

多抓取模式下人手握力的肌电回归方法

杨大鹏, 赵京东, 姜力, 刘宏

(哈尔滨工业大学 机器人技术与系统国家重点实验室, 150001 哈尔滨, law_1209@yahoo.com.cn)

摘要:为实现假手抓取物体时的力控制,采用支持向量机回归算法从多通道肌电信号中实时萃取握力信息.利用6通道表面肌电电极采集人体前臂肌电信号,采用一枚6维力传感器记录人手施力信息,讨论了随意捏取以及3种规范化捏取模式下两者的回归精度,并进行了跨期次精度验证及多方法比较实验.结果表明,采用支持向量机方法能够获得较好的跨期次回归性能:随意捏模式均方误差(6.31 ± 1.20)N,相关系数平方 0.85 ± 0.05 ;规范化模式均方误差(5.04 ± 0.67)N,相关系数平方 0.90 ± 0.03 .结合模式分类算法,在线握力回归误差可达5N左右,误差率在10%以内.

关键词:假手;肌电;支持向量机;回归

中图分类号: TP241.3; R318.04 **文献标志码:** A **文章编号:** 0367-6234(2012)01-0083-05

Force regression from EMG signals under different grasping patterns

YANG Da-peng, ZHAO Jing-dong, JIANG Li, LIU Hong

(State Key Laboratory of Robotics and System, Harbin Institute of Technology, 150001 Harbin, China, law_1209@yahoo.com.cn)

Abstract: To implement the force control of a prosthetic hand when grasping objects, a method of support vector regression (epsilon-SVR) is adopted to extract the force information from multi-channel myoelectric (electromyography, EMG) signals. Six surface EMG electrodes are attached on the forearm for recording EMG signals. A six-dimensional force sensor is used for collecting the force data. The regression accuracy between these two signals is studied under several hand grasping modes, i. e., one random grasping mode and three standardized grasping modes. The experimental results show that the epsilon-SVR can achieve better cross-session regression accuracy. Under the random mode, the mean squared error (MSE) is (6.31 ± 1.20)N, and the squared correlation coefficient (SCC) is 0.85 ± 0.05 . While under the standardized modes, the mean MSE and SCC can arrive at (5.04 ± 0.67)N and 0.90 ± 0.03 , respectively. Companying with pattern recognition, the online force regression can acquire an error around 5N, which is bellow 10% of the full force range.

Key words: prosthetic hand; electromyography; support vector machine; regression

肌电控制是指通过采集人体肌肉收缩时的肌电信号(Electromyographic, EMG)进行模式识别操作(特征提取^[1-2]和特征分类^[3-6]),辨别出动作模式从而对外部设备(如假肢、外骨骼等)进行控

制的过程.对于假手的操作控制来说,仅能获得运动模式信息是不完备的,还需要从EMG信号中提取施力信息以实现更加精确的操作.如果没有力控制的目标,假手力控制闭环难以实现,在缺少生物反馈的情况下人体将无法获得其与外界交互的信息.借助于触(滑)觉传感器以及高智能的抓取策略,虽然假手也能够实现稳定抓取^[7],但自主抓取策略容易使其丧失外延生理本体感受性(Extended Physiological Proprioception, EPP)^[8].

商业假手采用比例控制方式,直接根据EMG幅值确定力的大小,精度有限.文献[9-

收稿日期: 2010-12-24.

基金项目: 国家高技术研究发展计划资助项目(2009AA043803);
新世纪优秀人才支持计划(NCET-09-0056);
国家重点实验室自主课题(SKLR200901B);
国家基础研究发展规划资助项目(973-2011CB013306;
2011CB013305).

作者简介: 杨大鹏(1982—),男,博士,讲师;
刘宏(1966—),男,教授,博士生导师.

10]将EMG信号中蕴含的力信息作为控制的中间量,而并非是其直接控制的目标.研究者^[11-13]尝试使用电极阵列与外部力传感器检测相结合的方式,如文献[11]使用10通道电极记录EMG数据,6维力-力矩传感器记录人手握力数据,探讨了多种回归方法所能获得的识别精度.然而,电极数目的增多会引入数据处理的复杂度,需采用高效的数据压缩或减维技术^[13].

本文研究多自由度仿人型假手的力控制,讨论在少数几枚电极情况下,EMG信号同握力之间的回归精度,给出人手不同抓握模式下从EMG信号中直接萃取抓取力的方法.

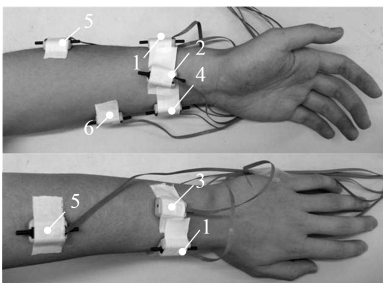
1 材料及方法

1.1 系统硬件及软件

EMG信号传感器采用德国Otto Bock公司的13E200表面肌肤电极.EMG数据通过A/D采集卡(Adlink 9118HR)输入至计算机,输入范围 ± 5 V,采样频率100 Hz.力的检测采用一枚6维力/力矩传感器JR3^[14],手指通过抓取传感器的两作用平面进行施力,并将轴向 F_z 方向的受力作为总抓取力.在LabVIEW环境内实现信号的同步采集以及系统用户界面设计,系统软件所实现的功能主要有:1)数据同步;2)训练数据的采集;3)回归器的训练;4)抓取力在线识别.数据同步主要通过在同一循环页面同时调用Adlink驱动DAQ-LVIEW-PnP^[15]以及力传感器ActiveX控件JR3PCI^[16]来实现.

1.2 电极位置

手部不同的抓取模式需要人前臂不同肌肉的收缩,因此需要在不同肌肉位置处安置电极.前期研究表明^[17],采用6枚电极已经可以识别出人手18种不同的姿态.本文延续使用了这6枚电极的放置位置,期望在此配置下不仅能识别人手姿态模式,而且能得到人手握力的信息.图1给出了电极具体位置.



1—拇短伸肌;2—拇长屈肌;3—食指固有伸肌;
4—一指浅屈肌的末梢;5—小指固有伸肌;6—一指浅屈肌的近端

图1 前臂肌电电极的放置位置

1.3 抓握模式

手指对力传感器进行持续性动态施力,施力范围0~60 N.首先,考虑人手手指全部贴合力传感器表面进行随意施力的情况,研究人手握力同EMG信号的总体关系;然后,考虑将人手对物体的抓取按模式区分,研究不同抓取模式下力回归的性能.图2显示了人手对传感器进行3种不同的捏取模式,分别为(a)拇指-食指捏,(b)拇指-三指捏,和(c)拇指-四指捏.



(a) 拇指-食指捏 (b) 拇指-三指捏 (c) 拇指-四指捏

图2 作用于力传感器上的3种抓取模式

1.4 数据处理算法

将EMG向量 \mathbf{x} 定义为一维6元素的向量,每一个元素对应一个通道的采样值,即

$$\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_6], \mathbf{x} \in \mathbb{R}^6.$$

将每一个EMG向量 \mathbf{x} 对应一个抓取力的目标 $z \in \mathbb{R}^1$,样本向量定义为 $[\mathbf{x}, z]$.数据处理的目标是基于有限的样本向量 $\{[\mathbf{x}_1, z_1], \dots, [\mathbf{x}_l, z_l]\}$,建立从EMG向量 \mathbf{x} 到力目标 z 的关系 f ,使得 $z = f(\mathbf{x})$.

采用支持向量机(Support Vector Machine, SVM) ε -SVR算法^[18-19]建立两者的回归关系.首先使用映射函数 ϕ ,将 \mathbf{x} 映射到一个高维空间 $\phi(\mathbf{x})$.在 ϕ 空间内求取一个最优超平面

$$y = \mathbf{w} \cdot \phi(\mathbf{x}) + b,$$

使得

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{w}, b, \xi, \xi^*} & \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} + C \sum_i \xi_i + C \sum_i \xi_i^*, \\ \text{s. t.} & \mathbf{w}^T \phi(\mathbf{x}_i) + b - z_i \leq \varepsilon + \xi_i, \\ & z_i - \mathbf{w}^T \phi(\mathbf{x}_i) - b \leq \varepsilon + \xi_i^*, \\ & \xi_i, \xi_i^* \geq 0, i = 1, \dots, l. \end{aligned} \quad (1)$$

式中, \mathbf{w} 为超平面法向量, ξ_i, ξ_i^* 为松弛因子, C 为松弛因子的惩罚参数, b 为超平面偏置, ε 为回归损失.

将式(1)转化为拉格朗日对偶问题,可得

$$\begin{aligned} \min_{\alpha, \alpha^*} & \frac{1}{2} (\boldsymbol{\alpha} - \boldsymbol{\alpha}^*)^T K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) (\boldsymbol{\alpha} - \boldsymbol{\alpha}^*) + \\ & \varepsilon \sum_i (\alpha_i + \alpha_i^*) + \sum_i z_i (\alpha_i - \alpha_i^*), \\ \text{s. t.} & \sum_i (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0, 0 \leq \alpha_i, \alpha_i^* \leq C, \\ & i = 1, \dots, l. \end{aligned}$$

式中, α, α^* 为拉格朗日乘子系数, $K(x_i, x_j)$ 为核函数, ϕ 空间内样本内积, 采用高斯核函数 (RBF), 即

$$K(x_i, x_j) = \langle \varphi(x_i), \varphi(x_j) \rangle = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2).$$

式中 γ 为核函数参数. 经过在训练样本空间 $\{[x_1, z_1], \dots, [x_l, z_l]\}$ 内求解 α 及 α^* , 可得从 EMG 向量 x 至 z 的映射函数

$$z = f(x) = \sum_{i=1}^l (-\alpha_i + \alpha_i^*) K(x_i, x) + b.$$

通过 libsvm^[20] 实现上述算法, 在系统软件内调用其工具箱 LabVIEW 函数, 实现包括回归器训练及识别等功能.

2 实验及结果

对健康受试者在两个工作日内各进行了一期数据采集实验. 在每期实验之前, 使用医用酒精对前臂肌肤进行脱脂处理, 按照图 1 的位置使用医用胶带固定电极. 每期实验包含 4 组, 每组间隔 30 min, 以避免肌力疲劳. 在每一组实验内, 受试者需要按照所有抓取模式顺序分别对力传感器进行 10 s 的持续性施力, 施力要兼顾大小(0 ~

60 N) 与速度(0.5 ~ 2.0 Hz)的要求. 系统采样频率为 100 Hz, 满足电极以及力传感器输出信号带宽的要求. 最终采集到的各模式数据为 8 组, 每组长度 10 s.

首先讨论在手指随意抓取模式下 ε -SVR 所能达到的性能. 使用 8 组数据中的一组数据进行 ε -SVR 的训练, 然后使用其对其余各组数据进行验证. 表 1 给出了一组实验的拉格朗日系数及全部组次支持向量数的统计.

将验证得到的力估计值同真实值进行比较, 得到两者的绝对误差 $|e|$, 均方误差值 $\sqrt{\sum e_i^2}$ 以及相关系数平方的值 ρ^2 . 采用线性回归模型 (linear regression model, LRM)、局部加权映射回归 (locally weighted projection regression, LWPR)^[21]、人工神经网络 (artificial neural network, ANN) 算法与之比较. 其中, LWPR 采用 RBF 核函数以及 Meta 学习方法, 使用交叉验证算法对合适的接受区域初始距离进行搜索. ANN 采用双层前向 BP 神经网络, 隐层神经元数目为 15, 传递函数 $\log \text{sig}(x) = 1/\exp(-x)$, 网络训练采用 Levenberg Marquardt 算法^[12], 训练终止条件 MSE 选为 0.1.

表 1 拉格朗日系数值及支持向量数统计

$\alpha - \alpha^*$ 值(第一组)	全部组次支持向量数目		
	RBF, $C = 32, \gamma = 0.01$	RBF, $C = 32, \gamma = 0.1$	Linear, $C = 32$
-20.5, -17.8, -10.9, -10.8, -7.7, 21.9, 23.2, 26.1, 28.6, 32(328 个), -32(329 个)	666, 695, 762, 679, 638, 620, 684, 648, 692, 860, 586, 608	638, 620, 684, 648, 617, 775, 562, 509	700, 719, 800, 729, 692, 863, 606, 604

图 3 为各种方法下所得 3 种指标的统计值. 可见, ε -SVR 方法(参数: RBF 核, $\varepsilon = 0.1, C = 32, \gamma = 0.01$) 所得绝对误差最小, $|e| = (5.07 \pm 4.24) \text{ N}$ (均值 \pm 方差). 均方误差值也最小, $\sqrt{\sum e_i^2} = (6.51 \pm 1.20) \text{ N}$. 而相关系数平方值最大, $\rho^2 = 0.84 \pm 0.05$. 表明使用 ε -SVR 能够获得比其他方法较优的回归精度.

为了确定 ε -SVR 内参数 C 与 γ 的最优搭配, 采用网格搜索的方法, 令 $C = 2, 4, 8, 16, 32$ 或 64 , 令 $\gamma = 0.001, 0.005, 0.010, 0.100, 0.500$ 或 1.000 , 分别建立 ε -SVR 回归器. 针对所有回归器, 将全部期次实验验证所得均方误差及相关系数值(均值) 绘制在同一幅图中, 如图 4 所示. 图中 $\sqrt{\sum e_i^2}$ 最小点及 ρ^2 最大点出现在 $C = 8$ 及 $\gamma = 0.010$ 处, 分别为 $\sqrt{\sum e_i^2} = 6.31 \text{ N}, \rho^2 = 0.846$.

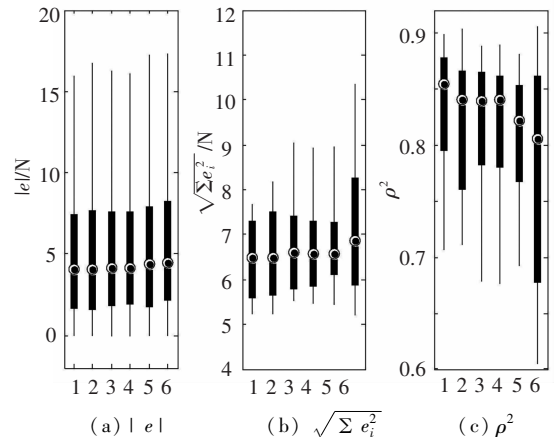


图 3 随意抓取模式下各方法所得结果
1— ε -SVR 方法, $C = 32, \gamma = 0.010$; 2— ε -SVR 方法, $C = 32, \gamma = 0.100$; 3— ε -SVR 方法, 线性核函数, $C = 32$; 4—LRM 方法; 5—LWPR 方法; 6—ANN 方法; 黑点标出中位数, 黑色方框标出 25th 位数 q_1 及 75th 位数 q_3 , 细线上下范围分别为 $q_3 + w(q_3 - q_1)$ 与 $q_1 - w(q_3 - q_1)$, $w = 1.5$.

图 3 随意抓取模式下各方法所得结果

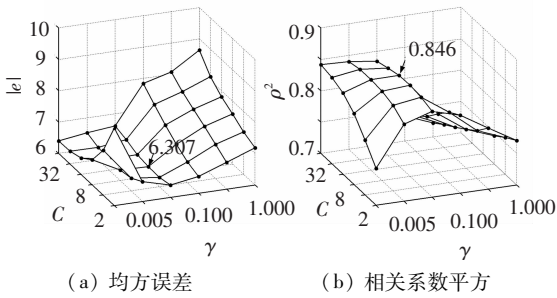
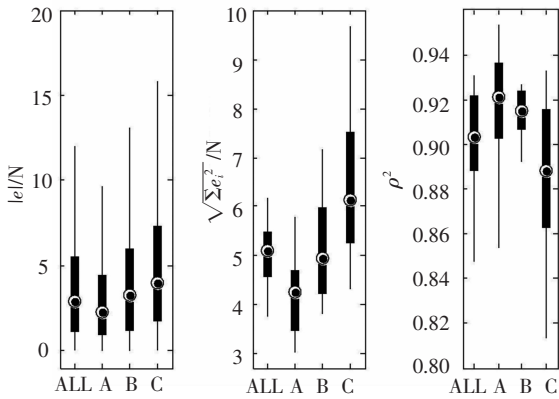


图4 ϵ -SVR 不同参数集合组合下所得回归结果

下面讨论在3种规定的抓取模式下(各模式分别对应一个映射关系),使用 ϵ -SVR($C = 8, \gamma = 0.010$)所获得的结果.图5为实验中所得 $|e|$ 、 $\sqrt{\sum e_i^2}$ 、以及 ρ^2 值的统计.模式A获得最小的绝对误差值与均方误差值,分别为 $|e| = (3.10 \pm 2.84)N$, $\sqrt{\sum e_i^2} = (4.15 \pm 0.71)N$.同时模式A所得相关系数平方值同时达到最大, $\rho^2 = 0.92 \pm 0.025$.模式B次之,模式C最差($|e| = (5.03 \pm 4.40)N$, $\sqrt{\sum e_i^2} = (6.16 \pm 1.65)N$, $\rho^2 = 0.87 \pm 0.066$),但仍然优于随机抓取模式.综合考虑3种模式(所有模式数据使用一个映射关系),可得 $|e| = (3.79 \pm 3.38)N$, $\sqrt{\sum e_i^2} = (5.04 \pm 0.67)N$, $\rho^2 = 0.90 \pm 0.025$.



(a)绝对误差值统计(b)均方误差值统计(c)相关系数平方值统计
 A—拇指—食指捏, B—拇指—三指捏, C—拇指—四指捏,
 ALL—所有A、B、C模式数据

图5 按模式抓取所得结果

3 讨论

上述结果表明,规范化抓取模式的力回归效果要优于随机抓取模式.人手抓取时参与的手指越多、模式越复杂,则所获得的力信息就越不准确.这就需要在实时EMG信号的力估计中首先进行抓取模式的识别.前期研究^[22]表明,采用支持向量机分类C-SVR($C = 32, \gamma = 0.125$)方法,可以完全胜任3种抓取模式的分类.基于本文实验数据,使用该方法3种模式识别率可达到

98.3% ± 1.2%.而且针对每一类抓取模式分别建立回归器方法要明显好于针对所有抓取模式建立回归器的方法^[23].

综合SVM分类C-SVC和回归 ϵ -SVR即可实现人手握力的在线检测.图6显示了一组人手握力在线检测的结果.可见,握力回归在每一采样点上的误差在5N左右,总体误差率在10%以内.

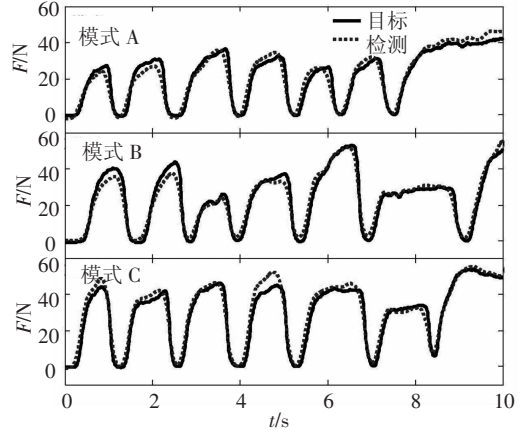


图6 模式握力在线检测结果

4 结论

- 1) 采用一枚力传感器记录人手不同抓取模式下握力的大小,用多种方法详细研究了多维EMG信号同肌肉施力之间的对应关系.实验结果表明,SVM方法要优于LRM、ANN以及LWPR方法,在各期次实验中表现了良好的回归性能.
- 2) 如果对传感器按照不同的模式进行施力,由于在一定程度上规范了EMG信号的产出,因此获得的回归效果比随机抓取要好.
- 3) 基于此方法而建立的人手握力在线检测方法均方误差5N左右,相关系数平方值可达0.9.
- 4) 该方法建立在肌肉施力过程EMG信号表征之上,直接利用人体施力经验规范化假手的力输出,可以脱离生物力反馈为假手握力控制提供明确的输入参考.

参考文献:

[1] ZHAO Jingdong D, XIE Zongwu, LI Jiang, et al. EMG control for a five-fingered prosthetic hand based on wavelet transform and autoregressive model[C]//IEEE International Conference on Mechatronics and Automation. Luoyang: IEEE, 2006: 1097 - 1102.

[2] ENGLEHART K, HUDGINS B, PARKER P A. A wavelet-based continuous classification scheme for multifunction myoelectric control[J]. IEEE Transactions on Bio-

- medical Engineering, 2001, 48(3): 302-311.
- [3] WHEELER K R, CHANG M H, KNUTH K H. Gesture-based control and EMG decomposition [J]. IEEE Trans Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews, 2006, 36(4): 503-514.
- [4] EOM K H, CHOI Y J, SIRISENA H. EMG pattern classification using SOFMs for hand signal recognition [J]. Soft Computing, 2002 (6): 436-440.
- [5] BITZER S, VAN DER SMAGT P. Learning EMG control of a robotic hand: towards active prostheses [C]//International Conference on Robotics and Automation. Orlando, Florida, USA: IEEE, 2006: 2819-2823.
- [6] SHENOY P, MILLER K J, CRAWFORD B, *et al.* Online electromyographic control of a robotic prosthesis [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2008, 55: 1128-1135.
- [7] GLOSSAS N I, ASPRAGATHOS N A. Fuzzy logic grasping control using tactile sensors [J]. Mechatronics, 2001, 11(7): 899-920.
- [8] CARROZZA M C, MASSA B, MICERA S, *et al.* The Development of a novel prosthetic hand-ongoing research and preliminary results [J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2002, 7(2): 108-114.
- [9] MORITA S, SHIBATAT K, ZHENG X Z, *et al.* Prosthetic hand control based on torque estimation from EMG signals [C]//Proceedings of the 2000 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Takamatsu, Japan: IEEE, 2000: 389-394.
- [10] FLEISCHER C, KONDAK K, REINICKE C, *et al.* Online calibration of the EMG to force relationship [C]//Proceedings of 2004 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Sbdal, Japan: IEEE, 2004: 1305-1310.
- [11] CASTELLINI C, VAN DER SMAGT P. Surface EMG in advanced hand prosthetics [J]. Biol Cybern, 2009, 100: 35-47.
- [12] NAGATA K, NAKANO T, MAGATANI K, *et al.* Estimation of muscle strength during motion recognition using multichannel surface EMG signals [C]//The 30th Annual International IEEE EMBS Conference. Vancouver, British Columbia, Canada: IEEE, 2008: 351-354.
- [13] STAUDENMANN D, KINGMA I, DAFFERTSHOFER A, *et al.* Improving EMG-based muscle force estimation by using a high-density EMG grid and principal component analysis [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2006, 53(4): 712-719.
- [14] PIRES J N. MATJR3PCI, users manual of the JR3PCI matlab toolbox [EB/OL]. Woodland, CA USA: University of Coimbra, 2003 [2010-12-22]. <http://robotics.dem.uc.pt/norberto/jr3pci>.
- [15] ADLINK Technology Inc. DAQ-LVIEW PnP V1.30 [EB/OL]. Taiwan: 2010 [2010-12-22]. http://www.adlinktech.com/PD/web/PD_Associated.php?PDNo=566&swKind=AS.
- [16] PIRES J. Np_Jr3x-JR3PCI ActiveX component users short manual [EB/OL]. Woodland, CA USA: University of Coimbra, 2003 [2010-12-22]. <http://robotics.dem.uc.pt/norberto/jr3pci/manual>.
- [17] YANG Dapeng, ZHAO Jingdong, GU Yikun, *et al.* An anthropomorphic robot hand developed based on under-actuated mechanism and controlled by EMG signals [J]. Journal of Bionic Engineering, 2009 (6): 255-263.
- [18] BOSER B E, GUYON I M, VAPNIK V N. A training algorithm for optimal margin classifiers [C]//The 5th Annual ACM Workshop on Computational Learning Theory. Pittsburgh, PA: ACM, 1992: 144-152.
- [19] VAPNIK V. Statistical Learning Theory [M]. New York: Wiley, 1998.
- [20] CHANG C C, LIN C J. LIBSVM: a Library for support vector machines [EB/OL]. Taipei: National Taiwan University, 2001 [2010-12-22]. <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>.
- [21] VIJAYAKUMAR S, SOUZA A D, SCHAAL S. Incremental online learning in high dimensions [J]. Neural Computation, 2005, 17: 2602-2634.
- [22] YANG Dapeng, ZHAO Jingdong, GU Yikun, *et al.* EMG pattern recognition and grasping force estimation: improvement to the myocontrol of multi-DOF prosthetic hands [C]//Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. St. Louis, USA: IEEE, 2009: 516-522.
- [23] YANG Dapeng, ZHAO Jingdong, GU Yikun, *et al.* Estimation of hand grasp force based on forearm surface EMG [C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Mechatronics and Automation. Changchun, China: IEEE, 2009: 1795-1799.

(编辑 杨波)