

基于 FFT 盲辨识的肌电信号建模 及模式识别

李 阳¹ 田彦涛^{1,2} 陈万忠¹

摘 要 针对表面肌电信号 (Electromyographic signal, sEMG) 产生原理复杂、易受人体自身及外界因素影响的特点, 采用基于快速傅里叶变换 (Fast Fourier transform, FFT) 的盲辨识方法建立肌电信号模型. 该方法通过计算即可确定信道阶次, 无需人为凭借经验设定, 且计算简单、易于实现、运算速度快. 其利用输出信道间的相互关系特性, 实现信号的频域盲辨识, 建立数学模型. 此方法适用于小样本信号建模, 非常适合易受肌肉疲劳影响的表面肌电信号. 将模型系数作为改进的 BP 神经网络的输入, 实现多运动模式识别, 与其他盲辨识方法比较, 此方法识别效果较好.

关键词 肌电信号, 盲辨识, 快速傅里叶变换, 奇异值分解

DOI 10.3724/SP.J.1004.2012.00128

Modeling and Classifying of sEMG Based on FFT Blind Identification

LI Yang¹ TIAN Yan-Tao^{1,2} CHEN Wan-Zhong¹

Abstract In this paper, the FFT-based blind identification method is used to establish surface electromyographic signal (sEMG) in order to overcome the disadvantage of sEMG, which is susceptible to muscle fatigue and external factors. With no assumption on the precise knowledge of channel order, the FFT (fast Fourier transform)-based method is able to estimate the channel parameters as well as determine channel order. It extends the cross-relation principle to the frequency domain via the discrete Fourier transform, and performs better in small sample signal modeling, which is suitable for sEMG. The parameters of sEMG model are used as the input of the improved BP neural network to classify different movement patterns and a better recognition result is achieved compared with other blind identification methods.

Key words Electromyographic signal (sEMG), blind identification, fast Fourier transform (FFT), singular value decomposition

表面肌电信号 (Electromyographic signal, sEMG) 是人体自主运动时从骨骼肌表面通过电极记录下来的生物电信号. 它是一种非线性生物信号, 具有信号微弱、结构复杂、非平稳、易受外界干扰、鲁棒性差的特点. 如何从表面肌电信

号中提取有效特征以准确识别多种运动模式, 是实现肌电控制假肢的关键^[1].

目前国内外学者对肌电信号的研究多采用传统信号处理的方法, 对肌电信号本身特性研究不够, 致使提取特征不够典型、运算时间较长, 且识别率不高.

本文根据肌电信号产生机理, 从宏观上对双通道前臂肌电信号进行分析, 建立其数学模型. 由于对肌电信号建模时, 电极上获取的输出信号是唯一实际可测的, 而输入信号是未知、不可测的. 因此, 文中采用盲辨识方法建立肌电信号模型, 并将模型系数作为特征用于多运动模式识别.

在过去 20 多年中, 盲辨识在通信和信号处理领域受到越来越多的关注. 比较常用的一种解决盲辨识问题的方法是快速采样法^[2-4]. 实验表明快速采样方法可以较好地实现盲信道均衡与辨识, 然而过高的采样频率往往实现起来较为困难. 还有一种方法是利用输入输出信号的统计特性, 对所得时间序列进行统计分析, 最终辨识出系统模型^[5-6]. 作者在之前的工作中采用基于 Hammerstein-Wiener 的盲辨识方法^[7]以及基于辅助变量最小二乘盲辨识方法^[8]对肌电信号建立数学模型. 文献 [7] 要求输入信号的一阶和二阶统计特性具有循环平稳特性, 并利用了多次盲辨识, 计算较为复杂, 运算时间长, 不适于实时处理. 文献 [8] 通过任意两个子系统的输出关系, 推导出包含两个子系统参数的辨识模型. 该算法收敛性能良好, 但将其模型系数作为特征, 完成多运动模式识别时, 分类效果欠佳, 且需要人为设定信道阶次. 信道阶次的设定需要对信号特性有一定了解, 凭经验设定阶次值, 并经过大量实验验证其准确性. 当信道阶次估计有误时, 对计算有较大影响. 基于快速傅里叶变换 (Fast Fourier transform, FFT) 的盲辨识方法可以有效地解决此问题. 其利用信道输出对在频域的相互关系特性, 为信号阶次的设定提供理论依据, 最终完成频域盲辨识.

本文将基于 FFT 的盲辨识方法引入肌电信号领域, 建立肌电信号模型. 并将肌电信号模型参数作为特征, 采用改进 BP 算法对 6 种运动模式进行分类, 实验表明识别效果较好. 此方法计算简单, 当输出信号长度变为原有长度一半, 即获取信息较少时, 模式识别结果仍然很好, 可见此方法对小样本信号建模效果较好, 非常适用于非平稳时变的表面肌电信号.

1 肌电信号模型

表面肌电信号是一种复杂的表皮下肌肉电活动在皮肤表面处的时间和空间上的综合结果, 与肌肉的活动状态和功能状态之间存在着不同程度的关联性, 能在一定程度上反映神经肌肉的活动. 表面肌电信号不仅被广泛地应用于临床医学、运动医学等领域, 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.

运动单元由一个 α 运动神经元、轴突及其所支配的肌肉纤维组成, 是肌肉收缩的最小单位. 表面肌电信号实际是所有运动单元产生的动作电位串的综合叠加. 根据生物学原理, 可从宏观角度建立肌电信号模型, 其输入为中枢神经系统发出的某一动作指令, 由电极在某肌肉处所采集的肌电信号是本系统的输出, 将运动单元产生、传递冲动的过程 (即某一肌电信号产生过程) 整体等效为传递函数 g . 当人体完成一个动作时, 会使多块肌肉甚至多肌群同时产生收缩, 采用多通道数据采集时, 由于肌电电极处于不同肌肉处, 运动单元产生不同神经冲动, 支配不同肌肉收缩, 在电极处可测得不同的肌电信号. 故本文将肌电信号模型结构设为单输入多输出

收稿日期 2011-01-13 录用日期 2011-07-16
Manuscript received January 13, 2011; accepted July 16, 2011
吉林省科技发展计划项目 (20090350), 吉林大学“985 工程”工程仿生科技创新平台项目, 高等院校博士专项科研基金 (20100061110029), 吉林大学博士研究生交叉学科科研资助计划项目 (2011J009) 资助
Supported by the Key Project of Science and Technology Development Plan for Jilin Province (20090350), the Jilin University “985 Project” Engineering Bionic Science and Technology Innovation Platform, Chinese College Doctor Special Scientific Research Fund (20100061110029), and Doctoral Interdisciplinary Scientific Research Projects Fund of Jilin University (2011J009)
本文责任编辑 侯增广
Recommended by Associate Editor HOU Zeng-Guang
1. 吉林大学控制科学与工程系 长春 130025 2. 吉林省教育部仿生工程重点实验室 长春 130025
1. State Key Laboratory of Automobile Dynamic Simulation, Jilin University, Changchun 130025 2. China Key Laboratory of Bionic Engineering, Ministry of Education, Changchun 130025

系统 (Single input multiple output, SIMO) 较为合理. 其输入输出系统可由图 1 表示^[9].

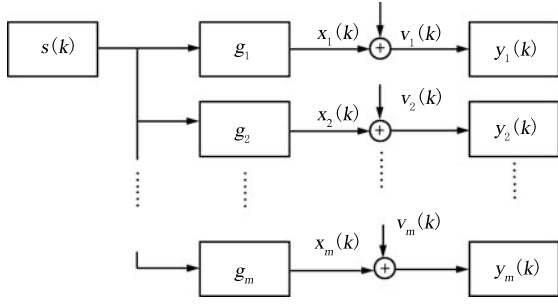


图 1 肌电信号单输入多输出 (SIMO) 系统模型
Fig.1 sEMG SIMO system model

在 k 时刻第 m 条通道的输出 $y_m(k)$ 可以表示为

$$y_m(k) = g_m * s(k) + v_m(k) = x_m(k) + v_m(k), \quad m = 1, 2, \dots, L \quad (1)$$

输出 $y_m(k)$ 由两部分组成, 分别为输入信号 $s(k)$ 与相应信道冲击响应 g_m 的线性卷积以及附加噪声 v_m . 其中假设噪声与输入信号不相关. L 为输出信号个数, M 为 L 个信道的最大阶次值.

由于肌电信号的输入是未知的, 仅已知电极上获取的输出信号, 因此 SIMO 肌电信号模型需要通过盲辨识的方法, 获取信道传递函数. 盲辨识的关键是在输入信号未知的情况下, 仅通过系统输出, 估计模型参数 g_m . 鉴于 FFT 盲辨识方法具有准确地确定信道阶次的优势, 本文采用此方法, 对肌电信号模型进行辨识.

2 基于 FFT 的盲辨识方法

下面简单介绍基于 FFT 的盲辨识方法. 为方便表述, 假定信道阶次 M 已知, 该数据在实际计算时会由信道阶次的上限值 \bar{M} 取代.

在无噪声干扰条件下, SIMO 系统的输入输出具有如下关系:

$$y_i * g_j = s * g_i * g_j = y_j * g_i, \quad i, j = 1, 2, \dots, L, \quad i \neq j \quad (2)$$

输出序列 $y_m(0), y_m(1), \dots, y_m(N-1)$ 受输入序列 $s(-M+1), \dots, s(N-1)$ 影响. 当输入序列去除前 M 点后, 其剩余 N 点循环卷积 $y_i \otimes g_j$ 与 $y_j \otimes g_i$ 仍满足式 (2). 循环卷积可由离散傅里叶变换 (Discrete Fourier transform, DFT) 及其逆变换 (Inverse DFT, IDFT) 计算, 方法如下:

$$CW[Y_i(0)G_j(0) \ Y_i(1)G_j(1) \ \dots \ Y_i(N-1)G_j(N-1)]^T = CW[Y_j(0)G_i(0) \ Y_j(1)G_i(1) \ \dots \ Y_j(N-1)G_i(N-1)]^T \quad (3)$$

其中, $Y_m(p)$ 和 $G_m(p)$ 分别代表 $y_m(k)$ 和 $g_m(k)$ 的 N 点 DFT, $m = i, j, p = 0, 1, 2, \dots, N-1$. $W \in \vartheta^{N \times N}$ 代表 IDFT 矩阵, 可表示为

$$W = e^{\frac{j2\pi ab}{N}}, \quad a, b = 0, 1, \dots, N-1 \quad (4)$$

矩阵 C 由 0 和 1 组成, 可以表示为

$$C = [0_{(N-M) \times M} \ I_{N-M}] \in \vartheta^{(N-M) \times N} \quad (5)$$

$g_m(k)$ 的 N 点 DFT 可由式 (6) 表示为

$$G_m(k) = \sum_{p=0}^{N-1} g_m(p)W^{-pk} = \sum_{p=0}^M g_m(p)W^{-pk} \quad (6)$$

将式 (6) 代入式 (3), 可以得到:

$$CW[-R_j \quad R_i][g_i^T \quad g_j^T]^T = 0 \quad (7)$$

其中

$$\mathbf{g}_m = [g_m(0), g_m(1), \dots, g_m(M)]^T$$

$$\mathbf{R}_m = \text{diag}\{Y_m(0), Y_m(1), \dots, Y_m(N-1)\}Q \quad (8)$$

$m = i, j, Q$ 是 $N \times N$ 矩阵 DFT 的前 $M+1$ 列.

$$\mathbf{R}_{i,j} = [0, \dots, 0, -R_j, 0, \dots, 0, R_i, 0, \dots, 0] \quad (9)$$

其中, 第 i 列对应的值为 $-R_j$, 第 j 列对应的值为 $R_i, R_{i,j} \in \vartheta^{N \times L(M+1)}$.

综合 L 个输出信号, 可将式 (7) 表示为

$$\underbrace{\begin{bmatrix} CW & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \ddots & & \vdots \\ \vdots & & \ddots & 0 \\ 0 & \dots & 0 & CW \end{bmatrix}}_{MAR} \underbrace{\begin{bmatrix} R_{1,2}^T \\ \vdots \\ R_{1,L}^T \\ \vdots \\ R_{L-1,L}^T \end{bmatrix}}_F \underbrace{\begin{bmatrix} G_1^T \\ G_2^T \\ \vdots \\ G_L^T \end{bmatrix}}_g = 0 \quad (10)$$

MAR 为 $L(L-1)(N-M)/2 \times NL(L-1)/2$, R 为 $NL(L-1)/2 \times L(M+1)$, g 为 $L(M+1)$.

定义 1. 若信道间无公共零点且输入序列的 $M+N$ 点离散傅里叶变换非零, 那么式 (10) 的非奇异解唯一的确定信道冲击响应 $\{g_m\}_{m=1}^L$.

证明. 由式 (10) 可知, 当 $i \neq j$ 时, 可将式 (10) 表示为如下形式:

$$CWR_i g_j = 0 = CWR_j g_i \quad (11)$$

其等价于

$$s * g_i * \widehat{g}_j = s * g_j * \widehat{g}_i \quad (12)$$

经 Z 变换后有

$$S(z)G_i(z)\widehat{G}_j(z) = S(z)G_j(z)\widehat{G}_i(z) \quad (13)$$

由于 $M+N$ 点离散傅里叶变换非零, 因此 $S(z) \neq 0$. 则可得到:

$$G_i(z)\widehat{G}_j(z) = G_j(z)\widehat{G}_i(z) \quad (14)$$

由于信道间无公共零点, 对于任意 j , 能使 $G_i(z)$ 为零的点必能使 $\widehat{G}_i(z)$ 为零, 即:

$$\widehat{G}_i(z) = \varepsilon G_i(z) \quad (15)$$

其中 ε 为任意非零常数. \square

将式 (15) 代入式 (14), 可以得到类似结果:

$$\widehat{G}_j(z) = \varepsilon G_j(z) \quad (16)$$

因此综合式 (15) 和 (16), 并结合 Z 变换与 DFT 变换, 可以得到如下关系:

$$\widehat{g}_m(z) = \varepsilon g_m(z), \quad m = 1, 2, \dots, L \quad (17)$$

可以看出, 方程组的解 \widehat{g}_m 与信道的冲击响应具有一一对应关系. 也就是说, 通过求齐次方程组 (10) 的非奇异解, 即可确定信道参数, 获得模型系数 g 的值.

由于实际信道的冲击响应是唯一的, 并且从定义可知, 方程组的解 \widehat{g}_m 与信道的冲击响应具有一一对应关系. 因此由式 (17) 可知, 方程 (10) 具有唯一解, 即:

$$\text{nullity}(MAR \cdot F) = 1 \quad (18)$$

1) 当所设信道阶次 \tilde{M} 小于实际信道阶次 M , 即 $\tilde{M} < M$ 时, 循环卷积 $y_i \otimes g_j$ 与 $y_j \otimes g_i$ 舍弃的采样点数为 \tilde{M} , 式 (3) 不成立; 2) 当所设信道阶次 \tilde{M} 大于实际信道阶次 M , 即 $\tilde{M} = M + a, a > 0$ 时, \widehat{G}_i 与 \widehat{G}_j 的维数相等, 均为 $M + a$. 根据式 (14) 可以构造出一组 \widehat{g} 的基础解为

$$\left\{ [0_{1 \times i} g_1^T \ 0_{1 \times (a-i)} \cdots 0_{1 \times i} g_L^T \ 0_{1 \times (a-i)}]^T, \quad i = 0, 1, \dots, a \right\} \quad (19)$$

根据实际情况可知, 信道冲击响应 g_m 不全为 0, 因此 $\text{nullity}(MAR \cdot F) = l + 1$, 与式 (18) 矛盾, 不成立.

综上所述, 当且仅当 $\tilde{M} = M$ 时, 式 (18) 成立. 由此可以提供信道阶次选取的依据.

本文所采用的盲辨识方法与基于辅助变量最小二乘盲辨识方法^[8] 相比, 可以同时获得信道参数及信道阶次, 无需人为凭经验设定. 基于 FFT 盲辨识方法将最佳信道阶次选取的偶然性降到最低, 且对小样本建模具有较大优势.

若信道不含噪声, 其冲击响应可通过以上计算, 若信道含有噪声时, 其计算方法稍有改动, 步骤如下:

步骤 1. 对于 $M = 0, 1, \dots, \tilde{M}$, 分别由式 (10) 计算矩阵 $MAR \times F$ 的奇异值次小值和最小值的比, 比值的最大值对应的 M 值即为信道的阶数;

步骤 2. 由步骤 1 确定 M 值后, 对应的 $\|MAR \times F \times \widehat{g}\|_{\min}$ 即为所求.

基于 FFT 的盲辨识算法流程如图 2 所示.

3 表面肌电信号模式识别

当肢体完成不同运动时, 由于人体不同肌群的收缩状态不同, 运动单元产生、传递冲动的过程也存在较大差异性, 而同类运动此过程应当相似. 也就是说, 不同的肌电信号产生过程 (即肌电信号模型传递函数), 对应不同的运动模式. 基于以上认识, 可将传递函数作为肌电信号特征, 通过辨识信号模型的传递函数 g_m 实现多运动模式识别.

用于表面肌电信号模式识别的分类器有很多, 例如人工神经网络分类器, 贝叶斯分类器, 基于核机器学习的分类器, 模糊分类器等等.

目前应用最为广泛的是神经网络分类器. 对于表面肌电信号这样易受多种因素干扰的信号, 用神经网络处理, 结果的鲁棒性容易保证.

BP 神经网络是应用较多的一种神经网络算法. 它采用误差反向传播算法进行学习, 已成功用于函数逼近、模式识别和数据挖掘等领域. 但其极小化代价函数极易产生收敛慢的现象, 且代价函数存在许多局部极小点的超曲面. 这样训练容易无法跳出局部极小值, 找到全局最小点, 使学习过程

无法得到正确的解^[10]. 模拟退火算法 (Simulated annealing, SA) 是基于不可逆热力学过程的一种随机优化方法, 恰恰能克服这一缺点. SA 算法在某一初温下经过不断地降温, 在全局解空间中随机寻找最优解, 同时可以在局部极小点概率性地跳出来并趋于全局最优^[11-13].

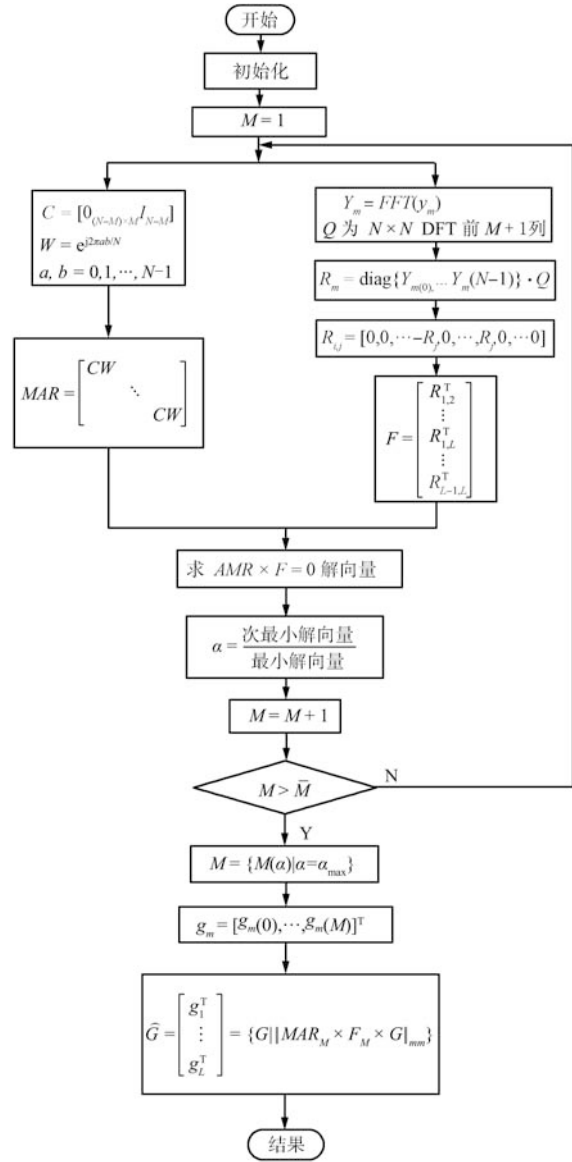


图 2 FFT 盲辨识算法流程

Fig. 2 Flow chart of FFT blind identification

鉴于 BP 算法和 SA 算法的特点, 文中采用 BP + SA 混合算法作为模式分类器. 在 BP + SA 混合算法中将 BP 算法和 SA 算法各自的优点结合起来. 以 BP 算法为主体, 在学习过程中引入 SA 算法. 这样做, 既利用了基于梯度下降的有监督学习来提高局部搜索性能, 也利用了 SA 的概率突跳性来实现最终的全局收敛性, 大大提高网络的学习性能.

图 3 是 BP + SA 算法流程图. 具体实现步骤可参考文献 [1].

4 仿真实验及结果分析

仿真实验步骤如图 4 所示.

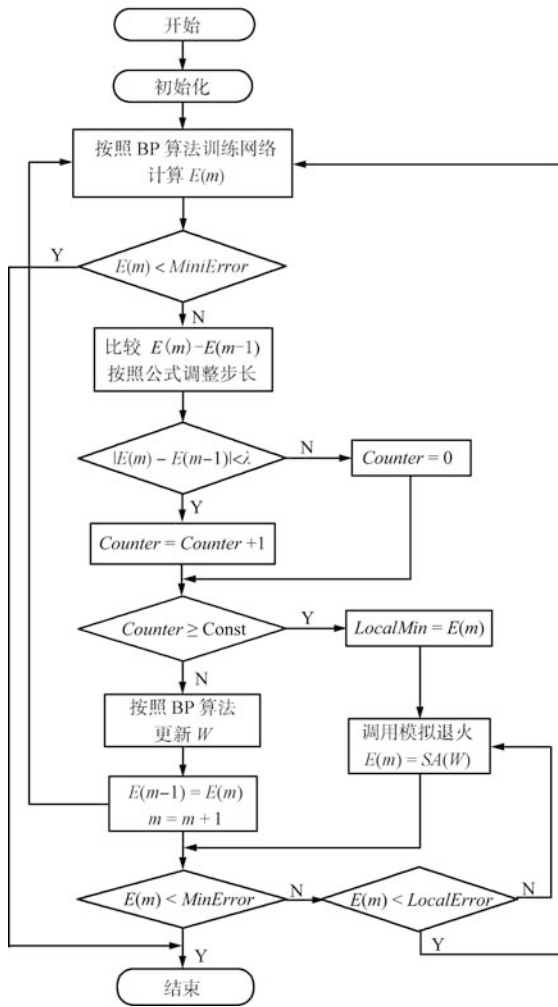


图 3 BP + SA 算法流程图
Fig. 3 Flow chart of BP + SA algorithm

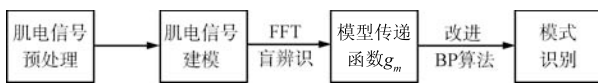
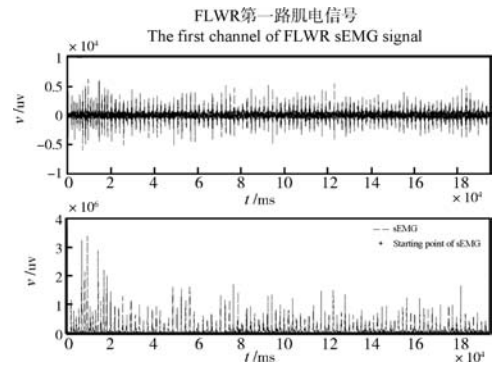


图 4 实验仿真流程图
Fig. 4 Simulation flow chart

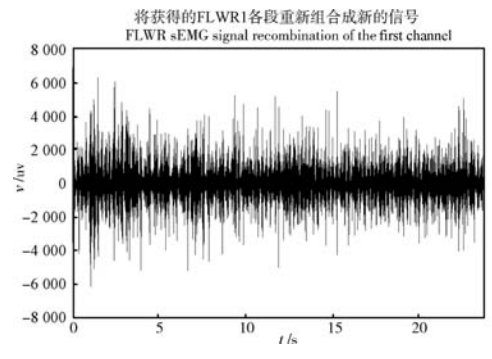
文中使用两个表面肌电电极, 由本实验室自行搭建的双通道表面肌电信号采集电路从小臂指浅屈肌和桡侧腕屈肌同时采集两路肌电信号. 实验对象共完成 6 种手部运动, 每种动作分别完成 100 次, 每次间隔 1s, 信号采样频率为 2 kHz.

原始肌电信号需首先经过预处理, 去除噪声, 并采集有效活动段, 重新组成新的肌电信号, 以动作向下曲腕 (Flexion of wrist, FLWR) 为例, 其两输出通道活动段起始点及重组信号如图 5 所示.

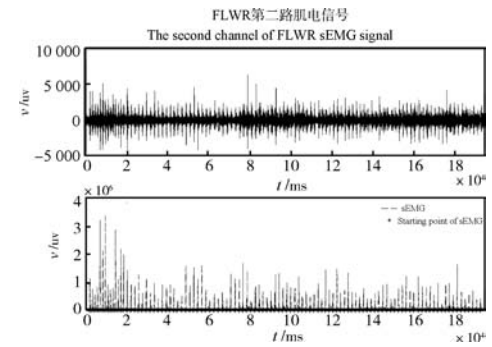
本文中, 表面肌电信号采集系统为单输入双输出系统, 信道数为 2, 则建立的肌电信号模型 $L = 2$, 采样数 $N = 450$, 经计算取信道阶次 $M = 2$. 6 种不同手部运动模式分别为向下曲腕 (FLWR), 向后曲腕 (Extension of wrist, EXWR), 向侧曲腕 (Side flexion of wrist, SFWR), 反掌 (Wrist pronation,



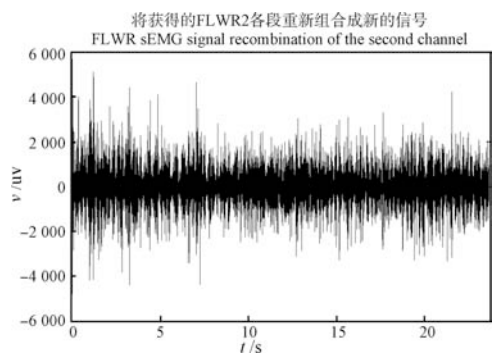
(a) The starting point of FLWR in the first channel



(b) FLWR sEMG signal recombination of the first channel



(c) The starting point of FLWR in the second channel



(d) FLWR sEMG signal recombination of the second channel

图 5 sEMG 检测结果

Fig. 5 sEMG detection results

表 1 第一路输出信道参数
Table 1 The output parameters of the first channel

运动 模式	第一段信号测量结果			第二段信号测量结果		
	$g_1(0)$	$g_1(1)$	$g_1(2)$	$g_1(0)$	$g_1(1)$	$g_1(2)$
EXWR	114 473 055.4	59 040 084.1	35 128 187.9	109 948 906.9	59 825 692.7	32 833 551.7
SFWR	56 287 150.0	25 648 793.9	18 709 617.8	56 141 638.0	24 027 677.8	19 516 286.2
WSPN	45 151 048.0	22 863 727.8	18 096 426.6	41 346 500.3	27 760 658.7	16 225 633.0
FLWR	12 374 881.3	11 689 153.1	3 845 423.3	14 259 093.7	11 470 037.5	4 576 049.0
EXTF	56 168 739.8	17 065 558.7	8 269 688.0	55 570 034.8	17 030 011.2	7 544 773.6
HOOK	47 412 110.3	31 712 941.6	14 173 149.6	50 850 569.6	29 038 926.1	14 199 042.0

表 2 第二路输出信道参数
Table 2 The output parameters of the second channel

运动 模式	第一段信号测量结果			第二段信号测量结果		
	$g_1(0)$	$g_1(1)$	$g_1(2)$	$g_1(0)$	$g_1(1)$	$g_1(2)$
EXWR	22 644 166.3	6 804 336.3	3 745 913.8	21 209 272.3	5 910 974.9	4 374 849.0
SFWR	10 819 249.3	3 643 664.9	2 521 477.0	10 850 740.5	3 922 949.8	2 195 760.9
WSPN	6 578 600.0	4 164 952.4	1 103 345.4	8 577 669.3	3 342 702.0	1 462 189.0
FLWR	3 342 299.0	884 186.1	746 022.9	3 972 434.8	1 078 711.9	818 724.3
EXTF	3 569 141.7	2 949 771.5	734 471.6	2 852 496.7	2 487 855.7	683 939.4
HOOK	9 835 145.2	2 382 517.1	2 035 888.3	9 823 274.6	2 698 964.5	1 888 518.1

WSPN), 拇指伸展 (Extension of thumb, EXTF) 以及钩型动作 (Hook gesture, HOOK). 利用 FFT 盲辨识方法, 经计算, 6 种运动模式的某 2 段信号对应的模型传递函数 g_m 的值如表 1 和表 2 所示.

将每种运动模式对应的 2 个传递函数 $[g_1(M), g_2(M)]$, $M = 0, 1, 2$ 作为改进 BP 神经网络分类器的输入. 与获取特征相结合, 文中网络输入层设置 6 个神经元, 分别对应 2 个输出信道的模型系数, 输出层为 6 种运动模式, 分别为 $[1\ 0\ 0\ 0\ 0\ 0]$ 至 $[0\ 0\ 0\ 0\ 0\ 1]$. 对每种动作的 100 段信号, 取任意 20 段建立模型, 将其中 10 段用于训练, 10 段作为测试. 神经网络训练结果如图 6 所示.

利用改进 BP 算法对 6 种运动模式分类, 共做 10 次实验, 识别结果如表 3 所示.

分别采用传统 BP 算法和文章所用 BP + SA 算法, 以 FFT 盲辨识方法求得的系统传递函数为特征, 对 6 种运动模式分类, 识别效果如表 4 所示.

从表 4 可以看出, BP + SA 算法的平均识别率为 95.3%, 传统 BP 算法平均识别率为 90.3%. 虽然文中所用算法与传统 BP 算法相比整体识别率仅高出 5%, 但对于调用肌群相似的手部运动 WSPN 和 HOOK, BP + SA 算法的识别效果要明显优于传统算法 (分别高出 8% 和 9%). 可见, BP + SA 算法对肌群活动相似的不同手部运动模式较为敏感, 可以较为准确地对不同运动模式分类, 比较适用于多运动模式肌电信号模式识别.

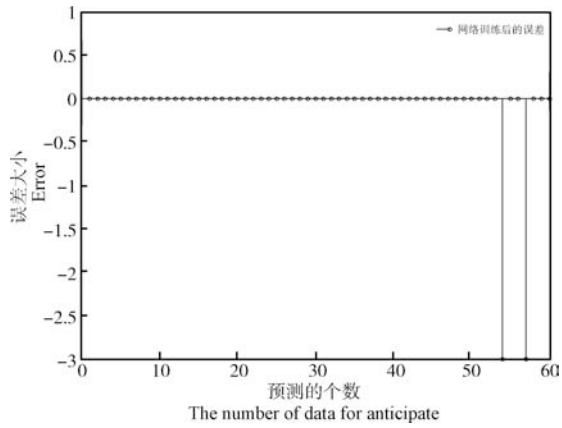
分别采用文中方法, Hammerstein-Wiener 盲辨识方

法^[7] 以及基于辅助变量最小二乘盲辨识方法^[8] 获取肌电信号特征 (即模型传递函数), 以 BP + SA 算法作为分类器, 多种运动模式识别率及运算时间如表 5 所示.

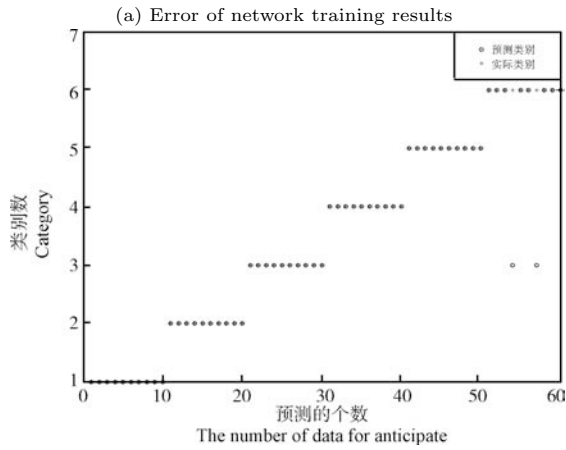
从表 5 中可以看出, 本文所采用的基于 FFT 盲辨识方法与文献 [7] 采用的方法平均识别率较高, 分别为 95.3% 和 93%. 虽然文献 [7] 识别效果较好, 但由于系统中待辨识参数较多, 需要进行多次盲辨识, 反复求取方程组的解, 其计算复杂度约为 $O(2^{26})$, 与仿生手臂系统实时处理的要求相差较远. 本文所用基于 FFT 盲辨识方法需求取一次方程组的解, 运算时间为 1.81s, 其计算复杂度约为 $O(2^{14})$. 文献 [8] 也需求取一次方程组的解, 运算时间为 1.94s, 与本文所用方法属同一运算级. 但文献 [8] 建立方程组的过程与 FFT 盲辨识方法相比, 稍显复杂, 需要对建立的初始方程组取期望值建立新的等式关系, 然后求取新方程组的解, 因此运算时间稍长. 同时文献 [8] 的平均识别率相对较低, 为 90.9%. 与其他两种方法相比, 本文采用的盲辨识方法整体识别效果较好, 并在运算时间上要优于其他两种方法.

当输出肌电信号长度变为原有长度一半, 即减少已知信号数据时, 采用上述 3 种盲辨识方法再次建立肌电信号数学模型, 并利用 BP + SA 算法进行模式识别, 效果如表 6 所示.

比较表 5 和表 6 可以看出, 当减少已知数据时, 文献 [7] 及文献 [8] 的正确识别率骤减, 分别从平均 93% 降为 81.8%, 以及从 90.9% 降为 83.8%. 而本文所采用的方法其识别效果基本不受已知数据量影响. 可见, 基于 FFT 盲辨识方法适用于小样本数据建模.



(a) 网络训练结果误差



(b) Network training results

图 6 网络训练结果和误差

Fig. 6 Network training results and error

表 3 6 种运动模式识别结果

Table 3 Pattern recognition results of six motions

	EXWR	SFWR	WSPN	FLWR	EXTF	HOOK	识别率 (%)
I	10/10	8/10	9/10	10/10	10/10	9/10	92
II	10/10	8/10	10/10	10/10	10/10	7/10	90
III	10/10	10/10	9/10	10/10	10/10	7/10	94
IV	10/10	10/10	10/10	10/10	10/10	7/10	94
V	10/10	10/10	10/10	10/10	10/10	9/10	98
VI	10/10	10/10	10/10	10/10	10/10	9/10	98
VII	10/10	10/10	10/10	10/10	10/10	8/10	96
VIII	10/10	10/10	10/10	10/10	10/10	9/10	98
IX	10/10	9/10	9/10	10/10	10/10	8/10	92
X	10/10	10/10	9/10	10/10	10/10	8/10	94
识别率 (%)	100	95	96	100	100	81	

表 4 BP 及 BP + SA 算法 6 种运动模式识别结果 (%)

Table 4 BP and BP + SA recognition results of six motions (%)

	EXWR	SFWR	WSPN	FLWR	EXTF	HOOK
BP + SA	100	95	96	100	100	81
传统 BP	100	92	88	95	95	72

表 5 多种方法识别效果 (%) 及运算时间比较

Table 5 Various methods of identifying effect (%) and operation time comparison

	EXWR	SFWR	WSPN	FLWR	EXTF	HOOK	时间 (s)
FFT	100	95	90	99	95	79	1.81
H-W ^[7]	100	89	78	80	91	67	8.56
辅助变量 ^[8]	97.5	92.5	92.5	90	96	77	1.94

表 6 多种方法小样本识别效果比较 (%)

Table 6 Various methods of small sample pattern recognition results (%)

	EXWR	SFWR	WSPN	FLWR	EXTF	HOOK	平均识别率
FFT	98	93	91	100	100	79	93.5
H-W ^[7]	86	89	78	80	91	67	81.8
辅助变量 ^[8]	92	78	80	90	92	71	83.8

由于表面肌电信号受肌群运动影响, 其对肌肉疲劳等人体自身因素异常敏感. 同一测试者重复多次相同运动模式时, 连续采集的肌电信号差异性也很大. 为保证正确模式识别率, 需尽量缩短肌电信号采集时间, 即要求通过最少量的数据, 尽可能地建立准确的数学模型. 可见, 基于 FFT 的盲辨识方法非常适用于表面肌电信号建模.

5 结论及展望

本文将基于 FFT 的盲辨识方法引入表面肌电信号处理领域, 针对正常样本以及小样本分别建立不同运动模式下的肌电信号模型, 将模型系数作为特征, 采用 BP + SA 算法对 6 种运动模式进行识别. 与两种不同盲辨识方法比较, 此方法识别效果较好且运算时间较短. 但仍存在以下问题:

1) 从表 3~6 中可以发现, EXWR, FLWR 以及 EXTF 3 种运动模式识别效果较好, SFWR, WSPN 及 HOOK 的正确识别率相对较低. 这是因为与前 3 种运动相比, 后 3 种运动调用的肌群相似且收缩幅度较小. 这时对肌电电极摆放位置的准确度要求较高. 若检测电极摆放的位置不够准确, 由于其接触的肌肉面积有限, 检测到的信号就无法全面反映手部动作的差异. 在表面肌电信号控制中, 手部动作的可分类性直接影响到控制的准确度. 由于肌群对手部运动的控制非常复杂, 有时是同一肌肉群控制多种手部运动, 有时多个肌肉群共同控制同一种运动模式. 因此, 无法简单地将某个肌群与特定手部运动相对应, 只能凭借解剖学知识与大量实验寻找识别效果较好的电极位置. 因此在实际应用中, 应避免

选择手部活动大部分相同的运动模式,或可适当增加表面肌电信号的检测电极来提高模式识别率。

2) 虽然采用基于 FFT 的盲辨识方法可获得较高的模式识别效果(平均正确识别率为 95.3%),但在实际应用中即使 1% 的错误率对使用者也会造成伤害,因此仍需稳步提高正确识别率。对此,可以通过两种途径进行改进:

a) 针对各种情况如强干扰条件,同一测试者不同生理状态以及不同测试者同一生理状态建立模型参数集合(即多模型描述),建立较为精确的数学表达关系,从而获得肌电信号的整体数学模型描述,可以较为全面地表征肌电信号的多运动模式特点。通过建立的肌电信号数学模型可以深入分析其本质特点,并借助数学知识寻找肌电信号与运动模式的逆向对应关系,为肌电控制假肢的研究提供理论基础和应用帮助。

b) 现有分类器在识别率方面仍存在某些不足,无法满足实际应用的需要,因此在进一步工作中应寻找识别效果更好的模式识别分类器,或将多个分类器联合起来,成为分类器组,使其可以较为敏锐地捕捉不同运动模式的特征,提高正确识别率。

3) 虽然与其他两种方法相比本文采用的盲辨识方法运算时间最短,在实际应用中使用者仍会产生明显滞后感(仅当运算时间在 300 ms 以内使用者不会产生滞后感)。针对此问题,在下一步工作中需对肌电信号做进一步处理,最大程度地消除噪声干扰,针对信号特点优化盲辨识算法,并简化网络结构、加快收敛速度,从而缩短整个系统的处理时间,令使用者可以实时控制肌电假肢完成动作,而无滞后感。

References

- Li Y, Tian Y T, Chen W Z. Multi-pattern recognition of sEMG based on improved BP neural network algorithm. In: Proceedings of the 29th Chinese Control Conference. Beijing, China: IEEE, 2010. 2867–2872
- Xu G, Liu H, Tong L, Kailath T. A least-squares approach to blind channel identification. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1995, **43**(12): 2982–2993
- Bai E W, Fu M Y. A blind approach to Hammerstein model identification. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2002, **50**(7): 1610–1619
- Narasimhan S V, Hazarathaiyah M, Giridhar P. Channel blind identification based on cyclostationarity and group delay. *Signal Processing*, 2005, **85**(7): 1275–1286
- Fang J, Leymanb A R, Chew Y H, Duan H P. Some further results on blind identification of MIMO FIR channels via second-order statistics. *Signal Processing*, 2007, **87**(6): 1434–1447
- Xu Xiao-Ping, Qian Fu-Cai, Wang Feng. New method for identification of Wiener-Hammerstein model. *Control and Decision*, 2008, **23**(8): 929–934
(徐小平, 钱富才, 王峰. 一种辨识 Wiener-Hammerstein 模型的新方法. *控制与决策*, 2008, **23**(8): 929–934)
- Li Y, Tian Y T, Shang X J, Chen W Z. Modeling and classification of sEMG based on blind identification theory. In: Proceedings of the 8th International Symposium on Neural Networks. Guilin, China: Springer, 2011. 340–347
- Shang X J, Tian Y T, Li Y. Modeling and classification of sEMG based on instrumental variable identification. In: Proceedings of the 8th International Symposium on Neural Networks. Guilin, China: IEEE, 2011. 331–339
- Huang Y, Jacob B, Chen J. Using the Pearson correlation coefficient to develop an optimally weighted cross relation based SIMO identification algorithm. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Taipei, China: IEEE, 2009. 3153–3156
- Chen Rong, Xu Yong-Mao, Lan Hong-Sen. Research on multilayered feedforward neural networks: genetic back propagation algorithm and structure optimization strategy. *Acta Automatica Sinica*, 1997, **23**(1): 43–49
(陈荣, 徐用懋, 兰鸿森. 多层前向网络的研究——遗传 BP 算法和结构优化策略. *自动化学报*, 1997, **23**(1): 43–49)
- Yang Juan, Lu Yang, Huang Zhen-Jin, Wang Qiang. Hamming sphere dimple in binary neural networks and its linear separability. *Acta Automatica Sinica*, 2011, **37**(6): 737–745
(杨娟, 陆阳, 黄镇谨, 王强. 二进神经网络中的汉明球突及其线性可分性. *自动化学报*, 2011, **37**(6): 737–745)
- Wang Li-Fang, Zeng Jian-Chao. A cooperative evolutionary algorithm based on particle swarm optimization and simulated annealing algorithm. *Acta Automatica Sinica*, 2006, **32**(4): 630–635
(王丽芳, 曾建潮. 基于微粒群算法与模拟退火算法的协同进化方法. *自动化学报*, 2006, **32**(4): 630–635)
- Ban Xiao-Juan, Liu Hao, Xu Zhuo-Ran. An energy artificial neuron model based self-growing and self-organizing neural network. *Acta Automatica Sinica*, 2011, **37**(5): 615–622
(班晓娟, 刘浩, 徐卓然. 一种基于能量人工神经元模型的自生长、自组织神经网络. *自动化学报*, 2011, **37**(5): 615–622)

李 阳 吉林大学控制科学与工程系博士研究生。2006 年于吉林大学获得学士学位。2009 年于长春理工大学获得硕士学位。主要研究方向为生物医学信号处理及模式识别。E-mail: mili840410@163.com

(LI Yang Ph. D. candidate in the Department of Control Science and Engineering, Jilin University. She received her bachelor degree from Jilin University in 2006 and master degree from Changchun University of Science and Technology in 2009. Her research interest covers biomedical signal processing and pattern recognition.)

田彦涛 吉林大学教授。1993 年于吉林工业大学获得工学博士学位。主要研究方向为复杂系统建模, 优化与控制, 机器视觉与模式识别。本文通信作者。E-mail: tianyt@jlu.edu.cn

(TIAN Yan-Tao Professor at Jilin University. He received his Ph.D. degree from Jilin University of Technology in 1993. His research interest covers complex system modeling, optimization and control, machine vision, and pattern recognition. Corresponding author of this paper.)

陈万忠 吉林大学教授。1996 年于吉林大学获得工学博士学位。主要研究方向为信息与控制仿生和分布式智能信息处理。

E-mail: chenwz@jlu.edu.cn
(CHEN Wan-Zhong Professor at Jilin University. He received his Ph.D. degree from Jilin University in 1996. His research interest covers information, control bionics, and distributed intelligent information processing.)