

甄晓菊,张雪红,吴国明,等. 基于 Sentinel-2A NDVI 时间序列数据的冬小麦识别[J]. 江苏农业科学,2019,47(16):239-245.
doi:10.15889/j.issn.1002-1302.2019.16.053

基于 Sentinel-2A NDVI 时间序列数据的冬小麦识别

甄晓菊¹, 张雪红^{1,2}, 吴国明¹, 傅晓艺³, 何 决², 洪长桥⁴

(1. 河北省气象科学研究所河北省气象与生态环境重点实验室, 河北石家庄 050021; 2. 南京信息工程大学遥感与测绘工程学院, 江苏南京 210044; 3. 石家庄市农林科学研究院, 河北石家庄 050041; 4. 南京信息工程大学地理科学学院, 江苏南京 210044)

摘要: 鉴于农作物类型识别中存在严重的“异物同谱”效应, 基于归一化植被指数(normalized difference vegetation index, 简称 NDVI) 时间序列数据及物候特征的农作物遥感识别已成为热点。针对现阶段 NDVI 时间序列数据空间分辨率普遍较低的问题, 以河北省辛集市为研究区, 基于 Sentinel-2A 数据构建了 10 m 高空间分辨率 NDVI 时间序列, 并提出了积分法、斜率法和决策树法 3 种冬小麦识别模型, 同时与传统的光谱角质图(spectral angle mapper, 简称 SAM)法进行了比较。结果表明, 以上方法均达到了较好的识别效果, 其中积分法、斜率法和决策树法的总体精度均优于 97.6%, 而 SAM 法因仅仅考虑了时间序列曲线的形态, 使得稀疏林地与冬小麦之间容易误分; Sentinel-2A 卫星(Sentinel-2 星座重访周期为 5 d)提供的高时空分辨率时间序列数据, 在农作物的季相节律特征提取以及农作物的识别中具有巨大潜力。

关键词: Sentinel-2A; NDVI; 冬小麦; 物候期

中图分类号: TP79; S127 **文献标志码:** A **文章编号:** 1002-1302(2019)16-0239-06

冬小麦是我国主要的粮食作物之一, 及时、准确地获取冬小麦的空间分布信息, 对于开展冬小麦长势监测和估产、区域粮食安全评估、国家/区域农业发展规划的制定、种植业结构调整指导等工作具有重要意义^[1-3]。遥感技术具有快速、客观、探测面积大等特点, 为准确、快速识别冬小麦种提供了重要的技术支撑^[3-5]。

农作物的遥感识别方法主要包括两大类: 单时相遥感影像识别、多时相遥感变化检测^[4,6]。对于单时相遥感影像识别而言, 主要基于农作物关键生长期的单期遥感影像, 采用不同的分类方法, 如非监督分类^[7]、决策树分类^[8]、支持向量机^[9]等, 或通过单期遥感影像提取植被指数^[10]、叶面积指数^[11]等, 并设定阈值进行农作物信息的提取。由于“同物异谱、异物同谱”效应, 给同期农作物识别造成大量的混分现象, 识别精度难以保证。而农作物生长在短期内会发生强烈的变化, 基于多时相遥感影像提供的农作物光谱变化及季相节律信息, 可在一定程度上消除农作物相混的问题, 提高作物的识别精度, 保障农作物种类识别及面积的准确监测^[2,4]。

随着高空间分辨率及高时间分辨率遥感的快速发展, 基于时间序列的农作物遥感识别已成为研究热点。张晶等基于 GF-1 号影像获得了归一化植被指数(NDVI)时间序列数据, 构建了空间向量法、曲线积分法和坐标转换法 3 种冬小麦识

别模型, 总体精度均达到 98.65%^[6]; 王利民等基于 GF-1 号多时相影像, 结合波段反射率、波段反射率之和、波段反射率比值、NDVI 等光谱特征, 采用分层决策树分类法实现了对越冬前的冬小麦面积早期提取^[12]; 杨闫君等基于 GF-1 NDVI 时间序列数据, 采用最大似然法、神经网络分类、支持向量机等分类方法对花生、水稻、冬小麦—夏玉米等农作物进行分类, 研究发现, 支持向量机分类方法总体精度最高, 达到 96.33%^[13]; 杨闫君等基于 NDVI 时间序列数据, 通过同时考察矢量的方向和大小建立了冬小麦识别矢量分析模型^[14]; 姜涛等利用中分辨率成像光谱仪(MODIS) NDVI 时间序列数据, 基于冬小麦分蘖期内的平均 NDVI 值、苗期—三叶期和开花期—乳熟期 2 个时间段的 NDVI 值线性拟合斜率构建了冬小麦遥感识别模型^[5]; 张喜旺等基于 MODIS NDVI 时间序列数据, 通过综合季相节律和特征光谱对冬小麦种植面积进行了遥感估算^[2]; 朱爽等提出了软硬变化检测(soft and hard change detection, 简称 SHCD)的作物识别方法, 它通过同时考虑离散变化的纯净像元区和连续变化的混合像元区, 不仅能够通过地表覆盖类型状态变化来有效地识别作物, 而且可识别出地表覆盖类型的状态变化程度, 从而可定量表达农作物的丰度^[4]。农作物及其面积的识别精度不仅与时相信息有关, 同时还与空间分辨率密切相关^[15]。2015 年 6 月 23 日发射升空的 Sentinel-2A 卫星, 能够以 10 d 的重访周期(与 2017 年 3 月 7 日发射的 Sentinel-2B 卫星组成的 Sentinel-2 观测星座, 重访周期可缩短为 5 d)提供高空间分辨率(最高达 10 m)的多光谱数据。Sentinel-2A 同时具有较高的空间分辨率和时间分辨率, 它在农作物的季相节律特征提取以及农作物的识别中具有巨大潜力。

在以往关于时间序列的农作物识别方面, 主要针对中低分辨率影像, 制约了识别精度的提高。鉴于 Sentinel-2A 同时具备高时间和高空间分辨率的优势, 本研究拟以河北省辛

收稿日期: 2018-05-14

基金项目: 中国博士后科学基金(编号: 2017M610338); 河北省创新能力提升计划(编号: 18964201H); 江苏省研究生科研与实践创新计划(编号: KYCX17_0892); 河北省气象与生态环境重点实验室开放研究基金(编号: Z201607Y)。

作者简介: 甄晓菊(1981—), 女, 河北秦皇岛人, 硕士, 工程师, 主要从事城市环境气象研究。E-mail: xjzhen@163.com。

通信作者: 张雪红, 博士, 副教授, 主要从事农业遥感研究。E-mail: zxbhnu@126.com。

集市为研究区,基于 10 m 分辨率的 Sentinel-2A *NDVI* 时间序列数据,结合冬小麦独特的季相节律特征及其种植方式,构建冬小麦遥感识别模型,开展冬小麦的遥感识别研究。

1 研究区与试验数据

1.1 研究区概况

研究区位于河北省石家庄市辛集市,中心地理位置为 115.22°E,37.93°N,占地面积约为 951 km²。辛集市地势平坦,处于北半球暖温带地区,大陆性季风气候特点显著,四季分明,光照充足,适宜作物生长。年平均气温为 12.5℃,最冷月为 1 月(平均气温为 -3.9℃);最热月为 7 月(平均气温为 26.5℃),年平均降水量为 534.6 mm,年平均日照时数为 2 513.9 h,年平均无霜期为 197 d。该区的主要粮食作物为冬小麦和夏玉米,一年两熟轮作制度。辛集市是河北省冬小麦主要粮食产区之一,选定为冬小麦信息提取的研究区具有一定代表性。

1.2 Sentinel-2A 时间序列数据集

Sentinel-2A 卫星是全球环境与安全监测计划的第 2 颗卫星,用于提供森林监测、土地覆盖变化监测等一系列服务。它携带的多光谱成像仪(MSI)设置有 13 个光谱波段,覆盖可见光、近红外、短波红外波谱范围,刈幅宽 290 km,重访周期为 10 d,能够提供高空间分辨率(10、20、60 m)的多光谱数据(表 1)。

在 2016 年 8 月至 2017 年 8 月,共选取研究区内 15 个无云时相的遥感影像,分别为 2016 年 8 月 31 日、2016 年 10 月 10 日、2016 年 10 月 30 日、2016 年 12 月 29 日、2017 年 2 月 27 日、2017 年 3 月 9 日、2017 年 3 月 29 日、2017 年 4 月 18 日、2017 年 4 月 28 日、2017 年 5 月 18 日、2017 年 5 月 28 日、2017 年 6 月 7 日、2017 年 6 月 27 日、2017 年 7 月 7 日、2017 年 8 月 16 日,并通过欧洲航天局(European space agency,简称 ESA)的数据共享网站免费下载 Sentinel-2 的 Level-1C 数据产品(下载网址:https://scihub.copernicus.eu/dhus/#/home)。

表 1 Sentinel-2A 卫星的部分参数信息

波段	中心波长 (nm)	波段宽度 (nm)	空间分辨率 (m)
1	443	20	60
2	490	65	10
3	560	35	10
4	665	30	10
5	705	15	20
6	740	15	20
7	783	20	20
8	842	115	10
8A	865	20	20
9	945	20	60
10	1 375	30	60
11	1 610	90	20
12	2 190	180	20

1.3 实地调查数据

为获取研究区内主要地物类型的分布,2017 年 3—5 月在辛集市进行地面实地调查,野外调查时采用手持 GPS(全球定位系统)测量地块的经纬度坐标,并记录地物类型信息,共

获取样本点 66 个(图 1),包含样本像元总数 6 724 个,进一步随机分为训练样本 3 934 个和验证样本 2 790 个,其中冬小麦训练样本 1 479 个,验证样本 1 253 个。根据实地考察结果,并查阅相关资料,总结了研究区不同植物的物候期(表 2)。辛集地区主要种植的农作物有冬小麦、夏玉米、春玉米和山药等,此外还分布有大面积的杏树、梨树等果树。

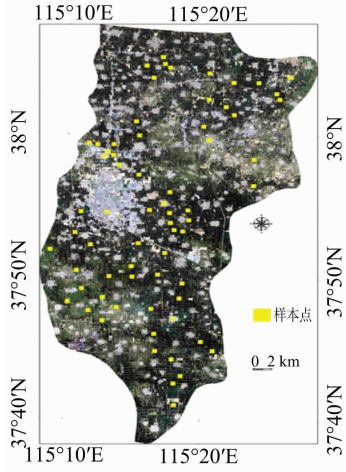


图 1 研究区样本点分布示意

2 研究方法

2.1 NDVI 时间序列曲线的构建及特征分析

2.1.1 NDVI 时间序列曲线的构建 利用绿色植物叶片在红光和近红外波段的光谱反差计算的 *NDVI* 值,可以充分反映植被的生长变化信息,是目前应用最广泛的植被指数之一^[16]。经过辐射校正后得到的地表反射率数据消除了大气、传感器等因素的影响,能够准确地反映地表的真实情况,将其用于时间序列 *NDVI* 值的计算,公式如下:

$$NDVI\text{ 值} = (\rho_{NIR} - \rho_R) / (\rho_{NIR} + \rho_R)。$$
 (1)

式中: ρ_{NIR} 、 ρ_R 分别为近红外、红光波段的反射率,本研究中分别对应于 Sentinel-2A 的波段 8 和波段 4。

通过选择全覆盖、无云、可见度高等条件下的 Sentinel-2A 影像,形成卫星影像时间序列。由于下载的 Sentinel-2A 影像为已经进行了几何校正的 LIC 大气层顶观反射率产品,因此,本研究利用欧洲航天局官方提供的 Sentinel-2 卫星影像大气校正方法 Sen2cor(Sentinel-2 Level-2A Atmospheric Correction Processor)^[17]对影像数据进行大气校正,并利用 ENVI 软件对影像进行投影转换、镶嵌和裁剪等处理。最后基于公式(1)获取研究区内的 *NDVI* 时间序列数据集。

2.1.2 典型地物 *NDVI* 时间序列曲线的特征分析 *NDVI* 不但能增强植被与非植被之间的差异,通过其时间序列数据还可以敏感地反映植物的生长状况及其变化过程。不同植物的物候期存在不同程度的差异,因此基于 *NDVI* 时间序列可直观地反映林地以及不同农作物等的 *NDVI* 动态变化趋势,从而便于不同植被类型的准确识别。

结合实地调查数据和 Sentinel-2A *NDVI* 时间序列数据,获取不同地物 *NDVI* 均值形成 *NDVI* 时间序列特征曲线(图 2)。可以看出,水体、裸土及不透水层等非植被的 *NDVI* 值较小,*NDVI* 时间序列曲线波动小,且没有明显的波峰;林地、山

表 2 研究区主要植物物候期

植被 类型	1 月			2 月			3 月			4 月			5 月			6 月			7 月			8 月			9 月			10 月			11 月			12 月		
	上	中	下	上	中	下	上	中	下	上	中	下	上	中	下	上	中	下	上	中	下	上	中	下	上	中	下	上	中	下	上	中	下			
冬小麦	越冬期	越冬期	越冬期	返青期	起身期	拔节期	孕穗期	抽穗期	灌浆期	乳熟期	成熟期																							分蘖		
夏玉米																																				
春玉米																																				
山药																																				
杏树																																				
梨树																																				

药及春玉米的 *NDVI* 时间序列曲线都只有 1 个波峰,其中山药及春玉米属于一年一季作物;冬小麦—夏玉米的 *NDVI* 时间序列曲线共有 3 个波峰,其中冬小麦生长期中出现 2 个,包括越冬前的 1 个小波峰,属于一年两季的种植模式。

研究区内的林地除了杨树、柳树、槐树等,还分布有大面积的梨树、杏树等果林,它们从 3 月中下旬进入萌芽期,4 月初进入开花期和展叶期,*NDVI* 值迅速增大,至 5 月上旬 *NDVI* 值趋于稳定,直到 9 月底进入落叶期,其 *NDVI* 值才逐渐下降,进入休眠期后 *NDVI* 值达到全年中的谷值。

春玉米和山药虽然均为一年一季作物,*NDVI* 时间序列曲线呈现为单峰特征,但二者的生育期存在较为明显的差别,从而导致单峰的形态存在差异。辛集市的山药在 3 月中下旬开始播种,4 月初进入幼苗期,此时 *NDVI* 值缓慢提高,直到 6 月上旬趋于稳定,到 10 月中下旬叶片变黄,*NDVI* 值逐渐减小,11 月采收期后 *NDVI* 值迅速降至全年的最小值。而春玉米在 5 月上旬进行播种,5 月中下旬进入苗期,其 *NDVI* 值逐渐增大,直到 7 月上旬达到最大值,此后一直稳定至 8 月下旬,9 月份进入成熟期后,*NDVI* 值迅速下降。

冬小麦—夏玉米 *NDVI* 时间序列曲线的峰值数明显区别于一年一季作物。冬小麦在 10 月中下旬进行播种,播种后 1 周左右出苗,*NDVI* 值呈现逐渐升高的趋势,12 月份冬小麦分蘖旺盛,*NDVI* 曲线出现第 1 个小波峰,次年 1 月上旬越冬期开始,持续到次年的 2 月下旬。在越冬期,由于气温低,冬小麦处于冬眠状态,植株基本停止生长,*NDVI* 值有下降趋势。自 3 月上旬开始返青,然后进入起身期,*NDVI* 值随之快速上升,4 月上旬冬小麦进入拔节期并快速生长,是 *NDVI* 曲线斜率最大的时期,4 月中下旬进入孕穗期,孕穗后期 *NDVI* 值达到全生育期的峰值,可达 0.8 左右,此时 *NDVI* 值高于其他任何植被。从 4 月底冬小麦群体陆续进入抽穗期,一直到 6 月上旬的成熟期,*NDVI* 值快速下降。接茬作物夏玉米在 6 月中旬播种出苗,7 月玉米植株快速生长,*NDVI* 曲线迅速升高,7 月中下旬开始拔节,8 月份进入旺盛生长期,*NDVI* 值继续升高,8 月中下旬吐丝,*NDVI* 值达到整个生长期的最高值,9 月上旬灌浆后进入成熟期,*NDVI* 值开始降低,9 月中下旬玉米成熟收获。

2.2 冬小麦遥感识别方法

2.2.1 积分法 从图 2 可以看出,冬小麦从返青期至孕穗期 *NDVI* 值迅速提高,在此阶段冬小麦 *NDVI* 值显著高于其他地物,冬小麦的 *NDVI* 时间序列曲线随时间的积分值相对较大。因此,本研究充分利用这一特征构建冬小麦的积分法识别模型。积分的几何含义就是求算曲线与坐标轴之间的覆盖面积,因此积分值可转化为计算曲线面积 S_i ,公式如下:

$$S_i = \frac{(V_{5,i} + V_{6,i})(t_{6,i} - t_{5,i}) + (V_{6,i} + V_{7,i})(t_{7,i} - t_{6,i}) + (V_{7,i} + V_{8,i})(t_{8,i} - t_{7,i})}{2} \quad (2)$$

式中: S_i 为像元 i 在 t_5 至 t_8 时相的 *NDVI* 积分值(本研究中对应于冬小麦返青期至孕穗期); $V_{5,i}$ 、 $V_{6,i}$ 、 $V_{7,i}$ 、 $V_{8,i}$ 为像元 i 在 t_5 至 t_8 时相的 *NDVI* 值; $t_{5,i}$ 、 $t_{6,i}$ 、 $t_{7,i}$ 、 $t_{8,i}$ 为像元 i 的 t_5 至 t_8 时相。基于每个像元的 S_i ,构建冬小麦的积分法识别模型:

$$\text{地物类型} = \begin{cases} \text{冬小麦} \\ \text{其他地物} \end{cases}, S_i \geq a。$$

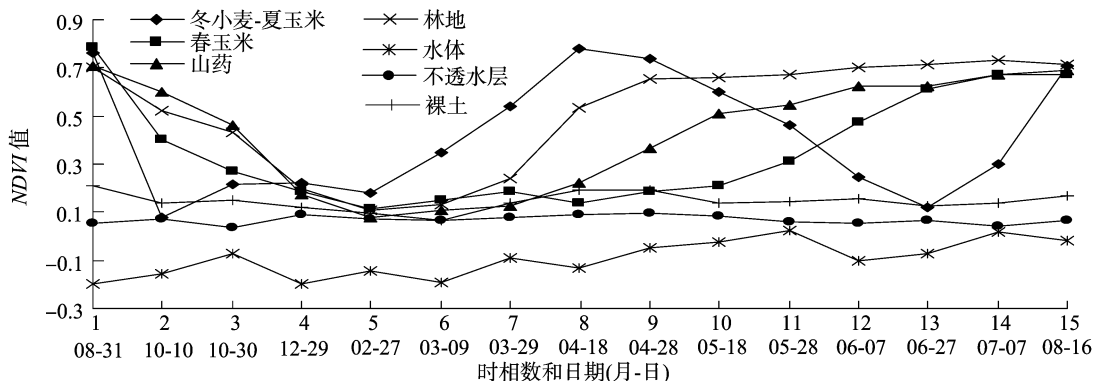


图2 辛集市典型地物 NDVI 时间序列曲线

式中: a 为阈值参数。根据公式(2)并结合 1 479 个冬小麦训练样本及 2 455 个其他地物训练样本, 将 a 设定为 1.20。

2.2.2 斜率法 研究区内的所有植被类型中, 唯有冬小麦在 4 月中下旬生长达到鼎盛阶段, 6 月进入成熟期, 其 $NDVI$ 时间序列曲线在 4 月下旬至 6 月出现快速下降, 而其他作物和植被的 $NDVI$ 时间序列曲线均处于不同程度的上升阶段。因此, 通过计算 4 月下旬至 6 月的 $NDVI$ 时间序列曲线的变化率, 对冬小麦的识别具有巨大的潜力。为此构建冬小麦的斜率法识别模型, 曲线的变化率在几何上的含义即为斜率 K_i , 公式如下:

$$K_i = \frac{V_{12,i} - V_{8,i}}{t_{12,i} - t_{8,i}} \quad (3)$$

式中: K_i 为像元 i 在 t_8 至 t_{12} 时相的 $NDVI$ 斜率; t_8 、 t_{12} 时在本研究中对冬小麦的孕穗期和成熟期; $V_{8,i}$ 、 $V_{12,i}$ 为像元 i 在 t_8 至 t_{12} 时相的 $NDVI$ 值。

基于每个像元的 K_i , 构建冬小麦的斜率识别模型:

$$\text{地物类型} = \begin{cases} \text{冬小麦} \\ \text{其他地物} \end{cases}, K_i \leq a.$$

式中: a 为阈值参数, 根据公式(3)并结合 1 479 个冬小麦训练样本及 2 455 个其他地物训练样本, 将 a 设定为 -0.12。

2.2.3 决策树法 冬小麦—夏玉米属于一年两季的种植模式, 其 $NDVI$ 时间序列曲线具有多峰特征, 并且在 3 至 6 月 $NDVI$ 值出现的峰和谷是区别于其他植被和作物的显著特征之一。因此, 通过建立决策树来提取此特征, 从而用来识别冬小麦。结合训练样本数据, 建立如下决策规则如下:

$$\text{地物类型} = \begin{cases} \text{冬小麦} \\ \text{其他地物} \end{cases}, V_{8,i} \geq 0.6 \text{ 且 } V_{13,i} < 0.25.$$

2.2.4 SAM 法 为了和本研究提取的以上 3 种方法进行对比, 并鉴于冬小麦—夏玉米 $NDVI$ 时间序列曲线在整个时间序列曲线与其他地物均存在明显差异的特点, 也构建了常用的光谱角度制图 (SAM) 模型来识别冬小麦。算法原理: 将每个像元的 $NDVI$ 时间序列看作 1 个多维向量, 以冬小麦训练样本的均值时间序列数据为参考向量, 计算像元 i 与冬小麦参考向量之间的夹角 (光谱角), 通过光谱角 θ_i 的大小来判断待分像元 i 是否为冬小麦。像元 i 与冬小麦参考向量之间的光谱角 θ_i 定义为下式:

$$\theta_i = \cos \left(\frac{\sum_{k=0}^{15} V_{k,i} \cdot R_k}{\sqrt{\sum_{k=0}^{15} V_{k,i}^2} \cdot \sqrt{\sum_{k=0}^{15} R_k^2}} \right) \quad (4)$$

式中: $V_{k,i}$ 为像元 i 在时相 K 的 $NDVI$ 值; R_k 为冬小麦在时相 K 的 $NDVI$ 值。通过计算像元 i 的 θ_i , 并结合冬小麦训练样本, 构建冬小麦的 SAM 识别模型如下:

$$\text{地物类型} = \begin{cases} \text{冬小麦} \\ \text{其他地物} \end{cases}, \theta_i < 0.25.$$

3 结果与分析

3.1 冬小麦提取结果及精度评价

基于“2.2”节中的 4 种冬小麦提取方法, 对 2016 年至 2017 年辛集市的冬小麦进行遥感识别与提取, 提取结果如图 3 所示。进一步采用 2 790 个验证样本 (其中冬小麦 1 253 个, 非冬小麦 1 537 个) 对 4 种方法的提取结果进行精度评价。由表 3 可知, 对于总体精度而言, 决策树法最高, 为 98.67%, SAM 方法最低, 为 96.55%, 而斜率法、积分法介于二者之间, 分别为 98.49%、97.67%; 对于用户精度, 积分法最高 (97.83%), 然后依次是决策树法 (97.20%)、斜率法 (96.90%)、SAM 方法 (93.27%); 而生产者精度中, 积分法最低, 为 96.97%, 另外 3 种方法均超过 99%。

因此, 总体而言, SAM 方法因过多的非冬小麦像元被误分为冬小麦 (错分误差为 6.73%), 从而造成总体精度及冬小麦用户精度最低; 决策树法因冬小麦的生产者精度及用户精度均较高, 使得其总体精度在 4 种方法中最高。

3.2 冬小麦识别算法对比

不同的冬小麦提取算法, 其识别冬小麦的原理不同, 从而导致识别的精度也存在差异。为了进一步探索导致冬小麦识别精度存在差异的原因, 图 4 通过从研究区内截取 1 个典型区域, 结合冬小麦识别结果, 对各识别算法进行分析和比较。

对于积分法, 由于其从冬小麦返青期至孕穗期 (本研究从 t_5 至 t_8 时相) 对 $NDVI$ 时间序列曲线进行积分, 而一些过于稀疏的冬小麦像元或冬小麦与其他地物的混合像元, 其 $NDVI$ 积分值偏小, 容易和果树等林地相混淆, 造成冬小麦像元的漏分。如图 4 中的红色矩形区域内, 因冬小麦密度偏小, 和其他 3 种识别算法相比, 积分法 (图 4-a) 对于稀疏的冬小麦漏分率最高, 从而导致其生产者精度偏低。

SAM 法是将整个 $NDVI$ 时间序列作为 1 个向量, 通过计算该向量的方向 (与地物的类型密切相关) 与参考向量的一致度来识别冬小麦, 即考察待分像元 $NDVI$ 时间序列曲线形态与典型地物的变化趋势一致性。本研究中 SAM 法提取的冬小麦用户精度最低 (为 93.27%), 可能的原因是从 t_1 至 t_8

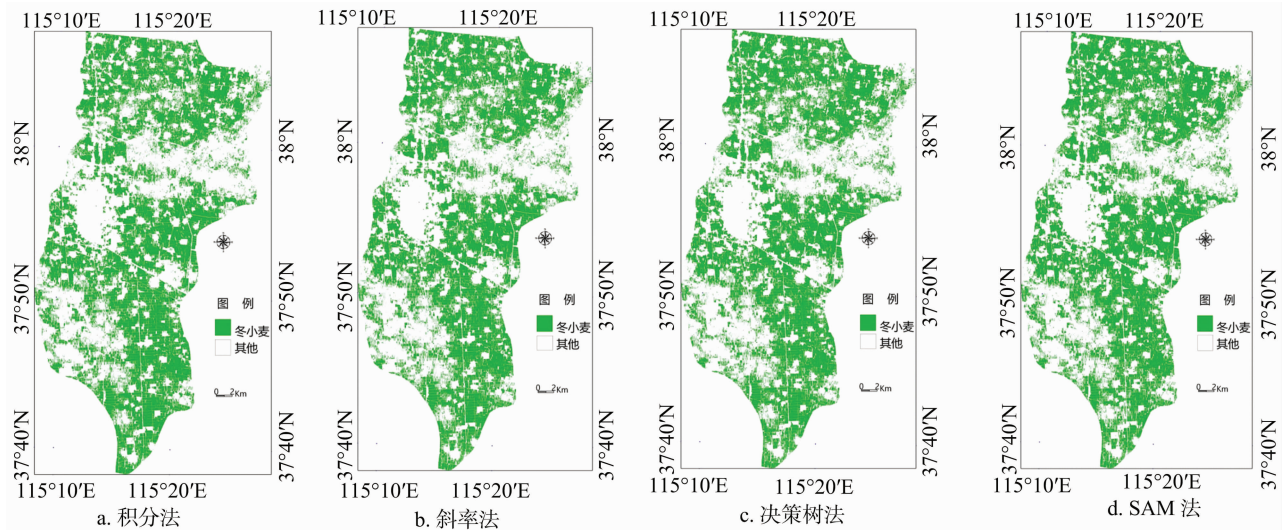


图3 冬小麦提取结果及空间分布

表 3 冬小麦识别精度相关数据

提取方法	被正确分类的像元数(个)		验证样本数(个)		冬小麦识别精度(%)		
	冬小麦	非冬小麦	冬小麦	非冬小麦	生产者	用户	总体
积分法	1 215	1 510	1 253	1 537	96.97	97.83	97.67
斜率法	1 251	1 497	1 253	1 537	99.84	96.90	98.49
决策树法	1 252	1 501	1 253	1 537	99.92	97.20	98.67
SAM 法	1 247	1 447	1 253	1 537	99.52	93.27	96.55

时相,林地 *NDVI* 时间序列曲线变化趋势同冬小麦的差异较小,再加上不同时相卫星空间采样的微小差异,使得部分稀疏林地或林地斑块边缘在 t_{13} 时相附近的 *NDVI* 值偏低(如图 4

中的椭圆区域,误分为冬小麦的林地 *NDVI* 时间序列曲线如图 5 所示),从而导致其与冬小麦—夏玉米 *NDVI* 时间序列曲线的变化趋势相似,导致容易被误分为冬小麦。

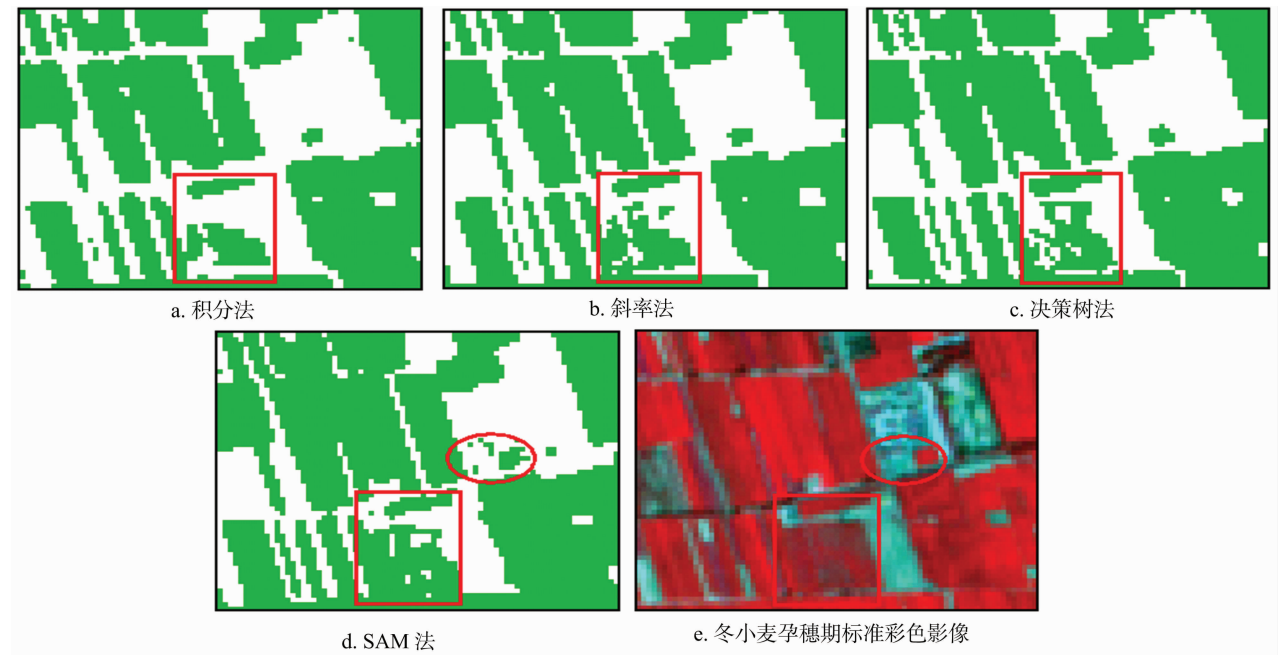


图4 冬小麦提取结果对比实例

对于斜率法及决策树法,前者利用冬小麦在 t_8 至 t_{12} 时相 *NDVI* 时间序列曲线陡然下降的独特特征,后者则结合冬小麦 *NDVI* 时间序列曲线在 t_8 和 t_{13} 时相分别出现峰和谷的特点提出冬小麦的识别算法,因此二者均充分利用了冬小麦与夏玉米的一年两季种植模式的特点,使得它们提取冬小麦时的各

项精度指标均较高。

4 讨论

冬小麦独特的物候期以及一年两季的冬小麦—夏玉米种植模式,是基于 *NDVI* 时间序列数据进行冬小麦遥感识别的

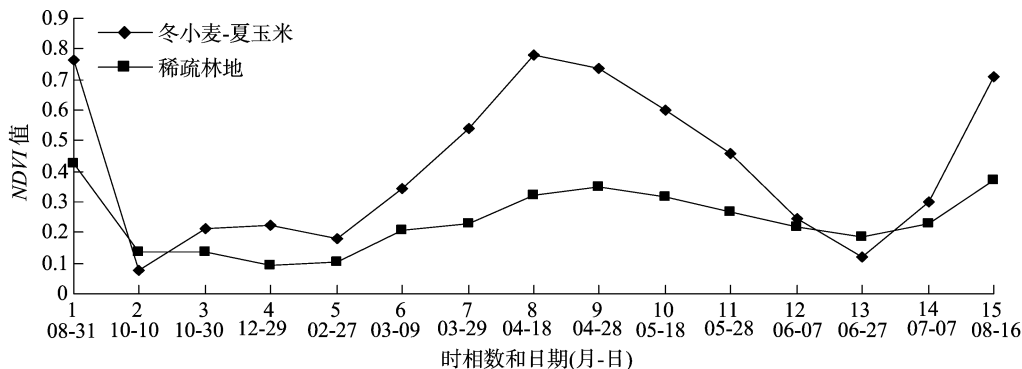


图5 稀疏林地及冬小麦-夏玉米 NDVI 时间序列曲线

理论基础。针对冬小麦的物候期及种植模式,本研究构建了积分法、斜率法及决策树法来识别冬小麦,其中积分法、斜率法及决策树法主要是基于冬小麦 2—6 月的物候特征而建立的,此物候特征在 NDVI 时间序列上表现为显著的波峰。

积分法通过计算特定时间段内 NDVI 时间序列曲线所包围的面积来判定是否为冬小麦,对于冬小麦,在积分区间内其积分面积通常大于其他农作物及植被类型。由本研究可知,林地在 10 月及 11 月份(即冬小麦播种期和苗期)的 NDVI 值往往高于冬小麦^[5-6]。因此,如果积分时段选择全生育期,则导致冬小麦与林地的积分面积差异变小,从而降低了该方法对冬小麦识别的敏感性。为此,结合 Sentinel-2A 的高时间分辨率的优势,本研究选择冬小麦关键生育期(返青期至孕穗期)进行积分,以提高积分法识别冬小麦的精度。

冬小麦 NDVI 时间序列曲线表现出从 4 月下旬至 6 月急剧下降的特点,而其他植被则刚好处于快速增长阶段。因此本研究通过计算此阶段 NDVI 值的变化率,提出了斜率法冬小麦识别模型。本研究表明,此方法的总体精度达到 98.49%,能很好地识别冬小麦。姜涛等利用 MODIS NDVI 时间序列数据,基于冬小麦分蘖期的平均 NDVI 值、苗期—三叶期和开花期—乳熟期 2 个时间段的 NDVI 值线性拟合斜率构建的冬小麦遥感识别模型也能有效对冬小麦进行识别^[5]。相比较而言,本研究的斜率法仅要计算抽穗期—成熟期的斜率,算法更为简便,所需的 NDVI 时间序列更短。同理,决策树法仍然是基于冬小麦 NDVI 时间序列曲线 4 月至 6 月出现显著的“一峰一谷”特征,通过判断峰谷的位置及幅度来识别冬小麦。研究表明,该算法的总体精度最高(达 98.67%)。

为了与本研究提出的冬小麦识别算法进行对比,同时采用传统的 SAM 法识别与提取冬小麦。由于 SAM 法主要考察的是向量的方向,即 NDVI 时间序列曲线的形状,而没有考虑 NDVI 的幅度。因此,部分稀疏的林地容易与冬小麦相混淆。针对 SAM 的局限性,张晶等通过同时考虑向量的方向及大小,以提供识别精度^[6,14]。

农作物及其面积的识别与精度提取同时还与空间分辨率密切相关,王利民等对冬小麦面积识别精度与遥感数据分辨率之间的关系研究表明,当空间分辨率过小(如低于 100 m)或较高(优于 10 m)时,识别精度变化较为缓慢,而在中等分辨率(15 m 或 30 m)区间时,用户精度变化明显^[15]。本研究表明, Sentinel-2A 同时具有较高的空间分辨率和时间分辨率的特点,为实现农作物的准确识别提供了可能。

5 结论

本研究以河北省辛集市为研究区,基于 10 m 分辨率的 Sentinel-2A NDVI 时间序列数据,结合研究区物候历,分别构建积分法、斜率法、决策树法以及 SAM 法等识别模型对冬小麦信息进行提取,得出以下结论:

(1) 研究区内不同植被类型的物候期存在显著差异,不同农作物的种植模式不同,其中只有冬小麦—夏玉米为一年两季种植,使得其 NDVI 时间序列曲线在年周期内呈现“三峰三谷”的独特特征,尤其是 2—6 月的波峰是识别冬小麦的关键特征。

(2) 构建的积分法、斜率法、决策树法以及 SAM 法等冬小麦识别模型,均取得了较高的分类精度,总体精度都高于 96.5%,表明覆盖作物完整生长期的 Sentinel-2A NDVI 时间序列可以实现冬小麦的高精度分类与识别。其中斜率法、决策树法精度较高,总体精度均超过 98%,这表明二者更适用于基于 NDVI 时间序列的作物分类。

(3) Sentinel-2A 卫星能以 10 d 的重访周期提供高空间分辨率影像数据,其像元纯度高,有效地缓解了作物识别中混合像元的问题,识别精度较高,在农作物的季相节律特征提取以及农作物的识别中具有巨大潜力;此外,该数据的免费共享可为我国农情遥感监测业务提供高时间分辨率、高空间分辨率的遥感数据。

参考文献:

- [1] Lobell D B, Asner G P. Cropland distributions from temporal unmixing of MODIS data[J]. Remote Sensing of Environment, 2004, 93(3): 412—422.
- [2] 张喜旺, 秦耀辰, 秦 奋. 综合季相节律和特征光谱的冬小麦种植面积遥感估算[J]. 农业工程学报, 2013, 29(8): 154—163, 295.
- [3] 权文婷, 王 钊. 冬小麦种植面积遥感提取方法研究[J]. 国土资源遥感, 2013, 25(4): 8—15.
- [4] 朱 爽, 张锦水, 帅冠元, 等. 通过软硬变化检测识别冬小麦[J]. 遥感学报, 2014, 18(2): 476—496.
- [5] 姜 涛, 朱文泉, 詹 培, 等. 一种抗时序数据噪声的冬小麦识别方法研究[J]. 遥感技术与应用, 2017, 32(4): 698—708.
- [6] 张 晶, 占玉林, 李如仁. 高分一号归一化植被指数时间序列用于冬小麦识别[J]. 遥感信息, 2017, 32(1): 50—56.
- [7] 邹金秋, 陈佑启, Uchida S, 等. 利用 Terra/MODIS 数据提取冬小

刘明勇,刘亚东,库浩锋,等.可调节埂型水田筑埂机的研究设计[J].江苏农业科学,2019,47(16):245-249.
doi:10.15889/j.issn.1002-1302.2019.16.054

可调节埂型水田筑埂机的研究设计

刘明勇^{1,2},刘亚东^{1,2},库浩锋^{1,2},陈 龙^{1,2},谢柏林^{1,2}

(1.湖北工业大学农机工程研究设计院,湖北武汉 430068;2.湖北省农业机械工程研究设计院,湖北武汉 430068)

摘要:针对目前人工筑埂存在劳动强度大、效率低、成本高和筑埂质量不理想等问题,设计一种可调节埂型的水田筑埂机。该筑埂机由动力系统、传动系统、集土作业总成、压实成型作业总成和机架等部分组成。阐述其工作原理和关键部件设计方法。利用 Solidworks 软件建立其关键部件的简化模型,采用离散元和有限元软件,分别对集土装置和镇压成型装置进行力学分析。分析结果表明,集土装置的弧形刀片优化后受到的等效应力小于其许用应力,镇压成型装置的强度和刚度符合要求。

关键词:筑埂机;水田;集土装置;镇压成型装置;可调节埂型

中图分类号: S222.5+3 **文献标志码:** A **文章编号:** 1002-1302(2019)16-0245-05

在我国水稻是主要粮食作物。在水稻生产过程中,筑埂是必不可少的步骤。调查发现,我国大多数地区水田筑埂仍采用人工来完成。人工筑埂既耗时又费力,劳动强度大,工作效率低,成本高。所筑田埂坚实性和均匀性差,需要人工进行压实^[1-7]。人工筑埂已不适合现在水田机械化的发展,更不利于我国现代农业的发展;因此,及时有效地修筑田埂是水稻机械化生产的必要条件。

目前,国内外对筑埂机已有了一定的研究成果。1966 年,由中国农业机械化科学研究所的周勤就等在西集打埂机的基础上研制改进设计出来了 PZX-3.6 型平畦筑埂机^[8],该机是中国历史上第一台筑埂机。1976 年,东北农学院农机系的蒋亦元等在仿苏“ZKG”型筑埂机的基础上成功研制了 1ZS-1 型悬挂式水田筑埂机,该机结构简单、体积小、质量轻、筑埂坚固、适应性强、作业效率高^[9]。1998 年,中国农业大学农机研究所王立臣等成功研制了一种新型的悬挂式田间

筑埂机,该机适用于水田的筑埂作业,埂形状为梯形^[10]。2013 年,东北农业大学的王金峰等开发出一种悬挂式水田筑埂机,该筑埂机可实现 180° 翻转,将田埂拐角处不能修筑的部分修筑完成^[11]。2013 年,吉林农业大学的赵丽萍等设计了一种新型水田整地筑埂联合作业机,该机可以进行整地、筑埂或者是整地筑埂联合作业^[12]。国外对于水田筑埂技术的研究起步较早,当今日本和韩国处于世界领先的地位。日本和韩国大多是采用的单面筑埂的作业方式,以拖拉机为动力,质量轻、能耗低、工作效率高,其工作效率比人工高几十倍^[13]。当前我国的水田筑埂机存在功耗较大、磨损严重、筑埂成型部分只是表面压实而内部松散,只能修筑固定埂型不能改变田埂大小,大多数筑埂机只注重整机的实验开发,缺乏对理论的深入研究等一系列问题。本研究设计了一种可调节埂型的水田筑埂机,该机使用 40~60 kW 拖拉机为动力,采用三点悬挂连接。整机结构设计合理,可实现快速切削取土,调节埂型的特点,所筑田埂适应性强,不易生长杂草,能够有效解决人工筑埂带来的诸多问题,满足水稻生产机械化发展的需要。

1 整机结构及工作原理

可调节埂型的水田筑埂机主要由机架、悬挂装置、集土装

收稿日期:2019-04-08

基金项目:国家重点研发计划(编号:2017YFD0701105-03)。

作者简介:刘明勇(1986—),男,江西九江人,博士,副教授,主要从事农机动力学研究。E-mail:lmv8508@qq.com。

通信作者:刘亚东,硕士研究生,主要从事农机动力学研究。E-mail:898664067@qq.com。

麦面积及精度分析[J].农业工程学报,2007,23(11):195-200.

[8] Pal M, Mather P M. Support vector machines for classification in remote sensing[J]. International Journal of Remote Sensing, 2005, 26(5): 1007-1011.

[9] Xu M, Watanachaturaporn P, Varshney P K, et al. Decision tree regression for soft classification of remote sensing data[J]. Remote Sensing of Environment, 2005, 97(3): 322-336.

[10] 王长耀,林文鹏.基于 MODISEVI 的冬小麦产量遥感预测研究[J].农业工程学报,2005,21(10):90-94.

[11] 李开丽,蒋建军,茅荣正,等.植被叶面积指数遥感检测模型[J].生态学报,2005,25(6):1491-1496.

[12] 王利民,刘 佳,杨福刚,等.基于 GF-1 卫星遥感的冬小麦面

积早期识别[J].农业工程学报,2015,31(11):194-201.

[13] 杨闫君,占玉林,田庆久,等.基于 GF-1/WFVNDVI 时间序列数据的作物分类[J].农业工程学报,2015,31(24):155-161.

[14] 杨闫君,占玉林,田庆久,等.利用时序数据构建冬小麦识别定量分析模型[J].遥感信息,2016,31(5):53-59.

[15] 王利民,刘 佳,高建孟,等.冬小麦面积遥感识别精度与空间分辨率的关系[J].农业工程学报,2016,32(23):152-160.

[16] Liang S L. Quantitative remote sensing of land surfaces[M]. New Jersey: John Wiley & Sons, 2003.

[17] Main-Knorn M, Pflug B, Debaecker V, et al. Calibration and validation plan for the I2A processor and products of the Sentinel-2 mission[C]//International Archives of the Photogrammetry Remote Sensing & S, 2015, XL-7/W3(7):1249-1255.