

基于 GEE 的苹果园地遥感信息提取研究

——以陕西省渭北旱塬区为例

陈 印¹, 刚成诚^{2,3*}, 刘欢欢¹, 刘 悦¹, 范蒙恩¹, 陈 宇¹, 张 曼^{2,3}, 于子涵⁴

(1. 西北农林科技大学 草业与草原学院, 陕西 杨陵 712100; 2. 西北农林科技大学 水土保持研究所, 陕西 杨陵 712100;

3. 中国科学院水利部 水土保持研究所, 陕西 杨陵 712100; 4. 西北农林科技大学 资源环境学院, 陕西 杨陵 712100)

摘 要: 准确掌握苹果园空间分布及动态变化对苹果产业发展及规划具有重要意义。以陕西主要种植区——渭北旱塬区 14 个县(区)为研究区, 基于 Google Earth Engine(GEE)云计算平台, 以 2020 年 Sentinel-2 卫星影像的 Level-2A 级数据为数据源, 结合实地采样获得的 461 个苹果园样本点, 构建包含光谱特征、遥感植被指数、纹理特征和地形特征等共计 21 个特征作为分类特征集, 利用随机森林分类方法对研究区苹果园地空间信息进行提取。结果表明, 研究区苹果种植面积为 23.03 万 hm^2 , 连片种植的苹果园主要分布于延安市洛川县、渭南市白水县、咸阳市淳化县和咸阳市彬州市, 种植面积分别为 3.54、3.21、2.90 万 hm^2 和 2.51 万 hm^2 ; 包含光谱特征、遥感植被指数、纹理特征和地形特征的分类特征集在提取苹果园空间格局方面效果最优, 苹果园地提取的总体精度和 Kappa 系数分别为 94% 和 0.86, 高于其他分类特征组合。研究成果可为未来陕西省苹果产业合理规划及果园精细化管理提供科学依据和数据支撑。

关键词: Google Earth Engine; 苹果园; Sentinel-2; 纹理特征; 渭北旱塬区

中图分类号: S127

文献标志码: A

文章编号: 1001-7461(2024)01-0036-08

Remote Sensing Extraction of Apple Orchard Based on GEE——A Case Study of Weibei Plateau Region in Shaanxi Province

CHEN Yin¹, GANG Cheng-cheng^{2,3*}, LIU Huan-huan¹, LIU Yue¹, FAN Meng-en¹, CHEN Yu¹,
ZHANG Man^{2,3}, YU Zi-han⁴

(1. College of Grassland Agriculture, Northwest A&F University, Yangling 712100, Shaanxi, China;

2. Institute of Soil and Water Conservation, Northwest A&F University, Yangling 712100, Shaanxi, China;

3. Institute of Soil and Water Conservation, Ministry of Water Resources, Chinese Academy of Sciences, Yangling 712100, Shaanxi, China;

4. College of Natural Resources and Environment, Northwest A&F University, Yangling 712100, Shaanxi, China)

Abstract: Shaanxi Province is the best apple production region in the world with the largest contiguous apple planting area. Accurate understanding of the spatial patterns and dynamic changes of apple orchards is of paramount importance for the advancement of strategic planning of the apple industry. Fourteen counties located in the Weibei Plateau of Shaanxi Province were taken as the research area. Based on the Google Earth Engine (GEE) cloud computing platform, leveraged Level-2A data from Sentinel-2 remote sensing images in 2020 were used as data source. Combining with the 461 on-site sample points from apple orchards, a comprehensive set of 21 classification features including spectral features, remote sensing vegetation index, texture features, and topographic features were constructed. The random forest classification method was used to extract the spatial information of apple orchards in the Weibei Plateau. The results

收稿日期: 2023-09-02 修回日期: 2023-09-29

基金项目: 国家自然科学基金(31602004); 青海省防灾减灾重点实验室开放基金(QFZ-2021-Z06); 陕西省自然科学基金(2021JQ-171)。

第一作者: 陈 印。研究方向: 草地生态遥感。E-mail: chenying228@nwfau.edu.cn

* 通信作者: 刚成诚, 博士, 副研究员, 硕士生导师。研究方向: 生态系统遥感。E-mail: gangcc@ms.iswc.ac.cn

showed that the planting area of apple orchards was 200 300 hm². Apple orchards with contiguous distribution were mainly distributed in Luochuan of Yan'an, Baishui of Weinan, Chunhua of Xianyang, and Binzhou of Xianyang, with planting areas of 35 400, 32 100, 29 000 hm² and 25 100 hm², respectively. The scheme combining spectral features, remote sensing vegetation index, texture features, and topographic features performed the best among all these classification schemes with overall accuracy and the Kappa coefficient of 94% and 0.86, respectively. Our findings provide a scientific basis and data support for the rational planning of the apple industry and the refined management of apple orchards in Shaanxi.

Key words: Google Earth Engine; apple orchard; Sentinel-2; texture feature; Weibei Plateau region

苹果(*Malus pumila*)属于落叶乔木,富含矿物质和维生素,是人们最常食用的水果之一。苹果在全世界温带地区均有种植,我国是世界上苹果种植总面积最大、总产量最高的国家^[1]。苹果种植区在我国多个省份均有分布。2020 年我国苹果种植面积为 208.85 万 hm²,总产量高达 4 406.61 万 t,占全球苹果产量的 54.07%^[2],其中,陕西省的苹果产量为 1 185 万 t,是我国苹果种植面积最大、产量最高的苹果大省,产量和出口量均为全国第一。陕西省具有生产优质苹果的自然条件,是全球最佳的苹果生产区,同时也是世界上连片种植苹果最大的地区^[3]。苹果产业已经成为陕西部分地区乡村振兴的经济支柱型产业^[4],对于当地农业的整体发展具有重要意义。

随着退耕还林还草等生态工程的不断深入以及“北扩西进”战略的实施,陕西省苹果种植面积和产量一直保持上升的趋势^[5-6]。因此,准确把握苹果园分布格局及变化趋势是苹果产业发展和科学研究不可忽视的一环。传统实地调研方法存在工作量大、成本高等问题,难以掌握区域大面积果园空间信息^[7]。遥感监测技术由于具有快速、低成本、大面积、长时间序列探测地表的特点,已被广泛运用于农业管理和作物监测^[8-9]。例如,根据作物的光谱特征和其他辅助信息,对饲草^[10]、玉米^[11]、花生^[12]、冬小麦^[13]等农作物进行空间信息提取,对农业生产具有重要意义。同时,经济林的遥感信息提取方面也取得了重要的研究进展,如葡萄^[14]、橡胶林^[15]、竹林^[16]和棕榈^[17]等。相比之下,针对果园遥感信息提取的研究相对薄弱。徐晗泽宇等^[18]利用 GEE 平台使用 2 140 景 Landsat 影像绘制了赣南柑橘果园的分布图;宋荣杰等^[19]构建了一种结合高分影像光谱信息和纹理信息以及随机森林算法的集成分类模型,对高分影像中猕猴桃果园进行了有效识别和自动提取。目前,苹果园地遥感信息提取的研究仍十分缺乏,仅局限于县域或乡镇尺度^[20-23],区域尺度苹果园地空间分布特征亟待开展深入的研究。

中高分辨率遥感影像,如 SPOT-5^[24]、GF-2^[25]、

Landsat^[26]和 Sentinel-2^[27-29],已被广泛应用于作物分类制图中。其中, Sentinel-2 具有更多的光谱波段和更短的重访周期,在作物信息提取中被作为重要的遥感数据源^[30]。在分类方法方面,随机森林(random forest, RF)算法和支持向量机(supporting vector machine, SVM)等机器学习算法已经逐渐取代传统的监督分类方法。随机森林算法是由多个决策树组成,可以解决决策树算法过拟合的出现,并能提高分类精度,在地物分类和识别领域具有良好的表现^[31]。王德军等^[32]分析了随机森林、支持向量机、最大似然分类 3 种分类方法对于农耕地提取效果,结果表明随机森林算法的分类精度最佳;马战林等^[33]融合了多时相 Sentinel-1 SAR 数据和 Sentinel-2 光学数据,发现基于 RF 算法的总体精度和 Kappa 系数分别为 95.78% 和 0.92;Blickensdorfer 等^[34]使用 RF 算法,基于 Sentinel-1、Sentinel-2 和 Landsat 8 绘制了德国 2017—2019 年农业土地覆盖图。

Google Earth Engine(GEE)云计算平台具有海量多源遥感数据、支持云端计算的特点,极大地增强了遥感数据处理和数据挖掘能力,为大面积区域尺度遥感信息提取及空间格局动态监测提供了技术平台^[35]。本研究以陕西省苹果主要种植区——渭北旱塬区为对象,基于 GEE 云平台获取 2020 年 Sentinel-2 影像数据,构建包含光谱特征、遥感植被指数、纹理特征和地形特征的多维分类特征集,应用 RF 算法提取研究区苹果园空间格局信息,探究不同分类特征组合下苹果园地遥感提取效果。

1 材料与数据来源

1.1 研究区概况

渭北旱塬区包括千阳县、凤翔县、麟游县、永寿县、彬州市、长武县、旬邑县、淳化县、耀州区、印台区、黄陵县、宜君县、白水县、洛川县,共计 14 个县(区)(图 1),地理位置 34.35°N—36.07°N, 106.94°E—109.77°E,海拔高度 458~1 841 m,总面积约 1.82 万 km²。该区属于温带大陆性季风型气候,年

2.1 分类特征及组合方案

红边波段和短红外波段在地物分类中具有重要的作用,因此,本研究提取了苹果开花期间苹果园、水域、城镇用地和其他用地的 10 个光谱波段反射率。由图 3 可见,水域在 10 个波段下均表现为较低的反射率,且较为平稳;城镇用地的反射率均高于水域;苹果园和其他用地在 B7、B8、B8A 波段下反射率几乎一致,仅在部分波段下差异较大。因此,本研究加入遥感植被指数、纹理特征和地形特征作为苹果园地的分类特征,以提高苹果园地分类遥感信息提取精度。

遥感植被指数包括归一化植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI, 式中记为 N_{DVI})、土壤调整植被指数(soil-adjusted vegetation index, SAVI, 式中记为 S_{AVI})、裸土指数(bare soil index, BSI, 式中记为 B_{SI})、增强植被指数(enhanced vegetation index, EVI, 式中记为 E_{VI})；纹理特征由通过灰度共生矩阵(gray level co-occurrence matrix, GLCM, 式中记为 G_{LCM})提取得到,纹理窗口大小为 3×3 ,包括均值(Mean)、方差(variance, Var)、角二阶矩(angular second moment, Asm)、熵(entropy, Ent)、对比度(constrast, Con)和相关性(correlation, Corr)；地形特征使用高程(DEM)数据(表 3)。

表 3 特征说明
Table 3 Feature descriptions

分类特征	波段信息和公式	注释
光谱特征	B2-B8、B8A、B11、B12	包含红、绿、蓝、近红外、红边 1~4、短波红外 1~2
遥感植被指数	$N_{DVI} = \frac{(N_{IR} - R_{ED})}{(N_{IR} + R_{ED})}$	R_{ED} 为红波段; N_{IR} 为近红外波段
	$E_{VI} = 2.5 \times \frac{N_{IR} - R_{ED}}{N_{IR} - 6 \times R_{ED} - 7.5 \times B_{LUE} + 1}$	B_{LUE} 为绿波段
	$B_{SI} = \frac{(M_{IR} + R_{ED}) - (N_{IR} + B_{LUE})}{(M_{IR} + R_{ED}) + (N_{IR} + B_{LUE})}$	M_{IR} 为中外红波段
	$S_{AVI} = \frac{(N_{IR} - R_{ED})(1 + L)}{N_{IR} + R_{ED} + L}$	L 为土壤调节因子,用于调节植被密度,本研究取值 0.5
	$M_{\text{ean}} = \sum_i \sum_j P(i, j) \times i$	i, j 表示像素的灰度级; M_{ean} 为均值
纹理特征	$V_{\text{ar}} = \sum_i \sum_j P(i, j) \times (i - M_{\text{ean}})^2$	V_{ar} 为方差
	$A_{\text{sm}} = \sum_i \sum_j P(i, j)^2$	A_{sm} 表示纹理强度的值
	$E_{\text{nt}} = \sum_i \sum_j P(i, j) \lg(P(i, j))$	E_{nt} 表示图像灰度分布复杂程度
	$C_{\text{on}} = \sum_i \sum_j (i - j)^2 P(i, j)$	C_{on} 表示纹理深浅程度
	$C_{\text{orr}} = \sum_i \sum_j \frac{(i - M_{\text{ean}})(j - M_{\text{ean}})P(i, j)^2}{Var}$	C_{orr} 表示行或列的相似程度
地形特征	elevation	DEM

本研究根据不同的分类特征组合共涉及 5 种分类方案(表 4)。

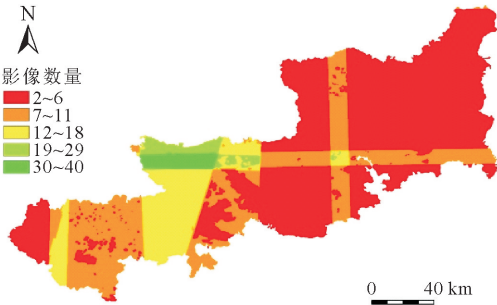


图 2 2020 年 4—5 月使用的 Sentinel-2 影像数量
Fig. 2 Number of Sentinel-2 images used from April to May 2020

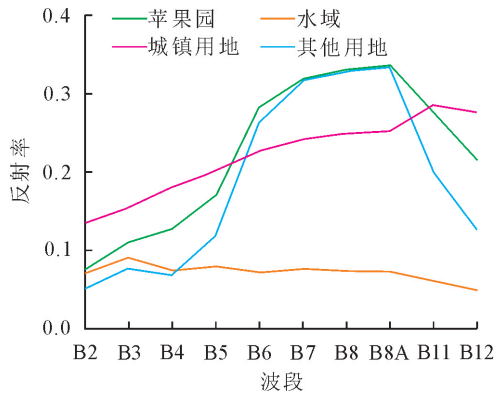


图 3 2020 年 4—5 月不同波段不同地物的平均反射光谱
Fig. 3 Average reflection spectra of different ground objects in different wavebands from April to May 2020

2.2 分类器及精度评价
RF 通过随机采样并放回地抽取(Bootstrap)的方

式对样本进行重采样,其中约 2/3 的样本数据作为袋内数据创建决策树,约 1/3 的样本数据作为袋外数据(out of bag, OOB)进而验证模型^[37-38]。与其他分类算法相比,随机森林具有更好的稳定性^[39]。本研究通过 GEE 平台的随机森林分类器建立 RF 模型,进而提取研究区苹果园地遥感信息。

表 4 特征组合

Table 4 Feature combination

分类方案	特征组合	描述
1	S	光谱特征
2	S+R	光谱特征+遥感植被指数
3	S+T	光谱特征+纹理特征
4	S+D	光谱特征+地形特征
5	S+R+T+D	光谱特征+遥感植被指数+纹理特征+地形特征

混淆矩阵是对经过实地验证的像元位置与类型与遥感影像分类结果中相对应的像元属性进行比较,得出该类别的分类精度,它可以有效反映分类结果像元归类的准确性。采用混淆矩阵方法分别得到总体精度(overall accuracy, OA)和 Kappa 系数等,以此作为衡量标准,评价研究区域苹果园地提取的精度。计算公式如下

1) 总体精度(OA, 用 p_c 表示)

$$p_c = \sum_{k=1}^n p_{kk} / p \quad (1)$$

式中: p 为样本总数, p_{kk} 表示正确分类的像元数目; n 表示类别的数量。

2) Kappa 系数(K_{hat})

$$K_{\text{hat}} = \frac{N \sum_{i=1}^r x_{ii} - \sum_{i=1}^r (x_{i+} + x_{+i})}{N^2 - \sum_{i=1}^r (x_{i+} + x_{+i})} \quad (2)$$

式中: r 为误差矩阵中总列数(即总的类别数); x_{ii} 为混淆矩阵中第 i 行、第 i 列上像元数量(即正确分类的数目); x_{i+} 和 x_{+i} 分别为第 i 行和第 i 列的像元数量; N 为用于精度评估的总像元数量。

2.3 特征重要性分析

特征重要性是指特征对于目标变量的影响程度,能够判断输入特征对于结果的贡献。特征得分越高,表明对结果的贡献值和重要性越大。本研究采用 RF 计算特征重要性,根据特征得分进行重要性排序。基于 RF 计算特征重要性的优势在于其考虑特征之间的相互作用,而且可对不同分类特征排序进行可视化。

3 结果与分析

3.1 苹果园地遥感信息提取结果

基于不同分类特征组合的苹果园地遥感信息提

取结果见图 4。方案 1 的结果中多个地区苹果园地面积与统计值差异较大,主要在凤翔区、旬邑县、宜君县、永寿县和长武县(图 4A)。方案 2 结果较优于方案 1,但苹果园地提取效果仍较差(图 4B),说明光谱特征和遥感植被指数组合并不能对苹果园地遥感信息进行有效提取。

方案 3 与方案 4 分别增加了纹理特征和地形特征,显示部分地区苹果园地提取效果有一定程度的提高,但在其他地区表现更差。例如,方案 3 在彬州市、淳化县、宜君县和长武县苹果园地提取结果与统计值更为接近,但黄陵县和洛川县苹果园地提取效果较差(图 4C);方案 4 增强了淳化县、凤翔区和永寿县苹果园地提取效果,但对千阳县和耀州区的提取效果变差(图 4D)。由方案 3 和方案 4 分类结果可知,不同源的分类特征结合可以弥补单一分类特征的缺陷,提高苹果园信息提取的可靠性,但区域苹果园地提取效果仍待进一步加强。

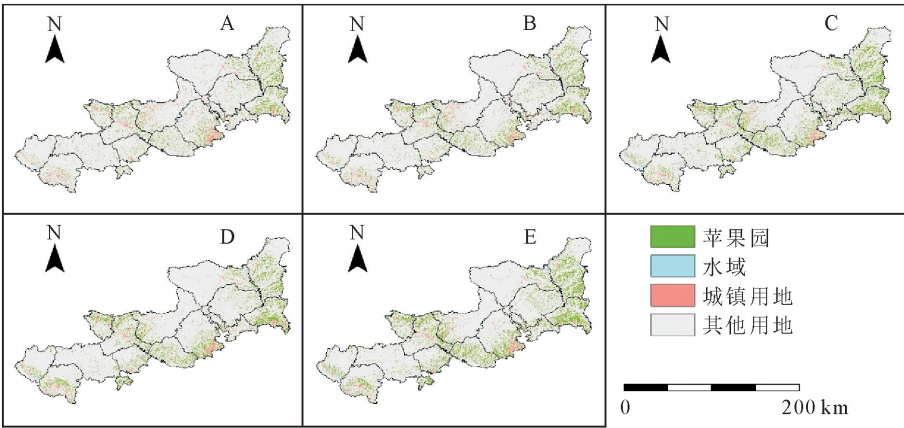
方案 5 结合了光谱特征、遥感植被指数、纹理特征和地形特征,其提取的苹果园地面积为 23.03 万 hm^2 ,与统计数据(23.25 万 hm^2)最为接近(图 4E)。苹果种植面积较大的县(区)主要为延安市洛川县、渭南市白水、咸阳市淳化县和咸阳市彬州市,种植苹果面积分别为 3.54、3.21、2.90 万 hm^2 和 2.51 万 hm^2 。总体而言,相比于前 4 个方案,方案 5 的苹果园地遥感信息整体提取结果更接近于真实情况,说明不同分类特征结合可以弥补单一分类特征的不足,能够有效提高苹果园地遥感信息提取的可靠性。

3.2 苹果园地遥感分类特征重要性评价

由表 5 可知,所有分类特征组合的 OA 均 $> 89\%$, Kappa 系数均 > 0.78 。分类特征组合为方案 1 的总体精度最低,其分类特征仅包含 10 个波段信息的光谱特征,OA 和 Kappa 系数分别为 89% 和 0.78;方案 2~4 分别在方案 1 的基础上加入了遥感植被指数、纹理特征、地形特征,OA 和 Kappa 均有一定程度的增加;OA 和 Kappa 系数最高的为方案 5,其加入了遥感植被指数、纹理特征和地形特征。相比于方案 1,OA 和 Kappa 系数分别提升了 5% 和 0.08。

3.3 特征重要性分析

基于最优分类方案 5,利用 RF 对其 21 个分类特征计算特征重要性,并根据特征得分进行排序,结果见图 5。光谱特征中短红外波段 B11 和 B12 均具有较高得分,分别为 1.82% 和 1.80%。由图 3 可知,4 类地物在 B11 和 B12 波段的反射率差异较大,表明 2 个短红外波段在苹果园地识别中可以提供较



A. 方案 1(S);B. 方案 2(S+R);C. 方案 3(S+T);D. 方案 4(S+D);E. 方案 5(S+R+T+D)

图 4 不同方案的苹果园地遥感信息提取

Fig. 4 Extraction of apple orchards information using different classification schemes

表 5 基于不同分类方案的苹果园地提取精度评价

Table 5 Evaluation of apple orchard information extraction precision based on different classification schemes

方案	OA(%)	Kappa 系数	面积/万 hm ²
1	89	0.78	20.60
2	92	0.79	21.19
3	93	0.82	19.35
4	93	0.83	22.51
5	94	0.86	23.03

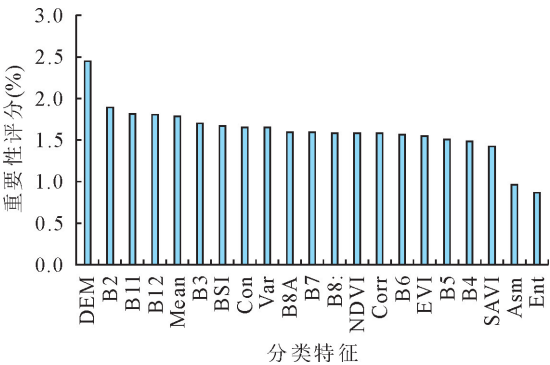


图 5 基于方案 5 的分类特征重要性排序

Fig. 5 The importance of classification features based on the scheme 5

大的贡献;可见光波段 B2、B3 和 B4 的重要性得分分别为 1.90%、1.71%和 1.49%,在苹果园地信息提取中起到重要作用;红边波段 B5、B6、B7、B8A 和近红外波段 B8 的重要性分别为 1.51%、1.57%、1.60%、1.60%和 1.59%。除 B5 外,其他 4 个波段的苹果园地和其他用地光谱反射率较为相近。

在其他分类特征中,地形特征对于苹果园地信息提取的贡献最大,为 2.45%,说明地形特征对苹果园地识别具有较高价值。遥感植被指数中 BSI、NDVI、EVI 和 SAVI 的重要性分别为 1.67%、1.59%、1.55%和 1.43%,与大多数光谱波段的贡

献率相差不大;纹理特征 Mean、Con、Var、Corr 能够有效增强苹果园地识别能力,其重要性分别为 1.79%、1.66%、1.66%和 1.58%,而 Asm 和 Ent 的重要性分别为 0.97%和 0.87%,远低于其他分类特征。

4 讨论

4.1 分类特征对于提取苹果园地信息的适用性

集合不同分类特征可以有效排除单一分类特征中的“同谱异物”现象,有效提高苹果园地遥感信息提取效果。本研究结果显示纹理特征对于苹果园地信息提取的重要性差异较大,例如 Mean、Con、Var 和 Corr 与其他分类特征的重要性差异不大,均>1.43%,Asm 和 Ent 却均<0.97%,远低于其他分类特征,这说明纹理特征的熵(Ent)和二阶矩(Asm)不适宜用于苹果园地遥感信息提取。刘羽^[7]基于洛川县苹果园地信息提取的重要性排序,得到 23 个优选特征中仅包含 1 个纹理特征(均值),其他纹理特征均表现较差;代佳佳^[22]在宁县对苹果信息提取的研究结果显示,纹理特征的均值贡献最大,其次为相关性、熵和方差。表明纹理特征在不同情境下的效益可能相差较大,这可能与苹果树的品种及种植方式有关。因此,在提取目标地物信息时,应对纹理特征进一步筛选。

4.2 影像时间对苹果园地遥感信息提取的影响

以往研究表明,花期是苹果园地遥感信息提取的最佳时期^[21-23,36]。董芳^[21]对比了不同时期的苹果园地提取精度,发现最佳的苹果园地识别时间为苹果花期,即 4 月底至 5 月底。然而,部分研究表明,花期并不是苹果园地信息提取的最佳时期。刘佳岐^[20]认为在扶风县地区最佳的苹果园地信息提

取时期为夏玉米收割之后、冬小麦发芽之前(2014年10月25日的Landsat8影像),辅助影像可使用冬小麦返青期前的遥感影像(2014年3月15日的Landsat8影像);刘羽^[7]证明了在果实膨大期苹果园地信息提取效果最好,其次为开花期。最佳影像选取时间不仅与目标地物类型有关,而且受当地气候条件、地形特征及研究区耕种制度等因素的共同影响。由于本研究区包含14个县(区),地形复杂,因此,在前期工作的基础上,明确苹果花期作为苹果园地信息提取的时间范围。

4.3 不足及改进之处

选择了光谱特征、遥感植被指数、纹理特征和地形特征作为分类特征,但冗余特征和无关特征在一定程度上会降低分类精度,未来应结合区域自然条件筛选更适宜苹果园地分类特征及特征变量数量,以提高苹果园地空间信息提取精度。此外,在野外样本点采集过程中仅收集了苹果园的样本信息,并未考虑其他果树,如梨树、桃树等。因此,可能会对苹果园地的空间信息提取结果产生一定影响。未来研究中应同时收集其他果树的样本信息,增加地物类别,提高苹果园地的分类精度。

5 结论

基于GEE平台,筛选并融合了2020年4—5月Sentinel-2影像数据,采用随机森林算法提取了陕西省渭北旱塬区14个县(区)的苹果园地空间分布信息,得出以下主要结论。

基于包含光谱特征、遥感植被指数、纹理特征和地形特征的分类特征集提取的渭北旱塬区苹果种植总面积为23.03万 hm^2 ,与年鉴统计值最为接近,且总体精度和Kappa系数最高。

地形特征、光谱特征中的蓝波段、短波红外波段,以及纹理特征均值对研究区内苹果园地遥感信息提取的贡献值最大;而纹理特征的熵和二阶矩的重要性最低。

单一分类特征在苹果园地遥感识别中均具有一定的局限性,集合多种分类特征结合的方式可有效提高对苹果园地的识别和提取效果,是有效提高苹果园地遥感信息提取精度最佳方法。

参考文献:

[1] 马遇伯,李全新.中国苹果产业发展现状与前景——以陕西省白水为例[J].农业展望,2019,15(4):38-42.
MA Y B, LI Q X. Status quo of China's apple industry development and its prospect—a case study of Baishui County of Shaanxi Province[J]. Agricultural Outlook, 2019, 15(4): 38-42. (in Chinese)

[2] 霍学喜,刘天军,刘军弟,等.2020年度中国苹果产业发展报告:精简版[J].中国果菜,2022,42(2):1-6.
HUO X X, LIU T J, LIU J D, et al. 2020 China apple industry development report: simplified version[J]. China Fruit & Vegetable, 2022, 42(2): 1-6. (in Chinese)

[3] 方兴义,蔡黎明.陕西省苹果产业发展态势分析及对策建议[J].中国果树,2021(11):98-102.
FANG X Y, CAI L M. Analysis of the development situation of apple industry in Shaanxi Province and suggestions for countermeasures[J]. Chinese Fruits, 2021(11): 98-102. (in Chinese)

[4] 陈学森,王楠,张宗营,等.果树科技面向国家重大需求Ⅱ:五十年讲述两个苹果一个梨的故事[J].中国果树,2023(2):1-4.
CHEN X S, WANG N, ZHANG Z Y, et al. Fruit tree technology faces major national needs ii: stories of two apples and one pear in fifty years[J]. Chinese Fruits, 2023(2): 1-4. (in Chinese)

[5] 季元祖,赵忠.适宜于泾川县退耕还林(草)植被恢复的优化模式[J].水土保持研究,2009,16(4):142-145.
JI Y Z, ZHAO Z. Optimum vegetation recovery model of conversion of farmland to forest (grassland) cost-effective mode suitable for Jingchuan of Gansu Province[J]. Research of Soil and Water Conservation, 2009, 16(4): 142-145. (in Chinese)

[6] 李鹏飞.黄土高原土壤含水量对退耕还林(草)的响应[D].陕西杨陵:西北农林科技大学,2017.

[7] 刘羽.基于卫星遥感的苹果果园分类和估产模型研究[D].西安:西安科技大学,2021.

[8] 赵海岚,蒙继华,纪云鹏.遥感技术在苹果园精准种植管理中的应用现状及展望[J].自然资源遥感,2023,35(2):1-15.
ZHAO H L, MENG J H, JI Y P. Research advances and perspectives on remote sensing application in precise orchard management of apple cultivation[J]. Remote Sensing for Natural Resources, 2023, 35(2): 1-15. (in Chinese)

[9] 陈媛媛,游炯,幸泽峰,等.世界主要国家精准农业发展概况及对中国的发展建议[J].农业工程学报,2021,37(11):315-324.
CHEN Y Y, YOU J, XING Z F, et al. Review of precision agriculture development situations in the main countries in the world and suggestions for China[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2021, 37(11): 315-324. (in Chinese)

[10] 严海军,卓越,李茂娜,等.基于机器学习和无人机多光谱遥感的苜蓿产量预测[J].农业工程学报,2022,38(11):64-71.
YAN H J, ZHUO Y, LI M N, et al. Alfalfa yield prediction using machine learning and UAV multispectral remote sensing[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2022, 38(11): 64-71. (in Chinese)

[11] 陈雨桦,王培娟,张源达,等.基于3种遥感指数的东北春玉米干旱识别对比[J].应用气象学报,2022,33(4):466-476.

[12] 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.

[13] 孙逸飞,柳平增,张艳,等.基于Sentinel-2A遥感影像的潍坊市冬小麦种植面积提取研究[J].中国农机化学报,2022,43(7):98-105.

[14] 邢东兴,王明军,焦俏,等.探寻葡萄树遥感辨识的最佳时相与方法[J].西北林学院学报,2019,34(5):179-186.

- XING D X, WANG M J, JIAO Q, *et al.* The best phase and the optimal identification method for identifying grape tree species[J]. Journal of Northwest Forestry University, 2019, 34(5):179-186. (in Chinese)
- [15] SUN Z C, LEINENKUGEL P, GUO H D, *et al.* Extracting distribution and expansion of rubber plantations from Landsat imagery using the C 5.0 decision tree method[J]. Journal of Applied Remote Sensing, 2017, 11:026011.
- [16] ZHAO Y Y, FENG D L, JAYARAMAN D, *et al.* Bamboo mapping of Ethiopia, Kenya and Uganda for the year 2016 using multi-temporal Landsat imagery[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2018, 66:116-125.
- [17] CHENG Y Q, YU L, CRACKNELL A P, *et al.* Oil palm mapping using Landsat and PALSAR: a case study in Malaysia[J]. International Journal of Remote Sensing, 2016, 37(22):5431-5442.
- [18] 徐晗泽宇, 刘冲, 王军邦, 等. Google Earth Engine 平台支持下的赣南柑橘果园遥感提取研究[J]. 地球信息科学学报, 2018, 20(3):396-404.
- [19] 宋荣杰, 宁纪锋, 常庆瑞, 等. 基于小波纹理和随机森林的猕猴桃果园遥感提取[J]. 农业机械学报, 2018, 49(4):222-231.
- [20] 刘佳岐. 基于 Landsat8 遥感影像的扶风县苹果园地信息提取研究[D]. 陕西杨陵: 西北农林科技大学, 2015.
- [21] 董芳. 基于多源数据的丘陵区苹果园地信息遥感提取技术研究[D]. 泰安: 山东农业大学, 2012.
- [22] 代佳佳. 基于高分与多时相中分影像的苹果园地提取[J]. 中国农业资源与区划, 2022, 43(8):140-148.
- [23] 辛群荣. 基于多时相高分影像的山区苹果园地信息提取研究[D]. 淄博: 山东理工大学, 2017.
- [24] TEHRANY M S, PRADHAN B, JEBUV M N. A comparative assessment between object and pixel-based classification approaches for land-use/land-cover mapping using SPOT 5 imagery[J]. Geocarto International, 2014, 29(4):351-369.
- [25] 张宇鹏, 吴笑天, 李希来, 等. 基于高分影像的黄河源青海片区退化草地识别[J]. 西北农业学报, 2023, 32(2):198-211.
- ZHANG Y P, WU X T, LI X L, *et al.* Identification of degraded grassland in Qinghai area of Yellow River source based on high-resolution images[J]. Acta Agriculturae Boreali-occidentalis Sinica, 2023, 32(2):198-211. (in Chinese)
- [26] 李微, 岳彩荣. 基于 GEE 云平台的 2005-2017 年云南省森林覆盖变化监测[J]. 西北林学院学报, 2022, 37(5):182-187.
- LI W, YUE C R. AGEE based survey on the changes in forest coverage in Yunnan Province[J]. Journal of Northwest Forestry University, 2022, 37(5):182-187. (in Chinese)
- [27] 巫磊, 吴文挺. GEE 平台下结合滤波算法和植被物候特征的互花米草遥感提取最优时间窗口确定[J]. 地球信息科学学报, 2023, 25(3):606-624.
- WU L, WU W T. The optimum time window for spartina alterniflora classification based on the filtering algorithm and vegetation phenology using GEE[J]. Journal of Geo-information Science, 2023, 25(3):606-624. (in Chinese)
- [28] 甘聪聪, 邱炳文, 张建阳, 等. 基于 Sentinel-1/2 动态耦合移栽期特征的水稻种植模式识别[J]. 地球信息科学学报, 2023, 25(1):153-162.
- GAN C C, QIU B W, ZHANG J Y, *et al.* Mapping paddy rice planting patterns based on Sentinel-1/2[J]. Journal of Geo-information Science, 2023, 25(1):153-162. (in Chinese)
- [29] 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[J]. 地球信息科学学报, 2019, 21(5):740-751.
- [30] 李中元, 吴炳方, 张森, 等. 利用物候差异与面向对象决策树提取油菜种植面积[J]. 地球信息科学学报, 2019, 21(5):720-730.
- [31] DURO D C, FRANKLIN S E, DUBE M G. A comparison of pixel-based and object-based image analysis with selected machine learning algorithms for the classification of agricultural landscapes using SPOT-5 HRG imagery[J]. Remote Sensing of Environment, 2012, 118:259-272.
- [32] 王德军, 姜琦刚, 李远华, 等. 基于 Sentinel-2A/B 时序数据与随机森林算法的农耕地土地利用分类[J]. 国土资源遥感, 2020, 32(4):236-243.
- [33] 马战林, 刘昌华, 薛华柱, 等. GEE 环境下融合主被动遥感数据的冬小麦识别技术[J]. 农业机械学报, 2021, 52(9):195-205.
- MA Z L, LIU C H, XUE H Z, *et al.* Identification of winter wheat by integrating active and passive remote sensing data based on Google Earth Engine platform[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(9):195-205. (in Chinese)
- [34] BLICKENDORFER L, SCHWIEDER M, PFLUGMACHER D, *et al.* Mapping of crop types and crop sequences with combined time series of Sentinel-1, Sentinel-2 and Landsat 8 data for Germany[J]. Remote Sensing of Environment, 2022, 269:112831.
- [35] 刘通, 任鸿瑞. GEE 平台下利用物候特征进行面向对象的水稻种植分布提取[J]. 农业工程学报, 2022, 38(12):189-196.
- LIU T, REN H R. Object-oriented extraction of paddy rice planting areas using phenological features from the GEE platform[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2022, 38(12):189-196. (in Chinese)
- [36] 刘状, 李纲, 石晨烈, 等. 基于多时相遥感数据聚类决策树方法的白水县农作物识别[J]. 山东农业大学学报: 自然科学版, 2022, 53(5):728-734.
- [37] 周紫燕. 基于多源遥感数据及随机森林算法的土壤制图研究[D]. 武汉: 华中农业大学, 2020.
- [38] 聂祥琴, 陈瀚阅, 牛铮, 等. 基于时序影像的农业活动因子提取与闽西耕地 SOC 数字制图[J]. 地球信息科学学报, 2022, 24(9):1835-1852.
- NIE X Q, CHEN H Y, NIU Z, *et al.* Digital SOC mapping in croplands using agricultural activity factors derived from time-series data in western Fujian[J]. Journal of Geo-information Science, 2022, 24(9):1835-1852. (in Chinese)
- [39] 秦肖伟, 程博, 杨志平, 等. 基于时序遥感影像的西南山区地块尺度作物类型识别[J]. 地球信息科学学报, 2023, 25(3):654-668.
- QIN X W, CHENG B, YANG Z P, *et al.* Identification of parcel-scale crop types in southwestern mountainous area based on time series remote sensing images[J]. Journal of Geo-information Science, 2023, 25(3):654-668. (in Chinese)