

化春键, 张爱榕, 蒋毅, 等. 基于改进模糊 C 均值聚类算法的草坪杂草识别 [J]. 华南农业大学学报, 2022, 43(3): 107-115.
HUA Chunjian, ZHANG Airong, JIANG Yi, et al. Lawn weed recognition based on improved fuzzy C-means clustering algorithm[J]. Journal of South China Agricultural University, 2022, 43(3): 107-115.

基于改进模糊 C 均值聚类算法的草坪杂草识别

化春键^{1,2}, 张爱榕^{1,2}, 蒋毅^{1,2}, 俞建峰^{1,2}, 陈莹³

(1 江南大学 机械工程学院, 江苏 无锡 214122; 2 江苏省食品先进制造装备技术重点实验室, 江苏 无锡 214122;
3 江南大学 物联网工程学院, 江苏 无锡 214122)

摘要:【目的】为了实现草坪杂草管理的精准化施药, 针对自然环境中杂草与草坪颜色相近导致杂草难以分割的问题, 提出一种改进模糊 C 均值 (Fuzzy C-means, FCM) 聚类的分割算法。【方法】利用超绿算子提取感兴趣区域, 融合 HSV 空间的多通道信息进行图像预处理, 扩大杂草与草坪的特征差异。使用区域面积约束滤波范围, 去除预处理图像中的草坪背景噪声, 降低中值滤波造成的目标区域灰度级损失。提出一种各向灰度分布差异 (Difference of gray distribution, DGD) 检测算子, 在聚类过程中引入像素周围不同方向的灰度分布差异特征实现草坪杂草分割。【结果】与传统 FCM、FCM-S2、FCMNLS 以及 RSFCM 算法相比, 本文算法对大多数噪声区域抑制效果较好, 可以实现较为理想的杂草分割效果。本文算法能有效分割草坪杂草, 平均分割准确率达到 91.45%, 比 FCM、FCM-S2、FCMNLS 和 RSFCM 算法分别提高 16.35%、4.12%、6.80% 和 8.06%。【结论】本文算法可有效地分割自然环境中的草坪杂草, 为草坪杂草精准化施药提供了条件, 具有实际应用价值。

关键词: 精准施药; 图像处理; 图像分割; 模糊 C 均值聚类; 草坪杂草

中图分类号: TN911.73

文献标志码: A

文章编号: 1001-411X(2022)03-0107-09

Lawn weed recognition based on improved fuzzy C-means clustering algorithm

HUA Chunjian^{1,2}, ZHANG Airong^{1,2}, JIANG Yi^{1,2}, YU Jianfeng^{1,2}, CHEN Ying³

(1 School of Mechanical Engineering, Jiangnan University, Wuxi 214122, China; 2 Jiangsu Key Laboratory of Advanced Food Manufacturing Equipment & Technology, Wuxi 214122, China; 3 School of Internet of Things Engineering, Jiangnan University, Wuxi 214122, China)

Abstract: 【Objective】In order to realize the precise application of herbicides for lawn weed management, an improved fuzzy C-means (FCM) clustering segmentation algorithm was proposed to solve the problem that it is difficult to segment weeds due to the similar color between weeds and lawns in natural environment. 【Method】The region of interest was extracted by extra-green operator, and the multi-channel information in HSV space was incorporated for image preprocessing to expand the feature difference between weeds and lawns. The filtering range was constrained using region area to remove the lawn background noise in the preprocessed image and reduce the gray level loss in the target region caused by median filtering. An anisotropic detection operator of difference of gray distribution(DGD) was proposed. In the clustering process, the gray distribution

收稿日期: 2021-09-04 网络首发时间: 2022-02-21 13:55:51

网络首发地址: <https://kns.cnki.net/kcms/detail/44.1110.S.20220221.1310.002.html>

作者简介: 化春键, 副教授, 博士, 主要从事机器视觉与传感器技术研究, E-mail: cjhua@jiangnan.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金 (62173160)

difference characteristics in different directions around pixels were introduced to realize lawn weed segmentation. 【Result】 Compared with the traditional FCM, FCM-S2, FCMNLS and RSFCM algorithms, the algorithm in this paper (DGDFCM) had better suppression effect on most noise areas and could achieve ideal weed segmentation effect. The DGDFCM algorithm could effectively segment lawn weeds, and the average segmentation accuracy was 91.45%, which was 16.35%, 4.12%, 6.80% and 8.06% higher than FCM, FCM-S2, FCMNLS and RSFCM algorithms, respectively. 【Conclusion】 The DGDFCM algorithm can effectively segment lawn weeds in natural environment, provides the condition of precise application of herbicides for lawn weeds, and has a practical application value.

Key words: Precision spraying; Image processing; Image segmentation; Fuzzy C-means clustering; Fawn weed

草坪作为绿地组成的一种基本要素,对城市景观与生态文明有着重大影响^[1]。杂草与草坪争抢生长空间,滋生病虫害,是造成草坪退化的重要因素之一^[2]。除草剂以经济、高效、省力的优势成为目前草坪杂草管理的主要方式^[3]。然而除草剂的大范围使用不仅会加剧杂草的抗药性问题,同时也会对公园、运动场等公共区域的人群健康带来威胁^[4]。基于机器视觉的草坪杂草识别技术可以实现植保机器人的定点精准施药,降低除草剂的使用成本和环境危害,促进了农业智能化和精细化作业。近年来,专家学者围绕杂草检测进行了许多相关方面的研究。Jin 等^[5]使用经过训练的 CenterNet 模型检测蔬菜作物并绘制边界框,将边界框外的对象视为背景,利用遗传算法评估提出背景绿色区域检测算子,完成对杂草的分割。针对草坪杂草的检测,Yu 等^[6]利用卷积神经网络模型对草坪阔叶杂草展开研究,通过对比 AlexNet、GoogLeNet 和 VGGNet 发现,VGGNet 网络在高杂草密度和低杂草密度情况下的检测结果均优于 AlexNet 和 GoogLeNet。上述方法均需要借助专家手工标记信息训练分类器,完成图像的分割任务。无监督方法避免了训练时分类器的参数调节过程,有利于降低算法整体复杂度。Watchareeruetai 等^[7]通过提取草坪图像的边缘信息,统计杂草边缘与草坪草叶片边缘的纹理特征识别杂草,对阔叶杂草的识别准确率达到 89%。Parra 等^[8]对检测图像进行分块,通过融合不同大小图像块的锐化滤波和拉普拉斯滤波结果扩大草坪与杂草的特征差异,对融合后的图像进行阈值分割提取杂草区域,分割结果的 F1 值最高达到 83%。上述无监督方法多从图像的边缘特征与纹理特征进行研究,且研究对象主要为草坪阔叶草,目标识别准确率较低。

模糊 C 均值 (Fuzzy C-means, FCM) 聚类是一种经典的无监督分类方法,被广泛应用于图像分割

问题^[9]。但传统的 FCM 算法没有考虑到图像中的空间信息,对图像中的噪声较为敏感,难以在含噪图像中取得较好的分割结果。对 FCM 算法的抗噪声性能改进通常考虑图像的局部和非局部空间信息。基于非局部空间信息的 FCM 算法^[10]需要计算搜索窗内的每一个像素与当前像素的相似度,计算复杂度较高。基于图像局部空间信息的改进通常只考虑区域的灰度和隶属度的大小^[11],而忽略了区域内的灰度分布特征。目前,草坪杂草的无监督识别主要集中于阔叶杂草,对细叶杂草的识别研究较少;对于图像的空间信息利用研究主要集中于像素相似性算法的研究,或仅利用邻域内的数值信息,忽略了邻域内部的分布特征。本文利用 FCM 算法开展能同时适用于阔叶杂草和细叶杂草识别的算法研究,提出一种基于局部灰度分布特征的改进 FCM 算法,以解决杂草与草坪颜色相近导致杂草难以分割的问题;在预处理过程中利用超绿算子提取感兴趣区域,去除枯叶土壤等无关信息,融合 HSV 空间的多通道信息以扩大杂草与草坪的特征差异。使用区域面积约束滤波范围,减少融合图像中的草坪背景噪声并保证了杂草目标分割的连续性;提出一种各向灰度分布差异检测算子,将局部灰度分布特征引入 FCM 聚类,完成草坪杂草分割目标。

1 材料与方法

1.1 供试材料

试验环境为 MATLAB 2016b、i5-9300H 处理器、16 G 内存。采用索尼 DSC-W830 数码相机作为图像采集设备,分别于 2020 年 10、11 月在江南大学校园采集杂草样本。拍摄天气为晴天、多云或阴天,拍摄方式为手持垂直离地约 30 cm。根据草坪和杂草的不同生长状态,选择如图 1 所示的 8 种草坪杂草图像样本进行试验,杂草状态特征描述如表 1 所示。



图 1 不同生长状态的草坪杂草
Fig. 1 Lawn weeds in different growth states

表 1 草坪和杂草样本表型
Table 1 Phenotypes of lawn and weed samples

样本编号 Sample number	草坪表型 Lawn phenotype		杂草表型 Weed phenotype		
	叶片颜色	生长状态	叶片形状	叶片颜色	生长状态
	Leaf color	Growth state	Leaf shape	Leaf color	Growth state
1	青绿	密集	细叶	青绿	丛生
2	黄绿	密集	大阔叶	黄绿	单株
3	黄绿	密集	小阔叶	黄绿	单株
4	青绿	密集	大阔叶	青绿	丛生
5	嫩绿	密集	细叶	青绿	单株
6	嫩绿	稀疏	大阔叶	青绿	丛生
7	青绿	密集	小阔叶	青绿	单株
8	嫩绿	稀疏	大阔叶	嫩绿	单株

1.2 HSV 空间多通道融合预处理

超绿分割 (Extra-green segmentation, ExG) 算子^[12]可以有效抑制原始输入图像中的枯叶、土壤等非相关信息。设输入图像为 $f(x,y)$, 利用 ExG 算子得到的图像为 $f_{\text{ExG}}(x,y)$, 则图像的超绿分割如式 (1) 所示:

$$\begin{cases} \text{ExG} = 2G - R - B \\ f_{\text{ExG}} = \text{OTSU}(x) \times f(x,y) \end{cases}, \quad (1)$$

式中, R, G, B 分别为 $f(x,y)$ 的 RGB 三通道分量, $\text{OTSU}(x)$ 表示采用最大类间方差法^[13]二值化。

由于杂草颜色与草坪草叶片颜色相近, 目标与背景的差异性不明显, 因此还需要进一步处理以扩大杂草与草坪的灰度差异。sigmoid 函数^[14]是一种常用的非线性归一化函数, 利用 sigmoid 函数代替线性归一化函数能有效抑制小灰度区域噪声, 同时有利于增强目标区域的灰度信息, 本文采用的 sigmoid 函数如式 (2) 所示。

$$f_{\text{normalize}}(x) = \frac{1}{1 + \exp\left(-10 \times \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} + 5\right)}。 \quad (2)$$

将 $f_{\text{ExG}}(x,g)$ 转换到 HSV 颜色空间, 由于图像经过超绿分割, 枯叶、土壤等相关像素已被抑制, 因此在 h 分量上草坪与杂草响应几乎相同, 但由于杂草和草坪并非完全相同, 因此两者在 s 分量和 v 分量上仍具有差异性。本文采用如式 (3) 所示的融合策略完成图像预处理, 所得预处理图像如图 2 所示。

$$\begin{aligned} \text{sv}(x,y) &= |s(x,y) - v(x,y)| \\ \text{sh}(x,y) &= |s(x,y) - h(x,y)| \\ g(x,y) &= \min\{f_{\text{normalize}}[|\text{sv}(x,y) - \text{sh}(x,y)| \times h(x,y)], \\ &\quad f_{\text{normalize}}[\text{sv}(x,y) \times h(x,y)]\}, \end{aligned} \quad (3)$$

式中, s, h, v 分别为图像 $f_{\text{ExG}}(x,g)$ 的 HSV 通道分量, $g(x,y)$ 为预处理后的图像。

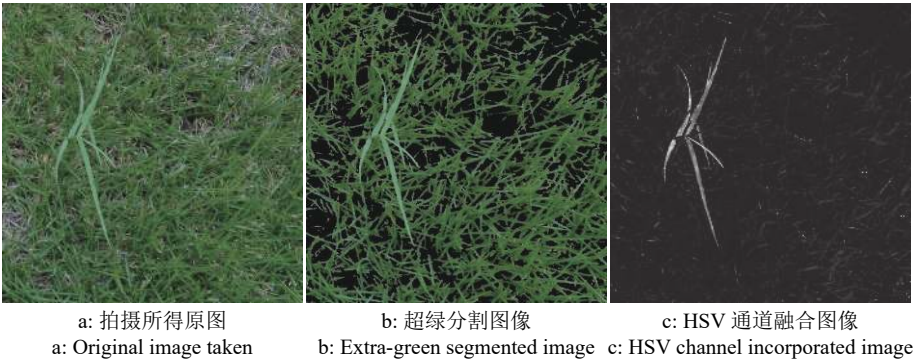


图 2 图像预处理结果

Fig. 2 The results of preprocessed images

1.3 传统 FCM 算法

传统 FCM 算法将样本对于类别的不确定度引入聚类分析过程中,能有效避免硬聚类算法易陷于局部极小值的缺陷,已成为图像分割领域最常用的方法之一。FCM 算法的一般目标函数如式 (4) 所示:

$$J(u_{ij},c_i)=\sum_{i=1}^K\sum_{j=1}^Nu_{ij}^m\|x_j-v_i\|^2,$$
$$\text{s.t.}\sum_{i=1}^Ku_{ij}=1,j=1,2,\cdots,N,$$

(4)

式中, m 为模糊因子, v_i 为聚类中心, u_{ij} 表示样本 x_j 对聚类中心 v_i 的隶属度。

对于具有 2 个变量的目标函数 $J(u_{ij})$,通过迭代交替求解聚类中心和隶属度矩阵求解函数极小值,具体算法流程为:

步骤 1: 初始化隶属度矩阵 u_{ij} , 选择算法的最大迭代次数 T 以及迭代阈值 ε , 令当前迭代次数 $t=1$;

步骤 2: 由隶属度矩阵计算聚类中心如式 (5) 所示:

$$c_i=\frac{\sum_{j=1}^Nu_{ij}^mx_j}{\sum_{j=1}^Nu_{ij}^m}.$$

(5)

步骤 3: 由聚类中心更新隶属度矩阵如式 (6) 所示:

$$u_{ij}=\frac{1}{\sum_{l=1}^K\left(\frac{\|x_j-v_i\|}{\|x_j-v_l\|}\right)^{\frac{2}{m-1}}}.$$

(6)

步骤 4: 将 v_i 和 u_{ij} 代入式 (4) 计算第 t 次迭代时的目标函数值 J^t 。若 $\|J^{t+1}-J^t\|<\varepsilon$ 或 $t>T$ 则算法结束; 否则, $t=t+1$, 转到步骤 2。

1.4 基于各向灰度分布差异约束的 FCM 算法

1.4.1 面积约束下的中值滤波 经预处理后的草坪杂草图像杂草前景相对突出,但是由于草坪草叶片数量较多,且存在叶片边缘、光照等偶然因素的干扰,预处理图像中仍存在较多的噪声干扰。因此需要对小面积噪声区域进行中值滤波去噪。为了尽可能保证图像信息的完整性,引入面积特征筛选中值滤波区域。对经 OTSU 算法处理的预处理图像进行闭运算,以 8 连通域准则提取图像的区域面积,设每个像素点对应的区域面积信息矩阵为 $A(x,y)$,则基于面积信息的中值滤波表示如式 (7) 所示,滤波结果如图 3 所示。由图 3 可以看出,引入面积约束进行中值滤波,可以较好地保持杂草叶片的细节信息,降低中值滤波对杂草分割连续性的影响。

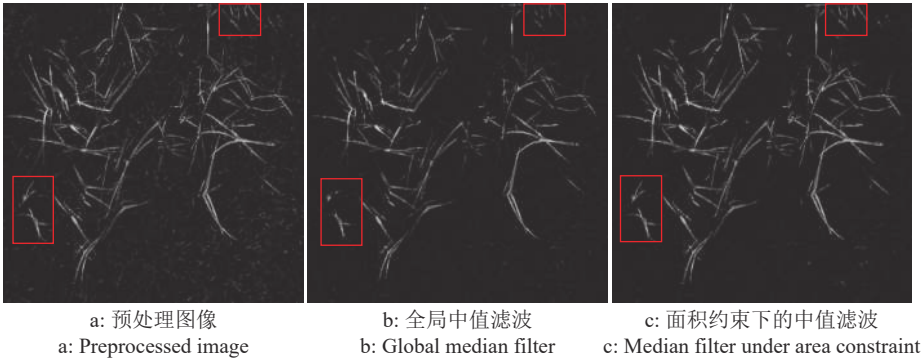


图 3 不同处理下的中值滤波

Fig. 3 Median filter under different treatment

$$g_{\text{mid}}(x, y) = \begin{cases} g(x, y), A(x, y) < A_{\text{mean}} \\ \text{medfilt}[g(x, y)], A(x, y) \geq A_{\text{mean}} \end{cases}, \quad (7)$$

式中, A_{mean} 为连通域的平均面积, $\text{medfilt}(x)$ 为中值滤波函数, 本文选定的中值滤波窗口为矩形 3×3 窗口。

1.4.2 各向灰度分布差异信息提取 常见的图像邻域局部信息获取方式如局部线性加权^[15]、非线性灰度拟合^[16]等, 有效利用了像素的邻域灰度值信息, 但是仍忽略了局部区域的不同方向灰度分布的差异性。因此本文提出一种各向灰度分布差异 (Difference of gray distribution in different directions, DGD) 检测算子如图 4 所示。

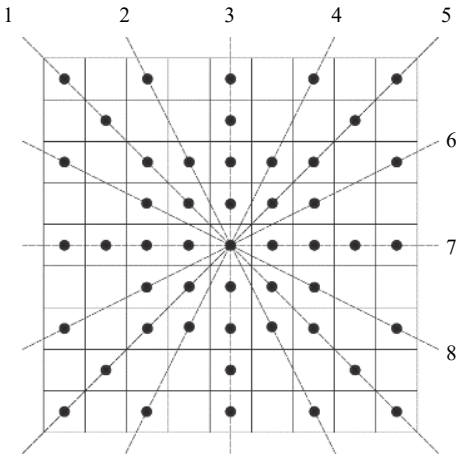


图 4 各向灰度分布差异检测算子

Fig. 4 The detection operator of gray distribution difference in different direction

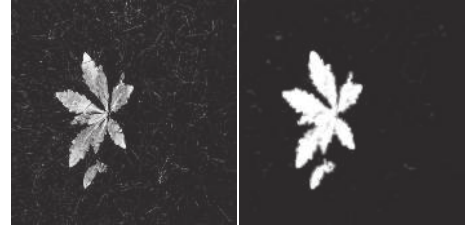
该检测算子大小为 9×9 , 在方向 1、3、5、7 上分别有 9 个邻域像素点, 在方向 2、4、6、8 上有 5 个像素, 检测时将待测像素置于检测算子中心位置, 则该像素点的 DGD 特征可以由各方向灰度和和方差表示如式 (8) 所示。

$$d(x, y) = \frac{\sum_{n=1}^8 (s_n - \bar{s})^2}{8}, \quad (8)$$

式中, s_n 为检测算子在各方向上的邻域像素灰度和, $\bar{s}$ 为 8 个方向的灰度和均值。 $d(x, y)$ 为像素点 (x, y) 对应的 DGD 特征。

无论是草坪叶片还是杂草叶片, 在自然环境下, 叶片表面灰度存在波动变化。当不同像素的组内各方向灰度和具有相同的离散系数时, 采用本文预处理方法的图像杂草区域的平均灰度级会高于背景区域, 因此 DGD 特征可以有效地区分杂草与草坪, 如图 5 所示。从图 5a 中可以看出, 经预处理融合策略与中值滤波处理后, 草坪背景仍有部分区域具有与目标相当的灰度, 而该类区域提取的

DGD 特征相对杂草目标则相对较小。但是由于 DGD 特征通过窗口滑动提取, 因此对目标的边缘响应不够灵敏, 直接应用于图像分割会造成图像边缘区域的过分割。因此需要结合图像灰度特征完成图像的准确分割。



a: 中值滤波图像 b: 图像的 DGD 特征
a: Median filter image b: DGD feature of image

图 5 图像的 DGD 特征

Fig. 5 The DGD feature of image

1.4.3 融合 DGD 特征的改进 FCM 算法 传统的 FCM 算法在应用于图像分割问题时仅考虑图像的灰度信息。由于草坪杂草图像中草坪和杂草颜色相近, 直接进行聚类难以有效分割出草坪杂草。因此, 本文在传统 FCM 算法的基础上引入 DGD 特征, 构建 FCM_DGD 的目标函数如式 (9) 所示:

$$J_{\text{DGD}}(u, v) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m \|x_j - v_i\|^2 + \alpha \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m \|d_j - v_i\|^2, \quad (9)$$

$$\text{s.t. } \sum_{i=1}^K u_{ij} = 1, j = 1, 2, \dots, N,$$

式中, $\sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m \|x_j - v_i\|^2$ 为传统 FCM 算法的目标函数, c 为聚类数量, n 为样本数量, m 为模糊因子, v_i 为聚类中心, u_{ij} 表示样本 x_j 对聚类中心 v_i 的隶属度, d_j 为样本对应的 DGD 特征。参数 α 控制 DGD 特征在聚类过程中的作用, α 取值越大, DGD 特征在聚类过程中发挥的作用越大。在本文的研究中, 将 DGD 特征对目标函数的加权因子设为 1, 模糊因子按常用值 ($m=2$) 取值。

利用拉格朗日乘子将限制式引入式 (9), 结果如式 (10) 所示:

$$J_{\text{DGD}}(u, v, \lambda) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m \|x_j - v_i\|^2 + \alpha \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m \|d_j - v_i\|^2 + \sum_{j=1}^n \lambda_j \sum_{i=1}^c (1 - u_{ij}). \quad (10)$$

在式 (10) 中, 分别对 u 、 v 求偏导, 令偏导数等于 0, 得到隶属度 u_{ij} 和聚类中心 v_j 的迭代式如式 (11)、(12) 所示:

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^c \left(\frac{\|x_j - v_i\|^2 + \alpha \|d_j - v_i\|^2}{\|x_j - v_k\|^2 + \alpha \|d_j - v_k\|^2} \right)^{\frac{1}{m-1}}}, \quad (11)$$

$$v_i = \frac{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m (x_j + \alpha d_j)}{(1 + \alpha) \sum_{j=1}^n u_{ij}^m}.$$
 (12)

融合 DGD 特征的改进 FCM 算法流程为:

步骤 1: 计算图像的 DGD 特征信息;

步骤 2: 初始化隶属度矩阵 u_{ij} , 选择算法的最大迭代次数 T 以及迭代阈值 ε , 令当前迭代次数 $t=1$;

步骤 3: 分别由式 (11) 和式 (12) 更新计算隶属

度矩阵和聚类中心;

步骤 4: 若 $\|J_{\text{DGD}}^{(t+1)} - J_{\text{DGD}}^{(t)}\| < \varepsilon$ 或迭代次数 $t > T$, 算法结束; 否则, $t=t+1$, 转到步骤 3;

本文算法的整体流程如图 6 所示。首先, 利用超绿分割算子提取图像的检测主体与背景, 在 HSV 颜色空间利用不同颜色通道中杂草与草坪的差异性突出杂草目标, 完成预处理; 然后, 根据预处理图像提取图像的面积特征约束中值滤波范围, 计算基于像素点的各向灰度分布差异性, 得到基于图像局部信息的杂草与草坪差异化特征; 最后, 将所得局部特征与灰度特征相结合进行模糊聚类, 完成草坪杂草图像的分割。

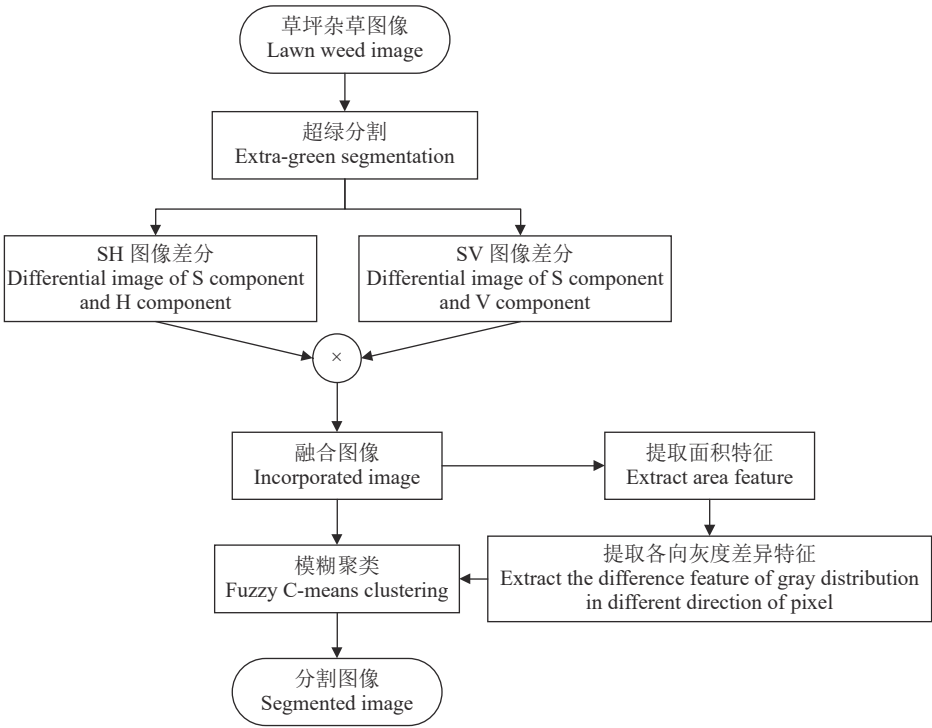


图 6 本文方法流程图

Fig. 6 Flow chart of method in this paper

1.5 草坪杂草分割结果的定量评价方法

为了定量评价本文算法的分割效果, 通过 Photoshop 手工标记草坪杂草分割真值图像, 计算分割准确率 (Segmentation accuracy, SA)、欠分割率 (Under segmentation rate, UR) 和过分割率 (Over segmentation rate, OR), 形成算法的客观评价参数, 其计算方法如式 (13)~(15) 所示:

$$SA = (1 - \frac{|R_S - T_S|}{R_S}) \times 100\%, \quad (13)$$

$$UR = \frac{U_S}{R_S + O_S} \times 100\%, \quad (14)$$

$$OR = \frac{O_S}{R_S + O_S} \times 100\%, \quad (15)$$

式中, R_S 表示分割目标的真值图像像素个数, T_S 表示算法分割出的像素个数, U_S 表示包含在 R_S 中但不在 T_S 中的像素个数, O_S 表示在 T_S 中但不在 R_S 的像素个数。SA 值越大, 表示算法分割结果与真值图像越相近, 分割效果越好。同理, UR 和 OR 值越小, 分别表示被误判为背景和被误判为前景的像素越少, 算法的分割效果越好。

2 结果与分析

2.1 草坪杂草分割结果的主观评价

为了更好地检验算法的鲁棒性, 选择如图 1 所示的多种草坪生长状态的不同种杂草进行试验。将本文算法 (DGDFCM) 与传统 FCM、FCM-S2、

FCMNLS 算法以及文献 [17] 的 RSFCM 算法进行对比, 结果见图 7。从图 7 中可以看出, 经本文预处理后, 上述 5 种方法都能有效地分割出杂草。FCM 算法由于仅考虑图像灰度, 对图像的空间信息利用

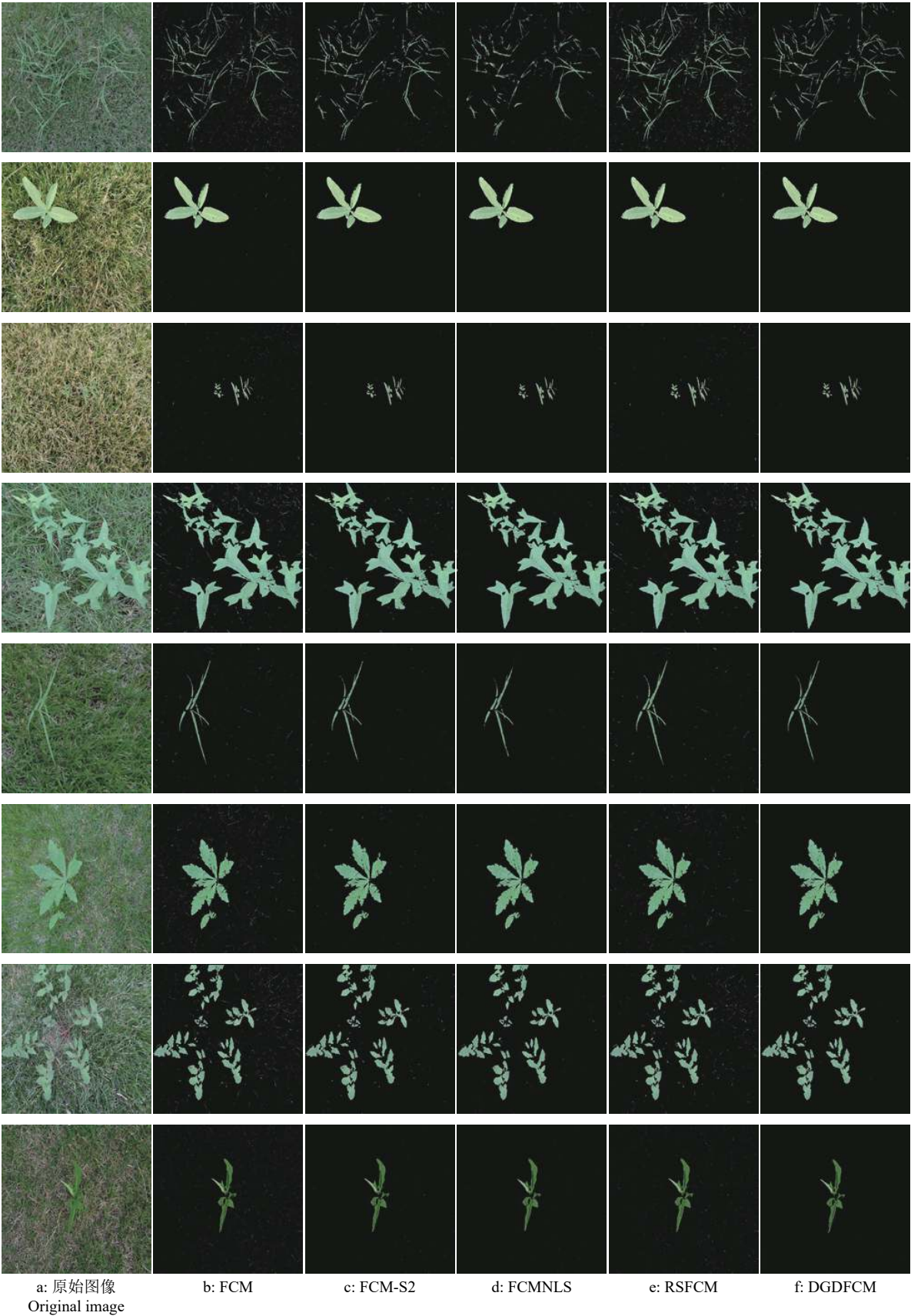


图 7 不同算法的分割结果 (DGDFCM 为本文算法)

Fig. 7 Segmentation results of different algorithms (DGDFCM is the algorithm in this paper)

不足, 存在对草坪杂草的过分割。FCM-S2 算法利用局部灰度中值将局部空间信息引入聚类目标函数中, 一定程度上优化了传统 FCM 算法的不足, 但对灰度分布相对均匀的噪声区域分割效果欠佳。FCMNLS 算法基于像素的非局部空间信息对灰度相近的像素点进行区分, 对噪声区域产生了较好的分割效果; 然而, 当目标边缘灰度相对整体较暗时, 目标边缘易被误判为噪声区域, 造成目标的欠分割。RSFCM 算法利用图像的空间上下文信息建立了一种新的可靠性模糊度量指标, 达到了抑制噪声和保持边缘的目的; 但是, 因为 RSFCM 具有良好的边缘保持性, 当出现强噪声的区域面积较大的情况时, 此区域易被判别为细小目标区域, 导致对草

坪的过分割。本文算法对大多数噪声区域抑制效果较好, 实现了较为理想的杂草分割效果。

2.2 草坪杂草分割结果的客观评价

将图 7 中各算法与真值图像相比较, 计算分割准确率 (SA)、欠分割率 (UR) 和过分割率 (OR), 结果如表 2 所示。对比不同样本间的分割准确率 (表 2) 可以发现, 随着杂草的形态表型复杂度提高, 样本的分割准确率会有一定的下降。这是由于高复杂度表型的杂草在样本采集时易受到光照条件的影响, 使得样本在不同区域灰度特征放大, 从而导致在近色图像分割中的误差。对于样本 3 而言, 由于杂草目标整体偏小, 较少的分割误差像素导致样本整体的分割准确率下降。从表 2 还可以看出, 本文算法

表 2 不同算法的图像分割质量评价							%
Table 2 Quality evaluation for image segmentation of different algorithm							
样本编号 Sample number	指标 ¹⁾ Index	FCM	FCM-S2	FCMNLS	RSFCM	DGDFCM	
1	SA	59.07	72.11	54.14	62.81	85.78	
	UR	11.83	11.27	11.44	9.34	7.41	
	OR	13.23	3.05	2.14	23.43	1.69	
2	SA	95.21	95.74	95.67	96.01	95.87	
	UR	2.51	2.55	2.53	2.47	2.51	
	OR	1.29	0.85	0.80	1.12	0.88	
3	SA	67.75	86.07	82.99	77.80	87.57	
	UR	8.40	8.42	8.43	7.08	7.36	
	OR	12.02	2.49	2.46	10.03	2.61	
4	SA	89.21	92.59	92.67	91.71	93.34	
	UR	3.86	3.84	3.86	3.71	3.76	
	OR	3.69	1.57	1.13	2.72	1.32	
5	SA	79.07	83.79	86.58	83.79	91.61	
	UR	9.75	8.17	8.33	5.25	6.13	
	OR	9.47	2.78	1.60	10.35	1.39	
6	SA	84.37	93.77	93.98	90.96	94.60	
	UR	4.11	3.51	3.53	3.20	3.34	
	OR	6.43	1.07	0.71	3.92	0.73	
7	SA	83.81	90.74	90.20	87.84	92.23	
	UR	5.88	5.00	5.03	4.66	4.80	
	OR	6.08	1.99	1.58	4.50	1.53	
8	SA	70.29	87.84	88.73	86.08	90.60	
	UR	8.24	5.91	5.96	4.85	5.33	
	OR	12.17	1.21	0.71	7.26	0.19	
平均 Average	SA	78.60	87.83	85.62	84.63	91.45	
	UR	6.82	6.08	6.14	5.07	5.08	
	OR	8.05	1.88	1.39	7.92	1.09	

1) SA: 分割准确率, UR: 欠分割率, OR: 过分割率
1) SA: Segmentation accuracy, UR: Under segmentation rate, OR: Over segmentation rate

(DGDFCM) 的分割准确率平均为 91.45%, 比 FCM、FCM-S2、FCMNLS 和 RSFCM 算法分别提高 16.35%、4.12%、6.80% 和 8.06%。由于 RSFCM 算法采用上下文相关性判断像素空间信息, 因此对分割结果的边缘保持性较好, 欠分割率较低。但图中局部连续的强噪声干扰易被误判断为目标区域, 导致算法的整体分割准确率不高。本文算法在保持欠分割率与 RSFCM 算法相当的同时, 降低了算法的过分割率。从过分割率角度看, 本文算法与 FCMNLS 算法的过分割率相对较低, 但由于 FCMNLS 算法对噪声像素的抑制过强, 导致图像的平均分割准确率不高。因此, 本文算法的整体表现优于其他聚类算法, 提高了图像的分割准确率。

3 结论

本文提出一种基于各向灰度分布差异的改进模糊 C 均值聚类草坪杂草检测算法, 解决了杂草与草坪颜色相近而分割不完整的问题。利用超绿算子提取感兴趣区域, 结合 HSV 颜色空间多通道特征融合, 扩大图像中目标与背景的灰度差异。引入面积约束下的中值滤波代替全局中值滤波, 在去噪的同时避免目标区域灰度级的降低。提出一种各向灰度分布差异检测算子, 将像素的各向灰度分布差异引入模糊聚类过程, 提高图像分割的准确率。试验结果表明, 本文算法可有效分割自然环境中的草坪杂草, 分割准确率平均为 91.45%, 比 FCM、FCM-S2、FCMNLS 和 RSFCM 算法分别提高 16.35%、4.12%、6.80% 和 8.06%。研究结果可以为草坪杂草精准化施药提供条件, 具有实际应用价值。但是在杂草具有较为复杂的空间结构导致局部区域亮度不均时, 该区域易被错分。因此, 在下一阶段, 我们将进一步研究如何提高杂草复杂空间结构区域的分割性能。

参考文献:

[1] IGNATIEVA M, ERIKSSON F, ERIKSSON T, et al. The lawn as a social and cultural phenomenon in Sweden[J]. Urban Forestry & Urban Greening, 2017, 21: 213-223.

[2] 杭楠, 王翔宇, 张蕴薇, 等. 结缕草草坪杂草化学防除策略[J]. 草业科学, 2019, 36(9): 2259-2269.

[3] HOCKEMEYER K, KOCH P L. Alternative and low - use - rate herbicides offer similar levels of weed control

to current standards in turfgrass lawns in the upper mid-west[J]. Crop, Forage & Turfgrass Management, 2019, 5(1): 1-6.

[4] MARTELLONI L, FONTANELLI M, CATUREGLI L, et al. Flaming to control weeds in seashore paspalum (*Paspalum vaginatum* Sw.) turfgrass[J]. Journal of Agricultural Engineering, 2019, 50(3): 105-112.

[5] JIN X, CHE J, CHEN Y. Weed identification using deep learning and image processing in vegetable plantation[J]. IEEE Access, 2021, 9: 10940-10950.

[6] YU J, SCHUMANN A W, SHARPE S M, et al. Detection of grassy weeds in bermudagrass with deep convolutional neural networks[J]. Weed Science, 2020, 68(5): 1-31.

[7] WATCHAREERUETAI U, MATSUMOTO Y T T, KUDO H, et al. Computer vision based methods for detecting weeds in lawns[J]. Machine Vision & Applications, 2006, 17(5): 287-296.

[8] PARRA L, MARIN J, YOUSFI S, et al. Edge detection for weed recognition in lawns[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 176(2): 105684.

[9] TONGBRAM S, SHIMRAY B A, SINGH L S, et al. A novel image segmentation approach using fcm and whale optimization algorithm[J]. Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing, 2021(1): 1-15.

[10] 兰蓉, 林洋. 抑制式非局部空间直觉模糊 C-均值图像分割算法[J]. 电子与信息学报, 2019, 41(6): 1472-1479.

[11] 赵泉华, 王春畅, 李玉. 基于混合邻域约束项的改进 FCM 算法[J]. 控制与决策, 2021, 36(6): 1457-1464.

[12] 张春龙, 张楫, 张俊雄, 等. 近色背景中树上绿色苹果识别方法[J]. 农业机械学报, 2014, 45(10): 277-281.

[13] 张田, 田勇, 王子, 等. 基于清晰度评价的自适应阈值图像分割法[J]. 东北大学学报 (自然科学版), 2020, 41(9): 1231-1238.

[14] 王宁, 殷长春, 高玲琦, 等. 基于曲波变换的航空电磁数据去噪方法研究[J]. 地球物理学报, 2020, 63(12): 4592-4603.

[15] CAI W, CHEN S, ZHANG D. Fast and robust fuzzy C-means clustering algorithms incorporating local information for image segmentation[J]. Pattern Recognition, 2007, 40(3): 825-838.

[16] 毛林, 赵利强, 于明安, 等. 基于图像局部熵的混合水平集模型甲状腺分割[J]. 光学学报, 2019, 39(12): 256-264.

[17] 徐金东, 赵甜雨, 冯国政, 等. 基于上下文模糊 C 均值聚类的图像分割算法[J]. 电子与信息学报, 2021, 43(7): 2079-2086.

【责任编辑 周志红】