

基于深度融合的全自动石英坩埚气泡检测方法^{*}

赵 谦¹ 郑 轩¹ 李蓉蓉² 赵 曼^{1,2}

(1. 西安科技大学通信与信息工程学院 西安 710054; 2. 西安地山视聚科技有限公司 西安 712044)

摘 要:针对石英坩埚透明层中气泡检测依赖于人工肉眼检测,存在着效率低、准确性不高的问题,提出了一种基于深度融合气泡检测算法(DFBDA)。首先,利用智能机械臂夹持工业显微镜,自动采集石英坩埚透明层的气泡视频图像;然后,使用融合形态学变换的气泡分割和轮廓提取算法,以确保对气泡的准确分割;最后,通过深度融合方法对多帧相似气泡进行融合,实现了对气泡准确位置的三维重建。针对不同坩埚样品的测试验证,实验结果表明,方法对气泡的平均识别准确率达到了98.7%,速度和精度都满足工业需求。

关键词:石英坩埚;气泡检测;形态学;自动化;图像处理

中图分类号: TP391;TN307 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4

Automatic quartz crucible bubble detection method based on deep fusion

Zhao Qian¹ Zheng Xuan¹ Li Rongrong² Zhao Man^{1,2}(1. School of Communication and Information Engineering, Xi'an University of Science and Technology,
Xi'an 710054, China; 2. Xi'an Dishan Vision Technology Limited Company, Xi'an 712044, China)

Abstract: Targeting the issue of low efficiency and accuracy in manually detecting bubbles within the transparent layer of quartz crucibles, this paper introduces a deep fusion bubble detection algorithm (DFBDA). Firstly, an intelligent robotic arm is employed to automatically capture video images of bubbles within the transparent layer of quartz crucibles using an industrial microscope. Next, a bubble segmentation and contour extraction algorithm, employing fused morphological transformations, ensures accurate bubble segmentation. Lastly, employing a deep fusion technique, similar bubbles across multiple frames are merged, enabling a precise three-dimensional reconstruction of bubble positions. Experimentation across various crucible samples validates the method, demonstrating an average bubble identification accuracy of 98.7%, meeting both speed and precision requirements in industrial settings.

Keywords: quartz crucible; bubble detection; morphology; automation; image processing

0 引 言

在全球对可持续发展越来越重视的背景下,发展太阳能和其他可再生能源已成为必然趋势。光伏发电技术,特别是太阳能电池技术的快速发展,使太阳能成为未来能源结构的重要组成部分^[1]。太阳能电池的核心技术是硅基电池,其中单晶硅是核心的材料,在光伏发电和现代科技产品中发挥着重要作用^[2]。单晶硅的制备方法主要有区熔法^[3]和直拉法^[4],而直拉法由于生长周期短、生产效率

高,且具有更完美的晶体结构,被广泛应用于半导体和光伏行业。直拉法制备单晶硅的工艺步骤主要包括多晶硅熔化、晶体生长、硅锭退火及冷却4个阶段。将经过处理的高纯多晶硅原料和掺杂物装入石英坩埚,在晶炉中加热至大约1450℃使其充分熔化。当熔融硅的温度稳定后,将晶种浸入熔融硅表面,拉晶过程伴随着晶棒的上升和石英坩埚的旋转,此时熔融硅会按照晶种晶格方向生成单晶硅。

制备单晶硅所用的石英坩埚以高纯石英为原料加工

收稿日期:2023-09-20

^{*} 基金项目:陕西省科技厅工业攻关(2022GY-115)、陕西省教育厅服务地方企业(22JC050)、陕西省科技成果转化计划(2023-YD-CGZH-29)项目资助

制备而成,具有热膨胀系数小、热绝缘性好、耐高温、耐化学性好、抗震性好等特点。石英坩埚的结构为双层结构:内层为透明层,表面光滑,结构均匀致密,以增强坩埚的强度,并且降低内表面的温度防止析晶;外层为不透明的白色结构,为不透明层,内部含有大量气泡,这样的结构使得坩埚受热均匀,保温效果好。

在晶体生长过程中,石英坩埚内壁长时间暴露于高温熔融硅中,导致侧面的高温熔融硅溶解石英坩埚内壁,某时刻气泡壁破裂,高温熔融硅侵入石英坩埚侧壁中。同时,高温熔融硅会将气泡内部的气体挤出,使石英坩埚中的气泡侧壁熔体与石英颗粒结合,从而破坏了坩埚的单晶结构,这对单晶硅的质量具有严重影响^[5]。因此,测量统计出石英坩埚透明层中气泡的空间分布对坩埚质量评价具有重要意义。

目前,对于熔融石英坩埚缺陷检测主要依赖人工目测完成。伴随机器视觉技术、红外检测和超声波技术的迅速发展,这些技术也普遍用在检测方向,对于气泡的检测近几年又有了新的进展。Misra等^[6]提出了一种从面包糊液体的显微图像中自动检测和计数气泡的方法,该方法能够成功地分解相连的气泡,并在图像中识别出比肉眼检测的方法能识别出更多的气泡,但是,该算法会误计算重叠气泡的数量,并且会受到气泡大小范围的限制而出现漏检。杜建卫^[7]提出一种基于二维小波变换的三相流化床气泡边缘检测方法,该方法对于水中气泡的检测精度较高。Shao等^[8]提出了一种混合气泡全息图处理方法,用于测量油滴中尺寸和形状各异的气泡尺寸和三维分布,根据不同的全息图特征提取不同大小范围的气泡,用于多相流中气泡和其他颗粒的高分辨率表征,但在气泡形状和大小变化较大的情况下,算法的鲁棒性会显著降低。潘志成等^[9]使用检测出的凹点对于鼓泡塔中的重叠气泡进行分割,并基于最小二乘圆周拟合方法实现气泡拟合定位,但对于背景复杂的图像检测精度不高。覃若琳等^[10]提出一种基于改进 Hough 变换的气泡群特征参数提取算法,以实现对于水中气泡群图像中气泡的准确检测和尺寸分布计算,为舰船隐身性能和尾流自导鱼雷制导效能研究提供了新的方法和可能性。Haas等^[11]提出了一种基于卷积神经网络的气泡神经网络(BubCNN)检测方法,该方法通过使用卷积神经网络的优势,能够有效地检测气泡并预测其形状参数。这种方法的设计使得气泡的检测和形状分析变得更加高效和精确。但检测时间不够理想。侯森等^[12]提出一种使用超声波检测方法检测水中气体泄露产生的气泡,但对于气泡数量和体积的估计存在一定误差,且超声检测的设备体积庞大,成本较高,更适用于海洋大型设备漏气监测。Song等^[13]提出了一种利用动态变化的固液界面过程检测和计数水下气泡的新方法。产生的电信号是由于检测电极的双电层的动态变化,不需要任何电源,在水下

气泡检测和计数,该方法的检测精度受到气泡大小和气泡上升高度等因素影响,并且只能检测液体中的气泡。

综上所述,国内外学者大多利用图像处理方法对液体中的气泡进行检测和特征提取。但对于石英坩埚透明层中气泡这一特定场景的应用却存在着明显的限制,上述研究的方法对于石英坩埚透明层中背景复杂气泡的检测准确率和检测速度都有不足。针对上述问题,本文提出一种基于深度融合气泡检测算法(depth-fused bubble detection algorithm,DFBDA),旨在实现对整个透明层气泡的自动化检测。

1 实验设置

1.1 石英坩埚透明层气泡

石英坩埚分为两层,内层为透明层,气泡较少分布稀疏,直径在 $10\sim 100\ \mu\text{m}$;外层为不透明层,气泡比较密集,且直径在 $50\sim 100\ \mu\text{m}$ 。石英坩埚双层结构如图1所示。透明层和不透明层气泡分布如图2所示。

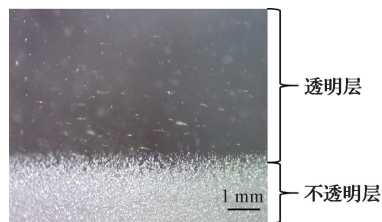


图1 石英坩埚双层结构截面

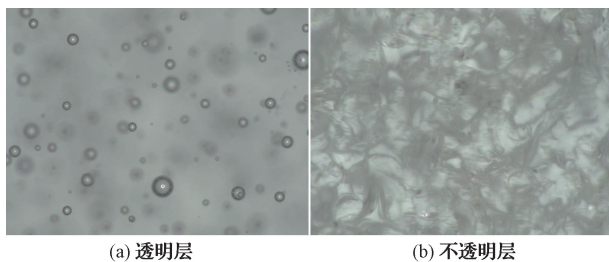


图2 石英坩埚双层气泡分布

1.2 光源和照明方式的选择

为了获取准确、可靠的检测结果,采集清晰、高质量的气泡图像是至关重要的。在图像采集平台中,选择适当的光源是实现这一目标的关键因素^[14]。光源的稳定性和适应性能显著提高图像质量,并使得气泡的边缘轮廓更加突出。此外,照明方式的选择对图像采集系统的性能和图像质量也具有重要影响^[15]。根据石英坩埚的结构特征和气泡的成像特性,本文选择了白色、可调节亮度的环形LED人造光源作为光源选项,以满足图像采集平台的要求。

由于本文主要检测目标为坩埚透明层中的气泡,合适的照明方式应能突出检测坩埚的气泡边缘,所以选用的照明方式为垂直照明,如图3所示。

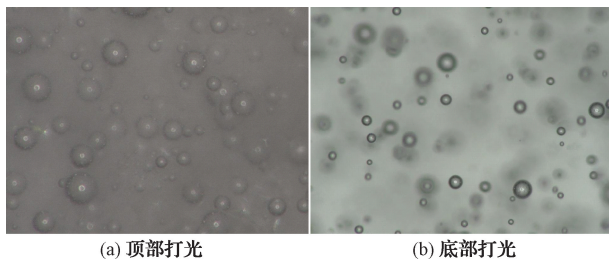


图3 不同打光方式结果

采用透射照明模式进行成像,光源置于石英坩埚底部,光线透过石英坩埚进入物镜。这种照明方式具有光束集中且均匀的特点,能产生气泡轮廓信息清晰且图像对比度较高的效果,有利于进一步的图像处理,从而提高测量系统的检测精度与效率。

1.3 图像采集设备

针对人工检测方法劳动强度大、工作效率低,检测结果易受检测人员技术水平、经验和疲劳程度等主观因素影响,缺乏准确性和规范性,无法保证正常的产品质量等问题,设计一种自动化采集坩埚气泡检测平台。

本文需要采集坩埚透明层不同深度的气泡视频图像,气泡图像采集设备选取定焦工业显微镜。工业显微镜型号为U1602-F,工业显微镜实物图如图3所示,显微镜镜头型号BYH-6550,为放大倍数可从20~170倍,如图4所示,工业显微镜的相关参数如表1所示。



图4 工业定焦显微镜实物

表1 工业显微镜参数

参数名称	数值
最大分辨率	1 920×1 440 pixels
最大帧率	30 fps
感光芯片	1/2.33
有效像素	3 800 W

坩埚气泡检测平台由六自由度机械臂、工业显微镜、固定支架和计算机4部分组成,采集部分如图5所示。固定支架用于固定坩埚的位置,位于石英坩埚的底部,由一块表面粗糙的钢板和4个可伸缩的四边夹组成,目的是调整伸缩范围,方便各种尺寸坩埚的固定。

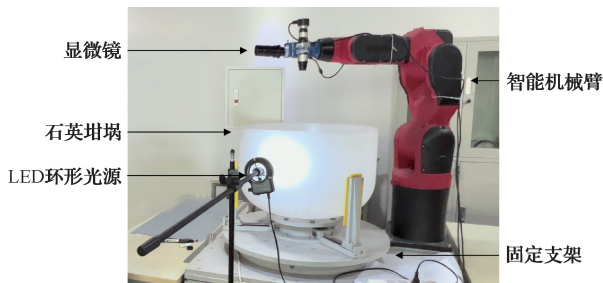


图5 坩埚气泡自动检测平台

2 气泡识别与测量

2.1 气泡图像去噪

在图像处理过程中,图像质量的好坏直接影响了识别算法的检测结果。为了确保后续图像分析的准确性,必须对图像进行去噪处理。由于自然光线和工业显微镜镜头等因素的影响,采集的图像可能存在较多噪声。因此,在对气泡图像进行分割和识别等步骤之前,应该先对图像进行去噪处理。

常见的图像去噪的方法主要均值滤波^[16]、高斯滤波^[17]、中值滤波等。虽然均值滤波可以有效地降低图像中的噪声,但它对于图像的细节保留能力较差。在进行均值滤波时,图像中的细微变化被平均化处理,导致气泡的边缘变得模糊。由于高斯平滑滤波是基于像素点周围邻域的加权平均计算,对于灰度值变化较大的像素点,无法准确地进行区分。这就导致了在滤波过程中无法完整地保留边缘的细节信息。

为了解决这个问题,本文使用深度去噪网络(dual element-wise attention mechanism network, DeamNet)^[18]对图像进行去噪处理。经过处理后,图像对比度得到了明显提高,气泡轮廓清晰可见。采用高斯滤波、均值滤波和深度去噪网络对石英坩埚气泡图像进行增强,图像去噪后灰度分布如图6所示。从图6能明显的看出 DeamNet 处理

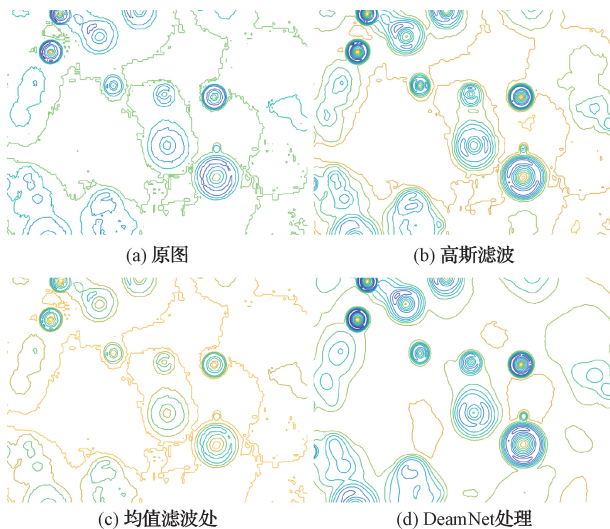


图6 图像去噪后灰度分布

后的灰度分布图去噪效果很好,去除大部分背景噪声的同时还保留了清晰地气泡轮廓。图像处理结果如图7所示。

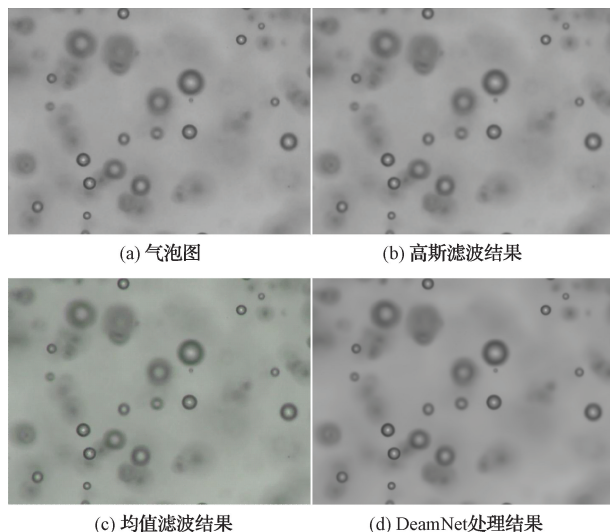


图7 图像去噪结果

2.2 融合形态学的气泡分割

1) 基于 Canny 算子^[19]的边缘检测算法

在边缘检测中,存在多种边缘检测算子,包括 Roberts 算子^[20]、Sobel 算子^[21]以及 Prewitt 算子^[22]等。理论依据建立在目标的边缘对应的一阶导数有极大值点或者二阶导数有过零点的基础上。

Canny 算子的主要思想是通过选择合适的阈值来实现最优的边缘检测效果,通过多个阶段的处理来完成边缘检测。首先,使用高斯滤波平滑图像以减少噪声;然后,计算图像梯度和方向,以确定边缘的强度和方向;接下来,应用非极大值抑制,将非边缘像素抑制以保留最强的边缘响应。最后,通过使用双阈值算法进行边缘连接,将边缘像素分为强边缘和弱边缘,并根据连接性将弱边缘与强边缘连接起来。Canny 算子的优点在于能够检测出细化且准确的边缘,同时还能够有效地抑制噪声干扰。

本文使用提到的 Roberts 算子、Sobel 算子、Prewitt 算子以及 Canny 算子对坩埚气泡进行轮廓检测,均采用默认阈值,实验结果如图8所示。

经实验结果表明,Roberts 算子在定位坩埚气泡的边缘时具有较高的精度,但对于一些轮廓模糊的气泡存在信息丢失的问题。虽然 Sobel 算子添加了平滑功能,但在检测坩埚气泡轮廓时周围仍会出现大量非边缘像素,导致边缘像素定位存在偏差。Prewitt 算子在平滑噪声的同时具有较好的边缘定位效果,因此相对于 Roberts 算子和 Sobel 算子,它对于坩埚气泡的检测效果较好,但检测出的边缘可能存在多像素情况。Canny 算子通过添加高斯滤波具有较强的噪声抑制能力,并且具有较好的方向性检测。与其他3种算子相比,Canny 算子能够检测到坩埚气泡的连续轮廓并呈现清晰形态,但对于一些轮廓模糊的气泡仍

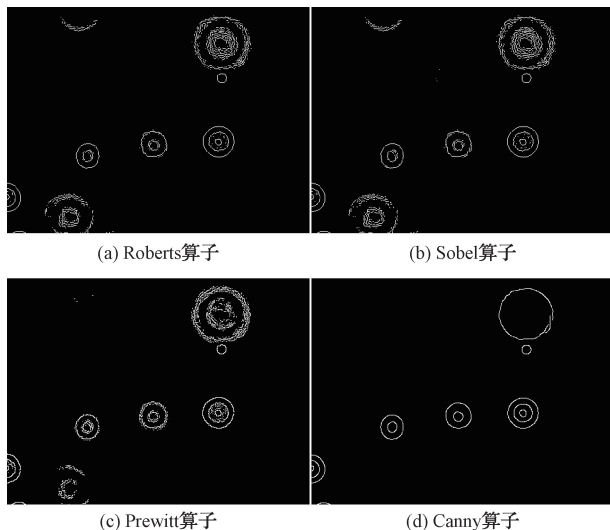


图8 图像轮廓检测结果

可能存在信息丢失的现象。

2) 融合形态学变换的轮廓提取算法

为进一步提高识别准确率,可以先对原始灰度图像进行填充处理,即将孔洞区域与周围的像素进行比较,并使用基于像素值相似性的算法填充孔洞。具体而言,先将输入的灰度图像转换为二值图像,即将所有像素值大于等于一个阈值的像素设为1,将小于该阈值的像素设为0。然后,它将在该二值图像中寻找所有连通的孔洞区域,即像素值为1且被0包围的区域。在找到孔洞后,对每个孔洞区域进行如下步骤。

(1)找到孔洞边界上的像素,并将其标记为已处理。

(2)对于每个已处理像素的相邻像素,比较它们的像素值是否相似,如果相似,则将其标记为已处理,并将其添加到一个队列中等待进一步处理。

(3)重复步骤(2),直到队列为空为止。这样,就可以找到所有与孔洞连通的像素,并将其标记为已处理。

(4)使用灰度图像中的平均值将孔洞区域填充。

边缘检测后,气泡中心区域的灰度值小于阈值,即被识别为背景。这时,气泡可能被检测出多个同心圆轮廓,因此边缘检测后的二值图像需要填充处理。填充后的图像再与原始图像进行差分处理,对差分后的结果进行边缘检测,但是填充之后,图片边缘的气泡会丢失。可以将未填充的二值图片和已经填充过的二值图片进行叠加,可以准确地得到气泡的轮廓。实验结果如图9所示。

实验结果表明,这种基于连通性的孔洞填充方法可以有效地去除图像中的孔洞噪声,提高图像质量和分割结果的准确性。

2.3 基于多边形拟合的霍夫变换圆检测

霍夫变换(Hough transform)是一种图像处理技术,用于在图像中检测任何形状的特征。主要思想是从图像空间转化到参数空间,在参数空间寻找统计上的峰值来检

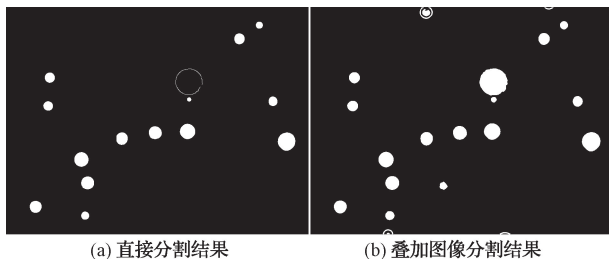


图9 图像分割结果

测出特征。霍夫变换最早应用于直线检测,后来经过学者的不断扩展,其不仅可以用于检测直线,还可以用于检测圆、椭圆和正弦余弦曲线。圆形在笛卡尔空间的标准方程可表示为:

$$(x-a)^2 + (y-b)^2 = r^2 \quad (1)$$

式中: (a, b) 为圆心坐标; (x, y) 为圆上任意一点坐标; r 为圆的半径。在圆检测中,首先建立三维霍夫空间 (a, b, r) , 为了将图像中的圆周上像素点 (x, y) 转换到参数空间 (a, b, r) , 可将式(1)改写为:

$$\begin{cases} a = x + r \cos \theta \\ b = y + r \sin \theta \end{cases} \quad (2)$$

式中: θ 为圆周上像素点 (x, y) 到圆心 (a, b) 的直线与水平轴之间的夹角。二维空间中图像的一个点对应于参数空间中的一个圆锥,图像中同一圆上的点在参数空间中存在一个交点。二维空间中圆的半径不同在参数空间中所对应的圆锥也是不同的,这确定了图像上圆的位置和圆的半径。

在进行霍夫变换之前,先要获得连续图像的离散化图像,得到图像边缘的集合,并通过设置半径步长和图像中边缘点的存在来遍历所有边缘像素并计算所有参数空间点集合。对所有集合进行投票,并且投票数超过设定阈值的集合对应于检测到的圆。

对于每个气泡进行多边形拟合从而降低数据复杂度,不规则轮廓点集可能包含大量的点,其中很多点对于表示整个形状来说是冗余的,多边形逼近可以将不规则轮廓点集转化为一个简单的几何形状这样可以方便后续处理,从而提高霍夫圆检测的准确性和检测速度。

为了体现改进后算法的有效性,选取 100 张气泡图像对算法进行检测速度的对比实验,结果如表 2 所示。

表2 两种算法检测的速度分析

检测算法	处理速度/s
传统霍夫变换	5.87
本文算法	2.37

实验结果表明,改进后算法比传统霍夫变换方法的检测速度有大幅提升。

2.4 多帧气泡深度融合

完成二维图像气泡的识别与测量后,可以获得气泡的

圆心二维坐标 (x_{2D}, y_{2D}) 和半径 R 参数。然而,在连续的多帧图像中,同一个真实气泡可能会被检测多次,导致气泡的圆心坐标和半径等参数存在微小差异。为了获得真实气泡的圆心位置,首先需要对图像进行深度标定。根据气泡出现的帧数和其二维坐标,可以计算出空间气泡的三维质心坐标和尺寸参数,从而获取空间气泡的分布信息。这样就能够将多个帧中检测到的气泡关联起来,准确地确定它们在三维空间中的位置和大小。

本文深度融合指的是通过跟踪和检测同一个气泡在相邻几帧图像中的存在情况,并将这些检测到的气泡融合为一个真实的气泡实体。这种方法充分利用了多帧图像数据,通过对同一气泡在不同时间或角度的多次检测,最终获得更为准确和完整的气泡信息,包括其在三维空间中的位置和尺寸。

1) 图像深度标定

实验采用 170 倍放大定焦显微镜镜头进行原始图像的采集,所采集图像的分辨率为 960×720 pixels。根据现场测量,在该放大倍数下图像对应的实际面积为 $2\,352\,\mu\text{m} \times 1\,764\,\mu\text{m}$,计算得出,在该配置下每一个像素点对应的实际物理大小为 $2.45\,\mu\text{m} \times 2.45\,\mu\text{m}$ 。

通过使用机械臂控制工业显微镜实现匀速垂直移动,从坩埚的透明层表面向内部移动,获取不同深度下的气泡视频图像。

机械臂移动的速度为 v , 拍摄整个透明层的时间为 t , 即视频时长为 t , 视频的帧率为 f , 可以按如下步骤计算气泡的三维坐标。

(1) 计算透明层深度 s 。由机械臂移动速度和整个透明层的拍摄时间可得:

$$s = vt \quad (3)$$

(2) 计算每两帧图像之间的实际间隔 x 。由视频帧率 f 和视频时长 t 可以计算出视频总帧数 n 。可以将整个透明层深度 s 等分为视频帧数,从而得到每两帧图像之间的实际间隔 x :

$$n = ft \quad (4)$$

$$x = \frac{s}{n-1} \quad (5)$$

(3) 计算每一帧图像中气泡的深度 z_i 。第 1 帧图像对应的透明层深度为 0, 第 i 帧图像对应的透明层深度为 z_i :

$$z_i = (i-1)x \quad (6)$$

(4) 结合二维坐标信息计算气泡的三维坐标。已知气泡的二维坐标信息 (x_{2D}, y_{2D}) , 以及透明层深度 z_i , 可以计算出气泡的三维坐标 (x_{3D}, y_{3D}, z_i) 。

2) 相似气泡融合

合并位置相近并且大小形同的圆可以通过遍历每个圆来实现。

(1) 设定两个阈值: T_1 表示两个气泡半径的最大差异, T_2 表示两个气泡之间位置的最大允许距离。

(2)相似气泡的判断:对于第1个气泡 P_1 (半径为 r_1 ,位置为 (x_1, y_1)),遍历剩余的气泡,检查其半径和位置是否在 T_1 和 T_2 的范围内。如果存在气泡 P_2 (半径为 r_2 ,位置为 (x_2, y_2)),满足如下条件。

半径相似性条件:

$$|r_1 - r_2| \leq T_1 \quad (7)$$

位置相似性条件:

$$\sqrt{((x_1 - x_2)^2) + ((y_1 - y_2)^2)} \leq T_2 \quad (8)$$

(3)相似气泡合并:将满足相似性条件的气泡进行合并。对于相似气泡集合,计算其半径和位置的平均值来创建一个新的气泡。

新气泡的半径 r_{avg} 和位置 (x_{avg}, y_{avg}) 可以表示为:

$$r_{avg} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n r_i \quad (9)$$

$$x_{avg} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (10)$$

$$y_{avg} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i \quad (11)$$

式中: i 表示相似气泡的序号; n 表示相似气泡的数量。

(4)循环合并过程:重复以上步骤,直到没有更多的相似气泡可合并。

3 实验结果与讨论

3.1 实验环境

本文实验均在 Windows 11 操作系统下运行,CPU 为 2.50 GHz 的 i5-12500H,内存 16 GB,显卡为 NVIDIA RTX 3050Ti,显存 4 GB,MATLAB 版本为 R2022a。

3.2 数据采集

使用可调节放大倍率的工业显微镜作为采集设备,能清晰地采集到石英坩埚中的微米气泡。通过操控机械臂移动工业显微镜从透明层深处到坩埚表面,采集获取不同深度下的气泡视频图像,并通过接口将视频图像传输到计算机,由气泡检测算法进行处理。

1)将待检测的石英坩埚放置在可夹紧旋转的夹具上,选择背光照明的打光方式。

2)机械臂夹持工业显微镜移动到坩埚侧壁位置1,并利用侧边工业显微镜开始拍摄采样。

3)旋转坩埚,每次旋转 36° ,每次停留工业显微镜开始移动采集,共旋转10次,共采集10个点。

4)机械臂夹持工业显微镜向下移动到坩埚侧壁位置2(位置2和位置1相距50 mm),重复步骤3)操作。

5)重复步骤4)操作,在坩埚侧壁5个位置,共采集50个点。

6)拍摄到的气泡视频传输到计算机。

3.3 气泡融合效果分析

为了验证所提出的相似气泡融合方法是否能够准确描述坩埚透明层中气泡分布的真实情况,以坩埚样品A为

例,选取拍摄的气泡视频进行实验,其映射为 $2\,352\,\mu\text{m} \times 1\,764\,\mu\text{m} \times 4\,500\,\mu\text{m}$ 的坩埚透明层空间。通过在空间中进行可视化,将样品A逐帧检测,空间气泡位置分布如图10所示,其中气泡为半径放大10倍后的结果。

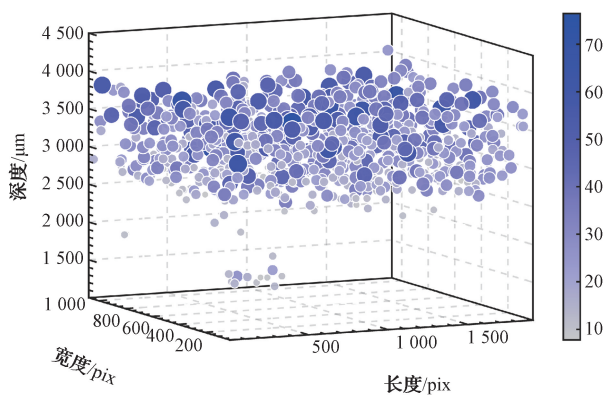


图10 样品A空间气泡位置分布

对样品A中气泡个数及其对应的深度进行计量分析,结果如图11所示。

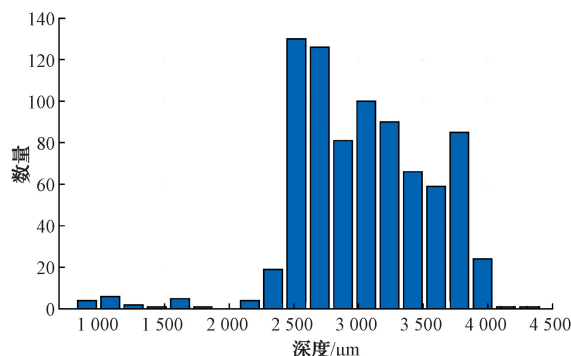


图11 样品A空间气泡数量与深度分布关系

从图11可以明显看出,在透明层 $0 \sim 2\,500\,\mu\text{m}$ 的区域气泡数量稀少;而在透明层 $2\,500 \sim 4\,000\,\mu\text{m}$ 的区域气泡数量稠密。

对样品A中气泡个数及其对应的直径区间进行计量分析,结果如图12所示。

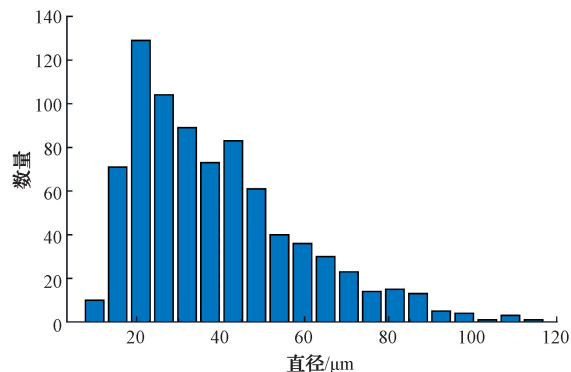


图12 样品A空间气泡数量与直径分布关系

从图 12 可以看出,气泡多数分布于 10~100 μm ,气泡的数量随着直径的变大整体呈现减少的趋势。

由于 0~2 500 μm 和大于 4 000 μm 的区域气泡太少,所以对样品 A 中位于透明层 2 500~4 000 μm 区域的气泡直径大小及其对应深度进行计量分析,结果如图 13 所示。

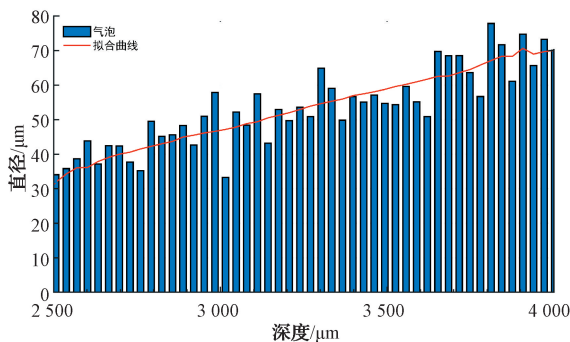


图 13 样品 A 空间气泡大小与深度分布关系

从图 13 可以明显看出,在透明层 2 500~4 000 μm 的区域气泡随着深度的增加气泡的大小越大。这是因为在石英坩埚的制造过程中,不透明层的密集气泡会向着透明层渗透,距离不透明层越近气泡数量越多而且体积越大。

3.4 三维测量方法评价

为验证提出的实验方法能准确描述坩埚透明层气泡的真实情况,分别采集样品 A、样品 B、样品 C 与样品 D 透明层空间为 2 353 μm ×1 765 μm ×4 500 μm 的气泡图像。选取坩埚透明层内壁 1 000、2 000、3 000、4 000 μm 深度位置所对应的图像帧,将本文方法和文献[10]的计数结果与专家人工计数结果进行比较。结果如表 3 所示。

从表 3 可知,对于样品 A、样品 B、样品 C 与样品 D,本文方法的气泡平均识别准确率达到了 98.6%,而文献[10]方法的气泡平均识别准确率只有 95.5%。这主要是因为坩埚透明层中深层位置的背景干扰较大,识别准确率难以保证。本文方法的检测结果与人工方法相比总是偏小,这是因为位于透明层与不透明层交界处的气泡图像呈现棉

表 3 空间气泡识别数量统计

样品	检测个数			准确率/%		检测速度/s		
	人工统计	文献[10]	本文方法	文献[10]	本文方法	人工统计	文献[10]	本文方法
A	814	773	802	95.0	98.5	80	25	12
B	842	803	834	95.4	99.1	75	22	11
C	1 001	960	987	95.9	98.6	88	27	14
D	1 049	1 004	1 033	95.7	98.5	92	30	16

絮状,有少许的气泡特征不明显算法难以检测。本文的方法在达到实时检测的同时还有着更高的检测精度,能满足工厂检测的要求。

在拉制单晶硅的过程中,坩埚透明层表面与硅熔体直接接触,坩埚透明层会溶解,越靠近坩埚内壁表层的气泡

危害越大。因此对坩埚内壁 0~4 500 μm 的透明层空间进行划分处理,每 500 μm 划分为一层,分别统计样品 A、样品 B、样品 C 和样品 D 内壁每一层空间的气泡个数,气泡分层计数统计结果如图 14 所示。

从图 14 可以看出,样品 A 和样品 B 在 0~2 000 μm

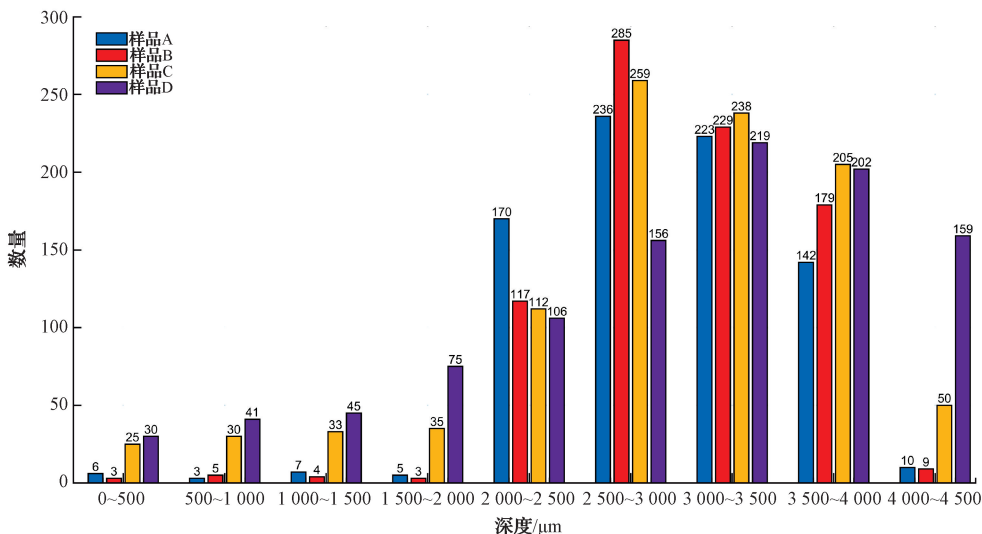


图 14 不同深度气泡数量

深度范围内的气泡要明显少于样品 C 和样品 D; 在 $2\ 000\sim 3\ 000\ \mu\text{m}$ 深度范围内样品 A 和样品 B 的气泡数量多于样品 C 和样品 D; 而在 $3\ 000\sim 4\ 000\ \mu\text{m}$ 深度范围内的 4 个样品气泡数量差异不大; 样品 C 和样品 D 在深度范围 $4\ 000\sim 4\ 500\ \mu\text{m}$ 内气泡数量远高于样品 A 和样品 B。样品 A 和样品 B 透明层气泡含量较低且透明层浅层气泡含量低。样品 C 和样品 D 透明层气泡含量较高且透明层浅层的位置气泡含量过高, 导致更多的氧杂质被释放到单晶硅中从而影响单晶硅的质量, 因此样品 A 和样品 B 为合格产品, 其质量远高于样品 C 和样品 D。

4 结 论

本文提出了一种基于深度融合气泡检测算法 DFB-DA。针对人工计数准确率低下的问题, 使用智能机械臂夹持工业显微镜代替人工, 实现自动化采集与计数, 在图像预处理中, 使用深度去噪网络对图像进行去噪, 利用融合形态学变换的轮廓提取算法精确提取气泡轮廓。为提高圆检测的速度, 本文方法采用融合多边形拟合的霍夫变换圆检测。在空间气泡测量中, 本文方法在完成视频帧深度标定的基础上, 采用深度融合方法, 利用相邻帧图像中气泡的一致性来合并融合检测到的气泡, 从而得到更准确的三维气泡信息。从不同坩埚样品的检测结果来看, 本文的方法检测速度和精度比较优异, 但是对于透明层与不透明层交界处的气泡会出现漏检问题, 未来可以使用更好的去噪方法来减少复杂背景的干扰, 以提高检测的准确率。本文方法统计出石英坩埚透明层空间气泡的数量分布, 能更准确并且快速地反映石英坩埚透明层气泡的三维空间尺寸和数量分布信息, 使得整个检测过程自动化, 可以实现实时计数, 满足工业化生产条件下气泡检测的实时性和准确性要求, 对石英坩埚质量检测有较高参考价值。

参 考 文 献

- [1] 张大虎, 田青越, 汪灵, 等. 单晶硅生长用石英坩埚的组成与结构特征[J]. 矿物岩石, 2016, 36(1): 12-16.
- [2] 梁启超, 乔芬, 杨健, 等. 太阳能电池的研究现状与进展[J]. 中国材料进展, 2019, 38(5): 505-511.
- [3] 李小亚, 陈炎, 郝峰, 等. 碲化铋基热电半导体晶体研究[J]. 中国材料进展, 2017, 36(4): 30-38.
- [4] OGBONDA C. Crystal growth method of gallium arsenide using czochralski method[J]. Asian Journal of Multidimensional Research (AJMR), 2020, 9(3): 8-14.
- [5] 刘金秋, 彭立华, 秦善. 熔融石英坩埚在烧结和铸锭过程中的结构及性质[J]. 人工晶体学报, 2016, 45(5): 1261-1265, 1270.
- [6] MISRA N N, PHALAK R, MARTYNENKO A. A microscopic computer vision algorithm for autonomous bubble detection in aerated complex liquids[J]. Journal of Food Engineering, 2018, 238: 54-60.
- [7] 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(2): 71-76.
- [8] SHAO S Y, LI C, HONG J R. A hybrid image processing method for measuring 3D bubble distribution using digital inline holography[J]. Chemical Engineering Science, 2019, 207: 929-941.
- [9] 潘志成, 赵陆海波, 张彪, 等. 多尺度气泡尺寸分布数字图像测量方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(7): 129-137.
- [10] 覃若琳, 蒋晓刚, 金良安, 等. 基于 Hough 变换的水中气泡群特征参数提取方法研究[J]. 兵工学报, 2019, 40(12): 2504-2512.
- [11] 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.
- [12] 侯森, 胡长青. 海洋中持续泄漏气泡的声学检测[J]. 声学技术, 2020, 39(6): 669-675.
- [13] SONG Y X, ZHAO W Q, HUANG Y W, et al. Underwater bubble detection and counting by a dynamic changing solid-liquid interfacial process[J]. Sensors and Actuators B: Chemical, 2021, 329: 129083.
- [14] 高红霞, 褚夫国, 万燕英, 等. 基于 X 光检测的元器件任意形状气泡提取方法[J]. 半导体检测与测试技术, 2012, 39(10): 815-818.
- [15] 邵志敏, 张意, 张卫华, 等. 基于机器视觉的瓶装白酒杂质检测[J]. 四川大学学报(自然科学版), 2019, 56(2): 235-240.
- [16] 净亮, 邵党国, 相艳, 等. 基于支持向量机的自适应均值滤波超声图像降噪[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(3): 1-8.
- [17] 田文利. 基于双重滤波与锐化的遥感图像增强算法[J]. 国外电子测量技术, 2017, 36(4): 13-16.
- [18] REN C, HE X, WANG C C. Adaptive consistency prior based deep network for image denoising[C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2021: 8596-8606.
- [19] 徐德明, 万长林. 可抗噪声的 Canny 改进边缘检测算法[J]. 计算机系统应用, 2017, 26(1): 201-205.
- [20] 焦瑾瑾. 基于 Roberts 边缘检测的数字媒体激光重现方法[J]. 激光杂志, 2022, 43(5): 197-200.
- [21] 刘源, 夏春蕾. 一种基于 Sobel 算子的带钢表面缺陷图像边缘检测算法[J]. 电子测量技术, 2021, 44(3): 138-143.
- [22] BENHAJYOUSSEF A, EZZEDINE T, BOUALLÈGUE A. Gradient-based pre-processing for intra prediction

in high efficiency video coding[J]. EURASIP Journal on Image and Video Processing, 2017(1): 1-13.

作者简介

赵谦,博士,副教授,主要研究方向为图像处理、工业无损检测、机器视觉等。

郑轩(通信作者),硕士研究生,主要研究方向为图像

处理、目标检测。

E-mail:1342931671@qq.com

李蓉蓉,硕士研究生,主要研究方向为工业无损检测、特征匹配。

赵曼,硕士研究生,高级工程师,主要研究方向为通信与信息系统,无线通信。