

基于街景图像的广州步行街城市标识识别及合理性评估

只保留了我做的部分，所以很多地方删去了。

1 研究背景

2 技术路线

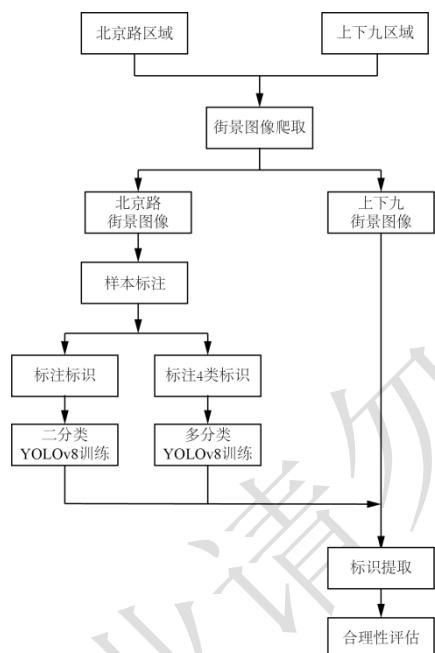


图 1 技术路线图

3 研究数据

3.1 研究区域

选定广州市北京路和上下九步行街作为研究对象。利用高德地图进行定位，分别确定其边界点的经纬度坐标，以这些坐标点所界定的矩形区域作为最终的研究范围（如图 2 所示）。



图 2 研究区域

3.2 数据来源

根据范围边界点坐标进行插值，在每个区域生成 500 个点的坐标。申请使用百度地图全景静态图 api 基于生成的坐标爬取两区域的街景图像，最终下载得到北京路区域 1842 张图像，上下九区域 232 张图像。以北京路步行街的街景图像作为训练集和验证集对模型进行训练，再迁移到上下九步行街的街景图像执行提取任务。

3.3 样本标注

使用 labelimg 工具对北京路的街景图像进行样本标注，共标注了两批样本。

首先，对于标识/非标识二分类任务，标注街景图像中的交通指示牌、导向箭头及红绿灯等，均归为“标识”类。随后对标识进行细分类，以区分其功能。参考《道路交通标志和标线》(GB5768)，并进一步简化，分为警告、指示、禁令和红绿灯四类。如表 1 所示。

表 1 标识分类对照表

类型	示例
警告	
指示	
禁令	
红绿灯	

4 研究方法

5 研究结果

5.1 标识提取精度

5.1.1 标识/非标识二分类任务

模型对于标识的提取效果如图 3 所示。



图 3 提取效果示例图

提取效果精度的量化评价如表 2 所示。

表 2 二分类结果精度

性能指标	数值
mAP50	61.02%
精确率	69.45%
召回率	60.00%

mAP50（61.02%）表明在允许 50%位置偏差的工业标准下，模型能稳定识别六成以上目标，满足基础应用场景需求。精确率（69.45%）与召回率（60.00%）的差值保持在合理区间（<10%），揭示模型在误报控制与目标覆盖之间取得较好平衡——每检测 10 个目标约产生 3 个误报，同时能捕捉到六成真实目标。

5.1.2 不同功能标识多分类任务

模型对于各类标识的提取效果如图 4 所示。



图 4 各类标识提取示意图

量化指标如表 3 所示。

表 3 多分类结果精度

性能指标	数值
mAP50	49.20%
精确率	51.00%
召回率	34.00%

当前模型的提取精度指标较为一般，不过展现出可进一步优化的性能潜力。mAP50 达到 49.20%，表明在中等定位精度要求下已建立基础识别框架。根据 PR 曲线（Precision-Recall Curve）图像信息，模型在指示类别表现最好，其精度和召回率曲线在大部分区域都较高，尤其是在召回率较低时，精度接近 1.0。而步行街的标识中，指示类标识占比最高，因此此模型能满足初步研究验证需求。

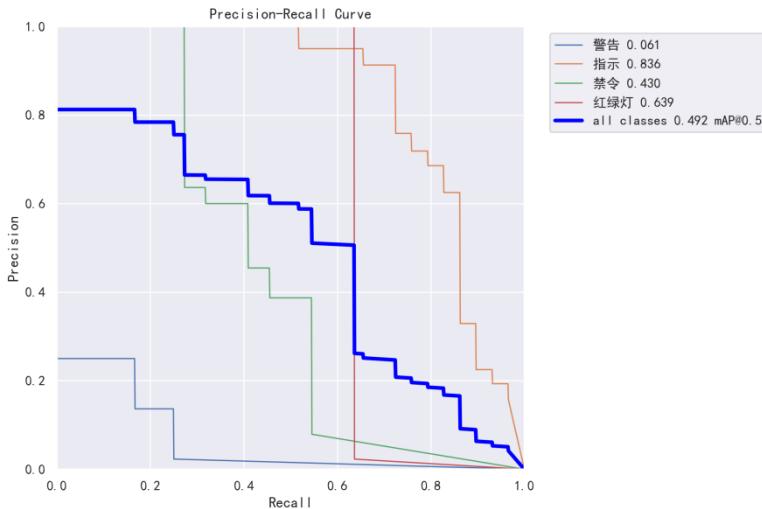


图 5 精度召回曲线

识别精度较差的情况主要出现在警告类别和禁令类别。这两类标识图案复杂、颜色多样，易受环境干扰，尤其因为在输入样本中的数量较少，特征训练不足，导致模型识别难度增加。比如，模型易将所有黄色物体误识别为警告标识，或将红色图案错判为禁令标识，如图 6 所示。

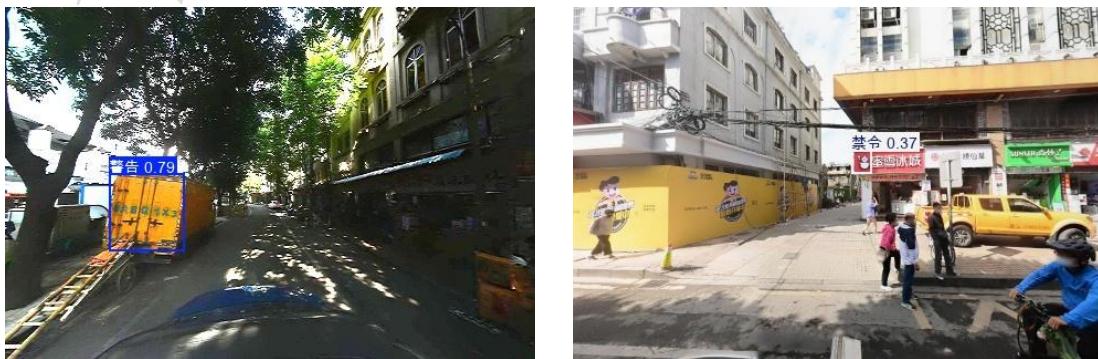


图 6 识别精度较差示例

5.2 合理性评估结果

八人作业请与审核

6 讨论与结论

6.1 讨论

在执行多分类任务时，尝试用中国交通标志数据库（CTSDB）进行训练。该数据集容纳 6164 个交通标志图像，分为 4170 张图像的训练数据库和包含 1994 张图像的测试数据库。共有 58 类，本实验合并为 4 类（指示、警告、限速、禁令）进行训练。训练精度较高，在 97 个 epochs 后精度约为 0.99，召回率约为 0.99。且如 PR 曲线图 7 所示，对于各类的表现均很出色。

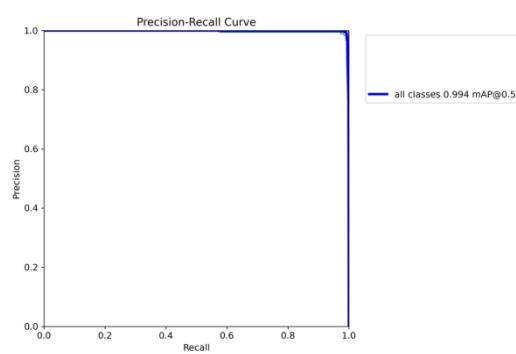


图 7PR 曲线



图 8 明显错误示例

但进行上下九区域的预测任务时效果较差。232 张图像中，仅在 7 张图像里识别出了标识（自制数据集训练的模型识别出了 79 张图像），且在高置信度下出现明显错误，如图 8 所示。可能是由于街景图像的光线变化较大、畸变较大且清晰度较低。直接进行迁移学习的效果不佳。

6.2 结论

7 不足与展望

8 参考文献