

基于复杂网络的气液两相流流型识别与动力学特性分析

孙庆明¹, 张博^{*1}, 张海²

(1. 大连理工大学 能源与动力学院, 辽宁 大连 116024;

2. 温州市特种设备检测中心, 浙江 温州 325000)

摘要: 气液两相流作为一个非线性动力系统,其流动演化动力学特性尚未得到清楚的认识. 以垂直上升管内空气-水两相流为研究对象,在通过流态模拟实验系统获取流态压差时间序列的基础上,构建流态复杂网络和流动演化复杂网络对气液两相流流型及其非线性动力学特性进行了研究.通过对流态复杂网络社团结构的分析获得了其社团结构与不同流型的对应关系,从而实现了包括过渡流型在内的5种流型的辨识.通过对流动演化复杂网络分析发现,不同流型的流动演化复杂网络呈现出不同的社团结构,而且网络的信息熵演化趋势与流型转化过程密切相关,可以较好地揭示垂直上升管内气液两相流流态演化的动力学特性.

关键词: 气液两相流;流体动力学;时间序列;复杂网络;熵

中图分类号: O359.1

文献标识码: A

doi: 10.7511/dllgxb201505004

0 引言

气液两相流作为一种具有可变形界面以及相分布状况不均的复杂系统,其流型与气液两相流的流动及传热特性密切相关.研究气液两相流流型及其非线性行为对于解决存在于石油、化工、核工业等领域的两相流问题具有重要的意义.

由于受内部多种复杂因素(湍流、相界面相互作用和局部相间相对运动)的影响,两相流表现出非线性非平衡的特征,非线性分析方法及信息融合技术被大量地应用在两相流流型识别和动力学特性分析上.白博峰等^[1]和杨靖等^[2]分别通过混沌分形理论对气液两相流压力/压差时间序列进行了分析,发现气液两相流中存在着混沌现象. Mi等^[3]采用神经网络与两相流模型相结合的方法对垂直管内气液两相流流型进行了识别.黄竹青^[4]通过小波分析提取垂直上升管内气液两相流流型压差波动时间序列的 Lipschitz 指数,以此作为流型辨识的标准,识别出泡状流、间歇流和环状流.周云龙等^[5]通过希尔伯特-黄变换与 Elman 神经网络对水平管内气液两相流流型进行了识别. Ding等^[6]利用希尔伯特-黄变换对水平管内气液

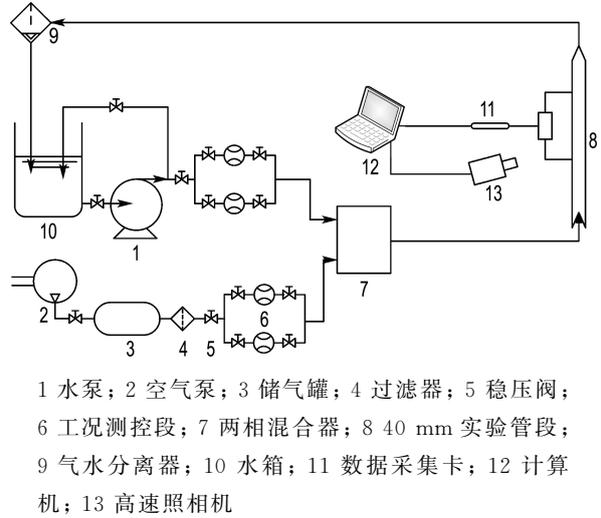
两相流进行了动力学特性分析.孙斌等^[7]利用小波分析对水平管内气液两相流流动机理进行了研究.上述学者在两相流流型识别及动力学特性分析上做了大量的工作,特别是在流型特征提取、非线性宏观特性表征以及多元信息融合方面,而对气液两相流局部微观非线性动力学特性的研究还相对较少.近几年来,随着将时间序列映射到复杂网络方法的出现,复杂多相流非线性动力学分析取得了许多新进展.特别是 Gao等^[8-9]将复杂网络应用到多相流非线性分析中,指出基于实验测量的两相流电导率时间序列可以用于构建复杂网络,以及 Lacasa等^[10]指出通过将流型时间序列映射到复杂网络可以有效地处理实验数据和进行流型识别.

因此本文基于复杂网络理论,将流态压差时间序列映射到复杂网络中,通过分析网络的社团结构及统计性质对垂直上升管内空气-水两相流流型的识别及其非线性动力学特性进行研究.

1 实验

气液两相流流态模拟实验系统如图 1 所示,

实验观测管段为内径 40 mm、长 1.5 m 的有机玻璃管。气液两相流压差的瞬时值采用弗瑞达的 SBC-A 型精度为 0.2 级的压差变送器进行测量，取压距离为 400 mm。实验工质为空气和水，空气流量 Q_{sg} 范围为 0~15 m³/h，水的流量 Q_{sl} 范围为 0~5.0 m³/h，实验中水的流量分别为 0.5、2.5 和 5.0 m³/h 3 个定值。从图 2 中可以发现，气体流量的增长率受液体流量的影响，在产生相同流型过程中，液体流量越大，气体流量越小；随着气体流量的增大，不同的流型变化开始出现。在本文的工况范围内获得了包括 3 种典型流型(泡状流、塞状流和混状流)和 2 种过渡流型在内的 5 种流型，典型流型的压差时间序列如图 3 所示。流型的压差时间序列通过数据采集卡被传送到计算机记录数据，采样频率和采样时间分别为 256 Hz 和 20 s。



1 水泵；2 空气泵；3 储气罐；4 过滤器；5 稳压阀；6 工况测控段；7 两相混合器；8 40 mm 实验管段；9 气水分离器；10 水箱；11 数据采集卡；12 计算机；13 高速照相机

图 1 气液两相流流态模拟实验系统
Fig. 1 Gas-liquid two-phase flow simulation experiment system

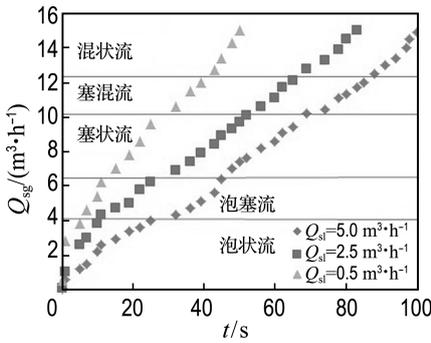


图 2 3 种不同液体流量条件下流型随气体流量增加演化过程

Fig. 2 The evolution of flow pattern with the increasing of gas flowrate at three different liquid flowrates

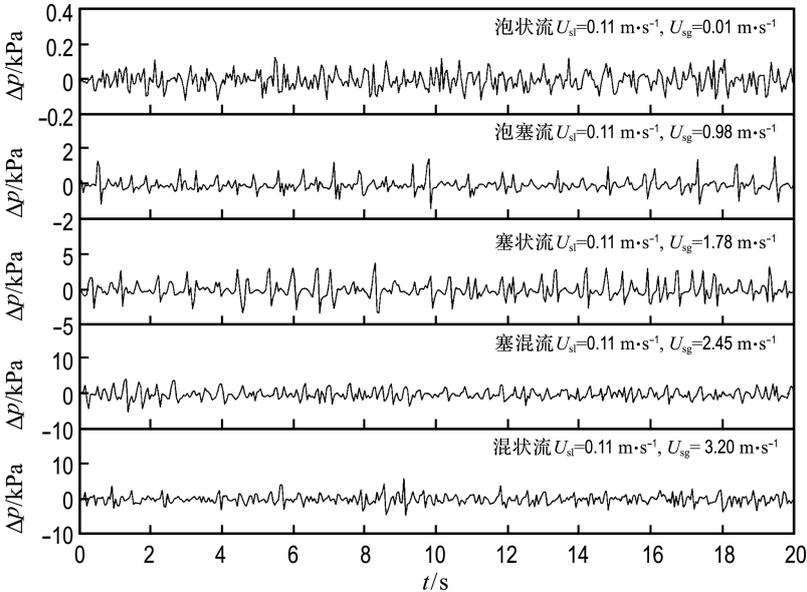
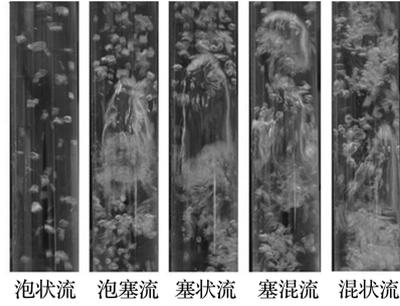


图 3 典型流型的压差时间序列

Fig. 3 Differential pressure time series of typical flow patterns

2 气液两相流流态复杂网络

基于流态复杂网络的气液两相流流型识别过程如图4所示.孙斌等^[11]研究指出当气液两相流流型转变时,压差波动时间序列的能量会发生变化,经过EMD分解获得的各固有模态分量能量的变化能够表征流型的特征.因此,本文采用EMD分解提取压差时间序列的各固有模态的能量以作为流型特征参数.

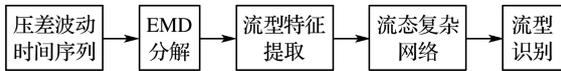


图4 基于流态复杂网络的气液两相流流型识别过程

Fig. 4 The procedure of flow pattern identification of gas-liquid two-phase flow based on flow regime complex network

2.1 流态压差时间序列特征提取

通过EMD分解,流态压差时间序列被分成 n 个固有模态分量 $c_1(t), c_2(t), \dots, c_n(t)$,具体方法详见文献[12].固有模态尺度数 n 的选取应该适当, n 选取得过大则会导致气液两相流动力学信息的冗余,而 n 选取得过小则又会导致气液两相流动力学信息的不完整.Ding等^[6]的研究指出气液两相流压差时间序列的前8个固有模态能量特征值与气液两相流的流动状态和流型的变迁密切相关.因此,本文选取前8($n=8$)个固有模态的能量组成流型特征向量 \mathbf{T} ,即

$$\mathbf{T} = (E_1 \quad E_2 \quad \dots \quad E_n) \quad (1)$$

其中

$$E_n = \int_{-\infty}^{+\infty} |c_n(t)|^2 dt \quad (2)$$

为了便于计算,对 \mathbf{T} 进行归一化处理,即

$$\mathbf{T}' = (E_1/E_1 \quad E_2/E_1 \quad \dots \quad E_n/E_1) \quad (3)$$

其中 $E_1 = \sum_{i=1}^n E_i$,为总能量.

2.2 气液两相流流态复杂网络

2.2.1 气液两相流流态复杂网络构建 本文构建的流态复杂网络是一种人工网络,网络中的节点表示不同的流动工况下气液两相流压差波动时间序列,网络中的连边表示不同气液两相流压差波动时间序列之间是否相似.流动工况指的是不同的气液流量配比下的两相流流动行为.为了在

实验中获取不同流态的压差波动时间序列,配比了90组不同的气液流量.在从维数数值大小体现差异的分析中,基于欧氏距离的相似性度量能够体现个体数值特征的绝对差异.因此本文采用欧氏距离 $M_E(i, j)$ 作为各流动工况间相似性的度量,通过计算不同工况下特征向量间的相似性系数,获得了一个90阶的相似性矩阵 \mathbf{S} ,其中每个元素 $S(i, j)$ 代表工况 i 和工况 j 之间相似性系数,其表达式如下所示:

$$S(i, j) = M_E(i, j)^{-1} = \left(\sum_{k=1}^n [\mathbf{T}'_i(k) - \mathbf{T}'_j(k)]^2 \right)^{-1/2} \quad (4)$$

其中

$$M_E(i, j) = \left(\sum_{k=1}^n [\mathbf{T}'_i(k) - \mathbf{T}'_j(k)]^2 \right)^{1/2} \quad (5)$$

式中: \mathbf{T}'_i 和 \mathbf{T}'_j 分别为流动工况 i 和工况 j 下所提取的特征向量, n 为特征向量 \mathbf{T}' 的维数.定义相似性阈值 r_s ,可将相似性矩阵 \mathbf{S} 转化为连接矩阵 \mathbf{A} :

$$A(i, j) = \begin{cases} 1; & |S(i, j)| \geq r_s \\ 0; & |S(i, j)| < r_s \end{cases} \quad (6)$$

$A(i, j)$ 表示的是工况 i 和工况 j 在网络中的连接状态,当 $S(i, j) \geq r_s$ 时,认为工况 i 和工况 j 对应的流态是相似的;当 $S(i, j) < r_s$ 时,则认为工况 i 和工况 j 对应的流态是不相似的.目前在以相似程度作为连边的网络中,阈值的选取还没有确定的准则.因此,本文采用与Gao等^[8]相同的方法即通过模块度 Q 的相对稳定性来选取阈值 r_s .图5给出了模块度 Q 在不同延时参数 τ 下阈值变化情况,其中延时参数 τ 是通过C-C算法确定的.从图5中可以发现当 $\tau = 9\Delta t$,阈值 r_s 在0.925~0.975变化时,相应的网络模块度 Q 相对

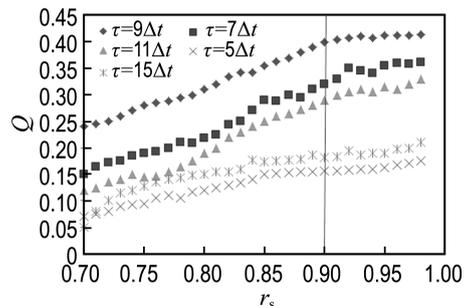


图5 复杂网络模块度随阈值变化的分布情况
Fig. 5 Modularity distribution of complex network with the change in the threshold

稳定且最大,因此本文选择 $r_s=0.96$ 作为相似性阈值。

2.2.2 气液两相流流态复杂网络社团探寻 在已建立的流态复杂网络的基础上,采用 AP 聚类算法^[13]通过计算节点的吸引度 $r(i,j)$ 和隶属度 $a(i,j)$ 对流态复杂网络的社团结构进行分析。吸引度 $r(i,j)$ 和隶属度 $a(i,j)$ 的表达式如下所示:

$$r(i,j) = S(i,j) - \max_{j' \text{ s.t. } j' \neq j} \{a(i,j') - S(i,j')\} \quad (7)$$

$$a(i,j) = \min\{0, r(i,j) + \sum_{i' \text{ s.t. } i' \in (i,j)} \max\{0, r(i',j)\}\} \quad (8)$$

吸引度 $r(i,j)$ 反映的是工况 j 对工况 i 的吸引程度,隶属度 $a(i,j)$ 反映的是工况 i 对工况 j 的隶属程度,即工况 i 是否选择工况 j 作为其社团中心。 $r(i,j)$ 和 $a(i,j)$ 越大,则工况 j 作为社团中心的可能性就越大,工况 i 隶属于以节点 j 为中心的社团可能性越大。在不断迭代更新各节点的吸引度 $r(i,j)$ 和隶属度 $a(i,j)$ 后,流态复杂网络社团结构及各社团中心节点如图 6 所示。在本文的流动工况范围内构建的流态复杂网络呈现出 3 个明显的社团结构,从左到右依次记为社团 A、社团 B 和社团 C。社团 A 包含 21 个节点,中心节点为 17($U_{sg}=0.14 \text{ m/s}, U_{sl}=0.11 \text{ m/s}$); 社团 B 包含 30 个节点,中心节点为 49($U_{sg}=1.92 \text{ m/s}, U_{sl}=0.11 \text{ m/s}$); 社团 C 包含 39 个节点,中心节点为 83($U_{sg}=2.83 \text{ m/s}, U_{sl}=0.05 \text{ m/s}$)。

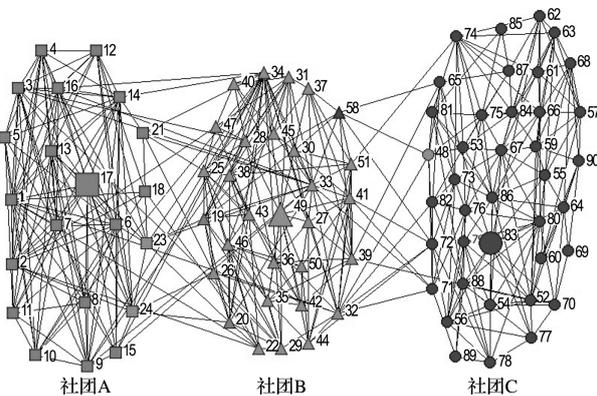


图 6 流态复杂网络

Fig. 6 Flow regime complex network

通过与实验中获取的流态图像对比发现,社团 A 中的节点主要对应于泡状流,而工况 19($U_{sg}=0.73 \text{ m/s}, U_{sl}=0.05 \text{ m/s}$)和 20 ($U_{sg}=0.87$

$\text{m/s}, U_{sl}=0.05 \text{ m/s}$)则被划入社团 B; 社团 A 与社团 B 之间联系紧密的节点则对应于泡状流-塞状流过渡。社团 B 中的节点主要对应于塞状流,而工况 23($U_{sg}=0.90 \text{ m/s}, U_{sl}=0.11 \text{ m/s}$)和 24($U_{sg}=0.94 \text{ m/s}, U_{sl}=0.11 \text{ m/s}$)被划入社团 A, 工况 48($U_{sg}=2.48 \text{ m/s}, U_{sl}=0.11 \text{ m/s}$)被划入社团 C; 社团 B 与社团 C 之间联系紧密的节点则对应于塞状流-混状流过渡。社团 C 的节点主要对应于混状流,而工况 58($U_{sg}=2.57 \text{ m/s}, U_{sl}=0.11 \text{ m/s}$)被划入社团 B。由于流态复杂网络各社团间连接紧密的节点对应于流型间的过渡,处于过渡区的节点间局部能量特征比较接近,因此对个别工况下流型的识别存在一定的偏差。通过对流态复杂网络的社团结构进行分析,找出了网络社团结构与流型的对应关系,实现了对泡状流、塞状流、混状流及其过渡流型的识别。

3 气液两相流流动演化复杂网络

为了揭示垂直上升管内气液两相流的演化非线性动力学特性,本文以流型压差时间序列片段为节点,序列片段间的相似性为边,构建了 178 组流动演化复杂网络。以一组时间序列信号 $\{y_1, y_2, y_3, \dots, y_{N-1}, y_N\}$ 为例,从时间序列中获取长度为 L 的所有序列片段如下:

$$\begin{aligned} \{X_1 &= (y_1, y_2, \dots, y_L)\} \\ \{X_2 &= (y_2, y_3, \dots, y_{L+1})\} \\ &\vdots \\ \{X_{m-1} &= (y_{m-1}, y_m, \dots, y_{L+m-2})\} \\ \{X_m &= (y_m, y_{m+1}, \dots, y_{L+m-1})\}; m=1, 2, \dots, N-L+1 \end{aligned} \quad (9)$$

对于任意两个序列片段 X_i 和 X_j ,以欧氏距离度量两个序列间的相似性 $S(i,j)$,进而获得相应的相似性矩阵 S ,定义关键阈值 r_{fs} ,将相似性矩阵 S 转化为连接矩阵 A 。

3.1 关键阈值与时间序列长度

关键阈值 r_{fs} 和时间序列长度 L 是构建流动演化复杂网络 (FECN) 的两个重要的参数。Rho 等^[14]的研究指出当选取的阈值使构建的复杂网络具有无标度性时,可以有效地挖掘蕴含在相似性矩阵中的重要信息。以塞状流为例,如图 7 所示,当阈值 $r_s=0.96$ 时流动演化复杂网络呈现出明显的无标度性,因此选择其为关键阈值 r_{fs} 。Gao

等^[8]指出序列片段的长度 L 应该是一个适当的值,若 L 太小将会导致过高的相关性, L 太大则会抑制有限长度导致的统计波动.如图8所示,当

阈值为 0.96, L 在 35~50 变化时,相应的网络度分布指数 Y 保持稳定,因此选取 $L=40$, $r_{fs}=0.96$ 构建气液两相流流动演化复杂网络.

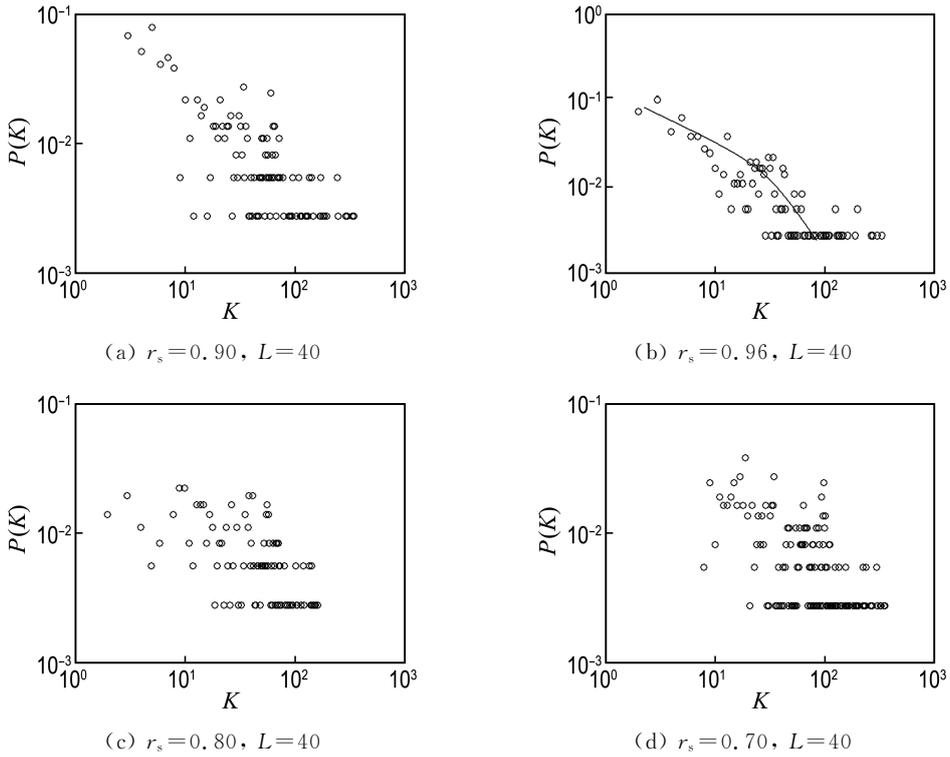


图7 塞状流流动演化复杂网络度分布演化

Fig.7 The degree distribution evolution of slug FECN

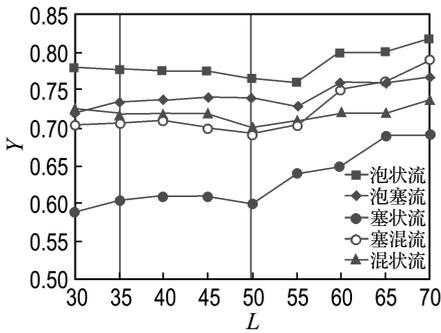


图8 流动演化复杂网络度分布指数随序列片段长度变化

Fig.8 The degree distribution exponent of FECNs with the change in segment length

3.2 网络信息熵

信息熵^[15] 作为不确定性的一个度量标准,可以解决对信息的量化度量问题.因此,引入网络信息熵来揭示气液两相流非线性动力学特性.网络信息熵 E 的表达式如下所示:

$$E = - \sum_{i=1}^n k_B P(i) \ln P(i) \quad (10)$$

$$P(i) = k_i / \sum_{j=1}^n k_j \quad (11)$$

式中: $P(i)$ 为节点 i 的重要性测度; k_B 为 Boltzmann 系数; n 为网络节点个数; k_i 为节点 i 的度值.为了简化计算,取 $k_B = 1$,即

$$E = - \sum_{i=1}^n P(i) \ln P(i) \quad (12)$$

为了消除网络规模的影响,对网络信息熵进行如下归一化处理,即

$$E' = \frac{E - E_{\min}}{E - E_{\max}} = \frac{- \sum_{i=1}^n P(i) \ln P(i) - \frac{1}{2} \ln 4(n-1)}{- \sum_{i=1}^n P(i) \ln P(i) + \sum_{i=1}^n \frac{1}{n} \ln \frac{1}{n}} \quad (13)$$

3.3 气液两相流流动演化复杂网络非线性分析

通过对 178 组流动演化复杂网络的分析发

现,当阈值与相似性矩阵的均值满足表 1 中的比例时,不同流型的流动演化复杂网络呈现出不同复杂程度的网络社团结构,如图 9 所示. 由于泡状流中的气体作为离散的小气泡随机地分布在连续的液相中,其流动演化复杂网络呈现出小而多的社团结构,如图 9(a)所示;随着气体流量的增加,离散的小气泡开始在连续的液相中聚并,最终形成液相与气相交替出现的塞状流,其流型网络呈现出大而少的社团结构,如图 9(b)所示;随着气体流量的继续增加,大气泡开始在塞状流中破裂和聚并,气相与液相呈现出较混乱的分布,因此混状流呈现出比塞状流更复杂的网络社团结构,如

图 9(c)所示.

不同流动条件下的 178 组流动演化复杂网络的信息熵在流型转化过程中的演化分布如图 10 所示. 以液体流量为 $2.5 \text{ m}^3/\text{h}$, 气体流量 $0 \sim 15 \text{ m}^3/\text{h}$ 为例,如图 10(b)所示. 由于泡状流时气相

表 1 阈值与相似性矩阵均值关系表

Tab. 1 The threshold and mean of similarity matrix relation table

流型	$T=S/r_{ts}$
泡状流	0.45~0.60
塞状流	0.49~0.61
混状流	0.56~0.62

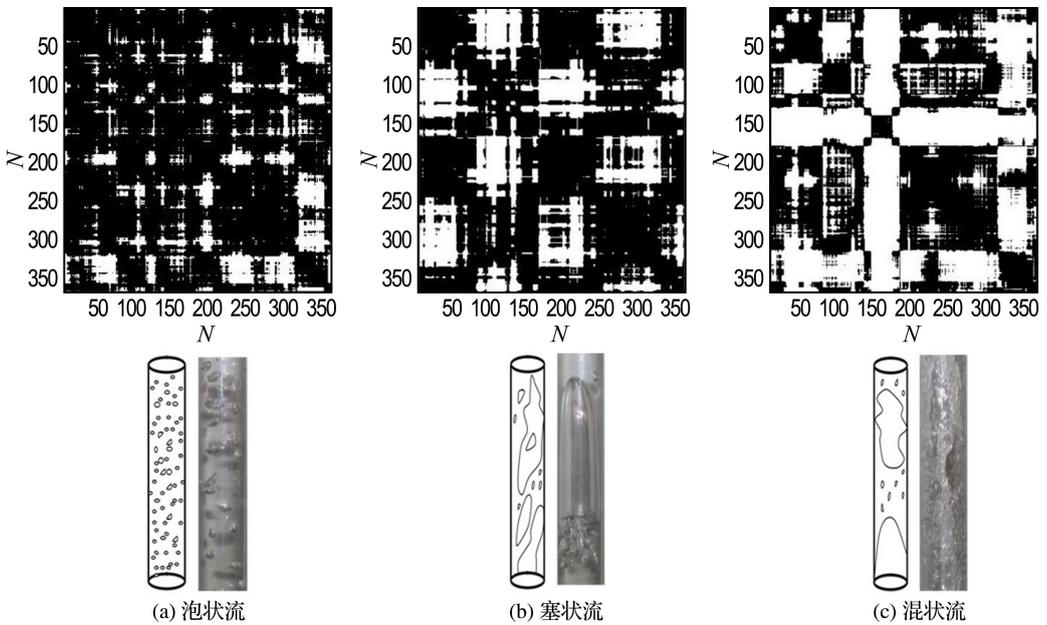


图 9 流动演化复杂网络社团结构

Fig. 9 The community structures of FEENs

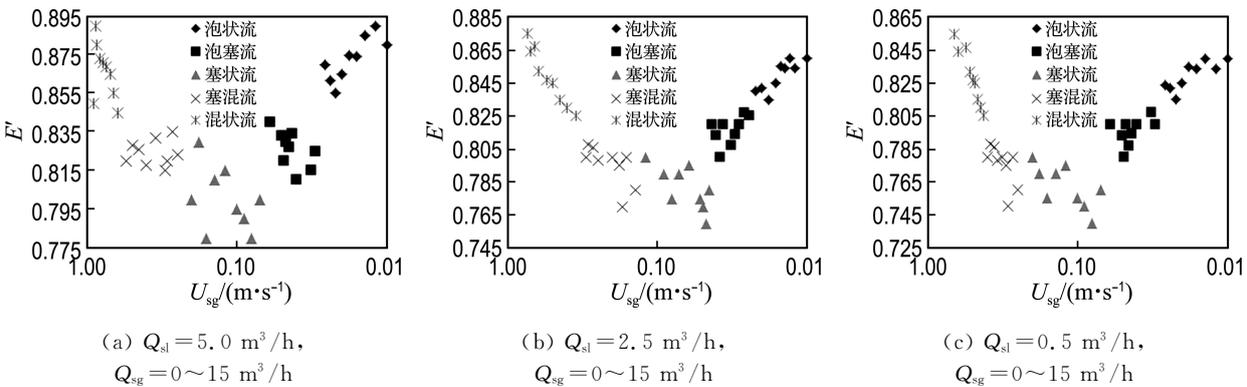


图 10 流动演化复杂网络归一化网络信息熵随气相表观速度的演化分布

Fig. 10 The normalized network information entropy evolution distribution of FEEN with the gas superficial velocity

表观速度较低,大量的小气泡在连续的液相中随机运动,使得泡状流的动力学特性比较复杂,其呈现出较大的网络信息熵.随着气相表观速度的增加,泡状流向塞状流过渡,小气泡开始聚并为大气泡,气泡运动随机性相对下降,其网络信息熵开始持续减小.而塞状流时接近管道直径尺寸的气泡与液相交替出现,使得气相与液相的相对运动比较简单,其网络信息熵减至最小.随着大气泡的破灭,塞状流向混状流过渡,气相与液相的相对运动又开始变得复杂,其网络信息熵开始增大.受到湍流的影响,混状流的流动比塞状流复杂,其网络信息熵较大.从图 10 中可以发现,在 3 种不同液体流量条件下,流型从泡状流向混状流的演化过程中,网络信息熵均呈现出先下降后上升的演化分布.而随着液体流量的增加,归一化的网络信息熵则呈现上升的趋势.

4 结 论

(1)通过空气-水两相流压差时间序列构建的流态复杂网络社团结构与流型具有内在对应关系.社团 A、B、C 分别对应于泡状流、塞状流和混状流,各社团间连接紧密的节点对应于流型间的过渡.

(2)不同流型的流动演化复杂网络呈现出不同的社团结构.

(3)流动演化复杂网络的信息熵演化趋势与流型转化过程密切相关.随着气相表观速度的增加,信息熵呈现出先下降后上升的演化分布.相同气相表观速度条件下,液相流量越大,信息熵越大.

参考文献:

[1] 白博峰,郭烈锦,陈学俊. 空气水两相流压力波动现象非线性分析[J]. 工程热物理学报, 2001, **22**(3): 359-362.
BAI Bo-feng, GUO Lie-jin, CHEN Xue-jun. Nonlinear analysis on pressure fluctuation phenomena of air-water two-phase flow [J]. *Journal of Engineering Thermophysics*, 2001, **22**(3): 359-362. (in Chinese)

[2] 杨 靖,郭烈锦. 气液两相流压差信号的非线性分析[J]. 中国电机工程学报, 2002, **22**(7):134-139.

YANG Jing, GUO Lie-jin. A nonlinear analysis on differential pressure drop signal for gas-liquid two-phase flow [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2002, **22**(7):134-139. (in Chinese)

[3] Mi Y, Ishii M, Tsoukalas L H. Flow regime identification methodology with neural networks and two-phase flow models [J]. *Nuclear Engineering and Design*, 2001, **204**(1-3):87-100.

[4] 黄竹青. 基于小波分析的垂直上升管气液两相流流型的识别[J]. 中国电机工程学报, 2006, **26**(1): 26-29.
HUANG Zhu-qing. Wavelet analysis of distinguish flow pattern in vertical upward gas-liquid two-phase flow [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2006, **26**(1): 26-29. (in Chinese)

[5] 周云龙,王 强,孙 斌,等. 基于希尔伯特-黄变换与 Elman 神经网络的气液两相流流型识别方法[J]. 中国电机工程学报, 2007, **27**(11):50-56.
ZHOU Yun-long, WANG Qiang, SUN Bin, *et al.* Applied study of Hilbert-Huang transform and Elman neural network on flow regime identification for gas-liquid two-phase flow [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2007, **27**(11):50-56. (in Chinese)

[6] DING Hao, HUANG Zhi-yao, SONG Zhi-huan, *et al.* Hilbert-Huang transform based signal analysis for the characterization of gas-liquid two-phase flow [J]. *Flow Measurement and Instrumentation*, 2007, **18**(1):37-46.

[7] 孙 斌,王二朋,郑永军. 气液两相流波动信号的时频谱分析研究[J]. 物理学报, 2011, **60**(1):381-388.
SUN Bin, WANG Er-peng, ZHENG Yong-jun. Time-frequency spectral analysis of gas-liquid two-phase flow's fluctuations [J]. *Acta Physica Sinica*, 2011, **60**(1):381-388. (in Chinese)

[8] GAO Zhong-ke, JIN Ning-de. Flow-pattern identification and nonlinear dynamics of gas-liquid two-phase flow in complex networks [J]. *Physical Review E - Statistical, Nonlinear, and Soft Matter Physics*, 2009, **79**(6):066303.

[9] GAO Zhong-ke, JIN Ning-de, WANG Wen-xu, *et al.* Motif distributions in phase-space networks for characterizing experimental two-phase flow patterns with chaotic features [J]. *Physical Review E -*

Statistical, Nonlinear, and Soft Matter Physics, 2010, **82**(1):016210.

- [10] Lacasa L, Toral R. Description of stochastic and chaotic series using visibility graphs [J]. **Physical Review E - Statistical, Nonlinear, and Soft Matter Physics**, 2010, **82**(3):036120.
- [11] 孙斌, 周云龙, 向新星, 等. 基于经验模式分解和概率神经网络的气液两相流识别[J]. 中国电机工程学报, 2007, **27**(17):72-77.
SUN Bin, ZHOU Yun-long, XIANG Xin-xing, *et al.* Identification method of gas-liquid two-phase flow regime based on empirical mode decomposition and probabilistic neural network [J]. **Proceedings of the CSEE**, 2007, **27**(17):72-77. (in Chinese)
- [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 of London Series A: Mathematical Physical and Engineering Sciences**, 1998, **454**(1971):903-995.
- [13] Frey B J, Dueck D. Clustering by passing messages between data points [J]. **Science**, 2007, **315**(5814):972-976.
- [14] Rho K, Jeong H, Kahng B. Identification of lethal cluster of genes in the yeast transcription network [J]. **Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications**, 2006, **364**:557-564.
- [15] Shannon C E. A mathematical theory of communication [J]. **Bell System Technical Journal**, 1948, **27**(3):379-423.

Flow pattern identification and dynamics characteristics analyses for gas-liquid two-phase flow in complex network

SUN Qing-ming¹, ZHANG Bo^{*1}, ZHANG Hai²

(1. School of Energy and Power Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China;
2. Wenzhou Special Equipment Inspection Center, Wenzhou 325000, China)

Abstract: As a nonlinear dynamic system, the flow evolution dynamics characteristics of gas-liquid two-phase flow are not clear. Air-water two-phase flow in vertical upward pipe is selected as the object. Based on differential pressure time series measured from flow simulation experiment system, flow regime complex network(FRCN) and flow evolution complex network(FECN) are constructed to study gas-liquid two-phase flow pattern and its nonlinear dynamics characteristics. Through detecting the community structures of FRCN, the corresponding relations between community structures and flow patterns are obtained, consequently five flow patterns including transitional flow patterns are distinguished and identified. Through analyzing the FECN, it is found that the FECN of different flow patterns presents different community structures, and the evolutionary trend of FECN's network information entropy has close relation to the flow pattern transition, which can be employed to reveal the dynamics characteristics of gas-liquid two-phase flow evolution in vertical upward pipe.

Key words: gas-liquid two-phase flow; fluid dynamics; time series; complex network; entropy