

引用格式: Qi Wendong, Li Zhigang, Gu Xiaohu. Remote Sensing Evaluation of Peanut Drought Disaster based on Daily Average Increment of Multi-band Reflectivity[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2022, 37(3): 580-588. [齐文栋, 李志刚, 顾晓鹤. 基于波段反射率日均增量的花生干旱灾情遥感评估[J]. 遥感技术与应用, 2022, 37(3): 580-588.]

DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2022.3.0580

基于波段反射率日均增量的花生干旱灾情遥感评估

齐文栋¹, 李志刚², 顾晓鹤³

(1. 北京尚德智汇科技有限公司, 北京 100088;

2. 中国太平保险集团有限责任公司, 广东 深圳 518046;

3. 北京农业信息技术研究中心, 北京 100097)

摘要: 干旱是影响花生生产量的主要气象因素之一。开展花生干旱灾情遥感评估对于产量估算、防灾减灾和保险理赔具有重要意义。当前花生干旱遥感评估主要依赖于光谱指数变化信息, 容易受不同地区生育进程干扰, 限制了光谱指数方法的普适性。研究在多时相 Sentinel-2 遥感影像和野外实测样本的支持下, 分析时序波段反射率日均增量信息与花生干旱受灾程度之间的内在联系, 利用决策树、随机森林、逻辑回归等方法对花生干旱等级进行分类, 并以总体精度和 Kappa 系数评价各种方法的精度。结果表明: 单一波段的近红外反射率日均增量对花生受灾情况的指示性较强。多光谱波段组合方式对花生干旱程度的指示性均优于单个波段, 其中红波段、蓝波段、近红外光谱波段反射率日均增量组合的指示性最强, 整体精度达到 89.93%, Kappa 系数 0.847 1。与逻辑回归和决策树算法相比, 随机森林算法对花生干旱评估精度最高。在旱情等级最优时相组合分析中, 利用花生生长旺盛期(7月~8月)的多波段反射率日均增量信息, 灾情等级遥感识别的总体精度可达 88.62%, Kappa 系数为 0.827 4。说明基于生长旺盛期时序多波段反射率日均增量的干旱灾情遥感评估方法能有效提取花生受灾范围与灾情严重程度。

关键词: 花生; 旱灾; 多光谱遥感

中图分类号: TP79 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-0323(2022)03-0580-09

1 引言

干旱是目前最常见的农业气象灾害之一。在全球气候变暖背景下, 我国农业干旱呈现出增多、增强的趋势^[1-2], 对农业生产管理、国家粮食安全带来巨大的挑战。农业干旱是由于缺水导致作物生长受到胁迫进而导致作物生物量和产量减少的现象^[3], 精确监测作物的灾情等级分布是当前旱灾监测研究中的热点之一, 是农业管理部门和农业保险行业迫切需要解决的重要问题^[4-5]。

卫星遥感影像具有高时空分辨率、覆盖区域广

等优势, 其应用于作物干旱监测已取得了实质性的成就, 可依据单一遥感指数或生理指标进行旱灾监测, 如吴春雷等^[6]基于土壤水分变化的垂直干旱指数(PDI)、王思远等^[7]基于叶绿素荧光的干旱指数(NSDI)、郭虎等^[8]基于作物形态及绿度变化的植被条件指数(VCI)、莫伟华等^[9]基于冠层温度变化的植被供水指数(VS WI)和刘良明^[10]基于植被水分变化的归一化差异水分指数(NDWI)等。单一的农业干旱遥感监测指数, 往往适用作物特定的生长发育阶段, 监测指数的选择要充分考虑其生长特征和植被覆盖程度^[11-12]。农业干旱是一种复杂的现

收稿日期: 2021-05-25; 修订日期: 2022-05-23

作者简介: 齐文栋(1987—), 男, 山西大同人, 硕士, 中级工程师, 主要从事农业遥感应用研究。E-mail: qiwendong@sun-golden.com

通讯作者: 顾晓鹤(1979—), 男, 江苏常州人, 博士, 研究员, 主要从事农业定量遥感研究。E-mail: guxh@nercita.org.cn

象^[13],多监测指标的选择则能更好捕捉农作物特性^[14],如基于归一化水指数和昼夜地表温度^[15]、基于植被绿度指数和植被水分指数^[16]等。

农业干旱发生时,引起了地表特征的若干变化,主要包括土壤水分、冠层温度、作物形态及绿度、植被含水量4个方面^[17]。目前遥感监测指数对大范围宏观旱灾有一定的指示作用,但指数选用受植被、土壤类型、地形与大气等因素影响,有较大的时间尺度^[13]。不同的遥感干旱监测指数用于农业干旱监测时,在作物生长周期的不同阶段,下垫面、作物生理状态等因素存在显著差异时会导致监测结果不一致^[1],在实际应用中难以选择合适的遥感监测指数对旱灾发生范围和程度做出快速精准的监测。

地表反射率数据反映了作物自身真实的生长状况,通过机器学习挖掘数据与花生旱灾灾情等级之间的联系有利于提高旱灾监测模型的准确性^[18]。本研究利用多时相 Sentinel-2 地表反射率数据,构建多波段日均增量指数,通过决策树 C4.5、随机森林(Random Forest, RF)和逻辑回归(Logistic)3种机器学习算法,结合野外实测灾情样本对2019年河南南阳部分区域花生旱灾灾情等级进行评估研究。依据专家野外评估的花生受灾灾情等级样点和 Sentinel-2 时序遥感数据,分析花生的各旱灾灾情等级光谱波段日均增量变化规律。在此基础上,以单一波段和多波段组合的光谱反射率日均增量信息作为特征输入数据,对比分析决策树 C4.5、RF 和 Logistic 3种分类算法对花生旱灾灾情等级识别的精度,评估光谱波段日均增量数据对花生灾情识别的可行性。旨在探索基于时间序列的波段反射率日均增量信息的花生干旱灾情遥感评估方法。

2 数据和方法

2.1 研究区概况

研究区选取河南省南阳市唐河、社旗两个县,位于河南省南部平原区($112^{\circ}28' \sim 113^{\circ}11' E$, $32^{\circ}21' \sim 33^{\circ}09' N$),南部紧邻湖北,区域总面积 $3\,700\text{ km}^2$,均是河南重要的产粮大县,见图1。地处北亚热带大陆性季风气候,四季分明,气候温和,正常年份降雨充足,适宜农业种植生产。作物主要以冬小麦、玉米为主,近年来随着花生收益提高,花生种植面积得到大幅提升。

2019年入夏以来,研究区降雨量大幅减少,同时受自然地理状况影响和灌溉条件限制等因素,花

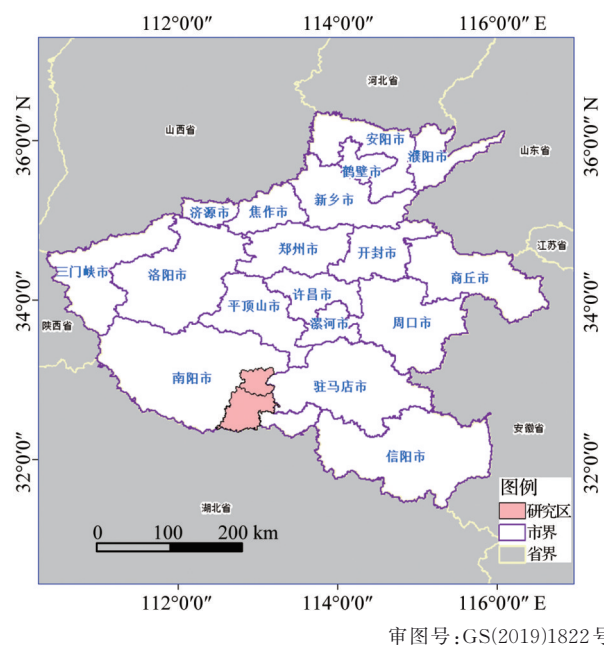


图1 研究区位置分布图

Fig.1 Location distribution map of the study area

生大面积遭受旱灾影响。根据国家公开气象站点信息,研究区2019年6月~9月累计降雨量为200 mm,较往年(2016~2018年)减少50%以上,月累计降雨量如图2所示。

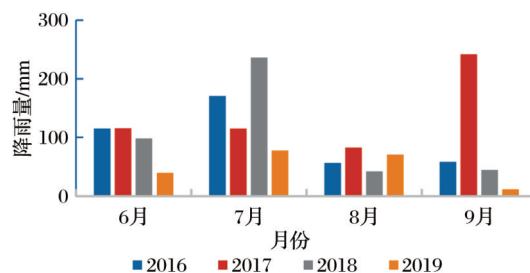


图2 研究区月累计降雨量

Fig.2 Monthly cumulative rainfall in the study area

2.2 数据获取及预处理

2.2.1 耕地地块数据获取

选用谷歌地球17级产品(分辨率约1 m)对耕地地块进行人工矢量化提取,获得研究区耕地地块本底数据(如图3所示),用于辅助花生种植分布遥感提取。

2.2.2 多时相遥感数据获取及预处理

采用多时相 Sentinel-2 数据进行花生旱灾灾情评估研究。Sentinel-2 幅宽达 290 km ,空间分辨率 10 m ,重访周期 5 d ,且该数据在红边范围含有3个波段的数据,可以很好地反映植被健康状况。Google Earth Engine(GEE)平台可提供预处理好的 Sentinel-2 反射率数据,选取研究区7月2日、7月7日、8月11日、8月16日、8月31日和9月5日共6期无云覆盖影像下载。考虑到花生种植结构较为破

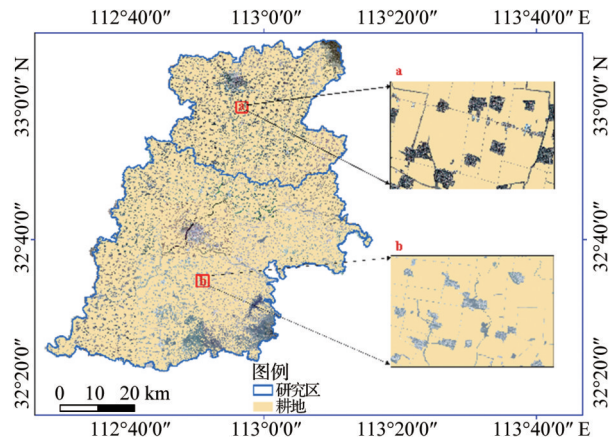


图3 研究区耕地地块

Fig.3 Cultivated land in the study area

碎,仅使用了 Sentinel-2 10 m 分辨率的蓝、绿、红和近红外波段进行综合分析。

2.2.3 花生生长物候特征

利用绿色植物在红光和近红外波段的光谱组

合,能够较好地反映作物的生长信息^[19]。花生生长物候期和物候期多波段的变化情况,如表 1 所示。获取到的 Sentinel-2 遥感影像数据分别处于花生的拔节期、幼果期和饱果期。

2.2.4 样本数据来源

外业调查工作主要是掌握花生实际的受灾情况,为遥感识别旱情等级进行支持及验证。为保证调查的精度与质量,由当地资深农技专家根据花生田间苗情长势、以及对花生果实查颗数粒的方式对旱灾程度划分等级,分为未受灾、轻度受灾、中度受灾、重度受灾和绝产 5 种情况,如图 4 所示。2019 年 9 月开展野外调查,共获取花生灾情评估样本地块 146 个,如表 2。依据野外调查点位,人工数字化点位所在地块,并标记对应的属性,共获取 3 832 个像素点位信息,按照 1:1 原则随机分为训练样本与验证样本。

表 1 花生种植物候信息

Table 1 Phenological information of peanut planting

物候	播种期	出苗期	拔节期	开花期	幼果期	饱果期	成熟期
时间	6 月上旬	6 月中旬	7 月上旬	7 月下旬	8 月中旬	8 月底~9 月初	国庆前后
多波段(变化)		上升期	上升期	上升期	最大值	下降期	下降期
获取影像日期			7 月 2 日(t_1) 7 月 7 日(t_2)		8 月 11 日(t_3) 8 月 16 日(t_4)	8 月 31 日(t_5) 9 月 5 日(t_6)	

表 2 野外调查点数量

Table 2 Number of field survey sites

受灾程度	未受灾	轻度	中度	重度	绝产
对应减产程度	<10%	10%~30%	30%~50%	50%~80%	80%
调查点个数	7	34	55	33	17

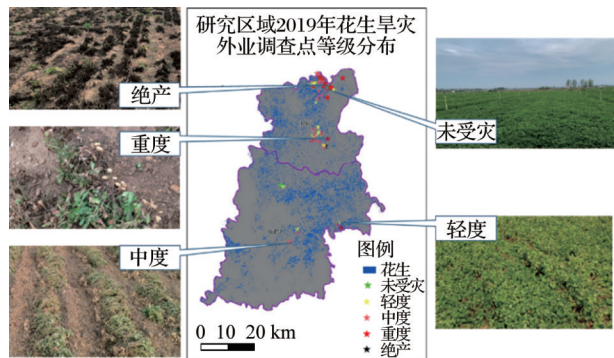


图4 外业调查数据等级分布图

Fig.4 Hierarchical distribution of field survey data

2.3 花生种植分布数据获取

花生种植分布精准识别是旱灾评估的重要基础,花生分布识别是应用 7 月下旬(开花期)、8 月中

旬(幼果期)的 Planet 卫星数据(空间分辨率 3 m),结合地面调查样本,利用 ENVI 监督分类得到花生种植空间分布数据,如图 5 所示。

2.4 研究方法

2.4.1 波段反射率日均增量

干旱发生前后,作物体内生化成分含量及冠层结构会发生变化,遥感图像表现为不同的光谱特征,以此来监测农业干旱^[18]。在作物整个生长期,同种健康作物的地表反射率呈现先增长后下降的趋势,而当作物遭受灾害胁迫时,植株生长将会受到不可逆影响,其受灾严重程度可以通过遥感多时像光谱数据监测作物生长各阶段的地表反射率变化情况进行判别。

为合理监测花生受灾情况,根据研究区多时像

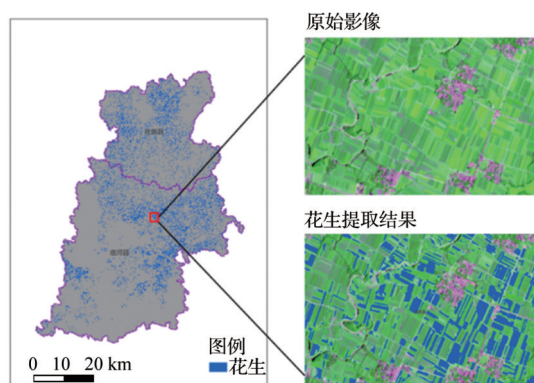


图5 研究区2019年花生种植分布图

Fig.5 Peanut planting distribution map in the study area in 2019

影像:7月2日、7月7日、8月11日、8月16日、8月31日和9月5日遥感影像,通过计算相邻日期各波段反射率之差,除以影像日期间隔,如公式(1),最终得到研究区波段反射率日均增量数据。

$$\text{IncMean}_i = (\text{band}_{i2} - \text{band}_{i1}) / (\text{DOY}_{i2} - \text{DOY}_{i1}) \quad (1)$$

式(1)中 IncMean_i 为波段反射率日均增量, band 为波段反射率值, DOY 表示自花生播种至影像获取的生长日, IncMean_i 反映了一段时间内作物生长的自身变化,在作物生长期遥感影像数量越多,影像拍摄时间越接近,得到的该时段的波段反射率日均增量值越能反映当前作物的生长状态。波段反射率日均增量数据用于受灾地物的光谱曲线分析,并作为旱灾灾情等级的判别依据。

2.4.2 旱灾程度等级划分

花生旱灾灾情是农业专家现场采样分析评定得到的,其灾情等级是依据当前的作物生长阶段和生长长势进行分析判定的。具体是通过计算当前预估产量损失与当前若未受灾的产量之比,若产量减产10%以内,判定为未受灾,10%~30%以内判定为轻度受灾,30%~50%判定为中度受灾,50%~80%判定为重度受灾,80%以上判断为绝产。

2.4.3 分类算法及精度评估

机器学习方法具有非线性、预测准确率高、泛化能力强的特点,可有效处理大量数据^[20],逐渐被用于旱灾遥感监测。本文选用3种无参机器学习算法决策树C4.5、随机森林和逻辑回归进行研究区花生旱灾等级评估。

(1)决策树C4.5。决策树算法因计算简单和可解释性被广泛应用于遥感分类。决策树C4.5算法是由Quinlan于1993年提出,在决策树ID3算法的基础上,新增对连续型属性和属性值缺失情况的处

理,并依据信息增益率来选择分裂特征^[21],最大信息增益率的特征将作为分裂特征。信息增益率是信息增益与分割信息量的比值,实际是ID3算法信息增益的规范化表达的,因此C4.5算法改进了ID3算法偏向于选择取值多的属性^[22]。

(2)随机森林。随机森林可缓解决策树算法的过拟合问题^[23]。随机森林算法基于Bagging集成学习原理^[24],通过随机选择样本和随机选择变量,两个随机性的引入可减少构建的多颗CRAT决策树的相关性,进而能充分挖掘样本信息并避免过拟合,最后通过简单多数投票法得到评估结果。与C4.5不同的是CART决策树算法使用GINI指数作为属性选择和分割阈值的标准^[25-26]。

(3)逻辑回归。逻辑回归算法是一种多元非线性回归算法,实质是在线性回归模型基础上耦合Sigmoid函数,常用于二分类和多分类问题。Logistic回归模型不需要样本呈正态分布,增强了模型的应用范围和灵活性^[27],其最大优势是能够对众多影响因素进行拟合分析,通过机器学习确定众多自变量最佳回归系数^[28]。

2.4.4 精度评估

精度评估是通过对比模型分类结果与验证样本的一致性,构建混淆矩阵,评估分类的总体精度、Kappa系数。使用的训练样本和测试样本来自野外采集地块数字化结果,随机划分数据集的50%作为训练样本,另外50%作为测试样本。样本数量如表3所示。

表3 训练样本与测试样本像元数

Table 3 Pixel number of training samples and test samples

受灾程度	未受灾	轻度受灾	中度受灾	重度受灾	绝产
样本	未受灾	受灾	受灾	受灾	绝产
训练样本数量	54	551	892	304	115
测试样本数量	54	551	892	304	115

3 结果分析

3.1 花生生育期光谱变化分析

依据野外调查结果,选取均匀分布的多个花生灾情调查点,计算不同灾情等级的花生多波段日均增量均值。如图6,纵坐标轴 $\Delta t_1 \sim \Delta t_5$ 分别为表1中 $t_i \sim t_{i+1}$ 对应时间段,其中对应 $i=1, 2, 3, 4, 5$,横轴为不同灾情等级反射率日均增量归一化占比,其中负值代表~反射率日均增量为负,正值代表反射率日均增量为正。结合图6和花生种植物候(表1)和多年月累计降雨量数据(图2)综合进行花生旱灾的

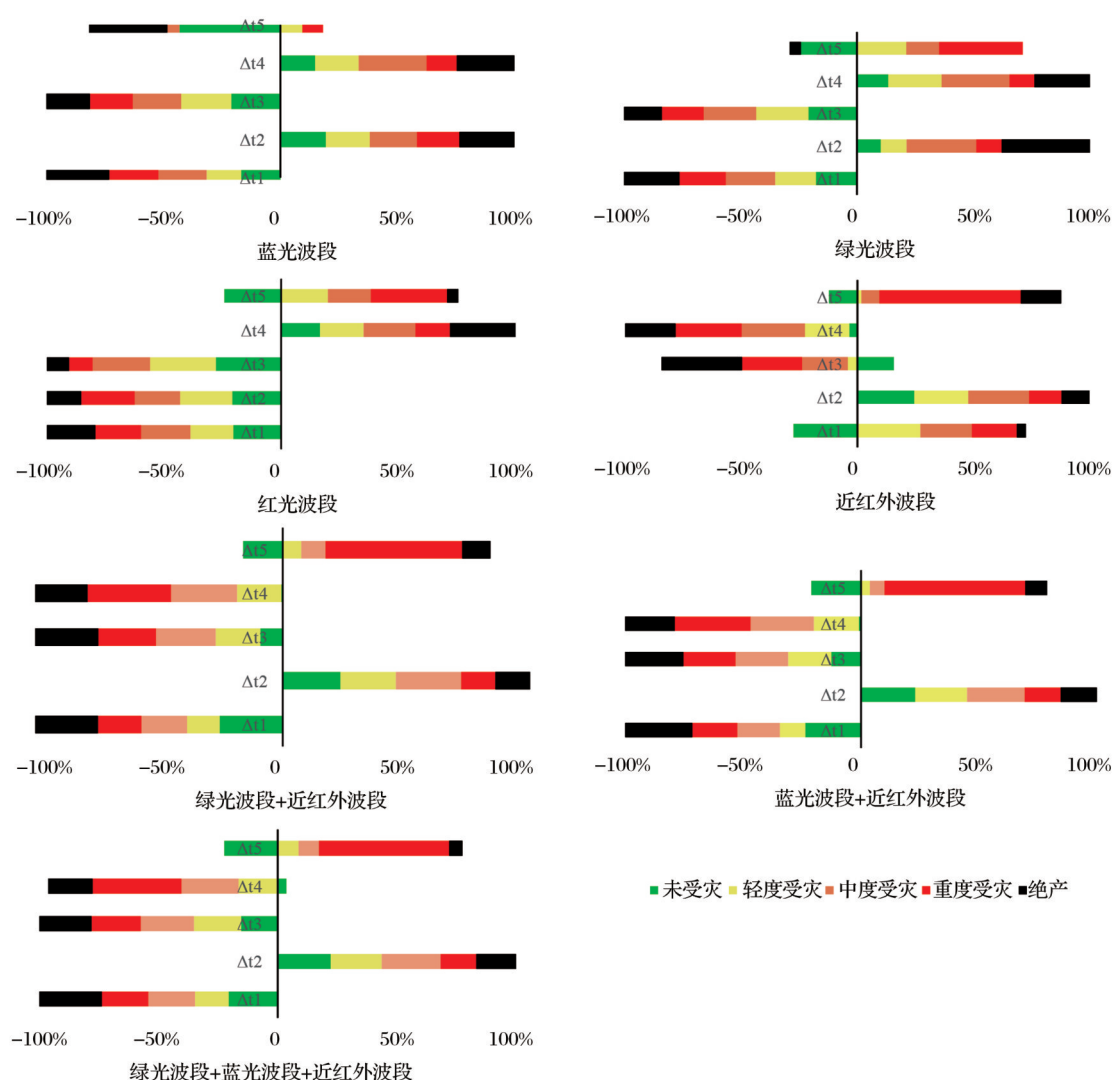


图 6 花生旱灾灾情等级多波段日均增量图

Fig.6 Multi-band daily average increment map of peanut drought disaster level

多波段日均增量特征分析。

从研究区多年的降雨数据(图 5)可初步分析研究区旱灾严重程度。研究区 2019 年 6 月至 9 月的累计降水量,显著低于 2016 年至 2018 年同月份的累计降水量。2019 年累计降雨量的严重缩量是该地发生重大旱灾的直接导因。研究区 6 月和 7 月的累计降水量不及历史同期均值的一半,在作物生长的播种期和分蘖期缺水将严重影响作物生长,导致作物出现严重健康问题,如生长暂停,死亡等情况。8 月和 9 月唐河县累计降雨量仍然很低,干旱状态没有得到缓解。

从花生旱灾灾情等级多波段日均增量图可以得出(图 6),7 月初花生近红外波段日均增量值总体呈现上升趋势,蓝、绿和红波段日均增量值呈现下降趋势,花生在生长初期呈现生长状态。从 7 月上

旬到 8 月上旬,花生日均增量在蓝、绿和近红外波段呈现上升趋势,在绿波段呈现下降趋势,重度受灾和绝产的花生近红外波段日均增量值较小,生长略缓慢。此时,作物生长初期的缺水状况已导致作物生长受到严重影响。8 月中旬,花生在蓝、绿和红波段日均增量总体呈下降趋势,未受灾的花生在近红外波段日均增量呈上升趋势,受灾的花生则呈下降趋势,且受灾情况越严重日均增量值下降越多,花生生长状态受到严重影响。8 月下旬,花生生长进入饱果期,花生在蓝、绿和红波段日均增量值呈现上升趋势,在近红外波段日均增量呈现下降趋势,未受灾的花生在近红外波段日均增量呈现缓慢下降趋势,轻度受灾、中度受灾、重度受灾和绝产的花生则呈显著下降趋势。9 月初,按照作物物候,花生处于收获期,未受灾的花生在近红外波段日均增量

呈现下降趋势,受灾花生呈现上升趋势,这有可能是花生收到旱灾影响后植株得到补长。因此,蓝、绿、红和近红外波段日均增量数据与花生灾情等级之间存在较好的响应规律,可用于花生干旱灾情等级识别。

表4 花生旱情等级识别精度评估

Table 4 Evaluation of recognition accuracy of peanut drought grade

分类器		蓝	绿	红	近红外	绿+近红外	蓝+近红外	绿+蓝+近红外
随机森林	总体精度	82.57%	82.72%	79.70%	84.60%	89.20%	89.82%	89.93%
	Kappa系数	0.734 1	0.733 5	0.686 9	0.764 9	0.835 3	0.846	0.847 1
决策树 C4.5	总体精度	76.83%	77.30%	71.76%	76.88%	81.83%	84.45%	81.16%
	Kappa系数	0.646 2	0.651 3	0.572 4	0.648 9	0.724 4	0.764 8	0.712 1
逻辑回归	总体精度	56.16%	56.11%	57.41%	64.61%	65.24%	66.65%	67.69%
	Kappa系数	0.287 8	0.281 4	0.301 7	0.435 1	0.457 2	0.480 8	0.502 2

表4中,对于单个波段的日均增量数据,3种分类器对近红外波段精度都是最优的,近红外波段对作物健康程度表达较优。逻辑回归在近红外波段较高的精度,意味着近红外波段与花生旱灾灾情等级之间存在较好的响应关系。随机森林和决策树C4.5对红波段的识别精度均最低,说明红波段对花生旱灾灾情等级的映射可能远不如其他波段,在后续波段组合研究中仅考虑蓝、绿、近红外波段。

当多个波段组合分类时,随机森林和决策树C4.5分类器对旱灾灾情等级的精度识别结果均有显著的提升,花生受灾后,花生的多个光谱波段均发生了一定规律的改变,呈现多波段的线性或非线性关系。对于随机森林分类,多个波段组合的分类精度均比较接近,且精度显著高于单波段的,绿+蓝+近红外波段组合的取得了最高的识别精度,总体精度为89.93%,Kappa系数为0.8471,表明花生旱灾灾情识别结果与实际的花生受灾情况有着较好的一致性。整体而言,随机森林算法和决策树C4.5分类精度均显著高于逻辑回归,说明花生旱灾灾情等级之间有较强的多维非线性关系。

基于不同时相组合的波段日均增量来分析花生旱情监测的最佳时相,评估结果见图7。图中仅使用7月上旬(Δt_1)的多波段日均增量数据对于花生旱情等级识别精度较低,仅为66.18%。至8月上中旬,随着花生旱灾加重,不同受灾等级在此阶段(Δt_2)的光谱变化有显著不同,此时识别总体精度达到80.17%。8月中旬(Δt_3)和8月中下旬(Δt_4)的日均增量信息加入监测模型,进一步提高了旱灾等级划分精度,总体精度达到了85.18%和88.62%,对应Kappa系数分别为0.774 8和0.827 4。因此,花

3.2 花生旱灾评估精度分析

针对河南省南阳市唐河县和社旗县花生发生的旱灾,计算花生多波段反射率日均增量,结合决策树C4.5、随机森林和逻辑回归3种分类算法,分析花生旱情等级识别精度,见表4。

生长期初期(7月)和生长旺盛时期(8月)的日均增量信息已能较好地监测花生旱情等级,结实期的日均增量信息对于花生旱情监测贡献较小。

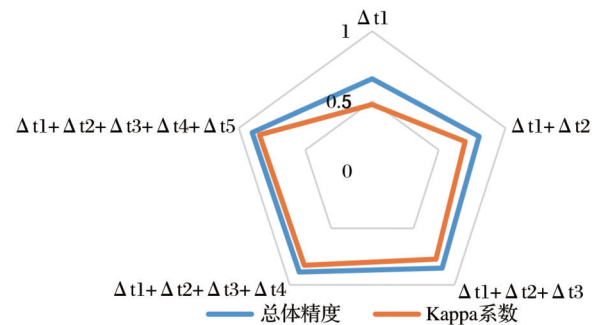


图7 花生旱灾灾情最早识别时间评估图

Fig.7 Evaluation map of the earliest identification time of peanut drought disaster

3.3 花生旱灾灾情识别

图8和图9是基于绿+蓝+近红外组合日均增量及随机森林分类器获得的花生旱情等级的分布结果和面积统计信息。研究区种植的花生大部分为中度受灾,占花生种植面积的57.91%,未受灾和轻度受灾分别占花生种植面积的9.29%、20.03%,重度受灾的占12.46%,绝产面积相对较少,占0.32%。此次旱灾灾情对花生的产量影响较大,极大减少农民的种植收入。

研究区花生旱灾等级空间分布存在一定的规律性,唐河县重度干旱的花生主要分布在东南部,轻度和未受灾的花生主要分布在西北部;社旗县重度受灾的花生则呈西南—东北线状分布,轻度和未受灾的花生主要分布在西部区域,中度受灾的花生分布在中部区域。这些空间规律可能和区域降水

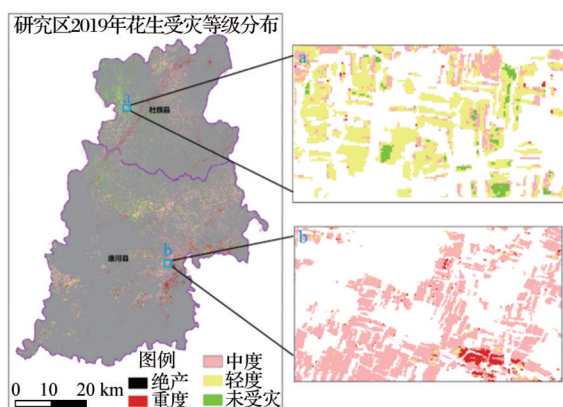


图 8 研究区 2019 年花生旱灾灾情识别结果

Fig.8 Results of identification of peanut drought disaster in 2019 in the study area

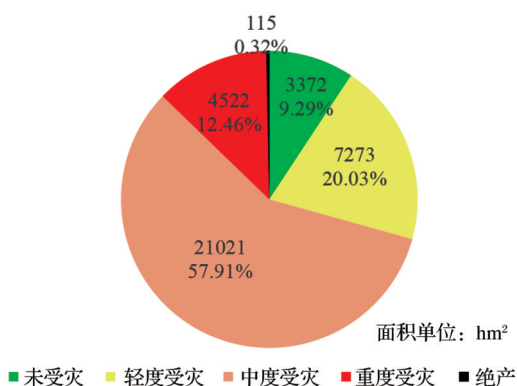


图 9 研究区 2019 年花生受灾面积统计

Fig.9 Statistics of peanut disaster area in 2019

空间分布不均以及花生灌溉次数有关。此外,这些空间分布特征与实地调研查勘结果高度吻合。

在单个地块内部的灾情评估结果较为均一,在局部区域花生受灾情况则有着多类型并存的现象,如图 8 所示,这是由于在中国小农经济管理下花生田间管理存在局部差异性。这些局部差异的精准识别对农业保险精准到户的农险理赔业务具有重要的参考意义。

4 结论与讨论

选择合适的监测指标是农业旱灾精准评估的基础。由于农业干旱事件在不同区域的环境属性不同,在目前开发出大量农业干旱遥感监测指数,没有一种单独的遥感监测指数能够充分反映所有区域的时空干旱状况^[13]。本文以花生灾情准确评估为研究目标,参考花生生长物候及研究区降雨情况,以多时相 Sentinel-2 遥感影像为数据源,构建以波段日均增量信息为基础的监测方法,结合外业调查数据和机器学习算法对研究区 2019 年花生旱

灾程度及范围进行了客观评估。研究表明:

(1)花生旱情程度对于降水信息的响应,具有明显的延时性,其受灾对花生长势的影响存在时序变化规律。在花生主要生长期(Δt_2 、 Δt_3),受灾的花生的近红外波段日均增量指数有明显的下降趋势,且下降越多花生受灾越严重。

(2)花生旱情等级与各波段日均增量指数之间存在多维非线性关系,灾情等级的反映不能仅依靠单一波段进行判别。相对于决策树 C4.5 和逻辑回归分类器,随机森林分类器更能挖掘花生灾情与多波段日均增量指数之间的响应联系,取得了较准确的花生灾情评估结果。

(3)使用随机森林算法和生长旺盛期(7~8月)的多波段日均增量信息,可实现花生旱情等级的实时监测,识别总体精度最高为 88.62%,Kappa 系数为 0.827 4。

本文划分外业调查样本点花生旱灾等级主要依赖于当地农技专家踏田估产的方式,相对于田间专业仪器精确测量,利用传统的专家踏田估产的方式更为便捷,可行性更高,其缺陷在于存在一定的主观经验干扰,使得最终遥感旱灾等级划分结果可能存在一定误差。另外,降水量的减少是造成花生旱灾的根本原因,但由于花生植株具有一定的耐旱适应性,使得花生植株的个体或群体指标的响应时间滞后于降水量和土壤含水量不足的时间。当降水不足状况持续一段时间后,土壤含水量会随之降低,花生根系吸收的水分减少,进而影响叶片水分含量,导致叶片光合效率降低,叶片逐渐变蔫变黄。遥感影像中的光谱反射率会随着花生冠层的理化参数变化而发生改变,具体体现在近红外波段反射率降低,而红光反射率则会上升,因此不同干旱等级的花生会在不同波段范围内呈现出不同的反射率信息,且这种多波段反射率差异会随着生育进程推进呈现出多时相时序变化。本研究证明了利用多时相影像的波段反射率日均增量监测花生干旱灾情等级是可行的。

参考文献 (References):

- [1] Song Yang, Fang Shibo, Wei Yaxing. Comparison of typical remote sensing drought indexes and their adaptability in agriculture[J]. Science & Technology Review, 2016, 34(5): 45-52.[宋扬, 房世波, 卫亚星. 农业干旱遥感监测指数及其适用性研究进展[J]. 科技导报, 2016, 34(5): 45-52.]
- [2] Fang Shibo, Qi Yue, Han Guojun, et al. Trends and possible impacts of meteorological drought in winter and spring in main

- wheat regions of China from 1961 to 2010[J]. *Scientia Agricultura Sinica*, 2014, 47(9): 1754-1763. [房世波, 齐月, 韩国军, 等. 1961—2010年中国主要麦区冬春气象干旱趋势及其可能影响[J]. *中国农业科学*, 2014, 47(9): 1754-1763.]
- [3] Wilhite D A. Drought as a natural hazard: Concepts and definitions[J]. *Drought, A Global Assessment*, 2000, 1: 3-18.
- [4] Yan Feng, Qin Zhihao, Li Maosong, *et al.* Progress in soil moisture estimation from remote sensing data for agricultural drought monitoring[J]. *Journal of Natural Disasters*, 2006, 15(6): 114-121. [闫峰, 覃志豪, 李茂松, 等. 农业旱灾监测中土壤水分遥感反演研究进展[J]. *自然灾害学报*, 2006, 15(6): 114-121.]
- [5] Meng Jihua, Fu Wei, Xu Jin, *et al.* Application of remote sensing in loss assessment of planting insurance[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2017, 32(2): 238-246. [蒙继华, 付伟, 徐晋, 等. 遥感在种植业保险估损中的应用[J]. *遥感技术与应用*, 2017, 32(2): 238-246.]
- [6] Wu Chunlei, Qin Qiming, Li Mei, *et al.* Soil moisture monitoring of vegetative area in farmland by remote sensing based on spectral feature space[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2014, 30(16): 106-112. [吴春雷, 秦其明, 李梅, 等. 基于光谱特征空间的农田植被区土壤湿度遥感监测[J]. *农业工程学报*, 2014, 30(16): 106-112.]
- [7] Wang Siyuan, Li Qiangzi, Wang Hongyan, *et al.* Winter wheat drought monitoring based on TROPOMI chlorophyll fluorescence remote sensing[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2021, 36(5): 1057-1071. [王思远, 李强子, 王红岩, 等. 基于TROPOMI叶绿素荧光遥感的冬小麦旱情监测[J]. *遥感技术与应用*, 2021, 36(5): 1057-1071.]
- [8] Guo Hu, Wang Ying, Wang Fang. Overview of remote sensing approaches to drought monitoring[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2008, 23(1): 111-116. [郭虎, 王瑛, 王芳. 旱灾灾情监测中的遥感应用综述[J]. *遥感技术与应用*, 2008, 23(1): 111-116.]
- [9] Mo Weihua, Wang Zhenhui, Sun Han, *et al.* Remote sensing monitoring of farmland drought based on vegetation supply water index[J]. *Journal of Nanjing Institute of Meteorology*, 2006, 29(3): 396-401. [莫伟华, 王振会, 孙涵, 等. 基于植被供水指数的农田干旱遥感监测研究[J]. *南京气象学院学报*, 2006, 29(3): 396-401.]
- [10] Liu Liangming. Study on remote sensing drought early warning model based on EOS/MODIS data[D]. Wuhan: Wuhan University, 2004. [刘良明. 基于EOS/MODIS数据的遥感干旱预警模型研究[D]. 武汉: 武汉大学, 2004.]
- [11] Wu Bingfang, Zhang Feng, Liu Chenglin, *et al.* An integrated method for crop condition monitoring[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2005, 8(6): 498-514. [吴炳方, 张峰, 刘成林, 等. 农作物长势综合遥感监测方法[J]. *遥感学报*, 2005, 8(6): 498-514.]
- [12] Li Xinghua, Li Yunpeng, Yang Liping. Study on comprehensive application of drought monitoring and evaluation method in Inner Mongolia[J]. *Journal of Arid Land Resources and Environment*, 2014, 28(3): 162-166. [李兴华, 李云鹏, 杨丽萍. 内蒙古干旱监测评估方法综合应用研究[J]. *干旱区资源与环境*, 2014, 28(3): 162-166.]
- [13] Huang Youxin, Liu Xiuguo, Shen Yonglin, *et al.* Advances in remote sensing derived agricultural drought monitoring indices and adaptability evaluation methods[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2015, 31(16): 186-195. [黄友昕, 刘修国, 沈永林, 等. 农业干旱遥感监测指标及其适应性评价方法研究进展[J]. *农业工程学报*, 2015, 31(16): 186-195.]
- [14] Hatfield J L, Prueger J H. Value of using different vegetative indices to quantify agricultural crop characteristics at different growth stages under varying management practices[J]. *Remote Sensing*, 2010, 2(2): 562-578.
- [15] Sun H, Zhao X, Chen Y, *et al.* A new agricultural drought monitoring index combining MODIS NDWI and day-night land surface temperatures: A case study in China[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2013, 34(24): 8986-9001.
- [16] Li Huapeng, Zhang Shuqing, Gao Ziqiang, *et al.* Evaluating the utility of MODIS vegetation index for monitoring agricultural drought[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2013, 33(3): 756-761. [李华朋, 张树清, 高自强, 等. MODIS植被指数监测农业干旱的适宜性评价[J]. *光谱学与光谱分析*, 2013, 33(3): 756-761.]
- [17] Sun Hao, Chen Yunhao, Sun Hongquan. Comparisons and classification system of typical remote sensing indexes for agricultural drought[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2012, 28(14): 147-154. [孙灏, 陈云浩, 孙洪泉. 典型农业干旱遥感监测指数的比较及分类体系[J]. *农业工程学报*, 2012, 28(14): 147-154.]
- [18] Jia Dewei, Zhou Lei, Huang Canhui, *et al.* Research progress on remote sensing monitoring methods and applications of agricultural drought[J]. *Anhui Agricultural Sciences*, 2016, 44(36): 233-235. [贾德伟, 周磊, 黄灿辉, 等. 农业干旱遥感监测方法及其应用的研究进展[J]. *安徽农业科学*, 2016, 44(36): 233-235.]
- [19] Rouse J W, Haas R H, Schell J A, *et al.* Monitoring vegetation systems in the great plains with ERTS[C]// Stanley C F. *Proceedings of Third Earth Resources Technology Satellite Symposium*, Washington: NASA Special Publication, 1974: 310-317.
- [20] Wang Fei, Yang Shengtian, Ding Jianli, *et al.* Environmental sensitive variable optimization and machine learning algorithm using in soil salt prediction at oasis[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2018, 34(22): 102-110. [王飞, 杨胜天, 丁建丽, 等. 环境敏感变量优选及机器学习算法预测绿洲土壤盐分[J]. *农业工程学报*, 2018, 34(22): 102-110.]
- [21] Chen Liping, Wu Wenbo. Remote sensing image classification based on object-oriented technique and C4.5 algorithm[J]. *Remote Sensing Information*, 2013, 28(2): 116-120. [陈丽萍, 武文波. 基于决策树C4.5算法的面向对象分类方法研究[J]. *遥感信息*, 2013, 28(2): 116-120.]
- [22] Yu Qiao, Jiang Shujuan, Zhang Yanmei, *et al.* The impact study of class imbalance on the performance of software defect prediction models[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2018, 41(4): 809-824. [于巧, 姜淑娟, 张艳梅, 等. 分类不平衡对软件缺陷预测模型性能的影响研究[J]. *计算机学报*, 2018, 41

- (4):809-824.]
- [23] Zhou Peicheng, Cheng Gong, Yao Xiwen, *et al.* Machine learning paradigms in high-resolution remote sensing image interpretation[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2021, 25(1): 182-197.[周培诚,程栋,姚西文,等.高分辨率遥感影像解译中的机器学习范式[J].*遥感学报*, 2021, 25(1): 182-197.]
- [24] Breiman L. Random forests[J]. *Machine Learning*, 2001, 45(1): 5-32.
- [25] Wu Wei, Zhang Yuan, Li Qiangzi, *et al.* A hierarchical classification and iterative model based method for remote sensing classification of land cover[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2019, 34(1): 68-78.[吴薇,张源,李强子,等.基于迭代CART算法分层分类的土地覆盖遥感分类[J].*遥感技术与应用*, 2019, 34(1): 68-78.]
- [26] Nie Bin, Li Huan, Luo Jigen, *et al.* The study on classification of C4.5 algorithms with GINI index[J]. *Journal of Jiangxi Normal University: Natural Science Edition*, 2019, 43(5): 469-472.[聂斌,李欢,罗计根,等.融合GINI指数的C4.5算法的分类研究[J].*江西师范大学学报(自然科学版)*, 2019, 43(5): 469-472.]
- [27] Fang Miao, Zhang Jinlong, Xu Zhen. Landslide susceptibility zoning study in Lanzhou city based on GIS and Logistic Regression Model[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2011, 26(6): 845-854.[方苗,张金龙,徐真.基于GIS和Logistic回归模型的兰州市滑坡灾害敏感性区划研究[J].*遥感技术与应用*, 2011, 26(6): 845-854.]
- [28] Chen Jun, Shen Runping, Li Bolun, *et al.* The development of plastic greenhouse index based on Logistic regression analysis[J]. *Remote Sensing for Land and Resources*, 2019, 31(3): 43-50.[陈俊,沈润平,李博伦,等.基于Logistic回归分析的塑料大棚遥感指数构建[J].*国土资源遥感*, 2019, 31(3): 43-50.]

Remote Sensing Evaluation of Peanut Drought Disaster based on Daily Average Increment of Multi-band Reflectivity

Qi Wendong¹, Li Zhigang², Gu Xiaohe³

(1.Beijing Sun-Golden Technology Co., Ltd. Beijing 100088, China;

2.Ping An Property Insurance Co., Ltd. Shenzhen 518046, China;

3.Beijing Research Center for Information Technology in Agriculture, Beijing 100097, China)

Abstract: Drought is one of the main meteorological factors affecting peanut yield. Remote sensing assessment of peanut drought disaster is of great significance for yield estimation, disaster prevention and mitigation, and insurance claims. At present, the remote sensing evaluation of peanut drought mainly depends on the change information of spectral index, which is easily disturbed by the growth process in different regions, which limits the universality of spectral index method. Supported by multi temporal Sentinel-2 remote sensing images and field samples, this study analyzed the internal relationship between the daily average reflectance increment information of time-series bands and the drought disaster degree of peanut. Decision tree, random forest, logistic regression and other methods were used to classify the Drought Grades of peanut, and the overall accuracy and kappa coefficient were used to evaluate the accuracy of various methods. The results showed that the daily average increment of NIR reflectance in a single band was a strong indicator of peanut disaster. The results showed that the combination of multi spectral bands was better than single band in indicating drought degree of peanut, and the combination of red band, blue band and near infrared spectral band had the strongest indication, with the overall accuracy of 89.93% and Kappa coefficient of 0.847 1. Compared with Logistic regression and decision tree algorithm, random forest algorithm has the highest accuracy in drought assessment of peanut. In the analysis of the optimal time combination of drought grade, using the multi band daily average reflectance increment information of peanut growth peak period (July and August), the overall accuracy of disaster grade remote sensing recognition can reach 88.62%, and the Kappa coefficient is 0.827 4. The results show that the drought disaster assessment method based on multi band reflectance daily increment in the growing period can effectively extract the disaster area and severity of peanut.

Key words: Peanut; Drought; Multispectral remote sensing; Yield estimation