

青海省人民政府-北京师范大学 高原科学与可持续发展研究院 “高原资源环境遥感与地理信息系统研究” 团队暨青海师范大学地理科学学院/国家安全与应急管理學院时空智能技术应用研究团队在青藏高原农业区长时序、高精度耕地制图方面取得新进展，助力高原农业监测研究

青藏高原是中国重要的农业生产区域之一，但其耕地分布的监测面临数据质量不稳定和高样本获取成本的挑战。2025年8月23日，我校夏兴生副教授带领团队成员在《Scientific Data》期刊上发表了关于青藏高原农业区的30米分辨率耕地空间分布数据集（1988–2024年）。该数据集通过Landsat影像和基于视觉解译的训练样本生成，采用随机森林分类器进行初步分类，并通过样本清洗方法确保训练样本质量的稳定性，为青藏高原的耕地分布监测、粮食安全评估及农业适应性研究提供了有力的数据支持。相关研究得益于国家自然科学基金、第二次青藏高原科学考察等项目的支持。

www.nature.com/scientificdata

scientific data

OPEN

DATA DESCRIPTOR

Spatial distribution dataset of 30-m resolution cropland in agricultural regions, Qinghai-Tibet Plateau

Xingsheng Xia^{1,2,4}✉, Shenghui Lv^{1,2,4}, Meijuan Liu^{1,2}, Meng Yan^{1,2}, Qiong Chen^{1,2} & Yaozhong Pan^{2,3}

This study developed a 30-m resolution annual cropland dataset spanning 1988–2024 to resolve the unstable data quality and high sample acquisition costs in mapping cropland distributions in two agricultural regions of the Qinghai-Tibet Plateau (QTP): the Hehuang Valley (HV) and middle basin of the Yarlung Zangbo River and its two tributaries (the Lhasa and Nianchu rivers; MBYZR and LNR, respectively). This dataset was generated using Landsat imagery and training samples derived from visual interpretation. An initial classification was conducted using a Random Forest classifier. To ensure the stability of training sample quality across time, a sample cleaning approach was applied annually, based on spectral consistency constraints, allowing for the temporal extension of samples. The dataset demonstrated high classification accuracy, whereas the MBYZR and LNR demonstrated better classification performance, reflecting strong stability and robustness. Both regions showed favorable results regarding precision and recall, validating this approach's effectiveness in multi-temporal remote sensing classification. Therefore, this dataset provides critical support for cropland monitoring, food security assessment, and agricultural adaptation in QTP studies, offering a practical reference for time-series sample construction and transfer in remote sensing classification.

一、文章的科学问题

1.1 研究领域现状

当前，耕地识别主要依赖遥感技术，已有多个全球或国家级土地覆被产品（如GlobeLand30、ESA WorldCover等）提供耕地信息。但这些产品在青藏高原（QTP）地区存在显著不确定性，其制图精度较东部低海拔平原地区明显偏低，故往往无法捕捉青藏高原复杂的农业实况，其适用性仍存在较大疑问。此外，青藏高原地区地形复杂、气候恶劣，耕地破碎且常与草地、林地光谱混淆，加上隔年休耕、混种等农业模式，进一步增加了精准识别的难度。况且现有区域尺度耕地产品多集中于东部平原或农业主产区，针对青藏高原等特殊高寒地区的长时序、高精度耕地数据产品较为缺乏。此外，制作长时序数据集需要大量的、高质量的、贯穿整个研究时期的训练样本，而传统的样本采集方法（如野外调查或目视解译）成本高昂，难以满足大规模长期测绘需求。因此，亟需一种既能平衡样本效率与分类精度，又能适应复杂高山环境的耕地提取策略。

1.2 解决的关键科学问题

如何在高寒、地形复杂、样本获取成本高的青藏高原农业区，构建一套长时间序列（1988–2024）、空间连续、精度可靠的 30 米分辨率年度耕地分布数据集，以解决现有产品在该地区精度低、时序不连续、适用性差且且样本采集成本高昂的问题。

1.3 研究意义

理论意义：文章在河湟谷地和雅鲁藏布江中游流域及其支流（拉萨河与年楚河）提出并验证了一种融合动态样本清洗策略与随机森林分类器的长时序稳定耕地提取框架，该方法为解决长时序遥感分类中“样本时效性”问题提供了一个高效且可行的方案，为高异质性区域的遥感样本构建与迁移提供了方法论参考。

现实意义：所开发的 QTP-CL 数据集可为青藏高原粮食安全评估、土地利用变化监测、生态响应分析和农业政策制定提供可靠的数据支撑，助力区域可持续发展与适应气候变化。

二、研究方法过程

文章的研究过程可以概括为四个核心步骤：特征准备（Feature preparation）、初始样本构建（Initial sample construction）、动态样本清洗（Dynamic sample cleaning）和时序耕地制图（Time-series cropland mapping）。具体操作过程见 Figure 1，整个过程在 Google Earth Engine (GEE) 平台上实现。

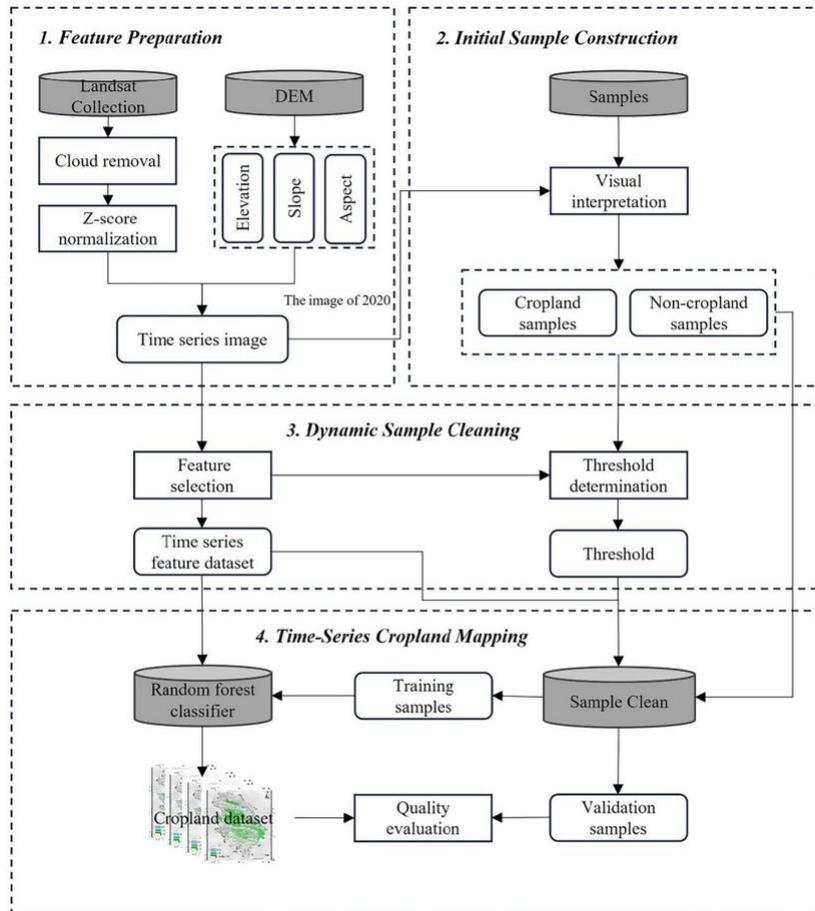


Figure 1. Cropland classification workflow.

第一步：特征准备 (Feature Preparation)

研究数据 1988-2011 年期间选择了陆地卫星 5 号影像、2012 年的陆地卫星 7 号影像和 2013-2024 年间的陆地卫星 8 号影像。针对陆地卫星 7 号影像中的缺失像素，采用 GEE 软件

的“焦点均值”功能进行空间插值处理。

影像预处理: 为降低云层和阴影的影响, 首先利用 NDVI 作为年度合成的质量基准波段, 该方法已被证实能有效去除云层干扰。

特征构建: 为减少因传感器类型和光照条件差异导致的年际变化, 所有无云年度影像均在波段层面通过 Z 值标准化处理 (见原文公式 1)。并从 DEM 中提取了高程、坡度和坡向三个地形特征。

第二步: 初始样本构建 (Initial Sample Construction)

将初始样本划分为耕地与非耕地两类。采样工作基于覆盖研究区域的 1 公里网格展开, 随机选取其中 10% 的网格中心作为样本集。随后利用 2020 年多源遥感影像进行目视解译分析, 样本点的空间分布如 Figure 2 所示,

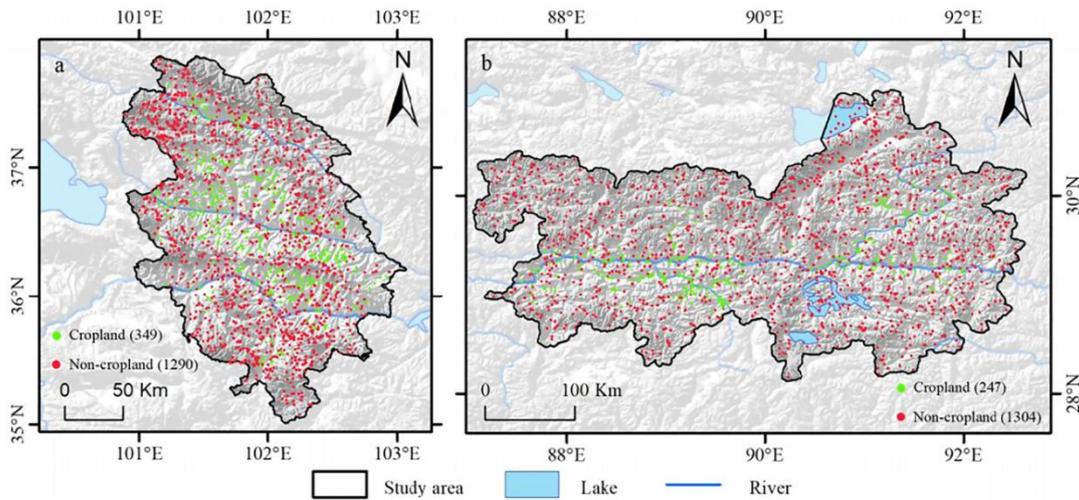


Figure 2 Sample points. (a) Sample points in the HV and (b) MBYZR and LNR.

第三步: 动态样本清洗 (Dynamic Sample Cleaning)

此部分是本文方法论的核心创新点, 其目的是解决如何将 2020 年的静态样本, 安全、有效地“迁移”到其他年份使用。

特征筛选: 整合光谱特征、纹理特征及地形要素, 构建了用于农田分类的多维特征集。测试了不同特征组合 (光谱、纹理、地形) 对分类精度的影响 (见原文 Table 3), 发现“光谱+地形”的组合效果最好。

样本筛选: 选择归一化植被指数 (NDVI) 和近红外波段 (NIR) 作为关键筛选指标, 因为这两个指标与植被覆盖和作物冠层结构密切相关。

第四步: 时序耕地制图与验证 (Time-Series Cropland Mapping)

分类器选择: 首先从样本中提取光谱和地形特征值。随后根据设定阈值对样本进行清洗, 获得目标分类年份的样本集。最终使用随机森林 (Random Forest, RF) 分类器进行年度耕地制图。

精度验证: 将样本集按 7: 3 比例划分为训练集和验证集, 使用总体精度 (OA)、精确率 (Precision)、召回率 (Recall) 和 F1 分数 (F1-score) 四个指标对分类结果进行年度评估。从 Figure 3 可以看出, 两个研究区的各项精度指标在整个 37 年间都保持在较高水平, 显示了模型的稳定性和可靠性。

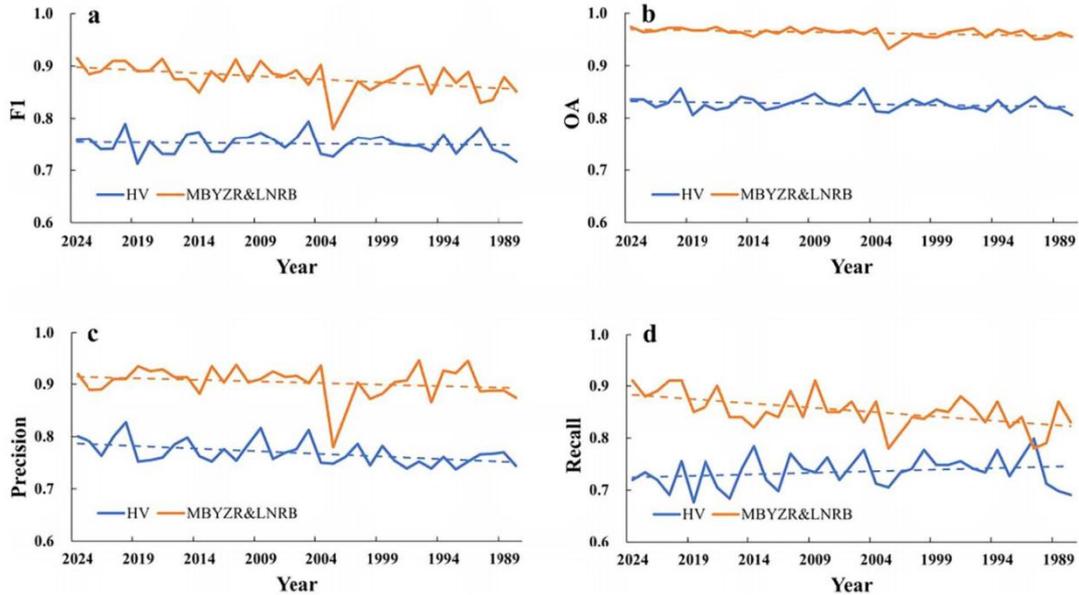


Figure 4 Product accuracy assessment results in the HV and MBYZR and LNR. (a) F1-score, (b) Overall Accuracy (OA), (c) Precision, and (d) Recall.

结果展示与分析: 除了以上的精度验证, 还通过两种方式展示了数据集的价值。

1. **与现有产品对比:** 将 2020 年的分类结果与 ESA WC、GL 与 QTP-CL 的分类准确率进行对比 (见原文 Table 4), 结果表明 QTP-CL 在各项指标上均有较高的精度, 尤其是在召回率上。说明该数据集在耕地分类中具有高精度且漏检率极低, 展现出强大的区域适应性。
2. **耕地动态分析:** 为验证 QTP-CL 模型的时间可靠性, 重点分析了河湟谷地、雅鲁藏布江中游流域及其支流 (拉萨河与年楚河) 地区耕地面积的年际变化及其时空稳定性。通过分类栅格数据计算得出各年度耕地面积, 并采用三年滑动窗口法 (年份 $i-1$ 、 i 、 $i+1$) 检测像素级耕地状态变化 (Figure 5)。

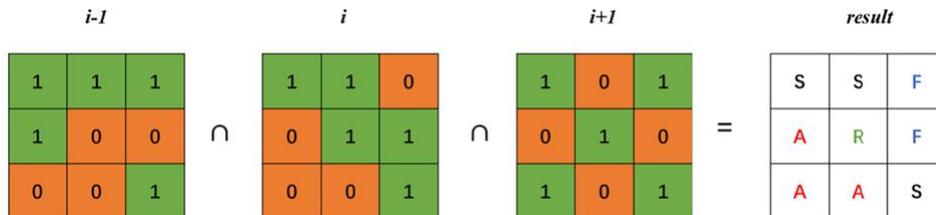


Figure 5 Conceptual diagram for identifying cropland change types using a three-year sliding window. Each pixel is classified into one of four temporal categories based on its cropland status in three consecutive years: stable cropland (S), abandoned cropland (A), fallow cropland (F), and reclaimed cropland (R). Green pixels represent cropland (value=1) and orange pixels represent non-cropland (value=0).

基于此方法, 计算了年度耕地总面积和稳定耕地比例的变化趋势 (Figure 6), 结果表明在高海拔地区 (河湟谷地), 耕地总面积波动较大, 尤其在 1995-2005 年间尤为明显。尽管此后耕地面积有所恢复, 但整体趋势仍呈现小幅下降。相比之下, 中低海拔地区 (拉萨河流域) 和低海拔地区 (年楚河流域) 的耕地面积则保持相对较大且稳定的规模。

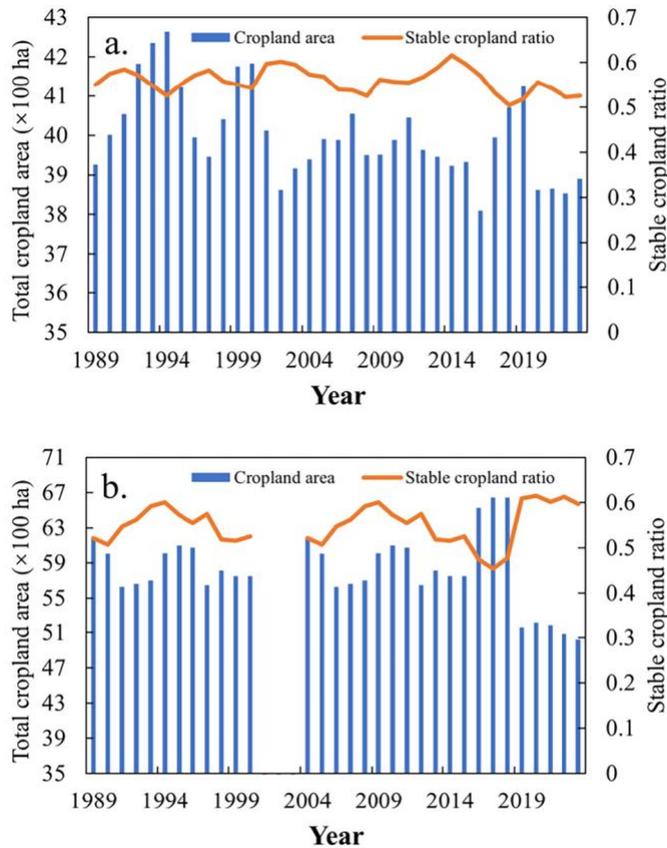


Figure 6 Annual cropland area and stable cropland ratio from 1989 to 2024. (a) HV and (b) MBYZR and LNR. Note: data for 2001–2003 in the MBYZR and LNR are missing due to a lack of usable imagery in 2002.

三、研究的主要结论

1. 成功构建了 QTP-CL 数据集，涵盖河湟谷地（HV）和雅鲁藏布江中游及支流流域（MBYZR & LNR）两个农业区，时间跨度为 1988–2024 年，空间分辨率为 30 米。
2. 数据集精度高、稳定性强：在 MBYZR & LNR 区域，总体精度（OA）持续超过 0.95，F1 分数多数年份 ≥ 0.80 ；在 HV 区域，OA 稳定在 0.80–0.85 之间，F1 分数保持在 0.70 以上。
3. QTP-CL 数据集在典型高山农业区的表现优于现有公开产品，尤其在召回率方面表现突出。这些发现突显了其捕捉耕地完整空间范围的卓越能力，以及作为 QTP 耕地监测可靠基础数据集的潜力。

四、研究的局限性

光谱混淆问题：在边缘区域尤其是毗邻森林或草地的地带，分类结果存在不稳定现象，主要表现为误判和漏判错误；在坡地农田或河谷地带，由于植被类型常呈混杂状态，分类器难以精准区分不同地表覆盖类别，导致部分林地或草地区域被错误归类为耕地（Figure 7）。

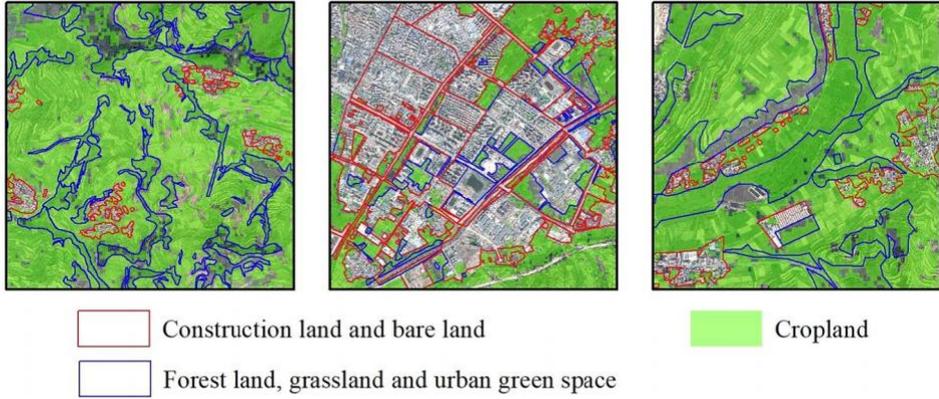


Figure 7 Local classification performance and typical misclassification patterns in edge transition areas.

时间序列分类精度波动: 整个时间序列的总体分类准确率始终保持较高水平，但在某些年份仍观察到轻微下降趋势。这种下降可能与图像质量波动、云层覆盖变化以及可靠训练样本的获取不足有关，特别是在数据集早期阶段尤为明显。

未来展望: 未来改进方向可能包括整合高分辨率影像、增加物候指标或采用多时相采样技术，从而更精准地识别复杂边缘环境特征，提升异质性景观的分类稳定性。此外，引入长期稳定的参考数据集或应用时域自适应方法，有助于确保整个时间序列中分类精度的一致性。