

文章编号: 1001-0920(2007)08-0927-04

## 基于小波变换和样本熵的假手肌电模式识别方法

赵京东<sup>1</sup>, 姜力<sup>1</sup>, 蔡鹤皋<sup>1</sup>, 刘宏<sup>2</sup>

(1. 哈尔滨工业大学 机电工程学院, 哈尔滨 150080; 2. 德国宇航中心 机器人及机电一体化研究所, 慕尼黑 82230)

**摘要:** 提出一种新的模式分类器, 利用安置在拇长屈肌、指深屈肌和指伸肌上的 3 个电极所测得的肌电信号, 实现了对 3 自由度假手手指运动的控制. 该分类器采用小波变换和样本熵的方法构造特征矢量, 经过由变学习速率算法和 RP 算法构建的集成 3 层前馈神经网络的分类, 能够成功地分辨出拇指、食指和中指的弯曲与伸展运动, 平均识别率可达 96% 以上. 实验结果表明, 该分类器为多自由度肌电假手的控制提供了一种有效的方法.

**关键词:** 肌电信号; 小波变换; 样本熵; 神经网络; Resilient 反向传播算法

**中图分类号:** R318.04 **文献标识码:** A

## EMG pattern recognition method for prosthetic hand based on wavelet transform and sample entropy

ZHAO Jing-dong<sup>1</sup>, JIANG Li<sup>1</sup>, CAI He-gao<sup>1</sup>, LIU Hong<sup>2</sup>

(1. College of Mechatronics Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150080, China; 2. Institute of Robotics and Mechatronics, German Aerospace Center, Munich 82230, Germany. Correspondent: ZHAO Jing-dong, E-mail: loveoccult@yahoo.com.cn)

**Abstract:** A novel classifier is presented, which can achieve the finger motion control of a 3-DOF prosthetic hand by measuring the surface EMG through three electrodes mounted on the flexor pollicis longus, flexor digitorum profundus and extensor digitorum. By using wavelet transform and sample entropy to construct feature vectors, the flexion and extension of the thumb, the index finger and the middle finger can be successfully identified via three-layer feedforward neural network which combines the variable learning rate (VLR) and resilient backpropagation (RP) algorithm. The average correct rate is above 96%. Furthermore, the experimental results show that the classifier presents a new method for the EMG control of the multi-DOF prosthetic hand.

**Key words:** EMG; Wavelet transform; Sample entropy; Neural network; Resilient backpropagation

### 1 引言

到目前为止,许多学者为残疾人研究了康复系统,自从 Wiener<sup>[1]</sup>提出基于肌电信号控制假手这一概念以来,出现了很多仿人型假手,肌电信号也经常用来作为假手的控制信号.以往大多数仿人型假手使用的是基于肌电模式识别的开/关控制或者依靠从肌电信号中估计出的力矩控制某一特殊关节.然而,随着假手自由度的增多,人们很难以较高的识别率区分操作者的动作,这主要归咎于肌电信号的非线性和非平稳性.此外,还存在着肌电信号模式会因不同人、电极的不同位置以及由疲劳和出汗所引起的变化而发生变化的问题.因此,需要有一种新的识别方法用来控制假手在日常生活中实现期望的

动作.

在早期研究中<sup>[2]</sup>,作者开发了一种新型的 3 自由度 5 指欠驱动仿人型肌电假手系统.该系统利用两个表面电极采集到的信号实现了对人手拇指、食指和中指弯曲动作的识别,进而完成了对假手的控制.模式分类器结合了 AR 模型和 Levenberg-Marquardt 算法的 3 层前馈神经网络,对 3 个屈指动作的平均识别率可达 99.49%,接近于 100%.但当将该方法应用到识别手指的 6 个动作时(拇指、食指和中指的弯曲与伸展),结果并没有设想的那么好,平均识别率只有 86.67%.于是引入了小波变换和变学习速率算法神经网络的方法<sup>[3]</sup>,平均识别效果提高到 91% 左右,但依然不够理想.对此,本文提

收稿日期: 2006-05-12; 修回日期: 2006-09-06.

基金项目: 国家自然科学基金重点项目(50435040); 长江学者和创新团队发展计划项目.

作者简介: 赵京东(1977—),男,山东龙口人,博士生,从事机器人技术、模式识别的研究; 蔡鹤皋(1934—),男,北京人,教授,博士生导师,中国工程院院士,从事智能机器人和空间机器人的研究.

出一种新的生物信号处理方法——样本熵. 采用小波变换和样本熵进行特征提取, 以及利用 VLR 和 RP 算法神经网络进行特征分类是本文的核心内容.

## 2 特征提取方法

用来控制仿人型假手的肌信号来自于操作者的前臂肌肉, 当操作者收缩肌肉控制手指运动时可以测到. 检测的肌肉为拇长屈肌、指深屈肌和指伸肌. 产生的肌电信号首先由 3 个 Otto Bock 有源电极采集, 然后通过 A/D 采集卡(采样频率为 2 000 Hz)输入到计算机(P4 2.8G)内, 由 VC++ 6.0 编写的程序进行计算, 识别结果将通过计算机的串口发送给假手控制器, 从而完成对假手的控制.

为了识别操作者动作的开始, 本文指定一个上升沿阈值. 当任何一个电极在 50 ms 内的信号变化超过事先给定的动作显现阈值时, 就认为动作开始了. 在这之后 200 ms 内的信号将被采集, 作为动作输入向量进行处理. 为避免不稳定的问题, 阈值不能太小. 但如果阈值过大, 检测的敏感性将会降低, 有效的信号可能会丢失. 因此, 阈值的选择应为肌肉收缩时信号最大幅值的 10% 较为合适.

### 2.1 小波变换的特征提取方法

小波变换是一种强大的信号时频分析方法. 它可将信号按不同尺度分解, 在时域和频域提供更多的信息. 本文采用 Mallat 算法<sup>[4]</sup>的离散小波变换对信号进行多分辨率分解<sup>[5]</sup>. 小波函数选择 Coiflet4.

每个电极采集到的信号都将先暂存起来, 然后进行 5(或 6)级小波分解, 如图 1 所示.  $cA_n(n=1, \dots, 5)$  为信号的低频成分, 通常称为近似部分, 而  $cD_n(n=1, \dots, 5)$  为信号的高频成分, 通常称为细节部分. 在每级分解中, 采用奇异值分解的方法将  $cD_n$  中系数压缩成一个参数. 这样, 对于每个手指动作, 可以从 3 个电极中提取到 15(或 18)个特征参数. 虽然采用 Otto Bock 有源电极会造成对频域信息的损失, 但利用小波变换方法提取到的特征参数仍可获得较好的识别效果. 实验验证了该方法提取特征参数的有效性.

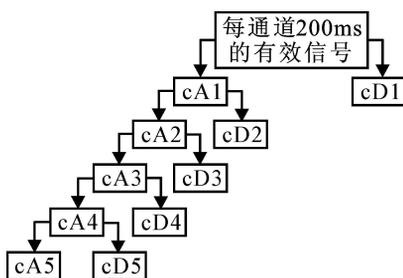


图1 5级小波分解树

### 2.2 样本熵的特征提取方法

“熵”原本是一个热力学概念, 用来描述热力学系统混乱(无序)的程度. 在信息论建立之后, 关于熵的概念和理论得到了发展. 人们给出了信息熵(向农熵)的定义, 其含义指概率分别为  $P_1, P_2, \dots, P_m$  的  $m$  个事件发生时消息所含的平均信息量. 之后, 柯莫哥罗夫进一步将信息熵的概念精确化, 用来刻画一个动力学系统演变过程中系统信息量的增加或减少, 即 Kolmogorov 熵. 但 K-S 熵完全是从理论上引入的, 在实际应用中有一定的困难. 于是 Pincus 等<sup>[6]</sup>提出了近似熵(ApEn)的定义, 它在分析一些实际采集的数据时颇为有效. 然而, 有时近似熵的统计量也会导致不一样的结果. 由此 Richman 等<sup>[7]</sup>沿袭 Grassberger 的研究, 提出了一种经过改进的复杂度测试方法——样本熵(SampEn). 一些实验表明, 样本熵具备相对一致性, 比近似熵更符合理论性. 因此, 样本熵统计量的精确性使其可能更适用于分析临床脑电和其他生物时间序列. 本文将分别采用近似熵和样本熵的方法与小波变换所得到的特征参数一起作为特征向量进行实验.

样本熵的定义如下:

1) 假设有一个肌电信号时间序列含有  $N$  个数据, 表示为  $\{EMG(j): 1 \leq j \leq N\}$ .

2) 构建  $N-m$  个向量  $X_m(i)$ , 其中  $\{i | 1 \leq i \leq N-m\}$ , 而  $X_m(i) = \{EMG(i+k): 0 \leq k \leq m-1\}$ , 是由  $EMG(i)$  到  $EMG(i+m-1)$  共  $m$  个数据所组成的向量.

3) 定义两个向量间的距离为:  $d[X_m(i), X_m(j)] = \max\{|EMG(i+k) - EMG(j+k)|: 0 \leq k \leq m-1, 1 \leq i \leq N-m, 1 \leq j \leq N-m, i \neq j\}$ , 即为两者对应元素中差值最大的一个.

4) 给定域值  $r$ , 对于每个  $i \in \{1, \dots, N-m\}$  的值, 统计  $d[X_m(i), X_m(j)] < r$  的数目, 记为  $N^m(i)$ , 定义如下函数:

$$B_r^m(i) = \frac{N^m(i)}{N-m-1},$$

$$B^m(r) = \frac{1}{(N-m)} \cdot \prod_{i=1}^{N-m} B_r^m(i).$$

5) 增加维数到  $m+1$ , 构建  $N-m$  个向量  $X_{m+1}(i)$ , 其中  $\{i | 1 \leq i \leq N-m\}$ , 而  $X_{m+1}(i) = \{EMG(i+k): 0 \leq k \leq m\}$ , 计算

$$B^{m+1}(r) = \frac{1}{(N-m)} \cdot \prod_{i=1}^{N-m} B_r^{m+1}(i).$$

由此, 样本熵可表示为

$$\text{SampEn}(N, m, r) = -\ln\left(\frac{B^{m+1}(r)}{B^m(r)}\right).$$

在样本熵的定义中有 3 个参数:  $N, m, r$ , 每次

计算时必须先将其确定. 本文中,  $N = 400$  (2 000 Hz 下每个电极 200 ms 内采集的数据),  $m = 2, r = 0.2$ . 在计算前, 先将原始数据进行归一化, 使时间序列的标准偏差为 1.

根据样本熵的计算方法, 对于每个手指动作, 可从 3 个电极中提取到 3 个特征参数. 加上利用小波变换得到的 15 个特征参数, 每个手指动作将有 18 个特征参数, 它们将在特征分类阶段使用.

### 3 特征分类方法

上述特征提取方法只是基础工作, 能够有效地对提取的特征进行分类才是关键所在, 一种好的分类器可以为肌电假肢提供更可靠的控制信号.

在前期工作中作者尝试了多种类型的神经网络, 如: 反向传播网络, 学习矢量量化神经网络, Elman 神经网络和 Hopfield 神经网络. 并不是所有的神经网络都能实现对所选特征向量的识别, 比如学习矢量量化神经网络几乎不能收敛到指定误差; 而反向传播网络 (非所有算法) 和 Elman 神经网络则能较快地收敛, 完成网络的训练. 因此, 本文将采用不同算法的反向传播网络来设计分类器.

#### 3.1 VLR 神经网络算法

VLR (变学习速率算法) 神经网络算法是在经典 BP (反向传播) 算法基础上, 在修改网络权值和阈值时引入了学习速率和动量项, 使学习速度和收敛能力有了很大提高. 在本文的网络训练中, 学习速率初值为 0.5, 调整值为 0.96 和 1.02.

#### 3.2 RP 神经网络算法

RP 神经网络算法<sup>[8]</sup>是为了解决经典 BP 算法修改网络权值和阈值时利用了偏微分数值 (梯度量) 这一不利因素而产生的——当梯度值很小时网络的更新将会很慢. 因此, 该方法只采用了梯度符号用来指引网络更新的方向, 而权值和阈值的更改量则由独立的量来完成. 本文网络训练中,  $\alpha$  值为 0.1, 最大为 50, 最小为  $10^{-6}$ , 调整值分别为 0.5 和 1.2.

#### 3.3 组合神经网络特征分类器的构成

基于两种算法神经网络的特征分类器如图 2 所示. 该分类器由具有相同输入和输出节点数、但隐层节点数不同的两个网络构成 (隐层节点由以往实验确定). 两个网络隐层和输出层的传递函数均为 logsig 函数, 函数输出范围为 [0, 1].

输入层 18 个节点是由特征参数的数量确定的. 输出层 6 个节点分别代表手指的 6 个动作, 当学习目标值为 [1 0 0 0 0] 时, 表示拇指弯曲; 为 [0 1 0 0 0] 时, 表示拇指伸展; 依此类推, 分别表示食指弯曲、食指伸展、中指弯曲和中指伸展. 两个网络的相同输出节点将会通过乘以不同的权值 (加权系数)

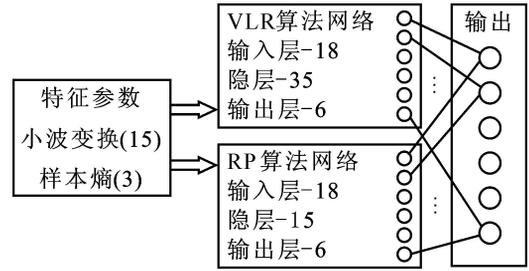


图 2 特征分类器结构

而得到分类器最终的输出. 权值的确定与对测试样本的识别结果有关 (测试样本是指在对网络训练前, 先将训练样本拿出一部分作为测试样本, 其余用来训练网络, 而在最后实验中本文所使用的是检验样本, 不包含测试样本). 连接权值按如下规则确定:

1) 当某个网络对第  $k$  ( $k = 1, 2, \dots, 6$ ) 个动作的识别率达到 100% 时 (针对测试样本), 将该网络相应输出节点与最终输出节点间的权值设置为 1, 而其余网络与最终输出节点间的权值设置为 0. 当所有网络对第  $k$  个动作的识别率均为 100% 时, 平均分配权值, 使各个网络与相应最终输出节点间的连接权值总和为 1.

2) 当所有网络对第  $k$  个动作的识别率均不能达到 100% 时 (针对测试样本), 按每个网络对该动作识别率的正比率关系确定权值参数, 使连接到相同输出节点的所有网络权值总和为 1.

采用两种算法网络的目的是进一步提高分类器的泛化能力. 在实验中发现, 不同算法的网络其最后的泛化能力是不同的, 有的网络 (VLR) 训练后能够非常准确地分辨出 3, 4 种动作, 而采用其他网络 (RP) 往往只对其不能准确识别的动作具有较好的泛化能力. 另外, 多种神经网络的集成是在概率方面增加网络的泛化能力.

## 4 实验结果与分析

为验证所建立系统的性能, 本文对一健康受试者 (具有丰富 EMG 控制经验) 进行了实验. 实验的目的是验证样本熵特征参数的有效性和集成神经网络分类器的性能. 实验中使用的是检验样本.

由表 1 和表 2 可以看到, 在只采用 VLR 算法神经网络的情况下, 针对不同隐层结构的网络, 采用样本熵和小波变换 5 级分解参数作为特征参数可获得最好的识别效果, 而采用近似熵的方法则不能提高平均识别率.

下面将选择小波变换 5 级分解和样本熵作为特征提取方法, 使用文中的组合神经网络特征分类器进行分类. 实验首先使用测试样本确定连接权值, 然后使用检验样本进行验证, 结果如表 3 所示.

表1 采用小波变换和 VLR 算法网络的分类能力(正确率) %

手指动作	隐层节点数					
	小波变换 5 级分解			小波变换 6 级分解		
	25	30	35	25	30	35
拇指弯	80	80	80	90	80	90
拇指伸	80	80	80	80	80	80
食指弯	100	90	90	80	80	90
食指伸	100	100	100	90	100	100
中指弯	90	90	90	100	100	100
中指伸	100	100	100	100	100	100
平均	91.7	90	90	90	90	93.3

表2 采用近似熵、样本熵和 VLR 算法网络的分类能力(正确率) %

手指动作	隐层节点数					
	小波变换 5 级分解和近似熵			小波变换 5 级分解和样本熵		
	25	30	35	25	30	35
拇指弯	80	80	80	80	80	80
拇指伸	90	90	90	90	90	90
食指弯	100	90	90	90	90	100
食指伸	70	70	70	100	100	100
中指弯	100	100	100	100	100	100
中指伸	100	100	100	100	100	100
平均	90	88.3	88.3	93.3	93.3	95

表3 采用 VLR 和 RP 算法网络的分类能力(正确率) %

手指动作	隐层节点数				
	VLR 测试样本	RP 测试样本		VLR 和 RP 检验样本	
	35	10	13	15	35 和 15
拇指弯	80	90	100	100	90
拇指伸	90	70	80	80	90
食指弯	90	80	90	90	100
食指伸	100	80	70	70	100
中指弯	100	70	100	90	100
中指伸	100	90	80	90	100
平均	93.3	80	86.7	86.7	96.7

由表3可以看出,使用组合神经网络分类器对于拇指弯曲的动作识别有进一步提高,达到90%,从而使平均识别率提高到96.7%。虽然幅度并不很大,但从一个方面证明了特征分类器设计的好坏对于识别能力是有一定影响的。尽管神经网络在模式

识别问题中使用的较多,但并不代表一个网络就可以很好地完成识别任务,而在以往的研究中,通常都只采用一个网络,即只重视特征提取的研究,而忽略了特征分类的研究。

## 5 结 语

本文从特征提取和特征分类两个方面进行研究,对作者以前提出的肌电模式识别方法进行了改进,首次提出了采用样本熵作为肌电假手的特征参数,并利用 RP 算法反向传播神经网络对原有分类器进行了改进,设计出一种新的分类器,取得了很好的识别效果。平均识别率从原来的91.7%提高到96.7%。

基于该方法,操作者可通过控制仿人型假手不同的手指完成更多的抓取模式,比如强力抓取、指尖抓取和柱状抓取等。

下一步将开发一款便携系统,并将算法移植到假手手掌内的 DSP 中执行。

## 参考文献(References)

- [1] Wiener N. Cybernetics or control and communication in the animal and the machine [M]. Cambridge: MIT Press, 1948.
- [2] Zhao Jing-dong, Xie Zong-wu, Liu Hong, et al. Levenberg-Marquardt based neural network control for a five-fingered prosthetic hand [C]. IEEE Int Conf on Robotics and Automation. Barcelona, 2005: 4493-4498.
- [3] Zhao Jing-dong, Xie Zong-wu, Liu Hong, et al. A five-fingered underactuated prosthetic hand control scheme [C]. The 1st IEEE/ RASEMBS Int Conf on Biomedical Robotics and Biomechanics. Pisa, 2006: 995-1000.
- [4] Mallat S. Multiresolution representation and wavelets [D]. Philadelphia: University of Pennsylvania, 1988.
- [5] Mallat S. A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1989, 11(7): 664-693.
- [6] Pincus S M. Approximate entropy as a measure of system complexity [J]. Proc of the National Academy of Sciences, 1991, 88: 2297-2301.
- [7] Richman J S, Moorman J R. Physiological time-series analysis using approximate entropy and sample entropy [J]. American J of Physiol: Heart and Circulation Physiology, 2000, 278(6): H2039-H2049.
- [8] Riedmiller M, Braun H. A direct adaptive method for faster backpropagation learning: The RPROP algorithm [C]. Proc of the IEEE Int Conf on Neural Networks. San Francisco, 1993: 586-591.