

神经网络及其在智能交通系统中的应用综述

丁清琳¹, 汪雪钟², 王小强², 杜一君¹, 刘 娣¹, 毕云蕊¹

(1. 南京工程学院自动化学院, 江苏 南京 210000; 2. 江苏九比特信息系统有限公司, 江苏 南京 210000)

摘要 智能交通系统实现的是人、车、路与周边环境的统一监管和控制, 随着人工智能技术的不断发展, 利用神经网络提升智能交通系统逐渐成了我国重点关注的技术手段。文章梳理了 BP 神经网络在交通流量预测、交通控制领域中的应用及其国内外研究现状, 并将近几年国内外优化 BP 神经网络的算法进行了对比分析。研究表明: BP 神经网络因其较多优势广泛应用于交通流预测、交通控制等方面, 并且随着各类算法的融合, 可以使预测结果更为精准。BP 神经网络未来将会通过算法的改进、网络结构的优化等为智能交通系统带来新的突破。

关键词 交通工程; 智能交通控制; BP 神经网络; 交通流预测

中图分类号 TP183 **文献标识码** A **文章编号** 2096-8949 (2024) 04-0012-03

0 引言

智能交通系统 (ITS) 起源于 20 世纪 60 年代, 它的概念于 20 世纪末开始在中国大力推广, 但是早期由于通信技术的不足导致发展的速度比较缓慢。随着科学技术水平的大幅度提升、计算机行业的快速发展, 我国交通系统融入了许多先进技术^[1], 例如神经网络、人工智能、深度学习、大数据等。在过去的几年里, ITS 的广泛应用有效缓解了交通堵塞、减少了交通事故以及尾气排放污染等问题。误差反向传播神经网络模型收敛较快, 在智能交通系统中有广泛的应用, 包括客流量预测、交通状态判别等^[2]。

相对于 CNN、DBN 等神经网络, BP 神经网络可以自主学习的同时还具有应对系统环境变化的自适应性, 并且适合分析数据间的非线性映射, 应用更为广泛。从 20 世纪 80 年代开始, 神经网络逐渐走出低谷, 发展迅猛。在此期间, BP 算法不断发展, 一直受到学术界的广泛关注。

1 BP 神经网络在交通流预测方面的研究与应用

近几年来, BP 神经网络在交通流量预测、自动驾驶控制、交通控制等方面都有广泛的应用。同时, 研究者一直在针对 BP 神经网络的缺陷进行模型改进, 极大地推动了 BP 神经网络在智能交通系统中的应用, 并获得了多项研究成果。

1.1 客流量预测

随着社会经济的提高, 我国人均汽车拥有量也在逐年上升, 导致交通堵塞现象日益严重。现阶段, 动态交

通流是交通中的一个重大问题, 交叉路口所反映的交通信号并不能很好地反映实际交通流, 此外, 绝大多数城市的交通灯控制系统采用了固定时间的策略, 因而无法灵活地应对交通流的实时变化。

BP 神经网络具有良好的预测效果, 为了很好地解决交通堵塞问题, 研究者提倡采用 BP 神经网络控制算法预测交通流, 并通过智能交通信号控制系统来提高交通流调度效率。Ata A 等^[3]借助 BP 神经网络对道路交通进行堵塞控制建模来实现预测, 发现该机制很好地减少了交通堵塞现象, 提高了旅游者的舒适度, 有效作出了智能化的运输决策。谷金晶等^[4]兼顾优化决策和评价模型, 将 BP 神经网络算法和 RBF 神经网络算法结合起来, 使得高峰时段的公交资源得到了合理配置, 并且提高了公交服务水平。

随着技术的发展, 智能交通已经逐步上升为交通领域的主流趋势。准确稳定的短期交通预测模型对智能交通系统非常重要, 预测结果越准确, 交通堵塞就越容易缓解, 交通出行的流动性就越顺畅。这也是交通管理部门对交通堵塞等问题进行有效管理的重要依据。

1.2 车辆速度预测

随着交通运输业的发展, 道路服务能力与出行需求之间的矛盾逐渐加剧, 道路交通事故频发。近几年来, 基于神经网络的速度预测方法已经逐渐发展成熟, 其中 BP 神经网络的应用最为广泛。

先进的车辆控制技术依靠准确的速度预测来作出生态和安全的决策, 传统预测算法的预测精度在达到一定精度后难以进一步提高; 在提高预测准确性的过程中会

收稿日期: 2023-12-08

作者简介: 丁清琳 (2000—), 女, 研究生, 研究方向: 智能交通。

基金项目: 1. 国家自然科学基金青年项目“智能网联车环境下异质交通流机理建模及路网车路协同控制方法研究”(No.62303214); 2. 南京工程学院创新基金面上项目“基于不同智能网联车渗透率的车路协同优化控制研究”(CKJB202203); 3. 江苏省自然科学基金青年项目“基于模糊学习的有遮挡人脸识别研究”(BK20201043)。

出现过度拟合等问题。在提取固定路径车速时, 学术研究者充分利用了马尔可夫和 BP 神经网络的优势, 组合的 MBNN 预测模型可以将预测精度提高到 25.3%, 为插电式混合动力汽车能耗的可能优化提供了重要支持。为了使预测效果更为准确, 有学者通过制定预测速度与其相应预测误差之间的映射, 构建了基于 BP 的预测速度误差补偿模块, 并选取双车场景下和多车场景下的前置车辆进行随机速度预测, 证实了所提出的 BN-BP 融合方法具有一定的可行性。

考虑车辆的速度与驾驶员、车辆类型、交通流量等因素, 国内外不少学者都基于 BPNN 分别对各类车辆的长期速度预测和短期速度预测进行了相关研究。此外, 也有部分学者提出基于 BP-LSTM 算法的数据驱动车速预测方法, 利用南京市真实驾驶数据对预测性能进行评价, 研究并分析了该算法在能耗预测和行驶时间预测两种场景中的有效性。

1.3 行驶时间预测

经济的迅速发展导致交通拥堵加剧, 科学合理地解决交通相关的问题已成为全社会的共识。BP 神经网络具有很好的非线性逼近效果, 为进一步提高交通调度效率, 可以利用 BP 神经网络提出一种交叉口车辆通过模型, 实验表明 BP 神经网络模型可以很好地预测交叉口排队车辆的通行时间, 对运输系统的通信性能和调度效率的提高具有重要意义。

智能网联技术的不断发展使获取准确的公共车辆运行数据有了现实基础。在智能交通系统中, 准确预测公共车辆的到站时间, 可以提高车辆运行效率, 为车辆指挥调度和管理提供决策依据^[5]。Liu 等^[6]利用 BP 神经网络等算法, 通过提供预测的终端到达时间来减少列车驾驶员的工作量, 进而提高预测精度。但是在天气条件恶劣、节假日或上下班高峰期、路段长度等外部因素的影响下, 车辆的运行具有不稳定性和复杂性, 这对车辆到站时间的预测增加了难度。于是有部分学者提出了基于 k-NN 和 BP 神经网络的预测模型, 不仅考虑了外部因素的影响, 还可以准确描述交通流量趋势, 为交通枢纽管理方案规划和 ETC 车道建设提供了指导。

2 BP 神经网络在交通控制系统方面的研究与应用

城市交通控制系统是智能交通系统中不可缺少的部分。BP 神经网络是一个高度并行的非线性、具有很高冗余度的系统, 其在一些无法建立精确数字模型的系统中也具有独特的优势, 可以有效提高交通效率。

2.1 信号灯控制

由于我国普遍还在使用固定的信号灯控制, 在早晚高峰时一些复杂的交叉路口依旧会存在交通拥挤以及能源损耗等现象, 因此如何实现快速、智能化的信号灯控制,

依旧是个难题。

Du 等^[7]在分析十字路口实时交通计数的基础上, 提出使用 BP 神经网络模型来估计和预测动态转弯运动, 结合多目标模型进行信号的实时控制参数和评价指标, 从而实现交叉路口的实时信号控制。根据交叉路口的通行特点, 邱祥^[8]充分利用 BP 神经网络具有自学习和自适应性的能力, 运用 BP 神经网络控制算法对交叉路口四个方向的交通流量与对应通行时间进行训练。同时使用 DSP 处理器实现 BP 神经网络控制算法, 提高整个系统的可靠性与实时性, 该系统为交通信号机的开发提供了一种可以提高车流量的调度效率。然而, 降雨天气会导致城市交通运行效率明显下降, 李玉祺等^[9]利用 BP 神经网络算法对随机需求的道路交通网络设计问题进行了相关的研究。

2.2 交通系统控制

智能交通系统是现代交通技术的重要组成部分, 它既是综合应用领域, 也是前沿交叉领域, 与很多技术紧密相关。在智能交通系统中, 由于周边动态环境和实时环境的影响, 传统的 CH 识别受到一定的干扰, 在位置识别方面略有缺陷。在无人驾驶方面, Li 等^[10]将 BP 神经网络算法用于优化混合动力转向系统的网络结构、参数和权重系数中, 优化 BP 神经网络的初始权重, 建立 GA-BPNN 模型。仿真结果表明, 该算法可以很好地加快转向扭矩权重调整的收敛速度和转向系统的响应速度和灵活性, 进一步保证无人驾驶的安全性和稳定性。在智能交通系统中, 车载网络极易受到干扰, 因此 VNs 的故障频频复发, Geng 等^[11]利用粗糙集和 BP 神经网络提出一种新的 VNs 故障预测方法, 在数据预测模块中, 将灰色理论和 BP 神经网络的优点结合成灰色 BP 神经网络对数据进行预测, 最后 NS-2 和 MATLAB 对故障预测算法的仿真分析得出该算法的准确性和可行性。

3 BP 神经网络融合其他算法的比较

BP 神经网络的发展中融合了很多其他的算法, 使得 BP 神经网络的应用更为广泛, 最常用的融合算法的优势、劣势和应用的对比, 如表 1 所示。

由表 1 可以看出, BP、SVM、ELM、GSO 广泛用于交通流预测、车牌识别、标志识别和时间序列预测。相比传统的识别检测、特征提取的局限性, 计算精度跟不上、速度难以满足要求等, 采用最广泛应用的神经网络——BP 神经网络, 利用最速下降法的学习规则以及误差逆传播算法进行多层前馈网络的训练, 有助于更全面地提取特征。随着技术发展和其他算法的融入, BP 神经网络在训练中的数据规模要求和训练要求, 都已逐渐解决。

4 结语

近年来, 智能交通的可持续发展处于发展阶段, 随

表 1 BP 神经网络融合的其他算法对比总结表

算法名称	算法优势	算法劣势	应用方向
误差反向传播神经网络算法 (BP)	自主学习、模型收敛速度快、非线性逼近效果好、通用性强	收敛速度慢、容易陷入局部最优问题	交通流预测、车牌识别、速度预测、时间序列预测、信号灯控制
多层限制波尔兹曼神经网络算法 (RBF)	唯一最佳逼近点,是性能良好的前向网络	存在多个隐函数,数量、计算量比较大	断面客流量预测、时间序列预测
粒子群算法 (PSO)	收敛速度快、算法简单、编程容易实现	收敛能力不足、易陷入局部最优问题	短期交通流预测、速度预测
灰太狼算法 (GWO)	调整参数少、便于理解、收敛速度快	求解多峰函数收敛速度慢、易陷入局部最优解	短时交通流预测
支持向量机 (SVM)	可以解决高维数据和非线性问题	处理多分类问题以及数据量大时效果不好、难确定核函数参数	交通标志识别、车牌识别
极限学习机 (ELM)	学习速度快、泛化能力强	结果不稳定、非线性能力差	交通状态判别、时间序列预测
萤火虫算法 (GSO)	参数少、操作简单、稳定性好,可以找到局部最优解	求解精度不高、求解速度慢、发现率低	交通流预测、时间序列预测
长短时记忆网络 (LSTM)	鲁棒性强、利用数据中心时间特征效率高	结构复杂、收敛速度慢、对数据敏感、数据集庞大	客流量预测、速度预测等回归问题

着对智能交通的重视程度不断提高, BP 算法也在智能交通中被广泛应用。该文深入回顾了 BP 神经网络在智能交通系统中的应用,从交通流量预测、交通系统控制等方面,充分论述了 BP 神经网络在智能交通系统中的广泛应用,以及几种 BP 融合的常见算法对比,明确了 BP 神经网络的优势。该文研究表明,在结合 BP 神经的智能计算工具的前提下,神经网络充分发挥优势,必将是未来智能交通预测方法的发展趋势。

影响智能交通通行率的因素较为复杂、随机,目前单个已经较为成熟的 BP、PSO、LSTM、CNN 等并不能达到交通流准确预测、精准识别等要求。深度神经网络几乎可以将任何类型的数据作为输入,并且可以以近似非线性函数来对该数据进行预测,目前深度学习主要结合模型并行和数据并行,利用深度神经网络开发并行训练算法可以有效提高道路交通的实时性。设计智能交通红绿灯控制系统,致力于寻找针对时序控制方式适应性不佳、时间分配不当以及感应控制方式不足等问题的解决方案。再利用 LSTM、GSO 等算法进一步对 BP 神经网络进行优化,在实时性的基础上不断地提高预测精度,使神经网络在智能交通系统中最大限度地被利用。虽然 BP 神经网络算法应用于多领域,但其在训练过程中存在对初始阈值敏感等问题,有待进一步研究和完善。相信在未来的发展过程中, BP 算法与其他学科技术相融合,对二者都有技术上的互相补充。神经网络在交通智能系统的应用是一个充满巨大创新、创造的科技领域,在神经网络的背景下,该文探讨了 BP 神经网络在智能交通领域的应用,并对相关研究进行了综述,期望可以为促进智能交通与神经网络学科深度交叉提供新的思路和方向。

参考文献

[1] 陆化普. 智能交通系统主要技术的发展 [J]. 科技导报,

2019(6): 27-35.
[2] 王笑京, 张纪升, 宋向辉, 等. 国际智能交通系统研发热点 [J]. 科技导报, 2019(6): 36-43.
[3] Ata A, Khan M A, Abbas S, et al. Modelling smart road traffic congestion control system using machine learning techniques[J]. Neural Network World, 2019(2): 99-110.
[4] 谷金晶, 江志彬. 基于神经网络客流预测的高峰期公交时刻表优化 [J]. 交通信息与安全, 2017(2): 109-114.
[5] 周姝彤. 考虑时间因素影响的网联公交车到站时间预测研究 [D]. 南京: 东南大学, 2022.
[6] Liu Y, Tang T, Xun J. Prediction algorithms for train arrival time in urban rail transit[C]//2017 IEEE 20th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC). IEEE, 2017: 1-6.
[7] Du L, Jiao P, Wang H. A multi-objective traffic signal control model for intersection based on BP neural networks[M]//Challenges and Advances in Sustainable Transportation Systems. 2014: 451-458.
[8] 邱祥. 基于神经网络的智能交通控制系统设计 [D]. 扬州: 扬州大学, 2017.
[9] 李玉祺, 王广民, 徐猛. 随机 OD 需求下城市道路交通网络设计问题 BP 神经网络算法研究 [J]. 系统工程理论与实践, 2021(11): 3009-3019.
[10] Li Yong, Xu Xing and Wang Wujie. GA-BPNN Based Hybrid Steering Control Approach for Unmanned Driving Electric Vehicle with In-Wheel Motors[J]. Complexity, 2018: 1-15.
[11] Geng R, Wang X, Ye N, et al. A Fault Prediction Algorithm Based on Rough Sets and Back Propagation Neural Network for Vehicular Networks[J]. IEEE Access, 2018, 6: 984-992.