

# 一种面向下肢假肢的运动意图识别方法及验证

唐 易, 陈奕希, 喻洪流, 石 萍

上海理工大学康复工程与技术研究所, 上海 200093

基金项目: 国家自然科学基金(62073224)

通信作者: 石萍, pshi@usst.edu.cn 收稿/录用/修回: 2022-07-29/2022-11-16/2022-11-24

## 摘要

对截肢者下肢运动意图的准确识别是提高下肢假肢人机交互性能, 降低假肢使用者运动能耗的关键。基于健康受试者在不同运动模式的下肢表面肌电信号(sEMG)和由六自由度惯性测量单元(IMU)采集到的角速度信号、加速度信号等运动学信号设计了一种面向下肢假肢的运动意图识别方法, 并通过髋截肢者的健侧肌电和两侧下肢的运动学数据对上述方法进行可行性和有效性验证。结果表明, 该方法能在健康受试者的多源传感信息中选出最适于分类的最小特征子集, 并在精细 $K$ 最近邻(KNN)分类器中实现对站、平地走、上下楼梯、上下斜坡这6种不同运动意图高达99.2%的识别准确率; 同时在髋截肢者这一类高位截肢患者的多源传感信息中依然能筛选出最小特征子集并实现高达99.8%的识别精度。实验结果说明了所提出方法的有效性和普遍适用性。

## 关键词

下肢运动意图识别  
特征筛选  
多源传感信息融合  
表面肌电  
髋截肢

中图法分类号: TP274<sup>+</sup>.2

文献标识码: A

## Research and Verification of a Motion Intention Recognition Method for Lower Limb Prosthesis

TANG Yi, CHEN Yixi, YU Hongliu, SHI Ping

*Institute of Rehabilitation Engineering and Technology, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China*

## Abstract

Accurate recognition of an amputee's lower limb motion intention is the key to improving the human-computer interaction performance of lower limb prosthesis and reducing the movement energy consumption of prosthetic users. In this study, a motion intention recognition method for lower limb prosthesis is designed based on surface electromyography (sEMG) signals from the lower limb surface of healthy subjects in different motion modes and kinematics signals such as angular velocity and acceleration signals collected by 6-DOF inertial measurement unit (IMU). The sEMG of the healthy side and the kinematic data of both lower limbs of hip amputees are used to validate the method's feasibility and validity. The results show that the proposed method can select the most appropriate minimum feature subset for the classification from the multi-source sensor data of healthy subjects and achieves 99.2% recognition accuracy in the fine  $K$ -nearest neighbor (KNN) classifier for six different motion intentions: standing, walking on flat ground, up and down stairs, and up and down slopes. Simultaneously, the minimum feature subset can still be selected from the hip amputee's multi-source sensor data, and the recognition accuracy can reach 99.8%, which shows the effectiveness and universal applicability of the proposed method.

## Keywords

lower limb movement intention recognition;  
feature selection;  
multi-source sensor information fusion;  
surface electromyography;  
hip amputation

## 0 引言

下肢假肢应该要做到能与用户以一种更加直观的方式来协同工作,即假肢的控制系统要能够准确识别出用户的运动意图,并提供所需的补偿力矩<sup>[1]</sup>。以此帮助截肢者在面对不同地形时能实现更加快速的过渡,并且能有效避免出现假肢实际轨迹或扭矩偏离预期的情况。

近年来,研究者广泛使用生物力、生物电信号联合不同数学模型构建下肢运动意图识别方法,获得了较高的识别精度。陈振鑫<sup>[2]</sup>通过5名健康受试者的下肢表面肌电信号、加速度、足底压力和膝关节角度信号特征,对5种不同运动模式的分类精度达到90%以上。成旭等<sup>[3]</sup>通过多源传感信息搭建了一套针对下肢智能动力假肢的运动意图识别算法,并在使用双侧下肢运动信息的条件下取得了99.5%以上的平均识别率。夏安琦<sup>[4]</sup>提出的基于融合特征及分层策略的智能下肢假肢运动意图识别新方法,也取得了95.5%以上的识别准确率。AI等<sup>[5]</sup>开发的基于sEMG(surface ElectroMyoGraphy)和加速度计信号融合的下肢运动意图识别系统对5种下肢运动的识别准确率达到95%以上。然而上述用于下肢假肢的下肢运动意图识别研究都是基于健康受试者的数据进行模型搭建,缺少在研究中加入截肢者数据进行方法有效性验证。XU等<sup>[6]</sup>另辟蹊径,直接基于胫骨截肢者的数据设计了一种小腿智能假肢的机载训练方法,达到了93.21%的运动意图识别准确率;SPANIAS等<sup>[7]</sup>基于经股动脉截肢患者数据设计的下肢运动意图识别算法,达到了96.31%的识别精度。虽然上述研究直接使用截肢者数据进行模型训练,但没有涉及到髌截肢患者。髌截肢者主要是指股骨高位截肢的患者。由于髌截肢是一种下肢高位截肢,所以髌截肢者具有步态对称性差,身体重心转移轨迹缺乏连贯性等特点<sup>[8]</sup>;在不同路况下运动的生物力学、生物电学数据都会和健康受试者以及低位截肢者都有着较为明显的差别。因此很难保证目前基于健康受试者或是低位截肢者数据搭建的运动意图识别方法同样适用于髌截肢者。

在下肢运动意图识别方法的构建中,为了得到更好的识别性能往往会采用不同的特征筛选方法来得到由特定特征组合构成的最优最小特征子集。YOUNG等<sup>[9]</sup>认为提取运动学信号的均值、标准差、

最大值和最小值这4种特征就可以满足下肢运动意图识别的需要。李梦瑶<sup>[10]</sup>将过滤和包裹两种方法相结合设计出基于LDA(linear discriminant analysis)的ReliefF算法,最后得到了肌电信号的最佳特征矩阵为所有肌肉的“绝对值均值—过零点—一波长”组合。成旭等<sup>[3]</sup>则认为肌电信号的最佳特征矩阵为“绝对值均值—均方根—过零点—一波长—斜率符号变化”组合。虽然上述研究中提出的由特定特征组合构成的最优最小特征子集能有效减少下肢运动意图识别研究中使用的传感器个数,降低识别算法的计算量;但缺乏对“个体差异如身高体重、年龄阶段等因素对特征选择的影响”的探讨。虽然通过增加不同类型的健康受试者数据可以降低个体差异对特征选择的影响,但由于髌截肢者人数少、彼此之间的各项身体运动功能参数都具有较大的差异等原因反而是更难通过扩大样本量来解决的。因此如何设计特征选择方法使得所筛选出的最小特征子集能为后续的运动意图识别提供最有利信息是下肢运动意图识别方法构建所面临的挑战之一。

针对以上问题,本文提出的一种面向下肢假肢的运动意图识别方法,通过对不同受试者的多源传感信息筛选出的用于构建分类模型的特征子集进行动态调整,以期获得运算速度快、识别效果稳定、识别准确率高下肢运动意图分类模型。本文使用了髌截肢者的多源传感信息对上述方法进行验证,获得了较高的识别精度,为该方法用于下肢假肢控制提供了有效性和可行性的依据。

## 1 材料与方法

### 1.1 数据集描述

本文通过来自西北大学的公开数据集EN-ABL3S<sup>[11]</sup>提供的健康受试者的多源传感信息进行下肢运动意图识别模型的搭建。该数据集中的受试者是10名无步态障碍、下肢损伤和神经系统疾病史的健康人;其中男性7名,女性3名。这10名志愿者的平均年龄为 $25.5 \pm 2.0$ 岁,平均身高为 $174.0 \pm 12.0$  cm,平均体重为 $70.0 \pm 14.0$  kg。使用双极表面电极(DE2.1; Delsys, Boston, MA, USA)记录健康受试者两侧腿上与髌、膝、踝这3个关节屈伸运动相关的7块肌肉:胫骨前肌(Tibialis Anterior, TA)、腓肠肌内侧肌(Medial head of Gastrocnemius, MG)、比目鱼肌(Soleus Muscles SOL)、股外侧肌(Vastus Lateralis, VL)、股直肌(Rectus Femoris, RF)、

股二头肌(Biceps Femoris, BF)和半腱肌(Semitendinosus Muscle, ST)。使用6自由度(三轴加速度计和陀螺仪)惯性测量单元(inertial measurement unit, IMU)测量腰、大腿和小腿的运动信号。sEMG的采样频率为1 kHz, IMU的采样频率为500 Hz。

本文采集的髋截肢者数据 H1 来自一名身高 155 cm、体重 35 kg 的 25 岁女性, 所采集数据类型与 ENABL3S 数据集相同。使用 Noraxon Ultium EMG 无线表面肌电仪(Noraxon 公司, 美国)采集髋截肢者右侧相同 7 块肌肉的表面肌电信号; 使用 Ultium Motion 运动捕捉系统(Noraxon 公司, 美国)中内置的 6 自由度 IMU。采集腰部、双侧大腿和双侧小腿处的运动信号。

ENABL3S 数据集中每个受试者完成两种不同的动态循环, 每个循环重复 25 次: 1) 坐→站→平地走→上楼梯→平地走→下斜坡→站→坐; 2) 坐→站→平地走→上斜坡→平地走→下楼梯→站→坐。受试者按照自身最适合的速度完成实验, 并定期进行休息以避免疲劳。

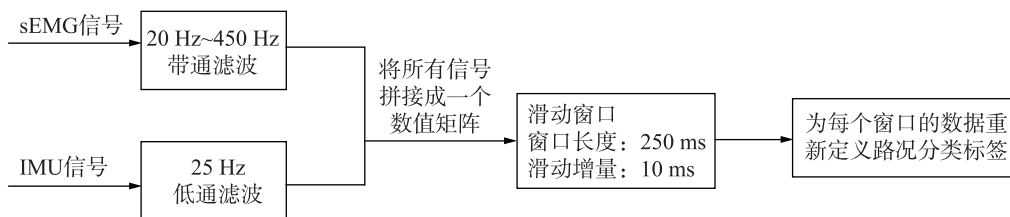


图2 数据预处理流程

Fig.2 Flow chart of data preprocessing

1) 滤波: 虽然 sEMG 信号的频率范围在 10 Hz ~ 1 500 Hz 之间, 但一般含有相关运动信息的 sEMG 信号的频率主要集中在 20 Hz ~ 500 Hz 的范围内<sup>[12]</sup>。所以, 设计 20 Hz ~ 500 Hz 的 6 阶 Butterworth 带通滤波器提取 sEMG 信号中的相关运动信息并去除信号中含有的大部分干扰, 如放大器直流偏置, 传感器由于漂移、温度变化带来的低频噪声以及神经传导和手机、电脑等高频干扰引起的高频噪声。设计 25 Hz 的 6 阶 Butterworth 低通滤波器滤除 IMU 信号中的高频部分包含的伪运动, 降低环境噪声对信号精度的影响<sup>[11]</sup>。

2) 使用滑动窗口技术进行数据分帧和标签重定义: 为更好地得到所需信号的动态特征, 本文使用滑动窗口技术对采集到的多源传感信号进行划分。滑动窗长作为滑动窗口技术最重要的两大参数之一, 会同时对分类精度和决策时间产生不同的影

与健康受试者相比, 髋截肢者从坐到站这一过程主要通过支撑物实现。因此, 髋截肢者的实验采集循环为: 1) 站→平地走→上楼梯→平地走→下斜坡→站; 2) 站→平地走→上斜坡→平地走→下楼梯→站, 具体实验流程如图 1 所示。本研究已通过上海理工大学伦理委员会批准, 髋截肢受试者已签署知情同意书。

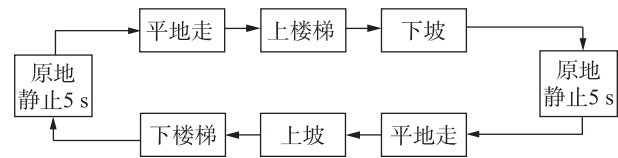


图1 髋截肢者的实验流程图

Fig.1 Flowchart of an experiment with hip amputees

## 1.2 数据预处理

对不同类型的原始数据做合适的预处理是简化下肢运动意图识别分类器的训练难度和保证其分类精度的关键步骤之一。本文对不同类型的原始数据分别进行滤波处理, 并使用滑动窗口技术进行数据分帧、标签重定义。预处理的具体流程见图 2。

响。这是因为滑动窗长决定了信号在进行特征提取和模式分类中被用以产生一个决策时所使用到的数据量。当一个滑动窗长所包含的数据量越大时, 通常就越有利于提高分类精度<sup>[13]</sup>, 但这也可能会延长生成一个决策所需的处理时间<sup>[14]</sup>。因此如何平衡好分类精度和决策时间这两者之间的关系是能否利用好信号取得理想结果的重难点。300 ms 是人类可感知的延迟阈值<sup>[14]</sup>, 考虑到假肢与人体的柔顺交互等条件, 本文认为将滑动窗长设定为小于 300 ms 是更好的选择。在滑动窗口技术的另一重要参数——滑动增量——的选择上, 有越来越多的研究认为选择较小的滑动增量使得当前窗口与前一个窗口有更大的重叠区间, 可以实现更频繁地向前端设备发出指令, 并由此降低传感器融合输出的突变所带来的影响<sup>[15]</sup>。综上, 经过多次实验和比较后, 本文最终选择 250 ms 的滑动窗长和 10 ms 的滑动增

量对数据进行分帧处理。在使用滑动窗口截取数据的过程中会存在着连续多个窗口截取到两种不同路况间过渡过程的数据, 即同一个窗口中会存在着两

种不同的路况分类标签。如图 3 所示, 本文选择将一个窗口中所包含的标签数超过 50% 以上的标签认定为该窗口的标签。

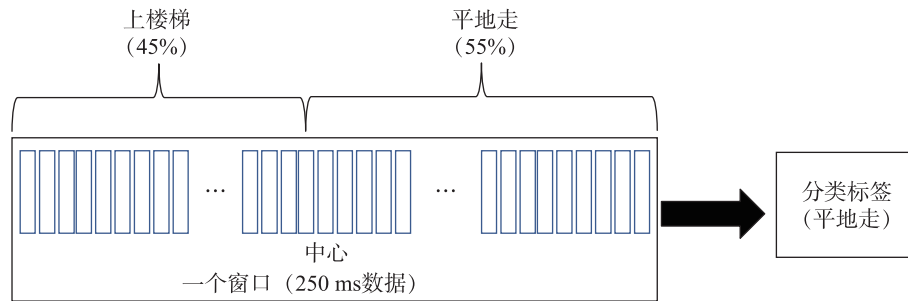


图 3 分类标签的重定义原理示意图

Fig.3 Schematic diagram of the redefinition principle of classification labels

### 1.3 特征提取

从每个滑动窗口中提取出能够更好代表整个窗口信号的特征也是提高识别精度的关键一步。本文选择提取时域特征值来构建下肢运动意图识别模型。所提取的时域特征值见表 1。

表 1 从不同信号中提取的时域特征值

Tab.1 Time domain features extracted from different signals

序号	肌电信号的时域特征值	运动学信号的时域特征值
1	方差 (Variance, var)	平均值 (Mean)
2	标准差 (Standard Deviation, std)	标准差 (Standard Deviation, std)
3	绝对值均值 (Mean Absolute Value, mav)	偏度 (Skewness, skew)
4	均方根 (Root Mean Square, rms)	峰度 (Kurtosis, kurt)
5	最大值 (Maximum, max)	最大值 (Maximum, max)
6	波形长度 (Waveform Length, wl)	最小值 (Minimum, min)
7	过零点数 (Zero Crossing, ZC)	积分 (Area)
8	肌电积分值 (Integrated EMG, iEMG)	

### 1.4 特征筛选

基于 1.3 小节的特征提取, 共提取一个 267 维的数据集  $X$ :

$$X = [sEMG, IMU, Y] \quad (1)$$

其中, sEMG 为 56 维的肌电信号时域特征值矩阵, 包括 7 块被测肌肉和 8 种时域特征值; IMU 为 210 维的运动学信号时域特征值矩阵, 包括 5 个 IMU 传感器、3 个方向轴、角速度和加速度 2 种运动学信号以及 7 种时域特征值;  $Y$  为路况分类标签矩阵。

直接将数据集  $X$  输入到分类器中训练虽也能得到较高的分类准确率, 但在测试阶段并不能保持很好的分类性能。这是因为训练出的模型不具有实时性, 易引起“维度灾难”或是出现特征稀疏的问题导致模型的分类效果变差, 训练出的模型出现不适定的情况<sup>[16]</sup>等多种因素造成的。因此, 本文基于 ReliefF 算法和互信息的特性设计了一种特征过滤方法来剔除这个庞大特征矩阵中不相关的、冗余的、没有差异刻画能力的特征向量<sup>[15]</sup>。该特征过滤法的具体流程如图 4 所示。

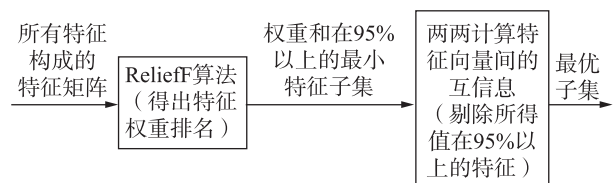


图 4 基于 ReliefF 算法和互信息的特征过滤法

Fig.4 Feature filtering method based on ReliefF algorithm and mutual information

ReliefF 算法是 1994 年 Kononenko 在 Relief 算法的基础上加以改进的一种过滤式特征筛选方法, 它的最大优势是破除了 Relief 算法只能用于二分类问题的困境, 将适用范围扩展到多分类问题的领域中<sup>[17-18]</sup>。具体计算过程如下: 先将所有特征的权重值预设为 0, 然后从输入的训练集  $D$  中随机抽样得到样本  $R$ , 接着从与样本  $R$  同类的样本中寻找  $k$  个最邻近的样本构成样本  $H$  和从与样本  $R$  不同类的样本中寻找  $k$  个最邻近的样本构成样本  $M$ , 最终根据式(2)计算更新特征的权重。上述同样的抽样过程持续  $m$  次后, 输出即为所有特征最终的权重值<sup>[17]</sup>。

$$W(A) = W(A) - \sum_{j=1}^k \frac{\text{diff}(A, R, H_j)}{mk} + \sum_{C \notin \text{class}(R)} \left[ \frac{p(C)}{1 - p(\text{class}(R)) \sum_{j=1}^k \text{diff}(A, R, M_j(C))} \right] \quad (2)$$

$\text{diff}(A, R_1, R_2)$  表示样本  $R_1$  和样本  $R_2$  在特征  $A$  上的差, 其具体计算公式为

$$\text{diff}(A, R_1, R_2) = \begin{cases} \frac{R_1[A] - R_2[A]}{\max(A) - \min(A)}, & A \text{ 是连续的量} \\ 0, & A \text{ 是离散的量且 } R_1[A] = [A] \\ 1, & A \text{ 是离散的量且 } R_1[A] \neq [A] \end{cases} \quad (3)$$

在使用 ReliefF 算法得到所有特征的权重值  $W_i$  后, 将特征矩阵按照权重值由高到低的顺序重新排列, 并从中取出权重值之和超过 0.95 的最小特征组合构成最小特征子集。

本文使用互信息来做进一步的相关性分析以去除前述 ReliefF 算法得出的最小特征子集中的冗余特征。互信息能够衡量特征之间相互依赖程度: 当两个特征向量在不同运动模式分类中所能提供的信息完全相同时, 互信息最大; 同理, 当两个特征向量能提供不同信息时, 互信息为 0<sup>[19-20]</sup>。式(4)为互信息的计算公式。

$$\begin{aligned} I(X; Y) &= \sum_{x, y} p(x, y) \log \frac{p(x, y)}{p(x)p(y)} \\ &= \sum_{x, y} p(x)p(y|x) \log p(y|x) - \sum_{x, y} p(x, y) \log p(y) \\ &= \sum_x p(x) \left( \sum_y p(y|x) \log p(y|x) \right) - \sum_y \log p(y) \left( \sum_x p(x, y) \right) \\ &= -H(Y|X) + H(Y) \\ &= H(Y) \end{aligned} \quad (4)$$

其中,  $X$  和  $Y$  为随机变量, 随机变量  $X$  取值为  $x$  的概率表示为  $p(x)$ 。信息量是指对一件具体事情发生所带来的信息的一种度量方式<sup>[19-20]</sup>, 而所有可能发生事件所带来的信息量的期望就被称之为信息熵  $H(X)$ 。信息熵的数学表达式为

$$H(X) = - \sum_{i=1}^n p(x_i) \log p(x_i) \quad (5)$$

本文将特征冗余的阈值设置为 0.95, 即当两个特征向量间的互信息值超过 0.95 时, 就认为这两个特征向量中的后者为冗余向量, 并将其从最小特征子集中剔除。由此得到的特征矩阵被定义为最接近理想状态的最优、最小特征子集。

与其他的特征筛选方法相比, 本文所设计的基

于 ReliefF 算法和互信息的特征过滤法的主要优势在于通过解耦相关性和冗余性分析, 绕过了子集搜索, 从而提供了一种高效的方法来找到接近理想状态的最优、最小特征子集。

### 1.5 分类器的选择

将特征筛选后得到的特征子集按照 7:3 的比例拆分成训练集和测试集两部分, 然后将训练集导入到 Matlab (MathWorks 公司, 美国) 的 Classification Learner 中。国内外很多研究表明, 机器学习在下肢运动意图识别中取得了良好的分类效果。根据 1.4 小节所得特征子集具有数据量较大但维数不高特性, 再参考相关研究<sup>[3, 21-22]</sup>, 本文使用判别分析 (discriminant analysis)、支持向量机 (support vector machines, SVM)、集成分类和  $K$  最近邻分类器 ( $K$ -nearest neighbor, KNN) 等模型进行训练。图 5 为所有受试者数据在 Classification Learner 中的训练结果。在图 5 当中, SVM 和 KNN 这两种分类算法在不同受试者的数据集分类中都表现出很好的效果, 后续本文将针对这两种分类方法做更进一步的分析。

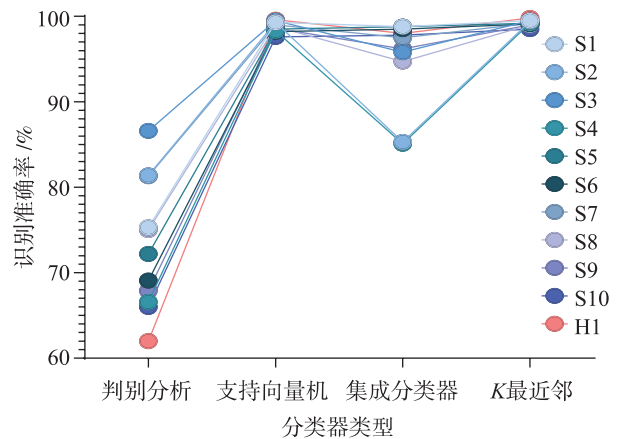


图 5 所有受试者数据在 Classification Learner 中的训练结果  
Fig.5 Training results of all subject data in Classification Learner

## 2 结果

### 2.1 基于 ReliefF 和互信息的特征过滤法的最优最小特征子集

如图 6 所示, 基于 ReliefF 和互信息的特征过滤法针对不同类型的受试者所筛选出的特征子集中所包含的特征向量基本不超过全部特征向量个数的

20%。并且表面肌电信号的特征在髌截肢者的特征子集中的占比接近 54%，而在不同健康受试者的特征子集中表面肌电信号特征在特征子集的占比变化

较大，最高可达 41.9%，最低仅占 3.4%。同时对于健康受试者而言，小腿的运动特征占比会较为稳定的保持在  $(29.1 \pm 9.7)\%$  之间。

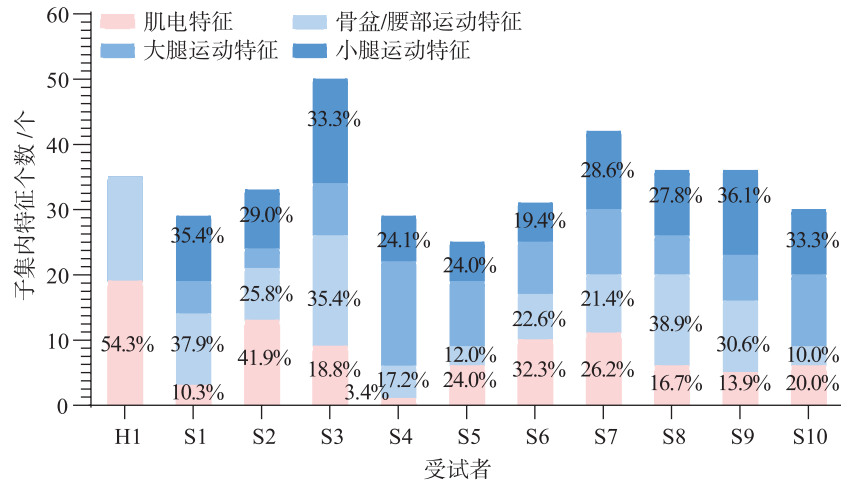


图 6 不同受试者的特征子集大小对比及不同种类特征在子集内部占比

Fig.6 The feature subset size of different subjects and the proportion of different types of features in the subset

### 2.2 基于 SVM 和 KNN 的运动意图识别

图 7 仅展示健康受试者中具有代表性的 4 位健康受试者数据以及髌截肢者数据在 6 种不同核函数的 SVM 分类器和 6 种不同类型的 KNN 分类器中对不同运动意图的分类准确率。从图中不难发现，所有受试者的分类准确率在 6 种 KNN 分类器中的表现基本相同，除了粗略 KNN 分类器，其他 KNN 分

类器基本都能达到 90% 以上的分类精度。在不同核函数的 SVM 分类器中，仅在二次 SVM、三次 SVM 和中等高斯 SVM 这三种 SVM 分类器中所有受试者数据都能保持在 90% 以上的分类精度。而精细高斯 SVM 虽然在髌截肢者的数据中表现出色，但在健康受试者数据中却最高仅有 86.6% 的分类精度。

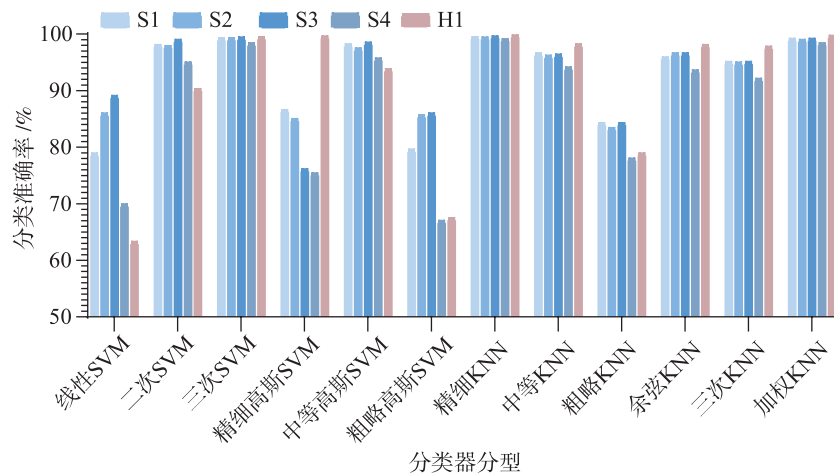


图 7 不同受试者在不同 SVM 和 KNN 分类器的运动意图识别结果

Fig.7 Motion intention recognition results of different subjects in different SVM and KNN classifiers

## 3 讨论

### 3.1 基于 ReliefF 和互信息的特征过滤法所得结果的分析

经过实验验证本文发现，根据健康受试者的数

据所选出的最适合于区分下肢运动意图的最优最小子集与根据髌截肢者数据选出的子集在特征构成上有较为明显的区别。如图 6 所示，在髌截肢者的特征子集中，表面肌电特征和运动学特征所占比重基本一致。根据特征子集的权重排名可知，健侧腿的

半腱肌以及其他肌肉的 sEMG 信号的 ZC 特征、髌部的多种运动学特征对髌截肢不同运动意图的识别起到关键性的作用；而对于健康受试者，起到关键识别作用的特征则主要集中在左右小腿的角速度的偏度、最大值以及不同肌肉的表面肌电信号的 ZC 特征上，并且肌电特征在特征子集的占比普遍较少。本文猜测髌截肢者在运动过程中更信任也更习惯用健侧肢体负重，所以髌截肢者的健侧腿肌电特征对于运动意图识别更加有利，这与刘夕东等<sup>[23]</sup>的结论一致。同时，赵敬等<sup>[8]</sup>的研究指出髌截肢者会用躯干和骨盆倾侧的方式代替髌关节的运动，从而造成截肢者的腰部或健侧髌关节处过度运动。由此，为本文筛选所得的髌截肢者的特征子集构成的准确性和合理性提供一定的依据。

王婕<sup>[24]</sup>通过研究发现，基于健康受试者数据训练的下肢运动意图识别模型的泛化能力有限，对新受试者样本的识别具有一定难度。特别是将截肢者数据应用于模型后，模型的识别精度由原本的 97.5% 降至 80%。FANG 等<sup>[25]</sup>也观察到了所训练模型在加入截肢者数据后精度下降的现象。由此，本文认为直接使用健康受试者数据或是低位截肢者数据所搭建的下肢运动意图识别方法并不能直接应用到髌假肢的控制系统中。而本文所提出的下肢运动意图识别方法，无论是 ENABL3S 数据集内所包含的健康受试者的数据还是髌截肢者的数据，都能通过基于 ReliefF 和互信息的特征过滤法选出不超过总特征数 20% 的特征个数来实现准确率高达 99.0% 以上的下肢运动意图识别。因此，本文认为基于 ReliefF 和互信息的特征过滤法确实能够有效去除所提取的总特征集中与下肢运动意图识别无关的或者是冗余的特征，从而选出最有利于后续分类的最小最优特征子集。

### 3.2 基于 SVM 和 KNN 的运动意图识别的对比

对于假肢控制系统来说，如果无法做到对使用者运动意图的高精度识别，就很容易给截肢者造成二次伤害<sup>[26]</sup>。如图 7 所示，虽然三次 SVM 分类器已经对不同类型受试者的下肢运动意图有很高的识别精度，但精细 KNN 分类器对每一位受试者的识别精度仍更优于三次 SVM 分类器。并且只有精细

KNN 分类器能够在不同类型受试者中都保持 99.2% 以上的识别精度。毋雪雁<sup>[27]</sup>对比了 KNN 和 SVM 两种算法，认为 SVM 会在特征数量很高时表现出更好的性能，KNN 则在低维度上具有良好的预测精度，但是 KNN 算法还具有实现简单、性能优越等优势，在复杂度方面优于 SVM 算法。耿艳利<sup>[28]</sup>、GENG<sup>[22]</sup>等也在下肢智能假肢控制相关研究中使用 KNN 分类器并获得满意的分类结果。ZHANG 等<sup>[29]</sup>也认可了 KNN 分类算法在机器学习领域的优势。相对于其他 KNN 分类器，精细 KNN 分类器更关注不同类别间细致入微的区别。因此，认为精细 KNN 分类器是本文所提出的下肢运动意图识别方法中最合适的分类器。

本文用以验证的髌截肢者数据量较少，但由于髌截肢者之间的各项身体运动功能参数都具有较大的差异。所以本文认为研究中所使用的髌截肢者数据足以验证所提出的面向下肢假肢的运动意图识别方法的有效性和普遍适用性。其次，本文中并没有对步态时相的关键位点进行划分后再使用滑动窗口提取信号特征，而是对整个运动过程都提取了信号特征<sup>[30-31]</sup>。这样做虽然能有效避免步态时相划分错误带来的对下肢运动意图识别的干扰，从而提高运动意图识别的准确率，但也在一定程度上增加了计算量；在后续的实时系统开发中可能会导致控制器决策时间的延长。在下一步工作中，将继续完善不同髌截肢受试者的数据库，探究模型的泛化能力，且尝试设计加入步态时相关键点划分算法，在保证现有的高识别精度的同时提高模型的实时性。

## 4 结论

本文的主要贡献在于所提出的用于下肢假肢的下肢运动意图识别方法能根据不同类型受试者的运动特性，动态调整基于多源传感器融合所得的特征子集的内容和大小。以此保证使用最少的特征就能对不同受试者的运动意图保持较高的识别精度。该下肢运动意图识别方法在使用髌截肢者数据验证实验中依然具有较高的识别精度，更进一步地说明了本文所提出方法的普遍适用性和为该方法用于下肢假肢控制提供了有效性和可行性的依据。

## 参考文献

- [1] MICHAEL R T, JEREMY O, ANNA P, et al. Control strategies for active lower extremity prosthetics and orthotics: A review [J/OL]. *Journal of Neuroengineering and Rehabilitation*, 2015[2021-09-10]. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/2557982/>. DOI: 10.1186/1743-0003-12-1.

- [ 2 ] 陈振鑫. 基于多源信息的下肢运动状态识别研究[D]. 济南: 山东大学, 2019.  
CHEN Z X. Research on lower limb motion state recognition based on multi-source information[D]. Jinan: Shandong University, 2019.
- [ 3 ] 成旭, 张定国. 基于多源信息的下肢运动意图识别[J]. 机械设计与研究, 2020, 36(6): 54–58.  
CHENG X, ZHANG D G. Motion intention recognition for lower limbs based on multi-source information[J]. Machine Design & Research, 2020, 36(6): 54–58.
- [ 4 ] 夏安琦. 基于融合特征及分层策略的下肢假肢运动意图识别[D]. 安庆: 安庆师范大学, 2021.  
XIA A Q. Motion intention recognition of lower limb prosthesis based on fusion feature and stratification strategy[D]. Anqing: Anqing Normal University, 2021.
- [ 5 ] AI Q, ZHANG Y, QI W, et al. Research on lower limb motion recognition based on fusion of sEMG and accelerometer signals [J/OL]. Symmetry, 2017, 9(8) [2021–02–18]. <https://www.ingentaconnect.com/content/doi/20738994>. DOI: 10.3390/sym9080147.
- [ 6 ] XU D, WANG Q. On-board training strategy for IMU-based real-time locomotion recognition of transtibial amputees with robotic prostheses[J/OL]. Front Neurorobot, 2020 [2021–10–1]. [https://kgo.ckceest.cn/kgo/detail/1002/dw\\_journal-article-20210417](https://kgo.ckceest.cn/kgo/detail/1002/dw_journal-article-20210417). DOI: 10.3389/fnbot.2020.00047.
- [ 7 ] SPANIAS J A, SIMON A M, FINUCANE S B, et al. Online adaptive neural control of a robotic lower limb prosthesis[J/OL]. Journal of Neural Engineering, 2018 [2021–05–16]. <https://www.nstl.gov.cn/paper-dethil.html?id=65453c33e885d7985612baaab51b17ba>. DOI: 10.1088/1741-2552/aa92a8.
- [ 8 ] 赵敬, 李新伟, 何秉泽, 等. 基于运动学参数和足底压力测量的髋离断截肢者步态分析[J]. 医用生物力学, 2022, 37(1): 79–84.  
ZHAO J, LI X W, HE B Z, et al. Gait analysis of hip disarticulation amputees based on kinematic parameters and plantar pressure measurement[J]. Journal of Medical Biomechanics, 2022, 37(1): 79–84.
- [ 9 ] YOUNG A J, HARGROVE L J. A classification method for user-independent intent recognition for transfemoral amputees using powered lower limb prostheses[J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2016, 24(2): 217–225.
- [ 10 ] 李梦瑶. 基于多源神经信号融合的人体运动意图识别研究[D]. 广州: 中国科学院大学, 2021.  
LI M Y. Human motion intention recognition based on multi-source neural signals fusion[D]. Guangzhou: University of Chinese Academy of Sciences, 2021.
- [ 11 ] HU B, ROUSE E, HARGROVE L. Benchmark datasets for bilateral lower-limb neuromechanical signals from wearable sensors during unassisted locomotion in able-bodied individuals[J/OL]. Frontiers in Robotics and AI, 2018 [2021–06–06]. <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/3350090/>. DOI: 10.3389/frobt.2018.00014. eCollection 2018.
- [ 12 ] 何庆华, 吴宝明, 彭承琳. 表面肌电信号的分析与应用[J]. 国外医学生物医学工程分册, 2000(5): 299–303.  
HE Q H, WU B M, PENG C L. The detection analysis method of surface EMG signal and its application[J]. International Journal of Biomedical Engineering, 2000(5): 299–303.
- [ 13 ] SMITH L H, HARGROVE L J, LOCK B A, et al. Determining the optimal window length for pattern recognition-based myoelectric control: balancing the competing effects of classification error and controller delay[J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2011, 19(2): 186–92.
- [ 14 ] ENGLEHART K, HUDGINS B. A robust, real-time control scheme for multifunction myoelectric control[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2003, 50(7): 848–54.
- [ 15 ] XU D, WANG Q. Noninvasive human-prosthesis interfaces for locomotion intent recognition: A review[J/OL]. Cyborg and Bionic Systems, 2021, 2021 [2021–08–09]. <https://www.spj.scierce.org/doi/10.34133/2011/9863761>. DOI: 10.34133/2021/9863761.
- [ 16 ] 张俐, 王枫. 基于最大相关最小冗余联合互信息的多标签特征选择算法[J]. 通信学报. 2018, 39(5): 111–22.  
ZHANG L, WANG C. Multi-label feature selection algorithm based on joint mutual information of max-relevance and min-redundancy[J]. Journal on Communications. 2018, 39(5): 111–22.
- [ 17 ] 李晓岚. 基于 Relief 特征选择算法的研究与应用[D]. 大连: 大连理工大学, 2013.  
LI X L. The Study and application of feature selection algorithms based on Relief[D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2013.



- [18] 姚旭, 王晓丹, 张玉玺, 等. 特征选择方法综述[J]. 控制与决策, 2012, 27(2): 161 – 166, 192.  
YAO X, WANG X D, ZHANG Y X, et al. Summary of feature selection algorithms[J]. Control and Decision, 2012, 27(2): 161 – 166, 192.
- [19] VERGARA J R, ESTÉVEZ P A. A review of feature selection methods based on mutual information[J]. Neural Computing and Applications, 2013, 24(1): 175 – 86.
- [20] 刘华文. 基于信息熵的特征选择算法研究[D]. 长春: 吉林大学, 2010.  
LIU W H. A study on feature selection algorithms using information entropy[D]. Changchun: Jilin University, 2010.
- [21] WANG Q. Research on the improved CNN deep learning method for motion intention recognition of dynamic lower limb prosthesis [J/OL]. Journal of Healthcare Engineering, 2021 [2021 – 10 – 09]. <https://www.pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/34912535/>. DOI: 10.1155/2021/7331692.
- [22] GENG Y, PENG Y, LIU Z, et al. Walking speed recognition system for transfemoral amputee based on accelerometer and gyroscopes[C]//Proceedings of the System Simulation and Scientific Computing. Berlin, Germany: Springer, 2012: 383 – 389.
- [23] 刘夕东, 颜智, 韩林林, 等. 单侧小腿截肢患者穿假肢后的步态运动学参数研究[J]. 中华物理医学与康复杂志, 2018, 40(9): 662 – 665.  
LIU X D, YAN Z, HAN L L, et al. Research on gait kinematics parameters of unilateral transtibial amputees after wearing prostheses[J]. Chinese Journal of Physical Medicine and Rehabilitation, 2018, 40(9): 662 – 665.
- [24] 王婕. 惯性动捕数据驱动的智能下肢假肢运动意图识别方法研究[D]. 安庆: 安庆师范大学, 2019.  
WANG J. An improved motion intent recognition method for intelligent lower limb prosthesis driven by inertial motion capture data[D]. Anqing: Anqing Normal University, 2019.
- [25] PENG F, ZHANG C, XU B, et al. Locomotion prediction for lower limb prostheses in complex environments via sEMG and inertial sensors[J/OL]. Complexity, 2020, 2020 [2021 – 12 – 01]. <https://www.hindawi.com/journals/complexity/2020/8810663/>. DOI: 10.1155/2020/8810663
- [26] 王启宁, 郑恩昊, 陈保君, 等. 面向人机融合的智能动力下肢假肢研究现状与挑战[J]. 自动化学报, 2016, 42(12): 1780 – 1793.  
WANG Q N, ZHENG E H, CHEN B J, et al. Recent progress and challenges of robotic lower-limb prostheses for human-robot integration[J]. Acta Automatica Sinica, 2016, 42(12): 1780 – 1793.
- [27] 毋雪雁, 王水花, 张煜东. K 最近邻算法理论与应用综述[J]. 计算机工程与应用, 2017, 53(21): 1 – 7.  
WU X Y, WANG S H, ZHANG Y D. Survey on theory and application of K-nearest-neighbors algorithm[J]. Computer Engineering and Applications, 2017, 53(21): 1 – 7.
- [28] 耿艳利. 下肢运动模式识别及动力型假肢膝关节控制方法研究[D]. 石家庄: 河北工业大学, 2012.  
GENG Y L. Motion pattern recognition and control of active knee prosthesis[D]. Shijiazhuang: Hebei University of Technology, 2012.
- [29] ZHANG S, LI X, ZONG M, et al. Learning k for kNN classification[J]. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology, 2017, 8(3): 1 – 19.
- [30] 张鹏, 张峻霞. 基于 CNN-ENN 的改进串行混合网络及多传感器信息融合的运动意图识别研究[J]. 传感技术学报, 2021, 34(7): 932 – 938.  
ZHANG P, ZHANG J X. Research of motion intension recognition method based on CNN improved serial hybrid network and multi-senor data fusion[J]. Chinese Journal of Sensors and Actustors, 2021, 34(7): 932 – 938.
- [31] HUANG H, KUIKEN T A, LIPSCHUTZ R D. A strategy for identifying locomotion modes using surface electromyography[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2009, 56(1): 65 – 73.

## 作者简介

唐 易(1999 – ), 女, 硕士生. 研究领域为康复机器人, 人机交互.

陈奕希(1994 – ), 女, 硕士生. 研究领域为康复机器人, 人机交互.

喻洪流(1966 – ), 男, 博士, 教授. 研究领域为穿戴式人体仿生系统及智能控制.