

每日小结

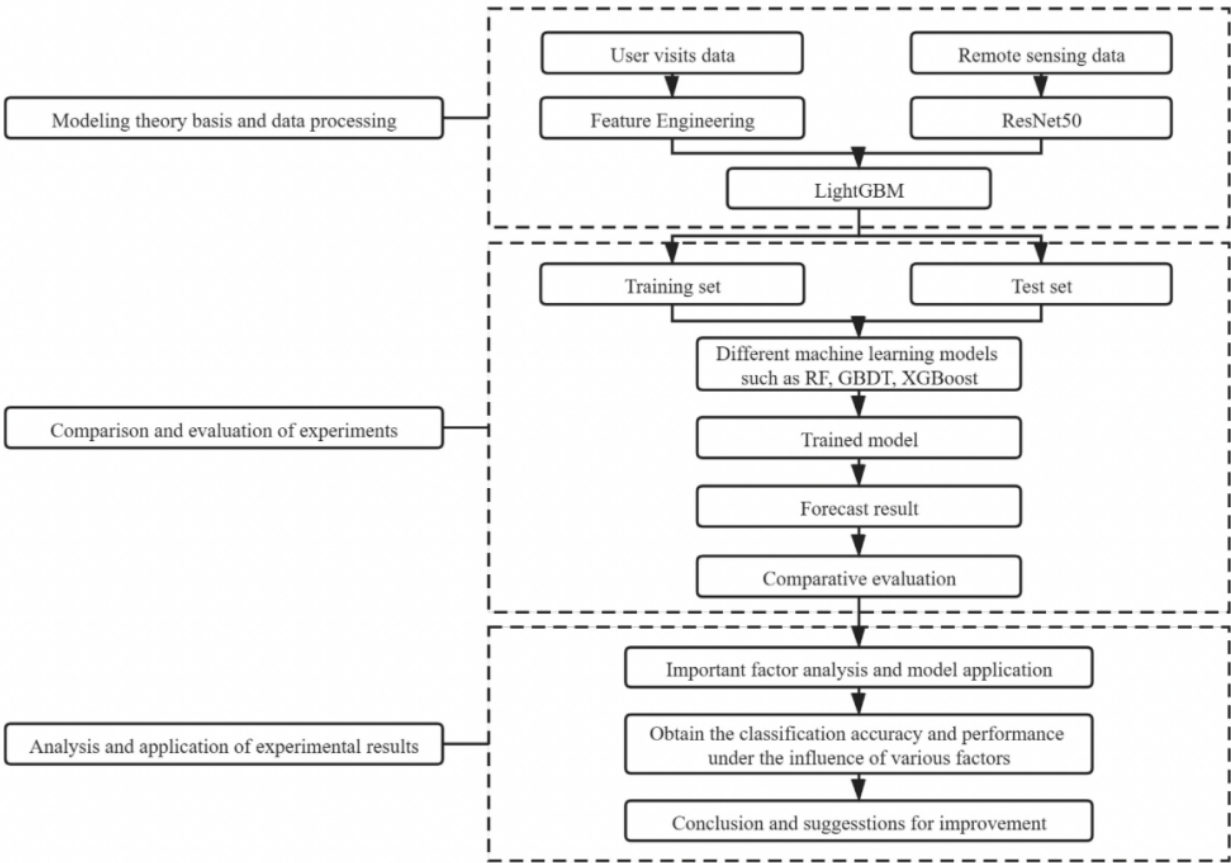
	周一	周二	周三	周四	周五
早					
中					
晚					

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：Classification of Urban Functional Areas From Remote Sensing Images and Time-Series User Behavior Data
作者：Chen Chen , Jining Yan , Lizhe Wang
出处：Classification of Urban Functional Areas From Remote Sensing Images and Time-Series User Behavior Data
方法：整合开放数据集中的遥感图像和用户访问数据使用 LightBGM 方法分析具有景观和人类活动指标的城市功能区域。分别使用 ResNet50 提取遥感影像特征、特征工程提取用户访问数据，使用 concat 拼接两种数据源特征向量，并通过 LightBGM 方法分类确定城市功能区（住宅区，学校，工业园，火车站，机场，公园，购物区，行政区和医院）。



启发:

1. 该论文使用的 LightBGM 方法为 XGBoost 的改进版，相比于前者，它添加了很多新的方法来改进模型，包括:并行方案、基于梯度的单边检测、排他性特征捆绑等。从论文中的对比实验发现，LightBGM 相对于 XGBoost 方法的精度提升了 0.5%，但时间成本减少了约 86%。
2. 虽然仅使用机器学习方法 LightBGM 进行分类，但效果较好，并得到了可解释性的结果。
3. 由于该数据集中的遥感影像贴片和用户访问数据无定位地理位置信息，所以实验和模型可挖掘性都受限于数据集，无法挖掘其时空特征。

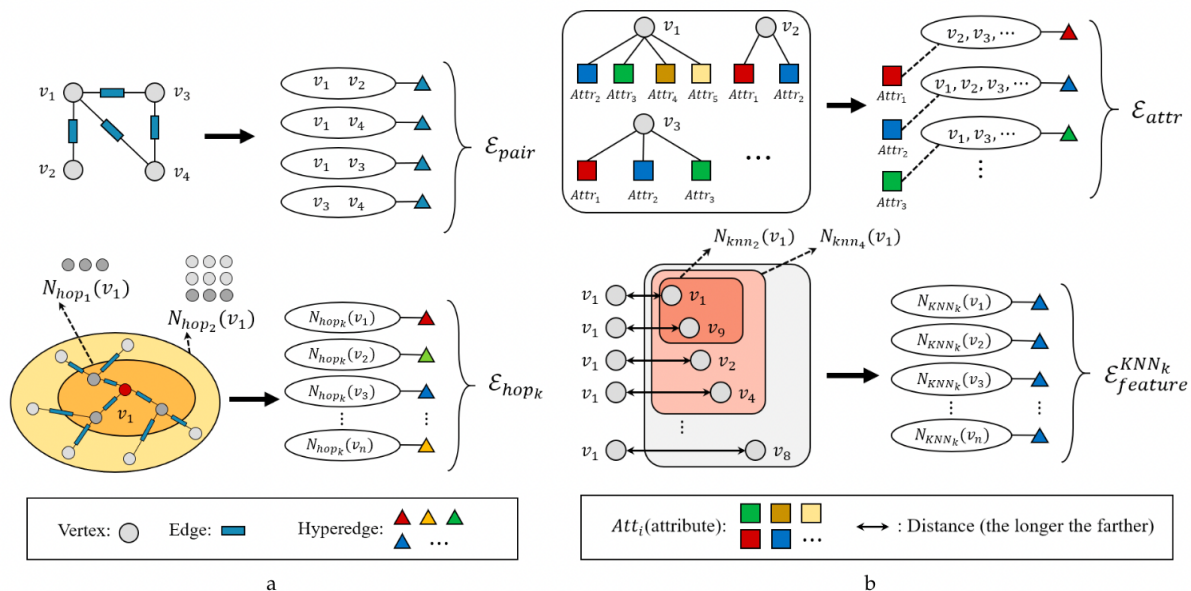
文献2

题目: HGNN+: General Hypergraph Neural Networks

作者: Yue Gao, Yifan Feng, Shuyi Ji, Rongrong Ji

出处: IEEE TRANSACTIONS ON PATTERN ANALYSIS AND MACHINE INTELLIGENCE

方法: HyperGraph 神经网络 (HGNN+) 是在给定的原始数据上提供表示形式学习的框架。它由两个流程组成, 如图所示, 即超图建模 (a) 和超图卷积 (b)。在超图建模的步骤中, 可使用数据生成由超图表示的高阶相关性。超边组有三种类型: 分别在特征空间中使用成对边, k-HOP 和邻边。在超图卷积的步骤中, 进行了一组超图卷积类、光谱超图卷积和空间超图卷积。这些卷积过程可以使用高阶相关性和多模态数据的信息来生成更好的表示。所提出的 HGNN+ 框架在模拟多模式/多模型数据的高阶数据相关性方面具有优势。本文介绍了四种类型的数据相关生成方法, 并提供了自适应的超边融合策略来生成整体超图。



启发:

1. 具有固定层数的 GNN 可能会在不同数据集中产生次优性能。相比之下, 该 HGNN+ 框架可以通过定义多个超边组以及引入超边组的权重来平衡不同阶层信息对顶点表示学习的影响, 从而明确在图形上描述不同的“模态/HOP”信息。
2. HGNN+ 提出了超边组级别的注意机制, 该机制可以考虑不同的超边组和顶点之间的关系以及减少可学习参数的量, 从而有效防止过度拟合并实现更稳定的改进。
3. 使用了 9 种不同类别的公开数据集进行了实验, 包括社交 Facebook 网站数据进行了实验验证了所提模型的有效性。
4. 其 pytorch 上的框架 Thu-DeePhypergraph 包含各个类别的代码实例和常用 API, 提供了更多学习应用的机会。

工作进展

- 1: 两次新生讲课 PPT 制作基本完成, 还在最后的图表和动画优化。
- 2: 学习了 pytorch 上的框架 Thu-DeePhypergraph 各个类别的代码实例; 尝试调用 Thu-DeePhypergraph 的各个 api 应用, 以理解 HGNN 框架和 HGNN+ 框架。