

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.01.018

基于 GEE 的山东省近 30 年农业大棚时空动态变化研究

朱德海^{1,2} 刘逸铭¹ 冯权泷^{1,3} 欧聪¹ 郭浩¹ 刘建涛⁴

(1. 中国农业大学土地科学与技术学院, 北京 100083; 2. 自然资源部农用地质量与监控重点实验室, 北京 100193;
3. 中国农业大学资源与环境学院, 北京 100193; 4. 山东建筑大学测绘地理信息学院, 济南 250101)

摘要: 针对精确获取大尺度空间范围内农业大棚的分布情况并进行长时间的序列动态监测存在数据量大、计算效率低、精度不高等问题, 利用 Google Earth Engine(GEE) 云平台能够实现快速存取、实时处理海量卫星数据, 基于多时相 Landsat 影像进行农业大棚时序光谱特征和纹理特征的自动提取, 采用随机森林算法实现山东省农业大棚的遥感分类, 从而生成了山东省近 30 年农业大棚的空间分布和时空动态变化图。结果表明, 本文分类流程具有较高的分类精度, 其平均总体精度达到 91.63%, Kappa 系数均值为 0.864 2。经分析, 山东省农业大棚从 1990 年的 6.67 km² 增加到 2018 年的 9 919.40 km², 增长速度为 354.03 km²/a。

关键词: 农业大棚; 时空变化; Google Earth Engine; 大尺度范围; 随机森林; Landsat

中图分类号: S127 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2020)01-0168-08

OSID:



Spatial-temporal Dynamic Changes of Agricultural Greenhouses in Shandong Province in Recent 30 Years Based on Google Earth Engine

ZHU Dehai^{1,2} LIU Yiming¹ FENG Quanlong^{1,3} OU Cong¹ GUO Hao¹ LIU Jiantao⁴

(1. College of Land Science and Technology, China Agricultural University, Beijing 100083, China

2. Key Laboratory for Agricultural Land Quality Monitoring and Control, Ministry of Natural Resources, Beijing 100193, China

3. College of Resources and Environmental Sciences, China Agricultural University, Beijing 100193, China

4. School of Surveying and Geo-Informatics, Shandong Jianzhu University, Ji'nan 250101, China)

Abstract: Shandong Province is a large agricultural province in China. In recent years, agricultural greenhouses have developed rapidly. The promotion of greenhouse technology played an important role in increasing agricultural production and efficiency in Shandong Province. Therefore, it is necessary to monitor the dynamic changes of agricultural greenhouses in Shandong Province. However, accurately obtaining the distribution of agricultural greenhouses in a large-scale space and performing dynamic monitoring of long-term sequences are difficult, such as large data volume, low computational efficiency, and low precision. In response to the above problems, the Google Earth Engine (GEE) cloud platform was used to access and process massive satellite data. Based on multi-temporal Landsat images, time series spectral features and texture features were extracted. Random forests were used to complete the classification of agricultural greenhouses in Shandong Province. Finally, the thematic map of spatial distribution and spatial-temporal dynamic changes of agricultural greenhouses in Shandong Province in recent 30 years were generated. The experimental results showed that the classification process proposed had better classification accuracy with the average classification accuracy of 91.63% and the Kappa coefficient of 0.864 2. After analysis, the area of agricultural greenhouse in Shandong Province was increased from 6.67 km² in 1990 to 9 919.40 km² in 2018, with a growth rate of 354.03 km² per year. By studying the dynamic changes of agricultural greenhouses in Shandong Province in recent 30 years, it can not only provide better planning suggestions for further development, but also provide reference for the development of agricultural greenhouses in other provinces in China.

Key words: agricultural greenhouse; spatial-temporal changes; Google Earth Engine; large-scale; random forest; Landsat

收稿日期: 2019-05-09 修回日期: 2019-06-20

基金项目: 中国博士后科学基金面上项目(2018M641529)和中国博士后科学基金特别资助项目(2019T120155)

作者简介: 朱德海(1962—),男,教授,博士生导师,主要从事 3S 技术在农业和国土资源管理中的应用研究,E-mail: zhudehai@cau.edu.cn

通信作者: 冯权泷(1988—),男,助理研究员,博士后,主要从事机器、深度学习及在农业遥感中的应用研究,E-mail: fengql@cau.edu.cn

0 引言

农业部于 1988 年提出建设“菜篮子工程”，集约化蔬菜生产（以农业大棚蔬菜为主要代表）已经成为蔬菜生产的主要发展方向^[1]。山东省是我国蔬菜种植大省，同时也是全国设施种植蔬菜的中心。因此，监测山东省农业大棚的空间分布和动态变化，可为相关部门的政策制定提供技术支撑，并有效促进“菜篮子工程”的顺利实施。

目前，农业大棚数据的获取多采用抽样调查和统计上报等方法，由于其工作流程复杂、人工干预过多等问题，导致数据获取的准确性和时效性较低。相比于传统统计方法，遥感具有宏观、动态、快速等特点，可以实现大面积动态同步观测，已用于农业大棚的信息提取。其中，目视解译虽有较高的精度，但费时费力^[2-3]，难以完成长时间序列、大空间尺度的农业大棚监测任务。因此，基于机器学习、云计算等前沿技术，实现长时间、大范围、高精度的农业大棚信息自动提取，成为亟待解决的重要课题。

在农业大棚自动提取方面，国外开展研究较早，其中 AGUILAR 等^[4]基于 WorldView-2 和 Landsat-8 OLI 影像数据，采用面向对象方法和决策树分类器在西班牙南部某地区进行了大棚提取试验，分类精度达到 93%。LANORTE 等^[5]结合土地利用数据和 Landsat-8 影像数据，提出一种用于提取大棚的塑料污染指数，其分类精度达到 94.54%。FRANCISCO 等^[6]研究表明，在 QuickBird 和 IKONOS 等高分辨率卫星影像中添加纹理特征，可以有效提高塑料大棚的分类精度。黄振国等^[7]提出了一种基于知识分类的大棚提取方法，以山东省寿光市为研究区，分类精度达到了 92.01%。王志盼等^[8]以广东省江门市作为研究区，提出了一种基于增强型水体指数的大棚分类方法，分类精度达 75%。YANG 等^[9]以山东省潍坊市西北部为研究区，通过研究 Landsat ETM+ 各波段对大棚的敏感度，提出了大棚指数，其分类精度达到 91.2%。孙钰等^[10]采用赤峰市王爷府镇地区的无人机航空影像，基于全卷积神经网络构建了大棚提取模型，其分类精度达到 97%。此外还有其他学者提出了相关的大棚提取方法^[11-13]。然而，上述研究主要集中在小范围的典型区域，较少涉及到大空间尺度、长时间序列的农业大棚信息提取。

大空间尺度、长时间序列遥感数据集的存储、组织和计算对软硬件环境提出了很高的要求。针对上述问题，谷歌发布了 Google Earth Engine 云平台，可实现全球尺度地球科学数据（尤其是遥感数据，如

Landsat、MODIS、Sentinel 等）的在线可视化计算和分析处理，从而为大空间尺度、长时间序列遥感数据的实时处理提供了强有力的技术支撑。相比于 ENVI 等桌面端遥感图像处理软件，GEE 提供了基于 Web 端的 JavaScript 或 Python 算法开发工具，可快速实现批处理和可视化等功能^[14-16]。国内外学者利用 GEE 平台开展了一系列研究，其中孟梦等^[17]基于 GEE 制作了白洋淀地区 1987—2017 年的 NDVI、NDWI 数据集，并对白洋淀的湿地生态系统进行了景观分类。MAHDIANPARI 等^[18]利用 GEE 平台和 Sentinel-1/2 数据对加拿大纽芬兰地区进行了湿地制图，其制图精度为 88.37%。

本文以山东省为研究区，通过在 GEE 云平台上获取 1990、1998、2009、2018 年多时相 Landsat 影像，分析山东省近 30 年农业大棚的空间分布和时空动态变化。

1 研究区域与数据来源

1.1 研究区域概况

本文选取山东省（34°22′~38°24′N，114°19′~122°43′E）作为研究区，如图 1 所示。山东省年平均气温为 11~14℃，年均降水量为 550~950 mm。山东省是全国粮食作物和经济作物重点产区，素有“粮棉油之库，水果水产之乡”之称^[19]。



图 1 研究区

Fig. 1 Map of research area

1.2 主要数据源

Landsat 卫星是由美国地质调查局和美国宇航局共同实施，从 1972 年至今持续对地观测，保存了大量珍贵的历史影像资料。Landsat 卫星以 14 d 左右的重返周期对地球表面进行 30 m 分辨率成像，包括多光谱和热量数据，广泛应用于土地调查、环境监测等领域^[20]。

山东省于 20 世纪 80 年代末、90 年代初开始大力发展农业大棚，且在 GEE 平台获取的 1990 年山东省 Landsat 影像质量较好，故本文以 1990 年作为

研究起始时间,共选取4个时期来表征近30年的时空变化情况,分别为1990、1998、2009年 Landsat-5 TM 影像和2018年 Landsat-8 OLI 影像,由于在GEE中,山东省2008年影像云量较多、质量较差,故选取2009年的数据。Landsat数据在GEE中提供如大气上层反射率、地表反射率等即用型产品。本文基于GEE平台完成长时间序列 Landsat-5/8 遥感影像的辐射定标、几何校正、云雪去除、影像拼接等处理。同时,本文利用GEE平台多时相 Landsat 影像制作了长时间序列 NDVI、MNDWI、SAVI 等光谱特征和纹理特征数据集。其他辅助分析数据主要包括地形和坡度数据等。

2 研究方法

2.1 工作流程

工作流程如图2所示,主要步骤如下:

(1)影像调取及预处理:在GEE云平台上分别获取1990、1998、2009年的山东省 Landsat-5 TM 影像、2018年的 Landsat-8 OLI 影像作为数据源;通过GEE平台自动执行影像拼接、辐射校正、去云等预处理。

(2)特征计算:所选特征包括缨帽变换亮度、绿色、湿度分量,归一化植被指数(NDVI),土壤调节植被指数(SAVI),修正后的归一化差异水体指数(MNDWI),GLCM纹理特征。

(3)训练集和测试集制作:首先计算各采样点对应的特征值,并按照3:1划分训练集和测试集。

(4)随机森林分类:训练随机森林分类器,完成对验证样本的精度检验。

(5)制图与分析:基于分类结果制作近30年山

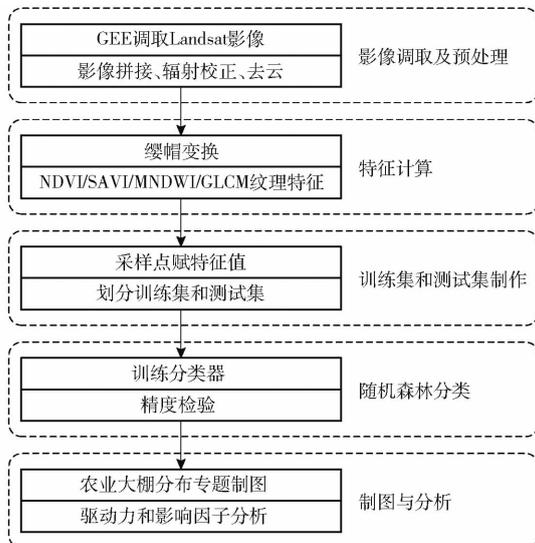


图2 基于GEE的农业大棚信息提取流程图

Fig.2 Flow chart of GEE-based agricultural greenhouse information extraction

东省农业大棚空间分布专题图,分析农业大棚时空动态变化的驱动力和影响因子。

2.2 特征计算

为了提高农业大棚的分类精度,本文基于缨帽变换等构建了一个多维特征空间,所有特征计算均在GEE平台下编程实现。

2.2.1 缨帽变换

缨帽变换(Tasseled-cap transformation, TCT)是将图像的原始波段转换为一组新的对植被较为敏感的波段。用于创建缨帽带的系数是从图像和经验观察中统计得出,其中第1个缨帽带对应于图像的整体亮度;第2个缨帽带对应绿色;第3个缨帽带通常被解释为湿度(土壤或表面水分)。在本研究中,增加TCT特征可有效提高农业大棚与水浇地、露天植被之间的可分性。缨帽变换公式为

$$Y = cX + b \quad (1)$$

式中 Y ——变换后多光谱空间的像元矢量

X ——变换前多光谱空间的像元矢量

c ——变换矩阵 b ——常数

2.2.2 光谱指数

除了使用TCT外,本文通过文献调查和实验比对选取归一化植被指数(NDVI)、土壤调节植被指数(SAVI)、修正后的归一化差异水体指数(MNDWI)3个光谱指数。其计算公式如下

$$NDVI = \frac{\rho(N) - \rho(R)}{\rho(N) + \rho(R)} \quad (2)$$

$$SAVI = \frac{\rho(N) - \rho(R)}{(\rho(N) + \rho(R) + L)(1 + L)} \quad (3)$$

$$MNDWI = \frac{\rho(G) - \rho(M)}{\rho(G) + \rho(M)} \quad (4)$$

式中 $\rho(G)$ ——绿色波段反射率

$\rho(R)$ ——红色波段反射率

$\rho(N)$ ——近红外波段反射率

$\rho(M)$ ——短波红外波段反射率

L ——校正因子^[21]

NDVI是用于提高植被和非植被的差异性,SAVI则能减小NDVI受土壤背景噪声的影响。MNDWI指的是NDWI的修改版本^[22],由XU^[23]提出。MNDWI是通过用MIR频段代替NDWI的近红外频段得到的,具有更高的水体提取精度。

2.2.3 纹理特征

根据实地采样和目视判断,发现山东省农业大棚具有明显的几何和纹理特征,如较宽的矩形边界,外形一般有双窗面、三折面、半拱圆形、连栋形等特定的外形特征。本研究选取6个最不相关的纹理特征,即均值(MEA)、标准偏差(STD)、同质性

(HOM)、相异度 (DIS)、熵 (ENT) 和角度秒矩 (ASM), 用于区分大棚和其他地物之间差异。

选择 4 个常用的移动窗口 (3×3 、 5×5 、 7×7 、 11×11) 对 6 个纹理特征进行比较, 结果表明, 各纹理特征均在 3×3 移动窗口中产生最高的分类精度。

2.3 分类类别

完成特征计算后, 将 Landsat 中各波段的地表反射率、光谱和纹理特征添加到一个特征集中, 以此作为特征数据集进行农业大棚分类器的训练。土地利用类型分类类别如表 1 所示。

表 1 分类类别

Tab. 1 Range of availability

土地利用类型	简介
农业大棚	连栋温室、日光温室、塑料大棚、小拱棚 (遮阳棚) 等
其他	灌溉和非灌溉农田、湖泊、河流、居民点、工厂等

本文采用半自动的采样方法, 首先通过实地调查、历史样本收集和目视解译等方法, 将得到的原始样本在 GEE 云平台上做聚类, 将置信度、相似度高的作为样本集, 然后在 GEE 可视化界面中勾选样本区域, 所勾选的多边形内的像素属于同一类别, 分别为农业大棚或其他土地利用类型。最后在勾选的 1 300 余个多边形中随机生成 100 000 个样本点, 每类土地利用类型的样本点数量均为 50 000 个, 确保覆盖到典型的农业大棚和其他土地利用类型。其中随机选取 75 000 个样本点作为训练集, 剩余的 25 000 个作为测试集, 用于测试混淆矩阵、总体分类精度等指标。

2.4 随机森林算法

本研究使用随机森林算法构建农业大棚分类模型。BREIMAN^[24] 在 2001 年提出了随机森林算法, 通过组合多个 CART 决策树进行集成分类。在随机森林训练过程中, 通过随机选取 2/3 的训练样本和特征向量进行每棵决策树的构建, 模型输出结果取决于所有决策树的输出, 从而有效提高了模型的鲁棒性和泛化能力, 并擅长处理异常值和共线性变量。因此, 随机森林算法已被广泛地用于遥感图像分类领域。然而, 随机森林算法很少应用于农业大棚分类研究中, 因此, 本文从大空间尺度、长时间序列的角度验证随机森林算法对农业大棚的分类效果和泛化能力等。

随机森林分类器的模型参数较少, 比较关键的参数包括 ntree 和 mtry。其中 ntree 是构成随机森林的决策树数量, mtry 是每棵决策树训练时随机抽取的特征数量。经过相关实验, 本文取 ntree 为 150, 以确保模型能够收敛, mtry 为特征总数的平方根。

2.5 精度评价

为了评价分类结果的质量, 采用混淆矩阵和目视评估两种方法。目视评估用于直接分析分类结果, 是最直接、最基本的方法。混淆矩阵来自测试样本, 并计算总体分类精度、Kappa 系数等指标。

3 结果与分析

3.1 农业大棚分类结果

图 3~5 给出了 2018 年山东省潍坊市、临沂市、枣庄市等局部典型地区的遥感影像和对应的农业大棚分类结果。可以看出, 本文所提分类方法可以很好地提取农业大棚的空间分布信息。图 6 给出了大棚分类结果的细节图, 可以看出分类结果与实际情况吻合程度较高, 验证了本文所提分类方法的性能。

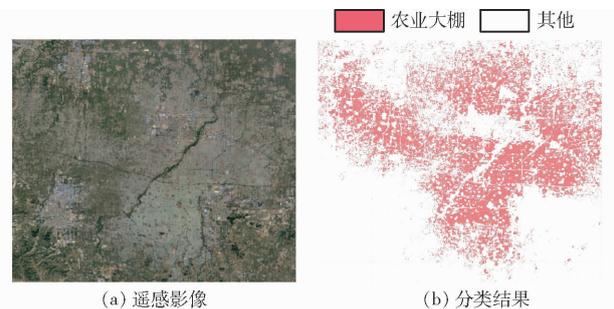


图 3 潍坊市遥感影像及分类结果

Fig. 3 Remote sensing images and classification results of Weifang City

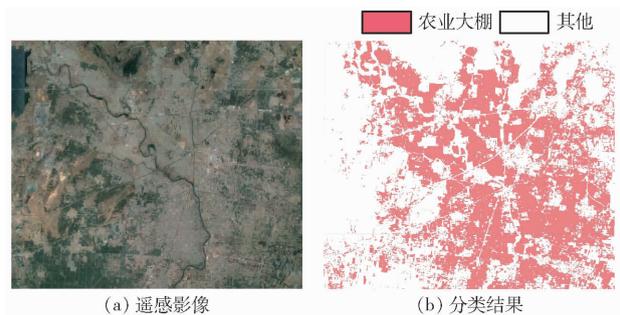


图 4 临沂市遥感影像及分类结果

Fig. 4 Remote sensing images and classification results of Linyi City

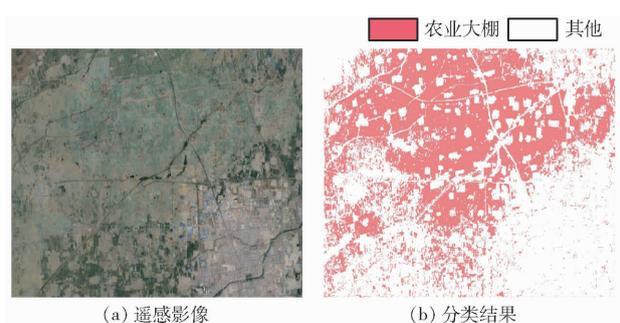


图 5 枣庄市遥感影像及分类结果

Fig. 5 Remote sensing images and classification results of Zaozhuang City

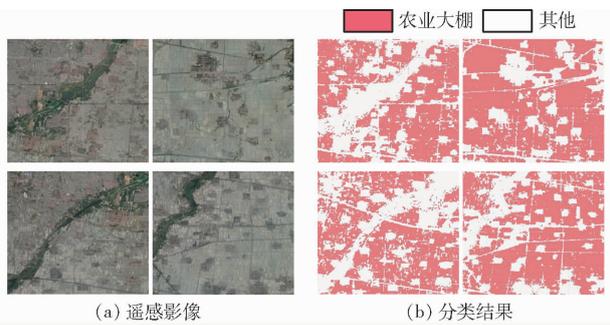


图6 农业大棚(乡镇级)遥感影像及分类结果

Fig. 6 Remote sensing images and classification results of agricultural greenhouses (township level)

同时,本文比较了不同机器学习方法在农业大棚提取中的性能,包括随机森林算法(RF)、支持向量机(SVM)以及决策树(DT)算法,使用相同的训练样本和验证样本以确保可比性和客观性,所有实验都是在GEE云平台上完成。为了定量评估本文所提方法的准确性,表2给出了精度对比。由表2可知,RF性能优于SVM和DT。RF的总体精度(OA)高于SVM,增幅为5.20~6.52个百分点。一个可能原因是在处理大规模、高维度数据集时RF比SVM效果更好。同样RF的OA高于DT,增幅为6.09~8.44个百分点。这主要因为RF是多个决策树的集合,与单个决策树相比,RF具有更高的鲁棒性,尤其可有效防止过拟合,有更高精度。

3.2 时空动态分析

本文得到的近30年山东省农业大棚的空间分

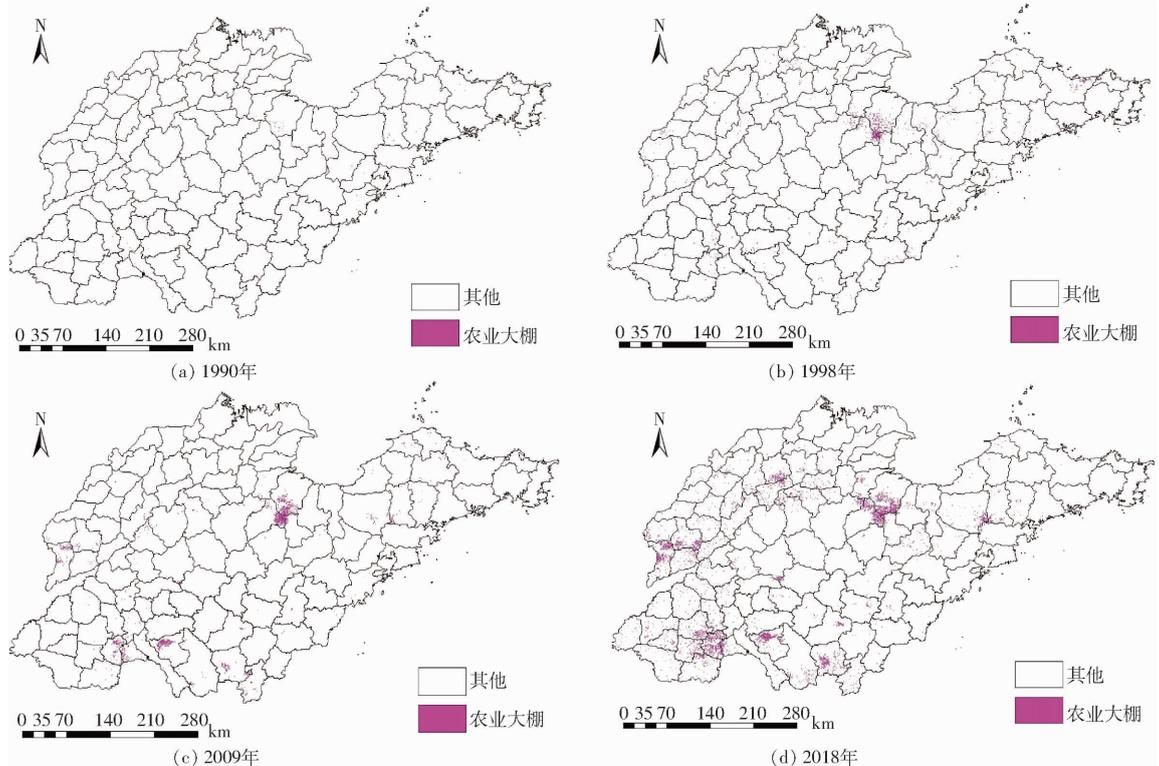


图7 山东省农业大棚分布图

Fig. 7 Distribution maps of agricultural greenhouses in Shandong Province

表2 RF、SVM和DT的精度比较

Tab. 2 Accuracy comparison of RF, SVM and DT

年份	RF		SVM		DT	
	OA/%	Kappa	OA/%	Kappa	OA/%	Kappa
2018	94.48	0.9067	89.19	0.8312	87.81	0.8052
2009	92.36	0.8669	86.11	0.7947	85.11	0.7792
1998	90.43	0.8489	85.23	0.7805	84.34	0.7503
1990	89.25	0.8342	82.73	0.7339	80.81	0.7091

布图如图7所示。从图7可知,1990年农业大棚主要集中在寿光市及周边。随着山东省大力推广农业大棚,全省各地如单县、滕州市、苍山县、莘县、莱西市等,借鉴寿光市农业大棚的成功案例,逐步引入了农业大棚。到2009年,以上市县已经发展成为农业大棚区域的中心,并逐渐辐射到周边市县,初步形成多个具有较大规模的农业大棚聚集区。到2018年,全省除少部分受环境因素制约的地区外,其余市县均在不同程度上实现了农业大棚的规模化建设,特别在鲁中、鲁西、鲁西南等地区(如潍坊市、济宁市、枣庄市、临沂市、聊城市等地级市),其中寿光市、昌乐县、莘县、莱西市等市县农业大棚分布较集中,形成了多个规模庞大、功能齐全、布局完善的农业大棚示范区。

图8为1990—2018年山东省农业大棚面积总量及增量、增速图。由图8可以得出,山东省农业大棚的发展经历了缓慢—高速—缓慢的增长过程。1990年,全省农业大棚面积约为6.67 km²,1998年与

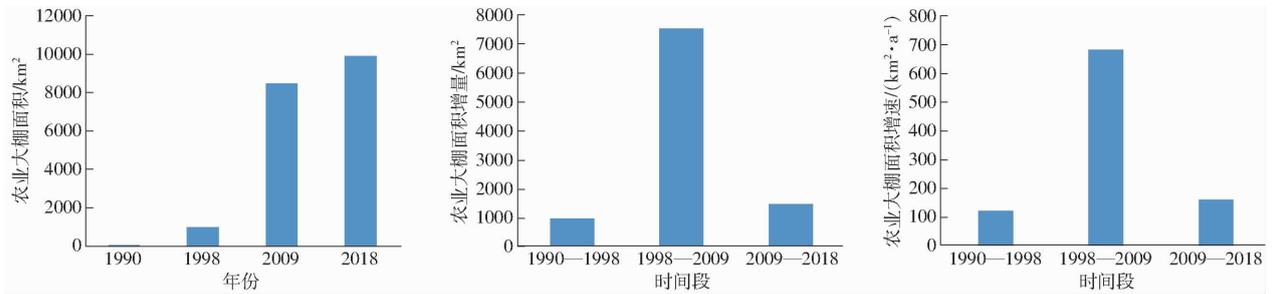


图 8 1990—2018 年山东省农业大棚面积总量及面积增量、增速统计图

Fig. 8 Diagrams of total area, area increment and growth rate of agricultural greenhouses in Shandong Province from 1990 to 2018

1990 年相比面积增量约为 954.62 km², 面积平均增速为 119.33 km²/a, 面积达到 961.29 km²。2009 年全省农业大棚与 1998 年相比面积增量约为 7522.39 km², 平均增速达 683.85 km²/a, 总面积达 8483.68 km²。经历了快速发展时期后, 山东省积极响应中央深化供给侧结构性改革, 农业大棚从更快更广向更精更专发展。到了 2018 年, 与 2009 年相比增量约达 1435.72 km², 平均面积增速为 159.52 km²/a,

总面积达 9919.40 km²。经过 30 年的快速发展, 山东省农业大棚从 1990 年的 6.67 km² 增加到 2018 年 9919.40 km², 平均增速为 354.03 km²/a。

图 9 为山东省 1990—2018 年农业大棚动态变化图。从图 9 可以看出, 山东省农业大棚经过 30 年的快速发展, 由最初空间分散、数量少, 发展为规模庞大、功能完善的连片大棚聚集区。整体发展稳中向好, 面积稳定增加。其中寿光市、滕州市为典型区域。

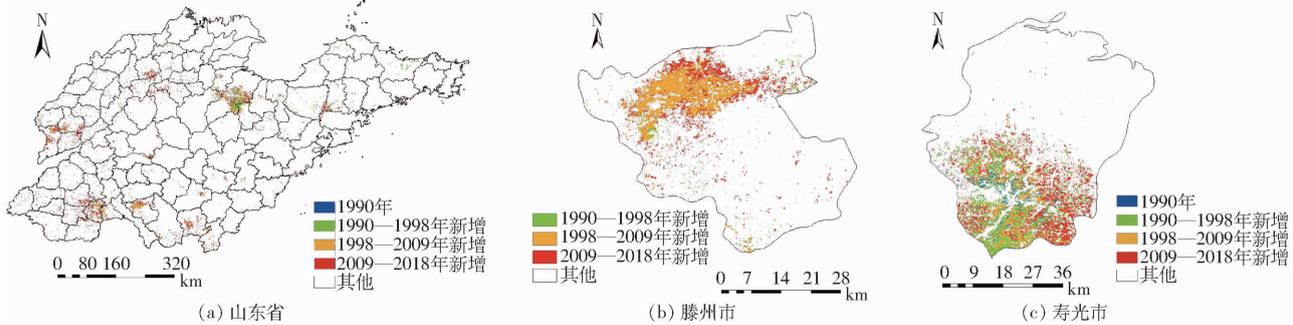


图 9 1990—2018 年山东省农业大棚动态变化图

Fig. 9 Dynamic changing map of agricultural greenhouses in Shandong Province from 1990 to 2018

20 世纪 80 年代末, 日光温室(冬暖大棚)及黄瓜越冬栽培技术由辽南地区传入山东地区^[25]。1990 年, 寿光市较早发展农业大棚, 总面积约为 2.34 km², 经过 30 年的快速发展, 始终处于全省农业大棚发展前列。到 2018 年, 全市农业大棚约有 862.92 km²。寿光市农业大棚起步早、基础好, 从 1990 年到 2018 年呈现数量稳定增长、分布逐步外延、规模明显增加的趋势。不仅如此, 寿光市更是积极带动周边市县如青州市、昌乐县、广饶县等快速发展, 形成了全省面积最大、分布最广、功能最完善的农业大棚聚集区。

全省其他市县的农业大棚以滕州市为例, 1990—1998 年空间零星分布, 数量少, 规模小, 主要分布于村庄周边。1998—2009 年得到快速发展, 分布变广且呈现进一步扩展趋势, 分布格局开始出现区域连片现象, 发展初具规模, 在 3 个时期中相对扩展比例最大, 相对扩张速度最快, 数量增长最多。2009—2018 年, 全省农业大棚基本空间分布格局已经形成, 增长速度降缓, 规模稳步扩张。

为了进一步精准获取农业大棚空间分布及动态变化, 本文采用基于格网统计的方法将时空数据转换到一个高分辨率基础地理单元。本文通过实验对比 1、2、5、10、20 km 格网后得出, 2 km 格网农业大棚空间分布的可视化效果最好。因此本文按 2 km 格网统计该区域农业大棚面积占比, 共划分为 9 等(图 10), 依次为 1 等(0~1%)、2 等(1%~5%)、3 等(5%~10%)、4 等(10%~20%)、5 等(20%~30%)、6 等(30%~40%)、7 等(40%~50%)、8 等(50%~70%)、9 等(70%以上)。如图 10 所示, 1990 年全省农业大棚主要分布于寿光市, 聚集度最高为 5 等(20%~30%)。随着农业大棚的进一步推广, 在 1998 年, 寿光市、青州市、昌乐县出现了第 1 个 9 等农业大棚聚集区。进入 21 世纪以来, 山东省大力扶持农业大棚产业, 于 2009 年形成了 6 个 9 等农业大棚聚集区, 例如以莱西市为中心, 带动平度市、即墨市等发展农业大棚; 聊城市以东昌府区、莘县为示范区, 带动阳谷县、冠县等周边县区农业大棚的发展; 另外, 滕州市、苍山县等利用自身发展优

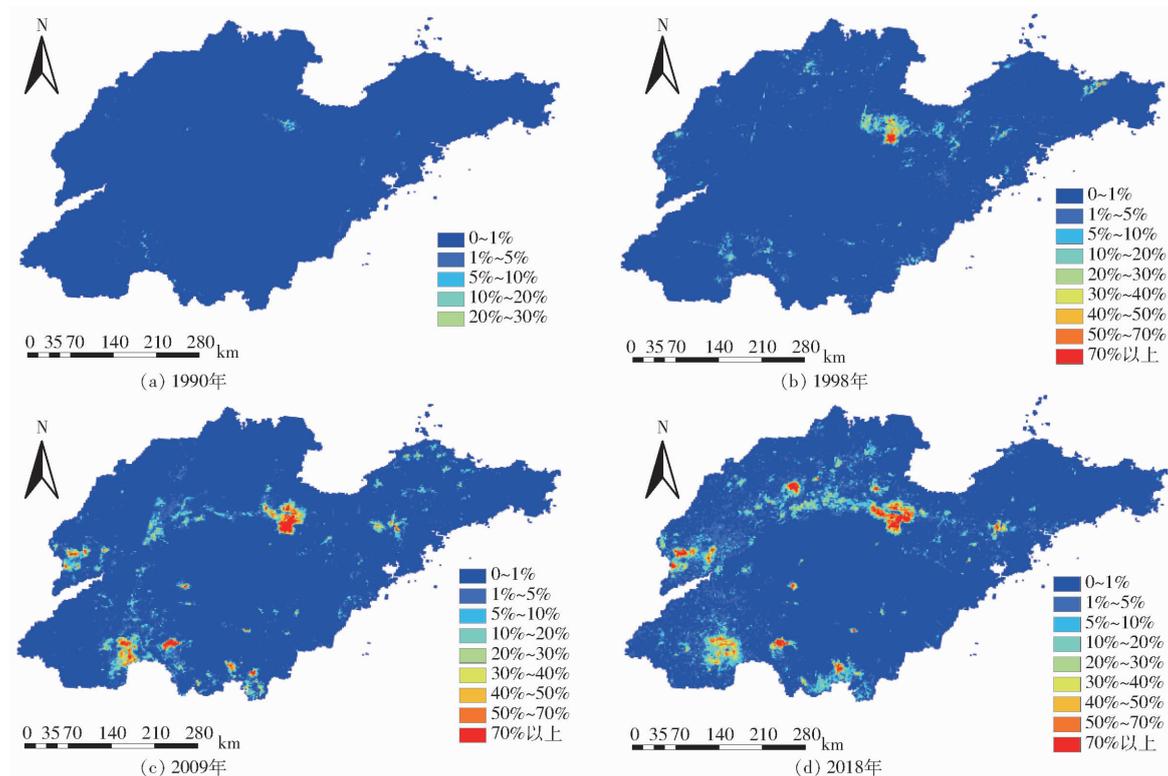


图10 1990—2018年山东省农业大棚2 km 格网面积比例图

Fig. 10 Proportion of 2 km grid area of agricultural greenhouses in Shandong Province from 1990 to 2018

势,也积极向周边市县推广农业大棚。到2018年,全省的农业大棚已经形成“一超多强”的发展态势,共形成7个9等农业大棚聚集区,其中寿光市领跑全省,并进一步扩张。

通过以上分析可以得出,山东省农业大棚发展态势良好,说明山东省在传统农业向高效集约农业转型卓有成效,为山东省由农业大省向农业强省的转变奠定了坚实的基础。

3.3 驱动力分析

分析农业大棚背后的驱动力和影响因子可以很好地总结发展经验和制定未来规划。通常,驱动力分析主要是从相互关联的自然和社会因素角度进行研究^[26-27]。在区域范围内,社会因素对农业大棚的影响更为重要:

(1) 国家政策因素:随着“菜篮子工程”的实施,国家制定了详细的帮扶政策来鼓励农业大棚的建设。寿光三元朱村温室的成功引起了各级政府的高度重视。1997年山东省农机局基于寿光成功案例部署了全省农业大棚工作^[28]。从图10可以看出,1990年到1998年期间,寿光市农业大棚得到快速发展,成为全省设施农业典型示范区。进入21世纪,山东省继续完善农业大棚相关政策。在1998—2009年期间,各地积极学习寿光大棚经验和技能,在全省范围内出现了不同规模等级的大棚连片区,整体发展欣欣向荣。2013—2019年的中央一号文

件都强调了发展现代设施农业的重要性。从图10中可以看出,历经30年发展,山东省农业大棚保持良好的发展态势,形成了多个区域连片、辐射带动效应明显的农业大棚示范区。

(2) 经济与市场因素:人们对新鲜瓜果蔬菜的需求日益增长,尤其是在冬季,市场得不到及时供应,由此刺激了供给侧的快速发展。从陈香等^[29]研究中分析2000—2009年间山东省蔬菜进出口值,并结合图10的动态变化可以看出,由于国内国际市场的需求量增大,不仅促进了山东省出现规模更大、功能更全的大棚代替中小棚,同时呈现出连片和聚集现象。随着经济全球化影响的进一步加深,山东省与韩国、日本等东北亚国家合作更加密切,发展设施蔬菜出口,可以促进生产和销售多元化。面对更加广阔的海外市场,也给山东省的设施蔬菜提出了更高的要求,由此进一步促进了山东省农业大棚的发展和优化升级。

(3) 生产技术因素:山东省农业大棚发展初期主要依靠人工操作,以经验判断为主,生产效率较低。随着科技的高速发展,山东省农业大棚的生产水平日益提高,除了引入自动化、智能化控制系统外,各级政府还鼓励科研及教育机构定向指导生产,发展关键共性技术,高效科学地指导生产。

4 结论

(1) 通过利用 GEE 云平台和多时相 Landsat 影像构建时序光谱特征和纹理特征, 基于随机森林分类器实现了山东省近 30 年农业大棚分类, 并进行了时空动态分析。结果表明, 本文方法取得了较高的分类精度, 其平均总体精度为 91.63%, 实现了省域尺度的农业大棚空间分布提取。

(2) 目前山东省农业大棚重点分布在鲁中、鲁

西和鲁西南等地区, 如潍坊、济宁、枣庄、临沂、聊城等地级市, 其中寿光、昌乐、莘县、平度等市县分布集中。时空动态分析表明, 山东省农业大棚在近 30 年间得到了快速发展。农业大棚面积从 1990 年的 6.67 km² 增加到 2018 年的 9 919.40 km², 增长速度为 354.03 km²/a。此外, 1998 年至 2009 年农业大棚增长速度最高, 为 683.85 km²/a, 而 1990 年至 1998 年和 2009 年至 2018 年相对变化较小。

参 考 文 献

- [1] 焦坤, 李德成. 蔬菜大棚条件下土壤性质及环境条件的变化[J]. 土壤, 2003, 35(2): 94-97.
- [2] 秦其明. 遥感图像自动解译面临的问题与解决的途径[J]. 测绘科学, 2000, 25(2): 21-25.
- [3] 甘甫平, 王润生, 王永江, 等. 基于遥感技术的土地利用与土地覆盖的分类方法[J]. 国土资源遥感, 1999(4): 40-45.
- [4] AGUILAR M, NEMMAOUI A, NOVELLI A, et al. Object-based greenhouse mapping using very high resolution satellite data and Landsat 8 time series[J]. Remote Sensing, 2016, 8(6): 513.
- [5] LANORTE A, DE SANTIS F, NOLÈ G, et al. Agricultural plastic waste spatial estimation by Landsat 8 satellite images[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2017, 141: 35-45.
- [6] FRANCISCO A, AGUILAR F J, AGUILAR M A. Using texture analysis to improve per-pixel classification of very high resolution images for mapping plastic greenhouses[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2008, 63(6): 635-646.
- [7] 黄振国, 陈仲新, 刘芳清, 等. 基于 HJ-1 影像的大棚菜地遥感监测技术研究——以山东寿光市为例[J]. 中国农业资源与区划, 2013, 34(5): 102-106.
- [8] 王志盼, 张清凌, 钱静, 等. 基于增强型水体指数的大棚遥感检测研究——以广东江门地区为例[J]. 集成技术, 2017, 6(2): 11-21.
- [9] YANG D, CHEN J, ZHOU Y, et al. Mapping plastic greenhouse with medium spatial resolution satellite data: development of a new spectral index[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2017, 128: 47-60.
- [10] 孙钰, 韩京治, 陈志泊, 等. 基于深度学习的大棚及地膜农田无人机航拍监测方法[J/OL]. 农业机械学报, 2018, 49(2): 133-140. SUN Yu, HAN Jingye, CHEN Zhibo, et al. Monitoring method for UAV image of greenhouse and plastic-mulched landcover based on deep learning[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(2): 133-140. http://www.jcsam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20180218&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2018.02.018. (in Chinese)
- [11] 李黔湘. 基于高分遥感数据的农业大棚面积提取及分析——以北京市大兴区为例[J]. 北京水务, 2016(6): 14-17.
- [12] 高梦婕, 姜群鸥, 赵一阳, 等. 基于 GF-2 遥感影像的塑料大棚提取方法对比[J]. 中国农业大学学报, 2018, 23(8): 131-140. GAO Mengjie, JIANG Qunou, ZHAO Yiyang, et al. Comparison of plastic greenhouse extraction method based on GF-2 remote-sensing imagery[J]. Journal of China Agricultural University, 2018, 23(8): 131-140. (in Chinese)
- [13] 李静, 赵庚星, 李涛, 等. TM 影像中大棚菜地信息提取技术研究[J]. 水土保持学报, 2004, 18(1): 126-129.
- [14] GORELICK N, HANCHER M, DIXON M, et al. Google Earth Engine: planetary-scale geospatial analysis for everyone[J]. Remote Sensing of Environment, 2017, 202: 18-27.
- [15] SAZIB N, MLADENOVA I, BOLTEN J. Leveraging the Google Earth Engine for drought assessment using global soil moisture data[J]. Remote Sensing, 2018, 10(8): 1265.
- [16] AGUILAR R, ZURITA-MILLA R, IZQUIERDO-VERDIGUIER E, et al. A cloud-based multi-temporal ensemble classifier to map smallholder farming systems[J]. Remote Sensing, 2018, 10(5): 729.
- [17] 孟梦, 田海峰, 郭明权, 等. 基于 Google Earth Engine 平台的湿地景观空间格局演变分析: 以白洋淀为例[J]. 云南大学学报(自然科学版), 2019, 41(2): 416-424. MENG Meng, TIAN Haifeng, WU Mingquan, et al. Evolution characteristic analysis of wetland landscape pattern based on Google Earth Engine platform: a case study on Baiyangdian[J]. Journal of Yunnan University (Natural Sciences Edition), 2019, 41(2): 416-424. (in Chinese)
- [18] MAHDIANPARI M, SALEHI B, MOHAMMAD I F, et al. The first wetland inventory map of newfoundland at a spatial resolution of 10 m using Sentinel-1 and Sentinel-2 data on the Google Earth Engine cloud computing platform[J]. Remote Sensing, 2019, 11(1): 43.
- [19] 陈相艳. 强化科技创新 实施品牌战略 推动产业发展——加工业发展研究[J]. 农产品加工(创新版), 2012(5): 6-9.
- [20] 姜高珍, 韩冰, 高应波, 等. Landsat 系列卫星对地观测 40 年回顾及 LDCM 前瞻[J]. 遥感学报, 2013, 17(5): 1033-1048. JIANG Gaozhen, HAN Bing, GAO Yingbo, et al. Review of 40-year earth observation with Landsat series and prospects of LDCM[J]. Journal of Remote Sensing, 2013, 17(5): 1033-1048. (in Chinese)
- [21] HUETE A R, HUA G, QI J, et al. Normalization of multidirectional red and NIR reflectances with the SAVI[J]. Remote Sensing of Environment, 1992, 41(2-3): 143-154.
- [22] MCFEETERS S K. The use of the normalized difference water index (NDWI) in the delineation of open water features[J]. International Journal of Remote Sensing, 1996, 17(7): 1425-1432.
- [23] XU H. Modification of normalised difference water index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery[J]. International Journal of Remote Sensing, 2006, 27(14): 3025-3033.
- [24] BREIMAN L. Random forests[J]. Machine Learning, 2001, 45(1): 5-32.
- [25] 何启伟. 山东蔬菜产业发展现状与展望[J]. 长江蔬菜, 2005(8): 1-3.
- [26] LIU G, ZHANG L, ZHANG Q, et al. Spatio-temporal dynamics of wetland landscape patterns based on remote sensing in Yellow River Delta, China[J]. Wetlands, 2014, 34(4): 787-801.
- [27] YUE T X, LIU J Y, JØRGENSEN S E, et al. Landscape change detection of the newly created wetland in Yellow River Delta[J]. Ecological Modelling, 2003, 164(1): 21-31.
- [28] 窦乐智, 张洪友, 王华. 山东省设施农业发展与对策[C]//山东农业工程学会、山东农业机械学会学术年会, 2008.
- [29] 陈香, 李庆杨. 我国蔬菜产业的国际竞争力分析——以山东寿光蔬菜产业为例[J]. 中国商贸, 2011(18): 203-204.