

# 基于动态核独立元统计量的石油管道泄漏检测\*

辛小花<sup>1,2</sup>, 李景哲<sup>1</sup>, 李太福<sup>1</sup>, 唐海红<sup>1</sup>, 刘兴华<sup>1</sup>

(1. 重庆科技学院电气与信息工程学院 重庆 401331; 2. 四川理工学院 四川省人工智能重点实验室 自贡 643000)

**摘要:**石油管道泄漏是受腐蚀、磨损、焊缝缺陷、振动、冲刷以及人为破坏等多种因素影响的连续动态过程,单纯基于压力信号的检测和基于高斯分布假设的信号分析方法不能适应其多变量、强耦合、动态特性。为此,综合考虑与管道泄漏有关的操作参数和环境参数,针对管道监测参数呈现时序自相关性、泄漏检测精度不高的问题,提出一种基于动态核独立分量分析(DKICA)的石油管道泄漏检测方法。首先引入动态特性确定算法(DOD)计算模型最佳参数阶次,解决动态过程导致的监测参数呈现时序自相关性问题;再采用核独立分量分析(KICA)在核主元空间提取独立元;最后通过考察独立元的 $T^2$ 、 $SPE$ 联合指标判断泄漏发生。通过对某一输送场站采集的数据进行实验验证,结果表明采用联合指标 $D_2$ 的正常样本误检率和泄漏样本漏检率都远低于单独采用 $T^2$ 或 $SPE$ 统计量;而引入动态特性的2阶DKICA对于正常样本的误检率和泄漏样本的漏检率都低于未引入动态特性的KICA方法。可见,所提出的基于动态核独立分量联合指标的石油管道泄漏检测方法是一种高效且可行的方法。

**关键词:** 泄漏检测; 动态核独立分量分析; 联合指标; 石油管道; 计算机模拟

**中图分类号:** TP183 X937 TH865 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4010

## Oil pipeline leak detection based on index of dynamic Kernel independent components

Gu Xiaohua<sup>1,2</sup>, Li Jingzhe<sup>1</sup>, Li Taifu<sup>1</sup>, Tang Haihong<sup>1</sup>, Liu Xinghua<sup>1</sup>

(1. College of Electronic & Information Engineering, Chongqing University of Science and Technology, Chongqing 401331, China;  
2. Artificial Intelligence of Key Laboratory of Sichuan Province, Sichuan University of Science & Engineering, Zigong 643000, China)

**Abstract:** Oil pipeline leak is a continuous and dynamic process affected by many factors (e. g., corrosion, wear, weld defects, vibration, erosion and man-made destruction). The method based on pressure signal detection and Gaussian assumption signal analysis cannot meet the characteristics of multivariable, strong coupling and dynamics. In this article, the operating and environmental parameters associated with the pipeline leaking are comprehensively considered. A novel oil pipeline leak detection method based on Dynamic Kernel Independent Component Analysis (DKICA) is proposed to solve the timing-sequence-autocorrelation problem of the pipeline monitoring parameters and enhance the detection accuracy. Firstly, the optimal order of the model parameters is confirmed by the determination characteristics of dynamic (DOD) algorithm to reduce the autocorrelation among the monitoring parameters. Secondly, the Kernel Independent Component Analysis (KICA) is utilized to extract the independent component in kernel principal space. Finally, the pipeline leak is monitored by  $T^2$ ,  $SPE$  and the combined index of the independent components. Experimental results indicate that both the missing and false detection accuracies of the combined index  $D_2$  are much lower than those of the  $SPE$  and  $T^2$  separately. Additionally, both the missing and false detection accuracies of the 2-order DKICA are much lower than those of KICA, due to the consideration of the dynamic characteristics. It verifies the feasibility and effectiveness of the proposed method based on DKICA for the oil pipeline leak detection.

**Keywords:** leak detection; dynamic Kernel independent analysis; combined indices; oil pipeline; computer simulation

收稿日期: 2016-07 Received Date: 2016-07

\* 基金项目: 国家科技重大专项 (2016ZX05017004)、国家自然科学基金 (51404051) 重庆市基础科学与前沿技术研究 (一般) 项目 (cstc2015jcyjA90024)、重庆市基础科学与前沿技术研究 (重点) 项目 (cstc2015jcyjBX0089)、重庆市教委科学技术研究项目 (KJ1401312, KJ1501304)、重庆科技学院校内基金 (CK2016Z16) 项目资助

## 1 引言

基于压力信号或声音信号的管道泄漏检测方法仅通过压力信号或声音信号进行泄漏识别,无需建立复杂的数学模型,得到广泛应用<sup>[1-2]</sup>。王明达等人<sup>[3]</sup>将独立分量分析方法应用到管道泄漏检测压力信号的降噪中,提取泄漏拐点信息;靳世久等人<sup>[4]</sup>采用结构模式识别的方法对泄漏引起的负压波和调泵调阀引起的负压波加以区分;赵利强等人<sup>[5]</sup>提出基于二代小波变换和多假设检验的管道泄漏检测方法,实现输油管道缓泄漏准确判断与定位;郭世旭等人<sup>[6]</sup>通过分析管道泄漏孔近声场区域泄漏噪声信号的频率特性,确定提取近场泄漏噪声的优选频段,进而提出一种利用声信号能力指标来计算泄漏量大小的方法。然上述基于压力信号或声音信号的管道泄漏检测方法仅考虑单一信号变化,并没有充分利用包含过程运行状态的数据,导致对泄漏机理解释不够充分。综合考虑与石油管道泄漏有关的操作参数和环境参数,可以为石油管道泄漏智能检测提供更加完备信息。李俊花等人<sup>[7]</sup>选择泄漏前后压力、流量参数,利用BP神经网络的非线性时间序列预测方法,建立管道泄漏监测系统的信息模型以及泄漏监测模型。但石油管道输送系统是一个复杂的非线性、多参数、互耦合的动态系统<sup>[8]</sup>。这些方法是基于参数满足高斯分布的假设下进行的,不适用于其非线性非高斯工业过程的特点。

随着信息化和工业化的融合发展,基于数据驱动的故障检测和诊断方法在过去几年内得到充分发展。其中,具有代表性的多元统计过程监控(multivariate statistical process monitoring, MSPM)能够从大量过程数据中实时提取系统运行状态信息,已经成为工业过程监控的研究热点<sup>[9]</sup>。尤其是,以主元分析<sup>[10]</sup>(principal component analysis, PCA)、核主元分析<sup>[8]</sup>(kernel principal component analysis, KPCA)和独立分量分析<sup>[3]</sup>(independent component analysis, ICA)等方法已成功应用于非线性、非高斯性工业过程监控。Lee J. M. 等人<sup>[12]</sup>在KPCA和ICA基础上,进一步提出了基于核独立分量分析(kernel independent component analysis, KICA)的 $T^2$ 、 $SPE$ 统计量故障检测方法;蔡连芳等人<sup>[13]</sup>通过局部保持投影法进行降维,提出基于改进KICA的 $T^2$ 、 $SPE$ 统计量故障检测方法。然而上述方法忽略动态工业过程监控参数时序自相关性的问题<sup>[14]</sup>,故障检测精度有待提高。

综上,针对石油管道连续输送过程导致监测参数呈现时序自相关性的问题,首先引入动态特性确定(determination characteristics of dynamic, DOD)算法确定自回归模型的阶次,解决过程动态特性造成监测参数呈现时序自相关性的问题,其次采用KICA在核主元空间提取独立元,然后通过考察独立元的 $T^2$ 、 $SPE$ 以及联合指标<sup>[15]</sup>判断泄漏发生,并对3个统计指标监测的效果进

行对比分析。

## 2 动态特性确定算法

对于长采样间隔(2~12 h)的工业过程监控,监测参数的动态特性可以忽略<sup>[14]</sup>。石油管道中的流体以连续流动方式输送,基于数据采集与监视控制系统(supervisory control and data acquisition, SCADA)能够实现参数快速连续采样,导致石油管道监测过程具有动态特性,具体表现在监测参数呈现时序自相关性。为解决工业过程的动态特性,采用DOD算法确定自回归模型的阶次,以消除动态特性对工业过程数据的影响。

DOD算法是由Ku W. F. 提出,通过变量的自相关性和互相关的并行分析,实现自回归模型阶次确定的方法。Stefatos G 等人<sup>[14]</sup>动态独立分量分析(dynamic independent component analysis, DICA),进一步验证DOD算法也适用于高阶统计分析过程。

自回归模型可描述为 $\mathbf{x}_i = f(\mathbf{x}_{i-1}, \mathbf{x}_{i-2}, \dots, \mathbf{x}_{i-h}) + \varepsilon_i$ ,其中 $\mathbf{x}_i$ 是第 $i$ 个观测变量, $h$ 是ARM的阶次, $\varepsilon_i$ 是噪声向量。考虑观测向量 $\mathbf{x}_i$ 的 $h$ 时滞阶次信息,则自回归模型可表示为:

$$\mathbf{x}_i^h = [\mathbf{x}_{i,1}, \mathbf{x}_{i-1,1}, \dots, \mathbf{x}_{i-h,1}, \mathbf{x}_{i,2}, \mathbf{x}_{i-1,2}, \dots, \mathbf{x}_{i-h,2}, \mathbf{x}_{i,m}, \mathbf{x}_{i-1,m}, \dots, \mathbf{x}_{i-h,m}] \quad (1)$$

由此,观测矩阵 $\mathbf{X}^h$ 可以表示为 $\mathbf{X}^h = [\mathbf{x}_{h+1}^h \quad \mathbf{x}_{h+2}^h \quad \dots \quad \mathbf{x}_n^h]^T \in R^{(n-h) \times m(h+1)}$ , $m$ 是监测参数个数, $n$ 是观测次数,观测扩展矩阵 $\mathbf{X}^h$ 应该进行标准化处理得到零均值和单位方差矩阵。其中,自回归模型阶次确定是解决动态问题的关键。本文采用DOD算法确定自回归模型阶次,具体流程如图1中第1个方框所示。

## 3 KICA 重构独立元

石油管道系统是复杂的非线性系统,监测参数在原始空间呈现非线性,且参数不服从高斯分布。为此,需要KICA提取原始数据的非线性和高阶统计的信息。

### 3.1 KPCA 白化处理

KPCA白化处理消除数据相关性,可以提高ICA算法的运行速度。原始低维空间的非线性结构投影到高维特征空间中可以实现线性变换,这种非线性投影可以表达为: $R^m \rightarrow F(\text{feature space})$ ,通过在特征空间求解 $\mathbf{W}^F$ ,并进行线性变换就可恢复独立元 $s$ ,如式(2)所示。

$$s = \mathbf{W}^F \phi(\mathbf{x}) \quad (2)$$

为了消除特征空间投影变量的互相关性,使KICA更加简单、快速估计独立元,需要使用KPCA进行白化处理。第 $i$ 个扩充向量 $\mathbf{x}_i^h$ 核投影为 $\varphi_i = \phi(\mathbf{x}_i^h)$ 。特征空

间的协方差矩阵可以表示为:

$$S^F = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \varphi_i \varphi_i^T \quad (3)$$

令  $\Phi = [\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_n]$ , 则  $S^F = \frac{1}{n} \Phi \Phi^T$ 。尽管

$\phi(\cdot)$  是未知的, 格拉姆矩阵  $K = \Phi \Phi^T$  能够由核函数  $K(x, y) = \phi(x^h)^T \phi(y^h) = \varphi_i^T \varphi_j = k(x_i^h, x_j^h) \circ k_{ij}$  可以是多项式函数, 径向基函数, S型函数等。采用径向基函数:  $K(x, y) = \exp(-\|x - y\|^2 / \sigma)$ ,  $\sigma = rm$ ,  $m$  是输入变量个数,  $r$  是常量。

为了正交投影向量, 格拉姆矩阵  $K$  中心化:

$$K \leftarrow K - I_n K + K I_n + I_n K I_n \quad (4)$$

$$K \leftarrow \frac{K}{\text{trace}(K)/n}, \quad K\alpha = \lambda\alpha \quad (5)$$

式中:  $I_n = \frac{1}{n} \mathbf{1} \mathbf{1}^T$ ,  $K$  最大的  $d$  个特征值  $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_d$  对应的特征向量  $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_d$ , 则  $S^F$  最大的  $d$  个特征值  $\lambda_1/n, \lambda_2/n, \dots, \lambda_d/n$  对应的正交特征向量  $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_d$  可以表达为:

$$\beta_j = \lambda_j^{-1/2} \varphi \alpha_j \quad j = 1, 2, \dots, d \quad (6)$$

定义  $V = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_d)$ ,  $\Lambda = (\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_d)$ ,  $\Gamma = (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_d)$ 。白化矩阵可表示为:

$$P = \Gamma \left( \frac{1}{n} \Lambda \right)^{-1/2} = \sqrt{n} \varphi V \Lambda^{-1} \quad (7)$$

第  $i$  个投影在特征空间的训练数据可以白化为:

$$z_i = P^T \varphi_i = \sqrt{n} \Lambda^{-1} V^T k_i^T \quad (8)$$

式中:  $k_i$  为  $K$  的第  $i$  行。

同理, 对于监控数据  $x_{new}^h$  核映射向量中心化

$k_{new} \leftarrow k_{new} - I_{new} K - k_{new} I_n + I_{new} K I_n$ , 其中  $I_{new} = \frac{1}{n} [1, 1, \dots, 1]_n$ 。

第  $i$  个投影在特征空间的测试数据可以白化为:

$$z_i^{new} = P^T \phi(x_{new}^h) = \sqrt{n} \Lambda^{-1} V^T k_{new}^T \quad (9)$$

### 3.2 ICA 估计独立元

ICA 是通过多元统计分析获取潜在的独立元信息。假设有  $d$  白化的得分向量  $z_1, z_2, \dots, z_d$ ,  $d$  个潜在独立元  $s_1, s_2, \dots, s_d$ ,  $z = [z_1, z_2, \dots, z_d]^T$  和  $s = [s_1, s_2, \dots, s_d]^T$  均

值为0, 单位方差  $E(ss^T) = I, E(zz^T) = I$ 。则 ICA 数学模型可表示为:

$$z = Bs \quad (10)$$

ICA 目标是寻找正交矩阵  $B$  估计独立分量  $s$ , 即  $s = B^T z$ 。采用 Fast ICA 求解  $B$ , 非二次函数选择  $G = \text{logcosh}(x)$ , 其对应一阶导数和二阶导数分别为  $g = \tanh(x)$  和  $g' = (\text{sech}(x))^2$ 。

由于较大负熵意味着更强非高斯性, 含有较大负熵的独立分量选择作为主要独立元。考虑到自回归模型和核映射会增加独立元的数量, 基于动态主元分析提取的独立元数量多于 DICA 和 KICA 提取的独立元。定义  $u$  个具有最大负熵独立元  $s_u (s_u / \sum s \geq 10^{-5})$ , 相应  $B$  为  $B_u$  ( $u$  列),  $s_u = B_u^T z$ 。则  $\hat{z} = B_u s_u$ 。则核映射关系可表达为:  $\hat{\varphi} = \Phi V \hat{z} n^{-1/2}$ 。

## 4 KICA 重构独立元

在统计过程监控中,  $SPE$  统计量和  $T^2$  统计量描述 KICA 模型的两个常用统计指标<sup>[17]</sup>。 $T^2$  统计量用来描述 KICA 正常数据变化测度, 定义如式(11)所示。

$$T^2 = s_d^T s_d \quad (11)$$

$SPE$  用来描述非正常数据变化测度, 由于非线性投影  $\Phi(\cdot)$  是未知的, KICA 的  $SPE$  不能由原始观测数据的残差计算出来。但是, 投影特征空间矩阵  $\varphi(x^h)$  能够用于直接计算  $SPE$ :

$$SPE = k(x^h, x^h) - 2n^{-1/2} k V \hat{z} + n^{-1} \hat{z}^T V^T K V \hat{z} \quad (12)$$

故障检测的两个指标  $T^2$  和  $SPE$  统计量, 使用起来不如联合指标方便。联合指标  $D_2$  为  $T^2$  和  $SPE$  统计指标加权和, 如式(13)所示。其中  $l_{T^2}$  为  $T^2$  控制限,  $l_{SPE}$  为  $SPE$  控制限。

$$D_2 = \frac{T^2}{l_{T^2}} + \frac{SPE}{l_{SPE}} \quad (13)$$

由于  $T^2$  和  $SPE$  分布是未知的, 采用核密度估计计算正常状况下离线训练的控制限。在线测试新样本时, 如果计算新样本对应的  $T^2$  和  $SPE$  超出控制限, 则泄漏发生, 否则正常。算法框图如图1所示。

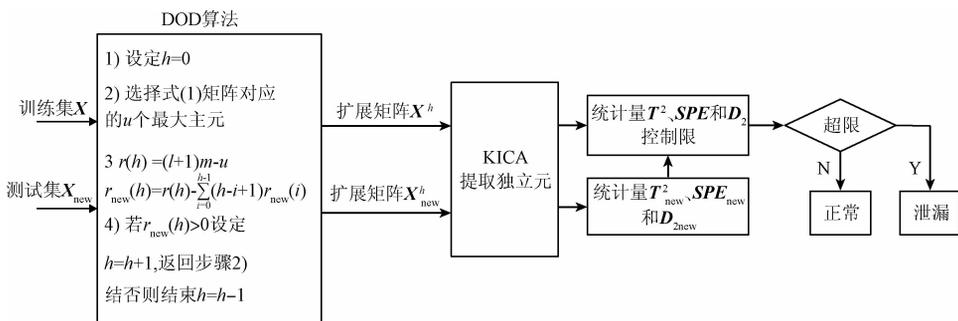


图1 基于DKICA的石油管道泄漏检测算法

Fig. 1 Diagram of DKICA based oil pipeline leak detection algorithm

## 5 实验仿真

### 5.1 数据预处理

为了验证本文所提出方法的效果,采用中国石油青

海油田分公司某输油泵站管道实际运行数据进行验证。实验数据取自该场站 2013 年 11 月 5 ~ 23 日的监测数据,包括如表 1 所示的 24 个变量。共计 432 组数据,采用 3 $\delta$  法剔除系统误差样本 3 组,最终得到 429 组实验样本,部分样本如表 2 所示。

表 1 场站现场监测参数信息  
Table 1 In-situ monitoring parameters

参数名称	单位	符号	参数名称	单位	符号	参数名称	单位	符号
出站压力	MPa	$p_1$	2#热油泵出压	MPa	$p_9$	4#输油泵功率	kW	$p_{17}$
出站温度	°C	$p_2$	输油泵入口压力	MPa	$p_{10}$	4#输油泵转数	r/m	$p_{18}$
给油泵入口压力	MPa	$p_3$	3#输油泵出压	MPa	$p_{11}$	换热器入口温度	°C	$p_{19}$
1#给油泵出压	MPa	$p_4$	3#输油泵电流	A	$p_{12}$	1#换热器出口温度	°C	$p_{20}$
2#给油泵出压	MPa	$p_5$	3#输油泵功率	kW	$p_{13}$	2#换热器出口温度	°C	$p_{21}$
3#给油泵出压	MPa	$p_6$	3#输油泵转数	r/min	$p_{14}$	3#换热器出口温度	°C	$p_{22}$
4#给油泵出压	MPa	$p_7$	4#输油泵出压	MPa	$p_{15}$	4#换热器出口温度	°C	$p_{23}$
1#热油泵出压	MPa	$p_8$	4#输油泵电流	A	$p_{16}$	5#换热器出口温度	°C	$p_{24}$

表 2 试验样本  
Table 2 Examples of experimental samples

采样时间	$p_1$	$p_2$	$p_3$	$p_4$	$p_5$	$p_6$	...	$p_{21}$	$p_{22}$	$p_{23}$	$p_{24}$
11月5日9:00	5.89	60.23	0.03	0.01	0.01	0.41	...	30.0	21.9	28.4	31.9
11月5日10:00	5.90	60.30	0.04	0.01	0.01	0.42	...	29.9	22.3	28.3	32.6
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
11月23日8:00	6.06	60.9	0.08	0.01	0.01	0.39	...	28.6	20.4	26.7	32.0

石油管道泄漏检测分为离线训练和在线测试两个阶段。为了测试该方法对于泄漏状态泄露样本漏检率和正常状态正常样本误检率,需要管道泄漏状态下的数据信息。由泄漏引发的随机过程分析可知,管道发生泄漏时,全线压力下降,泄漏点上游流量增大,下游流量下降,越靠近泄漏点压力变化幅度越大。为此,假设管道在第 350 个点发生泄漏,则给油泵入口压力和出站压力发生阶跃降低,而出站温度则发生阶跃增长;随后第 350 ~ 429 个样本的给油泵入口压力和出站压力以正常状态下标准差 5% 增长率逐渐恢复稳态,相应的出站温度则以正常状态下标准差 5% 负增长率逐渐恢复稳态。则正常数据和泄漏后的数据在出站压力、出站温度和给油泵入口压力的变化趋势如图 2 ~ 4 所示。

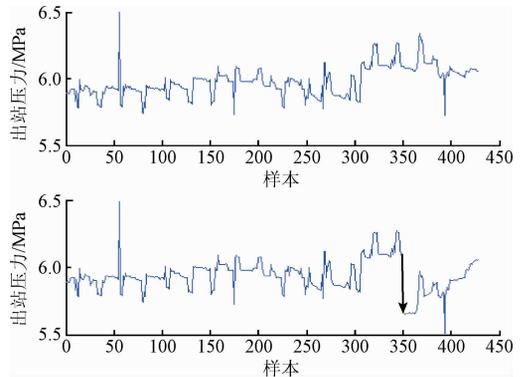


图 2 出站压力泄漏前后变化趋势

Fig. 2 Exit pressure before and after the leaking

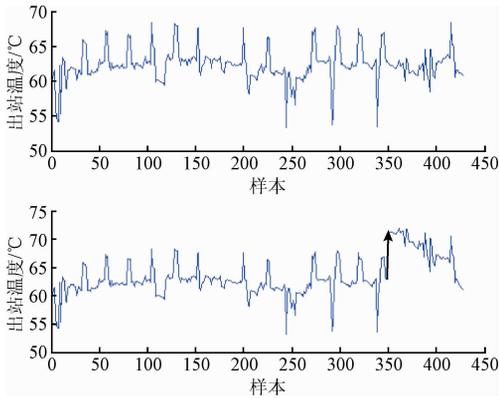


图3 出站温度泄漏前后变化趋势

Fig. 3 Exit temperature before and after leaking

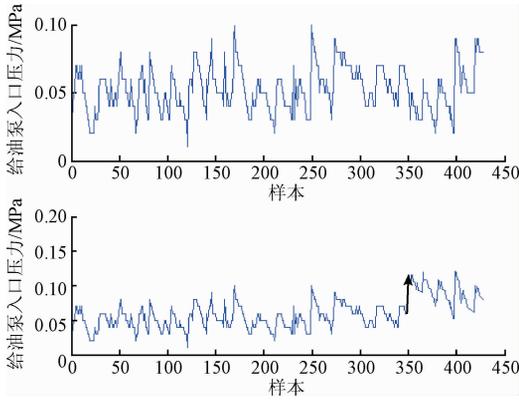
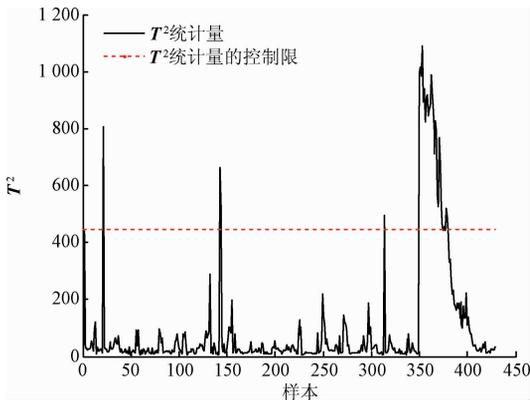
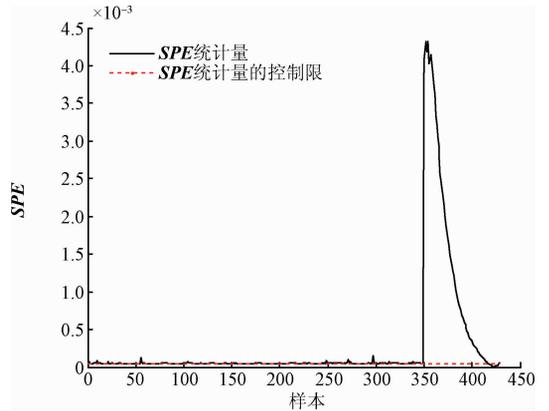
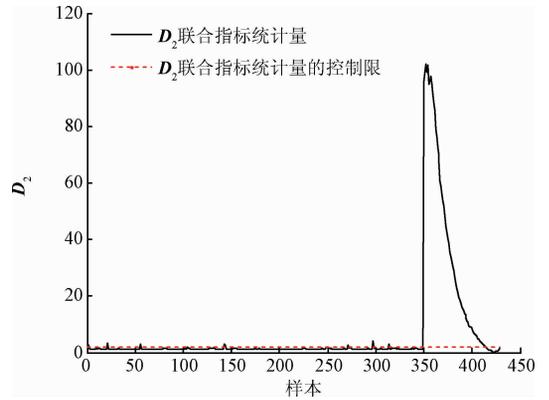


图4 给油泵入口压力泄漏前后变化趋势

Fig. 4 Exit pressure before and after leaking

## 5.2 基于 KICA 统计量的故障检测

将原始矩阵通过径向基函数投影到特征空间,径向基函数参数  $\sigma = 24 \times 300$ 。通过 KICA 对处理后训练集对应矩阵进行离线训练,计算核密度估计  $T^2$ 、 $SPE$  和联合指标  $D_2$  对应置信水平 99% 的控制限,对测试集依次进行在线检测,结果如图 5~7 所示。

图5 KICA 对应的  $T^2$  统计量泄漏检测效果Fig. 5 Leak detection results of KICA- $T^2$ 图6 KICA 对应的  $SPE$  统计量泄漏检测效果Fig. 6 Leak detection results of KICA- $SPE$ 图7 KICA 对应的  $D_2$  综合指标统计量泄漏检测效果Fig. 7 Leak detection results of KICA- $D_2$ 

基于 KICA 的  $T^2$  统计量故障检测方法对于正常状态下样本(1~349号样本,下同)误检率为 1.14%,对于泄漏状态样本(350~429号样本,下同)漏检率为 67.07%,而  $SPE$  统计量故障检测方法对于正常状态样本误检率高达 99.71%,对于泄漏状态样本漏检率为 31.29%。联合指标  $D_2$  统计量故障检测方法对于正常样本误检率为 4%,对于泄漏样本漏检率仅为 27.95%。综上所述, $T^2$  统计量对于正常样本的处理能力较强,但是对于泄露样本的处理能力较差; $SPE$  统计量对于正常样本的处理极差,但对于泄露样本的处理能力尚可;联合指标统计量对于正常样本的处理能力略低于  $T^2$  统计量,属于较好范畴,但其对泄露样本的处理能力优于  $T^2$  统计量和  $SPE$  统计量。由此可见,用联合指标替代  $T^2$  和  $SPE$  统计量,可保证基于 KICA 故障检测结果的有效性和方便性。

## 5.3 基于 DKICA 统计量的故障检测

### 5.3.1 DOD 算法处理

采用本文提出的基于动态特性的 KICA (dynamic KICA, DKICA) 的石油管道泄漏检测方法分析管道运行

状况,其中基于 DOD 算法的消除时序自相关性的处理结果如表 3 所示。

表 3 DOD 算法结果

Table 3 Results of DOD algorithm

样本	训练集			测试集		
变量数	24	48	72	24	48	72
滞后阶次 $h$	0	1	2	0	1	2
主元个数(累计贡献率 85%)	11	11	11	9	9	9
新相关系数 $r_{\text{new}}(h)$	13	11	0	15	7	0

由表 3 可知,当滞后阶次  $h = 2$ ,离线训练和在线测试数据均不存在时序自相关性,可以推测  $h = 2$  的效果优于  $h = 1$ 。

5.3.2 基于一阶 DKICA 统计量的故障检测

将得到的  $h = 1$  动态扩展矩阵通过径向基函数的投影到特征空间,径向基函数参数  $\sigma = 24 \times 300$ 。通过 DKICA 对处理后训练集对应矩阵进行离线训练,计算核密度估计  $T^2$ 、 $SPE$  和综合指标  $D_2$  对应置信水平 99% 的控制限,并对处理后测试集依次进行在线检测,检测结果如图 8 ~ 10 所示。

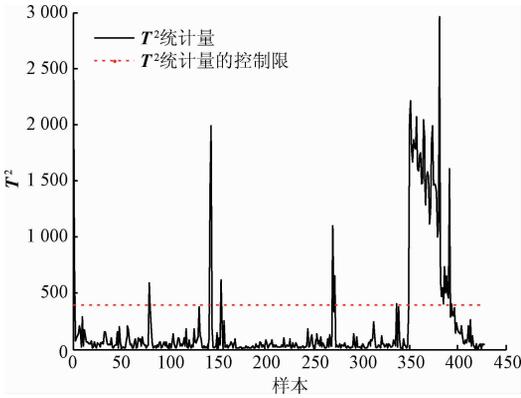


图 8  $h = 1$  时 DKICA  $T^2$  统计量检测泄漏效果

Fig. 8 Results of DKICA- $T^2$  ( $h = 1$ )

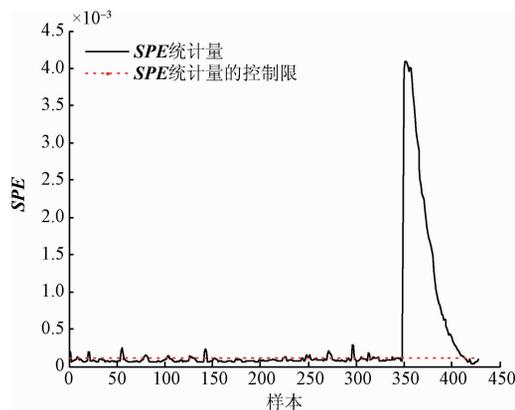


图 9  $h = 1$  时 DKICA  $SPE$  统计量检测泄漏效果

Fig. 9 Results of DKICA- $SPE$  ( $h = 1$ )

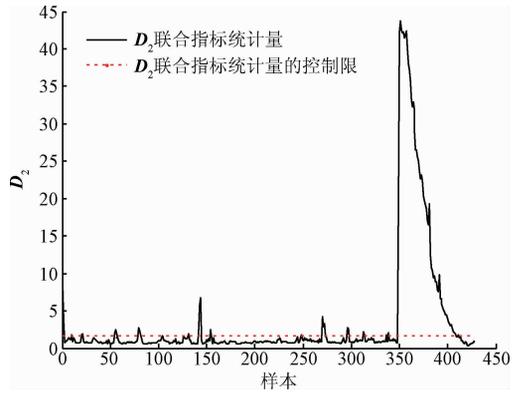


图 10  $h = 1$  时 DKICA  $D_2$  综合指标检测泄漏效果

Fig. 10 Results of DKICA- $D_2$  ( $h = 1$ )

5.3.3 基于二阶 DKICA 统计量的故障检测

将得到的  $h = 2$  动态扩展矩阵通过径向基函数的投影到特征空间,选择径向基函数参数  $\sigma = 24 \times 300$ 。通过 DKICA 对处理后训练集对应矩阵进行离线训练,计算核密度估计  $T^2$ 、 $SPE$  和综合指标  $D_2$  对应置信水平 99% 的控制限,并对处理后测试集依次进行在线检测,检测结果如图 11 ~ 13 所示。

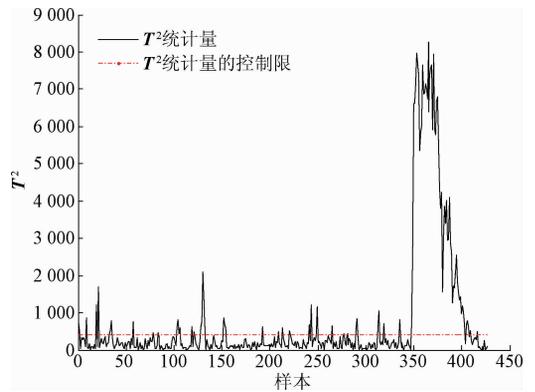


图 11  $h = 2$  时 DKICA  $T^2$  统计量检测泄漏效果

Fig. 11 Results of DKICA- $T^2$  ( $h = 2$ )

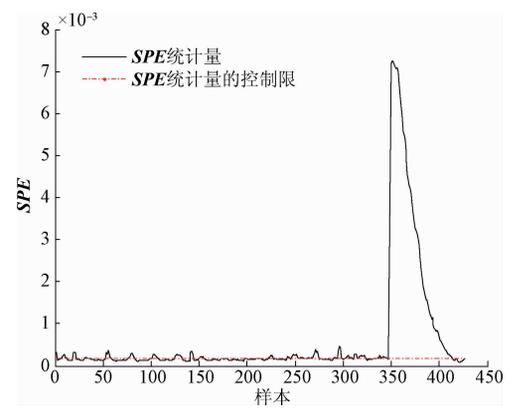


图 12  $h = 2$  时 DKICA  $SPE$  统计量检测泄漏效果

Fig. 12 Results of DKICA- $SPE$  ( $h = 2$ )

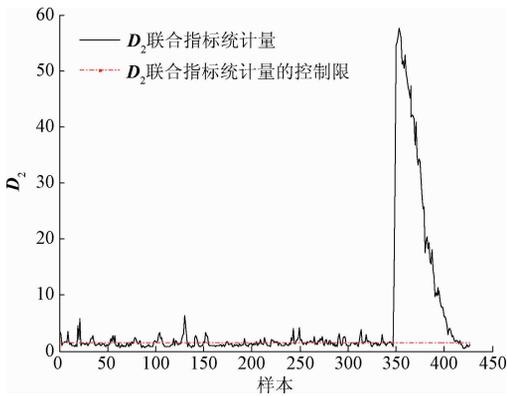


图 13  $h = 2$  时 DKICA 综合指标泄漏检测效果  
Fig. 13 Results of DKICA- $D_2$  ( $h = 2$ )

## 5.4 实验结果分析

整理 KICA、一阶和二阶 DKICA 的泄漏检测效果,结果如表 4 所示。

表 4 泄漏检测效果对比

Table 4 Performance comparisons

		(%)		
方法		KICA		DKICA
动态阶次		$h = 0$	$h = 1$	$h = 2$
$T^2$	正常样本误检率	1.14	2.57	12.29
	泄漏样本漏检率	67.07	48.78	31.27
$SPE$	正常样本误检率	99.71	18	33.43
	泄漏样本漏检率	31.29	23.17	21.61
综合指标	正常样本误检率	4	8.29	3.71
$D_2$	泄漏样本漏检率	27.95	26.83	20.73

综合比较分析发现:1) 经过 DOD 算法处理后,一阶和二阶 DKICA 对于泄漏样本 3 项指标漏检率均要低于 KICA 方法,且基于二阶 DKICA 的 3 个统计指标泄漏方法要优于相应的一阶 DKICA 方法,说明引入动态特性能够提高对泄露样本的处理能力;2) 基于一阶 DKICA 和二阶 DKICA 的  $SPE$  统计量对于正常样本误检率要低于基于 KICA 的  $SPE$  统计量,说明引入动态特性能够改善  $SPE$  统计量对于正常样本的处理性能;3) 对于二阶 DKICA 方法,无论是对正常样本还是泄露样本,联合指标统计量的性能均要优于  $T^2$  和  $SPE$  统计量的性能,说明本文提出的基于动态核独立分量联合指标的石油管道泄漏检测是有效的。

## 6 结 论

输油管道系统是一个复杂的非线性系统,监测参数

在统计上不服从高斯分布,而且由于采样频率较快,参数在时域上具有一定的自相关性。非线性、非高斯性、动态特性是应用多元统计过程监控在解决泄漏监测的关键所在。

基于 DKICA 管道泄漏检测方法引入自回归模型消除参数的时序自相关性,并将样本投影到合适的高维特征空间使数据具有线性结构,进一步采用独立分量分析获取描述非高斯性的潜在独立元信息,从而检测泄漏。

通过现场采集数据验证,该方法能够较为准确地检测出泄漏,且对于泄漏检测性能优于 KICA 泄漏检测性能,从而验证 DOD 算法能够消除动态特性的影响。但是对于正常状态的正常样本误检率较高,下一步将研究管道系统的演化特性。

## 参考文献

- [1] 文玉梅,谢仁峰,杨进,等. 管道泄漏检测中的噪声自适应抑制[J]. 仪器仪表学报, 2012, 33(10): 2228-2233.  
WEN Y M, XIE R F, YANG J, LI P, et al. Adaptive noise suppression in pipeline leak detection [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2012, 33(10): 2228-2233.
- [2] 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.  
ZHANG Y, JIN SH J, HE J J, et al. Extraction method for pipeline leakage feature based on dynamic pressure signal [J]. Acta Petrolei Sinica, 2010, 31(2): 338-342.
- [3] 王明达,张来斌,梁伟,等. 基于独立分量分析和支持向量机的管道泄漏识别方法[J]. 石油学报, 2010, 31(4): 659-663.  
WANG M D, ZHANG L B, LIANG W, et al. Pipeline leakage detection method based on independent component analysis and support vector machine [J]. Acta Petrolei Sinica, 2010, 31(4): 659-663.
- [4] 靳世久,唐秀家. 原油管道泄漏检测与定位[J]. 仪器仪表学报, 1997, 18(4): 343-348.  
JIN SH J, TANG X J. Detection and location of leakage in crude petroleum pipeline [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 1997, 18(4): 343-348.
- [5] 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.
- [7] 李俊花,孙昭晨,崔莉,等. 基于新息理论的变点检

- 测及其在长输管道泄漏监测中的应用[J]. 自动化学报, 2006, 32(3):462-469.
- LI J H, SUN ZH CH, CUI L, et al. Detection of abrupt change based on innovation theory and leak detection in pipeline[J]. Acta Automatica Sinica, 2006,32(3):462-469.
- [8] 李健,陈世利,黄新敬,等. 长输油气管道泄漏监测与准实时检测技术综述[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(8):1747-1760.
- LI J, CHEN SH L, HUANG X J, et al. Review of leakage monitoring and quasi real-time detection technologies for long gas & oil pipelines [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37 (8): 1747-1760.
- [9] 周东华,胡艳艳. 动态系统的故障诊断技术[J]. 自动化学报,2009,35(6):748-758.
- ZHOU D H, HU Y Y. Fault diagnosis techniques for dynamic systems [J]. Acta Automatica Sinica, 2009, 35(6):748-758.
- [10] 王承,陈光祜,谢永乐. 基于主元分析与神经网络的模拟电路故障诊断[J]. 电子测量与仪器学报, 2005, 19(5): 14-16.
- WANG CH, CHEN G J, XIE Y L. Fault diagnosis in analog circuits based on principal component analysis and neural networks [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2005, 19(5):14-16.
- [11] CARLOS F A, JOE S. Q. Reconstruction - based contribution for process monitoring with kernel principal component analysis [J]. Proceedings of the American Control Conference, 2010, 49(17):7022-7027.
- [12] LEE J M, QIN S J, LEE I B. Fault detection of non-linear processes using Kernel independent component analysis [J]. Journal of Chemical Engineering, 2007, 5(4):526-536.
- [13] 蔡连芳,田学民,张妮. 一种基于改进 KICA 的非高斯过程故障检测方法[J]. 化工学报, 2012, 63(9): 2864-2868.
- CAI L F, TIAN X M, ZHANG N. Non-Gaussian process fault detection method based on modified KICA [J]. Journal of Chemical Industry and Engineering, 2012, 63(9):2864-2868.
- [14] 蔡连芳,田学民,张妮. 基于时序结构 KICA 和 OCSVM 的过程故障检测方法[J]. 清华大学学报:自然科学版, 2012,(9): 1205-1209, 1217.
- CAI L F, TIAN X M, ZHANG N. Process fault detection method using time-structure KICA and OCSVM [J]. Journal of Tsinghua University : Science &Technology, 2012, (9):1205-1209,1217.
- [15] 樊继聪,王友清,秦泗钊. 联合指标独立成分分析在多变过程故障诊断中的应用[J]. 自动化学报,2013, 39(5):494-501.
- FAN J C, WANG Y Q, QIN S J. Combined indices for ICA and their applications to multivariate process fault diagnosis [J]. Acta Automatica Sinica, 2013, 39(5): 494-501.
- [16] STEFATOS G, HAMZA A B. Dynamic independent component analysis approach for fault detection and diagnosis [J]. Expert Systems with Applications, 2010, 37(12):8606-8617.
- [17] 庞强,邹涛,丛秋梅,等. 基于高斯混合模型与主元分析的多模型切换方法[J]. 化工学报, 2013, 64(8): 2938-2946.
- PANG Q, ZOU T, CONG Q M, et al. Multi-model switching based on Gaussian mixture model and principal component analysis [J]. Journal of Chemical Industry and Engineering, 2013,64(8):2938-2946.

## 作者简介



辜小花,分别在2005年和2011年于重庆大学获得学士学位和博士学位,现为重庆科技学院副教授、四川理工学院兼职教师,主要研究方向为智能油气田、复杂系统建模与优化、模式识别。

E-mail:xhgu@cqu.edu.cn

Gu Xiaohua received her M. Sc. degree and Ph. D. degree from Chongqing University in 2005 and 2011, respectively. She is currently an associate professor in Chongqing University of Science and Technology, also a part-time teacher of Sichuan University of Science and Engineering. Her research interests include intelligent oil-and-gas field, modeling and optimization of complex systems, and pattern recognition.



李景哲,2012年于中原工学院获得学士学位,2015年于重庆科技学院获得硕士学位,主要研究方向为管道泄漏检测与诊断、工业过程建模与优化。

E-mail:leejzhe119@163.com

Li Jingzhe received his B. Sc. degree from Zhongyuan University of Technology in 2012 and M. Sc. degree from Chongqing University of Science & Technology in 2015. His research interests include pipeline leak detection and diagnosis, modeling and optimization of complex systems.