

文章编号: 1000-8152(2004)02-0179-04

不确定非线性系统的神经网络智能重构控制

周 川^{1,2}, 陈庆伟¹, 吴晓蓓¹, 胡维礼¹

(1. 南京理工大学 自动化系, 江苏 南京 210094; 2. 清华大学 智能技术与系统国家重点实验室, 北京 100084)

摘要: 针对一类不确定非线性动态系统, 提出了一种基于神经网络动态补偿的鲁棒模型跟随重构控制策略. 该方法吸取了线性模型跟随方法的基本思想, 通过引入神经网络在线补偿控制器, 以克服系统由故障引起的未建模非线性动态的影响, 从而提高模型跟随重构控制的动态性能和稳态精度; 并且当系统存在模型不确定性时, 其输出仍能精确地跟踪理想模型的输出. 文中还给出了特定假设条件下闭环重构控制系统稳定性的严格证明. 理论分析和仿真研究表明, 所提的方法是有效的并可保证闭环系统具有良好的重构性能.

关键词: 神经网络; 重构控制; 模型跟随

中图分类号: TP13, TP273 **文献标识码:** A

Neural network intelligent reconfigurable control for nonlinear system with uncertainty

ZHOU Chuan^{1,2}, CHEN Qing-wei¹, WU Xiao-bei¹, HU Wei-li¹

(1. Department of Automation, Nanjing University of Science and Technology, Jiangsu Nanjing 210094, China;

2. State Key Lab of Intelligent Technology and Systems, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: A new type of robust model-following reconfigurable control strategy based on the neural network compensation is presented for a class of nonlinear systems with uncertainties. By using the neural network online compensator, this method can eliminate the effect of unmodeled dynamics caused by faults, and the system output is able to accurately track the output of an ideal model even when there exist uncertainties. Stability of the closed-loop system is rigorously established under certain assumptions. Both the theoretical analysis and the computer simulation reveal that the presented scheme is effective and the closed-loop system has a good reconfiguration performance.

Key words: neural networks; reconfigurable control; model-following

1 问题描述 (Problem description)

考虑如下多变量仿射型不确定非线性动态系统

$$\dot{x}(t) = [A(x(t)) + \Delta A(x(t))]x(t) + B(x(t))u(t) + \delta(t). \quad (1)$$

其中: $x \in \mathbb{R}^n$, $u \in \mathbb{R}^m$ 分别为系统的状态和控制变量; $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$, $B \in \mathbb{R}^{n \times m}$ 为状态变量非线性函数的状态矩阵和控制矩阵. 模型摄动 $\Delta A \in \mathbb{R}^{n \times n}$, 且 $\|\Delta A\| \leq M$, $\delta(t) \in \mathbb{R}^n$ 为系统的未知有界故障向量, 且 $\|\delta(t)\| \leq d_M$.

选取如下线性状态方程描述的参考模型

$$\dot{x}_m(t) = A_m x_m(t) + B_m u_m(t). \quad (2)$$

这里, $x_m \in \mathbb{R}^n$, $A_m \in \mathbb{R}^{n \times n}$, $B_m \in \mathbb{R}^{n \times m}$, $u_m \in \mathbb{R}^m$, 并且 A_m 为稳定的霍尔维茨矩阵. 模型参考自适应控制的目标在于设计增益调整的自适应机制, 使实际受

控非线性系统的输出跟随参考模型的输出, 以达到理想的静、动态特性. 本文采用的神经网络智能重构控制的结构如图 1 所示.

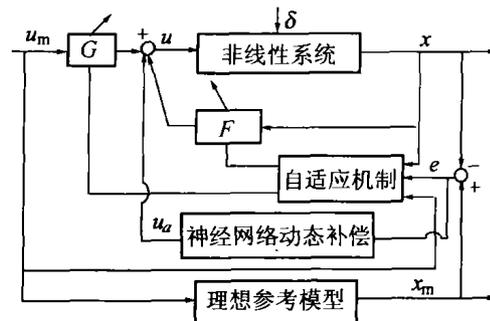


图 1 非线性系统的神经网络智能重构控制结构
Fig. 1 Structure of neural network reconfigurable control for nonlinear system

2 非线性系统的模型跟随自适应控制 (Model-following adaptive control for nonlinear system)

对于方程(1),若系统正常且不考虑参数摄动的影响,即故障项 $\delta(t) = 0$,不确定性项 $\Delta A = 0$,则系统的非线性状态方程为

$$\dot{x}(t) = A(x(t))x(t) + B(x(t))u(t). \quad (3)$$

系统的自适应控制采用前馈和反馈相结合,控制输入为

$$u(t) = F(t)x(t) + G(t)u_m(t). \quad (4)$$

其中: $G(t)$ 为前馈增益阵, $F(t)$ 为反馈增益阵. 将该控制作用于系统(3),可得系统的闭环状态方程为

$$\dot{x}(t) = [A(x(t)) + B(x(t))F(t)]x(t) + B(x(t))G(t)u_m(t). \quad (5)$$

定义闭环跟踪误差 $e(t) = x_m(t) - x(t)$,则系统的闭环误差动力学为

$$\begin{aligned} \dot{e}(t) &= \dot{x}_m(t) - \dot{x}(t) = \\ &A_m x_m(t) + B_m u_m(t) - A(x)x(t) - \\ &B(x)Fx(t) - B(x)Gu_m(t) = \\ &A_m e(t) + [A_m - A(t) - B(t)F]x(t) + \\ &[B_m - B(x)G]u_m(t) = \\ &A_m e(t) - B(x)[F - \bar{F}]x(t) - B(x)[G - \bar{G}]u_m(t). \end{aligned}$$

其中

$$\bar{F} = (B^T B)^{-1} B^T (A_m - A), \quad \bar{G} = (B^T B)^{-1} B^T B_m.$$

若 $F = \bar{F}, G = \bar{G}$ 时,可实现完全模型跟随

$$\dot{e}(t) = A_m e(t). \quad (6)$$

如果 A_m 的特征值在左半平面内,则当 $t \rightarrow \infty$ 时,闭环跟踪误差将渐近收敛到零.

定义 $\theta = [\theta_1, \theta_2]$,且 $\theta_1 = F - \bar{F}, \theta_2 = G - \bar{G}$,则系统的误差方程可写为

$$\dot{e}(t) = A_m e(t) - B(x)\theta(t)r(t). \quad (7)$$

其中: $r = [r_1, r_2]^T = [x^T, u_m^T]^T \in \mathbb{R}^{n+m}$.

以下定理给出了非线性闭环误差系统稳定的自适应控制律.

定理 1 对于闭环误差系统(7),如果采用如下参数调整自适应律

$$\dot{\theta}_i = \eta B^T P e r_i^T, \quad i = 1, 2. \quad (8)$$

其中: P 为李雅普诺夫方程 $A_m^T P + P A_m = -Q$ 的正定对称解, Q 为正定阵,调整步长 η 为大于零的常数,则闭环误差系统一致渐近稳定.

尽管采用以上李雅普诺夫方法设计出的前馈和反馈增益自适应规律可保证闭环系统的渐近稳定性,但在进行控制律设计时未考虑系统的故障和不

确定性因素,因此对系统的故障不具备修复能力,且存在对模型误差和扰动鲁棒性差的缺点,其动态性能和稳态精度也不十分理想.下面将讨论神经网络补偿控制器的设计,以满足系统存在故障和不确定性因素下重构控制的性能要求.目前,动态系统的神经网络自适应控制及重构控制的研究已受到广泛关注^[1-4].

3 带神经网络动态补偿的鲁棒模型跟随重构控制 (Robust model-following reconfigurable control with neural network dynamical compensation)

考虑在前面控制规律的基础上引入一个神经网络补偿控制项 $u_a(t)$,该动态补偿控制项采用一个三层 RBF 神经网络来实现,在给出稳定的 RBF 神经网络补偿控制方法前,先作两条假设.

假设 1 RBF 神经网络的理想权矩阵 W^* 有界,即 $\|W^*\| \leq W_M$,其中 W_M 为已知的正常数.

假设 2 非线性函数 $f(x)$ 由系统的有界故障 $\delta(t)$ 与模型摄动项 ΔAx 组成,即 $f(x) = \delta(t) + \Delta Ax$,由神经网络在紧集上的逼近性能,假设存在理想矩阵 W^* ,使得

$$\|f(x) - BW^{*T}\phi(x)\| < \Delta_M. \quad (9)$$

这里 $\Delta_M \in \mathbb{R}^n$ 为神经网络逼近的有界近似误差.

神经网络基函数 $\phi(\cdot)$ 为有界函数,即 $\|\phi(\cdot)\| \leq \phi_M$,RBF 神经网络控制器的输出 $u_a(t) = \hat{W}^T \phi(x(t))$. 定义神经网络权值收敛误差为 $\tilde{W} = \hat{W} - W^*$,其中 \hat{W} 为估计权重.

引理 1 如果对 $x \in S \subset \mathbb{R}^n$ 存在正定函数 $V(x, t)$,其偏导数连续,对某个 $R > 0, \{x: \|x\| < R\} \subset S$,当 $\|x\| > R$ 时有 $\dot{V}(x, t) < 0$,则系统一致最终有界稳定.

若加入神经网络补偿控制,则作用于故障系统的控制输入为

$$u(t) = Fx(t) + Gu_m(t) - u_a(t), \quad (10)$$

则闭环误差方程为

$$\dot{e}(t) = A_m e(t) - B\theta r(t) - \Delta Ax(t) + Bu_a(t) - \delta(t). \quad (11)$$

控制增益的自适应调整律仍保持为

$$\dot{\theta}_i = \begin{cases} \eta B^T P e r_i^T, & \|e\| > e_0, \\ 0, & \|e\| \leq e_0. \end{cases} \quad (12)$$

补偿控制项为

$$u_a(t) = \hat{W}^T \phi(x(t)). \quad (13)$$

神经网络的权重调整采用如下学习算法

$$\dot{W} = \begin{cases} -\Gamma \phi e^T P B, & \|e\| > e_0, \\ 0, & \|e\| \leq e_0. \end{cases} \quad (14)$$

其中: e_0 由式(16)给出; $\Gamma \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 为正定对称矩阵, 表示神经网络学习速率. P 为满足 $A_m^T P + P A_m = -Q$ 的正定对称解; 而由式(12) ~ (14) 构成的控制律的稳定性由以下定理给出.

定理 2 对于式(11)描述的闭环误差系统, 若则采用式(12) ~ (14) 的重构控制律可保证闭环误差系统一致有界鲁棒稳定.

证 选取准李雅普诺夫函数

$$V = \begin{cases} e^T P e + \eta^{-1} \sum_{i=1}^2 \text{tr} [\theta_i^T \theta_i] + \text{tr} \{ \tilde{W}^T \Gamma^{-1} \tilde{W} \}, & \|e\| > e_0, \\ E_0 + \eta^{-1} \sum_{i=1}^2 \text{tr} [\theta_i^T \theta_i] + \text{tr} \{ \tilde{W}^T \Gamma^{-1} \tilde{W} \}, & \|e\| \leq e_0. \end{cases} \quad (15)$$

其中: $E_0 = e_0^T P e_0$, $\tilde{W} = \hat{W} - W^*$ 为权矩阵误差, V 正定且连续.

当 $\|e\| \leq e_0$ 时, 由式(12) ~ (14) 的重构控制律得

$$\dot{V} = \eta^{-1} \left\{ \sum_{i=1}^2 \text{tr} [\dot{\theta}_i^T \theta_i] + \sum_{i=1}^2 \text{tr} [\theta_i^T \dot{\theta}_i] \right\} + \text{tr} \{ \dot{\tilde{W}}^T \Gamma \tilde{W} \} + \text{tr} \{ \tilde{W}^T \Gamma \dot{\tilde{W}} \} = 0.$$

当 $\|e\| > e_0$ 时, 由式(12) ~ (14) 的重构控制律得

$$\begin{aligned} \dot{V} = & e^T P e + e^T \dot{P} e + \eta^{-1} \left\{ \sum_{i=1}^2 \text{tr} [\dot{\theta}_i^T \theta_i] + \sum_{i=1}^2 \text{tr} [\theta_i^T \dot{\theta}_i] \right\} + \\ & \text{tr} \{ \dot{\tilde{W}}^T \Gamma \tilde{W} \} + \text{tr} \{ \tilde{W}^T \Gamma \dot{\tilde{W}} \} = \\ & -e^T Q e - 2e^T P B \dot{\theta} + 2\text{tr} [re^T P B \dot{\theta}] + \\ & 2e^T P [B \hat{W}^T \phi - \Delta A x - \delta] - 2\text{tr} \{ \tilde{W}^T \phi e^T P B \} = \\ & -e^T Q e + 2e^T P [B \hat{W}^T \phi - \Delta A x - \delta] - \\ & 2\text{tr} \{ \tilde{W}^T \phi e^T P B \} = \\ & -e^T Q e + 2e^T P [B \hat{W}^T \phi - \Delta A x - \delta] - \\ & 2e^T P B (\hat{W}^T - W^{*T}) \phi = \\ & -e^T Q e + 2e^T P [B \hat{W}^{*T} \phi - \Delta A x - \delta] \leq \\ & -e^T Q e + 2 \|e\| \lambda_{\max}(P) \|B W^{*T} \phi - \Delta A x - \delta\|. \end{aligned}$$

由假设条件(9)可得

$$\dot{V} < -e^T Q e + 2 \|e\| \lambda_{\max}(P) \Delta_M.$$

若令

$$e_0 = \frac{2\lambda_{\max}(P)\Delta_M}{\lambda_{\min}(Q)}, \quad (16)$$

当 $\|e\| > e_0$ 时, $\dot{V} < 0$.

因此综上所述, 由引理 1 可知误差一致最终有界, 即闭环系统一致有界鲁棒稳定.

注 1 以上定理表明了对任何有界的初始误差 $e(0)$ 和 $\tilde{W}(0)$, e 和 \tilde{W} 均一致有界. 因此定理 2 不仅保证了式(12) ~ (14) 的重构控制律使闭环系统一致有界鲁棒稳定, 而且也保证了式(14)神经网络学习算法的收敛性, 并且式(14)是一种连续时间的无监督学习算法.

4 仿真算例 (Simulation example)

针对如下仿射非线性微分方程描述的歼击机纵向运动方程进行仿真.

$$\begin{bmatrix} \dot{v} \\ \dot{\alpha} \\ \dot{\theta} \\ \dot{q} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -g \sin(\theta - \alpha) - D/m \\ q + (mg \cos(\theta - \alpha) - L_0)/mv \\ q \\ QSc(C_{m0}(\alpha) + C_{mq}(\alpha)Qc/2v)/I_y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 1/m \\ 0 & c(\alpha)/mv \\ 0 & 0 \\ L_1/I_y & X_t/I_y \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \delta_h \\ \delta_T \end{bmatrix}. \quad (17)$$

其中: 状态变量 v, α, θ, q 分别为歼击机的纵向速度、攻角、俯仰角和俯仰角速度; 控制变量 δ_h, δ_T 分别为升降舵偏角及推力; g 是重力加速度, m 为飞机质量, $C_{m0}(\alpha), C_{mq}(\alpha)$ 为相应气动参数. 根据系统的闭环动、静态性能的要求, 选取理想模型为

$$A_m = \begin{bmatrix} -2.0733 & 0.0651 & 0.0290 & -1.3010 \\ -0.3030 & -0.6850 & 1.0168 & -0.2581 \\ -0.0712 & -0.6580 & -2.8391 & -5.2947 \\ 0 & 0 & 1.0000 & 0 \end{bmatrix},$$

$$B_m = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -0.0541 & 0 \\ -1.11 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}.$$

采用以上神经网络模型跟随重构控制, 选取相应 Q, P 阵为

$$Q = \begin{bmatrix} 0.01 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.01 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.1 \end{bmatrix},$$

$$P = \begin{bmatrix} 0.0025 & -0.0008 & -0.0005 & -0.0006 \\ -0.0008 & 0.0086 & -0.0014 & -0.0002 \\ -0.0005 & -0.0014 & 0.0205 & 0.0096 \\ -0.0006 & -0.0002 & 0.0096 & 0.1349 \end{bmatrix}.$$

RBF 神经网络补偿控制器的结构选为 4-6-2, 即输入节点为 4, 对应输入向量为 $\bar{x}(t) = [e_1(t), e_2(t), e_3(t), e_4(t)]^T$, 隐层 6 个节点, 输出 2 个节点

分别对应控制输出 $u_a(t) = [\Delta\delta_h, \Delta\delta_T]^T$ 为飞机舵面的补偿控制量. 在仿真研究中, 假定模型摄动 ΔA 为原系统状态阵 A 的 20%, 并设定飞机在 0.5 s 发生平尾缺损故障(左平尾缺损 50%), 仿真结果如图 2 和图 3 所示. 图 2 中实线为参考模型输出, 虚线为模型参考自适应控制的响应曲线. 常规模型跟随重构控制在一定范围内仍能使故障系统维持相应的性能和稳定性; 但如果故障严重时, 会使系统性能下

降甚至失去稳定性. 因此考虑采用本文所提的神经网络非线性补偿控制以对故障进行修复. 图 3 中实线仍为参考模型输出, 虚线为加入神经网络补偿后的模型跟随重构控制响应曲线. 由图可以看出, 加入神经网络动态补偿的模型跟随重构控制, 无论从跟踪的动态品质还是稳态精度都明显优于未加补偿的模型跟随控制, 保证了闭环系统良好的重构性能, 并且对模型误差具有鲁棒性.

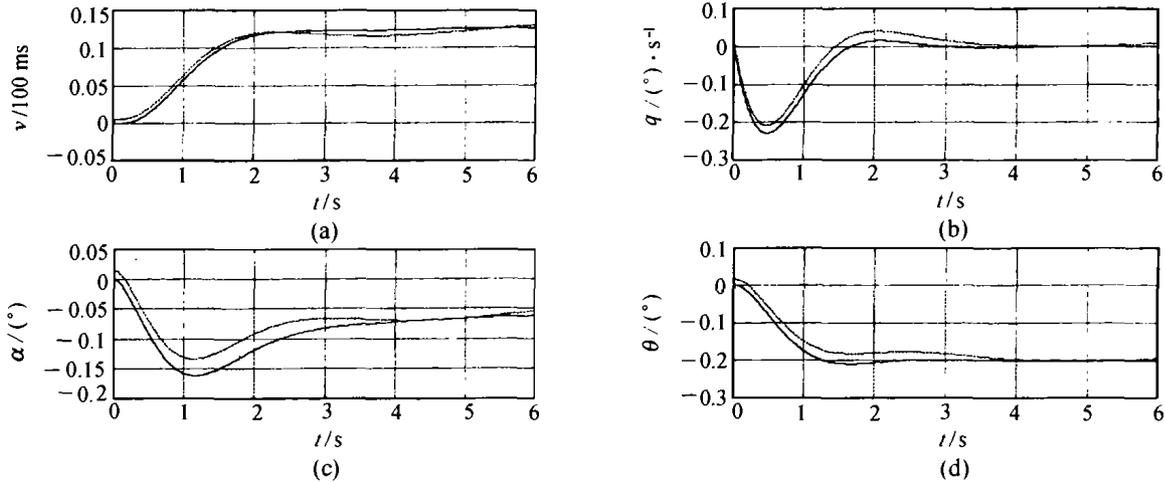


图 2 未加神经网络补偿的模型跟随重构控制响应

Fig. 2 Response of model-following reconfigurable control without NN compensation

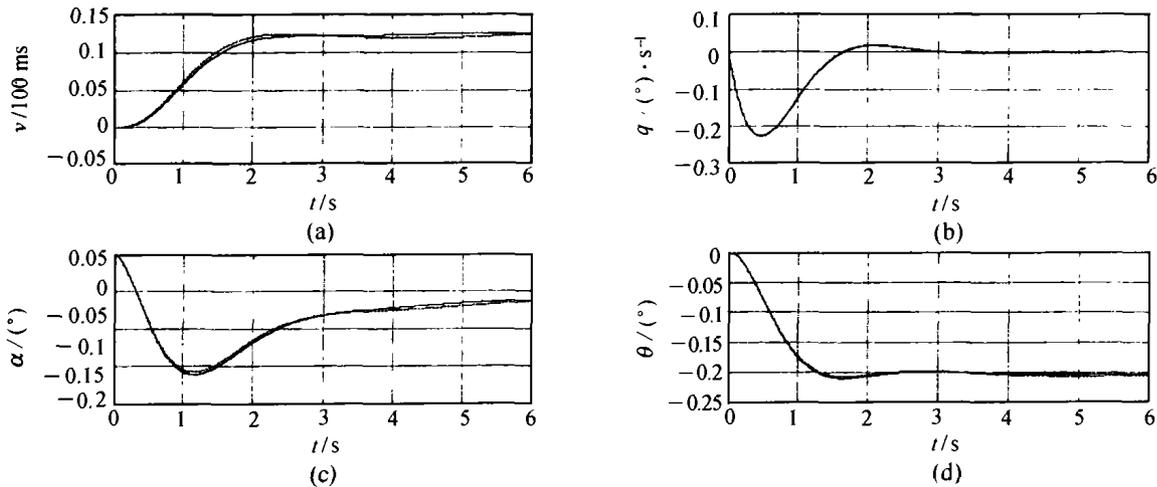


图 3 加入神经网络补偿的模型跟随重构控制响应

Fig. 3 Response of model-following reconfigurable control with NN compensation

参考文献 (References):

- [1] CHANDLER P R, PACHTER M, MEARS M. System identification for adaptive and reconfigurable control [J]. *J of Guidance, Control and Dynamics*, 1995, 18(3): 516-524.
- [2] JIANG J. Design of reconfigurable control systems using eigenstructure assignments [J]. *Int J Control*, 1994, 59(2): 395-410.
- [3] RAVITHAKIS G A, CHRISTODOULOU M A. Adaptive control of unknown plants using dynamical neural networks [J]. *IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics*, 1994, 4(3): 400-412.
- [4] LEWIS F L, LIU K, YESKLDIREK A. Neural net robot controller

with guaranteed tracking performance [J]. *IEEE Trans on Neural Networks*, 1995, 6(3): 703-715.

作者简介:

周川 (1970—), 男, 副教授, 博士. 主要研究方向为故障诊断及智能控制理论. E-mail: njstzc@263.sina.com;

陈庆伟 (1963—), 男, 教授. 主要进行计算机控制系统及交流伺服系统的研究与设计;

吴晓蓓 (1958—), 女, 教授. 目前主要研究方向为智能控制理论及计算机控制系统;

胡维礼 (1941—), 男, 教授, 博士生导师. 主要从事智能控制, 故障诊断及现代高性能伺服系统的研究.