

百科探索

复杂环境条件下多模态交通信号警示信息推荐算法研究

焦萍萍

(三亚学院 信息与智能工程学院 海南省三亚市 572022)

摘要:在复杂的道路环境中,存在大量的相似的形状和颜色干扰,影响交通信号警示信息推荐的准确性和实时性,造成车辆拥堵,因此提出复杂环境条件下多模态交通信号警示信息的推荐算法研究。利用多模态融合技术,对复杂环境条件下交通信号警示信息的异质网络图中的交通信号警示信息进行整合,以提取交通信号警示信息的多维度特征,计算这些特征信息之间的相似性,实现复杂环境条件下多模态交通信号警示信息的推荐。仿真测试结果表明:复杂环境条件下多模态交通信号警示信息推荐算法相较于原始车辆平均行驶速度每小时提速 9.3km,证明该算法在能够精准推荐交通信号警示信息,以提升交通流效率。

关键词:复杂环境;多模态;交通信号;警示信息;推荐算法;

中图分类号:TP391 文献标识码:A

0 引言

在恶劣天气、夜间及多车道交汇等复杂环境中,交通信号警示信息的精准即时传递^[1],成为解决道路交通复杂度飙升、拥堵与事故等问题的关键。因此,开展复杂环境条件下交通信号警示信息推荐算法的研究具有重要的背景意义和实际应用价值。文献^[2]提出基于 MOOC 的交通信号警示信息推荐算法,该方法可以实时收集学习者的学习反馈,确保学习者始终接触到最新、最相关的交通信号警示信息。然而在 MOOC 平台中,用户的学习行为数据可能相对稀疏,这会影响到推荐结果的准确性和有效性。文献^[3]则利用了对抗性排序学习技术对交通信号警示信息进行推荐。对抗型排序学习技术通过模拟真实的复杂交通环境,提高交通信号警示信息的推荐准确性。但该方法的训练过程相对复杂,这可能导致模型在训练过程中出现震荡或不稳定的现象,影响最终的推荐效果。文献^[4]提出的基于递归神经网络的交通信号警示信息推荐算法,特别擅长处理序列数据,能够捕捉时间序列中的长期依赖关系,从而推荐相应的警示信息。随之而来的如果历史交通流量、事故记录等时间序列数据不足,会导致算法无法准确捕捉交通系统的动态特性,降低警示信息推荐的有效性。总结归纳上述研究出现的问题,本文提出了一种综合性的复杂环境条件下多模态交通信号警示信息推荐算法,引入了多模态数据,为交通信号警示信息推荐提供更加全面、准确的数据支持,减少驾驶员的决策失误和交通事故的发生,提高道路通行效率,从而提升用户的出行体验。

1 复杂环境条件下多模态交通信号警示信息推荐算法设计

1.1 构建复杂环境条件下交通信号警示信息异质网络图

由于交通环境的复杂多变,充满了高度不确定性^[5],本文对复杂条件下的交通信号警示信息异质网络图进行了构建,以此深入剖析并揭示交通系统内部各元素之间错综复杂的相互作用与依赖关系,帮助后续交通信号警示信息的整合。通过综合运用多种高精度传感器,全面收集交通信号灯状态、交通流量、交通事故记录、道路

状况和环境条件等交通信号警示信息,并采用严格的数据清洗流程,剔除冗余、错误及无效数据,确保了信息的高质量与准确性。同时进一步地对数进行精细化处理与格式转换,将交叉口、路段、信号灯等关键连接关系抽象转化为节点与边。采用深度优先搜索图论算法,识别出全部节点与边的连通组件,并从中选择包含节点最多的子图作为最大连通子图,具体最大连通子图如图 1 所示。

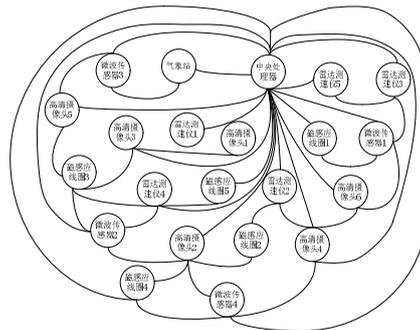


图 1 复杂环境条件下交通信号警示信息最大连通子图

运用 Dijkstra 算法,分析最大连通子图中主要连接关系和交互路径的位置和影响力,精确描绘从关键节点至其他重要节点的最短路径,以此考量路径长度、拥堵状况及信号灯配置,评估信号警示信息的传播效率与效果。基于这一深入分析,明确异质网络图的节点与边类型,同时为它们添加地理位置、通行能力、控制策略及实时数据等详细的属性信息,实现了复杂环境条件下交通信号警示信息异质网络图的构建。

1.2 基于多模态融合技术整合交通信号警示信息

提取复杂环境条件下交通信号警示信息异质网络图的多维度数据及其节点间复杂关系,进而构建了如图 2 所示的模式融合模型。在模型的特征层面,将来自不同模态的数据进行深度融合,融合过程需要将传感器跟踪的某个车辆行驶过程的时间序列进行分割整理。

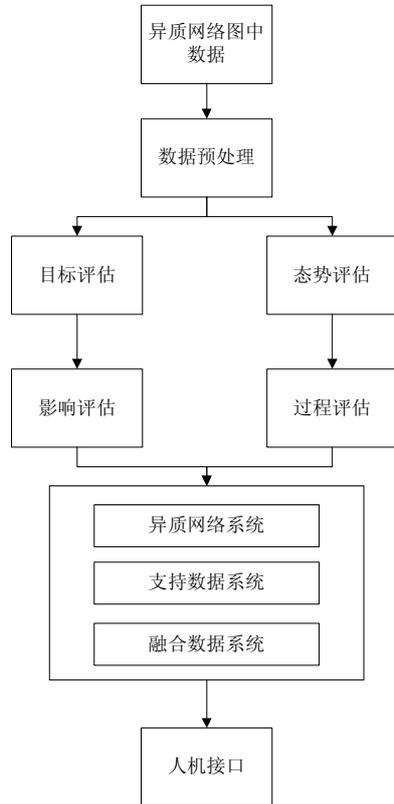


图2 多模态数据融合模型结构流程示意图

已知在多模态数据融合模型中，分割成的有界时间序列为 $A_c = [\lambda_c, \lambda_{c+1}]$, $c = 0, 1, 2, \dots$ ^[6]，基于此，得到融合函数的计算公式为：

$$b(c+1) = d(b(c), b_1(c), \dots, b_f(c)) \quad (1)$$

公式(1)中 b 代表传感器在第 c 次信息更新的内容； f 代表全部传感器的总数量； d 则代表融合系数。根据上式可见，所有传感器融合后的一维目标信息 $b(c+1)$ 作为原始值，可能在有界时间序列中，处于盲传感状态，此时各个传感器的原始状态 $b(0) = \infty$ 。

在数据融合的过程中，为确保信息的准确性与完整性，防止因盲从传感器状态而导致的数据冗余与关键信息缺失，需要综合考虑传感器历史表现、数据内容权重、误差范围及环境干扰等因素，来自不同传感器的数据进行细致的信任度分具体的计算公式为：

$$k = \frac{(\lambda b(c+1) - v \sum b(c+1))^2}{\sum b(c)} \quad (2)$$

公式(2)中 k 代表传感器对吸纳数据的信任度； λ 代表传感器在第 $c+1$ 次信息更新的内容的权重； v 代表可接受误差范围。通过公式(1)，将满足信任度的吸纳数据与原始数据进行基于多模态融合技术的交通信号警示信息整合，生成一个全面、准确的融合后数据集。为交通信号警示信息推荐提供强有力的数据支持。

1.3 提取交通信号警示信息特征

将整合后的多模态交通信号警示信息整合成一个带宽为漂移半径的矩阵，并将其输入到均值漂移聚类算法模型中，以探索数据中的自然聚类结构。从矩阵中，随机选取一个尚未被分类的数据点作为初始中心点，记为 g 。同时遍历矩阵中的所有数据点，计算其是否位于以初始中心点 g 为中心、带宽为半径的圆内。对于圆内的所有数据点，需要对其偏移均值向量进行计算，计算公式为：

$$\begin{cases} Z(g) = \delta + \frac{\sum (g_e - g)}{u} \\ \delta = \frac{2\sqrt{\sum b(c)}}{k^2} \end{cases} \quad (3)$$

公式(3)中， $Z(g)$ 代表偏移均值向量； δ 代表偏移常数； u 代表基于多模态技术整合后的交通信号警示信息数量； g_e 则代表在带宽范围内的数据点。将初始中心点 g 按照偏移均值向量的方向和长度移动，反复迭代中心点，直至全部整合后的交通信号警示信息都被标记过。在此过程中，中心点位置会逐渐稳定，并趋向于聚类中心的真实位置。同时相似数据会被收纳到一个聚类中，且共享相似的特征。此刻，每个聚类的中心则代表了该聚类内所有数据的特征^[7]。

1.4 计算特征信息相似性

不同用户在面对交通信号警示信息时，其关注点和需求可能存在差异^[8]，为此在提取了交通信号警示信息的特征之后，需要对特征信息的相似性进行计算，识别出用户的个性化需求，并据此为用户推荐最适合其需求的交通信号警示信息。本文计算特征信息相似性主要利用了余弦相似度算法，将交通信号警示特征信息表示为高维空间中的向量，其中每个维度对应一个关键词或特征项，计算这两个特征信息向量之间夹角的余弦值，以此量化它们之间的相似程度，具体的计算公式为：

$$\cos \theta = \frac{\sum_{i=1}^x m_y \times n_y}{\sqrt{\sum_{y=1}^x (m_y)^2} \times \sqrt{\sum_{y=1}^x (n_y)^2}} \quad (4)$$

公式(5)中 θ 代表特征信息向量之间夹角，该数值越小，则两个特征之间的方向越近； x 和 y 代表两个不同的特征向量； i 向量空间的维度； m 和 n 分别代表向量的横纵坐标。已知余弦值的范围处于 $[-1, 1]$ 之间^[9]，将其进行归一化处理，此时两个不同特征向量的相似度计算公式为：

$$\alpha = 0.5 \cos \theta = \frac{\sum_{i=1}^x m_y \times n_y}{2\sqrt{\sum_{y=1}^x (m_y)^2} \times \sqrt{\sum_{y=1}^x (n_y)^2}} \quad (5)$$

公式(6)中 α 代表两个不同特征向量的相似度，该数值越接近于 1，两个向量则越相似。分析历史交通环

境数据以及用户反馈数据确定一个交通信号警示信息相似度阈值,同时根据相似度计算结果,对交通信号警示信息按照相似度从高到低进行排序,当警示信息的相似度超过这个阈值时,这些信息会被推荐给需要的用户,以此实现复杂环境条件下多模态交通信号警示信息推荐算法设计。

2 仿真测试

2.1 测试准备

为评估复杂环境下多模态交通信号警示信息推荐算法的有效性,本文设计对比测试。采用对抗型排序学习技术和递归神经网络算法作为对照组,通过高清摄像头、雷达测速仪、气象站等多元传感器,在Q市中心典型交通路口收集详尽的环境与交通数据,包括光照、遮挡、天气状况及实时交通流量、车辆速度、车道数等。传感器数据通过视频流处理、直接接口读取及API调用等方式获取,确保数据的全面性和准确性。仿真测试基于光照强度1000Lux、遮挡20%、小雨天气等具体环境参数,以及8车道、4交叉口等交通条件,对比三种算法在相同条件下的表现。

将上述环境数据输入到VISSIM交通仿真软件中,以此构建出一个复杂的交通环境模型,并将三种实现好的推荐算法部署到仿真环境中,确保各算法能够实时捕捉仿真环境中的交通数据动态,并据此迅速输出准确的警示信息。运行VISSIM交通仿真软件,进行了十次循环模拟,每次均模拟了复杂多变的车辆运行轨迹、信号灯的智能控制等真实交通场景。在此过程中,三种推荐算法会根据不断生成的交通数据动态,调整其分析逻辑,触发推荐算法进行警示信息推荐。记录分析仿真过程中产生的交通数据、推荐算法的输出结果以及仿真环境的运行状态等信息,实现算法的性能评估。

2.2 测试结果

将不同交通信号警示信息推荐算法在复杂环境条件下的交通运行情况进行总结,绘制于图3。

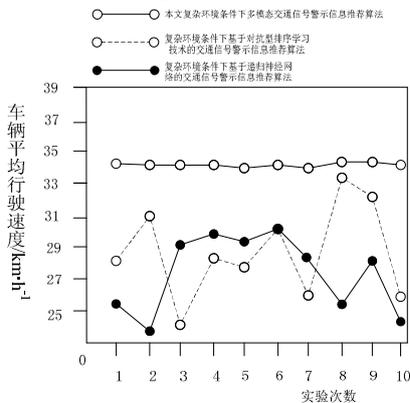


图3 不同算法车辆平均行驶速度

如图3所清晰展现的对比结果,在复杂环境条件下,相较于基于对抗型排序学习技术的交通信号警示信息推荐算法和基于递归神经网络的交通信号警示信息推荐算法,本文的多模态交通信号警示信息推荐算法,以最快车辆平均行驶速度为34.3km/h的结果,在提升交通效率

方面展现出了显著优势。通过本文算法深度挖掘并整合来自多个信息源与模态的数据,并对交通动态的即时感知与精准预测,实现了更加及时、准确的交通信号警示信息推荐,大幅加速了车辆的平均行驶速度,有效减少了因信息滞后导致的行驶延误,同时,道路拥堵情况也得到了显著改善,这标志着城市交通流的流畅性达到了前所未有的水平,为市民出行带来了更加便捷、舒适的体验。测试证明了本文算法的智能性与适应性,使得它能够在复杂多变的交通环境中游刃有余,为构建智慧、高效的现代交通系统提供了强有力的技术支持。

3 结束语

随着城市化进程的加速和交通网络的不断扩展,复杂环境条件下的交通管理面临着前所未有的挑战。在这样的背景下,多模态交通信号警示信息推荐算法研究通过整合视频、图像、雷达、传感器等多种模态的数据,更准确地识别交通瓶颈和拥堵源头,实现了对复杂交通环境的全面感知和深入理解,从而引导交通流更合理地分布。这不仅能够缓解交通拥堵,还能提高道路的整体通行效率,减少因拥堵而产生的时间和能源浪费,及时发现潜在的安全隐患,减少交通事故的发生。

参考文献:

- [1]焦萍萍,周显春,高华玲,等.复杂环境下多模态交通信号警示信息推荐算法仿真[J].计算机仿真,2023,40(07):121-125.
- [2]马莲姑,黄寿孟,纪春林,等.基于MOOC的智能信息推荐模型构建仿真[J].计算机仿真,2023,40(08):275-278+466.
- [3]许侃,吴鑫卓,林原,等.基于对抗型排序学习的混合推荐算法[J].山西大学学报(自然科学版),2024,47(03):481-493.
- [4]乔阳阳,刘楷正,董涛,等.递归神经网络下混合属性信息推荐仿真[J].计算机仿真,2024,41(06):544-548.
- [5]陈可迪,赵雷,陈心怡,等.基于异质信息网络的推荐模型[J].计算机系统应用,2022,31(08):361-368.
- [6]王海,张桂荣,罗彤,等.面向自动驾驶道路场景中异常案例的多模态数据挖掘算法[J].汽车工程,2024,46(07):1239-1248.
- [7]张岳,黄鹏,尚巍,等.基于积水高度的下凹桥区交通信号实时控制仿真模拟[J].安全与环境工程,2024,31(04):109-115+132.
- [8]杨贵,韦兴宇,郑文萍.利用邻域k元节点组信息的节点结构相似性判定方法[J].山西大学学报(自然科学版),1-11.
- [9]杨莉云,颜远海.融合标签和属性信息的混合推荐算法[J].吉林大学学报(信息科学版),2022,40(04):644-651.

作者简介:
焦萍萍(1983.09-),女,汉族,江西南昌人,硕士,讲师,研究方向:通信技术与数据挖掘。
基金项目:
海南省教育厅高等学校科学研究项目:多模态交通信号警示信息个性化推荐算法研究(Hnky2023-43)