

径向基网络的主动噪声控制系统

徐传忠 杨冠鲁

(华侨大学信息科学与工程学院, 福建 泉州 362011)

摘要 针对传统的 LMS 在信号处理中的不足, 提出利用 RBF 网络实现自适应滤波, 并将其应用于管道噪声控制. 仿真结果表明, 与 LMS 算法和 WLMS 算法相比, 此方法具有良好的非线性噪声抑制能力.

关键词 主动噪声控制, 径向基网络, 归一化

中图分类号 TN 911.7; TP 183

文献标识码 A

1 主动噪声控制系统

主动噪声控制是一种有源消声方法, 有别于传统的利用吸收、隔离、阻尼等被动消声的无源消声方法. 它是针对当前被控声场的特性, 人为地产生一个控制声场, 并利用声波干涉原理改变声场的分布, 即以声消声, 从而达到主动降噪的目的. 以管道声场为例, 其基本原理^[1]如图 1 所示. 利用在管道上游布置的前置传声器拾取原噪声信号, 经电信号处理后馈送给管道下游的次级声源. 它调整次级声源的输出, 使其在下游与原噪声信号相位相反从而实现“静区”的目的. 电信号处理通常采用能够跟踪噪声源及环境参数变化, 自动调节次级声信号的自适应信号处理方法. 从而, 它确保次级声信号能有效地抵消噪声信号, 提高消声效果. 目前, 主动噪声控制系统中的自适应信号处理, 一般采用具有算法简单、运算量小、容易实现等优点的 LMS 算法^[2]. 由于 LMS 算法是一种线性自适应算法, 对于噪声是高斯噪声且声传播通道是线性的场合, 具有最佳的消噪效果. 若存在非高斯噪声或声传播通道是非线性的场合, 则为达到足够的精度, LMS 算法中用于估计的权系数向量的维数将急剧增加. 于是, 滤波器的估计速度必然大为降低, 难以达到实时应用的目的. WLMS 算法虽具有较快的收敛速度和较高的稳定性, 但也只适用于线性系统^[3]. 为了提高非线性场合 LMS 算法的收敛速度和稳定性, 本文引入 RBF 网络, 利用 RBF-LMS 算法改善消噪效果.

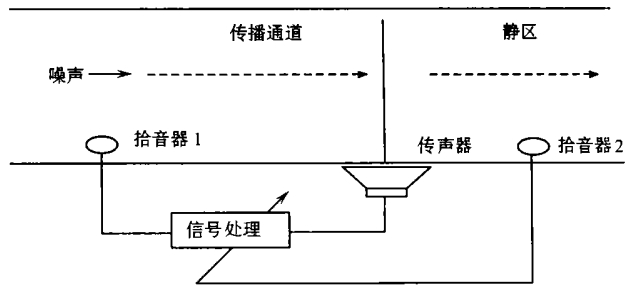


图 1 自适应主动噪声控制系统原理

2 基于最近邻聚类算法的径向基网络

2.1 径向基网络^[4]

径向基函数神经网络(简称 RBFNN)是一种 3 层前向神经网络, 它的隐层激活函数是一种径向对称的核函数. 当输入样本传播到隐单元空间时, 这组核函数构成了输入样本的一组“基”. 因此, 这种神经网络称为径向基函数神经网络. RBFNN 具有 4 个特点. (1) 是一种静态网络. (2) 与函数逼近理论相吻合. (3) 具有唯一最佳逼近点. (4) 网络连接权值与输出呈线性关系. 由于 RBFNN 具有上述特点,

收稿日期 2003-04-21

作者简介 徐传忠(1969), 男, 硕士研究生, 主要从事神经网络与智能系统的研究. E-mail: qzchuanzhong@hotmail.

RBFFNN 特别适应于多变量非线性函数的逼近、模式识别、自适应滤波等领域. RBFFNN 由输入层、隐层和输出层组成, 其中各层的节点数目分别为 I, H 和 O . 从输入层到隐层的权值为

$$V_{ij} = 1, \quad i = 1, 2, 3, \dots, I; \quad j = 1, 2, 3, \dots, H. \tag{1}$$

即输入向量各分量无改变地传送到每一个隐节点上, 隐层到输出层的权值 $W_{jk} (j = 1, 2, \dots, H; k = 1, 2, \dots, O)$ 是可调的. RBFFNN 中每个隐节点的激活函数, 满足下面定义的径向对称函数.

定义 1 给定一个连续函数 $F: \mathbf{R}^+ \rightarrow \mathbf{R}$ 和点集 $\{X_j^c | j = 1, 2, \dots, P\}$. 若存在一个函数序列

$$t_P(x) = \sum_{j=1}^P W_{jk} \Phi(\|X - X_j^c\|) \tag{2}$$

和一个满足

$$\|t_P(x) - F(x)\| \rightarrow 0, \quad P \rightarrow \infty \tag{3}$$

的一个有界开区域 D , 使得点 $X_j^c \in \mathbf{R}^+$ 在开区域 D 上是稠密的. 上式中的 $\|\cdot\|$ 表示欧氏范数, 则称函数 $\Phi(\cdot)$ 为径向基函数, 样本点 X_j^c 称为基函数的中心点, $\Phi(\cdot)$ 的自变量是标量 $\|X - X_j^c\|$. 隐层节点的输出为

$$Z_j = \Phi(\|X - X_j^c\|/\sigma_j), \quad j = 1, 2, \dots, H. \tag{4}$$

函数的中心向量 X_j^c 代表不同的典型样本, 而规划因子 σ_j 反映径向基函数的宽度, 常取为邻近隐节点中心向量之间平均距离. RBFFNN 的输出节点的输出为

$$Y_k = \sum_{j=1}^H Z_j W_{jk}, \quad k = 1, 2, \dots, O. \tag{5}$$

它是隐层节点输出的线性加权和. 因此, RBFFNN 的输出与网络权值 $W_{jk} (j = 1, 2, \dots, H; k = 1, 2, \dots, O)$ 呈线性关系. 这使得人们可以借助于线性系统理论这一强有力的工具, 分析 RBFFNN 的学习问题, 并使得 RBFFNN 的学习算法的收敛性能得到充分保证.

2.2 最近邻聚类学习算法^[7]

RBF 网络中所用的非线性函数的形式, 对网络性能的影响并不是至关重要的, 关键因素是基函数中心的选取. 中心选取不当构造出来的 RBF 网络的性能, 一般不能令人满意. 本文采用一种动态自适应 RBF 网络模型, 该模型是基于最近邻聚类学习算法. 而此算法^[5] 是一种在线自适应聚类学习算法. 它不需要事先确定隐单元的个数, 就能得到由聚类所构成的 RBF 网络, 并且可以在线学习.

3 RBF - LMS 算法在主动噪声控制中的应用

为简化起见, 我们建立了单输入单输出的主动噪声控制系统如图 2 所示, 图中, $e(k)$ 是系统的输出, 它可通过拾音器 2 测得, T_1 是声传播通道的传递函数. 该系统根据被控系统的输出, 依照 RBF - LMS 算法, 滤波器产生控制信号. 同理, 传声器发出控制声波, 形成控制声场, 达到主动消除系统噪声.

设输入信号经径向基函数变换后形成的隐层输出为 S_k , 则输出信号和误差信号分别为

$$y_k = W_k S_k, \tag{8}$$

$$e_k = d_k - y_k. \tag{9}$$

根据自适应算法, 对变换输出的每个分量加以功率归一化措施. 滤波器权向量按功率归一化进行自适应调整的公式为

$$W_{k+1} = W_k + [\mu / (r + \sigma_i^2(k))] \times e_k \times S_k, \tag{10}$$

$$\sigma_i^2(k) = \beta \sigma_i^2(k-1) + (1-\beta) \times P(S_k). \tag{11}$$

上式中 μ 为步长, r 为常数, β 为控制估计精度和跟踪能力的平滑系数 ($0 < \beta < 1$), $P(S_k)$ 为经径向基函数变换后的信号 S_k 的功率.

4 计算机仿真实验

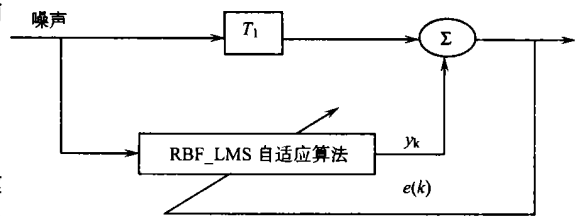


图 2 SISO 自适应消噪系统

设声传播通道的传递函数 T_1 为 $T_1 = 1 - e^{(-r)}$, 输入噪声 r 为 $[-1 \ 1]$ 之间均匀分布的白噪声, 如图 3 所示. 图中, n 为迭代次数. 当声传播通道为非线性时, 由于 LMS 和 WLMS 本质上的线性, 噪声消除效果较差. 而 RBF-LMS 算法充分利用径向基网络的非线性逼近能力, 获得了较好的噪声消除效果.

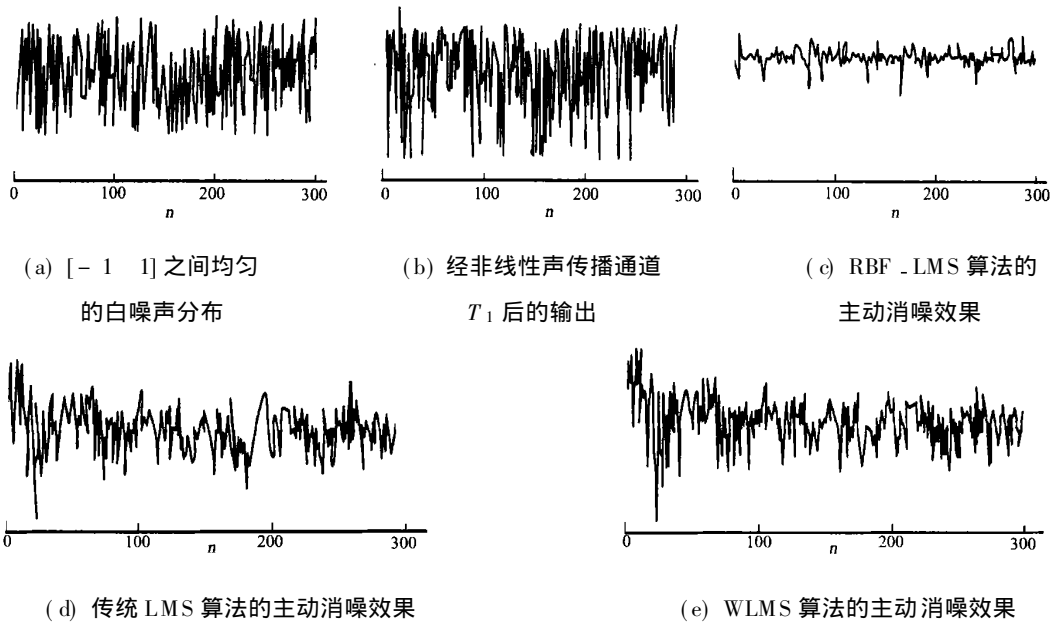


图 3 3 种自适应算法的仿真比较

5 结束语

本文利用径向基网络的非线性函数逼近能力, 将 RBF 网络与 LMS 算法相结合, 设计了 RBF-LMS 非线性滤波器. 同时, 将其应用于管道主动噪声控制系统. 仿真结果表明, 在声传播通道为非线性情况下, RBF-LMS 算法具有较 LMS 算法和 WLMS 算法好得多的效果. 由于人耳对噪声的感觉程度主要取决于噪声信号的频谱特性, 文中所提出的方法的有效性有待实践的验证.

参 考 文 献

- 1 刘玉清, 涂有超, 左刚武等. 抵消发动机噪声的主动控制声控系统研究[J]. 信阳师范学院学报, 2002, 15(2): 173~ 176
- 2 Uiot S J. A multiple error LMS algorithm and its application to the active control of sound and vibration[J]. IEEE Transaction Acoustics, 1987, 35(10): 1423~ 1434
- 3 张玉磷, 陈伟民, 杨建春等. 小波变换自适应滤波器及在主动噪声控制中的应用[J]. 控制与决策, 2002, 17(1): 107~ 110
- 4 王永骥. 神经网络控制[M]. 北京: 机械工业出版社, 1998. 68~ 85
- 5 朱明星, 张德龙. RBF 网络函数中心选取算法的研究[J]. 安徽大学学报(自然科学版), 2000, 24(1): 72~ 78

An Active Noise Control System Based on Neural Network of Radial Basic Function

Xu Chuanzhong Yang Guanlu

(College of Info. Sci. & Eng., Huaqiao Univ., 362011, Quanzhou, China)

Abstract Directing against the inadequacy of traditional least mean square (LMS) in signal processing, the authors suggest to use neural network of radial basic function (RBF) in realizing adaptive filtering and to apply it to noise control in channel. Comparing with LMS algorithm and WLMS algorithm, this method shows very good ability of inhibiling nonlinear noise, as indicated by simulation results.

Keywords active noise control, radial basic function, normalization