

基于控制性能的 MIMO 非线性系统动态面控制

余修端, 孙秀霞, 董文瀚, 刘树光

(空军工程大学工程学院, 陕西 西安 710038)

摘要: 针对一类不确定非线性 MIMO (multiple-input multiple-output) 系统, 在动态面控制方法的基础上, 提出了自适应跟踪控制方案. 通过引入性能函数和输出误差转换, 保证输出信号具有指定的跟踪速度、跟踪误差、最大超调量. 为了避免控制奇异问题, 采用神经网络直接逼近期望控制信号. 该方案无需估计神经网络的权值, 仅对 1 个参数进行自适应律设计. 理论证明了闭环系统所有信号有界, 仿真结果验证了所提方案的有效性.

关键词: 动态面控制; 反推控制; 神经网络; 控制奇异

中图分类号: TP182

文献标识码: A

文章编号: 1002-0411(2012)-01-0044-07

Dynamic Surface Control Based on Control Performance for a Class of MIMO Nonlinear Systems

YU Xiuduan, SUN Xiuxia, DONG Wenhan, LIU Shuguang

(Engineering Institute, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China)

Abstract: An adaptive tracking control scheme is proposed for a class of uncertain nonlinear MIMO (multiple-input multiple-output) systems based on dynamic surface control method. Performance function and output error transformation are employed to guarantee that the output signals have the prespecified control indexes of output tracking speed, tracking error, overshoot, etc. In order to avoid control singularity problem, neural network is used to approximate desired intermediate control signals directly. Instead of estimating all the weights of the neural network, only one parameter's adaptive law needs to be designed. It is proved theoretically that all signals of the closed-loop system are bounded. Simulation results verify the effectiveness of the proposed scheme.

Keywords: dynamic surface control; backstepping control; neural network; control singularity

1 引言 (Introduction)

系统的非线性和不确定性一直是控制系统设计的难点和热点. 反推控制 (backstepping control) 方法放宽了早期文献中关于模型不确定性的匹配条件^[1]、扩展匹配条件^[2]以及为了获得全局稳定性而提出的增长条件^[3], 在非线性系统自适应控制中得到了广泛应用. 反推控制的主要缺陷是其“微分爆炸”问题^[4], 当系统的相对阶次较高时, 控制律高度复杂、高度非线性. Swaroop 等人在文 [5] 中针对一类含有模型不确定性的单输入单输出系统, 使用多滑模面控制 (multiple surface sliding control) 思想提出了动态面控制 (dynamic surface control) 方案, 该方案在原反推控制的前后两步控制律设计中增加了低通滤波器, 从而克服了“微分爆炸”. 文 [6] 将动态面控制方法与神经网络相结合, 针对具有任意不

确定性的严反馈 SISO (single-input single-output) 非线性系统提出了自适应控制方案. 文 [7] 将动态面控制方法拓展到一类 MIMO 非线性系统中, 每个子系统中利用 2 组神经网络分别对模型不确定性和虚拟控制增益函数进行估计.

但是目前大多数反推控制和动态面控制方案只能确保系统渐近稳定, 很少关注控制系统的过渡过程. 对于动态面控制而言, 由于引入低通滤波器, 跟踪误差一般不再收敛到 0, 而是收敛到一个较小的残集. 文 [8] 针对一类严反馈形式的非线性系统, 利用动态面控制保证了系统的跟踪误差具有收敛到指定小的品质, 但该方案使用一个积分型李亚普诺夫函数处理奇异值问题, 因此控制器设计步骤更加复杂. 文 [9] 针对一类 SISO 非线性系统, 采用性能函数确保了跟踪控制系统具有期望的控制品质, 但微分爆炸问题依然存在, 而且该方案与文 [7] 一样, 需

要使用 2 组神经网络, 因而自适应参数较多。

本文以改善系统的控制性能和减少计算负担为目标, 针对一类非线性模型完全未知的 MIMO 系统, 利用神经网络和动态面控制方法设计了自适应控制方案, 通过引入性能函数, 控制系统能够实现指定的跟踪速度、跟踪误差和超调量等控制指标。

2 问题描述和预备知识 (Problem formulation and preliminaries)

2.1 问题描述

考虑如下形式的不确定 MIMO 非线性系统:

$$\Sigma_i: \begin{cases} \dot{x}_{i,j} = f_{i,j}(\mathbf{X}) + g_{i,j}(\bar{\mathbf{x}}_{i,j})x_{i,j+1}, & j = 1, \dots, n_i - 1 \\ \dot{x}_{i,n_i} = f_{i,n_i}(\mathbf{X}, \bar{\mathbf{u}}_{i-1}) + g_{i,n_i}(\mathbf{X})u_i \\ y_i = x_{i,1}, & i = 1, \dots, m \end{cases} \quad (1)$$

其中, $\bar{\mathbf{x}}_{i,j} = [x_{i,1}, \dots, x_{i,j}]^T \in \mathbb{R}^j$ 是子系统 Σ_i 的状态, $u_i \in \mathbb{R}$ 和 $y_i \in \mathbb{R}$ 是 Σ_i 的输入和输出, $\bar{\mathbf{u}}_{i-1} = [u_1, \dots, u_{i-1}]^T$, $\mathbf{X} = [\bar{\mathbf{x}}_{1,n_1}^T, \dots, \bar{\mathbf{x}}_{m,n_m}^T]^T \in \mathbb{R}^N$ ($N = n_1 + \dots + n_m$) 是整个系统的状态, $f_{i,j}(\cdot)$ 和 $g_{i,j}(\cdot)$ 是未知的光滑非线性函数。

本文的控制目标是: 对于任意给定的参考输入信号 $\mathbf{y}_r = [y_{1r}, \dots, y_{mr}]^T$, 设计控制输入 $\mathbf{u} = [u_1, \dots, u_m]^T$, 使得系统输出 $\mathbf{y} = [y_1, \dots, y_m]^T$ 能够以指定的跟踪速度、跟踪误差、期望的超调量等性能指标跟踪 $\mathbf{y}_r$, 同时确保闭环系统的所有信号有界。

2.2 性能函数和输出误差转换

为了实现期望的跟踪控制性能, 首先定义子系统的跟踪误差:

$$e_i = y_i - y_{ir}, \quad i = 1, \dots, m \quad (2)$$

根据文 [9], 性能函数 $p_i(\cdot): \mathbb{R}_+ \rightarrow \mathbb{R}_+ - \{0\}$ 是一个光滑递减函数, 对于任意 $t \geq 0$, 满足

$$\begin{cases} -\delta_i p_i(t) < e_i(t) < p_i(t), & e_i(0) > 0 \\ -p_i(t) < e_i(t) < \delta_i p_i(t), & e_i(0) < 0 \end{cases} \quad (3)$$

其中 δ_i 是性能参数, $0 \leq \delta_i \leq 1$ 。

图 1 中的子图 (a) 和 (b) 分别描述了跟踪误差 $e_i(t)$ 在 $e_i(0) > 0$ 和 $e_i(0) < 0$ 两种情况下由 $p_i(t)$ 和 δ_i 限定的动态过程。由图 1 可知, $p_i(t)$ 引入了 $e_i(t)$ 的期望收敛速率的下界, 即 Σ_i 的最小输出跟踪速度; $\delta_i p_i(t)$ 限定了系统的超调量, 最大超调量可由 $\delta_i p_i(0)$ 表示; $p_i(\infty) = \lim_{t \rightarrow \infty} p_i(t) > 0$ 代表系统稳定状态时的跟踪误差。

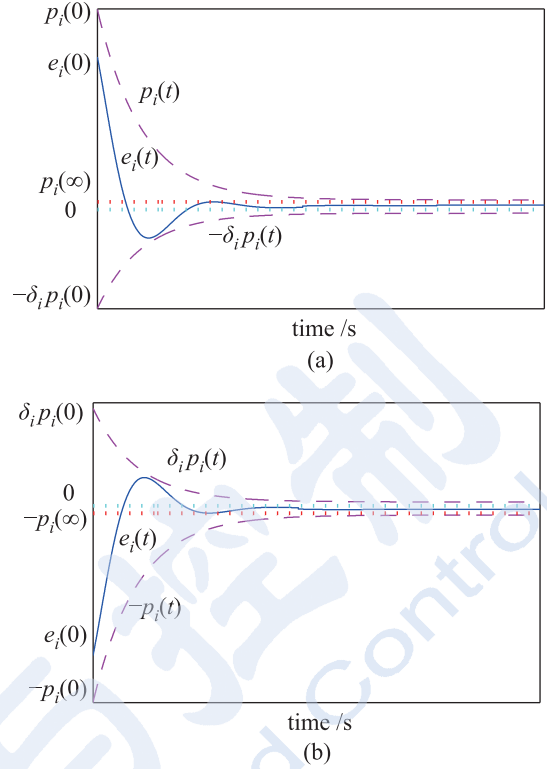


图 1 $p_i(t)$ 和 δ_i 描述的跟踪控制性能

Fig.1 Tracking control performance described by $p_i(t)$ and δ_i

为了将式 (3) 所描述的跟踪性能转换为控制设计变量, 定义输出误差转换函数 $Z_i(\cdot): \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$, 使其满足 $e_i(t) = p_i(t)Z_i(S_{i,1})$, 其中 $S_{i,1}$ 是转换后的设计变量, $Z_i(\cdot)$ 光滑、可逆、严格递增, 具有如下特性:

$$\left. \begin{aligned} -\delta_i < Z_i(S_{i,1}) < 1 \\ \lim_{S_{i,1} \rightarrow -\infty} Z_i(S_{i,1}) &= -\delta_i \\ \lim_{S_{i,1} \rightarrow +\infty} Z_i(S_{i,1}) &= 1 \end{aligned} \right\}, \quad e_i(0) > 0 \quad (4)$$

$$\left. \begin{aligned} -1 < Z_i(S_{i,1}) < \delta_i \\ \lim_{S_{i,1} \rightarrow -\infty} Z_i(S_{i,1}) &= -1 \\ \lim_{S_{i,1} \rightarrow +\infty} Z_i(S_{i,1}) &= \delta_i \end{aligned} \right\}, \quad e_i(0) < 0 \quad (5)$$

进而, 转换误差 $S_{i,1}$ 可以表示为

$$S_{i,1} = Z_i^{-1}\left(\frac{e_i}{p_i}\right) \quad (6)$$

因为 $Z_i(\cdot)$ 为单调函数, 由式 (4) 和式 (5) 知: $S_{i,1} \in \mathcal{L}_\infty$ 与式 (3) 等价。因此, 为了实现期望的跟踪控制性能 (式 (3)), 确保在任意时刻 t ($t > 0$) 总有 $S_{i,1} \in \mathcal{L}_\infty$ 成立是保证控制系统品质的关键。

2.3 RBF 神经网络

径向基函数神经网络 (radial basis function neural network, RBF NN) 是一种具有简单线性参数化

结构的神经网络,因其具有良好的逼近能力而被广泛用作非线性函数逼近器。

根据文 [10], 对于定义在紧集 $\Omega \subset \mathbb{R}^p$ 上的任意连续函数 $f(\xi): \mathbb{R}^p \rightarrow \mathbb{R}$, 给定任意正数 ε , 存在 RBF 神经网络 $\boldsymbol{\vartheta}^T \boldsymbol{\psi}(\xi)$ 满足:

$$f(\xi) = \boldsymbol{\vartheta}^T \boldsymbol{\psi}(\xi) + \omega, \quad |\omega| \leq \varepsilon \quad (7)$$

其中, $\xi \in \Omega$ 是神经网络的输入; $\boldsymbol{\vartheta} \in \mathbb{R}^q$ 是权值向量, $q > 1$ 是神经网络节点数; ω 为神经网络的逼近误差; $\boldsymbol{\psi}(\xi) = [\rho_1(\xi), \dots, \rho_q(\xi)]^T$ 是基函数向量, $\rho_i(\xi)$ ($i = 1, \dots, q$) 通常选择为高斯函数:

$$\rho_i(\xi) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_i} \exp\left(-\frac{\|\xi - \mathbf{c}_i\|^2}{2\sigma_i^2}\right) \quad (8)$$

其中, $\mathbf{c}_i \in \mathbb{R}^p$ 是基函数的中心, $\sigma_i \in \mathbb{R}$ 为基函数的宽度. 本文将使用 RBF NN 来估计未知的虚拟控制信号。

为了完成控制系统设计, 本文做如下假设:

假设 1 增益函数 $g_{i,j}(\cdot)$ ($1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n_i$) 的符号已知, 并且存在正常数 g_{im} 和 g_{iM} , 使得 $g_{im} \leq |g_{i,j}(\cdot)| \leq g_{iM}$. 不失一般性, 本文假设 $g_{i,j}(\cdot) > 0$.

假设 2 参考信号 y_{ir} ($i = 1, \dots, m$) 光滑有界, 并且 $y_{ir} \in \Omega_{ir} = \{(y_{ir}, \dot{y}_{ir}, \ddot{y}_{ir}) | y_{ir}^2 + \dot{y}_{ir}^2 + \ddot{y}_{ir}^2 \leq \rho_i\}$, 其中 ρ_i 为已知常数。

假设 3 式 (7) 中 RBF NN 的逼近误差 ω 有界, 即存在常数 $\omega_M > 0$, 使得 $|\omega| \leq \omega_M$.

注: 假设 1 和假设 3 中的常数 g_{im} 、 g_{iM} 和 ω_M 仅在理论证明时需要, 并不出现在本文提出的控制律中。

3 动态面控制系统设计 (The design of dynamic surface control system)

本文依次对子系统 Σ_i ($i = 1, \dots, m$) 设计控制器, 从而实现对整个系统 (1) 的控制. 对于系统维数为 n_i 的 Σ_i , 动态面控制器设计共有 n_i 步, 详细步骤如下:

方便起见, 首先定义常数:

$$\phi_i = \max\left\{\frac{1}{g_{im}} \|\boldsymbol{\vartheta}_{i,j}\|^2, \quad 1 \leq j \leq n_i\right\}, \quad i = 1, \dots, m \quad (9)$$

其中, g_{im} 是假设 1 中给出的正数; $\boldsymbol{\vartheta}_{i,j}$ 是 RBF NN 的权值向量, 其定义随后给出; $\boldsymbol{\vartheta}_{i,j}$ 一般未知, 所以 ϕ_i 亦不可知, 因此本文控制器设计中将使用估计值 $\hat{\phi}_i$ 代替 ϕ_i .

第 1 步 令式 (6) 定义的转换误差 $S_{i,1}$ 为第 1 个动态面, 考虑到式 (2), 其时间导数为

$$\dot{S}_{i,1} = v_i \left(-\frac{\dot{p}_i}{p_i} e_i + f_{i,1} + g_{i,1} x_{i,2} - \dot{y}_{ir} \right) \quad (10)$$

其中, $v_i = \frac{1}{p_i} \frac{\partial Z_i^{-1}}{\partial (e_i/p_i)}$, 由 $Z_i(\cdot)$ 和 $p_i(\cdot)$ 的定义不难验证 $v_i > 0$.

定义李亚普诺夫函数:

$$V_{i,1} = \frac{1}{2} S_{i,1}^2 + \frac{g_{im}}{2r_i} \tilde{\phi}_i^2 \quad (11)$$

其中, $r_i > 0$ 为设计参数, $\tilde{\phi}_i = \hat{\phi}_i - \phi_i$. 易知 $V_{i,1}$ 的时间导数为

$$\dot{V}_{i,1} = S_{i,1} v_i \left(-\frac{\dot{p}_i}{p_i} e_i + f_{i,1} + g_{i,1} x_{i,2} - \dot{y}_{ir} \right) + \frac{g_{im}}{r_i} \tilde{\phi}_i \dot{\hat{\phi}}_i \quad (12)$$

设 $x_{i,2}$ 为控制信号, 则其期望信号 $x_{(i,2)d}$ 可取为

$$x_{(i,2)d} = \frac{1}{v_i g_{i,1}} \left(-l_{i,1} S_{i,1} - v_i \left(-\frac{\dot{p}_i}{p_i} e_i + f_{i,1} + \frac{1}{2} v_i g_{i,1}^2 S_{i,1} + \frac{1}{2 \alpha_{i,1}} v_i^2 g_{i,1}^2 S_{i,1} - \dot{y}_{ir} \right) \right) \quad (13)$$

式中, $l_{i,1}$ 和 $\alpha_{i,1}$ 是设计参数 ($l_{i,1} > 0$, $\alpha_{i,1} > 0$). 本文后续设计参数均为正常数。

因为 $f_{i,1}$ 和 $g_{i,1}$ 未知, 因此无法得到 $x_{(i,2)d}$. 同时, 为了避免 $g_{i,1}$ 可能为 0 而带来的控制奇异问题, 本文使用 RBF NN 来直接估计 $x_{(i,2)d}$, 即

$$x_{(i,2)d} = \boldsymbol{\vartheta}_{i,1}^T \boldsymbol{\psi}_{i,1}(\xi_{i,1}) + \omega_{i,1}, \quad |\omega_{i,1}| \leq \omega_{iM} \quad (14)$$

其中 $\xi_{i,1} = (\mathbf{X}^T, p_i, \dot{p}_i, S_{i,1}, y_{ir}, \dot{y}_{ir}) \in \Omega_{\xi_{i,1}}$, $\Omega_{\xi_{i,1}} \subseteq \mathbb{R}^{N+5}$ 是神经网络输入, $\omega_{i,1}$ 是逼近误差。

在式 (12) 的等式右边加上和减去 $S_{i,1} v_i g_{i,1} x_{(i,2)d}$, 并使用不等式:

$$\begin{aligned} & -S_{i,1} v_i g_{i,1} x_{(i,2)d} \\ &= -S_{i,1} v_i g_{i,1} \boldsymbol{\vartheta}_{i,1}^T \boldsymbol{\psi}_{i,1}(\xi_{i,1}) - S_{i,1} v_i g_{i,1} \omega_{i,1} \\ &\leq \frac{\alpha_{i,1} g_{im}}{2} S_{i,1}^2 v_i^2 \phi_i \boldsymbol{\psi}_{i,1}^T(\xi_{i,1}) \boldsymbol{\psi}_{i,1}(\xi_{i,1}) + \\ &\quad \frac{g_{im}^2}{2\alpha_{i,1}} + \frac{1}{2} v_i^2 g_{i,1}^2 S_{i,1}^2 + \frac{\omega_{i,1}^2}{2} \end{aligned} \quad (15)$$

其中 g_{im} 和 g_{iM} 是假设 1 给出的常数, 可得

$$\begin{aligned} \dot{V}_{i,1} &\leq -l_{i,1} S_{i,1}^2 + S_{i,1} v_i g_{i,1} x_{i,2} - \frac{1}{2\alpha_{i,1}} v_i^2 g_{i,1}^2 S_{i,1}^2 + \\ &\quad \frac{\alpha_{i,1} g_{im}}{2} S_{i,1}^2 v_i^2 \phi_i \boldsymbol{\psi}_{i,1}^T(\xi_{i,1}) \boldsymbol{\psi}_{i,1}(\xi_{i,1}) + \\ &\quad \frac{g_{im}}{r_i} \tilde{\phi}_i \dot{\hat{\phi}}_i + \frac{g_{im}^2}{2\alpha_{i,1}} + \frac{\omega_{iM}^2}{2} \end{aligned} \quad (16)$$

根据式 (16), $x_{i,2}$ 的虚拟控制信号可设计为

$$x_{(i,2)v} = -\frac{\alpha_{i,1}}{2} S_{i,1} v_i \hat{\phi}_i \boldsymbol{\psi}_{i,1}^T(\xi_{i,1}) \boldsymbol{\psi}_{i,1}(\xi_{i,1}) \quad (17)$$

由式 (17), 进一步可得

$$\begin{aligned} \dot{V}_{i,1} \leq & -l_{i,1}S_{i,1}^2 + S_{i,1}v_i g_{i,1}(x_{i,2} - x_{(i,2)v}) - \\ & \frac{1}{2\alpha_{i,1}}v_i^2 g_{i,1}^2 S_{i,1}^2 + \frac{g_{iM}^2}{2\alpha_{i,1}} + \frac{\omega_{iM}^2}{2} + \frac{g_{iM}}{r_i} \tilde{\phi}_i \left(\hat{\phi}_i - \right. \\ & \left. \frac{r_i \alpha_{i,1}}{2} S_{i,1}^2 v_i^2 \boldsymbol{\Psi}_{i,1}^T(\boldsymbol{\xi}_{i,1}) \boldsymbol{\Psi}_{i,1}(\boldsymbol{\xi}_{i,1}) \right) \end{aligned} \quad (18)$$

为了克服反推控制方法在下一步中对 $x_{(i,2)v}$ 进行的微分, 首先使 $x_{(i,2)v}$ 通过低通滤波器:

$$\tau_{i,2} \dot{z}_{i,2} + z_{i,2} = x_{(i,2)v}, \quad z_{i,2}(0) = x_{(i,2)v}(0) \quad (19)$$

其中, $\tau_{i,2}$ 为时间常数, $z_{i,2}$ 是 $x_{(i,2)v}$ 的过滤信号.

第 j 步 定义第 j 个动态面 ($j=2, \dots, n_i-1$)

$$S_{i,j} = x_{i,j} - z_{i,j} \quad (20)$$

$S_{i,j}$ 的时间导数为

$$\dot{S}_{i,j} = f_{i,j} + g_{i,j}x_{i,j+1} - \dot{z}_{i,j} \quad (21)$$

继续定义李亚普诺夫函数 $V_{i,j} = \frac{1}{2}S_{i,j}^2$, 则可得

$$\dot{V}_{i,j} = S_{i,j}(f_{i,j} + g_{i,j}x_{i,j+1} - \dot{z}_{i,j}) \quad (22)$$

设 $x_{i,j+1}$ 为控制信号, 则期望信号 $x_{(i,j+1)d}$ 为

$$\begin{aligned} x_{(i,3)d} = & \frac{1}{g_{i,2}} \left(-l_{i,2}S_{i,2} - f_{i,2} - \frac{1}{2}S_{i,2}g_{i,2}^2 - \right. \\ & \left. \frac{1}{2\alpha_{i,2}}S_{i,2}g_{i,2}^2 - v_i g_{i,1}S_{i,1} + \dot{z}_{i,2} \right), \quad j=2 \quad (23) \\ x_{(i,j+1)d} = & \frac{1}{g_{i,j}} \left(-l_{i,j}S_{i,j} - f_{i,j} - \frac{1}{2}S_{i,j}g_{i,j}^2 - \frac{1}{2\alpha_{i,j}}S_{i,j}g_{i,j}^2 - \right. \\ & \left. S_{i,j-1}g_{i,j-1} + \dot{z}_{i,j} \right), \quad j=3, \dots, n_i-1 \quad (24) \end{aligned}$$

其中, $\alpha_{i,j}$ ($2 \leq j \leq n_i-1$) 为设计参数. 因为 $f_{i,j}$ 和 $g_{i,j}$ 未知, 类似于第 1 步, 利用 RBF NN 在紧集 $\Omega_{\boldsymbol{\xi}_{i,2}}$ 和 $\Omega_{\boldsymbol{\xi}_{i,j}}$ 上对 $x_{(i,3)d}$ 和 $x_{(i,j+1)d}$ 直接估计

$$\begin{aligned} x_{(i,j+1)d} = & \boldsymbol{\theta}_{i,j}^T \boldsymbol{\Psi}_{i,j}(\boldsymbol{\xi}_{i,j}) + \omega_{i,j} \\ |\omega_{i,j}| \leq & \omega_{iM}, \quad j=2, \dots, n_i-1 \end{aligned} \quad (25)$$

其中, $\boldsymbol{\xi}_{i,2} = (\mathbf{X}^T, y_{ir}, p_i, S_{i,1}, z_{i,2}, \dot{z}_{i,2}) \in \Omega_{\boldsymbol{\xi}_{i,2}}$, $\Omega_{\boldsymbol{\xi}_{i,2}} \subseteq \mathbb{R}^{N+5}$, $\boldsymbol{\xi}_{i,k} = (\mathbf{X}^T, z_{i,k}, \dot{z}_{i,k}) \in \Omega_{\boldsymbol{\xi}_{i,k}} \subseteq \mathbb{R}^{N+2}$, $3 \leq k \leq n_i-1$.

类似于步骤 (14) ~ 步骤 (17), $x_{i,j+1}$ 的虚拟控制信号设计为

$$x_{(i,j+1)v} = -\frac{\alpha_{i,j}}{2} S_{i,j} \hat{\phi}_i \boldsymbol{\Psi}_{i,j}^T(\boldsymbol{\xi}_{i,j}) \boldsymbol{\Psi}_{i,j}(\boldsymbol{\xi}_{i,j}), \quad 2 \leq j \leq n_i-1 \quad (26)$$

进而可得

$$\begin{aligned} \dot{V}_{i,2} \leq & -l_{i,2}S_{i,2}^2 + S_{i,2}g_{i,2}(x_{i,3} - x_{(i,3)v}) - \\ & \frac{1}{2\alpha_{i,2}}S_{i,2}^2g_{i,2}^2 - v_i g_{i,1}S_{i,1}S_{i,2} + \frac{g_{iM}^2}{2\alpha_{i,2}} + \frac{\omega_{iM}^2}{2} - \\ & \frac{\alpha_{i,2}g_{iM}}{2} S_{i,2}^2 \tilde{\phi}_i \boldsymbol{\Psi}_{i,2}^T(\boldsymbol{\xi}_{i,2}) \boldsymbol{\Psi}_{i,2}(\boldsymbol{\xi}_{i,2}) \end{aligned} \quad (27)$$

$$\begin{aligned} \dot{V}_{i,j} \leq & -l_{i,j}S_{i,j}^2 + S_{i,j}g_{i,j}(x_{i,j+1} - x_{(i,j+1)v}) - \\ & \frac{1}{2\alpha_{i,j}}g_{i,j}^2S_{i,j}^2 - g_{i,j-1}S_{i,j-1}S_{i,j} + \frac{g_{iM}^2}{2\alpha_{i,j}} + \frac{\omega_{iM}^2}{2} - \\ & \frac{\alpha_{i,j}g_{iM}}{2} S_{i,j}^2 \tilde{\phi}_i \boldsymbol{\Psi}_{i,j}^T(\boldsymbol{\xi}_{i,j}) \boldsymbol{\Psi}_{i,j}(\boldsymbol{\xi}_{i,j}), \quad 3 \leq j \leq n_i-1 \end{aligned} \quad (28)$$

类似地, 使 $x_{(i,j+1)v}$ 通过时间常数为 $\tau_{i,j+1}$ 的低通滤波器, 以获得过滤信号 $z_{i,j+1}$

$$\tau_{i,j+1} \dot{z}_{i,j+1} + z_{i,j+1} = x_{(i,j+1)v}, \quad z_{i,j+1}(0) = x_{(i,j+1)v}(0) \quad (29)$$

第 n_i 步 定义第 n_i 个动态面

$$S_{i,n_i} = x_{i,n_i} - z_{i,n_i} \quad (30)$$

根据式 (1) 可得

$$\dot{S}_{i,n_i} = f_{i,n_i} + g_{i,n_i}u_i - \dot{z}_{i,n_i} \quad (31)$$

定义

$$V_{i,n_i} = \frac{1}{2}S_{i,n_i}^2 \quad (32)$$

为方便起见, 令 $u_i = x_{i,n_i+1}$. 利用 RBF NN 估计期望信号 $x_{(i,n_i+1)d}$:

$$x_{(i,n_i+1)d} = \boldsymbol{\theta}_{i,n_i}^T \boldsymbol{\Psi}_{i,n_i}(\boldsymbol{\xi}_{i,n_i}) + \omega_{i,n_i} \quad (33)$$

其中, $\boldsymbol{\xi}_{i,n_i} = (\mathbf{X}^T, y_{ir}, p_i, S_{i,n_i-1}, z_{i,n_i}, \dot{z}_{i,n_i}, \boldsymbol{u}_{i-1}^T) \in \Omega_{\boldsymbol{\xi}_{i,n_i}}$, $\Omega_{\boldsymbol{\xi}_{i,n_i}} \subseteq \mathbb{R}^{N+4}$.

最终, 子系统 Σ_i 的控制信号 u_i 可设计为

$$u_i = -\frac{\alpha_{i,n_i}}{2} S_{i,n_i} \hat{\phi}_i \boldsymbol{\Psi}_{i,n_i}^T(\boldsymbol{\xi}_{i,n_i}) \boldsymbol{\Psi}_{i,n_i}(\boldsymbol{\xi}_{i,n_i}) \quad (34)$$

相应地, V_{i,n_i} 满足

$$\begin{aligned} \dot{V}_{i,n_i} \leq & -l_{i,n_i}S_{i,n_i}^2 - \frac{1}{2\alpha_{i,n_i}}S_{i,n_i}^2g_{i,n_i}^2 - \\ & g_{i,n_i-1}S_{i,n_i-1}S_{i,n_i} + \frac{g_{iM}^2}{2\alpha_{i,n_i}} + \frac{\omega_{iM}^2}{2} - \\ & \frac{\alpha_{i,n_i}g_{iM}}{2} S_{i,n_i}^2 \tilde{\phi}_i \boldsymbol{\Psi}_{i,n_i}^T(\boldsymbol{\xi}_{i,n_i}) \boldsymbol{\Psi}_{i,n_i}(\boldsymbol{\xi}_{i,n_i}) \end{aligned} \quad (35)$$

基于式 (18)、式 (27)、式 (28)、式 (35) 和 $\hat{\phi}_i$ 的自适应律设计为

$$\begin{aligned} \dot{\hat{\phi}}_i = & -r_i\mu_i\hat{\phi}_i + \frac{r_i\alpha_{i,1}}{2} S_{i,1}^2 v_i^2 \boldsymbol{\Psi}_{i,1}^T(\boldsymbol{\xi}_{i,1}) \boldsymbol{\Psi}_{i,1}(\boldsymbol{\xi}_{i,1}) + \\ & \frac{r_i}{2} \sum_{j=2}^{n_i} \alpha_{i,j} S_{i,j}^2 \boldsymbol{\Psi}_{i,j}^T(\boldsymbol{\xi}_{i,j}) \boldsymbol{\Psi}_{i,j}(\boldsymbol{\xi}_{i,j}) \end{aligned} \quad (36)$$

其中 $\mu_i > 0$ 是自适应增益.

系统 Σ_i ($i=2, \dots, m$) 的控制器设计步骤同上.

4 控制系统性能分析 (Performance analysis of the control system)

本控制方案通过引入低通滤波器避免了虚拟控制信号的微分运算, 简化了控制器设计. 与此同时, 不可避免地引入了滤波器误差, 定义为

$$\lambda_{i,j} = z_{i,j} - x_{(i,j)v}, \quad 1 \leq i \leq m, \quad 2 \leq j \leq n_i \quad (37)$$

由 $z_{i,j}$ 和 $S_{i,j}$ 的定义知

$$x_{i,j} = S_{i,j} + \lambda_{i,j} + x_{(i,j)v}, \quad j = 2, \dots, n_i \quad (38)$$

$$\dot{z}_{i,j} = \frac{x_{(i,j)v} - z_{i,j}}{\tau_{i,j}} = -\frac{\lambda_{i,j}}{\tau_{i,j}}, \quad j = 2, \dots, n_i \quad (39)$$

由式 (17)、式 (26) 和式 (39) 可得:

$$\begin{aligned} \dot{\lambda}_{i,2} = & -\frac{\lambda_{i,2}}{\tau_{i,2}} + \frac{\alpha_{i,1}}{2} \left(\dot{S}_{i,1} v_i \hat{\phi}_i \Psi_{i,1}^T(\xi_{i,1}) \Psi_{i,1}(\xi_{i,1}) + \right. \\ & S_{i,1} \dot{v}_i \hat{\phi}_i \Psi_{i,1}^T(\xi_{i,1}) \Psi_{i,1}(\xi_{i,1}) + S_{i,1} v_i \dot{\hat{\phi}}_i \Psi_{i,1}^T(\xi_{i,1}) \cdot \\ & \left. \Psi_{i,1}(\xi_{i,1}) + 2S_{i,1} v_i \hat{\phi}_i \Psi_{i,1}^T(\xi_{i,1}) \Psi_{i,1}(\xi_{i,1}) \right) \end{aligned} \quad (40)$$

$$\begin{aligned} \dot{\lambda}_{i,j+1} = & -\frac{\lambda_{i,j+1}}{\tau_{i,j+1}} + \frac{\alpha_{i,j}}{2} \left(\dot{S}_{i,j} \hat{\phi}_i \Psi_{i,j}^T(\xi_{i,j}) \Psi_{i,j}(\xi_{i,j}) + S_{i,j} \dot{\hat{\phi}}_i \cdot \right. \\ & \left. \Psi_{i,j}^T(\xi_{i,j}) \Psi_{i,j}(\xi_{i,j}) + 2S_{i,j} \hat{\phi}_i \Psi_{i,j}^T(\xi_{i,j}) \cdot \right. \\ & \left. \Psi_{i,j}(\xi_{i,j}) \right), \quad j = 2, \dots, n_i - 1 \end{aligned} \quad (41)$$

进而可得

$$\left| \dot{\lambda}_{i,2} + \frac{\lambda_{i,2}}{\tau_{i,2}} \right| \leq B_{i,2}(S_{i,1}, S_{i,2}, \lambda_{i,2}, \hat{\phi}_i, y_{ir}, \dot{y}_{ir}, \ddot{y}_{ir}, p_i, \dot{p}_i, \ddot{p}_i) \quad (42)$$

$$\left| \dot{\lambda}_{i,j} + \frac{\lambda_{i,j}}{\tau_{i,j}} \right| \leq B_{i,j}(S_{i,1}, \dots, S_{i,j}, \lambda_{i,2}, \dots, \lambda_{i,j}, \hat{\phi}_i, y_{ir}, \dot{y}_{ir}, \ddot{y}_{ir}, p_i, \dot{p}_i, \ddot{p}_i), \quad j = 3, \dots, n_i \quad (43)$$

式中, $B_{i,j}(\cdot)$ ($j = 2, \dots, n_i$) 为连续函数.

定理 1 在假设 1 ~ 假设 3 下, 如果系统的跟踪指标由式 (3) 给出, 则由系统 (1)、控制律 (34) 和自适应律 (36) 组成的闭环系统具有如下特性:

(1) 输出信号 $y_i(t)$ ($i = 1, \dots, m$) 的跟踪速度、跟踪稳态误差、超调量等指标可以得到保证.

(2) 闭环系统的所有信号半全局一致有界.

证明 (1) 定义李亚普诺夫函数:

$$V(t) = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^{n_i} V_{i,j} + \sum_{i=1}^m \sum_{j=2}^{n_i} \frac{1}{2} \lambda_{i,j}^2 \quad (44)$$

考虑到式 (18)、式 (27)、式 (28)、式 (35) 和式

(38), 整理可得

$$\begin{aligned} \dot{V}(t) = & \sum_{i=1}^m \left(\sum_{j=1}^{n_i} \dot{V}_{i,j} + \sum_{j=2}^{n_i} \lambda_{i,j} \dot{\lambda}_{i,j} \right) \\ \leq & \sum_{j=1}^m \left[-\sum_{j=1}^{n_i} l_{i,j} S_{i,j}^2 - \frac{1}{2\alpha_{i,1}} v_i^2 g_{i,1}^2 S_{i,1}^2 - \sum_{j=2}^{n_i-1} \frac{1}{2\alpha_{i,j}} g_{i,j}^2 S_{i,j}^2 + \right. \\ & v_i g_{i,1} S_{i,1} \lambda_{i,2} + \sum_{j=2}^{n_i-1} g_{i,j} S_{i,j} \lambda_{i,j+1} - \frac{1}{2\alpha_{i,n_i}} g_{i,n_i}^2 S_{i,n_i}^2 + \\ & \left. g_{im} \mu_i \tilde{\phi} \hat{\phi} + \sum_{j=2}^{n_i} \lambda_{i,j} \dot{\lambda}_{i,j} + \sum_{j=1}^{n_i} \left(\frac{g_{iM}^2}{2} + \frac{\omega_{iM}^2}{2} \right) \right] \end{aligned} \quad (45)$$

定义紧集:

$$\Omega_{ip} = \left\{ (p_i, \dot{p}_i, \ddot{p}_i) \mid p_i^2 + \dot{p}_i^2 + \ddot{p}_i^2 \leq \Upsilon_i \right\} \quad (46)$$

$$\Omega_i = \left\{ (S_{i,1}, \dots, S_{i,n_i}, \tilde{\phi}_i, \lambda_{i,2}, \dots, \lambda_{i,n_i}) \mid \sum_{j=1}^{n_i} V_{i,j} + \frac{1}{2} \sum_{j=1}^{n_i} \lambda_{i,j}^2 \leq \gamma_i \right\}, \quad i = 1, \dots, m \quad (47)$$

其中 Υ_i 和 γ_i 是可确定的常数, $\Omega_{ip} \subset \mathbb{R}^3$, $\Omega_i \subset \mathbb{R}^{2n_i}$.

注意到 $\Omega_{ir} \times \Omega_{ip} \times \Omega_i$ 也是紧集, 其中 Ω_{ir} 是假设 2 中的紧集, 因此 $B_{i,j}(\cdot)$ 在集合 $\Omega_{ir} \times \Omega_{ip} \times \Omega_i$ 内存在最大值, 记为 $M_{i,j}$. 进而式 (48) 成立.

$$\begin{aligned} \lambda_{i,j} \dot{\lambda}_{i,j} = & -\frac{\lambda_{i,j}^2}{\tau_{i,j}} + |\lambda_{i,j} B_{i,j}| \\ \leq & -\frac{\lambda_{i,j}^2}{\tau_{i,j}} + \frac{M_{i,j}^2}{2} + \frac{\lambda_{i,j}^2}{2}, \quad j = 2, \dots, n_i \end{aligned} \quad (48)$$

根据 Young's 不等式, 可得

$$v_i g_{i,1} S_{i,1} \lambda_{i,2} \leq \frac{1}{2\alpha_{i,1}} v_i^2 g_{i,1}^2 S_{i,1}^2 + \frac{\alpha_{i,1}}{2} \lambda_{i,2}^2 \quad (49)$$

$$g_{i,j} S_{i,j} \lambda_{i,j+1} \leq \frac{1}{2\alpha_{i,j}} g_{i,j}^2 S_{i,j}^2 + \frac{\alpha_{i,j}}{2} \lambda_{i,j+1}^2 \quad (50)$$

由于 $-\tilde{\phi}_i \hat{\phi}_i \leq \phi_i^2 - \tilde{\phi}_i^2$, 同时将式 (48) ~ 式 (50) 代入式 (45), 整理可得:

$$\begin{aligned} \dot{V} = & \sum_{i=1}^m \left[-\sum_{j=1}^{n_i-1} l_{i,j} S_{i,j}^2 - \left(l_{i,n_i} + \frac{g_{iM}^2}{2\alpha_{i,n_i}} \right) S_{i,n_i}^2 - \right. \\ & \sum_{j=2}^{n_i} \left(\frac{1}{\tau_{i,j}} - \frac{\alpha_{i,j-1}}{2} - \frac{\alpha_{i,j}}{2} \right) \lambda_{i,j}^2 + \frac{g_{im} \mu_i}{2} \phi_i^2 + \\ & \left. \sum_{j=2}^{n_i} \frac{M_{i,j}^2}{2\alpha_{i,j}} + \sum_{j=1}^{n_i} \left(\frac{g_{iM}^2}{2\alpha_{i,j}} + \frac{\varepsilon_{i,j}^2}{2} \right) \right] \\ \leq & -2\kappa V + C \end{aligned} \quad (51)$$

其中,

$$\kappa = \min_{1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n_i-1} \left\{ l_{i,j}, \left(l_{i,n_i} + \frac{g_{im}^2}{2\alpha_{i,n_i}} \right), \left(\frac{1}{\tau_{i,j+1}} - \frac{\alpha_{i,j}}{2} - \frac{\alpha_{i,j+1}}{2} \right), \frac{\mu_i r_i}{2} \right\}$$

$$C = \sum_{i=1}^m \left[\sum_{j=2}^{n_i} \frac{M_{i,j}^2}{2} + \frac{g_{im}\mu_i}{2r_i} \phi_i^2 + \sum_{j=1}^{n_i} \left(\frac{g_{im}^2}{2\alpha_{i,j}} + \frac{\varepsilon_{i,j}^2}{2} \right) \right]$$

令 $V = \gamma = \sum_{i=1}^m \gamma_i$, 选择参数使 $\kappa > C/2\gamma$, 则 $\dot{V} < 0$. 对于 $\forall t \geq 0$, 如果 $V(0) \leq \gamma$, 则有 $V(t) \leq \gamma$, 因此 $V \leq \gamma$ 是一个不变集. 根据 Lyapunov-Lasalle 不变集理论可知, 包含在 V 中的所有信号半全局一致有界. 因此有 $S_{i,1} \in \mathcal{L}_\infty$, 通过对式 (3) ~ (6) 的分析可知, 由 $p_i(t)$ 和 δ_i 所限定的输出信号 $y_i(t)$ 的跟踪速度、跟踪误差、超调量等性能指标均可以得到保证.

(2) 由以上证明知 $S_{i,j}$ 、 $\lambda_{i,j}$ 、 $\tilde{\phi}_i$ ($i = 1, \dots, m$) 半全局一致有界, $S_{i,1} \in \mathcal{L}_\infty$, 进而由 $Z_i(S_{i,1})$ 的定义知 e_i 有界. 根据假设 2 知 y_{ir} 有界, 所以系统的输出信号 y_i 有界. 因为 $\lambda_{i,j}$ ($i = 1, \dots, m, j = 2, \dots, n_i$) 有界, 根据式 (37) 和式 (38) 可得 $z_{i,j}$ 和 $x_{(i,j)v}$ 有界, 进一步可推出系统状态 $x_{i,j}$ 和控制输入 u_i 有界. 因此闭环系统的所有信号半全局一致有界. 定理证毕.

5 仿真研究 (Simulation study)

考虑非线性系统:

$$\begin{cases} \dot{x}_{1,1} = x_{1,2} + \exp(-x_{2,1})x_{1,1} \\ \dot{x}_{1,2} = \frac{x_{1,1} + x_{2,1}}{x_{1,1}^2 x_{2,1}^2 + 1} + (1 + 0.5x_{2,2}^2)u_1 \\ \dot{x}_{2,1} = x_{2,2} + x_{1,1} \tanh x_{2,1} \\ \dot{x}_{2,2} = \ln(x_{1,1}^2 + x_{2,1}^2 + 0.5) + x_{1,1}u_1 + (2 + \sin(x_{2,1}x_{2,2}))u_2 \\ y_1 = x_{1,1} \\ y_2 = x_{2,1} \end{cases}$$

参考信号 $y_{1r} = 0.5(\sin(0.5t) + \sin t)$, $y_{2r} = \sin(0.5t) \sin t$. 控制目标是设计控制器使得闭环系统稳定, 同时确保输出信号 y_1 和 y_2 能以指定跟踪指标跟踪 y_{1r} 和 y_{2r} .

指定 y_i ($i = 1, 2$) 的跟踪误差最大不超过 0.7, 稳态误差不大于 0.05, 最小收敛速度为 $\exp(-2.5t)$. 据此, 性能函数选择为 $p_i(t) = (0.7 - 0.05)\exp(-2.5t) + 0.05$ ($i = 1, 2$). 误差转换函数选择为

$$Z_i(S_{i,1}) = \frac{1 + \delta_i}{\pi} \arctan S_{i,1} - \frac{\delta_i - 1}{2}, \quad i = 1, 2 \quad (52)$$

本仿真希望输出信号无超调地跟踪参考信号, 故设定 $\delta_i = 0$.

仿真结果如图 2 ~ 图 7 所示.

在仿真中, 系统初始条件为 $x_{1,1}(0) = 0.35$, $x_{1,2}(0) = 0$, $x_{2,1}(0) = 0.2$, $x_{2,2}(0) = 0$; $\hat{\phi}_i$ 的初值取为 $\hat{\phi}_1(0) = \hat{\phi}_2(0) = 0$. 控制器参数选择为 $\alpha_{1,1} = 0.16$, $\alpha_{1,2} = 30$, $\alpha_{2,1} = 0.28$, $\alpha_{2,2} = 30$, $r_1 = 40$, $r_2 = 18$, $\mu_1 = 0.01$, $\mu_2 = 0.005$. 滤波器时间常数为 $\tau_{1,2} = \tau_{2,2} = 0.01$. 神经网络输入为 $\xi_{1,1} = [\mathbf{X}^T, p_1, \dot{p}_1, S_{1,1}, y_{1r}, \dot{y}_{1r}]^T \in \Omega_{\xi_{1,1}}$, $\Omega_{\xi_{1,1}} \subset \mathbb{R}^9$; $\xi_{1,2} = [\mathbf{X}^T, y_{1r}, p_1, S_{1,1}, z_{1,2}, \dot{z}_{1,2}]^T \in \Omega_{\xi_{1,2}} \subset \mathbb{R}^9$; $\xi_{2,1} = [\mathbf{X}^T, p_2, \dot{p}_2, S_{2,1}, y_{2r}, \dot{y}_{2r}]^T \in \Omega_{\xi_{2,1}}$, $\Omega_{\xi_{2,1}} \subset \mathbb{R}^9$; $\xi_{2,2} = [\mathbf{X}^T, y_{2r}, p_2, S_{2,1}, z_{2,2}, \dot{z}_{2,2}, u_1]^T \in \Omega_{\xi_{2,2}}$, $\Omega_{\xi_{2,2}} \subset \mathbb{R}^{10}$; $\mathbf{X} = [x_{1,1}, x_{1,2}, x_{2,1}, x_{2,2}]^T$. 对应于神经网络 $\phi_{i,j}^T \psi(\xi_{i,j})$ ($i = 1, 2, j = 1, 2$) 的节点数选择为 $q_{1,1} = q_{2,1} = 81$, $q_{1,2} = q_{2,2} = 101$, 取如式 (8) 形式的基函数, 基函数中心在区间 $[-1.5, 1.5]$ 内均匀取值, 宽度 σ 均取为 2.

由图 2 ~ 图 7 可以看出, 系统的输出 y_1 、 y_2 能够较好地跟踪参考信号 y_{1r} 、 y_{2r} , 给定的输出跟踪速度、稳态误差、超调量等控制指标得到了保证, 达到了期望的控制效果.

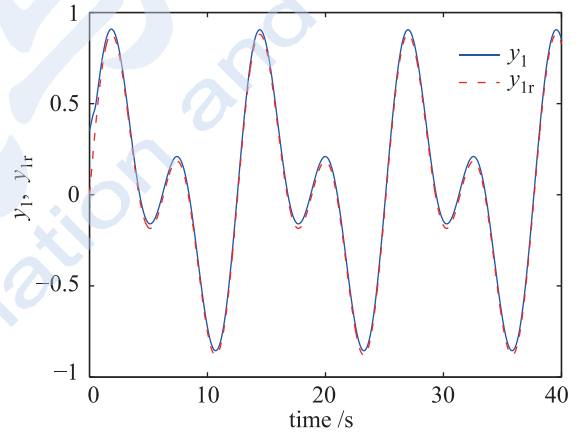


图 2 输出信号 y_1 和参考信号 y_{1r} 的曲线

Fig.2 Curves of the system output y_1 and the reference signal y_{1r}

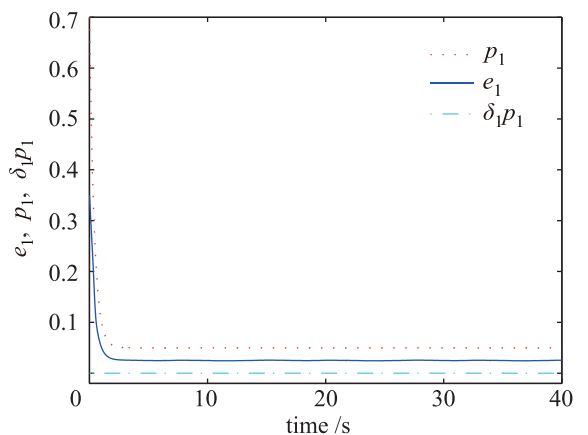
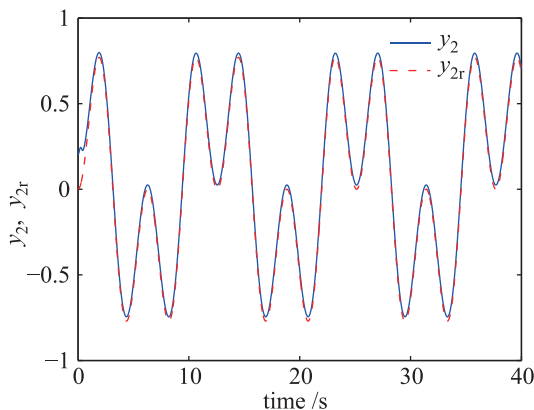
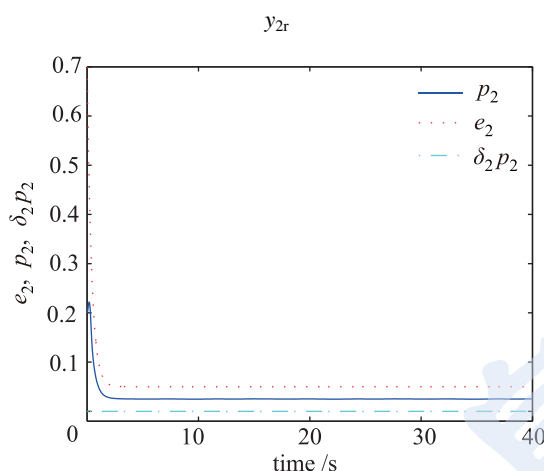
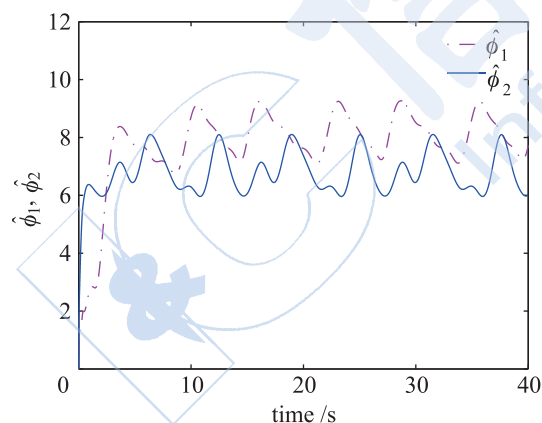


图 3 跟踪误差 e_1 及性能函数 p_1 和 $\delta_1 p_1$ 曲线

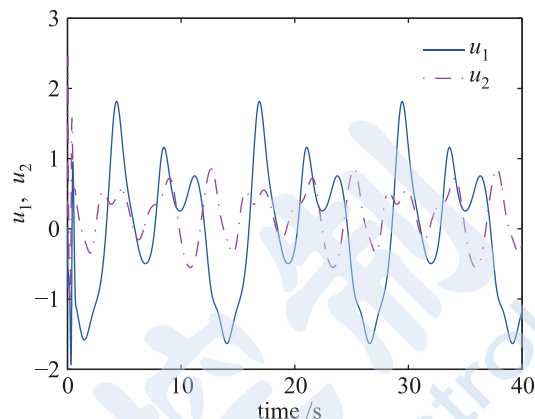
Fig.3 Curves of the tracking error e_1 and the performance functions p_1 and $\delta_1 p_1$

图4 输出信号 y_2 和参考信号 y_{2r} 的曲线Fig.4 Curves of the system output y_2 and the reference signal图5 跟踪误差 e_2 及性能函数 p_2 和 $\delta_2 p_2$ 曲线Fig.5 Curves of the tracking error e_2 and the performance functions p_2 and $\delta_2 p_2$ 图6 $\hat{\phi}_1$ 和 $\hat{\phi}_2$ 曲线Fig.6 Curves of $\hat{\phi}_1$ and $\hat{\phi}_2$

6 结论 (Conclusion)

结合神经网络和动态面控制方法, 本文提出了不确定非线性 MIMO 系统的自适应跟踪控制方案. 通过性能函数引入期望的控制性能, 使设计的控制系统具有指定的跟踪速度、精度等性能指标. 与传统的反推控制相比, 该方案克服了微分爆炸, 避免

了控制奇异问题; 对于每一个子系统, 只需对一个未知量进行自适应律设计, 因而减轻了控制计算负担. 如何在保证期望控制性能的同时使控制输入达到最优将是下一步研究的重点.

图7 控制输入 u_1 和 u_2 曲线Fig.7 Curves of the control inputs u_1 and u_2

参考文献 (References)

- [1] Taylor D G, Kokotovic P V, Marino R. Adaptive regulation of nonlinear systems with unmodeled dynamics[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1989, 34(2): 405-412.
- [2] Kanellakopoulos I, Kokotovic P V, Marino R. An extended direct scheme for robust adaptive nonlinear control[J]. Automatica, 1991, 27(2): 247-255.
- [3] Sastry S S, Isidori A. Adaptive control of linearizable systems [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1989, 34(11): 1123-1131.
- [4] Swaroop D, Hedrick J K, Yip P P, et al. Dynamic surface control for a class of nonlinear systems[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2000, 45(10): 1893-1899.
- [5] Swaroop D, Gerdes J C, Yip P P, et al. Dynamic surface control of nonlinear systems[C]//Proceedings of the American Control Conference. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 1997: 3028-3034.
- [6] Wang D, Hung J. Neural network-based adaptive dynamic surface control for a class of uncertain nonlinear systems in strict-feedback form[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2005, 16(1): 195-202.
- [7] 李红春, 张天平. 基于动态面控制的 MIMO 自适应神经网络控制 [J]. 扬州大学学报: 自然科学版, 2006, 9(4): 17-22.
Li H C, Zhang T P. MIMO adaptive neural network control using dynamic surface control[J]. Journal of Yangzhou University: Natural Science Edition, 2006, 9(4): 17-22.
- [8] Zhang T P, Ge S S. Direct adaptive NN control of nonlinear systems in strict-feedback form using dynamic surface control[C]//The 22nd IEEE Symposium on Intelligent Control Part of IEEE Multi-conference on System and Control. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2007: 315-320.
- [9] Charalampous P B, George A R. Adaptive control with guaranteed transient and steady state tracking error bounds for strict feedback systems[J]. Automatica, 2009, 45(2): 532-538.

律实现本文提出的着陆控制. 最后基于 Simulink 的 AeroSim 仿真验证了该方法的有效性.

基于 CFD 方法来完成小型无人机的研制, 能突破传统小型无人机机体形态的限制, 为下一步研究变体无人机打下基础; 能够方便地获得任意状态下飞机的气动力系数, 使设计小型无人机在各种复杂飞行状态下的控制律成为可能.

参考文献 (References)

- [1] 徐田来, 崔平远, 崔祜涛. 基于置信度加权的组合导航数据融合算法 [J]. 航空学报, 2007, 28(6): 1389-1394.
Xu T L, Cui P Y, Cui H T. Data fusion of integrated navigation system based on confidence weighted[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2007, 28(6): 1389-1394.
- [2] Whang I H, Ra W S. Simple altitude estimator using air-data and GPS measurements[C]//The 17th World Congress of the International Federation of Automatic Control. Kidlington, Oxford, UK: IFAC, 2008: 4060-4065.
- [3] 陈龙胜, 姜长生. 基于干扰观测器的无人机着陆飞行逆控制器设计 [J]. 电光与控制, 2009, 16(9): 52-56.
Chen L S, Jiang C S. Design of flight inversion controller for UAV landing based on disturbance observer[J]. Electronics Optics & Control, 2009, 16(9): 52-56.
- [4] 范晶晶, 阎超, 李跃军. 飞行器大迎角下俯仰静、动导数的数值计算 [J]. 航空学报, 2009, 30(10): 1846-1850.

- Fan J J, Yan C, Li Y J. Computation of vehicle pitching static and dynamic derivatives at high angles of attack[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2009, 30(10): 1846-1850.
- [5] Parikh P, Chung J. Computational study of the abrupt-wing-stall characteristics of F/A-18E and F-16C[J]. Journal of Aircraft, 2005, 42(3): 600-605.
- [6] Cessna Aircraft Company. The exhilarating Skylane[EB/OL]. [2010-06-10]. <http://www.cessna.com/single-engine/skylane.html>.
- [7] Bryson A E. Control of spacecraft and aircraft[M]. Princeton, USA: Princeton University Press, 1994.
- [8] 尼尔森 R C. 飞行稳定性和自动控制 [M]. 顾均晓, 译. 北京: 国防工业出版社, 2007.
Nelson R C. Flight stability and automatic control[M]. Gu J X, trans. Beijing: National Defense Industry Press, 2007.
- [9] Unmanned Dynamics. AeroSim aeronautical simulation block-set version 1.2 user's guide[EB/OL]. (2007-12-01)[2010-06-10]. <http://www.u-dynamics.com>.

作者简介:

郑积仕 (1977-), 男, 硕士, 讲师. 研究领域为小型无人机控制系统建模, 多传感器数据融合.
蒋新华 (1956-), 男, 硕士, 教授. 研究领域为智能控制理论, 复杂系统建模与控制, 故障诊断.
陈兴武 (1963-), 男, 博士, 教授. 研究领域为嵌入式数控系统, 小型无人机飞行控制器.

(上接第 50 页)

- [10] Sanner R M, Slotine J E. Gaussian networks for direct adaptive control[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1992, 3(6): 837-863.

作者简介:

余修端 (1981-), 男, 博士生. 研究领域为自适应控制, 神经网络控制, 飞行控制.

经网络控制, 飞行控制.

孙秀霞 (1962-), 女, 博士, 教授, 博士生导师. 研究领域为自适应控制, 鲁棒控制.
董文瀚 (1979-), 男, 博士, 讲师. 研究领域为自适应控制, 飞行控制.