

文章编号: 1002-0411(2000)06-0548-06

# 盲信号处理技术在双通道前臂肌电信号识别中的应用

蔡立羽 王志中 李 凌 张海虹

(上海交通大学生物医学工程系 上海 200030)

**摘 要:** 根据肌电信号产生机理, 本文对双通道前臂肌电信号建立单输入多输出 FIR 系统模型, 由于模型输入未知且不可测, 采用了盲信号处理方法对模型参数进行辨识. 通过提取模型冲激响应作为信号特征, 能够对握拳、展拳、前臂内旋和前臂外旋四类前臂动作进行识别. 实验表明, 该方法仅需建立较低阶数的模型即可达到较好的分类目的, 性能要优于传统的 AR 模型方法。

**关键词:** 盲信号处理, 盲信道辨识, 肌电信号, 模式识别

**中图分类号:** TP13

**文献标识码:** B

## 1 引言

表面肌电信号是人体自主运动时从骨骼肌表面通过电极记录下来的神经肌肉活动发放的生物电信号, 它反映了神经、肌肉的功能状态. 肌电信号不仅在临床医学、运动医学等领域被广泛应用, 而且成为多自由度人工假肢和功能性神经电刺激的理想控制信号. 由于在肢体运动中肌肉伸缩的模式不同, 导致相应肌电信号的特征具有差异, 因此如何从表面肌电中提取出有效特征以准确识别出多种运动模式是实现肌电控制假肢的关键.

D. Graupe 提出对表面肌电信号建立 AR 模型进行模式识别<sup>[1]</sup>, 取得了较好的效果, 此后很多的研究都建立在这个基础之上. 通过 AR 模型系数还衍生出反射系数(Reflection Coefficients), 倒谱系数(Cepstral Coefficients)等新的参数作为肌电信号特征<sup>[2]</sup>. 为了实现多自由度动作识别, 通常需要同时采集多通道肌电信号以得到更多的信息. Graupe 等研究的处理方法是每一通道肌电信号单独建模, 得到多个单输入单输出系统模型, 该方法的缺点是没有充分利用通道之间信号的相关性和空间分布信息. 为此 Doerschuk 提出了 4 道多元 AR 模型<sup>[3]</sup>, 该方法将 4 通道肌电信号作为随机矢量, 模型被拟合为矢量自回归过程, 通道间的相关信息包含在了模型参数的非对角元中, 由此建立的是一个多输入多输出系统模型, 但是该建模方法运算复杂, 不适合实时实现.

本文对双通道前臂肌电信号进行分析, 识别展拳、握拳、前臂内旋、前臂外旋四种运动模式. 根据肌电信号的产生机理, 针对双通道肌电信号提出了一个单输入双输出 FIR 模型. 由于模型中的输入信号未知且不可测, 本文采用了盲信号处理方法对模型进行辨识, 提取模型的冲激响应参数用于信号模式的判别, 取得了很好的效果.

## 2 双通道肌电信号模型

肌电信号发源于作为中枢神经一部分的脊髓中的运动神经元. 在中枢神经的控制下, 运动神经元产生电脉冲发放, 沿轴突传导到肌纤维, 并在所有的肌纤维上引起脉冲序列, 沿肌纤维

向两方传播. 传播中的电脉冲在人体软组织中引起电流场, 并在检测电极间表现出电位差. 各肌纤维在检测点间引起电位的总和构成运动单元的动作电位(MUAP). 由于轴突上的电发放是脉冲序列, 因此检测点间引起的也是动作电位的序列(MUAPT). 肌电信号就是许多运动单元产生的 MUAPT 的总和<sup>[4]</sup>.

本文采用线性系统模型来描述肌电信号, 系统的输入假设为运动神经元引起的电发放脉冲序列, 将肌纤维的传导以及皮肤、电极的滤波等作用综合等效为一个冲激响应为的线性时不变系统, 经过该系统的作用生成了我们所采集的肌电信号. 当采用多通道数据采集时, 由于电极所处位置不同, 运动神经元引起的激励信号经过不同的肌纤维传导通路到达不同的电极引起不同的肌电信号. 因此我们将双通道肌电信号用如图 1 所示的模型进行描述:

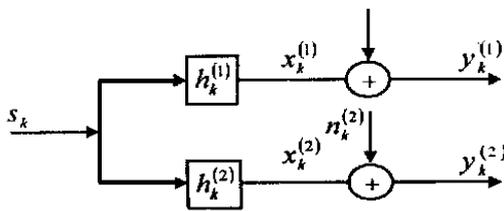


图 1 双通道肌电信号模型

其中  $s$  为中枢神经引发的激励信号,  $h^{(1)}$  和  $h^{(2)}$  分别为两路肌纤维传导通道的冲激响应,  $x$  是系统输出,  $n$  为观测噪声,  $y$  是电极实际采集到的肌电信号.

当肢体在完成不同的动作时, 不同肌群的伸缩状态不同, 因而传导通道的特性必然具有很大的差异, 而同类动作过程中肌纤维传导通路的状态应该是相似的. 基于这一认识, 我们可

以通过辨识系统的传递函数, 即冲激响应  $h^{(1)}$  和  $h^{(2)}$  来对肌电信号模式进行分类.

### 3 盲系统辨识

在本文提出的肌电信号模型中, 电极上获取的输出信号  $y$  是唯一实际可测的, 而输入信号  $s$  未知、不可测, 因此要对该模型进行识别不同于传统的输入输出系统辨识问题, 在传统辨识问题中输入与输出信号均为可测. 为此本文采用了盲信号处理技术中的盲信道辨识(Blind Channel Identification)方法建立肌电信号模型用于动作判别.

多通道盲辨识问题在移动通信领域具有重要的应用前景, 通过盲信道辨识实现盲信道均衡可以解决无线通信中的多径串扰问题, 提高传输质量和效率<sup>[5]</sup>. 盲辨识技术在地震信号分析和图像处理领域也有着重要的应用<sup>[6]</sup>. 本文在处理方法上将两个肌电通路等效为通信问题中的两个信道, 采用文献[7]提出的神经网络实现双通道信号模型的盲辨识, 该网络结构简单, 运算量和内存需求非常少, 便于在线实现.

假设两个肌电传导通路均为 FIR 系统, 其冲激响应表示为  $\{h_i(\cdot)\}$ ,  $i=1, 2$ , 则系统输出  $x_i(\cdot)$ , 输入  $S(\cdot)$  和  $h_i(\cdot)$  之间满足关系:

$$x_i(k) = \sum_{j=0}^L h_i(j)s(k-j) \quad i=1, 2, \tag{1}$$

其中  $L$  是模型冲激响应的阶数. 将冲激响应矢量表示为:

$$\mathbf{h}_i = [h_i(0) \ h_i(1) \ \dots \ h_i(L)]^T, \quad i=1, 2 \tag{2}$$

定义  $\mathbf{h} = \begin{bmatrix} \mathbf{h}_1 \\ \mathbf{h}_2 \end{bmatrix}$ ,  $\mathbf{x}_k = [x_2(k) \ \dots \ x_2(k-L); \ x_1(k) \ \dots \ x_1(k-L)]^T$ , 构造输出数据矩阵  $\mathbf{X} = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_n]$ , 则  $\mathbf{h}$  与  $\mathbf{X}$  具有下列关系:

$$\mathbf{h}^T \mathbf{X} = 0 \tag{3}$$

其中  $n$  是数据长度. 由此可知,  $h$  是输出数据矩阵  $X$  的零空间.

为了盲辨识出冲激响应  $h_i$ ,  $i=1, 2$ , 我们采用具有自适应零空间跟踪能力的神经网络, 网络结构如图 2 所示, 其中  $\{x_1(k)\}$  和  $\{x_2(k)\}$  是两个 FIR 系统的输出序列, 网络的输入  $x(t) \in R^{2L+2}$ ,  $y(t) \in R^{2L+2}$  是网络的输出,  $p(t) \in R$  是网络的权值矢量, 它们之间的关系如式(4)所示:

$$y(t) = p^t(t)x(t) \quad (4)$$

网络的学习规则采用正交学习算法:

$$p(k+1) = p(k) + b\{y^2 p(k) - yx + \beta x^t x(1 - p(k)^t p(k))p(k)\} \quad (5)$$

其中  $b$  为恒定的学习率,  $\beta$  是不等于 1 的正数. 经过无监督学习,  $p(t)$  能够从几乎任意初始值  $p(0)$  收敛到冲激响应矢量  $h$  的归一化值  $\tilde{h}$ .

以一个白噪声激励两个冲激响应分别为  $h_1 = [1, 1.5, 0.7, -0.4]^t$ ,  $h_2 = [1, 0.9, 0.6, 0.2]^t$  的双通道 3 阶 FIR 系统为例,  $h$  的归一化矢量等于  $\tilde{h}$ :

$$\tilde{h} = [0.40, 0.61, 0.28, -0.16, 0.40, 0.36, 0.24, 0.08]^t$$

将  $p$  的初始值任意设定为:

$$p(0) = [1, 0, 0, 0, 1, 0, 0, 0]^t$$

采用该神经网络进行计算,  $b=0.5$ ,  $\beta=0.7$ ,  $p(t)$  的收敛过程如图 3 所示, 为简略起见, 图中仅显示出了前四个分量的动态特性, 可以看到它们逐渐收敛于  $p\tilde{h}_i$ .

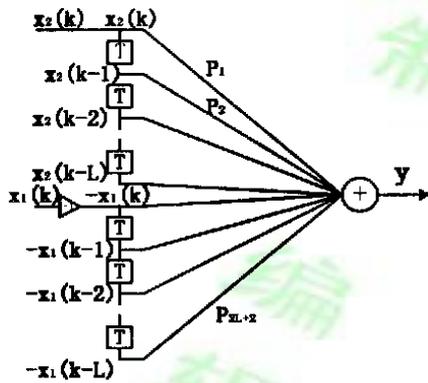


图 2 盲辨识神经网络结构

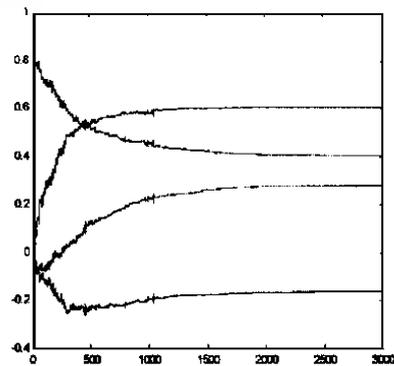


图 3 神经网络权值的收敛过程

将采集的双通道前臂肌电信号输入该神经网络, 即可辨识出本文提出的单输入双输出模型中两个传导通路的冲激响应. 图 4 显示了一个握拳动作的双通道表面肌电信号和相应 2 阶 FIR 系统响应参数的辨识过程, 开始时前臂处在自然放松状态, 然后握拳动作开始, 由图 4b 可见当前臂开始运动后神经网络的权系数  $p$  能够很快地跟踪上信号特性的变化, 并得到收敛. 这里网络学习参数  $b=0.07$ ,  $\beta=2$ .

#### 4 实验结果

对双道肌电信号建模后, 我们利用其冲激响应矢量  $\tilde{h}$  作为肌电信号的特征进行运动模式分类. 在实验中使用两对表面差分电极从前臂前群腕曲肌和后群指伸肌上同时采集两路肌电

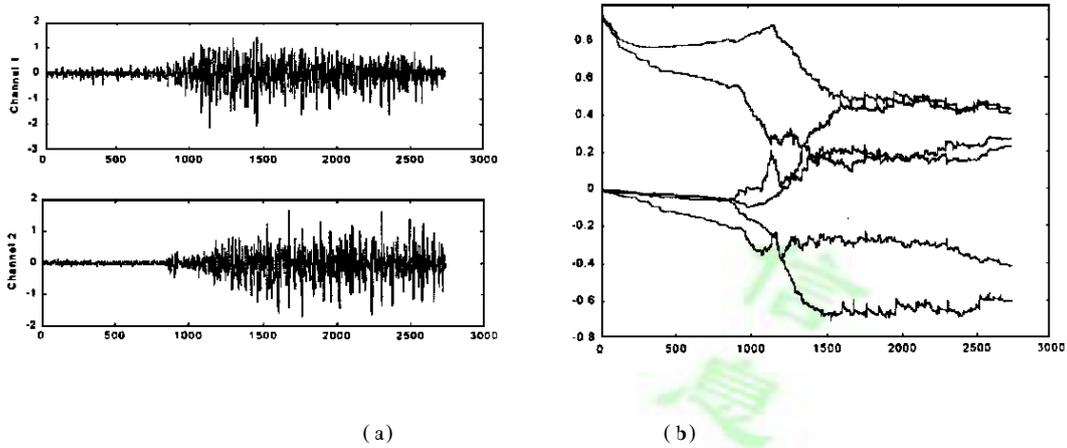


图 4 握拳肌电信号及其模型系数收敛过程

信号, 信号经过放大后输入数据采集卡进行采样. 放大器的低频截止频率为 10Hz, 高频截止频率为 500Hz, 采样频率 1000Hz. 实验对象分别完成展拳、握拳、前臂旋前、前臂旋后四类动作各 30 组.

对每个双通道肌电信号采用上文所述神经网络盲辨识出两个通路的 2 阶 FIR 系统冲激响应, 得到归一化的 6 维特征矢量  $\tilde{h}$ . 从四类动作信号中各随意选取 10 组信号, 计算特征矢量  $\tilde{h}$  的均值如表 1 所示.

表 1 不同动作归一化冲激响应矢量  $\tilde{h}$  的均值

运动模式 $\tilde{h}_{10}$	$\tilde{h}_{11}$	$\tilde{h}_{12}$	$\tilde{h}_{20}$	$\tilde{h}_{21}$	$\tilde{h}_{22}$
展拳	0.7286	- 0.5905	0.1098	0.1416	- 0.2204 0.1244
握拳	0.4048	- 0.5564	0.3726	0.2687	- 0.4490 0.2552
前臂旋前	0.5885	- 0.4233	0.0660	0.4590	- 0.4807 0.1108
前臂旋后	0.8598	- 0.2967	- 0.1820	0.2711	- 0.1923 0.0581

为了比较基于盲辨识方法所得的特征与传统 AR 模型系数特征的分类性能, 我们计算相同双通道肌电信号的两个 4 阶 AR 模型系数, 构造归一化的 8 维特征矢量. 对于多模式分类问题, 选取的特征向量应该尽量满足类间距离大, 类内方差小的条件, 为此引入聚类分离度 (CSI) 指标进行比较.

首先构造类间相似性指标如下:

$$R_{ij} = \frac{D_{ii} + D_{jj}}{D_{ij}} \quad (6)$$

其中  $D_{ii}$  与  $D_{jj}$  分别为类  $i$  与类  $j$  的分散度,  $D_{ij}$  为类  $i$  与类  $j$  之间的平均距离. 假设类  $i$  有  $M_i$  个样本, 则  $D_{ii}$  与  $D_{ij}$  可由如下式得到:

$$D_{ii} = \left[ \frac{1}{M_i} \sum_{j=1}^{M_i} \|x_j - Z_i\|^2 \right]^{1/2} \quad X_j \in \text{类 } i \quad (7)$$

$$D_{ij} = \|Z_i - Z_j\| \quad (8)$$

这里  $Z_i$  是类  $i$  的均值. 定义聚类分离度为:

$$\bar{R} = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K \max_{i \neq j} R_{ij} \quad (9)$$

$K$  为模式类别总数. 显然聚类分离度值越小则意味着特征的可分性越好.

计算得到基于盲辨识冲激响应特征的聚类分离度  $CSI_1 = 0.6956$ , AR 系数特征的聚类分离度  $CSI_2 = 0.7833$ . 可见本文提出的新模式特征具有更好的聚类可分性.

我们采用线性分类方法, 从每类动作信号中随意选取 10 组信号计算特征均值作为各类动作的聚类中心, 对每类动作剩余 20 组信号通过比较其特征矢量与各个聚类中心的欧氏距离进行判别. 对 AR 系数特征也采用相同的分类方法, 识别结果如表 2 所示.

表 2 双通道肌电信号识别结果比较

分类方法	握拳	展拳	前臂旋前	前臂旋后
盲辨识方法	19/20	17/20	20/20	20/20
AR 系数方法	17/20	19/20	16/20	20/20

## 5 结论

本文研究是盲信号处理技术在生理信号建模与识别中的一个尝试, 针对双通道前臂肌电信号提出了一个单输入双输出系统模型, 利用盲系统辨识方法提取模型的冲激响应参数作为信号特征用于多自由度动作分类. 实验结果表明, 新特征比传统 AR 系数特征具有更好的分类特性, 为了达到信号分类的要求, 仅需选取较低的模型阶数即可达到较好的分类目的. 采用文中的神经网络进行盲辨识运算量小, 所需内存小, 便于在线实现. 研究表明, 盲信号处理方法在生理信号的分析中有着良好的应用前景.

## 参 考 文 献

- 1 D Graupe, *et al.* Function Separation of EMG Signals via ARMA Identification Methods for Prosthesis Control Purposes. *IEEE Trans. Syst., Man, Cybern.*, 1975, **5**(2): 252~ 259
- 2 W Kang, *et al.* The Application of Cepstral Coefficient and Maximum Likelihood Method in EMG Pattern Recognition. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, 1995, **42**(8): 777~ 785
- 3 P Doerschuk, *et al.* Upper Extremity Limb Function Discrimination using EMG Signal Analysis. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, 1983, **30**(1): 18~ 29
- 4 C Deluca. Physiology and Mathematics of Myoelectric Signals. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, 1979, **26**(6): 313~ 325
- 5 L Tong, S Perreau. Multichannel Blind Identification: from Subspace to Maximum Likelihood Methods. *Proceedings of IEEE*, 1998, **86**(10): 1951~ 1968
- 6 H Luo, Y Li. Application of Blind Channel Identification Techniques to Prestack Seismic Deconvolution. *Proceedings of IEEE*, 1998, **86**(10): 2082~ 2089
- 7 G Dong, R Liu. An Orthogonal Learning Rule for Nullspace Tracking with Implementation to Blind Two-channel Identification. *IEEE Trans. Circuits and Systems I: Fundamental Theory and Application*, 1998, **45**(1): 26~ 33

## APPLICATION OF BLIND SIGNAL PROCESSING TECHNIQUE TO TWO- CHANNEL UPPER LIMB MYOELECTRIC SIGNAL IDENTIFICATION PROBLEM

CAI Liyu WANG Zhizhong LILing ZHANG Haihong

(Dept. of Biomedical Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200030)

(下转第 558 页)