

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2615204

基于双目视觉与 VM-BubNet 的宽景深 气泡粒径测量方法*

王 蜜^{1,2}, 佟凯杰^{1,2}, 王梓伊^{1,2}, 方立德^{1,2}

(1. 河北大学质量技术监督学院 保定 071002; 2. 计量仪器与系统国家地方联合工程研究中心 保定 071002)

摘 要:针对宽景深气液泡状流观测中二维特征提取泛化性能受限及单目深度信息丢失导致粒径测量畸变的难题,提出一种双目视觉与深度学习联合驱动的气泡粒径高精度测量方法。在二维分割层面,该方法融合 VMamba 主干与 PAFPN 颈部,并协同遮挡感知轮廓重建模块,构建了 VM-BubNet 实例分割模型,有效解决了重叠气泡的漏检与掩码残缺问题。在三维映射层面,结合双目视觉与极线几何约束建立像素-物理空间映射模型,采用多维特征加权匹配算法实现跨视图气泡精准配对,进而解算三维坐标并完成粒径校正。实验结果表明,VM-BubNet 在复杂数据集上的精确率达到 0.982 7,召回率为 0.967 2,核心分割指标 Mask AP@0.5 高达 0.973 6。遮挡重建机制有效修正了掩码残缺引起的面积误差。所提多维特征匹配算法在各工况下的平均匹配率稳定超过 90%。基于校正后粒径的定量分析揭示了流体动力学状态对气泡演化的影响规律,在气相流量 0.06 ~ 0.24 m³/h、液相流量 9~12 m³/h 的实验工况范围内,气液流量的增大均促使气泡数量显著增加。气相流量提升直接提高了初始气泡基数,而液相流量增大则引发剧烈湍流耗散,通过加剧二次破裂导致微小气泡激增。液相流量在决定粒径分布特征上占据主导地位,其产生的强剪切力有效抑制了气泡聚并生长,并显著展宽了粒径分布跨度。该方法突破了传统单目检测与通用分割算法的应用局限,为工业多相流实流场景下的气泡智能识别与三维参数定量统计提供了可靠技术方案。

关键词: 气液两相流; 双目视觉; 深度学习; 实例分割; 粒径测量

中图分类号: TH741 TP391.41 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.60

A binocular vision and VM-BubNet based method for bubble size measurement with a wide depth of field

Wang Mi^{1,2}, Tong Kaijie^{1,2}, Wang Ziyi^{1,2}, Fang Lide^{1,2}

(1. College of Quality and Technical Supervision, Hebei University, Baoding 071002, China;

2. National and Local Joint Engineering Research Center for Measuring Instruments and Systems, Baoding 071002, China)

Abstract: To address the challenges of limited generalization in 2D feature extraction and size measurement distortion caused by the loss of depth information in monocular vision during wide depth-of-field experimental observations of gas-liquid two-phase bubbly flows, this paper proposes a high-precision bubble size measurement method driven jointly by binocular vision and deep learning. For 2D bubble segmentation, the method integrates the VMamba backbone with a PAFPN neck and incorporates an occlusion-aware contour reconstruction module to construct an instance segmentation model named VM-BubNet, effectively resolving missed detections and incomplete masks caused by overlapping bubbles under real working conditions. For 3D spatial mapping, a pixel-to-physical space mapping model is established by combining the binocular vision system with epipolar geometric constraints, and a multi-dimensional feature-weighted matching algorithm is employed to achieve precise cross-view bubble pairing, enabling accurate computation of 3D spatial coordinates and subsequent size calibration. Experimental results demonstrate that VM-BubNet achieves a precision of 0.982 7 and a recall of 0.967 2 on complex experimental datasets, with the core segmentation metric Mask AP@0.5 reaching 0.973 6. The occlusion reconstruction mechanism effectively corrects systematic area errors induced by incomplete masks, and the proposed multi-

收稿日期: 2026-04-29 Received Date: 2026-04-29

* 基金项目: 河北省燕赵黄金台聚才计划骨干人才项目(B2025003005)、河北省高等学校科学研究项目(BJ2026033)、河北省自然科学基金项目(F2024201038)、河北大学多学科交叉研究项目(DXK202511)资助

dimensional feature matching algorithm consistently maintains an average matching rate exceeding 90% across various working conditions. Quantitative analysis based on calibrated bubble sizes further reveals the influence of hydrodynamic conditions on bubble evolution. Within the experimental range of gas flow rates from 0.06 to 0.24 m³/h and liquid flow rates from 9 to 12 m³/h, increases in both flow rates lead to a significant increase in the total number of bubbles in the flow field. Specifically, an increase in gas flow rate directly raises the initial bubble count, whereas an increase in liquid flow rate induces intense turbulent dissipation that continuously exacerbates secondary bubble breakage and causes a sharp surge in micro-bubbles. Compared with the gas flow rate, the liquid flow rate plays a dominant role in determining bubble size distribution characteristics. The resulting strong shear forces effectively suppress bubble coalescence and growth while significantly broadening the range of bubble size distribution. This method overcomes the limitations of traditional monocular detection schemes and general-purpose segmentation algorithms, providing a reliable technical solution for intelligent bubble recognition and quantitative 3D parameter analysis in industrial multiphase real-flow scenarios.

Keywords: gas-liquid two-phase flows; binocular vision; deep learning; instance segmentation; bubble size measurement

0 引 言

随着工业生产精细化发展,气液两相泡状流在化工、能源等领域的重要性日益凸显^[1]。科学调控流场内气泡的尺寸与空间分布等特征,可显著扩大气液接触面积、提升传热传质效率,进而降低系统整体能耗^[2-3]。然而,气泡复杂的动态演化过程及其极大的尺寸跨度,给高精度定量测量带来了挑战。在众多测量技术中,高速摄像法凭借非侵入性、高时空分辨率及直观可视化的优势,结合数字图像处理算法,已成为实现多尺度气泡特征自动化提取与定量分析的主流手段^[4-6]。

目前,流场视觉测量多采用单目成像系统,该系统将三维空间投影为二维图像,进而通过算法测算目标的二维坐标和粒径,其准确性高度依赖于对每个气泡的精确定位与实际边界的分割。因此,高精度的气泡识别分割是后续特征分析的核心先决条件。尽管基于几何解析^[7-8]、模板匹配法^[9]或分水岭算法^[10]的传统视觉方法在特定工况下具有一定的实用性,但它们高度依赖人工经验参数,且在复杂光照、高空隙率等极端工况下,泛化性能与处理效率显著不足^[11]。

为突破上述瓶颈,卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)因其强大的数据驱动与特征提取能力,正逐渐成为替代传统视觉方法的研究热点^[12]。Ilonen等^[13]证实了基于CNN的方法在二维气泡提取精度上显著优于传统的圆形霍夫变换等方法。为了在CNN提取的基础上进一步实现气泡的高精度定位与去噪,Poletaev等^[14]提出了一种融合CNN分类器、中心寻找器和自动编码器的多步算法,该算法有效解决了重叠、模糊以及非球形气泡的检测难题,相比传统算法显著提升了识别精度,并大幅缩短了处理时间。Haas等^[15]提出了结合基于区域的快速卷积神经网络(faster region-based convolutional neural network, Faster RCNN)边界框定位与回归CNN拟合的BubCNN(Bubble CNN),在较低空隙率的阴影法成

像实验中实现了气泡的高效识别与几何特征的精确提取。针对密集泡状流中目标难以分离的挑战,Cerqueira等^[16]通过引入锚点机制生成多尺度边界框并与CNN结合,进一步实现了高重叠条件下的气泡特征提取。然而,尽管以上深度学习算法在气泡特征提取上取得了显著进展,但其在应对真实复杂工业流场时仍面临严峻挑战。在极端密集与严重遮挡的工况下,基于边界框的策略极易导致重叠目标被错误合并;而基于锚点推断的重建方法对遮挡部分往往只能依赖简单的几何推断,极易生成平滑但失真的残缺轮廓。为克服上述局限,最新研究已逐渐从传统的边界框检测,转向基于前沿深度学习架构的像素级气泡识别与实例分割。Uesawa等^[17]开发了基于Swin Transformer的气泡检测模型,将其独有的移动窗口注意力机制作为Mask R-CNN(mask region-based convolutional neural network)架构的主干,显著提升了流场中重叠和变形气泡的分割性能。针对与气泡流场高度相似的复杂悬浮颗粒体系,邹藻等^[18]在Mask R-CNN框架基础上进行了改进,提出了基于CA-Swin Transformer(channel-attention swin transformer)的颗粒识别网络(particle recognition network, PRNet)模型。该模型并联通道与窗口自注意力机制,通过自适应调整特征权重,有效克服了光照不均引发的局部对比度低及漏检误分割问题,实现了粘连目标的高精度分割与重叠遮挡轮廓的复原。在气泡动态界面的时空演化提取方面,Lin等^[19]提出了融合挤压激励网络(squeeze and excitation network, SENet)与Transformer的TranSENet降阶模型。该模型通过SENet的局部特征重标定有效滤除了噪声,成功实现了对气液及气固两相流中气泡界面时空演化过程的高保真特征提取与快速预测。

尽管自注意力机制在全局特征整合上表现优异^[20],但其计算复杂度较高,在处理高分辨率、多实例的图像时面临挑战^[21]。为此,具有线性计算复杂度的状态空间模型逐渐成为计算机视觉领域的研究热点。Liu等^[22]首先提出了视觉状态空间模型(visual state space model,

VMamba),通过交叉扫描模块有效实现了局部纹理与全局空间结构的同步提取。凭借这种低计算开销与强全局感知相统一的优势,VMamba 架构近年来在诸多特征分布复杂、分辨率要求极高的图像处理任务中得到了广泛应用。例如,在多模态图像处理方面,针对复杂环境下的视觉感知难题,Ni 等^[23]提出了一种基于 VMamba 的多模态语义分割网络,该网络通过构建精准的多模态特征选择与融合机制,在保持低计算复杂度的前提下,实现了高精度与高效率的场景分割。在大尺度遥感图像解析方面,Cao 等^[24]构建了融合 VMamba 框架与多尺度、多频率特征融合的混合分割网络,有效克服了高分辨率遥感图像中目标尺度跨度大、背景繁杂的困难,解决了全局长程依赖与局部精细细节的协同建模难题。在此基础上,近期研究开始尝试将这一前沿架构引入到极具挑战性的多相流气泡观测任务中。Qu 等^[25]以 VMamba 为主干网络重构了 Mask R-CNN 深度学习框架,成功将其应用于气泡检测任务,实现了对气泡轮廓的高精度分割。然而,这类前沿算法在模型构建与性能评估时仍大量依赖理想化的合成数据集,未能充分涵盖真实工业多相流环境中复杂的杂质噪声与非规则动态形变等极端物理干扰。

然而,现有深度学习方法在二维特征提取层面的持续演进并未从根本上突破应用瓶颈,主要有两方面:1)其网络模型与训练样本仍存在诸多局限;2)传统单目高速摄影的物理成像机制更成为制约其在复杂流场中实际落地的核心障碍。现有的拍摄系统通常仅能有效捕捉焦平面内的气泡图像。而对于离焦的气泡,由于成像模糊、边缘缺失或对比度降低,其形态与动态行为难以被准确捕捉,这一问题在密集、重叠的复杂多相流场下更为突出^[26]。为解决该光学局限,已有研究通过提升背光灯功率以增强背景照明亮度,进而可缩小成像光圈以拓展有效景深范围,实现更多气泡的清晰成像与记录^[27]。然而,气泡在不同深度位置成像时会受到焦平面变化带来的成像尺寸变化影响,导致所拍摄图像中提取的气泡粒径往往无法反映其真实的物理粒径。同时,单目相机成像本质上是将三维空间投影为二维平面,其拍摄的图像完全缺失气泡颗粒在深度方向上的空间信息,导致无法精确确定气泡的三维坐标^[28]。

针对现有在真实复杂泡状流工况下泛化性能受限,以及传统单目视觉存在深度信息丢失的光学核心瓶颈,本文提出了一种基于双目视觉与深度学习融合的宽景深泡状流气泡粒径测量方法。二维气泡分割层面,本文构建了 VM-BubNet (VMamba bubble network) 实例分割模型,通过 VMamba 主干与路径聚合特征金字塔网络 (path aggregation feature pyramid network, PAFPN) 的深度融合,并协同遮挡感知轮廓重建模块,有效解决了真实泡状流工况下气泡漏检、掩码残缺的问题。三维空间映射层面,

通过构建多维特征向量计算加权相似度,实现了正、侧双目视图中候选气泡的精准配对,进而精确解算出气泡的三维空间坐标并完成粒径校正。实验结果表明,该联合方法不仅成功还原了气泡的三维空间坐标,还能利用深度坐标有效解决单目视觉下气泡粒径测量畸变的难题,为工业宽景深环境中气泡颗粒的高精度智能检测提供了可靠技术方案。

1 双目视觉系统与空间映射标定

为突破单目视觉在宽景深复杂流场中丢失深度信息及粒径测量畸变的局限,本文搭建了基于双目视觉的气液泡状流测量系统,并对其空间定位机理与光学畸变映射模型进行了标定。

1.1 气液泡状流测量实验装置

实验在河北大学气液两相流实验测量装置上进行,如图 1 所示。

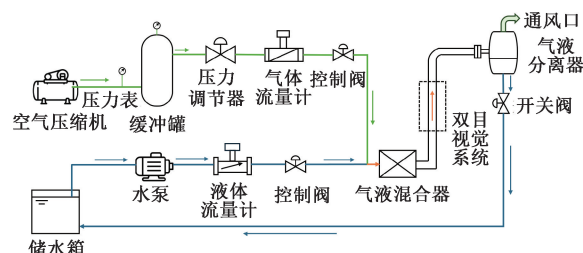


图 1 气液两相流实验装置示意图

Fig. 1 Schematic diagram of gas-liquid two-phase flow experimental apparatus

该实验装置主要包括气相通路和液相通路,以实现两相流体的稳定供给。在液相通路中,储水箱内的水经水泵抽出,依次流经液体流量计与控制阀进行计量和调节,随后平稳输送至气液混合器中。在气相通路中,空气由空气压缩机泵入,经压力表监测后进入缓冲罐以消除气流脉动,随后依次通过压力调节器、气体流量计与控制阀,最终同样汇入气液混合器。经过精细调控与计量的空气和水在混合器内充分交汇,形成不同工况的泡状流,并自下而上流入透明的双目视觉测试管段。如图 2 所示,该测试区为一根带有方形矫正箱的竖直圆管,其中管段长度为 400 mm、内径为 50 mm。在其外部正、侧面架设有由 Revealer 高速相机及背光源组成的双目视觉系统。为精准捕捉宽景深下气泡的动态演化过程,实验中相机的拍摄帧率设定为 500 fps,图像采集分辨率设置为 1 920×1 960 pixels。该系统用于对流场内的气泡特征进行图像采集与空间定位。随后,两相流体继续上行进入气液分离器完成物理分离,气体直接由通风口安全排出;而分离出的水则在重力作用下,向下途经开关

阀回流至储水箱中,以此有效保障了整个实验的长期稳定运行。

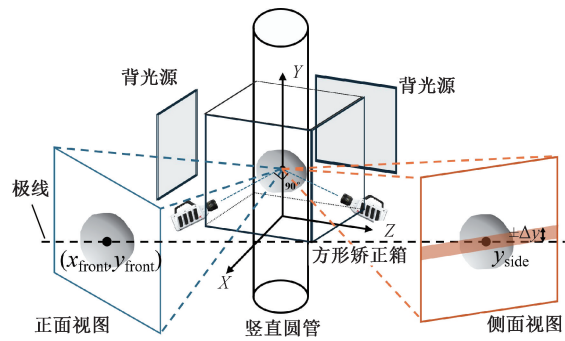


图 2 双目视觉系统空间几何结构示意图
Fig. 2 Schematic diagram of spatial geometric structure for binocular vision imaging system

本文设置的泡状流实验工况如表 1 所示。其中,标准状况下的气相流量范围为 $0.06\sim0.24\text{ m}^3/\text{h}$,液相流量范围为 $9\sim12\text{ m}^3/\text{h}$ 。

表 1 实验工况	
Table 1 Experimental working conditions	
实验参数/ $(\text{m}^3\cdot\text{h}^{-1})$	实验工况条件
气相流量	0.06, 0.12, 0.18, 0.24
液相流量	9, 10, 11, 12

1.2 双目视觉空间定位与映射机理

依托上述搭建的双目视觉系统,本文构建了如图 2 所示的空间定位与极线几何约束关系。测试管段外部套接注水的方形矫正箱以消除圆管曲面引起的折射畸变,两台高速相机结合背光源呈 90° 夹角布置,同步采集流场的正、侧双目视图。在双目视觉理论中,空间三维点与两个相机光心共同构成的极平面与成像平面的交线被称为极线,该几何关系能够将跨视图的匹配搜索范围从二维平面降维至一维直线。由于本系统中的两台相机处于同一水平高度且光轴正交,其对应的投影极线在图像中被简化为水平扫描线。这种特殊的物理布置确保了同一三维目标在正、侧双目视图中具有物理高度一致性。因此,对于正面视图中的任意一点 $(x_{\text{front}}, y_{\text{front}})$,其在侧面视图中的潜在匹配点 y_{side} 通常会受到约束而出现在同一行或 y 坐标差异在一定允许范围内的位置。通过在此 $\pm\Delta y$ 容差区间内完成跨视图目标匹配,即可有效补偿单目成像丢失的空间深度信息,进而精准解算出气泡的真实三维空间坐标。

1.3 像素-物理空间映射模型与标定

在获取上述真实三维空间坐标的基础上,必须解决

由焦平面偏移引起的成像尺寸变化。由于气泡在二维图像上的粒径大小无法等同于其等效物理粒径,必须构建一个耦合空间物理深度与图像像素尺寸的数学空间映射模型。标定实验中,将标准标定板置于充满水的测试管段内部,保持双目相机位置固定不变。随后,控制标定板沿深度方向平行平移,在各个预设的物理深度节点触发相机拍摄,并精确记录每组图像对应的真实深度坐标。

如图 3 所示,通过图像处理提取各深度位置下,标定板方格(标准参考长度为 5 mm)所对应的像素尺寸。

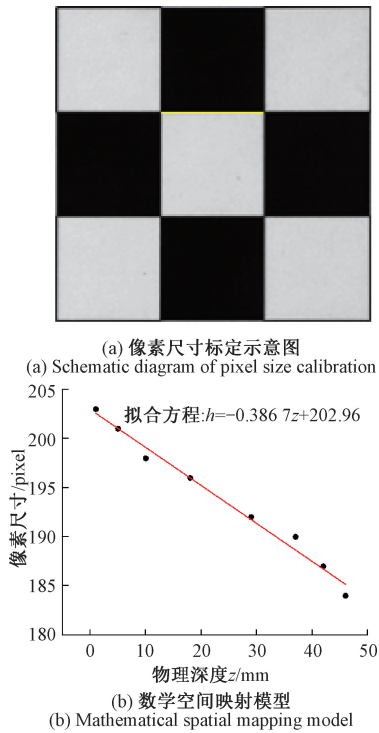


图 3 像素尺寸标定与空间映射模型
Fig. 3 Pixel size calibration and spatial mapping model

基于统计结果进行线性拟合,构建出物理深度 z 与像素尺寸 h 之间的线性映射模型,如式(1)所示。

$$h = -0.3867z + 202.96 \tag{1}$$

其中, z 为侧面视图的深度物理坐标, h 为该深度下 5 mm 标定参考长度所占据的像素尺寸。根据式(1)求解出当前深度的参考像素尺寸后,计算该位置的局部空间分辨率比例因子,如式(2)所示。

$$l = \frac{5.0}{h} \tag{2}$$

由于真实流场中的气泡多呈现不规则形变,本文采用等效面积法,将模型分割出的气泡像素面积 A 等效为标准圆,进而计算其等效像素直径 D_{pixel} 。最后,将该像素直径与气泡所在深度对应的比例因子 l 相乘,即可精准解算出气泡的等效物理粒径 D_{real} ,其计算公式如式(3)、(4)所示。

$$D_{\text{pixel}} = 2 \times \sqrt{\frac{A}{\pi}} \quad (3)$$

$$D_{\text{real}} = D_{\text{pixel}} \times l \quad (4)$$

1.4 多维特征提取与加权匹配算法

完成映射模型构建和系统标定后,跨视图气泡实例的精确配对成为解算气泡三维物理坐标、实现粒径校正的核心环节。为克服正、侧双目视图差异与密集遮挡导致的拓扑结构不一致,本文提出了一种两阶段极线几何约束与特征加权匹配算法。

首先,针对模型提取出的每个气泡实例,算法构建包含几何与形状信息的特征向量 $\mathbf{f}$ 。

$$\mathbf{f}_{(x,y)} = [\text{height}, \text{centroid}_{(x,y)}, A, C, \text{mean_intensity}] \quad (5)$$

各特征分量的具体定义、计算公式及符号说明如下:

1) 高度 (height)

气泡在二维投影面的纵向高度,由检测边界框的纵坐标计算得出:

$$\text{height} = y_2 - y_1 \quad (6)$$

2) 质心坐标 (centroid (x, y))

反映气泡二维区域的灰度分布中心:

$$C_x = \frac{\sum_{(x_i, y_i) \in \text{particle}} x_i \times I(x_i, y_i)}{\sum_{(x_i, y_i) \in \text{particle}} I(x_i, y_i)} \quad (7)$$

$$C_y = \frac{\sum_{(x_i, y_i) \in \text{particle}} y_i \times I(x_i, y_i)}{\sum_{(x_i, y_i) \in \text{particle}} I(x_i, y_i)}$$

3) 像素面积 (A)

表征气泡在图像中所占的二维区域大小:

$$A = \sum_{(x_i, y_i) \in \text{particle}} a_p \quad (8)$$

式中: (x_i, y_i) 为气泡区域的像素坐标点; a_p 为单个像素对应的像素面积。

4) 圆形式 (C)

用于描述气泡形态接近标准圆的程度,是表征气泡形变的重要形状特征:

$$C = \frac{4\pi A}{P^2} \quad (9)$$

式中: P 为气泡的最终完整闭合轮廓周长,对于未受遮挡的气泡,为模型初始预测的完整轮廓周长;对于受遮挡的气泡,则特指经轮廓重建模块修复后最终输出的完整轮廓周长。

5) 平均像素强度 (mean_intensity)

反映气泡内部的光学透射或反射特征:

$$\text{mean_intensity} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n I_i \quad (10)$$

式中: I_i 为气泡区域内的第 i 个像素值; n 为区域内像素的总数。

匹配阶段引入像素级纵坐标一致性硬约束,计算正、侧视图中候选气泡的纵坐标绝对差值作为一致性偏差,并用图像高度进行归一化。若该偏差超过触发阈值,则表明气泡对不满足极线几何约束关系,算法将在后续代价矩阵中赋予其惩罚代价以直接剔除。对于通过硬约束的候选气泡对,为准量化不同视图中气泡特征的相似程度,本文进一步引入多维度匹配代价作为核心评估准则。由于在宽景深复杂流场中,视角变化会对气泡的横向特征造成显著干扰,而气泡在 Y 轴方向上的特征则表现出极高的鲁棒性与稳定性。因此,本文在构建加权特征代价矩阵 $\mathbf{M}_{\text{cost}}$ 时,显著提升了高度与一致性偏差等纵向特征的权重。基于上述多维物理特征及其对应权重,本文构建了如式 (11) 所示的全局匹配代价函数,通过加权组合各项匹配代价,全面衡量候选气泡在空间位置与二维形态上的整体相似程度。该函数最终计算得出的综合代价值越小,意味着两视图中的目标为同一气泡的概率越高。

$$\mathbf{M}_{\text{cost}}(i, j) = \sum_{k=1}^6 w_k \times D_k(\mathbf{f}_{1,i}, \mathbf{f}_{2,j}) \quad (11)$$

式中: w_k 为设定的特征权重; D_k 为两气泡在第 k 项特征上的归一化差异度量。确定代价矩阵后,引入匈牙利算法对其进行全局最优求解,并施加匹配总代价阈值过滤离群点。

为防止极端重叠下的伪匹配,算法在代入映射模型解算出三维坐标后,进行二次验证。若匹配对在双视图中解算的真实物理 Y 坐标差异超过容差上限,则判定匹配失效并剔除。针对单侧视图中因遮挡未能匹配的孤立目标,算法引入虚拟景深降级策略,对于正面视图中的未匹配气泡,保留其二维形态参数,将其空间深度强制降级至默认观测平面,即圆管中心截面,并利用该深度的比例因子计算其等效物理粒径。

2 基于深度学习的 VM-BubNet 模型

针对现有深度学习网络模型在真实复杂泡状流工况下泛化性能受限的问题,本文提出了一种名为 VM-BubNet 的气泡实例分割模型,其整体架构如图 4 所示。

输入图像经 VMamba 主干网络进行多尺度特征提取,随后特征输入至 PAFPN 颈部网络,利用自顶向下与自底向上的双向路径,实现深浅层特征的自适应对齐与高效融合。聚合后的特征流传输至实例分割头,经区域提议网络 (region proposal network, RPN) 与感兴趣区域对齐 (region of interest align, RoI Align) 特征精确对齐后,由并行分支同步完成边界框坐标回归与初始二维掩码

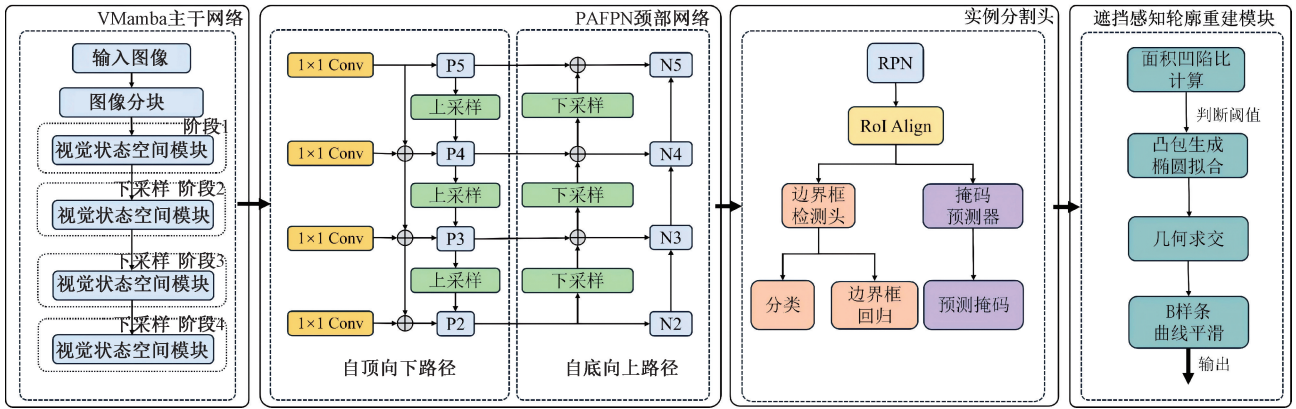


图4 VM-BubNet实例分割模型架构

Fig. 4 Architecture of the VM-BubNet instance segmentation model

预测。针对预测结果中因遮挡造成的残缺掩码,遮挡感知轮廓重建模块基于面积凹陷比触发修复机制,依次执行几何求交与B样条平滑处理,最终输出完整气泡轮廓。

2.1 VMamba 主干网络

在特征提取的起始阶段,原始图像首先进入VMamba主干网络进行多层级的全局特征解析。传统卷积神经网络受限于局部感受野,难以在密集遮挡场景下捕捉长程依赖,而VMamba通过堆叠4个层级的视觉状态空间模块(visual state space block, VSS模块),构建了分层的特征提取架构。如图5所示,VSS模块首先通过深度可分离卷积(depth-wise convolution, DWConv)处理输入特征。DWConv不仅引入了2D归纳偏置以捕捉气泡边缘等高频局部细节,还为后续处理补充了位置信息。在经过激活函数SiLU(sigmoid linear unit)后,特征进入核心的2D选择性扫描(2D selective scan, SS2D)模块。得益于参数的输入依赖特性,该模块能够动态调节信息流,自适应地聚焦气泡区域并抑制流场背景噪声。最终,模块引入类门控线性单元(gated linear unit, GLU)机制,通过门控分支与SS2D输出的逐元素相乘实现特征融合。这种架构设计不仅沿用了Transformer的高效特征交互,更通过状态空间模型(state space model, SSM)机制实现了对高分辨率流场图像中全局拓扑结构与局部边缘细节的同步精准捕获。

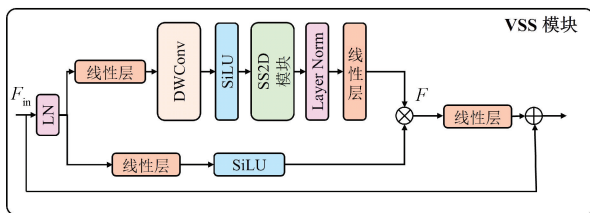


图5 视觉状态空间模块

Fig. 5 Visual state space block

2.2 PAFPN 颈部网络

为解决流场中气泡尺寸跨度极大,以及深层网络在连续下采样过程中极易导致微小目标特征丢失的问题,主干网络提取的多层级特征随即被输入至PAFPN中进行处理。该模块的处理流程包含自顶向下和自底向上两条核心路径。首先通过P5~P2自顶向下路径实现深层语义特征与浅层空间特征的初步融合,随后增加一条N2~N5自底向上的增强路径,将底层高分辨率的几何定位特征高效传递至深层。这种双向融合机制在物理本质上构建了尺度解耦分工体系,浅层特征专注于微小气泡的精细定位,而深层特征负责大尺度目标的结构推断,显著增强了模型对流场内极端尺寸差异气泡的感知精度。

2.3 遮挡感知轮廓重建模块

针对气泡群聚引发严重遮挡导致掩码边缘残缺的难题,预测结果最终进入重建模块进行形态修复。如图6所示,针对模型输出的残缺掩码,算法提取其最外侧的闭合边界生成外界凸包掩码。

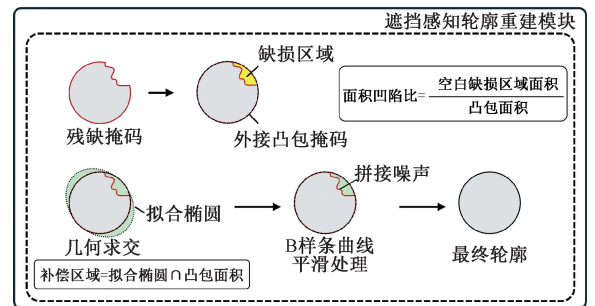


图6 遮挡感知轮廓重建模块

Fig. 6 Occlusion-aware contour reconstruction module

系统通过计算面积凹陷比来量化残缺程度并触发对实质性遮挡实例的修复。随后,在形态补偿环节,算法基于气泡的可见弧度生成拟合椭圆以推测完整曲率。为防

止预测轮廓过度向外扩张失真,模块将外接凸包作为最大物理边界约束,执行几何求交操作,并将其无缝拼接至原始掩码的缺损处。最后,针对几何拼接处产生的拼接噪声,模块利用 B 样条曲线平滑处理对整体边界进行平滑过渡,消除高频折线,从而恢复出符合流体力学表面张力特性的最终轮廓。这一重建机制有效修正了掩码残缺引发的系统性面积误差,从根本上保障了气泡等效物理粒径解算的保真度。

3 实验结果与分析

3.1 实例分割结果与性能评价

为对所提 VM-BubNet 模型实例分割性能进行系统评估,本文在气液泡状流实验数据集上开展综合分析。选取数据集共 300 张图像,涵盖不同气相与液相流量组合下的多种工况,按 4:1:1 比例划分为训练集、验证集和测试集。定量评估以精确率 (precision, P)、召回率 (recall, R)、 $F1$ 分数表征整体检测性能,以 COCO 标准边界框平均精度 (box average precision@0.5, Box AP@0.5) 和掩码平均精度 (mask average precision@0.5, Mask AP@0.5) 作为识别分割质量的核心评价指标。

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (12)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (13)$$

$$F1 = 2 \times \frac{P \times R}{P + R} \quad (14)$$

$$AP = \int_0^1 P(R) dR \quad (15)$$

其中,真阳性 (true positive, TP) 表示被模型正确预测为气泡的正样本实例;假阳性 (false positive, FP) 表示被错误识别为气泡的背景区域;假阴性 (false negative, FN) 表示未被模型检测到的真实气泡。

在整体检测性能方面,测试集共包含 50 张图像及 7 970 个气泡实例标注,覆盖低、中、高 3 种空隙率典型工况,评估结果如图 7 所示。

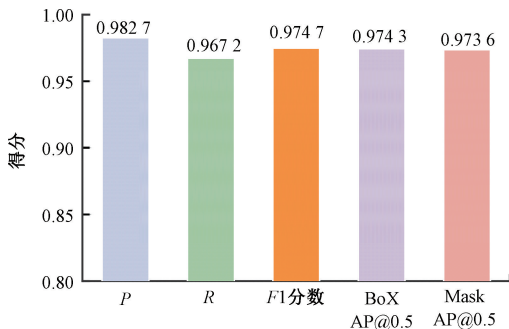


图7 VM-BubNet 模型实例分割性能评估结果

Fig. 7 Instance segmentation performance evaluation results of VM-BubNet

模型的精确率为 0.9827,召回率为 0.9672, $F1$ 分数为 0.9747。精确率与召回率的高度均衡表明,模型在有效抑制误检的同时对气泡目标保持了充分的捕获能力,两者之间未出现明显的此消彼长现象。在边界框检测方面,Box AP@0.5 达到 0.9743。在分割质量方面,Mask AP@0.5 达到 0.9736,表明模型不仅能对气泡实例进行精准位置定位,还能高精度分割轮廓。

在小目标检测方面,测试集中面积小于 32×32 pixels 的微小气泡共计 3 212 个,模型对该类目标的召回率高达 0.9791,充分验证了 PAFPN 在多尺度特征融合方面的有效性。通过引入自底向上的特征增强路径,PAFPN 将底层高分辨率几何定位特征与深层语义抽象特征进行多尺度融合对齐,有效弥补了深层网络下采样过程中对小尺度气泡特征映射的丢失,实现了在宽景深流场中对微小气泡的高精度识别与分割。

为评估模型对遮挡气泡残缺掩码的修复效果,本文对测试集中的实例分割过程进行了定量统计。在共计 15 700 个气泡实例中,遮挡感知轮廓重建模块成功介入并修复了 1 501 个残缺掩码。经该模块重建后的完整气泡轮廓,成功突破初始边界框限制,进而恢复了因遮挡而被常规检测边界框截断的像素面积。该补偿机制有效修正了残缺掩码引发的系统性面积误差,从根本上保障了后续气泡等效物理粒径解算的保真度与准确性。

为了直观印证上述整体性能指标的优越性以及重建模块的有效性,图 8 展示了不同工况下的典型气泡分割可视化结果。

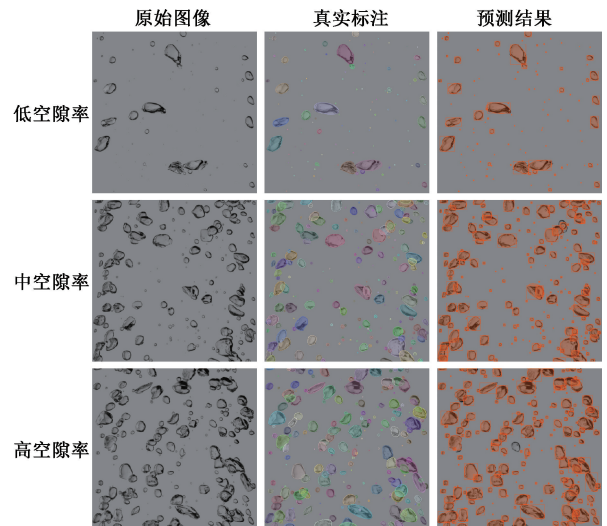


图8 不同工况下的气泡实例分割可视化结果

Fig. 8 Visualization results of bubble instance segmentation under different working conditions

每组包含原始图像、真实标注、预测结果视图的对比。可以观察到,模型能够在气泡尺寸跨度大的宽景深

流场中稳定输出完整轮廓,在低空隙率工况下,对尺寸差异显著的气泡群实现了精准的逐实例分割。在中等空隙率工况下,对轻度至中度遮挡的相邻气泡对能够有效实现边界分离。在高空隙率密集工况下,遮挡感知轮廓重建模块在大多数情形下能够恢复出符合气泡流体力学特性的闭合边界,所得掩码轮廓在几何形态上与真实气泡边界高度吻合,为后续像素面积的精确提取奠定了可靠基础。

此外,本文还设计了消融实验,结果如表 2 所示。

表 2 消融实验结果对比

Table 2 Comparison of ablation experiment results

序号	主干网络	颈部网络	P	R	$F1$ 分数	Mask AP@0.5
1	ResNet50	FPN	0.945 2	0.940 9	0.942 3	0.934 2
2	VMamba	FPN	0.966 4	0.963 8	0.964 7	0.973 8
3	VMamba	PAFPN	0.982 7	0.967 2	0.974 7	0.973 6

基准模型采用残差网络 ResNet50 (residual network, ResNet) 与特征金字塔网络 (feature pyramid network, FPN) 相结合的"ResNet50+FPN"架构时,其精确率、召回率及 $F1$ 分数分别为 0.945 2、0.940 9 和 0.942 3,核心分割指标 Mask AP@0.5 为 0.934 2。在保持颈部网络 (FPN) 不变的前提下,将主干网络替换为 VMamba 后,模型的精确率、召回率、 $F1$ 分数及 Mask AP@0.5 分别显著增长至 0.966 4、0.963 8、0.964 7 和 0.973 8。在此基础上,进一步将单向 FPN 升级为 PAFPN 颈部网络以增强多尺度特征融合,模型的整体性能得到进一步提升。最终,"VMamba + PAFPN"组合使精确率达到最优的 0.982 7,召回率和 $F1$ 分数分别提升至 0.967 2 和 0.974 7,同时 Mask AP@0.5 维持在 0.973 6 的高水平。实验数据直观表明,VMamba 主干网络与 PAFPN 颈部网络的结合,有效提升了模型对复杂多尺度气泡目标的综合检测与实例分割能力。

3.2 特征提取与双目视觉匹配结果分析

在完成双目视图的气泡实例分割后,需对正、侧面视图中的气泡实例进行跨视图配对,以还原其在三维空间中的真实物理坐标。图 9 与 10 分别展示了同一典型帧下正面视图与侧面视图的实例分割与特征提取结果,每个气泡实例均被标注了对应的掩码轮廓与外接边界框。由于双目相机拍摄角度存在 90° 夹角,正面视图与侧面视图对同一气泡群呈现出不同的二维投影形态,气泡的横向尺寸、遮挡关系及圆形度均存在明显差异。以气泡高度为代表的纵向特征在两视图间保持高度一致,而像素面积与圆形度则因视角差异和局部遮挡关系不同,在两视图间呈现出一定程度的系统性偏差。

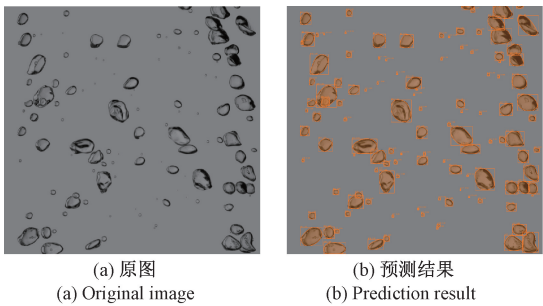


图 9 正面视图

Fig. 9 Front view

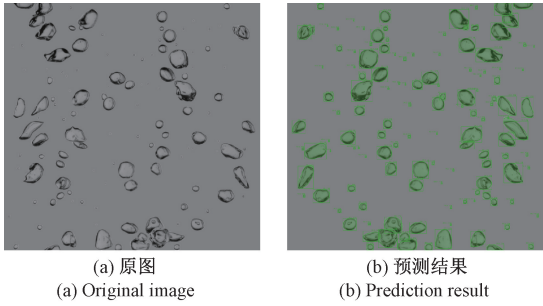


图 10 侧面视图

Fig. 10 Side view

由于气泡之间可能存在完全遮挡,且模型对不同视图的识别与分割效果存在差异,不同视图下检测到的气泡数量不一致。因此,仅对在正、侧视图下均出现的气泡进行匹配处理。图 11 展示了典型工况下双目视图计算匹配的可视化结果,正、侧面视图之间以相同的编码标注同一匹配气泡对。图中共成功提取 117 对有效跨视图匹配。从定量指标来看,匹配代价均值为 0.055,整体处于较低水平。正面与侧面视图的分割置信度均值分别达到 0.944 与 0.954,说明双视图分割质量为匹配算法提供了可靠的特征输入。在纵坐标一致性方面,117 对匹配气泡的 Y 轴物理坐标一致性偏差中位数仅为 0.60 mm,表明双目极线几何约束在绝大多数匹配对中得到有效满足。

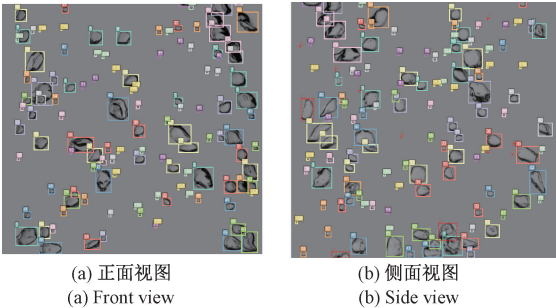


图 11 正、侧面视图计算匹配结果

Fig. 11 Calculation and matching results of binocular views

如图 12 所示,将 117 对匹配气泡的三维坐标分布进行统计,其在 x 、 y 、 z 3 个方向上的覆盖范围分别为 2.99~48.81 mm、1.13~48.00 mm 和 1.03~47.71 mm,三轴均值分别为 26.2、24.9 和 23.4 mm,气泡在各方向上呈现出较为均匀的空间分布,覆盖了圆管有效截面的深度范围。

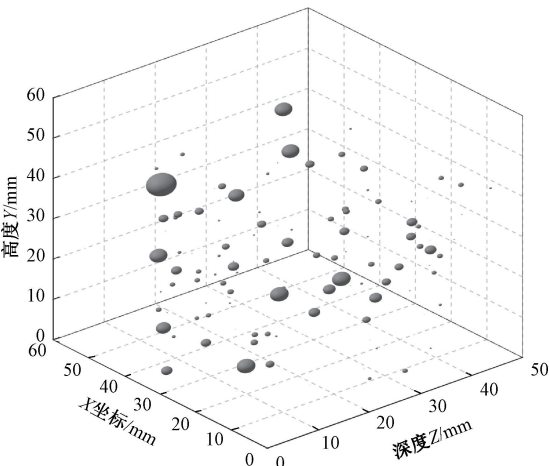


图 12 气泡空间分布
Fig. 12 Spatial distribution of bubble particles

这一结果表明,本系统在深度方向上具有良好的全域空间覆盖能力。依托上述提取到的深度坐标完成粒径校正后,气泡的等效物理粒径统计分布如图 13 所示。

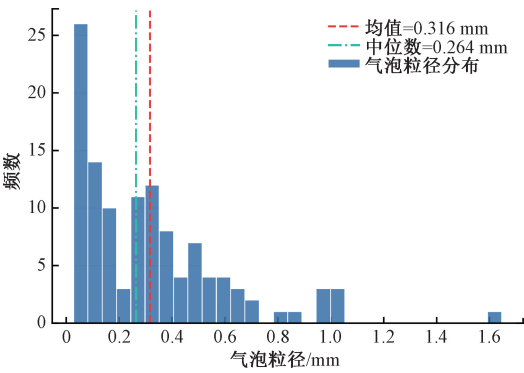


图 13 气泡粒径分布直方图
Fig. 13 Histogram of bubble size distribution

117 对气泡的等效物理粒径分布于 0.028~1.646 mm 之间,均值为 0.316 mm,中位数为 0.264 mm。

为进一步评估算法的全局泛化能力,表 3 统计了不同气液流量下的整体匹配性能。

表 3 中数据显示,所有工况的平均匹配率均稳定高于 90%。尽管在高空隙率工况下,气泡遮挡导致匹配率出现小幅下降,但总体效能仍维持在稳健水平。这充分验证了多维加权匹配策略与匈牙利全局最优求解相联合的机制,在处理复杂多相流工况时具有优异的鲁棒性与适用性。

表 3 不同气液流量下双目特征匹配率统计
Table 3 Statistics of binocular feature matching rate under different gas-liquid flow rates

液相流量/($\text{m}^3 \cdot \text{h}^{-1}$)	气相流量/($\text{m}^3 \cdot \text{h}^{-1}$)	匹配率/%
9	0.06, 0.12, 0.18, 0.24	91.62
10		90.42
11		90.87
12		90.15

3.3 粒径测量结果

基于提取到的深度坐标完成光学畸变校正后,本节对各工况下的气泡等效物理粒径进行了定量统计,并深入分析了不同气液流量条件对气泡粒径分布及动态演化规律的影响。

首先,为获取系统内气泡粒径的整体分布特征,图 14 绘制了涵盖 16 个工况点、共计 75 551 个气泡样本的等效物理粒径概率密度与累积分布曲线。结果表明,复杂流场内气泡的等效物理粒径跨度较大,整体符合非对称的右偏态分布特征。全局气泡样本平均粒径约为 0.33 mm,中位粒径约为 0.30 mm。这种以微小气泡为主的分布结构,有效增加了气液两相的接触面积,有利于多相流反应系统内的高效传热传质。

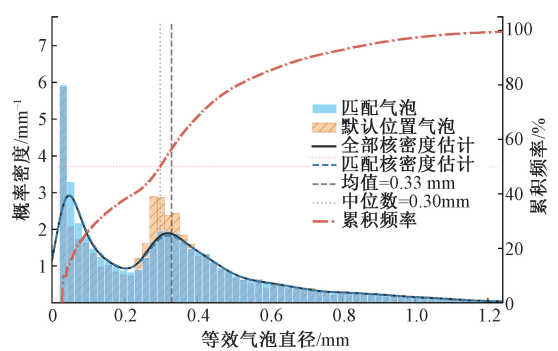


图 14 全局工况下气泡等效物理粒径概率密度与累积分布
Fig. 14 Probability density and cumulative distribution of bubble equivalent physical diameter under all working conditions

为探究不同流体动力学状态对气泡粒径演化的具体影响,表 4 统计了不同气液流量组合下的单帧气泡数量、气泡平均粒径与中位粒径。

首先,从气泡数量的演化来看,其随气相与液相流量的增加呈现出明显的单调递增趋势。在相同液相流量下,气相流量的提高直接增加了系统内的初始进气量,导致流场内的气泡基数稳步上升。当气相流量一定时,提升液相流量会导致管内湍流耗散率与流体剪切应力持续增强。在此强烈湍流状态下,单个大气泡被剧烈撕碎并发生二次破裂,裂变为多个微小气泡,进而导致气泡数

表 4 不同气液流量下气泡等效物理粒径统计

Table 4 Statistics of equivalent physical bubble diameters under different gas-liquid flow rates

液相流量/ ($\text{m}^3 \cdot \text{h}^{-1}$)	气相流量/ ($\text{m}^3 \cdot \text{h}^{-1}$)	单帧气泡 数量	平均粒径/ mm	中位粒径/ mm
9	0.06	52	0.343	0.311
	0.12	56	0.333	0.307
	0.18	57	0.35	0.310
	0.24	59	0.355	0.324
10	0.06	76	0.334	0.306
	0.12	82	0.338	0.312
	0.18	84	0.315	0.294
	0.24	86	0.335	0.304
11	0.06	96	0.317	0.293
	0.12	98	0.326	0.294
	0.18	98	0.318	0.279
	0.24	107	0.316	0.282
12	0.06	129	0.332	0.290
	0.12	137	0.337	0.310
	0.18	139	0.333	0.292
	0.24	156	0.318	0.210

量随液相流量显著攀升。这一数量的激增表明,提升气液流量是该测试系统内大幅扩展气液相间接触面积的有效手段。

然而,与气泡数量的单调递增不同,气泡粒径随气、液流量的变化并非呈现严格的单调演化。由表 4 中的平均粒径数据可知,其整体在 0.315~0.355 mm 之间呈现非规律性的波动。例如,以气相流量 0.06 m^3/h 的工况为例,随着液相流量由 9 m^3/h 提升至 12 m^3/h ,平均粒径呈现出由 0.343 mm 先降至 0.317 mm、随后又回升至 0.332 mm 的非单调变化。产生这一现象的原因是流场内同时存在着两种相反的物理机制,气相流量的增加会促进气泡间的碰撞与聚并生长,而液相流量的提升又会加剧湍流剪切,导致气泡破裂细化。

此外,表 4 中所有工况下的中位粒径均小于平均粒径。这一统计学特征不仅与图 14 所揭示的全局气泡粒径呈现非对称右偏态分布的结论高度吻合,更进一步印证了在复杂的流场中,受强烈剪切破裂作用的影响,持续生成了大量微小气泡,从而导致整体尺寸分布向小粒径方向发生了显著的非对称偏移。由于表 4 中单一的代表性粒径数值难以直观展示气泡演化的复杂规律,为了更全面地揭示气液耦合动态平衡对气泡尺寸分布特征的实

际影响,本文进一步提取了典型工况下的粒径分布形态,如图 15 的箱线图所示。

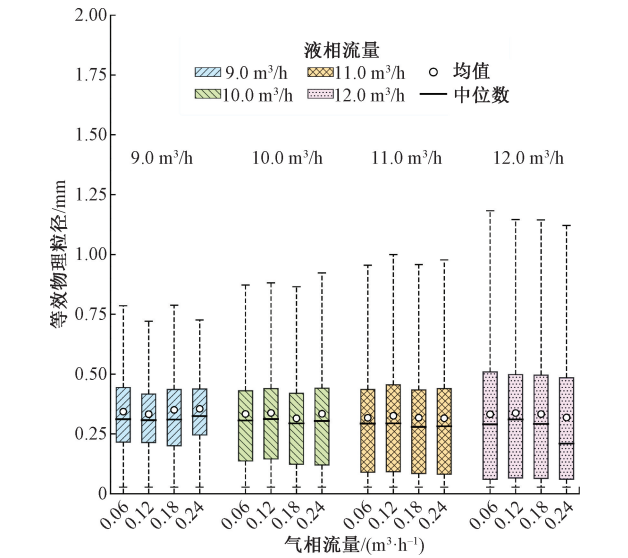


图 15 典型工况下气泡粒径分布形态演化特征

Fig. 15 Morphological evolution characteristics of bubble size distribution under typical working conditions

随着液相流量的不断增大,气泡粒径的分布跨度明显展宽。具体而言,在液相流量较低时,表征数据分散程度的箱体高度相对较小,气泡粒径分布较为集中。而随着液相流量逐渐增大至 12.0 m^3/h 时,该箱体高度整体呈现出明显的增长趋势,且表征较大气泡尺寸波动上限的上边缘须线也显著向上延伸。该现象表明,提高液相流量虽然加剧了气泡的剪切细化,但流场内极度复杂的强湍流脉动同时也显著展宽了粒径的分布跨度,使得气泡群体形成了以微小气泡为主,且伴有较大尺寸波动跨度的长尾分布特征。

相比于液相流量的显著作用,横向对比同一液相流量下的不同气相流量可以发现,气相流量的改变并未使箱体形态、均值或中位数表现出明显的单调演化规律。这一现象客观反映了在本实验设定的工况范围内,液相流量所引发的流体剪切应力是主导气泡粒径分散程度的核心物理机制,而气相流量变化带来的影响相对次要。这种以液相剪切为主导、气液两相耦合竞争的流体力学机制,最终决定了复杂流场内气泡粒径的演化与分布特征。

4 结 论

为解决现有深度学习网络模型在真实气液泡状流工况下泛化性能受限,以及传统单目视觉存在深度信息丢失的光学核心瓶颈,本文提出了一种基于双目视

觉与深度学习联合驱动的宽景深气泡粒径高精度测量方法。通过构建 VM-BubNet 实例分割模型与多维特征加权匹配算法,成功实现了气液泡状流中气泡的三维空间定位与等效物理粒径校正。本文的主要研究结论如下:

1) 构建了具备强泛化能力与全局感知力的气泡实例分割模型:引入 VMamba 主干网络与 PAFPN 颈部网络,并设计了遮挡感知轮廓重建模块。实验结果表明,该模型能有效提取全局特征并恢复残缺掩码,其精确率、召回率及 Mask AP @ 0.5 分别达到 0.982 7、0.967 2 与 0.973 6,在复杂多相流工况下展现出优异的分割精度与抗噪鲁棒性。

2) 突破了单目深度信息丢失瓶颈,提出了高鲁棒性的正、侧双目视图匹配与粒径校正策略:针对传统光学测量的核心局限,重构了融合几何与形状信息的多维特征匹配代价函数,并引入虚拟景深降级补偿机制,使得在不同气液流量工况下的平均匹配率均稳定在 90% 以上。结合所建立的像素-物理空间映射模型,有效消除了焦平面偏移带来的光学畸变,实现了气泡等效物理粒径的精准提取。

3) 揭示了复杂气液耦合作用下,强剪切流场对气泡群演化特性的调控机理:统计分析表明,全局工况下气泡等效物理粒径呈非对称右偏态分布,平均粒径与中值粒径分别约为 0.33 和 0.30 mm。在气相流量为 0.06 ~ 0.24 m³/h、液相流量为 9 ~ 12 m³/h 的实验工况范围内,气相流量的提升主要通过增加初始进气量显著提高流场内的气泡数量基数,而对粒径分布形态的演化贡献相对有限。相比之下,液相流量引发的强湍流剪切应力在决定气泡尺寸分布特征上占据主导地位。随着液相流量逐渐增至 12.0 m³/h,剧烈的湍流耗散加剧了气泡的二次破裂行为,在促使微小气泡数量激增的同时,其复杂的湍流脉动也显著展宽了粒径的分布跨度,进而形成了以微小气泡为主且伴有较大尺寸波动跨度的长尾分布特征。这种由液相剪切主导、气相通量协同的气液耦合机制,共同决定了复杂流场内气泡粒径的动态平衡状态与空间分布形态。

需要指出的是,尽管本研究已在上述典型工况下验证了所提联合测量方法的有效性,但受限于当前实验装置的运行条件,验证的工况范围仍相对集中。未来工作将进一步拓宽气液流量范围,并致力于将该测量方法推广至中高压工况等更为复杂的工业多相流应用场景中,以全面验证并提升算法的边界泛化能力。

参考文献

- [1] 赵宁, 孙铭聪, 刘苗苗, 等. 一种测量液膜厚度的超声相控阵实验装置[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(3): 170-178.
ZHAO N, SUN M C, LIU M M, et al. Ultrasonic phased array experimental device for liquid film thickness measurement[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(3): 170-178.
- [2] FERRARIO A, VARALLO N, BESAGNI G, et al. Influence of the gas phase on a large-scale bubble column fluid dynamics: Gas holdup, flow regime transitions, and bubble size distributions[J]. Chemical Engineering Science, 2025, 302: 120792.
- [3] 田雨佳, 祝彦, 郭锰川, 等. 基于超声相控阵液固两相流固相含率测量[J]. 电子测量与仪器学报, 2025, 39(11): 42-55.
TIAN Y J, ZHU Y, GUO M CH, et al. Solid phase fraction measurement based on ultrasonic phased array in liquid-solid two-phase flow[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2025, 39(11): 42-55.
- [4] YANG ZH L, TIAN W B, DENG X L, et al. A deep learning-based segmentation method for multi-scale and overlapped bubbles in gas-liquid bubbly flow[J]. Physics of Fluids, 2025, 37(3): 033343.
- [5] JU Y Y, WU L C, LI M, et al. A novel hybrid model for flow image segmentation and bubble pattern extraction[J]. Measurement, 2022, 192: 110861.
- [6] CUI Y ZH, LI CH X, ZHANG W L, et al. A deep learning-based image processing method for bubble detection, segmentation, and shape reconstruction in high gas holdup sub-millimeter bubbly flows[J]. Chemical Engineering Journal, 2022, 449: 137859.
- [7] LI G H, LIU X, LIU Y. A new bubble image model based on the recognition of bubble flow[J]. Chemical Engineering & Technology, 2024, 47(11): 202400009.
- [8] CHEN W G, HUANG G Y, HU Y B, et al. Experimental study on continuous spectrum bubble generator with a new overlapping bubbles image processing technique[J]. Chemical Engineering Science, 2022, 254: 117613.
- [9] CHEN X Y, KANG Q ZH, LI Q, et al. Direct optical measurement for particle dynamics in multiphase

- reactors: Hardware composition, image processing and uncertainties [J]. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 2024, 63(51): 22232-22252.
- [10] PENG CH, LIU Y K, GUI W H, et al. Bubble image segmentation based on a novel watershed algorithm with an optimized mark and edge constraint[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2021, 71: 5005100.
- [11] CAI T Y, TANG AO, XU R X, et al. Balanced deep learning-based bubble segmentation: Model comparison, optimization, and application in microbubble detection[J]. *Flow Measurement and Instrumentation*, 2025, 104: 102907.
- [12] WEN D ZH, CHEN W G, YIN J L, et al. Overlapping bubble detection and tracking method based on convolutional neural network and Kalman filter [J]. *Chemical Engineering Science*, 2022, 263: 118059.
- [13] ILONEN J, JURÁNEK R, EEROLA T, et al. Comparison of bubble detectors and size distribution estimators[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2018, 101: 60-66.
- [14] POLETAEV I, TOKAREV M P, PERVUNIN K S. Bubble patterns recognition using neural networks: Application to the analysis of a two-phase bubbly jet[J]. *International Journal of Multiphase Flow*, 2020, 126: 103194.
- [15] HAAS T, SCHUBERT C, EICKHOFF M, et al. BubCNN: Bubble detection using Faster RCNN and shape regression network [J]. *Chemical Engineering Science*, 2020, 216: 115467.
- [16] CERQUEIRA R F L, PALADINO E E. Development of a deep learning-based image processing technique for bubble pattern recognition and shape reconstruction in dense bubbly flows[J]. *Chemical Engineering Science*, 2021, 230: 116163.
- [17] UESAWA S, YOSHIDA H. Deep learning-based bubble detection with Swin Transformer[J]. *Journal of Nuclear Science and Technology*, 2024, 61(11): 1438-1452.
- [18] 邹藻, 田昌, 苏明旭, 等. 基于改进 Swin Transformer 的 HMX 造型粉图像处理方法[J]. *化工进展*, 2025, 44(4): 1957-1967.
- ZOU Z, TIAN CH, SU M X, et al. Image processing method of HMX molding powders based on improved Swin Transformer [J]. *Chemical Industry and Engineering Progress*, 2025, 44(4): 1957-1967.
- [19] LIN L Q, LIU Y, LIU T T, et al. An SENet-enhanced transformer approach for multi-condition fast forecasting of two-phase bubble flows [J]. *Chemical Engineering Journal*, 2025, 524: 169259.
- [20] 冯凯浩, 陶志勇, 李衡, 等. 基于 Transformer 的逐通道点云分析网络[J]. *电子测量与仪器学报*, 2025, 39(2): 49-59.
- FENG K H, TAO ZH Y, LI H, et al. Transformer-based channel-by-channel point cloud analysis network [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2025, 39(2): 49-59.
- [21] ZHANG B, FANG Y F, ZHANG X G, et al. TransCLGA: Combining local and global attention in transformer for temporal action detection [J]. *Instrumentation*, 2026, 13(1): 75-93.
- [22] LIU Y, TIAN Y J, ZHAO Y ZH, et al. Vmamba: Visual state space model [J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2024, 37: 103031-103063.
- [23] NI R R, GUO Y H, YANG B, et al. Mul-vmamba: Multimodal semantic segmentation using selection-fusion-based vision-mamba [J]. *Knowledge-Based Systems*, 2026, 334: 115119.
- [24] CAO Y C, LIU CH CH, WU ZH H, et al. Remote sensing image segmentation using vision mamba and multi-scale multi-frequency feature fusion [J]. *Remote Sensing*, 2025, 17(8): 1390.
- [25] QU Z M, WANG Q. A vmamba-based deep learning framework for bubble detection in dense flows [J]. *Physics of Fluids*, 2025, 37(7): 073387.
- [26] WANG ZH B, HE F, ZHANG H X, et al. Three-dimensional measurement of the droplets out of focus in shadowgraphy systems via deep learning-based image-processing method [J]. *Physics of Fluids*, 2022, 34(7): 073301.
- [27] POLÁŠEK T, BUREČEK A, HRUŽÍK L, et al. Experimental study of multiphase flow occurrence caused by cavitation during mineral oil flow [J]. *Physics of Fluids*, 2024, 36(11): 113377.
- [28] GONG CH Y, SONG Y CH, HUANG G Y, et al. BubDepth: A neural network approach to three-dimensional reconstruction of bubble geometry from single-view images[J]. *International Journal of Multiphase Flow*, 2022, 152: 104100.

作者简介



王蜜,2022 年于天津大学获得博士学位,现为河北大学讲师、硕士生导师,主要研究方向为多相流测试技术与仪器。
E-mail:wangmi@hbu.edu.cn

Wang Mi received her Ph. D. degree in 2022 from Tianjin University. She is currently a lecturer and master tutor at Hebei University. Her main research interests include multiphase flow measurement technology and instruments.



佟凯杰,2023 年于华北电力大学获得学士学位,现为河北大学硕士研究生,主要研究方向为计算机视觉与深度学习。
E-mail:tongkj1121@163.com

Tong Kaijie received his B. Sc. degree in 2023 from North China Electric Power

University. He is currently an M. Sc. candidate at Hebei University. His main research interests include computer vision and deep learning.



方立德(通信作者),2008 年于天津大学获得博士学位,现为河北大学教授、质量技术监督学院院长,主要研究方向为热工参数计量与控制、多相流检测技术。
E-mail:fanglide@hbu.edu.cn

Fang Lide (Corresponding author) received his Ph. D. degree from Tianjin University in 2008. He is currently a professor and the dean of College of Quality and Technical Supervision of Hebei University. His main research interests include the measurement and control of thermal parameters, multiphase flow detection technology.