



农业机械学报

Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery

ISSN 1000-1298, CN 11-1964/S

《农业机械学报》网络首发论文

题目：耕地生产力隐性退化遥感监测与影响因素分析
作者：李卓，查思含，霍伟，王林林，郭文华，孙丹峰
收稿日期：2021-11-28
网络首发日期：2022-01-27
引用格式：李卓，查思含，霍伟，王林林，郭文华，孙丹峰. 耕地生产力隐性退化遥感监测与影响因素分析[J/OL]. 农业机械学报.
<https://kns.cnki.net/kcms/detail/11.1964.S.20220126.1527.008.html>



网络首发：在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认：纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

耕地生产力隐性退化遥感监测与影响因素分析

李卓^{1,2} 查思含² 霍伟² 王林林² 郭文华^{1,3} 孙丹峰²

(1. 自然资源部城市国土资源监测与仿真重点实验室, 深圳 518034; 2. 中国农业大学土地科学与技术学院, 北京 100193; 3. 自然资源部信息中心, 北京 100036)

摘要：以江苏省永久耕地为例，基于 2001—2019 年中分辨率成像光谱仪 (Moderate resolution imaging spectroradiometer, MODIS) 遥感影像，开展耕地生产力隐性退化遥感监测和影响因素分析。BFAST (Breaks for additive seasonal and trend) 算法用于建模历史时期耕地生产力变化的预期行为，并以此为基准判断监测时期耕地生产力是否存在隐性退化风险。基于地理探测器，从 3 个准则层的 8 项指标变量对耕地生产力隐性退化进行了主导影响因素探测和因子交互分析。研究结果表明：江苏省存在生产力隐性退化的耕地比例为 21.9%，具有显著的空间差异。西北地区的徐州市、宿迁市的耕地生产力隐性退化比例最高，分别为 47.2% 和 43.4%，且表现出聚集性。东南地区的苏州市、无锡市和南通市的耕地生产力隐性退化比例较低，均不足 10%。因子探测分析表明外流人口数量、种植业从业人员数量和农业机械总动力 3 项指标对江苏省耕地生产力隐性退化的解释力最强。多因子交互耦合后，人口因素与生产条件解释力增强最为显著。耕地生产力隐性退化的地域分异类型划分为生产条件约束型、产出效益约束型和人口因素约束型。农业机械化总动力、农业产值和外流人口数量分别为 3 种约束类型的首要因素。从地域空间来看，人口条件约束型地区在江苏省占比最大，主要集中于苏北地区。对于不同约束类型区域分别提出加强高标准农田建设，实施惠农政策，减缓劳动力析出等相应的政策建议。

关键词：耕地生产力；隐性退化；BFAST 算法；地理探测器；影响因素分析；江苏省

中图分类号：F301.21 **文献标识码：**A

OSID:



Remote Sensing Monitoring of Recessive Degradation for Cultivated Land Productivity and Its Influencing Factors

LI Zhuo^{1,2} ZHA Sihan² HUO Wei² WANG Linlin² GUO Wenhua^{1,3} SUN Danfeng²

(1. Key Laboratory of Urban Land Resources Monitoring and Simulation, Ministry of Natural Resource, Shenzhen 508034, China; 2. College of Land Science and Technology, China Agricultural University, Beijing 100193, China; 3. Information Center of Ministry of Natural Resources, Beijing 100036, China)

Abstract: While sticking to the arable-land red line, we should not ignore recessive degradation of arable land productivity caused by farmers' decisions on the use of cultivated land, such as the reduction of the intensity and efficiency of cultivated land use. Taking permanent cultivated land in Jiangsu Province as an example, this study

收稿日期：2021-11-28 修回日期：2022-01-12

基金项目：自然资源部城市国土资源监测与仿真重点实验室开放基金项目 (KF-2020-05-026) 和国家自然科学基金项目 (41801202)

作者简介：李卓 (1992—)，男，博士生，主要从事土地资源管理研究，E-mail: lizhuo56@foxmail.com

通信作者：孙丹峰 (1971—)，男，教授，博士生导师，主要从事土地评价与人地环境遥感研究，E-mail: sundf@cau.edu.cn

carried out remote sensing monitoring and influencing factor analysis of recessive degradation for cultivated land productivity, based on the moderate resolution imaging spectroradiometer (MODIS) remote sensing images from 2001 to 2019. The breaks for additive seasonal and trend algorithm (BFAST) was introduced to model the expected behavior of cultivated land productivity trend in the historical period, in order to identify the recessive degradation of cultivated land productivity in the monitoring period. Based on the Geodetector tool, the dominant influencing factors and factor interaction analysis of the recessive degradation of cultivated land productivity were carried out from three criteria levels and 8 index variables. The results indicated that the proportion of recessive degradation for cultivated land productivity in Jiangsu Province was 21.9%, with a significant spatial difference. The highest proportion of recessive degradation of cultivated land productivity appeared in the northwest area, located in Xuzhou and Suqian, with 47.2% and 43.4% respectively; besides, their spatial distribution showed aggregation. The recessive degradation rate of cultivated land productivity in Suzhou, Wuxi and Nantong in the southeast region was low, less than 10%. Factor detection analysis showed that the three indicators of population loss, plantation employees and total power of agricultural mechanization have the strongest explanation for recessive degradation of cultivated land production in Jiangsu Province. Through the interaction detector, the explanatory power of population factors and production conditions improved most significantly. The regional differentiation of recessive degradation for cultivated land production was divided into three types, including production condition constraint, economic benefit constraint and population constraint. The total power of agricultural mechanization, agricultural output value and population loss were the primary factors of the three constraint types respectively. From the perspective of regional space, the population constraint areas accounted for the largest proportion in Jiangsu Province, mainly concentrated in the north. According to different constraints types of recessive degradation for cultivated land production, this paper put forward corresponding policy suggestions, such as strengthening the construction of well-facilitated farmland, implementing benefiting-agriculture policies and slowing down the diversion of labor.

Keywords: cultivated land productivity; recessive degradation; BFAST algorithm; Geodetector tool; influencing factors; Jiangsu Province

0 引言

耕地作为宝贵的土地资源,是农业粮食生产的命脉和主要载体,关乎国计民生^[1-2]。从中国耕地保护制度 70 年的历史变迁来看,耕地生产力面临的危机是动态演变的^[3-4]。当今,复杂多变的自然环境和社会经济体系对耕地生产力空间造成了显著的拥挤效应^[5]。一方面,人口剧增、城镇化进程推进侵占了大量耕地,导致优质耕地数量锐减^[6-8]。另一方面,在产业经济收益梯度差的影响下,农业劳动力析出导致了耕地利用强度、效率降低等现象^[9]。为了保障粮食安全和耕地资源的可持续利用,国家先后制定了 18 亿亩耕地“红线”、高标准农田建设等耕地保护战略决策。由此可见,保障耕地生产力持续稳定是确保口粮绝对安全的重要议题。

耕地生产力的构成可从刚性空间和弹性空间解释^[10]。耕地生产力的刚性空间主要由耕地面积、区位条件、自然质量等因素决定。因此，耕地生产力的刚性空间一旦受损，如耕地面积流失、耕地质量退化，通常不可逆，恢复难度较大。相反，耕地生产力的弹性空间易受农户种植意愿影响，具有较大主观性，如耕地利用强度、农资投入等。因此，耕地生产力弹性空间损失又被称为耕地生产力的隐性退化，其恢复具有较大的可操作性和弹性^[10]。我国充分重视耕地生产力隐性退化监管，实施了多种“藏粮于地，藏粮于技”的耕地保护政策，旨在稳定耕地产能、兼顾农户收益。虽然众多学者已基于耕地利用强度^[11]、耕地利用效率^[12]、复种指数^[13]等方面开展了大量研究工作，但专门针对耕地生产力隐性退化的监测和影响因素分析还有待于进一步深入。

现代遥感技术为探索耕地生产力的隐性退化开辟了新途径。一方面，海量遥感大数据为耕地生产力评估提供了宏观多时态、快速高维度的基础资料，有助于构建耕地产能整体认知和局部差异精细识别的立体评估体系^[14-15]。另一方面，得益于遥感光谱信息技术的发展，作物生物量时序特征重构及趋势提取丰富了耕地生产力变化分析的研究方法^[16]。耕地生产力的遥感反演多是基于年际作物生物量的动态趋势分析。以植被指数和光能利用模型表征耕地生产力的验证已在田块、景观、区域等不同尺度开展，并取得了较好的结果^[17-18]。目前常用的时间序列趋势信息提取法有 Theil-Sen 趋势分析、MK 检验、Pearson 相关系数等。这些算法简洁、可操作性强，属于典型的回归分析法，能反映研究时段内耕地生产力曲线的趋势^[19]。但离群值对回归分析法的影响较大，尤其是特定年份作物生物量出现突变性震荡时，传统回归分析法的稳健性会显著降低^[19]。BFAST (Breaks for additive seasonal and trend) 算法能充分利用年际时间序列的细节特征，将时间序列迭代分解为趋势项、季节项和残差项，可分段监测时间序列的趋势特征，有效抵抗自然或人为因素对作物生物量曲线特征干扰^[20]。

鉴于此，本研究以江苏省永久耕地为例，基于 2001—2019 年中分辨率成像光谱仪 (Moderate resolution imaging spectroradiometer, MODIS) 遥感影像，开展耕地生产力隐性退化的遥感监测和影响因素分析，旨在识别耕地生产力隐性退化过程和驱动机制，为耕地保护政策的制定提供技术支持。

1 研究区与数据源

1.1 研究区概况

江苏省地处我国东部沿海 (30° 45'~35° 8'N, 116° 21'~121° 56'E, 图 1)，是长江经济带的重要组成部分之一。该区域为典型的东亚季风气候，雨热同期、水资源丰富。江苏省拥有广袤的平原，平原面积占比 86.9%，农业生产条件优越，耕地面积 457 万 hm^2 ，粳稻和优质弱筋小麦享誉全国。江苏省耕地主要以水田为主，水稻是该区域历史悠久的粮食作物，主要类型有籼米、粳米、糯米等。旱地在苏南苏北均有分布，

主要种植麦类等夏粮作物。另外，大豆、油菜、花生等油料作物也是江苏省耕地种植的重要类型。江苏省下辖 13 个地级行政区，2020 年常住人口 8474.80 万人，城镇化率达 73.44%，地区生产总值达 10.27 万亿元。在社会经济加速发展的同时，江苏省耕地数量、农业劳动力人数逐年减少，耕地开始出现退耕、撂荒现象，耕地生产力退化风险不断凸显。

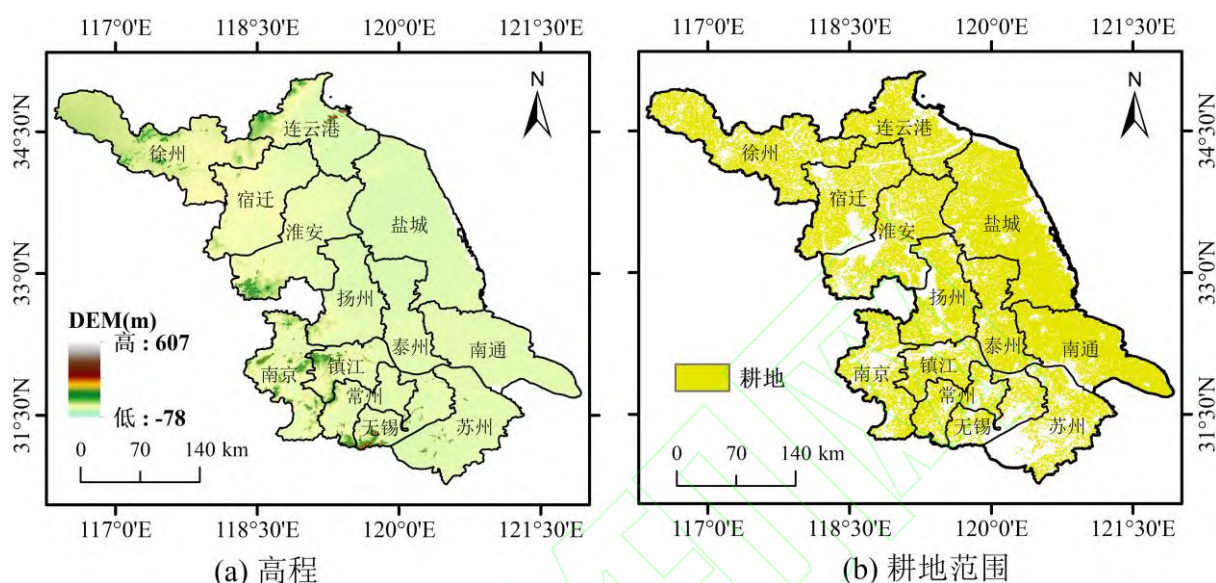


图 1 研究区概况

Fig. 1 Study area overview

1.2 数据来源

用于反演耕地生产力的遥感影像为 MODIS MOD43A4 产品数据集。该数据集为包含 7 个波段的陆地地表反射率产品，空间分辨率为 500m，时间分辨率为 16d。该数据集在尺度、时效等方面具有显著优势，是计算植被指数应用最为广泛的基础数据源。本研究在 Google Earth Engine 平台的支持下，基于线性光谱混合分解模型，提取植被端元 (GV)，刻画作物冠层光合作用能力，重构作物生物量时序曲线的基础数据序列。为了匹配其他数据集，经过最大值合成、裁剪等预处理，最终得到江苏省 2001—2019 年 1km 月尺度的 GV 数据集。江苏省耕地范围数据来源于资源环境科学与数据中心的中国土地利用现状遥感监测数据集。本研究中，基于 2000、2005、2010、2015 年的土地利用现状图，选择 5 年均为耕地的像元为研究对象，定义为永久耕地，研究其生产力隐性退化趋势。研究区的永久耕地不但严格要求土地利用类型的一级地类为耕地不变，并保证二级地类（水田和旱地）不发生转换。2001—2019 年江苏省的统计数据来源于《江苏统计年鉴》、《江苏农村统计年鉴》和《江苏省人口普查公报》。

2 研究方法

2.1 耕地生产力的遥感估算

多星种、多分辨率的遥感数据集为不同时空尺度的耕地生产力估算提供了数据支撑。耕地生产力的遥感估算方法可概括为两种思路：①基于立地条件（气候、土壤、地形等）对耕地产能的影响分析。②通过植被生物量遥感指标的替代评估耕地生产力。植被生物量遥感指标能综合反映耕地的现实生产力，并为不同作物生产力提供统一度量^[19-21]。常用的植被生物量遥感指标有归一化差值植被指数（Normalized difference vegetation index, NDVI）和净初级生产力（Net primary productivity, NPP）。NDVI 已被广泛应用于作物长势监测和估产，与耕地生产力有强的相关关系^[22]。NPP 相较于 NDVI 考虑了作物自养呼吸消耗的有机物，对作物有机物的积累量化更精细^[23]。然而，传统植被生物量遥感指标在集约农区反演耕地生产力具有以下弊端：在高密度、集约化农耕区中，传统植被生物量遥感指标易出现过饱和现象，削弱了耕地生产力的变化特征；由于混合像元的影响，传统的植被生物量遥感指标难以剥离土壤信息对作物生物量的影响^[24-25]。线性光谱混合分解模型的核心思想是在亚像元尺度计算纯净端元的丰度，以具有明确物理意义的端元丰度表达地物景观要素的特征信息^[26-28]。本研究以全球非冰层陆地地表 3 类通用端元中的植被端元（GV）丰度替代传统植被生物量指标。GV 端元能有效剥离作物生物量信息与其他地物信息的干扰，用于反演耕地生产力具有显著优势。GV 端元丰度反映地块植被有效光合作用叶片生物量的累积，种植结构的变化则会通过影响多端元组分比例，进而表现在 GV 端元丰度的增加或减少。多端元信息的提取有效避免了传统植被生物量指标的过饱和现象。另一方面，改善了混合像元中多种地物对作物信息提取的影响，增强了作物生物量与土壤信息的差异性，提高了对耕地生产力反演的准确性。

得益于卫星高频重访周期，以突出作物季节性、物候性的生物量估算建模极大地丰富了耕地生产力遥感反演的研究体系^[29]。作物生长季是生物量累积的关键期，但在气候、环境和田间管理影响下，作物生长季节的起始和长度均会发生改变，进而影响有机物累积总量^[13]。因此，利用长时序、高时密作物生物量曲线追踪耕地生产力变化趋势很重要。然而，基于时间序列遥感数据反演耕地生产力的动态变化并不简单，因为时间序列包含物候和趋势变化的组合，此外还有几何误差、大气散射和残云产生的噪声等的影响。综上，利用遥感技术对耕地生产力研究的核心思想是充分利用作物年际生长周期的生物量曲线的全部时间细节，挖掘轨迹中包含的形状信息，揭示耕地生产力的时空演变特征。

2.2 BFAST 算法

作物生物量曲线的变化特征易受温度和降水变化影响^[16]。此外，人为因素对作物物候以及耕地生产力的影响同样显著。因此，针对耕地生产力的变化监测应在季节性变化和多年趋势两个尺度上同时考虑。

BFAST 算法作为一种基于时间序列的多用途干扰检测方法，能充分利用年际间的时间细节，可识别时序数据的季节变化特征和多年趋势特征^[20]。该方法能将时间序列的迭代分解集成为趋势项、季节项和残差项，并具有检测时间序列内变化的方法^[30]。其基本原理公式为

$$y_t = \alpha_1 + \alpha_2 + \sum_{j=1}^k \gamma_j \sin\left(\frac{2\pi jt}{f} + \delta_j\right) + \varepsilon_t \quad (1)$$

式中 α_1 、 α_2 —截距，即趋势项 γ_j —振幅， δ_j —相位，即季节项 f —已知频率，即观测周期 ε_t —误差项，是时间 t 的不可观测误差项 j —求和下界，监测期的起始时刻 k —求和上界，监测期的结束时刻
季节趋势模型将时间序列中的潜在趋势和季节变化考虑在内，以便在残差结果中去除季节趋势的干扰。

2.3 耕地生产力隐性退化识别方法

耕地生产力隐性退化易受农户种植行为影响，具有较大的隐蔽性和弹性。因此，需要建模历史时期耕地生产力的季节趋势特征，以便对监测时期的耕地生产力进行变化检测。主要步骤有：（1）基于给定的时间序列，将其分为历史时期和监测时期。（2）使用 BFAST 算法对历史时期的耕地生产力时序数据拟合回归模型。（3）判断监测时期的观测值是否符合该回归模型，或是否检测到变化。本研究中耕地生产力隐性退化监测结果如图 2 所示。基于像元尺度，首先设置 2001—2010 年为耕地生产力的历史时期，2011—2019 年为耕地生产力的监测时期。然后基于历史时期耕地 GV 曲线进行回归建模。最后判定拟合曲线与监测时期的 GV 曲线的趋势差异。如图 2a 所示，该像元耕地在研究时段内无显著趋势，即基于历史时期的拟合 GV 曲线与监测时期的实测值的趋势一致。图 2b 为负趋势，监测时期的耕地 GV 曲线低于拟合曲线，该像元耕地生产力逐渐减弱，即存在隐性退化风险。图 2c 为正趋势，监测时期的耕地 GV 曲线高于拟合曲线，该像元耕地生产力存在增加趋势。因此，本研究以趋势的正负反映该像元耕地生产力隐性退化是否存在，以负趋势量化退化程度。综上，BFAST 算法用于建模历史时期耕地生产力变化的预期行为，从而用于识别监测时期耕地生产力的隐性退化风险。

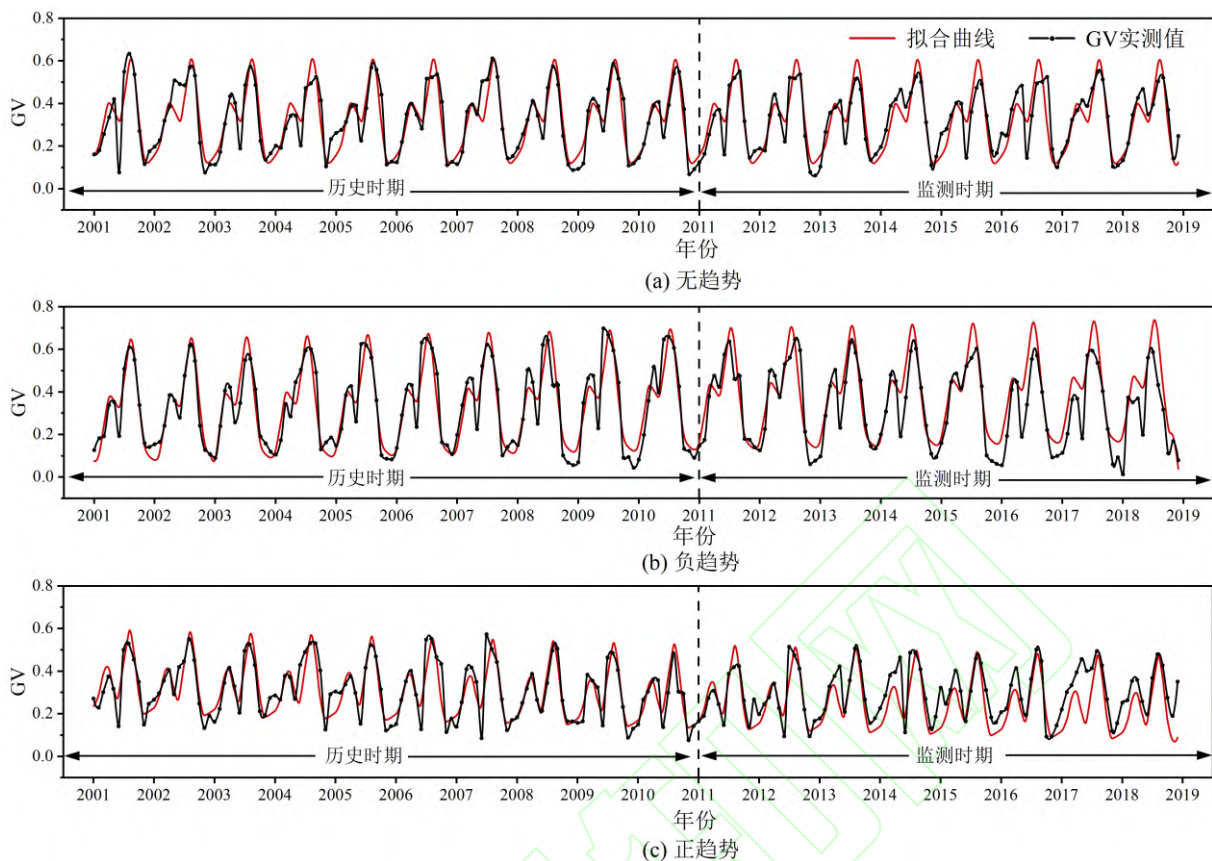


图 2 耕地生产力隐性退化识别结果

Fig. 2 Identification result of recessive degradation for cultivated land productivity

2.4 耕地生产力隐性退化影响因素分析方法

耕地生产力隐性退化是受自然环境和社会经济等多种因素共同影响的复杂过程^[31]。多种影响因素的数据类型和尺度差异较大，一直是分析耕地生产力变化影响因素面临的难点。地理探测器是一种空间分异性检验工具，被广泛应用于评估地理现象发生影响因素的相对重要性^[32]。地理探测器将变量进行离散化处理，分类成不同类型层，能实现在同一空间尺度探索不同因子的影响作用^[33]。本研究首先应用地理探测器的影响因子探测功能，分析江苏省耕地生产力隐性退化的主导影响因素。然后对各市内部进一步开展多级探测，用于耕地生产力隐性退化的地域分异类型划分。其中，每个影响因素指标对耕地生产力隐性退化的解释力用 q 度量，表达式为

$$q = 1 - \frac{1}{n\sigma^2} \sum_{h=1}^L n_h \sigma_h^2 \quad (2)$$

式中 h —基于影响因素差异性构建的分层序号 L —分层数 n —研究区样本量数， n_h —第 h 层样本数量 σ_h^2 —第 h 层的总方差 σ^2 —总方差

q 为变量指标对耕地生产力隐性退化的影响程度，取值范围为[0, 1]，值越大表明该变量指标的解释力越强。

地理探测器正确引用：

- [1] Wang JF, Li XH, Christakos G, Liao YL, Zhang T, Gu X & Zheng XY. 2010. Geographical detectors-based health risk assessment and its application in the neural tube defects study of the Heshun region, China. International Journal of Geographical Information Science 24(1): 107-127.
- [2] Wang JF, Zhang TL, Fu BJ. 2016. A measure of spatial stratified heterogeneity. Ecological Indicators 67: 250-256.
- [3] 王劲峰, 徐成东. 2017. 地理探测器：原理与展望. 地理学报 72(1): 116-134.
- [Wang JF, Xu CD. 2017. Geodetector: Principle and prospective. Acta Geographica Sinica 72(1):116-134.]

为了识别不同影响因子间的交互作用，本研究基于交互因子探测法对各影响因素进行交互分析。交互因子探测用于计算两种因子 x_1 和 x_2 共同作用时，是否会提升或降低对耕地生产力隐性退化的解释力。评估方法可简单描述为，首先计算 x_1 和 x_2 因子的解释力 $q(x_1)$ 和 $q(x_2)$ ，然后将交互量 $x_1 \cap x_2$ 重新带入回归方程计算解释力 $q(x_1 \cap x_2)$ ，最后比较 $q(x_1)$ 、 $q(x_2)$ 和 $q(x_1 \cap x_2)$ 。具体情况判定依据为：若 $q(x_1 \cap x_2) < \min(q(x_1), q(x_2))$ ，则 x_1 和 x_2 交互后减弱；若 $\min(q(x_1), q(x_2)) < q(x_1 \cap x_2) < \max(q(x_1), q(x_2))$ ，则 x_1 和 x_2 交互后单因子增强。

根据已有研究成果，本研究从生产条件、产出效益和人口因素 3 个准则层、8 项指标变量对耕地生产力隐性退化的影响因素进行量化分析。生产条件准则层中选取农业机械化总投入 X_1 、农药施用量 X_2 、化肥施用量 X_3 和固定资产投资额 X_4 为指标变量。产出效益准则层包括第一产业比重 X_5 和农业产值 X_6 。人口因素准则层包括种植业从业人员数量 X_7 和外流人口数量 X_8 。各项指标变量具体描述如表 1 所示。采用 ArcGIS 10.2 软件平台，8 项指标变量通过自然断点法进行离散化处理为类型量，并重采样为 $1\text{km} \times 1\text{km}$ 的栅格单元，进行影响因素分析。

表 1 8 项指标变量描述
Tab. 1 Description of 8 indicators

准则层	指标变量	具体含义	来源
生产条件	农业机械化总动力 X_1 (万 kW)	农业生产中所有动力机械的动力总和	《江苏农村统计年鉴》
	农药施用量 X_2 (t)	实际用于农业生产的农药数量	《江苏农村统计年鉴》
	化肥施用量 X_3 (万 t)	实际用于农业生产的化肥折纯量	《江苏农村统计年鉴》、《江苏统计年鉴》
	固定资产投资额 X_4 (亿元)	以货币表现的建造和购置固定资产活动，反映了固定资产投资规模	《江苏统计年鉴》
产出效益	第一产业比重 X_5	农业产值与三产总产值的比值	《江苏统计年鉴》
	农业产值 X_6 (亿元)	从事农作物种植取得的产品产值	《江苏农村统计年鉴》
人口因素	种植业从业人员数量 X_7 (万人)	直接参加农业种植生产活动的劳动力	《江苏农村统计年鉴》
	外流人口数量 X_8 (万人)	离开户籍所在地，以工作、生活为目的异地居住的成年育龄人员	《江苏省人口普查公报》

3 结果与分析

3.1 耕地生产力隐性退化空间分布差异

如图 3a 所示, 在研究时段内江苏省耕地生产力趋势具有显著的空间差异。东南地区耕地生产力趋势主要为正, 相反, 西北地区以负趋势为主, 且两种趋势在空间格局上均呈现一定的聚集性。图 3b 为基于耕地生产力趋势判定的江苏省耕地生产力隐性退化区域, 即负趋势的生产力。耕地生产力负趋势反映了耕地生产力隐性退化程度。从退化程度的分布特征来看, 高退化地区主要分布于西北, 低退化区通常散布于高风险区周边, 呈簇拥状。图 4 为基于行政界线统计的江苏省及其各市耕地生产力隐性退化比例。由图 4 可知, 江苏省存在隐性退化的耕地比例为 21.9%。各市耕地生产力隐性退化比例存在显著梯度性, 可分为 4 个梯度。第 1 梯度耕地生产力隐性退化比例最高, 主要为西北的徐州市和宿迁市, 分别为 47.2% 和 43.4%。第 2 梯度为淮安市、南京市和连云港市, 其耕地生产力隐性退化比例介于 24.7%~29.7% 之间。第 3 梯度主要有常州市、泰州市、盐城市和镇江市 4 市, 比例约为 15%。东南地区的苏州市、无锡市和南通市的耕地生产力隐性退化比例最低, 均不足 10%, 为第 4 梯度, 且未出现聚集性。

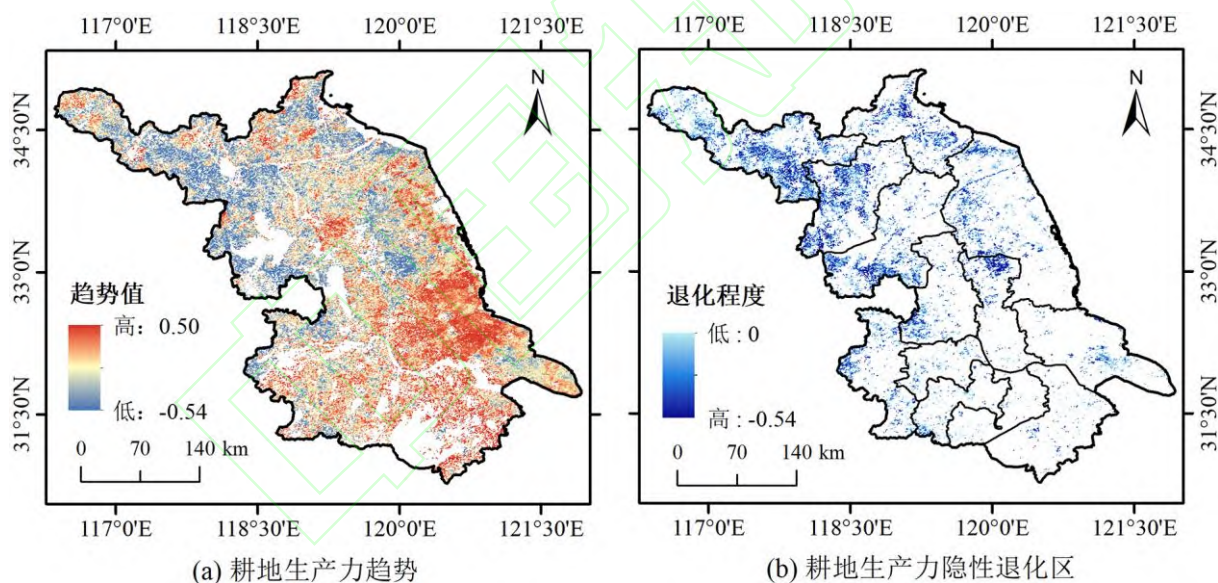


图 3 江苏省耕地生产力隐性退化空间分布特征

Fig. 3 Spatial distribution of recessive degradation for cultivated land productivity in Jiangsu Province

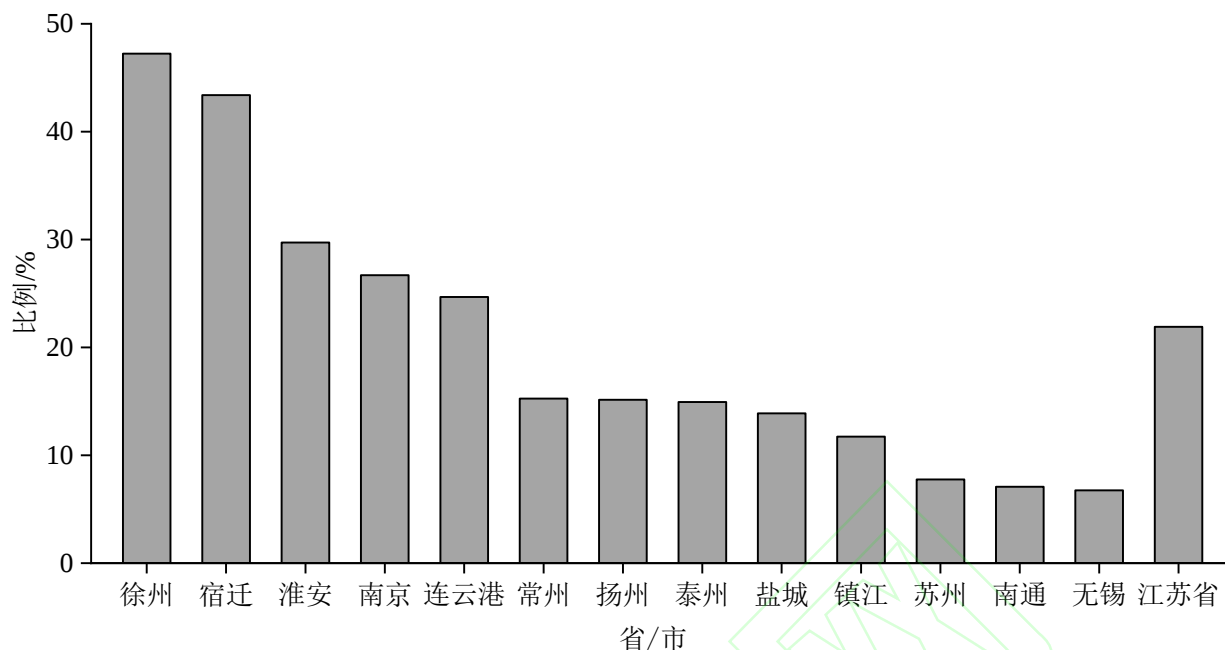


图 4 江苏省及其各市耕地生产力隐性退化区域比例

Fig. 4 Proportion of recessive degraded areas for cultivated land productivity in Jiangsu Province and its cities

3.2 耕地生产力隐性退化影响因素分析

3.2.1 主导影响因子探测分析

表 2 为基于地理探测器的江苏省耕地生产力隐性退化的因子探测结果。在生产条件、产出效益和人口因素 3 个基准层选取的 8 个影响因子均通过显著性检验 ($p < 0.05$)。其中, 外流人口数量 X_8 、种植业从业人员数量 X_7 和农业机械总动力 X_1 对耕地生产力隐性退化解释力最强, q 分别为 0.364、0.335 和 0.261。化肥施用量 X_3 和第一产业比重 X_5 对耕地生产力隐性退化的空间差异性解释力相对较差, q 分别为 0.169 和 0.159。

表 2 江苏省耕地生产力隐性退化主导因子探测结果(q)

Tab. 2 Detected results (q) of recessive degradation for cultivated productivity in Jiangsu Province

参数	生产条件			产出效益			人口因素	
	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6	X_7	X_8
q	0.261	0.180	0.169	0.232	0.159	0.196	0.335	0.364
p	<0.01	<0.01	<0.05	<0.01	<0.05	<0.01	<0.01	<0.01

3 个准则层中, 人口因素对耕地生产力隐性退化的解释力最强, 说明农业劳动力对当地耕地生产效率贡献至关重要, 是保障耕地生产力的基础。人口外流数量 X_8 导致从事种植业的青壮年减少, 难以保障高强度的农业劳作。因此, 耕地生产力表现为隐性衰退。在生产条件因素中, 农业机械总动力 X_1 对耕地生产力隐性退化的解释力强于农药施用量 X_2 和化肥施用量 X_3 。江苏省地势平坦, 平原面积占比超 86%, 因此, 农业机械化程度对替代当地农户人工劳动力具有重要意义。当农业机械使用受限时, 迫使农户投入更多人工劳

动力，进而增加了劳动成本，导致耕地生产力隐性退化。产出效益是衡量农业发展潜力、表达农民种植意愿的重要指标。基于经济学中利益最大化原理假说，较低经济收益的第一产业易受二、三产业高收益的吸引，导致农民放弃耕作转向工商活动。因此，农业产值 X_6 对耕地生产力隐性退化解释力较强。

3.2.2 因子交互探测分析

耕地生产力隐性退化的形成过程受多种因子交互影响，本研究基于 3 个准则层中的 8 个指标变量进行交互探测分析。表 3 为江苏省耕地生产力隐性退化影响因子交互探测结果，结果显示多因子交互耦合后对耕地生产力隐性退化的解释力 q 均有不同程度的提高，且呈非线性趋势。综合来看，以人口因素与生产条件最为显著，其中，化肥使用量 X_3 与种植业从业人员数量 X_7 的驱动力最强，高达 0.470。单一影响因子的探测分析已表明人口因素准则层中的指标变量对江苏省耕地生产力隐性退化解释力最强，然而叠加生产条件准则层中的指标变量后， q 又进一步提升。这说明现代农业机械化是保障江苏省耕地生产力稳定的重要物质基础。另外，产出效益影响因素与人口因素交互耦合后提高了对耕地生产力隐性退化的解释力。具体表现在由 4 个指标变量交互组成的 6 种变量类型较高的 q (0.370~0.449)。江苏省是我国经济强省，但南北仍存在较大的经济差距。由于农业生产周期长、效益回报慢，易被其他产业影响，因此需要资金和政策的倾斜支持。从江苏省耕地生产力隐性退化的空间分布差异亦可以体现，加强资金投入、政策管理对耕地生产保护和预防生产力隐性退化意义重大。

表 3 江苏省耕地生产力隐性退化影响因子交互探测结果(q)

Tab. 3 Interaction detected results (q) of recessive degradation for cultivated productivity in Jiangsu Province

	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6	X_7	X_8
X_1	0.261							
X_2	0.447	0.180						
X_3	0.390	0.294	0.169					
X_4	0.405	0.453	0.425	0.232				
X_5	0.313	0.341	0.376	0.409	0.159			
X_6	0.284	0.343	0.290	0.340	0.370	0.196		
X_7	0.459	0.399	0.470	0.433	0.434	0.423	0.335	
X_8	0.434	0.420	0.443	0.457	0.449	0.398	0.394	0.364

3.3 耕地生产力隐性退化地域分异类型

基于江苏省 13 个行政市，进行耕地生产力隐性退化主导影响因子探测和地域分异类型分析。在生产条

件、产出效益和人口因素 3 个基准层选取对耕地生产力隐性退化解释力最强 (q 最大) 的指标变量作为制约各市耕地生产力稳定的主导因素, 并将各市分为生产条件约束型、产出效益约束型和人口因素约束型。图 5 为各市 q 分布情况, 其中, 农业机械化总动力 X_1 、农业产值 X_6 和外流人口数量 X_8 分别为 3 种约束类型的首要因素。生产条件约束型地区包括南京市、常州市、镇江市、无锡市和苏州市。从地域空间来看, 这些城市集中于苏南经济发达地区。由图 3、图 4 可知, 苏南地区耕地生产力隐性退化区域较少且分布分散。因此应注重区域丘陵地形和破碎化的耕地斑块对农业生产的束缚。属于产出效益约束型的城市有宿迁市、扬州市和南通市, 对比 3 项指标变量的 q 发现, 产出效益准则层中的指标解释力优势不显著, 具体表现在农业产值 X_6 的解释力还伴有较高的外流人口数量 X_8 因素, 说明各市间的经济水平和收入水平差异是阻碍耕地稳定生产的重要因素。人口因素约束型地区在江苏省占比最大, 主要城市有徐州市、淮安市、连云港市、泰州市和盐城市。这些城市集中于苏北地区, 该区域经济发展相较于苏南较差, 农村青年劳动力外流显著, 因此其耕地生产力隐性退化显著且分布集中。

基于江苏省 3 种耕地生产力隐性退化的地域分异类型 (图 5d), 提出相应的政策建议。对于生产条件约束型地区应加强高标准农田建设, 严守耕地红线, 提高生产效率、确保耕地生产力持续稳定。产出效益约束型地区应结合区域农业生产特点, 实施惠农政策、推广农业技术, 增加农业产值, 提高农民生产积极性。人口因素约束型是江苏省区域耕地生产力隐性退化的主要类型。因此, 应妥善处理苏北地区劳动力外流问题。建议调节优化农户的家庭生计特征, 通过土地流转, 提高农业规模化、降低农业生产成本, 减缓劳动力析出, 增加经济收益。

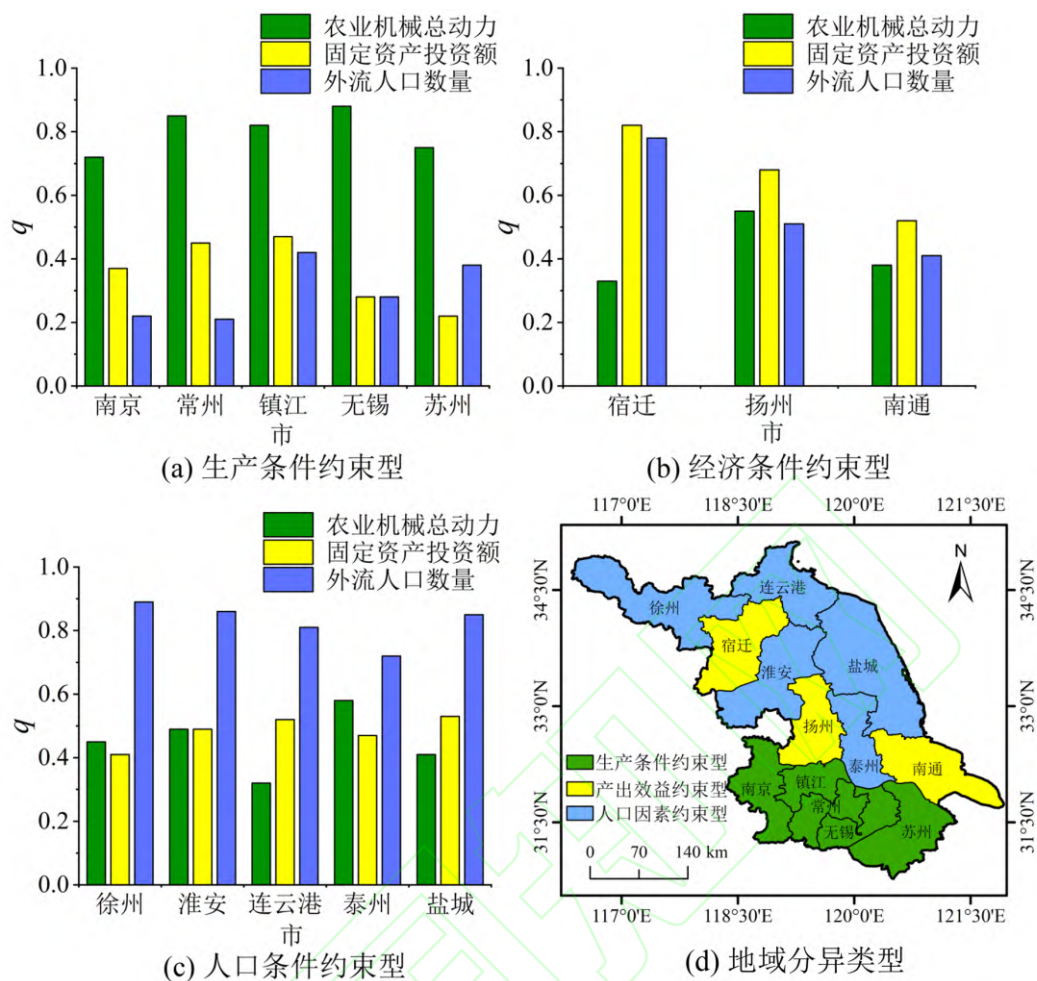


图5 江苏省耕地生产力隐性退化主导因素空间分布特征和地域分异类型

Fig. 5 Spatial distribution and regional differentiation types of dominant factors of recessive degradation of cultivated land productivity in Jiangsu Province

4 结论

(1) 以江苏省为例，基于 2001—2019 年 MODIS 遥感影像，通过 BFAST 算法建模历史时期耕地生产力变化特征作为趋势基准，用于判断监测时期耕地是否存在生产力隐性退化。结果显示，江苏省存在生产力隐性退化的耕地比例为 21.9%，具有显著的空间差异。西北地区的徐州市、宿迁市的耕地生产力隐性退化比例最高，分别为 47.2% 和 43.4%，且表现出聚集性。东南地区的苏州市、无锡市和南通市的耕地生产力隐性退化比例较低，均不足 10%。

(2) 地理探测器因子探测分析表明外流人口数量、种植业从业人员数量和农业机械总动力 3 项指标对江苏省耕地生产力隐性退化的解释力最强。因子交互探测结果显示多因子交互耦合后对耕地生产力隐性退化的解释力均有不同程度的提高。综合来看，以人口因素与生产条件解释力增强最为显著。

(3) 耕地生产力隐性退化的地域分异类型划分为生产条件约束型、产出效益约束型和人口因素约束型。

从各市的 q 分布情况来看, 农业机械化总动力、农业产值和外流人口分数量别为 3 种约束类型的首要因素。从地域空间来看, 人口条件约束型地区在江苏省占比最大, 主要集中于苏北地区。对于不同约束类型区域提出了加强高标准农田建设, 实施惠农政策, 通过土地流转, 提高农业规模化、降低农业生产成本, 减缓劳动力析出等相应的政策建议。

参考文献

- [1] 陈桂坤,张蕾娜,程锋,等. 数量质量并重管理的耕地保护政策研究[J]. 中国土地科学,2009,23(12):39 - 43.
CHEN Guishen, ZHANG Leina, CHENG Feng, et al. Cultivated land preservation policies reexamined: paying equal attention to quantitative and qualitative management[J]. China Land Science, 2009, 23(12):39 - 43. (in Chinese)
- [2] 周丁扬,吴建桥,文雯,等. 粮食主产区河南省耕地撂荒特征与影响因素分析[J]. 农业机械学报,2021,52(8):127 - 137.
ZHOU Dingyang, WU Jianqiao, WEN Wen, et al. Abandonment characteristics and influencing factors of cultivated land abandonment in major crop-producing areas[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural, 2021, 52(8):127 - 137. (in Chinese)
- [3] 牛善栋,方斌. 中国耕地保护制度 70 年: 历史嬗变、现实探源及路径优化[J]. 中国土地科学,2019,33(10):1 - 12.
NIU Shandong, FANG Bin. Cultivated land protection system in China from 1949 to 2019: historical evolution, realistic origin exploration and path optimization[J]. China Land Science, 2019, 33(10):1 - 12. (in Chinese)
- [4] 刘丹,巩前文,杨文杰. 改革开放 40 年来中国耕地保护政策演变及优化路径[J]. 中国农村经济,2018(12):37 - 51.
LIU Dan, GONG Qianwen, YANG Wenjie. The evolution of farmland protection policy and optimization path from 1978 to 2018[J]. Chinese Rural Economy, 2018(12):37 - 51. (in Chinese)
- [5] ZHOU Y, LI X, LIU Y. Cultivated land protection and rational use in China[J]. Land Use Policy, 2021, 106:105454.
- [6] LI H, YANG X, ZHANG K. Understanding global land degradation processes interacted with complex biophysics and socioeconomics from the perspective of the Normalized Difference Vegetation Index (1982–2015) [J]. Global and Planetary Change, 2021, 198:103431.

- [7] CHEN C, PARK T, WANG X, et al. China and India lead in greening of the world through land-use management[J]. *Nature Sustainability*, 2019, 2(2):122 – 129.
- [8] 关小克,王秀丽,赵玉领. 黄河沿岸“非粮化”耕地形态特征识别与优化调控研究[J]. *农业机械学报*,2021,52(10):233 – 242.
- GUAN Xiaoke, WANG Xiuli, ZHAO Yuling. Morphological characteristics identification and optimization of “non-grain” cultivated land along Yellow River Basin[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural*, 2021, 52(10):233 – 242. (in Chinese)
- [9] 关小克,王秀丽,陈伟强. 县域耕地边际化风险评价与验证[J]. *农业机械学报*,2020,51(2):153 – 160.
- GUAN Xiaoke, WANG Xiuli, CHEN Weiqiang. Risk evaluation and verification of marginalization of farmland in county area[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural*, 2020, 51(2):153 – 160. (in Chinese)
- [10] 孔祥斌,李翠珍,梁颖,等. 基于农户用地行为的耕地生产力及隐性损失研究[J]. *地理科学进展*,2010,29(7):869 – 877.
- KONG Xiangbin, LI Cuizhen, LIANG Ying, et al. Arable land productivity and its elastic loss on the basis of farm household land use behavior[J]. *Process in Geography*, 2010, 29(7):869 – 877. (in Chinese)
- [11] YU Q, XIANG M, SUN Z, et al. The complexity of measuring cropland use intensity: an empirical study[J]. *Agricultural Systems*, 2021, 192:103180.
- [12] LIU J, JIN Xi, XU W, et al. A new framework of land use efficiency for the coordination among food, economy and ecology in regional development[J]. *Science of the Total Environment*,2020,710:135670.
- [13] 李卓,刘淑亮,孙然好,等. 黄淮海地区耕地复种指数的时空格局演变. *生态学报*,2018,38(12):4454 – 4460.
- LI Zhuo, LIU Shuliang, SUN Ranhao, et al. Identifying the temporal-spatial pattern evolution of the multiple cropping index in the Huang-Huai-Hai region[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2018, 38(12):4454 – 4460. (in Chinese)
- [14] 左丽君,吴炳方,游良志,等. 地球大数据支撑粮食可持续生产:实践与展望[J]. *中国科学院院刊*,2021,36(8):885 – 895.
- ZUO Lijun, WU Bingfang, YOU Liangzhi, et al. Big earth data supports sustainable food production: practices and prospects[J]. *Bulletin of Chinese Academy of Sciences*, 2021, 36(8):885 – 895. (in Chinese)
- [15] GUO H, CHEN F, SUN Z, et al. Big Earth Data: a practice of sustainability science to achieve the Sustainable

Development Goals[J]. Science Bulletin, 2021, 66(11):1050 – 1053.

[16] JAMALI S, JÖNSSON P, EKLUNDH L, et al. Detecting changes in vegetation trends using time series segmentation[J]. Remote Sensing of Environment, 2015, 156:182 – 195.

[17] 冀咏赞,闫慧敏,刘纪远,等. 基于 MODIS 数据的中国耕地高中低产田空间分布格局[J]. 地理学报,2015,70(5):766 – 778.

JI Yongzan, YAN Huimin, LIU Jiyuan, et al. A MODIS data derived spatial distribution of high-, medium- and low-yield cropland in China[J]. Acta Geographica Sinica, 2015, 70(5):766 – 778. (in Chinese)

[18] LI Z, LUN F, LIU M, et al. Rapid diagnosis of agricultural soil health: a novel soil health index based on natural soil productivity and human management[J]. Journal of Environmental Management, 2021, 277:111402.

[19] YAMANAKA S, AKASAKA T, YABUHARA Y, et al. Influence of farmland abandonment on the species composition of wetland ground beetles in Kushiro, Japan[J]. Agriculture, Ecosystems & Environment, 2017, 249:31 – 37.

[20] VERBESSELT J, HYNDMAN R, NEWNHAM G, et al. Detecting trend and seasonal changes in satellite image time series[J]. Remote Sensing of Environment, 2010, 114(1):106 – 115.

[21] 牛忠恩,闫慧敏,黄玫,等. 基于 MODIS-OLI 遥感数据融合技术的农田生产力估算[J]. 自然资源学报,2016,31(5): 875 – 885.

NIU Zhongen, YAN Huimin, HUANG Mei, et al. Agricultural productivity estimation with MODIS-OLI fusion data[J]. Journal of Nature Resources, 2016, 31(5):875 – 885. (in Chinese)

[22] 王蕊,李红军,雷玉平. 基于多年 MODIS NDVI 分级的河北平原农田生产力评价[J]. 中国生态农业学报,2011,19(5):1175 – 1181.

WANG Rui, LI Hongjun, LEI Yuping. Evaluation of cropland productivity in the Hebei Plain via graded multi-year MODIS-NDVI data[J]. Chinese Journal of Eco-Agriculture, 2011, 19(5):1175 – 1181. (in Chinese)

[23] 王赫彬,王文娟,商令杰. 2000—2015 年山东省耕地产能的时空格局[J]. 中国农业大学学报,2020,25(3):128 – 138.

WANG Hebin, WANG Wenjuan, SHANG Lingjie. Spatial and temporal pattern of cultivated land productivity in Shangdong Province from 2000 to 2015[J]. Journal of China Agricultural University, 2020, 25(3):128 – 138. (in Chinese)

- [24] SOUZA C M, ROBERTS D A, COCHRANE M A. Combining spectral and spatial information to map canopy damage from selective logging and forest fires[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2005, 98(2-3):329 – 343.
- [25] 孙敏轩,刘明,孙强强,等.利用光谱混合分解模型分析 GF-6 新增波段对土地利用/覆被的响应[J].*农业工程学报*,2020,36(3):244 – 253.
- SUN Minxuan, LIU Ming, SUN Qiangqiang, et al. Response of new bands in GF-6 to land use/cover based on linear spectral mixture analysis model[J]. *Transactions of the CSAE*, 2020, 36(3):244 – 253. (in Chinese)
- [26] SMALL C, MILESI C. Multi-scale standardized spectral mixture models[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2013, 136:442 – 454.
- [27] SUN D, ZHANG P, SUN Q, et al. A dryland cover state mapping using catastrophe model in a spectral endmember space of OLI: a case study in Minqin, China[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2019, 40(14):5673 – 5694.
- [28] 李卓,韩文超,胡起源,等. 融合光谱混合分解与面向对象的土地利用/覆被分类[J]. *农业工程学报*,2021,37(17):225 – 233.
- LI Zhuo, HAN Wenchao, HU Qiyuan, et al. Land use/cover classification based on combining spectral mixture analysis model and object-oriented method[J]. *Transactions of the CSAE*, 2021, 37(17):225 – 233. (in Chinese)
- [29] WANG Y, LIX, XIN L, et al. Farmland marginalization and its drivers in mountainous areas of China[J]. *Science of the Total Environment*, 2020, 719:135132.
- [30] VERBESSELT J, ZEILEIS A, HEROLD M. Near real-time disturbance detection using satellite image time series[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2012, 123:98 – 108.
- [31] 卢宗亮,潘星辰,周国林,等. 大都市近郊乡村耕地边际化的特征及影响因素研究——基于广州市近郊农户的调查[J]. *中国土地科学*,2021,35(5):67 – 74.
- LU Zongliang, PAN Xingchen, ZHOU Guolin, et al. Study on the characteristics and influencing factors of farmland marginalization in suburban rural areas of metropolis: a survey of rural households in suburban areas of Guangzhou City[J]. *China Land Science*, 2021, 35(5):67 – 74. (in Chinese)
- [32] CHEN J, WU T, ZOU D, et al. Magnitudes and patterns of large-scale permafrost ground deformation revealed by Sentinel-1 InSAR on the central Qinghai-Tibet Plateau[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2022, 268:112778.

[33] 杨永侠,张函,郭雅萍,等. 基于地理探测器的山区作物生产潜力指数修正研究[J]. 农业机械学报,2019,50(7):267 - 274.

YANG Yongxia, ZHANG Han, GUO Yaping, et al. Correction of crop production potential index in mountainous area based on Geodetector[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(7):267 - 274. (in Chinese)

