

基于无限深度神经网络的城市交通拥堵智能预测系统

吴宝琪 潘凌 周春良 张烨娜

宁波财经学院, 中国·浙江 宁波 315100

摘要: 针对城市交通拥堵日益严重的问题, 本文设计了一种基于无限深度神经网络的城市交通拥堵智能预测系统。该系统集成了车流状态特征检测、拥堵预测模型、云平台反馈模块, 实现了对城市道路拥堵状态的实时监测与智能预警。通过与合作单位共享的道路监控视频数据, 系统能实时提取车流轨迹并上传至云端, 利用无限深度神经网络模型进行数据处理与预测, 准确判断交通拥堵态势。同时, 系统结合时空相关系数与脉线流模型, 智能识别拥堵点及拥堵级别, 有效避免误报。此外, 系统还支持将预测结果与疏导策略推送至交通管理平台, 实现了交通管理的智能化与前瞻性。本研究不仅提升了交通拥堵预测的准确性和效率, 还为城市交通疏导与路网规划提供了有力支持。

关键词: 交通拥堵预测; 无限深度神经网络; 脉线流模型; 智能交通系统; 动态分析

Intelligent Urban Traffic Congestion Prediction System Based on Infinite-Depth Neural Networks

Wu Baoqi, Pan Ling, Zhou Chunliang, Zhang Yena

Ningbo University of Finance & Economics, China Zhejiang Ningbo 315100

Abstract: To address the increasingly severe issue of urban traffic congestion, this paper designs an intelligent urban traffic congestion prediction system based on infinite-depth neural networks. The system integrates traffic flow state feature detection, congestion prediction models, and cloud platform feedback modules to achieve real-time monitoring and intelligent early warning of urban road congestion conditions. By utilizing road surveillance video data shared with partner organizations, the system can extract vehicle trajectories in real time and upload them to the cloud. Using an infinite-depth neural network model for data processing and prediction, it accurately determines traffic congestion trends. Additionally, the system combines spatio-temporal correlation coefficients with a pulse-line flow model to intelligently identify congestion points and congestion levels, effectively avoiding false alarms. Furthermore, the system supports pushing prediction results and traffic guidance strategies to the traffic management platform, enabling intelligent and proactive traffic management. This study not only enhances the accuracy and efficiency of traffic congestion prediction but also provides strong support for urban traffic management and road network planning.

Keywords: Traffic congestion prediction; Infinite-depth neural networks; Pulse-line flow model; Intelligent transportation system; Dynamic analysis

0 引言

城市交通系统, 作为城市运行的动脉, 其畅通与否直接关系到居民的出行效率与城市的经济活力。本文研究的基于无限深度神经网络城市交通拥堵智能预测系统, 通过对科学的方法与先进的技术, 实现了对交通流关键参数的实时监测与智能分析, 为城市交通环境的改善与保护提供了有力支持。

该系统不仅能够迅速部署于城市关键路段, 实时采集车流速度、密度、流量等关键数据, 并上传至云端进行集中处理, 还配备了先进的无限深度神经网络预测模型, 能够实时显示并精确判断交通状态变化趋势。

该系统能够结合历史交通流模式, 利用内置的脉线流

模型与时空聚类算法, 从海量数据中迅速识别出异常拥堵事件, 并根据拥堵的时空演化程度智能划分告警级别, 有效避免了无效告警的发生。这种智能化的预警机制, 不仅提高了交通管理的精准度, 还大大减轻了交管人员的工作负担。

此外, 该系统实现了对多源交通数据的全面管理与预测服务的实时共享。这一系统支持远程监控与配置各路段的检测设备, 并确保了数据通信的安全性与加密性。通过高效的时空关联分析机制, 云平台能够迅速响应交通状态变化, 确保预测系统的稳定运行, 为交通管理工作的顺利进行提供了有力保障。

基于无限深度神经网络的城市交通拥堵智能预测系

统,提升了交通状态感知的准确性与智能化水平,也推动了交通管理工作的科技化进程。该系统以其高效、智能、全面的特点,成为了构建智慧交通、守护城市畅通的重要力量。在未来,随着技术的不断进步与应用的不拓展,该系统有望在城市交通管理领域发挥更加重要的作用。

1 相关研究

在交通拥堵预测领域,近年来国内外学者和研究机构提出了多种技术和方法,以提高预测的准确性和实时性。这些技术主要包括基于传统交通流理论的预测技术、基于统计分析的预测技术以及基于人工智能和机器学习的预测技术。以下将分别阐述这几种技术的国内外研究现状。

1.1 基于传统交通流理论的预测技术

传统交通流理论在交通预测中占据重要地位,通过交通流基本图等模型分析流量、密度、速度之间的关系来评估交通状态。这些方法具有物理意义明确、可靠性强的特点,但通常需要对路网和交通行为进行大量简化,且模型参数标定困难。国内外许多研究机构和交通部门均采用了这类方法进行交通状态分析,如LWR模型及其各类扩展模型便是基于此类理论。

1.2 基于统计分析的预测技术

统计分析方法在交通预测中用于处理和分析大量检测器数据,以揭示交通状态变化的规律和趋势。这类方法包括时间序列分析(如ARIMA模型)、回归分析、聚类分析等,能够帮助研究人员更好地理解交通状况及其与各种因素之间的关系。然而,统计分析方法往往依赖于数据的质量和数量,对于复杂多变的交通环境,其预测和判断能力有限,且难以捕捉交通流的高度非线性动态特性。

1.3 基于人工智能和机器学习的预测技术

随着人工智能和机器学习技术的快速发展,其在交通预测领域的应用也日益广泛。特别是神经网络模型,如多层感知机(MLP)、卷积神经网络(CNN)和长短时记忆网络(LSTM),因其强大的非线性映射能力和自适应学习能力,被广泛应用于交通流预测中。MLP神经网络通过调整神经元权重来最小化预测误差,实现对交通参数的精确预测。LSTM则因其对时序数据的强大处理能力,在短时交通流预测中表现出色。

然而,传统前馈神经网络和简单循环网络在处理长程时空依赖性方面仍存在局限。无限深度神经网络通过其独特的反馈结构与时间维度上的深度展开,能够更有效地学习和记忆交通流的长期时空演化模式,为处理海量、高动

态的交通数据提供了新的解决方案^[1]。

综上所述,交通拥堵预测技术正在向智能、自动化方向发展,而基于无限深度神经网络等前沿人工智能技术的交通预测系统则成为了这一领域的研究热点和前沿方向。

2 系统主要组成

整个系统由四大核心部分组成:车流状态特征检测系统、脉线流特征提取系统、无限深度神经网络预测系统以及可视化预警云平台,它们共同协作,实现交通拥堵的高效、智能预测与管理。系统总体技术路线如图1所示。

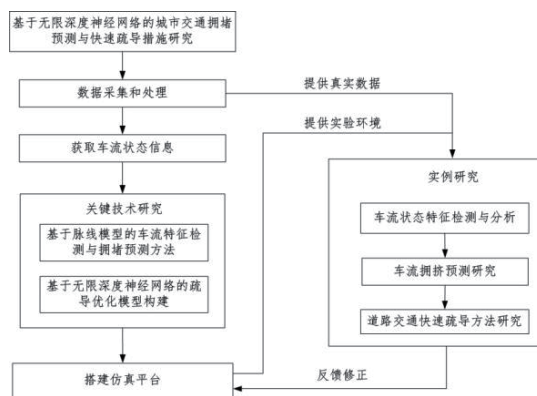


图1 系统总体技术路线

2.1 车流状态特征检测系统

为确保获取精准的交通流数据,系统利用合作单位提供的道路监控视频,通过提取道路车流的状态特征信息,分别独立观测和获取流量、密度和速度的值。同时以密度换算为基础,比较密度观测值与根据基本关系式(流量=密度×速度)获得的密度换算值之间的差异,分析其误差范围,给出具体环境下的交通流基本关系式的适用条件。

(1) 视频提取:视频提取环节主要通过合作单位提供的道路监控视频数据开展,首先对原始视频流进行时间同步处理,逐帧提取关键图像,建立标准化的视频数据处理流程。这一过程重点关注视频中车流信息的完整捕获,为后续的图像处理和特征提取提供基础数据支撑。

(2) 图像处理:图像处理环节主要对提取的视频帧进行预处理和特征增强,包括消除图像噪声、调整光照条件、优化对比度等操作,以提高车流检测的准确性。同时采用计算机视觉算法识别和跟踪视频中的车辆目标,建立连续的运动轨迹。

(3) 特征提取:特征检测与提取环节基于处理后的图像序列,通过计算机视觉技术实现车流状态特征的精确获取。该过程首先对视频序列中的车辆进行检测与跟踪,建立连续的运动轨迹,并基于脉线流模型描述车流运动特征。基于这些轨迹数据,项目组分别独立观测获取流量、密度

和速度等关键参数。

具体步骤如图 2 所示。

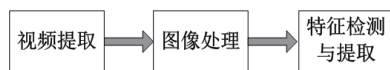


图2 特征检测与提取步骤

2.2 脉线流特征提取系统

本系统创新性地引入脉线流模型来描述车流运动轨迹。车流脉线流采取如下方式构建：令某处有一个车辆个体，按照道路方向每次移动一个步长，下一个步长，该位置点又被新个体初始化，然后，这两个个体继续随道路方向移动，重复这一过程，在时间间隔内该点处就得到一定数量的车流位置，其连线便是车流脉线流。基于脉线流模型，系统执行以下操作：

轨迹跟踪与描述：基于车辆跟踪结果，生成每条车辆的运动轨迹，即脉线。

轨迹聚类：根据运动轨迹的相似性（如方向、速度）对脉线进行聚类，将场景中不同运动轨迹的车流进行划分。

参数计算：以时空相关系数为依据，从聚类后的脉线中计算车流速度、流量和密度等关键参数。

具体地，通过统计单位时间内通过某断面的脉线数量得到流量，通过计算脉线的平均斜率得到速度，通过单位长度内的脉线密度得到密度。具体预测步骤如图 3 所示。

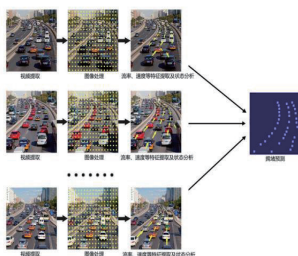


图3 车流采集与拥挤预测

其中，视频提取、图像处理、特征提取及状态分析前面三个步骤在多个时刻不断进行处理，最后根据获得的特征状态信息来进行拥挤预测。

2.3 无限深度神经网络预测模型

无限深度神经网络预测模型作为系统的核心，专注于对交通流时序特征的深度挖掘与学习^[2]。该模型通过其内部的反馈连接结构，具备了强大的动态时序建模能力：

(1) 时空特征学习：模型能够有效处理车流状态特征检测系统上传的序列化数据，学习交通流参数（速度、流量、密度）之间的复杂非线性关系及其随时间、空间的演化规律。模型在时间维度上的展开结构，使其能够记忆长期的交通流模式，从而实现对拥堵形成、传播过程的精准

预测。

(2) 实时预测与输出：模型通过不断接收新的交通流特征数据，进行前向计算，输出未来短时（如未来 5-15 分钟）的交通状态预测结果，包括拥堵指数、拥堵可能性和潜在的拥堵点位。

2.4 可视化预警云平台

(1) 数据管理与分析：云平台作为数据处理与分析的中心，负责收集、存储、处理来自车流状态特征检测系统的实时数据与预测结果，提供数据分析与可视化服务，支持交通趋势预测和拥堵成因分析。

(2) 预警发布与决策：云平台提供预警信息发布接口，当预测到即将发生拥堵或拥堵级别升级时，通过地图标识、消息推送等方式向交通管理人员发出告警。同时，平台存储的历史预测数据与实时数据可用于评估预测模型的性能，并为长期的交通规划与治理提供数据支持。

(3) 开放 API 与扩展性：云平台提供开放式接口，支持与现有的交通信号控制系统（如 SCATS）、导航应用平台等进行无缝对接，实现预测信息与管控策略的协同联动，提升整个交通系统的运行效率。

3 模型与方法

本节详细介绍了基于无限深度神经网络的城市交通拥堵智能预测系统的模型构建与数据处理方法。该系统旨在通过科学的方法监测交通流，并准确分析拥堵的动态变化，为交通疏导提供有力支持。

3.1 模型构建

本系统采用无限深度神经网络模型进行交通拥堵态势的动态预测。无限深度神经网络（即循环神经网络 RNN）是一种具有反馈连接的神经网络，通过调整神经元之间的权重来最小化预测误差，实现模型的训练与结果预测^[3]。在本项目中，该模型被设计用于学习交通流参数（速度、流量、密度）与未来交通状态之间的复杂映射关系，以预测交通拥堵的发生与发展趋势。

模型结构包括输入层、无限深度隐藏层和输出层。输入层接收由车流状态特征检测系统提供的时序数据，包括当前及历史时刻的速度、流量、密度等特征。隐藏层通过非线性激活函数（如 tanh 或 ReLU）对输入数据进行处理，并利用其内部状态（记忆）提取数据中的时序依赖特征。输出层则输出未来若干时间步的交通状态预测值，如未来的平均速度或拥堵级别。

为了优化模型性能，我们采用了随时间反向传播（BPTT）算法和梯度下降法来更新网络权重。同时，通

过调整网络结构（如使用 LSTM 或 GRU 单元来缓解梯度问题）、隐藏层的神经元数量，以及使用正则化技术（如 Dropout）来防止过拟合，确保模型的泛化能力。

3.2 数据处理方法

为了获取精准的交通流数据，我们利用了合作单位部署的道路监控视频。针对车辆轨迹的采集，我们采用了基于深度学习的车辆检测与跟踪算法。同时，考虑到交通状态的时空相关性，我们同步采集了上下游关联断面的数据，为模型提供丰富的上下文信息。

3.3 信号处理与特征工程

在数据采集后，我们进行了深入的信号处理与特征工程。基于车辆跟踪结果，重建每一辆车的运动轨迹。根据脉线流模型，在虚拟检测线上初始化车辆位置，形成连续的车流脉线，用于计算宏观交通流参数。

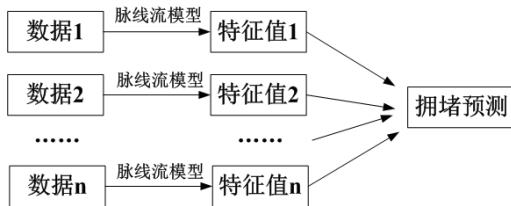


图4 拥堵预测方法

根据脉线数据，计算断面的流量、时间平均速度。基于车辆轨迹，计算密度。同时，利用聚类算法（如 K-means）对车辆运动模式进行划分，识别主流方向与异常轨迹。最终结合各种情况下车流特征状态，预测其运动趋势和拥堵形成的可能性，并建立拥堵控制诱导方法，如

图 4 所示。

将计算得到的交通流参数组织成时间序列，并构建空间权重矩阵，以此形成描述路网时空动态的输入特征张量，供无限深度神经网络模型使用。

3.4 模型训练与评估

在模型训练阶段，我们使用历史交通流数据对无限深度神经网络模型进行训练。通过多次迭代和权重更新，模型逐渐学习到交通流动态演化与拥堵形成之间的复杂关系。在训练过程中，我们使用了时间序列交叉验证方法来评估模型的性能，并调整模型参数以达到最优效果。

在模型评估阶段，我们使用测试集数据对训练好的模型进行性能测试。通过计算预测值与真实值之间的误差（如均方误差、平均绝对误差等），我们评估了模型的预测精度和泛化能力。同时，我们还进行了模型对比实验，将无限深度神经网络模型与其他常用的预测模型（如 ARIMA 模型、MLP 模型、标准 RNN 模型等）进行比较，验证了无限深度神经网络模型在交通拥堵预测方面的优越性。

参考文献：

[1] 张蕾, 章毅. 大数据分析的无限深度神经网络方法[J]. 计算机研究与发展, 2016, 53(1): 68-79.

[2] 吴风浪. 应用无限深度神经网络的大数据分析方法[J]. 信息技术, 2021(10): 110-116.

[3] 殷绪邦, 郝建国, 李培岳等. 基于改进图卷积循环网络的交通流预测模型[J]. 计算机工程, 2023, 49(5): 270-278.