

基于动态聚类算法的两相流流型识别方法研究

贾志海, 牛 刚, 王 经

(上海交通大学 机械与动力工程学院, 上海 200030)

摘 要: 采集了水平管内气水两相层状流、搅拌流以及弹状流三种流型的差压信号, 利用概率密度函数(PDF)方法对信号特征进行了分析, 定义了反应 PDF 变化的四个特征参数, 即, PDF 波峰个数 K1、PDF 波峰峰值 K2、PDF 波峰位置 K3 以及 PDF 方差 K4, 然后利用动态聚类算法对三种流型进行了分类识别。结果表明, 应用 PDF 结合动态聚类算法可以快速、准确的对气水两相流流型进行识别, 这种方法是可行的。

关 键 词: 两相流; 流型识别; 概率密度函数; 动态聚类

中图分类号: O359 文献标识码: A

1 引 言

两相流动广泛存在于动力工业、石油工业、化学工业以及各种加工工业的换热设备中, 流型识别作为两相流动研究的基础, 对指导设备的设计及操作运行具有重要的意义。

流型识别的方法分为两类, 即直接识别法和间接识别法。直接识别法, 如高速摄影法, 要求管道和流动介质透明, 实际中所受限制较大。间接识别法是通过流动特征参数分析进行识别的方法, 常用的反映流动特征的参数有压差(或压力)以及空泡份额。许多信号处理方法被用来对这些信号进行分析, D. C. Lowe 等(1999)^[1]、Y. Mi 等(2001)^[2]以及 Lefteri 等(1997)^[3]等利用功率谱密度函数(PSD)或概率密度函数(PDF)对空泡份额信号进行分析, 得到各种流型的特征分布。Y. Mi 等(2001)^[4]、白博峰等^[5]和吴新杰^[6]等利用神经网络方法对空泡份额或差压信号进行分析, 来识别流型。Haojing Wu 等(2001)^[7]和 Cai 等人(1996)^[8]采用计算的分形维数作为输入向量对神经网络进行训练的方法来识别流型。杨扬^[9]提取了信号的功率谱密度特征, 计算了功率谱密度的均方频率、谱重心以及频域方差, 利用聚类算法对流型进行识别。T. Elperin 和 M.

Klochko 等^[10]提出了基于小波分析识别流型的方法。

但是由于两相流流动的复杂性, 流型识别仍是两相流领域研究的重点之一。本文利用概率密度函数结合动态聚类算法对水平管内的气水两相流流型进行了识别。

2 实验环路

实验采用的气水两相流实验环路如图 1 所示。水箱里的水由水泵打入气水混和器, 水流量计组可以调节水的流量。被压缩机压缩的空气经过过滤器过滤后进入稳压罐稳压, 其流量由气流量计组调节。空气和水在混和器中进行混和后进入实验段, 从实验段流出的气水混合物进入气水分离器进行分离, 分离后的空气直接排出, 水流回水箱循环使用。

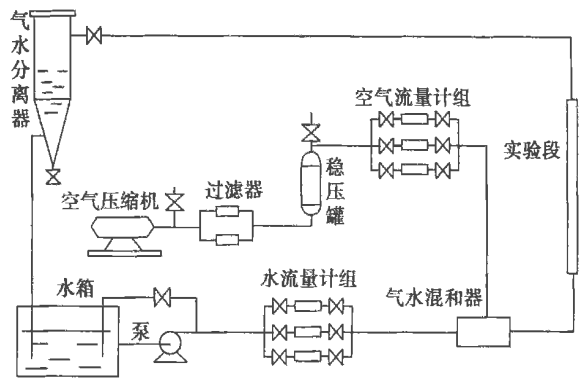


图 1 空气—水两相流实验环路

差压传感器的安装在水平实验段上, 水平管段总长为 6.9 m, 管道内径为 32 mm, 入口段长度为 2.8 m(长径比 $L/d=87.5$), 实验段长度为 1.6 m, 出口段长度为 2.5 m($L/d=78.125$), 差压传感器安装前入口段长 0.5 m, 进行连续差压信号采集。本实验中

收稿日期: 2003-06-24; 修订日期: 2003-09-12

基金项目: 国家高技术研究发展专项经营资助项目(2002AA 616050)

作者简介: 贾志海(1975-)男, 河北唐山人, 上海交通大学博士研究生

取压间距为 10 倍管内径, 即 320 mm。

3 典型流型及其 PDF 特征

3.1 典型流型

3.1.1 典型层状流流型及其概率密度函数 (PDF) 特征

层状流是两相流中常见的一种流型, 图 2 为典型的层状流差压时间序列及 PDF 特征曲线, 可以看到, 层状流的差压波动平稳且差压值很小, PDF 特征显示层状流流型有一个波峰, 由于差压波动小, 信号的大部分值集中在一个窄的区域内, 波峰陡, 信号的方差较大。

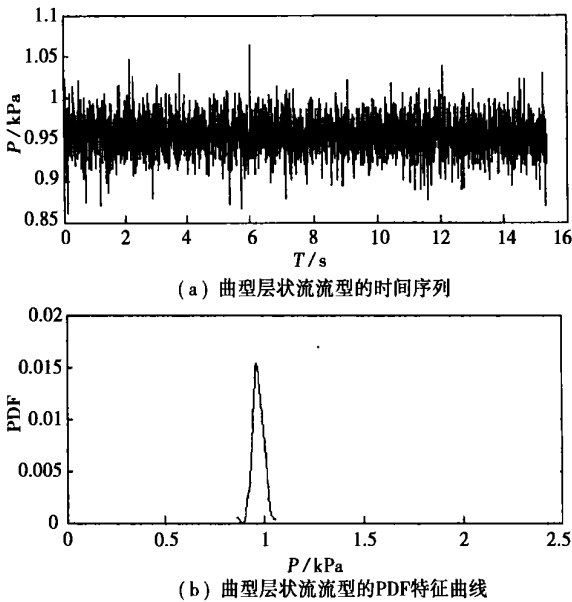


图 2

3.1.2 典型搅拌流流型及其 PDF 特征

随着气速的增大, 气相与液相之间的分界面开始波动, 明显的分界面逐渐消失, 管内气液间剧烈的搅动, 流型转变为搅拌流, 图 3(a)为典型的搅拌流流型时间序列曲线。图 3(b)显示搅拌流的 PDF 有一个波峰, 波峰位置比层状流要大, 但由于差压波动大, 使得波形比层状流宽, PDF 的方差减小。

3.1.3 典型弹状流流型及其 PDF 特征

图 4(a)为典型的弹状流流型时间序列曲线, 可以看到, 液弹前后压差有明显的波动, 曲线呈梯状分布。图 4(b)显示的弹状流 PDF 有两个波峰, 研究表明^[2], 前一个波峰为 Taylor 气泡产生, 后一个为液弹产生, PDF 信号的双波峰特征成为弹状流区别于层

状流和搅拌流的显著特点。

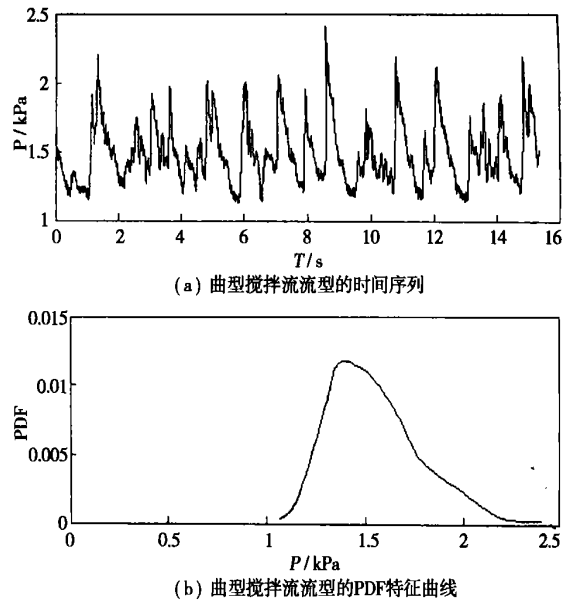


图 3

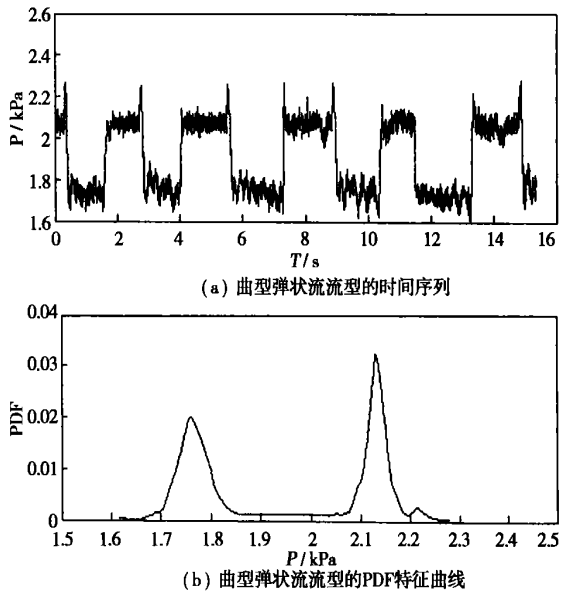


图 4

3.2 PDF 特征参数定义

通过对各种流型的 PDF 特征分析, 定义 4 个 PDF 特征参数:

3.2.1 波峰个数 K_1

分析发现, 层状流和搅拌流流型都只有一个波峰, 而弹状流有两个波峰, 弹状流的双波峰特性是该流型区别于其它流型的一个显著特征。

3.2.2 波峰峰值 K_2

波峰峰值反映差压集中在某一区间的概率,对于不同的流型,由于差压值不同,从而导致波峰峰值不同。弹状流有二个波峰,故 K_2 对应二个值。为了使识别简便,层状流和搅拌流的另一值以零代替。

3.2.3 波峰位置 K_3

从不同流型的 PDF 图可以看到,波峰位置是不同的,层状流位置较小,搅拌流较大,而弹状流则在较小位置和较大位置各有一个波峰,因此,弹状流的波峰位置对应二个值。

3.2.4 PDF 方差 K_4

通过比较可以看到,各种流型的 PDF 图线形状是不一样的,层状流由于波动小,PDF 波峰陡;而搅拌流波动大,PDF 波形较宽,本文用方差来表示这种特征。

利用定义的 PDF 这些不同特征参数来对样本进行计算,表 2 给出了由这 4 个特征参数构成的特征向量。

4 动态聚类算法流型识别

4.1 动态聚类算法的理论基础

在一个流动系统中,所有可能产生的流型用一个集合来定义,而集合可以用一个向量来表示:

$$Y = \{y_1, y_2, y_3, \dots, y_n\} \quad (1)$$

其中 n 为产生的流型种类。

每一种流型具有的特征元素也定义为一个集合,用向量表示:

$$y_i = \{y_{i1}, y_{i2}, y_{i3}, \dots, y_{im}\}, i = 1, 2, 3, \dots, m \quad (2)$$

其中 m 表示每种特征元素的总数。

这里每个 y_i 是由 m 个元素或 m 个特征的 m 维向量,一般情况下,由于 m 个特征都可能具有不同的单位,因此,在分类之前必须对每个特征归一化到统一的刻度。

若 N_i 是第 i 聚类 Γ_i 中的样本数目, \vec{m}_i 是这些样本的均值,即:

$$\vec{m}_i = \frac{1}{N_i} \sum_{y \in \Gamma_i} y \quad (3)$$

把 Γ_i 中的各样本 \vec{y} 与均值 \vec{m}_i 间的误差平方和对所有类相加后为:

$$J_e = \sum_{i=1}^c \sum_{y \in \Gamma_i} \|\vec{y} - \vec{m}_i\|^2 \quad (4)$$

式中: J_e 是误差平方和聚类准则,它是样本集和类别集的函数。 J_e 度量了用 c 个聚类中心 $\vec{m}_1, \vec{m}_2, \dots,$

\vec{m}_c 代表 c 个样本子集 $\Gamma_1, \Gamma_2, \dots, \Gamma_c$ 时所产生的总误差平方。对于不同的聚类, J_e 值是不同的,使 J_e 极小的聚类是误差平方和准则下的最优结果。

4.2 动态聚类算法识别结果

通过 4.1 节的计算得到图 5 的 $J_e - c$ 曲线, J_e 值随 c 增加而单调减小,开始时由于 c 值较小,识别的工况类型分裂会使 J_e 值迅速减小,当 c 增加导致高“密度”区分裂时, J_e 值虽然还会变小,但速度减慢,于是 $J_e - c$ 曲线拐点对应的 c 值即为最优聚类中心数,即流型应该划分为 3 类。

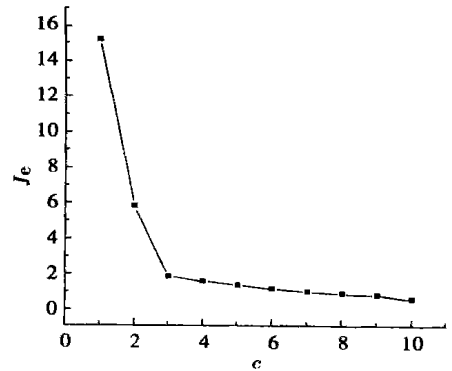


图 5 确定分类类别数的 $J_e - c$ 曲线

利用 3.2 节定义的 PDF 特征参数对采集的 24 个样本进行分析并利用动态聚类算法对样本进行分类,如表 1 所示。通过对提取的 PDF 特征量进行动态聚类迭代计算,最终得到的样本动态聚类中心见表 1 以及流型识别结果表 2 所示。

表 1 动态聚类算法的聚类中心

聚类	K_1	K_2	K_3	K_4
1	1	0.018 0	1.48 0	3.70×10^{-5}
2	1	0.015 0	1.56 0	2.27×10^{-5}
3	2	0.018 0.021	1.73 2.12	3.09×10^{-5}

因此,在预先不知道流型种类情况下,通过采集水平流动的差压信号,利用 PDF 方法对信号特征进行提取,进而应用聚类算法就可以快速得到流型的种类,聚类中心以及聚类结果,从而实现对流型的预测;从表 2 所示的识别结果来看,这种方法是切实可行的。

5 结 论

流型识别是两相流研究的热点之一,对两相流系统的设计、分析以及运行具有重大的意义。本文利

表 2 动态聚类算法流型识别样本及结果

工况	液相 $v_{k}/m \cdot s^{-1}$	气相 $v_{gs}/m \cdot s^{-1}$	K_1	K_2	K_3	K_4	流型	动态聚类方法识别	
1	0.0345	0.138	1	0.020	0	0.883	$0 \cdot 3.9038 \times 10^{-5}$	层状流	层状流
2	0.0345	0.518	1	0.019	0	0.902	$0 \cdot 3.7833 \times 10^{-5}$	层状流	层状流
3	0.0345	1.036	1	0.017	0	0.995	$0 \cdot 3.6988 \times 10^{-5}$	层状流	层状流
4	0.138	0.138	1	0.017	0	2.03	$0 \cdot 3.6550 \times 10^{-5}$	层状流	层状流
5	0.138	0.518	1	0.018	0	2.02	$0 \cdot 3.6189 \times 10^{-5}$	层状流	层状流
6	0.138	1.036	1	0.015	0	2.04	$0 \cdot 3.5411 \times 10^{-5}$	层状流	层状流
7	0.0691	2.843	1	0.017	0	1.32	$0 \cdot 2.6509 \times 10^{-5}$	搅拌流	搅拌流
8	0.0691	5.188	1	0.016	0	1.45	$0 \cdot 2.6205 \times 10^{-5}$	搅拌流	搅拌流
9	0.0691	6.908	1	0.015	0	1.69	$0 \cdot 2.5995 \times 10^{-5}$	搅拌流	搅拌流
10	0.104	2.843	1	0.016	0	1.41	$0 \cdot 2.4605 \times 10^{-5}$	搅拌流	搅拌流
11	0.104	5.188	1	0.017	0	1.59	$0 \cdot 2.4542 \times 10^{-5}$	搅拌流	搅拌流
12	0.104	6.908	1	0.015	0	1.74	$0 \cdot 2.2570 \times 10^{-5}$	搅拌流	搅拌流
13	0.138	2.843	1	0.014	0	1.45	$0 \cdot 1.9119 \times 10^{-5}$	搅拌流	搅拌流
14	0.138	5.188	1	0.014	0	1.60	$0 \cdot 1.8026 \times 10^{-5}$	搅拌流	搅拌流
15	0.138	6.908	1	0.015	0	1.78	$0 \cdot 1.6915 \times 10^{-5}$	搅拌流	搅拌流
16	0.345	0.345	2	0.015	0.021	1.82	2.11 1.7305×10^{-5}	弹状流	弹状流
17	0.345	0.691	2	0.015	0.010	1.75	2.08 2.2915×10^{-5}	弹状流	弹状流
18	0.345	1.382	2	0.025	0.012	1.62	2.18 3.7096×10^{-5}	弹状流	弹状流
19	0.864	0.345	2	0.015	0.012	1.71	2.07 1.9502×10^{-5}	弹状流	弹状流
20	0.864	0.691	2	0.01	0.03	1.88	2.20 3.2077×10^{-5}	弹状流	弹状流
21	0.864	1.382	2	0.03	0.01	1.68	2.18 4.3400×10^{-5}	弹状流	弹状流
22	1.382	0.345	2	0.016	0.027	1.72	2.08 2.3308×10^{-5}	弹状流	弹状流
23	1.382	0.691	2	0.018	0.030	1.70	2.08 3.4933×10^{-5}	弹状流	弹状流
24	1.382	1.382	2	0.020	0.032	1.76	2.12 4.7599×10^{-5}	弹状流	弹状流

(表中 v_k 和 v_{gs} 分别为气相和液相的折算速度)

用概率密度函数结合动态聚类算法对气水两相流流型进行识别, 主要有以下特点:

(1) 利用概率密度函数对信号进行分析发现, PDF 可清楚地反映不同流型的特征。

(2) 定义了 4 个反映流型 PDF 特征的参数, 即波峰个数 K_1 , 波峰峰值 K_2 , 波峰位置 K_3 以及 PDF 方差 K_4 。从结果来看, 这些参数可以实现对不同流型的特征表征。

(3) 用动态聚类方法来实现对流型的分类, 动态聚类方法可以快速、准确地实现对层状流、搅拌流以及弹状流流型识别。

(4) 为了提高流型识别的准确性及满足工程需要, 应加大流型样本容量以及样本种类。

参考文献:

[1] LOWE D C, REZKALLAH K S. Flow regime identification in micro-gravity two-phase flows using void fraction signals [J]. **International Journal of Multiphase Flow**, 1999, 25(3): 433-457.

[2] MI Y, ISHII M, TSOUKALAS L H. Investigation of vertical slug flow with advanced two-phase flow instrumentation [J]. **Nuclear Engineering and Design**, 2001, 204(1): 69-85.

[3] LEFTERI H, TSOUKAI A S, MAMORU ISHII, et al. A neurofuzzy methodology for impedance-based multiphase flow identification [J]. **Engng Artif Intell**, 1997, 10(6): 545-555.

[4] MI Y, ISHII M, TSOUKALAS L H. Flow regime identification methodology with neural network and two-phase flow models [J]. **Nuclear Engineering and Design**, 2001, 204(1): 87-100.

[5] 白博峰, 郭烈锦, 陈学俊. 基于反传神经网络和压差波动识别气液两相流流型[J]. **化学工程**, 2001, 29(1): 848-852.

[6] 吴新杰, 王 师. 两相流流型辨识方法研究[J]. **计量学报**, 2000, 21(4): 286-290.

[7] HAO JIANG WU, FANGDE ZHOU, YUYUAN WU. Intelligent identification system of flow regime of oil-gas-water multiphase flow [J]. **International Journal of Multiphase Flow**, 2001, 27(3): 459-475.

[8] CAI Y, WAMBSGANS M W, JENDRZEJCZYK J A. Application of chaos theory in identification of two-phase flow patterns and transitions in a small, horizontal, rectangular channel [J]. **J Fluids Eng**, 1996, 118(2): 383-390.

[9] 杨 扬. 电容法测量气液两相流空泡率研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2002.

[10] ELPERIN T, KLOCHKO M. Flow regime identification in a two-phase flow using wavelet transform [J]. **Experiments in fluids**, 2002 32(6): 674-682.

(渠 源 编辑)

multi-stream heat exchanger, dimensionless analytical method, synthesis factor

叶片可靠性预测的非线性振荡低网格边界元法 = **Nonlinear-oscillating Meshless Boundary Element Method for the Prediction of Blade Reliability** [刊, 汉] / YANG Jian (Research Institute of Chemical Machinery under the Zhejiang University, Hangzhou, China, Post Code: 310027) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2004, 19(2). — 175 ~ 178

On the basis of a nonlinear fluid vibration-excitation theory a direct solution scheme for boundary integral equations of fluid structure coupling analysis has been set up to predict the fluid-excited vibration reliability of turbomachine blades. By using the linearization treatment of equivalent mean values and deviations a reliability index is evaluated, and a nonlinear meshless boundary element method proposed to analyze the reliability of blades. The results of numerical calculations indicate that the proposed method can be employed to realize a speedy and effective prediction of blade performance and to conduct an optimized probability design for a new type of turbomachinery. **Key words:** rotating machine, blade, reliability prediction, boundary element method

基于 BP 神经网络的汽轮机排汽焓在线计算方法 = **On-line Computation Method for Steam Turbine Exhaust Enthalpy Based on BP Neural Network** [刊, 汉] / GUO Jiang-long, ZHANG Shu-fang, CHEN Hai-ping (Power Engineering Department, North China University of Electric Power, Baoding, China, Post Code: 071003) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2004, 19(2). — 179 ~ 181

The steam exhaust point of a steam turbine is located in a wet steam zone. Due to a lack of steam-wetness measuring instruments on-site it is difficult to determine directly the enthalpy of turbine exhaust steam. The calculation of this enthalpy has long been one of the difficult issues in the on-line analysis and diagnosis of thermal economics of a thermal power plant thermodynamic system. There exist numerous factors, which can affect the turbine exhaust enthalpy. The relationship between these factors and the exhaust steam enthalpy is a typical nonlinear one. With a NK200-12.7/535/535 type of air-cooled plant serving as an example the authors have recommended a method for setting up a model for calculating the turbine exhaust enthalpy by using a BP neural network. The method has been successfully put into use on an on-line diagnosis system of thermal economics for a power plant. **Key words:** turbine exhaust enthalpy, BP neural network, steam turbine, model

基于动态聚类算法的两相流流型识别方法研究 = **A Study of Two-phase Flow-pattern Identification Method Based on a Dynamic Clustering Algorithm** [刊, 汉] / JIA Zhi-hai, NIU Gang, WANG Jing (College of Mechanical and Power Engineering under the Shanghai Jiaotong University, Shanghai, China, Post Code: 200030) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2004, 19(2). — 182 ~ 185

Differential pressure signals of three flow patterns in a horizontal pipe, i. e., vapor/water two-phase laminar flow, agitation flow and elastic flow, have been collected. Through the use of a probability density function (PDF) method an analysis was conducted of the signal characteristics. The four eigen parameters reflecting PDF function variation, namely, peak number k_1 , maximum peak value k_2 , peak position k_3 and variance k_4 , have been defined. Then, by making use of a dynamic clustering algorithm a classification/identification was conducted for the above-mentioned three flow patterns. It can be shown that the use of PDF in conjunction with the dynamic clustering algorithm makes it possible to realize a speedy and accurate identification of the vapor/water two-phase flow pattern, testifying to the feasibility of the method under discussion. **Key words:** two-phase flow, flow pattern identification, probability density function, dynamic clustering