

# 两相流流型多尺度熵及动力学特性分析\*

郑桂波 金宁德†

(天津大学电气与自动化工程学院, 天津 300072)  
(2008 年 10 月 15 日收到, 2008 年 12 月 8 日收到修改稿)

研究了几种典型非线性时间序列的多尺度熵特征,在此基础上分析了由插入式阵列电导传感器采集的 144 种流动条件下的垂直上升气液两相流电导波动信号. 研究表明:利用小尺度下样本熵的变化速率特征可以分辨三种典型流型(泡状流、段塞流、混状流),而大尺度下样本熵的波动特征可以反映各种流型的动力学特性. 泡状流随机可变特性表现为大尺度下样本熵的高值及振荡特征,段塞流气塞与液塞的间歇性运动表现为大尺度下样本熵的低值及平稳性,混状流极不稳定的振荡运动特性表现为介于泡状流及段塞流之间的熵值特点,并在更大尺度时熵值逐渐接近泡状流熵值. 两相流多尺度熵分析有助于进一步理解流型转化动力学特性,多尺度熵值变化速率特征是流型辨识的新指示器.

关键词:样本熵,多尺度熵,气液两相流,动力学特性

PACC: 0545, 0547, 4755K

## 1. 引 言

两相流是一个复杂的非线性动力学系统,相间存在复杂界面效应及相对运动. 目前,理论模型及数值模拟方法尚未完全揭示两相流动力学特性,从一维可测波动信号提取与流型转变密切相关的特征量对进一步认识两相流流动结构动力学特性及流动参数检测具有重要意义.

近年来,采用非线性分析方法研究两相流流型动力学特性的成果日趋增多, Franca 等<sup>[1]</sup>把分形理论用于流型辨识, Daw 等<sup>[2]</sup>通过计算混沌吸引子维数和 Lyapunov 指数对气液两相流流型进行了表征, Jin 等<sup>[3]</sup>用复杂性测度方法对流型特征进行了研究, Annunziato 等<sup>[4]</sup>和 Xiao 等<sup>[5]</sup>用吸引子形态特征量对流型进行了辨识. 对两相流波动信号用非线性方法进行表征分析,对揭示具复杂性、不确定性且很难用数学模型准确描述的两相流流型转化机理是有益的补充与探索,但是,目前非线性时间序列分析算法对序列长度及算法中参数的选择有敏感依赖性,并且得到的计算结果仅为单一非线性表征参数,在反映流型动力学特性细节方面尚存不足. 所以,采用多尺

度非线性分析方法研究两相流流型转化动力学特性是值得探索研究的领域之一.

熵是系统复杂性和规则性的一种测度,自 Pincus 等<sup>[6]</sup>提出近似熵算法后,在生理和医学信号处理领域得到了广泛应用. 但是,近似熵在统计上属于有偏估计,其计算结果与参数选择密切相关,不利于在数据集较小且含有噪声情况下应用. 2000 年, Richman 等<sup>[7,8]</sup>提出了改进的近似熵算法,称之为样本熵. Zhuang 等在生理信号分析中证明了样本熵比近似熵更适合于复杂信号分析<sup>[7-9]</sup>. 2002 年, Costa 等<sup>[10,11]</sup>在样本熵基础上提出了多尺度熵理论,并将其应用于心率变异性(HRV)研究中时,发现多尺度熵比样本熵能更好地解释充血性心力衰竭(CHF)和心房颤动(AF)两种疾病与健康状态之间的差别. Thuraisingham 等<sup>[12]</sup>用同样方法重复了 Costa 等<sup>[10]</sup>对心脏数据的研究,并研究了采样时间及时间尺度对多尺度熵特征的影响,并用 Lorenz 序列加以验证. Bornas 等<sup>[13]</sup>用多尺度熵研究了飞行恐惧症患者的心电图信号,发现恐惧会造成心电图信号熵值及复杂度的降低. Li 等<sup>[14]</sup>用多尺度熵方法研究了 131 年间密西西比河流量变化,认为熵值变化能反映由于人类活动所造成的密西西比河系统复杂性变化,并指

\* 国家自然科学基金(批准号 50674070, 60374041)和国家高技术研究发展计划(863)(批准号 2007AA06Z231)资助的课题.

† E-mail: ndjin@tju.edu.cn

出这种方法有助于中等水文及水动力变化的河流系统研究. Norris 等<sup>[15]</sup>将多尺度熵用于重症监护中预测重症患者死亡率,并建议将多尺度熵方法整合到医疗决策过程中. He 等<sup>[16]</sup>用多尺度熵方法研究了电迁移噪声时间序列,指出此方法能反映电迁移不同阶段的复杂性特征,可以表征电迁移失效过程. Ma 等<sup>[17]</sup>用多尺度熵方法研究了心电图信号的 ST 段,认为多尺度熵的均值,尤其是熵值的波动特征能有效反映心脏的健康状况,对心脏病的早期临床诊断有一定的意义.

尽管多尺度熵分析方法在生理及生物等复杂信号多时空尺度表征方面取得了较大进展,但是,其分析方法大都基于多尺度熵分布模式特征来定性识别复杂研究对象,而在多尺度熵随尺度变化时所表现出的一些不变属性特征量提取方面尚有不足. 本文研究着眼于多尺度熵变化速率及在不同尺度下熵值变化特征两方面,对气液两相流电导波动信号进行了多尺度熵综合分析,以期进一步揭示两相流型转化动力学特性,并基于多尺度熵分析提出一种新的两相流型定量识别准则.

## 2. 多尺度熵理论

### 2.1. 样本熵算法

样本熵(SampEn)是近似熵的改进算法,与近似熵算法的两点主要差别是:首先,样本熵在计算时不包含自身匹配,因为样本熵计算的是产生信息量比率,所以不应计算自身匹配. 其次,样本熵在计算条件概率时没有采用模板匹配方式,它只需一个长度为  $m$  的模板向量,然后通过寻找  $m + 1$  长度匹配的方法来计算熵值,而不需要长度为  $m + 1$  的模板向量.

样本熵具体算法如下<sup>[8]</sup>:

对于一个长度为  $N$  的时间序列  $\{u(j); j = 1, 2, \dots, N\}$ , 可得到  $N - m + 1$  个相空间向量  $X_m(i)$ , 其中  $\{i | 1 \leq i \leq N - m + 1\}$ ,  $X_m(i) = \{u(i + k) | 0 \leq k \leq m - 1\}$  是一个从  $u(i)$  到  $u(i + m - 1)$  的  $m$  个相空间向量. 两个向量对应标量之间的最大距离定义为

$$d[X(i), X(j)] = \max\{|u(i + k) - u(j + k)| | 0 \leq k \leq m - 1\}. \quad (1)$$

计算时只考虑前  $N - m$  个  $m$  长度向量,确保在

$1 \leq i \leq N - m$  范围内  $X_m(i)$  和  $X_{m+1}(i)$  均有定义. 然后,定义  $B_i^m(r)$  为向量  $X_m(j)$  与向量  $X_m(i)$  距离在容限  $r$  范围内的个数的  $(N - m - 1)^{-1}$  倍,其中  $1 \leq j \leq N - m$ , 并且  $j \neq i$  以排除自身匹配.

定义

$$B^m(r) = (N - m)^{-1} \sum_{i=1}^{N-m} B_i^m(r). \quad (2)$$

同理,定义  $A_i^m(r)$  为向量  $X_{m+1}(j)$  与向量  $X_{m+1}(i)$  距离在容限  $r$  范围内的个数的  $(N - m - 1)^{-1}$  倍,其中  $1 \leq j \leq N - m$ , 并且  $j \neq i$ , 有

$$A^m(r) = (N - m)^{-1} \sum_{i=1}^{N-m} A_i^m(r). \quad (3)$$

$B^m(r)$  是两个序列  $m$  点匹配的概率,而  $A^m(r)$  是两个序列  $m + 1$  点匹配的概率.

定义

$$\text{SampEr}(m, r) = \lim_{N \rightarrow \infty} \{-\ln[A^m(r) \setminus B^m(r)]\}. \quad (4)$$

通过统计

$$\text{SampEr}(m, r, N) = -\ln[A^m(r) \setminus B^m(r)]$$

得出,参数  $r$  为容限,  $m$  为模板向量的长度,令

$$B = \{[(N - m - 1) \setminus (N - m)] / 2\} B^m(r), \quad (5)$$

$$A = \{[(N - m - 1) \setminus (N - m)] / 2\} A^m(r). \quad (6)$$

那么  $B$  为  $m$  点匹配的总数,而  $A$  为  $m + 1$  点匹配的总数,注意到  $A/B = [A^m(r) \setminus B^m(r)]$ , 所以,  $\text{SampEr}(m, r, N)$  可表示为  $-\ln(A/B)$ .  $A/B$  正好等于两个序列连续  $m$  点在容限  $r$  范围内,并且下一点仍然在容限  $r$  范围内的条件概率. 与通过模板匹配方式计算概率的近似熵<sup>[8]</sup>相比,样本熵计算的是与整个时间序列关联概率的负对数.

计算过程中,  $A/B$  对应的最小非零条件概率是  $2[(N - m - 1) \setminus (N - m)]^{-1}$ , 因此  $\text{SampEr}(m, r, N)$  的最小统计值为  $\ln(N - m) + \ln(N - m - 1) - \ln 2$  为上界,接近  $\ln(N - m)$  的 2 倍. 也就是说当出现  $A = 0$  或  $B = 0$  时,  $\text{SampEr}(m, r, N)$  应该指定为  $\ln(N - m) + \ln(N - m - 1) - \ln 2$  以避免计算错误.

正因为以上两点改进,样本熵在不同参数下能获得近似熵所无法达到的一致性. 这个一致性是指,如果在参数  $m_1, r_1$  时,序列  $S$  的样本熵小于序列  $T$  的样本熵,那么在参数  $m_2, r_2$  时,序列  $S$  的样本熵也应小于序列  $T$  的样本熵. 也就是说序列  $S$  在一对参数  $m, r$  下表现出比序列  $T$  更好的规则性,那么在其他参数对时也应表现出相同特性,从图形上来说,以  $r$  为自变量的序列  $S$  和  $T$  的样本熵不应出现交叉.

## 2.2. 多尺度熵算法

多尺度熵 (MSE) 计算首先将原始时间序列作粗粒化处理, 然后对各尺度计算其样本熵, 其具体算法如下:

1) 给定一维时间序列  $\{u(i): i = 1, 2, \dots, N\}$ .

2) 构建连续粗粒化的时间序列. 当尺度为 1 时, 序列为原始时间序列  $\{u(i): i = 1, 2, \dots, N\}$ ; 当尺度为  $\tau$  时, 序列粗粒化为  $\{y^\tau(j): j = 1, 2, \dots, N/\tau\}$ , 其中

$$y^\tau(j) = \frac{1}{\tau} \sum_{i=(j-1)\tau+1}^{j\tau} u(i), 1 \leq j \leq N/\tau. \quad (7)$$

3) 容限  $r$  取原时间序列标准差 (SD) 的 0.1—0.25 倍, 计算粗粒化后各个尺度对应时间序列的样本熵值, 即为多尺度熵.

值得注意的是, 多尺度熵的  $r$  值是取原始时间序列的标准差的 0.1—0.25 倍<sup>[10]</sup>, 因此多尺度熵并不等同于粗粒化后分别计算其样本熵<sup>[18,19]</sup>, 这也正是多尺度熵可以在多个尺度上反映系统复杂性的原因.

## 2.3. 典型信号多尺度熵分析

图 1 为包含高斯白噪声及  $1/f$  噪声在内几种典型时间序列的多尺度熵特征. 几种时间序列的产生条件如下:

1) Logistic 映射

$$x_{n+1} = ax_n(1 - x_n), a = 3.9, x_0 = 0.4. \quad (8)$$

2) Henon 映射

$$x_{n+1} = 1 - \alpha x_n^2 + y_n,$$

$$y_{n+1} = \beta x_n,$$

$$\alpha = 1.4, \beta = 0.3, x_0 = 0, y_0 = 0. \quad (9)$$

3) Lorenz 方程

$$\frac{dx}{dt} = -\sigma x + \sigma y,$$

$$\frac{dy}{dt} = rx - y - xz,$$

$$\frac{dz}{dt} = -bz + xy, \quad (10)$$

其中  $\sigma = 16, r = 45.92, b = 4$ , 初值条件为  $x = -1, y = 0, z = 1$ .

4) 正弦信号

$$y = 3\sin x. \quad (11)$$

从图中看出在尺度为 1 时, 白噪声的熵值要比  $1/f$  噪声高; 当尺度增加到大于 5 时,  $1/f$  噪声的熵值

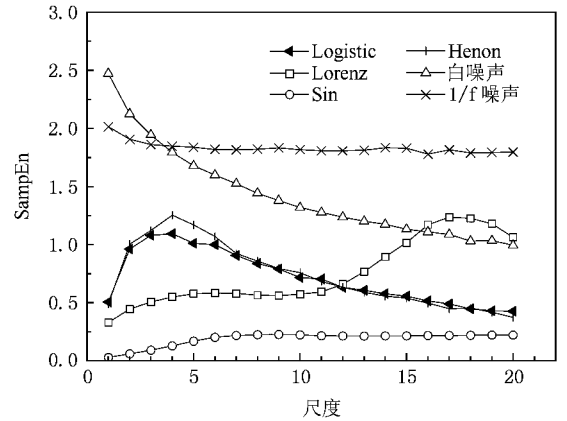


图 1 各种典型信号时间序列多尺度熵

开始比白噪声高, 随着尺度增加, 白噪声的熵值单调下降, 而  $1/f$  噪声的熵值基本保持恒定, 这与  $1/f$  噪声在多个尺度上都包含着复杂结构的特征相一致, 并与 Costa 等<sup>[10]</sup> 所阐述特征相同. Henon 映射和 Logistic 映射序列的样本熵整体上具有相似性, 在前四个尺度上呈现上升趋势, 而在第四尺度之后表现为缓慢下降趋势. 如果仅用样本熵就无法区分这两个序列, 因为第一尺度 (原始序列样本熵) 熵值非常接近, 而用多尺度熵方法可以看出这两个序列在 4 至 6 尺度上存在明显差异, 这样便能区分这两个序列, 这也证明了多尺度熵方法在分析复杂时间序列上比样本熵方法更具有优势, 它能从不同的时空尺度来展现序列的细节特征. 与 Henon 和 Logistic 映射不同, Lorenz 序列的样本熵在不同尺度段表现出不同的变化趋势, 如在前 5 个尺度上有平缓上升趋势, 5 至 10 尺度的熵值基本保持不变, 但从第 11 尺度开始至第 17 尺度其熵值又开始快速增大, 而从第 18 尺度开始 Lorenz 序列的熵值又逐渐减小. 由此可以看出, Lorenz 序列具有更高的复杂度. 从这三个混沌时间序列的多尺度熵特征之间存在的差异说明多尺度熵可以用来研究混沌时间序列的确定性. 而正弦信号的样本熵保持在较低熵值, 且第 7 个尺度以后几乎保持不变, 这一点与正弦信号具有周期性及其规则性的特征是一致的, 也证明了多尺度熵可用来表征不同时间序列的复杂性, 可作为分析复杂时间序列确定性的工具.

图 2 所示为不同序列长度下高斯白噪声的多尺度熵. 从图中可以看出 5000 点、10000 点、20000 点及 30000 点的高斯白噪声序列的多尺度熵仅有很小差异. 这说明了多尺度熵在序列长度选择上的不敏感

性,这个特性对不能采集大量数据的实验环境及提高运算速度有着重要意义.

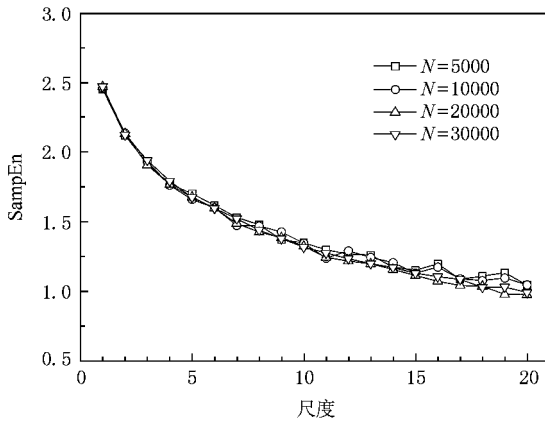


图2 不同序列长度的高斯白噪声多尺度熵

图3为一个段塞流流动条件下在不同序列长度时计算得出的多尺度熵特征图,序列长度分别为8000,10000,14000,16000,从图中可以序列长度对指定条件的多尺度熵特征影响很小,并且4个长度下序列的多尺度熵曲线变化趋势始终保持一致,如第12尺度时均出现向下波动,15,16及19,20尺度也同时出现轻微波动趋势,充分证明了多尺度熵在序列长度上的鲁棒性.尽管序列长度可以尽量短,但必须保证所选择序列段能完全反映原始信号的演化过程,所以本文研究中序列长度均选择为8000点,这样既保证了计算速度,又能完整展现原始信号特征.

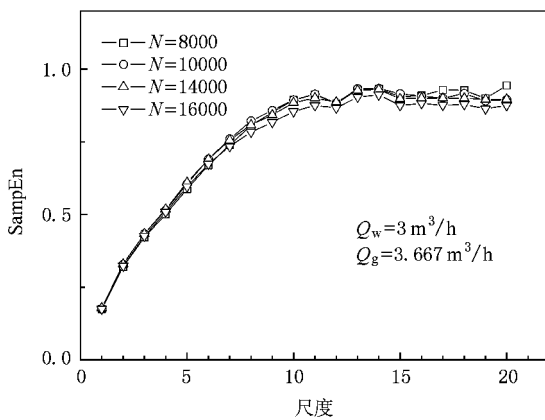


图3 段塞流流动条件下不同序列长度多尺度熵

### 3. 气液两相流电导波动信号采集

垂直上升管中气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.整个测量系统由插入式电导传感器(图4所示)、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恒压正弦信号进行激励,激励电压有效值为1.0 V.信号调理模块主要由差动放大、相敏解调和低通滤波3个部分构成.数据采集选用美国国家仪器公司的PXI4472数据采集卡,共有8个通道,且具有同步采集的功能.数据处理部分通过与数据采集卡配套的图形化编程语言LABVIEW实现,可完成实时波形显示、实时存储数据等功能.

实验介质为空气及自来水,实验时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,等出现稳定流型后记录电导传感器输出的波动信号.本次实验水相流量 $Q_w$ 范围为1—11.9 m<sup>3</sup>/h,气相总流量 $Q_g$ 范围为0.5—65 m<sup>3</sup>/h.电导信号采样频率为400 Hz,每种流动条件记录50 s,共采集20000个数据点.实验共采集了144种气水两相流流动条件的测量数据,共观察到泡状流(Bubble)、段塞流(Slug)、混状流(Churn)三种流型,图5为水相流量为3 m<sup>3</sup>/h时,几种气相流量下不同流型的典型电导波动信号.

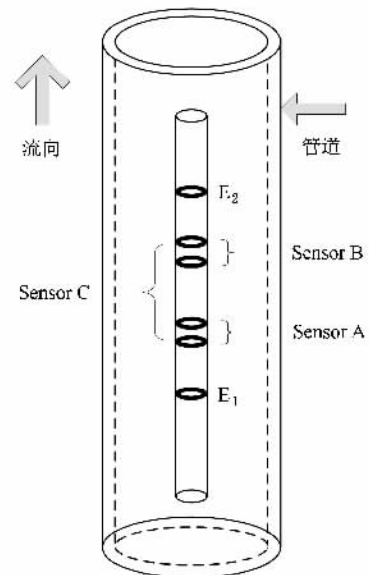


图4 两相流电导传感器阵列示意图(Sensor A为上游相关电极, Sensor B为下游相关电极, Sensor C为相含率电极, E<sub>1</sub>和E<sub>2</sub>构成激励电极,管道内径为125 mm,仪器外径为28 mm)

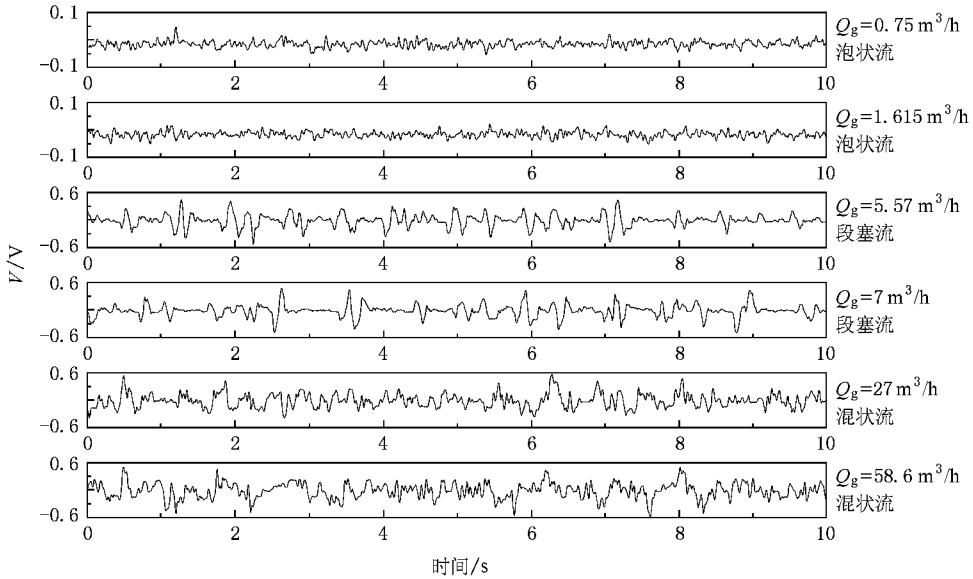


图5 水相流量  $Q_w$  为  $3 \text{ m}^3/\text{h}$  时不同气相流量的典型电导波动信号

#### 4. 两相流多尺度熵及动力学特性

在气液两相流的多尺度熵的分析中,  $r$  取原始时间序列标准差的 0.15 倍, 序列匹配长度  $m$  取为 2, 最大粗粒化尺度为 20, 数据长度为 8000 点。

图 6 和图 7 分别为水相流量  $Q_w$  为  $3 \text{ m}^3/\text{h}$  和  $7 \text{ m}^3/\text{h}$  时不同气相流量下波动信号的多尺度熵计算结果。从图中可以看出两种水相流量下的多尺度熵特征非常相似, 但三种流型的熵值随着尺度的增加其变化趋势有很大差异。整体上来说泡状流的熵值

最高, 混状流次之, 段塞流最低。从各个尺度的细节上看, 前 6 个尺度上三种流型的熵值增长速率存在明显差异, 其中泡状流的增长速率最高, 段塞流最低, 第 6 尺度以后, 随着尺度的增加泡状流的熵值逐渐趋于平稳, 平稳中伴随着小幅振荡, 并且有较小的降低趋势; 段塞流在第 8 尺度之后熵值趋于平稳, 但没有明显的下降趋势及振荡现象, 并且其熵值始终为三种流型的最小值; 混状流的熵值随尺度增加呈现逐渐增加趋势, 并逐渐接近泡状流的熵值, 并且也伴随着小幅振荡现象, 但振荡幅度远不及泡状流。各流型的多尺度熵所表现的特征正是各流型演化特征

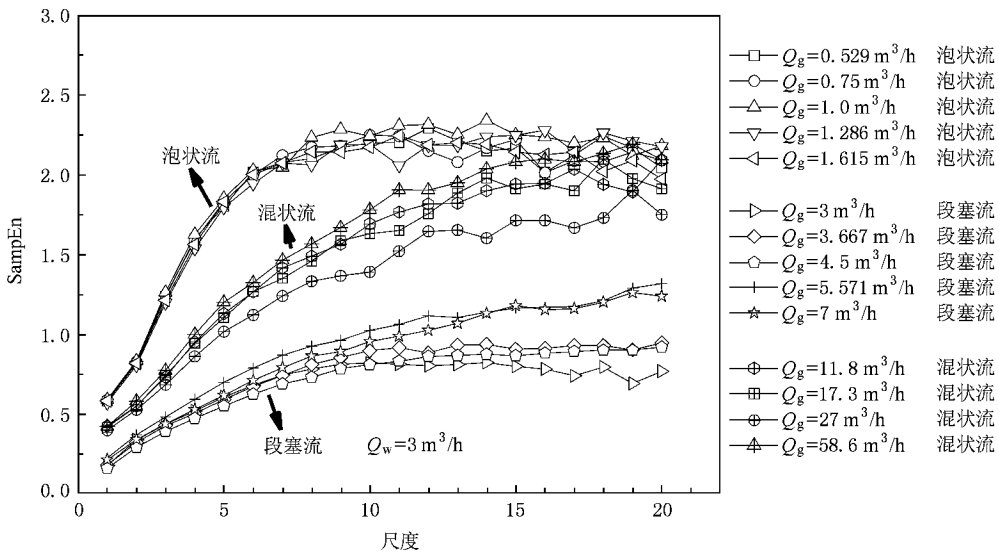


图6 水相流量  $Q_w$  为  $3 \text{ m}^3/\text{h}$  时不同气相流量下电导波动信号多尺度熵

的反映:泡状流中气泡运动轨迹非常随机复杂,总体表现为气泡群在管中随液相一起上升状态,信号类似于随机信号,所以表现为较高熵值;而段塞流中气塞与液塞有规律地交替变化使得电导波动信号具有一定的周期性,所以其熵值最低;对于混状流,当气塞驱动液相作上升运动时,由于重力作用,使得气塞

周围的液相向下脱落,并与下一时刻来流产生冲击与振荡,气塞被击碎后的混状流湍动现象非常剧烈,呈现气相与液相上下振荡的随机流动现象,与泡状流类似,但不像泡状流那么随机,所以会出现介于泡状流和段塞流之间的熵值,并且在高尺度时出现与泡状流熵值接近的情形。

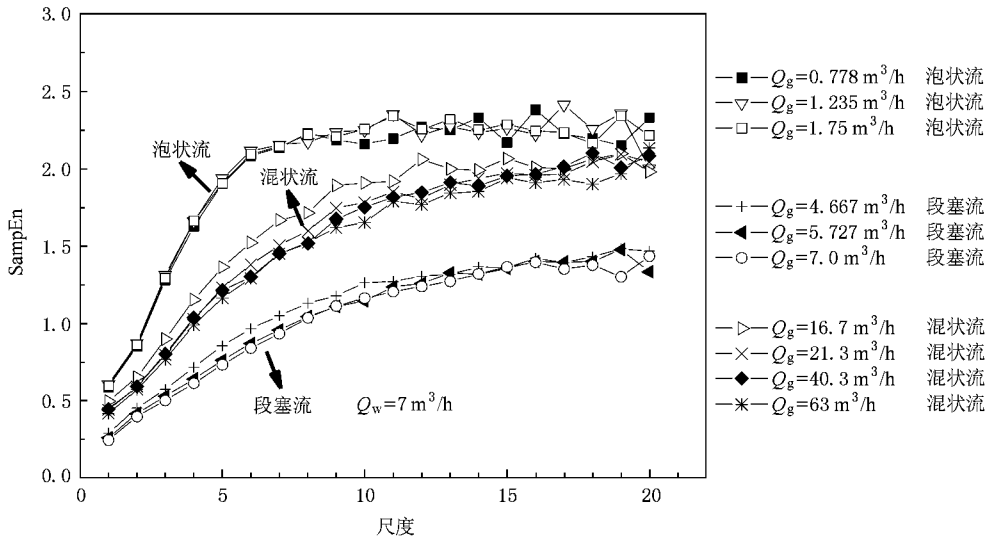


图 7 水相流量  $Q_w$  为  $7 \text{ m}^3/\text{h}$  时不同气相流量下电导波动信号多尺度熵

### 5. 两相流流型分类

从图 6 和图 7 所示的两种水相流量下不同气相流量下波动信号的多尺度熵特征分析可知多尺度熵可以在不同尺度上很好地揭示泡状流、段塞流及混状流动力学复杂性,并能很好区分这三种流型.仔细观察这两幅图可以发现这三种流型的熵值趋于相对稳定之前,不同流型熵值的增长速率有很大差异,同一流型的熵值增长速率差别不大,且在第 6 尺度之前保持近似线性增长.这种不同流型的多尺度熵增长速率差异可以作为区分不同流型的准则.熵值的增长速率反映在曲线上便是其斜率,对前 6 个尺度熵值进行线性拟合得到其斜率,也就是样本熵的增长速率,本文将其定义为多尺度熵率(Rate of MSE).

图 8 显示了各个流动条件下的多尺度熵率分布情况,由图中可以看出三种流型的多尺度熵率有较大差别,其中泡状流的多尺度熵率位于 0.27—0.4 之间,段塞流的多尺度熵率基本上位于 0.15 以下,混状流的多尺度熵率位于 0.15—0.25 之间.从图中两条分界线所划的分区域来看,144 种条件点只有

一个段塞流流动条件点位于混状流区域,流型分类正确率达到 99% 以上。

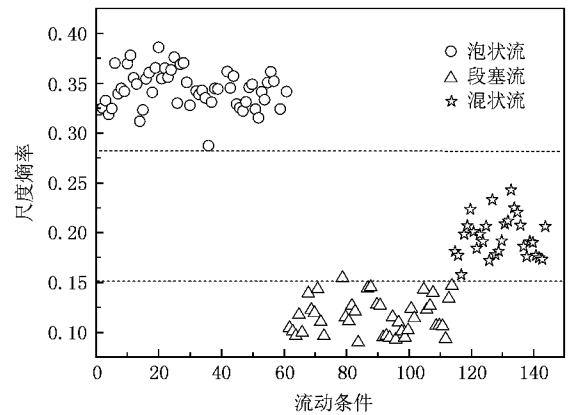


图 8 基于多尺度熵率的 144 种流动条件下的流型辨识

### 6. 结 论

多尺度熵作为一种非线性分析方法可以在多个尺度上表征信号的复杂性,并且对序列长度有较好的鲁棒性.在气液两相流波动信号上的应用表明多尺度熵可以在不同尺度上揭示泡状流、段塞流及混

状流的动力学复杂性,从其多尺度熵整体特征可以看出泡状流的复杂性最高,混状流其次,段塞流最低.不同流型的多尺度熵曲线在不同尺度下所表现出的独特的变化趋势也从细节上反映了各流型的动力学复杂性间的差异,进一步证明了多尺度熵在分析复杂时间序列时所具有的优越性,即它既能从整体上反映其动力学特征,又能从细节上揭示其演化

特征.在气液两相流多尺度熵表现出的不同变化趋势基础上,提出了多尺度熵率,并可以较好地区分三种典型流型,为垂直上升管中气液两相流型提供了一种新的辨识准则.

多尺度熵分析应用于其他多相流型识别领域,以及其他模式识别领域的拓展,也将是有益的探索.

- 
- [ 1 ] Franca F ,Acikgoz M ,Lahey R T *et al* 1991 *Int. J. Multiphase Flow* **17** 545
- [ 2 ] Daw C S ,Lawkins W F ,Downing D J *et al* 1990 *Phys. Rev. A* **41** 1179
- [ 3 ] Jin N D ,Dong F ,Zhao S 2007 *Acta Phys. Sin.* **56** 720 ( in Chinese )[ 金宁德、董芳、赵舒 2007 物理学报 **56** 720 ]
- [ 4 ] Annunziato M ,Abarbanel H D I 1999 *Proc. Int. Conf. Soft Computing Genova ,Italy*
- [ 5 ] Xiao N ,Jin N D 2007 *Acta Phys. Sin.* **56** 5149 ( in Chinese ) [ 肖楠、金宁德 2007 物理学报 **56** 5149 ]
- [ 6 ] Pincus S M 1991 *Proc. Natl. Acad. Sci. USA* **88** 2297
- [ 7 ] Richman J S ,Moorman J R 2000 *Biophys. J.* **78** 218
- [ 8 ] Richman J S ,Moorman J R 2000 *Am. J. Physiol. Heart Circ. Physiol.* **278** 2039
- [ 9 ] Zhuang J J ,Ning X B ,Zou M *et al* 2008 *Acta Phys. Sin.* **57** 2805 ( in Chinese )[ 庄建军、宁新宝、邹鸣等 2008 物理学报 **57** 2805 ]
- [ 10 ] Costa M ,Goldberger A L ,Peng C K 2002 *Phys. Rev. Lett.* **89** 068102
- [ 11 ] Costa M ,Goldberger A L ,Peng C K 2005 *Phys. Rev. E* **71** 021906
- [ 12 ] Thuraisingham R A ,Gottwald G A 2006 *Phys. Stat. Mech. Appl.* **366** 323
- [ 13 ] Bornas X ,Llabr J ,Noguera M *et al* 2006 *Biol. Psychol.* **73** 272
- [ 14 ] Li Z W ,Zhang Y K 2008 *Stoch. Environ. Res. Risk. Assess.* **22** 507
- [ 15 ] Norris P R ,Stein P K ,Morris J J 2008 *J. Crit. Care.* **23** 399
- [ 16 ] He L ,Du L ,Zhuang Y Q *et al* 2008 *Acta Phys. Sin.* **57** 6545 ( in Chinese )[ 何亮、杜磊、庄奕琪等 2008 物理学报 **57** 6545 ]
- [ 17 ] Ma Q L ,Wang J 2008 *Chin. Phys. B* **17** 4424
- [ 18 ] Nikulin V V ,Brismar T 2004 *Phys. Rev. Lett.* **92** 089803
- [ 19 ] Costa M ,Goldberger A L ,Peng C K 2004 *Phys. Rev. Lett.* **92** 089804

# Multiscale entropy and dynamic characteristics of two-phase flow patterns<sup>\*</sup>

Zheng Gui-Bo Jin Ning-De<sup>†</sup>

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

( Received 15 October 2008 ; revised manuscript received 8 December 2008 )

## Abstract

Multiscale entropy is a new method to analyze nonlinear time series on multiple temporal and spatial scales. Firstly, multiscale entropy characteristics of several typical nonlinear series were studied, and then based on this, the fluctuant conductance signals of 144 two-phase flow conditions were analyzed, which were collected by using array conductance sensors in upward vertical gas-liquid two-phase flow. The results indicated that the changing rate of sample entropy at small scales could be used to classify the three typical flow patterns ( bubble flow, slug flow and churn flow ), and the fluctuation of sample entropy of large scales reflected the dynamic characteristics of each flow pattern. The stochastic characteristic of bubble flow was shown as higher and oscillating sample entropy at large scales; the intermittence of gas slug and liquid slug of slug flow was represented as lower and stable sample entropy of large scales; the unstable and oscillating characteristics of churn flow behaved as the entropy between that of bubble flow and slug flow, and the entropy closed to that of bubble at larger scales. The multiscale entropy analysis of two-phase flow is helpful for understanding the dynamic characteristics of flow pattern transition, and the rate of multiscale entropy is a new indicator of flow pattern identification.

**Keywords** : sample entropy , multiscale entropy , gas-liquid two-phase flow , dynamic characteristic

**PACC** : 0545 , 0547 , 4755K

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

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