doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2025.07.046

基于深度学习和视觉显著性算法的自然环境中烟叶成熟度判别

刘艺豪[1]　周名扬[1]　陈　度[2]　张亚伟[1]　王　新[1]

(1.中国农业大学工学院,北京 100083;2.智能农业动力装备全国重点实验室,北京 100083)

摘要:自然环境中烟叶成熟度不同步的特性对选择性采摘提出了挑战,现有的烟叶成熟度判别算法在复杂光照条件下鲁棒性不足,且未能有效平衡轻量化程度和分类精度。本研究提出一种融合视觉显著性算法与自适应光照校正的深度学习方法,以实现田间烟叶成熟度的精准判别。使用经过轻量化的 YOLO v8n 检测图像中的烟叶区域;其次,对检测出的烟叶区域使用自适应 Gamma 校正,减少光照变化对成熟度判别的影响;利用改进的视觉显著性算法生成烟叶的显著性图;利用改进 MobileNetV2 网络对烟叶成熟度等级进行判别。试验结果表明,轻量化后的 YOLO v8n 检测模型内存占用量为原模型的 29%,平均精度均值达 94.8%。在输入图像为 RGB 三通道时所提方法的判别准确率为 91.93%,加入显著性增强算法后,准确率达到 95.07%,比目前最好的分类模型(MobileNetV3Large)高 2.03 个百分点。加入自适应 Gamma 校正算法后,高光照情况下烟叶图像信息熵提升 7.5%。结果证明了所提出的自适应 Gamma 校正与显著性增强结合的烟叶成熟度判别方法的有效性,可为烟叶采摘机器人提供技术支持。

关键词:烟叶成熟度;复杂环境;自适应 Gamma 校正;视觉显著性;深度学习

中图分类号:S572;TP391.4　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-1298(2025)07-0502-11　　**OSID**:

Maturity Discrimination of Tobacco Leaves in Natural Environments Based on Deep Learning and Visual Saliency Algorithm

LIU Yihao[1]　ZHOU Mingyang[1]　CHEN Du[2]　ZHANG Yawei[1]　WANG Xin[1]

(1. *College of Engineering*, *China Agricultural University*, *Beijing* 100083, *China*

2. *State Key Laboratory of Intelligent Agricultural Power Equipment*, *Beijing* 100083, *China*)

Abstract: The asynchronous maturity of tobacco leaves in natural environments presents a significant challenge for selective harvesting. Existing algorithms for tobacco leaf maturity classification often lack robustness under complex lighting conditions and struggle to balance model light weightness with classification accuracy. To address these issues, a deep learning-based approach that integrated a visual saliency algorithm with adaptive illumination correction to achieve accurate maturity classification of tobacco leaves in field environments was proposed. Firstly, the lightweight YOLO v8n model was used to detect tobacco leaf regions in the input image. Then, adaptive Gamma correction was applied to these regions to mitigate the impact of varying illumination on maturity classification. Next, an improved visual saliency algorithm was employed to generate saliency maps of the tobacco leaves. Finally, an enhanced MobileNetV2 network was used to classify the maturity levels of the detected leaves. Experimental results demonstrated that the lightweight YOLO v8n model reduced memory usage to 29% of the original model while achieving a mean average precision (mAP@0.5) of 94.8%. When using RGB images as input, the proposed method attained a classification accuracy of 91.93%. After integrating the saliency enhancement algorithm, the accuracy was increased to 95.07%, outperforming the current state-of-the-art model (MobileNetV3Large) by 2.03 percentage points. Additionally, the use of adaptive Gamma correction increased the information entropy of tobacco leaf images by 7.5% under high illumination

收稿日期:2025-01-24　修回日期:2025-02-28

基金项目:中国农业大学横向课题项目(202405410711069)

作者简介:刘艺豪(1997—),男,博士生,主要从事计算机视觉在农业中的应用研究,E-mail:liuyihao@cau.edu.cn

通信作者:王新(1982—),女,副教授,博士,主要从事农业机器人技术研究,E-mail:wangxin117@cau.edu.cn

conditions. These results validated the effectiveness of the proposed method, which combined adaptive Gamma correction with visual saliency enhancement. The approach offered a promising solution for improving tobacco leaf maturity classification and provided technical support for the development of tobacco harvesting robots.

Key words: tobacco leaves maturity; complex environment; adaptive Gamma correction; visual saliency; deep learning

0　引言

烟叶成熟度是决定烟草制品质量和品质的关键因素[1]，对烟农的经济福利和烟草产业的可持续发展有很大影响[2-3]。成熟度适宜的烟叶具有良好的香气和适宜的含水率，可以提供更好的燃烧性能和更纯正的口感[4-5]。烟草的植物特性决定未熟的烟叶在提前采收后无法实现自然成熟，且无论未熟还是过熟均会影响烟叶品质和烘烤难度，故在适宜的成熟度采收烟草非常重要[6]。然而在实际采收过程中，烟农通常依靠肉眼等感官来判断烟叶成熟度。人工判断的主观性往往导致烟叶成熟度标准不一致，产生大量人为判别误差。因此，建立客观的烟叶成熟度评价体系，对提高烟叶生产质量，保持烟草产业稳定发展具有重要意义[7]。

目前，判定烟叶成熟度的方法主要有 3 类：①基于化学成分检测，如通过电化学指纹技术[7]或通过尼古丁含量分析[8]，能够较为精准地推算烟叶成熟度，但需破坏性采样且实时性差。②基于近红外或高光谱分析，通过光谱特征实现非破坏性检测[9-10]。如 LU 等[11]利用高光谱成像技术对烟叶成熟度进行判别，准确率可达 98.46%。但近红外和高光谱技术依赖复杂且昂贵的设备与稳定光源，难以适应田间复杂环境。③基于机器视觉的烟叶成熟度判别，机器视觉方法通过 RGB 图像获取烟叶的颜色、形态等外观特征，可实现对烟叶成熟度快速判别[12-13]，如李云捷等[14]在室内稳定光源环境下，烟叶成熟度判别准确率可以达到 95.85%。但实际田间场景中，传统的阈值法和机器学习的烟叶成熟度判别方法受光照干扰显著[15-17]。如代英鹏等[18]通过烟叶颜色和成熟度之间的隶属度关系进行烟叶成熟度判别，准确率为 82.0%。为了能实现自然环境中烟叶成熟度准确判别，需要提取更加丰富的烟叶特征。所以需要结合光照校正算法与深度学习技术完成田间烟叶的成熟度判别。

随着技术不断发展，以卷积神经网络为代表的深度学习算法（YOLO 系列、Mask R-CNN 和 MobileNet 系列等）被广泛应用于其他作物的成熟度判别[19-23]。许多研究为了能提高判别准确率，在模型中加入注意力机制[24]，来提高模型检测精度，但同时也会增加模型参数量和计算复杂度。因此，研究人员致力于开发适用于田间边缘设备的轻量化成熟度判别模型[25-26]，然而模型轻量化设计也会带来判别准确率损失，烟草属于大田作物，田间环境对其成熟度判别模型的轻量化方法和判别准确率都提出了更高要求。

针对自然环境下烟叶成熟度判别过程中光照干扰显著、模型轻量化与判别精度难以平衡等问题，本研究提出一种融合自适应光照校正、轻量化检测与图像显著性增强的烟叶成熟度判别方法。基于 LAMP（Layer-adaptive magnitude-based pruning）方法对 YOLO v8n 检测网络进行通道剪枝，并通过轻量化后的检测网络裁剪出烟叶图像；对裁剪出的烟叶区域采用可自动调节亮度的自适应 Gamma 校正，增强图像质量，减少光照变化对成熟度判别的影响；然后，结合改进的视觉显著性算法增加烟叶区域内成熟度判别细节；在 MobileNetV2 中加入 CA（Coordinate attention）模块以提高分类网络细节提取能力，并利用改进网络对烟叶成熟度等级进行判别。以期为烟田智能管理和烟叶自动化采摘提供技术参考。

1　材料和方法

1.1　烟叶成熟度判别总体流程

本文所提方法流程如图 1 所示。首先，利用改进的目标检测网络 YOLO v8n 检测图像中的烟叶。根据 YOLO v8n 输出的目标位置裁剪烟叶图像块并进行 Gamma 校正。利用改进的视觉显著性算法，生成烟叶图像块的单通道视觉显著图。随后，将烟叶图像块和相应的视觉显著图拼接成 4 通道图像。最后，使用图像分类网络提取特征并确定成熟度类别。

1.2　图像获取

烟叶成熟度图像于 2023 年 8 月 3—10 日在云南省玉溪市澄江市张家村路世界烟草品种园（24°39′N，102°52′E）采集，烟草品种为云烟 87，根据烟草采收规律，主要收集云烟 87 中部叶图像。使用 HUAWEI P30 pro 型智能手机在自然条件下拍摄烟叶可见光图像，拍摄模式为自动模式。在烟草种植地自然光下拍摄烟叶图像，收集不同天气背景下

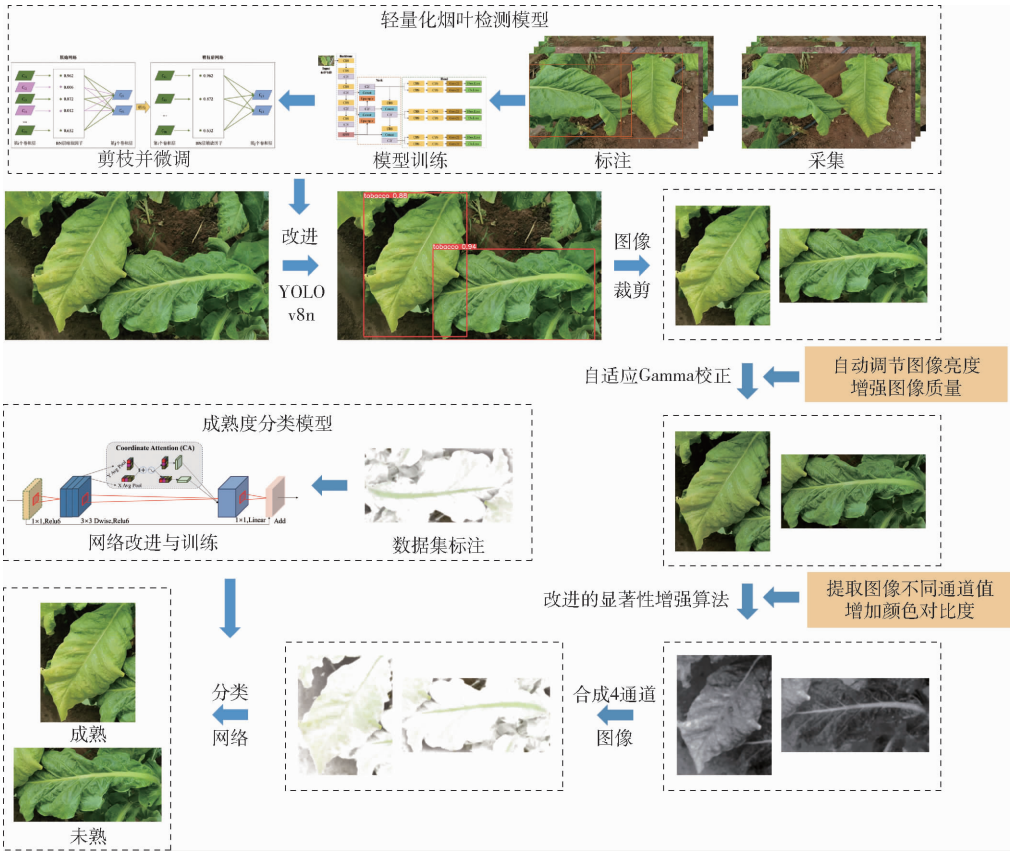


图 1 本文方法的流程图

Fig. 1 Flowchart of proposed method

的图像数据,包括阴天(3 d)和晴天(2 d),图像分辨率为 1 280 像素 ×720 像素。拍摄时设备距离叶片 0.5 ~ 0.6 m,图像中包括一个或多个烟叶对象,效果如图 2 所示。共收集 2 360 幅烟叶图像,其中阴天 1 226 幅(图像不受光照影响且无明显阴影),晴天 1 134 幅(图像受光照影响且有明显阴影)。

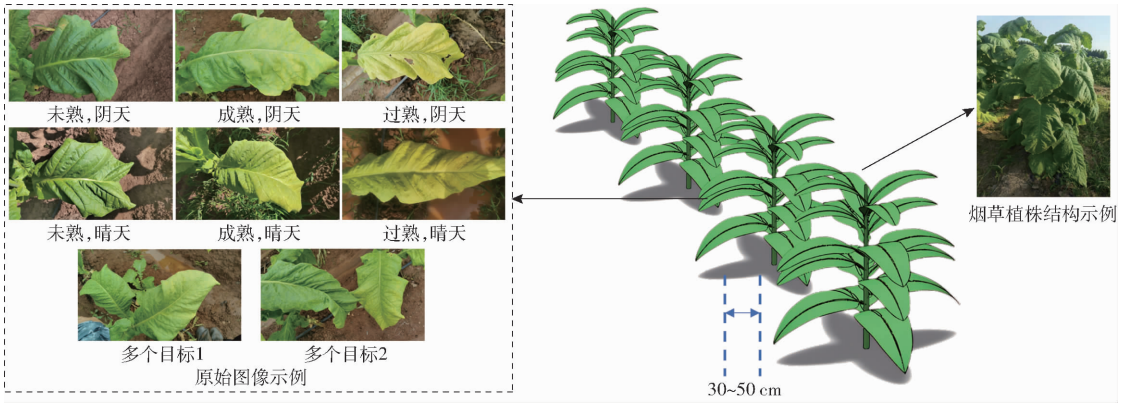


图 2 数据采集情况示意图

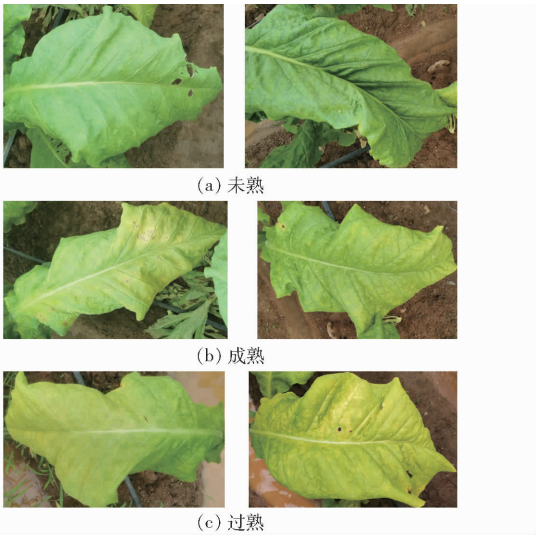
Fig. 2 Schematic of data collection

1.3 数据集建立

数据集分为目标检测数据集和图像分类数据集 2 部分。目标检测数据集包含 2 280 幅图像,按照比例 8∶2 随机选取 1 888 幅图像作为烟叶检测的训练集,其余 472 幅图像作为测试集。使用 LabelImg 工具手动标记目标并生成标签。此外,在将训练图像输入目标检测模型时,会自动进行数据增强,训练集数量可扩大约 10 倍,有效防止模型过拟合。

图像分类数据集由目标检测数据集的测试集组成。根据烟叶检测模型使用训练集输出的位置,从测试集图像中裁剪出 3 555 个图像块,经过自适应 Gamma 校正,每个图像块包含一片烟叶。将图像块作为成熟度数据集,并手动标记成熟度类别。图像块集覆盖了不同尺寸烟叶图像,在分类网络训练时会被统一调整为 224 像素 ×224 像素。根据烟叶在成熟过程中的颜色变化[27]和长期从事烟叶生产的

当地专业人员经验，将烟叶成熟度分为未熟、成熟和过熟 3 类。如图 3 所示，未成熟烟叶呈绿色，成熟烟叶开始变黄，也有部分绿色。过熟烟叶整体呈黄色。本研究按照比例 8∶2 随机选取 2 844 个图像块作为烟叶成熟度检测训练集，其余 711 个图像块作为测试集。



(a) 未熟　(b) 成熟　(c) 过熟

图 3　不同成熟度的烟叶

Fig. 3　Tobacco leaves of different maturities

1.4　基于 YOLO v8n 的烟叶检测

为了烟叶图像在进行成熟度分类时不受其他因素（如其他烟叶和土地等）干扰，先检测出图像中的烟叶目标并裁剪，之后进行分类。为了检测的实时性和准确率，选用了 YOLO v8n 目标检测网络，YOLO v8 是 YOLO 系列网络的新框架[28]，改进了检测网络 YOLO v5[29]。

考虑到算法后续会部署到边缘设备上（手机或嵌入式设备等），通过通道剪枝的方法对模型进行进一步轻量化。现有的剪枝算法都是通过人工实验或超参数搜索的方式来实现分层稀疏性的设置，人工实验需要花费大量的人力物力，超参数搜索则对设备算力有很高的要求。为了简化剪枝过程，使用一种基于层自适应幅度的剪枝算法（LAMP）对 YOLO v8n 模型进行剪枝[30]。该方法无需调整超参数和繁重的实验，且剪枝效果优于目前大多数剪枝算法。其步骤如下：

（1）确定网络总层数 L 以及每层卷积核数量 n_l。并对所有层卷积核权重进行归一化，以便统一计算重要性。

（2）对第 l 层的每个卷积核 W_l^i 计算其 LAMP 分数 s_l^i，即

$$s_l^i = \| W_l^i \|_p = \left(\sum_{j=1}^{m} |w_j^i|^p \right)^{\frac{1}{p}} \tag{1}$$

式中　w_j^i——卷积核中的单个权重

p——欧几里得范数，取 2

（3）记录每一层中所有卷积核的 LAMP 分数，并按照分数从大到小排列。根据剪枝率 r 计算每一层需要保留的卷积核数量 k_{keep}，即

$$k_{keep} = [\, n_l(1-r) \,] \tag{2}$$

式中　n_l——第 l 层的卷积核总数

[ ]——向下取整

（4）对每层卷积核，移除排名靠后的低分数卷积核，仅保留 k_{keep} 个高分数卷积核。并在所有层内检查总剪枝率是否满足目标 r，如未达到目标，可在低权重层适当增加剪枝比例。

（5）剪枝后，使用原始训练数据对模型进行重新训练，以微调剩余参数。验证微调后的模型精度，确认其性能恢复。

基于以上剪枝步骤，即可得到一个检测精度与原来相近的轻量化检测模型。

1.5　自适应 Gamma 校正

自然环境下，烟叶图像的颜色和亮度特征容易受到光照条件的影响，如强光和阴影等复杂的光照分布，这种变化可能导致图像中目标区域的细节丢失，降低分类模型的鲁棒性和准确性。为了解决这一问题，引入自适应 Gamma 校正技术，用于在图像预处理阶段优化输入图像的质量。Gamma 校正是一种常用于图像处理的亮度调整方法，通过调整像素值的非线性映射，使得图像亮度和对比度更符合视觉特性。Gamma 校正公式为

$$I_{corrected} = 255 \left(\frac{I_{input}}{255} \right)^{\gamma} \tag{3}$$

式中　I_{input}——输入图像像素值，取 0 ~ 255

$I_{corrected}$——经过 Gamma 校正后像素值

γ——Gamma 值，用于控制像素值非线性调整

当 $\gamma < 1$ 时，图像会整体变亮，增强暗部细节，当 $\gamma > 1$ 时，图像会整体变暗，抑制亮部像素。传统的 Gamma 校正会使用固定的 γ 值，无法动态适应图像的亮度分布。田间烟叶图像会受强光和阴影等复杂的光照影响，固定的 γ 值可能会导致校正效果不佳。因此，本研究提出了自适应 Gamma 校正方法，根据输入图像的全局亮度特征动态调整 γ 值，从而适应不同光照条件。具体步骤为：

（1）为了模拟人眼对图像亮度的感知程度，输入图像将转换为灰度图，并计算图像平均亮度，即

$$\mu = \frac{1}{H_l W} \sum_{x=1}^{H_l} \sum_{y=1}^{W} \frac{I_{gray}(x,y)}{255} \tag{4}$$

式中　μ——归一化平均亮度，取 0 ~ 1

H_l、W——图像高度、宽度

$I_{gray}(x,y)$——灰度图中像素点亮度

(2)根据平均亮度动态调整 γ,以分别处理过亮或过暗烟叶图像,γ 计算公式为

$$\gamma=\begin{cases}\gamma_{\min}+(1-\mu)(1-\gamma_{\min}) & (\mu<T)\\ 1+(\mu-T)(\gamma_{\max}-1) & (\mu\geqslant T)\end{cases} \tag{5}$$

式中 $\gamma_{\min}$——最小的 Gamma 值,用于限制提升亮度强度

$\gamma_{\max}$——最大的 Gamma 值,用于限制降低亮度强度

T——亮度阈值

将调整后的 Gamma 值代入式(3),即可得到经过自适应 Gamma 校正后的图像。

1.6 视觉显著性算法和烟叶成熟度分类

视觉显著性指图像中某些区域能够在视觉上吸引注意力,使得这些区域更容易被人眼检测到[31]。物体的视觉显著性主要取决于与背景的颜色对比度。烟叶在成熟过程中叶片颜色由绿色变为黄色。根据烟叶的成熟特点,基于视觉注意机制的理论,提出了一种改进的视觉显著性算法。视觉显著性方法的目标是提高视野内目标物体的视觉显著性程度,而物体的视觉显著性主要取决于在图像中颜色的对比度,由于成熟烟叶的颜色对比度比未熟烟叶更强烈,因此,视觉显著性算法可用于烟叶成熟度的判别。

基于烟叶成熟的相关特征,改进了视觉显著性算法 MSSS(Maximum symmetric surround saliency detection)[32]。算法实现步骤如下:

(1)使用 5×5 的高斯滤波器去除图像噪声。

(2)将图像转换到 L*a*b*、YIQ、YcbCr 颜色空间,提取 a^*、I、Cr 通道,并归一化。

(3)遍历每个像素点(x_i,y_i),以像素坐标为中心绘制一个最大对称边界框 Box_i,最大对称边界框示意图如图 4 所示。

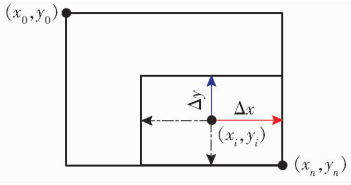


图 4 最大边界框示意图

Fig. 4 Schematic of maximum bounding box

(4)获取每个像素坐标在 a^*、I 和 Cr 通道上的颜色特征值 $a^*_{x_i,y_i}$、I_{x_i,y_i}和 Cr_{x_i,y_i}。计算最大对称边界框颜色特征平均值 $\bar{a}^*$、$\bar{I}$ 和$\bar{Cr}$。

(5)分别计算每个像素所在的最大对称边界框内通道 a^*、I 和 Cr 上的颜色对比度 $C_j(x_i,y_i)$,即

$$C_j(x_i,y_i)=\begin{cases}|D_j(x_i,y_i)| & (D_j>0)\\ 0 & (D_j\leqslant 0)\end{cases} \tag{6}$$

其中 $$D_j(x_i,y_i)=j_{x_i,y_i}-\bar{j}\quad(j=a^*,I,Cr) \tag{7}$$

式中 $D_j(x_i,y_i)$——中心像素与其最大对称边界框之间的颜色差异

(6)将通道 a^*、I 和 Cr 中每个像素颜色对比度 $C_j(x_i,y_i)$相加,得到烟叶区域累积颜色对比度图 M,即

$$M=C_{a^*}+C_I+C_{Cr} \tag{8}$$

(7)将累积颜色对比度图 M 中的值统一规划为 0~255 之间的值,作为最终的视觉显著图 A,即

$$A(x_i,y_i)=\frac{M(x_i,y_i)-\min(M)}{\max(M)-\min(M)}\times 255 \tag{9}$$

图 5c 为应用视觉显著性算法后的烟叶图像,其中绿色区域亮度较低,而黄色区域亮度较高。因此,不同成熟度的烟叶表现出不同的视觉显著性特征。在视觉显著性图中,未熟烟叶亮度很暗,成熟烟叶黄色区域明亮但绿色区域较暗,而过熟烟叶整体亮度较高且均匀。

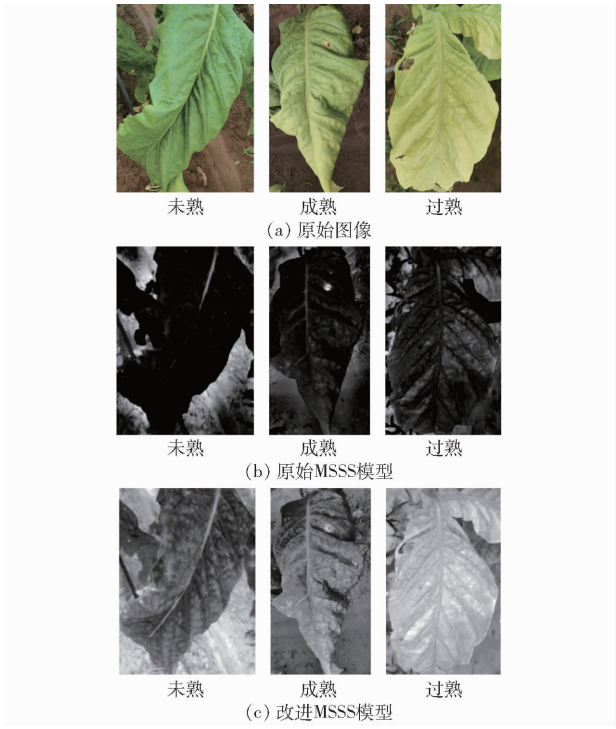


图 5 视觉显著性算法对比

Fig. 5 Visual saliency algorithm comparison charts

对比图 5b、5c 可知,改进了原 MSSS 模型与烟叶成熟度相关性不强的缺点。因为利用检测模型对烟叶图像进行了裁剪,计算只需要在图像块内进行,而非整幅图像,可以减小计算成本。且本研究将输入的颜色特征改为与黄色和绿色呈正相关的 a^*、I 和 Cr 通道,建立了视觉显著性与烟叶颜色转变程度之间的相关性。

在生成视觉显著图后，将烟叶图像块和对应的视觉显著图拼接成 4 通道图像，输入到图像分类网络判断烟叶的成熟度类别。图像分类网络是卷积神经网络的一种，具有较强的学习能力和鲁棒性，但学习过程随机性较大，容易对数据过拟合。额外通道输入视觉显著图可以为卷积神经网络提供先验知识，加速收敛并提取更高层次的特征。

为了烟叶成熟度分类的准确性，也为了模型后续能在边缘设备上逆行部署，选择 MobileNetV2 作为烟叶成熟度分类网络，其是一种专注于轻量级和低功耗设备的卷积神经网络，首先使用 1×1 卷积层扩大维度，然后通过 3×3 的深度分离卷积进行特征提取，最后再通过 1×1 的卷积降低维度。这种设计可以提高模型运行效率，并在保持模型性能的同时减少计算量和模型内存占用量。为增强 MobileNetV2 的特征提取能力，提高分类准确率，在 MobileNetV2 网络中加入 CA（Coordinate attention）模块，分类网络结构如图 1 所示。

为了探究 CA 模块加入 MobileNetV2 后的分类效果，后续试验过程中采用 Grad－CAM 方法对改进前后模型进行可视化分析，将特征提取网络最后一层卷积层的特征图可视化，可直观看出特征权重集中区域。

2　结果与分析

2.1　测试平台

所有模型训练及测试均在台式计算机上进行，所用计算机配置为：Windows 10 操作系统，Intel Core i5－13490F CPU，Nvidia Geforce RTX 4060 Ti GPU，32 GB 内存。所用环境为 Pytorch 1.10.0，Cuda 11.3，cuDNN 8.2.0，Python 3.8。

2.2　评价指标

为了验证检测模型性能，采用精确率（Precision，P）、召回率（Recall，R）、平均精度均值（mAP，其值为 mAP@0.5）、模型内存占用量、参数量、浮点运算量和推理时长等评价指标[33]。

在分类任务中，采用准确率（Accuracy，A），精确率（Precision，P），召回率（Recall，R）、模型内存占用量、帧率（Frames per second，FPS）[34]。其中准确率是指模型预测正确的样本占总样本的比例，帧率是指分类模型每秒处理的图像帧数。

2.3　烟叶检测试验结果

为了能检测出图像中的烟叶目标，防止后续在烟叶成熟度分类时不受其他干扰，且后续能在边缘设备上部署，选择将 YOLO v8n 作为基础模型，在其基础上采用 LAMP 算法对模型进行剪枝，实现轻量化。剪枝时训练轮数设置为 300，将模型剪枝后进行微调处理。对比不同的剪枝率时模型剪枝效果，如表 1 所示。

表 1　不同剪枝率下检测模型性能

Tab.1　Performance of detection models under different pruning rates

剪枝率/%	mAP@0.5/%	参数量	浮点运算量	模型内存占用量/MB	推理时长/ms
0（base）	95.4	3.01×10^9	8.1×10^9	6.2	2.0
30	94.9	1.51×10^9	5.6×10^9	3.3	1.6
50	94.8	7.65×10^9	4.0×10^9	1.8	1.2
55	91.9	5.52×10^9	3.6×10^9	1.3	1.1
70	89.3	3.82×10^9	2.4×10^9	1.1	0.9

由表 1 可知，当剪枝率大于等于 55% 时，剪枝后模型精度开始下降。剪枝率为 50% 时，剪枝后模型效果最好，可在保留模型重要通道的同时剪去其他不重要通道，保证了模型检测准确率，剪枝率为 50% 时剪枝前后通道对比如图 6 所示。剪枝率为 50% 时烟叶检测模型在测试图像上的 mAP@0.5 为 94.8%，模型内存占用量为 1.8 MB，平均检测时间为 1.2 ms。结果证明该烟叶检测模型平均准确率

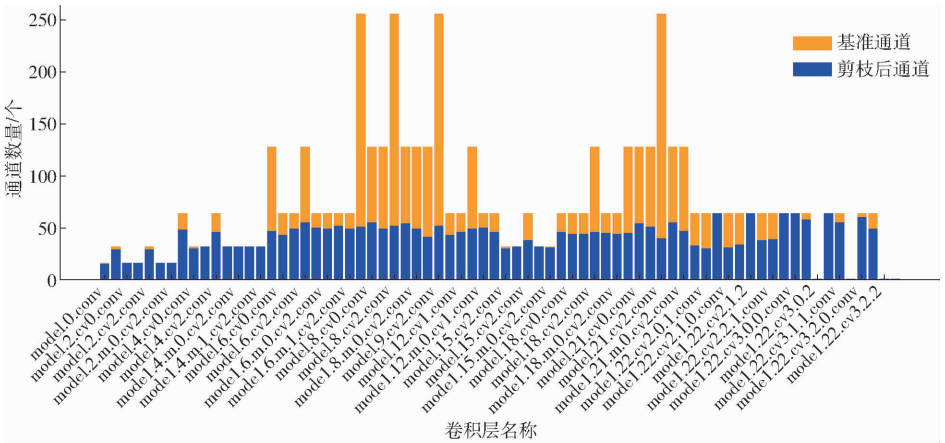


图 6　剪枝率为 50% 时通道对比

Fig.6　Channel comparison chart when pruning rate was 50%

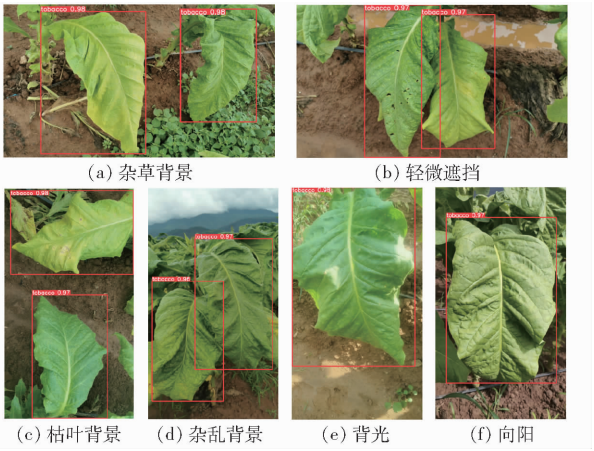
高,推理速度快,模型内存占用量小,后续可以部署在边缘设备上。

剪枝后烟叶检测模型部分测试结果如表 2 所示。由表 2 可知,检测模型对复杂环境(图 7)下的烟叶图像具有很好的鲁棒性。

表 2 不同干扰情况下烟叶检测模型结果对比

Tab. 2 Comparison of tobacco leaf detection model results under different interference conditions

干扰类型	样本数	mAP@0.5/%	精确率/%	召回率/%
杂草背景	86	93.5	95.5	91.5
枯叶背景	72	94.2	95.3	93.1
轻微遮挡	48	89.5	91.3	87.7
杂乱背景	94	95.6	96.9	94.3
光照	102	97.0	98.4	95.6



(a) 杂草背景 (b) 轻微遮挡 (c) 枯叶背景 (d) 杂乱背景 (e) 背光 (f) 向阳

图 7 剪枝后 YOLO v8n 模型检测结果

Fig. 7 Detection results of YOLO v8n model after pruning

由表 2 可知,遮挡会导致剪枝后的 YOLO v8n 模型产生漏检,如图 8 中黄色所框部分所示。叶片间产生遮挡,丢失叶片的部分形状特征,导致烟叶漏检。遮挡被广泛认为是一个难题,造成遮挡的原因很复杂,一方面,自然环境中烟叶形态随机、非结构化,叶子通常非常茂密,且叶片面积较大,从不同视点看遮挡程度不同。另一方面,采摘机器人本身存在运动限制,农田上植物分布紧凑,采摘机器人视角受到内在外在两个方面限制。为解决此问题,提出两种解决方案:①通过农艺学改变植物结构,使烟草植株形态更适合机械化采摘。②探索采摘机器人更加灵活的感知与运动规划方法,减少运动空间的限制。



图 8 剪枝后 YOLO v8n 的失败案例

Fig. 8 Failure case of YOLO v8n detection after pruning

2.4 烟叶成熟度分类试验

2.4.1 不同模型的性能评估

为了验证改进 MobileNetV2 模型分类性能,针对烟叶成熟度进行了分类测试,并与 MobileNetV2、MobileNetV3、VGG19、EfficientNetB1 等经典分类模型进行对比,模型训练时轮次均设置为 400。对比结果如表 3 所示,表中“输入图像类别”一栏表示输入图像的通道,其中 RGB-S 分别表示红色、绿色、蓝色和显著性图 4 个通道。

表 3 不同烟叶成熟度分类模型试验结果对比

Tab. 3 Comparison of experimental results of different tobacco leaf maturity classification models

模型	输入图像类别	模型内存占用量/MB	准确率/%	帧率/(f·s^{-1})
VGG19-3C	RGB	560.2	73.58	39.96
VGG19-4C	RGB-S	560.2	76.23	38.14
EfficientNetB1-3C	RGB	28.3	89.33	58.34
EfficientNetB1-4C	RGB-S	28.3	90.89	56.23
MobileNetV2-3C	RGB	9.9	86.46	133.63
MobileNetV2-4C	RGB-S	9.9	88.53	131.58
MobileNetV3Smal-3C	RGB	6.9	89.86	145.23
MobileNetV3Small-4C	RGB-S	6.9	91.87	143.86
MobileNetV3Large-3C	RGB	18.1	91.12	102.19
MobileNetV3Large-4C	RGB-S	18.1	93.04	100.86
MobileNetV2-Improved-3C	RGB	10.2	91.93	130.91
MobileNetV2-Improved-4C	RGB-S	10.2	95.07	129.14

由表 3 可知,MobileNetV2-Improved 表现突出,在三通道和四通道数据上准确率分别达到 91.93% 和 95.07%。比现阶段的先进分类网络 MobileNetV3Large 分别高 0.81、2.03 个百分点。测试准确率最低的为 VGG19,不同数据类型分别为 73.58% 和 76.23%,VGG 系列模型结构较深,设计时间较早,采用的是较大卷积核和全连接层,参数量大且计算复杂度高,容易出现过拟合,导致在测试集上表现不佳。MobileNetV3Small 的模型内存占用量最小(6.9 MB)。MobileNetV2(9.9 MB)和 MobileNetV2-Improved(10.2 MB)仅次于其。这些小型模型在存储受限的环境中具有明显优势。MobileNetV3Small 的处理速度(帧率)最快,MobileNetV2 和 MobileNetV2-Improved 仅次于其。总之,MobileNetV2-Improved 模型在多个指标上均表现优异。虽然 MobileNetV3Small 的模型内存占用量和处理速度上均优于 MobileNetV2-Improved,但

后者在三、四通道上的测试准确率比前者高 2.07、3.20 个百分点。这表明 MobileNetV2 - Improved 在保持高性能的同时，需要更少的存储和计算复杂度。通过试验可知，MobileNetV2 - Improved 在烟叶成熟度分类任务中具有显著优势和广泛应用潜力，非常适合在复杂现场条件和背景下进行烟叶成熟度分类，特别是在资源受限的环境中。

2.4.2　分类网络可视化试验

将分类过程中的特征图进行可视化，如图 9 所示，图中红、黄、绿、蓝色区域依次表示该区域对模型分类结果的影响程度，红色区域表示影响最大，表示其权重集中于该像素区域。从图 9b 和图 9e 可以看出，原本的 MobileNetV2 网络在分类时注意力较为分散，甚至会关注非烟叶本身的部分。从图 9c 和图 9f 可看出，MobileNetV2 - Improved 网络在分类时可以更好地关注到叶片本身，包括叶片的前端部分和叶脉，因为叶片前端的黄色与叶脉变白是判断烟叶是否成熟的关键标志。试验结果表明，改进模型在一定程度上提高了模型对细微特征的提取能力。

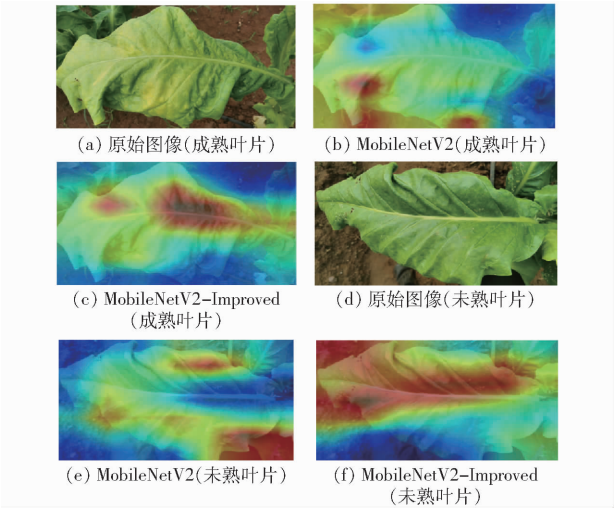


图 9　Grad CAM 的可视化示例

Fig. 9　Visualization example of Grad CAM

2.4.3　显著性算法加入前后的分类性能对比

为了验证所提方法的优势，本研究进行了所提方法与其他方法的对比试验。所采用的方法分为两类：①手动提取颜色特征来训练分类模型（即通过所提出的显著性增强方法增加颜色提取效果）。②使用分类模型自动对烟叶图像块进行分类。

两种方法的对比结果如表 3 所示，其中“输入图像类别”为 RGB - S 代表方法 1，为 RGB 代表方法 2。通过对比可知，在相同的网络结构下，所有 RGB 作为输入的模型准确率均低于 RGB - S 作为输入的模型，例如 MobileNetV2 - Improved - 3C 的准确率比 MobileNetV2 - Improved - 4C 低 3.14 个百分点。结果证明，视觉显著性的加入对准确率的提高起到了重要作用。

为了进一步验证所提出方法的有效性，计算了每个成熟度类别的分类精确率和召回率。选择 MobileNetV2 - Improved - 3C 模型和 MobileNetV2 - Improved - 4C 模型进行对比，混淆矩阵如图 10 所示。

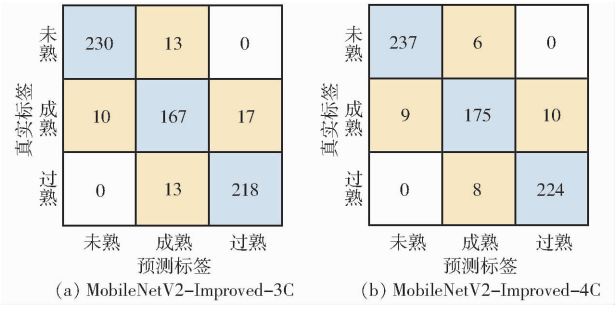


图 10　混淆矩阵

Fig. 10　Confusion matrix

由图 10 可知，无论哪种模型，未熟烟叶类别的正确分类最多，过熟烟叶次之，成熟烟叶最少。进一步比较两种模型，可以发现 MobileNetV2 - Improved - 4C 在每个成熟度类别上几乎都有最多的正确分类数。结果证明视觉显著性算法的加入可以增强烟叶成熟度特征并为模型提供先验知识。

每个成熟度类别分类的精确率和召回率如表 4 所示。由表 4 可知，无论哪种模型，区分未熟和过熟类别总是最容易的，但成熟烟叶的分类精确率相对较低。MobileNetV2 - Improved - 4C 在成熟烟叶分类中表现出较高的精确率和召回率，说明视觉显著性图有助于成熟烟叶的判别，但 MobileNetV2 - Improved - 4C 在成熟烟叶分类中的精确率和召回率仍最低（相较于未熟分类和过熟分类）。可能的原因：①部分成熟烟叶处于颜色转化的初期或后期，初期泛黄不明显，易与未熟烟叶混淆，后期泛黄明显，易与过熟烟叶混淆，导致分类结果在三者之间摇摆不定。②采用的是常见的单视角观察烟株方法，只能获取烟叶一侧信息，而摄像头很难采集到其他角度信息，这也是很多视觉成熟度分类方法的局限性。更全面的、集成多视角信息的成熟度分类方法可以

表 4　不同成熟度分类模型结果对比

Tab. 4　Comparison of results from different maturity classification models　%

成熟度	MobileNetV2 - Improved - 3C		MobileNetV2 - Improved - 4C	
	精确率	召回率	精确率	召回率
未熟	95.83	94.65	96.34	97.53
成熟	86.53	86.08	92.59	90.21
过熟	92.77	94.37	95.73	96.55

作为所提方法的升级替代方案。基于深度学习的模型更适用于单个烟草产区或单一种植模式。因此，跨产区和跨品种的成熟度分类是未来研究的另一个长期目标。

2.4.4 自适应 Gamma 校正算法效果

为了验证所提自适应 Gamma 校正算法的有效性，采用与前面章节不同的测试集，对比不同光影情况下，有无加入此算法时模型的准确率。根据光影情况，本研究将其分为非光照、次高光照、高光照 3 种情况，如图 11 所示。图 11a 所示的烟叶受到其他物体的遮挡，但仍能准确表达烟叶颜色等信息，所以非光照情况对烟叶成熟度判断的影响较小。图 11b、11c 所示的烟叶受到了光照影响，特别是图 11c，由于阳光直射，烟叶颜色表达受到很大影响，原本是绿色的烟叶显示为黄色，影响烟叶的成熟度等级判断。但经过自适应 Gamma 校正后可以提高图像质量，降低光照对颜色影响（图 11e、11f）。表 5 展示了不同光影情况下加入自适应 Gamma 校正对成熟度判断结果的影响，对于 3 种光影情况，加入自适应 Gamma 校正均可以提高成熟度判断的准确率。在非光照情况下，由于光影对烟叶颜色影响较小，故加入自适应 Gamma 校正算法后准确率仅提高 2.9 个百分点。但当光影情况为次高光照和高光照时，由于光影对烟叶颜色影响较大，故加入 Gamma 校正后可以明显提高模型的准确率，尤其在高光照情况下，准确率提高 14.7 个百分点。说明加入 Gamma 校正后可以提高模型烟叶成熟度判断的准确率，提高模型整体的鲁棒性。



图 11 Gamma 校正效果

Fig. 11 Gamma correction effect diagrams

为了进一步验证所提出的自适应 Gamma 校正算法的有效性，本研究引入了图像的信息熵来评估图像校正前后的质量。为了能准确评估烟叶的信息熵，利用 SAM（Segment anything model）模型对校正前后的图像进行分割[35]，进而计算分割后叶片的信息熵。信息熵是一种衡量图像信息丰富程度的指标，反映了图像中像素值分布的复杂性。将经过 SAM 模型处理后的图像进行灰度化处理，将图像从 RGB 空间转换为灰度图像。统计灰度图像中每个灰度（0 ~ 255）的像素出现次数，记为频率分布 $h(i)$，并将其归一化为概率分布 $p(i)$，即

$$p(i) = \frac{h(i)}{N} \tag{10}$$

式中 i——灰度，取 0 ~ 255

N——图像总像素数

根据概率分布 $p(i)$，利用信息熵公式计算图像信息熵，即

$$H = -\sum_{i=0}^{255} p(i)\mathrm{lb}(p(i)) \tag{11}$$

式中 H——图像信息熵

计算不同光影情况下自适应 Gamma 校正前后叶片的平均信息熵（$\overline{H}$），结果如表 5 所示，在高光照下，加入 Gamma 校正后叶片平均信息熵提高 7.5%，说明 Gamma 校正在高光照情况下对叶片的图像质量效果最好，也验证了之前提到的模型分类准确率提高。进而验证了所提出的自适应 Gamma 校正算法的有效性。

表 5 校正前后叶片的信息熵和成熟度判别准确率

Tab. 5 Information entropy and maturity discrimination accuracy of leaves before and after correction

光影情况	图像个数	准确率（前）/%	准确率（后）/%	$\overline{H}$（前）/ bit	$\overline{H}$（后）/ bit	$\overline{H}$ 提升率/%
非光照	64	88.7	91.6	4.58	4.67	2.0
次高光照	58	79.6	89.3	5.72	5.90	3.1
高光照	61	72.8	87.5	5.62	6.04	7.5

3 结论

（1）提出了一种基于神经网络和视觉显著图的烟叶成熟度检测方法，利用自然环境中的烟叶图像训练 YOLO v8n 模型，通过通道剪枝实现了检测模型轻量化。

（2）试验结果表明，剪枝后检测模型的 mAP@0.5 为 94.8%，虽仅较原模型下降 0.6 个百分点，但模型内存占用量是原模型的 29%，平均每幅图像推理时间为 1.2 ms，证明该模型能够实现自然环境下准确、快速的烟叶检测。

（3）在检测阶段之后引入自适应 Gamma 校正

方法，针对光照复杂变化的自然环境，通过动态调整图像亮度和对比度，优化了烟叶图像的输入质量。自适应 Gamma 校正根据裁剪后烟叶图像平均亮度，自动计算 Gamma 值以增强暗部细节或抑制高亮区域，从而减小了光照条件对分类性能的影响。试验结果表明，在引入自适应 Gamma 校正后，高光照下叶片信息熵提高 7.5%，烟叶成熟度分类模型分类准确率由 72.8% 提高至 87.5%。自适应 Gamma 校正为后续显著性增强算法和分类网络提供了更优质的输入图像，显著增强了模型的鲁棒性和泛化能力。

(4)将原本的 MobileNetV2 分类网络进行改进，加入 CA 模块，试验结果表明，改进 MobileNetV2 分类网络在内存占用量(10.2 MB)、分类速度(130.91 f/s)和准确率(91.93%)方面均表现优异，优于现阶段最优分类网络 MobileNetV3Large。引入显著性增强算法，将裁剪后的烟叶图像和对应的视觉显著图拼接成 4 通道图像，利用分类网络对水果成熟度进行判定。试验结果表明，加入视觉显著性增强算法后，烟叶成熟度分类模型准确率由 91.93% 上升至 95.07%。证明了本文方法的有效性，为烟叶成熟度分类及智能采收作业提供了技术支持。

参 考 文 献

[1] CHEN Y, REN K, HE X, et al. Dynamic changes in physiological and biochemical properties of flue-cured tobacco of different leaf ages during flue-curing and their effects on yield and quality[J]. BMC Plant Biology, 2019, 19(1): 555.

[2] GAO F, LIU X, DU Z, et al. Bayesian phylodynamic analysis reveals the dispersal patterns of tobacco mosaic virus in China [J]. Virology, 2019, 528: 110 – 117.

[3] ZOU C, LI Y, HUANG W, et al. Rotation and manure amendment increase soil macro-aggregates and associated carbon and nitrogen stocks in flue-cured tobacco production[J]. Geoderma, 2018, 325: 49 – 58.

[4] ÇAKIR R, ÇEBI U. The effect of irrigation scheduling and water stress on the maturity and chemical composition of Virginia tobacco leaf[J]. Field Crops Research, 2010, 119(2 – 3): 269 – 276.

[5] 王勇，周冀衡，肖志新，等. 不同成熟度对烤烟烟叶品质和安全性指标的影响[J]. 中国烟草科学，2007，28(3)：26 – 29.
WANG Yong, ZHOU Jiheng, XIAO Zhixin, et al. Influence of the different maturity on indexes of quality and security for flue-cured tobacco leaves[J]. Chinese Tobacco Science, 2007, 28(3): 26 – 29. (in Chinese)

[6] XIAO B G, ZHU J, LU X P, et al. Analysis on genetic contribution of agronomic traits to total sugar in flue-cured tobacco (*Nicotiana tabacum* L.)[J]. Field Crops Research, 2007, 102(2): 98 – 103.

[7] YU T, ZHANG X, GAO S, et al. Tobacco growth monitoring and variety identification based on electrochemical fingerprints [J]. International Journal of Electrochemical Science, 2022, 17(8): 22089.

[8] LIANG Z, HU S, PENG Y, et al. A smart portable sensor with ratio and dual-mode for in situ detection of nicotine in tobacco leaves[J]. IEEE Sensors Journal, 2024, 24(1): 71 – 77.

[9] ZHANG Y, CONG Q, XIE Y, et al. Quantitative analysis of routine chemical constituents in tobacco by near-infrared spectroscopy and support vector machine[J]. Spectrochimica Acta. Part A, Molecular and Biomolecular Spectroscopy, 2008, 71(4): 1408 – 1413.

[10] MARCELO M C A, SOARES F L F, ARDILA J A, et al. Fast inline tobacco classification by near-infrared hyperspectral imaging and support vector machine-discriminant analysis[J]. Analytical Methods, 2019, 11(14): 1966 – 1975.

[11] LU X, ZHAO C, QIN Y, et al. The application of hyperspectral images in the classification of fresh leaves' maturity for flue-curing tobacco[J]. Processes, 2023, 11(4): 1249.

[12] ZAN X, CHEN Y, LI Z, et al. Tobacco maturity recognition based on an improved YOLOv8 algorithm[C]// 2023 5th International Symposium on Smart and Healthy Cites (ISHC). IEEE, 2023: 53 – 62.

[13] CHEN Y, BIN J, JIANG Y. Application of machine vision and convolutional neural networks in distinguishing of tobacco leaf maturity by mobile devices[J]. Appl. Sci., 2022, 33: 6999 – 7019.

[14] 李云捷，陈振国，孙敬国，等. 基于 XGBoost 算法的烤烟采收成熟度图像识别[J]. 中国烟草学报，2024，30(3)：85 – 94.
LI Yunjie, CHEN Zhenguo, SUN Jingguo, et al. Image recognition of flue-cured tobacco harvest maturity based on XGBoost algorithm[J]. Acta Tabacaria Sinica, 2024, 30(3): 85 – 94. (in Chinese)

[15] MALLIKARJUNA P B, GURU D S. Selective harvesting of tobacco leaves: an approach based on texture features[J]. Stat. Appl., 2022, 20: 33 – 49.

[16] GURU D S, MALLIKARJUNA P B. Spots and color based ripeness evaluation of tobacco leaves for automatic harvesting[C]// Proceedings of the First International Conference on Intelligent Interactive Technologies and Multimedia, 2010: 198 – 202.

[17] MALLIKARJUNA P B, GURU D S, SHADAKSHARAIAH C. Ripeness evaluation of tobacco leaves for automatic harvesting: an approach based on combination of filters and color models[M]// Data science: theory, algorithms, and applications, 2021: 197 – 213.

[18] 代英鹏，刘浩，毕庆文，等. 基于模糊光照处理的田间鲜烟成熟度图像智能判别方法研究[J]. 中国烟草科学，2024，45(1)：96 – 103.

DAI Yingpeng, LIU Hao, BI Qingwen, et al. A fuzzy illumination-based method for identifying the maturity of tobacco leaves in field[J]. Chinese Tobacco Science, 2024, 45(1): 96 – 103. (in Chinese)

[19] KAO I, HSU Y, YANG Y, et al. Determination of lycopersicon maturity using convolutional autoencoders[J]. Scientia Horticulturae, 2019, 256: 108538.

[20] WEI X, WU L, GE D, et al. Prediction of the maturity of greenhouse grapes based on imaging technology[J]. Plant Phenomics, 2022, 2022: 9753427.

[21] FAISAL M, ALSULAIMAN M, ARAFAH M, et al. IHDS: intelligent harvesting decision system for date fruit based on maturity stage using deep learning and computer vision[J]. IEEE Access, 2020, 8: 167985 – 167997.

[22] NASIRI A, TAHERI-GARAVAND A, ZHANG Y. Image-based deep learning automated sorting of date fruit[J]. Postharvest Biology and Technology, 2019, 153: 133 – 141.

[23] THORIQ A I, ZUHRI M H, PURWANTO P, et al. Classification of banana maturity levels based on skin image with HSI color space transformation features using the KNN method[J]. Journal of Development Research, 2022, 6(1): 11 – 15.

[24] 吴利刚,陈乐,刘泽鹏,等. 基于 YOLOv8 – ABW 的黄花成熟度检测方法[J]. 农业工程学报,2024,40(13):262 – 272.
WU Ligang, CHEN Le, LIU Zepeng, et al. YOLOv8 – ABW based method for detecting *Hemerocallis citrina* Baroni maturity[J]. Transactions of the CSAE, 2024, 40(13): 262 – 272. (in Chinese)

[25] 苗荣慧,李志伟,武锦龙. 基于改进 YOLO v7 的轻量化樱桃番茄成熟度检测方法[J]. 农业机械学报,2023,54(10):225 – 233.
MIAO Ronghui, LI Zhiwei, WU Jinlong. Lightweight maturity detection of cherry tomato based on improved YOLO v7[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(10): 225 – 233. (in Chinese)

[26] WANG D, HE D. Channel pruned YOLO V5s-based deep learning approach for rapid and accurate apple fruitlet detection before fruit thinning[J]. Biosystems Engineering, 2021, 210: 271 – 281.

[27] 汪强,席磊,任艳娜,等. 基于计算机视觉技术的烟叶成熟度判定方法[J]. 农业工程学报,2012,28(4):175 – 179.
WANG Qiang, XI Lei, REN Yanna, et al. Determination of tobacco leaf maturity degree based on computer vision technology[J]. Transactions of the CSAE, 2012, 28(4): 175 – 179. (in Chinese)

[28] WANG J, LIU M, DU Y, et al. PG – YOLO: an efficient detection algorithm for pomegranate before fruit thinning[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2024, 134: 108700.

[29] WANG D, HE D. Channel pruned YOLO V5s-based deep learning approach for rapid and accurate apple fruitlet detection before fruit thinning[J]. Biosystems Engineering, 2021, 210: 271 – 281.

[30] LEE J, PARK S, MO S, et al. Layer-adaptive sparsity for the magnitude-based pruning[J]. arXiv preprint arXiv:2010.07611, 2020.

[31] CONG R, LEI J, FU H, et al. Review of visual saliency detection with comprehensive information[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2019, 29(10): 2941 – 2959.

[32] ACHANTA R, SÜSSTRUNK S. Saliency detection using maximum symmetric surround[C]// 2010 IEEE International Conference on Image Processing. IEEE, 2010: 2653 – 2656.

[33] 任晶秋,万恩晗,单蜜,等. 基于改进 YOLO v8n 网络的番茄成熟度实时检测算法[J]. 农业机械学报,2025,56(3):374 – 382,450.
REN Jingqiu, WAN Enhan, SHAN Mi, et al. Improved YOLO v8n network for real-time detection of tomato maturity[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(3): 374 – 382,450. (in Chinese)

[34] 衡一帆,盛哲雅,严煜,等. 基于改进 MobileNetV3 的笼养蛋鸡声音分类识别方法[J]. 农业机械学报,2025,56(4):427 – 435.
HENG Yifan, SHENG Zheya, YAN Yu, et al. Method for sound classification and recognition for caged laying hens based on improved MobileNetV3[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(4): 427 – 435. (in Chinese)

[35] KIRILLOV A, MINTUN E, RAVI N, et al. Segment anything[C]// Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2023: 4015 – 4026.