

## 基于要素矩阵触发的管道异常分布式检测

胡旭光<sup>1</sup>, 马大中<sup>1†</sup>, 孙秋野<sup>1</sup>, 王占山<sup>1</sup>, 李晓瑜<sup>2</sup>

(1. 东北大学 信息科学与工程学院, 辽宁 沈阳 110819; 2. 东北大学 冶金学院, 辽宁 沈阳 110819)

**摘要:** 针对管网管道数据传输频繁的问题, 为了能够对管网进行实时检测和减少站场间数据传输次数, 通过研究管网站场内不同数据的类型及传输特点, 建立了管网管道的运行模型, 提出了基于要素矩阵触发的管道异常分布式检测方法. 该分布式异常检测方法利用站场设备数据建立管道数据要素矩阵并通过提出的基于随机矩阵单环定理的异常判断准则来决定站场间数据传输的时刻, 然后采用考虑管道倾角的数据衰减模型将相邻站场的压力数据进行折算并且与实际管道压力差相比较, 得到管道的运行状态. 该方法采用要素矩阵触发和压力数据衰减模型对数据进行传输和处理, 可以减少站场间的数据传输频率以及提高检测的精度. 最后通过管网站场历史数据验证了所提方法的有效性.

**关键词:** 分布式检测; 管道管网; 故障检测; 事件触发

**中图分类号:** TP206      **文献标识码:** A

## Pipeline anomaly distributed detection based on element-matrix trigger mechanism

HU Xu-guang<sup>1</sup>, MA Da-zhong<sup>1†</sup>, SUN Qiu-ye<sup>1</sup>, WANG Zhan-shan<sup>1</sup>, LI Xiao-yu<sup>2</sup>

(1. College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang Liaoning 110819, China;

2. School of Metallurgy, Northeastern University, Shenyang Liaoning 110819, China)

**Abstract:** In order to real-time detection and reduce the number of data transmission on pipeline network that deliver a great deal of data frequently, a data model of station is established through the investigation on the station's data type and transmission and the method of pipeline anomaly distributed detection based on element-matrix trigger mechanism is also proposed. The method uses station device data to build the pipeline element-matrix, and the time of data transmission between tributary stations is decided by anomaly detection criteria based on random matrix's single ring theorem. Then, the pressure data of adjacent station is discounted by attenuation data model considering pipeline's angle. And the pipeline operating condition is gained by compared with the difference between real pressure data difference and model data difference. Element-matrix trigger and attenuation data model are adopted in the method which reduce the frequency of data transmission between station and improve detection precision. Finally, the effectiveness of the proposed method is verified via simulation historical data processing.

**Key words:** distributed detection; pipeline network; fault detection; event-triggered

### 1 引言(Introduction)

输油管道管网是大型分布式系统, 为了确保输油管网的稳定运行, 需要利用输油管网大量检测数据进行计算、分析和决策, 完成对管道运行状态的检测. 如果建立动态模型对管道运行状态进行检测, 需要有精确的测量系统, 良好的同步传输系统以及强大的计算能力<sup>[1]</sup>, 但是输油管网系统涉及到大量的设备及复杂的工艺流程, 每个站场需要采集及监测的数据也不一样, 因此, 基于模型的检测方法常常是不能实

现的. 目前大部分学者都致力于研究基于信号或者将模型与信号混合的方式分析和判断当前管网的运行情况. Mandal S K等人采用粗糙集理论和经过人工蜂群算法训练的支持向量机(support vector machine, SVM)结合的方法对管道进行检测<sup>[2]</sup>. Xu等人提出一种基于小波包变换和模糊支持向量机的声波特征分类方法, 能够检测到小泄漏和减少误报次数<sup>[3]</sup>. Zhang等人提出采用实时瞬变模型和负压波结合的方法对管道进行泄漏检测和定位<sup>[4]</sup>. Delgado-Aguiñaga J A

收稿日期: 2016-11-24; 录用日期: 2017-07-03.

†通信作者. E-mail: madazhong@ise.neu.edu.cn; Tel.: +86 24-83683907.

本文责任编辑: 李少远.

国家自然科学基金重大项目(61627809), 国家自然科学基金项目(61473069, 61573094, 61773109), 中央高校基本科研业务费专项基金项目(N160404005)资助.

Supported by Major Program of National Natural Foundation of China (61627809), National Natural Science Foundation of China (61473069, 61573094, 61773109) and Fundamental Research Funds for Central Universities (N160404005).

等人采用非线性模型和扩展卡尔曼滤波对泄漏进行检测及估计泄漏状态<sup>[5]</sup>. Zadkarami M等人采用多层神经网络对时域和小波域的特征进行分类和学习, 在一条 20 km 的管道进行了应用, 最后识别率达到 92%<sup>[6]</sup>.

上述检测方法利用管道两端的压力等信息进行判断, 属于分布式<sup>[7-9]</sup>的检测方法.

虽然这些方法能够检测出管道异常状态, 但是缺点在于采用管道的压力、声波等特征数据进行检测, 无法准确地判断管道异常运行情况, 容易将工况调整视为泄漏; 同时此类方法需要同时获取管道两端的数据进行检测, 大量管道运行状态数据需要实时传输, 占用了大量的网络带宽, 容易造成网络拥塞、丢包及数据延时接收的情况.

为了能够对调泵等工况操作进行有效地识别减少误报, 学者们提出了不同的解决方法. Yu等人应用双权值神经网络对工况样本进行训练, 通过实验说明该方法具有良好的识别效果<sup>[10]</sup>. Zhang等人利用自制的动态压力变送器获取压力信号进而采用经验模态分解的方法得到工况信号<sup>[11]</sup>. Lin等人提出基于短间距安装双传感器结构的泄漏信号和干扰信号的数字化判别算法<sup>[12]</sup>. 上述方法均能对管道的工况进行有效地识别, 并且随着输油管网系统应用智能测量技术, 根据站场功能及检测变量的不同, 将管道及其附属设备检测到的数据上传到信息系统, 站场的数据维数可以达到十几维甚至几十维, 这些运行数据也为进一步研究分布式检测方法提供了丰富的数据资源. 为了更好地利用数据资源进行检测, 减少因站场间实时传输管道检测数据带来的网络问题, 因此在分布式检测方法中根据要素矩阵来判断是否需要传输数据<sup>[13-14]</sup>, 可以最大化地减少由于数据传输导致地管网网络资源不足的问题<sup>[15]</sup>.

综上所述, 管道分布式检测方法可以利用单端的管道数据进行分析并且基于要素矩阵触发的传输机制能够减少网络带宽的占用. 因此, 本文针对输油管网管道运行状态检测的问题, 充分考虑管网管道设备数据在检测中的作用, 在建立管网管道数据模型的基础上, 提出了基于要素矩阵触发的输油管道运行状态异常检测方法. 其创新点在于:

1) 建立了输油管网的站场系统数据的模型, 利用站场中众多检测数据构造出数据要素矩阵, 并且使用随机矩阵的单环定理对其分析, 从而实时地反映出站场运行的状态;

2) 提出了基于要素矩阵触发的数据传输机制, 能节省站场网络的有限带宽, 减少无用状态数据传播所带来的网络拥堵;

3) 提出了管网管道运行状态异常分布式检测方法, 当管道运行状态发生变化时, 通过衰减模型得到相邻站的压力变化值在本站所引起的变化, 并且与本站实际压力数据差相对比的方法得到管道的运行状

态是否正常.

本文其余内容安排如下: 第2部分根据管网拓扑结构对站场管道数据关系进行梳理, 建立起管道的运行模型; 第3部分介绍基于要素矩阵触发机制的管网管道运行状态异常检测的方法; 第4部分通过仿真实例验证本文所提出方法的有效性. 最后给出了本文的结论.

## 2 输油管网系统建模 (Modeling of oil pipeline network system)

输油管网是一个包含多个输油站场且具有扩展性的复杂多变系统. 在输油管网中的输油站场需要通过监控多种类型的设备, 如泵、阀门、压力变送器, 流量计、密度计等来保证输油管道的正常运行.

为了对管网进行检测, 常常需要进行复杂的分析与计算, 而准确地掌握管网的拓扑结构往往起到关键的作用. 因此本文选取与管道运行状态异常检测相关的设备数据来实现对管道管网的拓扑描述. 在选择设备时, 通常选取直接改变管道状态、反映管道运行状态以及在不同管道部分测量同一物理量的不同设备.

按照点要素和线要素对输油管网进行拓扑结构建模, 如图1所示. 输油管网系统表示为

$$G = (V, E), \quad (1)$$

其中:  $V = S, Q$ 表示管网中所有的点要素, 总共有 $h$  ( $h = n + r$ )个;  $S = \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$ 为站场要素, 站场节点是虚拟出来的, 是由实际站场抽象后得到的一种点要素;  $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_r\}$ 为设备要素, 主要是指实际存在的设备如阀门、泵、压力变送器等;  $E = \{e_1, e_2, \dots, e_f\}$ 是线要素, 代表管网中的管道.

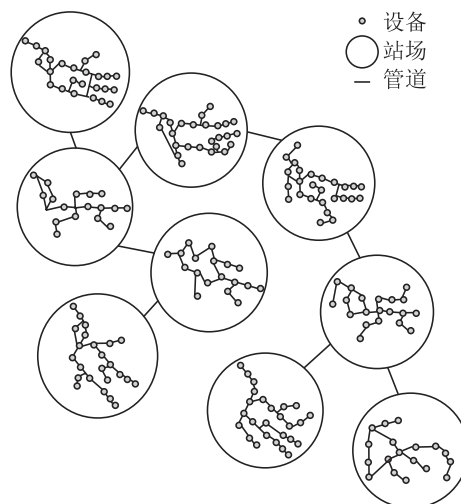


图1 管网拓扑结构示意图

Fig. 1 Schematic diagram of pipeline network topology

在建立管网拓扑结构的基础上, 为了能够对管道运行状态进行异常检测, 定义数据要素为管道异常状态分析所需的数据, 并且要素间具有以下关系:

**关系 1** 数据传输.

为了表达管网拓扑结构中的设备要素经过网络传输给站场或者数据要素间的传输过程, 定义关系1:

$$R_1: y_i = I_i \cdot x_i, \quad (2)$$

其中:  $x_i$  为设备要素或者数据要素,  $y_i$  为数据要素,  $I_i$  是和  $x_i$  具有相同维数的单位矩阵。

**关系 2 数据转化.**

数据要素  $x_i$  为了满足异常情况地分析或者其余数据要素  $x_j$  的要求, 需要经过如下转化处理:

$$R_2: y_i = P_i \cdot x_i, \quad (3)$$

其中:  $y_i$  为转化后的数据要素,  $P_i$  表示线性映射函数。

**关系 3 数据汇聚.**

除上述两种关系以外, 数据要素  $y_i$  的值会受到站场内数据要素  $y_j$  的影响, 即数据要素  $y_i$  的值会取决于站场数据要素  $y_j$  的值, 因此关系3定义如下

$$R_3: y_i = Q_j \left( \bigcup_{j=1}^{var} y_j \right), \quad (4)$$

其中:  $Q_j$  表示非线性映射函数,  $y_j$  为站场数据要素,

$var$  表示站场数据要素的数量。

设站场  $i$  管道运行状态检测所需的数据要素总共有  $m$  个, 采用上述 3 种数据关系分析得到数据要素矩阵  $Y_i$  为

$$Y_i = \begin{bmatrix} y_{i11} & \cdots & y_{it} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ y_{im1} & \cdots & y_{imt} \end{bmatrix}, \quad (5)$$

其中管道数据要素  $y_{mt}$  表示时刻  $t$  的数据要素  $y_m$ . 矩阵内数据要素包含泵、阀门等设备的状态数据要素以及压力变送器、流量计等设备产生的管道数据要素。

数据要素矩阵  $Y_i$  的构建充分利用了站场设备采集到的数据, 为了进一步描述管网要素间关系, 建立如图2所示的3层输油管网系统, 包括物理层、网络层和信息层<sup>[16]</sup>. 物理层为物理设备及相互间的联系, 比如站场内泵和阀门的连接、流量计附加在管道上的位置等; 网络层包含输油系统架构的硬件和连接传感器和执行器的网络结构; 信息层为数据的表达及处理。

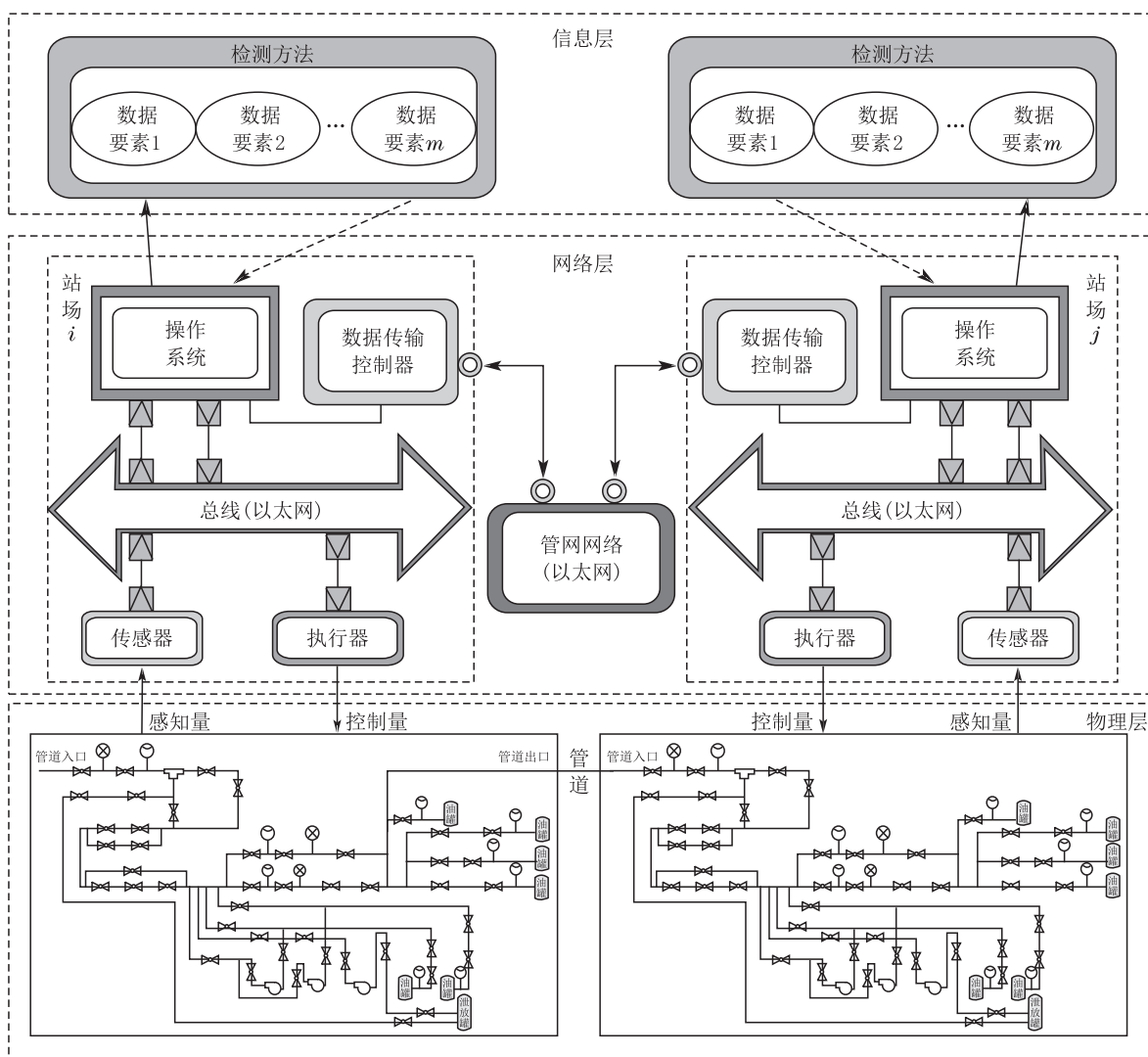


图 2 输油管网系统模型

Fig. 2 Model of oil pipeline network system

站场的设备要素通过工艺流程分为感知量和控制量。感知量为管道上附加设备所检测、采集到的数据,例如泵的启停(1, 0)状态、阀门的开度(0~100%)以及压力变送器检测到的管道压力等;控制量为根据实时管道状态得到的调整感知量的数据,例如关闭加压泵、减少阀门开度等。感知量和控制量分别通过传感器和执行器在网络层通过站场内部网络实现设备要素的上传和获取。

综上所述,通过上述步骤可以得到数据要素矩阵,但是由于数据要素矩阵中涉及到压力数据,站场压力数据的变化是负压波在管道中的体现,所以负压波会随着传播距离的增加而逐渐衰减,最后可能消失在正常的压力信号当中。所以当管段长度过长时,可能会出现管道一端的站场无法接收到负压波的变化。因此建模时要求站场间距离 $L_p \leq 120$  km。如果站场间距离超过120 km,会使模型精度下降,进而导致计算结果不准确。

### 3 基于要素矩阵触发的管道状态异常检测算法(Anomaly detection algorithm for pipeline state based on element-matrix trigger)

#### 3.1 管道异常状态的算法设计(Design of anomalous state algorithm for pipeline)

由式(5)可知,站场 $i$ 的数据要素矩阵 $Y_i$ 包含着大量的运行状态数据,数据要素矩阵的维数和数据量比为一个小于1的定值,符合大维数据的特点<sup>[17]</sup>,因此采用大维随机矩阵的单环定理对数据要素矩阵 $Y_i$ 进行分析。

矩阵 $Y_i$ 内的元素均为有界正实数,利用式(6)将数据要素矩阵 $Y_i$ 变换成标准非厄米特矩阵 $Z$ :

$$z_{jk} = (y_{i,jk} - \mu(y_{i,j})) \times \frac{\sigma(z_j)}{\sigma(y_{i,j})} + \mu(z_j), \quad (6)$$

其中:  $y_{i,j} = (y_{i,j1}, y_{i,j2}, \dots, y_{i,jt})$ ,  $\mu(z_j) = 0$ ,  $\sigma(z_j) = 1$ ,  $i = 1, 2, \dots, n$ ,  $j = 1, 2, \dots, m$ ,  $k = 1, 2, \dots, t$ 。

矩阵 $Z$ 通过式(7)得到具有相同奇异值的矩阵 $Z_u$ :

$$Z_u = U\sqrt{Z^H Z}, \quad (7)$$

其中 $U$ 为Haar分布的酉矩阵。

进一步,将矩阵 $Z_u$ 通过下式变换成矩阵 $Z_s^i$ :

$$z_{s,j}^i = \frac{z_{u,j}}{\sqrt{m\sigma(z_{u,j})}}. \quad (8)$$

其中:  $z_{s,j}^i = (z_{s,j1}^i, z_{s,j2}^i, \dots, z_{s,jm}^i)$ ,  $\sigma^2(z_{s,j}^i) = \frac{1}{m}$ ,  $z_{u,j} = (z_{u,j1}, z_{u,j2}, \dots, z_{u,jm})$ ,  $j = 1, 2, \dots, m$ 。

矩阵 $Z_s^i$ 特征值的内外边界分别为<sup>[18-19]</sup>

$$Z_{s,\text{in}}^i = F_H^{-1}(c \cdot 0 + 1 - c) = F_H^{-1}(1 - c) = \frac{1}{\sqrt{S_{H^2}(1 - c - 1)}} = \sqrt{-c + 1}, \quad (9)$$

$$Z_{s,\text{out}}^i = F_H^{-1}(c \cdot 1 + 1 - c) = F_H^{-1}(1) = \frac{1}{\sqrt{S_{H^2}(1 - 1)}} = \sqrt{1} = 1, \quad (10)$$

其中:  $F_H^{-1}$ 为 $m \times m$ 矩阵 $H$ 的特征值分布逆函数,  $S_{H^2}$ 为矩阵 $H^2$ 的 $S$ 变换,  $c = \frac{m}{t}$ 。

根据单环定理<sup>[20-21]</sup>可得,当矩阵 $Y_i$ 的元素发生突变即管道数据要素发生改变时,复平面上矩阵 $Z_s^i$ 的特征值不再分布于一个内径 $Z_{s,\text{in}}^i$ 为 $\sqrt{-c+1}$ 、外径 $Z_{s,\text{out}}^i$ 为1的圆环,部分特征值会进入到圆环内部。

为了能够衡量数据要素矩阵 $Y_i$ 的变化情况,利用矩阵 $Z_s^i$ 特征值的标准差 $\sigma(Z_s^i)$ 来实时反映管道的变化情况。为了降低数据的传输次数,只有当 $\sigma(Z_s^i)$ 满足下式即异常判断准则成立时,才认为 $(k+l)\Delta t$ 时刻管道当中有异常发生,需要其他站的数据进行综合研判:

$$[\sigma(Z_s^i((k+l)\Delta t))]^2 > \mu \cdot [\sigma(Z_s^i((k+l)\Delta t)) - \sigma(Z_s^j(k\Delta t))]^2, \quad (11)$$

其中:  $\mu$ 为异常判断权值,依据站场的实时情况进行选取,  $\mu \in (0, 1)$ ;  $\Delta t$ 为站场数据采集的时间间隔,  $k\Delta t$ 为上一次站场 $i$ 与相邻站场 $j$ 的数据传输时刻,  $l\Delta t$ 为此次传输数据距上一次传输数据的时间间隔,  $l = 1, 2, \dots$ 。

当满足管道异常判断准则后,首先判断管道异常情况是否由自身站内调整引起的,然后站场 $i$ 在 $(k+l)\Delta t$ 时刻获取相邻站场 $j$ 的压力及流量数据,具体传输过程为:

- 1) 站场 $i$ 将请求数据标志位 $Req$ 置1,并且将包含该标志位的数据包发送给相邻站场 $j$ ( $j = i \pm 1$ );
- 2) 相邻站场 $j$ 收到该数据包后,通过解析数据包发现请求数据标志位 $Req = 1$ ,因此得知站场 $i$ 请求相连管道的数据,站场 $j$ 随即进入数据传输状态并且将响应数据请求标志位 $Res$ 置1,接着将包含标志位 $Res$ 和数据要素的数据包发送给站场 $i$ ;
- 3) 站场 $i$ 接收到站场 $j$ 发来的数据包后,通过解析确认数据包中包含站场 $j$ 管道的数据要素后,向站场 $j$ 发送停止发送数据的数据包,其中含有停止数据发送的标志位 $Dis = 1$ ;
- 4) 站场 $j$ 接收到停止发送数据的数据包后,则不会继续往站场 $i$ 发送数据。

当站场 $i$ 接收到相邻站场 $j$ 的压力及流量数据后,根据式(12)判断是否发生工况调整:

$$|\Delta p_i - \Delta \hat{p}_i| < \varepsilon, \quad (12)$$

其中:  $\varepsilon$ 为工况调整阈值,  $\varepsilon$ 越大代表对于压力差偏差的容忍度越大,  $\Delta p_i$ 为站场*i*的实测压力差, 即 $\Delta p_i = p_i((k+l)\Delta t) - p_i((k+l-z)\Delta t)$ ,  $\Delta \hat{p}_i$ 为站场*i*通过数据衰减模型得到的压力差, 即 $\Delta \hat{p}_i = \Delta \hat{p}_i((k+l-z)\Delta t) + \dots + \Delta \hat{p}_i((k+l)\Delta t)$ ,  $z$ 是压力下降后为计算压力差所取的时间长度, 根据实际情况凭经验选择, 通过对现场历史数据的分析和研究, 在本文中,  $z$ 的值确定为30.

针对上下游站站内操作的两种不同情况,  $\Delta \hat{p}_i$ 的值为:

1) 当下游站进行站内操作时, 上游站的压力数据衰减变化值为

$$\Delta \hat{p}_0 = I_{T-} \cdot W^{\frac{L}{\Delta x}-1} + F \cdot G + \rho a \Delta v_0. \quad (13)$$

压力衰减变化公式(13)来源如下:

假设*L*为管道长度,  $L_e$ 为管道泄漏点距管道初始端的长度, 时刻*j*在节点*i*发生泄漏, 根据管道流体瞬态可知, 当管道发生泄漏时, 泄漏点会形成新的边界条件, 如图3所示. 其中特征线*C*<sup>+</sup>和*C*<sup>-</sup>是指正向波速+*a*和反向波速-*a*的倒数. 管道压力和流量沿特征线*C*<sup>+</sup>和*C*<sup>-</sup>满足<sup>[22]</sup>

$$\rho a dv + dp + \rho a g \sin \alpha \cdot dt + \frac{fv|v|}{2D} \rho a \cdot dt = 0, \quad (14)$$

$$\rho a dv - dp + \rho a g \sin \alpha \cdot dt + \frac{fv|v|}{2D} \rho a \cdot dt = 0, \quad (15)$$

其中: *p*表示管道中心流体的压力, *v*表示管道泄漏前中心流体的平均速度,  $\rho$ 为流体密度, *g*表示重力加速度,  $\alpha$ 表示站场管道中心线与水平线之间的夹角, *f*表示摩阻系数, *D*表示管道的直径, *a*表示管道内的波速.

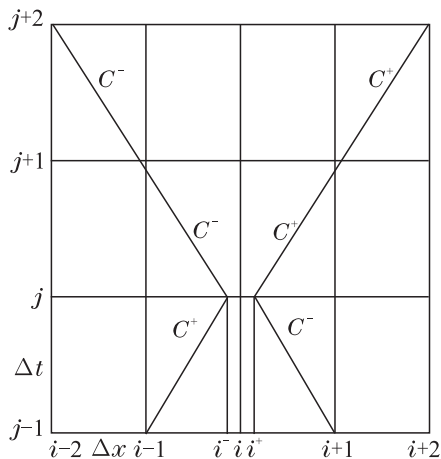


图 3 特征线网格

Fig. 3 Grid of characteristics method

由图3和式(15)可知, 时刻*j*+1节点*i*-1的变化可表达为

$$\begin{aligned} &\Delta p_{i-1,j+1} - \rho a \Delta v_{i-1,j+1} = \\ &\Delta p_{i-,j} - \rho a \Delta v_{i-,j} + \rho a g \sin \alpha_{i-1} \cdot \Delta t + \\ &\frac{f \rho a \cdot 2v \Delta v_{i-,j} \cdot \Delta t}{2D}, \end{aligned} \quad (16)$$

其中: *v*为管道泄漏前的流速,  $p_{i-,j}$ 为泄漏点前的压力,  $v_{i-,j}$ 为泄漏点前的流速,  $\alpha_{i-1}$ 为节点*i*-1和节点*i*间的管道倾角. 令

$$I_{T-} = \Delta p_{i-1,j+1} - \rho a \Delta v_{i-1,j+1}. \quad (17)$$

由于流体衰减是从泄漏点向管道上游端传递, 因此满足下式:

$$\Delta p_{i-1,j+1} = -\rho a \Delta v_{i-1,j+1}. \quad (18)$$

同理, 可得*j*+2时刻节点*i*-2的变化可表达为

$$\begin{aligned} &\Delta p_{i-2,j+2} - \rho a \Delta v_{i-2,j+2} = \\ &\Delta p_{i-1,j+1} - \rho a \Delta v_{i-1,j+1} + \rho a g \sin \alpha_{i-2} \Delta t + \\ &\frac{f \rho a 2v \Delta v_{i-1,j+1} \cdot \Delta t}{2D}. \end{aligned} \quad (19)$$

将式(17)-(18)代入式(19)可得

$$\begin{aligned} &\Delta p_{i-2,j+2} - \rho a \Delta v_{i-2,j+2} = \\ &I_{T-} \left(1 - \frac{fv \cdot \Delta t}{2D}\right) + \rho a g \sin \alpha_{i-2} \Delta t. \end{aligned} \quad (20)$$

同理, *j*+3时刻节点*i*-3可得

$$\begin{aligned} &\Delta p_{i-3,j+3} - \rho a \Delta v_{i-3,j+3} = \\ &I_{T-} \left(1 - \frac{fv \Delta t}{2D}\right)^2 + \rho a g \sin \alpha_{i-2} \Delta t \left(1 - \frac{fv \Delta t}{2D}\right) + \\ &\rho a g \sin \alpha_{i-3} \Delta t. \end{aligned} \quad (21)$$

依此类推, 衰减的数据传递到管道初始端时, 数据衰减为

$$I_0 = \Delta p_0 - \rho a \Delta v_0 = I_{T-} \cdot W^{\frac{L_e}{\Delta x}-1} + F \cdot G, \quad (22)$$

其中:

$$\begin{aligned} W &= \left(1 - \frac{fv \cdot \Delta t}{2D}\right), \quad F = \rho g \Delta x, \\ G &= \sin \alpha_{i-2} W^{\frac{L_e}{\Delta x}-2} + \sin \alpha_{i-3} W^{\frac{L_e}{\Delta x}-3} + \\ &\dots + \sin \alpha_0, \end{aligned}$$

$\Delta p_0$ 为管道始端的压力变化值,  $\Delta v_0$ 为管道初始端流速变化值,  $\Delta x$ 为数据衰减的单位计算长度,  $\Delta x = a \Delta t$ .

由式(22)可得, 当下游站进行站内操作时, 上游站的压力数据衰减变化值为

$$\Delta \hat{p}_0 = I_{T-} W^{\frac{L}{\Delta x}-1} + FG + \rho a \Delta v_0. \quad (23)$$

其中:  $G = \sin \alpha_{i-2} W^{\frac{L}{\Delta x}-2} + \sin \alpha_{i-3} W^{\frac{L}{\Delta x}-3} + \dots + \sin \alpha_0$ , 其余变量含义同式(22).

2) 类似于式(1)的步骤, 利用式(14)及图3可得:

当上游站进行站内操作时,下游站的压力数据衰减变化值为

$$\Delta \hat{p}_L = I_{T^+} \cdot W \frac{L}{\Delta x}^{-1} - F \cdot G - \rho a \Delta v_L, \quad (24)$$

其中:

$$I_{T^+} = \Delta p_{i+1,j+1} + \rho a \Delta v_{i+1,j+1},$$

$$G =$$

$$\sin \alpha_{i+2} W \frac{L}{\Delta x}^{-2} + \sin \alpha_{i+3} W \frac{L}{\Delta x}^{-3} + \dots + \sin \alpha_L,$$

$\Delta p_L$ 为管道末端的压力变化值,  $\Delta v_L$ 为管道末端流速变化值,其余变量含义同式(23)。

**注** 在实际当中,除了在地面上铺设管道外,由于地形的原因,管道会有高程的变化,特别是翻山管道,甚至会使部分管道的倾角达到 $10^\circ$ 。因此,与Sun等人<sup>[23]</sup>利用特征线法对管道建模有所不同的是,本文考虑了管道倾角对模型的影响,在相同条件下,管道压力数据衰减变化值会比文献<sup>[23]</sup>的值大。值得一提的是,虽然本文模型中考虑了管道倾角 $\alpha$ ,但是如果管道倾角 $\alpha \approx 0^\circ$ 即可以近似忽略不计,本文的模型与文献<sup>[23]</sup>的模型相同。此外,模型的精确度会受到运行状态的影响。例如在管道运行过程中,为方便油品能够更好地运输,会在管道里增加减阻剂,而减阻剂的使用会使管道的摩阻系数 $f$ 发生改变。还有在实际运行中,不同种油品例如汽油和柴油的波速是不一样的,所以油品切换也会影响模型参数。当实际参数发生改变,而模型未及时修正,那么有可能会造成错误的判断。所以在运行情况下能实时采集的数据进行实时修改,无法直接检测到的数据,考虑到算法通用性,采用经验值或统计方法确定其参数,从而避免管道参数改变对整体算法性能带来的影响。

### 3.2 管道运行状态异常情况检测流程(Process of anomaly detection for pipeline state)

由第3.1节描述可知,本文提出的管网管道运行状态异常分布式检测方法是建立在数据要素矩阵之上的,当站场数据满足管道异常判断准则后再采用数据衰减模型进行分析,本文具体检测算法流程如下:

#### 管道运行状态检测算法。

变量: 管道设备要素 $Q$ 、线要素 $E$ 。

结果: 管道运行状态。

过程:

1) 基于管道实际设备及参数,通过定义的要素关系,建立站场 $i$ 管道的数据要素矩阵 $Y_i$ ;

2) 通过数据要素矩阵 $Y_i$ 得到 $\sigma(Z_s^i)$ ,计算式(11);

3) 如果式(11)成立;首先判断该异常情况是否由自身站内操作引起;

然后通过第3.1节的传输过程得到管道另一端数据;最后执行步骤4,否则执行步骤2;

4) 计算 $|\Delta p_i - \Delta \hat{p}_i|$ ;

5) 如果式(12)成立,得到管道正进行工况调整;否则认为管道出现异常。

## 4 仿真研究(Simulation)

为了验证该方法的有效性,本文采用某管网管道的数据对不同的情况进行分析,并将结果与实际测试情况进行比较。

**算例1** 采用83 km管道的测试数据对提出方法的有效性进行验证。该管道为密闭输送的成品油管道,站场为无分输站管网的中间站,主要功能是对不同种类的油品进行存储和外输。为了实现检测管道运行状态的功能,需要的设备有:温度传感器、转速传感器、压力传感器、流量计、调节阀、电动闸阀以及变频器等。经过选取站场设备,上游站和下游站需考虑的设备数量分别为39种和43种。然后依据式(2)–(4)建立起数据要素间的关系,进而最终得到上、下游站场的要素矩阵,其中上、下游站场数据要素矩阵分别为 $39 \times 84$ 和 $43 \times 94$ 的矩阵。

管道参数为:管道管径 $D$ 为406.6 mm,管壁厚度为7.1 mm,输送流体为汽油,密度 $\rho$ 为740 kg/m<sup>3</sup>,整个管道平均波速 $a$ 为1052.6 m/s,数据时间间隔 $\Delta t$ 为1 s,  $\Delta x$ 为1052.6 m。如图4所示为阀室进行开阀模拟真实泄漏得到地压力变化曲线及数据情况。

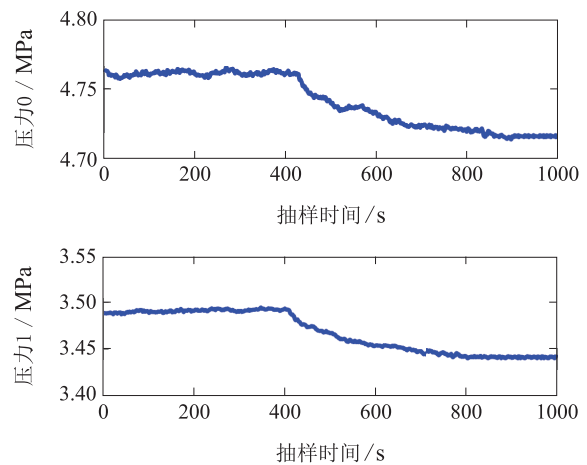
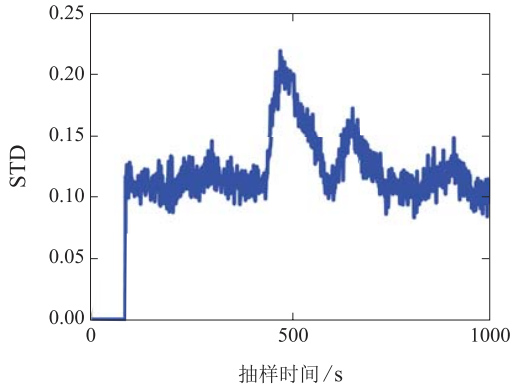


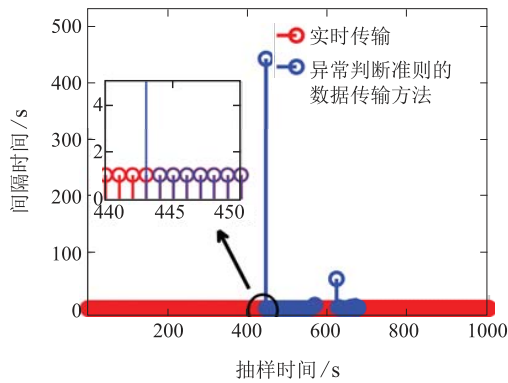
图4 管道压力数据

Fig. 4 The pressure data of the pipeline

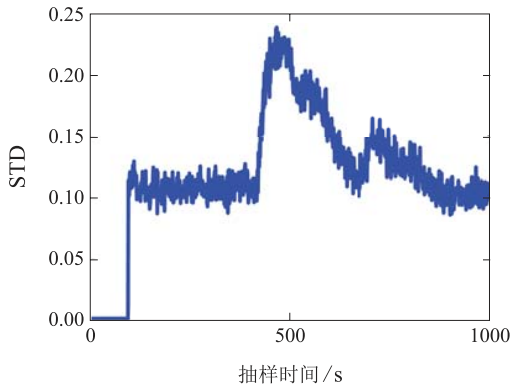
图5为上下游站数据分析情况,图5(b)(d)对比了不同方法请求数据的间隔,其中:横坐标表示数据传输的时间,数据间隔为1 s;纵坐标表示两次数据传输间隔的时间;红色代表实时传输,蓝色代表异常判断准则的数据传输方法。以图5(d)为例,从局部图可以看到实时传输方法在 $T = 440 - 450$ 时刻均和相邻站场进行数据的传输,而异常判断准则的数据传输方法只在 $T = 443$ 以后即异常数据情况下,下游站才向上游站请求数据进行后续地判断。



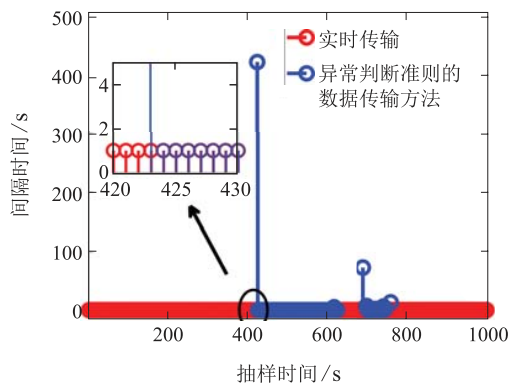
(a) 上游要素矩阵标准值



(b) 上游请求数据间隔



(c) 下游要素矩阵标准值



(d) 下游请求数据间隔

图 5 管道数据情况

Fig. 5 Data situation of pipeline

从图4和图5综合分析得出: 当阀室进行操作后使得管道压力下降,  $T = 423$ 时下游站场判断不是自身站场操作引起管道数据异常后, 向上游站场请求数据的传输, 通过式(12)确定不是上游站场站内操作后, 确定此时有泄漏情况发生;  $T = 443$ 时上游站场采用同样的方法判断出泄漏情况. 因为如果在没有对管道设备进行任何操作的情况下, 站场采集到的压力、流量发生变化, 说明此时极有可能出现了泄漏的情况.

除此之外, 在  $T = 570$ 附近站场有缓慢的压力下降, 所以在  $T = 619$ 和  $T = 693$ 时上、下游站场分别开始请求相邻站场的数据, 并且采用第3.2节的方法判断管道运行状态依然为泄漏, 与实际模拟情况相符合.

**算例 2** 在实际系统中, 由于输油计划的需要, 站场常常要对站场内的设备进行操作实现不同的工况调整, 例如上游站场的停泵、关阀门和下游站场的倒罐等操作, 因此本文提出的检测方法能够识别正常地工况调整.

选取无分输站的密闭输送的成品油管网中的3个中间站场的数据进行仿真, 其中站场1至站场2的78公里管道称为管道1, 站场2至站场3的65公里管道为管道2. 3个站场的功能与算例1站场的功能相同, 通过分析得到3个站场的数据要素矩阵行列比分别为  $47 \times 102$ ,  $51 \times 104$ 和  $44 \times 98$ .

站场2和站场3进行了多次站内操作, 具体站场管道压力变化及数据情况如下:

管道1管径  $D$ 为323.9 mm, 管壁厚度为6.4 mm, 输送流体为汽油, 密度  $\rho$ 为  $740 \text{ kg/m}^3$ ; 管道1的平均波速  $a$ 为  $1068.5 \text{ m/s}$ , 数据时间间隔  $\Delta t$ 为  $1 \text{ s}$ ,  $\Delta x$ 为  $1068.5 \text{ m}$ . 图6和图7为管道1的数据变化情况.

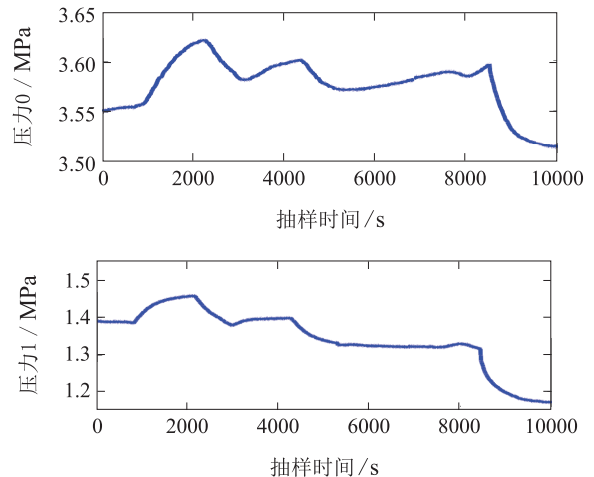
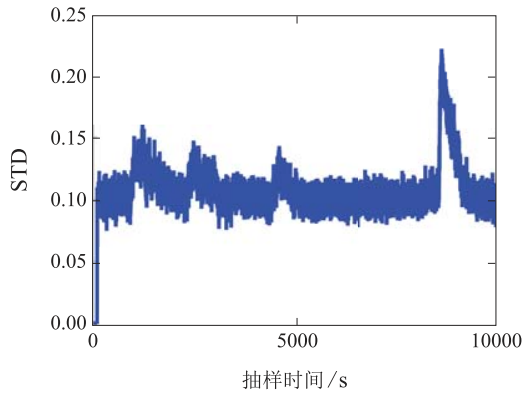
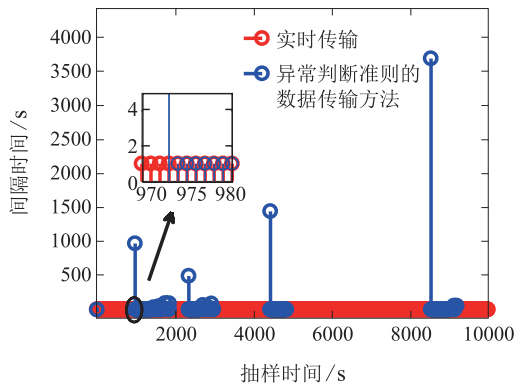


图 6 管道1压力数据

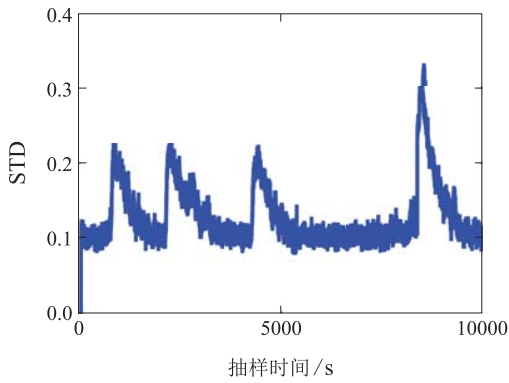
Fig. 6 The pressure data of pipeline 1



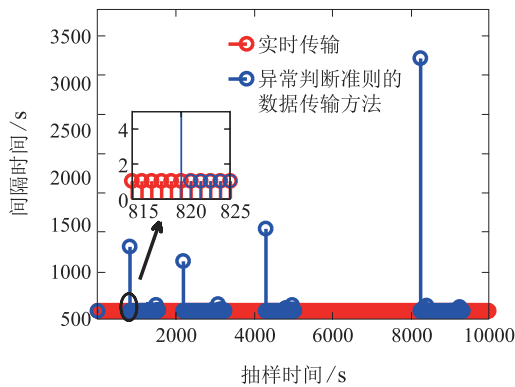
(a) 上游要素矩阵标准值



(b) 上游请求数据间隔



(c) 下游要素矩阵标准值



(d) 下游请求数据间隔

图7 管道1数据情况

Fig. 7 Data situation of pipeline 1

管道2的具体信息为: 管道2管径 $D$ 为323.9 mm, 管壁厚度为6.4 mm, 输送流体为汽油, 密度 $\rho$ 为740 kg/m<sup>3</sup>; 管道2的平均波速 $a$ 为1083.3 m/s, 数据时间间隔 $\Delta t$ 为1 s,  $\Delta x$ 为1083.3 m. 其中: 站场2和站场3之间有两个阀室, 分别距站场2为26 km和45 km; 阀室1至阀室2的部分管道为翻山管道, 该段管道水平直线距离为5.4 km, 两端倾角 $\alpha_1$ 和 $\alpha_2$ 分别为5.31°和3.13°, 其余部分管道由于在平地铺设, 角度平缓, 因此在计算时管道倾角近似为0. 图8和图9为管道2的数据变化情况.

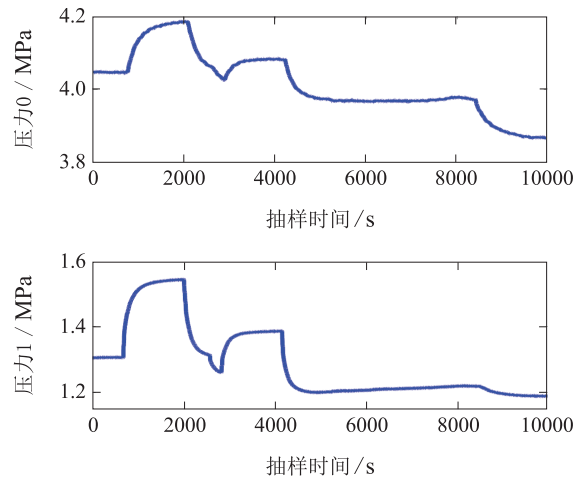
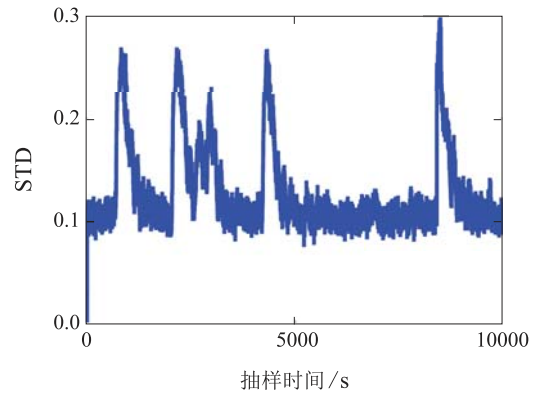
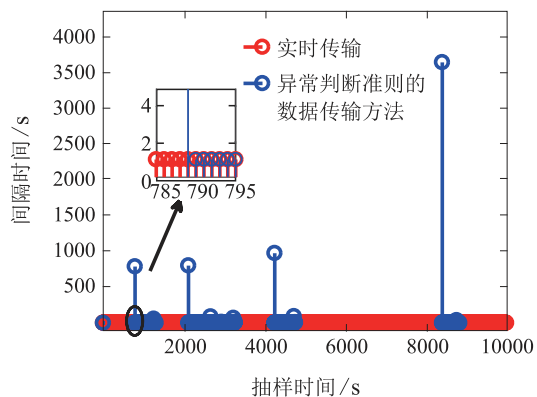


图8 管道2压力数据

Fig. 8 The pressure data of pipeline 2

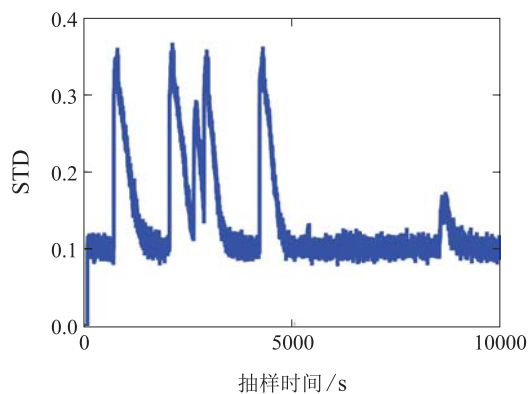


(a) 上游要素矩阵标准值

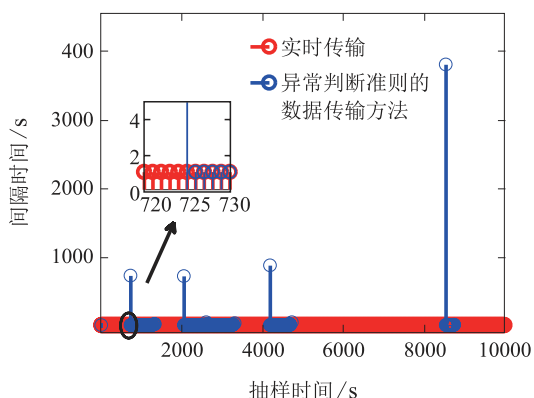


(b) 上游请求数据间隔





(c) 下游要素矩阵标准值



(d) 下游请求数据间隔

图 9 管道2数据情况

Fig. 9 Data situation of pipeline 2

当站场进行工况调整后, 管道的数据产生变化, 通过对图6-9的分析得到如下结果:

1) 本文提出的压力数据衰减变化值与文献[23]的对比. 管道2中有部分管道翻越高点, 因此利用管道2的数据对两种模型进行对比分析, 如表1所示.

表 1 管道2压力数据对比

Table 1 Pressure data comparison of pipeline 2

类型	模型	
	本文	文献[23]
数据时间点 / s	4230~4260	4230~4260
模型压力变化值 $\Delta \hat{p}_2(\text{站场}2) / \text{MPa}$	0.017	0.0165
实际压力变化值 $\Delta p_2(\text{站场}2) / \text{MPa}$	0.0177	0.0177
压力变化差值 $ \Delta p_2 - \Delta \hat{p}_2  / \text{MPa}$	0.0007	0.0012

从表1可以看出, 在相同条件下, 本文考虑管道实际倾角后计算得到的值能够更加接近于真实压力

变化值. 如果实际管道存在倾角较大的情况, 那么文献[23]的方法会出现错误的判断. 因此, 本文提出的模型能较好地符合实际情况.

2) 由于站场3 关阀、倒罐以及站场1 停泵等操作, 管道压力发生了多次变化, 具体变化情况如图6和图8所示. 图7(a)(c)和图9(a)(c)通过提出的数据传输方法得到管道1和2的请求数据间隔, 如图7(b)(d)和图9(b)(d)所示.

当站场3管道2的压力在 $T = 4169$  s时开始下降, 站场2在 $T = 4250$  s时首先通过分析认为管道数据异常不是由站场2的操作引起, 然后开始向站场3请求数据, 接着站场2 管道利用站场3的压力差数据通过本文提出的数据衰减模型得到 $T = 4230 \sim 4260$  s时间段内压力变化值为0.017 MPa. 当工况调整阈值取值为0.001 MPa时, 本文模型得到的压力差在阈值范围内, 所以判断管道2的运行状态为工况调整, 而文献[23]的结果与实际压力差的差值超出了阈值范围, 判断管道发生异常, 与实际情况有偏差, 如表1所示. 因此本文提出的方法能较好地符合实际情况, 能够识别出工况调整, 可以屏蔽工况调整带来的异常影响.

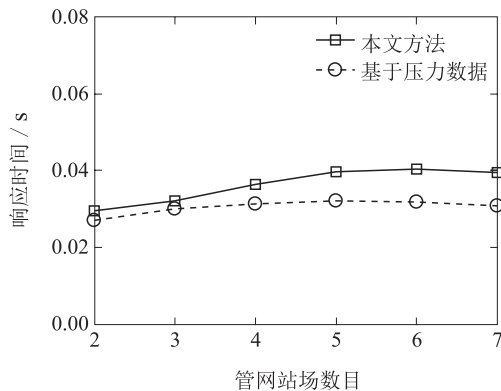
3) 图7(b)(d)和图9(b)(d)分别为管道1和2的上下游请求数据间隔情况, 其中: 红色代表实时传输方法, 蓝色代表本文提出的基于要素矩阵触发的数据传输方法. 通过整体及局部图可以看到, 实时传输方法不论数据是否发生异常均进行数据的传输, 而本文提出的数据传输方法只在数据异常的情况下, 相邻站场间才传输管道数据, 通信量远远小于实时传输方法, 因此本文方法能够减少站场间数据传输频率, 节省了网络带宽.

**算例 3** 为进一步分析方法的有效性, 将文中提出的方法与传统只基于管道两端压力数据的方法进行了对比. 为检测不同站场数量对检测效果的影响, 分别选取了具有不同站场数量的管网模拟泄漏及工况调整的两种数据进行仿真, 管网管道均为单管密闭顺序输送成品油管道, 各站场顺序连接, 中间无分输站. 响应时间及准确率对比结果如图10所示. 其中, 响应时间为MATLAB仿真环境下数据处理的时间, 报警的准确率是指在相同数据情况下, 两种方法得到的结果与历史数据正确结果的比值百分比.

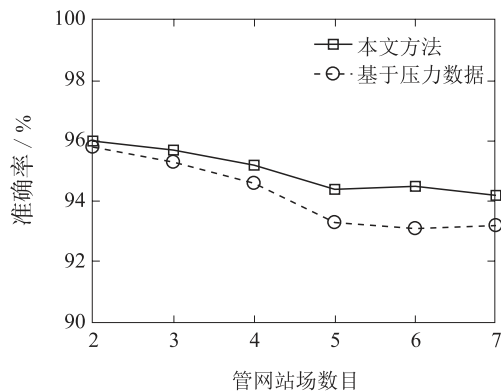
从图10(a)仿真响应时间可以看出, 在管网站场数目不多的情况下, 二者差距不大. 随着管网站场的数量逐渐增加, 响应时间也随之增加, 最后稳定在0.04 s附近. 本文方法呈现该趋势的原因在于, 本文的程序需要对相邻站场的数据进行分析判断, 因此

所用时间比只基于压力数据的方法要多,由于管道两侧的周围两三个站场会对管道运行状态产生影响,所以即使管网站场数量再增加,时间也基本不变。

图10(b)表明在相同条件下,本文方法比传统的只基于管道两端压力数据的方法准确率要高,即方法得到的结果与正确工况吻合较多。本文所提出的方法是将站场内采集的数据进行综合分析来解决管道运行异常状态检测的问题,与只采用压力数据的方法相比,它能够充分利用站场提供的设备数据要素,避免站内操作误报,正确识别出管道运行状态。



(a) 响应时间



(b) 准确率

图 10 方法对比结果

Fig. 10 Comparison results of methods

综合图10(a)–(b)可以得到,本文提出的方法虽然响应时间比只基于压力数据的方法要长,但是在响应时间和准确率方面进行了平衡,在允许的判断响应时间内尽可能地提高报警的准确率。因此,本文提出的方法优于传统只基于管道两端压力数据的方法。

## 5 结论(Conclusions)

管网站场工况复杂多变,变量种类及数据量众多,本文从控制数据传输的角度出发提出了一种适

用于输油管网系统的分布式异常检测方法。首先通过管道要素关系建立数据要素矩阵,进而针对数据传输提出了基于要素矩阵触发的异常判断准则,如果满足判断准则,首先判断是否是自身站场操作引起的,然后再进行相邻站场管道数据的传输,将传输得到的压力数据通过衰减模型进行折算并且与实际压力差进行比较,判断管道异常运行状态是否为相邻站场工况调整引起的,最终得到管道的运行状态。通过实际管网站场数据仿真验证了所提方法的有效性。结果表明:该方法在满足管网检测需求的基础上,能够检测出管道运行状态以及减少相邻站场间的数据的传输频率。

## 参考文献(References):

- [1] OSTAPKOWICZ P, BRATEK A. Leak detection in liquid transmission pipelines during transient state related to a change of operating point [M] // *Advances in Intelligent Systems and Computing*. Basel, Switzerland: Springer International Publishing AG, 2016: 253 – 265.
- [2] MANDAL S K, CHAN F T, TIWARI M. Leak detection of pipeline: an integrated approach of rough set theory and artificial bee colony trained SVM [J]. *Expert Systems with Applications*, 2012, 39(3): 3071 – 3080.
- [3] XU Q Q, ZHANG L B, LIANG W. Acoustic detection technology for gas pipeline leakage [J]. *Process Safety and Environmental Protection*, 2013, 91(4): 253 – 261.
- [4] ZHANG T T, TAN Y F, ZHANG X D, et al. A novel hybrid technique for leak detection and location in straight pipelines [J]. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*, 2015, 35: 157 – 168.
- [5] DELGADO-AGUINAGA 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.
- [6] ZADKARAMI M, SHAHBAZIAN M, SALAHSHOOR K. 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: 479 – 487.
- [7] LIANG H J, ZHANG H G, WANG Z S, et al. Output regulation for linear multi-agent systems with unmeasurable nodes [J]. *Chinese Physics B*, 2013, 23(1): 539 – 545.
- [8] LIANG H J, ZHANG H G, WANG Z S, et al. Output regulation for heterogeneous linear multi-agent systems based on distributed internal model compensator [J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2014, 242: 736 – 747.
- [9] WEI Yongsong, LI Shaoyuan. Distributed model predictive control with optimal network topology for large scale system [J]. *Control Theory & Applications*, 2015, 32(9): 1269 – 1276.  
(魏永松, 李少远. 带有网络拓扑优化的分布式预测控制方法 [J]. 控制理论与应用, 2015, 32(9): 1269 – 1276.)
- [10] YU Dongliang, ZHANG Laibin, LANG Wei, et al. Noise reduction of signal and condition recognition of long-distance pipeline [J]. *Acta Petrolei Sinica*, 2009, 30(6): 937 – 941.  
(余东亮, 张来斌, 梁伟, 等. 长输管道信号降噪及工况识别方法研究 [J]. 石油学报, 2009, 30(6): 937 – 941.)
- [11] ZHANG Yu, JIN Shijiu, HE Jingjing. Extraction method for pipeline leakage feature based on dynamic pressure signal [J]. *Acta Petrolei Sinica*, 2010, 31(2): 338 – 342.

- (张宇, 靳世久, 何静菁, 等. 基于动态压力信号的管道泄漏特征提取方法研究 [J]. 石油学报, 2010, 31(2): 338 – 342.)
- [12] LIN Weiguo, WANG Xiaodong, QI Yuanhua, et al. Digital identification method for pipeline leak and interference signal [J]. *Acta Petrolei Sinica*, 2014, 35(6): 1197 – 1203.  
(林伟国, 王晓东, 戚元华, 等. 管道泄漏信号和干扰信号的数字化判别方法 [J]. 石油学报, 2014, 35(6): 1197 – 1203.)
- [13] GUINALDO M, DIMAROGONAS D V, JOHANSSON K H, et al. Distributed event-based control strategies for interconnected linear systems [J]. *IET Control Theory & Applications*, 2013, 7(6): 877 – 886.
- [14] PENG C, HAN Q L, YUE D. To transmit or not to transmit: a discrete event-triggered communication scheme for networked Takagi – Sugeno fuzzy systems [J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2013, 21(1): 164 – 170.
- [15] WANG X, LEMMON M D. Decentralized event-triggered broadcasts over networked control systems [C] // *International Workshop on Hybrid Systems: Computation and Control*. Heidelberg: Springer-Verlag, 2008: 674 – 677.
- [16] SZTIPANOVITS J, KOUTSOUKOS X, KARSAI G, et al. Toward a science of cyber-physical system integration [J]. *Proceedings of the IEEE*, 2012, 100(1): 29 – 44.
- [17] BAI Z D, SILVERSTEIN J W. *Spectral Analysis of Large Dimensional Random Matrices* [M]. New York: Springer, 2010.
- [18] CAKMAK B. *Non-hermitian random matrix theory for MIMO channels* [D]. Norwegian: Norwegian University of Science and Technology, 2012.
- [19] TUCCI G H. Limits laws for geometric means of free random variables [J]. arXiv preprint arXiv: 0802.4226, 2008.
- [20] BENAYCH-GEORGES F, ROCHET J. Outliers in the single ring theorem [J]. *Probability Theory and Related Fields*, 2016, 165(12): 313 – 363.
- [21] GUIONNET A, KRISHNAPUR M, ZEITOUNI O. The single ring theorem [J]. *Annals of Mathematics*, 2011, 174(2): 1189 – 1217.
- [22] WANG Guizeng, YE Hao. *Leak Detection and Positioning in Fluid Transmit Pipeline* [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2010.  
(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.)
- [23] SUN L, CHANG N. Integrated-signal-based leak location method for liquid pipelines [J]. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*, 2014, 32: 311 – 318.

### 作者简介:

**胡旭光** (1992–), 男, 博士研究生, 研究方向为基于数据驱动的故障诊断、信息物理系统的建模及优化控制, E-mail: huxg0210@126.com;

**马大中** (1982–), 男, 副教授, 博士, 研究方向为故障诊断、容错控制以及分布式发电系统、微网和能源互联网的优化与控制, E-mail: madazhong@ise.neu.edu.cn;

**孙秋野** (1977–), 男, 教授, 博士生导师, 研究方向为网络控制技术、分布式控制技术、分布式优化分析及其在能源互联网、微网、配电网等领域相关应用, E-mail: sunqiuye@mail.neu.edu.cn;

**王占山** (1971–), 男, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为非线性控制系统的故障诊断、容错控制方法及其在工业过程中的应用、神经网络系统理论及其应用, E-mail: wangzhanshan@ise.neu.edu.cn.

**李晓瑜** (1992–), 女, 助理实验师, 主要研究方向为基于事件触发的故障容错控制、金属微区成分分析, E-mail: lixiaoyu@mail.neu.edu.cn.