

文章编号: 1001-0920(2001) 03-368-03

噪声有源控制的递归神经网络方法

张奇志, 贾永乐, 周雅莉
(北京机械工业学院 自动化系, 北京 100085)

摘要: 使用 Filter-X 算法研究有源噪声控制问题, 存在需要较高阶次的滤波器和当噪声出现非线性时控制效果不佳的缺陷。为此提出一种基于对角递归神经网络的非线性噪声有源自适应控制方法, 并给出一种基于误差梯度下降的在线学习算法, 同时证明了闭环控制系统在 Lyapunov 意义下的稳定性。数值仿真表明, 基于对角递归神经网络的噪声有源自适应控制是一种非常有效的噪声控制方法。

关键词: 有源噪声控制; 递归神经网络; 非线性系统

中图分类号: TP 273.2 文献标识码: A

Active Noise Control Using a Diagonal Recurrent Neural Network

ZHANG Qi-zhi, JIA Yong-le, ZHOU Ya-li

(Department of Automation, Beijing Institute of Machinery, Beijing 100085, China)

Abstract: The active noise control (ANC) problem is studied. An adaptive active nonlinear noise control approach using a diagonal recurrent neural network is derived, which can overcome the disadvantages of the Filter-X method. An on-line learning algorithm based on the error gradient descent method is proposed. the stability of closed loop system is proved in Lyapunov's sense. Simulation results show that this method is very efficient to the noise control.

Key words: active noise control; diagonal recurrent neural network; nonlinear system

1 引言

有源噪声控制(ANC)技术近年来得到了广泛重视, 它特别适用于低频噪声(500Hz 以下)的控制。有源噪声控制使用传声器和电驱动的扬声器产生抵消效果, 其原理如图 1 所示。称噪声源为主声源, 扬声器为次级声源。 $x(k)$ 是在气流上游的传声器测得的参考输入信号, ANC 产生一个与参考输入信号 $x(k)$ 等值反相的输出信号 $y(k)$, 由 $y(k)$ 驱动扬声器产生抗噪声信号与主噪声叠加, 以减弱管道中的噪声。

目前使用较多的是采用有限脉冲响应(FIR)滤波器的 Filter-X 算法^[1]。该方法的主要缺欠是需要上百阶的滤波器^[2], 特别是当考虑主噪声路径或次级声路径的非线性时, 线性的 Filter-X 算法不再适用, 必须采用非线性控制方法。

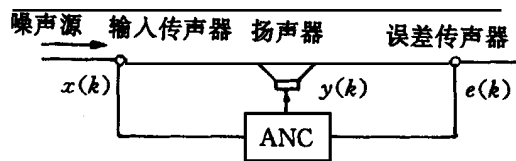


图 1 噪声有源控制系统原理图

收稿日期: 2000-02-14; 修回日期: 2000-03-31

基金项目: 北京市教委科技基金项目(99KJ44)

作者简介: 张奇志(1963—), 男, 辽宁彰武人, 副教授, 博士, 从事噪声智能控制和机器人智能控制等研究; 贾永乐

(1940—), 男, 上海人, 教授, 从事噪声智能控制和现场总线技术等研究。

人工神经网络是近年来发展起来的一种非线性控制技术, 它广泛应用于各种非线性控制问题^[3]。本文采用对角递归神经网络代替线性自适应滤波器, 给出了一种基于递归神经网络的自适应控制方法, 并证明了闭环控制系统的稳定性。数值仿真表明, 该控制方法明显优于线性的 Filter-X 算法。

2 有源噪声控制的递归神经网络方法

神经网络控制的结构如图 2 所示。为简单起见, 只考虑主噪声路径的非线性。控制器采用单隐层的对角递归网络^[3], 该网络只有一个线性的输出单元。

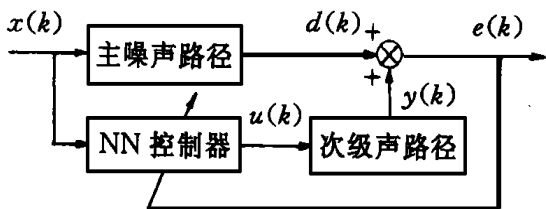


图 2 神经网络控制结构图

设 h_j 为次级声路径脉冲响应滤波器系数, $W_{ij}^l(k)$, $W_j^o(k)$ 和 $W_j^d(k)$ 为 k 时刻对角递归网络的权值。使用以上记号可得到 k 时刻隐单元输出、神经网络输出和次级声源输出

$$\begin{cases} z_j(k) = f_j(S_j(k)) \\ S_j(k) = W_j^d(k)z_j(k-1) + \sum_{i=0}^I W_{ij}^l(k)x(k-i) \end{cases} \quad (1)$$

$$u(k) = \sum_{j=0}^n W_j^o(k)z_j(k) \quad (2)$$

$$y(k) = \sum_{j=0}^n h_j u(k-j)$$

定义系统的指标函数为 $J(k) = e^2(k) = [y(k) + d(k)]^2$, 通过极小化指标函数 $J(k)$, 可得到权值的调节规律

$$W(k+1) = W(k) - \mu \frac{\partial J(k)}{\partial W(k)} \quad (3)$$

假设网络的权值缓慢变化, 最终可得到指标函数关于网络权值的梯度

$$\frac{\partial J(k)}{\partial W_{ij}^l(k)} = 2e(k) \sum_{l=0}^n h_l W_j^o(k-l) Q_{ij}(k-l) \quad (4)$$

$$\frac{\partial J(k)}{\partial W_j^d(k)} = 2e(k) \sum_{i=0}^n h_i W_j^o(k-i) P_j(k-i) \quad (5)$$

$$\frac{\partial J(k)}{\partial W_j^o(k)} = 2e(k) \sum_{i=0}^n h_{izj}(k-i) \quad (6)$$

其中 P 和 Q 的含义同文献^[3]。利用式(3) ~ (6) 即可实现递归神经网络权值的在线调整。

3 有源噪声控制系统的稳定性分析

定义系统的离散 Lyapunov 函数 $V(k) = \frac{1}{2}e^2(k)$, 由于网络训练引起的离散 Lyapunov 函数的增量为

$$\begin{aligned} \Delta V(k) &= V(k+1) - V(k) = \\ &= \frac{1}{2}[e^2(k+1) - e^2(k)] \end{aligned} \quad (7)$$

相邻两次误差之间的关系可表示为^[3]

$$\begin{aligned} e(k+1) &= e(k) + \Delta e(k) = \\ &= e(k) + \left[\frac{\partial e(k)}{\partial W(k)} \right]^T \Delta W(k) \end{aligned} \quad (8)$$

其中 $W(k)$ 表示所有权值组成的矩阵。由上述权值的调整规律可得

$$\begin{aligned} \Delta W(k) &= -2\mu e(k) \sum_{i=0}^n h_i \frac{\partial u(k-i)}{\partial W(k)} = \\ &= -2\mu e(k) \mathbf{hG}(k) \end{aligned} \quad (9)$$

其中

$$\mathbf{u}(k) = [u(k) \ u(k-1) \ \dots \ u(k-n)]^T$$

$$\mathbf{h} = [h_0 \ h_1 \ \dots \ h_n]$$

$$\mathbf{G}(k) = \frac{\partial \mathbf{u}(k)}{\partial W(k)}, \quad \left[\frac{\partial e(k)}{\partial W(k)} \right]^T = (\mathbf{hG}(k))^T$$

下面给出关于训练过程的稳定性定理:

定理 1 设 μ 为人工神经网络权值的学习率, 定义 $g_{\max} = \max_k \mathbf{G}(k)$, $g_0 = \mathbf{h} \cdot \mathbf{h}$ 表示向量或矩阵的范数。若学习率满足 $0 < \mu < 1/(g_0 g_{\max})^2$, 则控制系统稳定。

证明 引入记号 $\mathbf{g}(k) = \mathbf{hG}(k)$, 根据式(7) ~ (9) 可将 $\Delta V(k)$ 表示为

$$\begin{aligned} \Delta V(k) &= \\ &= - \left[\frac{\partial e(k)}{\partial W(k)} \right]^T \mu e(k) \mathbf{hG}(k) \times \\ &= \left\{ 2e(k) - 2 \left[\frac{\partial e(k)}{\partial W(k)} \right]^T \mu e(k) \mathbf{hG}(k) \right\} = \\ &= - \mu e(k) \mathbf{g}(k) \cdot \{ 2e(k) - 2\mu e(k) \mathbf{g}(k) \} = \\ &= - 2\lambda e^2(k) \end{aligned}$$

由于 $\mathbf{g}(k) \cdot \mathbf{h} \cdot \mathbf{G}(k) = g_0 g_{\max}$, 若 $0 < \mu < 1/g_0^2 g_{\max}^2$, 则 $0 < \mu < 1/\mathbf{g}(k) \cdot \mathbf{g}(k)$, 从而 $\lambda = \mu \mathbf{g}(k) \cdot \mathbf{g}(k) \{ 1 - \mu \mathbf{g}(k) \cdot \mathbf{g}(k) \} > 0$, 进而 $\Delta V(k) < 0$, 因此系统稳定。(证毕)

4 有源噪声控制系统的仿真

分别采用 Filter-X 算法和本文提出的递归神经网络控制方法进行仿真。采样频率为 1 000Hz, 仿真时间为 6s, 噪声信号选为白噪声加频率为 100Hz 的正弦波, Filter-X 算法的自适应滤波器长度取为 16。

首先离线估计次级声路径传递函数, 然后在控制算法中使用该估计的次级声路径传递函数, 在线调整控制器参数。分两种情况进行仿真:

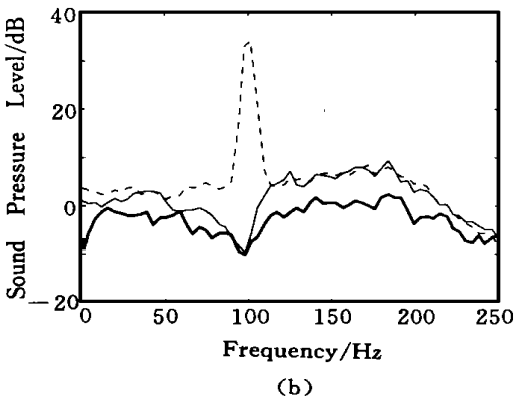
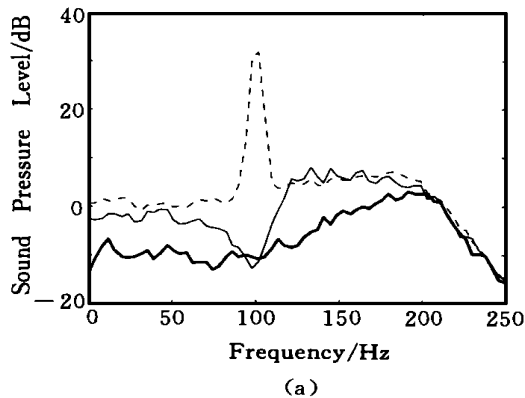


图3 残余噪声声压级谱图

- (a) 线性主噪声路径
(b) 非线性主噪声路径

1) 各声学路径均为线性, 传递函数与文献[4]相同, 递归神经网络结构为 2-1-1;

2) 考虑主噪声路径存在非线性, 按线性系统计算后, 附加非线性项 $d(k)/(1+d^2(k))$, 其它路径传递函数同情况 1), 递归神经网络结构取 2-3-1。

两种控制方法残余噪声的声压级谱图如图 3 所示。其中虚线为无控制的噪声的声压级, 细实线为 Filter-X 控制的残余噪声的声压级, 粗实线为神经网络控制的残余噪声的声压级。由图可以发现, Filter-X 算法只能消除 100Hz 的主噪声, 而人工神经网络方法不但能消除 100Hz 的主噪声, 而且可以消除其它频率的宽带噪声。

5 结 语

本文提出一种基于对角递归神经网络的噪声有源控制方法, 分析了控制系统的稳定性。因为递归神经网络存在反馈记忆, 所以控制系统只需少量的输入单元(两个仿真例子仅取两个输入单元)。仿真结果表明, 本文提出的噪声有源控制方法可有效地消除窄带和宽带噪声, 效果明显好于 Filter-X 算法。

参考文献:

- [1] Elliott S J, Nelson P A. Active noise control[J]. IEEE Signal Process Mag, 1993, 10(4): 12-35.
- [2] Marc C, Pierre D. Adaptive filtering in subbands using a weighted criterion[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 1998, 46(9): 2359-2371.
- [3] Chao Chee Ku, Kwang Y Lee. Diagonal recurrent neural networks for dynamic systems control[J]. IEEE Trans on Neural Networks, 1995, 6(1): 144-156.
- [4] David H C, Robert W S. Adaptive IIR filtered-v algorithms for ANC[J]. J Acoust Soc Am, 1997, 101(4): 2097-2103.