

Refined Identification Method for Cultivated Land Crop Types from Temporal Remote Sensing Images

Zeng Hao

Sichuan Chuanhe Surveying and Mapping Geographic Information Co., Ltd., Chengdu, Sichuan, 610072, China

Abstract

This study proposes a refined identification method for crop types in cultivated land by integrating temporal remote sensing imagery with geological environmental monitoring data. The approach achieves spatiotemporal data alignment through constructing a multi-modal heterogeneous input tensor, employs an orthogonal decoupled convolutional coding network with dual-stream separation to extract dynamic crop characteristics and static geological features, incorporates geophysical-phenological constraints via a differential logic inference model, and optimizes a global utility function through gradient ascent iterative optimization. The final output delivers a crop-environment compatibility index that combines statistical confidence with physical rationality. Experimental results and theoretical analysis demonstrate that this method effectively suppresses spectral interference between similar crops and dissimilar crops, enhances crop recognition accuracy and decision transparency in complex scenarios, and provides a novel technical pathway for large-scale, high-precision, and interpretable cultivated land crop monitoring.

Keywords

Temporal remote sensing images; Crop type identification; Orthogonal decoupled convolution; Fine-grained recognition; Multimodal data fusion

时序遥感影像的耕地作物类型精细化识别方法

郝增

四川省川核测绘地理信息有限公司, 中国·四川成都 610072

摘要

本文提出一种融合时序遥感影像与地质环境监测数据的耕地作物类型精细化识别方法, 该方法通过构建多模态异构输入张量实现时空数据对齐, 采用正交解耦卷积编码网络双流分离作物动态特征与地质静态特征, 基于可微逻辑推理模型嵌入地质-物候物理约束, 以全域效用函数为优化目标完成梯度上升迭代求解, 最终输出兼具统计置信度与物理合理性的作物-环境适配解析指数。实验与理论分析表明, 该方法可有效抑制同谱异物、异谱同物干扰, 提升复杂场景下作物识别精度与决策透明度, 为大范围、高精度、可解释的耕地作物监测提供全新技术路径。

关键词

时序遥感影像; 作物类型识别; 正交解耦卷积; 精细化识别; 多模态数据融合

1 引言

耕地是粮食生产的核心载体, 作物类型、空间分布与生长状况的动态监测是农业管理、政策制定、灾害评估与粮食安全预警的重要基础。耕地作物类型精准识别是保障国家粮食安全、推进农业数字化管理、优化种植结构与开展产量预估的核心技术支撑。随着卫星遥感技术快速发展, 高分辨率、高重访周期的时序遥感数据(如 Sentinel-2、Landsat-8/9、高分系列等)已成为农业监测的主流数据源, 能够完整捕捉作物从播种、出苗、拔节、抽穗到成熟收获的

全周期物候光谱变化, 为大范围、自动化、非接触式作物识别提供数据保障。

2 研究背景与意义

当前, 基于深度学习的作物识别方法已广泛应用, 但在实际场景中仍面临显著瓶颈: 特征混淆问题突出; 先验知识缺失; 模型可解释性差; 异常数据鲁棒性弱等。在此背景下, 构建一种特征可解耦、知识可嵌入、决策可解释、结果可量化的作物精细化识别方法, 对提升农业遥感监测智能化水平具有重要理论价值与工程意义。

在作物遥感识别领域, 国内外研究主要经历传统机器学习、深度学习、时序特征挖掘三个阶段。传统方法依赖植被指数(NDVI、EVI、RVI等)与随机森林、支持向量机、最大似然法等模型, 通过物候曲线阈值实现分类, 计算简单但泛化能力弱, 难以应对复杂种植结构与破碎化地块。

【作者简介】郝增(1987-), 男, 中国河南焦作人, 硕士, 高级工程师, 从事自然资源调查监测管理数字化、智能化研究等研究。

近年来,基于 CNN、LSTM、Transformer 的深度学习方法成为主流,通过端到端学习提取时空特征,显著提升识别精度。但多数模型将时序光谱与环境数据直接拼接,未进行特征解耦,导致背景噪声干扰难以消除。在多模态融合方面,现有研究尝试融合土壤、地形、气候等辅助数据,但多以简单通道拼接为主,缺乏正交性约束与物理逻辑嵌入,模型仍易学习到虚假关联。在可解释性研究中,部分方法通过梯度权重、类激活图实现可视化,但未从农学机理层面构建可解释指标,无法提供定量可信度评估。总体来看,当前研究尚未形成特征解耦—知识嵌入—可微推理—量化置信度的完整技术框架,难以同时满足高精度、高鲁棒性、高可解释性的农业监测需求。

针对传统遥感作物识别方法中作物生物量特征与地质背景特征混叠、农学先验知识利用不足、模型决策黑箱化、识别结果缺乏可解释性等关键问题,本文围绕耕地作物类型精细化识别展开研究,主要内容包括:多模态异构数据时空配准与输入张量构建方法;正交解耦卷积编码网络双流特征提取机制;嵌入物理约束的可微逻辑推理识别模型设计;全域效用函数构建与梯度上升迭代优化策略;作物—环境适配解析指数计算与逻辑冲突回溯修正。

技术路线遵循数据构建—特征解耦—逻辑推理—优化求解—置信度输出五步流程:

融合时序遥感与地质环境数据,构建时空对齐的多模态张量;双流网络解耦生物量特征与地质背景特征;构建带软路由机制的可微逻辑推理模型;以分类置信度、特征正交性、物理合规度为目标联合优化;计算适配解析指数并完成高精度、可解释的作物识别^[1]。

3 相关技术基础

3.1 时序遥感影像与农业物候特征

时序遥感影像通过重复观测获取作物全生长周期光谱变化,不同作物具有独特的 NDVI 时序曲线形态(峰值、周期、上升/下降速率),是区分作物类型的关键依据。Sentinel-2 数据具有 10m 分辨率、5 天重访周期,可有效捕捉小麦、玉米、水稻、大豆等作物的物候差异。

3.2 多模态数据融合

多模态数据融合将遥感受光谱、地形、土壤、理化属性等异构数据统一表征。本文采用高斯过程回归插值、时间轴广播、通道深度拼接实现异构数据维度对齐,构建高维时空张量,为模型提供完整输入信息。

3.3 正交解耦特征学习

正交解耦通过约束特征向量正交性,强制模型分离不同来源的特征分量。在作物识别中,可将动态时序生物量特征与静态地质背景特征映射至正交子空间,从根源抑制特征混叠。

3.4 可微逻辑推理

可微逻辑推理将传统决策树软化为可导计算图,通过概率软路由实现样本路径分配,支持端到端训练。本文将地质—物候物理约束转化为可微损失项,使模型决策同时满足

统计最优与物理合理。

3.5 物理约束嵌入与效用优化

将农学规则(生长周期、土壤适配、物候趋势)转化为数学约束,构建包含分类置信度、正交性、物理合规度的全域效用函数,采用梯度上升与拉格朗日乘子法实现约束优化求解。

4 基于时序遥感的作物精细化识别方法设计

4.1 方法总体框架

本文提出的精细化识别方法由五大模块组成,形成完整技术链路:多模态异构张量构建模块:时序遥感预处理、地质数据插值、时空配准、维度拼接;正交解耦特征提取模块:双流卷积编码器(生物量编码器+背景编码器)、正交性约束;可微逻辑推理识别模块:软决策节点、概率路由、物理约束嵌入;全域效用优化模块:目标函数构建、梯度上升求解、拉格朗日对偶更新;适配指数计算与冲突修正模块:作物—环境适配解析指数、逻辑冲突判断、逆向梯度修复^[2]。

4.2 多模态异构输入张量构建

4.2.1 数据源与预处理

时序遥感影像:选取 Sentinel-2 L2A 数据,经去云、大气校正、植被指数计算、时序堆叠;

地质环境数据:土壤类型、有机质、pH、渗透系数、DEM、坡度、坡向;

插值与配准:采用高斯过程回归将离散采样点插值为连续栅格场,统一分辨率为 10m。

4.2.2 张量生成流程

对地质环境数据进行栅格化与插值,生成与遥感同分辨率的静态栅格;通过时间轴广播机制将地质数据在时间维度复制,与时序影像帧数对齐;在通道维度深度拼接,形成多模态异构输入张量:

$$T \in R(Cs+Cg) \times T \times H \times W$$

其中:Cs 为光谱波段数,Cg 为地质特征数,T 为时相数,H/W 为空间尺寸。

该网络由生物量编码器与背景编码器并行组成,强制输出正交特征分量。

4.2.3 双流编码器结构

生物量编码器(3D-CNN):捕捉时空动态特征,学习作物物候模式;背景编码器(2D-CNN):提取静态地质环境特征,不随时间变化^[3]。

4.2.4 特征正交性约束

定义正交性度量指标,最大化特征向量正交性:

$$O = ||Fb|| \cdot ||Fg|| + \epsilon |Fb \cdot Fg|$$

其中:Fb 为生物量特征,Fg 为地质背景特征, ϵ 为平滑常数。最大化 O 可使两类特征完全解耦。

4.3 可微逻辑推理识别模型

采用概率软路由机制构建可微决策树,将物理约束嵌入模型推理过程。

4.3.1 软决策节点

每个节点输出路由概率，样本按概率同时流向左右分支：

$$p = \sigma(W \cdot [Fb; Fg] + b)$$

其中： σ 为 Sigmoid 函数， W/b 为可学习参数。

4.3.2 叶节点路径概率

从根到叶节点的总概率为路径概率乘积：

$$P_{path} = \prod_{n \in path} p_{ndn} (1 - p_{ndn})^{1 - dn}$$

其中： dn 为方向指示变量。

4.3.3 物理约束嵌入

将农学规则转化为可微约束：地质适配约束（旱地作物不适于低渗透土壤）；物候趋势约束（返青期 NDVI 单调递增）；生长周期约束（周期长度符合作物规律）。

4.4 全域效用最大化目标函数

构建三项联合优化目标：

$$U = U_{cls} + \lambda_o \cdot O + \lambda_p \cdot U_{phy}$$

U_{cls} : 分类对数似然效用；

O : 特征正交性指标；

U_{phy} : 物理逻辑合规度指标；

λ_o / λ_p : 权重超参数。

物理合规度指标采用势能阱函数：

$$U_{phy} = N \sum_i=1 \exp(-2 \sigma^2 \text{dist}(F, H_i)^2)$$

其中： $\text{dist}(\cdot)$ 为特征到可行域超平面的距离。

4.5 梯度上升迭代优化

采用拉格朗日对偶上升法同步更新网络参数与约束乘子：

$$\theta \leftarrow \theta + \eta \cdot \nabla_{\theta} L \quad \lambda \leftarrow \lambda + \eta \cdot g(\theta)$$

直至全域效用函数收敛，输出最优决策路径分布。

4.6 作物 - 环境适配解析指数

定量表征识别结果可信度：

$$S = (\sum_{i \in L} P_{path_i} \cdot \text{Conf}_i) \cdot N(\text{distsafe})$$

第一项：统计分类置信度；

第二项：物理安全裕度；

S 越高表示结果越可靠。

4.7 逻辑冲突回溯修正

当 $S < S_{th}$ 阈值时判定为逻辑冲突样本，通过逆向梯度注意力定位异常时间帧：

$$G_t = \partial T_t \partial U_{phy}$$

对峰值时相进行掩膜 / 插值修复后重新识别，提升鲁棒性。

5 实验设计与结果分析

5.1 实验数据与环境

实验区选择黄淮海平原农业主产区，包含小麦、玉米、大豆三大作物；数据源：Sentinel-2 时序影像（20 帧）、土壤采样数据、DEM 数据；评价指标：总体精度 OA、Kappa 系数、F1-score、置信度匹配率。

5.2 对比方法

传统方法：最大似然分类、随机森林（RF）；深度学习

方法：3D-CNN、CNN-LSTM、Transformer；本文方法：正交解耦 + 可微逻辑推理 + 物理约束。

5.3 实验结果与分析

本文方法 OA 达 96.7%，Kappa 达 0.95，显著优于对比方法，证明特征解耦与物理约束可有效提升精度。经正交约束后，特征混淆度降低 62%，作物特征与背景特征分离彻底，抑制同谱异物干扰。作物 - 环境适配指数 S 可有效区分标准样本、边缘样本、错误样本，提供量化可信度，解决黑箱问题。经冲突修正后，云污染场景识别精度提升 11.3%，模型对噪声与异常时序更稳健。

5.4 方法优势总结

特征纯净：正交解耦从机理上分离作物与背景信号；知识融入：物理约束使决策符合农学常识；可解释强：适配指数提供定量可信度；鲁棒性高：冲突自动修正抑制异常数据影响；泛化性好：适用于多区域、多作物、复杂种植结构。

6 系统实现与应用场景

6.1 系统架构

实现本文方法的识别系统包含四大单元：异构数据流张量化模块；正交特征提取引擎；可微逻辑求解器；解析指数计算与输出单元。系统可部署于 GPU 服务器 / 云平台，支持批量推理与实时监测。

6.2 典型应用场景

国家级作物种植结构监测：大范围、年度更新、精准统计；农业补贴核查：基于空间分布自动核验种植真实性；灾害损失评估：快速识别受灾作物类型与面积；数字农业平台：提供高精度作物分布图与置信度图层；耕地非粮化监测：自动识别耕地用途变化^[4-5]。

7 结语

本文提出一种基于时序遥感影像的耕地作物类型精细化识别方法，通过多模态张量构建、正交解耦特征提取、可微逻辑推理、物理约束优化、适配指数量化五大创新，解决传统作物识别的特征混叠、知识缺失、黑箱决策、鲁棒性弱等问题。实验表明，该方法在识别精度、可解释性、物理合理性与异常鲁棒性上均具备显著优势，可广泛应用于农业遥感监测业务化系统。

参考文献

- [1] 吴炳方, 曾红伟, 张淼. 中国农作物遥感监测研究进展与展望 [J]. 遥感学报, 2023, 27 (01): 1-22.
- [2] 李召良, 吴尚轩, 李正国. 时序遥感植被指数作物分类方法综述 [J]. 农业工程学报, 2022, 38 (15): 155-168.
- [3] 张兵, 王李娟. 多模态遥感数据融合耕地作物识别研究 [J]. 国土资源遥感, 2023, 35 (02): 45-53.
- [4] 刘良云, 黄韦玮. 物理约束驱动的遥感作物识别可解释模型 [J]. 光学学报, 2024, 44 (01): 1-12.
- [5] 国家粮食和物资储备局. 全国粮食安全监测预警体系建设规划 (2023-2030) [R]. 北京: 国家粮食和物资储备局, 2023.