

# 两相流流型复杂网络社团结构及其统计特性<sup>\*</sup>

高忠科 金宁德<sup>†</sup>

(天津大学电气与自动化工程学院, 天津 300072)  
(2008 年 3 月 8 日收到, 2008 年 3 月 31 日收到修改稿)

利用气液两相电导波动信号构建了流型复杂网络. 基于  $K$  均值聚类的社团探寻算法对该网络的社团结构进行了分析, 发现该网络存在分别对应于泡状流、段塞流及混状流的三个社团, 并且两个社团间联系紧密的点分别对应于相应的过渡流型. 基于复杂网络理论从全新的角度探讨了两相流流型复杂网络社团结构及统计特性问题, 并取得了满意的流型识别效果. 与此同时, 在对该网络特性进一步分析的基础上, 发现了对两相流流动参数变化敏感的相关复杂网络统计量, 为更好地理解两相流流型动力学特性提供了参考.

关键词: 两相流流型, 复杂网络, 社团探寻算法, 网络统计特性

PACC: 0590, 0547, 4754

## 1. 引 言

在石油、化工及核反应堆等工业领域存在着大量的气液两相流动, 准确识别两相流流型对工业生产过程优化及工艺改造有着重要意义. 由于两相流存在复杂相间界面效应及相对运动, 所以准确识别两相流流型还相当困难, 尤其是流型转变动力学机理至今尚未十分清楚. 两相流是一个复杂的非线性动力学系统<sup>[1-3]</sup>.

复杂网络理论兴起于 20 世纪 90 年代, 它是对复杂系统的一种抽象和描述方式, 任何包含大量组成单元(或子系统)的复杂系统, 当把构成单元抽象成节点、单元之间的相互关系抽象为边时, 都可以当作复杂网络来研究. 在 Watts 和 Strogatz 关于小世界网络<sup>[4-6]</sup>以及 Barabási 和 Albert 关于无标度网络的开创性工作之后<sup>[7-11]</sup>, 人们对存在于不同领域的大量实际网络进行了广泛的实证性研究, 研究发现大量的大型复杂网络不仅具有小世界效应和无标度特征<sup>[12-17]</sup>而且都呈现一种特性——社团结构<sup>[18, 19]</sup>, 即整个网络由若干个社团构成, 每个社团内部的节点之间的连接相对非常紧密, 但是各个社团之间的连接相对来说却比较稀疏.

本文基于在多相流流动模拟装置上测得的数据

采用复杂网络理论进行气液两相流流型识别. 首先, 在网络构建上, 以不同的气液流量配比流动条件为节点, 不同条件在网络中用不同编号的节点表示, 并通过高速动态摄像机实时监测管道内两相流动结构以区分实验中不同流动条件所对应的流型. 首先, 通过坐标延迟嵌入方法重构新的电导波动信号时间序列, 提取每个流动条件下与流型发展转化密切相关的电导波动信号特征量, 并以各个流动条件间特征量的相关性强度为边, 从而构建本文的流型复杂网络. 其次, 以  $K$  均值聚类的社团探寻算法对流型辨识网络社团结构进行分析, 找出不同流型对应的社团结构, 从而实现了对气液两相流流型的识别. 最后, 分析了该网络的相关复杂网络统计特征, 发现了对两相流流动参数变化敏感的相关复杂网络统计量, 为更好地理解两相流流型动力学特性提供了参考.

## 2. 实验装置及两相流动态波动信号采集

垂直上升管中气液两相流动态实验是在天津大学检测技术与自动化装置国家重点学科油气水三相流实验室进行的. 实验数据是在三相流流动模拟装置上采集的, 固定液相(水)流量范围为 1—14 m<sup>3</sup>/h,

<sup>\*</sup> 国家自然科学基金(批准号 50674070, 60374041), 国家高技术研究发展项目(批准号 2007AA06Z231)资助的课题.

<sup>†</sup> E-mail: ndjin@tju.edu.cn

气相流量范围为  $0.2\text{--}130\text{ m}^3/\text{h}$ , 水相密度为  $1.0\text{ g}/\text{cm}^{-3}$ . 所采用的实验装置为新近研制的纵向多极阵列电导式传感器<sup>[20]</sup>. 它在管径为  $125\text{ mm}$  的有机玻璃管内壁上平滑镶嵌八个不锈钢圆环, 其中一对为激励电极、两对为上下游相关流速测量电极及一对相含率测量电极. 两相流体在有机玻璃管中自下而上流动. 水为连续相, 气为分散相, 各组分的电学敏感性差异很大. 在频率为  $20\text{ kHz}$  正弦信号的激励下, 气相的随机自然流动引起测量电极的电压波动, 采用自行开发的信号调理模块进行信号解调, 采用

美国 NI 公司 PXI 总线数据采集设备进行数据采集, 采样频率为  $400\text{ Hz}$ , 每个测点记录  $60\text{ s}$ .

本次实验共采集 90 组垂直气液两相流电导波动信号用来构建本文的流型复杂网络, 图 1 为五种典型流型的气液两相流电导波动信号, 即泡状流 (bubble flow)、泡状-段塞过渡流 (bubble-slug transitional flow)、段塞流 (slug flow)、段塞-混状过渡流 (slug-churn transitional flow) 及混状流 (churn flow), 图中  $Q_g$  和  $Q_w$  分别表示气相流量及水相流量. 有关气液两相流流型详细描述参见文献 [21].

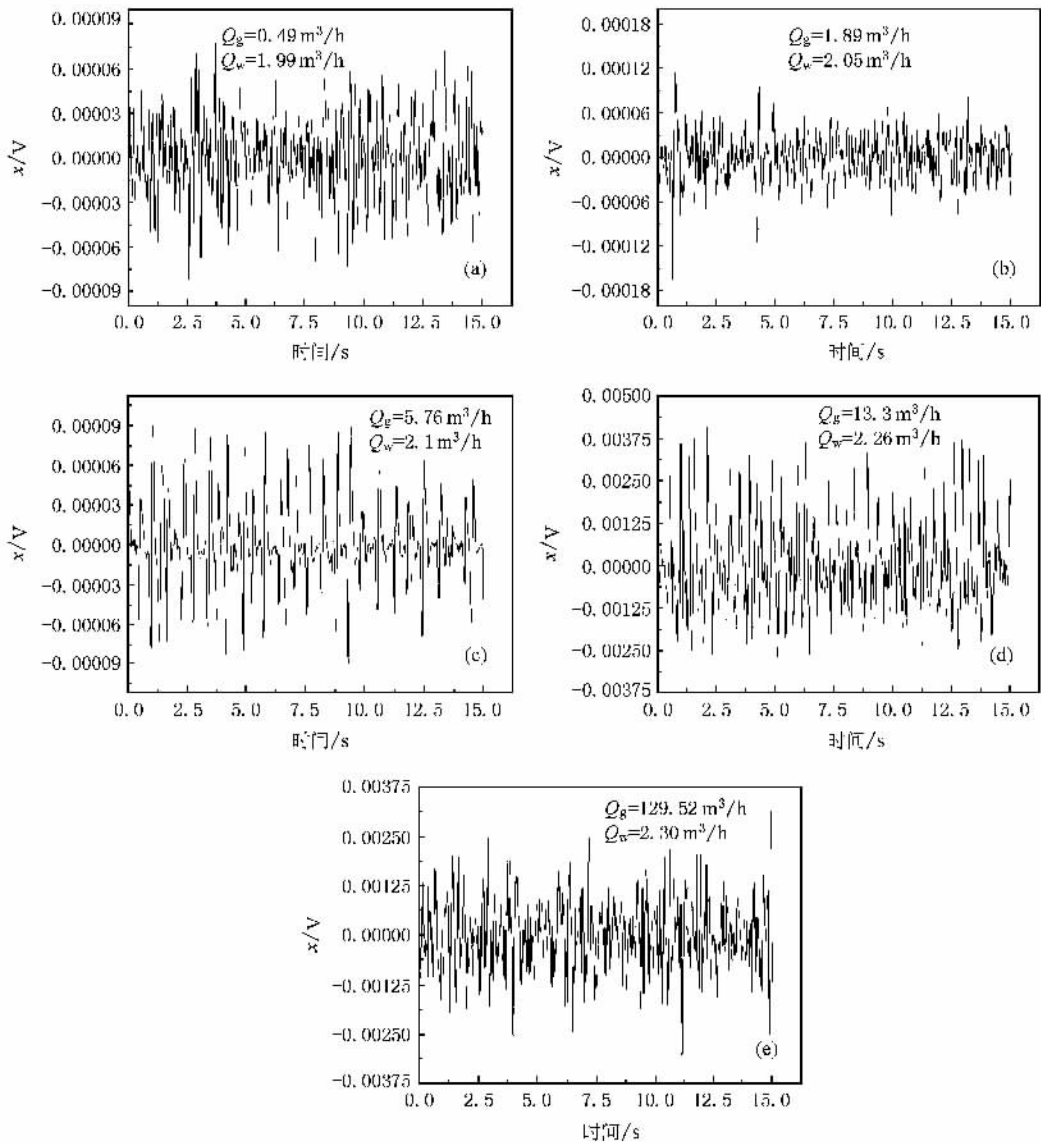


图 1 五种典型气液两相流流型的电导波动信号 (a) 泡状流 (b) 泡状-段塞流过渡 (c) 段塞流 (d) 段塞-混状流过渡 (e) 混状流

为了对流型进行可视化监测, 采用高速动态摄像机实时采集流型信息, 其中高速动态摄像机为瑞士温伯格 (Weinberger) 公司基于先进的 CMOS 技术

研发的 SpeedCam Visario 系统. 影像全幅最大分辨率为  $1536 \times 1024$ , 最大帧频达到  $1000\text{ 帧}/\text{s}$ , 电子快门可达  $10\text{ }\mu\text{s}$ . 本次实验各参数设置如下: 分辨率  $640$

×480 帧频 200 帧/s。光源使用的是 6500 K 色温的三基色光管,光线明亮无闪烁。由于液体和气体均是透明的,可采用平行光技术即逆光照明,拍摄各种流动条件下流型演化信息。

通过高速动态摄像机实时监测实验中不同流动条件所对应的流型。泡状流中气体为离散相,液体为连续相,气体以不同尺寸的小气泡形式随机离散分布在向上流动的液体中,相界面比较清晰,气泡形状多样且多为大小不一的球形或扁球形状,其相应动态图像如图 2(a)所示。

随着泡状流中泡群浓度(流量)增大到一定程度时,气泡聚合现象开始发生,气泡直径逐渐增大到接近于管内径,发展为气塞与液塞交替流过的段塞流流型,段塞流中的气塞前端部分近似呈抛物线形状,尾部跟随碎散的小气泡,当一个大气塞流过管道时,气塞周围夹杂小气泡的液体受其挤压作用向下脱

落,相应段塞流型动态图像如图 2(b)所示。实验中还观察到泡状-段塞过渡流型:随着泡状流中的气体流量增加,其泡群速度逐渐增加,当泡群体积增大到一定程度时局部产生气泡聚合,时而形成较大气塞且多呈圆球状,其对周围的小气泡存在类似段塞流的挤压脱落作用,其相应动态图像如图 2(d)(e)所示的随时间演化过程。

随着段塞流中泡群浓度(流量)进一步增大到一定程度时,由于流体湍流能量的增大,足以使段塞流中的气塞产生破裂,破裂后的气泡在连续相液体中形成一种极不稳定上下振荡的混状流流型,其相应动态图像如图 2(c)所示。实验中还观察到段塞-混状过渡流型,时而观察到类似段塞流的大气塞向上运动,时而观察到类似混状流上下振荡的不稳定运动特征,其相应动态图像如图 2(f)(g)所示的随时间演化过程。

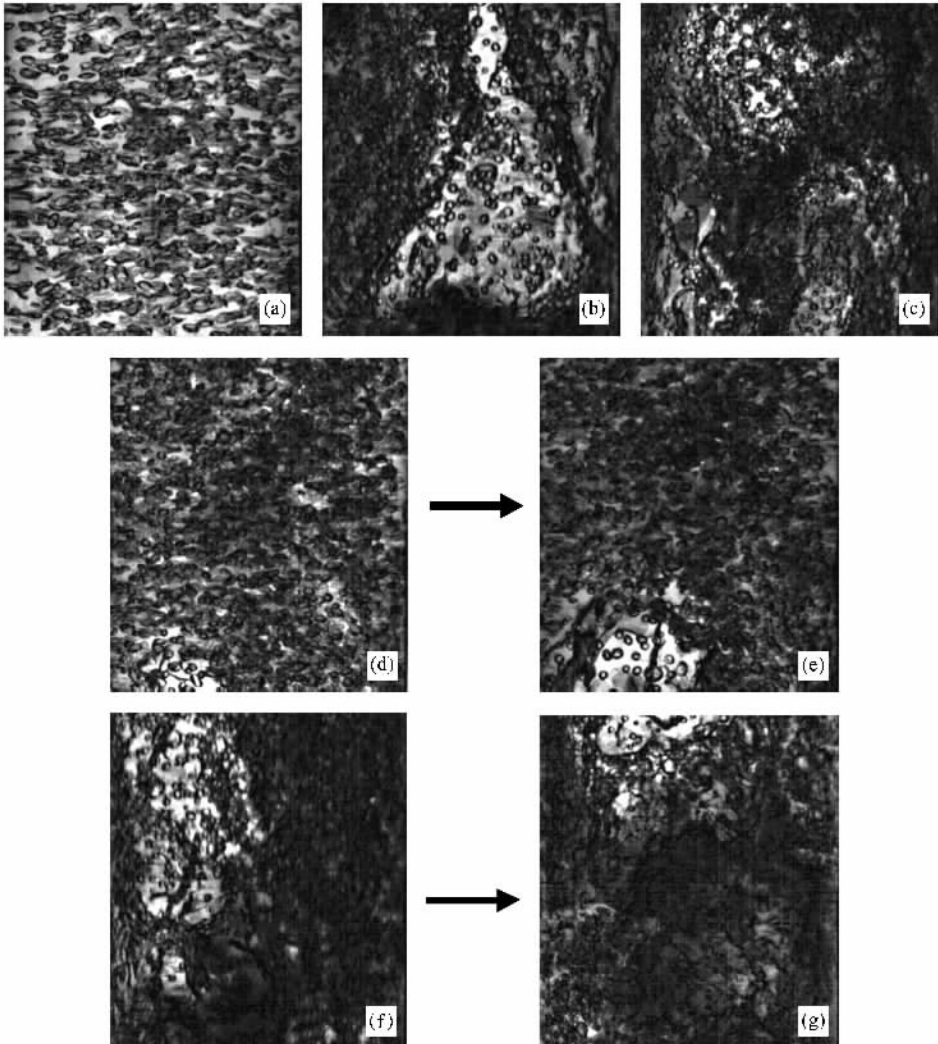


图 2 气液两相流流型动态图像 (a)泡状流 (b)段塞流 (c)混状流 (d)-(e)泡状-段塞流过渡 (f)-(g)段塞-混状流过渡

### 3. 基于电导时间序列波动信号的流型复杂网络构建

目前,气液两相流流型很难用精确的数学模型进行预测.一般来说,不同流动条件的两相流体积相含率与流型特征密切相关,而反映两相流混合液导电特征的电导信号是表征相含率的重要信息源,本文拟通过实验测取的电导波动信号,并借助复杂网络工具对气液两相流流型非线性动力学特征进行分析.

由于在实验中不可避免地存在着测量数据采样和噪声叠加,须对原始电导波动信号进行非线性预处理后构建流型复杂网络,否则,会导致同种流型下不同流动条件的特征量相关性差异很大,不易生成具有明显社团结构的流型复杂网络.因此,考虑到两相流电导测量信号的非线性特性,本文对原始电导波动信号采用了坐标延迟嵌入方法重构了新的电导波动信号时间序列.

实验中气液两相流气相与液相组分的电学敏感性差异很大,在频率为 20 kHz 正弦信号的激励下,气相的随机自然流动引起测量电极的电压波动,因此,采用纵向多极阵列电导式传感器测取的电导波动信号能够反映流型变化.由于电导波动信号的最大值、最小值、均值、标准偏差、非对称系数和峭度函数的时域统计特征指标能够反映与流型发展转化密切相关的非导电相相含率变化程度,所以,同种流型下的不同流动条件所对应电导波动信号的这六个指标具有较好相关性.为了使同种流型下的节点在流型复杂网络上能够聚集在一起,本文将这六个指标作为电导波动信号特征量,在通过坐标延迟嵌入方法重构了新的电导波动信号时间序列基础上,提取了每个流动条件的电导波动信号特征量,计算各个流动条件间特征量的相关性,并以相关性强度为边构建了流型复杂网络.

由六个时域特征量构成相关性因子为

$$C_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^L [T_i(k) - T_j] \cdot [T_j(k) - T_j]}{\sqrt{\sum_{k=1}^L [T_i(k) - T_i] \cdot \sum_{k=1}^L [T_j(k) - T_j]}}, \quad (1)$$

式中  $T_i$  为由流动条件  $i$  下所提取的时频域特征向量  $L$  为向量维数;

$$T_i = \sum_{k=1}^L T_i(k) \setminus L, \quad T_j =$$

$\sum_{k=1}^L T_j(k) \setminus L$ . 通过计算不同流动条件下特征量之间的相关性,可以得出一个相关性对称矩阵  $C$ ,其中每个元素  $C_{ij}$  代表流动条件  $i$  与流动条件  $j$  之间的相关值.定义相关性阈值  $r_c$ ,流型复杂网络邻近矩阵  $D$  满足

$$D_{ij} = \begin{cases} 1 & (|C_{ij}| \geq r_c), \\ 0 & (|C_{ij}| < r_c), \end{cases} \quad (2)$$

即当  $C$  中元素  $C_{ij}$  大于阈值  $r_c$  时,就认为流动条件  $i$  与流动条件  $j$  之间流型相关,流型复杂网络邻近矩阵  $D$  中相应元素值为 1;反之,则认为两个流动条件之间流型无关,流型复杂网络邻近矩阵  $D$  中相应元素值为 0.

#### 3.1. 延迟时间选取

为了测量一个动力系统结构,须借助实验采集的数据.由于实验数据都是不连续的,为了从离散数据中获得原连续动力系统的基本性质,常采用延迟嵌入方法<sup>[22]</sup>(time-delay embedding).已经证明,在一定的条件下,采用延迟嵌入方法重构出的系统可以保持原动力系统基本性质不变<sup>[23-25]</sup>.在延迟时间  $\tau$  的选取中,目前常用的算法为 C-C 算法<sup>[26]</sup>,由于 C-C 算法在各种噪声强度下计算的延迟时间均比较稳定,尤其是当序列长度大于 5000 数据点时,计算的函数曲线上的极小值特征明显,表现出良好的抗噪能力<sup>[27]</sup>,所以,我们采用 C-C 算法计算了考察的所有电导波动信号原始时间序列(15000 个数据点长度)的最佳延迟  $\tau_i (i=1, 2, \dots, m)$ ,其中  $n$  为所有节点个数.新的电导波动信号时间序列是通过坐标延迟嵌入方法从原始电导波动信号重构出的,延迟时间的选取直接影响到重构的新电导波动信号时间序列,而电导波动信号特征量是从重构的新电导波动信号时间序列提取出的,由于本文以电导波动信号特征量相关性强度为边构建网络,延迟时间选取的好坏直接影响到同种流型下的不同流动条件间特征量的相关性,进而影响到整个网络模块度及社团结构.根据 Newman<sup>[28]</sup>在研究网络社团结构时引进的模块度概念,我们选取使得流型复杂网络模块度最大的  $\tau_i (i=1, 2, \dots, m)$  值作为网络  $\tau$  值.

#### 3.2. 电导波动信号时域特征量提取

本文从时域内提取了电导波动信号的最大值

(max) 最小值(min), 均值( $\bar{x}$ ), 标准偏差(SD), 非对称系数(CS), 峭度函数(CK) 6 个指标作为特征向量, 其中最大值、最小值表示为

$$\max = \max(x_1, x_2, \dots, x_n), \quad (3)$$

$$\min = \min(x_1, x_2, \dots, x_n), \quad (4)$$

该两值幅值大小反映了非导电相相含率变化程度, 这与流型发展转化密切相关.

电导波动信号均值表示为

$$\bar{x} = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n x_i, \quad (5)$$

它反映了电导波动信号的平均值.

标准偏差表示为

$$SD = \left( \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n-1} \right)^{1/2}, \quad (6)$$

可反映测量数据的离散度.

非对称系数表示为

$$CS = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^3}{(n-1) \cdot SD^3}, \quad (7)$$

它反映了样本围绕均值的非对称程度.

峭度函数表示为

$$CK = \left( \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^4}{(n-1) \cdot SD^4} \right) - 3, \quad (8)$$

它用于表示样本分布与正态分布的偏离程度. 时域内的特征提取方法均为统计学的基本方法, 提取过程简单、快速.

### 3.3. 阈值 $r_c$ 的选取

在说明如何选取阈值  $r_c$  之前, 我们先介绍模块度概念, 模块度是 Newman<sup>[28]</sup> 引入的一个衡量网络划分质量标准. 对于具有  $n$  个社团的网络, 引入一个  $n \times n$  的对称矩阵  $E$ , 其元素  $e_{ij}$  是网络中所有边中连接社团  $i$  的点和社团  $j$  的的那部分边. 矩阵迹  $\text{Tr}E = \sum_i e_{ij}$  是网络中连接同一社团点的那部分边, 而行和(或列和)  $a_i = \sum_j e_{ij}$  给出连接社团  $i$  点的那部分边. 如果网络中两点之间有一条边概率是相等的, 不管最后是否属于同一个社团, 将有  $e_{ij} = a_i a_j$ . 因此, 模块度定义为

$$Q = \sum_i (e_{ij} - a_i^2) = \text{Tr}E - \|E^2\|, \quad (9)$$

式中  $\|E^2\|$  表示矩阵  $E^2$  的元素之和. 基于这样的

定义, 当网络的  $n$  社团结构越明显, 则  $Q$  值越大, 可以用  $Q$  作为衡量得出的社团结构有效度标准. 当  $Q$  大于 0.3 时, 具有相对明显的社团结构<sup>[28]</sup>.

在以相关性为边建立的网络中, 阈值选取还未有确定的准则<sup>[29]</sup>. 在本文研究流型复杂网络中, 我们以模块度相对稳定性选取阈值  $r_c$ , 即当随着阈值在 0.8—1 区间内由小到大连续变化时, 如果网络模块度在某一阈值  $r_c$  的邻域内变化范围在  $\pm 2\%$  内, 即这样的  $r_c$  使得网络整体结构相对稳定, 则认为这样的  $r_c$  即为最优.

本文由 C-C 算法确定了五个延迟参数, 绘制各个参数下模块度随阈值变化曲线如图 3 所示, 当  $r_c$  在 0.965—0.985 内变化时, 其模块度  $Q$  变化相对稳定; 当延迟时间为  $\tau = 7\Delta t$  时(其中  $\Delta t$  为原始数据采样间隔)相应模块度最大. 根据上述原则, 选取延迟时间为  $\tau = 7\Delta t$ , 此时阈值  $r_c$  为 0.978.

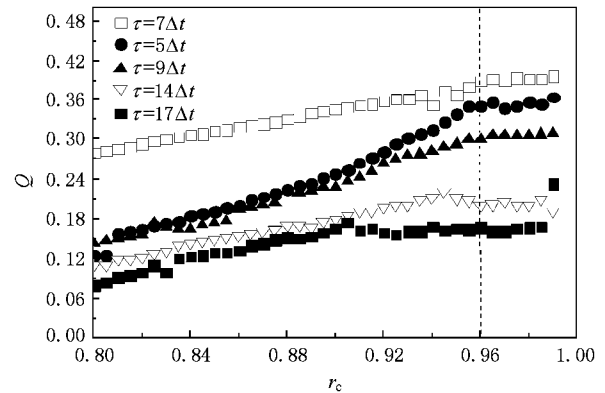


图 3 延迟时间、阈值及模块度之间关系图

## 4. 两相流型复杂网络社团结构研究

### 4.1. 基于 $K$ 均值聚类的社团探寻算法

Capocci 等<sup>[30]</sup> 在求取矩阵特征向量问题上, 提出基于标准矩阵的谱平分算法

$$N = K^{-1}A, \quad (10)$$

其中  $K$  是一个对角矩阵, 其对角线上的元素就对应各个节点的度, 而  $A$  则为网络的邻近矩阵. 引入最优化目标函数为

$$\alpha(x) = \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n (x_i - x_j)^2 w_{ij}, \quad (11)$$

式中  $n$  为网络节点数,  $w_{ij}$  为节点  $i$  和  $j$  连边的权值,  $x_i$  表示为各个节点定义的一个变量, 而且向量  $x$  满

足约束条件

$$\sum_{i,j=1}^n x_i x_j m_{ij} = 1, \quad (12)$$

其中  $m_{ij}$  是一个已知对称矩阵  $M$  的元素. 函数  $z$  对所有满足约束条件的  $X$  驻点为

$$(D - W)X = \mu MX, \quad (13)$$

式中  $W$  是网络的连接权矩阵,  $\mu$  是一个拉格朗日系数.  $D$  为对角矩阵, 即

$$D = (d_{ij}),$$

$$d_{ij} = \delta_{ij} \sum_{k=1}^n w_{ik}, \quad (14)$$

显然, 不同的矩阵  $M$  对应着不同的特征向量问题. 比如, 当  $M = D$  时,  $D^{-1}WX = (1 - 2\mu)X$  这对应于标准矩阵  $N$  而当  $M = I$  时, 有  $(D - W)X = \mu X$ , 这对应于 Laplace 矩阵  $L$ . Capocci 等<sup>[30]</sup>证明了对于一个社团结构比较明显的网络, 假设社团数目为  $k$ , 则矩阵  $N$  的前  $k - 1$  个第一非平凡特征值所对应的特征向量中, 同一个社团内的节点相应元素非常接近, 并且通过比较多个第一非平凡特征向量中各节点相应的元素分布, 可以相对准确地判断出网络中社团个数. 因此, 可以用这  $k - 1$  个特征向量作为聚类数据, 进行聚类分析后再转化为对应的节点就可以得到相应社团结构.

$K$  均值算法是常用的分类方法, 以  $k$  为参数, 把  $n$  个对象分为  $k$  个簇, 以使簇内具有较高的相似度, 而簇间的相似度较低. 根据一个簇中对象的平均值(被看作簇的重心)来进行相似度计算.  $K$  均值算法的处理流程如下: 首先, 随机地选择  $k$  个对象, 每个对象初始地代表了一个簇的平均值或中心; 对剩余的每个对象, 根据其离各个簇中心的距离, 把它赋给最近簇, 然后重新计算每个簇平均值, 这个过程不断重复, 直到准则函数收敛. 通常, 采用平方误差准则, 其定义如下:

$$E = \sum_{i=1}^k \sum_{p \in C_i} \|P - M_i\|^2, \quad (15)$$

式中  $E$  是数据库中所有对象的平方误差总和;  $P$  是空间中的点向量, 表示给定的数据对象;  $M_i$  是簇  $C_i$  的平均值( $P$  和  $M_i$  都是多维的). 这个准则试图使生成的结果簇尽可能地紧凑和独立. 本文基于  $K$  均值聚类的社团探寻算法, 对由 Capocci 算法转换得到的数据进行聚类分析, 从而揭示流型复杂网络的社团结构.

#### 4.2. 两相流流型复杂网络社团结构分析

在已建立的流型复杂网络基础上, 通过

MATLAB 绘制该网络的两个第一非平凡特征向量中各节点相应元素的分布图(图 4), 从分布图中可以看出该网络存在着三个大小不同的社团, 经过 MATLAB 进行大量仿真分析后发现, 该网络具有明显的社团结构, 其模块度为 0.3924. 我们以  $K$  均值聚类的社团探寻算法对该网络社团结构进行分析, 并通过网络可视化软件 UCINET 和 NETDRAW<sup>[31]</sup> 绘制其社团结构图(图 5).

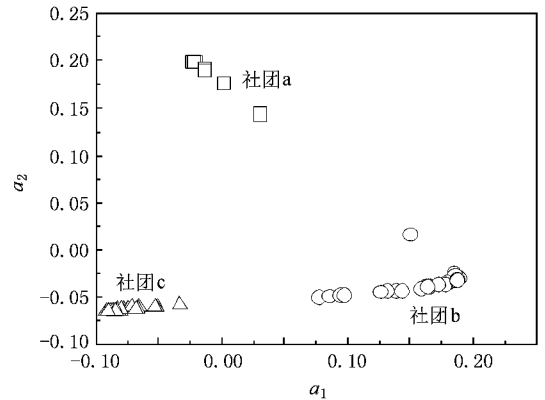


图 4 以两个第一非平凡特征向量为坐标各节点相应元素分布图

流型复杂网络中包含 90 个节点, 1326 条边, 社团结构图中不同编号的节点代表不同的气液流量配比流动条件, 即不同的气相与液相流量配比混合后形成的气液两相流流动条件, 而不同的气相与液相流量配比会导致不同流型的产生. 例如, 流动条件 2 是指气液两相流流动中的气相流量为  $Q_g = 0.2 \text{ m}^3/\text{h}$ , 液相流量为  $Q_w = 2.0 \text{ m}^3/\text{h}$ , 而在此气相与液相流量配比混合后形成的气液两相流流动条件下出现的是泡状流. 从图 5 中可以看出, 在本文的流动条件范围内流型复杂网络分别存在着节点个数分别为 21, 30, 39 的三个社团, 记为社团 a, 社团 b 和社团 c. 通过流型复杂网络中各个节点对应流动条件下的气液流量配比情况和在相应流动条件下通过高速动态摄影仪所拍摄的动态图像对比可知, 社团 a 中节点主要对应于泡状流, 如节点 2 ( $Q_g = 0.2 \text{ m}^3/\text{h}$ ,  $Q_w = 2.0 \text{ m}^3/\text{h}$ ) 和节点 16 ( $Q_g = 0.94 \text{ m}^3/\text{h}$ ,  $Q_w = 12.0 \text{ m}^3/\text{h}$ ) 对应流动条件下的流型均为泡状流; 社团 b 中节点主要对应于段塞流, 如节点 31 ( $Q_g = 2.1 \text{ m}^3/\text{h}$ ,  $Q_w = 2.0 \text{ m}^3/\text{h}$ ) 和节点 44 ( $Q_g = 4.1 \text{ m}^3/\text{h}$ ,  $Q_w = 6.0 \text{ m}^3/\text{h}$ ) 对应流动条件下的流型均为段塞流; 社团 c 中节点主要对应于混状流, 如节点 70 ( $Q_g = 69.0 \text{ m}^3/\text{h}$ ,  $Q_w = 4.0 \text{ m}^3/\text{h}$ ) 和节点 90 ( $Q_g = 139.0 \text{ m}^3/\text{h}$ ,  $Q_w = 2.0 \text{ m}^3/\text{h}$ )

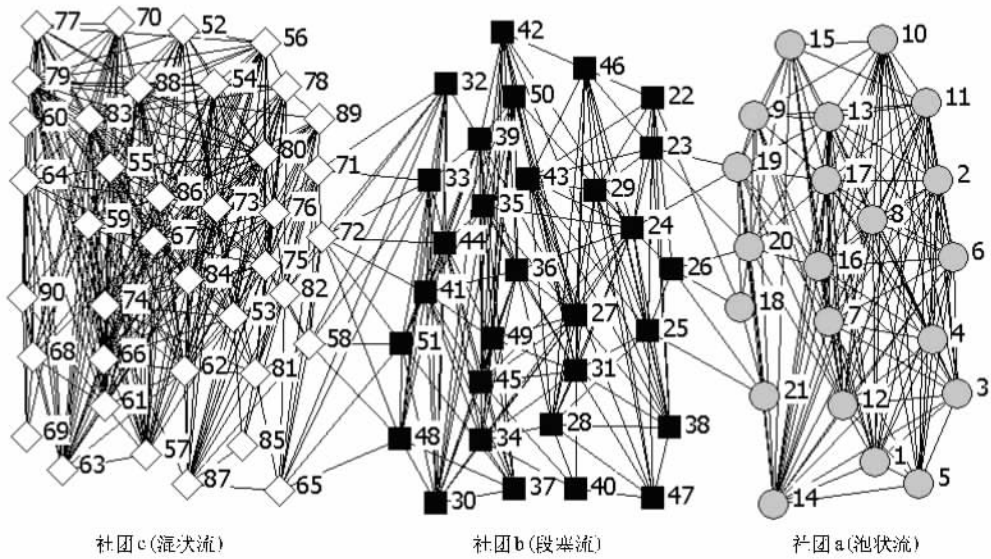


图5 流型复杂网络社团结构图

对应流动条件下的流型均为混状流, 社团 a 和社团 b 间联系比较紧密的节点主要对应于泡状-段塞过渡流型, 如节点 19 ( $Q_g = 1.0 \text{ m}^3/\text{h}$ ,  $Q_w = 2.0 \text{ m}^3/\text{h}$ ) 和节点 26 ( $Q_g = 1.7 \text{ m}^3/\text{h}$ ,  $Q_w = 4.0 \text{ m}^3/\text{h}$ ) 对应流动条件下的流型均为泡状-段塞过渡流型, 社团 b 和社团 c 间联系比较紧密的节点主要对应于段塞-混状过渡流型, 如节点 33 ( $Q_g = 38.0 \text{ m}^3/\text{h}$ ,  $Q_w = 8.0 \text{ m}^3/\text{h}$ ) 和节点 58 ( $Q_g = 25 \text{ m}^3/\text{h}$ ,  $Q_w = 4.0 \text{ m}^3/\text{h}$ ) 对应流动条件下的流型均为段塞-混状过渡流型。

#### 4.3. 复杂网络社团结构与混沌递归图对比分析

通过对流型复杂网络社团结构分析可知, 网络中社团 a、社团 b 和社团 c 中的节点流动条件分别对应于泡状流、段塞流和混状流, 而两个社团间联系紧密的节点对应于过渡流型, 下面通过复杂网络社团结构与混沌递归图方法对比分析, 验证由流型复杂网络社团结构所辨识的五种气液两相流流型的正确性。

Eckmann 等<sup>[32]</sup>提出的递归图方法是直接观察  $n$  维相空间中轨线  $X_i \in R^n$  ( $i = 1, \dots, N$ ) 动力学行为随时间变化的规律, 它代表了相空间轨线递归到某一状态的情形, 反映了确定性动力学系统的基本特性。递归图做法是计算  $N \times N$  矩阵, 即

$$R_{i,j} = \Theta(\epsilon - \|X_i - X_j\|), \quad i, j = 1, \dots, N, \quad (16)$$

式中  $\|X_i - X_j\|$  为欧氏范数;  $\Theta(x)$  为 Heaviside 函数;  $\epsilon$  为阈值, 写为  $\epsilon = \alpha \cdot \text{std}(x_i)$ , 其中  $\text{std}(x_i)$  为原

始时间序列标准差,  $\alpha$  为经验系数。对一维时间序列电导波动信号  $x$ , 根据 Takens 嵌入定理<sup>[24]</sup>, 采用时间延迟法重建相空间向量, 即

$$X_i = \{x_i, x_{i+\tau}, \dots, x_{i+(m-1)\tau}\}. \quad (17)$$

由阈值  $\epsilon$  可以定义以  $X_i$  为中心的球, 如果  $X_j$  落入该球内, 说明该状态是接近于  $X_i$  的, 即令  $R_{i,j} = 1$ , 并在  $N \times N$  的坐标平面上相应位置 ( $i, j$ ) 处描点 (递归点), 这样就可以得到一幅时间序列经过相空间重建后的递归图。

为了证明由流型复杂网络社团结构所辨识的五种气液两相流流型的正确性, 我们分别做了网络中对应相应流型节点的电导波动信号递归图, 如图 6 所示。递归分析时取嵌入维数  $m = 4$ , 延迟参数  $k = 3$ , 阈值系数  $\alpha = 0.3$ , 时间序列长度选择 2000 点进行计算。泡状流中由于泡群运动轨迹随机可变, 典型泡状流递归图呈现类似均匀分散的孤立点状结构特征, 正如网络中节点 2 ( $Q_g = 0.2 \text{ m}^3/\text{h}$ ,  $Q_w = 2.0 \text{ m}^3/\text{h}$ ) 对应流动条件下的流型递归图 (图 6(a)); 段塞流的流动特征是存在着明显的气塞与液塞的周期性交替运动, 气塞之间部分是没有聚合的分散泡状流, 在电导波动信号上段塞流呈现周期性信号特征, 所以, 典型的段塞流具有沿主对角线方向较发育的线条纹理结构与间歇性黑色矩形块纹理结构的组合特征, 正如网络中节点 44 ( $Q_g = 4.1 \text{ m}^3/\text{h}$ ,  $Q_w = 6.0 \text{ m}^3/\text{h}$ ) 对应流动条件下的流型递归图 (图 6(c)); 泡状-段塞过渡流型是随着气相流量增加, 泡状流中气泡向聚并趋势发展演变来的, 其流动特征在一定程度上具有

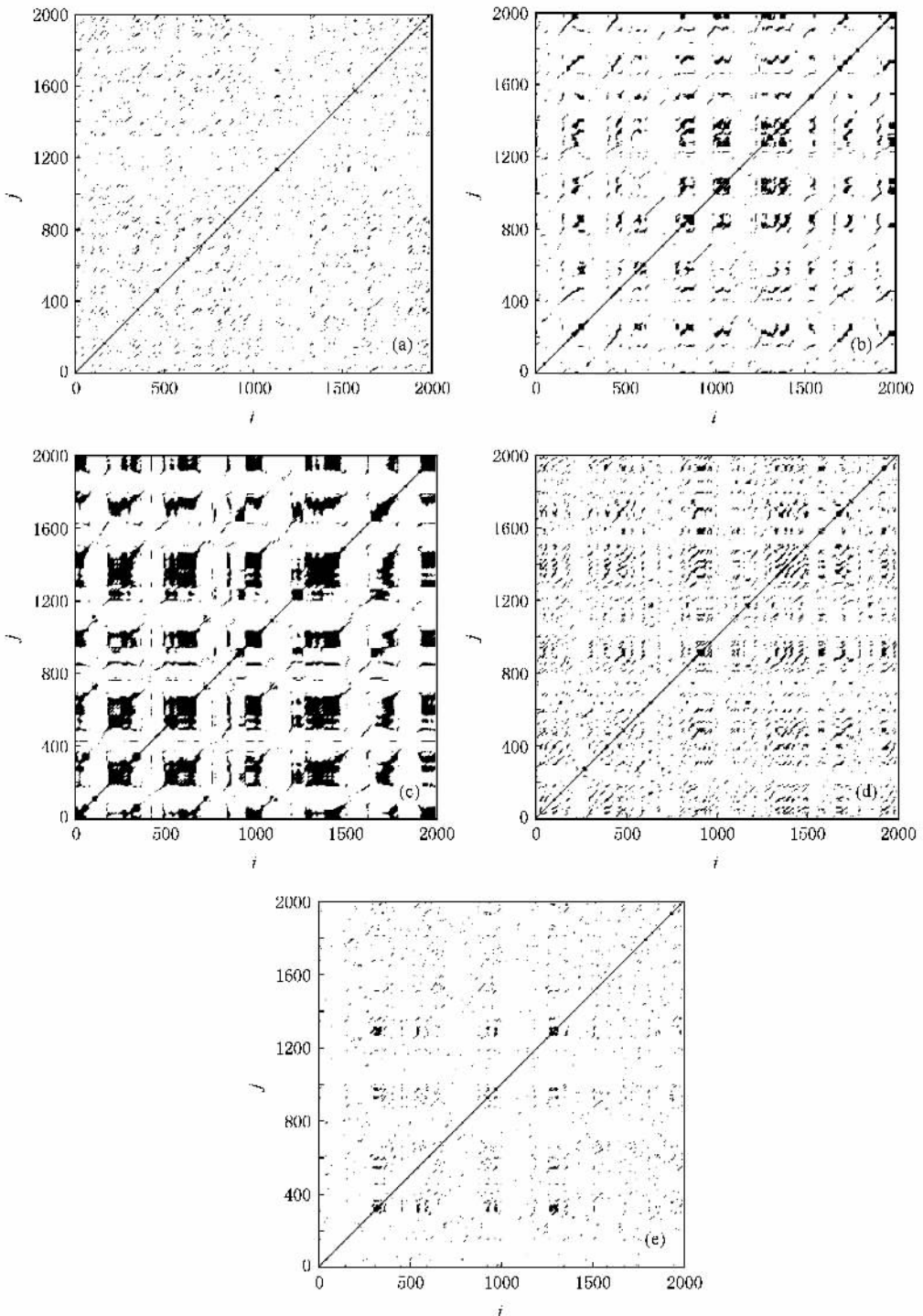


图 6 不同流型的递归图纹理结构 (a) 泡状流 ( $Q_g = 0.2 \text{ m}^3/\text{h}$ ,  $Q_w = 2.0 \text{ m}^3/\text{h}$ ) (b) 泡状-段塞过渡流型 ( $Q_g = 1.7 \text{ m}^3/\text{h}$ ,  $Q_w = 4.0 \text{ m}^3/\text{h}$ ); (c) 段塞流 ( $Q_g = 4.1 \text{ m}^3/\text{h}$ ,  $Q_w = 6.0 \text{ m}^3/\text{h}$ ); (d) 段塞-混状过渡流型 ( $Q_g = 38.0 \text{ m}^3/\text{h}$ ,  $Q_w = 8.0 \text{ m}^3/\text{h}$ ); (e) 混状流 ( $Q_g = 69.0 \text{ m}^3/\text{h}$ ,  $Q_w = 4.0 \text{ m}^3/\text{h}$ )

类似段塞流周期性运动特征,类似段塞流的黑色矩形块纹理结构隐约可见,但在递归图上主要呈现沿主对角线方向不太发育的线条纹理结构,正如网络中节点 2c ( $Q_g = 1.7 \text{ m}^3/\text{h}$ ,  $Q_w = 4.0 \text{ m}^3/\text{h}$ ) 对应流动条

件下的流型递归图(图 6(b));随着气相流量增加,段塞流流动结构逐渐失稳并向混状流趋势发展,段塞-混状过渡流型的递归图上代表着段塞流的黑色矩形块纹理结构特征也逐渐消失,但是,受段塞流周



期性运动特征影响, 段塞-混状过渡流型仍具有沿主对角线比较发育的线条纹理结构特征, 正如网络中节点 32 ( $Q_g = 38.0 \text{ m}^3/\text{h}, Q_w = 8.0 \text{ m}^3/\text{h}$ ) 对应流动条件下的流型递归图(图 6(d)); 混状流是段塞流中气塞被击碎后形成的分散块状气体与具有较高流动能的连续液相混合流动形态, 呈现极不稳定的振荡性流动特征, 电导波动信号类似于泡状流随机信号特征, 所以, 在递归图上混状流呈现为类似泡状流的均匀分散孤立点状结构特征, 正如网络中节点 70 ( $Q_g = 69.0 \text{ m}^3/\text{h}, Q_w = 4.0 \text{ m}^3/\text{h}$ ) 对应流动条件下的流型递归图(图 6(e)). 采用递归图处理电导波动信号可以较好地由纹理特征上来区分气液两相流流型, 验证了由流型复杂网络社团结构所识别的五种流型的正确性. 因此, 通过  $K$  均值聚类的社团探寻算法对流型复杂网络社团结构进行分析, 找出了不同流型对应社团结构, 从而实现了气液两相流流型满意辨识效果.

## 5. 两相流流型复杂网络统计特性

### 5.1. 平均最短路径

在复杂网络研究中, 一般定义两节点间距离为连接两者的最短路径边的数目, 网络的平均最短路径  $L$  则是所有节点对之间距离的平均值, 即

$$L = \frac{1}{N(N-1)} \sum_{i, j \in N, i \neq j} d_{ij}, \quad (18)$$

其中  $N$  为网络中节点数,  $d_{ij}$  表示节点  $i$  到节点  $j$  的最短路的长度.

我们分别计算了流型复杂网络中三个社团各自的平均路径长度, 如图 7 所示.

从图 7 中可以看出, 泡状流对应社团 a 的平均路径长度最小, 段塞流对应社团 b 的平均路径长度最大, 而混状流对应社团 c 的平均路径长度比社团 b 小但又大于社团 a.

### 5.2. 聚集系数

聚集系数是复杂网络的一个重要统计学特征, 假设节点  $i$  通过  $k_i$  条边与其他  $k_i$  个节点相连, 这  $k_i$  个节点之间最多可能存在  $k_i(k_i - 1)/2$  条边, 而它们之间实际存在  $E_i$  条边, 则节点  $i$  的聚集系数为

$$C_i = \frac{2E_i}{k_i(k_i - 1)}, \quad (19)$$

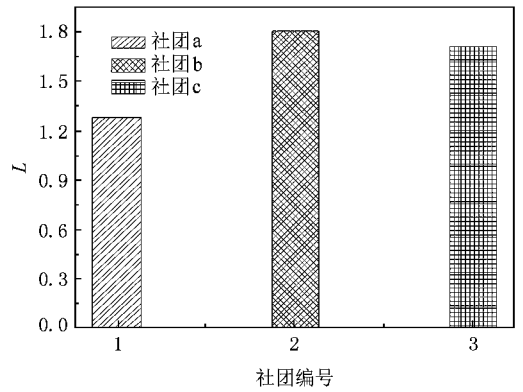


图 7 各社团平均最短路径长度分布图

具有  $N$  个节点网络的聚集系数为

$$C = \frac{\sum_{i=1}^N C_i}{N}. \quad (20)$$

对于完全连接的规则网络有  $C = 1$ , 而完全孤立的“网络”(即全部是孤立的节点, 没有任何边连接)聚集系数  $C = 0$ . 研究发现对于具有  $N$  个节点的完全随机网络的聚集系数  $C \sim o\left(\frac{1}{N}\right)$ ; 真实世界的网络具有小世界特性,  $o\left(\frac{1}{N}\right) < C < 1$ .

我们分别计算了流型复杂网络中三个社团各自的聚集系数, 如图 8 所示. 从图 8 中可以看出, 泡状流对应社团 a 的聚集系数最大, 段塞流对应社团 b 的聚集系数最小, 而混状流对应社团 c 的聚集系数比社团 b 大但又小于社团 a.

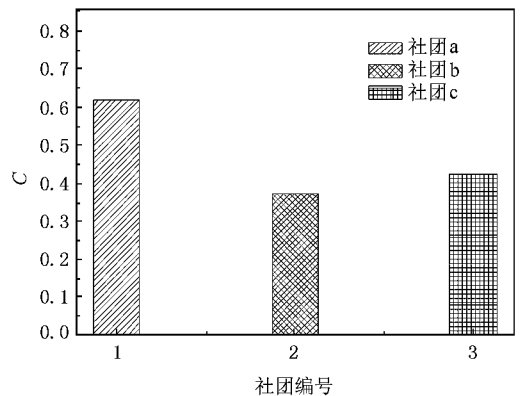


图 8 各社团聚集系数分布图

### 5.3. 小世界效应度

在 Watts 和 Strogatz 关于小世界网络的开创性工

作之后<sup>[4-6]</sup>,人们发现现实世界中的大部分网络既不是随机网络,也不是规则网络,而是具有小世界效应的介于随机和规则之间的小世界网络.一个网络是否具有小世界效应关键看其是否具有小的平均路径长度和大的聚集系数.在研究本文的流型复杂网络中,我们定义:

社团  $i$  的小世界效应度为  $DSW(i)$ ,即

$$DSW(i) = \frac{C_i}{L_i}, \quad (21)$$

其中  $C_i$  为社团  $i$  的聚集系数,  $L_i$  为社团  $i$  的平均路径长度.

通过绘制本文流型复杂网络中三个社团的小世界效应度分布图(图9),我们发现:该网络对于不同流型对应的社团,小世界效应度也有所不同.泡状流对应社团 a 的小世界效应最鲜明;段塞流对应社团 b 的小世界效应度有所下降;而混状流对应社团 c 的小世界效应度比社团 b 高但又低于社团 a.

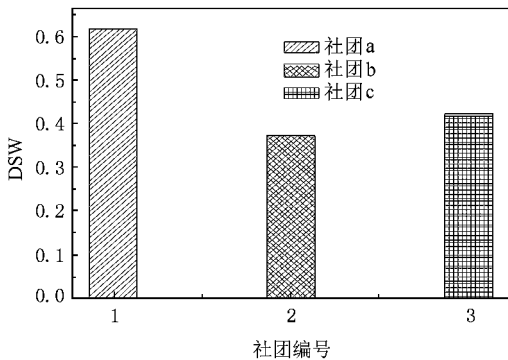


图9 各社团小世界效应度分布图

#### 5.4. 统计特性相关分析

在本课题组先前气液两相流电导波动信号复杂性测度分析及其流型表征研究中表明<sup>[17]</sup>:Lempel-Ziv 复杂性、功率谱熵及近似熵三种复杂性测度随着气相表观速度改变整体变化趋势比较一致.随着气相表观速度的增加,三种复杂度逐渐增加,表明随着气泡浓度的增加,泡群随机可变运动特征在加剧,其动力学特性变得复杂,即流型从泡状流向段塞流逐渐转变过程中,三种复杂度逐渐减小,表明泡群向聚并的趋势发展.此时泡群随机运动程度在减弱,发展到段塞流后,气塞与液塞有规律的交替变化反而使气液两相流动力学特征变得简单,使其三种复杂度变为最小.随着气相表观速度增加,当流型从段塞流

向混状流转变时,三种复杂度逐渐增加,表明具有振荡特点的混状流流型其动力学特性愈加复杂,气泡随机运动程度逐渐增加,使得混状流复杂性介于泡状流和段塞流之间.

结合图7、图8及图9观察,发现流型复杂网络统计特性和气液两相流电导波动信号的复杂性之间有良好的对应关系,即对于泡状流,单个气泡的运动轨迹非常复杂,运动方向随机可变,尤其是靠近管壁的气泡更加明显,这就导致了泡状流复杂性很高,对应着流型复杂网络社团 a 中比较小的平均最短路径、较大聚集系数和较大小世界效应度;段塞流中气塞和液塞有规律的交替变化使得它的动力学特性逐渐变得相对简单,导致流型复杂网络中社团 b 平均最短路径增大,聚集系数变小,小世界效应度减小;混状流特征是气体和液体完全混合在一起,液体被气体冲碎形成液块,受重力作用在整体上升的同时上下翻滚,导致混状流复杂性高于段塞流但又低于泡状流,对应流型复杂网络中社团 c 平均最短路径、聚集系数和小世界效应度均介于泡状流和段塞流之间.从上面的分析中可以看出:网络的平均路径长度、聚集系数及小世界效应度,同样也是表征气液两相流流型的敏感特征量,考察这三个统计量随两相流流动参数变化规律有助于我们更好地理解两相流流型动力学特性.

## 6. 结 论

本文基于气液两相流电导波动信号,以不同的气液流量配比流动条件为节点,以从每组流动条件下提取的电导波动测量信号特征量相关性为边,构建了流型复杂网络.基于  $K$  均值聚类的复杂网络社团探寻算法寻找到了该网络中对应于泡状流、段塞流及混状流的三个社团和对应于两种过渡流型的社团间联系紧密节点,并采用递归分析方法验证了基于复杂网络流型识别的正确性.

通过对复杂网络统计特性分析,发现网络平均路径长度、聚集系数及小世界效应度有助于气液两相流流型动力学演化趋势分析.

基于复杂网络理论如何从正演角度研究流型转化机理是一个有价值的命题,而复杂网络理论向其他多相流流型识别技术应用以及向其他模式识别领域拓展,也将是有益的探索.

- [ 1 ] Daw C S , Lawkins W F , Downing D J *et al* 1990 *Phys. Rev. A* **41** 1179
- [ 2 ] Fan L T , Neogi D , Yashima M 1990 *AICHE J.* **36** 1529
- [ 3 ] Fan L T , Kang Y , Neogi D *et al* 1993 *AICHE J.* **39** 513
- [ 4 ] Watts D J , Strogatz S H 1998 *Nature* **393** 440
- [ 5 ] Strogatz S H 2001 *Nature* **410** 268
- [ 6 ] Latora V , Marchiori M 2002 *Phys. Rev. Lett.* **87** 198701
- [ 7 ] Barabási A L , Albert R 1999 *Science* **286** 509
- [ 8 ] Dorogovtsev S N , Mendes J F F , Samukhin A N 2000 *Phys. Rev. Lett.* **85** 4633
- [ 9 ] Pan Z F , Wang X F 2006 *Acta Phys. Sin.* **55** 4058 ( in Chinese )  
[ 潘灶烽、汪小帆 2006 物理学报 **55** 4058 ]
- [ 10 ] Guo J L , Wang L N 2007 *Acta Phys. Sin.* **56** 5635 ( in Chinese )  
[ 郭进利、汪丽娜 2007 物理学报 **56** 5635 ]
- [ 11 ] Zhen Y C , Wang X F 2006 *Physica A* **364** 595
- [ 12 ] Adamic L A , Huberman B A 2000 *Science* **287** 2115
- [ 13 ] He Y , Zhang P P , Xu T , Jiang Y M , He D R 2004 *Acta Phys. Sin.* **53** 1710 ( in Chinese ) [ 何 阅、张培培、许 田、姜玉梅、何大韧 2004 物理学报 **53** 1710 ]
- [ 14 ] Yan D , Qi G N 2006 *Acta Phys. Sin.* **55** 3799 ( in Chinese ) [ 闫 栋、祁国宁 2006 物理学报 **55** 3799 ]
- [ 15 ] Dai J , He D R 2007 *Chinese Phys. Lett.* **24** 3355
- [ 16 ] Liu H K , Zhou T 2007 *Acta Phys. Sin.* **56** 0106 ( in Chinese ) [ 刘 宏鲲、周 涛 2007 物理学报 **56** 0106 ]
- [ 17 ] Pei W D , Chen Z Q , Yuan Z Z 2008 *Chin. Phys. B.* **17** 0373
- [ 18 ] Albert R , Barabási A L 2002 *Rev. Mod. Phys.* **74** 47
- [ 19 ] Newman M E J , Girvan M 2004 *Phys. Rev. E* **69** 26
- [ 20 ] Jin N D , Dong F , Zhao S 2007 *Acta Phys. Sin.* **56** 0720 ( in Chinese ) [ 金宁德、董 芳、赵 舒 2007 物理学报 **56** 0720 ]
- [ 21 ] Hewitt G F 1980 *Measurement of two-phase flow parameters* ( London : Academic Press )
- [ 22 ] Packard N H , Crutchedfield J P , Farmer J D , Shaw R S 1980 *Phys. Rev. Lett.* **45** 712
- [ 23 ] Whitney H 1936 *Annals of Mathematics* **37** 645
- [ 24 ] Takens F 1981 *Dynamical system and turbulence , Lecture Notes in Mathematics* ( Berlin : Springer-Verlag ) 366
- [ 25 ] Sauer T , Yorke J , Casdagli M 1991 *Journal of Statistical Physics* **65** 579
- [ 26 ] Kim H S , Eykholt R , Salas J D 1999 *Physica D* **127** 48
- [ 27 ] Jin N D , Zheng G B , Hu L Y 2006 *Chinese Journal of Geophysics* **49** 1552 ( in Chinese ) [ 金宁德、郑桂波、胡凌云 2006 地球物理学报 **49** 1552 ]
- [ 28 ] Newman M E J 2004 *Phys. Rev. E* **69** 066133
- [ 29 ] Fang X L , Jiang Z L 2007 *Acta Phys. Sin.* **56** 7330 ( in Chinese )  
[ 方小玲、姜宗来 2007 物理学报 **56** 7330 ]
- [ 30 ] Capocci A , Servidio V D P , Caldarelli G , Colaiori F 2005 *Physica A* **352** 669
- [ 31 ] Wang B , Wei W , Xu C Q , Wu B 2007 *Computer Science* **34** 17 ( in Chinese ) [ 王 柏、吴 巍、徐超群、吴 斌 2007 计算机科学 **34** 17 ]
- [ 32 ] Ehmman J P , Kamphorst S O , Ruelle D 1987 *Europhysics Letters.* **5** 973

# Complex network community structure of two-phase flow pattern and its statistical characteristics<sup>\*</sup>

Gao Zhong-Ke Jin Ning-De<sup>†</sup>

( School of Electrical Engineering & Automation , Tianjin University , Tianjin 300072 , China )

( Received 8 March 2008 ; revised manuscript received 31 March 2008 )

## Abstract

We extract the flow pattern complex network from the measured data. After detecting the community structure of the network through the community detection algorithm which is based on  $k$ -means clustering , we find that there are three communities in the network , which correspond to the bubble flow , slug flow and churn flow respectively , and the nodes of the network that are connected tightly between two communities correspond to the transitional flow. In this paper , from a new perspective , we not only achieve good identification of flow patterns in gas/liquid two-phase flow based on complex network theory , but also find the characteristics of flow pattern complex network that are sensitive to the flow parameters , which provide reference to the study of dynamic properties of two-phase flow .

**Keywords :** two-phase flow pattern , complex network , community detection algorithm , statistical characteristic of complex network

**PACC :** 0590 , 0547 , 4754

---

<sup>\*</sup> Project supported by the National Natural Science Foundation of China ( Grant Nos. 50674070 , 60374041 ) and Hi-tech Research and Development Program of China ( Grant No. 2007AA06Z231 ).

<sup>†</sup> Corresponding Author. E-mail : ndjin@tju.edu.cn