

基于支持向量机的人手姿态肌电模式识别与力检测^①

杨大鹏^② 赵京东 崔平远 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 哈尔滨 150001)

摘 要 针对多自由度假手的肌电控制难题进行了人手多种姿态的模式分类以及握力检测的研究。基于支持向量机(SVM)算法,首先从 6 通道表面肌电信号中提取模式信息,对人手 18 种姿态进行了分类,然后验证了在 3 种抓取模式下从肌电信号中回归人手握力的方法的性能。实验结果表明,使用支持向量机可以有效地识别出人手所处的姿态模式及施力的大小。结合肌电的模式识别以及握力回归算法,可以实现多自由度假手的随动及力控制,因此可大大提升假手控制的灵活性及功能性。

关键词 肌电(EMG)控制,模式识别,支持向量机(SVM),假手

0 引 言

为了克服传统单一自由度肌电假手抓取功能的局限性,多自由度假手的研究已经成为机器人及生物康复工程等领域的热点。新近出现的诸如 Cyber-hand、i-limb、HIT/DLR prosthetic hand^[1]等仿人型假手均不同程度地重新配置了人手自由度,以提升其抓取功能,然而却给假手的肌电控制带来了相当的难度。

表面肌电信号(surface electromyography, sEMG)仍旧是假手的主要控制源,这也是残疾人比较能接受的配置形式。然而由于 sEMG 信号受到的干扰(内部皮脂传导以及外部汗渍影响等)较大,且这种干扰代表的是众多运动单元共同作用而产生的叠加效应,要想从中分析得到人手各关节运动信息是异常困难的。但是,借助于先进模式识别的有关方法,如支持向量机(support vector machine, SVM)^[2,3]、人工神经网络^[4]等,以及特征提取方法,如小波分解^[5]、AR 模型参数^[6]等,能够从多通道肌电信号中提取人手运动(姿态)模式信息,从而实现多自由度假手的肌电控制。以前,多数关于人手肌电模式的识别都是针对肌肉的收缩过程或者发起阶段^[7]进行研究,这种方法应用于假手控制面临实时性不高的问题。目前,一种基于稳态肌电信号的在线识别方法^[8]受到越来越多的重视,因为其可以直接应用到假手的实时控制,并且具有极强的外延生

理感受性^[9](extended physiological proprioception, EPP)。然而,相关研究所针对的人手姿态模式普遍较少,训练数据的获得也具有一定的随意性。其实,动作模式的识别只能给予假手各手指一种“通断”的控制信号,对抓取过程应该施加的力却不具有任何信息。遗憾的是,过多的研究都倾向于手部动作的识别,却很少对假手闭合所应该施加的力进行估计,因此造成在假手抓取控制中难以确定施力的大小。固然借助于触滑觉传感器以及高智能的抓取策略可以实现一些物体的稳定抓取^[10],但是假手所表现的自主性使其不再像是人体的一部分,与真实人手的被动控制特性相违背。通过 6 维力/力矩传感器记录人手的握力,是建立 sEMG 同人手握力之间的回归关系的有效方法^[11]。本文着眼于一种 3 自由度仿人型假手的肌电控制,基于 SVM 方法,给出了人手的 18 种常见姿态的肌电模式分类结果,并基于其中的 3 种抓取模式对肌力进行了回归,详细讨论了一种新的肌电训练、识别及力检测的方法。

1 人手姿态模式的识别

人手抓取功能的研究表明^[12],拇指、食指以及中指在各种抓取模式中扮演相对重要的角色,无名指、小指次之。根据各手指功能性的强弱,基于欠驱动原理^[13],HIT/DLR prosthetic hand 使用了 3 枚电机进行拇指、食指及其余指(中指、无名指和小指,也称

① 863 计划(2009AA043803)和中国博士后科学基金(20080430931)资助项目。

② 男,1982 年生,博士生;研究方向:机器人技术;联系人,E-mail: law_1209@yahoo.com.cn
(收稿日期:2009-04-27)

三指)的独立控制。为了实现假手的肌电控制,需要将人手近似地配置成这种 3 自由度的形式,分别识别它们的弯曲以及伸展运动。不同于一般针对动作的识别,文中采用了一种新的基于各手指所处状态的识别方式。定义各手指(自由度)的弯曲、伸展以及放松状态,它们之间的排列组合可以得到 27 种模式。在所有这些模式中,不仅包括单一手指的弯曲、伸展模式,而且具有两指或三指联动的模式,这对于假手的手指联动控制是相当有益的。在所有模式中,一些手部姿态的识别难度相当大,而且在日常生活中也较少遇见,因此本文着重于其中 18 种模式的识别,如图 1 所示(全部激发态、基态不在其内,基态同激发态的识别采用阈值决策)。其中,“0”代表放松,“1”代表伸展,“-1”代表弯曲,括号内按拇指、食指及其他指进行排序。各手指对应的姿态并不需要

较大的力进行维持,只需要进行完全伸展以及弯曲即可。

肌电电极选用 Otto Bock 公司生产的 6 枚 13E200,由于其具有良好的输出特性(放大、滤波及矫正),且输出信号频带较低,因此可以直接采用采样点进行模式的分类,这不同于一般的差分放大电极需要复杂的特征提取操作。

基于人前臂处的肌肉功能性,文中通过选取合适的肌肉放置电极以便能使人手动作时各通道肌电信号相关度最小。具体地说,在拇短伸肌肌腹上放置一枚电极用于检测拇指伸展状态,拇长屈肌上一枚负责拇指弯曲,食指固有伸肌上一枚负责食指伸展,小指固有伸肌上一枚用于检测其余指伸展,在指浅屈肌上放置两枚(末梢及近端)分别进行食指弯曲以及其余指弯曲的检测。

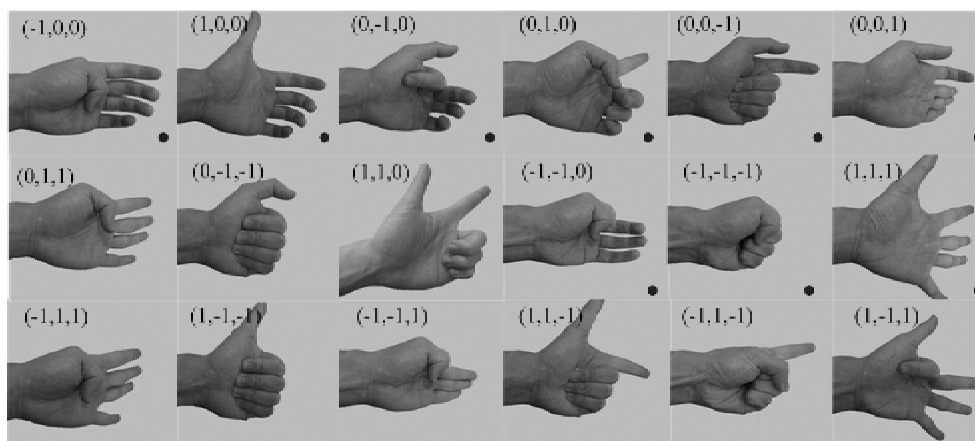


图 1 基于 3 自由度配置的人手姿态模式

使用两种不同的策略分别进行空闲态(0,0,0)同激发态(图 1 所示)以及全部激发态内部之间的模式识别。首先使用简单的阈值决策判断模式是否属于激发态:

$$f_1(t) = \text{sign}\left\{\sum_{i=1}^6 [\text{sign}(S_i(t) - T_i)] + 4\right\} = \begin{cases} 1 & \text{激发态} \\ -1 & \text{空闲态} \end{cases} \quad (1)$$

其中 $S_i(t)$ 是通道 i 的 EMG 电极采样值, T_i 是此通道对应的阈值,一般根据实际经验选取为各通道肌电信号幅度的 1/5, sign 为符号函数。由式(1)可知,如果有任何通道的肌电数据超越了其对应的阈值,当时情况下的人手姿态模式即可认为是激发态的一种。

对于激发态模式之间的识别,采用支撑向量机 C-SVC^[4]方法,因为 SVM 算法具有很强的理论基础,

能够寻找到优化问题的全局最优点,且能实现分类样本之间的最大间隔。其中,两类模式 m, n 之间的识别函数可以定义为

$$f_2(x_0) = \text{sign}\left[\sum_{i=1}^l [\alpha_i y_i K(x_i, x_0) + b]\right] = \begin{cases} 1 & \text{激发态 } m \\ -1 & \text{激发态 } n \end{cases} \quad (2)$$

其中, $x_i \in \mathbf{R}^6$ ($i = 1, 2, \dots, l$) 为 6 维训练样本,个数为 l ; $x_0 \in \mathbf{R}^6$ 为实时样本。 y 为样本标签, $y_i \in \{1, -1\}$ 。 α 为拉格朗日乘子系数向量, $0 \leq \alpha_i \leq C$, $y^T \alpha = 0$ 。 b 为两类间分类阈值。 $K(*, *)$ 为核函数,文中使用高斯(RBF)核,表达式为

$$K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2) \quad (3)$$

式中, γ 为核函数参数。为了能识别所有的激发态模式,采用多模识别“一对一”方法,结合交叉验证进

行参数 C 与 γ 最佳搭配的选取。

2 抓取力检测

仅仅进行人手姿态模式的识别,不能够对假手的施力进行有效的控制。基于人们对于各种物体的抓取施力有着丰富经验的事实,如果能从肌电信号中提取到人欲施力的大小,则会很大程度提升假手的肌电控制功能性。文中采用一个 6 维力/力矩传感器 JR3^[15] 来实现握力的检测,人手指通过抓取传感器的两个最大面进行垂直施力(0~60N),使用 F_z 方向的一维力作为总的抓取力。抓取模式为图 1 所示的有拇指参与的手指闭合模式 $(-1, -1, 0)$ 、 $(-1, 1, -1)$ 及 $(-1, -1, -1)$, 具体如图 2 所示。肌电电极个数及位置的配置同姿态模式识别时相一致。

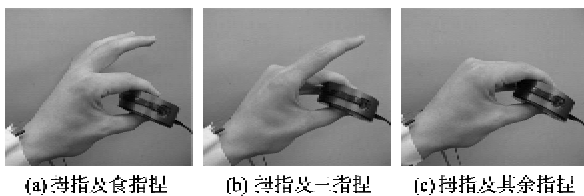


图 2 作用于力传感器上的 3 种捏取模式

通过同时记录人在对传感器施力过程中力的大小以及对应的肌电信号幅度,可以建立两者之间的关系。文中使用基于支持向量机的 ϵ -SVR 回归算法从肌电信号中检测握力:

$$f_{\text{SVR}}(x_o) = \sum_{i=1}^l (-\alpha_i + \alpha_i^*) K(x_i, x_o) + b \quad (4)$$

式中, α, α^* 为拉格朗日乘子系数向量, b, K 定义如式(2)。

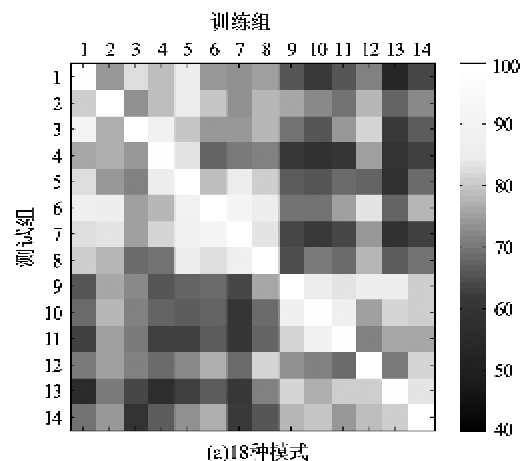
3 实验及结果

为了验证上述方法的可行性,首先要对手部姿态的模式识别能力进行验证,其次还要验证人手握力估计的有效性。

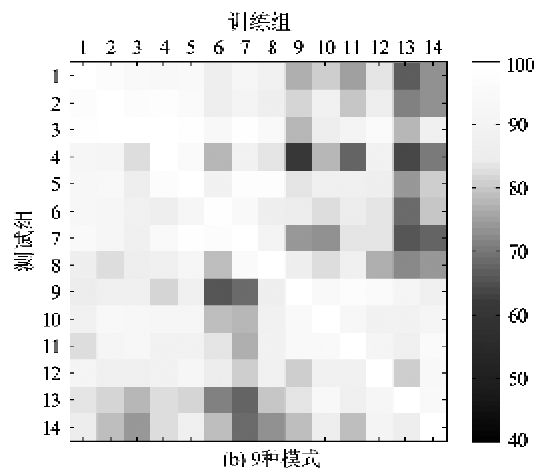
文中进行了姿态模式肌电信号及相应抓取力数据的采集实验。实验共分 4 期,每一期间隔 2h,在期次间要移除电极,目的在于研究在长时间间隔以及电极重新佩戴条件下识别方法的表现能力。每一期又包括相同的 4 组(后两期 3 组),组间间隔半小时,以使受试者手臂进行有效的肌力恢复。各组实验采集各模式手部连续动作肌电信号 10s,肌电信号

采样频率为 100Hz。在模式 $(-1, 1, -1)$ 、 $(-1, -1, 0)$ 及 $(-1, -1, -1)$ 后随使用力传感器进行握力的检测,力与肌电信号进行了同步。在各个时间段内,人手相应肌肉都要进行大约 10 次收缩,无论是在姿态模式还是握力检测阶段。

首先对每组实验各肌电模式数据进行阈值处理,即使用式(1)将各模式内放松态数据移除,使其只含有激发态模式数据;然后使用阈值后的各组数据进行 C-SVC 的训练(训练使用 libsvm2.84 工具^[16],通过交叉验证选取参数 $C = 32, \gamma = 0.125$),建立各两类模式之间的决策函数;最后基于各决策函数对其余组进行验证,得出识别成功率(结果正确的点数和目标总点数的百分比),见图 3(a)。



(a) 18 种模式



(b) 9 种模式

图 3 全部期次姿态模式的训练以及验证成功率(%)

在各组内部(图 3(a)对角线元素),训练取得了很好的成功率,为 $99.2\% \pm 0.4\%$ (均值 $\pm$ 标准方差,下同),说明了 SVM 具有很强的模式分辨能力。然而,在组间进行验证时(图 3(a)非对角线元素),成功率普遍较低,为 $73.5\% \pm 8.3\%$ 。非跨期次的

组间验证成功率稍高,为 $82.5\% \pm 5.4\%$ 。在 9 模式的识别中(图 1 黑色点标记),使用仅一组实验数据进行训练,也可以得到很高验证成功率,跨期次为 $85.88\% \pm 8.34\%$,期次内为 $93.1\% \pm 5.1\%$,具体如图 3(b)所示。

对于握力回归,采用均方差(mean squared error, MSE)以及相关系数平方(squared correlation coefficient, SCC)进行回归性能的评价。回归方法采用 ϵ -SVR($C = 32, \gamma = 0.01, \epsilon = 0.01$),训练同样采用各组数据(合并 3 种模式数据),并对其它组进行验证,图 4 显示了前两期次实验结果。图中对角线元素,即各组回归的训练阶段, MSE 为 0.0799 ± 0.0172 ,SCC 为 0.9222 ± 0.0179 。非对角线元素,即验证阶段, MSE 为 0.2118 ± 0.1403 ,SCC 为 0.8612 ± 0.0551 。如果只考虑期次内组次之间的验证, MSE 分别为 0.1329 ± 0.0233 (第一期)与 0.1004 ± 0.0321 (第二期), SCC 分别为 0.9063 ± 0.0147 (第一期)与 0.8985 ± 0.0329 (第二期)。

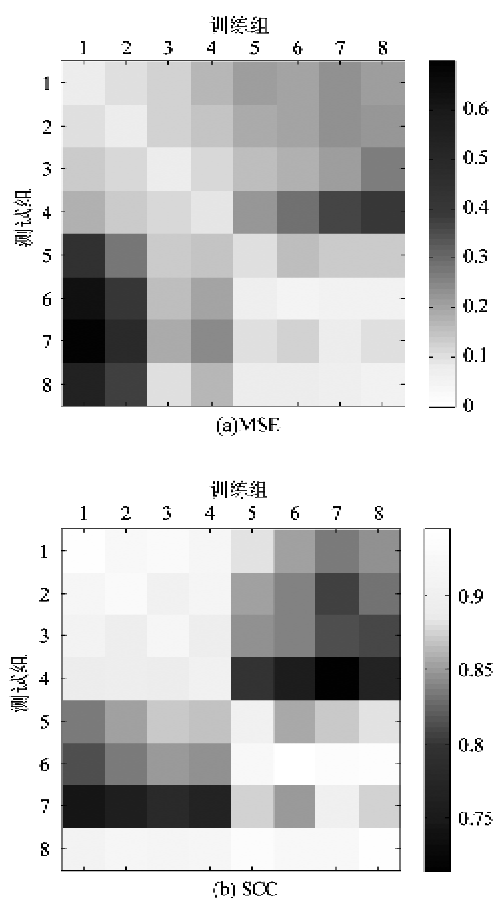


图 4 握力回归的训练及测试性能

从以上结果可以看出,无论是肌电模式的识别还是力回归,同期次内的精度都要高于跨期次,说明

算法对电极位置的敏感度较高,因此建议当电极位置发生改变时要重新进行 SVM 的训练。如果在同期次内想要获得较高的成功率,可以通过增加训练参与组数来实现,如采用各期次 3 组实验数据进行训练,剩下一组进行验证,将获得近 93% 的成功率。力检测的验证精度 SCC 一般维持在为 0.9 左右(组内),体现了很强的相关度。

一种基于此结果的多自由度假手的肌电控制可以描述如下:首先采用三组次进行 SVM 的训练,包括 C-SVC 以及 ϵ -SVR,然后系统以 100Hz 的频率采集 6 通道肌电信号,并根据阈值决策式(1)确定目前肌电信号的模式是否为激发态。如果是,则使用决策组式(2)确定其所属的激发态类型,并将对应的假手各手指位置输送至假手控制器。如果识别出的激发态模式是 $(-1, 1, -1)$ 、 $(-1, -1, 0)$ 及 $(-1, -1, -1)$,还要基于握力回归决策式(4)进行人手施力的估计,并将估计值作为控制器的目标输出力矩输送至假手。

图 5 显示了受试者在 30s 内进行 3 种抓取模式时的肌电数据、姿态模式识别及握力估计的结果。可见,人手姿态的识别基本正确,估计的抓取力与实际检测到的力也基本相符。结合人手姿态模式识别

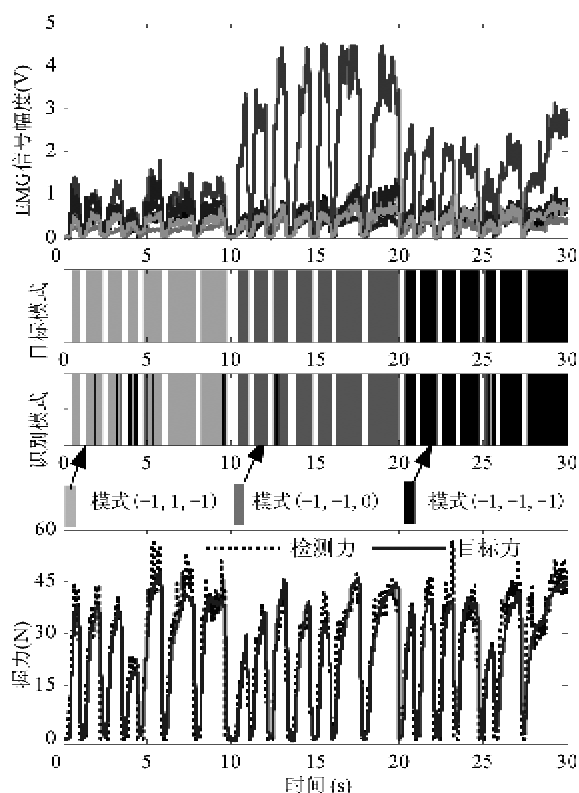


图 5 在线肌电模式识别及力检测

以及施力的估计,可以为假手的肌电控制提供明确的运动模式和抓取力的信息,不仅可以实现假手的随动控制(假手能以较快速度跟随人手姿态),而且可以实现抓取力度的控制。

4 结论

文中详细讨论了基于肌电信号进行人手18种姿态模式识别以及3种抓取模式握力估计的方法。不仅使用的电极个数较少,识别模式较多,而且识别精度也较高。基于支持向量机,能有效地识别人手所处的姿态模式,最重要的是能直接从肌电信号中提取人手抓取力的信息,这对于假手肌电控制的功能性有很大提升。下一步的工作是:(1)通过高性能力矩传感器手套检测各个手指的施力;(2)研究一种快速有效的多变量回归算法;(3)研究一种基于各手指出力的假手控制方法。新的控制方法不再进行人手姿态模式的识别,而是基于各个手指出力建立力闭环实现控制,因此可以实现更加精确的抓取任务。

参考文献

- [1] Huang H, Jiang L, Zhao D W, et al. The Development on a New Biomechatronic Prosthetic Hand Based on Under-actuated Mechanism. In: Proceeding of 2006 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, Beijing, China, 2006. 3791-3796
- [2] Bitzer S, van der Smagt P. Learning EMG control of a robotic hand: Towards active prostheses. In: Proceeding of International Conference on Robotics and Automation. Orlando, Florida, USA, 2006. 2819-2823
- [3] Shenoy P, Miller K J, Crawford B, et al. Online Electromyographic Control of a Robotic Prosthesis. *IEEE Transaction on Biomedica Engineering*, 2008, 55: 1128-1135
- [4] Eom K H, Choi Y J, Sirisena H. EMG pattern classification using SOFMs for hand signal recognition. *Soft Computing*, 2002, 6: 436-440
- [5] Englehart K, Hudgins B, Parker P A. A wavelet-based continuous classification scheme for multifunction myoelectric control. *IEEE Transaction on Biomedica Engineering*, 2001, 48(3): 302-311
- [6] Zhao Jingdong, Xie Zongwu, Li Jiang, et al. EMG Control for a Five-fingered Prosthetic Hand Based on Wavelet Transform and Autoregressive Model. In: Proceeding of 2006 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation. Luoyang, China, 2006. 1097-1102
- [7] Hudgins B, Parker P, Scott R N. A new strategy for multifunction myoelectric control. *IEEE Transaction on Biomedica Engineering*, 1993, 40: 82-94
- [8] Englehart K, Hudgins B. A Robust Real-Time Control Scheme for Multifunction Myoelectric Control. *IEEE Transaction on Biomedica Engineering*, 2003, 50: 848-854
- [9] Carrozza M C, Massa B, Micera S, et al. The development of a novel prosthetic hand—ongoing research and preliminary results. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2002, 7(2): 108-114
- [10] Glossas N I, Aspragathos N A. Fuzzy logic grasp control using tactile sensors. *Mechatronics*, 2001, 11(7): 899-920
- [11] Castellini C, van der Smagt P. Surface EMG in advanced hand prosthetics. *Biological Cybernetics*, 2009, 100: 35-47
- [12] Shimizu S, Shimojo M, Sato S, et al. The Relationship between Human Grip Types and Force Distribution Pattern in Grasping. In: Proceeding of 8th International Conference on Advanced Robotics, Monterey, CA, USA, 1997. 299-304
- [13] Laliberte T, Gosselin C. Simulation and Design of Under-actuated Mechanical Hands. *Mechanism and Machine Theory*, 1998, 33: 39-57
- [14] Cortes C and Vapnik V. Support-vector network. *Machine Learning*, 1995, 20: 273-297
- [15] Pires J N, Ramming J, Rauch S, et al. Force/torque sensing applied to industrial robotic deburring. *Sensor Review*, 2002, 22(3): 232-241
- [16] Chang Chih-Chung, Lin Chih-Jen. LIBSVM: a Library for Support Vector Machines. <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/>; National Taiwan University, 2007

Online recognition of hand EMG patterns and grasping force based on support vector machines

Yang Dapeng, Zhao Jingdong, Cui Pingyuan, Jiang Li, Liu Hong

(State Key Laboratory of Robotics and System, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001)

Abstract

To solve the difficult problem of myoelectric control of a multi-DOF prosthetic hand, the research on recognition of manifold hand gesture patterns together with regression of the hand grasping force both from myoelectric signals was performed. Mainly based on the support vector machine (SVM), total 18 hand gestures were discriminated by extracting the mode information from six channel surface electromyography (EMG) signals. Then the performance of the regression of the hand grasping force from EMG signals was validated under three different grasping modes. The experimental results show that the SVM methods can both effectively recognize the multi-hand gestures and estimate the hand grasping force. Combining the methods of the EMG pattern recognition with the grasping force regression, a powerful intuitive force control of a multi-DOF prosthetic hand can be realized, which can greatly improve the prosthetic hand's control flexibility and grasping functionality.

Key words: electromyography (EMG) control, pattern recognition, support vector machine (SVM), prosthetic hand