

引用格式: Zhu Houwen, Luo Chong, Guan Haixiang, *et al.* Object-oriented Extraction of Maize Fallen area based on Multi-source Satellite Remote Sensing Images[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2022, 37(3): 599-607. [朱厚文, 罗冲, 官海翔, 等. 基于面向对象的多源卫星遥感影像玉米倒伏面积提取[J]. 遥感技术与应用, 2022, 37(3): 599-607.]

DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2022.3.0599

基于面向对象的多源卫星遥感影像玉米倒伏面积提取

朱厚文¹, 罗冲², 官海翔¹, 张新乐¹, 杨嘉鑫¹, 宋梦宁¹, 刘焕军^{1,2}

(1. 东北农业大学 公共管理与法学院, 黑龙江 哈尔滨 150030;

2. 中国科学院东北地理与农业生态研究所, 吉林 长春 130012)

摘要: 风灾引起的玉米倒伏可能导致玉米大量减产, 利用遥感技术准确监测玉米倒伏面积与空间分布信息对灾情的评估非常重要。利用 Planet 和 Sentinel-2 影像分别结合面向对象与基于像元方法提取研究区玉米倒伏, 同时评估了不同影像特征(光谱特征、植被指数和纹理特征)与不同分类方法(支持向量机法 SVM、随机森林法 RF 和最大似然法 MLC)对玉米倒伏提取精度的影响。结果表明: ①使用高空间分辨率的 Planet 影像进行玉米倒伏提取的精度普遍高于 Sentinel-2 影像; ②从分类精度和面积精度来看, Planet 影像的光谱特征+植被指数+均值特征结合面向对象 RF 分类, 总体精度和 Kappa 系数分别为 93.77% 和 0.87, 面积的平均误差最低为 4.76%; ③采用 Planet 和 Sentinel-2 影像结合面向对象分类提取玉米倒伏精度高于基于像元分类。研究不仅分析了面向对象方法的优势, 还评估了使用不用影像数据结合面向对象方法的适用性, 可以为遥感提取作物倒伏相关研究提供一定的借鉴。

关键词: 遥感监测; 玉米倒伏; 特征组合; 像元; 面向对象

中图分类号: S127 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-0323(2022)03-0599-09

1 引言

我国是世界上受风灾影响最严重的少数国家之一^[1]。大风暴雨或田间管理不当等因素容易引发玉米大面积倒伏。倒伏发生的不可控性和倒伏后的救助处理较难等原因, 导致倒伏成为影响玉米产量的关键因素^[2]。因此, 快速、准确、大面积评价玉米倒伏情况能够有效确保国家粮食安全。基于遥感的方法具有成本低、监测面积大、方便快捷等优点。近年来, 越来越多的学者利用不同的遥感影像结合图像特征进行作物倒伏的提取。基于卫星和无人机可获取多光谱、RGB、热红外、雷达影像以及

图像特征, 结合单类或者多类特征组合以此作为倒伏作物识别模型的输入量^[3-4]。Sun 等^[5]基于无人机多光谱影像提取光谱特征、植被指数和纹理特征构建特征组合并结合最大似然法进行玉米倒伏等级监测, 结果表明纹理特征和植被指数相结合精度最高。李广等^[6]对两期无人机图像进行二次低通滤波, 对获取的散点图以散点存在明显分界限为判定标准, 然后将两单特征线性拟合作为特征集, 由此提取了灌浆期冬小麦的倒伏空间分布。Zheng 等^[7]使用无人机采集 2 万多幅图像并在图像上进行标记, 然后结合深度卷积神经网络进行训练和验证, 实验结果证明了该方法的有效性。倒伏的发生往

收稿日期: 2021-10-30; 修订日期: 2022-04-14

基金项目: 国家自然科学基金项目(41671438), 王宽诚教育基金会资助。

作者简介: 朱厚文(1995—), 女, 黑龙江桦南人, 硕士研究生, 主要从事农业灾害遥感监测研究。E-mail: zhuhouwen0816@yeah.net

通讯作者: 张新乐(1980—), 女, 黑龙江鸡西人, 教授, 主要从事生态遥感研究。E-mail: zhangxinle@gmail.com

往伴随着灾害天气,合成孔径雷达(SAR)不受天气的影响,而且对作物的结构变化十分敏感,但SAR数据的空间分辨率较低,极化特征受作物的种植结构影响较大,不利于类内稳定^[8-10]。

20世纪末,面向对象方法得到了迅速发展。许多学者利用面向对象分类和传统的基于像元监督分类对地物信息进行提取,在分类过程中加入纹理特征、植被指数和形状特征,结果表明面向对象分类针对中高分辨率影像分类精度更高^[11-14]。Yuan等^[15]对面向对象分类和基于像元分类进行对比,利用QuickBird影像提取土地利用信息,结果表明面向对象分类结果精度最高。裴欢等^[16]采用面向对象的支持向量机法和K邻近法结合纹理特征对Landsat-8 OLI进行研究区土地利用分类,研究结果比原始数据的面向对象分类和基于像元分类精度有较大提高。贾伟等^[17]对比了基于像元的支持向量机法和面向对象分类对研究区湟水流域进行信息提取,结果表明面向对象分类比基于像元支持向量机分类在分类效率和精度上有很程度的提高。

采用传统的基于像元的分类方法进行作物倒伏的提取,侧重于算法和如何提高倒伏面积精度^[18],并且其分类结果常常是椒盐图像,不利于进行空间分析。而面向对象方法通过地物的反射率光谱,纹理特征、形状大小和空间拓扑关系等属性确定提取地物对象,在以对象为最小单元的基础上进行地物识别能消除“椒盐效应”。相比基于像元分类方法,面向对象分类包含更多的语义信息,在理解深度、分类精度和分类层次上都有很大提高。但以往的面向对象分类研究大多针对地物信息提取,却很少有作物倒伏识别方面的研究,相比于地物信息提取,作物倒伏与未倒伏之间边缘信息更加复杂,利用传统的基于像元分类已经不能满足对作物倒伏提取精度的要求。以受台风“美莎克”影响,玉米大面积倒伏的鹤山农场为研究区,该研究区玉米倒伏多呈面状分布,不同倒伏类型的玉米参差不齐,而其中所掺杂的轻度倒伏易发生错分,从而导致倒伏识别结果的椒盐现象,因此基于像素的分类方法并不适用于此情景下的倒伏玉米识别。所以本实验利用多源卫星遥感影像数据,提取研究区内玉米的光谱、植被指数和纹理特征并构建4种特征组合,结合面向对象和基于像元两种不同分类方法,以期选取适合鹤山农场玉米倒伏识别的最佳影像和分类方法,为农业保险理赔等方面提供参考

依据。

2 研究区域和数据

2.1 研究区概况

2020年9月4日,受台风“美莎克”影响,黑龙江省出现持续降雨,降雨造成嫩江、松花江、黑龙江等主要江河长时间超警,并伴有5级以上大风,大风造成黑龙江、吉林等地玉米等农作物大面积倒伏。鹤山农场位于黑龙江省嫩江市(48°43′~49°03′N, 124°56′~126°21′E),隶属于黑龙江省农垦九三管理局。是典型的黑土区,土质肥沃。平均海拔介于267~300 m之间,为寒温带大陆性气候。年积温在2 000~2 300 °C,主要种植大麦、小麦、玉米和大豆等作物,一年一熟。

2.2 数据获取与处理

研究区验证点分布如图1所示,实验组野外数据采集时间为2020年9月12日,利用GPS记录玉米倒伏和未倒伏样本,在研究区内均匀取得玉米倒伏样本和未倒伏样本共260个。按照空间分布均匀的原则将其分为两个部分,其中验证样本包含倒伏与未倒伏各80个。建模样本包含倒伏与未倒伏各50个,然后对建模样本使用J-M距离方法进行可分性分析,[0-2]是J-M距离的取值范围,值越大可分离性越高,结果表明可分离系数均大于1.9。实地调查照片如图2所示。

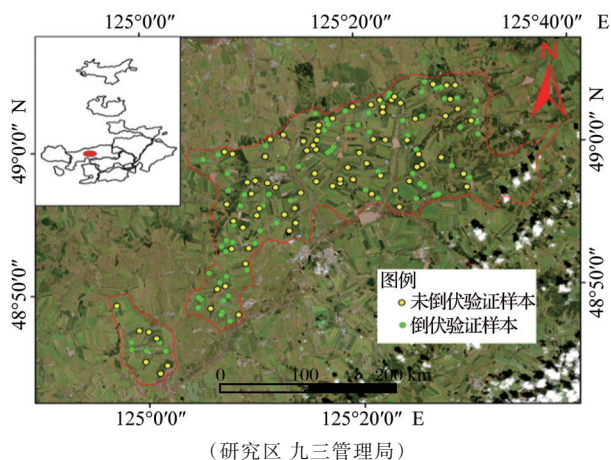


图1 研究区位置与验证点分布图

Fig.1 Location and verification point distribution of research area

(1) Planet 卫星是近年来新兴的遥感卫星,也是世界上唯一具有全球高分辨率、高频次、全覆盖能力的遥感卫星,影像质量好、数据覆盖效率高。Planet 小卫星星座在轨卫星数量超过170颗,在无



图2 玉米倒伏实地调查图片

Fig.2 Field survey photos of maize lodging

需影像编程的条件下,可以实现全球每日覆盖,具体参数见表1。

研究所使用的是 Planet L3B 卫星影像取自 2020 年 9 月 10 日是经过辐射校正、几何校正和镶嵌拼接处理。因此,只需要对影像数据进行大气校正和辐射匹配处理。

表 1 Planet 卫星遥感数据参数

Table 1 Parameters of Planet satellite remote sensing data

波段名称	中心波长/ μm	空间分辨率/m
波段 1	0.455~0.515	3
波段 2	0.500~0.590	3
波段 3	0.590~0.670	3
波段 4	0.780~0.860	3

(2) Sentinel-2 卫星影像数据从欧洲航空局的数据共享网站下载得到(下载网址: <https://scihub.copernicus.eu/s2/#/home>)。Sentinel-2 卫星的高度为 786 km,可覆盖 13 个光谱波段,幅宽达 290 km,地面分辨率分别为 10、20 和 60 m,卫星的重访周期为 10 d,两颗互补,重访周期为 5 d,从可见光和近红外到短波红外,具有不同的空间分辨率。

研究所使用的 Sentinel-2 卫星影像取自 2020 年 9 月 11 日,所有数据均为已经进行过几何校正处理过的 L1C 大气顶反射率。因此,只需对影像数据进行大气校正,得到地表反射率即可。该数据的大气校正需要 ESA 提供的 SNAP 软件中完成。为了对比不同空间分辨率影像对玉米倒伏提取精度的影响,提取 Sentinel-2 卫星影像中的蓝、绿、红和近红波段 4 个波段进行玉米倒伏面积提取。

因受到云层的干扰,在影像的获取中,无法获取每幅影像同一天的日期,所以选择每幅影像相近的时期作为对比数据。经过处理后的两幅影像,结合自己勾画的数字化耕地矢量数据,使用 ArcGIS 10.4 按照研究区内玉米矢量将两种影像进行裁剪,

用于玉米倒伏识别研究。

2.3 研究方法

2.3.1 分类方法

基于 Planet 和 Sentinel-2 影像提取的光谱特征、植被指数特征和纹理特征构建了 4 种特征组合:光谱特征、光谱+均值特征、光谱+植被指数特征和光谱+植被指数+均值特征。基于以上 4 种特征组合,使用面向对象和基于像元分类两种策略,利用支持向量机(Support Vector Machine, SVM)^[19]、随机森林法(Random Forests algorithm, RF)^[20]和最大似然法(Maximum Likelihood method, MLC)^[21]进行分类,得到倒伏玉米的空间分布。在面向对象分类中,首先采用 eCognition 9.0 基于 4 种特征组合,综合使用多尺度分割和光谱差异分割得到不同的对象,然后利用光谱和位置信息对分割出来的对象进行分类。采用总体精度和 Kappa 系数评价不同方法的性能。优选倒伏玉米面积提取的最佳方法。

2.3.2 植被指数构建

通过借鉴以往学者研究和相关农学知识,实验选取了 4 种植被指数,具体包括:归一化植被指数 NDVI^[22]、绿色归一化植被指数 GNDVI^[23],土壤调节植被指数 SAVI^[24]和过量绿指数 ExG^[25]。具体计算公式见表 2。其中,NDVI 为可见光红波段和近红外波段两波段的归一化比值,是目前应用最广泛的植被指数;SAVI 提高了 NDVI 对土壤背景的敏感性,降低了 NDVI 对土壤背景的影响;ExG 值随植物的绿色度值而变化,绿色植物的 ExG 值远远大于其他物体。

表 2 本文所用 4 种植被指数的计算公式

Table 2 Calculation formula of four vegetation indices used in this study

植被指数	简写	计算公式
归一化植被指数	NDVI	$\text{NDVI} = \frac{\text{NIR} - \text{RED}}{\text{NIR} + \text{RED}}$ $r = \frac{R}{(R + B + G)}$
过量绿指数	ExG	$b = \frac{B}{(R + B + G)}$ $g = \frac{G}{(R + B + G)}$ $\text{ExG} = 2 \times g - r - b$
绿色归一化植被指数	GNDVI	$\text{GNDVI} = \frac{\text{NIR} - \text{GREEN}}{\text{NIR} + \text{GREEN}}$
土壤调节植被指数	SAVI	$\text{SAVI} = \left(\frac{\text{NIR} - \text{RED}}{\text{NIR} + \text{RED} + L} \right) (1 + L)$

注:(1)中等植被覆盖区 L=0.5;(2)表中的 B, GREEN 和 G, RED 和 R, NIR 分别表示蓝、绿、红、近红波段

2.3.3 纹理特征构建

纹理特征涉及图像中灰度等级的空间分布模式的提取和分析,广泛应用于图像识别和空间分类^[26]。李宗南等^[27-28]的研究表明,均值纹理是倒伏和未倒伏的玉米中相对差异度最大的纹理特征,因此,研究使用 ENVI5.1 对 Planet 和 Sentinel-2 影像进行灰度共生矩阵纹理滤波,得到各波段的均值纹理特征。经最优参数分析,使用如下参数计算纹理特征:纹理滤波窗口设置为 3×3 ,移动步长设置为 1,计算方向选取为 245° ,共生矩阵 X 和 Y 的变换量分别为 1 和 1,64 个灰度质量级。

公式如下:

$$\text{Mean} = \sum_{i,j=0}^{N-1} P_{ij} \times i \quad (1)$$

均值纹理特征反映影像纹理的规则程度,若纹理规则性强、易于统计则其值较大;相反若纹理杂乱且没有明显规律,则其值较小。 P_{ij} 为 GLCM 的要素, i,j 分别为行和列号, N 为行数或列数。

2.3.4 多尺度分割

多尺度分割的效果很大程度决定于分割尺度,分割的精度越高越有利于后期的分类结果精度的提高^[29]。eCognition 9.0 软件的多尺度分割参数中用同质性来表示最小异质性,同质性由颜色(光谱)和形状两部分组成,而形状又由光滑度和紧致度来表示。平滑度考虑分割对象边缘的平滑程度,紧致度考虑分割对象整体的紧密程度。对 4 种特征组合分别进行多尺度分割,经过反复试验最终设定 Planet 的分割尺度为 15,光滑度为 0.3,紧致度为 0.2;Sentinel-2 影像的分割尺度为 20,光滑度为 0.2,紧致度为 0.1。

光谱差异分割不能直接建立对象层,只是对原有分割对象层结果的一种优化手段。光谱差异分割需要在多尺度分割、棋盘分割、四叉树分割的基础上,通过分析相邻分割对象的亮度差异是否满足给定的阈值,来决定是否将对象进行合并。综合使用多尺度分割和光谱差异分割来完成图像的分割。经过实验设定 Planet 和 Sentinel-2 影像光谱差异分割尺度分别为 27 和 20。

2.3.5 精度验证

通过野外实地调查获取验证数据,采用混淆矩阵方法,选择总体分类精度和 Kappa 系数进行玉米倒伏的精度评价。总体分类精度是指被正确分类的类别像元数与总的类别个数的比值。Kappa 系数

是在生产者精度和用户精度的基础上提出的最终评价指数。它与分类结果成正相关,取值范围为 $[0,1]$,值越接近 1 表明分类精度越高。

3 结果与分析

3.1 倒伏与未倒伏的光谱分析

计算两幅影像的验证样本和训练样本的反射率均值,绘制玉米倒伏与未倒伏的光谱反射率曲线,如图 3 所示。倒伏与未倒伏玉米的波段曲线形态大体一致,从红波段至近红波段,反射率增长速率最快。倒伏光谱反射率整体高于未倒伏光谱反射率,主要原因是倒伏发生后,原有冠层结构坍塌,茎秆和叶片阴叶部分暴露出来且所占比例高于叶片阳叶部分。由于茎秆和阴叶的反射率高于阳叶,所以导致光谱反射率增加^[30]。

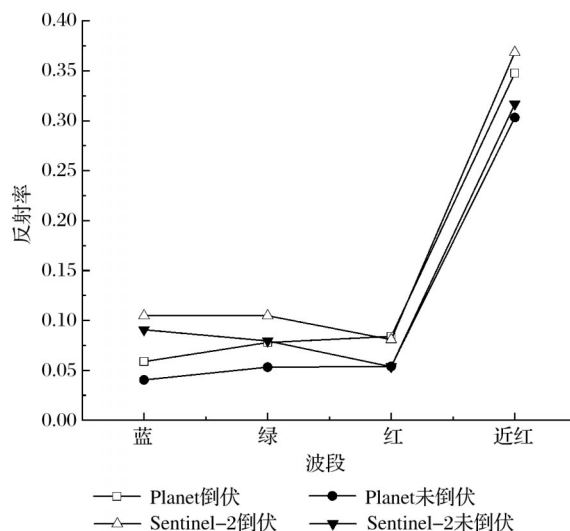


图3 光谱反射光谱曲线

Fig.3 Spectral reflectance curves

3.2 不同方法精度分析

表 3 和表 4 为最终的精度评价结果。由表可知,Planet 影像的每种特征组合结合 RF 分类分别高于 Sentinel-2 影像的每种特征组合结合 RF 分类,这主要由于两种影像空间分辨率不同导致的。空间分辨率越高对玉米倒伏地块上的光谱信息识别越丰富。面向对象分类结果高于基于像元分类(基于像元分类的光谱特征结合 MLC 除外),由此可知面向对象分类适用于高分辨率遥感影像,而基于像元分类适用于中分辨率遥感影像。面向对象分类考虑对象整体的形状指数、长宽比、分割尺度等,相比于基于像元分类更加精细。

根据表 3 结果可知,3 种监督分类中 SVM 方法

分类精度最高,光谱特征+植被指数+均值特征结合面向对象SVM的总体精度为94.66% Kappa系数为0.88,光谱特征+植被指数+均值特征结合SVM的总体精度为93.77%Kappa系数为0.87。这是由于SVM可以通过减少过度拟合现象获得更准确的分类结果;在面向对象分类中,MLC分类结果最差,并存在混合像元错分的现象,而RF分类的结果相比SVM和MLC分类具有更高的稳定性和分类精度。使用不同分类方法提取玉米倒伏的结果有明显差异,这也说明不同分类方法对混合像元所属类别的划分有较大差异,与基于Worldview-2多

光谱反射率估算倒伏面积得出结论一致,从而影响提取玉米倒伏面积的结果。根据表4结果可知,对不同特征类型进行组合可以提高倒伏玉米的识别精度,但特征类型丰富与分类精度并非正相关,即特征类型过多,参数相关性较强,一定程度上会降低倒伏识别精度。如在面向对象和基于像元分类中,面向对象分类结合光谱特征+均值特征所得的倒伏识别结果精度最高,其总体精度和Kappa系数分别为88.58%和0.76。纹理信息能够在影像的空间结构与空间尺度上得到充分的表达,在面向对象分类中,有助于提高倒伏玉米识别精度。

表3 Planet影像不同分类下的倒伏识别结果精度评价

Table 3 Accuracy evaluation of lodging identification results from Planet images

特征	面向对象分类						基于像元分类					
	支持向量机		随机森林		最大似然法		支持向量机		随机森林		最大似然法	
	总体分 类精度	Kappa 系数	总体分 类精度	Kappa 系数	总体分 类精度	Kappa 系数	总体分 类精度	Kappa 系数	总体分 类精度	Kappa 系数	总体分 类精度	Kappa 系数
光谱特征	87.55%	0.74	92.66%	0.85	85.77%	0.71	76.44%	0.47	92%	0.83	89.33%	0.78
光谱+均值特征	93.77%	0.87	93.33%	0.86	91.11%	0.81	93.33%	0.86	91.11%	0.82	88.44%	0.76
光谱+植被指数特征	80.44%	0.59	92.44%	0.84	89.77%	0.79	66.22%	0.31	88.81%	0.75	89.33%	0.78
光谱+植被指数+均值特征	94.66%	0.88	93.77%	0.87	90.22%	0.80	93.77%	0.87	90.66%	0.81	90.22%	0.80

表4 Sentinel-2影像不同分类下的倒伏识别结果精度评价

Table 4 Accuracy evaluation of lodging identification results from Sentinel-2 images

特征	面向对象分类		基于像元分类	
	随机森林		随机森林	
	总体分类精度	Kappa系数	总体分类精度	Kappa系数
光谱特征	87.50%	0.73	82.06%	0.62
光谱+均值特征	88.58%	0.76	87.50%	0.73
光谱+植被指数特征	84.78%	0.69	79.89%	0.60
光谱+植被指数+均值特征	85.32%	0.72	80.43%	0.61

3.3 分类结果面积差异分析

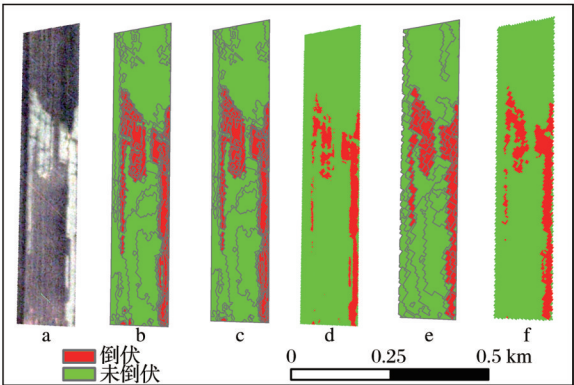
表5、表6和表7是玉米倒伏面积提取结果。由表5和6可知,Planet影像的面向对象分类面积误差普遍小于基于像元分类;基于像元分类的面积结果在不同程度上容易高估或者低估个别地块的倒伏面积;在3种监督分类中,RF分类面积误差小于其他分类,其中面向对象RF分类误差最小,基于像元SVM分类面积误差最大;在4种特征组合中,基于光谱特征和光谱+植被指数结合SVM分类的面积结果明显低估了在地块1和地块2中的倒伏面积,基于光谱+植被指数+均值特征的面积误差普遍小于其他3种特征,特征类别越多对倒伏玉米提取的结果越准确。

由表7可知,Sentinel-2影像的面向对象分类面

积误差低于基于像元分类。对比两种卫星遥感影像分类精度最高的倒伏面积平均误差发现,Planet影像的光谱特征+植被指数+均值特征结合面向对象RF分类比Sentinel-2影像光谱特征+均值特征结合面向对象RF分类平均误差低0.91个百分点。由此可以得出,影像的空间分辨率越高对于玉米倒伏面积的提取越准确,尤其是在面向对象分类中更为明显。综上,本研究认为Planet影像的光谱+植被指数+均值特征结合面向对象RF分类提取倒伏面积方法最佳(图4(c)),提取倒伏玉米面积的平均误差为4.76%。

4 讨论

研究利用Planet影像和Sentinel-2影像的光谱



注:(1)a. Planet影像;b. 面向对象SVM分类;c. 面向对象RF分类;
d. 基于像元SVM分类;e. 面向对象RF分类;f. 基于像元RF分类;
(2)b—d. 为Planet影像结合光谱+植被指数+均值特征;(3)e—f.
为Sentinel-2影像结合光谱+均值特征)

图 4 不同影像和方法的倒伏玉米面积提取结果
Fig.4 Results of area extraction of lodging maize with dif-
ferent images and methods

特征、植被指数特征和纹理特征结合面向对象分类和基于像元分类,对农场内倒伏玉米面积进行了定量分析,得到如下结果:

(1)Planet影像提取玉米倒伏精度高于Senti-

nel-2影像。从卫星影像机理分析有两方面原因,一是像元尺度效应,随着遥感影像分辨率的不断提高,像素对地物的划分越细。像元光谱信号的组成成分即为端元,Sentinel-2影像像元里端元信息丰富,混合了多种背景,且对混合像元效应强烈,所以导致Sentinel-2影像在基于像元的分类中提取玉米倒伏精度低于Planet影像。但Planet影像的光谱统计特性不如Sentinel-2影像稳定,类内光谱差异较大。从而采用面向对象多尺度分割技术生成同质对象,相比于像元包含更丰富的语义信息。所以Planet和Sentinel-2影像结合面向对象分类提取玉米倒伏精度高于基于像元分类。二是传感器多段位置,虽然两幅影像都有相同的波段,但是传感器的分光器是在不同的波长进行感应,且波段长度也不一样,这样就会造成光谱响应模式和光谱反射率均值产生差异。

(2)在Planet影像中,光谱特征+均值特征的分类精度仅低于光谱特征+植被指数+均值特征,而且在Sentinel-2影像中,光谱特征+均值特征的分

表 5 Planet影像的试验区玉米倒伏面积结果
Table 5 Results of maize lodging area in the test area from Planet images

特征	地块	实测面积 /m ²	面向对象分类			基于像元分类		
			支持向量机 面积/m ²	随机森林 面积/m ²	最大似然法 面积/m ²	支持向量机 面积/m ²	随机森林 面积/m ²	最大似然法 面积/m ²
光谱特征	地块 1	779 704	966 114	838 923	849 033	384 489	845 604	845 487
	地块 2	860 377	906 452	923 272	928 782	905 049	919 422	932 265
光谱+均值特征	地块 1	779 704	816 985	809 769	844 776	832 095	846 585	849 519
	地块 2	860 377	923 019	906 671	925 020	919 431	918 009	937 926
光谱+植被指数特征	地块 1	779 704	788 111	838 834	843 615	901 629	843 921	843 327
	地块 2	860 377	926 365	908 932	919 989	393 012	916 569	937 944
光谱+植被指数+均值特征	地块 1	779 704	818 594	814 121	839 898	833 301	845 694	833 301
	地块 2	860 377	910 947	904 639	919 656	919 143	919 386	935 991

表 6 Planet影像的试验区玉米倒伏面积结果误差
Table 6 Error in the results of maize lodging area in the test area from Planet images

特征	地块	面向对象分类			基于像元分类		
		支持向量机 误差/%	随机森林 误差/%	最大似然法 误差/%	支持向量机 误差/%	随机森林 误差/%	最大似然法 误差/%
光谱特征	地块 1	19.29	7.59	8.89	50.68	8.45	8.43
	地块 2	5.08	7.31	7.95	5.19	6.86	8.35
光谱+均值特征	地块 1	4.78	3.85	8.34	6.71	8.57	8.95
	地块 2	7.28	5.38	7.51	6.86	6.69	9.01
光谱+植被指数特征	地块 1	1.07	7.58	8.19	15.63	8.23	8.15
	地块 2	7.66	5.64	6.92	54.32	6.53	9.01
光谱+植被指数+均值特征	地块 1	4.98	4.41	7.72	6.87	8.46	6.87
	地块 2	5.87	5.14	6.88	6.83	6.85	8.78

表 7 Sentinel-2 影像的试验区玉米倒伏面积结果及误差

Table 7 Results and errors of maize lodging area in the test area from Sentinel-2 images

特征	地块	实测面积/m ²	面向对象分类		基于像元分类	
			随机森林		随机森林	
			面积/m ²	误差/%	面积/m ²	误差/%
光谱特征	地块 1	779 704	849 006	8.88	852 944	9.39
	地块 2	860 377	899 730	4.57	898 158	4.39
光谱+均值特征	地块 1	779 704	845 123	8.39	847 211	8.65
	地块 2	860 377	885 672	2.93	891 136	3.57
光谱+植被指数特征	地块 1	779 704	829 447	6.37	840 166	7.75
	地块 2	860 377	887 414	3.14	893 269	3.82
光谱+植被指数+均值特征	地块 1	779 704	833 627	6.91	835 918	7.20
	地块 2	860 377	893 476	3.84	891 738	3.64

类精度高于其他特征组合。主要原因是均值纹理特征能够反映玉米倒伏和未倒伏之间的空间形态差异,具有较高的空间一致性^[9]。高分辨率影像在不同尺度下拥有丰富的纹理特征,所以在结合面向对象多尺度分割后,倒伏和未倒伏在分割边缘处更加平滑,分类精度更高。

(3)在 4 种特征组合中,光谱特征+植被指数特征分类精最差,而且在不同的分类器中的分类精度差异较大。植被指数主要反映植被在可见光、近红外波段反射与土壤背景之间差异的指标,各个植被指数在一定条件下能用来定量说明植被的生长状况,以及在区分植被与非植被时,可以提高解译的效果。但是在本研究区,玉米正处于完熟期。一方面 EXG 和 SAVI 均为调节型植被指数,而 NDVI 和 GNDVI 在应用于植被生长后期及植被覆盖度较高的区域会出现敏感度低和过饱和的现象。另一方面植被指数计算可能会增加原有特征的空间异质性,异质性高容易增加分类的椒盐现象,所以会导致分类精度的降低。

(4)由表 3、表 5 和表 6 可知,光谱特征+植被指数+均值特征结合面向对象 SVM 分类结果精度最高;其次是光谱特征+植被指数+均值特征结合面向对象 RF 分类,结合图 4(b)、图 4(c)可以看出,两种分类结果相差较小,对比面积平均误差,RF 比 SVM 低 0.95 个百分点;面向对象 RF 的分类精度和面积精度稳定性最高,主要原因是面向对象多尺度分割充分考虑影像的形状、光谱、结构等信息,把具有相同特征的像素组成一个影像对象,然后根据每个对象的特征对这些影像对象进行分类。而 RF 分类的优势在于它能够处理很高维度的数据,并且不用做特征选择,对数据集的适应能力强,既能处理

离散型数据,也能处理连续型数据。数据集无需规范化对于不平衡的数据集来说,它可以平衡误差。而且训练速度快、实现简单、精度高、抗过拟合能力强,所以面向对象结合 RF 分类具有较好的鲁棒性。

本研究提出的方法具有较高的精度和稳定性,但是在田块尺度上的泛化能力需要更加深入的研究和探索。由于倒伏成因的复杂性,在未来的研究中,可以加入作物冠层温度、地形、土壤养分和降水等地面环境因素,进一步分析这些因素与倒伏之间的关系,以提高倒伏玉米的精度。

5 结 论

本文以黑龙江省鹤山农场倒伏玉米为研究对象,基于 Planet 和 Sentinel-2 影像构建 4 种特征组合,并对比了使用面向对象分类和基于像元分类的差别。结果表明:

(1)使用 Planet 影像时,伴随着输入量特征的增加,能够较好地地区分地块内部不同作物形态之间差异,增强类内一致性,从而提高玉米倒伏分类精度。

(2)无论是分类结果精度还是面积提取的平均误差,使用不同分类器结合面向对象方法提取玉米倒伏精度均高于对应的基于像元方法。基于光谱特征+植被指数+均值特征结合面向对象 RF 分类,总体精度为 93.77%,Kappa 系数为 0.87,面积平均误差为 4.76%;且 RF 分类器结合面向对象分类具有较好的鲁棒性能够得到最优的分类结果。

(3)在 Sentinel-2 影像中,面向对象分类精度高于基于像元分类;Planet 影像在分类精度和面积精度两方面均优于 Sentinel-2 影像。综上,使用 Planet 卫星影像结合面向对象 RF 分类能够准确地提取玉米倒伏面积。

参考文献(References):

- [1] Ma Jiliang, Kong Weisheng, Zhu Tiehui. Characteristics, impacts of agricultural disaster, and mechanism of disaster prevention, mitigation and response: From the perspective of literature review[J]. Journal of China Agricultural University (Social Sciences Edition), 2020, 37(5): 122-129[麻吉亮, 孔维升, 朱铁辉. 农业灾害的特征、影响以及防灾减灾抗灾机制——基于文献综述视角[J]. 中国农业大学学报(社会科学版), 2020, 37(5): 122-129.]
- [2] Wang Lizhi, Gu Xiaohe, Hu Shengwu, *et al.* Remote sensing monitoring of maize lodging disaster with multi-temporal HJ-1B CCD image[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2016, 49(21): 4120-4129.[王立志, 顾晓鹤, 胡圣武, 等. 基于多时相 HJ-1B CCD 影像的玉米倒伏灾情遥感监测[J]. 中国农业科学, 2016, 49(21): 4120-4129.]
- [3] Zhang Z, Flores P, Igathinathane C, *et al.* Wheat lodging detection from UAS imagery using machine learning algorithms[J]. Remote Sensing, 2020, 12(11): 1838. DOI: 10.3390/rs12111838.
- [4] Li G, Han W, Huang S, *et al.* Extraction of sunflower lodging information based on UAV multi-spectral remote sensing and deep learning[J]. Remote Sensing, 2021, 13(14): 2721. DOI: 10.3390/rs13142721.
- [5] Sun Q, Sun L, Shu M, *et al.* Monitoring maize lodging grades via unmanned aerial vehicle multispectral image[J]. Plant Phenomics, 2019(2): 1-16. DOI: 10.34133/2019/5704154.
- [6] Li Guang, Zhang Liyuan, Song Zhaoyang, *et al.* Extraction method of wheat lodging information based on multi-temporal UAV remote sensing data[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(4): 211-20.[李广, 张立元, 宋朝阳, 等. 小麦倒伏信息无人机多时相遥感提取方法[J]. 农业机械学报, 2019, 50(4): 211-220.]
- [7] Zheng E, Tian Y, Xu Z, *et al.* The extraction of maize lodging regions in UAV images using deep fully convolutional neural network[C]// IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, 2020, 474(3): 032004. DOI: 10.1088/1755-1315/474/3/032004.
- [8] Wang J, Li K, Shao Y, *et al.* Monitoring of rice lodging using Sentinel-1 data[J]. Journal of Physics Conference Series, 2020, 1651: 012080. DOI: 10.1088/1742-6596/1651/1/012080.
- [9] Chauhan S, Darvishzadeh R, Boschetti M, *et al.* Discriminant analysis for lodging severity classification in wheat using Radarsat-2 and Sentinel-1 data[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2020, 164: 138-151. DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2020.04.012.
- [10] Zhao L, Yang J, Li P, *et al.* Characterizing lodging damage in wheat and canola using Radarsat-2 Polarimetric SAR data[J]. Remote Sensing Letters, 2017, 8(7-9): 667675. DOI: 10.1080/2150704x.2017.1312028.
- [11] Wang Lei, Yang Wunian, Ren Jintong, *et al.* Object-oriented extraction method of typical urban features based on GF-2 images[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2018(1): 138-142.[王蕾, 杨武年, 任金铜, 等. GF-2 影像面向对象典型城区地物提取方法[J]. 测绘通报, 2018(1): 138-142.]
- [12] Zhang Changsai, Yang Shuwen, Liu Zhengjun, *et al.* Image information extraction based on multi-level segmentation in extremely high altitude area[J]. Science of Surveying and Mapping, 2018, 43(10): 144-149, 162.[张昌赛, 杨树文, 刘正军, 等. 多层次分割的极高海拔区影像信息提取[J]. 测绘科学, 2018, 43(10): 144-149, 162.]
- [13] Zhang Chunhua, Li Xiunan, Wu Mengquan, *et al.* Object-oriented classification of land cover based on Landsat-8 OLI image data in the Kunyu Mountain[J]. Scientia Geographica Sinica, 2018, 38(11): 1904-1913.[张春华, 李修楠, 吴孟泉, 等. 基于 Landsat-8 OLI 数据与面向对象分类的昆仑山地区土地覆盖信息提取[J]. 地理科学, 2018, 38(11): 1904-1913.]
- [14] Yin Yanmin, Jia Li. Sentinel-2 study on crop mapping of Shandian River Basin based on images[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2021, 36(2): 400-410[尹燕旻, 贾立. 基于 Sentinel-2 的闪电河流域农作物分类研究[J]. 遥感技术与应用, 2021, 36(2): 400-410.]
- [15] Yuan Hua, Zhang Wanqiu, Guo HongJiang. Classification of QuickBird image based on object-oriented technology[C]// 2010 International Conference on Remote Sensing (ICRS), 2010: 473-475.
- [16] Pei Huan, Sun Tianjiao, Wang Xiaoyan. Object-oriented land use/cover classification based on texture features of Landsat-8 OLI image[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2018, 34(2): 248-255.[裴欢, 孙天娇, 王晓妍. 基于 Landsat-8 OLI 影像纹理特征的面向对象土地利用/覆盖分类[J]. 农业工程学报, 2018, 34(2): 248-255.]
- [17] Jia Wei, Gao Xiaohong, Yang Lingyu, *et al.* Land cover information extraction for complicated terrain region via an object-oriented classification method[J]. Journal of Lanzhou University (Natural Science Edition), 2018, 54(4): 486-493.[贾伟, 高小红, 杨灵玉, 等. 面向对象方法的复杂地形区地表覆盖信息提取[J]. 兰州大学学报(自然科学版), 2018, 54(4): 486-493.]
- [18] Guan H X, Liu H J, Meng X T, *et al.* A quantitative monitoring method for determining maize lodging in different growth stages[J]. Remote Sensing, 2020, 12(19). DOI: 10.3390/rs12193149.
- [19] Oommen T, Misra D, Twarakavi N, *et al.* An objective analysis of support vector machine based classification for remote sensing[J]. Mathematical Geosciences, 2008, 40(4): 409-424. DOI: 10.1007/s11004-008-9156-6.
- [20] Belgiu M, Lucian Drăguț. Random forest in remote sensing: A review of applications and future directions[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2016, 114: 24. DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2016.01.011.
- [21] Breiman L. Random forests, machine learning 45[J]. Journal of Clinical Microbiology, 2001, 2: 199-228.
- [22] Yuan L, Chen X, Wang X, *et al.* Spatial associations between NDVI and environmental factors in the Heihe River Basin[J]. Journal of Geographical Sciences, 2019, 29(9): 1548-1564.
- [23] Jia L, Buerkert A, Chen X, *et al.* Low-altitude aerial photog-

- raphy for optimum fertilization of winter wheat on the North China Plain[J]. *Field Crops Research*, 2004, 89(2-3): 389-395. DOI:10.1016/j.fcr.2004.02.014.
- [24] Huete A R. A Soil-Adjusted Vegetation Index (SAVI) [J]. *Remote Sensing of Environment*, 1988, 25(3): 295-309. DOI:10.1016/0034-4257(88)90106-x.
- [25] Gitelson A A, Kaufman Y J, Merzlyak M N. Use of a green channel in remote sensing of global vegetation from EOS-MODIS[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1996, 58(3): 289-298. DOI:10.1016/S0034-4257(96)00072-7.
- [26] Giannakos A, Feidas H. Classification of convective and stratiform rain based on the spectral and textural features of Meteosat Second Generation infrared data[J]. *Theoretical & Applied Climatology*, 2013, 113(3-4):495-510.
- [27] Li Zongnan, Chen Zhongxin, Ren Guoye, *et al.* Estimation of maize lodging area based on Worldview-2 image[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2016, 32(2): 1-5 [李宗南, 陈仲新, 任国业, 等. 基于Worldview-2影像的玉米倒伏面积估算[J]. *农业工程学报*, 2016, 32(2): 1-5.]
- [28] Zhang Xinle, Guan Haixiang, Liu Huanjun, *et al.* Extraction of maize lodging area in mature period based on UAV multi-spectral image[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2019, 35(19): 98-106. [张新乐, 官海翔, 刘焕军, 等. 基于无人机多光谱影像的完熟期玉米倒伏面积提取[J]. *农业工程学报*, 2019, 35(19): 98-106.]
- [29] Tian Tian, Fan Wenyi, Lu Wei, *et al.* An object-based information extraction technology for dominant tree species group types [J]. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2015, 26(6): 1665-1672. [田甜, 范文义, 卢伟, 等. 面向对象的优势树种类型信息提取技术[J]. *应用生态学报*, 2015, 26(6): 1665-1672.]
- [30] Shu Meiyan, Gu Xiaohe, Sun Lin, *et al.* Structural characteristics change and spectral response analysis of maize canopy under lodging stress[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2019, 39(11): 3553-3559. [束美艳, 顾晓鹤, 孙林, 等. 倒伏胁迫下的玉米冠层结构特征变化与光谱响应解析[J]. *光谱学与光谱分析*, 2019, 39(11): 3553-3559.]

Object-oriented Extraction of Maize Fallen Area based on Multi-source Satellite Remote Sensing Images

Zhu Houwen¹, Luo Chong², Guan Haixiang¹, Zhang Xinle¹, Yang Jiaxin¹,
Song Mengning¹, Liu Huanjun^{1,2}

(1. College of Public Administration and Law, Northeast Agricultural University, Harbin 150030, China;
2. Northeast Institute of Geography and Agricultural Ecology, Chinese Academy of Sciences,
Changchun 130012, China)

Abstract: Maize lodging caused by wind disaster may lead to a large reduction in maize production. Using remote sensing technology to accurately monitor maize lodging area and spatial distribution information is very important for disaster assessment. In this paper, Planet and Sentinel-2 images are combined with object-oriented and pixel-based methods to extract maize lodging in the study area, and different image features (spectral features, vegetation index and texture features) and different classification methods (support vector machine SVM, Random forest method RF and maximum likelihood method MLC) influence on the extraction accuracy of corn lodging. The results show that: ① The accuracy of corn lodging extraction using Planet images with high spatial resolution is generally higher than that of Sentinel-2 images; ② From the perspective of classification accuracy and area accuracy, the spectral features, vegetation index, and mean feature of Planet image combined with object-oriented RF classification, the overall accuracy and Kappa coefficient are 93.77% and 0.87, respectively, and the average area error is the lowest 4.76%; ③ The accuracy of extracting maize lodging using Planet and Sentinel-2 images combined with object-oriented classification is higher than that of pixel-based classification. This research not only analyzes the advantages of object-oriented methods, but also evaluates the applicability of using different image data combined with object-oriented methods, which can provide a certain reference for remote sensing to extract crop lodging related research.

Key words: Remote sensing monitoring; Maize lodging; Feature combination; Pixel; Oriented object