论 文

具有感觉反馈的仿生假手人机交互研究

姜力*, 李楠

机器人技术与系统国家重点实验室, 哈尔滨 150001

* 通信作者. E-mail: Jiangli01@hit.edu.cn

收稿日期: 2012-05-07; 接受日期: 2012-08-13

国家重点基础研究发展计划 (批准号: 2011CB013306)、国家自然科学基金 (批准号: 51175106) 和教育部新世纪优秀人才支持计划 (批准号: NCET-09-0056) 资助项目

摘要 仿生假手是一个典型的生机电一体化系统. 针对现有假手缺乏感觉反馈的问题, 研究了具有双向信息传输能力的生机电一体化假手人机交互系统. 采用压力传感器阵列检测肌肉压力分布信号, 通过压力分布图的构建, 基于主成分分析的特征提取和基于 KNN 分类器的特征识别方法实现了人手多运动模式的解码. 基于假手力传感器, 采用电刺激方式实现了假肢接触力向人体的感觉反馈. 实验表明, 基于肌肉压力分布信号的手部多运动模式识别方法具有较高的正确率, 采用具有感觉反馈的交互控制系统可提高假手的抓取能力.

关键词 仿生学 假手 人机交互 感觉反馈 主成分分析 K 近邻算法

1 引言

残疾人假手不仅具有重要的社会需求, 而且作为一个典型的生机电系统, 凝聚着生机电一体化这一新兴交叉方向的科学问题. 假肢的发展具有数百年的历史, 20 世纪 4 年代问世的肌电假肢使肢残患者能够通过神经信号控制假肢的操作, 实现了假肢与人体的功能集成和交互. 进入 21 世纪以来, 随着生机电一体化技术的崛起和康复工程需求的增长, 掀起了假肢领域的第二次技术革命.

2007 年, 英国 Touch Bionics 公司研制成功了世界上第一个各手指独立驱动的五指商业假手——i-Limb 仿生手^[1], 这标志着商业假手进入了多自由度的发展阶段. 2005 年美国国防部 (DARPA) 资助 Johns Hopkins University, Rehabilitation Institute of Chicago 等多家机构, 联合开展 “Revolutionizing Prosthetics” (革命性假肢) 项目^[2], 这是有史以来假肢领域最大的研究计划之一. 该计划的目标是研制在灵巧性、感知功能及人机交互方面与人的手臂相当, 并能够在短期内投入应用的多自由度上肢假肢. 在生机电接口方面, 该项目将突破以肌电信号为单一控制源的传统模式, 采用肌电 (EMG)、脑电 (EEG) 和神经信号等多源生物信号联合控制多自由度假肢. 以意大利为代表的欧洲正在开展 Neurobotics 项目^[3], 在生机电接口方面的研究结果表明, 基于单一生物信号源的运动解码目前还难以满足控制多自由度假手的要求. 综上所述, 采用单一肌电控制模式难以实现多自由度假手多运动模式的识别和控制, 而现有的脑机接口在解码速度和准确性方面不能满足假手的实际应用要求, 因此寻找其他生物信号控制源和基于多源生物信号联合控制成为解决多自由度假手控制问题的途径.

引用格式: 姜力, 李楠. 具有感觉反馈的仿生假手人机交互研究. 中国科学: 信息科学, 2012, 42: 1091–1100, doi: 10.1360/112012-350

图 1 研制的多自由度仿生假手样机

Figure 1 Developed multi-DOF's bionic prosthetic hand prototype

图 2 患者佩戴假肢

Figure 2 Patient wears prosthetic hand

Blum^[4] 对基于肌力和肌电信号的假肢控制方法进行了对比研究, 结果表明, 与肌电信号相比, 肌肉压力信号具有更好的选择性和可分性, 同时信号比较平稳, 可直接利用其时域特征对不同的动作模式进行分类. 对于多自自由度假手来说, 采用肌肉压力信号控制还具有以下优势: 1) 传感器体积小, 重量轻, 价格便宜, 在所需传感器数量较多时具有优势. 2) 信号幅值较大, 易于信号处理和采集电路的设计与集成. 3) 信号的抗干扰能力较强, 受皮肤表面接触电阻等因素的影响较小, 适于长时间佩戴和工作. 近年来, 采用力敏电阻 (force sensitive resistor, FSR) 检测肌肉压力信号进行人手运动模式识别的研究得到关注. Yungheer 等^[5] 采用 14 通道 FSR 传感器阵列采集压力信号, 使用最近邻分类器对抓握水杯、门把手、钥匙、鼠标、短棒以及食指伸展等 6 种动作进行识别, 识别成功率可达 95%; Honda 等^[6] 使用 54 枚 FSR 传感器和距离聚类方法实现了对 4 种腕部动作和手部抓取/伸展动作的识别. 由于假手由单自由度向多自由度方向发展, 各手指独立运动的假手可以实现更多的运动模式, 而已有工作中可识别运动模式数较少, 因此本文研究采用肌肉压力信号实现多自由度假手多种运动模式的识别和控制.

感觉反馈是假肢人机交互系统的重要组成部分, 负责把接触物体的形状和材质、假手工作状态以及接触状态 (摩擦、滑动) 等信息反馈到人体神经系统, 从而实现假手和人体之间的闭环信息交互. 现有假手的生机接口不具备双向信息传输能力, 没有假手工作状态的生物反馈, 这限制了生机接口的性能和人体对于假肢的“幻肢感”. 东京大学建立了双向人机交互系统, 采用 EMG 识别人手动作模式, 采用电刺激器把假手力信息反馈给人体, 并通过核磁共振 (magnetic resonance imaging, MRI) 分析了力反馈前后的人脑变化情况, 分析结果表明, 具有力反馈的假手可以使人体对于假肢产生更强的“幻肢感”, 极大地改善假手的人机交互性能^[7].

根据假肢人机交互存在的问题和发展趋势, 本文研究具有感觉反馈的多自由度仿生假手人机交互系统及理论. 以研制的具有力/位感知、各手指独立驱动的多自由度仿生假手为对象, 建立具有双向信息传输能力的人机交互系统; 基于力敏电阻 (FSR) 传感器检测臂部肌肉的压力信号, 实现手部多运动模式的识别; 研究基于假手力感知信息、采用电刺激方式的假手感觉反馈方法.

2 假手双向人机交互系统的建立

本文以研制的具有力/位感知的多自由度仿生假手为基础, 建立具有双向信息传输能力的人机交互系统, 研制的仿生假手及患者佩戴假手的照片分别如图 1 和 2 所示. 该假手具有 5 个可独立运动的手指, 每个手指由一个电机驱动, 手指的 3 个关节耦合运动. 假手不仅具有拟人手的尺寸、外观和重

图 3 假手的分布式控制系统结构

Figure 3 Distributed control system structure of prosthetic hand

量, 而且机构、传感、驱动和控制高度集成. 假手具有关节位置和关节力矩传感器, 其中抓取力信息将以电刺激方式反馈给人体, 为双向人机交互功能的实现提供了必要条件.

根据仿生假手的工作特点, 本文设计了基于双数字信号处理器的分布式控制系统结构, 如图 3 所示. 作为底层控制器的假手控制系统完成多自由度假手的本体控制, 负责假手的电机驱动、力/位信息采集和局部自主控制等. 作为顶层控制器的人机交互接口负责多通道肌肉压力信号的采集和识别, 把反应动作意愿的指令发送给假手控制系统, 并且根据假手的力传感信息对感觉反馈单元进行控制. 假手人机交互接口的功能框图如图 4 所示.

具有双向信息传输能力的假手人机交互系统的工作原理如下: 通过贴附在前臂皮肤表面的压力传感器阵列采集人手动作时前臂肌肉膨胀产生的压力分布信号, 根据压力分布信号识别手部运动模式, 并发送给假手运动控制系统, 从而完成人体对假手的动作控制. 同时, 假手力传感信息由运动控制系统发送给人机交互接口, 交互控制单元根据力信息生成电刺激指令传递给皮肤表面的电刺激器, 产生的电刺激信号使人体感觉细胞产生神经冲动, 从而实现假手向人体的感觉反馈. 人机交互系统由微处理器单元、压力分布信号采集单元和感觉反馈单元组成.

1) 微处理器单元: 采用数字信号处理器 TMS320F2812 作为微处理器, 根据运行信号识别算法所需的存储空间要求, 外扩了容量为 512 KB×16 的存储器.

2) 压力分布信号采集单元. 包括压力传感器阵列和信号采集单元两部分. 压力传感器阵列由 32 枚 FSR-149NS 型压力传感器组成, 安装在前臂夹板内. 前臂夹板通过绷带绑缚在前臂上, 从而使传感器阵列与前臂良好接触. 信号采集单元把 FSR 传感器的阻值变化转换为对应的电压信号, 并经信号调理和 A/D 转换后传给交互控制单元.

图 4 假手双向人机交互系统

Figure 4 Human-machine interaction system of prosthetic hand

3) 基于电刺激的感觉反馈单元. 电刺激感觉反馈单元是通过电脉冲刺激人体体表, 引发感觉神经产生神经冲动的感觉激发装置. 电刺激波形形状、频率、幅度等参数与假手抓取力的对应关系通过实验方式确定, 既要使人体感觉舒适、安全, 同时需要具有清晰可辨的刺激感.

3 基于肌肉压力分布信号的手部多运动模式识别

采用压力传感器阵列获得前臂肌肉的压力分布信号, 信号中含有肌肉形态特征, 可以表征不同手部动作时前臂肌肉的不同形状变化. 对压力传感器阵列进行合理布局, 以获得不同手部动作对应的压力分布图 (pressure distribution map, PDM), 然后对 PDM 进行特征提取和特征识别, 实现手部运动模式的识别.

1) 压力分布图的生成

人手具有很强的灵活性, 其运动模式很多, 本文从操作任务需求和所使用假手的具体情况出发, 选择其中的 17 种手部动作进行识别, 具体为: 放松 (r), 拇指弯屈 (ft) / 伸展 (et), 食指弯屈 (fi) / 伸展 (ei), 中指弯屈 (fm) / 伸展 (em), 无名指弯屈 (fr) / 伸展 (er), 小指弯屈 (fl) / 伸展 (el), 拇指和食指的兩指捏取 (f2) / 伸展 (e2), 拇指、食指及中指的三指抓取 (f3) / 伸展 (e3), 五指抓取 (f5) / 伸展 (e5). 上述 17 种动作的 PDM 图谱如图 5 所示.

2) 基于主成分分析的特征提取方法

本文根据 32 通道压力传感信号生成了 5×10 点阵的 PDM 图像, 其中包含着一些无意义的填充点, 同时 32 通道的传感器阵列使 PDM 图像特征样本中夹杂着干扰和冗余信息, 这增加了识别难度, 且难以满足实时性要求. 因此, 对原始图像特征样本进行降维来获取有效的识别特征是非常必要的. 特征提取就是对原始特征空间的重新构造, 在低维特征空间中获得对原始数据更好的观察视角.

主成分分析 (principal component analysis, PCA) 的基本原理是通过构造新的相关系数矩阵和选择适当的特征向量, 在可接受的信息损失下在低维空间中重现原始数据所包含的大部分有用信息. 在本系统中, 32 维 FSR 传感器阵列所对应的像素点构成原始特征空间, x 为该 $D = 32$ 维空间中的一个样本, 可以用 D 个正交基向量的加权和表示:

图 5 受试者的 17 种手部动作及其对应的 PDM

Figure 5 Finger motions and corresponding PDM of subject

$$x = \sum_{p=1}^D \gamma_p \phi_p, \quad (1)$$

式中, γ_p 为加权系数, ϕ_p 为正交基向量, 满足

$$\phi_q^T \phi_p = \begin{cases} 1, & p = q, \\ 0, & p \neq q. \end{cases} \quad (2)$$

采用矩阵表示式 (1) 如下:

$$x = (\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_D) \begin{pmatrix} \gamma_1 \\ \gamma_2 \\ \vdots \\ \gamma_D \end{pmatrix} = \Phi \gamma, \quad (3)$$

式中, $\Phi = (\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_D)$ 为正交矩阵, 满足

$$\Phi^T \Phi = I. \quad (4)$$

由于 Φ 为正交阵, 则由式 (3) 可得

$$\gamma = \Phi^T x, \quad (5)$$

$$\gamma_p = \phi_p^T x, \quad (p = 1, 2, \dots, D). \quad (6)$$

向量 x 的总体自相关矩阵为

$$R = E\{xx^T\}, \quad (7)$$

将 $x = \Phi\gamma$ 代入 (7) 得

$$R = E\{\Phi\gamma\gamma^T\Phi^T\} = \Phi E\{\gamma\gamma^T\}\Phi^T. \quad (8)$$

要满足向量 γ 各分量间互不相关的条件, 需要满足

$$E\{\gamma\gamma^T\} = \begin{pmatrix} \lambda_1 & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & \lambda_D \end{pmatrix} = \Lambda. \quad (9)$$

因此式 (8) 变为

$$R = \Phi\Lambda\Phi^T. \quad (10)$$

两边右乘 Φ , 得

$$R\Phi = \Phi\Lambda\Phi^T\Phi = \Phi\Lambda, \quad (11)$$

即

$$R\phi_p = \lambda_p\phi_p, \quad (p = 1, 2, \dots, D). \quad (12)$$

由此可知, λ_p 是 x 的自相关矩阵 R 的特征值, ϕ_p 是相应的特征向量. 由于 R 是实对称矩阵, 所以其各特征值对应的特征向量是正交的, 向量 x 可以通过式 (5) 映射到一个新的正交空间中, 这消除了向量 x 各维度之间的相关性, 但是维数没有降低. 降维是通过从 D 个特征向量中取出 m 个组成变换矩阵 A , 即 $A = (\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_m)$ ($m < D$), 这里, A 是一个 $D \times m$ 维矩阵, x 为 D 维向量经过变换后得到的 m 维新向量. 而 m 的选择原则是去掉 $D - m$ 维后引起的误差足够小.

对于式 (1), 如果只取 m 项, 则 x 的近似估计值为

$$\hat{x} = \sum_{p=1}^m \gamma_p \phi_p. \quad (13)$$

由此产生的误差为

$$x - \hat{x} = \sum_{p=m+1}^D \gamma_p \phi_p. \quad (14)$$

均方误差为

$$\begin{aligned} \bar{\xi}^2 &= \sum_{p=m+1}^D E\{\gamma_p^2\} = \sum_{p=m+1}^D E\{(\phi_p^T x)(\phi_p^T x)^T\} = \sum_{p=m+1}^D E\{\phi_p^T x x^T \phi_p\} \\ &= \sum_{p=m+1}^D \phi_p^T R \phi_p = \sum_{p=m+1}^D \lambda_p. \end{aligned} \quad (15)$$

式中, λ_p 为向量 x 的自相关矩阵 R 的第 p 个特征值; ϕ_p 为与 λ_p 对应的特征向量. 显然, λ_p 越小, 均方误差也越小. 因此, 可将特征值按从大到小排序, 取特征值最大的前 m 个特征向量组成变换矩阵 A .

图 6 近邻法与 K 近邻法的分类示意图

Figure 6 Sketch map of the nearest neighbor and the K -nearest neighbor classification. (a) Nearest neighbor classification; (b) K -nearest neighbor classification

3) 基于 K 近邻算法的特征识别

近邻法是一种基于统计的分类算法, 具有简单、直观、无师学习、非参数化决策等特点. 近邻法的分类思想是: 设先验样本集包含 n 种类别每种类别的样本集 X_i 有 m_i 个样本 $X_{i,k}$, $i = 1, 2, \dots, n$, $k = 1, 2, \dots, m_i$, 则对待分样本 X 进行分类的判别函数为

$$g_i(X) = \min \|X - X_{i,k}\|, \quad (16)$$

其中, $\|\cdot\|$ 表示 X 与已知样本的某种距离. 如果 $g_j(X) = \min g_i(X)$, $i = 1, 2, \dots, n$, 则 X 属于第 j 类. 以区分 3 种类别为例, 如图 6 (a) 所示, 圆圈、正方形和三角形分别表示类别 A , B 和 C 的样本, X 为待分样本. 根据决策函数 (16), 由于距 X 最近的一个样本属于 B 类, 所以 X 被归为 B 类. 但是距 X 最近的 B 类样本是个孤立点, B 类的大多数样本距 X 较远, 而 C 类的多数样本距 X 较近, X 属于 C 类的可能性应更大一些. 这表明邻近法仅凭一个最近样本判断待分样本的类别具有较大的风险.

如图 6(b) 所示的 K 近邻法 (K -nearest neighbor, KNN) 是在待分样本 X 的 K 个近邻中, 将出现最多的样本类别作为 X 的类别. 换句话说, 就是首先计算待分样本 X 与先验样本集中各样本的距离, 筛选出距 X 最近的 K 个样本, 然后统计 K 个样本对应的类别, 并把 X 的类别归为 K 个样本中出现频率最高的那个类别. 设 k_i 为 K 个近邻分布于 n 种类别的数目, KNN 法的判别函数为

$$g_i(X) = k_i, \quad i = 1, 2, \dots, n. \quad (17)$$

决策函数为

$$\text{如果 } g_j(X) = \max g_i(X), \quad i = 1, 2, \dots, n, \text{ 则 } X \text{ 属于第 } j \text{ 类.} \quad (18)$$

同样以区分 3 种类别为例设 $K=5$, 则 KNN 法的分类如图 6(b) 所示. 根据决策函数 (18), 在 5 个距 X 最近的样本中, C 类的样本最多, 因此, 待分样本 X 被归为 C 类.

在 KNN 分类器的设计中, 近邻数 K 和距离函数的选择是非常重要的, 本文采用实验方式对这两个参数进行选择, 其中距离函数包括欧氏距离、绝对距离、三角余弦距离和相关性距离等. 需要说明的是, 对于不同的实验者和识别特征, 所选择的 KNN 分类器参数并不相同, 需要对不同的实验者和识别特征采取相应的参数设置, 以保证良好的识别性能.

4 实验

本文采用建立的具有双向信息交互能力的假手人机交互系统进行多运动模式识别实验和抓取实

图 7 基于 PC 机的识别控制实验帧图

Figure 7 Video frames of motion recognition and control experiment based on PC. (a) Relax; (b) thumb bent; (c) thumb extended; (d) index finger bent; (e) index finger extended; (f) middle finger bent; (g) middle finger extended; (h) ring finger bent; (i) ring finger extended; (j) little finger bent; (k) little finger extended; (l) two fingers pinch; (m) two fingers extended; (n) tripod grasp; (o) three fingers extended; (p) five fingers bent; (q) five fingers extended

验,前者用来验证基于压力分布图的多运动模式识别算法的有效性,后者用来验证感觉反馈对于假手稳定可靠抓握的重要性。

1) 基于压力分布信号的假手多运动模式识别实验. 基于压力分布信号,采用 PCA 特征提取方法和 KNN 特征分类器进行假手的多运动模式控制实验. 在 PC 机上使用 LabView 与 Matlab 联合编程搭建动作模式识别与假手控制环境. 训练数据的采集在 LabView 环境内实现,受试者根据界面提示进行动作. 同时 PC 机采集各动作的稳态数据,采样频率为 100 Hz,每个动作有 500 个样本. 采集完毕后生成 32×10 维 PCA 转换矩阵。

实验中,在线识别采用 KNN 分类器. 首先载入 PCA 转换矩阵,将每个采样周期采集到的 32 维数据转换为 10 维的 PCA 数据,然后使用 KNN 分类器 ($K=3$, 相关性距离) 进行识别,得到的动作模式通过串口传递给假手控制系统,假手完成相应的运动. 17 种手部动作的控制帧图如图 7 所示. 实验结果显示,对于健康受试者,假手可以准确流畅地跟随受试者的手部动作,成功率约 95%。

图 8 鸡蛋抓取实验平台

Figure 8 Experimental platform for grasping eggs

图 9 四种不同抓取方式成功率

Figure 9 Successful rate of four different grasping methods

2) 具有双向人机交互功能的假手抓取实验. 在抓取鸡蛋、灯泡等易碎物体时, 不具备感觉反馈功能的假手的使用者必须通过视觉方式监视假手与物体的接触状态, 以保证抓取物不被捏碎, 成功率较低. 本节采用具有双向交互功能的假手对生鸡蛋进行抓取实验, 如图 8 所示.

在实验中采取了 4 种不同的抓取方式: 1) 无任何反馈 (N); 2) 仅凭视觉反馈 (V); 3) 仅凭电刺激感觉反馈 (E); 4) 视觉反馈结合电刺激感觉反馈 (V+E). 由一名实验者控制假手动作, 上述每种抓取方式进行 10 次实验, 另一名实验者向假手抓取范围内放入鸡蛋, 实验结果如图 9 所示.

在实验中, 采用没有任何反馈的抓取方式, 成功率为 0, 这说明在没有任何感官信息的情况下很难完成易碎物体的抓取操作. 采用仅有视觉反馈的抓取方式, 成功率为 60%; 采用只有电刺激反馈的抓取方式, 成功率为 70%; 采用视觉结合电刺激反馈的方式, 成功完成了全部 10 次操作. 通过视觉和电刺激反馈向人体提供抓取位置和力信息, 实验者可以通过视觉纠正抓取位置, 通过电刺激握力感觉反馈判断抓取力的大小, 抓取稳定. 实验表明, 具有感觉反馈的交互控制系统提高了假手的抓取能力, 可使假手使用者脱离视觉、听觉进行抓取操作.

5 结论

以具有力/位感知、各手指独立驱动的多自由度仿生假手为对象, 建立了具有双向信息传输能力的人机交互系统. 基于力敏电阻 (FSR) 传感器阵列检测臂部的肌肉压力分布信号, 通过压力分布图构建、基于主成分分析的特征提取和基于 KNN 分类器的特征识别实现人手多运动模式的解码. 基于假手力感知信息、采用电刺激方式实现了假手的感觉反馈. 实验验证了假手双向人机交互系统可以提高多自由度假手的抓取操作水平.

参考文献

- 1 Touch Bionics. I-Limb Hand Brochure. [2012-3-31]. <http://www.touchBionics.com/document-library>.
- 2 Assaleh K, Shanableh T, Hajjaj H. Recognition of handwritten arabic alphabet via hand motion tracking. J Franklin Institute Eng Appl Math, 2009, 346: 175-189

- 3 Di-Pino G, Guglielmelli E, Rossini P M. Neuroplasticity in amputees: main implications on bidirectional interfacing of cybernetic hand prostheses. *Prog Neurobiol*, 2009, 88: 114–126
- 4 Blum J E. Using force sensors to effectively control a below-elbow intelligent prosthetic device. [2012-03-31]. <http://jeremyblum.com/wp-content/uploads/2008/11/CONTROLLING-AN-INTELLIGENT-PROSTHETIC-DEVICE.pdf>
- 5 Yungher D, Craelius W. Discriminating 6 grasps using force myography. In: *Proceedings of the American Society of Biomechanics Northeast Conference*, Maryland, 2007
- 6 Honda Y, Weber S, Lueth T C. Intelligent recognition system for hand gestures. In: *Proceedings of the 3rd International IEEE EMBS Conference on Neural Engineering*, Kohala Coast, 2007. 611–614
- 7 Arieta A H, Kato R, Yokoi H, et al. A fMRI study on the effects of electrical stimulation as biofeedback. In: *IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Beijing, 2006. 4336–4342

On human-machine interaction of bionic prosthetic hand with sensory feedback

JIANG Li* & LI Nan

State Key Laboratory of Robotics and System, Harbin 150001, China

*E-mail: Jiangli01@hit.edu.cn

Abstract The bionic hand prosthesis is a typical biomechatronic system. Current prosthetic hand can be controlled by the biological signals, but there is no feedback of the contact status between the prosthetic hand and the grasped object to the human body. This paper presents bidirectional human-machine interaction system for bionic prosthetic hand in order to solve the problem of lack of sensory feedback. In this paper, dual microprocessors based distributed control system hardware of the bionic hand is built. Force sensory resistor (FSR) array is used to detect pressure distribution signals in the human body forearm. Decoding of multiple motion modes for the human hand is achieved by means of building pressure distributed map (PDM), principal component analysis (PCA) based feature contraction and K -nearest neighbor (KNN) classification. Sensory feedback of the hand is realized by means of electrical stimulation method. Experimental results verify that PDM based motion mode recognition method has high successful rate and bilateral human-machine interaction system is useful to improve grasping capability of the prosthetic hand.

Keywords bionics, prosthetic hand, human-machine interaction, sensory feedback, principal component analysis (PCA), K -nearest neighbor (KNN)

JIANG Li was born in 1970. He received the B.S. degree from Tsinghua University in 1993 and the Ph.D. degree from Harbin Institute of Technology in 2001. Currently, he is a Professor at Robotics Institute of Harbin Institute of Technology. His research interests include biomechatronics, manipulation control of multifingered robot hand and multi-dimensional force/torque sensor. Dr. Jiang is a member of IEEE.

LI Nan was born in 1982. He received the B.S. degree and M.S. degree from Harbin Institute of Technology in 2005 and 2007, respectively. Currently, he is a Ph.D. candidate at Robotics Institute of Harbin Institute of Technology. His research interest is bionic prosthetic hand and its control system.