

doi:10.3969/j.issn.2095-0411.2021.06.012

## 不同管路元件流动声发射信号熵值量化分析方法

张 颖<sup>1</sup>, 许世林<sup>1</sup>, 王雪琴<sup>1</sup>, 陆钰佳<sup>1</sup>, 张延兵<sup>2</sup>

(1. 常州大学 环境与安全工程学院, 江苏 常州 213164; 2. 江苏省特种设备安全监督检验研究院 南通分院, 江苏 南通 226000)

**摘要:**针对流体在流经不同管路元件时产生的噪声会造成管道损伤在线监测精准性下降的问题,引入了小波能量熵与时频熵两种熵值量化分析方法,通过计算流体流动声信号的熵值对流动过程中不同管路元件的流动状态进行量化,从而判断损伤是否发生以及损伤所处的管路元件部位。在此基础上,设计了管路流动声发射测试实验,采集了不同压力下直管、弯头入口、弯头出口、三通、变径管小头共 5 种管路元件的声发射信号,对所采集的声发射信号逐一采用时频熵及小波能量熵的方法分析计算。测试实验结果表明,时频熵与小波能量熵均能很好地区分不同管路元件的流动状态差异,且时频熵对同一管路元件压力变化时的流动状态有着较高的量化精度。

**关键词:**管路元件; 声发射检测; 时频熵; 小波能量熵

中图分类号: TP 39

文献标志码: A

文章编号: 2095-0411(2021)06-0079-08

## Quantitative Analysis Method for Acoustic Emission Signal Entropy of Fluid Flow in Different Pipeline Components

ZHANG Ying<sup>1</sup>, XU Shilin<sup>1</sup>, WANG Xueqin<sup>1</sup>, LU Yujia<sup>1</sup>, ZHANG Yanbing<sup>2</sup>

(1. School of Environmental & Safety Engineering, Changzhou University, Changzhou 213164, China; 2. Branch of Nantong, Special Equipment Safety Supervision Inspection Institute of Jiangsu Province, Nantong 226000, China)

**Abstract:** To address the problem that the noise generated by the fluid flowing through different pipeline components would cause the accuracy of online monitoring of pipeline damage to decrease, two entropy quantitative analysis methods, wavelet energy entropy and time-frequency entropy were introduced. The entropy value of the acoustic signal of fluid flow was calculated to quantify the flow state of different pipeline components during the flow process, so as to determine whether the damage had

收稿日期: 2021-05-15。

基金项目: 中国石油化工股份有限公司科技攻关项目(320108); 江苏省市场监督管理局科技计划项目(KJ207515); 常州大学科研启动项目(ZMF19020313)。

作者简介: 张颖(1972—), 男, 黑龙江北安人, 博士, 教授。E-mail: aezy163@163.com

引用本文: 张颖, 许世林, 王雪琴, 等. 不同管路元件流动声发射信号熵值量化分析方法[J]. 常州大学学报(自然科学版), 2021, 33(6): 79-86.

occurred and the pipeline component where the damage was located. On this basis, pipeline flow acoustic emission test experiment was designed, and the acoustic emission signals of five types of pipeline components were collected under different pressure: straight pipe, elbow inlet, elbow outlet, tee and reducer head, and the collected acoustic emission signals are analyzed and calculated by the method of time-frequency entropy and wavelet energy entropy one by one. The test results show that the time-frequency entropy and wavelet energy entropy can distinguish the flow state differences of different pipeline components, and the time-frequency entropy has a high quantification accuracy for the flow state when the pressure of the same pipeline component changes.

**Key words:** pipeline components; acoustic emission detection; time-frequency entropy; wavelet energy entropy

管道作为油气输送的载体,在我国的工业生产与人民的日常生活中发挥着日益重要的作用,管道的腐蚀、疲劳以及裂纹扩展等损伤将直接影响着整个管网的安全可靠性,所以管道的安全监测是管道运行过程中的重要组成部分。在管道输送流体的过程中,流体流经不同管件时伴随着流动噪声的产生,这种流动噪声作为一种背景噪声,往往与监测过程中期望获取的损伤声信号相结合,使得声信号中的损伤信息难以分辨,降低了监测的准确性。

由于流体在管内流动时的管道声源复杂,声信号具有非线性、非平稳的特点,传统的特征提取方法在处理这类信号时具有一定的局限性<sup>[1-3]</sup>,即使近年来很多学者对非平稳声信号的处理提出了不同的时频分析方法,如快速傅里叶变换<sup>[4]</sup>、小波变换<sup>[5]</sup>等,但这些时频信号处理方法在面临非线性信号时难以全面表征这些信号。而经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)根据信号的固有特征自适应将原信号分解为一系列从高频到低频的本征模态分量(IMFs)<sup>[6]</sup>,从而对非线性非平稳信号有较好的适应性。同时熵作为衡量整个系统信息变化的敏感参数,能够对声信号的状态特性变化做出反应,近年来,不同的熵值分析方法在复杂信号的量化表征及分类识别方面已经有了成熟的应用。文献[7-9]针对不同的问题分别提取了广义精细复合多尺度样本熵、改进的排列熵、多尺度逆分散熵,以上研究利用不同的熵值计算方法在各个领域验证了熵特征的区分度与识别效果,但针对管道中不同管路元件流动声信号的熵值量化研究较少。为此,本文将熵与时频分析方法结合,引入了基于 db 小波基的小波能量熵与基于 EMD 分解的时频熵声信号熵值量化分析方法,通过计算不同管路元件的流动声发射信号熵值来判断流体的流动状态,并进行了管道流动声发射信号测试实验,实验结果表明熵值量化分析方法在表征不同管路元件的流体流动状态上有着较强的适用性。

## 1 基于熵的声发射信号量化分析方法

### 1.1 熵的定义

“熵”用于描述系统内信息的不确定程度<sup>[10]</sup>,其数学描述是若一个系统内有  $n$  种事件可能发生,设  $P(p_1, p_2, \dots, p_n)$  为完备系统内的不确定的概率分布,  $k$  为任意常数,则该概率分布的熵表达式为

$$S(p) = -k \sum_{i=1}^n p_i \ln p_i \quad (1)$$

从式(1)可知,在概率分布事件中,概率分布越均匀,其熵值越大,也就是说,系统内越混沌,对应的熵值就越大,即可用熵值衡量整个系统事件分布概率的均匀性及整体的混沌程度。

## 1.2 基于熵的信号量化分析方法

熵作为量化系统混沌状态的有效工具,已经逐步发展成信号分析领域常用的动力学参数。从不同层面提取的熵有不同的物理意义。基于时域层面上,用来描述时间序列的复杂性的熵包括 K 熵、样本熵、近似熵等;基于时频层面上,综合评价系统的不确定性程度有小波熵、时频熵、特征熵等。单单从时域角度上提取管道声信号熵数据并不能全面的量化管道流动信号的特征,故本文从时频角度层面上分别提取小波能量熵与时频熵来表征管道不同管件处的流动声发射信号。

### 1.2.1 小波能量熵算法

小波指的是尺度小,均值为零的小波形,小波分析与传统的傅里叶变换相比,在时间和频率的局部特征方面多尺度细化,在信号高频处对时间尺度细分,在信号低频处对频率尺度细分<sup>[11]</sup>。根据小波基正交性与紧支性原则,选择恰当的小波基函数作为小波能量熵的基函数计算小波能量熵。

对拟处理信号进行尺度为  $i$  的离散小波变换,原信号  $x(t)$  可由  $i$  个高频分量和 1 个低频分量组成

$$x(t) = A_i(t) + D_i(t) + D_{i-1}(t) + \cdots + D_1(t) \quad (2)$$

式中:  $A_i(t)$  为小波分解第  $i$  层低频分量;  $D_i(t)$  为第  $i$  层高频分量。由于选择的小波基具有正交性,则可以得到不同频带范围内信号各分量的波动能量,  $x(t)$  信号的能量为

$$E = \sum_{j=1}^N (\|D_{i,j}\|^2 + \|A_{i,j}\|^2) \quad (3)$$

式中:  $i$  为小波分解的尺度;  $j$  为信号  $x(t)$  的采样点数。

据此可计算出信号总能量在不同频带上的分布比例,  $P$  表示不同频带上的能量分布

$$P_{Di} = \frac{E_{Di}}{E}, P_{Ai} = \frac{E_{Ai}}{E} \quad (4)$$

式中:  $P_{Di}$  为高频分量第  $i$  层小波分解尺度下的能量比例;  $P_{Ai}$  为低频分量第  $i$  层小波分解尺度下的能量比例。

根据前文介绍的熵的定义式,则可以定义在  $i$  尺度小波分解下的小波能量熵数学表达式为

$$E(\eta) = - \sum P_\eta \ln(P_\eta) \quad (5)$$

式中  $\eta \in [1, i]$ 。

小波能量熵是基于小波分解的小波系数进行后续的计算,其中小波基的选择是关键,不同类信号需要依赖于不同的小波基函数,具有自身局限性。

### 1.2.2 时频熵算法

EMD 分解指的是将分析信号按照频率从大到小自适应的分解为若干个 IMFs<sup>[12]</sup>, EMD 分解与小波分解都可以同时兼顾时频域,比起小波分解的最大的区别在于: EMD 分解无需选择小波基函数,减少了因小波基函数选择带来的不确定性。

首先对 EMD 分解得到的每个 IMF 分量  $\bar{\zeta}_i$  作 Hilbert 变换

$$\hat{x} = H[\bar{\zeta}_n(t)] = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{x(\tau)}{t - \tau} d\tau \quad (6)$$

构造解析函数,得到相应的幅值函数和相位函数:

$$z_n(t) = \bar{\zeta}_n(t) + \hat{x}_i \quad (7)$$

$$a_n(t) = \sqrt{\bar{\zeta}_n^2(t) + \hat{x}^2} \quad (8)$$

$$\varphi_n(t) = \arctan \frac{\hat{x}}{\bar{\zeta}_n} \quad (9)$$

式中:  $z_n(t)$  为构造的解析函数;  $a_n(t)$  为幅值函数;  $\varphi_n(t)$  为相位函数。根据式(8)、式(9)进一步可求得 IMF 的瞬时频率及瞬时幅值:

$$w_n(t) = \frac{d\phi_n(t)}{dt} \quad (10)$$

$$F_n(t) = \frac{da_n(t)}{dt} \quad (11)$$

将得到每个 IMF 瞬时频率相同的点的幅值叠加,构造大型稀疏矩阵,再将这个时频矩阵划分为  $H$  块面积相等的区域,每块的能量为  $E_j, j=1,2,\dots,H$ 。整个时频平面的能量为  $E_T$ ,对  $H$  块区域的能量归一化

$$q_j = \frac{E_j}{E_T} \quad (12)$$

由式(12),并根据“熵”理论可知,满足计算“熵”的归一化条件

$$\sum_{j=1}^H q_j = 1 \quad (13)$$

根据式(1)熵的表达式可得出时频熵的计算公式

$$S(q) = -\sum_{j=1}^H q_j \ln q_j \quad (14)$$

时频熵的计算方法基于 EMD 算法,相比于小波分解人为的选取小波基函数,EMD 分解能够根据数据自身的特点,自适应的分解声信号,具有自身的“经验性”。

## 2 不同管路元件流动声发射测试实验

### 2.1 实验装置与实验方案

实验装置包括管路循环调压系统、声发射采集系统与实验对象。管路循环调压系统能够调节管道流体压力,从而实现流体流量的实时调节;声发射采集系统包括:同轴信号线 5 条、R3 $\alpha$  声学传感器 5 个(正常工作温度为  $-65 \sim 105$   $^{\circ}\text{C}$ ,工作频率  $20 \sim 180$  kHz,中心频率为 30 kHz)、2/4/6 前置放大器 5 个(20,40,60 dB 3 种可供选择的增益模式)、PAC(美国物理声学公司)Express-8 声发射仪、计算机 1 台;实验对象是具有直管、变径管小头、三通、弯管入口、弯管出口 5 种不同管路元件的循环流动管道。

实验方案:实验前用砂纸分别去除直管、弯头出入口、变径管小头、三通 5 处的防腐层及少量铁锈,利用耦合剂将 R3 $\alpha$  传感器和管路 5 处的外表面耦合,1#~5# 传感器分别布置于直管、变径管小头、三通、弯管入口、弯管出口。连接传感器,选择 40 dB 的增益模式,最后利用磁座将传感器固定。声发射测试系统参数设置见表 1。

表 1 测试系统参数设置

Table 1 Test system parameter setting

门槛/dB	放大器增益/dB	采样频率/Mbps	采样长度/个	时间/ $\mu\text{s}$		
				峰值定义	撞击定义	撞击闭锁
35	40	1	1 024	300	600	600

设置完毕后,接通管路循环调压系统,分别采集  $0.2 \sim 0.7$  MPa 下管路流动的声发射信号,具体实验布置如图 1 所示。

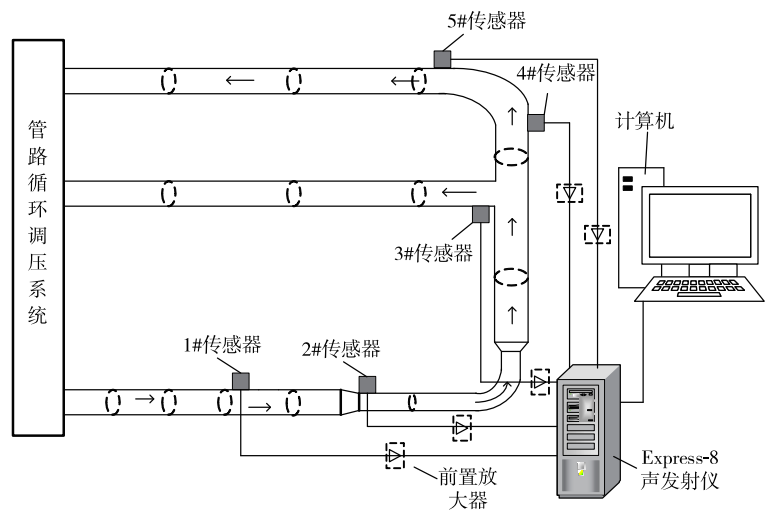


图 1 管路声发射测试系统布置图

Fig.1 Pipeline acoustic emission test system layout

2.2 不同管路元件流动声发射信号时域图分析

分别采集管路系统 0.2~0.7 MPa 下不同管路元件声发射信号,每组分别选取 20 个声发射信号样本,因篇幅限制,分别在变径管小头、三通、弯管入口、弯管出口的管路元件处仅选取一个样本,如图 2 所示。

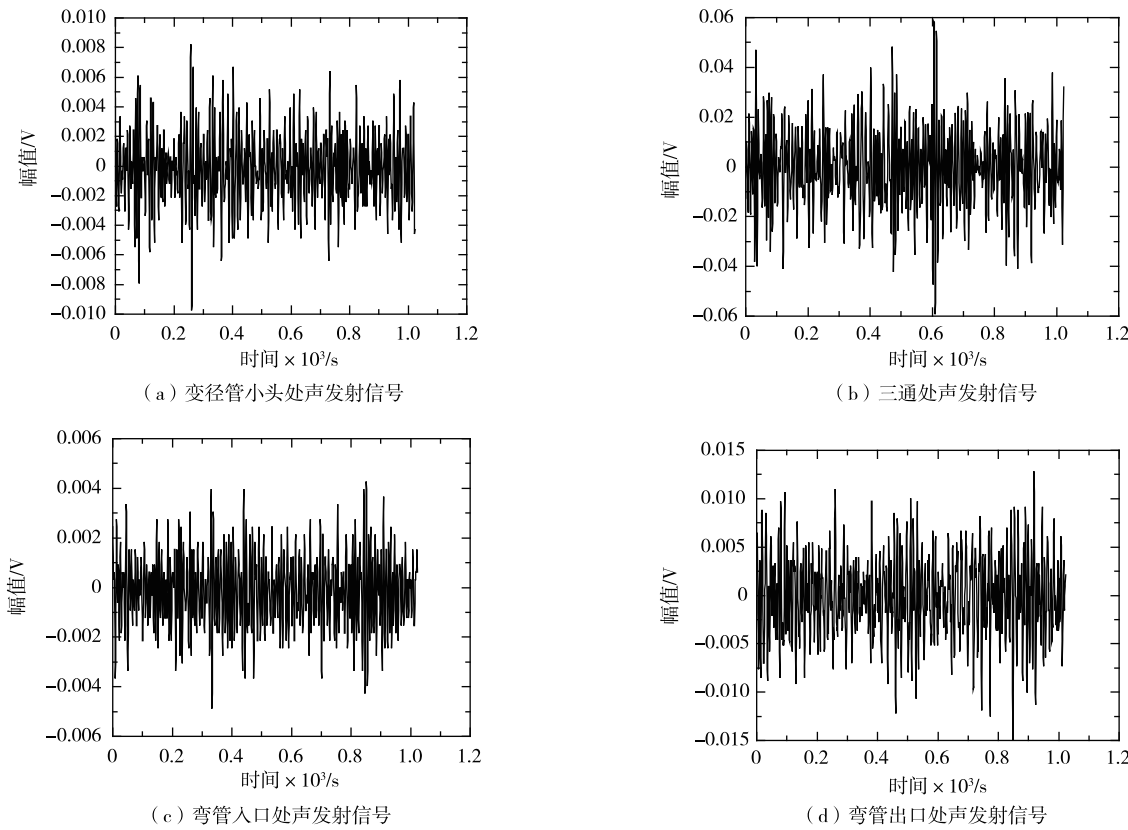


图 2 不同管路元件流动声发射信号时域波形图

Fig.2 Time domain waveforms of acoustic emission signal from different pipeline components

从图 2 可看出 4 种管路元件声发射信号在时域波形上都隶属于连续型信号,单从波形的结构特点

与变化趋势上都没有明显的区分度,下文分别计算管路元件声发射信号的小波熵与时频熵。

3 不同管路元件流动声发射信号熵值分析

3.1 不同管路元件流动声发射信号熵值计算

根据上述信号熵的基本理论,以管道流动声发射信号为例,小波能量熵及时频熵计算流程图如图 3 所示。

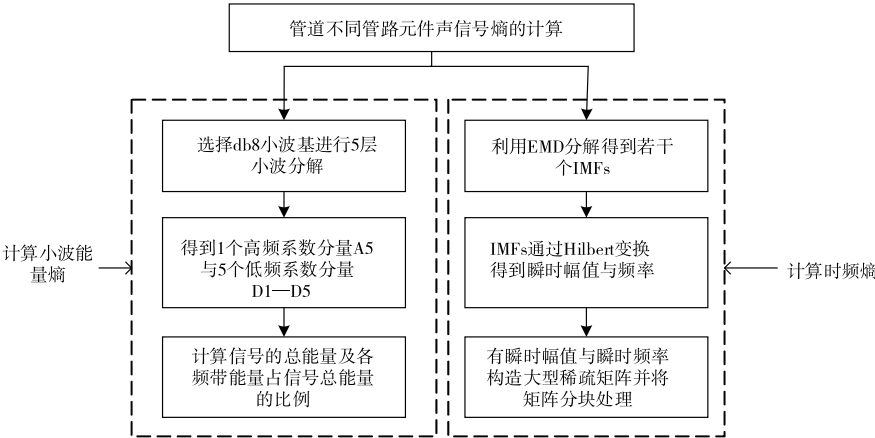


图 3 时频熵与小波能量熵算法流程

Fig.3 Time-frequency entropy and wavelet energy entropy algorithm flow

根据图 3 中的算法流程,分别选取流动状态下不同压力时的 5 种管路元件声发射信号,为了防止信号的随机性,不同压力每处元件均选择 20 组声发射信号样本,利用 Matlab 软件分别计算了所选声发射信号样本的时频熵与小波能量熵数值。不同管道压力下,三通与变径管小头处的小波能量熵与时频熵数值范围、均值与最大误差见表 2;同一压力下,不同管路元件的小波能量熵与时频熵数值范围、均值与最大误差见表 3(以 0.6 MPa 为例)。两种熵值在不同压力不同管路元件的变化规律和区分度如图 4 与图 5 所示。

表 2 不同压力下三通与变径管信号熵值

Table 2 Tee and reducer signal entropy values at different pressures

信号熵		管道压力/MPa					
		0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7
STTWE	范围	0.93~1.15	0.89~1.12	0.84~1.05	0.91~1.11	0.87~1.05	0.92~1.13
	均值	1.03	1.00	0.96	1.02	0.96	1.02
	相对误差/%	9.71	11.00	9.38	8.82	9.38	9.80
STTFE	范围	6.86~7.14	6.83~7.07	6.81~7.05	6.90~7.07	6.81~7.02	6.72~7.01
	均值	6.99	6.94	6.94	6.95	6.90	6.85
	相对误差/%	2.15	1.87	1.87	1.73	1.74	2.34
BJTWE	范围	0.82~1.04	0.81~1.01	0.84~1.02	0.82~1.04	0.77~1.01	0.76~1.02
	均值	0.91	0.90	0.91	0.94	0.89	0.89
	相对误差/%	14.3	12.2	12.1	12.8	13.5	14.6
BJTFE	范围	6.74~6.89	6.67~6.85	6.62~6.79	6.65~6.79	6.62~6.77	6.57~6.71
	均值	6.81	6.76	6.72	6.73	6.70	6.65
	相对误差/%	1.17	1.33	1.49	1.19	1.19	1.20

说明:STTWE 为三通小波能量熵;STTFE 为三通时频熵;BJTWE 为变径小波能量熵;BJTFE 为变径时频熵。

表 3 0.6 MPa 压力下不同管路元件处信号熵值

Table 3 Signal entropy values at different piping components at 0.6 MPa pressure

信号熵		弯管出口	弯管入口	直管	三通	变径
TWE	范围	1.03~1.24	0.93~1.16	1.03~1.26	0.86~1.04	0.77~1.02
	均值	1.14	1.03	1.17	0.96	0.89
	相对误差/%	9.65	12.62	11.97	10.41	14.61
TFE	范围	7.18~7.36	6.82~7.03	7.31~7.50	6.81~7.02	6.57~6.77
	均值	7.30	6.92	7.41	6.90	6.70
	相对误差/%	1.64	1.59	1.35	1.74	1.94

说明:TWE 为小波能量熵;TFE 为时频熵。

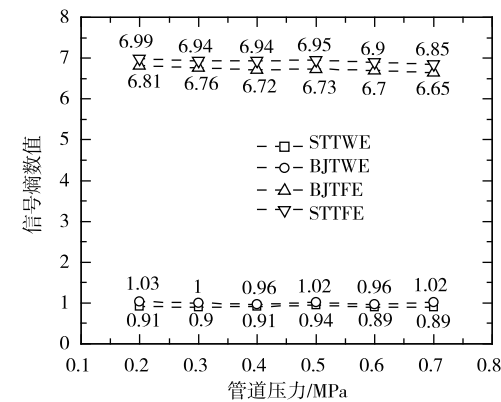


图 4 三通与变径管信号熵

Fig.4 Tee and reducer signal entropy

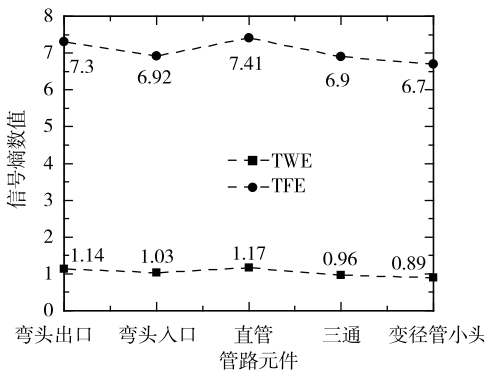


图 5 0.6 MPa 下不同管路元件信号熵

Fig.5 Signal entropy of different piping components at 0.6 MPa

3.2 结果分析

管道流体流动状态复杂,流动状态受多种因素影响,在同一管路系统中,不同管路元件对流体流动状态的改变,使得声信号各频带能量分布发生变化,会导致管路不同元件的熵数值出现差异。根据熵的定义,系统内事件分布越均匀熵值越大,若系统内某一事件的发生较为集中,则导致整个系统的熵值会相应减小。

由于管道流动的复杂性,不同时刻的流动信号并不是完全一致的,所以信号的时频熵与小波能量熵会在一个区间内波动,见表 2 和表 3。同一管路元件下,随着压力的升高,管内流体流动状态向湍流演化,导致流体声发射信号能量趋向于某一特定的频带内,则相应的声发射信号熵值会逐渐减小。从图 4 可得,随着管道压力的增大,时频熵数值逐渐降低,符合流动状态演化趋势,相较于小波能量熵更有规律性,所以时频熵能够很好地表征同一管路元件在压力变化时的流动状态。

从图 5 可得,同一压力下,不同管路元件声发射信号提取的小波能量熵或者时频熵数值均有可区分性。①同一压力下,直管的信号熵数值均比其他管路元件大,因为直管流体流动状态相较于其他管路元件更为稳定,声发射信号各频带的能量分布较为均匀,所以对应的信号熵数值较高;流体流经其他管路元件时,流体流动状态会发生变化,尤其在变径管处,随着管径的缩小,局部湍流强度等级高,这时声发射信号的频带能量分布较为集中,所以信号熵数值较小。②同一压力下,弯管入口的信号熵小于弯管出口的信号熵,可从信号熵量化角度认为弯管入口处的流场局部湍流程度高于弯管出口处。③同一压力下,不同管件的信号熵区分度明显,说明信号熵可以作为不同管件流动状态的评价参数。

## 4 结 论

1)管路系统中随着管道压力的不断升高,管道流场湍流等级逐渐提升,对应的时频熵数值逐渐降低,与实际流动状态演化趋势相符合;压力恒定时的不同管路元件声发射信号熵数值不一且区分度明显,说明信号熵可以作为一种量化不同管件流动状态的特征参数。

2)分别对比了小波能量熵与时频熵在不同压力不同管路元件的区分度,小波能量熵与时频熵对于相同压力下不同管路元件流动状态均有很好的表征能力;当同一管路元件压力改变时,时频熵对流动状态的量化表征相较于小波能量熵更为准确。

3)通过测试实验表明熵值量化分析方法能够用于不同管路元件流体流动状态的量化评价,但由于在役管道输送介质时流体的流动较为复杂,实际工况下管道流动声发射信号熵的区分性还需进一步研究。

## 参考文献:

- [1]LEI Y G, ZUO M J. Gear crack level identification based on weighted K nearest neighbor classification algorithm[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2009, 23(5): 1535-1547.
- [2]姚敏. 数字图像处理[M]. 3 版. 北京: 机械工业出版社, 2017: 85-93.
- [3]MOELET J, ARENS G, FOURGEAU E, et al. Wave propagation and sampling theory-Part I: complex signal and scattering in multilayered media[J]. Geophysics, 1982, 47(2): 203-221.
- [4]COOLEY J W, TUKEY J W. An algorithm for machine calculation of complex Fourier series[J]. Mathematics of Computation, 1965, 58(17): 223-227.
- [5]YAN R, GAO R X, CHEN X. Wavelets for fault diagnosis of rotary machines: a review with applications[J]. Signal Processing, 2014, 96(5): 1-15.
- [6]王婷. EMD 算法研究及其在信号去噪中的应用[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2010.
- [7]王振亚, 姚立纲. 广义精细复合多尺度样本熵与流形学习相结合的滚动轴承故障诊断方法[J]. 中国机械工程, 2020, 31(20): 2463-2471.
- [8]武薇, 申永军, 杨绍普. 基于排列熵理论的非线性系统特征提取研究[J]. 振动与冲击, 2020, 39(7): 67-73.
- [9]LI Y X, JIAO S B, GENG B, et al. Research on feature extraction of ship-radiated noise based on multi-scale reverse dispersion entropy[J]. Applied Acoustics, 2021, 173(17): 185-194.
- [10]SHANNON C E. A mathematical theory of communication[J]. Bell Labs Technical Journal, 1948, 27(4): 623-656.
- [11]GRIFFEL D H. Ten lectures on wavelets[J]. The Mathematical Gazette, 1995, 79(484): 224-227.
- [12]HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis[J]. Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 1998, 454(1971): 903-995.

(责任编辑:殷丽莉)