

研究简报

# 倾斜油水两相流复杂网络社团结构探寻

高忠科, 金宁德

(天津大学电气与自动化工程学院, 天津 300072)

关键词: 倾斜油水两相流; 复杂网络; 流型; 社团结构

中图分类号: TQ 028.8

文献标识码: A

文章编号: 0438-1157 (2009) 10-2467-06

## Complex network community structure detection in inclined oil-water two-phase flow

GAO Zhongke, JIN Ningde

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

**Abstract:** Flow pattern identification is an important issue in multiphase systems. Because of the gravitational component normal to the flow direction, there exists complex water-dominated countercurrent flow patterns in the inclined oil-water two-phase flow, which is difficult to be discerned objectively with traditional nonlinear analysis methods. The inclined oil-water two-phase flow is studied using complex networks, and the flow pattern complex network is constructed with the conductance fluctuating signals measured from oil-water two-phase flow experiments. Hence, a new method based on time-delay embedding and modularity is proposed to construct the network from nonlinear time series. Through detecting the community structure of the resulting network using the community-detection algorithm based on data field theory, useful and interesting results are found, which can be used to identify three inclined oil-water flow patterns. From a new perspective, the complex network theory is introduced to the study of oil-water two-phase flow, and may be a powerful tool for exploring nonlinear time series in practice.

**Key words:** inclined oil-water two-phase flow; complex network; flow pattern; community structure

### 引 言

倾斜油水两相流广泛存在于油井生产及石油储运等石油工业中。在油井动态监测技术中, 油井内生产测井解释建模迫切需要了解倾斜油水两相流流动特性资料, 此外, 斜井内压降预测也强烈依赖流型信息。与垂直上升油水两相流动相比, 倾斜油水

两相流由于受到重力影响, 其流体湍动、相间界面相互作用及相间局部相对运动更为复杂, 其流动结构呈现出高度随机性、不稳定性及多态性。尤其是当倾斜角度偏离垂直方向较大时, 就会产生间歇性的生长或衰减内波 (Kelvin-Helmholtz wave), 其内波结构以及由此引起的沿管径方向局部流速及局部相含率变化规律十分复杂<sup>[1-2]</sup>。早期倾斜油水两

2009-03-12 收到初稿, 2009-06-29 收到修改稿。

联系人: 金宁德。第一作者: 高忠科 (1982-), 男, 博士研究生。

基金项目: 国家自然科学基金项目 (50674070, 60374041); 国家高技术研究发展计划项目 (2007AA06Z231)。

Received date: 2009-03-12.

Corresponding author: Prof. JIN Ningde, ndjin@tju.edu.cn

Foundation item: supported by the National Natural Science Foundation of China (50674070, 60374041) and the High-tech Research and Development Program of China (2007AA06Z231).

相流型研究主要以实验观察方法为主, 并采用统计模型表征倾斜油水两相流动参数之间关系<sup>[3-4]</sup>。随流场局部测量技术的发展, Vigneaux 等<sup>[5]</sup>采用高频阻抗探针测量, 发现了倾斜油水两相流型水率梯度分布与流型密切相关, 并描述了倾斜油水两相流两种主要流型特征: 一是管道上部油相以间歇性的泡群流动, 而在油泡群下部存在水相的局部逆流现象; 二是管道顶部油泡群几乎连续同向快速流动, 而在油泡群下部存在水相的局部逆流。Flores 等<sup>[6]</sup>将管径为 5.08 cm 的倾斜油水两相流分为 7 种流型: 4 种水为连续相流型, 2 种油为连续相流型和 1 种过渡流型。倾斜油水两相流流型演化动力学机理至今尚未十分清楚。

复杂网络理论兴起于 20 世纪 90 年代<sup>[7-8]</sup>, 并在复杂系统相关领域取得了突破性进展<sup>[9-12]</sup>。作为一个全新而有效的工具, 复杂网络不仅可以挖掘包含在时间序列中的重要信息, 同时也可用于研究理论模型所不能精确描述的复杂混沌动力学系统<sup>[13-15]</sup>。两相流是一个复杂混沌系统<sup>[16-18]</sup>, 本课题组先前已采用了多种非线性理论对气液及油水两相流进行了研究<sup>[19-20]</sup>, 采用多尺度混沌递归方法对以水为连续相的流型和过渡流型进行了识别, 但由于方法限制, 对水为连续相中的拟段塞水包油流型 (D O/W PS) 和局部逆流水包油流型 (D O/W CT) 流型辨识仍存在局限性<sup>[20]</sup>。近期研究表明, 复杂网络不仅具有小世界效应和无标度特征, 而且都呈现一种特性——社团结构<sup>[21-22]</sup>, 即整个网络由若干个社团构成, 每个社团内部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。本文采用复杂网络社团结构对水为连续相的拟段塞水包油流型和局部逆流水包油流型流型区分问题进行了进一步研究, 以期探索复杂网络社团结构与流型之间的内在关系。

## 1 流型描述

实验中观察到的水为连续相倾斜油水两相流流型有 D O/W PS 流型、D O/W CT 流型和过渡流型 (TF), 结合 Flores 等<sup>[6]</sup>对倾斜油水两相流流型的定义, 对上述 3 种流型描述如下。

(1) D O/W PS 流型一般出现在水相表观速度及油相表观速度均为低到中等程度的流动范围内。在该流型条件下, 在管道上部油相聚集成间歇性的油泡群并向上运动, 而在管道底部的水相存在逆

流现象。水相局部逆流是由于受到与流体流动方向垂直的重力分量、压力以及黏性力影响造成的, 这也是与垂直油水两相流流型所不同的一种独特流型。

(2) D O/W CT 流型发生在低到中等水相表观速度和中等油相表观速度的流动条件下。在 D O/W PS 流型中, 固定水相流量并逐渐增加油相流量时, 油泡群之间的间隔性将逐渐减弱, 最终在管道顶部形成连续的油泡, 此时, 流型转变为 D O/W CT 流型。该流型中水相在管道底部的局部逆流仍然存在, 并且水相逆流使得离管道顶部较远的油滴也在管道中做局部逆流运动。

(3) 过渡流型也发生在很窄的油相和水相流速范围内, 在 D O/W CT 流型中继续增加油相流量, 将转变到 TF 流型。在该流型下, 原来的油泡聚并成更大的油泡, 由于油泡聚并和重力作用, 大油滴沿轴向和径向伸长, 从而在管道顶部形成一个薄的油层, 在该油层下面出现油相与水相交替为连续相的过程, 而在管道底部则为水包油。

## 2 倾斜油水两相流流型实验数据采集

倾斜油水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。实验管径为 125 mm, 油相流量范围为 0.0057 ~ 0.3306 m · s<sup>-1</sup>, 水相流量范围为 0.0052 ~ 0.3306 m · s<sup>-1</sup>。利用纵向多极阵列电导式传感器<sup>[23]</sup>实现流型特征信息采集, 电导传感器激发频率为 20 kHz, 采样频率为 400 Hz, 每个流动工况测点记录时间为 60 s。

结合 Flores 等<sup>[6]</sup>对倾斜油水两相流流型定义, 实验中观察到水为连续相 D O/W PS 流型、D O/W CT 流型及过渡流型。实验中所观察到的流型可由安装在实验管道上电导探针测量信号特征准确定义。由于实验管径较大及流量上限限制, 本次实验没有观察到 D O/W CC 流型、VFD O/W 流型、D W/O 流型、VFD W/O 流型。本次实验采集了 48 组倾斜油水两相流水包油流型电导波动信号, 并以此构建流型复杂网络。图 1 为 3 种水为连续相的倾斜油水流型电导波动信号, 即 D O/W PS 流型、D O/W CT 流型及过渡流型, 图中  $U_{so}$  和  $U_{sw}$  分别表示油相表观速度和水相表观速度。

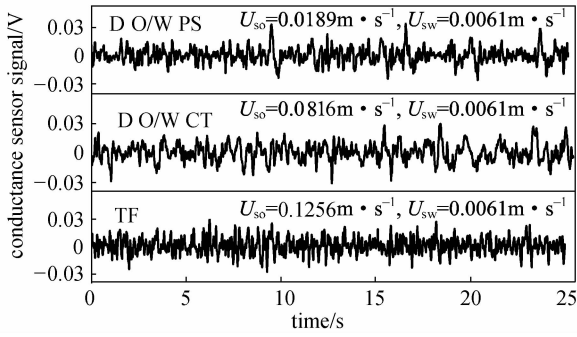


图 1 3 种典型水为连续相的倾斜油水两相流  
流型电导波动信号

Fig. 1 Three typical conductance fluctuating signals  
of water-dominated inclined oil-water flow patterns

### 3 基于电导时间序列波动信号的流型 复杂网络构建

#### 3.1 流型复杂网络构建思想

以不同的油水配比工况为节点，其中工况是指油相与水相流量配比混合后形成的油水两相流动条件。首先，以延迟嵌入方法（time-delay embedding）对电导波动信号进行非线性预处理，即通过 C-C 算法<sup>[24]</sup> 计算出每组电导波动信号的延迟时间  $\tau$ ，并选取使得流型复杂网络模块度<sup>[25]</sup> 最大的  $\tau$  值，对所有电导波动信号进行预处理。在此基础上，分别提取不同流动工况下电导波动信号的特征量，计算各个流动工况间特征量的相关性，并以相关性强度为边构建了流型复杂网络。由特征量构成相关性因子为

$$C_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^L [\mathbf{T}_i(k) - \langle \mathbf{T}_i \rangle] [\mathbf{T}_j(k) - \langle \mathbf{T}_j \rangle]}{\sqrt{\sum_{k=1}^L [\mathbf{T}_i(k) - \langle \mathbf{T}_i \rangle]^2} \sqrt{\sum_{k=1}^L [\mathbf{T}_j(k) - \langle \mathbf{T}_j \rangle]^2}} \quad (1)$$

式中  $\mathbf{T}_i$  为由流动工况  $i$  下所提取的时频域特征量； $L$  为向量维数； $\langle \mathbf{T}_i \rangle = \sum_{k=1}^L \mathbf{T}_i(k)/L$ ， $\langle \mathbf{T}_j \rangle = \sum_{k=1}^L \mathbf{T}_j(k)/L$ 。通过计算不同流动工况下特征量之间的相关性，可以得出一个相关性对称矩阵  $\mathbf{C}$ ，其中每个元素  $C_{ij}$  代表流动工况  $i$  与流动工况  $j$  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  $\mathbf{A}$  满足

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

即当  $\mathbf{C}$  中元素  $C_{ij}$  大于等于阈值  $r_c$  时，就认为流动

工况  $i$  与流动工况  $j$  之间流型相关，流型复杂网络邻近矩阵  $\mathbf{A}$  中相应元素值为 1；反之，则认为两个流动工况之间流型无关，流型复杂网络邻近矩阵  $\mathbf{A}$  中相应元素值为 0。

#### 3.2 电导波动信号特征量提取

本文共提取了时频域内 10 种指标组成特征量。从时域内提取了电导波动信号的最大值、最小值、均值、标准偏差、非对称系数、峭度函数 6 个指标。最大值、最小值能够较好地反映两相导电情况，其幅值也反映了非导电相持率的变化程度，这与流型发展转化密切相关；均值反映了电导波动信号的平均值；标准偏差可反映测量数据的离散度；非对称系数反映了样本围绕均值的非对称程度；峭度函数用于表示样本分布与正态分布的偏离程度。

Darwich 等<sup>[26]</sup> 对气液两相流差压波动测量信号，借助语音信号处理中的线性预测方法，提出了在频域内提取反映两相流流动特性的特征量方法，提取线性预测器中的线性系数则是本文要提取的频域内特征指标。对于本文电导波动信号，取四阶线性预测器，得到表征参数  $a_1$ 、 $a_2$ 、 $a_3$ 、 $a_4$ ，并将其作为频域内的 4 个指标。有关线性预测器系数具体算法见文献 [27]。

#### 3.3 阈值的选取

在说明如何选取阈值  $r_c$  之前，先介绍模块度概念，模块度是 Newman<sup>[25]</sup> 引进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  $\mathbf{E}$ ，其元素  $e_{ij}$  是网络中所有边中连接社团  $i$  的点和社团  $j$  的点的那部分边。矩阵迹  $\text{Tr} \mathbf{E} = \sum_i e_{ij}$  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

$$Q = \sum_i (e_{ij} - a_i^2) = \text{Tr} \mathbf{E} - \|\mathbf{E}^2\| \quad (3)$$

式中  $\|\mathbf{E}^2\|$  表示矩阵  $\mathbf{E}^2$  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  $Q > 0.3$  时，具有相对明显的社团结构<sup>[25]</sup>。

在以相关性为边建立的网络中，阈值选取还没有确定的准则。在本文研究流型复杂网络中，以模块度相对稳定性选取阈值  $r_c$ ，即随着阈值在 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  $r_c$  为最优。本文由 C-C 算法确定了 5 个延迟参数, 各个参数下模块度随阈值的变化如图 2 所示, 当  $r_c$  在 0.97~0.99 内变化时, 其模块度  $Q$  变化相对稳定; 当延迟时间为  $\tau=9\Delta t$  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  $\tau=9\Delta t$ , 此时阈值  $r_c$  为 0.98。

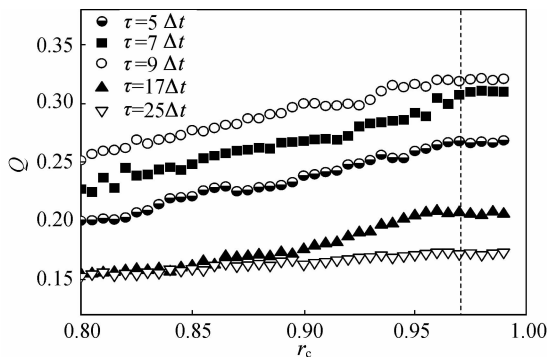


图 2 延迟时间、阈值及模块度之间关系

Fig. 2 Relationship of delay time, threshold value and modularity

## 4 流型复杂网络中的倾斜油水两相流流型辨识

### 4.1 基于数据场理论的社团探寻算法

本文采用基于数据场理论的社团探寻算法分析倾斜油水两相流流型复杂网络, 即通过社团探寻算法寻找流型复杂网络中联系紧密的节点族<sup>[28]</sup>。基于数据场理论的社团探寻算法是将网络中的节点视为空间中具有质量的粒子, 其周围存在一个虚拟作用场, 位于场内的任何其他对象都将受到场力作用, 由此所有对象的联合作用就在空间上确定了一个数据场。此算法依据对象 (节点) 个体之间的势值 (联系强弱程度), 把它们划分到不同的社团, 从而揭示网络社团结构。采用势函数

$$\varphi(x) = \sum_{i=1}^n \varphi_i(x) = \sum_{i=1}^n \left[ m_i \times e^{-\left(\frac{\|x-x_i\|}{\sigma}\right)^2} \right] \quad (4)$$

其中, 节点质量  $m_i$  和  $\sigma$  取常数, 节点间的距离  $\|x_j - x_i\|$  可以取两个节点  $x_j$  与  $x_i$  在网络中的最短路径。势函数式 (4) 用来描述数据场中各对象之间相互作用关系, 可以方便地计算网络节点的影响范围。算法流程如下:

(1) 通过分析网络标准矩阵的多个第一非平凡

特征向量元素分布, 对网络社团数目  $k$  进行判断, 并搜索相应社团中的关键节点, 找到网络中的  $k$  个关键节点, 将这  $k$  个关键节点作为一个集合, 记为  $S$ ;

(2) 把集合  $S$  中节点个数的倒数作为质量, 计算当前节点到  $S$  中每个节点的势值, 把此节点归属于拥有最大势值的  $S$  中的节点;

(3) 如果出现某个节点  $i$  同时属于  $S$  中 2 个或 2 个以上节点时, 计算与节点  $i$  有边相连的所有节点 ( $q_j, j=1, 2, \dots, k_i$ , 其中  $k_i$  为与节点  $i$  有边相连的节点个数即节点  $i$  的度值) 到集合  $S$  中每个节点的势值, 计算与节点  $i$  相连的  $k_i$  个节点到  $S$  中每个节点的势值和, 把节点  $i$  归属于拥有最大势值和的  $S$  中的节点;

(4) 遍历网络中所有节点, 最终将网络划分为  $k$  个社团。

### 4.2 基于流型复杂网络社团结构的流型辨识

基于流型复杂网络社团结构的倾斜油水两相流流型辨识流程如图 3 所示。在已建立的流型复杂网络基础上, 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 4), 从图 4 中可以看出, 该网络存在 3 个大小不同的社团。以基于数据场理论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 绘制其社团结构, 如图 5 所示。

流型复杂网络社团结构图中节点编号代表不同油相与水相流量配比混合后形成的油水两相流流动条件 (流型)。例如, 流动工况 10 是由油相流量为  $U_{so} = 0.0377 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$  及水相流量为  $U_{sw} = 0.0189 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$  配比后形成, 而在此油水流量配比混合后形成的油水两相流流动条件下出现的是 D O/W PS 流型。从图 5 中可以看出, 在本文的流动工况范围内流型复杂网络分别存在着节点个数分别为 30、11、7 的 3 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工况下的油水流量配比情况和在相应流动工况下实验观察对比可知, 社团 a 中节点主要对应于 D O/W PS 流型, 如节点 2 ( $U_{so} = 0.0189 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}, U_{sw} = 0.0061 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ ) 和节点 10 ( $U_{so} = 0.0377 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}, U_{sw} = 0.0189 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ ) 对应流动工况下的流型均为 D O/W PS 流型; 社团 b 中的节点主要对应于 D O/W CT 流型, 如节点 32 ( $U_{so} = 0.0816 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}, U_{sw} = 0.0061 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ ) 和节点 36 ( $U_{so} = 0.2423$

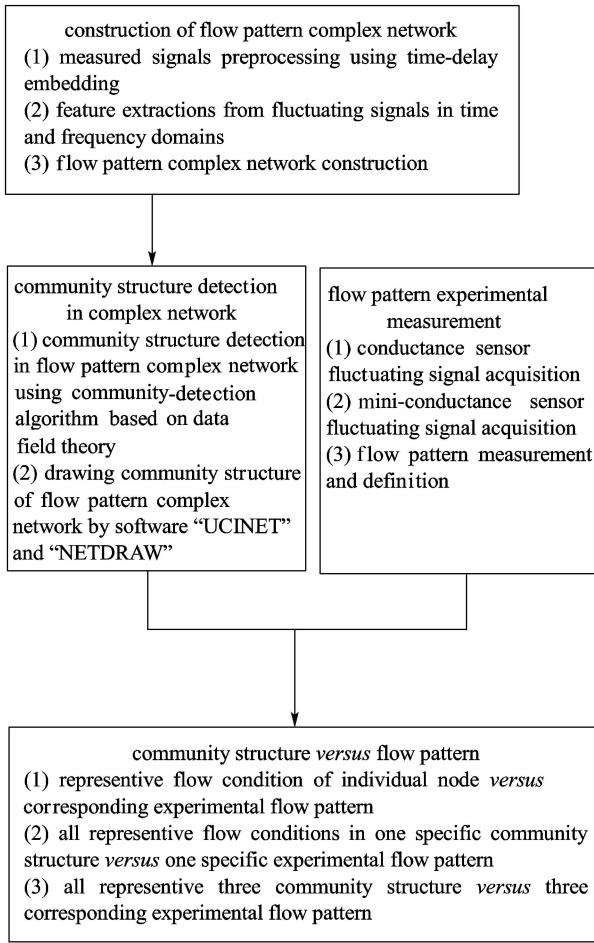


图 3 基于流型复杂网络社团结构的倾斜油水两相流流型辨识流程

Fig. 3 Flow chart for identifying inclined oil-water two-phase flow pattern based on community structure of flow pattern complex network

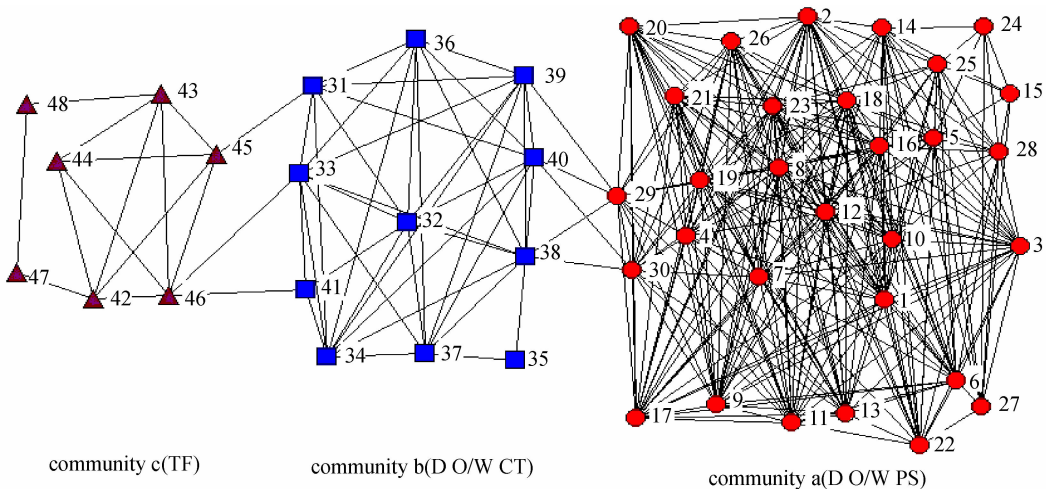


图 5 倾斜油水两相流流型复杂网络社团结构

Fig. 5 Community structure of inclined oil-water flow pattern complex network

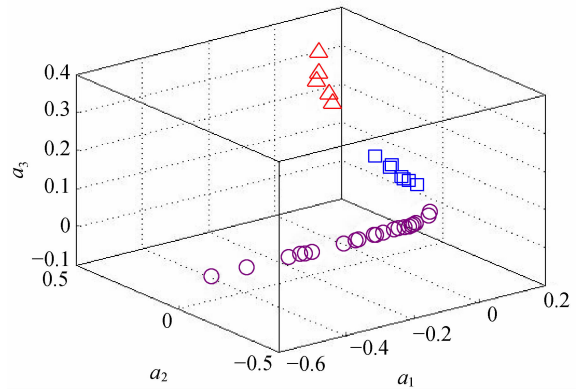


图 4 以 3 个第一非平凡特征向量为坐标各节点相应元素分布

Fig. 4 Components of the first non-trivial eigenvector  $a_1$  plotted versus those of  $a_2$  and  $a_3$

$m \cdot s^{-1}$ ,  $U_{sw} = 0.0698 m \cdot s^{-1}$ ) 对应流动工况下的流型均为 D O/W CT 流型；社团 c 中的节点主要对应于过渡流型，如节点 42 ( $U_{so} = 0.1256 m \cdot s^{-1}$ ,  $U_{sw} = 0.0061 m \cdot s^{-1}$ ) 和节点 48 ( $U_{so} = 0.2875 m \cdot s^{-1}$ ,  $U_{sw} = 0.0703 m \cdot s^{-1}$ ) 对应流动工况下的流型均为过渡流型。通过基于数据场理论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的社团结构，经与实验管道电导探针信号定义的流型对比分析，取得了对水为连续相的 D O/W PS 流型、D O/W CT 流型及过渡流型满意的识别效果。

## 5 结 论

基于倾斜油水两相流电导波动信号，以不同的

油水流量配比流动工况为节点,以每组流动工况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。基于数据场理论的复杂网络社团探寻算法寻找到了该网络中对应于 D O/W PS 流型、D O/W CT 流型和过渡流型的 3 个社团,实现了对这 3 种流型的识别。

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。

## References

- [1] Mobbs S D, Lucas G P. A turbulence model for inclined, bubbly flows. *Applied Scientific Research*, 1993, **51**: 263-268
- [2] Lucas G P. Modelling velocity profiles in inclined multiphase flow to provide a priori information for flow imaging. *The Chemical Engineering Journal*, 1995, **56**: 167-173
- [3] Mukherjee H, Brill J P, Beggs H D. Experimental study of oil-water flow in inclined pipes. *Transactions of the ASME*, 1981, **103**: 56-66
- [4] Hill A D, Oolman T. Production logging tool behavior in two-phase inclined flow. *Journal of Petroleum Technology*, 1982, **34**: 2432-2440
- [5] Vigneaux P, Chenais P, Hulin J P. Liquid-liquid flow in an inclined pipe. *AIChE J.*, 1988, **34**: 781-789
- [6] Flores J G, Chen X T, Sarica C, Brill J P. Characterization of oil-water flow patterns in vertical and deviated wells. *SPE Production & Facilities*, 1999, **14**: 102-109
- [7] Watts D J, Strogatz S H. Collective dynamics of 'small-world' networks. *Nature*, 1998, **393**: 440-442
- [8] Barabási A L, Albert R. Emergence of scaling in random networks. *Science*, 1999, **286**: 509-512
- [9] Adamic L A, Huberman B A. Growth dynamics of the World Wide Web. *Nature*, 1999, **401**: 131
- [10] Jeong H, Tombor B, Albert R, Oltvai Z N, Barabási A L. The large-scale organization of metabolic networks. *Nature*, 2000, **407**: 651-654
- [11] Jeong H, Mason S, Barabási A L, Oltvai Z N. Lethality and centrality in protein networks. *Nature*, 2001, **411**: 41-42
- [12] Cai S M, Jiang Z H, Zhou T, Zhou P L, Yang H J, Wang B H. Scale invariance of human electroencephalogram signals in sleep. *Phys. Rev. E*, 2007, **76**: 061903
- [13] Zhang J, Small M. Complex network from pseudoperiodic time series: topology versus dynamics. *Phys. Rev. Lett.*, 2006, **96**: 238701
- [14] Lacasa L, Luque B, Billesteros F, Luque J, Nuno J C. From time series to complex networks: the visibility graph. *Proc. Natl. Acad. Sci. USA*, 2008, **105**: 4972-4975
- [15] Yang Y, Yang H J. Complex network-based time series analysis. *Physica A*, 2008, **387**: 1381
- [16] Daw C S, Lawkins W F, Downing D J, Clapp N E Jr. Chaotic characteristics of a complex gas-solids flow. *Phys. Rev. A*, 1990, **41**: 1179
- [17] Lawkins W F, Daw C S, Downing D J, Clapp N E Jr. Role of low-pass filtering in the process of attractor reconstruction from experimental chaotic time series. *Phys. Rev. E*, 1993, **47**: 2520-2535
- [18] Daw C S, Finney C E A, Vasudevan M, van Goor N A, Nguyen K, Bruns D D, Kostelich E J, Grebogi C, Ott E, Yorke J A. Self-organization and chaos in a fluidized bed. *Phys. Rev. Lett.*, 1995, **75**: 2308-2311
- [19] Gao Zhongke, Jin Ningde. Flow-pattern identification and nonlinear dynamics of gas-liquid two-phase flow in complex networks. *Phys. Rev. E*, 2009, **79**: 066303
- [20] Zong Y B, Jin N D. Multi-scale recurrence plot analysis of inclined oil-water two-phase flow structure based on conductance fluctuation signals. *European Physical Journal-Special Topics*, 2008, **164** (1): 165-177
- [21] Albert R, Barabási A L. Statistical mechanics of complex networks. *Rev. Mod. Phys.*, 2002, **74**: 47-97
- [22] Newman M E J, Girvan M. Finding and evaluating community structure in networks. *Phys. Rev. E*, 2004, **69**: 026113
- [23] Jin N D, Xin Z, Wang J, Wang Z Y, Jia X H, Chen C P. Design and geometry optimization of a conductivity probe with a vertical multiple electrode array for measuring volume fraction and axial velocity of two-phase flow. *Meas. Sci. Technol.*, 2008, **19**: 045403
- [24] Kim H S, Eykholt R, Salas J D. Nonlinear dynamics, delay times, and embedding windows. *Physica D*, 1999, **127**: 48-60
- [25] Newman M E J. Fast algorithm for detecting community structure in networks. *Phys. Rev. E*, 2004, **69**: 066133
- [26] Darwich T D, Toral H, Archer J S. A software technique for flow-rate measurement in horizontal two-phase flow. *SPE Production Engineering*, 1991, **8**: 265-270
- [27] Makhoul H. Linear prediction: a tutorial review. *Proc. IEEE*, 1975, **63**: 561-580
- [28] Gao Zhongke (高忠科), Jin Ningde (金宁德). Detecting community structure in complex networks based on K-means clustering and data field theory. *Control and Decision* (控制与决策), 2009, **24** (3): 377-382