EMD 与小波阈值去噪的评价指标

Table 1 Evaluation indexes of EMD and wavelet threshold denoising

受试者	EMD 去噪			小波阈值去噪		
	SNR	RMSE	P	SNR	RMSE	P
S1	26.204 7	0.166 2	0.998 9	11.205 7	0.934 3	0.961 4
S2	22.908 8	0.157 1	0.997 5	8.394 4	0.834 5	0.924 8
S3	18.725	0.477 9	0.993 3	9.382	1.401 2	0.940 7
S4	22.887 1	0.800 1	0.997 5	9.581 2	3.70 2	0.943 7
S5	23.354 6	0.159 9	0.997 9	10.153	0.731 1	0.950 9
S6	22.385 1	0.144 6	0.997 6	7.611 2	0.792	0.909 2
S7	23.122 8	0.250 9	0.997 6	10.928 9	1.021 2	0.958 8
S8	22.994 1	0.109 1	0.997 6	7.058 1	0.683 5	0.896 2
S9	22.183 2	0.253 2	0.997 1	10.627 9	0.957 7	0.955 8
S10	21.744 1	0.280 5	0.996 7	11.996 2	0.861 5	0.967 9

由表 1 可知,EMD 去噪后的信号 SNR 和 P 均较高, $RMSE$ 较小;而且小波阈值去噪方法的 P 值波动较大,去噪性能不稳定。由图 2 可知,EMD 去噪相比于小波阈值去噪,较好的保留了 sEMG 信号的有用信息。实验结果表明,针对 sEMG 信号的去噪,EMD 算法要优于小波阈值算法,EMD 算法的去噪能力强、效果好,可以作为一种有效的 sEMG 信号去噪方法。

2.3 EMD 去噪的 SRO 检测

选取 25 名痉挛状态患者的半合成 sEMG 信号,每名患者 4 组数据共 100 组实验数据,每名患者的实验数据分别加入 0、5、10 与 15 dB 的高斯白噪声。基于 EMD 去噪与改进样本熵识别 SRO 的检测流程如下:

1) EMD 的软阈值去噪;

2) 利用固定长度的活动滑动窗对去噪后的 sEMG 信号进行分帧处理,帧移为 1 点,计算每一帧信号的改进样本熵值;

3) 如果某一时刻对应的熵值大于上述设定软阈值,而且连续 50 点都大于该软阈值,则判定该时刻为 SRO。

在噪声环境下,改进样本熵的 SRO 识别率,如表 2 所示;sEMG 信号 EMD 去噪后,改进样本熵的 SRO 识别率,如表 3 所示;sEMG 信号 EMD 去噪后,在改进样本熵的最优参数下,SRO 识别率,如表 4 所示。

表 2 噪声环境下改进样本熵 SRO 识别率

Table 2 The modified SampEn SRO recognition rate under noise environment

	识别率			
	SNR=0	SNR=5	SNR=10	SNR=15
32 ms	0.32	0.08	0.16	0.20
64 ms	0.48	0.20	0.44	0.56
96 ms	0.48	0.24	0.44	0.52

表 3 EMD 去噪后改进样本熵 SRO 识别率

Table 3 The modified SampEn SRO recognition rate after EMD denoising

	识别率			
	SNR=0	SNR=5	SNR=10	SNR=15
32 ms	0.84	0.36	0.36	0.52
64 ms	0.88	0.64	0.76	0.76
96 ms	0.80	0.64	0.76	0.68

表 4 EMD 去噪后最优参数下 SRO 识别率

Table 4 SRO recognition rate under optimal parameters after EMD denoising

	识别率			
	SNR=0	SNR=5	SNR=10	SNR=15
32 ms	0.96	0.84	0.92	0.88
64 ms	1	0.92	1	0.92
96 ms	1	0.88	1	0.96

实验结果表明,EMD 去噪后,SRO 识别率明显升高,尤其在改进样本熵的最优参数下,SRO 识别率最高可达到 100%,平均识别率为 94%。文献[19]改进样本熵的 SRO 识别率为 89%;文献[20]TKEO 方法的 SRO 识别率为 88%。对于添加高斯白噪声的 3 类信号,EMD 去噪后,SRO 识别率明显升高,表明 EMD 算法能有效的去除 sEMG 信号噪声干扰,具有很好的抗噪性能。

3 结论

针对痉挛状态患者表面肌电信号的问题,提出了一

种基于 EMD 去噪与改进样本熵识别的 SRO 检测方法。本文通过 EMD 的去噪与改进样本熵的识别实验,得出以下结论:1)针对 sEMG 信号的去噪,EMD 算法更优于小波阈值算法,可以更好地保留 sEMG 信号有用信息,有效地去除 sEMG 信号噪声;2)通过对原始信号添加不同信噪比的高斯白噪声,得出 EMD 具有很好的抗噪性能,EMD 去噪有助于 SRO 检测。在改进样本熵的最优参数下,SRO 识别率最高可达到 100%,平均识别率为 94%。综上所述,EMD 算法可以很好地去除 sEMG 信号噪声,EMD 与改进样本熵结合的方法可实现精确可靠的 SRO 检测,为客观、精准的评定痉挛状态提供了一种新方法。

参考文献

- [1] HU X G, SURESH N L, CHARDON M K, et al. Contributions of motoneuron hyperexcitability to clinical spasticity in hemispheric stroke survivors [J]. *Clinical Neurophysiology*, 2015, 126(8): 1599-1606.
- [2] HUANG H W, JU M S, LIN C C K. Flexor and extensor muscle tone evaluated using the quantitative pendulum test in stroke and parkinsonian patients [J]. *Journal of Clinical Neuroscience*, 2016, 27:48-52.
- [3] VALERIE S, DIANE P. Neurological rehabilitation and the management of spasticity [J]. *Medicine*, 2012, 40(9):513-517.
- [4] FLEUREN J F M, VOERMAN G E, ERREN W C, et al. Stop using the Ashworth Scale for the assessment of spasticity [J]. *Journal of Neurology Neurosurgery and Psychiatry*, 2010, 81(1):46-52.
- [5] GERMANOTTA M, TABORRI J, ROSSI S, et al. Spasticity measurement based on tonic stretch reflex threshold in children with cerebral palsy using the pedianklebot [J]. *Frontiers in Human Neuroscience*, 2017(11):277-.
- [6] PARK H S, KIM J, DAMIANO D L. Development of a haptic elbow spasticity simulator (HESS) for improving accuracy and reliability of clinical assessment of spasticity [J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2012, 20(3):361-370.
- [7] HU B H, ZHANG X F, WANG Y, et al. Spasticity measurement based on the HHT marginal spectrum entropy of sEMG using a portable system: A preliminary study [J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2018, 26(7):1424-1434.
- [8] KRISHNAN S, ATHAVALA Y. Trends in biomedical signal feature extraction [J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2018(43): 41-63.
- [9] WENTINK E C, BEIJEN S I, HERMENS H J, et al. Intention detection of gait initiation using EMG and kinematic data [J]. *Gait and Posture*, 2013, 37(2): 223-228.
- [10] VANNOZZI G, CONFORTO S, TOMMASO D A. Automatic detection of surface EMG activation timing using a wavelet transform based method [J]. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 2010, 20(4): 767-772.
- [11] DALLEY S A, VAROL H A, GOLDFARB M. A method for the control of multigrasp myoelectric prosthetic hands [J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2012, 20(1): 58-67.
- [12] SILVA M B, SILVA A N, NAVES E L M, et al. An improved approach for measuring the tonic stretch reflex response of spastic muscles [J]. *Computers in Biology and Medicine*, 2017, 80(1):166-174.
- [13] 行鸿彦,徐瑞庆,王长松. 基于经验模态分解的脉搏信号特征研究 [J]. *仪器仪表学报*, 2009, 30(3): 596-602.
- XING H Y, XU R Q, WANG C S. Pulse signal feature research based on empirical mode decomposition [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2009, 30(3): 596-602.
- [14] ZHANG X, ZHOU P. Filtering of surface EMG using ensemble empirical mode decomposition [J]. *Medical Engineering and Physics*, 2013, 35(4):537-542.
- [15] 刘澄玉,赵莉娜,刘常春. 生理信号时间序列周期性和平稳性对近似熵和样本熵算法的影响分析 [J]. *北京生物医学工程*, 2012, 31(2):154-158.
- LIU CH Y, ZHAO L, LIU CH CH. Influence analysis of physiological time-series periodicity and stability for approximate entropy and sample entropy [J]. *Beijing Biomedical Engineering*, 2012, 31(2):154-158.
- [16] CHEN W T, ZHUANG J, YU W X, et al. Measuring complexity using FuzzyEn, ApEn, and SampEn [J]. *Medical Engineering and Physics*, 2009, 31(1):61-68.
- [17] 张冬冬,郝明磊,行鸿彦. EEMD 在激光测云仪后向散射信号处理中的应用 [J]. *电子测量与仪器学报*, 2017, 31(10):1589-1595.
- ZHANG D D, HAO M L, XING H Y. Application of EEMD in laser ceilometer backscattering signal processing [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2017, 31(10):1589-1595.
- [18] CALOTA A, FELDMAN A G, LEVIN M F. Spasticity measurement based on tonic stretch reflex threshold in stroke using a portable device [J]. *Clinical Neurophysiology*, 2008, 119(10):2329-2337.
- [19] 胡保华,朱宗俊,刘正士,等. 基于改进样本熵的牵张反射起始点检测研究 [J]. *电子测量与仪器学报*,

2019,33(2):1-9.

HU B H, ZHU Z J, LIU ZH SH, et al. Stretch reflex onset detection based on modified sample entropy [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(2):1-9.

- [20] MALONE A, MELDRUM D, GLEESON J, et al. Reliability of surface electromyography timing parameters in gait in cervical spondylotic myelopathy [J]. Journal of Electromyography and Kinesiology Official, 2011, 21(6): 1004-1010.

作者简介



杜明家,2016 年于沈阳理工大学获得学士学位,现为合肥工业大学硕士研究生,主要研究方向为信号处理、康复机器人。
E-mail:1391286320@qq.com

Du Mingjia received B. Sc. from Shenyang Ligong University in 2016. Now he is a M. Sc. candidate at Hefei University of Technology. His main research interests include signal processing and rehabilitation robot.



胡保华,2018 年于合肥工业大学获得博士学位,主要研究方向为信号处理、康复机器人。
E-mail:hanyu19900205@126.com

Hu Baohua received Ph. D. from Hefei University of Technology in 2018. His main research interests include signal processing and rehabilitation robot.



肖飞云,2018 年于合肥工业大学获得博士学位,现为合肥工业大学讲师,主要研究方向为信号处理、康复机器人。
E-mail:1041117326@qq.com

Xiao Feiyun received Ph. D. from Hefei University of Technology in 2018. Now he is a lecturer at Hefei University of Technology. His main research interests include signal processing and rehabilitation robot.



刘正士,1996 年于合肥工业大学获得博士学位,现为合肥工业大学教授,主要研究方向为噪声与振动控制、传感及测量技术。
E-mail:lzshut@163.com

Liu Zhengshi received Ph. D. from Hefei University of Technology in 1996. Now he is a professor at Hefei University of Technology. His main research interests include vibration and noise control technology, sensor and testing technology.



王勇,2008 年于合肥工业大学获得博士学位,现为合肥工业大学教授,博士生导师,主要研究方向为机械设计、传感及测量技术、康复机器人。
E-mail:simenkouwang@sina.com

Wang Yong received Ph. D. from Hefei University of Technology in 2008. Now he is a professor and Ph. D. supervisor at Hefei University of Technology. His main research interests include mechanical design, sensing and measurement technology, and rehabilitation robot.