

大腿截肢患者的残肢肌电运动识别

张腾宇^{1,2,4}, 樊瑜波^{1,2,3,4}

(1. 北京航空航天大学 生物与医学工程学院, 北京 100191; 2. 国家康复辅具研究中心, 北京 100176;

3. 北京市老年功能障碍康复辅助技术重点实验室, 北京 100176; 4. 民政部人体运动分析与康复技术重点实验室, 北京 100176)

摘要: **目的** 研究利用大腿残肢肌电信号进行下肢运动模式识别的方法,探讨肌电信号控制下肢假肢的可能性。**方法** 采集15名大腿截肢者残肢侧股直肌、股外侧肌、阔筋膜张肌、股二头肌、半腱肌、臀大肌6块肌肉的表面肌电信号,提取肌电信号的6种时域、频域特征,利用支持向量机对平地行走、上楼梯、下楼梯、坐下、起立5种下肢运动模式进行识别。**结果** 利用残肢肌电信号可以实现5种下肢运动模式的在线识别,对同一受试者同次测试数据识别率为94%,同一受试者的多次混合数据识别率为85%,对不同受试者混合数据识别率为74%。通过特征优化,仅利用3块肌肉的2个特征,对同一受试者的同次测试数据识别率仍可达92%。对平地行走、上楼梯、下楼梯3种动作的识别,同一受试者同次测试数据识别率为100%,同一受试者的多次混合数据识别率为98.33%,对不同受试者混合数据识别率为93.33%。**结论** 仅仅利用残肢肌电信号能够实现运动意图的在线识别,通过对同一患者使用前的多次数据训练,有望达到较高的识别率。研究结果为肌电运动识别用于下肢假肢控制奠定了基础。

关键词: 肌电信号; 运动识别; 大腿残肢; 支持向量机

中图分类号: R 318.01 文献标志码: A

DOI: 10.3871/j.1004-7220.2016.06.478

Motion recognition based on EMG signals of residual limb in transfemoral amputee

ZHANG Teng-yu^{1,2,4}, FAN Yu-bo^{1,2,3,4} (1. School of Biological Science and Medical Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China; 2. National Research Center for Rehabilitation Technical Aids, Beijing 100176, China; 3. Beijing Key Laboratory of Rehabilitation Technical Aids for Old-Age Disability, Beijing 100176, China; 4. Key Laboratory of Human Motion Analysis and Rehabilitation Technology of the Ministry of Civil Affairs, Beijing 100176, China)

Abstract: **Objective** To study the method of lower limb movement pattern recognition using the electromyographic (EMG) signals of the residual thigh muscles, and explore the possibility of lower limb prosthesis control based on the EMG signals. **Methods** Fifteen transfemoral amputees were selected as subjects, and the subjects were required to complete 5 kinds of motion, including level walking, stair ascent, stair descent, standing up and sitting down. The surface EMG signals from 6 muscles of the thigh stump were collected from each subject, including rectus femoris, vastus lateralis, tensor fascia lata, biceps femoris, semitendinosus and gluteus maximus. Six kinds of time-domain and frequency domain features of the EMG signals were extracted, and 5 kinds of motion patterns were recognized by the support vector machine. **Results** Five kinds of motion patterns could be recognized online by EMG signals of the residual thigh muscles. By single experimental data from one subject, the recognition rate was 94%; for the same subject, by the data mixed from two experiments, the recognition rate was 85%; for different subjects, the recognition rate was 74%. By feature optimization, using only two EMG features

of 3 muscles, the recognition rate could reach 92% by single experimental data from one subject. For 3 kinds of motion patterns (level walking, stair ascent, stair descent), the recognition rate respectively was 100% using single experimental data from one subject, 98.33% using the data mixed from two experiments for the same subject, and 93.33% using the data from different subjects. **Conclusions** Simply using the thigh stump EMG signals to recognize movement intention is proved to be feasible. For each patient, by several times of training before using the EMG signals, the recognition rate is expected to reach an ideal state. The present work will lay a foundation for lower limb prosthesis control based on the EMG signals.

Key words: Electromyographic (EMG) signal; Motion recognition; Residual thigh; Support vector machine

假肢控制的最理想状态是能够主动识别截肢者的运动意图。目前的智能假肢大多是依靠物理传感器检测截肢者的身体运动以实现运动意图的识别,但识别往往滞后于动作的发生。而肌电信号与运动具有很强的相关性,且先于动作发生,故利用假肢穿戴者自身肌电信号识别运动意图,成为智能假肢控制的重要途径。但目前表面肌电信号主要集中应用于上肢假肢的控制^[1]。由于下肢运动的特殊性和复杂性,国内外肌电下肢假肢的研究仍处于探索阶段。因此,下肢肌电信号的运动模式识别成为下肢假肢研究的核心技术。目前,国内外已开展了很多相关研究,例如:利用足底压力、膝关节角度和下肢表面肌电信号对健康人体平地行走、上下楼梯的各个步态相位进行识别^[2-4];利用足底压力与残肢肌电信号相结合识别大腿截肢者平地行走、跨越障碍、楼梯和转身等运动模式^[5-6],取得了值得借鉴的较好结果。

但是,上述研究都借助运动信息进行识别,并且有些是利用健康人体的肌电信息,或者将肌电信号进行离线处理和识别,而仅仅利用残肢肌电信号的动作在线识别还没有得到很好地解决。有研究者利用大腿截肢者残肢肌电信号和惯性传感器、压力传感器、位置传感器等检测的物理信息相结合,对平地行走、上下楼梯、上下坡道的运动模式识别效果进行对比分析,发现单独利用肌电识别的识别率明显低于多种信息组合识别^[7-8]。针对这些问题,本文采集大腿截肢患者残端肌电信号,研究在线动作段划分、特征提取的方法,并采用支持向量机进行平地行走、上楼梯、下楼梯、坐下、起立5种常见下肢动作的模式识别,以求解决下肢动作肌电信号在线识别的问题。

1 对象和方法

1.1 对象选择

受试者包括15名单侧大腿截肢患者,其中男性

12名,女性3名,年龄8~59岁,20~30岁居多,穿戴假肢时间0~28年。向每位受试者解释本研究的目的及步骤,并征得其同意,采取自愿参加的形式。为了跟踪对比研究,其中1名男性受试者在初装假肢1周、2周和3个月后分别进行测试。

1.2 仪器设备

如图1所示,采用英国Biometrics便携式肌电及运动信息分析系统采集大腿截肢患者6块肌肉的表面肌电信号,分别为股直肌(rectus femoris, RF)、股外侧肌(vastus lateralis, VL)、阔筋膜张肌(tensor fascia lata, TFL)、股二头肌(biceps femoris, BF)、半腱肌(semi-tendinosus, ST)、臀大肌(gluteus maximus, GM),采样频率均为1 kHz。



图1 Biometrics 肌电信号采集

Fig.1 EMG signal collection using Biometrics

1.3 实验内容及步骤

实验前向受试者详细讲解实验内容和要求,记录其基本信息。清理受试者相应部位皮肤,选取合适的位置粘贴表面肌电极。令受试者分别完成几块被测肌肉的最大自主收缩动作,并同步记录其6通道肌电信号。

实验开始后,受试者按照动作要领完成各规定动作,同步记录其各通道的表面肌电信号。规定动

作包括:平地行走、上楼梯、下楼梯、坐下、起立。平地行走动作 10 步为一组,完成一组后间隔 30 s,进行下一组,共完成 6 组。上、下楼梯动作均为 6 步一组,完成一组上楼梯动作后间隔 10 s,进行一组下楼梯动作,完成后休息 1~2 min,重复一组上、下楼梯,共完成 10 组。坐下、起立动作重复 10 次为一组,完成一组后休息 1~2 min 进行下一组,共完成 6 组。

2 数据处理与分析

2.1 有效动作段划分

由于在线识别过程中各个动作是连续发生的,因此,在特征提取和动作识别之前,最重要的是需要将多组动作的肌电信号进行有效分割,寻找单组动作的始末点,去除无动作信号,以降低信号分析的工作量及提高分析精度^[9]。一般,肌肉的运动强度与肌电信号的变化幅度成正相关^[10]。肌肉运动前处于松弛状态,表面肌电信号强度很小;随着运动的加剧,肌电信号强度变大。因此,可以设定一定的阈值,通过肌电信号强度判断动作的开始。具体如下:

采用宽度为 100 个数据点的移动窗口对肌电信号进行数据扫描,以窗口内数据的波长(wavelength, WL)作为判断有无动作的特征量。波长反映信号的幅值、频率及持续时间等共同作用的效果,能够反映一段肌电信号的波形复杂程度,定义为:

$$WL = \sum_{k=1}^{N-1} |x_{k+1} - x_k| \quad (1)$$

当 WL 值超过设定的阈值(S)时,该窗口特征标记(A)为 1,否则标记为 0。

$$A = \begin{cases} 1 & WL \geq S \\ 0 & WL < S \end{cases} \quad (2)$$

设当前窗口 k 标记值为 $A(k)$,则前一窗口为 $A(k-1)$,下一窗口为 $A(k+1)$,以此类推。在窗口移动过程中,当出现 $A(k-1) = 0, A(k) = 1, A(k+1) = 1, A(k+2) = 1$ 时,判定窗口 K 的起始点为该组肌电动作的起始点。计算过程如图 2 所示。

图 3 中蓝色实线为某受试者平地行走时阔筋膜张肌的肌电信号,红色虚线为经过计算得到的每一个肌电动作的起始时刻,横轴为数据点,纵轴为信号幅值。由图可见,计算得到的动作起始点与实际情况相符,证明了该起始点计算方法的有效性。

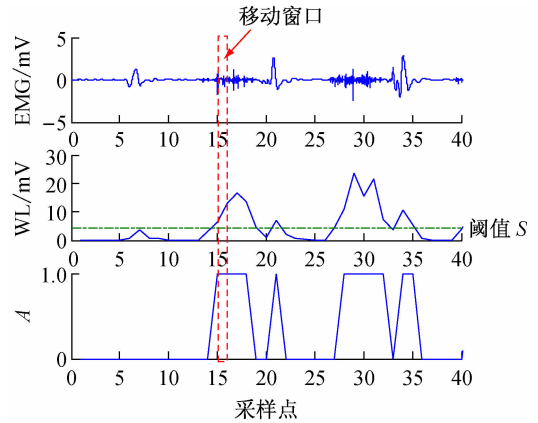


图 2 动作起始点计算过程

Fig. 2 Calculation process of motion starting points

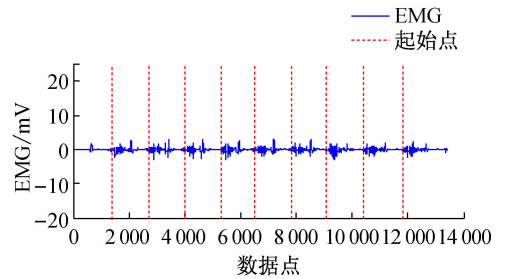


图 3 动作起始点计算结果

Fig. 3 Calculation results of motion starting points

2.2 特征提取与动作识别

选取受试者平地行走、上楼梯、下楼梯、坐下、起立 5 种动作下残肢 6 块肌肉(股直肌、股外侧肌、阔筋膜张肌、股二头肌、半腱肌和臀大肌)的表面肌电信号数据,利用其各肌肉肌电信号的最大自主收缩值进行标准化处理,然后提取其 6 种时域、频域特征,包括:积分肌电(IEMG)、均方根(RMS)、标准差(STD)、波长(WL)、平均频率(MPF)、中值频率(MF)。采用支持向量机进行各运动模式下肌电特征的训练和分类识别。

3 结果分析

3.1 针对同一受试者的肌电动作识别

3.1.1 3 种动作识别 随机选取同一受试者在同一次实验数据中,平地行走、上楼梯、下楼梯 3 种动作的肌电信号数据各 40 组,每种动作选取 30 组数据作为训练数据,10 组数据作为验证数据,5 种动作的识别正确率为 100% (30/30)。

随机选取同一受试者不同时间测试的两次实验数据(测试时间相隔1周),将两次实验数据混合在一起,以同样方法提取肌电信号特征,并进行训练。每种动作仍选取30组数据作为训练数据,10组数据作为验证数据,识别正确率为93.33%(28/30)。当每种动作选取50组数据作为训练数据,20组数据作为验证数据时,识别正确率为98.33%(59/60)。

该结果表明,即使同一受试者,不同的实验条件(电极粘贴位置、身体状况等)也会对肌电信号识别的准确性产生一定的影响^[11]。但可以通过增加训练次数来提高识别的准确性,尽可能消除不同条件下的差异性。

3.1.2 5种动作识别 随机选取同一受试者在同一次实验数据中,平地行走、上楼梯、下楼梯、坐下、起立5种动作的肌电信号数据各40组,每种动作选取30组数据作为训练数据,10组数据作为验证数据,5种动作的识别正确率为94%(47/50)。

随机选取同一受试者不同时间测试的两次实验数据(测试时间相隔数月),将两次实验数据混合在一起,以同样的方法提取肌电信号特征,并进行训练,每种动作选取50组数据作为训练数据,20组数据作为验证数据,对平地行走、上楼梯、下楼梯、坐下、起立5种动作进行识别,识别正确率为85%(85/100)。

3.1.3 特征量优化 利用前面的特征进行动作模式识别,特征量较多,训练数据量过大,造成训练和识别的时间较长。在实际的应用过程中,由于处理器运算速度的限制以及识别时效性、肌电采集便捷性等方面的要求,需要用尽可能少的肌电信号特征来达到满意的识别效果。因此,如何提取最有效的特征是一个需要重点解决的问题。

利用SPSS软件,对前面选取的6种肌电信号特征值进行主成分分析,计算6种特征之间的相关性,结果如表1所示。

从结果可以看出,RMS和STD之间相关性最高,达到0.965,同时RMS和IEMG之间相关性也比较高,接近0.9。因此,以上3个特征中可以选取RMS特征量用于识别。另外,MPF和MF之间的相关性也比较高,接近0.9,故可以选取其中一个特征量用于识别。

表1 6个肌电特征之间的相关性矩阵

Tab.1 Correlation matrix between six EMG features

相关性	IEMG	RMS	STD	WL	MPF	MF
IEMG	1.000	0.891	0.744	0.659	0.171	0.087
RMS	0.891	1.000	0.965	0.557	0.341	0.155
STD	0.744	0.965	1.000	0.466	0.417	0.189
WL	0.659	0.557	0.466	1.000	0.213	0.263
MPF	0.171	0.341	0.417	0.213	1.000	0.889
MF	0.087	0.155	0.189	0.263	0.889	1.000

最终,分别采用选取RMS、WL和MPF3个特征量和选取RMS、MPF两个特征量这两种方式对同一受试者平地行走、上楼梯、下楼梯、坐下、起立5种动作进行识别,识别结果和选用全部6个特征向量的结果对比见表2。

表2 5种动作选用不同特征量识别结果

Tab.2 Recognition results for 5 motions using different feature

选取特征量	识别率
IEMG、RMS、STD、WL、MPF、MF	94% (47/50)
RMS、WL、MPF	94% (47/50)
RMS、MPF	92% (46/50)

由表2可见,通过分析特征之间的相关性减少特征量之后,同一患者数据的识别准确率未产生明显降低,说明通过这种方式减少特征量能够有效地提高训练效率。

在减少特征量的基础上,进一步考虑减少用于识别的肌肉数量。通过对6块肌肉进行逐个缩减、试凑,每块肌肉同样选取RMS、MPF两个特征量,对同一受试者同次测试数据进行识别,平地行走、上楼梯、下楼梯、坐下、起立5种动作识别结果的对比如表3所示(识别结果低于80%的未列出)。

最终发现,仅利用股直肌、半腱肌和臀大肌3块肌肉的RMS、MPF特征量进行5种动作识别,识别率仍能够达到92%(46/50)。

3.2 针对不同受试者的肌电动作识别

不同受试者的肌电特征存在一定的差异性。为检验该动作识别方法对于不同受试者是否具有通用性,从多名受试者数据中随机选取3位不同受试者的实验数据混合在一起,以同样的方法提取肌电信号特征,并进行训练。每种动作仍选取50组数据作

为训练数据,20组数据作为验证数据,对平地行走、上楼梯、下楼梯3种动作进行识别,识别正确率为93.33%(56/60)。对平地行走、上楼梯、下楼梯、坐下、起立5种动作进行识别,识别正确率为74%(74/100)。

表3 不同肌肉数量的识别结果

Tab. 3 Recognition results using different muscles

所用肌肉	识别正确率
RF、VL、TFL、BF、ST、GM	92% (46/50)
VL、TFL、BF、ST、GM	90% (45/50)
RF、TFL、BF、ST、GM	92% (46/50)
RF、VL、BF、ST、GM	88% (44/50)
RF、VL、TFL、ST、GM	90% (45/50)
RF、VL、TFL、BF、GM	80% (40/50)
RF、VL、TFL、BF、ST	84% (42/50)
TFL、BF、ST、GM	84% (42/50)
RF、TFL、ST、GM	92% (46/50)
RF、ST、GM	92% (46/50)

4 讨论

本文通过采集多名大腿截肢患者的残端表面肌电信号,利用分段扫描求波长的方法提取有效动作信号,进行特征提取分析和动作分类识别,并探讨了特征量优化的方法。通过特征优化,仅利用残肢3块肌肉各2个肌电特征对平地行走、上楼梯、下楼梯、坐下、起立5种下肢常见动作进行识别,可以达到对于同一受试者同次数据92%以上的识别正确率。将同一患者测试时间相隔数月的两次测试数据混合进行识别,识别率有所降低,为85%。这主要是由于跟踪实验选取的患者为初装假肢患者,第1次测试时为截肢后3个月,装配假肢1周。前后两次测试时间相隔较远。在此过程中患者残肢肌肉存在萎缩,肌力状况也有所改变,肌电信号的特征可能相对变化较大;同时,由于两次电极粘贴位置、实验时患者身体状况等差异性,导致识别率下降较多。相比之下,3种动作的识别中,同一受试者两次测试数据相隔时间较短,相比单次数据的识别率下降较少。

对于5种动作下不同受试者数据混合识别的结果,由于不同受试者肌电特征的差异性较大,且每个人的训练数据量相对较少,导致多人数据混合识别

的识别率较单一受试者数据识别率有所降低,仅为74%,但平地行走、上楼梯、下楼梯3种动作的识别率能够达到93.33%。

综合分析上述结果,为了保证运动意图识别的准确度,很难实现识别程序对每一位患者的数据适用。但对于同一患者的数据,通过增加训练的数据量,固定电极在残肢上的安放位置,保证每次使用过程中肌电测试的一致性,可以达到较好的识别效果。因此,在实际应用中,可以通过每位患者在第1次使用前进行训练的方式较好地实现运动意图识别。另外,从结果可见,3种动作的识别率远远高于5种动作同时识别。因此,在下一步工作中,可以尝试对5种动作进行分组识别,通过每组识别结果的组合判断得到最终的识别结果,希望利用这种方式提高5种动作的识别率。

本文的工作初步验证了仅仅依靠残肢表面肌电信号进行大腿截肢者下肢动作实时识别的可行性,为肌电控制下肢假肢的研究奠定了基础。

参考文献:

- [1] GINI G, ARVETTI M, SOMLAI I, *et al.* Acquisition and analysis of EMG signals to recognize multiple hand movements for prosthetic applications [J]. *Appl Bion Biomech*, 2012, 9(2): 145-155.
- [2] 高云园, 孟明, 罗志增, 等. 利用多源运动信息的下肢假肢多模式多步态识别研究[J]. *传感技术学报*, 2011, 24(11): 1574-1578.
- [3] 高云园, 余青山, 孟明, 等. 基于多源信息融合的膝上假肢步态识别方法[J]. *仪器仪表学报*, 2010, 31(12): 2682-2688.
- [4] SHE Q, LUO Z, MENG M, *et al.* Multiple kernel learning SVM-based EMG pattern classification for lower limb control [C]// *Proceedings of 11th International Conference on Control Automation Robotics & Vision*. USA: IEEE, 2010: 2109-2113.
- [5] HUANG H, KUIKEN TA, LIPSCHUTZ RD. A strategy for identifying locomotion modes using surface electromyography [J]. *IEEE Trans Biomed Eng*, 2009, 56(1): 65-73.
- [6] HUANG H, ZHANG F, HARGROVE LJ, *et al.* Continuous locomotion-mode identification for prosthetic legs based on neuromuscular-mechanical fusion [J]. *IEEE Trans Biomed Eng*, 2011, 58(10): 2867-2875.