

基于改进 PSO 的有源噪声控制算法关键参数在线获取

李春阳¹, 金光灿¹, 刘浩²

(1.上海工程技术大学机械与汽车工程学院, 上海 201600;

2.上海理想汽车科技有限公司, 上海 201800)

✉ lichunyang963@126.com; emily929@126.com; liuhao15@lixiang.com



摘要:针对有源噪声控制(Active Noise Control, ANC)系统中自适应算法关键参数难以最优设置,导致降噪系统性能不理想的问题,提出了一种改进粒子群(PSO)算法用于在线获取 ANC 系统关键参数。该算法在 ANC 系统的实时采样过程中,随机选择粒子作为 ANC 算法的关键参数,并以数据块为单位迭代更新粒子群。算法采用动态的惯性权重和非线性的适应度函数,解决了传统 PSO 算法寻优能力不足和鲁棒性弱的问题。实验结果表明,改进 PSO 算法在 ANC 关键参数在线寻优过程中,仅需 20 次迭代即能找到最优参数值,收敛速度快,并且算法获得的稳态误差值最低,稳定值为-35.6 dB,降噪表现优异。

关键词:有源噪声控制;改进 PSO;在线参数获取;降噪算法

中图分类号:TP391 **文献标志码:**A

Online Acquisition of Key Parameters of Active Noise Control Algorithm Based on Modified PSO

LI Chunyang¹, JIN Guangcan¹, LIU Hao²

(1.School of Mechanical and Automotive Engineering, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201600, China;

2.Shanghai Li Auto Technology Co., Ltd., Shanghai 201800, China)

✉ lichunyang963@126.com; emily929@126.com; liuhao15@lixiang.com

Abstract: A modified Particle Swarm Optimization (PSO) algorithm is proposed in this paper for online acquisition of ANC (Active Noise Control) parameters in response to the problem of difficult optimal setting of key parameters in adaptive algorithms in Active Noise Control (ANC) systems, resulting in unsatisfactory performance of noise reduction systems. The algorithm randomly selects particles as key parameters of the ANC algorithm during real-time sampling of the ANC system, and iteratively updates the particle swarm on a data block basis. The algorithm uses dynamic inertia weights and non-linear fitness functions to solve the problems of insufficient optimization capability and weak robustness of the traditional PSO algorithm. The experimental results show that the improved PSO algorithm can find the optimal parameter value in the online optimization process of ANC key parameters with only 20 iterations. Moreover, the steady-state error obtained by algorithm is the lowest, with a stable value of -35.6 dB and excellent noise reduction performance.

Key words: active noise control; modified PSO; online parameter acquisition; noise reduction algorithm

0 引言(Introduction)

自 20 世纪 80 年代滤波-x 最小均方(FxLMS)算法被提出以来,对于 ANC 算法的研究蓬勃发展^[1-2]。为了获得更好的降噪能力,新提出的有源控制算法引入了各种调节参数,这些关键参数对于算法降噪性能具有显著的影响,不合适的参数会使

ANC 系统的降噪能力显著下降,甚至失效。在过去的研究中,一般采用试错法获取合适的参数值,试错法通过反复比较使用不同参数时算法的降噪效果,从中选取最优的参数,但是该方法费时低效^[3]。MENG 等^[4]将 PSO 优化引入变步长 ANC 算法,用于优化该算法的步长调节因子。JIANG 等^[5]将改进

PSO 算法用于混合 ANC (HANC) 系统关键参数的获取,并取得了降噪效果的提升。MENG 和 JIANG 的方法是使用相同的输入信号进行粒子群寻优,实质仍然是离线获取最优参数值,其方法并不能直接在实时 ANC 系统中使用。

为了解决 ANC 参数难以设置的问题,本文提出了一种能用于在线更新 ANC 关键参数的改进 PSO 算法。该算法在 ANC 系统采样噪声信号的同时,实时优化更新参数值。仿真结果表明,提出的改进 PSO 算法能很好地与常见的 ANC 降噪算法相结合,实现在线获取关键参数的最优值,保证 ANC 系统优秀的降噪效果。

1 有源噪声控制系统(Active noise control system)

有源噪声控制系统是利用声波相消干涉的原理,通过产生幅值相同、相位相反的次级声波抵消不期望的噪声^[6]。常见的单通道前馈控制结构如图 1 所示。其中,主路径为参考传感器到误差传感器之间的声音传播路径,次级路径指次级声源到误差传感器之间的路径。该系统的工作过程如下:噪声源产生噪声并通过主路径传递;参考传感器拾取参考信号 $x(n)$ 作为控制滤波器的输入信号,控制滤波器对信号 $x(n)$ 进行滤波并输出相应的控制信号 $y(n)$, $y(n)$ 驱动次级声源产生抵消声波,初级噪声和次级抵消声波在误差传感器处叠加相消形成局部静音区,误差传感器拾取抵消后的残余误差信号 $e(n)$, $x(n)$ 和 $e(n)$ 共同作用于自适应算法的更新,算法根据相应的控制准则不断在线调整滤波器系数。整个过程持续不断,最终 ANC 系统会获得稳定的降噪效果。

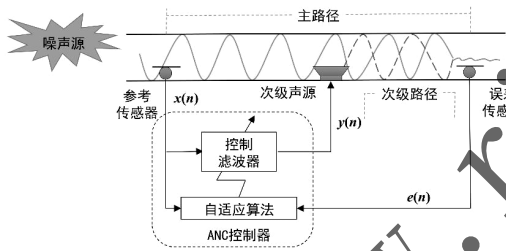


图 1 单通道前馈有源噪声控制示意图

Fig. 1 Schematic diagram of single channel feedforward active noise control

2 改进的粒子群算法及其在 ANC 中的应用 (Modified PSO algorithm and its application in ANC)

2.1 标准粒子群优化算法

粒子群算法是受鸟群觅食规律启发而衍生出的一种进化算法,该算法的核心思想是利用个体共享的信息,促使整个群体的运动在求解空间中从无序到有序逐渐演化,最终获取问题的最优解^[7]。假设种群有 N 个粒子,并在 D 维的搜索空间进行搜寻,则第 i 个粒子当前位置为 $X_{id} = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$,速度为 $V_{id} = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$,目前搜索到的个体最优位置为 $P_{id, \text{pbest}} = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$,群体最优位置为 $P_{d, \text{gbest}} = (p_{1, \text{gbest}}, p_{2, \text{gbest}}, \dots, p_{D, \text{gbest}})$,PSO 算法根据公式(1)和公式(2)迭代更新粒子的速度和位置:

$$v_{id}^{k+1} = wv_{id}^k + c_1 r_1 (p_{id, \text{pbest}}^k - x_{id}^k) + c_2 r_2 (p_{d, \text{gbest}}^k - x_{id}^k) \quad (1)$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1} \quad (2)$$

其中, i 为粒子序号, $i=1, 2, \dots, N$; d 为粒子维度序号, $d=1, 2, \dots, D$; k 为当前的迭代次数; w 为惯性权重; c_1 和 c_2 分别为个体学习因子和群体学习因子,典型值取 $c_1 = c_2 = 2$; r_1 和 r_2 为 $0 \sim 1$ 的随机数。

2.2 改进的粒子群算法

在标准的 PSO 算法中,需要输入重复的数据进行迭代寻优,显然这不符合 ANC 系统实时运行、逐点采样噪声的特点,因此标准的 PSO 算法不能直接在 ANC 系统中使用。本文对于标准 PSO 算法做了如下改进:为了与实时 ANC 系统相配合,在每个采样时刻仅使用一个粒子作为关键参数参与 ANC 系统的运算,该粒子连续使用 L 个采样时间后计算粒子的适应值,并随机不重复地选择下一个粒子作为关键参数。对于粒子总数为 N 的种群,完成一轮粒子群迭代总共需要经历 $N \times L$ 个采样输入信号。通过以上方法,确保了 ANC 系统和粒子群都能在线实时更新,其中 ANC 系统是逐个噪声采样点更新,粒子群算法是逐个数据块 ($N \times L$ 个采样点) 进行更新。标准的粒子群算法在每一轮迭代中需要相同的输入数据,而提出的改进算法是伴随噪声采样实时更新粒子,这是本文提出算法与标准算法最大的不同。

为了获得更好的寻优表现,本文还对 PSO 算法做了以下的改动。

(1)引入线性微分递减的惯性权重调整策略。从公式(1)中可以看出,惯性权重 w 代表上代粒子对当代粒子速度的影响。本文引入了以下线性微分递减的 w 调整策略,保证 PSO 算法在迭代前期使用较大的 w ,充分发掘可能的最优解,而在后期使用较小的 w ,提高局部搜索能力,保证寻优精度^[8]。

$$w = w_{\max} - \frac{w_{\max} - w_{\min}}{t_{\max}} t^2 \quad (3)$$

其中, $w_{\max}$ 和 $w_{\min}$ 分别代表惯性权重的最大值和最小值,分别取 0.9 和 0.4; $t_{\max}$ 和 t 分别代表最大迭代次数和当前迭代次数。

(2)鲁棒的适应度函数。脉冲噪声是 ANC 系统中常见的噪声源,由于含有较多的异常值,因此容易造成算法的发散。在使用粒子群在线估计参数时,同样要考虑脉冲噪声对粒子群寻优的影响。为了增强粒子群应对脉冲噪声的能力,采用如下鲁棒性更强的适应度函数:

$$f = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L (\tanh(e(i)))^2 \quad (4)$$

其中, L 代表连续的 L 个误差信号采样点, $\tanh(\cdot)$ 代表双曲正切函数, $e(i)$ 为误差信号。通过对误差信号做非线性压缩变换,从而消除异常值的不利影响。

2.3 改进 PSO 用于 ANC 算法参数在线估计

为了展示改进 PSO 算法在 ANC 系统中的应用效果,将提出算法应用于 FxMCC-MK 算法关键参数的在线估计^[9]。FxMCC-MK 算法的 ANC 控制器系数更新公式如下:

$$w(n+1) = w(n) + \mu \left[\frac{\lambda(n)}{\sigma} \exp\left(-\frac{|e(n)|}{\sigma}\right) \text{sign}(e(n)) + \frac{1-\lambda(n)}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{e^2(n)}{2\sigma^2}\right) e(n) \right] x_f(n) \quad (5)$$

$$\lambda(n) = 1 - \exp(-\beta e^2(n)) \quad (6)$$

$w(n)$ 为 n 时刻滤波器系数, $e(n)$ 为误差信号, $x_f(n)$ 为滤波后的参考信号, $\lambda(n)$ 为混合参数, $\text{sign}(\cdot)$ 为符号函数。步长 μ 、核宽 σ 及 $\lambda(n)$ 的形状调整参数 β 均属于超参数,对于算法的降噪表现起着关键作用,这里使用提出的改进 PSO 算法将参数在线更新为“正确”值。基于改进 PSO 的 FxMCC-MK 算法的系统框图如图 2 所示,其中 $d(n)$ 为需要抵消的噪声信号, $y(n)$ 为 ANC 控制器输出信号, $y_f(n)$ 为 $y(n)$ 经过次级路径后的信号, $e(n)$ 为误差信号。

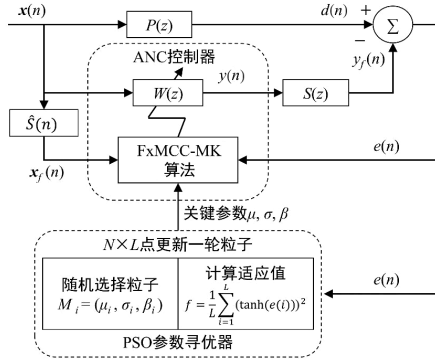


图 2 基于改进 PSO 的 FxMCC-MK 算法系统框图

Fig. 2 System block diagram of FxMCC-MK algorithm based on modified PSO

基于改进 PSO 的 FxMCC-MK 算法的主要执行流程如下。

步骤 1: 设置 PSO 算法关键参数, 包括粒子群规模 N , 粒子维度 D , 数据块长度 L , 最大迭代次数 K 等; 并随机初始化粒子位置和速度。初始化的粒子群如下:

$$M = \begin{bmatrix} \mu_1 & \sigma_1 & \beta_1 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \mu_i & \sigma_i & \beta_i \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \mu_N & \sigma_N & \beta_N \end{bmatrix} \quad (7)$$

步骤 2: 随机不重复地从种群中选择粒子作为 FxMCC-MK 算法的关键参数, 并通过公式 (5) 和公式 (6) 更新控制器系数。每个粒子在 L 个采样时刻内连续使用, 所有粒子完成该步骤需要经历 $N \times L$ 个采样时间。

步骤 3: 完成 L 个采样后, 使用公式 (4) 计算粒子的适应值, 并记录当前粒子的位置和个体最优位置; 当步骤 2 重复一轮后, 比较所有粒子的个体最优位置获得群体最优位置。

步骤 4: 根据公式 (3) 更新惯性权重 ω , 并根据公式 (1) 和公式 (2) 更新所有粒子的速度和位置。

步骤 5: 判断是否满足算法的停止条件, 如果满足则停止粒子群更新, 将最终获得的 gbest 作为最优的参数, 供 ANC 系统继续运行, 如果不满足条件, 则返回步骤 2 继续优化参数。

3 算法的计算性能分析 (Performance analysis of the algorithm)

本文提出的改进 PSO 算法利用随机、分块选择更新粒子, 实现了 ANC 系统关键参数的在线匹配。但不可否认, 改进 PSO 算法的引入增加了实时降噪系统的计算负担, 增加的计算量见表 1。从表 1 中可以看出, 额外增加的计算量不容忽视。为了降低计算负担, 种群粒子总数 N 和数据块长度 L 都不应过大。当控制滤波器长度 P 和次级路径长度 M 较大时, 则增

加的计算量可以相对忽视。除此以外, 改进 PSO 具有在线迭代寻优的特点, 相比直接使用一组较好参数, 使用 PSO 寻优的 ANC 算法在收敛速度上并不具有优势, 这点能在仿真中体现。需要注意的是, 为了保证算法能快速收敛到最优位置, 应当通过经验数据给出粒子位置的大致范围。

表 1 改进 PSO 算法引入的计算量

Tab. 1 The computational complexity introduced by the modified PSO algorithm

算法	分步计算量	总计(最大值)
FxMCC-MK	—	乘除: $2P+2M+18$ 加减: $2P+2M$ 指数: 3
	(1) 基本 FxMCC-MK 计算	
	(2) 每 L 点计算适应值	乘除: $3L+1$ 加减: $3L-1$ 指数: $2L$
FxMCC-MK (改进 PSO)	(3) 每 $N \times L$ 点更新粒子	乘除: $2P+2M+N(3D+2)+3L+23$ 加减: $2P+2M+5ND+3L+1$ 指数: $2L+3$
		乘除: $N(3D+2)+4$ 加减: $5ND+2$

注: 表中 P 表示 ANC 控制滤波器长度, M 表示次级路径长度, N 表示种群粒子总数, D 表示关键参数个数, L 表示参与运算的数据块长度。

4 仿真与分析 (Simulation and analysis)

在计算机仿真中, 将控制滤波器的长度设置为 20, ANC 系统的初级路径 $P(z)$ 和次级路径 $S(z)$ 分别设置如下:

$$P(z) = 0.05z^{-13} - 0.01z^{-14} + 0.01z^{-15} + 0.8z^{-16} + 0.6z^{-17} - 0.2z^{-18} - 0.5z^{-19} - 0.1z^{-20} + 0.4z^{-21} - 0.05z^{-22} \quad (8)$$

$$S(z) = 0.05z^{-6} - 0.01z^{-7} + 0.95z^{-8} + 0.01z^{-9} - 0.9z^{-10} \quad (9)$$

采用平均噪声衰减量 (ANR) 评价算法的降噪表现, ANR 按如下公式定义^[9]:

$$ANR(n) = 20 \lg \frac{A_e(n)}{A_d(n)} \quad (10)$$

$$\begin{cases} A_e(n) = \eta A_e(n-1) + (1-\eta) |e(n)| \\ A_d(n) = \eta A_d(n-1) + (1-\eta) |d(n)| \end{cases} \quad (11)$$

其中, $A_e(\cdot)$ 和 $A_d(\cdot)$ 的初始值均为 0, η 是遗忘因子, 一般取 0.999。

仿真中使用服从标准对称 α 稳定 (Symmetric α -Stable, S α S) 分布的数据模拟脉冲噪声^[6], S α S 分布的特征函数如下:

$$\varphi(n) = \exp(-|t|^\alpha) \quad (12)$$

其中, α 为特征指数, $\alpha \in (0, 2]$, α 越小, 生成的数据脉冲性越强, 图 3 为 $\alpha=1.6$ 时的脉冲噪声信号。仿真中粒子群的基本设定为粒子群规模 $N=20$, 数据块长度 $L=20$, 最大迭代次数 $K=50$, 粒子维度 D 与 ANC 算法关键参数个数一致。

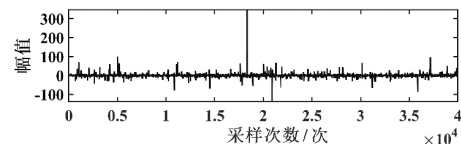


图 3 $\alpha=1.6$ 时生成的脉冲噪声信号

Fig. 3 Impulse noise signals generated at $\alpha=1.6$

首先,在 ANC 系统中,分别使用改进 PSO 在线匹配参数和试错法精确指定参数,比较不同方式下 FxMCC-MK 算法的降噪表现,参考噪声采用 $\alpha=1.6$ 的脉冲噪声信号。改进 PSO 算法关键参数的寻优范围为 $\mu \in [1e-4, 1e-3]$ 、 $\sigma \in [1, 10]$ 、 $\beta \in [0.1, 1]$ 。图 4 为改进 PSO 在线匹配 ANC 参数的收敛曲线,从图 4 中可以看出,改进 PSO 算法快速收敛,大约在 20 轮迭代后即能找到最优解,获取到的最优参数值为 $\mu=5.807\ 6e \times 10^{-4}$ 、 $\sigma=4.966\ 1$ 、 $\beta=0.512\ 3$ 。改进 PSO 和试错法的降噪效果对比如图 5 所示。case1 为通过试错法反复实验得出的最优参数组合,case2~4 在 case1 参数的基础上有略微改动。从图 5 中可以明显看出,case1 同时兼顾了收敛速度和稳态误差,降噪效果可以认为是最好的。在 case2~4 中,参数发生改动后,算法的降噪效果也相应受到影响,如果参数改动较大,甚至可能导致算法不收敛或者失稳。相比 case1,改进 PSO 算法收敛速度略慢,但是获得了更低的稳态误差值。以上结果表明,改进 PSO 算法能够快速在线获取最优参数,虽然 ANC 系统的收敛速度会略微降低,但是降噪效果会得到提升。

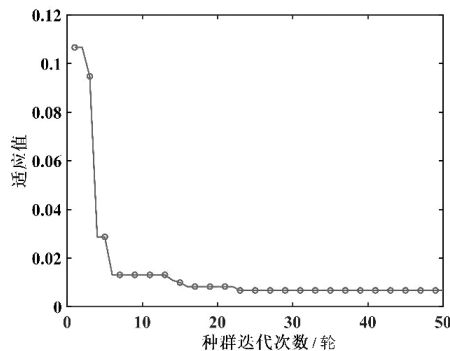


图 4 改进 PSO 匹配 ANC 关键参数的收敛曲线

Fig. 4 The convergence curve of modified PSO matching ANC key parameters

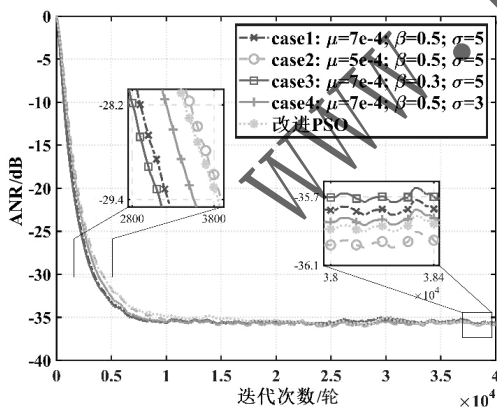


图 5 改进 PSO 与试错法的 ANR 对比

Fig. 5 Comparison of ANR between modified PSO and trial and error method

其次,将使用改进 PSO 的 FxMCC-MK 算法与常见 ANC 算法进行降噪性能对比分析,参与对比的另外三种算法分别是滤波-x 最小 P 范数 (FxLMP) 算法、基于 sigmoid 变换的 FxsigmoidLMS 算法和基于对数变换的 FxlogLMS 算法,新引进的三种算法的特点为参数只有步长 μ , 比较容易通过试错法确定最优值^[10-12]。不同算法的降噪效果如图 6 所示,从中可以

看出直接使用试错法的 FxMCC-MK 算法在收敛速度上具有绝对优势,使用改进 PSO 的 FxMCC-MK 算法收敛速度略慢于直接使用试错法,但与 FxsigmoidLMS 算法相近,明显优于 FxLMP 算法和 FxlogLMS 算法。此外, FxMCC-MK (改进 PSO) 算法的稳态误差值是最低的,稳定值为 -35.6 dB。由此可见,通过改进 PSO 在线匹配关键参数,虽然会略微降低 FxMCC-MK 算法本身的收敛速度,但是整体上该算法的降噪性能仍然要优于其他三种算法。

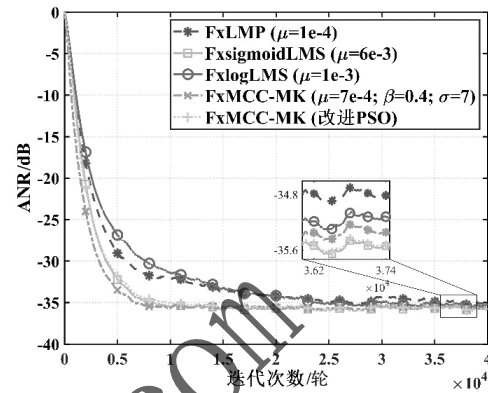


图 6 与常见 ANC 算法降噪效果对比

Fig. 6 Comparison of noise reduction effect with

common ANC algorithm

5 结论 (Conclusion)

本文提出了一种用于在线获取 ANC 系统关键参数的改进 PSO 算法,该算法通过在降噪过程中随机选择粒子,并作为关键参数用于降噪系统的运行,算法以数据块为单位进行粒子群的迭代更新,实现了 PSO 参数寻优与实时 ANC 系统的同步运行。此外,引入了线性微分递减的惯性权重调整策略,保证了算法的寻优能力;使用非线性的双曲正切函数压缩异常的噪声信号,增强了适应度函数的鲁棒性。未来,将提出的改进 PSO 框架用于 FxMCC-MK 算法关键参数的在线寻优中,并分析增加的计算负担。实验结果表明,改进 PSO 算法能够实现关键参数的快速寻优,并且保持了 ANC 系统优秀的降噪能力,在实际应用中具有潜在的价值。

参考文献 (References)

- [1] LU L, YIN K L, DE LAMARE R C, et al. A survey on active noise control in the past decade—part I: linear systems[J]. Signal Processing, 2021, 183: 108039.
- [2] CHANG C Y, CHUANG C T, KUO S M, et al. Multifunctional active noise control system on headrest of airplane seat[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 167: 108552.
- [3] ZHU Y Y, ZHAO H Q, ZENG X P, et al. Robust generalized maximum correntropy criterion algorithms for active noise control[J]. IEEE/ACM Transactions on Audio, Speech, and Language Processing, 2020, 28: 1282-1292.
- [4] MENG H, CHEN S M. Particle swarm optimization based novel adaptive step-size FxLMS algorithm with reference signal smoothing processor for feedforward active noise control systems[J]. Applied Acoustics, 2021, 174: 107796.

(下转第 62 页)