

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J1905596

基于粒子滤波与压缩感知的管道泄漏定位*

贺宁, 陈奕昕, 贺利乐, 姜依纯

(西安建筑科技大学机电工程学院 西安 710043)

摘要:针对管道中突发的泄漏,提出一种基于粒子滤波与压缩感知的泄漏定位方法。首先,基于特征线法建立管道的状态空间方程,使用改进粒子滤波算法对泄漏管道瞬态过程进行状态估计,利用估计值与观测值的均方误差,通过求解优化问题的方式对泄漏点进行定位,并得出泄漏量与泄漏系数的估计值。针对测量值采集、储存和传输设备导致的估计精度低的问题,使用压缩感知对管道的测量值进行预处理。多次实验结果证明,所提出方法使用压缩率为65%~75%的重构信号作为粒子滤波输入时仍能有效定位,相对定位误差约为1%。

关键词:管道;泄漏检测与定位;粒子滤波;压缩感知;状态估计

中图分类号: TP391 TE88 TH865 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.40

Pipeline leak location based on particle filter and compressed sensing

He Ning, Chen Yixin, He Lile, Jiang Yichun

(School of Mechanical and Electrical Engineering, Xi'an University of Architecture and Technology, Xi'an 710043, China)

Abstract: A leak localization method is proposed based on particle filter and compressed sensing for the unexpected leakage in pipeline. Firstly, based on the method of characteristic, the state space equation of the pipeline is formulated. The improved particle filter algorithm is used to estimate the state of the transient process of the leaked pipeline. Mean square error of the estimated and observed values is utilized to locate the leakage point by solving an optimization problem. Then, the leakage rate and leakage coefficient are estimated. To enhance the estimation accuracy caused by collecting, storing and transmitting measurements, compressed sensing is used to preprocess the test data. Experimental results show that the proposed method can locate the leak effectively when the reconstructed signal with a compression rate of 65%-75% is used as the input of particle filter. The relative positioning error is about 1%.

Keywords: pipeline; leak detection and location; particle filter; compressed sensing; state estimation

0 引言

管道是运输油气和水资源的主要手段^[1]。近年来,由于管材老化、盗油打孔等发生的管道泄漏事故不断增加,造成了大量的经济损失和人员伤亡。因此,对管道泄漏点进行快速、精确地定位^[2-3],可以极大地降低管道泄漏事故所造成的危害。

现有的管道泄漏检测与定位方法可分为硬件检测法和软件检测法^[4-5]。硬件检测法通常使用设置在管道沿线的特殊传感器^[6],直接对泄漏信号进行检测,泄漏检测

及定位精度依赖于传感器的个数和精度。软件检测法利用管道数学模型^[7-12]或少量的测量值^[5](如管道首末端的压力、流量测量值等),通过计算进行泄漏定位。因此软件检测法可以分为基于模型的方法和基于数据驱动的方法^[9]。软件检测法中基于模型的方法,在理论上可以实现对缓泄、小泄漏等泄漏工况下泄漏点的精确定位^[7]。但管道瞬态变化的数学模型是一组双曲型偏微分方程^[8],目前仅可以求得数值解。另外,管道中传感器测量噪声、采集频率,以及数学模型中初始条件、边界条件等的影响都会引起计算误差^[9-13],并随计算步长的增加而增加,最终导致定位的精度较低。

收稿日期:2019-09-09 Received Date:2019-09-09

* 基金项目:陕西省教育厅基础科学研究专项计划(18JK0438)、陕西省科协青年人才托举计划(20180112)、道路施工技术装备教育部重点实验室(长安大学)开放基金(300102258501)项目资助

在使用数学模型计算管道瞬态过程时,使用状态估计(state estimation, SE)的方法可以克服上述缺陷。状态估计法将管道瞬态数学模型转换为状态空间模型^[10](state-space model, SSM),使用滤波算法,利用观测值的更新修正数学模型的计算误差,并预设虚拟泄漏点,通过对比估计值与观测值的方式来实现泄漏点的定位。然而,模型的非线性、观测值的噪声污染,可能导致估计值的发散;另外,设计基于滤波算法的泄漏定位策略,也会影响泄漏点定位精度和定位效率。为此,许多研究人员对滤波算法和定位方法进行了研究和改进。

Verde^[14]在文献[15]研究基础上,建立了一种包含多泄漏信息的状态空间方程,利用多个卡尔曼滤波(Kalman filter, KF)实现对泄漏的检测与定位。Aguinaga等^[8]基于文献[14]提出的多泄漏状态方程,进一步地使用扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filter, EKF)对多泄漏的管道状态进行估计,并根据估计结果计算出泄漏位置。但扩展卡尔曼滤波需要计算模型的雅可比矩阵,并且在模型非线性较强以及系统噪声非高斯时的估计精度较低^[10,16]。Uilhoorn^[17]使用贝叶斯滤波(Bayesian filter, BF)对气体管道状态进行估计,通过分析模型的不准确性和测量噪声来研究基于BF气体管道瞬态变化的估计性能,为进一步的管道泄漏定位提供了研究基础。Anjana等^[11]使用粒子滤波(particle filter, PF)对一段实际的供水管道系统进行泄漏检测与定位;Arifin等^[9]同样使用粒子滤波对输油管道进行泄漏检测与定位,其方法与文献[17]类似。文献[17]的实验结果表明,BF以及基于BF框架的粒子滤波可以对管道状态达到较好的估计效果,但Anjana等^[11]和Verde等^[14]未对泄漏而造成的气体瞬态过程进行估计,Arifin^[9]和Anjana^[11]由于未在状态方程中设置虚拟泄漏点,最终只能将泄漏点隔离在部分管道中,不能得到泄漏点的精确位置。

除此之外,大多数基于模型的管道泄漏定位方法^[7-12]仅考虑了测量噪声或滤波算法的相关参数对估计结果的影响。当传感器采集频率较低时,会造成描述系统状态的有效值较少^[18]。其次,所采集的泄漏信号在维度上也不能直接输入数学模型。泄漏突发时管道的瞬态变化时长可能仅有数十秒或数分钟。由于基于模型的方法要求采集设备的精度^[5,12]较高,并且实际场站的数据采集与监控(supervisory control and data acquisition, SCADA)系统通常对管道状态进行全天候监测^[19],在SCADA系统上布置高精度传感器捕捉、储存和传输短暂的泄漏信号,极大地降低了泄漏定位的精度、实时性和经济性,从而使该方法在实际应用方面存在一定局限性。为解决该问题,Arifin等^[5]使用了一种新的基于数据驱动的方法,避免了计算数学模型而产生的上述问题。Sun^[12]使用等效电路的原理改善了管道模型的计算过

程,在减小计算步长时仍保持计算精度,改善了低频率传感器采集信号作为数学模型输入导致计算精度的不足的问题。此外,仅依靠数学模型定位泄漏点的方法,其定位精度不但受到传感器的精度和采样频率的影响,模型本身及测量噪声的非线性也会增加定位误差^[20]。针对上述问题,本文提出一种基于粒子滤波及压缩感知的管道泄漏定位方法,使用压缩感知(compressed sensing, CS)对采集数据进行预处理的方式,解决了基于模型的方法对传感器在采集频率方面要求较高的问题,使用粒子滤波对管道状态进行状态估计,以减少数学模型本身的非线性和测量噪声导致的计算误差,并提出一种基于粒子滤波的管道泄漏位置的定位方法。最后,通过实验验证本文所提方法可行性和有效性。

1 管道建模

管道数学模型的建立首先基于以下假设:管道的直径和壁厚在很长一段距离上是不变的;管道内流体是不可压缩的,并且密度为常数。根据流体流动的质量平衡和动量平衡原理,液体管道的数学模型为一组双曲型偏微分方程^[12,21]:

$$\frac{\partial H}{\partial t} + \frac{a_s^2}{gA} \frac{\partial Q}{\partial x} = 0 \quad (1)$$

$$\frac{\partial Q}{\partial t} + gA \frac{\partial H}{\partial x} + g \sin \theta + \frac{f}{2DA} Q |Q| = 0 \quad (2)$$

式中: H 为管道压头值,单位为m; t 为时间,单位为s; a_s 为压力波波速,单位为m/s; Q 为流量,单位为 m^3/s ; g 为重力加速度,单位为 m/s^2 ; A 为管道的横截面积,单位为 m^2 ; θ 为管道与水平面的夹角; x 为管线的轴向距离,单位为m; f 为水力摩擦系数; D 为管道的直径,单位为m。

使用特征线法^[21]将式(1)和(2)重组为两个常微分方程,采用有限差分法^[17]离散所得的常微分方程,联立所得方程组(3)和(4)可以求得管道压头值和流量值的数值解。

$$H_{i,j} = \frac{1}{2}(H_{i-1,j-1} + H_{i+1,j-1}) + \frac{a_s}{2gA}(Q_{i-1,j-1} - Q_{i+1,j-1}) + \frac{\Delta t \sin \theta}{2A}(Q_{i-1,j-1} + Q_{i+1,j-1}) + \frac{f_{i,j} \Delta x}{4gDA^2}(Q_{i-1,j-1}^2 - Q_{i+1,j-1}^2) \quad (3)$$

$$Q_{i,j} = \frac{1}{2}(Q_{i-1,j-1} + Q_{i+1,j-1}) + \frac{gA}{2a_s}(H_{i-1,j-1} + H_{i+1,j-1}) - \frac{\Delta t \sin \theta}{4a_s DA}(Q_{i-1,j-1} - Q_{i+1,j-1}) - \frac{f_{i,j} \Delta x}{4a_s DA}(Q_{i-1,j-1}^2 + Q_{i+1,j-1}^2) \quad (4)$$

式中: i 为空间步长, $i \in [2, n]$; j 为时间步长; $\Delta x = L/(i-1)$, L 为管道长度,单位为m;方程的稳定条

件需满足 $|\max(a_s) \frac{\Delta t}{\Delta x}| \leq 1$, a_s 为压力波波速。根据特征线理论,此时管道被分为 n 段,每段管道长度为 Δx ,共 $i(i = n - 1)$ 个计算节点。

摩阻系数在管道数学模型的计算中至关重要,因此本文使用可变摩阻系数 $f_{i,j}$ 来提升模型的计算精度^[8]。

$$f_{i,j} = \frac{0.25}{\left[\log_{10} \left(\frac{\varepsilon}{3.7D} + \frac{5.74}{Re(Q_{i,j})^{0.9}} \right) \right]^2} \quad (5)$$

式中: ε 为管道内壁粗糙度,单位为 m; Re 为管道流体的雷诺数, $Re(Q_{i,j}) = Q_{i,j}D/\nu A$, ν 为管道流体的运动粘度,单位为 m^2/s 。

将泄漏孔等效为孔板^[22]处理后,可以得到泄漏点的压头值与泄漏量的关系式。

$$Q_L = \lambda \sqrt{H_L} \quad (6)$$

式中: Q_L 为泄漏量,单位为 m^3/s ; $\lambda = C_d A_L \sqrt{2g}$, C_d 为流出系数; H_L 为泄漏点处的压头值,单位为 m; A_L 为泄漏孔的面积,单位为 m^2 。

将泄漏信息附加在式(3)、(4)后,管道的离散方程为:

$$H_{i,j} = \frac{1}{2}(H_{i-1,j-1} + H_{i+1,j-1}) + \frac{a_s}{2gA}(Q_{i-1,j-1} - Q_{i+1,j-1} - \lambda \sqrt{H_L}) + \frac{\Delta t \sin \theta}{2A}(Q_{i-1,j-1} + Q_{i+1,j-1}) + \frac{f_{i,j} \Delta x}{4gDA^2}(Q_{i-1,j-1}^2 - Q_{i+1,j-1}^2) \quad (7)$$

$$Q_{i,j} = \frac{1}{2}(Q_{i-1,j-1} + Q_{i+1,j-1}) + \frac{gA}{2a_s}(H_{i-1,j-1} + H_{i+1,j-1} - \lambda \sqrt{H_L}) - \Delta t \sin \theta (Q_{i-1,j-1} - Q_{i+1,j-1}) - \frac{f_{i,j} \Delta x}{4a_s DA}(Q_{i-1,j-1}^2 + Q_{i+1,j-1}^2) \quad (8)$$

2 泄漏定位方法

2.1 基于压缩感知的信号预处理

状态方程本身的精度受限于模型的计算步长。当控制量 u 和观测值 y 的噪音较大,且数据点数较少时,导致泄漏瞬态估计时的计算步长较大,难以实现较高精度的泄漏定位。目前,一些基于模型的管道泄漏检测与定位的实验中^[5,8-9]都使用了较高频率的传感器,从原始采集数据的精度上提升模型计算精度,从而提升泄漏定位精度。为克服基于模型的方法应用在 SCADA 系统上,要求的高频率传感器带来的数据冗余导致使用经济性差,以及数据储存和传输方面导致的定位实时性不高的问题,提出一种基于压缩感知的数据预处理方法。

压缩感知可以在信号在欠采样时,恢复重构原信号 $X \in R^N$ 的同时,保留原信号的所有特征^[23-24]。

$$X = \sum_{i=1}^N \theta_i \psi_i = \Psi \theta \quad (9)$$

$$Y = \Phi X = \Phi \Psi \theta \quad (10)$$

式中: $\theta = [\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_N]^T \in R^N$, 是 X 在某一域的稀疏表示; $\Psi = [\psi_1, \psi_2, \dots, \psi_N]^T \in R^{N \times N}$ 为稀疏基,可以使用傅里叶矩阵、小波变换矩阵等; $\Phi = [\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_N]^T \in R^{M \times N}$ 为测量矩阵,可以使用随机高斯矩阵、部分哈达玛矩阵等^[24]; $Y \in R^M (M \ll N)$ 为通过测量矩阵 Φ 压缩后的信号。

根据式(17)、(18),压缩感知理论可以分为 3 个步骤^[24]: 1) 信号的稀疏表示; 2) 信号的观测; 3) 信号的重建。

管道首末端的压力信号和流量信号 $s = [H_{in}, Q_{in}, Q_{out}, H_{out}]^T$ 可以通过快速傅里叶变换 (fast Fourier transform, FFT) 进行稀疏表示。

以一组实际测得的管道泄漏时的末端压头信号为例,其采样频率为 2 Hz,采集时长 $t = 100$ s,泄漏量 Q_L 约为总输送量的 6.6%。为保证式(7)、(8)计算步长的要求,使用三次插值法模拟一段采样频率 100 Hz 的信号。原信号与附加高斯白噪声并插值后的信号如图 1 所示。

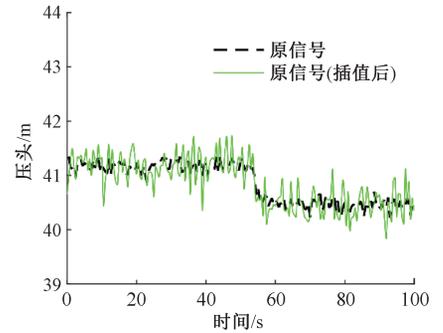


图1 原信号和插值后的信号

Fig.1 Original signal and interpolated signal

该信号采集自实验室,所处环境较为理想。因此将原信号通过附加噪音并三次插值的方式作为待重构信号使用。

本文使用正交匹配追踪^[25-27] (orthogonal matching pursuit, OMP) 算法对 X 进行重构。基于 OMP 算法的信号恢复效果主要取决于原信号稀疏度的先验知识^[28]。在保证信号恢复效果的前提下,信号的压缩率 (compression ratio, CR) 越大,则原信号的可压缩程度越高,传感器所需的采样点数越少。信号的压缩率可以表示为:

$$CR = \frac{N - M}{N} \times 100\% \quad (11)$$

以图 1 所示的信号为例,当原信号的稀疏度未知时,不同压缩率和原信号稀疏度对于信号的重构效果,如图 2 所示。

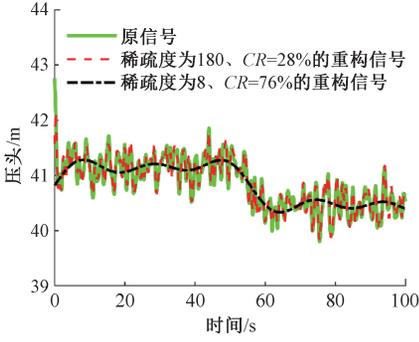


图2 不同的稀疏度和压缩率的重构信号与原信号对比

Fig.2 Comparison of original signal and reconstructed signal with different sparsity and CR

由图2可知,稀疏度的值较高、CR较低时与原信号的匹配度较高,反之则与原信号的匹配程度较低,但方差显著减小,瞬态变化的趋势也比较明显。在信号重构的计算时长方面,与高匹配度的重构信号计算时长为5.3 s,低匹配度的重构信号计算时长为0.66 s。

本文使用压缩感知对泄漏信号进行预处理的核心目的在于降低泄漏采集、储存和传输以及后续重构计算方面对硬件的高需求,同时还可以作为控制量 u ,基于所提出方法最终实现泄漏点定位。基于图2而言,若低匹配度的重构信号包含了准确的泄漏瞬态变化信息,同时减少了噪音的影响和计算时长,低匹配度的重构信号相对于高匹配度的重构信号具有明显优势。

为验证低稀疏度和高压缩率的重构信号在泄漏定位方面的有效性,将在实验部分对不同的稀疏度和压缩率的重构信号对泄漏定位的影响进行详细说明。

2.2 基于粒子滤波的管道状态估计

粒子滤波算法也称为序贯蒙特卡罗(sequential Monte Carlo, SMC)方法,其基本思想是从概率密度分布中随机抽取一组加权样本来近似后验概率密度,可用于对任何非线性模型估计^[29]。

将式(3)、(4)转化为状态空间的形式,管道内流体的瞬态变化过程可由状态方程式(12)描述。

$$\mathbf{x}_j = f(\mathbf{x}_{j-1}, \mathbf{u}_{j-1}) + \mathbf{v}_{j-1} \quad (12)$$

式中: $\mathbf{x}_j = [\mathbf{Q}_{in,j}, \mathbf{H}_{2,j}, \mathbf{Q}_{2,j}, \dots, \mathbf{H}_{n-2,j}, \mathbf{Q}_{out,j}]^T$, $\mathbf{x}_j \in \mathbf{R}^{2n-2}$; 边界条件作为状态方程的输入,即 $\mathbf{u}_{j-1} = [\mathbf{H}_{in,j-1}, \mathbf{H}_{out,j-1}]^T$; \mathbf{v}_{j-1} 为过程噪声。

将管道首末端的压头值 $\mathbf{Q}_{1,j-1}, \mathbf{Q}_{n,j-1}$ 作为观测值。

$$y_j = \mathbf{C}\mathbf{x}_j + \boldsymbol{\eta}_{j-1} \quad (13)$$

其中, $\mathbf{C} = \begin{bmatrix} 1 & \dots & 0 \\ 0 & \dots & 1 \end{bmatrix}_{2 \times (2n-2)}$; $\boldsymbol{\eta}_{j-1}$ 为测量噪声。

粒子滤波的算法理论源自于BF算法^[16],状态 x_j 后验概率密度函数 $p(x_j | y_{1:j})$ 的计算可分为预测和更新两

步,预测步如式(14)所示。

$$p(\mathbf{x}_j | \mathbf{y}_{1:j-1}) = \int p(\mathbf{x}_j | \mathbf{x}_{j-1}) p(\mathbf{x}_{j-1} | \mathbf{y}_{1:j-1}) d\mathbf{x}_{j-1} \quad (14)$$

在更新步中,根据BF算法可得^[20]:

$$p(\mathbf{x}_j | \mathbf{y}_{1:j}) = \frac{p(\mathbf{y}_j | \mathbf{x}_j) p(\mathbf{x}_j | \mathbf{y}_{1:j-1})}{p(\mathbf{y}_j | \mathbf{y}_{1:j-1})} \quad (15)$$

其中,归一化系数 $p(\mathbf{x}_j | \mathbf{y}_{1:j-1})$ 为:

$$p(\mathbf{x}_j | \mathbf{y}_{1:j-1}) = \int p(\mathbf{y}_j | \mathbf{x}_j) p(\mathbf{x}_j | \mathbf{y}_{1:j-1}) d\mathbf{x}_j \quad (16)$$

粒子滤波的关键思想使用了一组加权的随机样本(粒子) $\mathcal{X}_j = \{\mathbf{x}_j^{i'}, \mathbf{w}_j^{i'}\}_{i'=1}^P$ 近似表征后验概率密度函数,从而避免复杂的积分运算^[11]。

$$p(\mathbf{x}_j | \mathbf{y}_{1:j}) = \sum_P \mathbf{w}_j^{i'} \delta(\mathbf{x}_j - \mathbf{x}_j^{i'}) \quad (17)$$

其中, P 为一组随机样本中样本的个数(粒子数); i' 为该组粒子中的第 i' 个粒子; δ 为狄拉克函数(Dirac Delta function)。

本文以采样重要性重采样^[10](sampling important resampling, SIR)的框架实现粒子滤波对管道状态 x_j 的估计。

为便于采样,定义重要性分布函数 $q(\mathbf{x}_j^{i'})$ 为:

$$q(\mathbf{x}_j^{i'}) = p(\mathbf{x}_j^{i'} | \mathbf{x}_{j-1}^{i'}) \quad (18)$$

可得权值 $\mathbf{w}_j^{i'}$ 的更新为:

$$\mathbf{w}_j^{i'} \propto \mathbf{w}_{j-1}^{i'} p(\mathbf{y}_j | \mathbf{x}_j^{i'}) \quad (19)$$

其中, \propto 表示“正比于”; $\mathbf{w}_j^{i'}$ 为归一化后的权值。

$$\mathbf{w}_j^{i'} = \frac{\mathbf{w}_j^{i'}}{\sum_{i'=1}^P \mathbf{w}_j^{i'}} \quad (20)$$

经过重采样后,各粒子权值均为 $1/P$ 。此时,状态 x_j 的估计值 \hat{x}_j 可由各粒子的加权平均得出。

$$\hat{\mathbf{x}}_j = \sum_{i'=1}^P \mathbf{w}_j^{i'} \mathbf{x}_j^{i'} \quad (21)$$

为实现泄漏量 \mathbf{Q}_L 的粒子滤波估计 $\hat{\mathbf{Q}}_L$,采用粒子裂变的的思想,实现 $\hat{\mathbf{Q}}_L$ 的采样过程。定义 $\hat{\mathbf{Q}}_L$ 的粒子集为 $\boldsymbol{\tau}$,则在 $j+1$ 时刻下, $\boldsymbol{\tau}$ 可以表示为:

$$\boldsymbol{\tau}_{j+1} = \hat{\mathbf{Q}}_L + \boldsymbol{\alpha} \quad (22)$$

其中, $\boldsymbol{\alpha} \sim N(\hat{\mathbf{Q}}_L, \boldsymbol{\sigma})$ 。方差 $\boldsymbol{\sigma}$ 根据实际泄漏量的大小而定。令 $\hat{\mathbf{Q}}_L$ 的权重与压头估计值的权重相等。

$$\mathbf{w}_{\mathbf{Q}_L} = \mathbf{w}_j \quad (23)$$

经过重采样后,根据式(16)即得到对 $\hat{\mathbf{Q}}_L$ 进行粒子滤波估计算法的伪代码如下。

Algorithm. 对 $\hat{\mathbf{Q}}_L$ 进行粒子滤波估计算法

输入:

控制量 u

观测值 \mathbf{y}

粒子个数 P

输出:

泄漏量估计值 \hat{Q}_L

初始化: $j = 0, x_{i,j} \sim q(x_{i,j} | x_{i,j-1}, y_j), j = 1$

For $i = 1$ to n do

$$w_{Q_{i,j}}' = w_j' \propto w_{j-1}' p(y_j | x_j')$$

计算各粒子权重并归一化: $w_{Q_{i,j}}'$

While $Q_{in} - Q_{out} > I_w$

$$\tau_j^{i'} = \sim N(\hat{Q}_L, \sigma)$$

重采样: τ_j

$$\hat{Q}_L = P^{-1} \sum_{i=1}^P \tau_j^{i'}$$

初始化: $\alpha \sim N(\hat{Q}_L, \sigma)$

$$\tau_{j+1} = \hat{Q}_L + \alpha$$

End While

End for

2.3 泄漏定位过程

离散的状态方程式(11)要求管道必须预先分段。式(7)、(8)中的空间步长 i 即为分段后管道的节点个数。除去管道的首末端节点,疑似发生泄漏的节点共有 $i - 2$ 个。当泄漏发生后,为 $i - 2$ 个疑似泄漏的节点同时附加泄漏量初值,并将预处理后的 u 输入粒子滤波,可以获得 $i - 2$ 个不同的粒子滤波估计, $i - 2$ 个粒子滤波中也包含了 $i - 2$ 个管道节点的压头和流量的估计值。假设管道沿线的压力测量可以得到,将测量值与 $i - 2$ 个粒子滤波估计中与传感器位置相同的估计值进行比较,与测量值匹配程度最高的估计值表示估计的管道瞬态变化过程与实际测量值相一致,即可认为该组粒子滤波估计中预设的泄漏节点位置是正确的。输出预设的泄漏节点位置即为最终定位的泄漏点。基于这一原理,所提出定位方法的详细步骤如下:

1) 测量管道的基础数据,包括管长 L 、内径 D 、高程 h 、内壁粗糙度 ε 、输送介质的相关物理特性等,建立管道状态方程。管道系统在 j 时刻, i 位置的压头值 \mathbf{H} 与流量值 \mathbf{Q} 可由一组状态空间表示: $\mathbf{x}_j = [\mathbf{Q}_{in,j}, \mathbf{H}_{2,j}, \mathbf{Q}_{2,j}, \dots, \mathbf{H}_{n-1,j}, \mathbf{Q}_{n-1,j}, \mathbf{Q}_{out,j}]^T$ 。

2) 要求管道沿线至少有一个可观测的压力测量值 \mathbf{H}_m , 并基于 \mathbf{H}_m 的位置,确定分段 n , 使得 \mathbf{H}_m 尽可能的位于分段点上。

3) 根据质量平衡,当管道首端与末端流量差大于阈值 I_w , 即 $Q_{in} - Q_{out} > I_w$ 时,判断管道发生泄漏,并该时间段的首末端压头测量值作为状态方程的控制量 \mathbf{u} , 首末端流量测量值作为观测值 \mathbf{y} , 该时刻下的 $Q_{in} - Q_{out}$ 作为

泄漏矩阵的初值。

4) $\mathbf{u} = [\mathbf{H}_{in}, \mathbf{H}_{out}]^T, \mathbf{u} \in R^{2 \times M}$, 使用 CS 重构出的信号作为新的控制量 \mathbf{u} 使用。

5) 估计值和测量值之间的均方误差 (mean square error, MSE) 可以作为评价估计值与测量值匹配程度的指标。

当管道的计算节点 i 较多时,同时进行 $i - 2$ 组粒子滤波估计会造成计算上的急剧上升,使泄漏点的定位速度急剧降低。因此,可以将 $i - 2$ 组粒子滤波估计中寻找泄漏的确定位置的过程,视为一个优化问题的求解。

$$\text{Min}(MSE) \quad (24)$$

当条件满足 $Q_{in} - Q_{out} > I_w$ 时,对除去管道首末端的每一个计算节点附加泄漏后,可以获取 $i - 2$ 个不同的粒子滤波估计状态 $\hat{\mathbf{x}}_j(K), K \in [2, i - 1]$ 且 $K \in N^+, K$ 表示粒子滤波估计中预先设置的节点位置。

当管道沿线有 s 个观测值时, $\mathbf{y}'(s) = [\mathbf{H}_{m_1}, \mathbf{H}_{m_2}, \dots, \mathbf{H}_{m_s}]^T, \hat{\mathbf{x}}_j(K)$ 中与测量值 \mathbf{y}' 位置对应的粒子滤波估计值记为 $\hat{\mathbf{H}}' = [\hat{\mathbf{H}}_{m_1}(2), \hat{\mathbf{H}}_{m_2}(3), \dots, \hat{\mathbf{H}}_{m_s}(K)]^T$ 。定义步长 t_s , 每经过步长 t_s 后,计算 $\hat{\mathbf{H}}'(K)$ 与 \mathbf{y}' 中 t_s 个数据之间的均方误差,则式(24)中的 MSE 为:

$$MSE = \frac{1}{t_s} \sum_{i=1}^s [\mathbf{y}'(i) - \hat{\mathbf{H}}']^2 \quad (25)$$

其中,在步长 t_s 内, $MSE \in R^{K \times s}$ 。

当 $\hat{\mathbf{H}}'$ 与 \mathbf{y}' 的均方误差 MSE 最小时,可以认为附加在 K 处时的粒子滤波估计是正确的, K 即为泄漏点。但由于测量噪声的影响,在一个步长 t_s 内得到的 $\text{Min}(MSE)$ 不一定是准确的。因此,将优化问题转化为每经过步长 t_s 内,淘汰 k 个 MSE 内的极大值,即计算 $\text{Max}(MSE)$ 的个数后,取 MSE 内 s 个疑似泄漏节点 K 的交集。优化问题 $\text{Max}(MSE)$ 的计算方式为硬计算。所提出算法的伪代码如下。

Algorithm. 泄漏诊断算法

输入: 管道沿线测量值 \mathbf{y}' ; 估计值 $\hat{\mathbf{H}}'$

输出: 泄漏点 K

在步长 t_s 中:

$$MSE = \frac{1}{t_s} \sum_{i=1}^s [\mathbf{y}'(i) - \hat{\mathbf{H}}']^2, MSE \in R^{K \times s}$$

For $r = 1$ to length K do

 归一化: $MSE(r)$

 If length $MSE(3) = \emptyset$

 break

 If $MSE(r) = 1$

 抛弃 MSE 内的 $MSE(r)$

 停止: $\hat{\mathbf{x}}_j(r)$

```

For  $i=1$  to  $s-1$ 
  If  $MSE(r,i) = MSE(r,i+1)$ 
    更新:  $K = i$ 
    停止:  $\hat{x}_j(K \notin K)$ 
  End If
End If
End for
End for
    
```

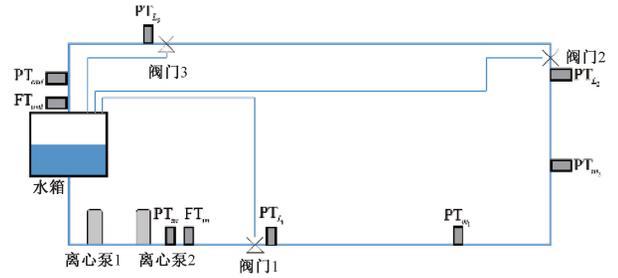


图 4 实验管道原理

Fig.4 Experimental pipeline scheme

当满足 $K \in R, R \leq 2$, 时, 诊断的泄漏位置 L_Q 为:

$$L_Q = \begin{cases} \Delta x K, (K \in R, R = 1) \\ \frac{\Delta x [K(1) + K(2)]}{2}, (K \in R, R = 2) \\ \text{重复诊断}, (K \in R, R = 2, K(1) - K(2) > 1) \end{cases} \quad (26)$$

经过数次淘汰后, 最终获取的粒子滤波估计值为泄漏点位置的附加是正确的。并且可以得到泄漏点的压头估计值 \hat{H}_L , 泄漏量估计值 \hat{Q}_L , 泄漏系数的估计值 $\hat{\lambda}$ 。

3 实验验证

3.1 实验平台及实验设计

本文以西安石油大学管网仿真实验室的实验管道对所提出的方法进行实验验证, 实验室环境如图 3 所示。实验管道如图 4 所示, 管道的主要参数如表 1 所示。相关算法基于 MATLAB 2016a 实现。

表 1 实验管道参数

| 参数 | 符号 | 数值 |
|------------------|---------------|----------------------|
| 管道长度 | L | 742 |
| 管道内径 | D | 0.038 |
| 粗糙度 | ε | 0.4×10^{-4} |
| 高程 | h | 1.4 ~ 10.5 |
| 阀门 1 的位置 | Lr_1 | 212.6 |
| 阀门 2 的位置 | Lr_2 | 460 |
| 阀门 3 的位置 | Lr_3 | 708 |
| 压力传感器 PT_{m_1} | H_{m_1} | 368.5 |
| 压力传感器 PT_{m_2} | H_{m_2} | 460 |



图 3 仿真管道实验室

Fig.3 Pipeline simulation laboratory

实验管道由两个串联的离心泵提供输送压力。管道首端、末端分别有两个压力传感器 PT_{in} 、 PT_{out} , 两个流量传感器 FT_{in} 、 FT_{out} 。泄漏点为 3 个, 分别是阀门 1、阀门 2、阀门 3。阀门 1~ 阀门 3 设置的电机转动阀门, 可以实现泄漏过程的模拟, 控制泄漏大小的标准为阀门的开度。

$PT_{L_1} \sim PT_{L_3}$ 可以测量接近泄漏点处的管道压力, 但无法直接测得泄漏点的压力。此外, 实验管道沿途还有两个可以获得的压力测量点 PT_{m_1} 、 PT_{m_2} 。每个传感器的采样频率均为 2 Hz, 采集时长 $T = 100$ s, 泄漏随机发生在采集时长 T 内的任意时刻。

管道的分段的原则是使 H_{m_1} 和 H_{m_2} 的位置尽可能地落在分段点上, 以便将估计值与 H_{m_1} 和 H_{m_2} 位置的观测值进行对比。基于实验管道长度及 H_{m_1} 和 H_{m_2} 的位置, 将管道分为 18 段, 节点 $n = 19$, 即 $\Delta x = 41.2$ (m), 取计算步长 $\Delta t = 0.04$ (s)。

本文共进行 4 组工况不同实验, 每组实验分别包含泄漏点 Lr_1 、 Lr_2 、 Lr_3 单独发生泄漏量为 2% ~ 10% 泄漏的工况。详细工况如表 2 所示。故共包含了 12 个不同的管道泄漏工况。同时, 本文选取不同稀疏度和压缩率对 12 个泄漏工况下的粒子滤波控制量 u 进行重构。随后的实验结果及分析中, 以泄漏定位精度、计算性能为评价标准, 并且每次独立的诊断算法均重复 5 次, 以大量数据的均值验证低稀疏度、高压缩率的重构信号作为粒子滤波输入信号的优势以及本文所提出泄漏定位方法的有效性。

表2 具体实验工况

Table 2 Experimental conditions

| 实验组 | 转速/(r·min ⁻¹) | | 阀门开度 |
|-----|---------------------------|-------|-------|
| | 离心泵 1 | 离心泵 2 | |
| 1 | 2 000 | 2 000 | 23~31 |
| 2 | 2 300 | 2 200 | 29~31 |
| 3 | 2 360 | 2 360 | 26~30 |
| 4 | 2 500 | 2 500 | 22~30 |

3.2 实验结果及分析

以第1组实验中, L_{r1} 处泄漏为例, 对控制量 u 的不同重构方式进行示例, 最后给出4组实验结果。 L_{r1} 处阀门开度为31, 约造成总输送量5.3%的泄漏量, 并为 $s = [H_{in}, Q_{in}, Q_{out}, H_{out}]^T, s \in R^{4 \times 200}$ 的原始实验数据添加高斯白噪音来模拟传感器采集时可能受到的干扰, 再经过三次插值法来模拟采集频率为100 Hz的信号, 使其满足状态方程要求的计算步长。其中 H_{in}, H_{out} 的噪音服从于 $N(0, 0.2)$, Q_{in}, Q_{out} 的噪音服从于 $N(0, 0.5 \times 10^{-5})$ 。

当 L_{r1} 发生泄漏时, 管道首末端的压力变化和流量变化如图5和6所示。

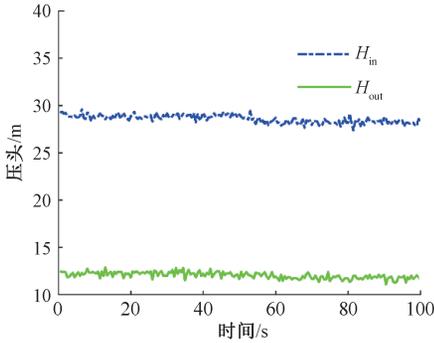


图5 管道首末端的压头值

Fig.5 Pressure at the pipeline head and end

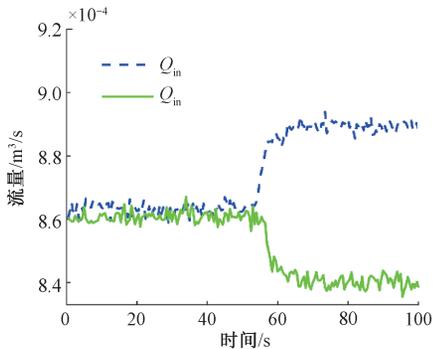


图6 管道首末端的流量值

Fig.6 Flow rate at the pipeline head and end

由于粒子滤波是以观测值 $y = [Q_{in}, Q_{out}]^T$ 进行估计值的更新, 因此基于CS的预处理只对 $u = [H_{in}, H_{out}]^T$ 进行。

基于部分实验数据稀疏度的先验知识, 当稀疏度为170时, 重构信号与原信号的匹配度最高。将待重构信号的稀疏度区间设置为 $[2, 170]$, 并从中选取6种不同小区间, 在重复5次的独立测试中随机选取一个确定的稀疏度进行重构。由于重构效果很大程度上取决于稀疏度的选取, 因此在6种重构情况中也同时加入了不同的压缩率进行测试。

以第1组实验控制量 u 中的 H_{in} 为例, 6种不同的重构参数如表3所示。

表3 6种重构参数

Table 3 Six kinds of reconstruction parameters

| 6种重构情况 | 稀疏度 | CR/% |
|--------|---------|------|
| 1 | 2 | 85 |
| 2 | 5 | 80 |
| 3 | 8~15 | 75 |
| 4 | 35~45 | 65 |
| 5 | 90~110 | 40 |
| 6 | 150~170 | 25 |

控制量 H_{in} 的重构效果如图7所示, 以管道泄漏瞬态变化特征而言, 第1、2组重构信号过于光滑, 与原信号有一定差异; 第3~6组重构信号与原信号的匹配程度随稀疏度上升而上升, 但同时也存在计算时长较大的缺点。

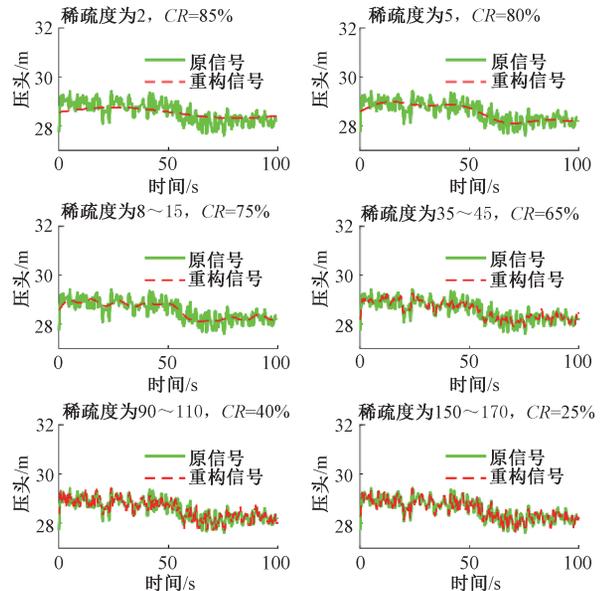


图7 控制量 H_{in} 的重构效果对比

Fig.7 Comparison of reconstruction effect of H_{in}

完成粒子滤波控制量 u 的预处理后,将 u 输入粒子滤波中进行泄漏点定位。本文使用粒子个数 $P = 30$ 的粒子滤波算法对管道状态 x_j 进行估计。详细定位步骤如 2.3 节所述。其中,步骤 5 中每个步长 t_s 淘汰的粒子滤波个数越多,定位的速度越快。多次实验结果表明,步骤 5 中每个步长 t_s 淘汰掉 $i - 2$ 个粒子滤波估计中的 15% ~ 25%,可以同时保证较短的定位时间和较高的定位精度。步长 t_s 可以通过观测管道泄漏瞬态变化的时长 T_L 确定。第 1 组实验中, Lr_1 处泄漏造成的管道瞬态变化过程的持续时间约为 $T_L = 15(s)$,则步长 t_s :

$$t_s = \frac{T_L}{5\Delta t} \tag{27}$$

根据式 (26),即可得出泄漏点的位置。

4 组实验的泄漏情况如表 4 所示。以图 7 所示 6 种不同的重构控制量,进行 5 次重复的泄漏定位,完整的 4 组实验的控制量 u 的平均重构时长,3 个泄漏点的平均定位相对误差如表 5 所示。

表 4 不同实验泄漏点的泄漏量

Table 4 The leak flow rates at different leakage locations (%)

| 实验组 | Lr_1 | Lr_2 | Lr_3 |
|-----|--------|----------|--------|
| 1 | 5.4 | 4.1 | 3.6 |
| 2 | 3.93 | 9.398.97 | |
| 3 | 4.29 | 4.62 | 5.5 |
| 4 | 4.36 | 4.462.29 | |

表 5 6 种不同重构控制量的实验结果

Table 5 Experimental results of six different reconstruction control variables

| 实验组 | 6 种重构情况 | 平均重构时/s | 平均相对误差/% |
|-----|---------|---------|----------|
| 1 | 1 | 1.6 | >50 |
| | 2 | 2.6 | >20 |
| | 3 | 3 | 1.2 |
| | 4 | 6.8 | 0.95 |
| | 5 | 8.4 | 0.95 |
| | 6 | 32 | 0.95 |
| 2 | 1 | 1.8 | >50 |
| | 2 | 2.6 | >20 |
| | 3 | 2.9 | 0.95 |
| | 4 | 6.4 | 0.95 |
| | 5 | 8.2 | 0.95 |
| | 6 | 31.8 | 0.95 |

续表 5

| 实验组 | 6 种重构情况 | 平均重构时/s | 平均相对误差/% |
|-----|---------|---------|----------|
| 3 | 1 | 1.8 | >50 |
| | 2 | 2.8 | >20 |
| | 3 | 3.2 | 1.06 |
| | 4 | 6.1 | 0.95 |
| | 5 | 8.5 | 0.95 |
| | 6 | 32.2 | 0.95 |
| 4 | 1 | 1.9 | >50 |
| | 2 | 2.6 | >20 |
| | 3 | 3.1 | 0.95 |
| | 4 | 6.6 | 0.95 |
| | 5 | 9 | 0.95 |
| | 6 | 33 | 0.95 |

由于最终定位位置是预设节点,当实际泄漏点刚好位于预设泄漏点上,定位误差最小;当实际泄漏点位于预设两节点中间时,定位误差最大,即定位误差理论上为 $0 \sim \Delta x/2$ 。本文的实验中,分段点与实际实际泄漏位置相差约 6~9 m,可以保持的最小相对定位误差约为 0.95%。

将 4 组实验的 6 种重构情况的计算时长汇总,平均相对误差改写为平均准确率以便于绘图直观表示,平均准确率可以表示为 $1 - \text{平均相对误差}$ 。6 种重构情况在定位平均准确率和计算时长如图 8 所示。

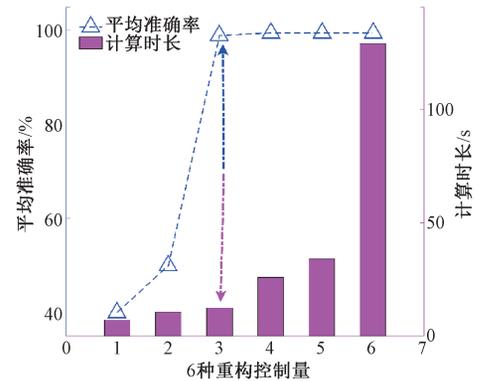


图 8 6 种重构控制量的平均定位准确率与总计算时长
Fig.8 Average location accuracy and total calculation time of six kinds of reconfiguration control variables

图 8 中,第 1、2 组重构控制量缺失了管道泄漏瞬态变化的信息,造成了定位失败。第 3、4 组重构控制量进行 $CR = 65\% \sim 75\%$ 的压缩采集,稀疏度为 8~45 的重构后,相对定位精度为 0.95% ~ 1.07%,最低时仅比理论相对最高定位精度低 0.5%;在总重构计算时长方面,仅占匹配度最高的第 6 组重构信号的 14%。第 5、6 组重构控

制量在与第3、4组的相对定位误差基本一致的情况下，在压缩率和计算性能方面则效果欠佳。

综上所述，采集时进行65%~75%的压缩，以先验稀疏度的16%进行重构的控制量虽然与原信号匹配度不高，但在泄漏瞬态变化方面与原信号基本一致，因此可以达到与高匹配度重构信号基本一致的相对定位误差。同时，这种预处理方式可以降低SCADA系统全天候检测管道状态时对采集、储存和传输设备的高要求，并为包括本文在内以及其他基于模型的泄漏定位方法应用在实际SCADA系统上提供一定的参考性。泄漏定位方面，不同工况的4组实验结果显示，本文提出的方法对泄漏量在2.3%~9.39%的3个不同泄漏点均能有效定位，相对定位误差大约在0.95%~1.07%。

基于稀疏度8~15, CR=75%的预处理控制量通过所提出方法的定位过程，如图9所示，以第1组实验中 L_{r1} 的泄漏为例，展示了2.3节步骤5)中，基于估计值与测量值的MSE，以步长 t_s 淘汰含有错误预设泄漏节点的粒子滤波估计，最终实现泄漏点定位的过程，图9中node意为每个步长 t_s 内可能泄漏的节点。

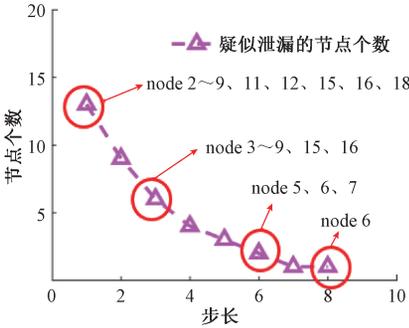


图9 泄漏定位过程

Fig.9 Process of leakage location

同样以第1组实验中, L_{r1} 处泄漏的定位结果为例，得到具体估计值 \hat{x} 与 H_{m1} 、 H_{m2} 的对比图，如图10和11所示。

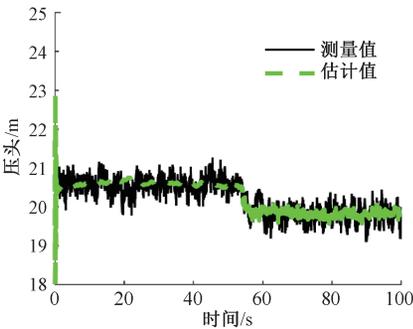


图10 H_{m1} 处的估计值 \hat{x} 与测量值

Fig.10 Estimation of pressure \hat{x} and measurement of pressure at H_{m1}

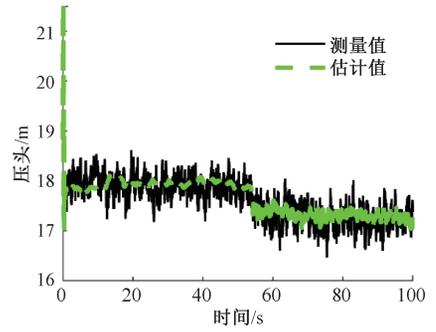


图11 H_{m2} 处的估计值 \hat{x} 与测量值

Fig.11 Estimation of pressure \hat{x} and measurement of pressure at H_{m2}

在图10、11中，粒子滤波在开始估计时的估计值与测量值有较大的偏差，这是由于粒子滤波初始化时的状态 $x_{j=0}$ 进行随机性采样所致。但经过几个步长后，估计值已收敛至测量值的均值部分，展示了粒子滤波算法在收敛速度上的优势。由于经过重构的控制量 u 在方差上显著低于原信号，因此得到的估计值方差低于测量值方差的同时，与测量值均值的匹配度较高，达到了较好的估计效果，也说明了低匹配度的重构信号完全可以作为滤波器的控制量 u 进行泄漏定位计算。泄漏量的测量值与泄漏量的估计值如图12所示。

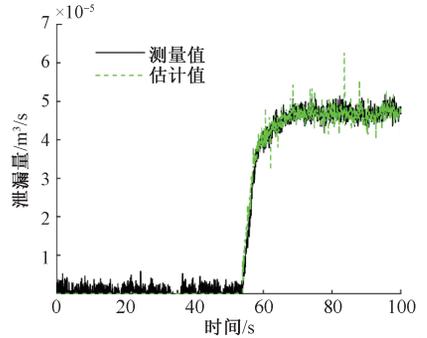


图12 泄漏量和估计的泄漏量

Fig.12 Total leak flow and its estimation

泄漏量的估计值使用了式(22)的裂变方式进行更新，缺乏参考和噪音影响会使泄漏量在某个步长的估计值与测量值有一定偏差，但由于粒子滤波自身的鲁棒性，往往经过一两个步长后，估计值仍可以收敛至测量值。估计效果虽然与图10、11相比效果欠佳，但对泄漏定位精度几乎没有影响。

得到泄漏量的估计值后，根据式(6)可以进一步得到泄漏系数的估计值 $\hat{\lambda}$ 。泄漏系数可以一定程度上反映泄漏孔的面积。由于实验管道泄漏的孔径由电机驱动阀门控制，所以泄漏孔径并不是一个常数。如图13所示，

其中泄漏系数估计值 $\hat{\lambda}$ 的变化也反映了这一结果。泄漏系数的估计值 $\hat{\lambda}$ 如图 13 所示。

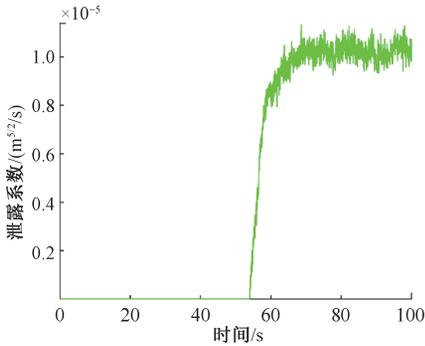


图 13 泄漏系数 $\hat{\lambda}$ 的估计值

Fig.13 Estimation of leak coefficient $\hat{\lambda}$

4 结 论

本文提出了一种基于粒子滤波及压缩感知的泄漏定位方法,针对基于模型的泄漏定位方法在实际场站的 SCADA 系统使用时,对采集、储存传输和计算设备较高要求而使基于模型的泄漏定位方法在实际应用存在一定局限性的问题,使用压缩感知对粒子滤波所需信号进行预处理,并基于 6 种不同稀疏度和压缩率的重构信号作为粒子滤波的控制量,利用估计值与测量值的 MSE ,通过求解优化问题的方式对管道的泄漏点、泄漏量、泄漏系数进行估计,并根据多次重复、独立的实验结果验证了所提出方法对低稀疏度、高压缩率的重构控制量对泄漏点的定位同样有效。本文所提出的方法在采集数据压缩率为 65%~75% 的情况下可以对泄漏量在 2%~10% 的 3 个不同泄漏点均能有效定位,定位误差大约在 0.95%~1.07%。

参考文献

[1] DATTA S, SARKAR S. A review on different pipeline fault detection methods[J]. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*, 2016, 41: 97-106.

[2] LIU C, LI Y, FANG L, et al. Experimental study on a de-noising system for gas and oil pipelines based on an acoustic leak detection and location method [J]. *International Journal of Pressure Vessels and Piping*, 2017, 151: 20-34.

[3] LU W, LIANG W, ZHANG L, et al. A novel noise reduction method applied in negative pressure wave for pipeline leakage localization [J]. *Process Safety & Environmental Protection*, 2016, 104: 142-149.

[4] 刘金海, 臧东, 汪刚. 基于 Markov 特征的油气管道泄漏检测与定位方法[J]. *仪器仪表学报*, 2017, 38(4):

944-951.

LIU J H, ZANG D, WANG G, et al. Leakage detection and location method of oil and gas pipelines based on Markov features [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2017, 38(4): 944-951.

- [5] ARIFIN, ZUKUI LI, SIRISH L, et al. A novel data-driven leak detection and localization algorithm using the Kantorovich distance [J]. *Computers & Chemical Engineering*, 2017, 108: 300-313.
- [6] MURVAY P S, SILEA I. A survey on gas leak detection and localization techniques [J]. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*, 2012, 25 (6): 966-973.
- [7] 方丽萍, 李玉星, 刘翠伟, 等. 气液管道泄漏检测及信号处理技术[J]. *电子测量与仪器学报*, 2018, 32(11): 26-34.
- FANG L P, LI Y X, LIU C W, et al. Multiphase leakage detection and leakage signal processing technology [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2018, 32(11): 26-34.
- [8] DELGADO-AGUIAGA J A, BESANCON G, BEGOVICH O, et al. Multi-leak diagnosis in pipelines based on extended Kalman filter[J]. *Control Engineering Practice*, 2016, 49: 139-148.
- [9] ARIFIN B M S, LI Z, SHAH S L. Pipeline leak detection using particle filters [J]. *IFAC-PapersOnLine*, 2015, 48(8): 76-81.
- [10] UILHOORN F E. A particle filter-based framework for real-time state estimation of a non-linear hyperbolic PDE system describing transient flows in CO₂ pipelines [J]. *Computers & Mathematics with Applications*, 2014, 68(12): 1991-2004.
- [11] ANJANA G R, SHEETAL KUMAR K R, MOHAN KUMAR M S, et al. A particle filter based leak detection technique for water distribution systems [J]. *Procedia Engineering*, 2015, 119: 28-34.
- [12] SUN L. Mathematical modeling of the flow in a pipeline with a leak [J]. *Mathematics and Computers in Simulation*, 2012, 82(11): 2253-2267.
- [13] LANG X, LI P, CAO J T, et al. A small leak localization method for oil pipelines based on information fusion [J]. *IEEE Sensors Journal*, 2018, 15(18): 6115-6122.
- [14] VERDE C. Multi-leak detection and isolation in fluid pipelines [J]. *Control Engineering Practice*, 2001, 9(6): 673-682.
- [15] BILLMAN L, ISERMANN R. Leak detection methods for pipelines [J]. *Automatica*, 1987, 3(23): 381-385.
- [16] 程水英, 张剑云. 粒子滤波评述 [J]. *宇航学报*, 2008,

- 29(4): 1099-1111.
- 18CHENG S Y, ZHANG J Y. Review on particle filters[J]. Journal of Astronautics, 2008, 29(4): 1099-1111.
- [17] UILHOORN F E. State-space estimation with a Bayesian filter in a coupled PDE system for transient gas flows[J]. Applied Mathematical Modelling, 2015, 39(2): 682-692.
- [18] ZHAO H R, MENG F G, QIAO L Y. Parameter Estimation of multi-component chirp signal based on differential evolution[J]. Instrumentation, 2017, 4(2): 34-43.
- [19] 孙洁娣, 乔艳雷, 温江涛. 压缩感知域智能天然气管道泄漏孔径识别[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(12): 3071-3078.
- 22SUN J D, QIAO Y L, WEN J T. Pipeline leak aperture identification based on compressed sensing[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(12): 3071-3078.
- [20] ARULAMPALAM M S, MASKELL S, GORDON N, et al. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2002, 50(2): 174-188.
- [21] LANG X, LI P, CAO J T, et al. A small leak localization method for oil pipelines based on information fusion[J]. IEEE Sensors Journal, 2018, 15(18): 6115-6112.
- [22] OKE A, MAHGEREFTEH H, ECONOMOU I, et al. A transient outflow model for pipeline puncture[J]. Chemical Engineering Science, 2003, 58(20): 4591-4604.
- [23] 刘通, 马程远, 沈松. 压缩感知在电能质量扰动信号去噪中的应用[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(10): 1653-1658.
- 27LIU T, MA CH Y, SHEN S. Application of compressed sensing in power quality disturbance signals denoising[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017, 31(10): 1653-1658.
- [24] SHAO H D, JIANG H K, ZHANG H ZH, et al. Rolling bearing fault feature learning using improved convolutional deep belief network with compressed sensing[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 100: 743-765.
- [25] TAN G, WU B, HERFET T. Performance analysis of OMP based channel estimations in mobile OFDM systems[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2018, 5(17): 3459-3473.
- [26] 庄双勇, 赵伟, 黄松岭. 基于压缩感知 OMP 的超谐波测量新算法[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(6): 73-81.
- ZHUANG SH Y, ZHAO W, HUANG S L. New supraharmonics measurement algorithm based on CS-OMP[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(6): 73-81
- [27] 曾春艳, 叶佳翔, 王志锋, 等. 深度学习框架下压缩感知重建算法综述[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(17): 1-8, 19.
- 33ZENG CH Y, YE J X, WANG ZH F, et al. Survey of compressed sensing reconstruction algorithms in deep learning framework[J]. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(17): 1-8, 19.
- [28] WANG J. Support recovery with orthogonal matching pursuit in the presence of noise: A new analysis[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2015, 63(21): 5868-5877.
- [29] 李天成, 范红旗, 孙树栋. 粒子滤波理论、方法及其在多目标跟踪中的应用[J]. 自动化学报, 2015, 41(12): 1981-2002.
- LI T CH, FAN H Q, SUN SH D, et al. Particle filtering: Theory, approach, and application for multitarget tracking[J]. Acta Automatica Sinica, 2015, 41(12): 1981-2002.

作者简介



E-mail: hening@xauat.edu.cn

He Ning received his B.Sc. and M.Sc. degree both from Northwestern Polytechnical University in 2011 and 2013, respectively, and received his Ph.D. degree from University of Alberta in 2017. He is currently an associate professor at Xi'an University of Architecture and Technology. His main research interests include advanced control and detection techniques and their application in industrial processes.



贺利乐 (通信作者), 1985年和1995年分别于西安建筑科技大学获得学士学位和硕士学位, 2006年于西安理工大学获得博士学位, 现为西安建筑科技大学教授, 主要研究方向为机电系统监测与控制。

E-mail: hllnh2013@163.com

He Lile (Corresponding author) received his B.Sc. degree and M.Sc. degree both from Xi'an University of Architecture and Technology in 1985 and 1995, respectively, and received his Ph.D. degree from Xi'an University of Technology in 2006. He is currently a professor at Xi'an University of Architecture and Technology. His main research interests include electromechanical system monitoring and control.