

# 基于神经网络的水下机器人力控策略研究

赵永虹

(国家开放大学 四川分部, 成都 610073)

**摘要:** 水下机器人抓取物体时, 物体与指尖存在力控制问题, 但是由于动力学模型、被抓取物体位置和刚度的不确定性, 采用传统阻抗控制方法不具有鲁棒性, 因此对基于位置的神经网络阻抗控制方法进行了研究, 构建了基于位置的神经网络阻抗控制器, 采用三层前向反馈神经网络构建补偿器结构, 基于 BP 算法和 Delta 学习规则, 得到了反向传播的更新规则; 该神经网络控制系统具有很强的自适应性, 可以很好地完成机器人抓取物体的任务; 在水下机器人单手指上分别对软性材料(泡沫)和硬性材料(木块)施加 5N 恒定力进行反复的实验, 结果表明, 该方法具有较好的补偿和控制效果, 为水下机器人的准确抓取和合理操作奠定基础。

**关键词:** 水下机器人; 神经网络; 阻抗控制; 力控制

## Force Control Strategy and Test Research of Underwater Dexterous Hand

Zhao Yonghong

(Sichuan Branch, Open University of China, Chengdu 610073, China)

**Abstract:** Underwater robot grasping object, the object and fingertip force control problems, but due to the dynamic model, grab objects location and stiffness of uncertainty, the traditional impedance control method is not robust, so the impedance control based on the location of the neural network method are studied, impedance controller is constructed based on the location of the neural network with three layers forward feedback neural network to build the compensator structure, based on the BP algorithm and the Delta learning rule, get the update rules of back propagation. The neural network control system has strong adaptability, can very good finish machine hand grasping object task. Underwater robot single finger respectively for soft material (foam) and hard materials (wood) on 5N repeated experiments, the constant power of results show that the method has a good compensation and control effect, for underwater robot accurately grasp and reasonable operation lay the foundation.

**Key words:** underwater dexterous hand; impedance control; force control; neural network

### 0 引言

当水下机器人抓取物体时, 物体与手指间存在力的作用, 控制时须根据物体具体形状来调节作用力的大小。阻抗控制是机器人力控制中最为经典的方法之一, 但是由于机器人动力学模型的高度非线性和操作对象的不确定性<sup>[1]</sup>, 无法准确知道机器人的完整动作模型和环境要素, 使系统性能降低。人工神经网络的出现为解决这一问题提供了新的途径, SEUL Jung 提出并对神经网络阻抗控制器进行了详细的理论分析和仿真、实验研究<sup>[2]</sup>。但是与力控制相比, 位置控制的理论更为成熟, 性能更为稳定, 因此, 本文基于指尖力传感器, 研究基于位置的神经网络阻抗力控制策略, 对水下机器人手指的力控制问题进行了理论分析和实验研究, 为水下机器人的抓取和操作奠定基础<sup>[3-4]</sup>。

### 1 操作空间动力学模型

在连杆式机械臂的动力学方程的基础上, 建立水下机器人手指在操作空间动力学方程<sup>[5]</sup>:

$$D^*(q)\ddot{X} + H^*(q, \dot{q}) + F_h = F - F_e \quad (1)$$

式中,  $D^*(q)$  是三阶对称正定惯性方阵,  $H^*(q, \dot{q})$  是离心、哥

氏力、重力和摩擦力的合力向量,  $F_h$  是水作用力向量,  $F$  是驱动力向量,  $F_e$  是外部作用力向量。

### 2 基于位置的神经网络阻抗控制

#### 2.1 动力学模型的补偿方法

由于手指位置的不确定性, 我们要想对手指进行精确控制, 就必须对其进行实时的补偿<sup>[6]</sup>。本文提出了具有较强非线性的神经网络补偿控制方法, 其可以产生外加的补偿信号来对物体位置不确定性进行补偿, 如图 1 所示。

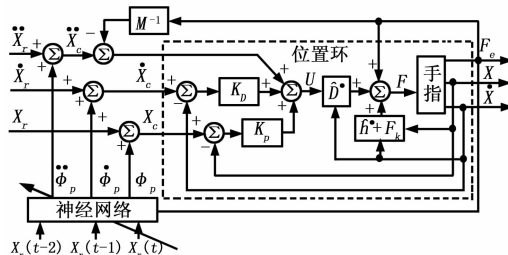


图 1 基于位置的神经网络阻抗控制

由图可得闭环系统误差为:

$$\ddot{E} + K_D \dot{E} + K_P E - M^{-1} F_e = \Delta_m - \Phi \quad (2)$$

式中,  $E = X_r - X$ ,  $\Phi = \Phi_p + K_D \Phi_v + K_P \Phi_f$ ,  $\Delta_m = \bar{D}^{m-1} [(D^* - \bar{D}^m) \bar{X} + (\bar{h}^* - \bar{h}) (\bar{h}^* - \bar{h}) + (F_h - \bar{F}_h)]$  表示手指动力学模型的误差,  $\bar{D}^*$ 、 $\bar{h}^*$ 、 $\bar{F}^*$  是  $D^*$ 、 $h^*$ 、 $F_e$  的估计值  $X_r$  是参考轨

收稿日期: 2013-12-30; 修回日期: 2014-02-17。

作者简介: 赵永虹(1965-), 男, 山西临汾人, 硕士, 副教授, 主要从事计算机软件与理论方向的研究。

迹，按下式计算：

$$\mathbf{X}_r = \mathbf{X}_e + (\mathbf{K}^{-1} + \mathbf{K}_e^{-1})\mathbf{F}_d \quad (3)$$

式中， $\mathbf{X}_e$  是物体位置， $\mathbf{K}_e$  是物体刚度， $\mathbf{F}_d$  是期望力。令  $\mathbf{B} = \mathbf{M}\mathbf{K}_D$ 、 $\mathbf{K} = \mathbf{M}\mathbf{K}_P$ ，根据式(2)可知，如果  $\Phi = \Delta_M$ ，便可识别目标阻抗：

$$\mathbf{M}\ddot{\mathbf{E}} + \mathbf{B}\dot{\mathbf{E}} + \mathbf{K}\mathbf{E} = \mathbf{F}_e \quad (4)$$

式中， $\mathbf{M}$  代表目标惯量， $\mathbf{B}$  代表阻尼， $\mathbf{K}$  代表刚度。因此，设计神经网络控制器的主要任务就是生成  $\ddot{\Phi}_p$ 、 $\dot{\Phi}_p$ 、 $\Phi_p$  以满足  $\Phi = \Delta_m$ 。令神经网络训练信号为：

$$\mathbf{V} = \dot{\mathbf{E}} + \mathbf{M}^{-1}(\mathbf{B}\dot{\mathbf{E}} + \mathbf{K}\mathbf{E} - \mathbf{F}_e) \quad (5)$$

训练过程即为最小化  $\mathbf{V}$ ，使得  $\mathbf{V} = 0$ ，即  $\Phi = \Delta_M$ 。

### 2.2 应用于不确定的物体刚度的补偿方法

对力进行单一分析，让其作用在相同的单一方向， $x_r$ 、 $m$ 、 $b$ 、 $k$ 、 $e$ 、 $f_d$ 、 $x_e$ 、 $k_e$ 、 $\delta_m$ 、 $\varphi$  分别为  $\mathbf{X}_r$ 、 $\mathbf{M}$ 、 $\mathbf{B}$ 、 $\mathbf{K}$ 、 $\mathbf{E}$ 、 $\mathbf{F}_d$ 、 $\mathbf{X}_e$ 、 $\mathbf{K}_e$ 、 $\Delta_M$  和  $\Phi$  在该方向的分量，则式(2)在该方向可表示为：

$$\ddot{e} + m^{-1}(b\dot{e} + ke - f_e) = \delta_m - \varphi \quad (6)$$

根据式(3)设计参考轨迹：

$$x_r = x_e + \delta x_r = x_e + (k^{-1} + k_e^{-1})f_d \quad (7)$$

我们确定  $k_e$  值，物体的参考轨迹可通过式(7)获取，但是水下机器人实际进行水下操作时任务对象具有很强的复杂性<sup>[7-8]</sup>，由此可知，对象刚度也具有不确定性，所以  $\delta x_r$  也不是恒定的值，以上因素就使控制力的性能变差。通过指尖上的传感器我们可以测出力的大小，由此可以间接识别物体的刚度：

$$k_e = f_e / (x - x_e) \quad (8)$$

所以：

$$\delta x_r = f_d / k + (f_d / f_e)(x - x_e) \quad (9)$$

将  $x_r = x_e + \delta x_r$ 、 $\dot{x}_r = \dot{x}_e + \delta \dot{x}_r$ 、 $\ddot{x}_r = \ddot{x}_e + \delta \ddot{x}_r$  带入(6)式，并定义  $\varepsilon = x_e - x$ ，可得：

$$\ddot{\varepsilon} + m^{-1}(b\dot{\varepsilon} + k\varepsilon + k\delta x_r - f_e) = \delta_m - \delta_f - \varphi \quad (10)$$

令  $\delta_f = \delta \ddot{x}_r + m^{-1}b\delta \dot{x}_r$ ，那么式(10)可简化为：

$$\ddot{\varepsilon} + m^{-1}(b\dot{\varepsilon} + k\varepsilon + k\delta x_r - f_e) = \delta_m - \delta_f - \varphi \quad (11)$$

$\delta_f$  由  $\delta x_r$  求导获得，噪声较大，将其看成不定项，由神经网络补偿得到。将(9)式带入(11)式得到：

$$\ddot{\varepsilon} + m^{-1}(b\dot{\varepsilon} + k\varepsilon(f_e - f_d)/f_e + f_d - f_e) = \delta_m - \delta_f - \varphi \quad (12)$$

系统的控制目标即为  $\delta_m - \delta_f - \varphi$ ，令神经网络的训练信号为：

$$v = \ddot{\varepsilon} + m^{-1}[b\dot{\varepsilon} + k\varepsilon(f_e - f_d)/f_e + f_d - f_e] \quad (13)$$

当  $v = 0$  时，不确定因素  $\delta_m - \delta_f$  我们可以通过上式中的  $\varphi$  来消除。从式(12)可以看出，当  $f_e = 0$  或  $f_e - f_d = 0$  时，其是无效的，因此，我们通过式(14)来定义神经网络的控制信号：

$$v = \ddot{\varepsilon} + m^{-1}[b\dot{\varepsilon} + k\varepsilon + f_d] \quad (14)$$

我们通过上式中的  $f_d$  来驱使指尖至约束空间。

手指与物体的相互作用力达到稳定时，由式(14)可知：

$$k\varepsilon(f_e - f_d)/f_e + f_d - f_e = 0 \quad (15)$$

即：

$$f_e^2 - (k\varepsilon + f_d)f_e + k\varepsilon f_d = 0 \quad (16)$$

解方程可得：

$$f_e = f_d, f_e = k\varepsilon \quad (17)$$

因为  $f_e = -k_e\varepsilon$  那么当  $\varepsilon \neq 0$  时， $f_e$  要求  $k_e = -k$ ，显然是不合理的，所以只有  $f_e = f_d$ 。

### 2.3 位置误差对控制的影响

影响物体位置判断的因素是多种多样的，比如手指之间性能参数的不一致性等因素。同时，物体的距离和姿态数据也是通过传感器测得的，其必然会有一定的误差<sup>[9]</sup>。设物体的原位置  $x_e$  的偏差为  $\delta x_e$ ，由此可得控制器的输入位置就为  $x'_e = x_e + \delta x_e$ ，令则由(14)和(16)可得，在自由空间和约束空间的稳态方程分别为：

$$k\varepsilon' + f_d = 0 \quad (18)$$

$$f_e^2 - (k\varepsilon' + f_d)f_e + k\varepsilon'f_d = 0 \quad (19)$$

通过以下情况来分析  $\delta x_e$  对物体控制造成的影响。

(1) 当  $\delta x_e < 0$  时：令  $x_e > 0$ 、 $x > 0$ ，因此，当手指处于物体之外时， $\delta x_e < 0$ ，这样手指就处于一个自由的空间，即  $x < x_e$ ，由式(18)可得：

$$x = x_e + \delta x_e + f_d/k \quad (20)$$

如果  $\delta x_e + f_d/k < 0$ ，即  $\delta x_e < -f_d/k$ ，所以一定会使  $x < x_e$ 。因此，手指永远就不可能与物体接触，当然也就不可能完成抓取任务，从而失去控制功能。

如果  $\delta x_e + f_d/k > 0$ ，即  $-f_d/k < \delta x_e < 0$ ，所以一定会使  $x > x_e$ ，从而可以完成抓取任务。通过 2.2 的分析可知，式(19)就会出现两种不同的结果：

$$f_e = f_d, f_e = k\varepsilon' \quad (21)$$

式中， $f_e = k\varepsilon' = k(\varepsilon + \delta x_e) < 0$ ，因为  $f_e = -k_e\varepsilon > 0$ ，所以只存在唯一结果  $f_e = f_d$ 。所以位置传感器的测量误差要求大于  $-f_d/k$ 。

(2) 当  $\delta x_e > 0$  时：由式(20)可知必然会有  $x > x_e$ ，这样就可以完成对物体的抓取，然而在约束空间中，式(19)同样存在两种结果  $f_e = f_d, f_e = k\varepsilon'$ 。对于  $f_e = k\varepsilon'$ ，根据  $f_e = -k\varepsilon'$  可得：

$$x = x_e + k/(k + k_e)\delta x_e \quad (22)$$

由式(22)可知，当  $\delta x_e$  存在时，其是有效的。然而由于式(19)造成两种结果，这样就会给跟踪控制可能造成问题。

### 2.4 对不确定的物体位置的补偿方法

鉴于 2.3 的分析，为了解决控制力的跟踪可能存在的问题，我们考虑式(12)的目标阻抗关系，在当  $\delta x_e > 0$  时，假设  $k = 0$ ，式(13)就转变为：

$$\ddot{\varepsilon} + m^{-1}[-b\dot{\varepsilon} + f_d - f_e] = \delta_m - \delta_f - \varphi \quad (23)$$

当  $\Phi = \delta_m - \delta_f$  时，显然，式(23)在稳态时有唯一解  $f_e = f_d$  而且由于  $f_e = -k_e\varepsilon$  所以可得：

$$m\ddot{\varepsilon} + b\dot{\varepsilon} + k_e\varepsilon = f_d \quad (24)$$

式(24)符合目标阻抗关系。

将  $\varepsilon'$ 、 $\dot{\varepsilon}'$ 、 $\ddot{\varepsilon}'$  代替  $\varepsilon$ 、 $\dot{\varepsilon}$ 、 $\ddot{\varepsilon}$  带入式(23)可得到：

$$\ddot{\varepsilon}' + m^{-1}(b\dot{\varepsilon}' + f_d - f_e) = \delta_m - \delta_f - \varphi \quad (25)$$

式中， $\varepsilon' = \varepsilon + \delta x_e$ 、 $\dot{\varepsilon}' = \dot{\varepsilon} + \delta \dot{x}_e$ 、 $\ddot{\varepsilon}' = \ddot{\varepsilon} + \delta \ddot{x}_e$ 。此系统控制输入定义为：

$$u = \ddot{x}'_e + m^{-1}(\dot{k}'_e + f_d - f_e) \quad (26)$$

所以考虑动力学模型、物体位置和刚度的不确定性的控制器结构如图 2 所示。

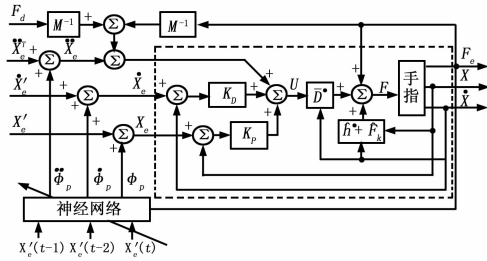


图 2 物体刚度和位置未知时的控制器

为了简化分析问题，令  $\ddot{x}'_e = \dot{x}'_e = 0$ ，即  $x'_e$  为常数，那么式 (25) 变为：

$$-\ddot{x} + m^{-1}[-b\dot{x} + f_d - f_e] = \delta_m - \delta_f - \varphi \quad (27)$$

由式 (27) 可知，当稳态下  $\ddot{x} = \dot{x} = 0$  时，式 (27) 有效，但是当  $\ddot{x} \neq 0, \dot{x} \neq 0$  时，式 (27) 无效。这种情况下，令：

$$\delta_p = \ddot{x} + m^{-1}b\dot{x} \quad (28)$$

则式 (27) 变为：

$$f_d - f_e = \delta_m - \delta_f + \delta_p - \varphi \quad (29)$$

同时神经网络训练信号定义为：

$$v = f_d - f_e \quad (30)$$

当  $v$  趋近于 0 时， $f_d = f_e, \varphi = \delta_m - \delta_f + \delta_p$ 。

### 2.5 神经网络补偿器的设计

结合上面几节的分析，我们了解到手指动力模型的不确定性、物体的刚度与物体位置的不稳定性都可以通过神经网络补偿器得到补偿<sup>[10-11]</sup>。该神经网络包含输入层、隐层和输出层三大组成部分，其中隐层具有非线性特点，输出层具有线性的特点。其结构示意图如图 3 所示。

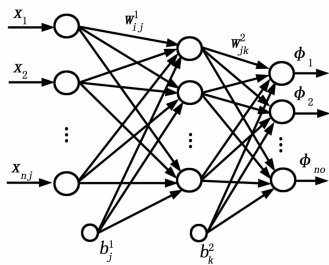


图 3 神经网络补偿器结构

输入层的信号方程如下：

$$\mathbf{X} = [\mathbf{X}_e^T(t) \mathbf{X}_e^T(t-1) \mathbf{X}_e^T(t-2) \mathbf{F}_e^T(t)]^T$$

输出层输出为：

$$\Phi = \Phi^T \quad (31)$$

通过  $\Phi^T$  的微分与二次微分我们可以得到  $\dot{\Phi}^T$  和  $\ddot{\Phi}^T$ ，但是我们不将其参与神经网络的训练。我们采用 S 型函数对隐层神经元激活函数  $f(\cdot)$  进行表述，其幅值在 -1 和 1 之间：

$$f(\cdot) = \frac{1 - \exp(-(\cdot))}{1 + \exp(-(\cdot))} \quad (32)$$

第  $k$  个线性节点的输出我们可以通过隐层输出加权后在每个输出节点相加得到。我们通过求神经网络训练信号  $v$  的二次

型，并将其作为输出函数：

$$\mathbf{J} = \frac{1}{2} \mathbf{V}^T \mathbf{V} \quad (33)$$

我们将目标函数取最小值。结合 BP 算法和 Delta 学习规则<sup>[12-13]</sup> 并加入动量项，这样可以将反向传播更新为新的规则，如下所示：

$$\Delta w_{ik}^2(t) = \eta v_k O_j + \alpha \Delta w_{ik}^2(t-1)$$

$$\Delta w_{ij}^1(t) = \eta O_j (1 - O_j) x_i (\sum_{k=1}^n v_k \Delta w_{ij}^2) + \alpha \Delta w_{ij}^1(t-1)$$

$$\Delta b_k^2(t) = \eta v_k + \alpha \Delta b_k^2(t-1)$$

$$\Delta b_j^1(t) = \eta O_j (1 - O_j) x_i (\sum_{k=1}^n v_k \Delta w_{ij}^2) + \alpha \Delta b_j^1(t-1)$$

式中， $\eta$  为更新率， $\alpha$  为动量系数。

### 3 实验与分析

我们采用图 4 的方法对位置型神经网络阻抗控制的效果进行验证。将手指尖与物体的小标 (5, 0, 95) mm 设为 P 位置。我们对物体施加 5 N 的恒定力，并将其施加在物体  $x$  轴的反方向。

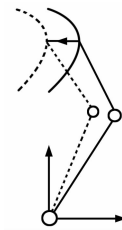


图 4 实验模型图

$x$  轴方向同时是施力方向和位移方向，在 BP 网络的输入层、输出层、隐层的神经元数目分别设置为 4 个、1 个和 6 个。同时，将动量系数设置为  $\alpha = 0.00003$ ，将随机数作为突触权值的初始化值，并且设置  $\eta = 0.00001$ 。

我们通过两组来进行试验，分别为软性材料（泡沫）和硬性材料（木块）。可以通过图 5 和图 6 可以看到两种材料的实验效果。

由图 5 和 6 可见，该系统不论对软性物体还是硬性物体都能够很好地完成抓取动作，并能够使作用在物体上的力达到 5 N 的期望值。图中不规则的图像轨迹波动时受到环境噪声的影响，根据环境的变化，这种变化也是不同的。通过图 4 可见，一旦物体发生位移时，那么就造成作用力的轨迹曲线发生晃动，但是该系统具有自适应策略，其可以通过自我调整以达到稳定的状态。从上面的实验和分析我们可以看到，该控制系统具有较强的自适应能力，对于水下机器人的控制可以说是游刃有余。

### 4 结论

由于动力学模型、被抓取物体位置和刚度的不确定性，采用传统阻抗控制方法不具有鲁棒性，文中提出采用神经网络对位置型阻抗控制器结构进行调整，实际环境中，物体的动力学建模、物体的位置、物体的刚度都是不同的，根据这些因素我们设计的神经网络控制系统具有很强的自适应性，可以很好地

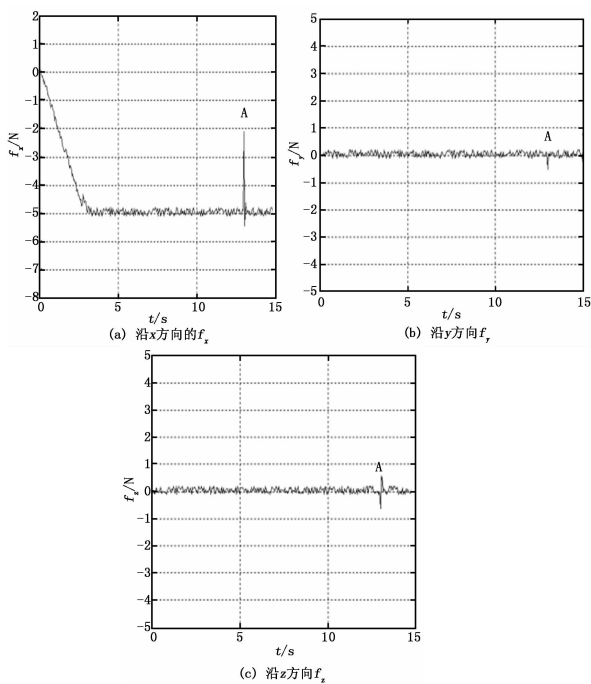


图 5 软性材料实验结果

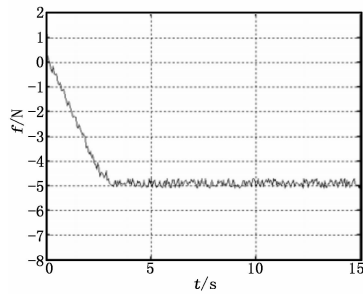


图 6 硬性材料实验结果

完成机器人抓取物体的任务。

(上接第 1441 页)

络的创建与运行，详细阐述硬件设计及 ZigBee 网络组建运行过程。接下来需进一步改善网络的低功耗特性。

参考文献：

[1] 宋冬, 廖杰, 陈星, 等. 基于 ZigBee 和 GPRS 的智能家居系统设计 [J]. 计算机工程, 2012, 38 (23): 243-246.  
 [2] 戴敏, 王宜怀, 潘启勇. 基于 ZigBee 技术的智能家居系统设计 [J]. 计算机测量与控制, 2013, 21 (3): 706-708.  
 [3] 李文仲, 段朝玉, 等. ZigBee2007/PRO 协议栈实验与实践 [M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2009.

参考文献：

[1] 吴玉香, 周东霞, 胡跃明. 一类不确定非线性系统的鲁棒自适应控制 [J]. 控制理论与应用, 2008, 25 (6): 1053-1058.  
 [2] 冯占国, 孙玉山, 张磊, 等. 基于混合学习算法的水下机器人神经网络辨识 [J]. 船舶工程, 2009, 31 (4): 59-62.  
 [3] Ott C, Albc-Schaer A, Kugi A, et al. On the passivity-based impedance control of flexible Joint robots [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2008, 24 (2): 416-429.  
 [4] 贾鹤鸣, 宋文龙, 郭靖. 基于神经网络滑模的采摘机械臂控制设计 [J]. 吉林大学学报, 2012, 42 (3): 709-713.  
 [5] 袁伟杰, 刘贵杰, 朱绍锋. 基于遗传算法的自治水下机器人水动力参数辨识方法 [J]. 机械工程学报, 2010, 46 (11): 96-100.  
 [6] 党进, 倪风雷, 刘业超, 等. 一种前馈补偿和模糊滑模相结合的柔性机械臂控制 [J]. 西安交通大学学报, 2011, 45 (31): 75-80.  
 [7] 张代兵, 谢海斌, 林龙信, 等. 柔性长鳍仿生水下推进器测控系统的设计与实现 [J]. 计算机测量与控制, 2007, 15 (2): 205-207.  
 [8] Lic H, Meusel P, Hirzinger G, et al. The modular multi-sensory DLR-HIT-Hand: hardware and software architecture [J]. IEEE/ASML Transactions on Mechatronics, 2008, 13 (4): 461-469.  
 [9] Bekiroglu Y, Laaksonen J, Jorgensen J A, et al. Assessing grasp stability based on learning and haptic data [J]. IEEE Transactions on Robotics, 2011, 27 (3): 616-629.  
 [10] 田彪, 李宇, 黄海宁. 水下无人潜航器探测与控制单元数据交互及其实现 [J]. 计算机测量与控制, 2009, 17 (8): 127-129.  
 [11] Lorinc M, Bela L. Control of robotic systems with unknown friction and payload [J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2011, 19 (6): 1534-1539.  
 [12] 陈华, 张可, 曹建蜀. 基于 PSO-BP 算法的目标威胁评估 [J]. 计算机应用研究, 2012, 29 (3): 900-901.  
 [13] Shafiqul I, Liu X P. Robust sliding mode control for robot manipulators [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2011, 58 (6): 2444-2453.

[4] 周佩颖, 邬贺铨. 智能家居是物联网技术很好的应用 [J]. 物联网技术, 2012, (5): 1-2.  
 [5] 李元元. 基于 Android 平台的智能家居安防系统设计 [J]. 制造业自动化, 2012, 34 (6): 138-140.  
 [6] 严萍, 张兴敢, 柏业超, 等. 基于物联网技术的智能家居系统 [J]. 南京大学学报 (自然科学), 2012, 48 (1): 26-32.  
 [7] 袁敏. 基于物联网的远程智能家居控制系统的设计 [J]. 制造业自动化, 2012, 34 (11): 32-34, 102.  
 [8] 卢晓慧. 基于物联网技术架构下智能家居系统的研究 [J]. 科技通报, 2013, 29 (5): 76-78, 121.