

化春键, 张爱榕, 陈莹. 基于改进的 Retinex 算法的草坪杂草识别[J]. 江苏农业学报, 2021, 37(6): 1417-1424.
doi: 10.3969/j.issn.1000-4440.2021.06.008

基于改进的 Retinex 算法的草坪杂草识别

化春键^{1,2}, 张爱榕^{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: 针对草坪杂草图像前景与背景灰度相近导致图像前景难以识别的问题, 本研究提出一种基于局部密度的 Retinex 增强算法。首先, 为了突出图像前景, 平滑杂乱背景, 利用局部方差对图像进行预处理。其次, 为了更准确地得到所需部分像素的空间信息, 利用多阈值分割和开运算差分将像素分为前景、背景和待细分像素 3 类, 利用局部密度提取待细分像素的空间信息。最后, 为了融合局部密度信息, 采用 Sigmoid 函数优化反射分量灰度变换系数, 得到增强图像。结果表明, 本研究算法增强效果良好, 能有效扩大杂草与草坪草的灰度差, 抑制背景噪声, 峰值信噪比相对传统 Retinex 算法提高 24.23%。

关键词: 图像增强; 局部方差; 局部密度; Retinex 算法; 草坪杂草

中图分类号: TP391.41; S451.1 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-4440(2021)06-1417-08

Lawn weed recognition based on improved Retinex algorithm

HUA Chun-jian^{1,2}, ZHANG Ai-rong^{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: Aiming at the problem of indiscernible foreground of lawn weed images caused by the similarity of gray level between image background and image foreground, a Retinex enhancement algorithm based on local density was proposed. Firstly, to highlight the foreground and smooth the background clutter of the images, local variance was used to preprocess the images. Secondly, to obtain the spatial information of the required part of the pixels more accurately, the pixels were divided into three kinds, such as foreground pixels, background pixels and pixels to be subdivided by using multi threshold segmentation and open operation difference. The spatial information of the pixels to be subdivided was extracted by local density method. Finally, to incorporate the local density information, Sigmoid function was used to optimize the gray level transformation coefficient of reflection component to obtain the enhanced images. The results showed that, the proposed algorithm had good enhancement effect, which could expand the gray level difference effectively between weeds and lawn grasses, and could suppress background noise. The peak signal-to-noise ratio by this method was 24.23% higher compared with the traditional Retinex algorithm.

Key words: image enhancement; local variance; local density; Retinex algorithm; lawn weed

杂草会降低草坪的观赏性, 大量生长的杂草与

草坪草争抢养分、生长空间, 会引起草坪早衰, 缩短草坪生命周期。因此, 草坪的杂草管理是草坪养护的重要环节^[1]。传统的杂草管理分为人工除草和化学除草。人工除草效果良好, 但是费时费力。化学除草经济高效, 但大范围施药易引发草坪药害和环境污染^[2]。采用基于机器视觉的杂草识别技术

收稿日期: 2021-04-27

基金项目: 国家自然科学基金项目(61573168)

作者简介: 化春键(1975-), 男, 北京人, 博士, 副教授, 主要从事图形图像处理、计算机视觉等方面的研究。(E-mail) cjhua@jiangnan.edu.cn

可以精确缩小除草剂的喷洒范围,实现精准施药。杂草图像识别的关键在于将杂草与草坪草分离。由于杂草与草坪草颜色相近,灰度差异较小,基于灰度^[3]、形态^[4]等特性的传统分割算法都不能很好地直接分割图像,因此需要对杂草图像进行增强,扩大前景与背景的灰度差异。

目前常见的图像增强算法有直方图均衡化^[5]、小波变换^[6]以及 Retinex 算法^[7]等。Retinex 算法符合生理学对人眼视觉系统的认知,近年来得到了不断发展。针对图像增强过程中背景噪声的抑制问题,文献[8]提出一种基于空间自适应 L_2 范数的 Retinex 增强算法,使用亮通道先验生成的空间自适应权重增强正则化参数以抑制弱噪声并保持纹理。文献[9]使用 Sobel 算子对引导滤波器参数进行修正,增加边缘间的灰度差,然后利用改进后的引导滤波器代替高斯滤波核估算图像的入射分量,在不牺牲去噪性能的前提下可以获得更多的边缘细节。文献[9]的算法可以有效扩大前景与背景的灰度差异,有效抑制暗区域噪声,但是在强噪声区域的去噪性能较弱。文献[10]通过线性引导滤波估算图像的照度分量,在马尔科夫随机场模型下对图像的噪声进行平滑处理,在保持图像边缘信息的基础上校

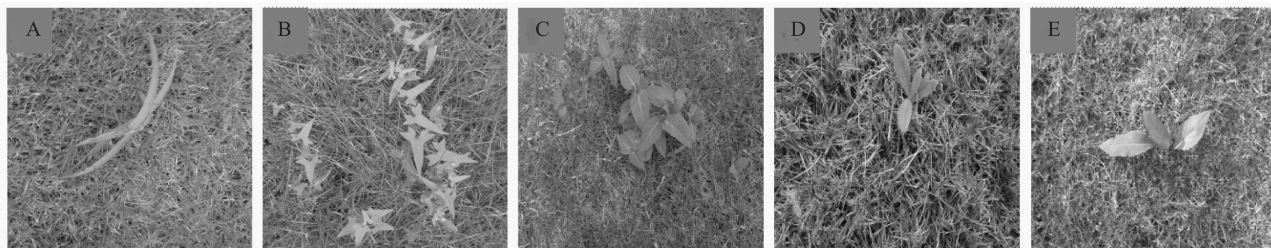
正图像亮度,达到较好的去噪效果。上述算法在图像增强过程中对暗区域噪声都起到了较好的抑制效果,但是也存在亮区域高频噪声抑制效果不佳、像素点的空间信息利用不充分的问题。

为了改善草坪杂草图像前景与背景灰度相近导致难以识别的问题,本研究提出一种基于局部密度的 Retinex 增强算法。首先,利用局部方差对图像进行预处理,抑制局部方差较大的草坪草杂乱的背景,突出图像前景。其次,利用多阈值分割与开运算差分筛选预处理后灰度特征区分度不足的待细分像素,通过局部密度提取像素点的空间信息。最后,采用 sigmoid 函数融合局部密度信息,优化 Retinex 反射分量灰度变换增益系数,得到增强后的图像。

1 材料与方法

1.1 试验材料

本研究采用的图像采集设备为 SONY DSC-W830 数码相机,选用如图 1 所示的草坪生长过程中 5 种不同生长状态的常见杂草(样本 1~样本 5)进行试验。图 1A、图 1C、图 1D 拍摄天气为多云,图 1B 拍摄天气为阴,图 1E 拍摄天气为晴。本研究算法的试验环境为 Matlab 2016b,处理器为 i5-9300H,内存为 16 G。



A: 细叶杂草(样本 1); B: 阔叶杂草(样本 2); C: 稀疏草坪杂草(样本 3); D: 黄叶草坪杂草(样本 4); E: 高亮度草坪杂草(样本 5)。

图 1 不同生长环境的常见草坪杂草

Fig.1 Common lawn weeds under different growth environments

1.2 局部方差预处理

城市草坪草大多数为禾本科草本植物,细小而密生。相比而言,杂草的叶片较宽,叶片稀疏。在 1 幅含杂草的草坪草图像中,杂草作为前景,草坪草作为背景,密生的草坪草之间灰度变化较大,而杂草的叶片较宽,灰度变化均匀。

局部方差^[11]可以用来衡量区域内灰度变化的剧烈程度。对于像素点 (x, y) , $f(x, y)$ 为其灰度值。以该点为中心,选择 3×3 的正方形窗口作为局部方差的计算邻域,则该点的局部方差 $v(x, y)$ 表示为:

$$v(x, y) = \frac{\sum_{i=-1}^1 \sum_{j=-1}^1 [f(x-i, y-j) - \overline{f(x, y)}]^2}{9} \quad (1)$$

其中, $f(x, y)$ 为像素点 (x, y) 的灰度值, $\overline{f(x, y)}$ 为窗口内 9 个像素点灰度值的均值,其表达式如公式(2)所示:

$$\overline{f(x, y)} = \frac{\sum_{i=-1}^1 \sum_{j=-1}^1 f(x-i, y-j)}{9} \quad (2)$$

由于草坪草和杂草均为绿色,选用 G 分量对图

像进行进一步处理可以尽量保持图像的信息完整度。为了方便对图像数据进行函数处理,将图像数据统一为 double 类型,图像灰度范围为 $[0,1]$,故 $f(x,y)$ 与 $\overline{f(x,y)}$ 的变化范围均为 $[0,1]$ 。将其代入公式(1)经平方运算后 $f(x,y)$ 与 $\overline{f(x,y)}$ 的差异被压缩,导致方差数据的差异不够明显,因此需要对计算出的方差进行归一化处理。当草坪草稀疏时,经线性归一化的局部方差运算后草坪草背景灰度值得到一定程度的抑制。但在部分草坪草密集区域,经线性归一化的局部方差运算后草坪草与杂草的灰度差异仍不显著,不能有效区分草坪背景与杂草前景,而采用非线性归一化处理,在草叶稀疏和密集的地方,局部方差均能对草坪背景产生较好的抑制效果,保留对杂草的初步增强效果。采用的非线性归一化公式如公式(3)所示,其与线性归一化的对比输出如图2所示。

$$V(x,y) = \frac{a \cdot v(x,y)}{b \cdot v(x,y) + (a-b)} \quad (3)$$

式中, $V(x,y)$ 为归一化方差, a 、 b 为非线性归一化系数,本研究中 $a=6$ 、 $b=5$ 。

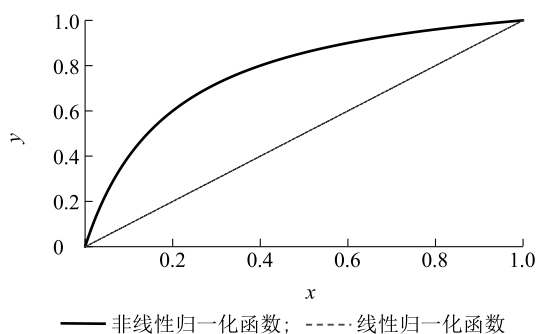


图2 2种归一化函数的对比

Fig.2 Comparison of two normalization functions

将所得归一化局部方差带入公式(4),即可得到预处理图像 $g(x,y)$ 。

$$g(x,y) = \frac{f(x,y)}{\exp[kV^2(x,y)] - m} \quad (4)$$

式中, k 、 m 为优化系数, $V^2(x,y)$ 为像素点 (x,y) 处的归一化局部方差 $V(x,y)$ 的平方。满足 $k>0$, k 越大对预处理图像中局部方差较小处的灰度抑制效果越明显。 m 满足 $0<m<1$,用以调节小方差处的增益效果。本研究选择 $k=50$ 、 $m=0.99$,绘制的预处理函数输出结果如图3所示。

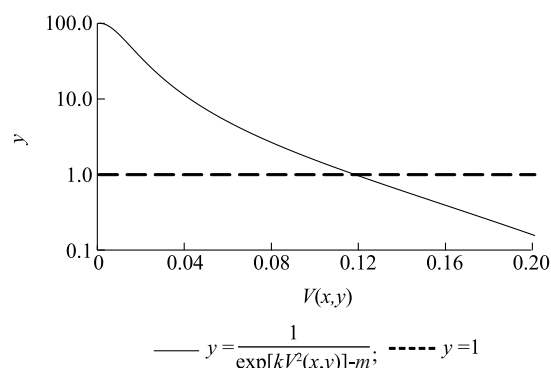
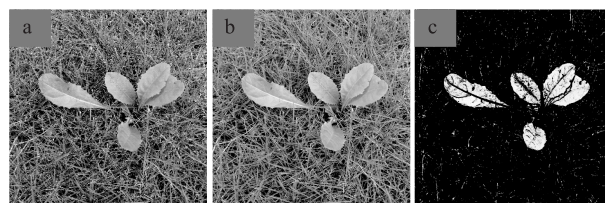


图3 预处理函数输出结果

Fig.3 Output of the preprocessing function

由图3可以看出,归一化局部方差小于0.12时,对应部分灰度值被增强。当归一化局部方差大于0.12时,输出值迅速减小到1.0以下,对应部分灰度值被抑制。经过预处理后的图像如图4所示,可见背景的平均灰度值大幅降低,前景灰度值更为突出。但背景区域仍有相当部分的条状或点状区域灰度值与前景相似,对图像分割造成一定的影响,因此需要引入增强算法,扩大前景与背景的灰度差,同时抑制背景区域的遗留噪声。



a:拍摄所得原图;b:图像G分量;c:预处理后的图像。

图4 图像预处理结果

Fig.4 Preprocessing results of the images

1.3 相关算法简介

1.3.1 Retinex 算法原理 Edwin Land 基于颜色恒常理论提出了 Retinex 增强算法。对于1幅图像 $I(x,y)$,它由入射光 $L(x,y)$ 与反射光 $R(x,y)$ 复合而成,通过算法估算出图像中的 $L(x,y)$,从而在 $I(x,y)$ 中消除光照对图像的影响,达到图像增强的目的。算法的一般步骤如下:

(1) 对图像灰度值取对数,采用高斯卷积核对图像 $I(x,y)$ 进行卷积估算 $L(x,y)$,得出图像的反射性质 $r(x,y)$,如公式(5)所示:

$$r(x,y) = \lg I(x,y) - \lg [I(x,y) * G(x,y)] \quad (5)$$

式中, $*$ 表示卷积, $G(x,y)$ 为高斯卷积核。

(2) 对公式(5)所得 $r(x, y)$ 求指数即可得到增强后的反射图像 $R_c(x, y)$ 。一般采用线性变换使 $R_c(x, y)$ 归一化, 如公式(6)所示:

$$i(x, y) = \frac{R_c(x, y) - \min[R_c(x, y)]}{\max[R_c(x, y)] - \min[R_c(x, y)]} \quad (6)$$

式中, $i(x, y)$ 为归一化后的图像, $\min(A)$ 为集合 A 中的最小值, $\max(A)$ 为集合 A 中的最大值。 $R_c(x, y)$ 为 $r(x, y)$ 求指数所得结果, 其表达式如公式(7)所示:

$$R_c(x, y) = \exp[r(x, y)] \quad (7)$$

1.3.2 局部密度 局部密度是 Rodriguez 等^[12]提出的一种衡量样本点之间空间信息的度量, 它只与样本点之间的距离和截止距离有关, 如公式(8)所示:

$$\rho_i = \sum_j \chi(d_{ij} - d_c) \quad (8)$$

式中, ρ_i 为样本点 i 的局部密度, d_{ij} 为样本点 i 和 j 之间的欧式距离。 d_c 为截止距离, 可按照所有样本距离的百分比设定。 $\chi(x)$ 为信号函数, 如公式(9)所示:

$$\chi(x) = \begin{cases} 1 & x < 0 \\ 0 & x \geq 0 \end{cases} \quad (9)$$

当 $x < 0$, 即样本点之间的距离小于截止距离时, $\chi(x) = 1$; 当 $x \geq 0$, 即样本点之间的距离 \geq 截止距离时, $\chi(x) = 0$ 。

1.4 改进的 Retinex 增强算法

1.4.1 局部密度计算方法 图像输入后利用最大类间方差 (OSTU) 算法进行双阈值分割^[13-14], 将像素点初步分为背景像素、待细分像素和前景像素。由于背景像素中可能存在较亮的点被误分为前景像素, 因此对前景像素进行开运算, 将初分前景像素点与开运算所得结果的差分像素点也设定为待细分像素。

为了提高算法的运算速度, 考虑到待细分像素与邻域像素相关性较大, 使用区域窗口内的局部密度代替在全图内求得的局部密度。以待细分像素为中心, 选取 21×21 的矩形窗口, 求其到窗口内前景像素的欧式距离。若窗口内无前景像素, 则将距离记为无穷大。待细分像素的局部密度示意图如图 5 所示。分别求图 5 中的待细分像素 1、待细分像素 2 与 6 个前景样本点的欧式距离, 将所得的 12 组欧式距离数据的中位数作为截止距离 (d_c) (图 6)。根据公式(8)即可求出所有待细分像素的局部密度 (ρ)。

为了方便后续对背景像素和前景像素进行处

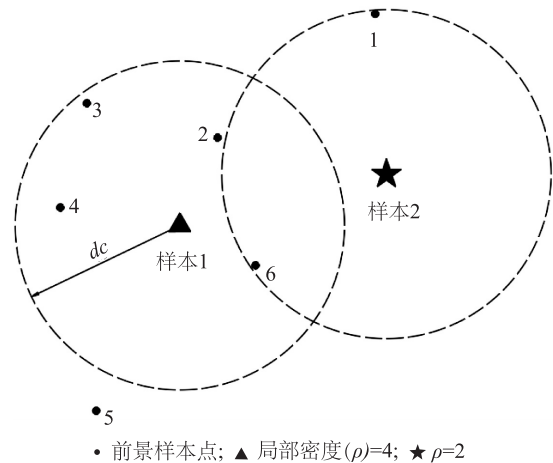


图 5 2 个样本的局部密度示意

Fig.5 Local density of two samples

理, 将所求得的局部密度进行线性归一化处理后应在局部密度矩阵 $\rho(x, y)$ 中。令对应背景像素和前景像素所在位置的局部密度等于 1, 即可得到整体图像的局部密度矩阵 $\rho(x, y)$ 。

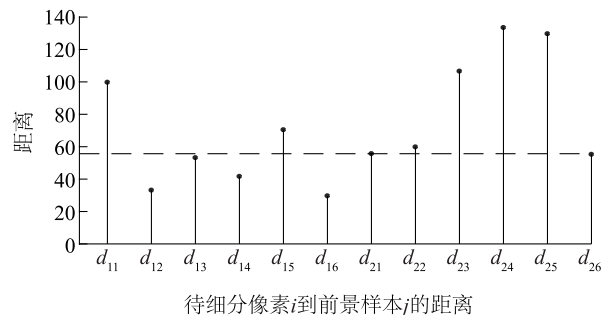
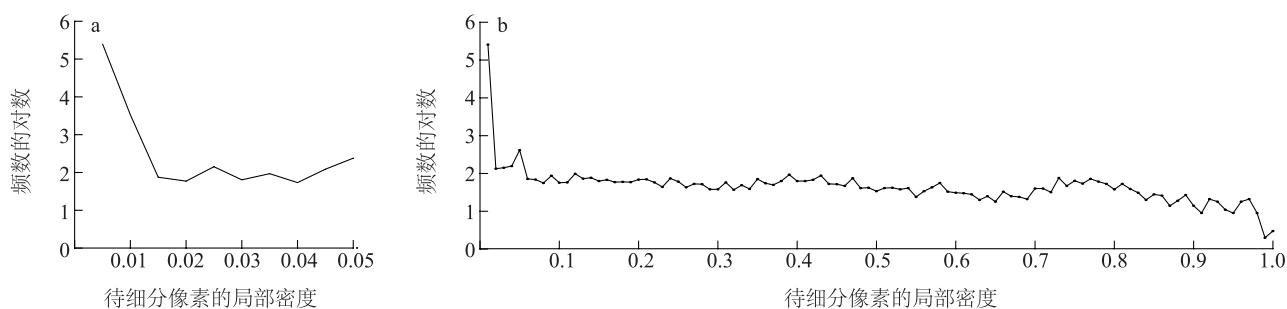


图 6 2 个样本到参考样本的距离

Fig.6 Distance between the two samples and the reference samples

1.4.2 融合局部密度的 Retinex 增强 考察所有待细分像素的局部密度分布, 如图 7 所示, 噪声区域的 ρ 值普遍较小, 处于 10^{-3} 数量级。由于采用像素邻域的信息来计算局部密度, 因此属于前景杂草部分的待细分像素的局部密度在直方图中出现了相对均匀的分布。因此, 需要选用适当的函数对利用局部密度所得的空间信息进行修正。Sigmoid 函数^[15]是一种常见的 S 型函数, 本研究选用如公式(10)所示的 Sigmoid 函数 $[S(x)]$ 进行空间信息修正, 函数在 $[0, 1]$ 内输出的图像如图 8 所示。

$$S(x) = \frac{1}{1 + \exp(3 - 50x)} \quad (10)$$



a:部分局部密度区间;b:完整局部密度区间。

图7 待细分像素局部密度的频数分布

Fig.7 Frequency distribution of local density of pixels to be subdivided

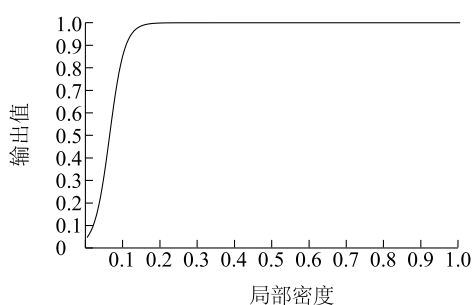


图8 所选 Sigmoid 函数的输出图像

Fig.8 Output image of the selected Sigmoid function

由公式(6)可知,在传统 Retinex 算法中仅考虑像素的灰度信息,未考虑图像的空间领域信息。故构建如公式(11)所示的归一化公式代替公式(6)。

$$i(x,y) = S[\rho(x,y)] \times \frac{R_c(x,y) - \min[R_c(x,y)]}{\max[R_c(x,y)] - \min[R_c(x,y)]} \quad (11)$$

式中, $i(x,y)$ 为归一化后的图像, $S(x)$ 为公式(10)所示的空间信息修正函数, $\rho(x,y)$ 为像素点 (x,y) 的局部密度。 $R_c(x,y)$ 为 Retinex 算法所估算出的反射分量, $\min(A)$ 为集合 A 中的最小值, $\max(A)$ 为集合 A 中的最大值。对于属于背景区域的待细分像素点而言,由于其局部密度极小,从灰度信息中得到的增强结果被抑制。对于属于前景区域的 A 类待细分像素以及与前景像素相邻但属于背景区域的 B 类待细分像素而言,根据局部密度的性质可知, $\rho(A) > \rho(B)$ 且 $\rho(B)$ 一般较小。在经过 Sigmoid 函数修正后,对 B 类像素仍具有抑制作用,而对于 A 类像素,Retinex 算法的增强效果得以保留。

2 结果与分析

2.1 局部方差预处理算法对比试验

为了验证本研究预处理算法中局部方差非线性

归一化的必要性,选择如图1所示的2张图片进行对比分析,所得部分结果如图9所示。由图9看出,采用非线性归一化的局部方差对图像进行预处理可以达到较好的效果。杂草叶片宽度相对较大,方差较小,而草坪草叶片较细,在图像对应位置中方差较大,通过局部方差处理可以起到增强杂草前景、抑制草坪草杂乱背景的效果。

对比图9b1、图9c1发现,采用线性归一化的局部方差处理对草坪草背景也有一定的抑制作用,且这种抑制作用在草坪草稀疏的地方要强于草坪草密集的地方。而在经过非线性归一化的图9d1中,在草叶稀疏和密集的地方,局部方差均能对草坪草背景达到较好的抑制效果,保留对杂草的初步增强效果。

在图9a2中,由于草坪草比较稀疏且叶片宽于图9a1中的草坪草,导致图像的背景部分区域的局部方差较小,此时线性归一化的局部方差会对这些区域有较为明显的增强效果,不利于扩大杂草相对于背景的灰度差。而使用非线性归一化的图9d2,对小方差部分进行了一定比例的增大,从而达到对背景区域的抑制效果。

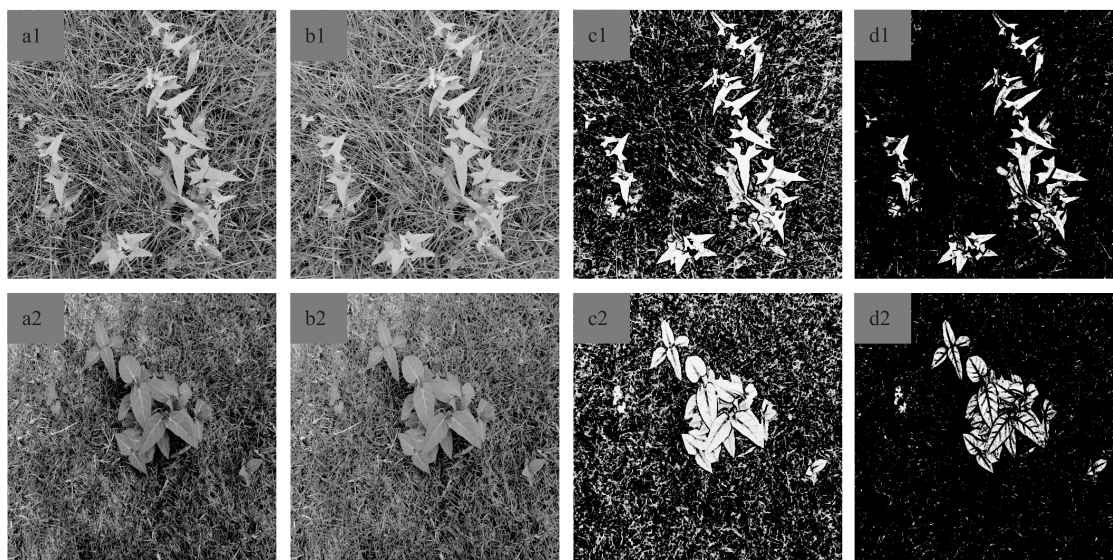
本研究的局部方差预处理算法提高了图像前景对比度,降低了杂乱背景对后续处理的影响。

2.2 改进的 Retinex 算法对比试验

为了验证本研究算法的有效性和鲁棒性,选择如图1所示的5种不同生长状态的草坪杂草图片分别与文献[16]中的融合双边滤波和高斯金字塔的单尺度 Retinex 增强、文献[17]中的动态灰度拉伸的多尺度 Retinex 算法进行比较,所得结果如图10所示。从图10a可以看出,单尺度 Retinex 算法在图像增强方面具有明显的作用。但是在增强前景的同

时,不可避免地增强了背景噪声,未能达到扩大背景与前景灰度差的目的。由图 10b 看出,文献[16]融合双边滤波处理的 Retinex 算法的去噪性能相比单尺度 Retinex 算法有一定提升。但是由于双边滤波对高频信息的保持性,算法对高频噪声处理不够完善。而且在图 10b 中,图像均出现了不同程度的亮度不均现象,对图像整体的视觉效果造成了一定影

响。由图 10c 看出,文献[17]通过调整 Retinex 算法的灰度变换方式,达到一定的去噪效果。但是当图像中存在灰度值较大的噪声时,去噪效果不够理想。相比而言,本研究算法在保持前景目标完整的前提下扩大了前景与噪声的灰度差异,对噪声的抑制达到了相对好的效果,有利于图像的进一步处理(图 10d)。



a:原图;b:G分量;c:局部方差线性归一化处理;d:局部方差非线性归一化处理。

图9 样本2、样本3的2种预处理方法对比

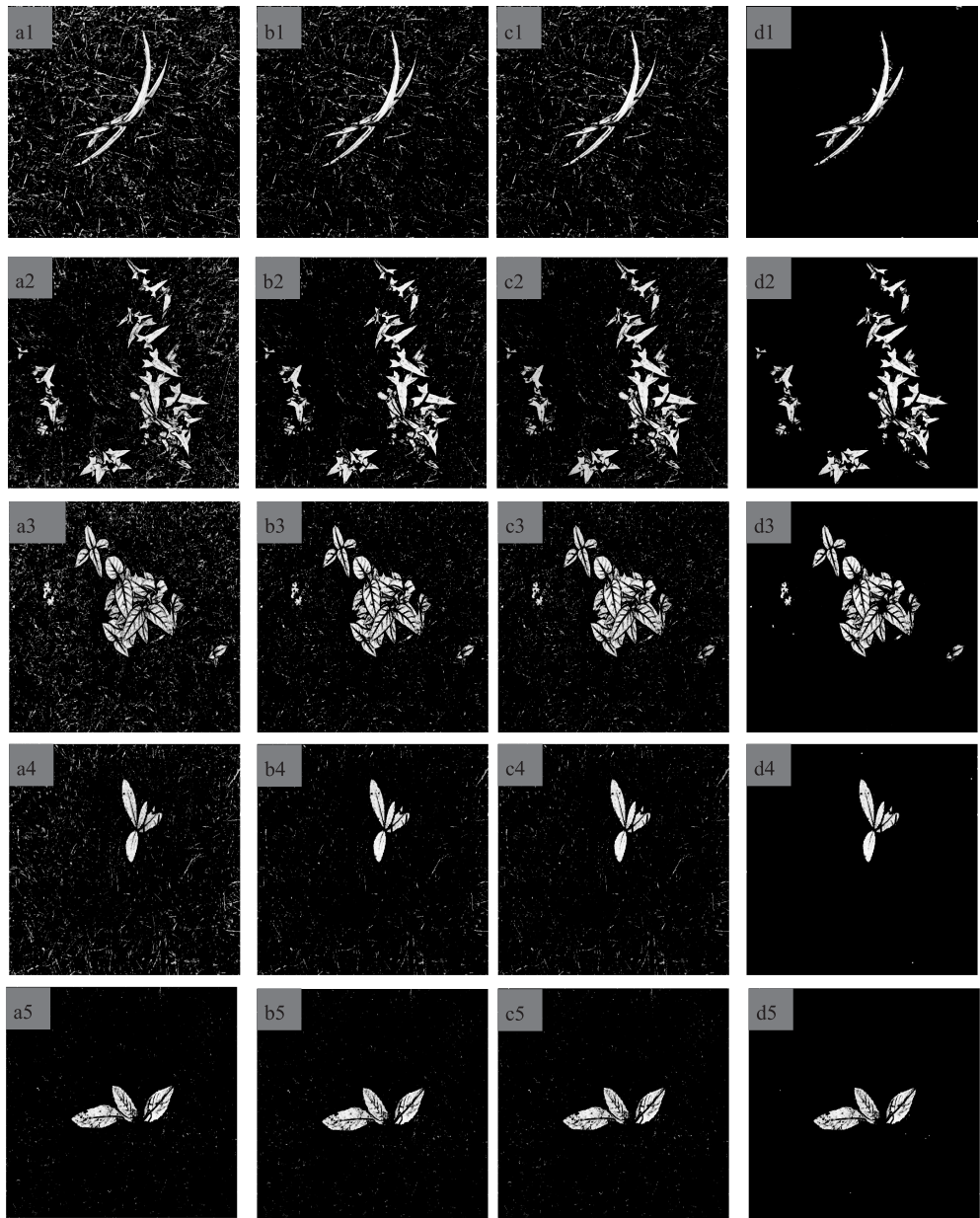
Fig.9 Comparison of two pretreatment methods for sample 2 and sample 3

为了进一步客观评价不同算法的抗噪性能,本研究选用峰值信噪比(PSNR)进行比较。峰值信噪比常用来衡量图像的失真程度,其值越大表示图像失真越小。从表1可以看出,文献[16]、文献[17]以及本研究算法相对单尺度 Retinex 算法抗噪性能整体上均有提高。在峰值信噪比方面,本研究算法相比文献[16]平均增加 15.43%,相比文献[17]平均增加 12.65%,比 Retinex 算法增加 24.23%。

由表2可以看出,Retinex 增强算法的平均运行时间为 1.31 s,文献[16]的平均运行时间为 3.78 s,文献[17]的平均运行时间为 5.75 s,而本研究算法的平均运行时间为 2.87 s。本研究算法的运行时间主要取决于待细分像素的数量,当待细分像素数量较少时,本研究算法的运算时间仅次于 Retinex 增强算法。当待细分像素数量较多时,本研究算法的运行时间与文献[16]相当,但在峰值信噪比方面仍具有优势。

因此,本研究算法可以满足工程实际的实时性要求。

为了客观评价处理后的图像增强效果,将算法处理后的图像利用 OTSU 阈值分割方法进行初步分割,与手动分割的样本进行比较以衡量算法的改进效果。采用分割准确率(SA)来衡量增强图像的分割效果,所得结果如表3所示。从表3可以看出,在分割准确率方面,由于样本1和样本4的杂草目标像素占比相对较低,因此经文献[16]、文献[17]处理的图像分割准确率较低。样本5因在强光照条件下拍摄,图像中草坪草阴影明显,放大了草坪草的灰度变化程度,使其与杂草区分度增加,分割准确率相对其他样本较高。经本研究算法处理后的图像初分割准确率相比文献[16]平均增加 23.85%,相比文献[17]平均增加 26.24%。因此,本研究算法提高了抗噪性能,达到了扩大前景与背景灰度差的目的。



a:单尺度 Retinex 算法;b:文献[15]算法;c:文献[16]算法;d:本研究算法。

图 10 5 种杂草不同算法的对比结果

Fig.10 Comparison of five weeds using different algorithms

表 1 不同算法结果的峰值信噪比分析

Table 1 Analysis on peak signal to noise ratio of different algorithm results

样本	不同算法的峰值信噪比(dB)			
	Retinex 算法	文献[15]算法	文献[16]算法	本研究算法
样本 1	12.05	13.80	13.99	18.37
样本 2	11.75	12.58	12.59	13.16
样本 3	11.93	13.02	13.23	14.13
样本 4	15.16	17.59	18.03	21.24
样本 5	18.65	17.87	18.87	19.50

表 2 不同算法结果的运行时间分析

Table 2 Analysis on running time of different algorithms

样本	不同算法的运行时间(s)			
	Retinex 算法	文献[15]算法	文献[16]算法	本研究算法
样本 1	1.11	3.58	5.33	2.04
样本 2	1.16	3.66	5.62	3.38
样本 3	1.37	3.94	5.76	3.56
样本 4	1.16	3.70	6.09	2.56
样本 5	1.75	4.04	5.97	2.80
平均	1.31	3.78	5.75	2.87

表 3 不同算法结果的分割准确率分析

Table 3 Analysis on segmentation accuracy of different algorithms

样本	不同算法的分割准确率(%)			
	Retinex 算法	文献[15]算法	文献[16]算法	本研究算法
样本 1	33	44	44	86
样本 2	76	84	83	90
样本 3	68	83	80	93
样本 4	47	67	66	94
样本 5	90	91	89	94

3 结 论

本研究提出一种基于局部密度的 Retinex 增强算法,解决了杂草与草坪草灰度相近而难以识别的问题。利用局部方差进行预处理,压缩图像背景杂乱信息。利用多阈值分割与开运算差分筛选待细分像素,提取像素点的局部密度空间信息。最后,利用 Sigmoid 函数融合局部密度信息,优化反射分量灰度变换系数,得到增强图像。结果表明,本研究算法能有效扩大杂草与草坪草的灰度差,抑制背景噪声,图像处理后平均分割正确率为 91.4%,具有实际应用价值。

参考文献:

- [1] 曾永贤,金晨钟,向国红,等. 娄底市草坪杂草种类、分布及危害[J]. 草业科学, 2017, 34(11): 2272-2278.
- [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] KHAIRUZZAMAN A K M, CHAUDHURY S. Masi entropy based multilevel thresholding for image segmentation[J]. Multimedia Tools and Applications, 2019, 78(23): 33573-33591.
- [4] MOHEBBIFAR M R, OMARMELI K. Defect detection by combination of threshold and multistep watershed techniques[J]. Rus-

- sian Journal of Nondestructive Testing, 2020, 56(1): 80-91.
- [5] KHAN M F, REN X, KHAN E. Semi dynamic fuzzy histogram equalization[J]. Optik, 2015, 126(21): 2848-2853.
- [6] NARDECCHIA A, VITALE R, DUPONCHEL L. Fusing spectral and spatial information with 2-D stationary wavelet transform (SWT 2-D) for a deeper exploration of spectroscopic images[J]. Talanta, 2021, 224: 121835.
- [7] LI M, LIU J, YANG W, et al. Structure-revealing low-light image enhancement via robust Retinex model[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2018, 27(6): 2828-2841.
- [8] PARK S, YU S, MOON B, et al. Low-light image enhancement using variational optimization-based retinex model[J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2017, 63(2): 178-184.
- [9] TENG L, XUE F, BAI Q. Remote sensing image enhancement via edge-preserving multi-scale Retinex[J]. IEEE Photonics Journal, 2019, 11(2): 1-10.
- [10] 赵宏宇,肖创柏,禹晶,等. 马尔科夫随机场模型下的 Retinex 夜间彩色图像增强[J]. 光学精密工程, 2014, 22(4): 1048-1055.
- [11] 赵鹏,蒋宇中,翟琦,等. 基于局部方差中值滤波的极/超低频信道噪声抑制方法[J]. 电子学报, 2019, 47(4): 955-961.
- [12] RODRIGUEZ A, LAIO A. Clustering by fast search and find of density peaks[J]. Science, 2014, 344(6191): 1492-1496.
- [13] 吴禄慎,程伟,胡赞. 应用改进布谷鸟算法优化多阈值图像分割[J]. 吉林大学学报(工学版), 2021, 51(1): 358-369.
- [14] 白元明,孔令成,张志华,等. 基于改进 OSTU 算法的快速作物图像分割[J]. 江苏农业科学, 2019, 47(24): 231-236.
- [15] 代振,王平波,卫红凯. 非高斯背景下基于 Sigmoid 函数的信号检测[J]. 电子与信息学报, 2019, 41(12): 2945-2950.
- [16] 林昌,周海峰,陈武. 基于双边滤波的高斯金字塔变换 Retinex 图像增强算法[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(16): 209-215.
- [17] 汤新雨,李敏,徐灵丽,等. 基于透射率修正的湍流模型与动态调整 Retinex 的水下图像增强[J]. 中国图象图形学报, 2020, 25(7): 1380-1392.

(责任编辑:陈海霞)