

基于参量阵系统的神经网络 PID 逆控制及仿真研究

吴新龙, 陈敏, 赵亮

(电子科技大学航空航天学院, 成都 611731)

摘要: 针对参量阵系统这样一个强非线性声学系统的声音输出扭曲问题, 提出了神经网络自适应逆控制策略。首先介绍了参量阵系统的逆模型, 并由参量系统模型和它的逆模型构成一个伪线性系统。控制系统中的 BP 网络自适应调节 PID(Proportional Integral Derivative)的三个控制参数, 并利用 PID 控制参量阵系统。通过对 MATLAB 建立的复合逆控制模型进行仿真研究。仿真结果表明: 神经网络 PID 控制具有较高的控制精度和适应性, 可以获得良好的控制效果。

关键词: 参量阵; 神经网络; 系统辨识; 逆控制

中图分类号: TP183

文献标识码: A

文章编号: 1000-3630(2013)-06-0511-04

DOI 编码: 10.3969/j.issn1000-3630.2013.06.014

Neural network PID inverse control and simulation research based on parametric array system

WU Xin-long, CHEN Min, ZHAO Liang

(School of Aeronautics & Astronautics, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 611731, China)

Abstract: A neural network adaptive inverse control strategy was proposed to control the distortion of parametric array system which is a strong nonlinear acoustic system. The inverse model of parametric array system was introduced. A pseudo-line system was generated from the parametric array model and its inverse model. Three parameters of PID were adaptively controlled by the BP network and the system was controlled by PID. Simulation research was carried out by establishing the combined inverse control model with MATLAB. Simulation results showed that the neural network PID control had good accuracy and adaptability such that good control effect could be achieved.

Key words: parametric array; neural network; system identification; inverse control

0 引言

参量阵声学系统亦称超声指向性系统。它是利用已调超声波在空气传播中的非线性交互作用产生高指向性自解调可听声。图 1 是参量阵声学系统的组成框图, 由于自解调过程是一个强非线性过程, 所以在解调出输入音频信号的同时, 也引入了很多的非线性失真成分, 包括: 谐波失真、互调失真、以及声音扭曲现象^[1,2]。针对这样的问题, 国内外现有的解决方法一般是通过改进现有的信号处理算法。目前绝大部分的信号处理算法都是基于“Berkay 远场解”理论^[3]。但由“Berkay 远场解”

可知, 参量阵系统自解调出的声音信号与调制信号的二次方的二阶导数成正比。因此这个方程描述的只是参量阵系统的实际声学特性数学模型的二阶近似^[4], 和实际的声学模型存在差异。目前国内外学者对信号处理算法的研究已经有很多, 但都不能从根本上改善参量阵的输出音质。基于此, 本文提出了神经网络自适应逆控制方法, 旨在从根本上减少系统输出声音的失真现象。

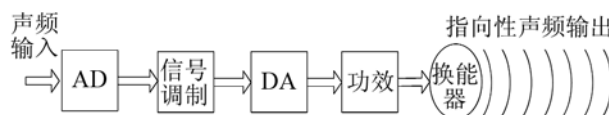


图 1 参量阵系统组成框图

Fig.1 Block diagram of a parametric array system

由于神经网络的适应能力、并行处理能力、逼近任意非线性函数能力和它的鲁棒性, 使采用神经网络的控制具有更强的适应性和鲁棒性^[5]。BP 算法具有结构简单、并行性强、易于工程实现等特点。本文使用 BP 算法进行参量阵系统逆模型的离

收稿日期: 2012-8-19; 修改日期: 2012-12-05

基金项目: 青年科学基金项目(60901062)

作者简介: 吴新龙(1985-), 男, 硕士, 研究方向为信号处理、神经网络控制。

通讯作者: 吴新龙, Email: wumo576@163.com

线辨识以及自适应逆控制。由于直接逆控制不能达到理想的控制效果，利用文献[6,7]提出的用神经网络建模的逆系统方法，并将神经网络逆模型与 PID 控制器相结合，可使复合逆控制系统获得优良的静、动态特性与抗干扰能力。仿真表明，该复合控制系统具有优良的控制效果。

1 基于 BP 的逆模型

在逆控制方法中，首先要考虑的是对象的可逆性。系统在某个邻域内可逆的充分必要条件是在此邻域内存在相对阶 α ^[7]。精确描述参量阵系统的自解调过程的数学函数是“KZK”方程，但是目前求解 KZK 方程的解析解还比较困难，因此本文建立参量阵系统的数学模型是基于“Berkstay 远场解”^[3]理论，即：

$$p(\tau) = \frac{\beta p_0^2 S}{16\pi \rho_0 c_0^4 z \alpha_0} \frac{\partial^2}{\partial \tau^2} E^2(\tau) \tag{1}$$

$$E(\tau) = 1 + mf(\tau) \tag{2}$$

式中： β 为非线性系数； p_0 为原波声压幅值； S 为声压面积； z 为声波传播距离； $\tau = t - z/c_0$ 为延迟时间； ρ_0 为密度平衡值； c_0 为声波传播速度； α_0 为声衰减系数， m 为调制系数； $f(\tau)$ 为输入音频信号， $E(\tau)$ 为调制包络函数；输出函数 $p(\tau)$ 对时间 τ 求两次导数后，函数即显含输入 $f(\tau)$ ，故函数相对阶是 2，系统可逆。

确定参量阵系统可逆后，就可以用已经测得的系统输入、输出数据对系统进行逆模型辨识了。辨识的算法是采用 BP 算法。为能最大程度的激励系统的内部模态，用随机信号作为激励信号送入输入端，进一步使用相应得到的输出数据训练神经网络。

2 神经网络自适应逆控制算法

2.1 复合逆控制系统结构

把辨识出来的逆模型串接到对象的前部，就实现了一个“伪线性系统”。由于系统模型的逆和原系统的内部模态有倒置关系，所以这样的“伪线性系统”对参量阵的非线性失真有控制作用。如前所说，增加辅助 PID 控制环节才可以得到较好的控制性能。本文提出的自适应 PID 控制器包括两部分，第一部分是 BP 神经网络，第二部分是 PID 控制器。前者通过麦克风反馈回来的信号使用 BP 算法对后者的输出进行调节，若输出的信号不是期望信号，则神经网络就调节网络权值控制 PID 控制器的三个

输入(比例部分 K_p 、积分部分 K_I 、微分部分 K_D)，如图 2 所示，直到系统输出信号达到最优^[8,9]。

2.2 BP 网络结构

BP 网络是由 3 层构成的，分别是输入层、隐含层、输出层。它的复杂程度是由所要控制的对象的复杂程度决定的^[10]。本文的 BP 网络控制器输入层是 3 个参数，分别对应系统的输入、系统输出、误差输入(系统输入与系统输出之差)。输出层由 3 个神经元构成，分别对应 PID 控制器的三个可调参数 K_p, K_I, K_D 。

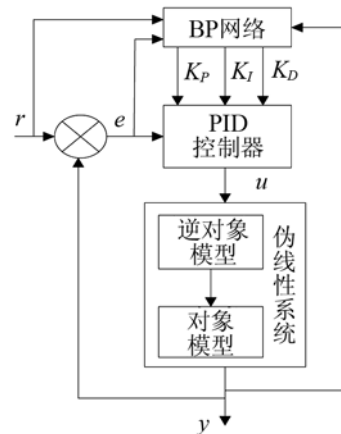


图 2 复合控制系统框图
Fig.2 Block diagram of a compound control system

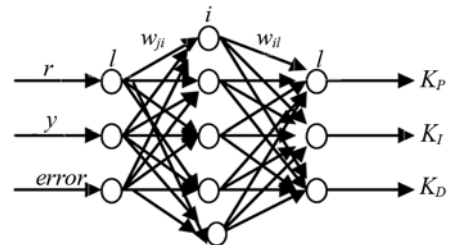


图 3 BP 网络结构
Fig.3 Structure of a BP neural network

经典增量式数字 PID 的控制算法^[10]是：

$$u(k) = u(k-1) + k_p(\text{error}(k) - \text{error}(k-1)) + k_i \text{error}(k) + k_d(\text{error}(k) - 2\text{error}(k-1) + \text{error}(k-2)) \tag{3}$$

2.3 自适应 PID 算法

BP 网络输入层的输入为

$$o_j^{(1)} = x(j), \quad j = 1, 2, 3 \tag{4}$$

BP 网络中间层的输入为

$$\text{net}_i^{(2)}(k) = \sum_{j=1}^3 w_{ji}^{(2)} \cdot o_j^{(1)}, \quad i = 1, \dots, 6 \tag{5}$$

然后用 $\text{net}_i^{(2)}(k)$ 通过传递函数 $f(x)$ 计算隐含层各单元的输出：

$$o_i^{(2)}(k) = f(\text{net}_i^{(2)}(k)), \quad i = 1, \dots, 6 \tag{6}$$

BP 网络输出层的输入为

$$net_l^{(3)}(k) = \sum_{i=0}^5 w_{li}^{(3)} o_i^{(2)}(k), \quad l=1, 2, 3 \quad (7)$$

然后用 $net_l^{(3)}(k)$ 通过传递函数 $g(x)$ 计算输出层各单元的 outputs

$$O_1^{(3)}(k) = k_p, \quad O_2^{(3)}(k) = k_i, \quad O_3^{(3)}(k) = k_d \quad (8)$$

计算网络的目标函数

$$E(k) = \frac{1}{2} (r(k) - y(k))^2 \quad (9)$$

若 $E(k) \leq \xi$, 算法结束, ξ 为预先确定的大于 0 的数。

使用梯度下降法调节网络的权值, 附上搜索快速收敛全局极小的惯性项^[6,10], 有:

$$w_{li}^{(3)}(k+1) = w_{li}^{(3)}(k) + \Delta w_{li}^{(3)}(k) = w_{li}^{(3)}(k) + (-\eta \frac{\partial E(k)}{\partial w_{li}^{(3)}} + \alpha \Delta w_{li}^{(3)}(k-1)) \quad (10)$$

式(10)中: η 是学习速率; α 是惯性系数。

$$\frac{\partial E(k)}{\partial w_{li}^{(3)}} = \frac{\partial E(k)}{\partial y(k)} \cdot \frac{\partial y(k)}{\partial u(k)} \cdot \frac{\partial u(k)}{\partial O_l^{(3)}(k)} \cdot \frac{\partial O_l^{(3)}(k)}{\partial net_l^{(3)}(k)} \cdot \frac{\partial net_l^{(3)}(k)}{\partial w_{li}^{(3)}(k)} \quad (11)$$

$$\frac{\partial net_l^{(3)}(k)}{\partial w_{li}^{(3)}(k)} = O_i^{(2)}(k) \quad (12)$$

由式(3)和式(8)可得到以下三个式子

$$\frac{\partial u(k)}{\partial O_1^{(3)}(k)} = error(k) - error(k-1) \quad (13)$$

$$\frac{\partial u(k)}{\partial O_2^{(3)}(k)} = error(k) \quad (14)$$

$$\frac{\partial u(k)}{\partial O_3^{(3)}(k)} = error(k) - 2error(k) + error(k-2) \quad (15)$$

综上可得 BP 网络输出层权值的学习算法为

$$\Delta w_{li}^{(3)}(k) = \alpha \Delta w_{li}^{(3)}(k-1) + \eta \delta_l^{(3)} O_i^{(2)}(k) \quad (16)$$

$$\delta_l^{(3)} = error(k) \operatorname{sgn}\left(\frac{\partial y(k)}{\partial u(k)}\right) \frac{\partial u(k)}{\partial O_l^{(3)}(k)} \quad (17)$$

$$g'(net_l^{(3)}(k)), \quad l=1, 2, 3;$$

式(17)中使用符号函数 $\operatorname{sgn}\left(\frac{\partial y(k)}{\partial u(k)}\right)$ 取代未知函数

$$\frac{\partial y(k)}{\partial u(k)}。$$

用同样的方法可得到隐含层权值的学习算法。

3 仿真结果

本文为验证神经网络自适应逆控制的控制效果, 分别对实际对象的模型 A 和复合控制系统模型 B 给予激励信号。将仿真得到的输出信号进行对比,

验证了自适应 PID 控制系统的控制精度及鲁棒性。

当对参量阵系统模型 A 和自适应 PID 控制系统模型 B 分别输入幅值为 1、频率为 2000Hz、占空比为 1/2 的方波信号时, 图 4 是系统模型 A 的仿真结果, 图 5 是自适应 PID 控制模型 B 的仿真结果。

当对参量阵系统模型 A 和自适应 PID 控制系统模型 B 分别输入幅值为 1、频率为 10kHz、占空比为 1/2 的方波信号时, 图 6 是系统模型 A 的仿真结果, 图 7 是自适应 PID 控制模型 B 的仿真结果。

由于系统自解调输出和期望输出(实际输入)有误差, 则 BP 神经网络自适应调整 PID 的三个输入参数 K_P 、 K_I 、 K_D 的值, 图 8 就是在输入信号频率为

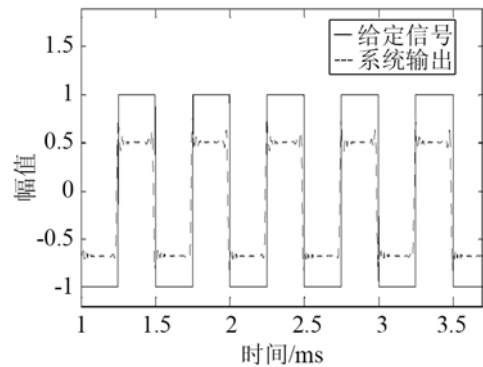


图 4 对象模型的仿真
Fig.4 Simulation of a plant model

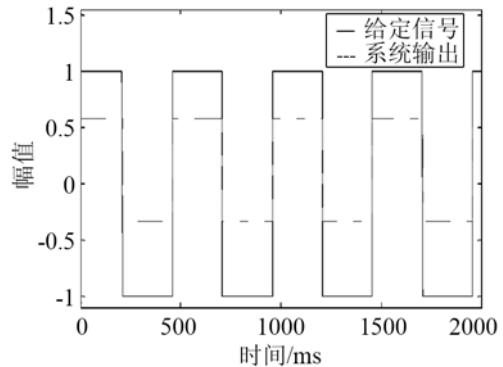


图 5 自适应 PID 复合控制系统的仿真
Fig.5 Simulation of an adaptive PID compound control system

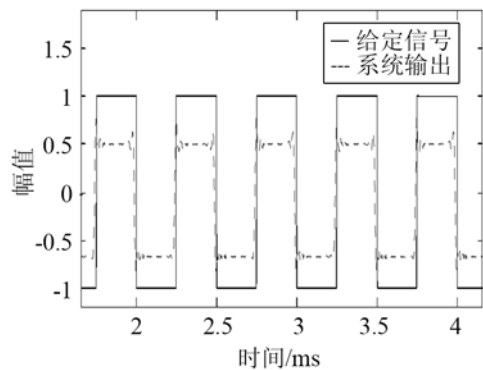


图 6 对象模型的仿真
Fig.6 Simulation of a plant model

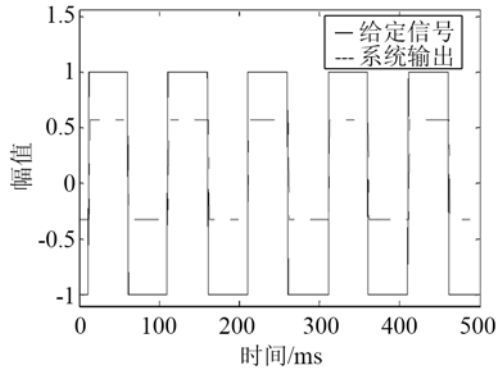


图7 自适应PID复合控制系统的仿真

Fig.7 Simulation of an adaptive PID compound control system

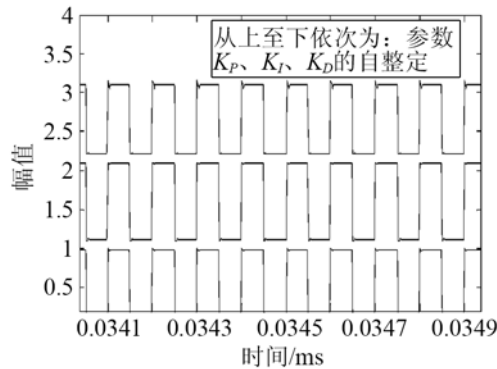


图8 PID参数的自调整

Fig.8 Self-tuning of PID parameters

1kHz 方波信号时的自整定过程。

由上面的仿真结果可看出, 仿真输出对于仿真输入的信号强度有一定程度的衰减, 这是由于参量阵系统的自解调过程是伴随有衰减情况的发生。

通过仿真对比可看出, 复合逆控制系统对参量阵系统的输出信号的失真现象具有较好的控制效果, 并且自适应PID控制系统具有较佳的跟踪性, 很强的自适应性。

4 结 论

因为参量阵系统是强非线性系统, 但是它的处理器部分是处理数字音频小信号的, 采用目前的参量阵信号处理方法单从信号预处理方面来控制系统的信号输出, 还不能得到理想的不失真信号。针

对这种现象, 本文提出的自适应PID逆控制策略是一种很有效的控制方法。通过仿真研究表明: 神经网络自适应控制系统具有适应性强、控制精度较高的特点。本论文的研究对于神经网络逆控制在参量阵系统的进一步研究具有参考价值。

参 考 文 献

- [1] 吴培荣, 李颂文. 参量阵声纳的新应用分析[J]. 声学技术, 2010, 29(1): 41-43.
WU Xinlong, Li Songwen. Analysis of some applications of parametric sonar[J]. Technical Acoustics, 2010, 29(1): 41-43.
- [2] 李颂文. 参量阵及其在水声工程中的应用进展[J]. 声学技术, 2011, 30(1): 9-11.
LI Songwen. Parametric array and its application in underwater acoustic engineering: an overview[J]. Technical Acoustics, 2011, 30(1): 9-11.
- [3] 张富东, 周代英. 宽带水声参量阵指向性设计及实验验证[J]. 声学技术, 2011, 30(2): 140-141.
ZHANG Fudong, ZHOU Daiying. Directivity design and experimental verification of underwater broadband acoustic parametric array[J]. Technical Acoustics, 2011, 30(2): 140-141.
- [4] 周荣冠. 参量阵扬声器的原理及应用[J]. 扬声器与传声器, 2008, 32(1): 29-30.
ZHOU Rongguan. Principle and Application of Parametric Array Loudspeaker[J]. Loudspeaker and Microphone, 2008, 32(1): 29-30.
- [5] 何玉彬, 李新忠. 神经网络控制技术及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 1999, 30-38.
HE Yubing, LI Xinzong. Neural Network Control Technology and Applications[M]. BeiJing: Science Press, 1999, 30-38.
- [6] 徐丽娜. 神经网络控制[M]. 北京: 电子工业出版社, 2009, 77-79.
XU Lina. Neural network control[M]. Beijing: Electronics Industry Press, 2009, 77-79.
- [7] 戴先中. 多变量非线性系统的神经网络逆控制方法[M]. 北京: 科学出版社, 2005, 115-120.
DAI Xianzhong. Neural network inverse control method based on multi-variable nonlinear system[M]. BeiJing: Science Press, 2005, 115-120.
- [8] GAO Shuangxi, CAO Shufu, ZHANG Ying. Research on PID control based on BP neural network and its application[C]// Automation and robotics International Asia Conference on Informatics in Control, 2010.
- [9] XIA Changliang, XUE Mei, CHEN Ziran. Adaptive PID control and on-line identification for switched reluctance motors based on BP neural network[C]// Proceedings of IEEE International on Mechatronics & Automation, Niagara falls, Canada: 2005.
- [10] GUO Beitao, LIU Hongyi, LUO Zhong, et al. Adaptive PID controller based on BP neural network[C]// International Joint Conference on Artificial Intelligence, 2009.