

基于状态转换机制的仿人型假手肌电控制方法^①

姜力^② 黄琦 杨大鹏^③ 刘宏

(机器人技术与系统国家重点实验室 哈尔滨工业大学 哈尔滨 150001)

摘要 研究了在肌电控制信息不足的情况下,多自自由度假手的肌电控制问题。基于抓取分类学和有限状态机(FSM)原理,通过抓取姿势与增量控制的状态切换,使人体通过 2 通道表面肌电信号控制假手实现了 7 种常用的抓取动作。实验结果表明,使用线性分类器(LDA)能有效地识别出手臂的肌肉收缩状态,使抓取成功率达到 96%;使用肌肉收缩序列进行编码,可以快速地实现假手各工作状态的切换,使平均抓取时间小于 20s,从而实现流利抓取。

关键词 肌电控制,抓取分类学,有限状态机,假手

0 引言

为了使仿人假手能够完成接近人手的抓取、捏取等动作,以提高失去手的残疾人的生活质量,研究者们研发了多种多自自由度假手,其中比较典型的有 SmartHand^[1]、HIT/DLR Prosthetic Hand^[2]、Vanderbilt hand^[3]等。采用人体肌电(EMG)信号控制假手是一种直观、有效的方式,然而自由度的增多,导致这些假手的肌电控制越来越困难。一种常用的肌电控制方法是采用模式识别对人体运动肌电模式进行直接分类。尽管这种方法可以使截肢患者进行直观、实时的控制,但是需要较多的活跃肌肉群,需要使用者精细的动作控制,同时容易受到电极-皮肤接触面变化和肌肉疲劳的影响,使控制效果不稳定。对于部分截肢部位较高的患者还面临活跃肌肉群数目少导致无法进行模式区分的困难^[4-6]。

为了克服模式识别方式的不足,使用尽可能少的电极控制多自自由度假手,可以利用另外一种有限状态机(finite state machine, FSM)的控制方法,将假手的工作情形分为若干个状态,通过一定的方式实现各状态间的转换^[7]。Pilarski 等人将 4 自由度肌电控制训练工具按自由度划分 4 个控制状态,在各状态内通过 2 枚肌电电极进行增量控制,并通过额

外的 1 枚肌电电极实现各状态间的顺次转换^[8]。Dalley 等人依据抓取时各手指的运动特点,将假手的工作状态划分为 7 个主要工作状态,通过 2 枚肌电电极产生的 4 种信号(伸肌收缩、屈肌收缩、同时收缩、同时放松)结合假手传感器的信息实现了各状态间的转换^[9,10]。本研究在 FSM 基础上,从抓取分类学的相关原理和统计数据入手,实现对假手控制状态的划分,同时,为了使截肢患者容易产生所需的控制信息,采用肌电信号的长短时间序列的编码实现各状态间的转换。该方法仅需要 2 枚肌电电极放置在 1 对肌肉群(桡侧腕屈肌和桡侧腕长伸肌)的肌腹处,即可实现占人手使用频率 85% 的手部姿态的力/位控制,抓取实验表明,其平均抓取时间可降低到 20s 以下,其抓取成功率最高可达 96%。

1 抓取动作的分类

关于抓取的分类,目前有依据被抓取物体形状的划分、依据抓取力的划分和依据拇指与其它手指的相对位置的划分等。Taylor 等人依据被抓取物体的形状将抓取分为 6 类^[11]。Napier 等人最早依据抓取时对准确性和抓取力的不同要求将抓取分为强力抓取(要求各手指尽可能与物体接触以保证抓取稳定)和精确抓取(只有拇指及与其相对的几根手

① 国家自然科学基金(51205080, 51175106), 973 计划(2011CB013306)和机器人技术与系统国家重点实验室自主研究课题(SKLR201201A03, SKLR201201A01)资助项目。

② 男,1970 年生,博士;研究方向:机器人技术,E-mail:jiangli01@hit.edu.cn

③ 通讯作者,E-mail:yangdapeng@hit.edu.cn

(收稿日期:2013-01-21)

指参与抓取,强调灵活和精确),又依据抓取时各手指是否对物体形成包围将强力抓取分为缠绕式抓取(包括大多数的抓取)和非缠绕式抓取(包括按、推、提、托等动作)^[12]。Sollerman 等人则从拇指与其余四指的相对位置并结合日常生活中 20 种常用工具的操作将抓取分为 8 类,并统计了这 8 类抓取姿势在日常生活中的使用频率^[13]。尽管分类依据各异,但是由于分类对象是相同的,因此各分类方法之间存在一定的联系。Cutkosky 结合 Taylor 与 Napier 的分类方法,综合考虑了被抓取物体的形状、抓取力以及抓取目的等因素,将抓取姿势细化为 16 种^[14]。

Cutkosky 的细分虽然有利于人手动作特征的研究,却不是假手抓取姿势的最优选择。例如强力抓取中,Cutkosky 对柱状抓取和球状抓取的细化主要体现在被抓取物体的尺寸、抓取力的不同上,对于具有一定柔顺性的欠驱动假手来说,尺寸的细分并不必要,通过一定的方式调节抓取力即可实现所有的强力抓取。类似地,设定一定的捏取轨迹,由于手指的柔顺性,即可实现多种精确抓取。前期实验中发现,掌心捏取(拇指、食指、中指相吻合)和指尖捏取即可实现大多数的精确抓取。

基于不同的分类原理,人们对于各抓取姿势在日常生活中的使用频率进行了统计^[11,13,15]。Zheng 等人^[16]利用头盔摄像头记录的方式,对 Cutkosky 分类法的 16 种抓取动作的使用频率进行了细致的统计,通过与其它几个统计数据比较,判定其数据是可信的。

综上所述,本文采用 Taylor 分类法^[11]的 6 种基本抓取姿势并采信 Zheng 等人统计的各抓取姿势使用频率。另外,注意到 6 种基本动作在所有手部动作中仅占 77.6%,为了提高手的抓取效果,选择食指伸展作为 6 种动作的补充。按照 Zheng 的统计,食指伸展在所有手部动作中占 7.3%,加入食指伸展后的 7 种动作可以完成所有手部动作的 85%。表 1 按使用频率列出了本文编码实现的 7 种动作姿势。

表 1 选取的动作姿势及其使用频率^[14,16]

柱状抓取	球状抓取	掌心捏取	侧边捏取
28.7%	13.6%	13.8%	10.5%
食指伸展	指尖捏取	钩状抓取	合计
7.3%	7.3%	4.7%	85%

2 肌电信号的采集与识别

肌电信号采集使用 Otto Bock 公司生产的 13E200 = 50 电极,其具有良好的输出特性(放大、滤波和矫正),输出信号频带较低,在采样频率为 100Hz 时,其信号可以直接用于肌电模式的分类。依据人手臂的状态,可将肌电信号分为屈肌信号、放松信号和伸肌信号三类,其时域特征是线性可分的。为提高分类速度和降低分类算法的复杂性^[5,6],选择线性分类器(linear discriminant analysis, LDA)对信号进行分类。为了提高分类器的可分性,采用多模式识别的“一对一”方法将其转化为三个两类问题。

设给定 n 维训练模式 x^1, x^2, \dots, x^N , 其中分别有 N_1 和 N_2 ($N_1 + N_2 = N$) 个模式分属 ω_1, ω_2 两类,将其按类分为两个序列 $\{x_{(1)}^k\}_{k=1,2,\dots,N_1}$ 和 $\{x_{(2)}^k\}_{k=1,2,\dots,N_2}$ 则一个典型 LDA^[17]的判别函数如下:

$$d(x) = \text{sign} \left\{ \left[x - \frac{1}{2}(\bar{x}_{(1)} + \bar{x}_{(2)}) \right]^T \mathbf{S}^{-1} (\bar{x}_{(1)} - \bar{x}_{(2)}) \right\} \\ = \text{sign}(w^T x + w_0) = \begin{cases} 1, & x \text{ 属于 } \omega_1 \text{ 类} \\ -1, & x \text{ 属于 } \omega_2 \text{ 类} \end{cases} \quad (1)$$

sign 为标准符号函数, $\bar{x}_{(1)}, \bar{x}_{(2)}$ 、 \mathbf{S} 是对 ω_1, ω_2 两类样本统计特性的极大似然估计,可以取 $\bar{x}_{(1)}, \bar{x}_{(2)}$ 为两类各自的均值, \mathbf{S} 取为总的类内协方差矩阵。

修改的 LDA 包括训练模块和在线更新模块。训练模块计算得到初始化的 w, w_0 为了更迅速地求出 $\bar{x}^{(1)}, \bar{x}^{(2)}$, \mathbf{S} , 利用它们的递推式

$$\bar{x}_{(i)}^{k+1} = \frac{1}{k+1} x_{(i)}^{k+1} + \frac{k}{k+1} \bar{x}_{(i)}^k \quad (2)$$

$$S_{(i)pq}^{k+1} = \frac{1}{k+1} (x_{(i)p}^{k+1} - \bar{x}_{(i)p}^k) (x_{(i)q}^{k+1} - \bar{x}_{(i)q}^k) \\ + \frac{k-1}{k} S_{(i)pq}^k, k = 1, 2, \dots, N_i \\ p, q = 1, 2, \dots, n \quad (3)$$

进行计算。 $\bar{x}_{(i)}^k$ 为 ω_i 类样本第 k 次计算时的均值, $S_{(i)pq}^{k+1}$ 为 \mathbf{S} 第 p 行 q 列元素的第 k 次计算值,对应训练样本第 p 维与第 q 维数值之间的总的类内协方差。

为了使分类器对肌电信号的缓慢变化具有一定的适应性,利用实时的分类结果,对初始化后的分类器进行更新,同时为了避免某一类出现训练样本点分布过于集中而降低泛化能力,利用下式对分类结果进行筛选:

$$f = \text{sign}(x - \bar{x}_{(i)} - T)$$

$$= \begin{cases} 1, x \text{ 作为 } \omega_i \text{ 类的训练样本} \\ -1, x \text{ 不作为 } \omega_i \text{ 类的训练样本} \end{cases} \quad (4)$$

式中 x 为被分类为 ω_i 的实时数据, T 为距离阈值。

同时还注意到, 当 $k \rightarrow \infty$ 时, $\frac{1}{k+1} \rightarrow 0$, 即随着训练样本数越来越多, 新样本对分类器的影响越来越小, 为了使算法有稳定的更新能力, 引入 α 代替 $\frac{k-1}{k}$ 和 $\frac{k}{k+1}$ ($k \rightarrow \infty, \frac{k-1}{k} = \frac{k}{k+1} = 1$) 作为遗忘因子, 则使上述递推式变为

$$\bar{x}_{(i)}^{k+1} = \alpha \bar{x}_{(i)}^k + (1 - \alpha)x_{(i)}^{k+1} \quad (5)$$

$$\begin{aligned} \bar{S}_{(i)pq}^{k+1} &= \alpha \bar{S}_{(i)pq}^k + (1 - \alpha)(x_{(i)p}^{k+1} \\ &\quad - \bar{x}_{(i)p}^k)(x_{(i)q}^{k+1} - \bar{x}_{(i)q}^k) \end{aligned} \quad (6)$$

式中 $\alpha \in (0, 1)$, α 越接近于 1, 分类结果越稳定, 自适应性也越差。通过实验, 选择 $\alpha = 0.999$, 此时训练数据的半衰期为 693 个样本。

3 肌电信号的时间序列编码

3.1 肌电信号持续时间的编码

为了能够充分利用有限的肌电信息, 需对肌电信号持续时间的长短序列进行编码。肌电信号的持续时间定义为从 LDA 第一次识别为伸肌(或屈肌)信号到第一次识别为非伸肌(或屈肌)信号之间的时间。在不考虑分类错误的情况下, 其等于肌肉收缩从发起到结束的时间。按照肌肉的种类和持续时间的长短, 将肌电信号分为短伸信号(记为 e)、短屈信号(记为 f)、长伸信号(记为 E)和长屈信号(记为 F), 如图 1 所示。“ L_f ”“ L_e ”“ L_F ”“ L_E ”分别为短屈、

短伸、长屈和长伸信号所持续的时间, “ d_1 ”、“ d_2 ”、“ d_3 ”则是判断各动作的时间参数。其中 d_1 是短屈、短伸的最短时间, d_2 是短屈与长屈的分界时间, d_3 是短伸与长伸的分界时间。从图中的比例关系可以看出, d_1 越小, 噪声、伪迹被分类为有效信号的可能性越大, 而 d_2 、 d_3 越小, 长、短信号的时间把握越困难, 编码模块分类出错的概率也越大。然而, d_1 、 d_2 、 d_3 越大, 除了整体效率变低外, 由于肌肉维持收缩的时间需要更长, 使肌肉更容易疲劳而降低分类器的分类成功率。因此在实际控制时需要根据使用者的习惯合理配置时间参数。

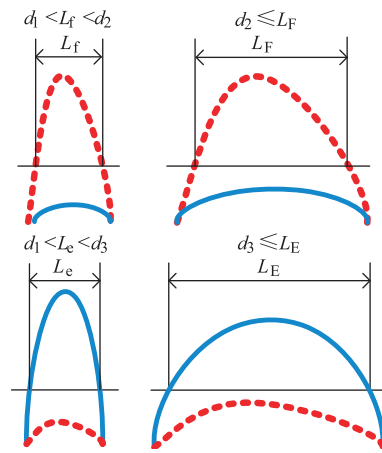


图 1 肌电信号持续时间的编码

3.2 肌肉动作序列的编码

结合 Zheng 的观察数据及前期患者实验的反馈信息, 选取 7 种日常生活中使用频次较高的手部姿势, 建立表 2 所示的肌电信号序列与假手抓取姿势的映射关系。

表 2 常用的 7 种手部姿势及其对应的肌肉动作序列

	柱状抓取	球状抓取	掌心捏取	侧边捏取	食指伸展	指尖捏取	钩状抓取
缺省姿势							

为了能够同时实现抓取姿势和抓取力的控制, 将假手的工作状态划分为姿势编码状态和增量控制状态, 系统的状态转移过程(见图 2)如下:

(1) 系统处于姿势编码状态, 通过短伸或短屈信号的排列组合, 预先形成表 2 中的假手姿势。

(2) 产生一个长屈信号, 使系统进入增量控制

状态, 此时假手处于完全张开。

(3) 根据(1)形成的假手姿势, 通过屈肌或伸肌控制假手各手指以恒定的速度沿着预定的轨迹正向或反向运动, 直到对物体形成有效包络并达到适当的抓取力。

(4) 抓取成功后, 持续伸肌使假手回到完全张

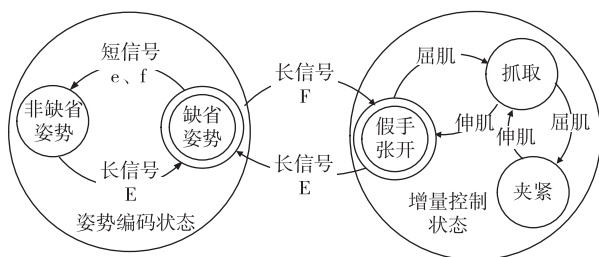


图2 肌电控制系统的状态转移图

开的初始位置,再产生一个长伸信号使系统回到(1)所在的姿势编码状态。

以掌心捏取物体为例,开始时假手完全张开,系统处于姿势编码状态,使用者快速伸展手腕产生一个短伸信号(e),再弯屈手腕保持一定时间产生一个长屈信号(F),使系统进入增量控制状态。在增量控制状态,假手未与物体接触时,假手的动作角度与肌电信号的持续时间成比例关系,屈肌信号使各手指逐渐弯曲并接近物体,伸肌信号使各手指朝相反方向运动;假手与物体接触时,假手的抓取力与肌电信号的持续时间成比例关系,屈肌信号使各手指增加与物体的接触力直到电机的最大输出力,伸肌信号使各手指减少与小球的接触力直至与物体脱离接触。抓取结束后,伸展手腕并保持一定的时间产生一个长伸信号(E),使系统回到姿势编码状态。

4 实验设置

为了有效评价编码控制方法的效率和控制成功率,本研究先通过基于 LabVIEW 的虚拟训练系统^[18]对控制成功率进行了验证,确定了适宜的时间参数值;然后基于 HIT-IV 假手^[19]进行了实际抓取实验以确定该方法在假手的实际控制中的可靠性及抓取效率。

4.1 基于虚拟现实的成功率验证实验

选择了10名健康人作为被试,以检验编码控制方法的效率与控制成功率。10名被试均为右利手,年龄20~35岁,体重为50~80kg,身高为160~190cm。实验时,被试坐在实验台前,肘部托在实验台上,上臂保持近似水平放松状态,前臂保持竖直,将两枚13E200=50电极分别放置在指定的肌肉位置,通过屈腕与伸腕产生屈肌与伸肌信号(如图3所示)。为了方便调整实验参数和记录实验数据,采用基于 LabVIEW 的虚拟训练系统。采用 NI 公司 USB6212 采集卡,采样频率设为100Hz。



图3 被试的实验场景

10名被试均无任何肌电控制相关的经验。为此,将被试1~10分为两组,在正式实验前,选择一侧手臂进行30min的肌电控制训练并熟悉实验规则,而后对该侧手臂进行实验,这一侧记为训练侧。由于此时被试已经熟悉实验规则,对另一侧的手臂不进行训练直接进行实验,该侧记为非训练侧。为了排除右利手因素的影响,被试1~5选择左侧为训练侧,右侧为非训练侧,被试6~10则与之相反。

正式实验分为三步:

第1步:让被试依次屈腕、放松和伸腕,各产生500个样本,完成LDA的初始化。

第2步:让被试自由产生4种基本信号(短伸、短屈、长伸和长屈),以确定适宜的时间参数值。

第3步:在适宜的时间参数下,被试听从指令完成各动作。

为了使实验尽可能反映真实操作时的操作成功率与效率,将测试的动作按照实际需要分成7种动作组(表3),被试每完成7种不同的动作组,称其完成了一个动作周期,一个动作周期包含短弯、短伸各5次和长弯、长伸各7次。在实验中,为了得到尽可能准确的各动作组及各基本动作成功率(定义为各被试的成功次数与总实验次数之比),要求被试左右手各完成10个动作周期,包含每个患者的每支手臂完成短弯、短伸各50次和长弯、长伸各70次。

表3 各动作组的肌电信号序列

组号	肌电信号序列	组号	肌电信号序列
1	F→E	3	e→F→E
2	f→F→E	5	e→e→F→E
4	f→f→F→E	7	e→f→F→E
6	f→e→F→E		

4.2 基于 HIT-IV 假手的实际抓取实验

HIT-IV 假手是一种五自由度仿人型假手,其具有仿人手的弧形掌面,通过耦合连杆机构,其手指具有人手类似的运动轨迹^[19],其采用双处理器控制方式,一块位于接收腔的 DSP(手臂板)用于肌电信号的采集与编码,一块位于假手本体的 DSP(手掌板)用于采集手指内的位置、力矩传感器信息,并按照手臂板生成的控制码驱动各手指的电机运动,两块处理器之间通过 eCAN 总线通讯。图 4 展示了抓取实验的实验装置,通过两枚肌电电极采用上文所述的控制方法控制假手对 7 种典型物体进行了抓取。

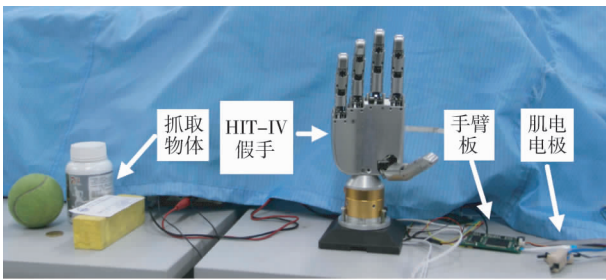


图 4 假手控制实验的实验装置

实验时,从 4.1 节实验的 10 名被试中随机选择 2 名被试的左臂进行实验,时间参数选择为 4.1 节中已确定的适宜参数,控制方法与 4.1 节实验完全相同。被试需要控制假手完成 70 个抓取动作,即每种抓取完成 10 次,与 4.1 节实验不同的是,这 70 个抓取动作呈随机排列,被试在抓取前不知道将要进行的动作,实验记录被试从听到抓取指令,到假手实现图 5 所列的稳定抓取所经过的时间。其中若抓取失败,被试应立即重新开始抓取,这期间不停止计时。

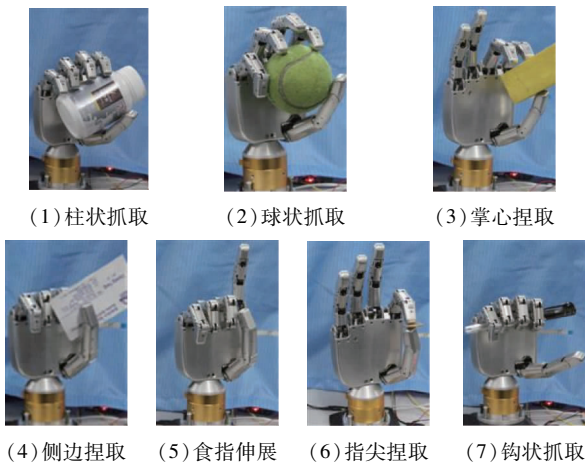


图 5 各动作的稳定抓取状态

5 实验数据分析及讨论

5.1 虚拟训练系统成功率验证实验

为了有效衡量这种编码式控制方法的性能,需定义成功率和平均抓取时间两个评价指标。成功率包含基本动作的成功率 SR_B 和动作组成功率 SR_C ,用下式表示:

$$SR_B = \frac{\text{各被试基本动作完成数}}{\text{各基本动作总数}} \times 100\% \quad (7)$$

$$SR_C = \frac{\text{各被试动作组完成数}}{\text{各动作组总数}} \times 100\% \\ = \frac{\text{各被试动作组完成数}}{10} \times 100\% \quad (8)$$

上式中,各基本动作总数对于不同的基本动作分别取 70(基本动作 E, F)和 50(基本动作 e, f),各动作组总数都取 10。图 6 列出了被试 1 - 10 的各基本动作成功率 SR_B 和各动作组成功率 SR_C 。

由图 6(a)可以看到不同被试之间、不同基本动作之间以及训练侧与非训练侧之间的基本动作成功率都相差不大(T 检验, $p > 0.05$),说明在选定合适的时间参数下,编码式控制方法具有稳定的成功率,基于不同被试的同一基本动作的平均成功率均在 96% 以上。由图 6(b)与图 6(c)的比较可以看到,训练侧动作组成功率与非训练侧动作组成功率相差不大(T 检验, $p > 0.05$),因此可以将训练侧与非训练侧的成功率结合起来,计算各动作组的成功率。7 种动作组的成功率都较高,且其成功率与动作的复杂程度有关。包含 2 个动作的动作组 1 成功率最高,高达 $96\% \pm 1.37\%$,而包含 4 个动作的动作组 6 成功率最低,也有 $87\% \pm 2.36\%$,这得益于各基本动作的较高的识别成功率。

5.2 多自由度假手控制实验

为了验证该方法在实际抓取中的可靠性,选择两名被试进行了实际抓取实验。图 7 展示了两名被试在不同抓取姿势下的抓取时间。从图 7 中可以看到,一次成功的抓取所耗费的时间较短且较稳定,而失败的抓取(被试指令错误或是系统识别错误导致失败)所耗费的时间较长(图 7 中远离箱图的点)。

定义

$$T_2 = \sum_{i=1}^7 t_i \frac{P_i}{p} \quad (9)$$

为平均抓取时间,等于从大脑意图抓取到抓取成功

		被试									
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
非训练侧	e	98	100	98	100	98	94	98	100	92	96
	f	96	100	92	98	98	98	100	94	98	92
	E	98.6	94.1	97.1	98.6	97.1	95.7	100	97.1	97.1	97.1
	F	94.3	97.1	100	98.6	98.6	100	94.3	97.1	98.6	100
训练侧	e	96	100	96	92	96	98	98	100	98	100
	f	98	98	100	90	98	94	98	96	100	100
	E	98.6	98.6	95.7	100	100	98.6	98.6	97.1	98.6	91.4
	F	98.6	94.3	100	98.6	92.9	100	92.9	98.6	97.1	95.7

(a) 各基本动作成功率 SR_B (%)

		被试									
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
动作组	7	100	100	90	90	90	90	80	90	80	80
	6	90	90	100	70	80	100	80	90	90	100
	5	90	90	90	90	100	80	90	100	100	80
	4	100	80	100	70	80	90	90	80	100	90
	3	80	90	80	90	80	100	90	90	100	80
	2	100	90	90	100	100	90	100	100	100	100
	1	90	100	100	100	90	100	100	100	90	80

(b) 训练侧动作组成功率 SR_C (%)

		被试									
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
动作组	7	90	80	80	90	100	100	90	90	80	90
	6	80	100	80	90	70	90	100	80	90	70
	5	80	80	100	100	90	100	100	90	70	100
	4	100	90	90	100	90	90	100	90	100	100
	3	100	90	100	100	100	80	70	90	100	100
	2	70	90	90	90	100	80	90	90	80	70
	1	100	90	90	100	100	100	100	100	100	90

(c) 非训练侧动作组成功率 SR_C (%)

图6 动作组与基本动作的成功率

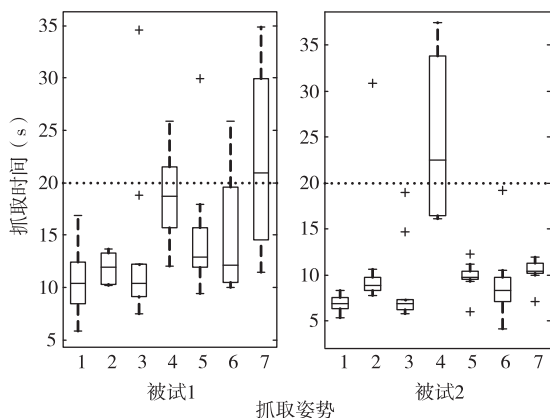


图7 两名被试的抓取时间

箱图中上下边界分别是第25%和第75%个数

的时间。式中 t_i 为各抓取姿势完成所需的时间, p_i 为各抓取姿势在日常生活中的使用频率, $p = 0.85$, 最终得到被试1的 $T_2 = (13.8 \pm 2.3) s$, 被试2的 $T_2 = (10.8 \pm 1.2) s$ 。根据 Sollerman 日常生活活动能力的评定标准, 若能在 20s 内完成整个抓取过程即认为可实现流利抓取^[15], 因此通过本文的方法可控制假手实现流利抓取。

6 结论

本文提出了一种利用肌电信号的长短时间序列进行编码实现多自由度假手控制的方法, 通过合理配置时间序列与抓取姿势的对应关系, 可以实现人手 85% 的动作; 通过改进的线性分类器 (LDA) 算法, 使各基本动作的成功率达到 96%。实验检验表明, 其控制假手可在 20s 内实现稳定抓取; 其仅利用一对屈伸肌肉群, 可以弥补传统的模式识别方法需要较多活跃肌肉群的不足。相对于以往的有限状态机 (FSM) 方法, 能够实现多手指的同时动作, 使抓取更加迅速可靠。

进一步, 我们会完成截肢患者实验, 检验截肢患者使用时的成功率和抓取效率。另外, 我们将继续挖掘实际抓取中各手指的运动关系以及控制时各动作序列的生成关系, 以期进一步提高抓取时的成功率和减少平均动作时延, 以提高该方法的适用性。

参考文献

- [1] Cipriani C, Controzzi M, Carrozza C. Objectives, criteria and methods for the design of the SmartHand transradial prosthesis. *Robotica*, 2010, 28(6): 919-927
- [2] Huang H, Jiang L, Liu Y, et al. The mechanical design and experiments of HIT/DLR prosthetic hand. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics, Kunming, China, 2006. 896-901
- [3] Dalley A, Wiste T, Withrow T, et al. Design of a multifunctional anthropomorphic prosthetic hand with extrinsic actuation. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2009, 14(6): 699-706
- [4] Hudgins B, Parker P, Scott R, A new strategy for multi-function myoelectric control. *IEEE Transaction on Biomedical Engineering*, 1993, 40(1): 82-94
- [5] Oskoei M, Hu H. Support vector machine-based classification scheme for myoelectric control applied to upper limb. *IEEE Transaction on Biomedical Engineering*, 2008, 55(8): 1956-65
- [6] Scheme E, Englehart K. Electromyogram pattern recogni-

- tion for control of powered upper-limb prostheses; state of the art and challenges for clinical use. *The Journal of Rehabilitation Research and Development*, 2011, 48 (6): 643-660
- [7] Fougner A, Stavdahl Φ , Kyberd P, et al. Control of upper limb prostheses; terminology and proportional myoelectric control—a review. *IEEE Transactions On Neural Systems And Rehabilitation Engineering*, 2012, 20(5): 663-676
- [8] Pilarski P, Dawson M, Degris T et al. Dynamic switching and real-time machine learning for improved human control of assistive biomedical robot. In: Proceedings of the 4th IEEE RAS/EMBS International Conference on Biomedical Robotics and Biomechanics, Roma, Italy, 2012. 296-302
- [9] Dalley S, Varol H, Goldfarb M. A method for the control of multigrasp myoelectric prosthetic hands. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2012, 20: 58-67
- [10] Alshammary N, Dalley S, Goldfarb M. Assessment of a multigrasp myoelectric control approach for use by transhumeral amputees. In: Proceedings of the 34th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, San Diego, USA, 2012. 968-971
- [11] Taylor C, Schwarz R. The anatomy and mechanics of the human hand. *Artificial Limbs*, 1955, 2: 22-35
- [12] Napier J. The prehensile movements of the human hand. *The Journal of Bone and Joint Surgery*, 1956, 38: 902-913
- [13] Sollerman C, Ejeskär A. Sollerman hand function test: a standardised method and its use in tetraplegic patients. *Scandinavian Journal of Plastic and Reconstructive Surgery and Hand Surgery*, 1995, 29(2): 167-176
- [14] Cutkosky M. On grasp choice, grasp models, and the design of hands for manufacturing tasks. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 1989, 5(3): 269-279
- [15] Kilbreath S, Heard R. Frequency of hand use in healthy older persons. *Australian Journal of Physiotherapy*, 2005, 51: 119-122
- [16] Zheng J, Rosa S, Dollar A. An investigation of grasp type and frequency in daily household and machine shop tasks. In: Proceedings of 2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation, Shanghai, China, 2011. 4169-4175
- [17] Raudys S, Duin R. Expected classification error of the Fisher linear classifier with pseudo-inverse covariance matrix. *Pattern Recognition Letters*, 1998, 19: 385-92
- [18] Yang D, Zhao J, Jiang L, et al. Dynamic hand motion recognition based on transient and steady-state emg signals. *International Journal of Humanoid Robotics*, 2012, 9(1): 1-18
- [19] Wang X, Liu Y, Yang D, et al. Progress in the biomechatronic design and control of a hand prosthesis. In: Proceedings of the IEEE/RJS International Conference on Intelligent Robots and Systems, Taipei, China, 2010. 5880-5885

A novel EMG controller for anthropomorphic prosthetic hands based on state switching mechanism

Jiang Li, Huang Qi, Yang Dapeng, Liu Hong

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

Abstract

A study of electromyography (EMG) control for multi-DOF prosthetic hands, under the circumstances of insufficient EMG control information was carried out. Based on the knowledge of grasp taxonomy and the principle of finite state machine, seven widely used grasp patterns were realized on the prosthetic hand by extracting the control information from the two channel surface electromyography (EMG) signals and switching from the states of gesture coding and proportional controlling. The experiments were performed to evaluate both the grasp success rate and the average grasp time. The experimental results show that the method can effectively recognize the contraction patterns with the grasp success rate of 96% and the control state can be rapidly switched with the average grasp time less than 20 seconds, which in all ensures fluent hand grasps.

Key words: EMG control, grasp taxonomy, finite state machine, prosthetic hand