



街景大数据和城市多维感知及公共卫生

姚尧 博士, 副教授

地理与信息工程学院, 地图制图学与地理信息工程

阿里巴巴集团, 达摩院, 访问学者

Email: yaoy@cug.edu.cn

办公地点: 未来城校区地信楼522办公室





主要内容



- 1 街景图像简介
- 2 街景图像处理关键技术
- 3 街景图像与城市多维感知
- 4 街景图像与公共卫生



主要内容



- 1 街景图像简介
- 2 街景图像处理关键技术
- 3 街景图像与城市多维感知
- 4 街景图像与公共卫生

01 街景图像简介



我该如何描述我看到的景象?
我的周边环境是什么样的？又该如何描述?
我怎么把我看到的景象分享给别人？



能否从物理层面反映我的视
角下的景象？



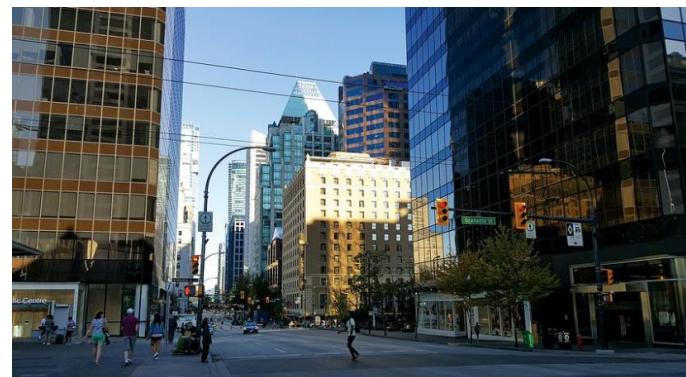
City



Location



Surroundings



01 | 街景图像简介



街景：城市的交通道路和能够影响附近居民用户的街道空间的**街道风景**。

街景地图：实景地图服务。为用户提供**城市、街道等的360度全景图像**。实现了**“人视角”**的地图浏览体验，为用户提供更加真实准确、更富画面细节的地图服务。



Google



Baidu

街景图像 (Street View Images)



Tencent

各地图服务商的街景服务略有不同
国外：Google
国内：百度、腾讯

01 街景图像获取



- 采用网络爬虫手段获取
- 确定一张街景图像需要的参数：

- 1.位置：要获取街景图像的位置的经纬度坐标， GCJ02(火星坐标系)
- 2.图像大小：街景图像的分辨率
- 3.方向：拍摄图像时相机镜头相对于北方的水平方向
- 4.俯仰角：拍摄图像时镜头相对于水平参考线形成的角度（一般取0度）
- 5.缩放级别：街景图像的缩放级别（一般取1）

常用的WGS84坐标系需要进行转换

腾讯地图网址：

<https://map.qq.com/#pano=xxxxxxxxxxxxxxxxxxxx&heading=xxx&pitch=xxx&zoom=xxx>

位置确定唯一的标识ID

方向

俯仰角

缩放级别

GCJ2000_x,GCJ2000_y,WGS84_x,WGS84_y

| | | | | |
|---|-------------|------------|-------------|------------|
| 1 | 114.060692, | 22.671997, | 114.055572, | 22.674698↓ |
| 2 | 114.061047, | 22.669371, | 114.055927, | 22.672072↓ |
| 3 | 114.071646, | 22.666083, | 114.066515, | 22.668768↓ |

① 位置坐标和坐标转换



④ 获取图像并保存

```

def getPanoId(_lng, _lat, api_key):
    """
    Get the street view map ID corresponding to the latitude and longitude
    :param _lng: longitude, float
    :param _lat: latitude, float
    :param api_key: key for querying
    :return: id corresponding to the latitude and longitude
    """

    url = "http://sv.map.qq.com/xf?lat=%s&lng=%s&key=%s&output=json&pf=jsapi&ref=jsapi&cb=qq.maps._svcb3.cbjcd5dcob5" % (
        str(_lat), str(_lng), api_key)
    response = openUrl(url).decode('gbk')
    if (response == None):
        return None
    reg = r' "svid": "(.+?)" ,'
    pat = re.compile(reg)
    try:
        svrid = re.findall(pat, response)[0]
        return svrid
    except:
        return None

```

② 获取唯一标识PanoID

③ 设置参数，访问网址

<https://map.qq.com/#pano=10041002150617102709700&heading=90&pitch=0&zoom=1>



主要内容



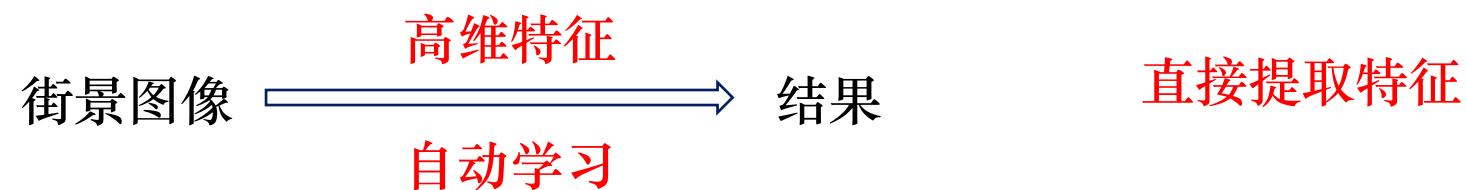
- 1 街景图像简介
- 2 街景图像处理关键技术
- 3 街景图像与城市多维感知
- 4 街景图像与公共卫生

02 | 街景图像处理关键技术

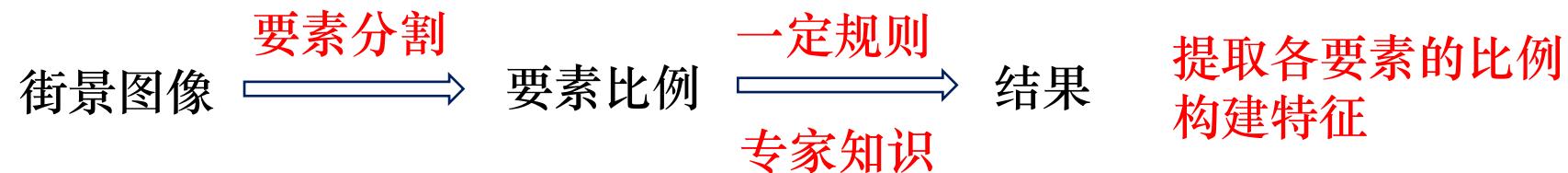


- 街景图像处理一般采用两种方法：
 - ✓ 端到端的CNN模型、要素分割模型+机器学习

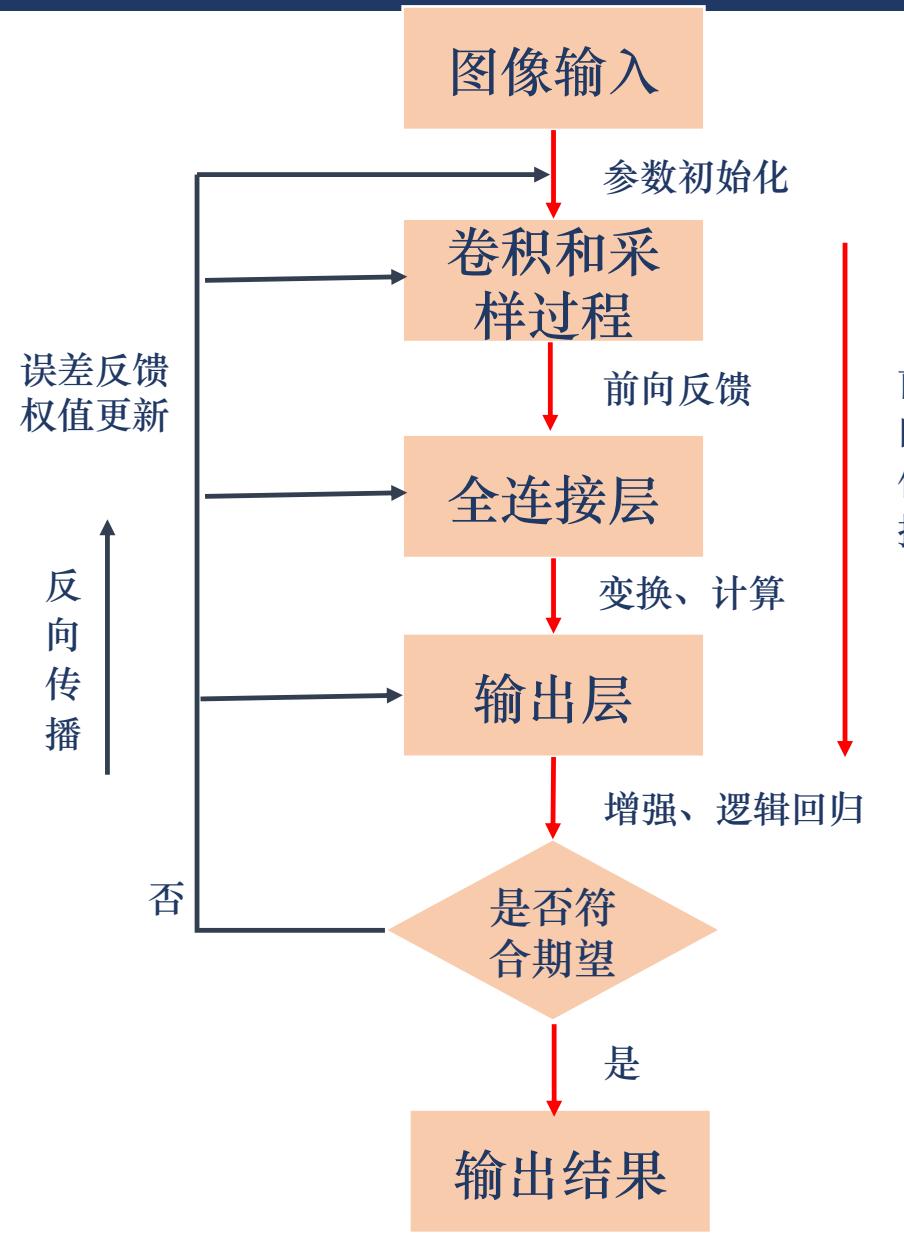
端到端的CNN模型：



场景语义要素分割+机器学习模型：



卷积神经网络 (Convolutional Neural Network, CNN)



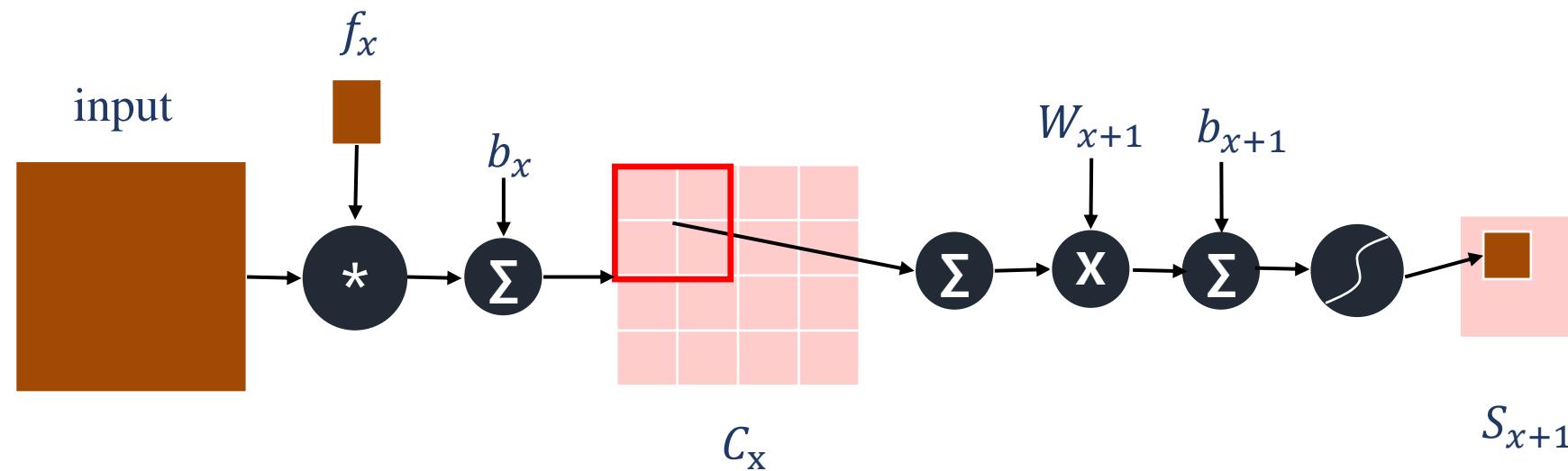
第一阶段：前向传播过程

1. 从样本集中取一个样本输入到网络中；
 2. 计算相应的实际输出。
- ※ 在这个阶段，输入的信息经过逐层变换，传输到输出层。主要是前向的特征提取。

第二阶段：反向传播过程

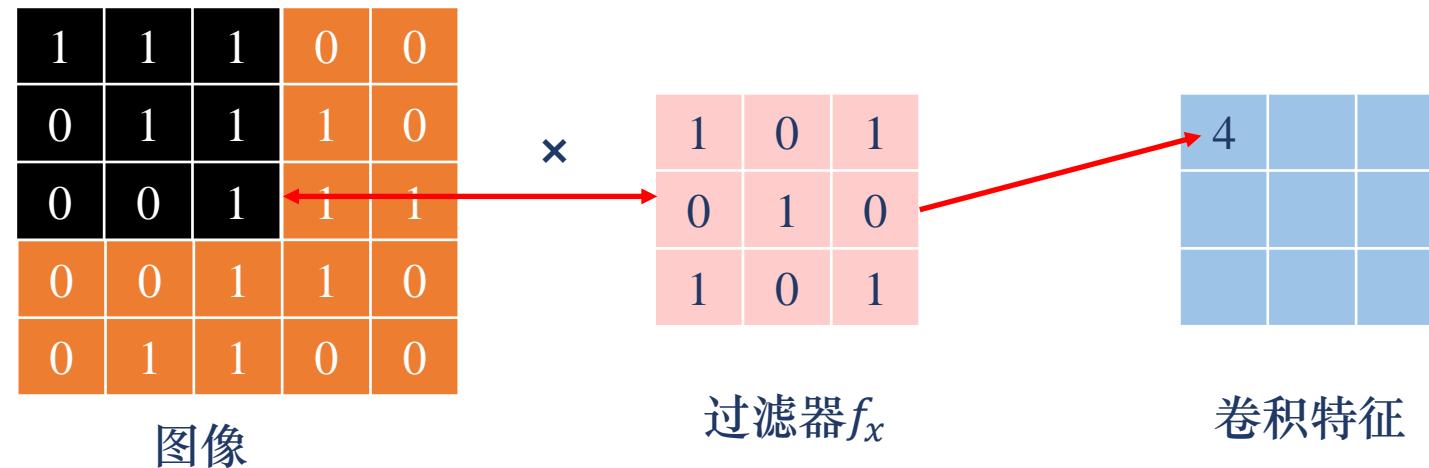
1. 计算实际输出与期望输出的差；
 2. 按极小化误差的方法反向传播，调整权值矩阵。
- ※ 反向传播就是误差的反向反馈和权值的更新。

卷积和下采样过程

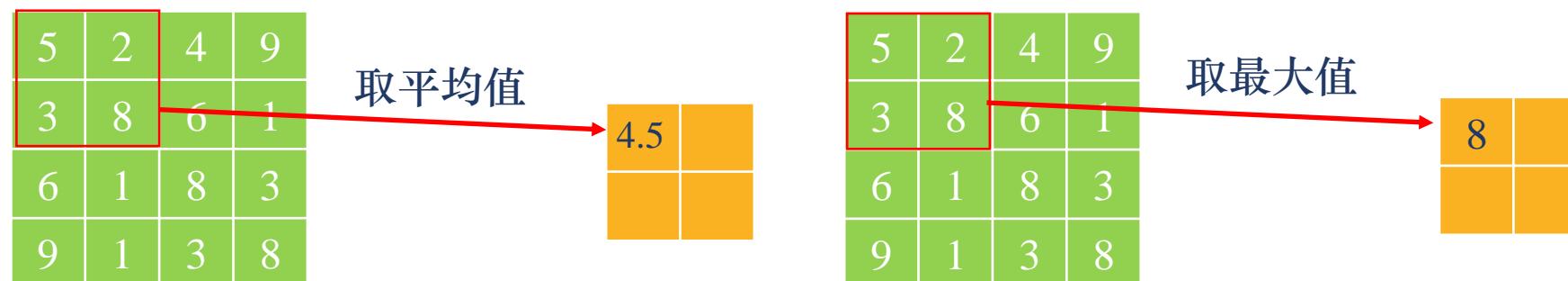


1. 卷积过程：用一个可训练的滤波器 f_x 去卷积输入图像或特征图，然后加上一个偏置 b_x ，得到卷积层 C_x 。
2. 下采样过程：领域几个像素通过池化变为一个像素，然后通过加权，加偏置，再通过一个Sigmoid函数，产生特征映射图 $S_(x+1)$ 。

卷积过程



池化过程：取某个特定区域的最大值或平均值

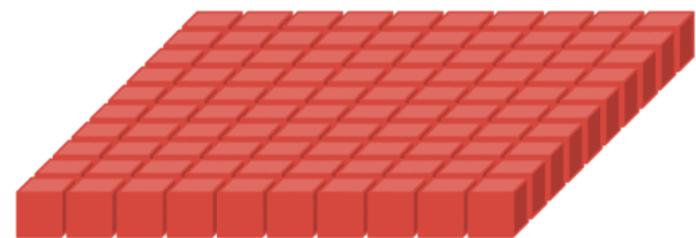
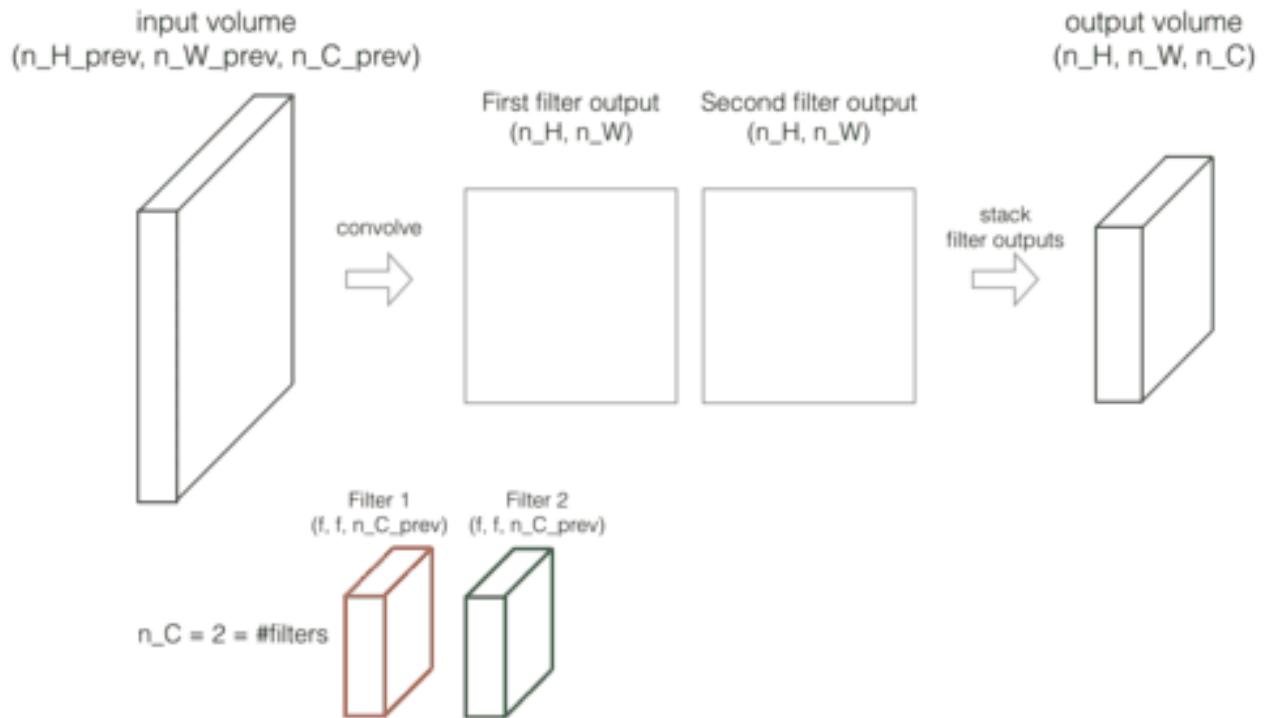


02 | 端到端的CNN模型



CNN卷积的动态过程

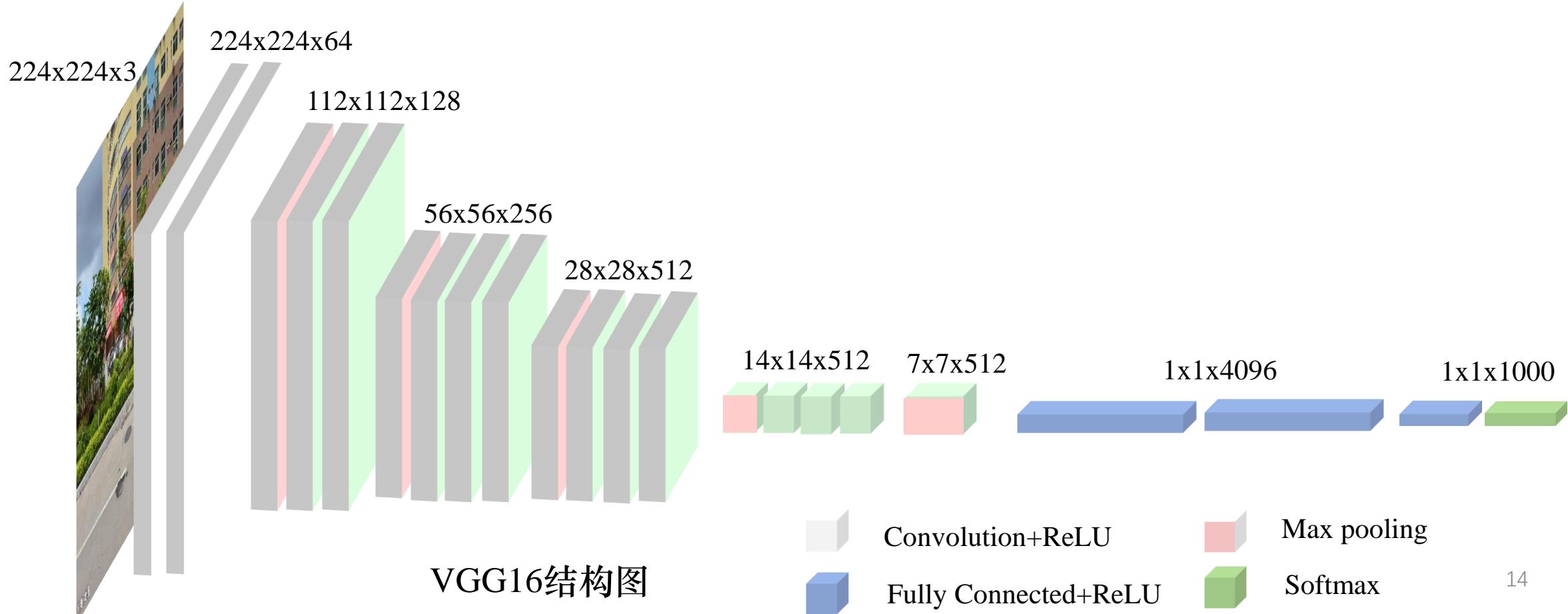
How do convolutions work?



02 | 端到端的CNN模型



常见的**端到端的CNN模型**: VGG、ResNet、AlexNet、BagNet等



02 | 场景语义要素分割模型



可能需要区分图像中属于汽车的所有像素，并把这些像素涂成蓝色



CNN只能对整个图像进行识别



全卷积神经网络 (Fully
Convolutional Network, FCN)

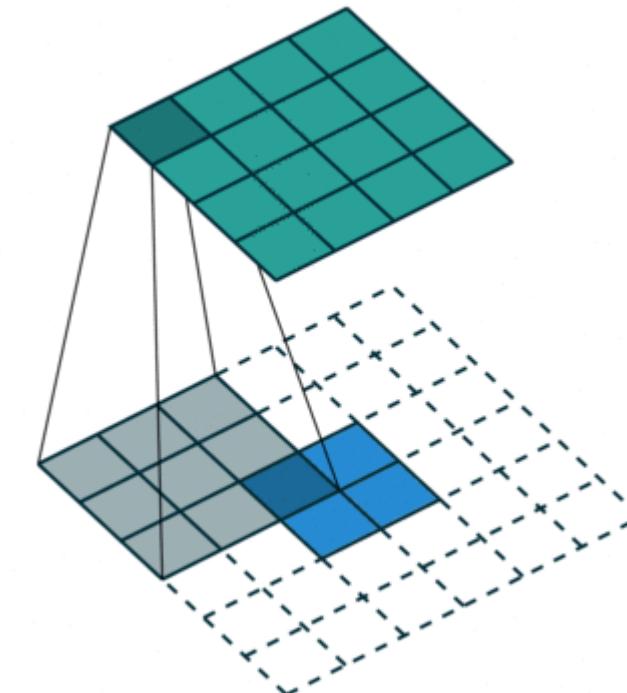
FCN的几大关键技术：

➤ 卷积化：

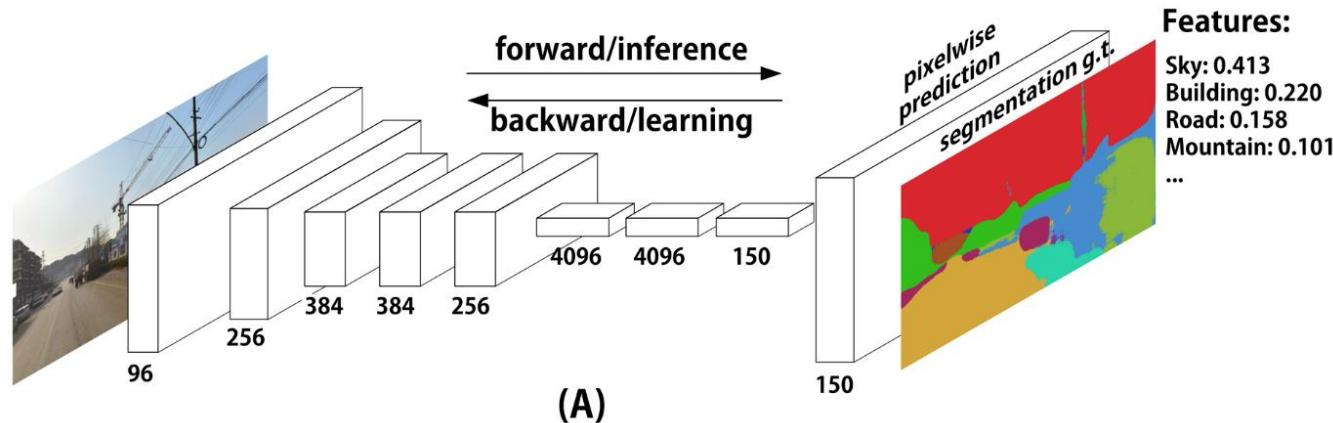
- ✓ 经典的CNN分类所使用的网络通常会在最后连接全连接层，它会将原来二维的矩阵压缩成一维的，从而丢失了空间信息，最后训练输出一个向量
- ✓ 图像语义分割的输出则需要是个分割图，且不论尺寸大小，但是至少是二维的。所以丢弃全连接层，换上卷积层

➤ 上采样：

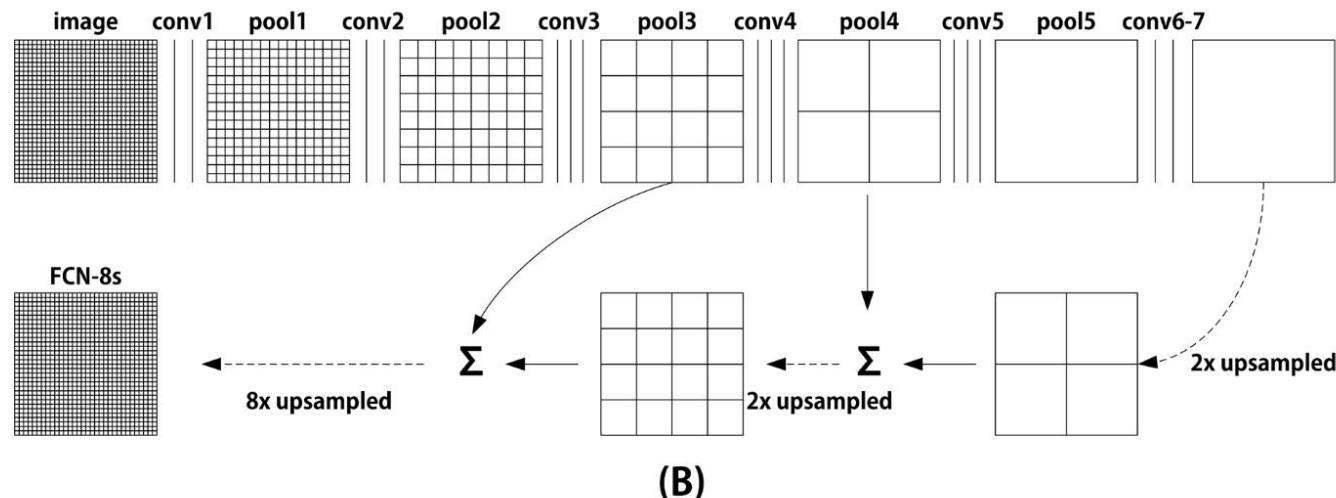
- ✓ 需要将卷积层输出的图片大小还原成原始图片大小
- ✓ 具体实现就是反卷积



02 | 场景语义要素分割模型



(A)



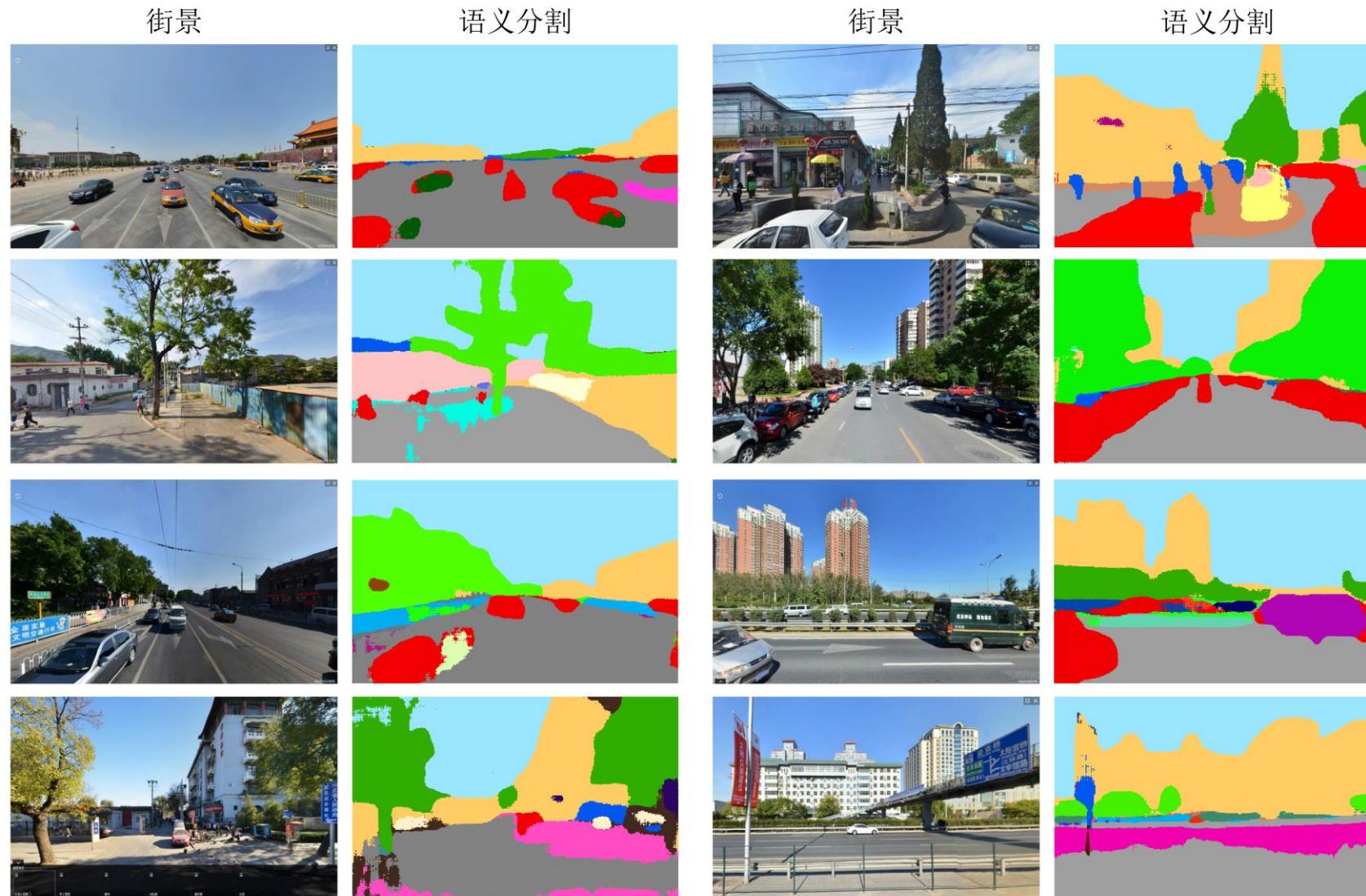
(A)FCN模型的输入和输出
(B)FCN模型的结构细节

将街景图像划分为多个子场景，每个子场景涉及车辆、道路、树木或其他自然物体，多达151个类别（包括“未知”类别）。

麻省理工学院ADE20K网站记录了所有151个类别的完整描述。

<https://groups.csail.mit.edu/vision/datasets/ADE20K/>

02 | 场景语义要素分割模型





主要内容



- 1 街景图像简介
- 2 街景图像处理关键技术
- 3 街景图像与城市多维感知
- 4 街景图像与公共卫生

03 | 街景图像与城市多维感知



➤ 城市感知 (urban/human perception) : 居民对于城市场所和环境的心理感受。

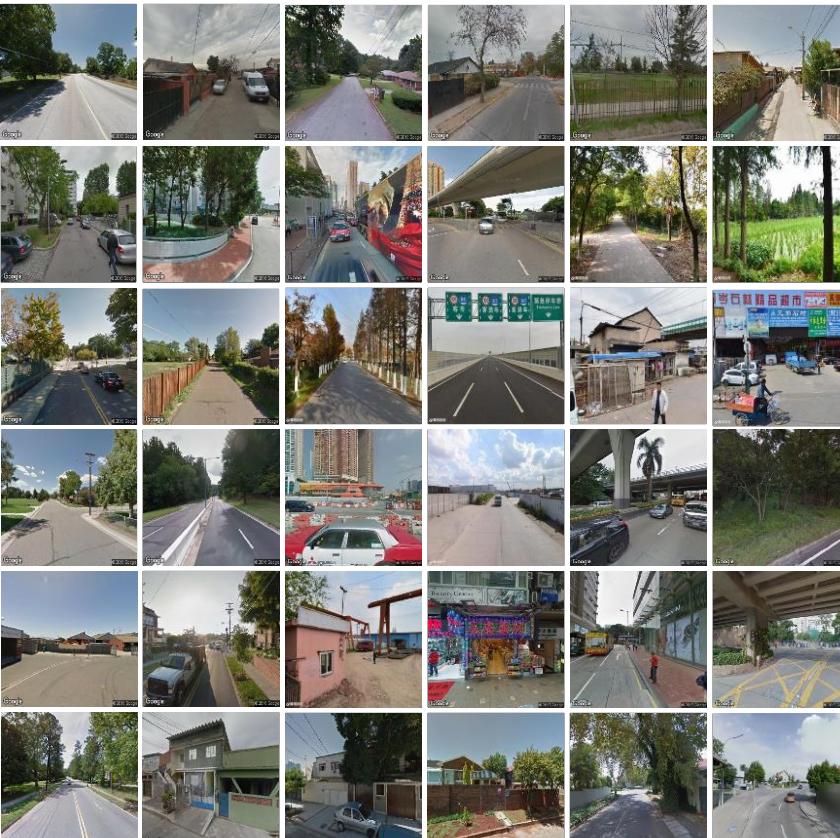
- ✓ 反映城市空间品质，丰富城市场所的潜在语义
- ✓ 理解城市环境和居民心理健康的交互方式
- ✓ 对于城市规划和公共卫生的研究有重要的意义
- ✓ 是人们对城市独特、主观地感受



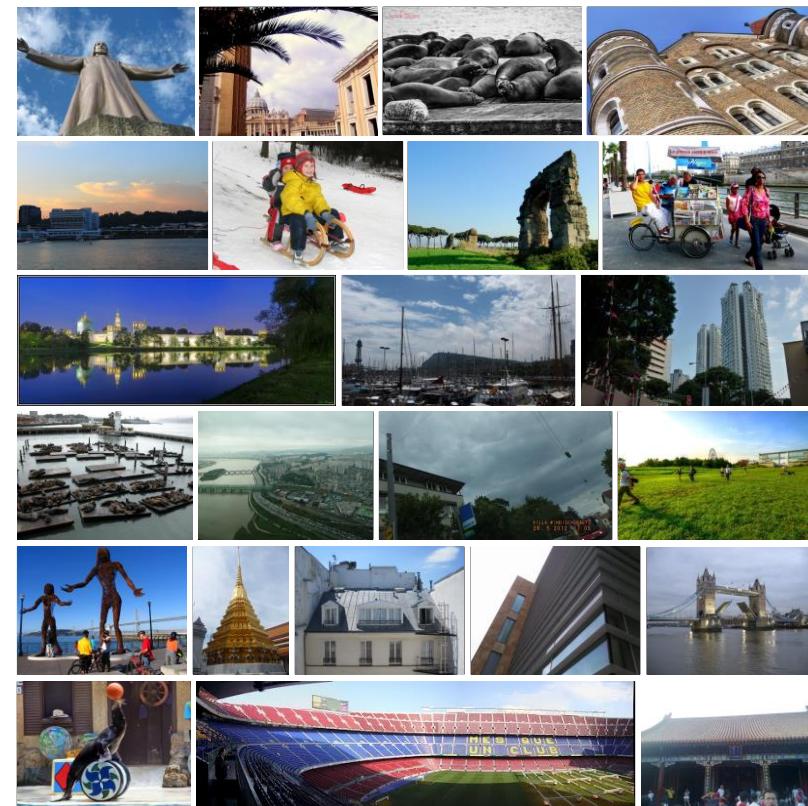
03 街景图像与城市多维感知

➤ 街景图像与城市多维感知：准确刻画城市物理环境；

- ✓ 与人们的感知视角(eye-level)一致
- ✓ 人脑和视觉是居民获取环境感知最为直接和有效的方式，在对自然场景的理解有本质的优越性



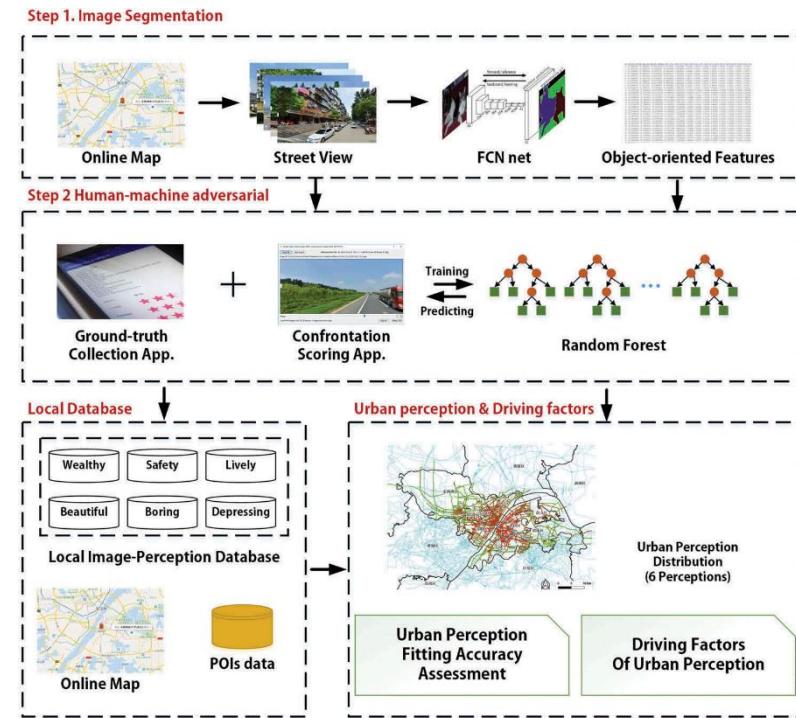
街景图像
Street view imagery



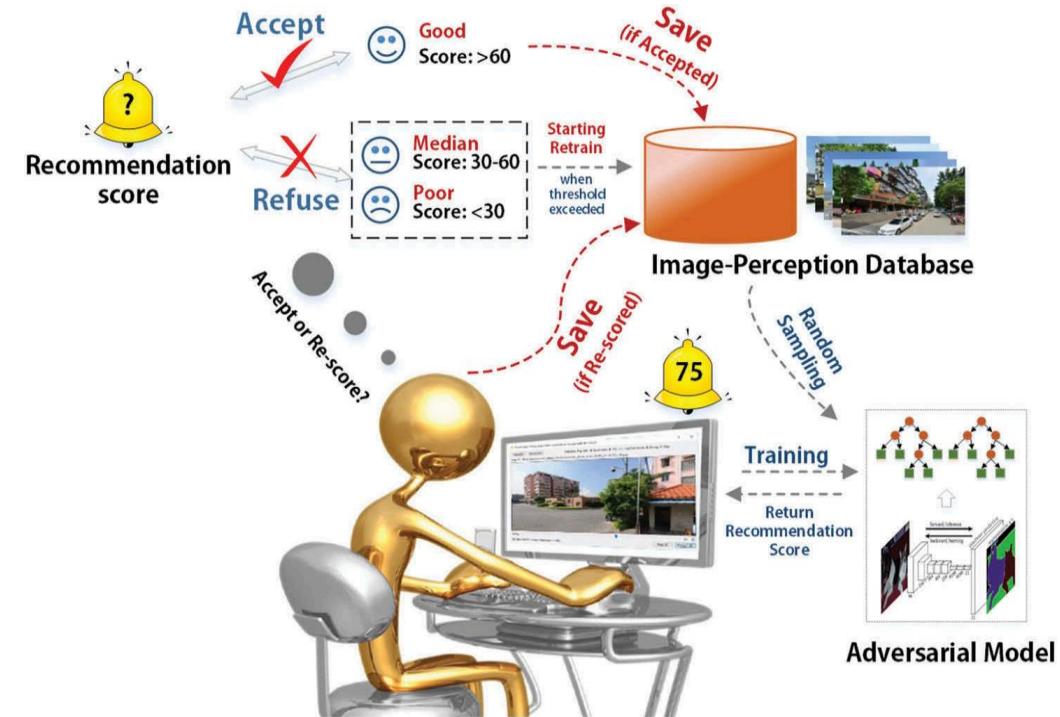
社交媒体
photo sharing service

客观环境 Objective world

主观体验 Subjective world



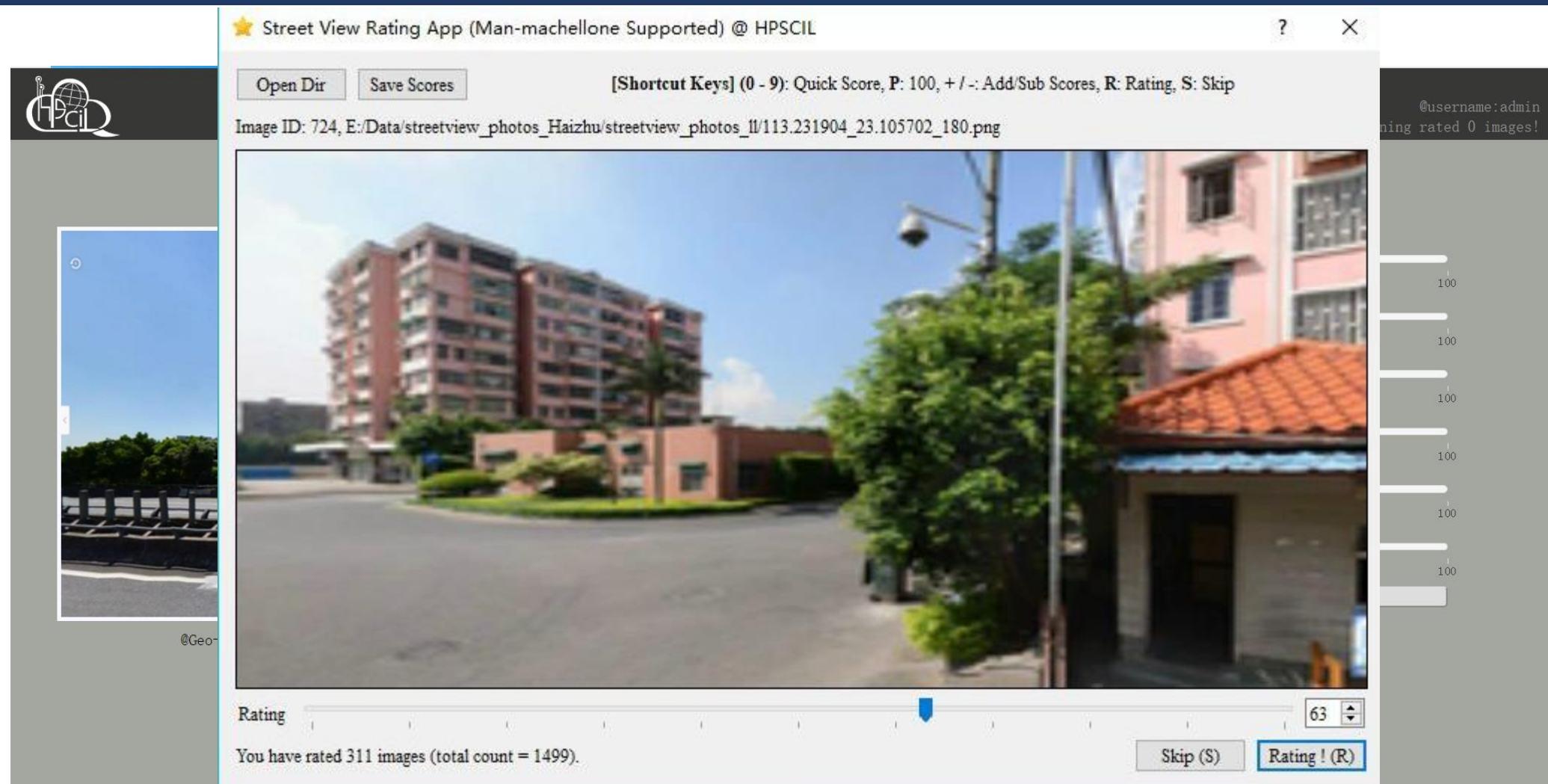
Assessing the street-level local urban perception via human-machine adversarial scoring



Schematic diagram of the proposed human-machine adversarial scoring process

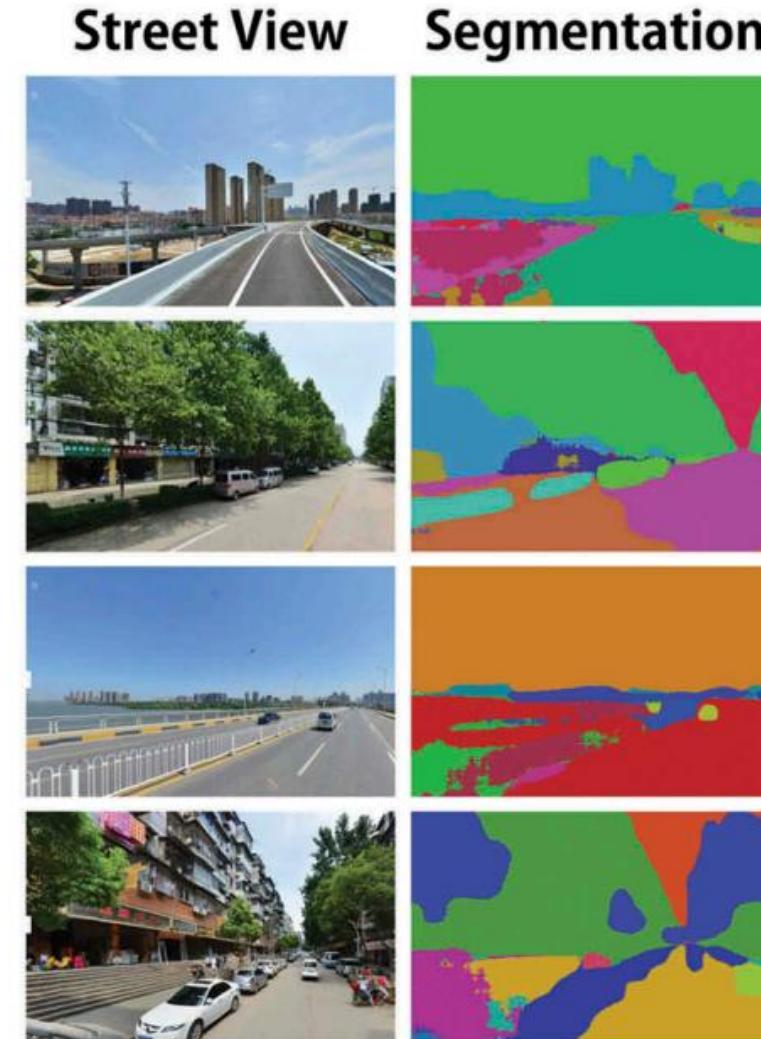
We describe a **human-machine adversarial scoring framework** using a methodology that incorporates deep learning and iterative feedback with recommendation scores, which allows for the rapid and cost-effective assessment of the local urban perceptions for Chinese cities. Using the state-of-the-art Fully Convolutional Network (FCN) and Random Forest (RF) algorithms.

03 街景情感人机对抗评分框架



快速、准确地将某个特定的城市物理环境与居民的心理感受建立关系

03 | 街景情感人机对抗评分框架



经过训练的FCN-8s在训练数据集上的准确率为81.44%，在测试数据集上的准确率为66.83%

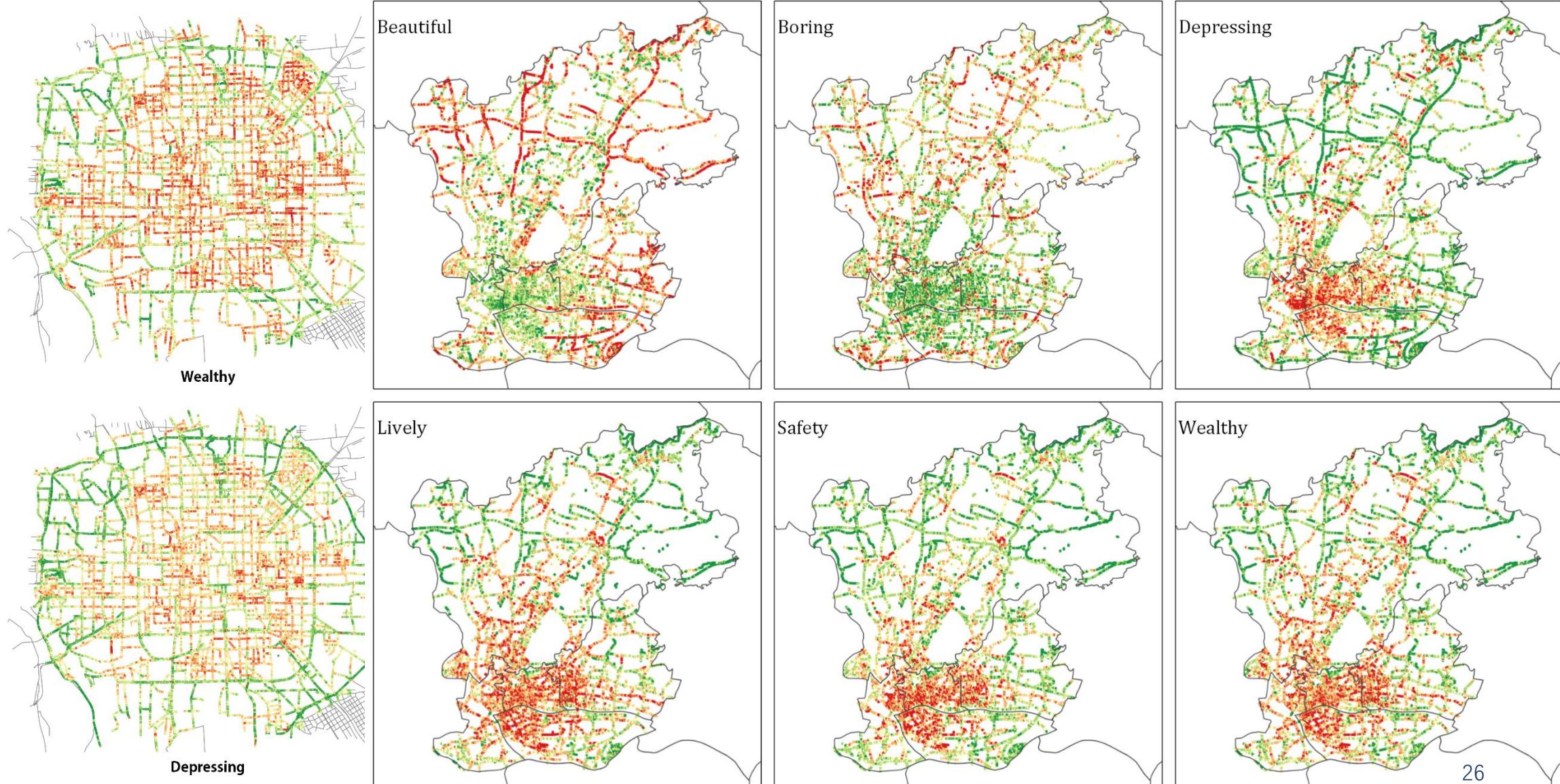
在街道层面上子场景的分割和解析方面表现出了令人满意的结果，很好地处理了中国城市环境的复杂性



60%用于训练随机森林，其余40%作为检验数据进行模型验证

| | Perceptions | Average error | RMSE | OOB Error | OOB RMSE |
|--------------|-------------|---------------|------|-----------|----------|
| 人机对抗城市感知评分精度 | Wealthy | 1.84% | 3.00 | 5.38% | 8.60 |
| | Safety | 1.37% | 2.58 | 3.97% | 7.32 |
| | Lively | 2.36% | 3.48 | 6.92% | 10.11 |
| | Beautiful | 3.88% | 5.06 | 11.37% | 14.52 |
| | Boring | 2.61% | 3.78 | 7.77% | 11.01 |
| | Depressing | 2.02% | 2.91 | 5.99% | 8.57 |

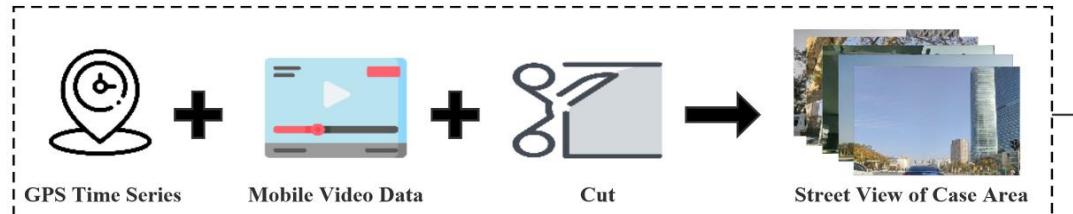
| | Perceptions | Wealthy | Safety | Lively | Beautiful | Boring | Depressing |
|---------|-------------|---------|--------|--------|-----------|--------|------------|
| 情感感知相关性 | Wealthy | 1.000 | 0.954 | 0.978 | -0.714 | -0.143 | 0.848 |
| | Safety | 0.954 | 1.000 | 0.950 | -0.677 | -0.284 | 0.874 |
| | Lively | 0.978 | 0.950 | 1.000 | -0.747 | -0.192 | 0.884 |
| | Beautiful | -0.714 | -0.677 | -0.747 | 1.000 | -0.203 | -0.878 |
| | Boring | -0.143 | -0.284 | -0.192 | -0.203 | 1.000 | -0.204 |
| | Depressing | 0.848 | 0.874 | 0.884 | -0.878 | -0.204 | 1.000 |



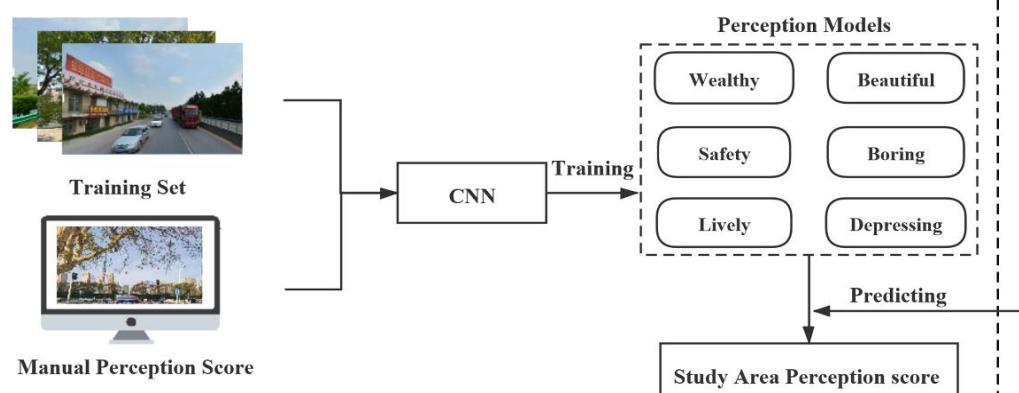
03 | CNN & FCN+RF 模型对比



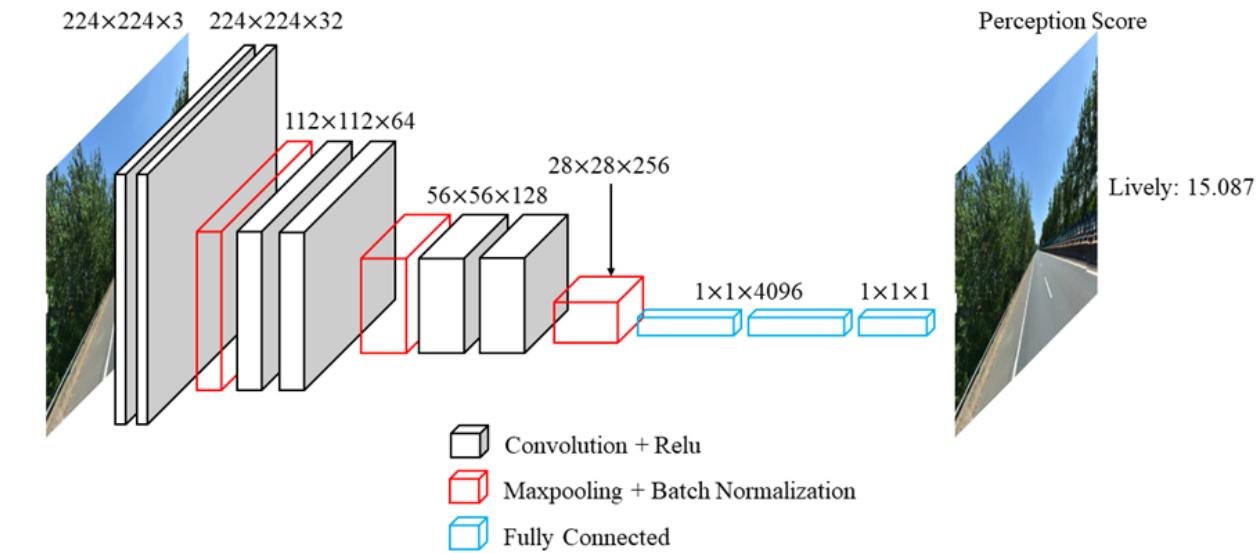
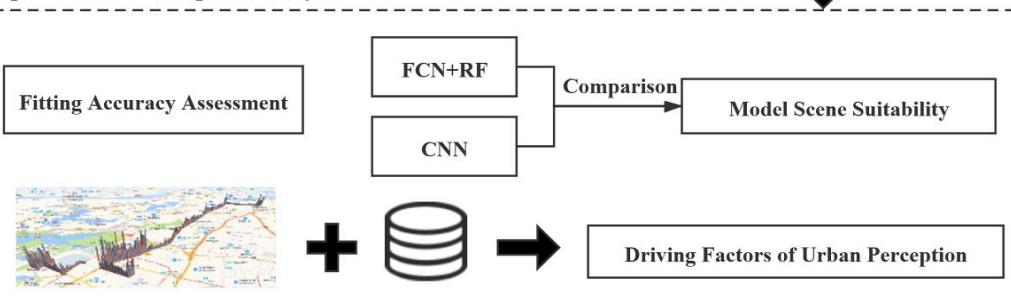
Step1 Obtain street view image



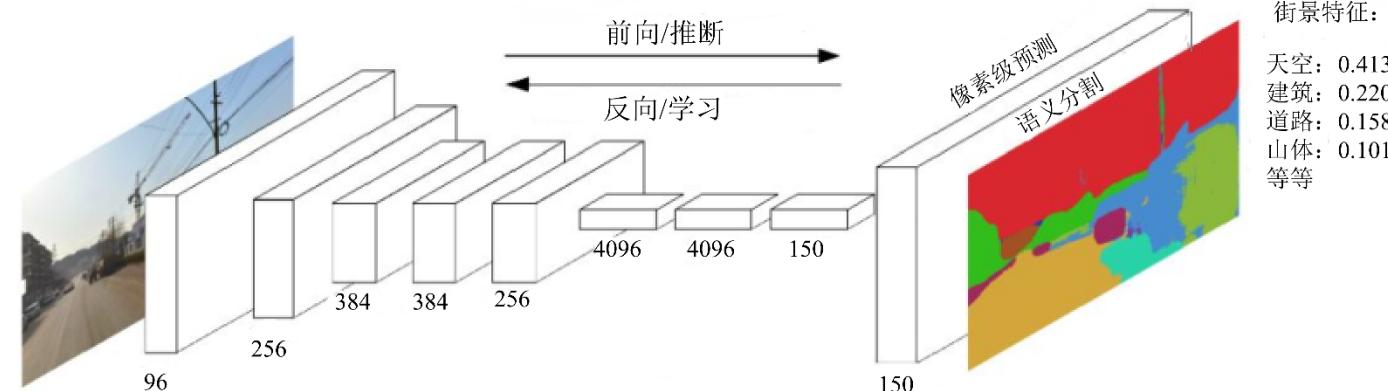
Step2 Model Training



Step3 Urban Perception Analysis



CNN Model



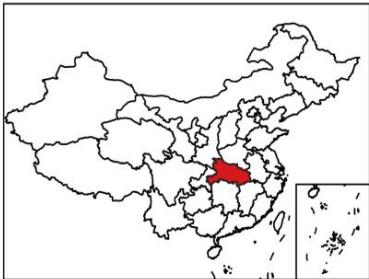
FCN Model

Workflow

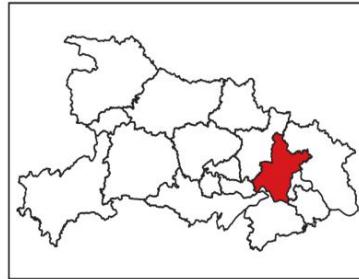
03 | CNN & FCN+RF 模型对比



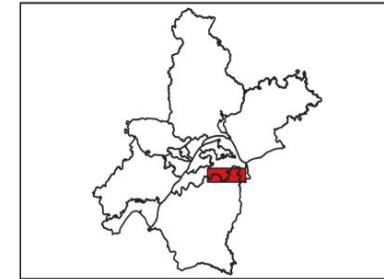
研究区：武汉市



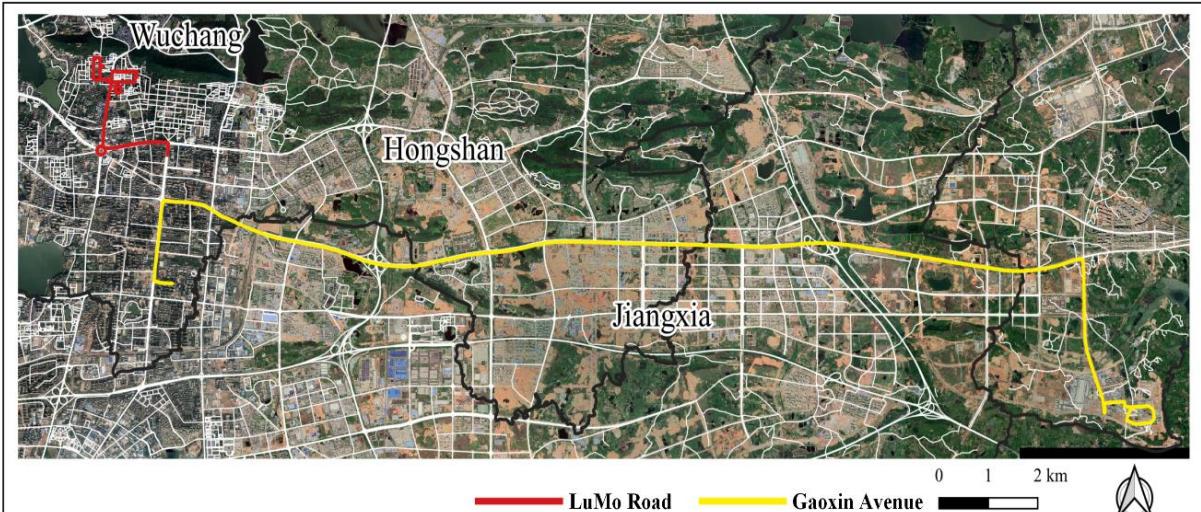
(a)



(b)



(c)

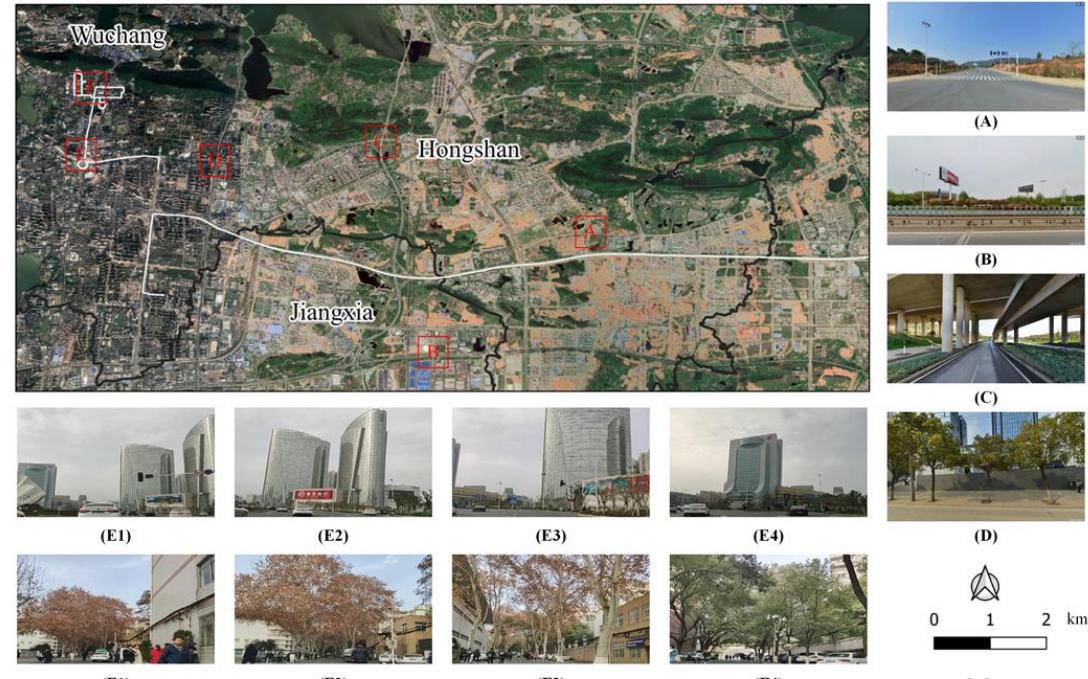


(d)

(a) China mainland (b) Hubei province (c) Wuhan (d) Track data distribution of sample points

手机定位示例

| Time | ID | Longitude | Latitude | Altitude | ... |
|----------------------|--------|------------|-----------|----------|-----|
| 20191212 10:09:34:32 | 800 | 114.408495 | 30.484153 | 2.748 | ... |
| 20191212 10:09:35:31 | 829 | 114.408490 | 30.484180 | 3.909 | ... |
| 20191212 10:09:36:33 | 857 | 114.408499 | 30.484190 | 2.657 | ... |
| 20191212 10:09:37:33 | 887 | 114.408514 | 30.484191 | 3.834 | ... |
| 20191212 10:09:38:32 | 916 | 114.408532 | 30.484192 | 5.127 | ... |
| ... | ... | ... | ... | ... | ... |
| 20191212 10:56:12:99 | 81,180 | 114.614260 | 30.461866 | 9.491 | ... |



街景图像

03 | CNN & FCN+RF 模型对比

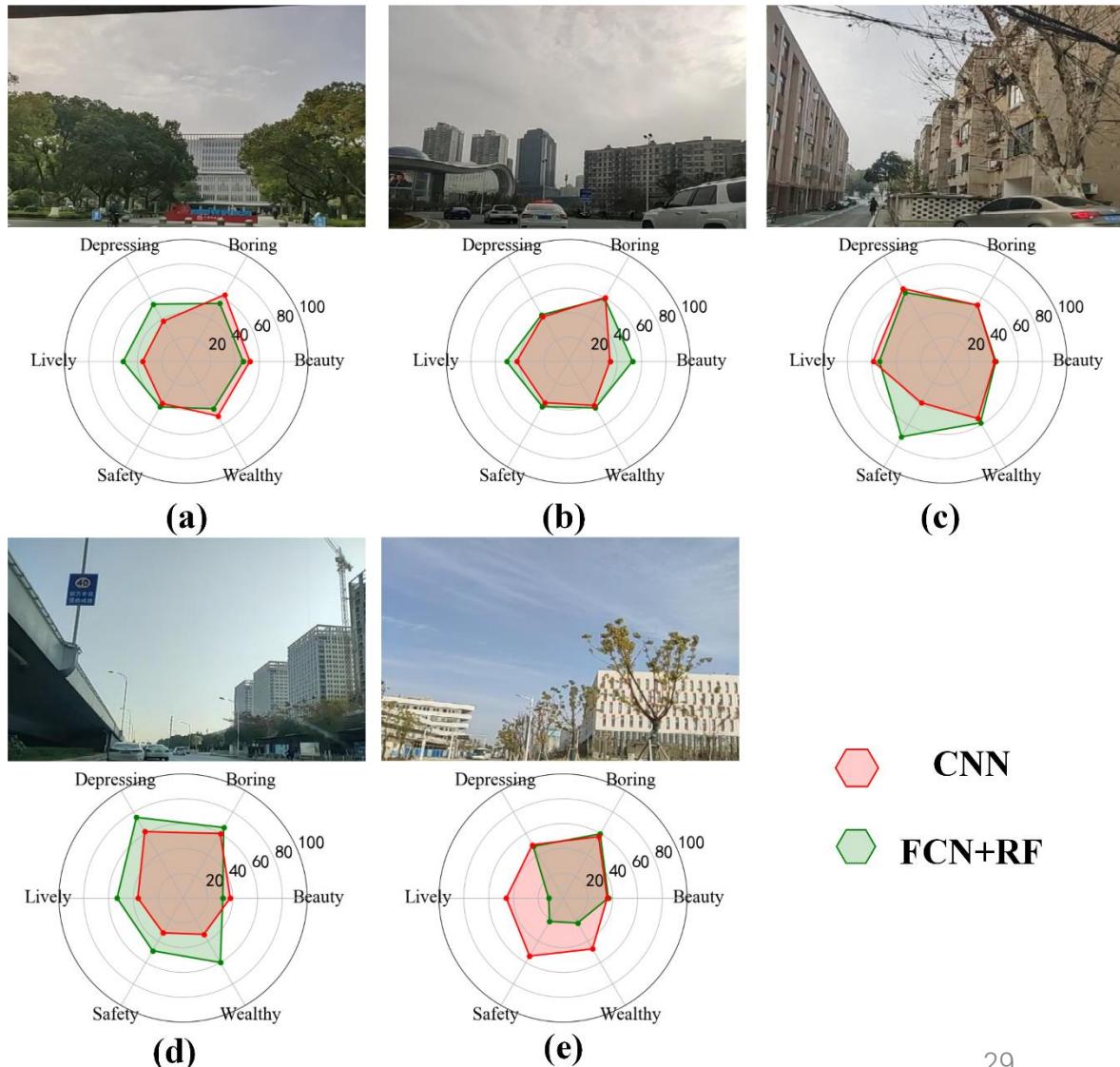


Fitting accuracy of CNN-based Model

| Perceptions | Pearson R | RMSE | MAE |
|-------------|-----------|-------|-------|
| Safety | 0.921 | 5.207 | 2.941 |
| Lively | 0.930 | 7.656 | 4.942 |
| Wealthy | 0.928 | 5.968 | 3.536 |
| Beauty | 0.939 | 6.441 | 3.462 |
| Boring | 0.900 | 5.590 | 2.814 |
| Depressing | 0.926 | 5.194 | 2.647 |

Fitting accuracy of FCN+RF based Model

| Perceptions | Pearson R | RMSE | MAE |
|-------------|-----------|--------|-------|
| Safety | 0.787 | 8.273 | 3.954 |
| Lively | 0.797 | 11.163 | 5.883 |
| Wealthy | 0.798 | 9.537 | 4.810 |
| Beauty | 0.839 | 9.950 | 6.302 |
| Boring | 0.820 | 7.270 | 4.528 |
| Depression | 0.793 | 8.411 | 4.543 |



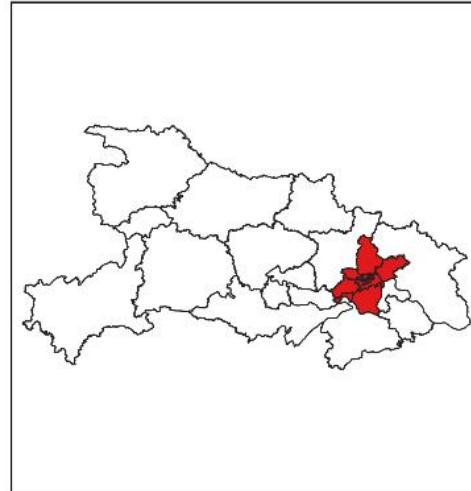
CNN

FCN+RF

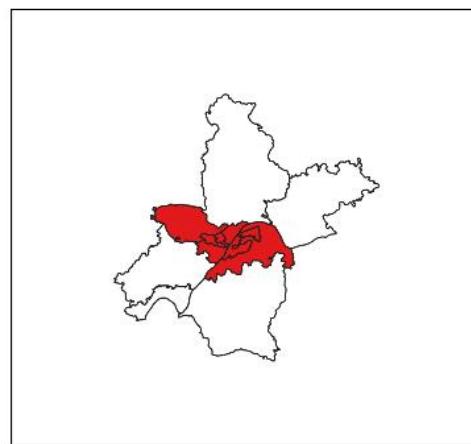
03 | 视野范围的物理空间和城市居民心理感知



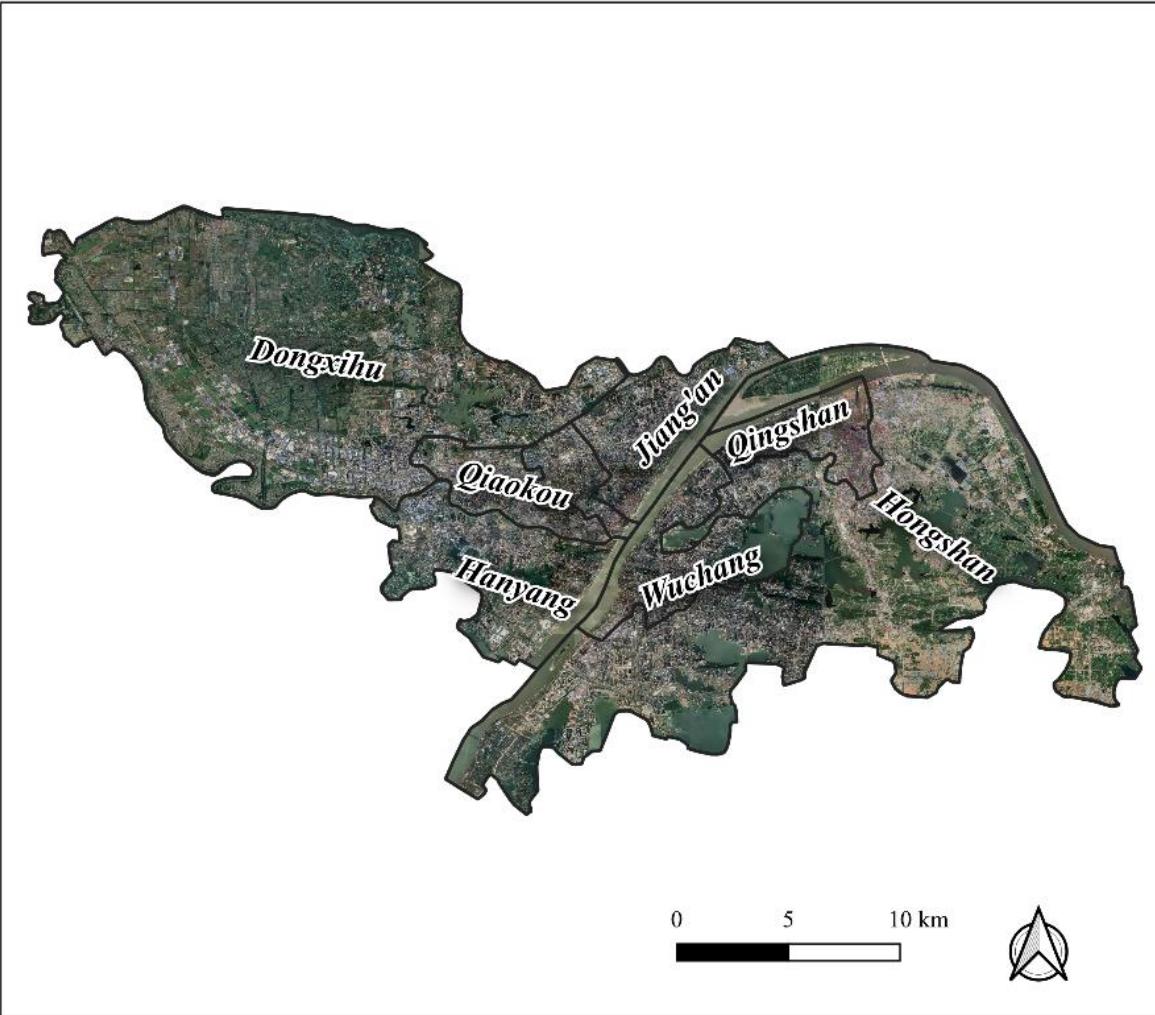
研究区：武汉市



(a)



(b)



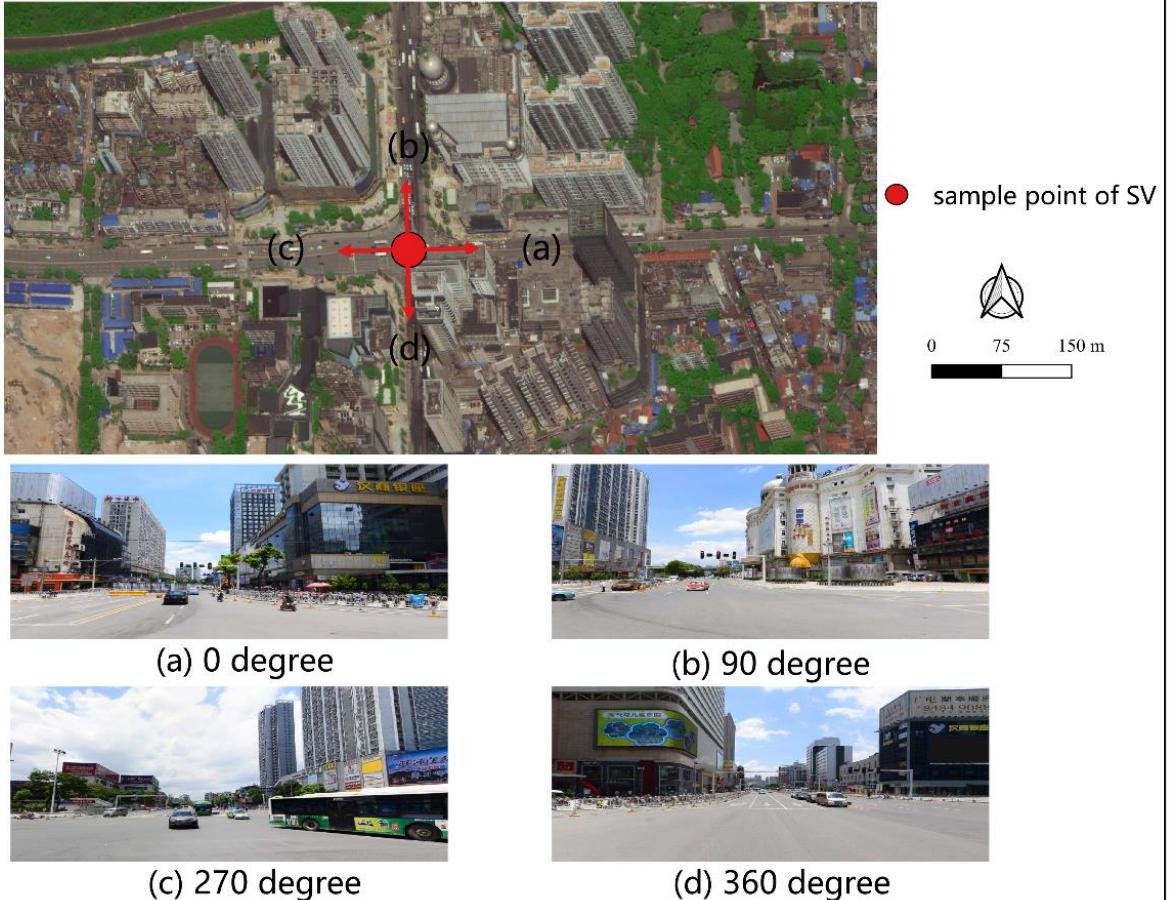
(c)

汉阳区、硚口区、江汉区、青山区、武昌区、东西湖区、洪山区

03 | 视野范围的物理空间和城市居民心理感知

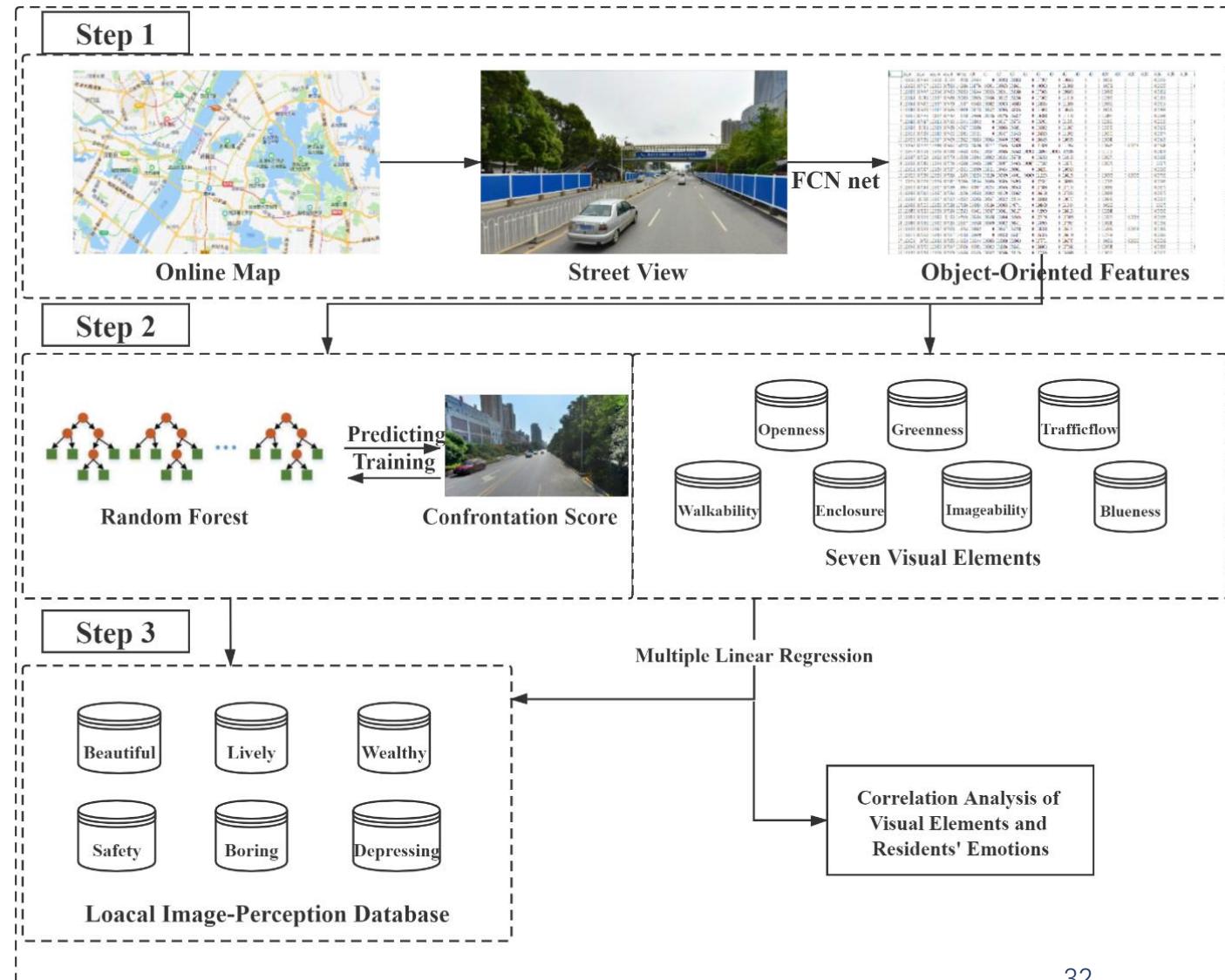


街景图像采集示例

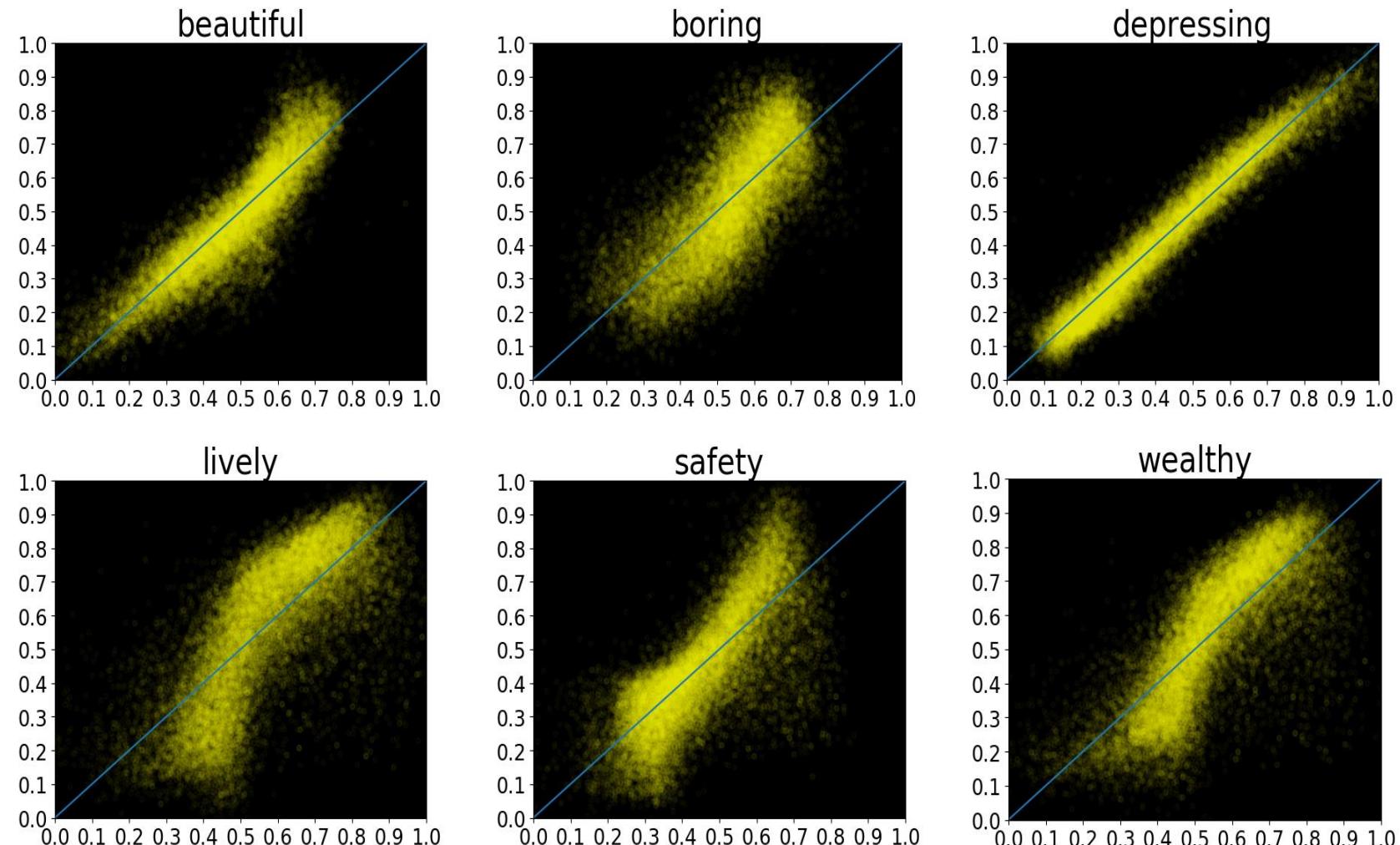




1. 利用FCN-8s对街景图像进行分割，得到不同对象的**分割像素比**
2. 根据分割结果构造**视觉空间要素**
(Walkability/Openness/Greenness/Enclosure/Imageability/Blueness/Trafficflow)
3. 利用随机森林模型构建**感知数据集**
4. 对视觉要素和感知情感进行**多元回归分析**



03 | 视野范围的物理空间和城市居民心理感知



预测值与数据库情感真值对比分布图

03 | 视野范围的物理空间和城市居民心理感知



视觉指标与城市情绪感知的相关性

| Indices | Greenness | Openness | Imageability | Blueness | Enclosure | Traffic | Walkability |
|---------------------|-----------|----------|--------------|----------|-----------|---------|-------------|
| Greenness | 1.000 | -0.294 | -0.152 | -0.090 | 0.452 | -0.117 | 0.110 |
| Openness | -0.294 | 1.000 | -0.151 | 0.172 | -0.874 | -0.38 | -0.378 |
| Imageability | -0.152 | -0.151 | 1.000 | -0.046 | 0.017 | 0.047 | 0.051 |
| Blueness | -0.090 | 0.172 | -0.046 | 1.000 | -0.235 | -0.145 | -0.106 |
| Enclosure | 0.452 | -0.874 | 0.017 | -0.235 | 1.000 | 0.309 | 0.386 |
| Traffic | -0.117 | -0.38 | 0.047 | -0.145 | 0.309 | 1.000 | 0.036 |
| Walkability | 0.110 | -0.378 | 0.051 | -0.106 | 0.386 | 0.306 | 1.000 |
| Vif | 1.466 | 5.025 | 1.111 | 1.08 | 5.556 | 1.299 | 1.215 |

- ✓ 自变量间的方差膨胀系数最大值 $VIF_{max} < 6$, 自变量间不存在多重共线性问题, 所选的视觉指标是有效的
- ✓ Openness所代表的视野开放程度与Enclosure所代表的视野开放程度相反, Openness 与 Enclosure 呈高度负相关(-0.874)
- ✓ Enclosure与Greenness呈正相关(0.452), 表明封闭区域内绿地所占比例更明显

03 | 视野范围的物理空间和城市居民心理感知



基于多元回归的城市情绪感知拟合精度

| Indices | RMSE | MAE | R ² | PearsonR |
|------------|-------|-------|----------------|----------|
| Beautiful | 0.082 | 0.062 | 0.777 | 0.881 |
| Boring | 0.110 | 0.088 | 0.600 | 0.775 |
| Depressing | 0.047 | 0.036 | 0.949 | 0.974 |
| Lively | 0.147 | 0.121 | 0.545 | 0.738 |
| Wealthy | 0.134 | 0.106 | 0.538 | 0.734 |
| Safety | 0.106 | 0.083 | 0.649 | 0.805 |

使用多元线性回归模型对六种情感的预测精度较高，RMSE都在0.15以下；MAE都在0.13以下；R²平均值为0.676。其中对于Depressing、Beautiful预测精度最高；对于Lively和Wealthy的预测精度相对较低。

03 | 视野范围的物理空间和城市居民心理感知



视觉指标与人类情绪感知之间的回归因子

| Indices | Beautiful | Boring | Depressing | Lively | Wealthy | Safety |
|---------------------|-----------|-----------|------------|-----------|-----------|-----------|
| Greenness | 0.770*** | -0.574*** | -0.624*** | -0.544*** | -0.655*** | -0.427*** |
| Openness | 0.796*** | -0.010 | -1.250*** | -0.209*** | -0.073*** | -0.100*** |
| Imageability | -0.025** | 0.013 | 0.107*** | -0.102*** | -0.244*** | -0.136*** |
| Blueness | 0.129*** | 0.066*** | -0.029*** | -0.230*** | -0.210*** | -0.044*** |
| Enclosure | -0.108*** | -0.251*** | 0.166*** | 0.393*** | 0.488*** | 0.534*** |
| Trafficflow | -0.002 | -0.500*** | 0.116*** | 0.735*** | 0.525*** | 0.635*** |
| Walkability | -0.006*** | -0.037*** | 0.022*** | 0.184*** | 0.119*** | 0.160*** |
| Constant | 0.144 | 0.776 | 0.820 | 0.526 | 0.501 | 0.340 |

"*" p < 0.100

"**" p < 0.050

"***" p < 0.01

03 | 视野范围的物理空间和城市居民心理感知

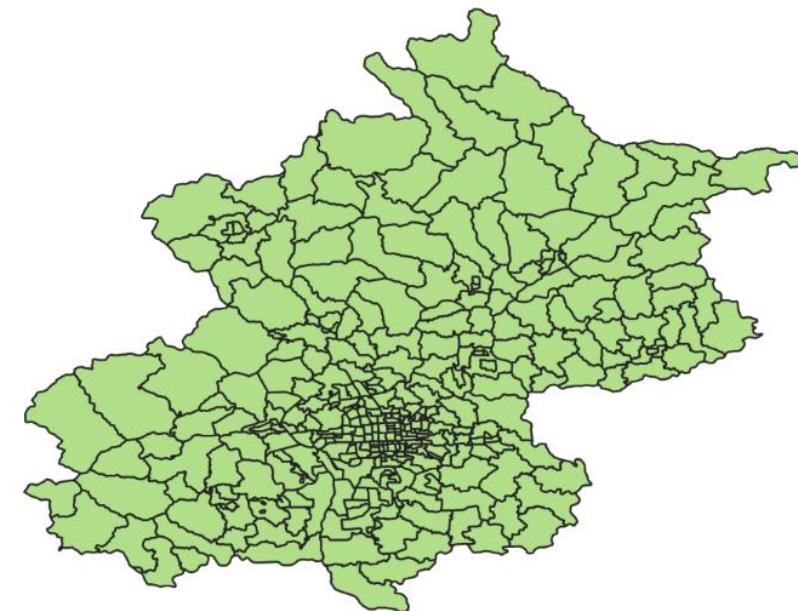
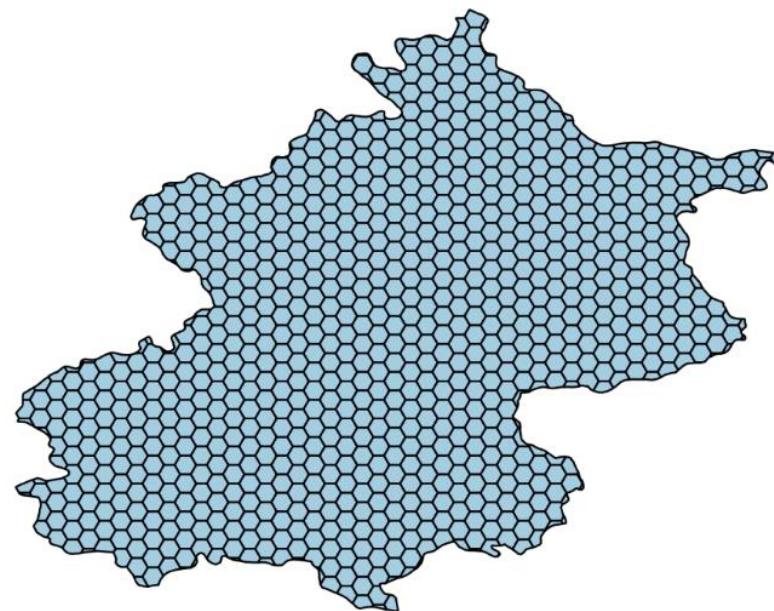
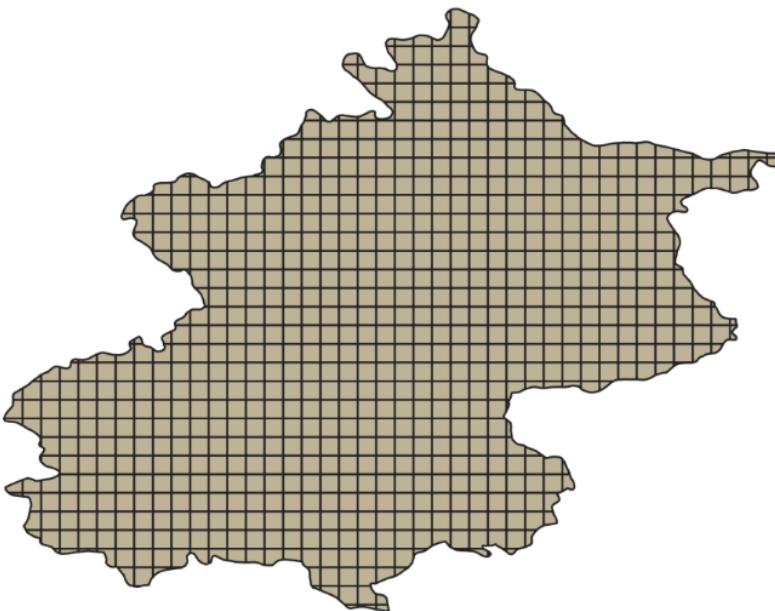


- ✓ 绿化度和开放度促进美感的产生；城市蓝色水体与美感呈低度正相关，对于美感的产生具有积极作用；
- ✓ 绿化度越高、交通流越密集，越有利于消除城市居民的无聊情绪。
- ✓ 开放度及绿化度高的区域，不易让人产生消极沮丧的情绪。
- ✓ 密集的交通流可以明显促进区域的活力；而开放性高的空旷区域，则容易使人产生荒凉、没有生气的感觉。
- ✓ 空间的封闭程度高会显著提高城市居民的安全感；交通流对城市居民安全感也起到促进作用。
- ✓ 密集的交通流更易激发城市居民产生富有感；开放度和绿化度高的区域周围较为空旷，因此不易让人感受到该片区域的富裕。

03 | 城市感知的同质性地理区域



如何在更细粒度上探寻城市感知的空间分布模式
和城市感知空间分异的驱动因素？

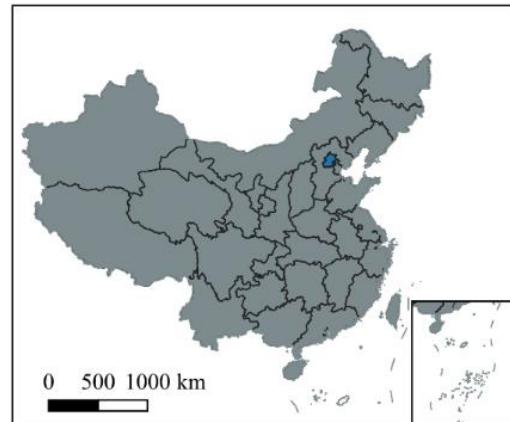


更美丽?
按自然地块划分

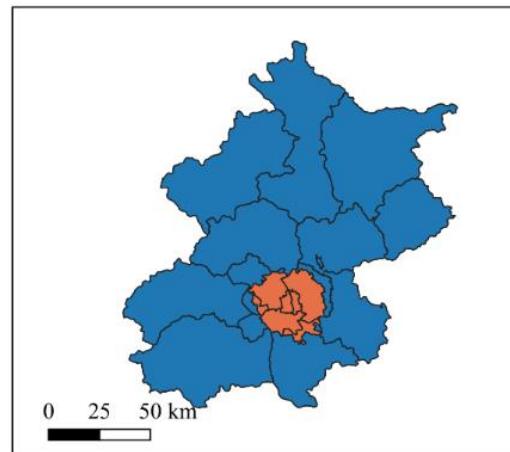
03 | 城市感知的同质性地理区域



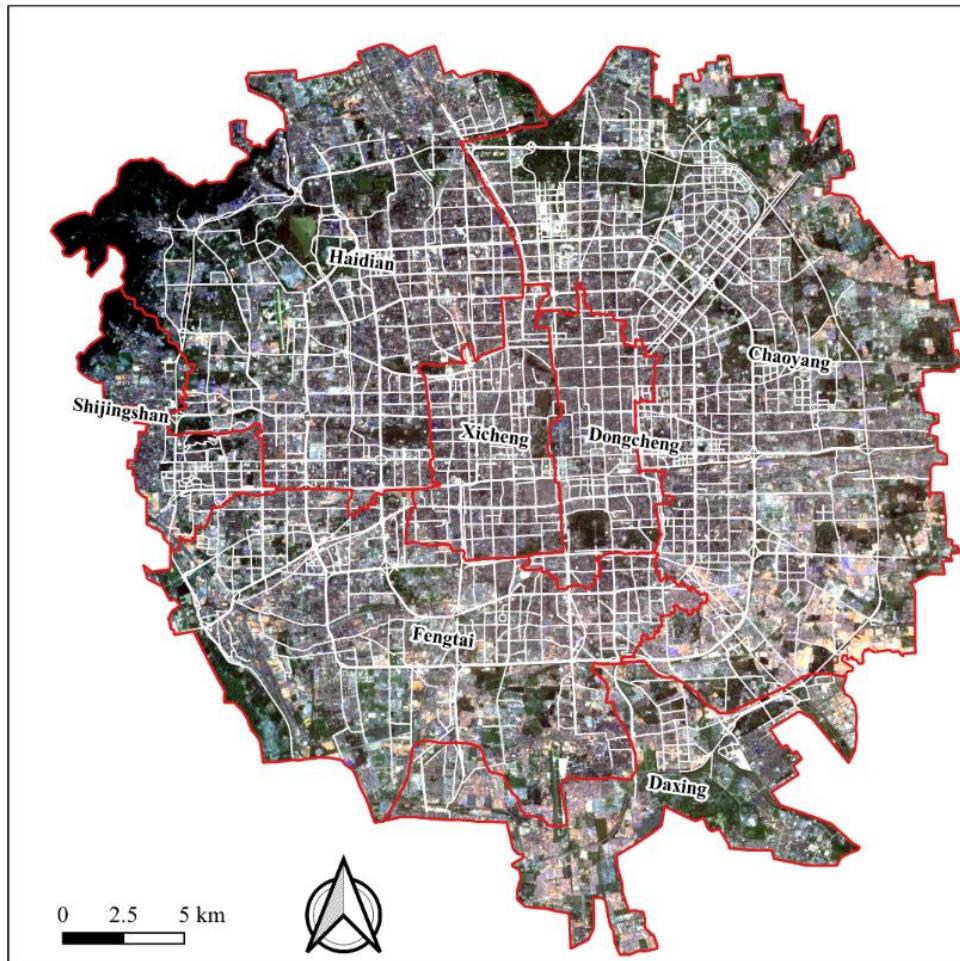
研究区：北京市



China



Beijing



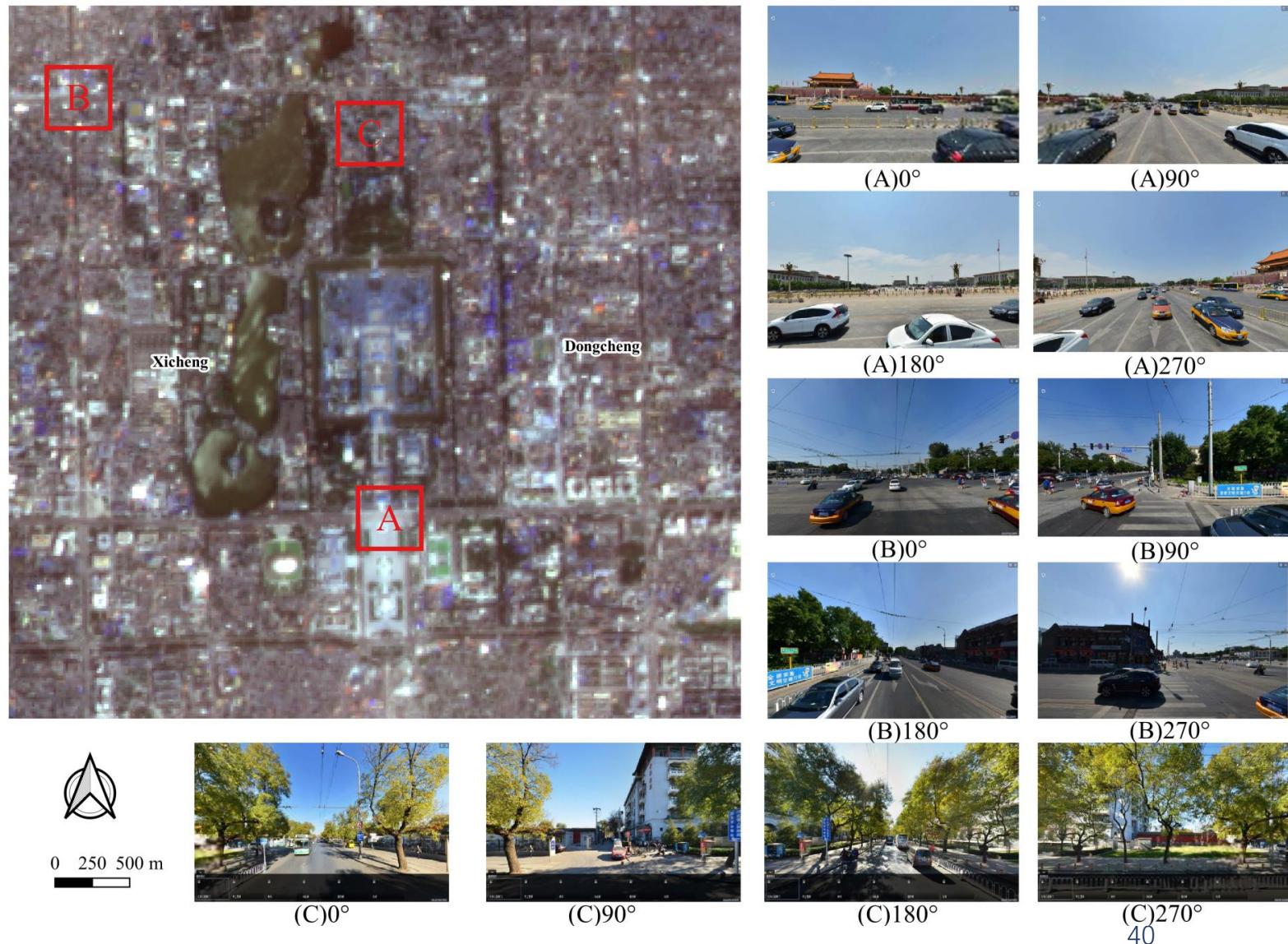
Case study area

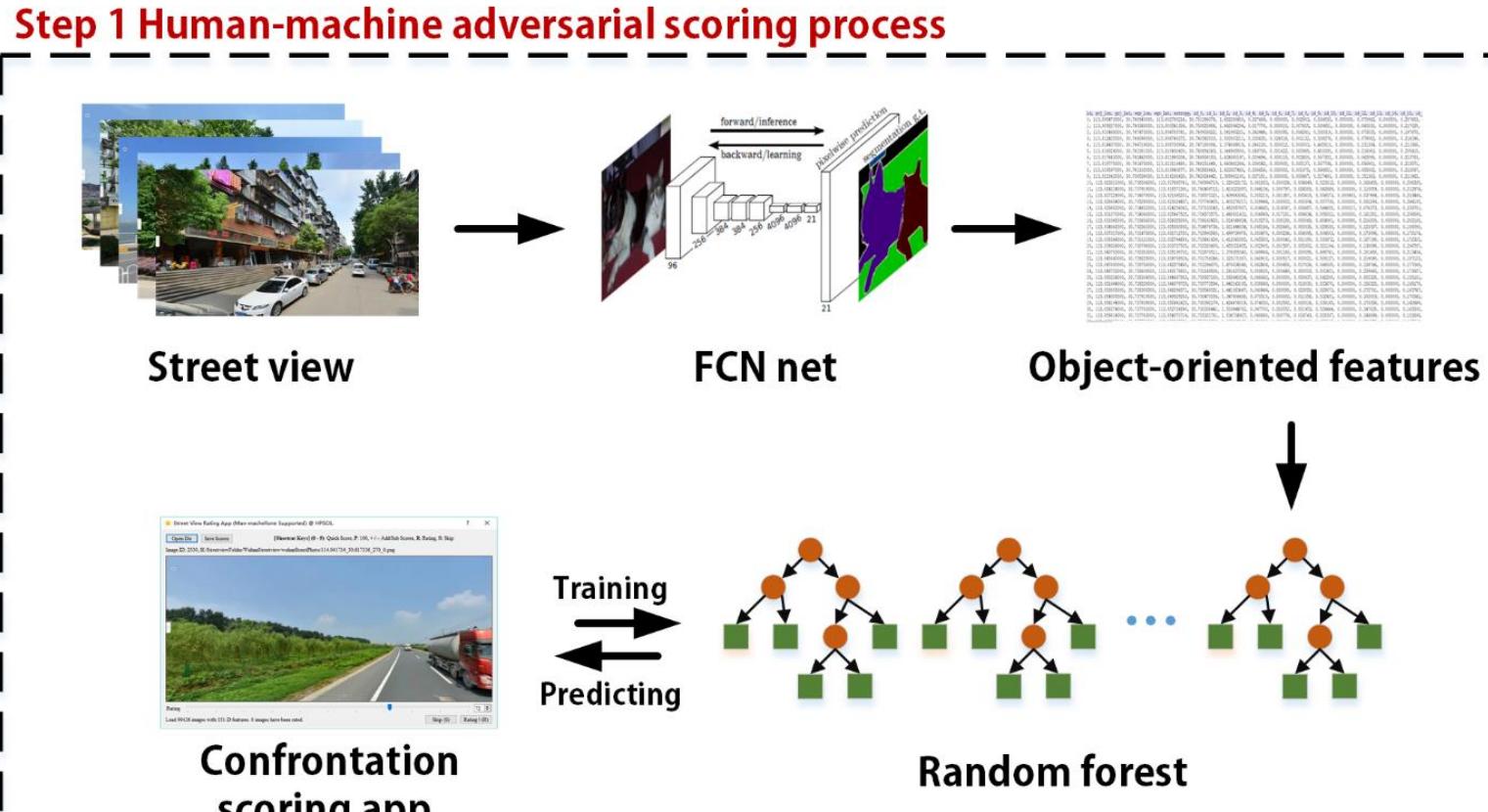
海淀区、朝阳区、东城区、西城区、大兴区、石景山区、丰台区

03 | 城市感知的同质性地理区域



沿道路网每隔100米采集（0度，90度，180度和270度）四个角度的街景图像共128,592张；32,148个采样点；128,592张街景







- 基于POIs衡量一个地块的城市功能：

$$E_{i,j} = \frac{n_{i,j}/n_i}{N_j/N}$$

- 地块内第j种POI的**密度**
- 反映了某社区内所有城市功能的绝对量数值

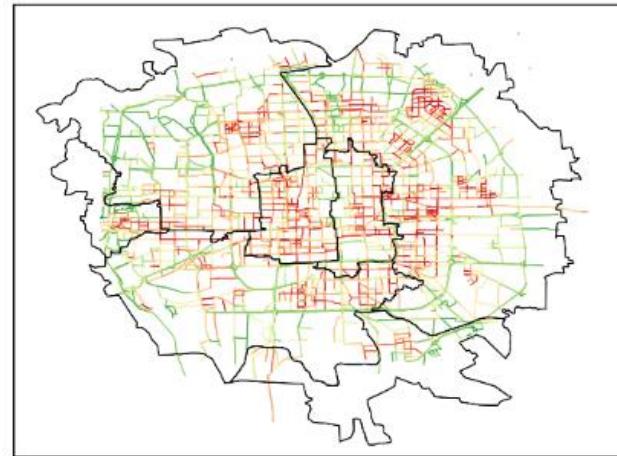
$$Density_{i,j} = \frac{Count_{i,j}}{Area_i}$$

- 地块内的POI的**混合指数**（信息熵）
- 刻画混合土地利用的程度

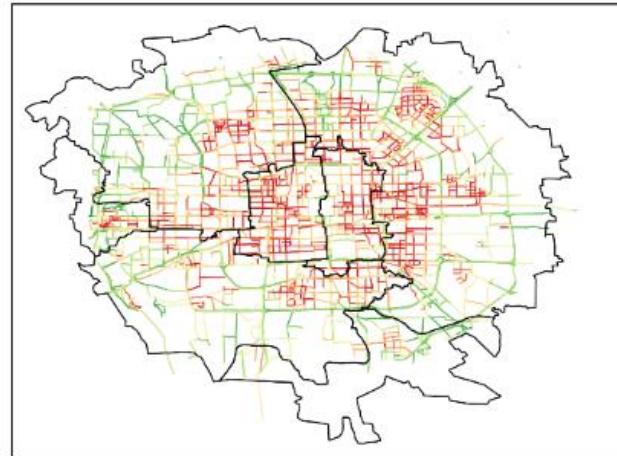
$$Mixed_i = - \sum_{j=1}^n (p_{i,j} \times ln p_{i,j})$$

- 地块内第j种POI的**富集指数**
- 确定城市特定功能的集聚程度

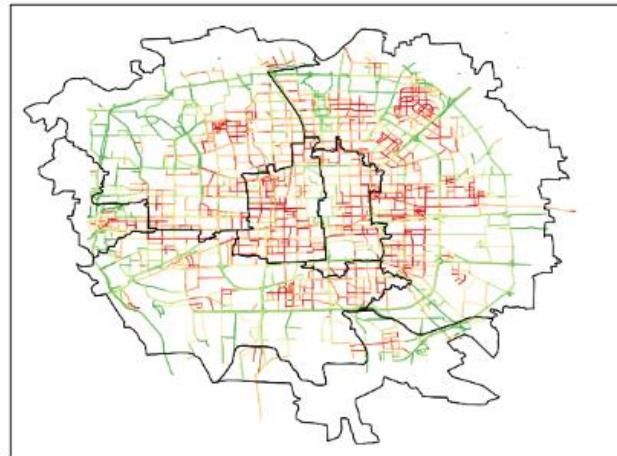
所有采样
点位的感
知计算结
果



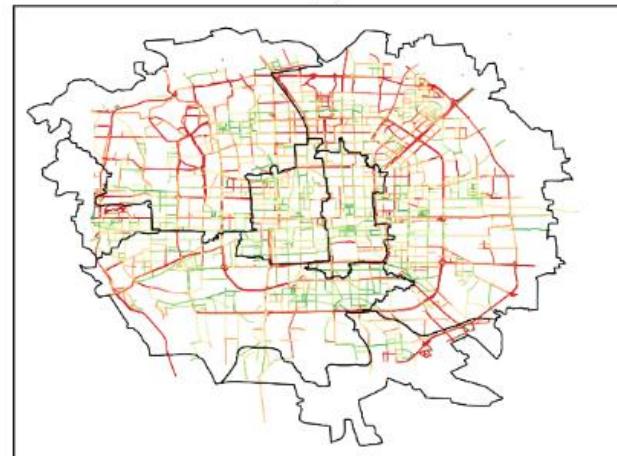
(A)



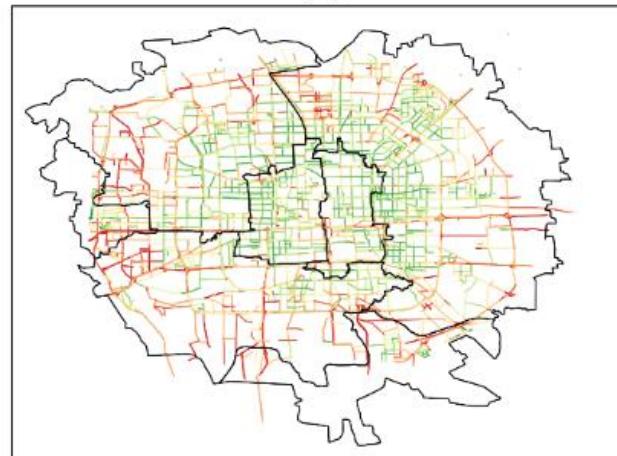
(B)



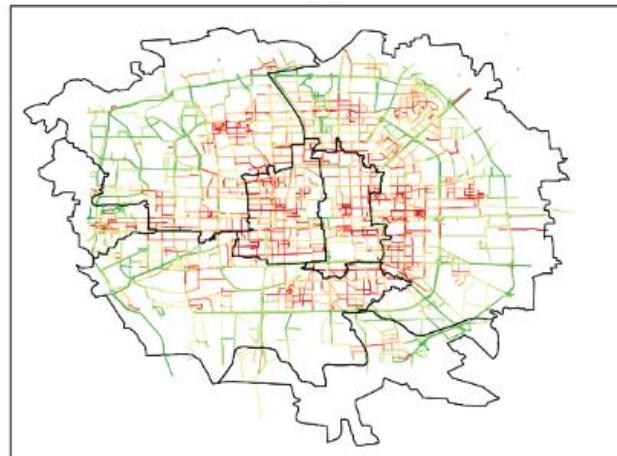
(C)



(D)



(E)



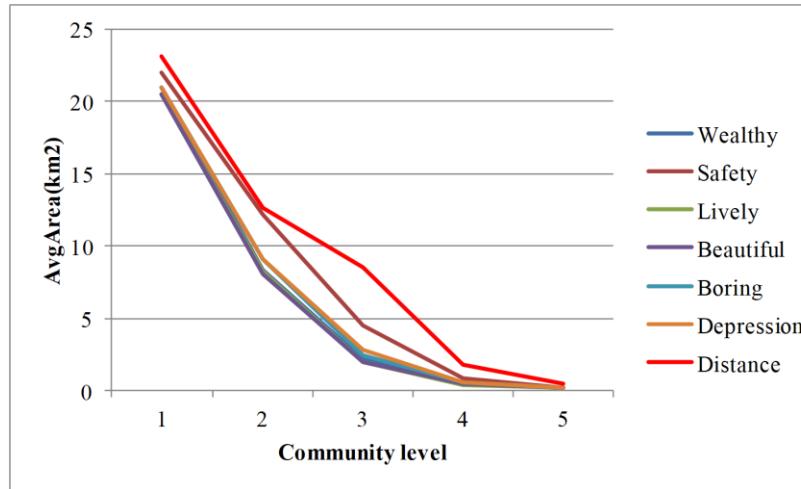
(F)

(A) Wealthy (B) Safety (C) Lively (D) Beautiful (E) Boring
(F) Depressing

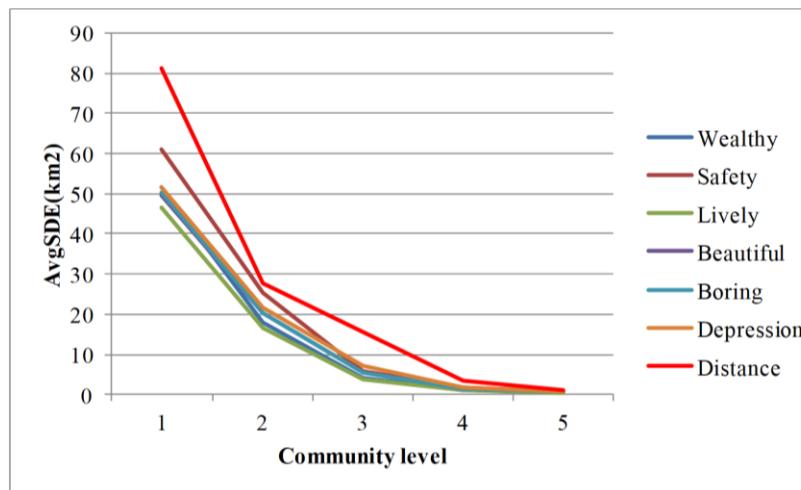


0 2.5 5 km



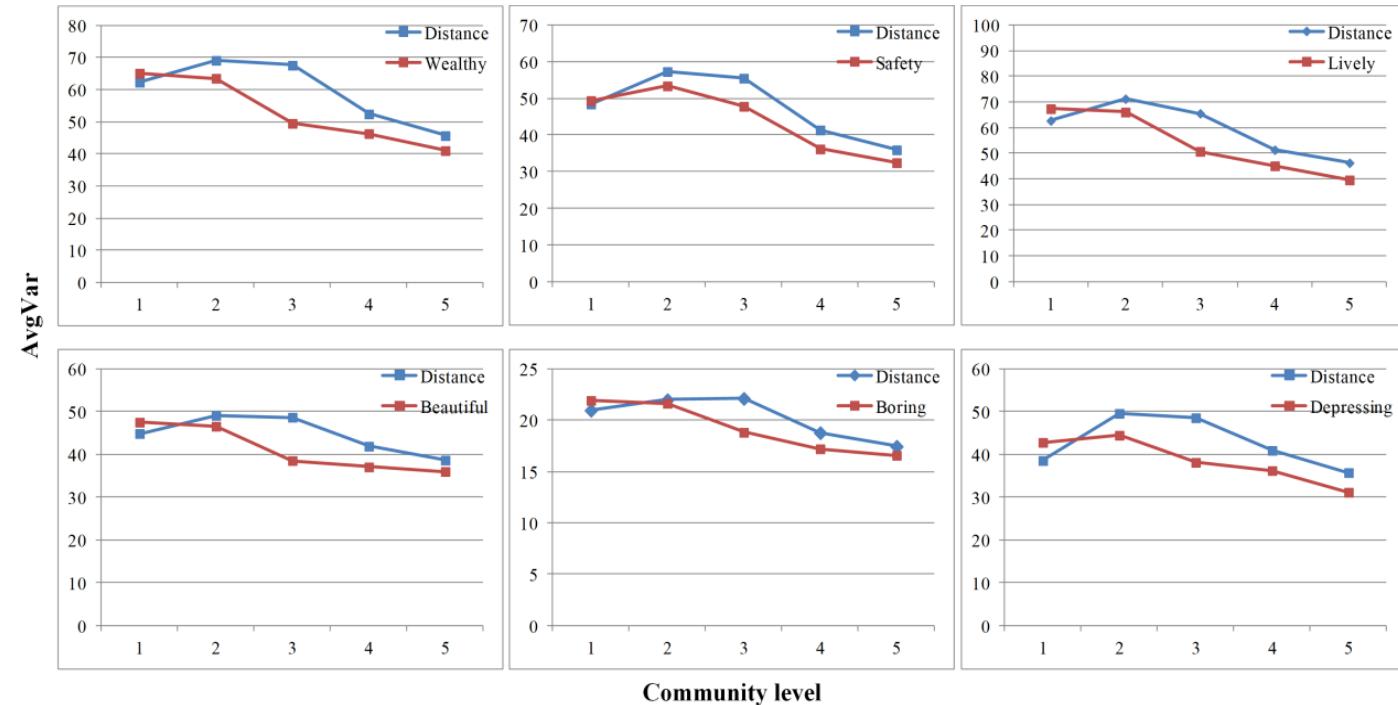


(A)



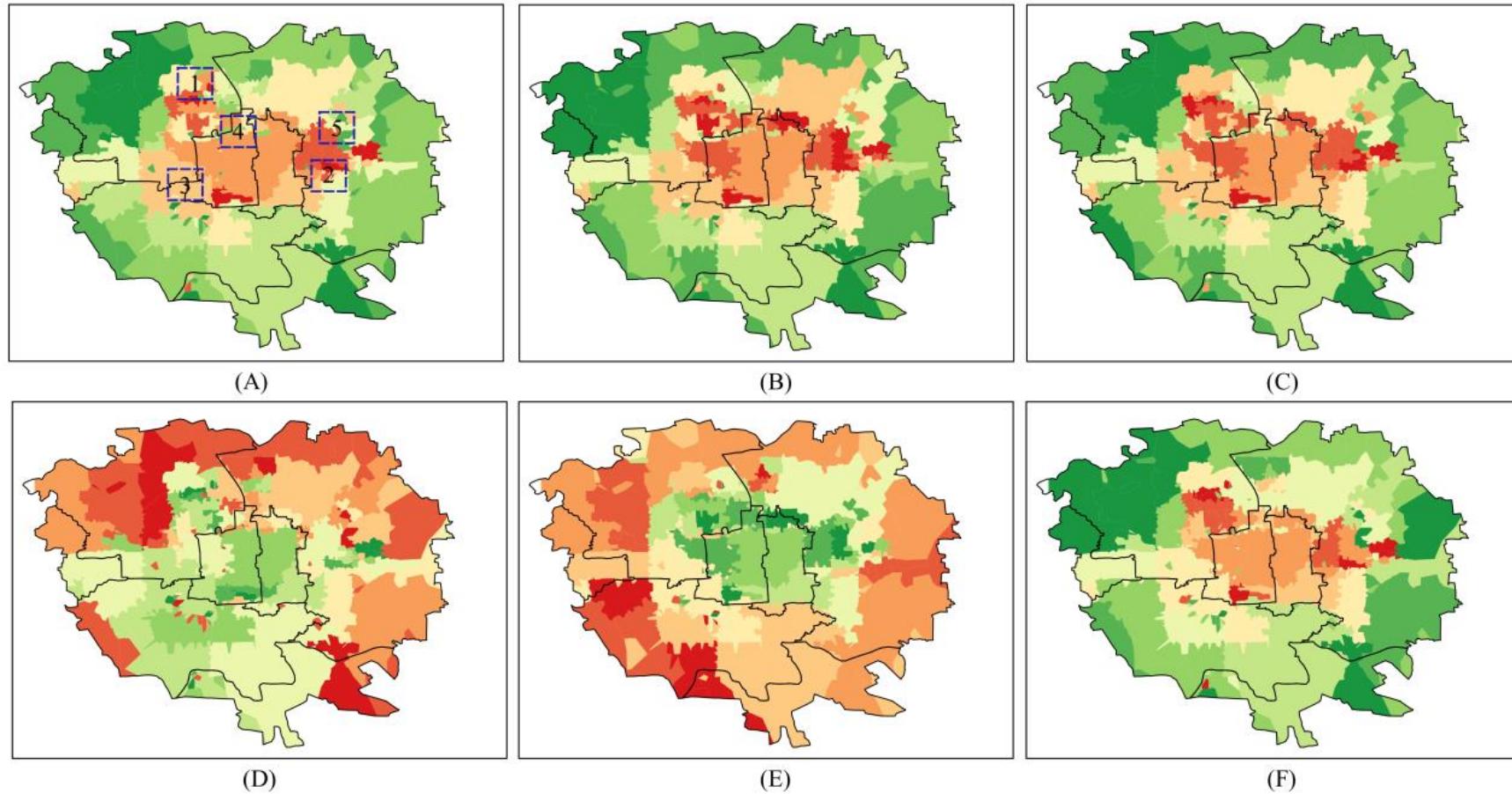
(B)

不同层次上的地块的平均面积和方差



不同层次上地块内部感知分数的均方差

- (A) Wealthy
- (B) Safety
- (C) Lively
- (D) Beautiful
- (E) Boring
- (F) Depressing



Score

Low

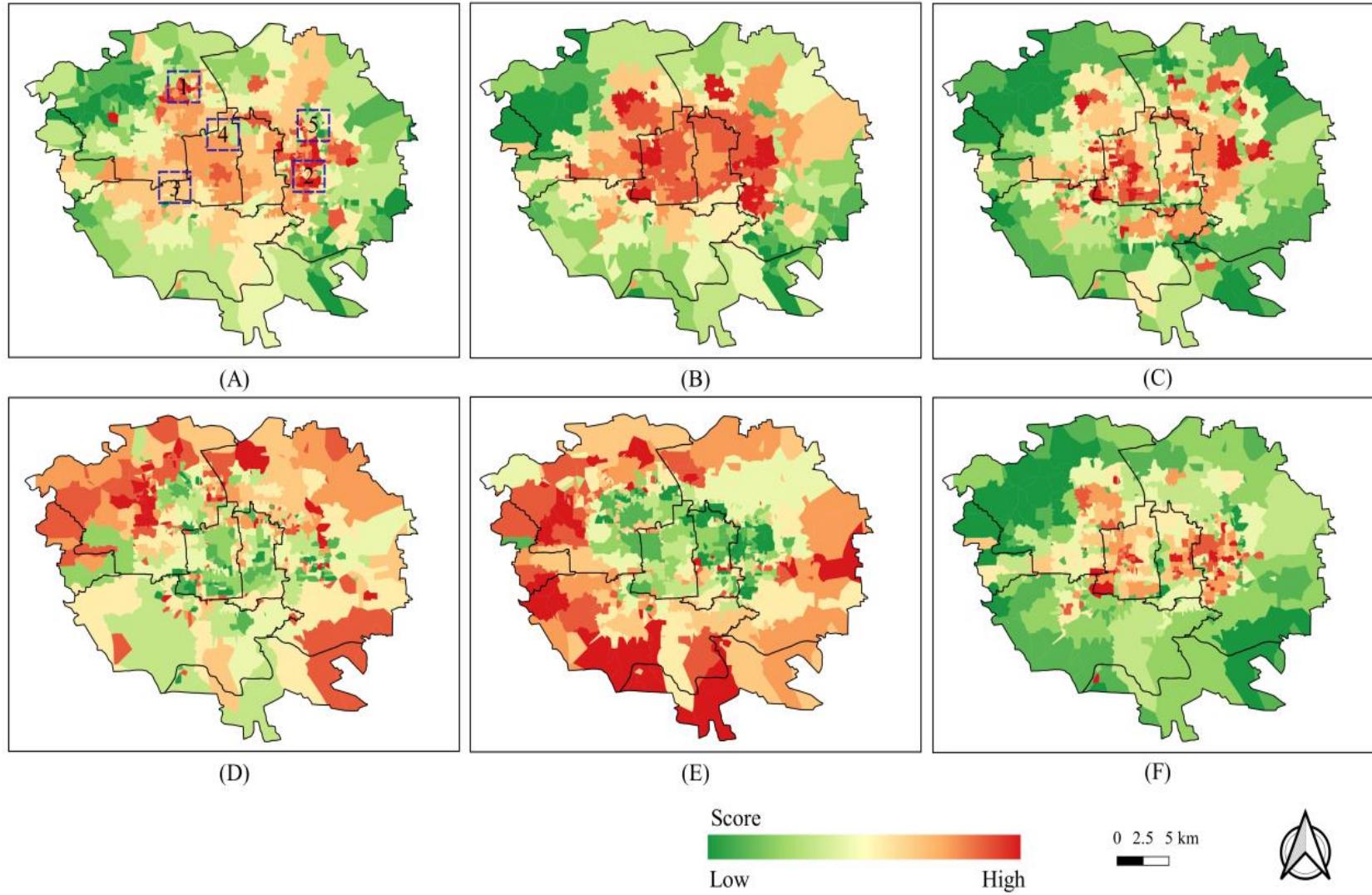
High

0 2.5 5 km



地块对应的城市感知水平的高低 (道路网络模型直接划分)

- (A) Wealthy
- (B) Safety
- (C) Lively
- (D) Beautiful
- (E) Boring
- (F) Depressing



地块对应的城市感知水平的高低 (感知网络模型划分)

多元回归探究地块城市功能和对应地块感知分数均值的关系

| | Wealthy | Safety | Lively | Beautiful | Boring | Depressing |
|-----------|---------|--------|--------|-----------|--------|------------|
| Entropy | 0.665 | 0.381 | 1.225 | -0.118 | -0.516 | 0.260 |
| E(FS) | 0.339 | 0.368 | -0.063 | -0.173 | -0.165 | 0.161 |
| E(ME) | -0.023 | 0.086 | -0.076 | 0.043 | 0.263 | -0.089 |
| E(ENT) | -0.291 | -0.336 | -0.390 | 0.144 | 0.050 | -0.186 |
| E(GOV) | -0.219 | 0.102 | -0.117 | 0.022 | -0.100 | -0.014 |
| E(RC) | -0.294 | -0.136 | -0.510 | 0.196 | 0.172 | -0.096 |
| E(LS) | 0.302 | 0.213 | 0.468 | -0.184 | -0.163 | 0.200 |
| E(OBS) | -0.141 | -0.223 | -0.265 | 0.115 | 0.104 | -0.116 |
| Density | 0.889 | 0.138 | 0.339 | -0.304 | -0.234 | 0.738 |
| Pearson R | 0.635 | 0.574 | 0.563 | 0.411 | 0.345 | 0.467 |

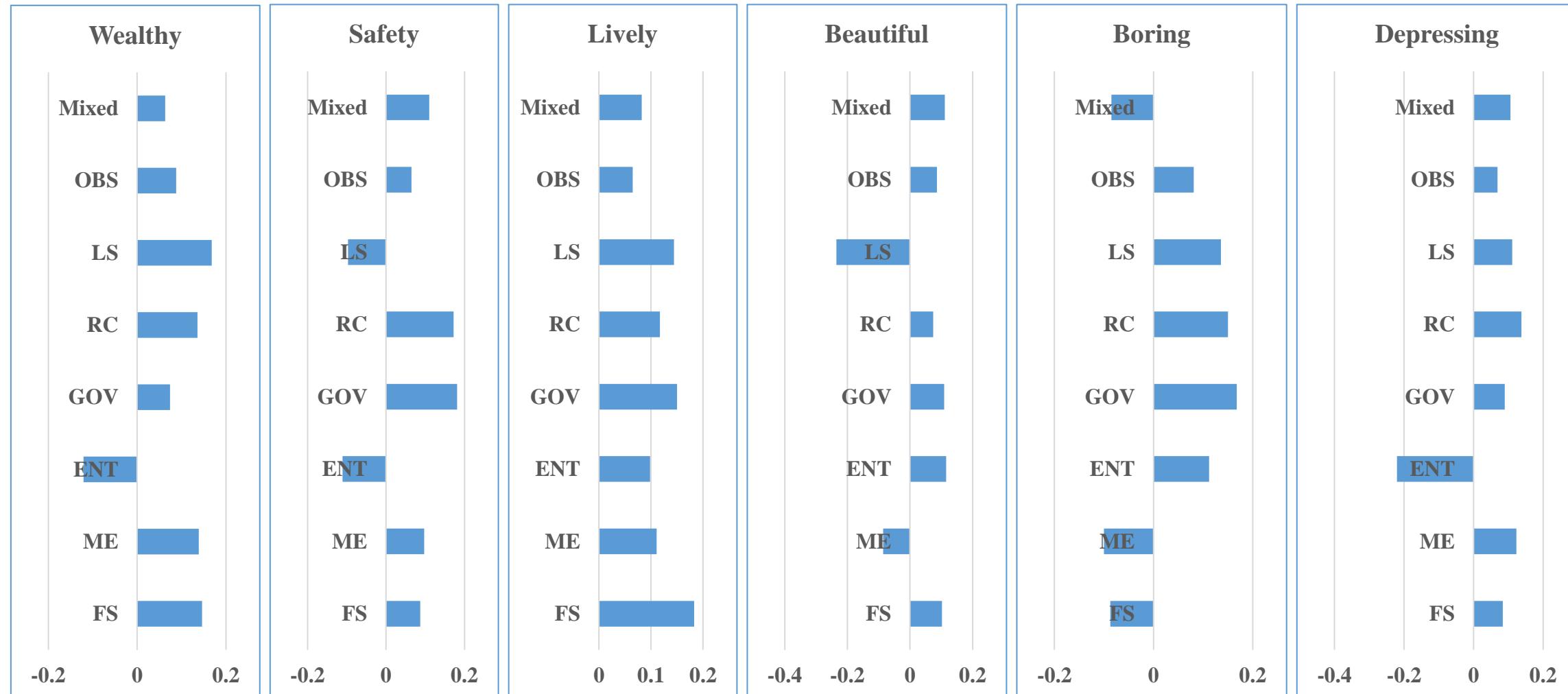


测试集 $R^2 > 0.80$, Pearson R > 0.90; 训练集 $R^2 > 0.50$, Pearson R > 0.70

| Perception | Training dataset | | | | | Testing dataset | | | |
|------------|------------------|-------|-------|-----------|--|-----------------|-------|-------|-----------|
| | RMSE | MAE | R^2 | Pearson R | | RMSE | MAE | R^2 | Pearson R |
| Wealthy | 2.210 | 1.784 | 0.904 | 0.957 | | 3.700 | 2.972 | 0.657 | 0.810 |
| Safety | 1.117 | 0.873 | 0.949 | 0.979 | | 2.734 | 2.082 | 0.765 | 0.884 |
| Lively | 1.981 | 1.548 | 0.893 | 0.965 | | 3.568 | 2.745 | 0.654 | 0.810 |
| Beautiful | 1.560 | 1.192 | 0.875 | 0.968 | | 3.249 | 2.495 | 0.344 | 0.594 |
| Boring | 1.250 | 0.973 | 0.830 | 0.938 | | 1.974 | 1.597 | 0.490 | 0.710 |
| Depressing | 1.397 | 1.053 | 0.926 | 0.972 | | 3.282 | 3.282 | 0.583 | 0.776 |

主观

RF拟合地块城市功能和对应地块感知分数均值的拟合精度



地块尺度上RF模型的拟合权重



主要内容



- 1 街景图像简介
- 2 街景图像处理关键技术
- 3 街景图像与城市多维感知
- 4 街景图像与公共卫生

04 街景图像与公共卫生



街道景观和绿化如何提高人们的心理健康和幸福感?
这种关联有多大?



街道图像 \rightarrow 健康?





- 调查数据：中国人民大学研究小组收集，该调查名为“北京老年人心理健康调查”，于2011年3月至8月进行。
- 通过两个阶段选择调查对象：
 - ✓ 采用分层抽样的方法，在北京市海淀区选取48个住宅小区；
 - ✓ 采用分层抽样的方法，在每个抽样社区中选取30人
 - ✓ 最后的数据集包括1231个有效的调查对象，排除了缺少健康结果的调查对象(总调查对象为1350个)。
- 评估变量：
 - ✓ 心理健康指标：老年抑郁症量表(GDS) 和老年焦虑量表(GAI)
 - ✓ 身体健康指标：自评健康状况(SRH)和慢性疾病

利用腾讯街景获取建筑环境的感知(Wealthy/Safety/Lively/Beautiful/Boring/Depressing)，使用多级回归模型来估计关联社区环境与健康之间的关系

街景城市感知与受访者健康结果之间的关系

| | Model 1 (DV: GDS score) | Model 2 (DV: GAI score) | Model 3 (DV: SRH) | Model 4 (DV: Chronic diseases) |
|--|-------------------------|-------------------------|------------------------|--------------------------------|
| | Coef. (SE) | Coef. (SE) | OR. (95% CI) | IRR. (95% CI) |
| Fixed part | | | | |
| Perceptual indicators | | | | |
| Wealthy | -0.265 (0.248) | -0.016 (0.017) | 0.987** (0.722–0.989) | 0.871** (0.553–0.914) |
| Safe | -0.187** (0.085) | -0.021** (0.008) | 0.862** (0.692–0.957) | 0.711** (0.705–0.880) |
| Lively | -0.124 (0.212) | -0.020 (0.019) | 0.927** (0.818–0.983) | 0.859 (0.711–1.901) |
| Depressing | 0.199** (0.087) | 0.017** (0.008) | 1.237 (0.918–1.454) | 1.208 (0.693–1.954) |
| Boring | 0.156 (0.126) | 0.058 (0.079) | 1.155** (1.006–1.261) | 1.191** (1.022–1.244) |
| Beautiful | -0.146** (0.070) | -0.024*** (0.007) | 0.874 (0.735–1.053) | 0.869 (0.727–1.912) |
| Controlled variables | | | | |
| Gender (ref: female) | 0.040 (0.164) | -0.598** (0.269) | 0.639 (0.414–1.088) | 0.946 (0.847–1.056) |
| Age | -0.042*** (0.013) | -0.079*** (0.021) | 1.011 (0.979–1.042) | 0.997 (0.988–1.005) |
| Education (ref: primary school) | | | | |
| High school | 0.128 (0.196) | 0.053 (0.320) | 0.907 (0.618–1.641) | 1.097 (0.959–1.255) |
| College and above | -0.017 (0.236) | -0.240 (0.377) | 1.194 (0.684–2.085) | 1.240*** (1.059–1.451) |
| Minority (ref: Han Chinese) | 0.070 (0.392) | 0.850 (0.636) | 0.902 (0.304–2.674) | 0.772* (0.581–1.027) |
| Marital status (ref: single) | | | | |
| Married living with spouse | -0.332 (0.196) | -0.331 (0.321) | 1.094 (0.686–1.744) | 0.887* (0.776–1.013) |
| Married not living with spouse | 0.403 (0.759) | 0.153 (1.241) | 0.860 (0.099–7.441) | 0.839 (0.492–1.430) |
| Local hukou (ref: non) | 0.420 (0.314) | 0.534 (0.503) | 1.104 (0.476–2.563) | 1.230* (0.981–1.541) |
| Functional ability (ref: not restricted) | 0.922*** (0.162) | 1.155*** (0.263) | 1.174*** (1.108–1.282) | 1.007 (0.902–1.125) |
| Population density | 0.001 (0.008) | 0.002 (0.010) | 1.131 (0.885–2.668) | 1.042 (0.899–1.098) |
| Land use mix | -0.081 (0.435) | -0.552 (0.542) | 0.937 (0.758–1.280) | 0.931 (0.701–1.237) |
| Intersection density | -0.003 (0.006) | -0.004 (0.007) | 0.902 (0.735–1.014) | 0.996* (0.992–1.002) |
| Constant | 7.542*** (1.143) | 9.591*** (1.714) | 2.957 (0.145–121.573) | 3.158*** (1.514–6.584) |
| Random part | | | | |
| Variance (neighborhood-level constant) | 0.807** | 0.192** | 0.033** | 0.029** |
| Variance (residuals) | 6.232** | 16.941** | | |
| Number of respondents | 1231 | 1231 | 1231 | 1231 |
| Number of neighborhoods | 48 | 48 | 48 | 48 |
| AIC | 5816.423 | 7020.051 | 5011.510 | 4835.343 |

* p < .10.

** p < .05.

*** p < .01.

- Model 1: 街景城市感知与被调查者**GDS得分**的关系
- Model 2: 街景城市感知与被调查者**GAI得分**的关系
- Model 3: 街景城市感知与被调查者**SRH**的关系
- Model 4: 街景城市感知与被调查者**慢性病发病率比**的关系

- Model 5a-5d: 设置缓冲区的半径为2000m
- Model 6a-6d: 排除步行或独自上下楼梯有困难的受访者
- Model 7a-7d: 排除85岁及85岁以上受访者

街景感知与受访者的结果之间存在显著的关系

回归模型的稳健性

| | DV: GDS score | DV: GAI score | DV: SRH | DV: Chronic diseases |
|-----------------------|------------------|------------------|-----------------------|-----------------------|
| | Coef. (SE) | Coef. (SE) | OR. (95% CI) | IRR. (95% CI) |
| Perceptual indicators | Model 5a | Model 5b | Model 5c | Model 5d |
| Wealthy | -0.142 (0.211) | -0.018 (0.030) | 0.918** (0.859–0.975) | 0.981** (0.165–0.991) |
| Safe | -0.125** (0.057) | -0.015** (0.007) | 0.937** (0.824–0.991) | 0.990** (0.852–0.997) |
| Lively | -0.117 (0.215) | -0.015 (0.023) | 0.922** (0.831–0.966) | 0.976 (0.913–1.059) |
| Depressing | 0.099** (0.042) | 0.027** (0.012) | 1.009 (0.899–1.062) | 1.047 (0.937–1.110) |
| Boring | 0.102 (0.084) | 0.054 (0.063) | 1.119** (1.005–1.252) | 1.034** (1.009–1.126) |
| Beautiful | -0.156** (0.075) | -0.024** (0.011) | 0.989 (0.885–1.115) | 0.973 (0.834–1.133) |
| Perceptual indicators | Model 6a | Model 6b | Model 6c | Model 6d |
| Wealthy | -0.125 (0.237) | -0.025 (0.021) | 0.943** (0.919–0.993) | 0.916** (0.843–0.933) |
| Safe | -0.112** (0.053) | -0.018** (0.007) | 0.965** (0.878–0.988) | 0.923** (0.880–0.973) |
| Lively | -0.133 (0.215) | -0.022 (0.029) | 0.899** (0.842–0.975) | 0.916 (0.834–1.047) |
| Depressing | 0.079** (0.035) | 0.018** (0.008) | 1.009 (0.862–1.083) | 1.046 (0.833–1.113) |
| Boring | 0.142 (0.091) | 0.031 (0.090) | 1.127** (1.085–1.315) | 1.044** (1.009–1.098) |
| Beautiful | -0.141** (0.066) | -0.048** (0.022) | 0.954 (0.825–1.111) | 0.990 (0.865–1.089) |
| Perceptual indicators | Model 7a | Model 7b | Model 7c | Model 7d |
| Wealthy | -0.149 (0.213) | -0.017 (0.019) | 0.945** (0.922–0.981) | 0.945** (0.832–0.985) |
| Safe | -0.125** (0.061) | -0.018** (0.008) | 0.943** (0.914–0.952) | 0.965** (0.871–0.974) |
| Lively | -0.142 (0.226) | -0.023 (0.030) | 0.944** (0.915–0.982) | 0.955 (0.885–1.042) |
| Depressing | 0.093** (0.042) | 0.017** (0.007) | 1.033 (0.899–1.032) | 1.008 (0.891–1.071) |
| Boring | 0.116 (0.076) | 0.020 (0.071) | 1.105** (1.003–1.231) | 1.065** (1.002–1.096) |
| Beautiful | -0.132** (0.065) | -0.055** (0.026) | 0.978 (0.901–1.057) | 0.912 (0.801–1.056) |

Models adjusted for individual-level and neighborhood-level covariates.

** p < .05.

Safety与所有的健康结果都显著相关。老年人对Depressing和Beautiful的认知与心理健康显著相关，对Wealthy、Boring和Lively的认知与身体健康显著相关。

04 | 地铁站点周边视域绿化和骑行行为相关性



- 自行车-交通一体化可以提高城市地区公共交通系统的效率和可持续性。
- 地铁站周围的城市绿化可能会影响人们的骑行行为。然而，城市绿化与骑行行为之间存在关联的证据是不明确的。
- 很少有研究聚焦于发展中国家，如中国。最近几年，自行车在中国又开始流行开来。



04 | 地铁站点周边视域绿化和骑行行为相关性



研究区：深圳市

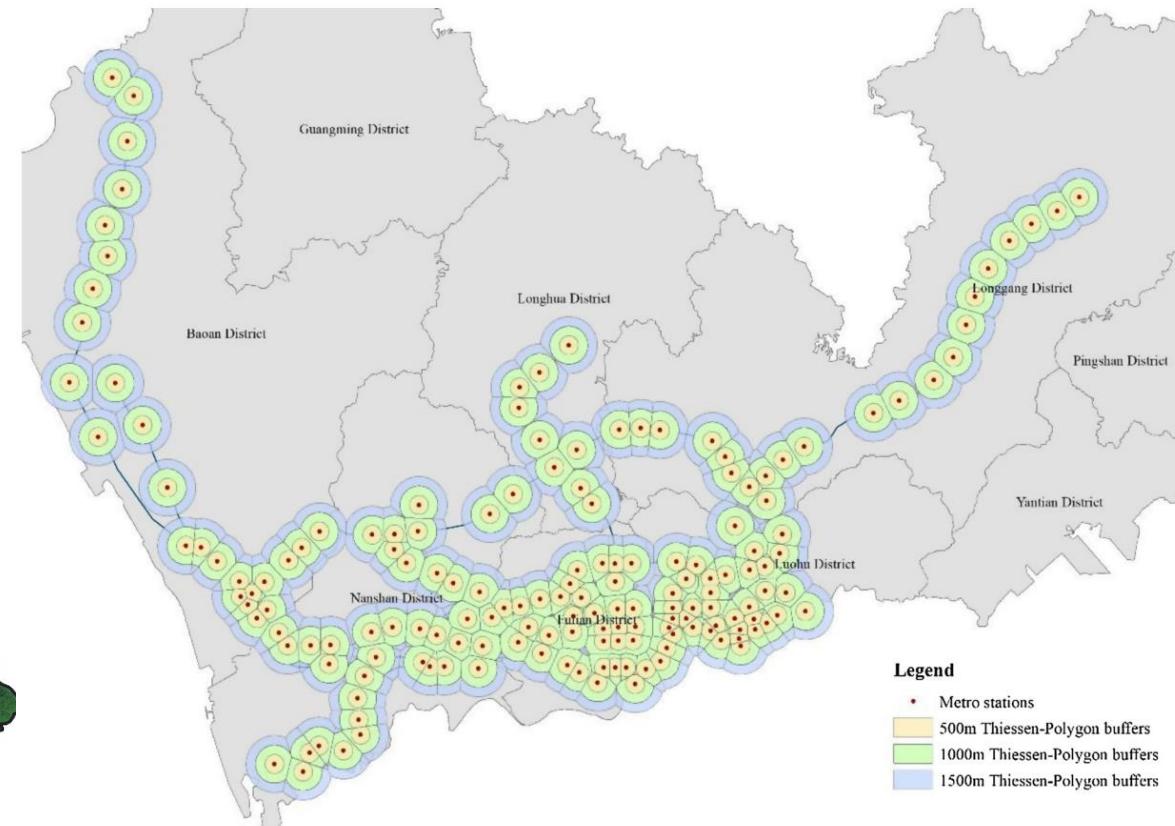
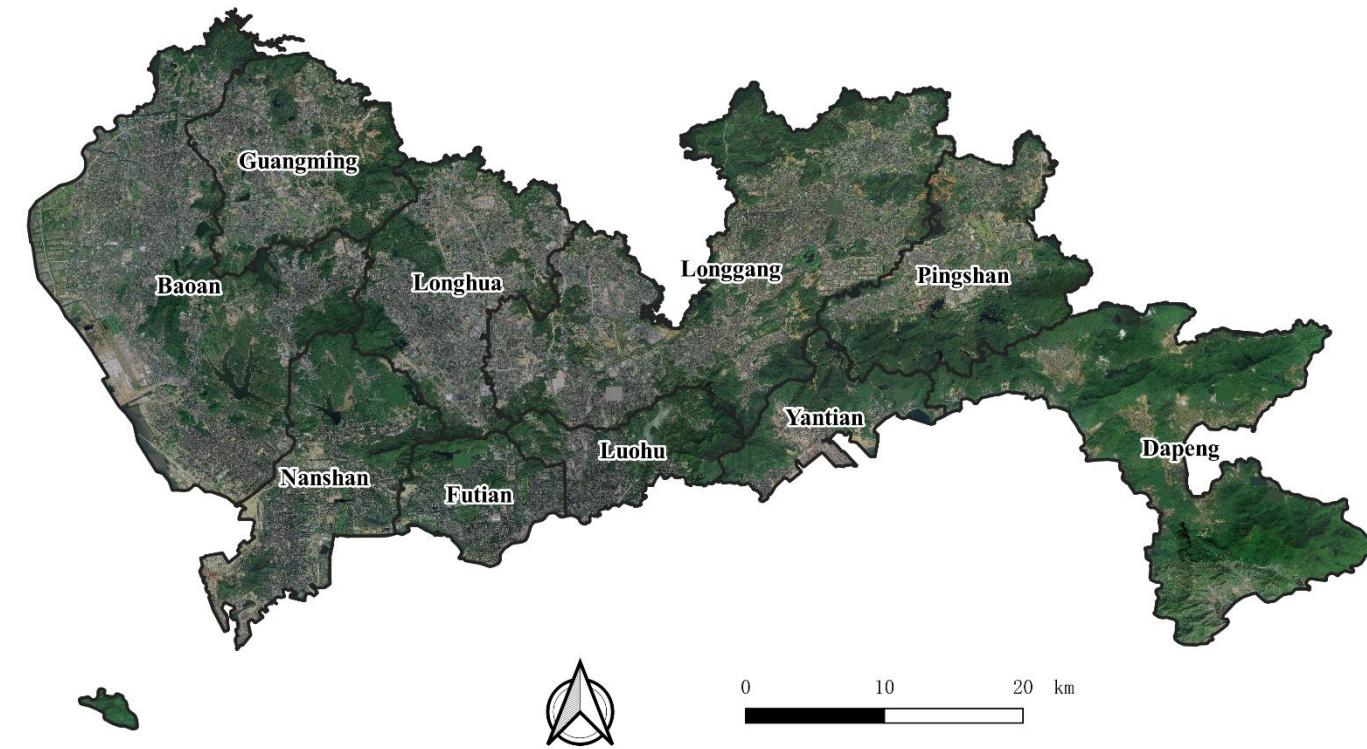


Fig. 2. 500-m,1000-m,1500-m Thiessen-Polygon buffers.

65,535个采样点，共收集了262,140 张街景图像

以浮动自行车数据和街景图像数据为基础，探讨在深圳地铁站周围视域范围内的**植被覆盖程度**Streetview Greenness (SVG)与**骑行行为**之间的关系

04 | 地铁站点周边视域绿化和骑行行为相关性



- 计算每个地铁站周围缓冲区域内可能影响骑行的**建成环境因素**:

- ✓ 人口密度、道路交叉口密度、土地利用混合情况、公交车站和零售商店数量、地形坡度

| 环境因素 | 定义 |
|---------|------------------------|
| 人口密度 | 单位土地面积的居住人口 |
| 道路交叉口密度 | 单位土地面积内的道路交叉口数量 |
| 土地利用混合熵 | 缓冲区内各类POI计算得到的土地利用混合熵值 |
| 公交车站数量 | 缓冲区内公交车站数量 |
| 零售商店数量 | 缓冲区内零售商店数量 |
| 地形坡度 | 缓冲区内坡度的平均值 |

- 使用**多元泊松回归模型**来检验SVG与地铁站周围的骑行频率之间的关系

$$P(Y=y_i|\lambda) = \frac{\lambda^{\beta_0 + \beta_1 \cdot SVG_i + \beta_2 Covariaates_i} e^{-\lambda}}{(\beta_0 + \beta_1 \cdot SVG_i + \beta_2 Covariaates_i + \varepsilon_i)!}$$

y_i 表示在地铁站周围使用共享单车， SVG_i 表示SVG的变量向量， $Covariaates_i$ 表示协变量向量， λ 表示泊松事件率， ε_i 表示随机误差。

| SD=standard deviation | 500-m buffer | 1000m-buffer | 1500m-buffer |
|--|----------------------|----------------------|----------------------|
| Variables | Mean(SD) | Mean(SD) | Mean(SD) |
| Dependent Variable | | | |
| Cycling frequency on weekdays(number of rides/day) | 2566.383(1557.723) | 4664.826(3074.209) | 5686.946(4518.491) |
| Cycling frequency on weekends(number of rides/day) | 2319.479(1372.563) | 4293.761(2899.526) | 5257.203(4236.457) |
| Urban greenspace | | | |
| Street View Greenspace(SVG) | 0.280(0.093) | 0.267(0.078) | 0.241(0.061) |
| Covariates | | | |
| Population density(person/km ²) | 76542.487(40535.064) | 67311.535(43720.074) | 55590.381(25796.596) |
| Street intersection density(number/km ²) | 48.903(26.588) | 45.080(23.240) | 42.484(21.453) |
| Land-use mix(entropy score) | 0.802(0.047) | 0.792(0.056) | 0.803(0.040) |
| Number of retail shops | 49.851(46.171) | 99.299(82.332) | 159.880(118.193) |
| Number of bus stops | 23.168(10.761) | 47.072(19.805) | 77.479(30.339) |
| Terrain Slope(degree) | 5.904(2.302) | 5.734(2.357) | 6.602(2.369) |

各变量基本统计
结果

04 | 地铁站点周边视域绿化和骑行行为相关性



SVG、建成环境特征和地铁站周围的骑行频率之间的关联（工作日）

| Model predictor | Model 1 (500-m buffer) | Model 2 (1000-m buffer) | Model 3 (1500-m buffer) |
|-----------------------------|------------------------|-------------------------|-------------------------|
| | Coef. (SE) | Coef. (SE) | Coef. (SE) |
| Greenness | | | |
| SVG | 1.983*** (0.026) | 2.095*** (0.023) | 2.551*** (0.028) |
| Built environment | | | |
| Population density(in log) | 0.040*** (0.001) | 0.177*** (0.002) | 0.315*** (0.002) |
| Street int. density(in log) | 0.204*** (0.003) | 0.211*** (0.003) | 0.298*** (0.003) |
| Land-use mix | 0.135*** (0.035) | 1.129*** (0.035) | 2.032*** (0.045) |
| Number of retail shops | 0.001 (0.001) | -0.001*** (0.000) | -0.001*** (0.000) |
| Number of bus stops | 0.011 (0.010) | 0.003 (0.002) | -0.004 (0.006) |
| Terrain slope | -1.363*** (0.046) | -0.231*** (0.031) | -0.019*** (0.000) |

Coef.=coefficient; SE=standard error; *p<0.1, **p<0.05, ***p<0.01.

04 | 地铁站点周边视域绿化和骑行行为相关性



SVG、建成环境特征和地铁站周围的骑行频率之间的关联（周末）

| Model predictor | Model 4 (500-m buffer) | Model 5 (1000-m buffer) | Model 6 (1500-m buffer) |
|-----------------------------|------------------------|-------------------------|-------------------------|
| | Coef. (SE) | Coef. (SE) | Coef. (SE) |
| Greenness | | | |
| SVG | 2.520***(0.027) | 2.728***(0.024) | 3.807***(0.029) |
| Built environment | | | |
| Population density(in log) | 0.048***(0.001) | 0.225***(0.002) | 0.372***(0.003) |
| Street int. density(in log) | 0.168***(0.003) | 0.153***(0.003) | 0.227***(0.003) |
| Land-use mix | 1.007***(0.037) | 0.156***(0.037) | 0.159***(0.047) |
| Number of retail shops | -0.000(0.000) | -0.002***(0.000) | -0.002***(0.000) |
| Number of bus stops | 0.011(0.010) | 0.001(0.001) | -0.003(0.006) |
| Terrain slope | -1.481***(0.048) | -0.281***(0.033) | -0.019***(0.001) |

Coef.=coefficient; SE=standard error; *p<0.1, **p<0.05, ***p<0.01.

04 | 地铁站点周边视域绿化和骑行行为相关性



- 在3个缓冲区中，视域内绿化水平与周末和工作日的骑行频率呈正相关
- 视域水平的绿化度对周末骑车频率的影响大小大于工作日
 - ✓ 可能与工作日和周末骑行目的不同有关
- 在3个缓冲区中，地铁站视域内绿化度和自行车使用之间的关联都非常显著，确保了结果的稳健性
- 人口密度、道路交叉口密度和土地利用混合情况与骑车使用呈正相关，而零售商店数量和地形坡度与地铁站周围骑车使用呈正相关

本章总结



本章介绍了街景图像的概念、来源、获取方式、主要处理方法以及街景图像数据在城市多维感知、公共卫生等方面的应用。

街景图像数据由地图服务商提供，包括国内外多家大型地图服务公司，可采用两个网络爬虫获取。

街景数据的研究主要有两种主要方式，分别为端对端的CNN模型，和场景要素分割+机器学习模型。

LBS大数据在城市多维感知、公共卫生等方面有广泛的应用前景。街景图像能够通过其对视觉和客观环境的反映，得到城市居民对城市的多角度的感知情绪，包括Beautiful、Wealthy等各个方面。同时也可根据人们的各种感知情绪，进一步得到对人的心理/身体健康或活动等各方面的影响水平。

街景数据对深入理解城市的感知评估和城市结构研究提供了帮助，为城市规划、城市景观、提升城市居民心理健康水平等提供决策支持。