

气液两相流电导波动信号复杂性 测度分析及其流型表征^{*}

金宁德[†] 董 芳 赵 舒

(天津大学电气与自动化工程学院, 天津 300072)

(2006 年 5 月 4 日收到, 2006 年 6 月 28 日收到修改稿)

为了考察从时间序列提取的复杂性测度与气液两相流型变化之间的关系, 本文首先讨论了三种复杂性测度 (Lempel-Ziv 复杂性、功率谱熵和近似熵) 对周期信号、随机信号、混合随机信号和混沌信号的识别能力, 然后分析了时间序列长度对复杂性计算的影响. 在此基础上, 从实际测量的 80 种垂直上升管中气液两相流电导波动信号中提取了这三种复杂性测度. 结果表明, 三种复杂度对两相流型变化是敏感的. 通过对三种复杂度随两相流流动参数变化规律分析, 可以得到气液两相流动力学结构反演特征, 为揭示气液两相流型转化机理提供了一种有效的辅助诊断工具.

关键词: 气液两相流, Lempel 和 Ziv 复杂性, 功率谱熵, 近似熵

PACC: 0545, 4752

1. 引 言

众所周知, 在石油、化工、核反应堆等领域存在着大量的气液两相流动. 准确识别两相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, 因此准确识别两相流型还相当困难, 尤其是流型转变动力学机理至今尚未十分清楚. 早期两相流型识别方法主要以测量波动信号的统计分析为主^[1-4], 两相流测量信号的功率谱密度及概率密度特征与流型密切相关, 但该方法受两相流流速影响, 且与流体性质、实验条件及传感器选择有关. 随着对两相流流型现象的逐渐认识, 有些学者提出了两相流型转换机理模型^[5-7], 该方法由于不同研究者所依据的流型转化准则不同, 导致基于机理模型预测的流型结果也不尽相同. 近年来, 基于计算机多相湍流数值模拟的流型识别技术有了一定进展^[8,9], 但应用该方法需要较多难测的流场参数, 直接进行流型理论预测和控制还是比较困难的. 两相流是一个复杂的非线性动力学系统, 基于混沌及分形时间序列分析的流型识别研究成果日趋增多^[10-13], 然而这种非线性分

析方法需要相空间嵌入参数的准确选取, 并且信号中的噪声存在对混沌计算结果也有较大影响, 计算耗时也是该方法的不利因素. 近几年, 两相流型辨识的软测量方法有了一定发展^[14-19], 但选择恰当的反映流型信息的特征量及信息融合模型等问题仍有待于进一步探讨.

非线性时间序列的复杂性测度分析, 以计算简便及有效等特点在复杂信号分析领域得到了广泛重视与应用. 20 世纪 60 年代中期 Kolmogorov^[20]提出了“算法复杂性”的概念, 用来描述符号序列的复杂性. 由于 Kolmogorov 复杂性难以计算, Lempel 和 Ziv 提出了有限序列复杂性定义^[21], 并且由 Kaspar 等人提出了随机序列复杂性测度的算法流程^[22]. 1991 年, Pincus^[23]提出了系统复杂性的近似熵测度, 并成功应用于生理信号的非线性分析中. 近年来, 国内有学者将复杂性测度用于复杂系统的动力结构分析^[24-31], 指出了复杂度反映了时序的时空特性, 认为复杂度物理意义可以反映一个时序随着序列长度增加出现新模式的速率. 可以借助复杂性计算反演观测资料的动力学结构. 在多相流研究领域, 也有学者应用算法复杂性、涨落复杂性及近似熵测度对气固流化床压力脉动信号进行了分析表征^[32-34], 指出了流化床内流动特性演

^{*} 国家自然科学基金(批准号: 60374041, 50674070)资助的课题.

[†] E-mail: ndjin@tju.edu.cn

变对复杂性测度参数的变化敏感。

为了探讨复杂性测度与气液两相流流动特性之间关系,本文首先考察了 Lempel-Ziv 复杂性、功率谱熵和近似熵三种复杂性测度对不同随机程度信号计算结果,比较了三种复杂性对周期信号、随机信号、混合随机信号及混沌信号识别能力.在此基础上,对实际测量的垂直上升管中 80 种流动工况气液两相流电导波动信号提取了三种复杂性测度,研究表明基于电导波动信号的复杂性计算结果与气液两相流流型变化密切相关,是诊断与识别气液两相流流型的有效辅助工具。

2. 复杂性测度

2.1. Lempel 和 Ziv 复杂性

Lempel 和 Ziv^[21]在信息理论的研究中对随机序列的复杂性给出了定义,提出了一种容易计算的复杂性度量. Kasper 等^[22]又对 Lempel-Ziv 定义的复杂度进行了研究,提出了随机序列复杂性测度的算法流程。

对于由 $S = \{0, 1\}$ 所产生的有限或无限符号序列,将串 S 的复杂性记为 c 。

首先对 $(0, 1)$ 序列中已形成的一串字符 $S = s_1 s_2 \dots s_r$ 后再加一个或一串字符 $(s_{r+1}$ 或 $s_{r+1} s_{r+2} s_{r+3} \dots s_{r+k})$ 称之为 Q , 两者连接得到 SQ . 令 $SQ\pi$ 表示一串字符 SQ 减去最后一个字符,再看 Q 是否属于 $SQ\pi$ 字符串中已有的“字句”,若有,则把这个字符加在后面称之为“复制”,若没有,称之为“添加”,“添加”时用一个“·”把前后分开,下一步则把“·”前面的所有的字符看成 S , 重复如上步骤。

记号“·”的个数反映了采取添加操作的次数. 如果符号串在上述分析结束时以“·”结束,则记号“·”的个数就等于符号串的复杂性. 否则,将个数加 1 即得复杂性 $\alpha(n)$ 。

根据 Lempel 和 Ziv 的研究,随着 $n \rightarrow \infty$ 复杂性 $\alpha(n)$ 趋向于定值

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \alpha(n) = b(n) = \frac{n}{\ln n}, \tag{1}$$

$b(n)$ 是随机序列的渐近行为,可以用它来使 $\alpha(n)$ 归一化,成为相对“复杂度”

$$\alpha(n) = \frac{\alpha(n)}{b(n)} = \frac{\alpha(n)}{n/\ln n}, \tag{2}$$

通常用这个函数来表达时间序列的复杂性的变化,可以看出完全随机的序列 $\alpha(n)$ 值趋于 1,而有规律

的周期序列 $\alpha(n)$ 趋于 0, Lempel-Ziv 复杂性在某种程度上反映了符号序列的结构特性。

2.2. Lempel 和 Ziv 复杂性的粗粒化问题

在计算序列的 Lempel 和 Ziv 复杂性时,对于非符号型的时间序列 $\{x_1, x_2, \dots, x_m\}$, 运算前需要对它作粗粒化(coarse graining)处理,转换为 $(0, 1)$ 符号序列. 如图 1 所示,一般采用的方法是,计算序列的均值 \bar{x} 取

$$S_i = 1, x_i \geq \bar{x}, \tag{3}$$

$$S_i = 0, x_i < \bar{x}, \tag{4}$$

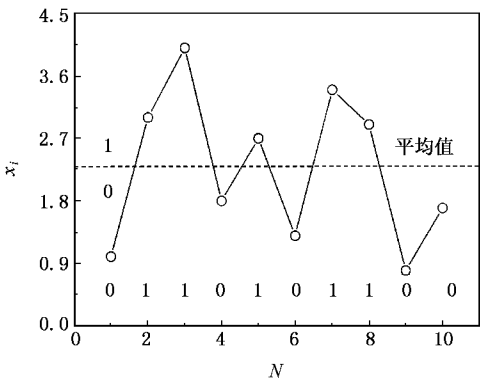


图 1 2 符号均值粗粒化

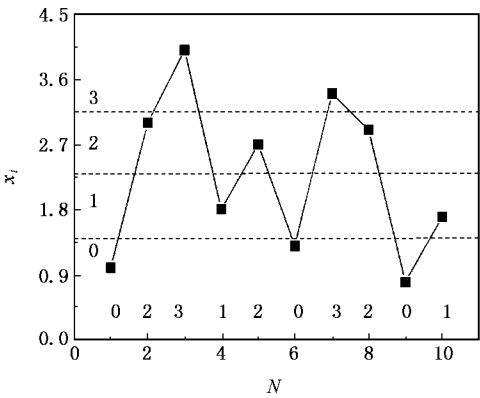


图 2 4 符号均值粗粒化

这种粗粒化处理有可能改变系统的动力学特性, 顾凡及^[35]专门讨论了粗粒化对于复杂度计算的影响. 对于过分粗粒化问题, 我们尝试采用多基数字母表对时间序列进行粗粒化处理, 如将时间序列重构成由 4 种符号 $(0, 1, 2, 3)$ 组成的符号序列(图 2), 可按与 $(0, 1)$ 序列同样的原则计算 $\alpha(n)$ 。

图 1 和图 2 所示是同一个时间序列, 对其进行 2 符号和 4 符号均值粗粒化之后的复杂性 (LZC_2 和

LZC_4)分别为:

0110101100 \rightarrow 0.1.10.1011.00 \rightarrow LZC_2=5(2 符号均值粗粒化复杂性)

0231203201 \rightarrow 0.2.3.1.20.32.01 \rightarrow LZC_4=7(4 符号均值粗粒化复杂性)

可见,采用4符号粗粒化复杂性比2符号粗粒化复杂性要大一些,多符号的刻画能获得更多的细节信息.

2.3. 功率谱熵

熵的概念被引入到动力学系统中描述系统的混乱程度,引入信息熵概念来定量计算系统功率谱的不确定性称为“功率谱熵”^[36].由于FFT变换是目前用得最多的一种谱变换方法,本文采用FFT变换将时域序列变换为频域序列,并用它估计序列的功率谱.设长度为 N 的序列 $x(n)$ 的离散傅里叶变换为 $X(f)$,则其功率谱密度估计为

$$\hat{S}_x(f) = \frac{1}{N} |X(f)|^2, \quad (5)$$

在离散的频率点 $f(k\Delta f)$ 可得

$$\hat{S}_x(k) = \frac{1}{N} |X(k)|^2 = \frac{1}{N} |\text{FFT}[x(n)]|^2, \quad k = 0, 1, \dots, N-1 \quad (6)$$

由于信号从时域变换到频域的过程中能量是守恒的,即

$$\sum x^2(t)\Delta t = \sum |X(f)|^2\Delta f \quad (7)$$

因此, $S = \{S_0, S_1, \dots, S_{N-1}\}$ 可以看作是对原始信号的一种划分,由此可以定义功率谱熵(记做 SE)为

$$SE = - \sum_{i=0}^{N-1} p_i \ln p_i \quad (8)$$

其中, p_i 表示第 i 个功率谱在整个谱中所占的百分比.功率谱熵可以解释为信号在频域上的不确定性的量度,可作为系统复杂性的度量,刻画了时间序列的谱结构情况,信号的能量在整个频率成分上分布越均匀,信号越复杂,不确定性程度也就越大.

2.4. 近似熵

Pincus^[23]从衡量序列复杂性的角度出发,提出了时间序列近似熵(ApEn)计算方法,并成功应用于生理信号的非线性分析中.近似熵定义的是高维空间中相矢量的聚集程度,是从多维角度来计算序列的复杂性,包含了时间模式的信息.对于 N 点的时间序列 $\{u(i)\}$,其近似熵可通过如下步骤得到:

1)将序列 $\{u(i)\}$ 按顺序组成 m 维矢量 $X(i)$,即

$$X(i) = [u(i), u(i+1), \dots, u(i+m-1)], \quad i = 1 \sim N-m+1, \quad (9)$$

2)对每一个 i 值计算矢量 $X(i)$ 与其余矢量 $X(j)$ 之间的距离

$$d[X(i), X(j)] = \max_{k=0 \sim m-1} |u(i+k) - u(j+k)|, \quad k = 0 \sim m-1, \quad (10)$$

3)给定阈值 r ($r > 0$),对每一个 i 值统计 $d[X(i), X(j)] < r$ 的数目及此数目与总的矢量个数 $N-m+1$ 的比值,记作 $C_i^m(r)$,即

$$C_i^m(r) = \{d[X(i), X(j)] < r \text{ 的数目} / (N-m+1)\}, \quad (11)$$

4)先将 $C_i^m(r)$ 取对数,再求其对所有 i 的平均值,记作 $\Phi^m(r)$,即

$$\Phi^m(r) = \frac{1}{N-m+1} \sum_{i=1}^{N-m+1} \ln C_i^m(r), \quad (12)$$

5)再对 $m+1$ 重复(1)–(4)的过程,得到 $\Phi^{m+1}(r)$.

6)最后定义近似熵

$$\text{ApEn}(m, r, N) = \Phi^m(r) - \Phi^{m+1}(r), \quad (13)$$

式中 m 是预先选定的模式维数, r 是预先选定的相似容限.近似熵从多维角度来计算时间序列的复杂性,反映了新模式发生率随维数而增减的情况,因而反映了数据在结构上的复杂性.

3. 三种算法对一些常规信号的识别

为了进一步考察Lempel和Ziv复杂性、功率谱熵及近似熵对不同随机程度信号的识别能力,选取下面序列长度 N 均为1024点的不同信号序列进行复杂性计算.

1)正弦信号 $y_1 = \sin(x)$,采样间隔为 $\pi/32$.

2)正弦信号与白噪声信号的混合序列, $y = y_1 + p \times y_2$,其中 y_1 为正弦序列, y_2 为白噪声序列, p 为随机成分的混入比例,分别取 $p = 0.2, 0.5, 0.7$.

3)由matlab产生的实高斯白噪声序列.

4)Lorenz信号,采用的Lorenz映射方程^[37]为

$$\begin{cases} \frac{dx}{dt} = -10(x-y), \\ \frac{dy}{dt} = -y + 28x - xz, \\ \frac{dz}{dt} = xy - \frac{8}{3}z, \end{cases} \quad (14)$$

取初值(2, 2, 20)开始计算,选取变量 x 的迭代值,去掉前1000点,取后面的1024点生成序列.

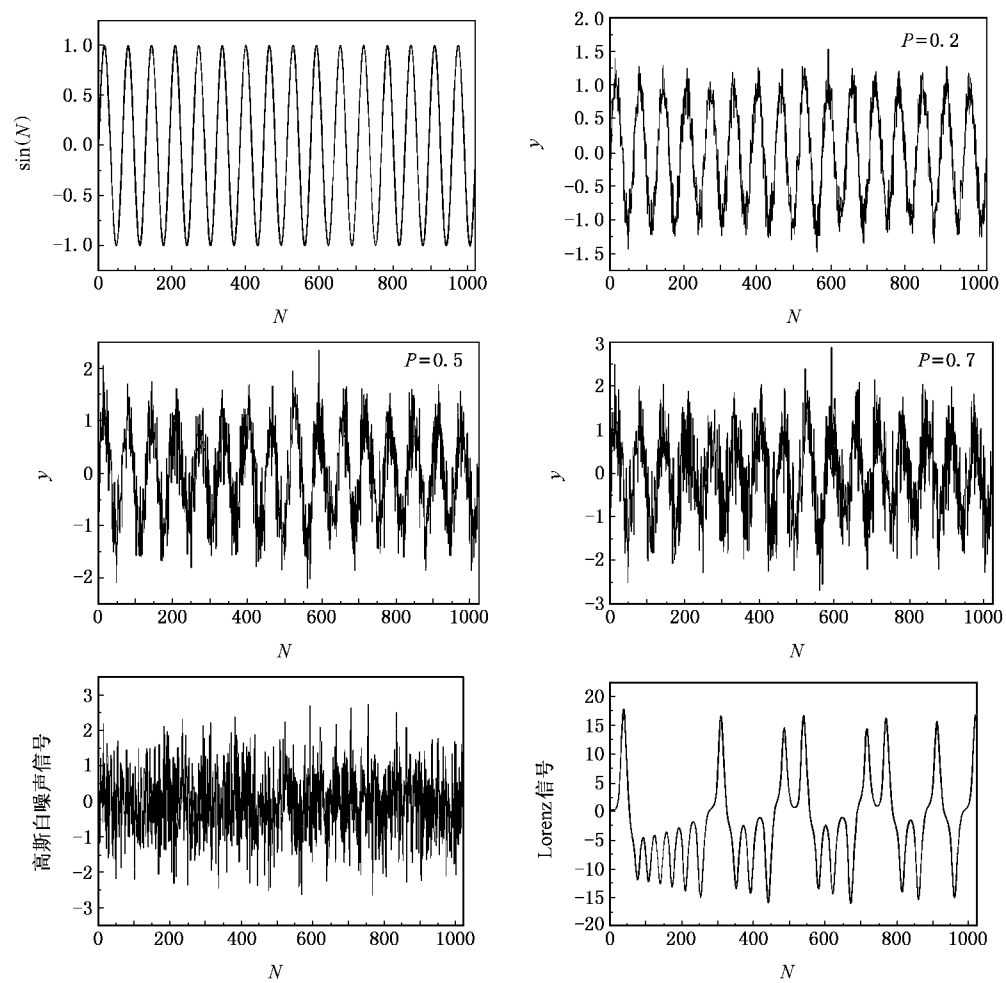


图3 6种不同随机程度的信号

对每种信号用 Lempel 和 Ziv 复杂性、功率谱熵及近似熵进行计算 ,其中 Lempel 和 Ziv 复杂性分别采用 2 符号和 4 符号均值粗粒化 ,近似熵中取 $m = 2$, $r = 0.2 \text{ sd}$ (sd 为时间序列 x_i 的均方差) 结果如表 1 所示 .从表 1 可以看出 ,从周期性的正弦信号到混
合信号再到完全随机的高斯白噪声 ,Lempel 和 Ziv 复杂性、功率谱熵及近似熵的值都是越来越大 ,对于混合信号 ,其复杂度随着其随机成分的增加而增大 ,介于正弦信号和高斯白噪声之间 .Lorenz 信号的 Lempel 和 Ziv 复杂性和近似熵高于周期性的正弦信

表 1 对不同类型信号的 Lempel-Ziv 复杂性、功率谱熵及近似熵计算结果

算法		Lempel 和 Ziv 复杂性		功率谱熵	近似熵
		2 符号均值粗粒化(LZC_2)	4 符号均值粗粒化(LZC_4)	(SE)	(A _p E _n)
信 号	正弦信号	0.039063	0.039063	0.693147	0.259507
	混合信号(P = 0.2)	0.273438	0.527344	1.32541	0.732251
	混合信号(P = 0.5)	0.654297	0.78125	3.10465	1.568774
	混合信号(P = 0.7)	0.800781	0.874023	4.09597	1.631656
	高斯白噪声信号	1.054688	0.986328	6.51401	1.660744
	Lorenz 信号	0.117188	0.166016	3.73771	0.283458

号低于混合信号,其功率谱熵接近混合信号。

综上所述,Lempel 和 Ziv 复杂性、功率谱熵和近似熵均认为周期信号最简单,高斯白噪声序列最复杂,并且能够有效区分不同随机程度的信号,描述了时间序列的演化结构特征。

4. 气液两相电导波动信号复杂性分析

4.1. 实验装置与数据采集

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。实验管径为 125 mm,测试段采用新近研制的纵向多极阵列八电极电导式传感器测量系统,其中包括一对激励电极,一对独立相含率测量电极和两对截面相关流速测量电极(图 4)。由于气水两相流混合液的电导表征值直接反应了相含率大小,而相含率又是反映流型变化的特有指示,所以,采用电导法作为气水两相流流型测量的信息源是具有可信性的。

测量系统由阵列式传感器、激励信号发生电路、信号调理模块、数据采集设备、测量数据分析软件几部分组成。测量系统采用 20 KHz 恒压或恒流正弦波进行激励。采用恒压激励时,激励电压为有效值 1.4 V。信号调理模块主要由差动放大、相敏解调和低通滤波三个模块构成。数据采集选用的是美国国家仪器公司(NI)的产品 PXI 4472 数据采集卡,该数

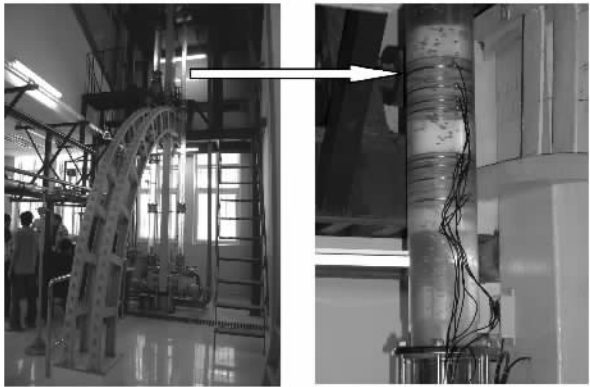


图 4 垂直上升管中气液两相流实验装置及其电导传感器阵列

据采集卡是基于 PXI 总线技术的,一共有八个通道,且具有同步采集的功能。数据处理部分是通过与数据采集卡配套的图形化编程语言 LabVIEW 7.1 实现的,可完成实时显示波形变化、实时存储数据并在线进行相关运算和数据分析等功能。

本次试验介质为空气及自来水,实验方案是先在管道中通入固定的水相流量,然后在管道中逐渐增加气相流量,每完成一次气水两相流配比后,通过目测的方法观察气液两相流流型。本次实验水流量 Q_w 范围为 0.1—100 m³/h,气流量 Q_g 范围为 0.5—100 m³/h。数据采样频率为 400 Hz,每一个测点记录 60 s。图 5 为采集到的五种典型流型的电导波动信号变化,即泡状流(Bubble flow)、泡状流—段塞流过渡(Bubble—Slug flow)、段塞流(Slug flow)、段塞流—混状流过渡(Slug—Churn flow)和混状流(Churn

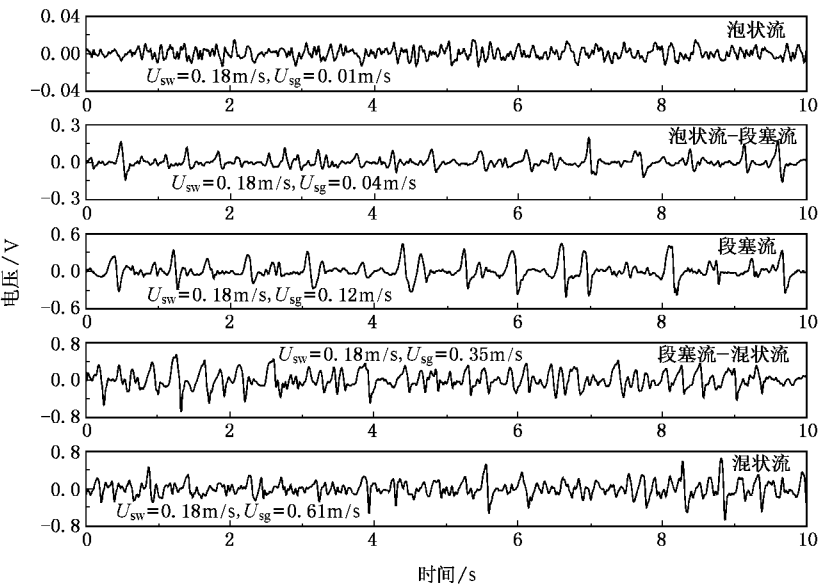


图 5 五种典型气液两相流流型的电导波动信号

flow) 图中 U_{sw} 表示为水相表观速度, U_{sg} 表示为气相表观速度. 实验共采集 80 种流动工况的电导波动信号.

4.2. 五种典型流型电导波动信号的时频域特征分析

设实际信号 $s(t)$ 的 Wigner-Ville 分布(WVD)定义式为

$$W_x(t, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x\left(t + \frac{\tau}{2}\right) x^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right) e^{-j2\pi f\tau} d\tau, \quad (15)$$

或

$$W_x(t, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} X\left(f + \frac{\nu}{2}\right) X^*\left(f - \frac{\nu}{2}\right) e^{-j2\pi\nu t} d\nu, \quad (16)$$

式中, $X(\cdot)$ 是 $x(\cdot)$ 的傅里叶变换, $*$ 表示共轭, $x(t)$ 是实际信号 $s(t)$ 的解析信号, 即, 首先对实际信号 $s(t)$ 作 Hilbert 变换

$$\mathfrak{X}(t) = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{s(\tau)}{\tau - t} d\tau, \quad (17)$$

得到 $s(t)$ 的解析信号

$$x(t) = s(t) + j\hat{s}(t), \quad (18)$$

实际应用中都应连续时间信号 $s(t)$ 离散化成 $s(n)$, 离散 WVD 定义为

$$W(n, k) = 2 \sum_{m=-\frac{(N-1)}{2}}^{\frac{(N-1)}{2}} x(n+m) x^*(n-m) e^{-j4\pi nk/N}, \quad (19)$$

其中, n, k 和 m 是分别对应于连续变量 t, f 和 τ 的离散变量. 显然, 由上述定义式可知, WVD 给出时域信号到时频域的映射, 使得在时频域内对信号进行分析成为可能.

图 6 为对五种典型气液两相流流型电导波动信号的 WVD 处理结果, 由图可知, 泡状流的信号功率很小, 随着气量增加, 信号功率逐渐增加; 泡状流和混状流时电导波动信号的功率在频率轴上分布区域广, 主要分布在 1—6 Hz, 尤其是泡状流频带分布最宽, 段塞流电导波动信号频带为 2—4 Hz, 并且可以明显地可以看出段塞流的气塞与液塞有规律交替出现在不同时刻时所呈现的间歇痕迹; 泡状流-段塞过渡流呈现段塞流频带特征, 并兼有泡状流弥散频带; 段塞流—混状过渡流型主要呈现混状流特征, 但其信号功率最大. 采用 WVD 处理电导波动信号可以较好地由信号功率大小及频带分布来区分气液两相流流型特征.

4.3. 序列长度对复杂性算法的影响

为了验证序列长度对 Lempel 和 Ziv 复杂性、功率谱熵及近似熵三种算法的影响, 取 $U_{sg} = 0.301$ m/s 及 $U_{sw} = 0.051$ m/s 的段塞—混状流过渡的流动工况, 使测量的电导波动信号序列长度从 100 变化到 10000, 其递增步长为 100, 分别计算它们的 2 符号和 4 符号均值粗粒化的 Lempel 和 Ziv 复杂性、功率谱熵及近似熵, 结果如图 7 所示.

图 7(a) 可以看出, 序列长度 N 对 2 符号均值粗粒化的 Lempel 和 Ziv 复杂性影响较大, 序列长度较短时其值波动比较大, 当 $N > 6000$ 时, 值比较稳定. 由图 7(b) 及图 7(d) 看出, 当 $N > 2000$ 时, 序列长度对 4 符号均值粗粒化的 Lempel 和 Ziv 复杂性和近似熵值影响较小, 尤其当 $N > 6000$ 时, 其值更加稳定. 计算功率谱熵采用按时间抽取(DIT)的基-2 FFT 算法将时域序列变换为频域序列, 并用它估计序列的功率谱, 使得序列长度对功率谱熵的影响整体呈现阶梯状, 如图 7(c) 所示, 当 $N > 2048$ 时, 在每个阶梯段里功率谱熵受序列长度影响不大. 本文在实际处理电导波动信号时, 为了减小序列长度对复杂性计算影响, 我们均选取了 6000 个测量数据点.

4.4. 气液两相流测量信号复杂性分析

对采集的 80 种气液两相流电导波动信号, 分别计算了以上三种复杂性. 由图 8—10 所示, 三种复杂性测度整体变化趋势比较一致, 当气相表观速度小于 0.02 m/s 时, 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, 这也与图 8(a) 泡状流所表现出的弥散频带较宽特征相对应; 当气相表观速度大于 0.02 m/s 时, 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, 这也与图 8(c) 段塞流所表现出有规律的间歇频带特征相对应. 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, 这也与图 8(e) 混状流所表现出的弥散频带较宽特征相对应. 可以看出, 三种复杂度对气液两相流流型变

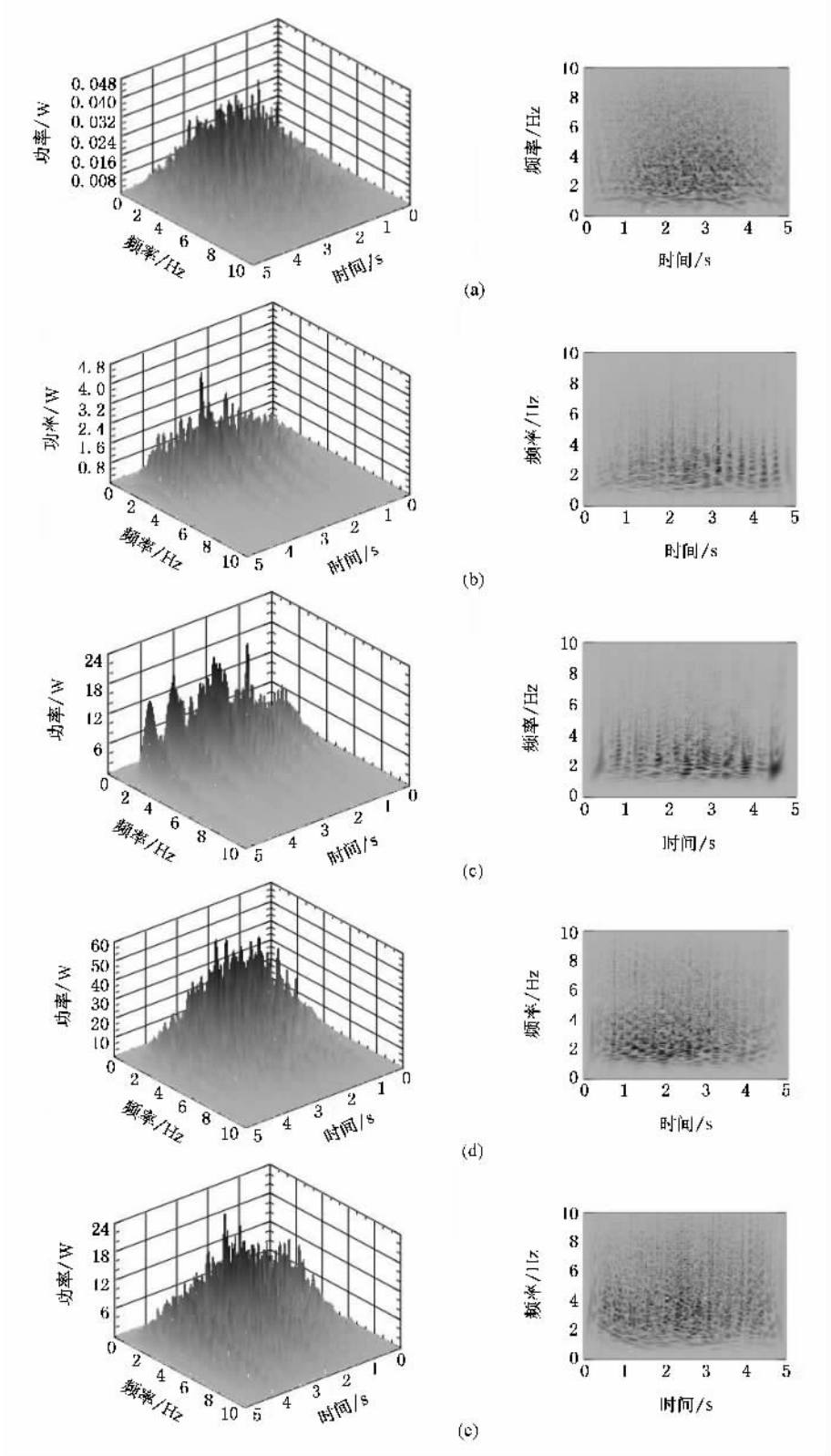


图6 五种不同类型的气液两相流型电导波动信号 WVD 处理结果 (a) 泡状流型电导波动信号 WVD 处理结果 ($U_{sw} = 0.18 \text{ m/s}$, $U_{sg} = 0.01 \text{ m/s}$) (b) 泡状-段塞过渡流型电导波动信号 WVD 处理结果 ($U_{sw} = 0.18 \text{ m/s}$, $U_{sg} = 0.04 \text{ m/s}$) (c) 段塞流型电导波动信号 WVD 处理结果 ($U_{sw} = 0.18 \text{ m/s}$, $U_{sg} = 0.12 \text{ m/s}$) (d) 段塞-混状过渡流型电导波动信号 WVD 处理结果 ($U_{sw} = 0.18 \text{ m/s}$, $U_{sg} = 0.35 \text{ m/s}$) (e) 混状流型电导波动信号 WVD 处理结果 ($U_{sw} = 0.18 \text{ m/s}$, $U_{sg} = 0.61 \text{ m/s}$)

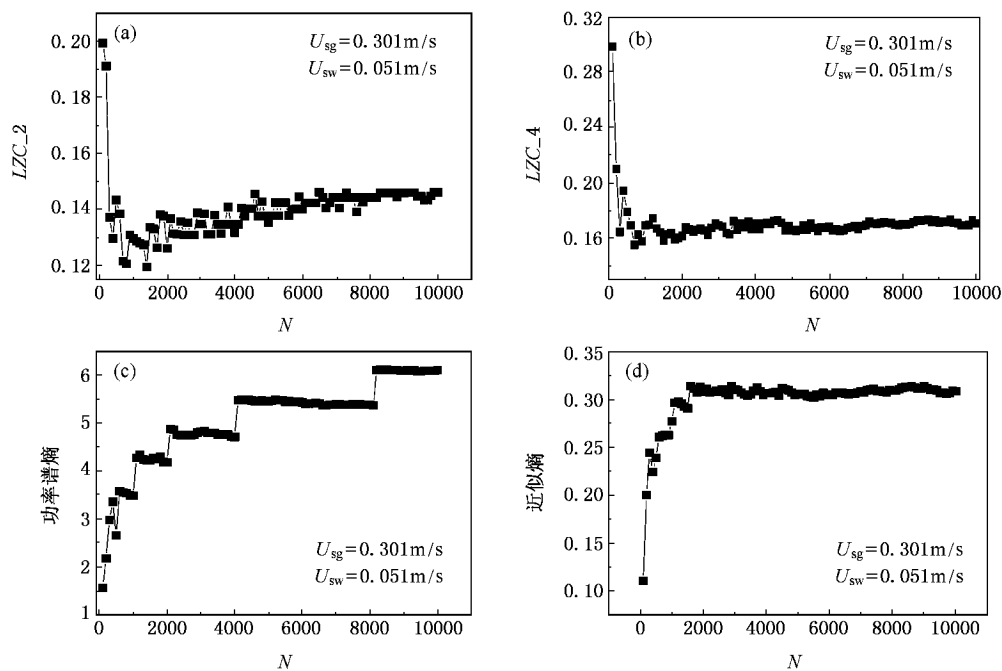


图 7 序列长度对三种复杂性算法的影响

化是敏感的,通过对三种复杂度随两相流流动参数变化规律,可以进一步揭示气液两相流运动特性,

是理解两相流动力学特性的有效辅助诊断工具.

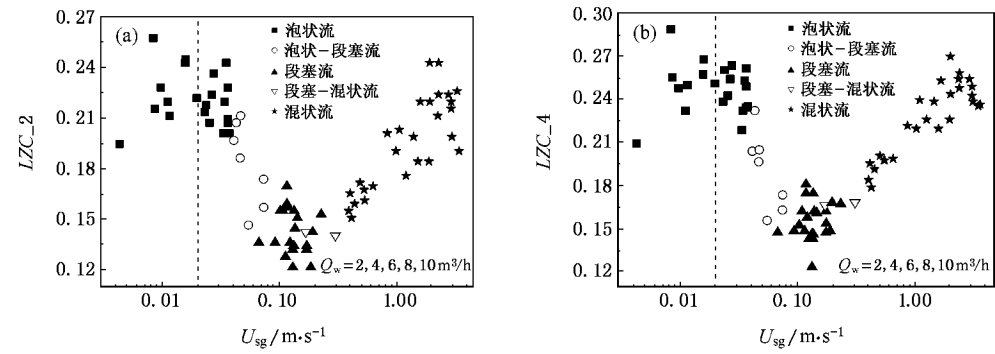


图 8 Lempel 和 Ziv 复杂度与气相表观速度的关系

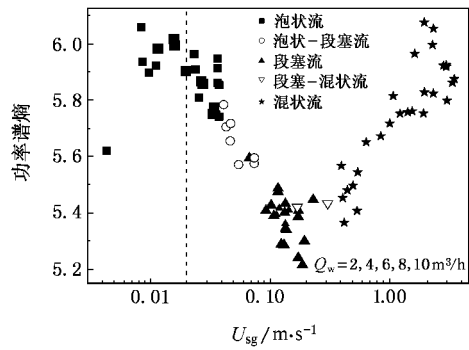


图 9 功率谱熵与气相表观速度的关系

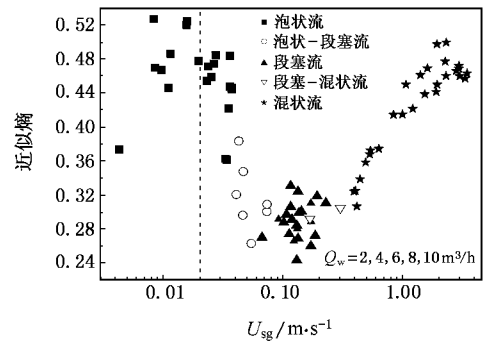


图 10 近似熵与气相表观速度的关系

5. 结 论

1) 从周期性的正弦信号到混合信号再到完全随机的高斯白噪声, Lempel 和 Ziv 复杂性、功率谱熵及近似熵的值都是越来越大, 对于混合信号, 其复杂度随着其随机成分的增加而增大, 介于正弦信号和高斯白噪声之间. Lorenz 信号的 Lempel 和 Ziv 复杂性和近似熵高于周期性的正弦信号低于混合信号,

其功率谱熵接近混合信号. 研究表明: Lempel 和 Ziv 复杂性、功率谱熵和近似熵均认为周期信号最简单, 高斯白噪声序列最复杂, 三种复杂性描述了序列的结构特征, 并且能够有效区分不同随机程度的信号, 是对序列随机程度的描述.

2) 三种复杂度测度对气液两相流流型变化是敏感的, 通过对三种复杂度测度随两相流流动参数变化规律, 可以进一步揭示气液两相流运动特性, 是理解两相流动力学特性的有效辅助诊断工具.

- [1] Hubbard M G , Dukler A E 1966 *Proc of the 1966 Heat Transfer and Fluid Mechanics Institute* ,(Stanford , USA : Stanford University Press) p100
- [2] Jones O C , Zuber N 1975 *Int . J . Multiphase Flow* **2** 273
- [3] Vince M A , Lahey R T 1982 *Int . J . Multiphase Flow* **8** 93
- [4] Tutu N K 1982 *Int . J . Multiphase Flow* **8** 443
- [5] Taitel Y , Bornea D , Dukler A E 1980 *AIChE J* **26** 345
- [6] Mishima K , Ishii M 1984 *Int . J . Heat Mass Transfer* **27** 723
- [7] McQuillan K W , Whalley P B 1985 *Int . J . Multiphase Flow* **11** 161
- [8] Lu Z Q , Zhang X 1994 *Nuclear Engineering Design* **149** 111
- [9] Kalkach-Navarro S , Lahey R T , Dew D A 1994 *Nuclear Engineering Design* **151** 15
- [10] Biage M , Delhaye J M , Nakach R 1989 *AIChE Symposium Series* **85** 274
- [11] Fan L T , Neogi D , Yashima M 1990 *AIChE J* **36** 1529
- [12] Daw C S , Lawkins W F , Downing D J , Calpp N E 1990 *Phys . Rev . A* **41** 1179
- [13] Franca F , Acikgoz M , Lahey R T 1991 *Int . J . Multiphase Flow* **17** 545
- [14] Cai S Q , Toral H , Qiu H H , Archer J S 1994 *Can . J . Chemical Engineering* **72** 440
- [15] Embrechts M , Yapo T C , Lahey R T 1993 *Proceeding of the American Power Conference* Chicago , USA , **1** p860
- [16] Monji H , Matsui G 1998 *ICMF '98* Lyon , France p8
- [17] Bai B F , Guo L J , Chen X J 2000 *J . Chem . Ind . and Eng .* **51** 848 (in Chinese) [白博峰、郭烈锦 2000 化工学报 **51** 848]
- [18] Hervieu E 2002 *ASME Fluids Eng . Div .* **257** 685
- [19] Zhou Y L , Sun B , Lu J 2005 *J . Chem . Ind . and Eng .* **56** 110 (in Chinese) [周云龙、孙 斌、陆 军 2005 化工学报 **56** 110]
- [20] Kolmogorov A N 1965 *Probl . Inf . Trans .* **1** 1
- [21] Lempel A , Ziv J 1976 *IEEE Trans . Inf . Theor .* **IT-22** 75
- [22] Kaspar F , Schuster H G 1987 *Phys . Rev . A* **36** 842
- [23] Pincus S M 1991 *Proc . Natl . Acad . Sci . USA* **88** 2297

- [24] Wu X B , Xu J H 1991 *Acta Biophys . Sin .* **7** 103 (in Chinese) [吴祥宝、徐京华 1991 生物物理学报 **7** 103]
- [25] Tong Q Y , Kong J , Xu J H 1998 *Chin . J . Biomed . Eng .* **17** 222 (in Chinese) [童勤业、孔 军、徐京华 1998 中国生物医学工程学报 **17** 222]
- [26] Zhang H X , Zhu Y S , Niu J H , Tong S B 2000 *Acta Phys . Sin .* **49** 1416 (in Chinese) [张红煊、朱贻盛、牛金海、童善保 2000 物理学报 **49** 1416]
- [27] He D H , Xu J X , Chen Y H 2000 *J . Data Acquisition Processing* **15** 124 (in Chinese) [何岱海、徐健学、陈永红 2000 数据采集与处理 **15** 124]
- [28] Cai J P , Li Z , Song W T 2003 *Acta Phys . Sin .* **52** 1871 (in Chinese) [蔡觉平、李 赞、宋文涛 2003 物理学报 **52** 1871]
- [29] Li J , Ning X B , Wu W , Ma X F 2005 *Chinese Physics* **14** 2428
- [30] Hou W , Feng G L , Gao X Q , Chou J F 2005 *Acta Phys . Sin .* **54** 2441 (in Chinese) [候 威、封国林、高新全、丑纪范 2005 物理学报 **54** 2441]
- [31] Hou W , Feng G L , Dong W J 2005 *Acta Phys . Sin .* **54** 3940 (in Chinese) [候 威、封国林、董文杰 2005 物理学报 **54** 3940]
- [32] Huang P , Chen B C , Huang Y L 2002 *J . Chem . Ind . and Eng .* **53** 1270 (in Chinese) [黄 蓓、陈伯川、黄轶伦 2002 化工学报 **53** 1270]
- [33] Chen B C , Huang P , Huang C Y , Zhen L 2002 *J . Chem Eng of Chinese Univ .* **16** 415 (in Chinese) [陈伯川、黄 蓓、黄春燕、甄玲 2002 高校化学工程学报 **16** 415]
- [34] Lin P , Wang X P , Chen B C , Huang Y L 2004 *J . Chem Eng of Chinese Univ .* **18** 281 (in Chinese) [林 萍、王晓萍、陈伯川、黄轶伦 2004 高校化学工程学报 **18** 281]
- [35] Men X , Shen E H , Gu F J , Qiu Z C 2000 *Acta Biophys . Sin .* **16** 701 (in Chinese) [孟 欣、沈恩华、顾凡及、邱志诚 2000 生物物理学报 **16** 701]
- [36] Rezek I A , Roberts S J 1998 *IEEE Trans . Biomed . Eng .* **45** 1186
- [37] Lorenz E N 1963 *J . Atmos . Sci .* **20** 130

The complexity measure analysis of conductance fluctuation signals of gas-liquid two-phase flow and its flow pattern characterization *

Jin Ning-De[†] Dong Fang Zhao Shu

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

(Received 4 May 2006 ; revised manuscript received 28 June 2006)

Abstract

To discuss the relation between complexity measures extracted from time series and flow pattern transition in gas-liquid two-phase flow , this paper analyzes the recognition capability of three complexity measures , including Lempel-Ziv complexity , spectral entropy and approximate entropy to different signals , such as periodic signal , stochastic signal , mixed stochastic signal and chaotic signal , and then the paper discusses the influence of the length of time series to the algorithms of the three complexity measures . Based on the above studies , we extracted the three complexity measures from eighty conductance fluctuating signals of gas-liquid two phase flow in vertical upward pipe . The results indicate that the three complexity measures are sensitive to the flow pattern transition in gas-liquid two-phase flow . By analyzing the rules of three complexity measures with the changes of gas-liquid two-phase flow parameters , we can get the dynamics structure inversion characters of gas-liquid two-phase flow , and they provide an efficient , supplementary diagnostic tool to reveal the flow pattern transition mechanism of gas-liquid two-phase flow .

Keywords : gas-liquid two-phase flow , Lempel-Ziv complexity , power spectrum entropy , approximate entropy

PACC : 0545 , 4752

* Project supported by the National Natural Science Foundation of China(Grant Nos. 60374041 , 50674070).

[†] E-mail : ndjin@tju.edu.cn