

# 基于 GIS 与图论算法的路网监控盲区智能检测方法

张力航<sup>1</sup>, 翁健<sup>1</sup>, 邓旭<sup>2</sup>, 彭镓<sup>1</sup>

(1. 成都市公安局 科技信息化处, 成都 610017;

2. 成都大学 旅游与文化产业学院, 成都 610106)

**摘要:** 路网具有复杂的拓扑结构, 在监控盲区, 此种复杂的拓扑关系难以完整呈现; 故文章基于 GIS 与图论算法, 针对路网监控盲区智能检测方法展开设计; 在整合多源地理空间数据和已建视频监控数据后, 利用 GIS 平台构建路网图层; 将路网图层抽象为图论中的图结构, 节点代表道路交叉口或关键点, 边代表道路段并赋予相应权重; 通过应用最短路径分析、连通性分析及网络流分析等图论算法, 对路网进行深入分析, 从而检测出路网的监控盲区, 并直观展示盲区的具体位置; 结合 GIS 提供的空间信息, 图论算法可以计算出目标在路网中的可能路径, 也能通过周边已知路径信息和拓扑关系进行推断和预测; 实验中, 该方法的超限距离偏离指数更接近无偏差基础 0 线, 且 Jaccard 相似系数一直保持在最高水平 ( $>0.9$ ); 实验结果表明该方法能够更精确地检测出盲区, 能够满足城市安防精准布控的需求, 为监控系统优化提供科学依据。

**关键词:** GIS; 图论算法; 路网监控盲区; 图结构; 智能检测方法

## Intelligent Detection Method for Blind Spots in Road Network Monitoring Based on GIS and Graph Theory Algorithms

ZHANG Lihang<sup>1</sup>, WENG Jian<sup>1</sup>, DENG Xu<sup>2</sup>, PENG Kai<sup>1</sup>

(1. Science and Technology Information Division, Chengdu Municipal Public Security Bureau, Chengdu 610017, China;

2. School of Tourism and Cultural Industry, Chengdu University, Chengdu 610106, China)

**Abstract:** The road network has a complex topological structure, making it difficult to fully present in monitoring blind spots. Therefore, based on GIS and graph theory algorithms, an intelligent detection method for blind spots in road network monitoring is designed. After integrating multi-source geographic spatial data and existing video surveillance data, a road network layer on the GIS platform is constructed, which is abstracted into a graph structure in graph theory, where nodes represent road intersections or key points and edges represent road segments, with corresponding weights assigned. By applying graph theory algorithms such as the shortest path analysis, connectivity analysis, and network flow analysis, the road network is analyzed in depth to detect monitoring blind spots and visually display the specific locations of blind spots. By combining with the spatial information provided by the GIS, the graph theory algorithm can calculate the possible path of targets in the road network, which can be interred and predicted through the known surrounding path information and topological relationships. In the experiment, the maximum distance deviation index by this method is closer to the zero line with an unbiased basis, and the Jaccard similarity coefficient remains consistently at the highest level ( $>0.9$ ). Experimental results show that this method can more accurately detect blind spots and meet the needs of precise urban security deployment, which provides a scientific basis for optimizing monitoring systems.

**Keywords:** GIS; graph theory algorithm; blind spots in road network monitoring; figure structure; intelligent detection method

收稿日期:2025-08-20; 修回日期:2025-10-13。

基金项目:成都市科技局技术创新研发项目(2024-YF05-02417-SN)。

作者简介:张力航(1980-),男,硕士,高级工程师。

引用格式:张力航,翁健,邓旭,等.基于 GIS 与图论算法的路网监控盲区智能检测方法[J].计算机测量与控制,2025,33(12):58-66.

0 引言

城市人口的增多，使得城市交通压力越来越大，交通事故频发。为了保证城市交通安全，交通路网周围布置了大量的视频监控系统。这些视频监控系统可以实时监控来往的车辆和行人，当发生安全事故后，可以通过倒查监控划分事故责任<sup>[1]</sup>。然而，受到建设成本、地理环境复杂性以及城市规划等条件的限制，监控点并不是均匀覆盖的，这就导致路网监控不可避免的会出现大量“监控盲区”<sup>[2]</sup>。由于监控盲区的存在，很多违法犯罪活动可能被遗漏，制约了应急响应效率，影响了城市治理精细化水平。面对这种情况，进行监控盲区智能检测对于保证城市居民安全、填补安全漏洞及震慑违法犯罪行为具有重要的现实意义<sup>[3]</sup>。

为打造无死角、全覆盖的防控网络，许多专家和学者针对监控盲区问题提出了多种检测方法。例如：文献 [4] 中通过 YOLOv8 的轻量化网络对监控画面进行分析，识别画面中的遮挡物、无效覆盖区或动态盲区，并标记其位置与范围，从而实现盲区识别。轻量化模型通过减少网络层数或通道数压缩参数量，但会削弱对复杂场景的特征提取能力，导致盲区漏检或误检。文献 [5] 中将监控场景建模为平面点集，然后利用 Voronoi 图划分空间区域，从而识别被遮挡或覆盖不足的盲区。光线在玻璃幕墙、水面等场景中的反射/折射会形成间接盲区，但 Voronoi 图仅考虑直线视线，无法检测此类盲区。文献 [6] 中利用无线信号的穿透性和非视距传播特性，结合机器学习分类算法——XGBoost 实现盲区内的目标检测与跟踪。无线信号在转角处多次反射/折射会形成多径干扰，导致目标信号特征模糊，从而影响盲区检测结果的准确性。文献 [7] 中通过改进 YOLOv8n 对图像进行分析并提取多尺度特征，然后通过双向特征传递增强多尺度特征表示能力，最后利用检测头，解耦分类与回归任务，实现盲区识别。该模型未考虑多摄像头间的盲区互补信息，导致复杂场景下精度下降，导致盲区错误识别。

针对前人研究的不足，为实现对监控盲区的高精度检测，本研究提出基于 GIS 与图论算法的路网监控盲区智能检测方法。

1 路网监控盲区智能检测研究

1.1 GIS 构建路网图层

在路网监控盲区智能检测中，构建路网图层是重要的前提和基础。路网图层详细描述了道路的几何信息，因此，其质量直接决定了盲区检测的准确性。本研究中的图层构建基于多源地理空间数据的集成与严格的预处理流程，并在专业的 GIS 平台<sup>[8]</sup>上完成。

首先，获取城市的路网数据和已建的监控点位数据，这些数据将作为构建路网图层的基础<sup>[9]</sup>。获取数据的过程中，本研究采用多源数据融合的策略，以确保路网与监控点位信息的完整性与准确性。

路网数据的来源包括两部分：

1) 从 OpenStreetMap (OSM) 获取开源地图基础路网数据。OSM 数据具有全球覆盖、更新迅速、包含丰富属性的优点，是构建基础路网模型的理想来源。此类数据通过其官方 API 批量下载。

2) 与成都市公安局交通管理局合作，获取其内部维护的高精度导航电子地图或交通管理基础地理信息库。该数据在道路几何精度、交通管制信息等方面更具权威性，用于对 OSM 数据进行校验、修正和补充。此类数据通过安全数据交换平台，以数据库服务的形式获取。

监控点位数据直接来源于成都市公安局科技信息化处的视频监控资源管理平台。该平台集中管理了全市公共安全视频监控设备的资产信息与空间位置。此部分数据中包含了每个监控点的精确经纬度坐标、设备型号、安装高度、朝向角、覆盖半径与角度等关键技术参数，是计算监控覆盖范围的直接依据。

由于获取的原始数据存在坐标不一致、属性缺失、拓扑错误等问题，本研究基于 CGCS2000 3 Degree GK CM 114E 投影坐标系将来自不同源的数据统一转换为 ESRI File Geodatabase 格式，并定义统一的坐标系统，以确保空间度量和分析的 length 单位精确到米。再将获取的数据整合成 GIS 平台统一格式，具体如下表 1 所示。

表 1 路网图层构建基础数据

数据类别	字段名	数据类型	说明
路网数据	road_id	字符串(20)	道路唯一标识
	road_name	字符串(50)	道路名称
	road_type	字符串(20)	道路等级
	start_node	字符串(20)	道路起点节点 ID
	end_node	字符串(20)	道路终点节点 ID
	length_m	浮点数	道路长度
	direction	字符串(10)	单向/双向/潮汐车道
监控点位	lane_count	整数	车道数
	point_id	字符串(20)	点位唯一标识
	road_id	字符串(20)	点位所在道路
	position_type	字符串(20)	点位位置类型
	height_m	浮点数	设备安装高度
	azimuth_deg	浮点数	设备朝向角度
	coverage_radius_m	浮点数	监控覆盖半径
	coverage_angle_deg	浮点数	监控覆盖角度
	geometry	几何类型	点(Point),存储点位精确坐标

在完成数据格式标准化后，进行路网数据清洗

处理。

对路网数据的清洗包括 3 方面：

1) 属性校验与补全：检查并补全道路的核心属性字段，包括 road\_type (道路等级)、lane\_count (车道数)、direction (方向) 等。对于缺失值，依据道路等级采用规则推理的方式进行人工判读补充。

2) 拓扑检查与修正：利用 GIS 拓扑工具，建立拓扑规则，自动检测并人工修正路网中的拓扑错误，确保道路连通性的正确表达。

3) 道路中心线提取：对于双线表示的宽阔道路，使用 ArcGIS 中的 Collapse Dual Lines To Centerline 工具将其简化为单线道路中心线，以满足图论分析对“边”为线性要素的要求。

在处理监控点位数据时，首先将监控点位的经纬度坐标从 WGS84 地理坐标系精确转换至与路网数据一致的投影坐标系。然后使用空间连接工具 Spatial Join，将每个监控点位挂接到其所在的具体道路段上，生成 road\_id 字段，建立起监控点与路网之间的关联关系。

在此基础上，通过 ArcGIS 中的 Centerline 工具构建路网图层，具体过程如图 1 所示。

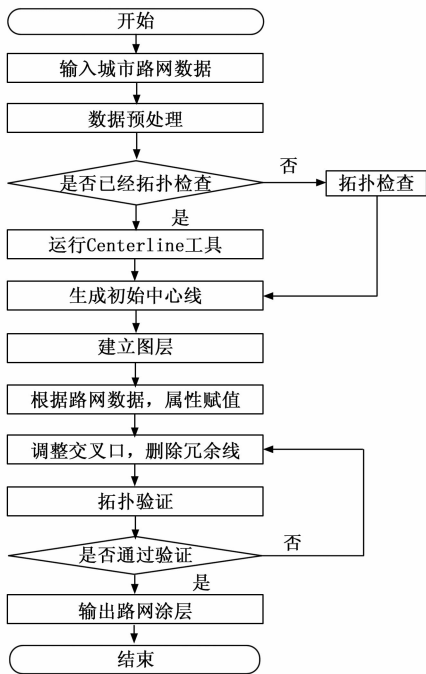


图 1 GIS 构建路网图层流程

路网图层描述了道路网络的空间结构，为下一章路网图模型的构建提供了重要依据<sup>[10]</sup>。

## 1.2 建立路网图层的路网图结构

路网图结构的建立，核心是将 GIS 中的矢量路网数据抽象为图论中的数学图结构的过程。此过程需明确定义图的基本元素（节点与边）及其属性，并妥善处理

真实路网中的复杂拓扑关系。

通常，路网图结构通过图论中的有向图或无向图表示。由于道路具有不同方向性，所以通过有向图表示更为合理。另外，由于道路属性不同，需要赋予节点之间连接边一定的权重<sup>[11]</sup>。因此，路网图结构具体抽象为加权有向图。

具体来说，两个路口间的道路依据道路方向会生成两条路段，依据路网的连通性和方向性，两个路段之间会形成上下游关联关系，最终所有具备关联关系的路段形成路网加权有向图<sup>[12]</sup>。加权有向图数学表示为  $L = (A, B, W)$ ，其中：

1)  $A = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$  代表道路交叉口或关键拓扑点的集合。 $A$  的选取标准如下：

(1) 主要节点（交叉口节点）：将所有道路交叉口（包括十字路口、T 型路口、多路路口）的中心点抽象为一个节点。该节点代表车辆可能改变行驶方向的决策点。

(2) 关键形状点（道路形态节点）：对于长直道路或大曲率弯道，若其长度超过监控覆盖半径，则在其中点或曲率变化点处插入关键节点，以此来确保道路段的空间形态得以保留，避免因模型过度简化而遗漏潜在的盲区路段。

(3) 特殊交通设施节点：将立交桥的上下桥匝道端点、隧道的出入口、以及主要停车场/小区的出入口也定义为节点，以准确表征交通流的产生、吸引与转移。

通过以上 3 项标准，确保了图结构中的节点能够完整反映路网的连通性与可通行性。

2)  $B = \{b_{11}, b_{12}, \dots, b_m\}$  代表节点连接边，即道路段。若两个节点在路网图层中由一条连续且无中断的道路线段连接，则在二者之间创建一条边。每条边继承其对应道路段的属性，如道路等级、车道数、长度等。边的方向需要根据道路的实际通行方向来定义，通常为如下 3 类：

(1) 单向道路：仅创建一条具有相应方向的边；

(2) 双向道路：创建两条方向相反的边，分别代表两个方向的通行流；

(3) 潮汐车道：通过动态调整边权重或在不同时段启用不同的边集合来模拟。

3)  $W = \{w_{11}, w_{12}, \dots, w_m\}$  代表节点连接边权重集合<sup>[13]</sup>。权重赋予每条边一个代表通行“代价”或“阻力”的数值。本研究中的权重并非单一静态值，而是一个综合了静态属性和动态因子的复合指标，其计算公式如下：

$$w_{ij} = \frac{l_{ij}}{V} \cdot \delta \cdot \beta \quad (1)$$

式中,  $w_{ij}$  代表节点  $i$  和  $j$  之间连接边权重;  $l_{ij}$  代表道路段的实际长度, 其是权重的基础几何因子;  $\bar{V}$  代表道路段的限定平均速度, 由道路等级和限速标准决定。该参数使得检测方法更倾向于选择快速路而非小巷;  $\delta$  代表动态调整因子, 用于描述道路的实时通行状态。若无实时数据, 则可简化为基于历史拥堵模式或道路等级的静态系数;  $\beta$  代表归一化系数, 用于平衡不同量纲的物理量, 确保权重值的协调性。

权重  $w_{ij}$  可以使得最短路径分析不仅能找到几何距离最短的路径, 更能找到时间成本最低或通行效率最高的路径, 这更符合车辆的实际行驶行为, 从而使得基于路径分析的盲区检测更贴近现实。

节点之间的关联关系通过关联矩阵  $C$  表示:

$$C = \begin{bmatrix} c_{11} & c_{12} & \cdots & c_{1n} \\ c_{21} & c_{22} & \cdots & c_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ c_{n1} & c_{n2} & \cdots & c_{nn} \end{bmatrix} \quad (2)$$

其中:

$$c_{ij} = \begin{cases} w_{ij}; & a_i \text{ 与 } a_j \text{ 连接且 } w_{ij} \text{ 是它的权重} \\ 0; & i = j \\ \infty; & a_i \text{ 与 } a_j \text{ 不连接或者连接无效} \end{cases} \quad (3)$$

有的节点之间存在连接关系, 但是并不是所有连接边(道路段)都是有效的<sup>[14]</sup>。当其中一些绕路距离过长, 即使两个节点存在连接路径, 但是是无效连接, 需要被过滤掉。

无效连接通过计算两个监控点位之间的路网距离获取绕路系数  $E$ , 然后通过与绕路阈值  $\bar{E}$  进行比较来过滤无效路径:

$$E = \frac{\hat{l}_{ij}}{R \cdot \arccos[\cos y_1 \cos y_2 \cos(x_1 - x_2) + \sin y_1 \sin y_2]} \quad (4)$$

式中,  $R$  代表地球半径;  $(x_1, y_1)$  代表第 1 个监控点位的经纬度;  $(x_2, y_2)$  代表第 2 个监控点位的经纬度;  $\hat{l}_{ij}$  代表两个监控点位之间的实际路网距离。

绕路阈值  $\bar{E}$  的求取方法为: 以起始监控点位  $p$  和结束监控点位  $q$  的经纬度距离, 即线段  $pq$  为对角线, 扩充出一个矩形区域; 一般情况下, 车辆在以  $pq$  为斜边的上半个三角形区域内的道路上行驶时, 会存在从监控点位  $p$  行驶到监控点位  $q$  的可能性, 如果出了矩形区域, 从监控点位  $p$  行驶到监控点位  $q$  可能性不大; 在路径正常情况下, 从监控点位  $p$  到监控点位  $q$  的实际路径距离最小可为  $qp$  对角线的长度, 最大可为以  $qp$  连线为对角线的直角形的直角边之和  $Q$ , 综上可得绕路系数  $E$  的取值范围为:

$$\frac{pq}{pq} \leq E \leq \frac{Q}{pq} \quad (5)$$

依据上述数学不等式, 可得  $E$  的取值范围为  $[1, \sqrt{2}]$ , 采用四舍五入法,  $\bar{E}$  值取 1.5, 若  $E > 1.5$ , 即判定为无效路径。根据判断出来的无效路径, 对关联矩阵  $C$  和路网加权有向图进行调整, 删除连接无效连接, 得到路网的图结构  $L' = (A, B, W)$ 。

此外, 由于真实路网中存在大量复杂结构, 因此, 还需在图结构中予以如下特殊处理: 对于环岛形道路, 将环岛本身建模为一个由多个节点和边构成的微型环状网络。进入环岛的每条匝道连接一个入口节点, 驶出环岛的每条匝道连接一个出口节点, 环岛内部通过边连接, 并赋予适当的权重以模拟环岛内绕行的时间成本; 对于立交桥与多层道路, 基于 GIS 数据中的高程信息或图层属性。对于空间上相交但无匝道连接的道路, 其对应节点在图结构中不予连接, 即不创建边。仅当存在匝道实现交通流转换时, 才在相应的节点间建立连接边。这有效避免了将立交桥的不同层道路误判为平面交叉口; 对于断头路, 其末端节点仅有一个连接边, 在连通性分析中易被识别为网络的末端; 对于中央隔离带的道路, 需严格按双向道路处理, 并确保中间无连接边, 以禁止违规掉头行为。

通过上述精细化的抽象规则, 本研究构建的路网加权有向图能够高保真地反映实际路网的拓扑结构、通行规则与动态特性, 为后续基于图论算法的盲区检测奠定可靠的数据基础。

### 1.3 基于图论算法检测路网图结构中的监控盲区

图论算法是建立在图论这一数学理论基础之上, 用于解决各种与图结构相关问题的算法<sup>[15]</sup>。算法围绕“图”这一核心数据结构展开。图由顶点和边组成, 顶点代表具体的对象, 边则表示对象之间的关联关系。图论算法就是要基于这些不同的图结构, 解决诸如路径寻找、结构分析、关系挖掘等问题。因此, 在这一章节的研究中, 本研究以路网图结构为基础, 将监控覆盖问题转化为图结构中的连通性、覆盖性及路径优化问题<sup>[16]</sup>。具体而言, 本研究通过改进并应用图论算法领域的 Floyd-Warshall 算法、Multi-source Dijkstra 算法、广度优先搜索 (BFS, breadth-first search) 算法, 实现最短路径分析、连通性分析及网络流分析, 从而对路网进行深入分析, 达到识别路网的监控盲区, 并直观展示盲区的位置和范围的目的。

#### 1.3.1 最短路径分析和流量分析确定孤立区

本研究首先利用 Floyd-Warshall 算法分析最短路径, 然后利用 Multi-source Dijkstra 算法进行路段流量分析, 从而确定路网图结构中的孤立区。

Floyd-Warshall 算法是一种用于找到图中所有顶点之间最短路径的算法, 其使用动态规划的思想, 通过

迭代地更新顶点对之间的最短路径来工作。然而,在最短路径分析中,考虑到常规的 Floyd-Warshall 算法虽然能求解所有节点对之间的最短路径,但其时间复杂度在面对大规模城市路网时计算开销巨大,且其全节点对的计算结果中存在大量与监控盲区检测无关的冗余信息,即非监控点之间的路径。

为解决上述弊端,本研究对 Floyd-Warshall 算法进行了如下针对性改进:

1) 监控点驱动初始化: 仅将监控点位置对应的节点作为路径计算的源点集, 初始化距离矩阵时, 仅设置源点 (即监控点) 到其自身距离为 0, 源点到其他节点的初始距离设为无穷大, 非源点之间的初始距离无需显式计算。

2) 监控点感知松弛: 在算法的核心松弛步骤中, 仅对与源点相关的路径进行更新。也就是当发现一条通过中间节点  $a_k$ 、从源点  $O_k$  到目标节点  $a_n$  的更短路径时, 才更新  $U_{k \rightarrow n}$ , 以此来减少不必要的计算量。

3) 提前终止条件: 在迭代过程中, 如果某一轮松弛操作未更新任何距离值, 则提前终止算法, 避免后续无效迭代。

Floyd-Warshall 算法的改进思路如图 2 所示。

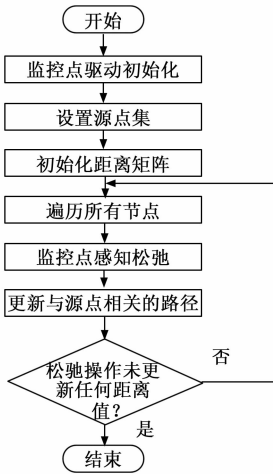


图 2 Floyd-Warshall 算法的改进思路

改进后的算法聚焦于计算道路网络中所有节点到最近监控点的最短距离, 其核心输出即为每个道路段两端节点  $a_w$ 、 $a_v$  到最近监控点的距离  $\min U_w$ 、 $\min U_v$ , 进而根据公式 (6), 计算  $L' = (A, B, W)$  中每个道路段到最近监控点的最短路径距离。最短距离定义为:

$$U(b_{ij}, O_k) = \min[u(a_i, O_k), u(a_j, O_k)] \quad (6)$$

式中,  $U(b_{ij}, O_k)$  代表路网图结构中道路段  $b_{ij}$  到监控点  $O_k$  的最短路径距离;  $u(a_i, O_k)$ 、 $u(a_j, O_k)$  代表路网图结构中节点  $a_i$ 、 $a_j$  到  $O_k$  的最短路径长度<sup>[17]</sup>。

在此基础上, 本研究利用 Multi-source Dijkstra 算

法进行道路段流量分析。标准的 Multi-source Dijkstra 算法通常通过初始化所有源点距离为 0 并加入优先队列实现, 其能够有效计算所有节点到多个源点的最短距离。然而, 在流量分析场景下, 标准的 Multi-source Dijkstra 算法存在两个不足: 其一是该算法未考虑道路容量和动态因素, 仅计算路径长度, 未融入道路的实际通行能力和当前交通负载等关键流量影响因素; 其二是存在终止条件不匹配的问题。该算法通常计算所有节点到所有源点的距离, 而流量分析更关注特定道路段上的流量负载, 无需全局计算结果。

因此, 本研究对 Multi-source Dijkstra 算法做出如下两方面的改进:

1) 融合动态权重: 在计算路径权重时, 不再仅使用静态的连接边权重  $w_{ij}$ , 而是引入流量敏感权重  $w^*$ :

$$w^* = w_{ij} \times \left(1 + \frac{\alpha \kappa}{\eta}\right) \quad (7)$$

式中,  $\alpha$  代表调节因子;  $\kappa$  代表当前道路段的实时利用率;  $\eta$  代表当前道路段的最大容量。

该权重动态放大了高利用率路段的代价, 使算法倾向于寻找负载较低或容量较高的路径, 更能反映实际流量分布。

2) 目标导向终止: 通过改进, 算法不再计算所有节点到源点的距离, 而是针对需要计算流量的特定目标路段。当从任一源点出发找到到达目标段端点的最短路径时, 即可根据该路径上的瓶颈容量或路径选择概率模型估算流向该路段的流量贡献, 并结合其他源点对该路段的流量贡献进行累加。

Multi-source Dijkstra 算法的改进思路如图 3 所示。

改进后的算法能够高效、有针对性地计算出路网  $L' = (A, B, W)$  中每条道路段的动态流量估计值  $T_{ij}$ :

$$T_{ij} = f_{ij} \left(1 + \varphi \frac{F_{ij}}{f_{ij}}\right) \quad (8)$$

式中,  $F_{ij}$  代表当前利用率;  $\varphi$  代表扩容系数;  $f_{ij}$  代表单位时间内可通过的最大流量。

将  $U(b_{ij}, O_k)$  与  $O_k$  的监控半径  $r_k$ ,  $T_{ij}$  与流量超限阈值  $\hat{T}$  进行对比, 当  $U(b_{ij}, O_k) \geq r_k$  且  $T_{ij} \leq \hat{T}$ , 说明道路段  $b_{ij}$  没有被监控  $O_k$  覆盖。道路段  $b_{ij}$  所包含的节点及其连接的边组成的集合就是孤立区域, 记为  $L_U = (A, B)$ 。

### 1.3.2 连通性分析确定盲区

连通性分析是指明确每个盲区的边界, 量化盲区范围。本研究利用 BFS 算法展开连通性分析, 从而精确定位路网图结构中的监控盲区边界。然而, 常规的 BFS 算法虽能遍历连通分量, 但在大规模路网中面临三方面局限: 1) 其无差别遍历会冗余访问大量已被监控覆盖的有效区域, 导致计算资源浪费; 2) 默认的“边权均

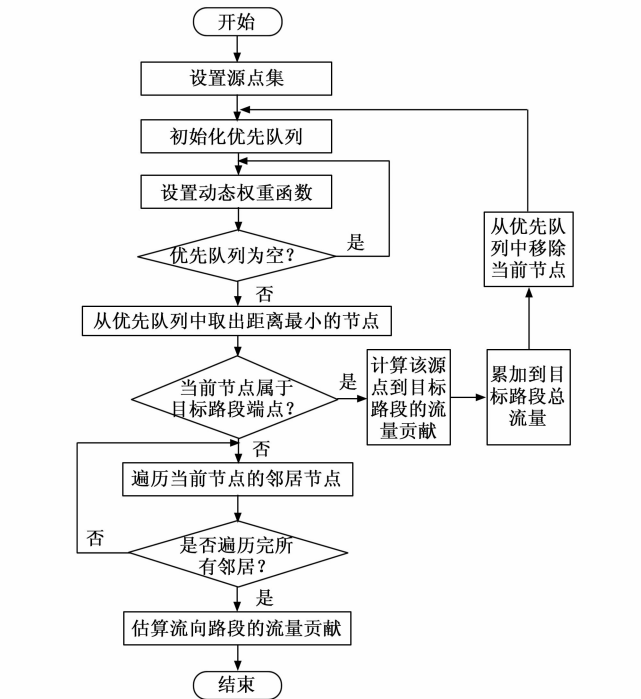


图3 Multi-source Dijkstra 算法的改进思路

等”假设忽略了道路实际通行权重, 易将低权重道路误判为关键盲区; 3) 缺乏对盲区物理边界的空间连续性约束, 可能因局部断裂生成碎片化伪盲区。

为解决上述问题, 本研究对常规的 BFS 算法做出改进, 提出层级约束的加权 BFS (HCW-BFS, hierarchy-constrained weighted BFS) 算法。具体的改进措施如下:

1) 孤立区引导搜索初始化: 仅以算法输出的孤立区域中的节点为初始队列, 跳过已被监控覆盖的节点, 避免无效遍历。

2) 动态权重优先级队列: 将传统 BFS 的 FIFO 队列改为最小堆驱动的优先级队列, 以道路段权重  $w^*$  作为搜索优先级。权重越低, 越早被访问, 确保算法优先探索拓扑薄弱环节, 避免高权重主干道对盲区边界的干扰。

3) 层级阈值截断: 设置最大搜索深度  $D_{\max}$  :

$$D_{\max} = \lambda \times R_{\min} \tag{9}$$

式中,  $\lambda$  代表经验系数;  $R_{\min}$  代表最小监控半径。

当遍历深度超过  $D_{\max}$  时终止分支扩展。此举约束盲区范围仅覆盖合理邻接区域, 防止因路径迂回生成非物理连通盲区。

BFS 算法的改进思路如图 4 所示。

基于改进后的 BFS 算法, 首先, 初始化孤立区域,  $L_u = (A, B)$  中所有节点为未访问状态, 然后遍历  $L_u = (A, B)$ , 对每个未访问节点, 启动 DFS, 标记所有可达节点为已访问。记录当前连通分量  $Z_i = (A_i, B_i)$  (包

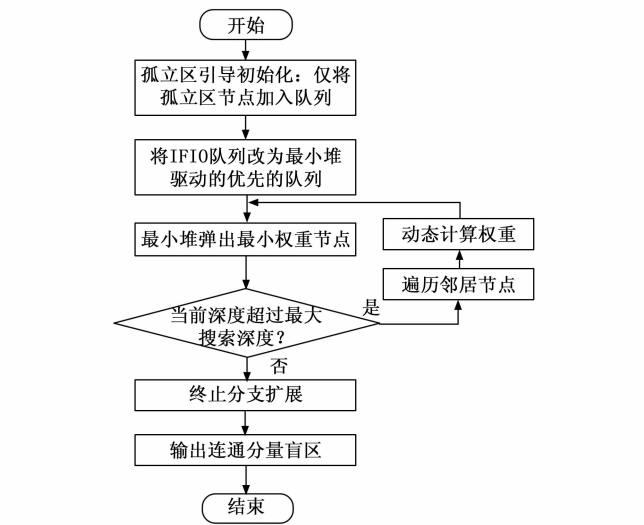


图4 BFS 算法的改进思路

含所有可达节点和对应边)。重复深度优先搜索, 直至所有节点被访问。通过上述过程, 提取了所有连通分量, 每个连通分量即为一个监控盲区, 记录其节点和边集合。

基于图论算法检测路网图结构中的监控盲区的流程如图 5 所示。

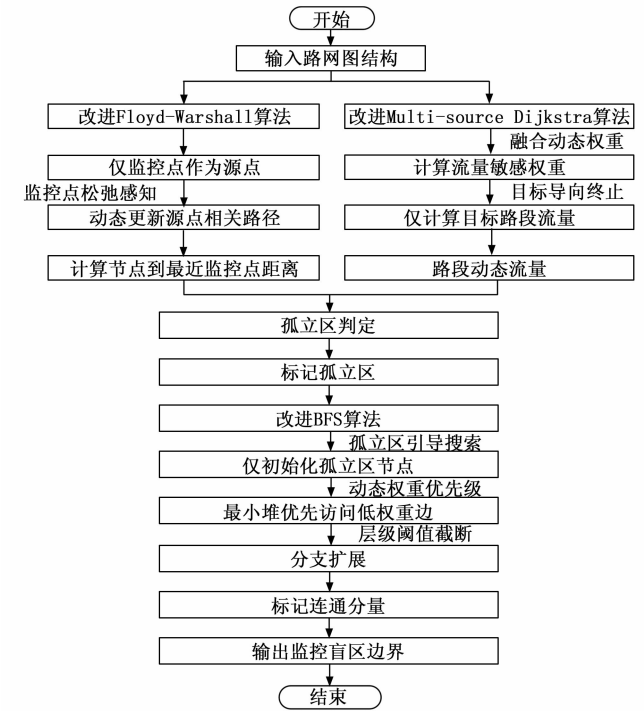


图5 基于图论算法的路网图结构监控盲区检测流程图

## 2 实验测试与结果分析

为验证本文提出的基于 GIS 与图论算法的路网监控盲区智能检测方法的有效性 with 优越性, 本研究设计了严谨的实验进行测试与对比分析。

本次实验的目标有两个：1) 测试基于 GIS 与图论算法的路网监控盲区检测方法的有效性；2) 与传统方法进行对比，评估盲区检测准确性。

2.1 实验环境与准备

以成都市局部区域为研究区，对该区域的监控盲区进行检测。该区域是典型的城市功能复合区，集高端商务、商业、住宅与交通枢纽于一体，路网结构复杂，交通流量大，对公共安全监控的需求极高，其监控盲区检测结果具有重要的现实意义和示范价值。区域内路网形态丰富，包含主干道、次干道、支路以及环形立交、下穿隧道等多种道路类型，能够充分检验本方法处理复杂拓扑结构的能力。作为重点安防区域，该区域监控点布设相对密集，但分布不均，存在因规划遗留或地形地物遮挡而产生盲区的可能，为方法验证提供了理想场景。

实验区域总面积约 5.2 平方公里。路网总长度约 98 公里，其中主干道占比 20%，次干道占比 35%，支路及内部道路占比 45%。工作日平均日交通流量超过 10 万辆，具有典型的潮汐交通特征，早晚上下班高峰期流量尤为集中。在该研究区路网中共布设了 792 个监控点，如图 6 所示。

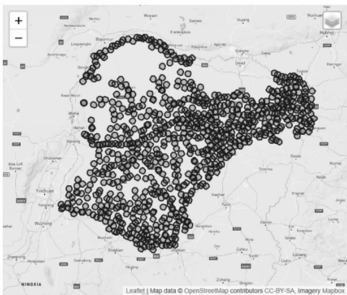


图 6 研究区及监控点布设示意图

图 6 中监控点的布设遵循“重点覆盖、兼顾全局”的原则。在交通枢纽、主要路口及大型商业综合体出入口等重点目标周边，监控点呈集群式高密度布设，密度达 180 个/平方公里以上；在一般道路和住宅区周边，则沿道路线性均匀布设，密度 80 个/平方公里左右。

监控点上的监控设备主要有 3 种，分别为海康威视 DS-2CD3T46G2-I5、大华 DH-SD6A8230U-HNI 及宇视科技 IC-S3P-F3400-I，其监测半径为 50 m（红外模式）/80 m（白天强光）、80~100 m、300 m 有效距离，覆盖角度均按 110° 设定。

实验环境参数如表 2 所示。

从 OpenStreetMap (OSM) 以及当地公安部门获取城市路网数据和监控点位数据。实验所有数据的采集与处理时间窗口为 2024 年 3 月至 2024 年 12 月。

基于这些数据，利用 GIS 平台——ArcGIS 构建路

网图层，如图 7 所示。

针对图 7 路网图层，将其抽象为图论中的图结构（“节点一边”结构），如图 8 所示。

表 2 实验环境参数

类别	名称	参数
服务器	型号	Dell PowerEdge R750xs
	CPU	2×Intel Xeon Platinum 8380 (20 核/40 线程,2.3 GHz 基础频率,3.4 GHz 睿频)
	内存	512 GB DDR4 ECC RDIMM(3 200 MHz)
	存储	4×1.92 TB NVMe SSD(RAID 0)
	GPU	NVIDIA A100 80 GB
客户端	开发机	联想 ThinkStation P620 (AMD Ryzen Threadripper PRO 3975WX, 128 GB 内存)
网络	带宽	10 Gbps 以太网
操作系统	Ubuntu Server LTS	22.04
GIS 平台	ArcGIS	3.28
图论算法库	NetworkX	2.8
空间分析库	GeoPandas	0.13
	Rasterio	1.3
可视化工具	Kepler.gl	0.12
	Matplotlib	3.7
开发框架	PyTorch	2.0



图 7 路网图层（部分）

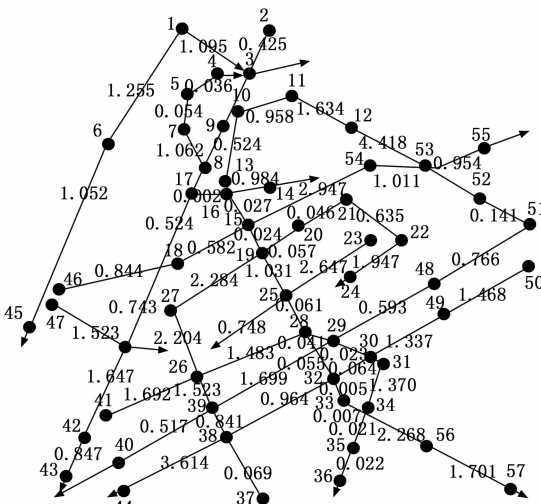


图 8 路网图结构

从图 8 中可以看出，该路网图结构共有 57 个节点以及若干个连接的边，每个边均赋予了一定的权重。该结构清晰揭示了路网的拓扑本质。其中，节点密集区域对应于道路交叉口频繁的商业核心区，而节点稀疏的链状结构则代表了连接各功能区的骨干道路。图中边的权重反映了不同道路段因长度、限速和交通状态导致的通行代价差异。这种精细化的权重设置，为后续基于最短路径和流量分析的孤立区识别提供了真实的成本模型，是区别于传统几何分析的关键。基于该图结构，可以应用最短路径分析、连通性分析及网络流分析等图论算法识别路网的监控盲区。

2.2 实验结果与分析

通过 GIS 平台——ArcGIS 虚拟构建不同尺寸、形状和原因造成的监控盲区检测样本。针对这些样本，将基于 YOLOv8 的轻量化盲区检测方法、基于 Voronoi 图的盲区检测方法、基于 XGBoost 的盲区检测方法作为对比方法，与所研究的检测方法进行对比，对比指标为超限距离偏离指数，即检测盲区边缘到最近监控点的距离与真实距离的绝对误差与真实距离之间的比值以及边界匹配度，即检测盲区边界与真实边界的 Jaccard 相似系数（0~1 之间，1 为完全匹配）。对比结果如图 9 和图 10 所示。

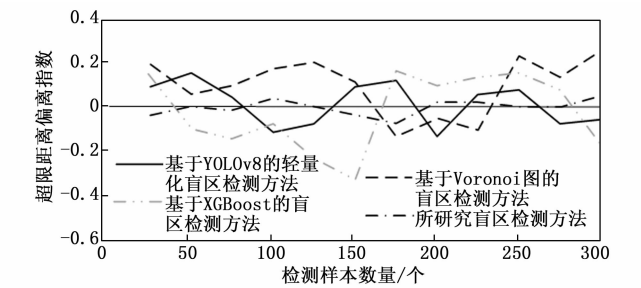


图 9 超限距离偏离指数测试结果

从图 9 中可以看出，所研究盲区检测方法的超限距离偏离指数相对于 3 种对比方法的超限距离偏离指数更小，且围绕无偏差基础 0 线上下波动，由此说明所研究盲区检测方法在监控盲区的空间定位方面具有更好的准确性，能够更精确地反映真实盲区范围。

从图 10 中可以看出，在 4 种方法中，所研究盲区检测方法的 Jaccard 相似系数一直保持在最高水平，说明所研究方法检测出来的盲区边界与真实边界的匹配度更高，检测结果更为准确。

综上所述，相比于现有方法，所研究盲区检测方法更具有优越性，这主要归因于该方法将 GIS 的空间分析能力与图论算法的拓扑建模优势深度融合，通过三重创新机制提升盲区检测精度。1) 提出拓扑—空间双驱动建模框架，基于 GIS 构建高精度路网图层并抽

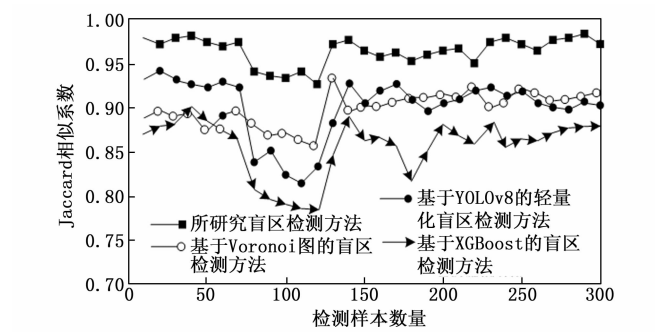


图 10 边界匹配度测试结果

象为加权有向图，通过绕路系数阈值过滤无效路径，消除拓扑冗余，确保图结构精准表征实际路网；2) 设计图论算法协同优化机制：针对大规模路网计算瓶颈，创新改进 Floyd-Warshall 算法、Multi-source Dijkstra 算法及 BFS 算法，显著提升孤立区识别与边界划分效率；3) 建立空间约束增强策略，在连通性分析中引入层级阈值截断，结合动态权重优先级队列，避免碎片化伪盲区生成。上述这种“数据建模—算法协同—空间约束”的闭环，使所研究盲区检测方法在超限距离偏离指数和边界匹配度上均优于传统方法，精准锁定主干路/次干路盲区，为监控布防提供高可信度决策依据。

3 结束语

本研究提出了一种基于 GIS 与图论算法的路网监控盲区智能检测方法。本研究的核心创新在于构建了“拓扑—空间”双驱动建模框架，通过将高精度路网抽象为加权有向图，并引入绕路系数过滤无效路径，确保了模型对实际交通行为的高保真表征。在此基础上，针对性地改进了 Floyd-Warshall、Multi-source Dijkstra 及 BFS 等一系列图论算法，形成了从识别孤立区到精准划定盲区边界的协同解决方案。

实验证明，该方法在盲区空间定位精度与边界匹配度上均显著优于传统方法，能够有效识别出复杂路网中的结构性盲区。研究成果可为城市监控资源的科学布防与精准调度提供直接、可靠的技术支撑，对提升公共安全防控的智能化水平具有重要的实践价值。

展望未来，研究可在两方面进一步深化：1) 融合实时气象、交通流等多源动态数据，提升模型在复杂环境下的适应性；2) 探索分布式计算与图神经网络技术，以应对超大规模路网的实时分析需求，推动该方法向实战化、业务化系统集成。

参考文献：  
[1] 郑利民，陈 双，李 刚. YOLOv5 网络算法下交通监控视频违章车辆多目标检测 [J]. 吉林大学学报（工学版），



- 2025, 55 (2): 693–699.
- [2] 周 飞, 郭杜杜, 王 洋, 等. 基于改进 YOLOv8 的交通监控车辆检测算法 [J]. 计算机工程与应用, 2024, 60 (6): 110–120.
- [3] 甘超莹, 甘建文, 顾 野. 基于图像识别技术的城市轨道交通车站智能视频监控系统的设计与应用 [J]. 城市轨道交通研究, 2023, 26 (2): 76–80.
- [4] 李问渠, 陈继清, 郝科崴, 等. 一种基于 YOLOv8 的轻量化盲区检测网络 [J]. 现代电子技术, 2024, 47 (16): 163–170.
- [5] 陈振峰, 陈纪鑫. 基于 Voronoi 图的无线传感网络覆盖盲区检测方法 [J]. 传感技术学报, 2024, 37 (1): 136–141.
- [6] 王 潮, 周 梦, 丁寅凡, 等. 视觉拐弯: 转角视野盲区无线感知监测算法 [J]. 西安电子科技大学学报, 2023, 50 (2): 197–204.
- [7] 代少升, 周 漫, 余自安, 等. 基于改进 YOLOv8n 的货车盲区目标检测方法 [J]. 半导体光电, 2025, 46 (1): 172–179.
- [8] 罗真富, 谢洪斌, 谭德军, 等. RS 与 GIS 技术在页岩气地质调查和井场选址中的应用: 以重庆城口页岩气勘察区为例 [J]. 中国矿业, 2025, 34 (3): 94–103.
- [9] 邹存铭. 基于 GIS 分析的通榆县乡村聚落空间分布与演变研究 [J]. 东北师大学报 (自然科学版), 2025, 57 (1): 126–132.
- [10] 姚 莉, 邓春秀, 唐 彪, 等. 基于最大熵模型 (Max Ent) 和地理信息系统 (GIS) 的四川省眉山市东坡区晚熟柑橘适宜性评价 [J]. 中国农业科学, 2025, 58 (4): 748–758.
- [11] 李慈航, 姚洪锡, 张协崇, 等. GIS 环境下铁路路基三维设计系统关键技术研究 [J]. 铁道标准设计, 2025, 69 (3): 83–90.
- [12] 林新贝, 陈珂珂, 孙永兵, 等. 基于图论方法分析青少年非自杀性自伤患者大脑功能网络的拓扑属性 [J]. 磁共振成像, 2024, 15 (12): 65–72.
- [13] 徐弘良, 尹学锋. 面向动态信道的传播图论建模方法优化 [J]. 无线电通信技术, 2024, 50 (5): 905–913.
- [14] 刘向宏, 李志峰, 孙仕强. 基于图论的复杂系统潜通路分析方法 [J]. 兵器装备工程学报, 2024, 45 (6): 40–46.
- [15] 陈贺鹏, 陈艳艳, 李 臣, 等. 基于网联信息预警的停车场盲区抵近行为分析 [J]. 科学技术与工程, 2025, 25 (3): 1262–1271.
- [16] 唐建波, 夏何炎, 彭 举, 等. 融合众源轨迹数据的户外徒步旅行导航路网地图构建 [J]. 地球信息科学学报, 2025, 27 (1): 151–166.
- [17] 先梦瑜. 一种基于 Dijkstra 的物流配送路径优化算法设计 [J]. 电子设计工程, 2023, 31 (2): 20–24.
- [18] LEE S, ROH D, YU J, et al. Deep feature fusion via transfer learning for multi-class network intrusion detection [J]. Applied Sciences, 2025, 15 (9): 4851–4851.
- [19] LI J, CHEN H, OTHMAN S M, et al. NFIO-T-GATE-DTL IDS: Genetic algorithm-tuned ensemble of deep transfer learning for NetFlow-based intrusion detection system for internet of things [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2025, 143: 110046.
- [20] THIEN N H, DAEHEE K. Supervised contrastive ResNet and transfer learning for the in-vehicle intrusion detection system [J]. Expert Systems With Applications, 2024, 238 (PE): 1–10.
- [21] 陈 坤, 李 青, 褚瑞娟, 等. 采用原型学习的类概念漂移网络数据检测与分类算法 [J]. 信息工程大学学报, 2025, 26 (1): 14–20.
- [22] 史志强, 古丽米拉·克孜尔别克, 韩 博, 等. 基于改进 BiLSTM-KF 的 WSN 数据漂移盲校准算法 [J]. 计算机技术与发展, 2025, 35 (2): 122–129.
- [23] 吴勇华, 梅 颖, 卢诚波. 基于增量加权的概念漂移数据流分类算法 [J/OL]. 上海交通大学学报, 1–22 [2025–06–20]. <https://doi.org/10.16183/j.cnki.jsjtu>, 2024, 198.
- [24] 林熙明. 基于元度量学习的小样本流数据概念漂移检测方法研究 [D]. 济南: 山东建筑大学, 2024.
- [25] 张万鹏. 针对时序数据的概念漂移检测算法的研究与实现 [D]. 西安: 西安电子科技大学, 2024.
- [26] 王甜甜. 面向非平衡概念漂移数据流的主动学习方法研究 [D]. 太原: 山西大学, 2024.
- [27] DING H, SUN Y, HUANG N, et al. TMG-GAN: generative adversarial networks-based imbalanced learning for network intrusion detection [J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2024, 19: 1156–1167.
- [28] 魏 波, 胡财富, 任芮彬. 面向不平衡数据的二阶段网络入侵检测新方法 [J]. 系统工程与电子技术, 2025, 47 (6): 2065–2075.
- [29] 陈 虹, 由雨竹, 金海波, 等. 融合改进采样技术和 SRFCNN-BiLSTM 的入侵检测方法 [J]. 计算机工程与应用, 2025, 61 (9): 315–324.
- [30] 周万珍, 盛媛媛, 张永强, 等. 基于 ADASYN 和 WGAN 的混合不平衡数据处理方法 [J]. 河北工业科技, 2024, 41 (4): 291–298.
- [31] 徐忠原, 杨秀华, 王 业, 等. 面向不平衡数据集的网络入侵检测算法 [J]. 吉林大学学报 (信息科学版), 2023, 41 (6): 1112–1119.