

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2024.06.017

# 基于多季相分形特征的 Landsat 8 OLI 影像耕地信息提取方法

孟凤<sup>1</sup> 朱庆伟<sup>1</sup> 董士伟<sup>2,3</sup> 刘玉<sup>2,3</sup> 张欣欣<sup>2,3</sup> 潘瑜春<sup>2,3</sup>

(1. 西安科技大学测绘科学与技术学院, 西安 710054; 2. 北京市农林科学院信息技术研究中心, 北京 100097;  
3. 国家农业信息化工程技术研究中心, 北京 100097)

**摘要:** 利用遥感技术快速准确地提取耕地信息是耕地保护的关键环节。以山东省商河县为例, 提出了一种基于多季相分形特征的 Landsat 8 OLI 影像耕地信息提取方法。首先采用毯子覆盖法计算多季相遥感影像每个像元的上分形信号和下分形信号, 对比分析耕地和其他土地利用类型的分形特征, 选取上分形信号的第 3 尺度作为特征尺度, 提取商河县耕地空间分布特征; 其次采用同时期的土地利用矢量数据、Esri land cover 数据和统计数据进行耕地信息提取精度评价; 最后分别设置多季相分形提取与单季相分形提取、现有土地利用数据产品的对比实验, 并基于点位匹配度和面积匹配度进行评价。结果表明: 多季相数据更能反映农作物生长的复杂性, 有助于提高耕地信息的提取精度; 不同土地利用类型在不同分形尺度的信号值各不相同, 分形特征可以在不同尺度上清晰地刻画出不同土地利用类型的分异性; 基于矢量数据和 Esri land cover 数据评价的多季相分形特征耕地提取点位匹配度为 87.13% 和 89.83%, 面积匹配度为 99.73% 和 97.91%, 均比单季相分形提取结果精度高; 综合考虑点位匹配度、面积匹配度和空间分布特征, 研发方法能有效区分耕地和其他土地利用类型, 提取结果更优, 且与统计数据有更高的一致性。该方法可准确提取耕地信息, 为耕地的动态监测和损害评估提供技术支撑。

**关键词:** 耕地信息提取; 多季相; 遥感影像; 分形特征; 毯子覆盖法; Landsat 8 OLI

中图分类号: S127 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2024)06-0168-10

OSID:



## Cropland Information Extraction Method of Landsat 8 OLI Images Based on Multi-seasonal Fractal Features

MENG Feng<sup>1</sup> ZHU Qingwei<sup>1</sup> DONG Shiwei<sup>2,3</sup> LIU Yu<sup>2,3</sup> ZHANG Xinxin<sup>2,3</sup> PAN Yuchun<sup>2,3</sup>

(1. College of Geomatics, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China

2. Research Center of Information Technology, Beijing Academy of Agriculture and Forestry Sciences, Beijing 100097, China

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

**Abstract:** The rapid and accurate extraction on cropland information by using remote sensing technology is a key aspect of cropland protection. Taking Shanghe County of Shandong Province as an example, a cropland information extraction method of Landsat 8 OLI images based on multi-seasonal fractal features was proposed. Firstly, the upper fractal signal and lower fractal signal of each pixel of multi-seasonal remote sensing images were calculated by using a blanket covering method, and the fractal characteristics of cropland and other land use types were compared and analyzed. The third scale of the upper fractal signal was selected as the feature scale to extract the spatial distribution of cropland in Shanghe County. Secondly, the land use vector data, Esri land cover data and statistics at the same period were used to evaluate the extraction accuracy of cropland information. Finally, comparative experiments between multi-seasonal fractal extraction with the single season fractal extraction and the existing land use data products were set up to evaluate the accuracies based on the point matching degree and area matching degree, respectively. The results showed that the multi-seasonal data can better reflect the complexity of crop growth and improve the extraction accuracy of cropland information. Different land use types had different

收稿日期: 2023-10-29 修回日期: 2023-12-27

基金项目: 国家重点研发计划项目(2021YFD1500203)

作者简介: 孟凤(2000—), 女, 研究实习生, 主要从事遥感技术应用研究, E-mail: 2246335965@qq.com

通信作者: 董士伟(1984—), 男, 正高级工程师, 主要从事时空数据分析研究, E-mail: dshiwei2006@163.com

signal values at different fractal scales, and their fractal features can clearly depict the differentiations among them at different scales. The evaluated point matching degree and area matching degree of cropland extraction results by using multi-seasonal fractal features based on the land use vector data and Esri land cover data were 87.13% and 89.83%, 99.73% and 97.91%, respectively, which were higher than that of single season fractal extraction. Considering the point matching degree, area matching degree and spatial distribution characteristics, the research method could effectively distinguish cropland and other land use types, which had much better extraction results and a higher consistency with the statistical data. The method developed can accurately extract the cropland information and provide technical supports for the dynamic monitoring and damage assessment of cropland.

**Key words:** cropland information extraction; multi-seasonal; remote sensing image; fractal feature; blanket covering method; Landsat 8 OLI

## 0 引言

耕地是农业生产和粮食安全最基础的物质条件,其数量的增减和空间分布直接影响到粮食的供给。随着社会经济的发展和城市化进程加快,工厂建设、道路桥梁铺设、居民住宅建设占用了越来越多的耕地。面对人口众多、耕地稀少的现状,及时获取耕地资源分布情况以应对粮食安全问题对于国民经济发展和社会稳定尤为重要<sup>[1]</sup>,国家政府也颁布实施最严格的耕地保护政策<sup>[2]</sup>。因此,获取准确性高、现实性强的耕地信息,对于科学制定国家政策计划,保证粮食安全具有重要的意义。

结合遥感影像中的光谱、纹理等信息,表达遥感影像中的耕地特征,并利用各种分类算法进行分类已经成为快速获取耕地信息的有效手段<sup>[3-4]</sup>。分类算法主要有迭代自组织数据分析、K-means、最大似然、支持向量机、随机森林、决策树和神经网络等方法<sup>[5-7]</sup>。在遥感数据源方面,MODIS数据、Landsat系列卫星、Sentinel-2、高分GF系列、World View等被用于耕地信息提取<sup>[8-13]</sup>。对于遥感影像数据,很难同时具有高时间分辨率和空间分辨率,分形理论的提出为遥感影像分类提供了一个新的视角。

遥感影像纹理分析方法主要有统计方法、结构分析方法、信号处理方法和模型方法等<sup>[14-15]</sup>,其中分形分析方法是基于统计的纹理特征提取方法,可以表征不同地物的纹理粗糙程度<sup>[16-17]</sup>,已被用于遥感数据的纹理分析<sup>[18]</sup>和图像分割<sup>[19]</sup>。分形算法是一种无需选择训练样本即可对表面纹理进行迭代处理的区域算法。自相似性可用于解释自然界中一些不规则和具有高度复杂结构的现象<sup>[20]</sup>,自然地物的纹理信息在有限的范围内可能表现出一定程度的自相似性,分形方法在地物信息提取时可以进行迭代处理,缩小范围,突出地物特征<sup>[21]</sup>。现有研究表明,分形方法可以有效区分土地利用类型,提高分类精度,并在一定程度上减少计算时间<sup>[22-23]</sup>。耕地受人类活动和农作物季相变化的影响,具有不规则性和

复杂性,适合利用分形方法进行信息提取。

农作物生长过程具有明显的季相变化,时间分辨率过低,可能会忽略重要生长信息。使用多季相数据提取耕地,能够弥补单一时间数据信息的不足,进而提高耕地信息提取精度<sup>[24-26]</sup>。因此,本文耦合作物季相变化特征和分形方法,提出一种基于分形特征的多季相 Landsat 8 OLI 影像耕地信息提取方法:分析比较不同地物分形特征,选择耕地分形特征尺度,提取耕地空间分布特征,并对其进行精度评价;分别设置与单季相分形提取、现有土地利用数据产品的对比实验,分析多季相分形提取优势。

## 1 研究区概况与数据源

### 1.1 研究区概况

商河县地处山东省西北部,位于东经 116°58' ~ 117°26',北纬 37°06' ~ 37°32',如图 1 所示,总面积 1 162 km<sup>2</sup>。商河县属暖温带半湿润季风气候,气候温和,年平均气温 12.6℃,降水偏少,四季分明,季风特征明显。土地利用类型主要有耕地、建设用地、水域、森林和裸地,其中耕地面积占全县面积的 75% 以上。商河县是全国粮食先进生产县和山东省粮食主产区,主要种植小麦、玉米、大豆等作物。

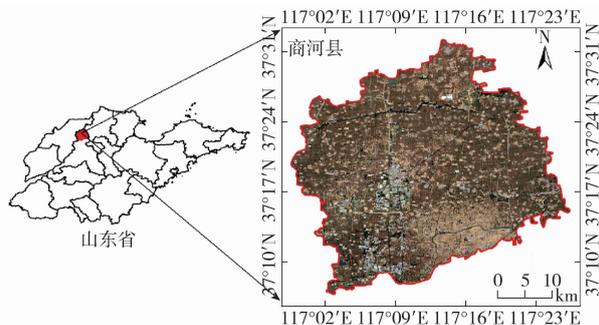


图1 研究区

Fig. 1 Study area

### 1.2 数据来源及预处理

#### 1.2.1 遥感影像数据

研究采用 2020 年商河县 Landsat 8 OLI 卫星数

据,空间分辨率为 30 m。数据来源于 USGS Earth Explore(<https://earthexplorer.usgs.gov/>)的 1T 级地形校正产品,已进行辐射校正和几何校正,选取的影像无云或云量小于 2%。根据农作物的种植、生长和收获时间,选择 2020 年 4 月 22 日、2020 年 6 月 7 日和 2020 年 11 月 14 日的 Landsat 8 OLI 影像作为基础数据,分别表示春、夏、秋 3 个季节,每期数据包含 7 个波段(Band1 ~ Band7),以春季、夏季和秋季数据排序,获得 21 个波段的序列数据集。

### 1.2.2 参考数据

参考数据包括统计数据、矢量数据、Esri land cover 数据、ESA WorldCover 数据和 GlobeLand30 数据,数据详情如表 1 所示。矢量数据来源于中国科学院地理科学与资源研究所,包括耕地、林地、草地、

水域、城乡建设用地、未利用地 6 个一级类型,25 个二级类型<sup>[27]</sup>,耕地空间分布如图 2 所示;Esri land cover 数据来源于 Esri Land Cover (<https://livingatlas.arcgis.com/landcover>),包括水体、森林、草地、淹没植被、耕地、建筑、裸地、灌木、雪/冰和云 10 种土地利用类型<sup>[28]</sup>。ESA WorldCover 数据来源于 World Cover Viewer (<https://esa-worldcover.org/en>),包括森林、灌木、草地、农田、建筑、裸/稀疏植被、冰雪、水体、草本湿地、红树林、苔藓和地衣 12 种土地利用类型<sup>[29]</sup>;GlobeLand30 数据来源于 GlobeLand30 网站 (<http://www.globallandcover.com>),包括耕地、森林、草地、灌丛、湿地、水域、苔原、人造地表、裸地、冰川/永久积雪 10 种土地利用类型<sup>[30]</sup>。

表 1 参考数据

Tab. 1 Reference data

数据名称	数据类型	传感器	比例尺或分辨率/m	总体精度/%
统计数据	文本			
矢量数据	矢量	Landsat	1:100 000	>90.00
Esri land cover	栅格	Sentinel-2	10	85.00
ESA WorldCover	栅格	Sentinel-1/Sentinel-2	10	74.40
GlobeLand30	栅格	Landsat 8/GF-1/HJ-1	30	85.72

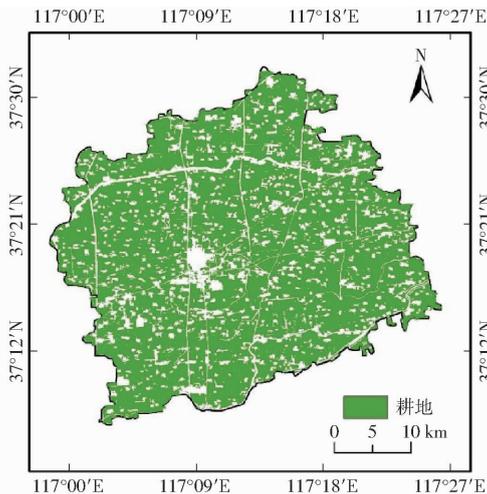


图 2 矢量数据的耕地空间分布

Fig. 2 Spatial distribution of cropland in vector data

不同来源的遥感数据产品都存在一定的分类不确定性或误差,本研究采用的 4 种土地利用数据产品精度相对可靠,具有很好的适用性<sup>[31-32]</sup>。因此,选取统计数据、精度相对较高的矢量数据和 Esri land cover 数据用于精度评价,选取 ESA WorldCover 和 GlobeLand30 数据用于对比分析。

## 2 研究方法

研究技术路线如图 3 所示,主要包括数据预处理、分形特征分析和耕地信息提取、精度评价和对比

分析。基于毯子覆盖法对预处理后的数据集进行分形计算获取上下分形信号图像,构建上下分形信号变化曲线选择耕地的特征尺度,绘制分形特征尺度下的像元数统计曲线并进行变化特征分析,采用阈值分割法提取耕地的空间分布。构建面积匹配度和点位匹配度进行多季相分形提取结果的精度评价,并与单季相分形提取、现有土地利用数据产品进行对比分析,评估多季相分形提取方法的优劣。

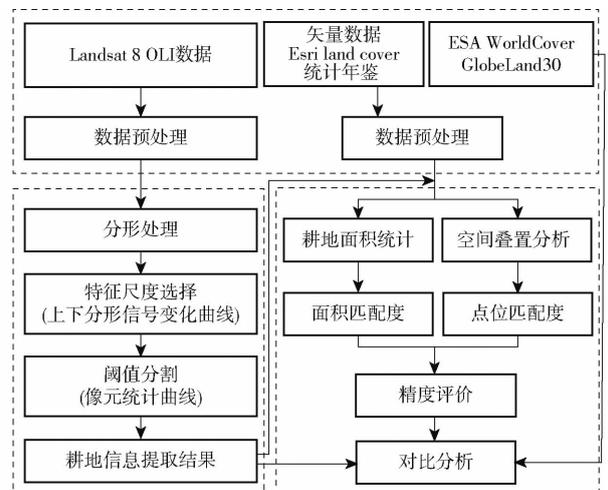


图 3 技术路线图

Fig. 3 Technology roadmap

### 2.1 毯子覆盖法

毯子覆盖法是 PELEG 等<sup>[33]</sup>提出的用于计算遥

感图像空间分形维数的方法。分形分析在模式识别、纹理分析和图像分类等方面具有重要的应用价值<sup>[34]</sup>。方法的本质是从统计学或信号分析的角度出发,通过不同的数学变换,为不同的目标地物选择合适的特征值,形成一条曲线(如光谱曲线或时间序列曲线)。该方法的原理是将遥感图像视为三维地形图,每个像素灰度等于高度,地形表面被2个毯子包裹,每边1个毯子,测量尺度为 $\varepsilon$ ,图像分形维数可以通过毯子表面积与被2个毯子包裹的空间体积之间的关系来计算。

给定一条序列曲线 $g(i)$ ( $i=1,2,\dots,m$ , $m$ 为样本数),该曲线可以用相距 $2\varepsilon$ ( $\varepsilon=1,2,\dots,n$ )的2条曲线包围,包围曲线称为上曲线 $u_\varepsilon(i)$ 和下曲线 $b_\varepsilon(i)$ ,有

$$u_\varepsilon(i) = \max \{ u_{\varepsilon-1}(i) + 1, \max_{|j-i|\leq 1} u_{\varepsilon-1}(i) \} \quad (1)$$

$$b_\varepsilon(i) = \max \{ b_{\varepsilon-1}(i) + 1, \min_{|j-i|\leq 1} b_{\varepsilon-1}(i) \} \quad (2)$$

其中, $j$ 为与 $i$ 近邻的离散点数值。

上曲线和下曲线所包围区域的面积 $s_\varepsilon(i)$ 计算公式为

$$s_\varepsilon(i) = \sum_i (u_\varepsilon(i) - b_\varepsilon(i)) \quad (3)$$

曲线长度 $A(\varepsilon)$ 计算公式为

$$A(\varepsilon) = \frac{s_\varepsilon - s_{\varepsilon-1}}{2} \quad (4)$$

根据 MANDELBROT 对曲线长度的定义,曲线长度可表示为

$$A(\varepsilon) = F_\varepsilon^{2-D} \quad (5)$$

式中  $F_\varepsilon$ ——常数

$D$ ——分形维数相关参数

对于每个 $\varepsilon$ ( $\varepsilon=2,3,\dots,n$ )以及左右邻点,得到3个点( $\ln(\varepsilon-1), \ln(L(\varepsilon-1))$ ), ( $\ln\varepsilon, \ln(L(\varepsilon))$ ), ( $\ln(\varepsilon+1), \ln(L(\varepsilon+1))$ ),这3个点拟合一条直线,该直线斜率 $s(\varepsilon)$ 为当前尺度 $\varepsilon$ 对应的分形信号值。

实际曲线的复杂形状导致在不同尺度下测量的长度不对称。曲线从上、下2个方面测量公式为

$$s_\varepsilon^+(i) = \sum_i (u_\varepsilon(i) - g(i)) \quad (6)$$

$$s_\varepsilon^-(i) = \sum_i (g(i) - b_\varepsilon(i)) \quad (7)$$

相应的,上曲线长度和下曲线长度可以表示为

$$A^+(\varepsilon) = s_\varepsilon^+ - s_{\varepsilon-1}^+ =$$

$$\sum_i (u_\varepsilon(i) - g(i)) - \sum_i (u_{\varepsilon-1}(i) - g(i)) = \sum_i (u_\varepsilon(i) - u_{\varepsilon-1}(i)) \quad (8)$$

$$A^-(\varepsilon) = s_\varepsilon^- - s_{\varepsilon-1}^- =$$

$$\sum_i (g(i) - b_\varepsilon(i)) - \sum_i (g(i) - b_{\varepsilon-1}(i)) = \sum_i (b_{\varepsilon-1}(i) - b_\varepsilon(i)) \quad (9)$$

由式(8)和式(9)得到的分形信号分别为上分形信号和下分形信号。

计算获取不同测量尺度下的分形信号图像和分形信号变化曲线。分形信号图像中各像元的信号值反映了在一定测量尺度下由3个季节的21个波段组成的序列曲线变化的复杂性。信号值越高,光谱曲线变异得越复杂,把信号值最高且与其他地物类型信号差异大的分形信号图像称为地物的分形特征尺度。

## 2.2 精度评价

在本研究中,使用面积匹配度和点位匹配度进行精度评价。面积匹配度 $a$ 是指分形提取结果与参考数据耕地面积的相似程度,计算公式为

$$a = \left( 1 - \left| \frac{S_t - S_c}{S_c} \right| \right) \times 100\% \quad (10)$$

式中  $S_t$ ——分形提取的耕地面积

$S_c$ ——参考数据的耕地面积

面积匹配度越高,2种土地利用数据面积越接近。

点位匹配度是指提取结果与参考数据空间匹配的程度。在 ArcGIS 10.6 软件的叠置分析工具将耕地的分形提取结果和参考数据进行处理,得到其交集,统计其交集的总面积并与参考数据对比分析。点位匹配度反映了分形提取结果与参考数据的空间关系,点位匹配度越高,两组数据空间分布越一致;反之,两组数据空间分布差异性越大。

## 3 结果与分析

### 3.1 多季相分形信息提取与精度评价

#### 3.1.1 多季相分形特征分析

参考 Esri land cover 数据的土地利用类型,并结合商河县的区域概况特征,本研究的分类体系为耕地、建设用地、水域、林地和其他土地(草地和裸地)。21个波段的序列数据集经分形处理后,得到上分形信号图像和下分形信号图像。每个土地利用类型随机选取8个像元,分别计算像元对应的上、下分形信号的平均值作为各个土地利用类型在不同尺度的分形信号值,如图4所示,其中横轴尺度表示根据式(1)、(2)进行的第 $n$ 次迭代。从图4可以看出:

(1)不论是上分形信号还是下分形信号,对于不同土地利用类型在同一特征尺度其分形信号值不同,同一土地利用类型在不同特征尺度的分形信号值也不同。

(2)分形能在特定尺度上突出不同土地利用类型的特征。耕地主要在上分形第3尺度和第4尺度突出,林地主要在上分形第9尺度突出,水域主要在

上分形第6尺度和下分形第7尺度突出,建设用和其他土地类型没有明显的特征尺度。

(3)选取耕地为研究对象,相比于上分形第4尺度,第3尺度的耕地与其他土地利用类型差异最大,分异性更好。因此选择上分形第3尺度作为耕地的分形特征尺度,分形信号图像如图5所示。

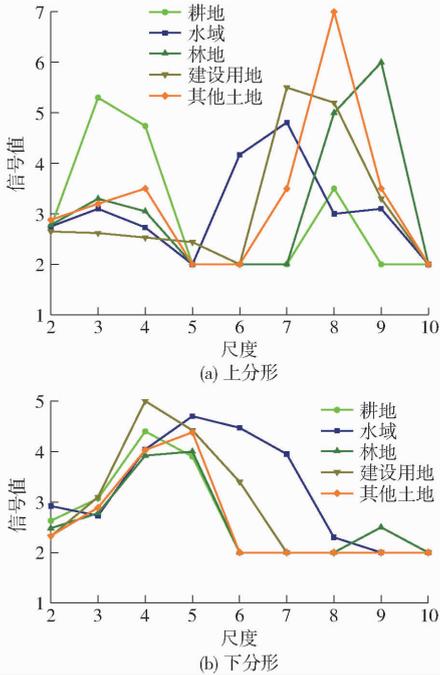


图4 分形信号变化曲线

Fig.4 Variation curves of fractal signals

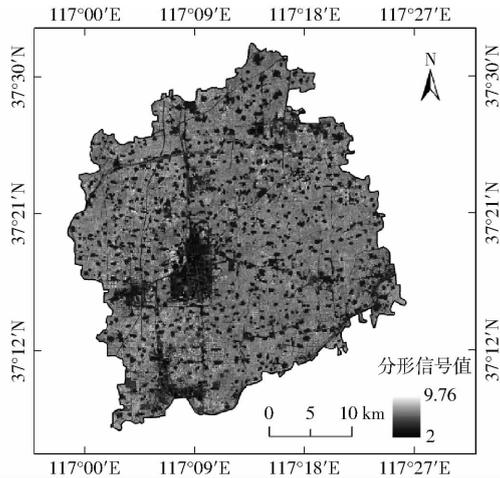


图5 上分形第3尺度图像

Fig.5 The third scale image of upper fractal signal

### 3.1.2 多季相耕地信息提取与精度评价

从图4a的上分形第3尺度可以看出,耕地的分形信号值主要聚集在5.3左右,其他土地利用类型的信号值分布在3左右,存在明显的分异性。然而,上述分形信号值是基于部分采样点计算获得,可能无法反映整体特征,因此在特征尺度上绘制了所有像元分形信号值的统计曲线,用于表征分形信号值与像元数的关系,如图6所示。随着分形信号值的

增加,像元数先增加并在信号值为2.73时达到极大值,之后开始下降,在信号值为3.52时达到极小值并开始急剧增加,在信号值为4.68时达到最大值后开始急剧减少,并在信号值为7.27时下降达到最小值。结合图4和图6信号值的变化特征,确定耕地的分形信号值在3.52~7.27之间,利用图像分割中简单的阈值分割方法提取出商河县耕地信息的空间分布,如图7所示。

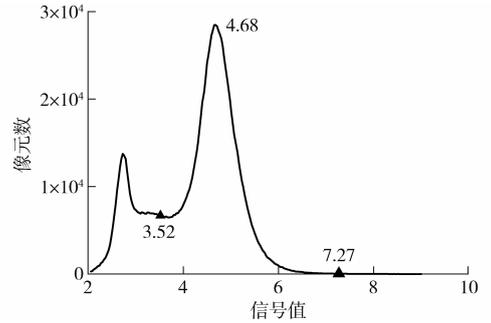


图6 特征尺度下像元统计曲线

Fig.6 Statistical curve of pixel at feature scale

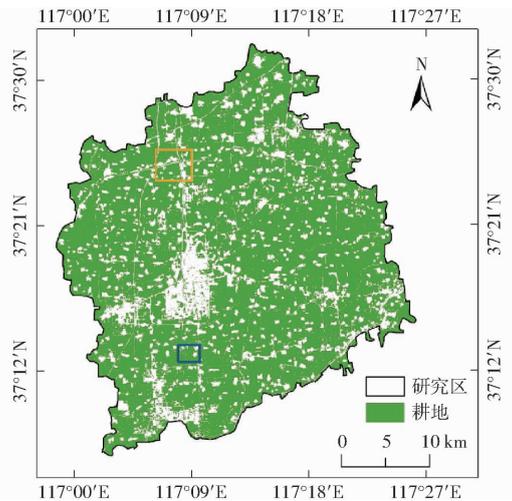


图7 多季相分形提取耕地的空间分布

Fig.7 Spatial distribution of cropland by using multi-seasonal fractal extraction

利用2020年商河县耕地矢量数据、Esri land cover数据和统计数据对提取结果进行精度评估。商河县中部和南部建筑聚集区域匹配度较低,东西部建筑物较少且分布零散的区域匹配度较高。基于分形方法提取的耕地面积为888.47 km<sup>2</sup>,其中矢量数据、Esri land cover数据和统计数据的耕地总面积分别为890.89、907.45、767.94 km<sup>2</sup>。与矢量数据和Esri land cover数据相比,计算得到的提取耕地面积匹配度分别为99.73%和97.91%,点位匹配度分别为87.13%和89.83%;与统计数据计算的面积匹配度为84.30%。

### 3.2 多季相分形提取与单季相分形提取对比

设置多季相分形提取与单季相(春季、夏季和

秋季)分形提取对比实验,分析多季相对于耕地信息提取的贡献。单季相分形处理过程与多季相分形处理过程相同。经过分形处理后,分别获得春季、夏季和秋季的上、下分形信号图像。根据分形信号图像特征,春季和秋季耕地特征尺度均为上分形第 3

尺度,夏季耕地特征尺度为下分形第 4 尺度,分别绘制各个季节的像元统计曲线,确定耕地分形信号值范围(春季:8.80~10.14;夏季:7.19~9.88;秋季:7.59~10.07)。采用阈值分割法分别提取春、夏、秋 3 个季节的耕地空间分布,如图 8 所示。

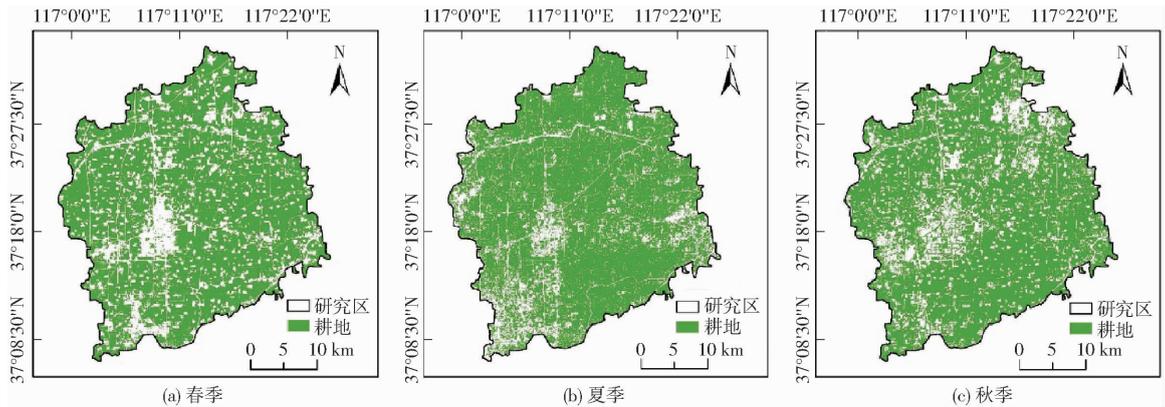


图 8 各季节分形提取耕地的空间分布

Fig. 8 Spatial distributions of cropland extracted from fractals in different seasons

春季、夏季、秋季分形提取结果精度如表 2 所示。以矢量数据为参考,夏季耕地提取面积匹配度最高,为 98.51%,点位匹配度最低,为 78.35%;春季面积匹配度最低,为 93.96%,点位匹配度最高,为 83.28%。以 Esri land cover 数据为参考,夏季面积匹配度最高,为 96.71%,春季点位匹配度最高,为 85.61%。以统计数据为参考,春季面积匹配度最高,为 92.01%,夏季最低,为 87.50%。

表 2 单季相分形提取结果精度

Tab. 2 Accuracies of single season fractal extraction results

参考数据(面积/km <sup>2</sup> )	季节	面积/ km <sup>2</sup>	面积匹 配度/%	点位匹 配度/%
矢量数据(890.89)	春季	834.67	93.96	83.28
	夏季	877.61	98.51	78.35
	秋季	840.46	94.34	80.04
Esri land cover(907.45)	春季	834.67	91.98	85.61
	夏季	877.61	96.71	76.73
	秋季	840.46	92.62	80.33
统计数据(767.94)	春季	834.67	92.01	
	夏季	877.61	87.50	
	秋季	840.46	91.37	

参考矢量数据和 Esri land cover 数据,多季相分形提取耕地信息的面积匹配度和点位匹配度均比单季相分形提取结果精度高。参考统计数据,多季相分形提取的面积匹配度低于单季相分形提取结果。在耕地空间分布上,由于农作物季相的影响,各个季节分形提取结果在空间上的分布情况也各不相同。结合参考数据和原始影像对比分析,春季分形提取结果匹配度较低的区域主要集中在中部和南部(图 8a),夏季分形提取结果匹配度较低的区域在东

部和南部(图 8b),秋季分形提取结果匹配度较低的区域主要是商河县东北部和西南部地区(图 8c);多季相分形提取方法综合了单季相分形提取特征,其提取结果与参考数据和原始影像匹配度更高,如图 7 所示。综合考虑面积匹配度和点位匹配度指标,多季相分形提取利用作物变化的复杂性,有效区分了耕地和其他土地利用类型,更加准确地提取了耕地的空间分布信息。

### 3.3 多季相分形提取结果与现有产品对比

#### 3.3.1 耕地提取面积对比

选择商河县土地利用矢量数据、Esri land cover 数据和统计数据作为参考数据,以 GlobeLand30 数据、ESA WorldCover 数据作为对比数据,将分形提取结果与各土地利用数据集的面积匹配度和点位匹配度进行对比,如表 3 所示。分析结果表明,以矢量数据为参考,提取结果面积匹配度最高,为 99.73%,点位匹配度为 87.13%,GlobeLand30 和 ESA WorldCover 数据点位匹配度分别为 93.58% 和 92.57%,比提取结果高。以 Esri land cover 数据为参考,提取结果面积匹配度为 97.91%,点位匹配度为 89.83%,与其他土地利用数据集相比,提取结果的面积匹配度最高,GlobeLand30 和 ESA WorldCover 数据点位匹配度分别为 96.74% 和 90.60%,均比提取结果高;提取结果与统计数据面积匹配度为 84.30%,相较于其他土地利用数据集,面积匹配度最高。总之,由于 ESA WorldCover 和 GlobeLand30 数据相比于参考数据和提取结果,耕地面积过大,二者点位匹配度较高。综合考虑面积匹配度和点位匹配度,对比结果表明,由于多季相分形特征贡献,本

表3 多季相分形提取结果与现有产品对比

Tab.3 Comparative analysis of multi-seasonal fractal extraction results with existing products

参考数据(面积/km <sup>2</sup> )	对比数据	面积/km <sup>2</sup>	面积匹配度/%	点位匹配度/%
矢量数据(890.89)	提取结果	888.47	99.73	87.13
	GlobeLand30	972.77	90.81	93.58
	ESA WorldCover	966.26	92.20	92.57
Esri land cover(907.45)	提取结果	888.47	97.91	89.83
	GlobeLand30	972.77	93.29	96.74
	ESA WorldCover	966.26	93.91	90.60
统计数据(767.94)	提取结果	888.47	84.30	
	GlobeLand30	972.77	73.33	
	ESA WorldCover	966.26	79.48	

研究中耕地提取精度优于现有产品。

### 3.3.2 耕地提取空间分布对比

分形提取耕地面积结果与矢量数据和 Esri land cover 数据的耕地面积非常接近,但相比于其他产品,其点位匹配度稍低。原因分析如下:分形的主要特点在于能够描述不规则或碎片状的自然特征,毯子覆盖法对地表纹理处理的十分细致,对影像中灰度变化剧烈的地方极其敏感,许多田间路、田间地垄也能精细划分,导致图斑较为破碎。作为参考的矢量数据和其他尺度产品多是大块图斑,田间地垄、田间路都被算作了耕地,空间叠置分析时点位匹配度更高,但并不能客观说明各产品的提取质量,还需要结合遥感影像综合判断。考虑到大棚用地、田间路、田间地垄在耕地地类信息提取时容易发生误分或者混淆,因此针对性设置2个局部对比实验来分析分形提取效果,如图9和图10所示。

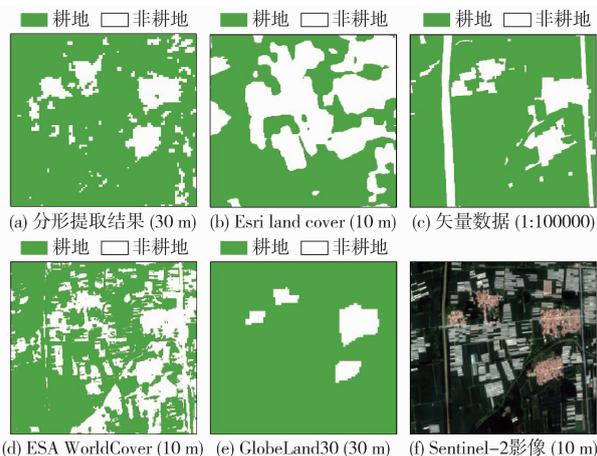


图9 分形提取结果与其他产品对比(图7蓝色框)

Fig.9 Comparison of fractal extraction results with other products (in blue box of Fig.7)

2020年7月28日 Sentinel-2影像(图9f)显示:该区域大棚分布密集。分形提取结果相较于GlobeLand30数据精度更高,相较于ESA WorldCover数据精度稍低,与矢量数据精度更加接近,但未能区分出左侧的道路,原因可能是遥感影像分辨率过低。

但ESA WorldCover数据将部分耕地错分为非耕地(图9d),错分原因可能是该地区缺乏训练样本,或是农作物生长的季节变化。Esri land cover数据未能分辨出与大棚交错分布的耕地(图9b),比分形提取结果差。

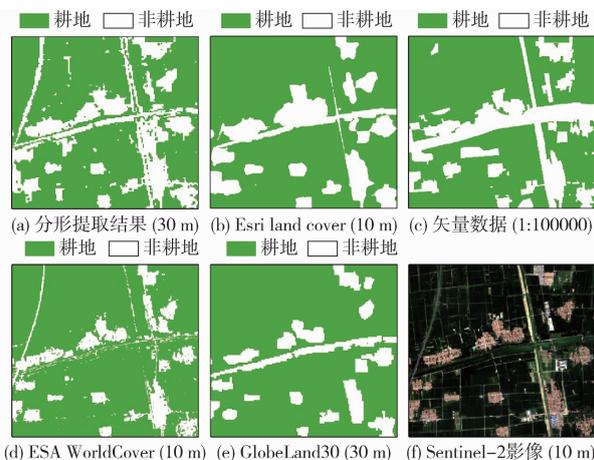


图10 提取结果与其他产品对比(图7黄色框)

Fig.10 Comparison of fractal extraction results with other products (in yellow box of Fig.7)

结合图10分析,分形提取结果相较于Esri land cover数据、矢量数据和GlobeLand30数据精度更高,与ESA WorldCover数据精度接近。在空间提取细节上,分形提取结果能够清晰地区分出河流和道路,矢量数据提取的河流和道路面积过大(图10c);GlobeLand30数据仅区分出河流,道路被错分为耕地(图10e);ESA WorldCover数据存在部分非耕地被错分为耕地的情况,如图10d所示。

综上所述,研发的基于多季相分形特征的Landsat 8 OLI影像耕地信息提取方法能够有效区分耕地和其他土地利用类型,提取结果更优。

## 4 讨论

### 4.1 多季相分形提取优势

实验证明基于多季相分形特征的Landsat 8 OLI影像耕地信息提取方法是科学有效的。首先,分形

分析方法对土地利用类型的区域变化较为敏感<sup>[35-36]</sup>。在分形计算中,变化越复杂的土地类型越容易区分。由式(1)、(2)可知,上分形曲线呈逐渐收窄的波谷和平滑的峰状,下分形曲线则相反。分形处理后,不同土地利用类型在上分形和下分形中具有不同的特征尺度。

其次,商河县以平原为主,地势平坦,是山东省主要粮食生产基地。耕地中农作物生长的各个时期差异明显,光谱曲线和纹理特征与天然植被不同。与其他土地利用类型相比,耕地农作物在不同时间阶段的特征曲线变化更为复杂,相应的纹理信息也更为丰富。在分形计算中,耕地的边界收敛速度快于其他土地利用类型,分形特征更容易区分。

最后,通过将多季相遥感影像与分形分析算法相结合,本研究提出的方法能够准确获取耕地的空间分布,减少样本选取时间。在当前人口众多、耕地较少的情况下,该方法可准确提取耕地信息,具有广阔的应用潜力和推广价值。

#### 4.2 分形方法不确定性

虽然分形提取方法能够快速准确地获取耕地的空间分布信息,但仍存在一些不足。

(1) 研究采用的遥感图像是分辨率 30 m 的

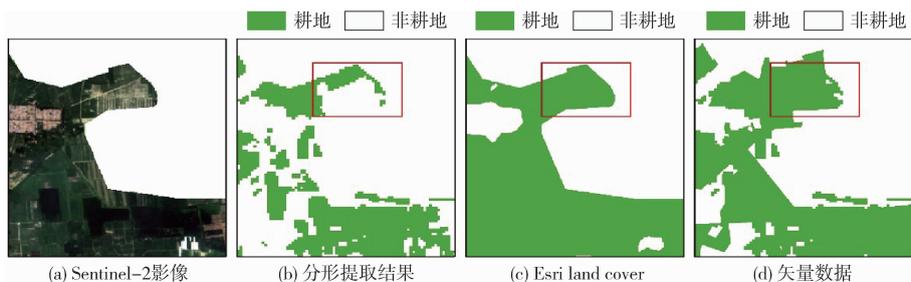


图 11 耕地未种植作物区域提取结果对比

Fig. 11 Comparison of extraction results for unplanted crop areas of cropland

## 5 结论

(1) 针对粮食主产区耕地特点,构建了基于多季相分形特征的 Landsat 8 OLI 影像耕地信息提取方法。春、夏、秋遥感影像分形提取结果与矢量数据和 Esri land cover 数据相比,其点位匹配度为 87.13% 和 89.83%,面积匹配度为 99.73% 和 97.91%,与统计数据也有较高的一致性。

(2) 多季相分形提取与单季相分形提取、现有土地利用数据产品的对比实验结果表明:综合考虑面积匹配度、点位匹配度和空间分布特征,多季相分

Landsat 8 OLI 数据,可能会导致研究结果存在一定的不确定性。未来可以结合更高分辨率数据,如 Sentinel-1/Sentinel-2、GF-2 或 WorldView-3 数据用于耕地信息提取。

(2) 不同遥感数据产品的土地利用类型定义或分类方法不一致,且遥感数据产品本身存在一定的误差,可能在一定程度上影响耕地提取的精度。此外,耕地信息提取的相关研究中,陈冰瑶<sup>[37]</sup>基于 Sentinel-2 数据提取山东省耕地总体精度为 88.6%,魏青迪<sup>[38]</sup>基于 GF-2 数据提取华北地区耕地总体精度为 88.3% 等,总体精度水平平均低于多季相分形耕地信息提取的面积匹配度,但与本研究的点位匹配度精度基本一致。

(3) 相对于有训练样本的分类方法,在耕地中的未种植作物区域,多季相分形方法提取结果不准确,如图 11 所示。结合春夏秋冬 4 个季节的 Sentinel-2 影像发现有部分耕地存在未种植作物现象(图 11 红色框),Esri land cover 数据耕地提取结果基本没有错分,矢量数据存在部分错分,而分形方法存在错分的原因可能由于耕地中的未种植作物区域,容易与裸地类型的光谱曲线混淆,以及空间分辨率 30 m 提取不足导致。

形提取能够利用作物的季节变化信息,有效区分耕地和其他土地利用类型,进而提高耕地信息提取精度,提取结果更优。

(3) 多季相分形提取方法耦合了多季相遥感数据和分形分析方法的优点,减少了样本选取时间,提高了耕地信息的提取精度,为耕地的动态监测和损害评估提供技术支撑。但在数据源选择、评价参考标准和未种植作物区域提取等方面存在一定的不确定性,未来考虑综合集成多源遥感、长时间序列数据、分形特征信号定量表征方法等,进一步降低或消除研究过程中的上述不确定性。

## 参 考 文 献

- [1] 熊曦柳,胡月明,文宁,等. 耕地遥感识别研究进展与展望[J]. 农业资源与环境学报, 2020, 37(6):856-865.  
XIONG Xiliu, HU Yueping, WEN Ning, et al. Progress and prospect of cultivated land extraction research using remote

- sensing[J]. *Journal of Agricultural Resources and Environment*, 2020, 37(6):856–865. (in Chinese)
- [2] 马恩朴, 蔡建明, 林静, 等. 2000—2014 年全球粮食安全格局的时空演化及影响因素[J]. *地理学报*, 2020, 75(2):332–347. MA Enpu, CAI Jianming, LIN Jing, et al. Spatio-temporal evolution of global food security pattern and its influencing factors in 2000—2014[J]. *Acta Geographica Sinica*, 2020, 75(2):332–347. (in Chinese)
- [3] 赵春江. 农业遥感研究与应用进展[J]. *农业机械学报*, 2014, 45(12):277–293. ZHAO Chunjiang. Advances of research and application in remote sensing for agriculture[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2014, 45(12):277–293. (in Chinese)
- [4] FRITZ S, SEE L, MCCALLUM I, et al. Mapping global cropland and field size[J]. *Global Change Biology*, 2015, 21(5):1980–1992.
- [5] 赵文举, 李聪聪, 马宏, 等. 基于 Sentinel-2 超分辨率影像的干旱区水体提取方法[J]. *农业机械学报*, 2023, 54(10):316–328. ZHAO Wenju, LI Congcong, MA Hong, et al. Water body extraction method in arid area based on Sentinel-2 super-resolution images[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2023, 54(10):316–328. (in Chinese)
- [6] 冯权洸, 牛博文, 朱德海, 等. 土地利用/覆被深度学习遥感分类研究综述[J]. *农业机械学报*, 2022, 53(3):1–17. FENG Quanlong, NIU Bowen, ZHU Dehai, et al. Review for deep learning in land use and land cover remote sensing classification[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2022, 53(3):1–17. (in Chinese)
- [7] 吴喜芳, 化仕浩, 张莎, 等. 基于多物候特征指数的冬小麦分布信息提取[J]. *农业机械学报*, 2023, 54(12):207–216. WU Xifang, HUA Shihao, ZHANG Sha, et al. Extraction of winter wheat distribution information based on multi-phenological feature indices derived from Sentinel-2 data[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2023, 54(12):207–216. (in Chinese)
- [8] GUMMA M K, THENKABAIL P S, PANJALA P, et al. Multiple agricultural cropland products of South Asia developed using Landsat-8 30 m and MODIS 250 m data using machine learning on the Google Earth Engine (GEE) cloud and spectral matching techniques (SMTs) in support of food and water security[J]. *GIScience and Remote Sensing*, 2022, 59(1):1048–1077.
- [9] WU Z T, THENKABAIL P S, MUELLER R, et al. Seasonal cultivated and fallow cropland mapping using the MODIS based automated cropland classification algorithm[J]. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2014, 8(1):083658.
- [10] GRAESSER J, RAMANKUTTY N. Detection of cropland field parcels from Landsat imagery[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2017, 201:165–180.
- [11] MARIEJULIE L, SIBIRY T P C, XAVIER B, et al. Estimating smallholder crop production at the village level from the Sentinel-2 time series in Mali's cotton belt[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2018, 216:647–657.
- [12] 李恒凯, 吴娇, 王秀丽. 基于 GF-1 影像的东江流域面向对象土地利用分类[J]. *农业工程学报*, 2018, 34(10):245–252. LI Hengkai, WU Jiao, WANG Xiuli. Object oriented land use classification of Dongjiang River Basin based on GF-1 image[J]. *Transactions of the CSAE*, 2018, 34(10):245–252. (in Chinese)
- [13] MCCARTY J L, NEIGH C S R, CARROLL M L, et al. Extracting smallholder cropped area in Tigray, Ethiopia with wall-to-wall sub-meter WorldView and moderate resolution Landsat 8 imagery[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2017, 202:142–151.
- [14] 邵文静, 孙伟伟, 杨刚. 高光谱遥感影像纹理特征提取的对比分析[J]. *遥感技术与应用*, 2021, 36(2):431–440. SHAO Wenjing, SUN Weiwei, YANG Gang. Comparison of texture feature extraction methods for hyper spectral imagery classification[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2021, 36(2):431–440. (in Chinese)
- [15] 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. SONG Rongjie, NING Jifeng, CHANG Qingrui, et al. Kiwifruit orchard mapping based on wavelet textures and random forest[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2018, 49(4):222–231. (in Chinese)
- [16] 张超, 乔敏, 刘哲, 等. 基于时序光谱和高分纹理分析的制种玉米田遥感识别[J]. *农业机械学报*, 2018, 49(5):218–225. ZHANG Chao, QIAO Min, LIU Zhe, et al. Seed maize field identification based on analysis of remote sensing timing spectrum and high resolution texture[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2018, 49(5):218–225. (in Chinese)
- [17] 喻送霞. 基于纹理分析的张家界地貌遥感信息提取及分类研究[D]. 长沙: 湖南师范大学, 2019. YU Songxia. Remote sensing information extraction of Zhangjiajie geomorphology and classification based on texture analysis[D]. Changsha: Hunan Normal University, 2019. (in Chinese)
- [18] XIA Y, FENG D, ZHAO R C. Morphology-based multifractal estimation for texture segmentation[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, 15(3):614–623.
- [19] BISHOP M P, SHRODERJR J F, HICKMAN B L, et al. Scale-dependent analysis of satellite imagery for characterization of glacier surfaces in the Karakoram Himalaya[J]. *Geomorphology*, 1998, 21(3–4):217–232.
- [20] 黄旭红. 基于分形纹理的土地利用遥感信息提取研究与应用[D]. 北京: 中国地质大学, 2020. HUANG Xuhong. Research and application of land use remote sensing information extraction based on fractal texture[D].

- Beijing; China University of Geosciences, 2020. (in Chinese)
- [21] 沈威. 长沙市耕地景观格局变化研究[D]. 长沙: 湖南师范大学, 2019.  
SHEN Wei. Study on landscape pattern change of cultivated land in Changsha City[D]. Changsha; Hunan Normal University, 2019. (in Chinese)
- [22] DONG S W, LI H, SUN D F. Fractal feature analysis and information extraction of woodlands based on MODIS NDVI time series[J]. Sustainability, 2017, 9(7):1215.
- [23] TZENG Y C, FAN K T, CHEN K S. A parallel differential box-counting algorithm applied to hyperspectral image classification [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2011, 9(2): 272 - 276.
- [24] WANG Q, GUO P, DONG S W, et al. Extraction of cropland spatial distribution information using multi-seasonal fractal features; a case study of black soil in Lishu County, China[J]. Agriculture, 2023, 13(2):486.
- [25] 梁爽, 宫兆宁, 赵文吉, 等. 基于多季相 Sentinel-2 影像的白洋淀湿地信息提取[J]. 遥感技术与应用, 2021, 36(4): 777 - 790.  
LIANG Shuang, GONG Zhaoning, ZHAO Wenji, et al. Information extraction of Baiyangdian Wetland based on multi-season Sentinel-2 images[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2021, 36(4): 777 - 790. (in Chinese)
- [26] 郑奕, 王瑶, 刘艳. 基于高光谱数据季相特征的山地草甸植被分类识别[J]. 光谱学与光谱分析, 2022, 42(6): 1939 - 1947.  
ZHENG Yi, WANG Yao, LIU Yan. Study on classification and recognition of mountain meadow vegetation based on seasonal characteristics of hyperspectral data[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2022, 42(6): 1939 - 1947. (in Chinese)
- [27] 匡文慧, 张树文, 杜国明, 等. 2015—2020 年中国土地利用变化遥感制图及时空特征分析[J]. 地理学报, 2022, 77(5):1056 - 1071.  
KUANG Wenhui, ZHANG Shuwen, DU Guoming, et al. Remotely sensed mapping and analysis of spatio-temporal patterns of land use change across China in 2015—2020[J]. Acta Geographica Sinica, 2022, 77(5):1056 - 1071. (in Chinese)
- [28] DU Y, HE X, LI X, et al. Changes in landscape pattern and ecological service value as land use evolves in the Manas River Basin[J]. Open Geosciences, 2022, 14(1):1092 - 1112.
- [29] CHAABAN F, EIKHATTABI J, DARWISHE H. Accuracy assessment of ESA WorldCover 2020 and ESRI 2020 land cover maps for a region in Syria[J]. Journal of Geovisualization and Spatial Analysis, 2022, 6(2): 31.
- [30] CHEN J, CAO X, PENG S, et al. Analysis and applications of GlobeLand30: a review[J]. ISPRS International Journal of Geo-Information, 2017, 6(8):230.
- [31] 段艳慧, 赵学胜, 彭舒. 基于信息熵的 GlobeLand 30 和 WorldCover 耕地破碎区一致性分析[J]. 地球信息科学学报, 2023, 25(5):1027 - 1036.  
DUAN Yanhui, ZHAO Xuesheng, PENG Shu. Consistency analysis of GlobeLand30 and WorldCover cultivated land fragmentation area based on information entropy[J]. Journal of Geo-information Science, 2023, 25(5):1027 - 1036. (in Chinese)
- [32] VENTER Z S, BARTON D N, CHAKRABORTY T, et al. Global 10 m land use land cover datasets: a comparison of dynamic world, WorldCover and Esri land cover[J]. Remote Sensing, 2022, 14(16): 4101.
- [33] PELEG S, NAOR J, HARTLEY R, et al. Multiple resolution texture analysis and classification[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1984, 6(4):518 - 523.
- [34] 魏向辉. 基于分形理论的遥感影像土地利用分类研究[D]. 北京: 中国地质大学, 2017.  
WEI Xianghui. Research of remote sensing image in land use classification based on the fractal theory[D]. Beijing; China University of Geosciences, 2017. (in Chinese)
- [35] NAYAK S R, MISHRA J, PALAI G. Analysing roughness of surface through fractal dimension: a review[J]. Image and Vision Computing, 2019, 89:21 - 34.
- [36] 邹敏, 张雯雯. 烟台市海岸带土地利用空间结构分形特征[J]. 水土保持研究, 2016, 23(1):92 - 96.  
ZOU Min, ZHANG Wenwen. Fractal analysis on spatial structure of land use in the sea coastal zone of Yantai City[J]. Research of Soil and Water Conservation, 2016, 23(1):92 - 96. (in Chinese)
- [37] 陈冰瑶. 基于多源遥感数据的农作物种植结构提取方法研究[D]. 济南: 山东建筑大学, 2023.  
CHEN Bingyao. Extraction of cropping patterns based on multi-source remote sensing imagery[D]. Ji'nan; Shandong Jianzhu University, 2023. (in Chinese)
- [38] 魏青迪. 基于卷积神经网络的高分二号遥感影像提取方法[D]. 泰安: 山东农业大学, 2019.  
WEI Qingdi. Extraction method of GF-2 remote sensing image based on convolutional neural network[D]. Taian; Shandong Agricultural University, 2019. (in Chinese)