

基于 Markov 特征的油气管道泄漏检测与定位方法*

刘金海, 臧东, 汪刚

(东北大学信息科学与工程学院 沈阳 110004)

摘要:针对传统的基于压力信号的管道泄漏检测方法误报率和漏报率偏高,同时定位误差较大的缺点,设计了一种基于 Markov 特征的管道泄漏检测与定位方法。首先,将管道压力数据构造为 Markov 链的形式,并提取其动态特征;然后,将所提取的特征应用于 Neyman-Pearson 异常检测方法之中,检测全部压力数据样本的状态,并对检测到的异常样本进行同源信号匹配,修正检测结果;最后,将相似性定位方法与连续小波定位方法结合,确定管道首末两端响应压力变化的时间差,并根据管道长度和压力波传输速度等信息,对泄漏源定位。所提方法能应用于小泄漏和缓慢泄漏的检测与定位,易于实现,误报率与漏报率显著降低,定位精度提高。通过对历史数据的分析,验证了所提方法的可行性和有效性。

关键词:油气管道;Markov 链;Neyman-Pearson 异常检测;相似性定位;连续小波定位

中图分类号: TH878 TH865 TE832 TE88 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 440.55

Leakage detection and location method of oil and gas pipelines based on Markov features

Liu Jinhai, Zang Dong, Wang Gang

(School of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110004, China)

Abstract: Aiming at shortcomings of traditional leakage detection methods based on pressure signal, such as high false positive rate and false negative rate, and large location error, a leakage detection and location method of oil and gas pipeline based on Markov feature is designed. First of all, a Markov chain is built from the pipeline pressure data, at the same time, the dynamic features are extracted; then, in order to detect all pressure data sample states, the Neyman-Pearson anomaly detection method is applied to the dynamic features; meanwhile, the detection results are corrected through checking whether the detected abnormal samples are matching with the same source signal; last, similarity location method and continuous wavelet location method are combined to determine the time difference of the pressure changes at both ends of the pipe, and the leakage is located according the information of pipeline length and pressure wave transmission speed. The method presented in this paper can be used in the detection and localization of little leakage and slow leakage, is easy to implement; moreover, the false positive rate and false negative rate are significantly decreased, the positioning accuracy is improved. The historical data analysis verifies the effectiveness and feasibility of the proposed method.

Keywords: oil and gas pipeline; Markov chain; Neyman-Pearson anomaly detection; similarity location; continuous wavelet location

1 引言

目前世界上 50% 的油气管道已经使用了 30 年甚至更长时间,由于腐蚀、第三方的破坏等原因,管道泄漏事故时有发生。因为油气管道所输送介质的危险性和污染性,一旦发生泄漏事故,轻则造成能源原料的流失,影响经济效益,污染环境,重则导致人身伤害事故,因此对油

气管道故障的有效检测和及时处理已迫在眉睫。

在众多的泄漏检测方法中,可大致分为管道外部环境检测、管壁状况检测以及管道内部流体状态检测 3 类^[1]。基于光纤^[2]、声波^[3]等方法的泄漏检测系统虽然已经取得一定应用效果,但是基于压力波方法的泄漏诊断系统因其安装简单、信号获取方便、成本低、精度高、维护容易、适用广泛等优点,依然被该领域的工程人员大规模使用。据不完全统计在我国至少有两万公里以上的长

输管道安装了基于压力波的泄漏检测系统。其中,作者所在课题组已经在九千多公里管道上安装了基于压力波信号的泄漏检测系统。然而基于压力信号的泄漏检测方法在使用过程中常常存在如下问题:对于小泄漏和缓慢泄漏反映不灵敏、漏报率较高、误报率较高以及定位误差较大等。因此,研究基于压力波的油气长输管道泄漏检测新方法具有非常重要的工程意义,有着重大的研究价值。

国内外学者对此做了大量的研究工作^[4-10]。文献[4]提出一种多压力传感器的泄漏检测和定位方法,利用传感器接收压力波的先后顺序判断管道运行状态,并根据压力变化的不同确定故障点;文献[8]利用管道压力和流量信息提出一种一维稳态流动模型,通过与阈值比较进行泄漏检测,同时利用压力差进行泄漏定位;文献[10]通过给出管道运行参数的确定模型,结合模糊算子给出流体管道状态模糊模型,并利用该模型实现管道故障分类。但是上述泄漏检测方法均存在如下问题:对于小泄漏和缓变泄漏反映不灵敏、误判断多、定位精度较低等。

针对压力波方法在泄漏检测中的缺点以及前人研究中的不足,提出了一种基于 Markov 特征的油气管道泄漏检测与定位方法。首先将压力数据等效转换为 Markov 随机过程的形式,提取状态转移特征;然后将所提取的特征应用于 Neyman-Pearson 异常检测方法,检测所有的异常数据段,并利用所提取的 Markov 特征,运用统计学的分析方法,分析异常时刻附近首末两端压力信号的相似性,对于首末两端不相似的数据段视为扰动,从而降低检测方法的误报率;结合相似性定位和连续小波定位,设计一种综合定位方法,定位精度较高。最后,通过对实际管道数据仿真验证,本文的方法可以实现 0.4% 的压力异常进行检测和定位,同时误报率为 0.93%,漏报率为 1.22%,定位误差低于 0.72%。

2 算法描述

2.1 原理介绍

油气管道泄漏检测原理如图 1 所示,设有一长为 L 的密闭压力输送管道,在上游、下游站分别安装压力传感器 P_1 和 P_2 。当管道距上游泵站 X_L 处的 A 点突然发生泄漏,泄漏处的石油会迅速流失,上下游站流量差增大,同时在管内产生一个负压波并向上游、下游站两个方向以一定的速度传播,负压波的传输速度通过实验现场测得。假设负压波以波速 ν_1 向管道上游传播,以波速 ν_2 向下游传播,并于 t_1 时刻被上游泵站的压力传感器所捕获, t_2 时刻被下游泵站的压力传感器所捕获,通过一定的方法,分析两站点响应泄漏的压力变化情况,可得到管道的运行状态,获得两站压力变化的时刻,同时计算出泄漏点距上游、下游站的距离,即泄漏点所在位置。

图 1 中的压力传感器目前多为罗斯蒙特 3051 系列

的产品,其数据精度一般为 0.025% ~ 0.075%。根据工况不同,压力变送器量程的下限为 0 MPa,量程的上限大约在 1 ~ 16 MPa。本文中所处理的压力数据均由罗斯蒙特 3051 系列传感器获得。任何仪器的测量均存在误差,本文中数据的测量误差主要来源于传感器本身的精度误差和 12 位 AD 采样引起的误差。数据测量误差(压变精度:0.075%, AD 采样所引起的误差:0.024%)约为 0.099%。一般定义压力变化小于 1% 正常压力即为小泄漏,所以数据采集的测量误差对于泄漏以及小泄漏检测方法设计的影响较小,通常忽略不计。

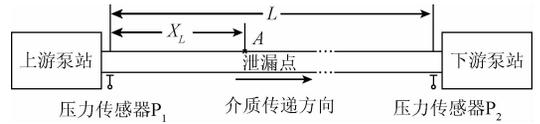


图 1 油气管道泄漏检测原理

Fig. 1 Schematic diagram of oil and gas pipeline leakage detection

2.2 算法描述

通过分析管道压力信号的变化实现对管道泄漏的判断和定位,具体算法流程共分为泄漏检测模块和泄漏定位模块两部分。

1) 泄漏检测部分

在泄漏检测部分,首先将待检测数据段按照一定的规则等效成一个 Markov 链;然后提取状态转移特征,并将所提取的特征应用于 Neyman-Pearson 异常检测方法;最后将所提取的特征用于同源信号匹配,剔除因干扰因素造成的误判断,修正诊断结果。

2) 泄漏定位部分

在泄漏定位部分,首先从图像处理的角度,从整体上分析某时间段管道首末两端压力数据的相似性:利用提取的 Markov 特征,寻找满足相似性阈值的区间段,记录时间差,进行初步定位;然后利用连续小波方法,通过寻找泄漏发生时刻的奇异点,获得响应泄漏的时间差,从而对泄漏源进行定位;最后,综合两种方法,确定泄漏源的精确位置。

3 算法详细设计

3.1 基于 Markov 特征的泄漏检测方法的设计

3.1.1 Markov 特征提取

管道运行状态的变化会引起管道压力发生一定的变化,因此在油气管道的泄漏检测中,通过分析压力信号的动态过程,可获得管道的工况信息(泄漏、工况调整、正常运行)。本节将某时段管道压力变换成 Markov 链,并提取其特征,用于后续的工况监测。

1) 数据预处理

工业现场中的数据信息往往包含着许多干扰(各种噪声、输油泵振动、输油罐液位变化等),不宜将现场采集的数据直接用于数据分析,需首先对压力数据进行滤波处理^[11]。滤波的目的就是将压力信号中的干扰滤除,同时使滤波后数据的异常点幅值和相位信息保持不变。为了实现该目标,本文采用高斯滤波的方法对压力数据进行平滑处理。

2) 生成 Markov 链

将每一个要测试的压力信号时间序列视作一个窗体,针对每一个窗体,分析其 Markov 链的生成方法。设某一时间序列窗体记为 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_{L-1}, x_L\}$ 。

针对 Markov 特征提取中的关键问题:上下界的选取、状态个数的划分进行研究。

(1) 上下边界的选取

窗体的上、下边界分别用 B 和 A 表示。窗体上下界的求取方法如式(1)所示。

$$\begin{cases} A = X_{\min} - 0.02 \cdot \bar{X} \\ B = X_{\max} + 0.02 \cdot \bar{X} \end{cases} \quad (1)$$

式中: $\bar{X} = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L x_i$, 表示 X 的均值, X_{\min} 表示 X 的最小值, A 表示窗体的下界, X_{\max} 表示 X 的最大值, B 表示窗体的上界。

(2) 状态个数的划分

对于一个窗体,划分状态的不同,对于时间序列动态特征的描述也会存在很大区别。实验部分将针对不同状态个数对系统检测性能的影响进行讨论。

(3) 生成 Markov 链

根据窗体的上下边界将窗体中的数据进行 $x(i) \rightarrow s(i)$ 的变换,令 $\Delta = (B - A)/N$, 定义:当 $x(i) \in (A + (k - 1) \cdot \Delta, A + k \cdot \Delta]$ 时,则 $s(i) = k$, 这样便能将窗体内每一时刻对应压力数据变换为 $[1, 2, \dots, N]$ 之间的状态信息,同时具有 Markov 链的性质,故可将窗体中全部状态信息 $s(i)$ 组成的数据集合视为一个 Markov 链,将工程类问题转化为数学问题。

3) 提取 Markov 特征

步骤 1: 给定代表压力变化信息的 $s(i)$ 的集合,即某个窗体中所有时刻对应状态构成的一个 Markov 链。

步骤 2: 统计窗体中各状态 $s(i)$ 的转移情况,其中 $s(i) = 1, 2, 3, \dots, N - 1, N$ 。向上转移的次数记为 $k_i^+(s(t) = i, s(t + 1) > i)$ 、向下转移次数记为 $k_i^-(s(t) = i, s(t + 1) < i)$ 、状态保持次数记为 $k_i(s(t) = s(t + 1) = i)$ 。

本文中的 Markov 特征指 Markov 链的动态变化信息,即各状态时的转移情况:状态 i 的向上、向下转移次数 k_i^+ 、 k_i^- 、状态 i 的保持次数 k_i 、 k_i^+ 、 k_i^- 、 k_i 的求取方法如式(2)所示,式(2)中 $s(j)$ 表示 j 时刻的压力状态, $s(j + 1)$ 表示 $j + 1$ 时刻压力状态, L 表示窗体长度。

$$\begin{cases} k_i^+ = \sum_{j=1}^L 1_{\{s(j) = i \& s(j+1) > i\}} \\ k_i^- = \sum_{j=1}^L 1_{\{s(j) = i \& s(j+1) < i\}} \\ k_i = \sum_{j=1}^L 1_{\{s(j) = i \& s(j+1) = i\}} \end{cases} \quad (2)$$

4) Markov 特征提取方法在小泄漏中的可行性

利用一个强干扰作用下的小泄漏信号分析本文中 Markov 特征提取方法在异常检测中的可行性。

图 2 所示为一个信噪比为 0 的强干扰小泄漏信号。将窗体中的压力数据转换为一个 10 状态的 Markov 链,统计保持特征和转移特征,可将小泄漏过程中压力的变化进行有效提取。窗体 1 为管道突然发生泄漏时管道压力持续下降的过程;窗体 2 为泄漏修复过程管道压力持续上升并恢复至原稳态的过程;窗体 1、2 之外的数据段,作小幅震荡,可视为稳态过程。本文中的 Markov 特征提取,能够将管道泄漏过程的变化过程进行有效提取,并用于管道运行状态的诊断,从而证明该方法在小泄漏中的可行性。

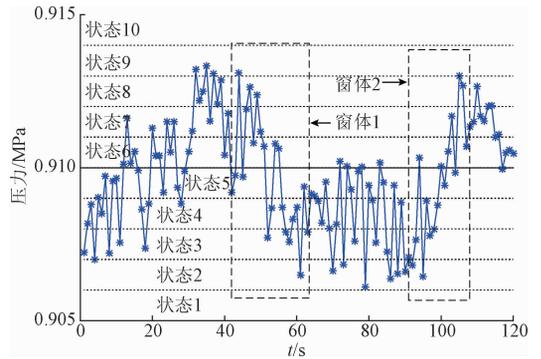


图 2 强干扰小泄漏信号

Fig. 2 Little leakage signal with strong disturbance

3.1.2 基于 Markov 特征的 Neyman-Pearson 泄漏检测

1) 异常检测

当异常随机分布时,基于 Neyman-Pearson 的异常检测是最有效的检测方法,它使得在给定的误报率 τ 时,获得最高的异常检出率^[12-14]。为了检出这类异常,根据文献[14],采用 Neyman-Pearson 异常检测方法,可检测数据段的异常情况,表达式如式(3)所示,当不等式(3)成立时,说明所检测窗体内数据存在异常。

$$z = \log(f(W_n)) \leq \delta(\tau, L) \quad (3)$$

$$\delta(\tau, L) = \max \left\{ v : \sum_{|z| \leq v} f_Z(z) \leq \tau \right\} \quad (4)$$

式中: $f(W_n)$ 为窗体 W_n 的概率质量函数($p. m. f.$)。

根据 3.1 节得到的 Markov 链以及所提取的 Markov 特征,可计算出各相关变量及对数似然概率密度函数 $\log(f(W_n))$ 和 $\delta(\tau, L)$, 通过判定不等式(3)是否成立,

从而可判断所取窗体内数据是否异常。

具体实现步骤如下:

步骤 1:给定窗体 W_n (包含 L 个压力数据)、误报率 τ 、状态数 N 。

步骤 2:按照 3.1 节方法获取 k_i^+ 、 k_i^- 、 k_i 。

步骤 3:求取窗体 W_n 所有时刻对应状态的转移概率 P 。

根据 3.1 节所提取的 k_i 、 k_i^+ 、 k_i^- , 求取窗体内的各状态的转移概率 $p_{i,i}$ 、 $p_{i,i+1}$ 、 $p_{i,i-1}$ 以及状态的转移概率矩阵 P , 具体实现如下:

状态 $i = 1$ 时,对应的状态保持概率及转移概率为:

$$\begin{cases} p_{1,1} = k_1 / (k_1^+ + k_1) \\ p_{1,2} = k_1^+ / (k_1^+ + k_1) \end{cases} \quad (5)$$

状态 $1 < i < N$ 时,对应的保持概率及转移概率为:

$$\begin{cases} p_{i,i} = k_i / (k_i^- + k_i^+ + k_i) \\ p_{i,i-1} = k_i^- / (k_i^- + k_i^+ + k_i) \\ p_{i,i+1} = k_i^+ / (k_i^- + k_i^+ + k_i) \end{cases} \quad (6)$$

状态 $i = N$ 时,对应状态的保持概率及转移概率为:

$$\begin{cases} p_{N,N} = k_N / (k_N^- + k_N) \\ p_{N,N-1} = k_N^- / (k_N^- + k_N) \end{cases} \quad (7)$$

整个窗体的状态转移概率矩阵可表示为:

$$P = \begin{bmatrix} p_{1,1} & p_{1,2} & 0 & 0 & 0 \\ p_{2,1} & p_{2,2} & p_{2,3} & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & p_{N-1,N-2} & p_{N-1,N-1} & p_{N-1,N} \\ 0 & 0 & 0 & p_{N,N-1} & p_{N,N} \end{bmatrix} \quad (8)$$

步骤 4:求取 $\log f(W_n)$ 。

对数似然函数表示为:

$$\log f(W_n) = \sum_{i=1}^N \left(k_i^+ \log \frac{p_{i,i+1}}{p_{i,i}} + k_i^- \log \frac{p_{i,i-1}}{p_{i,i}} + k_i \log p_{i,i} \right) \quad (9)$$

步骤 5:求取 $\delta(\tau, L)$ 。

$$\delta(\tau, L) = -0.5 \log(4\pi^2 L^2 |H \Sigma_\gamma H'|) + \log(\tau) \quad (10)$$

$$H = \begin{bmatrix} h_1 & h_2 & \cdots & h_{N-1} & h_N \\ H_1 & H_2 & \cdots & H_{N-1} & H_N \end{bmatrix} h_i = p_{i,i+1} \log(p_{i,i+1}/p_{i,i}) +$$

$$p_{i,i-1} \log(p_{i,i-1}/p_{i,i}) + \log p_{i,i}, H_i = [\log(p_{i,i+1}/p_{i,i}), \log(p_{i,i-1}/p_{i,i})] \Sigma_i [\log(p_{i,i+1}/p_{i,i}), \log(p_{i,i-1}/p_{i,i})]'$$

$$\Sigma_i = \begin{bmatrix} p_{i,i+1}(1-p_{i,i+1}) & -p_{i,i+1}p_{i,i-1} \\ -p_{i,i+1}p_{i,i-1} & p_{i,i-1}(1-p_{i,i-1}) \end{bmatrix}, \Sigma_\gamma = \frac{1}{N} \left\{ \sum_{i=1}^{N-1} (N-i)(D_\pi P^i + P'^i D_\pi) \right\} + D_\pi - L \Pi \Pi', \Pi = [p_{1,1}; p_{2,2}; \cdots; p_{N-1,N-1}; p_{N,N}], D_\pi = \text{diag}(\Pi)。$$

步骤 6:判断不等式是否成立。

当不等式(3)成立时,说明该段压力数据存在异常。

步骤 7:判断窗体 W_n 是否为异常窗体。

根据 Neyman-Pearson 异常检测方法,当满足不等式(3)时,表示窗体中的数据存在异常。

2) 同源信号匹配

同源压力信号使得压力变化的动态特征具有一致性,通过分析某时刻附近管段窗体的相似性对同源信号进行匹配。通过对检测到的首端异常窗体与对应时刻附近末端的 n 个窗体进行相似性匹配,将末端 n 个窗体分别与首端异常窗体进行相似性匹配,寻找满足相似性阈值(经验阈值)的窗体,得出是否满足相似性的结论,剔除由于干扰因素引起的误报警,从而修正异常检测的结果。具体实现如下:

步骤 1:采用 3.1.1 节的异常检测方法检测首端压力数据中某个窗体 W_1 的运行情况,若检测出该窗体处于异常状态,提取其 Markov 特征:记为 $W_n: \{k_i^+, k_i^-, k_i\}$, 其中 $i \in \{1, 2, \dots, N\}$ 。

步骤 2:提取末端对应时刻附近 n 个窗体的 Markov 特征, $W_1': \{k_i^{+'}, k_i^{-'}, k_i'\}$ 、 $W_2': \{k_i^{+'}, k_i^{-'}, k_i'\}$ 、 \cdots 、 $W_n': \{k_i^{+'}, k_i^{-'}, k_i'\}$, ($n \in \{1, 2, \dots, n\}$, $i \in \{1, 2, \dots, N\}$)。

根据管段长度以及波速信息,从 t 时刻向前向后扩张 X 时刻,以 $[t-x, t+x]$ 时间段内每一时刻作为一个滑动窗的起始时刻,构造长度为 L 的滑动窗,并重复步骤 1 构造 Markov 链,提取 Markov 特征。

步骤 3:利用统计学分析方法,匹配两段压力数据所对应窗体的相似性,用相似度阈值与之比较,判定是否为同源信号;

利用步骤 1 中提取的首端单个滑动窗的 Markov 特征与步骤 2 中提取的末端多个滑动窗的特征进行相似性分析,将末端的多个滑动窗依次与首端的滑动窗进行相似度匹配,找到与首端滑动窗相似度最大的滑动窗,并记录其起始时刻以及与首端滑动窗的相似度。

统计图 3(a) 所示的首端压力信号中窗体 1 的 Markov 特征 $W_1: \{k_i^+, k_i^-, k_i\}$ 以及图 3(b) 所示的末端压力信号 n 个窗体的 Markov 特征 $W_1': \{k_i^{+'}, k_i^{-'}, k_i'\}$ 、 $W_2': \{k_i^{+'}, k_i^{-'}, k_i'\}$ 、 \cdots 、 $W_n': \{k_i^{+'}, k_i^{-'}, k_i'\}$, 匹配 W_1 与 W_1' 、 W_2' 、 \cdots 、 W_n' 的相似性。

当窗体 W_1 的状态转移特征 $\{k_i^+, k_i^-, k_i\}$ 与窗体 W_n' 的状态转移特征 $\{k_i^{+'}, k_i^{-'}, k_i'\}$ 满足对应状态的转移特征相同,且大于设定的相似性阈值 80%, 则为同源信号。当某时间段所检测异常不是同源信号时,匹配不到满足相似性的窗体,视为扰动引起的误判断,并将之剔除;当某时间段所检测异常为同源信号时,可测得满足相似性阈值的窗体为多个连续的窗体,则可以计算出泄漏点所在的区间段,完成对泄漏源的初步定位。

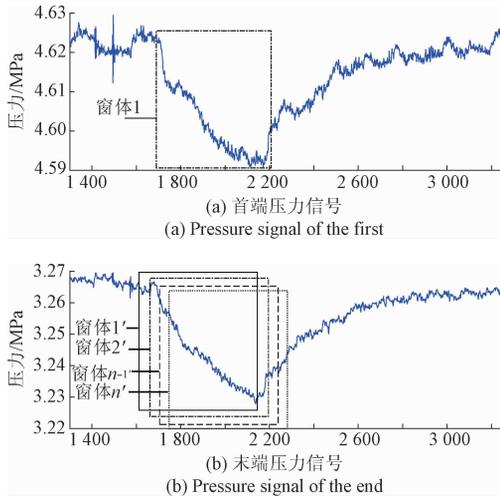


图3 同源信号匹配

Fig. 3 Matching the same source signals

3.2 泄漏定位方法

当检测到某管段出现异常,及时、准确地找到泄漏点所在位置,是对泄漏有效处理的前提,是油气管道故障诊断领域的关键。因此,准确的泄漏定位方法一直是该领域工程人员的研究重点。

首先从整体角度出发,根据图像处理的相关方法,在对首、末两端压力数据滤波处理之后,通过提取 Markov 特征,分析由压力数据组成图像的相似性,找到满足相似度阈值的区间段,确定时间差区间段;然后从局部出发,通过寻找泄漏发生时刻的压力降和泄漏修复时刻的压力升确定首、末端压力传感器响应泄漏的时间差;最后,综合两种方法,确定精确的时间差,并根据管道长度以及压力波的传输速度,定位泄漏点的精确位置。

3.2.1 基于图像处理的定位方法

利用 3.1.2 节同源信号匹配的方法,完成对泄漏源的初步定位。

如果匹配的相似度超过 80%,则说明所判断的两个窗体属于同源压力信号,起因于泄漏故障,而非干扰造成的误判断,并记录首末两端压力传感器响应泄漏信息的时刻及时间差,用于泄漏定位之中。

3.2.2 基于负压波的定位方法

当长输管道发生泄漏时,泄漏点处由于管道内外的压差,流体迅速流失,压力下降。泄漏点两边的液体由于存在压差而向泄漏点处补充,这一过程依次向上、下游传递,相当于泄漏点处产生了以一定速度传播的负压力波(减压波)。根据泄漏时产生的瞬时压力波传播到上、下游的时间差和管内压力波的传播速度计算出泄漏点的位置。

图 4 所示为一段包含小泄漏的压力数据曲线,从图

中可以看出在泄漏发生时,压力存在一个迅速下降的过程,如内部窗体 1 所示;在管道泄漏修复完成时,压力数据会有一个迅速上升的过程,如内部窗体 2 所示。

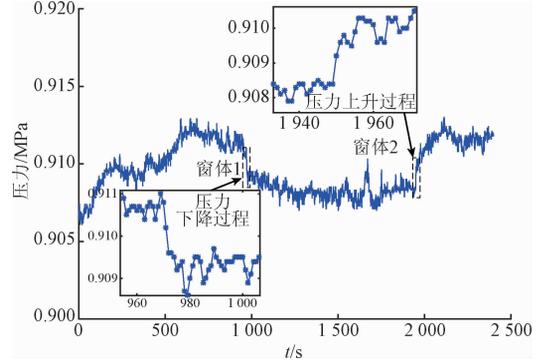


图4 泄漏信号的局部放大

Fig. 4 Partial amplification of the leakage signal

采用连续小波方法^[15],可以找到所示数据段内的奇异点,即数据突变的时刻。用连续小波方法寻找奇异点的小波曲线如图 5 所示。

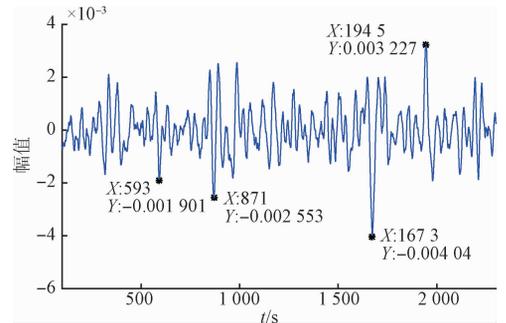


图5 小波分析结果

Fig. 5 Wavelet analysis results

从图 5 可以看出,该段数据并非如预期的仅存在 2 个奇异点(压力下降时刻和压力上升时刻),而是存在多个奇异点,这样就给泄漏的定位带来非常大的误差,从而限制了该方法在工程中的应用。

3.2.3 综合定位方法

针对 3.2.1 节方法中定位模糊,只能定位出一个大致的区间段以及 3.2.2 节方法在小泄漏和缓慢泄漏中负压波不明显,出现用非同源奇异点定位造成较大的定位误差。本文综合两种方法,先利用 3.2.1 节的方法确定泄漏点所在区间段,然后利用 3.2.2 节的方法定位的泄漏点,判断是否满足 3.2.1 节方法获取的区间段,从而完成异常压力信号的突变点精确提取并定位。

记 t_1 和 t_2 分别是管段两端收到精确压力变化的时刻,利用这两个值可以计算压力源的位置。压力源距离管段首端的定位公式为:

$$d = \frac{\tau v_1 v_2 + Lv_1}{v_1 + v_2} \quad (11)$$

式中: d 表示压力源到首端的距离, L 表示管段长度, $\tau = t_1 - t_2$ 表示负压波传到上下游传感器的时差, v_1 、 v_2 表示负压波在管道内逆流和顺流的传播速度。

当 $d = L$ 或 $d = 0$ 时,说明压力波动来源于站内,此类异常视为工况调整状态;当 $0 < X_L < L$ 时,说明管道在距离首端压力传感器 X_L 处有泄漏事故发生。

4 实验与分析

4.1 实例分析

根据课题组多年统计,管道泄漏中:超过 90% 为打孔盗油所致,本文将此类故障作为主要的研究对象。本文中的数据来源于中国某成品油公司多个地区的管道模拟泄漏试验,其中 82 个泄漏样本、66 个工况调整样本以及管道正常运行时的 108 个数据样本,验证本文中泄漏检测及定位方法的有效性和正确性。

通过对样本数据的误报率和漏报率,对本文泄漏检测方法的性能进行研究。误报率和漏报率的计算公式^[16]如下:

$$\begin{cases} \text{误报率}(fp) = \frac{\text{误报警个数}}{\text{无故障样本总数}} \times 100\% \\ \text{漏报率}(fn) = \frac{\text{泄漏未报警数}}{\text{泄漏故障总数}} \times 100\% \end{cases} \quad (12)$$

4.2 相关参数选取

边界的选取是本文异常检测方法的关键,首先对窗体的边界条件进行定义,如表 1 所示。

表 1 边界条件的定义

Table 1 Definition of boundary conditions

边界条件	下边界	上边界
边界条件 1	X_{\min}	X_{\max}
边界条件 2	$X_{\min} - 0.001 \cdot \bar{X}$	$X_{\max} + 0.001 \cdot \bar{X}$
边界条件 3	$X_{\min} - 0.005 \cdot \bar{X}$	$X_{\max} + 0.005 \cdot \bar{X}$
边界条件 4	$X_{\min} - 0.01 \cdot \bar{X}$	$X_{\max} + 0.01 \cdot \bar{X}$
边界条件 5	$X_{\min} - 0.02 \cdot \bar{X}$	$X_{\max} + 0.02 \cdot \bar{X}$
边界条件 6	$X_{\min} - 0.05 \cdot \bar{X}$	$X_{\max} + 0.05 \cdot \bar{X}$
边界条件 7	$X_{\min} - 0.1 \cdot \bar{X}$	$X_{\max} + 0.1 \cdot \bar{X}$

测试在不同边界条件以及不同状态个数时,本文泄漏检测方法的误报率和漏报率,研究本文泄漏检测方法中的最优参数。边界条件如表 1 所示,状态参数 N 分别取 3、5、10、20、30。具体测试结果如表 2 所示。

表 2 不同参数时的误报率和漏报率

Table 2 False positive rate and false negative rate for different parameters

(%)

边界条件	状态个数 N									
	3		5		10		20		30	
	fp	fn	fp	fn	fp	fn	fp	fn	fp	fn
边界 1	46.30	0	37.96	0	32.41	0	26.85	0	20.37	0
边界 2	39.81	2.44	32.41	1.22	19.44	0	16.67	0	12.04	0
边界 3	33.33	3.66	25.93	2.44	12.96	0	9.26	0	7.42	0
边界 4	27.78	6.10	16.67	4.88	8.33	1.22	5.56	0	3.70	0
边界 5	12.96	12.20	8.33	8.54	4.63	1.22	2.78	1.22	0	0
边界 6	0	17.07	3.70	12.20	1.85	9.76	0.93	6.10	0	2.44
边界 7	0	24.39	0	19.51	0	14.63	0	12.20	0	6.10

从表 2 在不同条件下误报率和漏报率的测试结果,可以看出,当 $N = 10$,边界条件为 5 时,系统的误报率和漏报率均比较低,故可选取状态参数 $N = 10$,边界条件为 $[X_{\min} - 0.02 \cdot \bar{X}, X_{\max} - 0.02 \cdot \bar{X}]$ 。

4.3 泄漏检测实验测试

根据 4.2 节对于参数选取的研究,参数选取:下边界取为 $X_{\min} - 0.02 \cdot \bar{X}$,上边界取为 $X_{\max} + 0.02 \cdot \bar{X}$,状态 $N = 10$,对本文泄漏检测方法进行测试。

1) 测试本文泄漏检测方法的有效性

为了验证本文中 Neyman-Pearson 异常检测方法的有效性,针对任意数据样本,利用 3.1.2 节的异常检测方法

对 82 个泄漏样本、66 个工况调整样本、108 个管道正常运行时的样本进行测试,测试结果如表 3 所示。

表 3 异常检测的实验结果

Table 3 Experiment results of anomaly detection

	泄漏次数	82
测试次数	工况调整次数	66
	正常个数	108
结果	漏报次数	1
	漏报率/%	1.22
	误报次数	5
	误报率/%	4.63

从表3中可以看出,本文所提泄漏检测方法对于82次泄漏样本,仅出现一次漏报,漏报率为1.22%,改善了系统的漏报情况,但是对108个正常数据样本,出现多达5次误报,误报率高达4.63%,误报率偏高,显然无法在工程中推广,需对方法进一步完善。

2) 相似性分析

为降低系统的误报率,提高对于泄漏样本的检测能力,利用3.1.2节同源信号匹配方法,对于干扰因素造成的误判断进行有效剔除,修正后的实验结果如表4所示。

表4 修正后的实验结果

Table 4 Experiment results after correction

测试次数	泄漏次数	82
	工况调整次数	66
	正常个数	108
结果	漏报次数	1
	漏报率/%	1.22
	误报次数	1
	误报率/%	0.93

从表4可以看出,本文所提泄漏检测方法的漏报率仅为1.22%,误报率仅为0.93%,与其它多种泄漏检测方法相比,均有所改善。

4.4 泄漏定位实验测试

选取中国中部某成品油公司3段管道进行试验,分别为管段1、管段2、管段3,在各管段的阀室内分别进行4次泄漏实验,对本文定位方法的有效性进行验证。具体的管道长度信息及泄漏点所在位置如表5所示。

从表5中的实验结果可以看出,所定位的泄漏源的相对误差的最大值仅为0.72%,甚至出现0.05%的定位误差,说明本文中方法的定位精度较高。

表5 本文泄漏定位实验结果

Table 5 Experiment results of leakage location with the proposed method

管段	管线长度/km	泄漏位置	定位	绝对	相对
			位置/km	误差/km	误差/%
管段1	130.4	距离首站 116.6 km	115.8	-0.8	0.61
			116.4	-0.2	0.15
			116.9	0.3	0.23
			116.0	-0.6	0.46
管段2	139.5	距离首站 59 km	59.5	0.5	0.36
			58.3	-0.7	0.50
			58.0	-1.0	0.72
			59.6	0.6	0.43
管段3	105.6	距离首站 66.9 km	66.85	-0.05	0.05
			66.2	-0.7	0.66
			67.5	0.6	0.57
			66.5	-0.4	0.38

5 结论

本文提出一种基于Markov特征的管道泄漏检测与定位方法,改善了泄漏检测系统的误报率和漏报率较高的缺点,提高了定位精度。将压力数据样本等效为Markov,提取其Markov特征,并用于Neyman-Pearson异常检测及首末端压力响应泄漏的相似性,通过对所检泄漏样本的相似性的匹配,进一步提高了泄漏检测的准确性;同时利用所提取的Markov特征对泄漏源初步定位,并结合连续小波方法进行二次定位,提高定位精度。实验结果证明了本文方法的正确性和有效性。

本文中方法的创新点包括1)将压力数据转换成Markov链的形式并用于管道泄漏的检测和定位;2)综合相似性方法和连续小波方法从整体和局部两方面对泄漏源进行定位。

参考文献

- [1] 王桂增,叶昊. 流体输送管道的泄漏检测与定位[M]. 北京:清华大学出版社,2010:1-9.
WANG G Z, YE H. Leak detection and location of fluid delivery pipeline [J]. Beijing: Tsinghua University Press, 2010:1-9.
- [2] 华滨,葛俊峰,叶林,等. 泄漏式光纤液位测量方法研究进展[J]. 国外电子测量技术,2016,35(5):39-43.
HUA B, GE J F, YE L, et al. Review of optical fiber liquid-level measurement based on light leakage [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2016, 35(5): 39-43.
- [3] LIU C W, LI Y X, YAN Y K, et al. A new leak location method based on leakage acoustic waves for oil and gas pipelines[J]. Journal of Loss Prevention in the Process Industries, 2015, 35(5): 236-246.
- [4] 王正,王洪诚,傅磊,等. 管道泄漏检测新方法研究[J]. 中国测试,2015,41(5):30-34.
WANG ZH, WANG H CH, FU L, et al. A new method of pipeline leak detection [J]. China Measurement & Test, 2015, 41(5): 30-34.
- [5] CHATZIGEORGIOU D, YOUCEF-TOUMI K, BEN-MANSOUR R. Design of a novel in-pipe reliable leak detector [J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2015, 20(2): 824-833.
- [6] SMIRNOVA V, OOSTERKAMP A. Numerical modelling of carbon dioxide leakage from an offshore pipeline[J]. Progress in Computational Fluid Dynamics, 2016, 16(4): 251-260.
- [7] 郭晨城,文玉梅,李平,等. 采用EMD的管道泄漏声信

- 号增强[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(6):1397-1405.
- GUO CH CH, WEN Y M, LI P, et al. Enhancement of leak signals using EMD in pipeline[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(6):1397-1405.
- [8] TIAN SH, DU J L, SHAO SH Q, et al. A study on a real time leak detection method for pressurized liquid refrigerant pipeline based on pressure and flow [J]. Applied Thermal Engineering, 2016, 95(25):462-470.
- [9] 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 T, 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.
- [10] 刘金海, 冯健. 基于模糊分类的流体管道泄漏故障智能检测方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2011, 32(1):26-32.
- LIU J H, FENG J. Research on leak fault intelligent detection method for fluid pipeline based on fuzzy classification [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2011, 32(1):26-32.
- [11] 姜洲, 丁华平, 沈庆宏. 具有瞬时较大波动的信号降噪方法研究[J]. 电子测量技术, 2015, 38(3):116-119.
- JIANG ZH, DING H P, SHEN Q H. Research of denoising method of signal with temporal large fluctuation[J]. Electronic Measurement Technology, 2015, 38(3):116-119.
- [12] 赵利强, 王建林, 于涛, 等. 基于二代小波变换和多级假设检验的输油管道缓泄漏检测方法[J]. 石油学报, 2012, 33(5):898-903.
- ZHAO L Q, WANG J L, YU T, et al. A detection method for slow leakage of oil pipelines based on second generation wavelet transform and multistage hypothesis test[J]. Acta Petrolei Sinica, 2012, 33(5):898-903.
- [13] 张楚金, 王耀南, 卢笑, 等. 基于假设验证和改进 HOG 特征的前车检测算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2015, 29(2):165-171.
- ZHANG CH J, WANG Y N, LU X, et al. Front-vehicle detection algorithm based on hypothesis and verification of improved HOG feature [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2015, 29(2):165-171.
- [14] OZKAN H, OZKAN F, KOZAT S. Online anomaly detection under markov statistics with controllable Type-I error [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2016, 64(6):1425-1446.
- [15] MORTEZA Z, MEHDI S, KARIM S. Pipeline leakage detection and isolation: An integrated approach of statistical and wavelet feature extraction with multi-layer perceptron neural network (MLPNN) [J]. Journal of Loss Prevention in the Process Industries, 2016, 43(9):479-487.
- [16] FAWCETT T. An introduction to ROC analysis [J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 27(8):861-874.

作者简介



刘金海(通讯作者), 2002 年于哈尔滨工业大学获得学士学位, 分别在 2005 年和 2009 年于东北大学获得硕士学位和博士学位, 现为东北大学副教授、博士生导师, 主要研究方向为数据驱动故障诊断理论与技术。
E-mail: jh_lau@126.com

Liu Jinhai (Corresponding author) received his B. Sc. degree in 2002 from Harbin Institute of Technology, received his M. Sc. and Ph. D. degrees both from Northeastern University in 2005 and 2009, respectively. Now he is an associate professor and doctoral supervisor in Northeastern University. His main research direction is theory and technology of data driven fault diagnosis.



臧东, 2013 年于合肥学院获得学士学位, 2016 年于辽宁工程技术大学获得硕士学位, 现为东北大学在读博士研究生, 主要研究方向为基于数据驱动的故障诊断方法及其在工业中的应用。
E-mail: zangdong723@126.com

Zang Dong received his B. Sc. degree in 2013 from Hefei University, received his M. Sc. degree in 2016 from Liaoning Technical University. Now, he is pursuing Ph. D. degree in Northeastern University. His main research interests include the methods of data-driven fault diagnosis and their industrial application.