Open Journal of Natural Science 自然科学, 2026, 14(6), 771-785
Published Online November 2026 in Hans. https://www.hanspub.org/journal/ojns
https://doi.org/10.12677/ojns.2026.146081

Hans汉斯

基于Sentinel-2的农安县2019~2025年主要农作物分类及种植格局变化

洪维潇

哈尔滨师范大学地理科学学院，黑龙江 哈尔滨

收稿日期：2026年9月24日；录用日期：2026年10月29日；发布日期：2026年11月9日

摘　要

准确掌握县域作物种植结构及其连续变化，对粮食生产管理与种植结构调整评估具有重要意义。本研究以吉林省长春市农安县为研究区，基于Google Earth Engine平台，利用2019~2025年Sentinel-2 SR Harmonized影像构建21个特征变量，以2025年1636个样点训练随机森林分类器(100棵树)，经5折分层OOF交叉验证，并结合Dynamic World年度耕地掩膜，逐年提取水稻、玉米、大豆和其他作物分布。结果表明：模型总体精度88.5%、Kappa系数0.85；玉米占比由56.8%升至70.9%，其他作物占比由37.8%降至23.8%，大豆和水稻分别稳定在3%~5%和2%左右；玉米净增829.11 km²，其他作物净减444.01 km²，“其他作物转为玉米”(658.11 km²)与“大豆转为玉米”(55.30 km²)为主要转换路径。在稳定耕地分析区内，40.4%的像元作物类型未发生变化，连续7年玉米面积498.30 km²、占稳定农田的79.4%，玉米与大豆相关轨迹合计仅占3.6%。研究表明，Sentinel-2多时相特征与随机森林可实现县域作物连续制图；研究期内农安县种植结构呈玉米占比上升、其他作物占比下降，种植格局稳定性较高。

关键词

Sentinel-2，随机森林，农作物分类，种植结构，时空变化，农安县

Main Crop Classification and Planting Pattern Changes in Nong’an County from 2019 to 2025 Based on Sentinel-2

Weixiao Hong

College of Geographical Science, Harbin Normal University, Harbin Heilongjiang

Received: September 24, 2026; accepted: October 29, 2026; published: November 9, 2026

文章引用: 洪维潇. 基于 Sentinel-2 的农安县 2019~2025 年主要农作物分类及种植格局变化[J]. 自然科学, 2026, 14(6): 771-785. DOI: 10.12677/ojns.2026.146081

Abstract

Accurate information on county-level crop planting structure and its continuous changes is of great significance for grain production management and for evaluating planting-structure adjustment. Taking Nong'an County, Changchun City, Jilin Province, China as the study area, this study, based on the Google Earth Engine platform, used Sentinel-2 SR Harmonized imagery from 2019 to 2025 to construct 21 feature variables, trained a random forest classifier (100 trees) with 1636 samples from 2025, evaluated it through 5-fold stratified out-of-fold (OOF) cross-validation, and, combined with the annual Dynamic World cropland mask, extracted the distributions of rice, maize, soybean and other crops year by year. The results showed that the overall accuracy of the model was 88.5% with a Kappa coefficient of 0.85; the proportion of maize rose from 56.8% to 70.9%, while that of other crops declined from 37.8% to 23.8%, with soybean and rice remaining stable at about 3%~5% and 2%, respectively; maize net increased by 829.11 km² and other crops net decreased by 444.01 km², and "other crops to maize" (658.11 km²) and "soybean to maize" (55.30 km²) were the major conversion pathways. Within the seven-year common valid area, 40.4% of the pixels did not change in crop type; continuous seven-year maize covered 498.30 km², accounting for 79.4% of the stable farmland, and maize–soybean related trajectories accounted for only 3.6%. The study indicates that multi-temporal Sentinel-2 features combined with random forest can achieve continuous county-level crop mapping; during the study period, the planting structure of Nong'an County showed a rising share of maize and a declining share of other crops, with relatively high stability of the planting pattern.

Keywords

Sentinel-2, Random Forest, Crop Classification, Planting Structure, Spatiotemporal Change, Nong'an County

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.
This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).
http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/
Open Access

1. 引言

农作物种植结构及其空间分布是农业资源管理与粮食安全评估的基础信息。在东北黑土区等旱作主产区，玉米与大豆之间存在明显的比较效益差异与用地竞争，种植结构年际变化较快，亟需对主要农作物开展高频、高精度的连续监测。传统种植结构信息主要来自农业统计报表与地面抽样调查，前者难以反映空间格局，后者成本高、覆盖有限，均难以支撑逐年、县域尺度的连续监测。遥感具有快速、宏观、客观、可重复观测的特点，为作物类型识别与面积提取提供了新的技术途径[1]，已成为农业遥感研究的核心方向之一。

Sentinel-2 卫星为作物精细制图提供了理想数据源：其多光谱成像仪(MSI)具备 13 个波段，提供 10 m、20 m 和 60 m 三种空间分辨率，双星组网后赤道重访周期为 5 d [2]。10 m 分辨率可刻画田块尺度的作物差异，红边波段(B5~B7)与短波红外波段(B11、B12)对冠层叶绿素、水分及土壤背景敏感，在玉米与大豆等物候期相近作物的区分中具有独特价值[3] [4]。较高的重访频率使多时相观测成为可能，可借生长季时序特征与物候差异提高分类精度[5] [6]。

在分类方法上，随机森林(Random Forest, RF)因其对高维、非线性及噪声数据的稳健性和可输出特征重要性，被广泛用于农作物遥感识别[7]-[9]。多项研究表明，在 Sentinel-2 多时相特征支持下，其对玉米、

大豆、水稻的分类总体精度通常可达 85%以上，并能在区域尺度稳定运行[3] [8] [10]。除随机森林外，集成分类器在异质性农业景观中的作物识别亦有应用[11]。深度学习模型也被用于 Sentinel-2 时序作物分类，但在多年业务化制图中仍受训练样本约束[12]。Google Earth Engine 等云平台的出现使大范围、长时序影像的预处理与分类成为可能[13]，并已支持利用历史作物标签实现省级作物类型的快速自动制图[14]，为多年连续制图提供了条件。

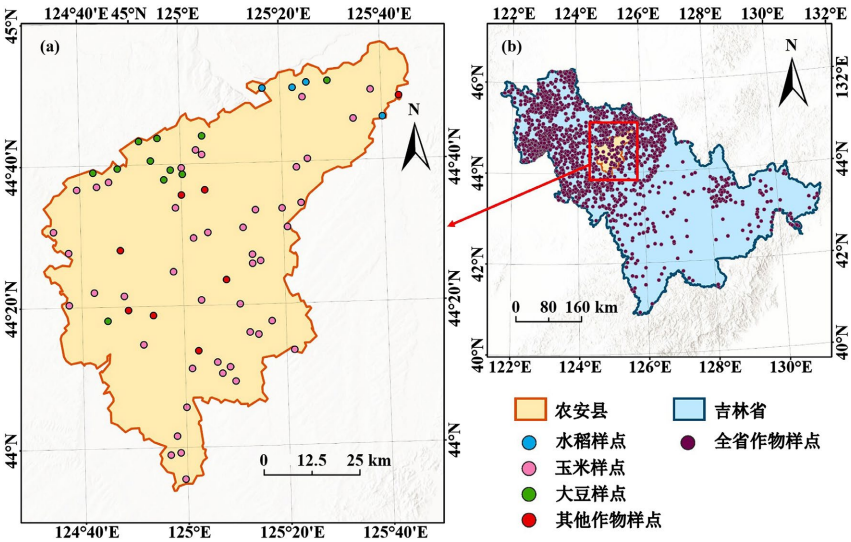
近年来，已有研究评估了大豆生产者补贴政策对东北地区大豆种植面积的影响，指出其更多起到“稳定”而非“重振”作用，常规玉米–大豆轮作可能是主导种植模式的重要因素[15]；县域面板数据计量分析则显示该政策总体上扩大大豆、压缩玉米播种面积，但效应存在区域异质性、在吉林等省级行政区相对较弱[16]；也有研究关注耕地种植强度变化与黑土区耕地格局演变[17] [18]。以及多源 Sentinel 数据在县域作物面积提取中的应用[19]与国产高分数据的多角度作物识别[20]。这些工作表明，揭示作物种植结构、类型转换与多年稳定性已成为该领域的重要发展方向；但多年连续监测的可靠性还取决于各年份有效观测范围的一致性及分类类别定义的时间可比性，这一点在现有县域尺度研究中关注仍相对不足。

基于上述背景，本文以吉林省长春市农安县为研究区，利用 2019~2025 年 Sentinel-2 时序影像与随机森林算法开展主要农作物分类与种植格局变化分析。研究目标为：获取 2019~2025 年水稻、玉米、大豆和其他作物的空间分布；分析主要作物面积、种植结构与空间格局的年际变化；并在严格对齐的多年分类结果上分析作物类型转换、多年稳定性与主要种植轨迹，为县域种植结构调整与耕地利用管理提供数据支撑。

2. 研究区与研究方法

2.1. 研究区概况

农安县隶属吉林省长春市，位于长春市西北部(约 124˚31'~125˚45'E、43˚55'~44˚55'N)。按县域矢量边界量算面积为 5235.21 km^2 [21]。研究区属中温带大陆性气候，地势平坦，年均气温 4.7℃，农业以玉米为主，兼有水稻、大豆及杂粮杂豆、马铃薯等作物。



注：该图基于自然资源部标准底图服务网站下载的审图号为 GS(2026)4921 号的标准地图制作，底图无修改。

Figure 1. Location of the study area in Nong’an County. (a) Location and distribution of sample points in Nong’an County; (b) Location of the study area within Jilin Province
图 1. 农安县研究区位置。(a) 为农安县位置与样点分布；(b) 研究区在吉林省位置

2024 年全县粮食作物播种面积 582 万亩(约 3880 km^2)，其中大豆播种面积由 12 万亩增加到 15 万亩，杂粮杂豆及薯类播种面积 14.3 万亩[22]。研究区位置、县域边界与样点空间分布如图 1 所示。分类样点取自公开数据集“Spatial distribution maps (10 m) and high-confidence samples of major-crop in Northeast China from 2017 to 2025”[23]，该数据集经置信度分级采样生成东北地区 2017~2025 年水稻、玉米、大豆高置信度样本，并发布基于随机森林的 10 m 作物分布图[24]。因其分布图仅区分水稻、玉米、大豆三类，本文另设“其他作物”类别，故仅采用其样点数据、由本研究自行训练随机森林逐年制图。样点共 1636 个，其中农安县境内 68 个(水稻 4、玉米 45、大豆 11、其他 8)。

2.2. 数据来源与预处理

本研究使用的遥感数据为 Sentinel-2 SR Harmonized (Level-2A 地表反射率)影像，时间范围为 2019~2025 年，每年选取 5~10 月作物生长季影像。数据获取、预处理与后续分类均在 Google Earth Engine 平台完成[13]。影像预处理流程为：首先利用 Sentinel-2 云概率产品与质量波段剔除云及云影像元；随后按月份对有效观测进行中值合成，得到 5~10 月共 6 期月度合成影像，以降低单景影像噪声与残余云污染的影响；最后在月度合成影像基础上计算光谱波段与各类指数特征。研究使用的光谱波段与指数变量共 21 个，具体参数见表 1。Dynamic World 近实时全球 10 m 土地覆被产品用于区分年度耕地与非耕地[25]。本研究取用 Dynamic World 年度标签众数(mode)等于 4 (Cropland)的像元作为年度耕地掩膜，耕地范围内的像元参与作物类型分类，非耕地像元赋值为 0，无有效观测或被掩膜的像元赋值为 9 (无效区)。考虑到 Dynamic World 为逐年独立生成的年度产品，其耕地掩膜在年际间可能存在差异，本文的类型转换与种植轨迹分析统一在稳定耕地分析区(2019~2025 年 7 年均被 Dynamic World 年度耕地掩膜判定为耕地的像元集合，面积 1550.87 km^2，占县域面积的 29.6%)内进行，以排除耕地掩膜年际差异导致的伪变化。

Table 1. Data sources and main parameters
表 1. 数据来源及主要参数

项目	内容
遥感数据	Sentinel-2 SR Harmonized (Level-2A)
时间范围	2019~2025 年，每年 5~10 月
合成方式	月度中值合成(6 期/年)
参与分类特征数	21 个
耕地掩膜	Dynamic World 年度标签众数 = 4 (Cropland)
分类器	随机森林(100 棵树，最小叶节点 10)
训练样本	2025 年，1636 个
精度验证方式	5 折分层 OOF 交叉验证
输出投影与分辨率	EPSG:32651, 10 m

2.3. 遥感特征构建

为充分利用作物生长季内的光谱与物候差异，本研究在 Sentinel-2 月度合成影像基础上构建了由光谱波段、植被指数、红边指数和物候特征组成的特征集。光谱波段方面，选取对作物冠层结构与水分状况敏感的红边 2 波段(RE2，约 740 nm)、短波红外 1 波段(SWIR1，约 1610 nm)与短波红外 2 波段(SWIR2，

约 2190 nm)。已有研究表明，上述波段对玉米与大豆的区分具有重要作用。植被指数方面，选取归一化差值植被指数(NDVI)、增强型植被指数(EVI)、陆表水分指数(LSWI)、归一化差值衰老植被指数(NDSVI)和归一化差值耕作指数(NDTI) [5] [26]-[29]。物候特征方面，对 NDVI、EVI、LSWI、RE2、REP 时序曲线提取生长季峰值与 6~10 月取值，并构建淹水变量 Flood6 刻画水稻移栽淹水期[5] [30]。上述变量经前期特征筛选后确定 21 个参与分类的变量。随机森林输出的特征重要性结果表明，对分类贡献最大的变量依次为 RE2_pk (归一化重要性 0.09)、swir2_8 (0.07)、LSWI_6 (0.07)、swir1_6 (0.07)和 REP_8 (0.06)，说明红边波段峰值、短波红外波段与水分指数在本研究区的作物区分中发挥了主导作用。

2.4. 随机森林分类

本研究采用随机森林算法开展作物类型分类。模型参数为决策树 100 棵、最小叶节点样本数 10、随机种子 999；训练样本为 2025 年作物样点共 1636 个(水稻 419、玉米 383、大豆 406、其他作物 428)。分类体系为 0 非耕地、1 水稻、2 玉米、3 大豆、4 其他作物、9 无效/掩膜区域，其中 9 完全排除于面积统计、比例计算、转移分析和轨迹分析之外。模型构建与应用流程为：以 2025 年样本训练随机森林模型，经 5 折分层 OOF 交叉验证评价性能后，对 2019~2025 年年度特征影像逐年分类，得到逐年主要作物分布图(图 2)。需要说明的是，本研究采用“2025 年样本建模–多年特征应用”的技术路线，并非逐年份独立训练与独立验证，模型精度反映的是统一模型在 2025 年样本上的交叉验证性能。

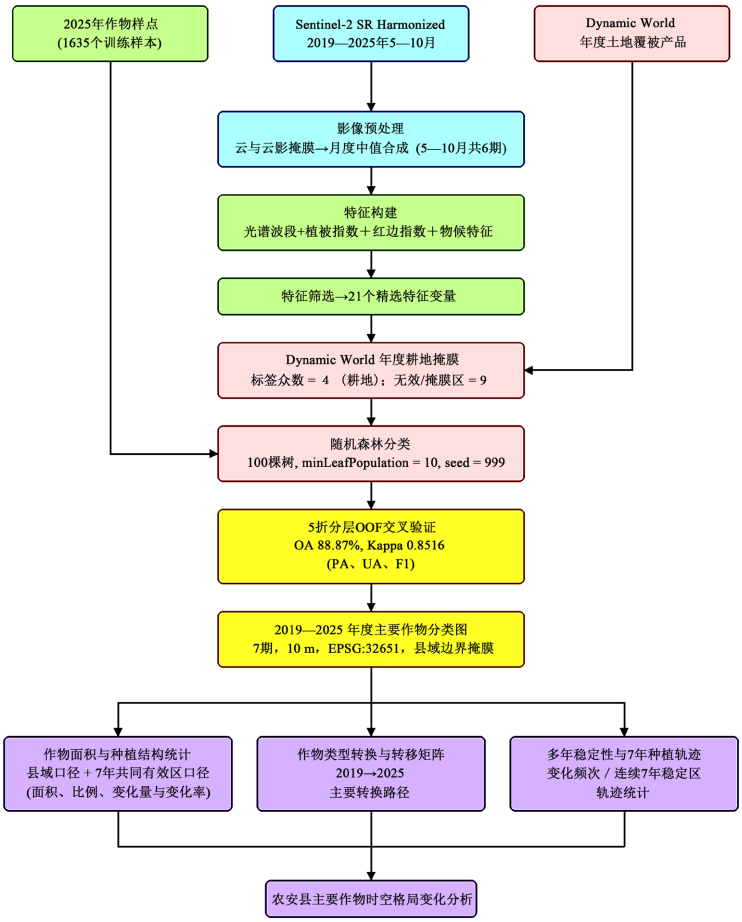


Figure 2. Technical roadmap of the study
图 2. 研究技术流程

2.5. 精度评价

本研究采用分层 5 折 OOF 交叉验证评价性能[31]：按类别分层划分 5 折，轮流作测试集，以全部样本 OOF 预测构建混淆矩阵。评价指标包括总体精度(Overall Accuracy, OA)、Kappa 系数、制图精度(Producer's Accuracy, PA)、用户精度(User's Accuracy, UA)和 F1 分数。由于本研究未获取 2019~2024 年独立的地面验证数据，各年份分类结果不单独开展精度验证，全文统一报告基于 2025 年样本的 5 折 OOF 精度，并在此基础上讨论多年变化结果的可靠性。这一处理方式避免了将模型精度表述为逐年独立验证精度可能带来的误导。

2.6. 作物面积及变化分析

作物面积统计基于严格对齐的 7 期分类栅格逐像元完成；7 期影像的坐标参考系统、分辨率与空间范围完全一致(EPSG:32651、10 m、9538 列 × 11760 行)，无需重采样即可开展像元级比较。GEE 导出的栅格覆盖农安县行政边界的矩形外包框(11216.69 km^2)，本文在统计前按县域行政边界矢量掩膜、将县界外像元统一赋值为 9(无效)；所有面积统计、比例计算、转移与轨迹分析均在县域范围内进行。

像元面积按 GeoTIFF 仿射变换参数实际读取的像元宽度与高度计算，农作物总面积取水稻、玉米、大豆与其他作物面积之和；各作物占农作物总面积比例按式(1)计算：

$$P_i = \frac{A_i}{\sum_{j=1}^{n} A_j} \times 100\% \tag{1}$$

式中，P_i 为第 i 类作物占农作物总面积的比例，A_i 为第 i 类作物的面积，$\sum_{j=1}^{n} A_j$ 为水稻、玉米、大豆与其他作物 4 类作物的面积之和。

面积变化分析针对相邻年份(2019~2020、2020~2021、2021~2022、2022~2023、2023~2024、2024~2025)以及 2019~2025 共 7 个时段，对每种作物计算绝对变化量(式(2))与相对变化率(式(3))：

$$\Delta A = A_{t2} - A_{t1} \tag{2}$$

$$R = \frac{A_{t_2} - A_{t_1}}{A_{t_1}} \times 100\% \tag{3}$$

式中，ΔA 为第 i 类作物在 $t1$ 至 $t2$ 时段的面积绝对变化量；R 为第 i 类作物在 $t1$ 至 $t2$ 时段的相对变化率；A_{t1}、A_{t2} 分别为该作物在期初 $t1$ 与末期 $t2$ 的面积。考虑到各年份有效观测范围及耕地掩膜差异，本文的类型转换与种植轨迹分析以 2019~2025 年 7 年共同有效区为统一分析范围；面积与结构统计同时给出县域口径与 7 年共同有效区口径，二者变化方向一致，表明结论不依赖于有效观测范围的差异。

2.7. 作物转移及多年轨迹分析

作物类型转移分析采用分类后比较(post-classification comparison)方法[32]，在严格对齐的分类栅格上构建 2019 至 2025 年转移矩阵(行 = 2019 年类别、列 = 2025 年类别)，仅起始年与终止年均有效的像元参与计算，转移面积按像元数 × 实际像元面积计，并按面积由大到小筛选主要转换路径。多年变化频次以 7 期分类结果为基础，统计每个有效农田像元相邻年份的类型变化次数，划分为 0 次(稳定)、1 次(低频)、2 次(中频)与≥3 次(高频)。长期稳定种植区指 2019~2025 年连续 7 年类别完全一致的农作物像元，按水稻、玉米、大豆、其他作物分别统计其面积及占稳定农田、各自多年分布区的比例。7 年种植轨迹对每个 7 年均有效的像元生成类别编码时序，统计各轨迹面积与比例并按面积排序；对仅从年度分类观察到的玉米－大豆交替，本文表述为“玉米－大豆年际交替”或“玉米－大豆种植轨迹”，不称“轮作制

度”，以避免在缺乏地块尺度长期证据时作过强推断。

3. 结果

3.1. 随机森林分类性能

基于 2025 年 1636 个训练样本的 5 折分层 OOF 交叉验证结果如表 2 所示。模型总体精度为 88.5%，Kappa 系数为 0.85，表明随机森林模型在研究区主要农作物分类中具有较好的整体判别能力。5 折交叉验证各折的总体精度介于 85.6%~90.7%之间，Kappa 系数介于 0.81~0.88 之间，折间波动较小，模型性能较为稳定。

Table 2. Accuracy of random forest classification (5-fold OOF cross-validation)
表 2. 随机森林分类精度(5 折 OOF 交叉验证)

类别	样本数	PA	UA	F1
水稻	419	0.99	0.97	0.98
玉米	383	0.97	0.93	0.95
大豆	406	0.88	0.79	0.84
其他作物	428	0.71	0.87	0.78
总体精度	1636	—	—	0.89
Kappa 系数	—	—	—	0.85

分类精度存在明显的类别差异：水稻 PA、UA 分别为 0.99 和 0.97 (F1 = 0.98)，得益于移栽期淹水信号使水分指数在 6 月特征显著、可分性高；玉米 F1 = 0.95，精度次之；大豆 UA 仅 0.79 (F1 = 0.84)；其他作物 PA 仅 0.71，为全部类别最低，存在较多误判。混淆矩阵显示，主要混淆发生在其他作物与大豆之间：其他作物 428 个样本中 93 个误判为大豆(21.7%)，大豆 406 个中 37 个误判为其他作物(9.1%)。这表明“其他作物”作为含杂粮杂豆、薯类、花生、蔬菜等的复合类别，内部光谱与物候差异大，是本研究分类不确定性的主要来源，并可能导致其他作物面积低估、大豆面积高估。

3.2. 2019~2025 年主要作物空间分布

2019~2025 年农安县主要农作物分类空间分布如图 3 所示。整体来看，研究区农作物呈全域广泛分布态势。

其中玉米是最主要的作物类型，在 7 个年份中均占据绝对优势，广泛分布于县域中部、西部和南部；大豆呈零散斑块状分布，主要出现在县域东北部及中部的部分区域；水稻分布高度集中，主要沿县域东北部松花江沿岸及中部河谷平原呈条带状和片状分布，空间位置在 7 年间保持基本稳定；非耕地主要分布在县域西南部波罗湖周边低洼区域以及城镇、道路与水体附近。从年际变化看，2019~2022 年农作物类型空间格局总体保持稳定，玉米分布范围逐步扩展，其他作物的斑块有所收缩。2025 年玉米分布范围较 2019 年明显扩大，尤以县域中部和西部连片区域扩张较为显著。

3.3. 主要作物种植面积及结构变化

2019~2025 年农安县县域范围内主要作物种植面积及所占比例如表 3 所示。由表 3 可见，农作物总面积 2019 年为 3872.24 km^2，2020~2022 年稳定在 4130.36~4317.68 km^2，2023、2024 年分别为 3831.53 和 3766.57 km^2，2025 年为 4272.89 km^2。

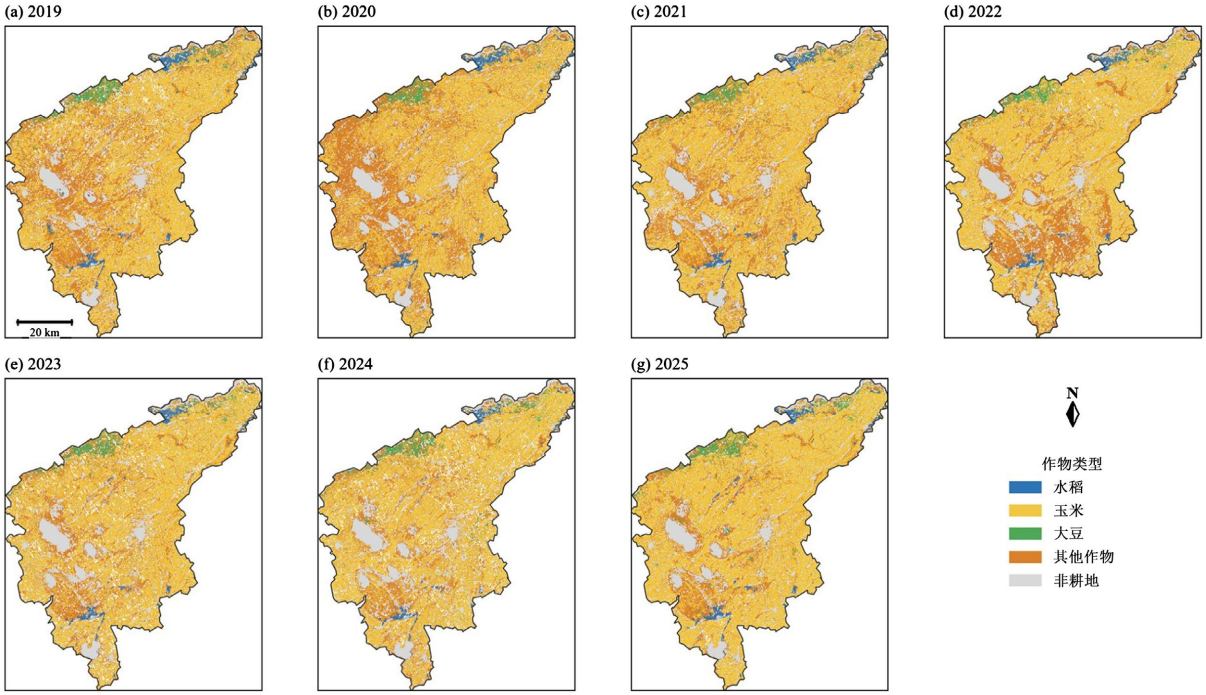


Figure 3. Spatial distribution of major crops in Nong'an County from 2019 to 2025
图 3. 2019~2025 年农安县主要农作物分类空间分布

Table 3. Area and proportion of major crops in Nong'an County from 2019 to 2025 (county-level scope)
表 3. 2019~2025 年农安县主要作物种植面积及比例(县域范围)

年份	水稻/km²	玉米/km²	大豆/km²	其他作物/km²	农作物合计/km²	非耕地/km²	有效覆盖率/%
2019	84.96	2200.13	125.01	1462.13	3872.24	831.72	89.85
2020	78.55	2305.78	96.23	1837.11	4317.68	914.86	99.95
2021	75.97	2578.89	113.68	1407.89	4176.42	912.64	97.21
2022	71.35	2597.67	119.29	1342.05	4130.36	984.41	97.70
2023	38.81	2322.99	101.79	1367.94	3831.53	951.83	91.37
2024	40.08	2275.42	117.80	1333.28	3766.57	1282.89	96.46
2025	79.00	3029.24	146.52	1018.12	4272.89	945.23	99.67

注：有效覆盖率 = (非耕地面积 + 农作物面积)/县域面积 × 100%。

从面积绝对值看(图 4)，玉米各年均为面积最大作物，由 2019 年的 2200.13 km² 增至 2025 年的 3029.24 km² (研究期最高值)；其他作物在 2019~2020 年由 1462.13 km² 升至 1837.11 km² 后逐年下降，2025 年为 1018.12 km²；大豆在 96.23~146.52 km² 之间波动，水稻总体较小(2019 年 84.96 km²、2025 年 79.00 km²)。从研究期总体变化看，2019~2025 年玉米面积净增 829.11 km² (+37.68%)，其他作物净减 444.01 km² (−30.37%)，大豆净增 21.51 km² (+17.20%)，水稻净减 5.96 km² (−7.01%)，农作物总面积净增 400.64 km² (+10.35%) (表 4)。为消除有效观测范围差异的影响，图 4(b)给出 7 年共同有效区(2657.74 km²)内的逐年面积变化：玉米由 1083.82 km² 增至 1265.77 km²，其他作物由 663.05 km² 降至 400.86 km²，大豆在 71.22~73.94 km² 间波动，水稻由 43.24 km² 降至 33.52 km²，变化方向与县域口径一致。

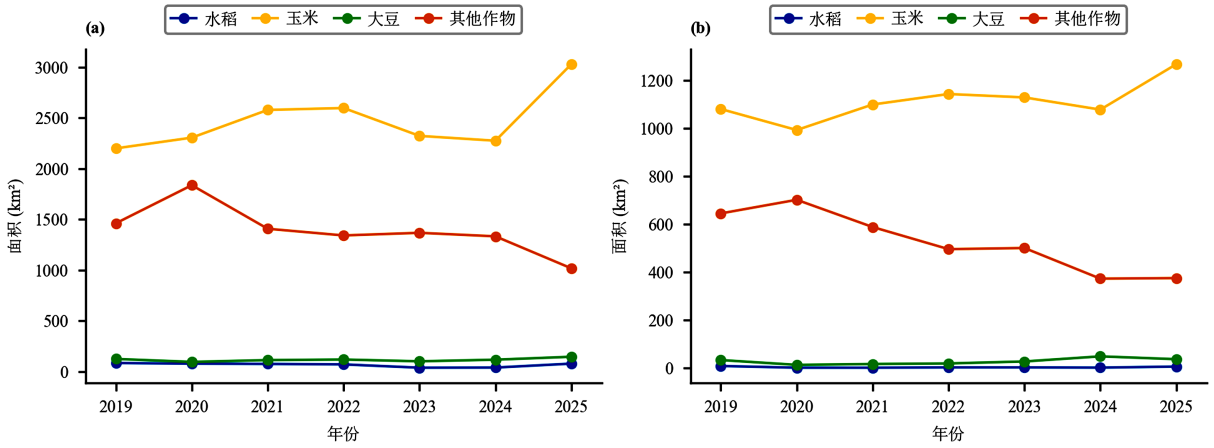


Figure 4. Changes in the area of major crops in Nong'an County from 2019 to 2025. (a) County-level statistical scope; (b) A 7-year common effective period
图 4. 2019~2025 年农安县主要作物面积变化。(a) 县域统计范围；(b) 7 年共同有效区

Table 4. Overall changes in the area of major crops in Nong'an County from 2019 to 2025 (county-level scope)
表 4. 2019~2025 年农安县主要作物面积总体变化(县域范围)

作物	2019 年/km²	2025 年/km²	绝对变化 ΔA/km²	相对变化率 R/%
水稻	84.96	79.00	−5.96	−7.01
玉米	2200.13	3029.24	+829.11	+37.68
大豆	125.01	146.52	+21.51	+17.20
其他作物	1462.13	1018.12	−444.01	−30.37
农作物合计	3872.24	4272.89	+400.64	+10.35

从种植结构看(图 5)，玉米占比由 2019 年的 56.8%升至 2025 年的 70.9%，其他作物占比由 37.8%降至 23.8%，大豆占比由 3.2%变为 3.4% (期间在 2.2%~3.4%间波动)，水稻占比由 2.2%降至 1.8%；7 年共同有效区口径 2025 年四者占比分别为 71.4%、22.6%、4.2%和 1.9%，与县域口径接近，说明趋势稳健。

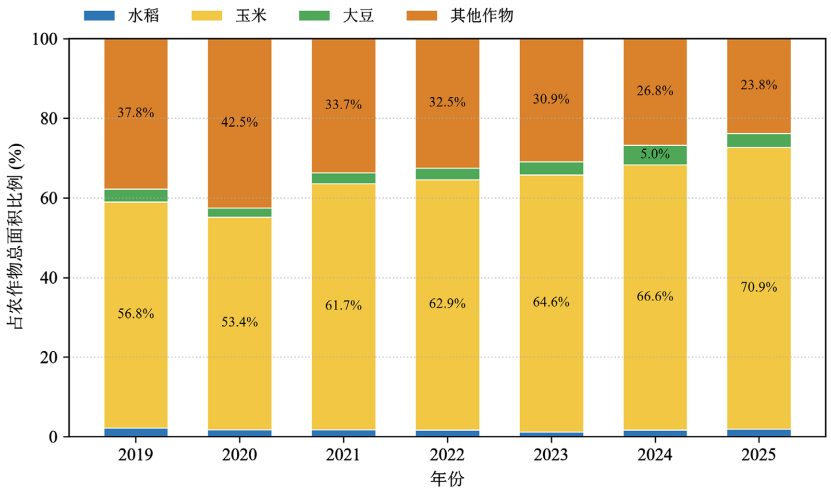


Figure 5. Changes in crop planting structure in Nong'an County from 2019 to 2025
图 5. 2019~2025 年农安县农作物种植结构变化

年际波动方面，玉米最大年际变化出现在 2024~2025 年(+753.82 km²)，其他作物在 2019~2020 年增加 374.98 km² 后连续多年下降(2024~2025 年−315.16 km²)；总体上，玉米与“其他作物”呈明显的此消彼长关系，是研究区种植结构变化的主导特征。

3.4. 主要作物类型转换

2019~2025 年作物类型转移矩阵如图 6 和表 5 所示：参与计算的像元在 2019、2025 年均为有效观测，对应面积 4687.45 km² (占县域 89.5%)；矩阵对角线之和为 3419.48 km² (占 73.0%)，即绝大多数像元类型未发生变化，发生转换的面积为 1267.97 km² (占 27.1%)。

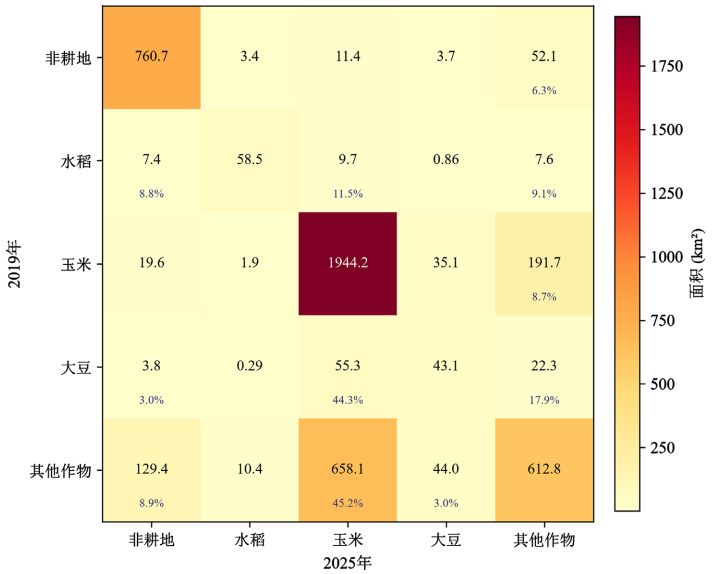


Figure 6. Crop type transition matrix of Nong’an County from 2019 to 2025
图 6. 2019 至 2025 年农安县作物类型转移矩阵

Table 5. Crop type conversions in Nong’an County from 2019 to 2025 (top 10 by area)
表 5. 2019~2025 年农安县主要作物类型转换(面积前 10 位)

排名	转换路径	面积/km²	占 2019 年该类别比例/%
1	其他作物→玉米	658.11	45.01
2	玉米→其他作物	191.66	8.71
4	大豆→玉米	55.30	44.24
6	其他作物→大豆	44.00	3.01
7	玉米→大豆	35.13	1.60
8	大豆→其他作物	22.34	17.87

从转换面积看，“其他作物转为玉米”是最主要路径(658.11 km²，占 2019 年其他作物面积的 45.0%)，其次为“玉米转为其他作物”(191.66 km²)与“其他作物转为非耕地”(129.36 km²)；在玉米与大豆之间，大豆转为玉米为 55.30 km² (占 2019 年大豆的 44.2%)、玉米转为大豆为 35.13 km² (占 1.6%)，前者约为后者的 1.57 倍；水稻与旱田作物之间的各条转换面积均较小，不足 10 km² 量级。

需要强调的是，“其他作物转为玉米”是本研究不确定性最高的转换路径。同时包含真实换种与分类错误。结合 3.1 中精度结果，按“其他作物”判对概率 0.71~0.96 (分别取 PA 与剔除主要混淆后的上限)作敏感性估算，该路径真实换种面积约为 467~632 km^2 (中值约 573 km^2)，即无论多少置信度它都是面积最大的路径，但量级并不精确。因此，下文的驱动机制讨论以精度更高的玉米与大豆转换(玉米 F1 = 0.95、大豆 F1 = 0.84)为主要证据，“其他作物转为玉米”仅作现象呈现。

逐年转移显示，相邻年份的转换率介于 18.5%~25.5%之间(2020~2021 年最剧烈、2022~2023 年最弱)；“其他作物转为玉米”的年际转换面积远大于“玉米转为大豆”，在 2019~2020 年与 2020~2021 年分别达 520.59 与 676.72 km^2，是逐年转换的主要构成；水田与旱田之间的转换各年均维持在较低水平。

3.5. 多年种植稳定性及种植轨迹

2019~2025 年作物类型变化频次如图 7(a)所示。在稳定耕地分析区(1550.87 km^2)内，连续 7 年类型未发生变化的像元为 627.27 km^2 (40.4%)，发生过类型变化的为 923.60 km^2 (59.6%)。长期稳定种植区(图 7(b))中，连续 7 年同类型的稳定农田为 627.27 km^2，占分析区的 40.4%：其中玉米 498.30 km^2(占稳定农田 79.4%)、其他作物 107.76 km^2 (17.2%)、水稻 15.35 km^2 (2.5%)、大豆仅 5.86 km^2 (0.9%)；从各类自身看，连续 7 年大豆仅 5.86 km^2、占稳定农田 0.9%，明显低于其 3.4%的面积占比；表明玉米种植稳定性最高，大豆斑块年际变动最为频繁。

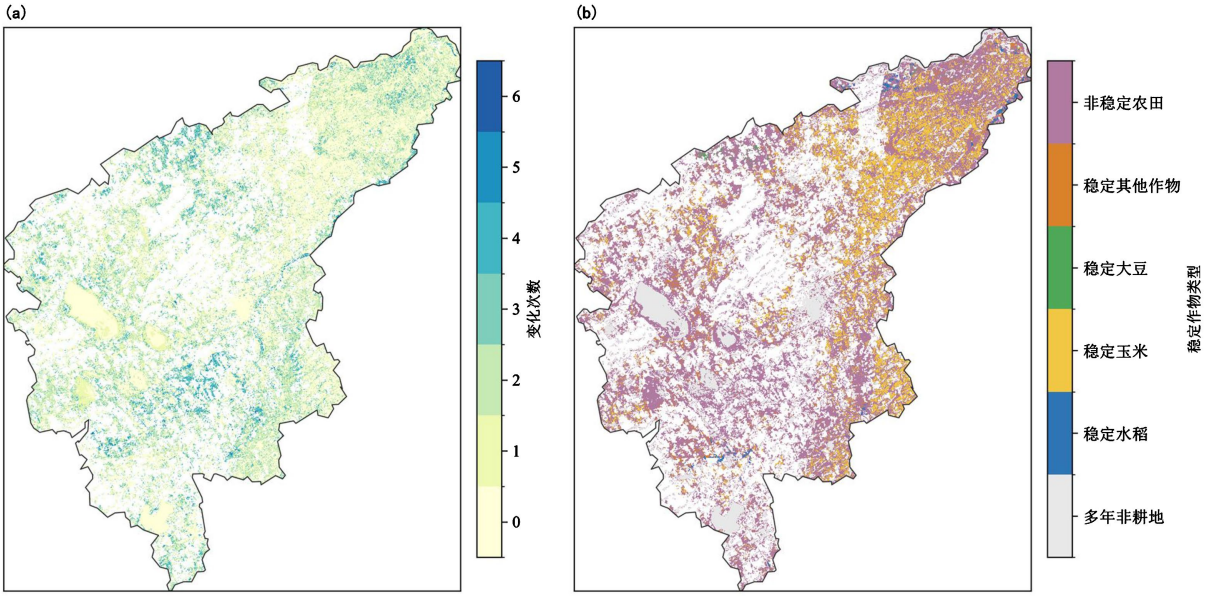


Figure 7. Crop change frequency and long-term stable planting areas in Nong'an County from 2019 to 2025. (a) Frequency of changes in crop types from 2019 to 2025; (b) Long-term stable crop types from 2019 to 2025
图 7. 2019~2025 年农安县作物变化频次与长期稳定种植区。(a) 2019~2025 年作物类型变化频次；(b) 2019~2025 年长期稳定作物类型

7 年种植轨迹统计结果如图 8 所示。轨迹编码由 2019~2025 年逐年类别值依次连接而成，其中 0 为非耕地、1 为水稻、2 为玉米、3 为大豆、4 为其他作物，例如 2-2-4-2-2-2-2 表示 7 年中仅 2021 年为其他作物、其余年份均为玉米；图 8(b)已将主要轨迹编码转换为对应的作物名称。全部 22190 种轨迹中，面积最大的全期玉米轨迹(2-2-2-2-2-2-2，498.30 km^2，占 18.8%)，全期其他作物轨迹为 107.76 km^2 (6.9%)，全期水稻轨迹为 15.35 km^2 (1.0%)，全期大豆轨迹为 5.86 km^2 (0.4%)。

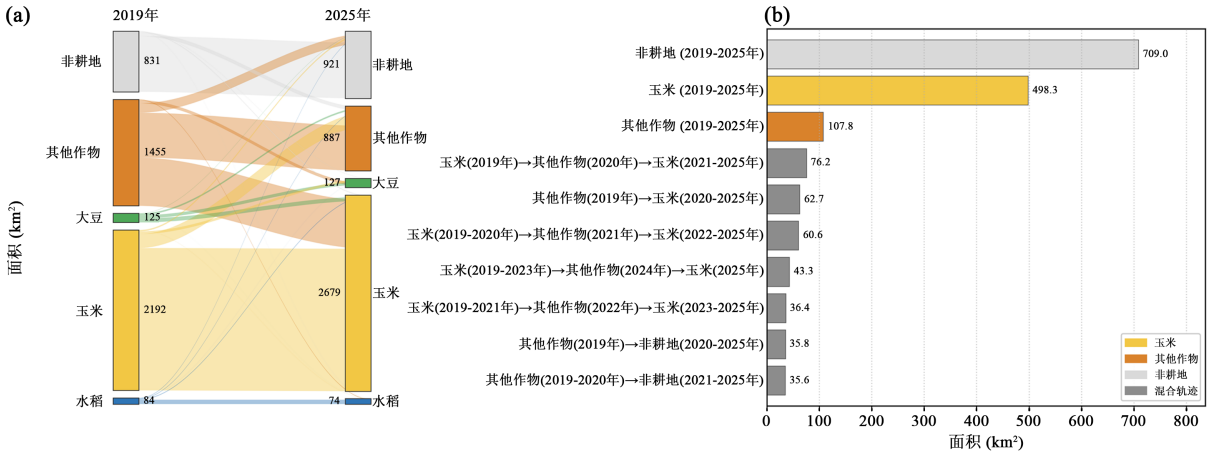


Figure 8. Crop type conversion and dominant planting trajectories in Nong'an County from 2019 to 2025. (a) Sankey map of crop type transfer from 2019 to 2025; (b) Main planting trajectories from 2019 to 2025 (top 10)
图 8. 2019~2025 年农安县作物类型转换与主要种植轨迹。(a) 2019~2025 年作物类型转移桑基图；(b) 2019~2025 年主要种植轨迹(前 10 位)

从类型流向看(图 8(a))，非稳定轨迹以玉米与其他作物间的短期转换后恢复玉米种植为主，均不具备持续性。图 8(b)按面积列出了 2019~2025 年面积最大的 10 条种植轨迹。除全期非耕地(709.01 km²)、全期玉米(498.30 km²)与全期其他作物(107.76 km²)三条稳定轨迹外，其余 7 条中有 6 条为玉米与其他作物的单次或多次交替。非稳定轨迹前三位依次为 2019 玉米－2020 其他－2021－2025 玉米(76.17 km²，占 4.9%)、2019 其他－2020－2025 玉米(62.72 km²，占 4.0%)和 2019－2020 玉米－2021 其他－2022－2025 玉米(60.59 km²，占 3.9%)，其后为 43.27、36.36、35.59 km² 等同类轨迹。上述结果表明，研究区玉米与其他作物之间的转换主要表现为短期转换后恢复玉米种植，而非持续性替代。从轨迹汇总看，旱田作物内部转换轨迹合计 846.64 km² (占 54.6%)，玉米－大豆相关轨迹总体有限：混合轨迹 33.59 km²、大豆转为玉米 14.44 km²、玉米转为大豆 7.44 km²、全期严格交替轨迹 0.26 km²，四者合计仅占 3.6%；水稻与旱田作物之间的轨迹合计 21.24 km²，占比 1.4%。上述结果表明，研究期内农安县耕地的多年变化以玉米内部稳定种植以及玉米与“其他作物”类别的相互转换为主，玉米－大豆之间的类型交替在实际面积上并不突出，尚未表现出大规模、规则化的玉米－大豆轮作特征。

4. 讨论

4.1. 农安县主要农作物种植结构变化

本研究结果显示，2019~2025 年农安县农作物种植结构发生了方向明确的变化：玉米占农作物总面积的比例由 56.8%上升至 70.8%，其他作物占比由 37.8%下降至 23.8%，大豆和水稻占比则分别维持在 3%~5%和 2%左右的较低水平。玉米在县域农业中的主导地位进一步强化，这与农安县地处世界三大黄金玉米带核心区、长期以玉米为第一大作物的农业生产格局相一致。值得注意的是，2019~2025 年大豆面积和占比变化均不明显(面积由 125.01 km² 变化为 146.52 km²，占比由 3.2%变为 3.4%)，在共同有效区下也仅由 71.22 km² 变化为 73.94 km²。这一结果与已有研究关于东北地区大豆种植面积在补贴政策影响下趋于稳定而非大幅扩张的结论基本一致[15]，也与地方统计显示的大豆播种面积由 12 万亩增加至 15 万亩的相对温和变化相符[22]。

4.2. 主要作物转换及可能驱动因素

转移分析显示，研究期内面积最大的转换路径为“其他作物转为玉米”(658.11 km²)与“大豆转为玉

米”(55.30 km²)，玉米为净转入作物，反向“玉米转为大豆”仅 35.13 km²。因“其他作物转为玉米”路径置信度最低(见 3.4)，本节政策归因以玉米与大豆之间的真实转换为准。研究期(2019~2025)内，玉米、大豆差异化补贴长期存在且大豆显著高于玉米：2019 年约 86 与 265 元/亩，2025 年玉米 48.95 元/亩、中部地区(含农安)大豆 550 元/亩；玉米收购价由 2019 年末约 0.87~0.99 元/斤升至 2022 年约 1.4 元/斤、2023~2024 年回落至 0.73~0.89 元/斤。补贴差与价差叠加构成农户扩种玉米的直接经济动因[33] [34]。

第一，东北地区玉米单位面积净收益通常高于大豆，是制约大豆面积扩张的主要因素之一[15]；国家层面亦多次指出两者种植收益差距扩大、农民改种玉米意愿较强的情况[35]。本文观测的“大豆转为玉米”大于反向“玉米转为大豆”，与此背景一致。第二，其他作物转为玉米的大面积转换主要源于分类不确定性：该类别由杂粮杂豆、薯类、花生等多种作物混合构成，与玉米、大豆的光谱物候可分性弱、像元年际归属不稳定，故其中相当部分属分类混淆而非真实换种。类似地，本文观察到的“耕地–非耕地转换”轨迹(397.86 km²)不宜直接解释为耕地流失或新增耕地：Dynamic World 为逐年独立生成的年度产品，其耕地掩膜的年际差异会体现在分类结果的耕地与非耕地属性变化中[25]；为此本文将类型转换与种植轨迹分析限定于 7 年均被判定为耕地的稳定耕地分析区，以最大限度降低掩膜变化引起的伪变化。第三，水稻与旱田作物之间的转换面积很小且未集中于特定年份，表明水田格局稳定，与水稻依赖特定灌溉与淹水条件的生物学特性相符[28]。

4.3. Sentinel-2 与随机森林方法的适用性

本研究 OA、Kappa 结果，与区域尺度 Sentinel-2 作物制图精度(东北 81%~86% [8]、黄土高原 81.1%~84.5% [36]、美国玉米带 94.8%~96.8% [30]、闪电河 98% [10])处于同一合理区间；区域连续制图因异质性强，精度普遍低于小范围实验区，本研究含异质性高的“其他作物”类且用全省统一样本，结果属正常水平。需要注意的是，本研究采用“2025 年样本建模、多年特征应用”的技术路线。这一路线在缺少逐年地面样本的条件下具有现实可行性，其前提假设是作物光谱–物候特征在年际间具有足够的稳定性。已有研究表明，不同年份间气象条件、播期与作物长势的差异会对分类特征的分布产生影响，从而影响跨年应用的精度[37]；因此，本文报告的精度反映的是模型在 2025 年样本上的性能，不应被理解为 2019~2024 年逐年独立验证精度。

5. 结论

本研究基于 Sentinel-2 SR Harmonized 影像与随机森林算法，完成了农安县 2019~2025 年主要农作物遥感分类及种植格局变化分析，主要结论如下：

(1) 基于 2025 年 1636 个样点(100 棵树)构建的随机森林模型总体精度为 88.5%、Kappa 系数为 0.85；水稻、玉米、大豆、其他作物 F1 依次为 0.98、0.95、0.84、0.78，主要混淆发生于其他作物与大豆之间。

(2) 种植结构与面积变化方向明确：玉米占比由 56.8%升至 70.9%、其他作物由 37.8%降至 23.8%、大豆由 3.2%变为 3.4%、水稻由 2.2%降至 1.8%；玉米净增 829.11 km² (+37.7%)，其他作物净减 444.01 km² (−30.4%)，大豆净增 21.51 km²，水稻净减 5.96 km²。

(3) 作物类型转移中 73.0%的像元未发生变化，面积最大为“其他作物转为玉米”(658.11 km²，占 2019 年该类的 45.2%)与“大豆转为玉米”(55.30 km²，占 44.3%)，反向“玉米转为大豆”仅 35.13 km²；水稻与旱田作物之间的转换均不足 11 km²。

(4) 在 7 年共同有效区(2657.74 km²)内，50.3%未发生改变；连续 7 年玉米 498.30 km²，占稳定农田(627.27 km²)的 79.4%；玉米–大豆相关轨迹合计仅占 3.6%，研究期内农安县尚未出现大规模、规则化的玉米–大豆轮作特征。

参考文献

[1] 赵龙才, 李粉玲, 常庆瑞. 农作物遥感识别与单产估算研究综述[J]. 农业机械学报, 2023, 54(2): 1-19.

[2] Drusch, M., Del Bello, U., Carlier, S., Colin, O., Fernandez, V., Gascon, F., *et al*. (2012) Sentinel-2: Esa's Optical High-Resolution Mission for GMES Operational Services. *Remote Sensing of Environment*, **120**, 25-36. https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.11.026

[3] Song, X., Huang, W., Hansen, M.C. and Potapov, P. (2021) An Evaluation of Landsat, Sentinel-2, Sentinel-1 and MODIS Data for Crop Type Mapping. *Science of Remote Sensing*, **3**, Article 100018. https://doi.org/10.1016/j.srs.2021.100018

[4] Wei, M., Wang, H., Zhang, Y., Li, Q., Du, X., Shi, G., *et al*. (2022) Investigating the Potential of Sentinel-2 MSI in Early Crop Identification in Northeast China. *Remote Sensing*, **14**, Article 1928. https://doi.org/10.3390/rs14081928

[5] Zhong, L., Hu, L., Yu, L., Gong, P. and Biging, G.S. (2016) Automated Mapping of Soybean and Corn Using Phenology. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, **119**, 151-164. https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2016.05.014

[6] Belgiu, M. and Csillik, O. (2018) Sentinel-2 Cropland Mapping Using Pixel-Based and Object-Based Time-Weighted Dynamic Time Warping Analysis. *Remote Sensing of Environment*, **204**, 509-523. https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.10.005

[7] Breiman, L. (2001) Random Forests. *Machine Learning*, **45**, 5-32. https://doi.org/10.1023/a:1010933404324

[8] You, N., Dong, J., Huang, J., Du, G., Zhang, G., He, Y., *et al*. (2021) The 10-M Crop Type Maps in Northeast China during 2017-2019. *Scientific Data*, **8**, Article No. 41. https://doi.org/10.1038/s41597-021-00827-9

[9] Dobrinić, D., Gašparović, M. and Medak, D. (2021) Sentinel-1 and 2 Time-Series for Vegetation Mapping Using Random Forest Classification: A Case Study of Northern Croatia. *Remote Sensing*, **13**, Article 2321. https://doi.org/10.3390/rs13122321

[10] 尹燕旻, 贾立. 基于 Sentinel-2 的闪电河流域农作物分类研究[J]. 遥感技术与应用, 2021, 36(2): 400-410.

[11] Saini, R. and Ghosh, S.K. (2019) Crop Classification in a Heterogeneous Agricultural Environment Using Ensemble Classifiers and Single-Date Sentinel-2a Imagery. *Geocarto International*, **36**, 2141-2159. https://doi.org/10.1080/10106049.2019.1700556

[12] Zhao, H., Duan, S., Liu, J., Sun, L. and Reymondin, L. (2021) Evaluation of Five Deep Learning Models for Crop Type Mapping Using Sentinel-2 Time Series Images with Missing Information. *Remote Sensing*, **13**, Article 2790. https://doi.org/10.3390/rs13142790

[13] Gorelick, N., Hancher, M., Dixon, M., Ilyushchenko, S., Thau, D. and Moore, R. (2017) Google Earth Engine: Planetary-Scale Geospatial Analysis for Everyone. *Remote Sensing of Environment*, **202**, 18-27. https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.06.031

[14] Zhi, F., Dong, Z., Guga, S., Bao, Y., Han, A., Zhang, J., *et al*. (2022) Rapid and Automated Mapping of Crop Type in Jilin Province Using Historical Crop Labels and the Google Earth Engine. *Remote Sensing*, **14**, Article 4028. https://doi.org/10.3390/rs14164028

[15] Di, Y., You, N., Dong, J., Liao, X., Song, K. and Fu, P. (2023) Recent Soybean Subsidy Policy Did Not Revitalize but Stabilize the Soybean Planting Areas in Northeast China. *European Journal of Agronomy*, **147**, Article 126841. https://doi.org/10.1016/j.eja.2023.126841

[16] Zhang, S., Cai, R., Liang, X. and Zhang, W. (2025) How the Soybean Producer Subsidy Policy Affects Crop Planting Structure: Evidence from Chinese County-Level Data. *British Food Journal*, **127**, 111-128. https://doi.org/10.1108/bfj-05-2024-0461

[17] Liu, L., Xiao, X., Qin, Y., Wang, J., Xu, X., Hu, Y., *et al*. (2020) Mapping Cropping Intensity in China Using Time Series Landsat and Sentinel-2 Images and Google Earth Engine. *Remote Sensing of Environment*, **239**, Article 111624. https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.111624

[18] Kang, L. and Wu, K. (2025) Impact of Spatial Evolution of Cropland Pattern on Cropland Suitability in Black Soil Region of Northeast China, 1990-2020. *Agronomy*, **15**, Article 172. https://doi.org/10.3390/agronomy15010172

[19] 李长春, 陈伟男, 王宇, 等. 基于多源 Sentinel 数据的县域冬小麦种植面积提取[J]. 农业机械学报, 2021, 52(12): 207-215.

[20] 孙智虎, 张锦水, 洪友堂, 等. GF-7 卫星多角度特征作物识别[J]. 遥感学报, 2023, 27(9): 2127-2138.

[21] 气候[EB/OL]. http://www.nongan.gov.cn/zjna/zrgk/qh/, 2025-12-29.

[22] 农安县 2024 年农业生产保持稳定[EB/OL]. https://www.agri.cn/zx/xxlb/jl/202411/t20241118_8690179.htm, 2024-11-18.

[23] Yang, M.L. and Dong, Y.X. (2026) Spatial Distribution Maps (10 M) and High-Confidence Samples of Major-Crop in Northeast China from 2017 to 2025. Zenodo.

[24] Yang, M.L., Dong, Y.X., Zhu, X.F., *et al*. (2026) From Phenology Index to Sampling Confidence Indicator: An Efficient Strategy for Large-Scale, Long-Term Crop Sampling and Mapping. *SSRN*.

[25] Brown, C.F., Brumby, S.P., Guzder-Williams, B., Birch, T., Hyde, S.B., Mazzariello, J., *et al*. (2022) Dynamic World, near Real-Time Global 10 m Land Use Land Cover Mapping. *Scientific Data*, **9**, Article No. 251. https://doi.org/10.1038/s41597-022-01307-4

[26] Tucker, C.J. (1979) Red and Photographic Infrared Linear Combinations for Monitoring Vegetation. *Remote Sensing of Environment*, **8**, 127-150. https://doi.org/10.1016/0034-4257(79)90013-0

[27] Xue, J. and Su, B. (2017) Significant Remote Sensing Vegetation Indices: A Review of Developments and Applications. *Journal of Sensors*, **2017**, Article ID: 1353691. https://doi.org/10.1155/2017/1353691

[28] Xiao, X., Boles, S., Liu, J., Zhuang, D., Frolking, S., Li, C., *et al*. (2005) Mapping Paddy Rice Agriculture in Southern China Using Multi-Temporal MODIS Images. *Remote Sensing of Environment*, **95**, 480-492. https://doi.org/10.1016/j.rse.2004.12.009

[29] Dong, J. and Xiao, X. (2016) Evolution of Regional to Global Paddy Rice Mapping Methods: A Review. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, **119**, 214-227. https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2016.05.010

[30] Zhong, L., Yu, L., Li, X., Hu, L. and Gong, P. (2016) Rapid Corn and Soybean Mapping in US Corn Belt and Neighboring Areas. *Scientific Reports*, **6**, Article No. 36240. https://doi.org/10.1038/srep36240

[31] Congalton, R.G. (1991) A Review of Assessing the Accuracy of Classifications of Remotely Sensed Data. *Remote Sensing of Environment*, **37**, 35-46. https://doi.org/10.1016/0034-4257(91)90048-b

[32] 柳思聪, 都科丞, 郑永杰, 陈晋, 杜培军, 童小华. 人工智能时代的遥感变化检测技术: 继承、发展与挑战[J]. 遥感学报, 2023, 27(9): 1975-1987.

[33] 吉林省农业农村厅关于 2025 年目标价格补贴发放标准的通知[EB/OL]. https://agri.jl.gov.cn/gk/zcfg/zc/swszf/202509/t20250918_3499430.html, 2025-09-18.

[34] 关于印发《吉林省玉米和大豆、稻谷生产者补贴实施方案》的通知[EB/OL]. https://www.jlcity.gov.cn/bmwz/nw/zwq/tzgg/202507/W020250711452008041929.pdf, 2025-03-24.

[35] https://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/2023-02/22/content_5742671.htm

[36] Zhao, X., Wang, J., Ding, Y., Gao, X., Li, C., Huang, H., *et al*. (2025) High-Resolution (10 M) Dataset of Multi-Crop Planting Structure on the Loess Plateau during 2018-2022. *Scientific Data*, **12**, Article No. 1190. https://doi.org/10.1038/s41597-025-05529-0

[37] Mu, Y., Chen, S., Cao, Y., Zhu, B., Li, A., Cui, L., *et al*. (2024) Tracking the Impact of Typhoons on Maize Growth and Recovery Using Sentinel-1 and Sentinel-2 Data: A Case Study of Northeast China. *Agricultural and Forest Meteorology*, **359**, Article 110266. https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2024.110266