

大灾变后的交通网络优化：巴尔的摩之韧性

温家伟、陈王子、张莉莎

2025 年 1 月 28 日

1 摘要

交通网络与城市的发展息息相关，它不仅可以方便人们的日常生活、还可以加快货物商品等的运输效率，更影响着城市的经济发展。巴尔的摩市交通网络深受基础设施老化的影响，为交通网络的畅通带来了隐患。针对巴尔的摩市因弗朗西斯·斯科特·基桥坍塌引发的交通网络危机，本研究构建了交通网络分析模型，并提出具有空间适应性的优化策略。

首先，我们的交通网络通过计算节点的重要性来分析交通。由于传统算法往往会忽略实际网络情况，只考虑网络的拓扑结构，所以我们创新性地改进了传统 K-Shell 节点重要性评估算法。我们把 K-Shell 算法中节点的“度”替换为节点的加权度和节点自身权重的组合，其中点权重主要通过节点的净人流量来确定，边权重则是由 BPR 函数推导的道路平均通行时间来确定。考虑到不同利益者对交通网络有着不同的需求，我们将其概括为三类人群，并调研了不同利益相关方群体的 GDP 占比，这使我们建立的模型更加完善全面。

根据问题 1，我们把模型应用在了弗朗西斯·斯科特·基桥的倒塌前后的分析上，我们对比了大桥倒塌前后的节点重要性变化，发现 I-895 隧道、I-95 隧道及内陆绕行的线路的重要性提升明显，并且我们还评估了大桥倒塌对各方利益相关者的影响。

根据问题 2，我们首先采用 K-Prototypes 聚类算法对公交站相关的数据进行了聚类，然后我们选取了其中一类进行分析。我们借助交通网络模型的节点重要性以及公交线路数量和公交站的客流量，认为巴尔的摩市应该增加如图8红线所示线路。

根据问题 3，我们首先分析了巴尔的摩交通网络拥堵的安全隐患，然后我们根据 LWR 模型和节点重要性分数确定了交通拥堵的指数增长模型，最后我们根据交通拥堵“前期指数增长，后期增长缓慢”的特点制定了拥堵管理策略。

最后，我们对 K-Shell 算法的参数 α 做了灵敏度分析，阐释了模型的健壮性。

关键词：交通网络、K-Shell、BPR、PCA、K-Prototypes、Baltimore

2 引言

2.1 问题背景

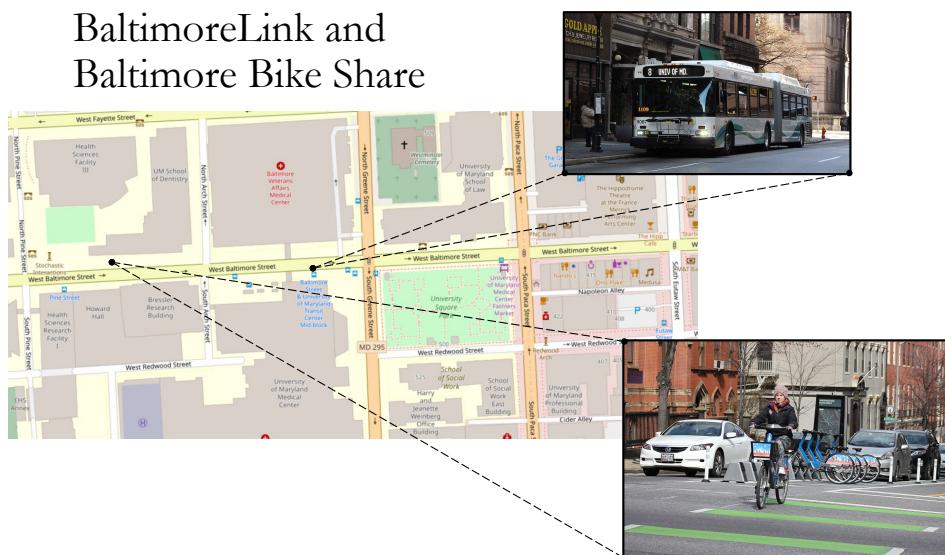


图 1: 巴尔的摩的各种交通：自行车与巴士

交通网络堪称城市的脉络，关乎着一个城市的发展和居民的生活水平，美国马里兰州巴尔的摩市同样如此。受到原有老化的基础设施和有限的交通选择的影响，巴尔的摩市政府正着眼于重新设计和优化其交通系统，以促进城市发展和利益相关者各方的生活水平和满意度，同时适应未来的需求并确保可持续发展。

2.2 问题重述

根据问题背景信息，我们需要建模巴尔的摩市的交通网络，改善利益相关者们的通勤。主要分为以下任务：

1. 根据题目所给数据，建模巴尔的摩市交通网络并将其可视化。
2. 分析弗朗西斯·斯科特·基桥的倒塌对巴尔的摩的交通系统产生的影响，并分析各个利益相关者的影响。
3. 选择一个影响公交系统或人行道系统的项目，分析我们的巴尔的摩交通网络模型对其的影响，并分析对各个利益相关者的影响。
4. 推荐一个最能改善巴尔的摩居民生活的交通网络项目，并对其进行分析。

2.3 文献综述

根据2.2所提出的要求，我们查找了大量文献。针对分析网络结构中的关键节点的方法主要是基于网络物理结构的中心化方法¹、度中心算法²、介数中心性算法³、K-Shell 算法⁴、PageRank 算法⁵等。但上述方法都仅是从单一方面寻找反映节点重要程度的因素，并没有考虑到实际问题中各个指标的影响，无法充分挖掘网络隐含的特征，因此关键节点识别结果准确度较低。本文基于这些方法，提出了一种基于节点权重和边权重改进的 K-Shell 分解算法，并取得了令人兴奋的结果。

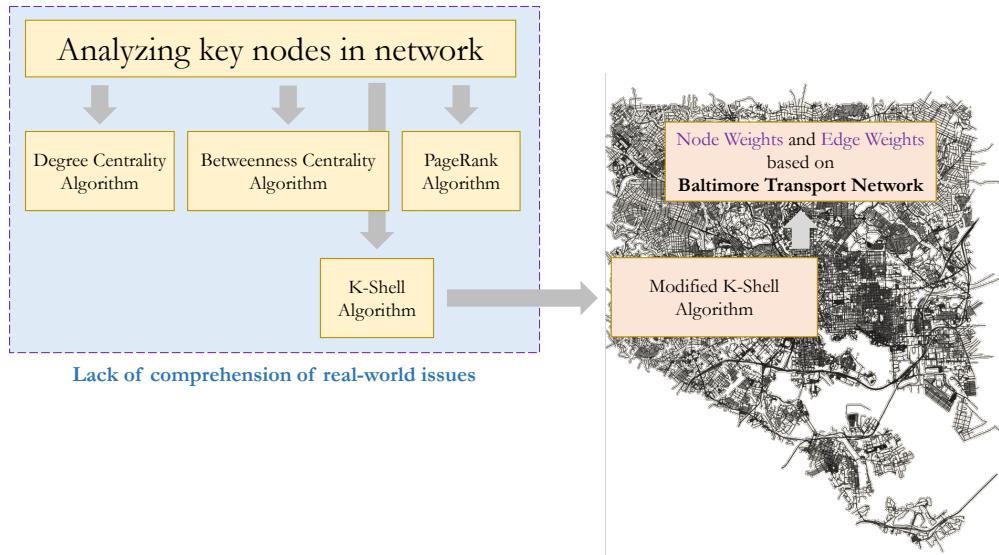


图 2: 文献综述思路图

2.4 我们的工作

【未完成】

3 假设

1. 假设公交站点的客流量可以在一定程度上反映附近的人流量，且乘客下车后客流量均匀分配到道路两侧。
2. 假设巴尔的摩城市中 `access=private` 的私有路段不属于城市交通网络的一部分。
3. 假设在考虑巴尔的摩公交站点线路时，数据集中 `rider_total` 可以充分代表客流量。

4 符号说明

表 1: Symbols and Definitions

Symbol	Definition
$d_i^{(w)}$	Weighted degree of node
n_i	Node weight
s_i	Node score
α	Proportional coefficient of $d_i^{(w)}$
score	Evaluation score of the optimized bus route model
$\rho(x, t)$	Traffic density

5 巴尔的摩市交通网络的建模

5.1 网络模型的表示

根据2.3，传统方法建立交通网络模型时，大多数仅仅依靠网络的拓扑结构分析节点的重要性，而忽略城市的实际情况，如客流量、气候、地形等重要因素。而我们则提出了一种基于点权重和边权重的 K-Shell 模型。**点权重和边权重的比例可代表各方的利益**，见表。这不仅考虑了图网络的拓扑结构，而且还考虑了城市的实际情况。我们把城市交通抽象为一个复杂网络 $G = (V, E)$ ，其中 $|V| = N, |E| = M, E \subseteq V \times V$ 。城市中道路的交叉口或断点定义为网络 G 中的点，记为 $V = \{v_1, v_2, \dots, v_N\}$ ，点的数量记为 N ，城市中所有的道路定义为网络 G 中的边，记为 $E = \{e_1, e_2, \dots, e_M\}$ ，边的数量记为 M 。

5.2 基于节点和边权重改进的 K-Shell 分解算法

给定一个带有节点和边权重的有向图 $G = (V, E)$, 其中 V 是节点集合, E 是边集合。每条边 $e_{ij} \in E$ 具有权重 w_{ij} , 每个节点 $v_i \in V$ 具有权重 n_i 。

5.2.1 已知数据的分类



图 3: 已知数据的类型

我们对巴尔的摩数据项可划分为两类, 一类描述路网和交点, 另一类描述交通流量及其波动。它们当中有些项和节点权重相关, 有些项则与边权重相关。可划分如下:

计算点权重的数据, 一方面来自节点, 比如其经纬度位置 X 和 Y、连接到节点的街道数 street_count、交叉口类型 junction 等; 另一方面来自公交站点的数据, 比如站点的位置 X 和 Y、站点的总上下车人数 Rider_Tota、站点的总乘客累计数 Stop_Rider 等。

计算边权重的数据，主要来自边，比如其起点终点 u 和 v 、车道数 $lanes$ 、最大车速 $maxspeed$ 、长度 $length$ 、服务类型 $service$ 等；还有一些来自各种交通量，比如公交路线的乘车量 $Distributi$ 、AAWDT、AVMT、AADT 等；最后，车辆的流向也十分重要，比如方向流量调整系数 $D\text{-Factor}$ 、高峰小时交通量调整系数 $K\text{-Factor}$ 等。

5.2.2 改进的 K-Shell 分解算法

Algorithm 1: The Improved K-Shell Decomposition Algorithm for Key Node Identification

Input: Graph network $G = (V, E)$

Output: Node importance ranking result

Step 1: Calculate the initial weighted degree of each node $d_i^{(w)} = \sum_{j \in N(i)} w_{ij}$, where $N(i)$ represents the set of adjacent nodes of node i .

Step 2: For each node i , calculate the score s_i given by a certain stakeholder using the formula $s_i = \alpha d_i^{(w)} + (1 - \alpha)n_i$. **Here, α is a regulatory parameter, which can reflect the priority requirements of different stakeholders for node weights and edge weights in the transportation network.** See 5.4. Both $d_i^{(w)}$ and n_i are normalized using the min - max normalization method.

Step 3: Iteratively remove nodes with low scores

- Find the set S of nodes with the lowest comprehensive scores in the current graph.
- Assign these nodes to the current K-Shell layer and remove them from the graph.
- Update the weighted degrees of the remaining nodes:

$$d_j^{(w)} = d_j^{(w)} - w_{ij} \quad \text{for all } j \in N(i) \quad (1)$$

Step 4: Repeat the above steps for the remaining graph until all nodes are assigned to a certain K-Shell layer.

5.3 节点和边权重的确定

5.3.1 点权重的确定

点权重主要考虑政府方面，当某节点的人流量增大后，可以促进当地的经济发展，推动旅游业，增大企业活力。因此点权重我们以节点的净流量为标准。

根据假设 1，乘客上下车方向均匀分配，有：

- 上车乘客以 $\frac{U_{uv}}{2}$ 的比例分别从节点 u 和 v 进入道路， U_{uv} 表示在该站点进入道路的乘客总数
- 下车乘客以 $\frac{D_{uv}}{2}$ 的比例分别前往节点 u 和 v ， D_{uv} 表示在该站点离开道路的乘客总数

我们定义某节点 u 的相邻边集合为 \mathcal{E} ，首先计算节点流出量（从节点离开的乘客）和节点流入量（到达节点的乘客）：

$$\begin{cases} \text{Outflow}(i) = \frac{1}{2} \sum_{(i,j) \in \mathcal{E}} U_{ij} \\ \text{Inflow}(i) = \frac{1}{2} \sum_{(j,i) \in \mathcal{E}} D_{ji} \end{cases} \quad (2)$$

最后我们计算节点净流量来代表节点权重：

$$\text{Net}(i) = \text{Inflow}(i) - \text{Outflow}(i) = \frac{1}{2} \sum_{(i,j) \in \mathcal{E}} U_{ij} - \frac{1}{2} \sum_{(j,i) \in \mathcal{E}} D_{ji} \quad (3)$$

5.3.2 边权重确定

边权重主要由居民、游客、过境旅客的通行时间来衡量，我们从数据文件中收集出与边权重相关指标：道路类型、道路段上车道数量、道路上的最大速度限制、道路是否为单向、道路长度、道路宽度、车道数等，由此建立以下模型：

BPR 函数描述了行程时间与交通流量的关系:

$$t = t_0 \left(1 + \alpha \left(\frac{V}{C} \right)^\beta \right) \quad (4)$$

其中 t 代表行程时间, t_0 为自由流时间 (无拥堵时的行程时间), V 表示交通流量 (如 AADT, 年度平均日交通量), C 表示道路通行能力, 而 α, β 为经验参数 (通常取 $\alpha = 0.15, \beta = 4$)⁶⁷。

根据 BPR 函数, 我们可以得出, 实际速度 v :

$$v = \frac{L}{t} = \frac{L}{t_0 \left(1 + \alpha \left(\frac{V}{C} \right)^\beta \right)}, \quad (5)$$

其中 L 为道路长度。自由流速度 $v_0 = \frac{L}{t_0}$, 因此:

$$v = \frac{v_0}{1 + \alpha \left(\frac{V}{C} \right)^\beta}. \quad (6)$$

此外, 通行能力 C 受车道数 `lanes` 和道路功能分类 `Functional Class` (州际公路、主干道、地方道路) 影响。最后我们引入其他调整因子

- 道路特征修正

- 隧道 `tunnel=yes`: 速度降低 15%, 即 $v_{\text{final}} = v \times 0.85$ 。
- 桥梁 `bridge=yes`: 速度降低 10%, 即 $v_{\text{final}} = v \times 0.9$ 。
- 单向道路 `oneway=True`: 速度提高 5%, 即 $v_{\text{final}} = v \times 1.05$ 。

- 车道数影响

- 车道数越多, 通行效率越高: $C = C_{\text{base}} \times \text{lanes}$ 。

综合所有因素后, 我们可以得出:

$$v_{\text{final}} = \frac{v_0}{1 + \alpha \left(\frac{\text{AADT}}{C} \right)^\beta} \times f_{\text{tunnel}} \times f_{\text{bridge}} \times f_{\text{oneway}}, \quad (7)$$

其中：

- $f_{\text{tunnel}} = 1 - 0.15 \times \text{is_tunnel}$, $\text{is_tunnel} \in \{0, 1\}$
- $f_{\text{bridge}} = 1 - 0.1 \times \text{is_bridge}$, $\text{is_bridge} \in \{0, 1\}$
- $f_{\text{oneway}} = 1 + 0.05 \times \text{is_oneway}$, $\text{is_oneway} \in \{0, 1\}$

最终，边的权重由通行时间来确定：

$$t = \frac{L}{v_{\text{final}}}, \quad (8)$$

其中， L 表示道路长度。

5.4 由利益相关方确定 α

我们再分析巴尔的摩市的情况后，把利益相关方划分为以下三个主要的需求不同的群体，并根据他们的自身工作或生活特性确定他们的 α ，如2所示：

表 2: Stakeholder Data

Stakeholder Groups	Main Concerns	α	GDP Proportion
Local Residents	Convenience	$\alpha_1 = 0.7$	$GDP_1 = 35.55\%^8$
Freight Enterprises	Transportation Efficiency	$\alpha_2 = 0.1$	$GDP_2 = 60.54\%^9$
Tourists	Balanced Demands	$\alpha_3 = 0.5$	$GDP_3 = 3.91\%^{10}$

由此，我们可建立巴尔的摩综合网络重要性比例系数：

$$\alpha_{\text{总}} = \sum_{i=1}^n \omega_i \cdot \alpha_i, \quad i = 1, 2, 3, \quad (9)$$

其中， ω_i 为利益相关者群体的权重，由 GDP 占比确定，即 $w_i = GDP_i$ 。

带入计算后得到最终权重为：

$$\alpha_{\text{总}} = 0.32534 \quad (10)$$

5.5 数据预处理

5.5.1 数据筛选

由于题目所给数据地理范围为巴尔的摩都会区，远大于巴尔的摩市区的范围，所以我们首先根据经纬度筛选出巴尔的摩市范围内的数据，筛选结果如表所示：

表 3: Data Statistics Before and After Filtering

Data Table	Before Filtering	After Filtering
edge_all.csv	565,495 entries	201,003 entries
edge_drive.csv	91,227 entries	29,309 entries

5.5.2 缺失值填充：快速填充算法确定 AADT

AADT data is only collected on roads with bus stops, while other roads lack such data. However, the time complexity of directly using the shortest - distance method to fill the missing AADT values is too high. Therefore, we use the following fast - filling algorithm to determine the AADT values of all roads.

Algorithm 2: Fast Filling Algorithm for AADT Values of All Roads

Step 1: Assign the AADT value of all edges to 0, and update the AADT values of edges with bus stops.

Step 2: Traverse the edges that have been assigned AADT values. For each such edge e_i , traverse the edges e_j connected to it, and add the AADT value of e_i to the AADT list of e_j .

Step 3: Calculate the average value of the AADT list of e_j obtained in Step 2, and use it as the AADT value of e_j .

Step 4: Repeat Step 2 and Step 3 until there is no edge with an AADT value of 0 in the entire network.

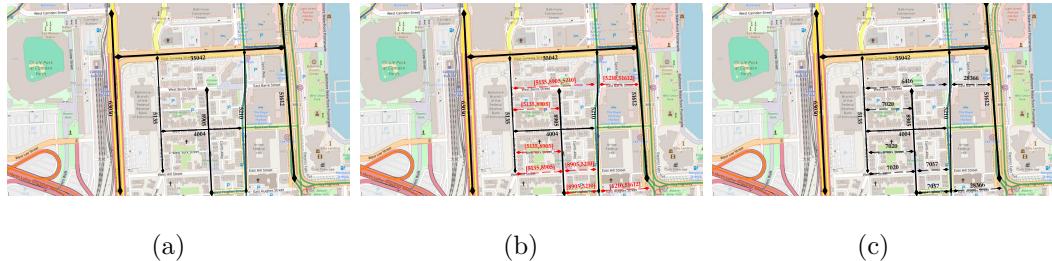


图 4: AADT 填充示例

5.6 巴尔的摩市交通网络的可视化

我们根据巴尔的摩城市交通网络模型，计算出重要性在前 1000 名的节点，并可视化，结果如下图所示：

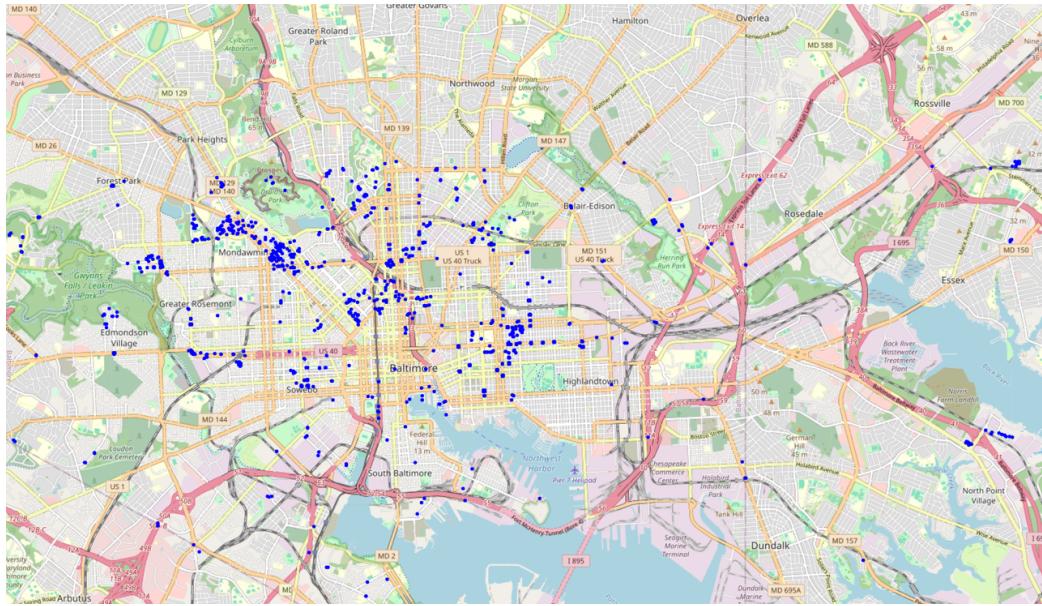


图 5: 前 1000 名重要的节点可视化

6 问题 1：交通网络模型应用于弗朗西斯·斯科特·基桥倒塌事件

2024 年 3 月 26 日，一起交通事故导致弗朗西斯·斯科特·基大桥坍塌，造成交通瘫痪。我们团队根据上文的巴尔的摩市交通网络模型，分析大桥坍塌前后的节点重要性变化，发现在大桥坍塌后，邻近道路节点（如 I-95 隧道、I-895 隧道）的重要性评分上升，成为替代路径的拥堵热点。我们分别计算出大桥坍塌前后巴尔的摩市交通网络的节点重要性评分，然后借此画出大桥坍塌后节点重要性提升百分比热力图，结果显示 I-895 隧道重要性提升最明显，在 63.7% 左右，I-95 隧道次之，约为 47.2%，城市中绕行的道路平均也有 10%~20% 的提升。这也说明了巴尔的摩城市交通网络中的问题：路径冗余不足、多模式衔接断裂。

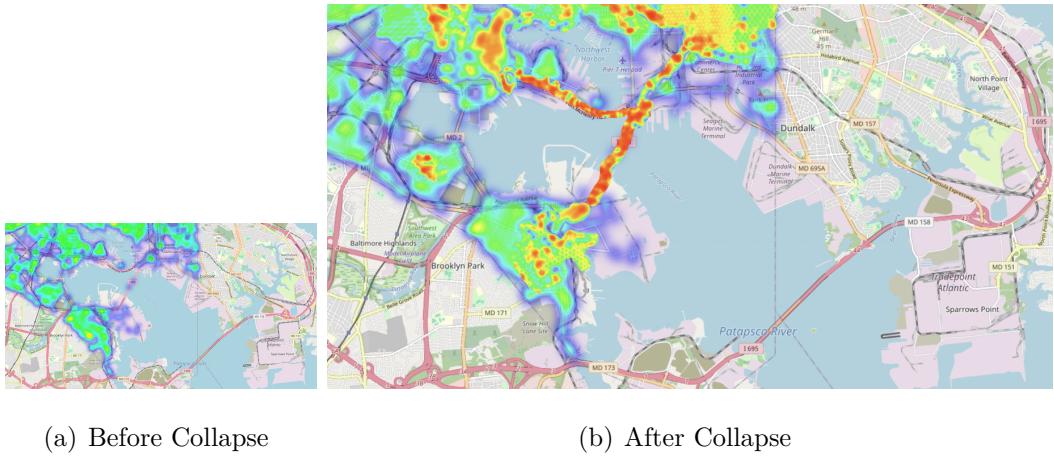


图 6: Heatmap of Importance Increase

然后，我们根据本地居民、货运企业、游客三种不同利益者的 α 值分别计算巴尔的摩城市交通网络节点重要性提升情况，结果如下表所示。我们发现，在弗朗西斯·斯科特·基大桥坍塌前后，本地居民利益者的巴尔的摩交通网络节点重要性变化幅度很少，这是因为本地居民活动范围相对固定，一般不会去对岸。而游客次之，这是因为他们去对岸的可能性比本地居民大。货运企业最高，因为他们要频繁来往两岸。此外，值得注意的是，由于 1-895 隧道和 1-95 隧道可能对来往车辆有着限制，他们不得不在城市中绕行，所以城市绕行的重要性提升百分比相对较高。

7 问题 2：交通网络模型应用于优化公交线路

7.1 基于 PCA 的特征权重分析

7.1.1 数据选择与处理

在公交站点数据集 `Bus_Stops.csv` 中，我们需要对公交站点的特征进行分析，确定每个特征对聚类结果的贡献权重，并基于这些权重进行聚类。经过筛选，我们除去了一些无意义、含义重复、数据单一的列后，选择以下

数据指标：类别型变量 `Mode`、`Shelter`，数值型变量 `X`、`Y`、`Rider_Total`、`Stop_Rider`。

由于类别型特征无法直接用于 PCA，我们首先对其进行 One-Hot 编码，然后通过 PCA 分析确定每个特征的权重。PCA 对数据的尺度敏感，因此需要对数值型特征进行标准化。

7.1.2 主成分分析

标准化后的数据矩阵为 $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{n \times p}$ ，其中 n 是样本数， p 是特征数。协方差矩阵 \mathbf{C} 的计算公式为：

$$\mathbf{C} = \frac{1}{n-1} \mathbf{X}^T \mathbf{X} \quad (11)$$

对协方差矩阵 \mathbf{C} 进行特征值分解：

$$\mathbf{C} = \mathbf{V} \mathbf{V}^T \quad (12)$$

其中 \mathbf{V} 是特征向量矩阵， $\mathbf{\Lambda}$ 是特征值对角矩阵。

主成分 \mathbf{P} 是原始数据在特征向量方向上的投影：

$$\mathbf{P} = \mathbf{X} \mathbf{V} \quad (13)$$

每个主成分的方差贡献率为：

$$\text{Explained Variance Ratio}_i = \frac{\lambda_i}{\sum_{j=1}^p \lambda_j} \quad (14)$$

其中 λ_i 是第 i 个特征值。

7.1.3 特征权重计算

对于类别型特征，如 `Mode` 和 `Shelter`，我们使用 One-Hot 编码将其转换为二进制向量。假设类别型特征 \mathbf{C} 有 k 个取值，则 One-Hot 编码后的特征矩阵为：

$$\mathbf{C}_{\text{encoded}} \in \mathbb{R}^{n \times k} \quad (15)$$

将标准化后的数值型特征 $\mathbf{X}_{\text{scaled}}$ 和 One-Hot 编码后的类别型特征 $\mathbf{C}_{\text{encoded}}$ 合并:

$$\mathbf{X}_{\text{processed}} = [\mathbf{X}_{\text{scaled}}, \mathbf{C}_{\text{encoded}}] \quad (16)$$

对合并后的数据 $\mathbf{X}_{\text{processed}}$ 进行 PCA 分析, 得到每个主成分的方差贡献率 Explained Variance Ratio_i。将 One-Hot 编码后的特征的方差贡献合并回原始类别。假设原始类别型特征 \mathbf{C} 的 One-Hot 编码列对应的方差贡献为 Explained Variance Ratio_j, 则原始类别的权重为:

$$\text{Weight}_i = \sum_{j \in \text{Category}_i} \text{Explained Variance Ratio}_j \quad (17)$$

将权重归一化, 使其总和为 1:

$$\text{Normalized Weight}_i = \frac{\text{Weight}_i}{\sum_{j=1}^p \text{Weight}_j} \quad (18)$$

至此, 我们计算出了所示数据的权重, 结果如下:

表 4: Data Meanings and Their Weights

Data Meaning	Variable	Weight
Total Number of Riders	Rider_Tota	0.62830
Total Cumulative Number of Riders at Stops	Stop_Rider	0.21777
Transportation Mode Type (e.g., bus)	Mode	0.03646
Whether There is a Passenger Shelter	Shelter	0.00093
The Service Type of Bus	Routes_Ser	0.11650

7.2 基于 K-Prototypes 的公交站点聚类

K-Prototypes 算法是一种能够同时处理数值型和类别型数据的聚类方法。我们的数据集包含数值型特征和类别型特征, 完全符合 K-Prototypes

算法的要求。此外，我们在4中通过 PCA 分析计算了每个特征的权重贡献，这些权重将用于优化聚类过程。

K-Prototypes 与 K-means 算法不同的是，K-Prototypes 算法不仅可以通过欧式距离计算数值类型的相似度，还可以通过汉明距离计算类别类型相似度。

我们对巴尔的摩市公交站点数据进行聚类，多次选取不同的 k 值后，发现 $k=5$ 时效果比较理想，聚类可视化结果如下图所示：

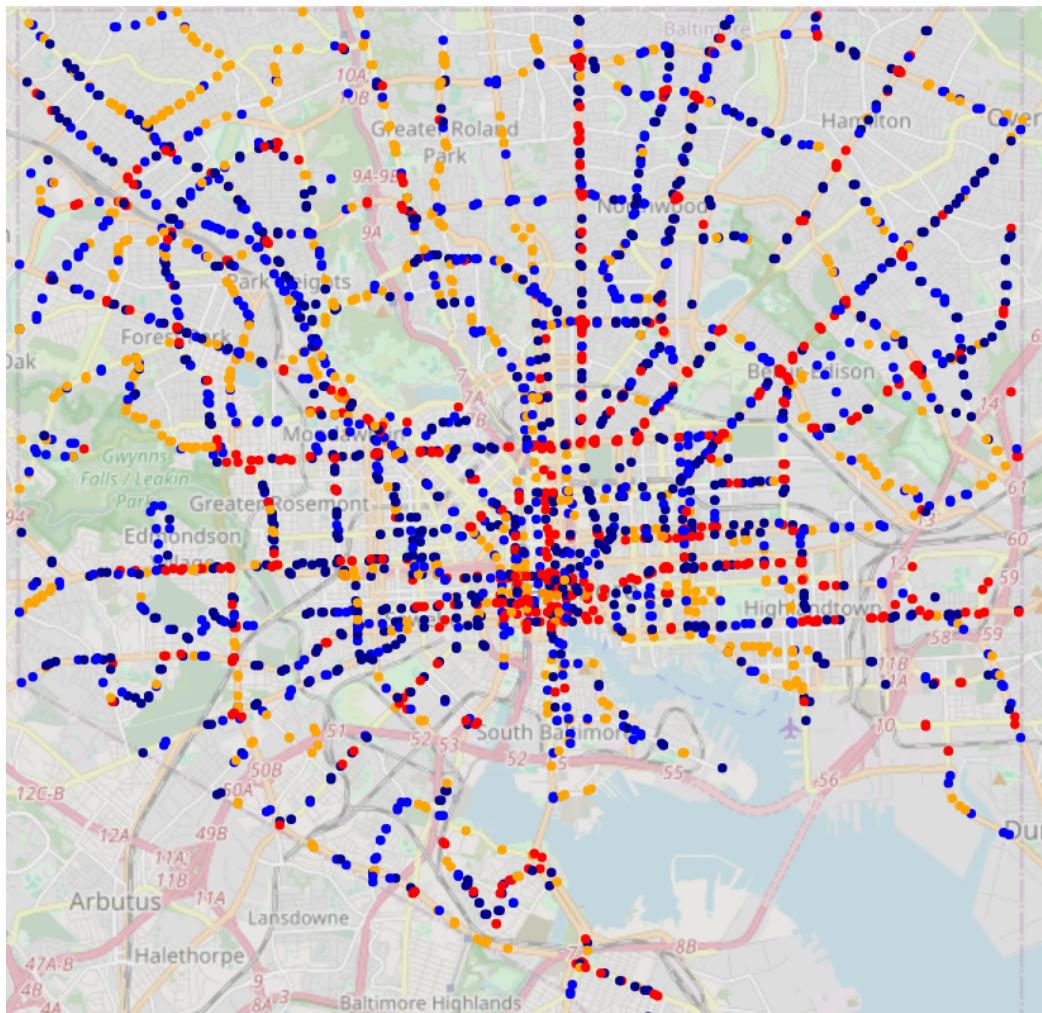


图 7：公交站点聚类可视化

观察聚类结果图我们发现：重要性最高的站点很大程度上集中在市中心部分，分布在繁忙的交通线路上。而重要性低的站点大多集中在距离市中心偏远的地区，分布在人流量少的交通线路上。因此，我们考虑选取重要性高的站点集中所在区域进一步分析。

7.3 基于聚类结果的公交线路优化

我们抽离出聚类结果中的一块进行分析，尝试为该区域增加公交线路规划。为此我们计算出每个站点对应的分数，在分数高的地方增加公交线路。除了第四节中的节点权重外，针对公交线路，我们还应关注客流量和公交线路数量对分数的影响：客流量越大，越应增加线路；而公交线路越少，越应增加线路。分数具体计算公式如下¹：

$$score = \frac{\text{客流量} \times \text{站点两侧节点重要性平均值}}{\text{公交线路数量}} \quad (19)$$

因为多家医院与大学的地理分布，我们认为在红线部分增加公交线路是最优的，如8所示。

¹根据假设 3，客流量为 Rider_Tota，公交线路数量为 Routes_Ser 列表的长度。

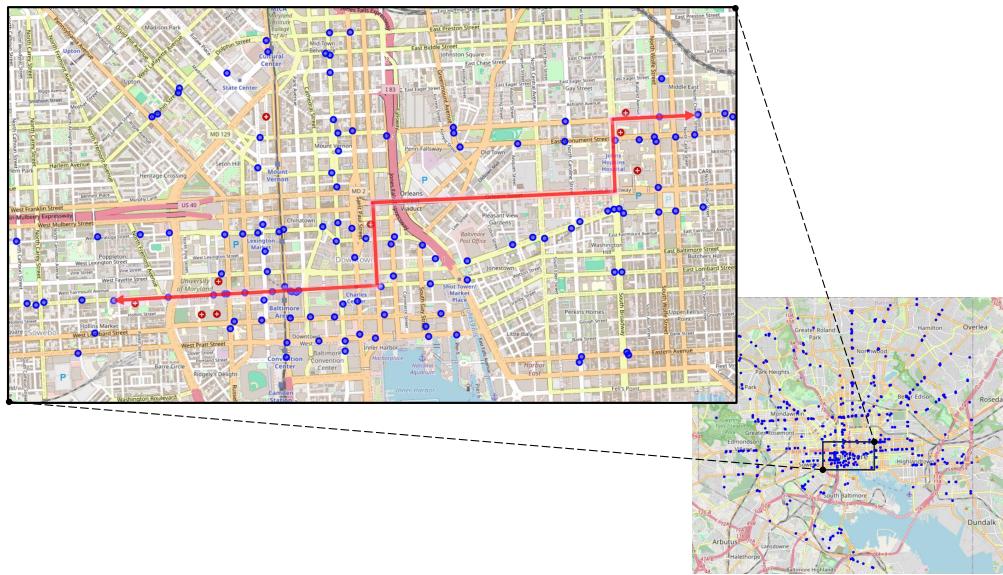


图 8: 公交线路优化规划

7.4 对周边地区利益相关者的影响

在地图中标注红线的地方新增公交线路后，极大地方便了周边居民的日常出行，同时也显著提升了旅客的出行体验；同时降低了大学学生等居民驾车出行的意愿，为货运公司提供了更便捷的物流通道。这一改进不仅加强了区域内的交通网络连接，还促进了当地经济的发展，使得居民、旅客以及企业均能从中受益。

8 问题 3：巴尔的摩交通网络的拥堵管理策略

8.1 巴尔的摩市的交通隐患

城市的交通网络拥堵一直是巴尔的摩市的安全隐患，它不仅可能导致了交通事故发生概率的增加，而且交通不便的地区也可能因警力难以快速到达而导致犯罪率上升，此外，人流密集的地方也可能发生踩踏事故，也容

易发生盗窃、抢劫等犯罪。为此我们团队设计了一套巴尔的摩交通网络的拥堵管理策略，类比计算机网络领域的拥塞控制算法，分阶段的动态调整信号灯周期和交警数量。

8.2 交通拥堵的指数模型及拥堵管理策略

According to the classical LWR model to describe the traffic density $\rho(x, t)$, we have:

$$\frac{\partial \rho}{\partial t} + \frac{\partial}{\partial x} (\rho v(\rho)) = 0 \Rightarrow v(\rho) = v_{\text{free}} \left(1 - \frac{\rho}{\rho_{\max}} \right) \quad (20)$$

where $\rho(x, t)$ is the traffic flow density, $v(\rho)$ is the traffic flow speed, and ρ_{\max} is the road - carrying capacity.

Considering that the importance of the node w_i weakens the local traffic capacity:

$$\rho_{\max,i} = \rho_{\text{base}} \cdot (1 - \alpha w_i) \quad (21)$$

In the local road section (near node i), ignoring the spatial derivative term, the LWR equation degenerates into the Logistic equation:

$$\frac{d\rho_i}{dt} = k_i \rho_i \left(1 - \frac{\rho_i}{\rho_{\max,i}} \right) \quad (22)$$

Considering that the higher the importance of the node, the faster the congestion may spread. Define the modified growth rate:

$$k_i = k_{\text{base}} \cdot (1 + \beta w_i) \quad (23)$$

Substituting it into the above equation, we get:

$$\frac{d\rho_i}{dt} = k_{\text{base}}(1 + \beta w_i)\rho_i \left(1 - \frac{\rho_i}{\rho_{\text{base}}(1 - \alpha w_i)} \right) \quad (24)$$

Solving the above equation by the method of separation of variables:

$$\rho_i(t) = \frac{\rho_{\max,i}}{1 + e^{-k_{\text{base}}(1+\beta w_i)t} \cdot \left(\frac{\rho_{\max,i}}{\rho_{i,0}} - 1 \right)} \quad (25)$$

When $\rho_i \ll \rho_{\max,i}$:

$$\rho_i(t) \approx \rho_{i,0} \cdot e^{k_{\text{base}}(1+\beta w_i)t} \quad (26)$$

当拥堵发生的前期，拥堵程度会随着时间呈指数增长，到了某个临界值后，拥堵程度增长开始减慢，这和 TCP 协议的拥塞控制？非常相似。因此我们提出以下拥堵管理策略：

- 阶段一：拥堵发生初期，拥堵程度随时间指数增长，这时应该在各大路口调整信号灯周期，迅速增加交警数量。
- 阶段二：拥堵发生中后期，拥堵程度增长减慢，所增派的交警数量也如此。
- 阶段三：拥堵结束后信号灯周期和交警数量恢复至正常水平。

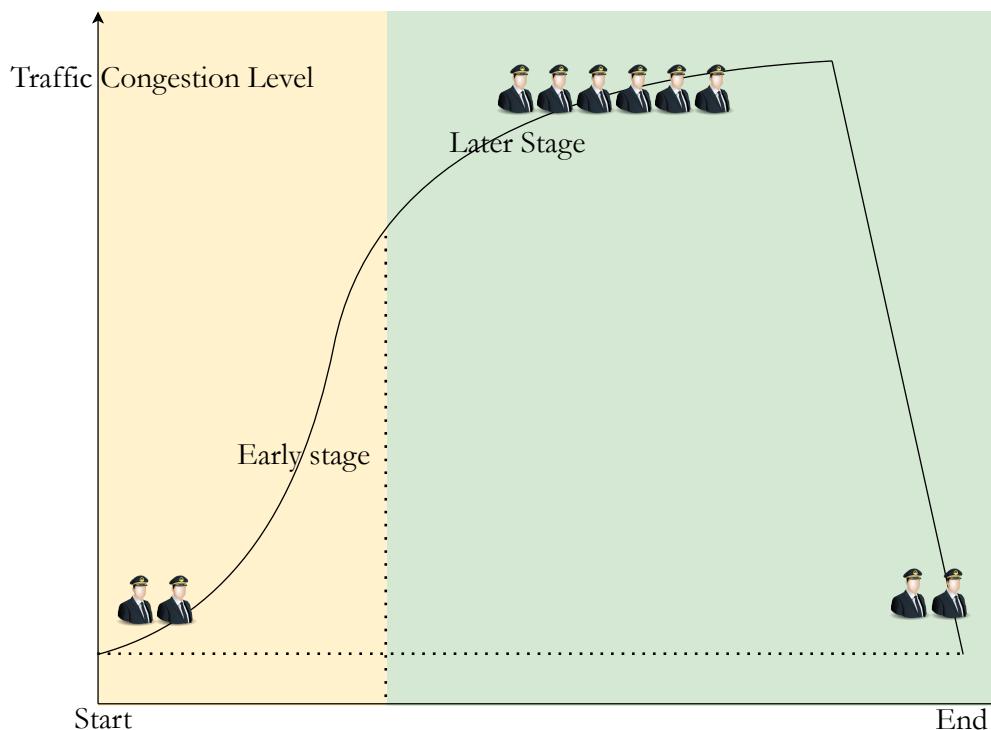


图 9: 拥堵管理策略示意图

8.3 交通拥堵管理策略对各方利益的影响

表 5: Stakeholders and Their Concerns

Stakeholders	Convenience of Travel	Safety of Travel
Local Residents	Shorter travel time, more travel options, and improved quality of life	Fewer traffic accidents and rapid arrival of police forces
Tourists	Enhanced travel convenience and improved tourism experience	Reduced stampede accidents and lower crime rate
Freight Enterprises	Higher transportation efficiency and lower transportation costs	Fewer traffic accidents and improved cargo safety

我们将交通拥堵管理对巴尔的摩市各方利益者的影响总结如5所示。巴尔的摩市的交通拥堵管理策略不仅方便了本地居民、游客和货运企业的出行，还对城市的安全方面产生了积极的影响。通过动态调整信号灯周期和增加交警数量，可以有效减少交通拥堵，提高出行效率和安全性，提升居民和游客的生活质量和旅游体验，降低货运企业的运输成本，促进城市的经济发展。

9 Sensitivity Analysis

We increased and decreased the α values calculated in Section 4.4 by 5% respectively, and calculated the mean squared errors between the results after the increase or decrease and the original α values. The results are shown in 6:

表 6: Mean Squared Errors of α Values after Perturbation

	α Value	Mean Squared Error
Original Value	0.32534	\emptyset
Increased by 5%	0.341607	14.209293
Decreased by 5%	0.309073	8.608151

The results show that after making small perturbations to the parameter α , the resulting differences are within an acceptable range, which proves the robustness of our model.

10 Advantages and Disadvantages

10.1 Advantages

1. Our improved K-Shell decomposition algorithm with node weights and edge weights can comprehensively construct the traffic network graph model of the city from aspects such as the actual traffic situation and the topological structure of the traffic network, which is relatively comprehensive.
2. By introducing proportional coefficients for node weights and edge weights, the influence of various stakeholders is analyzed and deeply considered.
3. When clustering with the K-Prototypes algorithm, the weights of each type are determined by the PCA algorithm, which is relatively accurate.

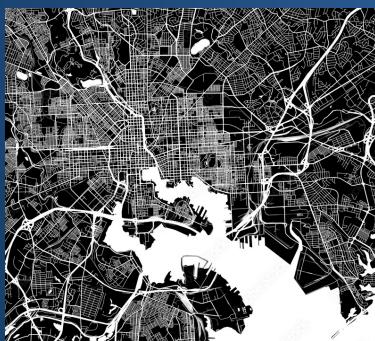
10.2 Disadvantages and Improvements

10.2.1 Disadvantages

1. When calculating edge weights, the AADT value of each road is required. However, not every road has a bus stop. If the shortest - distance algorithm is directly used to fill the data, the time complexity is too high.
2. The k - means clustering algorithm calculates similarity based on Euclidean distance and cannot handle categorical data.

10.2.2 Improvements

1. Similar to the watershed algorithm in the field of computer vision¹¹, our team has constructed a fast algorithm for filling the missing AADT values. See 5.2 This algorithm can complete the filling task with almost linear time complexity, meeting the filling requirements for large - scale graph network data.
2. K - Prototype is an extended version of K - means, which can handle both numerical and categorical data and can well complete the clustering task in Section 6.2.



Robust Baltimore

Our team is greatly honored to present to you an innovative transport network model designed specifically for Baltimore. This model aims to offer a scientific and data-driven traffic governance solution. Below is an overview of our model and specific implementation suggestions.

Traditional models mostly rely on network topological structures and struggle to reflect real travel demands. Our model achieves precise analysis through the following breakthroughs:

Dynamic Weighting of Node Importance

- ❖ Replace the node degree value with a composite index of the weighted degree (traffic flow intensity) and the node's own weight (net passenger flow).
- ❖ Calculate the actual road travel time for edge weights using the BPR function, which reflects the congestion differences between morning and evening rush hours.

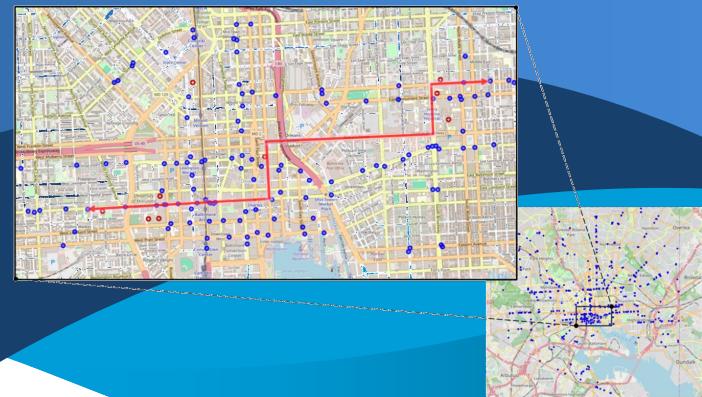
Balancing Mechanism for Stakeholders

- ❖ Introduce the GDP contribution weights of various groups to ensure the balanced demands of different functional nodes such as commercial and industrial areas, residential areas, and logistics hubs.

Projects

► Precise Expansion of the Bus Network

We analyzed all the bus stops in the city using the KP clustering algorithm. By comprehensively considering indicators such as passenger flow,

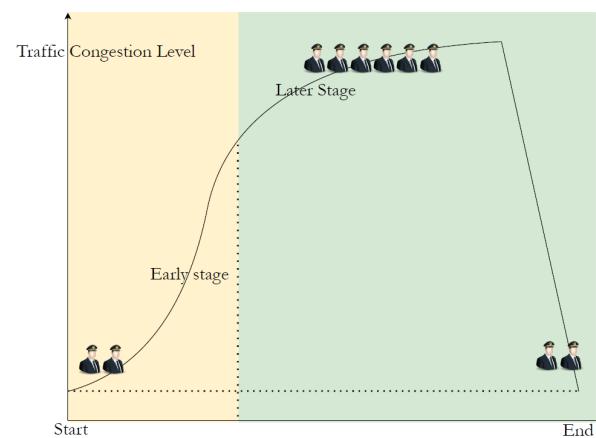


the number of bus routes, and the importance of nodes around the routes, we identified a bus route. This route passes by hospitals, schools, etc. Adding this bus route will greatly facilitate the travel of the surrounding residents.

► Index-based Control of Road Congestion

We constructed a traffic congestion propagation model based on the LWR fluid dynamics model and discovered the law that "traffic congestion grows exponentially in the early stage and slowly in the later stage".

- ⚠ In the early congestion stage, adjust signal light cycles at major intersections and quickly add traffic police.
- ⚠ In the mid - late congestion stages, keep adjusting signal light cycles and gradually increase the number of traffic police.
- 🌟 After congestion ends, return signal light cycles and the number of traffic police to normal.



We believe that by implementing the above - mentioned projects, we can not only significantly improve the traffic conditions in Baltimore but also further enhance the quality of life of the citizens. We look forward to having in - depth discussions with your team about these proposals and jointly advancing Baltimore towards a smarter and more efficient future.

11 引用文献

参考文献

- [1] X. Ren and L. Lyu. A review of methods for ranking important nodes in networks. *Chinese Science Bulletin*, 2014(13):23, 2014.
- [2] J. Zhang and Y. Luo. Degree centrality, betweenness centrality, and closeness centrality in social network. In *2017 2nd international conference on modelling, simulation and applied mathematics (MSAM2017)*, pages 300–303. Atlantis press, 2017.
- [3] E. Bergamini, H. Meyerhenke, and C. L. Staudt. Approximating betweenness centrality in large evolving networks. In *2015 Proceedings of the Seventeenth Workshop on Algorithm Engineering and Experiments (ALENEX)*, pages 133–146. Society for Industrial and Applied Mathematics, 2014.
- [4] G. Maji, S. Mandal, and S. Sen. A systematic survey on influential spreaders identification in complex networks with a focus on k-shell based techniques. *Expert Systems with Applications*, 161:113681, 2020.
- [5] L. Tortosa, J. F. Vicent, and G. Yeghikyan. An algorithm for ranking the nodes of multiplex networks with data based on the pagerank concept. *Applied Mathematics and Computation*, 392:125676, 2021.
- [6] Y. Hamdouch, W. Y. Szeto, and Y. J. Jiang. A new schedule-based transit assignment model with travel strategies and supply uncertainties. *Journal of Transportation*, 67:35–67, 2014.
- [7] Z. Y. Gao, H. J. Sun, and L. L. Shan. A continuous equilibrium network

- design model and algorithm for transit systems. *Transportation Research Part B*, 38(3):235–250, 2004.
- [8] Resident Population in Baltimore City, MD — fred.stlouisfed.org. <https://fred.stlouisfed.org/series/MDBALT5POP>. [Accessed 27-01-2025].
 - [9] Gross Domestic Product: All Industries in Baltimore City, MD — fred.stlouisfed.org. <https://fred.stlouisfed.org/series/GDPALL24510>. [Accessed 27-01-2025].
 - [10] About Us — baltimore.org. <https://baltimore.org/about-us/>. [Accessed 27-01-2025].
 - [11] Luc M. Vincent and Pierre Soille. Watersheds in digital spaces: An efficient algorithm based on immersion simulations. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 13:583–598, 1991.