

传感信号宽带噪声实时自适应抑制方法

文玉梅^{*①②} 朱宇^①

^①(上海交通大学电子信息与电气工程学院 上海 200240)

^②(海底科学与划姐全国重点实验室 上海 200240)

摘要: 自适应滤波是滤除传感输出中宽带噪声的常用方法。自适应过程跟随传感信号统计特征的变化进行调整,收敛时自适应滤波器输出为传感信号的最优估计,而收敛前的调整过程中输出并非最优,且会产生畸变引入额外噪声。该文根据噪声标准差 σ 对传感输出进行实时量化变换,变换结果基本保持平稳,且保留传感信号和噪声信息。以变换结果为待滤波信号,自适应滤波器一旦收敛就始终处于收敛状态。对实际传感输出的处理表明,该方法适用于各类传感输出的宽带噪声实时抑制,输出不会产生畸变引入额外噪声。

关键词: 宽带噪声; 噪声抑制; 量化; 实时滤波; 自适应算法

中图分类号: TN911.72

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2025)05-0001-11

DOI: 10.11999/JEIT250018

1 引言

由于传感系统本身的热噪声以及环境中存在各种不相关的干扰,任何传感系统的输出中均包含宽带噪声,这会导致传感输出信噪比降低,对传感信号的准确获取产生不利影响^[1,2],导致传感系统的性能下降^[3,4]。自适应滤波是抑制宽带噪声的有效方法,其起源于维纳滤波理论。维纳滤波本质上是对目标信号在最小均方误差下的最优估计^[5],它需要根据目标信号的自相关函数来构造滤波器,这就导致维纳滤波只能适用于目标信号自相关函数已知的情况。自适应滤波将目标信号作为参考信号,通过迭代的方式逼近最优滤波器系数^[6]。若目标信号或者噪声的统计特征发生变化,迭代过程将自适应调整,重新逼近新的最优滤波器。

实际传感过程中无法得到纯净的传感信号作为参考,因此采用信号预测的方法,将传感输出及其时延分别作为自适应滤波器的参考和输入,进行信号预测,预测结果即为传感信号的估计^[7,8]。传感输出的统计特性不仅和噪声的统计特性有关,还会随着传感信号的变化而变化,且这种变化不可预知,若直接对传感输出进行滤波,则所有自适应算法都无法避免滤波器会跟随传感信号变化进行调整,调整过程中滤波器产生的输出并不是最优估计,且相对于输入产生畸变,这引入了额外噪声。调整的过程越长,非最优滤波和产生畸变的时间越长。不同自适应算法的调整速度不同,收敛到新稳

态所需的时间也不同。常用的自适应算法包括最小均方(Least Mean Square, LMS)算法和递归最小二乘(Recursive Least Squares, RLS)算法。其中LMS算法采用瞬时误差代替平均误差,基于最陡下降法调整,其结构简单,性能稳定,计算复杂度低,易于实现^[9,10],应用最为广泛,但是,传统LMS算法收敛速度缓慢^[11],大量学者通过采用变步长LMS算法来改善这一问题,Shi等人^[12]和火元莲等人^[13]提出的基于Versoria函数的变步长LMS(Versoria Variable Step Least Mean Square, VVSLMS)、Tiglea等人^[14]提出的基于Sigmoid函数的变步长LMS算法(Sigmoid Variable Step Least Mean Square, SVSLMS)以及Patel等人^[15]和Kumar等人^[16]提出的变步长LMS算法,均在滤波器输出与期望相差较大时,采用较大的迭代步长,这些变步长LMS算法通常计算复杂,存在多个需要调优的参数^[17],且只能在一定程度上提高传统LMS算法的收敛速度,减少自适应滤波器重新进入新稳态所需的迭代次数。RLS算法通过使估计误差的加权平方和最小,来确定最优滤波器系数向量,其收敛速度快于LMS算法^[18-20]。尽管各种算法中自适应滤波器系数的更新规则和方式不同,随着输入信号统计特征变化,滤波器都无法避免向新稳态收敛这一过程。

为了解决传感信号变化时,自适应滤波器无法对传感输出进行最优滤波以有效滤除噪声,并且可能引入额外噪声这一问题,本文提出一种新的传感输出自适应滤波去噪方法:根据噪声标准差 σ 实时对传感输出进行量化变换并构造新的待滤波信号,该信号始终包含有用信号和噪声信息,基本保持平稳,使滤波器始终工作于收敛状态,克服了自适应滤波器向新稳态收敛过程中输出不是最优估计,波形产生畸变并引入额外噪声的问题。

收稿日期: 2025-01-10; 改回日期: 2025-03-31; 网络出版: 2025-04-15

*通信作者: 文玉梅 yumei.wen@sjtu.edu.cn

基金项目: 国家重点研发计划(2021YFC2202803)

Foundation Item: The National Key R&D Program of China (2021YFC2202803)

2 原理

任何传感输出均包含宽带噪声, 经过抗混叠滤波后采样的传感输出可表示为

$$x(n) = s(n) + N(n) \quad (1)$$

其中, $x(n)$ 为传感输出, $s(n)$ 为传感信号, $N(n)$ 为宽带噪声。实际传感过程中, 若传感器状态和条件不改变, 则可认为 $N(n)$ 保持平稳, 且大部分 $N(n)$ 可假设服从高斯分布。为了方便分析, 假设 $N(n)$ 为均值为0, 标准差为 σ 的白噪声, 令

$$\Delta_N(n) = N(n) - N(n-1) \quad (2)$$

其中, $\Delta_N(n)$ 的方差 σ_{Δ}^2 为 $N(n)$ 和 $N(n-1)$ 的方差之和, 所以 $\sigma_{\Delta}^2 = 2\sigma^2$, $\Delta_N(n)$ 的标准差 $\sigma_{\Delta} = \sqrt{2}\sigma$, $\Delta_N(n)$ 仍服从高斯分布^[21], 其幅值以99.7%的概率分布于区间 $[-3\sqrt{2}\sigma, 3\sqrt{2}\sigma]$ 内。

对传感信号进行状态估计, 计算传感输出差分

$$\Delta_x(n) = x(n) - x(n-1) \quad (3)$$

根据以上分析, 令阈值 $R = 3\sqrt{2}\sigma$, 若 $|\Delta_x(n)| \geq R$, 即 $x(n)$ 的幅值变化大概率超出了 $N(n)$ 的幅值变化范围, 说明此变化是由 $s(n)$ 的幅值变化所引起, 认为此时 $s(n)$ 处于变化状态; 若 $|\Delta_x(n)| < R$, 即 $x(n)$ 的幅值变化未超出 $N(n)$ 的幅值变化范围, 认为此变化仅由 $N(n)$ 引起, 而 $s(n)$ 处于不变状态。

为了使自适应滤波器始终工作于收敛状态, 保证其输出不产生畸变而引入新的噪声, 需要构造新的待滤波信号, 该信号能够反映 $N(n)$ 的特征, 且基本保持平稳, 不受 $s(n)$ 变化的影响。对 $x(n)$ 进行量化变换, 首先得到 $p(n)$

$$p(n) = \begin{cases} \left[\frac{x(n)}{Q} \right] \cdot Q, & |\Delta_x(n)| \geq R \\ p(n-1), & |\Delta_x(n)| < R \end{cases} \quad (4)$$

其中, $[\cdot]$ 代表四舍五入取整运算, Q 为量化尺度, 并规定 $p(0) = [x(0)/Q] \cdot Q$ 。

由于 $N(n)$ 的幅值以99.7%的概率分布于区间 $[-3\sigma, 3\sigma]$ 内, 认为 $x(n)$ 超出该区间的部分均由 $s(n)$ 引起, 因此取量化尺度 $Q = 3\sigma$ 。

根据 $p(n)$, 构造新序列 $q(n)$

$$q(n) = x(n) - p(n) \quad (5)$$

其中, $q(n)$ 即为对 $x(n)$ 实时进行量化变换的变换结果, 也是新的待滤波信号。

将式(1)、式(4)代入式(5)中, 可得

$$q(n) = \begin{cases} s(n) - \left[\frac{x(n)}{Q} \right] \cdot Q + N(n), & |\Delta_x(n)| \geq R \\ s(n) - p(n-1) + N(n), & |\Delta_x(n)| < R \end{cases} \quad (6)$$

当 $|\Delta_x(n)| \geq R$ 时, $p(n)$ 为对 $x(n)$ 按照量化尺度 Q 进行量化的结果, $q(n)$ 为量化余量。 $q(n)$ 的幅值分布于区间 $\left[-\frac{3}{2}\sigma, \frac{3}{2}\sigma\right]$ 内, 显然其均值 $E[q(n)] = 0$,

方差 $\sigma_q^2 = \frac{Q^2}{12} = \frac{3}{4}\sigma^2$ ^[22]; $p(n)$ 中包含 $N(n)$, 因此可以反映 $N(n)$ 的特征。

当 $|\Delta_x(n)| < R$ 时, $s(n)$ 处于不变状态。假设 $s(n)$ 持续 M 点不变化, 即 $s(n) = s(n-1) = \dots = s(n-M)$, 有 $|\Delta_x(n-i)| < R, i=0, 1, \dots, M-1$ 。则 $p(n)$ 为

$$p(n) = p(n-i) = \left[\frac{x(n-M)}{Q} \right] \cdot Q \quad (7)$$

根据式(5), 此时 $q(n)$ 为

$$q(n) = x(n) - p(n-i) = x(n) - \left[\frac{x(n-M)}{Q} \right] \cdot Q \quad (8)$$

$q(n)$ 的均值 $E[q(n)]$ 和方差 σ_q^2 分别为

$$E[q(n)] = E \left\{ x(n) - x(n-M) + x(n-M) - \left[\frac{x(n-M)}{Q} \right] \cdot Q \right\} = 0 \quad (9)$$

$$\begin{aligned} \sigma_q^2 &= E \{ N^2(n) \} + E \{ N^2(n-M) \} \\ &+ E \left\{ \left(x(n-M) - \left[\frac{x(n-M)}{Q} \right] \cdot Q \right)^2 \right\} \\ &- 2E \left\{ N(n-M) \left[\frac{x(n-M)}{Q} \right] \cdot Q \right\} \end{aligned} \quad (10)$$

$$\text{其中 } E \left\{ N(n-M) \left[\frac{x(n-M)}{Q} \right] \cdot Q \right\} = E \left\{ N(n-M) \left[\frac{N(n-M)}{Q} \right] \cdot Q \right\}$$

只考虑 $N(n)$ 在区间 $[-3\sigma, 3\sigma]$ 内的情况, 有

$$N(n) = \begin{cases} 0, & -\frac{3}{2}\sigma < N(n) < \frac{3}{2}\sigma \\ 1, & \frac{3}{2}\sigma < N(n) < 3\sigma \\ -1, & -3\sigma < N(n) < -\frac{3}{2}\sigma \end{cases} \quad (11)$$

设 $f(x)$ 为噪声 $N(n)$ 的概率密度函数, 取高斯分布, 有

$$E \left\{ N(n) \left[\frac{N(n)}{Q} \right] \cdot Q \right\} = 2Q \int_{-\frac{3}{2}\sigma}^{3\sigma} x f(x) dx \approx \frac{3}{4}\sigma^2 \quad (12)$$

由式(10)可得

$$\sigma_q^2 \approx \sigma^2 + \sigma^2 + \frac{Q^2}{12} - \frac{3}{2}\sigma^2 = \frac{5}{4}\sigma^2 \quad (13)$$

以上分析表明, 量化变换后, 尽管两种情况下

$q(n)$ 的方差不完全相同, 有较小变化, 但均值均为0。采用线性预测的方法, 将 $q(n)$ 作为自适应滤波器的参考信号, 以其时延 $q(n-n_0)$ 作为滤波器的输入信号, n_0 为时延长度。其原理如图1所示。由于 $q(n)$ 的均值始终为0, 因此自适应滤波器最终收敛位置不变, 滤波器一旦收敛, 就不会重新调整。

收敛时滤波器的输出 $y(n)$ 为 $q(n)$ 的 n_0 步线性预测, 因此有

$$R[q(n-n_0), y(n)] = R[q(n-n_0), q(n)] \quad (14)$$

时延 n_0 已完全去除 $N(n)$ 和 $N(n-n_0)$ 的相关性, 则 $\left[\frac{x(n)}{Q}\right] \cdot Q$ 和 $\left[\frac{x(n-n_0)}{Q}\right] \cdot Q$ 中包含 $N(n)$ 的项和 $N(n-n_0)$ 的项均不相关, 因此当 $|\Delta_x(n)| \geq R$ 时, 有

$$R[q(n-n_0), q(n)] = R[\varepsilon_s(n-n_0), \varepsilon_s(n)] \quad (15)$$

其中

$$\varepsilon_s(n) = s(n) - \left[\frac{s(n)}{Q}\right] \cdot Q \quad (16)$$

于是, 滤波器的输出 $y(n)$ 即为 $\varepsilon_s(n)$ 估计

$$y(n) = \hat{\varepsilon}_s(n) = s(n) - \left[\frac{s(n)}{Q}\right] \cdot Q + e_s(n) \quad (17)$$

其中, $e_s(n)$ 是滤波器输出的估计误差, 仅与滤波器的自身性能有关。

为获得最终估计, 用 $p(n)$ 对 $\left[\frac{s(n)}{Q}\right] \cdot Q$ 进行补偿, 有

$$\begin{aligned} \hat{s}(n) = y(n) + p(n) = s(n) - \left[\frac{s(n)}{Q}\right] \cdot Q \\ + \left[\frac{x(n)}{Q}\right] \cdot Q + e_s(n) \end{aligned} \quad (18)$$

$\hat{s}(n)$ 即为 $|\Delta_x(n)| \geq R$ 时, 抑制噪声后的最终输出。设补偿误差 $d_\varepsilon(n)$ 为

$$d_\varepsilon(n) = \left[\frac{x(n)}{Q}\right] \cdot Q - \left[\frac{s(n)}{Q}\right] \cdot Q \quad (19)$$

由 $E[q(n)] = E[\varepsilon_s(n)] = E[N(n)] = 0$ 可得估计误差的均值 $E[d_\varepsilon(n)] = 0$, 即

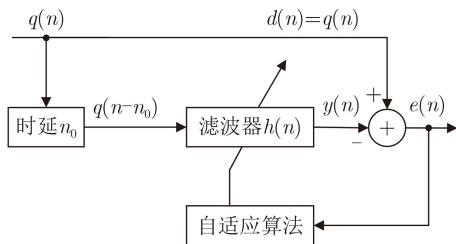


图1 宽带随机噪声实时抑制原理图

$$E \left\{ \left[\frac{s(n)}{Q} \right] \cdot Q - \left[\frac{x(n)}{Q} \right] \cdot Q \right\} = 0 \quad (20)$$

式(20)表明, $\left[\frac{s(n)}{Q}\right] \cdot Q$ 是 $\left[\frac{x(n)}{Q}\right] \cdot Q$ 的无偏估计, 那么采用 $\left[\frac{x(n)}{Q}\right] \cdot Q$ 补偿量化变换能够得到 $s(n)$ 的无偏估计。 $d_\varepsilon(n)$ 的方差为

$$\begin{aligned} \sigma_d^2 = E[q^2(n)] + E[\varepsilon_s^2(n)] + E[N^2(n)] \\ - 2E[q(n)\varepsilon_s(n)] - 2E[q(n)N(n)] \\ + 2E[N(n)\varepsilon_s(n)] \end{aligned} \quad (21)$$

其中, $E[q^2(n)] = E[\varepsilon_s^2(n)] = \frac{Q^2}{12}$, $E[q(n)\varepsilon_s(n)] = E[\varepsilon_s(n)\varepsilon_s(n)]$, $E[N(n)\varepsilon_s(n)] = 0$ 。因此有

$$\sigma_d^2 = 2E \left\{ N(n) \left[\frac{N(n)}{Q} \right] \cdot Q \right\} - E[N^2(n)] \quad (22)$$

由式(12)可得 $\sigma_d^2 \approx 0.5\sigma^2$ 。通过以上分析可知, 当 $|\Delta_x(n)| \geq R$ 时, 补偿量化变换会引入噪声, 虽然该噪声方差约为原噪声方差的1/2, 但是输出中还包含滤波器输出的估计误差, 因此该区间内去噪效果并不明显。

当 $|\Delta_x(n-i)| < R$ 时, 若 $i = 0, 1, \dots, M-1$, 即 $s(n)$ 保持 M 点不变, $q(n)$ 为 $x(n)$ 与 $\left[\frac{x(n-M)}{Q}\right] \cdot Q$ 相减的结果, $\left[\frac{x(n-M)}{Q}\right] \cdot Q$ 在区间 $|\Delta_x(n-i)| < R$ 内不随着 $N(n)$ 的变化而变化, 因此自适应滤波对其没有影响, 仅会滤除 $q(n)$ 中包含的噪声 $N(n)$, 即

$$R[q(n-n_0), q(n)] = R[\varepsilon_s(n-M-n_0), \varepsilon_s(n-M)] \quad (23)$$

此时滤波器输出为

$$y(n) = s(n) - \left[\frac{x(n-M)}{Q}\right] \cdot Q + e_s(n) \quad (24)$$

最终估计 $\hat{s}(n)$ 为

$$\hat{s}(n) = y(n) + \left[\frac{x(n-M)}{Q}\right] \cdot Q = s(n) + e_s(n) \quad (25)$$

式(25)表明, 当 $|\Delta_x(n)| < R$ 时, 最终输出就是 $s(n)$ 的最优估计, 误差 $e_s(n)$ 仅仅由自适应滤波确定。

本文提出方法的流程图如图2所示。

图2中, L 为滤波器长度, μ 为迭代步长。 μ 由滤波器长度 L 以及噪声标准差 σ 共同确定。为了保证LMS算法能够收敛, 则步长应当满足条件

$$0 < \mu \leq \mu_{\max} = \frac{2}{\sum_{j=n-L-n_0+1}^{n-n_0} q^2(j)} \quad (26)$$

当 $|\Delta_x(n)| \geq R$ 时, 由式(6)可得: $q(n)$ 的幅值

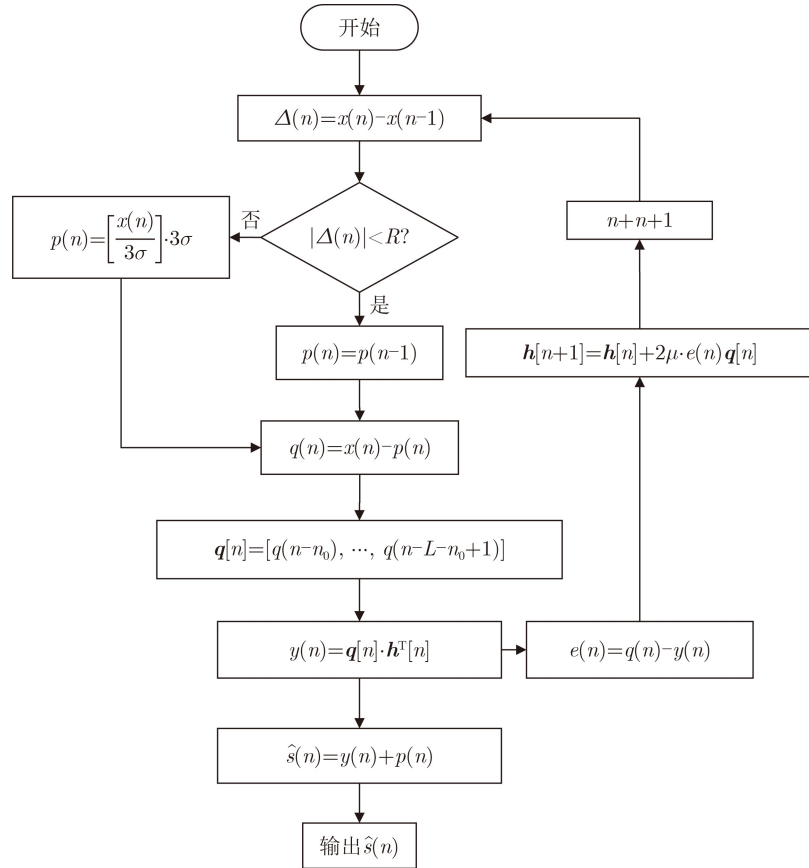


图2 本文方法处理流程

分布于区间 $\left[-\frac{3}{2}\sigma, \frac{3}{2}\sigma\right]$ 内; 当 $|\Delta_x(n)| < R$ 时, 将式(1)代入式(8), 可得 $q(n)$ 幅值的绝对值 $|q(n)|$ 满足

$$|q(n)| \leq \left| s(n) - \left[\frac{x(n-M)}{Q} \right] \cdot Q \right| + |N(n)| \leq 6\sigma \quad (27)$$

此时, $|q(n)|$ 的幅值分布于区间 $[-6\sigma, 6\sigma]$ 内。因此, 对于任意时刻 n , 有

$$\sum_{j=n-L-n_0+1}^{n-n_0} q^2(j) \leq L(6\sigma)^2 \quad (28)$$

令步长 μ 为

$$\mu = \frac{1}{18L\sigma^2} \quad (29)$$

此时有 $\mu \leq \mu_{\max}$, 即可保证定步长LMS算法能够实现传感输出中宽带噪声的实时自适应抑制。

3 方法验证

理论分析表明合理的阈值可以准确估计 $s(n)$ 状态。为了验证分析的正确性, 采用计算机模拟阈值 $R = 3\sqrt{2}\sigma$ 时, 提出方法对几种典型的传感信号被白噪声污染情况下的实时跟随以及噪声抑制情况, 并与RLS算法、归一化LMS(Normalized LMS, NLMS)算法、VVSLMS算法以及SVSLMS算法的

跟随和滤波效果进行对比。为避免偶然性, 对每种算法分别进行100次独立仿真并求其统计平均。

3.1 带限阶跃类型传感信号

带限阶跃类信号是一类常见的传感信号类型, 这类信号通常在较短时间内变化较快, 随后即进入不变状态。图3展示了 $s(n)$ 为带限阶跃信号时, 传感输出差分的具体波形(图3(a))以及利用所提方法实时进行量化变换的结果(图3(b))。

图3(a)表明, 在带限阶跃信号的快速变化阶段, 阈值 $R = 3\sqrt{2}\sigma$ 精确地估计了传感信号的状态; 图3(b)表明, 此时量化变换的结果基本保持平稳, 与理论分析符合。

图4展示了所提方法与其余自适应算法对相同含噪带限阶跃信号实时处理前后的波形(图4(a))以及跟随时产生的均方误差对比(图4(b))。

图4表明, 本文所提方法在对带限阶跃信号变化部分跟随时输出没有产生畸变, 因此均方误差均远小于其余自适应算法, 且始终小于原始噪声的方差。

表1展示了本文方法与其余自适应算法对相同含噪带限阶跃信号实时处理前后的信噪比提升量以及跟随时产生的最大均方误差。

表1中, 由于其余自适应算法的输出产生畸变并引入额外噪声, 因此滤波后信噪比提升量为负

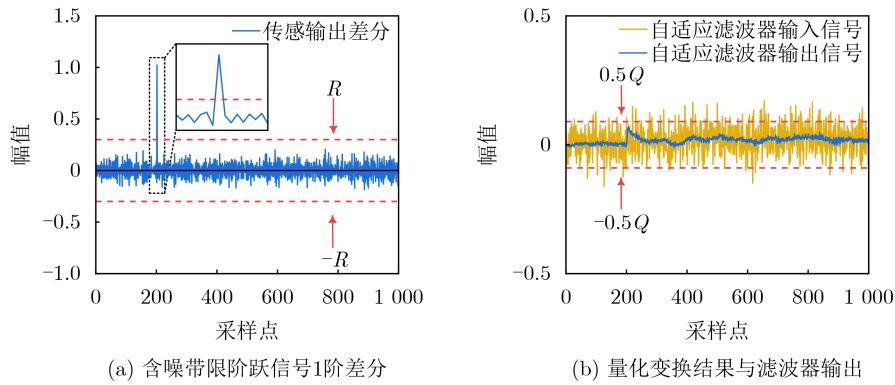


图3 含噪带限阶跃信号的差分以及量化变换的结果

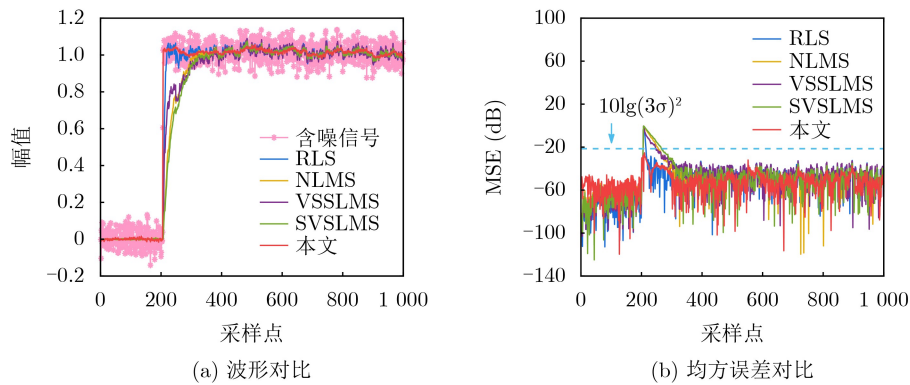


图4 含噪带限阶跃信号滤波前后对比

表1 传感信号为带限阶跃信号时不同方法滤波效果对比(dB)

自适应算法	信噪比提升量	最大均方误差
本文	10.591 8	-27.716 5
RLS	-15.286 7	-0.330 0
NLMS	-20.883 2	-0.467 5
SVSSLMS	-21.761 1	0.503 4
VSSLMS	-18.064 8	-0.429 7

值。提出方法在对含噪带限阶跃信号进行跟随和滤波时，产生的最大均方误差为其余自适应算法的0.15%~0.19%，并且始终小于原始噪声的方差；滤波后信噪比提升量比其余自适应算法高25.88~

32.35 dB。通过分析表1可以认为提出方法成功实现对带限阶跃信号的实时跟随与滤波，并解决了输出产生畸变引入额外噪声的问题。

3.2 周期变化类型传感信号

周期信号也是一种典型的传感输出，产生自传感信号的周期变化或者振荡传感机理，当周期信号开始输出时，传感输出会产生突变：从非周期输出转变为周期输出。图5展示了在第1000个采样点处，正弦信号 $s(n)$ 开始输出时，传感输出差分的具体波形以及利用提出方法实时进行量化变换的结果。

由于传感信号呈现周期性变化，因此传感信号变化和不变的状态交替出现，因此量化变换的结果

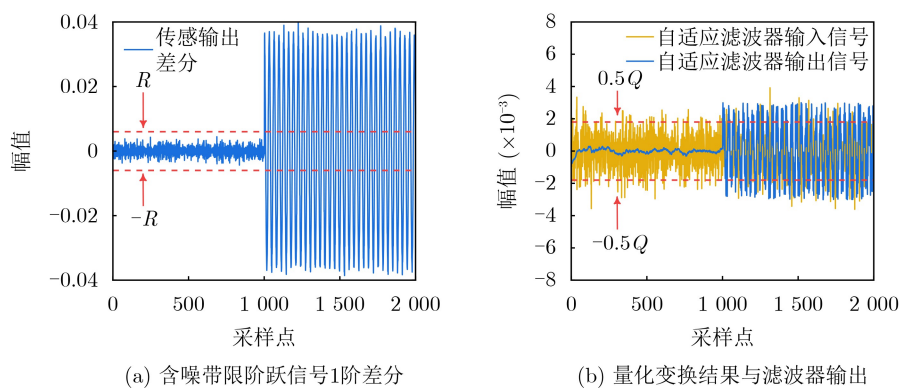


图5 含噪单边正弦信号的差分以及量化变换的结果

会有波动, 图5(a)表明, 阈值 $R = 3\sqrt{2}\sigma$ 精确地估计了正弦信号开始输出的位置; 图5(b)表明, 此时量化变换的结果仍然基本保持平稳, 与理论分析符合。

图6展示了所提方法与其他自适应算法对相同含噪单边正弦信号实时处理前后的波形以及跟随时产生的均方误差对比。

图6表明, 本文所提方法在对从非周期到周期输出的突变跟随时输出没有产生畸变, 因此均方误差均远小于其余自适应算法, 且始终小于原始噪声的方差。

表2展示了本文方法与其他自适应算法对相同含噪单边正弦信号实时处理前后的信噪比提升量以及跟随时产生的最大均方误差。

表2中, 由于其余自适应算法的输出产生畸变并引入额外噪声, 因此滤波后信噪比提升量为负值。提出方法在对含噪单边正弦信号进行跟随和滤波时, 产生的最大均方误差为RLS算法的0.3%, 为所对比的LMS算法的0.06%~0.08%, 并且始终小于原始噪声的方差; 滤波后信噪比提升量较RLS算法高10.25 dB, 较所对比的LMS算法高26.53~29.61 dB。通过分析表2可以认为提出方法成功实现对单边正弦信号的实时跟随与滤波, 并解决了输出产生畸变引入额外噪声的问题。

4 实际信号处理

实际传感输出主要有以下几种形式: (1)静态或准静态信号, 这一类信号通常变化较为缓慢。(2)以阶跃、阶梯为典型代表的包含传感信号迅速变化阶段的信号。(3)周期或者准周期信号, 这类信号一个周期内可能同时存在传感信号变化阶段与不变阶段。

采用本文所提出的方法对上述3种形式的实际传感输出进行实时滤波, 将滤波结果与RLS算法、NLMS算法、VSSLMS算法以及SVSSLMS算法进行

对比, 从跟随误差的角度分析本文提出方法对实际传感输出的跟随和滤波能力。

4.1 准静态类传感输出

该类传感输出通常变化缓慢或者不变, 其差分的绝对值始终较小, 即传感信号始终处于未变化阶段。

图7展示了提出方法对激光干涉仪镜组温度信号实时处理前后的时域波形对比。

本组信号始终缓慢变化, 其差分始终小于阈值, 因此其是一组准静态信号。图7表明提出方法对准静态传感输出滤波效果良好。

图8展示了所提方法与其他自适应算法对激光干涉仪镜组温度信号实时处理的效果对比。

图7和图8表明, 对于准静态的传感输出, 由于其变化较为缓慢, 本文以及其他自适应去噪方法都能够很好地跟随传感信号并抑制宽带噪声, 且去噪过程中均不会产生畸变。

4.2 阶梯、阶跃类传感输出

该类传感输出通常在阶梯、阶跃的上升或下降阶段呈现快速变化的特点, 这一阶段持续时间较短。当上升或下降阶段结束后, 传感信号即进入未变化阶段。

图9展示了所提方法对阶梯变化的磁传感器输出信号实时处理前后的时域波形对比以及量化变换结果的波形。

本组磁传感器输出信号呈现阶梯变化的形式, 在阶梯的上升阶段, 传感输出差分的绝对值较大, 该阶段传感信号处于快速变化阶段, 且该阶段持续时间较短; 当阶梯的上升阶段结束后, 传感信号立即停止变化。图9表明, 所提方法对阶梯变化类型的传感输出的跟随效果良好, 波形未产生畸变; 且滤波后对宽带噪声的抑制效果明显。

图10展示了所提方法与其他自适应算法对磁传感器输出信号实时处理的效果对比。

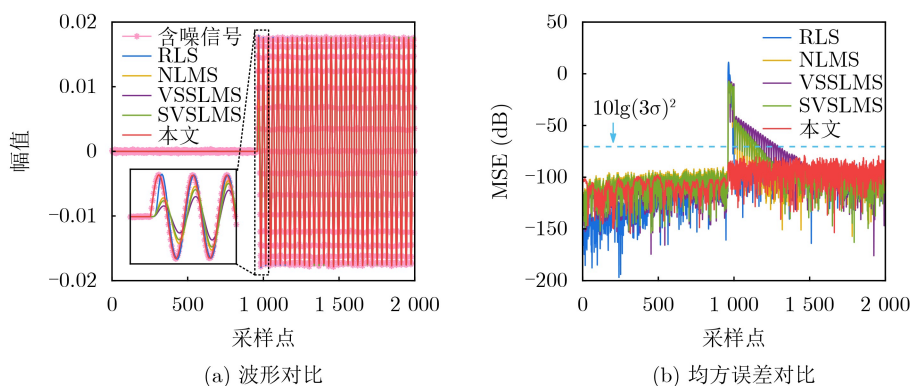


图6 滤波前后信号对比

表 2 传感信号为单边正弦信号时不同方法滤波效果对比(dB)

自适应算法	信噪比提升量	最大均方误差
本文	5.660 8	-48.215 0
RLS	-4.586 1	-23.253 4
NLMS	-20.866 3	-17.253 6
SVSLMS	-22.038 0	-16.816 6
VSSLMS	-23.950 7	-16.269 8

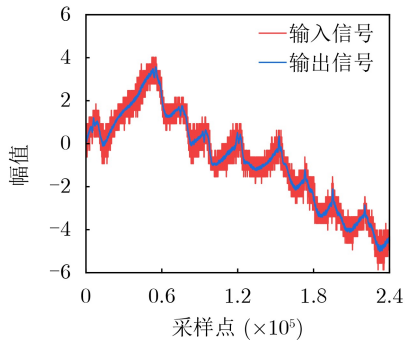
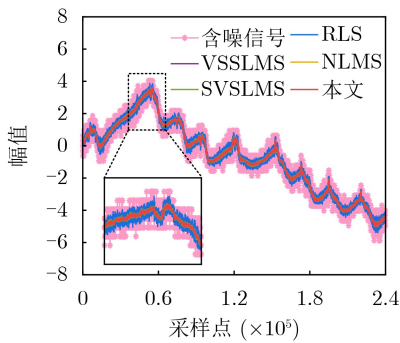


图 7 镜组温度信号滤波前后波形对比

图10表明，所提方法在对阶梯变化类型的传感输出跟随时产生的均方误差始终小于其他几种自适应算法，且不随传感输出的变化而出现明显变化，说明自适应过程未受传感输出变化的影响而向新稳



(a) 不同算法滤波前后波形对比

态调整。滤波器对传感信号快速变化的跟随效果良好，而其余自适应算法由于需要频繁向新的稳态收敛而导致波形产生畸变，证明了所提方法对阶梯变化类型的传感信号具有良好的跟随能力。

4.3 周期类传感输出

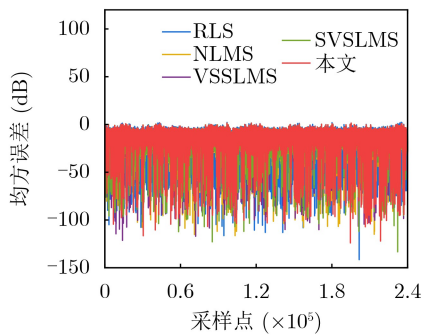
在该类传感输出1个周期内，差分值随时间可能呈现周期性变化，即传感信号变化与不变状态可能交替出现。

图11展示了所提方法对周期变化的含噪心电信号实时处理前后的时域波形对比以及量化变换结果的波形。

本组心电信号的QRS波群部分差分的绝对值较大，其余部分差分的绝对值较小，可以认为变化的QRS波群部分与其余非变化部分呈周期性交替。图11表明，所提方法对含噪心电信号QRS波群部分的跟随效果良好，波形未产生畸变；对其中的宽带噪声抑制效果明显。

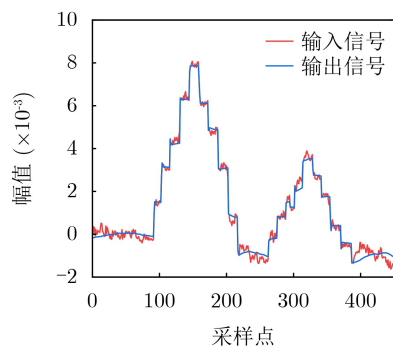
图12展示了所提方法与其他自适应算法对心电信号实时处理的时域波形即跟随误差对比。

图12表明，所提方法在对心电信号动态部分跟随时产生的均方误差始终小于其他几种自适应算法，且变化较小，说明传感信号的变化并未使自适应滤波器向新稳态调整。滤波器对心电信号的QRS

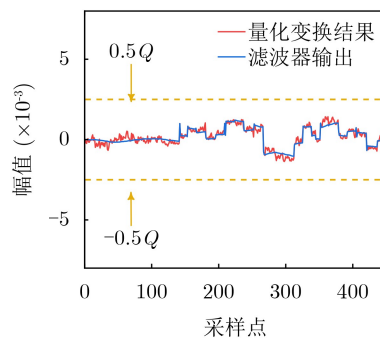


(b) 不同算法滤波后均方误差对比

图 8 不同算法对镜组温度信号滤波前后对比



(a) 波形对比



(b) 量化变换结果与滤波器输出

图 9 磁传感器输出信号滤波前后对比

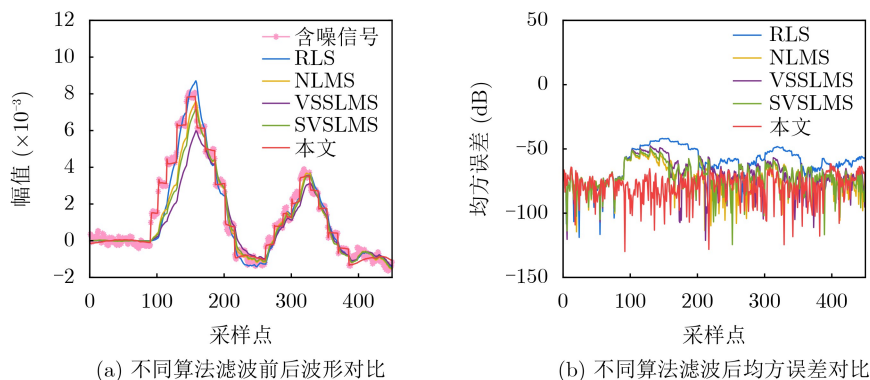


图10 不同算法对磁传感器输出信号滤波前后对比

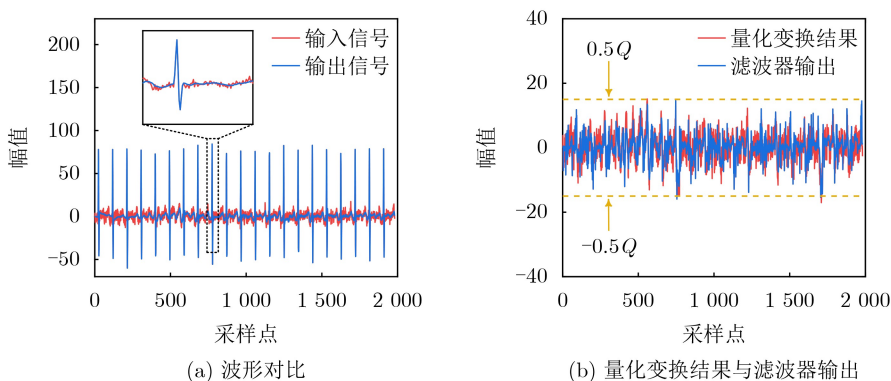


图11 心电信号滤波前后对比

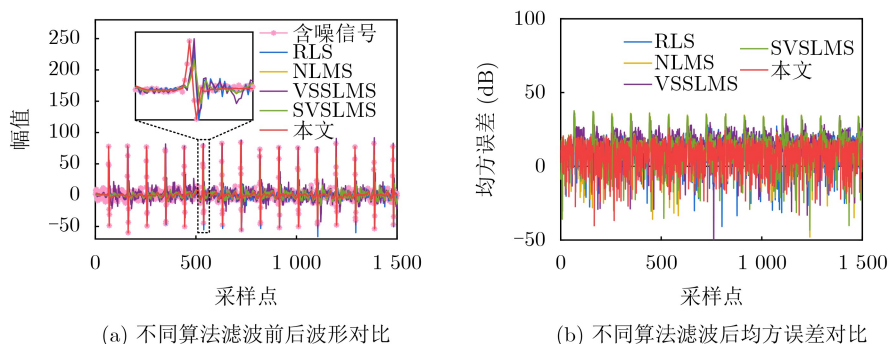


图12 不同算法对心电信号滤波前后对比

波群部分的跟随效果良好，而其余自适应算法由于跟随速度缓慢，导致其输出滞后且产生了削峰的现象，进而输出波形均产生畸变，证明了所提方法对周期类的传感信号具有良好的跟随能力。

5 结束语

本文提出一种传感输出宽带噪声的实时抑制方法，本方法对处于变化和不变阶段的传感输出均有良好的滤波效果。根据噪声标准差 σ 对传感输出进行量化变换，以变换结果为新的待滤波信号，该信号能够反应传感输出中宽带噪声的特征，且基本保持平稳，使滤波器始终处于收敛状态，避免输出产生畸变引入额外噪声。计算机数值分析以及对几种

具有代表性的实际传感输出的实时处理证明了所提方法对不同类传感信号的跟随效果以及宽带噪声的抑制效果明显优于常见的RLS算法、NLMS算法以及不同的变步长LMS算法。

参考文献

- [1] LENSCHOW D H, WULFMEYER V, and SENFF C. Measuring second-through fourth-order moments in noisy data[J]. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 2000, 17(10): 1330–1347. doi: [10.1175/1520-0426\(2000\)017<1330:Mstfom>2.0.Co;2](https://doi.org/10.1175/1520-0426(2000)017<1330:Mstfom>2.0.Co;2).
- [2] 文玉梅, 谢仁峰, 杨进, 等. 管道泄漏检测中的噪声自适应抑制[J]. *仪器仪表学报*, 2012, 33(10): 2228–2233. doi: [10.3969/j.issn.0254-3087.2012.10.011](https://doi.org/10.3969/j.issn.0254-3087.2012.10.011).

- WEN Yumei, XIE Renfeng, YANG Jin, *et al.* Adaptive noise suppression in pipeline leak detection[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2012, 33(10): 2228–2233. doi: [10.3969/j.issn.0254-3087.2012.10.011](https://doi.org/10.3969/j.issn.0254-3087.2012.10.011).
- [3] AKHTAR M T and MITSUHASHI W. Improving performance of hybrid active noise control systems for uncorrelated narrowband disturbances[J]. *IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, 2011, 19(7): 2058–2066. doi: [10.1109/tasl.2011.2112349](https://doi.org/10.1109/tasl.2011.2112349).
- [4] SUN Xun and KUO S M. Active narrowband noise control systems using cascading adaptive filters[J]. *IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, 2007, 15(2): 586–592. doi: [10.1109/tasl.2006.881680](https://doi.org/10.1109/tasl.2006.881680).
- [5] WANG Ran, YU Longjing, WEI Chunhua, *et al.* Aerodynamic noise separation of helicopter main and tail rotors using a cascade filter with Vold-Kalman filter and cyclic wiener filter[J]. *Applied Acoustics*, 2022, 192: 108751. doi: [10.1016/j.apacoust.2022.108751](https://doi.org/10.1016/j.apacoust.2022.108751).
- [6] VERED Y and ELLIOTT S. A parallel analog and digital adaptive feedforward controller for active noise control[J]. *IEEE/ACM Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, 2024, 32: 1100–1108. doi: [10.1109/taslp.2024.3350882](https://doi.org/10.1109/taslp.2024.3350882).
- [7] 陈建春, 耿富录, 徐少莹. 基于自适应线性预测滤波的反辐射导弹检测技术[J]. *电子学报*, 2001, 29(6): 755–757. doi: [10.3321/j.issn:0372-2112.2001.06.009](https://doi.org/10.3321/j.issn:0372-2112.2001.06.009).
- CHEN Jianchun, GENG Fulu, and XU Shaoying. ARM detection technique based on adaptive linear prediction error filtering[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2001, 29(6): 755–757. doi: [10.3321/j.issn:0372-2112.2001.06.009](https://doi.org/10.3321/j.issn:0372-2112.2001.06.009).
- [8] MA Yaping, XIAO Yegui, HUANG Boyan, *et al.* A robust feedback active noise control system with online secondary-path modeling[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2022, 29: 1042–1046. doi: [10.1109/lsp.2022.3166396](https://doi.org/10.1109/lsp.2022.3166396).
- [9] 高鹰, 谢胜利. 一种变步长LMS自适应滤波算法及分析[J]. *电子学报*, 2001, 29(8): 1094–1097. doi: [10.3321/j.issn:0372-2112.2001.08.023](https://doi.org/10.3321/j.issn:0372-2112.2001.08.023).
- GAO Ying and XIE Shengli. A variable step size LMS adaptive filtering algorithm and its analysis[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2001, 29(8): 1094–1097. doi: [10.3321/j.issn:0372-2112.2001.08.023](https://doi.org/10.3321/j.issn:0372-2112.2001.08.023).
- [10] 米建伟, 方晓莉, 仇原鹰. 非平稳背景噪声下声音信号增强技术[J]. *仪器仪表学报*, 2017, 38(1): 17–22. doi: [10.3969/j.issn.0254-3087.2017.01.003](https://doi.org/10.3969/j.issn.0254-3087.2017.01.003).
- MI Jianwei, FANG Xiaoli, and QIU Yuanying. Enhancement technology for the audio signal with nonstationary background noise[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2017, 38(1): 17–22. doi: [10.3969/j.issn.0254-3087.2017.01.003](https://doi.org/10.3969/j.issn.0254-3087.2017.01.003).
- [11] LUO Zhengding, SHI Dongyuan, SHEN Xiaoyi, *et al.* GFANC-Kalman: Generative fixed-filter active noise control with CNN-Kalman filtering[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2024, 31: 276–280. doi: [10.1109/lsp.2023.3334695](https://doi.org/10.1109/lsp.2023.3334695).
- [12] SHI Jiaming and ZHU Huangqiu. Control study for compensating rotor vibration of four-DOF six-pole hybrid magnetic bearings based on variable step size LMS algorithm[J]. *IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics*, 2023, 11(2): 1616–1626. doi: [10.1109/jestpe.2022.3222656](https://doi.org/10.1109/jestpe.2022.3222656).
- [13] 火元莲, 龙小强, 连培君, 等. 一种类箕舌线函数的变步长归一化自适应滤波算法[J]. *电子与信息学报*, 2021, 43(2): 335–340. doi: [10.11999/JEIT191003](https://doi.org/10.11999/JEIT191003).
- HUO Yuanlian, LONG Xiaoqiang, LIAN Peijun, *et al.* A kind of versoria function normalized adaptive filtering algorithm[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2021, 43(2): 335–340. doi: [10.11999/JEIT191003](https://doi.org/10.11999/JEIT191003).
- [14] TIGLEA D G, CANDIDO R, and SILVA M T M. A variable step size adaptive algorithm with simple parameter selection[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2022, 29: 1774–1778. doi: [10.1109/lsp.2022.3195662](https://doi.org/10.1109/lsp.2022.3195662).
- [15] PATEL V, BHATTACHARJEE S S, and CHRISTENSEN M G. Generalized soft-root-sign based robust sparsity-aware adaptive filters[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2023, 30: 200–204. doi: [10.1109/lsp.2023.3252412](https://doi.org/10.1109/lsp.2023.3252412).
- [16] KUMAR K, KARTHIK M L N S, and GEORGE N V. A novel family of sparsity-aware robust adaptive filters based on a logistic distance metric[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2022, 70: 6128–6141. doi: [10.1109/tsp.2022.3233528](https://doi.org/10.1109/tsp.2022.3233528).
- [17] JALAL B, YANG Xiaopeng, LIU Quanhua, *et al.* Fast and robust variable-step-size LMS algorithm for adaptive beamforming[J]. *IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters*, 2020, 19(7): 1206–1210. doi: [10.1109/lawp.2020.2995244](https://doi.org/10.1109/lawp.2020.2995244).
- [18] ELEFThERIOU E and FALCONER D. Tracking properties and steady-state performance of RLS adaptive filter algorithms[J]. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 1986, 34(5): 1097–1110. doi: [10.1109/tassp.1986.1164950](https://doi.org/10.1109/tassp.1986.1164950).
- [19] GODARA L C. Application of antenna arrays to mobile communications. II. Beam-forming and direction-of-arrival considerations[J]. *Proceedings of the IEEE*, 1997, 85(8): 1195–1245. doi: [10.1109/5.622504](https://doi.org/10.1109/5.622504).
- [20] WANG Shengyu, JI Bowen, SHAO Dian, *et al.* A methodology for enhancing SSVEP features using adaptive filtering based on the spatial distribution of EEG signals[J]. *Micromachines*, 2023, 14(5): 976. doi: [10.3390/mi14050976](https://doi.org/10.3390/mi14050976).

- [21] 邓洪高, 余润华, 纪元法, 等. 偏差未补偿自适应边缘化容积卡尔曼滤波跟踪方法[J]. 电子与信息学报, 2025, 47(1): 156–166. doi: [10.11999/JEIT240469](https://doi.org/10.11999/JEIT240469).
- DENG Honggao, YU Runhua, JI Yuanfa, *et al.* An adaptive target tracking method utilizing marginalized cubature Kalman filter with uncompensated biases[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2025, 47(1): 156–166. doi: [10.11999/JEIT240469](https://doi.org/10.11999/JEIT240469).
- [22] VINOKUR M. Amplitude-quantised sample of unknown signal plus noise[J]. *Proceedings of the Institution of Electrical Engineers*, 1971, 118(3/4): 622–625. doi: [10.1049/piee.1971.0109](https://doi.org/10.1049/piee.1971.0109).
- 文玉梅: 女, 博士, 教授, 研究方向为信息获取与处理, 智能检测仪器.
- 朱 宇: 男, 硕士生, 研究方向为数字信号处理.
- 责任编辑: 余 蓉

Real-time Adaptive Suppression of Broadband Noise in General Sensing Signals

WEN Yumei^{①②} ZHU Yu^①

^①(School of Electronic Information and Electrical Engineering, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200240, China)

^②(State Key Laboratory of Submarine Geoscience, Shanghai 200240, China)

Abstract:

Objective Broadband noise is inevitable in sensing outputs due to thermal noise from the sensing system and various uncorrelated environmental disturbances. Adaptive filtering is a common method for removing such noise. At convergence, the adaptive filter output provides the optimal estimate of the sensing signal. However, during actual sensing, changes in the sensing signal lead to alterations in the statistical characteristics of the output. Therefore, the adaptive process must be re-adjusted to converge to a new steady state. The filter output during this adjustment is not the optimal estimate and introduces distortion, thereby adding extra noise. Fast-converging adaptive algorithms are typically employed to improve the filter's response speed to such changes. Despite the speed of convergence and the methods used to update filter coefficients, the adjustment process remains unavoidable, during which the filter output is distorted, and additional noise is introduced. To ensure the filter remains at steady state without being influenced by changes in the sensing signal, a new adaptive filtering method is proposed. This method ensures that the input to the adaptive filter remains stationary, thereby preventing output distortion and the introduction of extra noise.

Methods First, a threshold R and quantization scale Q are defined in terms of the noise standard deviation, σ , where $R = 3\sqrt{2}\sigma$ and $Q = 3\sigma$. A quantization transformation is applied to the sensing output $x(n)$ in real time, with the transformation result $q(n)$ used as the new sequence to be filtered. When the absolute value of the first-order difference of $x(n)$ is no less than R , the sensing signal $s(n)$ is considered to have changed, and $p(n)$ is set as the quantization value of $x(n)$ according to Q . When the absolute value of the first-order difference of $x(n)$ is less than R , $s(n)$ is considered unchanged, and $p(n)$ is equal to the previous value, i.e., $p(n) = p(n-1)$. Let $q(n) = x(n) - p(n)$, $q(n)$ contains both the information of the sensing signal and the noise. Although its variance may change slightly, the mean of $q(n)$ remains 0, ensuring that $q(n)$ stays relatively stationary. Next, $q(n - n_0)$ is used as the input to the adaptive filter, with $q(n)$ serving as the reference for the adaptive filter. Here, $q(n - n_0)$ represents the time delay of $q(n)$ and n_0 denotes the length of the time delay. This method performs adaptive linear prediction of $q(n)$ and filters out broadband noise. Finally, the output of the adaptive filter, $y(n)$, is compensated with $p(n)$ to obtain an estimation of the sensing signal $s(n)$ by removing noise.

Results and Discussions The maximum mean square errors produced by the proposed method and conventional adaptive algorithms are compared using computer-simulated noisy band-limited step signals and noisy one-sided sinusoidal signals. Additionally, Signal-to-Noise Ratio (SNR) improvements obtained during filtering are also evaluated concurrently. For the noisy band-limited step signal (Table 1), the maximum mean

square error of the proposed method is only 0.18% of that produced by the Recursive Least Squares (RLS) algorithm and 0.15%~0.19% of those generated by the Least Mean Square (LMS) algorithms. Correspondingly, the SNR improvement is 25.88 dB higher than the RLS algorithm and between 28.65 dB and 32.35 dB greater than the LMS algorithms. In processing a noisy one-sided sinusoidal signal (Table 2), the maximum mean square error generated by the proposed method is 0.3% of that generated by the RLS algorithm and 0.06%~0.08% of that generated by the compared LMS algorithms. The SNR improvement is 10.25 dB higher than that of the RLS algorithm and 26.53 dB~29.61 dB higher than that of the compared LMS algorithms. Figures 3 and 5 illustrate the quantization transformation outcomes for both the noisy band-limited step signal and noisy sinusoidal signal, demonstrating stability and consistency with theoretical expectations. Real sensing outputs primarily cover static or quasi-static signals (Figures 7 and 8); step or step-like signals (Figures 9 and 10), and periodic or quasi-periodic signals (Figures 11 and 12). Comparative analysis of the proposed method against common adaptive algorithms on varied real sensing outputs consistently shows superior filtering performance by the proposed method, with minimal distortion and no additional noise introduction, regardless of whether the sensing signals undergo changes.

Conclusions A new adaptive filtering method is proposed in this paper. The proposed method ensures that the adaptive filter always operates at a steady state, avoiding the introduction of additional noise caused by distortion during the adjustment to the new steady state. The results from computer simulations and actual signal processing demonstrate that the proposed method provides effective filtering for both dynamic and static sensing signals, indicating that it outperforms commonly used adaptive algorithms.

Key words: Broadband noise; Noise suppression; Quantization; Real-time filtering; Adaptive algorithm