

基于小波神经网络的非线性系统预测控制研究

李定华

(南通航运职业技术学院 机电系, 江苏 南通 226010)

摘 要:文章在介绍小波神经网络优点的基础上,提出了将小波神经网络优异的逼近能力应用于非线性系统预测控制的方案,并建立了预测控制系统的数学模型,通过仿真实验比较小波神经网络和同等规模 BP 神经网络的性能,对于非线性系统的预测控制具有一定的参考价值。

关键词:小波神经网络;非线性系统;预测控制

中图分类号:TP271

文献标识码:A

文章编号:1671-9891(2017)03-0049-04

0 引言

目前,对于线性系统可以利用系统的阶跃响应、脉冲响应,或者状态空间模型等预测系统的输出,主要采用广义预测控制。在非线性系统中,如果其非线性结构未知就难以做出精确的预报,从而导致预测控制失败,因此,非线性系统的预测控制得到了重视。当前主要采用的方式有基于 Hammerstein 模型广义预测控制、基于 LMOPDP 模型广义预测控制,以及基于双线性模型、多模型等预测控制方法。^[1]近年来,预测控制在理论上和应用上都取得了较大的进展,出现了多种实用的方法。但是当前已有的预测控制器主要针对线性系统,而对非线性系统的预测控制还不令人满意。因此,非线性系统的预测控制是当今控制界的热点研究之一。目前的方法只能针对某些特定的非线性模型提出,缺乏通用性,限制了其应用。本文主要研究小波神经网络在非线性系统预测控制中的应用,使用小波神经网络建立预测控制系统的预测模型,以此来逼近非线性系统,从而建立以小波神经网络作为模型的通用非线性系统预测控制方法。^[2-3]

1 小波神经网络概述

1992 年,基于小波分析理论与神经网络理论的小波神经网络控制理论被首次提出,它建立在三层前向型神经网络的基础上,并采用小波函数作为其隐层结点激励函数,具有良好时频局域化特性和多分辨率功能,具备良好的函数逼近能力。最初的小波神经网络主要是应用于函数逼近、语音识别等系统中,随后逐渐推广应用到非参数估计、天气预报、系统辨识、图像压缩等各个方面。总的来说,小波神经网络的应用还处于初级阶段,还有很多理论上的问题亟待解决。尽管如此,由于小波神经网络建立在小波分析基础之上,因而具有了理论分析的基础。同时小波函数的平移因子和伸缩因子具有一定的物理意义,便于工程设计。在解决同等复杂度问题时,小波网络具有结构较为简洁、训练速度相对其他网络结构快得多等优点,使得小波神经网络在实际应用中拥有强大的生命力。^[4-5]可以预见,在未来控制理论的发展和工程应用中小波神经网络将会起更重要的作用。

小波神经网络实质上就是以小波函数作为隐层节点的激励函数的神经网络,在函数空间 $L^2(\mathbb{R})$ 或更广泛的 Hilbert 空间中,选择一个母小波函数(或者基本小波函数) $\psi(x)$,使其满足允许条件,如式(1)所示。

$$c_\psi = \int_{\mathbb{R}} \frac{|\hat{\psi}(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < \infty \quad (1)$$

收稿日期:2017-02-20

作者简介:李定华(1962—),男,江苏海安人,南通航运职业技术学院机电系实验师。

式中 $\hat{\psi}(\omega)$ 为 $\psi(\omega)$ 的 Fourier 变换。对 $\psi(\omega)$ 作伸缩、平移变换得到小波基函数系 $\psi = \{\psi_{a,b}(x)\}$,如式(2)所示。

$$\psi_{a,b}(x) = \frac{1}{\sqrt{a_k}} \psi\left(\frac{x-b_k}{a_k}\right) \quad (a, b \in \mathbb{R}^2) \quad (2)$$

满足框架性质,即存在两个常数 $0 < A < B < \infty$,使得任意的 $f \in L^2(\mathbb{R})$,如式(3)所示。

$$A \|f\|^2 \leq \sum_{\psi} |\langle \psi, f \rangle|^2 \leq B \|f\|^2 \quad (3)$$

式(3)表明,框架 ψ 在 $L^2(\mathbb{R})$ 中是稠密的,即框架 ψ 中所有元素的所有线性组合的集合 $g(x)$ 的计算如式(4)所示。^[6]

$$g(x) = \sum_{k=1}^T w_k \psi_k(x) \quad (4)$$

式中 $\psi_k \in \psi$, T 为小波基的个数,于是 $g(x)$ 也可以如式(5)所示。

$$g(x) = \sum_{k=1}^T w_k \frac{1}{\sqrt{a_k}} \psi\left(\frac{x-b_k}{a_k}\right) \quad (5)$$

比较(4)、(5)两式,可以发现式(5)中的参数个数比式(4)多,分别称为两式小波分解和小波网络。在小波分解中,如果基函数固定则有系数 w_k 是可调的,而在小波网络中 w_k, a_k, b_k 均为可调参数,这使得小波网络具有比较灵活和较强的容错能力。^[7-8]

2 小波神经网络在非线性预测控制中的应用及仿真

2.1 建立预测模型

本文设计的预测控制系统结构如图1所示。

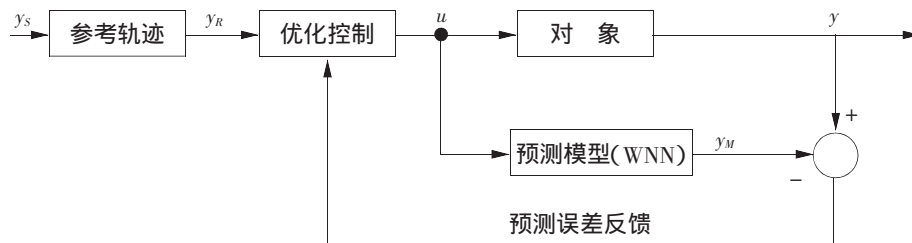


图1 预测控制系统结构

其中,小波神经网络采用三层结构,输入节点5个,隐层节点10个,输出节点1个。被控对象的周期三角波函数为如式(6)所示。

$$f(x) = f(x-T) = \begin{cases} 0.1x & 0 \leq x < \frac{T}{2} \\ -0.1x + 0.1 * \frac{T}{2} & \frac{T}{2} \leq x < T \end{cases} \quad (6)$$

优化控制方案为使代价函数最小,如式(7)所示。

$$J(u) = \{ |y_p(k+1/k) - y^*(k+1)|^2 + \lambda |u(k) - u(k-1)|^2 \} \quad (7)$$

式中 $y_p(k+1/k)$ 为可 k 时刻的预测输出值, $y^*(k+1)$ 为可 $k+1$ 时刻的期望输出值, $u(k)$ 为 k 时刻控制输入, λ 为权重。

由极值存在的必要条件,可得到式(8)。

$$[y_p(k+1/k) - y^*(k+1)] \frac{\partial y_p(k+1/k)}{\partial u(k)} + \lambda \Delta u(k) \quad (8)$$

为简化计算,采用如下方法。将 $y_p(k+1/k)$ 可表示为控制输入的函数,如式(9)所示。

$$y_p(k+1/k) = g(x) = \sum_{h=1}^H w_h \psi\left(\frac{\sum_{i=1}^I w_{hi} x_i - b_i}{a_i}\right) \quad (9)$$

在 $u(k)$ 点进行泰勒展开可得式(10)。

$$y_p(k+1/k) \approx g(u(k)) + \frac{\partial g}{\partial u(k)} \Delta u(k) \quad (10)$$

带入式(8),可得式(11)。

$$u(k) = u(k-1) + \frac{\beta \frac{\partial g}{\partial u(k)} [y^*(k+1) - g(u(k))]}{[\lambda + (\frac{\partial g}{\partial u(k)})^2]} \quad (11)$$

式中 β 是为了补偿计算误差引入的参数,需要多次试验确定。为进一步改善控制器对模型失配和外界干扰的鲁棒性,有必要用实测的输出信号校正未来输出的预测值,以构成闭环预测。我们采用最简单的校正方法,如式(12)所示。

$$y_p(k+1/k) = \sum_{h=1}^H w_h \psi\left(\frac{\sum_{i=1}^I w_{hi} x_i - b_h}{a_h}\right) + \mu e(k) \quad (12)$$

式中 $e(k)$ 为 k 实际输出与小波神经网络的预测输出之差 μ 为大于零的常数。于是可将式(11)整理为式(13)。

$$u(k) = u(k-1) + \frac{\beta \frac{\partial g}{\partial u(k)} [y^*(k+1) - g(u(k)) - \mu e(k)]}{[\lambda + (\frac{\partial g}{\partial u(k)})^2]} \quad (13)$$

2.2 仿真结果及分析

首先,用 BP 神经网络和小波神经网络分别逼近被控对象构造预测模型,即用被控对象的输入输出数据来训练神经网络。BP 网络和小波网络都采用三层结构,输入节点 5 个,隐层节点 10 个,输出节点 1 个。BP 网络最大训练次数为 2000,小波网络最大训练次数为 500。二者对被控对象的逼近结果分别如图 2、图 3 所示。

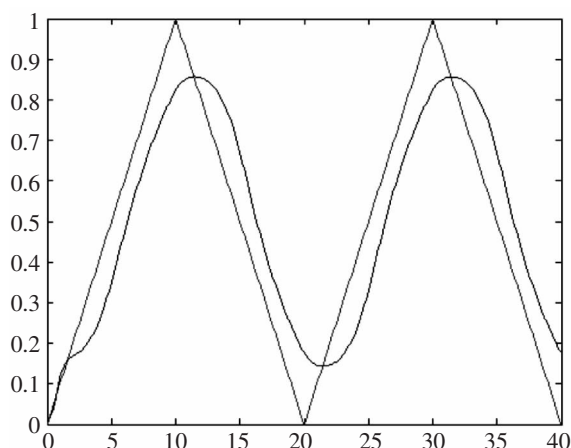


图2 BP网络逼近曲线

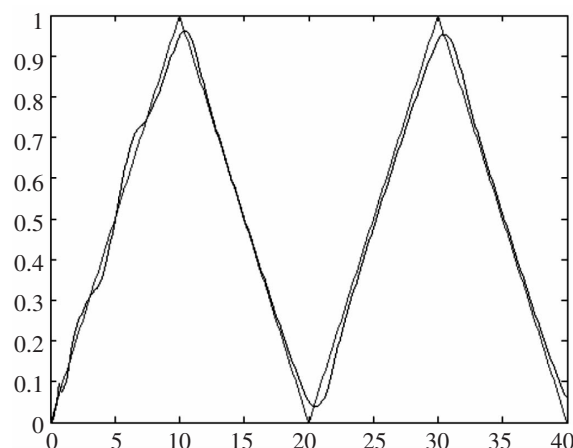


图3 小波神经网络逼近曲线

从以上两图可以明显地看出,尽管小波网络最大训练次数比 BP 网络少,但其对相同被控对象的逼近效果要比 BP 网络好得多。神经网络训练好后就可以用作预测控制系统中的预测模型。采用这两个网络作为预测模型的预测控制系统的仿真曲线分别如图 4、图 5 所示。

从图中可以看出,基于 BP 网络模型的系统对输入的跟踪误差比基于小波神经网络模型的系统要大,后者性能要优于前者。

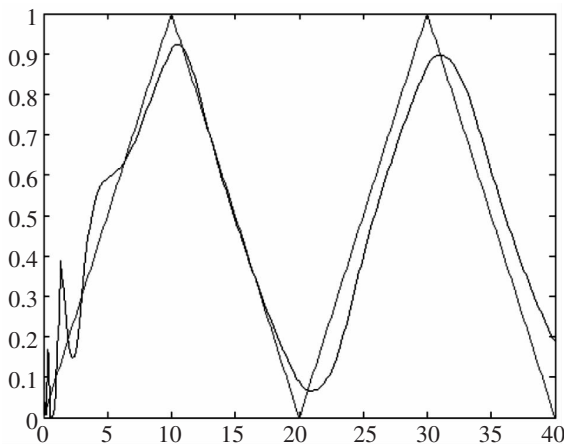


图4 采用BP网络模型仿真曲线

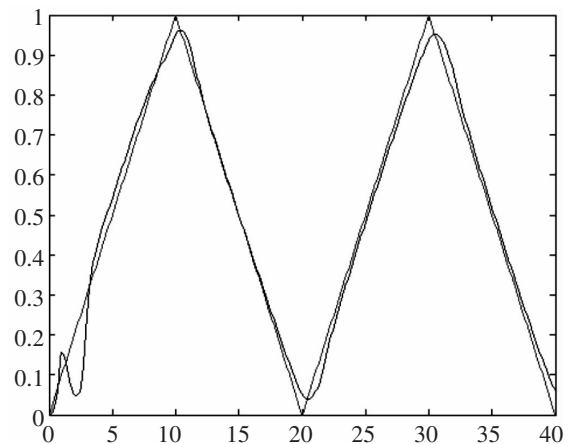


图5 采用小波神经网络模型仿真曲线

3 结束语

由于小波神经网络具有较强的鲁棒性和容错性且采用并行分布的处理方法,使得系统进行快速大量运算成为可能,这些优点使其成了非线性系统建模的重要方法。本文利用小波神经网络建立预测控制系统的数学模型,通过仿真实验得出了比较小波神经网络与BP神经网络的仿真结果。实验结果表明,小波神经网络构成的预测控制系统要比BP神经网络的预测控制系统性能更加优越。

参考文献:

- [1]赵文保.基于改进云网络的板形识别与控制研究[D].秦皇岛:燕山大学,2012.
- [2]陈月.基于小波神经网络的智能火灾探测研究[D].沈阳:东北大学,2008.
- [3]金瑜,陈光福,刘红.基于小波神经网络的模拟电路故障诊断[J].仪器仪表学报,2007(9):1600-1604.
- [4]刘美容,何怡刚,方葛丰,等.遗传小波神经网络在模拟电路故障诊断中的应用[J].湖南大学学报(自科版),2009(3):40-44.
- [5]王贺,胡志坚,陈珍,等.基于集合经验模态分解和小波神经网络的短期风功率组合预测[J].电工技术学报,2013(9):137-144.
- [6]党选举,徐小平,于晓明,等.永磁同步直线电机的小波神经网络控制[J].电机与控制学报,2013(1):43-50.
- [7]杨维新,唐伶俐,汪超亮,等.基于遗传小波神经网络的光电稳定平台系统辨识[J].仪器仪表学报,2013(3):517-523.
- [8]李秀英,韩志刚.一种基于粒子群优化的非线性系统辨识方法[J].控制与决策,2011(11):1627-1631.

Research on Predictive Control of Nonlinear System Based on Wavelet Neural Network

LI Ding-hua

(Dept. of Mechatronics, Nantong Vocational & Technical Shipping College, Nantong 226010, China)

Abstract: Based on the introduction of the advantages of a wavelet neural network, this article puts forward the plan of applying the excellent approximation ability of wavelet neural network to predictive control of nonlinear system, establishes the mathematic model of predictive control system as well as compares the performance of wavelet neural network and equivalent BP neural network through simulation experiments, which is of certain reference value for the predictive control of nonlinear system.

Key words: Wavelet neural network; Nonlinear system; Predictive control