

每日小结

	周一	周二	周三	周四	周五
早	显著性检验 discussion	阅读文献 显著性检验 discussion	修改论文	Response 撰写	显著性检验 (f, nemenyi 检验)
中	显著性检验 (w 检验)	显著性检验 (nemenyi 检验)	显著性检验 discussion	显著性检验 discussion	Response 撰写
晚	显著性检验 discussion	显著性检验 discussion	显著性检验 discussion		显著性检验 (f, nemenyi 检验)

注：简单表述当前时间段工作，如看文献 1，整理数据等

科研详情

文献阅读

文献 1

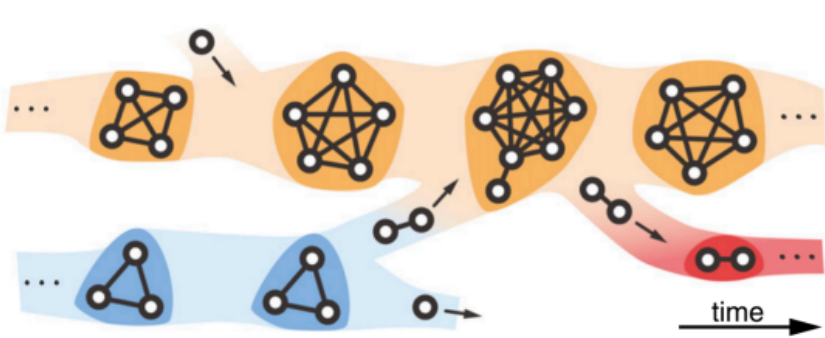
题目: Characterizing the temporally stable structure of community evolution in intra-urban origin-destination networks

作者: Xiao-Jian Chen, Yuhui Zhao, Chaogui Kang, Xiaoyue Xing, Quanhua Dong, Yu Liu

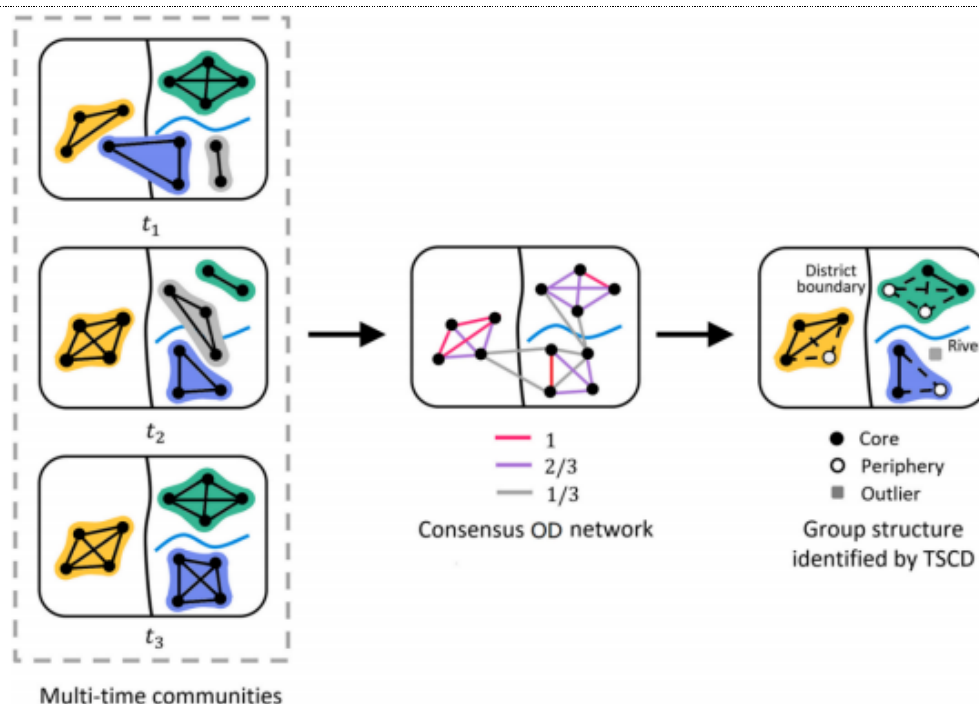
出处: Cities 2024

方法:

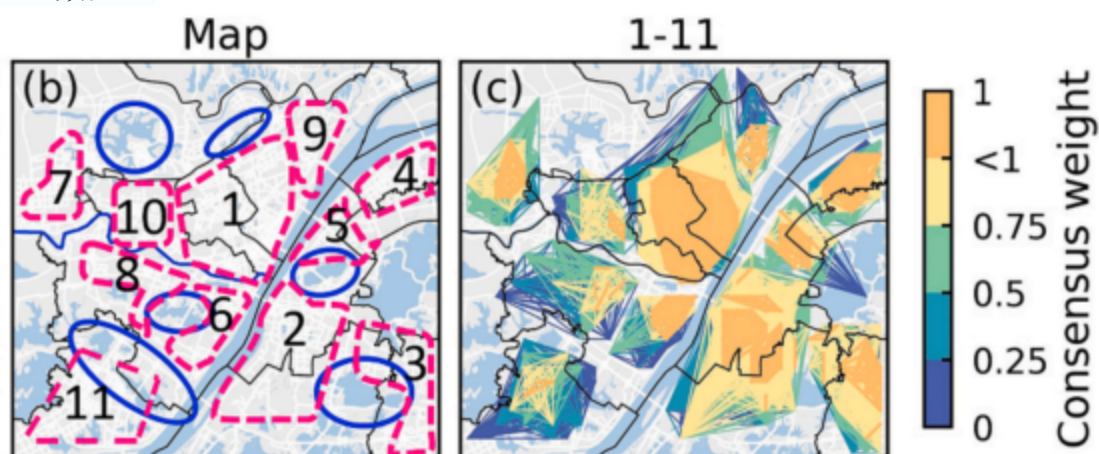
复杂网络中，社区(**community**)代表了紧密相连节点构成的组团。基于社区的研究广泛应用于各个研究方向。最典型的例子是社交网络中，社区刻画了高度联系的朋友圈；另一个例子是城市内人群移动形成的 OD(**origin-destination**)网络中，社区代表了高频互动的区域集。Sekara 等(Sekara et al, 2016)利用蓝牙数据，发现人们线下聚会形成的社区是一个存在核心成员的演化结构(图 1)。他们观测到聚会虽然是流动变化的，伴随着成员加入和离开，但是总存在几个核心成员一直参与在聚会中，并且这些核心成员在几周或几个月内经常会重复聚会。



通过研究武汉市出租车载客 OD 网络在一天中的社区演化模式，我们发现一些区域稳定地属于同一个社区，称其为核心(**cores**)；而其他区域根据一天中的社区从属性可以唯一地匹配到这些核心，称其为外围点(**peripheries**)。我们称这些核心和匹配的外围点为稳定组团(**stable group**)，代表了一天中倾向于属于同一社区的区域集。图 2 展示了探测稳定组团的过程示意图。



在我们的例子中(图 3)，可以进一步发现，这些稳定组团是空间连续的，主要分布于单一的行政区域中并被水体隔开。并且，相比于外围点，核心具有更高的 POI 熵值以及更多医疗和购物的 POI 数量。



对于城市内 OD 网络的社区演化过程，这些结果提供了非常简洁的基本结构表示。在过去的研究中，研究者表明社区在一天中存在复杂的演化过程，伴随着出现、扩张、稳定、收缩等现象，这被认为是区域的不同用地功能造成的。我们的结果表明，这种演化过程整体上是稳定的，可以很好地表示为围绕核心的组团结构。并且这种稳定结构受到城市行政边界和水体的影响。

联合 POI 的分析结果表明稳定核心的存在可能来源于城市的多中心结构。首先，高的 POI 熵值说明核心具有高混合度的功能，这是城市中心的特征之一。城市规划者偏向于将城市各中心规划为土地功能高度混合的情况，包括工作、住宅和娱乐等。因为这种自给自足的规划可以减少出行距离，从而促进人们生活的便捷度。空间接近度高且混合性强的区域可以满足日常出行需求，从而可能支持稳定核心的产生。其次，对于武汉地区，医疗和购物作为重要资源需求，在各中心也规划布设最多。最后除开 POI 的影响，稳定组团主要分布在单一行政区的这一特点，也一定程度上支持了我们的猜测。

启发：

和我本科做的那个空间社团的工作是一个小方向的，现在推进到POI，也是很有意思的。

文献2

题目：Zero-shot urban function inference with street view images through prompting a pretrained vision-language model

作者: Weiming Huang, Jing Wang and Gao Cong

出处: IJGIS

方法:

这篇论文提出了一个名为 UrbanCLIP 的新颖框架,旨在通过提示 (prompting) 一个预训练的视觉-语言模型 CLIP,以零样本 (zero-shot) 的方式从街景图像 (Street View Images, SVIs) 推断城市功能。具体来说, UrbanCLIP 框架包含以下几个关键部分:

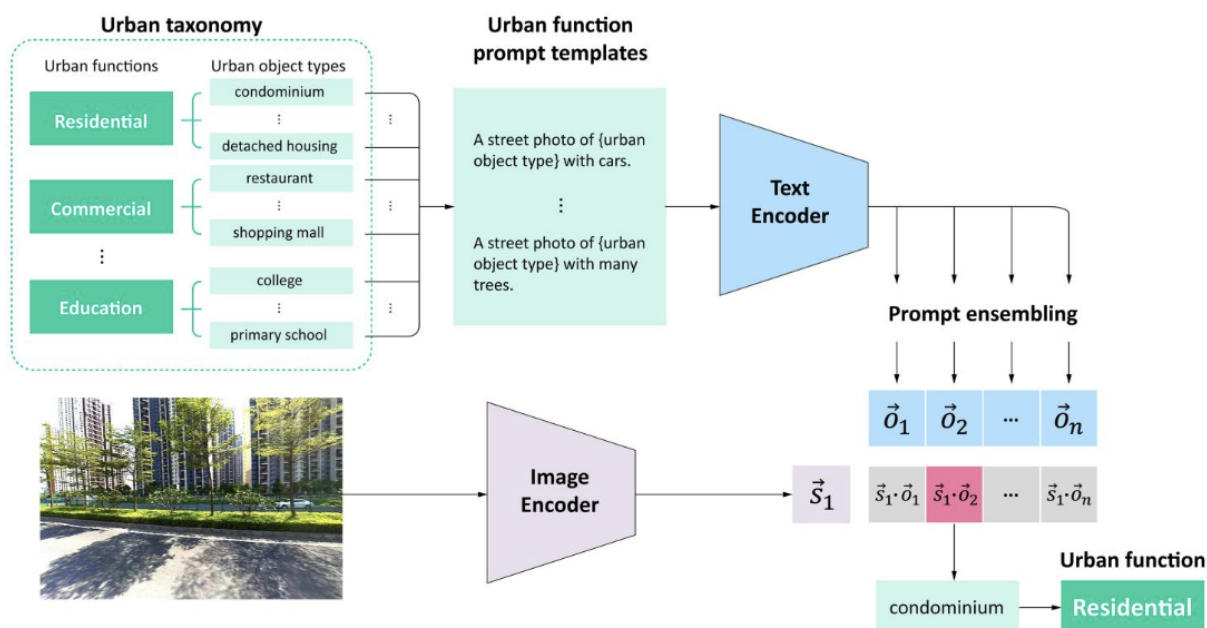


Figure 1. The architecture of UrbanCLIP zero-shot urban function inference.

1. 城市分类法 (Urban Taxonomy): 这是一个将抽象的城市功能类别 (如住宅、商业等) 映射到 CLIP 易于理解的具体城市对象类型 (Urban Object Types, UOTs) 的分类体系。这一步骤旨在帮助模型更好地理解城市场景。
2. 城市功能提示模板 (Urban Function Prompt Templates): 设计了一组提示模板,用于减轻 SVIs 中的干扰信息,如街道旁的树木和车辆等,这些信息可能会分散模型的注意力,导致错误推断。
3. 零样本城市功能推断 (Zero-shot Urban Function Inference): 利用上述设计的城市分类法和提示模板, UrbanCLIP 能够在不需要标记样本和模型训练的情况下,通过计算图像和文本嵌入之间的余弦相似度来推断城市功能。

实验验证: 作者在不同的设置下进行了广泛的实验,包括在深圳的主要研究区域进行的主要功能推断、多功能推断,以及在新加坡和伦敦进行的跨城市转移测试。实验结果表明, UrbanCLIP 在零样本设置下的性能大大超过了多个有监督的基线模型。

性能比较: 与现有的一些方法相比, UrbanCLIP 展示了在不同城市环境中进行城市功能推断的潜力,尤其是在跨城市转移测试中,其优势更加明显。

讨论与应用: 论文讨论了 UrbanCLIP 在城市功能映射中的应用,并指出了其在多功能推断和手动设计依赖性方面的局限性。同时,提出了未来可能的改进方向,如结合对象检测以改善多功能推断,以及开发针对不同城市特定需求的城市分类法。

总体而言, UrbanCLIP 框架通过精心设计的城市分类法和提示模板,有效地利用了预训练的视觉-语言模型,以一种资源和劳动成本较低的方式实现了城市功能的零样本推断。

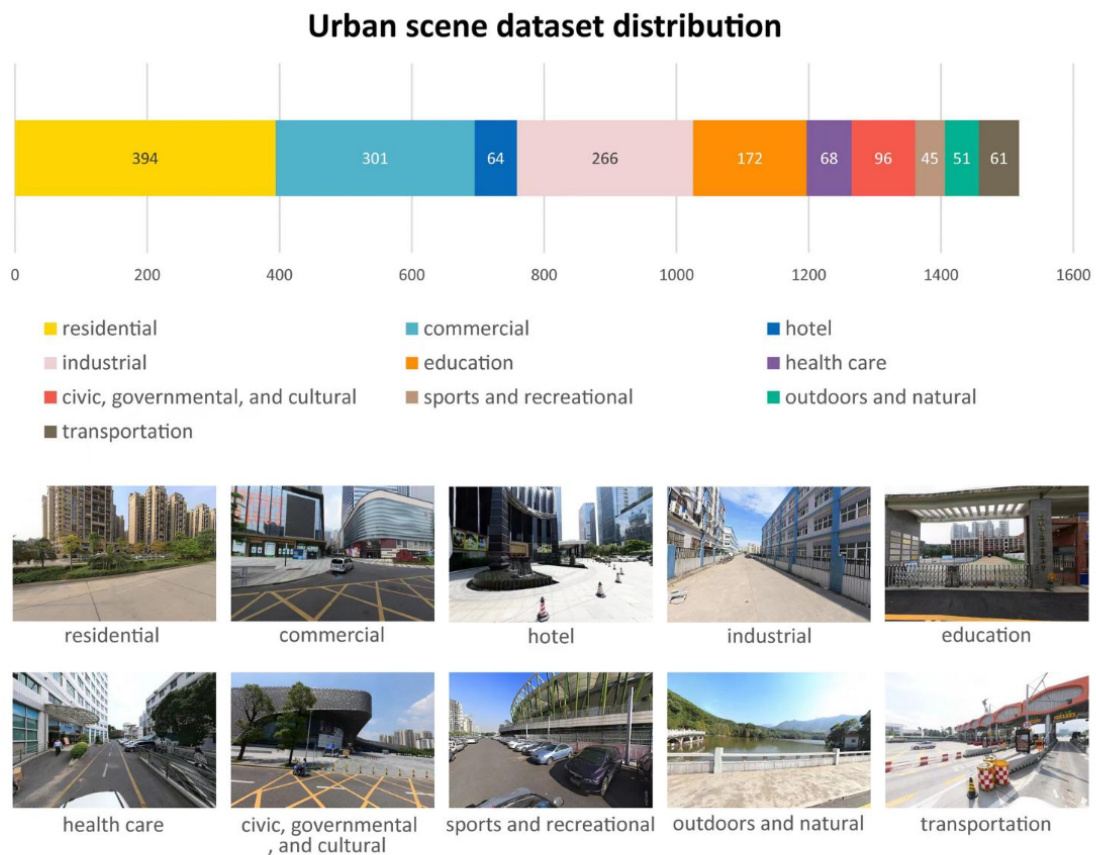


Figure 2. The distribution of primary function labels and example SVIs in the urban scene dataset.

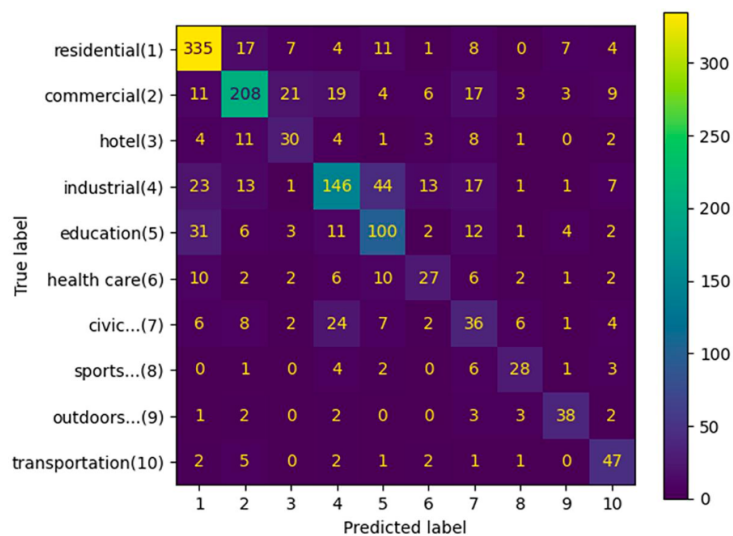


Figure 4. Confusion matrix of UrbanCLIP zero-shot primary function classification.

启发:

1. 计算机视觉方向的研究在向自然语言处理方向靠拢，图像文本多模态也是最近 cvpr 的热点。
2. 研究范式有从深度学习模型、预训练微调到提示学习转变的趋势。
3. 可以在我的工作里解释遥感图像里的语义纹理，做功能区（但是大模型读街景图像比读遥感图像能力更强）

本周工作

1. 阅读文献；
2. Response写完了在润色；显著性检验的discussion部分加完了，在最后检查

下周计划

1. 提交论文response

