



中国三大作物 1 km 分辨率种植面积数据集 (2009–2015 年)

ISSN 2096-2223

CN 11-6035/N

梅晴航¹, 张朝^{1*}, 骆玉川², 吴华清¹, 陶福禄³



文献 CSTR:

32001.14.11-6035.csd.2022.0079.zh



文献 DOI:

10.11922/11-6035.csd.2022.0079.zh

数据 DOI:

10.57760/sciencedb.j00001.00720

文献分类: 地球科学

收稿日期: 2022-09-20

开放同评: 2022-10-25

录用日期: 2023-05-13

发表日期: 2023-09-24

1. 北京师范大学, 国家安全与应急管理学院, 应急管理部&教育部减灾与应急管理研究院, 北京 100875
2. 西南大学地理科学学院, 重庆金佛山喀斯特生态系统国家野外科学观测研究站, 重庆 400715
3. 中国科学院地理科学与资源研究所, 中国科学院陆地表层格局与模拟重点实验室, 北京 100101

摘要: 我国三大作物(稻谷、玉米和小麦)种植面积均位于世界前列, 获得与县级统计年鉴一致的三大作物种植面积空间分布数据对于农业政策制定和灾害风险防范至关重要。然而, 目前关于我国三大作物种植面积的可用数据集较少, 且已有公开数据集与统计年鉴差异较大、可用年代有限。本数据集利用了一种融合多源数据的作物面积制图方法, 首先基于 GLASS 叶面积指数(LAI)产品提取三大作物的关键物候, 初步确定作物的大致空间分布, 并参考县级统计数据制定格点选择规则, 逐步分配作物像元, 最终生成了中国 2009–2015 年 1 km 空间分辨率的三大作物种植面积第二代产品(ChinaCropArea1kmV2)。玉米、稻谷、小麦产品与县级统计数据一致性 R^2 为 0.98、0.89 和 0.82, 基于样点验证的精度依次为 0.85、0.86 和 0.93, 且第二代产品与统计数据的一致性均高于已有产品精度。本数据集的生成方法能在大范围区域快速实现农作物制图, 且数据集能与县级统计年鉴保持高度一致。本数据产品有助于为农业生产研究和科学决策提供关键的数据基础。

关键词: 三大作物; GLASS LAI; 统计数据; 种植面积

数据库(集)基本信息简介

数据库(集)名称	中国 2009–2015 年 1 km 空间分辨率的三大作物种植面积第二代产品(ChinaCropArea1kmV2)
数据通信作者	张朝(zhangzhao@bnu.edu.cn)
数据作者	梅晴航、张朝、骆玉川、吴华清、陶福禄
数据时间范围	2009–2015 年
地理区域	中国区域
空间分辨率	1 km
数据量	7.54 MB
数据格式	*.tif
数据服务系统网址	< https://doi.org/10.57760/sciencedb.j00001.00720 >
基金项目	国家重点研发计划(2020YFA0608201); 国家自然科学基金(41977405、42061144003)。

* 论文通信作者

张朝: zhangzhao@bnu.edu.cn

数据库（集）组成

数据集包括中国 2009–2015 年稻谷、玉米、小麦种植面积的 21 个 tif 数据文件，每年每种作物一个数据文件。稻谷文件中值为 2、4 的像元分别代表一季稻种植格点和早晚稻种植格点；玉米文件中值为 3、6 的像元分别代表夏玉米和春玉米种植格点；小麦文件中值为 5、7 的像元分别代表冬小麦和春小麦种植格点。空间分辨率为 1 km，投影方式为“Asia North Albers Equal Area Conic”投影坐标系。

引言

稻谷、玉米和小麦并称我国三大主粮作物。中国是稻谷和小麦生产第一大国、玉米生产第二大国。截至 2021 年，中国稻谷、玉米和小麦的收获面积已分别超过 29 万、41 万、23 万平方千米。但农村老龄化带来的耕地撂荒、城市扩张导致的耕地面积减少等问题严重威胁了我国粮食安全^[1-3]。有关我国三大作物种植面积的可用数据集较少，且已有数据集存在与统计年鉴差异较大、可用时间跨度太短等诸多问题^[4-5]，难以精准把握我国粮食种植面积的动态变化情况。因此，准确、及时地获取大范围的作物种植面积对于科学制定农业生产政策、保障国家粮食安全至关重要。

现有的作物种植面积提取方法主要分为田间调查和遥感监测两类。遥感技术以其快速、低成本、大范围的优势被广泛应用于农作物空间分布监测中。农作物种植面积遥感监测主要基于光谱特征、物候特征或多源数据融合三种手段^[6]。其中，光谱特征是基于统计、面向对象和考虑纹理特征等分类方法中的关键信息，在精细尺度的作物面积提取中有着独特优势^[7-8]。物候特征能够反映农作物的季节性和时相变化规律，能较为准确地区分纹理特征和光谱特征相似的作物，并能够根据物候时相变化规律实现对特定目标作物的识别^[9-10]。短重访周期的遥感产品能够及时对作物整个生育期内的动态变化进行连续监测，为基于物候特征的方法提供实现的可能^[11-12]。基于物候特征的方法已经被广泛应用于作物识别、种植模式提取等领域，但仍存在一定问题：一是大部分研究都集中于使用归一化植被指数（NDVI）、增强型植被指数（EVI）等传统植被指数提取作物种植信息，而传统植被指数对作物生理物理特征的敏感度不及叶面积指数（Leaf Area Index，简称 LAI），且存在饱和效应，在物候提取中存在一定的局限性^[13]。相比较于植被指数，LAI 能够更敏感地捕捉到准确的农田物候信息^[14]。二是现有研究往往是对较小的区域或单一的作物类型进行分类与识别，在大区域上使用一套通用方法对多种作物进行识别的研究较少^[15-17]。随着遥感技术的迅猛发展，遥感产品越来越丰富，单一数据源无法满足高质量的作物信息提取，而多源数据融合能够有效提升作物识别精度，成为当前研究的主流方向^[18-19]。

精确的农业统计数据已经成为遥感提取作物面积的重要补充，其与遥感信息的融合越来越成为作物空间分布制图的重要手段^[20]。现有的研究大多基于有限样本进行混淆矩阵的精度分析^[16-17]，得出的精度结果强烈依赖于地面的样本，和实际统计结果仍存在一定差距；也有部分研究将农业统计数据对遥感作物制图结果进行验证^[4,21]，却很少将这些重要的统计数据用于作物面积的提取及结果的改进上^[12]。基于遥感数据的作物面积制图结果往往与统计数据存在不可忽视的差异，而国际组织（如联合国机构、世界银行等）不能使用与农业统计数据不一致的地图，使遥感反演数据与统计结果的差异阻碍了经济与生态的一体化分析^[22]。因此，与统计数据高度一致的作物信息分布图将大大促进农业生态系统建模、农业生产和土地利用等研究和决策。目前，国内外学者已将统计数据与遥感信息结合，实现了大范围的作物空间分布信息提取，生成了一系列基于统计数据和其他辅助数据开发的作物面积空间数据集^[20]，如 MIRCA^[23]、GAEZ^[24]、SPAM^[5,25]等。以 SPAM 为例，该模型考虑耕地分布、农业灌溉分布和农作物适宜性分布等遥感辅助信息，将统计面积数据分配至像元，生

成了全球范围内 5arc min 分辨率的亚像元种植格局数据。系列数据集每 5 年更新一次，目前可用的最新数据集年份为 2010 年。这些数据集在全球尺度上获得了较准确的作物空间分布结果，但其在精细化应用中仍存在局限性。一是时空分辨率较低，未将作物种植区域细化到一公里尺度上，且未更新连续多年的数据；二是对作物自身的物候规律考虑较少，未充分利用作物自身的时序遥感特征。近年来的一些研究表明，将时序遥感信息与统计数据有机融合，能够在不依赖大量训练样本的情况下，进一步提高作物空间分布制图的效率和精度^[10,26]。

综合以上分析，本研究基于 GLASS LAI 遥感观测、农气站物候观测、土地利用和县级农业统计年鉴等多源数据提取大区域作物种植面积的方法生成了中国三大作物 2009–2015 年 1 km 分辨率种植面积数据集（ChinaCropArea1kmV2），旨在为快速提取大范围农作物种植面积提供一些借鉴和思路，研究结果及其数据产品将为我国农业生产宏观调控、农业灾害风险防范等决策工作提供坚实的数据支撑。

1 数据采集和处理方法

1.1 数据来源

农作物生长发育观测数据来自国家气象科学数据中心（<http://data.cma.cn/>）。每个农业气象站隔一天或每天观测一次，并由专业人员记录关键物候的日期，以保证物候期认定的准确性^[27]。2009–2015 年有观测记录的站点分布在全国 9 个农业区划（东北平原区 NEP、北方干旱半干旱区 NAS、青藏高原区 QTP、黄土高原区 LP、黄淮海平原区 HHP、长江中下游地区 YZ、四川盆地及周边地区 SCB、云贵高原区 YGP、华南区 SC）中（图 1）。



图 1 中国农业区划和农业气象站点分布（不含香港、澳门、台湾省数据，审图号：GS 京（2023）1159 号）

Figure 1 Agricultural zones and Agricultural Meteorological Stations (AMS) across China (excluding data in Hong Kong, Macao and Taiwan)

本研究使用的 GLASS LAI 指数数据来自北京师范大学数据中心 (<http://glass-product.bnu.edu.cn/introduction/LAI.html>) [28]。该产品基于 MOD09A1 数据, 使用广义回归神经网络训练生成[28], 空间分辨率为 1 km, 时间分辨率为 8 天。GLASS LAI 已经过较为成熟的验证和应用。多项针对叶面积指数产品的对比验证结果表明, GLASS LAI 相比于同类产品不确定性较低, 并在谷类作物中表现出较好的时空一致性[29-30]。该数据集被广泛应用于植被覆盖度估算、植被长势监测等领域, 并取得了较好的反演和模拟结果[31-32]。

耕地图层来自资源环境科学与数据中心 (<http://www.resdc.cn>) 提供的全国 1 km 土地利用类型遥感监测空间分布数据 (NLCD) [33-34]。该数据基于 Landsat TM/ETM、Landsat8 遥感影像, 通过人工目视解译生成, 经验证数据一级分类的综合评价精度 >93%, 二级分类的综合评价精度 >90%[33]。为了减少研究时段内土地利用变化的影响, 本研究使用了 2010 和 2015 年的土地利用数据, 掩膜耕地区域 (包括旱地和水田) 作为相近年份作物面积提取的耕地底图 (即利用 2010 年的耕地图层作为 2009–2012 年的底图, 利用 2015 年的耕地图层作为 2013–2015 年的底图)。

种植面积统计数据来自 2009–2015 年全国各县统计年鉴 (<https://data.cnki.net/>)。统计数据用于粗提取产品的进一步校正和最终产品的一致性评估。

用于验证制图精度的地面样点数据包括 2012 年玉米、稻谷及其他用地样点及 2015 年的小麦及其他作物样点。2012 年玉米样点来自全国玉米主产区农户调查数据[35], 2012 年稻谷样点和 2015 年小麦及其他作物样点分别基于 APRA500 亚洲季风区水稻种植面积数据集[36]和 ChinaCP 中国种植模式数据集[37]随机生成, 并通过 Google Earth 高分辨率影像对随机点进行质量筛选和检查。

1.2 数据集的生产方法

基于物候和统计数据的作物种植面积生成主要分为两个模块: (1) 基于物候的作物种植面积提取; (2) 基于统计数据的作物种植像元分配。首先通过 GLASS LAI 和 NLCD 耕地图层初步确定作物像元分布, 再结合统计数据对作物种植像元进行筛选与确认 (图 2)。

1.2.1 基于物候的作物种植面积提取

(1) 数据预处理

首先将所有栅格数据重投影为“Asia North Albers Equal Area Conic”投影坐标系, 使用耕地图层掩膜其邻近年份的 GLASS LAI 数据 (例如, 用 2010 年土地利用数据掩膜 2009–2012 年的 GLASS LAI 数据), 得到逐年的耕地叶面积指数数据。玉米和小麦像元在耕地图层中的旱地基础上提取; 稻谷像元在水田和旱地基础上提取。

虽然 GLASS LAI 优于其他同类产品[28], 但为了确保准确识别关键物候期, 还需对原始数据进行平滑处理。Savitzky-Golay (S-G) 滤波是由 Savitzky 和 Golay 于 1964 年提出的一种在时域上利用局部多项式回归来平滑时序数据的低通滤波方法[38]。该方法能够在保留曲线双峰特征的同时较好地平滑 LAI 时间序列, 反映时间序列在各个关键物候期的局部变化, 并能够准确识别出 GLASS LAI 序列中的拐点[39-40]。因此, 本研究使用 S-G 滤波器平滑 LAI 时间序列, 在保留关键物候变化信息的同时尽可能排除了噪声干扰。其计算公式为:

$$LAI_j^* = \frac{\sum_{i=-n}^{i=n} C_i LAI_{j+1}}{N} \quad (1)$$

式中, LAI_j^* 表示滤波后的 LAI 值, LAI_{j+1} 表示 LAI 原始值, C_i 为第 i 个点的权重系数, n 是滤波窗口的半宽, N 是值为 $(2n + 1)$ 的滤波窗口大小。

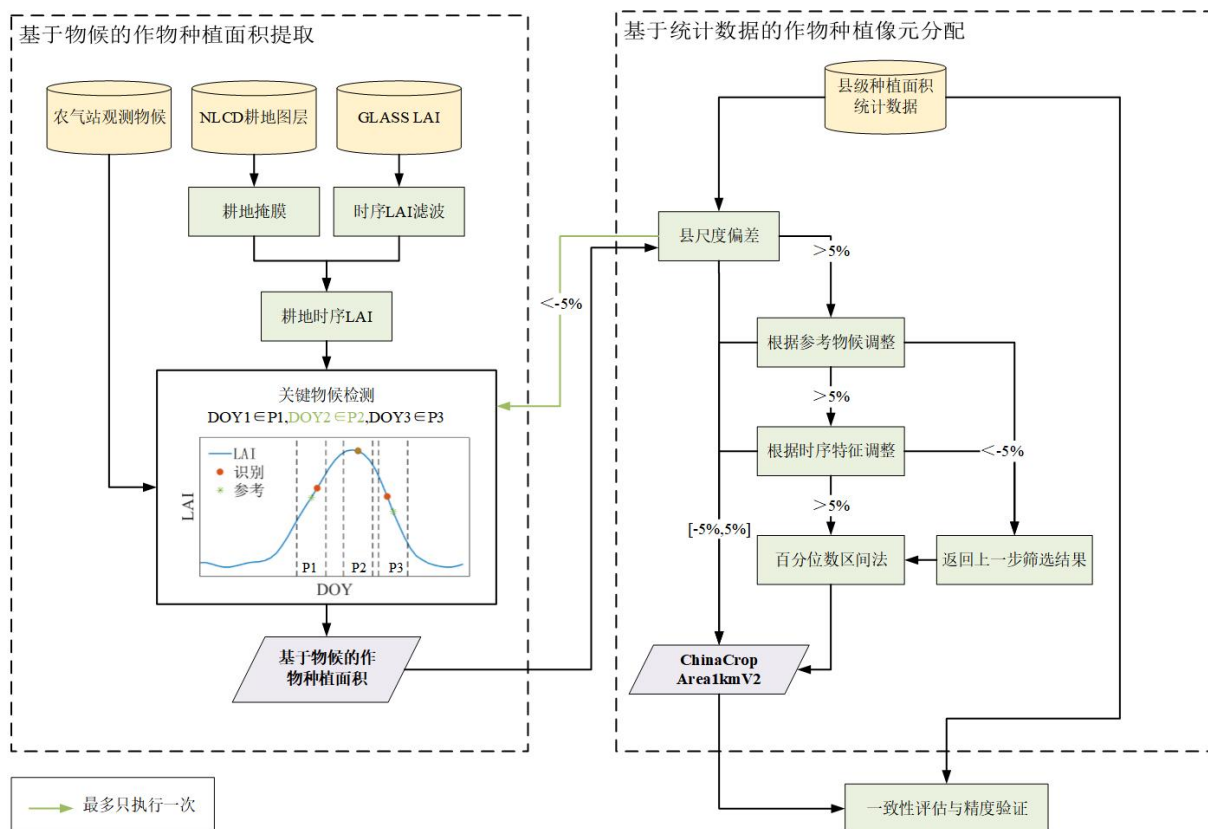


图2 方法流程图

Figure 2 Flow chart of the methodology for the dataset production

(2) 基于关键物候检测的像元提取

我们在每种作物的识别过程中选取了 3 个关键物候。分别选取移栽期、返青期、出苗期和三叶期作为稻谷、冬小麦、春小麦和玉米的第一个关键物候 (DOY1); 选取抽穗期和成熟期作为所有作物的第二个 (DOY2) 和第三个关键物候 (DOY3)。除了设置阈值识别物候期的方法, 植被指数时间序列中局部最大、最小值、拐点也往往作为作物的物候学指标^[41], 本研究综合运用阈值和拐点方法来检测关键物候期。

DOY1 的关键特征是 LAI 值在该点之前较低, 之后持续增加。因此设置时间序列中的拐点 (即一阶导数不断增大或二阶导数由负向正变化的 0 值点) 作为 DOY1 的观测日期^[42]。作物生长发育到达抽穗期附近时, 作物由营养生长期转为生殖生长期, 此后叶片开始逐渐枯萎死亡, 此时 LAI 通常达到最大值^[13,42], 因此将 LAI 时间序列峰值日期定义为抽穗期 (DOY2)。从抽穗期到成熟期, LAI 值不断下降 (一阶导数可视为作物的衰老速度), 并在成熟期时因收割迅速降到较低水平^[42], 所以将此阶段一阶导数为负且绝对值最大的点判断为成熟期 (DOY3) ^[43]。

对于每个作物像元, 我们用距离最近的农气站平均观测物候期为参考, 综合考虑位置差异引起的物候变化及各作物间的物候可分离性, 设置以参考物候为中位数的 24 天为时间窗口, 若检测到的 3 个关键物候期处于窗口 p_1 、 p_2 、 p_3 内, 则认为该像元属于对应的作物种植格点。对于 LAI 发育

节律相似的作物，如中国北方的春小麦、春玉米，可根据物候学特征，使用最大 LAI 阈值来消除可能错误识别的像元（见 1.2.2 节）。

对于双季作物或轮作作物，我们分别识别了两次种植周期的关键物候期。因此，一个像元可以同时被定义为冬小麦和夏玉米，或冬小麦和一季稻。值得注意的是，由于单独种植早稻或单独种植晚稻的农气站观测记录较少，所以我们将连续种植早稻和晚稻的像元以“早晚稻”类型表示，将只显示出单季早稻或晚稻物候特征的像元归为“一季稻”分类中。

1.2.2 基于统计数据的作物种植像元分配

基于统计数据，我们对上一步骤初步提取的作物像元进行校正。首先在县级尺度汇总提取的面积，并计算其与统计数据的偏差，公式如下：

$$bias = \frac{Area - Area_{stat}}{Area_{stat}} \times 100\% \quad (2)$$

式中， $Area_{stat}$ 为该县某种作物的种植面积统计值， $Area$ 是当前提取的县级种植面积。为了使结果与统计数据尽可能一致，同时减少统计数据本身的不确定性影响，参考前人相关研究，将偏差绝对值阈值设置为 5%^[12]。 $bias$ 值大于 5% 时，我们采用以下 3 个策略提取作物的实际种植面积：

①与农气站观测物候比较：考虑 LAI 数据的时间步长为 8 天，我们设置 2 个窗口大小（即 16 天）作为阈值，将每个像元提取出的三个关键物候对应的 DOY 与最近的农气站平均记录比较，将提取结果在时间窗内的像元识别为作物的种植像元。这一策略是为了修正对物候期的识别要求较宽松情况下的粗提取结果。

②基于 LAI 时序曲线特征筛选：计算每个像元对应 LAI 时序曲线的峰值和峰度，筛选对应阈值内的像元。通过参考前人基于地面样点对 GLASS LAI 数据的验证工作，并对大量作物格点的时序曲线进行统计分析，发现中国不同地区的作物生长周期中 GLASS LAI 最大值一般在 $2\sim 3 \text{ m}^2/\text{m}^2$ 左右，最高不超过 $4 \text{ m}^2/\text{m}^2$ ^[29-30,44]；时间序列曲线峰度一般不超过 2。因此设置峰值的最高阈值为 4，峰度阈值为 2，将峰值和峰度在阈值内的像元视作为作物种植格点。

③LAI 峰值百分位数区间法：若经过前述策略调整后偏差仍大于 5%，则根据所有待确定格点与统计数据间的比例关系，计算精确的 LAI 峰值阈值。区间上下界计算公式如下：

$$q_1 = 0.5 - \frac{Area_{stat}}{2 \times Area} \times 100\% \quad (3)$$

$$q_2 = 0.5 + \frac{Area_{stat}}{2 \times Area} \times 100\% \quad (4)$$

式中， q_1 和 q_2 分别指区间的上下界， $Area_{stat}$ 为该县某种作物的种植面积统计值， $Area$ 是当前提取的县级种植面积。将峰值处于所有待确认像元 LAI 峰值 $[q_1, q_2]$ 百分位区间内的像元确定为最终的作物种植格点。

每一种策略实施之前均要对 $bias$ 值进行判断。若偏差值大于 5%，则执行策略；若偏差值在 $-5\%\sim 5\%$ 之间，则直接得到最终种植面积；若偏差值小于 -5% ，则返回上一个策略的执行结果，并在此基础上直接使用策略③生成最终面积。需要注意的是，如果 1.2.2 中生成的粗提取面积偏差小于 -5% ，则放宽对物候期识别的要求（即只需要检测到 DOY2），此步骤中带来的不确定性可以在策略①中尽可能抵消。

1.2.3 一致性评估与精度验证

按县行政级别统计作物像元面积，利用对应年份的统计数据对估算结果进行一致性评估。计算

决定系数 (R^2)、均方根误差 (RMSE) 和平均绝对百分比误差 (MAPE) 来评估数据集与统计数据的一致性。计算公式如下:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (O_i - E_i)^2}{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2} \quad (5)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (O_i - E_i)^2}{n}} \quad (6)$$

$$MAPE = \frac{\sum_{i=1}^n \left| \frac{O_i - E_i}{O_i} \right|}{n} \times 100 \quad (7)$$

式中, O_i 和 E_i 分别代表第 i 个县的统计面积和数据集估计面积, \bar{O} 代表全部县的统计面积均值, n 为所有种植该种作物的县数量。

利用地面样点对提取出的数据集进行验证。总体精度 (OA) 计算公式如下:

$$OA = a/N \quad (8)$$

式中, a 和 N 分别代表正确分类的点数和总验证点数。

2 数据样本描述

中国三大作物 1km 分辨率种植面积数据集 (2009–2015 年) 数据集包括中国 2009–2015 年稻谷、玉米、小麦种植面积的 21 个 tif 数据文件, 每年每种作物一个数据文件, 投影方式为“Asia North Albers Equal Area Conic”投影坐标系。稻谷文件中值为 2、4 的像元分别代表一季稻种植格点和早晚稻种植格点; 玉米文件中值为 3、6 的像元分别代表夏玉米和春玉米种植格点; 小麦文件中值为 5、7 的像元分别代表冬小麦和春小麦种植格点。

图 3 展示了 2009 年和 2015 年三种作物的分布情况。稻谷主要集中在秦岭淮河以南的大部分区域以及东北平原, 与其他研究结果一致^[45]。其中, 以长江中下游地区和华南地区稻谷分布最为集中。湖南、江西及以南省份主要种植双季稻 (图 3a1、a2)。玉米的分布范围较广, 除了华南区和青藏高原种植较少, 在中国其余大部分区域均有种植, 主要集中于东北平原和黄淮海平原; 东北平原地区主要种植春玉米, 黄淮海平原主要种植夏玉米 (图 3 b1、b2)。相比较于稻谷和玉米, 小麦分布则更为集中, 主要位于黄淮海平原。小麦的种植以冬小麦为主; 春小麦分布则较零散 (图 3c1、c2)。

3 数据质量控制和评估

3.1 一致性评估与精度评价

官方统计年鉴数据不仅是管理者制定相关决策的重要依据, 而且也越来越被科研界所接受和引证。首先对每一年各作物的制图结果按照县级行政区进行面积统计, 并与当年的县级种植面积统计数据比较, 分别计算 R^2 、RMSE 和 MAPE 三个指标。结果显示, ChinaCropArea1kmV2 中三种作物的提取面积结果与统计年鉴的一致性水平均较高, 其中玉米种植面积与统计数据最一致, 平均 R^2 、RMSE 和 MAPE 分别为 0.98、4.52 千公顷和 11.0%; 稻谷次之, 平均 R^2 、RMSE 和 MAPE 分别为 0.89、7.37 千公顷和 18.7%; 小麦的提取结果与统计年鉴的一致性没有另两种作物高, 但平均 R^2 、RMSE 和 MAPE 分别为 0.82、8.52 千公顷和 33.7%, 也达到了较高的水平 (表 1)。

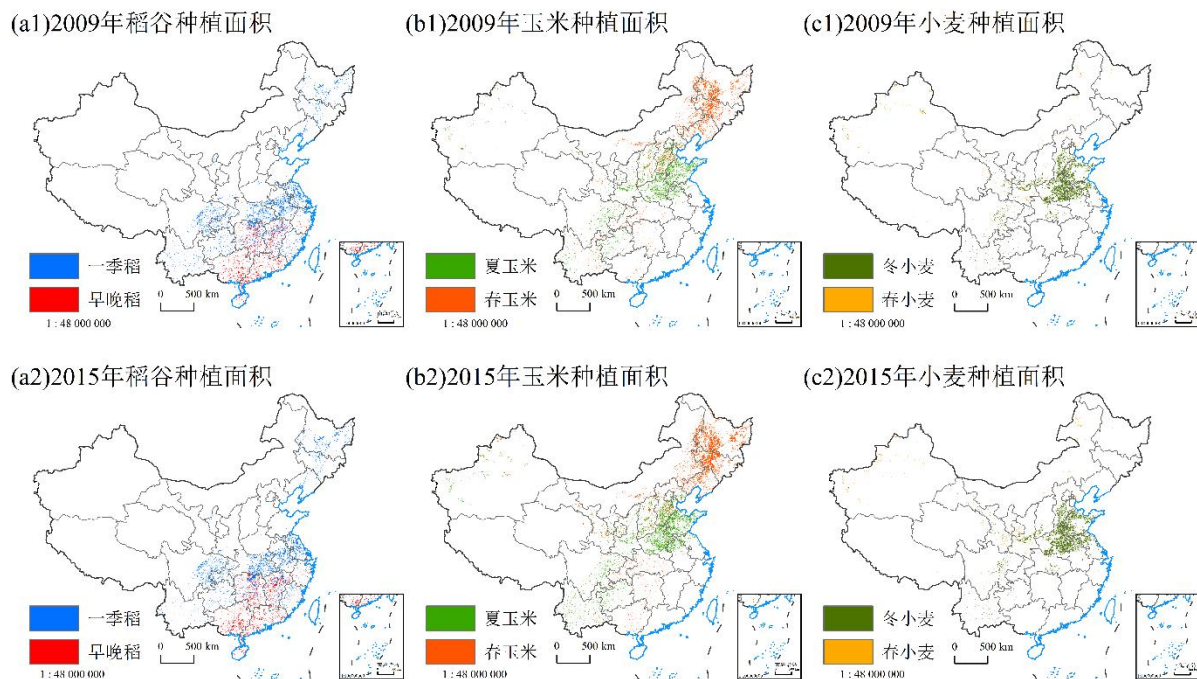


图 3 2009 和 2015 年中国三大作物种植面积分布（不含香港、澳门、台湾省数据，审图号：GS 京（2023）1159 号）

Figure 3 Distribution of the planting areas of three staple crops in China for 2009 and 2015 (excluding data in Hong Kong, Macao and Taiwan)

表 1 制图结果与全国县级统计数据之间的比较

Table 1 Comparison of mapping results with county-level statistical data across China

年份	稻谷			玉米			小麦		
	R ²	RMSE (Kha)	MAPE (%)	R ²	RMSE (Kha)	MAPE (%)	R ²	RMSE (Kha)	MAPE (%)
2009	0.92	5.89	18.2	0.97	4.12	12.4	0.85	7.85	31.9
2010	0.90	6.76	19.3	0.98	3.85	10.7	0.83	8.43	33.8
2011	0.89	7.05	18.5	0.99	3.32	10.9	0.78	9.71	35.7
2012	0.88	7.46	18.6	0.97	4.88	11.2	0.83	8.61	34.6
2013	0.84	8.90	20.3	0.98	4.59	10.0	0.83	8.29	33.7
2014	0.89	7.42	18.1	0.98	4.68	10.9	0.81	8.87	35.2
2015	0.87	8.12	17.9	0.96	6.19	10.9	0.85	7.85	30.8
平均	0.89	7.37	18.7	0.98	4.52	11.0	0.82	8.52	33.7

基于样点的验证结果如表 2 所示。我们选取了全国三大作物种植面积数据集 ChinaCropArea1kmV1^[4]作为比较，ChinaCropArea1kmV2 玉米产品的精度相较于 V1 产品有较大的提升，总体精度由 0.81 提高到 0.85。

表 2 基于样点的制图结果总体精度比较

Table 2 Comparison of overall accuracy of mapping results based on sample points

	稻谷		玉米		小麦	
	V2 产品	V1 产品	V2 产品	V1 产品	V2 产品	V1 产品
正确分类点数	4452	4470	4431	4217	4370	4432
总验证点数	5198		5198		4715	
OA	0.86	0.86	0.85	0.81	0.93	0.94

3.2 误差与局限性分析

为了进一步讨论产品与统计数据之间差异的形成原因,我们将数据集与统计结果比较,得到了 ChinaCropArea1kmV2 (图 4) 的县级年均相对误差空间分布。三种作物制图结果在大多数地区的相对误差绝对值在 10% 以内,与统计数据达到了高度一致,但依然存在一些不确定性,其来源可概括为以下几点:

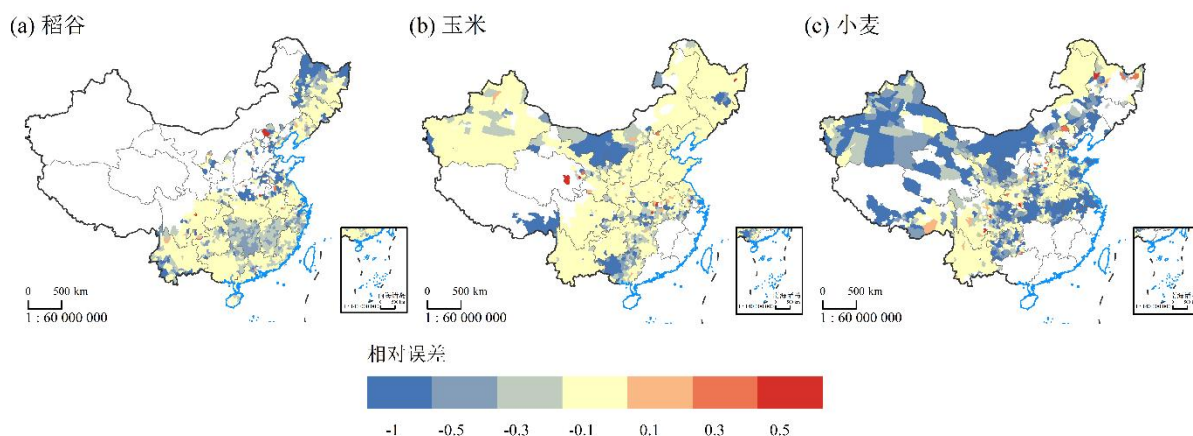


图 4 三大作物种植面积与统计数据年均相对误差空间分布 (不含香港、澳门、台湾省数据, 审图号: GS 京 (2023) 1159 号)

Figure 4 Spatial distribution of average annual relative error between the planting areas and statistical data of three staple crops (excluding data in Hong Kong, Macao and Taiwan)

(1) 统计数据的准确性。本方法对统计数据的依赖较高,结果的精确度很大程度上由统计数据的准确性决定。虽然我们已经尽量详尽地收集了全国各县三大作物种植面积统计年鉴,但统计数据的不足体现在数据本身的质量、滞后性和完整性欠缺几方面。统计数据的滞后性导致本文的方法仅适用于对过去年份进行作物面积制图,而从县级统计年鉴中往往难以获得全区域全类型作物的统计面积记录,这些不足使实际应用的时效性和完整性受到了限制^[46]。

(2) 空间分辨率的精度。本研究使用的基础数据 GLASS LAI 和 NLCD 耕地图层空间分辨率为 1 km,一个像元内可能包含多个地块。尽管在东北、华北平原等区域多个聚集的地块往往遵循类似的种植模式,地块间的光谱特征接近,减轻了混合像元带来的负面影响^[4],但在种植模式复杂或作物种植区分散的地区,像元内包含多个作物类型不同的农田地块,作物识别的准确性受混合像元、同物异谱和异物同谱的因素影响^[47-48]。如东北松嫩平原西部稻谷种植区、南方单双季稻混合种植区、内蒙古西部玉米种植区及黄淮海平原以外的小麦种植区,作物零星分布,地表复杂程度高,使作物识别结果产生了误差。

(3) 土地利用变化、管理和气候等因素造成的较大年际差异。尽管我们已经选择了邻近年份的土地利用底图掩膜耕地,但研究时段内中国耕地面积呈现东部和中部减少、东北部和西部较快速增加的趋势^[33],如东北三江平原的稻谷、内蒙古西部地区的玉米在研究时间段内种植面积逐年快速扩大,导致临近年份的耕地图层与实际耕地的差异可能较大,在一定程度上影响了结果的精度。另一方面,内蒙古西部旱灾、风灾频繁,广西壮族自治区玉米产区夏季洪涝、春秋两旱灾害频发,可能影响作物的稳定播种而限制物候识别的准确性,从而导致种植面积估计的不确定性^[49]。

(4) 遥感数据在部分区域的限制性。南方丘陵云量较大, GLASS LAI 产品在消除云噪声的预

处理中可能丢失了部分物候信息，导致一些稻谷像元未能被识别^[50]；广西壮族自治区玉米产区大部分区域为丘陵和大石山区，玉米常种植于坡地，且受 LAI 数据在西南山区的时空完整性限制，该区域的玉米种植面积提取存在低估现象^[50-51]。

（5）相似物候作物间的错分。本研究主要基于物候信息来提取三大作物的种植面积，尽管在关键物候特征的基础上进一步结合统计数据考虑了 LAI 曲线特征，但仍然无法完全避免物候期相似作物（如北方单季作物春小麦、春玉米、单季水稻等）间的误分现象。

综合以上分析，在后续应用中可以通过以下改进方向得到更精确的中国三大作物分布数据集：

①完善统计数据在时间和空间上的完整性，进一步检查统计数据的质量，以更加连续、准确的统计数据作为面积提取的基础；②使用更高分辨率的基础数据，或引入像元纯度等指标进行更严格的质量控制，尽量减少“混合像元”问题在作物制图中引发的不确定性；③分区域评估基础数据的可用性，对于年际差异较大的地区，尽量收集时间一致性更高的土地利用等基础数据，以捕捉更精细的年际动态变化；④加强遥感数据间的多源数据融合，比如利用光学与微波遥感结合的方式进一步扩充农作物物候信息，进一步提高农作物遥感识别的准确性^[20]。⑤将物候指标和作物独特的生长特性、环境指标等附加信息结合（如水稻的淹水信号、海拔和坡度信息等），实现更精准的作物面积制图。

4 数据价值

本文利用一种融合多源数据确定中国三大作物 1 km 面积分布的方法，结合遥感观测和非空间属性数据，生成了与统计数据高度一致的 2009–2015 年中国三大作物种植面积数据集（ChinaCropArea1kmV2）。该方法充分利用 GLASS LAI 产品时空连续度高、能较为准确地捕捉到作物关键物候的特征；同时考虑了作物像元的 LAI 时序特征，在一定程度上消除了由于不同地区的环境差异而带来的不确定性。

本文提出的方法能快速而高效提取作物面积，不依赖于大量的遥感影像，且无需复杂的训练计算，能够将县级统计年鉴数据较好地分配至空间像元，可以为大区域农业管理与科学决策提供数据支撑。

数据作者分工职责

梅晴航（2000—），女，安徽省合肥市人，博士研究生，学生，研究方向为农业遥感与粮食安全。

主要承担工作：基础数据处理、数据集生产及论文撰写。

张朝（1971—），女，湖南省湘潭市人，博士，教授，研究方向为农业灾害与国家粮食安全。主要

承担工作：总体方案设计及论文修改。

骆玉川（1996—），男，重庆市人，博士，副教授，研究方向为粮食生产与粮食贸易。主要承担工

作：基础数据收集和处理。

吴华清（1999—），男，辽宁省本溪市人，硕士研究生，学生，研究方向为粮食安全与营养健康。

主要承担工作：基础数据收集和处理。

陶福禄（1970—），男，河南省洛阳市人，博士，研究员，研究方向为全球变化与农业生态。主要

承担工作：总体方案设计。

参考文献

- [1] PENG S B, TANG Q Y, ZOU Y B. Current status and challenges of rice production in China[J]. *Plant Production Science*, 2009, 12(1): 3–8. DOI: 10.1626/pps.12.3.
- [2] RUDEL T K, SCHNEIDER L, URIARTE M, et al. Agricultural intensification and changes in cultivated areas, 1970–2005[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2009, 106(49): 20675–20680. DOI: 10.1073/pnas.0812540106.
- [3] YAN T T, WANG J X, HUANG J K. Urbanization, agricultural water use, and regional and national crop production in China[J]. *Ecological Modelling*, 2015, 318: 226–235. DOI: 10.1016/j.ecolmodel.2014.12.021.
- [4] LUO Y C, ZHANG Z, LI Z Y, et al. Identifying the spatiotemporal changes of annual harvesting areas for three staple crops in China by integrating multi-data sources[J]. *Environmental Research Letters*, 2020, 15(7). DOI: 10.1088/1748-9326/ab80f0.
- [5] YU Q Y, YOU L Z, WOOD-SICHTA U, et al. A cultivated planet in 2010 - Part 2: the global gridded agricultural-production maps[J]. *Earth System Science Data*, 2020, 12(4): 3545–3572. DOI: 10.5194/essd-12-3545-2020.
- [6] 唐华俊, 吴文斌, 杨鹏, 等. 农作物空间格局遥感监测研究进展[J]. *中国农业科学*, 2010, 43(14): 2879 – 2888. [TANG H J, WU W B, YANG P, et al. Recent progresses in monitoring crop spatial patterns by using remote sensing technologies[J]. *Scientia Agricultura Sinica*, 2010, 43(14): 2879–2888.]
- [7] 张鹏, 胡守庚. 地块尺度的复杂种植区作物遥感精细分类[J]. *农业工程学报*, 2019, 35(20): 125 – 134. DOI: 10.11975/j.issn.1002-6819.2019.20.016. [ZHANG P, HU S G. Fine crop classification by remote sensing in complex planting areas based on field parcel[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2019, 35(20): 125–134. DOI: 10.11975/j.issn.1002-6819.2019.20.016.]
- [8] LUO Y C, ZHANG Z, ZHANG L L, et al. Developing high-resolution crop maps for major crops in the European union based on transductive transfer learning and limited ground data[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(8): 1809. DOI: 10.3390/rs14081809.
- [9] GEERKEN R A. An algorithm to classify and monitor seasonal variations in vegetation phenologies and their inter-annual change[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2009, 64(4): 422–431. DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2009.03.001.
- [10] 郭文茜, 任建强, 刘杏银, 等. 统计数据总量约束下全局优化阈值的冬小麦分布制图[J]. *遥感学报*, 2018, 22(6): 1023 – 1041. [GUO W Q, REN J Q, LIU X R, et al. Winter wheat mapping with globally optimized threshold under total quantity constraint of statistical data[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2018, 22(6): 1023–1041.]
- [11] SINGHA M, WU B, ZHANG M. Object-based paddy rice mapping using HJ-1A/B data and temporal features extracted from time series MODIS NDVI data[J]. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 2016, 17(1): 10. DOI: 10.3390/s17010010.
- [12] HU Q, YIN H, FRIEDL M A, et al. Integrating coarse-resolution images and agricultural statistics to generate sub-pixel crop type maps and reconciled area estimates[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2021, 258: 112365. DOI: 10.1016/j.rse.2021.112365.

- [13] SONG Y, WANG J, YU Q, et al. Using MODIS LAI data to monitor spatio-temporal changes of winter wheat phenology in response to climate warming[J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(5): 786. DOI: 10.3390/rs12050786.
- [14] WANG C, LI J, LIU Q, et al. Analysis of differences in phenology extracted from the enhanced vegetation index and the leaf area index[J]. *Sensors*(Basel, Switzerland), 2017, 17(9): 1982. DOI: 10.3390/s17091982.
- [15] 李正国, 杨鹏, 周清波, 等. 基于时序植被指数的华北地区作物物候期/种植制度的时空格局特征[J]. *生态学报*, 2009, 29(11): 6216 – 6226. DOI: 10.3321/j.issn: 1000-0933.2009.11.057. [LI Z G, YANG P, ZHOU Q B, et al. Research on spatiotemporal pattern of crop phenological characteristics and cropping system in North China based on NDVI time series data[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2009, 29(11): 6216–6226. DOI: 10.3321/j.issn: 1000-0933.2009.11.057.]
- [16] LIU J H, ZHU W Q, ATZBERGER C, et al. A phenology-based method to map cropping patterns under a wheat-maize rotation using remotely sensed time-series data[J]. *Remote Sensing*, 2018, 10(8): 1203. DOI: 10.3390/rs10081203.
- [17] TIAN H, HUANG N, NIU Z, et al. Mapping winter crops in China with multi-source satellite imagery and phenology-based algorithm[J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(7). DOI: 10.3390/rs11070820.
- [18] DONG J W, XIAO X M, MENARGUEZ M A, et al. Mapping paddy rice planting area in northeastern Asia with Landsat 8 images, phenology-based algorithm and Google Earth Engine[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2016, 185: 142–154. DOI: 10.1016/j.rse.2016.02.016.
- [19] HAN J C, ZHANG Z, LUO Y C, et al. NESEA-Rice10: high-resolution annual paddy rice maps for Northeast and Southeast Asia from 2017 to 2019[J]. *Earth System Science Data*, 2021, 13(12): 5969–5986. DOI: 10.5194/essd-13-5969-2021.
- [20] 宋茜, 周清波, 吴文斌, 等. 农作物遥感识别中的多源数据融合研究进展[J]. *中国农业科学*, 2015, 48(6): 1122 – 1135. [SONG Q, ZHOU Q B, WU W B, et al. Recent progresses in research of integrating multi-source remote sensing data for crop mapping[J]. *Scientia Agricultura Sinica*, 2015, 48(6): 1122–1135.]
- [21] HAN J C, ZHANG Z, LUO Y C, et al. The RapeseedMap10 database: annual maps of rapeseed at a spatial resolution of 10 m based on multi-source data[J]. *Earth System Science Data*, 2021, 13(6): 2857–2874. DOI: 10.5194/essd-13-2857-2021.
- [22] ERB K-H, GAUBE V, KRAUSMANN F, et al. A comprehensive global 5 Min resolution land-use data set for the year 2000 consistent with national census data[J]. *Journal of Land Use Science*, 2007, 2(3): 191–224. DOI: 10.1080/17474230701622981.
- [23] PORTMANN F T, SIEBERT S, DÖLL P. MIRCA2000-Global monthly irrigated and rainfed crop areas around the year 2000: A new high - resolution data set for agricultural and hydrological modeling[J]. *Global Biogeochemical Cycles*, 2010, 24(1). DOI: 10.1029/2008gb003435.
- [24] FISCHER G, NACHTERGAELE F O, VAN VELTHUIZEN H, et al. Global agro-ecological zones (gaez v4)-model documentation[J]. 2021.
- [25] YOU L Z, WOOD S. An entropy approach to spatial disaggregation of agricultural production[J]. *Agricultural Systems*, 2006, 90(1/2/3): 329–347. DOI: 10.1016/j.agsy.2006.01.008.
- [26] BROWN J F, PERVEZ M S. Merging remote sensing data and national agricultural statistics to model

- change in irrigated agriculture[J]. *Agricultural Systems*, 2014, 127: 28–40. DOI: 10.1016/j.agry.2014.01.004.
- [27] TAO F L, ZHANG S, ZHANG Z, et al. Maize growing duration was prolonged across China in the past three decades under the combined effects of temperature, agronomic management, and cultivar shift[J]. *Global Change Biology*, 2014, 20(12): 3686–3699. DOI: 10.1111/gcb.12684.
- [28] XIAO Z Q, LIANG S L, WANG J D, et al. Use of general regression neural networks for generating the GLASS leaf area index product from time-series MODIS surface reflectance[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2014, 52(1): 209–223. DOI: 10.1109/TGRS.2013.2237780.
- [29] JIN H A, LI A N, BIAN J H, et al. Intercomparison and validation of MODIS and GLASS leaf area index (LAI) products over mountain areas: a case study in southwestern China[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2017, 55: 52–67. DOI: 10.1016/j.jag.2016.10.008.
- [30] XU B, LI J, PARK T, et al. An integrated method for validating long-term leaf area index products using global networks of site-based measurements[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2018, 209: 134–151. DOI: 10.1016/j.rse.2018.02.049.
- [31] GULI-JIAPAER, LIANG S L, YI Q X, et al. Vegetation dynamics and responses to recent climate change in Xinjiang using leaf area index as an indicator[J]. *Ecological Indicators*, 2015, 58: 64–76. DOI: 10.1016/j.ecolind.2015.05.036.
- [32] XIAO Z Q, WANG T T, LIANG S L, et al. Estimating the fractional vegetation cover from GLASS leaf area index product[J]. *Remote Sensing*, 2016, 8(4): 337. DOI: 10.3390/rs8040337.
- [33] NING J, LIU J Y, KUANG W H, et al. Spatiotemporal patterns and characteristics of land-use change in China during 2010 – 2015[J]. *Journal of Geographical Sciences*, 2018, 28(5): 547–562. DOI: 10.1007/s11442-018-1490-0.
- [34] LIU J Y, KUANG W H, ZHANG Z X, et al. Spatiotemporal characteristics, patterns, and causes of land-use changes in China since the late 1980s[J]. *Journal of Geographical Sciences*, 2014, 24(2): 195–210. DOI: 10.1007/s11442-014-1082-6.
- [35] ZHANG L L, ZHANG Z, LUO Y C, et al. Integrating satellite-derived climatic and vegetation indices to predict smallholder maize yield using deep learning[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2021, 311. DOI: 10.1016/j.agrformet.2021.108666.
- [36] HAN J C, ZHANG Z, LUO Y C, et al. Annual paddy rice planting area and cropping intensity datasets and their dynamics in the Asian monsoon region from 2000 to 2020[J]. *Agricultural Systems*, 2022, 200: 103437. DOI: 10.1016/j.agry.2022.103437.
- [37] QIU B W, HU X, CHEN C, et al. Maps of cropping patterns in China during 2015–2021[J]. *Scientific Data*, 2022, 9(1): 479. DOI: 10.1038/s41597-022-01589-8.
- [38] SAVITZKY A, GOLAY M J. Smoothing and differentiation of data by simplified least squares procedures[J]. *Analytical Chemistry*, 1964, 36(8): 1627–1639. DOI: 10.1021/ac60214a047.
- [39] WANG C Z, ZHANG Z, CHEN Y, et al. Comparing different smoothing methods to detect double-cropping rice phenology based on LAI products - a case study in the Hunan Province of China[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2018, 39(19): 6405–6428. DOI: 10.1080/01431161.2018.1460504.
- [40] LUO Y C, ZHANG Z, CHEN Y, et al. ChinaCropPhen1km: a high-resolution crop phenological

- dataset for three staple crops in China during 2000-2015 based on leaf area index (LAI) products[J]. *Earth System Science Data*, 2020, 12(1): 197-214. DOI: 10.5194/essd-12-197-2020.
- [41] SAKAMOTO T. Refined shape model fitting methods for detecting various types of phenological information on major US crops[J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2018, 138: 176–192. DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2018.02.011.
- [42] SAKAMOTO T, YOKOZAWA M, TORITANI H, et al. A crop phenology detection method using time-series MODIS data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2005, 96(3/4): 366–374. DOI: 10.1016/j.rse.2005.03.008.
- [43] CHEN Y, ZHANG Z, TAO F L, et al. Impacts of heat stress on leaf area index and growth duration of winter wheat in the North China Plain[J]. *Field Crops Research*, 2018, 222: 230–237. DOI: 10.1016/j.fcr.2017.06.007.
- [44] 刘远, 周买春. MODIS, CYCLOPES 和 GLASS 3 种 LAI 产品在韩江流域的对比[J]. *国土资源遥感*, 2018, 30(1): 14 – 21. [LIU Y, ZHOU M C. Comparison of MODIS, CYCLOPES and GLASS LAI over Hanjiang River Basin[J]. *Remote Sensing for Land & Resources*, 2018, 30(1): 14 – 21.]
- [45] 刘珍环, 李正国, 唐鹏钦, 等. 近 30 年中国水稻种植区域与产量时空变化分析[J]. *地理学报*, 2013, 68(5): 680 – 693. [LIU Z H, LI Z G, TANG P Q, et al. Spatial-temporal changes of rice area and production in China during 1980-2010[J]. *Acta Geographica Sinica*, 2013, 68(5): 680–693.]
- [46] 杜宇能, 潘驰宇, 宋淑芳. 中国分地区农业现代化发展程度评价——基于各省份农业统计数据[J]. *农业技术经济*, 2018, (3): 79 – 89. DOI: 10.13246/j.cnki.jae.2018.03.006. [DU Y N, PAN C Y, SONG S F. Evaluation on the development degree of China's agricultural modernization——based on the calculation and grading of agricultural statistics in different regions at provincial level[J]. *Journal of Agrotechnical Economics*, 2018, (3): 79–89. DOI: 10.13246/j.cnki.jae.2018.03.006.]
- [47] 牟昱璇, 邬明权, 牛铮, 等. 南方地区复杂条件下的耕地面积遥感提取方法[J]. *遥感技术与应用*, 2020, 35(5): 1127 – 1135. [MU Y X, WU M Q, NIU Z, et al. Method of remote sensing extraction of cultivated land area under complex conditions in southern region[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2020, 35(5): 1127–1135.]
- [48] 吴文斌, 杨鹏, 张莉, 等. 四类全球土地覆盖数据在中国区域的精度评价[J]. *农业工程学报*, 2009, 25(12): 167 – 173, 407. [WU W B, YANG P, ZHANG L, et al. Accuracy assessment of four global land cover datasets in China[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2009, 25(12): 167–173, 407.]
- [49] 邱鹏程, 杜永春, 常国有. 内蒙古西部地区自然灾害对玉米产量影响及气象因子分析[J]. *中国农学通报*, 2021, 37(1): 116 – 120. [QIU P C, DU Y C, CHANG G Y. Impact of natural disasters on maize yield and analysis of meteorological factors in western inner Mongolia[J]. *Chinese Agricultural Science Bulletin*, 2021, 37(1): 116–120.]
- [50] 杨勇帅, 李爱农, 靳华安, 等. 中国西南山区 GEOV1、GLASS 和 MODIS LAI 产品的对比分析[J]. *遥感技术与应用*, 2016, 31(3): 438 – 450. DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2016.3.0438. [YANG Y S, LI A N, JIN H A, et al. Intercomparison among GEOV1, GLASS and MODIS LAI products over mountainous area in southwestern China[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2016, 31(3): 438–450. DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2016.3.0438.]

[51] 时成俏. 广西玉米生产发展历程、存在问题及对策[J]. 中国种业, 2019, (4): 24 – 29. DOI: 10.19462/j.cnki.1671-895x.20190325.012. [SHI C Q. Development course, existing problems and countermeasures of maize production in Guangxi[J]. China Seed Industry, 2019, (4): 24–29. DOI: 10.19462/j.cnki.1671-895x.20190325.012.]

论文引用格式

梅晴航, 张朝, 骆玉川, 等. 中国三大作物 1 km 分辨率种植面积数据集 (2009–2015 年) [J/OL]. 中国科学数据, 2023, 8(3). (2023-09-20). DOI: 10.11922/11-6035.csd.2022.0079.zh.

数据引用格式

梅晴航, 张朝, 骆玉川, 等. 中国 2009 – 2015 年 1 km 空间分辨率的三大作物种植面积第二代产品 (ChinaCropArea1kmV2) [DS/OL]. Science Data Bank, 2022. (2022-10-25). DOI: 10.57760/sciencedb.j00001.00720.

A dataset of the planting areas of three staple crops with a spatial resolution of 1 km in China during 2009–2015

MEI Qinghang¹, ZHANG Zhao^{1*}, LUO Yuchuan², WU Huaqing¹, TAO Fulu³

1. Academy of Disaster Reduction and Emergency Management Ministry of Emergency Management & Ministry of Education, School of National Safety and Emergency Management, Beijing Normal University, Beijing 100875, P.R. China
2. Chongqing Jinpo Mountain Karst Ecosystem National Observation and Research Station, School of Geographical Sciences, Southwest University, Chongqing 400715, P.R. China
3. Key Laboratory of Land Surface Pattern and Simulation, Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, P.R. China

*Email: zhangzhao@bnu.edu.cn (ZHANG Zhao)

Abstract: The planting area of three staple crops (rice, maize and wheat) in China ranks among the highest in the world. Developing the planting area maps of three staple crops consistent with the county-level statistical data for agricultural policy formulation and disaster risk prevention. However, there is a scarcity of available planting area datasets of for these three crops in China, and the existing public datasets limited data for only a few years, often exhibit significant disparities from the statistical data. This dataset was established using a crop mapping method based on multi-source data. Firstly, we determined the rough spatial distribution of crops by extracting key phenology of these three crops based on GLASS leaf area index (LAI) products. Then, we filtered the crop pixels gradually by the optimization rules referring to county-level statistical data. Finally, we obtained a dataset of the planting areas of three staple crops with a spatial resolution of 1 km in China during 2009–2015 (ChinaCropArea1kmV2). The R² (consistency with county-level statistical data) values of maize, rice and wheat products are 0.98, 0.89 and 0.82 respectively,

and the accuracies of mapping based on point verification reached 0.85, 0.86 and 0.93 respectively. The consistency between the second generation products and statistical data is higher than the accuracy of existing products. The presented method for the production of this dataset can rapidly enables rapid and accurate crop mapping over large areas while maintaining a high level of consistency with county-level statistical yearbooks. The production of this dataset is helpful to provide a key data base for agricultural production research and scientific decision making.

Keywords: three staple crops; GLASS LAI; statistical data; planting area

Dataset Profile

Title	A dataset of the planting areas of three staple crops with a spatial resolution of 1 km resolution in China during 2009–2015 (2nd Version)
Data corresponding author	ZHANG Zhao (zhangzhao@bnu.edu.cn)
Data authors	MEI Qinghang, ZHANG Zhao, LUO Yuchuan, WU Huaqing, TAO Fulu
Time range	2009–2015
Geographical scope	China
Spatial resolution	1 km
Data volume	7.54 MB
Data format	*.tif
Data service system	< https://doi.org/10.57760/sciencedb.j00001.00720 >
Sources of funding	National Key Research and Development Project of China (2020YFA0608201); National Natural Science Foundation of China (41977405, 42061144003).
Dataset composition	The dataset includes 21 files of the planting areas of rice, maize and wheat in China from 2009 to 2015 in TIF format, one file for each crop per year. The pixels with values of 2 and 4 in the rice file represent the planting grids of one-season rice and early-late rice, respectively. The pixels with values of 3 and 6 in the maize file represent the planting grids of summer maize and spring maize respectively. The pixels with values of 5 and 7 in the wheat file represent the planting grids of winter wheat and spring wheat, respectively. The spatial resolution is 1km. The "Asia North Albers Equal Area Conic" coordinate system was used for the projection.