

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2108065

一种农田作物无人机遥感影像阴影检测算法*

刘晓霞¹ 杨风暴¹ 卫红² 高敏¹

(1. 中北大学信息与通信工程学院 太原 030051; 2. 雷丁大学系统工程学院 雷丁 RG6 6AU)

摘要: 针对现有阴影检测算法在复杂农田场景下难以提取不规则、碎片化阴影的问题,提出了一种农田作物无人机遥感影像阴影检测算法。结合无人机影像的阴影/非阴影区颜色特性,构造基于双通道差值和G波段增强的新型灰度变换方法,使用最大类间方差法对灰度图进行自动阈值分割,从而获取阴影检测结果。以本团队在国家玉米产业技术体系试验示范基地采集的数据进行实验,结果表明,所提方法检测结果更接近真实阴影,平均总体精度为0.9868,平均 F_1 分数为0.9567。

关键词: 低空遥感;阴影检测;双通道差值;阈值分割

中图分类号: TP751 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4050

A shadow detection algorithm for remote sensing images of farmland crops by UAV

Liu Xiaoxia¹ Yang Fengbao¹ Wei Hong² Gao Min¹

(1. School of Information and Communication Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China;

2. School of Systems Engineering, University of Reading, Reading RG6 6AU, UK)

Abstract: Aiming at the problem that the existing shadow detection algorithms are difficult to extract irregular and fragmented shadows in complex farmland scenes, a shadow detection algorithm for remote sensing images of farmland crops by UAV is proposed. Combining the color characteristics of the shadow/non-shadow area of the UAV image, construct a new gray scale transformation method based on dual-channel difference and G-band enhancement, and use the maximum between-class variance method to automatically threshold the grayscale image to obtain shadow detection result. Experiments with the data collected by the team at the National Corn Industry Technology System Experimental Demonstration Base show that the detection results of the proposed method are closer to real shadows, with an average overall accuracy of 0.9868 and an average F_1 score of 0.9567.

Keywords: low-altitude remote sensing; shadow detection; dual-channel difference; threshold segmentation

0 引言

如今,遥感技术普遍应用,遥感影像成为对地表目标测量与信息提取的一种重要手段^[1]。无人机遥感技术因其灵活性强、影像数据分辨率高、作业周期短、成本低等优势为精准农业监测技术的发展提供有力支撑^[2],如利用无人机影像进行杂草和作物识别、长势评估、产量预测、地物分类等^[3-7]。在遥感影像中,阴影作为一种特殊噪声,对图像质量有很大负面影响^[8],严重干扰后期植株识别、作物分类、杂草去除等工作。因此,对遥感影像尤其是复杂农田环境下无人机影像的阴影进行检测具有重要意义。

目前,许多研究者都致力于研究遥感影像数据中的阴影检测与去除,精确的阴影检测是阴影去除的重要前提^[9]。依据阴影区域的特性,梁永侦等^[10]提出一种基于LAB颜色空间的阴影检测算法,能精准检测单幅图像阴影,此算法对黄色与蓝色比值较敏感。赵显富等^[11]认为HSV颜色空间更接近人类对色彩的感知,提出了基于HSV颜色空间的阴影检测算法,实现了大型建筑的阴影提取。Azevedo等^[12]提出了一种基于区域的算法,能高效自动识别密集城区遥感影像中的阴影。Fang等^[13]提出了一种基于图像饱和度和近红外信息的归一化差异阴影检测指标来检测建筑物阴影,能有效区分建筑物阴影和其他暗区地面目标。

收稿日期:2021-10-11

* 基金项目:国家自然科学基金(61972363)、山西省重点研发计划(国际科技合作)项目(201903D421043)、山西省研究生创新项目(2021Y612, 2021Y609)资助

Zhou 等^[14]采用改进的阴影指数结合颜色空间和近红外波段检测复杂城区高分辨率遥感图像中的阴影。张华南等^[15]通过比较叶片上阴影/非阴影区亮度差异,在 YCbCr 颜色空间上对植物单个叶片进行阴影检测。目前研究暂无针对农田作物无人机影像的阴影检测算法,以上典型城区大型阴影以及植物单个叶片阴影检测算法在农田场景下直接搬移难以有效提取阴影。特别是农田作物植株在自然生长状态下叶片交错纵横、互相遮挡,而阴影表现出杂乱无章、不规则、碎片化的复杂情况,阴影检测面临更大的挑战。

基于以上研究现状,本文提出一种农田作物无人机遥感影像阴影检测算法。分离无人机 RGB 影像的各通道并进行双通道差值和 G 波段增强处理,以构造阴影、非阴影区域具有显著差异的新型灰度图像,进行阈值分割和图像形态学处理后得到阴影检测结果。实验采用 3 组不同植被的农田区无人机影像,结果表明该方法不仅能有效提取树木相对大型的阴影,对作物叶片小尺度类型的阴影也能精确检测,尤其在农田作物杂乱无章、不规则、碎片化阴影检测上,此方法具有显著优势,检测精度较高。

1 阴影检测算法

图 1 为本算法流程,包括 3 个主要步骤。首先,分离原始 RGB 图像的 3 个通道,并对各通道灰度值进行组合加权等运算,以构造新型灰度图像;其次,使用最大类间方差法对灰度图像作阈值求取与分割,实现阴影区域初步检测;最后利用形态学运算去除微小毛刺、碎片、孔洞,以输出最终阴影检测结果。

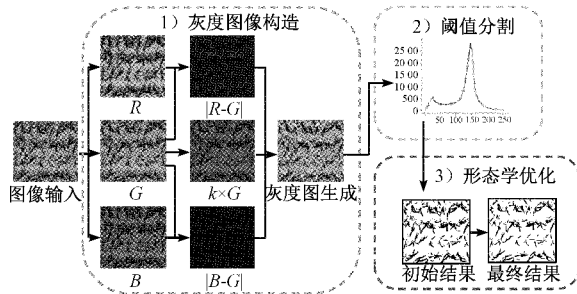


图 1 阴影检测算法流程

1.1 新型灰度图构造法

阴影是光的直线传播遇无法穿透物质而形成的暗区,遥感影像中阴影不可避免。根据无人机遥感影像在 RGB 颜色空间阴影/非阴影区颜色特性分析,发现红色(R)分量与绿色(G)分量的关系 $R-G: 0.98$,绿色(G)分量与蓝色(B)分量的关系 $G-B: 0.94$,蓝色(B)分量与红色(R)分量的关系 $B-R: 0.78$ 。具体就地物反射率而言,在红光波段略高于绿光波段,在绿光波段略高于在蓝光波段,所以 RGB 颜色空间的红色、绿色、蓝色分量具有很高的相关性。对大量农田场景下的无人机影像在 RGB 颜色空间分布分析中发现,阴影区域具有较低的 R、G、B 分量,土壤具有较高的

R、G、B 分量,植被的 R、G、B 分量介于阴影和土壤之间,且绿色分量较高。利用减法运算可增加不同地物间光谱反射率以及在两个波段上变化趋势相反时的反差,可将 RGB 影像的绿光波段与蓝光波段差值和红光波段与绿光波段差值相结合,从而使土壤与植被的强度位于同一波段内,有效分离阴影、非阴影区域。考虑到农田场景下遥感影像绿色分量的特殊性,通过增加绿色分量的权重,使阴影区域与非阴影区域的对比度更显著,提高了阴影提取的精度。

基于以上分析,本文基于无人机 RGB 影像的红色、绿色、蓝色 3 个波段图像直接构造灰度图像,提出一种新的映射关系,计算公式如式(1)所示。

$$Gray = |B - G| + |R - G| + k \times G \quad (1)$$

式中: Gray 为新型灰度图构造法计算得到的灰度图像; G 代表原始 RGB 影像的绿色波段; B 代表原始 RGB 影像的蓝色波段; R 代表原始 RGB 影像红色波段; k 为参数。

1.2 阈值分割

通过新型灰度图构造法得到灰度图像后,使用阈值分割获取二值掩膜图像,以实现初步检测。相对于手动阈值方法,自动阈值方法具有更大的优势,由于经过新型灰度图构造法得到的灰度图像的直方图具有明显的双峰分布形式,本文采用 Otsu 方法即最大类间方差法^[16]对灰度图像进行阈值求取与分割。

随机取一个灰度值作为阈值 T,将灰度图像中所有像素点分成非阴影区像素与阴影区像素两部分,分别用 A 和 B 表示。假设灰度图像有 L 个灰度级,则非阴影区域的灰度级范围为 $[1, \dots, T]$, $[T + 1, \dots, L]$ 为阴影区域的灰度级范围,非阴影区域与阴影区域出现的概率如式(2)和(3)所示。

$$\omega_A = \Pr(A) = \sum_{i=1}^T p_i = \omega(T) \quad (2)$$

$$\omega_B = \Pr(B) = \sum_{i=T+1}^L p_i = 1 - \omega(T) \quad (3)$$

式中: p_i 为灰度图像的概率分布,且 $p_i = \frac{n_i}{N}, p_i \geq 0, p_i = 1, N$ 为灰度图像像素点总数,即 $N = \{n_1 + n_2 + \dots + n_L\}$ 。A 与 B 的平均灰度级如式(4)和(5)所示。

$$\mu_A = \sum_{i=1}^T i \frac{p_i}{\omega_A} = \frac{\mu(T)}{\omega(T)} \quad (4)$$

$$\mu_B = \sum_{i=T+1}^L i \frac{p_i}{1 - \omega(T)} = \frac{\mu_T - \mu(T)}{1 - \omega(T)} \quad (5)$$

式中: μ_T 为灰度图像的平均灰度级。A 与 B 的类内方差如式(6)和(7)所示。

$$\sigma_A^2 = \sum_{i=1}^T (i - \mu_A)^2 \frac{p_i}{\omega_A} \quad (6)$$

$$\sigma_B^2 = \sum_{i=T+1}^L (i - \mu_B)^2 \frac{p_i}{\omega_B} \quad (7)$$

进而得类间方差如式(8)所示。使 M 达到最大,此时 T 则为最优阈值。

$$M = \frac{\sum_{i=1}^L (i - \mu_r)^2 p_i}{\omega_A \sigma_A^2 + \omega_B \sigma_B^2} \quad (8)$$

1.3 形态学处理

由于初步检测完的图像不可避免地存在一些微小毛刺、碎片、孔洞,为了保证阴影提取的完整性,提升阴影检测的整体效果,本文利用图像形态学对分割后的掩膜图像作优化处理。具体而言,利用形态学开运算填补空洞,利用闭运算去除微小毛刺和碎片,如式(9)和(10)所示。经过形态学优化处理之后,可得到阴影检测最终结果。

$$I_{open} = I \circ S = (I \ominus S) \oplus S \quad (9)$$

$$I_{close} = I \oslash S = (I \oplus S) \ominus S \quad (10)$$

式中: I 为初步检测完的原始图像, S 为形态结构元素, I_{open} 为通过形态结构元素 S 开运算得到的检测结果, I_{close} 为在 I_{open} 的基础上通过将形态结构元素 S 闭运算得到的最终阴影检测结果。

2 实验与分析

2.1 实验数据

以本团队在山西省农业大学玉米研究所实验场航摄获取的无人机影像进行实验,采用大疆“精灵 PHANTOM 4 RTK”无人机,配备 1 英寸 CMOS、有效像素 2 000 万的相机,该相机照片最大分辨率为 5 472 pixel×3 648 pixel(3:2)。航摄地点为国家玉米产业技术体系忻州综合试验站试验示范基地,该地的经纬度为东经 112°43′、北纬 38°27′,选取包含不同植被种植区(如图 2 所示)中的 3 组实验数据为例,分别如图 2(b)~(d)所示。其中,图 2(b)为 ROI1 向日葵植株无人机影像,尺寸为 370 pixel×330 pixel,采集时间为 2021 年 6 月 18 日;图 2(c)为 ROI2 玉米植株无人机影像,尺寸为 370 pixel×330 pixel,采集时间为 2021 年 6 月 18 日;图 2(d)为 ROI3 树木无人机影像,尺寸为 370 pixel×330 pixel,采集时间为 2021 年 5 月 21 日。另外,图 2(e)~(g)分别为图 2(b)~(d)人工标记真实阴影图像。

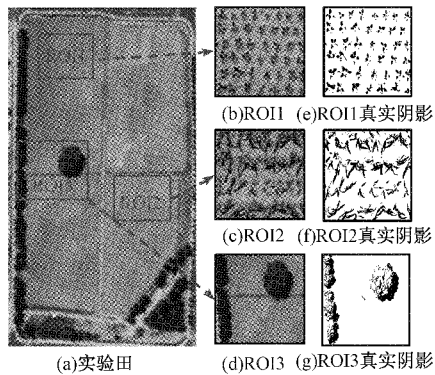


图 2 实验影像

2.2 实验设置及评价指标

将本文阴影检测算法于上述 3 组实验数据中进行实

验,在新型灰度图构造算法中,参数 k 取 0.7。并分别与梁永侦等^[10]基于 LAB 颜色空间图像阴影检测、张华南等^[15]基于 YCbCr 颜色空间图像阴影检测、赵显富等^[11]基于 HSV 颜色空间图像阴影检测的 3 种方法进行对比实验。

为了进一步评价本文所提方法的检测精度,本文使用用户精度 (P_i 和 P_b)、生产者精度 (U_i 和 U_b)、总体精度 (OA) 及 F_1 分数这 6 个评价指标进行阴影检测结果评价,计算公式如下:

$$P_i = \frac{TP}{TP + FN} \quad (11)$$

$$P_b = \frac{TN}{TN + FP}$$

$$U_i = \frac{TP}{TP + FP} \quad (12)$$

$$U_b = \frac{TN}{TN + FN}$$

$$OA = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (13)$$

$$F_1 = 2 \times \frac{P_i \times U_i}{P_i + U_i} \quad (14)$$

其中, TP 为阴影像素被正确识别的数量, TN 为非阴影像素被正确识别的数量, FP 为非阴影像素被错误识别的数量, FN 为阴影像素被错误识别的数量。

2.3 实验结果

不同阴影检测算法在 ROI1、ROI2、ROI3 三组实验中的阴影检测结果分别如图 3~5 所示;不同阴影检测算法在 ROI1、ROI2、ROI3 三组实验中的阴影检测评价指标数据结果分别如表 1~3 所示。

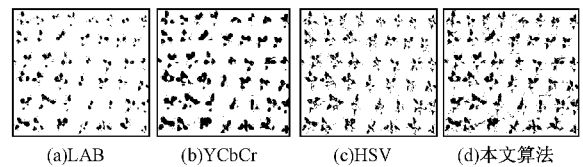


图 3 ROI1 阴影检测结果

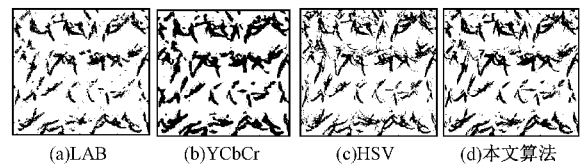


图 4 ROI2 阴影检测结果

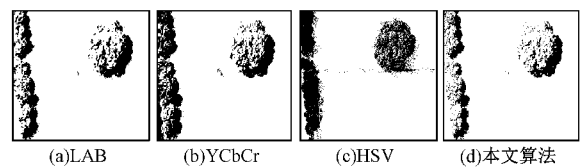


图 5 ROI3 阴影检测结果

表 1 ROI1 评价指标结果

方法	P_t	P_b	U_t	U_b	OA	F_1
LAB	0.549 4	0.998 1	0.977 6	0.936 2	0.939 3	0.703 5
YCbCr	0.831 2	0.947 0	0.703 1	0.973 8	0.931 8	0.761 8
HSV	0.712 4	0.990 4	0.917 7	0.958 0	0.953 9	0.802 1
本文方法	0.991 8	0.985 2	0.910 2	0.998 7	0.986 1	0.949 2

表 2 ROI2 评价指标结果

方法	P_t	P_b	U_t	U_b	OA	F_1
LAB	0.745 8	0.980 2	0.906 7	0.937 2	0.932 0	0.818 4
YCbCr	0.880 6	0.875 7	0.646 7	0.966 0	0.876 7	0.745 7
HSV	0.813 0	0.954 5	0.821 8	0.951 8	0.925 4	0.817 4
本文方法	0.994 1	0.982 7	0.936 8	0.998 4	0.985 0	0.964 6

表 3 ROI3 评价指标结果

方法	P_t	P_b	U_t	U_b	OA	F_1
LAB	0.864 5	0.972 7	0.810 5	0.981 6	0.959 9	0.836 6
YCbCr	0.944 9	0.933 7	0.657 9	0.992 1	0.935 1	0.775 7
HSV	0.612 8	0.882 9	0.413 7	0.944 2	0.850 8	0.494 0
本文方法	0.971 7	0.991 8	0.941 3	0.996 2	0.989 4	0.956 3

2.4 实验分析

基于图 3~5 检测结果做定性分析,利用基于 LAB 颜色空间的图像阴影检测方法得到的检测结果如图 3(a)、4(a)、5(a)所示,提取的阴影边界模糊,存在比较严重的漏检现象与椒盐现象;利用基于 YCbCr 颜色空间的图像阴影检测方法得到的检测结果如图 3(b)、4(b)、5(b)所示,阴影边界模糊,误检现象严重,大部分非阴影区域被误判为阴影区域,如图 6(a)灰色道路和部分深绿色树木区域被误判为阴影区域;利用基于 HSV 颜色空间的图像阴影检测方法得到的检测结果如图 3(c)、4(c)、5(c)所示,存在阴影漏检现象且阴影形态破碎、检测不完整,如图 6(b)深绿色树木与阴影区域混淆。图 3(d)、4(d)、5(d)为本文所提方法检测结果,得到的阴影边界清楚,漏检和误检现象极少,阴影提取完整,更接近人工标定的真实阴影。通过以上与其他 3 种基于颜色空间的阴影检测结果的比较分析,直观地看出本文所提的阴影检测方法检测效果更好。

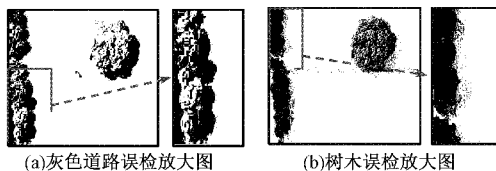


图 6 典型检测错误图

基于表 1~3 评价指标结果做定量分析,本文方法在 3 组实验中平均用户精度和平均生产者精度分别为 0.986 2 和 0.963 6;总体精度分别为 0.986 1、0.985 0、0.989 4,平均总

体精度为 0.986 8; F_1 分数分别为 0.949 2、0.964 6、0.956 3,平均 F_1 分数为 0.956 7;与其他 3 种方法相比,总体检测精度分别提高 4.6%、7.9%、9.7%。本文所提检测方法检测精度明显提高,阴影漏检与误检较少,优于其他 3 种阴影检测算法,具有更显著优势。

2.5 参数讨论

由于参数设置的敏感性,本节通过调整参数 k 的值,分析了关键参数 k 对 kappa 系数的影响。所提方法的 kappa 系数和参数 k 之间的关系如图 7 所示,选择 k 的范围为 0.1~0.9,步长间隔为 0.1,可见 k 值大小对 kappa 系数有显著影响。选择上述 3 个样区数据进行分析,系数 k 从 0.1~0.9 时,kappa 系数在 3 个样本中几乎呈现一致变化趋势,且 $k=0.7$ 具有最优值。进一步将该方法于多个样本中进行实验,发现 k 值介于 0.6~0.8 阴影检测性能较好。

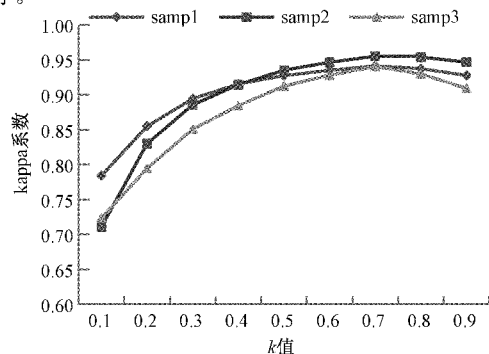


图 7 kappa 系数随参数 k 变化图

3 结 论

本文提出一种农田作物无人机遥感影像阴影检测算法,实现阴影区域的精确检测。主要结论如下:1)利用双通道差值和G波段增强构造新型灰度图,实现了影像中阴影区域与非阴影区域的显著分离;2)解决了现有阴影检测算法在复杂农田场景下难以提取不规则、碎片化阴影的问题。

参考文献

- [1] 涂继辉,杜红,眭海刚,等. 高分辨率航空影像阴影自动检测和去除[J]. 遥感信息, 2020, 35(2): 38-45.
- [2] 范月圆,刘华勇. 无人机遥感技术在精准农业中的应用[J]. 农业装备技术, 2021, 47(3): 16-18.
- [3] YANG C, EVERITT J H, DU Q, et al. Using high-resolution airborne and satellite imagery to assess crop growth and yield variability for precision agriculture[J]. Proceedings of the IEEE, 2013, 101(3): 582-592.
- [4] LOTTES P, KHANNA R, PFEIFER J, et al. UAV-based crop and weed classification for smart farming[J]. 2017 IEEE International Conference on Robotics and Automation(ICRA), 2017: 3024-3031.
- [5] AMIRHOSSEIN H, ZHANG F, JAN V A, et al. Broadacre crop yield estimation using imaging spectroscopy from unmanned aerial systems(UAS): A field-based case study with snap bean[J]. Remote Sensing, 2021, 13(16): 3241-3241.
- [6] 杨风暴,吉琳娜,王肖霞. 可能性理论及应用[M]. 北京: 科学出版社, 2019: 189-204.
- [7] 马泽亮,杨风暴. 基于尖 τ 型DS证据理论的机载LiDAR地物分类方法[J]. 激光与红外, 2021, 51(7): 853-858.
- [8] 龙浩,李庆党,张明月. 基于HSV颜色空间和局部纹理的阴影消除算法研究[J]. 电子测量技术, 2020, 43(18): 81-87.
- [9] 姚花琴,杨树文,刘正军,等. 基于QuickBird影像的城市高大地物阴影检测方法[J]. 国土资源遥感, 2015, 27(2): 51-55.
- [10] 梁永侦,潘斌,郭小明,等. 基于LAB颜色空间的图像阴影检测与去除方法[J]. 计算机与现代化, 2019(10): 88-93.
- [11] 赵显富,胡晓雯,赵轩. 一种基于彩色模型的遥感影像阴影检测方法[J]. 测绘通报, 2014(5): 20-22,59.
- [12] AZEVEDO S C, SILVA E, COLNAGO M, et al. Shadow detection using object area-based and morphological filtering for very high-resolution satellite imagery of urban areas[J]. Journal of Applied Remote Sensing, 2019, 13(3): 036506.
- [13] FANG H, WEI Y, LUO H, et al. Detection of building shadow in remote sensing imagery of urban areas with fine spatial resolution based on saturation and near-infrared information[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2019, 12(8): 2695-2706.
- [14] ZHOU T, FU H, SUN C, et al. Shadow detection and compensation from remote sensing images under complex urban conditions[J]. Remote Sensing, 2021, 13(4): 699.
- [15] 张华南,冯全,杨梅,等. 基于YCbCr颜色空间的叶片阴影检测与去除[J]. 计算机系统应用, 2015, 24(11): 262-265.
- [16] OTSU N. A threshold selection method from gray-level histograms[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1979, 9(1): 62-66.

作者简介

刘晓霞,硕士研究生,主要研究方向为信息融合、遥感图像处理与应用。

E-mail:1097102238@qq.com

杨风暴(通信作者),工学博士,教授,硕士/博士生导师,主要研究方向为信息融合、遥感图像分类识别、可能性分布理论研究。

E-mail:yfengb@163.com