

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.S2.038

# 基于图像处理的田间杂草识别研究进展与展望

袁洪波 赵努东 程曼

(河北农业大学机电工程学院, 保定 071001)

**摘要:** 杂草是导致农作物减产的一个重要因素, 准确的识别是杂草治理的前提和基础, 随着计算机和信息技术的进步, 机器视觉和图像处理相结合成为了当前杂草检测和识别的主流方法。本文从图像的预处理、分割、特征提取和分类4个角度, 详细介绍了当前国内外田间杂草识别的研究进展以及各种分割、提取、识别方法的优缺点。另外, 针对目前田间杂草检测中存在的光照环境影响、叶片的遮挡和重叠以及分类器的优化等问题进行了分析和讨论, 最后根据目前杂草识别的研究趋势提出了建议与展望。

**关键词:** 杂草识别; 预处理; 图像分割; 特征提取; 图像分类

中图分类号: TP391.4 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2020)S2-0323-12

## Review of Weeds Recognition Based on Image Processing

YUAN Hongbo ZHAO Nudong CHENG Man

(College of Mechanical and Electrical Engineering, Hebei Agricultural University, Baoding 071001, China)

**Abstract:** Weeds is an important factor leading to crop yield reduction, how to identify accurately is the premise and basis of weed management. With the progress of computer and information technology, the combination of machine vision and image processing has become the mainstream method of weed detection and recognition. From the point of view of image preprocessing, segmentation, feature extraction and classification, the current research progress of field weed recognition at home and abroad, as well as the advantages and disadvantages of various segmentation, extraction and recognition methods were introduced in detail. In addition, the effects of light environment, the occlusion and overlap of leaves, and the optimization of classifiers in weed detection in the field were analyzed and discussed. Finally, the suggestions and prospects for the current research trend of weed identification were put forward.

**Key words:** weed recognition; preprocessing; image segmentation; feature extraction; image classification

## 0 引言

农田杂草是农业生产中最常见、最严重的生物灾害之一。农田杂草具有极强的繁殖能力, 并通过和作物争夺养分、引入作物疾病、吸引有害昆虫等方式直接或间接影响作物产量、质量, 给农业生产造成严重损失。华中师范大学杨光富教授指出, 世界范围内每年因杂草危害而造成的粮食损失达 13.2% 左右, 相当于 10 亿人一年的口粮<sup>[1]</sup>。改革开放以来, 中国粮食产量显著增加, 因草害造成的粮食安全问题的依然十分严峻。据全国农业技术推广服务中心

统计, 我国农田杂草约为 1 450 种, 其中造成农田严重危害的约有 130 种, 2015—2017 年杂草平均面积约为 14.44 亿公顷, 与 2007 年相比增长了 16.3%; 全国每年因杂草造成主粮作物损失约 300 万吨, 直接经济损失高达近千亿元, 仅安徽省每年因草害造成的小麦损失高达 140 万吨<sup>[1-2]</sup>。在当前杂草治理过程中, 如何做到精准施药、减少农用化学药剂的使用量是关键问题, 解决这一问题的前提是做到精准、快速的检测和识别杂草。

机器视觉技术是利用光学装置和非接触的传感器收集目标物体的特征, 将图像信息转换成数字化

收稿日期: 2020-08-01 修回日期: 2020-09-12

基金项目: 河北省重点研发计划项目(19227206D)、河北省引进留学人员资助项目(C201834、C201835)和河北省高等学校科学技术研究项目(QN2018081)

作者简介: 袁洪波(1980—), 男, 副教授, 博士, 主要从事精细农业系统集成研究, E-mail: yuanhongbo222@163.com

信息,结合计算机的分析功能完成视觉任务<sup>[3]</sup>,在农作物品种的识别、农产品质量的检测方面有着较多的应用研究。基于机器视觉的杂草识别技术主要包括图像采集、图像处理、准确定位、信号传输4部分<sup>[4]</sup>。其中利用机器视觉技术通过图像处理方式获取作物或杂草的形状、颜色、纹理、位置等特征并进行杂草分类是实现杂草识别的核心部分,也是杂草识别中的难点部分。目前常用的杂草识别传感器主要有RGB相机、多光谱相机(近红外相机)、高光谱相机、激光雷达等<sup>[5-6]</sup>;在诸多传感器中,基于可见光成像的RGB相机可以直接获取植物颜色、形态、纹理等底层视觉特征,成本较低,且应用技术比较成熟,是杂草识别中最常用的传感器之一。在图像处理方面,通过单一视觉特征能实现基本的杂草识别,但是由于单一特征的局限性使得识别系统存在精度差、稳定性差、可靠性差等问题<sup>[7]</sup>。多特征融合技术的发展在一定程度上提升了杂草识别率与稳定性,如使用激光雷达与光谱成像相结合,从植被水平与垂直结构全方位了解作物信息<sup>[8]</sup>,然而融合特征的高维数增加了特征提取难度,往往需要进行特征优化,故在杂草识别过程中,合理选择适宜的分类器也是基于视觉技术的一个重点。本文从图像处理的4个角度(图像预处理、图像分割、特征提取和分类器的应用)阐述当前国内外杂草识别的研究进展,并在此基础上对作物与杂草分割过程中精度问题,作物与杂草的重叠问题、光照问题以及分类器的优化设计等难点进行分析和讨论,最后针对目前杂草识别的研究趋势提出建议与展望。

## 1 基于图像处理的杂草识别流程与研究进展

### 1.1 图像预处理

图像预处理是完成杂草分割的重要步骤,也是特征优化的前提条件,目的是通过一些基本图像处理方式尽可能改善图像数据,并增强某些重要的图像特征,提高识别系统实时性以及精确性。

影响图像质量的主要因素是图像模糊以及图像噪声。在杂草识别中由于表型平台的运动速度过快使得相机无法与目标物体进行正确对焦,然而在低速环境下进行图像采集,发生高度模糊的可能性并不大,最影响图像质量的是图像噪声问题<sup>[9]</sup>。噪声的产生主要有两方面,一是由于光照不足、曝光不均匀、背景环境等外界环境因素影响产生噪声,二是由于图像分割精度不够,使得二值化处理后的图像仍存在植物阴影、植物残基等伪白色像素,这种噪声又称为“椒盐噪声”。消除噪声最常用的方法是滤波处理。AHMAD等<sup>[10]</sup>采用一种自适应分割算法,首

先使用背景消除函数进行图像灰度变换,通过多次选择最佳阈值以减小光照对图像影响,并引用了均值滤波器;通过引入不同程度的高斯噪声进行图像性能检测,结果表明滤波器能减小噪声对识别精度的影响,但仍无法抑制严重的图像噪声。在预处理阶段,可以选用合适的学习算法筛选出最佳图像,如SAHA等<sup>[11]</sup>采用K均值聚类算法只选择由植物和杂草区域组成的图像,并以这些图像进行特征提取与特征分类,以避免图像采集过程中发生的模糊与噪声等问题。

### 1.2 图像分割

图像分割的基本步骤是先将图像分成若干个特定的、具有独特性质的区域,使得在同一个子区域内的特征具有一定相似性、不同子区域之间的特征呈现较为明显的差异<sup>[12-13]</sup>。在实际的杂草分割过程中,图像分割又可分为基于颜色特征的植物背景分割以及作物与杂草的分割。

#### 1.2.1 基于颜色特征的植物背景分割

由于土壤、石块等背景与植物存在明显颜色差异,因而在作物与杂草分割之前需要利用颜色特征进行背景分割<sup>[14]</sup>,一般评判背景分割优劣性主要根据滤除背景噪声的程度以及能否最大程度完整保留植物的有效特征,并且需要在一定的光照强度下保证系统的鲁棒性。为了尽可能降低光照对图像的影响,增强识别系统的稳定性与识别率,在背景分割过程主要依靠在颜色空间变换(如HSV、Lab、YCrCb等)以及使用不同的植被指数(如NDI、ExG、COM等)获取该区域的灰度直方图,并通过阈值分割法来完成植物与背景图像的分割过程。

在颜色空间方面,HAMUDA等<sup>[15]</sup>根据HSV更符合人类的颜色感知且在HSV颜色空间对光照变化具有鲁棒性这一特性计算H、S、V三通道的直方图,并确定一个通道(H通道)使得能有效区分花椰菜与作物、花椰菜与背景,通过确定阈值将背景像素(大多数像素)的色调值与植物像素进行比较,去除背景像素。Lab、Luv颜色空间主要包括一个亮度通道(L)和两个色度通道,该颜色空间最大的优势在于能够测量较小范围的色差<sup>[16]</sup>,金飞剑<sup>[17]</sup>发现利用Lab空间的a分量在复杂的土壤环境中取得较好的分割程度,然而无论是HSV空间还是Lab空间,H、S、a、b、u、v颜色分量通道都是通过R、G、B分量的非线性变换得来的,因此在颜色突变明显的边缘区域容易产生局部噪声,且运算时间慢。相比于HSV空间,YCrCb、YIQ和YUV中的Cr、Cb、I、Q、U、V通道是由R、G、B的线性变换给出,该模型更适合于处理对光照变化敏感的图像,但是对复杂的土壤

环境区分效果较差<sup>[16-17]</sup>。TANG 等<sup>[18]</sup>采用 YCrCb 颜色模型(其中 Y 表示色度, Cr、Cb 分别表示红蓝浓度偏移分量),用 Cg 分量对清晨、中午和夜间的灰度图像进行灰度处理,并采用全局阈值法同时对图像进行图像二值化,在保证分割精度的同时,一定程度上克服了不同光照下对图像的影响。

植被特征指数主要是利用不同植被的光谱特性,通过可见光波段或可见光波段与近红外(NIR)反射情况形成的某种组合<sup>[19]</sup>。根据所使用传感器,可将所有的植被指数分为两大类,第一类是在 RGB 颜色空间生成下的植被指数,这类指数最典型的特点是通过一定程度的背景处理函数进行灰度变换,并通过确定合适的阈值完成背景分割工作,并且该类指数只需要 RGB 相机就能完成分割工作<sup>[20]</sup>。吴兰兰等<sup>[21]</sup>以大田油菜幼苗为研究对象,采用 6 种常见的 RGB 植被特征指数(ExG、ExR、ExGR、CIVE、NDI 和 COM)研究户外光照下阴影对图像分割的影响,从定性和定量分析角度评价了常用植被指数的分割效果,结果发现 COM 在消除阴影区域影响的同时保留完整叶片轮廓,而超红指数 ExR 和植被提取颜色指数 CIVE 不能消除阴影区域带来的影响;另外 COM 指数在分割精度与灵敏度中表现最佳,但是该指数计算量相对复杂,需要进行算法优化,使用 ExGR 的分割精度最差,对叶脉与叶片造成大面积误分情况。第二类是利用近红外反射波段与 RGB

相机中的可见光波段形成的植被指数(如 NDVI),这类指数在无人机遥感方面应用非常广泛。需要注意的是,由于太阳光照射角度问题,在实际采集的图像会存在植被阴影,而正是由于这些残留下的植被阴影使得原本在无阴影下达到良好分割的植被指数造成严重的错误分割,此外,强光与弱光环境、土壤环境复杂程度也能改变植被指数的分割精度,因而到目前为止也没有一种真正适合在所有环境下进行良好分割的植被指数。HAMUDA 等<sup>[20]</sup>利用多种植被特征指数对阴影、不同光照(晴天、阴天、多云天)、不同植物、不同土壤环境、不同植物生长阶段等多种环境下的分割情况进行分析,并比较不同植被特征指数在不同环境下的分割性能,为杂草识别选用合理的植被指数提供参考依据。表 1 为用于植被分割的典型颜色模型/颜色指数性能比较。

由于单一颜色空间或单一植被指数具有局限性,因而目前背景分割研究趋势是将不同的颜色空间或不同颜色空间与植被特征指数组合,以取得更有效的分割精度。另外,国内外已经有学者采用机器学习或者数学模型方式对复杂背景环境进行分割,且分割性能优于单一颜色空间与植被指数,但增加了一定的计算时间。故在目前背景分割当中利用简单的颜色空间与植被指数分割仍然是主流的分割方法。

表 1 用于植被分割的典型颜色模型/颜色指数性能比较

Tab. 1 Performance comparison of typical color model/vegetation indices for vegetation segmentation

类别	颜色空间模型/植被特征指数	优点	缺点	来源
颜色空间	RGB	适用于显示器系统	色调节能力较差,易受光照等外界环境影响	文献[10]
	HSV、HIS、HSB、HSL 等	更符合人类的感知,有利于光照调节	计算复杂度较高,在颜色图像边缘分割较差	文献[15]
	CIE - XYZ	与 RGB 空间相比色域更加辽阔	计算复杂度较高,在颜色图像边缘分割较差	文献[17]
	Lab、Luv	该颜色空间亮度与色度分明;色域辽阔,调节能力较强;弥补 RGB 色彩空间不足,能有效测量小的色差		
	亮度模型 YCrCb、YIQ 和 YUV	传输速度非常快,算法简单,计算量小	缺乏绿色信号和光亮度的差异,在复杂土壤环境下分割较差	文献[17-18]
植被特征指数	NDI	易于计算,在一定强度光照环境下有一定的鲁棒性	植被分割精度较差	文献[21]
	ExG	易于计算,在绿色植被分割中具有良好效果;对背景误差和光照条件的敏感性低;在室外环境中显示出良好的适应性	在复杂土壤背景下分割精度较差	文献[21]
	ExR	易于计算;在提取土壤纹理中表现良好;去除噪声比较好	分割精度不如 ExG	文献[21]
	ExGR	在室外环境下表现出良好的适应性;去除背景噪声	容易造成过度分割	文献[21]
	COM	消除阴影区域影响,并保留完整叶片轮廓;分割精度相对较好	算法较复杂,实时性方面会较其他植被指数算法慢	文献[21]

### 1.2.2 常用的作物与杂草分割方法

在杂草识别中,图像分割种类繁多,判别依据也各不相同,基于颜色特征的背景分割属于阈值分割范畴,是一种经典的分割方式,其中 OTSU 最为常见<sup>[14-20]</sup>。阈值分割算法实现简单,适用于背景与目标灰度值较大的场合,然而阈值分割的关键在于如何确定阈值信号,由于杂草与作物颜色差异不大,直接使用阈值分割法无法进行有效杂草识别<sup>[22]</sup>。为了能准确识别杂草,需要考虑选用其他的分割方式将作物与杂草划分成合适的区域,再从中提取特征,完成杂草识别工作。

边缘分割法主要通过灰度值出现阶跃变化提取边界信息,进而获得对边缘信息的检测,传统的边缘分割主要是通过采用 Roberts 算子、Canny 算子、Prewitt 算子、Sobel 算子、LoG 算子等边缘分割算子,以获取完整的目标边缘<sup>[23]</sup>。这些边缘分割算子算法简单,运行快,可对行间杂草进行快速识别处理,然而由于不同算子抗噪性能与分割精度有限,使得在复杂环境下难以保证边缘的连续性与清晰性。虽然目前存在不少改进型的边缘算子,也能在某种噪声(高斯噪声、泊松噪声等)下取得良好分割效果,然而算子存在性能差异,故不能保证改进算子能适用于所有的植物分割。张宁波<sup>[24]</sup>提出一种图论的方法,首先将图像转换成无向图;其次计算无向图边上权值;通过确定阈值信号筛选并保留小于阈值信号的垂直边与水平边以提取植被边缘;通过选取打碗花、绿篱、萝藦等杂草叶片,以及二维条码、摄影师、汉字等图像,验证 5 种常规算子(Roberts、Sobel、Prewitt、LoG 和 Canny)与图论的分割性能比较,并在无噪声与噪声环境下进行实验,结果发现在无噪实验下该方法能够克服上述 5 种边缘算子中边缘缺口、抖动、倾斜、不连续、不完整等问题,且该方法具有一定的抗噪性;该方法在玉米杂草边缘的提取上具有较好的效果,在理论上也适用于其他的作物识别。程玉柱<sup>[25]</sup>提出一种基于分数阶微分的 ACM 图像分割算法,首先利用颜色空间、PCA、FPCA、LDA 等降维方法进行背景分割;根据分数阶微积分能加强灰度强度变化并能保持低频轮廓信息这一特性将其引入到 ACM 图像分割模型并完成对苗期玉米的图像分割,实验结果表明该模型对玉米幼苗图像分割有效,抗噪性能比一般分割更好。

区域分割法是按照相似性准则将图像分成不同的区域,将区域作为一个对象进行分析。目前区域分割法大致有两种形式:①区域生长法,该方法从单个像素出发,通过一个迭代过程将它们逐步合并以形成所需要的分割区域<sup>[26]</sup>。②区域分裂合并法,该

方法从全局出发,当整幅图像中的某一处局部区域特征不同,则以田字形方式均匀分裂成 4 小块,然后再把前景区域合并,得到需要分割的前景目标<sup>[27]</sup>。在地面机器视觉方面,吴兰兰等<sup>[28]</sup>提出一种基于改进 Itti 模型的苗期油菜田间杂草检测装置,首先利用该视觉模型形成总显著图,然后对显著图进行阈值分割和区域标记,获得 6 个标记区域,以标记区域质心为种子点进行区域生长以及区域合并,获得感兴趣区域;通过该区域进行形状与纹理的特征提取;实验结果表明,区域生长对简单背景和复杂背景均能获取较好分割效果,算法稳定性和通用性较好,能为后续杂草检测提供可靠数据。在无人机遥感图像方面,TORRES-SÁNCHEZ 等<sup>[29]</sup>采用基于对象的图像分析(OBIA)对草本作物的早期植被(小麦、向日葵、玉米)进行检测,首先采用多分辨率分割法(MRSA)进行区域合并,该方法需要设计者通过特征提取算法设定区域合并优先级,如缩放参数、颜色、形状、平滑度等特征,当新生成的对象不超过设定合并优先级,则合并对象,并通过设定阈值自动标记区域,但该方法需要花费一定的时间。利用 K 均值聚类法标记目标像素也是一种区域合并的方式,HUANG 等<sup>[30]</sup>将改进的 K 均值分割方法应用于 OBIA 方法中,并与主流的多分辨率分割算法进行了系统的性能比较;实验结果表明,改进后的 K 均值能以较少的执行时间获得了近似精度,效率也优于多分辨率分割法。

总体来看,阈值分割法主要是依靠目标像素与背景像素灰度差异,分割方式比较简单,但是由于杂草与作物颜色差异不大,一般的阈值分割法无法滤除杂草像素。边缘算法分割原理比较简单,在理想的环境中该方法能取得满意的分割效果,但在保证一定精度同时要提升算法的抗噪能力,否则无法提取出完整的边缘特征,且由于杂草重叠下原始图像形状特征已被破坏,故边缘分割法难以应用在杂草重叠识别。相对于边缘分割法而言,区域分割法分割精度较高,性能稳定,抗噪性能也比一般的边缘分割强;通过设定局部特征提取能在一定程度上克服杂草与作物重叠问题,但在使用算法过程中需要手动设置合适分割参数,否则容易造成图像过分割以及欠分割,此外区域分割法计算量大,运行速度较慢,数据冗余问题较为严重,在实际应用当中需进行算法优化。近年来随着深度学习的发展以及各种数学模型(如小波变换、马尔可夫随机场)的提出,使得图像分割朝着多元化的趋势发展,但在杂草识别系统中无论采用何种分割方式,都依据作物、杂草、背景

中图像特征来分离出感兴趣的目标区域,因此图像分割是目标检测与识别的关键步骤之一。

### 1.3 特征提取

#### 1.3.1 形状特征

在杂草识别过程中,由于植物种类多种多样,绝大部分植物的叶片尤其是单子叶作物与阔叶杂草都存在一定的形状差异性,在叶片未发生严重重叠之前,利用植物叶片的几何形状特征进行杂草识别能获得较好的识别率<sup>[31]</sup>。如表 2 所示<sup>[31]</sup>,根据测量要求,叶片形状特征大致可分为形状测量参数以及通过分段图像转换生成的形状描述符<sup>[14]</sup>。形状测量参数是基于至少两个简单的形状度量(如植物的面积、周长、长轴长度、短轴长度)计算的无量纲数值<sup>[32]</sup>。为了进一步提升形状特征的识别精度,有必要引入形状描述子。HU 矩描述子能在平移、缩放、旋转情况下保持不变性,在场景识别图像分类、目标

识别中有着较为广泛应用<sup>[33]</sup>,陈亚军等<sup>[33]</sup>提取了 7 种形状不变矩用于作物定位,并提取 8 种叶片形状参数以提升作物的定位精度,但是 HU 矩描述子对物体细节特征未能很好的描述。另一种形状描述子是傅里叶描述子,根据提取的区域不同可以划分为一维傅里叶描述和二维傅里叶描述。BAKSHIPOUR 等<sup>[32]</sup>采用一维傅里叶描述子对甜菜与杂草的边缘进行检测并计算轮廓点到质心距离,并与 HU 描述子以及其他形状参数进行特征融合再进行杂草识别,二维傅里叶描述子是一种全局的描述子,该方法形状区分能力较强,但算法较为复杂,在提取杂草形状特征中这种方法并不常见。陈良宵等<sup>[31]</sup>把形状描述分为 3 类,即轮廓描述子、区域描述子以及混合描述子,并认为采用混合描述子进行形状特征识别可以互相弥补对方不足,成为今后研究的热点。

表 2 植物物种识别的典型形状特征

Tab. 2 Typical morphological characteristics of plant species identification

研究对象	特征	特征描述	优点	缺点	来源
形状参数	面积	图像分割区域中的像素数			
	周长	图像分割区域边界像素数			
	长轴长度	具有与区域相同的标准化第二中心矩			
	短轴长度	具有与区域相同的标准化第二中心矩			
	偏心率	叶片长轴与叶片短轴的比值	最为直观,实现方式较为简单,运行速度快,且不受光照影响	识别精度较差,该方法易受外界环境改变(如叶片的生长状况),且不具备旋转不变性	文献[33-35]
	压实度	面积与周长平方的比值			
	面积凹凸比	凸面面积指的是叶片区域内的最小凸多边形中的像素数)			
	周长凹凸比	周长与凸面周长的比值			
	矩形度	物体面积与物体最小外接矩形面积比值			
	圆形度	内切圆半径与外接圆半径比值			
基于轮廓描述子	空间位置描述、曲率尺度描述、一维傅里叶描述子	通过叶片轮廓的空间位置分布、轮廓曲线在某一点的弯曲程度、轮廓曲线在某一点的运动函数来提取边缘轮廓信息	算法简单,实现迅速;在保证提取精确轮廓信息时能取得很高的识别精度	当背景噪声严重时会影响轮廓特征提取;无法适用于叶片重叠环境	文献[32]
基于区域描述子	HU 矩描述子 二维傅里叶描述子	主要描述了形状区域内的几何特征 通过在区域平面内建立特征点,对行与列同时进行傅里叶变换,完成形状区域描述	能在平移、缩放、旋转情况下保持不变性;对噪声具有很好的鲁棒性 检索准确率高,形状区分能力强;舍弃了对噪声敏感的高频系数	识别精度比较低,难以对叶片的细节特征进行描述 信息量大,算法较为复杂在实际应用较少	文献[33-34]

利用叶片形状特征进行杂草识别的主要优势在于所需的时间较少,运行速度快,且不受光照强度影响。然而在植物叶片遮挡、重叠、损伤情况下会破坏原有的杂草特征,仅凭形状特征难以完成杂草识别

任务,因而在实际杂草识别过程需要添加其他特征以提升识别率。

#### 1.3.2 纹理特征

纹理特征是一种能反映区域内像素灰度分布的

重要属性<sup>[36]</sup>。在杂草识别过程中,由于不同叶片存在不同的叶脉纹理与叶片表面粗糙度信息,因而是区分作物与杂草的重要特征之一。

如表3所示,统计法是描述特征纹理的最常用的方法,目前常见的统计纹理特征方法主要有局部二值算子(LBP)<sup>[12,34]</sup>、灰度共生矩阵法(GLCM)<sup>[34,37-38]</sup>、直方图<sup>[10-11]</sup>。LBP是以中心像素灰度作为阈值,通过统计编码的出现频次来反映图像的纹理信息。GLCM主要是对两个像素点间的灰度关系提取二阶纹理信息,并通过定义一些统计量,利用统计量来描述纹理特征,ROJAS等<sup>[37]</sup>采用该方法计算纹理特征中自相关、对比度、熵等10个纹理特征的重要测量值,并通过PCA以获取最佳特征,能取得90%的分类精度。虽然灰度共生矩阵具有较强的适应能力和鲁棒性、易于实现,但是该方法缺乏对全局信息利用,即没有很好利用叶脉纹理流型特征。为了解决传统灰度共生矩阵的不足,唐钦<sup>[38]</sup>根据分支叶脉沿主叶脉两侧向外扩展的流型特点,提出一种灰度-方向共生矩阵,一定程度上提高了识别率。此外可以通过灰度直方图提取植物的边缘纹

理特征<sup>[32]</sup>,如针对单子叶叶片与双子叶叶片存在明显的叶片轮廓差异,AHMAD等<sup>[10]</sup>通过Sobel滤波器检测不同方向边缘,并通过生成边缘方向直方图(EOH)来标记单子叶作物与阔叶杂草,不过这种方法更多还是通过分析叶片边缘形状来进行杂草识别,很少用来提取叶片的叶脉纹理,识别精度不高。

模型法主要利用像素间的关系,将图像建模成概率模型或一组基函数的线性组合,模型的系数被用作纹理特征<sup>[14,36]</sup>。TELLAECHE等<sup>[39]</sup>根据贝叶斯框架下的后验概率的计算来确定喷洒区域,首先利用一组需要喷洒以及不需要喷洒的区域像素进行评估,并估计后验概率 $P(WC|x)$ ,给出关于每个类别 $x$ 的隶属度信息即为所需要的纹理特征,在高密度杂草识别时其识别率达82%。为了确定图像对应甜菜和杂草的区域,LOTTE等<sup>[40]</sup>结合随机森林分类,并通过马尔可夫随机场获取纹理特征,一定程度改善分类结果,但是系统每处理一幅图像大约需要4s,邓秀华<sup>[41]</sup>利用小波变换的多尺度性进行边缘纹理提取,相比于传统边缘算子而言,该方法对噪声有一定抑制能力。

表3 植物物种识别的典型纹理特征

Tab.3 Typical texture features of plant species identification

提取方法	描述	优点	缺点	来源
8邻域旋转不变性LBP算子	以中心像素灰度作为阈值,对邻域像素二值化并进行编码处理,反映图像纹理	原理简单,计算量小;具有灰度不变性和旋转不变性;受到光照影响小		文献[12, 34]
GLCM	计算矩阵中自相关、对比度、熵等10个纹理特征的重要测量值,并通过降维方式获取关键特征	较强的适应能力和鲁棒性;易于实现	缺乏对全局信息利用,且维数较高,计算量偏大,需要加以改进	文献[34, 37-38]
常规边缘算子与直方图分析	利用边缘分割检测叶片边缘纹理	原理简单,实现较快	识别精度不高,无法有效滤除边缘噪声	文献[10-11]
概率模型法	利用像素间的关系生成概率密度函数	具有随机性;能一定程度改善分类结果	算法复杂,计算量较大	文献[39-40]
小波变换法	将纹理主要信息集中于低频区域,同时能分离出纹理中的高频噪声	有效滤除边缘噪声		文献[41]

总体来看,统计法原理简单,但是部分计算量偏大,需要进行算法优化,自识别精度并不高。模型法能更好地描述纹理特征,算法复杂,计算量较大,在建立模型法的基础上不建议再另外提取其他特征,以免造成系统超负荷工作。

### 1.3.3 颜色特征

在形状、纹理、颜色等视觉特征中,颜色特征最容易被感知。目前常用的颜色特征描述主要有颜色直方图、颜色矩、颜色熵、颜色相关图、颜色集等<sup>[42]</sup>。由于植物与土壤颜色差异,可以利用颜色特征将植物从背景中分离出来。同样杂草识别过程中,针对不同颜色的植物器官(包括叶片、茎等,通常是检测

植物的叶片),颜色特征也具有较好的识别效果。CHENG等<sup>[43]</sup>提出大戟子草呈褐色,而水稻植株呈绿色,可以利用颜色特征获得希望的分类结果;毛文华等<sup>[44]</sup>研究发现,田间38种重要的杂草中有28种是淡红色的茎,这为识别杂草与作物提供了理论依据,但是对于颜色相近的植物,由于分辨率低,仅依靠颜色特征很难准确识别杂草。此外,在RGB环境下进行颜色特征提取易受外界光照影响,故在进行杂草识别之前需要使用颜色空间转换,王丽君<sup>[42]</sup>等在HSV空间下,采用颜色直方图的方法提取变叶木叶片的区域像素个数的百分比、色调均值、饱和度均值等颜色特征后再进行灰度化处理提取其他特征;

在获得前景图像之后,邓向武等<sup>[34]</sup>在 HSV 空间下通过颜色矩可以提高特征的辨识度。

### 1.3.4 位置空间特征

杂草可根据空间位置关系分为行间杂草与行内杂草<sup>[45-46]</sup>。识别行间杂草的方式较为简单,如大麦、小麦等连续播种且相邻作物之间没有明显距离的谷物,可通过识别作物行间的中心线和边缘,将两行作物之间的所有绿色植物识别并确定这些植物为行间杂草<sup>[11]</sup>。由于作物行成直线状,可以利用霍夫变换的性能检测作物行中心线,并将作物行外的所有植物都认定为杂草<sup>[47]</sup>,但是作物存在一定行宽,而并非一条直线,若直接进行区域标记会将未与中心线连通的作物叶片误认为杂草,从而导致误识别。黄士凯等<sup>[48]</sup>以霍夫变换检测出的玉米行中心线为基准,在测量作物行的行宽范围之后形成玉米行宽线,相比于单行霍夫变换,定义行宽的霍夫变换识别精度更高。另外在无人机遥感成像方面,采用区域分割法也能识别作物行,ANA 等<sup>[49]</sup>利用 OBIA 创建了一个新的级别来定义作物行的主方向,在此操作中,只有当合并目标对象的长宽比增加时,才合并两个候选植被对象;其次,最大的对象(方向接近第一行)被分类为属于作物行的种子对象;最后,种子对象沿着行方向朝两个方向增长,并执行循环合并过程,直到所有裁剪行都达到地块限制。

相比较行间杂草,行内杂草生长在作物行中,识别的难度更大,特别是在行间距较小的作物当中非常容易引起杂草与作物的重叠问题,因而需要结合视觉特征完成对行内杂草识别,这也是目前研究的一个难点之一。

## 1.4 特征优化与分类器模型建立

### 1.4.1 特征优化

在实际杂草识别过程中由于单一特征的局限性以及田间环境的复杂性,为了提高杂草识别系统鲁棒性,需要将不同类型的特征进行特征融合<sup>[7]</sup>。邓向武等<sup>[34]</sup>以 6 种水稻杂草为研究对象,将杂草图像颜色、形状、纹理等 101 种特征进行多特征融合并进行归一化处理,且通过实验对照证明使用同一种分类器模型下融合特征的杂草识别率要高于单一特征的杂草识别率。主成分分析算法(PCA)<sup>[25,37]</sup>、线性判别分析算法(LDA)、奇异值分解算法(SVD)是经典的特征优化方法,程玉柱<sup>[25]</sup>采用多种降维方式进行作物分割后发现 PCA 与颜色因子分割算法最优,能提取大部分玉米叶片目标,LDA 性能最差,但能滤除大部分杂草像素。为了减少数据量,提取最优特征,王璨等<sup>[50]</sup>以 2~5 叶苗期玉米及 6 种常见的伴生杂草叶片为研究对象,通过单目图像预处理后,

利用 max-min ant system 算法将 16 组形态特征进行优化,在一定程度上提升了系统的实时性、稳定性与识别精度。周影<sup>[51]</sup>通过开发 GUI 人机交互界面,设计基于 PSO-BP 的玉米幼苗与杂草识别仿真系统,提升网络性能,实验结果表明,与一般的 BP 神经网络分类模型相比,其误差均值小、稳定性好、分类准确度更高,可有效解决 BP 神经网络初始权值的随机性问题,相比于 PCA 而言,PSO 优化性能较好。为了保证识别精度,克服遗传算法在运动识别的局限性,SABZI 等<sup>[52]</sup>以马铃薯植株和 3 种杂草为研究对象,采用元启发式文化算法用于选择最相关的特征来寻找网络的最佳配置,并使用混合人工神经网络文化算法(ANN-CA)进行自动分类,一定程度上避免深度神经网络中过拟合问题,识别精度高达 98.36%。

### 1.4.2 分类器模型建立

如表 4 所示<sup>[53-54]</sup>,根据分类器分类方法主要分为机器学习分类与深度学习分类两部分,根据输入数据有无标记,又可以把分类器分为无监督学习、半监督学习以及监督学习,通过选用适当的分类器对不同的植物品种(农作物和杂草)进行分类,能有效提高杂草的识别准确率。

K 均值聚类(K-means)是一种典型无监督机器学习方法。该方法最大的特点在于能将具有相似特征对象分组,而无需事先进行训练,因而适用于小样本的杂草分类<sup>[55]</sup>。在深度学习方面,为了提升杂草识别精度,在数据分类之前可以通过 K 均值进行预训练以避免人工特征鉴定结果不稳定的问题。TANG 等<sup>[56]</sup>以大豆幼苗及其相关杂草为研究对象,建立了基于 K 均值的预训练模型,识别精度高达 92.89%。K 均值也可以用来直接进行分类,不过该方法在样本数量较大且当数据庞大时收敛速度会变慢,因而更适合对作物行的识别,不适合针对不同种类的杂草分类<sup>[30,33]</sup>。

相比较无监督学习法而言,使用已知类别的带标签样本进行训练,并将训练好的模型对未知数据的预测是监督学习法的特色。乔永亮等<sup>[57]</sup>提取叶片形状、纹理特征之后进行[0,1]归一化处理并采用 PCA 方式获取最优特征作为输入,使用支持向量机(SVM)建立的杂草识别模型,杂草正确识别率达到 85%。赵鹏等<sup>[58]</sup>通过构建基于模糊 BP 神经网络的特征级数据融合方法对玉米幼苗以及 7 种代表性的玉米杂草进行识别,该方法将颜色、光谱、纹理特征分成 4 个特征子网络以避免网络结构复杂与权重混乱问题,通过分类特征分量的模糊化和模糊规则的遗传优化使得该系统具有较高的分类识别率、



表4 相关分类器的性能及优缺点比较

Tab.4 Performance of related classifiers and their comparison

类型	监督模式	算法	优点	缺点	来源
机器学习	无监督模式	K-means	原理比较简单,容易实现;收敛速度快;聚类效果较优;算法的可解释度比较强	当样本集规模大,收敛速度会变慢;对孤立点数据敏感;K的取值十分关键,需要大量实验	文献[11, 30, 33, 55-56]
		SVM	能解决小样本、非线性问题以及无局部极小值问题;很好处理高维数据集	对核函数的高维映射解释力不强;对缺失数据敏感;对于多分类问题容易产生过拟合	文献[7, 11, 12, 37, 50, 56-58]
		ANN	分类准确度高,学习能力强;抗噪性能较强;具有一定自主学习能力,能对未经训练的数据进行分类	参数较多(权值和阈值);不能观察中间结果,可解释性差;训练时间较长;初始值具有随机性	文献[48, 51-52, 59]
	监督模式(单一分类)	NB	分类速度快;支持增量式运算,可以对新增的样本进行训练;在对大样本进行处理时有很大的优势;对结果解释容易理解	当样本属性有关联时,会导致分类性能降低	文献[10, 39, 59]
		DT	结构简单,可以可视化分析;容易提取出分类规则;适合处理量比较大的数据;运算速度比较快	不易处理缺失数据;易出现过拟合	文献[53]
		KNN	对数据的分布无要求;直接使用训练集对数据样本进行分类,训练阶段较快	不易发现特征之间的关系;计算量大;速度慢;K值不易选择	文献[53]
深度学习	监督模式(集成学习)	RF	对噪声具有一定的鲁棒性;对多元共线性不敏感适用于高维或大样本以及高维小样本的情况;训练快速,分类准确高	模型不容易解释;需要花费时间使模型符合数据	文献[40]
		AdaBoost	分类精度较高;不容易发生过拟合	迭代次数(基本分类器数目)不好设定;数据不平衡导致分类精度下降;训练时间较长	文献[10]
深度学习	非监督模式	DBN	能够反映同类数据本身的相似性	对于分类问题,分类精度不高;学习复杂性较高;输入数据具有平移不变性	文献[34]
	监督模式	CNN	训练参数减少;模型的泛化能力更强;对输入数据的平移不变性要求不高	容易出现梯度消散问题;空间关系辨识度差;物体大幅度旋转之后识别能力低下	文献[60]

较好的系统收敛性和稳定性,但是实时性能比较差,在杂草重叠环境应用中仍然具有局限性。朴素贝叶斯分类优势在于处理大样本时有很大的优势,但是需要保证所提取的特征在最小相关的最优特征个数之下构建,否则会直接影响分类器精度<sup>[53]</sup>。周影等<sup>[59]</sup>通过主成分分析方法对颜色、形状、纹理特征进行特征优化获取3个最小相关主成分,并采用朴素贝叶斯分类器计算3个主成分的后验概率,实验结果表明,PCA-NBC能够很好地区分玉米幼苗和杂草。

近年来,利用深度学习算法进行植物分类得到了大量的研究和应用。与传统的机器学习相比,深度学习最大的优势在于不依赖图像预处理与数据转换,并且可以自主获取图像中的有用特征信息。彭明霞等<sup>[60]</sup>以2~5叶期棉花和杂草为研究对象,首先建立ResNet50网络模型,从原始图像中提取棉花和杂草特征,然后在ImageNet预训练的多层卷积神经网络基础上进行参数微调,生成棉花和杂草的目标识别模型,最后利用训练后的模型对棉花杂草图像进行测试,实验结果表明该方法识别精度优于人

工设计特征。深度学习第二大优势在于克服了传统学习中由于特征维数过高而造成维数灾难问题,但是这并不意味着高维数的特征提取对模型性能毫无影响,相反,随着维数过大,系统所检测耗费时间也就更多,另外实现大量的数据训练需要配备更先进的CPU显卡以及更为精确的仪器设备,如何提升数据的训练速度以及发展更为高速的硬件设备是今后深度学习需要解决的一个问题<sup>[54]</sup>。

## 2 图像处理中的主要难点

### 2.1 光照条件

对于理想的图像采集,目前的图像处理技术已经能获取非常好的识别结果,然而RGB图像在不同的光照条件下,会造成图像颜色、阴影、反射、对比度、饱和度和亮度的变化,进而导致分割与分类算法失败<sup>[14]</sup>。

为了提高算法在可变光照条件下的性能,最常用的方法是采取不同颜色空间模型进行颜色空间转换以提取背景或作物的颜色特征,但是该方法只针对于在自然光照环境中,在光线太暗或太亮时,颜色



模型识别效率会大大降低。从硬件角度,也可以通过 PWM 控制方式调节 LED 灯以改变光照环境,进而获取较高的图像质量<sup>[19]</sup>,但该方法需要事先知道图像拍摄的光强范围,LED 灯在表型平台的安装也是需要解决的一个问题。

## 2.2 杂草重叠

杂草可分为行间杂草与行内杂草,其中行间杂草识别较为简单,然而部分杂草由于生长在作物行中,作物与叶片已经发生重叠现象,特别是在作物生长后期,由于作物与杂草的叶片面积增大,且杂草种类繁多,识别难度将进一步加大,由于杂草重叠,导致原有的形状特征基本破坏,故应考虑选用不同分割、不同特征以及不同分类方式来解决杂草重叠问题。从分割角度,王璨等<sup>[50]</sup>采用基于距离变换的分水岭算法和形态学处理相结合来解决玉米与杂草的交叠问题;ANA 等<sup>[49]</sup>通过区域分裂合并方式,重新设定杂草与作物其他特征,并将合并之外的绿色作物规定为杂草,实验证明该方法能够在作物行间和行内快速、准确地绘制杂草图。从特征角度,PIRON 等<sup>[61]</sup>引入了株高特征,并通过视频投影仪投射到植物上,经过测试,使用校正后的株高,分类准确率达到 83%,而未经过校正的分类准确率为 66%;另一种特征方法是引入分型维度特征,苗荣慧等<sup>[62]</sup>根据不同叶片含有不同分型维度特征这一特点,将该特征与其他特征融合并进行菠菜重叠叶片的识别,也能获得较好的实验精度。从分类器角度而言,选用特定训练集也能完成重叠识别。DYRMANN 等<sup>[63]</sup>针对麦田中作物与杂草叶片重叠的问题,提出一种基于改进版 GoogLeNet 架构的完全卷积神经网络,该网络通过安装在 ATV 摄像机上的 17 000 多个冬麦田杂草图像注释进行训练和验证,其召回率为 46.3%,精确度为 86.6%,但是分类器方法仅限于特定的训练集,并不是处理整个图像,缺乏普遍性,此外,识别杂草重叠问题需要耗费大量的时间,因此在相机帧速与表型平台速度方面需要加以配合。

## 2.3 分类器结构优化

分类器的结构优化主要包括两方面,一是特征的降维,二是不同分类器的配合使用。各种算法之间存在一定的相似之处,但在性能、收敛性、鲁棒性存在一些差异<sup>[64]</sup>,为了更好地提升杂草识别率,在进行特征融合之前应根据不同特征提取需要选择更合适的子分类器。FAROOQ 等<sup>[65]</sup>根据 LBP 适合提取局部纹理特征、CNN 适合提取光谱特征这一特点,建立一个基于 FCNN-SPLBP 特征融合的结构并用 SVM 进行融合特征分类,其识别结果远远优于

单一分类器的识别率。另外可以通过集成学习方式将若干个基分类器的预测结果进行综合,也能有效克服学习中过拟合问题<sup>[53-54]</sup>。AHMAD 等<sup>[10]</sup>利用 AdaBoost 算法构建了一个用于杂草分类的朴素贝叶斯分类器集合,然后反复调用朴素贝叶斯分类器。与单个分类器相比,这种方法有了相当大的改进。随机森林(RF)是决策树的集成学习之一,相对于单决策树而言,随机森林在某种程度上避免过度拟合并隐式估计类标签的置信度,可用于分类和回归<sup>[40,54]</sup>。

## 3 总结与展望

本文从图像预处理、分割、特征提取和分类 4 个角度详细总结了目前基于图像处理技术进行杂草识别的研究进展,杂草识别的关键在于区分作物与杂草,而杂草与作物往往具有相似的特性。尽管在过去 10 年,杂草识别取得了很大的进展,但在实际应用中仍然存在一些挑战,如植物的光照问题、叶子的遮挡和重叠问题、分类器的结构优化等问题。相比较传统的机器学习而言,目前基于深度学习的杂草识别方法具有良好的应用前景,但需要大量的标记样本进行训练,且随着网络复杂程度的升高,硬件系统升级也是一个需要解决的问题。随着多种表型信息采集平台、高分辨率成像传感器研发成功,以及算法结构优化使得杂草识别精度已经有了显著提高,这为将来实现精准除草打下良好基础。未来的杂草识别将会有以下发展趋势:

(1) 根据不同生长阶段来监测作物与杂草的生长状况,并在合适的阶段完成杂草识别工作。不同的作物都有对应的喷药时期,如玉米苗后除草剂最佳的喷药时期是 2 叶期至 5 叶期<sup>[66]</sup>,一旦错过了合适的喷药时期,不但不能有效清除杂草,而且还会给玉米幼苗造成药害;另一方面,作物生长后期杂草繁殖迅速,增加杂草识别与药物除草的难度,不利于保证作物的产量与质量。目前国内外部分文献只是针对某些特定时期、某些关键特征进行杂草识别,并没有考虑利用不同的生长阶段进行杂草识别。今后的杂草检测除了对某一个阶段杂草与作物进行图像识别之外,还应对不同阶段的杂草、作物的生长形势进行分析,以此判定最佳除草时期。

(2) 利用多种传感器进行信息融合并构建植物生长数字化模型以提升杂草与作物识别率。虚拟仪器的诞生与发展为构建植物的生长模型提供了可能性,但由于植物类型与形态结构的复杂性,以及外界环境对植物生长影响,需要大量表型信息以支持植物模型的构建。单一成像传感器存在样本量小、传

输效率低、数据缺失等问题,无法满足精准、快速测量要求,利用多种传感器进行数据自动采集,可以充分利用它们的性能以便更好地完成植物模型构建。

(3)进一步增强对不同杂草的分类工作。由于田间杂草种类较多,对不同作物的危害也不相同,加

强对不同杂草尤其是针对部分破坏性较大、耐药性较强的恶性杂草进行图像分类工作并对不同的杂草实施靶向施药以便于杂草治理与管理。另外国家需要根据当前杂草发展形势及时更新数据库与专题图,以提高杂草防治的水平,尽可能降低因杂草带来的粮食损失。

#### 参 考 文 献

- [1] 顾倩倩. 耐抗杂草治理难 集思广益谋对策 第三届除草剂发展与推广应用交流会隆重召开[J]. 农药市场信息, 2019(7):11-13.
- [2] 李香菊. 近年我国农田杂草防控中的突出问题与治理对策[J]. 植物保护, 2018, 44(5):77-84.  
LI Xiangju. Outstanding problems and countermeasures in the prevention and control of farmland weeds in China in recent years [J]. Plant Protection, 2018, 44(5): 77-84. (in Chinese)
- [3] 仇裕淇, 黄振楠, 阮皓, 等. 机器视觉技术在农业生产智能化中的应用综述[J]. 机械研究与应用, 2019, 32(2):202-206.  
QIU Yuqi, HUANG Zhennan, RUAN Zhao, et al. Review on application of machine vision in intelligent agricultural production [J]. Mechanical Research & Application, 2019, 32(2):202-206. (in Chinese)
- [4] 陈梅香, 刘蒙蒙, 赵丽, 等. 基于机器视觉的设施农业害虫监测技术研究进展与展望[J]. 农业工程技术, 2017, 37(31):10-15.
- [5] 张慧春, 周宏平, 郑加强, 等. 植物表型平台与图像分析技术研究进展与展望[J/OL]. 农业机械学报, 2020, 51(3):1-17.  
ZHANG Huichun, ZHOU Hongping, ZHENG Jiaqiang, et al. Research progress and prospects in plant phenotyping platform and image analysis technology [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(3): 1-17. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=20200301&journal\\_id=jcsam](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20200301&journal_id=jcsam). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.03.001. (in Chinese)
- [6] 兰玉彬, 邓小玲, 曾国亮. 无人机农业遥感在农作物病虫害诊断应用研究进展[J]. 智慧农业, 2019, 1(2):1-19.  
LAN Yubin, DENG Xiaoling, ZENG Guoliang. Advances in diagnosis of crop diseases, pests and weeds by UAV remote sensing [J]. Smart Agriculture, 2019, 1(2):1-19. (in Chinese)
- [7] 何东健, 乔永亮, 李攀. 基于 SVM-DS 多特征融合的杂草识别[J]. 农业工程学报, 2013, 44(2):182-187.  
HE Dongjian, QIAO Yongliang, LI Pan. Weed recognition based on SVM-DS multi-feature fusion [J]. Transactions of the CSAE, 2013, 44(2):182-187. (in Chinese)
- [8] STRONTHMANNA W, RUCKELSHAUSENA A, HERTZBERG J, et al. Plant classification with In-Field-Labeling for crop/weed discrimination using spectral features and 3D surface features from a multi-wavelength laser line profile system [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2017, 134:79-93.
- [9] 张丽. 摄像机图像噪声分析及处理[D]. 杭州: 浙江大学, 2014.  
ZHANG Li. Analysis and processing of camera image noise [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2014. (in Chinese)
- [10] AHMAD J, MUHAMMAD K, AHMAD I, et al. Visual features based boosted classification of weeds for real-time selective herbicide sprayer systems [J]. Computers in Industry, 2018, 98:23-33.
- [11] SAHA D, HAMER G, LEE J Y. Development of inter-leaves weed and plant regions identification algorithm using histogram of oriented gradient and K-means clustering [C] // International Conference on Research in Adaptive & Convergent Systems. ACM, 2017:136-139.
- [12] 周莉莉, 姜枫. 图像分割方法综述研究[J]. 计算机应用研究, 2017, 34(7):1921-1928.  
ZHOU Lili, JIANG Feng. Survey on image segmentation methods [J]. Application Research of Computers, 2017, 34(7):1921-1928. (in Chinese)
- [13] 马兆敏, 胡波, 黄玲, 等. 杂草识别中图像分割技术的研究进展[J]. 安徽农业科学, 2008(19):7985-7986.  
MA Zhaomin, HU Bo, HUANG Ling, et al. Research advance on image segmentation technique in weed identification by machine vision [J]. Journal of Anhui Agricultural Sciences, 2008(19):7985-7986. (in Chinese)
- [14] WANG A, ZHANG W, WEI X. A review on weed detection using ground-based machine vision and image processing technique [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 158:226-240.
- [15] HAMUDA E, MC GINLEY B, GLAVIN M, et al. Automatic crop detection under field conditions using the HSV colour space and morphological operations [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2017, 133:97-107.
- [16] GARCÍA-MATEOS G, HERNÁNDEZ-HERNÁNDEZ J L, ESCARABAJAL-HENAREJOS D, et al. Study and comparison of color models for automatic image analysis in irrigation management applications [J]. Agricultural Water Management, 2015, 151:158-166.
- [17] 金飞剑. 基于机器视觉的杂草图像特征提取及识别研究[D]. 镇江: 江苏大学, 2007.  
JIN Feijian. Research on weed image feature extraction and recognition based on machine vision [D]. Zhenjiang: Jiangsu University, 2007. (in Chinese)
- [18] TANG J L, CHEN X Q, MIAO R H, et al. Weed detection using image processing under different illumination for site-specific areas spraying [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2016, 122:103-111.
- [19] ELSTONE L, HOW K Y, BRODIE S, et al. High-speed crop and weed identification in lettuce fields for precision weeding [J]. Sensors, 2020, 20(2):455.
- [20] HAMUDA E, GLAVIN M, JONES E. A survey of image processing techniques for plant extraction and segmentation in the field [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2016, 125:184-199.

- [21] 吴兰兰,熊利荣,彭辉. 基于 RGB 植被指数的大田油菜图像分割定量评价[J]. 华中农业大学学报,2019,38(2):109-113.  
WU Lanlan, XIONG Lirong, PENG Hui. Quantitative evaluation of in-field rapeseed image segmentation based on RGB vegetation index [J]. Journal of Huazhong Agricultural University, 2019, 38(2): 109-113. (in Chinese)
- [22] 徐瑞. 图像分割方法及性能评价综述[J]. 宁波工程学院学报,2011,23(3):76-79.  
XU Rui. An overview of image segmentation technique and performance evaluation [J]. Journal of Ningbo University of Technology, 2011, 23(3): 76-79. (in Chinese)
- [23] 丁亮,张永平,张雪英. 图像分割方法及性能评价综述[J]. 软件,2010,31(12):78-83.  
DING Liang, ZHANG Yongping, ZHANG Xueying. Summary of image segmentation methods and performance evaluation [J]. Software, 2010, 31(12): 78-83. (in Chinese)
- [24] 张宁波. 面向杂草识别的图像分割方法研究[D]. 哈尔滨: 东北农业大学,2016.  
ZHANG Ningbo. Research on image segmentation method for weed recognition [D]. Harbin: Northeast Agricultural University, 2016. (in Chinese)
- [25] 程玉柱. 分数阶 ACM 图像分割算法及其在杂草图像中的应用[D]. 南京: 南京林业大学,2014.  
CHENG Yuzhu. Fractional ACM image segmentation algorithm and its application in weed image [D]. Nanjing: Nanjing Forestry University, 2014. (in Chinese)
- [26] 张学良,冯学智,肖鹏峰. 基于区域合并的高分辨率遥感图像多尺度分割[J]. 南京大学学报(自然科学),2015,51(5):1030-1038.  
ZHANG Xueliang, FENG Xuezhi, XIAO Pengfeng. Multiscale segmentation of high-resolution remote sensing image based on region merging [J]. Journal of Nanjing University (Natural Science), 2015,51(5): 1030-1038. (in Chinese)
- [27] 丁海勇,王雨轩,毛宇琼,等. 基于动态阈值区域分裂合并法的高分辨率遥感图像分割研究[J]. 测绘通报,2016(8):145-146.  
DING Haiyong, WANG Yuxuan, MAO Yuqiong, et al. Research on high resolution remote sensing image segmentation based on dynamic threshold region splitting and merging method [J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2016(8): 145-146. (in Chinese)
- [28] 吴兰兰,徐恺,熊利荣. 基于视觉注意模型的苗期油菜田间杂草检测[J]. 华中农业大学学报,2018,37(2):96-102.  
WU Lanlan, XU Kai, XIONG Lirong. Detecting weeds in seedling rapeseed oil field based on visual-attention model [J]. Journal of Huazhong Agricultural University, 2018,37(2): 96-102. (in Chinese)
- [29] TORRES-SÁNCHEZ J, LÓPEZ-GRANADOS F, PEÑA J M. An automatic object-based method for optimal thresholding in UAV images: application for vegetation detection in herbaceous crops[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2015, 114:43-52.
- [30] HUANG H, LAN Y, YANG A, et al. Deep learning versus object-based image analysis (OBIA) in weed mapping of UAV imagery[J]. International Journal of Remote Sensing, 2020, 41(9):3446-3479.
- [31] 陈良宵,王斌. 基于形状特征的叶片图像识别算法比较研究[J]. 计算机工程与应用, 2017,53(9):17-25,56.  
CHEN Liangxiao, WANG Bin. Comparative study of leaf image recognition algorithm based on shape feature [J]. Computer Engineering and Applications, 2017,53(9):17-25,56. (in Chinese)
- [32] BAKHSHIPOUR A, JAFARI A. Evaluation of support vector machine and artificial neural networks in weed detection using shape features[J]. Computers & Electronics in Agriculture, 2018, 145:153-160.
- [33] 陈亚军,赵博,刘磊. 基于多特征的杂草逆向定位方法与试验[J/OL]. 农业机械学报,2015,46(6):257-262.  
CHEN Yajun, ZHAO Bo, LIU Lei. Weed reverse positioning method and experiment based on multi-feature [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2015,46(6):257-262. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=20150637&journal\\_id=jcsam](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20150637&journal_id=jcsam). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.06.037. (in Chinese)
- [34] 邓向武,齐龙,马旭. 基于多特征融合和深度置信网络的稻田苗期杂草识别[J]. 农业工程学报,2018,34(14):165-172.  
DENG Xiangwu, QI Long, MA Xu. Recognition of weeds at seedling stage in paddy fields using multi-feature fusion and deep belief networks [J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(14): 165-172. (in Chinese)
- [35] 刘骥,曹凤莲,甘林昊. 基于叶片形状特征的植物识别方法[J]. 计算机应用,2016,36(增刊2):200-202,226.  
LIU Ji, CAO Fenglian, GAN Linhao. Plant recognition method based on leaf shape features [J]. Journal of Computer Applications, 2016,36(Supp.2): 200-202,226. (in Chinese)
- [36] 赵洋. 基于局部描述子的纹理识别方法及其在叶片识别方面的应用[D]. 合肥: 中国科学技术大学,2013.  
ZHAO Yang. Texture recognition method based on local descriptor and its application in leaf recognition [D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2013. (in Chinese)
- [37] ROJAS C P, LEONARDO S G, TOLEDO N V. Weed recognition by SVM texture feature classification in outdoor vegetable crops images[J]. Ingeniería E Investigación, 2017, 37(1): 68-74.
- [38] 唐钦. 基于纹理和颜色特征的植物叶片识别方法研究[D]. 杭州: 浙江大学,2015.  
TANG Qin. Study on plant leaf recognition method based on texture and color features [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2015. (in Chinese)
- [39] TELLAECHÉ A, BURGOS-ARTIZZU X P, PAJARES G, et al. A vision-based method for weeds identification through the Bayesian decision theory[J]. Pattern Recognition, 2008, 41(2):521-530.
- [40] LOTTES P, HOEFERLIN M, SANDER S, et al. An effective classification system for separating sugar beets and weeds for precision farming applications[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation. IEEE, 2016.
- [41] 邓秀华. 基于小波变换的杂草图像边缘检测[D]. 镇江: 江苏大学,2007.  
DENG Xiuhua. Edge detection of weed image based on wavelet transform [D]. Zhenjiang: Jiangsu University, 2007. (in Chinese)
- [42] 王丽君,淮永建,彭月橙. 基于叶片图像多特征融合的观叶植物种类识别[J]. 北京林业大学学报,2015,37(1):55-61.  
WANG Lijun, HUAI Yongjian, PENG Yuecheng. Method of identification of foliage from plants based on extraction of multiple

- features of leaf images[J]. *Journal of Beijing Forestry University*, 2015,37(1): 55-61. (in Chinese)
- [43] CHENG B, MATSON E T. A feature-based machine learning agent for automatic rice and weed discrimination [C] // *International Conference on Artificial Intelligence & Soft Computing*. Springer, Cham, 2015:517-527.
- [44] 毛文华, 王一鸣, 张小超. 基于机器视觉的田间杂草识别技术研究进展[J]. *农业工程学报*, 2004,20(5):43-46.  
MAO Wenhua, WANG Yiming, ZHANG Xiaochao. Research advances of weed identification technology using machine vision [J]. *Transactions of the CSAE*, 2004,20(5): 43-46. (in Chinese)
- [45] FAROOQ A, HU J K, JIA X P, et al. Analysis of spectral bands and spatial resolutions for weed classification via deep convolutional neural network[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2019,2(16):183-187.
- [46] 金小俊, 陈勇, 孙艳霞. 农田杂草识别方法研究进展[J]. *农机化研究*, 2011,33(7):23-27,33.  
JIN Xiaojun, CHEN Yong, SUN Yanxia. Research advances of weed identification in agricultural field [J]. *Journal of Agricultural Mechanization Research*, 2011, 33(7): 23-27,33. (in Chinese)
- [47] RAINVILLE F M D, DURAND A, FORTIN F A, et al. Bayesian classification and unsupervised learning for isolating weeds in row crops[J]. *Pattern Analysis and Applications*, 2012, 17(2):1-14.
- [48] 黄土凯, 祁力钧, 张建华, 等. 基于行宽的玉米行间杂草识别算法[J]. *中国农业大学学报*, 2013,18(1):165-171.  
HUANG Shikai, QI Lijun, ZHANG Jianhua, et al. Maize interrow weed recognition algorithm based on row width [J]. *Journal of China Agricultural University*, 2013 18(1): 165-171. (in Chinese)
- [49] ANA D C, TORRES-SÁNCHEZ JORGE, JOSE P, et al. An automatic random forest-OBIA algorithm for early weed mapping between and within crop rows using UAV imagery[J]. *Remote Sensing*, 2018, 10(3):1-21.
- [50] 王璨, 李志伟. 利用融合高度与单目图像特征的支持向量机模型识别杂草[J]. *农业工程学报*, 2016,32(15):165-174.  
WANG Can, LI Zhiwei. Weed recognition using SVM model with fusion height and monocular image features [J]. *Transactions of the CSAE*, 2016,32(15): 165-174. (in Chinese)
- [51] 周影. 应用于除草机器人的 PSO-BP 杂草图像识别方法研究[D]. 呼和浩特: 内蒙古工业大学, 2018.  
ZHOU Ying. Research on PSO-BP weed image recognition method applied to weeding robot [D]. Huhhot: Inner Mongolia University of Technology, 2018. (in Chinese)
- [52] SABZI S, ABBASPOUR-GILANDEH Y, GARCÍA-MATEOSET G, et al. A fast and accurate expert system for weed identification in potato crops using metaheuristic algorithms[J]. *Computers in Industry*, 2018, 98: 80-89.
- [53] 杨剑锋, 乔佩蕊, 李永梅, 等. 机器学习分类问题及算法研究综述[J]. *统计与决策*, 2019,35(6):36-40.  
YANG Jianfeng, QIAO Peirui, LI Yongmei, et al. A review of machine-learning classification and algorithms [J]. *Statistics & Decision*, 2019,35(6): 36-40. (in Chinese)
- [54] 刘栋, 李素, 曹志冬. 深度学习及其在图像物体分类与检测中的应用综述[J]. *计算机科学*, 2016,43(12):13-23.  
LIU Dong, LI Su, CAO Zhidong. State-of-art on deep learning and its application in image object classification and detection [J]. *Computer Science*, 2016,43(12): 13-23. (in Chinese)
- [55] VANDEWALLE J. *Pattern recognition and machine learning*[M]. Academic Press, 2006.
- [56] TANG J L, WANG D, ZHANG Z G, et al. Weed identification based on K-means feature learning combined with convolutional neural network[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2017, 135:63-70.
- [57] 乔永亮, 何东健, 赵川源, 等. 基于多光谱图像和 SVM 的玉米田间杂草识别[J]. *农机化研究*, 2013,35(8):30-34.  
QIAO Yongliang, HE Dongjian, ZHAO Chuanyuan, et al. Corn field weeds recognition based on multi-spectral images and SVM[J]. *Journal of Agricultural Mechanization Research*, 2013,35(8): 30-34. (in Chinese)
- [58] 赵鹏, 韦兴竹. 基于多特征融合的田间杂草分类识别[J/OL]. *农业机械学报*, 2014,45(3):275-281.  
ZHAO Peng, WEI Xingzhu. Weed recognition in agricultural field using multiple feature fusions [J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2014,45(3):275-281. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=20140345&journal\\_id=jcsam](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20140345&journal_id=jcsam). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2014.03.045. (in Chinese)
- [59] 周影, 房建东, 赵于东. 基于主成分-贝叶斯分类模型的除草机器人杂草识别方法[J]. *机床与液压*, 2018,46(6):104-110,126.  
ZHOU Ying, FANG Jiandong, ZHAO Yudong. Weed identification method of weeding robot based on PCA-NBC classification model [J]. *Machine Tool & Hydraulics*, 2018,46(6): 104-110,126. (in Chinese)
- [60] 彭明霞, 夏俊芳, 彭辉. 融合 FPN 的 Faster R-CNN 复杂背景下棉田杂草高效识别方法[J]. *农业工程学报*, 2019, 35(20):202-209.  
PENG Mingxia, XIA Junfang, PENG Hui. Efficient recognition of cotton and weed in field based on Faster R-CNN by integrating FPN [J]. *Transactions of the CSAE*, 2019,35(20): 202-209. (in Chinese)
- [61] PIRON A, VAN DER HEIJDEN F, DESTAIN M F. Weed detection in 3D images[J]. *Precis. Agric.*, 2010,12:607-622.
- [62] 苗荣慧, 杨华, 武锦龙, 等. 基于图像分块及重构的菠菜重叠叶片与杂草识别[J]. *农业工程学报*, 2020,36(4):178-184.  
MIAO Ronghui, YANG Hua, WU Jinlong, et al. Weed identification of overlapping spinach leaves based on image sub-block and reconstruction [J]. *Transactions of the CSAE*, 2020,36(4):178-184. (in Chinese)
- [63] DYRMANN M, JØRGENSEN R N, MIDTIBY H S. Roboweedsupport-detection of weed locations in leaf occluded cereal crops using a fully convolutional neural network[J]. *Annu. Rev. Anim. Biosci.*, 2017,8(2):842-847.
- [64] 马志艳, 朱熠, 杨磊. 基于视觉的苗期作物株间除草关键技术研究现状[J]. *中国农机化学报*, 2020,41(2):32-38.  
MA Zhiyan, ZHU Yi, YANG Lei. Research status of key techniques of inter-plant weeding in seedling crops based on vision [J]. *Journal of Chinese Agricultural Mechanization*, 2020,41(2): 32-38. (in Chinese)
- [65] FAROOQ A, JIA X P, HU J K, et al. Multi-resolution weed classification via convolutional neural network and superpixel based local binary pattern using remote sensing images[J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(14):1692.
- [66] 徐景银. 玉米苗后除草剂使用方法及注意事项[J]. *现代农业*, 2018(3):41.  
XU Jingyin. Application methods and precautions of herbicides after maize seedling [J]. *Modern Agriculture*, 2018(3):41. (in Chinese)