

DOI: 10.13382/j.jemi.B2407782

基于 K-SVD 字典学习的超声流量计回波信号 处理方法研究*

潘宁致 李跃忠 陈佳怡

(东华理工大学机械与电子工程学院 南昌 330013)

摘要:针对时差法气体超声流量计回波信号易受电路噪声、声学噪声以及环境噪声等外界不可避免的影响,导致回波信号的起点段信号扭曲、信噪比低,而难以精确确定回波信号到达时间点的问题,提出基于 K-SVD 字典学习降噪的回波信号到达时间点的精确定位方法,从而提高超声流量计的检测准确度。通过 OMP 算法将提取到的多组回波信号数据构造成的矩阵进行稀疏表示,再使用 SVD 完成字典的迭代更新,并通过控制变量法对字典大小和稀疏度两个参数进行优化,训练得到能够自适应提取回波信号特征的最佳字典学习模型,形成完备字典,从而重构回波信号,达到消除信号起始时间段因噪声干扰而导致波形扭曲的目的。在临界流文丘利喷嘴法气体流量标准装置上进行的标定实验结果表明,未处理的回波信号直接使用阈值法定位到达时间点后计算得到的最终流量误差较大,而使用基于 K-SVD 字典学习降噪处理回波信号后能有效提高定位到达时间点的准确度,从而得到更加准确的流量信息,其中流量的高区示值误差由 1.32% 降至 1.02%,重复度由 0.154% 降至 0.054%;流量的低区示值误差由 3.69% 降至 1.46%,重复度由 1.152% 降至 0.126%,优化后的测量结果达到国家 1.0 级精度指标要求。

关键词: 时差法气体超声流量计;回波信号;字典学习;降噪;到达时间点定位

中图分类号: TN98;TH701

文献标识码: A

国家标准学科分类代码: 470.40

Research on ultrasonic flowmeter echo signal processing based on K-SVD dictionary learning

Pan Ningzhi Li Yuezhong Chen Jiayi

(School of Mechanical and Electronic Engineering, East China University of Technology, Nanchang 330013, China)

Abstract: Addressing the difficulty in accurately determining the arrival time of echo signals in time-difference ultrasonic gas flowmeters due to inevitable external influences such as circuit noise, acoustic noise, and environmental noise, which distort the initial segment of echo signals and result in a low signal-to-noise ratio, a precise positioning method for echo signal arrival time based on K-SVD dictionary learning for noise reduction is proposed to enhance the detection accuracy of ultrasonic flowmeters. The method involves using the OMP algorithm to perform sparse representation on the matrix constructed from multiple sets of extracted echo signal data, followed by iterative updating of the dictionary using SVD. The two parameters of dictionary size and sparsity are optimized through the control variable method to train an optimal dictionary learning model capable of adaptively extracting echo signal features, forming a complete dictionary, and reconstructing the echo signal to eliminate waveform distortion caused by noise interference in the initial signal segment. Calibration experiments conducted on a critical flow Venturi nozzle-based gas flow standard device show that directly using a threshold method to locate the arrival time of unprocessed echo signals results in significant errors in the final flow calculation. However, applying K-SVD dictionary learning-based noise reduction to process echo signals can effectively improve the accuracy of locating the arrival time, leading to more accurate flow information. Specifically, the indication error in the high flow range is reduced from 1.32% to 1.02%, and the repeatability is improved from 0.154% to 0.054%. In the low flow range, the indication error is decreased from 3.69% to 1.46%, and the repeatability is enhanced from 1.152% to 0.126%. The optimized measurement results meet the national accuracy standard of Grade 1.0.

Keywords: time-difference ultrasonic gas flowmeters; echo signals; dictionary learning; noise reduction; position for the arrival time

收稿日期: 2024-08-23 Received Date: 2024-08-23

* 基金项目: 国家自然科学基金(61663001)、江西省科技厅重点研发计划(20212BBE53033)项目资助

0 引言

超声流量计因其较宽的测量范围、无压降的本体设计、高检测精度以及对流场的强适应性,已经成为天然气计量领域中的关键工具,具有十分广阔的前景^[1-2]。当前市场应用的超声流量计主要采用的测量方法有多普勒法、波束偏移法、差压法^[3]和时差法等。其中时差法由于其精度高、适应性广、功耗低以及经济性好的特点,广泛应用于超声流量计中^[4-5],占据了较大的市场份额。

时差法气体超声流量计通过主控芯片定期激励发射换能器发出超声波脉冲,而接收换能器在捕获到被测气体中传播的超声波回波信号。通过测量发射激励信号时刻点与接收到回波信号的到达时刻点之间的时间差,可以分别得出超声波在被测气体中顺流和逆流的传播时间。利用这些时间数据,结合传播的路径和角度等参数推导出被检测气体的流速,从而计算出最终流量值^[6-7]。接收换能器接收到回波信号的到达时刻点的识别方法一般为双阈值法^[8-9]。通常在采集到回波信号的第 2 个峰值后,通过设定两个阈值,第 1 个阈值作为触发电平用以判断信号是否到达;第 2 个阈值即过零点作为回波信号到达时刻点。从发射时刻点到到达时刻点得到的传播时间减去一个周期就能得到一个声道顺流或者逆流的传播时间值。然而,由于声学、电学噪声和随机干扰的影响,超声波回波信号上会出现无规则的信号干扰噪声,导致回波信号信噪比低,从而导致回波信号的波峰值不稳定,在进行阈值检测时容易造成回波信号到达时间点误判甚至引起波峰识别错误,难以精确识别回波信号的到达时刻点。为此,学者们进行了大量研究。

Wardkein、Das、Rong 等^[10-12]通过流量滤波算法来对所测得的流量数据进行有效处理,提出用离散卡尔曼滤波算法、无迹卡尔曼滤波算法和多平方根无迹卡尔曼滤波算法来降低超声波信号起始段波形扭曲带来的影响,以提高超声波信号起始点的识别精度。但这些方法计算复杂度高、参数选择较敏感,往往难以实现。马勤永^[13]根据历史接收波形局部峰值的平均扰动预测新阈值,实现阈值的自适应性。但自适应阈值法通常需要更复杂的算法来实时监测和调整阈值,这往往导致计算成本增加,使流量计的功耗和硬件大大增加。冯伦宇^[14]根据回波信号在上升期的波形普遍相似的特点,提出利用曼哈顿距离进行回波信号特征点快速识别。而在高噪声环境下,曼哈顿距离可能无法有效区分噪声和真实特征点,导致识别错误。

针对上述的情况,对回波信号进行了提取分析,发现回波信号有较为明显的波形特征,具有可稀疏性;而噪声干扰信号则是随机的、不可稀疏的。通过结合回波信号

波形特征的流量滤波算法来对回波信号进行处理,提出基于 K-SVD 字典学习降噪的回波信号到达时间点的精确定位方法。该方法对外界环境及流体状态有较强的自适应性,即使在高噪、高压环境下也能准确滤除干扰信号。并且该方法需要考虑的参数数量较少,参数取值也只能为整数且取值范围有限,通过简单的控制变量与穷尽法即可得出最佳参数,得到最佳学习模型。在存储空间利用上,字典学习在存储字典时虽然也需要一定的空间,但却能够高效地表示与分类数据,这对于后期脱离上位机,移植至流量计系统也有一定的优势。

通过将原始回波信号数据上传至上位机进行模型训练,使字典学习模型自适应地提取回波信号的特征,将样本转换为合适的稀疏表达,并经过多次迭代形成完备的字典,最后用稀疏成分来重构回波信号,从而滤除叠加在信号上的噪声,消除信号起始时间段因噪声干扰而导致波形扭曲带来的影响。该方法在以 MSP430FR6047 为核心的超声流量计样机中得以验证,并在实验室临界流文丘利喷嘴法气体流量标准装置进行了标定试验。检测结果满足国家 1 级精度等级,验证了该方案的有效性。

1 方法原理

1.1 奇异值分解

奇异值分解(singular value decomposition, SVD)是线性代数中一种重要的矩阵分解技术,广泛地应用于数据降维、推荐系统和数据压缩等领域。

对于一个给定的 $m \times n$ 的实数矩阵 A , 可以把它分解如式(1)所示。

$$A = B\Sigma C^T \quad (1)$$

其中, $B \in R^{m \times m}$, $C \in R^{n \times n}$, $\Sigma \in R^{m \times n}$, B 称为左奇异矩阵, C 称为右奇异矩阵, 它们均为单位正交矩阵, 即有 $BB^T = I$ 和 $CC^T = I$, I 为单位矩阵; Σ 是一个对角矩阵, 其对角上的元素即为奇异值。一般 Σ 形式为:

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \sigma_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \sigma_2 & 0 & \vdots \\ \vdots & 0 & \ddots & 0 \\ 0 & \cdots & 0 & \sigma_n \end{bmatrix}_{m \times n} \quad (2)$$

要求解 B 、 C 和 Σ , 则需要构造 $A^T A$, 此时 $A^T A$ 为一个实对称矩阵, 必然可以进行特征分解, $A^T A$ 的单位特征向量就是 C 矩阵, 因此问题可以转化为对 $A^T A$ 做特征分解:

$$A^T A = C\Sigma^T A^T B\Sigma C^T = C\Sigma^2 C^T \quad (3)$$

同理,

$$AA^T = B\Sigma C^T C\Sigma^T B^T = B\Sigma^2 B^T \quad (4)$$

根据式(3)和(4), 对 $A^T A$ 和 AA^T 分别做特征分解,

即可分别求出 $\mathbf{C}$ 、 $\mathbf{B}$ 和 $\mathbf{\Sigma}$ 。值得注意的是,矩阵 $\mathbf{A}^T \mathbf{A}$ 和 $\mathbf{A} \mathbf{A}^T$ 的秩是相等的,即 $r(\mathbf{A}^T \mathbf{A}) = r(\mathbf{A} \mathbf{A}^T)$,因此矩阵 $\mathbf{B}$ 和 $\mathbf{C}$ 的秩也相等,即 $r(\mathbf{B}) = r(\mathbf{C})$,尽管它们的尺寸不同。

在回波信号的检测中,将得到的初始回波信号构造成矩阵 $\mathbf{A}$,奇异值则可以被看作成一个矩阵 $\mathbf{A}$ 的代表值来代表回波信号的信息。当奇异值越大时,它代表的信息越多。因此,将奇异值由大到小的顺序排列,取前面若干个最大的奇异值,就可以基本上还原出数据本身。

1.2 字典学习

字典学习的思想来源于日常生活中的“总结字典”和“查阅字典”,通过自适应地提取信号最本质的特征,用字典来表征该信号的特征,再通过计算机模拟人尽可能简洁、迅速、准确地查阅字典获取结果,从而还原出原来的信号。

从矩阵分解的角度来看,把样本信号数据集转换成矩阵 $\mathbf{Y}$, $\mathbf{Y}$ 的每一列就代表一个样本^[15],字典学习的目的就是要把 $\mathbf{Y}$ 矩阵分解成 $\mathbf{D}$ 、 $\mathbf{X}$ 矩阵。

$$\mathbf{Y} = \mathbf{D}\mathbf{X} \quad (5)$$

其中, $\mathbf{Y} \in R^{m \times n}$; $\mathbf{D} \in R^{m \times K}$ 为包含 K 个原子的字典矩阵,其中的原子用 $\mathbf{d}_k$ 表示; $\mathbf{X} \in R^{K \times n}$ 为稀疏矩阵。

但往往式(5)只是理想情况。实际上,上述问题用数学语言描述为如式(6)所示的优化问题。

$$\min_{\mathbf{D}, \mathbf{X}} \|\mathbf{Y} - \mathbf{D}\mathbf{X}\|_F^2, s. t. \forall i, x_{i0} \leq T_0 \quad (6)$$

式(6)中 $\mathbf{X}$ 为稀疏编码的矩阵; $\mathbf{x}_i (i = 1, 2, 3, \dots, K)$ 为该矩阵中的行向量,代表字典矩阵的系数。

目标函数式(6)旨在优化完备字典与原始样本之间的误差,以尽可能还原原始样本。同时,它的约束条件 $x_{i0} \leq T_0$ 要求稀疏编码矩阵 $\mathbf{X}$ 尽可能稀疏,以简化字典查询过程。采用拉格朗日乘子法将原问题转化为无约束优化问题^[15],同时为了方便求解,将 x_{i0} 用 x_{i1} 代替。

$$\min_{\mathbf{D}, \mathbf{X}} \|\mathbf{Y} - \mathbf{D}\mathbf{X}\|_F^2 + \lambda \|\mathbf{x}_i\|_1 \quad (7)$$

式(7)中需要优化的变量为 $\mathbf{D}$ 和 $\mathbf{X}$ 。 λ 为正 regularization 参数,是最小化目标下要求 $\mathbf{X}$ 尽量稀疏而生成的惩罚项。

通过采取交替优化策略,即固定一个变量来优化另一个,然后交替进行多次迭代得到最终的 $\mathbf{D}$ 和 $\mathbf{X}$ 。

首先初始化随机基础字典 $\mathbf{D}$,在给定 $\mathbf{D}$ 的情况下可以通过经典的正交匹配追踪(orthogonal matching pursuit, OMP)算法求解^[16-17]出尽量稀疏的 $\mathbf{X}$,同时等价实现了 $\lambda \|\mathbf{x}_i\|_1$ 的最小化。

得到稀疏矩阵 $\mathbf{X}$ 后,可以逐列地更新字典 $\mathbf{D}$ 。记 $\mathbf{d}_k$ 为字典 $\mathbf{D}$ 的第 k 列向量, $\mathbf{x}_T^k$ 为系数矩阵 $\mathbf{X}$ 的第 k 行向量,更新字典的第 k 列时,对于式(6)有:

$$\begin{aligned} \|\mathbf{Y} - \mathbf{D}\mathbf{X}\|_F^2 &= \left\| \mathbf{Y} - \sum_{j=1}^K \mathbf{d}_j \mathbf{x}_T^j \right\|_F^2 = \\ &= \left\| \left(\mathbf{Y} - \sum_{j \neq k} \mathbf{d}_j \mathbf{x}_T^j \right) - \mathbf{d}_k \mathbf{x}_T^k \right\|_F^2 = \|\mathbf{E}_k - \mathbf{d}_k \mathbf{x}_T^k\|_F^2 \end{aligned} \quad (8)$$

式(8)中残差 $\mathbf{E}_k = \mathbf{Y} - \sum_{j=1}^K \mathbf{d}_j \mathbf{x}_T^j$,此时的优化问题可描述为:

$$\min_{\mathbf{d}_k, \mathbf{x}_T^k} \|\mathbf{E}_k - \mathbf{d}_k \mathbf{x}_T^k\|_F^2$$

需求出最优的 $\mathbf{d}_k, \mathbf{x}_T^k$ 。然而,直接利用 $\mathbf{E}_k$ 求解会导致得到的新 $\mathbf{x}_T^k$ 缺乏稀疏性。为此,必须从 $\mathbf{E}_k$ 中提取出非零元素对应的 $\mathbf{x}_T^k$ 的位置,以形成一个新的矩阵 $\mathbf{E}'_k$ 。

在更新字典的第 0 列原子时,通过识别 $\mathbf{x}_T^k$ 中的零元素位置,并相应地从 $\mathbf{E}_k$ 中移除这些元素,从而得到 $\mathbf{E}'_k$ 。此时优化问题可描述为:

$$\min_{\mathbf{d}_k, \mathbf{x}_T^k} \|\mathbf{E}'_k - \mathbf{d}_k \mathbf{x}_T^k\|_F^2$$

结合(1)的奇异值分解可得:

$$\mathbf{E}'_k = \mathbf{B}\mathbf{\Sigma}\mathbf{C}^T \quad (9)$$

取左奇异矩阵 $\mathbf{A}$ 的第 1 个列向量 $\mathbf{u}_1 = \mathbf{B}(\cdot, 1)$ 作为 $\mathbf{d}_k$,取右奇异矩阵的第 1 个行向量与第 1 个奇异值的乘积作为 $\mathbf{x}'^k_T$ 。得到 $\mathbf{x}'^k_T$,将其对应的更新到原 $\mathbf{x}_T^k$ 。同理更新其他各列,就可得出新的字典 $\mathbf{D}$ 。其流程图如图 1 所示。

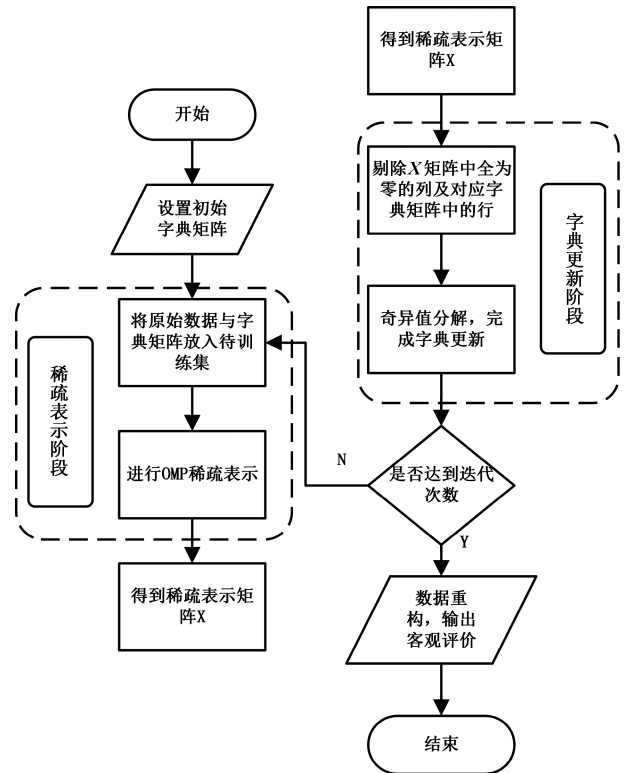


图1 字典学习流程图

Fig. 1 Dictionary learning flowchart

2 系统设计与实现

时差法气体超声流量计系统选用 TI 公司的

MSP430FR6047 系列芯片作为其主控芯片,其具有的高度集成的超声波感测子模块,可实现基于高速 ADC 的信号采集。在流量计测量过程中,由于内部时钟的精度较低,而所测的流量是瞬时流量在时间上的累计,时间基准十分重要,它极大地影响了流量测量的准确度。故采用了 EPSON 公司研制的外部高精度实时时钟芯片 RX8900 来为系统提供准确的时钟信号,它内置温度补偿晶体振荡器(DTCXO),支持 I2C 总线接口,功耗仅 0.7 μ A,能够满足系统对时钟的要求。系统的硬件框图如图 2 所示,其主要分为 4 个部分:超声波激励与接收模块、回波信号调理模块、电源模块、通用模块。

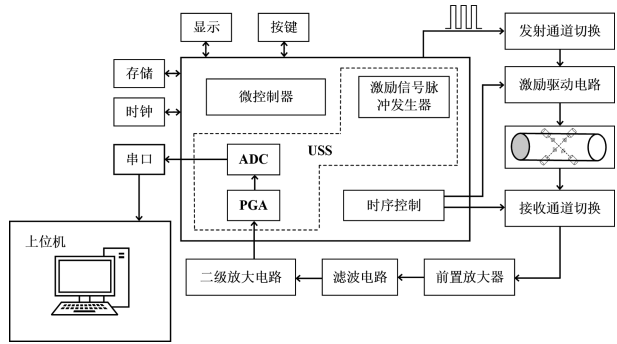


图 2 超声流量计系统硬件框图

Fig. 2 Hardware diagram of ultrasonic flowmeter system

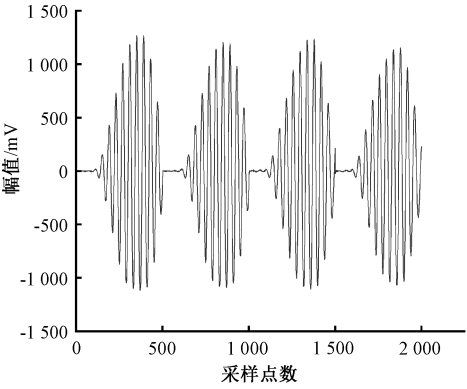
其工作流程为:由外部时钟芯片发出定时中断信号,主控芯片接收到后启动 ADC 的定时控制并根据当前测量的声道与方向对发射、接收通道进行切换控制;待通道情况稳定后,激励信号脉冲发生器就会发出正弦激励信号;正弦激励信号放大后由变压器升压就形成高电压的超声波激励信号并作用于发射换能器;发射换能器发出超声波并经过一段时间后,超声波到达换能器,从而产生了超声波回波信号;回波信号经过调理模块处理后被超声波接收模块通过 ADC 进行高速采集并存储;然后主控芯片通过串口与上位机进行通信,将采集到的回波信号上传至上位机;最后利用基于 K-SVD 字典学习的回波信号处理方法对其进行处理得到去噪回波信号并使用阈值法^[18]判断回波信号起始点从而得出超声波传播时间,最后得到最终流量。

3 实验分析

3.1 获取回波信号

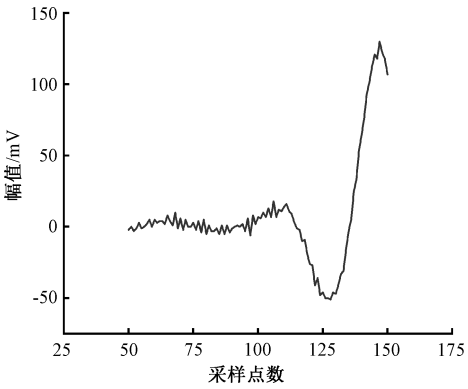
首先,在零流量的情况下,对一次测量中的 4 个换能器 D1、D2 和 U1、U2 的回波信号进行了测量,取得到如图 3 所示的信号。

可以看到它在第一个波峰位置由于噪声干扰等原



(a) 4 个换能器的原始回波信号

(a) The raw echo signals of four transducers



(b) 换能器 D1 的局部放大回波信号

(b) Local amplified echo signal of transducer D1

图 3 原始回波信号

Fig. 3 Original echo signal

因,产生了较大的波形扭曲波动,难以精确确定回波信号到达时间点,影响了流量计的准确性。

为了得到不同流量点下的初始回波信号,使用如图 4 所示的临界流文丘利喷嘴法气体流量标准装置。



图 4 临界流文丘利喷嘴法气体流量标准装置

Fig. 4 Critical flow Venturi nozzle method gas flow standard device

它的工作原理基于气体动力学原理,当气体通过喷嘴时,如果上、下游的压力比达到临界状态,气体在喷嘴喉部达到临界速度(即等于当地音速),此时流过喷嘴的

气体流量达到最大,并且该流量仅与喷嘴入口处的滞止压力和温度有关,而与下游状态无关^[19]。它是一种高精度、高稳定性的气体流量测量和校准设备,利用临界流技术实现了对气体流量的精确测量,检定范围可以达到 $0.5\sim 300\text{ m}^3/\text{h}$,不确定等级为0.3级。

分别测量了1、6、15、30、60和 $150\text{ m}^3/\text{h}$ 共计6个流量点下的流量并得到了回波信号的数据,图5为各个流量点下换能器D1产生回波信号的起始时间段的信号。

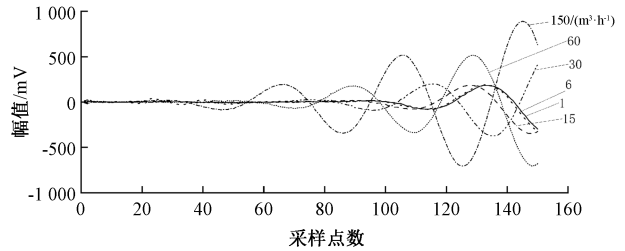


图5 产生回波信号的起始时间段的信号

Fig. 5 The signal of the starting time period for generating the echo signal

3.2 初步处理

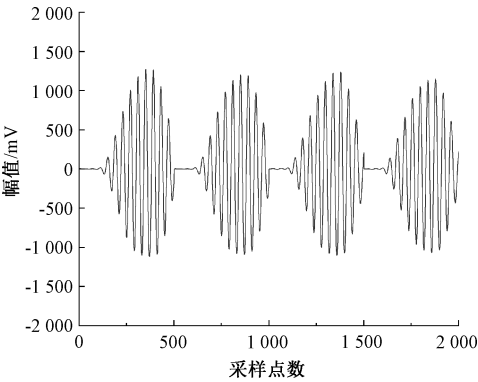
观察图3和5的原始回波信号,可以看到它在第一个波峰附近位置由于噪声干扰等原因有较大的扭曲波动,从而导致回波信号到达时间点误判甚至引起波峰识别错误,影响流量计的准确度。而且回波信号初始时段的幅值波动较小,使用简单的多次采集求平均的降噪方法可能在去噪过程中平滑掉初期的信号特征,严重影响流量测量的准确度。

研究发现回波信号有较为明显的波形特征,具有可稀疏性;而噪声干扰信号则是随机的、不可稀疏的,提出将基于K-SVD字典学习的信号降噪方法应用于回波信号的处理中。为此,采集100组零流量点下的回波信号数据用于训练字典学习的模型,使其能够自适应性地提取回波信号的特征,从而准确判断噪声和回波信号,并最终达到去噪的目的。

字典大小与信号的复杂程度息息相关,通过查阅相关文献[20-21],发现在使用字典学习对光学数据和磁航数据的处理时,其字典大小分别取20和10左右,而回波信号的复杂度是低于光学信号与磁航信号的,因此将字典大小设置为7,稀疏度设为6来对零流量点下的回波信号进行初步处理。处理后的回波信号如图6所示,可以看到其初始点附近的波形扭曲明显减弱。

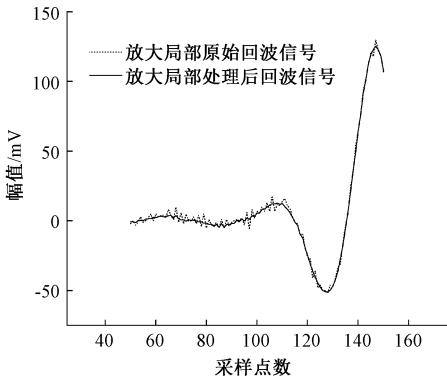
3.3 优化字典大小及稀疏度

在得到初步处理的结果后,为了进一步提高字典学习模型的处理效果,提高回波信号的信噪比。需要对字典大小以及稀疏度两个参数进行优化。由于需要考虑的参数量较少,参数取值也只能为整数且取值范围有限,故



(a) 初步处理后4个换能器的原始回波信号

(a) The raw echo signals of the four transducers after preliminary processing



(b) 放大处理后回波信号与原始信号对比

(b) Comparison between amplified echo signal and original signal

图6 初步处理后的结果

Fig. 6 Preliminary processed results

使用控制变量与穷尽法来优化设计最佳参数。

首先在确定字典大小的情况下,调整稀疏度,得到如图7的回波信号信噪比结果。

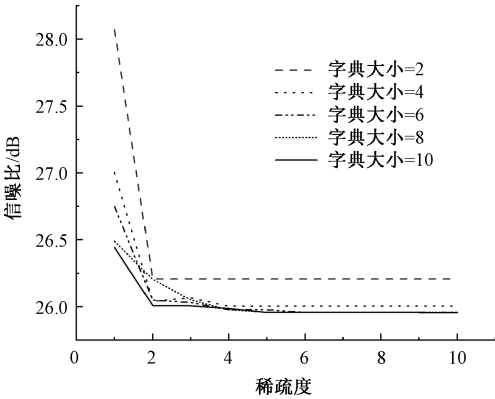


图7 不同稀疏度处理后信噪比结果

Fig. 7 SNR results after processing with different sparsity levels

从图7中可以发现,只有当稀疏度小于字典大小时,

随着稀疏度减小,处理后的回波信号才能够拥有更好的信噪比,且当稀疏度等于 1 时,信噪比达到最大值。

然后在确定稀疏度等于 1 的情况下,取不同的字典大小来对初始回波信号进行处理。处理后的回波信号的信噪比结果如图 8 所示。

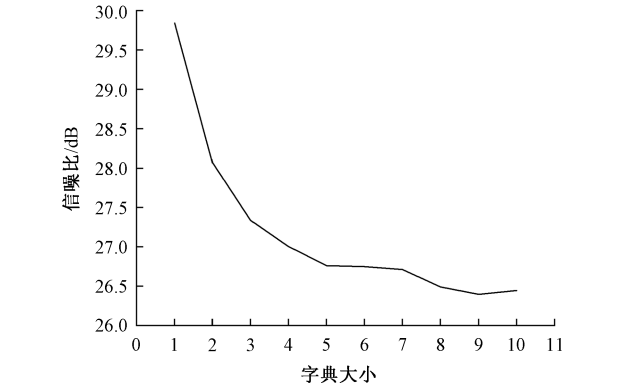


图 8 不同字典大小处理后的信噪比结果

Fig. 8 SNR results after processing with different dictionary sizes

可以发现,当字典大小取 1 时,信噪比的值最大,对回波信号的处理效果最佳。

3.4 结果分析及对比

再分别采集 1、6、15、30、60 和 150 m³/h 共计 6 个流量点下的回波信号各 100 组数据,均取字典大小等于 1、稀疏度等于 1 对模型进行训练。并使用训练后的模型对其中一组回波信号进行处理,结果如图 9 所示。

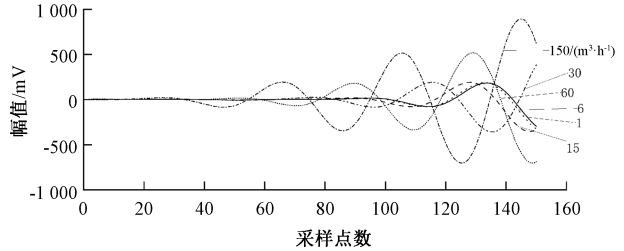


图 9 模型处理后的各流量点回波信号起始段

Fig. 9 Starting segment of echo signals at each flow point after model processing

可以看出在各个流量点的回波信号起点段的波形扭曲程度均有明显的降低。

为了验证采用基于 K-SVD 字典学习信号处理方法能否有效提高流量计判别回波信号到达时间点。根据 JJG 1030—2007《超声流量计规程》内的要求,对 $q_{\min}$ 、 q_t 、 $0.4q_{\max}$ 和 $q_{\max}$ 流量点以及 $6q_{\min}$ 和 $0.2q_{\max}$ 各采集了 100 组数据,将其直接使用阈值法进行信号到达时间点的判别;同时使用之前训练好的字典学习的模型处理这些数据,再用阈值法进行信号到达时间点的判别。实验中流量计的流量范围 $q_{\min}$ 、 q_t 和 $q_{\max}$ 分别为 1.0、15 和 150 m³·h⁻¹。

结果分别如表 1、2 所示。

表 1 直接使用阈值法的校准结果
Table 1 Calibration results using the threshold method directly

流量点/(m ³ ·h ⁻¹)	重复性/%	示值误差/%
1	1.152	3.69
6	0.453	2.86
15	0.363	1.55
30	0.154	0.98
60	0.086	1.32
150	0.054	0.23

表 2 数据处理后再使用阈值法的校准结果
Table 2 Calibration results using threshold method after data processing

流量点/(m ³ ·h ⁻¹)	重复性/%	示值误差/%
1	0.126	1.46
6	0.067	1.35
15	0.049	0.98
30	0.054	1.02
60	0.031	0.67
150	0.013	0.47

根据表 1 可以看出直接使用阈值法的流量计测量的数据结果已经超出了检定规程的标准,尤其是小流量点处由于顺流与逆流间的流速差较小,噪声的影响会更显著,导致重复性和误差值较大。而表 2 表明使用基于 K-SVD 字典学习降噪方法后测得最终流量的高区示值误差为 1.02%,重复性为 0.054%;低区示值误差为 1.46%,重复性为 0.126%,流量计测量的重复性和示值误差均明显有所降低,满足了国家 1.0 级精度指标要求。

4 结 论

通过搭建压电换能器激励与回波信号接收硬件平台,成功提取回波信号数据并传输至上位机进行分析处理,发现超声回波信号具有较为明显的波形特性,具有可稀疏性的特点,提出一种基于 K-SVD 字典学习降噪的回波信号到达时间点的精确定位方法。该方法具有较优秀的自适应性且参数选取简单,通过 OMP 算法和 SVD 即可完成回波信号的稀疏表示以及字典的迭代更新,从而自适应地提取回波信号的波形特征;使用控制变量法和穷举法对字典大小和稀疏度两个参数进行优化,得到针对回波信号的最佳字典大小和最佳稀疏度,从而得到最佳字典学习模型,形成完备字典,重构回波信号,消除信号起始时间段因噪声干扰而导致波形扭曲带来的影响。通过实验实测数据验证,相比未使用基于 K-SVD 字典学

习降噪方法处理回波信号,该方法能有效平稳气体超声流量计高低流量区最终流量数据的波动、降低数据的误差值。

参考文献

- [1] 姚爽,宿彬,杨宗良,等.上游弯管对超声波流量计精度影响及整流设计[J].仪器仪表学报,2022,43(5):102-109.
- YAO SH, SU B, YANG Z L, et al. Influence of upstream elbow pipe on accuracy of ultrasonic flowmeter and design of rectification [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022,43(5):102-109.
- [2] 汤卓远.多声道气体超声流量计流场补偿关键技术研究[D].杭州:浙江大学,2016.
- TANG ZH Y. Research on key technologies for multipath gas ultrasonic flowmeters flow field compensation [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2016.
- [3] 王慧鹏,刘欣荣,张鑫,等.多孔孔板流量计结构参数的数值研究[J].电子测量与仪器学报,2023,37(9):75-84.
- WANG H P, LIU X R, ZHANG X, et al. Numerical study of structural parameters of the multi-hole orifice flowmeter [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023,37(9):75-84.
- [4] 杨亚.高精度时差法超声流量计关键技术的研究[D].宁波:宁波大学,2013.
- YANG Y. Research on the key technology of the high-accuracy transit-time ultrasonic flow meter [D]. Ningbo: Ningbo University, 2013.
- [5] 刘欢.基于MSP430单片机的低功耗气体超声流量计研究[D].天津:天津大学,2019.
- LIU H. Research on low power gas ultrasonic flowmeter based on MSP430 microcontroller [D]. Tianjin: Tianjin University, 2019.
- [6] 曾令源. G2.5型气体超声波流量计研制[D].南昌:东华理工大学,2018.
- ZENG L Y. Development of G2.5 type gas ultrasonic flowmeter [D]. Nanchang: East China University of Technology, 2018.
- [7] 田雷,徐科军,沈子文,等.基于回波峰值拟合的气体超声流量计信号处理[J].电子测量与仪器学报,2017,31(7):1107-1114.
- TIAN L, XU K J, SHEN Z W, et al. Signal processing for ultrasonic gas flowmeter based on peak fitting of echo [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017,31(7):1107-1114.
- [8] 陈洁,余诗诗,李斌,等.基于双阈值比较法超声波流量计信号处理[J].电子测量与仪器学报,2013,27(11):1024-1033.
- CHEN J, YU SH SH, LI B, et al. Signal processing based on dual-threshold of ultrasonic flow meter [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2013,27(11):1024-1033.
- [9] 毛凯,胡亮,付新.一种低功耗自诊断双阈值超声波传播时间检测法[J].仪表技术与传感器,2021(3):82-92.
- MAO K, HU L, FU X. Low power self-diagnosis dual-threshold method for detecting ultrasound propagation time [J]. Instrument Technique and Sensor, 2021(3):82-92.
- [10] WARDKEIN P, PRASERTKUL S. Ultrasonic wind speed measurement based on phase shifting and kalman filter [C]. 2018 International Electrical Engineering Congress (iEECON). IEEE, 2018: 1-4.
- [11] DAS T K, HARISCHANDRA P A D, ABEYKOON A M H S. Extended kalman filter based fusion of reliable sensors using fuzzy logic [C]. 2017 Moratuwa Engineering Research Conference (MERCon). IEEE, 2017: 58-63.
- [12] RONG Z, CHEN X, FU M, et al. Research on data filtering method of ultrasonic intelligent water meter based on Kalman filter [C]. 2022 34th Chinese Control and Decision Conference (CCDC). IEEE, 2022: 5146-5151.
- [13] 马勤勇.基于自适应阈值的超声波气体流量计设计[J].自动化仪表,2021,42(4):21-24.
- MA Q Y. Design of ultrasonic gas flowmeter based on adaptive threshold [J]. Process Automation Instrumentation, 2021,42(4):21-24.
- [14] 冯伦宇.中高压低功耗多声道气体超声流量计研制[D].南昌:东华理工大学,2022.
- FENG L Y. Development of multi-channel gas ultrasonic flowmeter with medium high and low power consumption [D]. Nanchang: East China University of Technology, 2022.
- [15] 彭玲.基于3D骨架的室内人体行为识别研究[D].武汉:武汉工程大学,2017.
- PENG L. Research on indoor human action recognition based on 3D skeleton [D]. Wuhan: Wuhan University of Technology, 2017.
- [16] 刘为相,李灿,张霞,等.基于字典学习的舌诊图像去噪研究[J].中医药信息,2024,41(1):1-5.
- LIU W X, LI C, ZH X, et al. Research on tongue diagnosis image denoising method based on dictionary learning [J]. Information on Traditional Chinese Medicine, 2024,41(1):1-5.

- [17] 郑书航, 陈洪磊, 凌非尧, 等. 正交匹配追踪优化稀疏频散 Radon 变换多模式导波分离方法[J]. 声学学报, 2024, 49(3): 371-380.
- ZHENG SH H, CHEN H L, LING F R, et al. Orthogonal matching pursuit optimized sparse dispersive Radon transform for ultrasonic guided mode separation[J]. Ultrasonics, 2024, 49(3): 371-380.
- [18] CHEN J, ZHANG K, WANG L, et al. Design of a high precision ultrasonic gas flowmeter[J]. Sensors, 2020, 20(17): 4804.
- [19] 陶鹏宇. 临界流文丘里喷嘴法气体流量标准装置质量控制技术研究[D]. 北京: 中国石油大学, 2022.
- TAO P Y. Research on quality control technology of gas flow standard device by critical flow venturi nozzle method[D]. Beijing: China University of Petroleum, 2022.
- [20] XUE S Y, YIN C C, SU Y, et al. Airborne electromagnetic data denoising based on dictionary learning[J]. Applied Geophysics, 2020, 17(2): 306-313.
- [21] WAGENMAKER A J, MOORE B E, NADAKUDITI R R. Robust photometric stereo via dictionary learning[J]. IEEE Transactions on Computational Imaging, 2018, 5(2): 212-227.

作者简介



潘宁致, 2017 年于东华理工大学机械与电子工程学院获得学士学位, 现为东华理工大学硕士研究生, 主要研究方向为电路与系统、仪表检测技术。

E-mail: 1179037491@qq.com

Pan Ningzhi received his B. Sc. degree in 2017 from East China University of Technology, School of Mechanical and Electronic Engineering. Now he is a M. Sc. candidate in East China University of Technology. His main research interests include circuits and systems, Instrument detection technology.



李跃忠 (通信作者), 2010 年于华中科技大学获得博士学位, 现为东华理工大学教授, 主要研究方向为检测技术与自动化装置、智能机器人与智能控制。

E-mail: 253564294@qq.com

Li Yuezhong (Corresponding author) received a Ph. D. degree from Huazhong University of Science and Technology in 2010. Now he is a professor in East China University of Technology. His main research interests include detection technology and automatic equipment, intelligent robots and intelligent control.