

## 基于神经架构搜索的灌浆期水稻稻穗分割及特征分析

朱家微<sup>1</sup>, 江朝晖<sup>1\*</sup>, 洪石兰<sup>1</sup>, 马慧敏<sup>1</sup>, 徐建鹏<sup>2</sup>, 晋茂胜<sup>3</sup><sup>1</sup>安徽农业大学信息与计算机学院, 安徽 合肥 230036;<sup>2</sup>安徽省农村综合经济信息中心, 安徽 合肥 230036;<sup>3</sup>全椒县农业委员会农业信息服务中心, 安徽 滁州 239500

**摘要** 灌浆期是水稻的重要生育期之一, 为精准分割灌浆期水稻稻穗, 探究稻穗特征与水稻长势之间的关系, 提出了一种基于神经架构搜索的灌浆期水稻稻穗分割及特征分析方法。以 DeepLabV3Plus 网络模型为基础框架, 基于神经架构搜索算法自动设计主干网络, 修改空洞空间卷积池化金字塔 (ASPP), 搭建语义分割网络 Rice-DeepLab。通过田间摄像头采集 4 种水稻的灌浆期图像并经 Rice-DeepLab 分割后, 计算稻穗面积占比、离散程度、图像平均曲率和颜色特征等参数并分析。实验结果显示: 改进后的语义分割网络 Rice-DeepLab 的平均交并比 (mIoU) 为 85.74%, 准确率 (Acc) 为 92.61%, 与原网络模型相比 mIoU、Acc 分别提高了 6.5%、2.97%; 由图像的稻穗面积占比、离散程度、图像平均曲率、颜色特征可大致判别稻穗稀疏或稠密, 稻穗是否饱满, 色泽青绿、金黄或灰白等长势。本研究表明, 可以利用田间摄像头便捷地开展灌浆期水稻监测工作, 通过稻穗分割及其特征分析初步判断水稻的长势, 为田间管理提供支持。

**关键词** 灌浆期水稻; 神经架构搜索; 语义分割; 特征提取; 长势分析

中图分类号 S126

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP202259.2210012

## Panicle Segmentation and Characteristics Analysis of Rice During Filling Stage Based on Neural Architecture Search

Zhu Jiawei<sup>1</sup>, Jiang Zhaohui<sup>1\*</sup>, Hong Shilan<sup>1</sup>, Ma Huimin<sup>1</sup>, Xu Jianpeng<sup>2</sup>, Jin Maosheng<sup>3</sup><sup>1</sup>School of Information and Computer Science, Anhui Agricultural University, Hefei 230036, Anhui, China;<sup>2</sup>Anhui Province Rural Comprehensive Economic Information Center, Hefei 230036, Anhui, China;<sup>3</sup>Agricultural Information Service Center of Quanjiao County Agricultural Committee, Chuzhou 239500, Anhui, China

**Abstract** The grain filling stage is a critical growth phase of rice. To segment the panicle accurately during filling stage and explore the relationship between its characteristics and plant maturation, a method of segmentation and characteristics analysis is proposed based on neural architecture search (NAS). Based on the DeepLabV3Plus network model, the backbone network is automatically designed using NAS, and the semantic segmentation network Rice-DeepLab is built by modifying atrous spatial pyramid pooling (ASPP). The area ratios, dispersion, average curvature, and color characteristics of the panicles of four rice varieties are calculated and analyzed after segmentation by Rice-DeepLab. The experimental results show that the improved Rice-DeepLab network has a mean intersection over union (mIoU) of 85.74% and accuracy (Acc) of 92.61%, which is 6.5% and 2.97% higher than that of the original model, respectively. According to the panicles' area ratios, dispersion, average curvature, and color characteristics recorded in the image, it can be roughly distinguished whether the panicles are sparse or dense, whether grain filling is complete, and whether the color is green, golden, or gray. This study suggests that field cameras can be easily used to monitor rice in the filling stage preliminarily to estimate maturation and crop size by panicle segmentation and characteristics analysis, thus providing support for field management.

**Key words** rice during filling stage; neural architecture search; semantic segmentation; feature extraction; growth analysis

## 1 引言

水稻是我国的主要粮食作物之一, 对水稻的监测

研究有利于提高农业生产收益, 传统的人工观测方法需要消耗大量的人力、时间成本且效果差、效率低, 将计算机视觉技术应用于田间管理、长势判断等方面可

收稿日期: 2021-12-31; 修回日期: 2022-03-02; 录用日期: 2022-03-30

基金项目: 国家自然科学基金(61805001)、安徽高校自然科学研究重大项目(KJ2019ZD20)

通信作者: \*jiangzh@ahau.edu.cn

以有效提高检测效率降低监测成本。徐建鹏等<sup>[1]</sup>基于 RAdam 优化器使用 ResNet50 网络模型识别水稻所处生育期,准确率达到 94.76%。Yang 等<sup>[2]</sup>采用 FCN-AlexNet 和 SegNet 两种神经网络架构建立图像语义分割模型计算水稻倒伏面积。段凌凤等<sup>[3]</sup>基于 SegNet 设计 PanicleNet 网络模型分割出大田稻穗,其精度为  $0.82 \pm 0.03$ 。Li 等<sup>[4]</sup>提出了单株水稻秧苗的检测方法,从稻田图像提取水稻形态并采用细化算法提取水稻骨架。水稻从播种到收割全生育期可以大致分为出苗、分蘖、返青、拔节、孕穗、抽穗、开花、灌浆和成熟等时期<sup>[5-8]</sup>,灌浆期较为重要,水稻在灌浆期灌浆结实情况,决定水稻的产量、稻穗籽粒中淀粉含量和籽粒干重<sup>[9]</sup>,灌浆期细分为乳熟期、蜡熟期和完熟期,前 2 个时期是稻米品质形成的关键时期,在此时期控制田间灌溉水量<sup>[10]</sup>、追加氮肥并在乳熟期前期做好病虫害防治<sup>[11]</sup>工作,有利于促进物质积累转化、提高灌浆速度、提高稻米干重和结实率<sup>[12]</sup>。灌浆期水稻稻穗与稻叶交错粘连,分割难度较大。本文主要研究灌浆期稻穗的分割以及分割之后稻穗面积的计算和水稻长势的判断等,在 DeepLabV3Plus 语义分割网络模型架构的基础上搜索分割效果更优的主干网络,修改空洞空间卷积池化金字塔(ASPP)模块,分割灌浆期水稻稻穗,并探索分割出来的稻穗的面积占比、离散程度、图像平均曲率、颜色特征与水稻长势的关系,用以判断稻穗的生长时期。

## 2 材料与方法

### 2.1 材料

数据集来源于安徽省农业气象中心合肥分中心试验基地的水稻试验田<sup>[1]</sup>,2019、2020 年采集 4 种(当育粳 10 号、宣粳糯 1 号、创两优 699 和两优 631)一季水稻。摄像机采用海康威视(i)DS-2DF88,分辨率为  $3840 \text{ pixel} \times 2160 \text{ pixel}$ ,并设置 10 个预设点以不同的角度采集图像。网络摄像头采集的图像含有抓拍的时间和日期,为避免图像上的文字对实验结果的影响,裁剪去包含文字的部分,得到图像的尺寸为  $1720 \text{ pixel} \times 880 \text{ pixel}$ 。此时图像尺寸仍然太大,继续将一张图像等比例分成 3 份,每份图像的尺寸为  $573 \text{ pixel} \times 880 \text{ pixel}$ ,为避免图像重复导致训练过拟合,每次随机选取 1 份,剩下 2 份丢弃。然后用 Labelme 人工标注训练集和测试集的稻穗,构建灌浆期稻穗图像分割数据集,用于灌浆期水稻稻穗的分割。为提高算法的鲁棒性,对训练集随机水平、竖直翻转;改变亮度、对比度、饱和度和色调;随机高斯模糊处理。随机挑选的训练集与训练过程中测试集的分布情况如表 1 所示,数据集样例如图 1 所示。

表 1 稻穗分割图像数据集分布

Table 1 Distribution of panicle segmentation image dataset

Train	Test	Summary
393	98	491



图 1 稻穗分割数据集

Fig. 1 Panicle segmentation dataset

### 2.2 方法

基于神经架构搜索的灌浆期水稻稻穗分割及特征分析整体流程如图 2 所示。分割出处于灌浆期水稻的稻穗,计算面积占比、离散程度、图像平均曲率、颜色特征等参数,分析上述参数与水稻长势的关系。

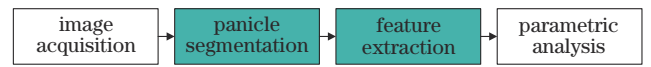


图 2 算法整体流程

Fig. 2 Overall flow of algorithm

#### 2.2.1 DeepLabV3Plus 网络结构

DeepLabV3Plus<sup>[13]</sup>网络模型在语义分割领域具有较好的效果。DeepLabV3Plus 最大的特点是引入了空洞卷积<sup>[14]</sup>,图 3(a)、图 3(b)都使用了  $3 \times 3$  的 kernel,图 3(b)设置 dilation rate 为 2。图 3(a)输出矩阵中一个像素点的感受野是  $3 \times 3$  区域,而图 3(b)输出矩阵中一个像素点的感受野是  $5 \times 5$  区域,同样大小的卷积核,dilation rate 越大,感受野越大,输出的特征信息就越多。

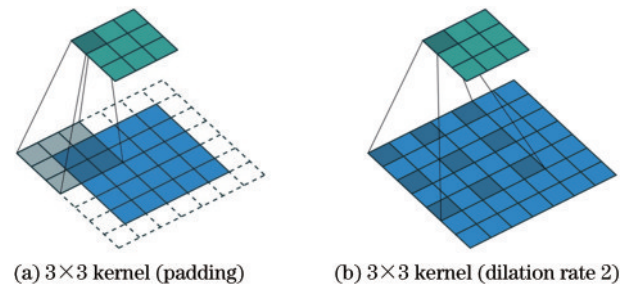


图 3 不同的卷积示意图。(a)标准卷积;(b)空洞卷积

Fig. 3 Schematic of different convolutions. (a) Normal convolution; (b) dilated convolution

DeepLabV3Plus 网络结构如图 4 所示,编码层的 backbone 一般是人工设计的网络,如 ResNet、MobileNet 等。为提高准确率(Acc)和平均交并比(mIoU),使用神经网络架构搜索算法自动设计 backbone 并修改 ASPP,搭建针对稻穗数据集的语义分割网络模型,记为 Rice-DeepLab。



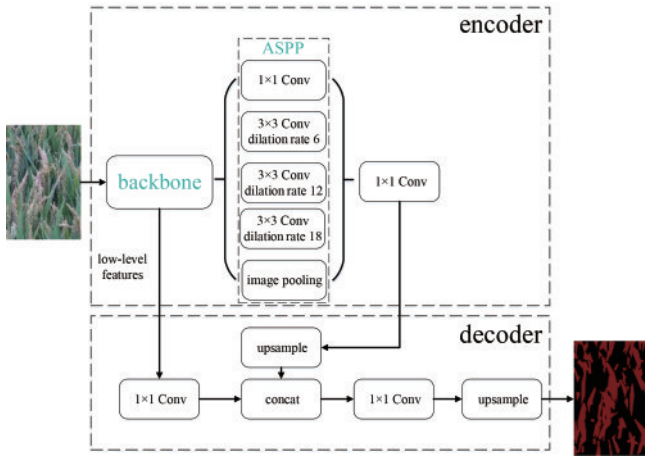


图 4 DeepLabV3Plus 网络结构<sup>[13]</sup>

Fig. 4 Structure of DeepLabV3Plus network<sup>[13]</sup>

2.2.2 训练 backbone

神经网络架构搜索(NAS)<sup>[15]</sup>包括:搜索空间、搜索算法、性能评价。神经网络模型通常搜索时空间较大、时间较长,为降低模型尺寸和提高搜索效率,搜索空间选择表 2 中的 8 种操作。

表 2 搜索空间操作集合

Table 2 Operating collection of search space

No.	Operation	No.	Operation
1	3×3 depthwise-separable Conv	5	3×3 average pooling
2	5×5 depthwise-separable Conv	6	3×3 max pooling
3	3×3 atrous Conv with dilation rate 2	7	skip connection
4	5×5 atrous Conv with dilation rate 2	8	no connection (zero)

搜索算法 DARTS<sup>[16]</sup>将离散的搜索空间变得连续松弛,大大提高了搜索效率,如图 5 所示。节点  $x_i$  是第  $i$  个特征图,操作  $o_{(i,j)}$  是从节点  $x_i$  到节点  $x_j$  之间的操作,且属于上述操作集合  $O$ , $x_i$  到  $x_j$  之间的关系可表示为

$$x_j = x_i o_{(i,j)} \quad (1)$$

为搜寻两两节点之间使整个模块最优的操作,给每

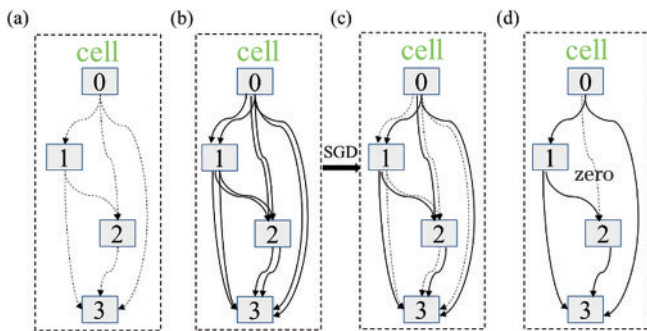


图 5 DARTS 算法示意图<sup>[16]</sup>

Fig. 5 Schematic of DARTS<sup>[16]</sup>

个操作添加经过 softmax 处理之后的权重  $\alpha_{(i,j)}$ ,使离散的操作集合变得松弛连续, $x_i$  到  $x_j$  之间的关系可表示为

$$x_j = \sum_{i < j} x_i o_{(i,j)} \frac{\exp(\alpha_{(i,j)})}{\sum_{i=1} \exp(\alpha_{(i,j)})} \quad (2)$$

整个模块作为网络来训练,参数为权重  $\alpha_{(i,j)}$  和操作  $o_{(i,j)}$  内部的超参数  $\omega$ ,损失函数为 CrossEntropyLoss,优化器为随机梯度下降(SGD),训练集和测试集为灌浆期稻穗图像分割数据集,构建搜索网络模型的网络。训练时使整个网络最优操作的权重逐渐变大。当损失函数收敛时,只保留  $\alpha_{(i,j)}$  最大的操作  $o_{(i,j)}$ ,若两个节点之间没有联系则用 zero 表示,此时训练好的模块称为 cell<sup>[17]</sup>。训练多个 normal cell 和 reduction cell,normal cell 使输入和输出图像矩阵分辨率保持一致,reduction cell 使输入图像矩阵的高宽减半通道数翻倍。多个 cell 作为节点以上述同样的方式训练得到 backbone,将  $m$  个 cell 且每个 cell 包含  $n$  个节点的网络记为  $B_{(m,n)}$ 。

2.2.3 修改 ASPP

参数  $m, n$  越大,主干网络越大,训练时间越长,计算机资源需求越大。为使较小的 backbone 实现较好的分割任务,在 ASPP 模块增加一层特征图,如图 6 所示,因为 dilation rate 以整数倍增加,所以增加 3×3 的空洞卷积,dilation rate 为 24。

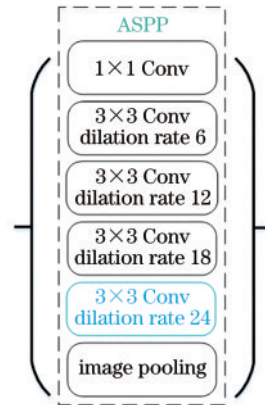


图 6 修改后的 ASPP

Fig. 6 Modified ASPP

2.2.4 特征提取

颜色是图像最重要的特征信息之一,描述的是不同色彩在整幅图像中所占的比例,而并不关心每种色彩所处的空间位置。HSV(Hue, Saturation, Value)是常见的颜色空间之一,用来描述图像的色相( $H$ )、饱和度( $S$ )和色调( $V$ )<sup>[18]</sup>。颜色矩是颜色特征的代表方法之一,一阶矩  $\mu_i (i=H, S, V)$  为图像像素的均值,二阶矩  $\sigma_i$  为图像像素的方差。稻穗分割后的图像背景值为 0,为消除背景对计算结果的影响,分别将  $H, S, V$  3 个通道的二维矩阵转换成一维数组,删除背景值后计算一阶矩和二阶矩。

$$\mu_i = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N p_{i,j}, \quad (3)$$

式中:  $p_{i,j}$  为图像第  $i$  通道中值为  $j$  的像素出现的概率;  $N$  为图像像素点的个数。

$$\sigma_i = \left[ \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (p_{i,j} - \mu_i)^2 \right]^{\frac{1}{2}}. \quad (4)$$

形状是物体重要特征之一, 根据形状特征可以描述出一个物体<sup>[19]</sup>。形状特征的提取包括稻穗的面积、质心和离散曲率等。语义分割后的图像为二值图像, 稻穗面积占比  $p_s$  为

$$p_s = \frac{s_r}{s_t}, \quad (5)$$

式中:  $s_r$  为图中稻穗的像素点的个数;  $s_t$  为图像像素点个数总和。

分割后的稻穗图像中白色像素点即稻穗区域的值为 1, 其质心到每个白色像素点的距离之和最小, 距离之和的平均值可表示图像中 1 的离散程度, 表示为

$$(\bar{r}, \bar{c}) = \left( \frac{\sum_{p(r,c)=1} r}{k}, \frac{\sum_{p(r,c)=1} c}{k} \right), \quad (6)$$

式中:  $(\bar{r}, \bar{c})$  为质心的横纵坐标;  $p(r, c)$  为第  $r$  行, 第  $c$  列的像素值,  $p(r, c) = 1$  的像素点的个数为  $k$ 。

离散程度  $D$  可表示为

$$D = \frac{1}{k} \sum_{p(r,c)=1} \sqrt{(\bar{r} - r)^2 + (\bar{c} - c)^2}. \quad (7)$$

离散曲率可以描述离散点序列所组成的轮廓在方向上的变化情况, 图 7 中曲线  $c$  各个点的  $x$  轴坐标为离散序列  $x_i$ ,  $y$  轴坐标为离散序列  $y_i$ , 每张图中有  $n'$  条曲线, 每条曲线序列的大小为  $m'$ , 则曲率函数序列  $k_i$  和图像平均曲率  $C'$  可表示为

$$k_i = \frac{x_i' \times y_i'' - x_i'' \times y_i'}{(x_i'^2 + y_i'^2)^{\frac{3}{2}}}, \quad (8)$$

$$C' = \frac{1}{n'} \sum_{i=1}^{m'} \frac{k_i}{m'}. \quad (9)$$

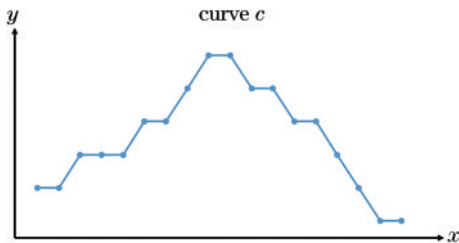


图 7 离散曲率计算

Fig. 7 Curvature calculation

## 2.3 分割评价指标

$f_{\text{mIoU}}$  是语义分割重要的评价指标之一,  $f_{\text{Acc}}$  可以作为目标分类和语义分割的度量<sup>[20]</sup>:

$$f_{\text{Acc}} = \frac{T_p + T_n}{T_p + F_p + F_n + T_n}, \quad (10)$$

式中:  $T_p$  为预测结果为正, 真实为正的个数;  $T_n$  为预测结果为负, 真实为负的个数;  $F_p$  为预测结果为正, 真实为负的个数;  $F_n$  为预测结果为负, 真实为正的个数。

$$f_{\text{mIoU}} = \frac{1}{z+1} \sum_{i=0}^z \frac{T_p}{F_n + F_p + T_p}, \quad (11)$$

式中:  $z$  为分类的个数。

## 2.4 试验环境

试验的硬件环境为 Intel(R) Core(TM) i7-10700 CPU @ 2.90 GHz (16 GB 运行内存) 和 NVIDIA GeForce RTX 3090 GPU; 操作系统为 Windows 10 专业版, 开源深度学习框架为 Pytorch 和图像处理库为 OpenCV 开源库。

## 3 结果与分析

### 3.1 试验设计

1) Rice-DeepLab 训练: 将网络摄像头采集的图像随机裁剪, 将裁剪后的图像 (573 pixel × 880 pixel) 人工标注后按 8:2 随机分为训练集和测试集; 随机水平垂直反转图像, 随机调整图像对比度、亮度、饱和度和色调, 随机添加高斯噪声增加其鲁棒性; backbone 训练: 设 cell 个数  $m$  为 12, 节点数  $n$  为 5, batch size 为 2, 训练周期为 40 epoch, 采用 SGD 优化器, 学习率为  $2 \times 10^{-3}$ , 背景标签为 0, 稻穗标签为 1; 离线训练 Rice-DeepLab 网络模型: 设置 batch size 为 4, 训练周期为 3000 epoch, 采用 SGD 优化器, 初始学习率为 0.05, 冲量为 0.9, 每个 epoch 衰减 0.0001, 背景标签为 0, 稻穗标签为 1。

2) 分割后的灌浆期稻穗图像, 稻穗区域设置为 1, 背景区域设置为 0, 计算图像的  $H$ 、 $S$ 、 $V$  通道的一阶矩和二阶矩; 计算稻穗像素个数和稻穗面积占比; 根据质心计算离散程度  $D$ ; 计算图像平均曲率  $C'$ 。

### 3.2 试验结果与分析

#### 3.2.1 不同网络分割效果比较

DeepLabV3plus 具有分割精度高、计算量小、运行速度快的特点<sup>[21]</sup>, NAS 在目标分类任务中取得了不错的效果<sup>[22]</sup>, 所以基于 DeepLabV3plus 和 NAS 算法设计的语义分割网络记为 NAS-DeepLab, 根据主干网络的大小, 修改 ASPP 模块, 最终设计稻穗分割网络 Rice-DeepLab。3 种网络模型的评价指标如表 3 所示。

对相同数据集, 采用不同的网络模型, 相同的训练策略, DeepLabV3plus 的 mIoU 和 Acc 最低, 且参数最多; 与原始网络相比使用了 NAS 算法搜索主干网络的

表 3 3 种模型分割评价指标

Table 3 Evaluation indexes for segmentation of three models

Method	mIoU / %	Acc / %	Params size / MB
DeepLabV3plus	79.24	89.64	151.66
NAS-DeepLab	82.20	91.35	50.16
Rice-DeepLab	85.74	92.61	61.67



NAS-DeepLab 模型, mIoU 和 Acc 分别提高了 2.96 个百分点和 1.71 个百分点, 参数降至 50.16 MB; 继续修改 ASPP 模块, 增加特征图数量的 Rice-DeepLab 虽然参数增加了 11.51 MB, 但是 mIoU 和 Acc 分别提高了 3.54 个百分点和 1.26 个百分点, 与原始模型相比具有更好的效果, mIoU 增加了 6.5 个百分点, Acc 增加了 2.97 个百分点, 参数缩减了 59.34%。上述 3 种模型分割的结果如图 8 所示。

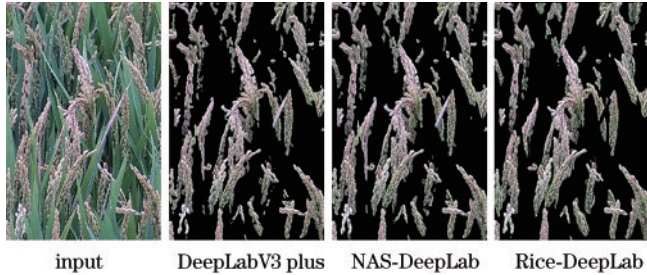


图 8 3 种网络模型分割结果

Fig. 8 Segmentation results of three network models

### 3.2.2 特征参数与水稻长势的关系

图 9 为  $H$  通道一阶矩( $\mu$ )-二阶矩( $\sigma$ )散点图, 图 10 为典型样本颜色特征对比图, 图像  $H$  通道的一阶矩越大, 颜色越深, 水稻越成熟, 可以根据此参数判断水稻处于乳熟期或蜡熟期。图 10 中, 3 张图像  $H$  通道的一阶矩越来越大, 可以看出稻穗也逐渐变黄;  $H$  通道的二阶矩越大, 其颜色分布越分散, 可以根据一阶矩和二阶矩判断水稻的成熟情况, 217 号图二阶矩较小且一阶矩也小, 说明图中水稻全部处在乳熟期, 295 号图二阶矩较大且一阶矩也大, 说明图中水稻小部分处在乳熟期大部分处在蜡熟期。

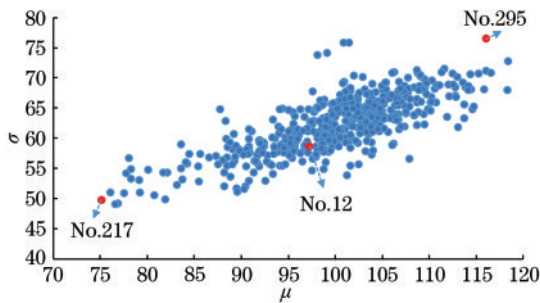


图 9  $H$  通道一阶矩-二阶矩散点图

Fig. 9  $H$  channel first moment-second moment scatter diagram

图 11 为面积占比-离散度散点图, 图 12 为典型样本稻穗稀疏、稠密对比图, 当摄像头的高度、焦距固定, 角度在某一水平面时, 面积占比  $p_s$  越小稻穗越少; 对比 277 号和 5 号图, 面积占比大致相同, 可以看出 227 号图中水稻较分散, 所以离散程度越大稻穗越分散; 结合上述结论并对比 41 号和 5 号图,  $p_s$  越小、离散程度越大的稻穗越稀疏。

图 13 为  $H$  通道一阶矩-图像平均曲率散点图, 图 14

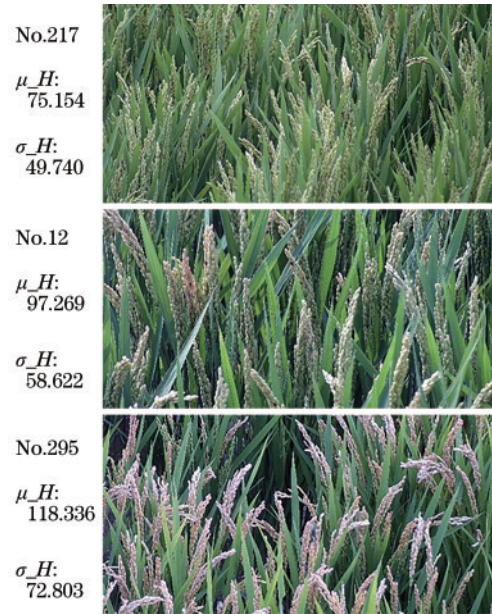


图 10 典型样本颜色特征对比图

Fig. 10 Contrast diagram of color feature of typical samples

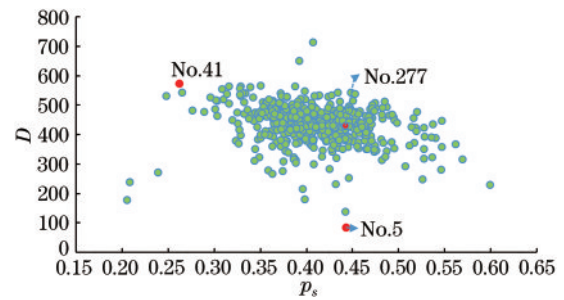


图 11 面积占比-离散度散点图

Fig. 11 Area ratio - dispersion scatter diagram

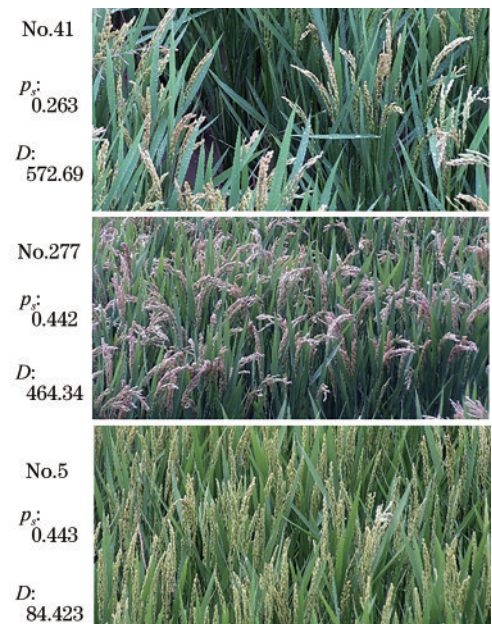


图 12 典型样本稻穗稀疏、稠密对比图

Fig. 12 Contrast diagram of sparse and dense panicle of typical samples

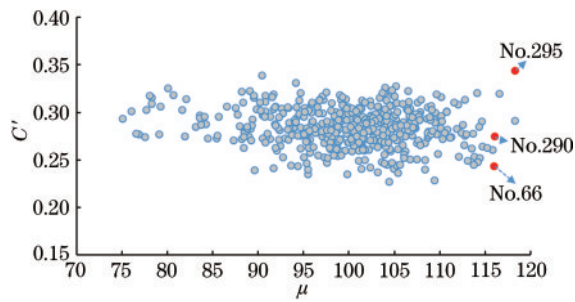
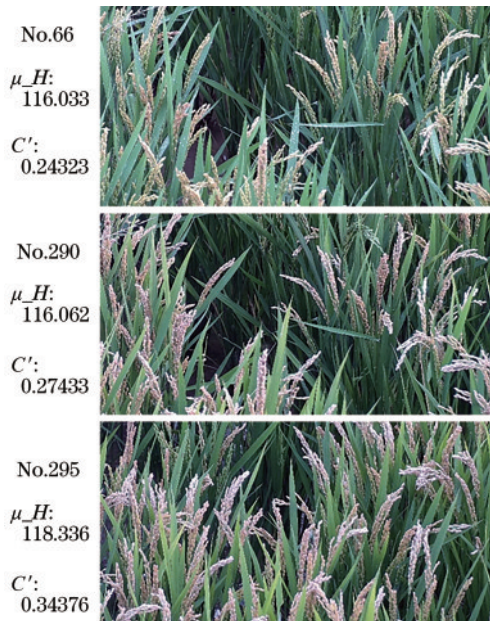
图 13  $H$  通道一阶矩-图像平均曲率散点图Fig. 13  $H$  channel first moment-mean curvature scatter diagram

图 14 典型样本稻穗弯曲情况对比图

Fig. 14 Contrast diagram of bending of panicle of typical samples

为典型样本稻穗弯曲情况对比图,乳熟期水稻刚刚灌浆,对于研究稻穗是否饱满并没有较大意义;到灌浆期中后期,稻穗灌浆基本完成,此时对比图 14 中 3 张图像,图像平均曲率越大,稻穗越弯曲,说明稻穗越饱满。

## 4 结 论

提出了一种基于神经架构搜索的灌浆期水稻稻穗分割及特征分析方法,由田间摄像头采集水稻图像,分割出处在灌浆期的水稻图片中的稻穗,计算出稻穗在图中的面积占比、离散程度、图像平均曲率、颜色特征。实验结果表明:稻穗分割准确率较高,DeepLabV3plus 和 NAS 算法改进的 Rice-DeepLab 稻穗分割模型的 Acc 和 mIoU 都有显著的提升,Acc 为 92.61%,mIoU 为 85.74%;去除复杂背景后,可根据面积占比和离散程度判断稻穗的稀疏程度;根据  $H$  通道的一阶矩判断水稻处于灌浆期中的乳熟期或蜡熟期,并结合二阶矩可以判断田间水稻的成熟情况;水稻蜡熟期根据图像平均曲率可以判断稻穗的弯曲程度,推断稻穗是否饱满。

在实际农业生产过程中,可以根据以上关系初步判断水稻的长势。颜色特征容易受到光照的影响,形状特征容易受到外界不良环境的影响,可以选择在环境条件较好的情况下,采集图像研究以提高判断的准确度和可信度。

## 参 考 文 献

- [1] 徐建鹏,王杰,徐祥,等.基于RAdam卷积神经网络的水稻生育期图像识别[J].农业工程学报,2021,37(8):143-150.  
Xu J P, Wang J, Xu X, et al. Image recognition for different developmental stages of rice by RAdam deep convolutional neural networks[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2021, 37(8): 143-150.
- [2] Yang M D, Tseng H H, Hsu Y C, et al. Semantic segmentation using deep learning with vegetation indices for rice lodging identification in multi-date UAV visible images[J]. Remote Sensing, 2020, 12(4): 633.
- [3] 段凌凤,熊雄,刘谦,等.基于深度全卷积神经网络的大田稻穗分割[J].农业工程学报,2018,34(12):202-209.  
Duan L F, Xiong X, Liu Q, et al. Field rice panicle segmentation based on deep full convolutional neural network[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2018, 34(12): 202-209.
- [4] Li H W, Li Z H, Dong W H, et al. An automatic approach for detecting seedlings per hill of machine-transplanted hybrid rice utilizing machine vision[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 185: 106178.
- [5] 邵长秀,潘学标,李家文,等.不同生育阶段洪涝淹没时长对水稻生长发育及产量构成的影响[J].农业工程学报,2019,35(3):125-133.  
Shao C X, Pan X B, Li J W, et al. Effects of flooding duration in different growth stages on growth and yield component of rice[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2019, 35(3): 125-133.
- [6] 于丰华,曹英丽,许童羽,等.基于高光谱遥感处方图的寒地分蘖期水稻无人机精准施肥[J].农业工程学报,2020,36(15):103-110.  
Yu F H, Cao Y L, Xu T Y, et al. Precision fertilization by UAV for rice at tillering stage in cold region based on hyperspectral remote sensing prescription map[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2020, 36(15): 103-110.
- [7] 许轲,孙圳,霍中洋,等.播期、品种类型对水稻产量、生育期及温光利用的影响[J].中国农业科学,2013,46(20):4222-4233.  
Xu K, Sun Z, Huo Z Y, et al. Effects of seeding date and variety type on yield, growth stage and utilization of temperature and sunshine in rice[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2013, 46(20): 4222-4233.
- [8] 张振兴,纪雄辉,谢运河,等.水稻不同生育期施用生石灰对稻米镉含量的影响[J].农业环境科学学报,2016,35(10):1867-1872.



- Zhang Z X, Ji X H, Xie Y H, et al. Effects of quicklime application at different rice growing stage on the cadmium contents in rice grain[J]. *Journal of Agro-Environment Science*, 2016, 35(10): 1867-1872.
- [9] Zhang C Q, Zhou L H, Zhu Z B, et al. Characterization of grain quality and starch fine structure of two japonica rice (*Oryza sativa*) cultivars with good sensory properties at different temperatures during the filling stage[J]. *Journal of Agricultural and Food Chemistry*, 2016, 64(20): 4048-4057.
- [10] 张洪程, 胡雅杰, 杨建昌, 等. 中国特色水稻栽培学发展与展望[J]. *中国农业科学*, 2021, 54(7): 1301-1321.  
Zhang H C, Hu Y J, Yang J C, et al. Development and prospect of rice cultivation in China[J]. *Scientia Agricultura Sinica*, 2021, 54(7): 1301-1321.
- [11] 徐广春, 顾中言, 徐德进, 等. 2012—2016年稻田农药科学减量试验分析[J]. *江苏农业学报*, 2018, 34(5): 1005-1012.  
Xu G C, Gu Z Y, Xu D J, et al. Analysis on the scientific pesticide reduction trial in paddy field during 2012-2016[J]. *Jiangsu Journal of Agricultural Sciences*, 2018, 34(5): 1005-1012.
- [12] 陈浩, 张秀英, 周游, 等. 氮肥利用对水稻不同生育期的影响概述[J]. *大麦与谷类科学*, 2017, 34(1): 11-14.  
Chen H, Zhang X Y, Zhou Y, et al. Effects of nitrogen utilization on different growth stages of rice[J]. *Barley and Cereal Sciences*, 2017, 34(1): 11-14.
- [13] Chen L C, Zhu Y K, Papandreou G, et al. Encoder-decoder with atrous separable convolution for semantic image segmentation[M]//Ferrari V, Hebert M, Sminchisescu C, et al. *Computer vision-ECCV 2018. Lecture notes in computer science*. Cham: Springer, 2018, 11211: 833-851.
- [14] 王爱丽, 张宇泉, 吴海滨, 等. 基于空洞卷积胶囊网络的激光雷达数据分类[J]. *中国激光*, 2021, 48(11): 1110003.  
Wang A L, Zhang Y X, Wu H B, et al. LiDAR data classification based on dilated convolution capsule network[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2021, 48(11): 1110003.
- [15] Elsken T, Metzen J H, Hutter F. Neural architecture search: a survey[J]. *The Journal of Machine Learning Research*, 2019, 20(1): 1997-2017.
- [16] Chu X X, Zhou T B, Zhang B, et al. Fair DARTS: eliminating unfair advantages in differentiable architecture search[M]//Vedaldi A, Bischof H, Brox T, et al. *Computer vision-ECCV 2020*. Cham: Springer, 2020, 12360: 465-480.
- [17] Zhong Z, Yan J J, Wu W, et al. Practical block-wise neural network architecture generation[C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 18-23, 2018, Salt Lake City, UT, USA. New York: IEEE Press, 2018: 2423-2432.
- [18] 刘梦飞, 付小雁, 尚媛园, 等. 基于HSV颜色特征和贡献度重构的行人跟踪[J]. *激光与光电子学进展*, 2017, 54(9): 091004.  
Liu M F, Fu X Y, Shang Y Y, et al. Pedestrian tracking based on HSV color features and reconstruction by contributions[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2017, 54(9): 091004.
- [19] Shen W, Du C T, Jiang Y, et al. Bag of shape features with a learned pooling function for shape recognition[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2018, 106: 33-40.
- [20] 孙跃军, 屈赵燕, 李毅红. 基于改进的Mask R-CNN的乳腺肿瘤目标检测研究[J]. *光学学报*, 2021, 41(2): 0212004.  
Sun Y J, Qu Z Y, Li Y H. Study on target detection of breast tumor based on improved mask R-CNN[J]. *Acta Optica Sinica*, 2021, 41(2): 0212004.
- [21] 邱云飞, 温金燕. 基于DeepLabV<sup>3+</sup>与注意力机制相结合的图像语义分割[J]. *激光与光电子学进展*, 2022, 59(4): 0410008.  
Qiu Y F, Wen J Y. Image semantic segmentation based on combination of DeepLabV<sup>3+</sup> and attention mechanism[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2022, 59(4): 0410008.
- [22] Cano E, Mendoza-Avilés J, Areiza M, et al. Multi skin lesions classification using fine-tuning and data-augmentation applying NASNet[J]. *PeerJ Computer Science*, 2021, 7: e371.