

基于自适应神经网络的非线性飞行控制

崔祜涛 耿云海 李傲霜 杨 涤
(哈尔滨工业大学 137 信箱, 哈尔滨, 150001)

NONLINEAR FLIGHT CONTROL USING ADAPTIVE NEURAL NETWORK

Cui Hutao, Geng Yunhai, Li Aoshuang, Yang Di
(P. O. Box 137, Harbin Institute of Technology, Harbin, 150001)

摘 要 结合反馈线性化和神经网络提出了一种新的飞行控制系统设计方法,通过反馈线性化将非线性耦合系统等效转换为线性解耦系统,利用具有在线学习能力的神经网络补偿反馈线性化的误差,建立了基于自适应神经网络的控制结构,并利用李亚普诺夫函数导出了网络权值的自适应调整规则。在巡航弹地形跟踪应用中的结果表明,该控制系统不仅具有精确的跟踪性能而且具有良好的鲁棒性。

关键词 神经网络 非线性控制 反馈线性化 自适应控制 飞行控制

中图分类号 V249.1

Abstract A new design method for nonlinear flight control systems using feedback linearization with neural network is presented. Nonlinear dynamics systems are transformed into an equivalent linear system. Feedback linearization error is compensated by neural network which is capable of on-line learning. A control structure is built using adaptive neural network. A stable weights adjustment rule is derived using a Lyapunov function. It is applied to cruise missile terrain following. The result shows that the controller exhibits robustness and excellent tracking performance.

Key words neural network, nonlinear control, feedback linearization, adaptive control, flight control

利用反馈线性化进行非线性系统控制的方法已研究得较为完善^[1~3],反馈线性化的主要优点是通过对非线性状态反馈和控制阵广义求逆的方法,将非线性耦合系统等效转化为线性解耦系统,克服了小扰动线性化带来模型不确定的不足,从而可以利用成熟的线性系统理论设计控制器。但是反馈线性化控制律的成功应用要求控制方程是已知的并且被精确建模,这在很大程度上限制了反馈线性化的应用。最近,神经网络作为非线性逆动力学控制器已经被提出,Samer 和 Slotine 发展了一种基于高斯径向神经网络的自适应跟踪控制结构,能自适应补偿对象的非线性^[4]。Kirn 和 Calise 提出了一种利用神经网络的非线性飞行控制方案^[5]。刘淑祥、郭锁凤和徐肖豪提出了基于动态逆的神经网络超机动飞行控制^[6]。阮晓钢和郭锁凤发展了非线性动态逆神经元解耦飞行控制方法^[7]。本文在文献[5]的基础上结合反馈线性化和神经网络提出了一种新的飞行控制系统设计方法,通过反馈线性化将非线性耦合系统等效转换为线性解耦系统,利用具有在线学习能力的神经网络补偿反馈线性化的误差,建立了基于自适应神经网络的控制结构。并利用李亚普诺夫函数导出了网络权值的自适应调整规则。最后通过在巡航弹地形跟踪中的应用对其性能进行了验证,结果表明,控制器能

对参考轨迹实现全局渐进稳定跟踪, 具有精确的跟踪性能, 并且控制器具有良好的鲁棒性。

1 反馈线性化

具有如下形式的非线性动力学系统

$$\dot{x}^a = f(x) + g(x)u \quad (1)$$

$$y = c(x) \quad (2)$$

式中: $x(t) \in X \subset \mathbb{R}^n$ 是状态变量; $u(t) \in U \subset \mathbb{R}^m$ 表示控制; X 是包含原点的相关集; U 是 \mathbb{R}^m 中的致密集; $y \in \mathbb{R}^m$ 是输出; $c: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$ 是充分可微的; $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^n$, $g: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^{n \times m}$ 是一阶连续的; 不失一般性, 假设 $g(x)$ 不存在完全为零的行。

定义 $c_i(x)$ 关于 $f(x)$ 和 $g(x)$ 的李导数

$$L_f^0 c_i = c_i, L_f c_i = \frac{\partial c_i}{\partial x} f, L_f^j c_i = L_f(L_f^{j-1} c_i), L_g(\tilde{\delta}) = \frac{\partial(\tilde{\delta})}{\partial x} g \quad (3)$$

假设 y_i 的相关度为 r_i , 这里相关度 r_i 定义为第 1 次显含 u 的 y_i 的最小阶导数, 那么 y_i 的导数可由下式给出。

$$y_i^{[j]} = L_f^j c_i \quad j = 1, \dots, r_i - 1 \quad i = 1, \dots, m \quad (4)$$

$$y_i^{[r_i]} = L_f^{r_i} c_i + (L_g L_f^{r_i-1} c_i) u \quad j = r_i \quad i = 1, \dots, m \quad (5)$$

定义解耦矩阵 $B(x) = (B_1^T \dots B_m^T)^T$, $B_i = L_g L_f^{r_i-1} c_i$, 且令 $A(x) = (A_1 \dots A_m)^T$, $A_i = L_f^j c_i$, $i = 1, \dots, m$, $Y_r = (y_1^{[r_1]} \dots y_m^{[r_m]})^T$ 。假设 $B(x)$ 对任意 x 是可逆的, 在这种假设下, 可以建立输入输出的反馈线性化映射。

$$Y_r = v \quad (6)$$

$$v = A(x) + B(x)u \quad (7)$$

式中: $v(t) \in \mathbb{R}^m$ 是伪控制变量。这样, v 的第 i 个分量仅仅影响输出向量 y 的第 i 个分量 y_i , 因此, 输出向量 y 被 u 解耦控制。

显然, 如何选取合适的 v 是决定输出向量 y 反应特性的关键, 一旦 v 被确定, 则有非线性解耦控制律

$$u = - [B(x)]^{-1} A(x) + [B(x)]^{-1} v \quad (8)$$

如果非线性动力学系统的模型是精确的, 动态逆存在且可以精确求得, 那么式(6)的线性变换系统是确定的。然而, 实际上的动力学模型及动态逆都存在误差, 在式(6)中加入误差项, 则有

$$Y_r = v + \delta(x, v) \quad (9)$$

式中: $\delta(x, v) = A(x) + B(x) \hat{u} - Y_r^*$ 是反馈线性化的误差; Y_r^* 是 Y_r 的真实值; $\hat{u} = - [B(x)]^{-1} A(x) + [B(x)]^{-1} v$ 。注意, 未知的非线性项是伪控制量和状态变量的函数, 这样, 控制结构的选择将影响反馈线性化的误差。

2 利用神经网络的自适应控制

每个通道的自适应控制结构可以如下选择

$$v_i(t) = v_{LQR}(t) + y_{\hat{c}_i}^{[r_i]}(t) - \hat{v}_{\text{adi}}(t) \quad (10)$$

式中: v_{LQR} 是线性二次调节器, 用于成形系统响应; \hat{v}_{adi} 是自适应控制, 用于补偿反馈线性化误差。其中, $v_{LQR}(t)$ 可以如下定义

$$v_{LQR}(t) = \sum_{j=1}^{r_i-1} k_{i,j}(y_{ci}^{[j]} - y_i^{[j]}) + k_{i,0}(y_{ci} - y_i) \quad i = 1, \dots, m \quad (11)$$

下标 c_i 表示标称值, v_{LQR} 的设计目标是通过线性二次调节器理论选择参数 k_{ij} , 使式(9)的系统稳定且当 $\$(x, v) = 0$ 时满足性能要求。自适应控制 v_{adi}^d 利用自学习神经网络实现。下面将建立自适应神经网络及其权值的调整规则。

将式(10)带入式(9)得到误差动力学

$$\dot{e}^a = H_i e^a + b[V_{ad} - \$(x, v)] \quad (12)$$

其中:

$$H_i = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ -k_{i,0} & -k_{i,1} & -k_{i,2} & \dots & -k_{i,r_i-1} \end{bmatrix}, \quad b = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \dots \\ 1 \end{bmatrix} \quad (13)$$

注意: 一般来说, 式(12)是非自治系统, v_{adi}^d 的目标是消除反馈线性化误差, 使误差状态渐进趋向零。

自适应控制可以如下确定

$$\dot{v}_{adi}^d(t) = \sum_{j=1}^N \dot{w}_{ij}^d(t) B_j(x, v) = \dot{w}_i^d(t) B(x, v) \quad (14)$$

这里, $\dot{w}_i^d(t) \in R^N$ 由神经网络的可以在线修改的权值 $\dot{w}_{ij}^d(t)$ 组成。

定义 $\$(t)$ 是对 $\$(x, v)$ 的最佳神经网络实现, 则存在小正数 ϵ , 使 $\hat{u}\$(x, v) - \$(x, v) < \epsilon$ 。将式(14)代入式(12)有

$$\dot{e}^a = H_i e^a + b\tilde{w}_i^T B + b(\$(x, v) - \$(x, v)) \quad (15)$$

式中: $\tilde{w}_i(t) = \dot{w}_i^d(t) - w_i^*(t)$ 是神经网络的参数估计误差; $w_i^*(t)$ 是 $\dot{w}_i^d(t)$ 的最优值。

定义李亚普诺夫函数

$$V(e, \tilde{w}) = \sum_{i=1}^N V_i(e, \tilde{w}_i) \quad (16)$$

$$V_i(e, \tilde{w}_i) = \begin{cases} \frac{1}{2} e_i^T p_i e_i + (1/(2C_i)) \tilde{w}_i^T \tilde{w}_i & \text{当 } \|e_i\|_{p_i} > E_i \text{ 时} \\ E_i + (1/(2C_i)) \tilde{w}_i^T \tilde{w}_i & \text{当 } \|e_i\|_{p_i} \leq E_i \text{ 时} \end{cases} \quad (17)$$

式中: e 是误差状态; \tilde{w}_i 是权值误差状态; $\|e_i\|_{p_i} = \sqrt{e_i^T p_i e_i}$; $G > 0$ 是学习率, 相应地, p_i 是一个满足下式的对称正定矩阵

$$p_i H_i + H_i^T p_i = -Q \quad (18)$$

将李亚普诺夫函数对时间求导有

$$\dot{V}_i \leq -\frac{1}{2} e_i^T Q_i e_i + E_i \hat{u}^T p_i e_i \hat{u} + \tilde{w}_i^T [e_i^T p_i b B + (1/G) \dot{\tilde{w}}_i] \quad (19)$$

因此, 当如下选择死区和权值自适应调整规则时, 在死区外, $\dot{V}_i < 0$, 在死区内, $\dot{V}_i = 0$ 。

$$E_i \geq \frac{2E_i \|K(p_i)\|_2^2}{K(Q)} \quad (20)$$

$$\dot{\tilde{w}}_i = \begin{cases} -C_i e_i^T p_i b B(t, e, \tilde{w}) & \text{当 } \|e_i\|_{p_i} > E_i \\ 0 & \text{当 } \|e_i\|_{p_i} \leq E_i \end{cases} \quad (21)$$

因此, $\|e(t)\|_2$ 和 $\|\tilde{w}_i(t)\|_2$ 是一致有界的, 系统是一致稳定的。

当输入 x, \tilde{w} 有界时, 基函数 B 也有界, 因此, 由式(15)可知, $\dot{e}_i \in 1_\infty$ 。当 $E=0$ 时, V_i 的导数变成

$$\dot{V}_i = -\frac{1}{2} e_i^T e_i \quad (22)$$

可以得到 $\frac{1}{2} \int_{t_0}^{\infty} e_i^T e_i dt = -\int_{t_0}^{\infty} \dot{V}_i dt = V_i(t_0) - V_i(\infty) < \infty$, 即 $e_i \in l_2$ 。因此当 $E=0$ 时, 误差系统式(15)是渐进稳定的。

基于上述分析, 神经网络权值的自适应调整规则可如下实现

$$\dot{\tilde{w}} = \begin{cases} -Ge_i^T p_i b B(x, v) & \text{当 } \|e_i\|_{p_i} > E_i \\ 0 & \text{当 } \|e_i\|_{p_i} \leq E_i \end{cases} \quad (23)$$

注意: 该自适应规则仅仅要求在线求积分, 并且可以并行实现。

3 地形跟踪控制器的应用

本文选用某型巡航弹纵向控制模型, 并假设巡航弹以恒定的巡航速度飞行。则巡航弹的运动方程可以写为

$$\dot{A} = f_1(A) + X_z + b_1 D \quad (24)$$

$$\dot{X}_z = (f_2(A) + f_3(A)X_z + b_2 D)/J_z \quad (25)$$

$$\dot{\gamma} = X_z \quad (26)$$

$$H^A = v \sin(\gamma - A) \quad (27)$$

$$y = h \quad (28)$$

这里, $f_1(A) = -\frac{qs}{mv}(-0.0028 + 0.0365A + 0.0003A^2)$ (29)

$$f_2 = qs(-0.006 - 0.0034A), f_3 = \frac{qs l^2}{v}(-1.4058 - 0.0034\hat{u}A) \quad (30)$$

$$b_1 = -\frac{0.0031qs}{mv}, b_2 = -0.00442qs \quad (31)$$

将输出对时间求二阶导数

$$\ddot{y} = -v \cos(\gamma - A)[f_1(A) + b_1 D] \quad (32)$$

设伪控制变量 u , 则有反馈线性化形式

$$\ddot{y} = u, u = -v \cos(\gamma - A)f_1(A) - vb_1 \cos(\gamma - A)D \quad (33)$$

由式(10), 选择自适应控制结构如下

$$u(t) = u_{LQR}(t) + \dot{y}(t) - \dot{u}_{ad}(t) \quad (34)$$

选择满足等式(14)的神经网络, 其基函数依赖于 A, X_z, h, u , 所以, 自适应控制信号可以如下表示

$$\dot{u}_{ad}(t) = \sum_{j=1}^N \dot{w}_j^d B_j(A, X_z, h, u) \quad (35)$$

神经网络的结构可以用图1表示, 这个网络用13个Sigma-pi单元来构造基函数, 整个网络的权值数是 c_3^4 个, 每个基函数可由下式表示

$$B_j(A, X_z, h, u) = AX_z^h u \quad (36)$$

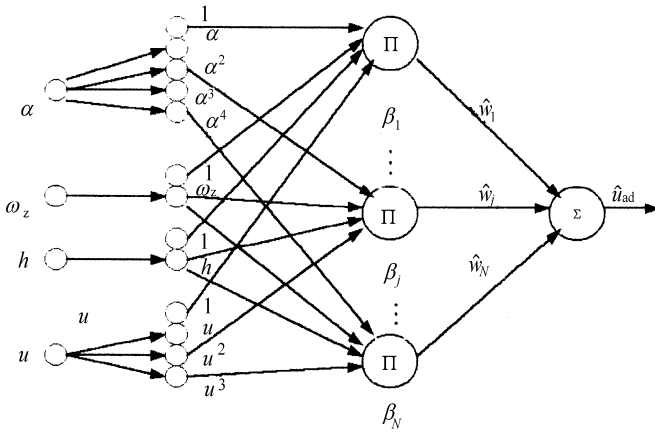


图 1 在线自适应神经网络结构
(第一层右边的标注指神经元的输出)

其中: $k= 0, \dots, 4; l= 0, 1; m= 0, 1; n= 0, \dots, 3$ 。

由式(23)神经网络的自适应规则可以如下表示

$$\dot{\hat{w}}_i = - Ce^T p b B(A X_s, h, u) \tag{37}$$

其中:

$$p = \begin{bmatrix} \frac{k_2}{2k_1} + \frac{k_1}{2k_2} \left(1 + \frac{1}{k_1} \right) & \frac{1}{2k_1} \\ \frac{1}{2k_1} & \frac{1}{2k_2} \left(1 + \frac{1}{k_1} \right) \end{bmatrix}; b = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} \tag{38}$$

$e^T = [(y_{ci} - y), (y_{ci}^a - y^a)]$; k_1, k_2 为 u_{IQR} 的反馈系数。

由式(33)可以得到非线性控制律

$$D = \frac{-1}{vb_1 \cos(\cdot; -A)} u(t) - \frac{1}{b_1} f_1(A) \tag{39}$$

式(39)就是所求的地形跟踪控制律。

4 仿真结果

对随机产生的地形进行跟踪, 其结果如图 2~图 5 所示。仿真结果表明, 基于自适应神经网络的飞行控制系统具有精确的跟踪性能和良好的鲁棒性。

假设模型存在 30% 的不确定性, 对同样地形进行跟踪, 其结果如图 4、图 5 所示。

图中, 实线为地形, 虚线为跟踪曲线。

5 结论

本文利用非线性变换和静态状态反馈对非线性系统进行了反馈线性化, 简化了飞行控制系统的设计, 克服了小扰动线性化的不足。针对反馈线性化的误差, 提出了具有补偿能力的自适应神经网络, 并利用李亚普诺夫函数导出了网络权值的自适应调整规则。最后结合反馈线性化和神经网络, 建立了自适应控制结构。对巡航弹地形跟踪的应用表明, 控制器能对参考轨迹实现全局渐进稳定跟踪, 具有精确的跟踪性能, 并且控制器具有良好的鲁棒性。

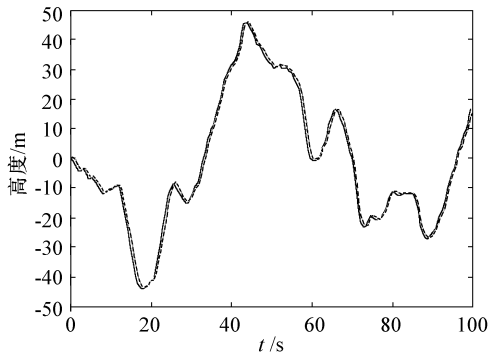


图2 地形及跟踪曲线

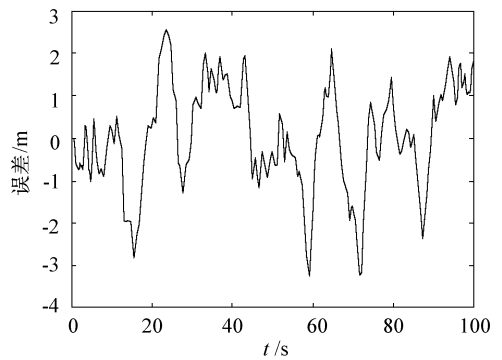


图3 跟踪误差曲线

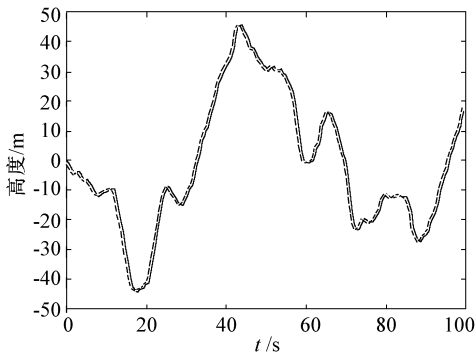


图4 地形及跟踪曲线

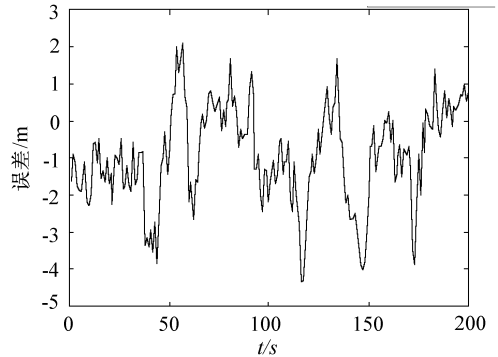


图5 跟踪误差曲线

参 考 文 献

- 1 Meyer G, Su R, Hunt L R. Application of nonlinear transformations to automatic flight control. *Automatic*, 1984, 20(1): 103~107
- 2 Menon P K A, Badgett M E, Walker R A, et al. Nonlinear flight test trajectory controllers for aircraft. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 1987, 10(1): 67~72
- 3 Snell S A, Enns D F, Garrand W L. Nonlinear inversion flight control for a supermaneuverable aircraft. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 1992, 15(4): 976~984
- 4 Sanner R M, Slotine J J E. Gaussian networks for direct adaptive control. *IEEE Trans on Neural Networks*, 1992, 2(6): 837~863
- 5 Kim B S, Calise A J. Nonlinear flight control using neural networks. *Journal of Guidance, Control and Dynamics*, 1997, 20(1): 26~33
- 6 刘淑祥, 郭锁凤, 徐肖豪. 基于动态逆的神经网络超机动飞行控制. *航空学报*, 1997, 18(1): 26~30
- 7 阮晓钢, 郭锁凤. 非线性动态逆神经解耦飞行控制. *航空学报*, 1997, 17(6): 112~116