

基于 RBF 神经网络的虚拟仪器 测试系统动态补偿方法

王亚伟, 王中宇

(北京航空航天大学 仪器科学与光电工程学院, 北京 100191)

摘 要: 测试系统存在着动态测试误差, 为了准确地复现出被测量的原始信号, 提出了基于 RBF 神经网络的虚拟仪器测试系统动态补偿方法. 该方法不依赖于测试系统的数学模型, 而是根据测试系统的输入和响应数据, 利用神经网络的强非线性逼近能力获得补偿系统的模型参数, 通过 LabVIEW 构造出测试系统的动态补偿系统. 实验结果表明, 将 RBF 神经网络和虚拟仪器相结合, 对测试系统进行动态补偿具有良好的效果.

关键词: 动态补偿; 测试系统; 反演; RBF 神经网络; 虚拟仪器

中图分类号: TP216

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2012)04-0076-04

Method for Virtual Instrument Dynamic Compensation of Measurement System Based on RBF Neural Network

WANG Ya-wei, WANG Zhong-yu

(School of Instrumentation Science & Opto-Electronics Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China)

Abstract: Dynamic measurement error always exists in the measurement system, so this paper proposes a method for virtual instrument dynamic compensation of measurement system based on RBF neural network to eliminate the dynamic measurement error and reappear the primitive input signal which is measured accurately. This method uses the strong nonlinearity approximation ability of neural network to obtain the compensating system model parameters according to the measurement system's input and response data, and constructs the dynamic compensating system of measurement system through LabVIEW, which does not rely on the mathematical model of measurement system. The test result indicates that it is effective to carry on the dynamic compensation of measurement system by unifying the RBF neural network and the virtual instrument.

Key words: dynamic compensation; measurement system; inversion; RBF neural network; virtual instrument

1 引言

对测试系统而言, 完整的测试过程包括数据采集、数据传输和数据处理三大环节, 测试的最终目的是把采集到的信号进行记录、处理及反演, 最终恢复为原始的测量信息^[1]. 在实际应用中, 由于大多数测试系统并不是完全线性, 其输出信号不一定能够等同于被测的原始信号, 两者之间总是存在一定的动态测试误差, 需要对测试系统的输出进行后处理, 设

计动态补偿系统, 以达到输出对输入信号的准确复现. 多层神经网络(包括单隐含层神经网络)自适应参数是非线性的, 并具有以理想精度逼近平滑非线性函数的能力^[2], 因而可以用于对测试系统进行动态补偿.

本文提出基于 RBF 神经网络的虚拟仪器方法来实现对测试系统的动态补偿. 该方法无需确切掌握测试系统的数学模型, 在基于 LabVIEW 的框架下^[3], 调用 RBF 神经网络对测试系统的输出和输入

数据进行训练,获得动态补偿系统的模型参数,并利用 LabVIEW 将其加以实现,接入原测试系统后即可实现对测试系统动态补偿的目的。

2 基于神经网络的测试系统动态补偿原理

2.1 补偿原理

测试系统的动态特性是在时域内描述该系统的输出响应与随时间变化的输入作用之间的函数关系。一个理想的测试系统,其动态特性满足通常所说的比例与延迟特性^[4]:

$$y(t) = kx(t - \tau) \quad (1)$$

式中, $y(t)$ 为测试系统的输出; $x(t)$ 为测试系统的输入,即被测量; k 、 τ 分别为测试系统的增益和时间延迟,为固定的不变量。在实际的工程中,一般情况下,大多数测量系统的动态特性只能在一定范围内近似满足式(1)。

1984 年 Billings 等^[5]提出的 NARMA(自回归滑动平均)模型能有效描述一类广泛的离散时间非线性系统的输入输出特性。本文中假设测试系统的模型可以用如下的 NARMA 模型加以表示:

$$y(t+1) = f(y(t), y(t-1), \dots, y(t-n), x(t), x(t-1), \dots, x(t-m)) \quad (2)$$

式中, $y(t) = [y_1(t), \dots, y_j(t)]^T$ 、 $x(t) = [x_1(t), \dots, x_i(t)]^T$ 分别表示在 t 时刻测试系统的 j 个输出和 i 个输入; n 和 m 分别为 y 和 x 的最大延迟系数, $f(\cdot)$ 是向量值非线性函数^[6]。一般情况下,如果该测试系统的输入为 $x(t)$,则其输出 $y(t)$ 与 $x(t)$ 之间存在动态测试误差。为了对动态误差进行补偿,假设从式(2)中可以解出 $x(t)$ 关于 $y(t+1), \dots, y(t-n), x(t-1), \dots, x(t-m)$ 的显式表示式:

$$x(t) = g(y(t+1), y(t), \dots, y(t-n), x(t-1), x(t-2), \dots, x(t-m)) \quad (3)$$

式中, $g(\cdot)$ 是某种形式的向量值非线性函数。这样将式(3)所表示的系统串联到式(2)所表示的测试系统之后即可实现对测试系统的动态补偿,补偿系统模型如图 1 所示。

由图 1 可得,经过补偿后的测试系统输入输出特性变为

$$y'(t) = x(t-1) \quad (4)$$

式中, $y'(t)$ 为补偿后测试系统的输出。比较式(4)与式(1)可知,补偿后测试系统的增益 k 和时间延迟 τ 均为 1,如果式(3)中的非线性函数 $g(\cdot)$ 可知,那么补偿后的测试系统就满足不失真条件,具有理想的

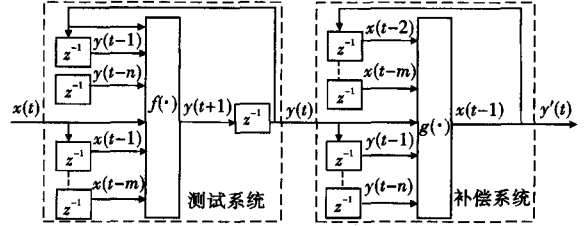


图1 补偿系统模型

输入输出特性。

因此,如果采用某种模型来逼近函数 $g(\cdot)$,就能够补偿测试系统的动态误差。神经网络的出现与发展为这类模型的建模提供了有效的方法。其中,径向基神经网络(radial basis function neural network, RBFNN)作为一种前馈型神经网络,近年来受到广泛关注。对于前馈型神经网络而言,实现映射和函数逼近是其共同特点^[7]。理论已经证明, RBFNN 具有最佳逼近性能,它是前馈神经网络中完成映射功能的最优网络之一。为此本文利用 RBF 神经网络来获得测试系统动态补偿系统的模型参数,如图 2 所示。

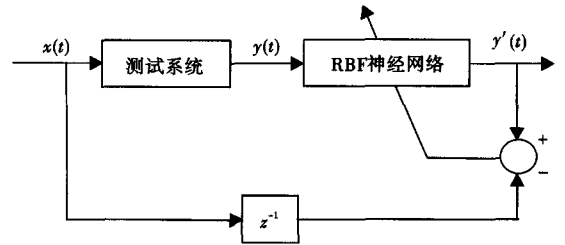


图2 基于神经网络的补偿模型

从图 2 中可以看出,训练 RBF 神经网络时,其输入向量是测试系统的输出向量,其输出向量是测试系统经过延时的输入向量。如果忽略延时,由 RBF 神经网络训练所得的补偿系统模型实质上是对测试系统的逆向建模。将该模型接入测试系统,即可实现对原始输入信号的复现。

2.2 RBF 神经网络

RBF 神经网络是一种特殊的 3 层前向网络,它具有非线性可分的模式空间映射到线性可分状态空间的特性。RBF 网络结构包括一个输入层、一个隐层和一个输出层,输入层和隐层直接连接,隐层包含一系列径向基函数,通常为同一类型。本文中使用的的高斯型函数,将 RBF 网络用高斯型函数表示为

$$\varphi_i = \exp\left\{-\frac{\|x - c_i\|^2}{\beta_i^2}\right\}, \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (5)$$

$$y = w\varphi(x) \quad (6)$$

式中, i 表示第 i 个隐层神经元, N 为隐层神经元个数; x 表示网络的输入向量; c_i 表示第 i 个隐层神经元的高斯分布曲线的作用中心; $\beta_i > 0$ 为第 i 个隐层神经元的宽度; y 为输出向量; $\varphi = [\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_N]^T$ 为隐层神经元的输出向量; w 为输出层权值向量。

一个典型的径向基函数网络的结构图如图 3 所示。

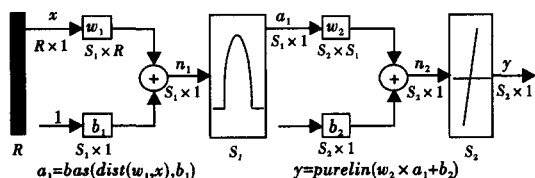


图 3 径向基函数的网络结构图

图 3 中所示网络的输入向量 x 的维数为 R , 隐层含 S_1 个神经元, 输出层含 S_2 个神经元, w_1 表示隐层神经元的权值向量, b_1 为隐层神经元的阈值向量, 隐层神经元采用高斯函数作为传递函数, n_1 为高斯函数的输入向量, a_1 表示隐层神经元的输出向量, w_2 为输出层神经元权值向量, b_2 为输出层神经元的阈值向量, 输出层的传递函数为线性函数, n_2 为线性函数的输入向量, y 为输出层神经元的输出向量。

3 基于 LabVIEW 的补偿系统设计

本文所设计的补偿系统是在 NI 的 LabVIEW 框架下完成的, 如图 4 所示。基于 LabVIEW 框架的补偿系统选用 PXI 总线结构的虚拟仪器系统, 其中 PXI 系统由嵌入式 PXI 控制器 PXI8196 和 PXI 机箱组成, 作为系统的控制中心。数据采集卡采用 M 系列 NI PXI-6251 数据采集板卡, 该板卡具有 16 路模拟输入通道, 2 路模拟输出, 24 路数字 I/O。系统软件设计的主要功能有: 样本数据和测试数据的获取和保存; RBF 神经网络的调用、训练和参数获取; 接入原测量系统的动态补偿系统设计。

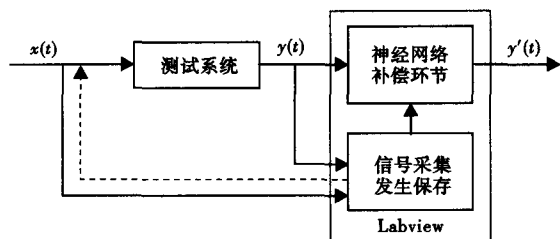


图 4 补偿系统构成

以某单输入单输出系统为例(输入输出均为电

压信号), 在流程图设计中, 数据采集卡的硬件配置通过 NI 的专用硬件管理软件 Measurement Automation Explorer 完成, 数据采集过程是通过 Functions >> Measurement I/O >> DAQmx >> Data Acquisition 中的一系列子 VI 完成, 这部分的流程如图 5 所示。

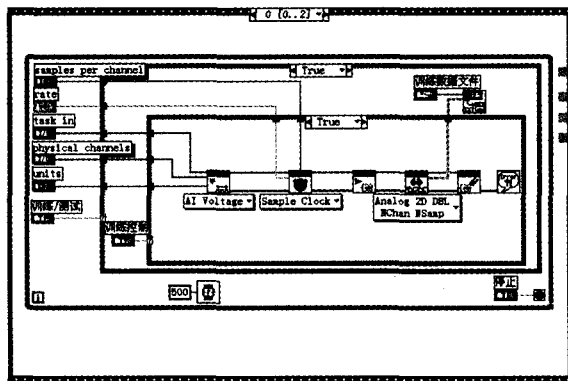


图 5 数据采集流程图

神经网络的调用是通过 Functions >> Analyze >> Mathematics >> Formula >> Matlab Script 操作选择节点^[8], 添加到 LabVIEW 的流程图中, 并选择对应的脚本服务器。对 Matlab Script 节点增加输入变量(神经网络的基本参数、训练数据和测试数据等)、输出变量(训练好的网络内部参数等), 并选择数据类型。程序运行时, 变量起到在 LabVIEW 和 Matlab 之间进行参数传递的作用。用 Import 导入 M 文件, 然后编辑运行, 达到所需精度后, 输出神经网络的内部参数。获得所需的神经网络参数后, 即可构造测试系统的动态补偿系统。两个步骤的流程图分别如图 6(a) 和 (b) 所示。

4 实验结果

应用 RBF 神经网络和 LabVIEW 对测试系统进行动态补偿的步骤如下:

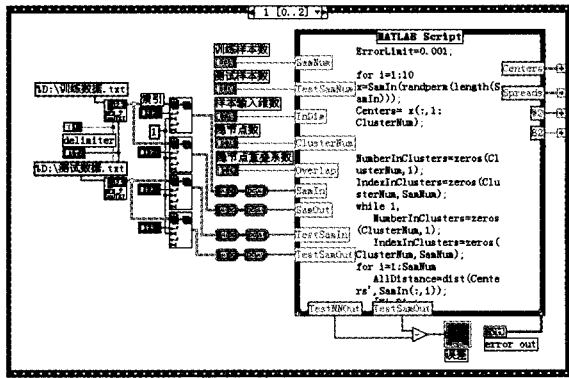
(1) 获取测试系统的相关实验数据(也可在条件允许的情况下, 利用数采卡的模拟输出激励出测试系统更多的动态性能数据)并存盘;

(2) 根据测试系统的特性, 选定 RBF 神经网络的输入节点数、隐层节点数和隐节点重叠系数, 调用神经网络对输出输入数据进行训练, 训练达到一定精度后, 输出神经网络模型参数;

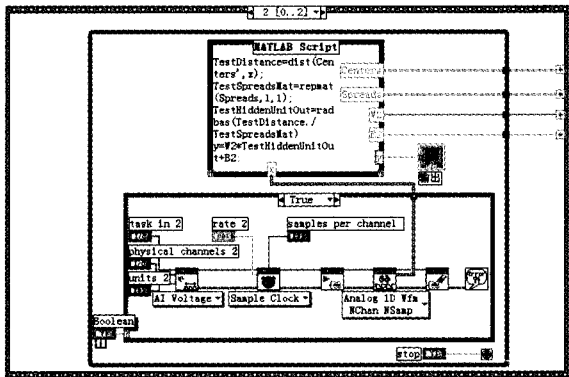
(3) 使用神经网络模型参数, 利用 LabVIEW 构造出测试系统的动态补偿系统, 并将其接入测试系统, 对测试系统进行动态补偿。

以具体的测试系统^[9]为例说明了动态补偿过程的有效性. 实验结果如图 7 所示.

可以看出,补偿后测试系统的输出与仿真信号之间的误差曲线波动很小,经计算两者之间的最大相对误差为 0.06%,具有较好的结果.



(a) 神经网络调用流程图



(b) 动态补偿系统流程图

图 6 神经网络调用和动态补偿系统构造流程图

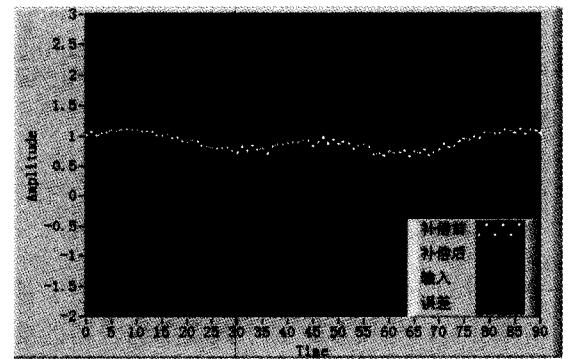


图 7 部分实验结果

5 结束语

本文提出的基于 RBF 神经网络的虚拟仪器动态补偿方法,能够准确建立测试系统输出与输入的映射关系,并且能够快速构造出动态补偿系统,实现对测试系统输出进行补偿后恢复出原始输入信号的目的. 结果表明,该方法实现了 RBF 神经网络与虚拟仪器两者之间的优势互补,为测试系统的动态补偿提供了一种新方法.

参考文献:

[1] 蓝鲲,陆寿茂,闫俊武. 动态测量系统的逆系统设计[J]. 遥测遥控,2002,23(2):35-40.
[2] 唐锐,刘清. 基于逆模型的温度传感器动态补偿方法[J]. 传感器与微系统,2007,26(11):99-101.
[3] 吴德会. 基于最小二乘支持向量机的传感器非线性动态系统辨识[J]. 计量学报,2008,29(3):226-230.
[4] 田社平,韦红雨,王志武,等. BP 神经网络在测试系统动态补偿中的应用[J]. 测试技术报,2005,19(4):453-458.
[5] Leontritis I J, Billings S A. Input-output parametric models for non-linear systems[J]. International Journal of Control,1985,41(2):303-344.
[6] 庞世伟,于开平,邹经湘. 利用 NARMA 模型辨识非线性时变结构系统[J]. 哈尔滨工业大学学报,2008,40(1):12-16.
[7] 高占凤,杜彦良,刘玉红,等. 基于 LabVIEW 的远程数据采集与传输系统[J]. 微电子学与计算机,2007,24(3):102-104.
[8] 国蓉,何镇安. 基于 RBF 神经网络的被动声定位算法研究[J]. 微电子学与计算机,2011,28(7):54-56.
[9] 田社平. 神经网络模型在测试系统动态补偿中的应用[J]. 计量技术,2001(10):3-5.

作者简介:

王亚伟 男,(1983—),博士研究生. 研究方向为光电测量技术.
王中宇 男,(1963—),博士生导师. 研究方向为光电检测技术.