

宋宏利, 雷海梅, 尚 明. 基于 Sentinel 2A/B 时序数据的黑龙港流域主要农作物分类[J]. 江苏农业学报, 2021, 37(1): 83-92.
doi:10.3969/j.issn.1000-4440.2021.01.011

基于 Sentinel 2A/B 时序数据的黑龙港流域主要农作物分类

宋宏利, 雷海梅, 尚 明

(河北工程大学地球科学与工程学院, 河北 邯郸 056038)

摘要: 黑龙港流域是中国季节性休耕的试点区域, 利用遥感技术及时、准确监测该区域的农作物种植结构, 对于精准评价休耕政策的实施效果具有重要意义。本研究以黑龙港流域南部区域为研究对象, 采用 2019 年 1-12 月的 21 景 Sentinel 2A/B 为数据源, 构建 3 种植被指数的时序数据集, 结合作物典型时相多光谱数据, 采用随机森林法提取研究区内冬小麦、夏玉米、棉花、大蒜、蔬菜等农作物信息, 并结合野外调查数据对分类结果进行验证, 对比分析不同特征参数提取农作物信息的精度。结果表明, 归一化差值红边指数 ($NDREI$) + 典型时相多光谱数据 ($S2_{0831}$) 取得了最高的总体精度和 $Kappa$ 系数, 其值分别为 87.27% 和 0.85。采用归一化差分植被指数 ($NDVI$) + $S2_{0831}$, 冬小麦-夏玉米、大蒜-夏玉米 2 种双峰型轮作农作物的用户精度最高, 分别为 94.92% 和 86.41%。采用 $S2_{0831}$ + $NDREI$, 蔬菜及棉花 2 种单峰型农作物的用户精度最高, 分别为 91.95% 和 91.67%。因此, 在黑龙港流域农作物的精细分类研究中, 结合 Sentinel 2A/B 植被指数时序数据与典型时相多光谱数据进行分类的精度较高, 可用于该区域农作物种植结构监测及休耕政策执行效果评价。

关键词: 黑龙港流域; Sentinel 2A/B; 时序植被指数; 农作物分类

中图分类号: TP79 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-4440(2021)01-0083-10

Crop classification based on Sentinel 2A/B time series data in Heilonggang river basin

SONG Hong-li, LEI Hai-mei, SHANG Ming

(College of Geosciences and Engineering, Hebei University of Engineering, Handan 056038, China)

Abstract: Heilonggang river basin is the pilot area of seasonal fallow in China, using remote sensing technology for timely and accurately monitoring the crop planting structure in this area is of great significance for accurately evaluating the implementation effect of fallow policy. In this study, the southern area of Heilonggang river basin was taken as the research region, and 21 sceneries Sentinel 2A/B from January to December 2019 was used as the data source, the time series data set of three vegetation indices was constructed, combined with the typical time-phase multi spectral data of crops, the winter wheat, summer corn, cotton, garlic, vegetables and other crops in the study area were extracted by random forest classification method. The classified results were verified by combining the above data with the data from field investigation to compare the precision of different characteristic parameters in extracting crop information. The results showed that normalized difference red edge index ($NDREI$) + typical time phase multispectral data ($S2_{0831}$) acquired the best overall accuracy and $Kappa$ coefficient, the value were 87.27% and

收稿日期: 2020-06-01

基金项目: 河北省自然科学基金项目 (D2019402067); 河北省高等学校科学技术研究重点项目 (ZD2017212); 河北省研究生示范课建设项目 (KCJSX2019065)

作者简介: 宋宏利 (1980-), 男, 河北抚宁人, 博士, 副教授, 主要从事 3S 技术集成及应用研究。 (E-mail) songholi2003@163.com

0.85, respectively. From the perspective of users, winter wheat-summer maize and garlic-summer maize got the highest accuracy by using normalized difference vegetation index ($NDVI$) + $S2_{0831}$, the user accuracy was 94.92% and 86.41%, respectively. In addition, vegetables and cotton got the highest accuracy by using $S2_{0831}$ + $NDREI$, the user accuracy was 91.95% and 91.67%, respectively. Therefore, the combina-

tion of time series Sentinel 2A/B vegetation index and typical time-phase multi-band data has a better effect for the fine classification of crops in Heilonggang river basin, which can be used for the monitoring of crop planting structure and the evaluation of fallow policy effects.

Key words: Heilonggang river basin; Sentinel 2A/B; time series vegetation index; crop classification

农作物类型识别是农作物种植面积提取、长势分析以及产量估测的基础,也是农情遥感的重要内容^[1]。传统农作物分布信息获取主要以野外抽样调查和逐级统计为主要手段,费时、费力且主观性较强,存在一定的时间滞后性,无法对农作物的分布情况进行空间表达。近年来,随着传感器技术的不断发展,遥感数据的空间分辨率和时间分辨率均有明显提高,促使其成为农作物类型识别的重要手段^[2]。在农作物生育期内,由于其体内的色素含量、细胞结构及水分含量等理化特征具有一定的相似性,导致不同农作物光谱特征的相似度较高,仅凭单一时相遥感影像数据难以准确区分农作物类型^[3]。农作物具有特有的物候特征,并且同一农作物在不同生育期及不同农作物在同一生育期的物候特征差异比较明显,覆盖农作物整个生长季时序遥感数据的植被指数曲线变化特征能够充分体现不同农作物的物候特征,进而实现对多种农作物的识别以及种植结构信息的提取^[4]。

近年来,国内外学者在利用时间序列遥感数据进行农作物制图方面进行了大量研究,并取得了较多成果。由于数据获取可行性及数据成本等因素限制,现有研究主要集中于 MODIS^[5-10]、Landsat^[11-14]及 GF-1 WFV^[15-20]等数据,采用的时序植被指数主要为归一化差分植被指数(NDVI)、增强型植被指数(EVI)等。MODIS 数据有良好的重返周期,时间分辨率较高,但其较为粗糙的空间分辨率容易造成混合像元问题,难以实现复杂种植区域及地块破碎区域农作物的提取。Landsat 数据的 30 m 空间分辨率适用于多数情况下的农作物分类,但其重返周期为 16 d,时间分辨率较低,容易受到云、雨等天气因素影响,从而造成数据污染,难以获取作物关键生长季内的高质量光谱数据。GF-1 WFV 数据具有良好的空间分辨率和时间分辨率,但其仅包含蓝、绿、红和近红外 4 个波段,没有对植被较为敏感的红边波段。相对于 MODIS、Landsat、GF-1 WFV, Sentinel 2A/B 能够提供 5 d 重访周期和最高 10 m 空间分辨率的多光谱数据,该数据具有 3 个对植被光谱特征敏感的红边波段,因此更适合用于农作物制图,并且能够从更加精细的空间尺度对地表农作物类别进行辨

识。近几年来,国内学者对 Sentinel2 数据用于农作物分类的相关研究进行了积极探索,杜保佳等^[21]采用 Sentinel 2A NDVI 时间序列数据及面向对象决策树方法对黑龙江省北安市的农作物进行了识别,郭交等^[22]探讨了哨兵 2 号数据和哨兵 1 号数据在陕西省大荔农场农作物分类中的应用效果,吴静等^[23]采用哨兵 2A 时间序列数据及随机森林法对甘肃省景泰县的农作物类型进行了提取,毕恺艺等^[24]采用 Sentinel 2A NDVI 时序数据及面向对象决策树方法对陕西省陈家湾流域的植被进行了精细提取。上述研究结果为采用 Sentinel 2A 数据进行区域尺度农作物分类提供了重要依据,但由于地表景观结构、气候、种植模式的差异,致使不同区域的农作物种类、分布、物候特征不尽相同。因此,探索 Sentinel 2A/B 时序数据特别是其红边波段在种植模式相对复杂,地块破碎相对明显的华北区域的应用具有重要意义。

黑龙港流域位于河北省中南部,是中国重要的冬小麦产区,同时也是地下水超采最严重的区域之一。《探索实行耕地轮作休耕制度试点方案》^[25]中将黑龙港流域深层地下水漏斗区列为季节性休耕试点区域,明确提出应利用遥感技术对休耕情况进行监测,以便精准评价休耕政策的实施效果。基于此,本研究拟以黑龙港南部区域为研究对象,利用 2019 年覆盖作物整个生长季的多时相 Sentinel 2A/B 数据,构建归一化差分植被指数(NDVI)、归一化差值红边指数(NDREI)和简单比值指数(SR_{re})时序数据集,结合农作物生长旺盛期的多光谱数据,采用随机森林法提取研究区冬小麦、夏玉米、棉花、大蒜等农作物的种植信息,并结合野外实地调查数据对分类结果进行验证,对比分析不同特征参数提取农作物信息的精度,以期为该区域休耕政策实施效果的监测提供科学依据。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

研究区地处黑龙港流域南部(图 1),位于北纬 36°35'~36°56',东经 114°30'~114°52',行政区划属

于邯郸市永年区。该区域为山前平原地带,地势低平,属于典型的暖温带季风气候,四季分明,日照充足,雨热同期,干冷同季。年平均降水量为 503.6 mm,年平均日照时数为2 463.8 h。本区域种植的农

作物主要包括冬小麦、夏玉米、大蒜、棉花、蔬菜,是著名的大蒜之乡和有机蔬菜之乡。冬小麦和夏玉米是该区域的主要粮食作物,采用轮作方式种植,具备典型的黑龙港流域农作物种植特征。

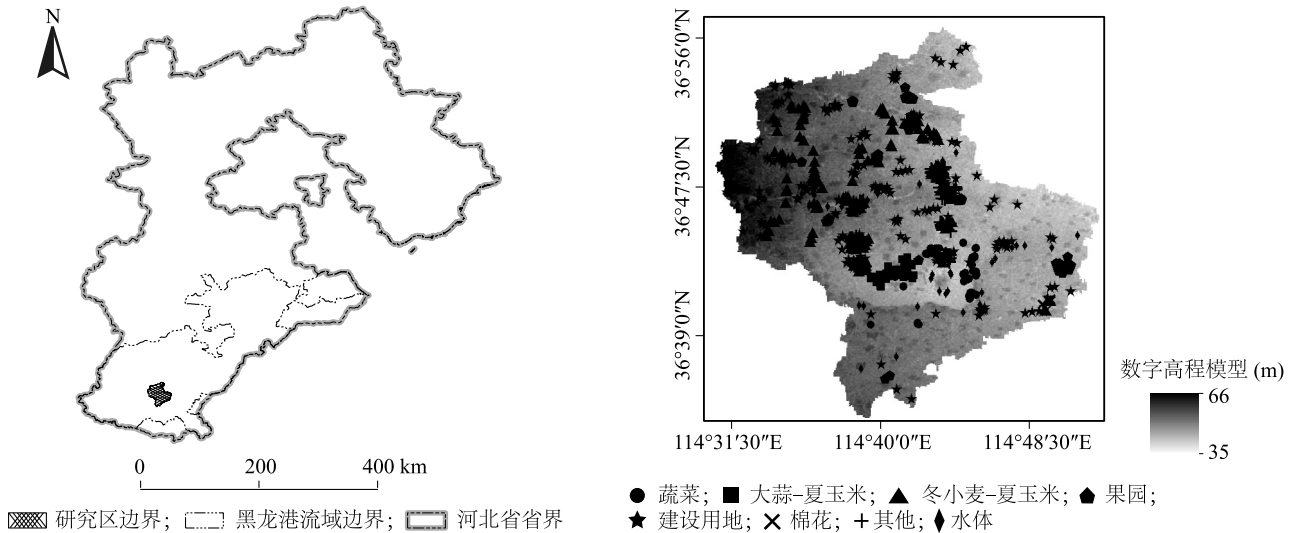


图1 研究区概况图
Fig.1 Geography map of the study area

1.2 卫星数据及预处理

Sentinel 2A/B 遥感数据下载自欧洲航天局 (ESA) 数据中心 (<https://scihub.copernicus.eu/dhus/>),产品级别为 L1C 级。Sentinel 2 卫星携带的多光谱成像仪 (MSI) 包含从可见光到短波红外的 13 个光谱波段 (表 1), S2A 和 S2B 卫星分别发射于 2015 年和 2017 年,二者可达到 5 d 的重返周期,是光学遥感数据中唯一在红边范围内含 3 个波段的数据,能够有效监测植被生长信息。为了保持与野外调查样本时间的一致性,选用了覆盖研究区农作物整个生长期 (2019 年 1 月 3 日至 12 月 19 日) 的共 21 期较高质量的 Sentinel 2A/B 卫星影像用于农作物分类。

L1C 级数据是大气表观反射率产品,经过了正射校正和几何精校正,但未进行大气校正^[26]。为了提高数据质量,在进行植被指数计算及农作物分类之前,使用欧洲航天局提供的 Sen2cor 插件对下载的 Sentinel 2A/B L1C 级数据进行大气校正,进而得到大气层底反射率数据。校正之后采用 SNAP 软件将大气校正结果重采样为 ENVI 软件可用格式。为保证空间分辨率的一致性,采用最邻近插值法^[27]将 Band5、Band6、Band7、Band8A、Band11、Band12 由原

来的 20 m 重采样为 10 m,将 Band1、Band9 由原来的 60 m 重采样为 10 m。利用 ENVI 软件将所有波段数据进行叠加、裁剪,获取植被指数时序数据集。

表 1 Sentinel 2 数据波段信息
Table 1 Band information of Sentinel 2

Sentinel 2 波段	中心波长 (μm)	空间分辨率 (m)
Band1-气溶胶波段	0.443	60
Band2-蓝波段 (B)	0.490	10
Band3-绿波段 (G)	0.560	10
Band4-红波段 (R)	0.665	10
Band5-红边波段 (RE1)	0.705	20
Band6-红边波段 (RE2)	0.740	20
Band7-红边波段 (RE3)	0.783	20
Band8-近红外波段 (NIR)	0.842	10
Band8A-窄近红外波段 (NIRn)	0.865	20
Band9-水汽波段	0.945	60
Band10-卷云波段	1.375	60
Band11-短波红外 (SWIR1)	1.610	20
Band12-短波红外 (SWIR2)	2.190	20

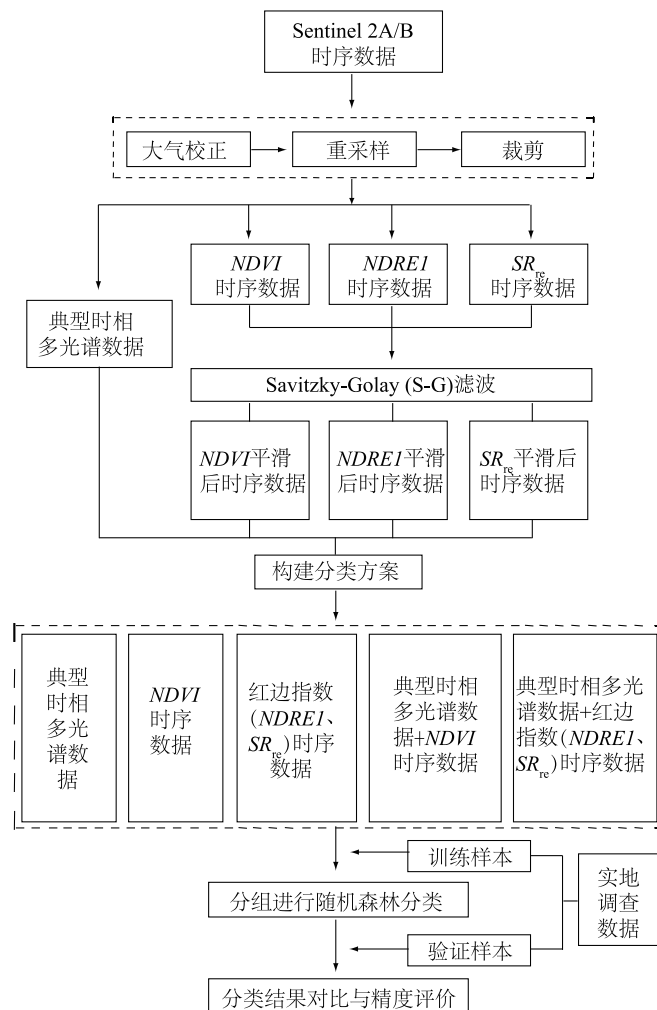
1.3 野外调查数据

课题组于 2019 年 5-8 月共进行了 6 次野外调查取样。在采样过程中,为了尽量减小样本定位误差对分类精度的影响,采样时均选择较大地块,且在地块中间用手持 GPS 记录地块的经纬度坐标信息以及农作物类型、物候信息。整理野外调查数据,获取有效样本总数 2 866 个,其中建设用地 330 个,水体 114 个,冬小麦-夏玉米 642 个,棉花 431 个,大蒜-夏玉米 319 个,其他 210 个,果园 338 个,蔬菜 482 个,并将其按照 7 : 3 的比例随机分为训练样本

2 002 个,验证样本 864 个。

1.4 试验方法

本研究基于预处理后的多时相 Sentinel 2A/B 遥感影像构建植被指数时序数据集,结合野外样本数据对比分析不同农作物在不同指数下的时间序列变化曲线,结合典型时相的多光谱数据构建不同分类方案,采用随机森林法对农作物类型及空间分布信息进行识别,最终采用总体精度、*Kappa* 系数等指标进行分类精度评价,以获取该区域农作物分类的最优方案,具体过程见图 2。



NDVI:归一化差分植被指数;NDREI:归一化差值红边指数;SR_{re}:简单比值指数。

图 2 农作物分类技术流程图

Fig.2 Technical flow chart of crop classification

1.4.1 试验方案设计 为了获取研究区域最优的农作物分类特征参量,本研究设计了 2 套试验方案,一是单独使用多时相植被指数序列数据作为

特征参量;二是联合使用多时相植被指数序列数据及特定时相多光谱数据作为特征参量,具体方案见表 2。

表 2 分类特征组合方案

Table 2 Combination scheme of classification features

编号	选取特征	特征描述
1	典型时相多光谱	典型时相多光谱数据
2	$NDVI$	1-12 月 $NDVI$ 时序数据
3	$NDREI$	1-12 月 $NDREI$ 时序数据
4	SR_{re}	1-12 月 SR_{re} 时序数据
5	典型时相多光谱+ $NDVI$	典型时相多光谱数据和 1-12 月 $NDVI$ 时序数据
6	典型时相多光谱+ $NDREI$	典型时相多光谱数据和 1-12 月 $NDREI$ 时序数据
7	典型时相多光谱+ SR_{re}	典型时相多光谱数据和 1-12 月 SR_{re} 时序数据

$NDVI$ 、 $NDREI$ 、 SR_{re} 见图 2 注。

1.4.2 植被指数时序数据集的构建 选择归一化差分植被指数 ($NDVI$)、归一化差值红边指数

($NDREI$) 和简单比值指数 (SR_{re}) 进行作物分类,各指数具体计算公式见表 3。

表 3 植被指数及其计算公式

Table 3 Vegetation indices and their calculation formulas

植被指数	计算公式	对应的 Sentinel 2A/B 波段	参考文献
$NDVI$	$(\rho_{nir}-\rho_{red})/(\rho_{nir}+\rho_{red})$	Band8、Band4	[28]
$NDREI$	$(\rho_{750}-\rho_{705})/(\rho_{750}+\rho_{705})$	Band6、Band5	[29]
SR_{re}	ρ_{nir}/ρ_{705}	Band8、Band5	[30]

$NDVI$ 、 $NDREI$ 、 SR_{re} 见图 2 注。 ρ_{nir} 为近红外波段; ρ_{red} 为红光波段; ρ_{750} 为红边波段 (RE2); ρ_{705} 为红边波段 (RE1)。

为了提高植被指数质量,消除水汽、气溶胶等因素造成的异常点和空值点,获取符合农作物生长规律的时间序列曲线,本研究采用 Savitzky-Golay (S-G) 滤波处理对原有植被指数时序数据进行重新构建。S-G 滤波处理是一种基于局域多项式的最小二乘法拟合滤波方法,其在有效滤除噪音的同时,可保持信号的形状,并能清晰描述时序数据的长期变化趋势^[31]。

滤波处理采用 ENVI 软件中的 Savitzky-Golay Filter 扩展工具实现,经过试验,最终参数设置为:平滑多项式次数 (d) = 4, 决定移动窗口大小 (m) = 5。

1.4.3 分类方法 随机森林 (RF) 分类器是由 Breiman^[32] 于 2001 年提出的一种分类方法,它是由若干决策树以及投票机制组成的一种集成学习分类器,相比其他分类器表现出较强的抗噪能力,实现相对简单,预测准确率较高。采用 Bootstrap 自助抽样技术有放回地从原始数据中随机选取训练集,基于基尼系数最小原则选择最优特征进行分裂,以减少出现过拟合现象,最终的分类结果由多棵树分类器投票决定^[33]。

随机森林构建决策树过程中需要设置 2 个参数:决策树的数量 (N) 和特征变量的数量 (m)。本研究确定 $N=1\ 000$, $m=\sqrt{M}$ (M 为分类特征总数)。

1.4.4 精度验证 基于 2019 年野外调查验证样本

数据,生成不同试验方案下的混淆矩阵,采用总体精度、 $Kappa$ 系数、用户精度和生产者精度对不同试验方案分类结果进行评价。

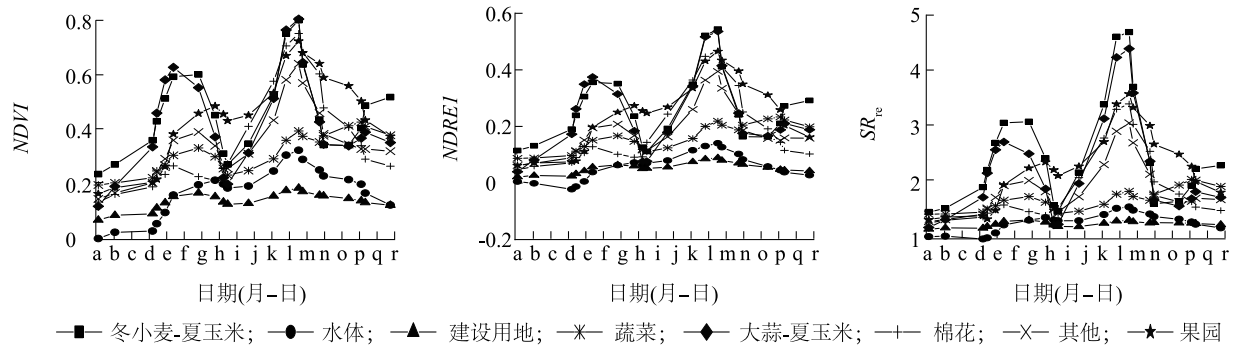
2 结果与分析

2.1 不同农作物典型时相光谱数据及植被指数时序曲线特征分析

基于 S-G 滤波处理后的植被指数特征影像,通过训练样本获取 $NDVI$ 、 $NDREI$ 、 SR_{re} 的均值,并绘制时间序列特征曲线。图 3 显示,各个农作物均在 8 月 31 日达到生长旺盛期,该时期多光谱数据影像质量较好,且近红外波段的灰度值 (DN 值) 具有区分作物类型的能力。因此,综合考虑农作物生长的季节性及其光谱特征差异,本研究选择 8 月 31 日 Sentinel 2B 影像作为典型时相多光谱数据,进行光谱特征分析。

图 4 显示,水体在 Band6、Band7、Band8、Band8A、Band9、Band11、Band12 处的 DN 值均低于其他地类,在近红外波段的差值最大;建设用地在 Band1 至 Band5 及 Band11 至 Band12 的 DN 值均高于其他地类,光谱特征明显。由此可见,仅使用光谱特征可较好地将建设用地和水体与植被区分开。不同农作物间的波谱特征具有一定相似性,在可见光波段范围难

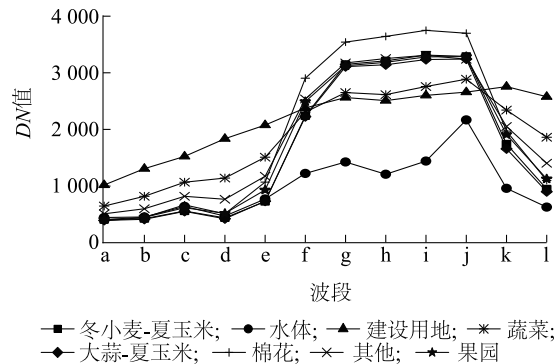
以将其分开,在近红外波段,棉花的 DN 值明显高于其他作物,可以作为棉花识别的重要特征。



$NDVI$ 、 $NDREI$ 、 SR_{re} 见图 2 注。a:01-01;b:01-22;c:02-12;d:03-05;e:03-26;f:04-16;g:05-07;h:05-28;i:06-18;j:07-09;k:07-30;l:08-20;m:09-10;n:10-01;o:10-22;p:11-12;q:12-03;r:12-24。

图3 植被指数时序曲线图

Fig.3 Time series curves of vegetation indices



DN 值:灰度值;a: Band1;b: Band2;c: Band3;d: Band4;e: Band5;f: Band6;g: Band7;h: Band8;i: Band8A;j: Band9;k: Band11;l: Band12。

图4 典型时相光谱特征图

Fig.4 Spectral characteristics curves of typical temporal data

结合物候历(表4)及植被指数时序曲线(图3)可知,冬小麦于10月上中旬播种,7 d左右出苗,植被指数值逐渐升高,在12月出现一个小波峰,此时 $NDVI$ 、 $NDREI$ 、 SR_{re} 值均高于其他作物,该时间点3种植被指数均可作为冬小麦识别的重要特征。1月上旬为冬小麦的越冬期,该时段内冬小麦处于冬眠状态,光合作用衰减,植被指数值有所下降;2月下旬-3月冬小麦开始返青起身,植被指数值迅速升高;4月中下旬至5月上旬进入孕穗期,达到生长期第一个峰值,此时 $NDVI$ 、 $NDREI$ 和 SR_{re} 高于其他作物,是识别冬小麦的关键特征时期;6月成熟收获,植被指数值下降明显。轮作作物夏玉米于6月上中旬播种出苗,7月中下旬拔节,8月进入抽穗期,生长旺盛,植被指数值明显升高并于8月中下旬达到第二个峰值,9月上旬进入灌浆期,中下旬成熟收获,植被指数值逐渐降低。

表4 研究区主要作物物候表

Table 4 Phenology of main crops in study area

日期 (年-月)	生育期			
	冬小麦	夏玉米	棉花	大蒜
2019-01	越冬			幼苗
2019-02	返青			
2019-03	起身			返青
2019-04	拔节孕穗		播种	鳞茎膨大
2019-05	抽穗灌浆		出苗	生理休眠
2019-06	成熟	播种出苗	现蕾	收获
2019-07		拔节	开花	
2019-08		抽穗		
2019-09		灌浆	吐絮	播种
2019-10	播种	成熟	成熟	萌芽
2019-11	出苗			幼苗
2019-12	分蘖			

大蒜于9月下旬开始播种,10月中下旬进入萌芽期,植被指数值缓慢上升,11月中下旬幼苗生长,开始覆盖塑料薄膜,植被指数值略微下降。3月中下旬为大蒜的返青期,植被指数值迅速上升,此时 $NDVI$ 、 $NDREI$ 值高于其他作物,是区分大蒜的特征时期。大蒜于5月上旬进入生理休眠期,6月上旬收获,植被指数值下降明显。

棉花为单峰型作物,于4月下旬播种,5-6月出苗现蕾,7月中下旬开花,植被指数值缓慢升高,9月中下旬吐絮,10月下旬成熟收获,植被指数值下降。棉花8月31日的 $NDVI$ 、 $NDREI$ 和 SR_{re} 值均低于双峰值作物(图3)。

2.2 不同试验方案分类精度对比分析

采用随机森林法分别基于 $NDVI$ 、 $NDREI$ 、 SR_{re} 这 3 种时序植被指数及典型时相多光谱数据($S2_{0831}$) 进行分类,并利用 864 个验证样本计算总体精度和 $Kappa$ 系数。结果(表 5)表明,采用单时相多光谱数据时,分类的总体精度仅为 72.56%,明显低于采用时序植被指数作为特征参量时的总体精度,其中利用时序植被指数 $NDREI$ 进行分类的总体精度最高,其值为 85.49%;其次是利用时序植被指数 SR_{re} ,总体精度为 83.56%;利用时序植被指数 $NDVI$ 进行分类的总体精度为 82.91%。说明在农作物生长周期内,不同农作物在特定时间具有相似的光谱特征,仅依靠单时相多光谱数据难以区分多种农作物。由于农作物具有独特的物候特征,并且同一农作物在不同生育期及不同农作物在同一生育期的物候差异比较明显。例如,冬小麦在 10 月份播种,次年 6 月份成熟收割,棉花则在 4 月份播种,10 月份成熟,可利用物候特征差异性导致的植被指数时序变化实现农作物类型识别和空间分布信息提取。根据 $Kappa$ 系数大小对分类精度效果的定义^[34-35],基于 $NDREI$ 和 SR_{re} 进行分类的 $Kappa$ 系数为 0.8~1.0,分类效果属于非常好级别,基于 $NDVI$ 进行分类的 $Kappa$ 系数为 0.6~0.8,属于较好分类级别。

当联合使用典型时相多光谱数据和时序植被指数时,总体精度和 $Kappa$ 系数均在仅依靠时序植被指数的基础上得到了提高,其中基于 $S2_{0831}+NDREI$ 进行分类的总体精度最高,其值达到了 87.27%,比基于单一时序植被指数 $NDREI$ 提高了 1.78 个百分点;基于 $S2_{0831}+NDVI$ 和 $S2_{0831}+SR_{re}$ 进行分类的总体精度则分别比基于单一时序植被指数 $NDVI$ 和 SR_{re} 提高了 2.97、2.20 个百分点。基于 $S2_{0831}+NDREI$ 、 $S2_{0831}+NDVI$ 和 $S2_{0831}+SR_{re}$ 进行分类的 $Kappa$ 系数值均为 0.8~1.0,分类效果属于非常好级别,与杜保佳等^[21]、毕恺艺等^[24]的研究结果相似。本研究结果说明,尽管利用植被指数时序变化能够充分体现不同农作物的物候特征,但

植被指数计算过程中仅采用了近红外、红边以及红光等少数几个波段,造成部分光谱信息丢失,而与时相多光谱数据的集成,有效弥补了这种信息缺失,进而在一定程度上提高了农作物的分类精度。

表 6、表 7 显示,仅使用 $NDVI$ 、 $NDREI$ 和 SR_{re} 时序植被指数进行分类时,各类农作物用户精度均达到 80.00% 以上,生产者精度均达到 70.00% 以上,引入典型时相多光谱数据后,各类农作物的用户精度提升至 85.00% 以上,生产者精度提升至 75.00% 以上,说明分类方法相同时,典型时相多光谱数据的引入能够有效提升各类农作物的分类精度。其中,冬小麦-夏玉米和大蒜-夏玉米这 2 类轮作作物在 $S2_{0831}+NDVI$ 分类方案下的用户精度达到最高,分别为 94.92% 和 86.41%,生产者精度分别为 97.84% 和 81.96%,表明 $NDVI$ 时序植被指数联合典型时相多光谱数据对研究区轮作农作物提取效果较好。蔬菜和棉花在 $S2_{0831}+NDREI$ 分类方案下的用户精度达到最高,分别为 91.95% 和 91.67%,生产者精度分别为 98.56% 和 84.62%,表明 $NDREI$ 红边指数时序植被指数联合典型时相多光谱数据后蔬菜和棉花这 2 类农作物的提取效果较好。总体而言,各类农作物的分类精度均较高,验证了 Sentinel 2A/B 植被指数时序数据特别是红边指数时序数据结合典型时相多光谱数据在黑龙港流域农作物分类应用方面的可行性。

表 5 不同特征参量分类精度的比较

Table 5 Comparison of classification accuracy for different characteristic parameters

分类特征	总体精度(%)	Kappa 系数
$S2_{0831}$	72.56	0.65
$NDVI$	82.91	0.78
$NDREI$	85.49	0.83
SR_{re}	83.56	0.80
$S2_{0831}+NDVI$	85.88	0.83
$S2_{0831}+NDREI$	87.27	0.85
$S2_{0831}+SR_{re}$	85.76	0.83

$NDVI$ 、 $NDREI$ 、 SR_{re} 见图 2 注。 $S2_{0831}$: 典型时相多光谱数据。

表 6 不同特征参量用户精度

Table 6 The user accuracy for different feature combination

农作物类别	用户精度(%)					
	$NDVI$	$NDREI$	SR_{re}	$S2_{0831}+NDVI$	$S2_{0831}+NDREI$	$S2_{0831}+SR_{re}$
冬小麦-夏玉米	91.80	93.55	87.88	94.92	91.94	91.94
蔬菜	86.62	91.33	87.66	90.73	91.95	87.74
大蒜-夏玉米	85.71	86.34	85.71	86.41	85.87	85.11
棉花	86.11	91.45	80.00	90.63	91.67	90.91

$NDVI$ 、 $NDREI$ 、 SR_{re} 见图 2 注。 $S2_{0831}$ 见表 5 注。

表 7 不同特征参量生产者精度

Table 7 The produce accuracy for different feature combination

农作物类别	生产者精度(%)					
	NDVI	NDREI	SR _{re}	S2 ₀₈₃₁ +NDVI	S2 ₀₈₃₁ +NDREI	S2 ₀₈₃₁ +SR _{re}
冬小麦-夏玉米	88.89	92.06	92.06	97.84	90.48	90.48
蔬菜	98.56	98.56	97.12	97.84	98.56	97.84
大蒜-夏玉米	80.41	81.44	80.41	81.96	81.44	82.47
棉花	74.36	87.18	71.79	82.05	84.62	76.92

NDVI、NDREI、SR_{re}见图 2 注。S2₀₈₃₁见表 5 注。

2.3 研究区主要农作物分布

采用总体精度最高的 S2₀₈₃₁+NDREI 试验方案绘制出研究区农作物分布图(图 5),其混淆矩阵见表 8。图 5 显示,冬小麦-夏玉米种植面积最大,主要分布在研究区北部及中部;蔬菜种植面积次之,主要分布在研究区中南部,呈片状分布;大蒜-夏玉米主要分布在研究区中南部,种植密集但范围较小;棉花主要分布在研究区南部及东南部,种植面积较小,分布较为分散。表 8 显示,冬小麦-夏玉米与大蒜-夏玉米之间有错分、漏分的情况,这是因为大蒜与冬小麦的播种、收获日期相近,且二者接茬作物均为夏玉米,二者在物候特征上的相似性导致其时序红边指数的差异性较小,在植被指数曲线中重叠部分较多。除此之外,4 种主要农作物均与其他地类(包括研究区内少量未利用荒地、休耕地及种植面积较小的一些农作物)存在混分现象,造成该现象的原因是研究区地块破碎,种植结构较为复杂,呈嵌套式分布,其他地类面积较小且零星分布在主要农作物地块

周围,在 Sentinel 2A/B 10 m 空间分辨率影像上构成混合像元,因此在分类过程中容易混淆。

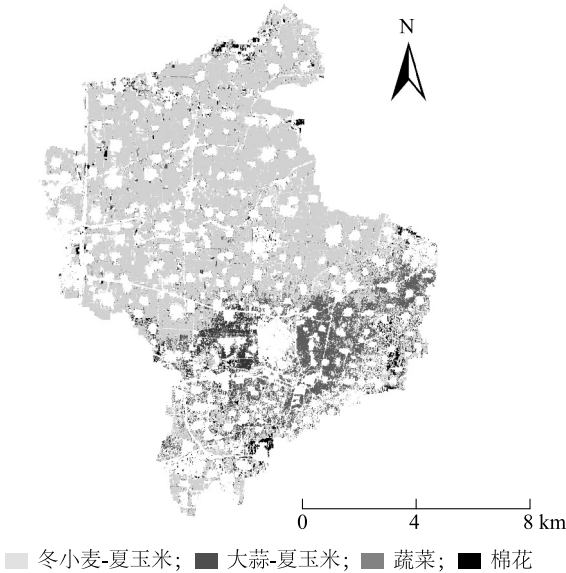


图 5 研究区 2019 年农作物类型分布图
Fig.5 Crop distribution of study area in 2019

表 8 S2₀₈₃₁+NDREI 分类结果混淆矩阵

Table 8 Confusion matrix of the classification results using S2₀₈₃₁+ NDREI classification scheme

地面样本	样本数量								
	冬小麦-夏玉米	水体	建设用地	蔬菜	大蒜-夏玉米	棉花	其他	果园	合计
冬小麦-夏玉米	175	1	0	0	10	2	1	1	190
水体	0	40	0	0	0	0	1	0	41
建设用地	0	0	183	0	0	0	5	0	188
蔬菜	1	1	2	137	0	0	5	3	149
大蒜-夏玉米	3	0	0	0	51	0	5	0	59
棉花	1	0	0	0	0	33	0	2	36
其他	13	0	3	2	2	4	71	10	105
果园	1	0	1	0	0	0	8	86	96
合计	194	42	189	139	63	39	96	102	864

3 结 论

时序植被指数特征曲线分析结果表明,根据覆盖农作物生长季内的 21 景时序图像,可以较好地判断研究区内农作物生长的物候差异,能有效区分不同农作物类型。

在研究区域内单独使用植被指数作为特征参量进行分类时,基于 *NDREI* 进行分类的总体精度和 *Kappa* 系数最高,当联合使用典型时相多光谱数据和时序植被指数数据时,各分类方案总体精度和 *Kappa* 系数均得到了不同程度的提高。这说明,虽然植被指数时序变化能够充分体现不同农作物的物候特征,但是植被指数计算过程中仅采用了红光、近红外、红边等少数几个波段,造成一定光谱信息的丢失,通过与典型时相多光谱数据的联合,可以有效弥补了这种信息缺失,进而在一定程度上提高了农作物的分类精度。

NDVI 时序数据结合农作物生长旺季多光谱数据适用于具有双峰特征的轮作型农作物的提取,而 *NDREI* 时序数据结合农作物生长旺季多光谱数据则适用于一年一季单峰型农作物的提取。

参考文献:

- [1] 杨闫君,占玉林,田庆久,等. 基于 GF-1/WFV *NDVI* 时间序列数据的作物分类[J]. 农业工程学报, 2015, 31(24): 155-161.
- [2] 胡 琼,吴文斌,宋 茜,等. 农作物种植结构遥感提取研究进展[J]. 中国农业科学, 2015, 48(10): 1900-1914.
- [3] 许文波,田亦陈. 作物种植面积遥感提取方法的研究进展[J]. 云南农业大学学报, 2005, 20(1): 94-98.
- [4] LEE E, KASTENS J H, EGBERT S L. Investigating collection 4 versus collection 5 MODIS 250 m *NDVI* time-series data for crop separability in Kansas, USA[J]. International Journal of Remote Sensing, 2016, 37(1/2): 341-355.
- [5] 许青云,杨贵军,龙慧灵,等. 基于 MODIS *NDVI* 多年时序数据的农作物种植识别[J]. 农业工程学报, 2014, 30(11): 134-144.
- [6] WARDLOW B D, EGBERT S L. Large-area crop mapping using time-series MODIS 250 m *NDVI* data: an assessment for the US Central Great Plains[J]. Remote Sensing of Environment, 2008, 112(3): 1096-1116.
- [7] SHAO Y, LUNETTA R S, EDIRIWICKREMA J, et al. Mapping cropland and major crop types across the Great Lakes Basin using MODIS-*NDVI* data[J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 2015, 75(1): 73-84.
- [8] OZDOGAN M. The spatial distribution of crop types from MODIS data: temporal unmixing using independent component analysis[J]. Remote Sensing of Environment, 2010, 114(6): 1190-1204.
- [9] 平跃鹏,臧淑英. 基于 MODIS 时间序列及物候特征的农作物分类[J]. 自然资源学报, 2016, 31(3): 503-513.
- [10] 吴风华,郎婷婷,江 东,等. 京津冀地区冬小麦播种面积快速提取技术研究[J]. 江苏农业科学, 2019, 47(16): 224-229.
- [11] 王文静,张 霞,赵银娣,等. 综合多特征的 Landsat 8 时序遥感图像棉花分类方法[J]. 遥感学报, 2017, 21(1): 115-124.
- [12] 李晓慧,王 宏,李晓兵,等. 基于多时相 Landsat 8 OLI 影像的农作物遥感分类研究[J]. 遥感技术与应用, 2019, 34(2): 389-397.
- [13] 邓刘洋,沈占锋,柯映明,等. 基于地块尺度多时相遥感影像的冬小麦种植面积提取[J]. 农业工程学报, 2018, 34(21): 165-172.
- [14] SRIKANTH P, RAMANA K V, DEEPIKA U, et al. Comparison of various polarimetric decomposition techniques for crop classification[J]. Journal of the Indian Society of Remote Sensing, 2016, 44(4): 635-642.
- [15] 邱鹏勋,汪小钦,茶明星,等. 基于 TWDWTW 的时间序列 GF-1 WFV 农作物分类[J]. 中国农业科学, 2019, 52(17): 2951-2961.
- [16] 黄健熙,侯裔焯,苏 伟,等. 基于 GF-1 WFV 数据的玉米与大豆种植面积提取方法[J]. 农业工程学报, 2017, 33(7): 164-170.
- [17] 刘国栋,邬明权,牛 铮,等. 基于 GF-1 卫星数据的农作物种植面积遥感抽样调查方法[J]. 农业工程学报, 2015, 31(5): 160-166.
- [18] 刘雅清,王 磊,赵希妮,等. 基于 GF-1/WFV 时间序列的绿洲作物类型提取[J]. 干旱区研究, 2019, 36(3): 781-789.
- [19] 王冬利,张安兵,赵安周,等. 非监督分类的冬小麦种植信息提取模型[J]. 测绘通报, 2019(8): 68-71.
- [20] 李 冰,梁燕华,李丹丹,等. 多时相 GF-1 卫星 PMS 影像提取农作物种植结构[J]. 中国农业资源与区划, 2017, 38(9): 56-62.
- [21] 杜保佳,张 晶,王宗明,等. 应用 Sentinel-2A *NDVI* 时间序列和面向对象决策树方法的农作物分类[J]. 地球信息科学学报, 2019, 21(5): 740-751.
- [22] 郭 交,朱 琳,靳 标. 基于 Sentinel-1 和 Sentinel-2A 数据融合的农作物分类[J]. 农业机械学报, 2018, 49(4): 192-198.
- [23] 吴 静,吕玉娜,李纯斌,等. 基于多时相 Sentinel-2A 的县域农作物分类[J]. 农业机械学报, 2019, 50(9): 194-200.
- [24] 毕恺艺,牛 铮,黄 妮,等. 基于 Sentinel-2A 时序数据和面向对象决策树方法的植被识别[J]. 地理与地理信息科学, 2017, 33(5): 16-20.
- [25] 中央全面深化改革领导小组. 探索实行耕地轮作休耕制度试点方案[R/OL]. (2016-05-20) [2019-05-20]. <https://baike.baidu.com/item/>.
- [26] FERNÁNDEZ M A, FERNÁNDEZ M O, QUINTANO C. Sentinel-2A red-edge spectral indices suitability for discriminating burn se-

- verity[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2016, 50: 170-175.
- [27] 郑 阳,吴炳方,张 森. Sentinel-2 数据的冬小麦地上干生物量估算及评价[J]. 遥感学报, 2017, 21(2): 318-328.
- [28] TUCKER C J. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation[J]. Remote Sensing and Environment, 1979, 8(2): 127-150.
- [29] GITESON A A, GRITZ Y, MERZLYAK M N. Relationships between leaf chlorophyll content and spectral reflectance and algorithms for non-destructive chlorophyll assessment in higher plant leaves[J]. Journal of Plant Physiology, 2003, 160(3): 271-282.
- [30] JORDAN C F. Derivation of leaf-area index from quality of light on the forest floor[J]. Ecology, 1969, 50(4): 663-666.
- [31] 顾 娟,李 新,黄春林. *NDVI* 时间序列数据集重建方法述评[J]. 遥感技术与应用, 2006, 21(4): 391-395.
- [32] BREIMAN L. Random forests[J]. Machine Learning, 2001, 45: 5-32.
- [33] 刘 毅,杜培军,郑 辉,等. 基于随机森林的国产小卫星遥感影像分类研究[J]. 测绘科学, 2012, 37(4): 194-196.
- [34] JANSSEN L L F, WEL F J M. Accuracy assessment of satellite derived land-cover data: a review[J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 1994, 60(4): 410-432.
- [35] LANDIS J R, KOCH G G. The measurement of observer agreement for categorical data[J]. Biometrics, 1977, 33: 159-174.

(责任编辑:王 妮)