



·前沿技术与交叉科学·

# 一种基于 U-NET 多景深图片目标物定位自动聚焦算法

梁路瑶<sup>1</sup>, 赵晓云<sup>2</sup>, 赵金泉<sup>3</sup>

(1. 成都理工大学 数理学院, 成都 610000; 2. 成都理工大学 核技术与自动化工程学院, 成都 610000;  
3. 成都理工大学 地球物理学院, 成都 610000)

**摘 要:** 在多景深场景下, 已知目标物类型, 当目标物位于图像中心位置时, 传统的聚焦评价函数曲线灵敏度较低; 当目标物偏离中心位置时, 聚焦评价函数曲线容易出现局部极大值或无法准确判断出准焦图像, 影响自动聚焦系统。针对这两种情况, 提出了一种基于 U-Net 神经网络判断目标物位置, 设定对应窗口和评价函数的方法, 即当目标物位于图像中心位置时, 提出了一种新的聚焦评价函数——SMD-Roberts 函数; 当目标物不在图像中心位置时, 设定对应窗口, 选择 SML 评价函数对图像像质进行评价。实验结果表明, 与传统的灰度梯度自动聚焦评价函数和传统的取窗法相比, 该方法得到的聚焦评价函数灵敏度最少提高 0.024 1, 耗时最少减少 0.035 5 s, 单峰最少减少 1 个次峰, 有效地解决了多景深场景下, 应用聚焦评价函数判断目标物最清晰位置不准确及聚焦评价函数曲线出现双峰的问题, 明显地提高了评价函数的无偏性、单峰性以及灵敏度。该方法普适性强, 更适用于自动聚焦系统。

**关键词:** 自动聚焦; 评价函数; 神经网络; 图像分割; 灰度梯度

中图分类号: O435.2

文献标志码: A doi: 10.11884/HPLPB202234.220086

## An automatic focusing algorithm based on U-Net for target location in multiple depth-of-field scene

Liang Luyao<sup>1</sup>, Zhao Xiaoyun<sup>2</sup>, Zhao Jinquan<sup>3</sup>

(1. College of Mathematics and Physics, Chengdu University of Technology, Chengdu 610000, China;  
2. The college of Nuclear Technology and Automation Engineering, Chengdu University of Technology, Chengdu 610000, China;  
3. School of Geophysics, Chengdu University of Technology, Chengdu 610000, China)

**Abstract:** Evaluation function of automatic focusing system is the key to evaluate image quality. In multi-depth-of-field scenarios, when the target is located in the center of the image, the sensitivity of the traditional focusing evaluation curve is low; when the target deviates from the center, the focus evaluation function curve is prone to local maximum, which affects the accuracy of the automatic focusing system. In view of these two situations, this paper proposes a method based on U-Net neural network and sets the corresponding window and evaluation function. When the object is located in the center of the image, a new focusing evaluation function, SMD-Roberts function, is proposed. When the target is not in the center of the image, the corresponding window is set for the image and the SML evaluation function is selected to evaluate the image quality. Experimental results show that, compared with traditional focused evaluation function and central window method, this method can effectively solve the problem that the focus evaluation function is not accurate in judging the clearest position of the object and the double peak of the focusing evaluation function curve in multi-depth-of-field scenes and obviously improve the unbiasedness, unimodal and sensitivity of the focused evaluation function. This method has strong universality and is more suitable for focused evaluation system.

**Key words:** automatic focus, evaluation function, neural network, image segmentation, gray gradient

\* 收稿日期: 2022-03-28; 修订日期: 2022-10-07  
基金项目: 成都理工大学教改项目(JG2130033, 2022YAL013)  
联系方式: 梁路瑶, 438205499@qq.com。  
通信作者: 赵晓云, zhaoxiaoyun2012@cdu.cn。

随着数字图像处理技术的发展,自动聚焦技术广泛应用于成像仪器中,如数码相机、手机摄像以及显微镜等等<sup>[1-7]</sup>。无论是哪种成像设备,都需要能准确获得感兴趣部分最清晰的图像。对图片像质的评价一般采用聚焦评价函数,理想的聚焦评价函数曲线具有灵敏度高、单峰性强、准确性高的特点<sup>[2-5]</sup>,能够满足实际自动聚焦系统的需要。判断聚焦评价函数的性能,通常选取陡峭区宽度、陡峭度、清晰度比率、灵敏度、局部峰值数以及算法耗时、准焦率等7个指标作为评判标准,量化聚焦评价函数的性能<sup>[8-13]</sup>。

在多景深场景下,即在三维物空间中不仅有成像目标主体,沿成像系统的光轴方向还存在与镜头距离不同的其他景物。在此情况下,聚焦评价函数曲线容易出现双峰问题,由此出现了多种解决方法。王焯茹提出一种基于离焦深度图谱估计的对焦窗口选择算法,该算法优化了聚焦评价函数曲线<sup>[6]</sup>; Lee S Y 利用中频余弦变换检测图像中目标物的方法对目标进行聚焦,提高了自动聚焦精度<sup>[7]</sup>; Liu Lianjie 提出了一种近目标级优先搜索方法,自动将镜头聚焦到最近的物体上,该算法提高了多目标聚焦的速度和精度<sup>[8]</sup>。通过实验研究发现,传统聚焦评价函数在评价目标物位于图像中心的图片像质时,函数曲线虽然不会出现双峰,但是曲线较平缓;当目标物不在图像中心时,目标物位于图像前景或后景以及目标物在图像左中右的位置,都会影响聚焦评价函数曲线的性能,导致双峰或者对目标物最清晰位置判断不准的情况出现<sup>[6]</sup>。本文对此提出了一种解决方法,首先,利用 U-Net 神经网络模型提取目标物特征,判断目标物位置;然后,根据目标物是否在中心两种情况,分别采用聚焦评价函数 SMD-Roberts 函数进行像质评价,以及采用特定的窗口和 SML 函数进行评价。实验结果证明,该方法有效。

## 1 基本理论

### 1.1 理想聚焦评价函数

对于自动聚焦系统的清晰图像来说,在空域中直接表现为边缘轮廓更清晰,边界灰度变化更剧烈,因此,可直接通过计算图像边界灰度梯度来评价图像的清晰程度<sup>[5]</sup>。常见的几种空域类聚焦评价函数包括 Sobel 函数、Brenner 函数、Sum of Modulus of gray Difference(SMD) 函数、Sum of Modulus of Laplace(SML) 函数、Roberts 函数等<sup>[14]</sup>。理想的聚焦评价函数要求具有无偏性、单峰性、灵敏度高的特点<sup>[9-17]</sup>。

### 1.2 U-Net 神经网络

神经网络应用广泛,其图像提取特征强大,泛化能力强,适用于图像分类、图像识别以及图像分割。其中,U-Net 是图像分割的常用网络,采用下采样和上采样相结合,利用卷积操作,图像的浅层特征与深层特征进行融合,保留了细节信息,从而能正确对像素进行分类<sup>[18-22]</sup>,目前已在医学相关疾病诊断过程中发挥重大作用<sup>[23-30]</sup>。在多景深场景下,其他物体会对聚焦评价函数曲线造成干扰,直接导致曲线单峰性和准确性下降,因为图像中的目标物体像素值接近,采用 U-Net 网络对目标物分割,可减少其他物体对聚焦评价函数曲线的干扰。

## 2 SMD-Roberts 函数和对焦窗口选择算法

已有的灰度梯度聚焦评价函数只考虑了图像边缘单一方向的灰度差值,对于其他边缘方向,曲线灵敏度较差,无法满足自动聚焦系统<sup>[13]</sup>,因此针对检测多边缘图像,为了尽可能多地考虑图像边缘细节,本文考虑将水平方向,垂直方向和斜边 $\pm 45^\circ$ 方向的聚焦评价函数相结合,与现有的灰度聚焦评价函数相比,提高曲线的灵敏度、单峰性、陡峭度。

在现有的基于灰度梯度差聚焦评价函数中,SMD 函数可检测水平和垂直方向的边缘灰度梯度,由于直接计算相邻像素点的灰度差,函数精确度及灵敏度高。为了采集图像更多边缘细节,还考虑选择检测 $\pm 45^\circ$ 边缘方向的函数,Roberts 函数正好满足这一需求<sup>[7]</sup>。式(3)为 SMD 函数与 Roberts 函数的融合结果,式中, $f(x,y)$ 为图像在像素 $(x,y)$ 处的灰度值。

$$F = \sum_x \sum_y \{ (|f(x+1,y) - f(x,y)| + |f(x,y+1) - f(x,y)|) \cdot \\ \{ [f(x+1,y+1) - f(x,y)]^2 + [f(x,y) - f(x,y+1)]^2 \} \} \quad (1)$$

通过测试发现,当图像清晰度接近时,函数无法准确判断出正焦图像,针对这一情况,需要对式(3)进行改进。研究发现,SMD 函数因对灰度差值做绝对值运算,不能很好地突出模糊边缘与强边缘灰度差,为了解决这一问题,将 SMD 函数灰度差值做平方运算进行增强,将改进后的式(3)称为 SMD-Roberts 函数,即

$$F_{\text{SMD-Roberts}} = \sum_x \sum_y [ (f(x+1,y) - f(x,y))^2 + (f(x,y+1) - f(x,y))^2 \cdot \\ \{ [f(x+1,y+1) - f(x,y)]^2 + [f(x,y) - f(x,y+1)]^2 \} ] \quad (2)$$

由式(4)可知, SMD-Roberts 函数可从三个方向提取图像的灰度梯度信息, 图像中的任意边缘总会存在一个起主导作用的计算图像灰度梯度的方向, 因此该函数可以适应不同的边缘梯度<sup>[14]</sup>。

在具有多景深场景中, 包含位于不同深度的多个物体, 自动聚焦系统移动镜头时, 每一个物体都有各自最清晰的成像位置, 这会导致自动聚焦系统准确判断出感兴趣部分(目标物)的最清晰位置出现困难, 无法实现自动对焦。实验表明, 当图片中目标物在图像中心, 聚焦评价函数曲线性能表现最好, 反之, 当目标物体不在图像中心且位于前景或后景位置时, 分别如图 1(a)、1(b)所示(目标物体为红色框图部分)对应的聚焦评价函数曲线会出现双峰或者出现聚焦评价函数判断清晰图像不准的情况, 导致聚焦评价函数曲线性能变差, 对应曲线分别如图 2(a)、2(b)所示。因此, 将目标物与其他物体进行分割, 减少其他物体对聚焦评价函数的干扰, 就显得尤为必要。

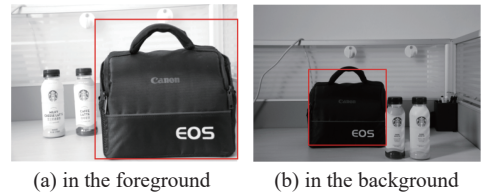


Fig. 1 Multi-depth-of-field images of the object in the foreground and in the background

图 1 多景深图像

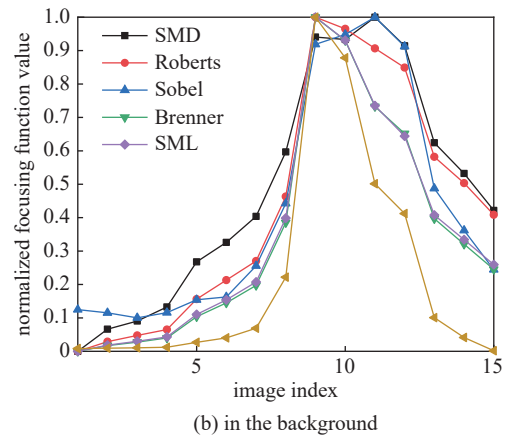
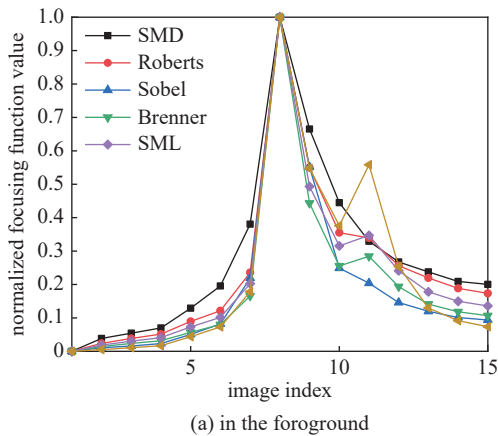


Fig. 2 Focus evaluation function curve in multi-depth-of-field scene

图 2 多景深场景下聚焦评价函数曲线

本文利用 U-Net 神经网络强大的目标检测功能, 对图片的每一个像素点按类别进行划分, 得到目标物的整体轮廓, 实现对目标物分割<sup>[19]</sup>。具体做法是: 将图像区域等分为左、中、右三个区域, 如图 3 所示, 通过对目标物模板进行定位, 再划分窗口, 进而用聚焦评价函数进行像质评价, 提高聚焦评价函数曲线性能。

实验之前先对 U-Net 模型进行训练, 学习同类型目标物的特征, 自制数据集, 获取 100 幅带有不同目标物(各种不同包类物体)位于前景或者后景的图片, 使用 PS 将对应图片的目标物抠出作为标签, 共获得 100 对数据集, 其中 70 对数据集作为训练集进行训练, 30 对数据集作为测试集进行测试。

训练完成后, 实验具体步骤如下所述: (1)将佳能 EOS70D 相机采集到的图片测试集进行预测; (2)将预测图像的目标物和背景反转得到目标物模板并进行二值化; (3)经过一次开运算去掉模板中的一些小杂质得到优化后的目标物模板(用 BW 代替), 模板中目标物位置的像素值为 1, 其余部分为 0; (4)找到图像中像素值为 1 的一列最近的位置设为  $N_{min}$ , 最远的位置设为  $N_{max}$ ; 如果  $N_{min} > 50$  且  $N_{max} \leq 350$  预测目标物在图像中部, 不需要添加窗口, 选用本文所提出的 SMD-Roberts 函数进行图像的像质评价。如果  $N_{min} \geq 150$  且  $N_{max} > 250$  时, 预测图像在右侧, 添加右窗口, 选用 SML 函数进行像质评价; 如果  $N_{min} \leq 50$  预测图像在左侧, 添加左窗口, 选用 SML 函数进行像质评价。使用 U-Net 目标物定位流程如图 4 所示。聚焦窗口算法流程图如图 5 所示。算法所得窗口和图像如图 6 所示。

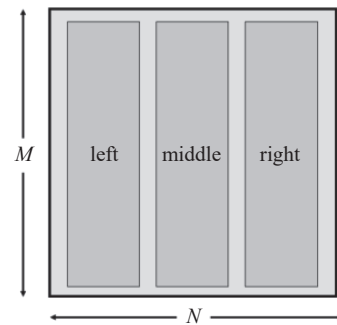


Fig. 3 The target objects are roughly distributed in the image

图 3 目标物体大致在图像中分布位置

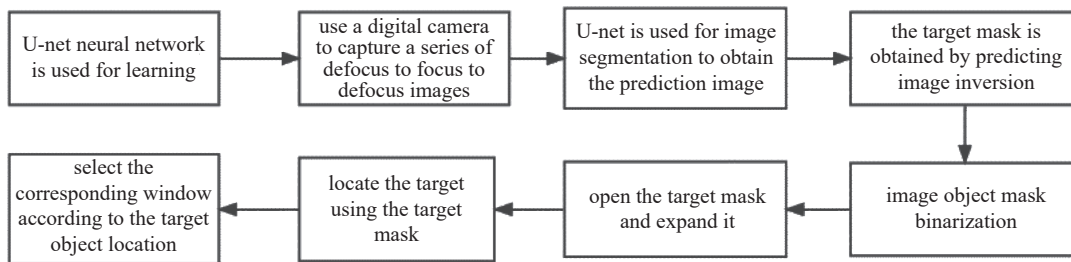


Fig. 4 Flow chart of target location using U-net

图 4 使用 U-Net 进行目标物定位流程图

### 3 实验验证及结果分析

#### 3.1 在多景深场景下加入窗口算法

在多景深场景下,对本文提出的窗口算法进行实验测试,拍摄设备:佳能 EOS70D;软件环境配置,Pytorch,python3.8。

将实验图像分为 5 组,验证该算法对不同目标物,目标物位于图像左、中、右不同位置、位于前景或后景中都能得到最优的聚焦评价函数曲线,选取陡峭区宽度  $w$ 、陡峭度  $R$ 、清晰度比率  $S$ 、灵敏度  $\delta_{SE}$ 、局部峰值数  $\alpha$  以及算法耗时  $T$ 、准焦率  $\zeta$  等 7 个指标作为评判标准。第一组图像为目标物体主要分布在图像中部,位于前景部分,共 27 幅,其中序列 11 为准焦图像,根据本文算法直接用 SMD-Roberts 函数对该组图像进行像质评价;第二组目标物体主要分布在图像右侧,且位于前景部分,共 34 幅,其中第 11 幅为准焦图像,根据本文算法加入右窗口,用 SML 函数对该组图像进行像质评价;第三组图像的目标物体主要分布在图像左侧,位于前景部分,共 15 幅,其中序列 6 为准焦图像,根据本文算法加入左窗口,用 SML 函数对该组图像进行像质评价;第四组图像为目标物体主要分布在图像左侧,位于后景部分,共 26 幅,其中序列 10 为准焦图像,根据本文算法加入左窗口,用 SML 函数对该组图像进行像质评价;第五组图像为目标物体主要分布在图像右侧,位于后景部分,共 34 幅,其中序列 17 为准焦图像,根据本文算法加入右窗口,用 SML 函数对该组图像进行像质评价;第一组图像使用 SMD、Roberts、Sobel、Brenner、SML 函数与本文提出的 SMD-Roberts 函数进行比较,第二组、第三组、第四组、第五组图像按照本文算法加入对应窗口,为验证本文算法对聚焦评价函数的普适性和检验优化效果,使用加窗口前后的 SMD、Roberts、Sobel、Brenner、SML、Roberts 函数进行比较;每组图像的部分图片如图 7 所示,目标物体用红色框标注。

用本文提出的算法对这三组图像进行试验,并根据物体所在的位置,选择合适的窗口,如图 8 所示。

第一组图像的目标物位于中心,由图 9 可得,本文提出的 SMD-Roberts 函数在最底层,灵敏度、陡峭度最高。由表 1 可知,SMD-Roberts 函数有 3 个指标取得最优,分别为陡峭度 1404.7、清晰度比率 0.0434、灵敏度 121.69,且次峰数为 0,准焦率 100%。因此本文提出的 SMD-Roberts 相比于其他灰度聚焦评价函数更能有效评价目标物位于中心图像。

第二组图像为目标物体主要分布在图像右侧,且位于前景部分,由图 10 可得,加窗口前 SMD、Roberts、

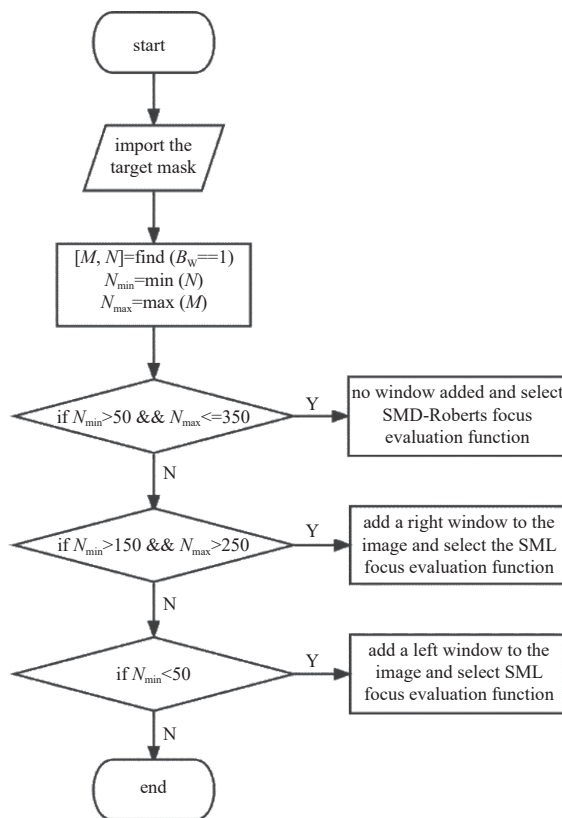


Fig. 5 Flowchart of focusing window algorithm

图 5 聚焦窗口算法流程图

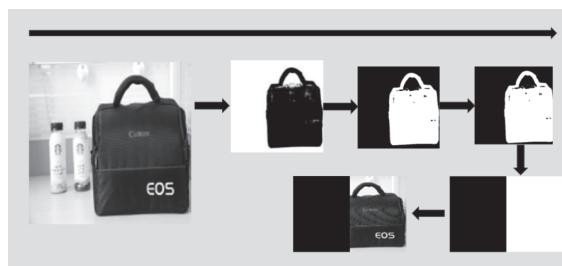


Fig. 6 Flow to locate the target and set the corresponding window

图 6 定位目标物设定对应窗口流程

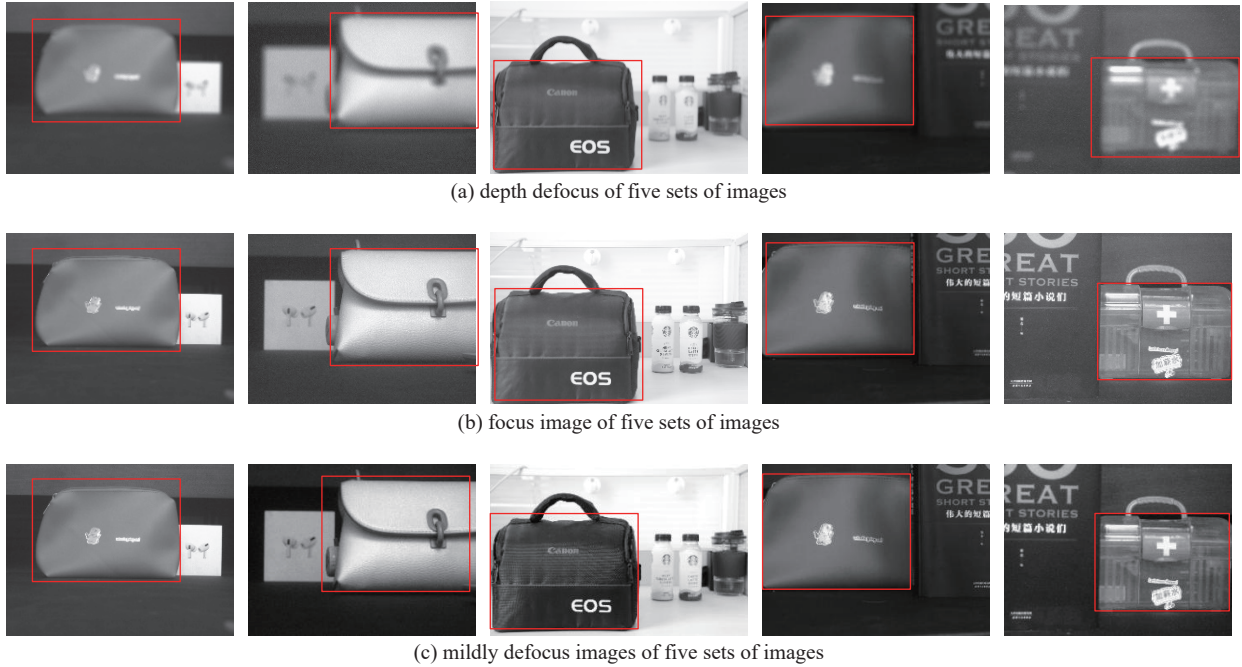


Fig. 7 Partial images of five sets of images

图 7 五组图像的部分图像



(a) U-net prediction map for five sets of images



(b) part of the five groups of images to be evaluated processed by the proposed algorithm

Fig. 8 For a group of images, the prediction map obtained by U-net and the images to be evaluated

图 8 一组图像使用 U-Net 得到的预测图和本文算法得到的待评价图像

Brenner、SML 函数在曲线右侧有次峰，加窗口后消除了次峰，优化了函数曲线。表 2 为第二组图像聚焦评价函数的评价指标 (SMD-W、Roberts-W、Sobel-W、Brenner-W、SML-W、Roberts-W 表示加窗口后函数)。由表 2 可知，SMD、Roberts 函数陡峭度、次峰数量得到的优化，SML 函数陡峭度、灵敏度得到优化，Sobel、Brenner 函数陡峭度、清晰度比率、灵敏度、次峰数、计算时间在加入本文窗口后都取得了最优。

第三组图像为目标物体主要分布在图像右侧，且位于前景部分，由图 11 可得，加窗口前 SMD、Roberts、Brenner、SML 函数在曲线右侧有次峰，加窗口后消除了次峰，优化了函数曲线。由表 3 可知，加窗口后的 SMD、Roberts、Sobel、Brenner、SML 函数在陡峭区宽度、灵敏度、次峰数量、计算时间都取得了优化，其中 SML 函数加窗口后，准焦率指标以及陡峭度也得到提高。

第四组图像为目标物体主要分布在图像左侧，位于背景部分，由图 12 可得，加窗口前所有函数都没能将目标物最清晰图片序列判断出，且曲线右侧有次峰，加窗口后，所有函数都准确找到了准焦图像，Sobel、Roberts、SMD、

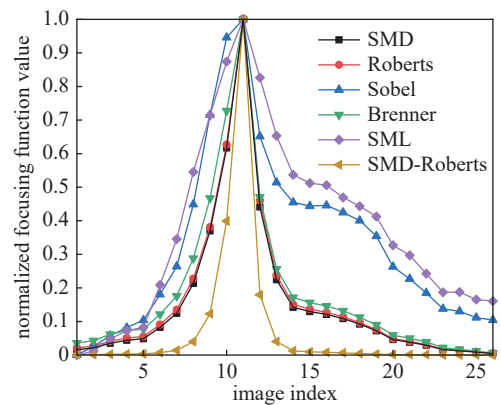


Fig. 9 The first group of image focus evaluation function curves

图 9 第一组图像聚焦评价函数曲线

表 1 第一组图像聚焦评价函数的评价指标

Table 1 Evaluation indexes of focus evaluation functions of group one

function	w/pix	R/pix	S/pix	$\delta_{SE}/\text{pix}$	a/pcs	T/s	$\zeta/\text{pcs}$
SMD	24	6.8875	0.0411	7.2582	0	1.6137	1
Roberts	24	7.3431	0.0410	6.8648	0	1.6456	1
Sobel	24	1.4623	0.0389	1.2439	0	3.1041	1
Brenner	23	8.1275	0.0420	5.8426	0	1.2990	1
SML	22	1.3183	0.0409	0.9761	1	2.1598	1
SMD-Roberts	23	1404.7	0.0434	121.69	0	2.2995	1

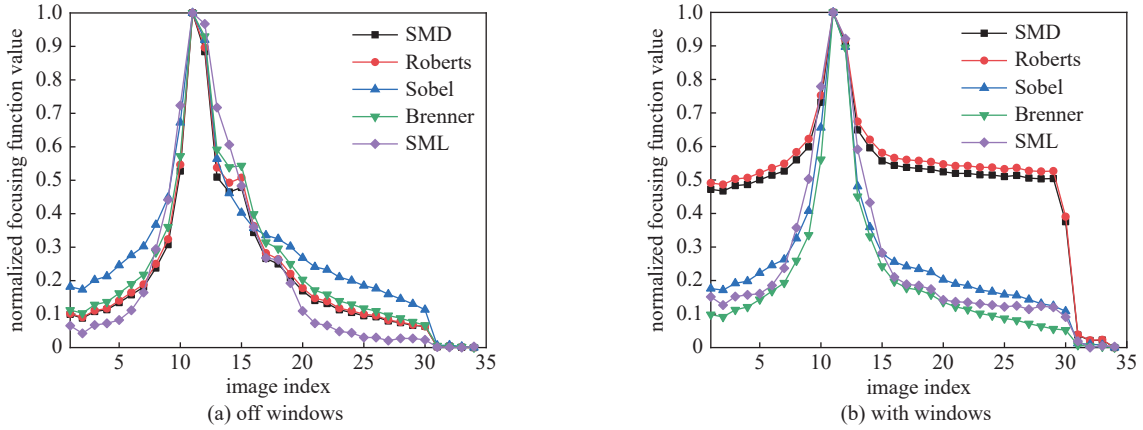


Fig. 10 Focus evaluation function curves of the second group of images off and with windows

图 10 第二组图像加窗口前后聚焦评价函数

表 2 第二组图像聚焦评价函数的评价指标

Table 2 Evaluation indexes of focus evaluation functions of group two

function	w/pix	R/pix	S/pix	$\delta_{SE}/\text{pix}$	a/pcs	T/s	$\zeta/\text{pcs}$
SMD/SMD-W	29/25	2.1698/2.5157	0.0325/0.0283	1.9085/0.839	3/0	2.0453/2.1611	1/1
Roberts/Roberts-W	29/25	2.2958/2.5687	0.0324/0.0278	1.7515/0.7671	2/0	2.2270/2.0975	1/1
Sobel/Sobel-W	29/28	1.5113/1.7246	0.0307/0.0315	1.8000/2.9075	0/0	3.6727/3.7181	1/1
Brenner/Brenner-W	30/30	2.8219/3.7761	0.0311/0.0314	1.5077/4.0807	2/0	1.6520/1.5994	1/1
SML/SML-W	28/27	1.1721/1.2726	0.0344/0.0335	1.7768/3.7476	2/2	2.5761/2.6616	1/1

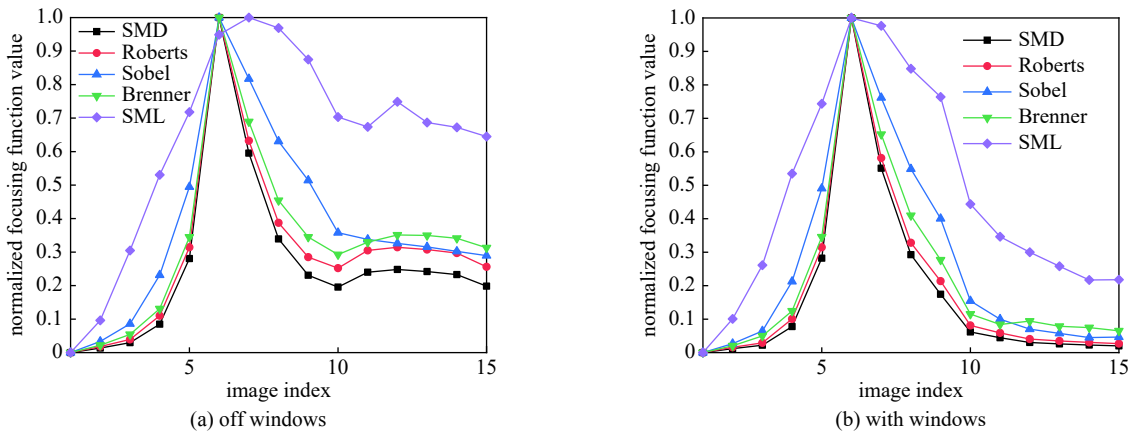


Fig. 11 Focus evaluation function curves of the third group of images off and with windows

图 11 第三组图像加窗口前后聚焦评价函数曲线

Brenner 函数右侧次峰被消除, SML 次峰陡峭度变小。由表 4 可知, 加窗口后 SMD、Roberts、SML 函数清晰度比率、灵敏度、次峰数量、计算时间以及准焦率 5 项指标得到优化, Sobel、Brenner 函数在清晰度比率、灵敏度、次峰、准焦率 4 项指标得到优化。

表 3 第三组图像聚焦评价函数的评价指标

Table 3 Evaluation indexes of focus evaluation functions of group three

function	w/pix	R/pix	S/pix	$\delta_{SE}/pix$	a/pcs	T/s	$\zeta/pcs$
SMD/SMD-W	6/11	18.6244/10.0582	0.1372/0.0891	3.1678/21.556	1/0	1.6038/1.6348	1/1
Roberts/Roberts-W	6/11	14.2448/7.6339	0.1328/0.0886	2.2774/15.969	1/0	1.8546/1.6742	1/1
Sobel/Sobel-W	8/11	3.0674/3.7650	0.1005/0.0871	1.9598/9.0097	1/0	3.2885/3.3039	1/1
Brenner/Brenner-W	6/10	10.2044/11.6104	0.1269/0.0942	2.0341/10.880	1/0	1.2648/1.2660	1/1
SML/SML-W	7/11	1.43591/9.3751	0.0734/0.0890	0.3356/19.314	1/0	2.4652/1.9295	0.86/1

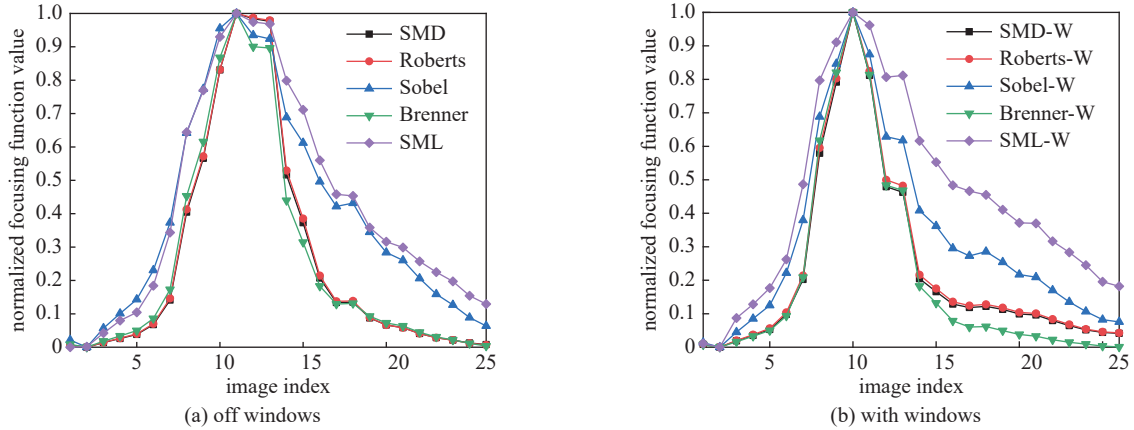


Fig. 12 Focus evaluation function curves of the fourth group of images before and after adding windows

图 12 第四组图像加窗口前后聚焦评价函数曲线

表 4 第四组图像聚焦评价函数的评价指标

Table 4 Evaluation indexes of focus evaluation functions of group four

function	w/pix	R/pix	S/pix	$\delta_{SE}/pix$	a/pcs	T/s	$\zeta/pcs$
SMD/SMD-W	22/21	12.374/3.5626	0.0448/0.0459	3.8276/5.0336	1/0	1.5648/1.5551	0.90/1
Roberts/Roberts-W	22/21	13.184/3.4488	0.0449/0.0458	3.6610/4.7100	1/0	1.5518/1.6737	0.90/1
Sobel/Sobel-W	22/21	1.9829/1.6798	0.0421/0.0440	1.0151/1.7624	2/1	2.9408/2.9797	0.90/1
Brenner/Brenner-W	22/22	12.778/10.217	0.0448/0.0450	4.4590/6.5856	2/1	1.2274/1.2255	0.90/1
SML/SML-W	22/21	1.4090/1.2870	0.0409/0.0397	0.7853/0.8094	1/1	2.5329/1.9305	0.90/1

第五组图像为目标物体主要分布在图像左侧,位于后景部分,由图 13 可得,SMD、Roberts 函数都没能准确找到准焦图像,加窗口后得到了准焦图像,加窗口前,所有函数在曲线左侧都有次峰,加窗口后次峰陡峭度下降,函数曲线得到优化。由表 5 可得,加窗口后的 SMD、Roberts 函数清晰度比率,灵敏度,计算时间以及准焦率 4 项指标得

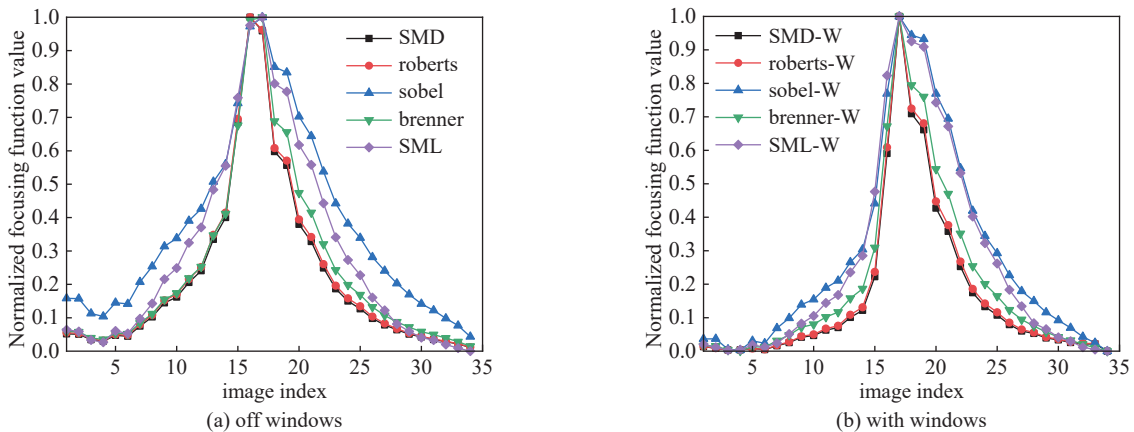


Fig. 13 Focus evaluation function curves of the fifth group of images before and after

图 13 第五组图像加窗口前后聚焦评价函数曲线

表 5 第五组图像聚焦评价函数的评价指标

Table 5 Evaluation indexes of focus evaluation functions of group five

function	w/pix	R/pix	S/pix	$\delta_{SE}/pix$	a/pcs	T/s	$\zeta/pcs$
SMD/SMD-W	29/26	3.5789/2.3022	0.0335/0.0377	0.0334/2.9570	1/0	2.1879/2.1025	0.94/1
Roberts/Roberts-W	29/26	3.8800/2.3054	0.0334/0.0376	1.9252/2.7358	1/1	2.2622/2.0914	0.94/1
Sobel/Sobel-W	27/28	1.5170/1.4799	0.0324/0.0347	0.8593/0.8298	1/1	4.4030/3.9267	1/1
Brenner/Brenner-W	27/28	4.3384/4.4870	0.0352/0.0353	2.1226/1.8485	1/1	1.7418/1.6939	1/1
SML/SML-W	28/28	1.3850/1.3531	0.0345/0.0353	1.2580/0.8797	2/1	2.7556/2.6546	1/1

到提高,其中加窗口后 SMD 函数次峰数指标也得到优化,加窗口后 Brenner 函数在陡峭区宽度,陡峭度、清晰度比率、计算时间这 4 项指标得到优化, SML 函数的灵敏度得到提高,减少了次峰,缩短了计算时间, Sobel 函数在陡峭区宽度、陡峭度、计算时间得到优化。

由表 1~5 可得,目标物位于中间时,使用 SMD-Roberts 函数曲线比起其他函数有 3 项指标取得最优,且次峰数为零,准焦率 100%;当目标物位于非中间区域时,使用本文算法对图像加窗口后,聚焦评价函数次峰被消除或者次峰陡峭度被削弱,并提高了聚焦评价函数的准焦率,部分聚焦评价函数陡峭度、灵敏度被优化。因此无论目标物体位于图像的左、中、右部分,位于图像的前景或后景,本文算法都能给出一个合适的窗口和对应的函数进行评价,该实验证实了本文算法的有效性。

### 3.2 中央取窗法与本文取窗算法对比

传统的取窗法如:中央取窗法、多区域取窗法、非均匀采样取窗法<sup>[9]</sup>,都没有考虑目标物位置,直接取窗,应用场景受限。现选用图 7 中第三组图像作为实验对象,将本文提出的窗口算法与目前最常用中央取窗法进行对比,图 14 为两种取窗方法得到的图像。

使用 Sobel、Brenner、SML、SMD、Roberts 五种传统灰度聚焦评价函数进行像质评价 (Sobel-C、Brenner-C、SML-C、SMD-C、Roberts-C 表示中央取窗法后的函数曲线, Sobel-W、

Brenner-W、SML-W、SMD-W、Roberts-W 为本文加窗算法),如图 15 所示,中央取窗法会考虑更多非目标物图像信息,从而影响聚焦评价函数曲线性能。本文取窗法相比于中央取窗法,聚焦评价函数曲线单峰性更好,几种函数都能准确找到准焦图片,陡峭度更强,灵敏度更高,并且消除了次峰。由表 6 可知, SMD 函数在使用本文窗口条件下相比于中央取窗法,所有指标都取得最优,加入本文窗口的 Roberts、Brenner、SML 函数除计算时间 T 指标外,所有指标取得最优,加窗口后 Sobel 函数在陡峭区宽度,陡峭度,灵敏度,次峰数指标取得最优。因此本文所提出的取窗算法更能解决在多景深图片中,聚焦评价函数曲线呈现双峰问题,更能优化聚焦评价函数曲线性能,适用于自动聚焦评价系统。

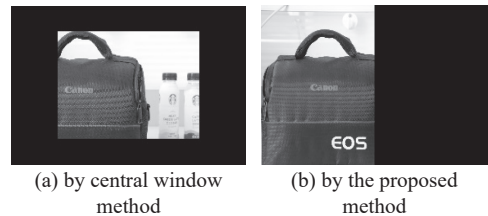


Fig. 14 Image obtained by the central window method and obtained by the proposed method

图 14 中央取窗法及本文方法得到的图像

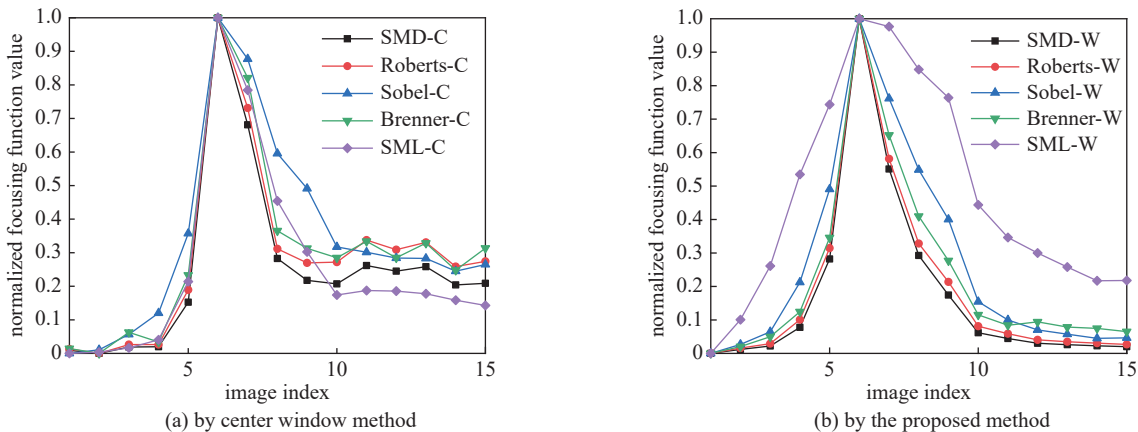


Fig. 15 Focus evaluation function of central window method and window method proposed in this paper

图 15 中央取窗法和本文取窗法的聚焦评价函数



表 6 中央取窗法和本文取窗法聚焦评价函数的评价指标

Table 6 Evaluation indexes of focus evaluation functions of center window method and proposed method

function	w/pix	R/pix	S/pix	$\delta_{SE}/pix$	a/pcs	T/s	$\zeta/pcs$
SMD-C/SMD-W	10/11	3.5506/10.0582	0.0861/0.0891	0.0861/21.556	3/0	1.6262/1.5907	1/1
Roberts-C/Roberts-W	10/11	2.8268/7.6339	0.08214/0.0886	1.9627/15.969	3/0	1.6108/1.6742	1/1
Sobel-C/Sobel-W	8/11	3.0189/3.7650	0.1045/0.0871	2.3171/9.0097	1/0	2.9433/3.3039	1/1
Brenner-C/Brenner-W	10/10	3.0372/11.610	0.0804/0.0942	1.9952/10.880	4/0	1.2488/1.2660	1/1
SML-C/SML-W	11/11	6.4727/1.6053	0.0827/0.0746	4.3409/1.8873	0/0	1.8998/2.1836	1/1

## 4 结 论

在多景深场景下, 论文研究了一种基于 U-Net 神经网络定位目标物的方法。在目标物的类型已知前提下, 对 U-Net 网络进行训练, 实现对目标物的分割。当定位到目标物位于图像中心时, 直接采用本文提出的 SMD-Roberts 函数进行像质评价; 当定位到目标物偏离图像中心时, 算法自动选择对应的窗口和聚焦评价函数。实验证明, 本文方法得到的聚焦评价函数曲线准焦率最少提高 1 pcs、单峰性最少提高 1 pcs、灵敏度最少提高 0.0241, 优于直接使用传统聚焦评价函数或使用中央取窗法后所得到的曲线, 为自动聚焦系统提供了一种新的方法。

### 参考文献:

- [1] 包丞啸. 基于图像处理的自动聚焦技术研究[D]. 济南: 山东大学, 2021: 15-16. (Bao Chengxiao. Study on auto-focusing technology based on image processing[D]. Ji'nan: Shandong University, 2021: 15-16)
- [2] 何帆. 基于图像模糊度预测的快速聚焦算法研究[D]. 重庆: 重庆邮电大学, 2021: 25-28. (He Fan. Research on focusing algorithm based on image degree of blur prediction[D]. Chongqing: Chongqing University of Posts and Telecommunications, 2021: 25-28)
- [3] Groen F C A, Young I T, Lighthart G. A comparison of different focus functions for use in autofocus algorithms[J]. *Cytometry*, 1985, 6(2): 81-91.
- [4] Firestone L, Cook K, Culp K, et al. Comparison of autofocus methods for automated microscopy[J]. *Cytometry*, 1991, 12(3): 195-206.
- [5] 王立昌. 监控摄像机的自动聚焦系统设计与实现[D]. 苏州: 苏州大学, 2015: 23-27. (Wang Lichang. Design and implementation of network camera auto-focus system[D]. Suzhou: Suzhou University, 2015: 23-27)
- [6] 王焯茹. 基于数字图像处理的自动对焦方法研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2018: 90-91. (Wang Yeru. Research on auto-focus methods based on digital imaging[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2018: 90-91)
- [7] Lee S Y, Kumar Y, Cho J M, et al. Enhanced autofocus algorithm using robust focus measure and fuzzy reasoning[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2008, 18(9): 1237-1246.
- [8] Liu Lianjie, Zheng Yayu, Feng Jiaqin, et al. A fast auto-focusing technique for multi-objective situation[C]//2010 International Conference on Computer Application and System Modeling. 2010: 607-610.
- [9] 李学胜. 家蚕微粒子病显微图像自动聚焦与识别方法研究[D]. 武汉: 湖北工业大学, 2021: 21-30. (Li Xuesheng. Research on automatic focusing and recognition method of microscopic image of silkworm pebrine disease[D]. Wuhan: Hubei University of Technology, 2021: 21-30)
- [10] 郭建, 赵显. 一种基于图像处理的快速自动聚焦算法[J]. *湘潭大学自然科学学报*, 2012, 34(2): 22-25. (Guo Jian, Zhao Xian. An improved auto focus algorithm based on image processing[J]. *Natural Science Journal of Xiangtan University*, 2012, 34(2): 22-25)
- [11] Yousefi S, Rahman M, Kehtarnavaz N. A new auto-focus sharpness function for digital and smart-phone cameras[J]. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 2011, 57(3): 1003-1009.
- [12] Zhang Yani, Zhang Ying, Wen Changyun. A new focus measure method using moments[J]. *Image and Vision Computing*, 2000, 18(12): 959-965.
- [13] 熊锐, 顾乃庭, 徐洪艳. 一种适应多方向灰度梯度变化的自动对焦评价函数[J]. *激光与光电子学进展*, 2022, 59: 0418001. (Xiong Rui, Gu Naiting, Xu Hongyan. An auto-focusing evaluation function adapted to multi-directional gray gradient change[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2022, 59: 0418001)
- [14] 熊锐. 基于数字图像处理的显微自动对焦技术研究[D]. 成都: 中国科学院大学(中国科学院光电技术研究所), 2021: 15-17. (Xiong Rui. Study on microscopic autofocus technology based on digital image processing[D]. Chengdu: University of Chinese Academy of Sciences (Institute of Optoelectronic Technology, Chinese Academy of sciences), 2021: 15-17)
- [15] 尹爱军, 张焱, 杨彬, 等. 多窗口模式Roberts聚焦评价方法及其应用[J]. *重庆大学学报*, 2011, 34(11): 25-30. (Yin Aijun, Zhang Yan, Yang Bin, et al. Roberts focused evaluation method and its application in multi-windows mode[J]. *Journal of Chongqing University*, 2011, 34(11): 25-30)
- [16] 夏浩盛, 余飞鸿. 数码显微镜自动对焦算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2021, 58: 0400002. (Xia Haosheng, Yu Feihong. Auto focusing algorithm of digital microscope[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2021, 58: 0400002)
- [17] 李斯文. 细胞筛选平台显微自动对焦系统研究[D]. 洛阳: 河南科技大学, 2017: 30-32. (Li Siwen. Study on microscopic auto-focus system of cell screening platform[D]. Luoyang: Henan University of Science and Technology, 2017: 30-32)
- [18] 李志智, 尹航, 左剑凯, 等. 基于UNet++网络与多边输出融合策略的船舶检测模型[J]. *计算机工程*, 2022, 48(4): 276-283. (Li Zhongzhi, Yin Hang, Zuo Jiankai, et al. Ship detection model based on UNet++ network and multiple side-output fusion strategy[J]. *Computer Engineering*, 2022, 48(4): 276-283)

- [19] 彭方达. 基于语义分割的驾驶员安全带检测算法研究[D]. 郑州: 中原工学院, 2022: 18-21. (Peng Fangda. Research on driver seat belt detection algorithm based on semantic segmentation[D]. Zhengzhou: Zhongyuan University of Technology, 2022: 18-21)
- [20] 徐思则, 刘威. 基于UNet网络的乳腺癌肿瘤细胞图像分割[J]. 电子设计工程, 2022, 30(12): 63-66,73. (Xu Size, Liu Wei. UNet-based image segmentation of breast cancer tumor cells[J]. *Electronic Design Engineering*, 2022, 30(12): 63-66,73)
- [21] 张杰, 唐立新, 陈子章, 等. 基于改进UNet网络的金丝球焊直径测量研究[J]. 现代制造工程, 2022(5): 110-114. (Zhang Jie, Tang Lixin, Chen Zizhang, et al. Research on diameter measurement of gold wire ball solder joints based on improved UNet network[J]. *Modern Manufacturing Engineering*, 2022(5): 110-114)
- [22] 孟庆成, 李明健, 万达, 等. 基于M-Unet的混凝土裂缝实时分割算法[J]. 土木与环境工程学报, 2022: 1-9. (Meng Qingcheng, Li Mingjian, Wan Da, et al. Real-time segmentation algorithm of concrete cracks based on M-Unet[J]. *Journal of Civil and Environmental Engineering*, 2022: 1-9)
- [23] 郭臻. 基于Unet深度学习的超级慢动作实践[J]. 现代电视技术, 2021(8): 141-143. (Guo Zhen. Super slow motion practice based on U-Net deep learning[J]. *Advanced Television Engineering*, 2021(8): 141-143)
- [24] 张欢, 仇大伟, 冯毅博, 等. U-Net模型改进及其在医学图像分割上的研究综述[J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59: 0200005. (Zhang Huan, Qiu Dawei, Feng Yibo, et al. Improved U-Net models and its applications in medical image segmentation: a review[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2022, 59: 0200005)
- [25] 葛云皓. 基于卷积神经网络的病理显微镜自动对焦与全局精准成像研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2019: 20-30. (Ge Yunhao. Automatic focusing and global precise imaging of pathological microscope based on convolutional neural network[D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2019: 20-30)
- [26] Nguyen T, Thai A, Adwani P, et al. Autofocusing of fluorescent microscopic images through deep learning convolutional neural networks[C]//Digital Holography and Three-Dimensional Imaging. 2019: W3A. 32.
- [27] 王原, 马瑜, 江妍, 等. U-Net改进的视网膜血管图像分割算法[J]. 计算机工程与设计, 2021, 42(10): 2884-2893. (Wang Yuan, Ma Yu, Jiang Yan, et al. Improved retinal vascular image segmentation algorithm based on U-Net[J]. *Computer Engineering and Design*, 2021, 42(10): 2884-2893)
- [28] 蔡畅, 陈军波, 陈心浩. 基于改进U-Net方法的脑肿瘤磁共振图像分割[J]. 中南民族大学学报(自然科学版), 2021, 40(4): 417-423. (Cai Chang, Chen Junbo, Chen Xinhao. MRI image segmentation of brain tumor based on improved U-Net method[J]. *Journal of South-Central University for Nationalities (Natural Science Edition)*, 2021, 40(4): 417-423)
- [29] Zeng Zhenhuan, Fan Chaodong, Xiao Leyi, et al. DEA-UNet: a dense-edge-attention UNet architecture for medical image segmentation[J]. *Journal of Electronic Imaging*, 2022, 31: 043032.
- [30] 何承恩, 徐慧君, 王忠, 等. 多模态磁共振脑肿瘤图像自动分割算法研究[J]. 光学学报, 2020, 40: 0610001. (He Cheng'en, Xu Huijun, Wang Zhong, et al. Automatic segmentation algorithm for multimodal magnetic resonance-based brain tumor images[J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40: 0610001)