

文章编号: 1000-8055(2023)11-2738-09

doi: 10.13224/j.cnki.jasp.20220217

一种结冰显微图像中气泡的自动提取方法

赵红梅¹, 彭 博¹, 周志宏², 易 贤³

(1. 西南石油大学 计算机科学学院, 成都 610500;

2. 四川大学 建筑与环境学院, 成都 610000;

3. 中国空气动力研究与发展中心 结冰与防除冰重点实验室, 四川 绵阳 621000)

摘 要: 针对传统图像分割方法提取结冰显微图像中的气泡漏检率高和无法分离粘连气泡的问题, 提出深度神经网络和传统分割算法相结合的方法。基于 Attention U-Net 网络, 采用双分支融合预测策略对结冰显微图像中的气泡进行提取。针对部分气泡粘连问题, 引入直方图均衡化和局部极小值, 采用基于距离变换的分水岭算法, 对结冰显微图像中粘连气泡进行二次分割。实验结果表明: 通过双分支融合预测的 Attention U-Net 网络, 对不同结冰显微图像中的气泡提取更精确, 特别是对于较小气泡的检出率更高。测试图像的像素精度、平均像素精度、平均交并比和频权交并比分别达到 0.976 7、0.891 6、0.818 8 和 0.957 5。基于距离变换的分水岭算法在粘连气泡分割中也展现了良好的性能, 为后续统计气泡个数、面积等特征提供可量化的数据支撑。

关 键 词: 飞机结冰; 气泡提取; 图像分割; 分水岭算法; 双分支融合预测模型

中图分类号: V219

文献标志码: A

Automatic extraction method of air bubbles in icing microscopic images

ZHAO Hongmei¹, PENG Bo¹, ZHOU Zhihong², YI Xian³

(1. School of Computer Science, Southwest Petroleum University, Chengdu 610500, China;

2. College of Architecture and Environment, Sichuan University, Chengdu 610000, China;

3. Key Laboratory of Icing and Anti/De-icing,

China Aerodynamics Research and Development Center, Mianyang Sichuan 621000, China)

Abstract: In view of the problems of high missed detection rate and inability to separate adhering bubbles in the extraction of icing microscopic images by traditional image segmentation methods, a method combining deep neural network and traditional segmentation algorithm was proposed. Based on the attention U-Net network, a two-branch fusion prediction strategy was adopted to extract the bubbles in the icing microscopic images. For some bubble adhesion problems, histogram equalization and local minima were introduced, and a watershed algorithm based on distance transformation was used to segment the adhesion bubbles in icing microscopic images twice. The experimental results showed that the two-branch prediction prediction Attention U-Net network was more accurate for the extraction of bubbles in different icing microscopic images, especially the detection rate for smaller bubbles was higher. The pixel accuracy, mean pixel accuracy, mean inter-section over union and frequency weighted intersection over union of the test images reached 0.976 7, 0.891 6, 0.818 8 and 0.957 5, respectively. The watershed algorithm based on distance transformation also showed good performance in the segmentation of sticky

收稿日期: 2022-04-15

基金项目: 国家自然科学基金(12072213); 国家科技重大专项(J2019-III-0010-0054)

作者简介: 赵红梅(1997—), 女, 硕士生, 主要研究方向为图像处理。

通信作者: 彭博(1980—), 男, 教授, 博士, 研究方向为图形图像处理、高性能计算、人工智能等。E-mail: bopeng@swpu.edu.cn

引用格式: 赵红梅, 彭博, 周志宏, 等. 一种结冰显微图像中气泡的自动提取方法[J]. 航空动力学报, 2023, 38(11): 2738-2746. ZHAO Hongmei, PENG Bo, ZHOU Zhihong, et al. Automatic extraction method of air bubbles in icing microscopic images[J]. Journal of Aerospace Power, 2023, 38(11): 2738-2746.

bubbles, providing quantifiable data support for the subsequent statistics of the number and area of bubbles.

Keywords: aircraft icing; bubble extraction; image segmentation; watershed algorithm; two-branch fusion prediction model

飞机结冰是影响飞机飞行安全的重大隐患之一。结冰不仅会影响飞机的气动性能,而且会降低飞行和控制性能,造成飞机的飞行阻力上升、稳定性降低,严重时可能导致飞行事故^[1-2]。因此,研究飞机结冰是保证飞机飞行安全的重要课题之一。

由于结冰条件不同,结冰外观和内部结构均呈现不规则性和随机性。根据表面透明和致密程度,将结冰定性划分为明冰、霜冰和混合冰^[2]。而国内外对飞机结冰领域多从结冰冰形预测^[3-4]、结冰位置^[5]、结冰翼型气动影响分析^[6]等方面进行研究,主要是通过结冰外形、结冰位置等分析结冰与结冰因素之间的关系,而针对结冰内部微观结构的研究相对较少。飞机结冰实质是过冷水滴的动态结冰过程,在微观结构上体现为水滴的不断冻结累积形成晶体,并且相互间形成气泡,其中气泡的含量是影响冰形微观结构特征、宏观透明、致密程度及冰密度的主要因素^[7],也决定着结冰的许多重要物理性质,比如密度、热传导能力、强度等^[8]。通过分析气泡含量、分布、孔径等表征冰形微观结构特征的参数,建立冰形微观结构特征与不同结冰条件之间的关系。深入把握结冰过程的规律特征,从而为建立科学有效的结冰防护手段,保障结冰条件下的飞行安全奠定基础^[9-11]。

目前,获取结冰微观结构定量信息的主要研究方法是提取结冰显微图像中的气泡^[9-11]。由于结冰显微图像中的气泡表现为类圆形,颜色多为黑色,故常采用图像分割的方法进行提取。杜雁霞等^[10]直接采用图像二值化对气泡进行提取;李伟斌等^[11]采用变分分割方式对结冰微观结构中的气泡进行提取。上述方法虽然可以提取部分具有明显特征的气泡,但分割边界效果不明确,残留大量噪点信息,同时会遗漏大量小气泡且将部分粘连在一起的气泡识别为单个气泡。除此之外,由于结冰环境复杂、显微镜参数变化、人工切片手法和图像捕捉设备的差异,结冰显微图像中的气泡占比、尺度和大小存在差异,整体呈现气泡分布随机和气泡形态不规则的特性,提取气泡的分割任务比较复杂。而传统图像分割大多是利用图像的表层信息,无法应对多种结冰条件下的结

冰显微图像中的气泡提取任务,同时不精确的气泡提取为后续统计气泡个数和面积等特征带来困难,进而影响后续不同结冰条件与结冰微观结构之间的建模。

近年来,深度学习在图像分割领域广泛应用,其不仅能端到端地对图像进行处理,还能充分利用图像的语义信息,与传统方法相比,能实现更加精确且高效的分割。随着卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)的广泛应用,一些基于 CNN 的深度学习模型在图像分割领域取得不错的成绩。FCN^[12]采用全卷积的网络模型,提高了图像分割效率,奠定了深度学习解决图像分割的基础框架;SegNet^[13]、PSPNet^[14]和 ICNet^[15]分别采用对称网络结构、空洞卷积和级联网络,减少计算开销,进一步提升自然图像分割质量。U-Net^[16]采用编解码的思路和跳跃连接,为小样本分割和医疗影像分割提出解决方案;R2U-Net^[17]基于 U-Net 模型提出递归残差卷积网络,用于分割医学图像;Attention U-Net^[18]在 U-Net 网络中加入注意力模块,显著提高了分割精度。相比于传统图像分割方法,这些深度学习方法均实现了更精确的图像分割。

结冰显微图像中的气泡在形态、分布等方面与医学显微图像的血液细胞具有相似之处,同时结冰显微图像由于图像中气泡繁多,制作数据集相对困难,选择图像小样本分割模型可降低人力标注成本。进一步由于结冰显微图像中还存在粘连气泡,通常粘连气泡在图像中较少且标注较为困难,导致深度学习模型难以学习其特征,这使传统方法更适合辅助分割粘连气泡。近年来,国内外许多学者提出不同的方法对粘连目标进行分割,如采用霍夫变换对圆形或椭圆目标进行分割^[19]、采用标记控制分水岭进行粘连分割和^[20-22]和采用凹点检测的方法分离粘连目标^[23]。其中,基于标记控制的分水岭算法能有效抑制分水岭的过分割问题,同时较好地保持粘连物体原有形态。分水岭算法属于图像区域分割算法,分割时该算法将邻近像素间的相似性作为参考依据,将在空间位置上相近且灰度值相近的像素点互相连接起

来构成一个封闭的轮廓。标记控制的分水岭算法通过附加知识寻找标识来引导分割,防止过分割。

提取结冰微观结构气泡特征是定量认识结冰热/力学变化规律的前提。本文针对结冰显微图像中气泡提取不精确和样本标注困难及部分气泡粘连问题,提出一种结合深度神经网络和传统分割算法的方法自动提取结冰显微图像中气泡。该方法首先采用 Attention U-Net 网络,利用双分支融合预测策略的方法进行结冰显微图像中气泡的提取,通过采用缩放分支和分块分支分别提取结冰图像中的气泡后进行融合,以提高气泡的检出率。其次,为更精确地统计气泡个数、位置、面积等特征,采用基于距离变换的分水岭算法进行二次分割,解决部分气泡粘连问题,以期后期建立结冰微观结构与结冰条件的数学模型提供更精确的数据支撑。

1 相关理论介绍

1.1 深度学习分割模型 Attention U-Net

Attention U-Net 在原始的 U-Net 网络结构中引入注意力机制,在对编码器每个分辨率上的特征与解码器中对应特征进行连接之前,使用一个注意力(attention gate, AG)模块,该模块能自动聚焦不同形状和尺度的目标结构。AG 模块结构如图 1 所示, x_i 、 x_g 分别为编码部分的特征图和解码部分的特征图,其经过简单的卷积和批标准化(batch normalization, BN)后相加,再依次通过线性整流函数(rectified linear unit, ReLU)、卷积层和 Sigmoid 激活函数得到权重图,最后通过与编码器中的特征图 x_i 相乘,得到 $\hat{x}_i$,其抑制输入图像中的不相关区域,同时突出显示对分割任务有用的显著特征。

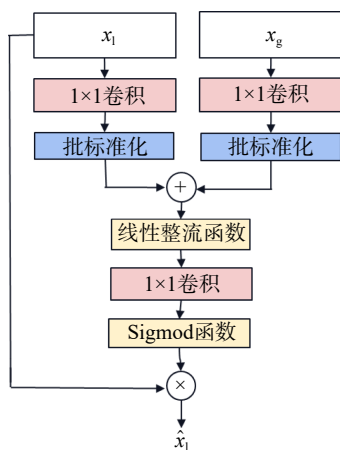


图 1 AG 模块结构

Fig. 1 AG module structure

Attention U-Net 将提出的 AG 纳入标准 U-Net 架构,以突出重要特征,具体的网络结构见图 2。解码侧的特征图先进行上采样然后卷积,与编码侧的特征图一同送入 AG 模块得到特征权重图,特征权重图再与解码器侧上采样的特征图进行连接。相比于原始 U-Net 模型,Attention U-Net 在编码器每个分辨率上的特征与解码器中对应特征进行连接之前,使用 AG 模块融合不同尺度的特征图生成权重系数,通过对下采样特征图进行动态加权,增强待分割区域和抑制不相关区域中的特征激活,从而有效提高了模型预测的灵敏度和准确度。

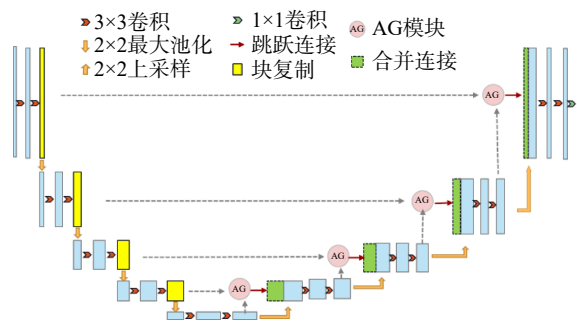


图 2 Attention U-Net 网络结构

Fig. 2 Attention U-Net network structure

1.2 基于距离变换的分水岭

基于距离变换的分水岭算法属于标记控制分水岭算法,距离变换^[24]即通过计算并标识目标点距离的过程,距离变换在分割相互接触的一类圆物体的情况用处较大。基于距离变换的分水岭分割算法将图像二值化之后,采用距离变换获取二值图像的距离图像,通过阈值分割、极限腐蚀等方式获取标记生成掩膜,再采用分水岭变换,获取分割图像。

2 结冰显微图像气泡提取方法

本文针对传统图像分割方法提取结冰显微图像中气泡存在的漏检率高、误差大等问题,提出采用深度学习模型和传统数字图像处理算法相结合的方式提取气泡,以提高气泡的检出率,为后续统计气泡特征以及建立与不同结冰条件之间的模型提供更精确的数据支持。本文的方法主要采用双分支融合预测策略的 Attention U-Net 分割模型初步提取结冰显微图像中的气泡,再采用基于距离变换的分水岭算法进行二次分割,解决部分气泡粘连的问题。

本文提出的自动提取气泡的方法流程如图 3

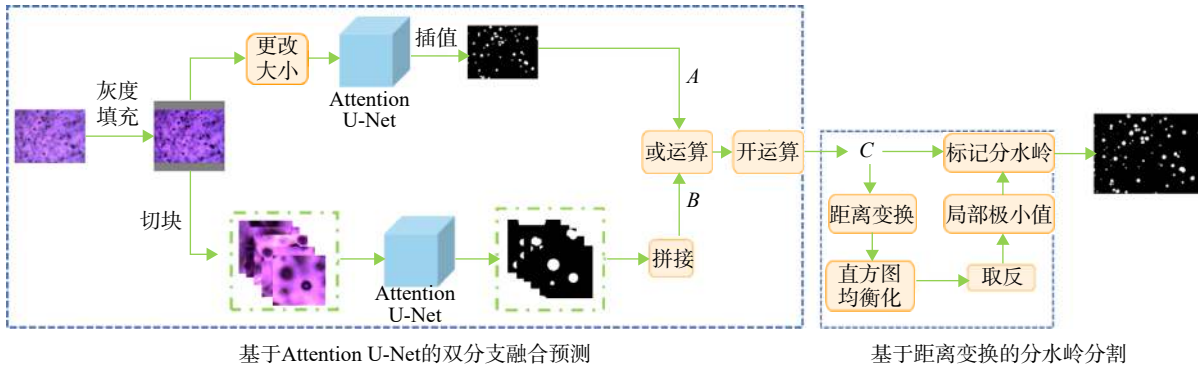


图 3 结冰显微图像中气泡的自动提取方法流程图

Fig. 3 Flow chart of automatic extraction method of air bubbles in icing microscopic image

所示, 包含两个模块: 基于 Attention U-Net 网络的双分支融合预测和基于距离变换的分水岭分割。

2.1 基于 Attention U-Net 网络的双分支融合预测

Attention U-Net 模型的推理性能受计算机的 GPU 性能和待预测图像大小影响。在待预测图像分辨率较大的情况下, 深度学习预测通常将待预测图像缩小后推理。但在结冰图像气泡提取中, 若直接将结冰图像缩小, 结冰图像中的小气泡将会损失大量特征, 导致小气泡遗漏。为提高计算效率和小气泡的检出率, 使用双分支的方式对结冰显微图像中的气泡进行初步提取。基于 Attention U-Net 的双分支融合预测方式主要分为 3 个步骤:

步骤 1 图像填充。采用灰度填充的方式图像扩展为正方形, 保证气泡形态不发生变化, 防止气泡形态改变导致模型推理精度降低。

步骤 2 模型推理。采用不同的图像处理方式, 使用 Attention U-Net 网络进行推理。上分支直接采用更改大小后的原图像进行模型推理后, 插值获取分割图像 A。下分支将原图像裁剪成小块, 分别在 Attention U-Net 模型中得到推理结果, 然后将推理结果按裁剪方式进行拼接, 得到分割结果 B。其中, 上分支主要用于正确提取结冰显微图像中的较大气泡, 防止大气泡亮点区域因切块被识别为背景, 保留大气泡的完整性。下分支用于提取结冰显微图像中的微小气泡。

步骤 3 图像融合。将上分支分割结果图 A 和下分支分割结果图 B 进行或运算和图像形态学开运算, 得到最终的初步分割图像 C。其中开运算是先对图像先腐蚀后膨胀, 上述气泡分割图像的开操作表示为 $\ominus$, 定义如下:

$$C \circ M = (C \ominus M) \oplus M \quad (1)$$

式中 C 表示气泡分割图像, M 表示开运算的结构

元, $\ominus$ 表示腐蚀操作, $\oplus$ 表示膨胀操作。逻辑或运算综合两个分支提取不同大小气泡的优势, 形态学开运算可平滑气泡边界, 同时在不改变气泡面积的条件下消除小颗粒噪声。

双分支融合预测的策略结合不同分支对不同大小气泡的预测结果, 可对不同结冰条件下的结冰显微图像中的气泡实现精确提取。

2.2 基于距离变换的分水岭分割

提取结冰显微图像中的气泡主要是为了研究结冰冰形中气泡属性与结冰条件的联系, 气泡的个数、分布、处于冰层中的位置等属性至关重要。但结冰显微图像中部分气泡存在粘连, 采用上述的深度学习方法分割无法将部分粘连的气泡完全分离开, 粘连图像如图 4 所示。

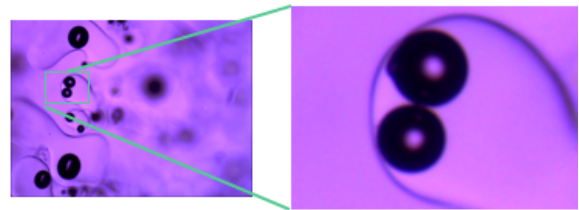


图 4 粘连气泡示意图

Fig. 4 Schematic diagram of adhesion bubbles

粘连气泡模块主要采用基于距离变换的分水岭算法在分割图像上进行二次分割, 分离粘连的气泡。首先, 对深度学习获得的初步分割图像 C 采用距离变换, 得到距离二值图像。由于提取的气泡尺度差异较大, 采用直方图均衡化对距离图像进行处理, 弱化气泡尺度的影响。之后, 求取距离图像的局部极小值作为标记图像。最后, 以极小值标记图像为标记, 采用分水岭分割算法分割初步分割图像 C, 获取最终结果。

2.3 损失函数

损失函数用于描述模型输出值与真实值的差

距。模型通过反向传播更新各个参数,降低损失值,使模型输出值更靠近真实值。结冰显微图像的气泡提取实质上是背景和气泡的二分类问题,而气泡在结冰显微图像中占比较小,背景占比更大,属于类别分布不均问题,若采用传统交叉熵损失,模型训练过程中会倾向于样本多的类别。于是采用 Focal Loss^[25] 作为最终的损失函数, Focal Loss 从样本难易分类角度入手,解决样本非平衡带来的模型训练问题。量化符为 L_{fl} , 其运算为

$$L_{fl} = -\alpha (1 - P_c)^\gamma \ln P_c \quad (2)$$

式中 α 为平衡因子,用来平衡正负样本本身的比例不均; γ 为权重因子,其中 γ 大于 0 以减少易分类样本的损失; P_c 为正样本的预测概率。

3 实验

3.1 实验数据及参数设置

3.1.1 计算平台

文中实验均在配置为 Intel Core i5-9300H CPU@2.40 GHz、8 GB 内存、NVIDIA GeForce GTX 1650 4 GB 显卡的计算机上进行。

3.1.2 数据采集及扩充

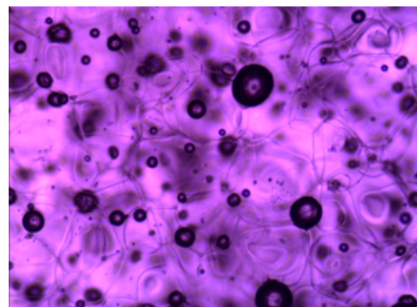
冰层采用中国空气动力研究与发展中心 3 m × 2 m 结冰风洞动态生成,冰层形成后,采用冷环境切片的方式形成冰块样本,基于显微镜连接电脑采集获取冰层微观空隙结构,其中显微镜的型号为 Olympus CX31,如图 5 所示。



图 5 数据采集

Fig. 5 Data collection

结冰实验过程中,通过改变来流速度、液态水含量、温度等参数生成不同的冰型,不同结冰条件形成冰层的内部结构有较大差异,采集到相关数据形成了本文研究的样本数据库。共采集和标注 55 张 1 280 像素 × 1 024 像素的结冰气泡图像,其中选择 45 张作为训练集,10 张作为测试集。结冰显微图像和标注图像如图 6 所示。



(a) 原图像



(b) 标注图像

图 6 结冰显微图像及标注图像

Fig. 6 Microscopic images of icing and annotated images

由于结冰显微原图像过大且训练数据较少,不适合直接投入网络进行训练,需要对图像进行裁剪。为防止过度裁剪使结冰显微图像中的气泡丢失基本的类圆形特征,将 45 张 1 280 像素 × 1 024 像素大小的原始图像,通过重叠裁剪的方式将原始图像裁剪为 900 张 256 像素 × 256 像素大小的图像。由于训练样本较少,采用多种数据增强手段,包括颜色反转、图像旋转、图像裁剪、高斯噪声、椒盐噪声和颜色扰动。对原始图像随机施以一种变换操作或组合多种操作生成新的训练图像共 700 张,最终构成 1 600 张 256 像素 × 256 像素大小的训练图像。

3.1.3 实验设置

由于标注的结冰显微图像有限以及单个气泡在图像中占比较小,采用 256 像素 × 256 像素大小的图像对 Attention U-Net 模型进行训练。在双分支融合预测时,上分支预测的图片大小为 512 像素 × 512 像素,下分支预测图像切块大小为 256 像素 × 256 像素。

3.2 评价指标

为了更客观地体现本文气泡提取方法在结冰显微图像气泡提取中的优越性,在量化指标采用评价图像分割质量常用的像素精度(pixel accuracy, PA)、平均像素精度(mean pixel accuracy,

MPA)、平均交并比(mean inter-section over union, MIOU)和频权交并比(frequency weighted intersection over union, FWIOU)进行评价分割。

像素精度(量化符记为 Q_{pa})即预测类别正确的像素数占总像素数的比例。

$$Q_{pa} = \frac{\sum_{i=0}^k p_{ii}}{\sum_{i=0}^k \sum_{j=0}^k p_{ij}} \quad (3)$$

式中 k 为类别数量, p_{ii} 为将第 i 类预测为第 i 类的像素点数量, p_{ij} 为将第 i 类预测为第 j 类的像素点数量。

平均像素精度(量化符记为 Q_{mpa})在像素精度上进行改进,计算每个类内被正确分类像素数的比例,之后求所有类的平均。

$$Q_{mpa} = \frac{1}{k+1} \sum_{i=0}^k \frac{p_{ii}}{\sum_{j=0}^k p_{ij}} \quad (4)$$

平均交并比(量化符记为 R_{miou})体现模型对每一类预测的结果和真实值的交集与并集的比值,求和再平均的结果。

$$R_{miou} = \frac{1}{k+1} \sum_{i=0}^k \frac{p_{ii}}{\sum_{j=0}^k p_{ij} + \sum_{j=0}^k (p_{ji} - p_{ii})} \quad (5)$$

式中 p_{ji} 为将第 j 类预测为第 i 类的像素点数量。

频权交并比(量化符记为 R_{fwiou})体现模型对每一类预测的结果和真实值的交集与并集的比值,求和再平均的结果。

$$R_{fwiou} = \frac{1}{\sum_{i=0}^k \sum_{j=0}^k p_{ij}} \sum_{i=0}^k \frac{p_{ii}}{\sum_{j=0}^k p_{ij} + \sum_{j=0}^k (p_{ji} - p_{ii})} \quad (6)$$

4 实验结果

4.1 双分支融合预测的 Attention U-Net 实验

为验证提出本文提出的双分支融合预测方法的有效性,将其分别与 U-Net、原始 Attention U-Net、R2U-Net 方法形成对比实验,分别从图像可视化和客观量化指标进行评价。

图 7 是测试样本在不同模型下的推理效果。图像从左到右分别为原图像、真实标签图像、U-Net 模型推理结果图像、Attention U-Net 模型推理结果、R2U-Net 模型推理结果和本文的方法。图 7 中第 1 行原图具有光照不均匀、背景噪声严重以及气泡密集且微小等特点,从图 7 中可以看出,对比真实标签,U-Net 模型、Attention U-Net 模型对微小气泡的预测性能较差,但本文提出的双分支融合预测的方法能够提取出原图中绝大多数小气泡。图 7 中第 2、3 行的结冰显微图像中气泡尺度大小相差较大,U-Net 模型和 Attention U-Net 模型都存在检出大气泡,漏检小气泡的问题,本文方法在尺度变化大的情况下能检出更多的小气泡。本文双分支融合预测的切块分支,对原图进行切块预测后拼接,保留了小气泡的特征,使小气泡的检出率更高,使得本文方法在尺度变化大的情况下能检出更多的小气泡。

如图 8 所示,本文提出的双分支融合预测的方法在不改变原有 Attention U-Net 网络结构的

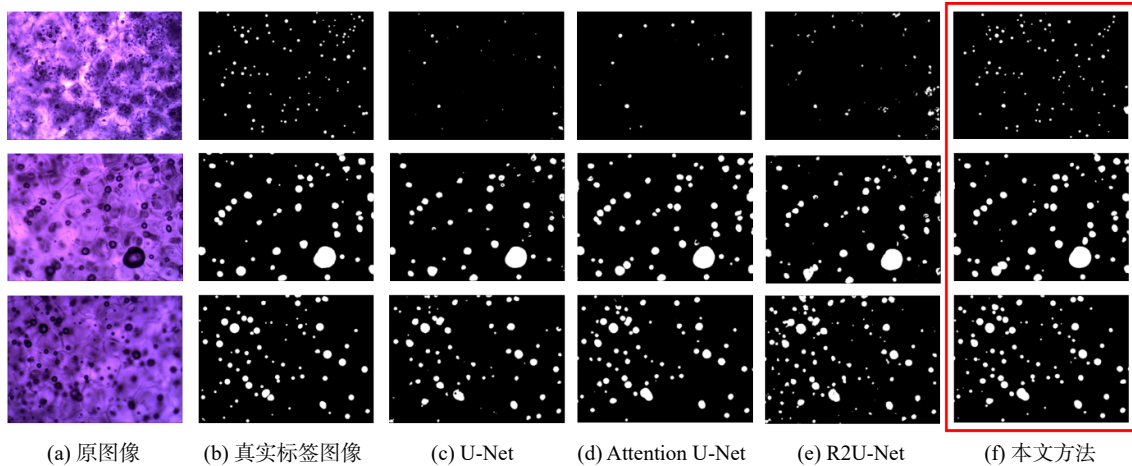


图 7 结冰显微图像中的气泡在不同模型中提取结果

Fig. 7 Bubbles in icing microscopy images extract results in different models

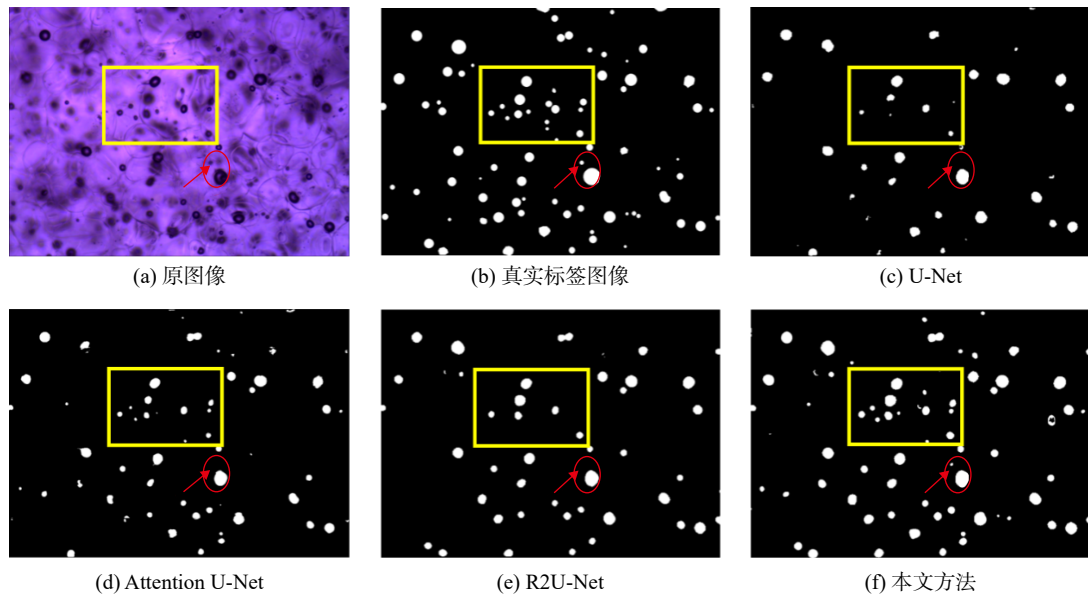


图 8 大尺度结冰显微图像气泡提取结果

Fig. 8 Bubble extraction results from large-scale icing microscopic images

情况下,对于密集的小气泡如图 8 黄框标出,检出率效果比其他模型高。其次,如图 8 红色圆框标出,在尺度相差较大时,U-Net、R2U-Net 等方法往往会忽略大气泡旁边的小气泡,本文提出的双分支融合预测策略的切块分支使小气泡保留更多特征,其次缩放分支能保留完整大气泡的特征,通过或运算能综合两分支的优点,有效地解决上述问题。

表 1 给出结冰显微图像测试集采用不同方法的各客观量化指标数值。本文方法的像素精度、平均像素精度、平均交并比和频权交并比达到 0.976 7、0.891 6、0.818 8 和 0.957 5。对比直接预测的 U-Net、Attention U-Net 和 R2U-Net 方法,本文提出的双分支融合预测的策略都有不同程度的提升。

表 1 各种方法的量化指标

Table 1 Quantitative indicators of various methods

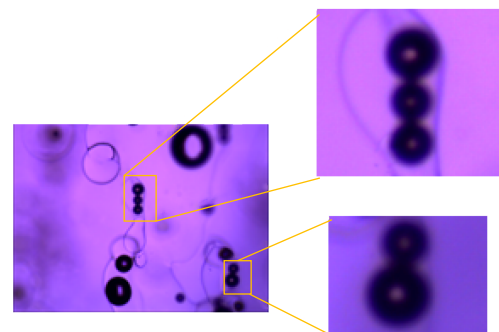
方法/指标	Q_{pa}	Q_{mpa}	R_{miou}	R_{fwiou}
U-Net	0.970 0	0.772 0	0.740 7	0.942 8
Attention U-Net	0.975 5	0.827 1	0.791 2	0.953 5
R2U-Net	0.969 7	0.788 2	0.747 3	0.943 2
本文方法	0.976 7	0.891 6	0.818 8	0.957 5

4.2 粘连气泡分割实验

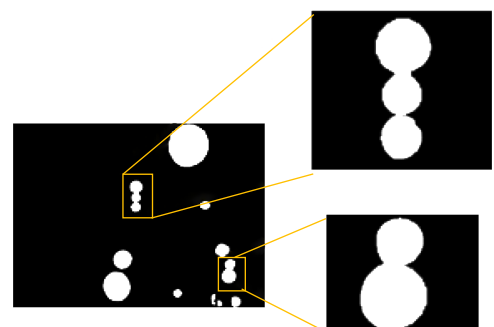
提取结冰显微图像气泡后需要对气泡进行面积、位置、数量等特征统计,虽然深度学习方法可

以解决结冰显微图像气泡提取问题,但仍需要传统方法进行辅助处理粘连气泡,才能更精确地进行特征统计。

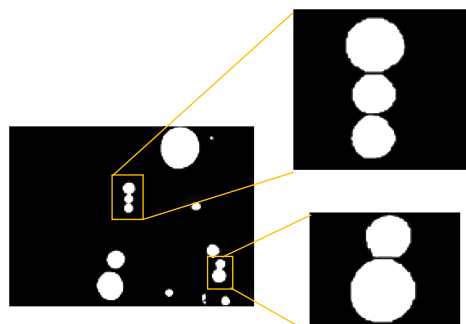
粘连气泡分割采用基于距离变换的分水岭算法。主要从图像可视化来验证方法的有效性和可靠性。如图 9 所示,经过本文深度学习方法分割的图像存在气泡粘连的情况,而本文选择在距离变换的分水岭中采用直方图均衡化和局部极大值



(a) 原始粘连气泡



(b) 深度学习初步分割



(c) 距离变换的分水岭分割

图 9 粘连气泡分割效果

Fig. 9 Adhesion bubble segmentation effect

的策略, 弱化尺度影响, 能有效分割粘连的气泡, 能更精确统计气泡个数, 计算气泡面积和位置, 为后续建立结冰微观结构特征与结冰条件的模型提供更精确的数据支持。

5 结 论

基于不同结冰条件下的结冰微观结构的特征, 针对结冰显微图像中气泡的提取进行研究。本文提出一种自动提取结冰显微图像中气泡的方法。实验结果表明:

1) 双分支融合预测策略的 Attention U-Net 网络能有效地提取结冰显微图像中的气泡信息, 解决了微小气泡和气泡密集提取困难的问题, 算法精度高, 为进一步统计气泡特征提供了良好的支持。

2) 在深度学习模型初步分割后采用距离变换分水岭算法, 引入直方图均衡化和局部极小值, 削弱气泡大小相差过大的问题, 有效地分离粘连气泡, 为后续的气泡面积、位置等特征打下坚实的基础。

本文重在对结冰显微图像中气泡的提取方法进行的研究, 着力于提升结冰显微图像中的气泡检出率, 为表征动态结冰的微观形态的定量指标及建立不同结冰条件与结冰微观结构模型提供数据支撑。

参考文献:

[1] 郭林亮, 王国智, 裴彬彬, 等. 非对称结冰情形下飞机横航向系统稳定性分析方法研究[J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2020, 21(5): 23-28.
GUO Linliang, WANG Guozhi, PEI Binbin, et al. Research on the stability analysis method of aircraft lateral heading system under asymmetric icing conditions[J]. Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition), 2020, 21(5): 23-28. (in Chinese)

[2] KIND R J, POTAPCZUK M G, FEO A, et al. Experimental and computational simulation of in-flight icing phenomena[J]. Progress in Aerospace Sciences, 1998, 34(5/6): 257-345.
[3] CHANG Shinan, LENG Mengyao, WU Hongwei, et al. Aircraft ice accretion prediction using neural network and wavelet packet transform[J]. Aircraft Engineering and Aerospace Technology, 2016, 88(1): 128-136.
[4] 何磊, 钱炜祺, 易贤, 等. 基于转置卷积神经网络的翼型结冰冰形图像化预测方法[J]. 国防科技大学学报, 2021, 43(3): 98-106.
HE Lei, QIAN Weiqi, YI Xian, et al. Image prediction method of airfoil icing based on transposed convolutional neural network[J]. Journal of National University of Defense Technology, 2021, 43(3): 98-106. (in Chinese)
[5] DONG Yiqun, AI Jianliang. Research on inflight parameter identification and icing location detection of the aircraft[J]. Aerospace Science and Technology, 2013, 29(1): 305-312.
[6] 伍强, 徐浩军, 魏扬, 等. 结冰条件下飞机气动/运动耦合特性研究[J]. 航空学报, 2022, 43(8): 1-14.
WU Qiang, XU Haojun, WEI Yang, et al. Research on the aerodynamic/kinematic coupling characteristics of aircraft under icing conditions[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2022, 43(8): 1-14. (in Chinese)
[7] 杜雁霞, 李明, 桂业伟, 等. 飞机结冰热力学行为研究综述[J]. 航空学报, 2017, 38(2): 30-41.
DU Yanxia, LI Ming, GUI Yewei, et al. A review of research on thermodynamic behavior of aircraft icing[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2017, 38(2): 30-41. (in Chinese)
[8] 李伟斌, 宋超, 易贤, 等. 动态结冰孔隙结构三维建模方法[J]. 化工学报, 2020, 71(3): 1009-1017.
LI Weibin, SONG Chao, YI Xian, et al. Three-dimensional modeling method of dynamic icing pore structure[J]. CIESC Journal, 2020, 71(3): 1009-1017. (in Chinese)
[9] 李伟斌, 马洪林, 易贤, 等. 温度对动态结冰微观结构特性影响定量分析[J]. 空气动力学学报, 2019, 37(5): 748-753.
LI Weibin, MA Honglin, YI Xian, et al. Quantitative analysis of the effect of temperature on the microstructure characteristics of dynamic icing[J]. Acta Aerodynamica Sinica, 2019, 37(5): 748-753. (in Chinese)
[10] 杜雁霞, 桂业伟, 柯鹏, 等. 飞机结冰冰型微结构特征的分形研究[J]. 航空动力学报, 2011, 26(5): 997-1002.
DU Yanxia, GUI Yewei, KE Peng, et al. Fractal study on microstructure characteristics of aircraft icing[J]. Journal of Aerospace Power, 2011, 26(5): 997-1002. (in Chinese)
[11] 李伟斌, 魏东, 杜雁霞, 等. 动态结冰微孔结构定量分析[J]. 航空学报, 2018, 39(2): 112-119.
LI Weibin, WEI Dong, DU Yanxia, et al. Quantitative analysis of dynamic icing microscopic pore structure[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2018, 39(2): 112-119. (in Chinese)
[12] SHELHAMER E, LONG J, DARRELL T. Fully convolutional networks for semantic segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(4): 640-651.
[13] BADRINARAYANAN V, KENDALL A, CIPOLLA R. Segnet: a deep convolutional encoder-decoder architecture for image segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(12): 2481-2495.
[14] ZHAO Hengshuang, SHI Jianping, QI Xiaojuan, et al. Pyramid scene parsing network[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, US: IEEE, 2017: 6230-

- 6239.
- [15] ZHAO Hengshuang, QI Xiaojuan, SHEN Xiaoyong, et al. Icnnet for real-time semantic segmentation on high-resolution images[C]//Proceedings of the European Conference on Computer Vision. Salt Lake City, US: Springer, 2018: 405-420.
- [16] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-net: Convolutional networks for biomedical image Segmentation[C]//International Conference On Medical Image Computing and Computer-assisted Intervention. Munich, German: Springer, 2015: 234-241.
- [17] ALOM M Z, YAKOPCIC C, HASAN M, et al. Recurrent residual U-Net for medical image segmentation[J]. Journal of Medical Imaging, 2019, 6(1): 014006.
- [18] OKTAY O, SCHLEMPER J, FOLGOC L L, et al. Attention U-Net: learning where to look for the pancreas[EB/OL]. [2022-01-15]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1804.03999>.
- [19] CASTLEMAN K R. Digital image processing[M]. New Jersey, US: Prentice Hall Press, 1996.
- [20] WU Yanpeng, PENG Xiaoqi, RUAN Kai, et al. Improved image segmentation method based on morphological reconstruction[J]. Multimedia Tools and Applications, 2017, 76(19): 19781-19793.
- [21] 王娅. 血液红细胞图像自适应标记分水岭分割算法[J]. 中国图象图形学报, 2017, 22(12): 1779-1787.
- WANG Ya. Watershed segmentation algorithm for adaptive labeling of blood red blood cell images[J]. Chinese Journal of Image Graphics, 2017, 22(12): 1779-1787. (in Chinese)
- [22] AMANKWAH A, ALDRICH C. Automatic ore image segmentation using mean shift and watershed transform[C]//Proceedings of 21st International Conference Radioelektronika. Brno, Czech: IEEE, 2011: 1-4.
- [23] 雷旺雄, 卢军. 基于全卷积网络与凹点搜索的重叠葡萄分割算法[J]. 光电子·激光, 2021, 32(3): 231-240.
- LEI Wangxiong, LU Jun. Overlapping grape segmentation algorithm based on fully convolutional network and pit search[J]. Journal of Optoelectronics-Laser, 2021, 32(3): 231-240. (in Chinese)
- [24] 游迎荣, 范影乐, 庞全. 基于距离变换的粘连细胞分割方法[J]. 计算机工程与应用, 2005, 41(20): 206-208.
- YOU Yingrong, FAN Yingle, PANG Quan. Adhesion cell segmentation method based on distance transformation[J]. Computer Engineering and Applications, 2005, 41(20): 206-208. (in Chinese)
- [25] LIN T Y, GOYAL P, GIRSHICK R, et al. Focal loss for dense object detection[C]//2017 IEEE International Conference on Computer Vision. Piscataway, US: IEEE, 2017: 2999-3007.

(编辑: 陈 越)