

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2209884

## 反馈有源噪声控制的最近邻多频陷波器模型\*

闫宏生<sup>1,2</sup> 施麟<sup>1</sup> 李佳勇<sup>1</sup> 闫一天<sup>1</sup> 唐俊<sup>1,2</sup>

(1.天津大学建筑工程学院 天津 300072; 2.天津大学天津市港口与海洋工程重点实验室 天津 300072)

**摘要:** 反馈有源噪声控制系统结构简单,抗外界干扰能力强,但在对频率成分复杂的噪声控制时通常存在收敛速度慢、控制残差高等缺陷。本文针对工程中常见的离散线谱噪声反馈控制问题设计了一种最近邻-多频陷波器(NNR-MNF)反馈有源控制模型,使用最近邻回归器算法先验计算时域最优滤波器系数的近似解,在参数空间内从一个接近最优解的位置开始训练滤波器参数,使系统能够以一个较小的步长对复杂噪声进行控制,在快速收敛的同时避免系统发散问题。基于驱逐舰轮机噪声真实数据的计算机仿真实验结果表明,NNR-MNF算法相比传统控制方法其收敛时间减少了约70%。该结果说明使用基于机器学习的参数预训练方法能够有效提升噪声有源控制系统的收敛速度,为主动噪声控制问题提供了一种新的优化方案。

**关键词:** 有源噪声控制;机器学习;最近邻回归

**中图分类号:** TB535 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 610.3035

## Nearest neighbours-multifrequency notch filter model for noise feedback active control

Yan Hongsheng<sup>1,2</sup> Shi Lin<sup>1</sup> Li Jiayong<sup>1</sup> Yan Yitian<sup>1</sup> Tang Jun<sup>1,2</sup>

(1. School of Civil Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China;

2. Tianjin Key Laboratory of Port and Ocean Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

**Abstract:** Noise feedback active control systems usually have the disadvantage of slow convergence and high control residuals. This paper has designed a Nearest Neighbors-Multifrequency Notch-Filter (NNR-MNF) model for dealing with line spectral noise. It calculates the approximate solution of the optimal filter coefficients in the time domain and then iterates the filter parameters from a position close to the optimal solution. This procedure allows the system to control complex noise by using a small learning rate. As a result, it can reach rapid convergence while avoiding the problem of system divergence. The experiment results based on the destroyer engine noise dataset show that the NNR-MNF algorithm reduces the convergence time by about 70% compared with the traditional control method. The results show that the use of neural network methods based on machine learning can effectively improve the control speed of noise active control systems, and provide a new optimization solution for active noise control problems.

**Keywords:** active noise control; machine learning; nearest neighbors regressor

## 0 引言

最小均方误差(least mean square, LMS)算法是一种在主动噪声控制(active noise control, ANC)领域中最著名的算法之一<sup>[1]</sup>,而基于有限冲激响应(finite impulse response, FIR)滤波器的前馈LMS系统则是目前应用最广泛的一种控制手段<sup>[2-4]</sup>。

但是在一些声学环境复杂的工程应用中,往往难以经济地获取高质量的参考噪声信号,使用反馈控制算法的

ANC系统是一种更合理的方法<sup>[5-6]</sup>。反馈控制系统结构简单,不易受到干扰信号的影响,但也有收敛速度慢、稳定性差的缺点<sup>[7]</sup>。有学者提出了广义泄漏FxLMS(generalized leaky FxLMS, GLFxLMS)算法,能有效地减少水床效应的影响<sup>[8]</sup>;在此基础上,还有学者提出了一种基于频带约束的FxLMS算法,仿真结果表明这种方法与GLFxLMS算法相比具有相同的控制性能,但计算复杂度大大降低<sup>[9]</sup>。

工业环境下,许多设备的噪声频谱呈孤立的线状谱,此时一种有效率的控制方法是使用陷波器算法<sup>[10]</sup>。有学者

收稿日期:2022-05-09

\* 基金项目:装备预研领域基金(61402100104)项目资助

在此基础上通过并联的方式设计了多频陷波器 (multifrequency notch filter, MNF), 也被称为梳状滤波器, 能够有效控制周期信号的基频及其谐波成分<sup>[11-12]</sup>; 还有研究者针对系统的谐振抑制问题设计了陷波器参数优化方法<sup>[13]</sup>。然而, 陷波器系统通常有较强的频率选择性, 当噪声频谱具有时变特性时, 其控制性能往往会受到影响甚至完全失效, 因此如何针对具体的 ANC 问题设计合理的自适应算法也成为了目前该领域研究的一大热点。

为了提高陷波器系统对于噪声频谱变化的适应能力, 本文尝试将机器学习方法引入线谱信号的反馈控制问题, 设计了一种最近邻-多频陷波器 (nearest neighbors regressor-multifrequency notch filter, NNR-MNF) 模型, 通过在控制前对系统参数进行预训练, 从而达到系统快速收敛的效果。本文使用数值仿真与实验相结合的方法, 证

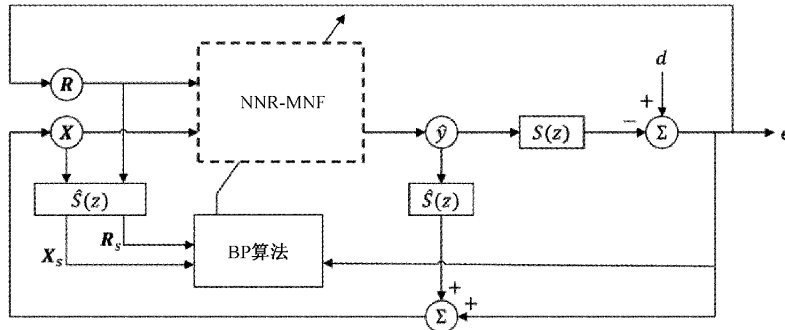
明了 NNR-MNF 算法相比现有方法具有更好的收敛速度和降噪效果, 具有较好的工程价值和现实意义。

### 1 NNR-MNF 控制模型

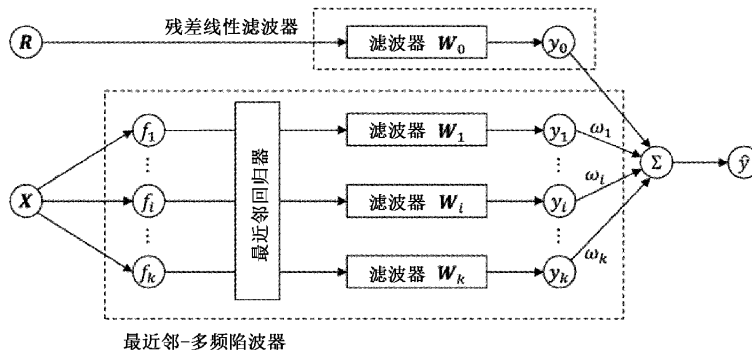
#### 1.1 NNR-MNF 的基本结构

如图 1(a) 所示为本文提出的 ANC 系统整体框图, 其中虚线部分为一种最近邻-多频陷波器有源控制器, 其具体结构如图 1(b) 所示。

图 1(b) 所示的控制器由两部分组成: 第一部分是一个多频陷波器组, 并根据噪声的各线谱分量  $f_i$ , 使用一种最近邻回归器算法计算基于长度为  $L$  的有限冲激响应 (FIR) 滤波的时域最优滤波器  $W_i$ , 对由参考信号  $x(n), x(n-1), \dots, x(n-L+1)$  所组成的参考信号向量  $\mathbf{X}$  滤波得到控制信号分量  $y_i$ , 并施加一个增益权值  $\omega_i$ ;



(a) 本文 ANC 系统的总体框图



(b) NNR-MNF 模型的基本结构

图 1 基于 NNR-MNF 模型的 ANC 系统

第二部分为一个残差线性滤波器  $W_0$ , 通过对由残差信号  $e(n), e(n-1), \dots, e(n-L+1)$  所组成的残差信号向量  $\mathbf{R}$  滤波得到控制信号分量  $y_0$ 。用于降低控制误差; 网络输出的控制信号  $\hat{y}$  由两部分的输出相加获得, 滤波器系数和增益均通过反向传播算法进行更新。

本文算法使用一个 FIR 滤波器对次级路径传递函数估计  $\hat{S}(z)$  进行建模, 其脉冲响应为  $h_s(n)$ , 对网络输出  $\hat{y}$  进行滤波后与误差信号相加获得参考信号  $x(n)$ , 并使用滤波后的输入向量  $\mathbf{X}_s$  与残差向量  $\mathbf{R}_s$  对网络参数进行自适应更新。

#### 1.2 自适应谱线识别

本文设计了一种基于 FFT 的谱线识别系统, 通过将噪声信号序列分为相互重叠的若干帧。依次对信号帧做 FFT 获得噪声信号的瞬时频谱。

如图 2 中的细线所示是对一段旋转机械激励薄铝板振动产生的声辐射信号做 FFT 计算后的频谱图, 其 500 Hz 以上的频带内存在一定的宽带干扰, 使用传统的阈值分割法容易忽略低频谱线。

本文设计了一种基于前向和后向平滑的宽带背景噪声识别方法, 对于长度为  $N$  的信号频谱  $P_1$ , 其前向平滑滑

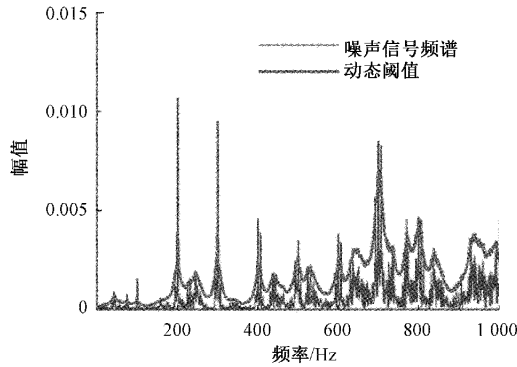


图 2 噪声信号频谱及其动态阈值估计

出  $A_f$  可表示为:

$$A_f(1) = P_1(1)$$

$$A_f(i) = \zeta A_f(i) + (1 - \zeta)P_1(i - 1), i = 2, 3, \dots, N \quad (1)$$

其中,  $\zeta$  为平滑系数,本文中取  $\zeta = 0.1$ 。与前向平滑相类似的,后向平滑输出  $A_b$  可表示为:

$$A_b(N) = P_1(N)$$

$$A_b(i) = \zeta A_b(i) + (1 - \zeta)P_1(i + 1), \quad (2)$$

$$i = N - 1, N - 2, \dots, 1$$

取前向平滑输出  $A_f$  和后向平滑输出  $A_b$  之和作为频谱  $P_1$  的分割阈值,该阈值与  $P_1$  间的相互关系如图 2 中的橙线所示。

将超过该阈值的频谱经过线性整流后视为有效的窄带噪声分量  $P_2$ , 即:

$$P_2 = \max(0, P_1 - (A_f + A_b)) \quad (3)$$

将相邻间隔小于 15 Hz 的谱线视为原始图像中的同一个峰,保留其中较大的一条谱线,则从原始频谱  $P_1$  中可以获得如图 3 中圆圈标记所示的谱线坐标。

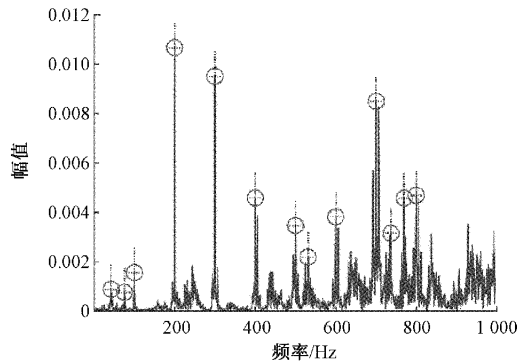


图 3 噪声谱线识别结果

对每一个信号帧重复上述步骤,即可在控制过程中实现谱线的自适应识别,继而通过最近邻回归器计算滤波器系数。

### 1.3 频率-滤波器数据集与最近邻回归器

大多数基于 FIR 滤波的 ANC 系统都是 Wiener 在 1949 年提出的维纳滤波理论的应用,认为稳态的噪声信号

其二次代价函数具有非凹的误差曲面,即具有最优的滤波器系数使控制误差最小,这也是 LMS 算法等自适应控制算法的理论依据。

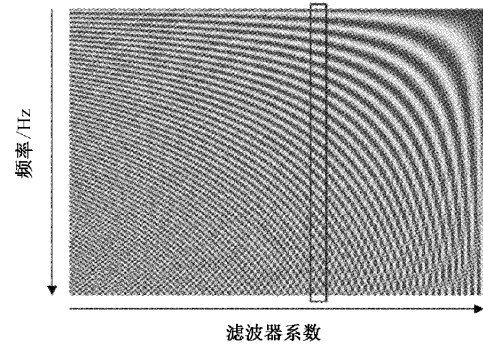
考虑到离散线谱噪声的声能量主要集中在谱线所在的有限个窄带内,本文基于单频信号的频率与其时域最优滤波器之间的映射关系建立数据集,并通过该数据集对最近邻回归器进行训练,使得最近邻回归器能够在控制开始前先验地计算滤波器系数。

对于工作频段为  $(0, F]$  的反馈 ANC 系统,本文以 1 Hz 的间隔  $f = 1, 2, \dots, F$  分别计算该频率的纯音信号对应的维纳滤波器参数,由此得到一组收敛后的滤波器系数  $W_f$ , 则频率-滤波器的对应关系的数据集  $\Omega$  可表示为:

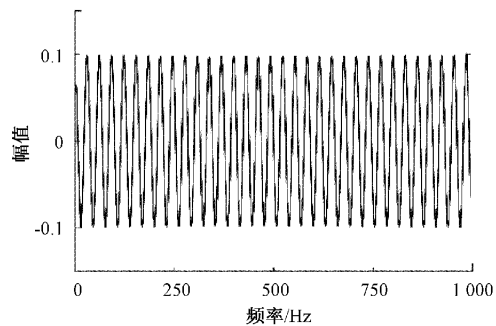
$$\Omega = [W_1, \dots, W_F]^T \quad (4)$$

图 4(a)给出了一个当采样率 2 kHz、抽头数为 128 时的频率-滤波器数据集的参数分布情况;其中红框内滤波器抽头系数随频率变化的趋势如图 4(b)所示。可以发现,滤波器抽头系数随频率的变化在整个参数空间内具有周期性和连续性,这种特性允许算法使用相邻节点为任意频率的线谱噪声设计滤波器。

需要注意的是,图 4 所示的仅代表某一参数条件下的特殊情况。事实上,本文算法所要求的数据集大小主要由噪声谱线的分布情况决定,当噪声存在高频的线谱分量时,数据集的最大频率  $F$  也需要相应增大。这可能会使得建立数据集时消耗更多的时间,但在控制过程中并不会产生额外的计算代价。



(a) 频率-滤波器数据集的可视化参数分布



(b) 滤波器系数随频率的变化关系

图 4 频率-滤波器数据集参数分布及其规律

另一方面,本文算法所使用的滤波器长度需要考虑噪声时频特性和数字控制器性能等多种影响因素:当控制器算力较低时可以使用较少的滤波器抽头数进行控制;尤其是当噪声信号简单、稳定时,使用双抽头滤波器组即可产生较好的效果。

本文使用最近邻回归器(nearest neighbors regressor, NNR)算法在控制开始前对陷波器组参数进行训练,最近邻算法是一种惰性学习方法,通过搜索数据集中与测试样本“距离”最近的已知数据,使用插值法进行数值预测,其训练成本为零<sup>[14-15]</sup>。

对于  $f_i \in (1, F)$  的单频信号,总存在  $f_n \leq f_i \leq f_{n+1}$ , 其对应的滤波器  $W_i$  可表示为相邻两个节点对应滤波器抽头系数的加权和,即:

$$W_i = (1 - \eta)W_n + \eta W_{n+1} \quad (5)$$

其中,  $\eta = i - n$ 。

以求解 150.4 Hz 线谱所对应的滤波器系数为例,如图 5 所示,通过计算样本  $f_{150.4}$  到节点  $f_{150}$  的“距离” $\eta = 0.4$ , 到节点  $f_{151}$  的“距离” $1 - \eta = 0.6$ , 则目标滤波器可表示为:

$$W_{150.4} = (1 - \eta)W_{150} + \eta W_{151} = 0.6W_{150} + 0.4W_{151} \quad (6)$$

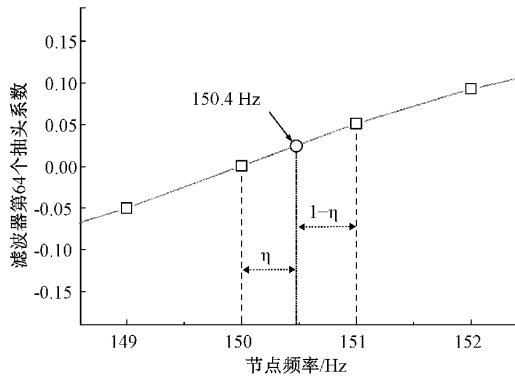


图 5 NNR 算法示意图

当期望噪声信号  $d(n)$  频谱由多条离散谱线组成时,其在时域内可近似表示为:

$$d(n) = \sum_{i=1}^k A_i e^{j\omega_i n} + r(n) \quad (7)$$

其中,  $\omega_i = 2\pi f_i$  为该谱线的角频率,  $A_i$  为对应正弦信号的幅值,  $r(n)$  为除线谱噪声以外的其余宽带噪声干扰。依次对各谱线使用上述方法,即可得到一组滤波器  $W_i (i = 1, 2, \dots, k)$ , 分别求其与参考输入信号  $X$  的内积获得控制信号对各谱线的分量:

$$y_i(n) = XW_i^T \quad (8)$$

将滤波器  $W_i$  并联,即可得到多频陷波器<sup>[16]</sup>:

$$y(n) = \sum_{i=1}^k \omega_i y_i(n) \quad (9)$$

其中,  $\omega_i$  为控制信号分量,  $y_i(n)$  对应的增益权重。

### 1.4 残差线性滤波器

上述最近邻多频陷波器网络仅对噪声中的离散线谱分量有明显的控制效果,而实际工程噪声中往往还带有少量宽带噪声,需要并联一个 LMS 控制器对残差进行抑制。

在理想条件下,残差可表示为:

$$e(n) = d(n) - y_s(n) \quad (10)$$

其中,  $y_s(n) = \hat{y}(n) * h_s(n)$  为控制信号  $\hat{y}(n)$  经过次级通道  $S(z)$  的扬声器输出,“\*”表示卷积运算,后同。

取长度为  $L$  的残差信号作为输入信号,即:

$$R(n) = [e(n) \quad e(n-1) \cdots e(n-L+1)] \quad (11)$$

将该信号经过一个同样长度的 FIR 滤波器  $W_0$ , 得到输出:

$$y_0(n) = R(n)W_0^T \quad (12)$$

其中,  $W_0$  通常从一个零向量开始迭代更新,其更新公式为:

$$W_0(n+1) = W_0(n) + \mu e(n)R_s(n) \quad (13)$$

其中,  $R_s(n) = R(n) * h_s(n)$ , 表示使用次级通道估计  $\hat{S}(z)$  对  $R(n)$  进行滤波,则最终控制信号  $\hat{y}$  可以表示为:

$$\hat{y}(n) = \sum_{i=1}^k \omega_i y_i(n) + R(n)W_0^T \quad (14)$$

### 1.5 系统参数更新过程

NNR-MNF 模型使用反向传播(back propagation, BP)算法对各系统参数进行更新,该方法允许来自性能函数  $J$  的信息通过网络向后流动,以便计算各项参数的梯度<sup>[17]</sup>。

NNR-MNF 模型的输入是参考信号向量  $X(n) = [x(n) \quad x(n-1) \quad \cdots \quad x(n-L+1)]$ ,  $x(n)$  可表示为:

$$x(n) = y_s(n-1) + e(n-1) = \sum_{i=1}^k \omega_i X_s(n-1)W_i^T + e(n-1) \quad (15)$$

其中,  $X_s(n) = X(n) * h_s(n)$ , 则多频陷波器网络的前向传播过程可表示为:

$$y_{i_s}(n) = X_s(n)W_i^T$$

$$y_s(n) = \sum_{i=1}^k \omega_i y_{i_s}(n) + R_s(n)W_0^T$$

$$e(n) = d(n) - y_s(n) \quad (16)$$

$$J(n) = \frac{1}{2} [d(n) - y_s(n)]^2$$

其中,性能函数  $J$  中的系数  $1/2$  为方便后续计算所加,没有实际意义。

BP 算法的反向传播计算过程如图 6 所示,其中虚线箭头表示网络的前向传播,橙色实线箭头则表示性能函数  $J$  沿网络逆向传播并计算各参数梯度的过程。具体而言,需要计算的梯度包括:

$$\Delta \omega_i = \frac{\partial J}{\partial \omega_i} \quad (17)$$

$$\Delta W_i = \frac{\partial J}{\partial W_i} \quad (18)$$



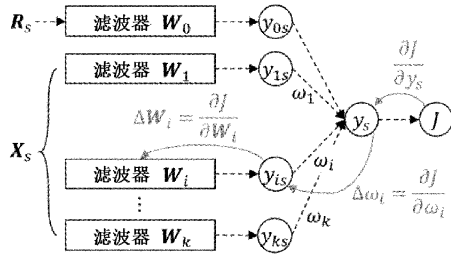


图 6 BP 算法的梯度计算过程

将式(17)按链式法则展开,得:

$$\Delta\omega_i = \frac{\partial J}{\partial y_s} \frac{\partial y_s}{\partial \omega_i} = -[d(n) - y_s(n)] \cdot y_{is}(n) = -e(n)y_{is}(n) \quad (19)$$

同理,将式(18)按链式法则展开,得:

$$\Delta W_i = \frac{\partial J}{\partial y_s} \frac{\partial y_s}{\partial y_{is}} \frac{\partial y_{is}}{\partial W_i} = -e(n)\omega_i X_s \quad (20)$$

最后使用梯度下降法对参数进行更新,令迭代步长为  $\mu$ ,则更新公式为:

$$\omega_i(n+1) = \omega_i(n) - \mu \Delta\omega_i = \omega_i(n) + \mu e(n)y_{is}(n) \quad (21)$$

$$W_i(n+1) = W_i(n) - \mu \Delta W_i = W_i(n) + \mu e(n)\omega_i X_s(n) \quad (22)$$

## 2 计算机仿真与实验

### 2.1 噪声控制实验设备

为了对所提算法的性能进行评估,本文使用了如图 7(a)所示的实验设备,对模拟噪声信号进行有源降噪实验。

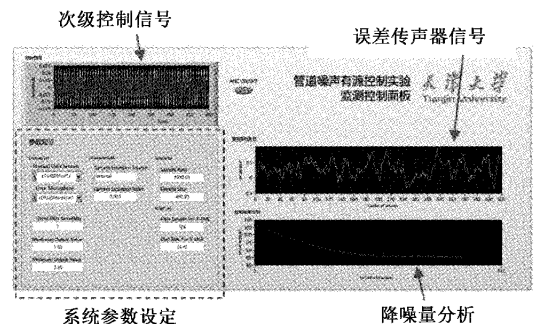
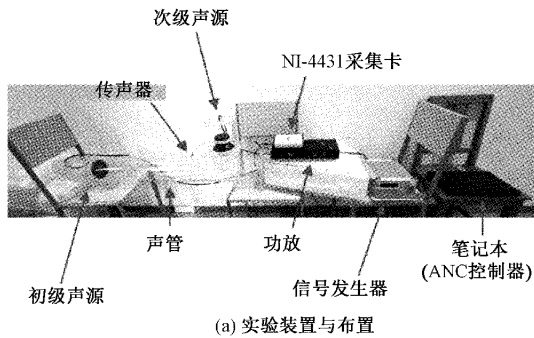


图 7 实验设备

实验使用笔记本电脑运行基于 LabVIEW 平台开发的虚拟仪器作为 ANC 控制器,其前面板如图 7(b)所示;系统使用 NI USB-4431 型动态信号采集模块用于麦克风信号采集,并将控制器生成的次级信号输出到功放,通过次级声源播放控制声波。试验台为包括两个扬声器设备、直径为 150 mm 的圆形截面声管,末端为吸声尖劈材料。在实验开始前,使用附加白噪声法对控制系统进行离线建模,其次级通道响应如图 8 所示。

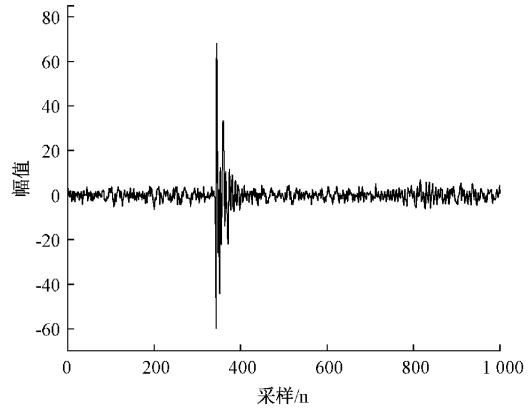


图 8 次级通道响应曲线

### 2.2 理想噪声信号控制实验研究

#### 1) 单频稳态噪声的控制实验

本节使用如图 9 所示单频噪声信号验证算法性能,该单频噪声信号谱线频率为 400.5 Hz,并具有少量高次谐波干扰;测试所使用的控制系统均具有 2 kHz 采样率和 128 阶滤波器长度。本文使用反馈 FxLMS 算法作为基准,与 NNR-MNF 算法进行比较。

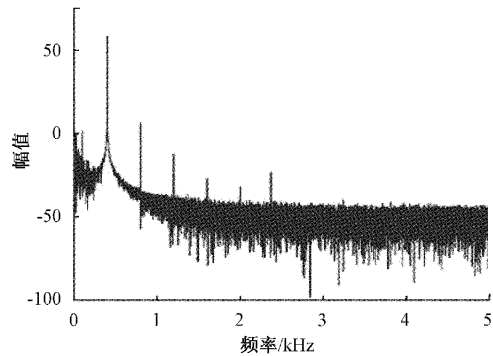


图 9 单频噪声信号频谱

图 10 显示了测试所选用的算法对该信号在不同迭代步长下的降噪量随采样次数的变化关系,图中使用“☆”标记表示算法的收敛位置。

如图 10 所示, FxLMS 算法的收敛时间受步长影响较大,步长越小则收敛时间越长。当  $\mu = 4 \times 10^{-5}$  时, FxLMS 算法在约 590 次采样时收敛,此时降噪量为 31.10 dB;本文提出的 NNR-MNF 算法在约 24 次采样时收敛,降噪量与 FxLMS 算法接近,收敛速度提高了 95.93%。

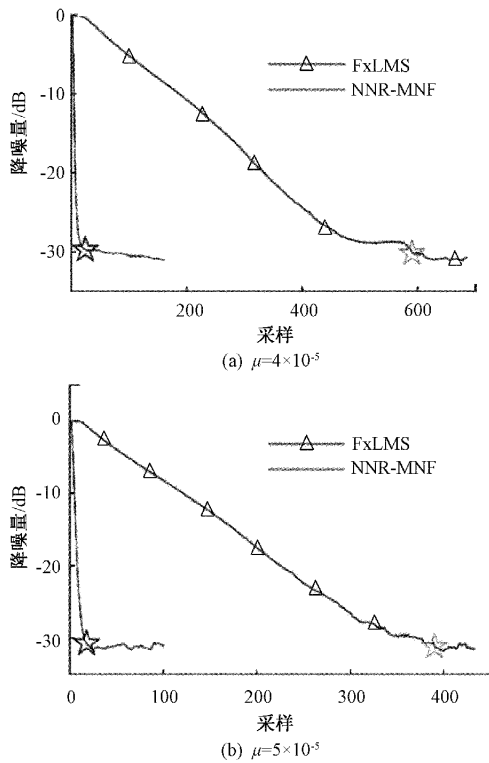


图 10 不同步长条件下各算法收敛性能

当  $\mu = 5 \times 10^{-5}$  时, FxLMS 算法在约 390 次采样时收敛, 此时降噪量为 31.85 dB; NNR-MNF 算法则在约 18 次采样时收敛, 收敛速度相比 FxLMS 仍提高了 95.38%。

2) 突变噪声的控制实验

ANC 技术在工程应用中所面对的另一大问题是噪声突变导致的系统失稳发散问题。为了探索所提出的 NNR-MNF 算法在噪声发生突变时的性能, 本文使用如图 11 所示的突变信号对上述算法做进一步测试。

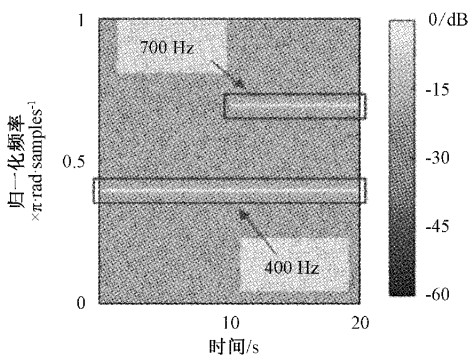


图 11 突变噪声信号的 STFT 谱

如图 11 所示, 所使用的噪声信号由两段组成: 控制开始阶段噪声在频域上具有单一的 400 Hz 谱线, 在控制器收敛后增加 700 Hz 谱线形成双频信号。控制所使用的学习率均取, 此时控制效果如图 12 所示。

如图 12 所示, 当噪声未发生突变时, 各算法的收敛趋势与前文所述的实验结果相类似; 在突变发生后, 各算法

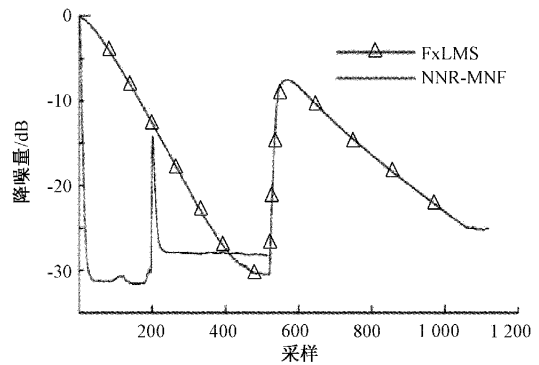


图 12 各算法对于突变噪声的收敛性能

都产生了一定程度的负增益, 其中 FxLMS 算法产生的负增益最高达 23.00 dB, 而 NNR-MNF 算法则为 16.01 dB。

从控制速度的角度看, FxLMS 算法在突变发生后约 495 次采样重新收敛, 此时降噪量约 24.98 dB; NNR-MNF 算法则在约 29 次采样后快速恢复降噪功能, 稳定后降噪量保持在约 28.03 dB, 其控制速度、控制效果均优于传统方法。

2.3 真实复杂噪声信号控制仿真

为验证算法对于复杂噪声的控制性能, 本节使用来自圣卡塔琳娜联邦大学公开的信号处理信息数据集 (signal processing information base, SPIB)<sup>[18]</sup> 在某驱逐舰轮机舱中记录的轮机噪声数据进行进一步测试。本节以平均噪声衰减量 (average noise reduction, ANR) 作为控制算法效能的评价标准, 其定义为<sup>[19-20]</sup>:

$$ANR = 20 \lg \left( \frac{A_e(n)}{A_d(n)} \right) \quad (23)$$

$$A_e(n) = \nu A_e(n-1) + (1-\nu) |e(n)|$$

$$A_d(n) = \nu A_d(n-1) + (1-\nu) |d(n)|$$

其中,  $A_e$  和  $A_d$  是控制后误差信号与期望噪声信号的平均振幅, 具有初值  $A_e(0) = 0, A_d(0) = 0$ , 遗忘因子  $\nu = 0.999$ 。

由于测试使用的噪声能量分布在较宽的频带内, 而常见的扬声器往往难以覆盖这么大的频率范围, 本节使用计算机仿真代替实际实验。测试所使用的噪声经过归一化处理, 其时域波形和频谱如图 13 所示, 测量时的采样率为 19.98 kHz, 总时长 30 s。

如图 13 所示, 其噪声能量主要集中在 6 kHz 以下的低频段, 并在 413.4、1 526、2 012、2 352、4 576、7 995 以及 9 664 Hz 位置存在明显的窄带线谱特征。考虑不同的迭代步长  $\mu = 2 \times 10^{-4}$  和  $\mu = 6 \times 10^{-4}$ , 各算法对该信号降噪性能的仿真曲线对比如图 14 所示。研究时使用图 8 所示的次级响应函数作为次级通道响应及其估计, 即在仿真过程中令  $\hat{S}(z) = S(z)$ , 即假设系统能够对次级路径的传递函数进行完美估计。

在本节实验中, 迭代步长的取值对算法的控制效能的

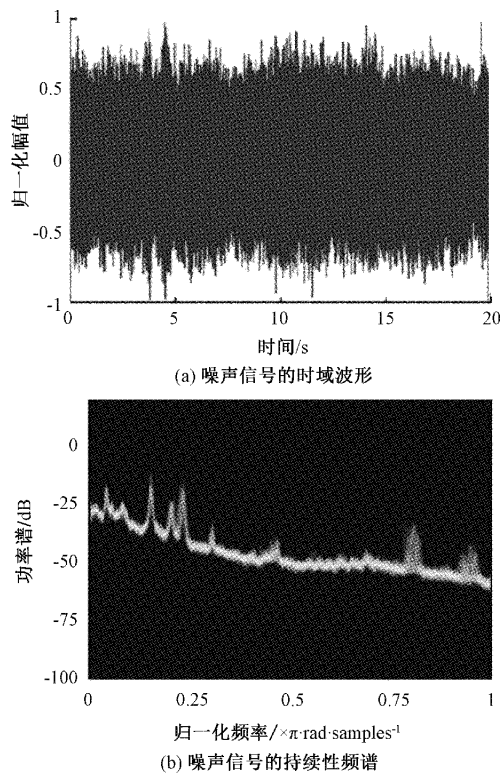


图 13 驱逐舰轮机噪声

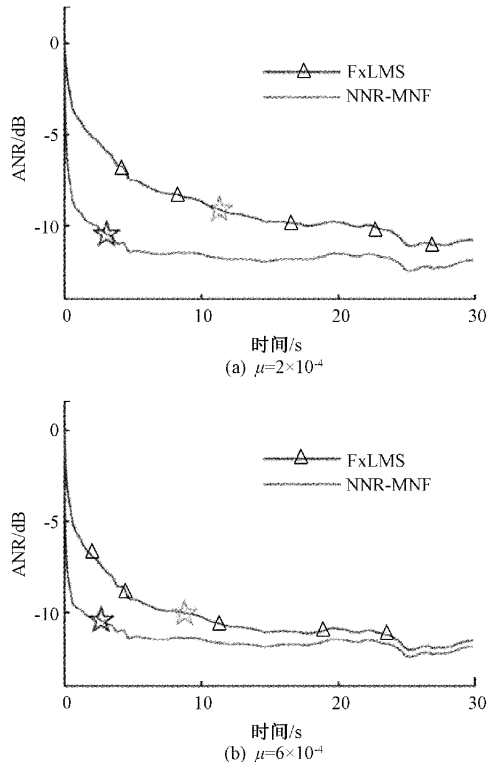


图 14 各算法对驱逐舰轮机噪声的控制性能

影响明显下降,但更大的迭代步长取值仍能缩短反馈 FxLMS 算法的收敛时间,当迭代步长从  $2 \times 10^{-4}$  增大到

$6 \times 10^{-4}$  时,反馈 FxLMS 算法的收敛速度提升了大约 1.96 秒;而 NNR-MNF 算法的收敛曲线与仿真结果相类似,几乎不受迭代步长变化的影响,当迭代步长  $\mu = 6 \times 10^{-4}$  时,NNR-MNF 算法在经过 2.64 秒后基本稳定,收敛速度相比反馈 FxLMS 算法提升了 71.82%。

### 3 结 论

本文针对具有离散线谱特征噪声信号的反馈有源控制问题,设计了一种使用反向传播进行参数更新的最近邻多频陷波器 (NNR-MNF) 模型,该模型使用最近邻回归 (NNR) 先验地计算滤波器的时域最优解,而该解在传统 LMS 系统中需要以迭代的方式进行计算。通过将噪声谱线的频率作为系统参数分布的一种“特征”,寻找一种方式人为地为网络赋予初始参数,节约了计算资源,可有效加快系统收敛速度,尝试为机器学习理论在 ANC 领域的应用提供新的思路。

基于声管的噪声控制实验结果证明,NNR-MNF 对系统迭代步长的变化并不敏感,其控制效果与 FxLMS 算法基本一致,但是收敛速度相比 FxLMS 算法提高了约 95%,且对于信号突变具有更好的适应性。基于驱逐舰轮机舱实测噪声的计算机仿真结果也进一步说明了,本文算法对于具有复杂非平稳特性的混合谱噪声也能起到相比传统方法更好的控制作用,为将机器学习方法引入 ANC 问题的研究提供了新的思路,具有良好的工程价值和现实意义。

### 参考文献

- [1] 吴礼福, 胡秋岑, 陈晶晶. 自校正滤波有源噪声控制算法[J]. 南京大学学报(自然科学), 2022, 58(2): 364-368.
- [2] 袁军, 李军, 孟祥胜, 等. 压缩机噪声的主动噪声控制系统研究[J]. 电子测量技术, 2022, 45(4): 33-38.
- [3] BAI M R, CHEN H, YANG L. A novel approach for feedforward control of noise in ducts using simplified multichannel inverse filters [C]. International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), IEEE, 2019.
- [4] 刘宇, 贾培栋, 高宝成, 等. 金刚石生产车间有源噪声控制系统[J]. 电子测量技术, 2017, 40(2): 5-9.
- [5] ELLIOTT S J, SUTTON T J, RAFAELY B, et al. Design of feedback controllers using a feedforward approach [C]. INTER-NOISE and NOISE-CON Congress and Conference Proceedings. Newport Beach CA: Institute of Noise Control Engineering, 1995: 863-874(12).
- [6] HU J S. Active noise cancellation in ducts using internal model-based control algorithms [J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 1996,

- 4(2): 163-170.
- [7] 埃利奥特. 主动控制中的信号处理[M]. 北京: 国防工业出版社, 2014.
- [8] WU L, QIU X, GUO Y. A generalized leaky FxLMS algorithm for tuning the waterbed effect of feedback active noise control systems[J]. *Mechanical Systems & Signal Processing*, 2018, 106:13-23.
- [9] ZHOU C, ZOU H, QIU X. A frequency band constrained filtered-x least mean square algorithm for feedback active control systems[J]. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 2020, 148(4): 1947-1951.
- [10] 胡清, 滕召胜, 孙彪, 等. 基于变步长自适应陷波器的在线检重抗振方法研究[J]. *仪器仪表学报*, 2019, 40(7):206-215.
- [11] 毛富哲, 徐长秋. 线谱噪声有源控制算法比较[J]. *电子测量技术*, 2020, 43(2):119-122.
- [12] 王磊, 郭洋. 基于多频自适应陷波器的电液伺服振动台共振抑制的研究[J]. *中国工程机械学报*, 2020, 18(6): 481-486.
- [13] 李文涛, 白瑞林, 朱渊渤. 陷波滤波器谐振抑制参数优化方法[J]. *噪声与振动控制*, 2018, 38(3):6.
- [14] 孙志刚, 王国涛, 高萌萌, 等. 基于 kNN 优化算法的密封电子设备多余物定位技术[J]. *电子测量与仪器学报*, 2021, 35(3):94-104.
- [15] 李嘉莹, 赵丽, 边琰, 等. 基于 LDA 和 KNN 的下肢运动想象脑电信号分类研究[J]. *国外电子测量技术*, 2021, 40(1):9-14.
- [16] JR J. Adaptive noise canceling applied to sinusoidal interferences [J]. *IEEE Transactions on Acoustics Speech and Signal Processing*, 1978, 25(6): 484-491.
- [17] GOODFELLOW I, BENGIO, COURVILLE A. *Deep Learning*[M]. Massachusetts: MIT Press, 2016.
- [18] JOHNSON D H, WOOD S. The signal processing information base project: The present and the future[C]. *IEEE International Conference on Acoustics, IEEE*, 1994.
- [19] ZHU W, LUO L, CHRISTENSEN M G, et al. A new feedforward hybrid active control system for attenuating multi-frequency noise with bursty interference [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2020, 144:106859.
- [20] 宋普查, 赵海全. 基于最大混合相关熵准则的主动噪声控制算法[J]. *信号处理*, 2020, 36(6): 942-947.

#### 作者简介

闫宏生, 博士, 副教授, 主要研究方向为有源噪声控制等。

施麟, 硕士研究生, 主要研究方向为有源噪声控制等。

唐俊(通信作者), 博士, 副教授, 主要研究方向为有源噪声控制、换能器设计等。

E-mail: tangjun@tju.edu.cn