

汽(气)液两相流流型在线识别的研究进展*

白博峰 郭烈锦 赵亮

西安交通大学动力工程多相流国家重点实验室, 西安 710049

摘要 综述了根据参数波动过程实现气液两相流流型在线识别的最新研究成果, 内容包括两相流参数波动的产生机理, 小波分析的应用, 两相流参数波动过程的特征提取和特征分析, 流型在线识别的特点及各种实现方法等. 重点介绍了两相流参数波动过程的统计和非线性特征分析及其与流型之间的关系. 深入讨论了流型神经网络识别方法及其存在的问题. 从波动参数的选择、数理解释、流型识别方法等不同方面对研究进展进行了讨论.

关键词 两相流, 流型, 识别, 非线性, 神经网络

1 引言

两相流动现象广泛存在于自然界和许多工业过程中. 两相流动介质的分布状况, 即流型, 极大地影响着两相流动压力损失和传热传质等特性, 同时影响着流动参数的准确测量以及流动系统的运行特性. 例如压力的波动与被输送的多相流混合物相互作用会产生管路的强烈振动现象. 因此研究汽(气)液两相流型的自动识别不仅具有重要的工业应用价值和学术价值, 而且它能够与相关工业的安全与自动化生产、管路系统的设计与运行、多相流量计量的开发等提供重要的技术支持. 传统的流型判断方法主要有两类: 一类是采用实验方法作出流型图, 例如采用可视化方法、射线衰减法、接触式探针法等; 另一类是根据对流型转变机理得到转变关系式, 利用现场的流动参数来确定具体的流型^[1~3]. 由于应用流型图和流型转变公式时必须用到一些流动参数(如流量、干度等), 而这些参数的测量十分困难, 并且还是生产中需要解决的一个主要内容; 此外流型图是在基于稳态流型转变的假设下用实验方法获得的, 而生产现场的流动条件千差万别, 很难与流型图的适用条件相同, 目前的流型图和流型转变准则还只能作为一种定性判别的手段^[4,5]. 图1以 McQuillan & Whalley^[2] 和 Mishima & Ishii^[3] 提出的不同流型转变模型为例, 给出了在系统压力为 3.0 MPa 下内径为 20 mm 垂直上升管内的汽水两相流的流型图, 可见不同流型转变模型的差异很明显. 因此, 传统的流型判断方法需要重大改进.

流动参数强烈的波动性是两相流的普遍特性, 但对参数波动特征缺乏足够的理解和相应的物理机制的解释, 这些限制了流型在线识别理论和技术研究的有效开展. 流型的客观自动识别一般包括信号的测量、信号特征的描述或提取, 以及流型的判断几个环节. 下面对气液两相流流型识别的研究现状和进展进行综述和分析.

收稿日期: 1999-10-18, 修回日期: 2000-05-25

* 国家重点基础研究发展纲要“973”(G1999022308-2) 课题和国家“863”海洋高技术项目联合资助

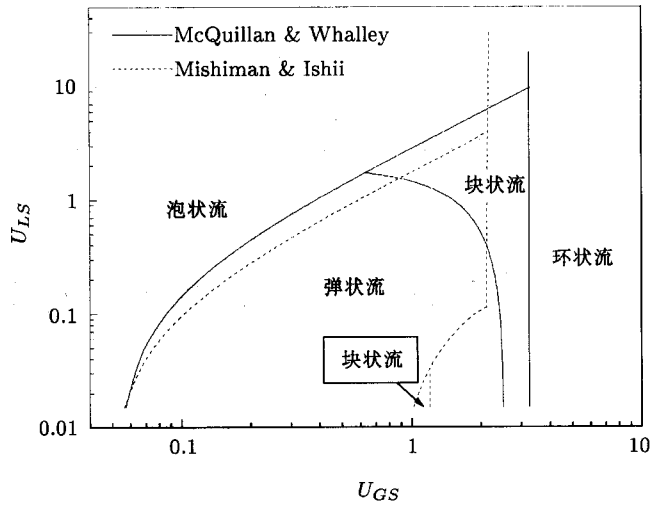


图 1 垂直上升管内流型图

2 波动参数的选取及其统计分析

压力波动的测量经济且方便易行，但不能消除从试验段出口反射回来而产生的虚假信号和上游流过各种通道所产生的噪声。早期 Hubbard 和 Dukler^[6] 根据壁面静压力波动的功率谱密度分布，将水平管内空气水两相流划分为分离流、弥散流和间歇流三种流型。由于功率谱密度并不完全取决于流型，而与流速的关系较大，但流速一般难以预知，因此这种方法未能在工程上得到广泛应用。Wambsganss 等人^[7] 实验进一步发现，对水平放置的矩形通道（水力直径 5.44 mm）内空气水两相流动，难以由频谱分布区分流型，提出了可以根据壁面静压波动均方根（RMS）客观识别泡状流或塞状流向弹状流的转变以及弹状流向环状流的转变的方法（见图 2）。

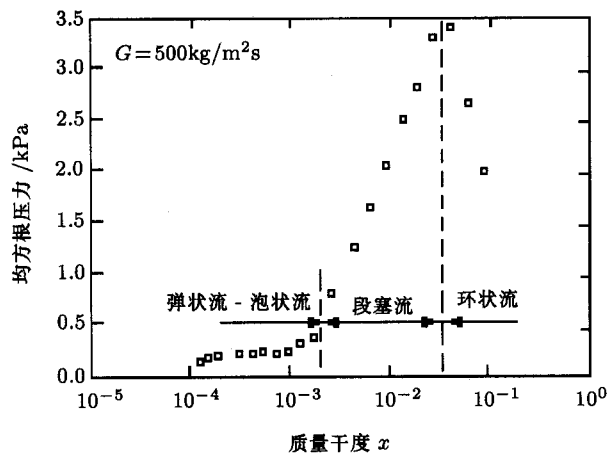


图 2 压力 RMS 与干度的关系

不同流型的压降特性不同，因此压差波动特性与流型的关系十分密切。Tutu^[8] 根据压差波动概率密度分布的峰值个数和位置，识别出泡状流、弹状流、乳沫状流和环状流。Matsui^[9] 做了进一步的研究，用 Gram-Charlier 序列和统计指标描述统计分布特性，实现了垂直上升管空气水两相流型的客观、自动识别。由于不同的实验条件或测点布置有不同的数值特征，因此这种方法仍需要具体验证。

两相流型从流动的几何角度上讲就是气相、液相的相对分布形式,因此利用含气率识别流型是最直接的.早期的工作中, Jones 和 Zuber^[10] 测量了垂直上升矩形通道内空气水两相流动时的含气率波动,用含气率波动的概率密度分布形状识别三种典型流型:泡状流、弹状流和环状流.功率谱分析表明泡状流的功率谱是随机分布的,而弹状流和环状流具有周期性. Vince 和 Lahey^[11] 认为功率谱密度受液相流速的影响很大,推荐采用含气率波动过程的方差识别弹状流.

除了上面论述的几种参数之外,利用流体温度^[12]、气泡直径概率密度分布特性^[13]等参数波动过程的统计特性来识别流型及其转变在某些领域也有成功的报道.

Kesa^[14,15] 对流型判断常用的四种方法(电容、电阻、压力、相间折射率)进行了对比实验研究,结果证明了单独根据压力波动判断流型是最困难的,而利用流动截面的电容或电阻波动过程判断流型的效果最佳.由于流动截面的电容和电阻值都表征了含气率的大小,说明利用含气率波动过程作为信息源识别流型最可靠.

由于气、液相界面的变形和运动等原因,使两相流动与传热过程表现出强烈的非线性.反映两相流动特性的参数波动过程同样具有非线性特征,在多数流型下并不满足随机运动模型.从传统处理方法的数学内涵看,统计分析前提是假设对象是平稳过程,因此在两相流领域应用这种方法缺乏坚实的数学基础.目前直观的统计参数识别流型已经被许多学者所否定.劳力云等人^[16] 综述了常用的几种信号处理技术在两相流参数检测的应用,认为线性方法(如时域、幅域、频域的统计方法)对非线性过程的分析作用是有限的.基于非线性理论研究波动过程是今后发展的一个趋势,也是多相流热物理学科的一个方向^[17].对这一方向的研究会给流型在线客观识别提供更丰富的基础和内涵.

3 参数波动的小波分析与流型识别

小波理论主要被用来分析不同流型下参数波动过程的时频特性,即分析波动过程在不同时间、频率上的能量^[18],或不同时间或尺度上的信号能量、自相关系数、互相关系数^[19].陈珙等^[20] 认为可以用尺度密度(即小波变换系数的方差除以总采样点数)的大小来定义不同频段的信号能量,并以此区分气液两相流型.值得怀疑的是即使在相同流动条件下,信号样本之间也存在一定的差异性,如波动幅度、峰或谷的个数等,表现在小波变换系数上有很大不同;此外由于小波系数沿尺度方向上是不断放大的,因此从这两个方面看,这种方法缺乏足够的理论支持.

小波分析方法相对传统的频谱分析技术,如 FFT、相关、谱密度等,优点在于能够刻画不同时刻的差别,对信号特征的数理表述有一定的优势.但是即使流型相同,不同流动工况的参数波动过程之间仍有差异,采用小波分析的结果会有较大差异,不利于波动过程客观规律的总结.

4 波动过程的非线性研究

4.1 参数波动机理分析

压力等参数的波动过程是一个极其复杂的物理现象,这种物理过程仍然可以采用质量守恒、动量守恒(Navier-Stokes)、能量守恒方程来描述.例如 Ishii^[21] 最早提出的两流体模型:

质量守恒方程

$$\frac{\partial a_k \rho_k}{\partial t} + \nabla \cdot (a_k \rho_k \mathbf{v}_k) = \Gamma_k \quad (1)$$

动量守恒方程

$$\frac{\partial a_k \rho_k v_k}{\partial t} + \nabla \cdot (a_k \rho_k v_k v_k) = -a_k \nabla p_k + \nabla \cdot a_k (\tilde{\tau}_k + \tau_k^t) + a_k \rho_k g + v_{ki} \Gamma_k + M_{ik} - \nabla a_k \cdot \tau_i \quad (2)$$

能量守恒方程

$$\frac{\partial a_k \rho_k H_k}{\partial t} + \nabla \cdot (a_k \rho_k H_k v_k) = -\nabla \cdot a_k (\tilde{q}_k + q_k^t) + a_k \frac{D_k}{Dt} \rho_k + H_{ki} \Gamma_k + \frac{q''_{ki}}{L_s} + \Phi_k \quad (3)$$

式中, a 为含气率, ρ 为密度, v 为速度, H 为焓值, p 为压力, $\tilde{\tau}$ 为平均粘性应力, τ^t 为湍流应力, Γ 为质量源项, M_{ik} 为附加界面力, \tilde{q} 为导热传热量, q^t 为湍流输运传热量, q'' 为通过相界面的热流, Φ 为耗散能量, L_s 为相界面的尺度. 下标 k 表示气相或液相, i 表示相界面. 由于参数波动过程在时间和空间的不断变化, 难以精确确定上述方程组的初始边界条件, 此外为了获得严格意义上的控制方程稳定的数值解, 目前的计算机水平还难以胜任^[17], 因此在目前还不能从基本方程出发研究参数的波动过程.

抓住现象最根本的特性利用最简单的模型来分析复杂系统是科学研究所常用的一个策略, 它通常能够反映出自然现象的共性, 而与变化过程的微小结构无关. 在绝热两相流动系统中, 主要存在三种与参数波动现象密切相关的物理过程: 压缩效应引起两相流体混合密度的变化而产生的压力波或声波; 由含气率 (也称空隙度) 变化引起两相流体混合密度变化而产生的密度波 (也称含气率波等); 由相界面热力-动力相互作用而产生的界面波动. 这些波的传播导致局部流体产生一个较大的加速运动, 从而使得压力等参数发生波动. 对有蒸发相变过程的两相流动, 除了上述三种导致参数波动的物理过程之外, 还存在热力不平衡所带来的波动效应. 对这些物理过程的研究都可以在方程 (1)~(3) 中的一个或几个的基础上, 或者根据守恒方程的均相模型或分相模型或漂移流模型等, 进行简化分析. 到目前为止, 针对各种波的传播特性已经进行了许多研究工作, 但由于两相流动的复杂性, 对波的传播规律仍没有充分掌握. 下面简要介绍各种波的基本规律及对流型的影响.

压力波有两个传播方向, 即同时顺流动方向和逆流动方向传播. Wallis^[22] 认为只要满足由于存在的含气率梯度而产生的作用于流体微元的净力不等于 0 的条件, 就会出现压力波. Lahey 等^[23] 根据两流体模型推导了压力波的传播速度和衰减规律, Nuyen 等^[24] 和 Korolev 等^[25] 分别给出了压力波在不同流型中的传播规律. 这些研究结果表明压力波不但和含气率及其梯度有关, 而且受流型的影响很大.

密度波的速度可以根据质量守恒方程求得, 基于不同的简化假设, 密度波的传播方程目前有许多形式^[22,23], 文献^[26] 已经作了较好的综述. 密度波只有一个传播速度, 含气率的任何一个小的变化都将向下游传播. 当密度波的传播速度为 0 时将发生泡状流向弹状流的转变^[23]. 密度波的传播速度和衰减都与流型有关, Ishii^[27] 根据漂移速度的半经验关联式给出了不同流型下的密度波传播速度计算式.

界面波的种类繁多, 不同类型的界面波的发生、发展规律都有较大差异, 对流动液膜的稳定性和能量的传输方式的影响规律和程度也不相同^[27,28]. 界面波的形成和发展与流型及其变化密切相关, 是发生弹状流动转变和液泛现象的主要影响因素^[22].

根据作者掌握的文献看, 由于上述各种物理过程的复杂性, 控制压力等参数波动的方程数目较多, 并且方程所涉及的两相流参数众多, 难以建立描述波动特性的非线性动力学系统, 目前还没有从整个非线性系统进行研究, 即在线性系统中针对不同流型研究压力等参数在密度波 (或压力波或界面波) 传播过程中的动态响应规律及特征.

4.2 确定混沌系统的性质及参数

混沌动力系统主要有以下两个特性^[29]: (1) 相空间内混沌系统的轨迹不形成任何简单的几何形状, 而是构成分形几何结构; (2) 混沌动力系统对初始条件非常敏感.

对于决定系统长期演化的任一单变量的时间演化, 均包含了系统所有长期演化的信息. 因此可通过决定系统长期演化的任一单变量时间序列来研究系统的混沌行为. 而吸引子的不变量, 如分维、Kolmogorov 熵、Lyapunov 指数在表征系统的混沌性质方面起着重要作用. 这几个参数的物理意义为: (1) Hurst 指数 (H), H 指数与分维数的关系为 $f_d = 2 - H$. 描述了序列的长程相关性或曲线的光滑程度. 当 $H = 1/2$ 时, 过去增量与未来增量之间相互独立; $H < 1/2$ 时为负相关, 过去的增加 (减少) 意味着未来的减少 (增加); $H > 1/2$ 时为正相关, 过去的增加 (减少) 意味着未来的增加 (减少) 趋势. (2) 关联维数 (D_2): 描述了时间序列蕴藏着参与动态过程的全部变量的相互关联的程度. 对理想的动力系统, $D_2 = 1$ 时, 系统处于自持周期振荡, $D_2 = 2$ 时系统处于两种不可约频率的准周期振荡, 当 D_2 不是整数或大于 2 时, 系统表现出对初始条件敏感的混沌态. (3) Kolmogorov 熵 (K): 在相空间中刻画混沌运动信息损失的量度, 可以区分规则运动、混沌运动和随机运动. 熵越大表明信号的混沌程度越大, 或说明系统越复杂. (4) Lyapunov 指数: 大于 0 说明系统是混沌的并且信息损失或破坏.

4.3 参数波动的混沌特性研究

近年来利用确定性混沌理论定量研究流型已经被广大科学工作者所认同, 并且已经在两相流和多相流领域取得了令人瞩目的成果. Saether 等人^[30] 应用分形理论研究了水平管弹状流中的液弹长度分布, 得到了 Hurst 指数与液弹长度之间的关系. Cai 和 Wambsgans^[31] 实验发现空气 - 水两相流壁面静压力波动过程的功率谱具有频率范围宽、在高频区呈指数下降的特点, 表明了气液两相流压力波动过程的高维混沌性, 并根据关联维数与质量干度的变化识别出向弹状流及向环状流的转变. 表 2 和图 3 分别给出了一些实验结果. 由这些结果可见, 关联维数、Kolmogorov 熵的大小与流型的关系密切.

表 1 不同流型下的分维数

流 型	U_{GS} (m/s)	U_{LS} (m/s)	关联维数	Hurst 指数
波状流	12.60	6.80	1.03/6.21	0.73
弹状流	0.24	1.10	7.17	0.66
段塞流	0.99	0.82	6.07	0.70
环状流	16.45	0.36	0.97/6.93	0.70

水平管 $d = 19$ mm, 空气 / 水两相流, 压差波动信号^[32]

表 2 关联维数与 Kolmogorov 熵的实验结果

流 型	U_{GS} (m/s)	U_{LS} (m/s)	关联维数	Kolmogorov 熵
泡状流 / 段塞流	0.44	0.0055	3.03	6
段塞流	0.64	0.0055	3.18	9
块状流	2.36	0.0055	2.68	24
环状流	9.42	0.0055	6.17	68
泡状流 / 段塞流	0.61	0.165	7.04	31
段塞流	0.96	0.165	2.93	25
块状流	1.42	0.165	2.22	23
环状流	17.53	0.165	2.91	65

垂直上升管 $d = 22$ mm, 空气水两相流, 压力信号^[33]

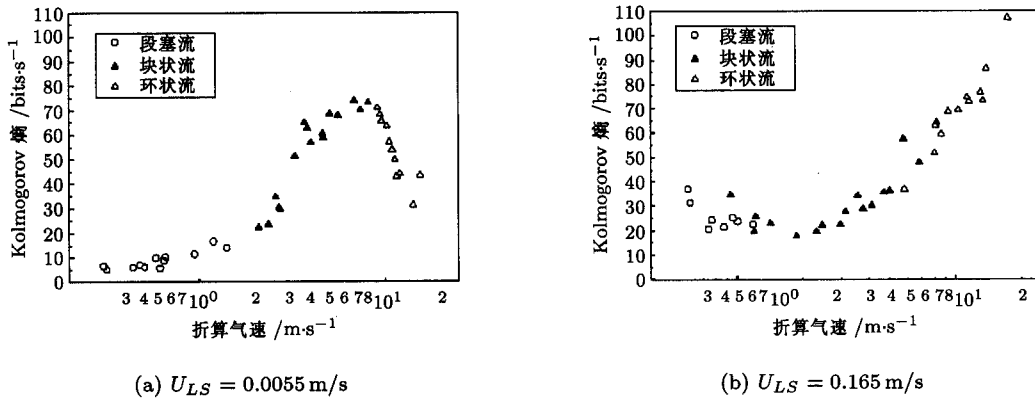


图 3 Kolmogorov 熵与气相折算流速的关系 [33]

为了获得稳定的 Lyapunov 指数, 待分析时间序列的长度至少满足不少于 10^n 个点并且计算的环绕轨迹不少于 10^{n-1} 个周期 (n 为嵌入维数)^[29], 因此需要记录容量非常大的时间序列, 给实际应用带来了困难. 计算关联维数和 Kolmogorov 熵也存在这个问题, 只是对时间序列长度的要求略小些. Mosdorf 等人^[34] 计算了空气水两相流过棒束时含气率波动的 Lyapunov 指数, 泡状流、间歇流和分散流分别为 3~11、11~15 和 7.

以上的研究在计算分维数时都首先假设参数波动过程满足分形布朗运动模型 (Fractal Brownian Motion, 简称 fBM, 也叫 1/f 过程), 但是实测的波动过程并不严格满足该模型, 此外由于实测波动过程的序列长度有限, 所有这些因素导致了计算结果与 fBM 存在一定的偏差. Kozma 等人^[35] 研究了沸腾两相流壁面温度波动过程, 实验结果显示分维数的大小对流的变化不敏感, 而在线性回归求分维数时所产生的标准偏差对流型的变化十分敏感, 可用来作为流型转变指标.

由于通过测量得到的信号常混有各种噪声, 直接计算各种分形参数会带来一定的误差. Tewfrik^[36] 理论研究发现, 分形信号经过有高阶消失矩的正交小波变换后, 不同尺度的小波系数序列的自相关和互相关函数都衰减得很快, 比分形信号本身相关系数的衰减要快得多, 重要的是小波系数序列满足 fBM. Wornell 和 Oppenheim^[37] 假设信号和噪声不相关后根据该理论推导了从混有噪声的信号中提取分形信息的方法, 可以同时计算出信号 H 维、信号强度和自噪声强度. 黄海等人^[38] 采用这种方法计算了气固流化床压力波动信号, 定量计算出了压力脉动信号的自相似参数 H 维和自噪声强度, 为流化床压力脉动成因提供了证据. 显示出分形与小波相结合对分析参数波动的非线性本质具有巨大的潜力.

从研究内容看, 目前的研究兴趣主要集中在实验方面, 即研究分形参数在不同流型下的大小以及变化规律. 流速等系统参数对分形特征的影响很大 (见图 3), 但相关研究十分有限.

5 流型识别的研究进展

5.1 理论模型预测

这种方法不同于根据流型转变准则来判断流型的方法, 该方法从两相流的基本控制方程出发, 通过数值求解, 计算与流型有密切关系的参数, 从而判别流型.

Lu Zhongqi & Zhang Xi^[39] 在这一领域作出了杰出的工作, 他们根据简化的两流体模型并采用一系列的经验或理论关系式来封闭方程组, 计算界面浓度与含气率和干度的变化关系. 关系曲线上最大的界面浓度值所对应的流动是泡状流向间歇流的转变工况, 而这条关系曲线与典型环状流界面浓度曲线的交叉点是间歇流向环状流的转变点.

Kalkach-Navarr 等人^[40]发展了描述气泡串形成与破碎的广义两流体模型,对含气率,波进行稳定性计算与分析,结果表明根据含气率,波的衰减系数随含气率的变化能够表征泡状流向弹状流转变.这种方法同时提供了用来封闭两流体模型的界面浓度、气泡密度、平均气泡直径等参数的物理模型.

理论模型预测方法建立在已有的两相流的理论上,根据两相流动的基本的物理过程与规律判断流型,因此可靠性好,有更广泛的适用性.该方法的应用前提是能够准确测量实际的流速、干度或含气率等参数,而目前的技术水平不能满足;为封闭方程组所选用的经验或实验关系式都有一定的适用范围,因此采用这种方法时需要考验.

5.2 流型的神经网络识别

神经网络由大量处理单元互连而成,具有很强的自适应、学习和容错能力,对信息处理更接近人类的思维活动.在处理和解决问题时,不需要对象的精确数学模型,通过其结构的可变性,逐步适应外部环境各种因素的作用,挖掘出研究对象之间的内在因果关系,达到解决问题的目的.利用神经网络识别流型从工程应用角度上可以理解为“采用神经网络实现流型与特征参数相对应这一复杂的非线性映射过程”.

Embrecchts 等^[41]采用 Kohonen 神经网络模型,对水平管内的两相流流型进行识别.结果表明 Fourier 谱作为输入特征参数能够得到识别水平管内的所有流型,而小波变换系数做为特征输入时识别结果很差.作者没有用大量样本考验网络的识别率. Monji 和 Matsui^[42]采用一层和两层前向网络,将含气率波动过程的均方根、斜度和峰度作为网络的输入特征,网络的识别率可达 91%,出现误识别的样本多数位于流型转变区. Mi 和 Ishii^[43]采用含气率波动信号的均值和方差作为神经网络的特征输入,分别采用有 BP 网络和自组织网络映射进行流型的客观识别.

神经网络识别理论在多相流领域的应用还远不成熟,有许多问题尚待深入研究:(1)神经网络输入特征的提取和描述方法,目前多采用统计参数、Fourier 频谱等.由于两相流动的非平稳性,这种特征提取有待改进,混沌特征提取是一个方向.(2)现在的网络模型都存在着不同程度的不足,制约了流型客观识别的准确率和在线识别的可靠性.神经网络拓扑结构的选择缺乏理论基础,其联结权值和神经元内部阈值的物理意义不明确,使得人们无法理解其进行推理的过程,同时神经网络通过学习得到的知识分布在权值矩阵中,意义不明确.例如广泛应用的两种神经网络模型, BP 网络存在收敛速度慢和局部极值问题, Kohonen 自组织映射模型最终的权矢量通常依赖于输入样本的顺序,并且不同的初始条件常产生不同的结果,因此给实际应用带来了许多困难.

气液两相流压力、含气率等参数的波动过程存在许多不确定的现象,这种不确定性主要表现在随机性和模糊性两个方面.随机性是由于产生波动现象的因果关系不确定所造成的;模糊性主要指流型发生过渡过程时所呈现的“亦此亦彼”性.它不是由于人的主观认识达不到客观实际造成的,而是气液两相流的一种客观属性.模糊系统有很强的处理模糊信息的能力,它以规则的方式来存储知识,物理意义明确.模糊神经网络把神经网络和模糊系统有机地结合成一个整体,有效地发挥了两者的优势并弥补了不足,不仅增强了神经网络处理信息的可理解性,同时还能自动生成模糊隶属函数,提高模糊规则的精度,使模糊系统具备了自适应性^[44].模糊神经网络在许多领域都得到了成功的应用,但用于流型识别的研究工作开展较少.

6 讨论

6.1 波动参数的选择

选取的原则是参数的波动能够最大程度地反映流型及其变化.第一节已经讨论了压力、含

气率等参数的波动与流型的关系, 压力 / 压差的测量最经济可靠, 但含气率与流型最直接. 随着含气率测量技术的进步, 使其测量的代价降低.

流型识别的在线性要求对所测量参数波动的时间历程要求短. 对弹状流或段塞流具有周期性的流动, 参数波动的时间历程必须包括几个流动周期才能体现完整的流动过程, 当流速较小时所需的时间历程更大. 一种解决途径是采用多传感器系统, 将各个传感器的测量数据进行重整和分析, 为流型识别提供更全面的信息源.

流型是一个非物理量的概念, 其实质是相界面在空间的分布和在时间轴的变化. 但是单独采用一个或一种信号去实现流型的识别缺乏对对象的充足描述. 将压力 / 压差和含气率进行组合分析, 对实现流型识别会起到良好的推动作用, 能够增加准确性和可靠性.

6.2 参数波动的数理解释

从发生参数波动的物理本质出发研究波动规律无疑是解决问题的最本质方法. 研究压力或含气率在压力波和密度波以及界面波传播过程中的变化规律, 对流型识别的准确性和可靠性会有质的促进作用. 目前基于时间序列 (即参数的波动过程) 所进行的非线性规律研究工作是必须的, 但是非线性特征量所能反映的物理机制十分有限, 对参数波动过程的物理解释目前还十分困难, 除了为后续的认识研究提供特征参量外, 能否在其它领域应用仍有待人们去研究和开拓.

6.3 流型自动识别方法

当前对流型的神经网络识别方法作者认为存在两个不足: (1) 描述流型的特征仅来源于单个传感器^[41,42]或单个参数^[43]; (2) 识别方法完全抛弃了两 (多) 相流体力学理论. 随着技术的进步和新理论的出现, 这些问题将逐步得到解决.

数据融合技术的发展为上述问题提供了一种解决方案. 数据融合起源于现代军事战争, 其定义为^[45]: 对多来源的数据和信息进行多方面的关联、相关和综合处理, 以更好地进行定位、特征估计, 并完全和适时地对情况和威胁进行评估. 这个概念可以推广到对事件的预测. 数据融合的优点是: 成本低, 增加了测量维数, 增加了置信度, 容错性好, 性能稳定, 降低了对单个传感器的性能要求等优点. 数据融合可以在信息获取层、特征提取层和综合决策层上做工作, 用神经网络来解决这样的融合问题有独到的优势.

Annunziato 和 Pizzuti^[46]的研究工作为流型识别问题的解决提供了很好的示例. 他们研究了油气水三相流量的测量问题, 对多种流量的数学计算模型和神经网络预测模型的预测结果, 采用模糊系统中 Takagi-Sugeno 的模糊规则^[47]进行综合分析. 这种解决策略具有预测精度高, 能够在远离离训练样本空间的运行条件下工作等优点.

参 考 文 献

- 1 Taitel Y, Bornea D, Dukler A E. Modeling flow pattern transitions for steady upward gas-liquid flow in vertical tubes. *AIChE J*, 1980, 26(3): 345~354
- 2 McQuillan K W, Whalley P B. Flow patterns in vertical two-phase flow. *Int J Multiphase Flow*, 1985, 11(2): 161~175
- 3 Mishima K, Ishii M. Flow regime transition criteria for upward two-phase flow in vertical tubes. *Int J Heat Mass Transfer*, 1984, 27 (5): 723~737
- 4 徐济骛, 贾斗南. 沸腾传热和汽液两相流. 北京: 原子能科学出版社, 1993
- 5 Weisman J, Kang S Y. Flow pattern transitions in vertical and upwardly inclined lines. *Int J Multiphase Flow*, 1981, 7: 271~291
- 6 Hubbard M G, Dukler A E. The characterization of flow regimes for horizontal two-phase flow. In: Saad M A, Moller J A, eds. Proc of the 1966 Heat Transfer and Fluid Mechanics Institute, Stanford University Press, 1966. 100~121
- 7 Wambsganss M W, Jandrzeczyk J A, France D M. Determination and characteristics of the transition to two-phase chug flow in small horizontal channels. *ASME J of Fluid Engineering*, 1994, 116: 140~146

- 8 Tutu N K. Pressure fluctuations and flow pattern recognition in vertical two phase gas-liquid flows. *Int J Multiphase Flow*, 1982, 8(4): 443~447
- 9 Matsui G. Automatic identification of flow regimes in vertical two-phase flow using differential pressure fluctuations. *Nuclear Engineering and Design*, 1986, 95: 221~231
- 10 Jones O C, Zuber N. The interrelation between void fraction fluctuations and flow patterns in tow-phase flow. *Int J Multiphase Flow*, 1975, 2: 273~306
- 11 Vince M A, Lahey R T. On the development of an objective flow regime indicator. *Int J Multiphase Flow*, 1982, 8(2): 93~124
- 12 李俊明. 判别流型的新方法及环状流与波状流下的混合制冷剂的冷凝. [博士学位论文]. 西安: 西安交通大学, 1994
- 13 佟允宪, 刘明. 用气泡直径概率密度分布和气泡空间频率分析方法识别不可视通道内两相流流型. 见: 全国多相流检测技术会议论文集. 1990
- 14 Kesa J K, Williams B E. Experimental comparison of flow pattern detection techniques for air-water mixture flow. *Experimental Thermal and Fluid Science*, 1999, 19: 1~12
- 15 Kesa J K, Smith M D, Williams B E. Comparison study of a cluster of four dynamic flow pattern discrimination techniques for multiphase flow. *Flow Measurement and Instrumentation*, 1999, 10: 65~77
- 16 劳力云, 张宏建, 李海青等. 应用信号处理技术实现两相流参数检测. 见: 李海青, 乔贺堂编. 多相流检测技术进展. 北京: 石油工业出版社, 1996. 103~109
- 17 Shoji M. Boiling chaos and modeling. In: Heat Transfer 1998, Proceedings of 11th IHTP, Kyongju, Korea, August 23~28, 1998. 1. 3~21
- 18 Takenaka N, Fujii T, Ueda K. Wavelet analysis on gas-liquid two-phase flow in a vertical tube. In: Serizawa A, Fukano T, Bataille J, eds. Proceeding of 2nd Int Con on Multiphase Flow, Kyoto, Japan, April 3~7, 1995. p1-93~p1-96
- 19 Hui L, Yuji T. Wavelet statistical analysis of gas-solid flow in a vertical pipeline. In: Giot M, Mayinger F, Celeta G P eds. Experimental Heat Transfer, Fluid Mechanics and Thermodynamics. 1997. 1053~1060
- 20 陈珩, 黄志光, 慎大刚等. 基于小波分析的流型辨识. 见: 李海青, 乔贺堂编. 多相流检测技术进展. 北京: 石油工业出版社, 1996. 29~33
- 21 Ishii M, Mishima K. Two-fluid model and hydrodynamic constitutive relations. *Nuclear Engineering and Design*, 1984, 82: 107~126
- 22 Wallis G B. One-dimensional Two-Phase Flow. New York: McGraw-Hill Co, 1969. 122~169
- 23 Lahey R T Jr. An analysis of wave propagation phenomena in two-phase flow. In: Johnes Owen C, Michiyoshi Itaru, eds. Dynamics of Two-Phase Flows. Florida: Begell House Inc, 1992. 453~484
- 24 Nuyen D, Greiner M, Winter E. Sonic velocity in two-phase flow. *Int J Multiphase Flow*, 1981, 7: 311~320
- 25 Korolev A V. Dynamics of low-velocity in two-phase flows. *Power Engineering*, 1989, 27(5): 101~106
- 26 刘磊. 两相流中密度波现象的研究及进展. 力学进展, 1998, 28(2): 227~234
- 27 Ishii M. Wave phenomena and two-phase flow instability. In: Hetsronied Gad ed. Handbook of Multiphase System. Hemisphere, 1982
- 28 Ohba K, Nagae K. Characteristics and behavior of the interfacial wave on the liquid film in a vertically upward air-water two-phase annular flow. *Nuclear Engineering and Design*, 1993, 141: 17~25
- 29 Thompson J M T, Stewart H B. Nonlinear Dynamics and Chaos Geometrical Methods for Engineers and Scientists. New York: Chichester Wiley, 1986
- 30 Saether G, Bendiksen K, Muller J, Froland E. The fractal statistics of liquid slug lengths. *Int J Multiphase Flow*, 1990, 16(6): 1117~1126
- 31 Cai, Y, Wambsgans M W, Jendrzeczyk J A. Application of chaos theory in identification of two-phase flow patterns and transitions in a small, horizontal, rectangular channel. *ASME J Fluid Engineering*, 1996, 118: 383~390
- 32 Franca F, Acikgoz M, Lahey R T Jr, Clause A. The use of fractal techniques for flow regime identification. *Int J Multiphase Flow*, 1991, 17(4): 545~552
- 33 Langford H M, Beasley D E, Ochterbeck J M. Chaos analysis of pressure signals in upward air-water flows. In: The Third International Conference on Multiphase Flow, ICMF'98, Lyon, France, June 8~14, 1998
- 34 Mosdorf R, Poniewski M, Ulbrich R. Fractal analysis in two-phase flow. In: The 2nd International Conference on heat Transfer and Transport Phenomena in Multiphase Systems, May 18~22, 1999, Kielce, Poland
- 35 Kozma K, Kok H, Sakurna M, et al. Characterization of two-phase flows using fractal analysis of local temperature fluctuations. *Int J Multiphase Flow*, 1996, 22(5): 953~968
- 36 Tewfrik A H. Correlation structure of the discrete wavelet coefficients of fractional brownian motion. *IEEE Trans On Information Theory*, 1992, 38 (2):904~909

- 37 Wornell G, Oppenheim. Estimation of fractal signals from noisy measurement using wavelets. *IEEE Trans on Signal Processing*, 1992, 40(3): 611~623
- 38 黄海, 黄轶伦, 张卫东. 气固流化床压力脉动信号的相关结构模型与分析. *化工学报*, 1999, 50(6): 812~817
- 39 Lu Zhongqi, Zhang Xi. Identification of flow patterns of two-phase flow by mathematical modeling. *Nuclear Engineering Design*, 1994, 149: 111~116
- 40 Kalkach-Navarr S, Lahey R T Jr, Drew D A. Analysis of the bubbly-slug flow regime transition. *Nuclear Engineering and Design*, 1994, 151: 15~39
- 41 Embrechts M J, et al. The application of neural networks to two-phase flow regime identification. In: *Proceeding of the American Power Conference*. 1996. 860~864
- 42 Monji H, Matsui G. Flow pattern identification of gas-liquid two-phase flow using a neural network. In: *The Third International Conference on Multiphase Flow, ICMF'98, Lyon, France, June 8~12, 1998*
- 43 Mi Y, Ishii M, Tsoukalas L H. Vertical two-phase flow identification using advanced instrumentation and neural networks. *Nuclear Engineering and Design*, 1998, 184: 409~420
- 44 赵振宇, 徐用懋. 模糊理论和神经网络的基础与应用. 北京: 清华大学出版社, 1996. 1~8, 173~181
- 45 康耀红. 数据融合理论与应用. 西安: 西安电子科技大学出版社, 1997. 1~10
- 46 Annunziato A, Pizzuti S. Fuzzy fusion between fluidodynamic and neural models for monitoring multiphase flows. *International Journal of Approximate Reasoning*, 1999, 22: 53~71
- 47 Sugeno M, Takagi T. Fuzzy identification of systems and its application to modelling and control. *IEEE Trans Syst, Man Cybern*, 1985, 15: 116~132

DEVELOPMENT OF ON-LINE IDENTIFICATION OF STEAM (GAS)-LIQUID TWO-PHASE FLOW REGIMES*

Bai Bofeng Guo Liejin Zhao Liang

State Key Lab of Multiphase Flow in Power Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China

Abstract The status of online identification for gas-liquid two-phase flow regime using the parameter fluctuation is reviewed. This paper mainly discusses the mechanism for the two-phase flow parameter fluctuation, the application of wavelet theory, feature extraction and analysis of the fluctuation, and realizing methods. In particular, it emphasizes both the statistical and non-linear analysis and their relationship with flow regimes. Furthermore, the neural network method to identify flow regimes and its development are reviewed and discussed in detail. The research advance is discussed in the selection of fluctuating parameters, the physical interpretation of the fluctuations and the identification method.

Keywords two-phase flow, flow regime, identification, nonlinear, neural network

* The project supported by the National Basic Research Priorities Program of China (No. G1999022308-2) and High Technology Research and Development (863) of China in Marine Field (No. 820-Q-01)