



中国矿业大学

---

China University of Mining and Technology

## 《遥感原理与应用》课程实习

姓 名： 马骁

班 级： 21 级地信 1 班

学 号： 07212393

小组成员： 韦娜、王弘政

中国矿业大学环境与测绘学院

2023-12-23

# 课程实习总结

题目：

《基于多源数据的城市扩张与土地利用变化分析—以哈尔滨市为例》

小组成员及分工介绍：

马骁：收集 2000、2010、2020 三期 Landsat 系列遥感影像进行预处理，目视解译制作样本，通过监督分类制得哈尔滨市土地利用分类图，并运用土地利用模拟模型 FLUS 对 2030 年土地利用情况进行预测，并进行精度评定。通过扩张指数法、圈层分析法分析哈尔滨市 2000—2020 年城市扩张情况。

韦娜：

王弘政：

## 1 选题背景与意义

改革开放以来，我国城市化发展迅速。哈尔滨作为老工业基地，在 20 世纪 80 年代就有较高的城市化水平<sup>[1]</sup>。通过遥感卫星，能够获得长时序的城市影像进而直观的反映 2000—2020 年哈尔滨市的城市变化情况。

土地利用/土地覆被变化（LUCC）是地球表面各地物类型及其自然属性和特征的综合体<sup>[2]</sup>。随着城市化的发展，土地供需矛盾日益凸显，土地利用/土地覆被变化（LUCC）已成为城市发展的重要影响力量，是国际研究的热门课题<sup>[3]</sup>。土地利用情况变化能够在一定程度上反映城市的变化规律，是城市发展的主要关注内容。目前通过遥感数据可以快速、大尺度、长时序的对城市进行土地利用分类。

张廷等<sup>[4]</sup>利用 PLUS-InVEST 模型分析了城市土地利用与生态环境质量的时空演变规律，选取相应各用地类型扩张因子探究 2030 年哈尔滨市不同发展情景下的土地利用状况。王迪等<sup>[5]</sup>利用城市扩张速度，扩张强度等指标分析了哈尔滨 1998—2018 年建设用地时空变化情况。目前研究城市扩张与土地利用情况变化较少，本文利用 FLUS 模型和多种空间影响因子探究哈尔滨市未来土地利用情

况，能够为地区发展起到规划作用。

## 2 研究区与数据介绍

哈尔滨市，别称冰城，黑龙江省省会、副省级市、特大城市、哈长城市群核心城市，地处中国东北地区、东北亚中心地带，是中国东北地区北部政治、经济、文化中心。哈尔滨属平原地区，平均海拔为 128m，属中温带大陆性季风气候，年平均气温 5.6℃，年平均降水量 570mm，四季分明。哈尔滨是我国主要的工业基地，近年来随着东北经济衰退，城市扩张缓慢。本文选择哈尔滨的主城区，松北区、道里区、道外区、香坊区、南岗区、平房区共六个行政区，总面积约 2446km<sup>2</sup>，研究区如图 1 所示。

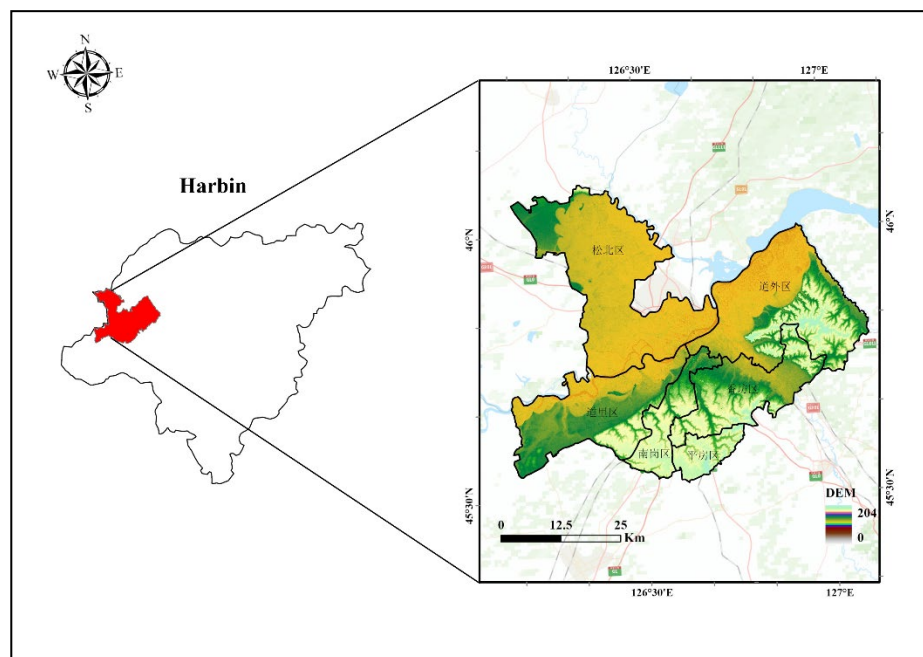


图 1 研究区概况

Fig. 1 Overview of the study area

本文选取 2000、2010、2020 年三个年份夏季的 Landsat5TM、Landsat8OLI 遥感影像数据，利用 Google Earth Engine 遥感云平台完成遥感影像的筛选和裁剪得到研究区的遥感影像，并进行目视解译得到建设用地、林地、水体、耕地、裸

地五个地类的样本，选择随机森林分类方法对遥感影像进行监督分类，Kappa 系数分别为 0.91、0.88、0.92 精度较高，能够较准确的反映研究区土地利用情况。空间影响因子数据包括某位置距城市道路距离、距铁路的距离、人口密度、距城市中心距离、高程、坡度、坡向，利用 ArcGIS 软件对空间影响因子栅格数据统一行列数和像元大小，与土地利用分类数据保持一致，再进行归一化处理<sup>[6]</sup>。其中，道路网络数据来源于 OpenStreetMap (<http://www.openstreetmap.org>)，人口密度数据来源于 LandScan(<https://landscan.ornl.gov>)全球人口密度空间分布数据，空间分辨率为 1km，地形数据来源于 SRTM DEM30m 分辨率数据，具体见图 2。

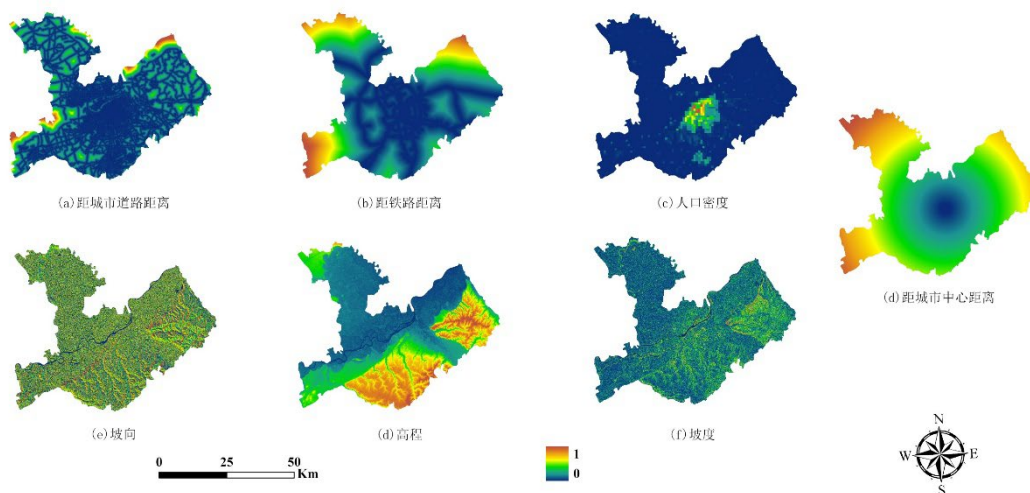


图 2 空间影响因子数据

Fig.2 Spatial impact factor data

### 3 数据处理方法

通过 Google Earth Engine 遥感云平台，可以轻松访问高性能计算资源和各种丰富的 API，快速加载和处理海量空间数据集，摆脱了传统单机版遥感处理软件的各种局限性<sup>[7]</sup>。

选取 Landsat8 系列地表反射率数据，该数据已经进行几何校正和辐射校正，该数据集包含由 Landsat 8 OLI/TIRS 传感器生成的数据得出的经过大气校正的表面反射率和陆地表面温度。这些图像包含可见光和近红外 (VNIR) 波段以及

2 个经过正射校正表面反射率处理的短波红外 (SWIR) 波段, 以及一个经过正射校正表面温度处理的热红外 (TIR) 波段。它们还包含用于计算 ST 产品的中间频带以及 QA 频带。

Landsat 8 SR 产品是根据陆地表面反射率代码 (LaSRC) 创建的。所有 Collection 2 ST 产品均采用由罗切斯特理工学院 (RIT) 和美国国家航空航天局 (NASA) 喷气推进实验室 (JPL) 联合创建的单通道算法创建，Landsat5 SR 数据与 Landsat8 SR 数据大致相同。

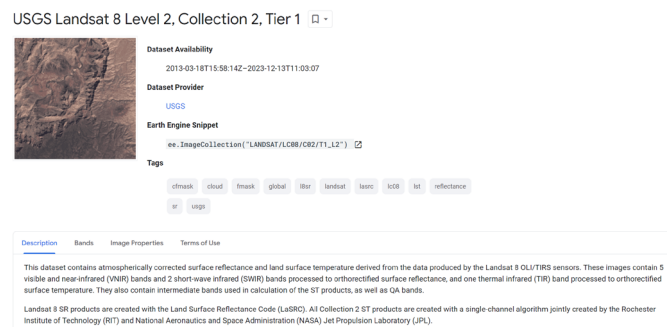


图 3 Landsat 8 地表反射率数据

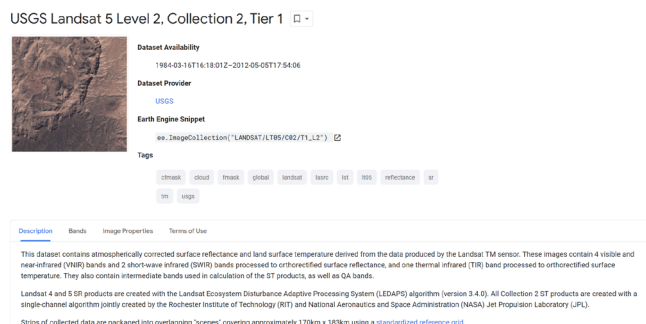


图 4 Landsat 5 地表反射率数据

我们选取研究区 7-9 月的影像，该阶段处于夏季，绿色植被生长茂密，避免出现大量耕地被错分为裸地，设置云量过滤，最后进行中值合成，裁剪至研究区大小，代码如下：

```
1. var landsat8col = ee.ImageCollection('LANDSAT/LC08/C02/T1_L2')
2.   .filterDate('2020-07-01', '2020-09-30')
3.   .filterBounds(roi)
4.   .filter(ee.Filter.lte('CLOUD_COVER',5))//云量
5.   .map(addIndex)
```

```

6.         .select(['SR_B2', 'SR_B3', 'SR_B4', 'SR_B5', 'SR_B6',
7.         'SR_B7', 'ndvi', 'mndwi'])
8.
9.     var visualization = {
10.         min: 0.0,
11.         max: 30000,
12.         bands: ['SR_B4', 'SR_B3', 'SR_B2'],
13.     };
14.
15.     var clip_L8_ = landsat8col.clip(roi)
16.     Map.addLayer(landsat8col.clip(roi), visualization, '真彩色');

```

地形数据采用 NASA SRTM DEM30m 数据，SRTM(Shuttle Radar Topography Mission) 是一个国际项目，由 NASA 和国家地理空间情报局(NGA)于 2000 年 2 月 11 日至 22 日在奋进号航天飞机上执行。该任务为期 11 天，通过雷达干涉测量、机载/舷外天线系统和单次数据采集采集数据，用于生成近全球陆地高程数据产品。

#### NASA SRTM Digital Elevation 30m




##### Dataset Availability

2000-02-11T00:00:00Z-2000-02-22T00:00:00

##### Dataset Provider

[NASA / USGS / JPL-Caltech](#)


##### Earth Engine Snippet

`ee.Image("USGS/SRTMGL1_003")` 

##### Tags

[dem](#) [elevation](#) [geophysical](#) [nasa](#) [srtm](#) [topography](#) [usgs](#)

##### Description Bands Terms of Use Citations

The Shuttle Radar Topography Mission (SRTM, see [Farr et al. 2007](#)) digital elevation data is an international research effort that obtained digital elevation models on a near-global scale. This SRTM V3 product (SRTM Plus) is provided by NASA JPL at a resolution of 1 arc-second (approximately 30m). 

This dataset has undergone a void-filling process using open-source data (ASTER GDEM2, GMTED2010, and NED), as opposed to other versions that contain voids or have been void-filled with commercial sources. For more information on the different versions see the [SRTM Quick Guide](#).

Documentation:

图 5 SRTM DEM30m 数据

```

1. var roi = ee.FeatureCollection("users/402674230ma/HarBinCity")
2. var dataset = ee.Image('USGS/SRTMGL1_003')
3. var elevation = dataset.select('elevation').clip(roi).float()
4. var aspect = ee.Terrain.aspect(elevation).clip(roi)
5. var slope = ee.Terrain.slope(elevation).clip(roi)

```

通过上述代码加载地形数据，并导出，供后续作为 FLUS 模型的影响因子使用。

路网数据来源于 OpenStreetMap，经过矢量边界裁剪后得到哈尔滨市路网，如图 6 所示，通过欧式距离生成距城市道路距离和距铁路距离，距城市中心距离同样采用欧式距离生成，并将上述数据统一行列号，空间分辨率为 30m。



图 6 道路和铁路网数据

数据筛选后，手动标注训练样本，80%为训练集，20%为验证集，并采用随机森林分类，并评估精度，代码如下：

```
1. var training = crop.merge(bare).merge(forest).merge(build).merge(wat  
   er);  
2. var trainingData = training.randomColumn('random')  
3. var sample_training = trainingData.filter(ee.Filter.lte("random", 0.  
   8));  
4. var sample_validate = trainingData.filter(ee.Filter.gt("random", 0.  
   8));  
5. Map.addLayer(sample_training,{color:'red'},'training samples')  
6. Map.addLayer(sample_validate,{color:'blue'},'validation samples')  
7. // 利用样本点拾取特征值用于模型训练和验证  
8. var training = clip_L8_.sampleRegions({  
9.   collection: sample_training,  
10.  properties: ["landcover"],  
11.  scale: 30,  
12.  tileSize:16  
13.});  
14.var validation = clip_L8_.sampleRegions({  
15.  collection: sample_validate,  
16.  properties: ["landcover"],
```

```

17.  scale: 30,
18.  tileSize:16
19.});
20.var classifier = ee.Classifier.smileRandomForest(50)
21.  .train({
22.    features: training,
23.    classProperty: 'landcover',
24.    inputProperties: clip_L8_.bandNames()
25.  });
26.var Classified_RF = clip_L8_.classify(classifier).byte();
27.var dict = classifier.explain();
28.var variable_importance = ee.Feature(null, ee.Dictionary(dict).get('
  importance'));
29.print(variable_importance)
30.Map.addLayer(Classified_RF,{min: 1, max: 5, palette: ['913017','1976
  4a','174599','f8f3c2','cacaca']}, 'Classified_RF');
31.// 混淆矩阵法
32.var validated = validation.classify(classifier);
33.// 混淆矩阵
34.var testAccuracy = validated.errorMatrix('landcover', 'classification');
35.// 总体分类精度
36.var accuracy = testAccuracy.accuracy();
37.// 用户分类精度
38.var userAccuracy = testAccuracy.consumersAccuracy();
39.// 生产者精度
40.var producersAccuracy = testAccuracy.producersAccuracy();
41.// Kappa 系数
42.var kappa = testAccuracy.kappa();
43.
44.print('混淆矩阵:', testAccuracy);//
45.print('用户分类精度:', userAccuracy);//用户分类精度
46.print('生产者精度:', producersAccuracy);//生产者精度
47.print('总体分类精', accuracy);//总体分类精度
48.print('Kappa:', kappa);

```

通过此方法能够快速获得 2000、2010、2020 三期土地利用数据，并通过 ArcGIS 众数滤波功能进行分类后处理，合并细碎的斑块。



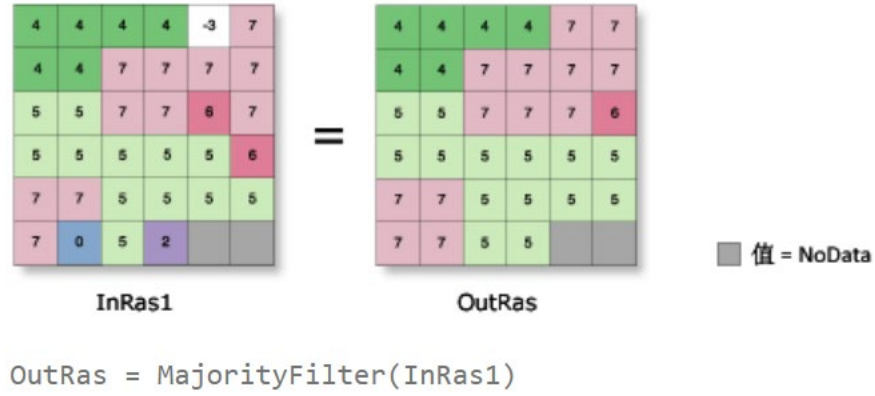


图7 众数滤波

众数滤波有两个可选项，分别为要使用的相邻像元数和替换阈值，相邻像元数可以为4或8，代表正交相邻的四个像元或者3\*3连通区域，替换阈值可选众数和半数，选择半数可以获得更加平滑的效果。

FLUS模型是用于模拟人类活动与自然影响下的土地利用变化以及未来土地利用情景的模型。该模型的原理源自元胞自动机（CA），并在传统元胞自动机的基础上做了较大的改进<sup>[8]</sup>。首先，FLUS模型采用神经网络算法（ANN）从一期土地利用数据和各种空间影响因子获取各类用地类型在研究范围内的适宜性概率<sup>[9]</sup>。其次，FLUS模型采用从一期土地利用分布数据中采样的方式，能较好的避免误差传递的发生。另外，在土地变化模拟过程中，FLUS模型提出一种基于轮盘赌选择的自适应惯性竞争机制，该机制能有效处理多种土地利用类型在自然作用与人类活动共同影响下发生相互转化时的不确定性与复杂性，使得FLUS模型具有较高的模拟精度并且能获得与现实土地利用分布相似的结果，计算公式如下：

$$P(k, t, l) = [1 + (-\ln\gamma)^a] \times P_{ANN}(k, t, l) \times \Omega_k^t \times con(S_k^t) \quad (1)$$

其中，元胞 $k$ 于时刻 $t$ 的第 $l$ 种土地利用类型转换概率 $P$ =随机因素×ANN网络计算概率×邻域因子×转换适宜性。 $[1 + (-\ln\gamma)^a]$ 为随机因素； $P_{ANN}(k, t, l)$ 为某种土地利用类型的转换概率； $\Omega_k^t$ 为邻域窗口中城市用地的密度； $con(S_k^t)$ 为任意2种土地利用类型之间的转换适宜性，以数值0和1代表。最后把计算的转换概率与设定的0~1的转换阈值进行比较，如果大于等于阈值，则发生土地利用类型之

间的转换<sup>[10]</sup>。

制得三期土地利用分类图后进行 2030 年土地利用情况预测，选用随机采样，获得各类用地在研究区内的适应性概率。

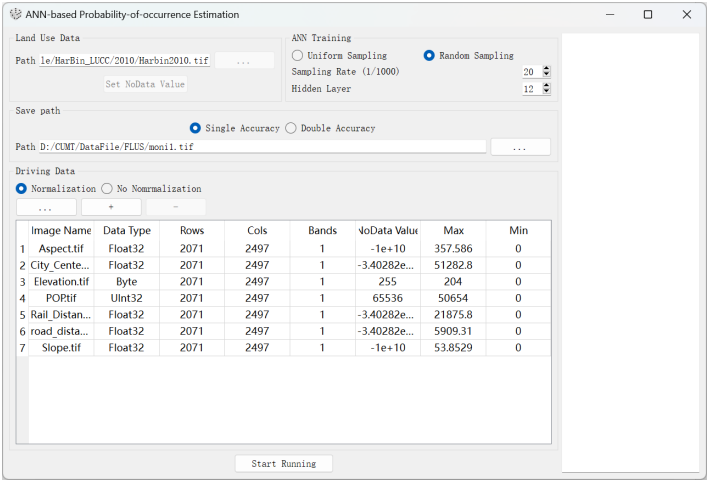


图 8 ANN-CA 模拟

利用上一步得到的适宜性概率栅格图和基期土地利用数据，设置限制矩阵和领域权重，进行模拟。

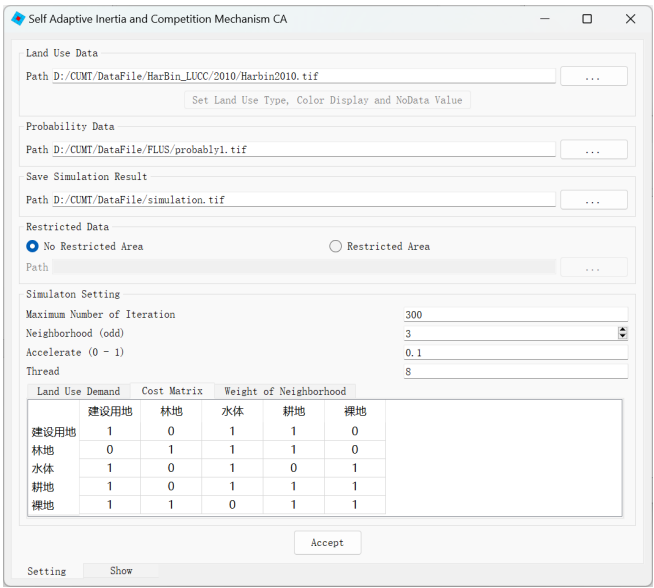


图 9 土地利用模拟参数设置

得到的栅格图和真实栅格图进行精度评价，分析模型的可行性。

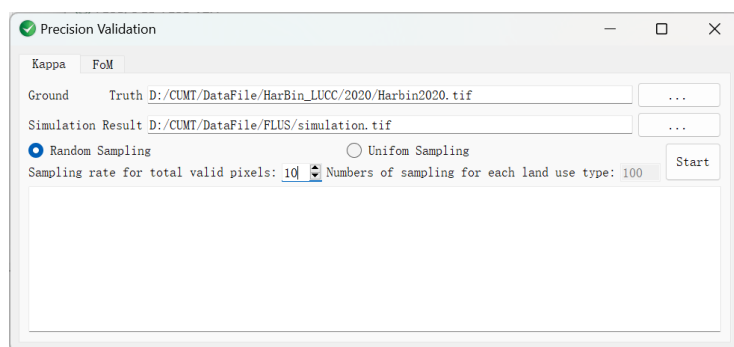


图 10 土地利用模拟精度评价

若模型可行进行 Markov 链分析，预测 2030 年的各类用地斑块数，再重复上述步骤利用 2020 年土地利用数据对 2030 年土地利用进行模拟。

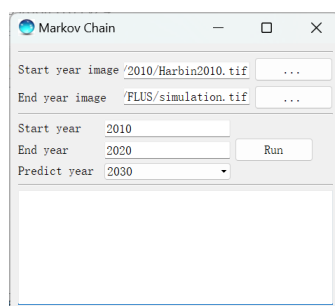


图 11 Markov 链分析斑块数量

利用上述得到的土地利用分类数据进行城镇扩张分析，采用城市扩张指数法和圈层分析法分析哈尔滨市 2000-2020 年城市扩张情况。城市面积增长指数 (Urbanization Growth Index, UGI) 和城市扩张强度指数 (Urbanization Intensive Index, UII) 是研究城市扩张的重要指标之一<sup>[11]</sup>。UGI 和 UII 的计算公式如下：

$$UGI = \frac{S' - S}{\Delta T} \quad (2)$$

$$UII = \frac{S' - S}{S} \times \frac{1}{\Delta T} \times 100\% \quad (3)$$

其中， $S$  为前一时期建设用地面积， $S'$  为后一时期建设用地面积， $\Delta T$  为时间间隔，单位为 a。

多年来，哈尔滨的城市扩张速度在各个方向上都不统一。圈层分析法的主要分析思路为：选取都市区最核心城市主中心<sup>[12]</sup>，并以此为圆心向外以一定缓冲半径做若干缓冲区，得到若干圆<sup>[13]</sup>。为此，本文以哈尔滨中心商务区为圆心，以 2.5km 为单位做若干同心圆，分析城市建设用地与距离之间的扩张特征。

计算城市扩张指数只需统计 2000、2010、2020 年三年建设用地的斑块数量，按照公式计算即可。

着重分析城市扩张方向实现思路，首先以城市主中心为中心点，2.5km 为单位做 8 个同心圆，即 2.5km 缓冲区至 20km 缓冲区，在 ArcGIS 中使用矢量分割工具，将 8 个缓冲区分为北、西、南、东四个部分。这时，每个矢量图层都包含四个要素，通过模型构建器遍历四个方向的矢量进行对土地利用栅格图的批量裁剪，节省大量时间。

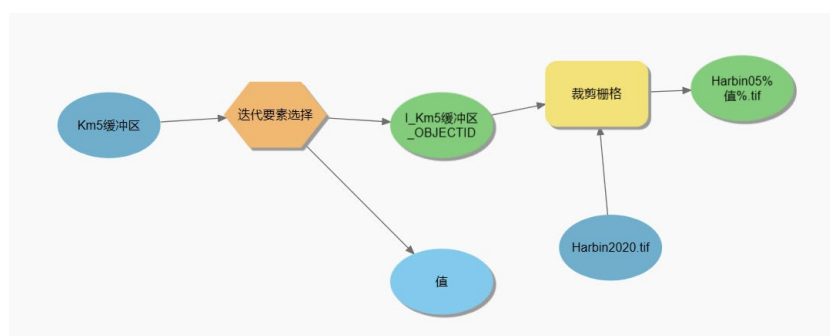


图 12 ArcGIS pro 遍历要素批量裁剪模型构建

利用八个缓冲区每个的四个方向矢量要素对 2000、2010、2020 三期土地利用数据进行裁剪，得到不同方向、不同尺度大小的土地利用图，统计建筑用地斑块数量占总数量的百分比，并制成图标进行分析。为节省人力重复计算时间，利用 GDAL（Geospatial Data Abstraction Library）开源地理空间数据处理库对建设用地密度分析计算，代码如下：

```
1. from osgeo import gdal
2. import numpy as np
3.
4. def count_pixel_values(image_path):
5.     # 打开栅格图像
6.     dataset = gdal.Open(image_path)
7.     if not dataset:
8.         print("无法打开图像文件")
9.         return
10.    # 获取栅格图像的波段数量
11.    num_bands = dataset.RasterCount
12.    # 初始化一个字典，用于存储每个属性值的像元个数
```

```

13.     pixel_count_by_value = {}
14.     # 循环遍历每个波段
15.     for band_index in range(1, num_bands + 1):
16.         band = dataset.GetRasterBand(band_index)
17.         # 读取波段数据
18.         band_data = band.ReadAsArray()
19.         # 将二维数组展平为一维数组
20.         flat_data = band_data.flatten()
21.         # 统计每个像元值的数量
22.         unique_values, counts = np.unique(flat_data, return_counts=True)
23.         # 更新字典
24.         for value, count in zip(unique_values, counts):
25.             if value in pixel_count_by_value:
26.                 pixel_count_by_value[value] += count
27.             else:
28.                 pixel_count_by_value[value] = count
29.         # 打印每个属性值的像元个数
30.         sum = 0
31.         sumBuilding = 0
32.         for value, count in pixel_count_by_value.items():
33.             if value == 1:
34.                 sumBuilding += count
35.             if value == 0 or value == 1 or value == 2 or value == 3 or value == 4 or value == 5:
36.                 sum += count
37.
38.         print("建设用地密度: ", format(sumBuilding/sum, '.2%'))
39.         # 关闭数据集
40.         dataset = None

```

上述代码能够快速统计各方向各缓冲区建设用地密度，得到数据如下：

北	距离							
年份	2.5	5	7.5	10	12.5	15	17.5	20
2000年建设用地密度	98.86	92.98	70.28	50.56	37.38	26.64	21.67	12.84
2010年建设用地密度	98.98	92.67	73.63	59.46	45.18	34.84	26.11	21.4
2020年建设用地密度	97.87	92.66	75.52	72.46	57.85	46.89	38.58	30.04
西	距离							
年份	2.5	5	7.5	10	12.5	15	17.5	20
2000年建设用地密度	99.56	97.23	70.6	48.71	36.59	28.65	22.61	15.67
2010年建设用地密度	99.51	96.39	71.72	60.73	56.08	40.56	30.97	22.08
2020年建设用地密度	99.73	96.77	72.69	64.4	60.85	48.6	42.38	37.14
南	距离							
年份	2.5	5	7.5	10	12.5	15	17.5	20
2000年建设用地密度	98.87	88.63	77.49	60.31	48.54	39.09	34.03	27.38
2010年建设用地密度	99.14	94.79	89.84	79.25	66.79	56.37	47.97	38.1
2020年建设用地密度	99.79	93.82	90.36	85.93	75.69	66	58.09	46.25
东	距离							
年份	2.5	5	7.5	10	12.5	15	17.5	20
2000年建设用地密度	92.46	93.85	78.59	56.59	44.64	36.08	28.56	18.6
2010年建设用地密度	93.52	98.08	91.8	74.18	59.48	47.27	36.48	27.52
2020年建设用地密度	94.36	98.01	94.05	85.27	72.86	60.7	48.62	37.05

图 13 2000—2020 哈尔滨市建设用地各方向密度

## 4 结果与分析

### 4.1 城市扩张分析

经统计，哈尔滨市 2000—2020 年城市建设用地扩张情况如图 4.1 所示，可以看出哈尔滨市在 2000—2020 年扩张速度较快，20 年间建设用地共扩张了 322.81km<sup>2</sup>，年平均扩张速度为 16.14km<sup>2</sup>，扩张强度为 4.30%，各时间段的扩张速度和扩张强度如表 4.1 所示。

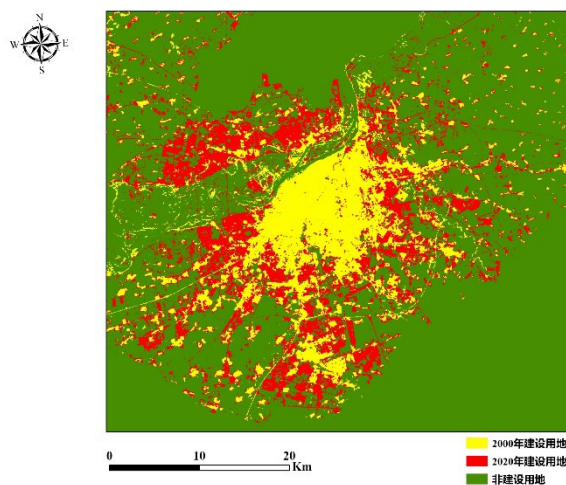


图 4.1 哈尔滨市 2000-2020 年建设用地扩张情况

Fig.4.1 Expansion of construction land in Harbin, 2000-2020

表 4.1 哈尔滨市 2000—2020 年城市扩张速度和强度

Table 4.1 Rate and intensity of urban expansion in Harbin, 2000-2020

时间段/a	UGI/ (km <sup>2</sup> /a)	UII/%
2000—2010	8.25	2.20
2010—2020	24.03	5.25

分析哈尔滨市两个阶段的城市扩张情况，结果显示：2000—2010 年哈尔滨市的建设用地从 2000 年的 375.28km<sup>2</sup> 增加到 2010 年的 457.78km<sup>2</sup>，净增长约 82.50km<sup>2</sup>，年平均扩张速率为 8.25km<sup>2</sup>/a；2010 年—2020 年建设用地净增长约 240.31km<sup>2</sup>，净增长率为 52.50%，年平均扩张速率为 24.03km<sup>2</sup>/a，表现出“缓慢增长—高速增长”的特征。

以城市主中心为基础，按照北、西、南、东四个方向将研究区划分为 4 个区域，并以城市主中心向外形成 2.5km 递增的同心圆，如图 4.2 所示。由图 4.3 数据分析，2000 年，城市中心 5km 范围内的建设用地密度在各方向均超过 80%，而 10km 范围内的建设用地密度主要集中在东部和南部方向。同年，在 5-10km 之间，建设用地密度在北部和西部方向变化在 50%左右，而在南部和东部方向下降至约 30%。在 2010 年的 10km 范围内，西部方向增加速度较快，造成这种情况最重要的原因是，根据 1999—2010 年的《哈尔滨城市总体规划》，正式确定哈尔滨群力新区为城市居住新区，是哈尔滨城市发展的主要方向，哈尔滨向西扩张战略的第一步。此外，其他方向也同时增长。2020 年城市中心 10km 范围内，南部和东部仍占比较高，并且北部扩张较为明显，与 2000 相比增加约 45%左右，其原因是 2015 年国务院批复同意设立哈尔滨国家级新区，包括哈尔滨市松北区、平房区两区的部分区域即北部和南部方向。依托建设哈尔滨新区的有利契机，向北以科技创新为先导，建立科技新城，促进产业升级；向南依托现有的工业基础，



打造新型的工业化产业基地。

综合总体分析，2000—2010 年城市主要扩张方向为向西部、南部延伸而北部扩张空间得到一定的限制。2010—2020 年哈尔滨城市向各个方向均有不同程度的扩张，其中北部扩张明显。

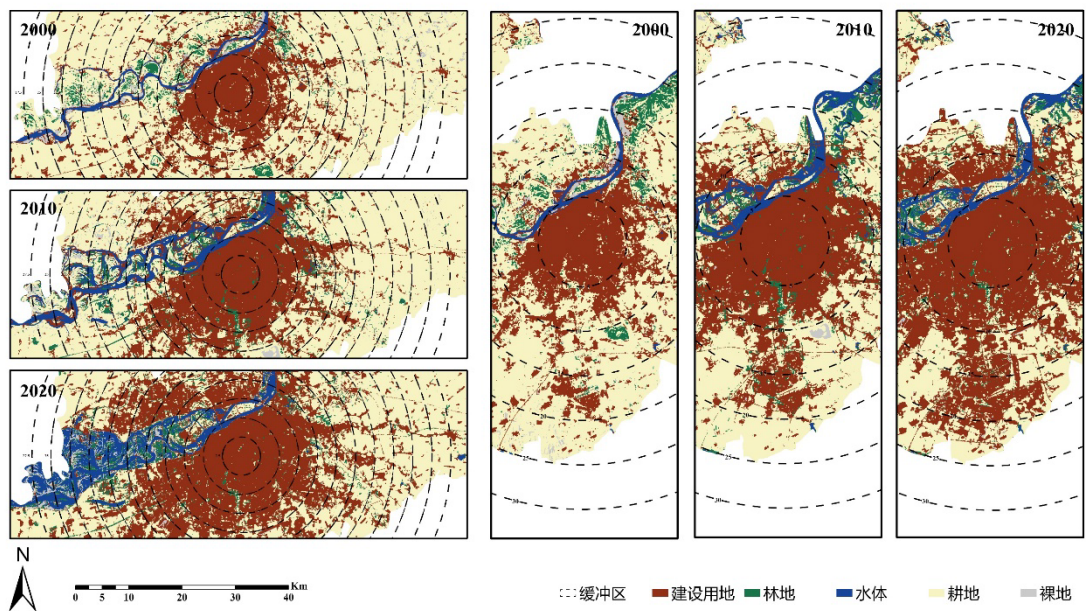


图 4.2 2000—2020 哈尔滨市土地利用覆盖图

Fig.4.2 Land use coverage map of Harbin City, 2000-2020

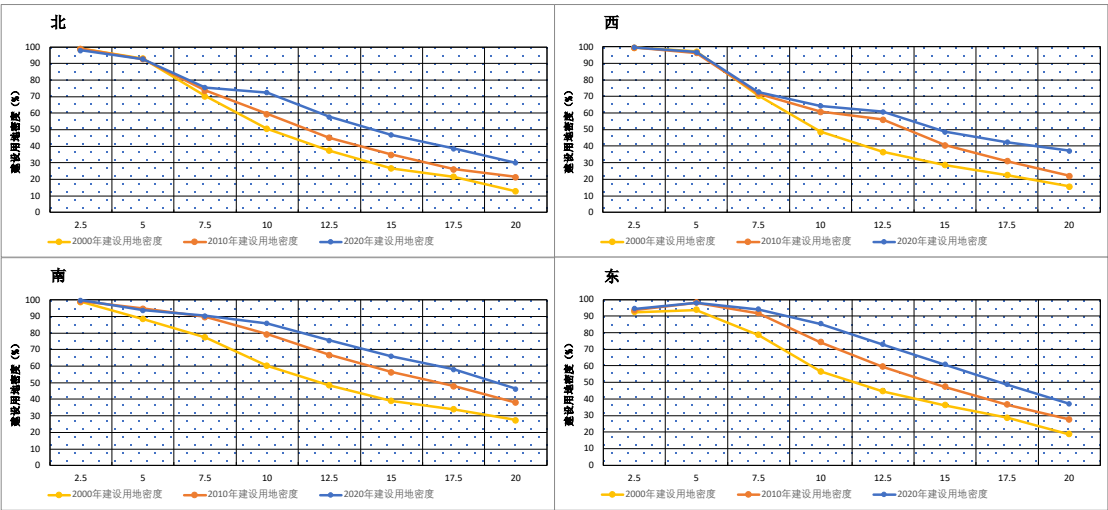


图 4.3 2000—2020 年哈尔滨市各方向建设用地密度

Fig. 4.3 Density of construction land in Harbin City in all directions, 2000-2020



## 4.2 土地利用分类与模拟分析

基于随机森林分类方法，得到 2000、2010、2020 年的土地利用数据，并以 2010 年土地利用数据为基础，利用 FLUS 模型和空间影响因子及自然发展情境下的限制矩阵对未来 2020 年土地利用数据进行模拟，与真实土地利用数据进行对比，Kappa 系数为 0.82，证明该模型能够较好的对未来土地利用进行模拟，我们模拟出 2030 年的土地利用数据，得到数据如表 4.2 和图 4.4 所示。

表 4.2 哈尔滨市 2000-2030 年各土地利用类型面积及比重

Table 4.2 Area and share of each land use type in Harbin City, 2000-2030

土地利用 类型	2000 年		2010 年		2020 年		2030 年	
	面积	比重	面积	比重	面积	比重	面积	比重
	/km <sup>2</sup>	/%	/km <sup>2</sup>	/%	/km <sup>2</sup>	/%	/km <sup>2</sup>	/%
建设用地	375.28	14.79	457.78	18.04	698.09	27.51	907.9	35.78
林地	95.79	3.78	98.7	3.89	105.37	4.15	66.02	2.6
水体	47.69	1.88	135.8	5.35	166.13	6.55	206.14	8.12
耕地	1965.67	77.47	1706.66	67.27	1435.16	56.56	1235.22	48.68
裸地	52.77	2.08	46.07	1.82	41.36	1.63	30.82	1.21

由表 4.2 可以看出，建设用地和耕地是研究区的主要土地利用类型，占比达到 85%左右。从时间角度来看，2000—2020 年建设用地持续增加，且近 10 年增长速度较快；水体面积逐渐增加，主要由于松花江流域面积不断扩大；耕地、裸地面积持续性减少；林地面积缓慢增加。

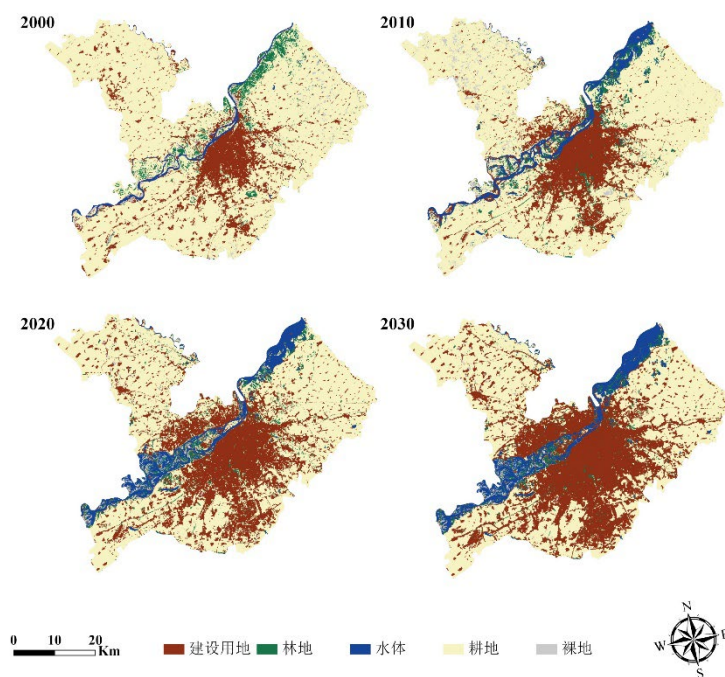


图 4.4 哈尔滨市 2000—2030 年土地利用分类图

Fig. 4.4 Harbin City Land Use Classification Map 2000-2030

在上述空间影响因子基础上，通过 ANN 模型得到适宜性概率分布图，并结合邻域因子，条件限制矩阵等参数通过 FLUS 中的 CA-Markov 模型便可实现对 2030 年哈尔滨市土地利用自然发展情景下的模拟。由图 4.4 可以看出，与 2000、2010、2020 年土地利用情况进行对比，哈尔滨市 2030 年各土地利用类型总体依然保持现有基本格局，建设用地不断扩张，并且呈现出以城市中心（CBD）为核心向周围辐射状的扩张模式。耕地面积不断减少，体现出哈尔滨市的城市化，农村居民地由于城市扩张的影响逐渐成为城镇，符合目前社会、经济北京对未来土地利用发展规律的影响，同时也符合国家和区域对各土地类型发展方向的基本判断<sup>[8]</sup>。

## 5 结论

本文以 Landsat 系列影像为基础数据，收集了哈尔滨市主城区 2000、2010、

2020 期遥感数据，通过随机森林分类方法得到哈尔滨市土地利用分类数据，并选取适当的空间影响因子，通过 FLUS 模型模拟出 2030 年哈尔滨市土地利用情况。分析了哈尔滨的城市扩张速度和方向，及其背后的影响因素，对比了 2000、2010、2020 以及模拟得到的 2030 年土地利用数据，对哈尔滨市城市发展深入分析，得出以下结论：

1) 哈尔滨市在 20 年间城市建设用地始终保持扩张，扩张经历了“缓慢增长—高速增长”的变化，并且大量耕地转变为建设用地，即建设用地增加导致大量耕地被占用，土地利用时空演变速度加快。

2) 由于哈尔滨市地势平坦，城市扩张受到地理等自然环境因素约束较少，城市空间扩张方向受政策等出现阶段性特征：2000—2010 年，城市向西部、南部方向扩张；2010—2020 年城市向南北方向扩张，城市范围由 2000 年主要集中在城市中心 10km 范围内扩张到 2020 年的 20km 范围内。

3) 基于 FLUS 模型中的 ANN-CA 模型对哈尔滨市 2030 年土地利用情况进行模拟，Kappa 系数为 0.82，得到土地利用覆被数据分析得，未来哈尔滨市土地覆被仍保持现有格局。建设用地扩张造成的城市内部影响日益增多，哈尔滨市下一步发展应加强对非农建设占用耕地的控制，引导哈尔滨市整体良性发展。

随着国家副省级城市的进一步发展和振兴东北老工业基地等一系列政策下，哈尔滨市建设用地比例将会进一步提高，然而与其他同等级城市横向对比仍处于较低水平，通过哈尔滨市城市扩张与土地利用变化相关研究发现，地理环境、经济条件和国家政策对哈尔滨市土地利用起着基础型、决定性、控制性的作用。但具体落实情况由政府 and 规划方案起主导作用。本研究对哈尔滨市 20 年来城市扩张和土地利用变化进行分析，对促进哈尔滨市未来城市建设和合理发展有一定参考价值。

## 6 实习总结

实验开始初期我用 ENVI 处理了一幅 2020 年的数据，熟悉了单机版的遥感

影像处理流程，几何校正、辐射校正、目视解译、监督分类、分类后处理、精度评定等操作、但想要快速准确处理大规模的多期遥感数据，就需要使用云平台。Google Earth Engine 遥感云平台具备高性能计算能力，能够通过 API 快速实现遥感数据处理和分析。本次实习掌握了遥感数据的处理流程，以遥感数据为基础结合 GIS 方法进行实例分析，较完整的对哈尔滨市的城市扩张和土地利用变化情况进行分析。

不足支持在于缺少创新性的分析方法，例如基于 POI、斑块内部的土地利用分类，研究城市扩张还不够全面，例如城市内部空间格局的组成和景观格局分析，通过最大斑块指数（LPI）分析城市区域的密集度等。最后，通过这次实习能够锻炼我们分析解决问题的能力，想出更好可行的分析解决方法，以不同角度出发分析问题，收获很多。

## 参考文献

- [1] 王明常, 刘鹏, 陈学业, et al. 基于 GEE 的东北三省城市建设用地扩张研究 [J]. 吉林大学学报(地球科学版), 2022, 52(01): 292-304.
- [2] 郭羽羽, 胡召玲. 基于 GEE 的徐州市土地利用分类研究 [J]. 江苏师范大学学报(自然科学版), 2023, 41(01): 17-21.
- [3] 李国珍. 基于 FLUS 模型的深圳市土地利用变化与模拟研究 [D], 2018.
- [4] 张廷, 胡玉柱, 胡海辉, et al. 基于 PLUS-InVEST 模型的哈尔滨市土地利用及生境质量预测 [J]. 环境科学: 1-20.
- [5] 王迪, 王博, 张雷. 哈尔滨市建设用地扩张时空特征对比分析 [J]. 测绘与空间地理信息, 2021, 44(S1): 142-6.
- [6] GUO R, WU T, WU X, et al. Simulation of urban land expansion under ecological constraints in Harbin-Changchun urban agglomeration, China [J]. Chinese geographical science, 2022, 32(3): 438-55.
- [7] GORELICK N, HANCHER M, DIXON M, et al. Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone [J]. Remote sensing of Environment, 2017, 202: 18-27.
- [8] 王保盛, 廖江福, 祝薇, et al. 基于历史情景的 FLUS 模型邻域权重设置——以闽三角城市群 2030 年土地利用模拟为例 [J]. 生态学报, 2019, 39(12): 4284-98.
- [9] 王旭, 马伯文, 李丹, et al. 基于 FLUS 模型的湖北省生态空间多情景模拟预测 [J]. 自然资源学报, 2020, 35(01): 230-42.
- [10] 陶伟, 刘译泽, 孙清, et al. 基于 GeoSOS 模型的金华市土地利用变化动态模拟 [J]. 浙江师范大学学报(自然科学版): 1-8.
- [11] 许鹏, 杜萍. 西安市城市扩张及土地利用变化遥感监测分析 [J]. 北京联合大学学报, 2018, 32(03): 42-51.
- [12] CENGİZ S, GÖRMÜŞ S, OĞUZ D. Analysis of the urban growth pattern through spatial metrics; Ankara City [J]. Land Use Policy, 2022, 112: 105812.
- [13] 焦利民, 龚晨, 许刚, et al. 大都市区城市扩张过程及形态对比分析——以东京、纽约和上海为例 [J]. 地理科学进展, 2019, 38(05): 675-85.