

基于径向基函数神经网络的交通信号控制优化

王大光, 唐梽宁, 邹抒轩, 郭雨欣, 许子坚, 汤文萱

北华航天工业学院建筑工程学院, 河北 廊坊

收稿日期: 2024年5月8日; 录用日期: 2024年7月1日; 发布日期: 2024年7月9日

摘要

文章采用迭代训练的学习算法, 结合径向基函数构建神经网络, 通过构建的网络能够得到交通信号控制策略, 为交叉路口的交通问题提供更加高效的交通信号控制方案。文章的神经网络与传统的交通控制策略相比, 降低了车辆的平均延误时间。针对移动交通流检测信息的特点, 提出了一种基于移动交通流检测信息的路况概率神经网络判别方法, 通过分析路况的相关因素, 同时考虑信号控制交叉口红灯对车辆行程时间延误的影响, 通过结合径向基函数算法改进的概率神经网络, 根据实地调查的数据, 得出预测更加准确的神经网络。预测的结果通过对比, 降低了交叉路口车辆的平均延误时间, 减少了交通安全隐患。

关键词

径向基函数, 交通信号控制, 神经网络

Traffic Signal Control Optimization Based on Radiationl Basis Function Neural Network

Daguang Wang, Zhining Tang, Shuxuan Zou, Yuxin Guo, Zijian Xu, Wenxuan Tang

School of Architecture and Engineering, North China Institute of Aerospace Engineering, Langfang Hebei

Received: May 8th, 2024; accepted: Jul. 1st, 2024; published: Jul. 9th, 2024

Abstract

In this paper, the learning algorithm of iterative training combined with Radiationl Basis Function (RBF) is used to construct a neural network, through which the traffic signal control strategy can be obtained to provide a more efficient traffic signal control scheme for the traffic problems at intersections. Compared with the traditional traffic control strategy, the neural network in this paper reduces the average delay time of vehicles. According to the characteristics of mobile traffic flow detection information, a road condition probabilistic neural network discriminant method based on mobile traffic flow detection information is proposed, by analyzing the relevant factors

文章引用: 王大光, 唐梽宁, 邹抒轩, 郭雨欣, 许子坚, 汤文萱. 基于径向基函数神经网络的交通信号控制优化[J]. 交通技术, 2024, 13(4): 221-225. DOI: 10.12677/ojtt.2024.134025

of road conditions, and also considering the influence of the signal control intersection red light on the travel time delay of the vehicle, by combining the RBF algorithm to improve the probability neural network, according to the field survey data, the prediction of the neural network is derived more accurately. By comparing the predicted results, the average delay time of vehicles at intersections is reduced, and the hidden danger of traffic safety is reduced.

Keywords

Radiationl Basis Function, Traffic Signal Control, Neural Network

Copyright © 2024 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

我们通过分析车流量变化，同时考虑交叉路口的交通灯对车辆行程延误的影响，利用径向基函数算法改进的概率神经网络对团队成员们统计的车流量信息进行处理，对神经网络进一步优化，进而预测十字路口的交通情况。我们采用迭代训练的学习算法，结合径向基函数构建了一种新型的神经网络模型，通过不断地调试模型，调整神经网络的权重、偏置和函数扩展速度等其他参数，得到相对应的误差，选择误差最小的神经网络模型参数。这个模型能够更有效地分析交通数据，并根据实时情况提供优化的交通信号控制策略，从而有效解决交叉路口的交通堵塞等问题。相比传统的交通信号灯控制策略，这个新型神经网络模型提供的交通方案在降低车辆的平均延误时间方面表现更为出色。

这种新型神经网络模型不仅能够处理交通数据的非线性关系，还能够根据实时数据动态调整交通信号，以适应不同时间段和交通流量的变化。我们的交通信号控制方案能够最大程度地减少车辆的延误时间，提高道路通行效率。这对于改善城市交通流畅度、降低交通拥堵、提升交通安全性都具有重要意义。

2. 径向基函数的基础

径向基函数(Radiationl Basis Function, RBF)是一种在机器学习和模式识别中常用的函数，通常用于拟合复杂的任务[1]。在交通系统中，通常会涉及复杂的非线性关系，径向基函数具有较强的非线性建模能力，能够更好地拟合和捕捉这些复杂的非线性关系。对于不规则的数据点适应好，还可以有效地逼近交通数据的分布，提高数据的空间连续性。

在机器学习中，RBF 函数通常用于非线性分类和回归问题。当样本空间具有复杂的非线性结构时，RBF 网络可以通过适当选择函数中心和宽度来拟合复杂的数据分布，实现非线性映射。

在插值和函数逼近问题中，RBF 函数常用于对离散数据进行插值，通过已知数据点来估计其他位置的数值。它的插值性质保证了在给定数据点处的函数值与数据值一致，并且在其他位置的函数值可以通过 RBF 插值进行估计。

径向基函数的理论基础涉及非线性函数映射、高维特征空间中的线性分类、核方法以及插值与函数逼近等方面。这些理论基础使得 RBF 函数在机器学习、数学建模和插值问题中具有广泛的应用价值[2]。

3. 车流量数据的调查处理

选取爱民道和东安路十字路口为车流量数据调查点，选取 7:00~19:00 为调查时间。团队成员分别从

四个车向的车道车流量进行调查统计，分别从四个方向：南→北、北→南、东→西、西→东，并且统计这些方向来车的左转、右转、直行三个行车方向，每15分钟进行计数，统计30天的车流量信息。

车流量调查数据应准确无误，反映真实的车流情况。负责观测的队员采取轮班制，降低人为误差。调查覆盖充分的时间范围，包括高峰和非高峰时段，以及不同的工作日和周末，确保了数据全面代表各种交通状况。地点选取车流量较大的爱民道和东安路，确保调查数据能够准确反映研究区域的车流情况。调查数据具备多样性，收集机动车和非机动车的数据，并对机动车和非机动车的类型进行了具体细分。

负责记录的成员将观测成员的观测结果记录下来，包括方位、车向、车辆数量、车辆类型、时间、日期以及其他天气情况等相关信息。校验数据确保数据记录的准确性和一致性，检查是否有明显的错误或漏报，处理缺失数据，删除或填补缺失数据，确保数据的完整性。并将记录的数据转录为Excel，通过表格进一步整理数据，查漏补缺。在录入数据时，再次检查数据以确保准确性，可以使用数据验证规则来减少错误。

在处理人工计数的车流量数据时，确保数据的准确性和可靠性，避免这些数据影响神经网络的效果。

4. 径向基函数神经网络的构造与训练

径向基函数神经网络的结构简单，结构包含三个关键层（图1），输入层作为接收原始特征的关键层，由于我们调查的数据有八个特征，分别为直行、转弯四个路口，所以我们的输入层设置八个神经元。我们的隐含层设置十个隐藏神经元，隐含层与我们的样本数量有关，由径向基函数组成，每个神经元代表一个径向基函数，该层负责从输入数据中提取特征。输出层为线性层，由一个神经元构成，输出该交叉路口的总车流量，用于将隐含层的输出线性组合以产生最终的预测结果[3]。

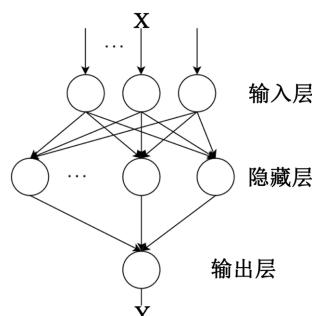


Figure 1. Neural network structure diagram
图 1. 神经网络结构图

首先导入我们整理好的数据，划分训练集和测试集。然后进行数据归一化，将训练集和测试集输出的数据按照归一化准则进行归一化，得到归一化后的归一化输出。创建训练集的输入和输出以及设置径向基函数的扩展速度，从而得到我们的神经网络，采用迭代训练的方法，不断优化模型的参数和性能。将训练数据通过构建的神经网络，计算输出结果。计算预测输出与实际目标之间的误差，根据误差梯度，反向传播误差信号，以更新网络参数。使用梯度下降或其他优化算法来更新网络参数，以减小损失函数[4]。这涉及调整输出层的权重，在每次迭代后，检查训练误差是否足够小，以确定是否达到了模型的收敛。如果误差持续下降，可以继续训练；误差增大，需要停止训练。以上步骤循环迭代，直到满足停止训练的条件，如达到最大迭代次数或误差不再显著下降时停止训练。

迭代训练是训练RBF神经网络的关键步骤，它通过反复调整我们的模型参数来提高模型预测的准确性。在迭代训练过程中，我们根据实际情况和任务需求，调整神经网络的权重、偏置和其他参数，以最

大程度地提高模型的预测准确度。我们不断地与真实数据进行比较和验证，发现模型存在的不足之处，并针对性地对模型进行调整和改进，从而达到优化交通系统的目的。

5. 径向基函数神经网络的应用

我们将从统计好的东安路和爱民道车流量数据中提取样本，并将其输入到 Excel 中进行进一步整理和分析。我们对输入数据进行了统一处理，设置八个特征值，对应构建的神经网络输入层八个神经元，交叉路口的车流总量作为我们的输出值，对应输出层的一个神经元。

我们将部分数据用于训练径向基函数神经网络模型，作为神经网络训练样本。Matlab 编写相应的程序，构建我们的神经网络模型，由迭代训练得出的最优设置参数，从而使我们的模型预测更加准确。我们将其中部分的调查数据作为测试集的样本，通过我们构建的神经网络进行仿真测试，对输出后的值进行反归一化，然后进行比较，从而得出误差。得到的预测结果如下图 2、图 3 所示。

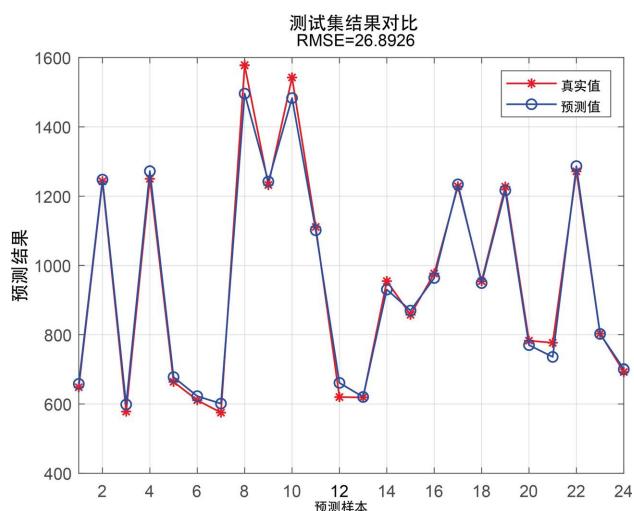


Figure 2. Prediction results of the motor vehicles

图 2. 机动车的预测结果

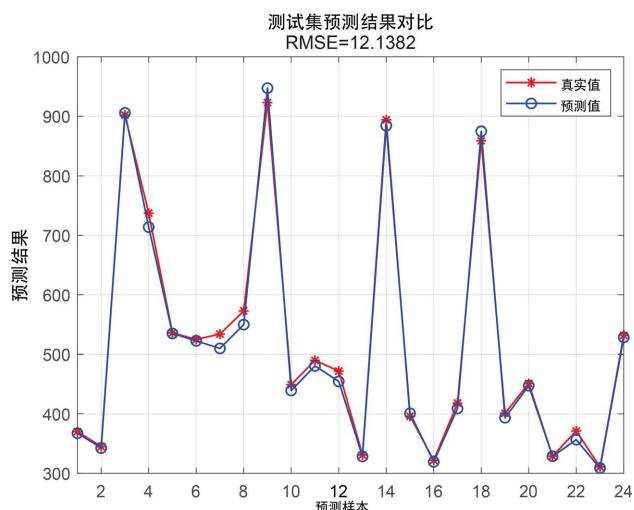


Figure 3. Prediction results for non-motor vehicles

图 3. 非机动车的预测结果

通过对团队成员实地调查的数据进行对比分析，我们得到的机动车和非机动车的预测结果较为准确。这些预测结果直观地展示了模型的性能和预测效果。通过对比实地调查数据，并验证模型在交通流量预测方面的可靠性，我们认为构建的模型能够较为准确地预测车流量信息。

径向神经网络同样能够应用于交通的拥堵识别。基于径向基函数构建的神经网络能够预测交通拥堵的发生，以及基于实时交通数据和径向基函数的神经网络模型可以优化交通信号的控制策略，优化交通信号策略，减少拥堵。

6. 结论

基于径向基函数(Radial Basis Function, RBF)进行交通量分析是一种常见的方法，特别是在数据插值、拟合和分类问题中。由于交通系统的复杂性和非线性特征，径向基函数能够更好地捕捉到交通量数据中的非线性关系，从而能够以较少的样本数据精确地预测交通量数据。

我们通过基于径向基函数神经网络建立的模型，在神经网络的输入层设置了八个神经元，对应于调查数据的八个特征。隐含层设置了十个隐藏神经元，每个代表一个径向基函数，用于从输入数据中提取特征。输出层是线性层，包含一个神经元，输出交叉路口的总车流量。首先导入并整理数据，然后划分为训练集和测试集。进行数据归一化，创建训练集的输入和输出，并设置径向基函数的扩展速度，构建神经网络。

采用迭代训练方法，不断优化模型的参数和性能。通过调整输出层的权重和其他参数，持续优化模型的性能和预测准确性。与真实数据进行比较和验证，发现模型存在的不足之处，并对模型的参数进行调整和改进，通过以上步骤循环迭代，直到满足停止训练的条件。构建神经网络完成后，以本团队成员统计的数据为样本进行模拟训练。我们将训练好的模型进行应用，通过神经网络预测的数据，与团队成员统计的数据相拟合，可以很好地拟合非线性交通量数据。应用结果表明，该径向基函数神经网络能够有效地预测道路状况的变化，比传统交叉口交通灯更准确，降低了车辆的平均延误时间，减少了交通安全隐患。

基金项目

- 1) 北华航天工业学院课程思政教学研究示范中心建设项目(SZZX202004)。
- 2) 北华航天工业学院马克思主义理论和思想政治教育科学研究专项(KYSZ202118)。
- 3) 北华航天工业学院本科教学研究与改革项目(JY-2024-54)。

参考文献

- [1] 唐艳, 王洪博, 王万新. 基于高斯径向基函数神经网络的十字路口车流量预测[J]. 农业装备与车辆工程, 2006(3): 41-43.
- [2] 任飞, 许丽冰, 胡爱平, 等. 基于改进径向基函数神经网络的交通出行选择策略分析[J]. 南京工程学院学报(自然科学版), 2021, 19(1): 47-51.
- [3] 刘伟铭, 徐名海. 基于模糊逻辑——径向基函数网络协作系统的交通事件自动检测算法[J]. 土木工程学报, 2004, 37(3): 93-98.
- [4] 张程伟, 靳珊, 郑康洁. 一种基于多智能体强化学习的自适应交通信号控制方法[P]. 中国专利, CN202011092990.8. 2020-10-13.