



2016级本科学士学位论文答辩

基于深度学习的武汉市土地利用状况分析

慕杨 (2016302590141)

指导老师：王树根 教授

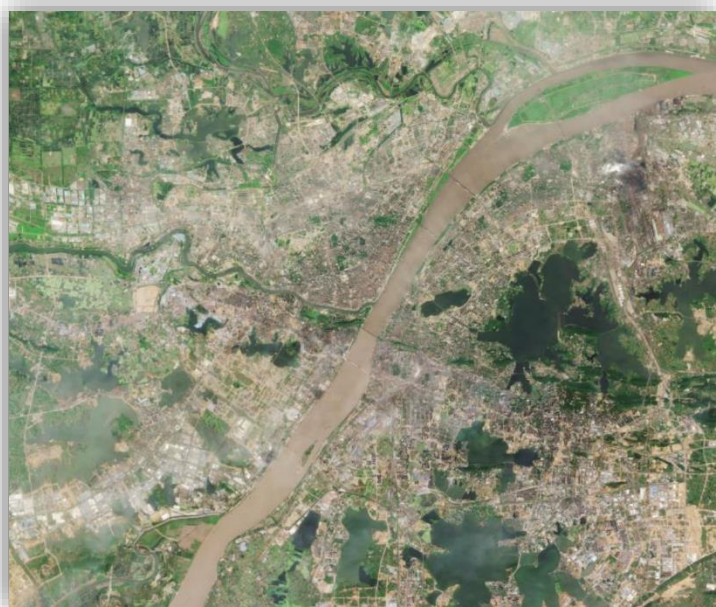
2020, May, 16



武汉大学
WUHAN UNIVERSITY

1) 研究概况

利用2016年武汉市GoogleEarth高分遥感影像，使用PyTorch训练Alexnet、VGG11、Resnet-50和Resnet-101深度学习模型进行地物分类，基于分类结果使用Fragstats4.2景观分析软件分析土地利用状况。



2016年武汉市GoogleEarth高分遥感影像



Alexnet、VGG11、Resnet-50
和Resnet-101深度学习模型



Fragstats4.2景观分析软件

研究概况

深度学习

景观分析

总结展望

1. 随着遥感和计算机技术的不断发展，影像数据量的不断增大，传统的遥感影像分类技术难以满足需求，而**深度学习**则具有处理高维数据的优越性，可尝试用于遥感影像分类研究。
2. **景观分析**能够根据景观空间和生态系统的变化为研究土地利用状况提供新的视角，对政府优化土地利用、进行可持续发展建设具有决策辅助作用。

技术路线



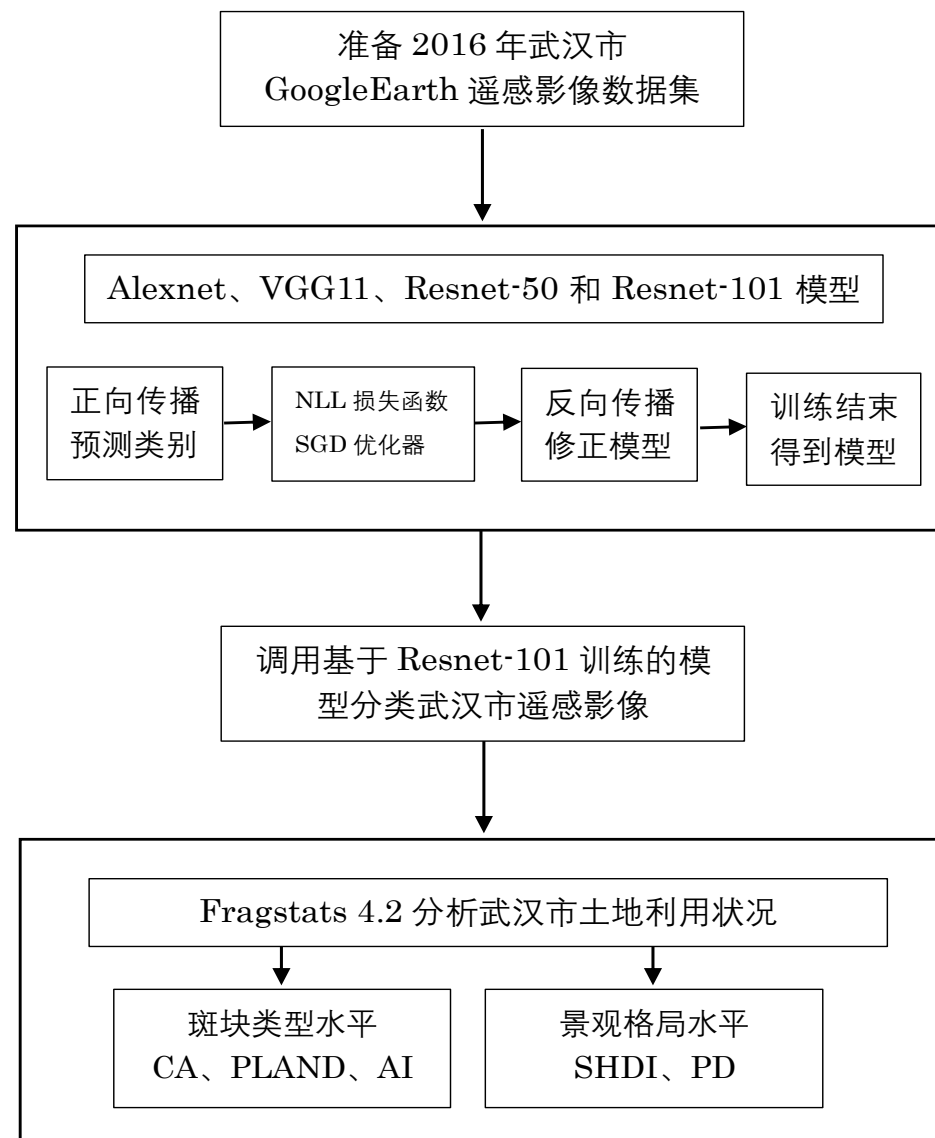
武汉大学
WUHAN UNIVERSITY

研究概况

深度学习

景观分析

总结展望



深度学习

景观分析



武汉大学

WUHAN UNIVERSITY

2) 深度学习

研究概况

下载2016年武汉市GoogleEarth高分遥感影像，将影像裁剪为200×200像素大小无重叠影像块，根据土地利用类型表^[1]对影像块进行11个类别的标注。标注后，选取60%的影像块作为训练集（train），40%的影像块作为验证集（val）。

深度学习

景观分析

总结展望

表 1 武汉市土地利用类型

编号	类别名称
1	公共管理与公共服务用地（Public management-services land）
2	商业服务设施用地（Commercial services land）
3	水域（Waters）
4	农林用地（Agricultural land）
5	绿地与广场用地（Green space and square）
6	区域交通设施用地（Regional transport land）
7	工业用地（Industrial land）
8	一类居住用地（Class I residential land）
9	二类居住用地（Class II residential land）
10	三类居住用地（Class III residential land）
11	道路与交通设施用地（Road and traffic land）



图1 部分地物类型遥感影像块示例（左上：水域；上中：一类居住用地；右上：农林用地；左下：区域交通设施用地；下中：工业用地；右下：公共管理与公共服务用地）

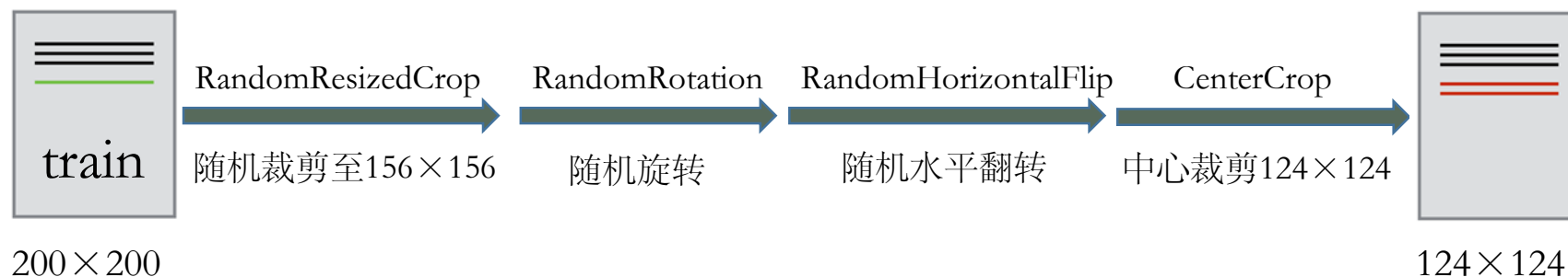
1. 《中华人民共和国国家标准城市用地分类与规划建设用地标准》（GB50137-2011）

数据增强

研究概况

训练集 (train) 需要变换数据, 例如随机缩放、剪裁和翻转, 有助于网络泛化, 带来更好的效果。将影像大小调整为 124×124 , 作为输入网络格式。

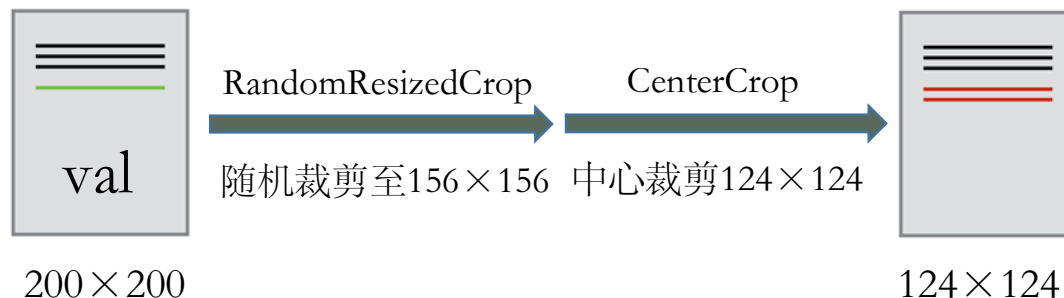
深度学习



景观分析

验证集 (val) 用于衡量模型对尚未见过的数据的预测效果, 不需要进行数据增强, 但是需要将影像剪裁到合适的大小。

总结展望



研究概况

1. 调用PyTorch下的torchvision.models分别构建预训练模型Alexnet、VGG11、Resnet-50和Resnet-101。

#构建 Resnet-50 预训练模型

```
resnet50 = models.resnet50(pretrained=True)
```

2. 冻结预训练模型中的参数，因为这一部分的参数不需要被更新。

#冻结预训练网络中的参数

```
for param in resnet50.parameters():  
    param.requires_grad = False
```

3. 定义新的未训练的前馈网络作为分类器，来满足本次分类的需求。

```
fc_inputs = resnet50.fc.in_features
```

```
resnet50.fc = nn.Sequential(  
    nn.Linear(fc_inputs, 256), #将最后的全连接层输入给 256 输出单元的线性层  
    nn.ReLU(), #使用 ReLU 层作为激活函数  
    nn.Dropout(0.4), #Dropout 层避免过拟合  
    nn.Linear(256, 11), #连接 256×11 的线性层  
    nn.LogSoftmax(dim=1)) #输出 11 通道 softmax 层
```

深度学习

景观分析

总结展望

研究概况

深度学习

景观分析

总结展望

准备了下面几组超参数训练模型。默认动量（Momentum）为0.9，权重衰减（weight_decay）为0。

组别	Batch 大小 (BATCH_SIZE)	训练轮数 (NUM_EPOCHS)	优化器类型	学习速率 (learning rate)
1	(128, 256, 512)	(25, 50)	SGD	0.01
2	(128, 256, 512)	(25, 50)	SGD	0.001
3	(128, 256, 512)	(25, 50)	ADAM	0.01
4	(128, 256, 512)	(25, 50)	ADAM	0.001

通过实际训练，综合Alexnet、VGG11、Resnet-50和Resnet-101模型的精度和损失表现，确定了一组最佳超参数：Batch大小设置为512，训练轮数设置为25，优化器选择SGD，学习率设置为0.01。

采用最佳超参数组，不同模型训练的最佳精度如表2所示。

表 2 不同模型的最佳精度

模型	Best Accuracy for validation	Train		Validation	
		Loss	Accuracy	Loss	Accuracy
Alexnet	87.65% at epoch 024	37.10%	87.7106%	37.10%	87.6533%
VGG11	87.05% at epoch 025	40.99%	84.8428%	40.99%	87.0463%
Resnet-50	90.80% at epoch 022	27.12%	89.4119%	27.12%	90.7976%
Resnet-101	91.10% at epoch 024	26.93%	90.2220%	26.93%	91.1011%

基于Resnet-101训练的模型最佳精度最高，在第24轮训练中，对于验证集的精度达到了91.10%。保存该模型，进行武汉市地物分类。

研究概况

深度学习

景观分析

总结展望

训练结果2

左右两图分别是Resnet-101模型随训练轮数的精度和损失率变化，蓝线是训练集，黄线是测试集。

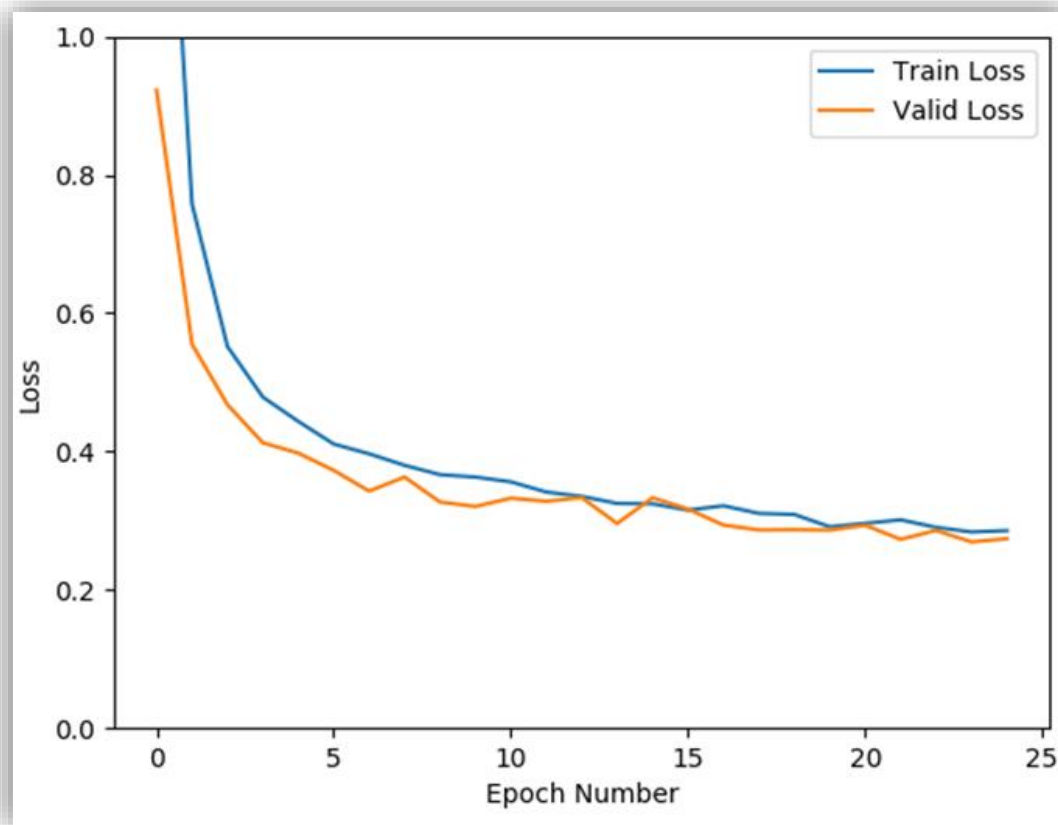
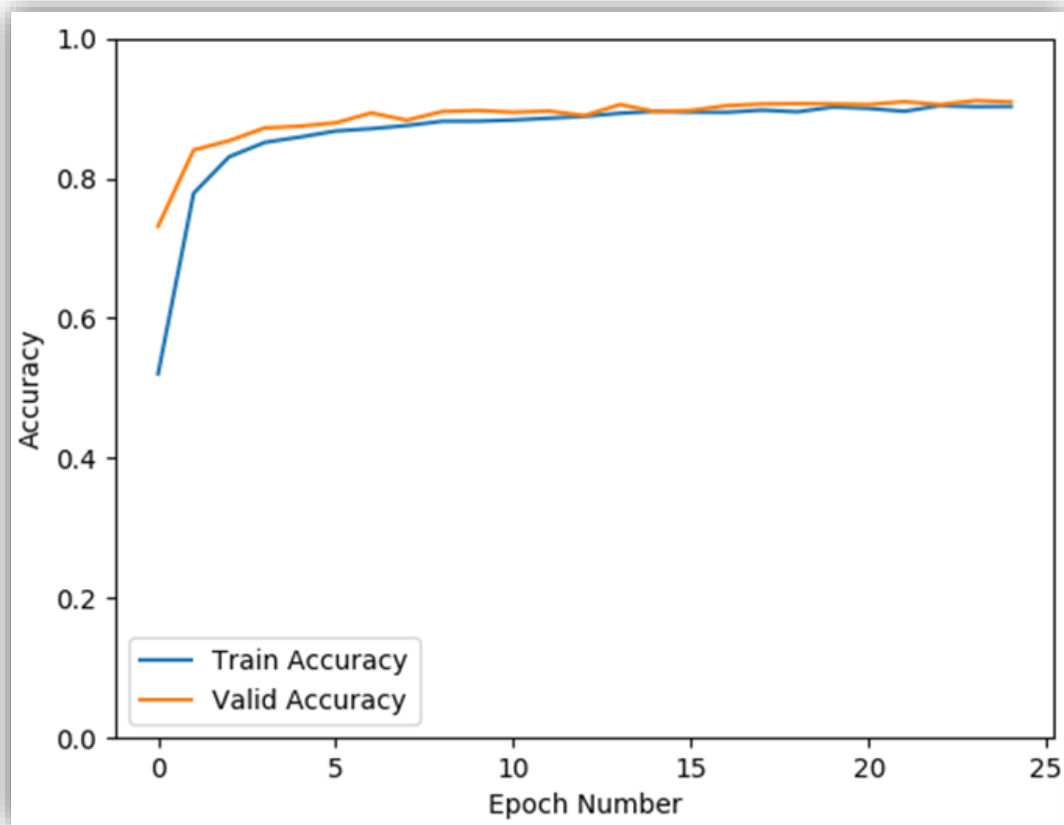


图2 Resnet-101模型训练结果（图左：精度变化；图右：损失率变化）

研究概况

深度学习

景观分析

总结展望

研究概况

为了验证Resnet-101模型分类结果的置信度，论文随机选取了27378个测试样本通过模型预测类别，结合各样本真实标签，采用混淆矩阵的方法进行精度评价，结果如表3所示。

深度学习

景观分析

总结展望

表3 分类结果精度评价

		类别真实标签											总量	UA[%]
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11		
模型预测结果	1	760	7	3	8	3	1	12	0	78	10	43	925	82.16
	2	4	387	2	2	1	2	9	0	38	4	32	481	80.46
	3	4	2	7692	168	11	28	19	1	21	9	33	7988	96.29
	4	4	1	147	7269	2	39	44	1	25	28	50	7610	95.52
	5	4	2	9	2	352	3	1	0	11	1	30	415	84.82
	6	1	2	35	75	2	412	23	0	11	15	11	587	70.19
	7	7	6	20	49	2	15	2691	0	41	19	73	2923	92.06
	8	0	0	1	1	0	0	0	107	1	0	2	112	95.54
	9	32	25	20	26	5	9	33	2	3453	22	108	3735	92.45
	10	7	4	11	27	1	9	26	0	38	707	25	855	82.69
	11	43	44	58	105	35	10	155	3	321	32	941	1747	53.86
总量		866	480	7998	7732	414	528	3013	114	4038	847	1348	27378	
PA[%]		87.76	80.75	96.17	94.01	85.02	78.03	89.31	93.86	85.51	83.47	69.81	OA[%]	90.48

表 1 武汉市土地利用类型

编号	类别名称
1	公共管理与公共服务用地
2	商业服务设施用地
3	水域
4	农林用地
5	绿地与广场用地
6	区域交通设施用地
7	工业用地
8	一类居住用地
9	二类居住用地
10	三类居住用地
11	道路与交通设施用地



武汉大学
WUHAN UNIVERSITY

3) 景观分析

研究概况

深度学习

景观分析

总结展望

Fragstats 是一款景观格局分析软件，集成100余种景观指数，能够从三个层次进行计算，包括单个斑块的指数(individual patch metrics)、斑块类型的指数(patch class metrics)和整体景观的指数(landscape metrics)。

基于武汉市土地分类结果，利用Fragstats分别从**斑块类型**和**景观格局**两个方面分析武汉市土地利用状况。

研究概况

深度学习

景观分析

总结展望

在斑块类型水平上，选择了斑块类型面积（CA）、景观类型百分比（PLAND）和斑块聚合度（AI）3种景观参数；

- CA能够直观显示分析区域的景观组成类型及其数值大小，其值越大，则表示该斑块类型的地物越多。

$$CA = \sum_{i=1}^n a_i \quad (1)$$

- PLAND计算的是某一景观类型占整个景观的面积百分比，其值越大，证明该斑块类型地物占据景观水平的比例越大。

$$PLAND = P_i = \frac{\sum_{j=1}^n a_{ij}}{A} (100) \quad (2)$$

- AI衡量地物的聚合程度，其值越大，表明当前类型的地物聚合程度越高，公共边界越多。

$$AI = \left[\frac{g_{ii}}{\max \rightarrow g_{ii}} \right] \quad (3)$$

研究概况

深度学习

景观分析

总结展望

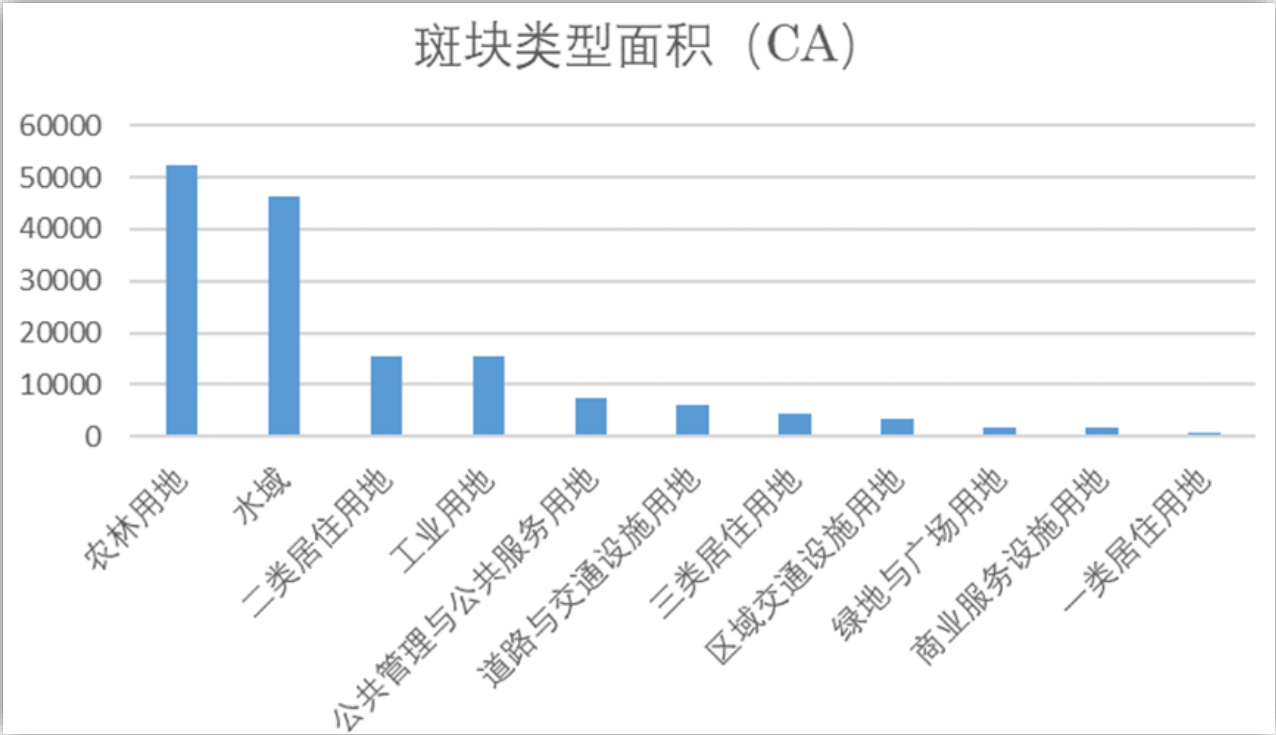


图3 斑块类型面积 (CA)

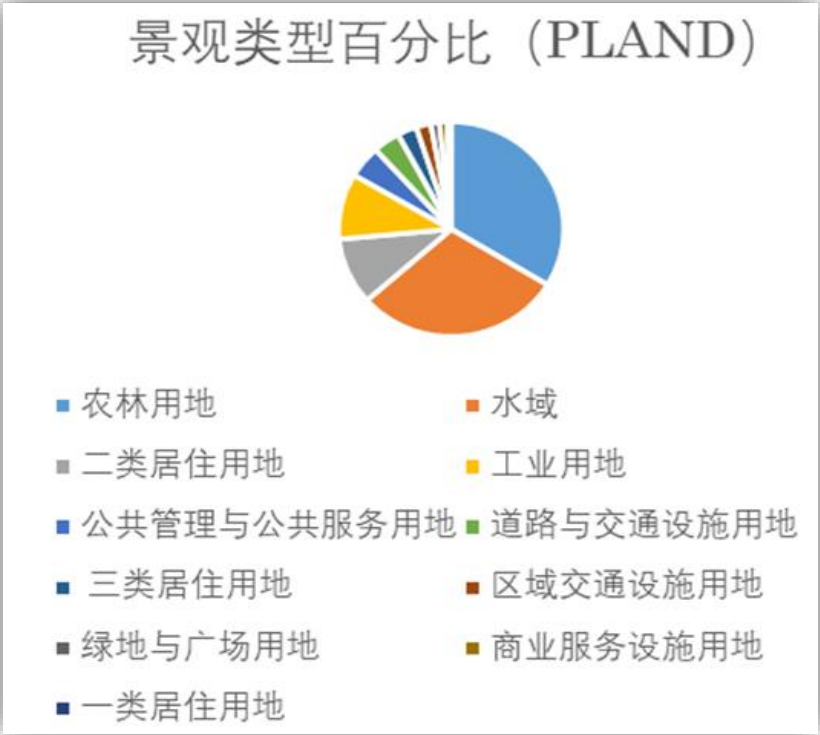


图4 景观类型百分比 (PLAND)

研究概况

深度学习

景观分析

总结展望

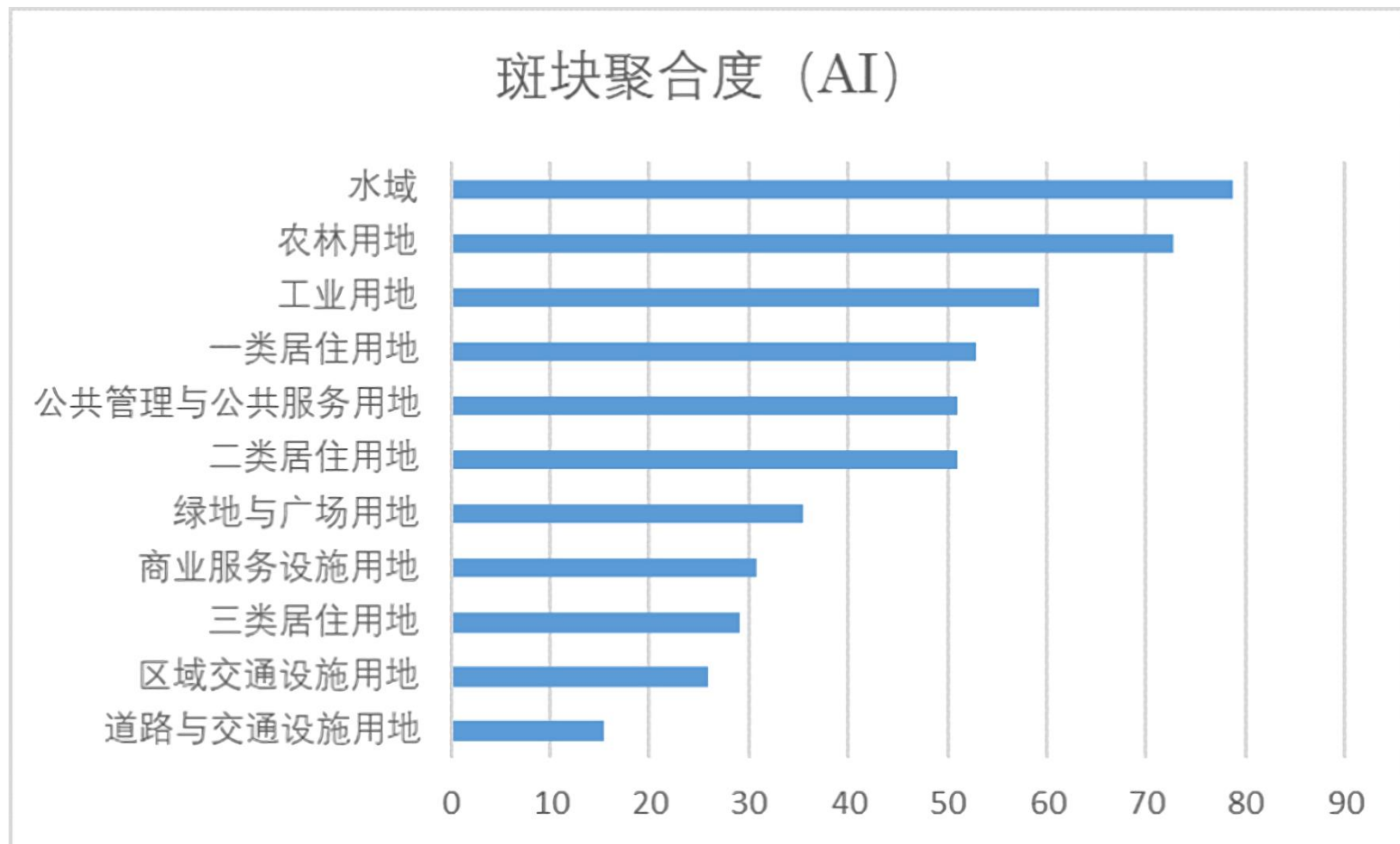


图4 斑块聚合度 (AI)

研究概况

在景观格局水平，利用Fragstats软件的移动窗口功能，选择了香农多样性指数（SHDI）和斑块密度（PD）进行分析。

深度学习

- SHDI可以用来量化景观空间区域的**异质性**。SHDI的数值越大，代表景观地物类别越多或者不同景观类别斑块在空间布局上越来越均衡，SHDI值越小，表明生态环境平衡性降低，局部区域斑块类型呈现单一化发展。

景观分析

- PD用来表示单位面积上的斑块数，用来量化景观格局的**破碎程度**。其值越大，表明该景观区域单位面积地物斑块数越多，景观破碎情况越明显。

总结展望

$$PD = N / A \quad (4)$$

式（4）中，N为斑块数量，A为区域总面积。

研究概况

深度学习

景观分析

总结展望

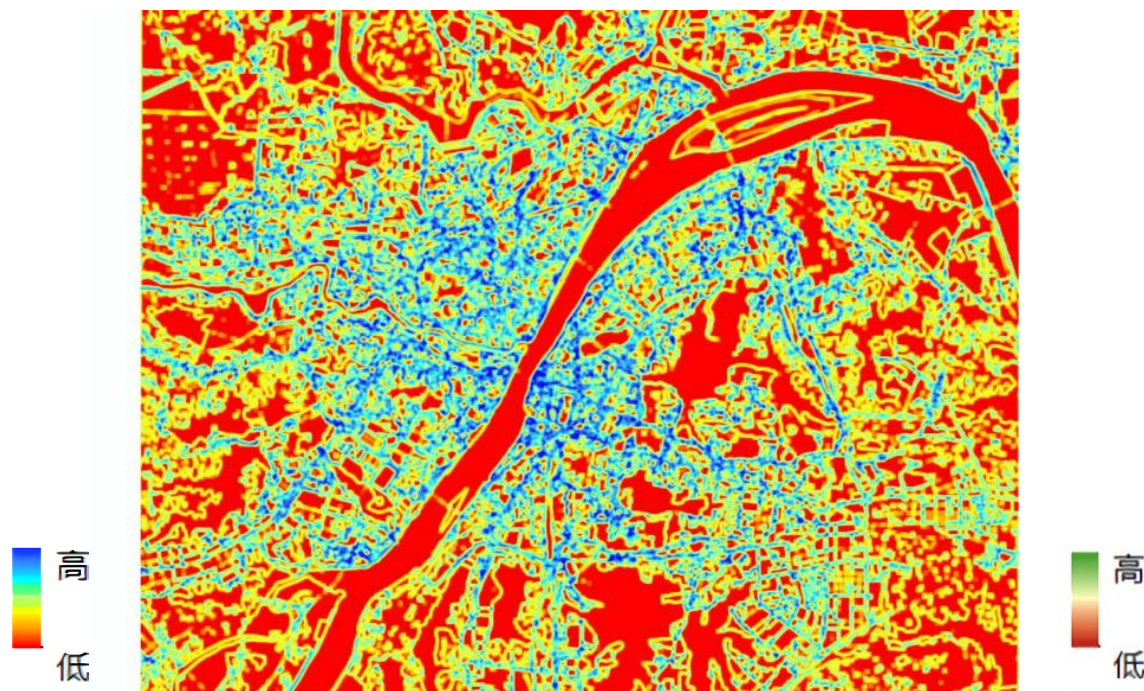


图5 香农多样性指数 (SHDI)

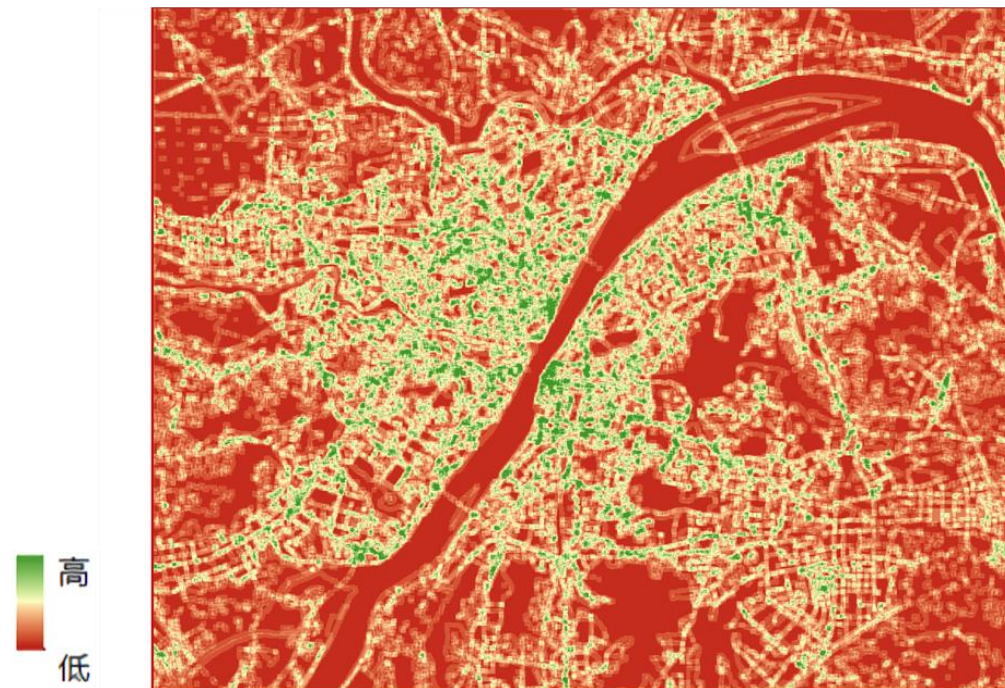


图6 斑块密度 (PD)



武汉大学
WUHAN UNIVERSITY

4) 总结展望

研究概况

深度学习

景观分析

总结展望

1. 改进了Alexnet、VGG11、Resnet-50和Resnet-101深度学习模型，实现了基于武汉市遥感影像数据集的训练，比较了四种模型的最佳测试精度。
2. 实现了基于Resnet-101模型的武汉市遥感影像分类，评价了该模型的分
类精度。
3. 基于武汉市遥感影像分类结果，利用Fragstats软件分别从斑块类型和景观格局水平进行武汉市土地利用状况的分析。

研究概况

深度学习

景观分析

总结展望

1. Resnet-101模型的验证精度较高，但**损失**仍在26%左右。（加深Resnet网络深度、尝试更多的优化器、更多组超参数；跟进深度学习模型前沿发展，筛选出性能更好的、更适用于遥感影像分类的模型。）
2. 基于Resnet-101模型的分类总体精度达到90.48%，但对于区域和道路交通设施用地等**线状地物的分类精度**不高。（进一步修正模型参数，完善影像分类算法，提高铁路、公路和高架桥等线状地物的分类精度。）
3. **更全面、更细致**地分析武汉市土地利用状况。（更多的景观分析参数；对比分析武汉市各行政区土地利用状况；利用多时相遥感数据）



武汉大学
WUHAN UNIVERSITY

2016级本科学士学位论文答辩

感谢聆听！
敬请各位老师批评指正！