

基于骨架提取算法的作物茎秆识别与定位方法

吴艳娟^{1,2} 王健^{1,2} 王云亮^{1,2}

(1. 天津理工大学电气工程与自动化学院, 天津 300384;

2. 天津理工大学天津市复杂系统控制理论及应用重点实验室, 天津 300384)

摘要: 针对农作物禾苗和杂草辨识和定位不精确, 会造成除草机器人除草不净、伤害禾苗、影响产量等问题, 提出了一种基于骨架提取算法的作物茎秆中心识别与定位的多级图像识别方法。该方法通过不同图像处理算法的多级式递进融合, 实现对农作物茎秆的精确识别与中心定位。首先将采集到的彩色图像转换到 HSV 颜色空间进行背景分割。然后采用腐蚀算法对图像进行腐蚀操作, 腐蚀掉杂草图像信息得到仅含作物的图像信息, 最后用 Zhang - Suen 细化算法对作物图像进行骨架提取操作, 并对骨架交叉点进行计算分析, 识别与定位作物茎秆中心, 实现作物精准辨识和定位。对采集的 100 幅苗期图像进行实验测试, 结果表明农作物禾苗茎秆中心识别和定位精度误差小于 12 mm。本文方法能实时精准辨识禾苗和杂草, 并对禾苗进行精准定位, 为实现田间机械化除草提供了一种精准可靠的作物识别和定位方法。

关键词: 作物茎秆; 骨架提取算法; HSV 颜色空间; 图像识别; Zhang - Suen 细化算法

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2022)11-0334-07

OSID:



Crop Stem Recognition and Localization Method Based on Skeleton Extraction Algorithm

WU Yanjuan^{1,2} WANG Jian^{1,2} WANG Yunliang^{1,2}

(1. School of Electrical Engineering and Automation, Tianjin University of Technology, Tianjin 300384, China

2. Tianjin Key Laboratory for Control Theory and Applications in Complicated Systems,

Tianjin University of Technology, Tianjin 300384, China)

Abstract: Aiming at the imprecise identification and positioning of crop seedlings and weeds, which would cause the problems of weeding robot's unclean weeding, harming seedlings and affecting yield, a multi-stage image recognition method based on skeleton extraction algorithm was proposed, which realized the accurate identification and location of crop stem center through multi-level progressive fusion of different image algorithms. Firstly, the collected color images were converted to HSV color space for background segmentation. Then, the corrosion algorithm was used to corrode the image, which corroded the weed image information to obtain the image information only containing crops. Finally, the Zhang - Suen thinning algorithm was used to extract the skeleton of the crop image, and the skeleton intersection point was calculated and analyzed to identify and locate the center of the crop stem, so as to achieve accurate identification and positioning of crops. Experimental tests were carried out on 100 images collected at seedling stage. The results showed that the accuracy error of identification and positioning of stem center of crop seedlings was less than 12 mm. The method presented can accurately identify the seedlings and weeds in real time and accurately locate the seedlings, providing an accurate and reliable method for crop identification and location for realizing the mechanization of agricultural plant protection operations such as weeding in the field.

Key words: crop stem; skeleton extraction algorithm; HSV color space; image identification; Zhang - Suen thinning algorithm

收稿日期: 2022-01-15 修回日期: 2022-04-17

基金项目: 天津市科技计划项目(科技重大专项与工程 18ZXJYEN00100)和天津市科技计划项目(中央引导地方科技发展资金项目 22ZYCGSN00190)

作者简介: 吴艳娟(1973—),女,教授,主要从事智能控制研究,E-mail: wuyanjuan12@126.com

0 引言

在农作物幼苗时期,杂草会极大地影响其生长,使其得不到充足的光照和养分。全球已发现的杂草中超过 60% 会影响农作物的产量^[1]。所以,除草作业对农业生产有重要意义。化学除草和人工除草是当前农业生产中应用最多的两种除草方式,长期大量使用化学除草剂存在引起环境污染、破坏土壤生态平衡、从源头影响食品安全等问题。而人工除草虽然能有效识别并清除杂草,但由于劳动力短缺和成本上升,会提高农作物种植成本,并且人工除草效率低,难以实现大规模种植。

由此,机械除草成为最理想的除草方式,在减少人工成本的同时,除草效率大幅提高。然而大多数除草机只能铲除垄间杂草,株间杂草只能通过人工除草等方式进行处理,随着计算机、机器视觉和自动化等技术的持续发展,农业机械自动化水平发展迅速,除草机也逐渐向智能化方向发展,研究能真正取代人工作业的智能型除草机是发展趋势。

而智能型除草机具技术关键是杂草和农作物禾苗精确辨识与定位。通过对杂草禾苗颜色、位置、形状和纹理特征展开研究^[2-9],可以对田间禾苗和杂草进行有效辨识,若不能保证除草时对幼苗的具体位置进行精准判断,作业时会对幼苗造成伤害。

本文提出基于 HSV 和 Zhang - Suen 细化算法的骨架提取方法进行禾苗辨识,并进一步实现对农作物禾苗茎秆中心的识别与定位。首先对采集图像进行处理,将采集到的 RGB 图像转换到 HSV 颜色空间,通过对 H 通道阈值的设定,分割掉土壤背景,而后转回到 RGB 空间进行二值化处理;再通过腐蚀算法对杂草进行腐蚀操作并得到只包含农作物禾苗信息的图像;然后用 Zhang - Suen 细化算法进行骨架提取;最后通过对骨架交叉点的计算与筛选完成对农作物禾苗茎秆中心的识别与定位。

1 算法整体结构模型

本文算法采用背景分割、腐蚀和 Zhang - Suen 细化骨架提取的多级混合方法对摄像头采集的彩色图像进行分级递进式处理,实现农作物禾苗的识别和定位,算法整体结构模型如图 1 所示,首先把原始彩色图像的 RGB 图像转换到 HSV 颜色空间,通过对 HSV 颜色空间中 H 通道阈值的设置,清除掉土壤背景,再转换到 RGB 颜色空间完成图像的背景分割。为了方便后续操作,对背景分割后的图像进行二值化处理,然后用腐蚀算法腐蚀掉大部分杂草,并使杂草与作物分离,选取连通区域面积最大的部分

就是作物图像。最后对作物图像进行骨架提取,通过对交叉点的检测和计算,对作物茎秆中心进行识别和定位。

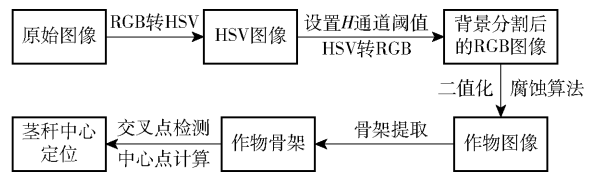


图 1 算法整体结构模型

Fig. 1 General steps of image processing

2 算法分级递进式处理方法

2.1 原始图像作物背景分割

第 1 级处理方法是针对摄像头采集的原始彩色图像进行农作物图像信息与背景图像信息分割,即对原始彩色图像采用 RGB 到 HSV 色彩空间转换方法,将与农作物色彩相差较大的土壤等背景分割出来^[10-11]。

由于杂草与作物颜色相近,而土壤背景颜色与作物颜色相差较大,因此在该级处理中主要是通过 HSV 颜色空间^[12-14]中 H 通道阈值的设定分割掉土壤背景。

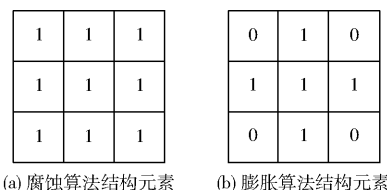
将图像转换到 HSV 颜色空间后,对 H 通道的阈值进行设定,将阈值以外的像素透明度 V 设置为 0,完成对图像的背景分割。

2.2 农作物禾苗图像提取

经过第 1 级的图像处理后,提取出的是农作物和杂草等颜色相近的图像。第 2 级图像处理即采用腐蚀算法进行杂草和农作物禾苗的辨识,剔除杂草图像,提取农作物禾苗图像。

经过第 1 级图像的背景分割之后,可提取出包含作物与杂草的二值图像,由于杂草与作物的形态差异,可把杂草视为作物图像中的噪点,利用膨胀腐蚀算法可以有效减少噪声干扰^[15-17],减少杂草同时分离作物与杂草。

本文腐蚀算法和膨胀算法结构元素尺寸为 3×3 的正方形,结构元素中各点分布如图 2 所示。



(a) 腐蚀算法结构元素 (b) 膨胀算法结构元素

图 2 腐蚀膨胀算法结构元素

Fig. 2 Corrosion expansion algorithm structural elements

2.3 农作物禾苗骨架提取

经过前 2 级的处理完成杂草和禾苗的辨识,但为了获得精准的禾苗位置信息,还需要对禾苗图像

进行骨架提取和禾苗定位,即进行第3级处理的农作物禾苗骨架提取和第4级处理的农作物禾苗茎秆中心定位,该2级处理也是苗间除草机能真正实现机器视觉感知的最关键环节之一,也可称为农业机械具有机器视觉感知的软接口。

经过第2级图像处理的膨胀腐蚀操作后,得到的二值图像中仅含有农作物禾苗图像,而要精准获得作物的中心位置,就要先对作物整体进行细化,得到作物的骨架。骨架提取算法能有效对骨架进行提取^[18-23]。本文采用 Zhang-Suen 细化算法进行骨架提取^[24-27]。该算法每一次迭代标记符合特定条件的目标像素,在遍历完所有图像之后,再对标记点进行统一删除,直到某一次迭代中没有任何一个像素被标记,则迭代结束,得到的图像则为细化后的骨架图像。为了方便描述,先定义几个基本概念。

算法中黑像素为1,白像素为0,输入图像是由1和0组成的 $n \times m$ 序列。算法对有8个邻域的所有黑色像素 P1 进行操作。邻域中各像素标号按照图3所示的8邻域像素次序图依次排列。

P9	P2	P3
P8	P1	P4
P7	P6	P5

图3 8邻域像素次序图

Fig. 3 8 sequence diagram of neighborhood pixels

对图3中的8邻域像素做出如下定义:

定义1: $A(P1) = P2 \rightarrow P3 \rightarrow P4 \rightarrow P5 \rightarrow P6 \rightarrow P7 \rightarrow P8 \rightarrow P9 \rightarrow P2$ 序列中从白到黑的转换次数。

定义2: $B(P1) = P1$ 邻域像素为黑色的个数。

骨架提取算法共分为2个步骤:

(1)若同时满足以下4个条件,则标记 P1 为可删除的点。① $2 \leq B(P1) \leq 6$ 。② $A(P1) = 1$ 。③ P2、P4、P6 中至少有1个为白色。④ P4、P6 和 P8 中至少有1个为白色。

(2)若同时满足以下4个条件,则标记 P1 也为可删除的点。① $2 \leq B(P1) \leq 6$ 。② $A(P1) = 1$ 。③ P2、P4、P8 中至少有1个为白色。④ P2、P6、P8 中至少有1个为白色。

在上述过程中,2个步骤的条件①和条件②相同。条件①判断 P1 是否为端点,如果 P1 的邻域只有1个像素为黑色,则为端点,不能被标记;如果 P1 的邻域有7个像素为黑色,为保证骨架的连通性,也不能被标记。条件②检测 P1 的邻域顺时针方向是否有从0到1之间的变化,以保证骨架像素点不被标记。

步骤(1)的条件③和条件④同时成立的条件是 P4 为白色或 P6 为白色或 P2 和 P8 同时为白色,以此来标记东边或南边或西北边的边界点;步骤(2)的条件③和条件④同时成立的条件是 P2 为白色或 P8 为白色或 P4 和 P6 同时为白色,以此来标记西边或北边或东南边的边界点。

Zhang-Suen 骨架提取算法流程如图4所示。

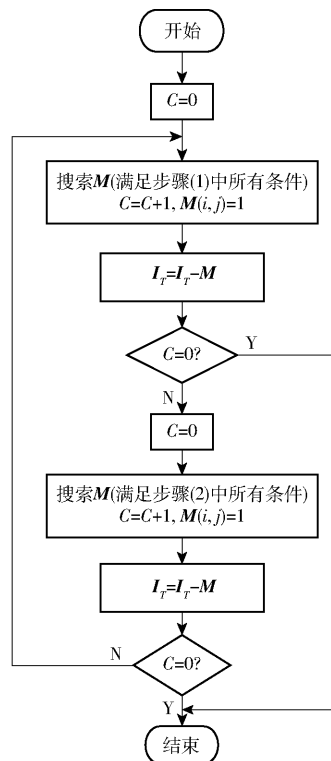


图4 骨架提取流程图

Fig. 4 Skeleton extraction flow chart

最初,原始图像存储在矩阵 I_T 中,计数器 C 设为0。处理后的图像结果覆盖原图像并存储在矩阵 I_T 中。为了节省内存空间,在计算中只使用了矩阵 I_T 和 M 。其中 M 为步骤(1)和步骤(2)中所标记的点的集合。

2.4 农作物禾苗茎秆中心定位

为了精准定位农作物禾苗茎秆中心,对第3级图像处理后提取的农作物禾苗骨架图像,继续采用模板匹配的方法搜寻茎秆中心,对农作物禾苗进行精准定位。

模板匹配^[28-29]是最基础、最常用的模式识别方法,主要用于寻找某一关键部分位于图像的位置,从而对目标进行特征识别,这就是一个匹配问题。本文中,根据骨架交叉点的特征,共定义12个模板,其结构如图5所示。

2.5 茎秆中心实际位置转换

得到茎秆的像素坐标之后,计算出行列像素偏差,代表直线距离。通过对空间坐标的转换,由小孔

1	0	1	1	0	0	0	0	1	0	1	0
0	1	0	0	1	1	1	1	0	0	1	0
0	1	0	1	0	0	0	0	1	1	0	1
0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0
1	1	1	1	1	0	1	1	1	0	1	1
0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0
0	0	1	1	0	0	0	1	0	0	1	0
1	1	0	0	1	1	1	1	0	0	1	1
0	1	0	0	1	0	0	0	1	1	0	0

图 5 交叉点匹配模板

Fig. 5 Intersections matching template

成像原理^[30-31]计算出农作物的茎秆位置与实际位置偏差。

3 算例实验

3.1 实验图像采集

于自然光照环境采集图像,图像尺寸为 640 像素 × 480 像素,算法实现环境为 Matlab 仿真平台。于 2019 年 4 月,在实验玉米田地采集图像,玉米幼苗播种 14 d 后,叶片为 5~6 叶,叶片长度约为 8 cm,幼苗间距约为 30 cm,相机距离地面 40 cm,共选取 100 幅图像进行实验检测,示例如图 6 所示。

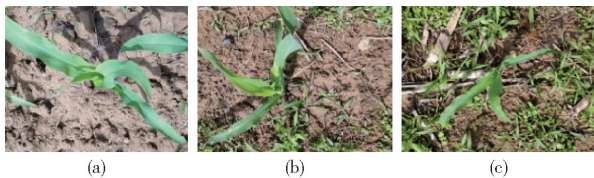


图 6 相机采集的部分作物幼苗图像

Fig. 6 Camera captures images of crop seedlings

3.2 作物提取

由图 6 可以看出,图中杂草与作物颜色相近,而土壤背景颜色与作物颜色相差较大,因此通过对 HSV 颜色空间中 H 通道阈值的设定分割掉土壤背景,阈值设置的范围为 0.17~0.5。

将分割掉土壤背景后的图像再转换到 RGB 空间进行二值化,图 7 为背景分割后转回 RGB 空间的图像,图 8 为二值化后的图像。

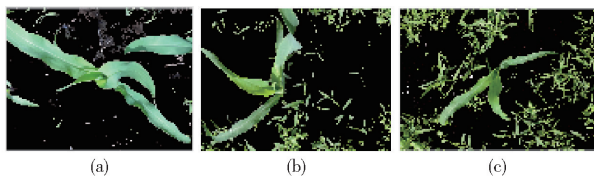


图 7 背景分割后的 RGB 图像

Fig. 7 RGB image with separated background

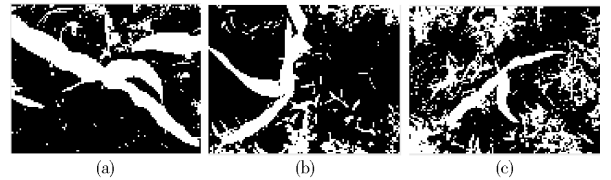


图 8 背景分割后的二值化图像

Fig. 8 Binary image with separated background

时的角度与光照问题,导致部分图像的茎秆中心位置处为黑色,影响禾苗骨架提取的准确度,因此再运用闭运算,把图像中的黑色部分填充为白色,得到的结果如图 9 所示。

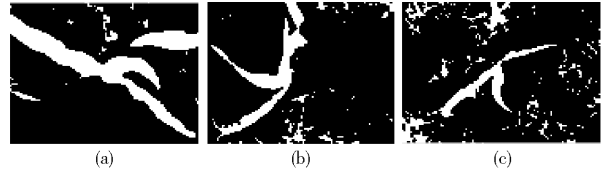


图 9 膨胀腐蚀后的二值化图像

Fig. 9 Binarization images after expansion corrosion

由图 9 可以看出,利用膨胀腐蚀算法可以有效消除大部分杂草噪点,还有一小部分无法去除,但是剩下的杂草噪点已经与作物分离,因此,选取图中连通区域最大的部分进行提取,就可得到只含有作物的二值图像。提取后的作物图如图 10 所示。

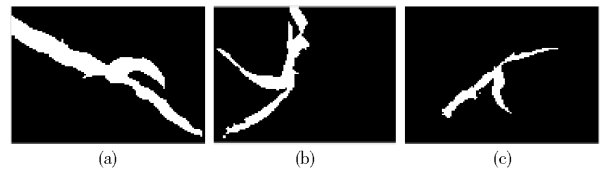


图 10 作物提取图像

Fig. 10 Crop extraction images

3.3 茎秆定位

在得到作物图像之后,为了获得作物的茎秆信息,先对作物进行骨架提取,在提取过程中,重复迭代 Zhang-Suen 骨架提取算法的 2 个步骤,每次迭代后对作物图像中的非骨架点进行标注。在迭代过程中,每次迭代完检测是否有被标记的点,如果有则删除本次迭代中所有被标记的点,然后进行下一次迭代;如果没有任何点被标记,则迭代结束,剩下的点所构成的区域即为骨架。采用 Zhang-Suen 细化算法处理后的作物骨架如图 11 所示。

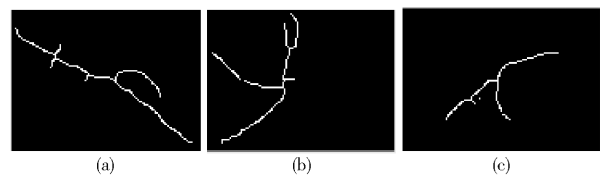


图 11 作物骨架图像

Fig. 11 Crop skeleton images

在用膨胀腐蚀算法进行处理时,出现由于拍摄

在运用 Zhang-Suen 细化算法对作物骨架进行

提取后,以图5交叉点匹配模板对图11的作物骨架进行模板匹配,所得到的骨架交叉点如图12所示,根据作物的形态特征对其进行最大外接矩形的对角线交点计算,所有交叉点中,距离对角线交点最近的点即判定为作物的中心点,得到作物中心点如图13所示。

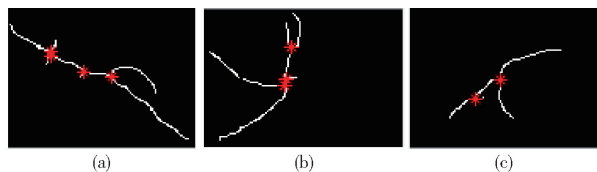


图12 骨架交叉点

Fig. 12 Skeleton junction

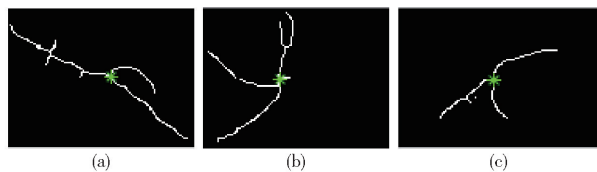


图13 作物中心点

Fig. 13 Crop center

作物原图茎秆中心和实验茎秆定位结果如表1所示。

表1 茎秆定位结果

Tab. 1 Stem localization results

测试 图像	原图中心		实验中心		坐标		像素	实际
	坐标/ 像素		坐标/ 像素		偏差/ 像素		距离	距离
	行	列	行	列	行	列	偏差/ 像素	偏差/ mm
图6a	238	343	230	352	8	9	12	6.0
图6b	228	312	241	305	13	7	15	7.5
图6c	267	255	246	265	21	10	23	11.5

依据小孔成像原理,计算原图茎秆中心点坐标与定位结果图的中心点坐标的像素距离偏差,部分

实验数据见表1,然后再将像素距离偏差转换为实际距离偏差,结果表明实际位置偏差小于12 mm的准确率为95%,满足除草机对茎秆位置的定位精度要求。并且,在该实验中识别不准确的都是禾苗和杂草距离太近的情况,而距离禾苗太近的杂草也不能用除草机铲除,会误伤作物幼苗,不考虑这些与禾苗太近的情况,定位准确率会更高。

为进一步验证本文方法的优越性,与文献[32]采用的K3M算法进行了实验对比,该文方法对误差10 mm以内准确率为85.9%。而本文所采用的Zhang-Suen骨架提取和模板匹配算法对误差10 mm内准确率为88%,并且误差12 mm内准确率达到95%。

4 结束语

提出了一种基于颜色空间转换、腐蚀膨胀算法、Zhang-Suen细化骨架提取算法以及模板匹配等多算法混合分级图像处理的方法,实现杂草和农作物禾苗辨识,并且该方法利用作物骨架的交叉点来筛选出作物中心点,实现通过农作物禾苗骨架茎秆中心精确定位禾苗位置的方法。首先在HSV色彩空间中,通过对H通道阈值的设定完成背景分割,根据作物与杂草的分布特点,对图像进行多次腐蚀操作后,通过对最大连通区域的提取,得到作物图像。然后用Zhang-Suen细化算法提取作物骨架,通过对交叉点的模板匹配得到骨架交叉点。最后利用骨架的外接矩形计算出作物的茎秆中心。通过对100幅图像进行实验测试,完成了对苗期作物茎秆中心的精准识别和定位,定位误差小于12 mm。该方法能对作物进行精准识别并精确定位苗期作物的茎秆中心位置,为进一步使用机械除草奠定了基础。

参 考 文 献

- [1] 张文莉,陈树人,褚德宏. 除草机器人研究现状与趋势[J]. 农业装备技术,2015,41(2):6-10.
ZHANG Wenli, CHEN Shuren, CHU Dehong. Research status and trend of weeding robot [J]. Agricultural Equipment Technology, 2015, 41(2): 6-10. (in Chinese)
- [2] PANTAZI X, MOSHOU D, BRAVO C, et al. Active learning system for weed species recognition based on hyperspectral sensing [J]. Biosystems Engineering, 2016, 146: 193-202.
- [3] WOEBBECKE D M, MEYER G E, BARGEN K V, et al. Color indices for weed identification under various soil, residue, and lighting conditions [J]. Transactions of the ASAE, 1995, 38(1): 259-269.
- [4] NIEUWENHUIZEN A T, HOFSTEE J W, VAN H J. Adaptive detection of volunteer potato plants in sugar beet fields [J]. Precision Agriculture, 2010, 11(5): 433-447.
- [5] 姜红花,王鹏飞,张昭,等. 基于卷积网络和哈希码的玉米田间杂草快速识别方法[J]. 农业机械学报, 2018, 49(11): 30-38.
JIANG Honghua, WANG Pengfei, ZHANG Zhao, et al. Fast identification of field weeds based on deep convolutional network and binary Hash code [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(11): 30-38. (in Chinese)
- [6] 王宏艳,吕继兴. 基于纹理特征与改进SVM算法的玉米田间杂草识别[J]. 湖北农业科学, 2014, 53(13): 3163-3166, 3169.
WANG Hongyan, LÜ Jixing. Weed identification in maize field based on texture feature and improved SVM algorithm [J]. Hubei

- Agricultural Sciences, 2014, 53(13): 3163 – 3166, 3169. (in Chinese)
- [7] 熊利荣, 吴兰兰. 基于形状特征的玉米苗期杂草识别方法的研究[J]. 湖北农业科学, 2010, 49(10): 2548 – 2550.
XIONG Lirong, WU Lanlan. Research on weed identification method of maize seedling stage based on shape feature[J]. Hubei Agricultural Sciences, 2010, 49(10): 2548 – 2550. (in Chinese)
- [8] 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. Weed identification in maize field based on multispectral image and SVM[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2013, 35(8): 30 – 34. (in Chinese)
- [9] 孟庆宽, 张漫, 杨晓霞, 等. 基于轻量卷积结合特征信息融合的玉米幼苗与杂草识别[J]. 农业机械学报, 2020, 51(12): 238 – 245, 303
MENG Qingkuan, ZHANG Man, YANG Xiaoxia, et al. Recognition of maize seedling and weed based on light weight convolution and feature fusion[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(12): 238 – 245, 303. (in Chinese)
- [10] 毕敏娜, 张铁民, 庄晓霖, 等. 基于色差信息多色彩模型的黄羽鸡快速分割方法[J]. 农业机械学报, 2016, 47(12): 293 – 298, 308.
BI Minna, ZHANG Tiemin, ZHUANG Xiaolin, et al. Rapid segmentation method of yellow-feathered chickens based on multi-color model with chromatic aberration information[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(12): 293 – 298, 308. (in Chinese)
- [11] YANG Hong, XIONG Feng, SONG Yige, et al. HSV – 1 H129-derived anterograde neural circuit tracers: improvements, production, and applications[J]. Neuroscience Bulletin, 2021, 37(5): 701 – 719.
- [12] YUE Yin, HERMAN W F. Herpesviruses and the type III snterferon system[J]. Virologica Sinica, 2021, 36(4): 577 – 587.
- [13] JIANG Haifang, WU Jiaming, LIU Xianjie, et al. Termination of transcription of LAT increases the amounts of ICPO mRNA but does not alter the course of HSV – 1 infection in latently infected murine ganglia[J]. Virologica Sinica, 2021, 36(2): 264 – 272.
- [14] 张立亚, 郝博南, 孟庆勇, 等. 基于 HSV 空间改进融合 Retinex 算法的井下图像增强方法[J]. 煤炭学报, 2020, 45(增刊 1): 532 – 540.
ZHANG Liya, HAO Bonan, MENG Qingyong, et al. Downhole image enhancement method based on HSV space improvement and Retinex algorithm[J]. Journal of Coal, 2020, 45(Supp. 1): 532 – 540. (in Chinese)
- [15] 蒋清乐, 卢继平, 孙涛, 等. 基于 GPR 偏移成像处理的杆塔接地体缺陷检测[J]. 高电压技术, 2021, 47(1): 322 – 330.
JIANG Qingyue, LU Jiping, SUN Tao, et al. Detection of tower grounding defects based on GPR migration imaging processing [J]. High Voltage Technology, 2021, 47(1): 322 – 330. (in Chinese)
- [16] 卢伟, 李也, 王玲, 等. 基于腐蚀生长算法的不同活力玉米种子根系表型研究[J]. 农业机械学报, 2020, 51(4): 224 – 231.
LU Wei, LI Ye, WANG Ling, et al. Root phenotype detection of different vigor maize seed based on corrosion growth algorithm of image[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(4): 224 – 231. (in Chinese)
- [17] 康爽, 陈长征, 罗园庆, 等. 基于微分形态学梯度风力发电机叶片缺陷边缘增强的红外检测研究[J]. 太阳能学报, 2021, 42(6): 432 – 437.
KANG Shuang, CHEN Changzheng, LUO Yuanqing, et al. Infrared detection of defect edge enhancement of wind turbine blade based on differential morphology gradient[J]. Journal of Solar Energy, 2021, 42(6): 432 – 437. (in Chinese)
- [18] 鲁斌, 范晓明. 基于改进自适应 K 均值聚类的三维点云骨架提取的研究[J]. 自动化学报, 2022, 48(8): 1994 – 2006.
LU Bin, FAN Xiaoming. Research on 3D point cloud skeleton extraction based on improved adaptive K-means clustering[J]. Acta Automatica Sinica, 2022, 48(8): 1994 – 2006. (in Chinese)
- [19] 韩巧玲, 赵玥, 赵燕东, 等. 基于细化法的土壤孔隙骨架提取算法研究[J]. 农业机械学报, 2019, 50(9): 229 – 234.
HAN Qiaoling, ZHAO Yue, ZHAO Yandong, et al. Research on extraction algorithm of soil pore skeleton based on thinning method[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(9): 229 – 234. (in Chinese)
- [20] 瞿鑫, 丁天怀. 皮棉中异性纤维骨架快速提取算法[J]. 农业机械学报, 2010, 41(6): 177 – 181.
QU Xin, DING Tianhuai. Fast extraction algorithm of heterotropic fiber skeleton in lint[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010, 41(6): 177 – 181. (in Chinese)
- [21] KHALID S, MAREK T, MARIUSZ R, et al. K3M: a universal algorithm for image skeletonization and a review of thinning techniques [J]. International Journal of Applied Mathematics and Computer Science, 2010, 20(2): 317 – 335.
- [22] 马保建, 鄢金山, 王乐, 等. 基于语义分割的矮化密植枣树修剪枝识别与骨架提取[J]. 农业机械学报, 2022, 53(8): 313 – 319, 442.
MA Baojian, YAN Jinshan, WANG Le, et al. Pruning recognition and skeleton extraction of dwarf densely planted jujube based on semantic segmentation[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(8): 313 – 319, 442. (in Chinese)
- [23] 张宏鸣, 李永恒, 周利香, 等. 基于改进 YOLO v3 的肉牛多目标骨架提取方法[J]. 农业机械学报, 2022, 53(3): 285 – 293.
ZHANG Hongming, LI Yongheng, ZHOU Lixiang, et al. Multi-objective skeleton extraction method for beef cattle based on improved YOLO v3[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(3): 285 – 293. (in Chinese)
- [24] WU R Y, TSAI W H. A new one-pass parallel thinning algorithm for binary images[J]. Pattern Recognition Letters, 1992,

13(10):715-723.

- [25] JAYME A. Angiografia digital[J]. Arquivos Brasileiros De Oftalmologia,2018,58(5):381-383.
- [26] ZHANG T Y, SUEN C Y. A fast parallel algorithm for thinning digital patterns[J]. Communications of the ACM,1984,27(3):236-239.
- [27] 常庆贺,吴敏华,骆力明. 基于改进 ZS 细化算法的手写体汉字骨架提取[J]. 计算机应用与软件,2020,37(7):107-113,164.
CHANG Qinghe, WU Minhua, LUO Liming. Framework extraction of hand written Chinese characters based on improved ZS thinning algorithm[J]. Computer Applications and Software,2020,37(7):107-113,164. (in Chinese)
- [28] 樊仲黎,张力,王庆栋,等. SAR 影像和光学影像梯度方向加权的快速匹配方法[J]. 测绘学报,2021,50(10):1390-1403.
FAN Zhongli, ZHANG Li, WANG Qingdong, et al. Fast matching method based on gradient direction weighting for SAR image and optical image[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica,2021,50(10):1390-1403. (in Chinese)
- [29] 周小成,王锋克,黄洪宇,等. 基于无人机遥感的伐区造林坑穴数量与参数提取[J]. 农业机械学报,2021,52(12):201-206.
ZHOU Xiaocheng, WANG Fengke, HUANG Hongyu, et al. Number and parameter extraction of afforestation pits in logging area based on UAV remote sensing[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2021,52(12):201-206. (in Chinese)
- [30] 周润,张新,王仁浩. 大口径光子筛的小孔环带衍射模型设计[J]. 光学学报,2019,39(10):75-81.
ZHOU Run, ZHANG Xin, WANG Renhao. Design of small-hole loop diffraction model for large-aperture photonic screen[J]. Acta Photonica Sinica,2019,39(10):75-81. (in Chinese)
- [31] 曾升,耿国华,邹林波,等. 第一人称视角地形轮廓草图的真实空间重建[J]. 光学精密工程,2020,28(8):1861-1871.
ZENG Sheng, GENG Guohua, ZOU Linbo, et al. Real spatial reconstruction of terrain contour sketches from first person perspective[J]. Optics and Precision Engineering,2020,28(8):1861-1871. (in Chinese)
- [32] 马志艳,朱熠,张徐康,等. 基于视觉的玉米苗期作物识别与定位方法研究[J]. 中国农机化学报,2020,41(9):131-137.
MA Zhiyan, ZHU Yi, ZHANG Xukang, et al. Research on recognition and location method of maize seedling based on vision [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization,2020,41(9):131-137. (in Chinese)

(上接第 305 页)

- [17] GIRSHICK R, DONAHUA J, DARRELL T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2014: 580-587.
- [18] GIRSHICK R. Fast R-CNN[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2015: 1440-1448.
- [19] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2015, 28: 91-99.
- [20] HE K, GKIOXARI G, DOLLAR P, et al. Mask R-CNN[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2017: 2961-2969.
- [21] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: single shot multibox detector[C]//European Conference on Computer Vision. Springer, Cham, 2016: 21-37.
- [22] ZHOU X, WANG D, KRÄHENBÜHL P. Objects as points[J]. arXiv preprint arXiv: 1904.07850, 2019.
- [23] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: unified, real-time object detection[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 779-788.
- [24] REDMON J, FARHADIS A. YOLO9000: better, faster, stronger[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 7263-7271.
- [25] REDMON J, FARHADI A. YOLO v3: an incremental improvement[J]. arXiv preprint arXiv: 1804.02767, 2018.
- [26] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H Y M. YOLO v4: optimal speed and accuracy of object detection[J]. arXiv preprint arXiv: 2004.10934, 2020.
- [27] GE Z, LIU S, WANG F, et al. YOLOX: exceeding yolo series in 2021[J]. arXiv preprint arXiv: 2107.08430, 2021.
- [28] WANG C Y, LIAO H Y M, WU Y H, et al. CSPNet: a new backbone that can enhance learning capability of CNN[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, 2020: 390-391.
- [29] LIU S, QI L, QIN H, et al. Path aggregation network for instance segmentation[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 8759-8768.