

# 航天器非线性神经元控制方法研究\*

阮晓钢

(北京工业大学自动化系, 100022)

**摘要** 针对航天器控制问题, 提出了一种非线性动态逆与状态反馈控制相结合的神经元控制系统设计方案, 并成功的将其应用于登月舱软着陆过程的控制问题. 该方案包含两部分:

①应用神经网络通过学习建立被控系统的非线性动态逆模型, 实现被控非线性系统的线性化; ②在线性化模型的基础上构造系统的神经元最优状态反馈控制器. 本文给出的仿真结果显示神经计算学在航天器控制问题中所具有的潜在能力.

**关键词** 航天器, 非线性系统, 神经元控制, 登月舱

**分类号** TP 273, V 448

## 0 引言

作为动力学系统, 航天器往往表现出强非线性、柔性、模型不确定性等复杂特征, 航天器的控制也因此而变得非常困难. 近年来, 随着人工神经计算学的发展, 神经元控制 (Neurocontrol) 作为新兴的智能控制技术开始渗入航空航天领域<sup>[1, 2]</sup>. 人工神经网络所具有的自学习、自组织能力, 逼近任意非线性映射的能力, 为解决非线性、模型不确定性系统控制问题提供了一条新的途径.

文献 [1] 针对登月舱软着陆过程控制问题, 提出了基于人工神经网络的非线性最优状态反馈控制方案, 获得了良好的仿真研究结果. 本文针对航天器控制问题, 提出了一种非线性动态逆与状态反馈控制相结合的神经元控制系统设计方案. 该方案包含两个部分: (1) 应用神经网络通过学习建立被控系统的非线性动态逆神经元模型, 实现被控非线性系统的线性化; (2) 在线性化模型的基础上构造系统的神经元最优状态反馈控制器. 非线性动态逆控制技术是处理非线性控制问题的一种有效方法, 而该方法对被控对象数学模型的过分依赖, 使其应用受到很大的限制. 本文应用神经网络实现被控非线性系统的动态逆模型, 使该方案在具有处理非线性问题的能力的同时, 具有了处理模型不确定性问题的能力; 而系统的线性化又使文献 [1] 提出的神经元状态反馈控制方案易于实现. 本文以登月舱软着陆过程的控制为应用背景, 对提出的方案进行了仿真研究, 仿真结果显示, 神经元控制具有处理航天器控制问题的潜在能力.

# 1 航天器模型及其控制问题的描述

## 1.1 航天器的数学描述

考虑具有如下仿射型非线性状态微分方程数学模型的航天器:

$$\dot{x}(t) = A(x) + B(x)u(t) \quad (1a)$$

$$y(t) = Cx(t) \quad x_0 = x(t_0) \quad (1b)$$

其中:  $u(t)$  为控制器;  $y(t)$  为航天器运动轨迹;  $x \in R^n$  为状态变量,  $A \in R^{n \times 1}$ ,  $C \in R^{1 \times n}$  和  $B \in R^{n \times 1}$  为参数矩阵.

## 1.2 控制问题的描述

**定义1:** 如果对于系统(1), 存在

$$u(t) = u(x, v) \quad (2)$$

对任给  $v(t) \in R$ , 使

$$D^p y(t) = v(t) \quad (D^p = \frac{d^p}{dt^p}) \quad (3)$$

则称(2)式为系统(1)的非线性动态逆, 称(3)式为系统(1)的伪线性系统.

设航天器的期望运动轨迹为  $y_d(t)$ , 则其控制问题定义为: 寻求某种控制律  $u(t)$ , 使如下二次型泛函趋于极小

$$J = \frac{1}{2} \int_{t_0}^{t_f} \{ (y_d(t) - y(t))^2 + \beta v^2(t) \} dt \quad (\beta > 0) \quad (4)$$

## 1.3 登月舱软着陆过程控制问题描述

登月舱在月球表面软着陆是登月行动的重要环节之一. 在软着陆过程中, 假设登月舱相对于月球表面的运动是垂直的(如图1所示), 登月舱动态特性由如下非线性微分方程描述:

$$\ddot{y} = -K \frac{\dot{m}}{m} - g \quad (5)$$

其仿射型非线性状态微分方程可为

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_1(t) \\ \dot{x}_2(t) \\ \dot{x}_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_2 \\ -g \\ 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ -K/x_3 \\ 1 \end{bmatrix} u \quad (6a)$$

$$y = x_1 \quad (6b)$$

式中,  $y$  为登月舱距离月球表面的高度,  $u = \dot{m}$  为推进系统质量流速. 参照阿波罗 11 号飞船着陆段飞行数据<sup>[3]</sup>, 有: 月球表面重力加速度  $g = 1.62 \text{ m/s}^2$ , 比例系数  $K = 8000$ , 初值条件  $x_0 = [156 \text{ m} \ 4.9 \text{ m/s} \ 15000 \text{ kg}]$ .

登月舱的期望降落过程定义为:

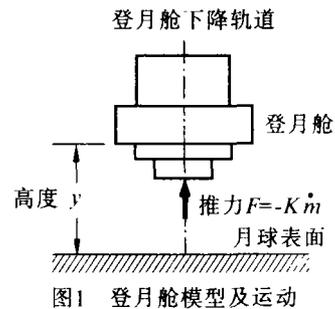


图1 登月舱模型及运动

$$y_d(t) = x_{10}(1 - e^{-0.0314t}) \quad (7)$$

## 2 基于神经元的控制方案

BP网络具有良好的逼近非线性映射的特性,利用BP网络的这一特性,构造图2所示的基于BP神经元的登月舱软着陆控制系统.图2所示的方案包含如下两个基本内容:

- 1) 采用BP神经网络ANN<sub>1</sub>实现系统的非线性动态逆及其线性化;
- 2) 采用BP神经网络ANN<sub>2</sub>实现系统的状态反馈控制.

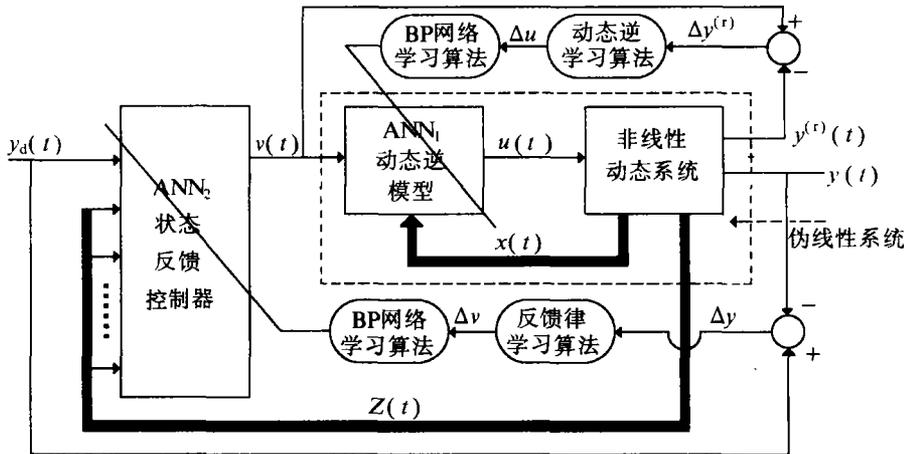


图2 神经元控制系统结构

## 3 系统非线性动态逆模型的神经网络实现

### 3.1 系统的非线性动态逆数学模型

采用神经网络实现被控系统非线性动态逆,无需精确的数学逆模型.然而,了解逆模型的映射关系是建立动态逆神经元模型的先决条件.

令

$$\begin{cases} a^{(k+1)}(x) = \frac{\partial a^{(k)}}{\partial x} A(x) \\ b^{(k+1)}(x) = \frac{\partial a^{(k)}}{\partial x} B(x) \end{cases} \quad a^{(0)}(x) = Cx \quad (8)$$

$\forall x \in X \subset R$ , 设有整数  $r$ , 成立:

$$b^{(r)}(x) \begin{cases} \equiv 0 & p < r \\ > 0 & p = r \end{cases} \quad (9)$$

按(8)式,(9)式可得

$$D^r y(t) = a^{(r)}(x) + b^{(r)}(x)u(t) \quad (10)$$

则非线性系统(1)的非线性动态逆模型可由

$$u(t) = G(x) + Q(x)v(t) \quad (11)$$

描述. 其中,  $Q(x) = \{b^{(r)}(x)\}^{-1}$ ,  $G(x) = \{b^{(r)}(x)\}^{-1}a^{(r)}(x)$ .

由(11)式可知, 系统(1)的非线性动态逆数学模型具有如下映射关系:

$$f_1: (v, x^T)^T \rightarrow u \quad (12)$$

### 3.2 非线性动态逆模型的 BP 网络实现

由 BP 网络的函数逼近特性可知, 非线性逆映射(12)式可由一 BP 网络的输入输出映射来逼近. (12)式为  $R^{n+1} \rightarrow R$  映射, 即,  $ANN_1$  输入层需要  $n+1$  个神经元代表输入向量  $R = (v, x^T)^T$ , 输出层需要 1 个神经元代表控制量  $u$ .

设由系统(1)的动态输入输出数据中获取样本值  $\{u_d(s), x(s), y^{(r)}(s)\}$ . ( $s = 1, 2, \dots, N$ ), 构造样本集合

$$S = \{(R(s), u_d(s)) \mid R(s) = (D^r y(s), x^T(s))^T, s = 1, 2, \dots, N\} \quad (13)$$

样本集合  $S$  以  $(y^{(r)}, x)$  为输入, 以  $u_d$  为输出, 反应系统(1)的逆特性, 用于  $ANN_1$  训练. 令  $u(s)$  为  $ANN_1$  在输入  $R(s) = (y^{(r)}(s), x(s))^T$  作用下的实际输出. 则可求得用于训练  $ANN_1$  的输出误差:

$$\Delta u(s) = u_d(s) - u(s) \quad (s = 1, 2, \dots, N) \quad (14)$$

利用  $ANN_1$  输出误差(14)式和 BP 算法即可对  $ANN_1$  进行动态逆训练.

## 4 神经元状态反馈控制器设计与训练

神经元状态反馈控制器可依据系统输入输出信息, 通过学习逼近实际系统的最优状态反馈控制律, 以避免数学模型误差以及  $ANN_1$  模型误差对获取最优状态反馈控制律可能造成的影响.

对伪线性系统(3)式定义泛函(4)式. 显然, 使泛函(2)式极小的最优控制律  $v(t)$  是变量  $y_d(t)$  和状态变量  $z \in R^r$  ( $z_i = D^i y$   $i = 0, 1, \dots, r-1$ ) 的函数. 即最优控制律具有如下映射关系

$$f_2: (y_b, z^T)^T \rightarrow v \quad (15)$$

由 BP 网络的函数逼近特性可知, 最优状态反馈控制律(15)式可用 BP 神经元网络实现, 如图 2 所示的模块  $ANN_2$ .

**定理:** 设有状态反馈控制律学习算法

$$\begin{cases} v_{k+1}(t) = v_k(t) + \Delta v_k(t) \end{cases} \quad (16a)$$

$$\begin{cases} \Delta v_k(t_0) = \alpha \{(y_d(t) - D^r y_k(t)) (\frac{\partial y}{\partial v}) - \beta v_k(t)\} \end{cases} \quad (16b)$$

当  $\alpha$  足够小,  $k \rightarrow \infty$  时, 泛函(4)式趋于极小.

**证明:** 令

$$\delta v = \lim_{\alpha \rightarrow 0} \Delta v(t) \quad (17)$$

则

$$\delta J = \int_{t_0}^{t_1} \{ \beta v(t) - (y_d(t) - y(t)) \left( \frac{\partial y}{\partial v} \right) \} \delta v dt < 0 \quad (18)$$

显然, 当 $\alpha$ 足够小时, 有

$$\delta J = J_{k+1} - J_k < 0 \quad (19)$$

(证毕)

$\partial y / \partial v$ 可由伪线性系统(3)式的单位阶跃响应实验数据获取.

按(16)式计算出系统(1)第 $k$ 次运行时 $ANN_2$ 输出误差 $\Delta v_k(t)$ , 既可运用BP算法对 $ANN_2$ 进行训练. 依据定理,  $k \rightarrow \infty$ 时,  $J(v)$ 趋于极小, 即通过反复,  $ANN_2$ 可形成最优状态反馈控制律(15)式.

## 5 仿真研究

### 5.1 登月舱软着陆控制系统中的神经网络

按图2所示的系统结构设计登月舱软着陆神经元控制系统. 根据1.3节描述的登月舱模型, 登月舱非线性动态逆神经元模型 $ANN_1$ 如图3(a)所示, 其隐层节点数为30; 神经元状态反馈控制器 $ANN_2$ 如图3(b)所示, 其隐层节点数为20.

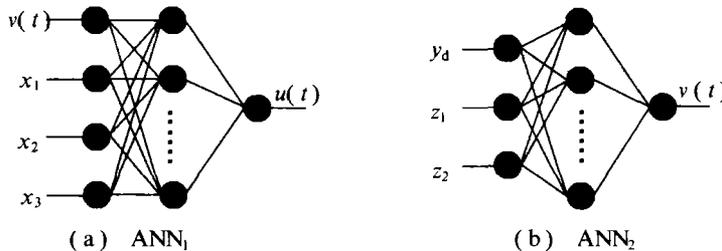


图3 软着陆控制系统中的人工神经网络

### 5.2 登月舱软着陆过程的仿真

#### 5.2.1 软着陆过程

在系统的仿真运行过程中, 按3、4两节提出的训练方法, 对 $ANN_1$ 和 $ANN_2$ 进行仿真训练. 登月舱软着陆过程的仿真结果如图4所示. 由图4可知, 经过35次在线仿真训练, 登月舱软着陆过程逼近了期望的下降曲线.

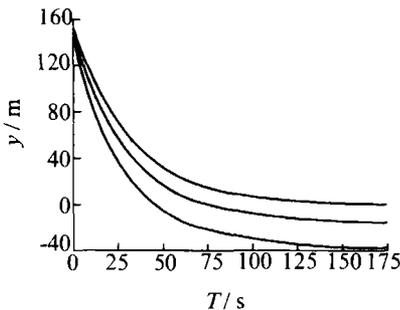


图4 登月舱软着陆过程

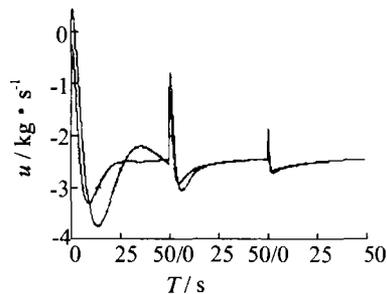


图5 登月舱非线性动态逆

### 5.2.2 非线性动态逆

登月舱软着陆神经元控制系统仿真实验过程包含了 ANN<sub>1</sub>形成登月舱动态逆的训练过程, 其仿真结果如图 5 所示, 曲线 1 是登月舱精确的动态逆, 曲线 2 是 ANN<sub>1</sub>对登月舱动态逆的预测值. 由图 5 可知, 经过 35 次在线仿真训练, ANN<sub>1</sub>形成了较为精确的登月舱非线性动态逆映射.

## 6 结束语

本文针对航天器控制问题, 提出了一种非线性动态逆与状态反馈控制相结合的神元控制系统设计方案. 本文的工作是对人工神经网络应用于空间飞行控制领域的一种探索. 仿真研究的结果显示神元控制具有处理航天器控制问题的潜在能力.

### 参 考 文 献

- 1 阮晓钢. 神元最优状态反馈控制及其在登月问题中应用研究. 南京航空航天大学学报, 1994, 26(6): 721~728
- 2 Troudet T. Neural Networks Application to Aircraft Control System Design. Proceedings of AIAA Guidance, Navigation and Control Conference, 1991. 993~1009
- 3 王希季. 航天器进入与返回技术. 北京: 宇航出版社, 1991. 148~149
- 4 Folyd V B. Lunar Descent and Ascent Trajectories. AIAA Paper No. 25~70
- 5 Hecht Nielsen R. Theory of the Back-Propagation Neural Net Work, Proceedings of IJCNN, 1989. 535~598

## A Nonlinear Neurocontrol Scheme for Spaceships

Ruan Xiaogang

( Department of Industrial Automation, Beijing Polytechnic University, 100022 )

**Abstract** A neurocontrol scheme for the control of spaceship is proposed which associates nonlinear inversion with optimal state feedback. It was successfully applied to the lunar soft landing problem. The scheme mainly consists of two parts: First, the nonlinear dynamic inversion of the controlled object is modeled with an artificial neural network, and the controlled object is linearized by the neural inversion model. Second, based on the linearized system another artificial neural network is used as a feedback state controller to realize certain optimal control law. A simulation on computer is performed for the lunar soft landing problem. The simulation results are encouraging and show that neurocomputation could play an important role in the control of the future spaceship.

**Keywords** spaceships, nonlinear systems, neurocontrol, lunar modules