doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.08.021

基于无人机遥感影像的收获期后残膜识别方法

吴雪梅　梁长江　张大斌　喻丽华　张富贵
(贵州大学机械工程学院, 贵阳 550025)

摘要: 针对人工评估农田残膜劳动强度高、效率低等问题,以及收获期后残膜识别困难的问题,提出了一种基于颜色特征的残膜识别方法。为了克服光照对残膜识别精度的影响,首先分析了阳光直射区、阴影区残膜和土壤 RGB 与 HSV 颜色分量灰度差异;然后,选择最佳颜色分量进行残膜图像分割,分别对比分析了手动阈值法、迭代阈值法、最大类间方差法、最大熵值法、K-means 均值聚类法和脉冲耦合神经网络法的分割效果,结合原始图像残膜分布特点,优选出基于脉冲耦合神经网络的分割法;结合图像形态学算法,最终提取了烟地残膜面积与分布。结果表明,*B* 分量可从背景中分割出直射区残膜,但不能分割阴影区残膜;*S* 分量可从背景中分割出直射区和阴影区残膜;基于 *S* 分量的脉冲耦合神经网络分割法效果最佳,利用该方法对不同时期的农田残膜进行识别,6 叶期、烟叶收获后、烟杆拔除后和冬季空闲期的识别率分别为 96.99%、69.47%、93.55% 和 88.95%,地膜覆盖周期的平均识别率为 87.49%。本文方法可快速准确地识别出秋后的农田残膜,提供残膜时空分布信息及变化特征,可为农田环境健康评估提供决策依据。

关键词: 无人机; 遥感影像; 残膜; 提取; 颜色特征; 脉冲耦合神经网络
中图分类号: TP79; S25　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2020)08-0189-07　　**OSID**:

Identification Method of Plastic Film Residue Based on UAV Remote Sensing Images

WU Xuemei　LIANG Changjiang　ZHANG Dabin　YU Lihua　ZHANG Fugui
(*School of Mechanical Engineering*, *Guizhou University*, *Guiyang* 550025, *China*)

Abstract: Artificial evaluation of plastic film residue is high labor intensity and low efficiency. A method of combining with color features extraction, impulse coupled neural network segmentation and image morphology algorithm to recognize residual plastic film was proposed in the field by using UAV images. The research area was Pingba County of Anshun City, Guizhou Province, and 1 500 images were taken in the research area as experimental data. The UAV was flying at a height of about 40 m, and the image data were collected under clear and wind-free conditions. These UAV images were conducted geometric correction, 3 × 3 median filter and histogram equalization processing. Two color space transformation models (RGB, HSV) were compared and analyzed. In order to find out the influence of light intensity on the recognition accuracy, the direct sunlight area and the shadow area of foreground (residual plastic film) and background (soil) were separated to analyze their gray value difference with two color model. It was found that the gray value of shadow area foreground was between the direct sunlight area background and the shadow area background in term of *B* component while the direct sunlight foreground and shadow area foreground was lower than the background in the term of *S* component. The manual threshold method, the iterative threshold method, the maximum inter-class variance method, the maximum entropy method, the K-means clustering method and the impulse coupled neural network were used to segment the residual plastic film from background for both of the *B* and *S* components respectively. It was found that the *B* component was able to recognize sunlight area foreground but not able to recognize shadow area foreground from background. The *S* component was able to recognize direct sunlight and shadow area foreground from the background. Moreover, the impulse coupled neural network method based on *S* component had better segmentation effect, and the maximum inter-class variance and the iterative threshold method was the second. According to the sunlight direction and different crop

收稿日期: 2019-11-15　修回日期: 2019-12-27
基金项目: 贵州省科技计划项目(黔科合平台人才[2019]5616)和贵州省普通高等学校工程研究中心项目(黔教合 KY 字[2017]015)
作者简介: 吴雪梅(1975—),女,副教授,博士,主要从事农作物信息检测研究,E-mail: xm_wu@163.com

growth periods, recognition algorithms for identifying residual film in the field were established. The identification rates were 96.99%, 69.47%, 93.55% and 88.95%, respectively, at six-leaf stage of tobacco growth, after tobacco leaves were harvested, after tobacco rods were pulled out and during the winter idle period. The average overall recognition accuracy of the test area was 87.49%. This method demonstrated fast speed and high recognition accuracy, which can provide a reference for the evaluation and precision collection of residual film.

Key words: unmanned aerial vehicle; remote sensing image; plastic film residue; extraction; color feature; impulse coupled neural network

0 引言

覆膜技术能够有效优化和改善栽培条件,其蓄水、保温、保墒、保药、除草等作用显著,利于作物早熟,提高农作物产量[1-2]。然而,由于地膜回收技术不成熟、农户缺乏环保意识等,造成大量地膜残留在农田中,形成残膜,破坏了土壤的连续性,降低土壤的含水率、透气性和肥力水平,导致农作物减产[3-5]。掌握农田残膜时空分布图、精确获取残膜时空分布信息及时空变化特征,可为相关部门开展农田环境健康评估、地膜回收管理、农作物监测、残膜污染防控等提供管理决策依据。传统方法采用实地调查获取地膜覆盖和残膜分布信息,该方法主观性强,耗时、费力。卫星遥感技术可克服现场调研的不足,具有覆盖面积广、检测成本低等优势。因此,基于遥感的农田地膜覆盖监测和地膜识别技术成为研究热点。

李佳雨等[6]基于 Landsat 卫星和资源三号卫星,获取了甘肃中部地区 6 月的覆膜农田图像,分析了图像的光谱特征、纹理特征、指数特征和几何特征,利用随机森林分类法训练地膜样本并进行分类,实现了地膜的快速识别,精度达 90%。KOC-SAN[7]利用 Word View-2 卫星采集安塔利亚研究区影像,利用随机森林法、最大似然法和支持向量机等分类方法识别塑料薄膜,识别精度均高于 90%。HASI 等[8]基于 Landsat-8 遥感数据,提取了 4 月的地膜影像数据,结合光谱与纹理的组合特征,对农田中的地膜分别采用支持向量机(SVM)、最大似然分类器(MLC)和最小距离分类器(MDC)方法进行了分类识别,发现 SVM 分类法精度最高,达 94%。杭丹维[9]利用 MODIS 遥感影像,提取了 4 月和 5 月的覆膜影像数据,结合改进的亚像元空间引力模型(SSSAM),完成了覆膜农田分布信息的高精度识别。高梦婕等[10]基于 GF-2 遥感卫星,获取了赤峰市研究区塑料大棚覆盖薄膜的阶段遥感影像,提取了图像的最优分割参数,对比了决策树、随机森林和支持向量机 3 种分类方法对大棚目标的分类效果,发现随机森林法能提取连片塑料大棚,分类精度达 89.65%。沙先丽[11]利用 Landsat TM 获取了不同年份 4 月和 5 月上旬新疆棉区的遥感影像,分析影像的遥感特征、纹理特征和指数特征,并建立决策树模型,实现了覆膜棉田的分类识别,总体精度达 90%。TARANTINA 等[12]采用面向对象方法基于航空影像检测了塑料大棚葡萄园。

近年来,无人机作为遥感平台,在作物生长监测方面显示出巨大的潜力[13-16],对比卫星遥感影像,无人机遥感影像分辨率高、质量好、成本低。但基于无人机的农田地膜识别研究较少。朱秀芳等[17]以无人机为遥感平台,获取了 5 月初期云南省覆膜农田图像,利用随机森林优选图像纹理特征,并进行最大似然法分类,结合形态学算法与面积阈值分割处理提取覆膜农田面积,识别精度达 94.84%。孙钰等[18]利用无人机采集了赤峰市大棚和覆膜农田图像,结合神经网络和多尺度融合等深度学习方法,快速识别大棚和覆膜农田,识别率高达 97%。

以上基于卫星和无人机遥感的农田地膜识别,识别目标有地膜和塑料大棚;特征提取包括地膜光谱特征、指数特征、几何特征和纹理特征;地膜影像获取时间大多为 4 月或 5 月,即农田地膜覆膜初期或作物生长初期的遥感影像。此时,地膜表面受裸土的干扰小,地膜具有覆盖面积大、连续成条状、特征明显等特点,利用随机森林法、最大似然法、阈值分割和支持向量机等分类方法可获得较高的识别精度。对农田地膜覆盖后期,即作物收获期后的农田地膜,因地膜未能及时捡拾而在农田间残留,形成残膜,残膜受裸土和风雨侵蚀的影响,不再连接成条状,残膜与裸土的纹理和形状等特征差异不明显,利用以上的特征和方法进行地膜识别分类,精度较低。为此,本文基于无人机遥感可见光图像,针对秋收后期的农田残膜和土壤数据集特点,提出一种基于颜色特征的残膜识别方法,旨在克服光照强度对目标识别的影响,获得更为准确的残膜覆盖面积及其地理分布信息。

1 材料和方法

1.1 无人机图像获取

试验数据为 2018 年 10—12 月进行航拍的无人

机影像，航拍地点为贵州省安顺市平坝区，北纬 26°22′，东经 106°31′，海拔 1 217 m，田间土壤以黄壤为主，种植作物为烟叶。所使用的无人机为大疆精灵 4（Phantom4）四旋翼无人机，该机飞行荷载 1.38 kg，最大上升速度为 21.6 km/h，飞行速度为 72 km/h，最大下降速度为 14.4 km/h，最大任务载荷为 6 kg，续航时间为 28 min，控制距离 5 000 m。搭载的相机为内置 DJI Lightbridge 高清视频传输系统，传感器型号为 1/2.3 英寸 CMOS，有效像素为 1 240 万，影像尺寸 4 000 像素 ×3 000 像素。航拍高度为 18 ~ 55 m，旁向重叠率 30%，航向重叠率 70%。航拍时天气晴朗、微风。为研究农田覆膜整个生命周期的地膜识别方法，针对烟叶不同生长期，采集烟叶 6 叶期、烟叶采摘后、烟杆拔除后的农田地膜或残膜图像，不同飞行高度各采集 20 幅图像，共 1 500 幅。采集到的数据源为 JPG 格式影像数据。无人机采集影像前，在飞行区域内布置黑白板，用于相机标定，降低系统误差。无人机与田间残膜图像如图 1 所示。



（a）无人机　　（b）田间残膜图像

图 1　无人机与田间残膜图像

Fig. 1　UAV and image of plastic film residual

1.2　研究方法

1.2.1　残膜识别流程

本文旨在提取田间残膜，即当季收获期后的地膜。晴朗或多云天气，随着太阳入射角度的变化，田间会出现阴影区，阴影区和阳光直射区的残膜和土壤颜色特征有明显差异，为识别出目标，需分析出该差异的特点，再分割目标。为此，本文设计残膜识别流程，如图 2 所示。主要步骤如下：①对 UAV 航拍的图像进行畸变校正。②进行 3 ×3 中值滤波和直方图均衡化处理。③提取 HSV 空间的 S 分量和 RGB 空间的 B 分量作为分割算子。④基于颜色分割算子，开展不同分割算法的分割效果对比，优选最佳分割方法和分割算子。⑤提出残膜识别方法，对分割后图像进行形态学处理，提取残膜计算面积和空间分布信息。⑥计算识别率，进行精度验证，输出识别结果。

1.2.2　镜头畸变校正

利用 AgisoftPhotoScan 软件对采集的图像进行拼接处理和几何校正，基于几何参考板 GPS 控制点进行图像几何校正，去除无人机姿态变化、大气折射等影响[19]。

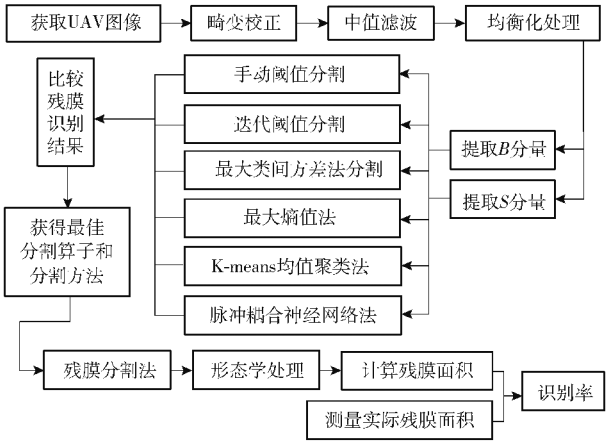


图 2　残膜识别流程图

Fig. 2　Flow chart of plastic film residual recognition

1.2.3　残膜识别分割方法

（1）颜色分量

RGB 颜色模型有红（Red）、绿（Green）、蓝（Blue）3 个通道，取值范围为 0 ~ 255，各个分量的数值越小，亮度越低；数值越大，亮度越高。HSV（hue，saturation，value）是 RGB 模型的一种非线性变换，接近人类的色彩感知。其中 H 表示色相（hue），是由物体反射或透射出来的颜色，在色相环上用 0° ~ 360°来表示；S 表示饱和度（saturation），是指颜色的强度，用色相中彩色成分所占的比例来表示，取值范围为 0 ~ 1，值越大颜色越饱和；V 表示明度（value），反映颜色的相对明暗程度，取值范围为 0 ~ 255，取 0 时为黑色，取 255 时为白色。

（2）颜色特征提取

烟杆拔除后，农田的主要景物为土壤和残膜。残膜被垄体遮挡时，无阳光直射，称为阴影区，有阳光直射，称为直射区，如图 3 所示。相同目标在直射区和阴影区的颜色灰度有差异。为探求目标和背景的颜色特征，将图像中的景物分为 4 类：直射区残膜、直射区土壤、阴影区残膜和阴影区土壤。

直方图分析法统计图像中景物灰度出现的范围和频率，却忽略了不同灰度所对应景物的信息，针对目标和背景灰度受光照影响大的特点，截取图像中直射区残膜、直射区土壤、阴影区残膜和阴影区土壤 4 个目标，分别统计 4 个目标的颜色分量灰度，并绘制箱线图，目的是通过对比分析，获取目标的颜色特点，从而确定用于图像分割的颜色分量。

（3）分割方法

图像分割依据图像中目标和背景在形状、颜色、灰度、纹理和空间等特征上的差异，分割目标和背

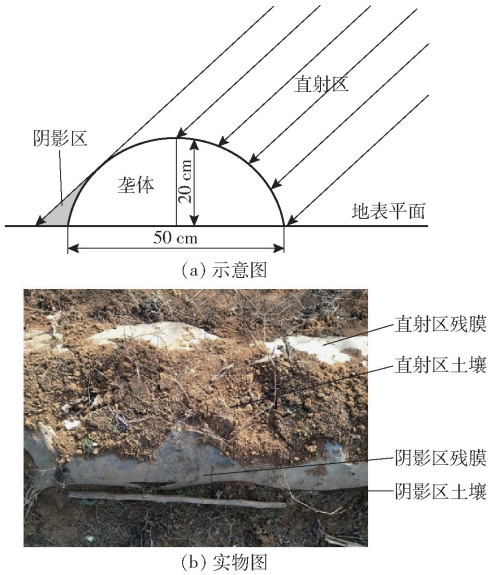


图 3 直射区与阴影区示意图与实物图

Fig. 3 Direct light area and shadow area schematic and color image

景,分割特征具有相同的特点:在目标区域内具有较大的一致性和相似性,在背景区域内具有极大的差异性[20-21]。为获取较高的识别精度,对比分析了手动阈值法、迭代阈值法、最大类间方差法、最大熵值法、K-means 均值聚类和脉冲耦合神经网络法。

(4)精度验证

残膜实际面积采用实测法获取,将 1 m^2 的黑色方框置于烟田,截取黑框内表面裸露的残膜于实验室测量其表面积[2],测量面积即为残膜实际面积。

采用本文方法识别出该黑色方框内的残膜,利用面积占优法计算残膜面积。统计 5 个黑色方框的实际面积和识别面积,利用识别率评价识别精度,识别率为残膜识别面积与残膜实际面积之比,5 个方框的平均识别率越大,则识别精度越高。

2 结果与讨论

2.1 颜色分量提取

残膜图像灰度统计箱线图如图 4 所示,直射区残膜的 R、G、B 分量灰度最高,阴影区土壤灰度最低,阴影区残膜灰度处于直射区土壤和阴影区土壤之间,且阴影区土壤与阴影区残膜灰度重叠较少,区分度较高。R 分量图中,直射区土壤、阴影区残膜和阴影区土壤的灰度区间重叠较少,但与直射区残膜重叠较多;G、B 分量的直射区残膜灰度高于其他 3 种景物,G 分量的阴影区残膜和直射区土壤灰度区间重合较多,B 分量图中 4 种景物的灰度区间相互重叠较多。就 HSV 颜色模型而言,H、V 分量图中直射区残膜、直射区土壤、阴影区残膜和阴影区土壤的灰度依次减小,其中,H 分量图阴影区残膜和阴影区土壤灰度区间重叠较多,V 分量图直射区残膜和直射区土壤灰度区间有部分重叠,S 分量图直射区残膜与直射区土壤以及阴影区残膜与阴影区土壤的灰度区间重叠较少。

B、S 分量中残膜和土壤的灰度区间重合较少,区分度较高,利于分割,故本文以 B、S 分量作为分

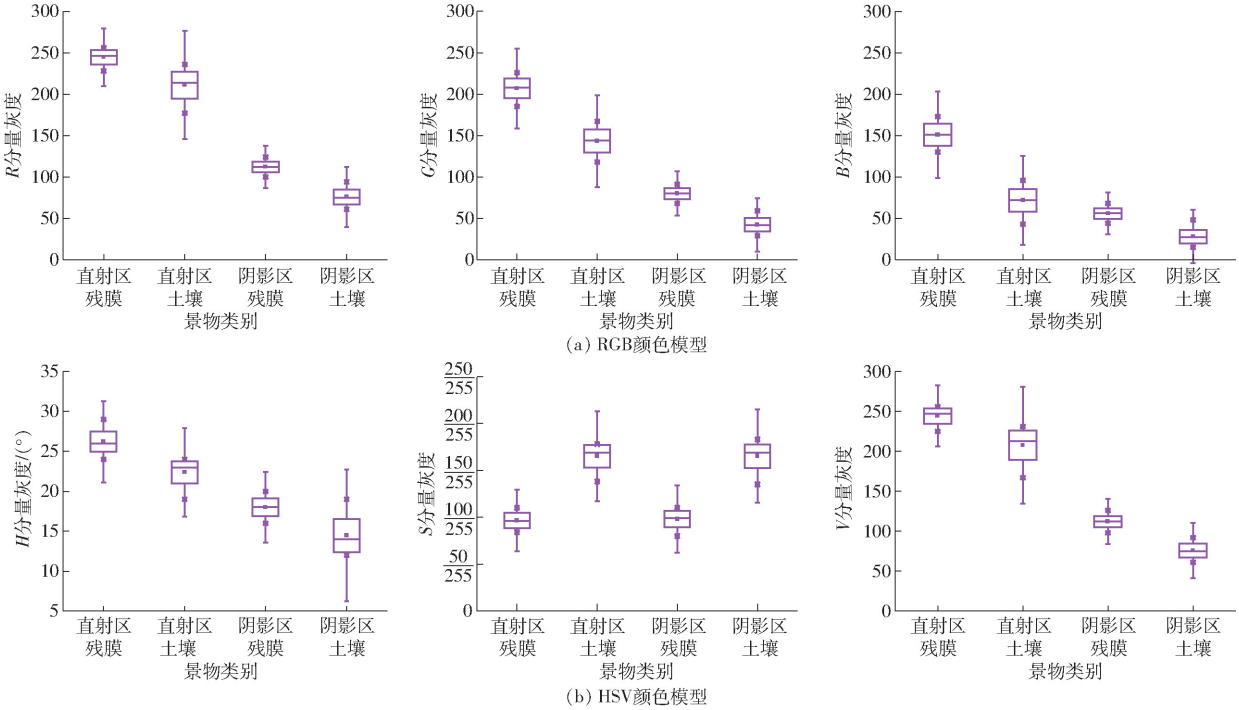


图 4 残膜与土壤的灰度分布箱线图

Fig. 4 Gray-scale distribution boxes of residual film and soil

割算子。

2.2　残膜图像分割

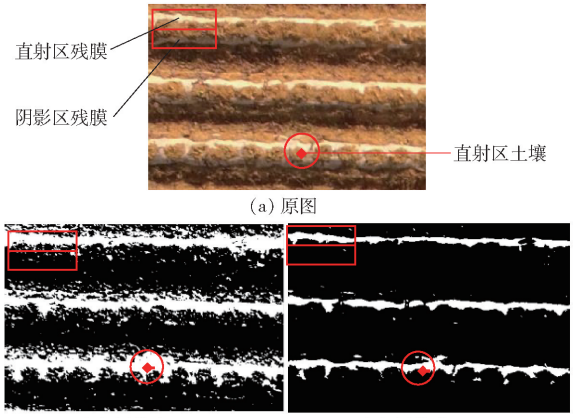
基于 B、S 分量分别进行手动阈值分割、迭代阈值分割、最大类间方差法分割、最大熵值法分割、K-means 均值聚类分割和脉冲耦合神经网络分割，通过对比研究获取最佳残膜分割方法。

2.2.1　基于 B 颜色分量的残膜图像分割

对无人机采集的田间残膜图像进行镜头畸变校正、3 × 3 模板中值滤波和灰度直方图均衡化处理，然后提取 B 分量。

（1）手动阈值分割

基于 B 分量进行手动阈值分割处理，如图 5 所示，可分割出直射区残膜，但不能分割出阴影区残膜，阈值为 150 时，存在过分割现象，把直射区土壤识别为残膜，如图 5 中的圆圈所示，阈值为 200 时，无过分割，直射区残膜分割效果较好。



（a）原图　（b）阈值为150　（c）阈值为200

图 5　基于 B 分量的手动阈值分割结果

Fig. 5　Manual threshold segmentation results based on B component

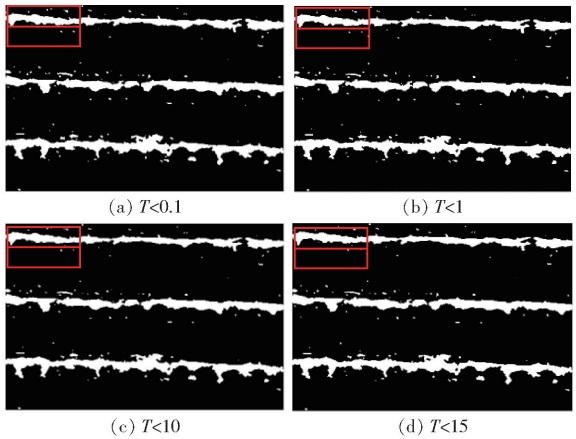
（2）迭代阈值分割

基于 B 分量进行不同迭代条件的迭代阈值分割处理，结果如图 6 所示。与图 5a 相比，当迭代阈值 $T<0.1$、$T<1$、$T<10$ 和 $T<15$ 时，均能分割出直射区残膜，不能识别出阴影区残膜。

（3）其他方法分割

最大类间方差法、最大熵值法、K-means 均值聚类法和脉冲耦合神经网络法分割效果如图 7 所示。对比图 5a 发现，方框标记处的阴影区残膜均出现了欠分割现象，4 种方法都不能识别出阴影区目标，只能识别出直射区目标，其中，脉冲耦合神经网络分割法识别效果相对较好，识别率较高。

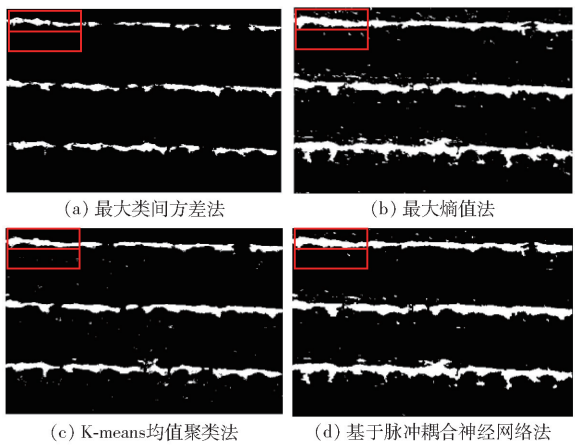
综合对比 6 种分割法，迭代阈值法和脉冲耦合神经网络法的识别效果较好。但因阴影区残膜灰度介于直射区和阴影区土壤灰度间，重叠区域大，故基于 B 分量不能分割阴影区目标。



（a）$T<0.1$　（b）$T<1$　（c）$T<10$　（d）$T<15$

图 6　基于 B 分量的迭代阈值分割结果

Fig. 6　Iterative threshold segmentation results based on B component



（a）最大类间方差法　（b）最大熵值法　（c）K-means均值聚类法　（d）基于脉冲耦合神经网络法

图 7　基于 B 分量的 4 种分割方法分割效果对比

Fig. 7　Segmentation results of maximum inter-class variance, maximum entropy method, K-means clustering method and pulse-based neural network method based on B component

2.2.2　基于 S 分量的残膜图像分割

基于 S 分量的手动阈值分割方法结果如图 8 所示。当手动阈值为 125、120、110 时，直射区和部分阴影区残膜可识别，图 8 方框内目标均被分割出，但阴影区目标有欠分割现象，随着分割阈值的降低，欠分割程度加强，如图 8 中的椭圆标记区的目标均未被识别。基于 S 分量的手动阈值法分割效果欠佳。

利用迭代阈值法、最大熵值法、最大类间方差法、脉冲耦合神经网络法和 K-means 均值聚类法分割图像，效果如图 9 所示，5 种方法均能识别出图中方框标记的阴影区和直射区残膜，但最大熵值法和 K-means 均值聚类法欠分割较严重，如图 9b、9e 中椭圆所示，识别出的阴影区残膜面积比实际面积小。基于脉冲耦合神经网络法的识别效果最佳，最大类间方差法和迭代阈值法相当，K-means 均值聚类法最差，5 种分割方法均优于手动阈值法。

综上,基于 S 分量的脉冲耦合神经网络法的分割效果最好,可识别出阳光直射区和阴影区目标,准确度高。该方法可消除光照强度对目标识别的影响,解决收获后田间残膜识别的问题。

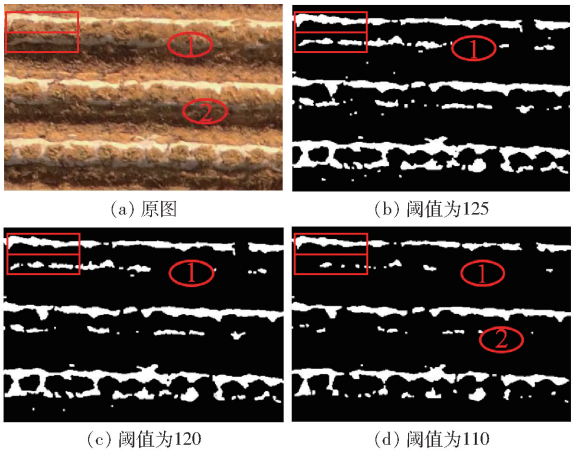


图 8 基于 S 分量的手动阈值分割效果对比

Fig. 8 Manual threshold segmentation effects comparison based on S component

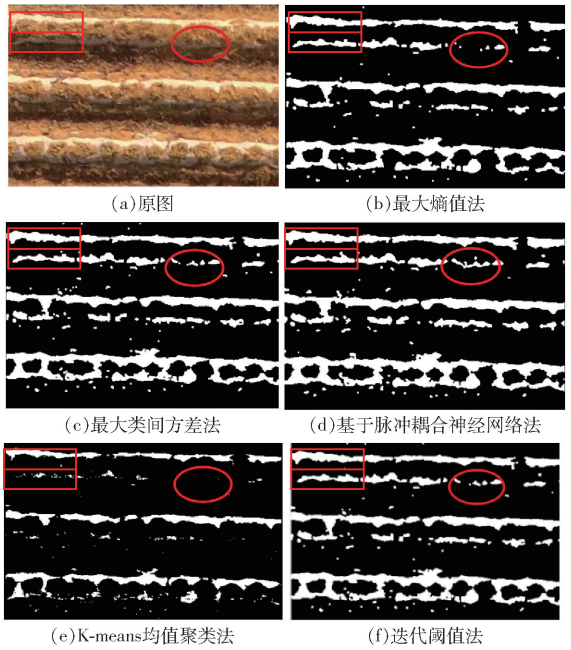


图 9 基于 S 分量的不同方法分割效果对比

Fig. 9 Segmentation effects comparison of different methods based on S component

2.3 残膜识别率验证

对不同时期农田残膜进行识别,统计残膜识别面积、实际面积和识别率,结果如表 1 所示。6 叶期的识别率最高,为 96.99%,该时期烟田背景简单,地膜覆盖时间短,裸土对地膜的影响小,目标和背景的区分度高,便于分割。烟叶收获后未拔杆时的残膜识别率为 69.47%,该时期烟杆及顶部叶芽遮挡残膜,造成识别率低。烟杆拔除后残膜识别率为 93.55%,低于 6 叶期地膜识别率,因地膜长时间覆盖后,颜色变黄,与土壤灰度交叉,导致识别率低。冬季空闲期的识别率为 88.95%,此时杂草枯黄,残膜上方混杂土壤,颜色差异不显著。地膜覆盖周期的平均识别率为 87.49%。

表 1 不同时期田间残膜识别率

Tab. 1 Identification accuracy of different growth stages

不同时期	识别面积/m^2	实际面积/m^2	识别率/%
6 叶期	218.8	225.6	96.99
烟叶收获后	130.4	187.7	69.47
烟杆拔除后	175.6	187.7	93.55
冬季空闲期	124.8	140.3	88.95

3 结论

(1)基于无人机遥感影像,以 RGB、HSV 颜色空间模型的 B、S 分量作为分割算子,分割田间残膜目标,S 分量可消除光照强度对目标识别的影响。

(2)基于 S、B 分割算子,利用迭代阈值法、最大熵值法、脉冲耦合神经网络法、手动阈值法、最大类间方差法、K-means 均值聚类法分别对田间残膜图像进行分割。基于 B 分量的 6 种分割法均能分割出直射区残膜,但不能分割阴影区残膜;基于 S 分量的 6 种分割方法均能分割出直射区残膜和阴影区残膜,基于脉冲耦合神经网络方法的分割效果最佳。

(3)以 S 分量作为分割算子,利用基于脉冲耦合神经网络法识别不同时期的田间残膜,识别率有较大差异,6 叶期识别率最高,烟叶收获后的识别率最低,地膜覆盖周期的平均识别率为 87.49%。

参 考 文 献

[1] 边淑贞,柳晓娟,安子扬,等. 我国典型设施蔬菜种植区农用地膜污染分析[J]. 环境科学与技术,2015,38(11):76-81.
BIAN Shuzhen, LIU Xiaojuan, AN Ziyang, et al. Pollution status of film mulching in Chinese protected vegetable areas[J]. Environmental Science & Technology, 2015,38(11):76-81. (in Chinese)

[2] 王浦舟. 烟地残膜捡拾复合作业机具研究[D]. 贵阳:贵州大学,2017.

[3] 张建军,郭天文,樊廷录,等. 农用地膜残留对玉米生长发育及土壤水分运移的影响[J]. 灌溉排水学报,2014,33(1):100-102.
ZHANG Jianjun, GUO Tianwen, FAN Tinglu, et al. The effect of the agricultural residual plastic film on maize growth and development and soil moisture movement [J]. Journal of Irrigation and Drainage,2014,33(1):100-102. (in Chinese)

[4] 王志超,李仙岳,史海滨,等. 农膜残留对土壤水动力参数及土壤结构的影响[J/OL]. 农业机械学报,2015,46(5):101-106,140.

WANG Zhichao, LI Xianyue, SHI Haibin, et al. Effects of residual plastic film on soil hydrodynamic parameters and soil structure[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(5): 101 - 106, 140. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag=1&file_no=20150515&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2015.05.015. (in Chinese)

[5] 邹小阳,牛文全,许健,等. 残膜对土壤水分入渗的影响及入渗模型适用性分析[J]. 灌溉排水学报,2016,35(9):1 - 7,12.
ZOU Xiaoyang, NIU Wenquan, XU Jian, et al. Effects of residual plastic film on water infiltration and applicability analysis of infiltration models[J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2016, 35(9): 1 - 7, 12. (in Chinese)

[6] 李佳雨,王华斌,王光辉,等. 多源卫星数据的农用地膜信息提取[J]. 测绘通报,2018(7):78 - 82.
LI Jiayu, WANG Huabin, WANG Guanghui, et al. Plastic-mulched farmland extraction with multi-source satellite data[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2018(7): 78 - 82. (in Chinese)

[7] KOC-SAN D. Evaluation of different classification techniques for the detection of glass and plastic greenhouses from WorldView - 2 satellite imagery[J]. Journal of Applied Remote Sensing, 2013, 7(1): 073553.

[8] HASI Tuyu, CHEN Z X, WANG L M, et al. Monitoring plastic-mulched farmland by Landsat - 8 OLI imagery using spectral and textural features[J]. Remote Sensing, 2016, 8(4): 353.

[9] 杭丹维. 南疆覆膜农田亚像元制图及热环境效应定量测算[D]. 杭州:浙江大学,2016.

[10] 高梦婕,姜群鸥,赵一阳,等. 基于 GF - 2 遥感影像的塑料大棚提取方法对比[J]. 中国农业大学学报,2018,23(8):125 - 134.
GAO Mengjie, JIANG Qunou, ZHAO Yiyang, et al. Comparison of plastic greenhouse extraction method based on GF - 2 remote-sensing imagery [J]. Journal of China Agricultural University, 2018, 23(8): 125 - 134. (in Chinese)

[11] 沙先丽. 地膜农田遥感信息提取及覆膜地表温度反演[D]. 杭州:浙江大学,2012.

[12] TARANTINA E, FIGORITO B. Mapping rural areas with widespread plastic covered vineyards using true color aerial data[J]. Remote Sensing, 2012, 4(7): 1913 - 1928.

[13] TEKIN A B, FORNALE M. The development of a low cost UAV-based image acquisition system and the procedure for capturing data in precision agriculture[J]. Turkish Journal of Agriculture and Forestry, 2019, 43(3): 288 - 298.

[14] LI Songyang, YUAN Fei, ATA-UI-KARIMS T, et al. Combining color indices and textures of UAV-based digital imagery for rice LAI estimation[J]. Remote Sensing, 2019, 11(15): 1763.

[15] 韩文霆,郭聪聪,张立元,等. 基于无人机遥感的灌区土地利用与覆被分类方法[J/OL]. 农业机械学报, 2016,47(11): 270 - 277.
HAN Wenting, GUO Congcong, ZHANG Liyuan, et al. Classification method of land cover and irrigated farm land use based on UAV remote sensing in irrigation[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(11): 270 - 277. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag=1&file_no=20161137&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2016.11.037. (in Chinese)

[16] 史舟,梁宗正,杨媛媛,等. 农业遥感研究现状与展望[J/OL]. 农业机械学报,2015,46(2):247 - 260.
SHI Zhou, LIANG Zongzheng, YANG Yuanyuan, et al. Status and prospect of agricultural remote sensing[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(2): 247 - 260. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag=1&file_no=20150237&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2015.02.037. (in Chinese)

[17] 朱秀芳,李石波,肖国峰. 基于无人机遥感影像的覆膜农田面积及分布提取方法[J]. 农业工程学报,2019,35(4):106 - 113.
ZHU Xiufang, LI Shibo, XIAO Guofeng. Method on extraction of area and distribution of plastic-mulched farmland based on UAV images[J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(4): 106 - 113. (in Chinese)

[18] 孙钰,韩京冶,陈志泊,等. 基于深度学习的大棚及地膜农田无人机航拍监测方法[J/OL]. 农业机械学报,2018,49(2): 133 - 140.
SUN Yu, HAN Jingye, CHEN Zhibo, et al. Monitoring method for UAV image of greenhouse and plastic-mulched landcover based on deep learning[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(2): 133 - 140. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag=1&file_no=20180218&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2018.02.018. (in Chinese)

[19] 刘帅兵,杨贵军,周成全,等. 基于无人机遥感影像的玉米苗期株数信息提取[J]. 农业工程学报,2018,34(22):69 - 77.
LIU Shuaibing, YANG Guijun, ZHOU Chengquan, et al. Extraction of maize seedling number information based on UAV imagery[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(22): 69 - 77. (in Chinese)

[20] ZHAO Y, HE Y, XU X. A novel algorithm for damage recognition on pest-infested oilseed rape leaves[J]. Computers & Electronics in Agriculture, 2012, 89(3): 41 - 50.

[21] 汪小钦,王苗苗,王绍强,等. 基于可见光波段无人机遥感的植被信息提取[J]. 农业工程学报,2015,31(5): 152 - 157.
WANG Xiaoqin, WANG Miaomiao, WANG Shaoqiang, et al. Extraction of vegetation information from visible unmanned aerial vehicle images[J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(5): 152 - 157. (in Chinese)