

文章编号: 2095-4980(2021)01-0101-06

基于表面肌电信号的截肢者人手动作模式识别

阮 婷, 刘 川, 尹奎英*

(南京电子技术研究所, 江苏 南京 210039)

摘 要: 基于表面肌电信号(sEMG)的手部动作模式识别技术已被广泛研究, 它在健全的受试者中有良好的分类性能。但对于截肢者的日常使用, 其性能还需进一步研究。本文对截肢者进行了 10 天的肌电信号采集, 调查了截肢者对于不同动作的分类性能。模仿实际应用条件, 取时域特征为支持向量机(SVM)的输入, 对截肢者的双侧手臂进行手部动作识别, 结果表明, 健全侧的分类效果远好于截肢侧; 同时, 取不同的时域特征对动作进行分类, 结果表明, 新提出的时域特征具有更好的分类效果。通过对不同动作的分类识别, 表明截肢者可以通过肌电信号较好地控制基本手部动作, 但对于精细动作, 其性能还需进一步提高。

关键词: 表面肌电信号; 模式识别; 截肢者; 支持向量机

中图分类号: TN911.23; TP391.4 **文献标志码:** A **doi:** 10.11805/TKYDA2019287

Pattern recognition of human hand movements based on surface electromyography signals for amputees

RUAN Ting, LIU Chuan, YIN Kuiying*

(Nanjing Research Institute of Electronics Technology, Nanjing Jiangsu 210039, China)

Abstract: Pattern recognition of hand movements based on surface electromyography(sEMG) signals has been widely studied and has good classification performance in healthy subjects. However, for the daily use of amputees, its performance needs to be further studied. In this paper, the electromyography signals of amputees are collected for 10 days to investigate the classification performance of different movements. The practical application conditions are simulated, the time-domain features are taken as the input of Support Vector Machine(SVM), and hand movements recognition is performed on both sides of the arm. As a result, the classification performance of the healthy side is much better than that of the amputation side, because the amputation reduces the stability of the movements. At the same time, different time-domain features are adopted to classify the movements. The results show that the newly proposed feature has better classification performance. The results of classification of different movements show that amputees can control basic hand movements through electromyography signals, but the performance of fine movements needs to be further improved.

Keywords: surface electromyography; pattern recognition; amputees; Support Vector Machine

表面肌电信号(sEMG)是肌肉兴奋时, 经表面电极引导、放大、显示和记录所获得的电压时间序列信号, 能在一定程度上反映肌肉的活动信息。对表面肌电信号进行模式识别, 可达到智能控制假肢的目的。目前, 利用表面肌电信号的模式识别结果来控制假肢已成为研究热点。实际上, 这个概念并不新鲜, 最早的基于表面肌电信号模式识别来控制假肢的概念出现在 20 世纪 60 年代末 70 年代初^[1-2]。通过多年的学术和商业活动的努力, 基于表面肌电信号模式识别的控制似乎已经接近了临床可行性^[3]。但实际上, 由于采集设备使用不便、识别动作错误率高等问题, 基于肌电信号的智能假肢并没有在截肢患者的日常生活中得到广泛应用。在实验条件下,

收稿日期: 2019-08-13; 修回日期: 2019-10-08

基金项目: 国防科技创新特区项目资助(17-163-12-ZT-002-154-01)

作者简介: 阮 婷(1996-), 女, 在读硕士研究生, 主要研究方向为信号处理技术。email:18740440707@163.com

*通信作者: 尹奎英 email:29525987@qq.com

对肌电信号进行合适的特征提取, 根据标签对动作进行分类。对于健全者, 在不到 10 类的情况下, 分类精确度可以达到 90%以上^[4-5]。对于截肢者, 7 个基本动作(手开/关、腕部屈曲/伸展、腕部旋前/旋后、休息)的分类准确度可以达到 92%^[6], 似乎可以满足患者的日常需求。但在这一过程中, 为了得到高质量的肌电信号, 需要以高采样率的传感器对受试者同时采集多个不同位置的信号, 并在采集信号之前对患者的皮肤表面进行清洁。实际应用中, 高采样率的传感器对后续的数据处理造成了一定的负担, 同时, 多个不同位置的传感器的放置和对皮肤表面的清洁, 也给患者的日常使用造成了极大不便。因此, 本文利用易于携带的 MYO 臂环(手势控制臂环)对表面肌电信号进行采集, 其采样频率设为 100 Hz, 可以有效减少后期数据处理的负担, 同时在采集过程中省略对患者皮肤表面进行清洁这一步骤, 以尽量减少用户使用上的不便。

基于表面肌电信号的模式识别主要分为 4 个步骤: 分段、特征提取、降维和分类, 其中特征提取是十分关键的一步, 它存在多种提取方式, 包括时域特征^[7-8]、频域特征^[9]和时频域特征^[10]。多年来, 时域特征广泛用在肌电信号的模式识别中, 这是因为假肢中的微处理器只有有限的计算资源, 而计算简单的时域特征可以有效地节省其资源。大多数情况下, 将多个时域特征进行组合, 以得到更高的识别准确率, 但也在一定程度上增加了计算的复杂度。为了最大程度节省计算资源, 加快计算速度, 本文仅取一个时域特征作为分类器的输入, 对各个手部动作进行分类识别。

本文对一个截肢者的健全侧和截肢侧的手臂肌电信号分别进行动作识别, 比较健全手和截肢后的手对于不同动作的分类性能。同时, 提出一个新的时域特征, 研究不同的时域特征对其分类性能的影响。最后, 对截肢后的手的表面肌电信号进行了深度分析。

1 基于表面肌电信号的手部动作分类方法

1.1 信号预处理

为得到稳定状态的肌电信号, 防止手势转换对信号造成干扰, 将采集到的每一个动作对应的 3 s 肌电信号都取中间的 2 s 作为最终的肌电信号。同时, 为最大限度地利用连续的数据流, 采用重叠分析窗口的概念^[11], 将每一个动作对应的 10 次肌电信号连接起来生成一个 20 s 的肌电信号, 再以一个长度为 150 ms^[12-13], 增量为 100 ms 的滑动窗口进行分段分析, 从而产生 50 ms 的重叠。在实时控制中, 由于数据缓冲而导致的操作延迟只是重叠窗口的持续时间, 而不是窗口的长度。因此, 本文可以实现大约 50 ms 的输入延迟。

1.2 特征提取

肌电信号分段完成后, 从每个分析窗口中提取时域特征, 每次仅取一个时域特征作为分类器的输入。为得到更好的分类效果, 分析不同的时域特征对分类性能的影响, 共提取了 5 个特征, 其中包括 4 个常用的时域特征: 平均绝对值(Mean Absolute Value, MAV)、方差(VARiance, VAR)、均方根(Root Mean Square, RMS)、波形长度(Waveform Length, WL), 并提出了一个新的时域特征: 绝对值和的平方根(Square root Sum of Absolute value, SSA), 这个特征表征了肌电信号的能量。如式(1)所示:

$$SSA = \sum_{i=1}^N |X_i|^{1/2} \quad (1)$$

式中 N 为信号的长度。其计算分为 3 步: 将分段后的肌电信号进行全波整流; 对整流后的值求和; 对其和求平方根。得到每个动作的时域特征后, 对各个通道的值进行归一化, 作为分类器的最终输入。

1.3 分类器

支持向量机(SVM)相对于神经网络等分类器, 需要优化的参数很少, 有更快的响应时间, 因此本文以 SVM 为分类器。其中, SVM 用 LIBSVM 来实现, 动作以一对一的方式进行分类, 即每一类都与其他任意一类之间构建一个二元分类器, 最终得到 $N \times (N-1)/2$ 个分类器(其中 N 是待分类的动作类别数)。当对一个未知样本进行分类时, 经过每一个分类器, 以投票的方式得到其最终类型。本文选取径向基函数为支持向量机的核函数, 以动作类别数的倒数作为 γ 参数, 并以网格搜索法来优化 C , C 的取值如式(2)所示。

$$C = 2^{-5}, 2^{-3}, \dots, 2^{15} \quad (2)$$

在本文中, 以 SVM 的 5 折交叉验证结果作为每次实验的分类准确度。

2 实验与分析

2.1 数据采集

以 MYO 臂环作为肌电信号采集器，对一个左臂腕部截肢者(51 岁)进行了 10 天的肌电信号采集。MYO 臂环由 Thalmic 实验室研发，是一个具有 8 通道，采样频率为 200 Hz 的肌电信号采集器，如图 1 所示。在采集过程中，MYO 臂环通过蓝牙将肌电信号传输给电脑端。为尽可能减少后续数据处理的负担，将其采样频率降低为 100 Hz。相对于其他采集设备，MYO 臂环具有易携带，便于使用的优势。

本次实验共进行了 10 天，前 5 天将 MYO 臂环佩戴在受试者的左前臂，其高度在距离手肘 1/3 前臂长处，同时使 LOGO 所在的通道即第四通道放置在指伸肌处，后 5 天将其佩戴在右前臂的相同位置。每天进行 4 次实验，实验开始时，受试者尽可能舒适地坐在椅子上，然后按照面前屏幕上显示的图片做出相应的动作，包括 8 个动作：握拳、张开、腕部屈曲、腕部伸展、食指屈曲、中指屈曲、轻捏、三指握，具体如图 2 所示。之所以选择这 8 个动作，是因为这些动作可以基本满足受试者的日常生活需求。



Fig.1 MYO armband
图 1 MYO 臂环

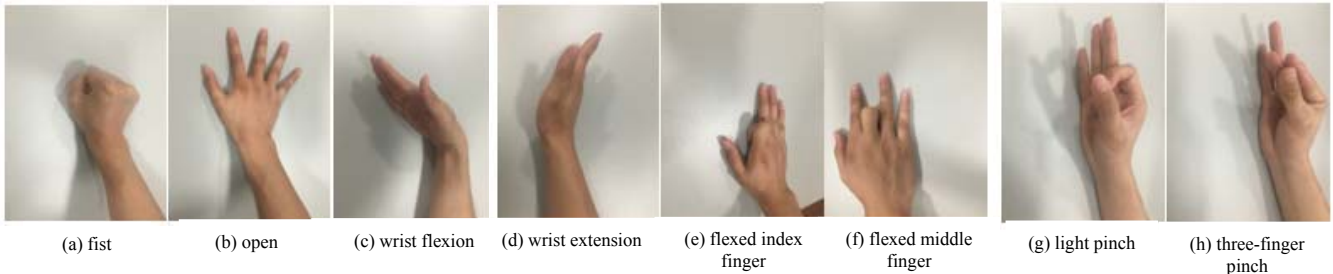


Fig.2 Eight types of gestures
图 2 8 个手部动作

每次实验中，一个动作持续 3 s，重复做 10 次，同一动作之间休息 5 s。为了防止肌肉疲劳，在一个动作的 10 次重复结束后，受试者被要求休息 2 min。在做每个动作期间，受试者被要求尽量保持动作一致。为了使受试者更好地利用残余肌肉做出要求的动作，在实验开始前对其进行了 15 min 的培训以熟悉动作，在试验期间要求其左手和右手同时做出相应的动作以进行更好的模拟。在采集肌电信号的过程中，有意忽略了在佩戴采集器前，对皮肤表面进行清洁这一步骤，这是为了更好地模拟实际条件，调查对于截肢者的肌电信号的日常分类性能。在本次实验中，因为是对同一受试者的健全侧和截肢侧的肌电信号进行采集，可以忽略除了手臂损伤的个体差异。同时，一天多次和连续多天的实验排除了偶然因素的影响，加强了结果的科学性。

2.2 实验结果

2.2.1 评估采样频率对分类性能的影响

对一定时间长度的肌电信号进行处理时，采样率越高，获得的信息越多，但也增加了计算复杂度。降低采样率可以有效降低计算复杂度，但这是否会对分类性能造成不利的影响还需要进一步的讨论。因此，为了评估采样频率对其分类性能的影响，分别用 MYO 臂环和 BioRadio 对 5 个健全受试者和 1 个左臂腕部截肢者进行肌电信号分类。BioRadio 是具有 4 个通道，采样频率为 2 000 Hz 的生理信号采集器，可以监测肌电信号、脑电信号等。实验中，首先用 MYO 臂环对受试者的 4 个基本动作(握拳、张开、腕部屈曲、腕部伸展)进行肌电信号采集，然后任选 4 个通道分析其性能。得到最优通道设置后，将 BioRadio 的 4 个通道放置在与 MYO 臂环最优通道相同的位置进行肌电信号采集。采集完成后，对肌电信号进行处理，以 SSA 为特征输入给 SVM 进行分类，其分类结果如表 1 所示。

由于样本数量较少，本文采用非参数 Kruskal-Wallis 检验来评估 MYO 臂环和 BioRadio 之间的性能差异，其中 P 值(检验决策依据的概率)小于 0.05 时，显著不同。对 6 个受试者的结果进行分析，得到 $P=0.873$ ，可知 MYO 臂环和 BioRadio 的性能并没有明显的差异。由此可知，将 MYO 臂环的采样频率设为 100 Hz 是可行的。

表 1 不同受试者的信息和分类性能

	subject			classification performance/%	
	health level	age	gender	MYO4	BioRadio
1	intact	24	female	99.50	97.99
2	intact	26	female	96.73	94.97
3	intact	15	male	83.17	91.21
4	intact	12	female	94.60	89.95
5	intact	12	female	91.08	89.95
6	amputee	51	male	86.18	84.80

2.2.2 评估不同时域特征对分类性能的影响

为了评估不同时域特征对截肢手和健全手的手部动作分类性能的影响,对受试者做全部动作(握拳、张开、腕部屈曲、腕部伸展、轻捏、三指握、食指屈曲、中指屈曲)时的肌电信号进行分类,分别以前 5 天和后 5 天中的 20 次实验结果平均值作为最终的分类准确度。其结果如图 3 所示。从图 3 中可以看出,当取 MAV,RMS,SSA 为时域特征时,截肢手和健全手都取得了较好的分类效果。其中,本文新提出的 SSA 比常用的时域特征具有更好的分类效果,这对截肢手和健全手都是适用的。

2.2.3 评估分类模型的性能

以 SVM 为分类器,单一的时域特征为其输入。在肌电信号的模式识别中,特征提取和分类器的选择十分关键。因此,分别以 SVM 和人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)^[14-16]为分类器,最优的时域特征 SSA 和常用时域特征组合 4-TD(MAV,VAR,RMS,WL)为分类器的输入,从分类准确度和响应时间两方面对所提出的模型进行评估,结果如表 2 所示。从表 2 中可以看出,取 SSA 为时域特征时,其分类效果都好于组合时域特征。同时,SVM 比 ANN 具有更好的分类效果。

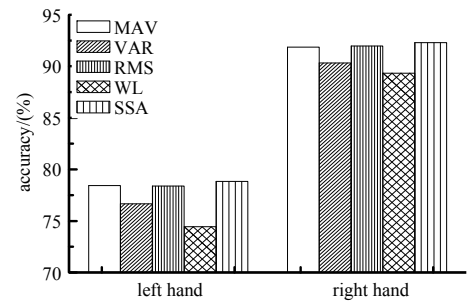


Fig.3 Comparison of classification performances of 8 movements with various time-domain features

图 3 不同时域特征对 8 个动作的分类性能比较

表 2 不同时域特征和分类器的准确度

test object	classification accuracy/%			
	SVM		ANN	
	SSA	4-TD	SSA	4-TD
left hand(amputated hand)	78.83 ± 4.06	78.08 ± 4.25	76.92 ± 4.23	76.39 ± 4.63
right hand(intact hand)	92.31 ± 1.88	91.66 ± 1.97	91.63 ± 2.2	91.54 ± 2.23

对其响应时间进一步的分析。对分段后的肌电信号分别进行特征提取和分类,并取 10 次测试时间的平均值为其最终时间,测试结果如表 3 所示。从表 3 可以看出,取 SSA 为时域特征,在保证分类准确度的前提下,计算时间更少,加快了计算速度。同时,以 ANN 为分类器时,其分类时间远长于 SVM,这不利于实际应用。因此,从分类准确度和响应时间这两方面进行考虑,SSA+SVM 这一模型在肌电信号的分类中具有较好的性能。

表 3 不同时域特征和分类器的响应时间

time/ms			
for feature		for classifier	
SSA	4-TD	SVM	ANN
0.553 2	0.658 7	0.459 6	5.808 6

2.2.4 评估左手(截肢手)和右手(健全手)的手部动作分类性能

根据对时域特征的评估结果,取 SSA 为唯一的时域特征。分别对不同的动作进行分类,将动作分为 4 个类型,第 1 个(Movements1)是基本动作:握拳、张开、腕部屈曲、腕部伸展;第 2 个(Movements2)加入了手指动作,包括握拳、张开、腕部屈曲、腕部伸展、食指屈曲、中指屈曲;第 3 个(Movements3)加入了功能性动作,包括握拳、张开、腕部屈曲、腕部伸展、轻捏、三指握;第 4 个(Movements4)为所有动作。对其左手和右手分别进行分类,结果如图 4 所示。

从图 4 中可以看出,对于 4 个基本的动作,右手的分类精确度(99.41%±1.21%)比左手的分类精确度(89.98%±3.29%)高 9.43%。但左手的分类精确度接近 90%,基本可以满足截肢者的日常需求。对于 4 个基本动作和 2 个手指动作,右手的分类精确度(94.97%±2.4%)比左手的分类精确度(83.97%±3.98%)高 11%。对于 4 个基本动作和 2 个功能动作,右手的分类精确度为(95.26%±1.56%),比左手分类精确度(86.48%±2.79%)高 8.78%。即相对于功能性的手部动作,截肢者对于手指动作的分类精确度更差。对于全部动作,右手的分类精确度(92.31%±1.88%)比左手的分类精确度(78.83%±4.06%)高 13.48%。综上所述,健全者手臂的肌电信号为其动作分类提供了充足的信息,可满足受试者的需求。而截肢者的肌电信号质量有明显的下降。

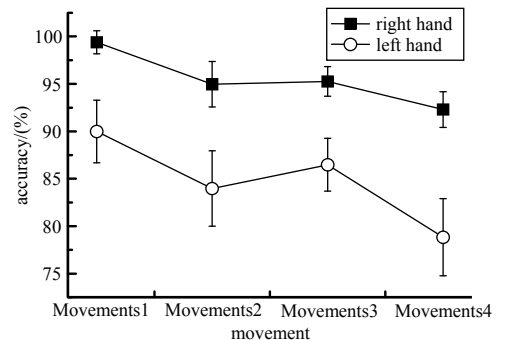


Fig.4 Comparison of classification performance for different movements by SVM

图 4 SVM 对不同动作的分类性能的比较

2.3 实验分析

根据上述实验结果可得，受试者截肢侧的肌电信号的质量有明显下降，对其进一步分析。图 5 是同一动作(握拳)健全侧和截肢侧的肌电信号图，图中蓝色表示截取的 2 s 肌电信号。从图 5 中可看出，截肢侧和健全侧的肌电信号在幅度上存在一定的差异。因此，本文从动作的主要发力肌肉来进行研究。

每一个动作对应 8 个通道的肌电信号，这些通道以一个圆的方式位于前臂的不同位置，分别覆盖不同的肌肉。每次实验中每个动作共有 20 s 的肌电信号，将肌电信号以滑动窗进行分段后，共有 199 段。对其每一段的肌电信号以 SSA 的方式进行能量计算，之后对其各通道的值进行归一化，具有最大能量的通道标为 1，否则为 0。将每次实验中 199 段的最大能量通道记录相加得到每个通道的最终记录。为了防止误判，将最终记录不小于 50 的通道认为是本次实验中该动作对应的主要发力肌肉。当受试者握拳时，其对应的主要发力肌肉情况如图 6 所示。

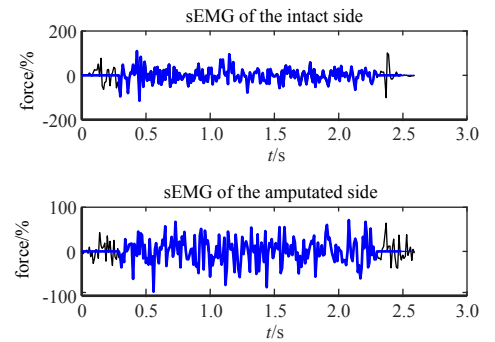


Fig.5 sEMG of the second channel
图 5 第二通道的肌电信号图

	ch1	ch2	ch3	ch4	ch5	ch6	ch7	ch8		ch1	ch2	ch3	ch4	ch5	ch6	ch7	ch8
experiment 1	10	173	0	2	0	0	0	14	experiment 1	34	62	0	1	0	0	101	2
experiment 2	2	187	0	1	0	0	0	9	experiment 2	94	68	5	5	3	0	23	2
experiment 3	21	172	2	2	0	0	0	3	experiment 3	8	37	2	0	0	0	150	3
experiment 4	11	187	0	0	0	0	0	1	experiment 4	44	106	0	0	7	0	38	4
experiment 5	9	190	0	0	0	0	0	0	experiment 5	34	67	4	1	2	0	91	0
experiment 6	28	171	0	0	0	0	0	0	experiment 6	29	51	1	3	1	0	115	0
experiment 7	0	190	0	0	0	0	0	9	experiment 7	44	57	0	0	1	0	97	2
experiment 8	0	198	0	0	0	0	0	1	experiment 8	77	86	0	0	1	0	35	0
experiment 9	3	195	0	0	0	0	0	1	experiment 9	2	9	8	0	0	0	180	0
experiment10	1	195	0	1	0	0	0	2	experiment10	91	51	12	0	0	0	45	0
experiment11	3	195	0	0	0	0	0	1	experiment11	16	28	2	0	0	0	151	2
experiment12	14	186	0	0	0	0	0	0	experiment12	56	66	3	0	0	1	70	4
experiment13	10	188	0	1	0	0	0	0	experiment13	90	17	10	1	1	3	76	1
experiment14	94	103	0	3	0	0	0	0	experiment14	67	54	12	0	0	2	63	2
experiment15	13	184	0	0	0	0	0	2	experiment15	116	13	13	0	0	2	54	1
experiment16	13	186	0	0	0	0	0	0	experiment16	117	29	15	1	0	0	39	0
experiment17	14	183	0	2	0	0	0	0	experiment17	76	3	18	3	2	14	83	0
experiment18	5	191	0	0	0	0	0	3	experiment18	52	1	33	0	0	0	113	0
experiment19	0	198	0	0	0	0	0	1	experiment19	92	38	4	0	0	1	62	2
experiment20	1	197	0	0	0	0	0	1	experiment20	130	3	3	3	0	7	53	0

Fig.6 Muscles that produce the main force in a clenched fist
图 6 握拳时的主要发力肌肉情况

图 6 中黄色的标记为主要发力肌肉。从图 6 可以看出，当握拳时，健全侧和截肢侧的肌肉发力情况完全不同。20 次实验前后对比可得，健全侧在 20 次实验中都基本保持同样的发力模式，主要由第二通道所在的肌肉处进行发力。而截肢侧在 20 次实验中的发力模式发生了明显的变化，共有 7 种情况，第一通道和第七通道所在的肌肉也参与了其主要力的产生。这表明截肢侧相对于健全侧，其动作的稳定性更差，这可能是因为截肢造成受试者对各个肌肉的控制能力变差，即使在心理上理解了动作，但难以精确控制肌肉做出相应的动作。同时，在一次实验期间，与健全侧持续由一个通道所在肌肉进行发力的情况相比，截肢侧 2 到 3 个通道所在的肌肉都有作为主要发力肌肉。这表明截肢者的动作持续能力较差，可能是因为在做动作期间，截肢者难以收到实时反馈，对其动作进行调整。本文虽只对受试者握拳时的肌肉发力情况进行了分析讨论，但对于本文所做的其他动作，这些现象仍然存在。综上所述，截肢使受试者难以精确做出要求的动作，获得稳定正确的肌电信号。这是造成对于截肢者基于表面肌电信号的人手动作模式识别效果差于健全手的主要原因。

3 结论

通过本次实验，提出了一个新的时域特征 SSA，相对于常用的时域特征，它具有更好的分类效果，这一结论对健全者和截肢者都适用。同时调查了健全手和截肢手基于肌电信号的人手动作模式识别情况，从实验可以

得出,在尽可能便利使用者,减轻数据处理负担的情况下,健全的手可以基于肌电信号对手部动作进行良好的分类,而截肢者对于基本的手部动作可以进行较好分类。但对于精细动作,特别是手指动作,其肌电信号难以提供充足的信息对其进行分类。最后,对截肢手的肌电信号进一步分析,发现其稳定性远差于健全手,这对基于肌电信号的假肢控制造成了十分不利的影 响。

参考文献:

- [1] FINLEY F R,WIRTA R W. Myocoder studies of multiple myopotential response[J]. Archives of Physical Medicine and Rehabilitation, 1967,48(11):598-601.
- [2] LYMAN J H,FREEDY A,PRIOR R. Fundamental and applied research related to the design and development of upper-limb externally powered prostheses[J]. Bulletin of Prosthetics Research, 1976(13):184-195.
- [3] SCHEME E,ENGLEHART K. Electromyogram pattern recognition for control of powered upper-limb prostheses: state of the art and challenges for clinical use[J]. Journal of Rehabilitation Research & Development, 2011,48(6):643-659.
- [4] PODRUG E,SUBASI A. Surface EMG pattern recognition by using DWT feature extraction and SVM classifier[C]// 1st Conference of Medical and Biological Engineering. Sarajevo,Bosnia and Herzegovina:[s.n.], 2015:13-15.
- [5] DUAN F,DAI L,CHANG W,et al. sEMG-based identification of hand motion commands using wavelet neural network combined with discrete wavelet transform[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2015,63(3):1923-1934.
- [6] SAMUEL O W,ZHOU H,LI X,et al. Pattern recognition of electromyography signals based on novel time domain features for amputees' limb motion classification[J]. Computers & Electrical Engineering, 2018(67):646-655.
- [7] ZHOU S,YIN K,LIU Z,et al. sEMG-based hand motion recognition by means of multi-class Adaboost algorithm[C]// 2017 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics(ROBIO). Macau,China:IEEE, 2017:1056-1061.
- [8] ZARDOSHTI-KERMANI M,WHEELER B C,BADIE K,et al. EMG feature evaluation for movement control of upper extremity prostheses[J]. IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering, 1995,3(4):324-333.
- [9] PHINYOMARK A,THONGPANJA S,HU H,et al. The usefulness of mean and median frequencies in electromyography analysis[M]// Computational intelligence in electromyography analysis—a perspective on current applications and future challenges. Rijeka,Croatia:InTech, 2012:195-220.
- [10] CHU J U,MOON I,MUN M S. A real-time EMG pattern recognition system based on linear-nonlinear feature projection for a multifunction myoelectric hand[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2006,53(11):2232-2239.
- [11] LI G,SCHULTZ A E,KUIKEN T A. Quantifying pattern recognition-based myoelectric control of multifunctional transradial prostheses[J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2010,18(2):185-192.
- [12] FARINA D,JIANG N,REHBAUM H,et al. The extraction of neural information from the surface EMG for the control of upper-limb prostheses: emerging avenues and challenges[J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2014,22(4):797-809.
- [13] LI X,CHEN S,ZHANG H,et al. Towards reducing the impacts of unwanted movements on identification of motion intentions[J]. Journal of Electromyography and Kinesiology, 2016(28):90-98.
- [14] ORTIZ-CATALAN M,HÅKANSSON B,BRÅNEMARK R. Real-time and simultaneous control of artificial limbs based on pattern recognition algorithms[J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2014,22(4):756-764.
- [15] SAMUEL O W,ASOGBON G M,SANGAIAH A K,et al. An integrated decision support system based on ANN and Fuzzy_AHP for heart failure risk prediction[J]. Expert Systems with Applications, 2017(68):163-172.
- [16] LI Y,LU H,LI J,et al. Underwater image de-scattering and classification by deep neural network[J]. Computers & Electrical Engineering, 2016(54):68-77.