

中文引用格式:吴瑕,陈红环,贾文龙,等.基于SVM的干线输气管道泄漏压降速率信号识别[J].中国安全科学学报,2024,34(6):119-126.

英文引用格式:WU Xia, CHEN Honghuan, JIA Wenlong, et al. Identification of leakage pressure drop rate signal of trunk gas pipeline based on SVM[J]. China Safety Science Journal, 2024, 34(6): 119-126.

基于SVM的干线输气管道泄漏压降速率信号识别*

吴瑕¹副教授,陈红环¹,贾文龙¹教授,孙溢彬²,任思波³

(1 西南石油大学石油与天然气工程学院,四川成都610500;2 中海石油有限公司海南分公司,海南海口570100;3 四川蜀交能源开发有限公司,四川成都610023)

中图分类号:X944.4

文献标志码:A

DOI: 10.16265/j.cnki.issn1003-3033.2024.06.1137

基金项目:国家自然科学基金资助(52074238, 52274065);四川省自然科学基金面上项目资助(24NSFSC0717; 2022NSFC0235);四川省自然科学基金青年基金资助(2022NSFSC1018)。

【摘要】为解决压缩机抽吸或截断阀截断形成的压降信号导致截断阀发生误关断,以及小孔泄漏因管道压降不显著导致截断阀不动作的问题,以某输气干线为对象建立仿真模型,获取压缩机抽吸、截断阀紧急截断及管道泄漏3类不同工况下的300组压降信号,根据对点检测法计算出压降信号的压降速率值;以奇异值分解(SVD)法和极差归一化方法提取压降速率信号特征,采用支持向量机(SVM)法识别不同压降速率特征值信号,获取所对应的工况类型;针对SVM模型中的核函数参数与惩罚因子设置不合理,影响算法识别准确性的问题,采用教与学优化算法(TLBO)优化核函数参数与惩罚因子,建立干线输气管道泄漏信号智能识别的TLBO-SVM模型;应用该模型,分类识别该管道在3类工况下的300组模拟压降速率信号。结果表明:该模型对3类不同工况下压降速率信号的识别准确率为92.22%;对泄漏口径为50~125 mm,压降速率范围为0.01~0.07 MPa/min的小孔泄漏,识别准确率为96.67%。针对某干线管道的实际泄漏压降速率信号,TLBO-SVM识别到的准确率为100%。

【关键词】支持向量机(SVM); 干线输气管道; 压降速率信号; 泄漏压力信号; 截断阀

Identification of leakage pressure drop rate signal of trunk gas pipeline based on SVM

WU Xia¹, CHEN Honghuan¹, JIA Wenlong¹, SUN Yibin², REN Sibao³

(1 Petroleum Engineering School, Southwest Petroleum University, Chengdu Sichuan 610500, China;

2 Hainan Branch of China National Offshore Oil Corporation Limited, Haikou Hainan 570100, China;

3 Sichuan Shujiao Energy Development Corporation, Chengdu Sichuan 610023, China)

Abstract: In order to solve the problem that the pressure drop signals caused by compressor suction or upstream block valve cut-off conditions led to incorrect shut-off of the block valve, and the problem that the block valve failure due to insignificant pipeline pressure drop caused by small hole leakage, a simulation model was established. Taking a typical gas transmission trunk line as the research object, 300 sets of pressure drop signals under three different working conditions, namely compressor suction,

emergency cut-off of the block valve and pipeline leakage, were obtained. The pressure drop rate of the pressure drop signal was calculated by point-to-point detection method. Singular value decomposition (SVD) method was used to extract the characteristics of the pressure drop rate signal, and the min-max normalization method was used to normalize the characteristic values of the pressure drop rate signal. SVM method was used to identify the characteristic value signals of different pressure drop rates, and the corresponding working conditions were obtained. To solve the problem that the unreasonable setting of kernel function parameters and penalty factors in the SVM model affected the accuracy of algorithm recognition, TLBO algorithm was used to optimize the kernel function parameters and penalty factors, and a TLBO-SVM model for intelligent identification of gas pipeline leakage signals was established. The model was applied to classify and identify 300 groups of simulated pressure drop rate signals in three working conditions. The results show that the recognition accuracy of the model is 92.22% for three kinds of pressure drop rate signals under different working conditions. The identification accuracy is 96.67% for small hole leakage with a leakage diameter of 50–125 mm and a pressure drop rate range of 0.01–0.07 MPa/min. For the actual leakage pressure drop rate signal of a main pipeline, the accuracy of TLBO-SVM is 100%.

Keywords: support vector machine (SVM); trunk gas pipeline; pressure drop rate signal; pressure signal of leakage; block valve

0 引言

为保证管道运行安全,管道沿线一般会设置多个阀室。合理设置压降速率与持续时间,对各工况下截断阀能否正确工作起着决定性作用^[1]。目前,国内大部分管道的截断阀截断参数都采用经验值,压降速率为 0.15 MPa/min,持续时间为 120 s^[2]。但压降速率受运行压力、输量、泄漏孔径等诸多因素影响,若设置不当极有可能导致截断阀误关闭,或者在该关断时不关断。

为合理设置阀门关断条件,国内外研究学者开展了相关研究。崔兆雪等^[3]发现泄漏位置、压力及管长对压降速率阈值影响较大。杨毅等^[4]研究了大管径管道泄漏时的截断阀误关断问题,指出泄漏孔径小于 300 mm 时,截断阀几乎不关断。汤丁等^[5]指出,相国寺储气库干线阀室截断的压降速率应设定为 0.03 MPa/min,压降持续时间为 90 s。廖钰朋等^[6]发现,压缩机抽吸与泄漏工况下的压降速率信在一定范围内存在重复。上述成果进一步表明:①压降速率设置过大,小孔泄漏时,截断阀不能正确截断;②压降速率设置过小,截断阀会在压缩机抽吸等正常工况发生误关断。

针对上述问题,若能准确提取压降速率信号的特征值,并利用该特征值识别泄漏工况,有助于克服现有方法单纯依赖压降速率及持续时间的问题。为此,笔者拟基于某干线输气管道运行数据建立仿真

模型,获取管道在压缩机抽吸、截断阀紧急截断及泄漏 3 类工况下的压降速率信号;利用奇异值分解 (Singular Value Decomposition, SVD) 提取并归一化处理信号特征;建立支持向量机 (Support Vector Machines, SVM) 模型,分类识别 3 类工况下的压降速率信号,并通过教与学优化算法优化模型参数,以期提高识别准确率。

1 压降速率信号采集

1.1 速率计算

长输管道常用的截断阀为 Shafer 气液联动阀,其压降速率计算采用对点检测法^[7],即每 5 s 检测一次管道压力,由连续检测的 5 次压力的平均值与 60 s 后的 5 次压力的平均值作差求得压降速率。计算公式如下:

$$P_t = \frac{P_1 + P_2 + P_3 + P_4 + P_5}{5} \quad (1)$$

$$P_{t-60} = \frac{P_6 + P_7 + P_8 + P_9 + P_{10}}{5} \quad (2)$$

$$P_R = P_t - P_{t-60} \quad (3)$$

式中: P_t 为 t 时刻的平均压力,MPa; P_1 、 P_2 、 P_3 、 P_4 、 P_5 分别为 t 、 $t-5$ 、 $t-10$ 、 $t-15$ 、 $t-20$ s 时的压力,MPa; P_{t-60} 为 $t-60$ s 时刻的平均压力,MPa; P_6 、 P_7 、 P_8 、 P_9 、 P_{10} 分别为 $t-60$ 、 $t-65$ 、 $t-70$ 、 $t-75$ 、 $t-80$ s 时的压力,MPa; P_R 为 t 时刻的压降速率,MPa/min。

1.2 采气干线压降速率信号模拟

以我国西南部某干线输气管道为例,该管道全长约84.2 km,设计输量 $2\ 100\times 10^4\ \text{m}^3/\text{d}$,设计压力10 MPa,管道规格为 $\varphi 813\ \text{mm}\times 14.2\ \text{mm}$,沿线共5座阀室,压缩机组安装在1号站场内。根据上述数据,采用天然气管道仿真软件建立该管道的仿真模型,并利用2018—2020年的典型运行工况参数校验模型。建立的干线输气管道仿真模型如图1所示,沿线高程及阀室分布如图2所示。验证结果见表1。

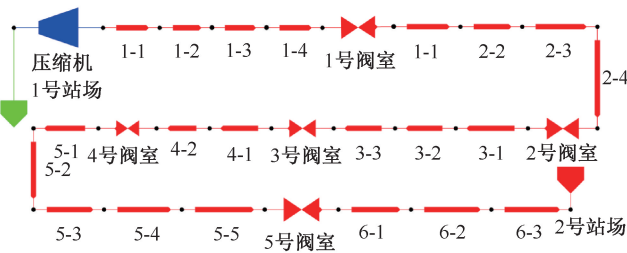


图1 干线输气管道仿真模型

Fig. 1 Simulation model of trunk gas pipeline

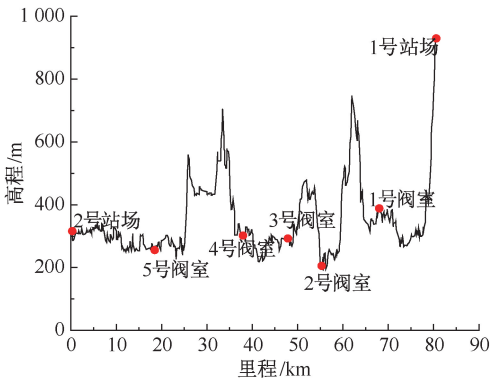


图2 干线输气管道纵断面

Fig. 2 Vertical section of trunk gas pipeline

表1 输气干线仿真模型验证结果

Table 1 Verification results of trunk gas pipeline simulation model

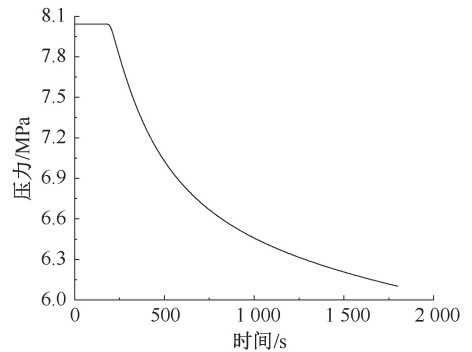
工况	方向	气量/ ($10^4\ \text{m}^3 \cdot \text{d}^{-1}$)	起点 压力/ MPa	终点 压力/ MPa	模拟终 点压力/ MPa	相对 误差/ %
1	正输	1 712	7.83	7.56	7.55	0.13
2	正输	2 089	7.40	6.72	6.65	1.04
3	反输	1 161	8.39	7.63	7.67	0.52
4	反输	1 118	7.93	7.19	7.24	0.70
5	反输	893	8.81	8.03	8.19	1.99

表1表明:仿真模型的最大相对偏差为1.99%,最小相对偏差为0.13%,平均相对偏差为0.88%。

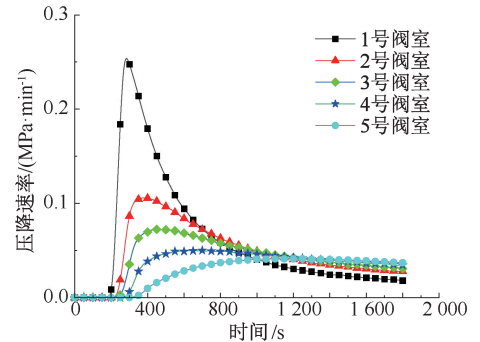
相对误差较小表明模型的计算精度及可靠度较高,可用于动态仿真模拟。

利用该模型模拟输气干线管道压缩机抽吸、截断阀紧急截断及管道泄漏工况,得到3类工况下的压降信号。为获得多种工况下的压降信号,随机组合不同输量、工作压力、压缩机压缩比、泄漏孔径、泄漏位置及截断阀室等参数进行模拟^[8]。其中,泄漏孔径为50~125 mm、泄漏位置为1号阀室与2号阀室间10%~80%处、压缩机压缩比为1.5~3.0,输量为 $800\times 10^4\sim 2\ 100\times 10^4\ \text{m}^3/\text{d}$,出口压力为7~9 MPa。

在3类工况下,不同边界条件模拟得到的阀室压降速率变化规律相似。以1号阀室为例,分析不同工况下的阀室压降速率信号变化情况。图3—图5为模拟得到的阀室压力变化曲线以及根据对点检测法计算得到的阀室压降速率变化曲线。



(a) 1号阀室出口压力变化曲线



(b) 相同压缩比下各阀室出口压降速率变化曲线

图3 压缩机抽吸工况

Fig. 3 Compressor suction condition

不同工况下的阀室压降速率变化曲线表明:泄漏工况下的压降速率值与压缩机抽吸、阀门截断工况的压降速率值在一定范围内存在重复,这是导致截断阀不能正确动作的直接原因。但不同工况下的阀室压降速率曲线趋势存在差异。因此,通过提取不同工况下压降速率曲线特征值来分类识别导致压力下降的工况,可指导截断阀正确关断。

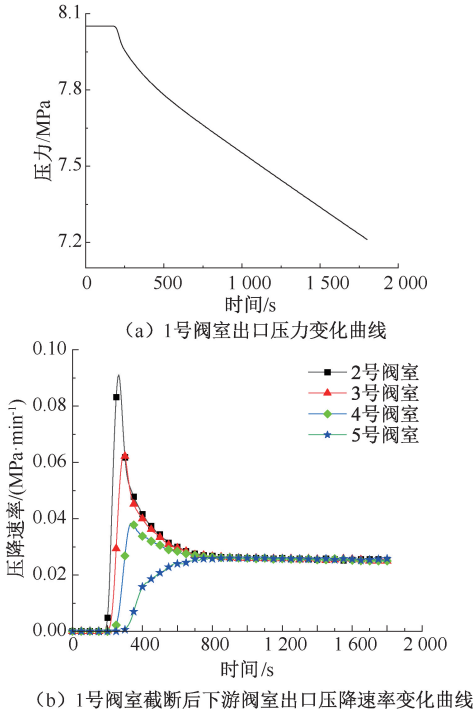


图4 截断阀紧急截断工况

Fig. 4 Emergency cut-off condition of block valve

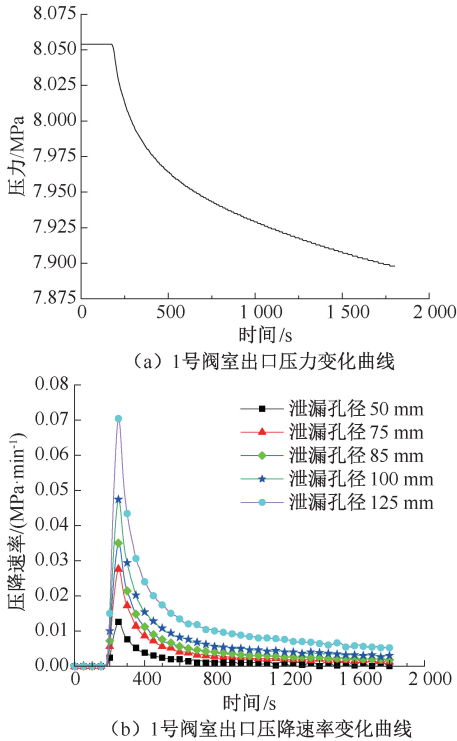


图5 管道泄漏工况

Fig. 5 Pipeline leakage conditions

2 管道泄漏信号智能识别方法

2.1 SVD

对压降速率信号进行特征提取的本质就是对其

进行数据降维,即剔除冗余信息,保留关键数据。SVD是机器学习领域中常用的数据降维算法之一^[9],其简化表达式如下:

$$A = \sum_{\tau=1}^r \sigma_{\tau} \mathbf{u}_{\tau} \mathbf{v}_{\tau}^T \quad (4)$$

式中: A 为一个 $\gamma \times \eta$ 的矩阵; r 为矩阵特征值的数量; σ_{τ} 为奇异值,是矩阵 $A^T A$ 特征值 λ_{τ} 的平方根,即 $\sigma_{\tau} = \sqrt{\lambda_{\tau}}$; \mathbf{u}_{τ} 为 AA^T 的特征向量; \mathbf{v}_{τ} 为 $A^T A$ 的特征向量。

2.2 归一化处理

由于获得的压降速率之间数量级差异较大,可能导致模型训练时间增长,计算收敛速度减慢,因此,还需归一化处理所有的压降速率特征信号。极差标准化是最常见的归一化方法,其表达式如下^[10]:

$$s = \frac{(s_{\max} - s_{\min})}{(\sigma_{\max} - \sigma_{\min})} \times (\sigma - \sigma_{\min}) + s_{\min} \quad (5)$$

式中: s 为归一化后的压降速率信号特征值,范围为 $[-1, 1]$; s_{\max} 为归一化上限,取1; s_{\min} 为归一化下限,取-1; σ_{\max} 为压降速率信号特征值最大值; σ_{\min} 为压降速率信号特征值最小值; σ 为压降速率信号特征值。

2.3 SVM

SVM的目标是找到一个既能正确分离训练样本,又能最大化分类间隔的最优分离超平面^[11]。对于非线性分类问题,引入核函数,将其映射到高维空间,达到线性分离^[12]。非线性分类问题的分离超平面表达式如下:

$$f(x) = \text{sgn} \left(\sum_{i=1}^n \beta_i y_i K(\mathbf{m}_i, \mathbf{z}) + b \right) \quad (6)$$

式中: n 为数据类型量; β_i 为拉格朗日乘子,介于0与惩罚因子 C 之间, $0 \leq \beta_i \leq C, C > 0$; $K(\mathbf{m}_i, \mathbf{z})$ 为核函数,其中, $\mathbf{m}_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 为训练样本矩阵, \mathbf{z} 为待分类的测试样本矩阵; y 为数据标签; b 为偏差。

采用的核函数为径向基核函数^[13],表达式如下:

$$K(\mathbf{m}_i, \mathbf{z}) = \exp(-\|\mathbf{m}_i - \mathbf{z}\|^2 / 2\varepsilon^2) \quad (7)$$

式中 ε 为宽度参数。核函数参数 g 的表达式为 $g = 1/2\varepsilon^2$ 。

3 干线输气管道案例分析

3.1 基于SVM的压降速率信号识别

3.1.1 截取压降速率信号

利用建立的干线输气管道仿真模型,模拟泄漏、压缩机抽吸、截断阀紧急截断3种工况。每种工况各模拟100组不同阀室的压降速率信号,共300组

数据。模拟的参数范围见表2。由于模拟时间较长,获得的每组压降速率信号中的数据量较大,若全部用于信号识别,既不利于模型收敛,也将消耗较长的计算时间。因此,为快速识别工况类型,需要降维处理数据。因模拟的工况都是在第3 min开始变化,故截取各工况3~8 min的压降速率信号作为原始信号。采用线性插值法,每隔7.5 s截取一个数据,共截

取41个数据,所截取的压降速率信号如图6所示。

表2 压降速率信号模拟的工况参数范围

Table 2 Boundary conditions for pressure drop

rate signals				
输量/ ($10^4 \text{ m}^3 \cdot \text{d}^{-1}$)	压力/ MPa	泄漏位 置/%	泄漏孔径/ mm	压缩比
800~2 100	7~9	10~80	50~125	1.5~3.0

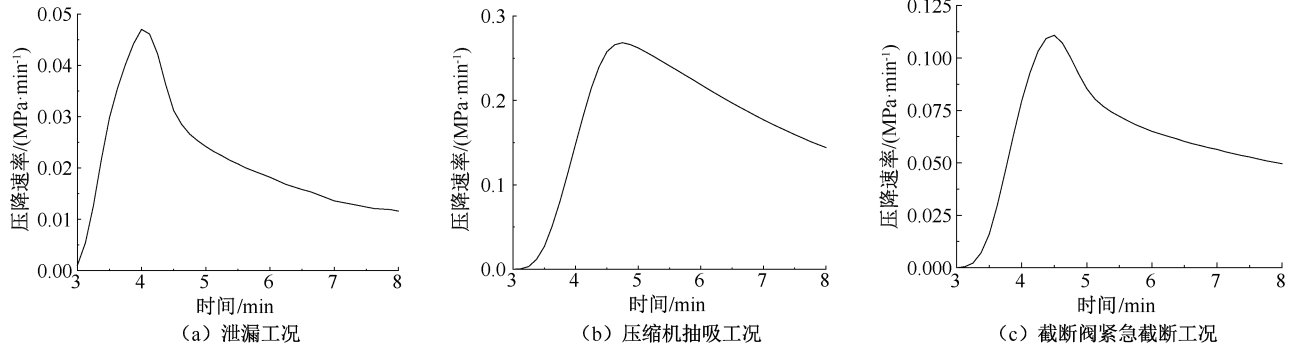


图6 各工况3~8 min的压降速率信号

Fig. 6 Pressure drop rate signal between 3~8 minutes of each working condition

3.1.2 SVD提取压降速率信号特征

使用SVD对一组任意信号 $P_R(n) = \{P_{R1}, P_{R2}, \dots, P_{Rn}\}$ ($n = 1, 2, \dots, N$)进行特征提取,一般将其构造为每一条副对角线上的元素都相等的汉克尔矩阵 H 。具体过程如下:

1) 根据压降速率信号,构建汉克尔矩阵 H :

$$H = \begin{bmatrix} P_{R1} & P_{R2} & \cdots & P_{R\eta} \\ P_{R2} & P_{R3} & \cdots & P_{R\eta+1} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ P_{R\gamma} & P_{R\gamma+1} & \cdots & P_{RN} \end{bmatrix} \quad (8)$$

式中: $P_{R1}, P_{R2}, \dots, P_{RN}$ 为各时刻对应的压降速率; η 为矩阵列数, $\eta = N - \gamma + 1$; γ 为矩阵行数,取10; N 为一组压降速率信号中的数据量,取41。

2) 对 H 求解奇异值,每条压降速率信号都可求解出10个奇异值,根据求出的奇异值可以构建出每条压降速率信号的特征向量,表达式如下:

$$X_\theta = [\sqrt{\lambda_1}, \sqrt{\lambda_2}, \dots, \sqrt{\lambda_{10}}], \theta = 1, 2, \dots, 300 \quad (9)$$

式中: X_θ 为第 θ 组压降速率信号的特征向量; θ 为压降速率的组数。

用SVD降维处理300组压降速率信号后,部分结果见表3,可以看到,从一组压降信号里提取10个特征值,用以表征每个工况下压降速率信号。

从表3看到,通过SVD得到的压降速率特征值信号数量级差异较大,直接使用会导致SVM模型训

表3 压降速率信号的SVD

Table 3 SVD of pressure drop rate signal

序号	泄漏信号	压缩机抽吸信号	截断阀截断信号
1	0.221 2	5.348 6	1.487 1
2	0.042 9	0.876 1	0.332 4
3	0.012 0	0.190 7	0.102 2
4	0.002 9	0.037 4	0.022 3
5	0.000 7	0.011 5	0.012 1
6	0.000 4	0.005 8	0.005 1
7	0.000 4	0.001 8	0.001 4
8	0.000 4	0.001 4	0.001 0
9	0.000 2	0.001 0	0.000 8
10	0.000 2	0.000 6	0.000 5

练时间增长,因此,需要归一化处理压降速率的特征值向量信号。利用式(5)将压降速率特征向量信号限制在 $[-1, 1]$ 内,以表3中压降速率特征值信号为例,经过归一化处理后的压降速率特征信号见表4。

表4 归一化后的压降速率特征信号

Table 4 Normalized pressure drop rate characteristic signal

序号	泄漏信号	压缩机抽吸信号	截断阀截断信号
1	-0.93	0.95	-0.46
2	-0.91	0.98	-0.25
3	-0.88	0.98	0.06
4	-0.87	0.98	0.17
5	-0.96	-0.10	-0.06
6	-0.93	0.63	0.42
7	-0.87	-0.11	-0.32

续表 4

序号	泄漏信号	压缩机抽吸信号	截断阀截断信号
8	-0.77	0.15	-0.26
9	-0.87	-0.17	-0.32
10	-0.86	-0.35	-0.46

归一化处理压降速率信号后,需要划分测试集与训练集。按照 YUE Bin 等^[14]提出的将训练集与测试集按 3 : 1 划分的方法,将获取的 300 组压降速率特征值信号划分为 2 份。其中,210 组数据(70 组泄漏信号、70 组压缩机抽吸信号、70 组截断阀紧急截断信号)作为训练集使用,剩余 90 组数据(30 组泄漏信号、30 组压缩机抽吸信号、30 组截断阀紧急截断信号)作为测试集使用。

3.1.3 SVM 识别结果分析

将划分的训练集输入 SVM 模型中训练,再用测试集验证训练好后的模型信号识别效果。在建立 SVM 模型的过程中,将泄漏工况标签设置为 1,压缩机抽吸工况标签设置为 2,截断阀紧急截断工况标签设置为 3。在初始分类中,将惩罚因子 C 和核函数参数 g 设定为常用数值 2 和 1。分类结果如图 7 所示。

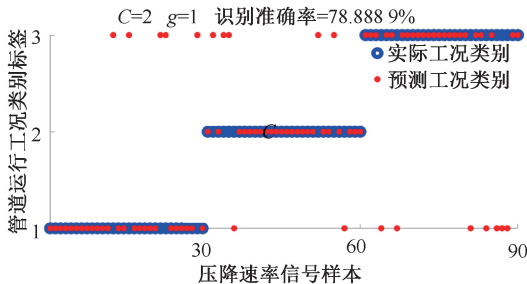


图 7 泄漏、压缩机抽吸、截断阀截断工况分类识别结果
Fig. 7 Classification and identification results of leakage, compressor suction and block valve cut-off conditions

从图 7 看到,在用于测试的 90 组压降速率特征值信号中,SVM 模型正确识别了其中的 71 组信号,错误识别了 19 组信号,识别准确率约为 78.89%。在泄漏工况中,识别正确的信号为 25 组,错误的信号为 5 组,该 5 组信号被误判断为截断阀紧急截断信号,模型识别准确率为 83.33%。在压缩机抽吸工况中,识别正确的信号为 23 组,错误的信号为 7 组,其中,2 组被误判断为泄漏压力信号,另外 5 组被误判断为截断阀紧急截断信号,模型识别准确率为 76.67%。在截断阀紧急截断工况中,识别正确的信号为 23 组,识别错误的信号为 7 组,该 7 组全被错误判断为泄漏压力信号,模型识别准确率

为 77%。

3.2 基于 TLBO 的 SVM 识别方法的改进

SVM 模型的信号识别性能主要由核函数参数 g 与惩罚因子 C 决定,人为设置 g 、 C 值可能导致:① C 值设置过低,模型容错过高; C 值设置过高,模型泛化能力弱。② g 值设置过高,模型发生过拟合; g 值设置过低,模型发生欠拟合。上述 2 个问题都容易导致模型信号识别准确率降低。因此,需要通过优化算法对 SVM 模型内的参数寻优,找到 g 与 C 的最佳值,以提高模型信号识别准确率。

选择教与学优化算法 (Teaching Learning Based Optimization, TLBO) 优化 SVM 模型中的 C 、 g 值^[15]。根据 TLBO 算法原理编程对 g 与 C 进行参数寻优,得到最佳 g 、 C 值及分类结果如图 8 所示。

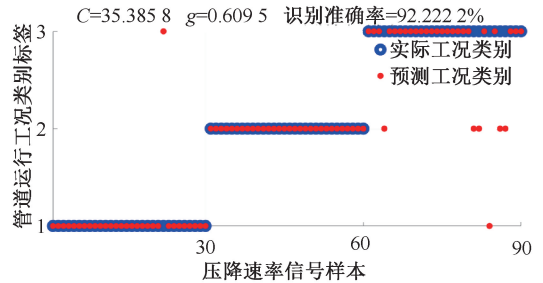


图 8 基于改进 SVM 模型的泄漏、压缩机抽吸、截断阀截断工况分类识别结果
Fig. 8 Classification and identification results of leakage, compressor suction and block valve cut-off conditions based on improved SVM model

从图 8 看出,用 TLBO 算法优化 SVM 模型内的参数后,得到最佳 g 、 C 值分别为 $g = 0.609 5$ 、 $C = 35.385 8$ 。优化后的 SVM 模型正确识别了 83 组信号,错误识别了 7 组信号,模型信号识别准确率约为 92.22%。在管道泄漏工况中,识别正确的信号为 29 组,识别错误的信号为 1 组,该组信号被误判断为截断阀紧急截断信号,优化后的模型识别准确率为 96.67%。在压缩机抽吸工况中,识别正确的信号为 30 组,优化后的模型识别准确率为 100%。在截断阀紧急截断工况中,识别正确的信号为 24 组,识别错误的信号为 6 组,其中 5 组被误判断为压缩机抽吸信号,另外 1 组被错误判断为泄漏压力信号,优化后的模型识别准确率为 80%。

与未优化的 SVM 模型信号识别结果对比可知:优化后的模型对 3 种工况下的压降速率信号识别准确率都有提升。模型的整体信号识别准确率从 78.89% 变为了 92.22%,提高了 13.33%。

3.3 基于 TLBO-SVM 的小孔泄漏信号识别

我国南部某干线输气管道全长 205.15 km, 管径 406.4 mm, 壁厚 8 mm, 输气能力 $72 \times 10^4 \text{ m}^3/\text{d}$, 沿线截断阀采用 Shafer 气液联动执行机构, 阀门的压降率报警设定值为 0.1 MPa/min, 关断值为 0.15 MPa/min。2022 年 12 月 15 日, 因第三方破坏, 1 号阀门和输气站阀门之间的管道发生泄漏。1 号阀在泄漏后用时 29 min 才检测到压力从 3.77 MPa 降至 3.67 MPa; 而输气站的阀门在泄漏后用时 21 min 才检测到压力从 3.724 MPa 降至 3.624 MPa, 两者监测到的压降率均未达到警告值 0.1 MPa/min, 导致阀门没有发出报警信号。

上述结果表明: 传统的仅监测压降速率的方法无法有效地识别管道泄漏。因此, 采用优化后的 SVM 模型识别分类监测到的 2 组泄漏压降速率信号。现场数据采集与监控 (Supervisory Control And Data Acquisition, SCADA) 系统检测到的压降速率信号如图 9 所示, 分类结果如图 10 所示。

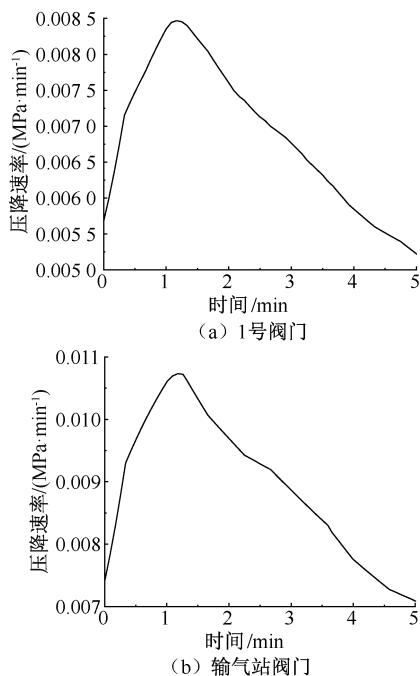


图 9 1 号阀门和输气站阀门的压降速率信号曲线

Fig. 9 Two pressure drop rate signal curves of valve 1 and gas transmission station

相较于图 6 中模拟得到的压降速率信号, 图 9 中, 现场 SCADA 系统检测到的压降速率信号存在明显的噪声干扰。因此, 在后续工作中, 还需要考虑采用变分模态分解算法或中位值平均滤波算法等其他算法去噪处理信号, 以持续保证模型的识别准确率。

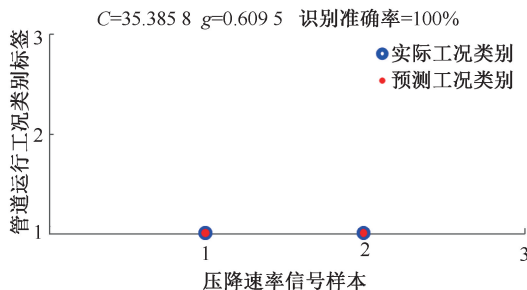


图 10 基于 TLBO-SVM 的压降速率信号识别结果
Fig. 10 Pressure drop rate signal recognition results based on the TLBO-SVM model

用 TLBO-SVM 模型识别上述 2 个压降速率信号, 结果显示, 2 个压降速率信号都被正确识别为管道泄漏压力信号, 识别准确率为 100%。表明: TLBO-SVM 模型在实际应用中适用性较好。

4 结论

1) 对某干线输气管道实例验证的结果表明: TLBO-SVM 模型可识别泄漏口径为 50~125 mm, 压降速率范围为 0.085~0.07 MPa/min 的小孔泄漏, 识别准确率为 96.67%。对压降速率范围为 0.05~0.25 MPa/min 的压缩机抽吸信号, 识别准确率为 100%; 可识别压降速率范围为 0.02~0.1 MPa/min 的截断阀紧急截断工况, 识别准确率为 80%。对某干线管道实际泄漏压降速率信号的识别准确率为 100%。

2) 较之于传统的通过改变压降速率和持续时间来减少截断阀误关断的方法, 提出一种通过识别各工况压降速率曲线特征来控制截断阀关断的智能识别方法, 为相关研究提供了新思路。在实际应用中, 还应考虑管道压降速率信号的噪声干扰, 通过数值滤波等方法去除噪声, 以更准确地识别泄漏信号。

参考文献

- [1] 张京海, 王文龙, 李青鹏, 等. 基于多变量输入阀室 ESD 阀关断模型建立及仿真: 降低 ESD 阀误关断算法研究[J]. 中国石油和化工标准与质量, 2023, 43(11): 106-108.
- [2] 杜宇, 周治国, 高阳, 等. 不同工况下输气管道截断阀压降速率设定研究[J]. 全面腐蚀控制, 2022, 36(1): 52-54.

- DU Yu, ZHOU Zhiguo, GAO Yang, et al. Study on pressure drop rate setting of gas pipeline block valve under different working conditions[J]. Total Corrosion Control, 2022, 36 (1): 52-54.
- [3] 崔兆雪, 田磊, 段鹏飞, 等. 混氢天然气管道截断阀压降速率阈值设定[J]. 油气储运, 2021, 40(11): 1 293-1 298, 1313.
- CUI Zhaoxue, TIAN Lei, DUAN Pengfei, et al. Pressure drop rate threshold setting of block valves in hydrogen-blended natural gas pipelines[J]. Oil & Gas Storage and Transportation, 2021, 40 (11): 1 293-1 298, 1313.
- [4] 杨毅, 向敏, 孙晓波, 等. 输气管道泄漏后截断阀压降速率计算分析[J]. 油气田地面工程, 2020, 39(1): 40-44.
- YANG Yi, XIANG Min, SUN Xiaobo, et al. Calculation and analysis of pressure drop rate of block valve after leakage of gas transmission pipeline[J]. Oil-Gas Field Surface Engineering, 2020, 39 (1): 40-44.
- [5] 汤丁. 相国寺储气库干线阀室截断阈值探究[J]. 天然气勘探与开发, 2021, 44(3): 73-78.
- TANG Ding. Cut-off threshold of valve chambers around production-injection pipelines: an example from Xiangguosi UGS[J]. Natural Gas Exploration and Development, 2021, 44 (3): 73-78.
- [6] 廖钰朋, 费文龙, 赵雯嘉, 等. 往复式压缩机抽吸工况下储气库注采干线压降速率研究[J]. 管道技术与设备, 2021(4): 1-5.
- LIAO Yupeng, JIA Wenlong, ZHAO Wenjia, et al. Study on pressure drop rate of main line of gas reservoir injection and production under pumping condition of reciprocating compressor[J]. Pipeline Technique and Equipment, 2021(4): 1-5.
- [7] 严密. 天然气管道线路截断阀误关断判断算法[J]. 油气储运, 2021, 40(3): 333-338.
- YAN Mi. Judgment algorithm for false shutoff of block valve in natural gas pipeline[J]. Oil & Gas Storage and Transportation, 2021, 40 (3): 333-338.
- [8] 费文龙, 孙溢彬, 汤丁, 等. 基于支持向量机的输气管道泄漏压降信号智能识别方法[J]. 化工进展, 2022, 41(9): 4 713-4 722.
- JIA Wenlong, SUN Yibin, TANG Ding, et al. Intelligent recognition method for pressure drop signals of gas pipeline leakage based on support vector machine [J]. Chemical Industry and Engineering Progress, 2022, 41 (9): 4 713-4 722.
- [9] 朱红求, 程菲, 胡浩南, 等. 基于 FFT 奇异值分解的光谱信号去噪算法[J]. 光谱学与光谱分析, 2022, 42(1): 277-281.
- ZHU Hongqiu, CHENG Fei, HU Haonan, et al. Denoising algorithm of spectral signal based on FFT SVD[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2022, 42(1): 277-281.
- [10] 骆正山, 田珮琦. RS-PSO-ELM 下腐蚀管道失效压力预测[J]. 中国安全科学学报, 2021, 31(3): 28-34.
- LUO Zhengshan, TIAN Peiqi. Prediction of failure pressure of corrosion pipelines based on RS-PSO-ELM[J]. China Safety Science Journal, 2021, 31 (3): 28-34.
- [11] CORTES C, VAPNIK V. Support-vector networks[J]. Machine Learning, 1995, 20(3): 273-297.
- [12] 郝彦辉, 郭涛, 周凌志, 等. 基于 SVM 的含缺陷 20 钢弯管爆破压力预测[J]. 中国安全科学学报, 2023, 33(2): 89-95.
- QIE Yanhui, GUO Tao, ZHOU Lingzhi, et al. Prediction of burst pressure of 20 steel elbow with defects based on SVM[J]. China Safety Science Journal, 2023, 33 (2): 89-95.
- [13] 丁茜, 赵晓东, 吴鑫俊, 等. 基于 RBF 核的多分类 SVM 滑坡易发性评价模型[J]. 中国安全科学学报, 2022, 32(3): 194-200.
- DING Qian, ZHAO Xiaodong, WU Xinjun, et al. Landslide susceptibility assessment model based on multi-class SVM with RBF kernel[J]. China Safety Science Journal, 2022, 32 (3): 194-200.
- [14] YUE Bin, WANG Xiaocen, QU Zhigang, et al. Classification of hydrate blockage and pipeline leakage in natural gas pipelines based on EMD and SVM[J]. Journal of Pipeline Systems Engineering and Practice, 2022, 13(1): 1-8.
- [15] ANG K M, NATARAJAN E, MAT ISA N A, et al. Modified teaching-learning-based optimization and applications in multi-response machining processes [J]. Computers & Industrial Engineering, 2022, 174: DOI: 10.1016/j.cie.2022.108719.

作者简介: 吴瑕 (1987—),女,四川自贡人,博士,副教授,主要从事油气储运安全工程、油气储运工程仿真等方面的研究。E-mail: xiawu-swpu@hotmail.com。

