



航天宏图
Piesat

基于 MODIS NDVI 时序数据的乌克兰冬小麦种植面积监测



南宁师范大学-爆米花小组

2022 年 8 月

目录

1、选题目的..... 1

2、技术路线..... 1

3、作品详细说明..... 2

 3.1 数据预处理..... 2

 3.1.1 数据下载..... 3

 3.1.2 数据波段提取..... 5

 3.1.3 数据投影..... 6

 3.1.4 长时间序列数据波段合成..... 6

 3.1.5 基于时间序列 S-G 滤波处理..... 6

 3.1.6 乌克兰栅格数据拼接与矢量图掩膜..... 7

 3.2 使用三种不同方法进行冬小麦提取（非监督分类、决策树分类、学习迁移分类工具）
..... 9

 3.2.1 非监督分类..... 9

 3.2.2 决策树分类..... 16

 3.2.3 机器学习迁移分类算法..... 30

 3.3 三种分类方法统计 2022 年乌克兰冬小麦面积 34

 3.3.1 非监督分类..... 34

 3.3.3 迁移分类..... 36

 3.3.4 三种分类方法统计乌克兰冬小麦提取面积..... 38

4、创新点..... 39

 4.1 角度创新..... 39

 4.2 方法创新..... 39

5、应用领域..... 39

 5.1 农作物种植面积监测..... 39

 5.2 农作物长势监测与估产..... 39

 5.3 农业灾害监测..... 40

1、选题目的

乌克兰地处东欧平原，全国的 70%（4221 万公顷）都是农业用地，其中耕地面积为 3250 万公顷，且绝大部分为肥沃的黑土地，由于其得天独厚的农业生产条件被誉为“欧洲粮仓”。俄罗斯和乌克兰分别是世界最大和第五大小麦出口国，农业出口更是乌克兰非常重要的经济支柱，俄乌战争必然会影响到乌克兰农民春播，如果不能如期进行，将可能造成农民破产，形成地区性粮食危机，必然会给粮食供应带来重大风险。基于这样的背景，我们通过遥感技术对乌克兰 2022 年影像进行研究，提取 2022 年乌克兰冬小麦种植面积。因美国冬小麦和乌克兰冬小麦物候和生长周期相似，我们研究小组首先以美国部分地区为测试数据，进行冬小麦面积提取，之后再通过知识迁移方式将在美国学习到的分类方法迁移运用到乌克兰的冬小麦提取面积。最终通过三种不同方法对乌克兰冬小麦种植面积进行提取并且预测乌克兰 2022 年在地区发生冲突的情况下冬小麦的种植面积。由此在一定程度上反映出 2022 年乌克兰冬小麦的种植面积在冲突情况下的相关情况，为世界国家应对粮食危机提供帮助。

本次研究通过遥感手段对正处于冲突中的乌克兰地区进行了冬小麦种植面积的提取，实现了对乌克兰地区 2022 年冬小麦农作物种植面积的预测。对于世界上的小麦谷物粮食贸易、粮食宏观调控、粮食安全和为维护世界粮食安全及社会和谐发展都具有很大的参考意义，以及可以分析在具有冲突的情况下乌克兰冬小麦作物的种植情况是否会因此影响到我国的粮食安全。研究思路与结果不仅适用于估测冬小麦生产，而且对于对其它同类型粮食生产监测问题的科学解决同样具有重要参考意义。可实现对未收获粮食种植面积情况进行提前预估，为相关的生产工作提供了科学的参考理论依据，对于粮食贸易和宏观的调控起到参考的意义，为粮食生产规避风险提高技术支持。

2、技术路线

本作品的主要技术流程是：选取与乌克兰相似且冬小麦分布密集的美国部分地区为研究区，试验非监督分类、决策树方法、迁移学习三种方法的可行性，通过结合美乌冬小麦的物候信息，对乌克兰冬小麦进行提取，实现乌克兰冬小麦种植区域的识别和获得冬小麦种植面积。

涉及数据：乌克兰 2017 – 2022 年 MOD-13Q1, MYD-13Q1 时间序列数据、美国研究区 2020 年 MOD-13Q1, MYD1-3Q1 时间序列数据、美国研究区 2020 年 CDL 数据。
数据处理分析流程图如图 1 所示。

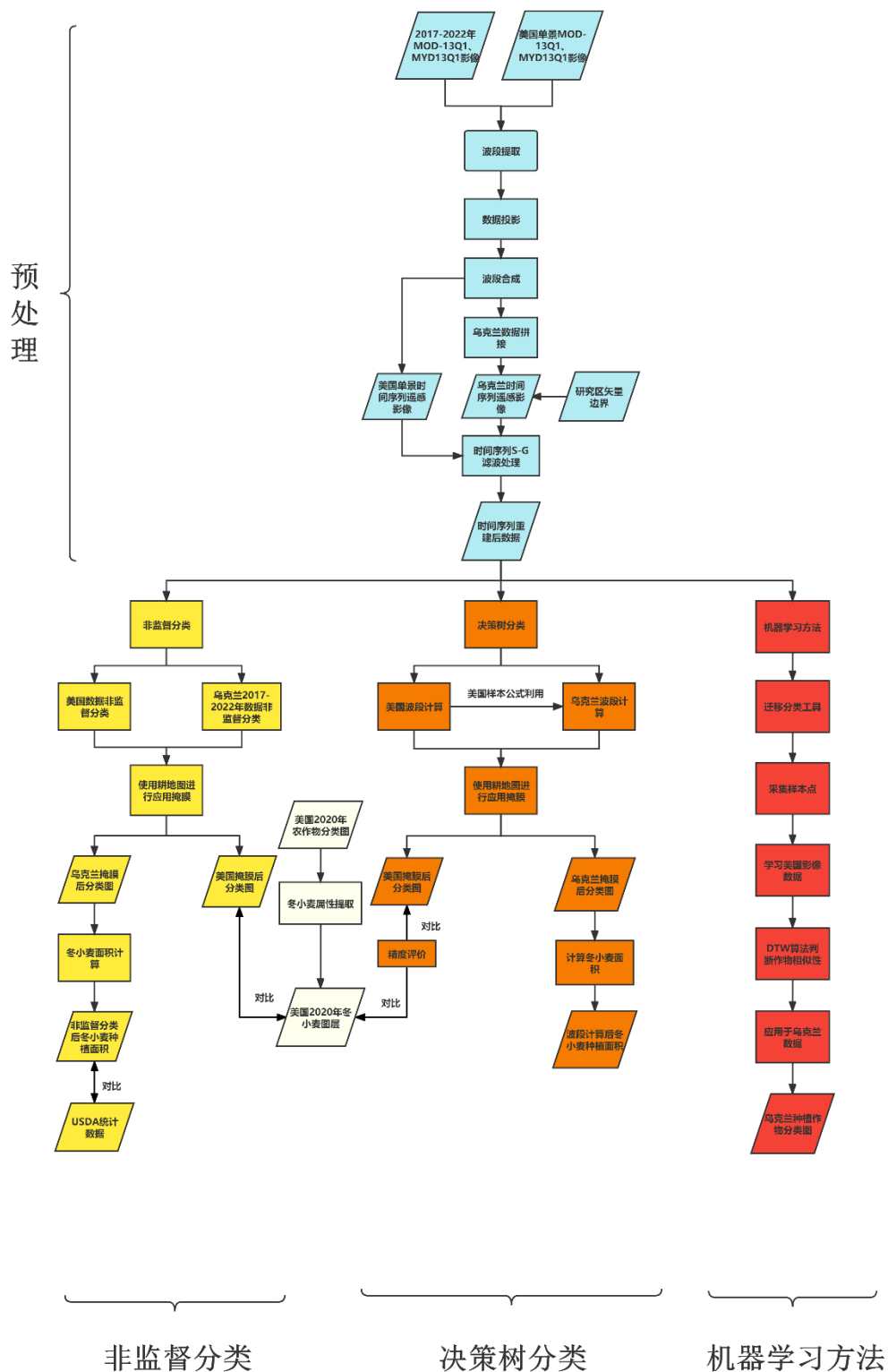


图 1. 技术流程图

3、作品详细说明

3.1 数据预处理

3.1.1 数据下载

根据美国冬小麦和乌克兰冬小麦有着相似的种植周期和物候特征,对乌克兰的冬小麦的研究可延伸至美国进行研究。冬小麦从 8 月份中下旬开始播种,生长周期 8 个月左右,受气温,降水影响较大,次年 7 月份开始收割。乌克兰主要农作物种植周期如图 2 所示。

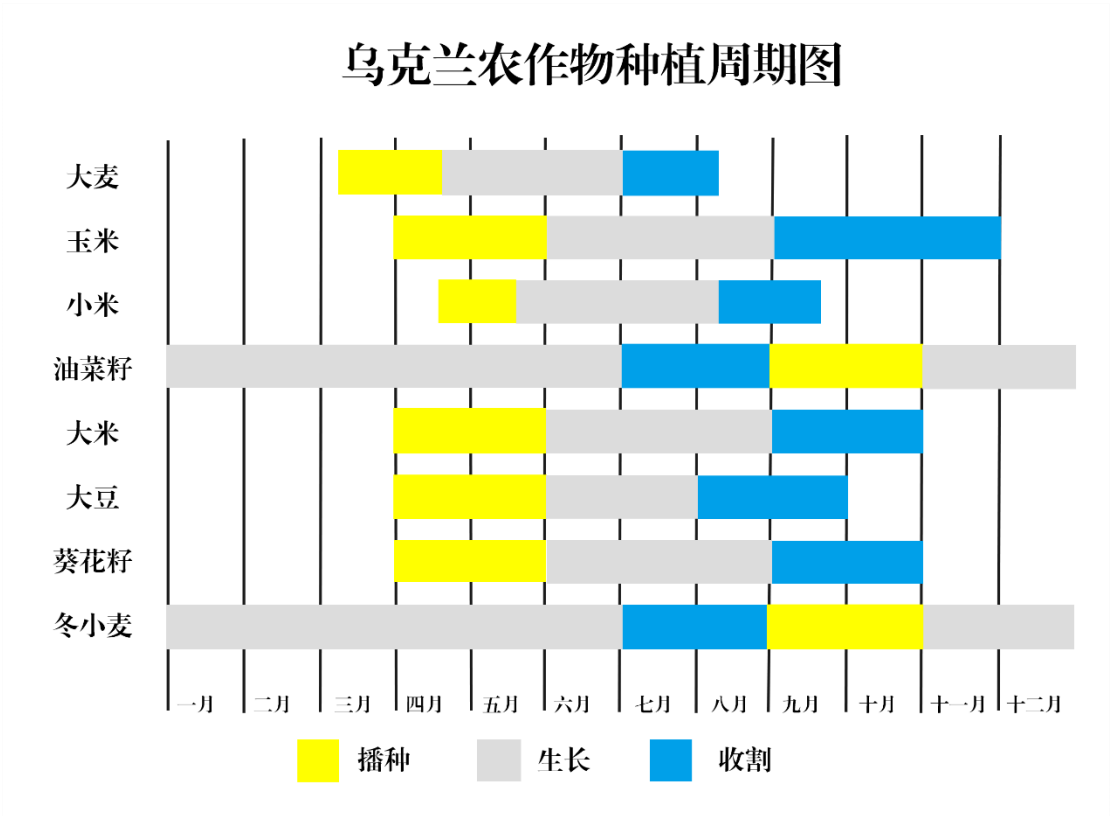


图 2. 乌克兰农作物种植周期图

本研究考虑到乌克兰面积范围较广,且冬小麦种植面积比较集中,识别较为容易,因此选择 250m 分辨率 MOD-13Q1, MYD13Q1 遥感影像数据,下载年份为 2017-2022 年,8d 最大值合成的反射率数据,利用反射率数据的红波段和近红外波段计算 NDVI 作为本文使用的植被指数。数据选择的时间跨度为 6 年(2017-2022 年),其中 2017 至 2021 年每年共计 46 个时相,2022 年 1 月 1 日-7 月 4 日共 23 个时相,并下载单景美国 2020 年冬小麦种植密集区域的影像作为美国样本研究,通过研究发现该美国研究区纬度和作物种植结构与乌克兰相近,以此来构建相应的 NDVI 长时间序列数据。数据源为([Find Data - LAADS DAAC \(nasa.gov\)](#)),相关数据格式、美国研究区概况、乌克兰研究区概况和 USDA (CDL) 2020 年作物分布冬小麦提取结果分别如表 1、图 3、图 4 和图 5 所示。

表 1.数据格式表

SDS Name	Description	Units	Data Type	Fill Value	No Data Value	Valid Range	Scale Factor
250m 16 days NDVI	16 day NDVI	NDVI	16-bit signed integer	-3000	N/A	-2000 to 10000	0.0001
250m 16 days EVI	16 day EVI	EVI	16-bit signed integer	-3000	N/A	-2000 to 10000	0.0001
250m 16 days VI Quality	VI quality indicators	Bit Field	16-bit unsigned integer	65535	N/A	0 to 65534	N/A
250m 16 days red reflectance	Surface Reflectance Band 1	N/A	16-bit signed integer	-1000	N/A	0 to 10000	0.0001
250m 16 days NIR reflectance	Surface Reflectance Band 2	N/A	16-bit signed integer	-1000	N/A	0 to 10000	0.0001
250m 16 days blue reflectance	Surface Reflectance Band 3	N/A	16-bit signed integer	-1000	N/A	0 to 10000	0.0001
250m 16 days MIR reflectance	Surface Reflectance Band 7	N/A	16-bit signed integer	-1000	N/A	0 to 10000	0.0001
250m 16 days view zenith angle	View zenith angle of VI Pixel	Degree	16-bit signed integer	-10000	N/A	0 to 18000	0.01
250m 16 days sun zenith angle	Sun zenith angle of VI pixel	Degree	16-bit signed integer	-10000	N/A	0 to 18000	0.01
250m 16 days relative azimuth angle	Relative azimuth angle of VI pixel	Degree	16-bit signed integer	-4000	N/A	-18000 to 18000	0.01
250m 16 days composite day of the year	Day of year VI pixel	Julian day	16-bit signed integer	-1	N/A	1 to 366	N/A
250m 16 days pixel reliability	Quality reliability of VI pixel	Rank	8-bit signed integer	-1	N/A	0 to 3	N/A

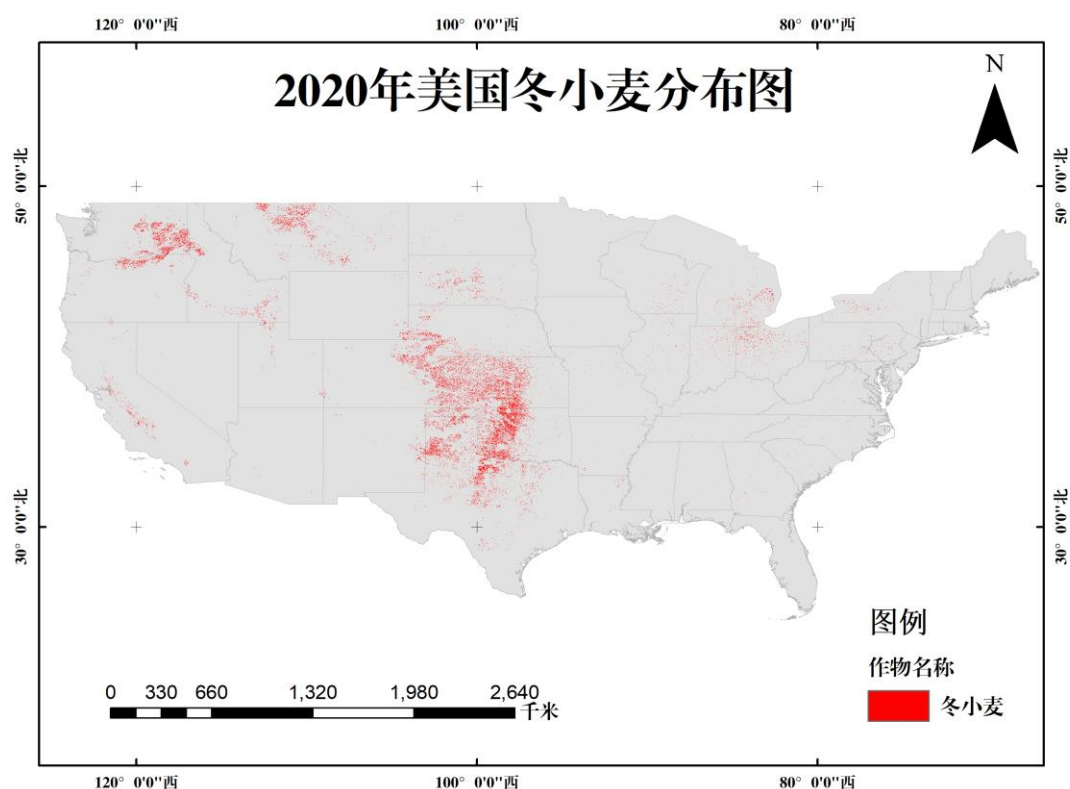


图 3.2020 年美国冬小麦分布图

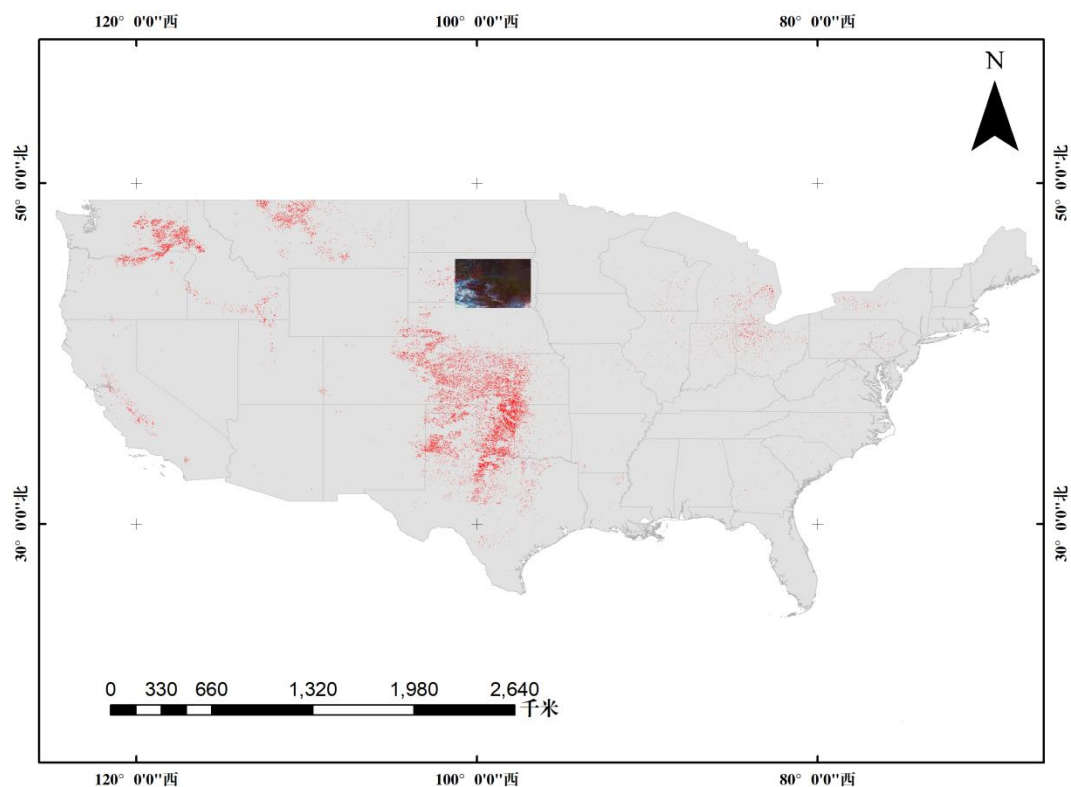


图 4.美国研究区概况图



图 5.乌克兰研究区概况图

3.1.2 数据波段提取

对 MOD-13Q1, MYD13Q1 遥感影像数据提取 0、1、2、11 波段，其中波段 0 为 NDVI

数据，波段 1 为 EVI 数据，波段 2 为质量图层，波段 11 为依赖概括性质量图层。

3.1.3 数据投影

将影像数据进行投影为 WGS_1984_UTM_Zone_36N，操作如下，选用 PIE-Basic 软件→常用功能→投影转换→定义投影。投影定义界面如图 6 所示。

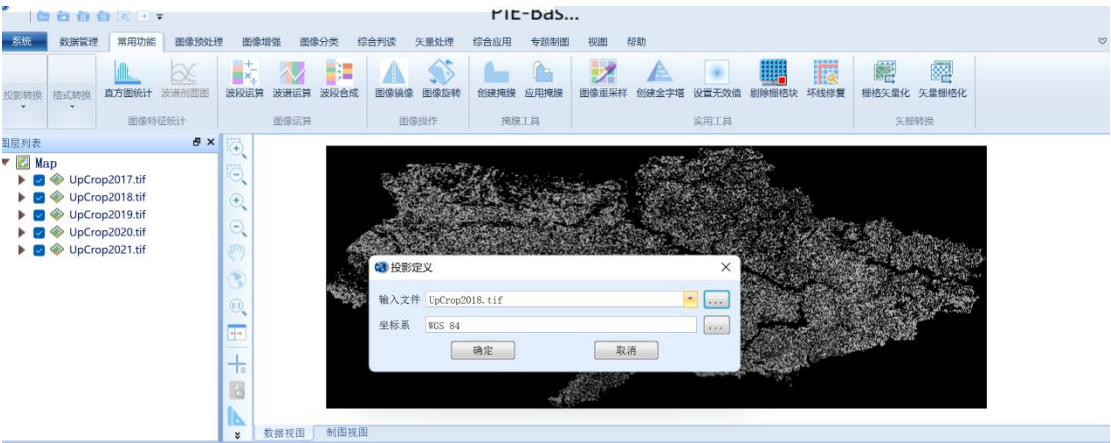


图 6. 投影定义图

3.1.4 长时间序列数据波段合成

将投影完成后的各年份的全部遥感影像数据进行的波段融合，将每年多个波段数据合成一年一个具有多个时间波段信息的栅格格式数据。操作如下，选用 PIE-Basic 软件→常用功能→波段合成。波段合成参数设置如图 7 所示。

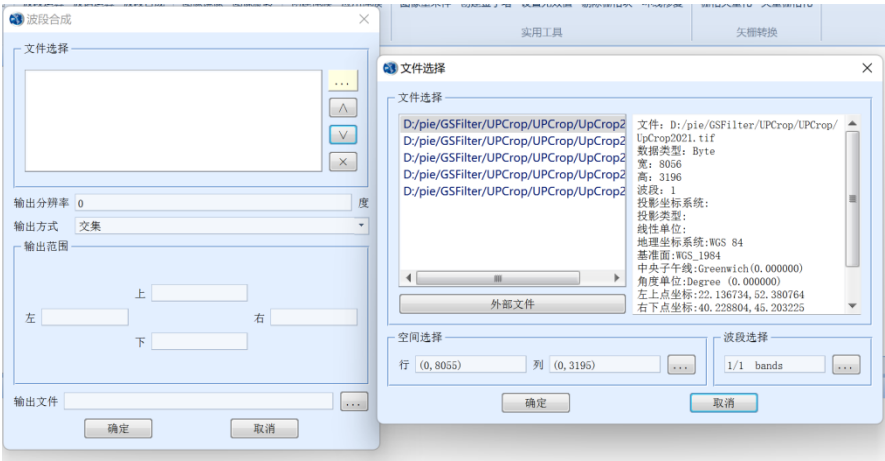


图 7. 波段合成参数设置

3.1.5 基于时间序列 S-G 滤波处理

MOD-13Q1, MYD13Q1 产品纠正了分子和气溶胶散射等的影响，并通过 8 d 最大值合成(MVC)处理去除云雾等的干扰，但是仍然存在一些噪声点，需要对其进行时间序列重构。当前 NDVI 时间序列曲线重构的方法有阈值法、最佳指数斜率提取法 (best index slope extraction,

BISE)、基于滤波函数的平滑法: Savitzky-Golay (S-G)、均值迭代滤波 (mean-value iteration, MVI)、傅立叶变换、时间序列谐波分析 (harmonic analysis of time series, HANTS)、曲线拟合法、双 Logistic 函数拟合法和非对称性高斯函数拟合法 (AGFF, asymmetric Gaussian function fitting) 等。相关文献研究表明, 利用 S-G 滤波的方法对 MODIS 最大值合成的 NDVI 时间序列数据进行了重构拟合效果相较于其他方法较好。故本次研究利用 S-G 滤波方法进行重构 MODIS NDVI 时间序列影像, S-G 滤波器是 Savitzky 和 Golay 提出的, 其设计思想是能找到合适的滤波系数以保护高阶距, S-G 滤波过程描述如式所示:

$$Y_j^* = \sum_{i=-m}^{i=m} \frac{C_i Y_{j+i}}{N}$$

式中: Y_j^* 为合成序列数据; Y_{j+i} 代表原始序列数据;
 C_i 为滤波系数; N 为滑动窗口所包括的数据点
 $(2m+1)$ 。

它是一种移动窗口的加权平均算法, 但其加权系数不是简单的常数窗口, 而是通过在滑动窗口内对给定高阶多项式的最小二乘拟合得出。

由于 MOD-13Q1, MYD13Q1 遥感影像数据去除冰雪覆盖以及各种因素导致部分影像区域的质量不合格, 因此我们采用 S-G 滤波重构方法对缺失的 NDVI 数据进行重构填补, 便于为后续影像分类服务。滤波器重构后可得到 2017-2022 的乌克兰影像 NDVI 数据和 2020 年美国研究区域影像 NDVI 数据。

3.1.6 乌克兰栅格数据拼接与矢量图掩膜

MOD-13Q1, MYD13Q1 遥感影像数据下载后并不是以乌克兰国家整体地区呈现, 需要将多景遥感影像进行拼接, 本次研究采用代码方式进行批量拼接处理, 拼接完成后再用乌克兰边界矢量图进行掩膜处理得到乌克兰整体 NDVI 栅格影像数据。

3.1.7 提取 USDA2020 年作物数据层 (CDL) 中的冬小麦

打开已下载的 USDA 国家农业统计局的 2020 年美国作物数据层 (CDL), 如图 8 所示。

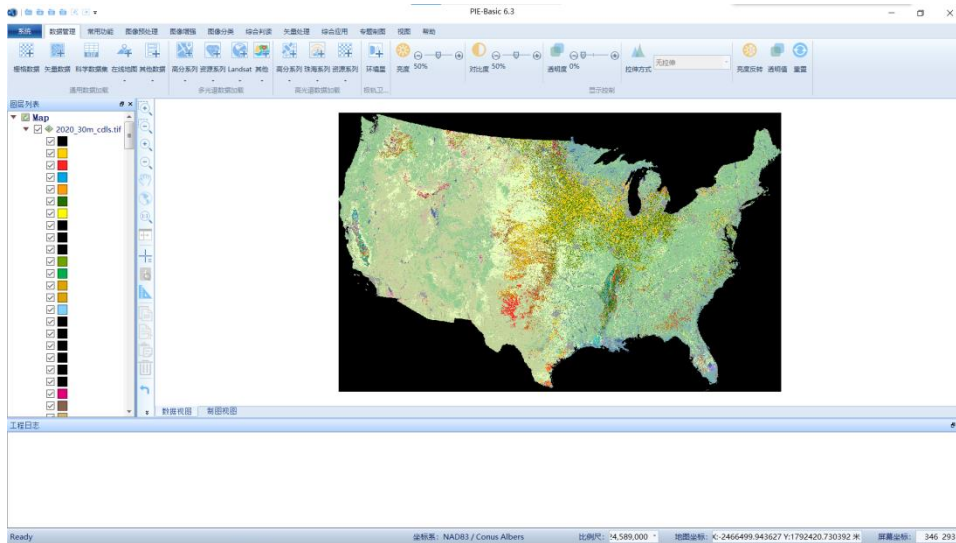


图 8. 美国 2020 年作物分布图（CDL）

根据 USDA NASS 农田数据层网站中查看地球引擎目录数据中查找到该数据集的农田等级表描述冬小麦的 value 字段为 24，如表 2 所示。

表 2. 美国农田等级表

农田等级表		
价值	颜色	描述
1	ffd300	玉米
2	ff2626	棉布
3	00a8e2	米
4	ff9e0a	高粱
5	267000	大豆
6	ffff00	向日葵
10	70a500	花生
11	00af49	烟草
12	dda50a	甜玉米
13	dda50a	流行或玉米
14	7cd3ff	薄荷
21	e2007c	大麦
22	896054	硬质小麦
23	d8b56b	春小麦
24	a57000	冬小麦
25	d69ebc	其他小颗粒

由于本次研究只进行冬小麦的分类提取，故对美国 2020 年作物数据层（CDL）进行“按属性提取”出冬小麦。提取完成后得到美国 2020 年冬小麦分布图。打开预处理好的冬小麦面积较密集的美国 2020 年研究区域，将该图与从 USDA2020 年作物数据层（CDL）提出的冬小麦进行重叠，以 USDA2020 年作物数据层(CDL)提取出的冬小麦图为“输入文件”，美国研究区域为“掩膜文件”对其进行“应用掩膜”处理，保留处理数据内部的冬小麦。如图 9 所示，红色图层为 USDA 按美国研究区域进行应用掩膜后的冬小麦图层。

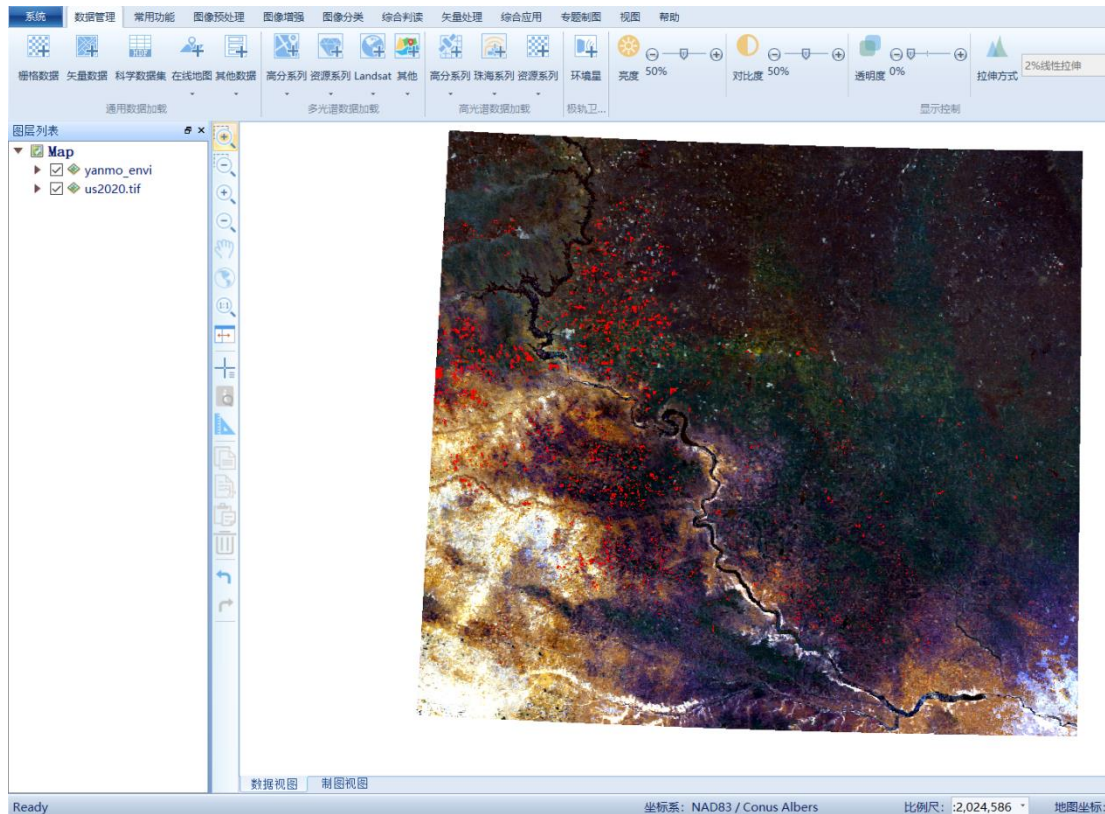


图 9. USDA 下研究区冬小麦分布图

3.2 使用三种不同方法进行冬小麦提取（非监督分类、决策树分类、学习迁移分类工具）

3.2.1 非监督分类

（1）非监督分类简述与目标

非监督分类是以不同影像地物在特征空间中类别特征的差别为依据的一种无先验（已知）类别标准的图像分类，是以集群为理论基础，通过计算机对图像进行集聚统计分析的方法。根据待分类样本特征参数的统计特征，建立决策规则来进行分类。而不需事先知道类别特征。非监督分类并不是像监督分类有经验样本，而且对图像直接进行分类，分类出来的结果需要通过目视去比对出研究需要的类别。本研究的目的是分类出乌克兰的冬小麦，但是乌克兰的历年冬小麦影像对比材料比较缺乏，而美国历年的冬小麦种植地区影像充足。因此，我们首先利用美国研究区域的影像数据进行非监督分类，将监督分类结果与 USDA 发布的 2020 年美国农作物数据层 (CDL) 进行对比，以此来验证非监督分类方法对冬小麦作物分类的准确性。若在美国分类的结果可信度较高，即可将此方法转移到乌克兰对冬小麦的分类运用中。

对于非监督分类的分类数量的选取也是决定非监督分类成功与否的一个至关重要的因素，本此研究考虑到乌克兰的农作物有 30 余种，乌克兰冬小麦的种植面积比重较大，且冬小麦具有独特并且稳定的 NDVI 的氛围，因此确定本次预期类数为 30 类。

(2) 美国研究区非监督分类测试

首先利用美国研究区域的影像数据进行非监督分类，操作如下：选用 PIE-Basic 软件→图像分类→非监督分类→ISODATA 分类，预期类数设置为 30，将分类的结果图与 USDA 发布的 2020 年美国农作物图层中冬小麦分布图进行对比分析，通过人工目视解译发现 class16 属于冬小麦。该分类出来的冬小麦与 USDA 数据有很大程度上的相似性，证明非监督分类在美国冬小麦面积提取测试中具有很大的可信度。监督分类操作界面图、分类结果图、USDA 冬小麦分布图与分类结果对比分析图如图 10、图 11、图 12 所示。

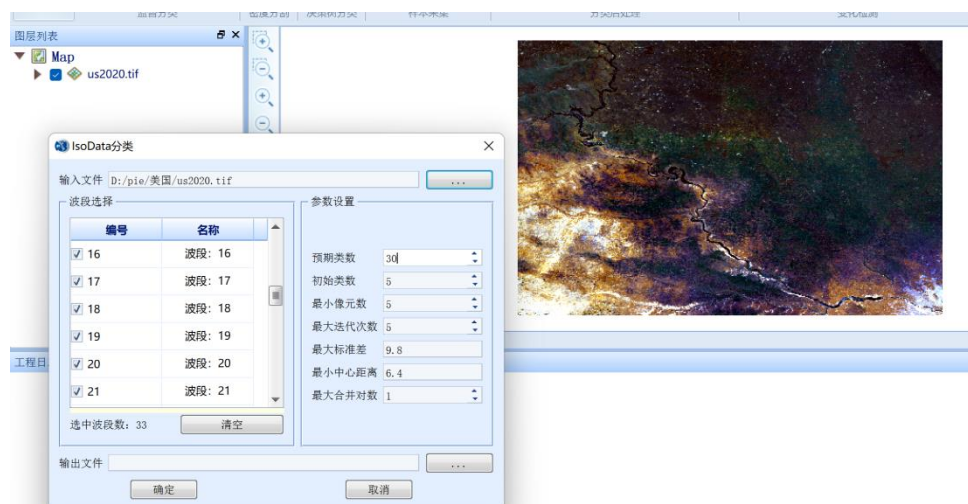


图 10. 非监督分类操作界面图

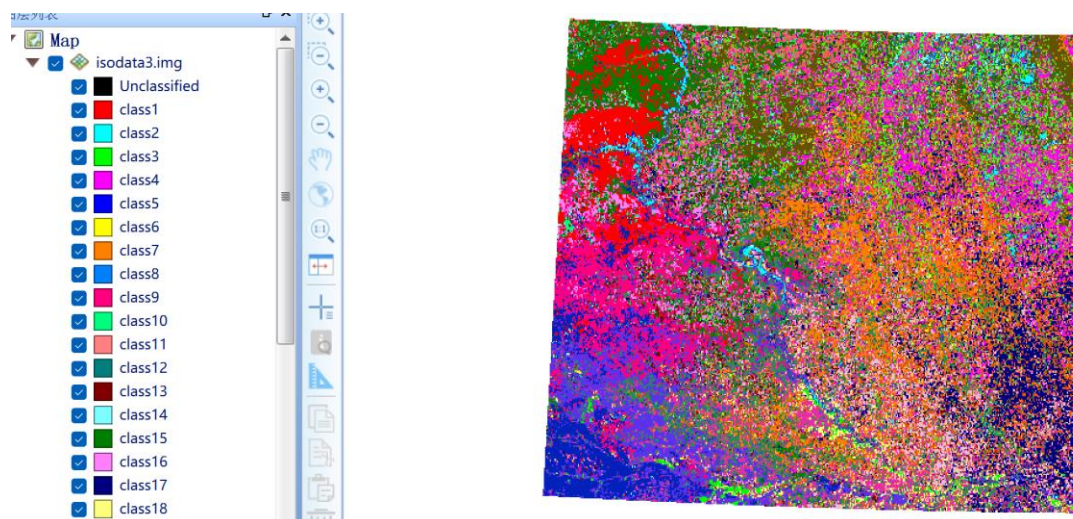


图 11. 非监督分类结果图

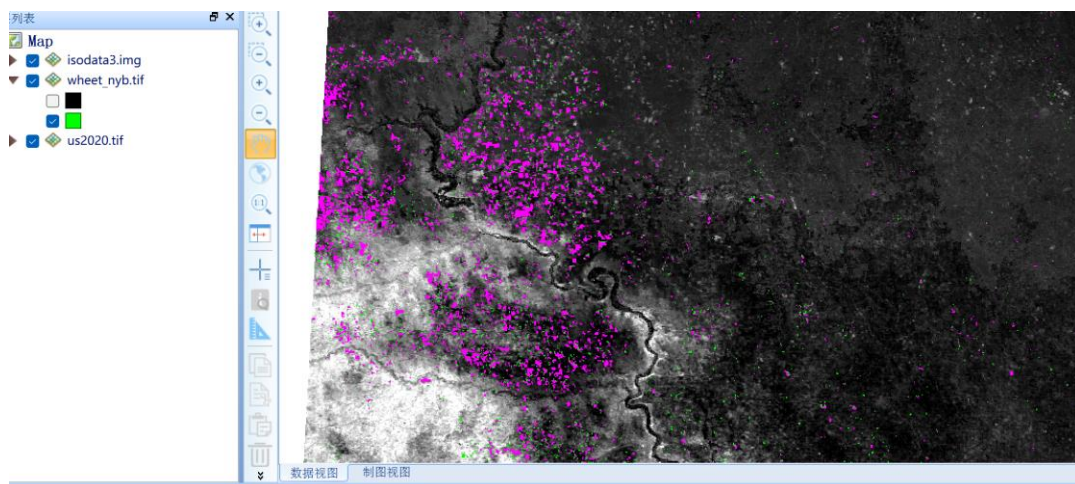


图 12. 分类结果(红色)与 CDL 中冬小麦分布(绿色)对比图
(红色为非监督分类小麦, 绿色为官方数据)

(3) 乌克兰研究区非监督分类

其次利用乌克兰预处理后的影像数据逐年进行非监督分类（ISODATA 分类）处理。操作如下：选用 PIE-Basic 软件→图像分类→非监督分类→ISODATA 分类，预期类数设置为 30，分别对 2017，2018，2019，2020，2021，2022 年数据进行非监督分类处理。乌克兰非监督分类参数设置如图 13 所示。

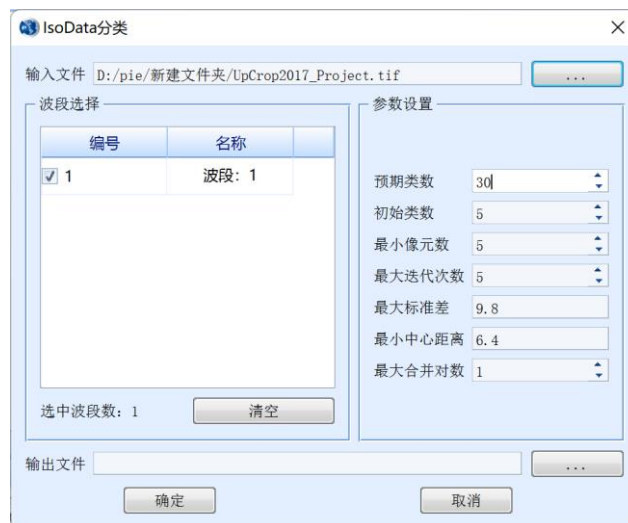


图 13. 乌克兰非监督分类参数设置

(4) 分类结果进行掩膜

由于非监督分类会存在非耕地区域错分的现象，干扰冬小麦分类结果，因此使用乌克兰耕地图层分别对分类结果进行逐年掩膜，去除非耕地地块。操作如下：选用 PIE-Basic 软件→常规应用→应用掩膜，分别对乌克兰 2017，2018，2019，2020，2021 年非监督分类结果进行掩膜处理，最后得到去除非耕地后的数据。应用掩膜参数设置、掩膜结果分别如图 14、

15 所示。

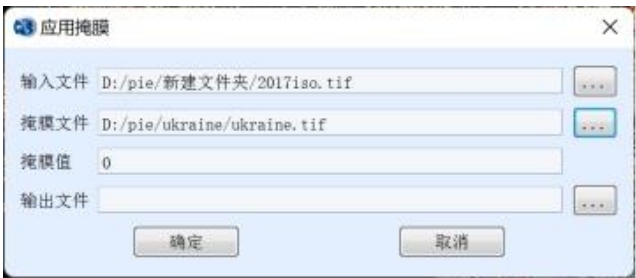
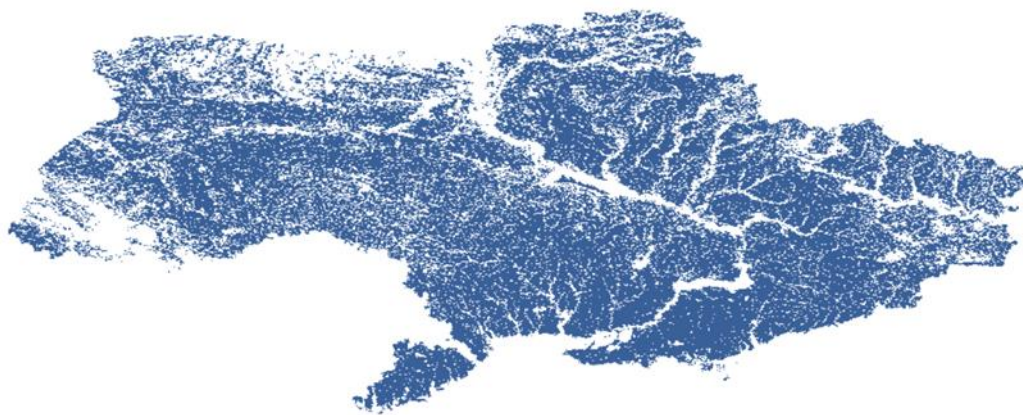
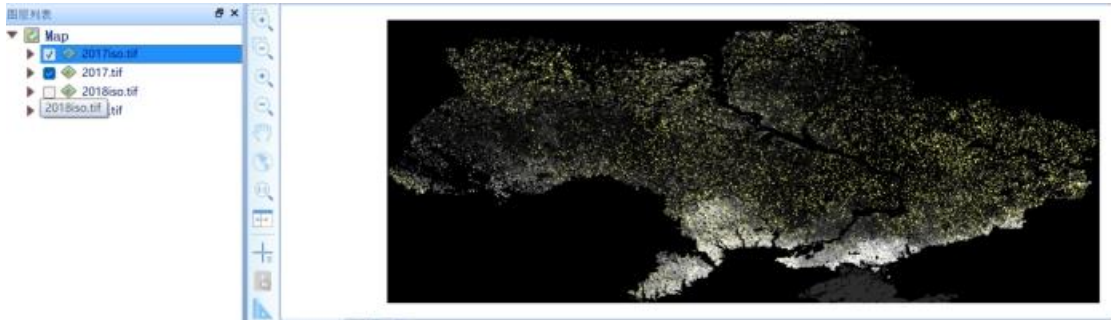


图 14. 应用掩膜参数设置

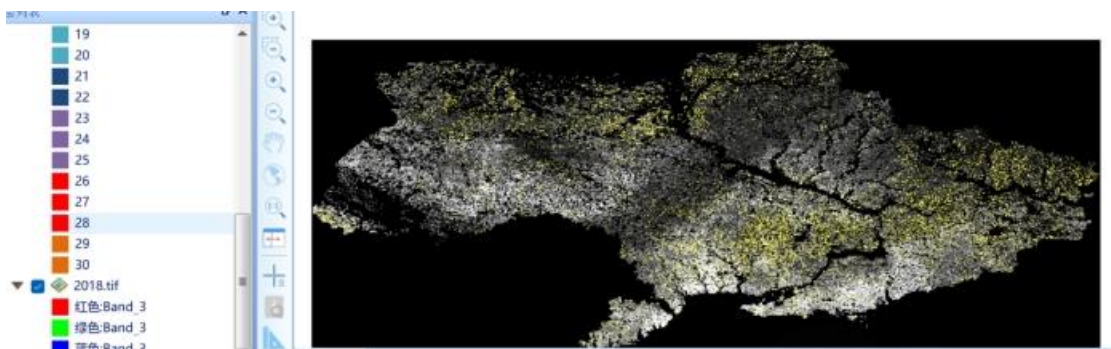
乌克兰耕地图层：



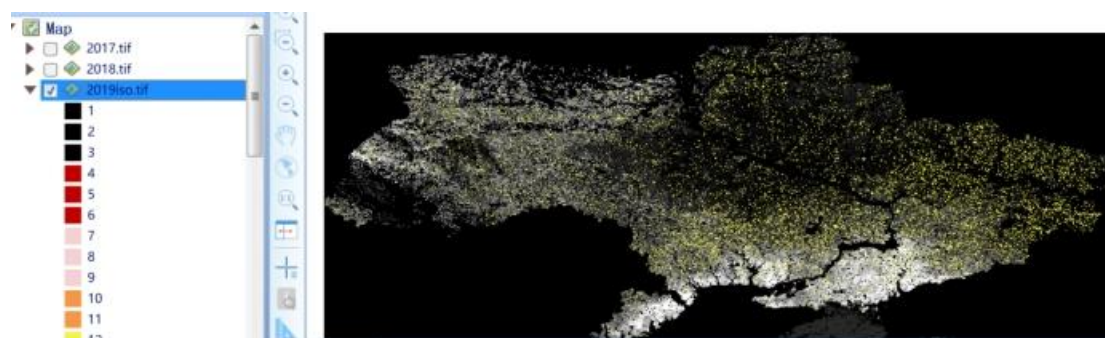
2017 年冬小麦分类结果图：



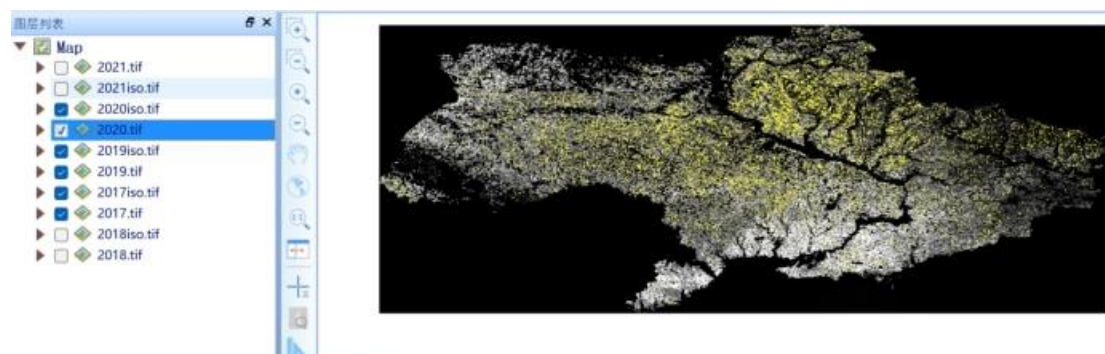
2018 年冬小麦分类结果图：



2019 年冬小麦分类结果图：



2020 年冬小麦分类结果图:



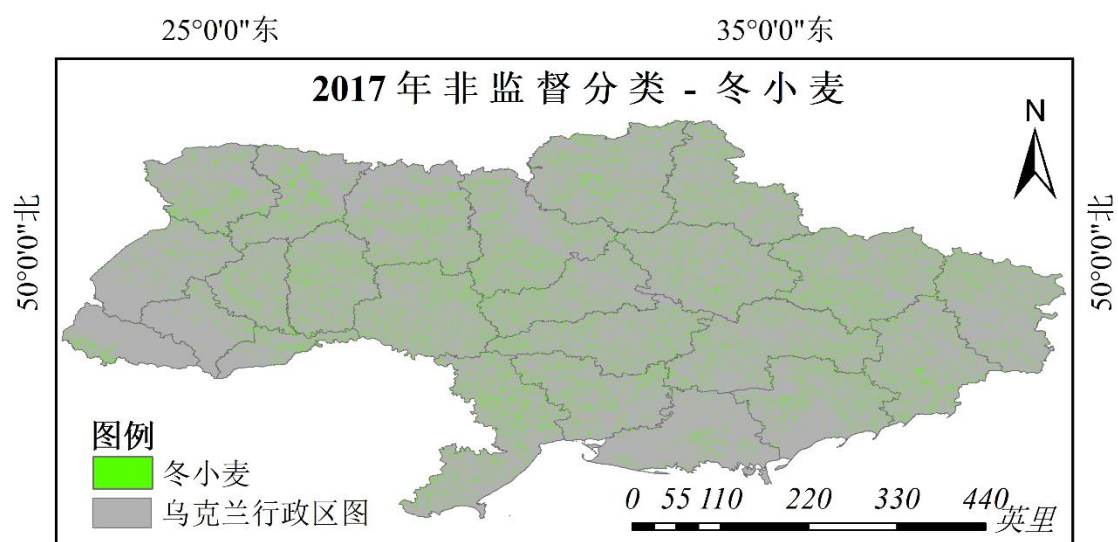
2021 年冬小麦分类结果图:



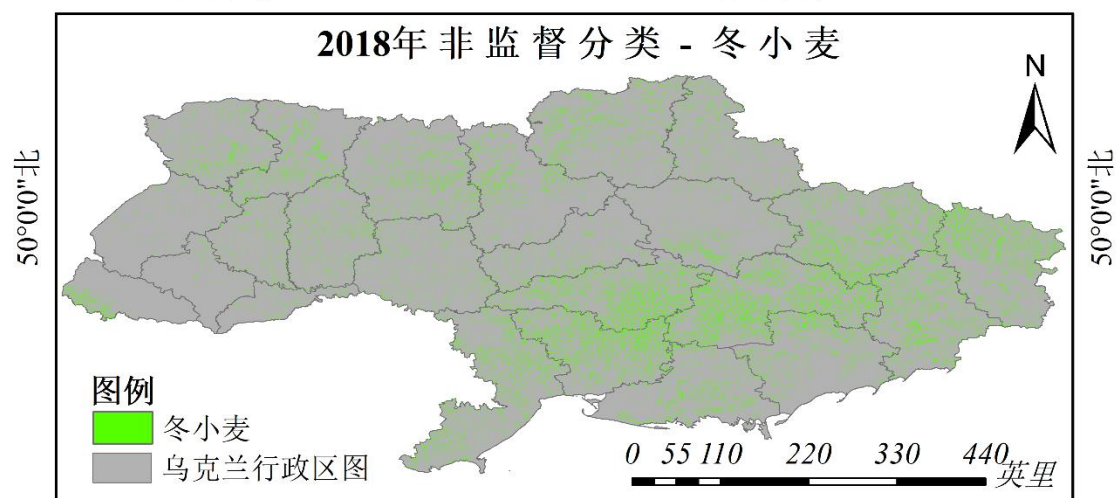
图 15 乌克兰 2017-2021 年冬小麦分类结果图

制作专题图

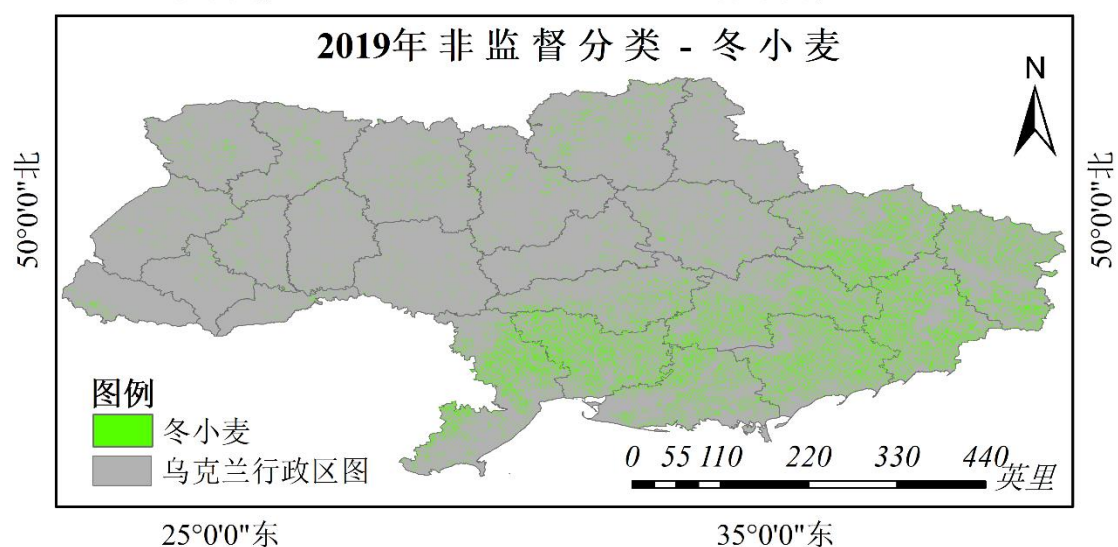
2017 年非监督分类冬小麦专题图:



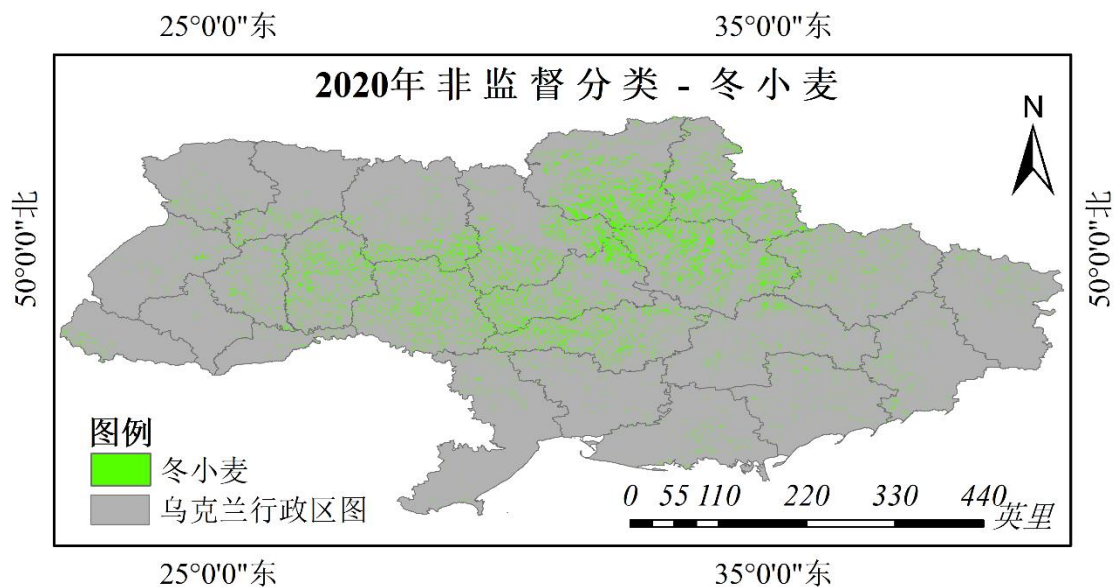
2018年非监督分类冬小麦专题图:
25°0'0"东 35°0'0"东



2019年非监督分类冬小麦专题图:
25°0'0"东 35°0'0"东



2020 年非监督分类冬小麦专题图：



2021 年非监督分类冬小麦专题图：

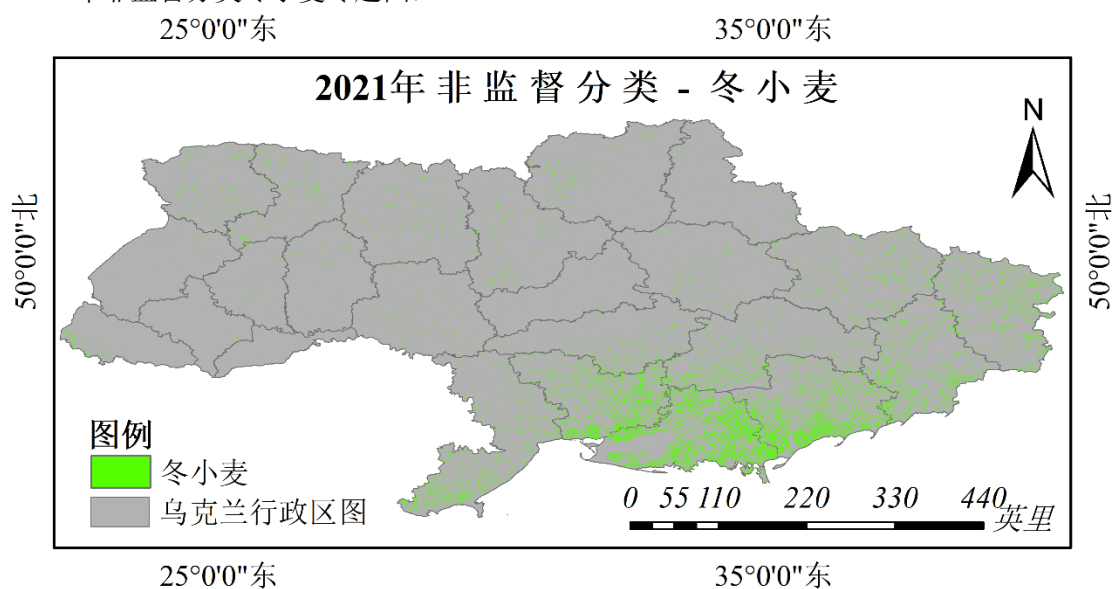


图 16. 乌克兰 2017-2021 年非监督分类冬小麦专题图

(5) 冬小麦面积计算及分析

通过历年谷歌影像与非监督分类结果图对比，找出冬小麦分布。根据栅格像元的大小 (0.0022457882, 0.0022457882)，计算出种植总面积（千公顷）。与 USDA 统计数据进行对比。面积数据对比分析图如图 17。

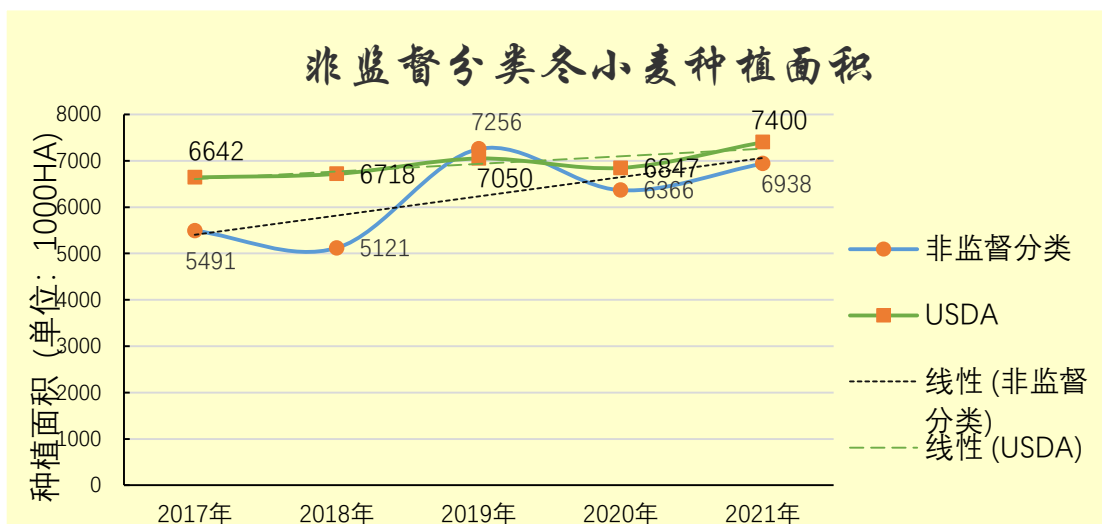


图 17 非监督分类与 USDA 面积对比图

(6) 非监督分类结果分析

结果表明，对于冬小麦而言，其在 2019 年，2020 年，2021 年与 USDA 统计数据都比较接近，存在着一定的相关性，但是在 2017 年，2018 年却存在着较大的差异。从冬小麦趋势线上总体上判断和 USDA 统计数据从 2017 年至 2021 年同样呈向上增长的线性趋势，运用到 2022 年的冬小麦监测中具有可行性。

3.2.2 决策树分类

(1) 各波段的冬小麦区域的影像特征

由于乌克兰一月份至三月份处于寒冷的雪季，农作物有被冰雪覆盖的可能性，不利于光学遥感的研究，无法准确判断冬小麦有效的 ENVI 时间序列，故研究时间跨度从 4 月份开始到 7 月份。由于全年 MODIS 数据全年为 8 天一个时序周期，四月份的影像应从波段 15 开始为有效波段。调整至波段 15 可以看出，属于冬小麦的种植区在 NDVI 影像中呈现暗灰色，而波段 19 在 NDVI 影像中呈现白色，说明波段 19 的 NDVI 冬小麦像元值比波段 15 高，波段 19 时的冬小麦已经达到成熟期。而波段 27 在 NDVI 影像中呈现黑色，像元值低，说明冬小麦在该时期已经收获，地面上已经没有冬小麦。由此可知，波段 15 到波段 19 的 NDVI 像元值趋于上升的趋势，而波段 23 到波段 27 由于冬小麦逐渐被收割完成，地面上难以呈现近红外(植被强烈反射)和红光(植被吸收)之间的差异，像元值趋于下降的趋势。故可以根据冬小麦特定的生长周期构建时间序列来进行波段组合运算，以提取准确的冬小麦像元面积。

Band15、Band19、Band27 展示图如图 18 所示。

Band15:



Band19:



Band27:



图 18. 波段展示图

(2) 利用“探针工具”观测有效波段的冬小麦 NDVI 像元值

由于八天一个时序的全年波段共有 46 个波段，冬小麦的种植周期在 Band15~Band31 有

明显的特征性,反映出冬小麦独特的物候特征,遥感的植被归一化指数能够充分的体现出来。本文列举三张 NDVI 指数样本点的遥感图作为说明。图示黄色标记点为探针点,绿色方框内标记为从左往右 Band15~Band31 的 NDVI 指数,如图 19 所示。

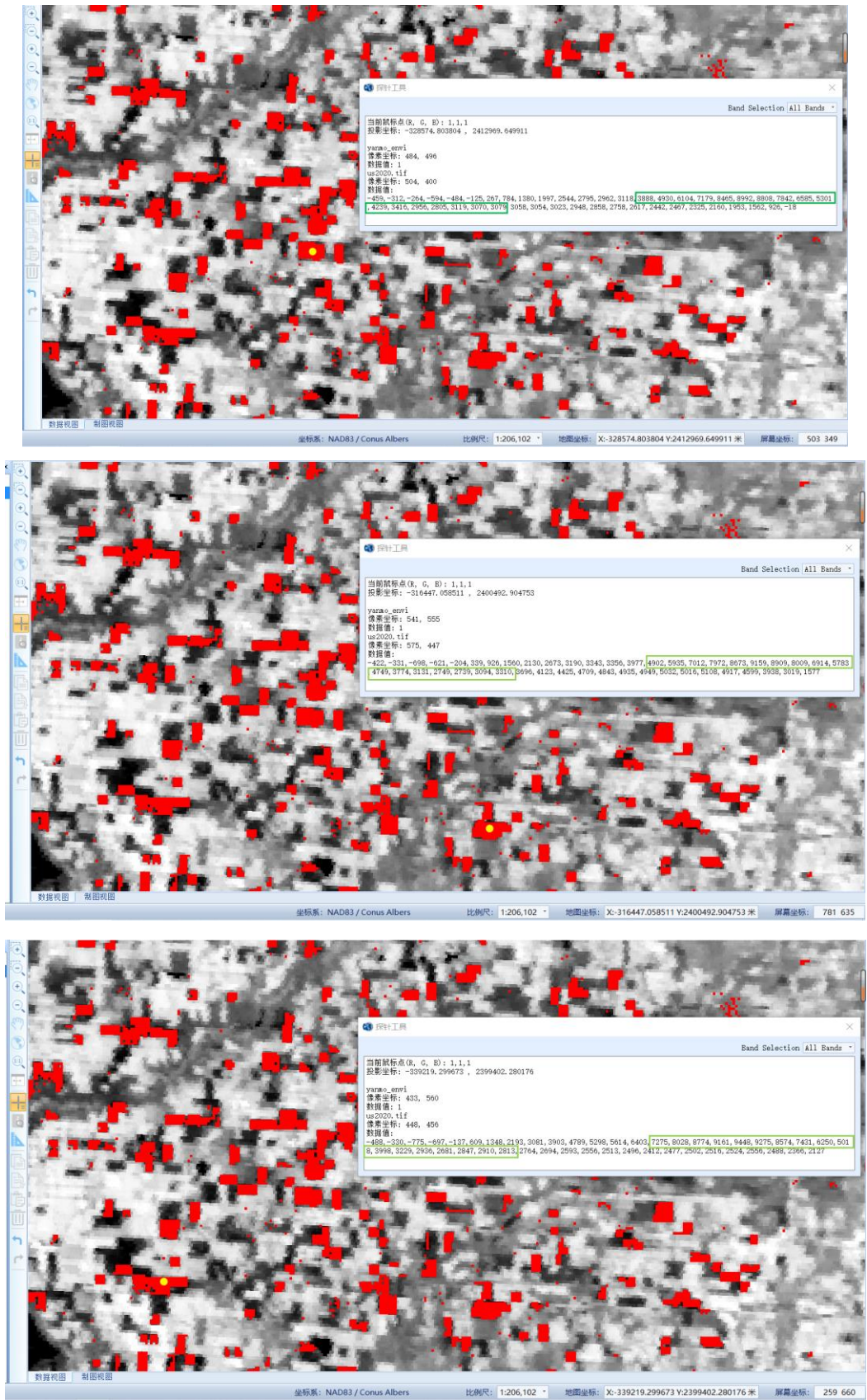


图 19. 有效 NDVI 植被指数展示图

(3) 进行决策树分类

该研究方法利用波段间设定动态阈值的方法进行波段运算，并利用 CDL 中冬小麦分类图层进行反复地验证，最终确定阈值并进行农作物冬小麦的识别提取分类。由该波段范围的 NDVI 变化规律由此可知以下规律：

- ①波段 15 冬小麦分布区域的 NDVI 均小于 8000，大于 2500；
- ②波段 15 小于波段 16 小于波段 17 或 波段 15 小于波段 17 小于波段 19；
- ③波段 19 均小于 9800，大于 7000；
- ④波段 27 均小于 5500，大于 2500；
- ⑤波段 23 大于波段 25 大于波段 27；
- ⑥(波段 19-波段 31)大于 1000。

根据这六种规律进行波段组合公式为 $(2500 < b15 < 8000) \text{ AND } (b19 > b17 \text{ AND } b17 > b15) \text{ AND } (b19 > 7000 \text{ AND } b19 < 9800) \text{ AND } (b27 > 2500 \text{ AND } b27 < 5500) \text{ AND } (b23 > b25 \text{ AND } b25 > b27 \text{ AND } b25 > b31) \text{ AND } ((b19 - b31) > 1000)$ (注：由于实验需要对波段进行大小比较，故结合波段运算实现决策树算法的分类)，设置波段变量为遥感影像对应的波段，即完成相应决策树算法的赋值，如图 20 所示。

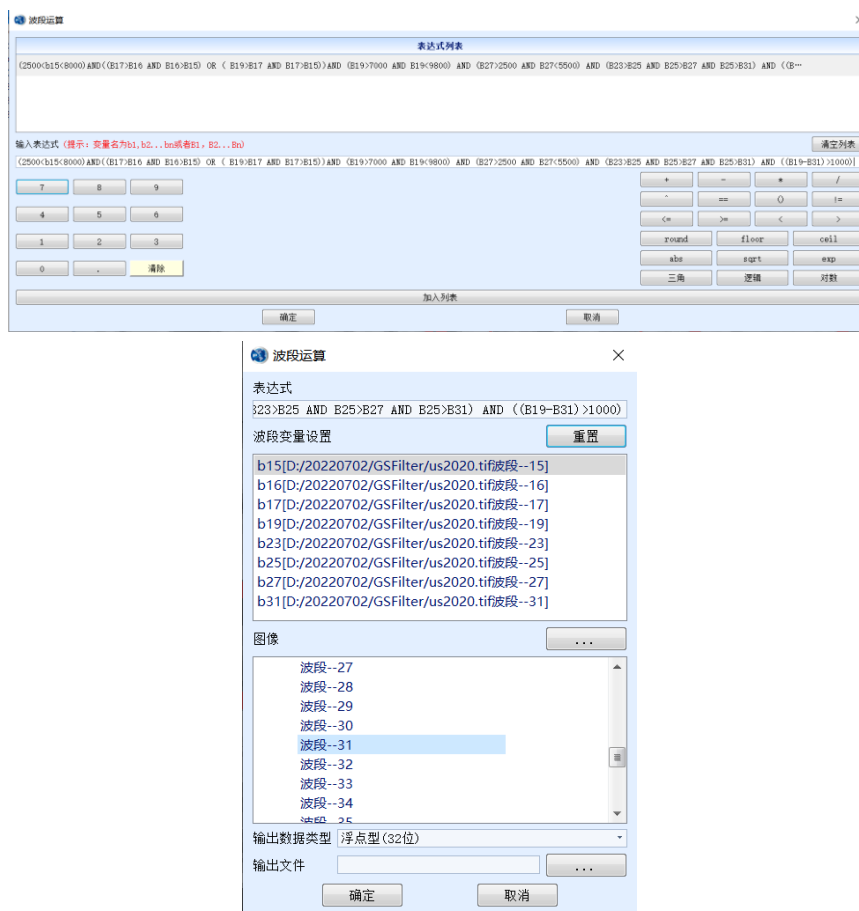


图 20. 决策树算法参数赋值

（4）用美国耕地图层对决策树分类结果进行掩膜处理

由于决策树分类后仍会存在非耕地区域错分的现象，干扰冬小麦分类结果的精度评定，为了能一定程度上过滤掉非耕地图斑的干扰，因而需要利用美国耕地图层对分类结果进行掩膜处理。从下图 21 的对比可以看出有不少冬小麦错分到非耕地部分，掩膜后达到了预期的效果，极大减少了后续和农业部真实图的对比。

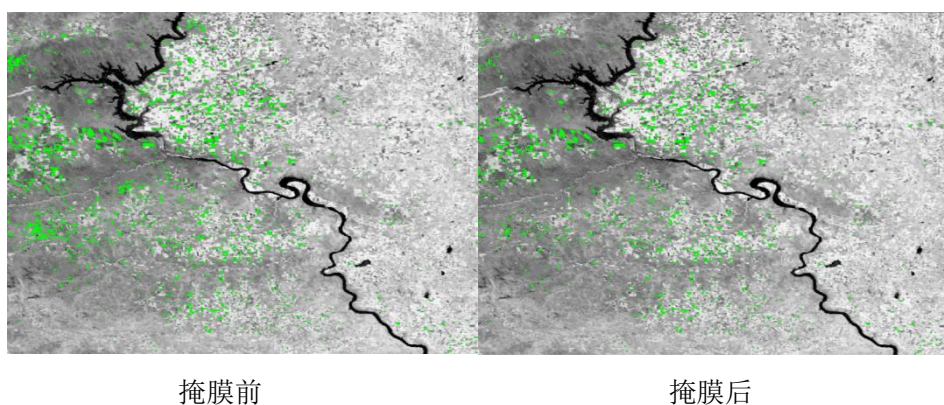
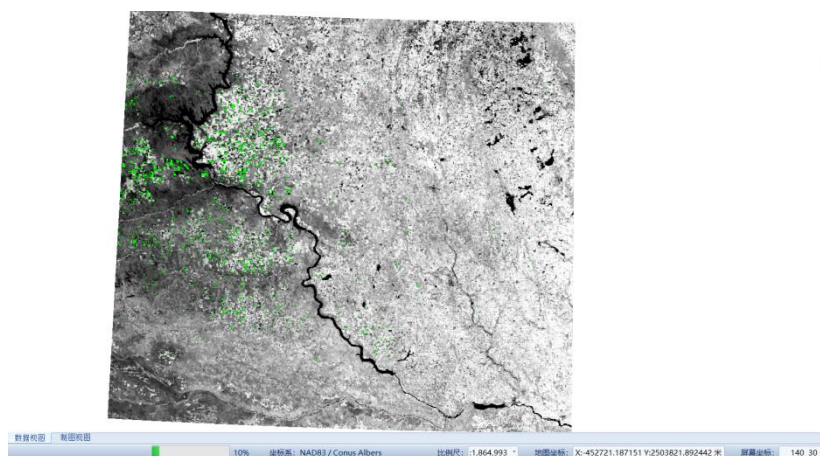


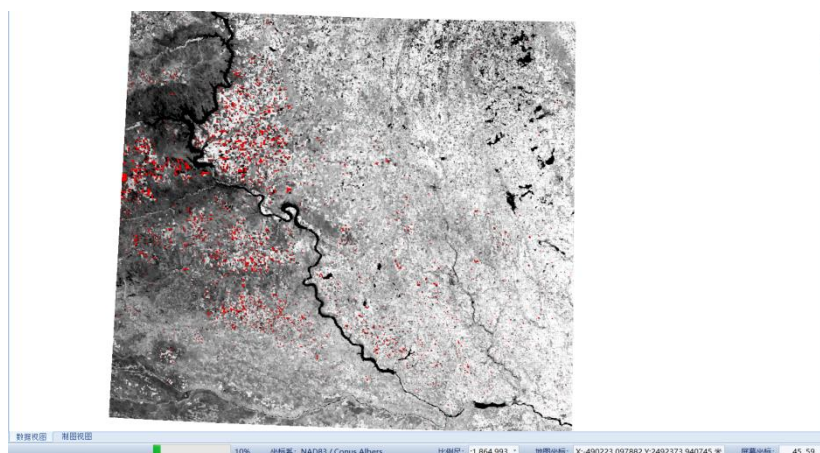
图 21. 分类结果掩膜前后对比

（5）将掩膜后的分类图与 USDA 作物提取图对比，并进行精度评价

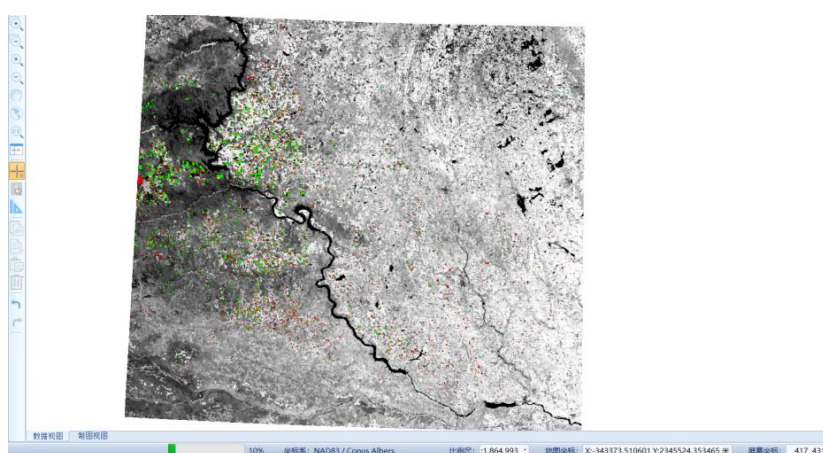
由图 22 可见，绿颜色标注为决策树分类后的冬小麦，红颜色标注为从 USDA 提取的冬小麦，将两图层重叠后可见大部分红颜色冬小麦被绿颜色所覆盖，说明决策树分类后的分类结果基本上提取到了准确的冬小麦，找出了较为准确的冬小麦 NDVI 时序规律。



决策树分类后冬小麦图层



CDL 中提取冬小麦图层



决策树分类结果与 CDL 提取冬小麦重叠对比图
(红色为决策树提取冬小麦, 绿色为官方数据)

图 22. 美国研究区决策树分类方法结果对比图

为验证分类后图像数据与 USDA 2020 年 CDL 数据层的冬小麦数据的偏差, 需要对其分类数据进行精度评价; 操作如下: “图像分类” → “图像评价” → 【精度分析】, 打开“精度分析”参数设置对话框, 选择分类输出的栅格文件和真实的地面分类数据, 点击真实地面分类数据列表中的类别, 将 USDA 提取的冬小麦数据和决策树分类图像的冬小麦选中, 点击分类图像分类数据列表中的类别, “class_2”为 USDA 提取的冬小麦数据, “6 to 6”为决策树分类的冬小麦数据, 点击【添加匹配】按钮, 将匹配结果添加显示在“匹配结果”列表中。如图 23 所示。

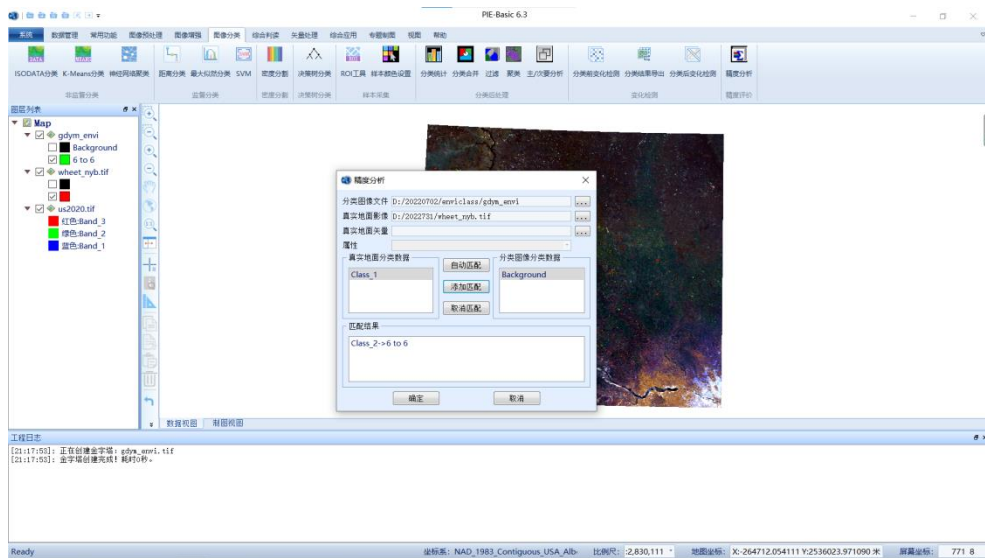


图 23. 精度分析参数设置

点击确定即可显示 CDL 提取的冬小麦数据与分类结果数据中的类别匹配结果：总精度达到 97.2748，kappa 系数达到 0.0193，符合分类精度要求，决策树分类算法可沿用到乌克兰冬小麦分类研究中。精度分析结果如表 4 所示。

表 4. 精度分析结果表

Overall Accuracy=(2084816/2143224)=97.2748			
Kappa Coefficient=0.0193			
Ground Truth(Pixels)			
Class	Background	Class_2	Total
Background	2083822	33268	2117090
6 to 6	25140	994	26134
Total	2108962	34262	2143224
Ground Truth(Percent)			
Class	Background	Class_2	Total
Background	98.81	97.1	98.78
6 to 6	1.19	2.9	1.22
Total	100	100	100

(6) 美国研究区决策树分类方法迁移到乌克兰进行冬小麦分类

对 2017 年乌克兰全年时序 ENVI 影像进行波段合成，如图 24 所示。

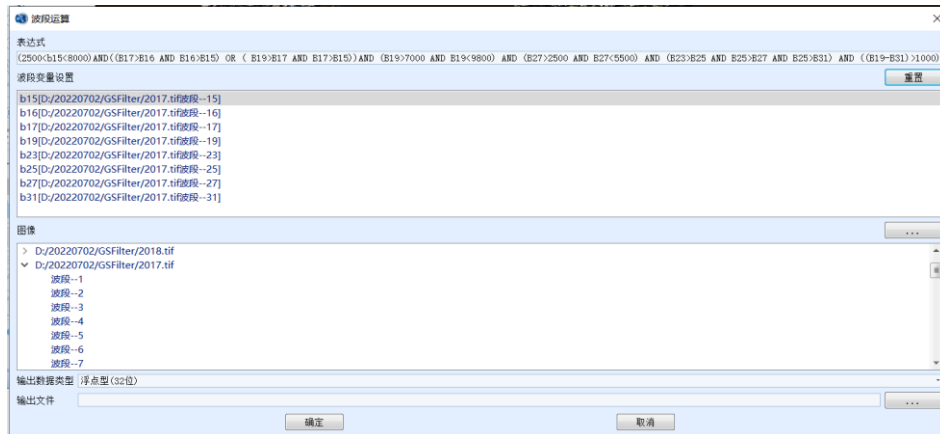


图 24. 2017 年乌克兰全年时序 ENVI 影像进行波段合成

因 NDVI 随太阳/观测角度变化的散布方式具有依赖关系，通常 NDVI 随太阳照射角度的变化是很大的，NDVI 都具有一定的局限性，云和气雾有时会遮挡住卫星的视野，过于强烈的日照可能会使该区域的光线过饱和，设备本身出现的状况也有可能影响到图像采集。所以强烈的日照和太阳角度的变化会对 NDVI 的观测结果产生一定的误差。MODIS 8 天数据由于受到云气溶胶或者其他因素造成像元缺失或质量差，运用的 SG 重构方法难以做到每一景影像的像元达到拟合的完全准确。乌克兰的气候特征为暖温带大陆性气候、暖温带季风气候、苔原气候和高原地区大山气候，冬天寒冷而悠长，但夏天日照时间长，平均气温和环境湿度适合，温度差很大，1 月平均气温为 $-18^{\circ}\text{C}\sim-10^{\circ}\text{C}$ ，7 月平均气温为 $11\sim27^{\circ}\text{C}$ 。如图 25 所示，七八月份正值日照强度大和日照时间长的季节，七月平均日照时间为 15 小时，八月平均日照时间为 14 小时，最高紫外线指数的月份是六月、七月和八月。

由于决策树分类方法“波段 27 均小于 5500，大于 2500”的波段 27 处于七月份，光照强烈，NDVI 存在误差，影响真实的时间序列变化规律。为顺应 2017 至 2021 年农业部冬小麦种植面积数据的变化趋势，对波段 27 不符合 NDVI 正常值的情况往下取另一波段，直到取到正常取值范围为止。故 2018 年的决策树算法中把波段 27 换为波段 31，2019 年的决策树算法中把波段 27 换为波段 29，2021 年的决策树算法中把波段 27 换为波段 30，而 2017 年和 2020 年决策树算法与样本决策树算法相同。决策树流程图如图 25 所示(以 2017 年为例)：

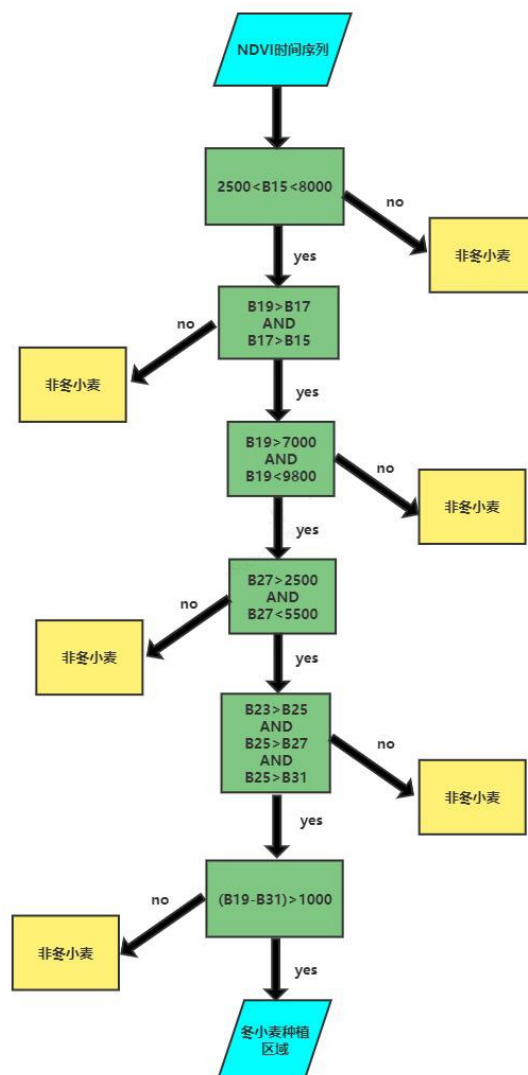
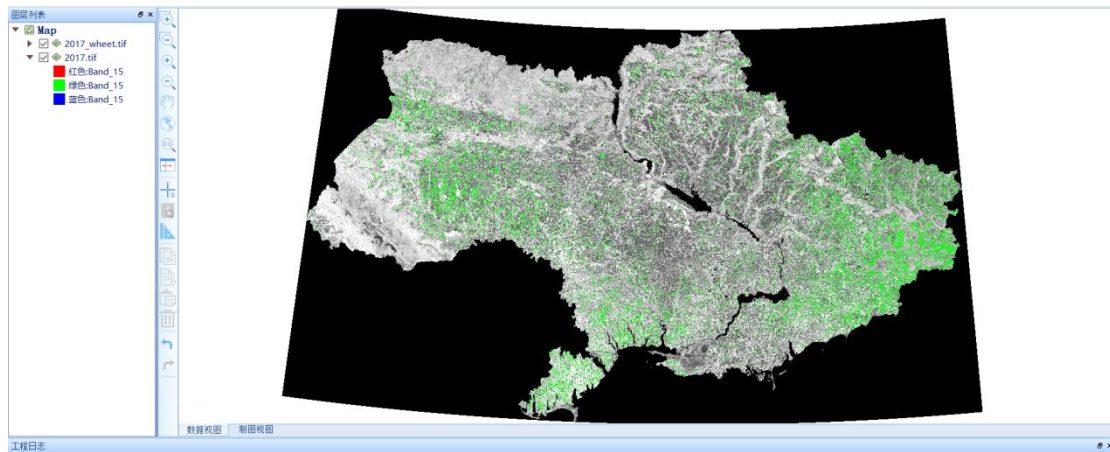


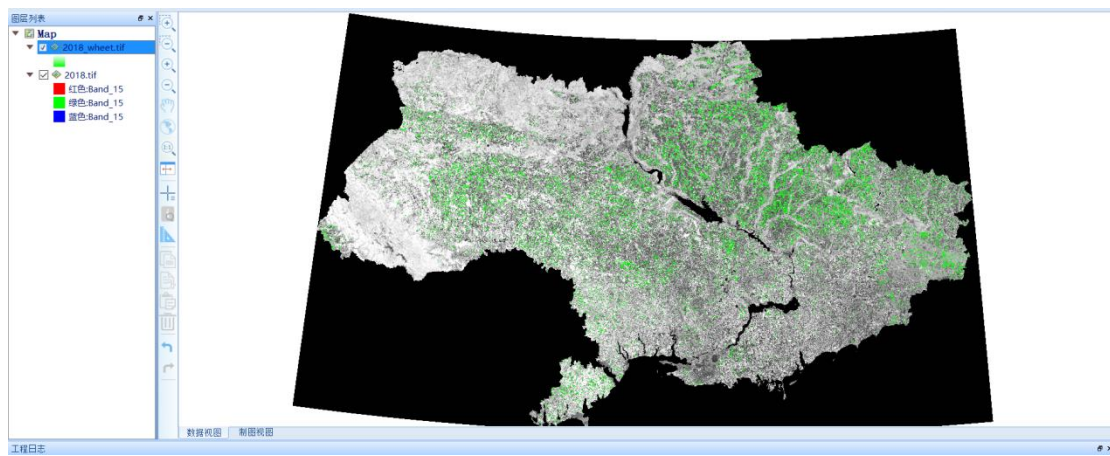
图 25.乌克兰决策树流程图

(7) 对决策树分类后的乌克兰 2017-2021 分类结果图层进行耕地掩膜处理

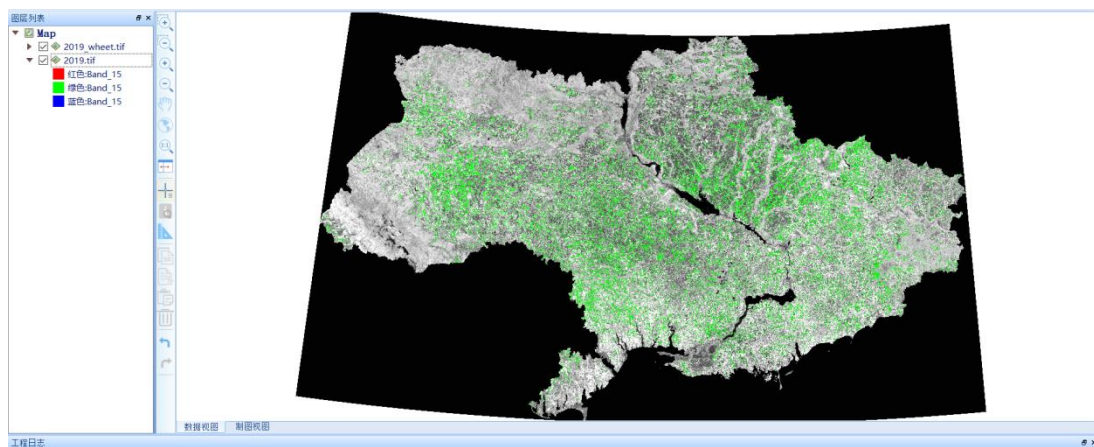
对决策树分类后的各年分类结果用乌克兰耕地图进行应用掩膜处理，依次得到 2017 年至 2022 年的冬小麦数据。如图 26 所示，绿色部分为冬小麦。
2017 年冬小麦分类结果图：



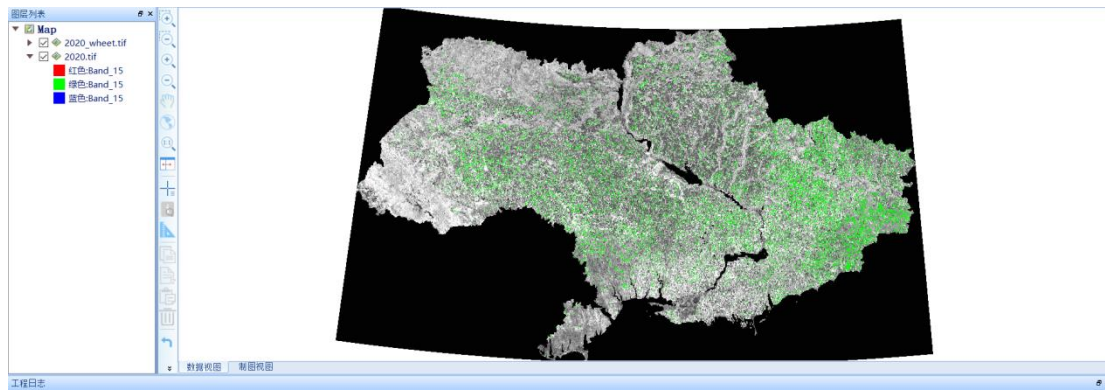
2018 年冬小麦分类结果图:



2019 年冬小麦分类结果图:



2020 年冬小麦分类结果图:



2021 年冬小麦分类结果图:

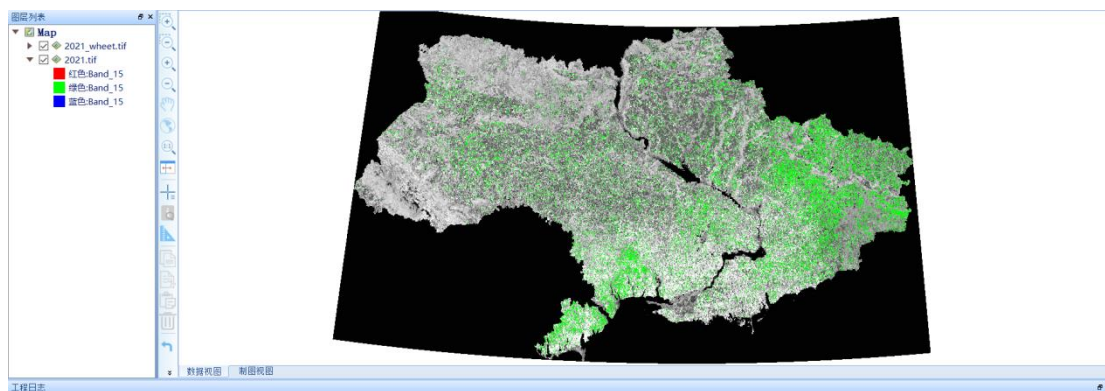
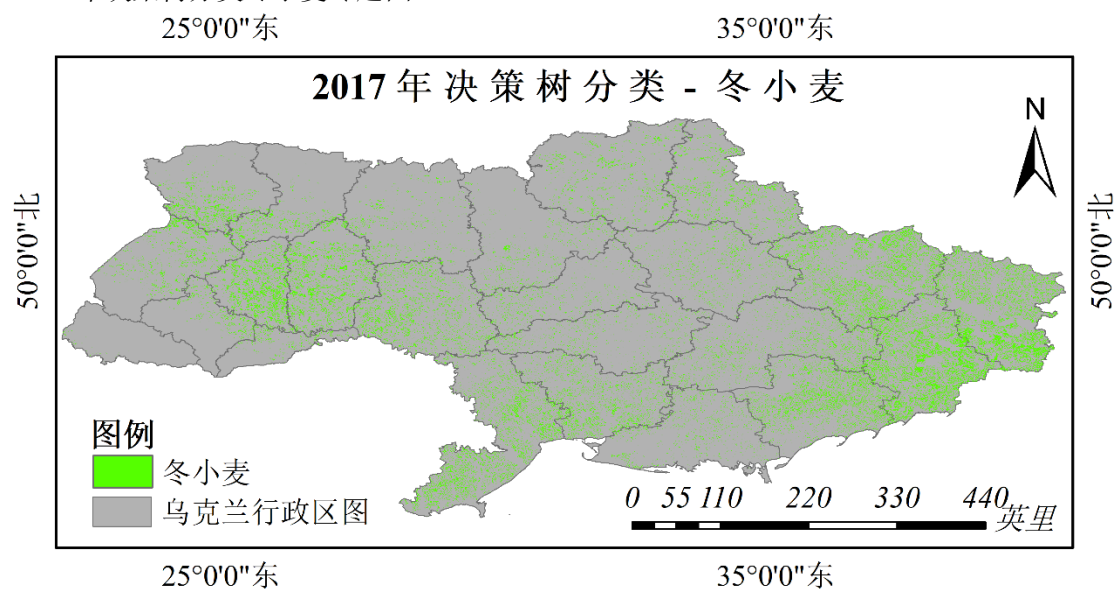


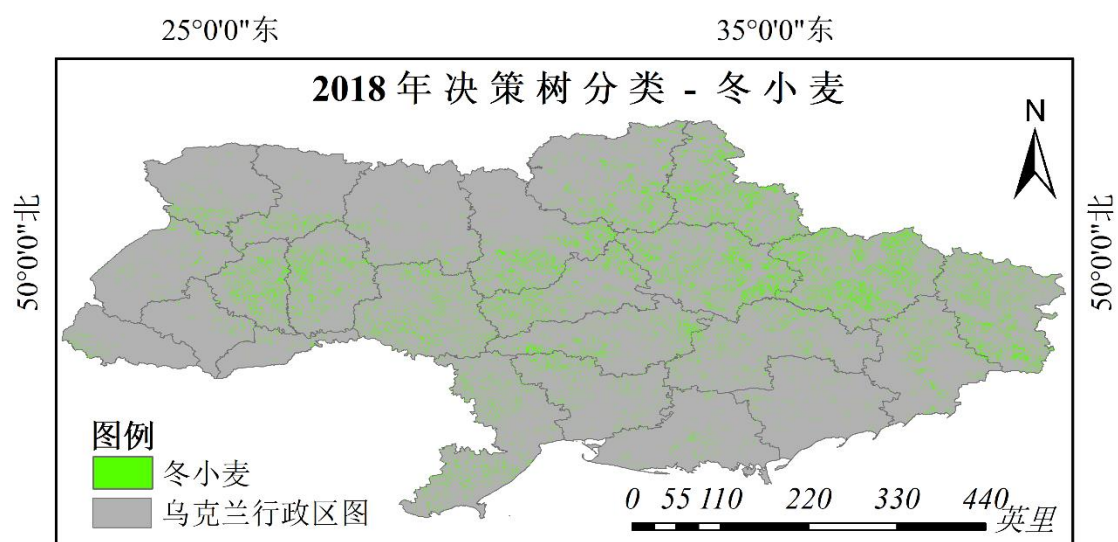
图 26. 乌克兰耕地图和 2017-2021 年各年决策树分类结果图

专题图制图

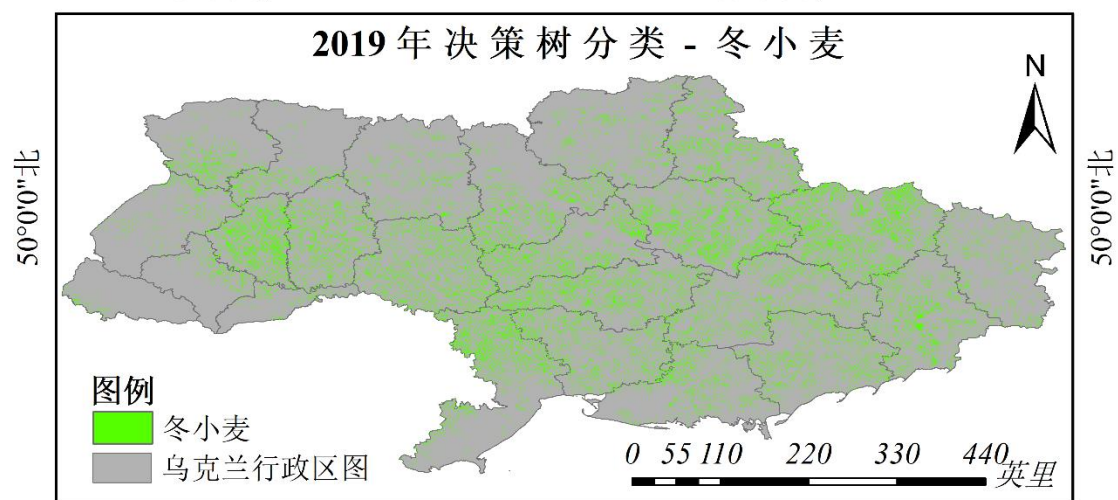
2017 年决策树分类冬小麦专题图:



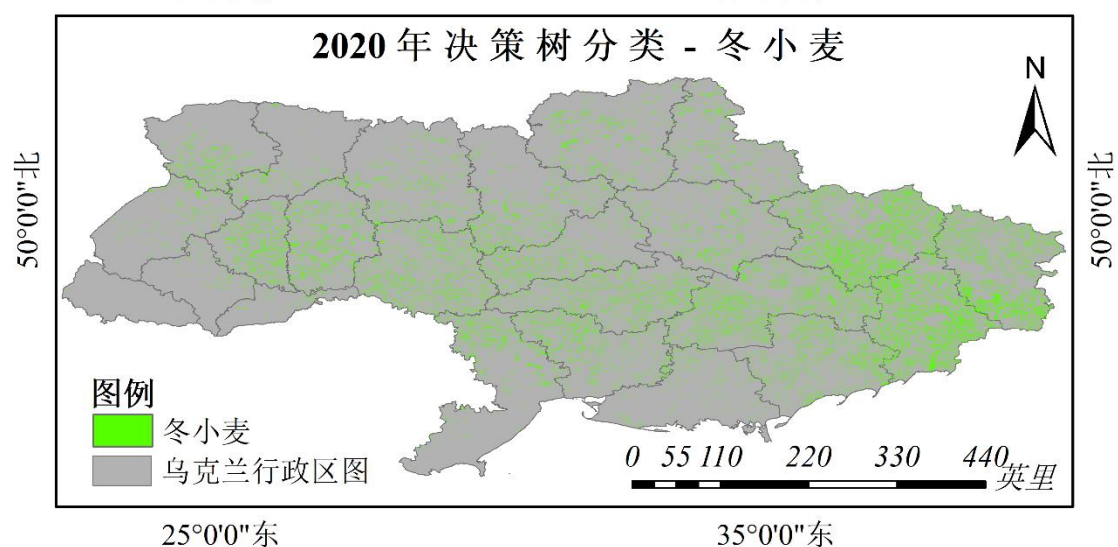
2018 年决策树分类冬小麦专题图:



2019 年决策树分类冬小麦专题图：
25°0'0"东 35°0'0"东



2020 年决策树分类冬小麦专题图：
25°0'0"东 35°0'0"东



2021 年决策树分类冬小麦专题图：

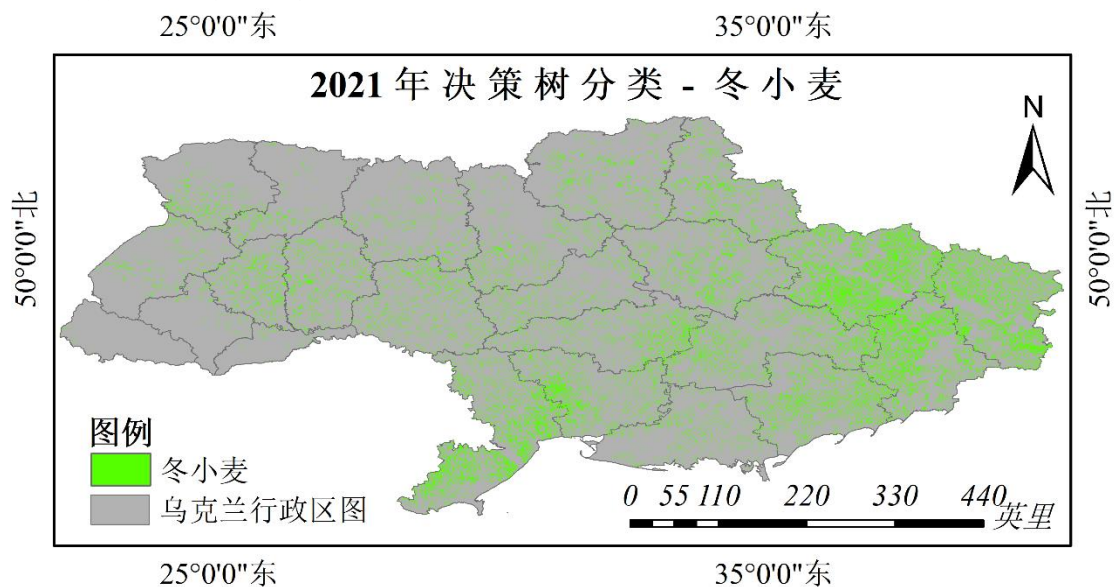


图 27. 乌克兰耕地图和 2017–2021 年各年决策树分类结果图

(8) 将乌克兰 2017–2021 年冬小麦提取结果进行投影转换

选择投影转换的“批量投影”功能，将原有的 WGS 84 投影转换为乌克兰的投影坐标系 WGS_1984_UTM_Zone_36N，点击确定即可。如图 28 所示。



图 28. 投影转换参数设置

查看属性即可看到投影成功，投影转换结果如图 29 所示。



图 29. 投影转换结果

(9) 统计种植面积与结果分析

查看乌克兰栅格数据信息可知影像分辨率为 217.035 米，如图 30 所示。

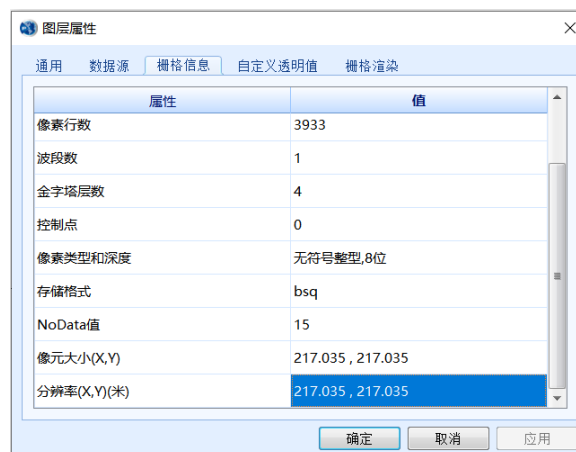


图 30. 乌克兰栅格数据信息

种植面积计算公式为 $217.035 \times 217.035 \times [\text{Count}] / 10000000$ 单位：千公顷，求得冬小麦种植面积如表 5 所示。与 USDA 统计数据对比，可见分类结果与 USDA 统计数据的面积呈相似的线性关系，带平滑的散点图呈现同一的上升趋势如图 31 所示。因影像空间分辨率不够高，存在农作物混合像元错分甚至出现漏分的可能性，故决策树分类方法结果波动较大，且 2018 年大量影像因在冬小麦生长关键周期被云、气溶胶等因素所覆盖或影响，造成 SG 滤波模型无法对大量云覆盖的 NDVI 缺失区域进行精确拟合，因此无法避免误差的产生。但从趋势线可以看出种植面积呈逐年增长的趋势，存在一定的线性关系，证明此决策树分类方法可以应用到对乌克兰 2022 年冬小麦分类提取及种植面积的预测中。

表 5. 决策树分类面积表

	年份	2017年	2018年	2019年	2020年	2021年
	农业部种植面积 / 千公顷	6642	6718	7050	6847	7400
决策树分类	去非耕地前像元数	1378579	1103478	1858334	1461970	1949431
	去非耕地后像元数	1057494	826275	1435266	1079317	1481301
	分类种植面积 / 千公顷	4981	3892	6761	5084	6978

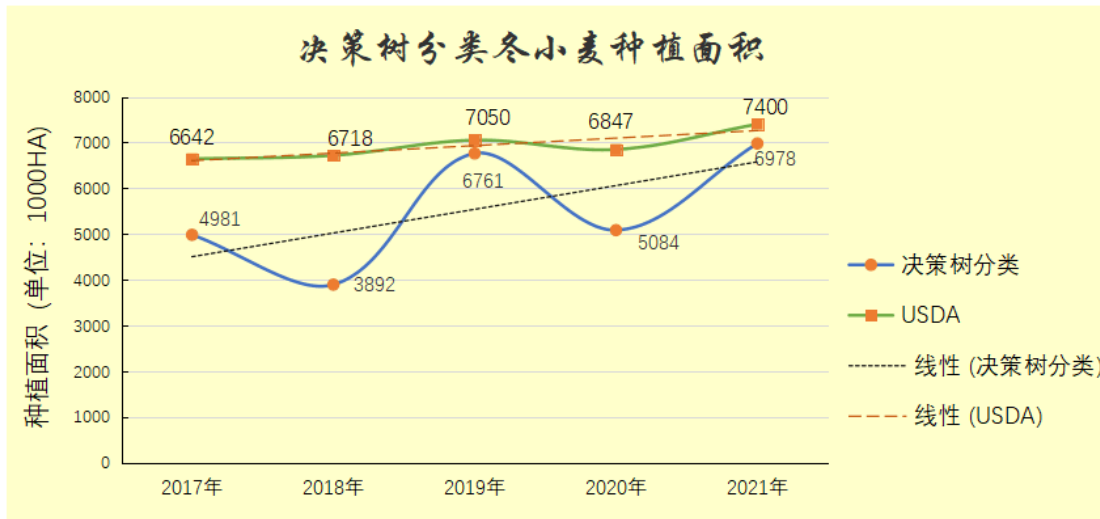


图 31. 美国 USDA 与决策树分类冬小麦种植面积线性对比图

3.2.3 机器学习迁移分类算法

(1) 迁移分类工具设计原理

从美国图层中输入采样点，在美国生成 10000 随机采样点，采样一个与乌克兰种植结构相似的区域，根据作物图层，通过 10000 个点去获取该区域随机采样后的作物类型，用作为分类的标签和分类结果，当作机器学习中因变量的“y”值。再通过 10000 个点去获取美国的 NDVI，则 NDVI 作为因变量“x”，建立“x”与“y”后则开始训练 x 和 y 的对应关系，训练学习完成后就得到一个模型，用这一模型去做分类，就可以去分类美国和乌克兰的图层。

在对比乌克兰与美国农作物时间序列相似性中，构建时间序列相似性采用 DTW 算法，目的为观察曲线与之对应相似的，则就判断为某种作物。

DTW 算法原理为：

它用满足一定条件的时间规整函数 $W(n)$ 描述测试模板和参考模板的时间对应关系，求解两模板匹配时累计距离最小所对应的规整函数。

假设我们有两个时间序列 Q 和 C，他们的长度分别是 n 和 m：（实际语音匹配运用中，一个序列为参考模板，一个序列为测试模板，序列中的每个点的值为语音序列中每一帧的特征值。例如语音序列 Q 共有 n 帧，第 i 帧的特征值（一个数或者一个向量）是 q_i 。至于取什么特征，在这里不影响 DTW 的讨论。我们需要的是匹配这两个语音序列的相似性，以达到识别我们的测试语音是哪个词）

$$Q = q_1, q_2, \dots, q_i, \dots, q_n ;$$

$$C = c_1, c_2, \dots, c_j, \dots, c_m ;$$

如果 $n=m$ ，直接计算两个序列的距离就好了。但如果 n 不等于 m 我们就需要对齐。最简单的对齐方式就是线性缩放。把短的序列线性放大到和长序列一样的长度再比较，或者把长的线性缩短到和短序列一样的长度再比较。但是这样的计算没有考虑到语音中各个段在不

同情况下的持续时间会产生或长或短的变化，因此识别效果不可能最佳。因此更多的是采用动态规划（dynamic programming）的方法。

为了对齐这两个序列，我们需要构造一个 $n \times m$ 的矩阵网格，矩阵元素 (i, j) 表示 q_i 和 c_j 两个点的距离 $d(q_i, c_j)$ （也就是序列 Q 的每一个点和 C 的每一个点之间的相似度，距离越小则相似度越高。这里先不管顺序），一般采用欧式距离， $d(q_i, c_j) = (q_i - c_j)^2$ （也可以理解为失真度）。每一个矩阵元素 (i, j) 表示点 q_i 和 c_j 的对齐。DP 算法可以归结为寻找一条通过此网格中若干格点的路径，路径通过的格点即为两个序列进行计算的对齐的点。

（2）迁移分类工具实现步骤

在我们基于 PIE SDK 开发的时间序列分析工具集中，使用迁移分类工具，输入选定区域的 USDA CDL 作为标签（分类模板），输入选定区域的 NDVI 时间序列作为样本，再输入乌克兰 NDVI 时间序列作为待分类数据，设置采样点数量和分块大小。迁移分类工具和过程如下图所示。

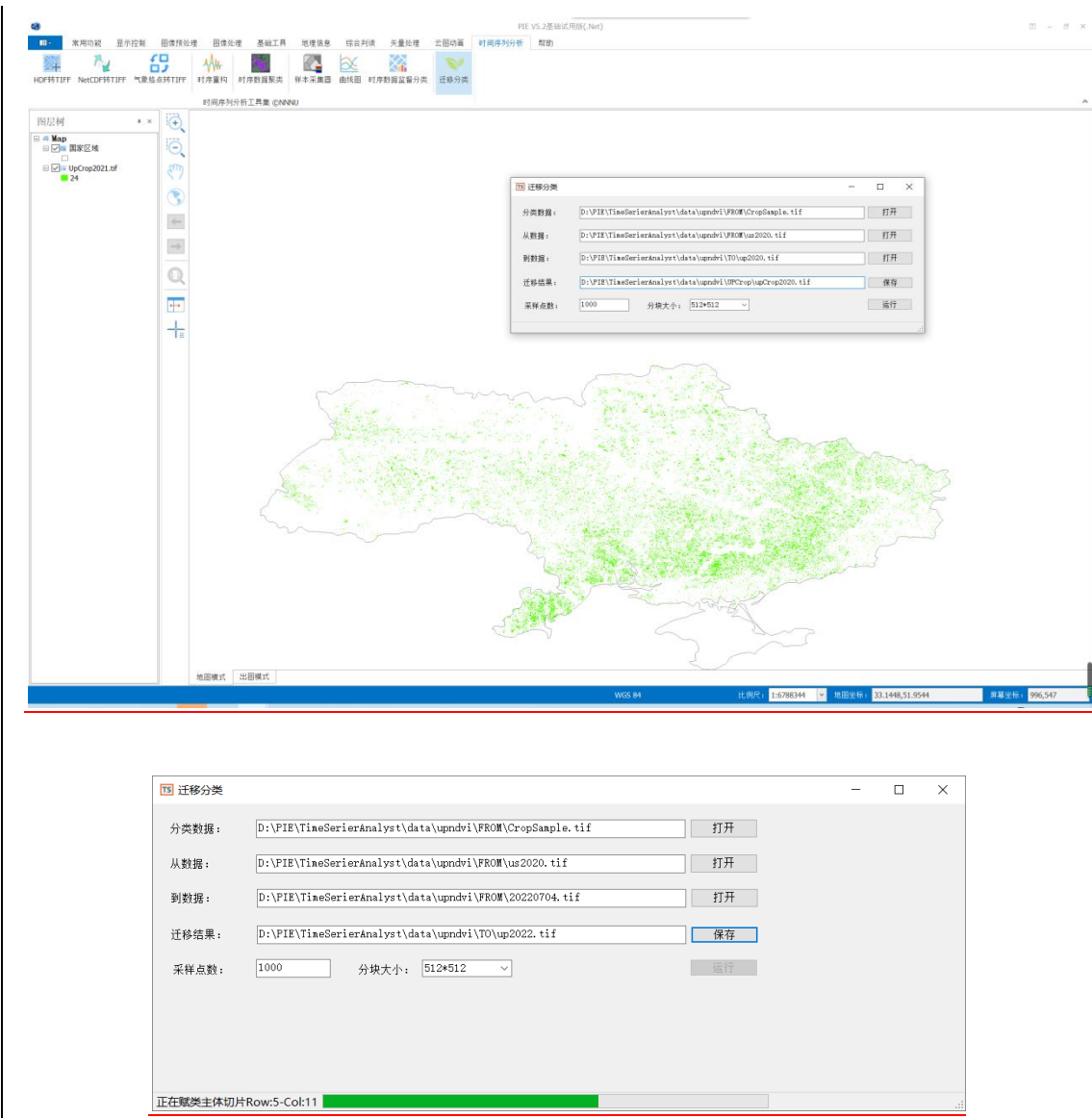
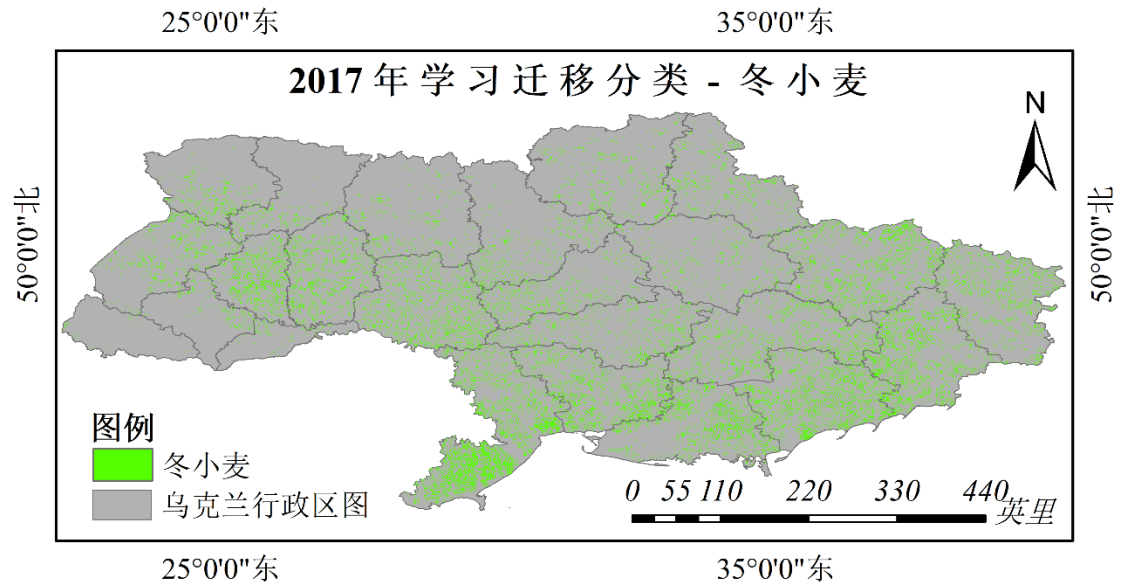


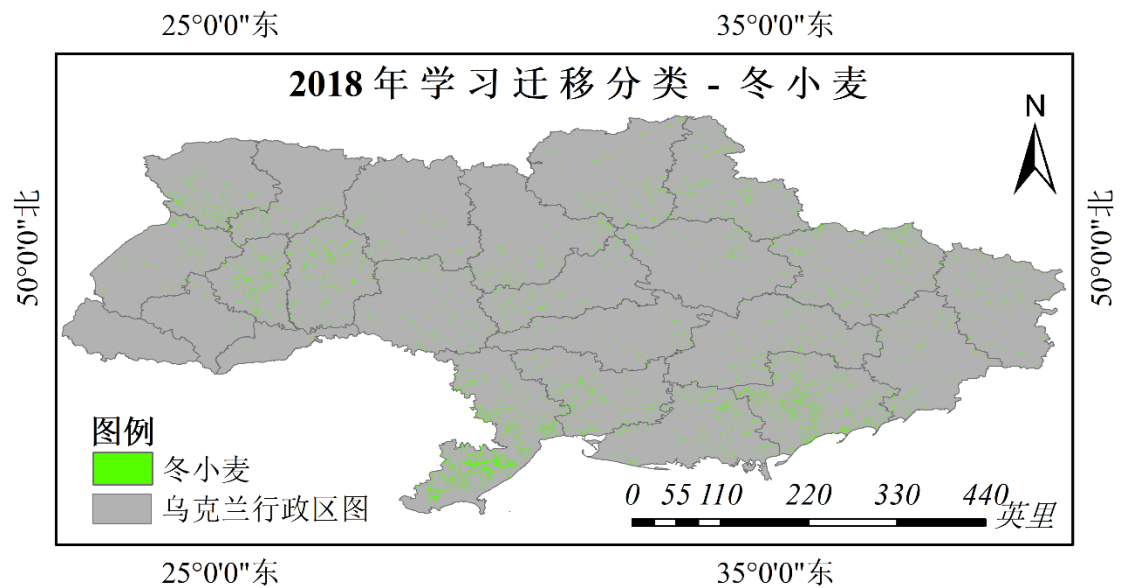
图 32. 迁移分类工具

训练学习后利用完成的模型去对乌克兰 2017-2021 进行分类，得到的分类专题图如下图 33 所示。

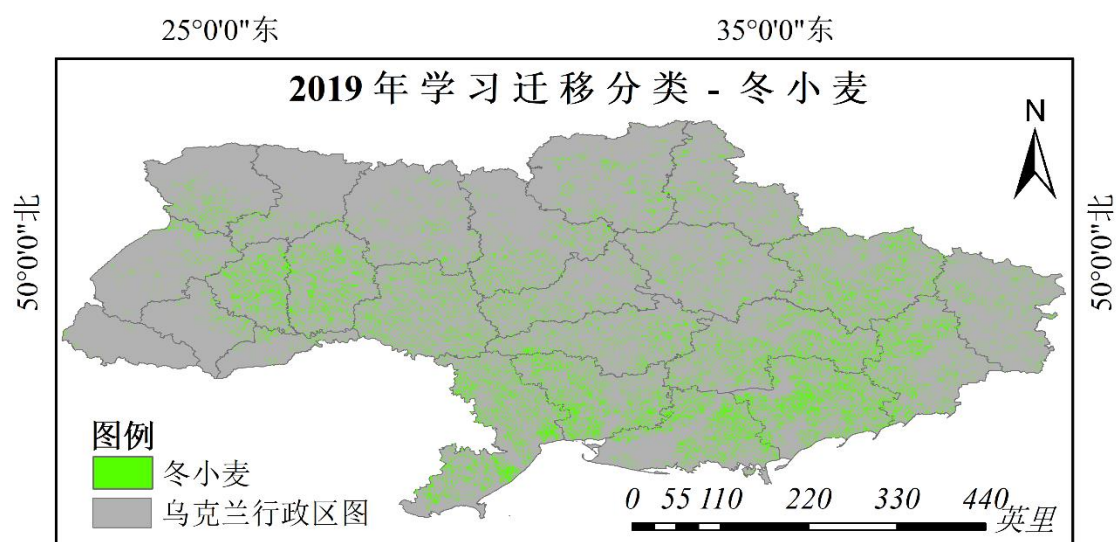
2017 年学习迁移冬小麦分类专题图：



2018 年学习迁移冬小麦分类专题图：

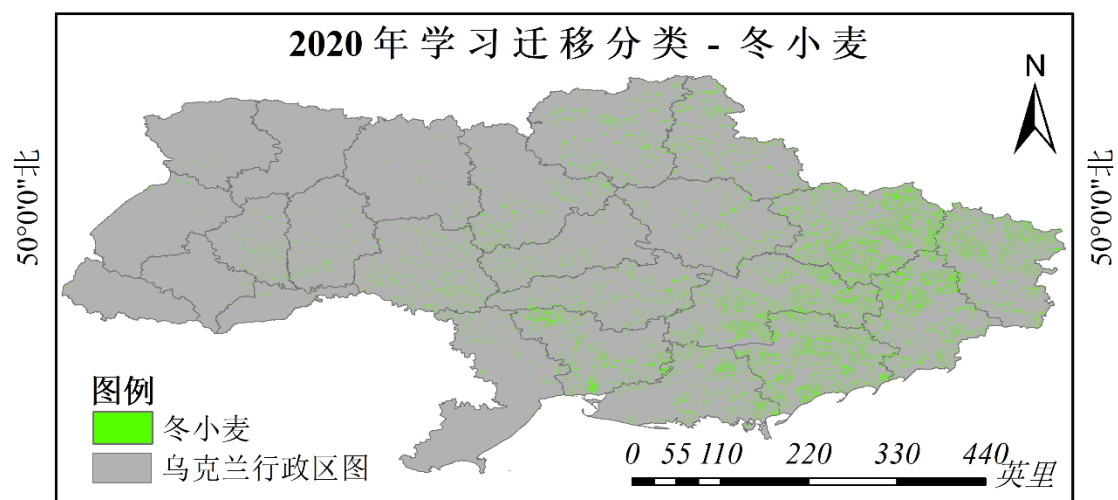


2019 年学习迁移冬小麦分类专题图：



25°0'0"东 35°0'0"东

2020 年学习迁移冬小麦分类专题图:
25°0'0"东 35°0'0"东



25°0'0"东 35°0'0"东

2021 年学习迁移冬小麦分类专题图:
25°0'0"东 35°0'0"东

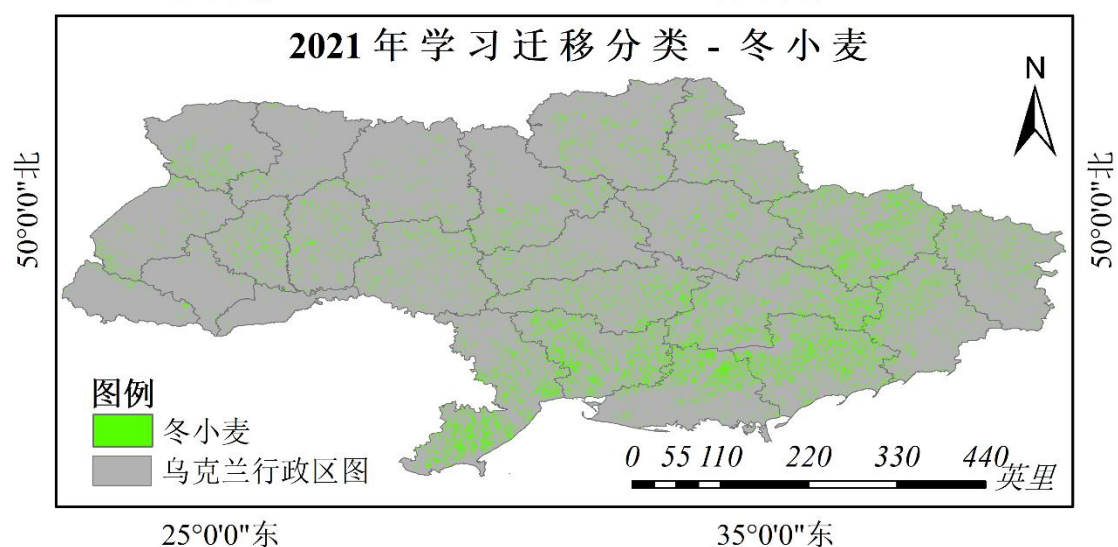


图 33. 学习迁移分类专题图

根据 2017-2021 年迁移分类后种植面积与 USDA 对比表如下所示

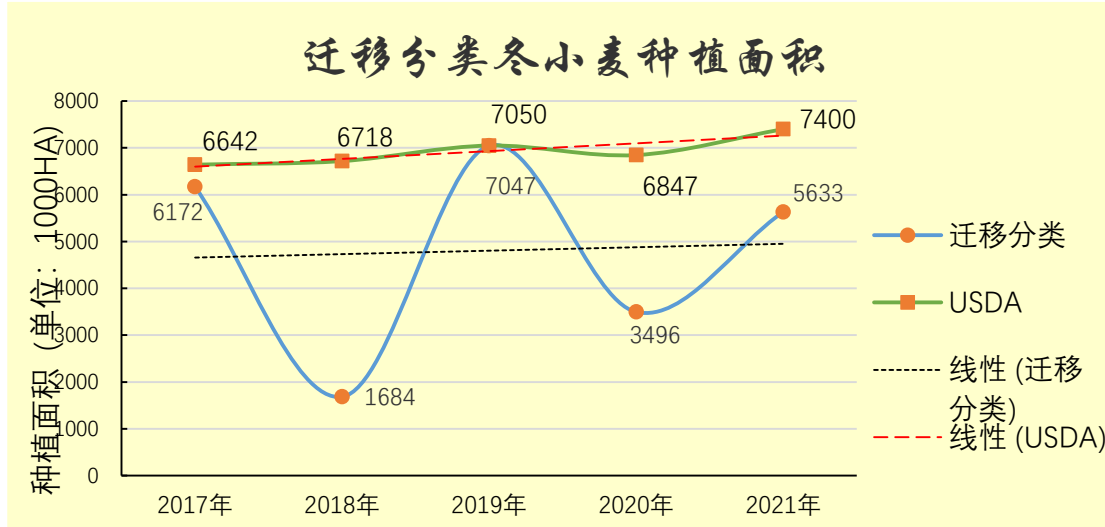


图 34. 美国 USDA 统计数据与迁移学习分类冬小麦种植面积线性对比图

根据对比表迁移学习的线性趋势线与指数趋势线可知，从 2017 至 2021 年呈增长的趋势，与 USDA 统计的种植面积趋势同样呈线性增长的趋势，存在一定的线性关系。故分类出 2022 年的种植面积是具有一定可信度，可以对其进行面积监测分类。

3.3 三种分类方法统计 2022 年乌克兰冬小麦面积

3.3.1 非监督分类

2022 年乌克兰冬小麦进行非监督分类，乌克兰冬小麦主要分布于乌克兰东南地区居多，分类结果符合该分布特征。此次非监督分类提取出来的冬小麦面积是 3723.70 千公顷，非监督分类冬小麦提取结果如图 35 所示。

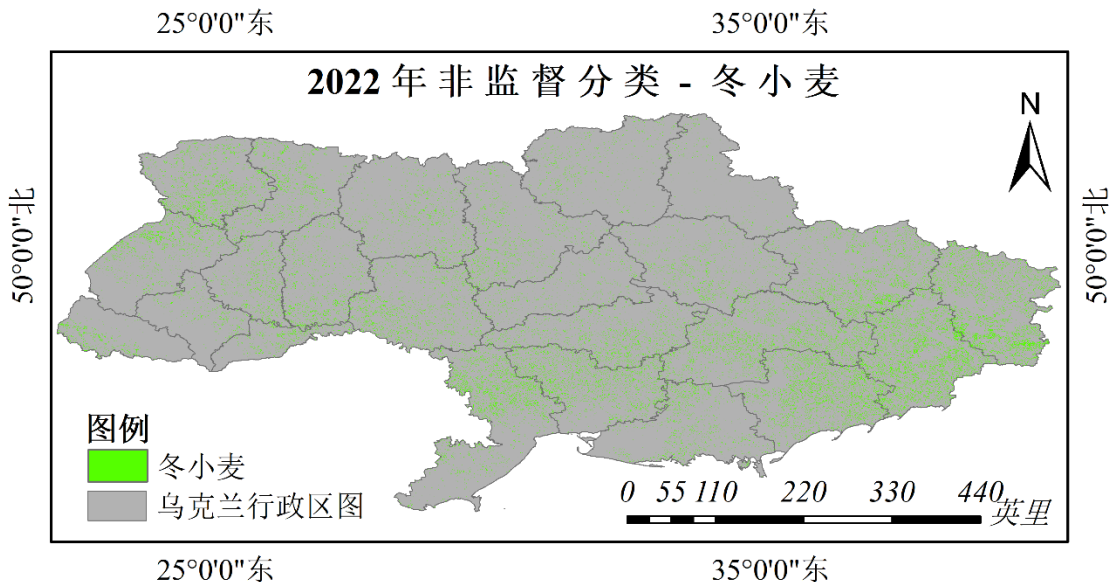


图 35. 2022 年乌克兰冬小麦非监督分类提取结果

3.3.2 决策树分类

通过决策树分类方法对美国研究区 2020 年及乌克兰 2017-2022 年冬小麦进行提取，对

提取结果进行精度评价,评价结果证明在很大程度上本次设置的决策树分类方法在对乌克兰地区冬小麦提取结果具有很大的准确率和可信度,因此可将相关决策树分类方法应用到乌克兰 2022 年冬小麦提取研究中。因时间原因无法统计全年时序,2022 年冬小麦图层只统计到 23 个时序波段,故其对决策树模型做出相关调整。2022 年冬小麦决策树分类方法相关决策树流程如图 36 所示。

经过决策树对乌克兰 2022 年冬小麦分类提取,提取结果如下图 37 所示,去非耕地前像元数为 1171387,去非耕地后像元数为 857565,对乌克兰 2022 年冬小麦提取结果去非耕地后像元数通过种植面积公式进行计算,计算公式为: $217.035 \times 217.035 \times [\text{Count}] / 10000000$,单位:千公顷,进行像元计算转换,计算出 2022 年乌克兰冬小麦种植面积为 4597.044 千公顷。

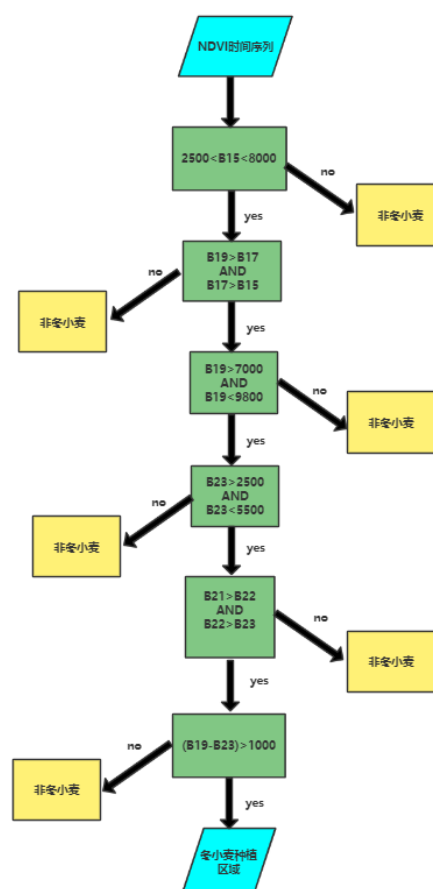


图 36. 乌克兰 2022 年决策树流程图

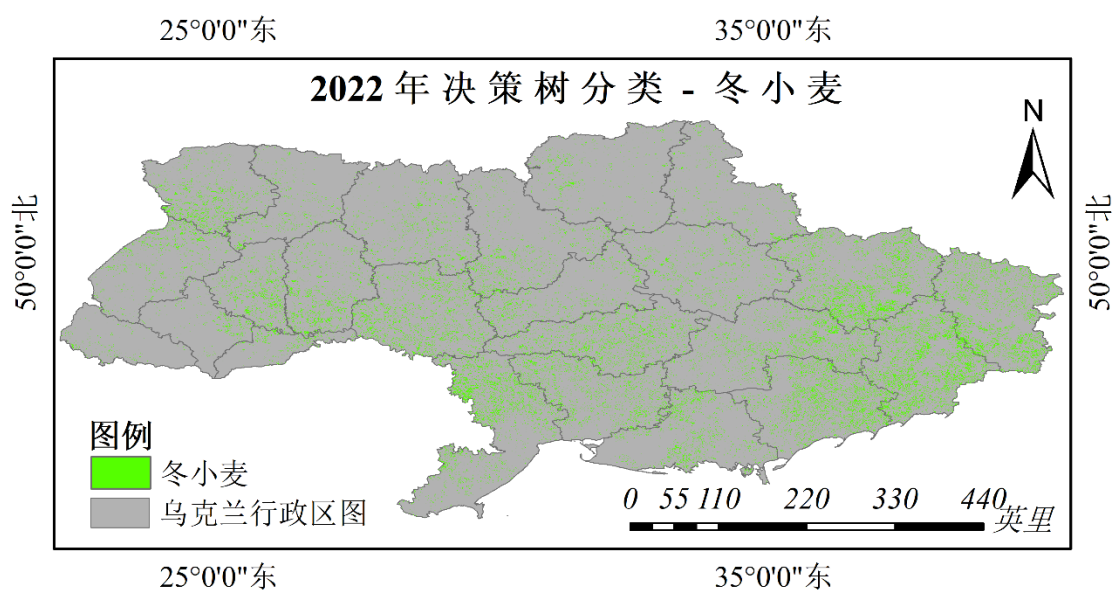


图 37. 2022 年乌克兰冬小麦决策树分类结果图

3.3.3 迁移分类

训练学习后利用完成的模型对乌克兰 2022 年进行分类，得到的冬小麦分类图如下图 38 所示。

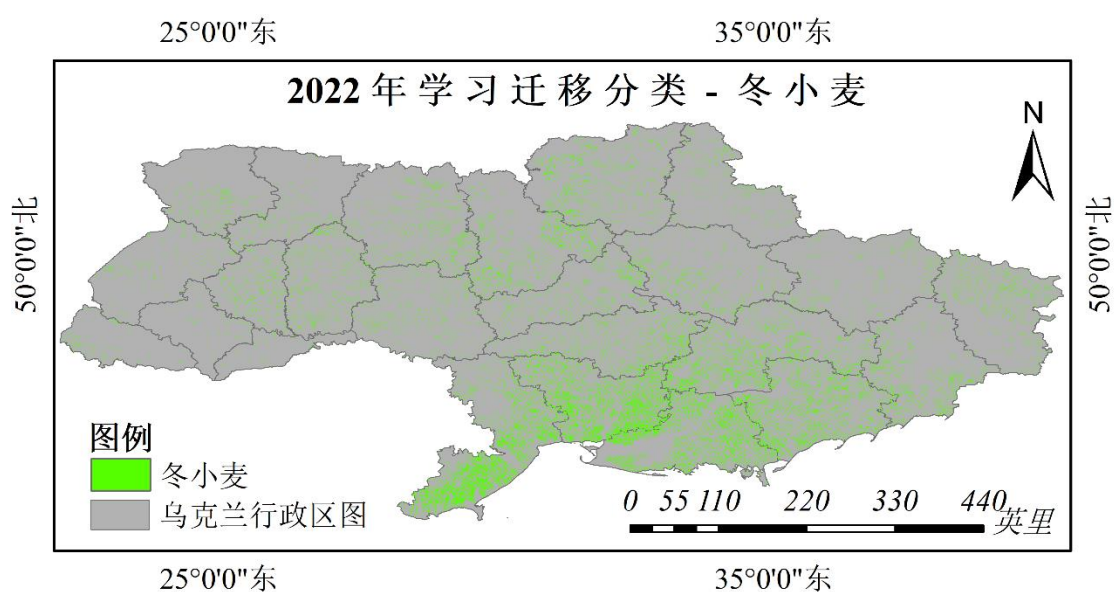
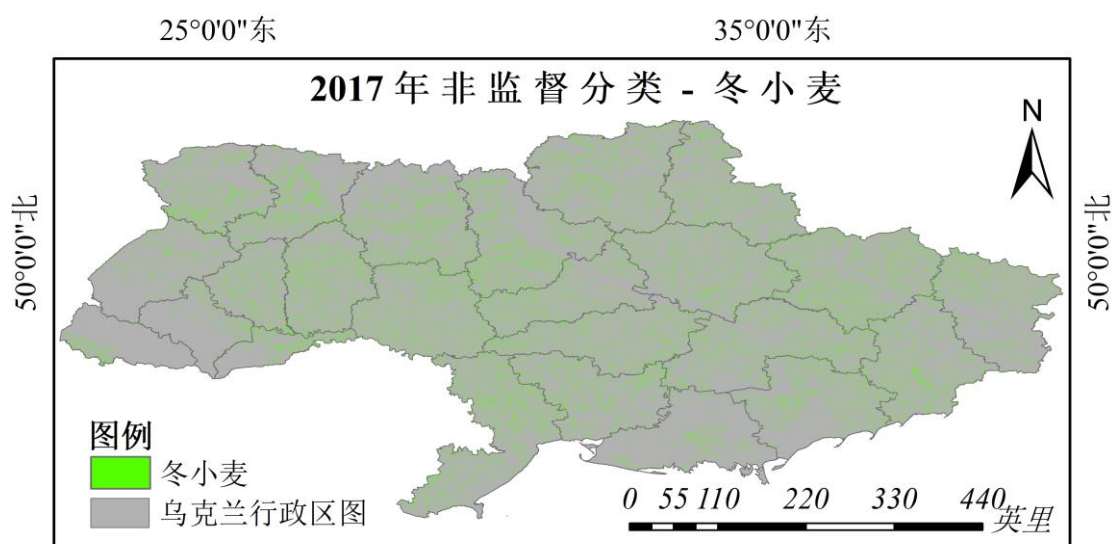
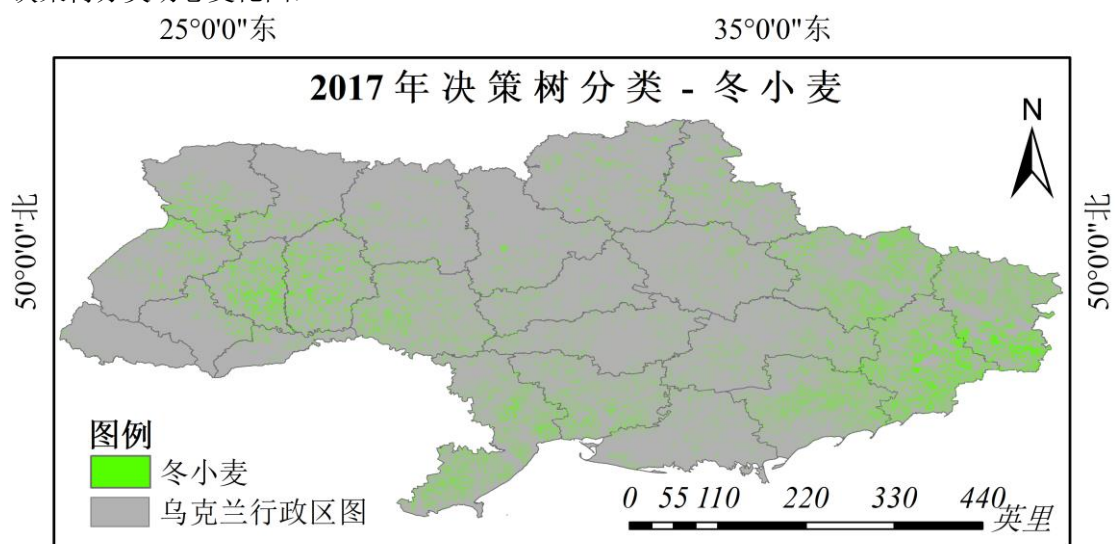


图 38. 2022 年乌克兰冬小麦迁移分类结果图

由此从 2017-2022 年三种分类下制作出面积动态变化图如下图 39 所示：
非监督分类动态变化图：



决策树分类动态变化图:



学习迁移分类动态变化图:

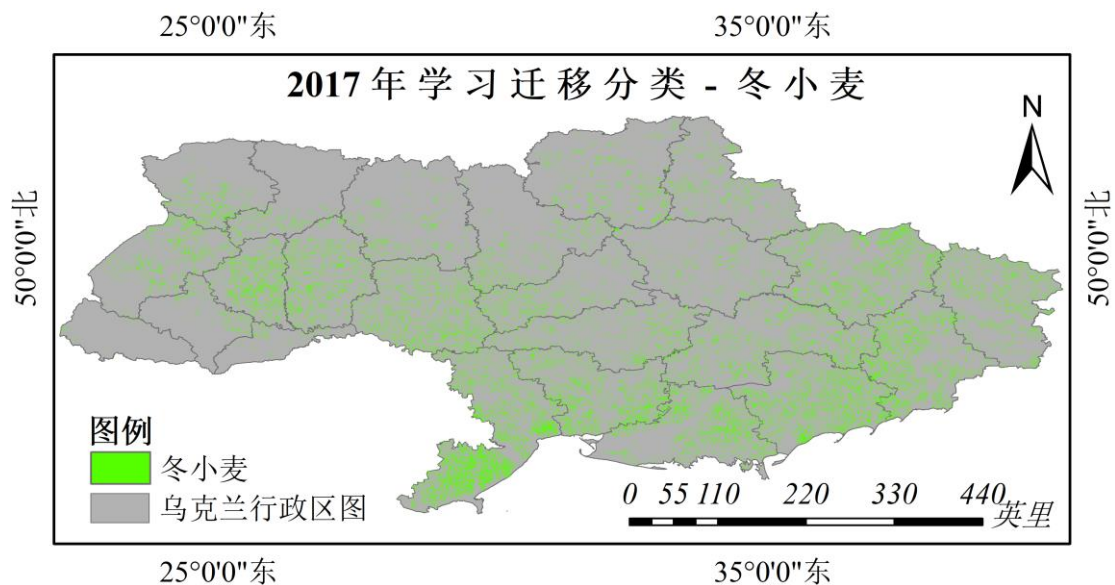


图 39 动态变化图

3.3.4 三种分类方法统计乌克兰冬小麦提取面积

表 6. 乌克兰冬小麦分类结果统计表

2017-2022年乌克兰冬小麦种植面积统计						
年份	2017	2018	2019	2020	2021	2022
USDA	6642	6718	7050	6847	7400	— —
决策树分类	4981	3892	6761	5084	6978	4040
非监督分类	5491	5121	7256	6366	6938	3723
迁移学习	6172	1684	7047	3496	5633	4966

研究不包括克里米亚地区（单位：1000 HA）

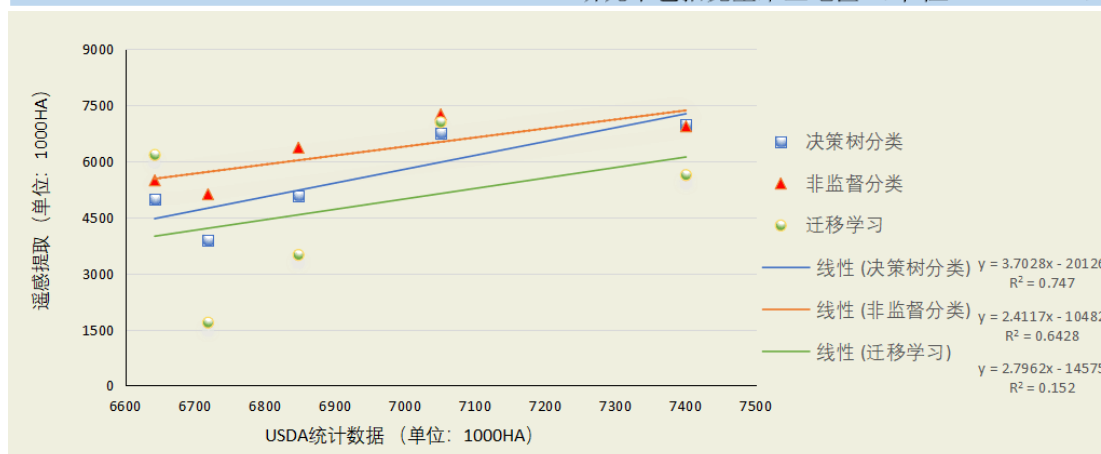


图 40. 三种方法提取小麦面积与 USDA 统计数据相关性分析

根据三种方法提取小麦面积与 USDA 统计数据相关性分析可看出三种分类方法线性趋势线都呈线性增长的关系，对 2022 的分类结果具有很大的可信度。通过对比分类结果数据可知三种分类结果提取到的冬小麦面积分别为：4040 千公顷、3723 千公顷、4966 千公顷，通过与前五年种植面积对比具有一定的数量关系，证明分类结果具有很大的可信度，同时也反映出 2022 年冬小麦种植面积较前几年种植面积有明显下降。由于俄罗斯与乌克兰冲突影响到了乌克兰 2022 年冬小麦的种植面积，将会影响到 2022 年乌克兰冬小麦作物的收获产量。

乌克兰是冬小麦作物重大的粮食出口国，小麦制成面粉用于食用，直接出口周边的中东国家乃至全世界国家，黎巴嫩全国 50% 的小麦都进口自乌克兰，利比亚 43% 的进口小麦来自乌克兰，突尼斯对乌克兰小麦的依赖程度为 32%，我国也有占少部分比例从乌克兰进口出小麦。由上研究可知，2022 年乌克兰冬小麦种植面积下降的情况下，将于今年夏季收获的乌克兰冬小麦将大幅减产，这将加剧当前的全球粮食危机，俄乌战争必然会给冬小麦粮食供应带来重大风险，给那些依赖从乌克兰进口谷物的国家带来了巨大的风险。从乌克兰冬小麦种植面积的下降来看可能会证实了联合国秘书长安东尼奥·古特雷斯曾警告说：乌克兰冲突可能导致“数千万人”陷入饥荒。全球饥饿水平创下新高，乌克兰冲突或将导致一场持续多年

的粮食危机。

对于我国，处理好可能发生的世界粮食危机对本国影响势必是至关重要的，若将停止进口小麦将难以满足食品企业的对小麦面粉的品质需求。中国海关总署官网也提出了中国开放俄全境小麦进口的应对措施，这也说明了乌克兰种植面积以及产量下降下中国将对往年进口乌克兰小麦的比例转移至俄罗斯的进口中，中方同俄方本着相互尊重、平等互利精神开展正常的贸易合作。由此可知，乌克兰小麦产量下降的问题对中国影响是微乎其微的，反而将在小麦等粮食作物方面加强了中俄农业贸易的友好合作。

4、创新点

4.1 角度创新

俄罗斯和乌克兰是世界最大和第五大小麦出口国，俄乌战争必然会给粮食供应带来重大风险。基于这样的背景，本作品以 2017-2022 年乌克兰 MOD13Q1、MYD13Q1 影像数据为基础，构建 NDVI 时间序列曲线，通过冬小麦生长物候变化的生物机理特征与其关键生长期的归一化植被指数(NDVI) 变化关系，运用 3 种不同方法提取出乌克兰小麦种植面积，以预测 2022 年乌克兰小麦收获面积，为世界国家应对粮食危机提供帮助。

4.2 方法创新

一、应用遥感技术提取某个地区农作物种植面积常常使用监督分类或者非监督分类。本作品创新使用了机器学习迁移分类方法，通过大量学习美国农作物样本，建立样本库，用于乌克兰地区作物分类和种植面积提取。另外，本作品同样也使用了决策树分类方法和 ISODATA 方法进行小麦种植面积提取。

二、NDVI 被广泛用于农作物长势监测、植被覆盖度的计算和种植面积的提取。NDVI 时间序列曲线理论上是条平滑曲线，但因受到遥感器、云层大气干扰、数据输出误差等的影响，数据存在噪声，因此需要进一步处理以得到更加准确的数据。为进一步提高研究成果准确度，本作品基于 PIE SDK 开发 S-G 时序滤波和学习迁移分类方法，以美国 CDL 数据为农作物分类学习样本，建立分类模型，并用于乌克兰地区作物分类和种植面积提取。

5、应用领域

5.1 农作物种植面积监测

作物种植类型识别及种植面积监测对国家政府相关部门及时掌握相关作物的生产情况有重要意义，并可以依据生产面积对市场情况进行预测；为国民经济宏观调控政策制定提供一定的科学支撑。本研究通过对乌克兰冬小麦的数据处理及分析，提取出冬小麦的面积监测结果，为更好进行作物面积监测，提高作物分类的精度及增加面积估算可靠性。对其他不同粮食面积监测具有重要参考意义。

5.2 农作物长势监测与估产

农作物长势监测指对作物的苗情、生长状况及其变化的宏观监测。作物长势可以用个体和群体特征来描述，目前获取作物长势的传统方法是地面调查，该方法费时、费力，且精度难以保证。通过对乌克兰冬小麦的研究可对农作物进行长势的监测和估产，为研究其他区域的农作物长势情况及大面积农作物估产提供新方法思路。

5.3 农业灾害监测

对农业灾害进行监测和灾情评估。通过研究受灾作物的面积和空间分布数据，监测和定量评估作物受灾害程度，然后针对具体受灾情况，进行补种、浇水、施肥或喷药等抗灾措施。为有效降低自然灾害带来的伤害、进一步健全预测工作；保障农作物生长、满足不同地区的种植不同农作物的监测需要。