

文章编号: 1001-0920(2006)02-0158-05

基于磁场刺激的肌电信号模式识别的研究

崔建国^{1,2}, 王 旭¹, 张大千², 张春霞³

(1. 东北大学 信息科学与工程学院, 沈阳 110004; 2. 沈阳航空工业学院 自动控制系, 沈阳 110034; 3. 中国医科大学 第一附属医院, 沈阳 110001)

摘 要: 对于人体表面肌电(SEMG)信号提出一种新的研究方法,即在磁场刺激下,采用小波变换的方法,对从掌长肌、肱桡肌、尺侧腕屈肌和肱二头肌上采集的 4 路表面肌电信号进行分析,并提取其 6 级小波分解系数绝对值累加和的平均值作为信号的特征,构建特征矢量.输入神经网络分类器进行模式识别,经过训练能够成功地识别出握拳、展拳、腕内旋、腕外旋、屈腕、伸腕、前臂内旋、前臂外旋 8 种运动模式.实验结果表明,该方法识别率高,所需数据量少,运算速度快,实时性好,为肌电等生物电信号的研究提供了一种新方法.

关键词: 表面肌电信号; 信号处理; 小波变换; 神经网络; 模式识别

中图分类号: R318.04 **文献标识码:** A

Study of Surface EMG Pattern Recognition Based on Magnetic Stimulation

CU I Jian-guo^{1,2}, WANG Xu¹, ZHANG Da-qian², ZHANG Chun-xia³

(1. College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110004, China; 2. Department of Automatic Control, Shenyang Institute of Aeronautical Engineering, Shenyang 110034, China; 3. The First Affiliated Hospital, China Medical University, Shenyang 110001, China. Correspondent: CU I Jian-guo, E-mail: gordon-cjg@163.com)

Abstract: A new pattern recognition technique is proposed for SEMG. Four channel SEMG signals from four muscles (palmaris longus, brachioradialis, flexor carpi ulnaris and biceps brachii) under magnetic stimulation are analyzed with wavelet transformation. The average of absolute value summation of 6 layers wavelet decomposition coefficients are distilled, and are regarded as signal characteristics to compose eigenvector. A neural network classifier is adopted to identify different motions. The eight motions, hand grasp, hand extension, wrist pronation, wrist supination, wrist flexion, wrist extension, forearm pronation and forearm supination, can be successfully identified after training. Experiments show that the method has good performance in real time processing, high rates of calculation and identification.

Key words: Surface electromyography (SEMG) signal; Signal processing; Wavelet transform; Neural network; Pattern recognition

1 引 言

表面肌电(SEMG)信号是从人体骨骼肌表面通过电极记录神经和肌肉系统活动时发出的一种生物电信号,是肌肉中许多运动单元动作电位在时间和空间上的叠加,它能在非损伤状态下实时反映神经

和肌肉的功能状态.表面肌电信号不仅在临床医学、运动医学、康复医学、体育运动等领域被广泛应用(如肌肉损伤诊断等),而且成为人工假肢和功能性神经电刺激的理想控制信号.目前,表面肌电信号的研究与应用在国际上已成为医学和生物医学工程领

收稿日期: 2004-12-31; 修回日期: 2005-06-02

基金项目: 国家自然科学基金项目(50477015).

作者简介: 崔建国(1963—),男,辽宁本溪人,副教授,博士生,从事生物信息检测的研究;王旭(1956—),男,沈阳人,教授,博士生导师,从事生物信息检测等研究

域的热点问题之一,并产生了多种肌电信号的研究方法如时域分析法、频域分析法、时频分析法^[1,2]、高阶谱分析法^[3]、参数模型法^[4]、混沌与分形法^[5]等

人们利用表面肌电信号实现多种动作的模式识别,并取得了一定的进展 Putnam^[6]分别利用单层感知器和多层感知器对屈臂和伸臂两种动作进行识别,识别率可达 95%。Knox^[7]利用非参数线性分类器对屈、伸、内旋和外旋 4 种动作进行识别,其识别率在 89% 以上 Zahedi^[8]利用模糊 K -均值策略进行 3 个自由度的动作识别 Itakura 等^[9]利用 4 个电极采集人体前臂运动时的表面肌电信号,构造了 3 层结构的神经网络,利用 BP 算法训练神经网络,可识别出前臂 5 个不同的动作 刘建成^[10]利用模糊神经网络直接对残肢的 EMG 动作进行识别,虽然识别率在 70% 以上,但有较高的实用价值 张海虹等^[11]利用 Pi-sigma 网络对展拳、握拳、内旋、外旋 4 个动作进行识别,识别率在 80% 以上 谢洪波等^[12]利用支持向量机对 6 种手腕部动作进行分类,平均识别率达 82%。

利用 SEMG 进行动作识别,动作越多,识别的难度也越大 目前国内外最多可实现对 6 种动作进行识别 本文是在磁场刺激下,采用小波变换与人工神经网络相结合的方法,对利用表面肌电信号实现 8 种动作的模式识别进行研究

2 小波分析的基本理论

小波分析方法是一种窗口大小(即窗口面积)固定但其形状可以改变,并且时间窗和频率窗都可改变的时频局部分析方法 它在低频部分具有较高的频率分辨率和较低的时间分辨率,在高频部分具有较高的时间分辨率和较低的频率分辨率 在大尺度下,可将信号的低频信息(全局)表现出来;在小尺度下,可将信号的高频(局部)特征表现出来 从而可根据需要选取不同尺度的变换来描述信号的特征

对于连续小波变换,设 $\psi(t) \in L^2(\mathbb{R})$, 其傅立叶变换为 $\hat{\psi}(\omega)$ 当 $\hat{\psi}(\omega)$ 满足允许条件

$$C_{\psi} = \int_{\mathbb{R}} \frac{|\hat{\psi}(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < \infty \quad (1)$$

时,称 $\psi(t)$ 为一个基本小波或母小波 将母小波 $\psi(t)$ 伸缩和平移后,可得到一个小波序列

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right), a, b \in \mathbb{R}, a \neq 0 \quad (2)$$

其中: a 为伸缩因子, b 为平移因子 对于任意函数 $f(t) \in L^2(\mathbb{R})$, 其连续小波变换为

$$W_f(a, b) = \int_{\mathbb{R}} f(t) \psi_{a,b}(t) dt$$

$$|a|^{-1/2} \int_{\mathbb{R}} f(t) \psi^*\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (3)$$

其重构公式为

$$f(t) = \frac{1}{C_{\psi}} \int_{\mathbb{R}} \int_{\mathbb{R}} W_f(a, b) \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) da db \quad (4)$$

对于离散的情况,定义二进小波函数

$$\psi_{j,k}(t) = 2^{-j/2} \psi(2^{-j}t - k), j, k \in \mathbb{Z} \quad (5)$$

对于信号 $f(t)$, 其离散小波变换(DWT)定义为

$$DW T_x(j, k) = 2^{-j/2} \int_{\mathbb{R}} f(t) \psi^*(2^{-j}t - k) dt \quad (6)$$

其逆变换为

$$f(t) = C \sum_{j=-\infty}^{+\infty} \sum_{k=-\infty}^{+\infty} DW T_x(j, k) \psi_{j,k}(t) \quad (7)$$

其中 C 是一个与信号无关的常数

3 基于小波变换的特征参数的提取

小波变换的实质是把原始信号不同频率段的信息抽取出来,并显示在时间轴上. 这样既可反映信号的时域特征,又可反映信号的频域特征 在小波的多尺度分析中,可利用小波的逆变换重构原始信号 若给定所有的小波系数,则可通过重构算法完全重构出原始信号,通过部分小波系数也能重构出近似的原始信号 在每级尺度的小波系数中,不同系数对信号逼近的作用程度都不一样,系数越大,重构时所起的作用也越大 为了排除瞬间外界环境的干扰,客观全面地提取出信号的有用特征,本文先对每级分解系数中的各系数取绝对值,再进行累加和(因在每级分解的系数中,正负系数的数值相近,取绝对值后可防止求累加和时正负系数相互抵消而减弱信号的特征),最后求其平均值,并将此平均值作为信号的特征构造特征矢量,利用神经网络实现动作模式的识别

本文通过对多种小波分解和实验比较,发现采用紧支撑正交 Coiflet 5 小波实现分类的效果较好,其时域波形如图 1 所示 对表面肌电信号作离散小波变换时采用 Mallat 快速算法,该算法在分解中对各级系数进行二取一采样,故各级变换系数的长度逐级减半 图 2 显示了握拳时在掌长肌上采集的肌



图 1 Coiflet 5 小波函数的时域波形

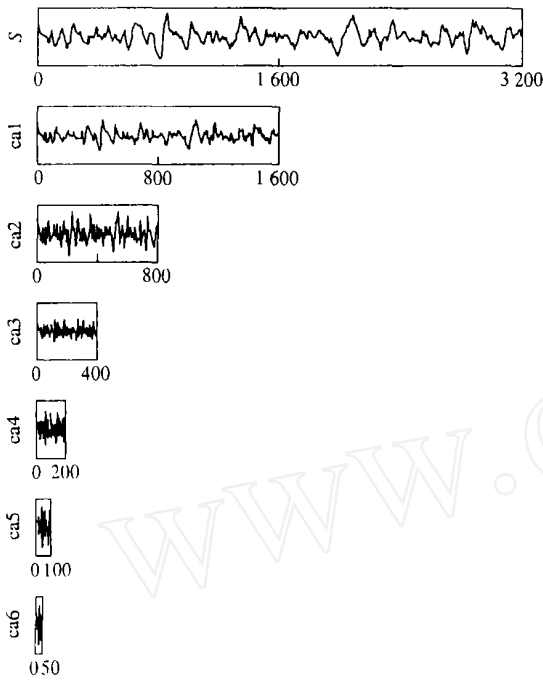


图2 握拳时掌长肌表面肌电信号波形和使用 Coiflet 5 小波作 6 级分解的小波系数

电信号原始波形, 以及使用 Coiflet 5 小波对其作 6 级小波分解的小波系数

4 BP 神经网络的分类

人工神经网络所具有的非线性分类能力, 使其在模式识别等领域显示出良好的性能, 近些年开始逐渐应用于表面肌电的模式分类^[10, 11]. 本文选用图 3 所示的三层结构的 BP 前馈神经网络作为分类器, 网络由输入层、隐层、输出层组成. 将由 4 个通道肌电信号多尺度小波分解系数绝对值的平均值所构成的特征矢量作为分类器的输入, 网络输出节点分别对应于不同的运动模式. 神经元的激励函数 $f(x)$ 选用连续可微的 Sigmoid 函数

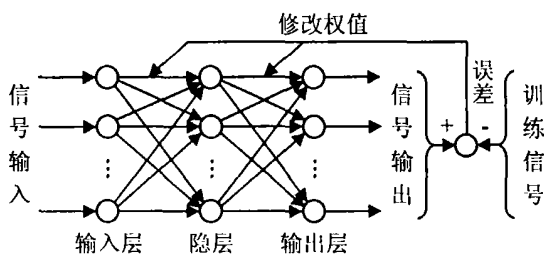


图3 BP 神经网络分类器分类原理

网络的训练采用标准的 BP 算法, 其过程如下: 给定一个网络输入模式, 先将信号传给隐层单元, 再把经激励函数 $f(x)$ 处理后的结果传播到输出层单元. 如果输出结果与期望信号的差值比要求的大, 则将输出信号误差沿原来的通路返回, 修改各层单元的权值. 如此反复利用训练样本进行学习, 直到输

出误差满足要求为止. 当误差小于 0.01 时, 则认为网络收敛. 网络的学习率为 0.01.

5 实验验证

用酒精分别在掌长肌、肱桡肌、尺侧腕屈肌和肱二头肌上擦涂去污后, 在表面差分电极对应的测试点上涂上导电膏, 以增强导电性, 最大限度地提取 SEMG 信号. 实验中使用上海医疗器械高技术公司生产的 JD-4 肌电图机来采集 SEMG 信号. JD-4 肌电图机是精密医疗器械, 有高输入阻抗、高灵敏度的放大器、刺激器、计算机处理、高分辨率彩显、高保真打印机记录, 能对由表面差分电极测得的 SEMG 信号进行放大、滤波、实时显示波形、存储实验数据等. 对各肌肉的磁场刺激是由东北大学自行研制的“超强磁场刺激仪”完成的.

在磁场刺激下, 使用 JD-4 肌电图机从掌长肌、肱桡肌、尺侧腕屈肌和肱二头肌上采集 4 路肌电信号. 受试者分别进行握拳、展拳、腕内旋、腕外旋、屈腕、伸腕、前臂内旋、前臂外旋 8 个动作各 40 组. 这 8 个动作中握拳时 SEMG 信号的原始波形如图 4 所示.

本文选用 Coiflet 5 小波分别对 4 个通道数据作 6 级尺度分解. 对任一通道数据, 求其每级小波分解系数绝对值累加和的平均值作为信号特征, 构成 6×1 阶矩阵, 4 个通道数据共构成 24×1 阶矩阵, 组成 24 维特征矢量. 输入 BP 神经网络进行分类, 神经网络的输入节点数为 24, 分别对应于由 4 路肌电信号 6 级小波系数平均值所构成的特征矢量. 输出节点为 8 个, 分别对应于握拳、展拳、腕内旋、腕外旋、屈腕、伸腕、前臂内旋、前臂外旋 8 个不同的动作模式.

实验表明, 隐层节点的数量对于神经网络的分类性能具有重要影响. 节点数太少, 网络无法在特征空间充分地多个模式分开; 节点数过多, 网络训练的运算量太大, 不利于实时性的实现. 因此必须综合考虑系统的性能与效率两方面因素来确定隐层节点的数量. 经验公式为

$$n = \sqrt{a + b + c} \quad (8)$$

其中: n 为隐层节点数目, a 为输入节点数目, b 为输出节点数目, c 为常数, 一般取 1~8. 通过大量实验比较, 发现隐层节点数取 8 时, 实验结果令人满意.

实验中从每类动作样本中任意选取 20 组, 作为神经网络分类器的训练集; 剩余 20 组作为测试集, 以考察分类器的识别率. 对于各类动作训练样本, 设定其相应输出节点值为 1, 其他输出节点值为 0, 以此作为期望输出值进行训练. 在实际测试分类时, 如果某个输出节点的值大于 0.5, 则认为其为 1, 且其

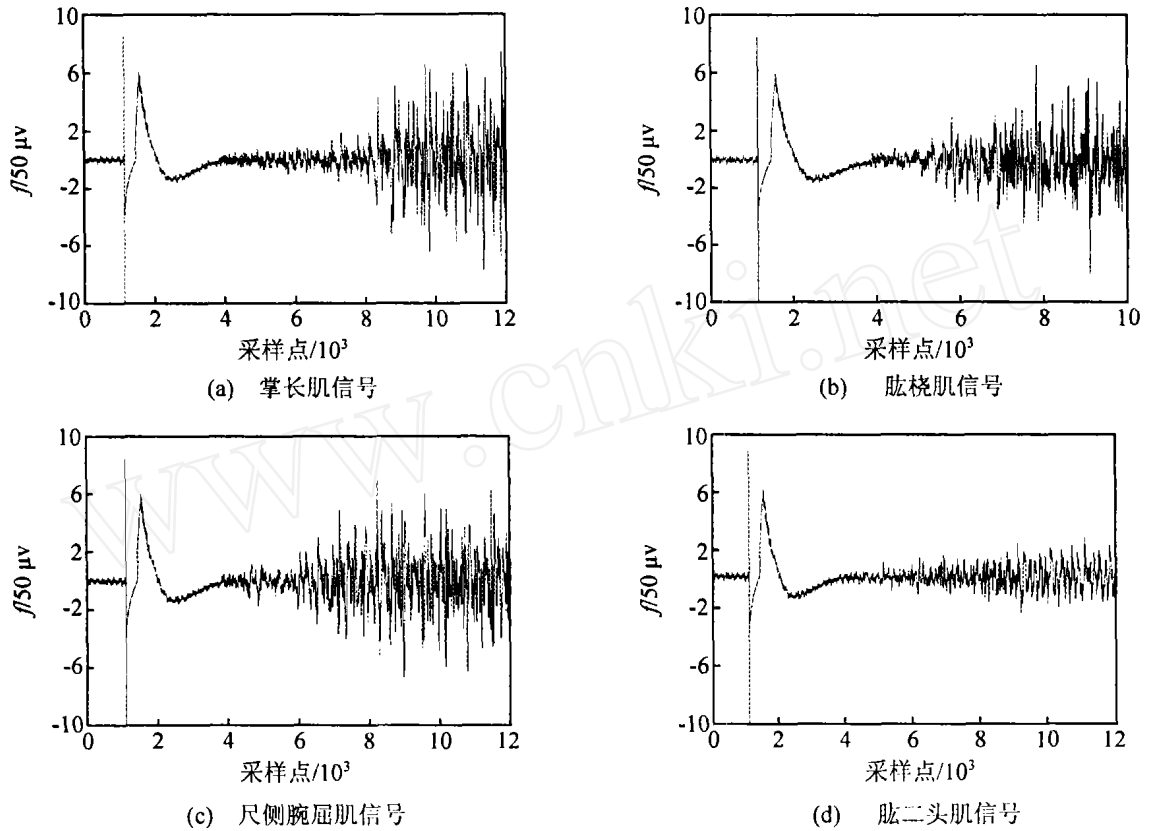


图 4 屈腕时 4 块肌肉的 SEM G 波形

表 1 BP 神经网络对未经训练的测试样本的实际识别结果

输出节点	握拳	展拳	腕内旋	腕外旋	屈腕	伸腕	前臂内旋	前臂外旋
节点 1	1.026 9	0.000 6	0.003 2	0.000 7	-0.016 2	0.001 1	0.000 4	-0.000 2
节点 2	-0.000 4	0.982 9	-0.027 7	0.046 9	-0.005 6	0.027 5	0.077 2	0.169 4
节点 3	-0.021 8	-0.004 3	0.637 0	-0.063 8	-0.001 1	0.066 0	0.132 5	-0.123 3
节点 4	-0.007 2	-0.033 2	0.068 0	0.941 3	-0.000 3	-0.056 7	-0.110 5	0.091 5
节点 5	-0.025 8	0.000 8	-0.001 5	0.002 5	1.022 2	0.005 6	0.008 3	-0.002 9
节点 6	-0.000 4	-0.033 9	-0.009 5	-0.000 3	0.002 5	0.938 6	-0.030 3	-0.042 6
节点 7	0.025 8	0.081 4	0.148 4	0.077 1	-0.001 1	0.016 8	0.649 9	-0.095 3
节点 8	0.002 3	0.004 9	-0.017 9	-0.004 9	-0.000 9	-0.000 1	0.071 8	1.102 5
判定类别	握拳	展拳	腕内旋	腕外旋	屈腕	伸腕	前臂内旋	前臂外旋

表 2 BP 神经网络对 20 组训练集和测试集样本的实际平均识别率

样本种类	握拳	展拳	腕内旋	腕外旋	屈腕	伸腕	前臂内旋	前臂外旋	%
实际平均	100	100	100	100	100	100	100	100	
识别率	100	100	100	100	90	85	90	100	

余节点的输出都小于 0.5, 即认为其为 0, 将待判别的动作判为该节点所对应的动作模式. 经过训练后, 系统对训练集样本 20 组 8 个动作的识别率均达到 100%.

表 1 为 20 组测试集中第 3 组的实际测试结果 (其他组的测试结果与此类同, 不再给出). 表 2 为 BP 神经网络对 20 组训练集和测试集样本的实际平均识别率

6 结 论

本文在磁场刺激下, 对从掌长肌、肱桡肌、尺侧

腕屈肌和肱二头肌上采集的 4 路肌电信号, 选用 Coiflet 5 小波对肌电信号作 6 级小波分解, 并从中提取小波分解系数绝对值累加和的平均值作为信号特征, 构造特征矢量, 作为 BP 神经网络分类器的输入. 实验结果表明, 该方法能有效地识别出握拳、展拳、腕内旋、腕外旋、屈腕、伸腕、前臂内旋、前臂外旋 8 种动作. 该方法所需数据量少, 运算速度快, 有利于产品的实时识别与控制, 在临床医学、康复医学等领域具有较大的实用价值

参考文献(References)

- [1] Balestra C, Frassinelli S. Time-frequency Analysis of Surface Myoelectric Signals during Athletic Movement [J]. *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, 2001, 20(6): 106-115.
- [2] Karlsson S, Yu J, A kay M. Time-frequency Analysis of Myoelectric Signals during Dynamic Contractions: A Comparative Study [J]. *IEEE Trans on Biomedical Engineering*, 2000, 47(2): 228-237.
- [3] Yana K. Surface Electromyogram Recruitment Analysis Using Higher Order Spectrum [J]. *IEEE EMBC and CMBEC*, 1995: 1345-1346.
- [4] 罗志增, 杨广映. 表面肌电信号的AR参数模型分析方法[J]. *传感技术学报*, 2003, (4): 384-387.
(Luo Z Z, Yang G Y. Surface Electromyography Analytical Method Based on the Parameter of AR Model [J]. *J of Transducer Technology*, 2003, (4): 384-387.)
- [5] 蔡立羽, 王志忠, 张海虹. 基于混沌、分形理论的表面肌电信号非线性分析[J]. *北京生物医学工程*, 2000, 19(2): 82-86
(Cai L Y, Wang Z Z, Zhang H H. A Nonlinear Analysis of Surface EMG Signals Based on Chaos and Fractal Theory [J]. *Beijing Biomedical Engineering*, 2000, 19(2): 83-86.)
- [6] Putnam W. Real-time Computer Control Using Pattern Recognition of the Electromyogram [A]. *Annual Int Conf on the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society* [C]. 1993: 1236-1237.
- [7] Knox R. Classification of Multifunction Surface EMG Using Advanced AR Model Representation [A]. *Bioengineering Proc of the Northeast Conf* [C]. 1994: 96-98.
- [8] Zahedi E. Graphical Simulation of Artificial Hand Motion with Fuzzy EMG Pattern Recognition [A]. *Proc IEEE EMBS 14th BMESI* [C]. 1995, 3: 43-44.
- [9] Itakura N, Kinbara Y, Fuwa T. Discrimination of Forearm's Motions by Surface EMG Signals Using Neural Network [J]. *Application of Human Science*, 1996, 15(6): 287-294.
- [10] 刘建成. 基于模糊神经网络的肌电信号的分析[J]. *中国医疗器械*, 1999, 23(2): 80-82
(Liu J C. EMG Signal Analysis Based on Fuzzy and Neural Network [J]. *Chinese J of Medical Device*, 1999, 23(2): 80-82.)
- [11] 张海虹, 蔡立羽, 王志忠. 基于高阶神经网络的肌电信号识别方法的改进[J]. *中国康复医学杂志*, 2000, 15(1): 34-37.
(Zhang H H, Cai L Y, Wang Z Z. A Pi-sigma Neural Network Based Electromyography Signal Identification Method [J]. *Chinese J of Rehabilitation Medicine*, 2000, 15(1): 34-37.)
- [12] 谢洪波, 王志忠, 黄海. 表面肌电的支持向量机分类[J]. *北京生物医学工程*, 2004, 23(2): 94-157.
(Xie H B, Wang Z Z, Huang H. The Surface Electromyography Classification Based on Support Vector Machine [J]. *Beijing Biomedical Engineering*, 2004, 23(2): 94-157.)

(上接第 157 页)

- (Luo W, Zhang Z G, Ouyang M D. Go-op Advertising Models in Simple Supply Chain Based on a Game Theory Approach [J]. *Systems Engineering - Theory and Practice*, 2004, 24(2): 31-36.)
- [6] Chintagunta P K, Jain D. A Dynamic Model of Channel Member Strategies for Marketing Expenditures [J]. *Marketing Science*, 1992, 11(2): 117-134.
- [7] Jorgensen S, Taboubis S. Cooperative Advertising in a Marketing Channel [J]. *J of Optimization Theory and Applications*, 2001, 110(1): 145-158.
- [8] Nerlove M, Arrow K J. Optimal Advertising Policy under Dynamic Conditions [J]. *Economica*, 1962, 39(2): 129-142.
- [9] Basar T, Olsder G J. *Dynamic Non-Cooperative Game Theory* [M]. New York: Academic Press, 1995: 148-151.
- [10] Dockner E, Jorgensen N, Van L, et al. *Differential Games in Economics and Management Science* [M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2000: 97-103.