

基于高光谱成像和 GAN-SA-UNet 算法的烟叶叶脉分割方法研究

付主木¹ 郝英杰¹ 李嘉康² 雷翔³ 堵劲松² 徐大勇²

(1. 河南科技大学信息工程学院, 洛阳 471023; 2. 中国烟草总公司郑州烟草研究院烟草工艺重点实验室, 郑州 450001; 3. 红塔烟草(集团)有限责任公司, 玉溪 653100)

摘要: 叶脉作为植物的重要特征, 包含生理和遗传信息, 针对复杂叶面纹理状态下的细小叶脉边缘分割模糊、分割精度低等问题, 以烟叶为研究对象, 提出了一种 GAN-SA-UNet 叶脉分割算法。通过高光谱成像技术获取叶脉与叶面光谱信息, 并利用主成分分析(Principal component analysis, PCA)对其进行降维, 得到合成图。在此基础上, 引入空间注意力机制, 捕捉关键的空间特征, 提高分割精度, 同时引入对抗网络, 优化生成结果, 提高叶脉分割的鲁棒性。结果表明: 叶脉与叶面光谱 PCA 前 3 个主成分析率率达到了 95.71%, 二者降维后的光谱特征表现出明显的可分性, 前 3 个主成分合成图能够凸显叶面与叶脉之间的差异, 突出叶脉特征。GAN-SA-UNet 分割算法能够捕捉复杂叶面纹理图像的脉络特征, 分割准确率和交并比分别达 98.93% 和 66.23%, 与原模型相比, 分别提高 0.18 个百分点和 4.21 个百分点, 单幅图像推理时间为 4 ms。在对不同产地、部位、等级、类型烟叶验证测试中表现出较强的泛化能力和高效准确的识别能力。

关键词: 烟叶叶脉分割; 高光谱成像技术; U-Net; 空间注意力机制; 生成对抗网络

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2024)11-0193-09

OSID:



Tobacco Leaf Vein Segmentation Method Based on Hyperspectral Imaging and GAN-SA-UNet Algorithm

FU Zhumu¹ HAO Yingjie¹ LI Jiakang² LEI Xiang³ DU Jinsong² XU Dayong²

(1. College of Information Engineering, Henan University of Science and Technology, Luoyang 471023, China)

2. Key Laboratory of Tobacco Technology, China National Tobacco Corporation Zhengzhou Tobacco Research Institute, Zhengzhou 450001, China

3. Hongta Tobacco (Group) Co., Ltd., Yuxi 653100, China)

Abstract: As an important feature of plants, leaf veins contain physiological and genetic information. Aiming at the problems of blurred edge segmentation and low segmentation accuracy of small veins in complex leaf texture state, a GAN-SA-UNet vein segmentation algorithm was proposed with tobacco leaves as the research object. The spectral information of veins and leaves was obtained by hyperspectral imaging technology, and the principal component analysis (PCA) was used to reduce the dimension and obtain the composite map. On this basis, the spatial attention mechanism was introduced to capture the key spatial features and improve the segmentation accuracy. At the same time, the adversarial network was introduced to optimize the generated results and improve the robustness of vein segmentation. The results showed that the interpretation rate of the first three principal components of PCA of leaf vein and leaf surface spectrum was 95.71%, and the spectral characteristics of the two after dimension reduction showed obvious separability. The first three principal components composite map could highlight the difference between leaf surface and leaf vein, and highlight the characteristics of leaf vein. The GAN-SA-UNet segmentation algorithm can capture the vein features in complex leaf texture images. The segmentation accuracy and intersection over union were 98.93% and 66.23%, respectively. Compared with the original model, they were increased by 0.18 percentage points and 4.21 percentage points,

收稿日期: 2024-02-02 修回日期: 2024-08-06

基金项目: 中国烟草总公司重点研发项目(110202202010)

作者简介: 付主木(1974—), 男, 教授, 主要从事智能算法及应用研究, E-mail: fzm1974@163.com

通信作者: 徐大勇(1982—), 男, 高级工程师, 主要从事卷烟加工、打叶复烤工艺与装备研究, E-mail: xdyong@126.com

respectively. The inference time of single image was 4 ms. It showed strong generalization ability and efficient and accurate recognition ability in the verification test of different producing areas, parts, grades and types of tobacco leaves.

Key words: tobacco leaf vein segmentation; hyperspectral imaging technology; U-Net; spatial attention mechanism; generative adversarial networks (GANs)

0 引言

叶脉是叶片的重要组成部分,包含植物大量的生理信息、遗传信息和品质信息^[1]。烟草是我国重要的经济作物之一,烟叶叶脉特性在烟草育种、栽培、加工的全过程研究中都有着不可忽视的重要性^[2]。叶脉的含量是烟草育种和加工经济性的重要考量指标,叶脉的形态、宽度是烟叶分级过程判断叶片部位的重要因素^[3-4]。现有对烟叶叶脉的检测主要是通过人工抽梗^[5],取样品量有限、样品代表性差、操作繁琐、准确性低。因此,实现烟叶叶脉准确无损分割具有重要的现实意义。

近些年来,计算机视觉在图像分割领域已有大量研究,朱鹏^[6]选择 Canny 算子进行边缘检测操作,初步提取出叶脉,同时对 hue 信息进行分割,利用形态学方法和小波变换对分割结果进行处理、整合,从而实现叶脉分割。田甜等^[7]结合全变分去噪模型和改进的八方向 Sobel 算子对植物进行叶脉提取,该方法具有更好细节保留能力。朱济友等^[8]使用 eCognition 软件对不同叶特性的 6 类树种叶片的显微图像进行多尺度分割,并综合光谱信息和几何信息构建提取知识库,通过叶脉循环生长法完善结果,提取叶脉网络。LI 等^[9]基于叶脉的连续性和分支性特征,对叶脉的交叉点、断点和模糊边界进行处理,提出了置信度精化叶脉网络 (CoRE-Net) 模型,注重细微的叶脉结构,并专注于提取叶片内部的细节信息。LIU 等^[10]用轻量级 MobileNetV2 代替原特征提取网络 Xception,通过凸壳扫描方法修复叶片纹理并采用 F3-MS 细化算法减少毛刺现象,有效改善了叶脉分割速度慢、叶脉部分遮挡、测量精度低的问题。SONG 等^[11]通过结合 Transformer 和 CNN 的优势,形成两阶段混合网络 (TTH-Net),并引入 CSE 模块充分利用了两阶段生成的特征,有效地融合各自的优点,实现叶脉高精度分割性能。翁海勇等^[12]以残差网络 ResNet50 和特征金字塔 (Feature pyramid network, FPN) 为主干特征提取网络,提出了一种基于 Mask R-CNN 的主叶脉显微图像实例分割模型,通过在 Mask 分支上添加一个新的感兴趣区域对齐层,提升叶脉分割精度。XU 等^[13]通过人工标注叶脉信

息生成叶脉标签图,传入 U-Net 网络进行训练,优化模型参数,并对叶片图像进行预测,与人工标注的标签图进行定量比较,得到模型性能评价结果。U-Net 中的编码器阶段采用多个卷积和池化层,能够有效地提取图像中的抽象特征,捕捉叶脉形状、纹理和位置等关键信息。然而对于非规则形状的叶脉边缘细节,如断裂、交叉或融合的部分,无法准确地分割。CAI 等^[14]结合微调的 ResNet 提取器和协作上采样解码器,提出了 CUDU-Net 模型用于叶脉分割,解决叶脉复杂的层次化曲线结构和背景问题。生成对抗网络 (Generative adversarial networks, GAN)^[15-16]是一种基于生成器与判别器对数据进行学习的方法,在图像分割领域得到了广泛应用。LUC 等^[17]提出对抗训练方法用来优化分割模型,分割网络与对抗网络不断博弈训练,直到判别网络无法识别分割结果来自真值还是分割网络,得到生成器与判别器网络,从而建立语义分割模型。

针对现有研究,本文提出一种基于 GAN-SA-UNet 的烟叶叶脉分割方法。引入空间注意力机制,通过学习像素之间的空间关系和相互作用,增强对烟叶脉络的感知能力,用于提取烟叶图像中的重要特征信息。通过对抗性训练,生成器和判别器相互博弈,不断优化结果质量和真实性,用于提高烟叶叶脉分割鲁棒性和准确性。通过对叶脉形状和宽度进行精确分割,精确地将烟叶分为不同的等级,以确保每个等级都符合特定的质量标准。

1 数据采集与处理方法

1.1 实验材料

本文以烟叶作为主要研究对象,收集全国主要烟叶产地,不同品种、部位、等级的烟叶样本。包括四川 K326 上部烟叶 B1F、B2F、B3F、B4F、B1L、B2L、B3L、B4L,中部烟叶 C2F、C3F、C4F、C2L、C3L、C4L,下部烟叶 X1F、X2F、X3F、X4F、X1L、X2L、X3L、X4L;福建南平翠碧一号;云南玉溪云 87;云南楚雄云 8542 级;广东粤烟 98;河南三门峡中烟 100 C3F;雪茄茄衣烟叶。烟叶数据集包含 340 片烤烟,将数据集以比例 8:2 随机划分为训练集和测试集,其中训练集包含 272 片烟叶,验证集包含 68 片烟叶。所用烟叶样品数量如表 1 所示。

表 1 烟叶样品信息

Tab. 1 Information on tobacco samples

序号	样品名称	数量/片
1	四川 K326	80
2	福建南平翠碧一号	48
3	云南玉溪云 87	35
4	云南楚雄云 8542 级	96
5	广东粤烟 98	35
6	河南三门峡中烟 100 C3F	20
7	雪茄茄衣	26
总计		340

实验仪器采用高光谱成像系统(1 000 ~ 2 500 nm, 有效波段数为 288), SpecView 软件, ENVI 5.6 软件, PyCharm 2023, 高性能计算机(显卡)、恒温恒湿室。本实验系统环境为 Windows 11 操作系统, 机身运行内存为 64 GB, 中央处理器为 i9-12900KF, 图形加速器为 NVIDIA 开发的 RTX 4090 显卡。深度学习平台使用 Pytorch 框架, 使用 Anocanda3 配置虚拟环境, Cuda 版本为 11.6, Python 版本为 3.8, torch 版本为 1.13.1, 对应 torchvision 版本为 0.14.1, 高光谱成像系统采集装置如图 1 所示。

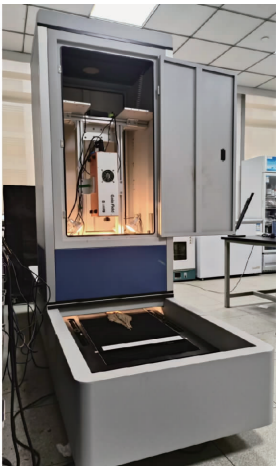


图 1 高光谱成像系统采集装置

Fig. 1 Hyperspectral imaging system acquisition device

1.2 数据采集方法

在实验数据采集前, 烟叶需在相对湿度 70%、环境温度(25 ± 2)℃ 的环境中平衡 48 h, 方便后续实验中平展烟叶, 减少破碎^[18]。烟叶展平后, 放入高光谱成像系统中进行数据采集。将高光谱相机曝光时间设置为 12 ms, 扫描速度为 1.5 cm/s, 有助于采集数据的准确性和稳定性。

1.3 图像校正方法

在高光谱成像系统进行数据采集前, 需通过黑白板校正的方法来消除各波段下光强度分布不均以及镜头中存在的暗电流所产生的噪声影响。采集反射率为 99% 的标准白色校正板, 获得白板标定高光

谱图, 关闭光源并盖上镜头盖, 获得反射率为 0 的黑色标定高光谱图, 校正后的高光谱图像 R 可以通过公式获取^[19]。校正公式为

$$R = \frac{I - B}{W - B}$$

(1)

式中 I ——原始高光谱数据
 B ——黑色标定板高光谱数据
 W ——白色标定板高光谱数据

2 叶脉分割模型构建

2.1 SA-UNet 网络生成器

U-Net 网络是一种用于语义分割任务的深度学习架构^[20-22], 是图像分割领域基础的模型。U-Net 在经历卷积层和池化层后会出现梯度衰减、结构信息丢失或损耗等问题^[23]。为了解决这些问题, 引入了空间与通道注意力机制模块, 该模块可沿着空间维度推断注意力, 并将其与输入特征图相乘, 从而实现自适应特征细化。此外, 该网络采用结构化的 dropout 卷积块, 代替 U-Net 中的原始卷积块, 以防止网络过度拟合。这些措施提高了网络性能, 有效地应对了梯度衰减和结构信息损失等问题^[24]。

SA-UNet 是一种采用 U 形编码器-解码器结构的神经网络(图 2), 适用于叶脉分割任务。在叶脉分割过程中, 该网络编码器部分利用结构化的 dropout 卷积块和 maxpooling 操作, 模型能够逐步减少特征图的空间尺寸, 并且在每个卷积块后使用 DropBlock、标准化层和 ReLU 激活函数, 有助于增强模型的泛化能力和学习深层特征。通过最大池化操作进行下采样, 增加特征通道的数量, 在保留重要信息的同时提高特征表达能力。解码器部分则包括反卷积操作, 用于上采样特征图至原始图像尺寸。每个解码器单元中, 特征通道数量逐步减半, 并且采用自编码器中相应特征图串联和结构化的 dropout 卷积块, 以恢复详细的空间信息和边缘特征, 提高分割精度。空间注意模块位于编码器和解码器之间, 确保在图像处理过程中保持空间信息的一致性和准确性。最后一层使用 1 × 1 卷积和 Sigmoid 激活函数生成输出分割图, 这使得模型能够对每个像素预测其是否属于叶脉区域, 从而完成烟叶叶脉分割的任务。损失函数采用交叉熵函数, 其公式为

$$loss = -\frac{1}{mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n y_{ij} \lg(g(x_{ij})) - \frac{1}{mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (1 - y_{ij}) \lg(1 - g(x_{ij}))$$

(2)

式中 m, n ——输入图像长和宽

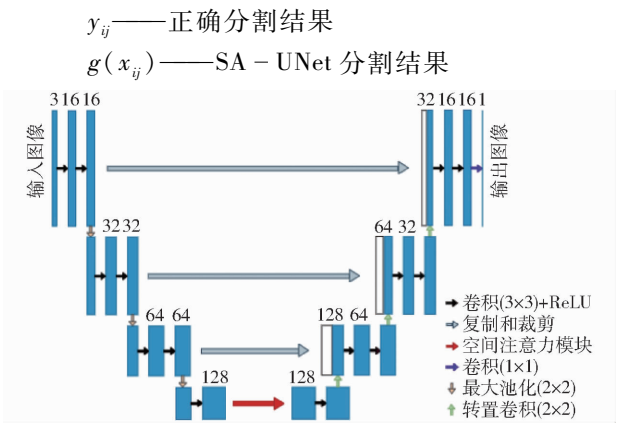


图2 SA-UNet 网络结构图

Fig.2 SA-UNet network structure diagram

SA-UNet 引入了空间注意力机制,使模型能够更加关注图像中不同区域的重要性,这有助于在烟叶叶脉分割任务中更好地捕捉关键的空间特征,提高分割准确性。相对于传统的 U-Net,空间注意力机制可以使 SA-UNet 更注重图像中的细节信息,这对于分割烟叶脉络中的细小结构和边缘非常重要。然而引入注意力机制增加了模型计算复杂性,导致训练和推理速度较慢。如果不适当地调整超参数,引入的注意力机制导致模型在训练数据上过度拟合,从而在未训练过的数据上表现不佳。针对以上问题,本文采用生成对抗网络对 SA-UNet 网络进行模型优化。

2.2 生成对抗网络

生成对抗网络 (GAN) 模型由生成器与判别器构成,两者不断博弈优化。判别器对数据来源是否为真实数据进行真假判别,生成器拟合真实数据以迷惑判别器,使得生成数据被判别为真,双方博弈对抗训练。

2.3 GAN-SA-UNet 烟叶叶脉分割方法

为进一步提升网络模型对烟叶脉络图像分割的能力,本文利用生成对抗网络的对抗思想对 SA-UNet 网络模型进行优化,提出一种基于生成对抗网络优化的烟叶脉络图像分割方法 GAN-SA-UNet。在生成对抗网络的生成器和判别器构建中,本文利用 SA-UNet 作为生成器,多层卷积网络作为判别器。判别器以生成的烟叶脉络图像和标签脉络图像作为输入,使用自适应卷积核进行卷积,不断减小图像尺寸,提取特征。全连接层计算生成的烟叶脉络图像和标签脉络图像的判别器值。在训练过程中,判别器持续提升生成图像为假的能力,而生成器接收到反馈后持续优化,提升判别器将其分类为真的能力。这两个模型不断进行对抗竞争的训练过程。经过训练后,生成器图像分割结果的准确性显著提高,能够在测试和实

际应用中获得精确的图像分割结果。利用判别器使得模型中的两个网络进行博弈,从而对 SA-UNet 分割网络施加更高级别的约束^[25]。模型通过生成器和判别器之间的对抗训练进行迭代,最终得到最优分割模型。

图 3 为 GAN-SA-UNet 模型架构。模型结构图左侧是分割网络,右侧是对抗网络,通过两种网络形成对抗训练,判别网络可以捕捉到烟叶脉络图像高层次的特征信息,对分割网络预测输出图和标签图进行辨别^[26]。如果生成器输出在判别器中被分类为真实值,表明生成器网络的有效性,采用交叉熵形式来获取模型优化的损失值 $loss_{uD(z)}$ 。判别器网络从生成的分割结果和分割标签图像中提取特征,并基于这些特征图计算差异,然后计算图像之间的交叉熵 $loss_{Dc(z)}$ 。模型损失函数使用 Adam 方法进行优化。

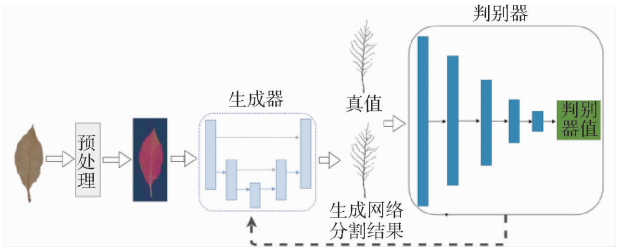


图3 GAN-SA-UNet 整体网络结构图

Fig.3 GAN-SA-UNet overall network structure diagram

在生成器与判别器的对抗学习中,通过计算判别器、特征和 SA-UNet 的损失函数推动网络更新,实现整个网络的优化。GAN-SA-UNet 引入对抗性训练,使生成的分割结果更真实,准确地反映烟叶脉络的细节和纹理。生成对抗网络的鲁棒性提高了模型对不同条件下图像的分割效果,增强了泛化能力。通过全局对抗性训练,生成器能更好理解烟叶脉络的整体图像结构,使得分割结果更一致和合理。融合生成和判别网络的 GAN-SA-UNet 能够适应复杂烟叶脉络,有效解决叶脉断裂问题,产生平滑清晰的分割结果,为烟叶图像处理提供可靠解决方案。

3 数据降维及特征增强

高光谱图像除了可以表征烟叶的二维形态特征,同时还可以提供丰富的光谱信息。图 4 为叶脉与叶面部分的平均光谱曲线,可以看出二者光谱形态较为相似,但同时也存在一定的差异,说明高光谱图像光谱信息存在冗余信息。本文通过主成分分析 (PCA) 进行光谱维数据的降维,通过寻找光谱数据中的主成分,即光谱特征具有最大方差的方向,来重新表示数据^[27]。PCA 不同主成分数的解释率结果

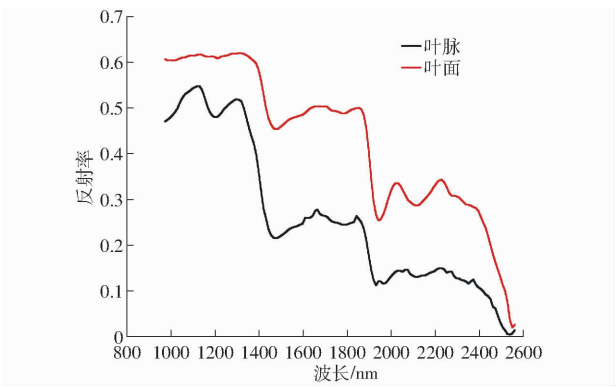


图 4 叶脉与叶面平均光谱曲线

Fig. 4 Average spectral curves of leaf vein and leaf surface

如图 5 所示,可以看出前 3 个主成解释释率已经达到 95.71%。叶脉与叶面光谱前 3 个主成分分布如图 6 所示,可以看出二者降维后的光谱特征表现出明显的可分性。

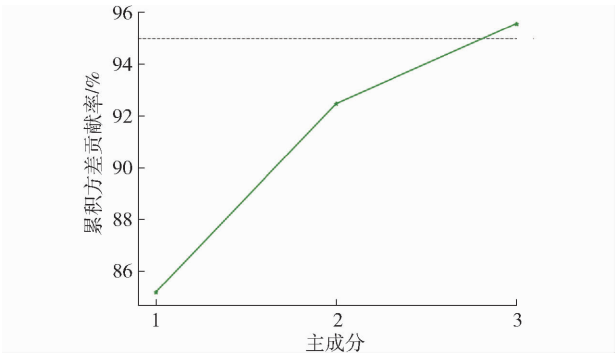


图 5 累积可解释方差比例

Fig. 5 Cumulative explained variance ratio

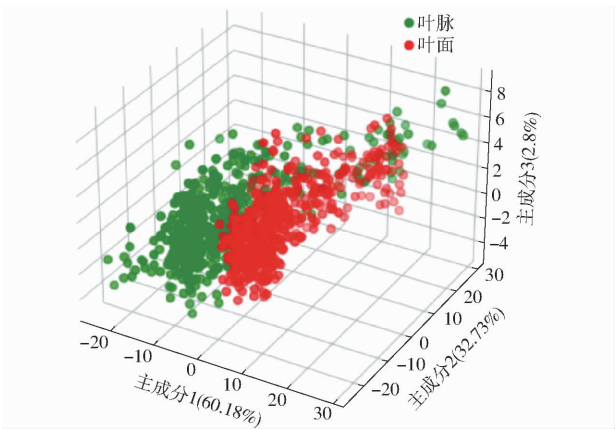


图 6 烟叶前 3 个主成分 3D 分布图

Fig. 6 3D distribution map of the first three principal components of tobacco leaves

将高光谱图像光谱维前 3 个主成分合成为 3 通道图像,如图 7 所示。可以看出,与普通 RGB 图像相比,经过光谱 PCA 降维后的烟叶图像叶面与叶脉之间的差异更为显著,叶脉特征更加突出,其原因是 PCA 降维有助于凸显烟叶高光谱数据中与叶面和

叶脉相关的主要变化方向,这将有助于提高后续分割任务精度。



图 7 PCA 降维图

Fig. 7 PCA dimension reduction diagram

烟叶脉络的高质量数据标注是精确分割的关键环节,原始高光谱数据经过 PCA 降维后合成伪彩色图像,采用 ENVI 5.6 软件中的感兴趣区域 (Region of interest, ROI) 工具中的 pixel 功能,导入合成的伪彩色图像,对烟叶主脉和支脉区域进行人工标注。对烟叶脉络逐像素点级标注形成 XML 文件,对 XML 文件转换后得到烟叶脉络的标注图。标注效果如图 8 所示。

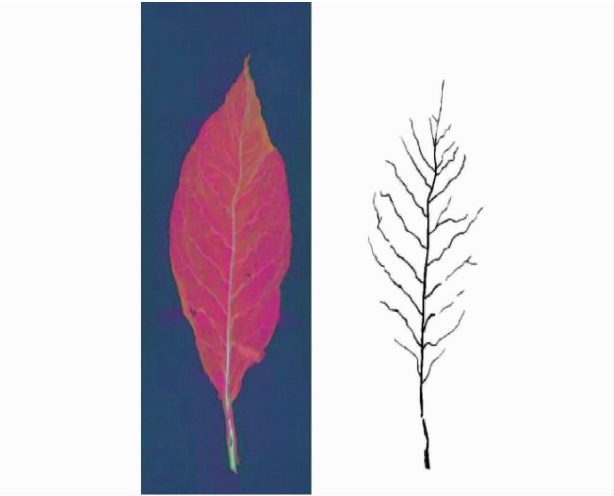


图 8 烟叶脉络标注效果图

Fig. 8 Tobacco vein labeling effect diagram

为了提高网络模型鲁棒性、迁移能力以及更精确地分割,选取典型品种和等级烟叶,对数据集进行随机翻转、高斯模糊、仿射变换、图像截取和填充,使数据集能够更好地拟合本文网络。这种数据增强操作有助于模型更好地学习数据的不同特征,提高模型泛化能力,使其能够在各种实际应用场景中更好地处理烟叶图像。

4 模型改进

4.1 优化训练

为比较不同网络在烟叶叶脉分割任务上的性能差异,并评估引入 GAN 优化对模型的影响,网络训练超参数设置为:图像分辨率为 384 像素 × 896 像素,训练周期为 300,优化器为 Adam,学习率为 0.001,丢弃率为 0.4,批量大小为 2。

通过对比 GAN-UNet 和 GAN-SA-UNet 模型,利用其分割出来的结果像素差值来评估改进模型的性能和效果。通过计算两个模型生成的图像之间的像素差异,可以比较它们在叶脉分割任务上的差异程度。如图 9 所示。由图 9 可知,优化后模型改善了 GAN-UNet 模型在分割支脉边缘方面模糊的缺陷,能够更好地捕捉烟叶脉络边缘的微小细节,从而产生更清晰、更精确的分割结果。



图 9 GAN-SA-UNet 和 GAN-UNet 像素差值图
Fig. 9 Pixel difference map of GAN-SA-UNet and GAN-UNet

通过绘制损失曲线也可以直观对比 GAN-UNet 和 GAN-SA-UNet 模型的优化效果,损失曲线展示了训练过程中损失值的变化情况,反映模型收敛与优化程度。损失值曲线如图 10 所示。

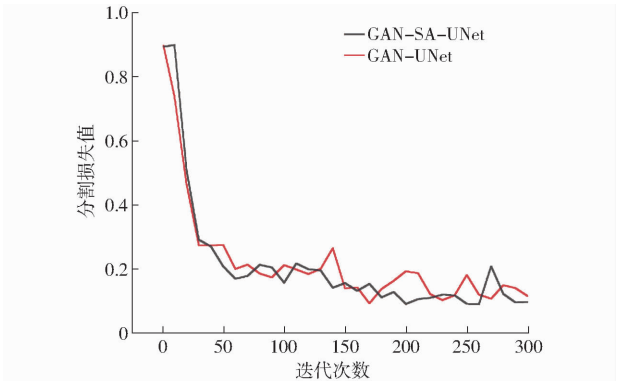


图 10 分割损失值变化曲线
Fig. 10 Variation curves of segmentation loss value

在初始阶段,GAN-UNet 模型的损失值开始较高,逐渐下降。然而 GAN-SA-UNet 模型则展现出更快的损失值下降速度,表明 GAN-SA-

UNet 模型在训练初期能够更快地学习到叶脉数据的特征,同时能够更快地收敛到一个较好的状态。随着训练周期的增加,两个模型的损失值都逐渐减小,但 GAN-SA-UNet 模型比 GAN-UNet 模型更接近收敛,损失值趋于稳定,这表明 GAN-SA-UNet 模型在训练后期能够提供更高的稳定性和收敛性。通过对比两条曲线的波动性,可以观察到 GAN-SA-UNet 模型相对于 GAN-UNet 模型具有更小的波动范围,这表明 GAN-SA-UNet 模型在训练过程中更加稳定,能够更好地应对叶脉数据扰动或噪声。

4.2 不同模型对比

为了验证改进方法的有效性,在制作的烟叶脉络数据集上对 PSPNet、DeeplabV3、U-Net、GAN-UNet 和改进后的 GAN-SA-UNet 网络模型进行训练,采用准确率、精确率、召回率、F1 值、交并比和推理时间对模型分割后的烟叶主脉和二级支脉进行比较,结果如表 2 所示。

表 2 不同模型对比实验结果
Tab. 2 Comparison of experimental results of different models

模型	准确 率/%	精确 率/%	召回 率/%	F1 值/%	交并 比/%	推理时 间/ms
PSPNet	96.83	35.17	75.77	48.05	31.65	24
DeeplabV3	97.75	63.32	77.73	69.79	53.39	16
U-Net	98.04	67.15	82.29	73.89	58.76	27
GAN-UNet	98.75	76.23	92.85	83.67	62.02	4
GAN-SA-UNet	98.93	80.67	93.26	86.51	66.23	4

由表 2 可知,相比于 PSPNet、DeeplabV3、U-Net、GAN-UNet,改进后的 GAN-SA-UNet 在所有评估指标中表现最佳,具有最高的准确率、精确率、召回率、F1 值和交并比,表明模型能够在复杂叶面纹理状态下细小叶脉的准确分割,有效地解决二级支脉漏分割的问题。相较于 GAN-UNet 模型,改进后的 GAN-SA-UNet 模型准确率和交并比分别提升 0.18 个百分点和 4.21 个百分点,表明改进后的模型在提取烟叶的全局特征方面效果有所改善。尽管在改进后的模型中,各种指标略有提升,但在对烟叶叶脉进行分割时,原始模型已经达到较高水平,表现出良好的稳定性,指标的微小提升意味着新模型保留了原始模型的优越性。U-Net 性能次之,准确率、精确率、召回率和 F1 值表现良好。DeeplabV3 模型准确率和召回率表现较好,但精确率和 F1 值低于 U-Net 和 GAN-SA-UNet。PSPNet 模型的所有指标表现最差。分割速度方面,输入烟叶图像分辨率为 384 像素 × 896 像素,本文模型对单

幅图像分割时间为 4 ms,满足实时性要求。由于烟叶分割图像前景背景比例不平衡,造成准确率评价指标都相对较高,综上 GAN-SA-UNet 模型在烟叶叶脉分割上具有较高的性能和效果,交并比达到最高,为 66.23%,单幅图像推理时间为 4 ms,均优于其他分割模型。

4.3 应用验证

图 11 为对比实验中所使用网络模型分割可视化结果,图 12 为 5 种网络模型分割烟叶脉络局部放大图,这些局部细节能够更加清晰地展示出各个模型在处理脉络复杂时的性能差异。PSPNet 分割的叶脉连通性差,分割边缘略显不足,PSPNet 利用金字塔池化模块来捕获不同尺度的烟叶脉络特征,对于多尺度的烟叶叶脉分割具有优势。但受限于边缘信息的获取,导致分割边缘不够清晰。DeeplabV3 分割结果中叶脉出现断裂,部分支脉未被分割。

DeeplabV3 利用空洞卷积和全局平均池化获取更广阔的上下文信息,更好地捕捉烟叶脉络的整体形态。但在叶脉和背景像素分布不平衡的情况下会出现支脉分割不准确。U-Net 捕获烟叶脉络的局部细节特征,通过编码-解码结构进行细致分割。但在复杂的烟叶图像中,由于对上下文信息处理的不足而导致部分细小叶脉分割不准确,特别是在脉络连接处和叶脉末梢。GAN-UNet 在分割准确性和细节处理方面表现良好,结合 GAN 和 U-Net 结构生成真实细致的烟叶叶脉分割结果。通过对抗性训练,有助于提高分割真实性和细节保留能力,但在复杂叶面纹理状态下细小叶脉未被完全分割。GAN-SA-UNet 引入空间注意力机制能更好地捕捉关键的空间特征,注重烟叶脉络中的细小结构和边缘,能准确地捕捉复杂纹理特征,分割结果更加准确,边缘更为清晰,更接近真值。

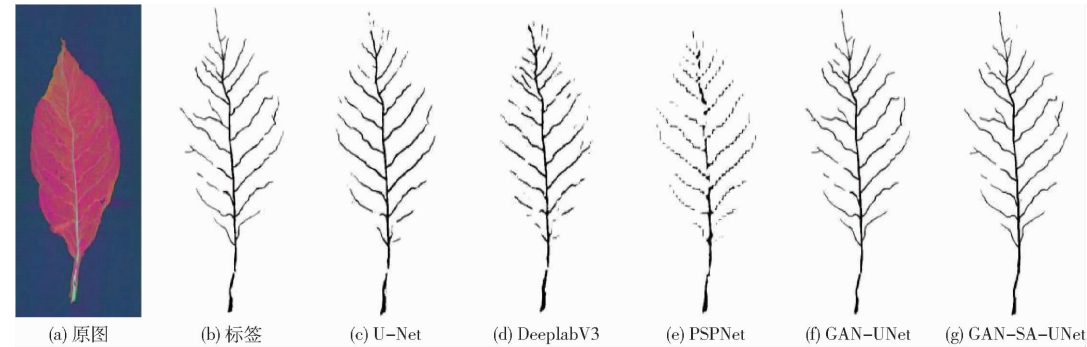


图 11 不同模型可视化结果
Fig. 11 Visualization results of different models

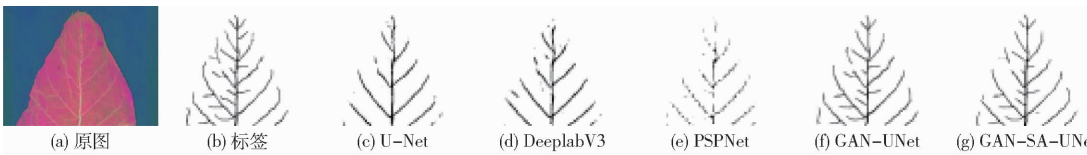


图 12 不同模型可视化局部放大图
Fig. 12 Visualization of local details of different models

为进一步验证 GAN-SA-UNet 叶脉分割模型的鲁棒性和泛化能力,使用训练出来的最优模型权重,对训练集和测试集以外的样品进行验证,对不同产地(云南、福建、四川、河南)、不同部位(上部、中部、下部)、不同品种(K326、云 87、云 85、粤烟 98、翠碧一号)以及不同类型(烤烟、雪茄烟)烟叶进行大量测试。部分分割效果如图 13 所示,可以看出模型对于多样化的烟叶图像具有一定的适应能力,在面对不确定性和复杂环境下仍然保持稳定分割性能,表现出较强的泛化能力。其中部分烟叶分割的叶脉效果图存在断裂现象,即叶脉并不是连续,原因是烟叶本身的折断以及叶面部分的褶皱引起的遮挡,造成叶脉无法完整的暴露,实际复杂应用场景下这种

现象难以避免。下一步将利用深度学习中的图像修复技术对分割后的断裂叶脉进行重构,以保证全烟脉络连续性。

5 结论

(1)为实现在复杂叶面纹理状态下的细小叶脉的准确分割,在高光谱成像的基础上,对前 3 个主成分进行 PCA 降维合成为 3 通道图像。叶脉与叶面光谱 PCA 前 3 个主成分解释率达 95.71%,且二者降维后光谱特征表现出明显的可分性,前 3 个主成分合成图能够凸显叶面与叶脉之间的差异,使叶脉特征更为显著。

(2)GAN-SA-UNet 模型有助于在烟叶叶脉分

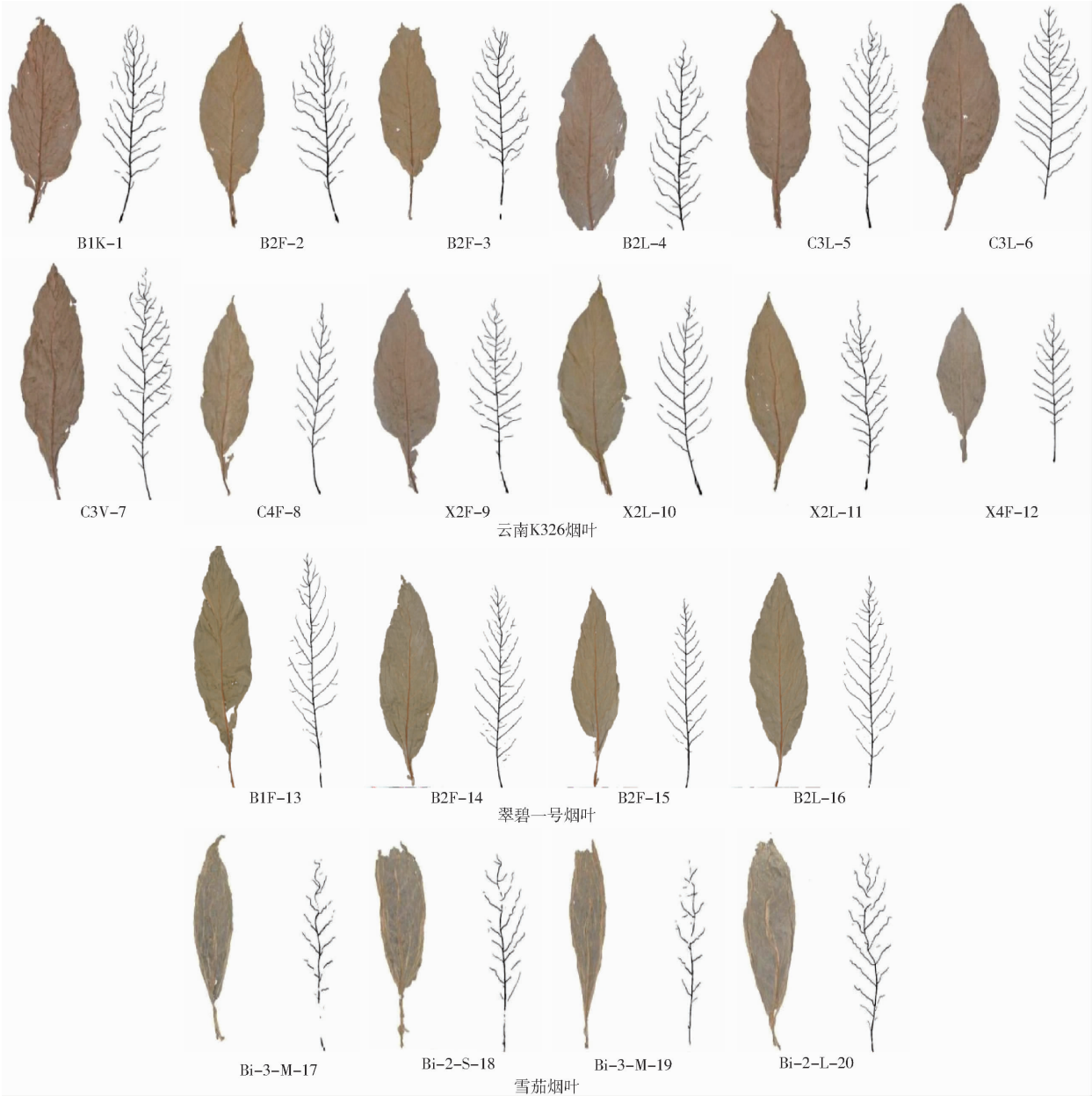


图 13 不同产地、不同部位、不同品种以及不同类型烟叶预测分割结果

Fig. 13 Test results of tobacco leaves from different origins, parts, varieties and types

割任务中捕捉关键的空间特征,引入 GAN 网络优化训练,使网络可以学习到更广泛的上下文信息,有效解决了传统方法存在的收敛速度较慢、训练过程不稳定、叶脉边缘分割模糊和漏分割等缺陷,准确率和交并比达 98.93% 和 66.23%,单幅图像推理时间达 4 ms。

(3) 对不同产地、部位、等级、类型烟叶验证测试,在面对不确定性和复杂环境下模型仍然保持稳定分割性能,反映脉络的细节和纹理,实现精确分割,表现出较强的泛化能力,达到了工业应用的性能要求。

参 考 文 献

[1] LAVOREL S, GRIGULIS K. How fundamental plant functional trait relationships scale-up to trade-offs and synergies in ecosystem services[J]. Journal of Ecology, 2012, 100(1): 128 – 140.

[2] 蔡杰,朱国蕾,孙晓燕,等. 基于不同部位烟叶外观特征与内在质量分析研究[J]. 农业与技术,2019,39(13):27 – 28.

[3] 鲁梦瑶,周强,姜舒文,等. 基于深度学习与多尺度特征融合的烤烟烟叶分级方法[J]. 中国农机化学报,2022,43(1): 158 – 166.

LU Mengyao, ZHOU Qiang, JIANG Shuwen, et al. Classification method of flue-cured tobacco leaves based on deep learning and multi-scale feature fusion[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2022, 43(1): 158 – 166. (in Chinese)

[4] 鲁梦瑶,陈栋,周强,等. 基于深度学习的烟叶等级分类及特征可视化[J]. 烟草科技,2023,56(6):92 – 100.

LU Mengyao, CHEN Dong, ZHOU Qiang, et al. Tobacco grade classification and feature visualization based on deep learning [J]. Tobacco Science and Technology, 2023, 56(6): 92 – 100. (in Chinese)

- [5] 梁淼,刘茂林,刘向真,等. 基于片烟尺寸与烟梗间关系的定向去梗工艺[J]. 烟草科技,2020,53(5):77-82.
LIANG Miao, LIU Maolin, LIU Xiangzhen, et al. Directional de-stemming process based on the relationship between tobacco leaf size and tobacco stem[J]. Tobacco Science and Technology, 2020,53(5): 77-82. (in Chinese)
- [6] 朱鹏. 基于 Canny 算子与色调信息的叶脉提取方法[D]. 武汉: 武汉理工大学,2016.
ZHU Peng. Leaf vein extraction method based on Canny operator and hue information[D]. Wuhan: Wuhan University of Technology, 2016. (in Chinese)
- [7] 田甜,刘强,尹仕威,等. 基于全变分去噪和八方向 sobel 算子的叶脉提取算法[J]. 浙江农业学报,2015,27(4):678-683.
TIAN Tian, LIU Qiang, YIN Shiwei, et al. Leaf vein extraction algorithm based on total variation denoising and eight-direction sobel operator[J]. Acta Agriculturae Zhejiangensis, 2015,27(4): 678-683. (in Chinese)
- [8] 朱济友,于强,YANG Di,等. 基于 eCognition 软件的显微图像叶脉网络提取与优化[J]. 农业机械学报,2019,50(1):51-57.
ZHU Jiyu, YU Qiang, YANG Di, et al. Extraction and optimization of microscopic image leaf vein network based on eCognition software[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(1): 51-57. (in Chinese)
- [9] LI L, HU W, LU J, et al. Leaf vein segmentation with self-supervision[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 203: 107352.
- [10] LIU X, XU B, GU W, et al. Plant leaf veins coupling feature representation and measurement method based on DeepLabV3+[J]. Frontiers in Plant Science, 2022, 13: 1043884.
- [11] SONG P, YU Y, ZHANG Y. TTH-Net: two-stage Transformer-CNN hybrid network for leaf vein segmentation[J]. Applied Sciences, 2023, 13(19): 11019.
- [12] 翁海勇,李效彬,肖康松,等. 基于 Mask R-CNN 的柑橘主叶脉显微图像实例分割模型[J]. 农业机械学报,2023, 54(7):252-258,271.
WENG Haiyong, LI Xiaobin, XIAO Kangsong, et al. Instance segmentation model for citrus microscopic image of main leaf vein based on Mask R-CNN[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023,54(7): 252-258, 271. (in Chinese)
- [13] XU H, BLONDER B, JODRA M, et al. Automated and accurate segmentation of leaf venation networks via deep learning[J]. New Phytologist, 2020, 229(1): 631-648.
- [14] CAI W, WANG B, ZENG F. CUDU-Net: collaborative up-sampling decoder U-Net for leaf vein segmentation[J]. Digital Signal Processing, 2024, 144: 104287.
- [15] GOODFELLOW I, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al. Generative adversarial nets[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2014: 2672-2680.
- [16] ODENA A, OLAH C, SHLENS J. Conditional image synthesis with auxiliary classifier gans[C]//International Conference on Machine Learning. PMLR, 2017: 2642-2651.
- [17] LUC P, COUPRIE C, CHINTALA S, et al. Semantic segmentation using adversarial networks[J]. arXiv Preprint, arXiv: 1611.08408, 2016.
- [18] 魏硕,罗定棋,顾勇,等. 烤烟上部叶带茎烘烤水分状态及形态变化分析[J]. 南方农业学报,2017,48(9):1659-1664.
WEI Shuo, LUO Dingqi, GU Yong, et al. Analysis of water status and morphological changes of upper leaves of flue-cured tobacco with stems[J]. Journal of Southern Agricultural, 2017,48(9): 1659-1664. (in Chinese)
- [19] 黄亦其,刘祥焕,黄震宇,等. 基于高光谱成像的甘蔗叶片早期轮斑病与锈病识别技术[J]. 农业机械学报,2023,54(4): 259-267.
HUANG Yiqi, LIU Xianghuan, HUANG Zhenyu, et al. Identification technology of early leaf spot and rust of sugarcane based on hyperspectral imaging[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(4): 259-267. (in Chinese)
- [20] LONG J, SHELHAMER E, DARRELL T. Fully convolutional networks for semantic segmentation[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2015: 3431-3440.
- [21] CHEN L C, PAPANDREOU G, KOKKINOS I, et al. Deeplab: semantic image segmentation with deep convolutional nets, atrous convolution, and fully connected crfs[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 40(4): 834-848.
- [22] GONG D, YANG J, GAN X, et al. Fully automated construction of a deep U-Net network model for medical image segmentation[J]. Sensors & Materials, 2023, 35(10):4633-4652.
- [23] 韩振浩,李佳,苑严伟,等. 基于 U-Net 网络的果园视觉导航路径识别方法[J]. 农业机械学报,2021,52(1):30-39.
HAN Zhenhao, LI Jia, YUAN Yanwei, et al. Orchard visual navigation path recognition method based on U-Net network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(1): 30-39. (in Chinese)
- [24] GUO C, SZEMENYEI M, YI Y, et al. Sa-unet: spatial attention U-Net for retinal vessel segmentation[C]//2020 25th International Conference on Pattern Recognition (ICPR). IEEE, 2021: 1236-1242.
- [25] 孙玉波,刘嘉男,孙泽文,等. 一种基于生成对抗网络的无监督域自适应磁共振图像分割方法[J]. 生物医学工程学杂志,2022,39(6):1181-1188.
SUN Yubo, LIU Jia'nan, SUN Zewen, et al. A generative adversarial network-based unsupervised domain adaptation method for magnetic resonance image segmentation[J]. Journal of Biomedical Engineering, 2022, 39(6): 1181-1188. (in Chinese)
- [26] LI X, NIU Q, ZHANG C, et al. PGUNet: Covid-19 CT image segmentation using GAN and feature pyramid[C]//2022 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). IEEE, 2022: 4098-4102.
- [27] 胡会强,位云朋,徐华兴,等. 基于高光谱成像技术和主成分分析对粉葛年限的鉴别[J]. 光谱学与光谱分析,2023, 43(6):1953-1960.
HU Huiqiang, WEI Yunpeng, XU Huaxing, et al. Identification of the age of *Pueraria thomsonii* radix based on hyperspectral imaging technology and principal component analysis[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2023,43(6): 1953-1960. (in Chinese)