

# 基于改进 DV-HOP 的道路交通拥堵 传感节点快速监测

张 华, 易 丹

(广州铁路职业技术学院 信息工程学院, 广州 510430)

**摘要:** 由于现有交通拥堵监控设备在海量三维交通信息中处理数据的能力较差, 导致监测目标延迟较高, 故设计一种基于改进 DV-HOP 的道路交通拥堵传感节点快速监测方法; 在待监测区域安置无线视觉传感器, 划分子节点与 Sink 节点, 采集车辆通行状况和整体长度; 把异常道路数据作为小概率事件, 确立速率采集周期及交通状态采集周期, 推算历史车辆速率均值和交通数据方差, 设定拥堵临界值, 分析路段是否产生拥堵; 对道路交通拥堵节点进行初始化, 确定全部道路交通拥堵节点, 并将其转换到二维坐标中; 利用改进 DV-HOP 算法获取道路交通拥堵节点位置信息, 得出道路交通拥堵节点监测结果; 实验分析表明: 设计方法的均等系数值可达 0.998, 数据传输延迟仅为 3.5 s, 表明交通拥堵监测精度较高。

**关键词:** 无线传感网; 交通拥堵; 车辆监测; 传感节点; 模拟退火算法

## Rapid Monitoring of Road Traffic Congestion Sensor Nodes Based on Improved DV-HOP

ZHANG Hua, YI Dan

(Institute of Information Engineering, Guangzhou Railway Vocational and Technical College,  
Guangzhou 510430, China)

**Abstract:** Existing traffic congestion monitoring equipment has the poor ability of processing data in massive three-dimensional traffic information, resulting in high monitoring target delay, a fast monitoring method for the road traffic congestion sensor nodes based on improved DV-HOP was designed. A wireless vision sensor was placed in the area to be monitored, and the sub-nodes and Sink nodes were divided to collect the traffic conditions and overall length of the vehicles. The abnormal road data were regarded as small probability events, the rate acquisition period and traffic state acquisition period were established to calculate the mean rate of historical vehicles and the variance of traffic data and set the congestion critical value, which analyzed whether the road section was congested. The road traffic congestion nodes were initialized to determine all the road traffic congestion nodes and convert them into two-dimensional coordinates. The improved DV-HOP algorithm is used to achieve the location information and monitoring results of road traffic congestion nodes. The experimental results shows that the equal coefficient value of the proposed method reaches up to 0.998, with a data transmission delay of only 3.5 s, and the improved DV-HOP algorithm has a high traffic congestion monitoring accuracy.

**Keywords:** wireless sensor network; traffic jam; vehicle monitoring; sensor node; simulated annealing algorithm

## 0 引言

长期以来, 交通拥堵是一个不可忽视的问题, 特别是大城市, 交通拥堵状况更为严峻<sup>[1]</sup>。随着人民生活水平的提升和城市化进程的加快, 机动车数量也在迅速攀升, 这与城市的基础设施建设、城市管理水准产生了强烈的矛盾和冲突, 拥堵问题愈发突出<sup>[2]</sup>。交通堵塞给城市发展带来诸多不利影响, 例如燃油消耗、交通浪费、环境污染等<sup>[3]</sup>, 城市道路交通拥堵也成为当前交通领域研究的核心内容。

孙梦婷<sup>[4]</sup>等人提出一种利用 CART 分类树的道路交通拥堵监测方法, 将路段等距离划分后映射为路段点, 依照时空维路况异常获得 4 种拥堵类型模式, 提取路段点路况时空序列, 择取速度指标为样本属性数据集, CART 分类树算法构建道路交通拥堵监测模型, 实现道路交通拥堵监测。此方法能够有效提升道路交通拥堵监测耗时, 但是道路交通拥堵监测结果反馈正确率不佳。吕鲜<sup>[5]</sup>等人提出基于长短期记忆模型的道路交通拥堵监测方法, 考虑各类因

收稿日期: 2023-04-04; 修回日期: 2023-06-05。

基金项目: 2022 年度广东省普通高校重点科研平台和项目(2022ZDZX1068)。

作者简介: 张 华(1977-), 男, 硕士, 副教授。

引用格式: 张 华, 易 丹. 基于改进 DV-HOP 的道路交通拥堵传感节点快速监测[J]. 计算机测量与控制, 2024, 32(3): 37-43.

素影响和交通流数据隐含特征，运用去噪自编码模型得到数据特征，使用 LSTM (Long-Short Term Memory, 长短期记忆网络) 模型推算历史信息，完成道路交通拥堵监测，此方法能够有效提升监测精准度，但是计算耗时量高。张波<sup>[6]</sup>等人提出基于 LSTM 模型的路面交通拥堵预测方法，利用网络爬虫方法采集路面交通拥堵数据，通过层次分析方法获取路面交通拥堵数据属性，依据属性值构建路面交通拥堵预测函数，通过 LSTM 模型进行路面交通拥堵预测函数求解，此方法能够有效提升路面交通拥堵预测效果。

针对以上问题，论文提出一种基于改进 DV-HOP 的道路交通拥堵传感节点快速监测方法。该方法使用无线传感网采集交通数据，根据数据显示推算当前交通状况，运用改进 DV-HOP 算法实现拥堵区域定位，在最短时间完成拥堵疏散措施，在实验分析中也进一步验证了方法的实用性。

## 1 道路交通数据处理

### 1.1 无线传感网的道路交通数据采集

无线传感网节点设计与铺设是算法的核心与基础，设计优劣直接影响到拥堵监测准确性、可靠性和使用范围，电路设计成本也是整个算法的关键。研究一种新型车辆检测电磁传感器，在汽车经过电磁传感器时会产生磁场变化，汽车尺寸和长度会直接影响探测信号，根据检测到的信号确定车辆通行情况与整体长度。

无线传感器网络内，子节点个数最多，且离监测区最近，是整个数据采集的基本单元。数据采集与传输的有效性和稳定性将影响到无线传感网运行水平。实施道路交通拥堵监测时，必须区分 Sink 节点和子节点。其中 Sink 节点是无线传感器网络中的汇聚结点，主要负责传感器网与外网的连接，可看作网关节点。而通常子节点性能包括数据获取、信号有效性评估、中间层传送等。其性能会因应用场合的不同而有所差别，图 1 中展现了其详细性能。

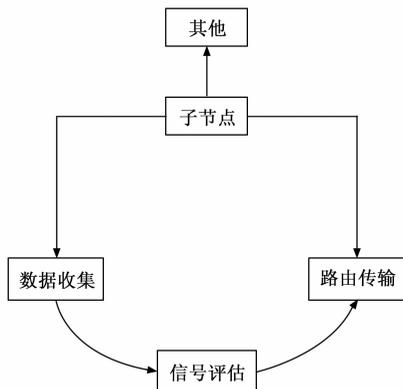


图 1 子节点性能示意图

Sink 节点是无线传感器网与控制中心之间连接桥梁，在道路交通拥堵监测中，要进行大规模检测，必须在路面上设置多个子节点，因此要在监控区与监控中心之间建立

起一条中介通道<sup>[7]</sup>。若每一个子节点都向监测中心传送数据，则会产生信息量过高的问题。在传送数据之前，必须先缓存和过滤数据，Sink 节点就涵盖此项功能。将 Sink 节点性能表示成图 2。

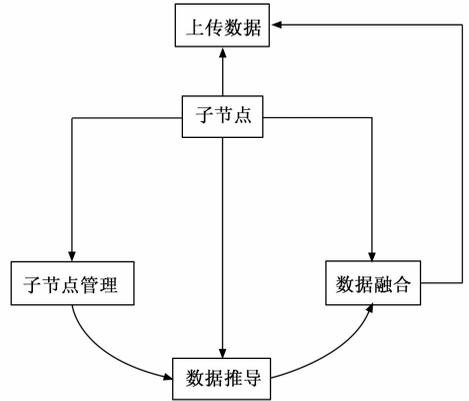


图 2 Sink 节点性能示意图

在无线传感网络启动后，Sink 节点从准备状态对外部设备进行初始化，包括初始化处理器端口、外部设备和内部时钟，Sink 节点会进入无限循环。接收到消息后，持续查找外部节点接收到的消息类型，这里分为 3 种信息类型：网络请求信息、时间校正信息和数据信息。网络请求信息是由下级子节点在入网申请时发出的，经过本地评估方可通过；时间校正信息是在时间同步期间，对子节点和 Sink 节点发出的响应，依据响应数据结构判定该子节点是否完成时间同步<sup>[8]</sup>；数据信息是由下级子节点上传的数据，此时 Sink 节点就会缓冲全部接收数据。子节点上电后，先向该区域的 Sink 节点提出入网请求，再由 Sink 节点判定是否通过，若不同意，将会持续发出请求，直至完全进入网络。然后采取初始化操作，操作目标为本地节点数据存储器、定时计数器和中断设置。

初始化结束后，需要等待数据接收，通过预先设定的数据帧结构标记判定所接收的数据是时间信息或数据信息。时间信息是一个本地 Sink 节点发送数据的标准时间，数据信息是一个子节点或 Sink 节点发送的管理信息。如果接收数据是时间信息，节点会自主进行时间校正，若判定为数据信息，则分析信息来源。睡眠状态下，子节点信号接收周期越长，消耗能量就越少，为了防止错过 Sink 节点的叫醒命令，设置每 20 秒的子节点检测一次 Sink 节点的信息。若处于监听模式，则该节点仅具备传送路径的作用，停止道路交通数据采集，反之持续采集交通数据。

### 1.2 道路交通数据预处理

在对道路交通进行拥堵检测前，首先完成了对于道路数据的采集，但是采集到的初始数据中，难免会包含一定的噪声数据和存在问题的数据，故应对数据进行预处理，以提高所使用数据的可靠性和准确性。本文从数据清洗、数据去噪以及数据补全 3 个方面展开道路交通数据的预处

理过程。

在本文的道路交通拥堵监测中, 通过数据清洗剔除掉由于传感器故障或其他原因引起的错误数据, 保证后续数据处理的可靠性。常见的数据清洗方法包括利用统计学方法、机器学习方法等。其中, 统计学方法可以通过计算数据的平均值、方差、标准差等统计量来检测异常数据。机器学习方法则可以利用分类算法、聚类算法等来识别异常数据。本文采用基于统计学方法的数据清洗方式, 对采集到的车辆速度数据进行清洗, 剔除掉速度为 0 或速度异常的数据点。首先计算每个传感器采集到的速度数据的均值和标准差, 然后根据  $3\sigma$  原则来判断异常数据: 数据难免会存在一定的波动, 故只要其在可接受范围内, 便可认定其为正常数据, 根据经验, 可将这个范围圈定在该数据与总体数据平均值差值的标准差的三倍以内<sup>[9]</sup>。此外, 根据常识和经验, 还可将速度为 0 的数据点视为无效数据并剔除。通过以上的数据清洗过程, 能够剔除掉由于传感器故障或其他原因引起的错误数据, 保证后续数据处理的可靠性。

在对道路交通数据进行去噪处理的过程中, 可以采用中值滤波、均值滤波或小波滤波等方法来实现数据的去噪目标, 以有效地降低在判定道路交通拥堵状态时出现的误报率和漏报率, 提高对拥堵状态判定的准确性。中值滤波是一种采用窗口滑动的非线性滤波方法, 它的核心思想是在每个窗口内取中位数作为输出, 以去除椒盐噪声和高斯噪声。虽然中值滤波可以提高数据的可靠性和准确性, 但是滤波会导致信号平滑程度下降, 可能会使得数据丢失一些细节信息。而均值滤波是一种线性滤波方法, 它的基本思想是用一个窗口 (或卷积核) 沿着信号进行滑动, 在每个窗口内取平均值作为输出, 可以有效地去除高斯噪声, 但对于椒盐噪声等离群点较多的噪声, 效果不佳。小波滤波是一种基于小波变换的滤波方法, 它的基本思想是将信号分解成不同尺度的小波系数, 然后通过阈值处理来去除噪声, 可以同时实现时域和频域的滤波, 具有较好的去噪效果, 但需要选择合适的小波基和阈值, 否则可能会对信号产生较大的影响<sup>[10]</sup>。

本文针对道路交通拥堵监测问题, 选择了中值滤波作为去噪方法。因为在实际道路交通中, 存在一些离群点和噪声干扰, 这会导致车速数据出现一些异常值, 而中值滤波可以有效地去除这些异常值和噪声干扰, 保证车速数据的准确性。选择了窗口大小为 5 的中值滤波器对采集到的车速数据进行去噪处理。其公式如下:

$$f_{i,j} = \text{median}\{g_{k,l}\}, (k,l) \in S_{i,j} \quad (1)$$

其中:  $f_{i,j}$  表示中心像素点的灰度值,  $g_{k,l}$  表示周围邻域像素点的灰度值,  $S_{i,j}$  表示邻域大小。通过以上的去噪过程, 能够有效地提高车速数据的可靠性和准确性, 为后续的数据分析和建模奠定基础。

在本文的道路交通拥堵数据的采集过程中, 可能会由

于采集设备的限制或其他原因而产生少量的空值, 为了避免这类数据影响到后续数据分析和建模的准确性, 需要对采集到的道路交通拥堵数据进行补全处理。常见的补全方法包括插值法、回归法等。插值法是一种在已知数据点之间进行推断, 以求得未知数据点的数值的方法。其基本思想是根据已知数据点的函数值和自变量值, 构造出一个插值多项式, 然后用该多项式来估计未知数据点的函数值。回归法是一种基于统计学方法, 通过已知数据点之间的线性关系来推断未知数据点值的方法。其基本思想是根据已知数据点的自变量值和因变量值, 建立一个回归模型, 然后用该模型来估计未知数据点的因变量值。

针对本文的道路交通拥堵监测问题, 选择插值法作为补全数据的方法。因为在实际道路交通中, 车辆速度存在着一定的连续性和规律性, 因此采用插值法能够比较准确地估计缺失数据点的速度值。运用拉格朗日插值法完成对道路交通数据空值的补全处理, 其公式如下:

$$f(x) = \sum_{i=0}^n y_i \prod_{j=0, j \neq i}^n \frac{x - x_j}{x_i - x_j} \quad (2)$$

其中:  $f(x)$  表示插值多项式,  $y_i$  表示已知数据点的函数值,  $x_i$  表示已知数据点的自变量。将采集到的车速数据作为已知数据点, 将缺失数据点作为未知数据点, 通过拉格朗日插值法来估计缺失数据点的速度值。通过以上的补全过程, 能够有效地填补缺失数据, 保证车速数据的完整性和连续性, 为后续的数据分析和建模奠定基础。

### 1.3 道路交通拥堵状态判定

利用无线传感网收集交通数据, 并对采集到的数据进行了预处理之后, 在车辆正常通行的情况下, 行驶路段每天相同时间的交通流信息在一定范围内具有较大浮动。倘若道路发生偶然性拥堵, 数据会产生异常, 将异常数据拟作小概率事件<sup>[11-12]</sup>。交通流信息浮动满足正态分布, 正态分布参数  $\eta$ 、 $\gamma$  通过历史数据分析获得。通过概率定理可知, 正态分布中取值与  $\eta$  值差距越大, 发生的概率越低。按照此定理, 设定数据处于  $[\eta - 3\sigma, \eta + 3\sigma]$  之外, 道路出现行驶异常。若数据产生异常且处于临界值, 就会发出拥堵预警信号。

交通流信息涵盖速率与交通状态两个参数, 首先明确速率采集周期与交通状态采集周期, 预处理初始信息并进行周期整合<sup>[13]</sup>, 实现交通状况评估。判断是否发生拥堵要同时符合如下条件:

第一, 目前时段交通状态是“拥堵”; 第二, 目前时段的速率和过往常同时段的速率下降值  $\Delta a_1$  超出临界值  $3\sigma_a$ ; 第三, 目前时段速率和上个阶段的速率下降值  $\Delta a_2$  超出临界值  $d_a$ ; 第四, 倘若多数状况下过往常同时段的交通状况是正常的<sup>[14]</sup>, 统计过往常同时段交通情况。

假如目前时段是  $t$ , 相对的速率是  $a_t$ , 交通情况是  $e_t$ , 上一阶段  $t^-$  相对的速率是  $a_{t^-}$ , 交通情况是  $e_{t^-}$ , 监测数据天数总和是  $g$ ,  $a_{it}$  是第  $i$  天  $t$  时段的速率。则  $t$  时段的车辆

速率过往均值为：

$$\bar{a}_t = \left( \sum_{i=1}^g a_{ti} / g \right) \quad (3)$$

$t$  时段过往交通数据方差是：

$$\sigma_a = \sqrt{\sum_{i=1}^g (a_{ti} - \bar{a}_t)^2 / (g - 1)} \quad (4)$$

比较目前  $t$  时段的速率和过往均值  $\bar{a}_t$ ，分析评估条件  $\Delta a_1 = a_{ti} - \bar{a}_t > 3\sigma_a$  是否成立。设定统计  $t+1$  时段的过往交通情况为“拥堵”的数量是  $c$ ，评估是否满足  $c/g \leq b_s$ ，其中  $b_s$  是交通拥堵情况临界值，将其设置为  $2/3$ 。

当  $c/g \leq \frac{2}{3}$  时，那么断定检测路段上产生拥堵现象，并将控制与调度数据利用无线传感网上传至相对节点，告知驾驶员进行合理避让；反之，当  $c/g > \frac{2}{3}$  时，那么断定检测路段上不产生拥堵。就此实现了道路交通拥堵状态判定，根据判定结果进行接下来的道路交通拥堵监测。

## 2 基于改进 DV-HOP 算法的道路交通拥堵监测方法

### 2.1 DV-HOP 算法的原理

DV-HOP 算法是一种基于跳数定位的无线传感网络定位算法，其基本思想是通过测量节点之间的跳数来确定节点的位置，并通过引入锚点节点的参考信息来提高定位精度和稳定性<sup>[15]</sup>。具体来说，DV-HOP 算法采用多个锚点节点的位置信息作为参考，将节点之间的距离转化为节点之间的跳数，然后通过多边形重心法等方法，计算出节点的位置。

在该算法中，首先需要确定锚点节点的位置。这可以通过 GPS 等全局定位系统来获取，也可以通过其他定位算法来估计。然后，每个节点需要与至少 3 个锚点节点进行通信，获取锚点节点的位置信息和节点之间的跳数。通过收集到的这些信息，可以构建节点之间的跳数矩阵，并通过矩阵运算来计算出每个节点的位置<sup>[16]</sup>。

具体地，DV-HOP 算法的定位过程如下：

- 1) 确定锚点节点的位置，并将其作为参考信息；
- 2) 每个节点与至少 3 个锚点节点进行通信，获取锚点节点的位置信息和节点之间的跳数；
- 3) 根据节点之间的跳数，构建跳数矩阵；
- 4) 根据跳数矩阵和锚点节点的位置信息，计算出每个节点的位置。

需要注意的是，DV-HOP 算法中存在一些误差来源，例如跳数测量误差、锚点节点位置误差等。因此，在实际应用中，需要进行误差分析和校正，以提高定位精度和稳定性。在本文中引入 DV-HOP 算法，能够有效提高无线传感网络的定位精度和稳定性。

### 2.2 DV-HOP 算法的改进研究

为实现更高效精准的道路交通拥堵监测精度，减少未

知节点定位偏差，设计一种改进 DV-HOP 算法的道路交通拥堵监测方法。DV-HOP 算法是一种距离无关定位算法，设定  $H_1$ 、 $H_2$ 、 $H_3$  均为锚节点，其余节点是未知节点，则计算过程如下。

#### 1) 道路交通拥堵节点初始化：

利用无线传感节点的跳数可以对交通节点与拥堵位置的距离进行测定，本文利用无线传感网获取车辆具体位置，即此时车辆所处的交通节点，于此通过得到该传感器的 Sink 节点，通过断定检测路段上的拥堵现象，获取无线传感节点的跳数，实现对交通节点与拥堵位置的距离测定。

为此，本文需要统计无线传感网中全部未知节点，计算其余锚节点的跳数<sup>[17]</sup>，推算网络每跳的平均距离，依照节点之间的跳数，通过式 (3)、(4) 获得未知节点和锚节点的间距，记作：

$$k_i = \frac{\sum_{i \neq j} \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2}}{\sum_{i \neq j} l_{ij}} \quad (5)$$

$$o_{ij} = k_i \cdot l_{ij} \quad (6)$$

其中： $k_i$  是节点  $i$  的跳距均值， $l_{ij}$  是节点  $i$  与节点  $j$  之间的跳数， $(x_i, y_i)$ 、 $(x_j, y_j)$  是节点  $i$ 、 $j$  的坐标方位， $o_{ij}$  是两个节点的间距。完成道路交通拥堵节点初始化。

#### 2) 道路交通拥堵节点二维变换：

定位道路交通拥堵节点时，因节点深度信息是已知的<sup>[18]</sup>，可把三维定位变换成二维定位。倘若未知节点坐标是  $(X, Y)$ ，锚节点 1 的坐标是  $(X_1, Y_1)$ ，锚节点 2 的坐标是  $(X_2, Y_2)$ ，锚节点  $n$  的坐标是  $(X_n, Y_n)$ ，3 个锚节点至未知节点的距离依次为  $p_1$ 、 $p_2$ 、 $p_n$ ，则锚节点之间存在如下对应关系：

$$\begin{cases} (X - X_1)^2 + (Y - Y_1)^2 = p_1^2 \\ (X - X_2)^2 + (Y - Y_2)^2 = p_2^2 \\ \dots\dots \\ (X - X_n)^2 + (Y - Y_n)^2 = p_n^2 \end{cases} \quad (7)$$

统计未知节点和锚节点的方位关联，使用 DV-HOP 算法实施未知节点定位时，如果挑选不恰当锚节点，会造成较大定位偏差。为改善此问题，融入粒子群优化和模拟退火算法共同实现定位优化。粒子群优化具备计算简便、收敛速率快等特征，十分适用于节点数据传输需求较高的道路交通无线传感数据收发。

#### 3) 道路交通拥堵节点定位监测：

定义粒子方位与速率，推算各粒子的适应值，设定粒子的最优值是  $r_i$ ，最优粒子的方位矢量是  $r_g$ ，则粒子速率与方位的解析式为：

$$a_{i,j}(t+1) = \varphi \{ a_{i,j}(t) + u_1 \omega_1 [r_{i,j} - z_{i,j}(t)] + u_2 \omega_2 [r_{g,j} - z_{i,j}(t)] \} \quad (8)$$

$$z_{i,j}(t+1) = z_{i,j}(t) + a_{i,j}(t+1) \quad (9)$$

$$\varphi = \frac{2}{|2 - U - \sqrt{U^2 - 4U}|}, U = u_1 + u_2 \quad (10)$$

式中,  $a_{i,j}$ 、 $z_{i,j}$  依次为  $t$  时段下的行驶速率与方位,  $r_{i,j}$  代表第  $i$  个粒子的  $j$  维分量更新前的过往最优方位,  $r_{g,j}$  代表种群过往最优方位,  $\varphi$  是权重值,  $u_1$ 、 $u_2$  是学习因子,  $\omega_1$ 、 $\omega_2$  是随机数。

但粒子群优化计算时需要采取大量迭代运算, 加快网络能耗, 极易陷入局部最优<sup>[19-20]</sup>, 代入拥有突跳能力的模拟退火算法完善其性能, 改进 DV-HOP 算法定位偏差高的不足。代入模拟退火算法后, 获得全新的道路交通拥堵节点位置公式:

$$T(r_i) = \frac{q^{-(f(r_i)-f(r_g))/t}}{\sum_{i=1}^M q^{-(f(r_i)-f(r_g))/t}} \quad (11)$$

式中,  $f(\cdot)$  是适应度函数,  $T(r_i)$  是现有温度下粒子  $i$  的适应度。

### 2.3 改进 DV-HOP 算法在道路交通拥堵监测中的应用

改进后 DV-HOP 算法的节点定位过程如下: 把节点、下一跳待选节点的剩余能量和两点间距拟作约束条件, 创建源节点和 Sink 节点的多条数据传输链路, 将链路作为原始粒子; 初始化粒子方位与速率, 依次推算其对应个体极值和全局极值<sup>[21]</sup>, 同时把适应度的目前方位依次保存在个体信息  $r_i$  与全局信息  $r_g$  中, 明确现有温度下粒子适应值。如果监测地域中的节点产生大面积失效、交通网络陷入瘫痪或运行次数没有达到预设的最大轮次, 则终止节点定位工作。

评估目标函数是否为最优值, 如果不是则执行上述步骤, 若是最优值, 则簇首依照创建的数据传输链路把局部监测交通数据逐步汇聚至 Sink 节点, 让无线传感网实现一整轮节点定位与数据上传, 了解当前道路交通拥堵状况, 就此实现了道路交通拥堵监测。

## 3 实验过程及分析

### 3.1 实验准备及步骤

本文实验交通监测的原始数据通过交通运输局网站获取, 与现实状况一一映射。实验平台为 Veins, 无线传感网络实验参数如表 1 所示。

表 1 无线传感网络参数设定

参数	数值
最高功率	25 mW
传输频率	5.910e9Hz
灵敏度	-90 dBm
热噪声	-115 dBm
数据优先级	2
最长退避时间	0.004 s

实验开始前, 选择城市道路作为实验场景, 在道路上放置了 20 个车载传感器节点, 并在 5 个关键位置上放置了锚点节点。这些节点通过 ZigBee 协议进行数据传输。同时, 设置一个基站节点用于数据接收和处理。在实验过程中,

通过车载传感器节点对道路交通数据进行采集, 包括车辆的速度、位置等信息, 本次实验共采集了约 2 000 条道路交通数据, 并使用 Matlab 等工具进行数据处理和算法实现。每隔 10 秒钟采集一次数据, 并将这些数据通过 ZigBee 协议传输到基站节点。采集环境参数, 例如温度、湿度等, 以便后续分析。为了验证改进 DV-HOP 算法在道路交通拥堵监测中的有效性, 设计如下实验步骤:

1) 在城市道路上搭建无线传感网络, 并放置车载传感器节点和锚点节点。

2) 采集车辆的速度、位置等信息, 并将数据通过 ZigBee 协议传输到基站节点。

3) 对采集到的数据进行预处理, 包括数据清洗、缺失值补全等。

4) 利用改进 DV-HOP 算法对道路交通状态进行监测, 包括拥堵区域的检测、拥堵程度的评估等。

5) 对监测结果进行分析和评估, 包括监测精度、误差来源等。

6) 根据实验结果, 优化拥堵监测系统的参数和算法, 提高监测精度和可靠性。

按照上述步骤, 从拥堵信息传输性能与拥堵监测精度两方面入手, 以文献 [4] 中的 CART 分类树法与文献 [5] 中的长短期记忆模型法为对比方法, 来检验并对比分析本文所提方法的数据处理能力以及拥堵状态监测性能。

### 3.2 拥堵信息传输性能分析

拥堵信息传输性能实验中, 包含两个测试评估指标: 数据投递率与数据传输延时。数据投递率表示目标节点收到的数据和源节点传输数据之间的比例, 也就是可以准确输出的数据统计量, 展现了无线传感网在拥堵信息交互方面的可靠性, 指标计算公式为:

$$PDR = \frac{G_r}{G_s} \quad (12)$$

其中:  $G_r$  是节点获得的数据,  $G_s$  是源节点传输数据总和。

设定当前交通状况为中等密度场景, 3 种方法不同路面强度下数据投递率变化情况如图 3 所示。

观察图 3 可知, 在 3 种方法应用下, 数据投递率均随着路面强度的增大而降低, 其中, 本文方法的总体波动较小, 仅由 99.3% 降低到 98.5%, 而两种对比方法的总体波动相对较大, CART 分类树法下, 数据投递率由 97.6% 降低到 94.2%, 长短期记忆模型法下, 数据投递率由 98.3% 降低到 93.9%。在路面强度较小时, 两种对比方法的数据投递率不会受到太多外部影响, 但伴随车辆的增多, 其数据投递率呈明显下滑趋势。而所提方法在路面强度增多情况下, 数据投递率依旧保持在最高水平, 数据传输能力远高于两个对比方法, 展现出独特的数据传输优势, 说明本文方法具有较强的数据传输能力, 能够在对道路交通拥堵传感节点进行快速监测的过程中, 对监测数据

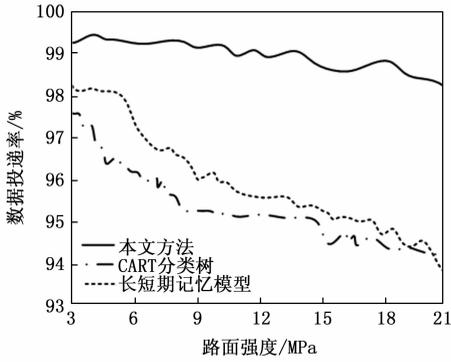


图 3 3 种方法中等密度场景下数据投送率情况对比

提供有效保障。

在相同的实验环境下，统计 3 种方法数据传输延时情况如图 4 所示。

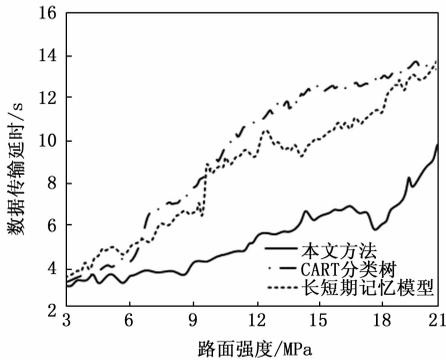


图 4 3 种方法中等密度场景下数据传输延时情况对比

从图 4 可知，随着路面强度的增大，3 种方法的数据传输延时均有所增加，其中，本文方法应用下的数据传输延时波动较小，另外两种对比方法的波动相对较大。当路面强度为 6 MPa 时，本文方法的数据传输延时为 3.5 s，CART 分类树方法的数据传输延时为 4.6 s；长短期记忆模型方法的数据传输延时为 5.2 s；当路面强度较低时，3 种方法数据传输延时无过多差别，但当路面强度值升高，两个文献方法会产生较多网络负载，数据传输延时逐渐提升，而所提方法依旧保持极小的传输延时，在较短时间内完成交通路况数据显示。以上结果说明，本文方法在数据传输延时方面表现较好，具有优异的实时性和稳定性。在实际应用中，本文方法能够及时、准确地反映道路交通状况，为交通管理部门和司机提供有力的参考。

### 3.3 拥堵监测精度分析

拥堵监测精度指标使用均等系数来描述，均等系数代表预测值与真实值之间演变走向的相似水平，均等系数越大，表明预测值和真实值之间拟合度越好，输出结果正确率越高。均等系数计算公式为：

$$EC = 1 - \frac{\sqrt{\sum_i (I_p(t) - I_r(t))^2}}{\sqrt{\sum_i (I_p(t))^2} + \sqrt{\sum_i (I_r(t))^2}} \quad (13)$$

其中： $I_p(t)$  代表  $t$  时段网络预测值， $I_r(t)$  代表  $t$  时段网络真实值。

设定拥堵监测实验次数为 300 次，均等系数值取每 25 次结果的均值，统计 3 种方法下的实验结果如图 5 所示。

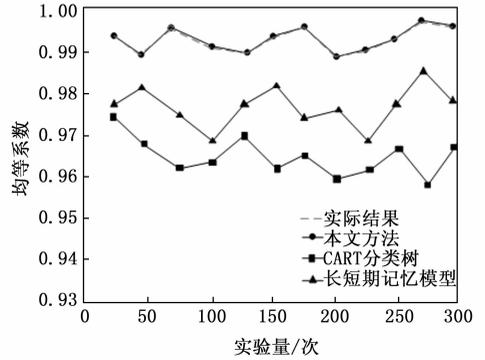


图 5 3 种方法均等系数数值实验结果对比

分析图 5 可知，本文方法下得到的均等系数值与实际结果基本重合，而在 CART 分类数方法和长短期记忆模型方法下，其均等系数值均明显低于本文方法下的结果。当实验次数为 50 次时，实际的均等系数值为达 0.986，本文方法的均等系数值可达 0.986，CART 分类树的均等系数值为 0.966，长短期记忆模型的均等系数值为 0.982；所提方法均等系数值最高，拥堵监测效果最好，数值拟合度要优于两个文献方法。出现此种现象的原因为：所提方法使用改进 DV-HOP 算法，更精准地锁定拥堵节点所处方位，监测准确度得到显著提高，与实际结果基本符合。以上结果均说明，本文方法在拥堵监测效果方面表现较好，具有较高的准确性和可靠性。在实际应用中，本文方法能够更加精准地检测和定位道路拥堵情况，为交通管理部门和司机提供更加有效的路况信息，提高道路运输的安全性和效率。

### 4 结束语

针对日益严重的交通拥堵问题，以无线传感网为基础，设计一种道路交通拥堵监测方法。面向交通的突发性和偶然性，在监测区域安置无线电磁传感器采集实时交通数据，分析交通情况是否产生拥堵或事故，通过改进 DV-HOP 算法定位拥堵节点位置，给车辆提供最新的交通信息。所提方法操作简便，实用性强，能从根本上缓解交通压力，给行车者提供驾驶便利。

#### 参考文献：

[1] 王晓旭, 王丽珍, 王家龙. 交通数据的时空并置模糊拥堵模式挖掘 [J]. 清华大学学报 (自然科学版), 2020, 60 (8): 683-692.  
 [2] 张绪冰, 谢雨飞. 隐马尔可夫模型的道路拥堵时间预测 [J]. 计算机工程与应用, 2022, 58 (16): 312-318.

- [3] 朱 军, 吴思豪, 张昉昊, 等. 大规模道路交通数据网络轻量化可视化方法 [J]. 西南交通大学学报, 2021, 56 (5): 905-912.
- [4] 孙梦婷, 魏海平, 李星滢, 等. 利用 CART 分类树分类检测交通拥堵点 [J]. 武汉大学学报 (信息科学版), 2022, 47 (5): 683-692.
- [5] 吕 鲜, 戚 湧, 张伟斌. 基于长短期记忆模型的交通拥堵预测方法 [J]. 南京理工大学学报, 2020, 44 (1): 26-32.
- [6] 张 波, 周 芳, 李 强. 基于 LSTM 模型的北京首都国际机场路面交通拥堵预测 [J]. 数理统计与管理, 2020, 39 (5): 761-770.
- [7] 罗 恒, 郭爱煌, 倪启东, 等. 基于温度空间分布的传感节点部署最优化研究 [J]. 计算机测量与控制, 2018, 26 (4): 148-151.
- [8] 卢光跃, 周 亮, 吕少卿, 等. 基于图信号处理的无线传感器网络异常节点检测算法 [J]. 计算机应用, 2020, 40 (3): 783-787.
- [9] 杜翠丽, 鹿高娜, 李晓璐, 等. 一种基于 D-S 证据理论的交通事件检测模型 [J]. 控制工程, 2020, 27 (6): 934-940.
- [10] 郭群勇, 朱秋圳, 胡振华. 顾及时空正负延迟的城市道路交通状态关联分析 [J]. 测绘科学技术学报, 2021, 38 (2): 166-172.
- [11] 袁振洲, 娄 晨, 杨 洋. 时间差异条件下的高速公路交通事故致因分析 [J]. 北京交通大学学报, 2021, 45 (3): 1-7.
- [12] 李家印, 郭文忠, 李小燕, 等. 基于智能交通的隐私保护道路状态实时监测方案 [J]. 通信学报, 2020, 41 (7): 73-83.
- [13] NAIN M, GOYAL N. Energy Efficient Localization Through Node Mobility and Propagation Delay Prediction in Underwater Wireless Sensor Network [J]. Wireless Personal Communications, 2021 (2): 1-19.
- [14] GATTO R C, FORSTER C. Audio-Based Machine Learning Model for Traffic Congestion Detection [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2020 (99): 1-8.
- [15] 叶焯星, 杨 飞. 基于介数中心性的交通拥堵指数计算 [J]. 测绘通报, 2021 (5): 86-90.
- [16] 张 磊. 基于北斗卫星的狭窄路段交通拥堵智能控制系统设计 [J]. 计算机测量与控制, 2020, 28 (4): 121-125.
- [17] 闫锥恒, 贺昱曜. 年轮式水下无线传感器网络节点深度自调节优化部署方法 [J]. 微电子学与计算机, 2021, 38 (10): 49-56.
- [18] 曹 堉, 王 成, 杨岳铭, 等. 基于贝叶斯网络的城市道路交通拥堵多原因自动实时识别 [J]. 公路交通科技, 2020, 37 (11): 89-97.
- [19] 陈 鼎, 周水庭, 陈 云, 等. 拥堵指数自适应调节的交通运行状态识别方法及应用研究 [J]. 交通运输系统工程与信息, 2022, 22 (2): 137-144.
- [20] 丁 洁, 刘晋峰, 杨祖良, 等. 基于深度学习的交通拥堵检测 [J]. 重庆大学学报, 2021, 44 (4): 107-116.
- [21] 陈 悦, 杨 柳, 李 帅, 等. 基于 Softmax 函数增强卷积神经网络一双向长期记忆网络框架的交通拥堵预测算法 [J]. 科学技术与工程, 2022, 22 (29): 12917-12926.
- [18] ILLYA B, MARCO B, RAIMONDO S, et al. Structural similarity index (SSIM) revisited: A data-driven approach [J]. Expert Systems With Applications, 2022, 189 (3): 245-213.
- [19] MARUYAMA SHO. Properties of the SSIM metric in medical image assessment: correspondence between measurements and the spatial frequency spectrum [J]. Physical and Engineering Sciences in Medicine, 2023, 163 (1): 234-212.
- [20] EBERZ STEFAN, GRAF BENEDIKT, ANTONI CONNY H. A SSIM-Based approach to psychosocial risk assessment and interventions: A Case Study [J]. Zeitschrift für Arbeits- und Organisationspsychologie, 2022, 66 (4): 122-137.
- [21] SINGHADIA, ASHISH, PATI, et al. Efficient HEVC encoding to meet bitrate and PSNR requirements using parametric modeling [J]. Circuits, Systems, and Signal Processing, 2022, 41 (8): 345-336.
- [22] SETIADI M I R D. PSNR vs SSIM: imperceptibility quality assessment for image steganography [J]. Multimedia Tools and Applications, 2020, 80 (6): 327-320.
- [23] CHANMIN P, WENDA Z, INJUN P, et al. A 51-pJ/Pixel 33. 7-dB PSNR 4x Compressive CMOS Image Sensor With Column-Parallel Single-Shot Compressive Sensing [J]. IEEE journal of solid-state circuits, 2021, 56 (8): 124235.
- [24] ZIXIANG L, YAXIAO Y, XIAOYU Y, et al. Tunable bandstructures of MSe/CN (M = Mo and W) van der Waals Heterojunctions [J]. Materials Research Express, 2023, 10 (3): 246-113.
- [25] VAMSI B K, REDDY O A, RAMAKRISHNA A R, et al. Facile one-step hydrothermal route to MSe/Mo<sub>3</sub>Se<sub>4</sub> (M: Zn, Mn, and Ni)-based electrode materials for ultralong-life hybrid supercapacitors [J]. Journal of Materials Science & Technology, 2023, 156 (7): 233-326.
- [26] YIN X L, HUA L X, FENG Y Z. Effect of electrolyte, potential gradient and treatment time on remediation of hexavalent chromium contaminated soil by electrokinetic remediation and adsorption [J]. Environmental Earth Sciences, 2023, 82 (1): 342-249.
- [27] JIEYU W, TUHUA Z, YANPING Z, et al. Microstructure, chemical composition and thermal stability of alkali-treated bamboo fibers and parenchyma cells; effects of treatment time and temperature [J]. Cellulose, 2022, 30 (3): 213-278.