

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J1905438

# 基于改进能量核的下肢表面肌电信号特征提取方法\*

石欣,朱家庆,秦鹏杰,翟马强,田文彬  
(重庆大学 重庆 400044)

**摘要:**由于表面肌电信号(sEMG)具有非平稳、非周期和混沌等特性,导致传统的特征值提取方法存在实时性与准确性难以兼容的问题,基于此提出一种基于sEMG的改进能量核特征提取方法,对采集到的肌电信号进行处理。首先,在EMG振子模型的基础上,详细描述了新提出的“阈值矩阵计数”(threshold matrix count, TMC)特征提取方法;然后,通过在腿部10块不同肌肉表面粘贴肌电传感器来检测下肢不同运动过程中的肌电信号;采集到所需肌电信号后,对10块肌肉上的肌电信号分别进行特征提取,得到10个不同的特征向量 $x_k$ ,并对其进行分析,选取了4块肌肉作为有效肌肉;最后将有效肌肉的特征向量 $x_k$ 组合整理,得到特征矩阵 $X_k$ ,将其输入BP神经网络进行训练,对4种运动模式进行识别。实验结果表明,提出的能量核特征提取方法相比于传统的两种能量核特征提取方法,运算效率分别提升了13倍和9倍;同时,相比常用的时、频域特征提取方法,训练后得到的模型具有更好的稳定性,平均识别精度为95.2%。

**关键词:** sEMG;特征提取;能量核;阈值矩阵计数法;肌肉选取;运动信号识别

**中图分类号:** TN911.7 R741.044 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

## Feature extraction method of lower limb surface EMG signal based on improved energy nucleus

Shi Xin, Zhu Jiaqing, Qin Pengjie, Zhai Maqiang, Tian Wenbin  
(Chongqing University, Chongqing 400044, China)

**Abstract:** Because surface electromyography (sEMG) has non-stationary, aperiodic and chaotic characteristics, the traditional feature extraction method is difficult to be compatible in real-time characteristic and accuracy. In this paper, an improved energy kernel feature extraction method based on sEMG is proposed to process the acquired EMG signals. Firstly, based on the EMG oscillator model, the newly proposed Threshold Matrix Count (TMC) feature extraction method is described in detail. Then, the myoelectric sensors were stuck on the surfaces of 10 different muscles of the leg to detect the EMG signal during different motion processes of the lower limb. After acquiring the required EMG signals, the EMG signal characteristics of the 10 muscles were extracted and ten different feature vectors  $x_k$  can be obtained. After analysis, four muscles were selected as effective muscles. Finally, the effective muscle feature vectors  $x_k$  were combined to obtain a feature matrix  $X_k$ , which is inputted into the BP neural network for training, and four motion patterns were identified. The experiment results show that the calculation efficiency of the proposed energy kernel feature extraction method is improved by 13 times and 9 times compared with those of the traditional two energy kernel feature extraction methods. At the same time, compared with the commonly used time and frequency domain feature extraction methods, after training the obtained model possesses better stability and the average recognition accuracy reaches 95.2%.

**Keywords:** surface electromyography (sEMG); feature extraction; energy kernel; threshold matrix counting method; muscle selection; motion signal recognition

## 0 引言

由于表面肌电信号能在一定程度上反映神经肌肉的活动,且具有一定的预测性<sup>[1]</sup>,近年来,大量科研团队已将其应用于外骨骼机器人的研究中。但是,由于表面肌电信号(surface electromyography, sEMG)信号本身的复杂性以及不稳定性<sup>[2]</sup>,在做运动信号识别前,需要对其进行一系列的处理工作。

其中, sEMG 信号的特征提取在信号的识别研究中占据极其重要的地位<sup>[3]</sup>。常用的特征值提取方法主要分为时域和频域分析以及时频域分析 3 大类<sup>[4]</sup>。虽然时域<sup>[5-7]</sup>和频域<sup>[8-9]</sup>特征提取算法运算效率更高,但由于表 sEMG 信号具有非平稳和非线性的特点,导致使用此类方法对肌电特征进行描述存在局限性<sup>[10]</sup>。

因此大多数研究团队将研究着眼于时频域分析。现阶段,时频域分析包括小波变换<sup>[11-14]</sup>、Wigner-Ville 变换<sup>[15]</sup>与 Gabor 变换<sup>[16]</sup>等,虽然这些方法拥有更高的识别精度,且稳定性更好,但所需的特征提取时间长<sup>[17]</sup>,无法满足外骨骼助力系统对实时性的要求。

为了克服以上 3 类基于 sEMG 信号常用特征提取方法在外骨骼助力领域所存在的问题,一些团队已经开始尝试对 sEMG 信号的源头进行建模<sup>[18-20]</sup>,进而提取特征。其中,由上海交通大学提出的能量核(energy kernel, EK)特征提取方法不仅可以很好地表征肌肉的等长收缩力,而且具有很强的鲁棒性与良好的泛化性<sup>[17]</sup>。然而,目前还没有团队将其应用于正常人下肢动作的识别研究中,且现有的基于能量核的两种特征提取方法——线性围栏(linear fencing, LF)法与离散盒计数(discrete box counting, DBC)法虽然拥有较好的实时性<sup>[17,21]</sup>,但仍然无法满足外骨骼助力系统对实时性的要求,这就使解决能量核方法的计算效率问题显得尤为重要。

本文旨在为针对正常人的外骨骼助力研究引入一种新的 EMG 信号建模思路。为了将这种全新的建模思路能够更好地应用于针对正常人的外骨骼助力研究,本文在“离散盒计数”特征提取方法的基础上进行了改进,提出了一种新的基于 sEMG 的“阈值矩阵计数”特征提取方法。为降低时间成本以及减少穿戴的复杂度,运用能量核方法对 4 种运动模式中肌肉块的有效性进行了排名,完成了 4 种运动过程中有效肌肉块选取工作。在运算效率实验中,本文比较了该方法与传统的两种能量核特征提取方法在运算效率方面的优劣。在运动意图识别实验中,比较了本文提出的特征提取方法与常用的特征提取方法在识别精度及稳定性方面的优劣。两个实验充分验证了本文引进的 EMG 信号建模思路经过改进后,在针对正常人的外骨骼助力研究中具有有效性。

## 1 sEMG 特征提取算法

### 1.1 EMG 振子模型

EMG 信号的幅值具有携带噪声的往复运动特征,是一种具有零均值的统计波形信号<sup>[2]</sup>。以数学的视角观察,这种信号可以被认为是一种由微分方程组来描述的“振子”系统<sup>[17]</sup>。因此,令 EMG 的幅值作为变量  $x$ ,并将  $x$  对时间的导数(速度)作为变量  $y$ 。由此便可以把  $(x, y)$  看作一个状态点的坐标,并在  $x$ - $y$  相平面内画出 EMG 信号段的相图。图 1 所示为一段跨障时内侧腓肠肌双极 EMG 原始信号,采样频率为 2 000 Hz。

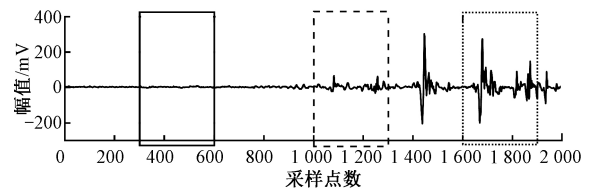


图 1 跨障时内侧腓肠肌双极 EMG 原始信号

Fig.1 Bilateral EMG original signal of the medial gastrocnemius muscle when crossing an obstacle

在此信号上取 3 个矩形窗,并分别绘制各窗内信号的相图,如图 2 所示。

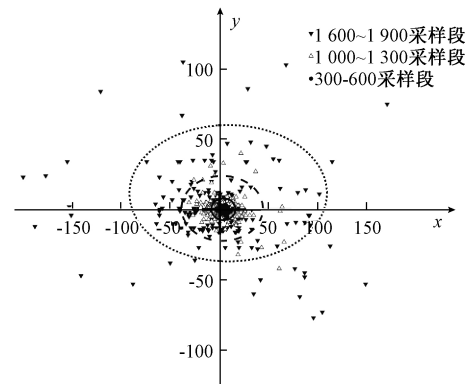


图 2 3 个矩形窗的对应平面相图

Fig.2 Corresponding plane phase diagram of three rectangular windows

假设一个质量为  $m$  的简谐弹簧振子,弹簧刚度为  $k$ 。同样以变量  $x$  与  $y$  表示其幅值与速度,则振子的状态可由以下动力系统来表示。

$$\begin{cases} \dot{x} = y \\ \dot{y} = -\frac{k}{m}x \end{cases} \quad (1)$$

由图 2 可明显看出,图 1 中矩形窗内的点大致可认为集中于一个椭圆内。由于  $x$  与  $y$  分别代表振子的幅值

与速度,而对于简谐振子来说, $x^2$ 与振子的势能成正比(比例系数为 $k/2$ ),而 $y^2$ 与其动能成正比(比例系数为 $m/2$ ),即振子的总能量 $E$ 为:

$$E = \frac{1}{2}kx^2 + \frac{1}{2}my^2 \quad (2)$$

将式(2)转换为以下格式:

$$\frac{x^2}{2E/k} + \frac{y^2}{2E/m} = 1 \quad (3)$$

则式(3)所表达椭圆的面积为:

$$S = \frac{2\pi}{\sqrt{km}}E \quad (4)$$

由式(4)可见,椭圆的面积与EMG振子的能量成正比,正因如此,将相图上的椭圆称之为“能量核”。

另一方面,EMG振子的能量是各谐波能量的求和<sup>[22]</sup>,即运动单元动作电位(motor unit action potential, MUAP)的能量决定了EMG振子的能量<sup>[23]</sup>。因此, $k$ 与 $m$ 体现的是MUAP传导介质的固有物理特性。对于一系列谐波来说,其平均能量密度为:

$$\bar{E} = \frac{1}{2}\rho A^2 \omega^2 \quad (5)$$

式中: $\rho$ 为介质的质量密度; $A$ 为波幅; $\omega$ 为振源的角频率。将MUAP中与运动神经元动作电位频率相对应,且占主导作用的频率分量记为 $\omega_F$ ,则式(5)可改写为:

$$\bar{E} \cong \frac{1}{2}\rho \left( \sum_i A_i^2 \right) \omega_F^2 \quad (6)$$

式中: $A_i$ 代表第 $i$ 个分量的幅值。由式(6)可见, $E$ 的平方根与 $\omega_F$ 和信号强度均成正比关系。其中,由于学术界已经认可RMS与肌肉力之间存在一定的线性关系<sup>[24]</sup>,而式(6)包含了均方根(root mean square, RMS)与平均功率频率(mean power frequency, MPF)中的相应特征,因此, $E$ 的平方根与肌肉力之间存在线性关系。

同时,前文通过分析得出结论,即椭圆的面积与EMG振子的能量成正比,至此,本文建立了能量核面积 $S$ 与肌肉力之间的关系。

通过以上分析,可知在对肌肉力进行估计时,可选用滑动时间窗法,再结合式(4),计算每个窗口内能量核的面积 $S$ ,进而以 $\sqrt{S}$ 来表征肌肉的收缩力。

## 1.2 阈值矩阵计数特征提取方法

在本文之前,有研究为了解决“线性围栏”(LF)方法<sup>[17]</sup>的计算效率问题,提出了“离散盒计数”(DBC)法<sup>[21]</sup>。这比LF方法节约了将近一半的时间成本。然而,此方法所耗时间仍远高于常用的特征提取方法,无法满足外骨骼助力系统对实时性的要求。

因此,解决EK方法的计算效率问题显得尤为重要。受到DBC算法的启发,本文提出了一种基于阈值范围的矩阵计数法,此方法从数学角度出发,运用矩阵计数的方

法,以期更快地获取能量核的面积 $S$ ,同时,提出“半激活”状态,提高了能量核“边缘”部分的精度,获得更精确的能量核面积,进而使肌肉力的表征更为精准。

1)将相平面的 $x$ 轴与 $y$ 轴看作 $n \times 2$ 的矩阵形式(即平面矩阵),分别求出最大值和最小值,求出绝对差 $D_x$ 和 $D_y$ 。

2)将两个绝对差分别等分成 $N_1$ 和 $N_2$ 份,将其按从小到大的顺序进行编号。

3)按行遍历平面矩阵,使 $x$ 与 $y$ 轴的每一个值均获得一个阈值标签,例如, $x_3$ 在标签为9的阈值内, $y_3$ 在标签为8的阈值内,则平面矩阵中,第3行的阈值标签为(9,8)。

在此步骤中,为提高运算速率,根据先验知识(信号点集中于相平面原点附近),可以先判断平面矩阵内的值是否为 $N_1$ 和 $N_2$ 的中间值,再依次向两侧扩散判断。

4)在每一行矩阵均获得一个阈值标签后,建立一个 $N_1 \times N_2$ 的零矩阵(即计数矩阵),再遍历平面矩阵的阈值标签,按标签号对计数矩阵的指定位置进行计数,例如,阈值标签为(9,8),则对计数矩阵第9行第8列所存储的值+1。为避免“山峰”中间的值小于激活值 $A$ ,采用2-D移动均值法。

$$\bar{v}_{i,j} = \frac{1}{9} \sum_{i=1}^{N_1} \sum_{j=1}^{N_2} \begin{pmatrix} v_{i-1,j-1}, v_{i-1,j}, v_{i-1,j+1}, v_{i,j-1}, v_{i,j}, v_{i,j+1} \\ v_{i,j+1}, v_{i+1,j-1}, v_{i+1,j}, v_{i+1,j+1} \end{pmatrix} \quad (7)$$

式(7)有效地解决了此类问题,效果如图3所示。其中,数据来源于跨障实验中内侧腓肠肌产生的表面肌电信号。

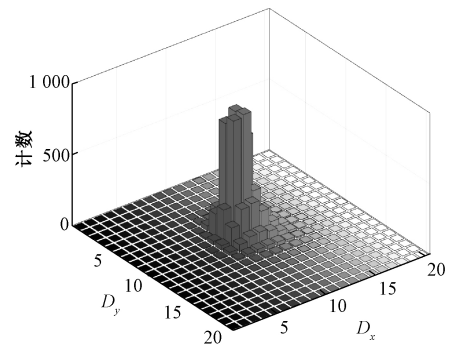


图3 计数矩阵( $N_1 = N_2 = 20$ )

Fig.3 Counting matrix ( $N_1 = N_2 = 20$ )

5)设定一个激活值 $A_c$ ,当计数矩阵内的值大于等于 $A_c$ ,则认为其100%有效,因此该激活状态值 $r_{i,j} = 1$ ,效果如图4(a)所示。

6)为提高特征值提取精度,当计数矩阵内的值小于 $A_c$ 但大于 $A_c - 1$ 时,将其认为是“半激活”状态。在此状态下,则认为其部分有效,并将其激活状态值 $r_{i,j}$ 设为式(8),效果如图4(b)所示。

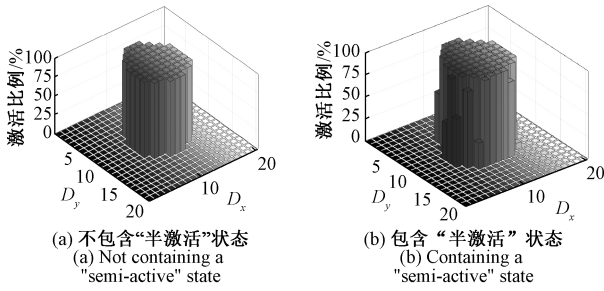


图4 激活状态矩阵( $A_c=3$ )

Fig.4 Activation state matrix ( $A_c=3$ )

$$r_{i,j} = v_{i,j} - (A_c - 1) \quad (8)$$

7) 计数矩阵激活量全部替换完成后,将所有激活状态值  $r_{i,j}$  相加,得到总激活状态值  $R$ 。

$$R = \sum_{i=1, j=1}^{N_1, N_2} r_{i,j} \quad (9)$$

而平面矩阵中的阈值“面积” $S$ 为:

$$S_{N_1,2} = \frac{D_x}{N_1} \cdot \frac{D_y}{N_2} \quad (10)$$

将两者相乘,得到总激活值  $V$ ,即:

$$V = R \cdot S_{N_1,2} \quad (11)$$

这种阈值矩阵计数方法的效率和有效性将在实验结果与分析中予以说明。

## 2 相关工作

### 2.1 原始数据的采集

利用英国 Biometrics 公司研发生产的 Biometrics Ltd. 表面肌电采集系统对 5 位受试者进行表面肌电信号的采集,采样频率为 2 000 Hz。5 名受试者均为成年健康男性,年龄在 21 ~ 25 岁之间,体脂率为  $16 \pm 3\%$ ,身高为  $170 \pm 5$  cm。

对 5 名受试者分别进行了 4 组实验。第 1 组为单步行走实验,受试者在平坦地面上行走 4 步,截取第 1 步的波形作为原始数据。第 2 组为跨障实验,受试者分别跨越高 28 cm,宽 28 cm 的障碍物,以跨越后双脚站定为截止。第 3 组为坐起实验,受试者在高 42 cm 的坐椅上保持坐姿,听到指令后起身,以站定为截止。第 4 组为上楼梯实验,受试者在接到指令后,登两级高 15 cm 的台阶,直至在第 2 级台阶上站定。

4 组实验均选择左腿为采集对象,每名受试者共采集 120 组数据,其中每人每类实验测试 30 组。为避免肌肉疲劳,每人每天早上测试 20 组数据,共测试 6 天。

### 2.2 有效肌肉块的选取

实验选取了 10 块腿部肌肉作为测试肌肉,分别为缝

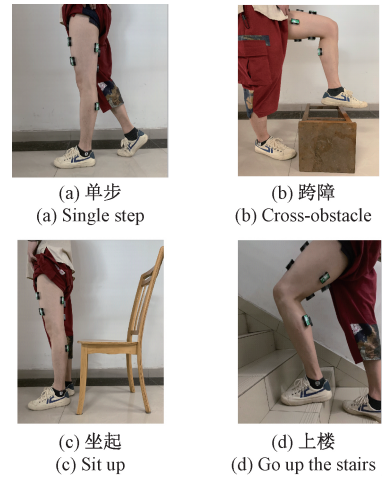
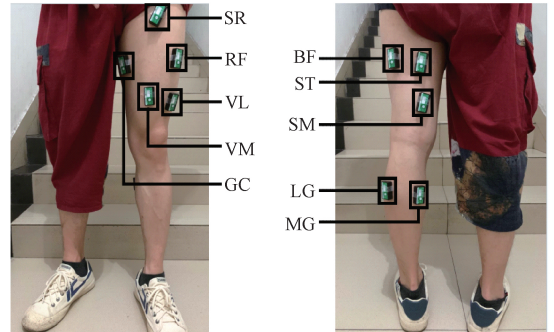


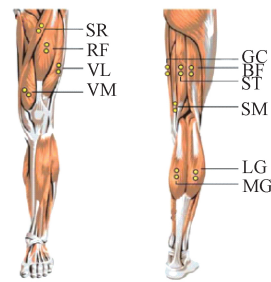
图5 4种下肢运动模式

Fig.5 Four lower limb motion patterns

匠肌 (SR)、股直肌 (RF)、股外侧肌 (VL)、股内侧肌 (VM)、股薄肌 (GC)、股二头肌 (BF)、半腱肌 (ST)、半膜肌 (SM)、外侧腓肠肌 (LG) 以及内侧腓肠肌 (MG)<sup>[25]</sup>,如图 6 所示。



(a) 健康受试者表面肌电信号传感器位置  
(a) The surface EMG signal sensor positions of the healthy subject



(b) 人体肌肉分布示意图  
(b) Schematic diagram of human muscle distribution

图6 表面肌电信号传感器位置

Fig.6 Surface EMG signal sensor positions

若将选取的 10 块肌肉均作为有效肌肉进行特征提取,既影响采集效率,即大幅度增加肌电信号传感器的安装时间,也会导致神经网络输入量过大,从而



影响运算效率,不利于满足外骨骼助力系统对于实时性的要求。因此,本文针对下肢运动的 4 类运动状态,运用本文提出的改进能量核特征提取方法对以上 10 块肌肉进行了有效性排名。此外,由于下文中提出的总激活值  $V$  本质上仍是使用能量核方法,对不同肌肉在不同运动状态过程中肌肉总共产生的力/做功进行估计,因此,理论上并不仅仅适用于文中所述的具体例子,而是可以推广到与肌肉发力/做功的相关研究中。

首先,本文将各类运动状态下的 10 块肌肉进行能量核特征提取,得到每块肌肉在该运动状态下的总激活值  $V$ 。之后,按由大到小的顺序对同运动状态同实验组的每块肌肉总激活值  $V$  进行排名,经多次试验证实,选取每组排名前 2 的肌肉作为“有效”肌肉最为合理。记录各类运动状态下,150 组实验数据中每块肌肉的“有效”次数,整理如图 7 所示。

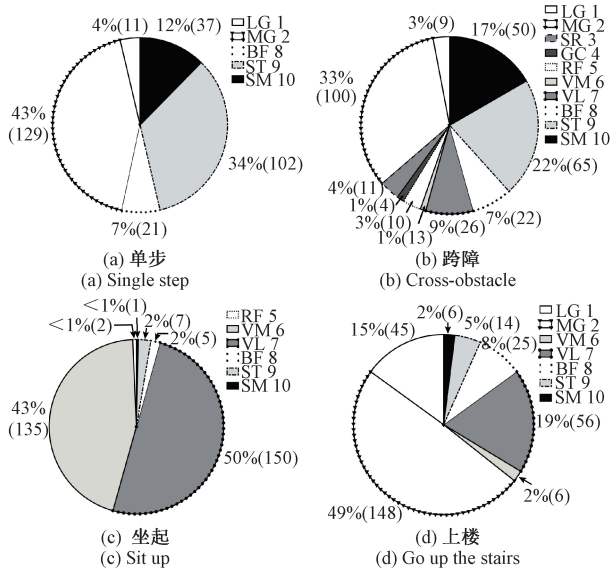


图 7 150 组实验数据中每块肌肉“有效”次数的比例  
Fig.7 Proportion of the number of “effective” times per muscle in 150 groups of experiments

由图 7(a)与(b)可知,在单步行走与跨障实验中,第 2、9、10 号肌肉块效果较为明显;由图 7(c)可知,在坐起实验中,第 6、7 号肌肉块效果最明显;由图 7(d)可知,在上楼梯实验中,第 1、2、7 号肌肉块效果最好。

由以上分析可知,第 1、2、6、7、9、10 号这 6 块肌肉均为有效肌肉,但将 6 块肌肉进行特征提取后输入神经网络进行识别,运算效率仍然偏低。

为进一步对选取的有效肌肉的合理性进行说明,并选出更有代表性的有效肌肉块,本文做了如下实验。由于各类运动状态均有 150 组实验数据,因此每块肌肉可以得到 150 个在该运动状态下的总激活值  $V$ ,取其平均

值,可以得到各类运动状态下每块肌肉的平均总激活值  $\bar{V}$ 。整理后,可得结果如图 8 所示。

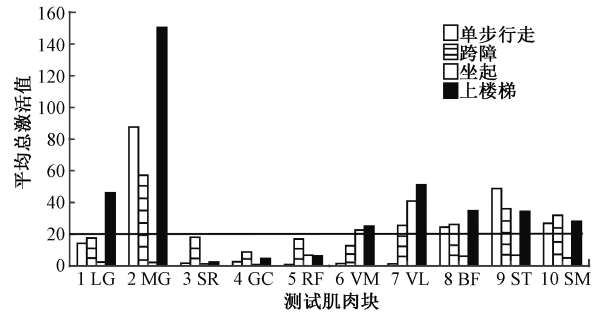


图 8 4 类运动状态下各肌肉的平均总激活值  
Fig.8 Average total activation values of various muscles in four types of motion states

由图 8 可以明显看出,第 1、2、6、7、8、9、10 块肌肉效果相对明显,进一步证明了之前实验的合理性。

同时,第 3、4、5 号肌肉块在 4 类运动状态下平均总激活值均低于 20;第 1 号肌肉块仅在上楼梯实验中平均总激活值均高于 20;第 6 号肌肉块在坐起与上楼梯实验中平均总激活值均高于 20;而第 2、7、8、9、10 号肌肉块在 4 类运动状态中,有 3 种状态平均总激活值高于 20。

经以上两组实验分析可知,10 块测试肌肉中第 2、7、9、10 号肌肉块(即内侧腓肠肌、股外侧肌、半腱肌、半膜肌)在两次测试中效果均较为明显,因此选择以上 4 块肌肉作为有效肌肉进行特征提取。

### 3 实 验

#### 3.1 实验准备

本文中,处理肌电数据所用的硬件平台是台式电脑,其处理器为 Intel Core i5-8500 @ 3.00 GHz 六核,内存为 8 GB,处理软件为 MATLAB R2018a。

实验利用滑动时间窗法处理原始数据,处理窗宽度为  $n=600$ (1/30 移动量,采样频率 2 000 Hz)。

选用 BP 神经网络进行识别计算,输入节点为 680,输出节点为 1,迭代次数 3 000 次。

#### 3.2 运算效率

使用 3 种不同的能量核特征提取方法,以及 5 种常用的时、频域特征提取方法对同样的数据进行处理,处理效率如图 9 所示。其中,“线性围栏法”与“离散盒计数法”运算效率数据来源于文献[22],通过对不同 EMG 特征提取方法处理 100 个数据段(数据段长度:600)所需时间(s)进行记录,取 5 次的平均值,进而可以得到运算效率的比较结果。

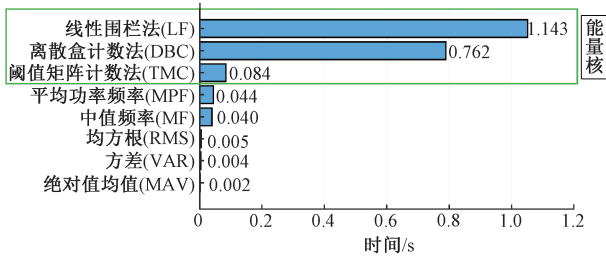


图9 不同EMG特征提取方法运算效率的比较

Fig.9 Comparison of the computation efficiency for different EMG feature extraction methods

由图9可以看出,相比于传统的特征提取方法,本文提出的“阈值矩阵计数”特征提取方法在运算效率方面仍存在不足,但是经过实验证实,每个数据段的处理时间不足1ms,已经可以满足外骨骼助力系统对实时性的要求,同时,相比于两种传统的能量核特征提取方法,新方法在运算效率方面有明显提升,均提升9倍以上。

### 3.3 识别精度

为了评估改进的能量核特征提取算法在健康人单步行走、跨障、坐起与上楼梯的识别效果,本文将原始数据分为训练集和测试集,如表1所示。

表1 划分训练集与测试集

Table 1 Dividing the training set and test set

标签	数据量	比例/%
训练集	480	80
测试集	120	20

使用常用的5种时、频域特征提取方法与本文提出的“阈值矩阵计数”法对健康人单步行走、跨障、坐起及以上楼梯4种运动模式进行识别,将训练集输入神经网络,得到训练模型。

之后,将测试集输入已经训练好的6个模型中,分别运行120次,得到平均识别精度如图10所示。

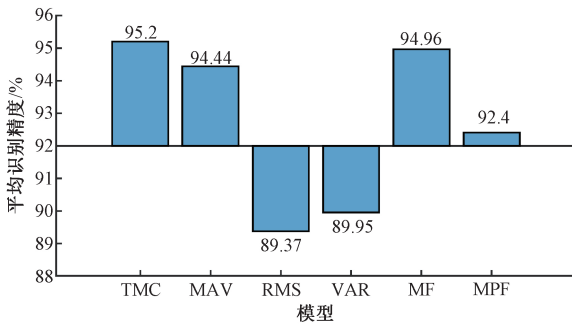


图10 训练模型的平均识别精度

Fig.10 Average recognition accuracy of the trained models

由图10可以看出,传统的5种时、频域特征提取方法,经过BP神经网络训练后,得到模型的平均识别精度分别为94.44%(MAV)、89.37%(RMS)、89.95%(VAR)、94.96%(MF)、92.4%(MPF);而“阈值矩阵计数”特征提取算法得到的模型,其平均识别精度高于常用的5种特征提取方法,达到95.2%。

为进一步对各特征提取算法训练得到的模型进行评估,本文选用箱型图进行描述,如图11所示。

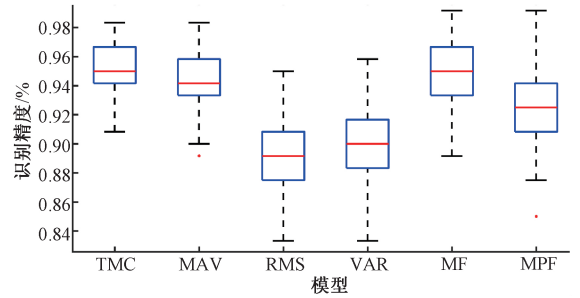


图11 不同模型识别精度统计

Fig.11 Statistics of different model recognition accuracy

图11中,“工”字型虚线表示了6种模型分别进行120次测试集识别的识别精度分布范围。箱型的上下限分别代表了120次识别精度的上下四分位数(即按从大到小的顺序排列,处于25%和75%位置上的值),箱型中的直线代表实验结果的中位数。

总体来看TMC的估计结果最理想,MF与MPF的最高识别精度虽然高于TMC,但从箱型图可以看出TMC方法的识别精度范围主要集中在94.2%~96.7%,MF识别方法精度范围为93.3%~96.7%,因此TMC识别方法的可靠性高于MF;MPF的大部分识别精度低于TMC,且存在“奇异值”;相比于其他模型,MAV的大部分识别精度虽然仅略低于TMC,但同样存在“奇异值”;整体来看,RMS的效果最差。

通过以上结论可以得出,在下肢sEMG信号的识别研究中,“阈值标签计数”法相比常用的时、频域特征提取方法拥有更高的识别精度,且训练得到的模型稳定性更高。同时,相比于DBC和LF拥有更高的运算效率。

## 4 结论

本文以下肢10块肌肉作为研究对象,通过改进的能量核特征提取方法对其在下肢4种运动模式下的有效性进行了排名,最终选取了4块肌肉作为有效肌肉,大幅度减少了识别模型的输入维度,提升了模型的运算效率。本文将提出的改进能量核特征提取算法与常用的能量核特征提取方法进行比较得出,改进的算法在运算效率方

面有了极大的提高,同时,相比于常用的 5 种时、频域特征提取算法,取得的动作识别率较高,且训练后的模型更稳定。

未来的研究方向是对特征提取方法进一步优化,使其运算效率接近甚至超越传统的特征提取方法。同时,本文仅是对下肢 4 种运动模式进行了识别,下一步是扩充识别种类,使下肢运动状态均可被有效识别。

## 参考文献

- [ 1 ] DHINDSA I S, AGARWAL R, RYAIT H S. Performance evaluation of various classifiers for predicting knee angle from electromyography signals [ J ]. *Expert Systems*, 2019, 36(3) : e12381.
- [ 2 ] NA Y, KIM J. Dynamic elbow flexion force estimation through a muscle twitch model and sEMG in a fatigue condition[ J ]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2016, 25(9) : 1431-1439.
- [ 3 ] CAMPOS D P, ABATTI P J, BERTOTTI F L, et al. Short-term fibre intake estimation in goats using surface electromyography of the masseter muscle[ J ]. *Biosystems Engineering*, 2019, 183(7) : 209-220.
- [ 4 ] PHUKPATTARANONT P, THONGPANJA S, ANAM K, et al. Evaluation of feature extraction techniques and classifiers for finger movement recognition using surface electromyography signal [ J ]. *Medical & Biological Engineering & Computing*, 2018, 56(12) : 2259-2271.
- [ 5 ] 吴常铖, 宋爱国, 曾洪, 等. 基于 sEMG 和 GRNN 的手部输出力估计[ J ]. *仪器仪表学报*, 2017, 38(1) : 97-104.  
WU CH CH, SONG AI G, ZENG H, et al. Force estimation based on sEMG and GRNN [ J ]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2017, 38(1) : 97-104..
- [ 6 ] KHUSHABA R N, AI-JUMAILY A, AI-ANI A. Evolutionary fuzzy discriminant analysis feature projection technique in myoelectric control[ J ]. *Pattern Recognition Letters*, 2009, 30 (7) : 699-707.
- [ 7 ] DU Y C, LIN C H, SHYU L Y. Portable hand motion classifier for multi-channel surface electromyography recognition using grey relational analysis [ J ]. *Expert Systems with Applications An International Journal*, 2010, 37 (6) : 4283-4291.
- [ 8 ] YANG X, LI Y H, GUO L, et al. A comparative study of AGS and Non-AGS backpacks on relieving fatigue of neck and back muscles[ C ]. *IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics*, 2018: 2370-2375.
- [ 9 ] KELLER J L, HOUSH T J, HILL E C, et al. Neuromuscular responses of recreationally active women during a sustained, submaximal isometric leg extension muscle action at a constant perception of effort [ J ]. *European Journal of Applied Physiology*, 2018, 118(12) : 2499-2508.
- [ 10 ] 丁帅, 王亮. 基于块稀疏贝叶斯学习的肌电信号特征提取[ J ]. *仪器仪表学报*, 2014, 35(12) : 2731-2738.  
DING SH, WANG L. Feature extraction of surface electromyography based on block sparse Bayesian learning[ J ]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2014, 35(12) : 2713-2738.
- [ 11 ] 张毅, 连奥奇, 罗元, 等. 基于小波变换及 AR 模型的 EMG 模式识别研究[ J ]. *电子测量与仪器学报*, 2011, 25(9) : 770-774.  
ZHANG Y, LIAN AO Q, LUO Y. Wavelet transform and AR model based pattern recognition of EMG[ J ]. *Journal of Electronic Measurement and Instrument*, 2011, 25(9) : 770-774.
- [ 12 ] HAZARIKA A, DUTTA L, BORO M, et al. An automatic feature extraction and fusion model: Application to electromyogram ( EMG ) signal classification [ J ]. *International Journal of Multimedia Information Retrieval*, 2018, 7(3) : 173-186.
- [ 13 ] LIN Y C, YU N Y, JIANG C F, et al. Characterizing the SEMG patterns with myofascial pain using a multi-scale wavelet model through machine learning approaches[ J ]. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 2018, 41(6) : 147-153.
- [ 14 ] PHUKAN N, KAKOTY N M, SHIVAM P, et al. Finger movements recognition using minimally redundant features of wavelet denoised EMG [ J ]. *Health and Technology*, 2019: 1-15, doi:10.1007/s12553-019-00338-z.
- [ 15 ] SENGUR A, AKBULUT Y, GUO Y, et al. Classification of amyotrophic lateral sclerosis disease based on convolutional neural network and reinforcement sample learning algorithm [ J ]. *Health Information Science and Systems*, 2017, 5(1) : 9.
- [ 16 ] ZHANG Y Y, ZOU C, CHEN X L, et al. Synchronous analysis of corticomuscular coherence based on Gabor wavelet-transfer entropy [ J ]. *Journal of Biomedical Engineering*, 2017, 34(6) : 850-856.
- [ 17 ] 陈幸, 殷跃红, 范渊杰. 基于 sEMG 振子模型的骨骼肌等长收缩力与固有特性的能量核表征方法[ J ]. *科*

- 学通报, 2014, 59(7):561-571.
- CHEN X, YIN Y H, FAN Y J. EMG oscillator model-based energy kernel method for characterizing muscle intrinsic property under isometric contraction[J]. Science Bulletin, 2014, 59(7):561-571.
- [18] GABRIEL D A, CHRISTIE A, GREIG INGLIS J, et al. Experimental and modelling investigation of surface EMG spike analysis[J]. Medical Engineering & Physics, 2011, 33 (4): 427-437.
- [19] DAI CH Y, HU X G. Independent component analysis based algorithms for high-density electromyogram decomposition; Systematic evaluation through simulation[J]. Computers in Biology and Medicine, 2019, 109(6): 171-181.
- [20] AL-TIMEMY A H, KHUSHABA R N, BUGMANN G, et al. Improving the performance against force variation of EMG controlled multifunctional upper-limb prostheses for transradial amputees [J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2015, 25(6): 650-661.
- [21] CHEN X, ZENG Y, YIN Y H. Improving the transparency of an exoskeleton knee joint based on the understanding of motor intent using energy kernel method of EMG [J]. IEEE Transactions on Neural Systems & Rehabilitation Engineering, 2017, 25 (6): 577-588.
- [22] ZENG Y, YANG J T, PENG CH, et al. Evolving Gaussian process autoregression based learning of human motion intent using improved energy kernel method of EMG[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2019, doi:10.1109/TBME.2019.2892084.
- [23] DEFOREST B A, WINSLOW J, THOMAS C K.

Improved motor unit number estimate when motor unit alternation is addressed [J]. Journal of Applied Physiology, 2018, 125(4):1131-1140.

- [24] TRAJANO G S, NOSAKA K, BLAZEVIČH A J. Neurophysiological mechanisms underpinning stretch-induced force loss[J]. Sports Medicine, 2017, 47(8): 1531-1541.
- [25] MA X J, WANG C, ZHANG R ZH, et al. A real-time gait switching method for lower-limb exoskeleton robot based on sEMG signals[C]. International Conference on Cognitive Systems and Signal Processing, 2018: 511-523.

### 作者简介



石欣, 分别在 2003 年和 2010 年于重庆大学获得硕士学位和博士学位, 现为重庆大学副教授、博士生导师, 主要研究方向为智能控制、无线传感器网络。

E-mail: meetshixin@gmail.com

**Shi Xin** received his M. Sc. and Ph. D. degrees both from Chongqing University in 2003 and 2010, respectively. Now, he is an associate professor and Ph. D. supervisor in Chongqing University. His main research interests include intelligent control and wireless sensor network.



朱家庆, 2013 年于中北大学获得学士学位, 现为重庆大学硕士研究生, 主要研究方向为人工智能与人机融合。

E-mail: 164417253@qq.com

**Zhu Jiaqing** received his B. Sc. degree from North University of China in 2013. Now, he is a M. Sc. candidate in Chongqing University. His main research interests include artificial intelligence and human-machine fusion.