

引文格式:

王远, 袁思敏, 黄品高, 等. 基于表面肌电和组织阻抗信息融合的手势识别研究 [J]. 集成技术, 2020, 9(3): 26-35.

Wang Y, Yuan SM, Huang PG, et al. The study of hand gesture recognition based on the fusion of surface electromyography and tissue impedance [J]. Journal of Integration Technology, 2020, 9(3): 26-35.

基于表面肌电和组织阻抗信息融合的手势识别研究

王 远^{1,2} 袁思敏^{1,2} 黄品高^{1,2} 王 辉^{1,3} 于文龙¹ 付梦龙^{1,2} 李光林¹

¹(中国科学院深圳先进技术研究院 深圳 518055)

²(中国科学院大学深圳先进技术学院 深圳 518055)

³(香港大学深圳医院 深圳 518051)

摘 要 手势识别中的一种常见方式是通过表面肌电信号来实现。为提高手势识别的稳定性和精度，通常需要采集多个通道的肌电信号，但这会增加电极传感器的数量以及识别系统的复杂度。因此，如何利用较少量的通道采集信号并确保手势识别的性能一直是肌电信号应用到意图识别的研究方向之一。该研究设计了一款便携式四通道肌电和阻抗双模信号采集器，在不增加额外传感器和通道数的情况下，能同时采集肌电信号和差分电极对之间的组织阻抗信号。初步实验结果表明，通过该系统采集的四通道融合信息可以提升手势识别的准确率和稳定性。与仅采集肌电信息相比，该研究采用的肌电与阻抗信息融合方法可以将手势识别性能提升 3% 以上，达到 96.2% 的识别率。

关键词 手势识别；表面肌电；组织阻抗

中图分类号 TP 391 文献标志码 A doi: 10.12146/j.issn.2095-3135.20200224001

The Study of Hand Gesture Recognition Based on the Fusion of Surface Electromyography and Tissue Impedance

WANG Yuan^{1,2} YUAN Simin^{1,2} HUANG Pingao^{1,2} WANG Hui^{1,3} YU Wenlong¹

FU Menglong^{1,2} LI Guanglin¹

¹(Shenzhen Institutes of Advanced Technology, Chinese Academy of Sciences, Shenzhen 518055, China)

²(Shenzhen College of Advanced Technology, University of Chinese Academy of Sciences, Shenzhen 518055, China)

³(The University of Hong Kong-Shenzhen Hospital, Shenzhen 518051, China)

Abstract Using surface electromyography (sEMG) signals to gesture recognition is a common method. In

收稿日期: 2020-02-24 修回日期: 2020-03-24

基金项目: 国家自然科学基金项目 (81927804, 61603375)

作者简介: 王远, 硕士研究生, 研究方向为生物医学信号处理、运动意图识别; 袁思敏, 硕士研究生, 研究方向为生物医学信号处理、运动意图识别; 黄品高, 博士研究生, 研究方向为假肢控制、生物医学信号处理; 王辉, 博士, 研究方向为生物医学信号处理、运动康复; 于文龙, 硕士, 研究方向为生物医学信号处理、生物医学仪器; 付梦龙, 硕士研究生, 研究方向为生物医学信号处理、肌肉疲劳检测; 李光林(通讯作者), 博士, 研究员, 研究方向为神经康复工程、生物医学信号处理、生物医学仪器等, E-mail: gl.li@siat.ac.cn.

order to improve the stability and accuracy of gesture recognition, it usually requires to collect more channels of myoelectric signals. However, this would need a high number of electrodes, resulting the increasing of the complexity of myoelectric recognition system. Therefore, using a small number of sEMG electrodes to ensure the performance of gesture recognition has always been an promising direction in the sEMG-based applications. In this study, we designed a portable four-channel sEMG and impedance signal acquisition device that can simultaneously collect sEMG and tissue impedance signal between differential electrode pairs without adding additional sensors and channels. The self-made device was used to collect the hybrid signals of sEMG and tissue impedance for seven classes of hand gesture recognition. The experimental results show that the four-channel fusion information collected by the system could improve the accuracy and stability of gesture recognition. Compared with using EMG only, the fusion method could improve gesture recognition performance by more than 3% and achieve a recognition rate of 96.2%.

Keywords hand gesture recognition; surface EMG; tissue impedance

1 引 言

表面肌电 (Surface Electromyography, sEMG) 是利用电极在体表记录的反映肌肉活动的一种生物电信号^[1], 具有非侵入、易于获取的特点。由于 sEMG 蕴含丰富的运动信息, 常用来进行运动意图识别, 因此被广泛应用于人机交互的系统设计中^[2], 如手势识别、假肢控制等。德国卡尔斯鲁厄理工学院利用两通道 sEMG 信号进行了 5 种抓取动作的识别, 并实现了对假肢手的控制^[3]; 英国的 Touch Bionic 使用单通道 sEMG 信号对假肢手 i-LIMB Hand 进行抓、握、夹、捏动作的控制^[4]; 微软 Perry 等^[5]将 sEMG 应用于虚拟现实设备, 实现基于 sEMG 的人机交互功能。在这些应用中, sEMG 信号反映了人体自身的运动意图, 对肢体动作的识别具有良好的效果。为了进一步改善 sEMG 信号在人机接口上的性能, 研究者提出了许多方法来提高其准确性和稳定性, 如改进识别算法提高分类器的性能^[6-8]、增加信号源通道数量或种类等。其中, 使用多通道表面肌电是一种提高肌电信号意图识别准确率的有效方法。如 Moin 等^[9]为提升手部 5 个动作

的识别率使用了 64 个通道的表面肌电信号; Pan 等^[10]为降低电极移动对系统稳定性的影响, 在受试者手臂表面贴附了 192 个通道的表面电极。但是, 该方法需要佩戴者在皮肤表面贴附大量电极, 不仅增加了电极的布置难度和计算的复杂度, 而且贴敷的电极之间距离短, 与较大的电极相比, 其接触面积小、粘附力不足, 容易因脱落而导致信号检测失效, 从而影响系统的稳定性。因此, 使用该方法进行运动意图识别的实用性受到一定程度的限制。此外, 许多研究人员还将 sEMG 与其他传感器信号进行结合, 如惯性传感器 (IMU)^[11]、压力传感器 (FSR)^[12]等, 通过增加识别信号源的种类以提高系统的识别精度和稳定性。虽然该方法在一定程度上提高了手势识别的性能, 但由于使用了多种单一信号传感器以及采集设备, 同样增加了系统复杂度。因此, 在不显著增加系统复杂度的情况下, 寻找肌肉上几种可以同时获取的信号并探索在同一传感器上能同时采集多种信号以提高运动意图识别准确率和稳定性的方法, 具有重要的实际应用价值。

生物组织含有大量的组织液、细胞内液等液体^[13], 其中含有多种导电粒子。当施加电流激励

时, 电流穿过细胞流向组织液, 表现出阻抗的特性^[14], 可以采用阻抗描述其导电性能。值得注意的是, 组织阻抗(Tissue Impedance, TI)会随肌肉活动发生一定的变化, 这种阻抗变化反映了肌肉的运动状态。Chen 等^[15]基于该原理, 设计了一款既可以采集 sEMG 信号又可以采集阻抗信号的设备, 但该设备使用蓝牙传输, 仅能采集一通道肌电和一通道阻抗信号。由于该设备采集的信号有限, 故难以在手势识别上应用。为克服上述系统数据传输速率低、通道数少的缺点, 本研究设计了一款应用于人体肌肉信号测量的 4 通道复合信号采集系统, 在无需增加其他传感器的条件下即可同时测量 sEMG 信号和电极对之间的组织阻抗信号, 实现了单一传感器上两种信号的同步采集, 并将该系统采集的复合信号应用于手势识别的研究。具体地, 首先利用所提出的系统采集 20

名受试者 7 类手势动作(包括 6 个基础动作和静息动作)的复合信号, 并提取 4 种时域特征; 然后, 使用分类器对动作进行识别; 最后, 以分类准确率为指标对 sEMG 和 TI 复合信号在手势识别中的性能进行评估。

2 方法

2.1 系统设计

图 1 是本研究设计的一款基于 WIFI 传输的 4 通道复合信号采集系统的原理图。该系统以 CC3200 芯片作为主控制器, 以 ADS1292R 作为模拟前端进行肌电和阻抗信号采集, 同时利用 CC3200 内部集成的 WIFI 模块将模拟前端采集的复合信号传输至电脑并显示。其中, ADS1292R 集成两通道可编程增益放大器和两路 24 位模数

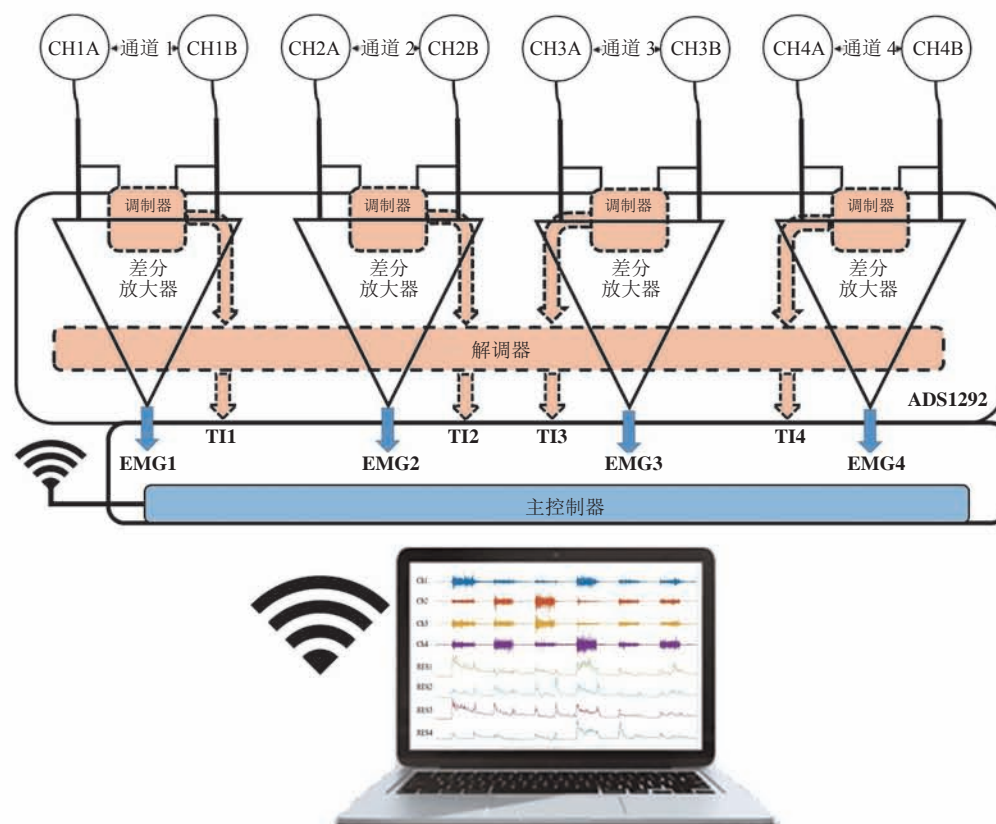


图 1 数据采集系统原理图

Fig. 1 Data acquisition system schematic diagram

转换器, 可以用来采集生理电信号(如肌电、脑电和心电等)。该芯片还内建一个呼吸阻抗测量单元。利用该测量单元, 用户可以配置芯片寄存器, 使其产生一个 32 kHz 的高频方波并输入人体, 随后经过芯片内部的滤波, 解调采集电极两端的低频阻抗信号。由于生理电信号和阻抗信号共用一个通道, 为避免高频方波的影响, 芯片内部还集成了电磁干扰(EMI)滤波器, 从而实现携带阻抗信号的方波过滤。基于以上系统设置, 本文通过频分复用同步采集输入端的肌电信号与阻抗信号。为增加信号的通道数目, 本文采集系统集成四片 ADS1292R, 实现了同步采集四通道 sEMG 信号与阻抗信号的功能。

2.2 数据获取及预处理

为验证所研发系统的功能和组织阻抗信息对手势识别的影响, 本实验共招募了 20 名健康志愿者, 其中男性 15 名、女性 5 名, 年龄为 22~28 周岁。实验前, 所有志愿者均已签署知情同意书。考虑到不同手臂姿势可能会对信号产生影响, 本文将实验分为 A、B 两组: A 组为手臂自然下垂, B 组为前臂与后臂呈 90° 弯曲。由于本文所提出系统在后续研究中将用于截肢患者的

手臂意图识别, 所以选取了人体手臂复杂运动中的 6 类基本动作: 握拳、张手、内翻、外翻、前臂内旋和前臂外旋(如图 2 所示)进行实验测试。相对于其他动作, 这 6 类动作最容易实现, 也是日常生活中使用最多的动作, 而且通过采集健康受试者的这 6 类动作数据并进行分析处理, 还可以为后续开展截肢患者实验提供理论依据。

对于每名受试者, 在其右前臂上贴附 4 对半径为 0.6 cm 的圆形凝胶电极: 第 1 对电极放置在指伸肌(通道 1)上, 第 2 对电极放置在桡侧腕短伸肌(通道 2)上, 第 3 对电极放置在肱桡肌(通道 3)上, 第 4 对电极放置在尺侧腕屈肌(通道 4)上, 具体如图 3 所示。实验过程中, 系统首先使用 1 kHz 的采样率对 sEMG 和 TI 信号进行采集; 然后, 使用 20~500 Hz 的带通滤波器对所采集的 sEMG 信号进行滤波, 并使用 5 阶滑动平均滤波器对 TI 信号进行平滑处理, 以降低信号的噪声。本文实验方案已获得中国科学院深圳先进技术研究院人体伦理委员会审核批准(SIAT-IRB-160815-H0112)。

2.3 特征提取与分类器的选择

sEMG 信号与 TI 信号均为时间序列信号, 而

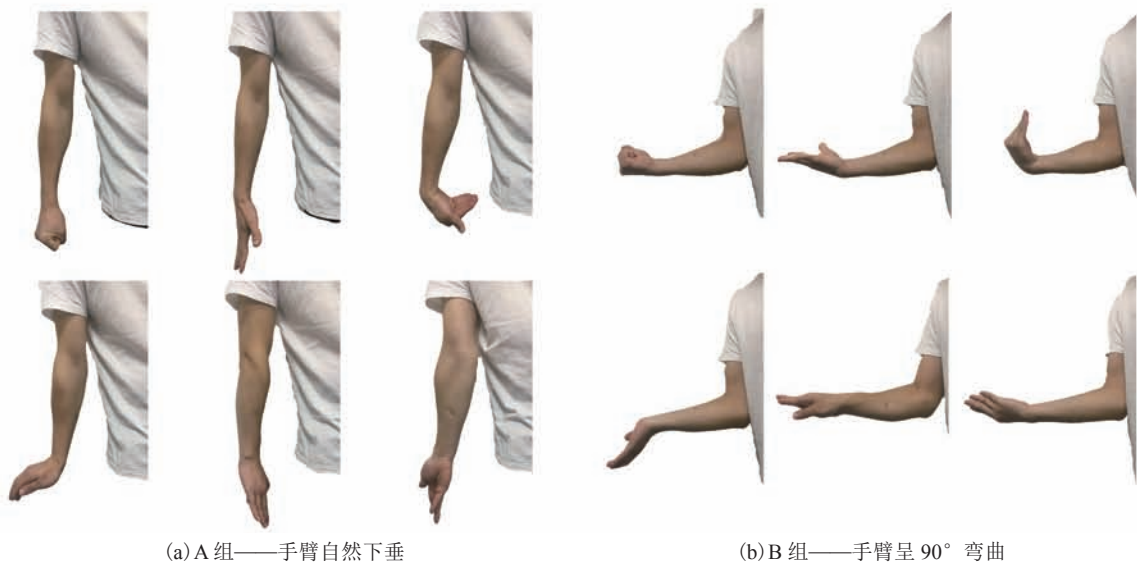


图 2 实验中采集的动作

Fig. 2 All hand movements in our experiment



图3 差分电极对的贴附位置

Fig. 3 The position of differential electrode pair

对于时序信号的特征提取,一般先采用滑动窗对数据进行分帧,然后对每帧数据进行特征提取。在本实验中,滑动窗的大小设置为 300 ms、滑动步长设置为 150 ms,所使用的特征提取函数为过零率、波长、平均绝对值和根均方值。此外,为分析阻抗信息对分类器性能的影响,实验采用 4 种常见的分类算法进行实验,分别为:人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)^[16]、K-近邻(K-Nearest Neighbor, KNN)、线性判别式分析(Linear Discriminant Analysis, LDA)^[17]和支持向量机(Support Vector Machine, SVM)^[17-18],各算法参数设置如表 1 所示。

表 1 分类器的参数设置

Table 1 The parameter settings of classifiers

编号	分类器	参数设置
1	ANN	Unit=[9, 9]
2	KNN	K=5
3	LDA	/
4	SVM	线性核函数, cost=4, gamma=0.031 3

注: Unit 为隐藏层神经元数目; K 为 KNN 中的超参因子; cost 为损失函数; gamma 为核函数中的超参因子; “/” 为无相应参数

3 结果

为研究组织阻抗对基于 sEMG 手势识别性能的影响,本文分别从信号通道数目、分类器类型

和手臂姿态 3 个方面进行对比实验。

3.1 不同通道数目对手势识别性能的影响

在本实验中,分别对比了单通道肌电和单通道复合信号(即单通道肌电+单通道阻抗信号)、双通道肌电和双通道复合信号、三通道肌电和三通道复合信号、四通道肌电和四通道复合信号的识别准确率,具体通道组合方式如表 2 所示。

图 4 为 LDA 分类器中不同通道组合(以 A 组实验数据为例)增加 TI 信号后,手势识别性能的提升变化情况。图中蓝色柱子为基于 sEMG 信号的手势识别率,棕色柱子为基于复合信号的手势识别率。图 4 结果显示,在相同信号通道数目的情况下,sEMG 信号增加 TI 信息后,手势识别率均得到不同程度的提升。当选择单通道时,分类器 LDA 中的 sEMG 平均识别率低于 60%,而增加 TI 信号后,平均识别率达到 67% 以上;当通道数增加到 4 时,增加 TI 信号后仍可大幅度地提高手势识别率,其中相对于基于 sEMG 信号,复合信号的增幅达到 5% 左右,识别准确率最高可达 96%。

另外,在相同的通道数以及相同信号源下,不同的通道组合呈现出不同的识别率。如组合类型为单通道时,其第 1、3 和 4 组的手势识别率大致相同,而第 2 组的识别率远低于第 1、3 和 4 组;在组合类型为双通道时,6 组不同组合的手势识别率均不同。这种差别是由电极贴附位置的不同造成的:不同位置的电极获取不同位置肌肉的肌肉信号,其中位置 2 处(桡侧腕短伸肌)的肌肉在手臂运动过程中激活程度较小。总的来说,运动过程中,肌肉施加的力越强即肌肉激活程度越高,肌电信号越强,肌肉产生的形变也越大,所得到的准确率也越高。

从图 4 还可以看出,加入 TI 信号后,不仅识别率得到提高,部分通道的识别率方差也有一定程度的降低(1%~4%)。这说明加入组织的阻抗信息,可在一定程度上提高系统识别的稳定性。

表 2 不同通道数的组合方式

Table 2 The combination of different channels

通道组合类型	编号	sEMG 信号	sEMG 与 TI 复合信号
单通道组合	1	EMG1	EMG1-TI1
	2	EMG2	EMG2-TI2
	3	EMG3	EMG3-TI3
	4	EMG4	EMG4-TI4
双通道组合	1	EMG1, EMG2	EMG1-TI1, EMG2-TI2
	2	EMG1, EMG3	EMG1-TI1, EMG3-TI3
	3	EMG1, EMG4	EMG1-TI1, EMG4-TI4
	4	EMG2, EMG3	EMG2-TI2, EMG3-TI3
	5	EMG2, EMG4	EMG2-TI2, EMG4-TI4
	6	EMG3, EMG4	EMG3-TI3, EMG4-TI4
三通道组合	1	EMG1, EMG2, EMG3	EMG1-TI1, EMG2-TI2, EMG3-TI3
	2	EMG1, EMG2, EMG4	EMG1-TI1, EMG2-TI2, EMG4-TI4
	3	EMG1, EMG3, EMG4	EMG1-TI1, EMG3-TI3, EMG4-TI4
	4	EMG2, EMG3, EMG4	EMG2-TI2, EMG3-TI3, EMG4-TI4
四通道组合	1	EMG1, EMG2, EMG3, EMG4	EMG1-TI1, EMG2-TI2, EMG3-TI3, EMG4-TI4

注: EMG x 表示第 x 个通道的表面肌电信号; TI x 表示第 x 个通道的组织阻抗信号

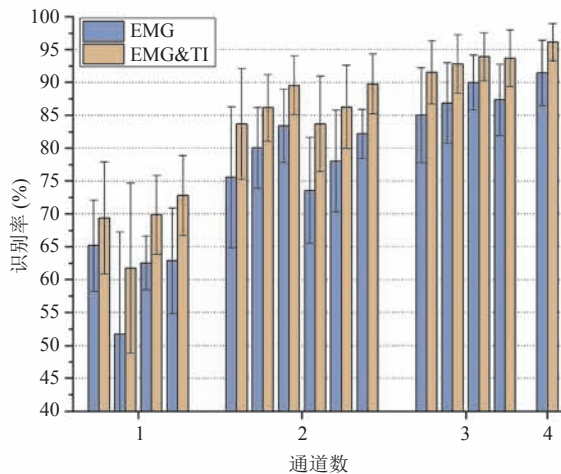


图 4 A 组实验中不同通道组合的 LDA 识别率

Fig. 4 LDA recognition rate under different channel combinations for group A

3.2 阻抗信息对分类器性能的影响

为统计不同分类器的性能变化, 本文对相同通道数目的手势识别率进行了平均处理。图 5 为增加 TI 信号前、后 4 种常用分类器的性能变化情况。可以清楚地看到, 增加 TI 信息后, 所使

用的 4 种分类器手势识别率均得到提高; 且随着通道数量的增加, 除 KNN 的分类性能在三通道复合信号时出现拐点外, 其他分类器的识别性能均在提升, 其中 SVM 获得了最佳分类性能, 识别率达到 97.5%。从图 5 还可以看出, 随着通道数的增加, 分类性能提升程度在逐渐减小, 这种现象在 ANN 中表现得十分明显。此外, 在分类器 ANN 中, 基于复合信号的三通道手势识别率获得了与四通道 sEMG 相当的性能, KNN、LDA 和 SVM 在三通道复合信号上的识别性能则超过了四通道单一 sEMG 信号的识别率。这表明, 增加阻抗信息后, 利用复合信号的方法可以实现与 sEMG 信号相同的手势识别性能, 其中前者可以有效地降低通道数量。

3.3 不同手臂状态中增加 TI 信号对分类性能的影响

这里以分类器 LDA、四通道数目为例, 两组实验 (A 组实验受试者右臂自然下垂、B 组实验受试者前臂与后臂呈 90° 弯曲) 基于 sEMG 信

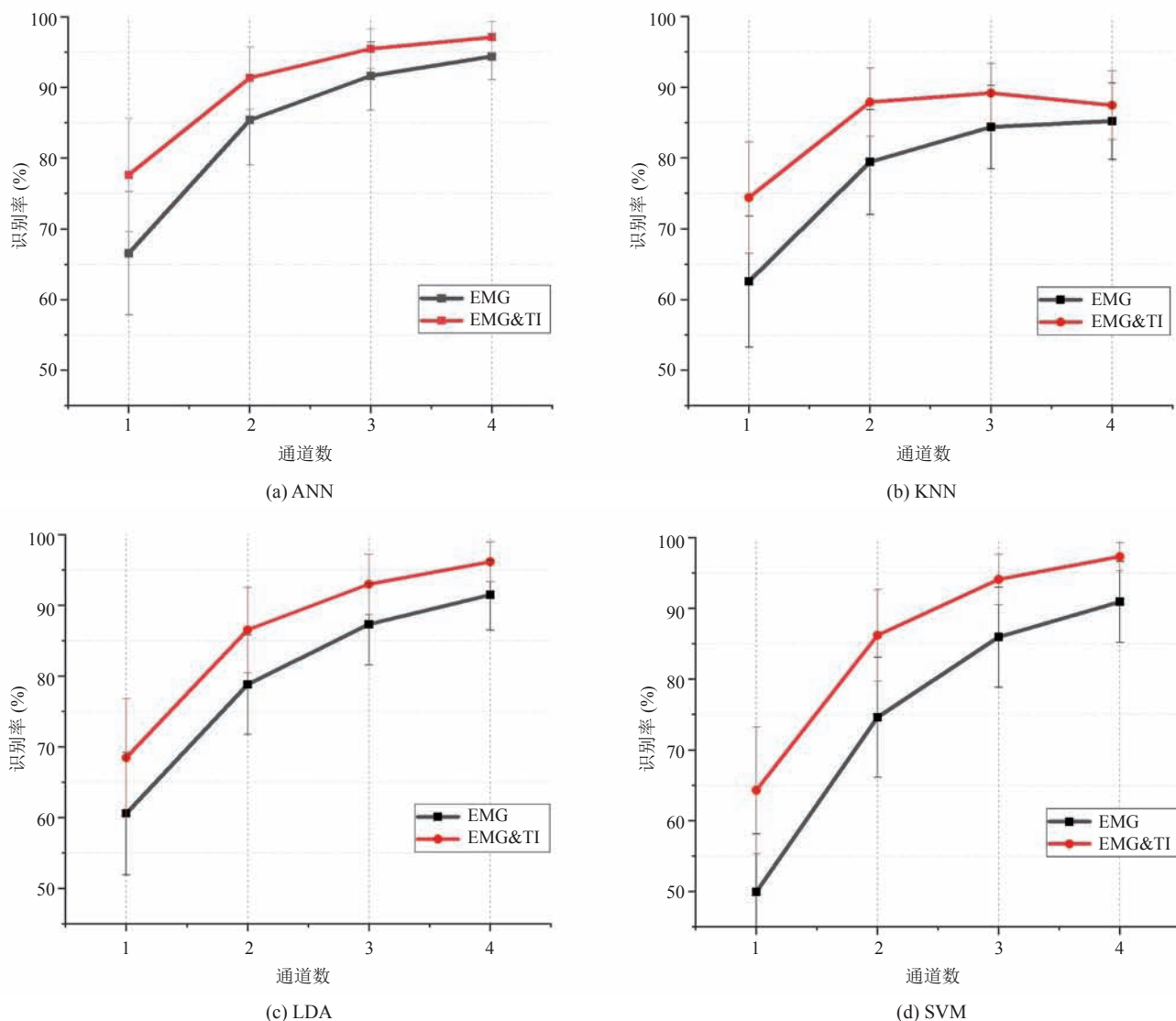


图5 A组实验中不同通道数下分类器的平均性能提升

Fig. 5 Average classification performance improvement of group A in different classifiers

号的手势识别率分别为 92.2% 和 91.5%；增加 TI 信息后，手势识别率均得到提升，达到了 96.2% 和 96.1%。从图 6 的混淆矩阵可以看出，增加阻抗信息对于两组实验中一些识别率较高的动作的分类性能均没有太多的提升，如握拳、内翻、外翻和静息；而对于识别率较低的动作，增加 TI 信息后，则可以极大地提升该类动作的识别率，如张手、前臂内旋和外旋，其中前臂外旋的提升程度最大(分别为 7% 和 8%)。这说明，增加的阻抗信息并不会因为姿势的不同而影响性能提升。

4 讨论与分析

利用 sEMG 信号进行分类是目前手势识别常用的方法之一。由于 sEMG 具有可以反应人体运动意图的特点，许多学者将其用于手势识别以达到对上肢假肢的主动控制^[19-21]。本文实验中，通过采集 20 名健康受试者手臂 7 个动作(包括 6 个基础动作和静息动作)的肌电和阻抗数据，验证了所提出系统利用频分复用采集的融合信息对手

实际 预测	握拳	张手	内翻	外翻	前臂 内旋	前臂 外旋	静息
握拳	0.93	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.00
张手	0.00	0.85	0.01	0.01	0.01	0.04	0.00
内翻	0.01	0.00	0.96	0.00	0.00	0.00	0.00
外翻	0.01	0.00	0.01	0.97	0.00	0.00	0.00
前臂内旋	0.03	0.02	0.01	0.00	0.87	0.06	0.01
前臂外旋	0.02	0.13	0.01	0.02	0.10	0.88	0.01
静息	0.00	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.98

(a) A 组基于 sEMG 分类的混淆矩阵

实际 预测	握拳	张手	内翻	外翻	前臂 内旋	前臂 外旋	静息
握拳	0.96	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
张手	0.00	0.95	0.00	0.00	0.00	0.02	0.00
内翻	0.00	0.00	0.98	0.00	0.00	0.00	0.00
外翻	0.00	0.00	0.00	0.98	0.00	0.00	0.00
前臂内旋	0.02	0.00	0.01	0.01	0.93	0.02	0.01
前臂外旋	0.01	0.05	0.01	0.01	0.06	0.95	0.00
静息	0.01	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.99

(b) A 组基于复合信号分类的混淆矩阵

实际 预测	握拳	张手	内翻	外翻	前臂 内旋	前臂 外旋	静息
握拳	0.94	0.00	0.00	0.00	0.01	0.01	0.00
张手	0.00	0.83	0.01	0.01	0.00	0.08	0.00
内翻	0.00	0.00	0.95	0.00	0.00	0.00	0.00
外翻	0.00	0.01	0.00	0.97	0.00	0.01	0.00
前臂内旋	0.03	0.01	0.01	0.01	0.89	0.06	0.01
前臂外旋	0.01	0.15	0.02	0.01	0.08	0.84	0.01
静息	0.01	0.00	0.01	0.00	0.01	0.00	0.98

(c) B 组基于 sEMG 分类的混淆矩阵

实际 预测	握拳	张手	内翻	外翻	前臂 内旋	前臂 外旋	静息
握拳	0.97	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
张手	0.00	0.95	0.00	0.00	0.00	0.04	0.00
内翻	0.00	0.00	0.97	0.00	0.00	0.00	0.00
外翻	0.00	0.00	0.00	0.99	0.01	0.00	0.01
前臂内旋	0.01	0.01	0.01	0.00	0.96	0.04	0.01
前臂外旋	0.01	0.05	0.01	0.01	0.02	0.92	0.00
静息	0.01	0.00	0.01	0.00	0.01	0.00	0.98

(d) B 组基于复合信号分类的混淆矩阵

图 6 增加 TI 信号前、后 LDA 分类结果的混淆矩阵对比

Fig. 6 Confusion matrix comparison of LDA classification results before and after adding TI signals

势识别性能的提升具有积极的作用。实验结果表明,与仅使用肌电信号相比,肌电与阻抗的融合信号更利于分类器的训练和识别。其中,手势识别的方差平均降低 2%,准确率平均提升 4%。在文献[22]中,作者利用 ADS1292 开发了一套四通道肌电采集系统,其中与 ADS1292R 相比,ADS1292 未集成呼吸阻抗单元。实验中,作者利

用采集的肌电信号对 5 名受试的手部动作进行识别,平均识别率达到 93.2%,而本文采用融合信号对手部动作进行识别,识别率达到 96.2%,高于前者 3% 的准确率。在文献[21]中,作者使用 sEMG 结合脑电的方式对 5 类动作进行识别,结果表明与单独使用 sEMG 信号相比,使用融合信号的手势识别率得到了 7.2% 的提升。但由于该实

验采集脑电信息, 需要在被试者头上贴附大量的脑电电极, 故增加了系统的计算难度和信号的采集难度。而本文所使用的系统通过频分复用的方法, 仅使用 4 对差分电极, 即可将 7 类手势识别的准确率提升到 96% 以上, 不仅降低了系统的计算复杂度, 还降低了信号的采集难度。

5 总结与展望

本文设计了一款可同时获取 sEMG 和 TI 信号的采集设备, 随后利用该设备并对采集的融合信息进行分类, 同时与基于 sEMG 的手势识别效果进行对比实验。结果显示, 增加 TI 信息可以提升基于 sEMG 手势识别系统的精度和稳定性。其中, 在不降低手势识别性能的情况下, 所研发的采集系统仅使用三个通道的复合信息即达到了与四通道 sEMG 相当的识别效果, 这为在采集多源信息和较少通道下实现高精度手势识别提供了一种可行的方法。同时, 本文结果还显示, 随着采集通道数目的增加, 阻抗信息对识别率提升的影响在减小, 出现了部分信息冗余的现象, 这表明在通道数较少时增加阻抗信息可以有效提高系统的识别性能。

综上所述, 本文提出的将 sEMG 信号与 TI 信号进行融合的方法, 在一定程度上减少了电极的使用数目和提升了手势识别性能。由于该方法可以使系统具有较高的识别性能并使用较少的传感器, 尤其适合用于人机交互和假肢控制。在未来, 一方面可以考虑对采集的信息进行降维, 减小 sEMG 与 TI 信号的冗余度, 另一方面可考虑将复合信号应用于截肢患者的手势识别。

参 考 文 献

- [1] Samuel OW, Asogbon MG, Geng YJ, et al. Intelligent EMG pattern recognition control method for upper-limb multifunctional prostheses: advances, current challenges, and future prospects [J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 10150-10165.
- [2] Purushothaman G. Myoelectric control of prosthetic hands: state-of-the-art review [J]. *Medical Devices: Evidence and Research*, 2016, 9(1): 247-255.
- [3] Liang PD, Yang CG, Wang N, et al. Implementation and test of human-operated and human-like adaptive impedance controls on baxter robot [C] // *Advances in Autonomous Robotics Systems*, 2014: 109-119.
- [4] Connolly C. Prosthetic hands from touch bionics [J]. *Industrial Robot*, 2008, 35(4): 290-293.
- [5] Perry JC, Rosen J. Design of a 7 degree-of-freedom upper-limb powered exoskeleton [C] // *The First IEEE/RAS-EMBS International Conference on Biomedical Robotics and Biomechatronics*, 2006, DOI: 10.1109/BIOROB.2006.1639189.
- [6] Khezri M, Jahed M. A novel approach to recognize hand movements via sEMG patterns [C] // *2007 29th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society*, 2007, DOI: 10.1109/IEMBS.2007.4353440.
- [7] Zhang HS, Zhao YN, Yao F, et al. An adaptation strategy of using LDA classifier for EMG pattern recognition [C] // *2013 35th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 2013: 4267-4270.
- [8] Pomboza-Junez G, Terriza JH. Hand gesture recognition based on sEMG signals using support vector machines [C] // *2016 IEEE International Conference on Consumer Electronics*, 2016, DOI: 10.1109/ICCE-Berlin.2016.7684748.
- [9] Moin A, Zhou A, Rahimi A, et al. An EMG gesture recognition system with flexible high-density sensors and brain-inspired high-dimensional classifier [C] // *2018 IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS)*, 2018, DOI: 10.1109/ISCAS.2018.8351613.
- [10] Pan LZ, Zhang DG, Jiang N, et al. Improving robustness against electrode shift of high density EMG for myoelectric control through common spatial patterns [J]. *Journal of Neuroengineering and Rehabilitation*, 2015, 12: 110.

- [11] Jiang S, Lv B, Guo WC, et al. Feasibility of wrist-worn, real-time hand, and surface gesture recognition via sEMG and IMU sensing [J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2017, 14(8): 3376-3385.
- [12] Ghataurah J, Ferigo D, Merhi LK, et al. A multi-sensor approach for biomimetic control of a robotic prosthetic hand [C] // *International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering*, 2017: 74-84.
- [13] 钱炜辰. 生物组织电阻抗——温度特性与测量 [J]. *电子制作*, 2019(22): 71-72.
- [14] 黄发清, 李珊珊, 罗伟. 生物阻抗技术及其临床应用 [J]. *中国医疗设备*, 2014, 29(4): 65-67.
- [15] Chen ZX, Hu YM, Huang PG, et al. Design and experimental validation of a synchronous wireless acquisition system of EMG and muscle impedance signals [C] // *Proceedings of the 2nd International Conference on Computer Science and Application Engineering*, 2018: 1-5.
- [16] Sheng RR, Zhang Z. A hand gesture recognition using single-channel electrodes based on artificial neural network [C] // *2019 IEEE 8th Joint International Information Technology and Artificial Intelligence Conference (ITAIC)*, 2019: 209-213.
- [17] Zeng H, Li K, Tian X, et al. Classification of hand motions using linear discriminant analysis and support vector machine [C] // *2017 Chinese Automation Congress (CAC)*, 2017: 2353-2356.
- [18] Chen W, Zhang Z. Hand gesture recognition using sEMG signals based on support vector machine [C] // *2019 IEEE 8th Joint International Information Technology and Artificial Intelligence Conference (ITAIC)*, 2019: 230-234.
- [19] Samuel OW, Zhou H, Li XX, 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.
- [20] Geng YJ, Ouyang YT, Samuel OW, et al. A robust sparse representation based pattern recognition approach for myoelectric control [J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 38326-38335.
- [21] Li XX, Samuel OW, Zhang X, et al. A motion-classification strategy based on sEMG-EEG signal combination for upper-limb amputees [J]. *Journal of Neuroengineering and Rehabilitation*, 2017, 14(1): 2.
- [22] Zhao Y, Li FL, Xu L. A sEMG-based hand motions recognition system with dimension-reduced FFT [C] // *2019 Chinese Control and Decision Conference (CCDC)*, 2019: 1415-1420.