

文章编号: 1001-0920(2007)05-0593-04

基于小波神经网络的板形板厚综合系统逆控制

黄敏¹, 崔宝同¹, 顾树生²

(1. 江南大学 控制科学与工程研究中心, 江苏 无锡 214122; 2. 东北大学 信息科学与工程学院, 沈阳 110004)

摘要: 针对板形板厚综合系统具有强耦合、非线性、含纯滞后环节的特点, 提出一种基于小波神经网络的逆控制方案. 利用两个结构相同的小波神经网络构造 Smith 预估器, 预估器的输入参数与时延阶次无关, 能较好地解决小波神经网络对维数较为敏感的问题. 采用神经网络逆控制的思想设计小波神经网络控制器, 引入多步预测性能指标函数对控制器权值进行在线训练. 仿真研究表明, 该控制方案具有较快的响应速度和良好的动态性能.

关键词: 小波神经网络; 板形控制; 板厚控制; 逆控制

中图分类号: TP183 文献标识码: A

Strip flatness and gauge inverse control based on wavelet neural networks

HUANG Min¹, CUI Baotong¹, GU Shusheng²

(1. Research Center of Control Science and Engineering, Southern Yangtze University, Wuxi 214122, China;

2. College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110004, China.

Correspondent: HUANG Min, E-mail: huangmzqb@163.com)

Abstract: The process of automatic flatness control and automatic gauge control (AFC-AGC) is a nonlinear system with strong coupling and pure time delay. An inverse control method of AFC-AGC is developed, in which Smith predictor is designed by using two wavelet neural networks (WNN) whose structures and parameters are identical. Because inputs of network are independent of time delay order, the sensitivity of dimension for WNN is reduced. A WNN controller with the idea of neural networks inverse control is applied. Using multi-step predictive index function to train the weights of controller. Simulation results show that the system has better response performance.

Key words: Wavelet neural networks; Flatness control; Gauge control; Inverse control

1 引言

AFC-AGC 是具有非线性、延时、多变量耦合的复杂实时系统, 对实时性要求很高^[1]. 传统的多变量控制方法(如多变量频域控制)要求对象模型已知, 当系统参数部分或全部未知时, 很难直接设计控制器. 采用自适应控制技术设计系统时, 要得到满意的控制律需要计算系统的回归矩阵, 过程十分繁杂. 采用智能控制技术设计控制器时, 由于本身具有自学习和自适应能力, 不必对系统有很深的了解, 也能满足多种性能要求. 目前, 智能多变量控制技术大多用于对神经网络控制的研究^[2].

与传统的前向网络相比, 小波神经网络(WNN)的基元和整个结构依据小波分析理论确定, 可避免

BP 网络结构设计的盲目性; WNN 权系数的线性分布和学习目标函数的凸性, 使训练过程从根本上避免了网络局部最优问题^[3]. WNN 已成功地应用于函数学习、过程控制、系统辨识、数据压缩等方面, 成为人工神经网络领域很有发展前景的研究方向之一^[4].

本文利用 WNN 的优点, 提出一种板形板厚综合系统逆控制新方法. 通过对五机架连轧机组末机架的仿真, 证明该控制方案具有较快的响应速度和良好的动态性能.

2 基于 WNN 的板形板厚逆控制系统

2.1 板形板厚综合系统模型

首先建立板形板厚综合系统的数学模型^[5], 选

收稿日期: 2006-02-09; 修回日期: 2006-06-09.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60274024).

作者简介: 黄敏(1974—), 女, 辽宁铁岭人, 副教授, 博士, 从事小波分析、神经网络等研究; 崔宝同(1960—), 男, 山东淄博人, 教授, 博士生导师, 从事小波分析、滑模控制等研究.

择带材出口厚度作为厚度控制的目标变量. 由于板形是带材内部存在横向张力差所致, 选择带材出口横向张力差作为板形控制的目标变量.

假设末机架利用工作辊弯辊的板形控制手段和液压压下调节的板厚控制手段, 并且工作辊液压弯辊系统和液压压下系统分别用一阶惯性环节 $G_1(s)$ 和 $G_2(s)$ 来近似, 即

$$G_1(s) = \frac{K_1}{1 + T_1 s}, \quad G_2(s) = \frac{K_2}{1 + T_2 s}$$

其中: K_1 和 K_2 为增益系数, T_1 和 T_2 为时间常数.

带材厚度和板形检测装置均可看作延时环节 e^{-s} . 整个 AFC-AGC 综合系统可表示为矩阵方程

$$\begin{bmatrix} 1 \\ h \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} G_{11}(s) & G_{12}(s) \\ G_{21}(s) & G_{22}(s) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 2F \\ S \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1(s) \\ 2(s) \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中

$$G_{11}(s) = -\frac{bE}{(1 - \nu^2)h} \left(\frac{1}{K_F} + \frac{1}{K_P C_P + Q} \frac{1}{C_F} \right) \frac{K_1}{1 + T_1 s} e^{-s},$$

$$G_{12}(s) = -\frac{bE}{(1 - \nu^2)h} \frac{C_P Q}{K_P (C_P + Q)} \frac{K_2}{1 + T_2 s} e^{-s},$$

$$G_{21}(s) = \frac{G_P}{(C_P + Q) C_F} \frac{K_1}{1 + T_1 s} e^{-s},$$

$$G_{22}(s) = \frac{C_P}{C_P + Q} \frac{K_2}{1 + T_2 s} e^{-s},$$

$$1 = \left[\frac{C_P Q}{K_P (C_P + Q)} H + \left(\frac{1}{K_w} - \frac{h}{H} \right) H_w + \frac{h_0}{E} (1 - \nu^2) \right] \frac{bE}{(1 - \nu^2)h},$$

$$2 = \frac{Q}{C_P + Q} H.$$

1 和 h 分别为出口横向张力差改变量和出口厚度改变量; S 和 $2F$ 分别为辊缝的变化量和工作辊弯辊力的改变量; H , H 和 0 分别为来料厚度、来料凸度和入口横向张力差的变化量; h 和 H 分别为轧后和来料平均厚度; K_P , C_P 和 K_F , C_F 分别为轧机纵向、横向刚度系数和弯辊纵向、横向刚度系数; E , Q 和 ν 分别为轧件的弹性模量、塑性系数和泊松比; b 为考虑横向不均匀变形的系数, 其值小于 1; 1 和 2 为扰动信号.

2.2 基于 WNN 的板形板厚 Smith 预估模型

从 2.1 节建立的数学模型可以看出, AFC-AGC 是多变量、强耦合、非线性、含纯滞后环节的复杂系统. 对于含纯滞后环节对象的控制, 常采用 Smith 预估器补偿的方法^[6]. 鉴于 WNN 的优点, 本文用其构造 AFC-AGC 的 Smith 预估模型, 实现动态系统的预报.

AFC-AGC 动态系统的特性可描述为

$$y_1(k+1) = f_1[y_1(k), \dots, y_1(k-n), u_1(k-d), \dots, u_1(k-d-m), u_2(k-d), \dots, u_2(k-d-m)], \quad (2a)$$

$$y_2(k+1) = f_2[y_2(k), \dots, y_2(k-n), u_1(k-d), \dots, u_1(k-d-m), u_2(k-d), \dots, u_2(k-d-m)]. \quad (2b)$$

上式可整理成如下形式:

$$Y(k+1) = F[Y(k), Y(k-1), \dots, Y(k-n), U(k-d), U(k-d-1), \dots, U(k-d-m)]. \quad (3)$$

其中: $Y(k) = [y_1(k), h(k)]^T$, y_1 为板形输出值, h 为板厚输出值; $U(k) = [2F(k), S(k)]^T$, $2F(k)$ 为弯辊力调节量, $S(k)$ 为辊缝调节量; $Y(k-n+1) = [y_1(k-n+1), h(k-n+1)]^T$, $U(k-m+1) = [2F(k-m+1), S(k-m+1)]^T$, m 和 n 分别为输入和输出阶次; d 为系统的时间延迟阶次, 可通过离散化方式获得.

式(3)的小波神经网络 Smith 预估模型如图 1 所示.

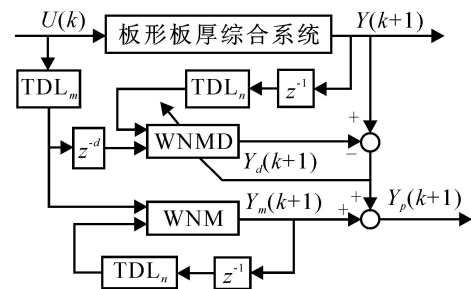


图1 基于 WNN 的板形板厚 Smith 预估模型

图 1 中 WNM 用于逼近实际系统的时延模型, 其输入为 $Y(k), \dots, Y(k-n), U(k-d), \dots, U(k-d-m)$; WNM 用于逼近实际系统的无时延模型, 其网络结构参数与 WNM 完全相同, 只是输入不同, 为 $Y_m(k), \dots, Y_m(k-n), U(k), \dots, U(k-m)$ ^[6]. 从而可得到基于小波神经网络的 Smith 预估器的无时延输出

$$Y_p(k+1) = Y_m(k+1) - [Y_d(k+1) - Y(k+1)]. \quad (4)$$

由于 WNM 与 WNM 的结构参数完全相同, 实际训练中只需训练 WNM. 网络的训练包括离线训练和在线训练两部分. 离线训练就是根据已采样的输入输出数据, 确定结构及其参数. 由于 AFC-AGC 是多变量系统, 随着网络输入维数的增加, 会出现“维数灾”. 为了克服这一问题, 可设想由两个独立并行的子网络组成, 每个子网络的输入维数为 $n+2m$. 各维输出单独训练, 互不影响, 使得网

络的辨识能力更强。

AFC-AGC 是多维输入,小波基函数可采用张量积或多维径向基函数的形式.借助于单尺度小波框架理论,构造多维单尺度径向基小波神经网络.从计算效率上说,它比用多尺度、张量积形式形成的多维小波框架构造的网络具有较优的性能.本文采用多维径向基函数 $(X) = (d - X^2)e^{-X^2/2}$ 来表示^[7].其中 X 为子网络的输入所组成的向量的范数, d 为每个子网络输入向量的维数.

采用文献[8]的结构风险最小化原则和正交最小二乘法,分别训练每个子网络的结构和参数,并将每个子网络并联,完成网络的离线训练.

2.3 多步预测性能指标函数下的 WNN 逆控制

AFC-AGC 往往表现出时变性.为了更好地跟踪系统的实际输出,需要对网络模型进行在线修正.对于 WNN 而言,在稳态工作点附近利用离线训练方式建立非线性模型,一旦小波函数的伸缩和平移确定之后,该输入输出模型的特性主要取决于连接权值.在系统实时运行时,只需根据网络偏离系统的情况对连接权值进行修正.

根据递归原理和神经网络逆控制的思想,由式(3)可得到

$$U(k) = f[Y(k + d + 1), Y(k + d), \dots, Y(k + d - n), U(k - 1), \dots, U(k - m)]. \quad (5)$$

将式(5)中 $Y(k + d + 1), Y(k + d), \dots, Y(k + d - n)$ 用 $Y^*(k + 1), Y_p(k), \dots, Y_p(k - n)$ 代替,其中 $Y^*(k + 1) = [y_1^*(k + 1), y_2^*(k + 1)]^T = [i^*(k + 1), h^*(k + 1)]^T, y_1^*(k + 1)$ 为板形设定值, $y_2^*(k + 1)$ 为板厚设定值.则可得到

$$U(k) = f[Y^*(k + 1), Y_p(k), \dots, Y_p(k - n), U(k - 1), \dots, U(k - m)]. \quad (6)$$

将式(6)用 WNN 实现,并与小波神经网络 Smith 预估模型串接起来,便形成了 AFC-AGC 系统的控制方案,其系统结构如图 2 所示.

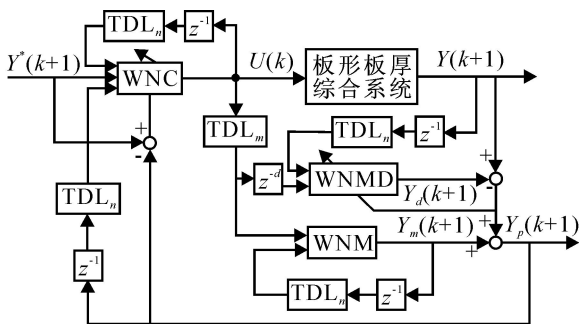


图 2 基于小波神经网络的 AFC-AGC 逆控制系统

在图 2 的控制系统中,辨识器实现板形板厚综合系统的动态辨识,小波神经网络控制器(WNC)

实现产生控制作用的非线性映射.整个系统构成一个闭环负反馈,以确保系统的稳定性.WNC 的建模方法与辨识器相同,在线训练时只需训练权值.

为使系统具有更快的响应速度和更好的响应性能,引入多步预测控制性能指标函数 J_c ,以训练 WNC 的权值^[9].

$$J_c = \frac{1}{2} q_1 \{ [Y^*(k + i) - Y_p(k + i)]^T [Y^*(k + i) - Y_p(k + i)] \} + \frac{1}{2} \sum_{i=2}^{N_p} q_i \{ [Y^*(k + i) - Y_p(k + i)]^T [Y^*(k + i) - Y_p(k + i)] \} + \frac{1}{2} \{ U(k)^T U(k) \} + \frac{1}{2} \{ [U(k + 1) - U(k)]^T [U(k + 1) - U(k)] \} + \frac{1}{2} \sum_{i=2}^{N_p} \{ U(k + i - 1)^T U(k + i - 1) \}. \quad (7)$$

其中: $U(k) = U(k) - U(k - 1), U(k + i) = U(k + i) - U(k + i - 1), N_p$ 为预测步长, q_1, q_2, \dots, q_{N_p} 为预测误差的加权, $\Lambda = \text{diag}\{\lambda_1, \lambda_2\}$ 为两个控制量加权系数.

满足 AFC-AGC 系统控制目标的算法如下:

Step1: 采用离线训练的 WNM 和 WNC 作为控制系统在线训练的初始模型;

Step2: 采样得 $Y^*(k + 1) = [i^*(k + 1), h^*(k + 1)]^T$ 和 $Y_p(k), \dots, Y_p(k - n)$;

Step3: 将 $Y^*(k + 1), Y_p(k), \dots, Y_p(k - n), U(k - 1), \dots, U(k - m)$ 输入到 WNC,求得 $U(k) = [2F(k), S(k)]^T$;

Step4: 将 $Y(k), \dots, Y(k - n), U(k - d), \dots, U(k - d - m)$ 输入到 WNMD, $U(k)$ 输入到 AFC-AGC 综合系统, $Y_m(k), \dots, Y_m(k - n), U(k), \dots, U(k - m)$ 输入到 WNM,求得 $Y(k + 1)$ 和 $Y_p(k + 1)$;

Step5: 采用最速下降法在线调节 WNMD 的权值;

Step6: 依据式(7)中 J_c 在线调节 WNC 的权值;

Step7: 返回 Step2.

3 仿真结果及分析

为了验证小波神经网络对系统的辨识和预估能力,以及本文提出的控制方法的有效性,对板形板厚综合系统多步预测性能指标下的小波神经网络逆控制进行仿真.AFC-AGC 系统的有关参数参见文献[8].取 $N_p = 2, \lambda_1 = \lambda_2 = 0.5, q_1 = q_2 = 1$,学习率 $\eta = \lambda = 0.4$,仿真步长 $T = 1 \text{ ms}$.仿真研究分

为以下 3 种情况进行。

3.1 不加入任何扰动量测试跟踪效果

入口厚度为 $H = 1.5 \text{ mm}$, $H_w = 0.01 \text{ mm}$, $\sigma_0 = 0.01 (10 \text{ MPa})$. 设系统期望输出为方波形式

$$h_1 = 0.01 \pm 0.01 (10 \text{ MPa}),$$

$$h = 1.35 \pm 0.3 (\text{mm}).$$

仿真结果如图 3 所示。

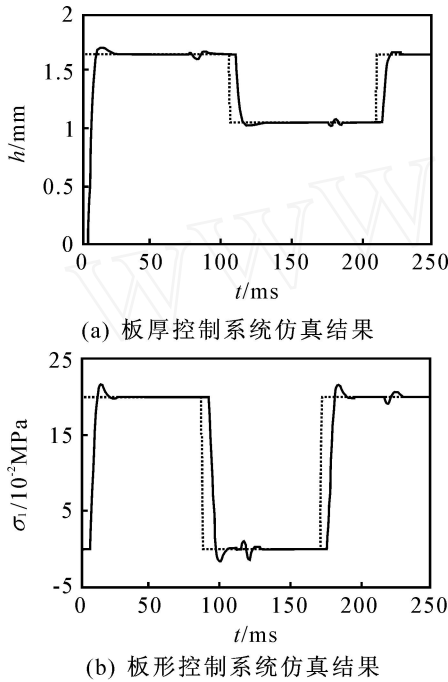


图 3 控制系统仿真结果(不加扰动)

由图 3 可见,控制系统能及时跟踪输入变化,且具有较高的响应性能,输出没有余差。

3.2 加入板厚和板形扰动

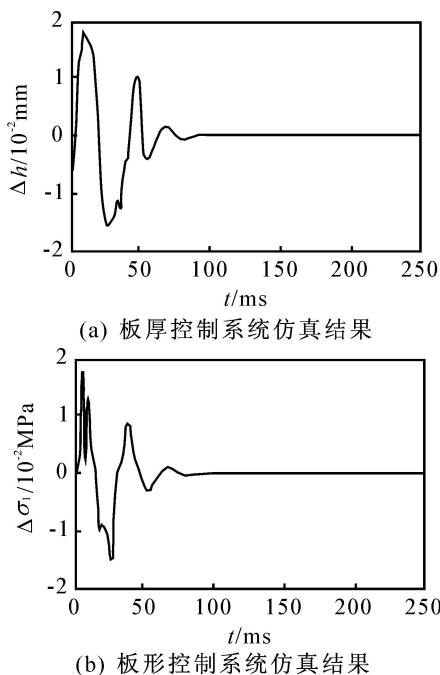


图 4 控制系统仿真结果(加入板厚板形扰动)

考虑来料偏差为正弦波动形式,同时加入板厚 $H = 0.06 \sin 10t (\text{mm})$, 凸度扰动 $H_w = 0.001 \sin 10t (\text{mm})$, 横向张力差扰动 $\sigma_0 = 0.01 \sin 10t (10 \text{ MPa})$. 仿真结果如图 4 所示。

仿真表明,当存在来料干扰时,控制系统仍能获得良好的板形和厚度精度,过渡过程具有良好的控制指标,系统具有较强的抗干扰能力。

3.3 考虑被控对象的模型参数变化扰动

假定液压压下和液压弯辊系统参数存在变动,即 $T_1 = T_2 = 0.00025$. 仿真结果如图 5 所示。

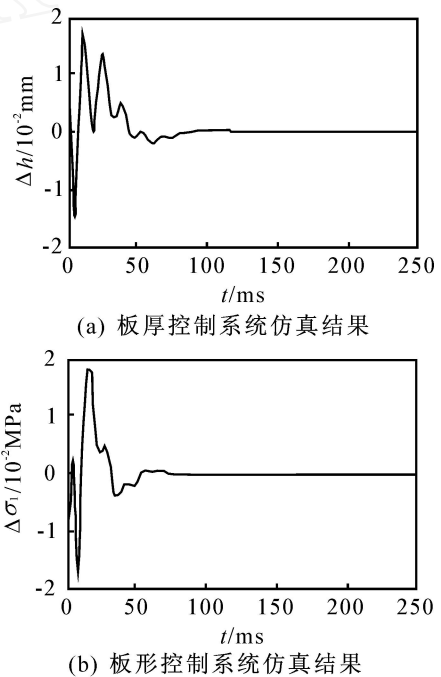


图 5 控制系统仿真结果(加入模型扰动)

仿真表明,当模型存在误差时,对系统的控制结果不会造成太大的影响,且调节时间、超调量等均能满足控制要求,系统具有较好的鲁棒稳定性。

4 结 论

本文针对板形板厚综合系统具有多变量、强耦合和纯时滞的特点,提出一种基于小波神经网络的逆控制方法.在新的控制方法中,AFC 与 AGC 之间的耦合仍然存在,但由于引入了多步预测控制的功能,波动的幅度明显减小,板形与板厚之间的耦合度得到明显的降低,使系统具有更快的响应速度和更好的动态性能.该方法为有效控制板形板厚综合系统提供了一条新途径。

参考文献(References)

[1] Sbarbaro D, Hunt K J, Gawthrop P J. An artificial neural network for milling application [J]. Steel Times, 1995, 223(4): 137-138.

(下转第 600 页)

与神经网络相结合.直觉模糊集具有隶属度、非隶属度及导出的直觉指数这3个属性函数,呈现出天然的负反馈性,因而其推理计算的精确度和稳定性显著提高.直觉模糊神经网络不但具有全局一致逼近性,而且规则符合度极高,推理精度几乎接近于理想值,因而具有良好的应用前景.

参考文献(References)

- [1] Atanassov K. Intuitionistic fuzzy sets [J]. Fuzzy Sets and Systems, 1986, 20 (1) : 87-96.
- [2] Abbas S E. On intuitionistic fuzzy compactness [J]. Information Sciences, 2005, 173 (1-3) : 75-91.
- [3] 雷英杰, 王宝树. 直觉模糊逻辑的语义算子研究[J]. 计算机科学, 2004, 31 (11) : 4-6.
(Lei Y J, Wang B S. On the semantic operators for intuitionistic fuzzy logic [J]. Computer Science, 2004, 31 (11) : 4-6.)
- [4] 李晓萍, 王贵君. 直觉模糊集的扩张运算[J]. 模糊系统与数学, 2002, 16 (1) : 40-46.
(Li X P, Wang G J. The extension operations of the intuitionistic fuzzy sets [J]. Fuzzy Systems and Mathematics, 2002, 16 (1) : 40-46.)
- [5] 雷英杰, 王宝树, 苗启广. 直觉模糊关系及其合成运算[J]. 系统工程理论与实践, 2005, 25 (2) : 113-118.
(Lei Y J, Wang B S, Miao Q G. On the intuitionistic fuzzy relations with compositional operations [J]. Systems Engineering Theory and Practice, 2005, 25 (2) : 113-118.)
- [6] Wang L X, Mendel J M. Fuzzy basis functions, universal approximation and orthogonal least-squares learning [J]. IEEE Trans on Neural Networks, 1992, 3 (5) : 807-814.
- [7] Buckley J J. Sugeno type controllers are universal controllers [J]. Fuzzy Sets and Systems, 1993, 53 (3) : 299-303.
- [8] Buckley J J. Can fuzzy neural nets approximate continuous fuzzy functions[J]. Fuzzy Sets and Systems, 1994, 61 (1) : 43-51.
- [9] 梁久祯, 何新贵. 单体模糊神经网络的函数逼近能力[J]. 计算机研究与发展, 2000, 37 (9) : 1045-1049.
(Liang J Z, He X G. Function approximation capabilities of monolithic neural networks [J]. J of Computer Research and development, 2000, 37 (9) : 1045-1049.)
- [10] 雷英杰, 王宝树, 路艳丽. 基于直觉模糊逻辑的近似推理方法[J]. 控制与决策, 2006, 21 (3) : 305-310.
(Lei Y J, Wang B S, Lu Y L. Techniques for approximate reasoning based on intuitionistic fuzzy logic [J]. Control and Decision, 2006, 21 (3) : 305-310.)
- [11] 邓建军, 徐立鸿, 吴启迪. 一种模糊逻辑系统的快速学习算法[J]. 信息与控制, 2001, 30 (6) : 555-557.
(Deng J J, Xu L H, Wu Q D. Fast learning algorithm for fuzzy logic system [J]. Information and Control, 2001, 30 (6) : 555-557.)
- [2] Xu X Y, Mao Z Y. The neural network predictive control of time-delay systems [J]. Control Theory and Applications, 2001, 18 (6) : 932-934.
- [3] Zhang Q H. Using wavelet network in nonparametric estimation [J]. IEEE Trans on Neural Networks, 1997, 8 (2) : 227-236.
- [4] Huang D X, Wang J C, Jin Y H. Application research of wavelet neural networks in process control [J]. J of Tsinghua University, 1999, 39 (1) : 91-94.
- [5] 连家创. 板形控制的理论基础[J]. 东北重型机械学院学报, 1978, (1) : 1-20.
(Lian J C. Theoretic basis of flatness control [J]. J of Northeast Heavy Machinery Institute, 1978, (1) : 1-20.)
- [6] Kambhampati C, Mason J D. A stable-step-ahead predictive control of non-linear systems [J]. Automatica, 2000, 36 (4) : 185-195.
- [7] Tharmarajah K, Zhang Q H. Multidimensional wavelet frames [J]. IEEE Trans on Neural Networks, 1995, 6 (6) : 1552-1556.
- [8] 黄敏. 小波神经网络及其在板形板厚控制系统中的应用研究[D]. 沈阳: 东北大学, 2004.
(Huang M. Theory of wavelet neural network and its application in control system of flatness and gauge [D]. Shenyang: Northeastern University, 2004.)
- [9] 靳其兵, 王建辉, 顾树生. 多步预测性能指标函数下的神经网络逆动态控制方法[J]. 控制与决策, 1999, 14 (4) : 308-313.
(Jin Q B, Wang J H, Gu S S. A method of neural network inverse control under the multi-step predictive index function [J]. Control and Decision, 1999, 14 (4) : 308-313.)

(上接第 596 页)