doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.02.027

# 基于 CNN 和 LSTM 深度学习算法的作物播期差异遥感识别

白燕英[1,2]　苗　丰[1,2]　李二珍[3]　范泽华[4]

(1.内蒙古农业大学水利与土木建筑工程学院,呼和浩特 010018;
2.内蒙古农业大学旱区水工程生态环境全国重点实验室,呼和浩特 010018;
3.五原县农牧业技术推广中心,巴彦淖尔 015001;4.内蒙古河套灌区水利发展中心供排水管理处,巴彦淖尔 015001)

**摘要**:作物播期差异遥感识别可为精准农业和智慧农业提供空间数据支撑,对推动农业生产从“经验驱动”向“数据驱动”转型具有重要价值。本研究融合双阈值决策与深度学习算法,基于 Landsat 8/9 OLI 影像数据和野外采样数据,提取作物 NDVI 时序特征曲线,揭示作物出苗至生长旺盛期(4 月 25 日—7 月 30 日)的动态特征,识别作物早晚播差异的敏感生育阶段。计算敏感生育阶段作物整体生长斜率和相邻时相 NDVI 差值。生长斜率大于样本平均值且 NDVI 差值大于样本平均值时判定为早播样本,否则为晚播样本。采用随机森林(RF)、人工神经网络(NNC)机器学习模型和卷积神经网络(CNN)、长短期记忆网络(LSTM)深度学习模型对作物播期差异进行遥感识别。结果表明,作物早晚播敏感生育阶段内早播作物 NDVI 均值普遍比晚播作物高 0.1 ~ 0.3,且早播作物生长进程显著提前,玉米快速生长期提前 7 ~ 13 d,葵花提前 10 ~ 16 d,西葫芦生长高峰期提前 12 ~ 24 d,番茄提前 5 ~ 20 d,瓜类提前 18 ~ 35 d。作物分类结果表明 RF 与 CNN 模型表现较优,其总体分类精度分别达 91.77% 和 90.66%,Kappa 系数分别为 0.91 和 0.90,均能有效区分玉米、葵花、西葫芦、瓜类和番茄这 5 类作物的早播与晚播情况。经过对各模型分类结果的细节对比,CNN 分类图像更连续且破碎度更低,在田埂识别与地块边界区分上优于其他模型,选取 CNN 模型为最优分类模型。

**关键词**:早晚播;NDVI 时序特征;作物分类;深度学习;遥感

**中图分类号**:S127　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-1298(2026)02-0276-14　　**OSID**:

# Remote Sensing Identification of Crop Sowing Date Differences Based on CNN and LSTM Deep Learning Algorithms

BAI Yanying[1,2]　MIAO Feng[1,2]　LI Erzhen[3]　FAN Zehua[4]

(1. *College of Water Conservancy and Civil Engineering, Inner Mongolia Agricultural University, Hohhot* 010018, *China*
2. *State Key Laboratory of Water Engineering Ecology and Environment in Arid Area, Inner Mongolia Agricultural University, Hohhot* 010018, *China*
3. *Wuyuan County Agricultural and Pastoral Technology Promotion Center, Bayannnurr* 015001, *China*
4. *Water Supply and Drainage Management Office of Inner Mongolia Hetao Irrigation District Water Conservancy Development Center, Bayannur* 015001, *China*)

**Abstract**: Remote sensing identification of the difference in crop sowing timing can provide spatial data support for precision agriculture and smart agriculture, and is of great value in promoting the transformation of agricultural production from “experience-driven” to “data-driven”. The double threshold decision-making and deep learning algorithms were integrated, based on Landsat 8/9 OLI image data and field sampling data, the time series characteristics curves of crop NDVI was extracted, revealing the dynamic characteristics of crops from emergence to vigorous growth period (April 25th – July 30th), and identifying the sensitive growth stages of crop sowing timing differences. The growth slope of crops in the sensitive growth stage and the difference in NDVI between adjacent images were calculated. When the

收稿日期:2025 – 05 – 26　修回日期:2025 – 08 – 03

**基金项目**:内蒙古自治区自然科学基金项目(2023LHMS05014)、内蒙古自治区科技计划项目(2025YFHH0097)和内蒙古自治区科技重大专项(2021ZD0003)

**作者简介**:白燕英(1980—),女,副教授,博士,主要从事基于遥感技术的区域尺度农田节水控水研究,E-mail:baiyanying80@163.com

growth slope was greater than the sample average and the NDVI difference was greater than the sample average, it was determined as an early sowing sample; otherwise, it was a late sowing sample. Random forest, artificial neural network machine learning models, and convolutional neural network, long short-term memory network deep learning models were used for remote sensing identification of crop sowing timing differences. The results showed that the NDVI mean value of early sowing crops within the sensitive growth stage was generally higher than that of late sowing crops by 0.1 ~ 0.3, and the growth process of early sowing crops was significantly earlier. The rapid growth period of early sowing corn was 7 to 13 days earlier than that of late sowing corn, and early sowing sunflower was 10 to 16 days earlier. The growth peak of early sowing zucchini was 12 to 24 days earlier than that of late sowing, early sowing tomato was 5 to 20 days earlier, and early sowing melon was 18 to 35 days earlier. The classification results showed that the RF and CNN models performed better, with overall accuracies reaching 91.77% and 90.66% respectively, and Kappa coefficients of 0.91 and 0.90, which could effectively distinguish the early and late sowing situations of the five types of crops: corn, sunflower, zucchini, melon, and tomato. Through detailed comparison of the classification results of each model, the CNN classification image was more continuous and had lower fragmentation, and the CNN model was selected as the optimal classification model in this study.

**Key words**: early and late broadcasting; NDVI temporal characteristics; crop classification; deep learning; remote sensing

## 0　引言

作物早晚播分布遥感识别是借助遥感技术区分作物在不同地块间播种时间差异的技术手段[1-2]，是有效破解作物生长“时间差”与农田管理“精准度”矛盾的关键，对推动农业生产从“经验驱动”向“数据驱动”转型具有重要价值[3-5]。遥感技术凭借其大范围、快速、持续而频繁获取地表信息的显著优势，成为精准刻画地表种植格局的核心技术手段，已被广泛应用于区域尺度作物分类及精细化农业管理。作物早晚播分布遥感识别能明确作物最佳播种窗口期，指导农户在适宜时段播种；精准指导作物灌溉时机与灌水量，提升水肥利用效率；提早预估作物产量波动和灾害风险防控；结合市场需求调整种植结构及农产品上市时间，稳定农产品市场供给[6-8]。

合理播种时间是影响作物产量和品质的关键因素，及时播种对作物根系建成与营养生长至关重要[9]。研究表明长江流域棉花晚播能加速生育进程且稳定保持纤维品质，但伏桃、成铃数及产量会随播期推迟而下降，过迟播种产量降幅更为显著[10]。NDVI 时序特征曲线可有效识别作物出苗到收获的完整生育过程，其中作物快速生长期、生育高峰期和成熟收获期的识别尤为重要。冬小麦播种期、抽穗期和成熟收获期可通过极值捕捉法从 NDVI 时序曲线上识别，播种期对应 NDVI 时序曲线首次上升前的第 1 个极小值点，抽穗期为曲线上升转为下降的极大值点，收获期为曲线停止下降后的第 2 个极小值点[11]。通过识别关键生育期实现作物从样本像元到田间尺度的遥感识别，有效凸显 NDVI 时序特征精准描述作物生长过程[12-13]。差值法和极值捕捉法是基于 NDVI 时序特征识别作物关键生育期的常用方法，通过分析相同作物不同播种时间的 NDVI 差异，在敏感范围内运用动态阈值法，有效实现作物早晚播分布的遥感识别，精准量化播期差异[14-16]。

相关研究运用阈值法、指数模型法、决策树法、监督分类法、非监督分类、多尺度分割法等基于 NDVI 时序数据提取作物信息，取得了良好效果[17-19]。其中随机森林算法可有效提取影像特征、植被指数特征等，为河套灌区作物分类提供了科学依据[20]。随着人工智能技术的应用，深度学习模型被广泛用于作物分类[21]。针对时序遥感数据，使用长短时序记忆模型（LSTM）及其变体进行作物分类，取得了显著成效，凸显了该模型在处理时间序列数据中的优势。卷积神经网络（CNN）算法在深度学习领域被广泛应用，尤其在图像处理任务中表现出色[22]。通过多层的神经网络结构，卷积神经网络能够自动从原始数据中逐层提取特征，从低级到高级，最终实现对复杂模式和抽象特征的学习，实现较高的作物识别精度、稳定性和泛化能力。

目前应用机器学习、深度学习算法等基于 NDVI 时序特征能有效进行作物识别[23-24]，但针对同种作物播期差异的遥感识别相关研究较少。本文以河套灌区义通灌域为研究区域，通过解析不同播种时间作物的 NDVI 时序特征差异，揭示同种作物不同播期 NDVI 时序特征曲线差异，捕捉作物快速生长期、生育高峰期、成熟收获期 NDVI 时序曲线差异，对该区域主要作物播期分布进行遥感识别，为河套灌区农业精准管理提供数据支撑。

## 1 研究区与数据

### 1.1 研究区概况

义通灌域(40°89′～41°18′N, 108°17′～108°84′E)是河套灌区义长灌域的重要组成部分,灌域内有长济、通济干渠 2 条干渠,见图 1。研究区为温带大陆性气候,冬季严寒干燥、夏季炎热短促,干旱少雨蒸发量大,日照时间长。主要粮食作物包括小麦、玉米、马铃薯等,经济作物以葵花、番茄、西葫芦、瓜类为主。

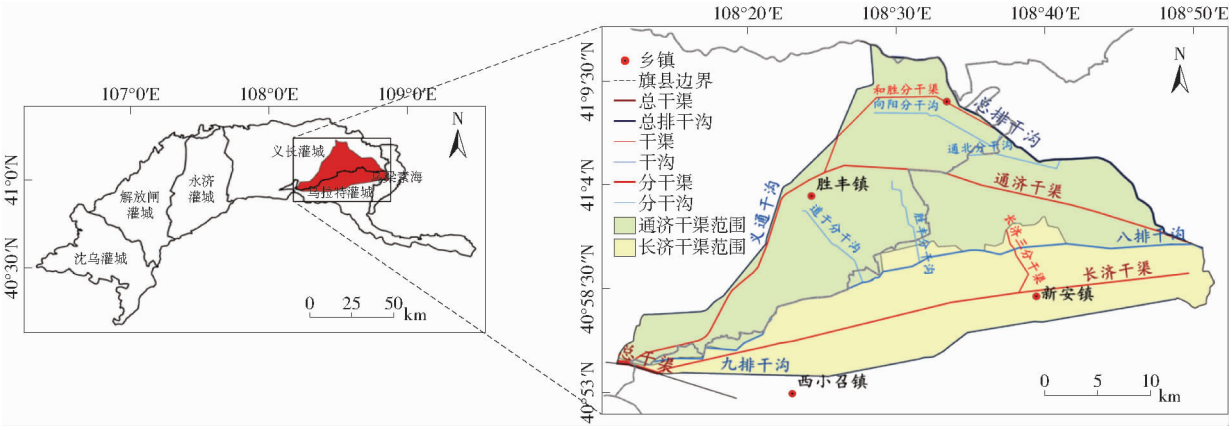


图 1 研究区概况

Fig. 1 Overview map of study area

### 1.2 遥感数据

选用 GEE 平台 Landsat8/9 “Collection2 Level2”数据集产品,该产品包括经过辐射定标和大气校正的地表反射率和地表温度数据,筛选云量低于 20%的影像,并云掩膜。经过镶嵌、插补、投影等预处理,得到 2023 年 4—10 月作物生育期的 13 景高质量遥感影像,见表 1。

**表 1 影像-NDVI 时序对照**

**Tab. 1 Image-NDVI time series comparison**

| 序号 | 影像日期 | NDVI 时序 | 序号 | 影像日期 | NDVI 时序 |
|---|---|---|---|---|---|
| 1 | 4 月 25 日 | NDVI1 | 8 | 7 月 30 日 | NDVI8 |
| 2 | 5 月 19 日 | NDVI2 | 9 | 8 月 7 日 | NDVI9 |
| 3 | 5 月 26 日 | NDVI3 | 10 | 8 月 22 日 | NDVI10 |
| 4 | 6 月 12 日 | NDVI4 | 11 | 8 月 30 日 | NDVI11 |
| 5 | 6 月 20 日 | NDVI5 | 12 | 9 月 16 日 | NDVI12 |
| 6 | 6 月 28 日 | NDVI6 | 13 | 10 月 1 日 | NDVI13 |
| 7 | 7 月 6 日 | NDVI7 | | | |

### 1.3 野外采样数据

2023 年 5 月 15—18 日、6 月 30 日—7 月 3 日、8 月 6—9 日、9 月 23—26 日对作物进行野外采样。下载过境时间与采样时间最接近的 Landsat 8/9 卫星遥感影像。以标准假彩色显示影像,植被呈红色,在影像上均匀布点。实际采样时选取作物类型一致、长势均匀且面积大于 50 m×50 m 田块,在其中心区域 GPS 定位,避免采集到混合像元,并拍照记录作物种植模式(单作或套种)及灌溉方式(地面灌溉或滴灌)。重点记录同一作物播种时间存在 ±15 d 差异的样点及其生长状态,通过在 4 个关键生育期重复采样,记录作物从播种到收获的 NDVI 时序动态,捕捉物候期光谱演变规律。

野外采集样本葵花 66 个、玉米 72 个、小麦 22 个、小麦玉米套种 22 个、西葫芦 40 个、瓜类 21 个、番茄 19 个、林草地 23 个,共计样本 285 个。采样点空间分布见图 2。

## 2 研究方法

对 13 景单幅影像叠合为 NDVI 时序图像,影像-NDVI 时序对照见表 1,提取作物样本的时序 NDVI 曲线,根据每种作物的 NDVI 时序曲线特征,在 NDVI 时序图像上进行作物采样。提取野外采样点和图像采样区域的葵花、玉米、西葫芦、番茄、瓜类、小麦、小麦玉米套种、林草地 NDVI 曲线。

识别作物早晚播的敏感时段主要位于作物播种到生育高峰期时段内(4 月 25 日—7 月 30 日)。计算敏感时序内样本的整体斜率均值(Mean slope, MS)及相邻日期时相差值均值(Mean diff, MD),经大量样本分析确立决策规则,即 NDVI 斜率(slope)大于样本平均值且 NDVI 差值(diff)大于样本平均值时判定为早播样本,否则为晚播样本。采用机器学习随机森林(RF)、人工神经网络(NNC)模型及深度学习卷积神经网络(CNN)、长短期记忆网络(LSTM)模型对作物早晚播空间分布进行分类,技术路线图见图 3。

### 2.1 基于 NDVI 时序图像的作物样本选取

野外样本兼具准确性与代表性,但分类过程需依赖更多样本才能实现更优效果,因此图像样本选取成为扩充样本数量的主要方式。加载时序 NDVI

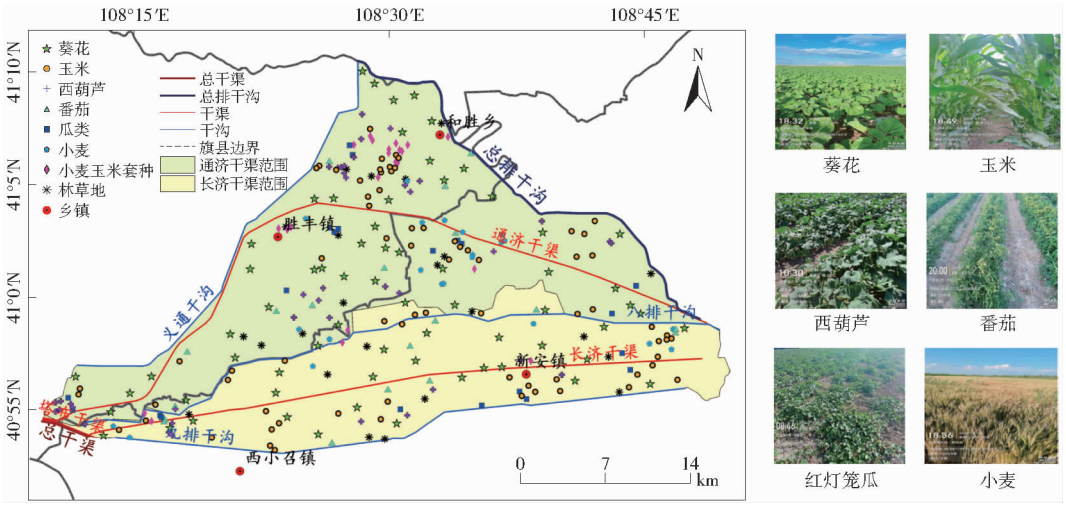


图 2　野外采样点分布图

Fig. 2　Distribution map of field sampling points

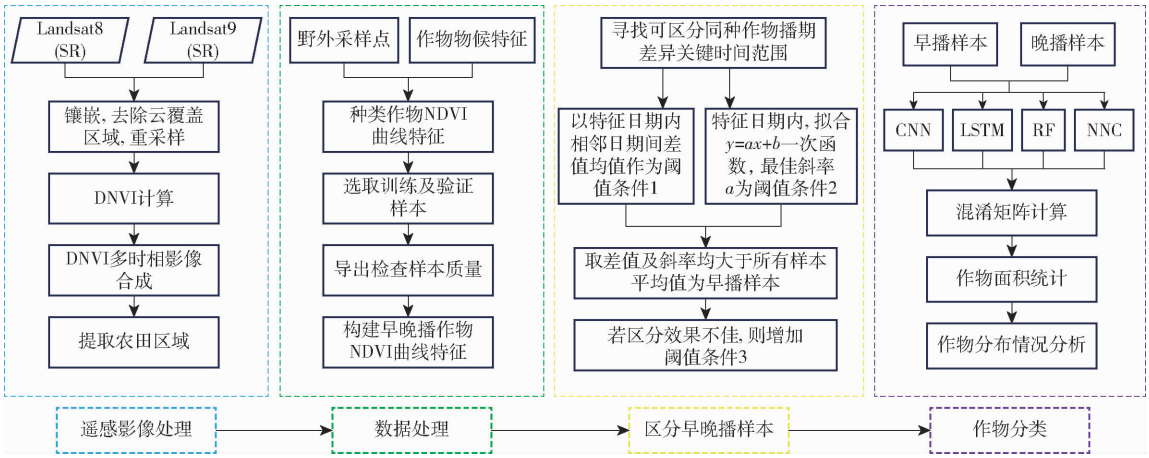


图 3　技术路线图

Fig. 3　Technology roadmap

图像，依据作物物候规律选取 3 个关键时相用于 RGB 显示，凸显目标作物颜色为红色或接近红色，对目视理想的目标作物样本，逐一查看其像元 NDVI 时序曲线，对符合目标作物 NDVI 时序变换规律的像元绘制感兴趣区域进行图像采样，实现作物样本扩充[25]。为进一步提升样本质量，导出样本感兴趣区域，剔除在一个或多个时相上偏差较大的曲线，经过多时相间的差值、比值等排序，去除与实际曲线差异较小的曲线，实现单个像元检查，将点要素拓展为面要素，经质量检查后，从 NDVI 图像上采集的作物样本包括葵花 282 个、玉米 499 个、西葫芦 113 个、番茄 79 个、瓜类 145 个、小麦 300 个、小麦玉米套种 47 个。

## 2.2　分类模型

采用深度学习模型（CNN、LSTM）与机器学习模型（RF、NNC）对作物播期差异进行分类识别。CNN 模型聚焦 13 个时相的影像数据，数据进入输入层后重塑为适配一维卷积[26-27]格式，随后通过 3 个连续卷积块完成特征提取，再通过 Softmax 激活函数输出样本。LSTM 模型采用 3 层 LSTM 结构[28-29]，有效捕捉 NDVI 时序曲线的局部波动，均衡接批归一化层与 Dropout 层以稳定训练并防止过拟合，经全连接层对特征表达进行多层强化后，完成分类[30]。RF 模型以决策树为基础，结合特征随机选择机制引入随机性与多样性；基于多棵决策树的预测结果确定样本类别，高效处理高维数据且不易过拟合，可综合多因素实现作物播期的精准判断。NNC 模拟人脑神经网络，神经元依权重和激活函数，处理输入的作物数据并输出，训练时调整权重，凭借强大非线性拟合能力对作物播期差异分类。

根据时序 NDVI 曲线特征识别葵花、玉米、瓜类、西葫芦、番茄用于判别播期差异的敏感时段，减少非敏感期（如成熟期）生长趋同带来的干扰。构建界定作物早晚播指标，NDVI 相邻时相 diff 和整体 slope。统计所有样本 diff 均值（MD）和 slope 均值（MS），构建双阈值决策规则，得到早晚播样本后，输

入深度学习模型(CNN、LSTM)及机器学习算法(RF、NNC)实现作物种植结构及其早晚播分布的遥感识别。

### 2.3 作物早晚播样本界定

#### 2.3.1 葵花早晚播样本界定

(1)样本相邻时序 NDVI 差值计算

早播葵花在 6 月 20 日—7 月 6 日进入快速生长-拔节期,对应 NDVI5、NDVI6、NDVI7 波段(图 4a 绿色曲线),晚播葵花在此阶段尚处于苗期,基于这一差异,对早播葵花样本相邻时相 NDVI5 到 NDVI6、NDVI6 到 NDVI7 进行差值计算,并取绝对值,即 $|NDVI6 - NDVI5|$、$|NDVI7 - NDVI6|$,将这 2 个差值求平均值,作为 1 个早播葵花样本的 diff 指标,记为 $diff_1$。同样计算晚播葵花样本相邻时相 NDVI5 到 NDVI6、NDVI6 到 NDVI7(图 4a 黄色曲线)差值绝对值,求平均值,作为 1 个晚播葵花样本的 diff 指标 $diff_2$。

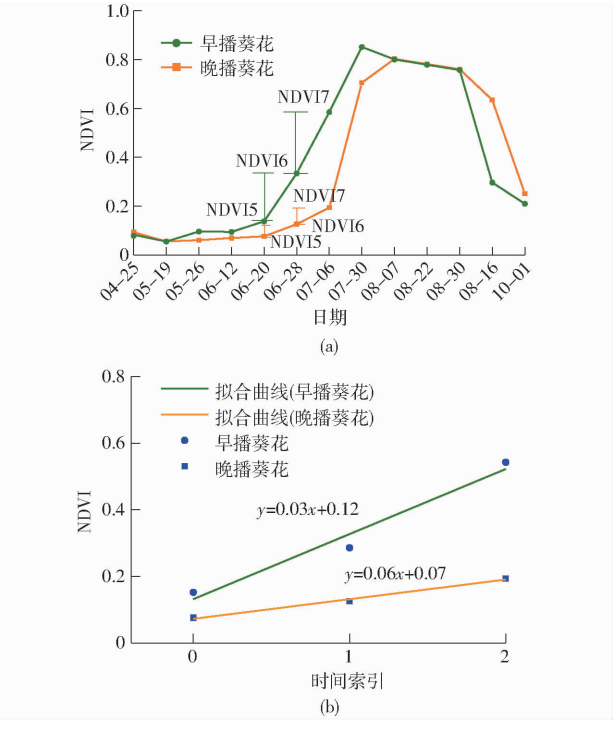


图 4 葵花样本差值、斜率计算示意图

Fig. 4 Diagram illustrating calculation of differences and slopes of sunflower samples

(2)敏感时段内样本 NDVI 斜率计算

将葵花敏感时序 NDVI5、NDVI6、NDVI7 对应的时间序列横坐标设为时间索引 0、1、2,纵坐标为 NDVI,葵花敏感期的 0、1、2 分别对应 6 月 20 日、6 月 28 日、7 月 6 日,对应 NDVI 为 $y_i$,对于早播葵花 $(0,y_1)$、$(1,y_2)$、$(2,y_3)$,采用最小二乘法原理将 3 个点进行 1 次线性拟合,得到线性拟合曲线,曲线 slope 即为样本在 NDVI5、NDVI6、NDVI7 3 个波段内的总体变化趋势,斜率计算公式为

$$slope = \frac{\sum_{i=1}^{3}(x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sum_{i=1}^{3}(x_i - \bar{x})^2} \tag{1}$$

式中 $\bar{x}$——时间索引平均值,取 1

$\bar{y}$——对应日期区间内的 NDVI 平均值

斜率为正表示 NDVI 呈上升趋势,斜率越大表明作物覆盖度随时间增加越显著。晚播葵花样本曲线 slope 计算同理。图 4b 为拟合曲线及斜率。

#### 2.3.2 样本差值和斜率

对差值序列取绝对值后再计算平均值,以消除正负变化的影响。对于其他作物,NDVI 差值通用计算公式为

$$diff = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n-1}|y'_i - y'_{i-1}| \tag{2}$$

式中 $y'_i$、$y'_{i-1}$——敏感范围内相邻 2 个波段的 NDVI

$n$——波段数量

slope 用于描述 NDVI 随时间的变化趋势。采用一次多项式拟合(最小二乘法),通过最小化误差平方和 $S$ 确定最佳拟合直线 $y = ax + b$ 的斜率 $a$ 和截距 $b$,公式为

$$S = \sum_{i=1}^{n}[y_i - (ax_i + b)]^2 \tag{3}$$

通过对 $S$ 分别关于 $a$ 和 $b$ 求偏导数并令其为 0,求解得到最优 $a$ 和 $b$。

#### 2.3.3 作物早晚播样本阈值确定及分类规则

统计所有样本的 diff 和 slope,分别计算其平均值作为阈值。分类规则为:对于一个样本,如果同时满足,slop 大于 MS、diff 大于 MD,则将该样本划分为早播样本;否则划分为晚播样本。通过这一双阈值决策机制,可有效区分作物早晚播差异。

## 3 结果与分析

### 3.1 同类作物早晚播 NDVI 时序特征

葵花播种时间从 5 月 25 日延续至 6 月 10 日,存在明显早晚播种差异。早播葵花播种时间为 5 月中下旬,晚播葵花播种时间为 6 月上旬,早播葵花 6 月 20 日进入快速生长期,晚播葵花 7 月 6 日进入快速生长期,此时早播葵花 NDVI 达 0.65,早播葵花 8 月底成熟收获,晚播葵花则 9 月中旬进入成熟收获期,见图 5a(对每类别各选取 3 个典型像元样本生成 3 条 NDVI 曲线,下同)。

玉米秋浇能大量补充土壤水分,使土壤具有适宜的墒情,为来年玉米播种后种子萌发和幼苗生长提供良好的水分环境。通常在 4 月中下旬至 5 月初

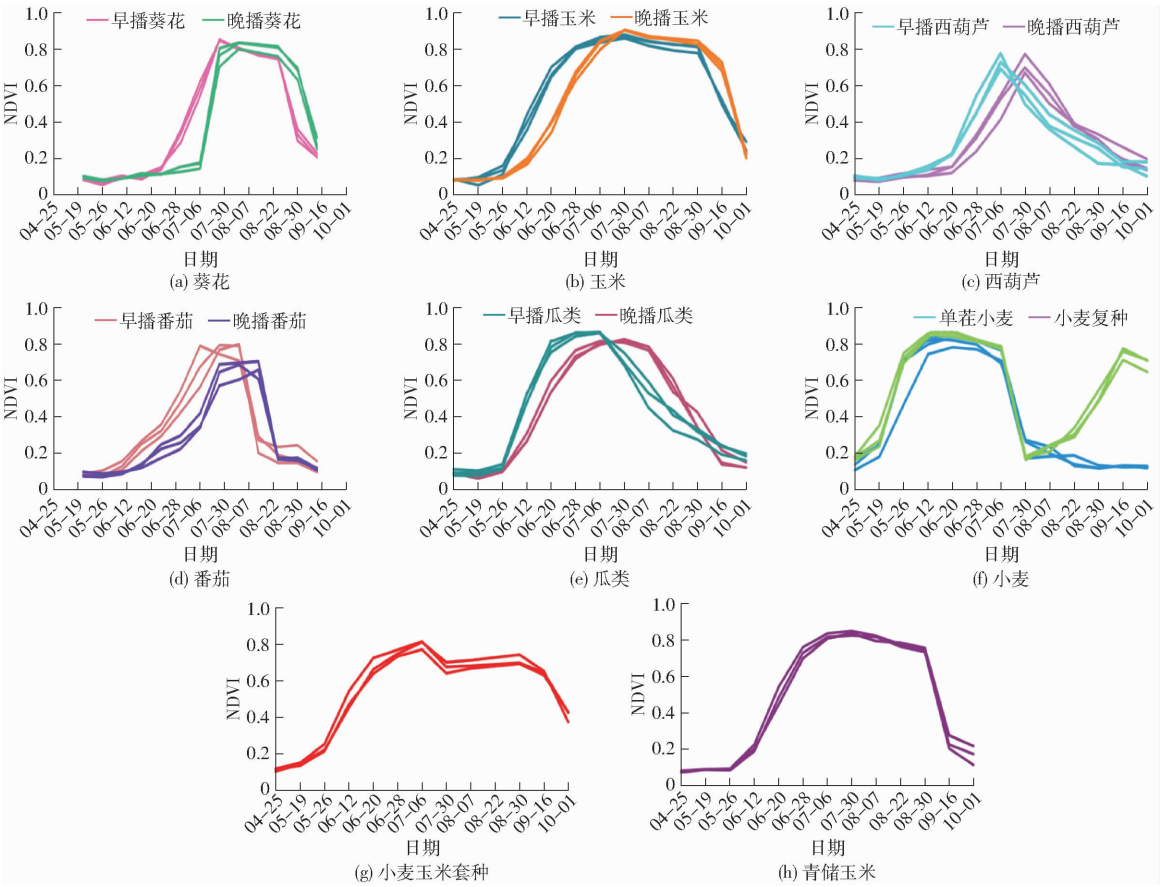


图 5　作物 NDVI 时间序列曲线

Fig. 5　Crop NDVI time series curves

进行播种。早播玉米,4 月中下旬播种,6 月初开始快速生长,6 月底 NDVI 达到峰值,NDVI 为 0.8 左右。晚播玉米,5 月中下旬播种,6 月底 NDVI 迅速增长,7 月中旬达到峰值。玉米生育期长达 4 个月,10 月前后收获,早播玉米成熟较晚播玉米早 5 ~ 15 d,见图 5b。

西葫芦播种时间为 5 月上旬到 5 月底,早播西葫芦播种时间为 5 月上旬,在 6 月底 NDVI 达到峰值,多作为菜用作物,上市时间较早;晚播西葫芦 5 月底播种,7 月底 NDVI 达到峰值。晚播西葫芦 NDVI 曲线在达到峰值后虽急速下降,但由于晚播西葫芦多数为打籽作物,到达 7 月底后叶子基本都已枯萎变黄,NDVI 曲线已经降低到裸土水平,瓜全部裸露于地面,但为了籽粒饱满,收获日期为 9 月中下旬,见图 5c。

番茄在 4 月底至 5 月中下旬之间进行移栽。早播番茄 4 月底移栽,于 7 月中旬 NDVI 达到峰值,收获时期为 8 月初到 8 月中。晚播番茄 5 月中下旬进行移栽,于 8 月初 NDVI 达到峰值,收获时间为 8 月中旬到下旬,番茄收获时间持续较久,期间可收获 2 ~ 3 茬,收获后直接拉秧处理,NDVI 曲线陡降为裸地值,见图 5d。

瓜类主要包括蜜瓜和西瓜,蜜瓜种植对春季灌水依赖性强,需在春灌后播种;西瓜则种植于前一年秋浇地块,次年地温回升较快,种植时间更早。当地瓜类播种期从 4 月延续至 7 月:早播瓜类于 5 月初播种,6 月中下旬 NDVI 达峰值,7 月初成熟上市;晚播瓜类 5 月下旬播种,7 月底 NDVI 达峰值,8 月中旬成熟上市,保证 7 月初开始到 9 月瓜类供应,增收经济效益,见图 5e。

研究区小麦种植面积小,未进行早晚播划分,其播种时间为 3 月中旬到 4 月初,其中播种高峰期为 3 月 15—25 日。6 月 20 日左右进入孕穗期,达到 NDVI 曲线生长峰值。由于小麦生育期较短,7 月中旬收获,NDVI 陡降,后期又上升的样本为麦后复种作物,见图 5f。

小麦套种玉米的种植模式较为普遍,前期主要反映小麦生长趋势。7 月初小麦收获后,曲线会出现短暂下降。但由于此时正值玉米生长高峰期,曲线下降幅度较小,并且很快回升至玉米生育期的特征形态,随后继续保持玉米生长的规律性变化,见图 5g。

早播作物生长进程显著提前,玉米快速生长期提前 7 ~ 13 d,葵花提前 10 ~ 16 d,西葫芦生长高峰期提前 12 ~ 24 d,番茄提前 5 ~ 20 d,瓜类提前 18 ~ 35 d。

### 3.2 作物早晚播敏感时间段判断

不同作物因物候期生长规律存在差异,其判断播期差异的敏感时间段也有明显不同,葵花 6 月 20 日—7 月 6 日,玉米 5 月 26 日—6 月 20 日,西葫芦 5 月 26 日—7 月 6 日,番茄和瓜类均为 4 月 25 日—6 月 28 日。在判断作物早晚播对应的敏感时间段内,计算所有早播与晚播样本的 NDVI 均值,生成曲线(图 6)。相同日期下,早播作物 NDVI 均值普遍比晚播作物高 0.1 ~ 0.3。早晚播作物时序 NDVI 特征差异显著,可用于构建早晚播作物分类阈值。

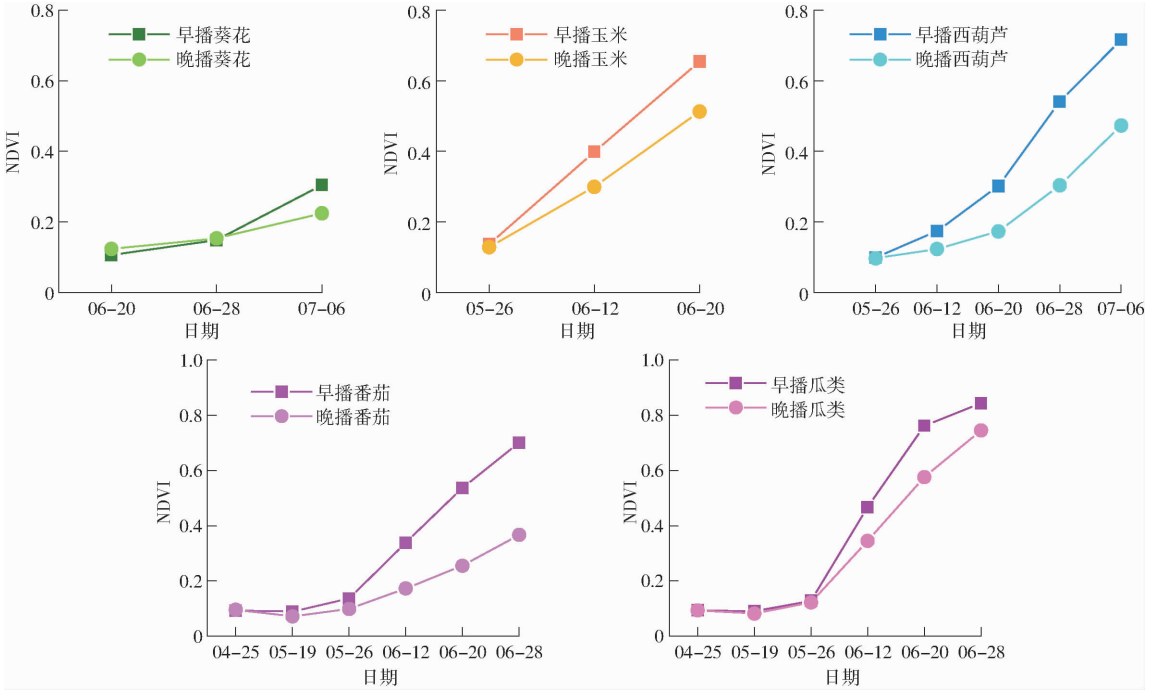


图 6 判断作物早晚播的敏感时段及其 NDVI 均值

Fig. 6 Determine sensitive periods for early and late sowing of crops and average NDVI values

### 3.3 敏感日期内作物早晚播阈值

在作物对应的敏感时段内,以所有样本的整体 slope 均值和相邻时相 diff 均值为基准,构建分类标准:当样本的 slope 和 diff 同时大于这 2 个均值时,判定为早播样本;反之,判定晚播样本。早播作物 NDVI 曲线斜率较晚播作物高 3% ~13%,相邻日期差值也增大 2% ~13%。对于样本量较大的作物(如葵花、玉米),通过多重验证,在满足上述 2 个条件的前提下,添加第 3 条规则:即由苗期到快速生长的转变日期,葵花以 6 月 28 日的波段均值为依据,玉米以 6 月 12 日的波段均值为依据,样本 NDVI 在满足前 2 条规则的基础上,若大于该日期的均值,则为早播样本。早晚播样本存在明显差异,具体阈值如图 7 所示。此过程依托 Python 3.10.9 开发环境。葵花在 6 月 20 日—7 月 6 日的 3 个波段间,diffs 大于 0.094 且 slopes 大于 0.095,判定为早播;玉米在 5 月 26 日—6 月 20 日的 3 个波段间,diffs 大于 0.226 且 slopes 大于 0.226 为早播;西葫芦在 5 月 26 日—7 月 6 日的 5 个波段间,diffs 大于 0.123 且 slopes 大于 0.121 为早播;番茄在 4 月 25 日—6 月 28 日的 6 个波段间,diffs 大于 0.084 且 slopes 大于 0.091 为早播;瓜类在 4 月 25 日—6 月 28 日的 6 个波段间,diffs 大于 0.159 且 slopes 大于 0.145 为早播。作物类型及早晚播样本统计见表 2(利用 ENVI 5.6 软件在 NDVI 多波段影像上选取各作物样本时,训练样本与验证样本分开单独选取)。

### 3.4 分类结果与精度验证

基于作物早晚播样本,4 种分类器分类结果见图 8,分类图像混淆矩阵见图 9。在 899 个验证样本中,RF、NNC、CNN 和 LSTM 分类器分别正确识别 825、790、815、805 个像元。RF 总体分类精度为 91.77%,Kappa 系数为 0.91;CNN 总体分类精度为 90.66%,Kappa 系数为 0.90,二者分类精度明显高于 LSTM 和 NNC。作物早晚播分类精度见表 3,用户精度(UA)反映某类别分类结果的误分程度,制图精度(PA)反映实际地物中该类别的遗漏程度,错分误差(OR)体现该类别分类结果的误判现象,漏分误差(MR)揭示实际地物中该类别的遗漏情况且其值越低分类完整性越好。RF 对早播番茄、小麦分类精度高,其 UA 和 PA 均达到 100%,小麦玉米套种、早播葵花和晚播瓜分类精度也较高,UA 达 100%,但对于早播玉米、晚播玉米和早播西葫芦等作物仍存在误分,早播西葫芦 MR 高达 37.10%,因早播西

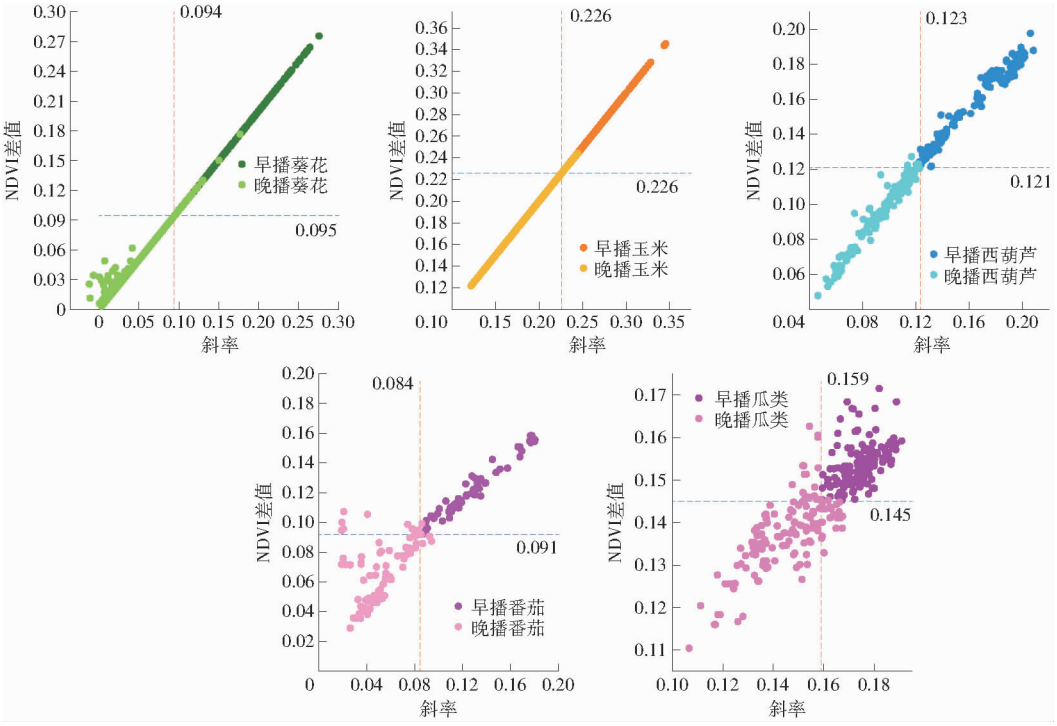


图 7　样本早晚播界定阈值

Fig. 7　Threshold graph for defining early and late sowing of samples

**表 2　作物类型及早晚播样本统计**

**Tab. 2　Statistics of crop types and samples for early and late sowing**

| 作物 | 野外样本（像元）数量 | 图像样本（像元）数量 | 合计样本（像元）数量 | 总训练样本（像元）数量 | 总验证样本（像元）数量 | 播期 | 训练样本（像元）数量 | 验证样本（像元）数量 | 总样本（像元）数量 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 葵花 | 66(66) | 282(1 195) | 348(1 261) | 265(1 036) | 83(225) | 早播 | 118(333) | 27(67) | 145(400) |
| | | | | | | 晚播 | 147(703) | 56 (158) | 203(861) |
| 玉米 | 72(72) | 499(1 630) | 571(1 702) | 478(1 474) | 93(228) | 早播 | 198(699) | 61(137) | 259(836) |
| | | | | | | 晚播 | 280(775) | 32(91) | 312(866) |
| 西葫芦 | 40(40) | 113(337) | 153(377) | 106(292) | 47(85) | 早播 | 49(129) | 24(39) | 73(168) |
| | | | | | | 晚播 | 57(163) | 23(46) | 80(209) |
| 番茄 | 19(19) | 79(191) | 98(210) | 70(166) | 28(44) | 早播 | 34(70) | 13(19) | 47(89) |
| | | | | | | 晚播 | 36(96) | 15(25) | 51(121) |
| 瓜类 | 21(21) | 145(393) | 166(414) | 128(314) | 38(100) | 早播 | 67(157) | 21(56) | 88(213) |
| | | | | | | 晚播 | 61(157) | 17(44) | 78(201) |
| 小麦 | 22(22) | 300(846) | 322 (868) | 278(749) | 44(119) | | 278(749) | 44(119) | 322(868) |
| 小麦玉米套种 | 22(22) | 47(131) | 69(153) | 58(116) | 11(37) | | 58(116) | 11(37) | 69(153) |
| 林草地 | 23(23) | 62(158) | 85(181) | 64(120) | 21(61) | | 64(120) | 21(61) | 85(181) |
| 合计 | 285(285) | 1 527(4 881) | 1 812(5 166) | 1 447(4 267) | 365(899) | | 1 447(4 267) | 365(899) | 1 812(5 166) |

葫芦与晚播番茄在 6 月下旬的 NDVI 时序特征相似，是导致二者误分的主要原因。CNN 模型早播番茄、小麦和小麦玉米套种分类效果理想，但早播玉米和晚播玉米等作物存在误分，其中早播玉米 MR 为 12.50%，原因为部分早播玉米和晚播玉米间的 NDVI 曲线在播种到出苗间隔较小。LSTM 模型和 NNC 模型分类精度略低于 RF 和 CNN。综上所述，RF 和 CNN 模型分类精度较高且接近，分类效果理想，需结合分类完整性、边缘混淆及破碎度等进一步评估实际应用效果。

### 3.5　模型分类结果对比

4 种模型分类结果细部特征如图 10 所示。其中，NNC 在对西葫芦、番茄、瓜类等小面积作物分类时，结果相对细碎，导致大面积作物区域内出现碎点，分类连续性较差；LSTM 对作物地块边缘识别能力较弱，易将田埂误判为农田，像元混淆现象相对明显。相比之下，RF 与 CNN 在田埂识别方面表现更优，分类连续性也更好。对于早播晚播葵花、早播晚播玉米及小麦等大面积作物，二者的分类结果更规整，不仅破碎点少，且地块间分割效果好，能有效避

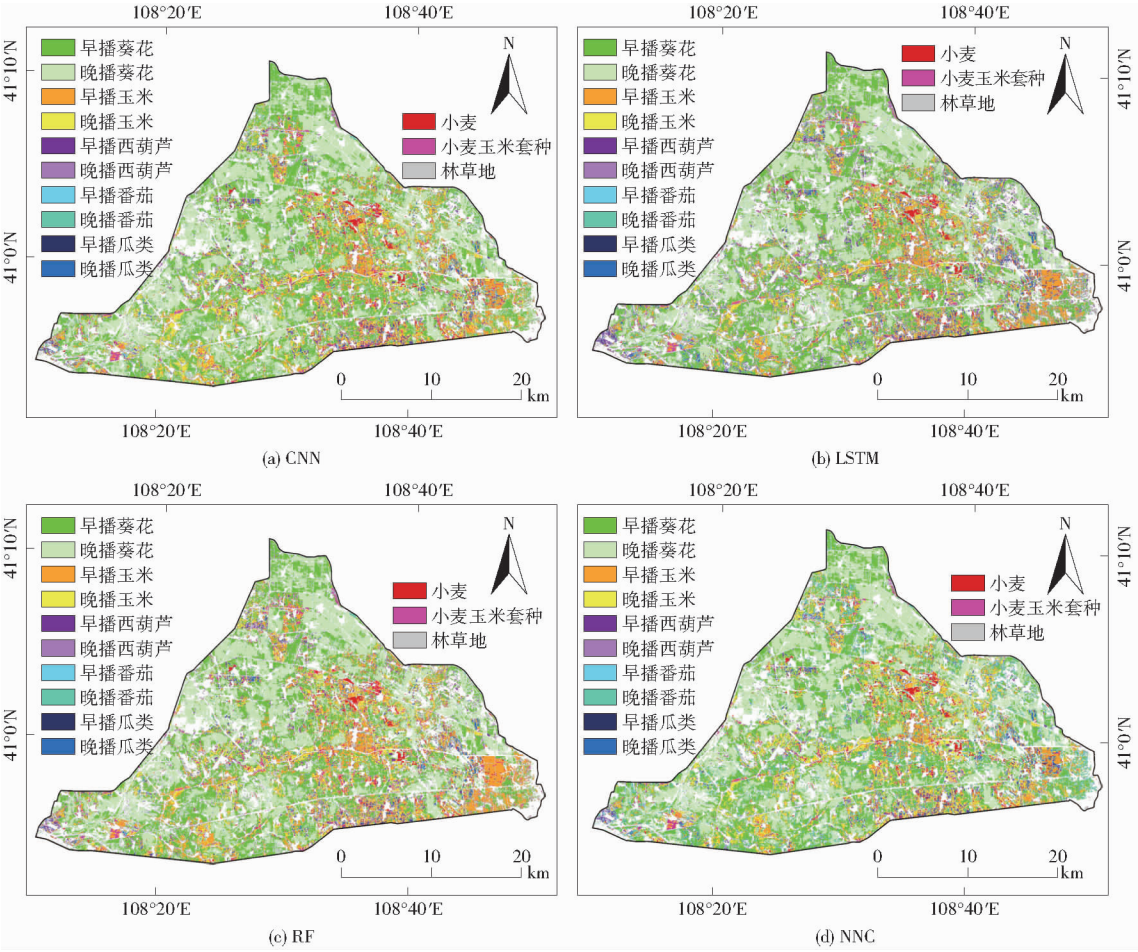


图 8 作物类型及早晚播空间分布图

Fig. 8 Map of crop types and spatial distribution of early and late sowing periods

免不同作物或同种作物在相邻地块间的混淆。研究区内农田标准化程度高,以葵花、玉米作物为主,农田破碎现象少,CNN 分类时大面积区域少见破碎;对小面积作物,CNN 能精准识别边界,清晰区分地块,分类图像边界平滑连续,不易出现断点 在同种作物早晚播种地块之间的边界划分明确,较 RF 识别效果更优,像元混淆现象更少。利用 NDVI 多波段遥感影像与分类结果图进行比较,可以发现,大部分像元在分类结果图中与既有研究区遥感影像假彩色图像之间表现出高度的一致性和吻合性,综上,CNN 为最优模型。

### 3.6 作物早晚播空间分布特征

基于最优模型 CNN 的作物早晚播空间分布见图 11,分类面积统计见表 4。义通灌域葵花种植面积最大,占农田种植比重的 66.72%(早播葵花 29.65%,晚播葵花 37.07%)。其中早播葵花占整体葵花面积的 44.44%,在乌拉特前旗和五原县均有分布;晚播葵花占葵花总面积的 55.56%,大部分分布在五原县,在乌拉特前旗境内也分布广泛。义通灌域大部分葵花在轻度、中度盐渍化农田上种植,需通过春灌淋洗盐分后种植,因此葵花的早晚播时间主要与春灌来水时间有关。春灌时间越早,葵花播种时间越早;反之越晚。义通灌域内乌拉特前旗春灌时间早于五原县 10 ~ 15 d,葵花早晚播分布与春灌灌水时间早晚基本一致。玉米种植面积其次,占农田比重的 19.87%(早播玉米 13.18%,晚播玉米 6.69%)。其中早播玉米占玉米总面积的 66.33%,集中分布在乌拉特前旗境内,在五原县境内有小面积分布。晚播玉米占玉米总面积的 33.67%,在灌域内呈零散分布,五原县较多。西葫芦占农田面积的 5.55%(早播西葫芦 1.17%,晚播西葫芦 4.38%),早播西葫芦占西葫芦面积的 21.07%,晚播西葫芦占西葫芦面积的 78.93%,在灌域内呈零星分布,主要以打籽西葫芦为主,其灌水要求低,1 年需 1 ~ 2 次灌溉。番茄占农田面积的 1.54%(早播番茄 0.25%,晚播番茄 1.29%),早播番茄占番茄总面积的 16.43%,晚播番茄占番茄总面积的 83.57%,种植面积小但在灌域内平均分布。瓜类占农田面积的 2.04%(早播瓜类 0.31%,晚播瓜类 1.73%),早播瓜类占瓜类面积的 15.14%,晚播瓜类占瓜类总面积的 84.86%,种植面积较小,分布零散,主要集中于乌拉特前旗西小召镇以及乌拉

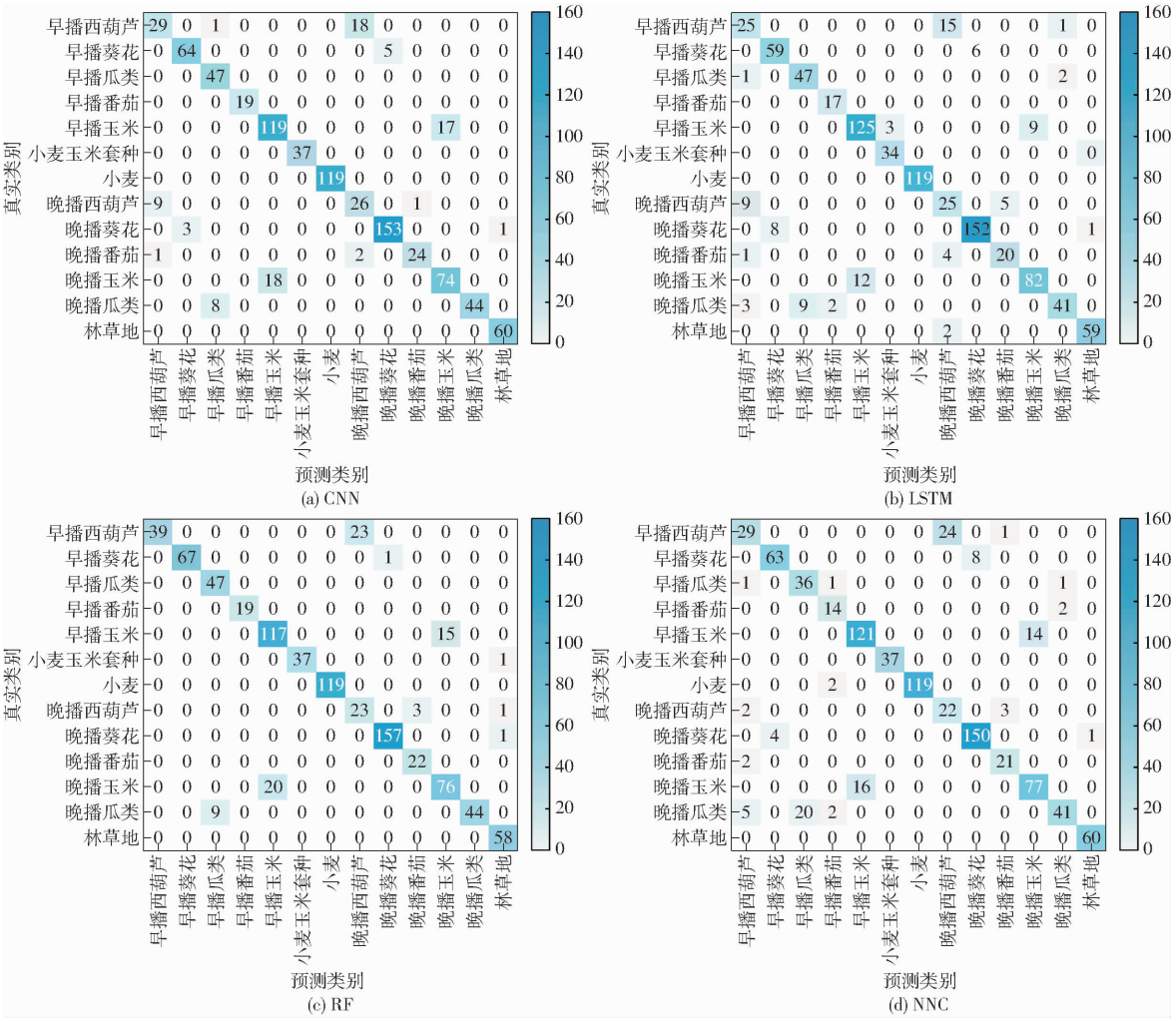


图 9　分类图像混淆矩阵热图

Fig. 9　Confusion matrix heat maps

**表 3　作物早晚播分类精度评价**

**Tab. 3　Classification accuracy evaluation**　　%

| 作物 | CNN | | | | LSTM | | | | RF | | | | NNC | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | UA | PA | OR | MR | UA | PA | OR | MR | UA | PA | OR | MR | UA | PA | OR | MR |
| 早播葵花 | 95.52 | 92.75 | 4.48 | 7.25 | 88.06 | 90.77 | 11.94 | 9.23 | 100 | 98.53 | 0 | 1.47 | 94.03 | 88.73 | 5.97 | 11.27 |
| 晚播葵花 | 96.84 | 97.45 | 3.16 | 2.55 | 96.20 | 94.41 | 3.80 | 5.59 | 99.37 | 99.37 | 0.63 | 0.63 | 94.94 | 96.77 | 5.06 | 3.23 |
| 早播玉米 | 86.86 | 87.5 | 13.14 | 12.50 | 91.24 | 91.24 | 8.76 | 8.76 | 85.40 | 88.64 | 14.60 | 11.36 | 88.32 | 89.63 | 11.68 | 10.37 |
| 晚播玉米 | 81.32 | 80.43 | 18.68 | 19.57 | 90.11 | 87.23 | 9.89 | 12.77 | 83.52 | 79.17 | 16.48 | 20.83 | 84.62 | 82.80 | 15.38 | 17.20 |
| 早播西葫芦 | 74.36 | 60.42 | 25.64 | 39.58 | 64.10 | 60.98 | 35.90 | 39.02 | 100 | 62.90 | 0 | 37.10 | 74.36 | 53.70 | 25.64 | 46.30 |
| 晚播西葫芦 | 56.52 | 72.22 | 43.48 | 27.78 | 54.35 | 64.10 | 45.65 | 35.90 | 50.00 | 85.19 | 50.00 | 14.81 | 47.83 | 81.48 | 52.17 | 18.52 |
| 早播番茄 | 100 | 100 | 0 | 0 | 89.47 | 100 | 10.53 | 0 | 100 | 100 | 0 | 0 | 73.68 | 87.50 | 26.32 | 12.50 |
| 晚播番茄 | 96.00 | 88.89 | 4.00 | 11.11 | 80.00 | 80.00 | 20.00 | 20.00 | 88.00 | 100 | 12.00 | 0 | 84.00 | 91.30 | 16.00 | 8.70 |
| 早播瓜类 | 83.93 | 100 | 16.07 | 0 | 83.93 | 94.00 | 16.07 | 6.00 | 83.93 | 100 | 16.07 | 0 | 64.29 | 92.31 | 35.71 | 7.69 |
| 晚播瓜类 | 100 | 84.62 | 0 | 15.38 | 93.18 | 74.55 | 6.82 | 25.45 | 100 | 83.02 | 0 | 16.98 | 93.18 | 60.29 | 6.82 | 39.71 |
| 小麦 | 100 | 100 | 0 | 0 | 100 | 100 | 0 | 0 | 100 | 100 | 0 | 0 | 100 | 98.35 | 0 | 1.65 |
| 小麦玉米套种 | 100 | 100 | 0 | 0 | 91.89 | 97.14 | 8.11 | 2.86 | 100 | 97.37 | 0 | 2.63 | 100 | 100 | 0 | 0 |
| 林草地 | 98.36 | 100 | 1.64 | 0 | 96.72 | 96.72 | 3.28 | 3.28 | 95.08 | 100 | 4.92 | 0 | 98.36 | 100 | 1.64 | 0 |
| 总体分类精度/% | 90.66 | | | | 89.54 | | | | 91.77 | | | | 87.88 | | | |
| Kappa 系数 | 0.90 | | | | 0.88 | | | | 0.91 | | | | 0.86 | | | |

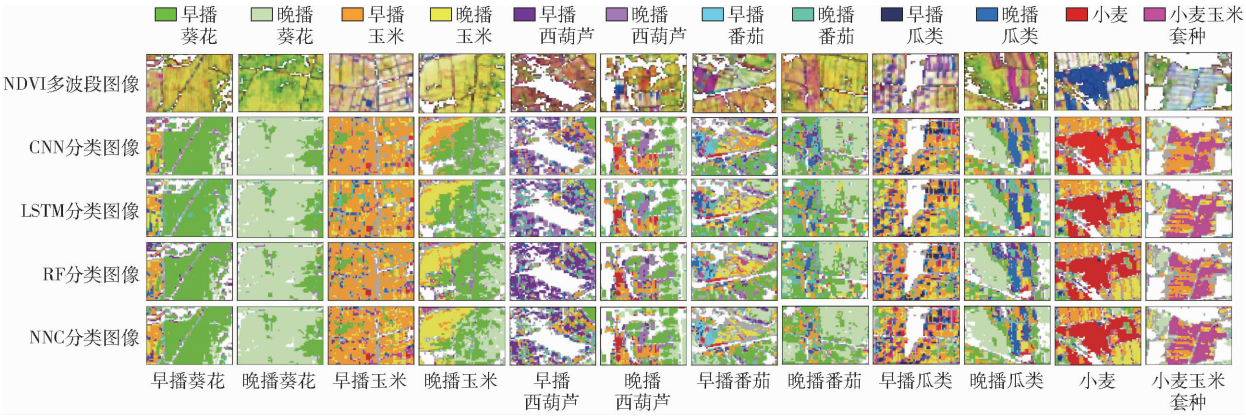


图 10 作物早晚播分类结果细部特征

Fig. 10 Crop early and late sowing classification-detailed map of classification results

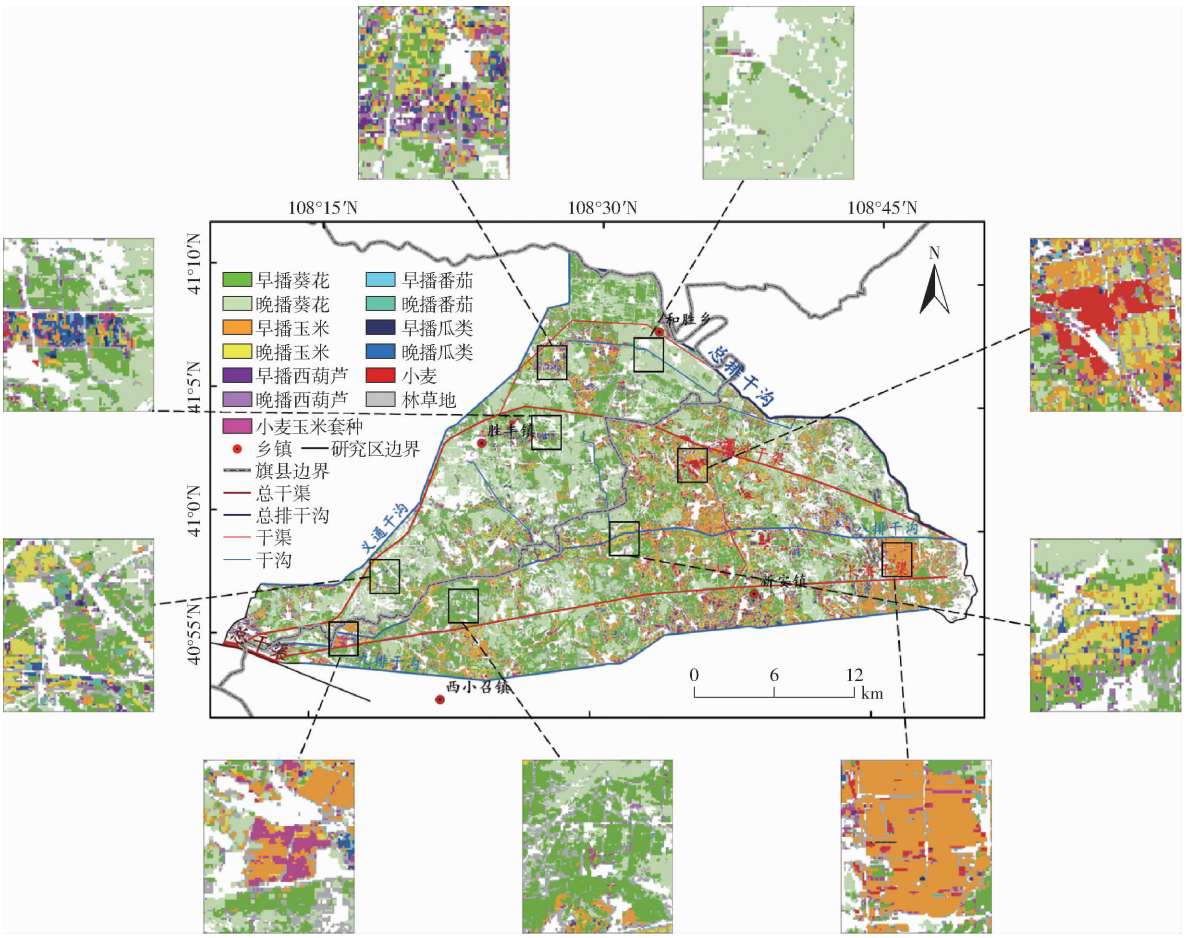


图 11 CNN 分类结果

Fig. 11 CNN classification results

**表 4 作物早晚播分类面积统计**

**Tab. 4 Area statistics after classification**

| 参数 | 早播葵花 | 晚播葵花 | 早播玉米 | 晚播玉米 | 早播西葫芦 | 晚播西葫芦 | 早播番茄 | 晚播番茄 | 早播瓜类 | 晚播瓜类 | 小麦 | 小麦玉米套作 | 合计 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 面积/hm$^2$ | 17 908.95 | 22 391.19 | 7 963.98 | 4 042.02 | 707.02 | 2 647.99 | 153.41 | 780.39 | 186.76 | 1 047.19 | 787.06 | 1 787.56 | 60 403.52 |
| 农田占比/% | 29.65 | 37.07 | 13.18 | 6.69 | 1.17 | 4.38 | 0.25 | 1.29 | 0.31 | 1.73 | 1.30 | 2.96 | 100 |
| 同类作物占比/% | 44.44 | 55.56 | 66.33 | 33.67 | 21.07 | 78.93 | 16.43 | 83.57 | 15.14 | 84.86 | | | |

特前旗新安农场。小麦单种主要分布在乌拉特前旗境内,土地平整,灌溉便利,通常在麦收后还会进行复种,小麦玉米套种也主要分布在乌拉特前旗境内。

## 4　讨论

### 4.1　作物早晚播主要影响因素

灌水时间、土壤质地、土壤盐渍化程度及上市时间是影响作物早晚播的主要因素。研究区春灌时间为 4 月初至 5 月底，期间通过上下游渠道配水、左右渠系联动、高低位渠口组合方式进行灌溉调度。葵花由于其耐盐碱性，大部分种植在轻度、中度盐渍化农田，等春灌补充土壤水分并淋洗土壤盐分后播种。玉米种植一般需前一年秋浇保墒，仅少量早播玉米次年春灌完成后播种。西葫芦、番茄等菜类作物及西瓜，为保证持续供应或尽早上市，普遍需前一年秋浇保墒后种植，蜜瓜因对土壤水分要求较高，在春灌后播种[31]。由此可见，春灌时间是影响葵花、少部分玉米及蜜瓜播种早晚的关键因素：春灌时间早，利于作物早播；春灌时间晚，农田含水率较高，播种则需相应推迟。土壤质地和上市时间是玉米、西葫芦、西瓜、番茄等（需前一年秋浇）作物种植时间的主要影响因素。

研究区土壤以砂壤土为主，春季砂壤土升温快，适宜玉米、西葫芦、番茄、西瓜等早播作物种植；黏性土升温慢，为防止低温烂种，播种时间显著滞后于砂壤土区域。从市场调控角度，为调整上市周期、稳定市场价格，同类作物的早晚播时间可相差 10 ~ 30 d，这进一步影响了西葫芦、番茄、西瓜等作物的播种时间。在盐渍化区域，盐分易在土壤表层积聚，过高的盐分浓度会导致种子吸水困难、发芽率降低，因此需等待春季灌溉后表层盐分降至作物耐受范围再播种，这也是葵花依赖春灌的原因。总体而言，砂土与轻盐碱化区域中，前一年秋浇地种植的玉米、西瓜及菜类作物因土壤回温快，可结合上市时间灵活调整播种；而葵花、部分玉米及蜜瓜则需根据来水时间、盐分淋洗情况及墒情适时播种。

### 4.2　NDVI 时序特征对播期差异的动态响应

同类作物的生长周期相对固定，实际生产中，由于播种时间早晚，导致作物生育期存在差异，可通过 NDVI 时序特征揭示[32]。通过分析 NDVI 时间序列曲线的形态、峰值和斜率，推断作物播种时间。作物 NDVI 从播种时的裸土值到开始显著上升阶段，对应播种–幼苗生长的起始阶段。相对于晚播作物，早播作物 NDVI 曲线通常会提前进入上升期，峰值出现得更早，持续时间更长，其 NDVI 曲线上升段斜率较晚播作物平均高 23.5%，这一差异在不同作物上的表现一致。将播种期差异纳入作物分类的分析维度后，分类精度可达 91.77%。研究结果表明基于时序 NDVI 特征能有效捕捉作物生长的时空特征，能有效识别作物播期差异，为作物早晚播空间分布遥感识别提供重要技术支持。

### 4.3　作物播期差异遥感识别对农业生产管理的指导意义

时序遥感捕捉作物播期差异产生的生长节律特征，已成为破解农业水资源高效配置[33]、生长精准化调控及灾害科学化防控的核心技术支撑。基于时序 NDVI 特征识别早晚播作物生育进程实施分阶段管理，义通灌域早播作物需水临界期较晚播作物平均提前 10 ~ 15d，根据早晚播作物需水临界期实时分阶段灌溉，对实施农业高效节水具有重要意义。根据早晚播作物关键生育期差异，实时精准指导农户及时合理施肥。结合天气预报针对不同播期作物的生长特性制定差异化收获策略[34]。对于早播作物，预判极端天气可能导致的倒伏、烂种风险，指导农户提前排水、适时收获；针对晚播作物，综合其生长进程与光照条件，科学调整收获时间，确保籽粒充分成熟，实现产量与质量的双重提升。

## 5　结论

（1）在识别早晚播作物的敏感阶段（出苗至生育高峰期），早播作物 NDVI 曲线斜率较晚播作物高 3% ~13%，相邻日期差值也增大 2% ~13%。早播作物凭借更快的生长速率和更显著的波动幅度，与晚播作物形成鲜明的特征差异。早播作物的生长进程显著提前：早播玉米快速生长期比晚播玉米提前 7 ~ 13 d，早播葵花提前 10 ~ 16 d。早播西葫芦生长高峰期较晚播提前 12 ~ 24 d，早播番茄提前 5 ~ 20 d，早播瓜类更是提前 18 ~ 35 d。

（2）作物早晚播敏感生育阶段内早播作物的 NDVI 均值比晚播作物高 0.1 ~ 0.3。NDVI 特征差异时序显著，可用于构建早晚播作物分类阈值。通过计算敏感时段内样本 NDVI 相邻时序差值均值 MD 和斜率均值 MS 作为双阈值，可有效区分早晚播作物。

（3）机器学习算法 RF 与深度学习算法 CNN 分类效果理想，总体精度分别为 91.77% 和 90.66%，Kappa 系数达 0.91 和 0.90。其中 CNN 模型分类图空间连续性强、破碎度低，在田埂识别与相邻作物边界识别上优势显著，也进一步说明了该模型在时序特征与空间结构融合上的独特优势。

（4）义通灌域葵花种植面积最大，占农田总面积 66.72%，其中早播葵花占葵花总面积的 44.44%，晚播葵花占 55.56%，葵花早晚播主要与春灌时间有关，春灌越早，葵花播种越早，春灌越晚，葵花播种越晚。玉米种植面积其次，占农田面积的 19.87%，其中早播玉米占玉米总面积 66.33%，晚

播玉米占 33.67%,种植玉米的农田一般在前一年需要秋浇,部分晚播玉米在春灌后播种。西葫芦、瓜类、番茄等经济作物呈零散分布,其中早播瓜类生长峰值期较晚播提前 18 ~ 35 d,可抢在 7 月高温前成熟,瓜类早晚播面积比为 1∶5.6,体现了瓜类错峰上市降低市场价格波动风险的种植策略。

## 参 考 文 献


[1] 荀兰,解毅. 基于客观赋权法和集成学习的作物遥感分类研究[J]. 农业机械学报,2025,56(2):370 - 380.
XUN Lan, XIE Yi. Remote sensing crop classification based on objective weighting method and ensemble learning[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(2): 370 - 380. (in Chinese)

[2] 竞霞,叶启星,李冰玉,等. 基于全波段 SIF 光谱形状特征的小麦条锈病遥感监测[J]. 农业机械学报,2025,56(6):468 - 476.
JING Xia, YE Qixing, LI Bingyu, et al. Remote sensing monitoring of wheat stripe rust based on shape characteristics of full-spectrum SIF[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2025,56(6):468 - 476. (in Chinese)

[3] 黄元嘉,霍艾迪,曹馨升,等. 基于 SWAT - EPIC 耦合模型的区域苹果单产模拟及土壤碳动态评估[J]. 农业工程学报,2025,41(11):98 - 106.
HUANG Yuanjia, HUO Aidi, CAO Xinsheng, et al. Regional apple yield simulation and soil carbon dynamics assessment using the SWAT - EPIC coupled model[J]. Transactions of the CSAE,2025,41(11):98 - 106. (in Chinese)

[4] 宋林霖,王红姝,许耀文. 兴凯湖灌区农业生产水足迹时空演变特征与水资源承载力评价[J]. 农业机械学报,2025,56(3):437 - 450.
SONG Linlin, WANG Hongshu, XU Yaowen. Characteristics of spatial and temporal evolution of water footprint of agricultural production and evaluation of water resources carrying capacity in Xingkai Lake irrigation district[J] Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2025,56(3):437 - 450. (in Chinese)

[5] 李孝鹏,向玉云,张培君,等. 农业领域自然语言理解技术应用综述[J]. 农业机械学报,2025,56(10):200 - 222.
LI Xiaopeng, XIANG Yuyun, ZHANG Peijun, et al. Natural language understanding in agriculture: a comprehensive review of technologies and applications[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025,56(10):200 - 222. (in Chinese)

[6] 贾麟,马飞扬,徐征鑫,等. 基于时空耦合的玉米播种位置预测系统设计与试验[J]. 农业机械学报, 2025, 56(6): 146 - 154.
JIA Lin, MA Feiyang, XU Zhengxin, et al. Design and test of maize sowing position prediction system based on spatial-temporal coupling[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(6): 146 - 154. (in Chinese)

[7] WANG W, WEI Y, HAO L, et al. Soil moisture forecasting in wireless sensor networks via spatiotemporal graph convolutional networks[J]. Vadose Zone Journal,2025,24(1): e70000.

[8] 陈先冠,冯利平,白慧卿,等. 小麦模型算法集成平台构建与算法比较[J]. 农业机械学报,2022,53(6):237 - 249.
CHEN Xianguan, FENG Liping, BAI Huiqing, et. al. Establishment of wheat model algorithms integration platform and algorithm comparison[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022,53(6):237 - 249. (in Chinese)

[9] 薛秉愉,王聪,胡琼,等. 湖北省主要农作物关键物候期时空分异特征及影响因素分析[J]. 生态学报,2025,45(18):8970 - 8985.
XUE Bingyu, WANG Cong, HU Qiong, et al. Characterization of spatial-temporal variability and influencing factors of key phonollgical period of major crops in Hubei province[J]. Acta Ecologica Sinica, 2025,45(18):8970 - 8985. (in Chinese)

[10] 张友昌,黄晓莉,胡爱兵,等. 长江流域麦/油后直播棉花播种时间下限研究[J]. 棉花学报,2021,33(2):155 - 168.
ZHANG Youchang, HUANG Xiaoli, HU Aibin, et al. Study on the limitation of late sowing date on cotton planted after wheat/rape in the Yangtze River Basin[J]. Cotton Science,2021,33(2):155 - 168. (in Chinese)

[11] 张晓春,况梦柯,史良胜,等. 基于多源遥感 NDVI 时序曲线特征的田区尺度冬小麦物候期提取[J]. 农业工程学报,2025,41(1):181 - 191.
ZHANG Xiaocun, KUANG Mengke, SHI Liangsheng, et al. Extracting the phenological periods of winter wheat at field scale based on the characteristics of NDVI time series curves from multisource remote sensing images[J]. Transactions of the CSAE, 2025,41(1):181 - 191. (in Chinese)

[12] 吴立峰,徐文浩,裴青宝. 基于无人机影像与机器学习的柑橘产量估测研究[J]. 农业机械学报,2024,55(12):294 - 305.
WU Lifeng, XU Wenhao, PEI Qingbao. Citrus yield estimation by integrating UAV imagery and machine learning[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2024,55(12):294 - 305. (in Chinese)

[13] 张圣微,杨林,叶德成,等. 基于深度学习的内蒙古河套灌区 2000—2021 年种植结构提取与动态[J]. 农业工程学报,2023,39(18):142 - 150.
ZHANG Shengwei, YANG Lin, YE Decheng, et al. Extraction and dynamics of planting structure in the Inner Mongolia Hetao Irrigation area from 2000 to 2021 based on deep learning[J]. Transactions of the CSAE,2023,39(18):142 - 150. (in Chinese)

[14] 杨俊,丁峰,陈晨,等. 小麦生物量及产量与无人机图像特征参数的相关性[J]. 农业工程学报,2019,35(23):104 - 110.
YANG Jun, DING Feng, CHEN Chen, et, al. Correlation of wheat biomass and yield with UAV image characteristics[J]. Transactions of the CSAE,2019,35(23):104 - 110. (in Chinese)

[15] 朱惠斌,李仕,白丽珍,等. 基于改进 YOLO v8 的玉米大豆间套复种作物行导航线提取方法[J]. 农业机械学报,2025,56(6):205 - 217.
ZHU Huibin, LI Shi, BAI Lizhen, et al. Extraction method of navigation lines for maize-soybean intercropping based on improved YOLO v8[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2025,56(6):205 - 217. (in Chinese)

[16] WU Y, JIA Y, LI L, et al. Ecological health evaluation of Yellow River irrigation districts in Henan Province: a case study of the Zhaokou irrigation district[J]. Water,2025,17(8):1184.

[17] 姜伊兰,陈保旺,黄玉芳,等. 基于 Google Earth Engine 和 NDVI 时序差异指数的作物种植区提取[J]. 地球信息科学学

报,2021,23(5):938 - 947.
JIANG Yilan, CHENG Baowang, HUANG Yufang, et al. Crop panting area extraction based on Google Earth Engine and NDVI time series difference index[J]. Journal of Geo-information Science,2021,23(5):938 - 947. (in Chinese)
[18] 董雨昕,韩文霆,崔欣,等. 基于无人机与 Sentinel - 2A 遥感数据协同的裸土期土壤含盐量反演[J]. 农业机械学报,2025,56(6):434 - 445.
DONG Yuxin, HAN Wenting, CUI Xin, et al. Soil salinity inversion during bare soil period based on collaboration of UAV and Sentinel - 2A remote sensing data[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(6): 434 - 445. (in Chinese)
[19] AHMAD M, DISTEFANO S, KHAN M A, et al. A comprehensive survey for hyperspectral image classification: the evolution from conventional to transformers and Mamba models[J]. Neurocomputing, 2025,644:130428.
[20] 杜帅,肖玲君,查元源,等. 基于时序深度学习模型的河套灌区作物分类研究[J]. 节水灌溉,2025(4):1 - 7,15.
DU Shuai, XIAO Lingjun, ZHA Yuanyuan, et al. Crop type mapping in the Hetao Irrigation District based on a temporal deep learning model[J]. Water Saving Irrigation, 2025(4): 1 - 7,15. (in Chinese)
[21] VATKAR S, KULKARNI S. An adaptive deep learning approach for identification of crop-types from remote sensing images [J]. Evolving Systems,2025,16(2):74.
[22] 王子航,常啥,张瑶,等. 基于 CNN - LSTM 的苹果树种植区域提取[J]. 农业机械学报,2024,55(增刊 2):277 - 285.
WANG Zihang, CHANG Han, ZHANG Yao,et,al. Apple planting area extraction based on improved CNN - LSTM model[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(Supp. 2): 277 - 285. (in Chinese)
[23] 赵劲昌,孙晓芳,王猛,等. 基于光学和雷达遥感数据的青藏高原农牧地识别[J]. 遥感技术与应用,2025,40(3):695 - 707.
ZHAO Jinchang, XUN Xiaofang, WANG Meng, et al. Identification of agricultural and pastoral lands on the Tibetan Plateau based on optical and radar remote sensing data[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2025, 40(3): 695 - 707. (in Chinese)
[24] 侯卓涵,于颖,杨曦光. 长时间序列多源遥感数据的森林干扰提取[J]. 应用生态学报,2025,36(6):1722 - 1730.
HOU Zhuohan, YU Ying, YANG Xiguang. Extraction of forest disturbance information from multi-source and long-term series of remote sensing data[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2025, 36(6): 1722 - 1730. (in Chinese)
[25] 白燕英,杨荣花,王会永,等. 基于 NDVI 时序特征的作物样本扩充与遥感精细识别[J]. 农业机械学报,2025,56(5):370 - 383.
BAI Yanying, YANG Ronghua, WANG Huiyong, et al. Crop sample expansion and fine remote-sensing recognition using NDVI time-series characteristics[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(5): 370 - 383. (in Chinese)
[26] 姚荣涵,张文松,贾磊,等. 基于时空特性和深度学习的地铁基坑周边建筑物沉降估算模型[J]. 岩石力学与工程学报,2025,44(增刊 1):196 - 205.
YAO Ronghan, ZHANG Wensong, JIA Lei, et al. Estimation model for building settlement around subway foundation pit based on spatiotemporal characteristics and deep learning[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering,2025,44(Supp. 1):196 - 205. (in Chinese)
[27] 李欣庭,张峰,冯洁. 卷积神经网络结合改进光谱处理方法用于马铃薯病害检测[J]. 光谱学与光谱分析,2024,44(1):215 - 224.
LI Xinting, ZHANG Feng, FENG Jie. Convolutional neural network combined with improved spectral processing method for potato disease detection[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis,2024,44(1):215 - 224. (in Chinese)
[28] 曾心,郭茂森,张昕,等. 基于 Bi - LSTM 网络的游标传感器输出解调技术[J]. 光谱学与光谱分析,2025,45(5):1257 - 1263.
ZENG Xin, GUO Maosen, ZHANG Xin, et al. Output demodulation technology of vernier effect sensor based on Bi - LSTM network[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis,2025,45(5): 1257 - 1263. (in Chinese)
[29] JI S,LI W,ZHANG B, et al. Multivariate prediction soft sensor model for truck cranes based on graph convolutional network and random forest[J]. Actuators,2024,13(9):357.
[30] 封润泽,韩鑫,兰玉彬,等. 基于高光谱和 CNN - LSTM 的白菜叶片铜胁迫分析与分类模型研究[J]. 农业机械学报,2025,56(6):477 - 486.
FENG Runze, HAN Xin, LAN Yubin, et al. Analysis and non-destructive monitoring of Chinese cabbage leaf copper stress based on hyperspectral and CNN - LSTM[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(6): 477 - 486. (in Chinese)
[31] 杨新民,刘永胜,何峰,等. 浅析乌拉特灌域农田灌溉水有效利用系数测算分析流程[J]. 内蒙古水利,2025(2):78 - 79.
[32] 吴喜芳,化仕浩,张莎,等. 基于多物候特征指数相关性迁移的冬小麦多年份分布信息识别[J]. 农业机械学报,2024,55(12):268 - 277,353.
WU Xifang, HUA Shihao,ZHANG Sha, et al. Identification of multi-years distribution information of winter wheat based on correlation transfer of multi-phenological feature indices[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(12): 268 - 277, 353. (in Chinese)
[33] 时荣超,郭文忠. 农业灌溉水资源优化配置研究进展[J]. 农业工程学报,2024,40(4):1 - 13.
SHI Rongchao, GUO Wenzhong. Research progress on theoptimal allocation of agricultural irrigation water resources[J]. Transactions of the CSAE, 2024, 40(4): 1 - 13. (in Chinese)
[34] KOOHIKERADEH E, GUMIERE J S, BONAKDARI H. NDMI-derived field-scale soil moisture prediction using ERA5 and LSTM for precision agriculture[J]. Sustainability, 2025,17(6):2399.