

一种基于肌电信号的踝关节动作预测方法的研究^①

王 震^{②*} 张 震^{③*} 姚松丽^{**} 章亚男^{*} 钱晋武^{*}

(* 上海大学机电工程与自动化学院 上海 200072)

(** 上海工程技术大学机械工程学院 上海 201620)

摘 要 进行了使用肌电信号预测关节动作的研究,提出了一种基于肌电信号的预测踝关节动作的方法。首先,选取与踝关节动作相关的 5 块肌肉(胫骨前肌、腓肠内肌、腓肠外肌、腓骨长肌和比目鱼肌)以及踝关节角作为研究对象,采集这 5 块肌肉的肌电信号和踝关节角信号,并进行特征提取和归一化处理。然后,建立了一个四层前向神经网络模型,使用误差逆向传播(BP)算法进行训练。最后,神经网络预测输出值经过六层小波去噪处理。实验中,9 名志愿者的踝关节在矢状面内做有规律的背屈和跖屈动作,采集踝关节角和上述 5 块肌肉表面肌电信号,然后用上述方法预测踝关节动作,用相关系数评价预测的效果。实验结果显示,所提出的方法可以准确预测踝关节动作。

关键词 肌电(EMG)信号,神经网络,BP 算法,踝关节,小波去噪

0 引 言

人体的每一个动作都是由中枢神经系统控制肌肉收缩实现的,而在肌肉收缩的过程中,就会有肌电(electromyography, EMG)信号产生^[1]。EMG 信号是动作实现过程中肌肉收缩产生的生物电信号,它包含了肌肉收缩所现实的动作的信息,反映了人体的动作意愿。从人体骨骼肌表面记录下来的 EMG 信号,被称为表面肌电(surface electromyography, sEMG)信号。

近年来,国内外对基于 sEMG 信号的人体动作辨识的研究越来越多。Suryanarayanan^[2]、Ryu^[3]、Yoshikawa^[4]、Kitamura^[5]等人尝试用 sEMG 信号估计或辨识人体上肢的动作。Suryanarayanan 等人^[2]研究了基于神经网络用肱二头肌的 sEMG 信号估计肘关节角,但是其估计值与测量值之间的误差达到 20%,并不理想。Ryu 等人^[3]基于神经网络用手臂上 4 块肌肉的 EMG 信号来估计连续的腕关节角度,以实现预测 1 自由度的腕关节动作。Yoshikawa 等人^[4]建立了一个 EMG 信号与关节角之间的线性模型,通过 EMG 信号得到对应的关节角度,可用于估计连续变化的手的姿态。Kitamura 等人^[5]建立了一个多重线性回归模型,用手部肌肉的 sEMG 预测手

指关节角度,进而辨识手部动作。由于下肢运动复杂,涉及的肌肉较多,所以相关的研究较少。在文献[6]中, Fleischer 等人尝试建立 sEMG 信号与膝关节力之间的映射关系,以此来控制膝关节外骨骼的动作。Lee 等人^[7]用神经网络估计膝关节力矩并以此识别由坐到起立的动作。Lloyd 等人^[8]尝试用与膝关节相关的 13 块肌肉的 EMG 信号估计膝关节转矩。但是,肌肉产生的力和转矩不容易检测,而关节角度信号比较容易测量,并且关节角度体现了动作变化。而动作是由 EMG 信号产生的,所以关节角度与 EMG 信号也有对应关系。如果能够建立 sEMG 信号与关节角度的映射关系,那么就可以用 sEMG 信号预测进而控制康复机器人或外骨骼的动作,实现康复训练。

本文主要研究一种基于 EMG 信号预测踝关节动作的方法,即基于 sEMG 信号用神经网络预测踝关节角度,输出信号再经过小波去噪处理以此来提高预测精度。

1 方法

踝关节可以实现脚踝的背屈与跖屈、外翻与内翻等动作。这些动作涉及的肌肉有很多,包括胫骨

① 863 计划(2006AA04Z224),国家自然科学基金(50975165),上海市自然科学基金(01ZR1411500)和上海市教委科研创新项目(10YZ17)资助。
② 男,1984 年生,硕士;研究方向:医疗机器人;联系人, E-mail: wangzhen20031984@163.com
③ 通讯作者, E-mail: zhangzhen_ta@shu.edu.cn
(收稿日期:2009-08-10)

前肌(tibialis anterior, TA)、腓肠内肌(medial gastrocnemius, MG)、腓肠外肌(lateral gastrocnemius, LG)、腓骨长肌(peroneus longus, PER)、比目鱼肌(soleus, SOL)、腓骨短肌、跖肌、趾屈长肌、拇屈长肌、胫骨后肌、趾伸长肌以及拇伸长肌。由于正常行走时踝关节的大部分动作都发生小腿与足构成的矢状面内^[9],所以,本文只研究踝关节在矢状面的运动。即研究踝关节的背屈与跖屈这个只有一个自由度的动作。与踝关节的背屈与跖屈动作相关的肌肉主要有 TA、MG、LG、PER 和 SOL(如图 1 所示)。研究中,采集这 5 块肌肉的 sEMG 信号。

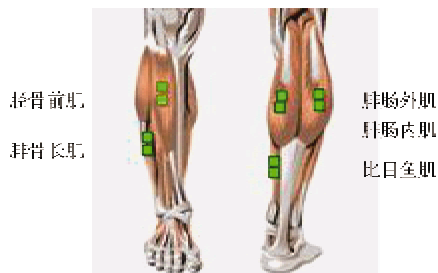


图 1 对踝关节动作起主要作用的肌肉

踝关节的运动表现为踝关节角的变化。踝关节角是指小腿与脚掌在矢状面内的夹角。通过采集踝关节角,就可以知道踝关节的动作状态。因此,踝关节角是本文的另一个重要研究对象。

本文提出的预测踝关节动作的方法主要包括以下 4 个部分:数据采集、sEMG 信号特征提取和数据归一化、神经网络的训练与预测和小波去噪。用该方法实现踝关节动作预测的整体流程图如图 2 所示。

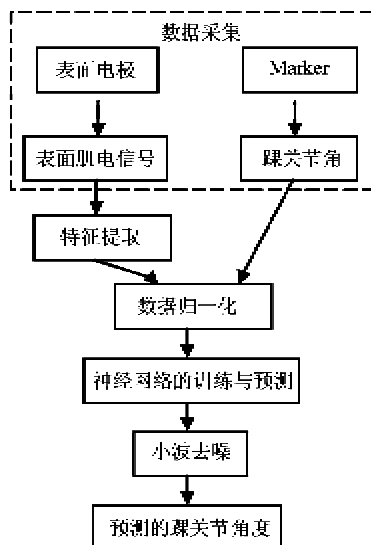


图 2 预测方法的流程图

1.1 数据采集

研究中,使用一个 16 通道的肌电仪 TELEMIO 2400T(Noraxon, America)采集 TA、MG、LG、PER 和 SOL 5 块肌肉的 sEMG 信号。肌电仪的采样频率为 1500Hz。表面肌电电极是直径为 2cm 的银芯电极(放置在右小腿肌肉表面,位置如图 1 所示)。志愿者的右踝关节在矢状面内做有规律的背屈与跖屈运动。动作周期大约为 3s,每次采集 30s,共采集 5 组数据。一个志愿者要做 3 次相同的数据采集实验。实验间隔为 1 天。

为了训练神经网络,采集了踝关节角。在研究中,使用运动捕捉仪 OPTOTRAK CERTUS (NDI, Canada,精度 0.1mm)采集踝关节角。运动捕捉仪的采样频率是 100Hz。踝关节角与 sEMG 信号同步采集。

1.2 sEMG 信号的特征提取和数据归一化

sEMG 信号中包含了人体动作的特征信息。目前,对 sEMG 信号特征提取的方法有很多,可以从时域、频域、时频域等不同角度来提取。本文从时域方面对 sEMG 信号进行提取其均方根(root mean square, RMS)特征。在研究中,首先将原始 sEMG 信号进行整流处理(即对原始 sEMG 信号取绝对值),再用均方根方法提取 sEMG 信号的特征以及将 sEMG 信号的特征量与踝关节角进行数据匹配。sEMG 信号的均方根可以去除一些噪声。提取 RMS 时,每个样本点的 RMS 是对该样本点及其之后的 $N-1$ 个样本点求 RMS 所得。求 RMS 的公式如下:

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^N S_i^2} \quad (1)$$

其中, S_i 是第 i 样本点的 sEMG 信号电压值, $N = 100$ 。

为了去除奇异点和提高神经网络的训练速度和收敛速度,需要将数据做归一化处理。归一化公式如下:

$$\hat{x} = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (2)$$

其中, x 是信号值, $x_{\max}$ 和 $x_{\min}$ 分别是信号的最大值和最小值。

sEMG 信号的 RMS 用 RMS 的最大值和最小值归一化处理。踝关节角用角度的最大值和最小值作归一化。

1.3 神经网络模型

由于 sEMG 信号具有非线性特征,用数学表达式很难建立 sEMG 信号与踝关节角之间的映射模型。而神经网络有很好的自适应学习能力、容错性

和非线性映射能力等特点。因此,选择使用神经网络来建立 sEMG 信号与踝关节角之间的映射关系。

研究中,用 4 层前向反馈神经网络从 sEMG 信号估计踝关节角。网络训练所用的算法是逆向传播(back-propagation, BP)算法。此即是 BP 神经网络。BP 神经网络是一个单向传播的多层前向网络,具有三层或三层以上,包括输入层、隐层和输出层。上下层之间实现全连接,而同一层神经元之间无连接。当一对学习样本提供给神经网络后,神经元的激活值从输入层经各中间层向输出层传播,在输出层的各神经元获得网络的输入响应。然后,按照减小目标输出与实际值间的误差方向,从输出层经过各中间层逐层修改各个连接权值,最终回到输入层。随着这种误差逆向传播,不断修改连接权值,网络对输入模式响应的正确率也不断提高。本文建立了一个 4 层 BP 神经网络模型,如图 3 所示。其输入层有 5 个神经元,输入信号是 sEMG 信号;输出层只有一个神经元,目标输出信号是踝关节角信号。由此也可知,sEMG 信号与踝关节角信号之间的映射关系是多对一的。

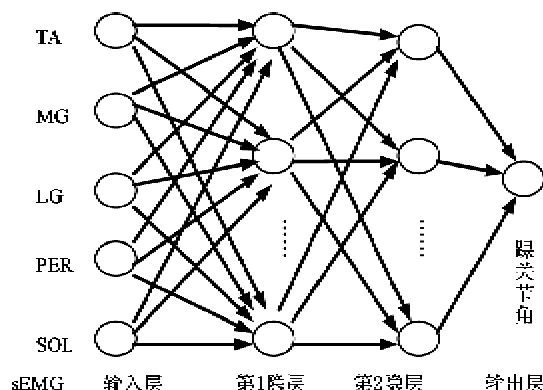


图3 前向反馈神经网络模型

神经网络隐层的神经元数目选择是一个十分复杂的问题,不存在一个理想的解析式来表示,因此需要根据设计者的经验和多次实验来确定。通常,隐层神经元数目与问题的要求、输入和输出神经元数目之间存在直接关系。隐层神经元数目太多会导致学习时间过长、误差不一定最佳以及容错性变差。针对这个问题,研究中首先参考公式

$$N = \sqrt{n_{in} + n_{out}} + k \quad (3)$$

来确定隐层神经元数目的范围,然后微调数值并通过多次实验来选取较理想的数目。式中, N 为隐层神经元个数, n_{in} 为输入神经元数目, n_{out} 输出神经元数目, k 为[1,10]之间的常数。最终确定的两个

隐藏层的神经元数目分别是 13 和 23。层与层间的传递函数分别是 tansig、tansig 和 purelin。

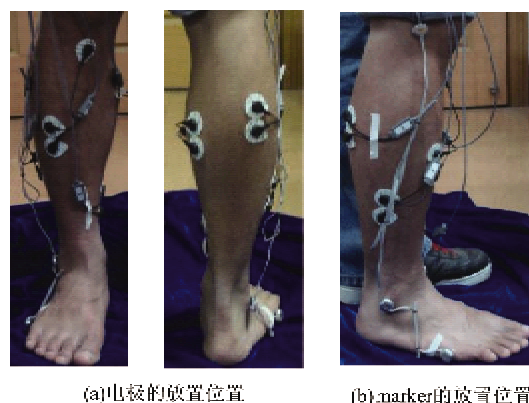
1.4 小波去噪

神经网络预测输出的信号通常含有高频的噪声信号,这样严重影响了预测的效果。因此,必须将其消除。由于有限脉冲响应(FIR)数字滤波、自适应滤波等方法滤波会产生畸变或相移,而小波去噪不会产生这样的问题。因此,研究中使用小波去噪。

为了从含噪信号中得到有用信号,可以利用有用信号和噪声在小波变换下的不同特性对小波分解的系数进行处理,达到有用信号和噪声分离的目的^[10]。有用信号通常表现为低频信号或是一些相对平稳的信号,而噪声信号则通常表现为高频信号。在研究中,首先用 symlet 小波将神经网络预测输出的信号进行 6 层小波分解得到低频系数和高频系数,然后利用小波分解的低频系数部分重构信号。这样就消除了信号中的高频噪声,得到有用信号。

2 实验和预测

实验中,从 9 名男性志愿者(年龄:24~32 岁,平均 26 岁)右腿的 TA、MG、LG、PER 和 SOL 5 块肌肉采集 sEMG 信号。这 9 名志愿者的脚踝健康,也没进行过任何强化踝关节的训练。实验前 24h 内,他们也没做过剧烈运动,避免了肌肉疲劳。志愿者的体重介于 62~75kg 之间(平均 67kg)。采集数据过程中,志愿者的右踝关节在矢状面内做有规律的背屈与跖屈运动。每次采集 30s 的数据,共采集 5 组。动作周期大约为 3s。同一个志愿者要做 3 次相同的数据采集实验。实验间隔为 1 天。图 4 是实验中表面电极和采集角度用的 marker 在志愿者右腿上的放置位置图。



(a)电极的放置位置 (b)marker的放置位置

图4 电极和 marker 的放置位置

接下来,以一组来自于志愿者 MC 的 sEMG 信号和踝关节角数据为例介绍预测的结果。图 5 是志愿者 MC 其 5 块肌肉的 sEMG 信号的均方根和踝关节角曲线。sEMG 信号的 RMS 和关节角被归一化之后,该组数据的前 5/6 用于训练神经网络,剩下的 1/6 用于测试。神经网络训练的均方误差目标是 0.005,学习效率是 0.1。通常,训练迭代次数少于 60 次,神经网络就可以收敛到目标值。志愿者 MC 数据的神经网络训练迭代次数为 52 次。神经网络预测志愿者 MC 的踝关节角曲线如图 6 所示。

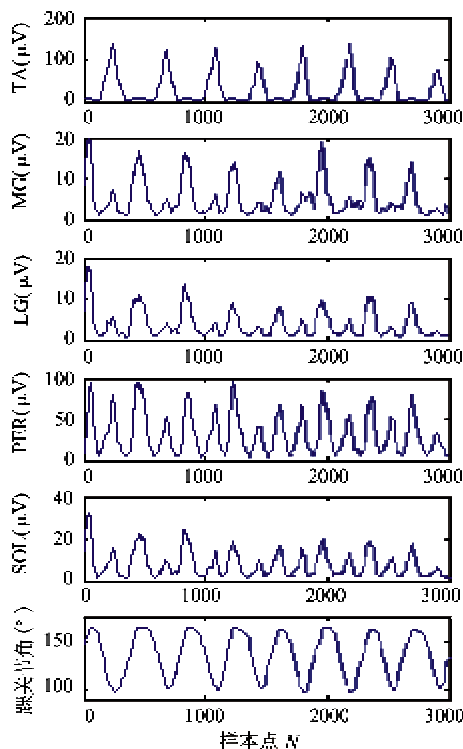


图 5 志愿者 MC 的 sEMG 均方根和踝关节角

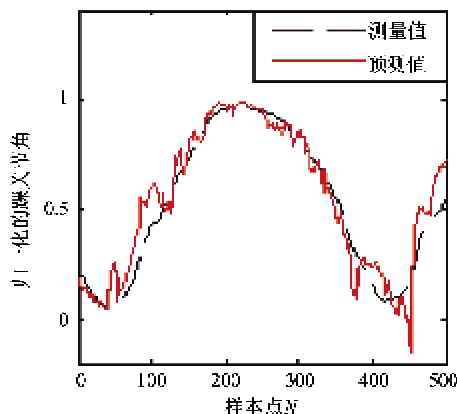


图 6 未经小波去噪的志愿者 MC 的神经网络预测的关节角曲线

然后,将神经网络预测输出信号进行 6 层小波分解和重构,就可以得到比较理想的预测角度了。志愿者 MC 的那组数据经过神经网络预测输出,再用小波分解和重构。重构的结果又被反归一化为角度值,如图 7 所示。

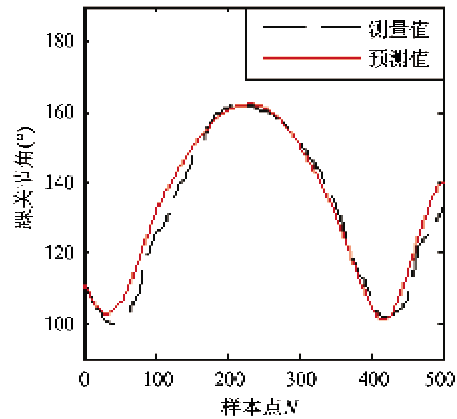


图 7 经小波去噪的志愿者 MC 的预测的与实际
的关节角曲线(相关系数:0.9821)

由图 7 可以看出,预测值和实际角度值相差很小,曲线趋势非常接近。

3 结果

研究中,选用踝关节角预测值与实际测量值之间的相关系数来评价神经网络预测踝关节动作结果的好坏。本文,对于每一个志愿者,随机选取其 3 组数据来训练神经网络和预测踝关节动作。表 1 是预测值与测量值之间的相关系数,其最后一行是相关系数的平均值。

从表 1 中数据可以看出,相关系数介于 0.9558 ~ 0.9915 之间,非常接近于 1。因此,可以得出如下结论:本文所研究的方法能够准确地预测踝关节动作。用这种方法预测的结果可以用于控制机器人踝关节或踝关节外骨骼的动作。

4 结论

本文提出了一种新的准确预测踝关节动作的方法。在研究中,TA、MG、LG、PER 和 SOL 5 块肌肉的 sEMG 信号被采集和特征提取,并建立了一个 4 层神经网络模型用来找出 sEMG 信号和踝关节角之间的映射关系。为了提高预测的准确度,使用 6 层小波变换去除神经网络预测输出信号中的高频噪声。最后用相关系数来评价实验预测结果的好坏。从表 1

表 1 踝关节角的预测值与测量值之间的相关系数

名字	GCY	WZ	ZZ	YJ	YYF	YB	LYX	YJN	MC
1	0.9915	0.9718	0.9824	0.9558	0.9636	0.9759	0.9830	0.9668	0.9840
2	0.9882	0.9628	0.9859	0.9737	0.9654	0.9825	0.9809	0.9799	0.9817
3	0.9899	0.9644	0.9718	0.9623	0.9779	0.9805	0.9613	0.9867	0.9821
平均值	0.9898	0.9663	0.9800	0.9639	0.9690	0.9769	0.9751	0.9778	0.9826

中数据可以看出,踝关节角的预测值与实际值有很强的相关性,所提出的方法可以准确地预测踝关节动作。

在后续的研究中,将研究预测膝关节的动作,以此为下肢康复机器人和外骨骼的研制作准备。

参考文献

- [1] Tsuji T, Fukuda O, Kaneko M, et al. Pattern classification of time-series EMG signals using neural networks. *International Journal of Adaptive Control and Signal Processing*, 2000, 14: 829-848
- [2] Suryanarayanan S, Reddy N P, Gupta V. Artificial neural networks for estimation of joint angle from EMG signals. In: Proceedings of the IEEE 17th Annual Conference of the Engineering in Medicine and Biology Society, Montreal, Canada, 1995, 1. 823-824
- [3] Ryu W, Han B, Kim J. Continuous position control of 1 DOF manipulator using EMG signals. In: Proceedings of the 3rd 2008 International Conference on Convergence and Hybrid Information Technology, Busan, Korea, 2008, 1. 870-874
- [4] Yoshikawa M, Mikawa M, Tanaka K. Hand pose estimation using EMG signals. In: Proceedings of the 29th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, Lyon, France, 2007. 4830-4833
- [5] Kitamura T, Tsujiuchi N, Koizumi T. Hand motion estimation by EMG signals using linear multiple regression models. In: Proceedings of the 28th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, New York, USA, 2006. 1339-1342
- [6] Fleischer C, Kondak K, Reinicke C, et al. Online calibration of the EMG to force relationship. In: Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, Sendai, Japan, 2004, 2. 1305-1310
- [7] Lee J K, Nam Y. Knee joint moment estimation using neural network system identification in sit-to-stand movement. In: Proceedings of the International Conference on Control, Automation and Systems, Seoul, Korea, 2008. 544-547
- [8] Lloyd D G, Besier T F. An EMG-driven musculoskeletal model to estimate muscle forces and knee joint moments in vivo. *Journal of Biomechanics*, 2003, 36: 765-776
- [9] Zhang Z, Wang Z, Yao S L, et al. Research on control of an exoskeletal ankle with surface electromyography signals. In: Proceedings of the 2nd International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering, Shanghai, China, 2008, 2. 1301-1304
- [10] Wu H J, Zhou F D, Wu Y Y. Intelligent identification system of flow regime of oil-gas-water multiphase flow. *International Journal of Multiphase Flow*, 2001, 27(3):459-475

Research on a method for prediction of ankle movement based on electromyography signals

Wang Zhen*, Zhang Zhen*, Yao Songli**, Zhang Yanan*, Qian Jinwu*

(* School of Electrical and Mechanical Engineering and Automation, Shanghai University, Shanghai 200072)

(** College of Mechanical Engineering, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620)

Abstract

A new method for prediction of ankle movement based on electromyography signals was developed. First, surface electromyography signals of five muscles associated with the ankle movement and ankle joint angle signals were collected, and their features were extracted and the outputs were normalized. Then, a feed forward neural network model was built. The neural network was composed of four layers and the back-propagation training algorithm was used. Finally, the prediction output signal from the neural network was transformed by the six-layer wavelet to eliminate noise. In the experiment, nine subjects were asked to do regular dorsiflexion and plantarflexion ankle movement in the sagittal plane. The ankle joint angle data and the surface electromyography signals of the five muscles were recorded. Ankle movement was predicted by the method. At last, the quality of the neural network's prediction of ankle movement was evaluated by correlation coefficients. It is shown that the proposed method can accurately forecast the movement of ankle joint.

Key words: electromyography (EMG) signals, neural network, BP algorithmic, ankle joint, wavelet denoising