

# 基于 sEMG 和 GRNN 的手部输出力估计\*

吴常斌<sup>1,2</sup>, 宋爱国<sup>1</sup>, 曾洪<sup>1</sup>, 李会军<sup>1</sup>, 徐宝国<sup>1</sup>

(1. 东南大学仪器科学与工程学院 南京 210096; 2. 南京航空航天大学自动化学院 南京 211106)

**摘要:**针对智能机电假手力控制的需要,提出一种基于表面肌电信号(sEMG)和广义回归神经网络(GRNN)的手部输出力估计方法。首先在介绍实验平台的基础上详细描述了肌电信号的采集和特征提取方法以及广义回归神经网络的构建;然后,通过在手臂8个不同部位粘贴肌电传感器来检测手部动作过程中的肌电信号;同时为了全面测量人手在三维空间中的输出力,采用三维力传感器对手部的输出力进行测量;在同步获得手臂上的多通道肌电信号( $X$ )和手部三维力推拉信号( $F$ )后,对采集得到肌电信号进行了特征提取得到特征矩阵 $X_F$ ;将 $X_F$ 和 $F$ 用于构建GRNN网络,并用均方差和残差绝对值均值对手部输出力的估计结果进行评估。为验证该方法的有效性,进行了实验验证,结果表明,该方法能够很好地利用sEMG对手部的输出力进行估计。

**关键词:**表面肌电信号;广义回归神经网络;手部输出力估计

**中图分类号:** TP391.4 TH89 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

## Force estimation based on sEMG and GRNN

Wu Changcheng<sup>1,2</sup>, Song Aiguo<sup>1</sup>, Zeng Hong<sup>1</sup>, Li Huijun<sup>1</sup>, Xu Baoguo<sup>1</sup>

(1. School of Instrument Science and Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China;

2. College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China)

**Abstract:** A force estimation method based on the surface electromyograph (sEMG) and generalized regression neural network (GRNN) is proposed for the demand of the force control of the intelligent EMG prosthetic hand. First, the experimental platform is introduced. The acquisition of the sEMG, the feature extraction of sEMG and the construction of GRNN are described. Then, the sEMG in the hand motions are detected by the EMG sensors with which eight different positions of arm skin surface are attached on. A three dimension force sensor is adopt to measure the force output by the human's hand. The multi channels of the sEMG and the force are measured synchronously. Characteristic matrix of the sEMG and the force signal are used to construct the GRNN. The mean square error is employed to assess the accuracy of the estimated force. Experiments are implemented to verify the effectiveness of the proposed estimation method. The experimental results show that the force output by the human's hand can be estimated by the used of sEMG and GRNN.

**Keywords:** surface electromyograph (sEMG); generalized regression neural network (GRNN); estimation of force outputted from hand

## 1 引言

假手作为一种辅助残疾人的重要人机接口,对于手臂截肢患者而言具有至关重要的意义,它使得手臂截肢患者恢复一定的手部功能成为可能。假肢的发展经历了没有功能的装饰性假手、简单工具型假手、机械控制型假手、开关控制型假手、肌电控制型假手等几个发展阶段。

其中,基于肌电信号控制的假手,由于其动作与人的自然操作习惯相似而受到广泛关注。

肌电信号是人体肌肉收缩的一种直观反映,能够较为准确地反映人体的运动意图,准确快速地从肌电信号中提取出与假手控制相关的信息是该领域的一个研究重点。人手的运动意图主要包括动作类型、动作幅度大小、动作速度、输出力等多个方面。早期的研究中,有学者通过对肌电信号进行放大、滤波、整流等处理,检测肌电信

号的幅值是否大于设定的阈值来控制假手的开合。近年来针对多自由度假肢的控制需求国内外学者展开了更加深入的研究。文献[2]采用动态阈值的方法来鉴别动作,提高了假手动作判别的正确率;文献[3]采用二叉决策树算法实现了基于肌电信号的动作判别;文献[4]提出了一种对肌电信号进行绝对值积分,以时域幅值作为特征的方法实现了假手的比例控制;文献[5]提出一种利用肌电信号 ARMA 模型参数和卡尔曼滤波参数作为特征矢量来识别肌电信号动作的方法;文献[6]针对肌电信号的个体差异提出了一种肌电信号自学习的动作识别方法;文献[7]提出一种肌电信号的混合模型用于识别手部动作和估计手臂关节的而运动角度;文献[8]利用指总伸肌的综合强度和肌电活动的空间分布特征构建双线性模型用于识别手指的动作模式和力量水平。此外还有学者采用功率谱比值法、神经网络、小波变换等方法来辨识肌电信号动作模式<sup>[9-12]</sup>。然而,目前在手部动作意图的识别中,大部分研究都集中在动作类型的识别上,对于与动作相关的手部输出力的研究较少。

针对智能假手在力控制方面的需求,提出一种基于表面肌电信号(surface electromyograph, sEMG)和广义回归神经网络(generalized regression neural network, GRNN)的手部输出力估计方法。构建了手部输出力估计实验平台,同步获取手部动作过程中手臂上的肌电信号和手部输出的力信号,并对肌电信号进行了特征提取。最后采用 GRNN 网络对肌电信号进行手部输出力的估计。

## 2 基于 GRNN 的手部输出力估计

假手的控制主要包括动作类型的控制和输出力/速度的控制。基于肌电控制假手不仅需要从肌电信号中提取动作的类型,同时也需要提取出与动作相关的力信息,即人手输出力信息。

由于肌电信号具有非常复杂的非线性特性,因此无法直接通过对肌电信号特征的简单线性运算来获得人手的输出力。假设人手在三维空间中的输出力  $F$  可用式(1)表示,则只需获得非线性函数  $\phi$  就可得到人手输出力的估计值。

$$F = \phi(X_F) \tag{1}$$

式中:  $\phi$  为非线性函数,  $X_F$  表面肌电信号所对应的特征。

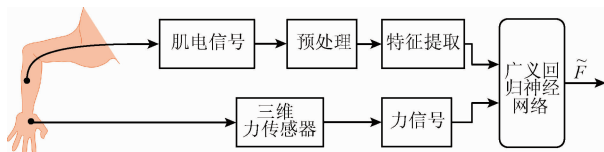


图1 手部输出力估计框图

Fig.1 Force estimation block diagram

GRNN 具有良好的非线性拟合能力,拟采用广义回归神经网络来实现手部输出力的估计。设计手部输出力估计流程框图如图1所示。 $\tilde{F}$  为手部输出力的估计值。

### 2.1 力估计实验平台

为了进行基于肌电信号的人手输出力估计,需要同步测量手部动作过程中的肌电信号和输出的力信号,建立了如图2所示实验平台。该实验平台主要包括肌电传感器、三维力传感器、信号采集器、上位机软件以及计算机等。

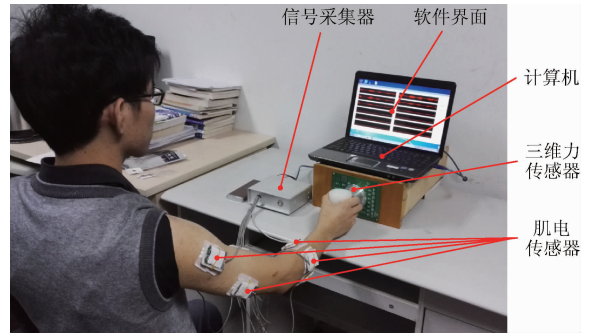


图2 实验平台及实验场景

Fig.2 Experimental platform and test scene

肌电传感器和三维力传感器分别用于捕获手部动作过程中的肌电信号和手部输出的力信号,信号采集器将肌电传感器和三维力传感器输出的模拟信号转换成数字信号,并通过 USB 接口输送至计算机,计算机上运行的上位机软件用于实时显示信号波形、存储数据、向信号采集器发送控制命令以更改信号采样率等。

实验中所用的三维力传感器为实验室自行研制的三维力传感器(量程:30 N,精度:2% FS),该传感器能够测量施加在传感器上的三维空间力信息<sup>[13]</sup>。图3所示为随意向传感器的  $x, y, z$  方向施加力时测量得到的三维力信号,图中信号大于0的部分代表受力方向为正方向,信号小于0的部分代表受力方向为负方向。

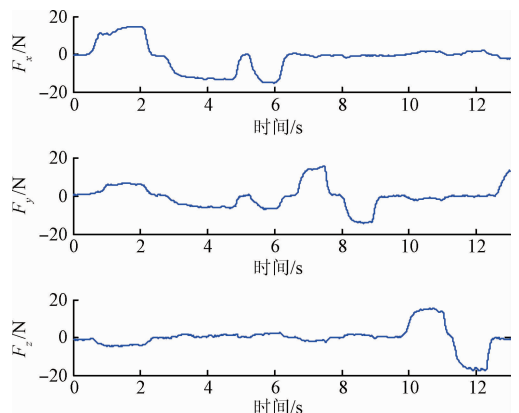


图3 三维力传感器信号

Fig.3 The signals of the three dimension force sensor

如图4所示,实验过程中将三维力传感器固定于一竖直平板上,为方便测量人手的输出力,在传感器的受力轴上安装一个把手,使用时人手抓住把手即可向  $x$ 、 $y$ 、 $z$  3个不同方向施加力。

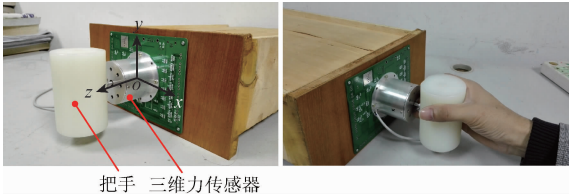


图4 三维力传感器及操作示意图

Fig.4 Three dimension force sensor and its operation schematic diagram

## 2.2 肌电信号采集及特征提取

基于肌电信号的手部输出力估计研究,主要任务之一在于寻找合适的肌电信号测量部位,并将测量得到的肌电信号用于手部输出力的估计。

如图5所示,选择人体手臂上的8个位置进行肌电信号的测量,传感器编号与所贴肌肉位置如表1所示。

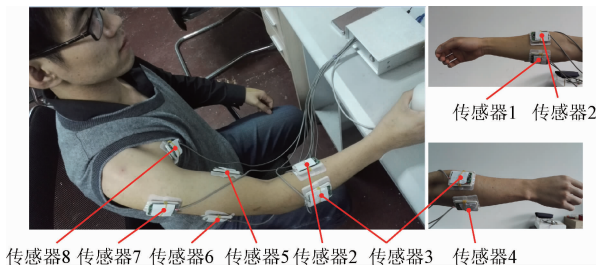


图5 表面肌电传感器测量位置分布示意图

Fig.5 The distribution diagram of the sEMG sensors

表1 表面肌电传感器的测量位置

Table 1 Measurement sites of the sEMG sensors

传感器编号	测量位置	传感器编号	测量位置
1	肱侧腕屈肌	5	肱二头肌
2	肱桡肌	6	肱三头肌
3	指伸肌	7	三角肌
4	尺侧腕伸肌	8	肩关节囊

由于采集得到的肌电信号是一个时间序列信号,具有复杂的非线性性,需要进行特征提取后才能用手部输出力的估计。肌电信号的特征提取通常有时域方法、频域方法、时频域方法,为减小计算量降低运算复杂度本文选用时域方法进行特征提取。常用的时域特征提取方

法包括绝对值均值(mean absolute value, MAN)、方差(variance VAR)、过零点数(zero crossings, ZC)、Willison幅值(willison amplitude, WA)等。

### 1) 绝对值均值

sEMG 在幅值上表现出很强的随机性,且幅值的正负通常具有对称性。绝对值运算将信号的幅值全部转换成正值,可以直观地反应肌肉的收缩力量,绝对值均值越大,则表明肌肉的收缩强度越大。滑动窗口下绝对值均值的数学表达式如下:

$$MAV_i = \frac{1}{N} \sum_{j=i-N+1}^i |x_j| \quad (2)$$

式中:  $x_j$  为当前采样数据,  $N$  为滑动窗长度。

### 2) 方差

方差是刻画随机变量或一组数据离散程度的一种度量,方差值越大代表大部分数据与均值间的差异较大,数学表达式为:

$$\sigma = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^i (x_i - \bar{x}) \quad (3)$$

式中:  $\bar{x}$  为数据均值,  $N$  为数据序列长度。

由于预处理后的肌电信号均值为0,所以滑动窗下的肌电信号的方差可用式(4)来表示,此时,方差可以作为衡量肌电信号能量大小的特征。

$$VAR_i = \frac{1}{N} \sum_{j=i-N+1}^i x_j^2 \quad (4)$$

### 3) 过零点数

过零点数描述一段时间内信号幅值变化过程中穿过0轴的次数,该特征从时域的角度对信号的频域特征进行估计,滑动窗口下过零点数的数学表达式可为:

$$ZC_i = \sum_{j=i-N+1}^i \text{sgn}(x_j x_{j-1}) \quad (5)$$

式中:  $\text{sgn}(x) = \begin{cases} 1, & x > 0; \\ 0, & x \leq 0. \end{cases}$

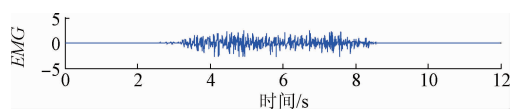
### 4) Willison 幅值

Willison 幅值是1963年由Willison提出的一种用于计算一段时间内信号幅值变化次数的度量,滑动窗口下的Willison幅值可表示为:

$$WA_i = \sum_{j=i-N+2}^i f(x_j - x_{j-1}) \quad (6)$$

式中:  $f(x) = \begin{cases} 1, & |x| > \text{阈值}; \\ 0, & \text{其他}. \end{cases}$

依据上述描述,选择窗口  $N = 100$  计算肌电信号的时域特征如图6所示,图中分别给出了一段典型的肌电信号及其时域特征的波形。



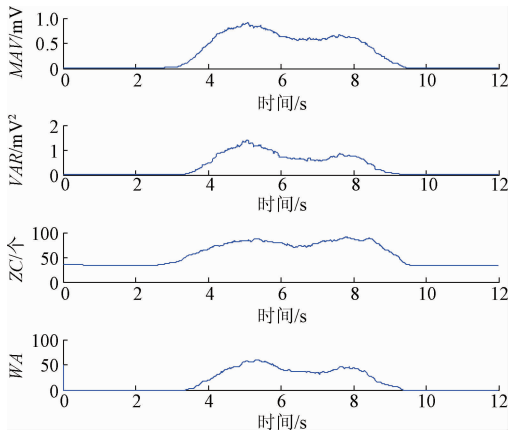


图6 一段典型的表面肌电信号及其时域特征

Fig.6 Typical sEMG and its' time domain features

### 2.3 GRNN 神经网络

GRNN 是美国学者 Donald F. S. 在 1991 年提出的一种新型神经网络,它是径向基函数网络的一种。GRNN 具有很强的非线性映射能力和柔性网络结构,以及高度的容错性和鲁棒性,适于非线性问题的研究,在逼近能力和学习速度上较径向基函数(radial basis function, RBF)网络有着较强的优势,网络最后收敛于样本量积聚较多的优化回归面,并且在样本数据较少时,预测效果也较好,此外,网络还可以处理不稳定的数据。GRNN 具有训练过程不需迭代、学习速度较快、仅有一个参数需人为调整等优点而在模式识别领域得到较广泛的应用<sup>[14-15]</sup>。

GRNN 的理论基础是非线性(核)回归分析,GRNN 在结构上与 RBF 网络较为相似。它由 4 层构成,如图 7 所示,它们分别为输入层(input layer)、模式层(pattern layer)、求和层(summation layer)和输出层(output layer)<sup>[14]</sup>。

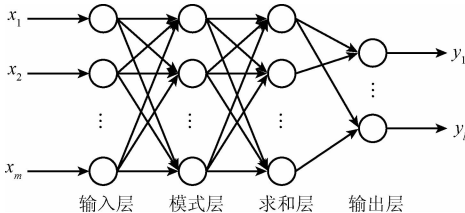


图7 GRNN 网络结构

Fig.7 The structure of the GRNN

$\mathbf{X} = [x_1, x_2, \dots, x_m]^T$  为网络的  $m$  维输入向量,  $\mathbf{Y} = [y_1, y_2, \dots, y_l]^T$  为网络的输出。

模式层神经元的数量等于学习样本的数量,一个神经元对应一个样本,模式层中第  $i$  个神经元的传递函数为:

$$P_i = \exp\left[-\frac{(\mathbf{X} - \mathbf{X}_i)^T(\mathbf{X} - \mathbf{X}_i)}{2\sigma^2}\right] \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (7)$$

式中:  $\mathbf{X}$  为网络的输入变量,  $\mathbf{X}_i$  为第  $i$  个神经元对应的学习样本。

求和层神经元分为两类,一类对所有模式层神经元的输出进行求和计算,模式层中各个神经元与该神经元的连接权值为 1,传递函数为:

$$S_D = \sum_{i=1}^n P_i \quad (8)$$

其他神经元对所有模式层神经元的输出进行加权求和,模式层中第  $i$  个神经元与求和层第  $j$  个神经元的之间的连接权值为第  $i$  个输出样本  $Y_i$  中的第  $j$  个元素  $y_{ij}$ ,求和神经元的传递函数为:

$$S_{Nj} = \sum_{i=1}^n y_{ij} P_i \quad j = 1, 2, \dots, L \quad (9)$$

输出层的神经元数目等于学习样本中输出向量的维数  $L$ ,输出层传递函数为:

$$y_i = \frac{S_{Ni}}{S_D} \quad (10)$$

如图 1 所示,采用神经网络来进行基于肌电信号的手部输出力估计,首先需要同步获取肌电信号  $X$  和手部输出的三维力信号  $F$ ,然后需要对肌电信号进行预处理、特征提取得到特征矩阵  $\mathbf{X}_F$ 。GRNN 对输入网络的  $\mathbf{X}_F$  进行非线性映射得到手部输出力的估计值。

### 3 实验及结果

为验证所提出方法的有效性,进行了实验验证。6 名健康受试者参与了实验,实验根据前文所述,分别在受试者手臂的 8 个位置粘贴肌电传感器,并要求受试者手握传感器上的把手,向  $x, y, z$  3 个方向施加力,在此过程中上位机软件实时记录受试者手臂 8 个部位的肌电信号 ( $X$ ) 与手部输出的三维力信号 ( $F$ )。对肌电信号进行特征提取得到特征矩阵  $\mathbf{X}_F$ 。

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} \mathbf{X}_1 \\ \mathbf{X}_2 \\ \vdots \\ \mathbf{X}_8 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1m} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2m} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{81} & x_{82} & \cdots & x_{8m} \end{bmatrix} \quad (11)$$

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} \mathbf{F}_x \\ \mathbf{F}_y \\ \mathbf{F}_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_{x1} & f_{x2} & \cdots & f_{xm} \\ f_{y1} & f_{y2} & \cdots & f_{ym} \\ f_{z1} & f_{z2} & \cdots & f_{zm} \end{bmatrix} \quad (12)$$

式中:  $\mathbf{X}_1 \sim \mathbf{X}_8$  分别是第 1~8 个传感器采集得到 8 路肌电信号,  $\mathbf{F}_x, \mathbf{F}_y, \mathbf{F}_z$  分别  $X$  是传感器在三维空间  $x, y, z$  方向上检测到的力信息,  $m$  为采样点的个数。

将  $\mathbf{X}_F$  与  $F$  构成样本  $\mathbf{S}_{am}$ ,  $\mathbf{X}_F$  采用前文描述的时域方法进行提取。

$$\mathbf{S}_{am} = \begin{bmatrix} \mathbf{X}_F \\ F \end{bmatrix} \quad (13)$$

在样本  $\mathbf{S}_{am}$  中随机抽取 50% 的数据作为训练样本 (TrainSam), 剩余的数据作为测试样本 (TestSam)。

本文采用标准差 (root mean square, RMS) 和残差绝对值均值 (mean absolute value of the error, MAVE) 来衡量力估计的精度。

$$RMS_x = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (\tilde{f}_{xi} - f_{xi})^2}{N - 1}} \quad (14)$$

$$MAVE_x = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |\tilde{f}_{xi} - f_{xi}| \quad (15)$$

式中:  $\tilde{f}_{xi}$  为  $x$  方向力的估计值,  $f_{xi}$  为  $x$  方向力的实际值,  $N$  为信号的长度。  $y$  方向和  $z$  方向采用同样的评价标准。

图 8 所示为受试者 1 手握传感器把手并连续向  $x$ 、 $y$ 、 $z$  3 个方向施加力时测得的肌电信号及三维推力信号。

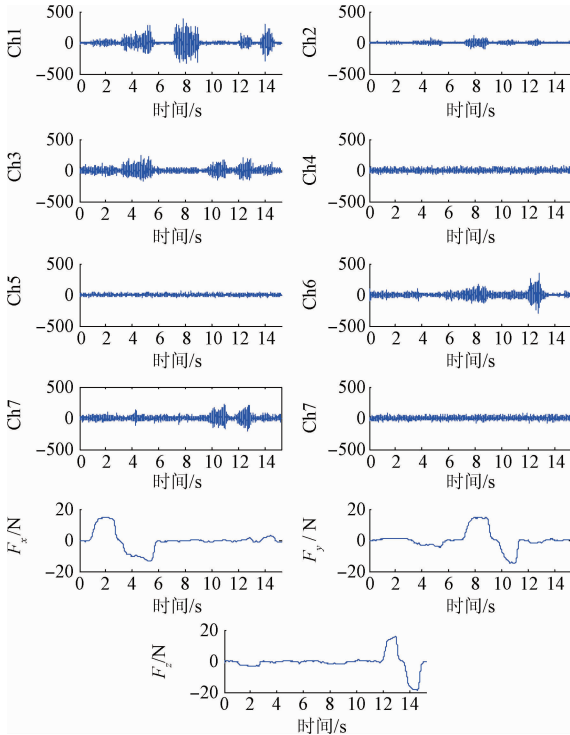


图 8 肌电信号及手部输出的三维力信号  
Fig. 8 EMG signals and three dimension force signals output by hand

图 9 所示为受试者 1 的三维推力估计实验结果。图中实线为三维力传感器测量得到的力信号, 虚线为各方向上力的估计值。从图中所示的 4 种估计结果来看, MAV 的估计结果最佳, ZC 的估计结果最差, 当向  $-z$  方向施加力 (施加推力) 时, VAR 和 ZC 的估计结果较差。

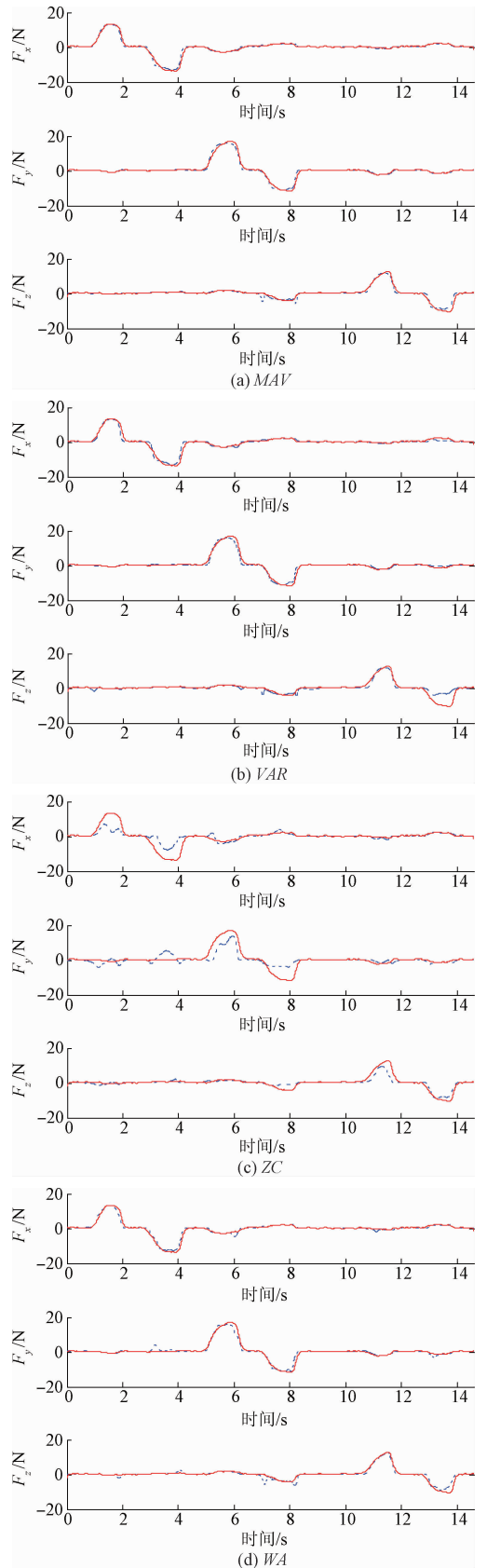


图 9 力估计实验结果

Fig. 9 Experimentl results of the force estimation

表2 手部输出力估计实验结果  
Table 2 Experiments results of the force estimation

受试者编号	肌电特征	$F_x$		$F_y$		$F_z$	
		MAVE/N	RMS/N	MAVE/N	RMS/N	MAVE/N	RMS/N
1	MAV	0.42	0.70	0.44	0.78	0.22	0.32
	VAR	0.53	0.98	0.49	0.89	0.24	0.36
	ZC	1.78	3.15	1.98	3.19	0.45	0.71
	WA	0.48	0.76	0.50	1.02	0.18	0.26
2	MAV	0.38	0.68	0.46	0.78	0.34	0.50
	VAR	0.45	0.83	0.52	0.87	0.37	0.58
	ZC	1.18	2.03	1.66	2.75	0.61	1.07
	WA	0.43	0.74	0.51	1.02	0.28	0.44
3	MAV	0.28	0.48	0.47	0.83	0.60	1.04
	VAR	0.39	0.79	0.56	0.88	1.11	1.85
	ZC	0.42	1.08	1.02	1.86	0.69	1.11
	WA	0.30	0.54	0.45	0.82	0.64	1.22
4	MAV	0.22	0.29	0.33	0.64	0.64	1.11
	VAR	0.31	0.42	0.43	0.77	1.12	1.92
	ZC	0.51	0.93	1.09	2.07	0.77	1.18
	WA	0.26	0.41	0.34	0.71	0.66	1.31
5	MAV	0.28	0.44	0.21	0.48	0.54	0.98
	VAR	0.42	0.76	0.27	0.52	1.04	1.82
	ZC	0.69	1.16	0.54	1.32	0.80	1.32
	WA	0.36	0.64	0.24	0.65	0.56	1.12
6	MAV	0.41	0.79	0.26	0.48	0.50	0.89
	VAR	0.57	1.17	0.36	0.74	0.91	1.65
	ZC	1.29	2.21	1.35	2.44	0.82	1.35
	WA	0.53	0.95	0.35	0.76	0.50	0.98

6位受试者手部输出力估计实验结果如表2所示。对表2中的数据进行统计得到6位受试者实验结果的统计结果如图10所示。图中4种不同深度条形图分别代表了4种肌电信号时域特征(MAV、VAR、ZC、WA)的实验结果,条形图的高度代表6位受试者实验结果的均值。图中黑色“工”字型竖线表示了6位受试者实验结果的分布范围。总体来看MAV的估计结果最理想,ZC的估计精度较低,且个体差异性最大。在 $z$ 方向上,VAR的估计结果存在波动,个体差异性也较大,在4种特征的估计结果中也是最差的。

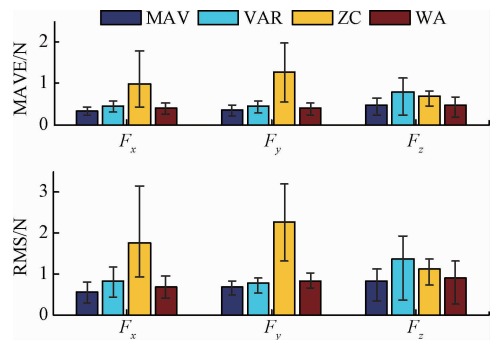


图10 三维推拉力实验结果统计图

Fig. 10 The statistical results of the three dimension force estimation experiment

## 4 结 论

针对肌电假手力控制的需求,提出了一种基于 sEMG 和 GRNN 的手部输出力估计方法。对手部动作过程中的肌电信号和手部输出的力信号进行同步采集,并对肌电信号进行时域特征提取得到肌电信号的特征矩阵。将肌电信号的特征矩阵输入 GRNN 进行手部输出力的估计,实验结果表明,该方法能很好地利用手臂上的肌电信号对手部的输出力进行估计。

## 参考文献

- [1] 查理. 肌电假手的研究进展[J]. 国防科技, 2007(9): 6-13.  
CHARLIE. Myoelectric prosthetic hand's research progress [J]. National Defense Science and Technology, 2007(9):6-13.
- [2] 喻洪流, 胡加华. 基于动态阈值的肌电假手动作控制方法研究[J]. 现代科学仪器, 2011(3):43-45.  
YU H L, HU J H. Movement pattern control for prosthetic hand based on a method of dynamic threshold [J]. Modern Scientific Instruments, 2011(3):43-45.
- [3] 罗志增, 李文国. 两自由度实时控制肌电假手的研究[J]. 中国康复医学杂志, 2009, 24(4):355-358.  
LUO ZH Z, LI W G. A design of two-freedom EMG artificial hand with real-time control [J]. Chinese Journal of Rehabilitation Medicine, 2009, 24(4):355-358.
- [4] 姜明文, 王人成, 金德闻, 等. 肌电假手的比例控制研究[C]. 中国残疾人健康协会 2005 年国际康复论坛暨第六次全国康复医学工程与康复工程学术研讨会论文集, 2005:68-70.  
JIANG M W, WANG R CH, JIN D W, et al. Studies on proportional control of myoelectric prosthetic hand [C]. China Association of health of Disabled Persons, International Rehabilitation Forum and the Sixth National Rehabilitation Medical Engineering and Rehabilitation Engineering Seminar, 2005:68-70.
- [5] GRAUPE D, CLINE W K. Function separation of EMG signals via ARMA identification methods for prosthesis control purposes [J]. IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics, 1975, 5(2):252-259.
- [6] 吴常铖, 宋爱国, 章华涛. 一种肌电假手的自适应模糊控制方法[J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(6):1339-1345.  
WU CH CH, SONG AI G, ZHANG H T. Adaptive fuzzy control method for EMG prosthetic hand [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2013, 34(6):1339-1345.
- [7] DING Q C, ZHAO X G, HAN J D, et al. A hybrid EMG model for the estimation of multijoint movement in activities of daily living [C]. International Conference on Multisensor Fusion and Information Integration for Intelligent Systems, 2014:1-6.
- [8] 王涛, 侯文生, 吴小鹰, 等. 用于肌电假肢控制的表面肌电双线性模型分析[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(8):1907-1913.  
WANG T, HOU W SH, WU X Y, et al. Analysis of the sEMG bilinear model for the control of hand prosthesis [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(8):1907-1913.
- [9] WU CH CH, SONG AI G, LING Y, et al. A control strategy with tactile perception feedback for EMG prosthetic hand [J]. Journal of Sensors, 2015(6):1-15.
- [10] WU CH CH, SONG AI G, JI P. A Control strategy for prosthetic hand based on attention concentration & EMG [C]. International Conference on Intelligent Robotics and Applications, 2015:307-318.
- [10] 李静, 赵丽, 任淑艳, 等. 虚拟小波熵神经网络平台在 sEMG 分类中的应用[J]. 电子测量与仪器学报, 2010, 24(12):1142-1145.  
LI J, ZHAO L, REN SH Y, et al. Application of virtual wavelet entropy NNT platform in sEMG classification [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2010, 24(12):1142-1145.
- [12] 张毅, 连奥奇, 罗元, 等. 基于小波变换及 AR 模型的 EMG 模式识别研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2011, 25(9):770-774.  
ZHANG Y, LIAN AO Q, LUO Y, et al. Wavelet transform and AR model based pattern recognition of EMG [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument. 2011, 25(9):770-774.
- [13] SONG AI G, WU J, QIN G, et al. A novel self-decoupled four degree-of-freedom wrist force/torque sensor [J]. Measurement, 2007, 40(9-10):883-891.
- [14] 冯志鹏, 宋希庚, 薛冬新, 等. 基于广义回归神经网络的时间序列预测研究[J]. 振动、测试与诊断, 2003, 23(2):105-109.  
FENG ZH P, SONG X G, XUE D X, et al. General regression neural network based prediction of time

series [J]. Measurement and Diagnosis, 2003, 23(2): 105-109.

- [15] SU I J, TSAI C C, SUNG W T. Comparison of BP and GRNN algorithm for factory monitoring [J]. Applied Mechanics and Materials, 2011, 52-54(3): 2105-2110.

### 作者简介



**吴常铖**, 2010 年于吉林大学获得学士学位, 2016 年于东南大学获得博士学位, 现为南京航空航天大学讲师, 主要研究方向为机器人传感与控制技术。

E-mail: tgreatw@sina.com

**Wu Changcheng** received his B. Sc degree from Jilin University in 2010, received his Ph. D. degree from Southeast University in 2016. Now he is a lecturer in Nanjing University of Aeronautics and Astronautics. His main research

interest is robotic sensor and control.



**宋爱国**(通讯作者), 分别在 1990 年和 1993 年于南京航空航天大学分别获得学士学位和硕士学位和博士学位, 现为东南大学教授、博士生导师, 主要研究方向为机器人传感与控制技术、信号处理、遥操作技术等。

E-mail: a.g.song@seu.edu.cn

**Song Aiguo** (Corresponding author) received his B. Sc and M. Sc degrees both from Nanjing University of Aeronautics and Astronautics in 1990 and 1993, and received his Ph. D. degree from Southeast University in 1996. Currently, he is a professor and doctoral supervisor in Southeast University. His main research interests include robotic sensor and control, signal processing, tele-operation, etc.