

DOI: 10.13382/j.jemi.B2407974

级联反正切 LMS 自适应时延估计与应用*

李帅永 符 强 何仲斐 沈 沛

(重庆邮电大学工业物联网与网络化控制教育部重点实验室 重庆 400065)

摘 要:针对管道泄漏定位中由于检测信号信噪比低并存在各种噪声干扰导致时延估计误差大的问题,提出一种级联反正切 LMS 自适应时延估计方法。首先,将反正切函数引入 LMS 自适应滤波器,增强滤波器在非高斯噪声下的鲁棒性,然后将两路泄漏信号输入第 1 级自适应滤波器进行滤波处理,抑制相关高斯噪声,再将第 1 级的滤波器的两路输出信号作为第 2 级滤波器的输入信号和期望信号,进一步滤除噪声,最后通过分析第 2 级滤波器的权系数曲线得出时延估计结果。在仿真中,在相关高斯噪声和 3 种不同分布的非高斯噪声干扰下,与互相关法、反正切 LMS 法和级联的 LMS 法相比,该方法的噪声抑制效果最好,信号相关峰最突出,当信噪比逐步下降时,该方法能在更低的信噪比下获得较好的时延估计精度。最后通过实际管道泄漏定位实验进一步验证了该方法的有效性和实用性,在噪声干扰下该方法能准确地找到泄漏点的位置,平均相对定位误差为 2.31%,标准差为 2.08%。

关键词: 泄漏定位;时间延迟估计;LMS 滤波器

中图分类号: TH911.7;TH86 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

Adaptive delay estimation and application of cascaded arctangent LMS

Li Shuaiyong Fu Qiang He Zhongfei Shen Pei

(Key Laboratory of Industrial Internet of Things & Networked Control, Ministry of Education, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract: To address the issue of significant time delay estimation errors in pipeline leakage localization, which stem from the low signal-to-noise ratio (SNR) of detection signals and the existence of diverse noise interferences, a cascaded arctangent least mean square (LMS) adaptive time delay estimation method is proposed. First, the arctangent function is incorporated into the LMS adaptive filter to improve the filter's robustness against non-Gaussian noise. Next, two channels of leakage signals are fed into the first stage adaptive filter to suppress correlated Gaussian noise. Subsequently, the two output signals from the first stage filter serve as the input and desired signals for the second stage filter to further eliminate noise. Finally, the time delay estimation is obtained by analyzing the weight coefficient curve of the second stage filter. In the simulation, under the influence of correlated Gaussian noise and non-Gaussian noise with three distinct distributions, when compared with the cross-correlation method, the arctangent LMS method, and the cascaded LMS method, the proposed method exhibits the optimal noise suppression performance, and the signal correlation peak is the most pronounced. As the SNR gradually declines, this method can attain superior time delay estimation accuracy at a lower SNR. Finally, the effectiveness and practicality of the proposed method are further validated through an actual pipeline leakage location experiment. Under the influence of noise, the method can precisely locate the leakage point, with an average relative location error of 2.31% and a standard deviation of 2.08%.

Keywords: leak location; time delay estimation; LMS filter

收稿日期:2024-11-20 Received Date: 2024-11-20

* 基金项目:重庆市自然科学基金创新发展联合基金(CSTB2024NSCQ-LZX0035)、重庆市教委科学技术研究项目(KJZD-M202300605)、新重庆青年创新人才计划(CSTB2024NSCQ-QCXMX0053)、重庆市技术创新与应用发展重点项目(CSTB2024TIAD-KPX0073, CSTB2024TIAD-KPX0101, CSTB2024TIAD-KPX0027)、南宁市邕江计划青年人才项目(RC20230107)、重庆市科研院所绩效引导专项(CSTB2023JXJL-YFX0013)资助

0 引言

随着城市化进程的加快和供水系统的日益复杂化,供水管网在经济发展、人们日常生活等方面都发挥着至关重要的作用。但由于铺设时间长引起的自身老化,地面沉降导致接口松动或者人为因素等都会不可避免发生泄漏。泄漏不仅会造成水资源的浪费,给企业造成经济损失,还可能影响周边的道路、建筑,造成地面塌陷等次生灾害,严重影响人们的正常生产和生活。因此,有效的泄漏定位技术对于保障供水系统的正常运行和水资源的合理利用至关重要^[1-2]。

目前,管道泄漏的识别与定位方法主要有负压力波法^[3-4]、瞬态波法^[5]和声学技术^[6-8]。声学技术以其成本低、可靠性高、适用范围广等优点,在供水管道泄漏定位中得到了广泛的应用。声学技术的原理是通过在疑似漏点的两端安装加速度传感器采集泄漏声振动信号,估计两路信号的时间延迟来确定泄漏点与传感器的距离,从而得到漏点位置^[9]。因此,泄漏定位的精度与得到的时延估计结果密切相关。目前常见的时延估计方法有互相关法、自适应时延估计方法等。基本互相关(basic cross correlation, BCC)^[10]与广义互相关(generalized cross correlation, GCC)^[11-12],因其运算量小和易实现的优点得到广泛应用,但信噪比(SNR)越低,相关噪声的抑制效果就越差^[13]。基于自适应滤波^[14-16]的时延估计方法把时延问题转化为滤波器的参数估计问题,通过不断调整自身参数来适应环境噪声,无需信号和噪声的先验信息。但在低信噪比情况下,自适应滤波器的相关噪声抑制效果同样下降,进而影响时延估计精度。为此,相关研究者从整体结构出发,提出级联结构的自适应滤波器来改善自适应时延估计方法在低信噪比下的性能。文献[17]提出了一种根据带宽信号与噪声自相关长度的差异,利用级联 LMS 自适应滤波器抑制信号中的窄带噪声和宽带噪声的方法,有效地提高了信号信噪比。文献[18]也提出了一种基于相关系数融合的级联 LMS 自适应滤波器实现时间延迟估计,提高了在低信噪比和小泄漏的情况下的定位精度。但是上述方法都是基于 LMS 自适应滤波器改进的,一般来说,基于均方误差(mean square error, MSE)准则提出的 LMS 算法在噪声分布为高斯分布时性能最佳。然而,在许多实际情况下,由于各种因素,如工业机械、雷电、汽车起动机、低频大气噪声等,传感器采集信号中的噪声可能是非高斯性质的。在这种情况下,这些算法的性能会下降甚至无法实现时延估计。

为了提高自适应滤波算法对非高斯噪声的鲁棒性,不少研究者将信息论学习方法如熵,应用到自适应滤波中。近些年来,最大熵准则(maximum correntropy

criterion, MCC)^[19]、广义 MCC^[20]等得到了广泛运用,其权向量的更新策略是最大化期望信号和滤波器输出之间的熵值。文献[21]则从自适应滤波算法的成本函数出发,将原始成本函数嵌入反正切函数中,提出了一个系列的鲁棒算法,其中包括 ATLMS(arctan LMS)和 ATGMCC(arctan GMCC)等,证明了反正切系列算法比原标准算法具有更好的鲁棒性。

综上,针对低信噪比时各种噪声的干扰,本文提出了一种级联反正切 LMS 自适应时延估计方法,并将其应用于供水管道泄漏定位。首先,在管道疑似漏点的两端安装加速度传感器采集泄漏声振动信号;其次,将两路信号通过第 1 级自适应滤波器进行预滤波处理,抑制相关噪声,同时,利用反正切函数的饱和特性提高自适应滤波器对非高斯噪声的抗性,再将第 1 级的输出作为第 2 级自适应滤波器的输入,并分析第 2 级滤波器的权向量曲线,得到更精确的时间延迟估计结果,最后利用泄漏定位模型确定泄漏点位置。

1 泄漏定位模型

如图 1 所示,当供水管道发生泄漏时,泄漏源产生的声振动信号沿管道两侧传播。这些携带着泄漏源信息的声振动信号,可以通过安装在管道上的加速度传感器收集。假设管道系统不存在声反射或异常的情况下,根据波的传播机制,传感器接收到的声振动信号可以表示为:

$$\begin{cases} x_1(t) = s_0(t) + n_1(t) \\ x_2(t) = \alpha \times s_0(t - D) + n_2(t) \end{cases} \quad (1)$$

式中: $s_0(t)$ 为泄漏源信号; $x_1(t)$ 表示传感器 1 接收到的信号; $x_2(t)$ 表示传感器 2 接收到的信号; $n_1(t)$ 和 $n_2(t)$ 表示环境影响和采集系统产生的噪声; α 为衰减因子; D 为未知的延迟。

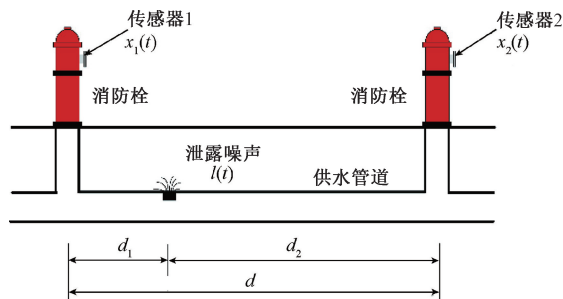


图 1 管道泄漏定位模型

Fig. 1 Pipeline leak location model

由图 1 可知,两个传感器安装位置之间的距离为 d 。根据传感器测得的两个信号的时间延迟 D 与泄漏信号的传播速度 c ,可以计算出泄漏源的位置:

$$d_1 = \frac{d - cD}{2} \quad (2)$$

式中: d_1 代表传感器 1 与泄漏点之间的距离; d 代表两传感器之间的距离; c 代表泄漏信号的传播速度。

从式(2)可以清楚地看出, 给定 d 和 c , 泄漏定位关键是准确计算时间延迟。

2 级联反正切 LMS 自适应时延估计原理

2.1 反正切 LMS 自适应时延估计

传统 LMS 自适应时间延迟估计的结构如图 2 所示。具体来说, LMS 算法根据当前输入信号 $u(n)$ 和期望输出信号 $d(n)$ 之间的误差 $e(n)$, 通过梯度下降法来更新滤波器的权重向量, 不断地迭代调整滤波器的系数, 使得滤波器输出的均方误差最小化。传统 LMS 自适应时间延迟估计的具体步骤如下。

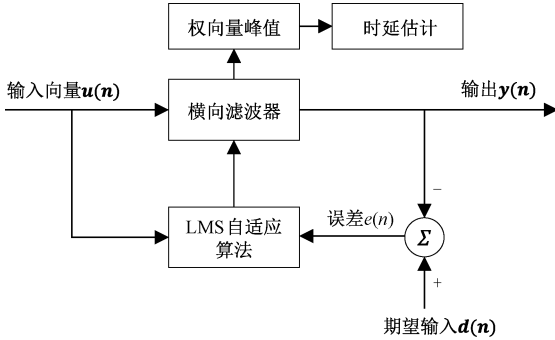


图 2 LMS 自适应滤波器时延估计结构

Fig. 2 LMS adaptive filter delay estimation structure

由于时延可正可负, 滤波器阶数设置为 $2M + 1$, M 为滤波器正向或负向的最大阶数, $2M + 1$ 阶滤波器权重向量可以表示为:

$$\mathbf{W}(n) = [w_{-M}(n), w_{-(M-1)}(n), \dots, w_M(n)]^T \quad (3)$$

其中滤波器阶数等于输入信号矢量大小, 在 n 时刻系统的输入信号可表示为:

$$\mathbf{x}(n) = [u(n+M), u(n+M-1), \dots, u(n-M)]^T \quad (4)$$

则输出信号为:

$$\mathbf{y}(n) = \mathbf{W}^T(n)\mathbf{x}(n) = \sum_{i=-M}^M w_i(n)u(n-i) \quad (5)$$

误差信号为:

$$e(n) = d(n) - \mathbf{y}(n) = d(n) - \mathbf{W}^T(n)\mathbf{x}(n) \quad (6)$$

在自适应滤波中, 通过最小化某个成本函数来求解最优权重向量。LMS 通过最小化均方误差 $\xi(n) = E[e^2(n)]$ 。一般来说, MSE 由于其简单、计算量小、数学上易处理、凸性以及当信号或噪声假设为高斯分布时的最佳性能而被用作成本函数。然而, 在许多实际情况

下, 噪声可能是非高斯或者脉冲性质的。在这种情况下, 基于 MSE 的算法的性能降低, 甚至失去时延估计作用。

本文利用反正切函数的饱和特性, 其中将 LMS 算法的成本函数均方误差 $\xi(n)$ 嵌入到反正切函数中, 得到 ATLMS 的成本函数如式(7)所示。

$$J(n) = E[\arctan(\gamma\xi(n))] \quad (7)$$

式中: $\gamma > 0$ 为调整函数形状的正参数。

在实际工程应用中, 由于实际信号和环境噪声的统计知识通常是未知的, 将均方值替换为每次迭代的瞬时均方值。因此, 取上述成本函数的梯度得到:

$$\nabla_w J(n) = \frac{\partial J(n)}{\partial w(n)} = \frac{\gamma \nabla_w \xi(n)}{1 + [\gamma\xi(n)]^2} \quad (8)$$

除了由 $\nabla_w \xi(n)$ 给出的标准成本函数的梯度外, ATLMS 的成本函数梯度还有一个附加项 $\gamma/(1 + [\gamma\xi(n)]^2)$, 该附加项在误差 $e(n)$ 较大时, 使 ATLMS 的成本函数梯度趋于 0, 权重向量趋于保持不变, 从而提高了 ATLMS 算法对大的离群值和脉冲噪声的鲁棒性。

ATLMS 的成本函数及其梯度变化 ($\gamma = 1$) 和 LMS 的成本函数及其梯度的变化如图 3 所示。由图 3 可知 ATLMS 的成本函数在脉冲干扰下, 即误差较大的情况下, 曲线变化十分平缓, 表现出较好的抗干扰性。同样在大误差情况下, ATLMS 的成本函数梯度是有界的, 其曲线变化也更加平缓, 而 LMS 的成本函数梯度无界, 曲线陡峭程度较大, 所以 ATLMS 的鲁棒性更好。

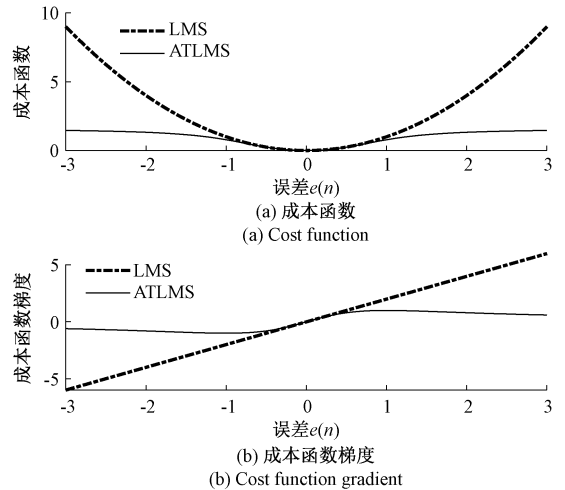


图 3 标准成本函数及其梯度与反正切成本函数及其梯度的比较

Fig. 3 Comparison of standard cost function and its gradient with arctangent cost function and its gradient

使用梯度下降方法, 本文所提出的 ATLMS 的权重更新可以写为:

$$w(n+1) = w(n) - \mu' \frac{\partial J(n)}{\partial w(n)} \quad (9)$$

式中: μ' 为步长, 结合 $\frac{\partial e^2(n)}{\partial w(n)} = -2e(n)x(n)$ 和式(9)可以得到:

$$w(n+1) = w(n) + \mu \frac{e(n)x(n)}{1 + [\gamma e^2(n)]^2} \quad (10)$$

式中: $\mu = 2\mu'\gamma$ 为步长参数。

当自适应滤波器进入稳态时, 可以得到最优权向量 $W(n)$ 和输出信号 $y(n)$ 。最后, 通过最优权向量 $W(n)$ 的峰值位置所对应的时延, 即可得到两路信号之间的时间延迟。

$$D = \operatorname{argmax} \left[\sum_{i=-M}^M w(i) \operatorname{Sinc}(n-i) \right] \quad (11)$$

式中: argmax 表示对应于函数最大值的参数; Sinc 表示 sinc 插值。

2.2 级联 ATLMS 滤波器的时延估计原理

因为时延估计的误差随信噪比降低而增大, 所以需要首先对检测信号去噪, 提高信噪比, 再估计时间延迟, 本文通过级联的 ATLMS 完成去噪和时延估计的过程。如图 4 所示, 整个级联 ATLMS 滤波器分为两级, 第 1 级的作用为去噪, 由 ATLMS 滤波器 1 和 ATLMS 滤波器 2 构成, 两路输入信号在通过两个 ATLMS 滤波器交叉滤波之后, 背景噪声在很大程度上被滤除, 信噪比得到提高。第 2 级的作用为时间延迟估计, 由单个 ATLMS 滤波器 3 构成, 将时延估计问题转化为滤波器的参数估计问题, 当

自适应调整进入稳态后, 其权向量峰值位置所对应的时延即为时延估计的结果。

两个传感器采集到的信号分别为 x_1 和 x_2 。如图 4 所示, 对于 ATLMS 自适应滤波器 1, 将信号 x_1 为输入信号, x_2 为期望信号。当误差信号收敛时, 可将输出信号 y_1 视为 x_2 的最佳估计, 即:

$$y_1(n) = \hat{x}_2(n) \quad (12)$$

同理, 对于 ATLMS 自适应滤波器 2, 信号 x_2 是输入信号, x_1 是期望信号。当误差信号收敛时, 输出信号 y_2 可视为 x_1 的最佳估计, 即:

$$y_2(n) = \hat{x}_1(n) \quad (13)$$

式中: $\hat{x}_1(n)$ 和 $\hat{x}_2(n)$ 分别是 $x_1(n)$ 和 $x_2(n)$ 的估计。

经过两个 ATLMS 滤波器的交叉滤波后, 原始信号中的泄漏信号被保留, 而噪声被滤除。上一级滤波后的输出信号 $y_1(n)$ 和 $y_2(n)$ 作为下一级 ATLMS 滤波器 3 的输入信号和期望信号:

$$x_3(n) = y_1(n) \quad (14)$$

$$d_3(n) = y_2(n) \quad (15)$$

再通过对 ATLMS 滤波器 3 的权向量 $W_3(n)$ 进行峰值搜索, 得到时延估计结果。

$$D = \operatorname{argmax} \left[\sum_{i=-M}^M w_3(i) \operatorname{Sinc}(n-i) \right] \quad (16)$$

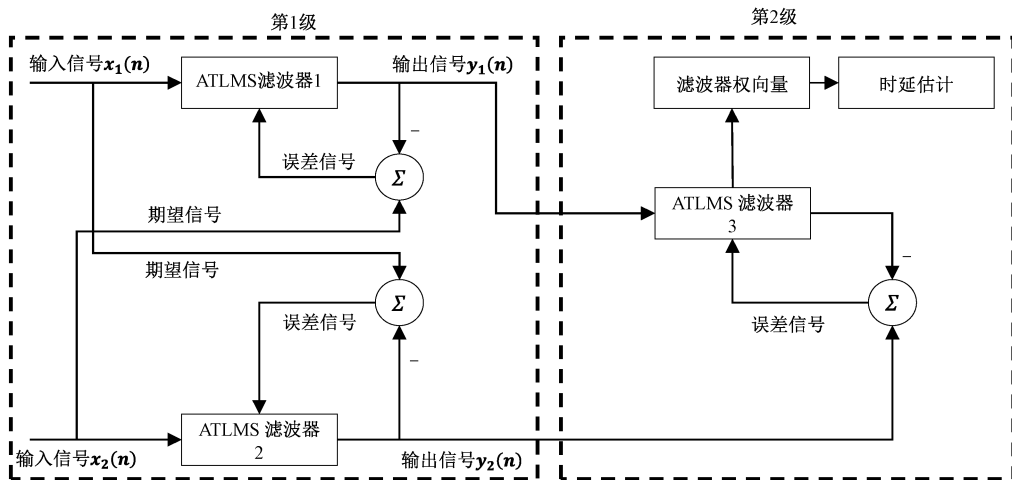


图 4 级联 ATLMS 滤波器的时延估计原理

Fig. 4 Time delay estimation schematics of cascaded ATLMS filters

3 仿真分析

仿真信号 $s(t)$ 为带宽 500 Hz 的零均值单位方差高斯信号, 采样率为 5 000 Hz, 将该信号延迟 50 个采样点

作为另一路信号, 即两路信号之间的时间延迟为 10 ms。将这两路信号模拟为泄漏信号, 在不同的噪声条件下将级联的 ATLMS (CATLMS), 与直接互相关 (BCC), 单个的 ATLMS, 以及级联的 LMS (CLMS) 进行对比实验。

3.1 相关高斯噪声条件下的时延估计仿真

产生相关高斯噪声的步骤如下:由于两路仿真信号长度为 N ,所以第 1 步生成一个大小为 $2 \times N$ 的高斯噪声矩阵 \mathbf{S} ;第 2 步定义一个二维正定且对称矩阵 \mathbf{R} ,通过调节该矩阵的主对角线元素来调整两路噪声的相关系数;第 3 步对矩阵 \mathbf{R} 进行特征分解,得到特征值的对角矩阵 \mathbf{D} 和矩阵 \mathbf{V} ,矩阵 \mathbf{V} 其列是对应的特征向量;第 4 步将矩阵 \mathbf{V} 乘以矩阵 \mathbf{D} 的平方根再乘以高斯噪声矩阵 \mathbf{S} 得到相关高斯噪声矩阵。

对产生的两路相关高斯噪声进行相关分析如图 5 所示,其相关系数峰值达到 1,可知两路噪声呈现完全相关。

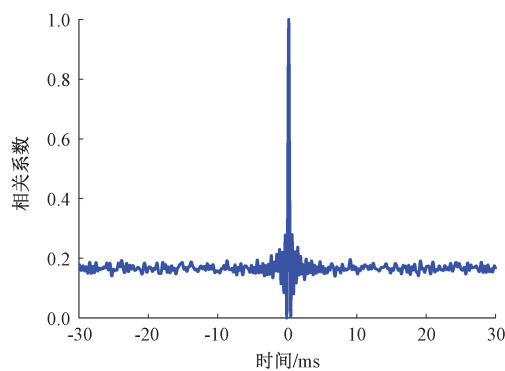


图 5 相关噪声的互相关系数

Fig. 5 Cross correlation co-efficient of correlation noises

在仿真信号添加上述相关高斯噪声后,4 种方法的时延估计结果如图 6 所示,当信噪比为 1 dB 时,所有方法都可以得到两个相关峰,即两路仿真信号时间延迟导致的相关峰(10 ms 处)和相关噪声导致的相关峰(0 ms 处),BCC 和 ATLMS 虽然可获得正确的时延估计,但噪声的相关峰值已经超过 0.8,两个相关峰值很接近,容易产生估计误差。而对于 CLMS 和 CATLMS,噪声的相关峰值低于 0.6,信号的相关峰突出。当信噪比为 -1 dB 时,如图 7 所示,BCC 和 ATLMS 的信号相关峰被噪声相关峰所覆盖,已失去估计作用,而 CLMS 和 CATLMS 的噪声相关峰值仍低于 0.6,估计结果准确。这是因为信噪比越低,噪声引起的相关峰越容易覆盖信号引起的相关峰,故 BCC 和 ATLMS 在低信噪比条件下无法准确的时延估计,而 CLMS 和 CATLMS 因进行了第 1 级的交叉滤波,噪声一定程度被滤除,信号信噪比得到提高,噪声引起的相关峰被抑制,所以依旧能够准确地时延估计。

为了进一步分析 4 种算法在低信噪比下的性能,在相同的实验条件下,分析信噪比区间 $[-3 \text{ dB}, 2 \text{ dB}]$,步长为 1 dB 时的时延估计结果,每个信噪比下进行 100 次独立实验,统计 100 次实验的均值作为结果。如图 8 所示,随着信噪比降低,可以看出所有方法性能均有所下降。

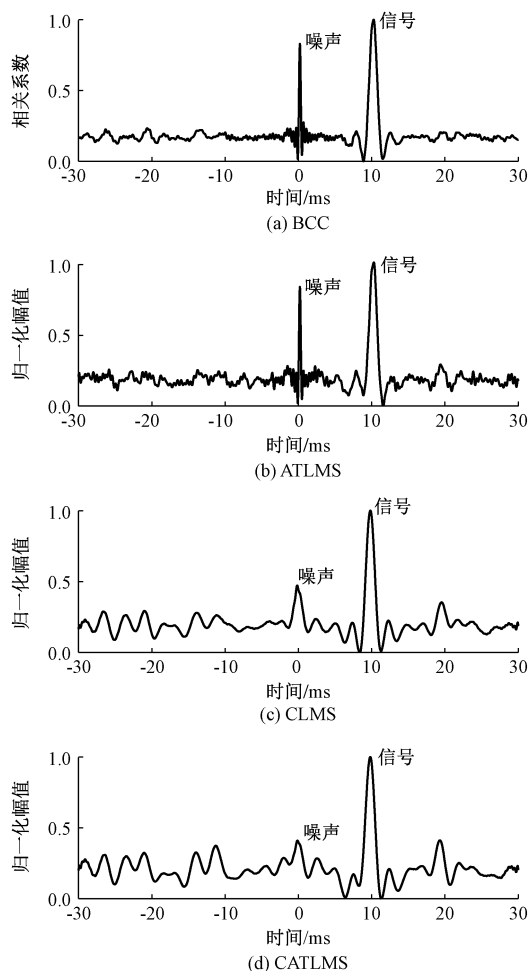


图 6 SNR = 1 dB 下的时延估计结果

Fig. 6 The delay estimation results for SNR = 1 dB

当信噪比等于 0 dB 时,ATLMS 的估计结果均值为 0 ms,所得结果全部是噪声相关峰所导致,该方法已无法估计时间延迟,此时 BCC 的估计结果均值为 8.6 ms,虽然大部分所得结果是信号相关峰所导致,但其估计性能开始下降;信噪比等于 -1 dB 时,BCC 也同样无法准确估计时间延迟;而当信噪比等于 -3 dB 时,CLMS 和 CATLMS 的性能才开始下降,其中 ATLMS 的估计结果均值为 6.4 ms,CATLMS 的估计结果均值为 6.5 ms,两者估计结果均值基本一致,说明第 1 级的滤波结构能够有效地滤除掉相关高斯噪声。

3.2 相关非高斯噪声条件下的时延估计仿真

综上所述,BCC 和 ATLMS 在低信噪比的背景下很快失效,接下来的实验条件设置是低信噪比 ($\text{SNR} = -3 \text{ dB}$) 下的非高斯噪声干扰,故不再对比这两种方法,主要讨论 CLMS 和 CATLMS 这两种方法在非高斯噪声条件下的性能。本文采用的混合非高斯噪声 $v(n)$ 是由高斯噪声和其他 3 种不同的非高斯噪声组合而成的^[20]:

$$v(n) = [1 - c(n)]C(n) + c(n)D(n) \tag{17}$$

式中： $c(n)$ 是一个概率为 $P\{c(n) = 1\} = \nu$ 和 $P\{c(n) = 0\} = 1 - \nu$ 的二元分布，其中 $\nu = 0.06$ ； $C(n)$ 是一个方差较小的噪声过程； $D(n)$ 是另一个方差大得多的噪声过程，用于表示大的异常值（或脉冲扰动）。噪声都是相互独立的且它们都独立于 $c(n)$ 。 $D(n)$ 是均值为 0，方差为 15 的高斯白噪声。对于噪声 $C(n)$ ，考虑 3 种分布：1）零均值和单位方差的高斯分布；2）零均值单位方差的拉普拉斯分布；3）在 $[-\sqrt{3}, \sqrt{3}]$ 上的均匀分布。由此可以得到非高斯噪声 1、非高斯噪声 2、非高斯噪声 3，对应上述 3 种不同的分布。

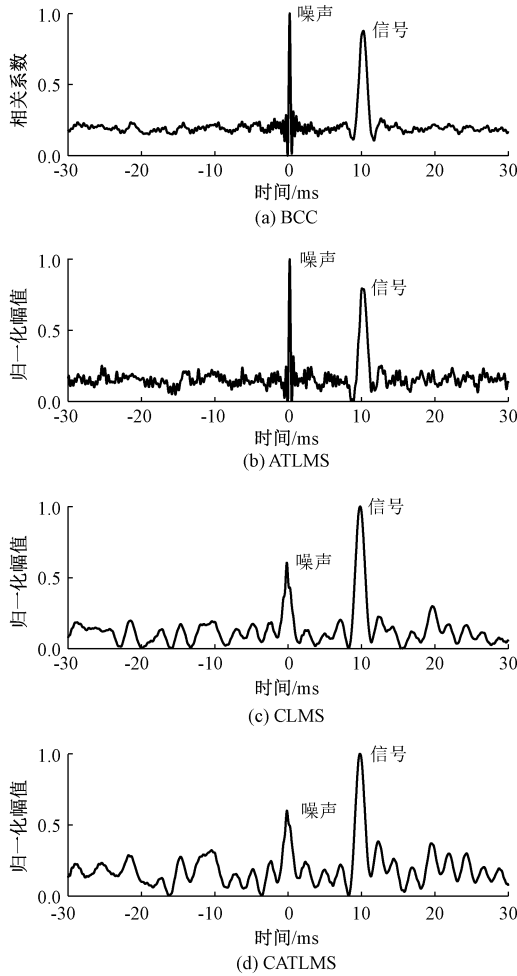


图 7 SNR=-1 dB 下的时延估计结果

Fig. 7 The delay estimation results for SNR=-1 dB

从图 9~11 可以看出，在信噪比等于-3 dB，3 种不同分布下的非高斯噪声条件下，CLMS 的噪声相关峰都不同程度地覆盖了信号相关峰，特别是在非高斯噪声 2 下，信号的相关峰值已低于 0.7，远低于噪声相关峰，无法进行正确的时间延迟估计。而 CATLMS 在 3 种非高斯噪声下的噪声相关峰值均低于 0.7，远低于信号的相关峰值。

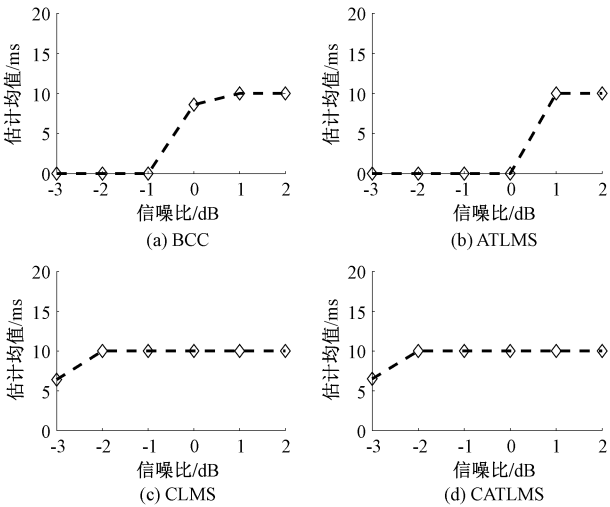


图 8 不同信噪比下 4 种方法的时延估计结果均值对比

Fig. 8 Comparison of the mean time delay estimation results of four methods under different SNR

这是因为反正切函数的引入，在较大的异常值的干扰下，自适应滤波器的权向量能够保持稳定，所以对非高斯噪声具有鲁棒性。

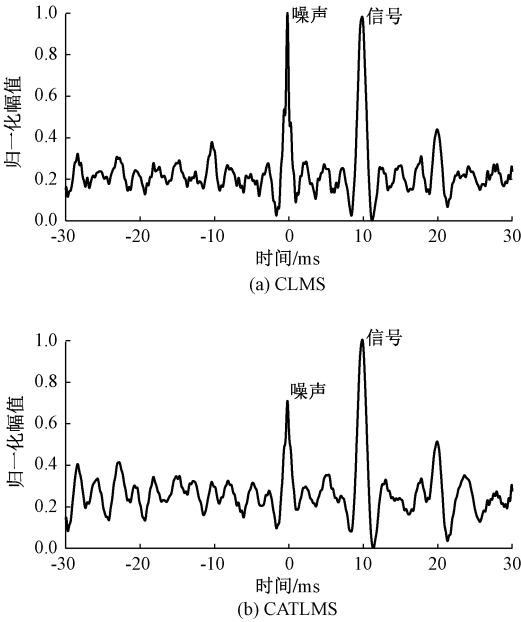


图 9 SNR=-3 dB，非高斯噪声 1 条件下的时延估计结果

Fig. 9 SNR= -3 dB, delay estimation results under non-Gaussian noise 1

与相关高斯噪声部分相同，为了进一步分析两种算法在非高斯噪声干扰下的性能，设置信噪比区间为 $[-5 \text{ dB}, -1 \text{ dB}]$ ，步长为 1 dB，分别在上述 3 种非高斯噪声下进行实验，每个信噪比下进行 100 次独立实验，统计 100 次实验的均值作为结果。如图 12 所示，当信噪比为

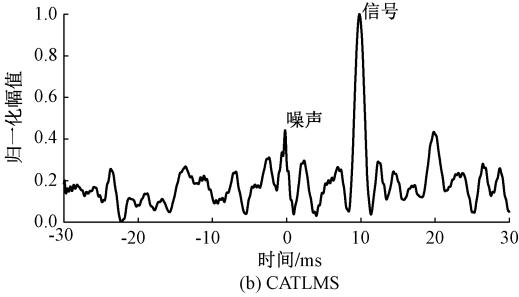
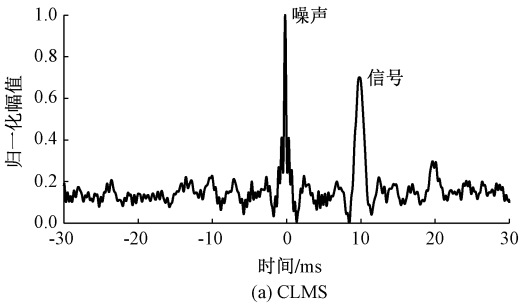


图 10 SNR=-3 dB,非高斯噪声 2 条件下的时延估计结果
Fig. 10 SNR= -3 dB, delay estimation results under non-Gaussian noise 2

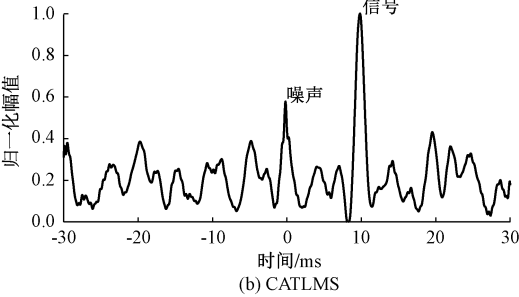
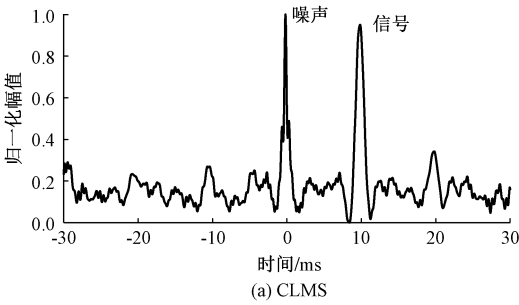


图 11 SNR=-3 dB,非高斯噪声 3 条件下的时延估计结果
Fig. 11 SNR= -3 dB, delay estimation results under non-Gaussian noise 3

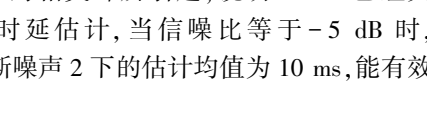
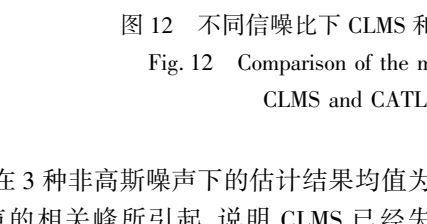
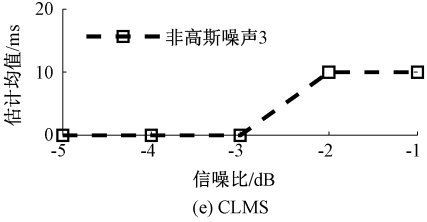
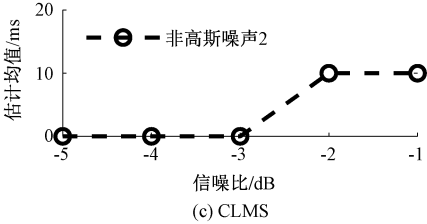
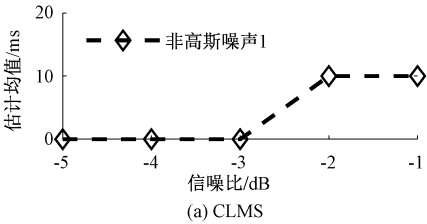


图 12 不同信噪比下 CLMS 和 CATLMS 的时延估计结果均值对比
Fig. 12 Comparison of the mean time delay estimation results of CLMS and CATLMS under different SNR

-3 dB 时,CLMS 在 3 种非高斯噪声下的估计结果均值为 0 ms,全部是噪声的相关峰所引起,说明 CLMS 已经失效,无法正确的时延估计,当信噪比等于 -5 dB 时,CATLMS 在非高斯噪声 2 下的估计均值为 10 ms,能有效

的时延估计,但在非高斯噪声 1 和 3 下,其估计均值分别是 6 和 2 ms,说明噪声的相关峰逐渐开始覆盖信号的相关峰,性能开始下降。

4 供水管道泄漏定位实验

本文的实验平台是通过在消防管道上安装直通管接头,模拟供水管道的泄漏,并使用德国 SebaKMT 管道泄漏振动数据采集系统来采集管道泄漏信号数据。供水管道泄漏检测定位实验平台的总体布置如图 13 所示。压电加速度传感器 1 位于泄漏点左侧 5 m 处,压电加速度传感器 2 位于泄漏点右侧 16 m 处。供水管道长度为 21 m。消防管道的压力为 0.2 MPa,材质为钢,管道内径为 100 mm,泄漏振动信号传播速度通过经验模型得到为 1 250 m/s。由于供水管道泄漏振动信号的频率范围主要集中在 200~1 500 Hz,根据奈奎斯特采样定理,要让被采样信号完全保留原始信号中的信息,需要将采样频率设置为大于信号中最高频率的两倍。所以在实验中,设置仪器的采样频率为 6 554 Hz。

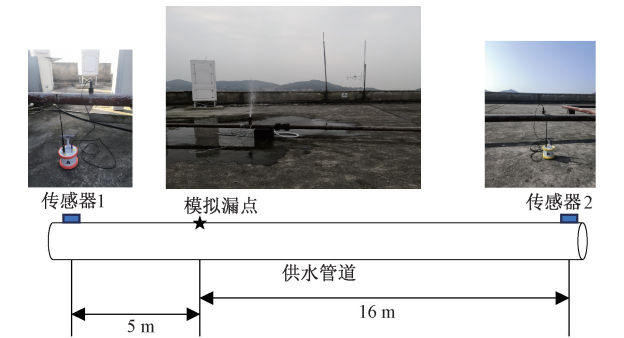


图 13 实验平台
Fig. 13 Experimental platform

设传感器 1 采集到的泄漏振动信号为 $x_1(t)$ 、传感器 2 采集到的泄漏振动信号为 $x_2(t)$,信号 $x_2(t)$ 的时域图及频谱如图 14 所示。

对两路信号加入上述仿真中提到的第 1 种非高斯噪声,然后再进行 4 种方法的对比,所得结果如图 15 所示。可以看出在非高斯噪声的干扰下,BCC、ATLMS 和 CLMS 的估计结果都为 0 ms,信号的相关峰值都被噪声的相关峰值所掩盖,失去了时延估计作用。其中 BCC 和 ATLMS 的信号相关峰值低于 0.3,说明信号信噪比很低。经过第 1 级滤波后,CLMS 的信号相关峰虽高于 0.8,但仍被噪声相关峰所覆盖,说明该方法无法有效抑制非高斯噪声。而 CATLMS 的伪峰值基本被抑制到 0.8 以下,信号相关峰突出,这是因为非高斯噪声也得到了抑制。其时延估计结果为-8.24 ms,定位结果为 15.65 m,相对定位误差 2.19%。

为了进一步验证本文所提的算法,在原始数据以及添加 3 种非高斯噪声后分别进行实验,每种非高斯噪声下随机选取 4 组真实采集数据进行验证。其中第 1 组为

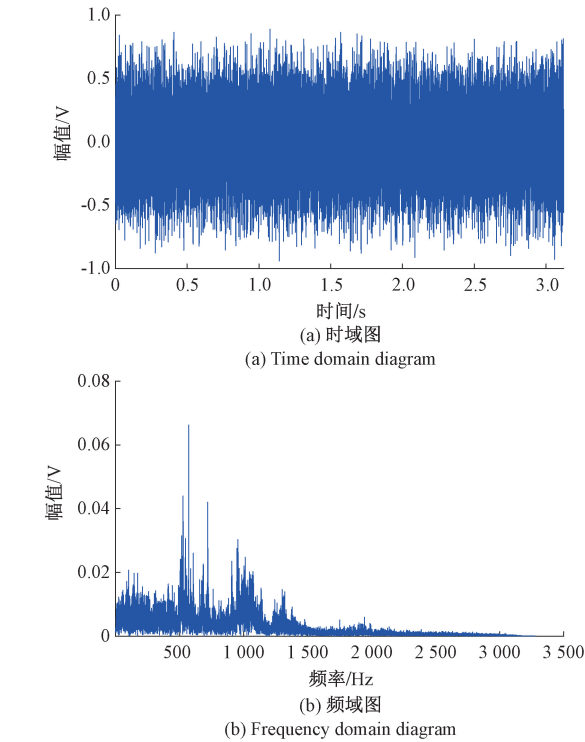


图 14 信号 $x_2(t)$ 时域和频域波形
Fig. 14 Signal $x_2(t)$ waveform in time and frequency domains

原始数据,不添加非高斯噪声,第 2~5 组为非高斯噪声 1,第 6~9 组为非高斯噪声 2,第 10~13 组为非高斯噪声 3, d_2 代表传感器 2 与泄漏点之间的距离, $d_2 = 16$ m,4 种方法的实验结果如表 1 所示。

表 1 不同非高斯噪声下的定位结果
Table 1 Positioning results under different non-Gaussian noises

组别	d_2/m	真实值	时延估计结果/ms				\hat{d}_2/m	相对误差/%
			BCC	ATLMS	CLMS	CATLMS		
1	16	8.8	8.2	8.2	8.2	8.24	15.65	2.19
2	16	8.8	0	0	0	8.24	15.65	2.19
3	16	8.8	0	0	0	8.2	15.625	2.3
4	16	8.8	0	0	0	8.24	15.65	2.19
5	16	8.8	0	0	0	8.22	15.638	2.26
6	16	8.8	0	0	0	8.21	15.631	2.31
7	16	8.8	0	0	0	8.16	15.6	2.5
8	16	8.8	0	0	0	8.16	15.6	2.5
9	16	8.8	0	0	0	8.2	15.625	2.3
10	16	8.8	0	0	0	8.24	15.65	2.19
11	16	8.8	0	0	0	8.26	15.663	2.11
12	16	8.8	0	0	0	8.18	15.613	2.42
13	16	8.8	0	0	0	8.18	15.613	2.42

由表 1 可知,在 3 种非高斯噪声的背景下,BCC、ATLMS、CLMS 均失去时延估计效果,本文所提出算法的平均相对定位误差为 2.31%,标准差为 2.08%。综上所述

述,在非高斯噪声的干扰下,本文所提方法能够很好地抑制噪声,精确地进行定位。

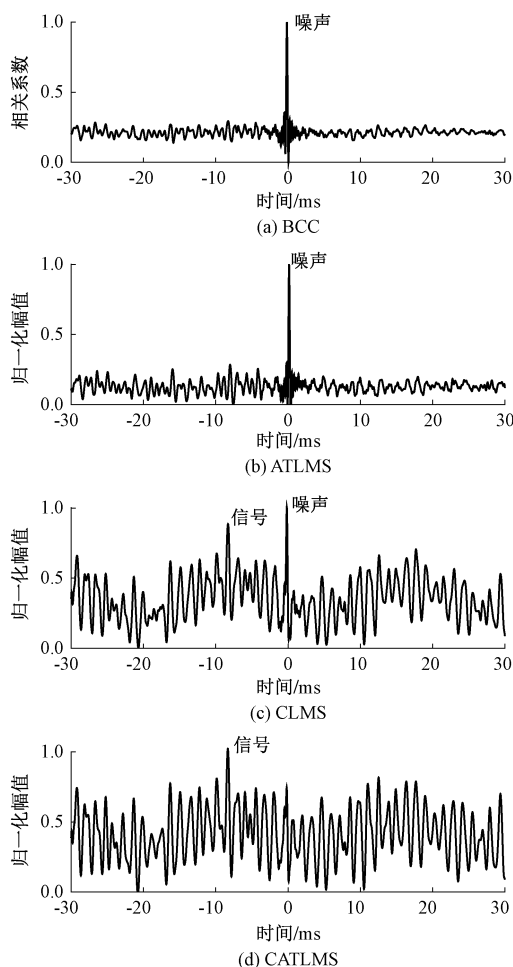


图 15 添加非高斯噪声后 4 种方法的时延估计结果

Fig. 15 Delay estimation results of four methods after adding non-Gaussian noise

5 结 论

本文提出了一种级联反正切 LMS 自适应时延估计的时延估计方法,该方法在结合了级联 LMS 结构和鲁棒自适应滤波优势的基础上,具有比级联 LMS 结构和鲁棒自适应滤波更好的时延估计结果,有效地抑制了信号中的各种噪声。仿真和真实实验显示出该方法在低信噪比、相关高斯噪声和非高斯噪声下,时延估计效果优于 BCC、ATLMS、CLMS,从而证明了本文方法的有效性,以及适用于复杂噪声干扰下的管道泄漏定位。此外本文自适应滤波器的更新策略采用的是固定步长,固定步长下,无法完全兼顾收敛速度以及稳态误差两个方面。因此,未来的研究可在本文的基础上引入合适的变步长策略,从而提高算法的收敛速度和减小稳态误差。

参考文献

- [1] 孙洁娣,肖启阳,温江涛,等. 改进 LMD 及高阶模糊度函数的管道泄漏定位[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(10): 2215-2223.
SUN J D, XIAO Q Y, WEN J T, et al. Pipeline leakage localization based on ELMD and high-order ambiguity function[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(10): 2215-2223.
- [2] 李帅永,韩明秀,文井辉. 基于四阶累积量的供水管道泄漏振动信号自适应时延估计[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(7): 126-135.
LI SH Y, HAN M X, WEN J H. Adaptive time delay estimation of water supply pipeline leakage vibration signal based on the fourth-order cumulant [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41 (7): 126-135.
- [3] HU J, ZHANG L, WEI L. Detection of small leakage from long transportation pipeline with complex noise[J]. Journal of Loss Prevention in the Process Industries, 2011, 24(4): 449-457.
- [4] WEI L, ZHANG L. A wave change analysis (WCA) method for pipeline leak detection using Gaussian mixture model[J]. Journal of Loss Prevention in the Process Industries, 2012, 25(1): 60-69.
- [5] VERDE C, MOLINA L, TORRES L. Parameterized transient model of a pipeline for multiple location[J]. Journal of Loss Prevention in the Process Industries, 2014, 29:177-185.
- [6] 张杰,陈世利. 基于 FCN 的阀门内泄漏声发射信号识别方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(8): 84-93.
ZHANG J, CHEN SH L. Identification method of valve internal leakage acoustic emission signal based on FCN[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(8):84-93.
- [7] 骆正山,刘雨静,王小完. 多工况下基于 EEMD-ICNN 的输油管道泄漏识别[J]. 电子测量技术, 2023, 46(5): 179-184.
LUO ZH SH, LIU Y J, WANG X W. Oil pipeline leakage identification based on EEMD-ICNN under multiple working conditions[J]. Electronic Measurement Technology, 2023,46(5):179-184.
- [8] 杨智伦,朱铮涛,陈树雄,等. 改进 CNN 的供水管道泄漏声音识别[J]. 国外电子测量技术, 2023, 42(1): 153-158.
YANG ZH L, ZHU ZH T, CHEN SH X, et al. Improved CNN for sound recognition of water supply pipeline leaky[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2023,

- 42(1):153-158.
- [9] 焦敬品, 任玉宝, 吴斌, 等. 基于迭代递推的供水管道多泄漏点声定位方法[J]. 振动与冲击, 2020, 39(14): 1-8.
- JIAO J P, REN B Y, WU B, et al. Acoustic diagnosis method for multiple leakages location in a water transmission pipeline based on iterative recursion[J]. Journal of Vibration and Shock, 2020, 39(14): 1-8.
- [10] LUO J, SHENG L C, SHAO C G, et al. Correlation method estimation of the modulation signal in the weak equivalence principle test[J]. Chinese Physics B, 2018, 27(8): 140-146.
- [11] 李帅永, 毛维培, 程振华, 等. 基于广义互相关的供水管道泄漏振动信号时延估计器性能研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(2): 202-211.
- LI SH Y, MAO W P, CHEN ZH H, et al. Research on time-delay estimator of leakage-induced vibration signal in water-supply pipelines based on generalized cross-correlation[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(2): 202-211.
- [12] PEREZ-LORENZO J M, VICIANA-ABAD R, RECHE-LOPE Z P, et al. Evaluation of generalized cross-correlation methods for direction of arrival estimation using two microphones in real environments[J]. Applied Acoustics, 2012, 73(8): 698-712.
- [13] 张亚斌, 李胜全, 朱建军, 等. 基于高阶累积量的高精度时延估计算法[J]. 振动与冲击, 2020, 39(13): 103-109.
- ZHANG Y B, LI SH Q, ZHU J J, et al. High precision time-delay estimation algorithm based on high-order cumulant[J]. Journal of Vibration and Shock, 2020, 39(13): 103-109.
- [14] 赵壮, 马国梁. 自适应滤波协同图优化导航方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(7): 271-281.
- ZHAO ZH, MA G L. Research on the adaptive filtering-collaborative graph optimization navigation method[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(7): 271-281.
- [15] ZHANG L J, YU X M, XIE H K, et al. Removal of motion artifacts in PPG signals based on the CEEMDAN-MPE and VS_LMS adaptive filter[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2024, 73: 1-10.
- [16] CUI X W, GAO Y, MA Y F, et al. Variable step normalized LMS adaptive filter for leak localization in water-filled plastic pipes[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 1-11.
- [17] 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.
- WEN Y M, XIE R F, YANG J, et al. Adaptive noise suppression in pipeline leak detection[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2012, 33(10): 2228-2233.
- [18] CUI X W, GAO Y, MA Y F, et al. Time delay estimation using cascaded LMS filters fused by correlation coefficient for pipeline leak localization[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2023, 199: 110500.
- [19] SHI W L, LI Y S, WANG Y Y. Noise-free maximum correntropy criterion algorithm in non-Gaussian environment[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs, 2020, 67(10): 2224-2228.
- [20] CHEN B D, XING L, ZHAO H Q, et al. Generalized correntropy for robust adaptive filtering[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2016, 64(13): 3376-3387.
- [21] KUMAR K, PANDEY R, BORA S, et al. A robust family of algorithms for adaptive filtering based on the arctangent framework[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs, 2022, 69(3): 1967-1971.

作者简介



李帅永 (通信作者), 2010 年于信阳师范学院获得学士学位, 2014 年于重庆大学获得博士学位, 现为重庆邮电大学教授, 主要研究方向为信息获取与处理。

E-mail: lishuaiyong@cqupt.edu.cn

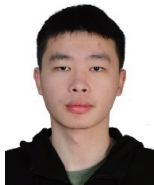
Li Shuaiyong (Corresponding author)

received his B. Sc. degree from Xinyang Normal University in 2010 and Ph. D. degree from Chongqing University in 2014. Now he is an associate professor at Chongqing University of Posts and Telecommunications. His main research interests include information acquisition and processing.

符强, 2023 年于重庆邮电大学获学士学位, 现为重庆邮电大学硕士研究生, 主要研究方向为信息获取与处理。

E-mail: 346745884@qq.com

Fu Qiang received his B. Sc. degree



from Chongqing University of Posts and Telecommunications in 2023. Now he is a M. Sc. candidate at Chongqing University of Posts and Telecommunications. His main research interests include information acquisition and processing.