

基于 K-means 聚类的微细通道纳米流体气液两相流流型识别

肖健^{1,2} 罗小平¹ 冯振飞^{1,3}

(1. 华南理工大学机械与汽车学院, 广州 510640; 2. 广东科技学院机电工程系, 东莞 523083;
3. 广西大学化学化工学院, 南宁 530004)

摘要: 为快速识别流型的类型, 提出微细通道纳米流体气液两相流流型 K-means 聚类识别的方法, 该方法采用高速摄像机获取微细通道内气液两相流的流型图像, 利用灰度流型图像的直方图获得峰值并且该峰值作为 K-means 聚类的初始中心点, 结合不变矩原理和欧氏距离进行相似度流型图像的识别。由查准率-查全率评估体系和 5 500 幅流型图像识别实验的执行耗时分析结果表明: 采用 K-means 聚类对微细通道纳米流体气液两相流流型进行识别的整体识别率达到 97.8%, 其中弹状和泡状识别率为 100%。该方法为微细通道纳米流体两相流的在线识别流型提供了一种新途径。

关键词: 纳米流体; 气液两相流; 流型识别; K-means 聚类

中图分类号: O357 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2016)12-0385-06

Identification of Flow Pattern of Microchannel Nanofluid Gas – Liquid Two-phase Flow Based on K-means Clustering

Xiao Jian^{1,2} Luo Xiaoping¹ Feng Zhenfei^{1,3}

(1. School of Mechanical and Automotive Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China
2. Department of Mechanical and Electrical Engineering, Guangdong University of Science and Technology, Dongguan 523083, China
3. School of Chemistry and Chemical Engineering, Guangxi University, Nanning 530004, China)

Abstract: A novel approach for identification of flow pattern of micro-channel nanofluid gas – liquid two-phase flow was presented based on K-means for the purpose of improving the accuracy and efficiency of flow patterns identification. The proposed flow pattern identification method acquired the whole flow pattern images of the gas – liquid two-phase flow of micro-channel with high-speed camera firstly. In the second place, peak values which were obtained by histogram of gray scale, flow pattern images were thought of as the original center point of K-means clustering. As for the final step, similarity identification of different flow pattern images was carried out with the principles of invariant moment theory and Euclidean distance. The accuracy and efficiency of the proposed flow pattern identification method were demonstrated with the precision-ratio and recall-ratio assessment system as well as time-consuming analysis results of fifty five hundred pieces of flow pattern images identification experiment. Experimental results showed that the overall identification rate of the new flow pattern identification method based on K-means clustering was 97.8%, while the identification rate of slug flow was up to 100% and that of bubble flow was able to reach 100% as well. The new method provided a novel perspective for the online identification of flow pattern of micro-channel nanofluid two-phase flow.

Key words: nanofluid; gas – liquid two-phase flow; flow pattern identification; K-means clustering

收稿日期: 2016-05-04 修回日期: 2016-06-21

基金项目: 国家自然科学基金项目(21276090)

作者简介: 肖健(1970—), 男, 博士生, 广东科技学院讲师, 主要从事微尺度气液两相流动特性研究, E-mail: xiaojianzg@126.com

通信作者: 罗小平(1967—), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事微尺度相变传热研究, E-mail: mmxpluo@scut.edu.cn

引言

微通道换热器是一种结构紧凑、轻巧、高效的换热器,应用于电力、石油、化工、微电子等领域。流型是气液两相流的重要参数并反映气液两相流中气体和液体所占的比例、流动速度等参数,对流型的研究能够直观掌握气液两相流的状态。

图像流型识别是一种直接方法^[1],是非接触式的气液两相流检测技术,如目测法、高速摄像法、过程层析成像法等^[2-6],施丽莲等^[7]运用图像处理技术提取气液两相流流动图像中的流型特征,用模糊推理方法对流型进行识别,该方法的识别率为93.4%。另一种是间接法,通过两相流流动特性的波动信号分析提取出流型特征,然后进行识别。金宁德等^[8-16]利用小波包分解对流型的动态压力差波动信号分析提取特征,再与小波包能量特征与BP神经网络结合,利用小波与希尔伯特-黄变换结合等方法进行流型识别。上述方法对流型识别的优点是信息量比较大、易处理以及识别率较高,但是在工程应用方面不如图像处理便捷和经济。根据文献显示,数字图像处理技术应用于流型识别研究还较少,数字图像处理技术发展迅速,许多新的图像处理理论技术没有应用到气液两相流流型研究中^[16-19],因此图像处理技术对气液两相流流型进行识别研究具有学术价值及实际意义。

聚类分析不需依赖预先定义的训练实例,聚类算法自动寻找最合适的分类效果。本文提出基于K-means聚类的数字图像处理技术,对微通道内气液两相流流型的识别方法。

1 实验系统与流型获取

图1为实验装置系统,实验以质量分数0.5%的 $\text{Fe}_3\text{O}_4-\text{H}_2\text{O}$ 磁纳米流体为工质,在 $0.6\text{ mm} \times 2\text{ mm}$ 的垂直微槽道内实验系统中完成。图像采集系统主要包括高速摄像机和照明光源系统,高速摄像系统采用美国SVSI公司生产的GigaView高速摄影机,型号为GV-A001-DM,数字图像分辨率可达130万像素,图像采集速度可达17 045帧/s,内置内存4 GB,千兆以太网传输。照明光源采用色温6 600 K的LED环形无影灯,光线明亮且照射均匀穿透力强。在蒸发压力584 kPa、质量通量 $253.16\text{ kg}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$ 、热流密度 $4.5\text{ kW}/\text{m}^2$ 条件下拍摄微细通道5种典型纳米气流两相流流型,即弹状流、环状流、搅拌流、泡状流、雾状流,并进行1:1.2放大。

拍摄方法和流程如下:

(1)首先调整好高速摄像机、光源和实验段三

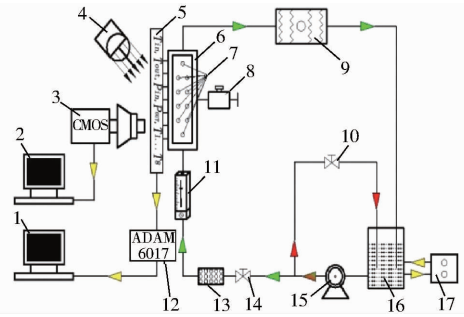


图1 实验装置系统

Fig.1 Schematic diagram of experimental setup

1、2. PC工控机 3. 高速摄像机 4. 强光源 5. 数据信号 6. 试验段 7. 温度压力传感器 8. 调压器 9. 除泡器 10、14. 控制阀 11. 转予流量计 12. 数据采集卡 13. 过滤网 15. 水泵 16. 保温水箱 17. PID恒温控制器

者的位置,然后调节高速摄像机的焦距,调整拍摄位置,根据 $0.6\text{ mm} \times 2\text{ mm}$ 微通道在蒸发压力为584 kPa、不同质量通量和热流密度条件下兼容摄像机的拍摄分辨率为 720×480 以及存储器最低要求设置采集频率为1 136帧/s。

(2)制冷系统运行一段时间稳定后,给定质量通量,观察 $0.6\text{ mm} \times 2\text{ mm}$ 微通道内不同位置流体流型的变化。再改变热流密度、质量通量,拍摄关键位置的图像。原始图如图2所示。

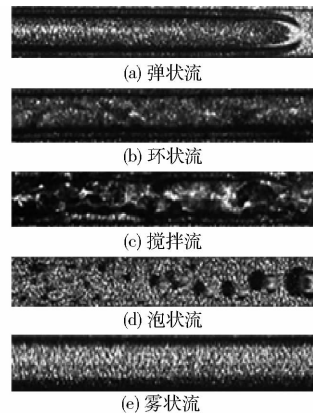


图2 $0.6\text{ mm} \times 2\text{ mm}$ 微细通道内的流型

Fig.2 Flow patterns images within $0.6\text{ mm} \times 2\text{ mm}$ microchannel

2 K-means 聚类算法

K-means 聚类算法是一种基于距离的非层次聚类算法,是以数据驱动的无监督式学习分类方法^[20-22]。在最小误差的基础上将数据划分为预定的类数 K ,距离作为相似的评价指标,即2个对象的距离越近相似度越大。

假设 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \in \mathbf{R}^d$ 是待聚类数据集, $X_j \in \{x_{j1}, x_{j2}, \dots, x_{jd}\}, 1 \leq j \leq n$,K-means 算法就是找出含有 K 个聚类中心的集合 $C = \{c_1, c_2, \dots, c_k\}$,

且最小化目标函数

$$J(X, C) = \sum_{i=1}^K \sum_{x_j \in S_i} d(x_j, c_i) \quad (1)$$

其中 S_i 表示第 i 个类别中样本的集合, c_i 是 S_i 内所有样本 x_j 的聚类中心点, $d(x_j, c_i)$ 表示样本数据 x_j 与聚类中心 c_j 之间的欧氏距离, 计算公式为

$$d(x_j, c_i) = \|x_j - c_i\|_2 = \sqrt{\left(\sum_{l=1}^d |x_{jl} - c_{il}|^2\right)} \quad (2)$$

$c_i = \frac{1}{n_i} \sum_{x_j \in c_i} x_j$, 表示第 i 个类的中心位置, $i = 1, 2, \dots, k$, 其算法描述如下:

(1) 选取分类数目与初始聚类中心, 选取合适

分类数目 c , 则初始聚类中心是: $C_1^{(1)}, C_2^{(1)}, \dots, C_j^{(1)}$, 其中 $C_i^{(k)}$ 表示第 k 次迭代中第 i 个聚类中心。

(2) 选取合适的距离准则, 计算每个样本 c 到聚类中心 x 的距离。

(3) 为每个类中的所有样本取均值, 将得到的均值重新计算 C 个聚类的中心。

(4) 与上次计算得到 C 个聚类中心比较, 若聚类中心发生变化, 转到步骤(2)继续执行, 否则执行下一步。

(5) 当质心不变时停止执行并输出结果。

3 流型 K-means 聚类识别

3.1 流型图像平滑

为了提高流型识别率需对流型进行平滑^[15], 采用 3×3 高斯模板平滑处理减少模糊, 其高斯模板为

$$W = \frac{1}{16} \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

任意大小的高斯模板由 $(2k+1) \times (2k+1)$ 的矩阵 M 获得, 其 (i, j) 位置的元素值可满足

$$M(i, j) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{(i-k-1)^2 + (j-k-1)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (4)$$

其中, σ 的取值根据经验值 3×3 的模板选取 0.8 左右。将图像归一化以减少光线不均匀的干扰和弱化几何变换。平滑和归一化后流型的图像如图 3 所示。

3.2 初始聚类中心的选取

根据 K-means 聚类算法, 需确定分类数目和初始聚类中心。传统 K-means 聚类算法没有结合图像特点, 需要多次迭代运算才能找到真正的聚类中心, 运算量大且效果差。根据图像的特点采用图像像素

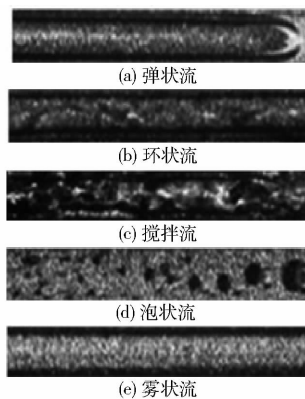


图 3 平滑后各流型

Fig. 3 Flow patterns images after smoothing

的直方图特点选取分类数目和初始聚类中心。将直方图的峰值作为分类数目, 在峰值处对应的像素点为初始的聚类中心并进行依次迭代运算, 直到最后聚类中心, 再进行像素点的分类。图像归一化后直方图如图 4 所示。

初始聚类中心选取直方图的 2 个峰值为中心点, 如果出现多个峰值, 比较峰值间距离, 距离近的峰值取大舍小。

3.3 流型图像区域与边界特征的提取

微细通道中重力影响使得液相偏向通道下方流动, 气泡则沿着通道向上方流动, 在这一过程中气泡之间的间隙会变小, 所以不能简单地从单个图像特征来识别流型, 因此提出 K-means 聚类中心目标区域及边界特征相似性识别方法。

流型图像分割提取区域中蕴藏着气泡的形状信息, 形状信息作为流型识别特征。不变矩能较好描述区域形状特征, 设流型图像为 $f(x, y)$, 其 $p+q$ 阶矩和中心矩的离散化表示为

$$m_{pq} = \sum \sum x^p y^q f(x, y) \quad (5)$$

$$\mu_{pq} = \sum \sum (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x, y) \quad (6)$$

其中

$$\begin{cases} \bar{x} = \frac{m_{10}}{m_{00}} \\ \bar{y} = \frac{m_{01}}{m_{00}} \end{cases}$$

再对中心矩进行规格化操作可消除图像比例变化带来的影响, 规格化中心距表示为

$$\eta_{pq} = \frac{\mu_{pq}}{\mu_{00}^r} \quad (7)$$

其中 $r = \frac{p+q}{2}$ ($p+q=2, 3, \dots$)

当 $p+q$ 为 2、3 阶时, 构造出 7 个不变矩, 使图像保持平移、缩放、旋转和尺度不变, 7 个不变矩表示为

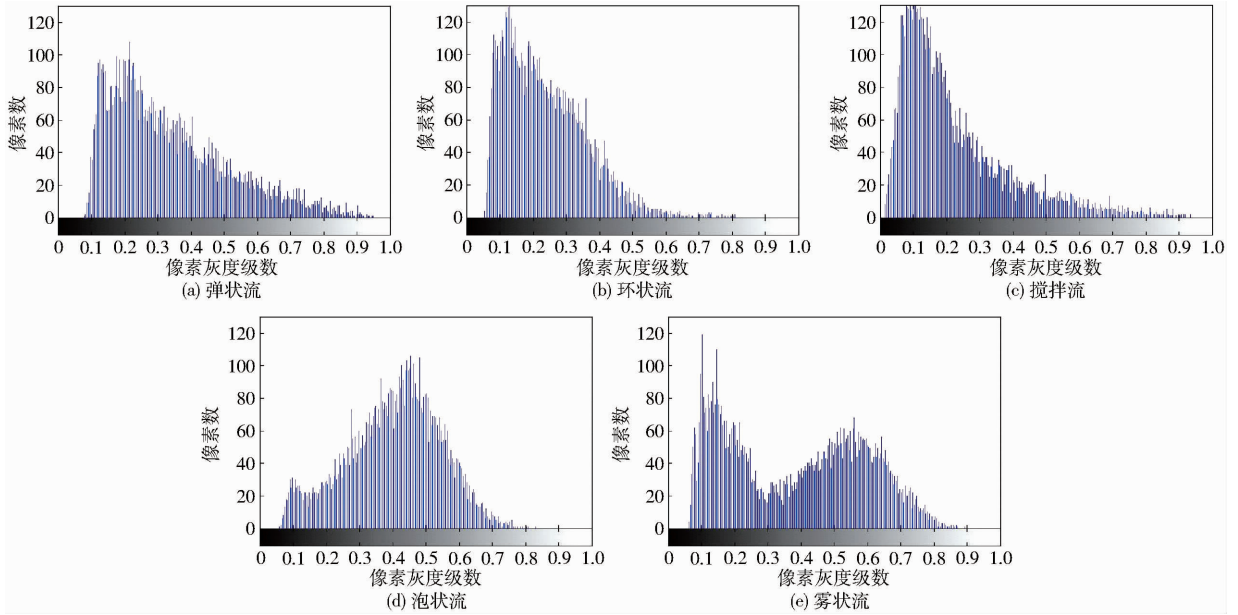


图4 流型图像归一化后的直方图

Fig. 4 Histograms of normalized flow pattern images

$$\begin{cases}
 M_1 = \eta_{20} + \eta_{02} \\
 M_2 = (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2 \\
 M_3 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{03})^2 \\
 M_4 = (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{21} + \eta_{03})^2 \\
 M_5 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12}) [(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + (3\eta_{21} - \eta_{03}) \cdot (\eta_{21} + \eta_{03}) [3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \\
 M_6 = (\eta_{20} - \eta_{02}) [(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] + 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03}) \\
 M_7 = (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{30} + \eta_{12}) [(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + (3\eta_{12} - \eta_{30})(\eta_{21} + \eta_{03}) \cdot [3(\eta_{12} + \eta_{30})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2]
 \end{cases} \quad (8)$$

式(8)具有尺度、平移和旋转不变性,式(8)作为流型图像的形状特征,傅里叶变换能方便地描述流型图像边界特征。

3.4 相似性度量

对每幅图像进行分割,提取出流型图像区域及边界特征,式(8)的描述区域: $f_1 = (M_1, M_2, M_3, M_4, M_5, M_6, M_7)$,利用傅里叶变换描述边界特征 f_2 。根据 K-means 算法取欧氏距离 D_1 和 D_2 , 计算式为

$$D_1 = \sqrt{\sum_{k=1}^7 (f_i(k) - f_j(k))^2} \quad (9)$$

$$D_2 = \sqrt{\sum_{k=1}^n (f_i(k) - f_j(k))^2} \quad (10)$$

其中, $f(k)$ 表示第 i 幅流型中的第 k 个特征向量。对图像的特征向量 f_1 和 f_2 实现相似性度量,将流型

图像 D_1 、 D_2 特征向量与流型图像库中流型的 D_1 、 D_2 特征向量进行比较计算。为 D_1 、 D_2 距离加权表示为: $f = \omega_1 D_1 + \omega_2 D_2$, 其中, ω_1 、 ω_2 表示图像总距离所占权重且 $\omega_1 + \omega_2 = 1$, 对不同流型图像 ω_1 、 ω_2 取值不同,在识别一次后通过反馈环节对两权重进行调整,达到识别效果最佳,再根据相似度输出相似的流型图像。

4 实验评估与分析

从实验中采集到的弹状流、环状流、泡状流、雾状流等典型流型图像提取灰度直方图的峰值作为 K-means 聚类初始中心点。算法基于 Matlab (version 2014a, Mathwork, USA) 实现,计算机硬件配置 CPU: Core (TM) i5 - 4590, 内存 8 GB, SSD 固态硬盘,操作系统 Windows 7, 64 位。从 90 GB 的实验拍摄流型图中随机选取 10 000 幅流型图像组成测试图像库。采用查准率-查全率曲线和流型识别耗时为评价标准。

查准率定义为

$$p = \frac{m}{m + u} \quad (11)$$

式中 m ——聚类中心的一次识别过程中相关流型图像的数目

u ——一次识别过程中不相关的流型数目

查全率定义为

$$r = \frac{m}{m + v} \quad (12)$$

式中 v ——一次识别过程中相关流型但未能识别的流型图像的数目

为了评价算法的识别效果,从测试库中选取 5

种流型图像,每类分别为 20 幅流型图像, K 取 2~11 个聚类中心,在算法中不变矩和相似度用于流型图像的形状特征运算,经多次迭代运算得到各流型图像查准率-查全率的曲线如图 5 所示。

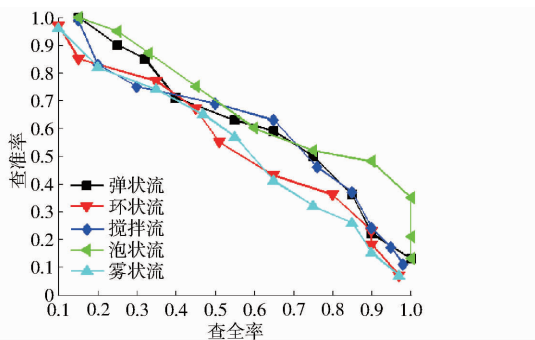


图 5 各流型查全率-查准率变化曲线

Fig. 5 Variation curves of recall - precision for flow pattern images

图 5 的查全率-查准率曲线表明,在 11 个聚类中心点能够较好分割出相关流型图像,弹状流和泡状流全部识别,识别率为 100%,环状流识别率为 96%,搅拌流识别率为 97%,雾状流识别率为 96%。整体识别率可达 97.8%,其中环状流和雾状流的识别率是最低的。

各流型图像识别时间是指在一定的流型图像数据库的条件下执行一次程序所耗费的时间,主要包括读取硬盘时间和欧氏距离计算时间,随着测试库中的各流型图像增加,读取硬盘数据耗费算法的大部分时间。以 11 个聚类中心和 500~5 500 幅随机的各流型图像 K-means 聚类算法识别过程耗费时间如图 6 所示。

图 6 的识别耗时的比较图表明,各流型图像取 11 个聚类中心、5 500 幅流型图像的条件下 K-means 算法的耗时,弹状流和泡状流的区域与边界特征明显,计算欧氏距离计算量小且耗时最少,环状流次

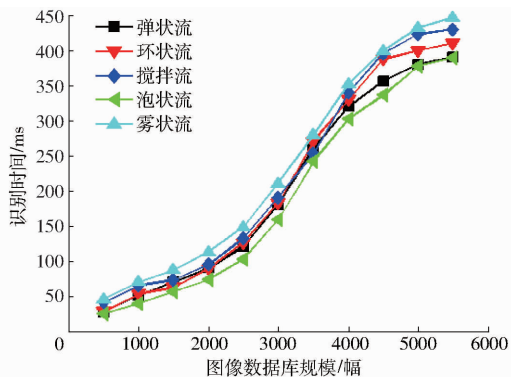


图 6 各流型图像识别耗时的比较

Fig. 6 Comparison of time-consuming for identification of flow pattern images

之,搅拌流和雾状流区域与边界特征较模糊,在计算欧氏距离迭代时间长且耗时较多。

5 结论

(1) K-means 算法根据聚类中心的距离大小(相似度)可划分为 n 个互不相交的类别,相似度的流型图像划分为同一类别,识别流型可以在相对较小范围内完成。因此 K-means 对微细通道中气液两相流的流型有较好的识别能力。

(2) K-means 分析不需依赖于预先的训练实例, K-means 算法可自动寻找最合适的分类效果,将该方法用于微细通道纳米气液两相流流型识别,表明该方法可靠性高,分类效果好,可应用于大数据量时流型的在线识别,查全率-查准率曲线评估体系整体识别率 97.8%,表明算法可靠性、稳定性较好。

(3) 实验表明,流型图像提取灰度直方图的特征峰值为聚类初始中心点结合不变矩原理能够快速准确地识别出微细通道纳米流体气液两相流流型,弹状流和泡状流识别率为 100%。

参 考 文 献

- MI Y, ISHII M, TSOUKALAS L H. Flow regime identification methodology with neural networks and two-phase flow models [J]. Nuclear Engineering and Design, 2001, 204(1-3): 87-100.
- 周云龙, 陈飞, 刘川. 基于图像处理和 Elman 神经网络的气液两相流型识别[J]. 中国机电工程学报, 2007, 27(29): 108-112.
ZHOU Yunlong, CHEN Fei, LIU Chuan. Identification method of gas-liquid two-phase flow regime based on images processing and Elman neural network[J]. Proceedings of the CSEE, 2007, 27(29): 108-112. (in Chinese)
- 黄刚. 基于高速摄像系统的小管道气液两相流参数测量方法研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2012.
HUANG Gang. Research of two-phase flow parameters measurement in mini-pipe gas-liquid based on high-speed photographic system[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2012. (in Chinese)
- CHEN F, ZHOU Y L, LI H W. Identification method of gas-liquid two-phase flow regime based on image moment invariants and SVM[C]//7th International Symposium on Test and Measurement, 2007, 2: 1318-1321.
- ZHOU Y L, CHEN F, SUN B. Identification method of gas-liquid two-phase flow regime based on image multi-feature fusion and support vector machine[J]. Chinese Journal of Chemical Engineering, 2008, 16(6): 1-9.
- 胡丽琴, 罗小平, 廖寿学. 矩形微细通道纳米流体沸腾流动阻力特性研究[J]. 中南大学学报, 2014, 45(7): 2209-2216.

- HU Liqin, LUO Xiaoping, LIAO Shouxue. Research on boiling flow resistance of nanofluid in rectangular microchannels [J]. Journal of Central South University: Science and Technology, 2014, 45(7): 2209–2216. (in Chinese)
- 7 施丽莲,蔡晋辉,周泽魁. 基于图像处理的气液两相流流型识别[J]. 浙江大学学报:工学版,2005,39(8):1128–1131.
SHI Lilian, CAI Jinhui, ZHOU Zekui. Gas-liquid two-phase flow pattern identification based on image processing [J]. Journal of Zhejiang University, Engineering Science, 2005, 39(8): 1128–1131. (in Chinese)
- 8 董芳,金宁德,宗艳波,等. 两相流流型动力学特征多尺度递归定量分析[J]. 物理学报,2008,57(10):6145–6153.
DONG FANG, JIN Ningde, ZONG Yanbo, et al. Multi-scale recurrence quantification analysis of the dynamic characteristics of two phase flow pattern [J]. Acta Physica Sinica, 2008, 57(10): 6145–6153. (in Chinese)
- 9 JIN Ningde, ZHENG Guibo, DONG Fang, et al. Application of chaotic recurrence plot analysis to identification of oil/water two-phase flow patterns [M]. Berlin: Springer-verlag Berlin, 2006: 1213–1216, 4223.
- 10 JIN Ningde, ZHENG Guibo, HU Lingyun, et al. Chaotic characteristic analysis of conductance signals of gas/liquid two-phase flow in vertical upward pipe [J]. Chinese Journal of Geophysics Chinese Edition, 2006, 49(5): 1552–1560.
- 11 ZHENG Guibo, JIN Ningde, JIA Xiaohui, et al. Gas-liquid two phase flow measurement method based on combination instrument of turbine flowmeter and conductance sensor [J]. International Journal of Multiphase Flow, 2008, 34(11): 1031–1047.
- 12 周云龙,顾杨杨. 基于独立分量分析和 RBF 神经网络的气液两相流流型识别[J]. 化工学报, 2012, 63(3): 796–799.
ZHOU Yunlong, GU Yangyang. Flow regime identification of gas/liquid two-phase flow based ICA and RBF neural network [J]. CIESC Journal, 2012, 63(3): 796–799. (in Chinese)
- 13 李孝禄,王文越,张远辉,等. 液压制动管路中气液两相流流型聚类分析识别[J]. 农业机械学报,2016,47(2):377–383.
LI Xiaolu, WANG Wenyue, ZHANG Yuanhui, et al. Identification of gas-liquid two-phase flow patterns in hydraulic braking pipeline based on cluster analysis [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(2): 377–383. (in Chinese)
- 14 LI Hongwei, ZHOU Yunlong, SUN Bin. Multi-scale chaotic analysis of the characteristics of gas-liquid two-phase flow patterns [J]. Chinese Journal of Chemical Engineering, 2010, 18(5): 880–888.
- 15 ZHOU Yunlong, LI Hongwei. The analysis of gas-liquid two-phase flow patterns based on variation coefficient of image connected regions and line-correlation algorithm [C] // 2010 International Conference on Energy Sources and Smart Grids Development, 2010: 371–374.
- 16 LI Hongwei, ZHOU Yunlong. Chaotic characteristic analysis of oil-air-water three-phase flow in vertical upward pipe based on image grayscale signals [C] // 6th International Symposium on Multiphase Flow, Heat Mass Transfer and Energy Conversion, 2009: 483–488.
- 17 邱白晶,王天波,李娟娟,等. 黄瓜蚜虫的图像识别与计数方法[J]. 农业机械学报,2010,41(8):151–155.
QIU Baijing, WANG Tianbo, LI Juanjuan, et al. Image recognition and counting for glasshouse *Aphis gossypii* [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010, 41(8): 151–155. (in Chinese)
- 18 樊春玲,金宁德,陈秀霆. 两相流动结构多尺度复杂熵因果关系平面特征[J]. 化工学报,2015,66(4):1301–1309.
FAN Chunling, JIN Ningde, CHEN Xiuting. Two-phase flow structure in multi-scale complexity entropy causality plane [J]. CIESC Journal, 2015, 66(4): 1301–1309. (in Chinese)
- 19 CHEN Huahui, SHI Baile, QIAN Jiangbo, et al. Wavelet synopsis based clustering of parallel data streams [J]. Journal of Software, 2010, 21(4): 644–658.
- 20 刘俊,毕华兴,朱沛林. 基于 ALOS 遥感数据纹理及纹理指数的柞树蓄积量估算[J]. 农业机械学报, 2014, 45(7): 245–254.
LIU Jun, BI Huaxing, ZHU Peilin, et al. Estimating stand volume of *Xylosma racemosum* forest based on texture parameters and derivative texture indices of ALOS imagery [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(7): 245–254. (in Chinese)
- 21 魏春阳,张云鹤,宋瑜冰,等. 基于颜色分形的不同产地烟叶聚类分析[J]. 农业机械学报,2010,41(8): 178–183.
WEI Chunyang, ZHANG Yunhe, SONG Yubing, et al. Hierarchical cluster analysis of tobacco leaves from different areas based on fractal color [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010, 41(8): 178–183. (in Chinese)
- 22 李亚伟,陈守煜,聂相田. 基于 PCA 和聚类分析的相似流域选择方法[J]. 东北水利水电, 2004, 22(7): 1–3.
LI Yawei, CHEN Shouyu, NIE Xiangtian. Method of selecting simulation watershed based on PCA and cluster analysis [J]. Water Resources & Hydropower of Northeast, 2004, 22(7): 1–3. (in Chinese)
- 23 杜运成,王化祥. 基于电容层析成像的气液两相流流型聚类分析[J]. 中国电机工程学报, 2009, 29(29): 72–76.
DU Yuncheng, WANG Huaxiang. Cluster analysis of gas/liquid two phase flow regime based on electrical capacitance tomography [J]. Proceedings of the CSEE, 2009, 29(29): 72–76. (in Chinese)