

网络出版时间:2022-09-06 15:49

DOI:10.13207/j.cnki.jnwafu.2023.03.015

网络出版地址:https://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1390.S.20220905.1756.007.html

融合 YOLOv5s 与 Criminisi 算法的农业 遥感图像去云方法研究

宋怀波^{1,2}, 雒鹏鑫^{1,2}, 王亚男^{1,2}, 耿明阳^{1,2}, 邢嘉鑫², 王 帅^{1,2}

(1 西北农林科技大学 机械与电子工程学院, 陕西 杨凌 712100;

2 农业农村部农业物联网重点实验室, 陕西 杨凌 712100)

【摘要】【目的】构建融合 YOLOv5s 与改进 Criminisi 算法的农业遥感图像去云方法,为云层干扰环境下地表信息获取、地表物的解译等研究提供支持。【方法】首先使用基于容差的暗通道先验(dark channel prior,DCP)算法去除雾和部分薄云,以提升图像整体对比度与云层边缘清晰度;然后融合 YOLOv5s 深度学习网络进行云层区域阈值分割,实现云层蒙版的快速精确自动提取;最后通过样本块大小自适应调整策略对 Criminisi 算法进行改进,实现遥感图像的有效去云修复处理。通过对含不同大小云层的遥感图像进行去云试验,并利用信息熵、峰值信噪比(peak signal-to-noise ratio,PSNR)、均方误差(mean-square error,MSE)和结构相似性(structural similarity index measure,SSIM)4 个指标对去云结果进行评价,以验证本研究算法的有效性。【结果】采用融合 YOLOv5s 和自适应样本块的改进 Criminisi 算法对 8 幅含云图像进行了修复,修复后图像的平均 PSNR 为 21.01,平均 SSIM 为 0.77;并对 57 幅模拟加云图像进行修复,其平均 PSNR 为 28.59,平均 SSIM 为 0.93,表明将改进 Criminisi 算法应用于遥感图像去云研究是可行的。在此基础上,对本研究算法的适用性以及阴影对去云效果影响的研究表明,不同大小和位置的云层干扰造成未知区域不确定度较大,对修复效果影响较为严重;阴影区域与云区域相接时存在阴影块填充,修复效果尚有待提升。【结论】融合 YOLOv5s 与改进 Criminisi 算法的去云方法可有效修复云层遮挡区域,同时保留较为真实的地表信息,可用于农业遥感信息精细感知研究。

【关键词】 遥感图像;云去除;Criminisi 算法;YOLOv5s;暗通道先验算法

【中图分类号】 TP391.4

【文献标志码】 A

【文章编号】 1671-9387(2023)03-0143-12

Fusion of YOLOv5s network and Criminisi algorithm to remove clouds from agricultural remote sensing images

SONG Huaibo^{1,2}, LUO Pengxin^{1,2}, WANG Yanan^{1,2}, GENG Mingyang^{1,2},
XING Jiabin², WANG Shuai^{1,2}

(1 College of Mechanical and Electronic Engineering, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China;

2 Key Lab of Agricultural Internet of Things, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Yangling, Shaanxi 712100, China)

Abstract: 【Objective】A cloud removal method for agricultural remote sensing images based on fusion of YOLOv5s network and improved Criminisi algorithm was constructed to provide support for acquisition of surface information and interpretation of surface objects under the interference of clouds. 【Method】Fog and partial thin clouds were removed by dark channel prior (DCP) algorithm based on tolerance mechanism to improve global image contrast and sharpness of clouds edges. Then, the YOLOv5s deep learning network

〔收稿日期〕 2022-02-05

〔基金项目〕 国家重点研发计划项目(2019YFD1002401);国家级大学生创新训练计划项目(S202010712187)

〔作者简介〕 宋怀波(1980—),男,山东济宁人,教授,工学博士,博士生导师,主要从事图像处理研究。

E-mail: songhuaibo@nwsuaf.edu.cn

was fused in the threshold segmentation of cloudy area to achieve fast and accurate automatic extraction of cloud mask. Finally, the Criminisi algorithm was improved through the adaptive adjustment strategy of sample block size to achieve effective cloud removal and repair of remote sensing images. To verify effectiveness of the proposed algorithm, cloud removal experiments on remote sensing images with different sizes of clouds in different locations were carried out, and information entropy, PSNR, MSE, and SSIM were used as indicators to evaluate the algorithm. 【Result】 Eight haze images were repaired with the fusion of YOLOv5s network and the improved Criminisi algorithm of adaptive sample blocks. The average PSNR of repaired images was 21.01 and the average SSIM was 0.77. Besides, 57 simulated cloud images were repaired by this method with averaged PSNR of 28.59 and averaged SSIM of 0.93. It was feasible to apply the improved Criminisi algorithm for cloud removal of remote sensing images. Based on this, the applicability of the improved Criminisi algorithm and the impact of shadows on cloud removal were further explored. The cloud interference of different sizes and positions caused large uncertainty in unknown areas with significant impacts on repaired effect. There was shadow block filling when the shadow area was adjacent to cloudy areas, and the results needed improvement. 【Conclusion】 The areas covered by clouds can be effectively repaired with the fusion of YOLOv5s network and improved Criminisi algorithm and more realistic surface information was kept. Thus, the method can be used for fine perception of agricultural remote sensing information.

Key words: remote sensing images; cloud removal; improved Criminisi algorithm; YOLOv5s; dark channel prior (DCP) algorithm

遥感技术在土地信息获取、农作物监测和灾害防控等研究领域应用广泛^[1-3], 遥感图像的清晰度和完整度对遥感信息的解译至关重要^[4-5]。目前除微波遥感可以穿透云雾之外, 大多数光学遥感图像极易受大气状况的影响^[6]。云层干扰导致遥感图像细节模糊不清、地表信息获取困难, 严重影响地物目标的识别, 降低了遥感图像的应用价值^[7]。因此实现遥感图像的去云处理具有重要实际意义和应用价值。

近年来, 诸多学者进行了遥感图像去云方法研究并取得了较好的进展^[8]。目前, 针对遥感图像去云研究主要分为基于频谱、多时相、空间域 3 类方法。基于频谱的方法主要依赖于频谱域中的互补信息, 利用不同波长的频谱具有不同穿透能力的特点进行去云处理^[9], 但该类方法可能损害无云区域中的原始低频信息, 当图像整体的低频成分较突出时此方法的适用性尚需验证。He 等^[10]提出了一种基于高级雾度优化转换的多光谱图像雾霾去除算法, 可以有效修复薄云信息, 但对土地覆盖面积过大的图像修复效果欠佳。宋成芳等^[11]提出了一种基于分治思想的去云算法, 取得了较好的薄云去除效果, 但此方法不适用于遥感图像中厚云区域的去除。基于多时相的方法通过同一地区不同时刻的无云图像作为参考进行去云研究, 该方法获得的修复图像语

义信息相对真实, 但不适用于间隔时间较长且地表变化较大的区域。Zhang 等^[12]提出了一种多传感器和多时相图像融合的去云方法, 可以有效解决多时相图像中云量去除精度降低的问题。Cao 等^[13]提出了一种自回归去云方法, 该方法考虑了时间序列数据的自相关性, 重建无云图像的均方误差较修正邻域相似像素插值法降低了 24.86%, 但是遥感图像航拍时一般需按固定轨迹进行, 难以采集多时相数据, 且此类方法涉及图像配准等工作, 实施过程较为复杂。基于空间域的方法主要源于数字图像修复^[14], 该方法不需要参考图像, 而利用图像本身局部信息的相关度进行修复。Cheng 等^[15]提出了一种基于多通道非局部总变差的图像去云算法, 在处理纹理图像和重建大规模区域方面性能优越。Criminisi 等^[16]提出的基于样本块的图像修复算法, 可以实现较大破损区域的修复, 并且可在一定程度上保留图像的结构和纹理信息, 在文物修复等方面取得了良好效果。

综上所述, 目前对于薄云去除的研究取得了较好的效果, 而对厚云区域通常使用像素替换方法填充^[17]或辅助数据源恢复^[18], 但传统去云算法会对无云区域造成损伤, 且不能对大纹理区域进行修复的缺陷仍然存在。为此, 本研究首先利用基于容差的暗通道先验 (dark channel prior, DCP) 算法对图像

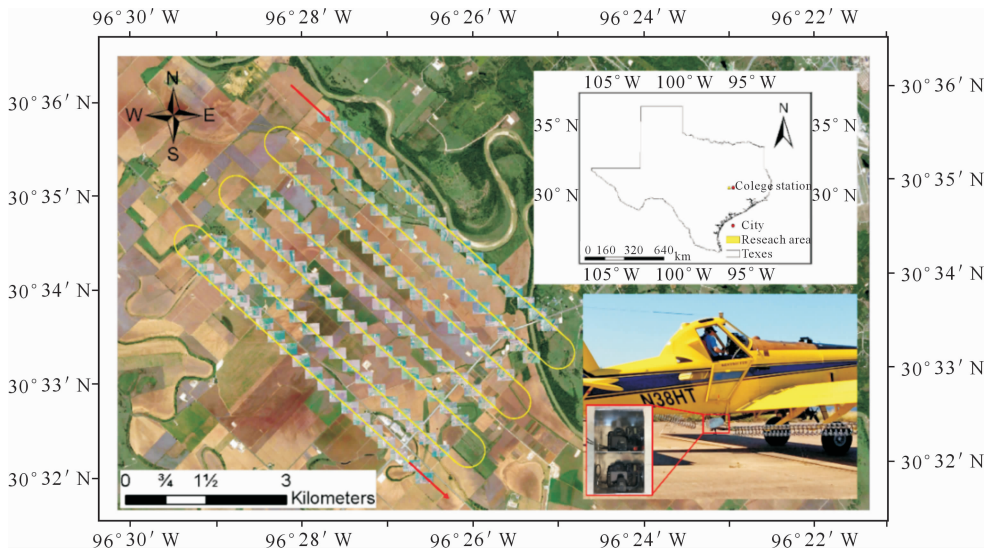
进行预处理^[19],并在图像增强的基础上,结合 YOLOv5s 与图像阈值分割以获取精确的云层蒙版区域,然后通过样本块大小自适应调整策略对 Criminisi 算法进行改进并最终实现遥感图像去云,最后利用信息熵、峰值信噪比(peak signal-to-noise ratio,PSNR)、均方误差(mean-square error,MSE)和结构相似性(structural similarity index measure,SSIM)4 个指标对去云结果进行评价,以期农业遥感图像的去云研究提供借鉴。

1 材料与方法

1.1 材料

1.1.1 遥感图像获取 研究数据获取于美国德克萨斯州大学城附近的种植区(96°24′30.44″W,30°

31′34.97″N),该种植区面积约为 38.9 km²,植被丰富,适合进行遥感监测。图像采集于 2015 年 7 月 15 日和 2015 年 7 月 20 日,采集设备为 2 台尼康 D90 数码相机组成的低成本双摄像头成像系统,其中 1 台配备 AF 尼克尔 24 mm f/2.8D 镜头的相机用于拍摄 RGB 图像。研究区域及航拍情况^[20]如图 1 所示,其中黄线是飞行路线,红色箭头为航线起点和终点方向。图 1 中局部放大图像为其成像系统,利用附有无无线遥控器自动触发相机的 GPS 接收器进行图像采集。为获取充足的样本,本研究航拍飞机飞行高度为 3 050 m,以 10 s 为间隔获取一次图像以保证飞行线之间超过 50%的图像重叠,沿 7 个间隔 1 066 m 的飞行线以 240 km/h 的飞行速度获取图像。图像以 8 位 JPEG 文件存储在 SD 存储卡中。



图中黄线是飞行路线,红色箭头为航线起点和终点方向。局部放大图像为其成像系统
The yellow line is flight route,and the red arrows are the start and end directions of the route.
Partially magnified image shows the imaging system

图 1 研究区域及航拍路线图

Fig. 1 Research location and aerial photography route

1.1.2 数据集制作 本研究共采集三通道彩色图像 65 幅,图像尺寸为 4 288 像素×2 848 像素,垂直分辨率和水平分辨率均为 300 dpi。由于 Criminisi 算法对设备性能要求较高,原始图像修复耗时过长,故将图像等比例缩放为 753 像素×501 像素大小,最终得到 57 幅无云层遮挡图像和 8 幅包含不同程度云层遮挡的样本。在融合 YOLOv5s 和阈值分割提取云层蒙版区域时,对 8 幅含云图像进行数据扩增与筛选,生成 208 幅不同程度云雾遮挡的图像,具体效果如图 2 所示,其中图 2(a)为数据扩增前原始云层遮挡图像,图 2(b)、(c)和(d)为从不同角度对原始图像进行平移和旋转后的数据扩增效果图像。

利用 LabelImg 工具对 208 幅含云图像组成的数据集进行了手动标注并生成.xml 标签文件,保存为 PASCAL VOC 格式,作为 YOLOv5s 的训练数据集,并使用原始 8 幅含云图像对改进的 Criminisi 算法进行测试。

1.2 研究方法

本研究拟采用的研究流程如图 3 所示。首先,通过 DCP 算法和同态滤波(homomorphic filtering,HF)算法对原始图像进行部分雾和薄云的去除,利用主观评价和客观评价对结果进行对比并选择最佳预处理图像。其次,为获得完整的云层区域,本研究融合 YOLOv5s 深度学习网络与图像阈值分割提取

得到精确的云层蒙版图像,并在传统 Criminisi 算法基础上,利用样本块大小自适应调整策略对其进行改进。最后,利用改进后的 Criminisi 算法实现农业

遥感图像的去云工作,并使用信息熵、PSNR、MSE 和 SSIM 4 个指标进行评价。

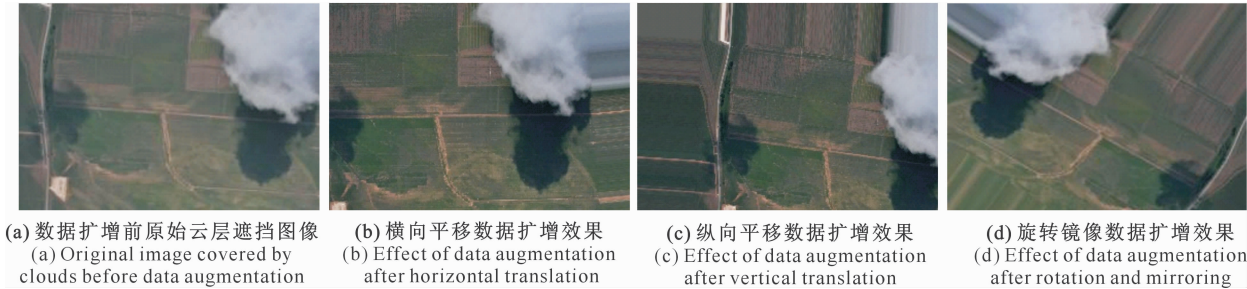


图 2 原始云层遮挡图像及不同方式数据扩增的效果图像

Fig. 2 Original image covered by clouds and the images of data augmentation in different ways

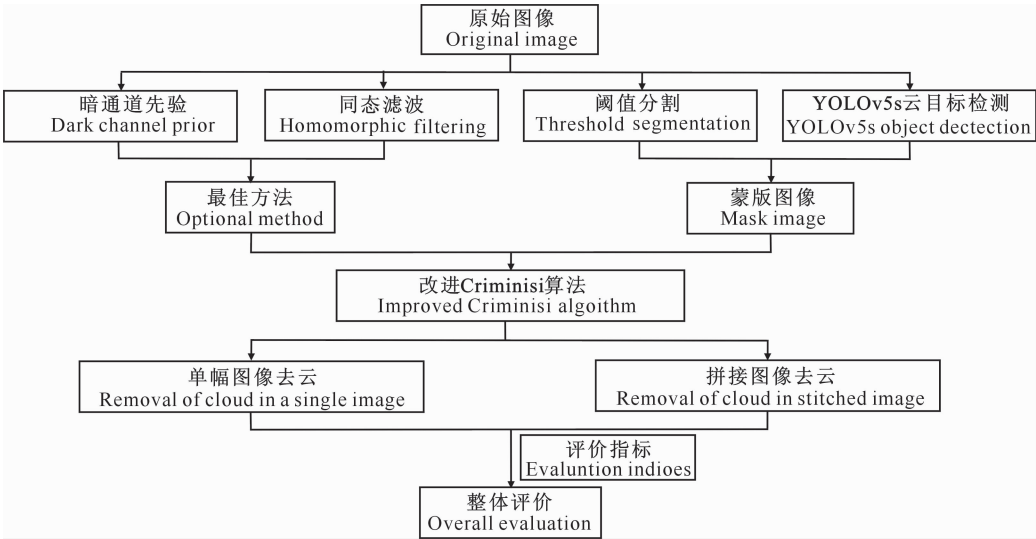


图 3 图像去云处理及其效果评价流程图

Fig. 3 Scheme of cloud removal processing and its effect evaluation

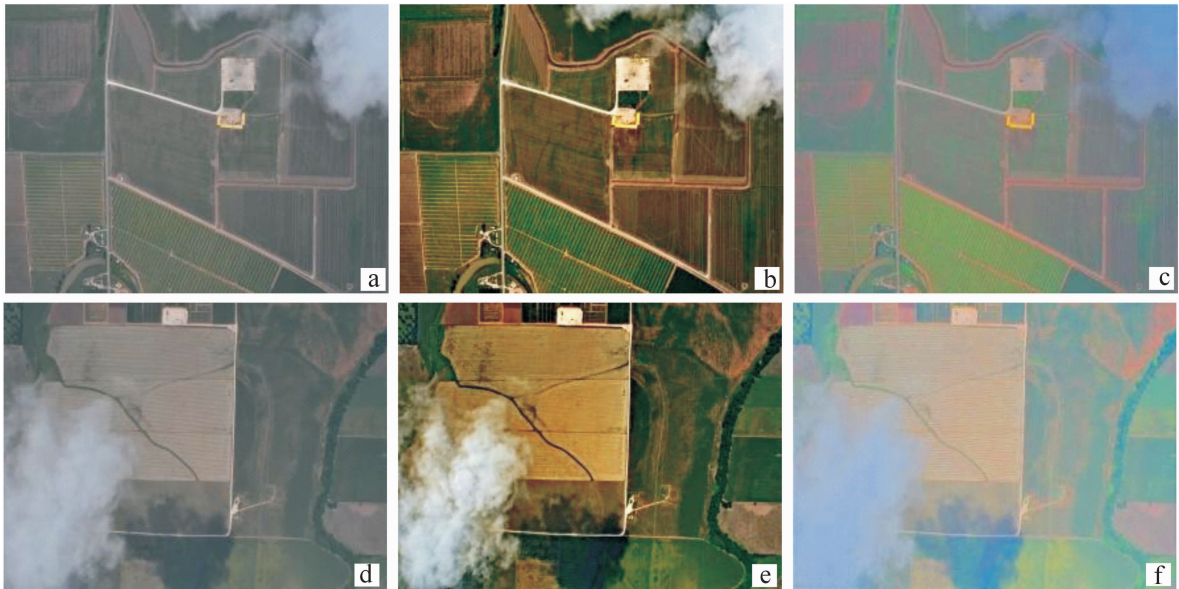
1. 2. 1 薄云预处理 为抑制厚云边缘的薄云和雾可增强其他地表信息,同时避免 Criminisi 算法修复时出现误填充。本研究对比了 DCP 算法与 HF 算法进行薄云和雾的预处理,并利用主观评价和客观评价对处理结果进行分析。

使用传统的 DCP 算法在去除薄云时会造成图像亮度偏暗,并且对于明亮的天空区域修复效果较差^[21]。为此,本研究采用基于容差的 DCP 算法对遥感图像进行预处理^[22],通过引入容差机制校正明亮区域的透射率,然后利用引导滤波进一步细化透射率,从而在去除薄云和雾的同时有效改善色彩偏离问题,为 Criminisi 算法去除厚云奠定基础。

从频域角度分析,图像中薄云遮挡的区域分布于低频,而其他纹理丰富的区域分布于高频^[23]。本研究使用 HF 算法将亮度非线性变换和高通滤波结合,通过对数变换实现低频与高频分量的分离,并使

用高通滤波器抑制低频信息而增强高频信息,实现薄云和雾的预处理^[24]。经试验,为避免振铃现象,本研究优先选用 10 阶巴特沃斯高通滤波器。

图 4 所示为 2 幅含云图像及基于 DCP 和 HF 2 种算法的薄云去除效果对比,其中图 4(a)、图 4(d)为原始含云图像,图 4(b)、图 4(e)分别对应 2 幅图像的 DCP 算法预处理结果,图 4(c)、图 4(f)分别对应 2 幅图像的 HF 算法预处理结果。从主观评价分析,2 种算法预处理后云层信息均有所减少,其中 HF 算法为全局预处理,会损失无云区域的低频信息,且预处理结果存在较大色彩失真问题;而 DCP 算法预处理结果图像整体对比度较高,基本无信息损失,且云层边缘处的薄云也得到了有效去除。从客观评价分析,结果如表 1 显示,DCP 预处理的图像熵值均大于 HF 预处理,故本研究优先选用 DCP 算法作为薄云预处理算法。



a. 原始含云图像 1;b. 原始含云图像 1 DCP 预处理结果;c. 原始含云图像 1 HF 预处理结果;d. 原始含云图像 2;
e. 原始含云图像 2 DCP 预处理结果;f. 原始含云图像 2 HF 预处理结果

a. Original haze image 1 covered by clouds;b. Result of original haze image 1 preprocessed by DCP;c. Result of original haze image 1 preprocessed by HF;d. Original haze image 2 covered by clouds;e. Result of original haze image 2 preprocessed by DCP;
f. Result of original haze image 2 preprocessed by HF

图 4 2 幅含云图像及基于 DCP 和 HF 算法预处理效果的对比

Fig. 4 Comparison of two haze images covered by clouds and the results of preprocessing based on DCP and HF

表 1 不同算法预处理图像的信息熵对比

Table 1 Information entropy of images preprocessed by different algorithms

图像 Image	信息熵 Information entropy		
	原始图像 Original image	暗通道处理 Processed by DCP algorithm	同态滤波处理 Processed by HF algorithm
1	6.00	7.25	5.29
2	6.62	7.58	5.90

1.2.2 云层蒙版图像获取 Criminisi 算法依靠云层边界像素块匹配对云层蒙版区域进行修复,云层蒙版过小会导致修复结果中仍存在云层信息,云层蒙版过大则导致图像的有用信息缺失,修复区域纹理单调且真实度低,故云层区域的精确检测对去云效果影响较大,因此本研究融合 YOLOv5s 与图像阈值分割实现云层蒙版图像的自动精确获取。

YOLOv5s 网络由 Input、Backbone、Neck 和 Output 4 部分组成,利用回归思想,以一阶神经网络直接完成目标位置检测和分类^[25]。本研究通过搭建 YOLOv5s 深度学习网络,将制作好的数据集输入 YOLOv5s 进行 150 轮训练,利用精确率最高的模型对遥感图像进行云雾区域检测和定位。为了更加完整地提取云雾不规则边缘信息,将 YOLOv5s 检测锚框沿宽度和高度方向扩大 1.2 倍,即将 2 个锚框端点分别向外围适当扩展,其坐标如公式(1)所示:

$$\begin{cases} x'_1=x_1-0.1\times w; \\ y'_1=y_1-0.1\times h; \\ x'_2=x_2+0.1\times w; \\ y'_2=y_2+0.1\times h. \end{cases} \tag{1}$$

式中: w 为检测锚框的宽度; h 为检测锚框的高度; (x_1,y_1) 和 (x_2,y_2) 分别为原始检测锚框左上角和右下角坐标; (x'_1,y'_1) 和 (x'_2,y'_2) 分别为扩大后检测锚框的对应坐标。图 5(a)为原始含云图像,本研究选取置信度为 0.5 对其进行云层区域检测,检测结果如图 5(b)所示,直接对原始灰度图像进行阈值分割的结果如图 5(c)所示。房屋、道路、作物等高亮度信息易被误分割为云层区域,为了使云层区域更加凸出以进行更精确的阈值分割,本研究使用指数增强方法对图像高灰度区域进行拉伸,同时对低灰度区域进行压缩,以更准确地提取云层位置。指数增强公式为式(2):

$$J=I^m。 \tag{2}$$

式中: J 表示增强后的图像; I 表示原始图像; m 表示指数变换的系数。经试验验证,当 $m=0.8$ 时可以较为有效地将云层与其他景物信息进行分离,增强后的阈值分割效果如图 5(d)所示。

本研究将增强后的阈值分割图像与 YOLOv5s 云层检测效果进行融合处理,所得结果如图 5(e)所示。为去除分割结果中的噪声,提取到更为精确的

云层蒙版图像,本研究选用 5 像素 $\times$ 5 像素大小的“Square”模板对分割图像进行形态学的开运算卷积,去除图像中的小连通域及道路等条状目标,再使用相同大小的模板进行形态学的膨胀卷积,以确保获得的分割图像能完整覆盖云层边缘,其效果如图 5(f)所示。由图 5 可见,融合 YOLOv5s 之后的阈值分割使图像中云雾信息的提取更加精确。

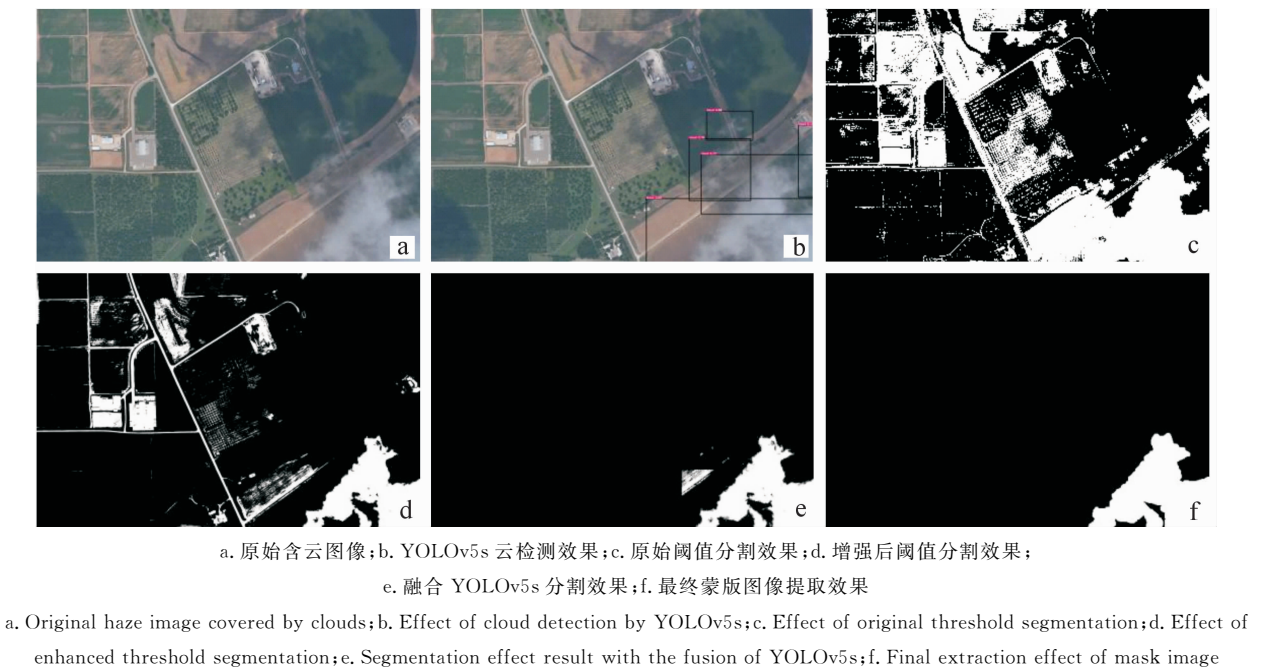


图 5 融合 YOLOv5s 与阈值分割的云层蒙版图像提取效果对比

Fig. 5 Comparison of extraction results of cloud mask images with the fusion of YOLOv5s and threshold segmentation

1.2.3 Criminisi 算法的改进 Criminisi 算法通过寻找待修复区域的最佳匹配块进行图像修复。传统的 Criminisi 算法通过待修复区域边缘样本块的置信度和照度信息计算样本块修复优先级,然后将优先级最大的样本块进行搜索匹配,利用样本块误差平方和最小的匹配准则在完整区域中寻找最佳匹配块进行填充^[16],接着完成置信度更新,即将修复后像素点的置信度替换为新边界待修复块的置信度。重复上述步骤,直到待修复区域为零。

Criminisi 算法是基于样本块匹配的图像修复

算法,样本块的大小对修复结果有较大影响。传统的 Criminisi 算法使用固定大小的 9 像素 $\times$ 9 像素样本块进行修复,但对一些特定的图像修复效果不佳^[26]。对图 6(a)的原始图像进行遮挡后如图 6(b)所示,图 6(c)、图 6(d)分别为不同大小样本块($pz=3,17$)对应的修复结果,其中 pz 代表样本块大小。由图 6(c)可见, pz 过小 2 块麦田出现融合,在较平滑的区域产生块效应。由图 6(d)可见, pz 过大麦田边缘连接不自然,修复结果过于粗糙,尤其对细小纹理修复效果较差。

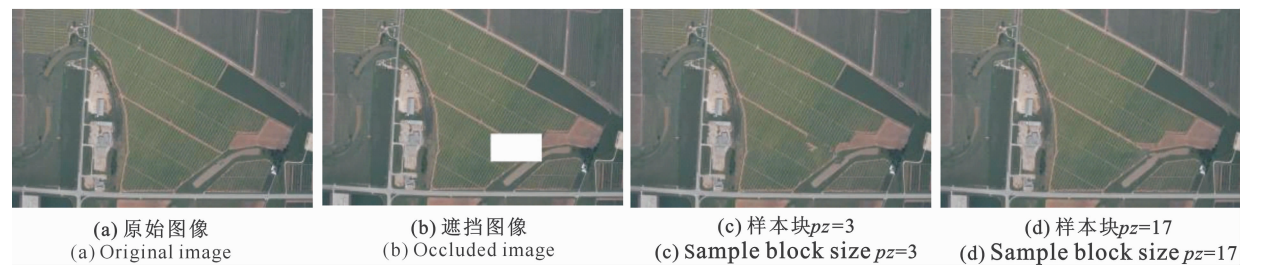
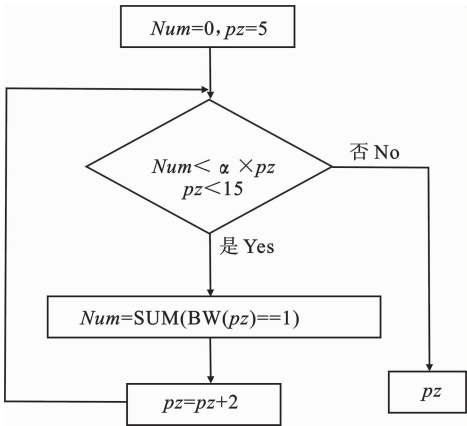


图 6 Criminisi 算法不同大小样本块修复效果的对比

Fig. 6 Repaired results of Criminisi algorithm using different sample block sizes

前期研究发现,当样本块 pz 取值为 5~15 时修复结果较好。故针对 Criminisi 算法采用固定样本块修复效果不佳的问题,为实现样本块的自适应选择,本研究提出了基于图像纹理信息的样本块大小自适应调整策略,其原理如图 7 所示。



图中 pz 表示样本块大小, BW 表示提取边缘信息后的图像二值图, Num 表示样本块内已知信息统计量, α 为调节因子
 pz represents the size of sample block, BW represents the binary image of image after extracting edge information, Num represents the statistic of given information in sample block, and α is the adjustment factor

图 7 Criminisi 算法样本块大小自适应调整策略原理
Fig. 7 Principle of adaptive adjustment strategy of sample block size in Criminisi algorithm

在选取样本块时,使用 Canny 算子提取图像云雾区域边缘得到二值图 BW ,由样本块内已知信息量得到 Num ,根据调节因子 α 判断样本块内已知信

息量大小并对 pz 进行更新,实现自适应调节样本块大小 pz 。经试验,调节因子 α 选取 0.5 时既能有效缩短修复时间又可以提高修复性能,基于此,对图 6 原始图像的修复结果如图 8 所示。由图 8 可见,基于样本块大小自适应调整策略的 Criminisi 算法在修复较大破损区域的同时,较好地保留了原始图像的结构和纹理信息,图中被遮挡区域及其交界处修复效果良好。不同样本块大小的修复结果如表 2 所示,基于样本块大小自适应调整策略的 Criminisi 算法修复结果的 PSNR 为 37.93,较传统 9 像素 $\times$ 9 像素样本块的 Criminisi 算法增加 0.71,而 MSE 减小 1.88,表明将改进后的 Criminisi 算法用于图像去云是可行的。



图 8 基于自适应样本块的 Criminisi 算法的修复效果
Fig. 8 Repair results of Criminisi algorithm based on adaptive sample block

表 2 不同样本块大小修复结果对比

Table 2 Repair results using different sample block sizes

pz	峰值信噪比 PSNR	均方误差 MSE	结构相似性 SSIM	pz	峰值信噪比 PSNR	均方误差 MSE	结构相似性 SSIM
3	37.39	11.87	0.948 7	17	37.42	11.77	0.949 5
9	37.22	12.35	0.948 5	自适应大小 Adaptative size	37.93	10.47	0.950 8

1.3 软件和硬件

本研究模型训练和测试均在同一环境下运行。硬件配置为英特尔 Xeon E5-1620 v4 @ 3.50 GHz 四核处理器,显卡为 11GB 的 NVIDIA GeForce RTX 2080Ti,32GB 运行内存。软件环境为 64 位 Win10 系统,用 Python3.6 和 Matlab 2018b (Math-Works, Natick, Massachusetts, USA) 进行其他图像处理。

1.4 去云效果评价

为验证本研究算法的遥感图像去云效果,采用信息熵、PSNR、MSE 和 SSIM 4 个指标对去云效果进行评价^[27]。

信息熵是基于统计特征的熵函数,是衡量图像信息丰富程度的重要指标。一幅图像的信息量是由该图像的信息熵 $D(f)$ 来度量,其定义如式(3)所示:

$$D(f) = - \sum_{i=0}^{L-1} p_i \ln(p_i)。$$
 (3)

式中: p_i 为图像中灰度值 i 的像素出现的概率; L 为灰度级总数(通常取值 256)。熵越大信息量越高,即 $D(f)$ 越大图像越清晰。

MSE 和 PSNR 的定义如式(4)和(5)所示:

$$MSE = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} [I(i,j) - K(i,j)]^2; \quad (4)$$

$$PSNR=10\times\lg\left(\frac{MAX_i^2}{MSE}\right)。(5)$$

式中: m 和 n 分别表示图像长度和宽度方向的像素数目; i 和 j 分别表示图像中像素位置的行和列; I 和 K 表示 2 个 m 像素 $\times$ n 像素的图像; MAX_i 为图像中颜色的最大数值(通常取值 256)。MSE 越小, PSNR 越大,图像质量越高。

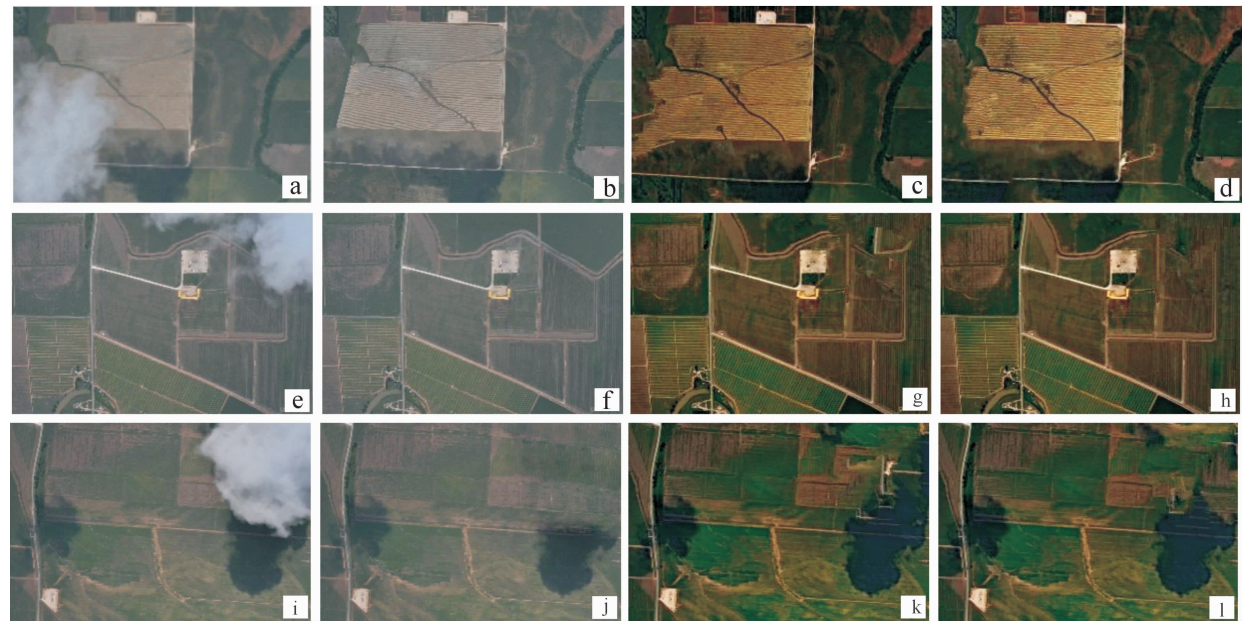
SSIM 利用图像亮度、对比度和结构信息 3 个属性来衡量 2 幅图像的相似度,其值越大表示去云处理结果图像和真实无云图像的差距越小,去云效果越好^[27]。

2 结果与分析

利用本研究算法对试验采集的含不同云层遮挡的遥感图像进行去云研究,并与传统 Criminisi 算法进行对比,同时利用信息熵、PSNR、MSE 和 SSIM 对去云效果进行评价。由于采集图像经常受到云雾的干扰,本研究通过两种方式获取基线图像用于单幅图像去云效果分析。

因无法获取原始 8 幅含云图像对应的真实无云

图像,故将 Photoshop 对含云图像的修复结果作为基线,并与传统 Criminisi 算法和本研究算法修复图像进行比较,其中 3 幅云雾区域面积适中的原始含云图像处理效果如图 9 所示。在图 9(c)中,传统 Criminisi 算法错误延长了浅黄色作物区域的长度;在图 9(g)中,传统 Criminisi 算法修复时在麦田中错误出现了道路信息;在图 9(k)中,在修复草地区域时出现较多不合理的纹理信息。而由图 9(d)、(h)和(l)可见,本研究算法修复效果整体结构较为清晰,纹理符合视觉要求。由表 3 可知,本研究算法对图像的平均修复时间为 213.24 s。由于存在样本块的自适应选取,本研究算法的平均修复时间较传统 Criminisi 算法慢 15.7%,但在 PSNR(21.01)和 SSIM(0.77)指标上均优于传统 Criminisi 算法,平均熵增益较传统算法增加了 0.02,熵增益越大表示修复结果越清晰且更有利于信息的获取。PSNR 越大,MSE 越小,SSIM 值越接近于 1,说明去云的结果越接近于真实图像。上述结果均表明,将本研究算法应用于农业遥感图像去云是可行的。



a. 原始含云图像 1;b. PS 得到的对比图像 1;c. 传统 Criminisi 算法修复图像 1;d. 本研究算法修复图像 1;e. 原始含云图像 2;f. PS 得到的对比图像 2;g. 传统 Criminisi 算法修复图像 2;h. 本研究算法修复图像 2;i. 原始含云图像 3;j. PS 得到的对比图像 3;k. 传统 Criminisi 算法修复图像 3;l. 本研究算法修复图像 3

a. Original haze image 1 covered by clouds;b. Comparison image 1 obtained by PS;c. Image 1 repaired by traditional Criminisi algorithm;d. Image 1 repaired by method in this research;e. Original haze image 2 covered by clouds;f. Comparison image 2 obtained by PS;g. Image 2 repaired by traditional Criminisi algorithm;h. Image 2 repaired by method in this research;i. Original haze image 3 covered by clouds;j. Comparison image 3 obtained by PS;k. Image 3 repaired by traditional Criminisi algorithm;l. Image 3 repaired by method in this research

图 9 3 幅原始含云图像及不同方法的修复效果对比

Fig. 9 Comparison of three haze images covered by clouds and the repair results of different methods

表 3 传统 Criminisi 算法和本研究算法的含云图像去云效果评价

方法 Method	熵增益 Gain of entropy	峰值信噪比 PSNR	均方误差 MSE	结构相似性 SSIM	处理时间/s Processing time
传统 Criminisi 算法 Traditional Criminisi method	0.73	20.38	707.32	0.75	184.15
本研究算法 Method in this research	0.75	21.01	670.64	0.77	213.24

以无云层遮挡的 57 幅图像作为基线,通过 Photoshop 在相同位置加入大小一致的模拟云雾块,然后使用传统 Criminisi 算法和本研究自适应样本块的 Criminisi 两种算法对 57 幅模拟加云图像进行修复。在 57 幅模拟加云图像中选取图像信息较为丰富的 1 幅图像进行效果呈现,图 10 所示为两种算法对模拟加云图像处理结果的比较,其中,图 10 (a)为原始图像,图 10(b)为 Photoshop 处理后的模拟加云图像。如图 10(c)所示,传统 Criminisi 算法修复的云层区域会产生块累积,土地和草地边缘部

分修复效果较差。图 10(d)显示,本研究算法修复的纹理信息满足视觉效果,在补全土地和草地区域的同时,较好地恢复了两处交界处的边缘细节。修复效果的客观评价如表 4 显示,本研究算法在模拟加云试验中平均处理时间为 94.13 s,传统 Criminisi 算法平均处理时间为 71.92 s,但本研究算法的 PSNR(28.59)和 SSIM(0.93)均优于传统 Criminisi 算法,熵增益较传统算法增加了 0.06。可见本研究算法在模拟加云图像的修复中,不仅可以获得良好的纹理修复效果,还可以提高图像清晰度。

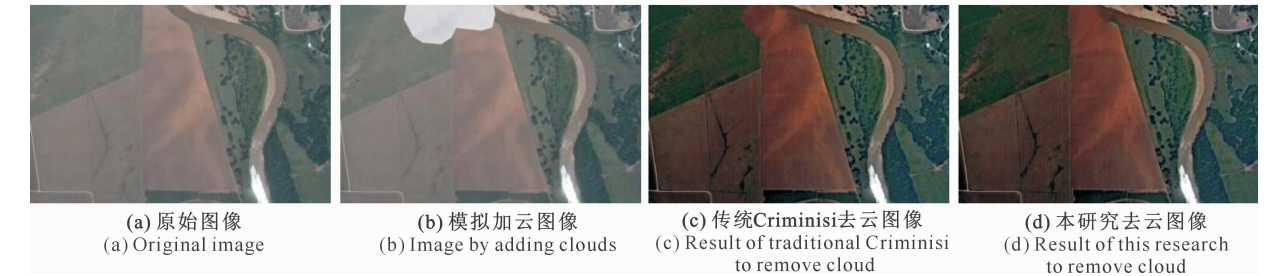


图 10 模拟加云图像去云效果的对比

Fig. 10 Comparison of cloud removal results of simulated cloud images

表 4 模拟加云图像去云效果的评价

Table 4 Cloud removal evaluation of simulated cloud images

方法 Method	熵增益 Gain of entropy	峰值信噪比 PSNR	均方误差 MSE	结构相似性 SSIM	处理时间/s Processing time
传统 Criminisi 算法 Traditional Criminisi method	0.86	23.16	30.21	0.84	71.92
本研究算法 Method in this research	0.92	28.59	27.62	0.93	94.13

3 改进 Criminisi 算法的效果验证

3.1 算法适用性分析

为探究改进 Criminisi 算法的适用性,本研究选取如图 11 所示的图像作为基线,对该图像添加不同大小和位置的云雾块模拟不同的云层干扰,如图 12 (a)、(b)和(c)所示,之后用本研究算法对其进行去云处理,对应的处理结果分别如图 12(d)、(e)和(f)所示。在图 12(a)中,云层遮挡了较多的细节信息,被遮挡区域的房屋道路信息完全未知,本研究算法的修复结果如图 12(d)所示,其对于房屋并未进行复原,不符合真实的场景信息。

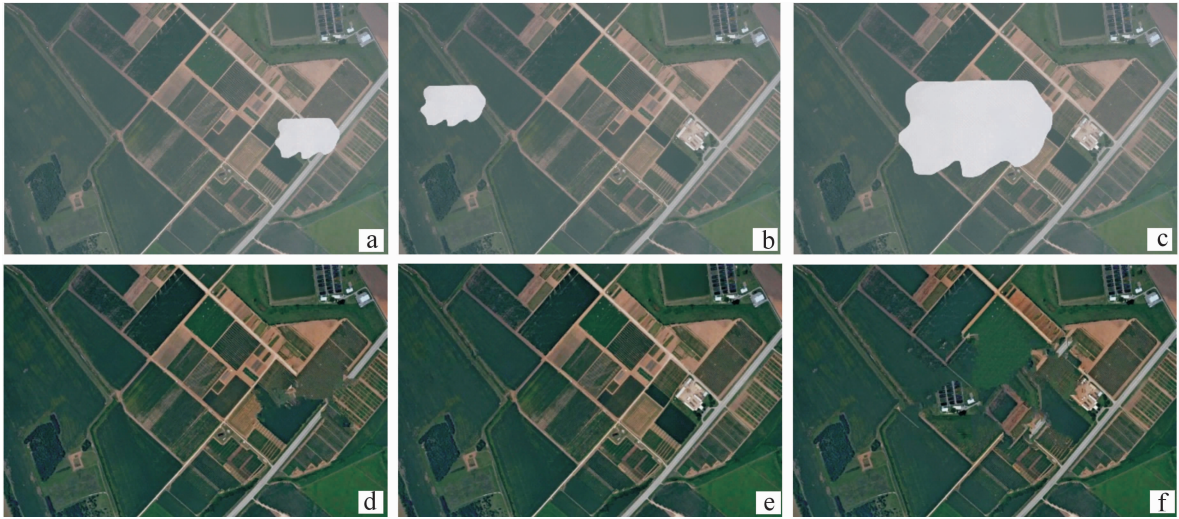


图 11 供加云处理的原始图像

Fig. 11 Original image for adding clouds

在图 12(b)中,相同大小的云层遮挡了大片麦田及部分道路,修复结果如图 12(e)所示,虽然被遮挡道路在修复时仍存在小部分不连通区域,但麦田的概貌信息基本得到了有效复原。在图 12(c)中,云层范围明显扩大,被遮挡区域既存在房屋道路等复杂纹理,又包含麦田等简单纹理,修复结果如图

12(f)所示,仅有部分信息得到修复,与真实场景仍存在较大差异。该现象是由于 Criminisi 算法仅根据样本块相似度对未知区域进行匹配填充,因此算法适用性受未知区域信息不确定度影响较大。如何在不同云层干扰下,充分利用已有信息对复杂纹理图像进行修复,尚需深入研究。



a. 模拟加云图像 1;b. 模拟加云图像 2;c. 模拟加云图像 3;d. 改进 Criminisi 算法修复效果 1;e. 改进 Criminisi 算法修复效果 2;
f. 改进 Criminisi 算法修复效果 3

a. Image 1 by adding simulated clouds;b. Image 2 by adding simulated clouds;c. Image 3 by adding simulated clouds;d. Repair effect 1 by improved Criminisi algorithm;e. Repair effect 2 by improved Criminisi algorithm;f. Repair effect 3 by improved Criminisi algorithm

图 12 不同模拟加云图像及改进 Criminisi 算法修复的效果对比

Fig. 12 Comparison of different simulated cloud images and repair results by improved Criminisi algorithm

3.2 阴影对去云结果的影响

农业遥感图像中的云层区域周围往往伴随着阴影遮挡,为了研究阴影区域对去云效果的影响,本研究对具有阴影遮挡的无云图像在不同位置进行了加云操作。图 13(a)为云层区域和阴影相接的模拟加云图像,图 13(b)为云层区域远离阴影的模拟加云图像,分别利用改进后的 Criminisi 算法对两种模拟加云图像进行去云处理。由图 13(c)可见,云层区域和阴影相接时,修复结果受阴影干扰会存在阴影

块的填充,修复效果整体偏暗,不利于地表信息提取;图 13(d)显示,当云层区域远离阴影时,修复区域整体符合视觉特征,能够较好地还原原始地貌信息。

Criminisi 算法根据云层边缘样本块优先级进行匹配修复,当云层区域和阴影相接时,受样本块中阴影部分的影响,匹配块也会出现亮度降低的现象,导致修复结果中存在阴影,如何在该情况下还原更加真实的地貌信息也需进一步研究。

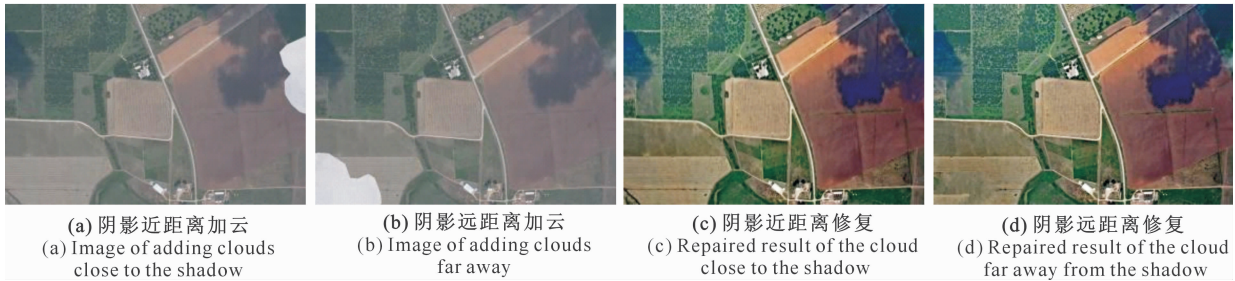


图 13 基于改进 Criminisi 算法的含阴影遮挡加云图像去云效果对比

Fig. 13 Comparison of cloud removal results for cloud images with shadow based on improved Criminisi algorithm

4 结 论

为了实现自然环境下农业遥感图像的有效去云,本研究使用DCP实现雾和部分薄云的去除,使得图像整体对比度提高,同时使云层的边缘更加清晰。在此基础上融合YOLOv5s和阈值分割实现了快速精确的云层蒙版自动提取,最终结合基于样本块大小自适应调整策略的Criminisi算法实现了农业遥感图像的去云处理,并对去云效果影响因素进行了分析,得到主要结论如下:

1)DCP预处理可有效去除农业遥感图像中的部分薄云和雾,有助于提高图像整体清晰度,同时使用融合YOLOv5s深度学习网络进行云目标检测,并结合图像阈值分割,可实现云层区域的快速精确提取,共同为去云工作奠定良好基础。

2)本研究提出的基于样本块大小自适应调整策略的Criminisi算法,对于原始云层遮挡图像和模拟加云图像的修复效果均优于传统Criminisi算法,平均PSNR分别为21.01和28.59,SSIM分别为0.77和0.93,纹理和结构较为清晰,可为农业遥感图像去云处理提供参考。

3)云层大小和位置对未知区域信息不确定度影响较大,如何在云层大小和位置存在较大不确定性时,充分利用已有信息对复杂纹理图像进行修复尚需进一步研究。

4)在遥感图像修复时,云雾区域周围伴随的阴影块会造成阴影块的填充,导致修复结果中存在阴影,如何在该情况下还原更加真实的地貌信息也需进一步研究。

[参考文献]

[1] Lan X, Zhang L P, Shen H F, et al. Single image haze removal considering sensor blur and noise [J]. *Eurasip Journal on Advances in Signal Processing*, 2013, 2013(1): 86.

[2] 史 舟, 梁宗正, 杨媛媛, 等. 农业遥感研究现状与展望 [J]. *农业机械学报*, 2015, 46(2): 247-260.

Shi Z, Liang Z Z, Yang Y Y, et al. Status and prospect of agricultural remote sensing [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery*, 2015, 46(2): 247-260.

[3] Rogan J, Chen D M. Remote sensing technology for mapping and monitoring land-cover and land-use change [J]. *Progress in Planning*, 2004, 61(4): 301-325.

[4] Wei W X, Chen X W, Ma A N. Object-oriented information extraction and application in high-resolution remote sensing image [C]//*IEEE International Geoscience & Remote Sensing Symposium*, 2005, 3803-3806.

[5] 陈 方, 牛 铮, 廖楚江. 遥感图像模拟技术方法与应用分析 [J]. *地球信息科学*, 2006, 8(3): 114-118.

Chen F, Niu Z, Liao C J. Analysis on simulation of remote sensing image and its application [J]. *Geo-Information Science*, 2006, 8(3): 114-118.

[6] Riaz I, Yu T, Rehman Y, et al. Single image dehazing via reliability guided fusion [J]. *Journal of Visual Communication and Image Represent*, 2016, 40: 85-97.

[7] Wan M Z, Li X Y. Removing thin cloud on single remote sensing image based on SWF [C]// *IEEE International Conference of Online Analysis and Computing Science*, 2016: 397-400.

[8] Li H F, Zhang L P, Shen H F, et al. A variational gradient-based fusion method for visible and SWIR imagery [J]. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 2012, 78(9): 947-958.

[9] Shen H F, Li X H, Cheng Q, et al. Missing information reconstruction of remote sensing data: a technical review [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 2015, 3(3): 61-85.

[10] He X Y, Hu J B, Chen W, et al. Haze removal based on advanced haze-optimized transformation (AHOT) for multi-spectral imagery [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2010, 31(20): 5331-5348.

[11] 宋成芳, 肖春霞. 单幅航片的薄云去除方法 [J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2019, 31(1): 76-83.

Song C F, Xiao C X. Single aerial photo cloud removal [J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2019, 31(1): 76-83.

[12] Zhang C Y, Li Z W, Cheng Q, et al. Cloud removal by fusing multi-source and multi-temporal images [J]. *International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 2017 (7): 2577-2580.

[13] Cao R Y, Chen Y, Chen J, et al. Thick cloud removal in Landsat images based on autoregression of Landsat time-series data [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2020, 249: 112001.

[14] Guillemot C, Le M O. Image inpainting: overview and recent advances [J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2014, 31(1): 127-144.

[15] Cheng Q, Shen H F, Zhang L P, et al. Inpainting for remotely sensed images with a multichannel nonlocal total variation model [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2013, 52(1): 175-187.

[16] Criminisi A, Pérez P, Toyama K. Object removal by exemplar-based inpainting [C]// *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2003: 16-22.

[17] Cheng Q, Shen H F, Zhang L P, et al. Cloud removal for remotely sensed images by similar pixel replacement guided with a spatio-temporal MRF model [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2014, 92: 54-68.

[18] Li X H, Wang L Y, Cheng Q, et al. Cloud removal in remote sensing images using nonnegative matrix factorization and error correction [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2019, 148: 103-113.

[19] Wang X Y, Yang C H, Zhang J, et al. Image dehazing based on dark channel prior and brightness enhancement for agricultural monitoring [J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2018, 11(2): 170-176.

[20] Zhang J W, Wang X Y, Yang C H, et al. Image dehazing based on dark channel prior and brightness enhancement for agricultural remote sensing images from consumer-grade cameras [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 151: 196-206.

[21] He K M, Sun J, Tang X O. Single image haze removal using dark channel prior [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(12): 2341-2353.

[22] 冯昕晨, 穆平安. 基于暗通道先验的图像去雾改进 [J]. 软件导刊, 2019, 18(2): 145-147, 152.
Feng X C, Mu P A. Improvement of image dehazing based on dark channel prior [J]. Software Guide, 2019, 18(2): 145-147, 152.

[23] 周小军, 郭 佳, 周承仙, 等. 基于改进同态滤波的遥感图像去云算法 [J]. 无线电工程, 2015, 45(3): 14-18.

Zhou X J, Guo J, Zhou C X, et al. An algorithm of cloud removal for remote sensing image based on improved homomorphic filtering [J]. Radio Engineering, 2015, 45(3): 14-18.

[24] Myler H, Weeks A, Voicu L. RGB color enhancement using homomorphic filtering [J]. The International Society for Optical Engineering, 1995, 2421(1): 43-50.

[25] Wang X, Tang J, Whitty M. DeepPhenology: estimation of apple flower phenology distributions based on deep learning [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 185(2): 106-123.

[26] Kwok T Z, Sheung H, Wang C C L. Fast query for exemplar-based image completion [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(12): 3106-3115.

[27] 裴 傲, 陈桂芬, 李昊玥, 等. 改进 CGAN 网络的光学遥感图像云去除方法 [J]. 农业工程学报, 2020, 36(14): 194-202.
Pei A, Chen G F, Li H Y, et al. Method for cloud removal of optical remote sensing images using improved CGAN network [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2020, 36(14): 194-202.

(上接第 120 页)

[28] 吴宣毅, 曹红霞, 郝舒雪, 等. 种植行距与灌水量对西北日光温室番茄生育和产量的影响 [J]. 农业工程学报, 2018, 34(24): 81-89.
Wu X Y, Cao H X, Hao S X, et al. Effects of planting row spacing and irrigation volume on tomato growth and yield in northwest solar greenhouse [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2018, 34(24): 81-89.

[29] 龚雪文, 刘 浩, 孙景生, 等. 日光温室番茄不同空间尺度蒸散量变化及主控因子分析 [J]. 农业工程学报, 2017, 33(8): 166-175.
Gong X W, Liu H, Sun J S, et al. Variation of evapotranspiration in different spatial scales for solar greenhouse tomato and its controlling meteorological factors [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2017, 33(8): 166-175.

[30] 杨北方, 杨国正, 冯 璐, 等. 亏缺灌溉对棉花生长和水分利用效率的影响研究进展 [J]. 应用生态学报, 2021, 32(3): 1112-1118.
Yang B F, Yang G Z, Feng L, et al. Research progress in the effects of deficit irrigation on cotton growth and water use efficiency [J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2021, 32(3): 1112-1118.

[31] Shangguan Z P, Shao M A, Dyckmans J. Nitrogen nutrition and water stress effects on leaf photosynthetic gas exchange and water use efficiency in winter wheat [J]. Environmental and Experimental Botany, 2000, 44(2): 141-149.

[32] Zahid B, Ansari R, Cheema M, et al. Evaluation of deficit irrigation regime, row spacing and dual plantation of drip irrigated tomato under high tunnel [J]. Journal of Central European Agriculture, 2020, 21(4): 851-860.