基于 RPCA 及低秩表示的气液两相 流动图像中气泡图像分离研究

魏丈君 李海广* 郭旭凯 吴晅 (内蒙古科技大学能源与环境学院 包头 014010)

Flow Image Based on Low-Rank Approximations

WEI Wenjun, LI Haiguang^{*}, GUO Xukai, WU Xuan

(School of Energy and Environment, Inner Mongolia University of Science and Technology, Baotou 014010, China)

Abstract As we all know, two-phase flow widely exists in modern industrial processes and everyday life. Interaction between the gas phase and fluid phase exists in the gas-fluid flow, and its complex fluid flow characteristics make it difficult to detect the two-phase flow parameter. In the process of traditional flow image calculation, we can not get accurate results because of the complex background. Therefore, an improved algorithm based on singular value decomposition and robust principal component analysis (RPCA) is proposed and applied to saliency analysis and feature extraction of flowing images. This algorithm has two features: feature extraction and anti-jamming. Experimental results show that the proposed algorithm has better detection performance than existing flow image detection algorithms and has lower time complexity.

Keywords Gas-liquid two-phase flow, SVD decomposition, RPCA principal component analysis, Feature extraction

摘要 气液两相流中对气泡的测量研究是非常重要的, 气泡测量技术中, 如何实现气泡与背景分离是研究的重点问题。 现有的测量技术大多采用图像二值化、边缘检测、图像滤波等方法来实现气泡信息的提取, 而这些测量方法往往是存在不足 的, 仅仅针对单一图片或者需要人为手动选取。本文通过 SVD(单值分解)和 RPCA(鲁棒主成分分析法)对气液两相流中的 气泡图像进行背景分离, 其方法主要有两个特点: 连续相关性和自动获取性。并提出逐行累加和逐列累加的方法, 测量气泡 的运动过程形态。研究表明, 相比于原始的图像分离技术, 利用 RPCA 运算, 对气泡的定位、大小和速度表示都更准确。

关键词 气液两相流 SVD 分解 RPCA 主成分分析 特征提取 中图分类号:035 文献标识码: A doi: 10.13922/j.cnki.cjvst.202208001

随着科学技术的发展,气液两相流动在电力、 煤炭、冶金、石油、化工等行业都有广泛的运用,目 前对气液两相流的研究越来越成为关注的焦点。 在研究气液两相流流动中,对气泡的形成和运动过 程的研究也是尤为重要的^[1]。气液两相流中产生的 气泡对工业设备的安全指数,对能量的转换效率都 有很大的影响^[2]。例如采矿、冶金、机械都是因为 气泡的存在而对动能和热能有一定影响,因此,对 气泡的研究是关注的重点^[3-5]。目前对气泡的测量 方法主要包括电信号法、光电法、超声波法和图像 法。其中图像法中气液两相流的气泡背景分离技术是值得关注的^[6-7]。

在气泡与背景分离技术的研究进程中,杜建卫^[8] 针对三相流化床反应器中的气泡图像的边缘检测 问题,提出了一种基于二维小波变换的边缘检测方 法,以二次样条函数构造二维小波函数,并应用于 三相流化床气泡的边缘检测。潘志成^[9]在实验中就 通过对稀疏气泡的图像滤波、图像增强、二值化、 数字形态学等图像预处理方法进行比较,最后确定 了采用中值滤波、图像线性变换增强、大津法二值

基金项目:国家自然科学基金项目(51666015)

^{*}联系人: E-mail: btlhgboy@163.com

化、Canny 算法边缘提取的技术路线,获得了气泡 形状特征参数。贺雪强^[10]通过图像处理技术解决 了光斑带来的二值化图像中部分气泡边缘不封闭 的问题,并达到了较好的气-液分割效果,然后通过 自动处理提取出图像中的气泡投影面积比,建立气 泡体积计算模型,得出气泡生长过程中空泡份额变 化趋势。Juwana, WE^[11]为研究小孔型微气泡发生 器中气泡分散形状,而对气泡图像进行气液分割, 通过图像过滤、图像重组从而产生二进制图像,最 后利用 MATLAB 进行图像分析。Torisaki^[12] 提出 利用主成分检测技术去对气泡进行抗干扰性特征 分离,证明现在的计算机自动化技术有很大的潜能 去代替手动的撰写代码的图像分析方法。Besagni^[13] 通过图像分析和光学探针很好的测量出气液两相 流中的气泡当量直径和纵横比,并且可以预测气泡 尺寸和形态变化。

不难发现上述的图像法工作针对的都是单一 图像,而使用连续气泡图像进行动态提取是很少的, 对液体背景环境的变化下,分离气泡的去除鲁棒性 较低,从而导致分离的精度不够。由此可见,现有 的气液两相流图像中气泡与背景的分离技术仍存 在着一定的不足。

RPCA 技术的核心思想是数据矩阵在最优化准则下可以表示为一个低秩矩阵和一个稀疏矩阵的叠加。低秩矩阵和稀疏矩阵分别代表不同的信息,在图像矩阵中,源图像的显著信息可以通过从稀疏矩阵中提取的特征来描述。其算法在多种领域中都有很好的应用。莫英^[14]基于 RPCA 的运动补偿重建算法,实现相位间运动变形场的准确估计,改善了锥形束 CT 图像重建质量。袁旭^[15]提出支持向量机在人脸识别的识别范围和识别率上的能力优于最近邻分类器的思想,基于 PCA 算法对人脸进行特征提取和分类,达到人脸识别的过程。王前前^[16]针对鲁棒主成分分析关键技术进行讨论,鲁棒特征提取特性、旋转不变性等特点,对物体进行低秩描述研究。

本文提出先通过 SVD 分解研究气液两相图像 的信息丰富程度,然后基于 RPCA 的算法,来有效 的去除液体背景,独立观察气泡的流动状态。再通 过 SVD 分解将图片低秩分析,用单值分布曲线来表 征分离后的气泡图像。最后,对提取出来的气泡矩 阵分析,进行气泡的定位、大小和速度的分析。相 比于其它学者提出的提取气泡图像方法,本文中的 算法是通过气泡图像中的相关性来有效的对连续 气泡图像进行气泡运动过程提取,抗干扰性较高。

1 数据提取

1.1 实验装置

本次实验是在内蒙古科技大学气液两相流实 验系统下进行的。如图1所示,该实验主要包含控 制气泡系统和图像信息采集两部分。



图1 气泡上升行为特性可视化实验平台

Fig. 1 Visualization of the experimental platform for bubble rising behavior

实验过程主要是利用自行搭建的气泡上升行 为特性可视化实验平台,展开对气液两相流中气泡 穿过底层的固体颗粒物后,在常温常压下的形态的 变化和运动状态的实验研究,利用高速摄像机进行 拍摄气泡在液池容器中上升的运动过程,并将图片 储存在计算机中。实验中用于配置固液悬浮液的 固体颗粒选用粒径为15~45 μm的玻璃微珠,即气 泡底层的固体颗粒物。在液池容器中装入一定量 的纯水后开启无油静音空压机阀门,空压机提供气 体通过胶管使气体传输到平口管中,然后调节流量 计直至进气流量准确。因为实验过程中,液池容器 中的气泡上升速度比较快,无强光源照射的情况下, 拍摄的图片显示为黑色且气泡上升的过程无法清 晰的显示,为此,增加了 LED 太阳灯来辅助拍摄气 泡上升过程,以获得更清晰的气泡图像。

1.2 数据提取

1.高速摄像机

在数据采集过程中,利用高速摄像机拍摄气泡 在液池底部穿过底层颗粒物后运动上升过程。对 于高数摄像机的参数如下。 在实验过程中高速摄像机采用的国产千眼狼 OSG030-815VM,详细参数如表1所示,可以提高数 据的采集效率和照片像素,提高计算的精确度,加 快实验的进程,避免时间的浪费。摄像机的镜头为 Canon EF 100 mm/2.8LIS.USM 微距镜头,该镜头可 以产生一定的防抖效果,大大的减少了实验的不确 定性。

表1 高速摄像机设备参数

Tab. 1 High speed camera equipment parameters

分辨率	曝光时间	采集周期	帧率	相邻图片时间
1080×720	600 µs	1 µs	1500 帧/秒	0.009 s

2.无油静音空压机

实验中,模拟的气体是通过无油静音空压机产 生的,即基本的特征其自身带有消音设备,工作时 可以减少噪声。并且罐内具有防锈防菌功能,可以 保证原始气体产生的洁净度,从而使得结果更加准 确,减小误差。

3.电子天平

在模拟液池底层的悬浮物时,采用不同颗粒直 径的玻璃圆珠颗粒进行实验。而进行实验前,需要 利用电子天平称量(精确度达到 0.1 mg)出不同颗粒 直径范围的质量,然后将称取后的颗粒放入玻璃容 器内,充分搅拌,待其静止再用直尺测量出颗粒物 所堆积的长、宽和高的值,计算出颗粒堆积的体积, 进而计算出不同颗粒直径范围的密度。

4.LED 太阳灯

在实验过程中, 气泡穿过固体颗粒层在液体中 运动时速度快, 拍摄时常常与液体背景相混合, 不 能清晰的将运动过程显示出来。因此需要通过利 用 EF-200LED 太阳灯来增加曝光度, 增加液体背景 的效果, 该太阳灯发光管响应时间短, 抗干扰性强 等特点。

2 SVD 分解模型

图像处理技术在流体动力学、医学、气象学、 材料力学、船舶力学等方面都有很多应用。SVD分 解在图像处理中可实现的功能包括降维^[17]、去噪^[18] 和转换^[19]等。

2.1 SVD 分解的数学模型:

$$X = U \sum V = \sigma_1 u_1 v_1 + \sigma_2 u_2 v_2 \dots + \sigma_r u_r v_r \quad (1)$$

式 (1) 是将图像矩阵 X分解成一个 U, V, Σ , 分

别是左奇异矩阵、右奇异值矩阵和单值分解矩阵。 分解后的矢量u₁, u₂,…u_r是图像矩阵所组成的列空 间向量的向量基, v₁, v₂,…, v_r是行空间向量基, σ₁, σ₂,…σ_r为单值, r为矩阵的秩。秩在数学上定义 表示最大不相关的向量个数,单值σ的分布可以表 示矩阵的复杂程度。图 2 是将随机生成的 20×20 的 矩阵进行单值分布与数值全为 1 的 20×20 的矩阵分 布进行对比,会发现对于矩阵的复杂程度不同,形 成的单值分布是有很大区别的。



图2 随机矩阵和单位矩阵的单值分解。(a)随机矩阵,(b)数 值全为1矩阵

Fig. 2 SVD decomposition analysis of random matrices and single-valued holomorphic matrix. (a)Random matrice, (b) ones matrice

如图所示,发现图 2(a)中的单值分解图像出现 平缓的连续点,而图 2(b)中的仅有一个 1 值点,且 从第二个点后图像的点值趋近于 0,这是由于矩阵 的低秩成分造成的。于是图 3,将一张气泡图像进



- 图3 原始气泡图像和气泡图像的单值分解。(a) 原始图像,(b) SVD 分解
- Fig. 3 Original image of bubble and SVD decomposition analysis of bubble image. (a) Original, (b) svd decomposition

行 SVD 分解来探索其图像的丰富程度。

如图 3 所示,其原始气泡的拍摄图像通过 SVD 分解后得到单值分布曲线,图中曲线的前一部分是 陡然下降的不连续的点,后一部分是连续的平滑线 段,且曲线较为平缓,这就表明原始的气泡图片包 含的两种部分,即低秩部分和稀疏部分。而矩阵的 秩是对储存在矩阵中的独特信息的度量,秩越高, 信息越丰富。如图所示单值分解的图像反映出气 液两相流图像中气泡与液体背景的信息丰富度。

对原始气泡图像进行 SVD 分解:

如图 4 所示, 原始矩阵 X被分解成单个奇异值 向量相加, 并且单值从主要成分到次要成分依次排 列, 于是将原始气泡图像进行 SVD 分解后, 图像也 是从低秩成分到稀疏成分进行显示, 图中σ₁u₁v₁对应 的图像是液体背景和底部颗粒层, σ₂u₂v₂对应的图像 成分中液体背景消失, σ₃u₃v₃对应图像成分中气泡成 分, 证明主要成分是液体背景, 次低秩成分是颗粒 物表面, 通过矩阵低秩的近似截断相加来对原始气 泡图像进行分析, 形成图 4 的气泡低秩提取图像。





ysis of bubble image

如图 5,将原始气泡图像进行 SVD 分解后,选 取五种不同的秩进行图像显示,会发现在秩为1和 2时的气泡图像,只剩下液体背景图像,气泡图像被 丢弃,随着秩的逐渐增大,图像显示的信息丰富程 度越来越σ₁u₁v₁接近于原始图像,且秩为1时的图像 与图 4 中第二幅所对应的图像一样。对比上式可知, 将气泡图像矩阵进行奇异值分解后,矩阵形成各个 奇异值向量相加,单值由主要成分到次要成分进行 以此排列,逐渐增大秩的提取,会发现液体背景图 像占原图像的主要成分,而气泡图像是需要秩达到 一定程度后才会出现。

这也就表明,在气泡图像中,气泡图像单值分 解的低秩部分是具有相关性的信息的液体背景图 像,稀疏部分是指单纯的气泡图像。



- 图5 原始气泡图像在不同秩下的图像显示。(a) 原始图像,
 (b) r=1, 0.36%存储, (c) r=2, 0.71%存储, (d) r =10,
 3.55%存储, (e) r=20, 7.11%存储, (f) r=100, 35.55%存储
- Fig. 5 Image display of the original bubble image at different ranks. (a) Original, (b) r=1, 0.36% storage, (c) r=2, 0.71% storage, (d) r=10, 3.55%, (e) r=20, 7.11% storage, (f) r=100, 35.55% storage

2.2 图像成分变化

理想气泡的图像是绝对对称的图形,由浮力、 重力、水压力等多种力的混合作用下,才出现挤压 变形、翻转运动,甚至消失的状态。不同的因素,导 致实气泡的运动过程是非常复杂的。先取一个对 称的椭圆形来初步探索理想状态下小气泡在只有 旋转因素下,物体的单值分解图像。

如图 6 所示, (a)图中的椭圆形状图像按其中心 点每次旋转 30°, 然后对旋转后的椭圆图像分别进 行 SVD 分解, 并将逐条的单值分布曲线合并成图 (b), 按照颜色一一对应, 椭圆形状图像的旋转变化



图6 椭圆旋转时 SVD 分解图像。(a) 椭圆旋转图;(b) 单值 分解图像



可以清晰的在单值分解的图像中表现出来,随着旋转角度的变化,单值分布曲线由右向左移动,即可以推理出当气泡受到单一因素的影响时,单值分解图像可以表示出来。

3 RPCA

在实际应用中,比如图像处理、网络数据分析、 生物信息学中,经常会由于采样、环境和传感器等 多种原因导致获得的数据与真实数据由很大的出 入,而传统的 PCA 处理大误差是很脆弱的,不具有 鲁棒性,甚至仅仅因为一个元素的测量错误而使得 到的低秩矩阵和真实的低秩矩阵相差很大。RPCA 技术的提出改善了这一缺点。其主要思想就是利 用凸形规划法,在数据矩阵的最优化准则下,将数 据矩阵 X分解成一个低秩矩阵L和稀疏矩阵S。在图 像矩阵中, RPCA 算法中的稀疏矩阵可以描述源图 像中的显著信息,从而有效的实现图像的主成分 提取。

3.1 RPAC 数学模型

arg min rank(*L*)+λ||S||₀s.*tX* = *L*+*S* (2) 式(2)中当矩阵*L*的秩取到最小时,则认为*L*是 低秩的,*S*是稀疏的。*S*的0范数是指*S*矩阵中非零元 素的个数,当非零元素的个数越少时,*S*越稀疏,因 此,要求低秩矩阵*L*和稀疏矩阵*S*的0范数都取到最 小。然而,式(2)是一个非凸的优化问题,目前还没 有一个最直接的优化方法。但可以通过将矩阵 *S* 的零范数用1范数来代替,将低秩部分用核范数来 代替。这样做可以实现矩阵的逼近,从而将等式实 现凸优化求解,其中参数λ起平衡因子的作用。

 $\operatorname{argmin} \| L \|_* + \lambda \| S \|_1 s.tX = L + S$ (3)

式(3)中通过矩阵L的核范数来近似表示矩阵L 的秩,核范数是指L的奇异值的和,所以当核范数越 小时,可近似认为矩阵L的秩越低。S的1范数是指 当矩阵中某一列的元素的绝对值取最大的时候,这 一列的元素的绝对值的和。则当1范数趋向于0时, 也就说明其他列的元素的绝对值也很小,也就近似 认为非0元素的个数很少,而非0元素的个数越少, 矩阵S越稀疏。

而式(3)解法又是一个高可能性的 NP 问题,对 于松弛问题也被认为是主成分追踪,可以利用增广 拉格朗日乘子算法(ALM)来解决问题。Lin^[20]就提 出了增广拉格朗日乘子算法(ALM),并且在一定条 件下证明 ALM 算法比奇异值收缩算法(SVT)^[21] 和 加速近端梯度算法(APG)收敛性更准确、收敛速度 更快,更重要的是 ALM 算法的迭代次数经常不超 过最低秩矩阵的大小。

3.2 增广拉格朗日乘子算法(ALM)^[22]

增广拉格朗日算法主要解决的是如下问题:

min || L || s.t L + S = X (4)
其构建增广拉格朗日函数是:

 $l(L, S, Y) = ||L||_{*} + \lambda ||S||_{1} + \langle Y, X - L - S \rangle$ (5)

为了将有约束问题转化为无约束问题,增加了 惩罚项

$$\begin{split} l(L,S,Y) &= \|L\|_* + \lambda \|S\|_1 + \langle Y, X - L - S \rangle + \\ & \frac{\mu}{2} \|X - L - S\|_F^2 \end{split} \tag{6}$$

其中 $Y \in R^n$ 为拉格朗日乘子。式(6)中新增的第二项 是 $Y \pi X - L - S$ 的一个内积, Y应该要足够大时,此时 的 $L \pi S$ 才能更加精确的趋向于X。第三项是由于为 了将有约束问题转换为无约束问题而增加的一个 惩罚项, μ 为惩罚参数, 同理, 需要 μ 足够大。为了找 到满足这个拉格朗日函数取最小的时候所对应的Y、 $L_k \pi S_k$, 通过不断迭代 $Y_{K+1} = Y_K + \mu(X - L_K - S_K)$, 直 至函数达到收敛。

增广拉格朗日乘子法相比于传统的拉格朗日 法的最大的特点时求解带有特定结构的非光滑等 式约束优化问题,即可求得最优解,大大缩短了计 算速度,减少储存量。对于这种特殊的结构,本文 使用一种简单的程序取求解L和S,即交替方向法 (ADM)^[23]。

3.3 ADM^[24]

为高效求解式(6)问题,交替投影法最为合适, 可以交替投影求解以下两个变量优化问题。

$$L_{K} = \arg\min \mu ||L||_{*} + \frac{1}{2} ||P_{\Omega} < X - L - S_{K-1} > ||_{F}^{2} (7)$$

 $S_{K} = \arg\min \lambda ||S||_{1} + \frac{1}{2} ||P_{\Omega} < X - L_{K} - S > ||_{F}^{2} \quad (8)$

式中Q表示投影算子,就是向Q空间投影,即:

$$P_{\mathcal{Q}}(X) = \begin{cases} 1 & \text{JUR}(i, j) \in \Omega \\ 0 & \text{JUR}(i, j) \notin \Omega \end{cases}$$

对于交替方向加权主成分追踪方法的实验证 明与具体算法流程可以参考 kton 的研究成果^[25]。 其基本思想是由于背景结构在图像光谱中是不变 的,因此在结构组成的矩阵中,背景图像对应的矩阵可以看做是低秩矩阵,这也是图像成分分析技术 (PCA)可以实现"人脸识别"的重要原因^[15],相比于 PCA, RPAC 算法的特点是可以从低秩成分中恢复 图像背景图,并且突出图像的稀疏成分。

本文通过 RPCA 的基本思想,将气泡的运动图 像通过高速摄像机的拍摄,得到一个很大的关于气 泡运动的数据库 X,经过鲁棒主成分分析法,将气泡 图像中的背景和气泡有效的分离出来。通过不断 调整阈值,使得低秩部分包含的更多的信息,即使 得分离出来的矩阵 S 更贴合气泡的运动过程。

3.4 实验结果

由于利用数据采集中高速摄像机拍摄的气泡 过程产生的照片是大量的,本文选取了以一组气泡 的运动过程为例,提取了气泡运动的部分图像,本 文示图采用间隔显示的方法,即运动过程的三十张 图片中,每间隔三张图片进行图片显示,形成如图 7 的气泡运动过程。

如图 7 所示,可以看出运用 RPCA 技术对图像 进行背景分离是非常准确有效的。即通过 RPCA 技术可以对气泡图像矩阵的稀疏成分和低秩部分 进行分离。当气泡有效分离后,可以通过稀疏矩阵 来探索气泡的运动的无背景干扰运动过程。

3.5 低秩表示

SVD 分解对于输入一组图像信息时,其可以将 这组图像转变为一个大容量的矩阵组合 *X*,分解后 可以很好的表现出一组图像的公共特征。于是,将



图7 气泡运动过程及去除背景后相应图片。(a) 连续运动的 气泡原图像;(b)无液体背景的气泡的运动连续图像

Fig. 7 Bubble movement process and corresponding picture after removing background. (a) Original image of bubble;(b) the motion of bubble without background

经过处理后无背景的气泡图像形成的稀疏矩阵进行 SVD 分解后来观察其公共特征。

如图 8 所示,将图中单值分解图像的拐点处 (红色标记处)进行放大,气泡图像进行低秩分解后 的线条出现明显的重合部分和稀疏部分。逐个图



图8 实际气泡图形 SVD 分解图。(a) 单值分布,(b)局部放大,(c)背景图像,(d)气泡图像

Fig. 8 SVD decomposition analysis of bubble image. (a) Single valued distribution, (b) partial enlarged drawing, (c) background image, (d) bubble image

像对比得出线条的重合部分,正是无气泡的图像, 而稀疏线条也对应着气泡的运动线条的结论,这与 理论分析是完全符合的。

4 气液两相流气泡运动图像特征分析

提取后的气泡图像可以近似表示气泡运动全特征。即通过稀疏矩阵来探索气泡的运动过程。 由于稀疏矩阵中气泡所对应的矩阵位置出现明显 的异常值,当通过矩阵逐行累加和逐列累加后,矩 阵异常值的位置区域也就对应气泡在背景图的相 对位置。

数学原理:

$$\sum_{i=1}^{N} X_{ij} = X_{i1} + X_{i2} + X_{i3} \cdots X_{iN}$$

 $i \in (0, N) \tag{9}$

式(9)中*X*_a表示矩阵*i*行中的第一个值,*X*_a表示*i*行中的第二个值,以此类推,进行矩阵依次行相加。

$$\sum_{i=1}^{M} X_{ij} = X_{1j} + X_{2j} + X_{3j} \cdots X_{Mj}$$

$$j \in (0, M) \tag{10}$$

式(10)X_{1j}表示矩阵 j 列中的第一个值, X_{2j}表示 矩阵 j 列中的第二值, 以此类推, 进行列相加。如 图 9 所示, 对一张去除背景的气泡图像进行分析, 以 图中三种颜色的横竖线代表着对这张图像中某一 组数据的行相加和列相加。取图像中三种特殊位 置的数据先进行比较, (a)图的三条线条对应三组数 据, 三组数据由颜色一一对应。通过(a)图和(b)图 会发现对于特殊位置的行数据和列数据都会出现 异常的波动值, 于是将图像中所有数据进行逐行相 加和逐列相加, 会形成图中的(c)图和(d)图。

如图 9 所示,图像的行相加图像和列相加图像 都出现明显的峰值。(c)图中的低峰值和高峰值分 别表示图像中的气泡相对上升位置和底部液体产 生的相对扰动位置。同理,(d)图中的峰值移动位置 反映气泡的左右相对移动位置。通过气泡的峰值 移动可以判断气泡的位置运动轨迹过程。(d)图中 的高低峰值分别是由于气泡的拍摄而形成的明暗 面,即气泡的边界面,通过高低峰值的跨度范围可 以反映气泡的轮廓范围。

4.1 图像分析

为探索气泡运动过程,取一组去除背景的气泡 连续运动图像过程进行分析,通过对气泡矩阵进行 逐行累加和逐列累加后,形成如下图的各自对应的 10张行相加和列相加对比图。

如图 10 所示,通过间隔采样法,提取一组气泡



图9 单张气泡图像的矩阵特点。(a)图像中行数据对比,(b)图像中列数据对比,(c)矩阵行相加,(d)矩阵列相加,(e)行数据位置,(f)列数据位置

Fig. 9 Matrix characteristics of a single bubble image. (a)Row addition data comparison, (b) column addition data comparison, (c) add each row of the matrix, (d) add each column of the matrix, (e) row data location, (f) column data location



- 图10 气泡连续运动过程的图像行相加及列相加示意图。 (a) 单个气泡的运动过程图像; (b) 气泡图像运动过程 的行相加; (c) 气泡图像的运动过程的列相加
- Fig. 10 Diagram of row addition and column addition of bubble continuous motion process. (a) The motion of one bubble without background; (b) Add each column of the matrix in the process; (c) Add each column of the matrix in the process

的运动过程进行分析,图(b)中1到7张图像表现的 气泡向上运动过程,低峰值也从随气泡上升的运动 从右向左移动(图11(a)解释的气泡上升的X轴的 位置点),而高峰值的位置几乎不变(图11解释的气 泡脱离底层颗粒物后在液体中最初的扰动点)。8 到10张图片是只有液体背景的行相加,即图像基本 一样。图(c)中的1到7张图基本趋势也大致相同, 反映气泡的上升过程(图11(b)解释的气泡上升的 Y轴位置点)8到10张是无气泡图像。

4.1.1 气泡运动轨迹、速度求解

当气泡图片矩阵进行 RPCA 分解后, 气泡图片 的稀疏矩阵能有效反映气泡的运动过程。将气泡 完整的一组运动过程形成的图片进行分析, 每张形 成的矩阵进行逐行相加和逐列相加, 来观察其运动 过程中图片矩阵的变化, 尤其是图片高低峰值的变 化过程。 如图 11 所示,矩阵行相加的最大值点在气泡 运动的过程中是几乎不变的,即最大值所取值与气 泡运动无关,对比原图发现,是由底部扰动产生的 正值点。将气泡上升运动的全过程通过矩阵数值 去表示时,会发现矩阵行相加后形成一列数值,将 其对应二维坐标系的 Y 轴数据,矩阵列相加后形成 一行数据,对应二维坐标系的 X 轴数据。

图 11(a)中最小值点的移动过程是由右向左运动的,研究发现,对应气泡向上 Y 轴移动的过程。 而图 11(b)矩阵列相加的峰值位置,对应气泡向上 X 轴移动的过程。将图 10 中的单个气泡上升运动 用上述方法去表示时,形成图 11(c)气泡的运动轨迹。

综上所述, 气泡的相对位置在矩阵突出点的转 变来显示出其运动轨迹, 当气泡的运动轨迹知道后, 即可通过每张图片拍摄的间隔时间, 来表达气泡的 相对速度, 从而反应气泡的运动快慢。

4.1.2 相对速度变化曲线

数学原理:

$$V = S/t \tag{11}$$

式中 t 表示气泡图像在高速摄像机拍摄的图像间隔 的时间, s 表示气泡在拍摄间隔时间内在背景图像 中运动的相对距离, V 表示气泡在背景图像每过一 段时间后运动的速度。

如图 12 气泡的相对移动速度变化曲线,取一 段气泡的运动过程进行速度变化分析,会发现不同 时间段气泡的运动速度是有所变化的,当气体从脱 离底层颗粒物表面向上运动后,气泡在相对时间间 隔相同时,气泡的运动轨迹跨度范围增大,相对运 动速度增大。即证明了气泡多重力的作用下形成 一定的运动趋势,呈一定的加速度向上运动。通过 控制变量法比较速度大小,可以探索不同工况下对 气泡的影响因素。

4.1.3 气泡的形变

由单张图片中矩阵列相加矩阵图像与气泡图 像一一对应,会发现图片中的高低峰值是研究所感 兴趣的重要部分,气泡的亮暗面对应峰值所处的矩 阵位置,于是,就可以利用峰值与峰值间的起始位 置与结尾位置间的宽度来大致计算气泡的宽度,实 验结果如下图:

如图 13 将一张图像中红色边框所圈出的两个 气泡进行宽度对比,会发现右图中上面气泡对应的 红色线条的跨越距离要大于下面气泡所对应的线



图11 气泡运动轨迹叠加示意图。(a)行相加峰值的位移;(b)列相加峰值的位移;(c)气泡相对位移过程

Fig. 11 Superimposed diagram of bubble motion trajectory. (a) Peak displacement process; (b) Peak displacement process; (c) Relative displacement process of bubbles







条的跨越距离,这与实际图像中上面的气泡比下面 的气泡更大相符合。即高低峰值间的宽度范围来 表示气泡的薄扁度,研究发现,宽度范围越大气泡 越扁,宽度范围越小气泡越宽。

5 结论

将鲁棒性主成分分析算法运用于气液两相流 气泡图像分离技术,该方法将气泡与背景图像合理 的分离。通过稀疏矩阵对气泡运动过程进行分析, 提出逐行相加和逐列相加的算法,来突出气泡图像 矩阵数值的突出点相对位置,与原始气泡运动过程



图13 气泡的形变对比图。(a)不同气泡形态,(b)上气泡列 相加,(c)下气泡列相加

Fig. 13 Comparison diagram of bubble deformation. (a)Different bubble morphology, (b) add the top bubble column, (c) add the columns of bubbles below

进行对比,证明此次算法的合理有效性。

(1)本文应用了 SVD 分解技术分析了气泡与背景图像分离的可能性,利用 RPCA 技术来实现了气泡在原始图像中的自动提取。相比于原本的图像分离技术^[26], SVD 分解和 RPCA 技术可以弥补处理单一图像和不可自动化的缺陷。

(2)本文提出逐行相加和逐列相加的新算法,实现对气泡相对位置的确定,描绘气泡的运动轨迹, 计算气泡的相对运动速度,对比气泡的形变大小。

参考文献

[1] Wu X, Wei N, Liu P, et al. Experimental study on motion characteristics of bubbles in different submerged modes

of nozzle[J]. Journal of Engineering Thermophysics, 2021, 42(01): 143-154 (吴晅,魏楠,刘鹏,等. 不同管口浸没 方式下气泡运动特性实验研究[J]. 工程热物理学报, 2021, 42(01): 143-154(in chinese))

- [2] Zhang J R, Xia Z X, Huang L Y, et al. Review of underwater two-phase propulsion technology[J]. Journal of Ship Mechanics, 2020, 24(11): 1507–1516 (张家瑞, 夏智勋, 黄利亚, 等. 水下气液两相推进技术研究综述[J]. 船舶力学, 2020, 24(11): 1507–1516(in chinese))
- [3] Cao W D, Xu Y M, Zhang H, et al. Analysis of gas-liquid two-phase flow characteristics of mining multistage emergency drainage pump[J]. Journal of Drainage and Irrigation Machinery Engineering, 2020, 38(12): 1189–1195 (曹卫东,徐玉敏,张华,等. 矿用多级抢险排水泵气液两相流动特性分析[J]. 排灌机械工程学报, 2020, 38(12): 1189–1195(in chinese))
- [4] Wang B, Shen S Y, Ruan Y W, et al. Simulation of gasliquid two-phase flow inmetallurgical process[J]. Acta Metallurgica Sinica, 2020, 56(04): 619-632 (王波, 沈诗 怡, 阮琰炜, 等. 冶金过程中的气液两相流模拟[J]. 金属 学报, 2020, 56(04): 619-632(in chinese))
- [5] Qian T L, Yang L F, Zhang T T, et al. Study on separation characteristics and mechanism of a new Swirl vane separator[J]. Nuclear Power Engineering, 2021, 42(2): 29–34 (钱雅兰,杨灵芳,张婷婷,等. 新型旋叶分离器分离特性与机理研究[J]. 核动力工程, 2021, 42(2): 29–34(in chinese))
- [6] Gao Z K, Hu L D, Zhou T T, et al. Limited penetrable visibility graph from two-phase flow for investigating flow pattern dynamics[J]. Acta Phys. Sin, 2013, 62(11): 110507 (高忠科, 胡沥丹, 周婷婷 等. 两相流有限穿越可视图演化动力学研究[J]. 物理学报, 2013, 62(11): 110507(in chinese))
- [7] Shi W L, Su M X, LI T, et al. Experimental study on bubble measurement based on continuous ultrasonic waves
 [J]. Energy Research and Information, 2019, 35(04):
 227-233 (时文龙,苏明旭,李潭,等. 基于连续超声波测量气泡参数的实验研究[J]. 能源研究与信息, 2019, 35(04): 227-233 (in chinese))
- [8] Du J W. Bubble edge detection in three-phase fluidized bed via 2D wavelet transformation[J]. Journal of Beijing Institute of Petrochemical Technology, 2018, 26(02): 71-76(杜建卫. 基于二维小波变换的三相流化床气泡边缘检测[J]. 北京石油化工学院学报, 2018, 26(02): 71-76(in chinese))
- [9] Pan Z C. Measurement of bubble and droplet size distri-

bution in gasliquid two-phase flow by digital imaging technique[D]. Nan Jing, Southeast University, 2019 (潘 志成. 气液两相流气泡与液滴尺寸分布数字图像测量 技术研究[D]. 南京, 东南大学, 2019.(in chinese))

- [10] Xueqiang He, Hanzhou Liu, Deqi Chen, et al. Automatic image recognition and analysis of bubble behavior in rectangular narrow channel[J]. Nuclear Power Engineering, 2020, 41(2): 6–10
- [11] Wibawa Endra Juwana, Arif Widyatama, Akmal Irfan Majid, et al. 'The application of digital image analysis to study the characteristic of bubble size distribution produced by orifice type microbubble generator', in Proceedings of the 9th International Conference on Thermofluids 2017, ed. by I. Pranoto, Deendarlianto, A. Widyaparaga, A. I. Majid, A. Wiranata, M. Takei and T. Hohne, 2018).
- [12] Shuhei Torisaki, Shuichiro Miwa. Robust bubble feature extraction in gas-liquid two-phase flow using object detection technique[J]. Journal of Nuclear Science and Technology, 2020, 57(11): 1231–1244
- [13] Giorgio Besagni, Pietro Brazzale, Alberto Fiocca, et al. Estimation of bubble size distributions and shapes in twophase bubble column using image analysis and optical probes[J]. Flow Measurement and Instrumentation, 2016, 52: 190–207
- [14] MO Y, Liu J, Li Q et al. Four-dimensional cone-beam CT reconstruction based on motion-compensated robust principal component analysis[J]. J South Med Univ, 2021, 41(02): 243-249 (莫英, 刘佳, 李仟, 等. 四维锥形束的 CT重建: 基于鲁棒主成分分析的运动补偿算法[J]. 南方 医科大学学报, 2021, 41(02): 243-249(in chinese))
- [15] Yuan X, Chi Y D, Wu B Q, et al. Face recognition technology research based on PCA algorithm[J]. Electronics World, 2021(3): 34–37+41 (袁旭, 迟耀丹, 吴博琦, 等. 基于PCA算法的人脸识别技术研究[J]. 信息技术与信息化, 2021(3): 34–37+41 (in chinese))
- [16] Wang Q Q, Study of robust principal component analysis and its applications[D]. Xi'an, Xidian University. 2019 (王前前. 鲁棒主成分分析关键技术研究及应用[D]. 西安市, 西安电子科技大学, 2019(in chinese))
- [17] Ma X L, Yang J R, A face alignment method based on SVD decomposition[J]. Guangdong Communication Technology, 2021, 41(04): 51-53 (马晓亮, 杨建仁. 一种 基于SVD分解的人脸对齐方法[J]. 广东通信技术, 2021, 41(04): 51-53.(in chinese))
- [18] Bai T L, Zhang C F, Image denois-ing via external nonlocal self-similar prior[J]. Telecommunication Engineer-

ing, 2021, 61(2): 211-217 (白同磊, 张翠芳. 外部非局部 自相似先验的图像去噪[J]. 电讯技术, 2021, 61(02): 211-217.(in chinese))

- [19] Yuan Y L, Liu X H, Yu M T, Xie Y C. An improved kalman filter algorithm based on sigular value decomposition[C]. Proceedings of the 12th China Satellite Navigation Annual Conference -- S06 Time Datum and Precision Timing, 2021: 8 (袁粤林, 刘小汇, 于美婷, 等. 一种 新的基于奇异值分解的卡尔曼滤波算法[C]. 2021: 8.(in chinese))
- [20] Guo J, Wang C L. Hybrid augmented lagrange multiplier algorithm for matrix completion[J]. Journal of Taiyuan Normal Unversity (Natural Science Edition), 2021, 20(1): 1–5+36 (郭婕, 王川龙. 矩阵填充的混合型增广拉格朗 日乘子算法[J]. 太原师范学院学报(自然科学版), 2021, 20(1): 1–5+36(in chinese))
- [21] Tao Z R, Adaptive singular value shrinkage for low rank tensor denoising[D]. Lan Zhou, Lan Zhou University, 2020 (陶泽锐. 低秩张量去噪的自适应奇异值收缩算法 [D]. 兰州, 兰州大学, 2020.(in chinese))

- [22] Du X W, Augmented lagrange function methods for solving constrained optimization problems[D]. Shanghai, Shanghai University, 2005 (杜学武. 求解约束优化问题 的增广拉格朗日函数法[D]. 上海, 上海大学, 2005.(in chinese))
- [23] Lei H W, Peng J W, Convergence of regularized alternating direction method for three-block non-convex optimization problems[J]. Journal of Chongqing Normal University (Natural Science Edition): 1-11 (雷宏旺, 彭建文. 三块非凸优化问题正则化交替方向法的收敛性[J]. 重 庆师范大学学报(自然科学版): 1-11.(in chinese))
- [24] You Q S. Performance analysis based on alternating direction weighted principal component tracking algorithm[J]. Information and Computers (Theory), 2020, 32(11): 59-62 (游庆山. 基于交替方向加权主成分追踪 算法的性能分析[J]. 信息与电脑(理论版), 2020, 32(11): 59-62(in chinese))
- [25] Qing Shan You, Qun Wan. Principal component pursuit with weighted nuclear norm[J]. Applied Mechanics and Materials, 2014, 2987.