第 27 卷第 9 期
2010 年 9 月

控 制 理 论 与 应 用
Control Theory & Applications

Vol. 27 No. 9
Sep. 2010

文章编号: 1000−8152(2010)09−1190−05

多输入多输出最小相位系统的执行器故障自适应容错控制

张绍杰, 刘春生, 胡寿松

(南京航空航天大学 自动化学院, 江苏 南京 210016)

摘要: 针对一类具有执行器卡死或/和变执行器故障的多输入多输出(MIMO)非线性最小相位系统提出了自适应容错跟踪控制方案. 结合系统特征对系统执行器进行分类, 用神经网络逼近执行器未知故障函数, 采用模型参考自适应容错控制方法设计控制律. 所设计的控制律不仅保证闭环系统稳定, 而且跟踪误差一致最终有界. 仿真结果表明了所提出方法的有效性.

关键词: MIMO非线性最小相位系统; 自适应容错控制; 执行器故障; 反馈线性化; 神经网络

中图分类号: TP273　　　**文献标识码**: A

Adaptive fault-tolerant control for multi-input-multi-output minimum-phase systems with actuator failures

ZHANG Shao-jie, LIU Chun-sheng, HU Shou-song

(College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nangjing Jiangsu 210016, China)

Abstract: An adaptive fault-tolerant tracking-control scheme is proposed for a class of multi-input multi-output (MIMO) minimum-phase systems with actuators lock-in-space or/and variant actuator failures. The actuators are classified according to the characteristics of the systems; and neural networks are used to approximate unknown failure-functions of actuators. The model-reference-adaptive fault-tolerant control method is used to design the control law. This control law guarantees the closed-loop systems to be stable and the tracking-errors to be uniformly ultimately bounded. Simulation results show the effectiveness of the proposed method.

Key words: MIMO nonlinear minimum-phase systems; adaptive-fault tolerant-control; actuator failures; feedback linearization; neural networks

1 引言(Introduction)

工程系统中故障的潜伏往往是不可避免的, 执行器因为长期频繁地执行控制任务, 是最容易发生故障的部件. 因此, 对系统执行器故障状态下的容错控制进行研究具有重要的意义. 文献[1]解决了一类多输入单输出(MISO)参数严反馈系统执行器卡死故障时的输出跟踪问题, 但对系统模型要求过于苛刻. 文献[2]解决了一类MISO线性系统变执行器故障状态下的自适应镇定和跟踪控制问题, 但对变执行器故障模型进行了限制. 文献[3]针对一类MISO可全状态线性化的非线性系统, 用模糊自适应控制方法完成了执行器卡死和部分失效故障的跟踪控制, 但同时该方法要求系统非线性未知, 故只能解决很少一类系统的执行器组合故障跟踪控制问题. 而且因为输入输出耦合, 对于MISO系统的研究结果不能直接用于多输入多输出(MIMO)系统. 对于飞行控制等系统, 需要系统跟踪多路参考信号, 因此研究MIMO系统对执行器故障的容错控制具有重要的工程应用价值. 文献[4～6]研究了一类MIMO参数严反馈系统的变执行器故障容错控制问题, 文中设定故障为已知的时间函数. 而实际系统的执行器在出现变故障时, 把故障函数限制为某类时间函数, 且要求故障函数已知, 这都对系统的要求太苛刻. 实际系统的变故障可能会与系统状态相关且多数情况下故障函数都应该是未知的, 而且系统执行器的常见故障类型有卡死(包含失效, 即卡死在零位置), 部分失效, 振荡和存在噪声干扰等, 系统的执行器可能会出现多种故障.

针对上述研究成果存在的缺点, 本文针对MIMO非线性最小相位系统的执行器卡死和变执行器组合故障, 提出了一种神经网络自适应容错控制方法, 该方法使系统在存在执行器故障时仍能够保持稳定, 且保证系统的跟踪控制性能, 仿真例子表

收稿日期: 2009−03−01; 收修改稿日期: 2009−11−01.
基金项目: 国家自然科学基金重点项目(60234010); 航空科学基金资助项目(05E52031); 国家自然科学基金资助项目(61074063).

明了本文方法的有效性.

2 问题描述(Problem formulation)

考虑一类如下描述的MIMO仿射非线性系统

$$\begin{cases} \dot{x} = f(x) + \sum\limits_{j=1}^{m} g_j(x)u_j, \\ y_i = h_i(x), i = 1, \cdots, p. \end{cases} \tag{1}$$

其中: x为系统状态向量, $u = [u_1 \ \ \cdots \ \ u_m]^{\mathrm{T}}$为系统输入, $y = [y_1 \ \ \cdots \ \ y_p]^{\mathrm{T}}$为系统输出, 且$m > p$; $f(x) \in \mathbb{R}^n, g_j(x) \in \mathbb{R}^n, h_i(x) \in \mathbb{R}, i = 1, \cdots, p$, $j = 1, \cdots, m$为关于系统状态x的充分光滑的非线性函数. 记$g = [g_1 \ \ \cdots \ \ g_m]$, 且分布$\{g_1, \cdots, g_m\}$对合, $h = [h_1 \ \ \cdots \ \ h_p]^{\mathrm{T}}$. 不失一般性, 设$x = 0, u = 0$是系统(1)的平衡点, 且$h(0) = 0$.

系统执行器故障函数为

$$u_i^F = \lambda_i(x,t)u_i, i = 1, \cdots, m, \tag{2}$$

和

$$u_i^F = \bar{u}_i, i = 1, \cdots, m, \tag{3}$$

其中: 式(2)表示系统变执行器故障, $\lambda_i(x,t) > 0$, $i = 1, \cdots, m$为未知有界函数. 式(3)表示执行器卡死故障, 此时执行器输出为一常数或零(表示执行器失效). 系统执行器故障可以为式(2)(3) 中的一种或者同时发生, 且故障发生时刻$t_i, i = 1, \cdots, m$未知.

本文的研究目的是通过神经网络估计变执行器故障函数, 设计自适应容错控制律使系统(1)在出现执行器故障(2)或/和(3)时, 仍能够跟踪参考信号$y_{\mathrm{d}} = [y_{\mathrm{d}1} \ \ \cdots \ \ y_{\mathrm{d}p}]^{\mathrm{T}}$.

3 神经网络自适应容错跟踪控制律设计(Neural adaptive fault tolerant control law design)

执行器存在故障(2)或/和(3)时,系统控制信号u可表示为

$$u = \lambda(x,t)v(t) + \sigma(\bar{u} - \lambda(x,t)v(t)), \tag{4}$$

其中: $v(t) = [v_1(t) \ \ \cdots \ \ v_m(t)]^{\mathrm{T}}$是待设计的控制输入, $\lambda(x,t) = \mathrm{diag}\{\lambda_1(x,t) \ \ \cdots \ \ \lambda_m(x,t)\}, \sigma = \mathrm{diag}\{\sigma_1 \ \ \cdots \ \ \sigma_m\}$, 当第$i$个执行器发生故障(3)时, $\sigma_i = 1$, 否则$\sigma_i = 0, i = 1, \cdots, m, \bar{u} = [\bar{u}_1 \ \ \cdots \ \ \bar{u}_m]^{\mathrm{T}}$.

将(4)带入系统(1), 则系统(1)可表示为

$$\begin{cases} \dot{x} = f(x) + g(x)\sigma\bar{u} + g(x)(I - \sigma)\lambda(x,t)v(t), \\ y = h(x). \end{cases} \tag{5}$$

系统(1)的第i个输出y_i的相对阶r_i定义为在原点的某一邻域内满足

$$\begin{aligned} &[L_{g_1}L_f^{r_i-1}h_i(x) \ \ \cdots \ \ L_{g_m}L_f^{r_i-1}h_i(x)] \neq \\ &[0 \ \ \cdots \ \ 0], i = 1, \cdots, p \end{aligned} \tag{6}$$

的最小正数$r_i, i = 1, \cdots, p$, 则系统相对阶为$r = r_1 + \cdots + r_p$. 这里假设系统相对阶$r < n, r = n$可认为是$r < n$系统的特例, 下文所述设计过程同样适用于$r = n$的情况.

本文考虑将系统的m个执行器按照(6)并结合执行器在控制系统中的物理意义分成p类, 分别对应于系统的p个输出, 其中第i类里包含k_i个执行器, $i = 1, \cdots, p$, 则$k_1 + \cdots + k_p = m$. 将执行器分类后的结果表示为

$$\{u_{1,1}, \cdots, u_{1,k_1}\}, \cdots, \{u_{p,1}, \cdots, u_{p,k_p}\}. \tag{7}$$

为表示方便, 对执行器按(7)分类之后记为

$$\begin{aligned} &u_{z1} = u_{11}, \cdots, u_{zk_1} = u_{1k_1}, \\ &u_{z(k_1+1)} = u_{21}, \cdots, u_{zm} = u_{pk_p}. \end{aligned} \tag{8}$$

并记$u_z = [u_{z1} \ \ \cdots \ \ u_{zm}]^{\mathrm{T}}$, 则在$u_z$作用下系统(5)可记为

$$\begin{cases} \dot{z} = f(z) + g(z)\sigma_z\bar{u}_z + g(z)(I - \sigma_z)\lambda_z(z,t)v_z(t), \\ y_z = h(z). \end{cases} \tag{9}$$

其中: $z, f(z), g(z), \sigma_z, \bar{u}_z, \lambda_z(z,t), v_z, h(z), y_z$为将系统(5)的执行器按照(7)重新排列之后与原系统$x, f(x), g(x), \sigma, \bar{u}, \lambda(x,t), v, h(x), y$对应的项, 并将参考信号$y_{\mathrm{d}}$与$y_z$对应记为$y_{\mathrm{d}z}$.

假设 1　在系统(1)发生执行器故障时, 仍能够通过执行器有效部分使系统达到控制目标.

假设1是在系统执行器发生故障时进行容错控制的前提. 故为了保证系统能够完成控制作用, 要求系统最多有$m - p$ 个执行器出现故障(3), 且属于同一类的$k_i (i = 1, \cdots, p)$个执行器不能同时出现故障(3).

于是, 依靠执行器存在的冗余, 可以设计

$$v_{zij} = b_{ij}(z)\bar{v}_{zi}, i = 1, \cdots, p, j = 1, \cdots, k_i, \tag{10}$$

其中: $\bar{v}_{zi}, i = 1, \cdots, p$为待设计的控制输入, $b_{ij}(z), i = 1, \cdots, p, j = 1, \cdots, k_i$为系统状态$z$的非线性函数, 表示第$i$类里的第$j$个执行器对所在类控制律的影响.

对系统(9), 选取微分同胚映射$T(z) = [\xi^{\mathrm{T}} \ \ \eta^{\mathrm{T}}]^{\mathrm{T}}$, 其中: $\xi = [\xi_1^{\mathrm{T}} \ \ \cdots \ \ \xi_m^{\mathrm{T}}]^{\mathrm{T}} \in \mathbb{R}^r, \xi_i = [\xi_{i1} \ \ \cdots \ \ \xi_{ir_i}]^{\mathrm{T}} = [h_i(z) \ \ \cdots \ \ L_f^{r_i-1}h_i(z)]^{\mathrm{T}} \in \mathbb{R}^{r_i}, i = 1, \cdots, p, \eta =$

$[\eta_1 \ \cdots \ \eta_{n-r}]^{\mathrm{T}} \in \mathbb{R}^{n-r}$. 则系统(9)可变换为

$$\begin{cases} \dot{\xi}_{i1} = \xi_{i2}, \\ \quad \vdots \\ \dot{\xi}_{ir_i} = L_f^{r_i} h_i(z) + \beta_i(\xi,\eta)\sigma_z \bar{u}_z + \\ \qquad \sum\limits_{j=1}^{p} \bar{\beta}_{ij}(\xi,\eta)(I_{k_j} - \sigma_{zk_j}\lambda_{zk_j}(z,t)L_{zk_j}\bar{v}_{zj}) \\ \dot{\eta} = \Phi(\xi,\eta), \\ y_{zi} = \xi_{i1}, i = 1,\cdots,p. \end{cases} \tag{11}$$

其中: I_{k_j}为k_j阶单位矩阵,

$$\beta_i(\xi,\eta) = [L_{g_1}L_f^{r_i-1}h_i \ \cdots \ L_{g_m}L_f^{r_i-1}h_i],$$
$$\bar{\beta}_{ij}(\xi,\eta) = [b_{j1}L_{g_{j1}}L_f^{r_i-1}h_i \ \cdots \ b_{jk_j}L_{g_{jk_j}}L_f^{r_i-1}h_i], \quad i,j = 1,\cdots,p;$$
$$\sigma_{zk_j} = \mathrm{diag}\{\sigma_{zj_1} \ \cdots \ \sigma_{zj_{k_j}}\},$$
$$\lambda_{zk_j}(z,t) = \mathrm{diag}\{\lambda_{zj_1}(z,t) \ \cdots \ \lambda_{zj_{k_j}}(z,t)\},$$
$$L_{zk_j} = [1 \ \cdots \ 1]^{\mathrm{T}} \in \mathbb{R}^{k_j}, j = 1,\cdots,p.$$

记

$$e_{ij} = y_{zi}^{(j-1)} - y_{\mathrm{d}zi}^{(j-1)}, i = 1,\cdots,p, j = 1,\cdots,r_i,$$
$$e = [e_{11} \ \cdots \ e_{1r_1} \ \cdots \ e_{p1} \ \cdots \ e_{pr_p}]^{\mathrm{T}},$$
$$Y_{\mathrm{d}z} = [y_{\mathrm{d}z1} \ \cdots \ y_{\mathrm{d}z1}^{(r_1-1)} \ \cdots \ y_{\mathrm{d}zp} \ \cdots \ y_{\mathrm{d}zp}^{(r_p-1)}]^{\mathrm{T}},$$

则系统(11)对应的跟踪误差系统可记为

$$\begin{cases} \dot{e} = Ae + B[L_f^r h(z) + \beta(z)\sigma_z\bar{u}_z + \\ \qquad \bar{\beta}(z)(I-\sigma_z)\lambda_z(z,t)L_z\bar{v}_z - y_{\mathrm{d}z}^{(r)}], \\ y_{ze} = Ce, \\ \dot{\eta} = \Phi(e + Y_{\mathrm{d}z}, \eta), \end{cases} \tag{12}$$

其中: $A = \mathrm{diag}\{A_1 \ \cdots \ A_p\}$, $B = \mathrm{diag}\{B_1 \ \cdots \ B_p\}$, $C = \mathrm{diag}\{C_1 \ \cdots \ C_p\}$, A_i, B_i, C_i为r_i阶积分器链的标准形式[7], $i = 1,\cdots,p$;

$$L_f^r h(z) = [L_f^{r_1}h_1(z) \ \cdots \ L_f^{r_p}h_p(z)]^{\mathrm{T}},$$
$$\beta(z) = [\beta_1^{\mathrm{T}}(z) \ \cdots \ \beta_p^{\mathrm{T}}(z)]^{\mathrm{T}},$$
$$\bar{\beta}(z) = [\bar{\beta}_1^{\mathrm{T}}(z) \ \cdots \ \bar{\beta}_p^{\mathrm{T}}(z)]^{\mathrm{T}},$$
$$\bar{\beta}_i(\xi,\eta) = [\mathbf{0}_{k_{i-1}} \ b_{i1}L_{g_{i1}}L_f^{r_i-1} \ \cdots \ b_{ik_i}L_{g_{ik_i}}L_f^{r_i-1} \ \mathbf{0}_{m\_}] \in \mathbb{R}^m,$$

其中$\mathbf{0}_{k_{i-1}}$为$k_1 + \cdots + k_{i-1}$个0组成的行向量, $\mathbf{0}_{m_}$为$m - k_1 + \cdots + k_i$个0组成的行向量, $i = 1,\cdots,p$; $L_z = \mathrm{diag}\{L_{zk_1} \ \cdots \ L_{zk_p}\} \in \mathbb{R}^{m\times p}$, $y_{\mathrm{d}z}^{(r)} = [y_{\mathrm{d}z_1}^{(r_1)} \ \cdots \ y_{\mathrm{d}z_p}^{(r_p)}]^{\mathrm{T}}$. 若系统(12)零动态稳定, 则系统为最小相位系统.

由于系统参数$\bar{u}_z, \lambda_z(z,t), \sigma_z$未知, 故需要在控制过程中实时估计$\bar{g}(z,t) = (I-\sigma_z)\lambda_z(z,t)L$和$\bar{f}(t) = \sigma_z\bar{u}_z$, 其中$L = [1 \ \cdots \ 1]^{\mathrm{T}} \in \mathbb{R}^m$, 因为$(I-\sigma_z), \lambda_z(z,t)$为对角阵, 故可用神经网络逼近$\bar{g}(z,t)$, 并将逼近结果在接入系统时与相应信号连接以表示

$$G(z,t) = (I-\sigma_z)\lambda_z(z,t).$$

在控制过程中, $\bar{f}(t), \bar{g}(z,t)$和$G(z,t)$的估计值分别记为$\hat{\bar{f}}(t), \hat{\bar{g}}(z,t)$和$\hat{G}(z,t)$. 对于$\bar{g}(z,t)$, 用RBF神经网络对其进行逼近. 设神经网络有$N$个隐层节点, 未知函数$\bar{g}(z,t)$的逼近形式表示为:

$$\bar{g}(z,t) = W^{*\mathrm{T}}\theta(z,t) + d_g(z,t), \tag{13}$$

其中

$$W^* = \arg\min_{W\in\Omega}\{\sup|(I-\sigma_z)\lambda_z(z,t)L - W^{\mathrm{T}}\theta(z,t)|\}$$

为神经网络理想权值矩阵, W为权值矩阵, $W, W^* \in \Omega$, $\Omega \subset \mathbb{R}^{N\times m}$为一紧集, $\theta(z,t) = [\theta_1(z,t) \ \cdots \ \theta_N(z,t)]^{\mathrm{T}}$为高斯基函数; $d_g(z,t) \in \mathbb{R}^m$为神经网络逼近误差, 则:

$$G(z,t) = \mathrm{diag}\{W_1^{*\mathrm{T}}\theta(z,t) \ \cdots \ W_m^{*\mathrm{T}}\theta(z,t)\} + \mathrm{diag}\{d_{g_1}(z,t) \ \cdots \ d_{g_m}(z,t)\},$$

并记:

$$G^*(z,t) = \mathrm{diag}\{W_1^{*\mathrm{T}}\theta(z,t) \ \cdots \ W_m^{*\mathrm{T}}\theta(z,t)\},$$
$$D_g(z,t) = \mathrm{diag}\{d_{g_1}(z,t) \ \cdots \ d_{g_m}(z,t)\},$$

其中$W_i^{*\mathrm{T}} = [W_{i1}^* \ \cdots \ W_{iN}^*]$, $i = 1,\cdots,m$. 权值调整时, 记$\hat{\bar{g}}(z,t) = \hat{W}^{\mathrm{T}}\theta(z,t)$, $\hat{W}$为权值W^*的估计, 其值在控制过程中在线调整.

将(13)带入系统(12), 则系统(12)的外部状态方程可记为:

$$\dot{e} = Ae + B[L_f^r h(z) + \beta(z)\sigma_z\bar{u}_z + \bar{\beta}(z)G^*(z,t)L_z\bar{v}_z + D_g(z,\hat{W}) - y_{\mathrm{d}z}^{(r)}], \tag{14}$$

其中为表示方便记$D_g(z,\hat{W}) = \bar{\beta}(z)D_g(z,t)L_z\bar{v}_z$, 并记$D_g = \max \| D_g(z,\hat{W}) \|$.

对于执行器存在冗余的控制系统, 分入同一类各个执行器产生的控制作用一般都是成比例的, 在本文中取$b_{ij} = 1/L_{g_{ij}(z)}L_{f(z)}^{r_i-1}h_i(z)$, $i = 1,\cdots,p$, $j = 1,\cdots,k_i$, 则$\bar{\beta}(z)$的各元素为0或1, 并注意到系统满足假设1, 则$\mathrm{rank}(\bar{\beta}) = p$. 为了保证控制律$\bar{v}_z$的存在, 本文有如下假设:

假设 2 $\bar{\beta}(z)(I-\sigma_z)\lambda_z(z,t)L_z$非奇异.

假设2保证了系统控制律的存在, 选择适当的权值调整率可保证神经网络权值调整过程中$\bar{\beta}(z)\hat{G}(z,t)L_z$非奇异.

对跟踪误差系统(14)设计自适应控制律为:

$$\bar{v}_z = [\bar{\beta}(z)\hat{G}(z,t)L_z]^{-1} \times (-L_f^r h(z) - \beta(z)\hat{\bar{f}} - Ke + y_{\mathrm{dz}}^{(r)}), \quad (15)$$

则跟踪控制系统状态方程可表示为:

$$\dot{e} = A_{\mathrm{d}}e - B[\beta(z)\tilde{\bar{f}} + \bar{\beta}(z) + \tilde{G}(z,t)L_z\bar{v}_z + D_g(z,\hat{W})], \quad (16)$$

其中: $A_{\mathrm{d}} = A - BK$, 并选择$K \in \mathbb{R}^{p\times r}$使$A_{\mathrm{d}}$为Hurwitz矩阵, $\tilde{\bar{f}} = \hat{\bar{f}} - \bar{f}, \tilde{G}(z,t) = \hat{G}(z,t) - G^*(z,t)$.

自适应参数调整算法取为:

$$\dot{\hat{\bar{f}}} = \Gamma_f \beta^{\mathrm{T}} B^{\mathrm{T}} Pe, \quad (17)$$

$$\dot{\hat{W}} = \begin{cases} \Gamma\theta(z,t)e^{\mathrm{T}}PB\bar{\beta}^{\mathrm{T}}\bar{v}_{\mathrm{dz}}, & L_p\bar{\beta}\hat{\bar{g}} > a, \\ \Gamma\theta(z,t)e^{\mathrm{T}}PB\bar{\beta}^{\mathrm{T}}\bar{v}_{\mathrm{dz}}, & L_p\bar{\beta}\hat{\bar{g}} = a 且 L_p\bar{\beta}\dot{\hat{\bar{g}}} \geqslant 0, \\ 0, & L_p\bar{\beta}\hat{\bar{g}} = a 且 L_p\bar{\beta}\dot{\hat{\bar{g}}} < 0, \end{cases} \quad (18)$$

其中: P为满足Lyapunov方程$PA_{\mathrm{d}} + A_{\mathrm{d}}^{\mathrm{T}}P = -Q$, $Q > 0$的正定对称阵, $\Gamma_f \in \mathbb{R}^{m\times m} > 0, \Gamma \in \mathbb{R}^{N\times N} > 0$为待定的正定增益矩阵.

$$\bar{v}_{\mathrm{dz}} = \mathrm{diag}\{\bar{v}_{z1} \ \cdots \ \bar{v}_{z2} \ \cdots \ \bar{v}_{zp}\},$$

$\bar{v}_{zi}$的个数为k_i个, $i = 1,\cdots,p$. $L_p = [1 \ \cdots \ 1] \in \mathbb{R}^p, a > 0$为常数, 表示$|\bar{\beta}\bar{g}|$的下界. 由$\bar{\beta}(z)$的元素为0或1,

$$\bar{g}(z,t) = (I - \sigma_z)\lambda_z(z,t)L,$$

则$|\bar{\beta}\bar{g}| > \lambda_{\min}$, 其中$\lambda_{\min}$表示$\lambda_{zi}(z,t), i = 1,\cdots,m$中的最小值. 从而可取$a = \lambda_{\min}$, 而参数$\lambda_{zi}$未知, 故可以用一个很小的正常数来表示$a$值.

定理 1 对于跟踪控制系统(12), 取自适应参数调整率(17)和(18), 控制律(10)和(15), 则存在$d^* > 0$, 当$D_g < d^*$时, 跟踪控制闭环系统所有状态有界, 跟踪误差一致最终有界.

证 取系统Lyapunov函数为

$$V(t) = \frac{1}{2}e^{\mathrm{T}}Pe + \frac{1}{2}\tilde{\bar{f}}^{\mathrm{T}}\Gamma_f^{-1}\tilde{\bar{f}} + \frac{1}{2}\mathrm{tr}(\tilde{W}^{\mathrm{T}}\Gamma^{-1}\tilde{W}^{\mathrm{T}}), \quad (19)$$

则当$t \neq t_i, i = 1,\cdots,m$时, 有

$$\begin{aligned} \dot{V}(t) = & -\frac{1}{2}e^{\mathrm{T}}Pe - e^{\mathrm{T}}PB[\beta(z)\tilde{\bar{f}} + \bar{\beta}(z)\tilde{G}(z,t)L_z\bar{v}_z + D_g(z,\hat{W})] + \dot{\tilde{\bar{f}}}\Gamma_f^{-1}\tilde{\bar{f}} + \mathrm{tr}(\tilde{W}^{\mathrm{T}}\Gamma^{-1}\dot{\hat{W}}) = \\ & -\frac{1}{2}e^{\mathrm{T}}Pe + \mathrm{tr}\{\tilde{W}^{\mathrm{T}}\Gamma^{-1}[\dot{\hat{W}} - \Gamma\theta(z,t)e^{\mathrm{T}}PB\cdot \bar{\beta}(z)\bar{v}_{\mathrm{dz}}]\} - e^{\mathrm{T}}PBD_g(z,\hat{W}). \end{aligned}$$

由式(18)知,

$$\mathrm{tr}\{\tilde{W}^{\mathrm{T}}\Gamma^{-1}[\dot{\hat{W}} - \Gamma\theta(z,t)e^{\mathrm{T}}PB\bar{\beta}(z)\bar{v}_{\mathrm{dz}}]\} \leqslant 0,$$

设$c_1 = \max\limits_{e\in E_0}\frac{1}{2}e^{\mathrm{T}}Pe$, 其中紧集$E_0$为跟踪误差状态$e$的初始值$e(0)$的变化区间, 选择$c_4 > c_1$并定义:

$$E = \{\frac{1}{2}e^{\mathrm{T}}Pe \leqslant c_4\}, c_2 = \max_{e\in E}\frac{1}{2}\tilde{\bar{f}}^{\mathrm{T}}\Gamma_f^{-1}\tilde{\bar{f}},$$

$$c_3 = \max_{W^*,\hat{W}\in\Omega}\frac{1}{2}\mathrm{tr}(\tilde{W}^{\mathrm{T}}\Gamma^{-1}\tilde{W}^{\mathrm{T}}),$$

$$k = \frac{\lambda_{\min(Q)}}{\lambda_{\max}(P)}, k_e = \max_{e\in E}\| e \|\| PB \|,$$

设计Γ_f, Γ使$c_4 - c_3 - c_2 > c_1$. 则对于$\forall e \in E$, 有

$$\begin{aligned} \dot{V} \leqslant & -\frac{1}{2}e^{\mathrm{T}}Qe + k_eD_g \leqslant \\ & -\frac{1}{2}\frac{e^{\mathrm{T}}Qe(V - c_2 - c_3)}{e^{\mathrm{T}}Pe} + k_eD_g \leqslant \\ & -\frac{1}{2}\frac{\lambda_{\min}(Q)\| e \|_2^2(V - c_2 - c_3)}{\lambda_{\max}(P)\| e \|_2^2} + k_eD_g = \\ & -\frac{1}{2}kV + \frac{1}{2}k(c_2 + c_3) + k_eD_g, t \neq t_i, i = 1,\cdots,m. \end{aligned} \quad (20)$$

如果$D_g < (1/2)(c_4 - c_3 - c_2)/k_e$, 则在$\{V = c_4\}\bigcap\Omega$上$\dot{V} < 0, t \neq t_i, i = 1,\cdots,m$. 在故障发生的$t_i$时刻, $\bar{g}(z,t)$和$\bar{f}(t)$发生跳变, 会导致$V(t)$的不连续. 因为$\dot{V}(t) < 0$, 故有$V(t_i^-) < V(t_{i-1}^+)$. 若$V(t_{i-1}^+)$为有限值, 则在区间$[t_{i-1}, t_i)$, $e(t)$, $\tilde{\bar{f}}(t)$ 有界, 而$\hat{W}$, W^*的定义保证了$\tilde{W}(t)$有界. 又$\bar{f}(t), \bar{g}(z,t)$变化均为有限值, 则在下一故障发生后即t_i^+时刻, $V(t_i^+)$有限. 于是在下一时间区间$[t_i, t_{i+1})$, 初始值$V(t_i^+)$有限, $e(t), \tilde{\bar{f}}(t), \tilde{W}(t)$有界. 因为初始值$V(0)$有界, 则$V(t)$分段连续, 且$e(t), \tilde{\bar{f}}(t), \tilde{W}(t)$有界.

记$d^* = (1/2)(c_4 - c_3 - c_2)/k_e$, 则对任意$D_g < d^*$, $\{V \leqslant c_4\} \cap \Omega$为正不变集, 且在此集合上有$e \in E$. 于是当$D_g < d^*$时, 系统状态$e, \hat{W}$保持在集合$R_s = \{e \in E\} \times \{\hat{W} \in \Omega\}$内, 跟踪控制系统状态有界, 跟踪误差一致最终有界. 证毕.

4 仿真算例(Simulation examples)

下面以双鹣型飞机[5]纵向通道控制为例说明本文方法的有效性. 飞机数学模型模型为

$$\begin{cases} \dot{V} = \dfrac{F_{\mathrm{x}}\cos\alpha + F_z\sin\alpha}{m}, \\ \dot{\alpha} = q + \dfrac{-F_{\mathrm{x}}\sin\alpha + F_z\cos\alpha}{mV}, \\ \dot{\theta} = q, \ \dot{q} = \dfrac{M}{I_{\mathrm{y}}}. \end{cases} \quad (21)$$

取飞行速度V, 攻角α, 俯仰角θ, 俯仰角速度q

为系统状态x_1, x_2, x_3, x_4, 升降舵偏角δ_{e1}, δ_{e2}和推力T_1, T_2作为系统输入u_1, u_2, u_3, u_4, 系统输出为$y = [x_1\ \ x_3]^{\mathrm{T}}$. 系统参数如文献[5], 零动态在平衡点附近渐近稳定, 为最小相位系统.

控制目的为在系统执行器出现故障时, 仍通过冗余的推力和升降舵偏角作用使系统输出跟踪参考系统$1/(s+1)$和$1/(s^2+6s+18)$的运动, 参考输入信号分别为$60+\sin(0.05t)$和$\sin(0.05t)$. 系统故障设定为在$t = 100$ s, 执行器u_1卡死, 即$\bar{u}_1 = u_1(100)$; 在$t = 150$ s, 执行器u_2发生变故障, $u_2^F = (1+\sin x_3)u_2$; 在时间$t = 250$ s, 执行器u_3卡死, 即$\bar{u}_3 = u_3(250)$. 自适应参数$\varGamma_f = 0.001I_{4\times4}$, 神经网络基函数中心分布在$[-0.05\ \ 0.05]$, 标准化常数取为2, 隐层神经元数取为40, $\varGamma = 0.01I_{40\times40}$, 初始状态设为

$$x(0) = [55\ \ 0\ \ 0.02\ \ 0]^{\mathrm{T}},$$

得到仿真结果如图1, 图2所示.

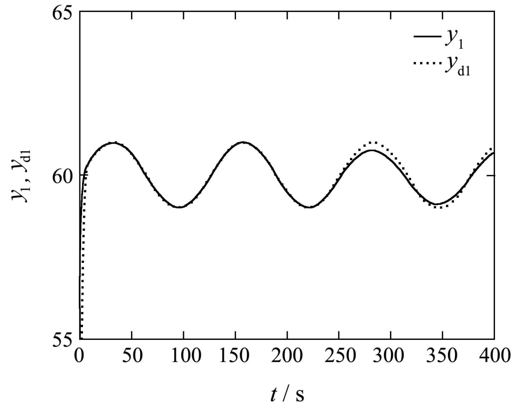

图 1 输出y_1和期望输出y_{d1}

Fig. 1 Output y_1 and desired output y_{d1}

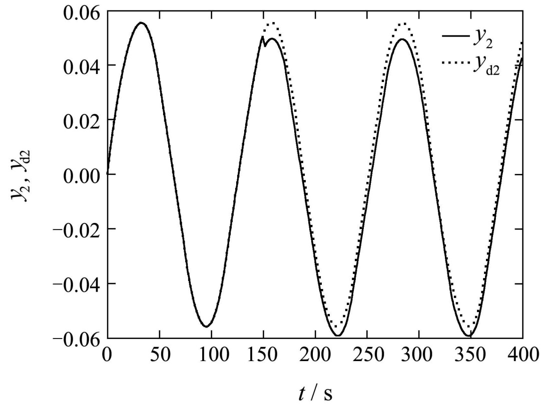

图 2 输出y_2和期望输出y_{d2}

Fig. 2 Output y_2 and desired output y_{d2}

图1和图2表示了本文设计的神经网络自适应容错控制律的跟踪过程. 图1表明, 执行器u_3卡死对跟踪效果有一定影响, 但所设计的控制律能够保持系统跟踪误差较小, 而执行器u_1和u_2故障对跟踪性能影响不大. 图2表明, 执行器u_1和u_3卡死故障对跟踪影响不大, 而执行器u_2变故障对跟踪性能有一定影响, 但所设计的控制律能够保持系统跟踪误差较小, 表明了本文对执行器分类方法的可行性.

5 结论(Conclusion)

本文针对一类MIMO非线性最小相位系统, 研究了执行器存在卡死或/和随时间和系统状态变化故障的神经网络自适应容错跟踪控制方法. 首先结合系统物理特征, 对系统执行器进行分类, 然后针对系统故障, 设计了神经网络自适应容错跟踪控制律, 保证了闭环系统的稳定性和跟踪性能. 最后结合双獭型飞机纵向通道的跟踪控制给出了仿真结果, 表明了本文方法的正确性和有效性.

参考文献(References):

[1] TANG X D, GANG TANG, SURESH M JOSHI. Adaptive actuator failure compensation for parametric strict feedback systems and an aircraft application[J]. *Automatica*, 2003, 39(11): 1975 – 1982.

[2] GANG TAO, SURESH M JOSHI. Adaptive output feedback compensation of variant actuator failures[C] //*Proceedings of the 2005 American Control Conference*. Portland: IEEE, 2005: 4862 – 4867.

[3] LI P, YANG G H. Adaptive fuzzy control of unknown nonlinear systems with actuator failures for robust output tracking[C] //*Proceedings of the 2008 American Control Conference*. Washington: IEEE, 2008: 4898 – 4903.

[4] TANG X D, TAO G, SURESH M JOSHI. Virtual grouping based adaptive actuator failure compensation for MIMO nonlinear systems[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2005, 50(11): 1775 – 1780.

[5] TANG X D, TAO G, SURESH M JOSHI. Adaptive actuator failure compensation for nonlinear MIMO systems with an aircraft control application[J]. *Automatica*, 2007, 43(11): 1869 – 1883.

[6] TANG X D, TAO G, SURESH M JOSHI. Compensation of nonlinear MIMO systems for uncertain actuator failures with an application to aircraft control[C] //*Proceedings of the 41st IEEE Conference on Decision and Control*. Las Vegas: IEEE, 2002: 1245 – 1250.

[7] KHALIL H K. *Nonlinear System*[M]. New York: Prentice Hall, 2002.

作者简介:

张绍杰 (1978—), 男, 讲师, 博士, 2009年获南京航空航天大学自动化学院博士学位, 主要研究方向为非线性系统控制、容错控制, E-mail: zhangsj@nuaa.edu.cn;

刘春生 (1955—), 女, 教授, 2006年获南京航空航天大学自动化学院博士学位, 主要研究方向为非线性系统的故障诊断、鲁棒控制、智能控制;

胡寿松 (1937—), 男, 教授, 博士生导师, 1960年毕业于北京航空航天大学自控系, 主要研究方向为故障诊断、自修复控制和复杂系统控制.