基于反演设计的码垛机器人神经网络自适应控制

李晓刚，刘晋浩
(北京林业大学，北京 100083)

摘要： 为了降低机器人系统中各种不确定因素对控制系统的影响，提出了自适应神经网络反演控制方法。该控制方法基于反演设计方法，解决了系统的非匹配不确定性；引入了神经网络自适应控制律和鲁棒控制律，并适当调整控制器参数，实现了无需机器人精确模型信息的控制，也保证了系统的稳定性和收敛性，满足了机器人系统的控制要求。仿真实验验证了该控制方法的有效性。

关键词： 码垛机器人；反演设计方法；神经网络；自适应控制
中图分类号： TB486；TP391.9 **文献标识码：** A **文章编号：** 1001-3563(2012)01-0080-06

Neural Network Adaptive Control for Palletizing Robots Based on Back Stepping

LI Xiao-gang, *LIU Jin-hao*
(Beijing Forestry University, Beijing 100083, China)

Abstract: A neural networks adaptive back stepping control method was put forward to reduce the influence of all kinds of uncertain factors on robot control system. The control method was based on back stepping and solved mismatched uncertainties of robotic system. Through introduction of neural network adaptive control law and robust control law, and adjusting the controller parameters appropriately, the control could be realized without accurate model of robot. The stability and convergence of the system were also proved and the control requirements of robotic system were met. The effectiveness of the control method was validated by simulation experiments.

Key words: palletizing robot; back stepping; neural network; adaptive control

近年来，机器人码垛技术发展甚为迅猛，这种发展趋势是和当今制造领域出现的多品种少批量的发展趋势相适应的，码垛机器人有柔性工作能力，占地面积小，能够同时处理多种物料和码垛多个料垛，越来越受到广大客户的青睐[1]。

目前市面上的码垛机器人多以 4～6 轴旋转关节型机器人为主，其结构简单、工作空间大、动作灵活、避障性好。但机器人本身是一个高度复杂的非线性系统，易受参数误差、未建模动态、测量噪声以及不确定的外部干扰等不确定因素的影响，常规的控制方法难以得到实际应用。对于不确定非线性系统，反演控制技术是一种较为有效的控制方法，可以将复杂的非线性系统分解成不超过系统阶数的子系统，较好地解决系统的非匹配不确定性，但它需要被控对象的精确模型，为了实现无需建模的机器人反演控制，本文提出一种自适应神经网络反演控制方法，用 RBF 神经网络实现对不确定函数的逼近，自适应反演控制作为主控制器输出。

1 码垛机器人模型

一个典型的多关节型码垛机器人见图 1。

一个 n 关节机器人，其动态性能可由二阶线性微分方程描述[4]：

$$\boldsymbol{M}(\boldsymbol{q})\ddot{\boldsymbol{q}}+\boldsymbol{C}(\boldsymbol{q},\dot{\boldsymbol{q}})\dot{\boldsymbol{q}}+\boldsymbol{G}(\boldsymbol{q})+\boldsymbol{F}(\dot{\boldsymbol{q}})+\boldsymbol{\tau}_d=\boldsymbol{\tau} \tag{1}$$

其中：$\boldsymbol{q},\dot{\boldsymbol{q}},\ddot{\boldsymbol{q}}\in\boldsymbol{R}^n$，分别为关节角位移、角速度和角加速度；$\boldsymbol{M}(\boldsymbol{q})\in\boldsymbol{R}^{n\times n}$ 为机器人的惯性矩阵；$\boldsymbol{C}(\boldsymbol{q},\dot{\boldsymbol{q}})\in\boldsymbol{R}^n$ 为离心力和哥氏力矩；$\boldsymbol{G}(\boldsymbol{q})\in\boldsymbol{R}^n$ 为重力矩；$\boldsymbol{F}(\dot{\boldsymbol{q}})\in\boldsymbol{R}^n$ 表示摩擦力矩；$\boldsymbol{\tau}_d\in\boldsymbol{R}^n$ 为外加扰动；$\boldsymbol{\tau}\in\boldsymbol{R}^n$ 为控制力矩。

收稿日期： 2011-07-30
作者简介： 李晓刚(1977—)，男，江西瑞昌人，北京林业大学讲师，主要从事包装机械、运输包装教学和研究。

图 1　4 关节码垛机器人
Fig. 1 4-joint palletizing robot

假设系统参数未知但有界，机器人系统具有以下动力学特性：

1）惯性矩阵 $\boldsymbol{M}(\boldsymbol{q})$ 为正定对称矩阵，存在 $\sigma_0>0$，$\sigma_0\in\boldsymbol{R}$，$0<\boldsymbol{M}(\boldsymbol{q})<\sigma_0\boldsymbol{I}$。

2）$\dot{\boldsymbol{M}}(\boldsymbol{q})-2\boldsymbol{C}(\boldsymbol{q},\dot{\boldsymbol{q}})$ 为斜对称矩阵，且存在：

$$\dot{\boldsymbol{q}}^{\mathrm{T}}[\dot{\boldsymbol{M}}(\boldsymbol{q})-2\boldsymbol{C}(\boldsymbol{q},\dot{\boldsymbol{q}})]\dot{\boldsymbol{q}}=0,\ \forall\,\boldsymbol{q},\dot{\boldsymbol{q}}\in\boldsymbol{R}^{n} \tag{2}$$

2　自适应神经网络反演控制器设计

为了应用反演设计方法，定义 $\boldsymbol{x}_1=\boldsymbol{q}$，$\boldsymbol{x}_2=\dot{\boldsymbol{q}}$，将式(1)写为：

$$\begin{cases}\dot{\boldsymbol{x}}_1=\boldsymbol{x}_2\\ \dot{\boldsymbol{x}}_2=\boldsymbol{M}^{-1}(\boldsymbol{x}_1)\boldsymbol{\tau}-\boldsymbol{M}^{-1}(\boldsymbol{x}_1)\boldsymbol{C}(\boldsymbol{x}_1,\boldsymbol{x}_2)\boldsymbol{x}_2-\\ \quad\boldsymbol{M}^{-1}(\boldsymbol{x}_1)\boldsymbol{G}(\boldsymbol{x}_1)-\boldsymbol{M}^{-1}(\boldsymbol{x}_1)\boldsymbol{F}(\boldsymbol{x}_2)-\boldsymbol{M}^{-1}(\boldsymbol{x}_1)\boldsymbol{\tau}_d\end{cases} \tag{3}$$

式中：$\boldsymbol{M}^{-1}(\boldsymbol{x}_1)$ 和 $\boldsymbol{C}(\boldsymbol{x}_1,\boldsymbol{x}_2)$ 均为未知非线性光滑函数。

2.1　基本反演控制器设计

反演设计法[4]的基本思想是将复杂的非线性系统分解成不超过系统阶数的子系统，然后为每个子系统分别设计 Lyapunov 函数和中间虚拟控制量，一直“后退”到整个系统，直到完成整个控制律的设计。通常与 Lyapunov 型自适应律结合使用，综合考虑控制律和自适应律，使整个闭环系统满足期望的动静态指标。

1）定义误差 $\boldsymbol{z}_1=\boldsymbol{x}_1-\boldsymbol{x}_{1d}$，$\boldsymbol{x}_{1d}$ 为位置指令，则：

$$\dot{\boldsymbol{z}}_1=\dot{\boldsymbol{x}}_1-\dot{\boldsymbol{x}}_{1d}=\boldsymbol{x}_2-\dot{\boldsymbol{x}}_{1d} \tag{4}$$

定义误差 $\boldsymbol{z}_2$ 为：

$$\boldsymbol{z}_2=\boldsymbol{x}_2-\boldsymbol{x}_{2d} \tag{5}$$

式中：$\boldsymbol{x}_{2d}$ 为虚拟控制量。取：

$$\boldsymbol{x}_{2d}=\dot{\boldsymbol{x}}_{1d}-k_1\boldsymbol{z}_1 \tag{6}$$

式中：$k_1>0$。则由式(4)－(6)得：

$$\dot{\boldsymbol{z}}_1=\boldsymbol{z}_2+\boldsymbol{x}_{2d}-\dot{\boldsymbol{x}}_{1d}=-k_1\boldsymbol{z}_1+\boldsymbol{z}_2 \tag{7}$$

设计 Lyapunov 函数为：

$$\boldsymbol{V}_1=\frac{1}{2}\boldsymbol{z}_1^{\mathrm{T}}\boldsymbol{z}_1 \tag{8}$$

则：

$$\dot{\boldsymbol{V}}_1=-k_1\boldsymbol{z}_1^{\mathrm{T}}\boldsymbol{z}_1+\boldsymbol{z}_1^{\mathrm{T}}\boldsymbol{z}_2 \tag{9}$$

如果 $\boldsymbol{z}_2=0$，则 $\dot{\boldsymbol{V}}_1<0$。

2）式(5)对时间求导，得：

$$\dot{\boldsymbol{z}}_2=\dot{\boldsymbol{x}}_2-\dot{\boldsymbol{x}}_{2d}=\boldsymbol{M}^{-1}\boldsymbol{\tau}-\boldsymbol{M}^{-1}\boldsymbol{C}\boldsymbol{x}_2-\boldsymbol{M}^{-1}\boldsymbol{G}-\boldsymbol{M}^{-1}\boldsymbol{F}-\boldsymbol{M}^{-1}\boldsymbol{\tau}_d-\dot{\boldsymbol{x}}_{2d} \tag{10}$$

取 Lyapunov 函数为：

$$\boldsymbol{V}_2=\boldsymbol{V}_1+\frac{1}{2}\boldsymbol{z}_2^{\mathrm{T}}\boldsymbol{M}\boldsymbol{z}_2 \tag{11}$$

则：

$$\begin{aligned}\dot{\boldsymbol{V}}_2&=-\mathrm{k}_1\boldsymbol{z}_1^{\mathrm{T}}\boldsymbol{z}_1+\boldsymbol{z}_1^{\mathrm{T}}\boldsymbol{z}_2+\boldsymbol{z}_2^{\mathrm{T}}\boldsymbol{M}\dot{\boldsymbol{z}}_2+\frac{1}{2}\boldsymbol{z}_2^{\mathrm{T}}\dot{\boldsymbol{M}}\boldsymbol{z}_2=\\&-k_1\boldsymbol{z}_1^{\mathrm{T}}\boldsymbol{z}_1+\boldsymbol{z}_1^{\mathrm{T}}\boldsymbol{z}_2+\boldsymbol{z}_2^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{\tau}-\boldsymbol{C}\boldsymbol{x}_2+\boldsymbol{C}\boldsymbol{z}_2-\boldsymbol{G}-\boldsymbol{F}-\boldsymbol{\tau}_d-\boldsymbol{M}\dot{\boldsymbol{x}}_{2d})=\\&-k_1\boldsymbol{z}_1^{\mathrm{T}}\boldsymbol{z}_1+\boldsymbol{z}_1^{\mathrm{T}}\boldsymbol{z}_2+\boldsymbol{z}_2^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{\tau}-\boldsymbol{f}-\boldsymbol{\tau}_d)\end{aligned} \tag{12}$$

式中：$\boldsymbol{f}(\boldsymbol{x})=\boldsymbol{M}\dot{\boldsymbol{x}}_{2d}+\boldsymbol{C}\boldsymbol{x}_{2d}+\boldsymbol{G}+\boldsymbol{F}$。由 $\boldsymbol{f}$ 的表达式可见，$\boldsymbol{f}$ 包含了机器人系统的建模信息，在实际工程应用中，无法获得机器人系统的精确模型，即 $\boldsymbol{f}$ 为未知的不确定项，需要对不确定项 $\boldsymbol{f}$ 进行逼近。

为使整个系统稳定，必须设计控制律 $\boldsymbol{\tau}$ 使 $\dot{\boldsymbol{V}}_2$ 负定，所以取控制律 $\boldsymbol{\tau}$ 为：

$$\boldsymbol{\tau}=-\boldsymbol{z}_1-k_2\boldsymbol{z}_2+\hat{\boldsymbol{f}} \tag{13}$$

其中：$\hat{\boldsymbol{f}}$ 为 $\boldsymbol{f}$ 的估计值。

将式(13)代入式(12)，得：

$$\begin{aligned}\dot{\boldsymbol{V}}_2&=-k_1\boldsymbol{z}_1^{\mathrm{T}}\boldsymbol{z}_1+\boldsymbol{z}_1^{\mathrm{T}}\boldsymbol{z}_2+\boldsymbol{z}_2^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{\tau}-\boldsymbol{f}-\boldsymbol{\tau}_d)=\\&-k_1\boldsymbol{z}_1^{\mathrm{T}}\boldsymbol{z}_1+\boldsymbol{z}_1^{\mathrm{T}}\boldsymbol{z}_2+\boldsymbol{z}_2^{\mathrm{T}}(-\boldsymbol{z}_1-k_2\boldsymbol{z}_2+\hat{\boldsymbol{f}}-\boldsymbol{f}-\boldsymbol{\tau}_d)=\\&-k_1\boldsymbol{z}_1^{\mathrm{T}}\boldsymbol{z}_1-k_2\boldsymbol{z}_2^{\mathrm{T}}\boldsymbol{z}_2-\boldsymbol{z}_2^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{f}-\hat{\boldsymbol{f}})-\boldsymbol{z}_2^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\tau}_d=\\&-k_1\boldsymbol{z}_1^{\mathrm{T}}\boldsymbol{z}_1-k_2\boldsymbol{z}_2^{\mathrm{T}}\boldsymbol{z}_2-\boldsymbol{z}_2^{\mathrm{T}}\tilde{\boldsymbol{f}}-\boldsymbol{z}_2^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\tau}_d\end{aligned} \tag{14}$$

其中：$\tilde{\boldsymbol{f}}=\boldsymbol{f}-\hat{\boldsymbol{f}}$。

由式(14)可以看出，控制系统的稳定依赖于 $\tilde{\boldsymbol{f}}$，即 $\hat{\boldsymbol{f}}$ 对 $\boldsymbol{f}$ 的逼近精度。

2.2　基于 RBF 神经网络的控制器

2.2.1　控制器的设计

为了实现无需模型信息的控制，采用 RBF 神经网络实现 $\boldsymbol{f}$ 的逼近。RBF 神经网络[5]是一种神经网络，它具有单隐层的 3 层前馈网络，模拟人脑中的局部调整、相互覆盖接受域的神经网络结构，是一种局部逼近网络，能以任意精度逼近任意连续函数。理想

的 RBF 网络算法为:

$$\phi_i = g(\| \boldsymbol{x} - \boldsymbol{c}_i \|^2 / b_i^2) \quad (i=1,2,\cdots,n)$$

$$\boldsymbol{f}(\boldsymbol{x}) = \boldsymbol{W}\boldsymbol{\varphi}(\boldsymbol{x}) + \boldsymbol{\varepsilon}$$

其中:$\boldsymbol{x}$ 为 RBF 神经网络的输入信号;$\boldsymbol{W}$ 为 RBF 神经网络权值;$\boldsymbol{\varphi} = [\phi_1 \quad \phi_2 \quad \cdots \quad \phi_n]$为高斯基函数 ϕ_i 构成的径向基向量;$\boldsymbol{\varepsilon}$ 为神经网络逼近误差。

根据 $\boldsymbol{f}(\boldsymbol{x})$的表达式,RBF 神经网络的输入信号取 $\boldsymbol{x} = [\boldsymbol{x}_1 \quad \boldsymbol{x}_2]^{\mathrm{T}}$,其输出为:

$$\hat{\boldsymbol{f}}(\boldsymbol{x}) = \hat{\boldsymbol{W}}^{\mathrm{T}} \boldsymbol{\varphi}(\boldsymbol{x}) \tag{15}$$

取:$\widetilde{\boldsymbol{W}} = \boldsymbol{W} - \hat{\boldsymbol{W}}$,$\| \boldsymbol{W} \|_{\mathrm{F}} \leqslant \boldsymbol{W}_{\max}$

设计控制律为:

$$\boldsymbol{\tau} = -\boldsymbol{z}_1 - k_2 \boldsymbol{z}_2 + \hat{\boldsymbol{W}}^{\mathrm{T}} \boldsymbol{\varphi}(\boldsymbol{x}) - \boldsymbol{\upsilon} \tag{16}$$

式中:$\boldsymbol{\upsilon}$ 为用于克服神经网络逼近误差 $\boldsymbol{\varepsilon}$ 的鲁棒项。

2.2.2 稳定性及收敛性分析

定义 Lyapunov 函数:

$$\boldsymbol{V} = \frac{1}{2}\boldsymbol{z}_1{}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{z}_1 + \frac{1}{2}\boldsymbol{z}_2{}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{M}\boldsymbol{z}_2 + \frac{1}{2}\boldsymbol{tr}(\widetilde{\boldsymbol{W}}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{F}^{-1}\widetilde{\boldsymbol{W}}) \tag{17}$$

取神经网络自适应律为:

$$\dot{\hat{\boldsymbol{W}}} = \boldsymbol{F}\boldsymbol{\varphi}\boldsymbol{\xi}^{\mathrm{T}} - k\boldsymbol{F} \| \boldsymbol{\xi} \| \hat{\boldsymbol{W}} \tag{18}$$

其中:$\boldsymbol{\xi} = \begin{bmatrix} z_1 \\ z_2 \end{bmatrix}$。

考虑神经网络逼近误差 $\boldsymbol{\varepsilon}$ 和外加干扰 $\boldsymbol{\tau}_d$ 存在的情况下,将鲁棒控制律 $\boldsymbol{\upsilon}$ 设计为:

$$\boldsymbol{\upsilon} = -(\varepsilon_N + b_d)\mathrm{sgn}(\boldsymbol{\xi}) \tag{19}$$

则:

$$\dot{\boldsymbol{V}} = -k_1\boldsymbol{z}_1{}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{z}_1 + \boldsymbol{z}_1{}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{z}_2 + \boldsymbol{z}_2{}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{\tau} - \boldsymbol{f} - \boldsymbol{\tau}_d) + \boldsymbol{tr}(\widetilde{\boldsymbol{W}}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{F}^{-1}\dot{\widetilde{\boldsymbol{W}}}) = -\boldsymbol{\xi}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{K}_v\boldsymbol{\zeta} - \boldsymbol{z}_2{}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{f} - \hat{\boldsymbol{f}}) - \boldsymbol{z}_2{}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{\tau}_d + \boldsymbol{\upsilon}) + \boldsymbol{tr}\,\widetilde{\boldsymbol{W}}^{\mathrm{T}} \cdot (-\boldsymbol{\varphi}\boldsymbol{\xi}^{\mathrm{T}} + k\|\boldsymbol{\xi}\|\hat{\boldsymbol{W}} + \boldsymbol{\varphi}\boldsymbol{\xi}^{\mathrm{T}}) = -\boldsymbol{\xi}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{K}_v\boldsymbol{\zeta} - \boldsymbol{z}_2{}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{f} - \hat{\boldsymbol{f}}) - \boldsymbol{z}_2{}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{\tau}_d + \boldsymbol{\upsilon}) + k\|\boldsymbol{\xi}\| \cdot \boldsymbol{tr}\,\widetilde{\boldsymbol{W}}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{W} - \widetilde{\boldsymbol{W}}) \leqslant -\boldsymbol{\xi}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{K}_v\boldsymbol{\zeta} + \|\boldsymbol{z}_2{}^{\mathrm{T}}\| \cdot \|\boldsymbol{f} - \hat{\boldsymbol{f}}\| + \|\boldsymbol{z}_2{}^{\mathrm{T}}\|(\|\boldsymbol{\tau}_d\| + \|\boldsymbol{\upsilon}\|) + k\|\boldsymbol{\xi}\|\boldsymbol{tr}\,\widetilde{\boldsymbol{W}}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{W} - \widetilde{\boldsymbol{W}}) \leqslant -\boldsymbol{\xi}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{K}_v\boldsymbol{\zeta} + \frac{1}{2}\|\boldsymbol{z}_2{}^{\mathrm{T}}\|^2 + \frac{1}{2}\boldsymbol{\varepsilon}^2 + \frac{1}{2}\|\boldsymbol{z}_2{}^{\mathrm{T}}\|^2 + \frac{1}{2} \cdot (\|\boldsymbol{\tau}_d\|^2 + \|\boldsymbol{\upsilon}\|^2) + k\|\boldsymbol{\xi}\|\boldsymbol{tr}\,\widetilde{\boldsymbol{W}}^{\mathrm{T}} \cdot (\boldsymbol{W} - \widetilde{\boldsymbol{W}}) \leqslant -\boldsymbol{\xi}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{K}_v\boldsymbol{\zeta} + k\|\boldsymbol{\xi}\|\boldsymbol{tr}\,\widetilde{\boldsymbol{W}}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{W} - \widetilde{\boldsymbol{W}})$$

式中:$\boldsymbol{K}_v = \begin{bmatrix} k_1 & 0 \\ 0 & k_2 \end{bmatrix}$,$\|\boldsymbol{\varepsilon}\| \leqslant \boldsymbol{\varepsilon}_N$,$\|\boldsymbol{\tau}_d\| \leqslant \boldsymbol{b}_d$。

由于:

$$\boldsymbol{tr}\,\widetilde{\boldsymbol{W}}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{W} - \widetilde{\boldsymbol{W}}) = (\widetilde{\boldsymbol{W}}, \boldsymbol{W})_{\mathrm{F}} - \|\widetilde{\boldsymbol{W}}\|_{\mathrm{F}}^2 \leqslant \|\widetilde{\boldsymbol{W}}\|_{\mathrm{F}}\|\boldsymbol{W}\|_{\mathrm{F}} - \|\widetilde{\boldsymbol{W}}\|_{\mathrm{F}}^2$$

则:

$$\dot{\boldsymbol{V}} \leqslant -\boldsymbol{K}_{v\min}\|\boldsymbol{\xi}\|^2 + k\|\boldsymbol{\xi}\| \, \|\widetilde{\boldsymbol{W}}\|_{\mathrm{F}}(\boldsymbol{W}_{\max} - \|\widetilde{\boldsymbol{W}}\|_{\mathrm{F}}) = -\|\boldsymbol{\xi}\| \, [\boldsymbol{K}_{v\min}\|\boldsymbol{\xi}\| + k\|\widetilde{\boldsymbol{W}}\|_{\mathrm{F}}(\|\widetilde{\boldsymbol{W}}\|_{\mathrm{F}} - \boldsymbol{W}_{\max})]$$

由于:

$$k\|\widetilde{\boldsymbol{W}}\|_{\mathrm{F}}(\|\widetilde{\boldsymbol{W}}\|_{\mathrm{F}} - \boldsymbol{W}_{\max}) = k(\|\widetilde{\boldsymbol{W}}\|_{\mathrm{F}} - \boldsymbol{W}_{\max}/2)^2 - k\boldsymbol{W}_{\max}^2/4$$

则要使 $\dot{\boldsymbol{V}} < 0$,需要:

$$\|\boldsymbol{\xi}\| > \frac{k\boldsymbol{W}_{\max}^2}{4\boldsymbol{K}_{v\min}} \tag{20}$$

或:

$$\|\widetilde{\boldsymbol{W}}\|_{\mathrm{F}} > \boldsymbol{W}_{\max} \tag{21}$$

则 $\|\boldsymbol{\xi}\|$ 和 $\|\widetilde{\boldsymbol{W}}\|_{\mathrm{F}}$ 为 UUB,即有界。

从 $\|\boldsymbol{\xi}\|$ 的收敛性结果可见,位置跟踪精度与神经网络 k 值、$\boldsymbol{K}_{v\min}$值有关。

3 仿真实验

以二自由度关节型机器人为例,利用 MATLAB/SIMULINK 对上述系统进行仿真实验。机器人动力学模型取式(1)。其中[3]:

$$\boldsymbol{M}(\boldsymbol{q}) = \begin{bmatrix} J_1 + J_2 + 2J_3\cos q_2 & J_2 + J_3\cos q_2 \\ J_2 + J_3\cos q_2 & J_2 \end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{C}(\boldsymbol{q}, \dot{\boldsymbol{q}}) = \begin{bmatrix} -J_3\dot{q}_2\sin q_2 & -J_3(\dot{q}_1 + \dot{q}_2)\sin q_2 \\ J_3\sin\dot{q}_1\sin q_2 & 0 \end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{G}(\boldsymbol{q}) = \begin{bmatrix} J_4 g\cos q_1 + J_5 g\cos(q_1 + q_2) \\ J_5 g\cos(q_1 + q_2) \end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{F}(\dot{\boldsymbol{q}}) = 0.02\mathrm{sgn}(\dot{\mathrm{q}})$$

$$\boldsymbol{\tau}_d = [0.2\sin t \quad 0.2\sin t]^{\mathrm{T}}$$

取 $\boldsymbol{J} = [J_1, J_2, J_3, J_4, J_5] = [2.9, 0.76, 0.87, 3.04, 0.87]$。期望位置指令为 $x_{1d} = 0.1\sin t$,系统初始状态为 $\boldsymbol{x}(0) = [0.09 \quad 0 \quad -0.09 \quad 0]$,神经网络输入取 $\boldsymbol{x} = [x_1 \quad x_2]^{\mathrm{T}}$,基宽向量取 $b=10$,初始权值取 0。由式(20)可知,系统控制精度与 k 值、$\boldsymbol{K}_v$ 值有关,为了实现最佳的控制性能,控制器参数取 $\boldsymbol{F} = \boldsymbol{diag}\{15, 15\}$,$\boldsymbol{K}_v = \boldsymbol{diag}\{15, 15\} \sim \boldsymbol{diag}\{75, 75\}$,$k = 0.01 \sim 0.5$。在鲁棒控制律中,取 $\varepsilon_N = 0.1$,$b_d = 0.05$。

仿真实验结果见图 2—14。

从 k 和 $\boldsymbol{K}_v$ 取不同值时的仿真结果可以发现,k 值较小时,关节位置跟踪误差很快渐近稳定在零点,

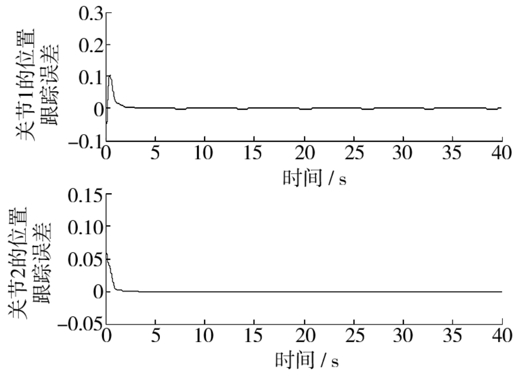

图 2　关节 1 及关节 2 的位置跟踪误差

($k=0.01, \boldsymbol{K}_v=\boldsymbol{diag}\{50,50\}$)

Fig. 2 Position tracking error of link 1 and link 2

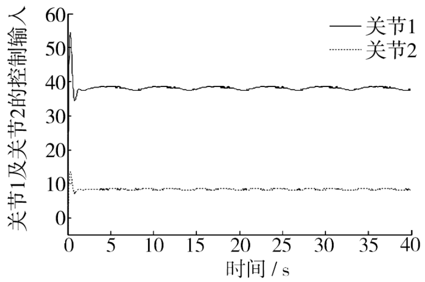

图 3　关节 1 及关节 2 的控制输入($k=0.01, \boldsymbol{K}_v=\boldsymbol{diag}\{50,50\}$)

Fig. 3 Control input of link 1 and link 2

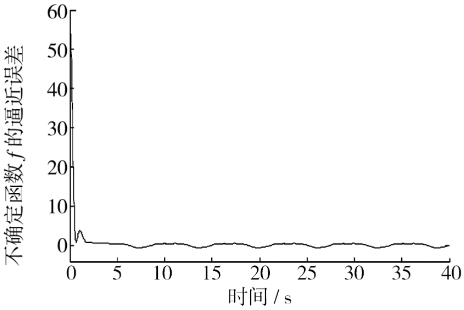

图 4　不确定函数 $f(x)$的逼近误差

($k=0.01, \boldsymbol{K}_v=\boldsymbol{diag}\{50,50\}$)

Fig. 4 Approximate error of uncertain function $f(x)$

收敛速度快,不确定函数的神经网络逼近速度快,且稳定在零点附近,控制输入整体很快趋于稳定,但出现了轻微抖振现象;k 值较大时,可以较好地消除抖振,但关节位置跟踪误差和不确定函数的逼近误差均增大。图 8、图 10 和图 11 显示,$\boldsymbol{K}_v$ 取值过小或过大均会导致关节位置跟踪误差以及逼近误差收敛缓慢。

经过对比分析发现,当控制器参数取 $k=0.10 \sim 0.12, \boldsymbol{K}_v=\boldsymbol{diag}\{40,40\} \sim \boldsymbol{diag}\{50,50\}$时,不仅消弱了关节控制输入的抖振,保证了系统的稳定性与收敛

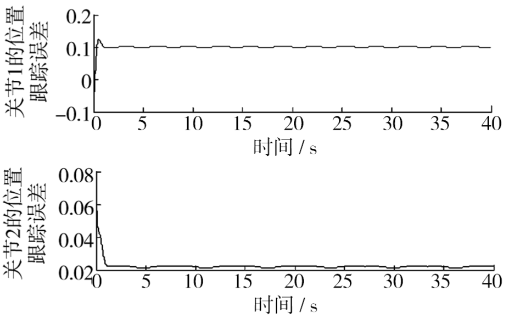

图 5　关节 1 及关节 2 的位置跟踪误差

($k=0.5, \boldsymbol{K}_v=\boldsymbol{diag}\{50,50\}$)

Fig. 5 Position tracking error of link 1 and link 2

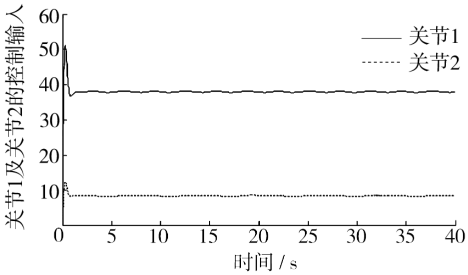

图 6　关节 1 及关节 2 的控制输入($k=0.5, \boldsymbol{K}_v=\boldsymbol{diag}\{50,50\}$)

Fig. 6 Control input of link 1 and link 2

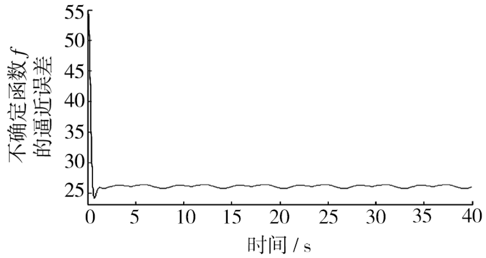

图 7　不确定函数 $f(x)$的逼近误差($k=0.5, \boldsymbol{K}_v=\boldsymbol{diag}\{50,50\}$)

Fig. 7 Approximate error of uncertain function $f(x)$

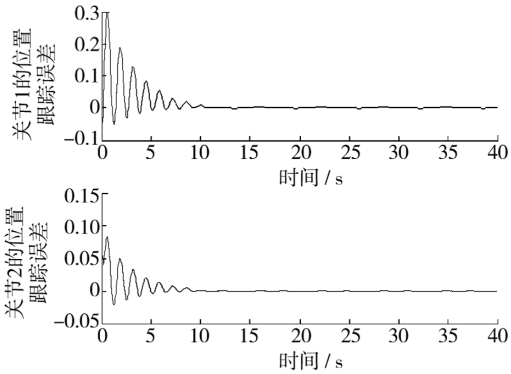

图 8　关节 1 及关节 2 的位置跟踪误差

($k=0.12, \boldsymbol{K}_v=\boldsymbol{diag}\{15,15\}$)

Fig. 8 Position tracking error of link 1 and link 2

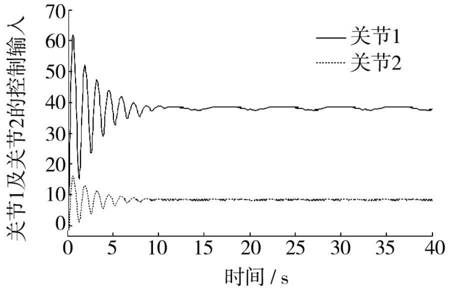

图 9 关节 1 及关节 2 的控制输入($k=0.12$,$\boldsymbol{K}_v=\boldsymbol{diag}\{15,15\}$)

Fig. 9 Control input of link 1 and link 2

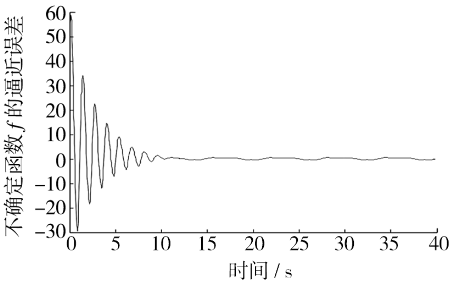

图 10 不确定函数 $f(x)$的逼近误差

($k=0.12$,$\boldsymbol{K}_v=\boldsymbol{diag}\{15,15\}$)

Fig. 10 Approximate error of uncertain function $f(x)$

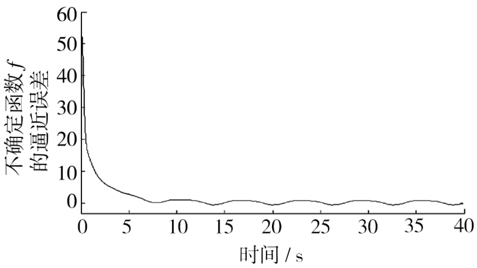

图 11 不确定函数 $f(x)$的逼近误差($\boldsymbol{K}_v=\boldsymbol{diag}\{75,75\}$)

Fig. 11 Approximate error of uncertain function $f(x)$

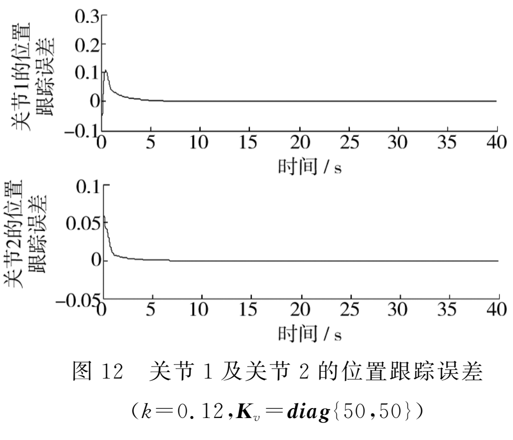

图 12 关节 1 及关节 2 的位置跟踪误差

($k=0.12$,$\boldsymbol{K}_v=\boldsymbol{diag}\{50,50\}$)

Fig. 12 Position tracking error of link 1 and link 2

性,而且保证了较高精度的不确定函数神经网络逼近,使系统的控制性能达到了最佳。

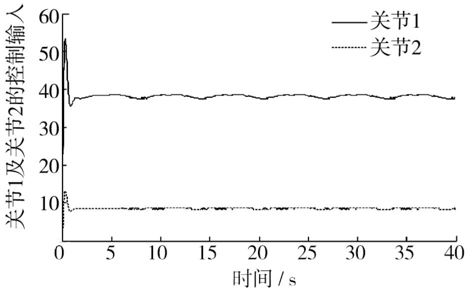

图 13 关节 1 及关节 2 的控制输入

($k=0.12$,$\boldsymbol{K}_v=\boldsymbol{diag}\{50,50\}$)

Fig. 13 Control input of link 1 and link 2

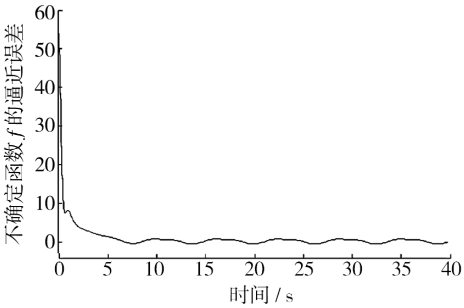

图 14 不确定函数 $f(x)$的逼近误差

($k=0.12$,$\boldsymbol{K}_v=\boldsymbol{diag}\{50,50\}$)

Fig. 14 Approximate error of uncertain function $f(x)$

4 结论

针对 n 关节型机器人这种非线性系统存在外界干扰或不确定不满足匹配条件的情况,基于反演设计方法,利用 RBF 神经网络,提出了自适应神经网络控制方法,可以实现无需建模信息的控制,引入了鲁棒控制律以克服神经网络逼近误差,通过适当调整神经网络控制器的参数,不仅保证了系统的稳定性和快速收敛性,同时也保证了关节型机器人较好地完成轨迹跟踪的任务。仿真实验验证了该控制方法的有效性。

参考文献:

[1] 胡洪国,高建华,杨汝清. 码垛技术综述[J]. 组合机床与自动化加工技术,2000(6):7-9.
HU Hong-guo,GAO Jian-hua,YANG Ru-qing. The Development of Palletizing Technology[J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufocturing Technique,2000(6):7-9.

[2] 陈兴国. 智能控制在现代包装工业中的发展和应用[J]. 包装工程,1994,15(2):84-88.
CHEN Xing-guo. Intelligent Control and Its Develop-

ment and Application in Modern Packaging Industries [J]. Packaging Engineering, 1994, 15(2): 84－88.

[3] 严琴，高国琴，邬燕忠. 自适应反演神经网络控制在并联机器人中的应用[J]. 机械设计与制造，2010(5)：77－79.
YAN Qin, GAO Guo-qin, WU Yan-zhong. The Control Method of Adaptive Backstepping and Neural Network in the Application of Parallel Robot[J]. Machinery Design & Manufacture, 2010(5): 77－79.

[4] 刘金琨. 机器人控制系统的设计与 MATLAB 仿真[M]. 北京：清华大学出版社，2008.
LIU Jin-kun. Robot Control System Deesign and MATLAB Simulation [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2008.

[5] 刘金琨. 滑模变结构控制 MATLAB 仿真[M]. 北京：清华大学出版社，2005.
LIU Jin-kun. Sliding Mode Control MATLAB Simulation [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2005.

[6] 陈满儒，王海峰，张文明. 神经网络 PID 在包装机控制系统中的应用研究[J]. 包装工程，2009，30(4)：10－11，26.
CHEN Man-ru, WANG Hai-feng, ZHANG Wen-ming. Applied Research of Network PID in Control System of Packaging Machine[J]. Packaging Engineering, 2009, 30(4): 10－11.

[7] 王洪瑞，冯玉东，刘秀玲，等. 基于反演设计的机器人自适应动态滑模控制[J]. 计算机工程与应用，2010，46(8)：211－213.
WANG Hong-rui, FENG Yu-dong, LIU Xiu-ling, et al. Adaptive Dynamic Sliding Mode Control for Robotic Manipulator Based on Backstepping [J]. Computer Engineering and Applications, 2010, 46(8): 211－213.

[8] LI Ya-hui, QIANG Sheng, ZHUANG Xian-yi, et al. Robust and Adaptive Backstepping Control for Nonlinear Systems Using RBF Neural Networks[J]. Transaction on Neural Networks, 2004, 15(3): 693－701.

[9] ZHANG T, GE S S, HANG C C. Adaptive Neural Network Control for Strict-feedback Nonlinear Systems Using Backstepping Design[J]. Automatica, 2000, 36(12): 1835－1846.

[10] LEWIS F L, LIU K, YESILDIREK A. Neural Net Robot Controller with Guaranteed Tracking Performance[J]. Transaction on Neural Networks, 1995, 6(3): 703－715.

（上接第 74 页）

隐含功能、设计中易出错的问题及复杂的操作步骤，给予相应提示，避免用户出错；帮助查询功能，即向初次使用本软件的用户介绍它的基本情况，以方便使用。帮助功能的创建不仅更加方便用户使用，而且进一步体现了系统的“人性化”开发理念[8]。

3.3 方案保存功能

方案保存功能，是指当查询完成后，用户能以文档格式方便、快速地保存或调用查询结果。

4 结论

通过 CAD 程序借助计算机的强大功能来完成运输包装设计过程中的信息查询工作，使人们从繁杂的手工查询中解放出来，从而显著缩短设计周期，提高工作效率和质量，避免对产品进行破坏性试验。开发的系统功能齐备，实用性强，与实际生产紧密结合，在运输包装设计及相关行业中具有推广应用的价值。

参考文献：

[1] 彭国勋. 运输包装[M]. 北京：印刷工业出版社，1999.
PENG Guo-xun. Transport Packaging [M]. Beijing: Printing Industry Press, 1999.

[2] 奚德昌. 包装结构设计[M]. 杭州：浙江大学出版社，1993.
XI De-chang. The Packaging Structure Design[M]. Hangzhou: Zhejiang University press, 1993.

[3] 孙诚等. 包装结构设计[M]. 北京：中国轻工业出版社，1995.
SUN Cheng. The Packaging Structure Design[M]. Beijing: China Light Industry Press, 1995.

[4] 李光. 缓冲 CAD 系统的开发[J]. 包装工程，2006，27(4)：27－28.
LI Guang. Development of CAD System[J]. Packaging Engineering, 2006, 27(4): 27－28.

[5] 金国斌. 缓冲包装 CAD 软件研究[J]. 包装工程，1993，14(3)：20－23.
JIN Guo-bin. Cushioning Package CAD Software [J]. Packaging Engineering, 1993, 14(3): 20－23.

[6] 卢立新，蔡莹. 基于图形库与数据库的缓冲包装 CAD 系统[J]. 包装工程，2002，23(5)：147－149.
LU Li-xin, CAI Ying. Based on the Graphic and Database Buffer Packaging CAD System[J]. Packaging Engineering, 2002, 23(5): 147－149.

[7] Software Programs For Box/Carton Makers. Boxboard Containers International, 1993.

[8] Software Survey. Boxboard Containers International, 1994.