

## 恒河猴表面肌电信号小波去噪的复合评价指标

刘若汐<sup>1</sup>, 饶家声<sup>1,2</sup>, 魏瑞晗<sup>1</sup>, 赵璨<sup>2,3</sup>, 杨朝阳<sup>2,4</sup>, 李晓光<sup>1,2,4</sup>

1. 北京航空航天大学生物与医学工程学院, 生物材料与神经再生北京市重点实验室, 北京 100083; 2. 北京航空航天大学生物医学工程高精尖创新中心, 生物材料与神经再生北京市国际科技合作基地, 北京 100083; 3. 北京航空航天大学仪器科学与光电工程学院, 北京 100083; 4. 首都医科大学基础医学院神经生物学系, 北京 100069

**【摘要】**恒河猴表面肌电信号(sEMG)的去噪处理对于恒河猴运动学研究具有重要意义,其效果直接影响对恒河猴运动功能评价的准确度。针对该类sEMG去噪效果综合评价法缺失的问题,提出一种通过变异系数定权确定的复合评价指标。首先计算去噪信号的信噪比、均方根误差、平滑度、互相关系数等原始指标,并进行正向化、均值化处理,再利用变异系数计算指标权重,将预处理后的原始指标加权组合为复合指标。进一步的仿真实验和实际实验数据计算表明,本文构建的复合评价指标敏感性为 $1.72\% \pm 0.02\%$ 、准确性为 $83.64\%$ ,均显著高于现有指标的敏感性( $1.04\% \pm 0.01\%$ )和准确性( $75.76\%$ ),能够较好地反映恒河猴sEMG小波去噪效果,在恒河猴的运动行为研究中具有一定的应用价值。

**【关键词】**恒河猴;表面肌电信号;去噪;变异系数;评价指标

**【中图分类号】**R318

**【文献标志码】**A

**【文章编号】**1005-202X(2020)09-1169-06

## A composite evaluation indicator of wavelet denoising in surface electromyography of rhesus monkey

LIU Ruoxi<sup>1</sup>, RAO Jiasheng<sup>1,2</sup>, WEI Ruihan<sup>1</sup>, ZHAO Can<sup>2,3</sup>, YANG Zhaoyang<sup>2,4</sup>, LI Xiaoguang<sup>1,2,4</sup>

1. Beijing Key Laboratory for Biomaterials and Neural Regeneration, School of Biological Science and Medical Engineering, Beihang University, Beijing 100083, China; 2. Beijing International Cooperation Bases for Science and Technology on Biomaterials and Neural Regeneration, Beijing Advanced Innovation Center for Biomedical Engineering, Beihang University, Beijing 100083, China; 3. School of Instrumentation and Optoelectronic Engineering, Beihang University, Beijing 100083, China; 4. Department of Neurobiology, School of Basic Medicine, Capital Medical University, Beijing 100069, China

**Abstract:** The denoising of the surface electromyography (sEMG) of rhesus monkey has great significance for the kinematics research, and its effect directly affects the accuracy of motor function evaluation. Aiming at the problem of the lack of method for comprehensively evaluating sEMG denoising effect, a composite evaluation indicator determined by the coefficient of variation is proposed. The original indicators such as signal-to-noise ratio, root-mean-square error, smoothness and cross correlation coefficient were firstly calculated, and then were processed with positive management and averaging. Subsequently, the coefficient of variation was used to calculate the weights, and the preprocessed original indicators were combined into a composite indicator. Further simulation experiments and actual experimental data calculations show that the composite indicator proposed in this study achieves a sensitivity of  $1.72\% \pm 0.02\%$  and an accuracy of  $83.64\%$ , which are significantly higher than the sensitivity ( $1.04\% \pm 0.01\%$ ) and the accuracy ( $75.76\%$ ) of existing indicator. The proposed composite indicator which can be used to better represent the wavelet denoising effect has certain application value in the study of the behavior of rhesus monkeys.

**Keywords:** rhesus monkey; surface electromyography; denoising; coefficient of variation; evaluation indicator

**【收稿日期】**2020-03-19

**【基金项目】**国家自然科学基金(31970970,31900980,31730030,31650001,31670988,31320103903,31771053);国家重点研发计划(2017YFC1104001,2017YFC1104002);中国博士后科学基金(2018M640046);北京市自然科学基金(KZ201810025030,7194286);北京市科技计划(Z181100001818007);中央高校基本科研业务费专项资金(YWF-19-BJ-J-282)

**【作者简介】**刘若汐,硕士,主要研究方向:人体行为工程与康复工程,E-mail: liuruoxi@buaa.edu.cn

**【通信作者】**饶家声,博士,讲师,主要研究方向:生物医学信息及仪器医学数据处理技术等,E-mail: raojschina@126.com;杨朝阳,博士,教授,主要研究方向:组织工程等,E-mail: wack\_lily@163.com;李晓光,博士,教授,主要研究方向:组织工程与再生医学等,E-mail: lxxghina@sina.com

## 前言

恒河猴是一种广泛应用于生物医学领域的实验动物。对恒河猴表面肌电信号(Surface Electromyography, sEMG)的研究,是探究其神经传导、肌肉活动、运动模式的重要环节。恒河猴sEMG是一种非线性非平稳的微弱电信号,其幅值和功率均只有人类的10%左右,频率范围约为20~500 Hz,极易受到生理、环境等各类噪声的影响。去除噪声的同时最大限度地保留原信号的有效成分是sEMG数据处理中的关键,也是后续分析的前提。在这一过程中,需要制定某种评价指标及相应标准,来衡量所使用去噪方法的优劣,或对一系列去噪方法进行比较。

在sEMG研究中,使用最广泛的评价指标是信噪比(SNR)和均方根误差(RMSE)<sup>[1-6]</sup>;也有研究加入了平滑度(Smoothness,  $r$ )<sup>[7]</sup>、互相关系数(Cross Correlation Coefficient,  $R$ )<sup>[8]</sup>等其它指标;还有一些研究采用视觉效果等主观评价法<sup>[9-12]</sup>。计算多个指标能对去噪效果进行不同方面的客观评价,但当不同指标最优值指向不同去噪方法时,可能会产生相矛盾的结果。因此,有必要将多个原始指标整合为一个复合指标,以便进行全面、定量的评价。

在其它领域,有研究将4种指标标准化后线性相加<sup>[13]</sup>,但是,该研究使用的极差标准化法会导致指标间的差异发生改变,如(98, 99, 100)和(2, 51, 100)标准化后均为(0, 0.5, 1),可能导致评价结果不准确。也有研究使用CV定权的方法对去噪效果进行综合评价<sup>[14]</sup>。其思路为:随着小波分解层数的增加,信号 $r$ 与RMSE呈负相关,这两种指标的复合将会在最佳分解层次出现一极小值。这一方法在标准化时同样存在上述问题,同时,该方法舍弃了其它评价指标,所得到的结果不够全面。此外,上述两种方法是针对低频(<10 Hz)平稳信号提出,是否适用于sEMG信号尚有待验证。

考虑到sEMG信号易受噪声干扰、非平稳的特性,本文选取4种基础指标进行较为全面的综合评价。采用SNR和RMSE评价噪声残留情况,采用 $r$ 和 $R$ 评价去噪方法对信号细节的还原能力。指标同趋势化及无量纲化方法的选择直接影响综合评价结果<sup>[15-16]</sup>。本文整合先前研究的优点,改进其不足之处,先将传统指标进行正向化和均值化,在预处理时不破坏基础指标之间原有的相互差异,再通过CV定权确定权重,计算复合指标。

## 1 评价指标构建

计算不同方法去噪后信号的SNR、RMSE、 $r$ 和

$R$ ,对逆指标(RMSE和 $r$ )进行正向化<sup>[17-18]</sup>、均值化<sup>[15]</sup>后,使用CV(Coefficient of Variation, CV)计算权重,扩大相互差异大的指标的占比以提高复合指标敏感性。该复合指标越大,信号的去噪效果越好。

### 1.1 传统指标正向化

在综合评价时,必须先将指标同趋势化,并使数据在处理前后的相对差异保持一致。设综合评价中共有 $n$ 个待评价方法, $m$ 个指标,其中有 $k$ 个逆向指标, $X_{ij}$ 表示第 $i$ 个方法的第 $j$ 个逆向原始指标值( $i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, k$ ), $X'_{ij}$ 表示正向化后的新指标值,逆指标正向化转换公式为:

$$X'_{ij} = a - bX_{ij} \quad (1)$$

其中, $b>0$ , $a$ 为任意常数, $X_{ij} \in [a - b \cdot \max_{1 \leq i \leq n} \{X_{ij}\}, a - b \cdot \min_{1 \leq i \leq n} \{X_{ij}\}]$ 。若转换前后的指标满足下式,则变化后数据保距,该正向化方法是合理的<sup>[18]</sup>,其中 $p$ 和 $q$ 为 $[1, n]$ 间互不相等的正整数,且 $X_{pj} \leq X_{qj}$ :

$$\frac{X_{qj} - X_{pj}}{\max_{1 \leq i \leq n} \{X_{ij}\} - \min_{1 \leq i \leq n} \{X_{ij}\}} = \frac{X'_{pj} - X'_{qj}}{\max_{1 \leq i \leq n} \{X'_{ij}\} - \min_{1 \leq i \leq n} \{X'_{ij}\}} \quad (2)$$

当 $\min_{1 \leq i \leq n} \{X_{ij}\} = a - b \cdot \max_{1 \leq i \leq n} \{X_{ij}\}$ ,且 $\max_{1 \leq i \leq n} \{X_{ij}\} = a - b \cdot \min_{1 \leq i \leq n} \{X_{ij}\}$ 时,可解得 $a = \min_{1 \leq i \leq n} \{X_{ij}\} + \max_{1 \leq i \leq n} \{X_{ij}\}$ , $b=1$ 。故本文使用指标正向化方法为:

$$X'_{ij} = \min_{1 \leq i \leq n} \{X_{ij}\} + \max_{1 \leq i \leq n} \{X_{ij}\} - X_{ij} \quad (3)$$

### 1.2 传统指标均值化

为了消除不同量纲造成的不可公度性,需对正向化后的指标作无量纲化处理。均值化方法能保留各指标变异程度的信息,且不会造成指标正负性变化<sup>[15]</sup>。 $Y_{ij}$ 表示第 $i$ 个方法的第 $j$ 个指标值(该处的指标应全为正向指标; $i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, m$ ), $\bar{Y}_j$ 表示第 $j$ 个指标的均值, $Z_{ij}$ 表示均值化后的新指标值,计算方法为:

$$Z_{ij} = \frac{Y_{ij}}{\bar{Y}_j} \quad (4)$$

均值化后,各指标的均值为1,CV保持不变。

### 1.3 复合指标构建

CV越大,表明某一指标的离散程度越大,达到该指标最优值的难度越大<sup>[19]</sup>。因此,CV较大的指标其权重也较大。指标 $Z_j$ 的CV由式(5)计算,其中,CV <sub>$j$</sub> 是该指标的CV, $\sigma_j$ 是该指标的标准差, $\bar{Z}_j$ 是该指标的均值:

$$CV_j = \frac{\sigma_j}{\bar{Z}_j} \times 100\% \quad (5)$$

指标在复合评价指标中的权重为该指标CV与所有指标CV和的比值。其中, $W_j$ 是第 $j$ 个指标的权重,CV <sub>$ij$</sub> 是第 $i$ 个方法的第 $j$ 个指标的CV, $n$ 为指标

个数:

$$W_j = \frac{CV_j}{\sum_{i=1}^n CV_{ij}}$$

(6)

单次实验的复合指标  $M$  为该次实验所有指标权重与  $CV$  对应乘积之和:

$$M = \sum_{j=1}^m W_j \times CV_j$$

(7)

所得指标  $M$  即为本研究构建的恒河猴 sEMG 信号小波去噪效果复合评价指标。

2 实验设计与数据预处理

为验证本文方法的有效性与敏感性,在一系列实验中,分别计算 4 种传统指标及本文提出的复合指标  $M$ ,并与文献[13]和文献[14]的方法进行比较。

2.1 仿真实验

构建一幅值为 1、频率为 1 的标准正弦信号,采样频率为 1 000 Hz,采样 2 000 点。在标准正弦信号中加入 50 Hz 工频干扰,使加噪后信号信噪比为 10 db,分别构建不同带宽的不同滤波器进行滤波(表 1),并计算上述指标。

表 1 用于滤除工频干扰的不同滤波器  
Tab.1 Different filters for filtering power line noise

滤波器	阶数	FC1	FC2
巴特沃斯(B宽)	10	49	51
切比雪夫I型(C宽)	10	49	51
巴特沃斯(B窄)	10	49.5	50.5
切比雪夫I型(C窄)	10	49.5	50.5
频谱线性插值(I)	-	-	-

2.2 实际算例

使用 MyoSystem 1400A 表面肌电图仪(美国 Noraxon 公司)采集 3 只健康成年雌性恒河猴在跑步机上以 0.5 km/h 的速度行走时双下肢主要肌肉(腓肠肌、胫前肌、股直肌、半腱肌)的 sEMG 信号,采样频率 1 000 Hz。实验经北京航空航天大学生物与医学伦理委员会审批通过(批准号:BM20180046)。使用 Matlab R2017a 进行数据读取和处理,频谱插值法去除工频干扰及其谐波,中值滤波去除基线漂移,带通滤波 20~500 Hz。将恒河猴行走时单块肌肉的单个电活动记为一个样本,样本长度统一截取 2 048 点,并归一化至[-1, 1]内,共获取有效样本 2 409 个。

对 sEMG 信号分别使用下述方法去噪,并计算上

述指标:(1)使用不同小波基函数(db2、db4、db6、db8、sym2、sym4、sym6、sym8、bior2.2、bior2.4、bior2.6、bior2.8)分解 4 层;(2)使用 sym8 小波分解 1~8 层。上述方法均采用"sqtwolog"法选取阈值,根据第一层的小波系数进行噪声估计并进行阈值调整,并使用硬阈值去噪。

2.3 统计学方法

使用 IBM SPSS Statistics 23(美国 IBM 公司)进行统计学分析,通过 Levene 检验数据的正态性和同方差性,使用 Kruskal-Wallis 检验分析同一评价指标在不同分解层数时的差异,计量资料用均数±标准差表示,使用配对样本  $t$  检验分析不同评价指标敏感性间的差异,使用 Bonferroni 进行多重比较校正。显著性差异设置为  $P<0.05$ 。

3 复合指标验证

3.1 仿真实验结果

切比雪夫滤波器的衰减特性比巴特沃斯滤波器更陡,对噪声的抑制能力相对更佳。而频谱插值法不受传统滤波器响应特性影响,对工频干扰的削减能力应该是最好的。同时,针对单一频率噪声而言,阻带更窄的滤波器效果应该更差。因此从理论上推测,所选用滤波方法的效果优劣排序应为:频谱插值法>切比雪夫滤波器>巴特沃斯滤波器,宽阻带滤波器>窄阻带滤波器。仿真计算结果如表 2 所示,3 种方法所得指标结果均与理论推测一致。

3.2 实际算例结果

广泛应用于 sEMG 信号去噪的常见小波基有 dbN<sup>[1-3, 7, 9-10]</sup>、symN<sup>[1, 5-6, 8, 11]</sup>、biorNr. Nd<sup>[3-4]</sup> 小波等。不同研究中选定的最优小波基不同,但分解层数基本集中于 3~5 层。其中,使用 dbN 小波进行去噪的研究中选用的小波基较为分散;使用 symN 小波的研究中普遍认为 sym8 小波在分解 4 层时能取得良好的去噪效果<sup>[5-6, 8, 11]</sup>;部分研究提到 bior2.4 的效果较好<sup>[3-4]</sup>。因此,本研究选择一系列小波基(db2、db4、db6、db8、sym2、sym4、sym6、sym8、bior2.2、bior2.4、bior2.6、bior2.8)对信号分解 3、4、5 层去噪,并对 3 种方法进行比较。由于无法确知 sEMG 真值,在该部分实验中,使用每次进行比较的同组去噪信号的均值作为估计真值。

本文与文献[13]的指标值越高,认为选择的小波基越优,文献[14]的指标则相反。结果如表 3 所示,本文和文献[13]方法认为去噪能力更优(指标值优于同组均值)的小波基有 sym4、sym6、sym8、bior2.4、bior2.8 等,与其他研究结果具有很高的重叠性。文献[14]方法的结果则不一致。

表2 不同滤波器滤除工频干扰后的指标值

Tab.2 Indicators for evaluating the denosing effects of different filters for filtering power line noise

评价指标	滤波方法					指标权重
	B宽	C宽	B窄	C窄	I	
SNR	32.833 5	33.088 7	29.866 7	30.188 0	268.039 1*	0.437 6
RMSE	0.016 1	0.015 7	0.022 7	0.021 9	0.000 0*	0.400 4
<i>r</i>	2.277 3	2.185 0	3.554 4	3.367 6	1.000 0*	0.161 9
<i>R</i>	0.999 7	0.999 8	0.999 5	0.999 5	1.000 0*	0.000 1
本文指标 <i>M</i>	0.714 1	0.747 8	0.243 8	0.304 6	2.989 6*	-
文献[13]指标	1.203 2	1.458 0	0.000 0	0.109 7	4.000 0*	-
文献[14]指标	0.596 5	0.568 9	1.000 0	0.944 3	0.000 0*	-

\*表示最优值;指标权重指本文方法所得权重

表3 使用各小波基分解3、4、5层时去噪的复合指标值

Tab.3 Composite indicator value when decomposing level 3, 4, and 5 using different wavelets during denosing

小波基	本文指标 <i>M</i>			文献[13]指标			文献[14]指标		
	3层	4层	5层	3层	4层	5层	3层	4层	5层
db2	0.986 0	0.991 0	0.984 4	1.634 5	1.741 5	1.617 8	0.443 0	0.435 9	0.432 6
db4	0.985 4	0.989 0	0.989 9	1.754 0	1.821 2	1.863 4	0.426 6*	0.420 2*	0.417 2*
db6	0.990 4	0.989 5	0.988 7	1.792 5	1.835 4	1.801 7	0.423 3*	0.417 4*	0.414 2*
db8	0.999 1	0.996 5	0.999 1	1.899 0*	1.916 9	1.957 8*	0.418 7*	0.413 4*	0.410 4*
sym2	0.986 0	0.991 0	0.984 4	1.634 5	1.741 5	1.617 8	0.443 0	0.435 9	0.432 6
sym4	1.009 9*	1.011 9*	1.017 2*	2.135 6*	2.201 3*	2.244 5*	0.442 2	0.437 1	0.434 4
sym6	1.051 4*	1.055 1*	1.057 6*	2.681 2*	2.751 4*	2.733 5*	0.446 5	0.441 4	0.437 9
sym8	1.016 5*	1.021 5*	1.028 1*	2.290 5*	2.378 5*	2.471 7*	0.435 3	0.430 1	0.427 3
bior2.2	0.971 1	0.956 6	0.949 1	1.366 3	1.226 6	1.125 5	0.422 8*	0.417 6*	0.413 9*
bior2.4	1.007 8*	1.001 3*	1.000 5*	1.949 6*	1.915 9	1.893 8	0.435 0	0.429 6	0.426 5
bior2.6	0.983 0	0.983 9	0.985 0	1.629 9	1.712 5	1.695 3	0.436 2	0.431 5	0.427 9
bior2.8	1.013 5*	1.012 6*	1.015 9*	2.008 6*	2.017 4*	2.047 8*	0.446 4	0.441 0	0.437 7

\*表示优于同组均值;本文指标*M*权重(SNR、RMSE、*r*、*R*):3层,0.347 6、0.241 0、0.329 4、0.082 0;4层,0.405 9、0.265 2、0.232 4、0.096 5;5层,0.423 6、0.276 2、0.196 1、0.104 2

同时,本文计算了 sym8 小波在不同分解层数下的相应指标(表4),以进一步对比本文指标*M*与其他方法。当分解层数过低时,信号中仍有部分噪声残留;分解层数过高时,重构误差较大,信号细节损失过多,出现过度去噪情况(图1)。本文指标和文献[13]指标均在4层分解时达到最优值,认为此时去噪效果最佳,与大部分文献研究结论一致。但是,文献[13]指标在4~6层时无显著性差异。文献[14]的指标则在5层时达到最优值。

为定量比较本文和上述文献中指标的敏感性和

准确性,分别计算每一指标最优值及次优值之间的相对差异(图2),该差异越大,说明指标识别最优方法的能力越强,即指标越敏感。本文指标*M*得到的最优方法与次优方法之间的差异为1.72%±0.02%,显著高于文献[13](1.04%±0.01%)和文献[14](0.07%±0.01%)的指标所获得的差异大小( $P<0.001$ )。同时,本研究比较了每一次实验中所获得的最优分解层数与实际最优分解层数(4层)的一致性,如果两者相符合,则认为该次实验准确。获取最优分解层数与实际最优层数相一致的次数,其占实验总次数



表 4 Sym8 小波不同分解层数下的指标值  
Tab.4 Indicator value corresponding to different decomposition levels of Sym8 wavelet

评价指标	分解层数								指标权重
	1	2	3	4	5	6	7	8	
SNR	7.228 5	11.446 9	16.098 6	18.583 2*	18.294 6	17.912 4	17.665 3	17.509 7	0.404 1
RMSE	0.046 9	0.029 0	0.016 8	0.012 6*	0.013 0	0.013 6	0.014 0	0.014 2	0.466 2
$r$	1.226 8	1.041 1	1.001 7	0.998 0	0.997 3	0.997 0	0.996 8	0.996 5*	0.090 7
$R$	0.916 5	0.963 1	0.986 1	0.991 8*	0.991 2	0.990 5	0.990 0	0.989 6	0.039 0
本文指标 $M$	0.438 1 <sup>a</sup>	0.782 1 <sup>b</sup>	1.053 9 <sup>c</sup>	1.171 5 <sup>*d</sup>	1.158 9 <sup>e</sup>	1.141 8 <sup>ef</sup>	1.130 5 <sup>f</sup>	1.123 3 <sup>f</sup>	-
文献[13]指标	0.000 0 <sup>a</sup>	2.338 0 <sup>b</sup>	3.557 6 <sup>c</sup>	3.992 7 <sup>*d</sup>	3.951 1 <sup>de</sup>	3.891 2 <sup>def</sup>	3.851 5 <sup>ef</sup>	3.826 6 <sup>f</sup>	-
文献[14]指标	0.733 2 <sup>a</sup>	0.617 6 <sup>b</sup>	0.589 6 <sup>c</sup>	0.585 7 <sup>d</sup>	0.585 5 <sup>*d</sup>	0.585 6 <sup>d</sup>	0.585 6 <sup>d</sup>	0.585 6 <sup>d</sup>	-

\*表示最优值;对同一指标的不同分解层数进行比较,相同字母表示组间无显著差异,不同字母表示组间有显著差异( $P<0.05$ )。  
指标权重指本文方法所得权重

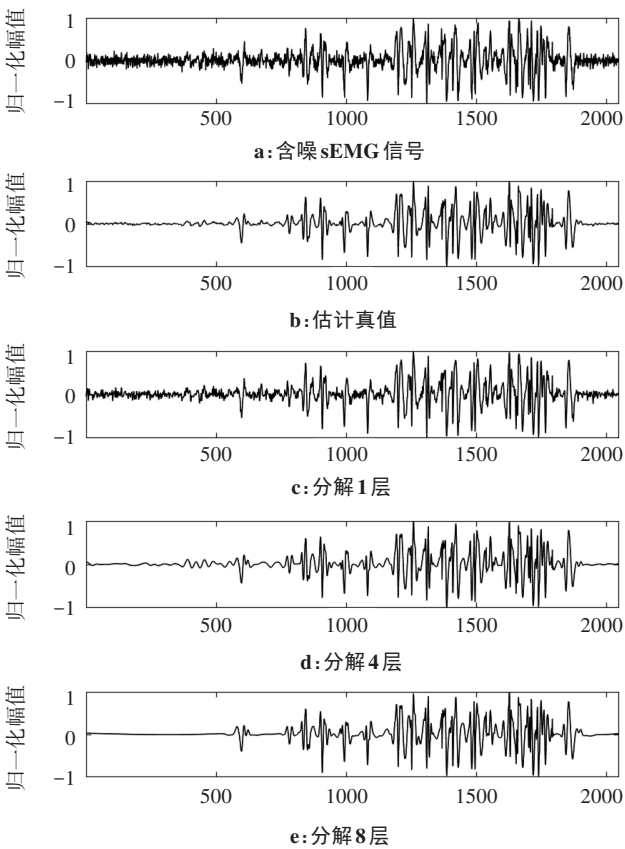


图 1 Sym8 小波去噪效果比较  
Fig.1 Comparison of denoising effects using Sym8 wavelet

的比例即为该指标的准确性。结果显示,本文构建的指标准确性为 83.64%,高于文献[13](75.76%)和文献[14](38.46%)的准确性。  
综上所述,理论分析与实验检验表明,本文提出的复合指标  $M$  计算简便,在恒河猴 sEMG 小波去噪效果评价中具有一定的实用价值,且优于文献[13]和文献[14]的方法。

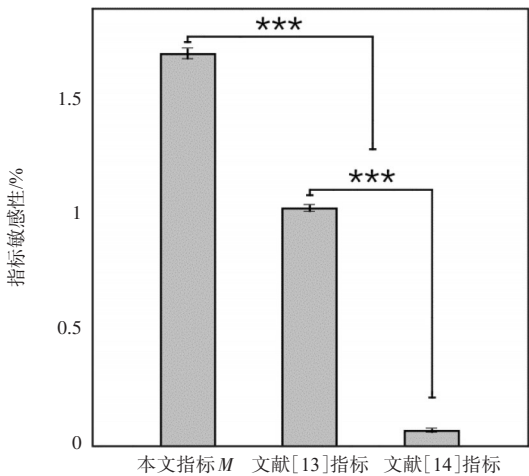


图 2 3种评价指标的敏感性比较(均数±标准差,\*\*\*表示 $P<0.001$ )  
Fig.2 Sensitivity comparison of 3 evaluation indicators  
(Mean±SD; \*\*\* indicated that  $P < 0.001$ )

4 讨论  
本文与文献[13]均选用了4项指标进行复合,而文献[14]只选取了RMSE和 $r$ 。在针对恒河猴sEMG去噪评价时,本文与文献[13]的结论是相近的,且与大部分研究结果一致,而文献[14]的指标则效果较差,这可能与其所选择的基础指标较少有关。从 $r$ 的定义来看,去噪信号每两点之间差值越小,则该信号越平滑,去噪效果越好<sup>[20]</sup>。文献[14]的研究对象为低频GPS残差信号( $<1$  Hz)、变化平稳,有用信号频率远低于噪声频率,对于这类信号, $r$ 是反映信号特征的最重要指标之一,且可能已经足够反映绝大部分信息。但相对高频(20~500 Hz)、非平稳的sEMG信号或许并不是足够“平滑”的信号, $r$ 这一指标可能相对不够重要。因此,单纯的平滑度评价并不适用于sEMG信号研究。

RMSE是去噪信号与原信号间细节的差异,反映噪声及去噪算法对原有信息的破坏程度;SNR是去噪后噪声能量的削减情况,反映算法对噪声的抑制能力。对sEMG评价而言,这两个指标是衡量去噪效果的最重要指标,在评价时占据的权重最高。在很多研究中往往只用这两个指标进行评价<sup>[1-6]</sup>。但当所使用方法对噪声的滤除能力相近时,只使用SNR及RMSE可能会难以判断效果,而 $r$ 和 $R$ 作为对信号形状还原能力的指标,其权重会得到一定提高。

在本研究中,每次实验所使用的sEMG信号不同,去噪后的各项指标具有差异,因此每次实验的权重均经过重新计算,最终复合指标为历次结果平均值。每次实验中权重的变化是否会影响最终评价结果还有待进一步考证。进行一定量的预实验后,取均值作为固定权重可能会使该复合指标的稳定性更优。

由于所选取的原始指标都是对信号整体质量的评价,因而本研究所构建的复合指标难以细致地反映信号每一部分的细节情况。对于时刻变化的非线性、非平稳信号而言,如果需要进行精密评估,可以考虑对信号加窗处理,分段计算原始及复合指标,从而获得对局部更详细的评价信息。

原始指标的计算过程涉及对数、平方、开方等多种非线性运算,因而原信号中的微小变动可能引起指标的定性改变。将原始指标进行一定处理后进行线性计算获取复合指标,必然会使原始指标的物理意义和敏感度遭到一定削减。从这一角度来说,复合指标的设计本身具有一定的局限性。如何更灵敏地反映原始指标的变化,挖掘信号变化的深层信息,是接下来要进一步研究的内容。

## 【参考文献】

- [1] HUSSAIN M S, REAZ M B, MOHD-YASIN F, et al. Electromyography signal analysis using wavelet transform and higher order statistics to determine muscle contraction[J]. Expert Syst, 2009, 26(1): 35-48.
- [2] AMIRMAZLAGHANI M, AMINDAVAR H. EMG signal denoising via Bayesian wavelet shrinkage based on GARCH modeling[C]// International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Taiwan: IEEE, 2009: 469-472.
- [3] JOSEPH R K, TITUS G, SUDHAKAR M S. Effective EMG denoising using a hybrid model based on WAT and GARCH[J]. Biomed Signal Proces, 2018, 45: 305-312.
- [4] 李琰, 隋修武. 基于平移不变小波变换的颈肩肌电信号去噪方法研究[J]. 生物医学工程研究, 2018, 37(1): 52-55.  
LI Y, SUI X W. Research on denoising method of surface electromyography of neck-shoulder muscle signal based on translation invariant wavelet transform[J]. Journal of Biomedical Engineering Research, 2018, 37(1): 52-55.
- [5] 涂建成, 席旭刚, 罗志增. 一种改进阈值的平移不变量小波消噪方法[J]. 信息与控制, 2011, 40(2): 150-154.  
TU J C, XI X G, LUO Z Z. A translation-invariant wavelet denoising method based on improved threshold[J]. Information and Control, 2011, 40(2): 150-154.
- [6] 席旭刚, 左静, 张启忠, 等. 多通道表面肌电信号降噪与去混迹研究[J]. 传感技术学报, 2014, 27(3): 293-298.
- [7] XI X G, ZUO J, ZHANG Q Z, et al. A study of multi-channel sEMG de-noising and aliasing removal[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2014, 27(3): 293-298.
- [7] 李会. 上肢表面肌电信号的特征分析方法研究[D]. 泉州: 华侨大学, 2015.  
LI H. Study on feature analysis methods of upper limb sEMG signal[D]. Quanzhou: Huaqiao University, 2015.
- [8] ABBASPOUR S, FALLAH A, LINDÉN M, et al. A novel approach for removing ECG interferences from surface EMG signals using a combined ANFIS and wavelet[J]. J Electromyogr Kines, 2016, 26: 52-59.
- [9] STRAZZA A, VERDINI F, MENGARELLI A, et al. A time-frequency approach for the assessment of dynamic muscle co-contractions[C]// World Congress on Medical Physics and Biomedical Engineering. Singapore: Springer Nature, 2018: 223-226.
- [10] SUI X, WAN K, ZHANG Y. Pattern recognition of SEMG based on wavelet packet transform and improved SVM[J]. Optik, 2019, 176: 228-235.
- [11] 罗志增, 张清菊, 蒋静坪. 表面肌电信号的小波消噪改进算法[J]. 浙江大学学报(工学版), 2007, 41(2): 213-220.  
LUO Z Z, ZHANG Q J, JIANG J P. Improving method for surface electromyography denoising based on wavelet transform[J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2007, 41(2): 213-220.
- [12] 杜育乘, 张婷婷, 王晓云. 基于表面肌电相位同步分析的跌倒辨识研究[J]. 中国医学物理学杂志, 2018, 35(3): 313-322.  
DU Y C, ZHANG T T, WANG X Y. Fall recognition based on surface electromyography phase synchronization analysis[J]. Chinese Journal of Medical Physics, 2018, 35(3): 313-322.
- [13] 李宗春, 邓勇, 张冠宇, 等. 变形测量异常数据处理中小波变换最佳级数的确定[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2011, 36(3): 285-288.  
LI Z C, DENG Y, ZHANG G Y, et al. Determination of best grading of wavelet transform in deformation measurement data filtering[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2011, 36(3): 285-288.
- [14] 朱建军, 章浙涛, 匡翠林, 等. 一种可靠的小波去噪质量评价指标[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2015, 40(5): 688-694.  
ZHU J J, ZHANG Z T, KUANG C L, et al. A reliable evaluation indicator of wavelet de-noising[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2015, 40(5): 688-694.
- [15] 刘竞妍, 张可, 王桂华. 综合评价中数据标准化方法比较研究[J]. 数字技术与应用, 2018, 36(6): 84-85.  
LIU J Y, ZHANG K, WANG G H. Comparative study on data standardization methods in comprehensive evaluation[J]. Digital Technology & Application, 2018, 36(6): 84-85.
- [16] 宫诚举, 郭亚军, 李玲玉, 等. 群体信息集结过程中无量纲化方法的选择[J]. 运筹与管理, 2017, 26(5): 151-157.  
GONG C J, GUO Y J, LI L Y, et al. Dimensionless methods selection in the process of group information aggregation[J]. Operations Research and Management Science, 2017, 26(5): 151-157.
- [17] 詹敏, 廖志高, 徐玖平. 线性无量纲化方法比较研究[J]. 统计与信息论坛, 2016, 31(12): 17-22.  
ZHAN M, LIAO Z G, XU J P. Character analysis of linear dimensionless methods[J]. Statistics & Information Forum, 2016, 31(12): 17-22.
- [18] 范坤, 冯长煊. 基于因子分析的目标极性模型研究——针对上市电子企业的实证分析[J]. 井冈山大学学报(自然科学版), 2012, 33(6): 15-20.  
FAN K, FENG C H. Target polarity models and empirical analysis based on the factor analysis[J]. Journal of Jinggangshan University (Natural Science), 2012, 33(6): 15-20.
- [19] DELLWO V. Rhythm and speech rate: a variation coefficient for deltaC[M]. Language and language processing, Frankfurt am Main: Peter Lang GmbH, 2006: 231-241.
- [20] 陈强, 黄声享, 王韦. 小波去噪效果评价的另一指标[J]. 测绘信息与工程, 2008, 33(5): 13-14.  
CHEN Q, HUANG S X, WANG W. An evaluation indicator of wavelet denoising[J]. Journal of Geomatics, 2008, 33(5): 13-14.

(编辑:陈丽霞)