

改进丰富卷积特征算法的液滴边缘检测模型

王慧 曹召良 王军

Improved droplet edge detection model based on RCF algorithm

WANG Hui, CAO Zhao-liang, WANG Jun

引用本文:

王慧, 曹召良, 王军. 改进丰富卷积特征算法的液滴边缘检测模型[J]. *中国光学*, 2024, 17(4): 886–895. doi: 10.37188/CO.2024–0019

WANG Hui, CAO Zhao-liang, WANG Jun. Improved droplet edge detection model based on RCF algorithm[J]. *Chinese Optics*, 2024, 17(4): 886–895. doi: 10.37188/CO.2024–0019

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.37188/CO.2024–0019>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于深度学习的空间脉冲位置调制多分类检测器

Spatial pulse position modulation multi-classification detector based on deep learning

中国光学 (中英文). 2023, 16(2): 415 <https://doi.org/10.37188/CO.2022–0106>

基于多尺度特征与通道特征融合的脑肿瘤良恶性分类模型

Classification model based on fusion of multi-scale feature and channel feature for benign and malignant brain tumors

中国光学 (中英文). 2022, 15(6): 1339 <https://doi.org/10.37188/CO.2022–0067>

利用低信噪比小样本太赫兹光谱实现心肌淀粉样变检测

Detection of myocardial amyloidosis by a small number of terahertz spectra with low signal-to-noise ratio

中国光学 (中英文). 2022, 15(3): 443 <https://doi.org/10.37188/CO.2021–0223>

基于深度学习的Fano共振超材料设计

Fano resonances design of metamaterials based on deep learning

中国光学 (中英文). 2023, 16(4): 816 <https://doi.org/10.37188/CO.2022–0208>

基于衍射光栅的高精度干涉星敏感器的理论分析

High accuracy interferometric star tracker based on diffraction grating

中国光学 (中英文). 2021, 14(6): 1368 <https://doi.org/10.37188/CO.2021–0051>

基于单目视觉边缘频谱的散焦图像测距算法研究

An improved algorithm for monocular camera edge spectrum based ranging by defocused images

中国光学 (中英文). 2023, 16(3): 627 <https://doi.org/10.37188/CO.2022–0171>

文章编号 2097-1842(2024)04-0886-10

改进丰富卷积特征算法的液滴边缘检测模型

王 慧¹, 曹召良¹, 王 军^{2*}

(1. 苏州科技大学 物理科学与技术学院, 江苏 苏州 215009;
2. 苏州科技大学 电子与信息工程学院, 江苏 苏州 215009)

摘要: 液滴图像边缘的高精度提取是测量水接触角较为关键的一环, 针对常规边缘提取方法噪声鲁棒性差、边缘提取不完整、精度低的问题, 本文提出了一种改进丰富卷积特征(RCF)的液滴边缘检测模型。首先, 在深度特征提取阶段引入特征融合模块, 使用多个特征让模型更加鲁棒, 减少过拟合的风险; 其次, 设计多感受野模块代替 RCF 后边的 contact 层, 通过多个感受野来提取更多的语义信息, 使边缘细节更加丰富; 然后, 在模型每一层之前引入高效通道注意力机制, 增强模型对图像中重要特征的关注程度; 最后, 设计并引入 MaxBlurPool 下采样技术, 减少计算量和参数量, 提高平移不变性。在自制液滴数据集上的实验结果表明, 本文模型的固定轮廓阈值(ODS)提高到 0.816、单图像最佳阈值(OIS)提高到 0.829、检测准确率高达 90.17%, 相较原模型提高了 1.85 个百分点, 能够准确检测液滴边缘特征。

关键词: 深度学习; 边缘检测; 水接触角; 特征融合; 曲线拟合

中图分类号: TP394.4; TH691.9 文献标志码: A doi: 10.37188/CO.2024-0019

Improved droplet edge detection model based on RCF algorithm

WANG Hui¹, CAO Zhao-liang¹, WANG Jun^{2*}

(1. School of Physical Science and Technology, Suzhou University of
Science and Technology, Suzhou 215009, China;

2. School of Electronic and Information Engineering, Suzhou University of
Science and Technology, Suzhou 215009, China)

* Corresponding author, E-mail: wjyhl@126.com

Abstract: Accurate droplet edge extraction is crucial for measuring water contact angle. To address issues like poor noise robustness, incomplete edge extraction, and low precision in conventional methods, we propose an improved model for droplet edge detection based on Richer Convolutional Feature (RCF) algorithm. Firstly, a feature fusion module is introduced in the deep feature extraction stage to enhance model robustness and reduce overfitting risks. Secondly, a multi-receptive field module replaces the contact layer after RCF to extract more semantic information and enrich edge details. Thirdly, an efficient channel attention mechanism is introduced before each layer of the models to enhance focus on important features of the im-

收稿日期: 2024-01-18; 修订日期: 2024-01-30

基金项目: “十四五”江苏省重点学科资助(No. 2021135); 中国航天科技集团公司第八研究院产学研合作基金资助(No. SAST2020-025)

Supported by Jiangsu Key Disciplines of the Fourteenth Five-Year Plan (No. 2021135); Industry-University-Institute Cooperation Foundation of the Eighth Research Institute of China Aerospace Science and Technology Corporation (No. SAST2020-025)

age. Lastly, the MaxBlurPool downsampling technique is designed and incorporated to reduce computation and parameter requirements while improving translation invariance. Experimental results on a self-made droplet dataset demonstrate that the proposed model achieves an ODS value of 0.816, an OIS value of 0.829, and a detection accuracy of up to 90.17%, which is an improvement of 1.85 percentage points compared to the original model. It can improve accuracy in droplet edge features detections.

Key words: deep learning; edge detection; water contact angle; feature fusion; curve fitting

1 引 言

为了更直观地评估材料表面的润湿性^[1],通常会测量固体表面液滴的接触角。目前,水接触角测量技术在材料科学、化学以及生物科学等领域^[2]都有广泛应用。通过测试不同材料的水接触角,可以分析固液表面的亲/疏水性^[3],可以进行洁净度检测以及处理效果评估,为研究材料表面性能提供了参考。准确来讲,水接触角是指液滴边缘的切线与接触面之间形成的夹角。因此,液滴轮廓的准确检测是高精度水接触角测量极为关键的一环。

王晓辉^[4]等人通过八邻域轮廓跟踪算法提取边缘,并通过手动方式去除与边缘无关的杂线,这种方式比较耗时,结果也受被操作人员技术水平影响及主观性干扰。张天^[5]等人提出将粒子群优化的边缘检测算法与 Canny 算子相结合以提取液滴边缘,降低了噪声的出现。上述方法在检测较理想,质量较高的液滴图像时效果良好,然而,实际情况中,液滴图像的采集过程存在诸多不确定性,其图像质量会受光照、拍摄角度等的影响,导致采集的图像质量不一,若只借助传统单尺度边缘提取算法,效果有限,而多尺度边缘提取则可以很好地解决这一问题。多尺度边缘检测最早由 Rosenfeld^[6]提出,随后 Marr^[7]提出了 LOG 算子。该算法先平滑图像,再通过平滑时的零交叉点确定轮廓。尽管 LOG 算子具有较强抗噪能力,但依赖参数设定,不合适的参数会导致虚假边缘或边缘缺失。随后,又有学者提出小波变换理论,并发展为一个比较成熟的理论体系,但这些多尺度检测方法仍然存在一些问题^[8],即需要人工手动设定参数,其参数设定较依赖人的主观经验,滤波尺度也存在不确定性,导致边缘检测结果存在误差。

随着深度学习的发展,基于深度学习的边缘检测算法应运而生^[9]。Arbeláez^[10]等人将纹理、

颜色等因素引入谱聚类框架中^[11],得到基于整体的轮廓提取方法。Ren^[12]等人利用迭代算法,用于稀疏信号重构和特征选择,并引入最大间隔分类器提取边缘。Xie^[13]首次提出 HED(全局嵌套边缘检测)模型。它能够对整幅图像进行操作^[14],可融合多尺度特征,但当网络加深时,深层特征分辨率降低使有用信息丢失,边缘检测不够精细。2019年,Liu^[15]在文献[13]基础上,研究出基于 RCF(Richer Convolutional Feature)的轮廓提取模型^[16],提取的细节内容更丰富。2021年,朱淑鑫等人将 RCF 模型的骨干网络替换为 VGG16(Visual Geometry Group 16)^[17],引入了注意力机制,提升了检测性能。上述基于 HED、RCF 这种较为经典的边缘检测模型均取得了一定进展,但受网络结构的限制,准确捕捉边缘细节信息的能力有限,噪声及边缘误判现象明显。

针对液滴图像经常受到光照变化、反射、阴影等因素干扰的特点,本文基于 RCF 模型在以下几方面进行了改进:(1)融入特征融合模块(Feature Fusion Module, FFM),使用多个特征使模型更加鲁棒并可以捕捉不同信息,从而减少了过拟合的风险;(2)设计多感受野模块(Dilated Convolution),代替 RCF 后的融合层,通过多个感受野提取更多语义信息,使边缘细节更丰富;(3)添加高效通道注意力机制(ECANet)^[18],引导网络关注有效信息;(4)设计并引入 MaxBlurPool 下采样技术,减少计算量和参数量,提高平移不变性并提升网络提取特征的能力;(5)建立用于液滴轮廓提取任务的专用数据集,并对检测结果进行指标评估。

2 RCF 模型

RCF 是基于 HED 发展而来的,属于端到端的边缘检测模型^[19]。与 HED 不同的是,RCF 模型对 VGG16 主干网络进行了修改,移除了密集

连接层和下采样层。在每个卷积层后,新增了 1×1 -21 卷积层以增加维度,并使用 Eltwise 层整合各阶段生成的特征图。随后通过 1×1 -1 卷积层进行降维,重新计算像素值以检测边缘信息。在每一层后均进行转置卷积操作,并进行上采样,将图像还原到原始大小。利用 concat 方法将每个阶段的输出叠加在一起,通过 1×1 卷积进行多通道合并,以获取多种混合信息。最后,在每个阶段的层之后添加 loss/sigmoid 层,用于训练和计算损失,以提高模型的鲁棒性^[20]和分类性能,增强模型对不同尺度和语义的建模能力。如图 1(彩图见期刊电子版)所示,其中浅层特征层由 stage1 和 stage2 组成,深层特征层包括 stage3、stage4 和 stage5。

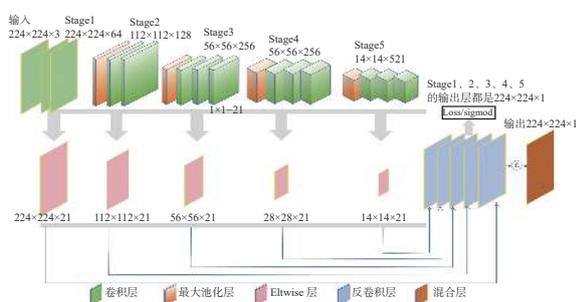


图 1 RCF 模型结构

Fig. 1 RCF model structure

3 基于改进 RCF 的边缘检测模型

本文提出了一种基于 RCF 的液滴边缘检测模型。通过引入特征融合模块、设计多感受野模块、添加高效通道注意力机制及下采样操作等使模型充分捕获细节信息,提高边缘检测精度,改进后的模型包含多个模块:特征融合模块(FM)、高效通道注意力机制(EN)、下采样模块(MP)和多感受野模块(DC),如图 2(彩图见期刊电子版)所示。下面将对各模块进行介绍。

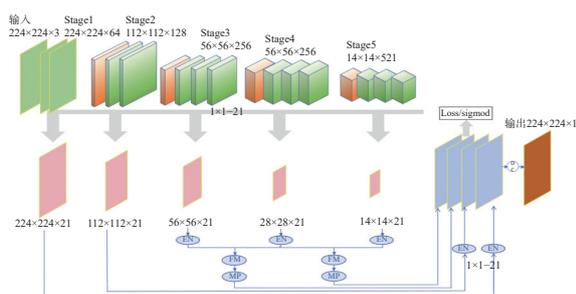


图 2 改进的 RCF 模型结构

Fig. 2 Improved RCF model structure

3.1 特征融合模块

RCF 通过自动学习将所有卷积层的特征信息结合起来,获得多尺度特征。由于 RCF 检测较深特征层时缺失了浅层的细节信息,导致能够提取到的边缘细节特征较为有限。而且,在被 pooling 层池化多次后,深层细节信息也丢失了。为了尽量解决由于多层池化引起的层次较高的特征图边缘细节缺失,分辨率达不到要求的问题,在 RCF 中引入特征融合模块。特征融合模块可将来自不同层级的特征进行融合,提高模型表达能力,使其更好地理解目标,并减少模型的误判和漏检。此外,特征融合模块还可以增强模型的感受野,提高对目标的检测能力,使其在边缘检测任务中取得良好效果。通过融合低水平和高水平信息增强不同层次特征的提取能力,提高模型的边缘检测性能。其过程如图 3(彩图见期刊电子版)所示。

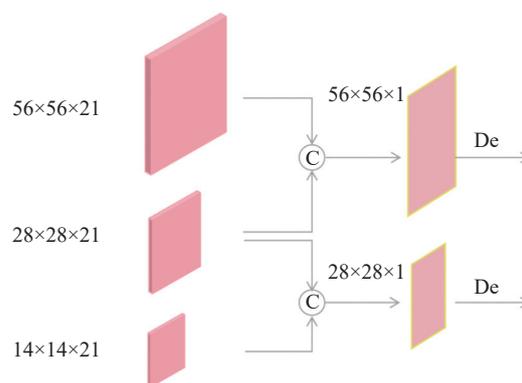


图 3 特征融合

Fig. 3 Feature fusion

特征融合过程如下:首先,将 stage3 和 stage4 的输出进行融合,生成一个新特征层;然后,对 stage4 和 stage5 做同样操作;接下来,对这两个新的特征层分别应用 1×1 卷积操作,以减少参数量和计算开销;最后,通过反卷积层,将降维后的特征映射成与 stage1 和 stage2 输出大小相同的图像,并将底层特征分支的权重设置为 0.3,高层特征分支的权重设置为 0.7,利用加权函数计算特征融合模块的损失值。为了避免网络参数增加导致的训练速度下降,将 RCF 模型中的 3×3 卷积替换为 1×3 和 3×1 的串联卷积。这样可以在保持特征感受野的同时,增强了模型对特定方向上的特征响应。

3.2 多感受野模块

多感受野模块用于提高网络对不同尺度信息

的检测能力^[21]。其原理是通过堆叠不同大小的卷积核和池化操作扩展网络对输入图像的感受野,使网络在多尺度下获取更全面的信息,从而提高检测能力。

在 RCF 模型结构的最后,采用 1×1 卷积层融合了多个尺度的特征。然而,在该模型中对多尺度特征的提取仍然有所欠缺。为了解决这个问题,设计多感受野模块,替代原始网络的融合层。该模块结合了 3 个不同空洞率的 3×3 卷积层,分别对融合层进行空洞率为 1、3、5 的卷积操作,得到多尺度信息的特征层 L1、L2、L3^[22]。另外,通过 contact 把上述两个模块连接起来,加入 1×1 卷积,使特征层得到最大程度融合,以提高细节提取能力,见图 4(彩图见期刊电子版)。多感受野模块的设计,提高了网络对多尺度液滴的检测能力,使改进后的模型能够更准确地检测到不同尺度的液滴边缘,提高了液滴边缘检测的精度和鲁棒性。

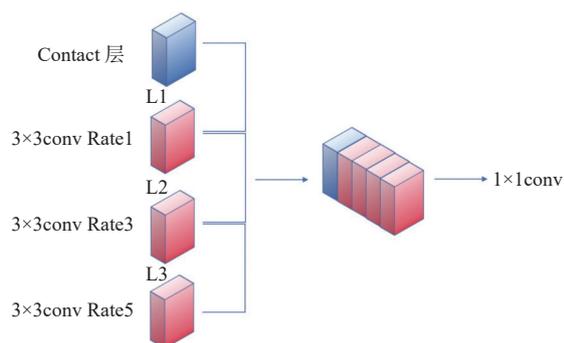


图4 多感受野模块

Fig. 4 Multi-receptive field module

3.3 高效通道注意力机制

高效通道注意力机制可用于增强网络性能,通过对输入特征图的不同通道(channel)进行权重分配,以便让网络更关注对当前任务有益的特征,并抑制无关特征,从而提高网络表征能力。

而原始 RCF 模型在边缘提取时会产生许多噪声,使检测准确率受到影响。通道注意力网络可以自动统计所有特征通道的权重,提高有用信息的权重,并使用两个全连接层(FC)获取各通道的权重系数,通过降维来减小模型整体的复杂度。但降维也会带来一些负面影响,包括使一些细节信息丢失,还会降低通道与通道之间的依赖性。为了解决这个问题,在原模型中加入了高效的通道注意力机制,以捕获不同通道间的交互信

息,增强特征表达能力,并采用不降维的局部跨通道交互方式,以提高模型性能和准确度。高效注意力机制的模块结构如图5所示。

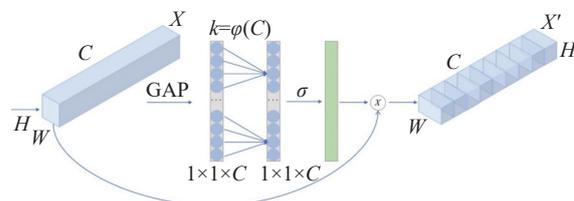


图5 高效注意力机制模块

Fig. 5 Efficient attention mechanism module

首先,对输入的边特征图 X 所有通道 C_i 进行全局平均池化(GAP) $X \in R^{H \times W \times C}$,以 stage1 为例,将 $224 \times 224 \times 21$ 的特征图转化为 $1 \times 1 \times 21$ 的向量,以得到全局感知范围 g_i ,表示为

$$g_i = G_{\text{GAP}}(C_i) \quad (1)$$

其中,

$$G_{\text{GAP}} = \frac{1}{H \times W} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W X_C(i, j) \quad (2)$$

然后,执行大小为 k 的快速卷积,使各通道间相互学习。 k 为局部跨通道的交叉范围,表示为

$$k = \varphi(C) = \left\lfloor \frac{\log_2(C)}{\gamma} + \frac{b}{\gamma} \right\rfloor_{\text{odd}} \quad (3)$$

其中, $\left\lfloor \frac{\log_2(C)}{\gamma} + \frac{b}{\gamma} \right\rfloor_{\text{odd}}$ 为离结果最近的奇数,其中 $\gamma = 2$, $b = 1$ 。然后通过 sigmoid 激活函数统计所有通道权重 w_i ,如下式所示

$$w_i = \sigma \left(\sum_{j=1}^k A^j g_i^j \right), g_i^j \in \Omega_i^k \quad (4)$$

其中, σ 为 sigmoid 激活函数, A 为 $C \times C$ 的参数矩阵, Ω_i^k 表示 X_i 的 k 个相邻通道集合。最后,将边缘特征图 X 与权重进行逐通道相乘,生成加权输出图 X' 。由于参数量过大会影响网络的训练速度,所以在模型每一层融合降维前引入注意力机制,使网络充分获取每一层的细节特征,进一步增强模型的特征提取能力。

3.4 最大池化

为了进一步降低 RCF 液滴边缘检测模型的计算复杂度,加快模型推理训练速度,增强模型对

位置变化的适应性。在多感受野模块之后设计池化操作(又称下采样操作), 这样以便于保留更多的图像细节信息。池化原理如下: 选用一个固定大小的窗口在输入特征图上进行扫描, 并选择每个窗口中的最大值作为输出, 这样一来, 模型可以在不同位置的特征图上提取相同的特征, 从而增强平移不变性, 扩大感受野, 获取更宏观的语境信息, 更好地理解图像的语义和结构。这对于处理大尺寸图像或具有复杂背景的图像特别重要。除此之外, 下采样可以减小特征图尺寸, 从而降低数据维度, 有助于提取更高层次的抽象特征, 捕捉图像中更重要信息。但目前普遍使用的一些下采样技术, 比如 Maxpool、Avgpool 等偏离了采样定理, 导致即便很小的输入移位或者平移都会使最后的输出出现很严重的改变。针对这一问题, 有学者提出了一种模糊采样方法(Blurpool)。

输入尺寸为 $H \times W \times C$ 的特征图 P (H 为高度, W 为宽度, C 为通道数) 后。首先, 对 P 进行模糊操作。这个操作的目的是在保留重要信息的同时, 减少特征图的细节, 从而减小尺寸; 然后将模糊后的 P 按通道数分组。例如, 如果特征图有 C 个通道, 可以将其分成 k 组, 每组有 C/k 个通道, 之后对每个组进行独立的下采样操作。接着, 对每个通道组进行下采样, 可以采用最大池化(MaxPool)和平均池化(Average Pool)。本文结合 MaxPool 与 Blurpool 进行下采样。如图 6 所示。MaxPool 先统计区域极大值, 然后进行下采样操作。此时 BlurPool 引入模糊核(kernel)进行边缘平滑处理, 这样做可以抑制图像中锯齿状边缘的出现。

以一维信号为例, 如图 7 所示, 如果输入的信号是 $[0, 0, 1, 1, 0, 0, 1, 1]$, 原始 MaxPool 的结果是 $[0, 1, 0, 1]$, 此时如果改变输入信号, 将其以步长为 1 进行移动, MaxPool 的结果为 $[1, 1, 1, 1]$ 。显而易见, 前后得到的结果有着很大的差距, 图像边缘出现锯齿状。而 MaxPool 引入 BlurPool 之后的 MaxBlurPool 先对输入信号执行值操作, 步长为 1, 得到 $[0, 1, 1, 1, 0, 1, 1, 1]$, 然后对上一步的结果进行填充, 得到 $[1, 0, 1, 1, 1, 0, 1, 1, 1, 0]$ 。接着, 添加 $\text{kernel}=[1, 2, 1]$, 将 kernel 与信号作数量积运算, 得到模糊核的和值以后, 用其除去和值, 结果为 $[0.5, 0.75, 1, 0.75, 0.5, 0.75, 1, 0.75]$ 。

再下采样为 $[0.5, 1, 0.5, 1]$ 。如果把输入信号移动步长 1 后, 结果为 $[0.75, 0.75, 0.75, 0.75]$, 与原始的最大池化结果相比, 结果更平滑。最后, 执行重组操作, 将下采样后的通道组重新组合成最终的特征图。这个过程类似于将分组的通道重新合并, 得到新的特征图, 其尺寸减小了一半。改进的 RCF 模型在 stage1、stage2、stage3 这 3 个阶段使用上述的 MaxBlurPool 下采样技术, 进一步提升了模型的鲁棒性及泛化能力。

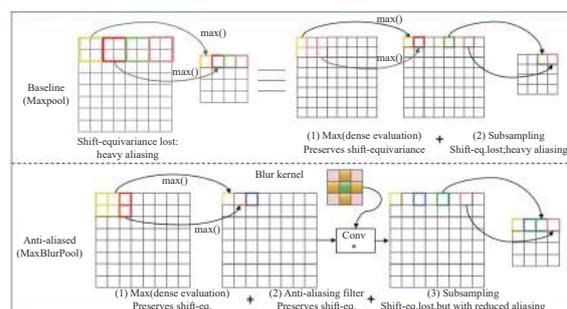


图 6 抗锯齿的最大池化

Fig. 6 Anti-aliasing for maximum pooling

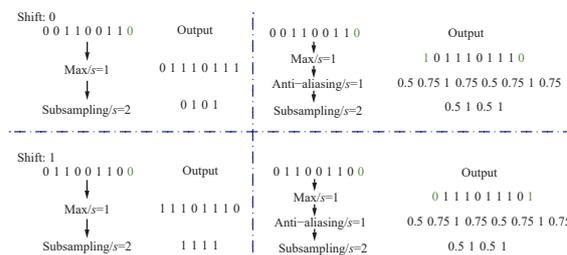


图 7 一维抗锯齿操作

Fig. 7 One-dimensional anti-aliasing operation

4 实验结果与分析

4.1 实验环境和数据集

为验证本文方法的有效性, 基于 Pytorch1.2 及 Python3.8 的环境进行实验, 使用 CUDA10.0 加速 GPU 运算。GPU 选用 NVIDIA GTX-1050Ti。训练模型时设置学习速率为 0.006, 动量系数为 0.99, 正则化项为 0.0004, 共训练 1200 epoch。

由于目前没有针对液滴的专用数据集, 因此, 采用去离子水自制液滴数据集并进行边缘检测实验。采用型号为 MV-CA016-10GM 的海康工业相机, 以蓝色面光源打光的方式采集液滴图像。为了增加模型的鲁棒性、可靠性, 使模型对各种情况更具适应性和泛化能力, 在拍摄时采用以下

方法增加样本多样性: 改变相机拍摄视角, 并调整液滴在图像中的位置; 添加不同类型背景及干扰物, 增加样本复杂性; 改变面光源强度、方向, 采集不同光照情况下的液滴图像; 在不同固体表面拍摄液滴, 以采集亲疏水性不一致的液滴图像; 对部分图像进行翻转、添加噪声等。所采集的图像分辨率为 $640 \text{ pixel} \times 512 \text{ pixel}$, 采集时常约为 85 小时, 扩充后的数据集共包含 6281 张图像, 80% 的图像作为训练集, 其余为测试集, 部分数据见图 8。

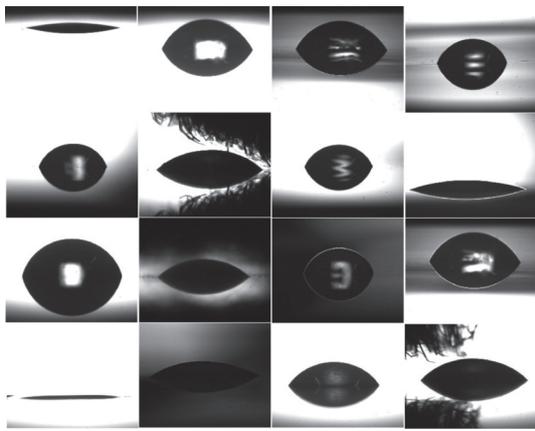


图 8 数据样本

Fig. 8 Data samples

4.2 评价指标

通过准确率 (Precision)、召回率 (Recall)、F-measure、固定轮廓阈值 (ODS)、单图像最佳阈值 (OIS)、漏检率 (OR) 及执行速率来对改进结构进行评估, 具体公式如下:

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP}, \quad (5)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN}, \quad (6)$$

$$\text{F-measure} = \frac{2 \times \text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}}. \quad (7)$$

F-measure 为 Precision 和 Recall 综合后的结果。漏检是指模型将真实边缘预测为背景或未检测到的情况。执行速率用来衡量模型的计算速度和效率, 较低的值通常表示模型能够以更快的速度处理数据。

4.3 实验结果分析

在相同实验环境下, 分别采用改进前后的网络模型进行训练, 得到损失函数随迭代次数的曲

线分别如图 9、图 10 所示。从图 9、图 10 均可以看出, 随迭代次数的增加, 损失函数最后均能趋于收敛且基本稳定于最小值。初始时, 改进 RCF 模型训练集损失函数相对于传统模型较高, 这是由于融合层部分引入了损失函数。迭代到 400 次以后, 改进模型的损失值均已稳定趋于收敛, 700 多次迭代后, 训练集损失函数已降至 0.02 以下。原始 RCF 模型在经过 600 次迭代后才逐渐呈现收敛态势, 并且在最终阶段, 改进模型的训练集与验证集的损失值均低于原始模型。相比于传统 RCF 模型, 改进 RCF 模型的损失值更低, 模型可以一个较快较稳定的态势趋于收敛。

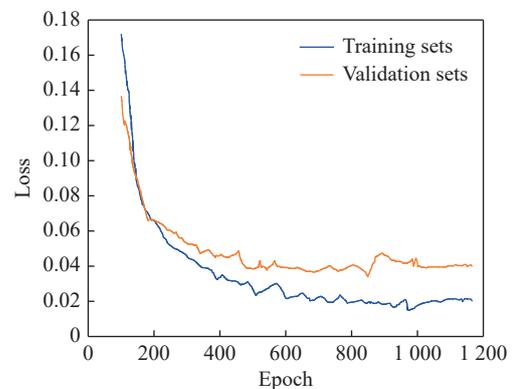


图 9 传统 RCF 损失值与迭代次数的关系

Fig. 9 Relationship between the loss and the number of iterations in the conventional RCF algorithm

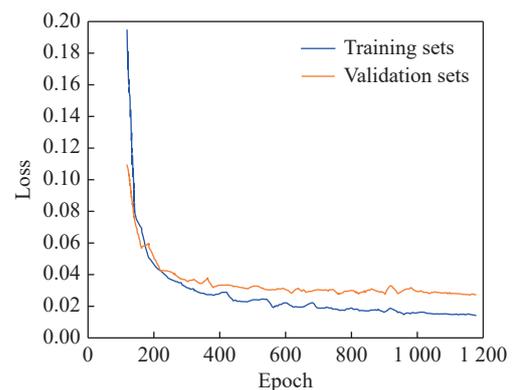


图 10 改进 RCF 损失值与迭代次数的关系

Fig. 10 Relationship between the loss and the number of iterations in the improved RCF algorithm

通过测试集验证改进后网络各个阶段的 Precision、Recall 及 F-measure 值, 结果如表 1 所示。观察表中数据可知, stage1、stage2、stage3、stage4 这几个阶段的准确率、召回率以及 F-measure 值逐渐提升, 均大于 72%, 最终各阶段混合输出结果

的准确率达到 90.17%，可以较为准确地检测到液滴边缘。

表 1 改进模型各阶段性能

Tab.1 Performance of the improved model at each stage

Each stage	Precision/%	Recall/%	F-measure/%
Stage1	72.26	73.38	72.82
Stage2	78.31	81.69	79.96
Stage3	85.65	87.41	86.52
Stage4	88.92	89.15	89.03
Mixed Output	90.17	89.64	89.90

4.4 对比实验和消融实验

为进一步评估本文改进模型的性能,选用具有代表性的网络与本文网络在自制液滴数据集上进行实验比较,各模型检测效果如表 2 所示。从表中可以看出:采用本文模型进行液滴边缘检测的准确率是最高的,相比传统 RCF 模型提高了 1.85 个百分点,漏检率在这几个模型中最低,降至 5.1%。证明本文基于 RCF 改进的模型在边缘提取及细节处理方面性能更优,对于液滴边缘检测具有良好效果。在执行速率方面,由于本文构建的模型相比原始模型网络结构有所改变,网络复杂程度略高,且参数量有所增加,所以执行速度相比其他模型稍有下降,但每秒依然可对 24 张图片进行边缘提取,满足实际需求。

表 2 本文模型与其他算法结果比较

Tab.2 Results comparison of the proposed model and other relevant algorithms

Algorithm	Precision/%	ODS	OIS	OR/%	Time/s
Canny	81.02	0.717	0.642	11.25	0.015
HED	87.49	0.732	0.735	7.36	0.025
RCF	88.32	0.783	0.792	6.74	0.028
Improved-RCF	90.17	0.816	0.829	5.10	0.041

本文算法与其他算法边缘检测性能对比结果见图 11、图 12。由图 11 及图 12 可以看出, Canny 边缘提取精度并不理想,在检测角度不一的液滴边缘时均存在漏检现象。而采用原始 RCF 及 HED 边缘检测算法提取边缘时,对于部分图片取得了良好的检测结果,但对于细节信息的处理还

不精细,对于不同尺度的边缘处理不够平衡,某些边缘信息被忽略而某些边缘信息被过度强调,尤其是在检测角度较小或存在复杂背景的液滴时,存在噪点及漏检现象,检测到的边缘不够清晰。采用本文算法提取到的液滴边缘相较其他几种算法较为连续,很少出现边缘断裂的现象,并且边缘较为清晰,对于极小角度或存在背景干扰的液滴图像也能较为精确地提取到液滴边缘并对噪声进行抑制。

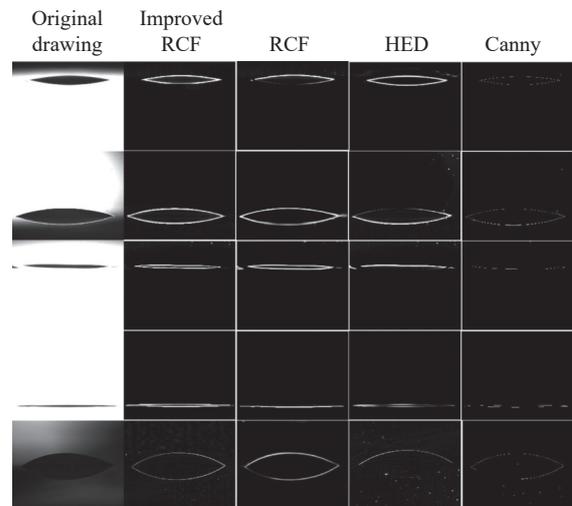


图 11 较小角度液滴边缘检测结果

Fig. 11 Edge detection results for small-angle liquid droplet

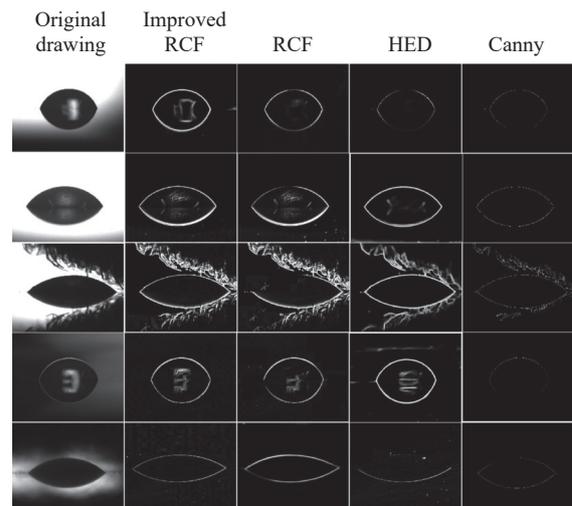


图 12 较大角度液滴边缘检测结果

Fig. 12 Edge detection results for large-angle liquid droplet

为分析在 RCF 网络模型中添加的某个模块对于整个网络性能的影响,进行了消融实验^[23]。

将原始网络作为基础框架不做其他改动, 记作 BasicRCF, 依次添加特征融合模块(FM)、多感受野模块(DC)、通道注意力模块(EN), 下采样模块(MP), 具体实验结果见表3。由表3可知, 在模型主干网络中添加特征融合模块后, 模型的 ODS 分数提高了 0.012%, OIS 分数提高了 0.02%, 说明主干网的特征信息得到进一步丰富; 通过设计多感受野模块, 网络对多层次特征进行充分整合的能力得以增强, ODS、OIS 分别提升了 0.014、0.005; 为了有效引导网络关注关键特征信息, 添加高效通道注意力机制, 使 ODS、OIS 进一步提升了 0.002、0.006; 另外, 通过改进下采样操作方式, 使图像处理过程中细节信息得以充分保留, ODS、OIS 分别提高了 0.005、0.006, 得到了更好的最终结果。

表3 消融实验结果对比

Tab. 3 Comparison of ablation experimental results

Module	ODS	OIS
BasicRCF	0.783	0.792
BasicRCF+FM	0.795	0.812
BasicRCF+FM+DC	0.809	0.817
BasicRCF+FM+DC+EN	0.811	0.823
BasicRCF+FM+DC+EN+MP	0.816	0.829

参考文献:

- [1] 周文婷. 仿生超润湿材料的制备及其高粘度原油水分分离性能研究[D]. 长春: 吉林大学, 2023.
ZHOU W T. Preparation of bionic superwetting material and its high viscosity crude oil-water separation performance [D]. Changchun: Jilin University, 2023. (in Chinese).
- [2] 黄云, 黄建超, 肖贵坚, 等. 超疏水表面加工技术及耐磨性能研究进展[J]. 中国机械工程, 2024, 35(1): 2-26.
HUANG Y, HUANG J CH, XIAO G J, et al.. Research progresses of superhydrophobic surface processing technology and abrasion resistance [J]. China Mechanical Engineering, 2024, 35(1): 2-26. (in Chinese).
- [3] 郭伟成, 廖元太, 张洪玉. 润滑水凝胶涂层研究进展[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2024, 64(3): 381-392.
GUO W CH, LIAO Y T, ZHANG H Y. Research progress in lubricating hydrogel coatings [J]. Journal of Tsinghua University (Science and Technology), 2024, 64(3): 381-392. (in Chinese).
- [4] 王晓辉, 李军建, 杨威, 等. 接触角的图像处理与检测[J]. 光电子技术, 2011, 31(1): 14-19.
WANG X H, LI J J, YANG W, et al.. Measurement on contact angles based on image process [J]. Optoelectronic Technology, 2011, 31(1): 14-19. (in Chinese).
- [5] 张天, 田汉民, 戎小莹, 等. 粒子群优化 Canny 算子在高精度接触角测量中的应用研究[J]. 河北工业大学学报, 2018, 47(3): 30-35.
ZHANG T, TIAN H M, RONG X Y, et al.. Edge detection of Canny operator based on PSO [J]. Journal of Hebei University of Technology, 2018, 47(3): 30-35. (in Chinese).
- [6] ROSENFELD A, THURSTON M. Edge and curve detection for visual scene analysis [J]. IEEE Transactions on Computers, 1971, C-20(5): 562-569.

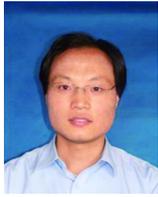
5 结 论

为了提高液滴轮廓提取精度, 本文提出并建立了一种改进 RCF 的液滴边缘检测模型。首先, 在深度特征提取阶段引入特征融合模块, 使用多个特征让模型更加鲁棒, 减少过拟合的风险; 其次, 设计多感受野模块代替 RCF 后边的 contact 层, 通过多个感受野来提取更多的语义信息, 使边缘细节更丰富; 然后, 在模型每一层之前引入高效通道注意力机制, 以增强模型对图像中重要特征的关注程度; 最后, 设计并引入 MaxBlurPool 下采样技术, 以减少计算量和参数量, 提高平移不变性。在自制液滴数据集上的实验结果表明, 改进后的液滴边缘检测模型的 ODS、OIS 值分别提升至 0.816、0.829, 检测准确率高达 90.17%, 相较原模型提高了 1.85 个百分点, 能够准确检测液滴边缘特征, 有效解决液滴边缘提取精度低、需要依赖人工等问题, 在水接触角测量领域具有一定的参考价值。

由于受到所提模型结构的影响, 液滴图像边缘提取效率略低, 因此, 下一步工作将主要集中在优化网络结构和对采集数据进行预处理, 以在保证高精度检测液滴边缘的前提下提升检测效率。

- [7] MARR D, HILDRETH E. Theory of edge detection[J]. *Proceedings of the Royal Society B: Biological Sciences*, 1980, 207(1167): 187-217.
- [8] 王惠琴, 侯文斌, 黄瑞, 等. 基于深度学习的空间脉冲位置调制多分类检测器[J]. *中国光学(中英文)*, 2023, 16(2): 415-424.
WANG H Q, HOU W B, HUANG R, *et al.*. Spatial pulse position modulation multi-classification detector based on deep learning[J]. *Chinese Optics*, 2023, 16(2): 415-424. (in Chinese).
- [9] 张印辉, 庄宏, 何自芬, 等. 氨气泄漏混洗自注意力轻量化红外检测[J]. *中国光学(中英文)*, 2023, 16(3): 607-619.
ZHANG Y H, ZUANG H, HE Z F, *et al.*. Lightweight infrared detection of ammonia leakage using shuffle and self-attention[J]. *Chinese Optics*, 2023, 16(3): 607-619. (in Chinese).
- [10] ARBELÁEZ P, MAIRE M, FOWLKES C, *et al.*. Contour detection and hierarchical image segmentation[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2011, 33(5): 898-916.
- [11] 李翠锦, 瞿中. 基于深度学习的图像边缘检测算法综述[J]. *计算机应用*, 2020, 40(11): 3280-3288.
LI C J, QU ZH. Review of image edge detection algorithms based on deep learning[J]. *Journal of Computer Applications*, 2020, 40(11): 3280-3288. (in Chinese).
- [12] REN X F, BO L F. Discriminatively trained sparse code gradients for contour detection[C]. *Proceedings of the 25th International Conference on Neural Information Processing Systems*, Curran Associates Inc., 2012: 584-592.
- [13] XIE S N, TU ZH W. Holistically-nested edge detection[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2017, 125(1-3): 3-18.
- [14] 简柯青. 目标物体的轮廓识别关键技术研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2022.
JIAN K Q. *Research on key technologies of object contour detection*[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2022. (in Chinese).
- [15] LIU Y, CHENG M M, HU X W, *et al.*. Richer convolutional features for edge detection[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2019, 41(8): 1939-1946.
- [16] 周聪. 基于立体视觉的光通信器件空间缺陷检测方法研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2022.
ZHOU C. *Research on spatial defect detection methods of optical communication devices based on stereo vision*[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2022. (in Chinese).
- [17] 朱淑鑫, 周子俊, 顾兴健, 等. 基于 RCF 网络的遥感图像场景分类研究[J]. *激光与光电子学进展*, 2021, 58(14): 1401001.
ZHU SH X, ZHOU Z J, GU X J, *et al.*. Scene classification of remote sensing images based on RCF network[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2021, 58(14): 1401001. (in Chinese).
- [18] 姜林奇, 宁春玉, 余海涛. 基于多尺度特征与通道特征融合的脑肿瘤良恶性分类模型[J]. *中国光学(中英文)*, 2022, 15(6): 1339-1349.
JIANG L Q, NING CH Y, YU H T. Classification model based on fusion of multi-scale feature and channel feature for benign and malignant brain tumors[J]. *Chinese Optics*, 2022, 15(6): 1339-1349. (in Chinese).
- [19] 景年昭, 杨维. 基于 RCF 的精细边缘检测模型[J]. *计算机应用*, 2019, 39(9): 2535-2540.
JING N ZH, YANG W. Fine edge detection model based on RCF[J]. *Journal of Computer Applications*, 2019, 39(9): 2535-2540. (in Chinese).
- [20] 陈浩. 面向非控制环境的自动抠像方法研究[D]. 南昌: 江西师范大学, 2021.
CHEN H. *Research on automatic keying method for non-controlled environment*[D]. Nanchang: Jiangxi Normal University, 2021. (in Chinese).
- [21] 黄晨耕. 结合浅层特征与深层特征的光学遥感舰船检测方法研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2021.
HUANG CH G. *Research on optical remote sensing ship detection method combining low-level features and high-level features*[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2021. (in Chinese).
- [22] 张宝, 李小霞, 张婧, 等. 多路感受野引导的特征金字塔小目标检测方法[J]. *制造业自动化*, 2022, 44(11): 155-159.
ZHANG B, LI X X, ZHANG J, *et al.*. Small target detection method with multiple receptive fields guided feature pyramid network[J]. *Manufacturing Automation*, 2022, 44(11): 155-159. (in Chinese).
- [23] 杨晨, 侯志强, 李新月, 等. 基于 CNN-Transformer 双模态特征融合的目标检测算法[J]. *光子学报*, 2024, 53(3): 0310001.
YANG CH, HOU ZH Q, LI X Y, *et al.*. Object detection algorithm based on CNN-transformer dual modal feature fusion[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2024, 53(3): 0310001. (in Chinese).

作者简介:



王 军(1979—), 男, 江苏睢宁人, 博士, 副教授, 2005 年于中国科学院长春光学精密机械与物理研究所获得博士学位, 主要从事光电测控技术、图像信息处理技术以及物联网工程应用方面的研究。E-mail: wjyhl@126.com

《中国光学(中英文)》征稿启事

《中国光学(中英文)》为双月刊, A4 开本; 刊号: ISSN 2097-1842/CN 22-1431/04; 国内外公开发行人, 邮发代号: 国内 12-140, 国外 BM6782。

- | | |
|-----------------|----------------|
| ★ 荷兰 Scopus 数据库 | ★ 中国精品科技期刊 |
| ★ 美国《乌利希国际期刊指南》 | ★ 中国科技核心期刊 |
| ★ 美国《化学文献》 | ★ 中国光学学会会刊 |
| ★ 波兰《哥白尼索引》 | ★ 中国科技论文与引文数据库 |
| ★ 俄罗斯《文摘杂志》 | ★ 中国期刊全文数据库 |
| ★ 美国工程索引(Ei)数据库 | ★ 万方数字化期刊全文数据库 |
| ★ 美国 ESCI 数据库 | ★ 中国科技期刊数据库 |
| | ★ 中国光学期刊网数据库 |

主要栏目: 微纳光学、信息光学、集成光电子、光谱学和光谱仪器、激光技术与应用、光学功能材料、光学设计与工艺、大气与空间光学、光学仪器与测试、综述、前沿动态、产业资讯、科普教学、实验室介绍、自然科学基金项目进展、前沿热点访谈、热点论文等。

发稿类型: 学术价值显著、实验数据完整的原创性论文; 研究前景广阔, 具有实用、推广价值的技术报告; 有创新意识, 能够反映当前先进水平的阶段性研究简报; 对当前学科领域的研究热点和前沿问题的专题报告; 以及综合评述国内外光学技术研究现状、发展动态和未来发展趋势的综述性论文。

欢迎投稿、荐稿。

主管单位: 中国科学院

主办单位: 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所

协办单位: 激光与物质相互作用国家重点实验室

编辑出版: 《中国光学(中英文)》编辑部

投稿网址: <http://chineseoptics.net.cn>

邮件地址: chineseoptics@ciomp.ac.cn

联系电话: 0431-84627061

传 真: 0431-84627061

编辑部地址: 长春市东南湖大路 3888 号(130033)