

文章编号: 1001-0920(2011)06-0902-05

基于神经网络的非线性系统轨迹线性化自适应容错控制

赵 峻, 孙 伟, 王雪松

(中国矿业大学 信息与电气工程学院, 江苏 徐州 221008)

摘 要: 针对一类仿射非线性系统, 首先采用轨迹线性化方法将其等价表示为线性时变系统; 然后利用神经网络构建伪逆模型以及动态故障模型; 最后基于模型参数变化, 应用李亚普诺夫稳定性理论构建标称系统控制器及故障补偿控制律, 从而实现系统故障下的稳定有界容错控制. 仿真结果表明了所提出算法的有效性.

关键词: 轨迹线性化; 非线性; 伪逆模型; 自适应; 容错控制

中图分类号: TP273

文献标识码: A

Adaptive fault-tolerant control of nonlinear systems using trajectory linearization based on neural network

ZHAO Jun, SUN Wei, WANG Xue-song

(School of Information and Electrical Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221008, China. Correspondent: ZHAO Jun, E-mail: zj_zjp@126.com)

Abstract: Aiming at a class of affine nonlinear system, a trajectory linearization method is used to equivalently transform the nonlinear system into a linear time-varying(LTV) system. Then, a pseudo-inverse and a fault dynamic model are established by using neural network. Finally, the nominal controller and the fault accommodation laws are established by using the Lyapunov method from parameter variety. Thus the stability of the fault-suffered system is ensured. Simulation results show the effectiveness of the proposed algorithm.

Key words: trajectory linearization; nonlinear; pseudo-inverse model; adaptive; fault-tolerant control

1 引 言

由于现代系统的复杂性, 保证其稳定可靠至关重要, 促使人们更多关注容错控制的研究. 容错控制是指当控制系统中的某些部件发生故障时, 系统按期望的性能指标或在性能指标略有降低(但可接受)的情况下, 仍能安全地完成控制任务. 容错控制理论的发展已十分丰富, 但趋于成熟或基本成熟的大多是对线性系统的. 因为非线性系统控制理论的不完善, 且大多针对特定非线性系统进行研究, 所以现有对于非线性系统的容错控制问题也大多都是针对特定的非线性系统进行研究, 且成果非常有限, 有待进一步研究^[1-2].

容错控制通常分为被动和主动容错控制两大类, 前者不需要故障诊断, 而后者能够利用获知的各种故障信息. 因此, 主动容错控制是当前研究的热点. 非线性系统基于人工智能技术的主动容错控制是研究

得较多的方法, 主要分为 3 类: 利用人工智能技术建模、估计和控制. 虽然利用人工智能技术方法对系统模型要求不高, 特别适用于复杂对象, 但其最大的缺点是很难从理论上分析系统的稳定性^[3].

轨迹线性化方法是非线性系统控制的一种设计方法, 该方法综合运用非线性动态逆和线性时变反馈稳定性方法实现一大类非线性动态系统的鲁棒跟踪控制^[4]. 但在大多实际应用中, 系统模型常常难以获得, 而神经网络等学习方法则是从实验数据中构建系统动态模型的一种强有力的工具. 本文针对一类常见的非线性系统, 利用学习方法逼近系统动态逆及设计线性时变反馈稳定控制律, 同时在线逼近故障动态, 应用李亚普诺夫稳定性理论构建故障补偿控制算法, 从而实现非线性系统的稳定自适应容错控制.

2 基于神经网络的轨迹线性化控制

考虑由以下状态空间表达形式描述的仿射非线

收稿日期: 2010-03-25; 修回日期: 2010-07-28.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60804022).

作者简介: 赵峻(1971—), 男, 讲师, 博士生, 从事非线性系统、容错控制等研究; 王雪松(1974—), 女, 教授, 博士生导师, 从事机器学习、智能控制等研究.

性系统:

$$\begin{aligned} \dot{x} &= f(x) + g(x)u, \quad x(t_0) = x_0, \\ y &= h(x). \end{aligned} \quad (1)$$

其中: $x(t) \in \mathbf{R}^n, u \in \mathbf{R}, y \in \mathbf{R}$ 分别是系统的状态向量、控制输入和系统输出; $f(\cdot), g(\cdot), h(\cdot)$ 均是未知的光滑非线性函数, 具有连续的任意阶偏微分.

2.1 基于神经网络的伪逆系统设计

定义函数 h 沿 f 方向的李导数为

$$L_f h(x) = \frac{\partial h(x)}{\partial x} f(x),$$

高阶李导数为 $L_f^k h(x) = L_f(L_f^{k-1} h(x))$, 同时定义

$$L_f^0 h(x) = h(x), \quad L_g L_f^k h(x) = L_g(L_f^{k-1} h(x)).$$

若对于 x_0 的一个领域内的所有 x 满足

$$\begin{aligned} L_g L_f^{k-1} h(x) &= 0, \quad k = 1, 2, \dots, r-1; \\ L_g L_f^{r-1} h(x) &\neq 0. \end{aligned}$$

则系统 (1) 具有相对度 r . 令 $\xi_1 = y$, 则系统动态模型可以表示为^[5-6]

$$\begin{aligned} \dot{\xi}_1 &= \xi_2 = L_f h, \\ \dot{\xi}_2 &= \xi_3 = L_f^2 h, \\ &\vdots \\ \dot{\xi}_{r-1} &= \xi_r = L_f^{r-1} h, \\ \dot{\xi}_r &= L_f^r h + L_g L_f^{r-1} h u. \end{aligned} \quad (2)$$

若系统的期望输出为 \bar{y} , 则输入 u 必须满足

$$\bar{u} = \frac{-L_f^r h}{L_g L_f^{r-1} h} + \frac{1}{L_g L_f^{r-1} h} \bar{y}^{(r)}. \quad (3)$$

而标称状态变量由下式决定:

$$\dot{\hat{x}} = f(\bar{x}) + g(\bar{x}) \frac{-L_f^r h}{L_g L_f^{r-1} h} + g(\bar{x}) \frac{1}{L_g L_f^{r-1} h} \bar{y}^{(r)}. \quad (4)$$

式 (3) 和 (4) 共同组成系统的动态逆. 通常 $\bar{y} \rightarrow \bar{u}$ 是不精确的, 所以称作伪逆.

在大多数实际应用当中, 系统动态模型是很难获得的, 而实验数据常常容易利用, 因此神经网络等学习方法常被用来辨识非线性系统动态. 假设非线性系统 (1) 能用神经网络逼近, 则有

$$\begin{aligned} f(x) &= \hat{f}(x) + \Delta f = \hat{W}_f \Phi_f(x) + \Delta f, \\ g(x) &= \hat{g}(x) + \Delta g = \hat{W}_g \Phi_g(x) + \Delta g, \\ h(x) &= \hat{h}(x) + \Delta h = \hat{W}_h \Phi_h(x) + \Delta h. \end{aligned} \quad (5)$$

其中: $\Phi_f(\cdot), \Phi_g(\cdot)$ 和 $\Phi_h(\cdot)$ 分别是神经网络的基函数; \hat{W}_f, \hat{W}_g 和 \hat{W}_h 是对应神经网络的权值; $\Delta f, \Delta g$ 和 Δh 是相应逼近误差. 于是系统 (1) 可表示为

$$\dot{x} = \hat{f}(x) + \hat{g}(x)u, \quad x(t_0) = x_0, \quad y = \hat{h}(x). \quad (6)$$

相应的李导数可推导为

$$\begin{aligned} L_{\hat{f}} \hat{h} &= \frac{\partial \hat{h}}{\partial x} \hat{f}(x) = \hat{W}_h \frac{\partial \Phi_h(x)}{\partial x} \hat{f}(x) = \\ &\sum_{i=1}^{N_h} \sum_{j=1}^{N_f} \frac{\partial \varphi_{hi}(x)}{\partial x} \varphi_{fj}(x) w_{hi} w_{fj}, \\ L_{\hat{f}}^2 \hat{h} &= \frac{\partial L_{\hat{f}} \hat{h}}{\partial x} \hat{f}(x) = \\ &\hat{W}_h \frac{\partial}{\partial x} \left(\frac{\partial \Phi_h(x)}{\partial x} \hat{f}(x) \right) \hat{f}(x) = \\ &\sum_{i=1}^{N_h} \sum_{j=1}^{N_f} \sum_{k=1}^{N_f} \frac{\partial}{\partial x} \left(\frac{\partial \varphi_{hi}(x)}{\partial x} \varphi_{fj}(x) \right) \varphi_{fk}(x) w_{hi} w_{fj} w_{fk}, \\ L_{\hat{g}} L_{\hat{f}} \hat{h} &= \frac{\partial L_{\hat{f}} \hat{h}}{\partial x} \hat{g}(x) = \\ &\hat{W}_h \frac{\partial}{\partial x} \left(\frac{\partial \Phi_h(x)}{\partial x} \hat{f}(x) \right) \hat{g}(x) = \\ &\sum_{i=1}^{N_h} \sum_{j=1}^{N_f} \sum_{k=1}^{N_g} \frac{\partial}{\partial x} \left(\frac{\partial \varphi_{hi}(x)}{\partial x} \varphi_{fj}(x) \right) \varphi_{gk}(x) w_{hi} w_{fj} w_{gk}. \end{aligned} \quad (7)$$

通过近似李导数, 伪逆系统可写为

$$\begin{aligned} \dot{\hat{x}} &= \hat{f}(\bar{x}) + \hat{g}(\bar{x}) \frac{-L_f^r \hat{h}}{L_g L_f^{r-1} \hat{h}} + \hat{g}(\bar{x}) \frac{1}{L_g L_f^{r-1} \hat{h}} \bar{y}^{(r)}, \\ \bar{u} &= \frac{-L_f^r \hat{h}}{L_g L_f^{r-1} \hat{h}} + \frac{1}{L_g L_f^{r-1} \hat{h}} \bar{y}^{(r)}. \end{aligned} \quad (8)$$

2.2 基于神经网络的反馈控制器设计

令 $\xi = x - \bar{x}, \eta = y - \bar{y}, \mu = u - \bar{u}$ 分别为状态、输出和控制输入的跟踪误差, 则沿着标称轨迹线性化跟踪误差动态可表示为

$$\dot{\xi} = A(t)\xi + B(t)\mu, \quad \eta = C(t)\xi + D(t)\mu. \quad (9)$$

其中

$$\begin{aligned} A(t) &= \frac{\partial f}{\partial x} \Big|_{\bar{x}, \bar{u}} + \frac{\partial g}{\partial x} u \Big|_{\bar{x}, \bar{u}}, \quad B(t) = g \Big|_{\bar{x}, \bar{u}}, \\ C(t) &= \frac{\partial h}{\partial x} \Big|_{\bar{x}, \bar{u}}, \quad D(t) = \frac{\partial h}{\partial u} \Big|_{\bar{x}, \bar{u}}. \end{aligned}$$

根据 Silverman-Wolovich 转换, 令 $\gamma(t) = L(t)\xi(t)$, 则式 (9) 中的状态方程可转换为如下可控标准形式:

$$\dot{\gamma}(t) = A_\gamma(t)\gamma + B_\gamma(t)\mu. \quad (10)$$

其中

$$\begin{aligned} A_\gamma(t) &= L^{-1}(t)[A(t)L(t) - \dot{L}(t)], \\ B_\gamma(t) &= L^{-1}(t)B(t). \end{aligned} \quad (11)$$

按照线性时变系统理论, 利用 PD 特征值配置方法, 可得到控制律为

$$\mu = K_\gamma(t)\gamma(t). \quad (12)$$

换算后的 γ 坐标动态误差状态方程标准形式为^[7-8]

$$\dot{\gamma} = A_{\gamma_{\text{nom}}}(t)\gamma. \quad (13)$$

其中

$$A_{\gamma_{\text{nom}}} = [A_\gamma(t) + K_\gamma(t)B_\gamma(t)] =$$

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & 0 & 1 & 0 \\ 0 & \cdots & \cdots & 0 & 1 \\ -\alpha_1(t) & -\alpha_2(t) & \cdots & \cdots & -\alpha_n(t) \end{bmatrix}. \quad (14)$$

按照矩阵转换 $K(t) = K_\gamma(t)L^{-1}(t)$ 求得原系统的反馈控制律 $\mu(t) = K(t)\xi(t)$. 原系统用神经网络逼近, 则式 (9) 可表示为

$$\dot{\xi} = \hat{A}(t)x + \hat{B}(t)\mu, \quad \eta = \hat{C}(t)x + \hat{D}(t)\mu. \quad (15)$$

其中

$$\begin{aligned} A(t) &= \left. \frac{\partial \hat{f}}{\partial x} \right|_{\bar{x}, \bar{u}} + \left. \frac{\partial \hat{g}}{\partial x} u \right|_{\bar{x}, \bar{u}} = \\ & \hat{W}_f \left. \frac{\partial \Phi_f(x)}{\partial x} \right|_{\bar{x}, \bar{u}} + \hat{W}_g \left. \frac{\partial \Phi_g(x)}{\partial x} u \right|_{\bar{x}, \bar{u}}, \\ B(t) &= \left. \hat{g} \right|_{\bar{x}, \bar{u}} = \hat{W}_g \Phi_g(x) \Big|_{\bar{x}, \bar{u}}, \\ C(t) &= \left. \frac{\partial \hat{h}}{\partial x} \right|_{\bar{x}, \bar{u}} = \hat{W}_h \left. \frac{\partial \Phi_h(x)}{\partial x} \right|_{\bar{x}, \bar{u}}, \\ D(t) &= \left. \frac{\partial \hat{h}}{\partial u} \right|_{\bar{x}, \bar{u}} = \hat{W}_h \left. \frac{\partial \Phi_h(x)}{\partial u} \right|_{\bar{x}, \bar{u}}. \end{aligned} \quad (16)$$

3 故障补偿容错控制

3.1 故障描述及控制策略

将系统 (1) 加入模型不确定及故障项, 改写为

$$\dot{x} = f(x) + g(x)[u + \theta(x, t) + \beta(t - T)\zeta(x)]. \quad (17)$$

其中: $\theta(x, t)$ 为模型不确定项, $\zeta(x)$ 为故障函数, 假定 θ 和 ζ 均满足匹配条件^[9]; $\beta(t - T)$ 为阶跃函数, 表示故障的突变.

按照前面的设计, 假设已经得到一个标称控制器 $u_N = \mu + \bar{u}$, 该控制器能够保证没有模型不确定和故障情况下的标称系统一致稳定, 且假设存在一个连续可微的李亚普诺夫函数 $V_N(x)$ ^[10], 满足如下条件:

$$\begin{aligned} a_1 \|x\|^2 &\leq V_N \leq a_2 \|x\|^2, \quad \dot{V}_N \leq -a_3 \|x\|^2, \\ \left\| \frac{\partial V_N}{\partial x} \right\| &\leq a_4 \|x\|, \end{aligned} \quad (18)$$

其中 a_1, a_2, a_3, a_4 均为正常数.

类似式 (5), 应用神经网络逼近故障, 有

$$\zeta(x) = \hat{\zeta}(x) + \Delta\zeta = \hat{W}_\zeta \Phi_\zeta(x) + \Delta\zeta. \quad (19)$$

假设存在未知界 \bar{w}^* , 有

$$\|\theta(x, t) + \nu(x)\| \leq \bar{w}^*. \quad (20)$$

其中: $\nu(x) = \zeta(x) - \hat{\zeta}(x, w^*)$ 为网络逼近误差, w^* 为最佳神经网络权值. 当出现故障时, 通常期望有一个补偿控制项, 即 $u = u_N + u_{au}$ 使得故障系统 (17) 与标称控制下的原系统 (1) 具有同样的性能, 或者至少能够驱使故障系统安全恢复. 而补偿项 u_{au} 不仅依赖于神经网络的学习权值 w^* , 还依赖于未知界 \bar{w}^* ^[11]. 因此, 将补偿项改写为

$$u_{au} = \phi(x, \tilde{w}, \bar{w}). \quad (21)$$

其中: \tilde{w} 为神经网络调整权值与最佳权值之间误差, $\tilde{w} = w - w^*$; \bar{w} 为界 \bar{w}^* 的估计值.

3.2 基于李亚普诺夫的自适应补偿控制

考虑以下李亚普诺夫函数:

$$V(x, \tilde{w}, \bar{w}) = V_N + \frac{1}{2} \tilde{w}^T \Gamma^{-1} \tilde{w} + \frac{1}{2\gamma} (\bar{w} - \bar{w}^*)^2. \quad (22)$$

由式 (17), 当 $\beta(t - T) = 1$ 时, 上述李亚普诺夫函数 V 对时间的一阶导数为

$$\begin{aligned} \dot{V} &= \frac{\partial V_N}{\partial x} [f(x) + g(x)(u + \theta(x, t) + \zeta(x))] + \\ & \dot{w}^T \Gamma^{-1} \tilde{w} + \gamma^{-1} (\bar{w} - \bar{w}^*) \dot{\bar{w}} = \\ & \frac{\partial V_N}{\partial x} [f(x) + g(x)u_N] + \\ & \frac{\partial V_N}{\partial x} g(x) [\phi(x, \tilde{w}, \bar{w}) + \theta(x, t) + \zeta(x)] + \\ & \dot{w}^T \Gamma^{-1} \tilde{w} + \gamma^{-1} (\bar{w} - \bar{w}^*) \dot{\bar{w}} \leq \\ & -a_3 \|x\|^2 + a_4 g(x) [\phi(x, \tilde{w}, \bar{w}) + \\ & \theta(x, t) + \Phi_\zeta(x)^T w - \Phi_\zeta(x)^T \tilde{w} + \nu(x)] + \\ & \dot{w}^T \Gamma^{-1} \tilde{w} + \gamma^{-1} (\bar{w} - \bar{w}^*) \dot{\bar{w}}. \end{aligned} \quad (23)$$

令

$$\phi(x, \tilde{w}, \bar{w}) = -\Phi_\zeta(x)^T w - \bar{w} \lambda(x), \quad (24)$$

$$\dot{w} = a_4 \Gamma \Phi_\zeta(x) g(x)^T, \quad (25)$$

$$\dot{\bar{w}} = a_4 \gamma \lambda(x)^T g(x)^T. \quad (26)$$

将式 (24)~(26) 代入 (23), 得

$$\begin{aligned} \dot{V} &\leq \\ & -a_3 \|x\|^2 + a_4 g(x) [-\bar{w} \lambda(x) + \theta(x, t) - \\ & \Phi_\zeta(x)^T \tilde{w} + \nu(x)] + a_4 g(x) \Phi_\zeta(x)^T \tilde{w} + \\ & a_4 (\bar{w} - \bar{w}^*) \lambda(x)^T g(x)^T \leq \\ & -a_3 \|x\|^2 + a_4 g(x) [\theta(x, t) + \nu(x) - \bar{w}^* \lambda(x)]. \end{aligned} \quad (27)$$

令

$$\lambda(x) = \tanh(g(x)/\varepsilon). \quad (28)$$

其中: $\tanh(\cdot)$ 表示双曲正切函数, ε 是一个任意小的正常数. 将式 (20), (28) 代入 (27), 得

$$\dot{V} \leq -a_3 \|x\|^2 + a_4 \bar{w}^* \left[|g(x)| - g(x) \tanh\left(\frac{g(x)}{\varepsilon}\right) \right]. \quad (29)$$

可以证明, 对于 $\forall \varepsilon > 0, \forall z \in R$, 有 $0 \leq |z| - z \tanh(z/\varepsilon) \leq \gamma \varepsilon$, 其中 $\gamma = 0.2785$. 则有

$$\dot{V} \leq -a_3 \|x\|^2 + a_4 \bar{w}^* \gamma \varepsilon. \quad (30)$$

显然, 由于 a_3 和 a_4 均是正常数, \bar{w}^* 为未知界, \dot{V} 半负定, 系统全局收敛且 x, w, \bar{w} 一致有界.

4 仿真算例

考虑如下喷气式发动机压缩系统简化模型^[12]:

$$\begin{aligned} \dot{x}_1 &= -x_2 - \frac{3}{2}x_1^2 - \frac{1}{2}x_1^3, \dot{x}_2 = -u, \\ h(x) &= x_2. \end{aligned} \quad (31)$$

其中: x_1 为气体质量流量, x_2 为压升, u 为控制变量. 根据式(31)可知

$$f(x) = \begin{bmatrix} f_1(x) \\ f_2(x) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -x_2 - \frac{3}{2}x_1^2 - \frac{1}{2}x_1^3 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad (32)$$

$$g(x) = \begin{bmatrix} g_1(x) \\ g_2(x) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ -1 \end{bmatrix}. \quad (33)$$

显然系统相对度为1. 伪逆系统为

$$\bar{u} = -\dot{y}, \dot{\bar{x}}_1 = -\frac{3}{2}\bar{x}_1^2 - \frac{1}{2}\bar{x}_1^3 - \bar{x}_2, \dot{\bar{x}}_2 = \dot{y}. \quad (34)$$

沿着标称轨迹的线性化跟踪误差动态方程为

$$\dot{\xi} = A(t)\xi + B(t)\mu, \eta = C(t)\xi. \quad (35)$$

其中

$$\begin{aligned} A(t) &= \begin{bmatrix} -3\xi_1 - \frac{3}{2}\xi_1^2 & -1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, B(t) = \begin{bmatrix} 0 \\ -1 \end{bmatrix}, \\ C(t) &= [0 \ 1]. \end{aligned} \quad (36)$$

根据 Silverman-Wolovich 转换, 计算得到转换矩阵为

$$L(t) = \begin{bmatrix} -1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix}, \quad (37)$$

转换后的标准方程为

$$\dot{\gamma}(t) = A_\gamma(t)\gamma + B_\gamma(t)\mu. \quad (38)$$

其中

$$\begin{aligned} A_\gamma(t) &= \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -3\xi_1 - \frac{3}{2}\xi_1^2 & 0 \end{bmatrix}, B_\gamma(t) = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}, \\ C_\gamma(t) &= [0 \ -1]. \end{aligned} \quad (39)$$

假设期望闭环动态为

$$\dot{\gamma}(t) = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -\tau_1(t) & -\tau_2(t) \end{bmatrix} \gamma, \quad (40)$$

则线性时变反馈控制律为

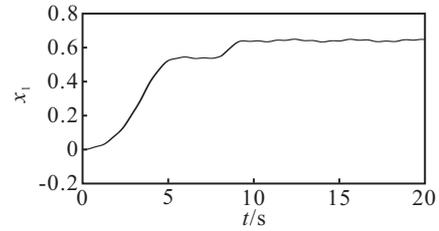
$$\mu = [k_{\gamma 1}(t) \ k_{\gamma 2}(t)]L(t)\xi. \quad (41)$$

其中

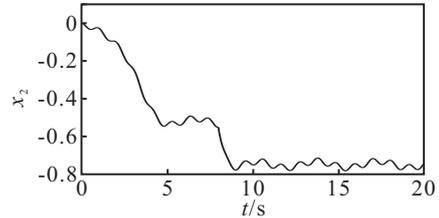
$$k_{\gamma 1}(t) = -\tau_1(t) + 3\xi_1 + \frac{3}{2}\xi_1^2, k_{\gamma 2}(t) = -\tau_2(t). \quad (42)$$

取 $[\tau_1(t) \ \tau_2(t)] = [5 \ 3]$.

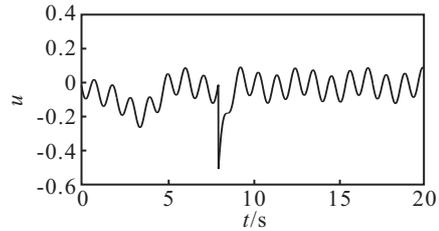
假设系统模型不确定项为 $\theta(t) = 0.05 \sin(11t) + 0.1 \sin(37t)$, 未知故障 $\zeta(x_1) = 0.7 \cos(x_1)$. 假设故障在8s时发生, 由FDD单元在8.3s时监测故障发生. 选择RBF神经网络逼近系统及学习故障, 基函数取高斯核函数, 宽度参数取1, 利用OLS算法确定隐层至输出层权值. 图1和图2给出了无故障补偿的轨迹线性化和应用本文所提故障补偿方法的控制结果. 结果表明, 通过在线故障估计, 根据网络参数变化, 按照李亚普诺夫理论构建补偿控制项, 能够使系统克服故障, 快速恢复至平衡点.



(a) 无故障补偿 x_1 响应

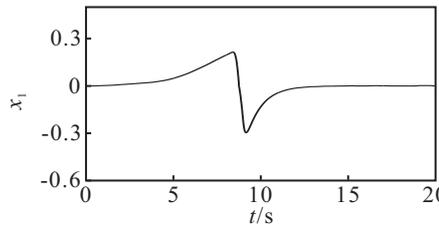


(b) 无故障补偿 x_2 响应

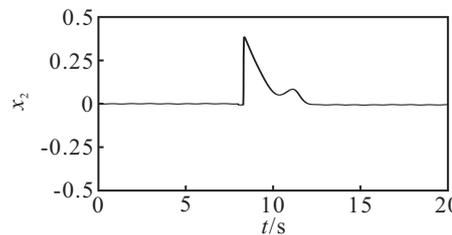


(c) 无故障补偿控制量 u

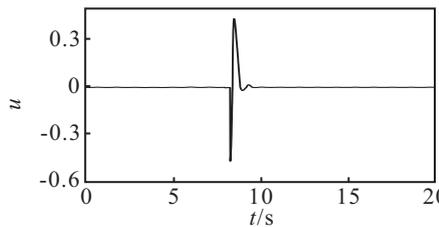
图1 无故障补偿控制结果



(a) 有故障补偿 x_1 响应



(b) 有故障补偿 x_2 响应



(c) 有故障补偿控制量 u

图2 有故障补偿控制结果

5 结论

针对一类仿射非线性系统, 提出了一种基于神经网络的轨迹线性化容错控制. 利用神经网络构建伪逆

模型以及动态故障模型,简化了复杂非线性系统的建模过程. 基于模型参数变化,应用李亚普诺夫稳定性理论构建了标称系统控制器及故障补偿控制律,实现了系统故障下的稳定有界容错控制. 仿真结果验证了方法的正确性和有效性.

参考文献(References)

- [1] Zhang Y M, Jiang J. Bibliographical review on reconfigurable fault-tolerant control systems[J]. *Annual Reviews in Control*, 2008, 32(2): 229-252.
- [2] 王敏, 周东华, 陈茂银. 一类非线性系统的输出反馈容错控制[J]. *控制理论与应用*, 2006, 23(6): 861-866.
(Wang M, Zhou D H, Chen M Y. Output feedback fault-tolerant control of a class of nonlinear systems[J]. *Control Theory and Applications*, 2006, 23(6): 861-866.)
- [3] 王敏. 动态系统执行器故障的主动容错控制研究[D]. 北京: 清华大学, 2007.
(Wang M. Active fault tolerant control of dynamic systems with actuator faults[D]. Beijing: Tsinghua University, 2007.)
- [4] Liu Y, Zhu J J. Regular perturbation analysis for trajectory linearization control[C]. *Proc of the 2007 American Control Conf. New York: Marriott Marquis Hotel at Times Square*, 2007: 3053-3058.
- [5] Isidori A. *Nonlinear control systems*[M]. New York: Springer, 1995.
- [6] Mickle M C, Huang R, Zhu J J. Unstable, nonminimum phase, nonlinear trajectory linearization control[C]. *Proc of the 2004 Conf on Control Applications. Taipei*, 2004: 812-818.
- [7] Weon J, Lee H C, Zhu J J. Decoupling and tracking control using eigenstructure assignment for linear time-varying systems[J]. *Int J of Control*, 2001, 74(5): 453-464.
- [8] Huang R, Mickle M C, Zhu J J. Nonlinear time-varying observer design using trajectory linearization[C]. *Proc of the 2003 American Control Conf. Colorado: Denver*, 2003: 4772-4778.
- [9] Khalil H K. *Nonlinear Systems*[M]. Englewood Cliffs: Prentice Hall, 1996.
- [10] Yong L. Neural adaptive nonlinear tracking using trajectory linearization[D]. Athens: The Russ College of Engineering and Technology of Ohio University, 2006.
- [11] Marios M P. Fault accommodation of a class of multivariable nonlinear dynamical systems using a learning approach[J]. *IEEE Trans on Automatic Control*, 2001, 46(5): 736-742.
- [12] Krstic M, Kokotovic P V. Lean backstepping design for a jet engine compressor model[C]. *Proc of the 4th IEEE Conf. New York: IEEE Press*, 1995: 1047-1052.
-
- (上接第901页)
- [2] Gopathy P, Nicolaos B. Quantum neural networks (QNNs) inherently fuzzy feedforward neural networks[J]. *IEEE Trans on Neural Networks*, 1997, 8(3): 679-693.
- [3] Ventura D, Tony M. Quantum associative memory with exponential capacity[C]. *Proc of the Int Joint Conf on Neural Networks. Alaska: Anchorage Press*, 1998: 509-513.
- [4] Ajit N, Tammy M. Quantum artificial neural network architectures and components[J]. *Information Sciences*, 2000, 128: 231-255.
- [5] 解光军, 庄镇泉. 量子神经网络[J]. *计算机科学*, 2001, 28(7): 1-6.
(Xie G J, Zhuang Z Q. Quantum neural networks[J]. *Computer Science*, 2001, 28(7): 1-6.)
- [6] 解光军, 范海秋, 操礼程. 一种量子神经计算网络模型[J]. *复旦学报: 自然科学版*, 2004, 43(5): 700-703.
(Xie G J, Fan H Q, Cao L C. A quantum neural computational networks model[J]. *J of Fudan University: Natural Science*, 2004, 43(5): 700-703.)
- [7] 解光军, 周典, 范海秋. 基于量子门组单元的神经网络及其应用[J]. *系统工程理论与实践*, 2005, 25(5): 113-117.
(Xie G J, Zhou D, Fan H Q. A quantum neural networks model based on quantum gates cell and its applications[J]. *System Engineering-Theory & Practice*, 2005, 25(5): 113-117.)
- [8] 李盼池, 李士勇. 一种量子自组织特征映射网络模型及聚类算法[J]. *量子电子学报*, 2007, 24(4): 463-468.
(Li P C, Li S Y. A quantum self-organization feature mapping networks model and clustering algorithm[J]. *Chinese J of Quantum Electronics*, 2007, 24(4): 463-468.)
- [9] Li P C, Li S Y. Learning algorithm and application of quantum BP neural networks based on universal quantum gates[J]. *J of Systems Engineering and Electronics*, 2008, 19(1): 167-174.
- [10] 李盼池. 一种量子神经网络模型学习算法及应用[J]. *控制理论与应用*, 2009, 26(5): 531-534.
(Li P C. Learning algorithm and applications of the quantum neural networks model[J]. *Control Theory & Application*, 2009, 26(5): 531-534.)