

文章编号: 1001-0920(2007)01-0011-05

基于神经网络观测器的一类非线性系统的故障调节

冒泽慧, 姜 斌

(南京航空航天大学 自动化学院, 南京 210016)

摘 要: 将一般形式的非线性模型线性化为输出反馈型. 针对该类系统, 首先利用神经网络的一致逼近任意非线性连续函数的性质, 构造神经网络自适应观测器, 以获取反映故障信息的残差; 然后根据残差信息在线估计故障; 最后通过修正控制律来补偿故障所带来的影响, 并采用 Lyapunov 稳定性理论证明了系统的稳定性. 仿真结果验证了该方法的有效性.

关键词: 神经网络; 自适应观测器; 故障调节

中图分类号: TP277 **文献标识码:** A

Fault accommodation for a class of nonlinear systems based on neural network observer

MAO Ze-hui, JIANG Bin

(College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China.

Correspondent: JIANG Bin, E-mail: binjiang@nuaa.edu.cn)

Abstract: A fault accommodation method for a class of nonlinear systems which can be changed into output-feedback form is proposed using a neural-network-based adaptive observer. The system faults can be estimated through the residual generated by the proposed observer, then the obtained estimation is used to reconfigure the control law to compensate the fault. The stability of system is guaranteed by Lyapunov theory. Simulation results show the performance of the approach.

Key words: Neural network; Adaptive observer; Fault accommodation

1 引 言

近年来, 控制系统的故障检测和隔离(FDI)在理论及应用两方面都获得了广泛研究. 关于 FDI 方面的绝大部分工作是针对线性系统的, 只有少量研究结果是基于非线性模型, 例如基于大增益观测器^[1]、使用等价空间方法^[2]. 在这些研究中, 有的没有考虑非线性系统的建模误差和外界干扰, 因此在应用过程中难以区分故障和建模不确定性, 导致较高的误报率. 有的研究工作使用完全干扰解耦原理, 要求模型中的不确定项具有匹配性, 实现完全解耦的条件较为苛刻, 从而该方法可适用的实际系统非常有限. 自适应观测器则对完全解耦的条件有所放宽, 可对一类具有非匹配未知参数的非线性系统进行故障检测和估计^[3]. 利用神经网络的逼近任意连续函数的能力来近似估计系统中的非线性部分, 并

将其应用于 FDI 方面的研究, 已取得许多理论成果^[4], 但它们大多要求非线性部分的状态变量可测, 而该情况在实际中并不多见.

故障调节是在故障发生后通过故障检测、估计和附加控制律等方法进行调节. Patton 在文献[5]中针对故障调节问题给出了概括性论述. Jiang 等人在多输入多输出离散及连续线性系统方面都提出过故障调节的方法^[6,7]. 文献[8]针对非线性系统, 利用神经网络的逼近性能, 提出了一种执行器加性故障调节方案. 本文首先利用输出反馈线性化的方法, 将较为一般的非线性系统部分线性化, 在线性化后的模型基础上, 提出了一种基于神经网络自适应观测器的故障调节方法. 该方法通过构造神经网络自适应观测器来获取反映故障信息的残差, 根据残差信息在线估计故障, 通过修正控制律来补偿故障所带

收稿日期: 2005-10-16; 修回日期: 2006-03-27.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60574083); 教育部留学回国人员科研启动基金课题(M0503-031).

作者简介: 冒泽慧(1981—), 女, 江苏如皋人, 博士生, 从事故障诊断与容错控制的研究; 姜斌(1966—), 男, 江西鄱阳人, 教授, 博士生导师, 从事故障诊断与容错控制等研究.

来的影响,并采用 Lyapunov 稳定性理论证明了系统的稳定性.最后通过一个数值例子验证了该方法的有效性.

2 故障检测的算法

2.1 系统描述

考虑具有如下形式的非线性系统:

$$\begin{cases} \dot{x} = \\ Ax(t) + \sum_{i=1}^n B^i f^i(y, u) + g(y)u(t) + \\ d(y, u, t) + f(y, u, t), \\ y(t) = Cx(t). \end{cases} \quad (1)$$

其中: $x \in R^n, u \in R^m, y \in R^r$ 分别为系统的状态向量、输入向量和输出向量; $A \in R^{n \times n}$ 为稳定的 Hurwitz 矩阵,且 (A, C) 是可观测的; B^i 为除第 i 个元素为 1 外,其他元素全为 0 的列向量; $f^i(y, u)$ 为 $R^{r+m} \rightarrow R^1$ 光滑非线性函数, $i = 1, \dots, n$; $g(y)$ 为已知光滑非线性函数; $d(y, u, t) \in R^n$ 为有界扰动;故障函数 $f(\cdot)$ 为系统故障.

注 1 上述系统可由一般的非线性模型在一定的条件下通过输出反馈化得到^[9,10].

假设 1 扰动 $d(y, u, t)$ 是关于 y, u, t 的未知非线性向量函数,由如下已知函数限制:

$$|d_i(y, u, t)| \leq \bar{d}_i(y, u, t), 1 \leq i \leq n.$$

同时设

$$\bar{d}(y, u, t) = [\bar{d}_1(y, u, t) \dots \bar{d}_i(y, u, t) \dots \bar{d}_n(y, u, t)]^T.$$

2.2 神经网络描述

利用神经网络可逼近任意连续函数的性质,可对上述系统中的非线性项 $f^i(y, u)$ 进行估计, $i = 1, 2, \dots, n$. 设非线性动态 f^i 的网络估计为 $\hat{f}^i(y, u, \hat{f}^i)$, 其中 $\hat{f}^i \in R^{f^i}$ 是一自调节参数向量. 令 \hat{f}^i 为最优参数向量,它在给出的神经网络中近似误差最小.

定义固有近似误差为

$$f^i(y, u) - \hat{f}^i(y, u, \hat{f}^i), \quad (3)$$

其中 \hat{f}^i 和 $f^i(y, u)$ 均未知. 实际估计误差可通过 Taylor 展开如下:

$$f^i(y, u) - \hat{f}^i(y, u, \hat{f}^i) = \phi_j^i \tilde{f}^i + f_e^i(y, u, \hat{f}^i, \tilde{f}^i) + f^i(y, u). \quad (4)$$

其中: $\tilde{f}^i = \hat{f}^i - f^i, \phi_j^i$ 为关于自适应参数的神经网络梯度函数,如 $\phi_j^i = \partial \hat{f}^i(y, u, \hat{f}^i) / \partial \hat{f}^i_j$; f_e^i 为 Taylor 展开式的高阶项,对于线性参数神经网络,如 RBF 神经网络, $f_e^i = 0$; 固有近似误差 f^i 可通过扩大神经元的数目来减小,因而 f^i 是有界的.

2.3 基于神经网络观测器的故障检测

针对 2.1 节所描述的系统,利用观测器与实际

系统的输出残差进行故障检测. 考虑到系统中的非线性项 $f^i(y, u)$, 利用神经网络进行估计. 基于神经网络的观测器是针对正常系统的,即针对 $f(\cdot) = 0$ 进行设计的. 构造如下动态神经网络观测器^[11]:

$$S: \begin{cases} \dot{\hat{x}} = \\ A\hat{x}(t) + \sum_{i=1}^n B^i \hat{f}^i(y, u) + g(y)u(t) - \\ \sum_{i=1}^n f^i \hat{f}^i - K(\hat{y} - y), \\ \hat{y} = C\hat{x}(t). \end{cases} \quad (5)$$

其中: $f^i \in R^{n \times f^i}$ 由如下 $n \times f^i$ 矩阵微分方程给定:

$$\dot{f}^i(t) = A_0 f^i(t) - B^i \phi_{f^i}(y, u), \quad (7)$$

式中 $A_0 \triangleq A - KC$. K 的设计使得 A_0 稳定. 若 ϕ_{f^i} 有界(对于 S 型函数,神经网络和 RBF 网络 ϕ_{f^i} 是有界的),那么 f^i 也有界.

参数自适应律为

$$\dot{f}^i(t) = -f^i(f^i, \hat{f}^i, \epsilon_0) (C f^i(t))^T \epsilon_0(t), \quad (8)$$

其中 $\epsilon_0(t) \triangleq y(t) - \hat{y}(t)$ 为观测器误差. 考虑到实际参数存在于一有界域,即 $|f^i| < f_m$, 权值参数 $f^i(f^i, \hat{f}^i, \epsilon_0)$ 定义为:若 $|f^i| < f_m$ 或 $|f^i| = f_m$ 且 $(C f^i(t))^T \epsilon_0(t) > 0$, 则有

$$f^i = c^i, \quad (9)$$

其中 c^i 为正常数. 实际中 f^i 总能满足式(9)的条件,因此观测器可有效地跟踪系统状态量.

定义正常系统与观测器间状态估计误差为 $\tilde{x}(t) \triangleq x(t) - \hat{x}(t)$, 输出估计误差 $\epsilon_0(t) \triangleq y(t) - \hat{y}(t)$, 则系统的闭环动态误差为

$$\begin{aligned} \dot{\tilde{x}} &= A_0 \tilde{x}(t) + \sum_{i=1}^n B^i \phi_{f^i}(y, u) \tilde{f}^i + \\ &\sum_{i=1}^n f^i \hat{f}^i + \tilde{f}^i + d(y, u, t), \end{aligned} \quad (10)$$

$$\epsilon_0(t) = \hat{y}(t) - y(t) = C\tilde{x}. \quad (11)$$

其中

$$\tilde{f}^i = \sum_{i=1}^n B^i (f^i(y, u) + f_e^i(y, u, \hat{f}^i, \tilde{f}^i))$$

是有界的, $\tilde{f}^i = f^i$.

定义 $\tilde{x} \triangleq \tilde{x} + \sum_{i=1}^n f^i \tilde{f}^i$, 则观测器误差为

$$\begin{aligned} \hat{y}(t) - y(t) &= \epsilon_0(t) = C\tilde{x} = \\ C\tilde{x} - C \sum_{i=1}^n f^i \tilde{f}^i. \end{aligned} \quad (12)$$

定理 1 考虑无故障系统和观测器(5), (6), 由于 A_0 稳定, 存在正定对称矩阵 P 满足如下 Lyapunov 方程:

$$A_0 P + P A_0^T = -2I. \quad (13)$$

若权重参数的自适应律由式(8)给出,则状态估计误差和网络权值估计误差一致最终有界.

证明 选择如下 Lyapunov 函数:

$$V(t) = \sum_{i=1}^n \frac{1}{2} \tilde{f}_i^T \tilde{f}_i + \frac{1}{2} \tilde{P}^T \tilde{P}, \quad (14)$$

则取微分,由式(12), (13) 及自适应律(8)得

$$\begin{aligned} \dot{V}(t) &= \sum_{i=1}^n \tilde{f}_i^T (C - f^i(t))^T e_0(t) - \tilde{P}^T \dot{\tilde{P}} + \\ & \tilde{P}^T P(\tilde{f}(t) + d(y, u, t)) \\ & - \frac{1}{2} e_0^T(t) e_0(t) - \frac{1}{4} \tilde{P}^T \tilde{P} + (\tilde{P} + |\bar{d}|)^2. \end{aligned} \quad (15)$$

其中: $\tilde{P} = \sup_t | \tilde{P}(t) |$, $\tilde{P} = P^{-2}$. 因此当

$$\left(\frac{1}{2} e_0^T(t) e_0(t) + \frac{1}{4} \tilde{P}^T \tilde{P} \right) > (\tilde{P} + |\bar{d}|)^2$$

时, $\dot{V}(t) < 0$. 所以 \tilde{x}, \tilde{f}_i 是一致有界的.

2.4 阈值定义

在故障检测中,阈值的定义关系到故障误报率和漏报率的大小,一般的方法是在二者之间折中选一恒值作为阈值.下面给出一种动态检测阈值的定义方法.该阈值随动态系统的变换而变,用该阈值进行故障检测具有较好的动态效果.

由式(10),可得

$$\begin{aligned} x(t) &= \\ & e^{A_0(t-t_0)} \left[\sum_{i=1}^n B^i \phi_{f^i}(y(t_0), u(t_0)) \tilde{f}_i + \right. \\ & \left. \sum_{i=1}^n \int_{t_0}^t f^i \dot{f}_i + (\tilde{f}_i + d(y(t_0), u(t_0), t)) dt \right]. \end{aligned} \quad (16)$$

定义

$$\begin{aligned} e_0(t) &= [e_{01}(t) \dots e_{0i}(t) \dots e_{0r}(t)]^T, \\ & i = 1, 2, \dots, r; \\ C &= [C_1 \dots C_i \dots C_r]^T, C_i = [c_{i1} \dots c_{im}]. \end{aligned}$$

则

$$\begin{aligned} |e_{0i}(t)| &= \\ & \left| \sum_{i=1}^n C_i e^{A_0(t-t_0)} \left[\sum_{i=1}^n B^i \phi_{f^i}(y, u) \tilde{f}_i + \right. \right. \\ & \left. \left. \int_{t_0}^t f^i d + \sum_{i=1}^n \int_{t_0}^t f^i \dot{f}_i + \bar{d}(y, u, t) \right] dt \right|, \end{aligned}$$

其中 $f^i = \sum_{i=1}^n B^i \phi_{f^i}$ 可通过扩大神经元的数目来减小,因此 f^i 是有界的.取神经网络训练的精度为 ϵ ,则在线阈值选为

$$\begin{aligned} \bar{d}_i(t) &= \\ & \left| \sum_{i=1}^n C_i e^{A_0(t-t_0)} \left[\sum_{i=1}^n \int_{t_0}^t f^i \dot{f}_i + \right. \right. \\ & \left. \left. + \bar{d}(y, u, t) \right] dt \right|. \end{aligned} \quad (17)$$

3 容错控制

容错控制的目的是为了实现系统在有故障的情况下依然能保持一定的动态性能.下面叙述一种容错控制设计的思想:

设正常系统工作情况下的控制律为 $u_H = u_H(y)$,使得正常系统具有期望的行为.当出现故障时,新的控制律 u 设计为

$$u = u_H + u_F = u_H(y) + u_F(y, \tilde{f}_i),$$

其中附加控制函数 $u_F(y, \tilde{f}_i)$ 需选择确定.该函数的选择以保证有故障的系统在新的控制律下稳定为依据^[12].

利用上述设计思想,针对如下带有故障和干扰的系统进行容错控制设计:

$$\begin{cases} \dot{x} = Ax(t) + \sum_{i=1}^n B^i f^i(y) + \\ g(y)u(t) + d(y, t) + f(y, t), & (18) \\ y(t) = Cx(t). & (19) \end{cases}$$

系统 Σ_2 在无干扰、无故障情况下的控制律为 $u_H = u_H(y)$,

假设 2 存在控制器 $u_H = u_H(y)$ 和函数 $k_1(\cdot), k_2(\cdot)$ 及 Lyapunov 函数 $V_H(y)$,使得正常系统稳定,且

$$k_1(y) \leq V_H(y) \leq k_2(y), \quad (20)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial V_H}{\partial y} \{ & C[Ax(t) + \sum_{i=1}^n B^i f^i(y) + B(y)u(t)] \} \\ & - k_3(y). \end{aligned} \quad (21)$$

其中 k_1, k_2, k_3 为类函数^[12].

定理 2 假设系统 Σ_2 满足假设 2,设计如下控制器:

$$u = u_H + u_F, u_H = u_H(y),$$

其中: $u_F(y)$ 由假设 2 给出:

$$\begin{aligned} u_F &= -g^+(y) [\bar{d}(y, t) + \\ & \sum_{i=1}^n B^i \phi_{f^i}(y, \tilde{f}_i)]; \end{aligned} \quad (22)$$

$$\dot{\tilde{f}}_i = - \left[\frac{\partial V_H}{\partial y} C - f^i B^i \phi_{f^i}(y) \right]^T. \quad (23)$$

可以保证带有故障和干扰的系统 Σ_2 稳定,其中 $g^+(y)$ 为 $g(y)$ 的右逆.

证明 对于系统 Σ_2 ,定义 Lyapunov 函数

$$V(y, \tilde{f}_i) = V_H(y) + \sum_{i=1}^n \frac{1}{2} \tilde{f}_i^T \tilde{f}_i,$$

于是 V 的导数

$$\begin{aligned} \dot{V}(y, \tilde{f}_i) &= \\ & \frac{\partial V_H}{\partial y} \{ C[Ax(t) + \sum_{i=1}^n B^i f^i(y) + g(y)u(t) + \end{aligned}$$

$$d(y, t) + f(y, t) \Big\} + \sum_{i=1}^n \frac{1}{f} \tilde{f}_f^i$$

$$- k_3 (y) + (\partial V_H / \partial y) \{ C [g(y) (y, f) +$$

$$\bar{d}(y, t) + \sum_{i=1}^n B^i \wedge_f^i (y, f) +$$

$$\sum_{i=1}^n B^i \phi_f^i (y) \tilde{f}_f^i + \Big\} + \sum_{i=1}^n \frac{1}{f} \tilde{f}_f^i.$$

将式(22), (23) 代入, 则

$$\dot{V} - k_3 (y) + (\partial V_H / \partial y) C,$$

其中

$$f(t) = \sum_{i=1}^n B^i (f_f^i (y, u) + \wedge_{fe}^i (y, u, \tilde{f}_f^i, f_f^i)).$$

同上述故障检测中的定义类似, $\tilde{f}_f^i = f_f^i$, 因此有界且可以逼近任意小的数. 所以 y, \tilde{f}_f 是一致有界的.

注2 定理2中 $g^+(y)$ 为 $g(y)$ 的右逆, 要求矩阵 $g(y)$ 始终是行满秩的. 该条件可以放宽, 具体参考文献[13].

4 数值例子

考虑如下非线性方程^[3]:

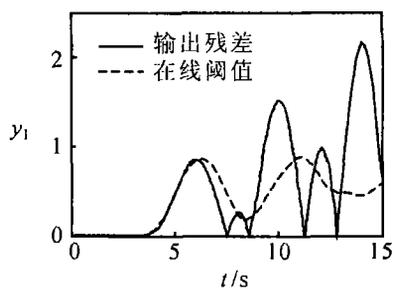
$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2 - 2x_3, \\ \dot{x}_2 = x_2 x_3 + x_3, \\ \dot{x}_3 = x_1 - u; \\ y_1 = x_1, \\ y_2 = x_3. \end{cases}$$

经计算可知, 该方程组满足输出反馈变换的条件. 选取坐标变换后, 上述方程可化为所需形式, 具体变换参见文献[3].

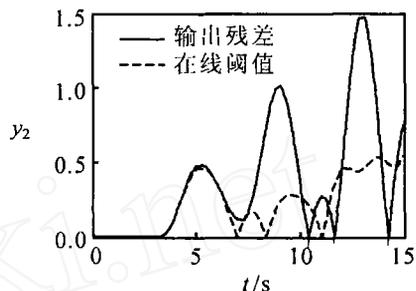
选取干扰界 $\bar{d}(y, t) = [0 \ 0 \ 0.06 \sin y_1]^T$, 在 $t = 3$ s 时发生故障, 即

$$f(y, t) = \begin{cases} [0 \ 0 \ 0]^T, & 0 \leq t < 3; \\ [0.7 \sin y_1 \ 0 \ 0]^T, & 3 < t \leq 15. \end{cases}$$

非线性 $f(y)$ 可由动态神经网络逼近, 选取 RBF 神经网络中间层节点数为 30, 网络权值采用式(9) 进行调整. 在有干扰的情况下, 使用在线阈值进行故障检测的结果如图1所示. 由图1可以看出, 输出残差在4s时超过阈值, 比选取恒定值0.6时更快速. 由图2可见, 使用神经网络可以在一定的误差范围内估计出故障的幅值. 图3比较了故障调节前后的系统性能. 由图3可见, 本文提出的故障调节方案较好地保证了系统的稳定性.



(a) 输入 y_1 残差及阈值



(b) 输出 y_2 残差及阈值

图1 基于输出残差的故障检测

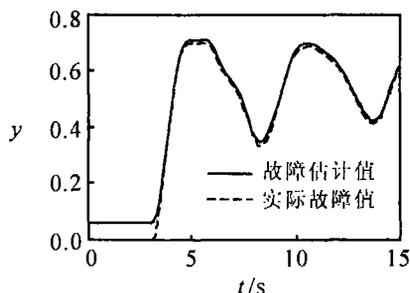
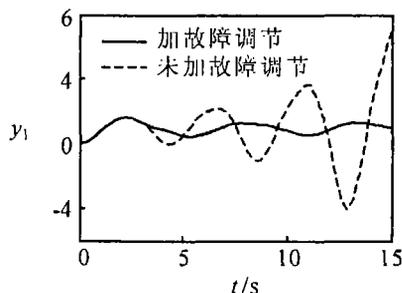
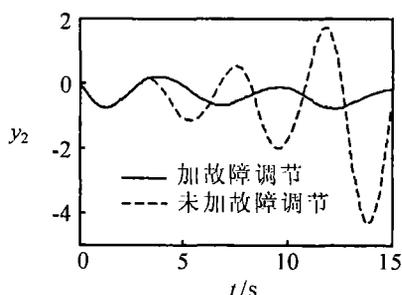


图2 故障估计



(a) 输入 y_1 调节前后曲线



(b) 输出 y_2 调节前后曲线

图3 故障调节前后输出曲线

5 结 语

本文利用神经网络的一致逼近任意非线性连续函数的性质, 构造了神经网络自适应观测器. 考虑具

有输出反馈形式的非线性系统,采用神经网络观测器获得反映故障信息的残差.利用残差信息,不仅可以实现故障检测,还可以在一定的误差范围内估计出故障的幅值.基于 Lyapunov 稳定性定理,提出了故障调节的算法.从仿真结果可以明显地看出,该方法在故障检测、估计以及容错控制中的有效性.但在容错控制中的控制器条件较为严格,下一步的工作应在这方面进行改进.同时应考虑将此方法在更为一般的非线性系统中推广,以便于在实际控制系统中应用.

参考文献(References)

- [1] Hammouri H, Kinnaert M, Yaagoubi E H El. Observer based approach to fault detection and isolation for nonlinear systems [J]. IEEE Trans on Automatic Control, 1999, 44(10):1879-1884.
- [2] Staroswiecki M, Comtet-Varga G. Analytical redundancy relations for fault detection and isolation in algebraic dynamic systems [J]. Automatica, 2001, 37(5):687-699.
- [3] Jiang B, Staroswiecki M, Cocquempot V. Fault diagnosis based on adaptive for a class of nonlinear systems[J]. Int J Control, 2004, 77(4):415-426.
- [4] 周川, 胡维礼, 陈庆伟. 基于神经网络自适应观测器的鲁棒故障检测[J]. 应用科学学报, 2004, 22(1):124-126.
(Zhou C, Hu W L, Chen Q W. Robust fault detection based on neural network adaptive observers [J]. J of Applied Sciences, 2004, 22(1):124-126.)
- [5] Patton R J. Fault-tolerant control: The 1997 situation [C]. Proc IFAC Safeprocess. Hull, 1997:1033-1055.
- [6] Jiang B, Chowdhury F N. Fault estimation and accommodation for linear MIMO discrete-time systems [J]. IEEE Trans Control System Technology, 2005, 13(3):493-499.
- [7] 冒泽慧, 姜斌. 基于自适应观测器的 MIMO 系统执行器故障调节[J]. 山东大学学报, 2005, 35(3):17-19.
(Mao Z H, Jiang B. Actuator fault accommodation based on adaptive observer for MIMO system[J]. J of Shandong University, 2005, 35(3):17-19.)
- [8] 张颖伟, 王福利, 于戈. 基于一个学习逼近的非线性系统的故障调节[J]. 自动化学报, 2004, 30(5):757-762.
(Zhang Y W, Wang F L, Yu G. Fault accommodation of a class of nonlinear systems using a learning approach [J]. Acta Automatica Sinica, 2004, 30(5):757-762.)
- [9] Marino R, Tomei P. Global adaptive output-feedback control of nonlinear systems, Part : Linear parameterization[J]. IEEE TAC, 1993, 38(1):17-32.
- [10] Isidori A. Nonlinear control systems: An introduction [M]. 3rd ed. New York: Springer-Verlag, 1995.
- [11] Choi J Y, Farrell J. Adaptive observer for a class of nonlinear systems using neural network [C]. IEEE Int Symposium on Intelligent Control/ Intelligent System and Semiotics. Cambridge, 1999:114-119.
- [12] Polycarpou M M. Fault accommodation of a class of multivariable nonlinear dynamical systems [J]. IEEE Trans on Automatic Control, 2001, 46(5):736-742.
- [13] Theillior D, Noura H, Sauter D. Fault-tolerant control method for actuator and component faults[C]. Proc of the 37th IEEE Conf on Decision and Control. Jampa, 1998:604-609.
- [14] Von Collani Y, Scheering C, Zhang J W, et al. A neuro-fuzzy solution for integrated visual and force control[C]. IEEE Int Conf on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems. Taipei, 1999:135-140.
- [15] Zhang Z Y, Isono K, Akamatsu S. Euclidean structure from uncalibrated images using fuzzy domain knowledge: Application to facial images synthesis[J]. J of Engineering and Applied Science, 1998:784-789.
- [16] Miura K, Gangloff J A, De Mathelin M F. Robust and uncalibrated visual servoing without Jacobian using a simplex method [C]. IEEE Int Conf on Intelligent Robots and Systems. Lausanne, 2002, 1:311-316.
- [17] Miura K, Gangloff J, De Mathelin M, et al. Visual servoing without Jacobian using modified simplex optimization[C]. Proc of the SICE Annual Conf, SICE Annual Conf 2004. Sapporo, 2004:1313-1318.
- [18] Piepmeier J A, McMurray G V, Pfeiffer A, et al. Uncalibrated target tracking with obstacle avoidance [C]. IEEE Int Conf on Robotics and Automation. San Francisco, 2000, 2:1670-1675.

(上接第 6 页)