www.sciengine.com/CSD
ISSN 2096-2223
CN 11-6035/N

OPEN ACCESS
CC BY

文献 CSTR：
32001.14.11-6035.csd.2024.0182.zh
文献 DOI：
10.11922/11-6035.csd.2024.0182.zh
数据 DOI：
10.57760/sciencedb.16448

文献分类：地球科学

收稿日期：2024-11-06
录用日期：2025-07-02
发表日期：2026-02-09

* 论文通信作者
杨倩：yangqian@iga.ac.cn

专题 农业信息高质量图谱数据

2015–2023 年大安市农膜覆盖农田遥感数据集

唱隽逸[1]，杨倩[2*]，陶锋[2]，柴源[1]，陈立文[1]，肖扬[1]

1. 吉林建筑大学，长春 130108
2. 中国科学院东北地理与农业生态研究所，长春 130120

摘要：农田覆膜在保护性栽培中被广泛应用。遥感为监测覆膜农田时空变化提供了强有力的工具。在自然条件复杂、盐碱易累积的区域，覆膜农田空间分布及其变化仍缺乏针对性数据支撑。大安市具有松嫩平原西部区域地势低、盐碱易累积、土地贫瘠的特点，代表性强，所以本研究获取大安市 2015–2023 年覆膜农田时空分布数据并对其变化趋势进行分析。本数据集提出基于多时相遥感数据的归一化农膜指数（Normalized Agricultural Film Index，NAFI），并通过 Google Earth Engine（GEE）对 4 月和 5 月获取的 Landsat 8 OLI 和 Sentinel 2 MSI 影像进行了应用。借助 GEE 平台获取光谱特征和指数特征，设计 5 种特征组合方案，基于分类精度和性能指标选择最佳组合，在最优方案下运用随机森林算法实现覆膜农田遥感识别，构建了 2015–2023 年大安市覆膜农田时空分布栅格数据集。随机森林的总体分类精度范围为 92.04%至 99.27%，Kappa 系数在 0.87 至 0.98 之间。本数据集可作为区域尺度覆膜农田遥感识别与分析的参考数据。

关键词：覆膜农田；归一化农膜指数；特征优选；随机森林

数据库（集）基本信息简介

数据库（集）名称	2015–2023 大安市农膜覆盖农田遥感数据集
数据通信作者	杨倩（yangqian@iga.ac.cn）
数据作者	唱隽逸，杨倩，陶锋，柴源，陈立文，肖扬
数据时间范围	2015–2023年
地理区域	吉林省大安市（东经123°08′45″–124°21′56″，北纬44°57′00″–45°45′51″）位于吉林省西北部，白城市东部，西部与通榆县、洮南市相接，东部紧接黑龙江省肇源县，南部与前郭尔罗斯蒙古族自治县、乾安县为邻，北部与镇赉县以洮儿河为界，全区总面积4879 km^2。
空间分辨率	2015、2017年10 m，2016、2018–2023年30 m
数据量	10.70 GB
数据格式	*.TIFF, *.shp.
数据服务系统网址	https://doi.org/10.57760/sciencedb.16448
基金项目	国家重点研发计划（2021YFD1500103）；吉林省产业技术研究与开发专项（2023C036-1）。
数据库（集）组成	数据集共包括4个数据文件，其中：(1) YGYX.zip是原始影像数据，数据量10854.4 MB；(2) YBD.zip是样本点数据，数据量0.14 MB；(3) GYHZS.zip是归一化农膜遥感指数数据，数据量31 MB；(4) ZZFL.zip是最终分类数据，数据量22.1 MB.。

引　言

农田覆膜栽培技术是一种从国外引入的保护性栽培方法，能够调节光照、温度和水分条件，具备节水、保墒和保肥等功能。农膜可以提升土壤温度，减少水分蒸发，并有效抑制杂草生长。这种技术能够减少气候条件、人为因素和外界环境对作物的负面影响，从而显著提高作物的产量和质量[1]。然而，随着农膜的使用量增加和使用范围扩大，生态环境污染也逐渐严重。农膜具有易破碎、难降解、难回收的特点，会影响作物生长及食品安全[2]。因此，精确获取覆膜农田时空分布信息，有助于评估农膜分布对农田生态系统的影响及随之而来的残膜污染问题，能够为农膜合理使用、科学管理提供数据支持[3]。

利用遥感手段监测覆膜农田分布情况具有效率高、时效性高、覆盖范围广、数据源选择多等特点[4]。常见的数据源包括光学遥感数据（如 Landsat[5]、Sentinel[6]、高分一号[7]、吉林一号[4]、MODIS[8]等）和微波遥感数据（如 Radarsat[9]）。其中，高分一号和吉林一号系列数据源具有高空间分辨率和多光谱全色影像，造价高，不适合大面积监测。MODIS 系列数据源具有高时间分辨率和较广的覆盖范围，但空间分辨率较低[10]。Landsat 和 Sentinel 系列数据源具有分辨率较高、覆盖范围广和获取难度低等特点。Radarsat 系列数据源分辨率较高，不受云层和降雨的影响，但获取成本高[11]。

大安市土地资源丰富，耕地以种植粮食作物为主，位于世界著名的黄金玉米带，是国家商品粮基地。因为现有研究缺乏大安市覆膜农田遥感数据集，所以本研究基于 Google Earth Engine（GEE）平台，采用在 WGS84/UTM 51N 空间参考框架下的 Landsat-8、Sentinel-2 遥感卫星数据进行大安市农膜遥感分类数据生产。在 GEE 遥感云计算平台通过卫星影像生成光谱及指数的时间序列数据，利用特征重要性工具计算遥感识别特征的特征重要性分数并分析，由此构建归一化农膜识别指数，将得到的新指数特征与光谱特征和其他指数特征进行方案组合，确定覆膜农田遥感识别最优组合方案，最后通过随机森林算法进行覆膜农田遥感分类，得到大安市 2015–2023 年的覆膜农田时空分布信息，为该领域提供数据支撑。技术路线如图 1 所示。

1　数据采集和处理方法

1.1　数据来源及处理

1.1.1　遥感数据及预处理

研究区位于吉林省大安市（东经 123°08′45″–124°21′56″，北纬 44°57′00″–45°45′51″），地处吉林省西北部，白城市东部，西部与通榆县、洮南市相接，东部紧接黑龙江省肇源县，南部与前郭尔罗斯蒙古族自治县、乾安县为邻，北部与镇赉县以洮儿河为界，全区总面积 4879 km^2[12]。图 2 显示研究区地理位置及行政区，主要土地利用类型为耕地和牧场。本研究基于 GEE 遥感云计算平台提供的 Landsat-8 与 Sentinel-2 遥感影像数据集来开展覆膜农田遥感识别研究。

（1）Landsat-8 卫星遥感数据

由于 2015 年与 2017 年没有合适的 Sentinel-2 遥感数据，本研究借助 GEE 平台获取 Landsat-8 OLI 作为来源数据。该数据已完成大气校正。利用 GEE 平台提供的 filterDate 函数与 filterBounds 函数获取 2015 年与 2017 年遥感影像，并进行去云处理，最后使用 select 函数和 clip 函数选择波段并裁剪影像。2015 年和 2017 年分别使用 3 幅和 2 幅 Landsat-8 遥感影像。2015 年，研究区 5 月份影像有缺

失，为使影像完整，本研究利用 GEE 平台提供的 median 函数对 2015 年 5 月 22 日与 2015 年 6 月 14 日两景影像使用中值合成。而 4 月份影像是为与 5 月份影像构建归一化农膜指数，但 2015 年 4 月影像均被云遮挡，故选择 2015 年 3 月 26 日影像作为代替，2017 年则正常选择 4 月份及 5 月份的影像。

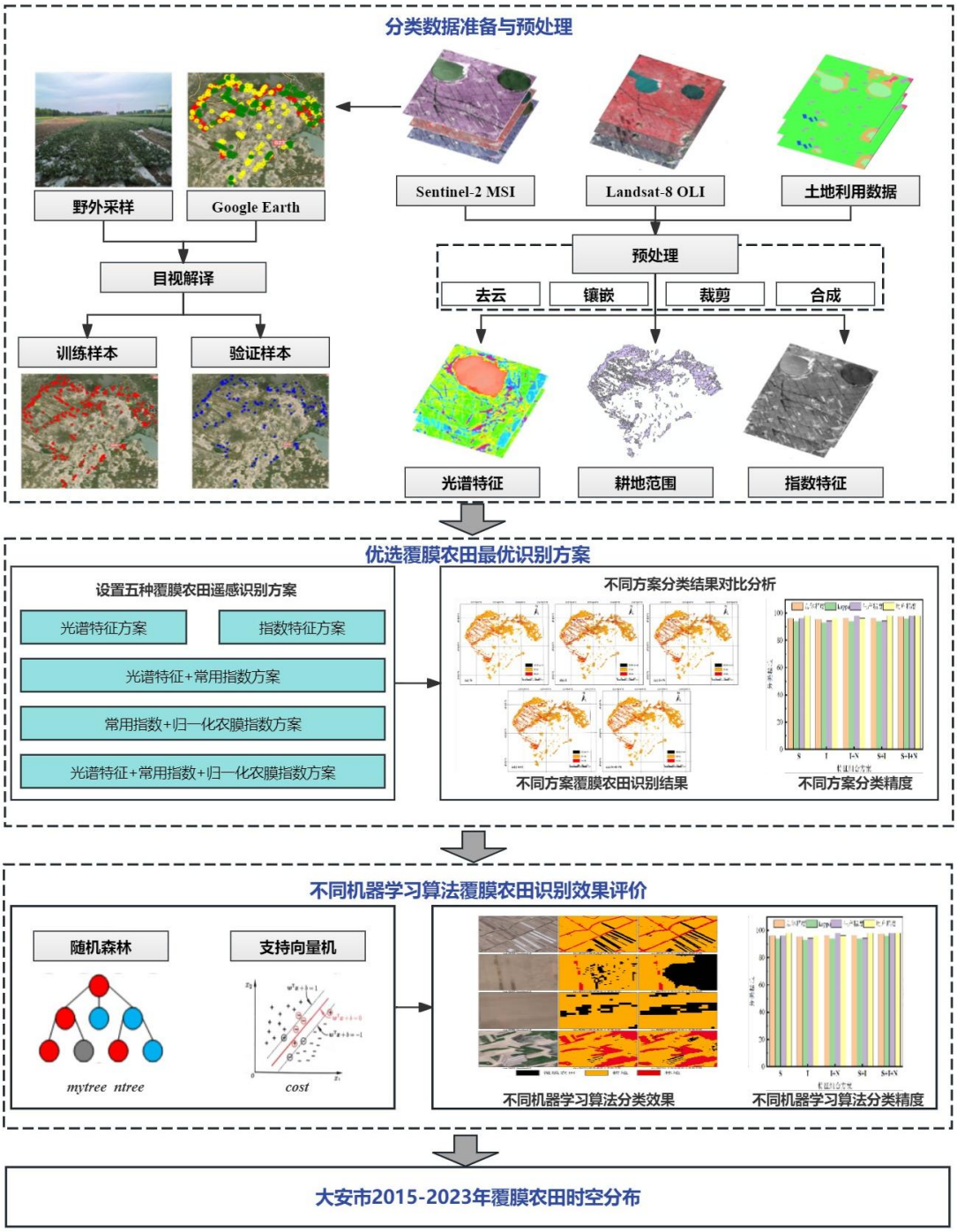

图 1　技术路线图

Figure 1　Technical workflow

（2）Sensinel-2 遥感影像数据

本研究借助 GEE 平台获取 Sentinel-2 MSI 多光谱影像数据集产品。利用 GEE 平台提供的 filterDate 函数与 filterBounds 函数获取 2016 年以及 2018–2023 年遥感影像，然后完成去云处理，最后使用 select 函数和 clip 函数选择波段并裁剪影像。

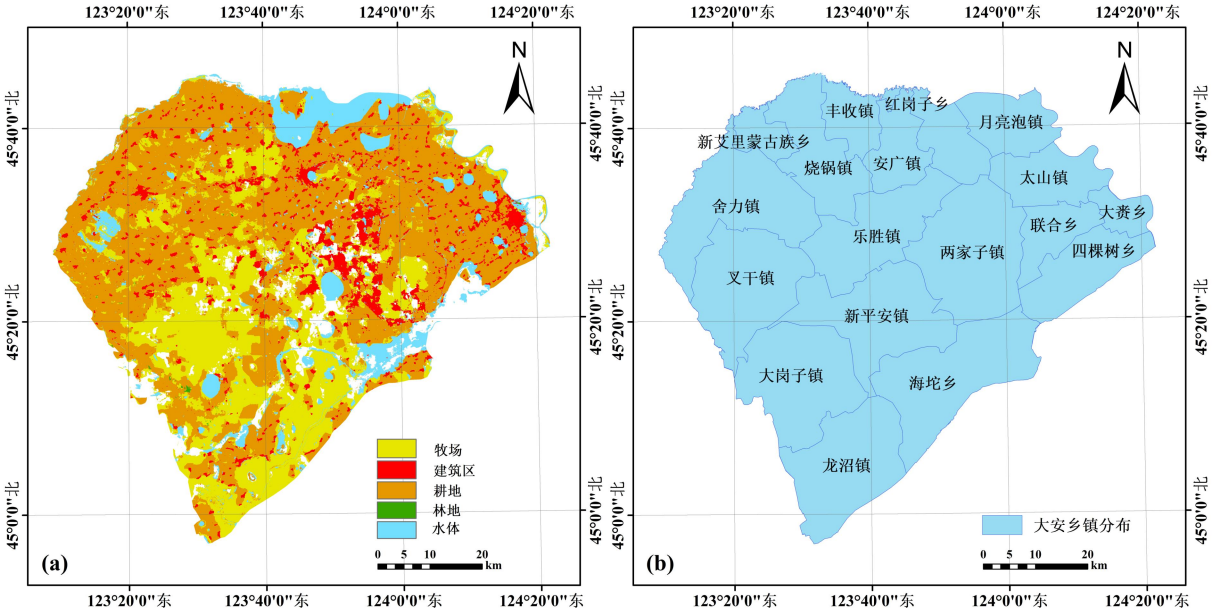

图 2　研究区概况图

Figure 2　Overview of the study area

1.1.2　实地调查和分类样本数据集

2022 年 7 月 5 日至 2022 年 7 月 6 日与 2023 年 6 月 18 日至 2023 年 6 月 21 日先后前往大安市开展调查，现场记录地物坐标、农膜类型、作物类型、植被高度。其中 2022 年采样覆膜农田地块 40 个，2023 年采样覆膜农田地块 159 个，共计采集 199 个覆膜农田样本点。结合覆膜农田的遥感解译特征，基于 Google Earth 高分辨率遥感影像和地面调查样点制作 2015–2023 年逐年分类样本数据集，样本点字段为点号、经度、纬度等。图 3 显示样本数据集的空间分布，覆膜农田主要集中在大安市北部区域。研究基于 GEE 平台提供的 randomColumn 函数将分类样本数据集分为训练样本及验证样本，其中 70%作为训练样本，30%作为验证样本。

1.1.3　辅助数据

为更准确地提取农膜覆盖农田信息，本数据集使用中国科学院地理科学与资源研究所 2015–2020 年 30 m 分辨率的中国土地利用遥感监测数据[13]确定耕地范围。

1.2　归一化农膜指数

1.2.1　光谱特征时间序列分析

光谱特征是遥感技术识别和分类的理论基础。覆膜农田的光谱反射特征会因覆膜作物物候期的变化而变化。在作物覆膜前，覆膜农田的遥感特征表现为裸土的特征；在覆膜作物茂盛期，覆膜农田的遥感特征表现为植被的特征[14]。本研究基于 GEE 遥感云计算平台获取分类样本在 Landsat-8 和 Sentinel-2 卫星遥感影像上的光谱反射率，主要选取影像的 Band1、Band2、Band3 和 Band4 四个波段生成分类样本数据的光谱特征时间序列曲线。图 4 显示 2017 年 4 月至 2017 年 8 月基于 Landsat-8 卫星影像获取的光谱特征时间序列，图 5 显示 2023 年 4 月至 2023 年 8 月基于 Sentinel-2 卫星影像获取的光谱特征时间序列。

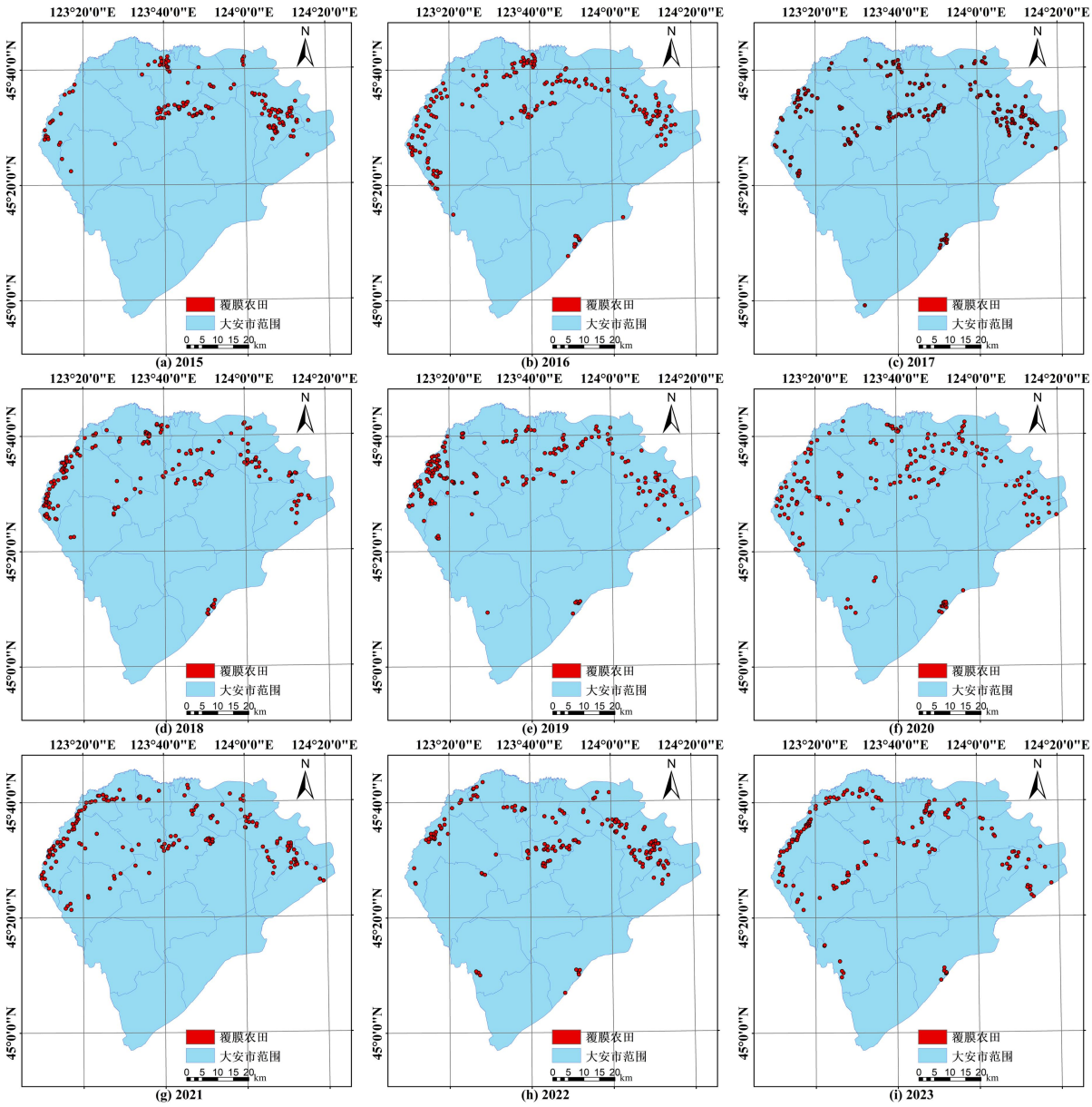

图 3　2015–2023 分类样本点空间分布图

Figure 3　Spatial distribution of classified sample points from 2015 to 2023

本研究将不同类别样本点的光谱反射率从低到高排序，选取位于中位数附近的分类样本点展开光谱特征时间序列分析，保证分类样本具有显著代表性。如图 4、图 5 所示，在 Landsat-8 与 Sentinel-2 卫星下，覆膜农田样点不同波段下的光谱反射率从 4 月到 5 月均表现为上涨趋势，而 5 月到 7 月呈下降趋势。综合 4 个波段在 4 月到 8 月的光谱反射率来看，覆膜农田的光谱反射率普遍高于无膜农田、林地，覆膜农田光谱反射率在 5 月份达到最高。

1.2.2　指数特征时间序列分析

遥感指数的时间序列变化随着农作物的生长过程呈现出季节性变化特征，可以用于监测覆膜农田的动态变化，为提取覆膜农田时空分布提供理论依据，也为制定土地管理和可持续发展计划提供数据支撑。本研究通过分析不同波段在 4 月至 8 月的遥感指数差异，使图像分类模型更精准地识别出覆膜农田、无膜农田和林地。

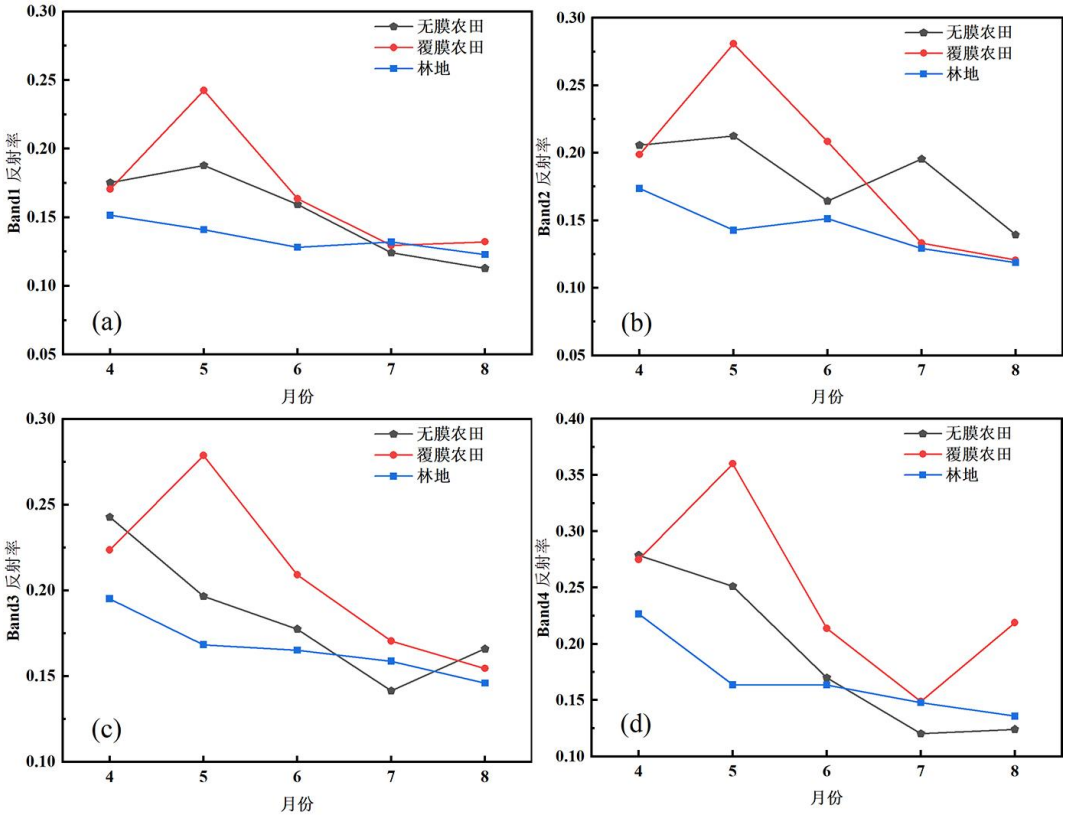

图 4　2017 年 Landsat-8 卫星光谱特征时间序列曲线图

Figure 4　Time series of Landsat-8 satellite spectral features in 2017

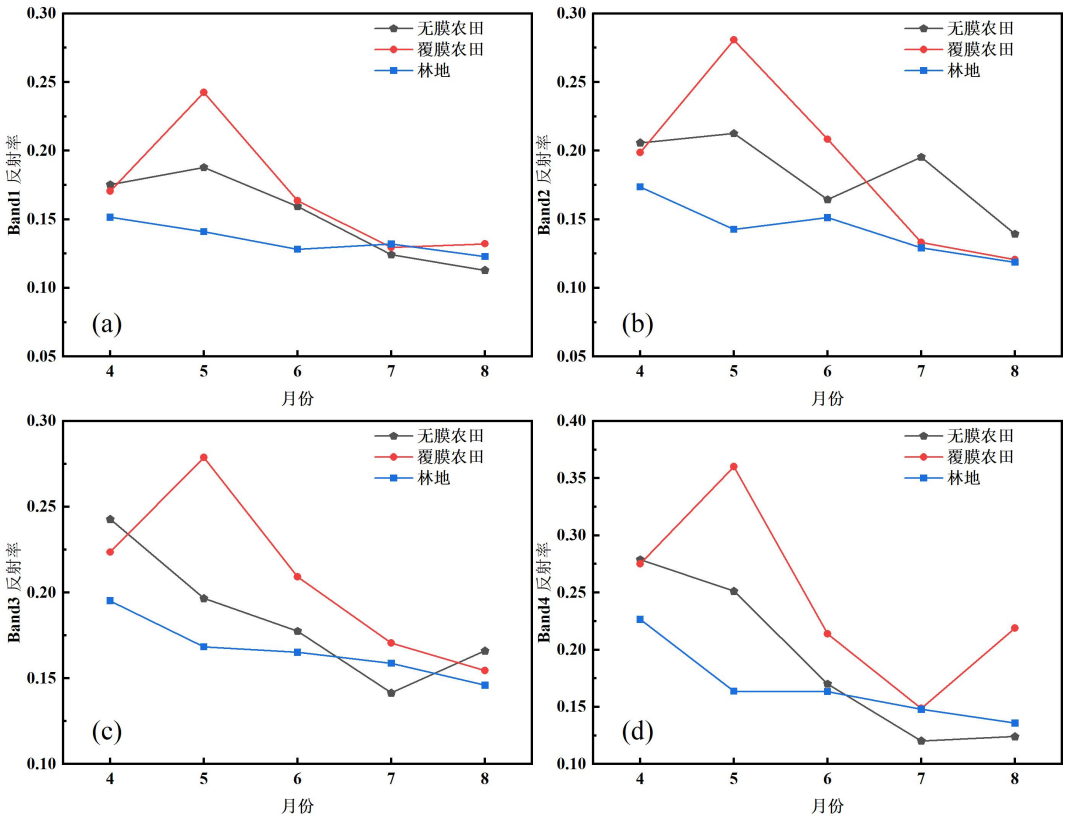

图 5　2023 年 Sentinel-2 卫星光谱特征时间序列曲线图

Figure 5　Time series of Sentinel-2 satellite spectral features in 2023

图 5 显示基于 2023 年 Sentinel-2 卫星遥感影像获取的 4 种遥感指数时间序列，包括 EVI、NDVI、NDBI 和 NDWI 指数。从图 6（a）中可以看出，覆膜农田与林地的 EVI 指数时间序列变化趋势相似，均在 7 月份达到最大值；林地在 5 月份数值明显高于其他两种地物类型，但在 7 月份和 8 月份低于其他两种类型。从图 6（b）中可以看出，三种地物类型的 NDWI 指数在不同月份存在明显差异，其中覆膜农田的 NDWI 在 5 月份达到最大值，在 7 月份达到最小值，5 月份三种地物类型的 NDWI 差异最明显。从图 6（c）中可以看出，覆膜农田和无膜农田的 NDBI 指数变化趋势接近，5 月份三种地物类型的 NDBI 差异最明显。从图 6（d）中可以看出，NDVI 和 EVI 指数变化趋势接近，5 月份三种地物类型的 NDVI 差异最明显。综上所述，基于 Sentinel-2 获取的不同遥感指数时间序列特征在 5 月份差异最明显。

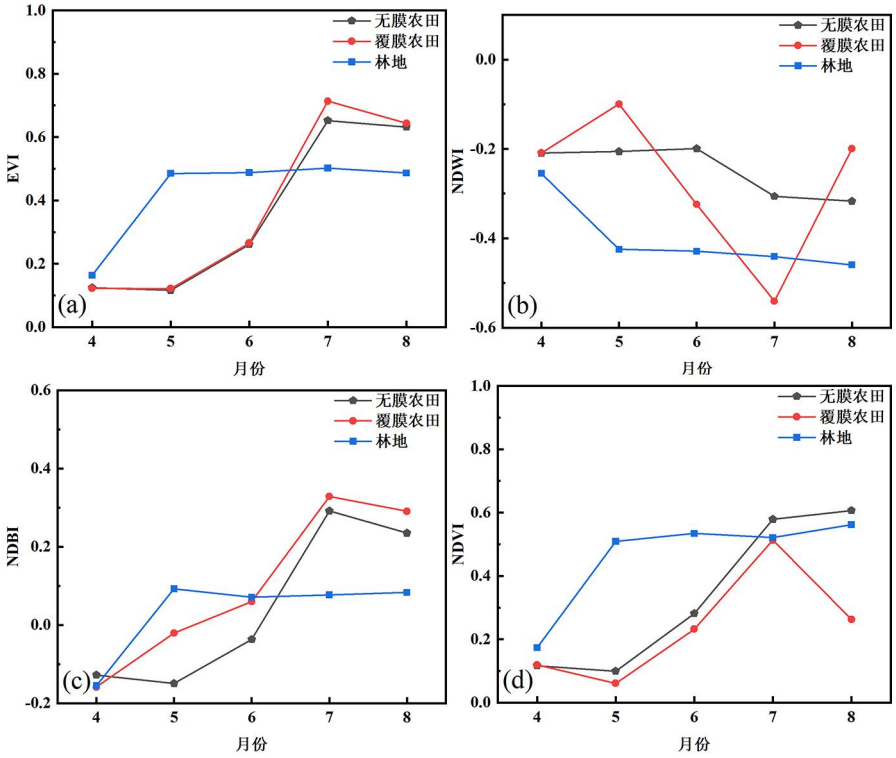

图 6　2023 年 Sentinel-2 卫星指数特征时间序列曲线图

Figure 6　Time series of Sentinel-2 satellite index features in 2023

图 7 显示基于 2017 年 Landsat-8 卫星遥感影像获取的 4 种遥感指数时间序列。从图 7（a）中可以看出，覆膜农田与无膜农田的 EVI 指数变化趋势接近，林地在 5 月份的 EVI 明显高于其他两种类型。从图 7（b）中可以看出，基于 Landsat-8 获取的不同地物类型 NDWI 指数差异小于基于 Sentinel-2 获取的结果，但是 5 月份三种地物类型的 NDWI 指数差异最明显。从图 7（c）中可以看出，地物类型对基于 Landsat-8 获取的 NDBI 指数影响明显，在 5 月份和 6 月份三种指数的差异最为明显。从图 7（d）中可以看出，基于 Landsat-8 和 Sentinel-2 获取的不同地物类型 NDVI 指数时间序列变化趋势比较接近，在 5 月份和 6 月份三种指数的差异最为明显。

1.2.3　覆膜农田识别最佳时相选择

覆膜农田的地物特征随着季节、气象条件和作物生长状态的变化而呈现出季节性变化特征。本研究在 2022 年 7 月与 2023 年 6 月先后在研究区开展两次地面农情调查。不论是基于 Landsat-8 卫星

还是 Sentinel-2 卫星获取的遥感识别特征，在 5 月份和 6 月份不同指数差异明显，具有区分度。大安市覆膜时间在 4 月中下旬，农膜的出现明显改变地表特征，考虑到植被生长状态对 6 月份遥感影像的影响，最终确定 5 月份为覆膜农田遥感识别最佳时相。

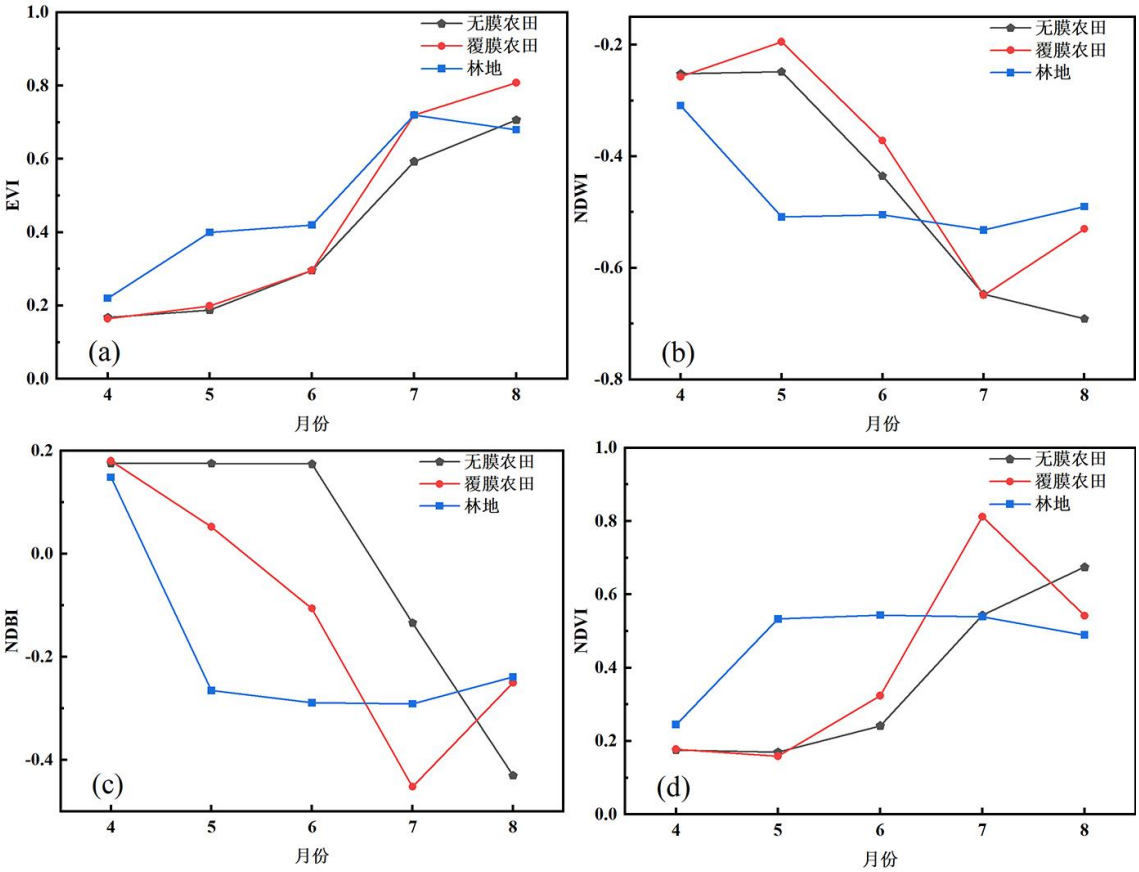

图 7　2017 年 Landsat-8 卫星指数特征时间序列曲线图

Figure 7　Time series of Landsat-8 satellite index features in 2017

1.2.4　归一化农膜指数构建

基于分类样本数据集的光谱特征和指数特征的季节性变化，借助 GEE 遥感云计算平台提供的随机森林算法开展特征重要性评估，确定覆膜农田遥感识别敏感波段，本文提出归一化农膜指数 NAFI，其定义为：

$$NAFI=\frac{B_{t1}-B_{t2}}{B_{t1}+B_{t2}} \tag{1}$$

其中，B 为覆膜农田遥感识别敏感波段，t1、t2 代表不同遥感影像的时相。

本数据集提取 2015 年和 2017 年 Landsat-8 卫星遥感影像不同波段特征重要性分数，分值越高，对遥感识别结果影响越大。B1 在 2015 年、2017 年的特征重要性分数最高，贡献远超其他波段。通过地面农情调查发现大安市农膜覆膜时间为 4 月中下旬，因而选择 4 月初影像和 5 月中下旬影像构建基于 Landsat-8 卫星的归一化农膜指数（LNAFI），其计算公式如下所示：

$$LNAFI=\frac{B1_{May}-B1_{April}}{B1_{May}+B1_{April}} \tag{2}$$

其中，$B1_{May}$ 为 Landsat-8 五月份 B1 波段反射率，$B1_{April}$ 为四月份 B1 波段反射率。

Sentinel-2 卫星遥感影像特征重要性分数 B2 在不同年份特征重要性分数最高，因而 Sentinel-2

的敏感波段为 B2。使用 4 月与 5 月的遥感影像，构建基于 Sentinel-2 的归一化农膜指数（SNAFI），其计算公式如下：

$$SNAFI=\frac{B2_{May}-B2_{April}}{B2_{May}+B2_{April}} \tag{3}$$

其中，$B2_{May}$ 为 Sentinel-2 五月份 B2 波段反射率，$B2_{April}$ 为四月份 B2 波段反射率。

1.2.5 不同指数在覆膜农田识别能力的表现

基于 GEE 遥感云计算平台，本研究获取了基于 Landsat-8 和 Sentinel-2 的大安市五种遥感指数影像，包括 EVI、NDWI、NDBI、NDVI、LNAFI。通过 GEE 遥感云计算平台提取覆膜农田样点阈值，最后用该阈值区间基于阈值法得到典型区域的覆膜农田分布。图 8 和图 9 分别显示基于 Landsat-8 和 Sentinel-2 获得的大安市不同指数及其阈值分割结果。从图 7 中可以看出，EVI 的阈值分类结果最差。NDVI 指数下的阈值分类结果优于 NDWI、NDBI，NDBI 的分类结果错分较多，对比 LNAFI 分类结果，NDVI 分类结果与其较为接近，但在部分地区还是存在错分情况，因此 LNAFI 覆膜农田识别效果要优于其他指数，但 LNAFI 的分类结果也有一些漏分的现象，所以单一的指数特征不能有效提取覆膜农田信息。

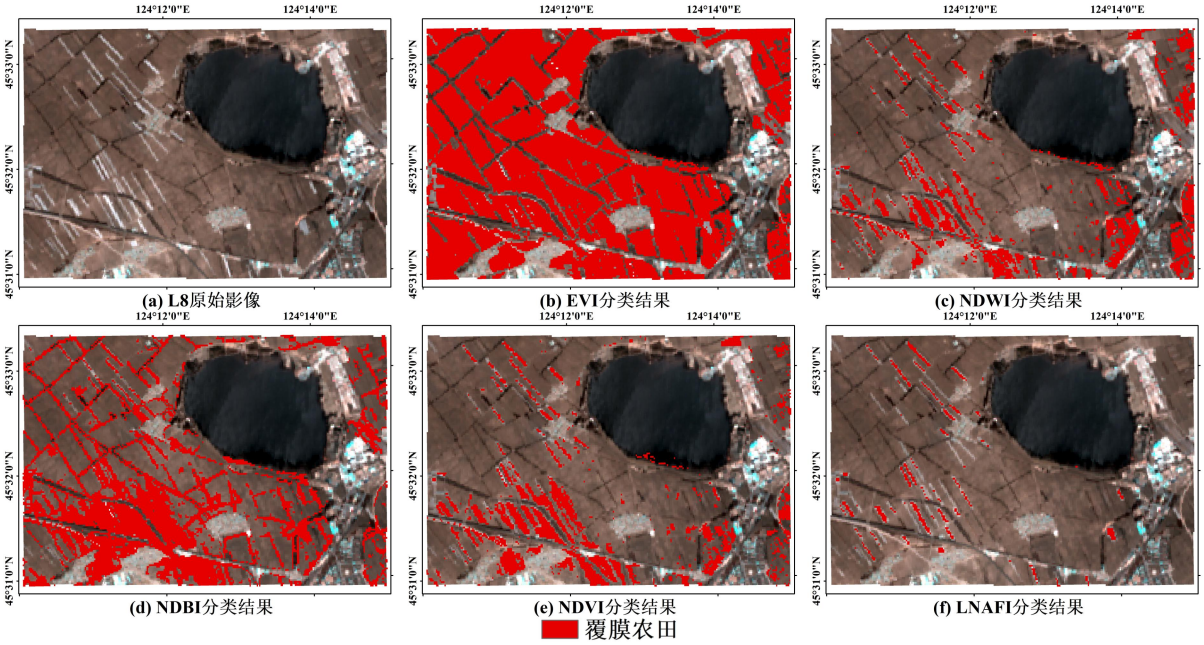

图 8　Landsat-8 卫星下大安市不同指数阈值法分类结果

Figure 8　Classification results of different index-based thresholding methods for Da'an using Landsat-8 satellite imagery

从图 9 可以看出，Sentinel-2 EVI 分类结果与 Landsat-8 EVI 分类结果相同，错分情况严重，由于影像分辨率增高，NDBI、NDWI、NDVI 错分情况有所改善，但 NDVI 指数分类结果碎斑较多，部分无膜农田也被识别为覆膜农田，SNAFI 指数错分情况较其他指数相比较少，特别是在地块边界区域及与覆膜农田特征相近地区。综上所述，本研究提出基于多时相、多传感器的归一化农膜指数在覆膜农田特征识别中的表现优于其他四种常用遥感指数，能够精准地突出覆膜农田遥感特征。

1.3 随机森林特征优选

本文基于遥感影像提取到的不同遥感识别特征设置五种特征组合方案，分别为光谱特征（S）、

常用指数特征（I）、常用指数+归一化农膜指数特征（I+N）、光谱+常用指数特征（S+I）、光谱+常用指数+归一化农膜指数特征（S+I+N）。评价不同特征组合方案对覆膜农田识别的表现，通过混淆矩阵计算的精度指标及其分类效果评价不同特征方案对算法模型的性能影响。

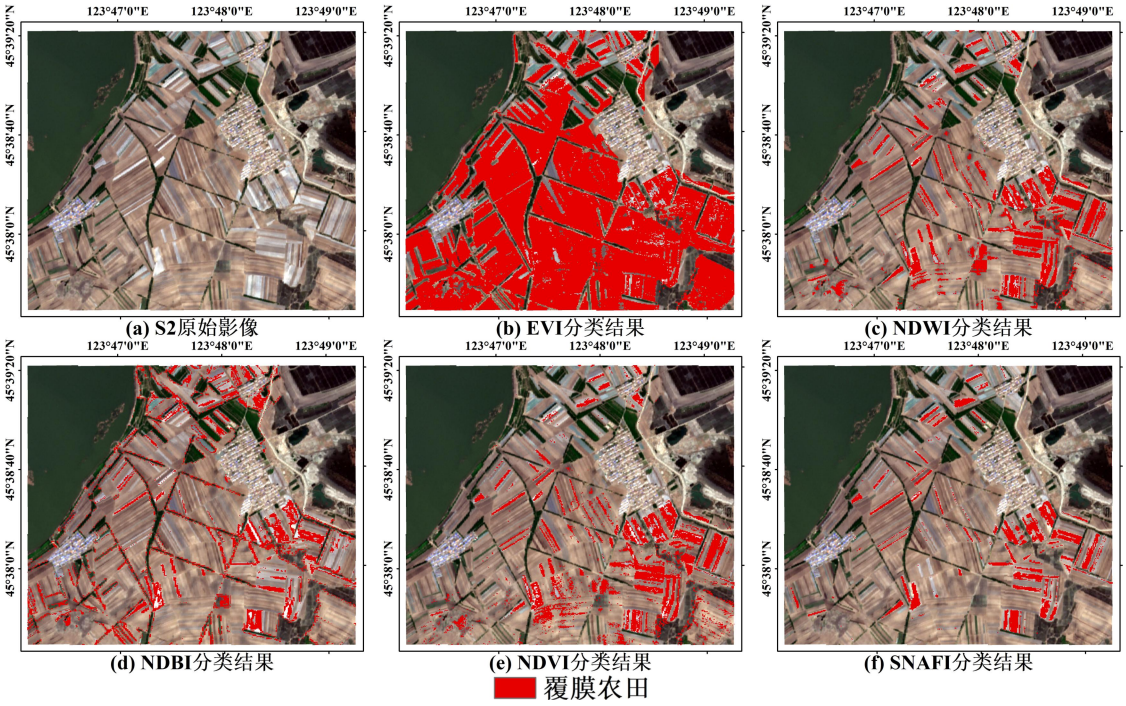

图 9　Sentinel-2 卫星下大安市不同指数阈值法分类结果

Figure 9　Classification results of different index-based thresholding methods for Da'an using Sentinel-2 satellite imagery

基于 GEE 遥感云计算平台，获取 2015 年 3 月份、5 月份和 6 月份以及 2017 年 4 月份和 5 月份 Landsat-8 遥感影像，计算 7 个波段的光谱特征和 5 个指数特征；获取 2016 年、2018-2023 年 4 月份和 5 月份 Sentinel-2 遥感影像，计算 10 个波段的光谱特征和 5 个指数特征，根据不同遥感识别特征组合方案并利用随机森林评估不同特征组合方案在覆膜农田遥感识别中的表现，基于混淆矩阵计算得到的精度指标及其分类效果确定最优特征组合方案。图 10 显示 2015–2023 年不同特征组合方案的分类精度计算结果，包括总体精度、Kappa 系数、生产精度和用户精度，可以看出，方案 S+I+N 分类总体精度、Kappa 系数均高于其他特征组合方案，且在生产精度与用户精度上高于其他方案，这说明方案 S+I+N 在覆膜农田的识别能力要优于其他方案。这说明本数据集提出的归一化农膜指数（NAFI）可以有效提高覆膜农田识别的精度。

1.4　随机森林分类结果

1.4.1　覆膜农田遥感识别分类结果

图 11 显示 2015-2023 年基于随机森林的大安市覆膜农田空间分布，特征组合方案为 S+I+N。其中，2015 年和 2017 年的遥感数据源为 Landsat-8，其余年份的数据源为 Sentinel-2。从图 10 可以看出，大安市覆膜农田的空间分布基本集中在大安市的北部、东部、中部和西北部区域。虽然研究中利用基于 Landsat-8 卫星提出的归一化农膜指数（LNAFI）提高覆膜农田在遥感识别中的精度，但从图中观察到在中南部区域还是有一些盐碱地区域被错分成农田，这主要由于盐碱地与覆膜农田的遥感识别特征较为接近。

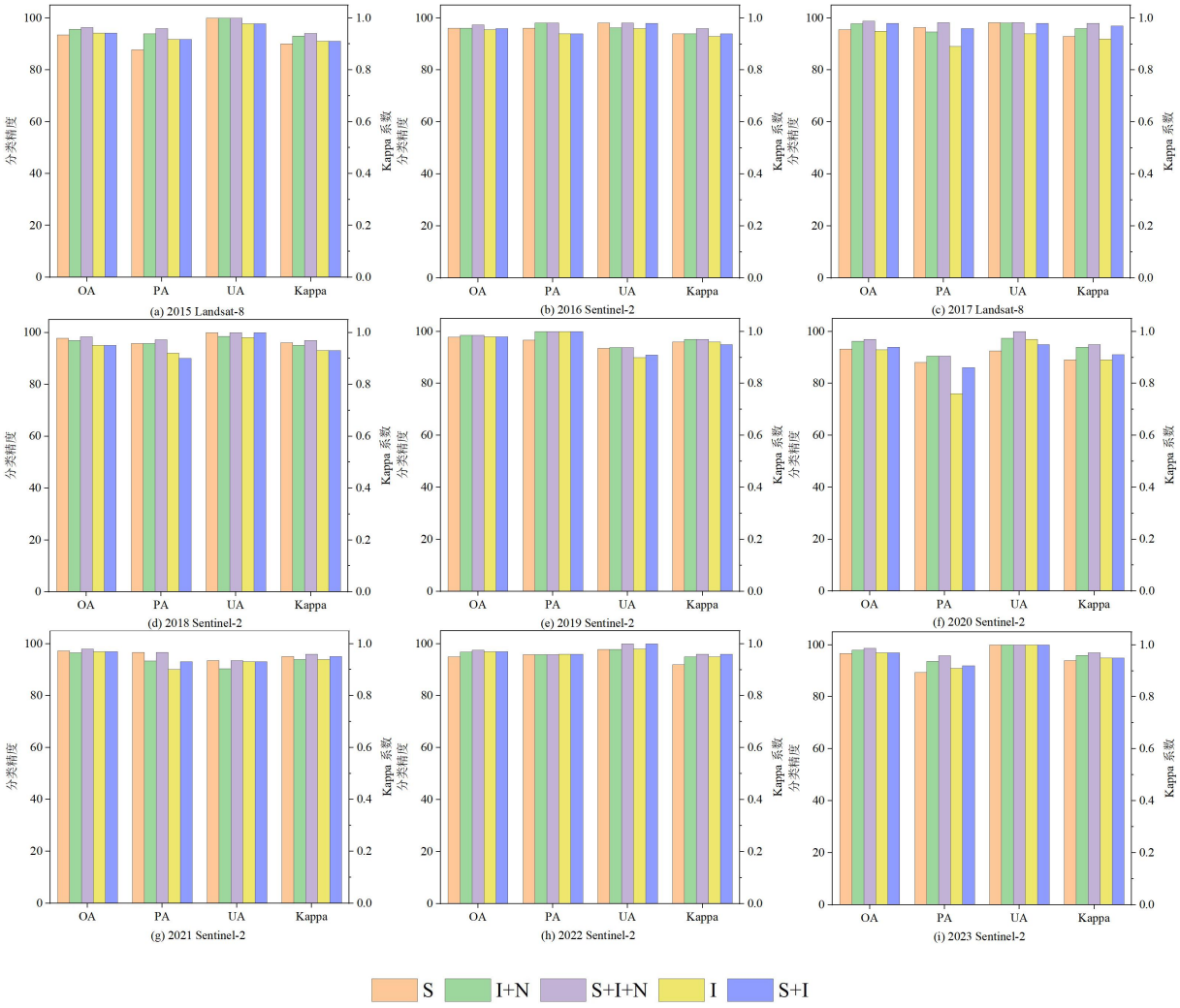

图 10　不同特征组合方案下覆膜农田分类精度

Figure 10　Classification accuracy of plastic-mulched farmland using different feature combination schemes

1.4.2　变化趋势

图 12 显示大安市 2015–2023 年覆膜农田变化趋势，大安市覆膜农田呈现波动增长趋势。总体而言，近 9 年覆膜农田平均面积为 33.39 km^2，占大安总面积的 0.68 %。2015 年覆膜农田面积最小，为 16.30 km^2，占大安总面积的 0.34%；2021 年覆膜农田面积最大，为 44.38 km^2，占大安总面积的 0.91%。基于线性回归模型计算年变化率，近九年覆膜农田每年面积增大约 2.34 km^2。

2　数据样本描述

通过对大安市 2015–2023 年覆膜农田的空间分布进行监测，将最终分类结果按年进行划分，实现数据集的构建。总数据量为 11343 MB，对应的压缩文件大小为 10953 MB。

（1）原始影像数据位于文件夹“YGYX”，每年的影像数据都有对应的年份命名。例如，2023 年遥感影像数据命名为“2023”。

（2）样本点数据位于文件夹“YBD”，每年的文件夹中都有三组样本点，分别是无膜农田（wumononngtian）、覆膜农田（fumononngtian）、林地（lindi）。例如，2015 年的覆膜农田样本点位于“2015YBD”文件夹中的“fumononngtian”。

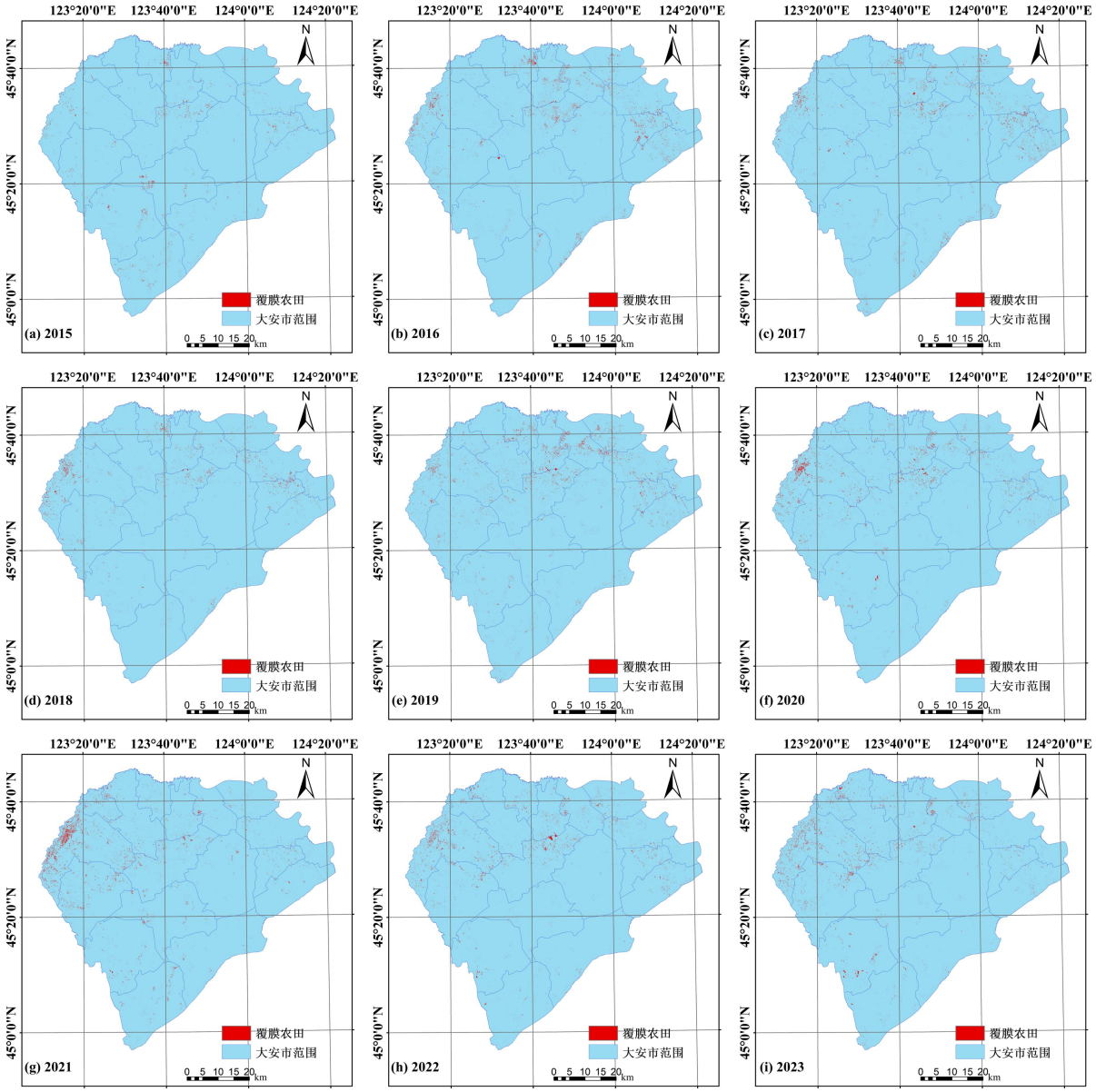

图 11　2015-2023 年随机森林遥感分类结果

Figure 11　Remote sensing classification results based on the random forest algorithm (2015–2023)

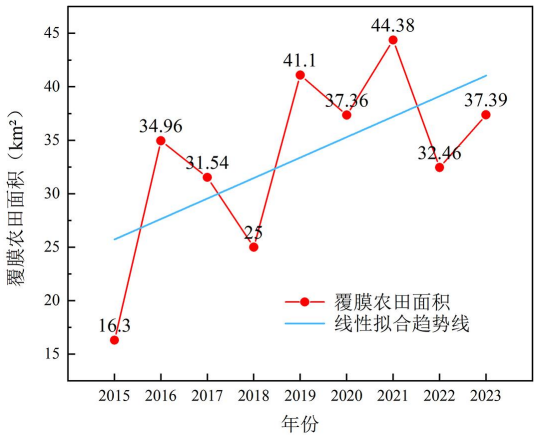

图 12　2015-2023 大安市覆膜农田面积统计图

Figure 12　Statistical of plastic-mulched farmland area in Da'an City from 2015 to 2023

（3）归一化农膜遥感指数数据位于文件夹“GYHZS”，每年的命名规则为年份-N。例如 2016 年归一化农膜遥感指数数据命名为“2016-N”。

（4）最终分类数据位于文件夹“ZZFL”，每年的命名规则为年份-S-I-N。例如 2018 年最终分类数据命名为“2018-S-I-N”。

3 数据质量控制和评估

3.1 精度评价指标

为评估遥感分类算法精度，本研究基于 GEE 遥感云计算平台提供的混淆矩阵函数工具，计算总体精度、Kappa 系数、用户精度与生产精度四种精度指标来实现精度评价。相关精度指标计算公式与基本信息如表 1 所示。

表 1　精度评价指标

Table 1　Accuracy evaluation metrics

精度指标	公式	公式参数说明
用户精度	$UA = X_{ii} / \sum_{j=1}^{r} X_{ji}$	N 表示样本的总和； X_{ii} 表示被正确分类的像元数； X_{ij} 表示误差矩阵中第 i 行 j 列的样本数； X_{ji} 表示误差矩阵中第 j 行 i 列的样本数； X_{i+} 为分类结果中第 i 类的总和； X_{+i} 为地表真实数据中第 i 类的总和； r 为误差矩阵的总列数； n 代表分类类别的数量；
生产精度	$PA = X_{ii} / \sum_{j=1}^{r} X_{ij}$	
总体精度	$OA = \sum_{i=1}^{r} X_{ii} / N$	
Kappa 系数	$K = \frac{N\sum_{i=1}^{r} X_{ii} - \sum_{i=1}^{r}(X_{i+}X_{+i})}{N^2 - \sum_{i=1}^{r}(X_{i+}X_{+i})}$	

3.2 精度评价结果

表 2 展示了 2015–2023 年随机森林算法分类精度。生产精度变化范围为 90.47%–100%，平均值为 96.44%，2019 年最高；用户精度变化范围为 93.54%–100%，平均值为 98.17%，2015、2018、2020、2022、2023 年最高；总体精度变化范围为 96.0%–98.87%，平均值为 97.83%，2017 年精度最高。Kappa 系数变化范围为 0.94–0.98，平均值为 0.96，2017 年最高。

表 2　2015-2023 年随机森林算法分类精度统计

Table 2　Classification accuracy statistics of random forest algorithm from 2015 to 2023

年份		覆膜农田	总体精度（%）	Kappa
2015	生产精度	95.91	96.40	0.94
	用户精度	100.00		
2016	生产精度	98.07	97.43	0.96

年份		覆膜农田	总体精度（%）	Kappa
	用户精度	98.07		
2017	生产精度	98.21	98.87	0.98
	用户精度	98.21		
2018	生产精度	97.18	98.32	0.97
	用户精度	100.00		
2019	生产精度	100.00	98.57	0.97
	用户精度	93.75		
2020	生产精度	90.47	96.89	0.95
	用户精度	100.00		
2021	生产精度	96.66	97.90	0.96
	用户精度	93.54		
2022	生产精度	95.74	97.46	0.96
	用户精度	100.00		
2023	生产精度	95.74	98.65	0.97
	用户精度	100.00		

4 数据使用方法和建议

本数据集是公开发布的大安市农膜空间分布数据，具有较高的空间分辨率和分类精度，可以为覆膜农田的监测提供可靠的数据来源，并具有较高的科学意义和实用价值。基于本数据集的制作经验，未来可探索引入深度学习算法对农膜进行提取，以进一步获得分类效果更优、精度更高的农膜数据集。

数据作者分工职责

唱隽逸（1999—），男，吉林通化人，硕士研究生，研究方向为农业遥感.主要承担工作：数据处理，撰写论文。

杨倩（1987—），女，甘肃定西人，博士，副研究员，研究方向为定量遥感，主要承担工作：构思框架，修改论文。

陶锋（1995—），男，河南新县人，硕士研究生，研究方向为农业遥感，主要承担工作：数据处理。

柴源（1989—），男，吉林长春人，博士，助理研究员，研究方向为定量遥感，主要承担工作：数据集制作。

陈立文（1986—），男，内蒙古兴安盟人，博士，讲师，研究方向为水文遥感，主要承担工作：图件制作、野外调查。

肖扬（1981—），男，吉林长春人，博士，讲师，研究方向为地理空间数据可视化表达与分析，主要承担工作：图件制作、野外调查。

参考文献

[1] 哈斯图亚, 陈仲新. 农田覆膜效益、环境影响与监测研究进展分析[J]. 中国农业资源与区划, 2017, 38(4): 1–8, 16. DOI: 10.7621/cjarrp.1005-9121.20170401. [HA S, CHEN Z X. Effects of plastic-mulching on agricultural production and environmental protection[J]. Chinese Journal of Agricultural Resources and Regional Planning, 2017, 38(4): 1–8, 16. DOI: 10.7621/cjarrp.1005-9121.20170401.]

[2] 张淑怡, 高维常, 蔡凯, 等. 农田土壤中微塑料污染状况与生态环境效应研究进展[J]. 甘肃农业大学学报, 2023, 58(6): 155–168. DOI: 10.13432/j.cnki.jgsau.2023.06.018. [ZHANG S Y, GAO W C, CAI K, et al. Advance in research on microplastic pollution status in farmland soil and its ecological environment effect[J]. Journal of Gansu Agricultural University, 2023, 58(6): 155–168. DOI: 10.13432/j.cnki.jgsau.2023.06.018.]

[3] 宁纪锋, 倪静, 何宜家, 等. 基于卷积注意力的无人机多光谱遥感影像地膜农田识别[J]. 农业机械学报, 2021, 52(9): 213–220. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2021.09.025. [NING J F, NI J, HE Y J, et al. Convolutional attention based plastic mulching farmland identification via UAV multispectral remote sensing image[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(9): 213–220. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2021.09.025.]

[4] 刘森, 马丙成. 基于高分辨率影像的农业大棚信息提取[J]. 现代信息科技, 2023, 7(22): 146–149. DOI: 10.19850/j.cnki.2096-4706.2023.22.032. [LIU S, MA B C. Information extraction of agricultural greenhouse based on high resolution image[J]. Modern Information Technology, 2023, 7(22): 146–149. DOI: 10.19850/j.cnki.2096-4706.2023.22.032.]

[5] NOVELLI A, TARANTINO E. Combining ad hoc spectral indices based on LANDSAT-8 OLI/TIRS sensor data for the detection of plastic cover vineyard[J]. Remote Sensing Letters, 2015, 6(12): 933–941. DOI: 10.1080/2150704x.2015.1093186.

[6] AGUILAR M A, JIMÉNEZ-LAO R, LADISA C, et al. Comparison of spectral indices extracted from Sentinel-2 images to map plastic covered greenhouses through an object-based approach[J]. GIScience & Remote Sensing, 2022, 59(1): 822–842. DOI: 10.1080/15481603.2022.2071057.

[7] CHEN Z C, WU Z M, GAO J X, et al. A convolutional neural network for large-scale greenhouse extraction from satellite images considering spatial features[J]. Remote Sensing, 2022, 14(19): 4908. DOI: 10.3390/rs14194908.

[8] LU L Z, HANG D W, DI L P. Threshold model for detecting transparent plastic-mulched landcover using moderate-resolution imaging spectroradiometer time series data: a case study in southern Xinjiang, China[J]. Journal of Applied Remote Sensing, 2015, 9(1): 097094. DOI: 10.1117/1.jrs.9.097094.

[9] HASITUYA, CHEN Z X, LI F, et al. Mapping plastic-mulched farmland with C-band full polarization SAR remote sensing data[J]. Remote Sensing, 2017, 9(12): 1264. DOI: 10.3390/rs9121264.]

[10] 王万同, 王卷乐, 杜佳. 基于 ETM+与 MODIS 数据融合的伊洛河流域地表蒸散估算[J]. 地理研究, 2013, 32(5): 817–827. DOI: 10.11821/yj2013050005. [WANG W T, WANG J (L /Y), DU J. Land surface evapotranspiration estimation of Yiluo River Basin based on fusion of ETM+ and MODIS data[J]. Geographical Research, 2013, 32(5): 817–827. DOI: 10.11821/yj2013050005.]

[11] 陈健. 基于多源遥感数据的东中国海溢油识别[D]. 上海海洋大学, 2013. [CHEN J. Oil Spill Detection in the East China Sea Based on Multi-Source Remote Sensing Data [D]. Shanghai Ocean University, 2013.]

[12] 马金峰, 张文春. 基于 GIS 与 RS 的大安市土地利用变化分析[J]. 四川建材, 2022, 48(02):31-33. DOI: 10.3969/j.issn.1672-4011.2022.02.014. [Ma J F, Zhang W C. Analysis of Land Use Change in Da'an City Based on GIS and RS [J]. Sichuan Building Materials, 2022, 48(02):31-33. DOI: 10.3969/j.issn.1672-4011.2022.02.014.]

[13] 徐新良，刘纪远，张树文，等. 中国多时期土地利用土地覆被遥感监测数据集(CNLUCC)[Z], 2018 中国科学院地理科学与资源研究所数据注册与出版系统(http://www.resdc.cn/). [XU X L, LIU J Y, ZHANG S W, et al. Multi-Temporal Land Use and Land Cover Remote Sensing Monitoring Dataset of China (CNLUCC) [Z], 2018. Data Registration and Publication System of the Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, Chinese Academy of Sciences (http://www.resdc.cn/).]

[14] 白娜玲, 张海韵, 张翰林, 等. 不同地膜覆盖对土壤环境及芋艿生长的影响[J]. 农业环境科学学报, 2020, 39(11): 2569－2577. DOI: 10.11654/jaes.2020-0476. [BAI N L, ZHANG H Y, ZHANG H L, et al. Effects of different mulching films on soil environment and taro growth[J]. Journal of Agro-Environment Science, 2020, 39(11): 2569－2577. DOI: 10.11654/jaes.2020-0476.]

论文引用格式

唱隽逸, 杨倩, 陶锋, 等. 2015–2023 年大安市农膜覆盖农田遥感数据集[J/OL]. 中国科学数据, 2026, 11(1). (2026-02-09). DOI: 10.11922/11-6035.csd.2024.0182.zh.

数据引用格式

唱隽逸, 杨倩, 陶锋, 等. 2015–2023 大安市农膜覆盖农田遥感数据集[DS/OL]. V1. Science Data Bank, 2024. (2024-11-08). DOI: 10.57760/sciencedb.16448.

A dataset of remote sensing observations of agricultural plastic film-covered farmland in Da’an City (2015–2023)

CHANG Junyi[1], YANG Qian[2*], TAO Feng[2], CHAI Yuan[1], CHEN Liwen[1], XIAO Yang[1]

1. Jilin Jianzhu University, Changchun 130118, P.R. China

2. Northeast Institute of Geography and Agroecology, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130120, P.R. China

*Email: yangqian@iga.ac.cn

Abstract: Plastic film mulching has been widely applied in conservation agriculture, and remote sensing provides an effective tool for monitoring the spatiotemporal dynamics of mulched farmland. However, in regions with complex natural conditions and a high risk of soil salinization, targeted datasets describing the

spatial distribution and temporal variation of plastic-mulched farmland remain limited. Da'an City, located in the western part of the Songnen Plain, is characterized by low-lying terrain, pronounced salt accumulation, and poor soil fertility, making it a highly representative study area. In this study, the spatiotemporal distribution of plastic-mulched farmland in Da'an City from 2015 to 2023 was mapped and its temporal variation trends were analyzed. A Normalized Agricultural Film Index (NAFI) based on multi-temporal remote sensing data was proposed and applied to Landsat 8 OLI and Sentinel-2 MSI imagery acquired in April and May using the Google Earth Engine (GEE) platform. Spectral features and index-based features were extracted through GEE, and five feature combination schemes were designed. The optimal feature combination was selected based on classification accuracy and performance metrics. Using the optimal feature scheme, a random forest algorithm was employed to identify plastic-mulched farmland, resulting in a raster dataset representing the spatiotemporal distribution in Da'an City from 2015 to 2023. The overall classification accuracy of the random forest model ranged from 92.04% to 99.27%, with Kappa coefficients between 0.87 and 0.98. This dataset can serve as a valuable reference for regional-scale remote sensing identification and spatiotemporal analysis of plastic-mulched farmland.

Keywords: plastic-mulched farmland; NAFI; feature selection; random forest

Dataset Profile

Title	A dataset of remote sensing observations of agricultural plastic film-covered farmland in Da'an City (2015–2023)
Data corresponding author	YANG Qian (yangqian@iga.ac.cn)
Data authors	CHANG Junyi, YANG Qian, TAO Feng, CHAI Yuan, CHEN Liwen, XIAO Yang
Time range	2015–2023
Geographical scope	Da'an City (123°08′45″–124°21′56″E, 44°57′00″–45°45′51″N), located in the northwestern part of Jilin Province, and the eastern part of Baicheng City, bordering Tongyu County and Taonan City to the west, Zhaoyuan County of Heilongjiang Province to the east, Qian Gorlos Mongol Autonomous County and Qian'an County to the south, and Zhenlai County to the north, with the Tao'er River serving as the boundary. The total area of the region is 4,879 km².
Spatial resolution	10 m (in 2015 and 2017), 30 m (in 2016 and from 2018 to 2023)
Data volume	10.70 GB
Data format	*.TIFF, *.shp.
Data service system	https://doi.org/10.57760/sciencedb.16448
Sources of funding	National Key Research and Development Program of China (2021YFD1500103); Capital Construction Funds for Innovation Capacity of Jilin Province (2023C036-1).
Dataset composition	The dataset includes four data files: (1) YGYX.zip, which contains the original image data with a data volume of 10,854.4 MB, (2) YBD.zip, which contains sample point data with a data volume of 0.14 MB, (3) GYHZS.zip which contains the Normalized Agricultural Film Remote Sensing Index Data with a data volume of 31 MB; and (4) ZZFL.zip which contains the final classification data with a data volume of 22.1 MB