

# 集成电路反向工程中 HE-UNet 的 IC 图像分割算法研究

程弘楠<sup>1,2</sup>, 张晨光<sup>1,2</sup>

(1. 海南大学数学与统计学院, 海南 海口 570228;

2. 海南省工程建模与统计计算重点实验室, 海南 海口 570228)

**摘要:** 芯片产业是国家安全和经济发展的重要基础, 而集成电路(IC)反向工程(RE)作为分析芯片内部性能的手段, 是芯片产业链中的重要环节。RE 包括从扫描电子显微镜(SEM)逐层采集芯片图像、识别器件、提取栅极网表、推断其功能等步骤, 而将电气元件和金属线从 IC 图像背景中分割出来是识别器件等步骤的前提。然而, 传统图像分割方法因为缺乏专家经验的学习, 不能适应 IC 图像复杂多变的电路情况。为此, 提出一种 HE-UNet 方法, 用于提取 IC 图像中的金属线与过孔。HE-UNet 包含 3 个步骤: 首先, 利用 U-M2 网络提取芯片图像的含噪特征; 其次, 利用霍夫圆检测算法去除过孔周围的噪声; 最后, 利用边缘检测池化去除远离过孔的噪声。在尺寸为  $1024 \times 1024$  像素的 IC 图像上进行实验, 结果表明, HE-UNet 可以有效完成金属线和过孔的分割, 其平均交并比(mIoU)为 98.24%, 平均像素准确率(MPA)为 99.11%, 均优于对比方法。

**关键词:** 集成电路; 反向工程; 图像分割; 霍夫圆检测; HE-UNet

中图分类号: TP391

文献标志码: A

DOI: 10.19678/j.issn.1000-3428.0069935

## Research on IC Image Segmentation Algorithm of HE-UNet in Integrated Circuit Reverse Engineering

CHENG Hongnan<sup>1,2</sup>, ZHANG Chenguang<sup>1,2</sup>

(1. School of Mathematics and Statistics, Hainan University, Haikou 570228, Hainan, China;

2. Key Laboratory of Engineering Modeling and Statistical Computation of Hainan, Haikou 570228, Hainan, China)

**【Abstract】** The chip industry is critical for national security and economic development, and Integrated Circuit (IC) Reverse Engineering (RE), as a means of analyzing the internal performance of chips, is an important link in the chip industry chain. RE includes steps such as layer-by-layer acquisition of chip images using Scanning Electron Microscopy (SEM), identification of devices, extraction of gate netlists, and inference of their functions. Segmentation of electrical components and metal lines from the IC image background is a prerequisite for identifying devices and other steps. However, traditional image segmentation methods cannot adapt to the complex and ever-changing circuit conditions of IC images owing to the lack of expert experience in learning. To this end, the HE-UNet method is proposed for extracting metal lines and vias from IC images. HE-UNet consists of three steps: first, the U-M2 network is used to extract noisy features from chip images; second, the Hough circle detection algorithm is used to remove noise around the via holes; and third, edge detection pooling is used to remove noise from the via holes. Experiments conducted on IC images with a size of  $1024 \times 1024$  pixels reveal that HE-UNet can effectively segment metal lines and vias, with a mean Intersection over Union (mIoU) of 98.24% and Mean Pixel Accuracy (MPA) of 99.11%, both of which are superior to those achieved by other methods.

**【Key words】** Integrated Circuit (IC); Reverse Engineering (RE); image segmentation; Hough circle detection; HE-UNet

## 0 引言

反向工程(RE)是指对待检测对象进行测量以充分了解其结构和功能<sup>[1]</sup>的工业过程。RE 在验证<sup>[2-3]</sup>、故障分析<sup>[4-6]</sup>、研发、木马检测<sup>[7-11]</sup>等工业应用中得到广泛关注。在半导体集成电路(IC)领

域, RE 主要包含 4 个步骤, 即利用扫描电子显微镜(SEM)逐层拍摄芯片图像、识别器件、提取栅极网表和推断其功能。此处高倍显微镜和高清相机的使用提高了后续识别器件等步骤的准确性和有效性。尽管如此, 一方面, 因为设备、环境和拍摄过程中的不可控因素, 获取的图像中的噪声通常

基金项目: 海南省自然科学基金(624MS039); 国家自然科学基金(62166016)。

作者简介: 程弘楠, 男, 硕士研究生, 主研方向为深度学习、图像处理; 张晨光(通信作者), 副教授、博士、博士生导师。

收稿日期: 2024-05-30 修回日期: 2024-08-13 E-mail: huzcg@foxmail.com

不可避免;另一方面,IC 图像通常包含大量的微小元件和丰富的电路细节,澄清这些细节对于进一步识别电路和判断其功能具有重要作用。因此,普遍存在的噪声和相对图像尺寸过于微小的丰富特征和细节,是目前 IC 图像分割中的主要障碍和挑战。

针对上述问题,一个可行的途径是由经验丰富的工程师对图像进行观测,采用人工方法标注所有元件并确定它们之间的相连关系。因为集成电路的复杂性,这种人工方法仅适用于规模较小的电路图像,对于大规模的集成电路显然不适用。图像处理技术的引入为 IC 图像分割带来了新的解决途径。一个典型的技术手段是通过在空间域或者频域中指定阈值的方式完成 IC 图像中的电路分割<sup>[12-15]</sup>。比如文献[13]在对 IC 图像进行处理时,首先使用图像滤波器技术,实现了对图像中噪声的有效过滤与去除,然后使用竞争区域生长算法对 IC 图像进行分割处理。该方法中的竞争区域生长算法需要设定阈值,由于受到设备的影响,因此其采集到的 IC 图像同一目标区域中的前景像素值存在显著差异,这导致单一阈值难以满足精确分割 IC 图像的需求。

近年来,机器学习<sup>[16-20]</sup>类的方法开始被应用于 IC 图像分割。文献[17]对 IC 图像分割时采用随机森林家族中的 XGBoost 方法,结合多个子模型的预测结果,得到准确的分割边界。文献[19]利用神经网络提取电路并检测电路是否存在断点,其同样取得了较好的分割结果。该领域里程碑式的工作是文献[20]针对 IC 图像的整体分割问题而提出的混合  $k$  均值聚类和支持向量机相结合的分割方法。该方法易于实现且不需要设定阈值,但是依然存在以下两类问题:首先,该方法需要大量人工标注的 IC 图像作为训练样本,在反向工程中,因为人工标注的成本问题,IC 图像分割是个典型的小样本学习问题<sup>[21]</sup>,训练样本数目通常难以满足此类方法的要求;其次,针对过孔识别,该方法使用了霍夫圆检测<sup>[22]</sup>,可以有效去除过孔周围阴影,然而对于不在过孔周围的阴影噪声并不适用,缺少针对这些区域阴影噪声的去除手段。

本文将 U-Net 网络<sup>[23]</sup>和霍夫圆检测<sup>[22]</sup>相结合,以完成 IC 图像的初步分割以及过孔周围阴影噪声的去除,并利用本文提出的边缘检测池化得到最终的分割结果,本文将上述三者的结合称为 HE-UNet 网络,其中,U-Net 特指基于 U-Net<sup>[24]</sup>结

构的轻量级网络 U-M2 (MobileNetV2-UNet)。U-M2 网络采用了卷积神经网络架构,可以显著降低训练过程中对样本数量的需求。同时,U-M2 网络的 U 型结构能够有效地结合低级和高级特征,从而提升模型的预测能力。此外,在实际应用中,IC 图像阴影噪声的存在会干扰 U-M2 网络对前景区域的准确识别,导致分割精度下降。为了解决这一问题,本文引入了霍夫圆检测机制。霍夫圆检测具有精准定位过孔位置的能力,能够有效去除过孔周围的阴影噪声。最后,针对霍夫圆检测不能消除其他区域阴影的问题,本文引入了边缘检测池化步骤,有效地去除了远离过孔的阴影噪声,进一步提升了 HE-UNet 网络的分割性能。在实验部分,本文的主要贡献包含以下 3 个方面:

1) 创建了适用于 IC 图像分割的训练集和测试集。选取了 214 张大小为  $1\ 024 \times 1\ 024$  像素的 IC 图像组成训练集。在数据预处理阶段,随机裁剪每张图像得到若干  $256 \times 256$  像素的子图,并辅以翻转操作来增强数据的多样性。

2) 针对 IC 图像中的 2 类噪声,即由非过孔引起的阴影和由过孔引起的附近阴影,分别提出霍夫圆检测方法和边缘检测池化 2 种消除方法。此外,某些化学残留物或灰尘颗粒覆盖的区域也可视为噪声,但是因为这类噪声可以在图像采集阶段采用物理手段予以消除,因此本文在后续分析和实验中不再关注此类噪声。

3) 针对模型中的超参数,本文采用平均交并比 (mIoU) 和平均像素准确率 (MPA) 来辅助评价不同模型的质量,通过消融实验结果来调整边缘检测池化的参数,以达到快速分割图像的效果。

## 1 方法设计

### 1.1 网络框架

IC 图像的主要阴影噪声如图 1 所示(彩色效果见《计算机工程》官网 HTML 版,下同)。图 1(a)和图 1(b)的红色框中像素值接近背景区域的像素值,称为 IC 图像上远离过孔的噪声;图 1(c)的蓝色框中为过孔和过孔周围的阴影噪声,这里的阴影噪声接近背景区域像素值,称为 IC 图像上过孔周围的阴影噪声。

本文方法的网络框架如图 2 所示。以 IC 图像作为输入,随后对图像进行数据增强,最终输入本文提出的 HE-UNet 网络得到 IC 图像的分割结果。HE-UNet 主要由 U-M2 网络、霍夫圆检测和边缘

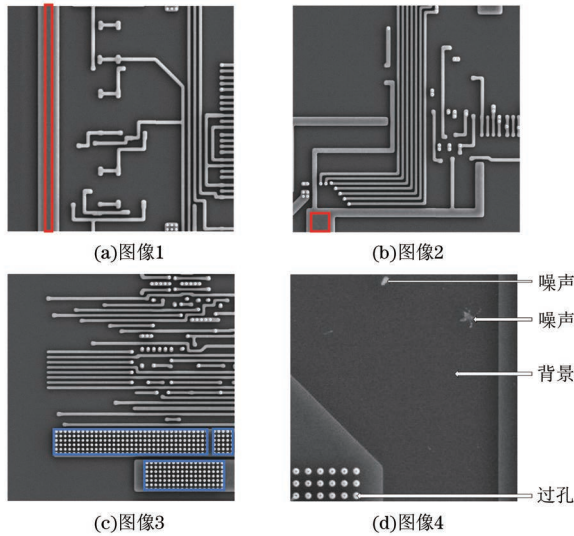


图 1 IC 图像的主要阴影噪声

Fig.1 The main shadow noise of IC image

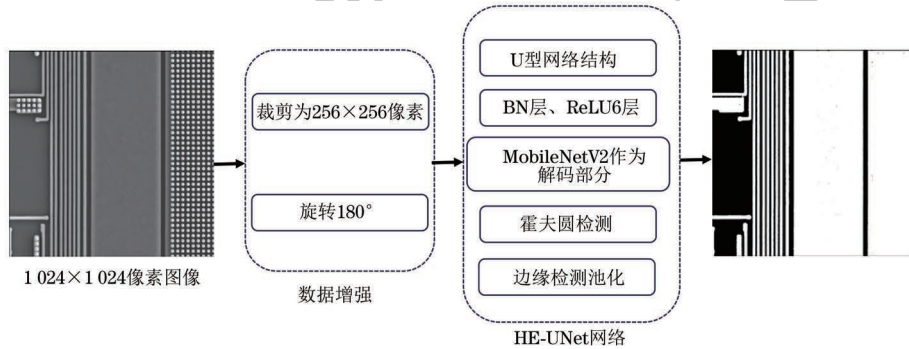


图 2 本文方法的框架

Fig.2 The framework of the method in this paper

## 1.2 算法实施

### 1.2.1 基于 U-M2 网络的图像初步分割

U-M2<sup>[27]</sup>是在 U-Net 网络的基础上进行改进而得到的全卷积网络结构。与 U-Net 类似, U-M2 的结构类似于 U 形<sup>[24]</sup>,保留了 U-Net 在训练过程中仅需少量样本的优点,以及 U-Net 能够有效结合低级和高级特征提升模型预测能力的特点。U-M2 网络的 U 型结构如图 3 所示(其中 Bottleneck 为 MobileNetV2 网络的基本组件)。从图 3 可以看到,本文将 MobileNetV2<sup>[26]</sup>作为编码器部分的骨干网络,相比原始的 U-Net(网络总参数量为  $31.38 \times 10^6$ ),通过 MobileNetV2 所构建的 U-M2 网络总参数量仅为  $6.63 \times 10^6$ 。

MobileNetV2 主要通过基于残差结构的深度可分离卷积 Bottleneck 来提取相应的特征, Bottleneck 的结构如图 4 所示(其中 Depthwise Conv2D 表示深度卷积),主通道部分利用  $1 \times 1$  卷积核升维,通过  $3 \times 3$  深度可分离卷积核提取特征,再利用  $1 \times 1$  卷积核降维,残差部分直接和输出部分

检测池化 3 个步骤组成。U-M2 网络是一种自编码卷积神经网络,包含了编码和解码过程。本文采用 MobileNetV2<sup>[25]</sup>作为编码器。同时,为了加快模型训练且防止梯度消失,在编码过程中的每个卷积层后都新增 BN(Batch Normalization)层和 ReLU6 层<sup>[26]</sup>。U-M2 网络可以完成 IC 图像的初步分割,但是 U-M2 难以处理过孔周围的噪声和远离过孔的噪声,导致部分前景和背景误判。为了解决这一问题,本文引入了霍夫圆检测和边缘检测池化 2 个步骤。霍夫圆检测具有精准定位过孔位置的能力,能够有效去除过孔周围的阴影噪声,但是对其他区域的阴影噪声并不适用。边缘检测池化可以弥补霍夫圆检测的这一缺陷,去除远离过孔的阴影噪声,进一步提升 HE-UNet 网络的分割性能。

相接,升维部分和特征提取均使用 BN 和 ReLU6 激活函数,降维部分仅进行归一化处理。MobileNetV2 有助于 U-M2 网络学习到更精细的特征并且保证运行速率,可以更好地提取 IC 图像的电路信息。

在解码部分,将编码部分得到的第 1、第 3、第 6、第 13 个 Bottleneck 的输出与相应解码部分得到的通道数为 512、256、128、64 的特征进行融合后作为下一层网络的输入。因为编码和解码形成的狭窄信息瓶颈的存在,复杂的细节将被消除,从而得到与原始图像尺寸一致的初步图像分割结果。

Bottleneck 组件包含了 BN 层和 ReLU6 激活函数,其中 BN 层用于减少内部协变量偏移(ICS)现象,防止梯度弥散,加速模型的训练,ReLU6 主要实现非零空间的非线性激活,从而确保模型能够正确地进行空间映射,并提升整体性能。本文算法在卷积后引入了 BN 层和 ReLU6,有助于模型学习策略的制定和提高模型训练速度。采用激活函数 ReLU6,将 ReLU 激活函数的最大输出限制为 6

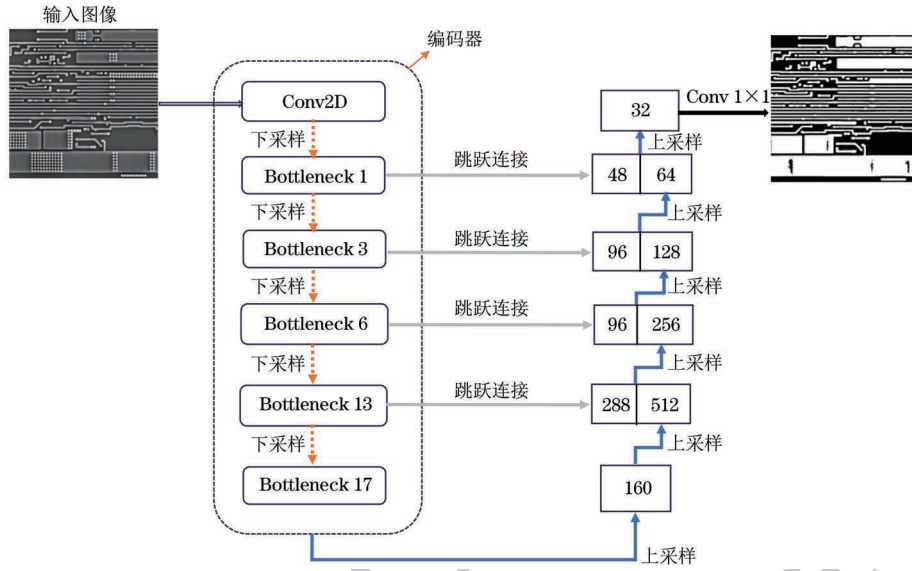


图 3 U-M2 网络结构

Fig.3 U-M2 network structure

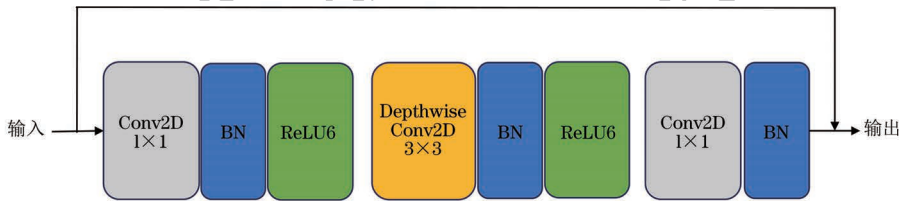


图 4 Bottleneck 组件结构

Fig.4 Bottleneck component structure

[见式(1)],该函数作为非饱和激活函数类的代表,在防止梯度消失方面有着无可替代的优势。原始 U-Net 使用 ReLU 函数,随着激活函数的发展,ReLU6 表现出了更明显的性能优势<sup>[26]</sup>。

$$f(x) = \min(6, \max(0, x)), f(x) \in [0, 6] \quad (1)$$

式中: $x$  代表输入; $f(x)$  代表输出, $f(x)$  的范围为 0~6。

### 1.2.2 基于霍夫圆检测的过孔周围噪声去除

IC 图像在过孔周围存在噪声。针对这一问题,本文改进了霍夫圆检测算法,先提取过孔位置,然后扩大过孔所在圆形区域半径并填充该区域,以消除过孔周围的噪声。显然,霍夫圆检测算法仅依赖于 IC 图像中过孔的边缘信息,该算法的使用可以帮助网络快速计算过孔边缘像素的梯度信息并确定过孔位置,同时简单地扩大半径的操作可以消除零散的、像素值接近背景的噪声点。上述处理流程如图 5 所示。

利用霍夫圆检测去除过孔周围噪声存在 3 个问题:第一,数据集中的 IC 图像整体对比度较低,前景与背景界定的边缘信息模糊;第二,在霍夫圆检测过程中,灵敏度设置过高会在其他不是过孔区域的位

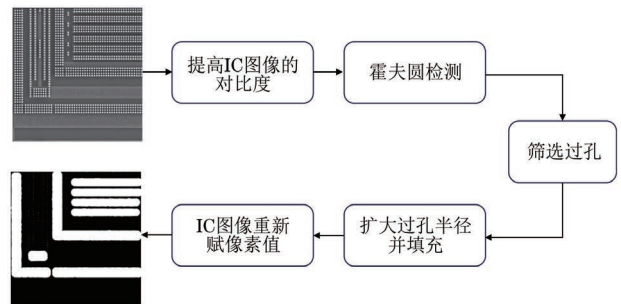


图 5 去除过孔周围噪声的操作流程

Fig.5 Operation process for removing noise around via holes

置标记圆(如图 6(a)、图 6(b)所示,图 6(a)为原始的 IC 图像);第三,在识别出的所有过孔中有部分过孔处于前景与背景交界处,直接通过上述扩大过孔半径并填充的操作,会将部分背景处理为前景(如图 6(c)所示)。

针对上述问题,采用 3 种方法进行解决:第一,针对对比度较低而无法识别过孔的问题,采用增强 IC 图像对比度的方法,如图 6(d)所示,IC 图像的过孔均能被霍夫圆检测识别出来;第二,对于灵敏度设置过高导致在其他不是过孔区域的位置标记圆的问题,考虑到降低灵敏度又会致过孔识别不全,在第 1.2.3 节将解决灵敏度调低所带来的问题;第三,

对于部分过孔扩大半径并填充会将背景处理为前景的问题,观察发现,这类问题仅存在于过孔密集区域的边缘部分(如图 6(e)所示),边缘部分与内部的区分可以通过该过孔周围是否存在其他过孔来判断,若周围存在其他过孔,则该过孔为内部过孔(如图 6(f)所示),否则为边缘过孔。针对边缘部分,不进行扩大半径与填充操作,针对内部部分,将内部过孔扩大半径并填充(如图 6(g)所示)。最后,将上述过程处理后的 IC 图像进行像素重新赋值的处理,若像素值为 1,则保持不变;若像素值不为 1,则重新将像素赋值为 0,最终所得到的图像如图 6(h)所示。这里的赋值步骤所得到的二值图像的白色区域即为过孔和过孔周围阴影所在区域。将这部分白色区域的位置标记,反馈到 U-M2 所输出的 IC 图像,这部分白色

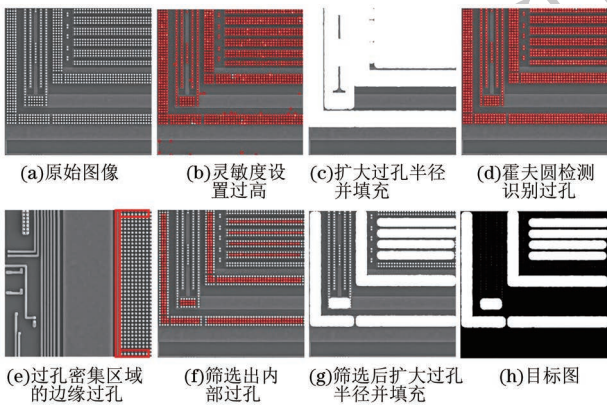


图 6 霍夫圆检测过程

Fig.6 Hough circle detection procedure

区域即为 U-M2 输出的 IC 图像的过孔和过孔周围的阴影区域,利用位置信息将 IC 图像的过孔和过孔周围的阴影区域变白,从而达到去噪的效果。

1.2.3 基于边缘检测池化的远离过孔噪声去除

上文 2 个步骤去除了 IC 图像中的大部分噪声,但是 IC 图像依然存在远离过孔的噪声。远离过孔的噪声集中在金属线上(如图 1(a)、图 1(b)所示)。由于这些阴影噪声面积大小不一,难以消除,本文考虑结合此类噪声在 IC 图像中的具体特征予以消除。观察这类阴影噪声发现,其周围通常被像素值为 1 的金属线(白色区域)包围。根据这一特征,本文引入边缘检测池化算法。边缘检测池化包括定义池化窗口大小、遍历 IC 图像、在当前窗口上寻找窗口最外层值(借由边缘函数 Border 实现)、判断输出的最外层值中是否存在 0(存在 0,则当前窗口值不发生变化;不存在 0,则当前窗口值均变为 1(具体过程如式(2)所示))。上述过程类似于池化过程,所以称为边缘检测池化,如图 7 所示(蓝色箭头表示边缘检测池化作用过程,红色区域表示边缘检测池化作用后的区域)。

$$A_{ij} = \begin{cases} A_{ij}, & 0 \in \text{Border}(A_{ij}) \\ \begin{matrix} 1 & 1 & \dots & 1 \\ 1 & 1 & \dots & 1 \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ 1 & 1 & \dots & 1 \end{matrix} & , \\ 0 \notin \text{Border}(A_{ij}), & i, j \in [1, 1024] \end{cases} \quad (2)$$

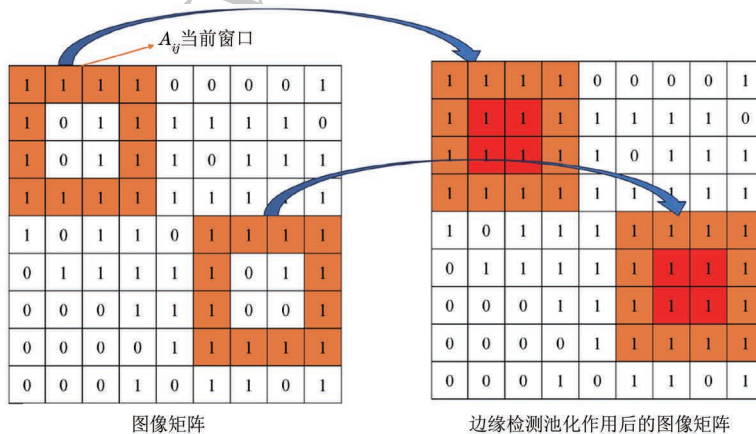


图 7 边缘检测池化的原理和效果

Fig.7 The principle and effect of edge detection pooling

通过观察前面 U-M2 和霍夫圆检测作用后的 IC 图像,发现绝大部分的噪声集中在宽度更大的金属线上。通过大量的实验测量可知,IC 图像中大部分金属线宽度集中于 100~130,因此,选择 120 作为池化窗口大小(池化窗口大小的设置将在消融实验中进行进一步讨论)。为了去除尺寸更小的远离

过孔的噪声,再加入 40 作为池化窗口。需要注意的是,窗口的尺度不宜过大,过大可能会导致经过边缘池化输出的 IC 图像电路信息丢失。

设 Border 为边缘函数,Border 以当前覆盖的窗口  $A_{ij}$  为输入,以当前覆盖的窗口  $A_{ij}$  的最外层值为输出,输出的结果为列表,如图 8 所示( $A_1$ 、 $A_2$ 、

$A_3$ 、 $A_4$  为边缘池化遍历的窗口)。最后,将窗口  $A_{ij}$  按照顺序重新拼接,生成的图像设为  $A$ ,这里的  $A$

为边缘检测池化输出的图像。边缘检测池化作用后的 IC 图像如图 9 所示。

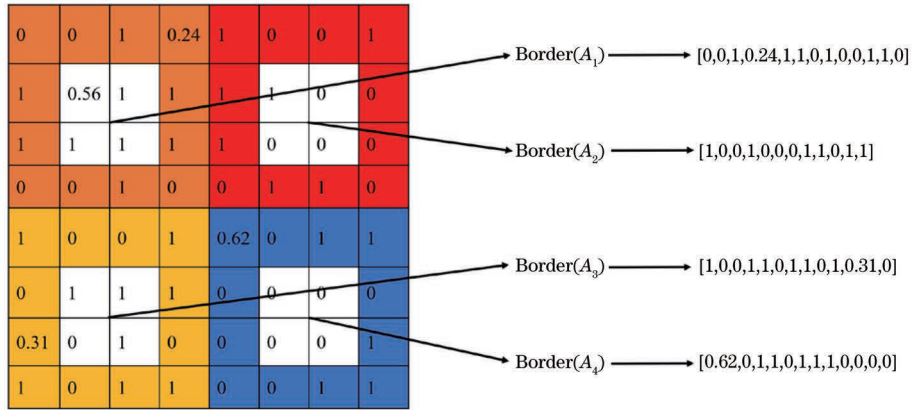


图 8 边缘函数 Border  
Fig.8 Edge function Border

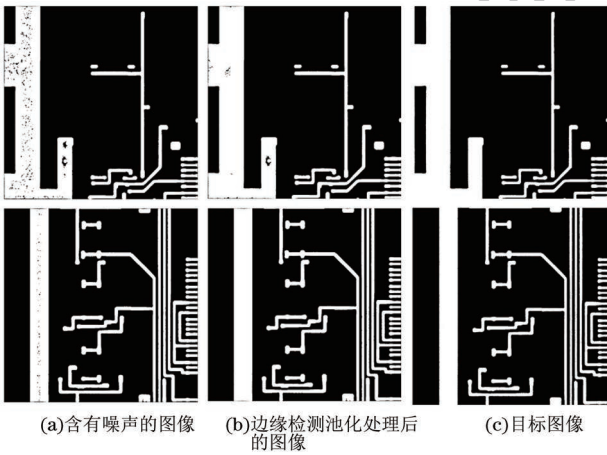


图 9 边缘检测池化效果  
Fig.9 Edge detection pooling effect

### 1.3 算法流程

本文算法流程如图 10 所示。HE-UNet 以  $1\ 024 \times 1\ 024$  像素的 IC 图像作为输入,随后利用 U-M2 网络对 IC 图像进行初步分割。U-Net 以其独特的编码器-解码器结构,在图像分割任务中表现出色,U-M2 网络作为 U-Net 的轻量级改进版本,在保证分割精度的同时,降低了计算复杂度和网络参数量,使得实时处理成为可能。接着,为了进一步提高分割精度,利用霍夫圆检测算法找到过孔所在位置,再扩大过孔半径并填充,去除过孔周围的噪声,通过这一步骤,能够有效地区分过孔和周围噪声,为后续处理奠定基础。最后,利用边缘检测池化去除远离过孔的噪声,输出有效的分割结果。

## 2 实验结果与分析

本文所有实验均使用 PyTorch 2.1.2 架构实

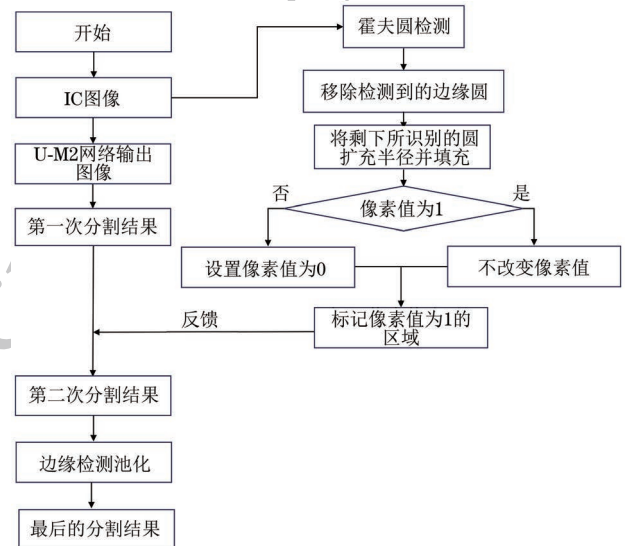


图 10 本文网络的主要流程

Fig.10 The main procedure of this network

现,并在 NVIDIA GeForce RTX 4060 Ti GPU 服务器上,内存大小为 16 GB, CPU 为 Intel® Core™ i5-13400F,操作系统为 Windows 11,并使用 OpenCV 进行后处理。本文在企业所提供的 IC 图像数据上进行网络训练、测试和验证。将本文方法与天津法、MANet、UNet++、DA-TransUNet 等方法进行对比实验,以验证本文提出的 HE-UNet 网络在面向 IC 图像分割时的性能优势。

### 2.1 数据集

实验数据来自企业所提供的 399 张 IC 图像,尺寸统一为  $1\ 024 \times 1\ 024$  像素,如图 11 所示。每张 IC 图像都有对应的人工分割完成的目标图。为了提升生成分割图像的效率,同时解决训练集样本不足的问题,本文通过随机剪切的方式,将 1 张 IC 图像裁剪为 20 张  $256 \times 256$  像素的图像,然后再旋转

180°,达到数据增强的效果。本文选取 7 480 张已经裁剪的 IC 图像作为训练集,将未裁剪的 IC 图像作为测试集和验证集,测试集和验证集数量分别为 136 张和 49 张。

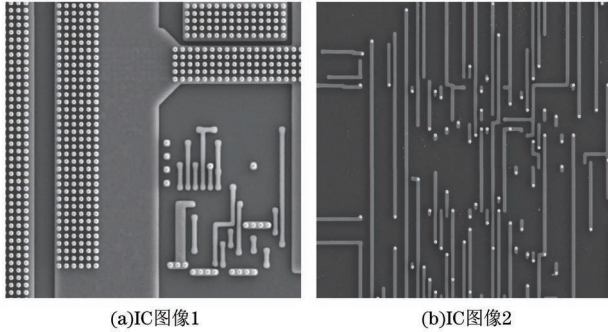


图 11 背景像素值相差较大的 IC 图像

Fig.11 IC images with large differences in background pixel values

## 2.2 实验细节和评价指标

### 2.2.1 实验细节

在训练过程中,通过 Adam 方法优化网络参数。Adam 优化器具有自适应学习率、内存效率高、数值稳定、适用性强、易于实现的特点。实验的训练迭代次数为 11,初始学习率为 0.001。

### 2.2.2 评价指标

实验中使用 2 个评价指标,即平均交并比 (mIoU,  $m_{\text{IoU}}$ )<sup>[28]</sup> 和平均像素准确率 (MPA,  $M_{\text{MPA}}$ )<sup>[29]</sup>,以辅助评价不同网络的质量。平均交并比是指生成的候选框与原始标记框的平均重叠率,更大的平均交并比意味着更好的分割结果。令  $p_{ii}$  表示预测正确的元素个数,  $p_{ij}$  表示真实值为  $i$  和预测值为  $j$  的元素个数,  $p_{ji}$  表示真实值为  $j$  和预测值为  $i$  的元素个数,  $k$  表示待分类的类别数。那么平均交并比可以表示为如下形式:

$$m_{\text{IoU}} = \frac{1}{k+1} \sum_{i=0}^k \frac{p_{ii}}{\sum_{j=0}^k p_{ij} + \sum_{j=0}^k p_{ji} - p_{ii}} \quad (3)$$

平均像素准确率是对像素准确率的改进,它是先对每个类计算像素准确率,然后再对所有类的像素准确率求平均。用  $k$  表示类别数量,  $p_{ii}$  表示实际类别为  $i$  且预测类别为  $i$  的像素数量,  $p_{ij}$  表示实际类别为  $i$  而被预测为类别  $j$  的像素数量。则平均像素准确率可用如下公式计算:

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

## 2.3 消融实验

消融实验用于评估网络各组件对模型性能的

影响。在本小节,将验证算法 3 个步骤和边缘检测池化对模型性能的有效性,从而证明网络的优越性。

### 2.3.1 算法步骤的必要性

针对算法步骤的消融实验结果如表 1 所示。在图 12 中,从蓝色框内部可以看出,霍夫圆检测能够消去过孔周围的阴影噪声,从红色框内部可以看出,边缘检测池化可以处理远离过孔的噪声。综合上述数据以及图像分析可知,整合 3 个步骤具有必要性,整体的 HE-UNet 网络能够使得 IC 图像分割达到更佳的效果。

表 1 针对算法步骤的消融实验结果

Table 1 Experimental results of ablation for algorithm steps

方法	mIoU	MPA
U-M2	0.973 1	0.986 9
U-M2+霍夫圆检测	0.973 5	0.987 0
U-M2+边缘检测池化	0.976 1	0.988 2
U-M2+霍夫圆检测+边缘检测池化	0.976 2	0.988 3

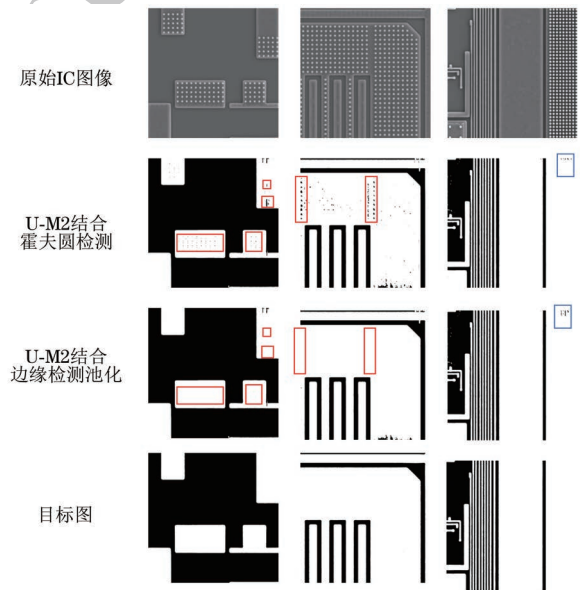


图 12 U-Net 结合不同步骤所产生的效果

Fig.12 The effect generated by combining different steps of U-Net

### 2.3.2 边缘检测池化窗口大小的消融实验

在本小节,将对边缘检测池化窗口的设置进行讨论。选择网络处理后包含较多噪声的 45 张图像作为数据集,进行对比实验。选择窗口大小分别为 90、100、110、120、130 进行 5 次实验,结果如表 2 所示。从表 2 可以得出,边缘检测池化窗口值设置为 120 是一个比较恰当的选择。此外,设置窗口大小为 90 时会得出最差的评价指标值。

表 2 针对边缘检测池化窗口大小的对比实验结果

Table 2 Comparative experimental results of edge detection pooling window size

池化窗口大小	mIoU	MPA
90	0.970 8	0.985 8
100	0.971 7	0.986 3
110	0.972 0	0.986 4
120	0.972 1	0.986 6
130	0.971 0	0.985 9

2.3.3 边缘检测池化与其他传统算法的对比

本节将验证边缘检测池化去除 IC 图像阴影噪声的有效性,选择传统的去噪模型(中值滤波<sup>[30]</sup>、高斯滤波、闭运算)作为对比方法,并选择网络处理后包含较多噪声的 45 张图像作为数据集,进行对比实验,实验结果如表 3 所示。从表 3 可以看出,最优方法是边缘检测池化,其两项指标值均优于 3 种对比的去噪方法。闭运算是次优方法,其平均像素准确率值接近边缘检测池化方法。各个方法的去噪效果如图 13 所示(红色框所在位置表明了各种方法去除噪声的效果)。从图 13 同样可以看到,边缘检测池化方法优于其他方法。需要指出的是,尽管次优的闭运算方法的去噪效果接近边缘检测池化方法,但是闭运算会破坏 IC 图像金属线的尺寸结构,导致粘连,如图 13 绿色框所示。

表 3 针对边缘检测去噪方法的对比实验结果

Table 3 Comparative experimental results of edge detection denoising methods

方法	mIoU	MPA
高斯滤波	0.851 5	0.924 2
中值滤波	0.925 3	0.963 1
闭运算	0.940 9	0.970 2
边缘检测池化	0.959 2	0.979 6

2.4 HE-UNet 与其他分割网络的比较

将 HE-UNet 与经典的分割网络(大津法<sup>[31]</sup>、MANet<sup>[32]</sup>、UNet++<sup>[33]</sup>、DA-TransUNet<sup>[34]</sup>)进行比较,实验结果如表 4 所示,分割效果如图 14 所示,为了确保公平性,MANet、UNet++和 DA-TransUNet 均经过相同的训练次数。受到拍摄设备的影响,不同 IC 图像的对比度相差较大,如图 11 所示。图 11(a)的背景像素接近图 11(b)金属线的像素值,所以传统的阈值分割模型无法解决 IC 图像的分割问题。如图 14 所示,对于过孔周围和远离过孔的阴影噪声,大津法、MANet、UNet++和 DA-TransUNet 不能有效去除,原因来自引言所提到的两类噪声(如图 1 所示)。这些噪声块的像素值与背

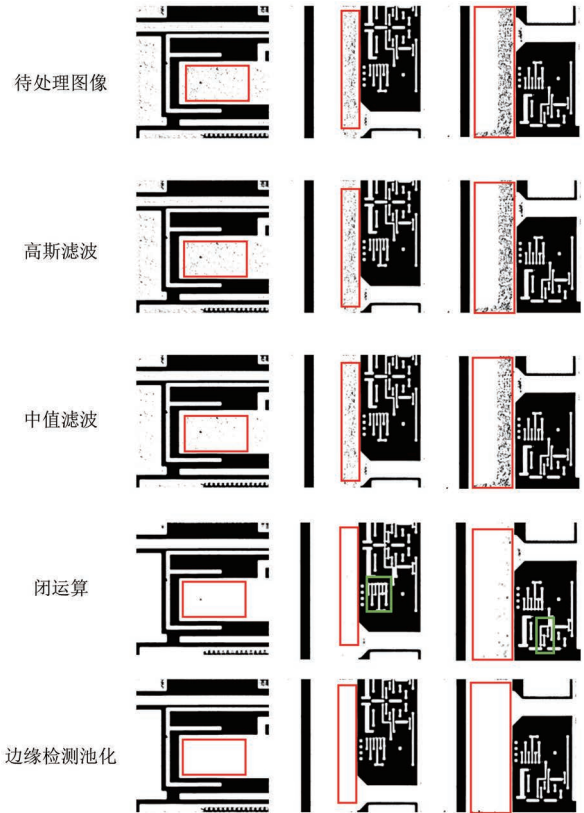


图 13 不同方法的去噪效果

Fig. 13 The denoising effect of different methods

景像素值高度相似,甚至完全一致,导致大津法、MANet、UNet++和 DA-TransUNet 网络难以将背景与前景区分开来。从图 14 可以看到,HE-UNet 因为同时考虑了过孔位置、噪声尺寸大小等方面,克服了这一问题。综上,从表 4 可以得出结论,HE-UNet 的平均交并比和平均像素准确率优于对比方法,从图 14 的分割效果可以看出,HE-UNet 的分割效果优于大津法、MANet、UNet++、DA-TransUNet。

表 4 不同网络的 mIoU 和 MPA 对比

Table 4 Comparison of mIoU and MPA of different networks

网络	mIoU	MPA
大津法	0.458 4	0.673 4
MANet	0.953 1	0.979 3
UNet++	0.975 1	0.989 3
DA-TransUNet	0.797 9	0.899 5
HE-UNet	0.982 4	0.991 1

3 结束语

本文提出了一种新的 IC 图像提取方法 HE-UNet,主体的分割网络分为 3 个步骤,用于依次提取电路特征信息。U-M2 网络进行初步的图像分

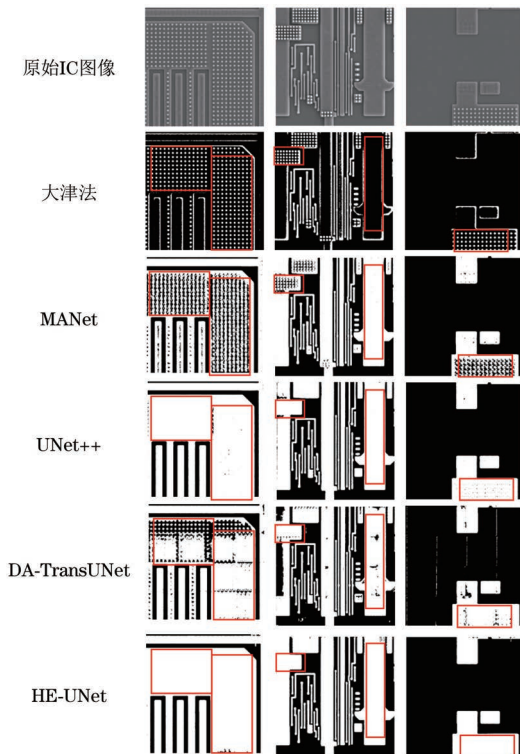


图 14 不同网络的分割效果

Fig. 14 Segmentation effect of different networks

割,霍夫圆检测处理过孔周围的阴影噪声,边缘检测池化用于处理远离过孔的小块噪声,通过 3 个步骤的结合,以互补的方式定位了金属线与过孔。实验结果表明,本文方法的平均交并比和平均像素准确率分别为 98.24% 和 99.11%,显著优于天津法、MANet、UNet++、DA-TransUNet,克服了阴影噪声带来的分割精度差的问题。下一步将改进一些先进的卷积神经网络,针对性地解决 IC 图像剩余的分割问题。

## 参考文献

- [1] QUADIR S E, CHEN J L, FORTE D, et al. A survey on chip to system reverse engineering [J]. *ACM Journal on Emerging Technologies in Computing Systems*, 2017, 13(1): 1-34.
- [2] WILSON R, FORTE D, ASADIZANJANI N, et al. LASRE: a novel approach to large area accelerated segmentation for reverse engineering on SEM images [C] // *Proceedings of the International Symposium for Testing and Failure Analysis*. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2020: 180-187.
- [3] WILSON R, LU H W, ZHU M D, et al. REFICS: a step towards linking vision with hardware assurance [C] // *Proceedings of the IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV)*. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2022: 3461-3470.
- [4] COURBON F. Practical partial hardware reverse engineering analysis: for local fault injection and authenticity verification [J]. *Journal of Hardware and Systems Security*, 2020, 4(1): 1-10.
- [5] PRINCIPE E L, ASADIZANJANI N, FORTE D, et al. Steps toward automated deprocessing of integrated circuits [C] // *Proceedings of the International Symposium for Testing and Failure Analysis*. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2017: 285-298.
- [6] SUBRAMANYAN P, TSISKARIDZE N, PASRICHA K, et al. Reverse engineering digital circuits using functional analysis [C] // *Proceedings of the Design, Automation & Test in Europe Conference & Exhibition (DATE)*. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2013: 1277-1280.
- [7] RAJENDRAN S, REGEENA M L. A novel algorithm for hardware Trojan detection through reverse engineering [J]. *IEEE Transactions on Computer-Aided Design of Integrated Circuits and Systems*, 2022, 41(4): 1154-1166.
- [8] GOWTHAM M, HARSHA K S, NIKHIL J, et al. Hardware Trojan detection using supervised machine learning [C] // *Proceedings of the 6th International Conference on Communication and Electronics Systems ( ICCES )*. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2021: 1451-1456.
- [9] NASR A A, ABDULMAGEED M Z. An efficient reverse engineering hardware Trojan detector using histogram of oriented gradients [J]. *Journal of Electronic Testing*, 2017, 33(1): 93-105.
- [10] FYRBIAK M, STRAUSS S, KISON C, et al. Hardware reverse engineering: overview and open challenges [C] // *Proceedings of the 2nd IEEE International Verification and Security Workshop (IVSW)*. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2017: 88-94.
- [11] SALMANI H, TEHRANIPOOR M M. Vulnerability analysis of a circuit layout to hardware Trojan insertion [J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2016, 11(6): 1214-1225.
- [12] MASALSKIS G. Reverse engineering of CMOS integrated circuits [EB/OL]. [2024-02-05]. <https://scispace.com/pdf/reverse-engineering-of-cmos-integrated-circuits-5abu94gefo.pdf>.
- [13] MACHADO T B, UKWATTA E, SPENCE M, et al. Segmentation of integrated circuit layouts from scan electron microscopy images [C] // *Proceedings of the IEEE Canadian Conference on Electrical & Computer Engineering (CCECE)*. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2018: 1-4.
- [14] DOUDKIN A, INYUTIN A, VATKIN M. Objects identification on the color layout images of the integrated circuit layers [C] // *Proceedings of the IEEE Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications*. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2005: 610-614.
- [15] LAGUNOVSKY D, ABLAMEYKO S, KUTAS M. Recognition of integrated circuit images in reverse engineering [C] // *Proceedings of the 14th International Conference on Pattern Recognition*. Washington D. C., USA: IEEE Press, 1998: 1640-1642.
- [16] NAKAGAKI R, TAKAGI Y, NAKAMAE K. Automatic recognition of circuit patterns on semiconductor wafers from multiple scanning electron microscope images [J]. *Measurement Science and Technology*, 2010, 21(8): 085501.
- [17] QUIJADA R, DURA R, PALLARES J, et al. Large-area automated layout extraction methodology for full-IC reverse engineering [J]. *Journal of Hardware and Systems Security*, 2018, 2(4): 322-332.
- [18] CHENG D R, SHI Y Q, LIN T, et al. Global template projection and matching method for training-free analysis of delayed IC images [C] // *Proceedings of the IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS)*. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2019: 1-5.
- [19] LIPPMANN B, WERNER M, UNVERRICHT N, et al. Integrated flow for reverse engineering of nanoscale technologies [C] // *Proceedings of the 24th Asia and South Pacific Design Automation Conference*. Washington D. C.,

- USA:IEEE Press,2019: 82-89.
- [20] CHENG D R, SHI Y Q, LIN T, et al. Hybrid  $K$ -means clustering and support vector machine method for via and metal line detections in delayed IC images[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs, 2018, 65(12): 1849-1853.
- [21] 陈良臣, 傅德印. 面向小样本数据的机器学习方法研究综述[J]. 计算机工程, 2022, 48(11): 1-13.  
CHEN L C, FU D Y. Survey on machine learning methods for small sample data[J]. Computer Engineering, 2022, 48(11): 1-13. (in Chinese)
- [22] MAZALAN S M, MAHMOOD N H, RAZAK M A A. Automated red blood cells counting in peripheral blood smear image using circular Hough transform[C]//Proceedings of the 1st International Conference on Artificial Intelligence, Modelling and Simulation. Washington D. C., USA: IEEE Press,2013: 320-324.
- [23] 王欣, 王美丽, 边党伟. 融合 MobileNetV2 和注意力机制的轻量级人像分割算法[J]. 计算机工程与应用, 2022, 58(7): 220-228.  
WANG X, WANG M L, BIAN D W. Algorithm for portrait segmentation combined with MobileNetV2 and attention mechanism [J]. Computer Engineering and Applications, 2022, 58(7): 220-228. (in Chinese)
- [24] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-Net: convolutional networks for biomedical image segmentation [EB/OL]. [2024-02-05]. <https://arxiv.org/abs/1505.04597>.
- [25] 张廓, 陈章进, 乔栋, 等. 基于感受野和特征增强的遥感图像实时检测[J]. 激光与光电子学进展, 2023, 60(2): 331-340.  
ZHANG K, CHEN Z J, QIAO D, et al. Real-time image detection via remote sensing based on receptive field and feature enhancement[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2023, 60(2): 331-340. (in Chinese)
- [26] SANDLER M, HOWARD A, ZHU M, et al. MobileNetV2: inverted residuals and linear bottlenecks[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2018: 4510-4520.
- [27] 安凯迪. 基于轻量级网络的图像分割算法研究及应用[D]. 阜阳: 阜阳师范大学, 2023.  
AN K D. Research and application of image segmentation algorithm based on lightweight network[D]. Fuyang:Fuyang Normal University, 2023. (in Chinese)
- [28] GARCIA-GARCIA A, ORTOS-ESCOLANO S, OPREA S, et al. A review on deep learning techniques applied to semantic segmentation [EB/OL]. [2024-02-05]. <https://arxiv.org/abs/1704.06857>.
- [29] UDUPÁ J K, LEBLANC V R, ZHUGE Y, et al. A framework for evaluating image segmentation algorithms[J]. Computerized Medical Imaging and Graphics, 2006, 30(2): 75-87.
- [30] 高煜宝, 王志诚. 基于注意力机制的双路解码器图像去噪方法[J]. 计算机工程, 2024, 50(9): 324-332.  
GAO Y B, WEN Z C. Dual decoder image denoising method based on attention mechanism [J]. Computer Engineering, 2024, 50(9): 324-332. (in Chinese)
- [31] OTSU N. A threshold selection method from gray-level histograms[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1979, 9(1): 62-66.
- [32] CAO H M, LUO X B, PENG Y D, et al. MANet: a network architecture for remote sensing spatiotemporal fusion based on multiscale and attention mechanisms[J]. Remote Sensing, 2022, 14(18): 4600.
- [33] ZHOU Z, RAHMAN S M M, TAJBAKHS N, et al. UNet++: a nested U-Net architecture for medical image segmentation[EB/OL]. [2024-02-05]. [https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-030-00889-5\\_1](https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-030-00889-5_1).
- [34] SUN G Q, PAN Y Z, KONG W K, et al. DA-TransUNet: integrating spatial and channel dual attention with transformer U-Net for medical image segmentation [J]. Frontiers in Bioengineering and Biotechnology, 2024, 12: 1398237.

文字编辑 吴云芳  
栏目编辑 宋 圆