

北方工业大学

硕士学位论文



基于多源数据融合的城市道路服务水平
评价方法研究

学 生 姓 名 张诗姣

学 号 2017309030124

学科(专业学位) 控制工程领域

研 究 方 向 智能交通控制与管理

导 师 张福生

校 外 导 师 王文斌

2020 年 5 月 30 日

Research on the evaluation method of urban road service level based on multi-source data fusion

**By
Zhang Shijiao**

**A Dissertation Submitted to
North China University of Technology
In partial fulfillment of the requirement
For the professional degree of
Master of Engineering**

North China University of Technology

May, 2020

北方工业大学学位论文原创性声明

本人郑重声明：所呈交的学位论文，是本人在导师的指导下，独立进行研究工作所取得的成果。除文中已经注明引用的内容外，本论文不含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的作品成果。对本文的研究做出重要贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式标明。本人完全意识到本声明的法律结果由本人承担。

学位论文作者签名：张诗蛟

日期：2020 年 5 月 30 日

学位论文使用授权书

学位论文作者完全了解北方工业大学有关保留和使用学位论文的规定，即：研究生在校攻读学位期间论文工作的知识产权单位属北方工业大学。学校有权保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子版，允许学位论文被查阅和借阅；学校可以公布学位论文的全部或部分内容，可以允许采用影印、缩印或其它复制手段保存、汇编学位论文（保密的学位论文在解密后适用于本授权书）。

☐ 保密论文注释：经本人申请，学校批准，本学位论文定为保密论文，密级：，期限：年，自 年 月 日起至 年 月 日止，解密后适用本授权书。

☒ 非保密论文注释：本学位论文不属于保密范围，适用本授权书。

本人签名：张诗蛟 日期：2020.5.30

导师签名：张永生 日期：2020.5.30

基于多源数据融合的城市道路服务水平评价方法研究

摘 要

近几年,全国汽车保有量快速增加,使城市交通的拥堵问题日益严重,而对现有路网资源的充分利用,并提高道路交通管控策略,是应对城市交通拥堵问题的有效途径。而如何对城市道路服务水平做出合理的评估,为交通管理者提供管理依据,又是提高道路交通管控方法的基础。此外,随着智能交通系统的发展,城市道路配备了多种交通检测设备,能够获得不同种类、多维度的城市道路交通数据,为城市道路服务水平评价的研究提供了充足的数据保障。

本文首先对多源交通数据的融合进行研究,通过分析不同种类交通数据检测方法的特点,将多源数据融合级别确定为特征级别的融合,结合各类交通参数的特点与关联性,对不同检测器所能检测数据的空间特征、时间特征等进行分析,并对可利用的交通参数进行扩展。在分析城市道路交通数据的时空相关性的基础上,提出多种缺失数据的补全方法,使多源交通数据更加完整。

然后本文对城市道路服务水平评价指标体系的建立进行研究。通过对现有的道路服务水平评价方法分析,以及对评价指标体系设计方法分析,确定使用塔式评价结构,并将城市道路服务水平评价分为交叉口服务水平评价与路段服务水平评价两部分,同时根据各类交通参数的特点,将这些参数分为交叉口评价指标部分与路段评价指标部分,为后文评价方法的研究做铺垫。

下一步本文对城市信号交叉口服务水平评价方法进行研究。首先确定使用多指标评价方法,并采用BP神经网络结构建立评价模型,利用交叉口饱和度、排队长度与平均延误作为指标,得到拥堵指数。本文还建立了交叉口均衡度指标模型,将拥堵指数与均衡度指标综合起来得到对交叉口服务水平的评价等级。

最后本文对城市道路路段服务水平评价方法进行探究。首先对城市道路路段交通流特性进行分析,选择占有率、流量和速度为路段服务水平评价的特征参数,同时针对占有率、流量、速度三者之间的关系进行剖析。然后引入SVM算法对瓦房店市交通数据进行SVM模型训练与验证,说明SVM模型可以有效地对城市道路路段服务水平进行等级分类与评价。

关键词: 城市道路, 多源数据, 服务水平评价, BP 神经网络, 支持向量机

Research on evaluation method of urban road service level based on multi-source data fusion

Abstract

In recent years, the number of cars in China has increased rapidly, which makes the problem of urban traffic congestion increasingly serious. Therefore, the full utilization of the existing road network resources and the improvement of road traffic control strategy are effective ways to deal with the problem of urban traffic congestion. How to make a reasonable assessment of urban road service level, so as to provide management basis for managers, is the basis of improving road traffic control methods. In addition, with the development of intelligent transportation system, urban roads are equipped with a variety of detection equipment, which can obtain different types and multiple dimensions of urban road traffic data, which provides sufficient data guarantee for the research of urban road service level evaluation. How to make rational use of the detection data of different detectors has become a very important part of urban road traffic management.

Firstly, the fusion method of multi-source traffic data is studied. By analyzing the characteristics of different detection methods, the fusion level of multi-source data is determined as the fusion of feature level. Combined with the characteristics and correlations of various traffic parameters, the spatial characteristics, time characteristics and reliability of the data obtained by different detectors are analyzed, and the available traffic parameters are extended. On the basis of analyzing the spatial and temporal correlation of urban road traffic data, a variety of methods to complete the missing data are proposed to make the multi-source traffic data more complete.

Then this paper studies the establishment of the index system of urban road service level evaluation. By analyzing the existing evaluation methods of road service level and the design methods of evaluation index system, it is determined to use tree structure for evaluation. The evaluation of urban road service level is divided into two parts: intersection service level evaluation and section service level evaluation. At the same time, according to the characteristics of all kinds of traffic parameters, these parameters are divided into intersection evaluation index part and section evaluation index part,

which lays a foundation for the study of evaluation method in the following paper.

Next, this paper studies the evaluation method of service level of urban signalized intersection. The multi-index evaluation method is determined to be used. BP neural network structure was used to establish the evaluation model, and the congestion index was obtained by using intersection saturation, queue length and average delay as indicators. Besides, the intersection equilibrium index model is established, and the evaluation grade of intersection service level is obtained by integrating the congestion index and the equilibrium index.

Finally, this paper explores the evaluation method of urban road section service level. Firstly, the traffic flow characteristics of urban road sections are analyzed, and occupancy, flow and speed are selected as the characteristic parameters for the evaluation of road section service level. Meanwhile, the relationship among occupancy, flow and speed is analyzed. Then the SVM algorithm is introduced to train and verify the SVM model for traffic data of Wafangdian city, which indicates that the SVM model can effectively classify and evaluate the service level of urban road sections.

Key words: Urban road, Multi-source data, service level evaluation, BP neural network, Support vector machine

目 录

摘 要	I
ABSTRACT	II
第一章 绪论	1
1.1 研究背景	1
1.2 研究意义	2
1.3 研究现状	3
1.3.1 交通数据融合方法的研究	3
1.3.2 交通状态评价指标研究	3
1.3.3 交通状态判别方法研究	4
1.4 研究内容及章节安排	6
1.4.1 研究内容	6
1.4.2 章节安排	7
第二章 多源交通数据融合方法研究	8
2.1 多源数据融合方法	8
2.1.1 多源交通数据检测方法	8
2.1.2 多源数据融合方法研究	9
2.2 交通数据特性分析	11
2.2.1 基本交通参数介绍及测量方法分析	11
2.2.2 其他交通参数补充	15
2.3 利用多源交通数据的缺失属性补全方法	17
2.3.1 城市道路交通数据的时间相关性分析	17
2.3.2 城市道路交通数据的空间相关性分析	18
2.3.3 利用多源交通数据的缺失数据补全方法	20
2.4 本章小结	21
第三章 城市道路服务水平评价指标体系研究	22
3.1 交通状态分类	22

3.2 评价指标体系设计研究	23
3.3 城市道路服务水平评价指标体系	24
3.4 本章小结	25
第四章 城市信号交叉口服务水平评价方法研究	26
4.1 单指标服务水平评价	26
4.2 交叉口服务水平评价指标选取	28
4.3 常规情景下的交叉口服务水平评价	28
4.3.1 BP 神经网络结构与数学模型	28
4.3.2 BP 神经网络信号交叉口服务水平评价	31
4.3.3 交叉口均衡度指标分析	32
4.3.4 交叉口综合评价指标	35
4.4 本章小结	35
第五章 城市路段服务水平评价方法研究	36
5.1 路段交通特性分析	36
5.2 支持向量机原理简述	38
5.2.1 线性分类	39
5.2.2 非线性分类	39
5.2.3 核函数选择	41
5.3 基于支持向量机的城市路段服务水平评价	42
5.3.1 多类分类器设计	42
5.3.2 SVM 多分类器的路段服务水平评价	42
5.4 实例分析	44
5.4.1 数据预处理	44
5.4.2 SVM 分类结果分析	45
5.5 本章小结	48
第六章 总结与展望	49
6.1 论文总结	49
6.2 论文展望	49

参考文献	51
在学期间的研究成果	55
致 谢	56

第一章 绪论

1.1 研究背景

根据公安部交通管理局发布 2019 年上半年全国机动车保有量达 3.4 亿辆，汽车新注册登记 1242 万辆，创历史新高^[1]。随着全国机动车的普及率进一步提高，基础设施等资源呈现出供不应求的局面，根据统计，全国有超过 55% 的城市处于缓行状态，导致车与人、车与路、车与人之间的矛盾日益加剧，同时造成了燃料消耗的浪费，尤其是当道路拥堵造成多次停车，极大增加了燃油消耗的浪费，产生更严重的污染问题。此外，交通结构的失衡问题也导致城市交通事故频发，同时造成严重的经济损失，影响城市发展^[2]。由此可见，如何缓解城市道路交通拥堵的问题，研究对应的解决方法非常迫切，成为今年来社会关注的重点问题。

由于人们出行需求持续大幅增加，出行量与出行方式越来越多，交通规模、路线、时间的变动性越来越大，而受城市条件限制的基础设施不能无限增加，增设新的道路或重新规划城市不是能够解决交通拥堵的现实方法，又由于城市道路交通受人为控制影响大，因而目前更好的解决拥堵的方法应该是研究如何充分利用现有的路网资源，通过更加先进的管控策略，从而提高城市路网的运行效率。

城市道路服务水平是指通过量化的指标，将复杂的交通状态划分为不同的等级，来表示用户对交通设施提供的服务的感知情况^[3]，即道路基础设施的使用者从交通条件与道路状况等多个方面得到的服务质量水平的评价标准。城市道路服务水平最早由美国《道路通行能力手册》(Highway Capacity Manual, HCM)中提出，各国的研究机构也相继投入了大量的研究。对于出行者而言，城市道路服务水平评价结果可以提供交通出行的实时信息，对于交通管理者而言，该评价结果更可以成为交通控制的依据。随着信息、移动通信、互联网等科学技术的发展，城市交通所产生和采集到的数据量越来越大，数据种类越来越丰富，为城市道路服务水平评价方法的深入研究提供了更加大量依据。

智能交通系统 (ITS) 是依托于多种科学技术的综合系统，能够对城市道路交通进行有效且全方位的管理^[49]。近些年，随着城市的发展，我国大部分城市都安装了卡口系统，能够采集大量的车辆道路信息，同时 GPS 技术的普及发展，也提供了大量的轨迹数据，同时机器学习、深度学习等先进的数据科学技术被广泛应用于交通领域，给智能交通系统的发展带来了更大的机遇^[48]。智能交通系统利用各类道路交通、公共交通、线圈、GPS、视频^[4]等城市交通大数据对城市道路服务水平进行评价，能够及时反映道路交通状况并评价道路通行能力，也可以

对交通异常状态进行判别,辅助出行者进行出行方式等的选择,为城市管理者提供可靠的道路交通管理依据。

1.2 研究意义

城市道路交通问题关乎每位市民的切身利益,城市道路服务水平评价等级不仅可以给出行者提供实时的道路信息,还可以给管理者提供交通控制和救援的数据依据,同时,道路服务水平对城市交通规划、路网规划等也起着重要指导作用。由此,对城市道路服务水平评价方法的研究有非常重要的实际意义。

(1) 城市道路服务水平评价等级为城市交通出行诱导方案提供数据依据。城市交通诱导指以多种方法使出行者获取足够的城市交通运行状态信息,从而做出更优的出行路线与出行方式选择,避开拥塞路段,减少不必要的出行时间浪费,也使路网中的交通流分布更加合理^[5]。

(2) 城市道路服务水平评价等级为城市交通控制优化与道路救援等提供依据。随着城市道路出行方式的多样化与复杂化,传统的控制方法已经不能满足当前城市的交通控制需求。同时对道路状态的准确掌握,尤其是在发生交通事故时,对事故所在的道路服务水平等信息的准确分析,可以辅助管理者进行交通控制,避免道路拥堵加剧,使城市出行拥塞情况得到控制与缓解。

(3) 城市道路服务水平评价等级为城市道路交通规划提供依据。通过长期对路网交通运行状态的分析,可以发现路网中易发事故的道路与原因,在重新规划局部路网或交通出行时,可以参考服务水平评价与分析结果进行规划和设计,从而改善道路拥堵状况,同时也可以为其他城市交通与路网的规划提供借鉴意见。

(4) 城市道路服务水平评价等级为车路协同技术的发展做准备。车路协同技术对信息技术的要求较高,尤其是自动驾驶技术对道路状态信息的实时性与准确性要求。城市道路服务水平评价为其提供的道路实时信息可以作为可靠的行驶指导,同时评价结果的准确为自动驾驶的行车安全提供了相应保障。

由此可以看出,对城市道路服务水平评价方法的研究具有极大的应用价值和意义,不仅可以为出行者的道路出行决策提供信息依据,还可以为管理者提供城市道路交通运行的信息,辅助管理者对城市交通进行优化控制与管理,为城市交通规划提供参考,缓解城市道路交通拥堵,提高城市出行效率,并提高城市运作的经济效益,同时在新兴科技领域也可以提供信息与技术基础。

1.3 研究现状

1.3.1 交通数据融合方法的研究

数据融合是一种通过对多传感器的采集数据进行计算处理,从而得到更精确更全面的的信息的数据处理技术。数据融合技术近几十年来取得了巨大的进展,数据融合技术在交通运输领域中得到了广泛的应用,道路状态估计更是其重要的应用场景之一,包括对交通流状态识别、路段车辆速度、道路交通时间检测、路段行程时间的评估等。

在道路旅行时间的估计方面,数据融合模主要分为人工智能模型、统计模型和概率模型。统计模型在道路旅行时间估计研究主要有卡尔曼滤波模型和加权平均模型。人工智能模型主要包括有神经网络模型^[50]和遗传算法模型等。概率模型包括有可能性理论和贝叶斯理论等^[6]。

数据融合算法在路段车速评估中的应用主要是基于模型的算法,如概率模型算法、时间-状态模型算法等。Liu 等对现有多多种基于模型算法的路段平均速度估计方法进行了比较^[7];李慧兵等采用了加权算法对浮动车及线圈数据进行了融合,有效降低了单一传感器对预测精度的不良影响^[8];Guo 等将卡尔曼滤波算法应用于交通拥堵情况^[9];Byon 等采用 SCAAT 方法对卡尔曼滤波模型进行了改进,并对多重信息进行了融合^[10,11];Faozi 等对基于概率的算法模型进行了拓展,并引入了 D-S 证据理论,采用证据理论框架对线圈数据与浮动车数据进行融合,并获得了较好的结论^[12]。

在行程时间估计方面,Choi 等研究了一种新的方法将 GPS 数据与线圈监测数据的融合,从而得到更加准确的行程时间^[13];Zou 等基于动、静态交通检测其数据与 BP 神经网络进行数据融合建模,该融合模型得到的行程时间精度比单检测器更优^[14]。

此外,王晓全等将感应线圈与地磁传感器的交通流数据利用改进的 BP 神经网络模型进行融合,并证明了模型的数据融合有效性^[15];Bachmann 采用围观交通模型对多种数据融合模型进行了对比,虽然基于模型的算法逻辑比较清晰,但往往需要人为设定模型参数,实用性比较差,基于数据驱动模型算法更加智能,但模型与数据的形式具有相关性,算法通常只能用于特定的检测器,如视频检测器和微波检测器等,其泛化能力低^[16]。

1.3.2 交通状态评价指标研究

交通状态指标可以反映出城市道路交通的拥堵程度,各国专家都针对交通评

价进行了多维度的研究。

达庆东和姜雪峰^[17]基于流量和占有率数据,采用相位分析法对城市拥挤路段的交通状态进行分析,并将城市道路交通运行状态分为拥挤、过度交通、畅通三类。

郭海锋等^[18]将道路交通状态评价指标分为微观、中观、宏观三个层次,并对不同层次所对应的指标进行了划分,从多维度对城市道路拥堵状态进行定义,并对各种指标的获取与计算进行了研究,建立起一个比较完整的城市道路交通状态的评价指标体系。

李晨曦^[19]为了对道路延误水平进行有效评价,提出了道路单位里程平均延误指标。

姚磊等^[20]将密度、占有率及行程时间等进行数据融合,得到了相对密度、服务水平、相对行程时间三个新的特征变量,将其作为交通状态判别的决策变量,并论证了其决策结果的有效性。

综上所述,学者多选用旅行时间、流量、速度作为交通状态的评价指标,其中流量作为交通领域的基本参数,与拥堵有直接相关性,但由于流量的二值性,需要与其他指标搭配使用对交通状态进行评价。此外,在做交通状态评价研究时,可使用的评价指标越来越多,评价体系越来越完善,评价结果也更加准确。

1.3.3 交通状态判别方法研究

常用的交通状态的判别算法有:(1)深度学习算法,如神经网络算法等;(2)模式识别算法,如模糊算法等;(3)直接比较法,如指数平滑算法和加利福尼亚算法等^[21]。

林明文^[22]在汇总现有的交通状态判别算法的基础上,基于城市道路交通状态的不确定性和模糊性的特点,将模糊理论算法应用于交通状态的判别,并使用模糊均值聚类算法对城市道路的交通状态进行判定。

Zhang 与 Levinson^[23]对美国碰到控制进行研究,提出一种自动识别的交通瓶颈方法,可以提高高速公路的通行能力,使交通拥堵状态得到缓解。

Pan 等人在原始随机单元传输模型框架中,使用基于多元正态分布的最佳线性预测器作为其辅助动力系统,并将交通流时空相关性因素加入到模型框架中,同时能够对短时交通状态进行预测。

姜桂艳^[24]等人在分析拥堵特征的基础上,对速度、流量、占有率进行研究重组,得到新的特征变量,并使用优化的多层前馈神经网络进行建模分析,对拥堵状态进行判断。

罗小强^[25]利用小波包变换和二项分布理论,通过对占有率的异常进行交通拥

堵状态的识别，并用仿真验证了这种方法的有效性。

通常采用服务水平来描述交通运行状态，也可以使用交通拥堵指标来表示，在实际中，各国根据各自国情设定了各自的服务水平评价标准。

美国主要采用负荷系数、平均行程速度、车辆流量和通行能力的比值三个指标，将服务水平划分为 6 级^[26]，如下表 1-1 所示。

表 1-1 美国道路拥堵评价标准

服务水平	运行状态	平均行程速度		道路饱和度	负荷系数
		mph	km/h		
A	自由流	≥ 30	≥ 48	≤ 0.6	0.0
B	稳定流(稍有延误)	≥ 25	≥ 40	≤ 0.7	≤ 0.1
C	稳定流(能接受的延误)	≥ 20	≥ 32	≤ 0.8	≤ 0.3
D	接近不稳定流	≥ 15	≥ 24	≤ 0.9	≤ 0.7
E	不稳定流	≈ 15	≈ 24	≤ 1.0	≤ 1.0
F	阻塞的交通流	< 15	< 24	—	—

针对信号交叉口运行状态评价，美国《道路通行能力手册》采用以延误为基准的评价方法。如下表 1-2 所示。

表 1-2 美国信号交叉口运行状态评估

服务水平	平均停车延误(s/pcu)	平均控制延误(s/pcu)
A	≤ 5.0	≤ 10
B	5.1-15.0	11-20
C	15.1-25.0	21-35
D	25.1-40.0	36-55
E	40.1-60.0	56-80
F	> 60.1	> 81

我国《城市交通管理评价指标体系》中，将道路交通状态划分为严重拥挤、拥挤、轻度拥挤和畅通四个等级，并主要采用车辆平均行程速度作为评价指标来进行等级划分。而在 2016 年交通运输部制定的城市交通运行状况评价规范中^[27]，对交通状态评价的内容、方法、划分范围、状态等级等进行了规定，可以用于城市路网、区域路网、路段等的交通运行状况的评价。

综上所述，不同国家都根据各自路网和城市实际交通流特性制定了相应的评价指标，虽然均可通过直观的数据对交通拥堵等级做出判定，但是各评价指标的表示形式却不一样。

1.4 研究内容及章节安排

1.4.1 研究内容

本文首先对城市道路交通所的多种数据进行介绍与分析,充分地分析不同交通特征的特点与不同采集方法所得到的数据之间的优劣,针对不同场景的交叉口与路段选用不同的交通数据与交通特征进行数据融合,结合机器学习算法,建立道路交通服务水平评价体系,并进行道路交通服务水平评价方法研究。本文的研究内容主要包含以下几部分:

(1) 多源城市道路交通数据的融合

本文首先对多源数据融合的方法进行分析,在此基础上分别从空间、时间、可靠性三个方面对不同的交通特征进行研究,并通过分析流量、饱和度等各类交通特征之间的关系,结合各自检测方法的优点,得到基于时间要求与空间要求的多源数据补全方法。通过利用多源数据融合的方法,使获取的交通特征准确性得到提高,为下一步研究城市道路服务水平评价指标体系的建立提供依据。

(2) 城市道路服务水平评价指标体系的研究

本文在分析和总结现有城市道路服务水平评价体系的基础上,首先对道路交通状态分类进行介绍,并对常用的评价指标体系的设计方法进行研究,以此为基础,对不同交通特征进行城市信号交叉口特征与城市路段特征的匹配研究,并明确各类交通特征在交叉口研究与路段研究中所起的作用,为进一步研究不同情境之下的城市道路服务水平评价方法提供依据。

(3) 城市信号交叉口服务水平评价方法研究

针对城市信号交叉口单指标服务水平评价结果不稳定的缺点,本文采取多指标评价方法对城市信号交叉口服务水平进行评价,并对特殊场景下的信号交叉口评价模型的建立进行研究,如特殊天气、道路事故等,此外,针对常规场景下的信号交叉口服务水平评价,并建立了交叉口均衡度指标,综合评价城市交叉口服务水平。

(4) 城市路段服务水平评价方法研究

通过分析城市路段单指标服务水平评价方法的缺点,说明采取多指标进行城市路段服务水平评价的必要性。利用 SVM 训练模型对交通数据进行模型训练与验证,并通过与以速度为指标以及使用 KMeans 聚类方法得到的路段服务水平评价结果进行对比,证明 SVM 模型可以有效地对城市道路路段服务水平进行等评价。

1.4.2 章节安排

本文主要内容安排如下：

第 1 章：绪论。本章节首先对城市道路服务水平评价的研究背景、意义进行了论述，随后对国内外研究现状进行阐述。

第 2 章：多源城市道路交通评价指标数据的融合。分析多源交通数据融合的方法，分别基于空间、时间等维度特征对交通数据进行分析，并研究利用多源数据进行时间属性与空间属性的交通数据补全方法。

第 3 章：城市道路服务水平评价指标体系的构建。本章首先分析城市道路交通状态特征，在参考现有评价体系和常用评价指标体系设计方法的基础上，选取了城市道路服务水平评价指标，包括城市路段指标与城市信号交叉口指标。

第 4 章：城市信号交叉口服务水平评价。本文首先对单指标评价交叉口服务水平的缺陷进行了分析，并对特殊情景与常规情景分别建立评价模型，建立了交叉口均衡度指标，构建了综合分析城市信号交叉口的服务水平评价方法。

第 5 章：城市路段服务水平评价。通过分析城市道路路段交通流的特点，同时参考现有城市路段服务水平评价方法，采用平均速度、占有率、流率为路段交通特征指标，利用支持向量机(SVM)对数据进行分析,并选取瓦房店市路段作为研究，通过获取其速度、占有率与流量信息，使用 SVM 模型进行训练与结果验证，并通过与专家打分结果进行对照，分析该方法的可靠性，同时与以速度为标准做评价以及 Kmeans 聚类做评价的结果进行对比，并证明使用 SVM 进行路段服务水平评价的合理性。

第 6 章：总结与展望。本章节对论文的研究内容与研究结果进行分析与总结，并且对城市道路服务水平评价方法未来研究方向进行了展望。

第二章 多源交通数据融合方法研究

在建立城市道路服务水平评价指标体系之前,首先需要对多源城市道路交通数据进行分析处理,对各类交通参数及其相应的检测方法进行研究,从而得到建立评价指标体系所需要的各类交通参数。本章首先分析多源数据融合方法,并通过对各类检测方法与交通参数进行分析,明确各类交通参数检测方法的可靠性,然后进一步对交通数据的时空相关性进行研究,在此基础上对缺失数据的补全方法进行了研究,使获得的交通参数有较高的全面性与合理性,从而为后期的探索工作做准备。

2.1 多源数据融合方法

2.1.1 多源交通数据检测方法

城市道路交通采集的数据主要分为两种,分别为浮动车数据与固定检测器数据。固定检测器数据采集技术发展的相对完善,主要包括视频检测数据、线圈检测器数据和微波检测数据等。目前应用最多的交通事件的检测算法采用的数据即为固定检测数据^[28],而浮动车数据采集技术主要是指利用带有 GPS 服务的智能设备获取车辆的时空轨迹数据。

(1) 感应线圈检测方法

感应圈检测器主要由信号检测处理单元、馈线和线圈传感器等部件组成。当道路行驶车辆通过线圈时,其相应的电感量与电磁场会发生变化,从而实现对车辆通过与否的有效检测。该检测器的优势在于成本较低、安装方便、灵敏度高、受气候影响小,但是在实际中,因为道路施工与路面损坏等因素,感应线圈的损坏率也较高,安装与维护时对路面也造成损坏与修复,成本升高,维护工作量较大。

(2) 微波检测方法

微波检测器利用雷达调频技术原理,通过发射雷达波和接收雷达波之间的频率变化,进行车速、车长、流量、车道占有率等信息的采集^[29]。该检测器的优势在于安装简易,不破坏路面,可以实现对车速的直接测量,并实现多车道测量,且对恶劣天气不敏感,计算精度也相对较高,但成本较高,不能测量静止车辆,同时较大的钢桥等设施可能会对检测结果产生影响^[30]。

（3）视频检测方法

视频检测是一种新型交通信息采集技术，利用摄像机与计算机处理软件将视频图像与模式识别相结合，分析得到车速、车头时距、流量与占有率等交通参数，同时还可以进行车牌识别，并对识别出来的车辆进行交通信息的计算。该检测方法的优势在于检测覆盖范围广，可实现多车道的检测，且易于增加与改变检测区域，可以获得大量数据且数据直观，但视频检测器设备的后期维护工作较多，对天气、光线等的要求较高，会因雾霾、雨雪、大风以及夜间照明较差而导致检测精度下降。

（4）浮动车检测方法

随着 GPS 应用的普及以及出行类软件的发展，浮动车技术的应用范围越来越大，对于安装有车载端定位设备的车辆，可以直接对其收集车辆行驶信息，从而获得车速、流量、旅行时间等。该方法的优势在于数据检测连续性强，可以实现多车道覆盖，且可以在全天候条件下工作，但为了获得更准确的城市道路车辆数据，需要在路网中有足够多装有卫星定位车载终端的车辆，其检测精度也与卫星定位精度有很大的关系。

2.1.2 多源数据融合方法研究

数据融合是一种针对多来源信息的综合分析处理技术，通常不同检测器得到的数据有不同的特性，互相之间可能存在互补关系，也有可能是模糊关系或冲突关系，多源数据融合技术可以在不同层次上综合处理多类型数据，将其应用到多传感器系统中，能够有效提高系统的稳定性，增加信息分析能力与可信度，降低信息的不确定性，通过多传感器的交互信息融合，获得比单传感器更好的数据结果^[31]。

随着数据融合技术研究的不断深入，各种融合模型被相继提出，较常见的有结构模型等。在结构模型中，按照数据抽象程度，将多传感器的数据融合系统分为三级，具体模型分别如下图 2-1，图 2-2，图 2-3 所示。因为不同级别的数据融合的处理对象和目的不同，其采用的数据融合技术也不同^[32]。

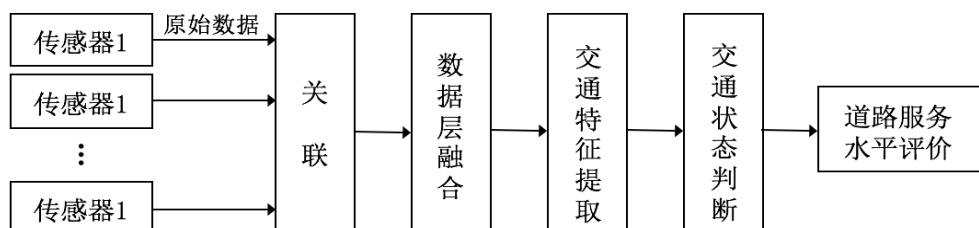


图 2-1 数据级数据融合

数据级融合属于数据融合的第一层。该层首先对交通道路传感器检测到的数据进行预处理,然后对预处理后的交通数据直接进行融合。其优点在于可以对原始信息进行利用,但其局限性也十分明显,如由于数据量大,或受传感器原始数据不稳定影响,使计算机处理时间长,实时性与抗干扰能力弱,精度也相对减小。

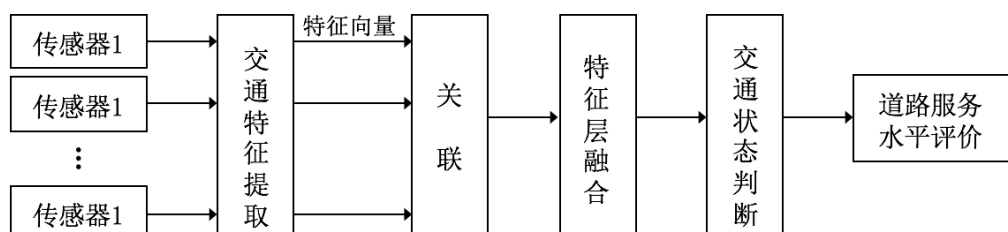


图 2-2 特征级数据融合

特征级融合属于数据融合的第二层。该层在对数据进行融合分析之前,需要先对数据进行提取特征处理。这样做的好处在于可以提高融合处理的实时性,减小原始数据中的误差对融合结果的干扰,其融合所得的特征数据对与最终的决策判断有着重要作用。

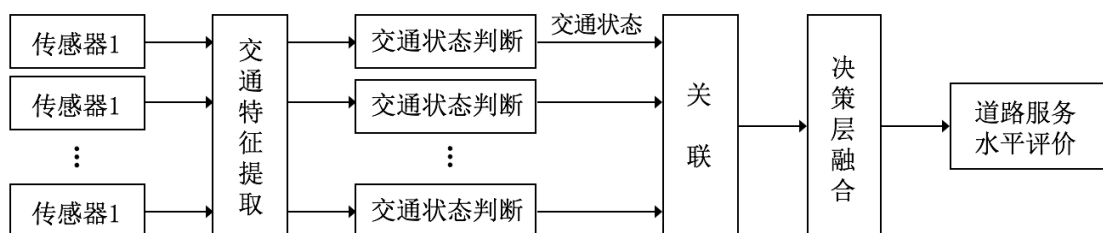


图 2-3 决策级数据融合

决策级融合属于数据融合的第三层,其所得到的融合结果直接对决策结果与决策水平产生影响。在这种方法中,各个交通道路传感器所采集到的数据需要各自分别完成数据预处理、特征提取、状态判决等数据处理步骤,并各自对交通运行状态进行判断,最后进行决策级的数据融合,获得最终的交通运行状态,其结果直接影响最终的决策水平。

在交通数据的检测中,使用不同种类的检测器所得到的交通数据在数据格式、数据量与数据精确度等方面存在较大差异,使用数据集数据融合方法需要先对各类检测数据进行前期的清理与转换,工作量较大;而采用决策级数据融合方法时,各类检测器所得到的交通状态的判断依据各自不同,可能因为单一检测器的数据量不足、数据精确度低等原因,使其得到的交通状态判断不准确,对其后的关联

步骤中做校正的影响较大，因此造成决策层融合结果不可靠。考虑到以上问题，本文采用特征级数据融合对各类检测器得到的各种交通数据进行融合。

2.2 交通数据特性分析

城市道路交通在信号控制交叉口与路段都有其自身的交通流特性，由于道路交通的随机性和模糊性特点，无法对道路交通状态做直接量化的判断，但这些交通流特性在一定程度上都可以对交通状态做出某方面的描述。通过对这些交通流特性的分析，可以更好地明确各特性的特点与作用，以及面对不同情况应该选择哪些交通流特性对交通状态做描述。

2.2.1 基本交通参数介绍及测量方法分析

1) 交通流量

交通流量是道路截面实际通行能力的测算指标，即单位时间内通过道路某一断面的机动车辆数。城市道路交通流量的大小可以反映道路交通的拥堵状况。交通流量随着时间的变化，也表现出来一定的时变特性，因此在描述交通流量时一般分为平均交通量与高峰小时交通量，其中平均交通量表示某一段时间内，如一个月内的道路交通量的平均值，高峰小时交通量表示连续的一个小时内交通量出现高峰时的总交通量。

2) 饱和度

饱和度主要指车道饱和度，表示某一条车道的实际到达交通流量与该车道通行能力之比，反映出该车道的交通供求之间的关系，计算如下：

$$x_i = v_i / c_i \quad (2-1)$$

式中， x_i 表示第 i 条车道的饱和度。

v_i 表示第 i 条车道的实际交通量，pcu/h。

c_i 表示第 i 条车道的通行能力，pcu/h。

3) 排队长度

当车流驶出路段时，在交叉口处会因为信号控制而被阻断，在停车线处出现停车排队现象，排队长度可以直观地显示交叉口的拥挤程度，以及路网交叉口布局的合理性与路网协调控制的效果优劣。最大排队长度 l_{\max} 即取交叉口进口道各车道排队长度的最大值，平均排队长度 \bar{l} 则为进口道各车道排队长度的平均值，二者在对交叉口交通状态的判别中起到不同的作用。

$$l_{\max} = \max(l_1, l_2, \dots, l_m) \quad (2-2)$$

$$\bar{l} = (l_1 + l_2 + \dots + l_m) / m \quad (2-3)$$

式中, l_i 表示第 i 条车道的排队长度, m 为总车道数。

4) 占有率

道路占有率包含空间道路占有率与时间道路占有率, 其中空间道路占有率 R_s 表示在道路的特定区域中, 车辆所占面积的总和与该区域面积之比。计算方法如下:

$$R_s = (L_1 + L_2 + \dots + L_m) / L \quad (2-4)$$

式中, L_i 表示第 i 辆车的长度, L 为该路段的车辆数。

L 表示该路段的长度。

时间道路占有率 R_t 表示在规定的時間间隔中, 道路上已知点被车辆占有的时间与该间隔时间之比。计算方法如下:

$$R_t = (t_1 + t_2 + \dots + t_m) / t_r \quad (2-5)$$

式中, t_i 表示第 i 辆车占用的时间, m 为该路段的车辆数。

t_r 表示总观测时间。

道路上的车辆越密集, 其占有的时间与空间就越多。空间道路占有率与时间道路占有率之间没有明确的线性关系, 在提到占有率时, 一般认为是空间占有率。

5) 延误时间

延误是指车辆行驶受阻所造成的运行时间损失, 受多种因素影响, 如车辆性能、道路条件与交通状态等。延误包括多种类型, 常用的有停车延误、排队延误与控制延误, 停车延误是指车辆在通过信号交叉口时, 在排队队伍中停车的时间, 排队延误是指从车辆进入信号交叉口的排队队伍中到车辆通过停车线的总时间, 控制延误是指由于交通信号灯等控制手段引起的延误, 三者关系如下图 2-4 所示:

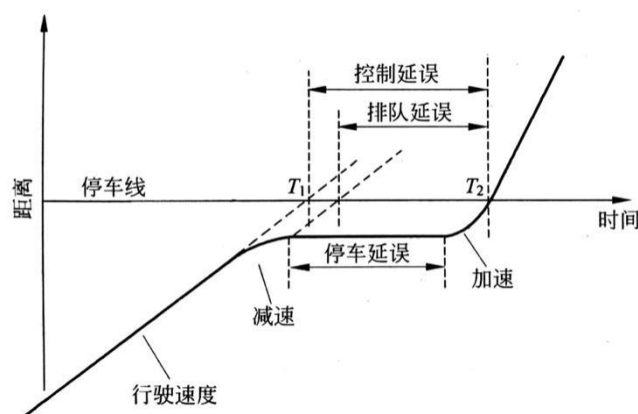


图 2-4 延误示意图

6) 旅行时间

旅行时间 t 是指车辆通过某一特定区域所需要的时间, 旅行时间在一定程度上可以反映该区域的交通状态, 在一定的数值范围内, 旅行时间值越大, 则该区

域的拥堵程度越高，反之，旅行时间值越小，则该区域的拥堵程度越低。计算方法如下：

$$t = L / \bar{v} \quad (2-6)$$

式中， L 表示路段长度。

\bar{v} 表示车辆在该路段的平均速度。

7) 车速

车速分为瞬时车速与平均车速，瞬时车速指某一车辆在某一个瞬间或通过某个截面的行驶速度，平均车速指该车通过某一段区域的平均行驶速度。

8) 交通流密度

交通流密度是指某一车道某一瞬间在单位长度的路段上的车辆数，可以在一定程度上表述道路拥堵程度。

9) 二次排队率

二次排队是指当车辆加入信号交叉口的排队车辆之后，在第一个绿灯时间内没有通过信号交叉口而继续停车排队，等到第二个绿灯时间才通过信号交叉口。优良的信号配时可以满足排队车辆在一次绿灯时间内消散，二次排队率则是交叉口拥堵判别的一个重要参数，当二次排队率较高时，交叉口易出现拥堵情况，甚至导致上游交叉口溢出。二次排队率 α 计算方法如下：

$$\alpha = N_p / N \quad (2-7)$$

式中， N_p 表示在第一个信号周期没有通过交叉口而进入二次排队的车辆数。

N 表示第一个信号周期所有参与排队的车辆数。

10) 车头时距

车头时距 T_h 是指前后相邻两辆车的前端通过同一横截面时的时间差，代表当前车刹车时，后车驾驶员所具有的最大反应时间，不随速度的变化而波动。车头时距可以用于评价驾驶安全性，在一定程度上能反映道路的通行能流。计算方法如下：

$$T_h = l_h / v_2 \quad (2-8)$$

式中， l_h 表示前后相邻两辆车之间的车头间距。

v_2 表示后车的车速。

以上十种交通参数的时空测量特性可以综合到下表 2-1 所示。

表 2-1 基本交通参数的时空测量特性分析

交通参数	空间特性		时间特性	
	截面	区域	瞬时	时段
交通流量	高峰交通量/ 平均交通量	×	×	高峰交通量/ 平均交通量
饱和度	车道饱和度	×	×	×
占有率	×	空间占有率	×	时间占有率
延误	停车延误	排队延误	×	停车延误/ 排队延误
旅行时间	×	旅行时间	×	×
排队长度	×	×	最大排队延 误	平均排队延误
车速	瞬时车速	平均车速	瞬时车速	平均车速
交通流密度	×	密度	密度	×
二次排队率	二次排队率	×	×	二次排队率
车头时距	车头时距	×	×	车头时距

注：×——无该特性

同时，可以基于获得这十种交通参数的样本量进行可靠性测量方法分析，如下表 2-2 所示。在样本量中，表示是否能够通过单一样本、多个样本或全样本的检测数据来得到可靠的交通参数；在检测方法中，表示对应检测方法是否能直接测得各个交通参数。

表 2-2 基本交通参数的样本量与测量方法分析

交通参数	样本量			检测方法			
	单样本	多样本	全样本	感应线圈	微波	视频	浮动车
交通流量	×	×	✓	✓	✓	✓	×
饱和度	×	×	✓	★	★	★	×
占有率	×	×	✓	★	✓	✓	×
延误	×	✓	✓	✓	✓	✓	✓
旅行时间	✓	✓	✓	×	✓	✓	✓
排队长度	×	✓	✓	×	✓	✓	×
车速	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
交通流密度	×	×	✓	✓	✓	✓	×

续表 2-2 基本交通参数的样本量与测量方法分析

交通参数	样本量			检测方法			
	单样本	多样本	全样本	感应线圈	微波	视频	浮动车
二次排队率	×	✓	✓	×	✓	✓	✓
车头时距	×	✓	✓	✓	✓	✓	✓

注：（1）样本量中，✓——能通过单一样本/多样本获得可靠的交通参数；

×——不能通过单一/多样本获得可靠的交通参数。

（2）检测方法中，✓——直接检测；★——间接检测；×——不能检测

2.2.2 其他交通参数补充

流量-速度-占有率三者之间的关系在不同的交通状态下会呈现出不同的特征，因此可以用于对交通状态的描述与判别。

1) 占有率与速度的比值

速度-占有率两者之间关系是研究交通流状态的重要基础。从驾驶员的角度分析，他们会直接感受到车速与占有率的信息，并以此调整行驶状态，进一步影响交通流状态。速度-占有率关系图如下图 2-5 所示。

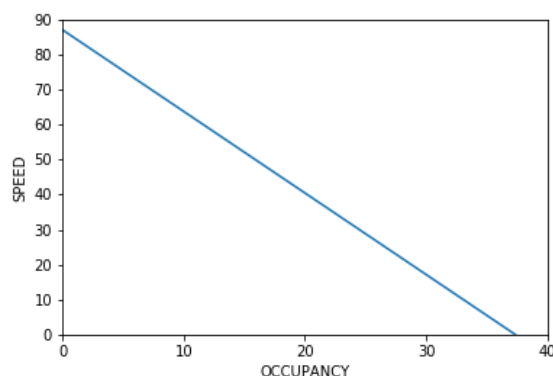


图 2-5 速度-占有率关系图

由该图可以看出速度与占有率之间存在着较强的反比关系，当速度越高时，道路上行驶的车辆之间间距拉大，占有率降低，交通状态一般比较通畅，反之当速度越低，车辆之间的间距减小，占有率增大，道路交通出现拥堵。

2) 占有率与流量的比值

流量-占有率关系图如下图 2-6 所示。

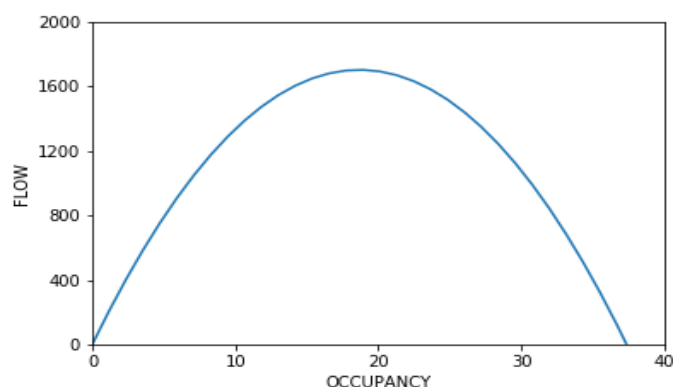


图 2-6 流量-占有率关系图

由该图可以看出,流量与占有率之间的关系呈抛物线型,随着流量增大,道路上车流增多,占有率也增大,当占有率继续增大时,流量却呈减小趋势,此时道路交通出现拥堵。该曲线的顶点为道路通行能力的转折点,即进入拥堵状态的重要标记,这一点所对应的车速和占有率为最佳车速与最佳占有率,在该点处通行能力到达最大值^[33]。

3) 速度与流量的比值

速度-流量关系图如下图 2-7 所示。

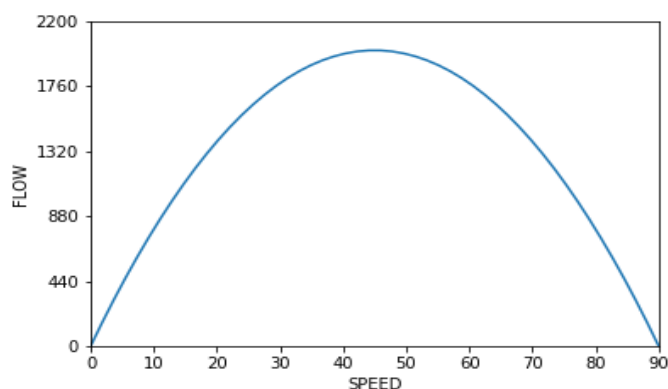


图 2-7 速度-流量关系图

由该图可以看出,速度与流量之间的关系也呈抛物线型,随着速度增大,流量也增大,当流量继续增大时,速度呈减小趋势,此时道路交通出现拥堵。该曲线的顶点与上图同为道路通行能力的转折点,是道路交通进入拥堵状态的重要标记,在该点处道路的通行能力到达最大值。

4) 相邻上下游道路占有率的比值

占有率可以较直观地反映道路的交通状态,且占有率作为对交通状态的空间特性描述,其空间之间的相关性也值得研究。上下游之间的道路占有率比值可以反映出上下游之间的车流相关性,比值越小,说明上下游的车流相关性弱,在交叉口处有分流,反之,则车流相关性强。

2.3 利用多源交通数据的缺失属性补全方法

由于交通状态受到较多偶发性因素的影响,城市交通状态往往呈现出随机性与复杂性,为了对城市交通进行更加深入的了解,已经有很多关于交通时空特性的研究,同时虽然道路交通检测技术的进步使城市道路交通数据更加全面与准确,但难免出现检测器损坏、相关数据与交通参数缺失的状况,因此对已有检测数据之间时空相关性的研究是进一步研究缺失数据补全方法的必要环节,也为分析城市道路交通状态的提供依据^[34]。

2.3.1 城市道路交通数据的时间相关性分析

城市道路的交通特性数据具有时间上的相关性,主要分为纵向时间序列相关性与横向时间序列相关性。横向时间序列是指某指定地点按照一天 24 小时的时间顺序排列获取的交通参数数据序列,横向时间序列相关性即一天内同一路段的同一车道上同一断面相邻采样间隔的交通流数据之间具有一定的相关性;纵向时间序列是指在特定地点特定时刻按照每周特定日期先后顺序排列获取的交通参数数据序列,纵向时间序列相关性即不同周的特定日期交通流数据相关性。

本文采用瓦房店市 2019 年 4 月 1 日至 4 月 28 日连续四个星期的交通流数据做研究,首先对横向时间序列与纵向时间序列特性进行研究。

横向时间序列主要反映一天内的交通流变化趋势,即使天数不同,其每天的交通流变化趋势大致相同,通常都会经历夜间交通流量较低且车速较快、早间交通流量快速上升,同时还会出现交通流量大车速较慢的早高峰等过程,同时同一天内不同时段交通流参数的相关性较低,且变化趋势差异较大。

纵向时间序列为不同日期的交通流间的相关性,主要反映交通流数据的长期变化趋势。在具有比较稳定的社会生活规律的区域,如写字楼的人群活动往往呈

现出其在时间上的规律性，起不同周的特定日期交通流表现出较强的相关性，如连续的几个周四的交通流特点。取连续 4 个周的周四全天的交通流量如图 2-8 所示，对其流量的时间相关性进行分析。

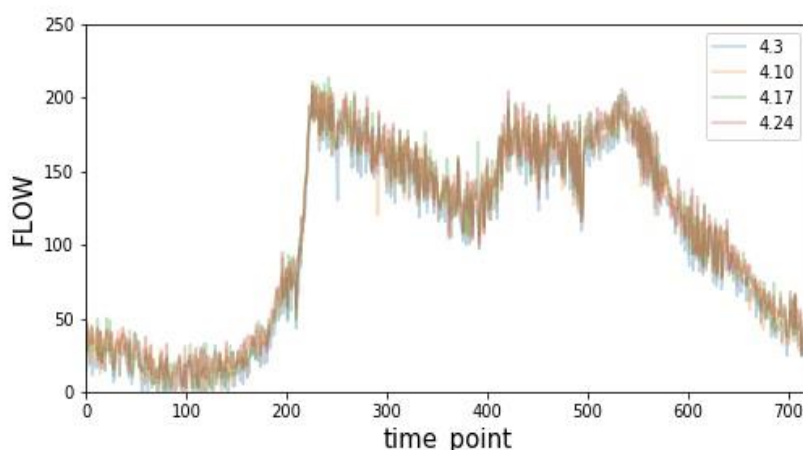


图 2-8 同一检测器连续 4 个周四的流量数据图

图 2-8 为同一检测器连续 4 个周四的流量数据，可以从该图中看出，交通流表现出较强的纵向时间序列的相关性，即 4 个周的周四的同一时间段内交通流量数据规律相似，在时间序列上呈现的变化规律也基本相同。通过进一步对交通流纵向时间序列数据之间相关性的定量描述，可以看出任意两个纵向时间序列时间的相关系数都达到 0.96 以上，即纵向时间序列相关性较强，如表 2-3 所示。

表 2-3 连续 5 周周三流量数据的相关系数

相关系数	4 月 4 日	4 月 11 日	4 月 18 日	4 月 25 日
4 月 4 日	1	0.9776	0.9762	0.9765
4 月 11 日	0.9776	1	0.9734	0.9702
4 月 18 日	0.9762	0.9734	1	0.9688
4 月 25 日	0.9765	0.9702	0.9688	1

2.3.2 城市道路交通数据的空间相关性分析

与时间相关性相似，城市道路交通数据在空间上也具有一定的相关性，主要分为纵向的空间相关性与横向的空间相关性。横向空间相关性是主要在同流向上

同一段道路的不同车道上同一断面的交通流参数具有一定的相关性;纵向空间相关性是主要指在城市道路的相同车道的上下游不同断面之间的交通流数据具有相关性。

用微波检测,对道路东向西直行车流同一断面多车道取每 2 分钟的流量数据,得到流量图如图 2-9 所示。

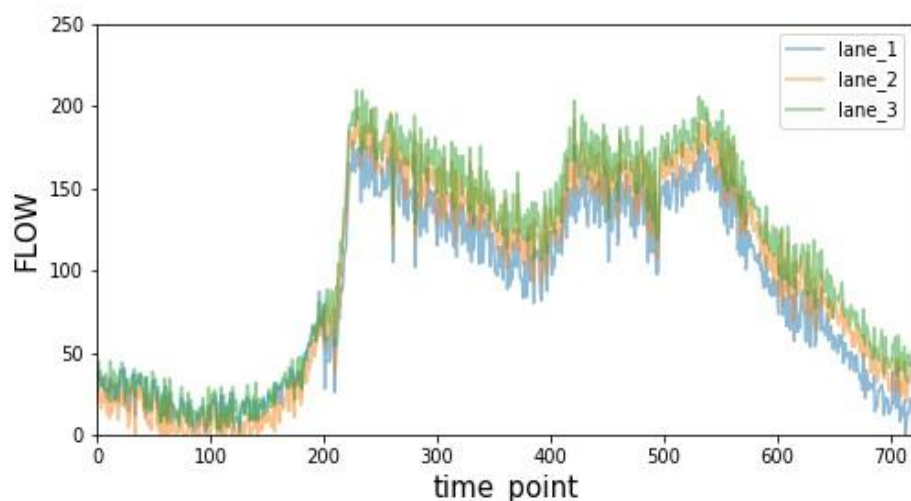


图 2-9 同流向同一段面多车道流量数据图

由图可以直观地看出城市道路交通流的横向空间相关性较强,进一步对其进行相关系数计算也证明了这一点,如表 2-4 所示。

表 2-4 同流向多车道流量数据的相关系数

相关系数	车道 1	车道 2	车道 3
车道 1	1	0.9363	0.8606
车道 2	0.9363	1	0.9210
车道 3	0.8606	0.9210	1

利用感应线圈监测,取同一车道上下游不同断面的每 2 分钟流量数据,得到流量图如图 2-10 所示。

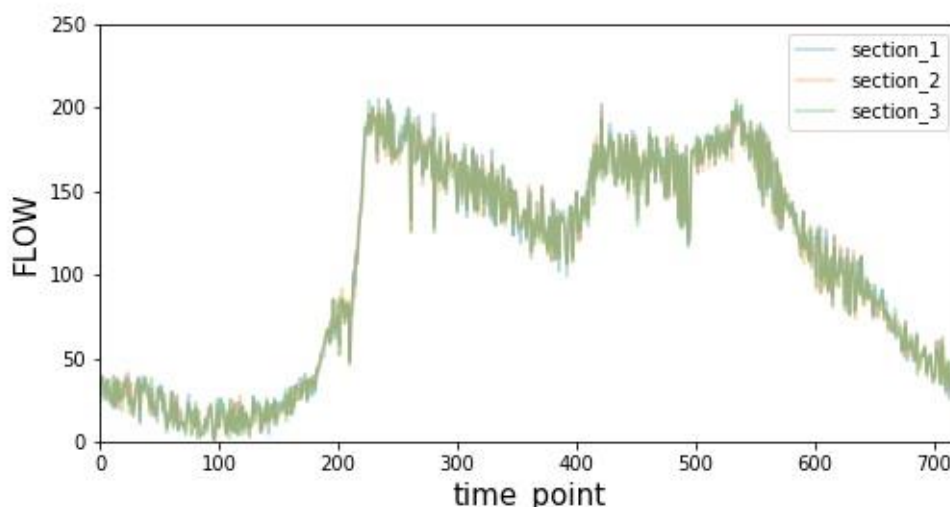


图 2-10 同一车道上下游流量图

由图可以看出城市道路交通流的纵向空间相关性十分明显, 对其进行相关系数计算也证明了这一点, 如表 2-5 所示。

表 2-5 同一车道上下游流量相关系数

相关系数	断面 1	断面 2	断面 3
断面 1	1	0.9883	0.9767
断面 2	0.9883	1	0.9826
断面 3	0.9767	0.9826	1

2.3.3 利用多源交通数据的缺失数据补全方法

1) 基于时间相关性的缺失数据补全方法

基于上文对交通数据的时间相关性的研究, 对于缺失数据可以采用历史均值法进行补全, 即按比例采用特定日期的检测数据, 或取多天相对应时间的历史数据均值对缺失数据进行替换^[35]。令 $y(k, t)$ 表示第 k 天 t 时刻缺失的交通数据, 计算如下:

$$y(k, t) = [y(k-1, t) + y(k-2, t) + \dots + y(k-n, t)] / n \quad (2-9)$$

式中, $y(k-i, t)$ 表示第 $k-i$ 天 t 时刻的历史数据, n 即所取天数。

使用这种方法时需要注意, 该方法只适用于普通通勤日期, 若是在节假日或有重大活动时, 交通数据的历史时间相关性会减弱, 用该方法进行确实数据补全

可能造成比较大的偏差，需要考虑进行进一步修复。

2) 基于空间相关性的缺失数据补全方法

基于上文对城市道路交通数据的空间相关性的分析与研究，对于交通流的缺失数据可以依据交通流数据的纵向空间相关性与横向空间相关性进行补全，即对于车道数据缺失，可以取其该车道上下游数据，或相邻车道的交通数据对缺失数据进行替换。令 $x(l_0, t)$ 表示车道 l_0 在 t 时刻缺失的交通数据，计算如下：

$$x(l_0, t) = [x(l_1, t) + x(l_2, t) + \dots + x(l_m, t)] / m \quad (2-10)$$

式中， $x(l_i, t)$ 表示车道 l_i 或断面 l_i 在 t 时刻的数据， m 即车道数或断面数。

使用这种方法时需要注意，在取相邻车道数据进行替换时，需要确认该车道车流与数据缺失车道车流为同一流向，否则二者数据相关性减小，不能用来替换；在取上下游不同断面交通数据进行替换时，要尽量取距离缺失地点近的断面监测数据，以保证数据之间的相关性强。

3) 利用多源监测数据补全方法

多源交通监测的优势在于不同的检测器可以得到更加全面的数据，因此可以使用其他检测器得到的数据进行替代，同时还可以利用参数之间的推导关系进行缺失参数替代，如测得旅行时间 t 则可以利用速度、时间与路程关系推出路段平均车速 v 的值。

2.4 本章小结

本章主要分析多源城市道路交通数据融合的方法，首先对多源数据检测方法与分析方法进行分析和比较，最后选取特征级融合的方法对城市交通数据进行融合。并结合不同交通流参数，对比分析了不同检测器采集交通数据的特点，分别对不同检测方法所能获得数据的空间特征、时间特征与可靠性特征进行分析，在此基础上对交通数据的时间相关性和空间相关性进行了分析和研究，并进一步提出了多种基于城市道路交通数据的时空相关性的缺失数据的补全方法，为下文建立城市道路服务水平评价指标体系奠定基础。

第三章 城市道路服务水平评价指标体系研究

城市道路服务水平评价指标体系的建立是进一步研究城市信号交叉口与城市道路交通服务水平的基础,也就是说,在研究评价方法之前,需要对评价指标进行选取和明确,从而建立起评价体系。本章基于各类交通参数可据获取的前提下,分析服务水平评价等级与评价体系建立方法,通过对交叉口与路段分别进行了评价指标的选取,建立起城市道路服务水平评价指标体系。

3.1 交通状态分类

城市道路服务水平即在一定的交通条件下,城市道路能为车辆通行所提供的服务质量水平,其实质上是一种质量测定标准,主要描述的是车流之间的运行条件,以及道路使用者的感觉。城市道路交通状态,即交通运行状态,可以有效的描绘出相应的城市道路服务水平。

《道路通行能力手册》中规定,交通运行状态主要划分为四种,分别为重度拥堵、中度拥堵、轻度拥堵、以及畅通。当交通运行状态表现为畅通时,道路上的交通流较小,行驶的车辆之间互不干扰,车流稳定,驾驶者可以自由选取车辆速度,几乎没有延误;当交通运行状态表现为轻度拥堵时,道路上交通流增大,车流速度受到轻微影响,有少量的延误;当交通运行状态表现为拥堵时,道路交通流继续增大,占有率提高,此时车流状态接近不稳定车流,驾驶者需要警惕因为变道等驾驶操作而可能引起的道路突发事故,有大量的延误;当交通运行状态表现为重度拥堵时,车流速度非常低,车辆行驶极大地受到道路上其他车辆的限制,此时交通拥塞,延误达到极大值。

根据道路交通拥堵所形成的原因,可以将道路拥堵分为两类,分别为偶发性拥堵与常发性拥堵。常发性拥堵通常指发生在固定周期的同一时间与同一地点的拥堵,如学校附近的早高峰时段,这时学校附近的道路上交通量将近饱和,甚至已经过饱和,车速较缓慢,无法自由移动,容易造成拥堵。偶发性拥堵通常是因为道路异常导致的,如雾霾天气、交通管制等,偶发性拥堵没有明显规律,不易预测,发生偶发性拥堵时,道路交通状态会在短时内有较大的改变,也会在异常结束之后快速恢复。

3.2 评价指标体系设计研究

城市道路交通参数可以从不同程度上反映出交通流的综合运行状况,具有随机性与时变性等特点。为了有效地利用这些交通参数来完善智能交通系统等交通管理系统,支持交通管控与诱导等工作,需要将这些交通参数进行筛选分析,并建立起健全合理的评价指标体系。

评价指标体系按照结构划分为三类,包括较简单的一元结构与线性结构、以及复合式的塔式结构^[36],如图 3-1 所示。一元结构指在评价指标体系中只有一个评价指标;线性结构指评价体系中所采用的各类指标之间为平行关系或顺序关系;塔式结构可以包含多种评价因素,有多层指标特性分析。一元结构与线性结构适用于在规律明确、运行状态比较简单的系统中构建评价体系,而道路交通状态复杂多变,因此本文选取塔式结构建立城市道路服务水平评价体系。

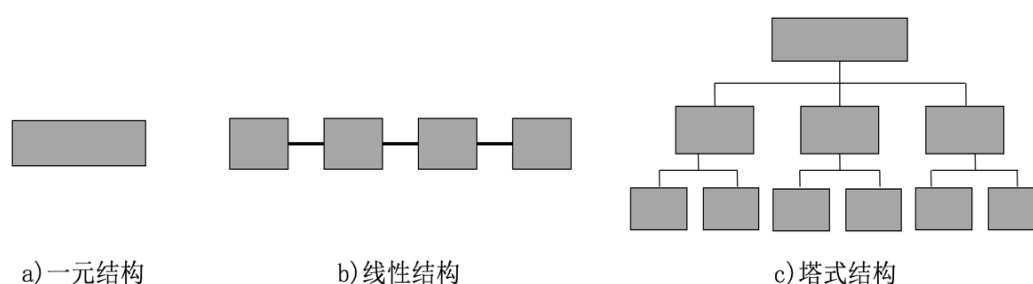


图 3-1 评价指标体系结构示意图

塔式结构的指标挑选方法叫做层次分类展开法,即自上而下将评价目标分类展开为多个目标,再进一步把这些目标向下展开,直至获得定量或定性的分析指标为止,因此下层指标与评价目标之间有直接关联性,并可以随着下层指标的增多进行扩充,符合道路交通参数多变的特点,适用于城市道路服务水平评价体系的建立,评价目标展开如下图 3-2 所示。

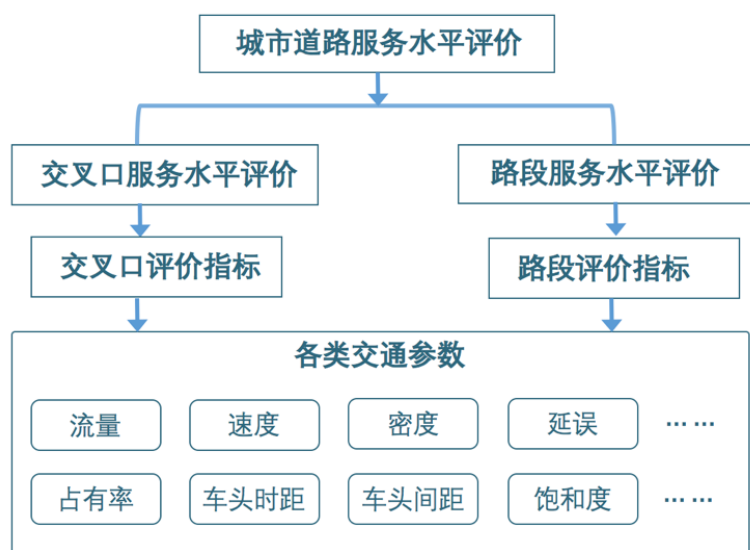


图 3-2 城市道路服务水平评价塔式结构示意图

3.3 城市道路服务水平评价指标体系

城市道路服务水平评价体系分为交叉口服务水平评价与路段服务水平评价两部分，这两部分评价体系的建立需要分别挑选各自适用的交通参数作为评价指标。在建立指标体系时，应尽可能选取多的指标，为之后研究评价方法提供更加完善的指标体系。基于上一章对各类交通参数特性等的分析，本章进一步对这些交通参数进行分类，明确这些交通参数是否适用于交叉口或路段的服务水平评价。

（1）交叉口评价指标

由于信号交叉口的不同车道交通流之间互相干扰较大，同时受人为控制影响也较大，容易出现排队延误等情况。根据信号交叉口的交通流运行特点，选取交叉口评价指标为：交通流量、饱和度、排队长度、平均延误以及二次排队率。在具体交通情况下，可以使指标选择尽量减少，即选取评价功能更优的指标。

（2）路段评价指标

相比于道路交叉口的交通流，路段交通流更加稳定，车速对于交通流等参数的也更加敏感。本文根据城市道路交通流的特点，选取路段评价指标有：饱和度和占有率、交通流量、延误时间、旅行时间与平均行程速度，此外，占有率与速度的比值、占有率与流量的比值、速度与流量的比值、相邻上下游道路占有率的比值也可以作为路段评价指标。

3.4 本章小结

本章建立了城市道路服务水平评价指标体系，首先对交通状态进行分类，并对其特征进行分析，然后对不同的评价指标体系结构进行分析，确定使用塔式结构建立评价体系，通过对评价目标的逻辑分解，将评价对象降级至交通参数，最后对交叉口与路段的评价指标所需交通参数做出选择，为下文对城市道路服务水平评价做准备。

第四章 城市信号交叉口服务水平评价方法研究

城市信号交叉口对于整个城市路网的运行起着至关重要的作用,不同方向的道路汇集于一处,不同转向的车流互相影响,容易引起交通拥堵。在我国《通行能力手册》中,交叉口的服务水平评价主要采用平均延误与直行车道饱和度两项指标,而随着交通检测技术的发展,可以获得更多交通参数,利用多源数据融合获取的交通参数可以更加准确地对交叉口的交通运行状态做出描述。本章基于多源数据融合的交通参数,对信号交叉口服务水平评价方法进行研究,同时对不同情景下的信号交叉口评价方法进行简单建模,并提出均衡度指标来表示交叉口各进口方向的车流均衡度,在一定程度上可以避免因为某相位的排队拥堵导致对交叉口的服务水平评价不准确,从而辅助交通管理者制定更合理的交通管理方案。

4.1 单指标服务水平评价

国内研究者根据我国的交通运行特点建立道路交通流运行各参数指标标准,通过对不同的交通参数数值进行划分,将交叉口服务水平划分为五个等级^[37],如表 4-1 所示。

表 4-1 各交通参数评价标准

交叉口等级	一级	二级	三级	四级	五级
饱和度	≤ 0.6	0.6~0.7	0.7~0.8	0.8~0.9	> 0.9
排队长度(m)	≤ 30	30~60	60~80	80~100	> 100
延误时间(s)	≤ 20	20~30	30~45	45~60	> 60
受阻车辆	≤ 10	10~15	15~20	20~30	> 30

在实际的交通管理中,经常只选取单一指标作交叉口的服务水平评价,但各指标所能反映的交叉口交通状态特点不同,如饱和度表示交叉口的道路车流密度信息,是空间纬度特征,而延误表示交叉口车辆运行受阻程度信息,是时间维度特征,使用单一的特征参数做服务水平评价可能存在一些描述不准确的问题。如选取 4 月 3 日瓦房店某信号交叉口的数据,在早上 7:30 至 8:30 之间每隔 20min 进行数据统计,包括饱和度、排队长度与延误时间,得到统计图如图 4-1 所示。

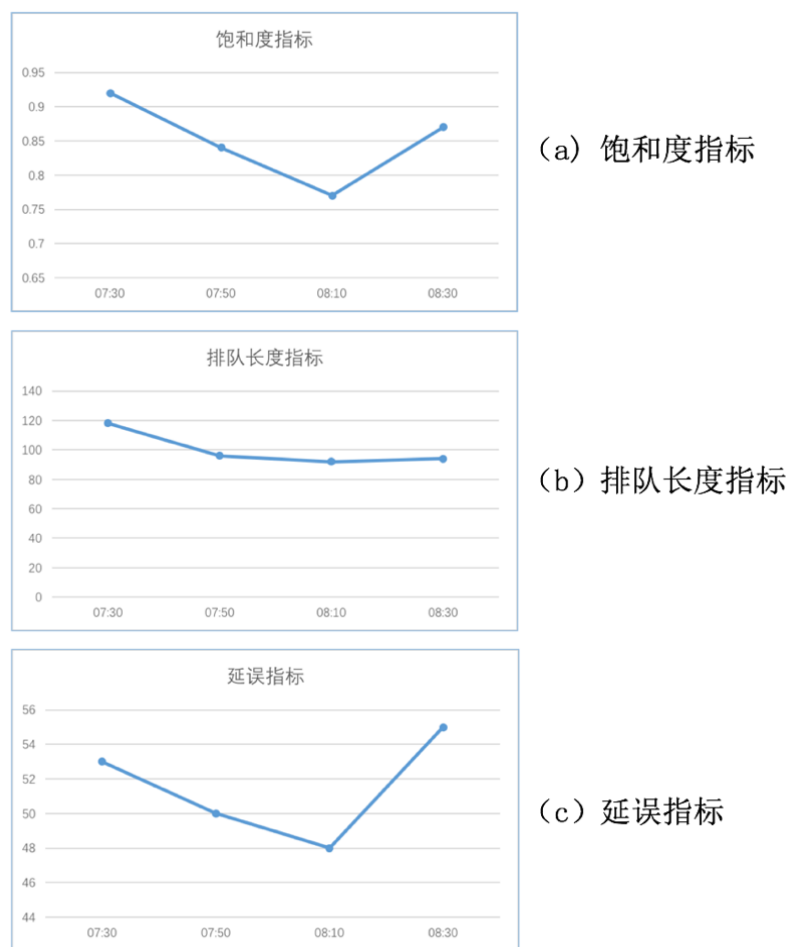


图 4-1 三种单一指标评价示意图

根据表 4-1 的参数评价标准划分该交叉口的服务水平等级如表 4-2 所示，可以看出在同一时间，利用饱和度、延误、排队长度三个单指标对交叉口服务水平划分等级的结果并不一致，由此说明使用单一的特征参数做服务水平评价结果不准确，需要考虑使用多个交叉口的交通特征参数进行综合评价。

表 4-2 三个指标等级评价结果

时间	7:30	7:50	8:10	8:30
饱和度评价等级	五级	四级	三级	四级
排队长度评价等级	五级	四级	四级	四级
延误评价等级	四级	四级	四级	四级

4.2 交叉口服务水平评价指标选取

1) 常规场景下的评价指标选取

根据上一章选取的交叉口评价指标，在常规情境下选取饱和度、排队长度、平均延误作为交叉口评价指标参数。

2) 恶劣天气场景下的评价指标选取

下雨天气会使路面湿滑，制动距离增大，还会影响驾驶员的视线，因此驾驶员会增大车头间距，道路交通流量减小，且下雨天气的平均车速比正常天气的车速降低，但是由于下雨天气人们驾车出行的需求增加，因此高峰期道路上的机动车会比正常天气机动车数量多，造成比较大的延误，排队长度增加，容易出现二次排队。

在这种情况下，虽然道路饱和度降低，但是延误仍然增加，考虑将饱和度换为车头时距，选取车头时距、延误、排队长度，以及二次排队率作为特征参数，建立评价指标体系。

4.3 常规情景下的交叉口服务水平评价

4.3.1 BP 神经网络结构与数学模型

BP 神经网络于 1986 年被提出，是一种将误差反向传播的前馈神经网络，也是当前应用极为广泛的神经网络模型之一，其结构示意图如图 4-2 所示。输入变量传递给输入层后，经过隐含层到达输出层，完成信息正向传递，产生误差由输出层反向经过隐含层向输入层传递，并通过修正各层的权值使最终的误差值符合精度要求^[38]。

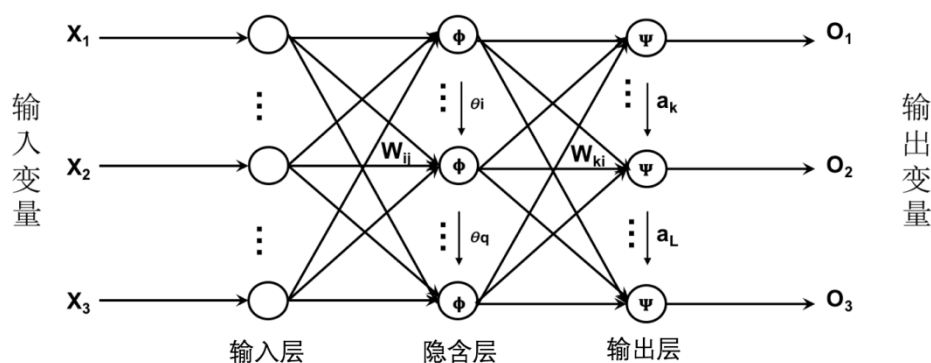


图 4-2 BP 神经网络结构图

在该结构图中, x_i 为 BP 神经网络的输入变量, w_{ij} 为 BP 神经网络输入层中的第 j 个神经元和 BP 神经网络隐含层中的第 i 个神经元之间的连接权重, θ_i 为隐含层中神经元的阈值, w_{ik} 为隐含层中第 i 个神经元与输出层中第 k 个神经元之间的连接权重, a_i 为输出层中各神经元的阈值, O_i 为该神经网络的最终输出变量。BP 神经网络的计算过程如下:

1) 信号的前向传递过程

隐含层中第 i 个神经元的输入为 net_i :

$$net_i = \sum w_{ij}x_j + \theta_i \quad (4-1)$$

隐含层中第 i 个神经元的输出为 y_i :

$$y_i = \Phi(net_i) = \Phi(\sum w_{ij}x_j + \theta_i) \quad (4-2)$$

输出层第 k 个神经元的输入 net_k :

$$net_k = \sum_{i=1}^q w_{ki}\Phi(\sum_{j=1}^M w_{ij}x_j + \theta_i) + a_k \quad (4-3)$$

输出层第 k 个神经元的输出 O_k :

$$O_k = \Psi(\sum_{i=1}^q w_{ki}\Phi(\sum_{j=1}^M w_{ij}x_j + \theta_i) + a_k) \quad (4-4)$$

2) 误差的反向传递过程

误差的反向传递是指从最后一层输出层逐步向前推进对各层的神经元的输出进行误差计算的过程, 并调节各层的权值和阈值, 从而完成学习过程。

每个样本 p 的二次型误差准则函数为 E_p :

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^L (T_k - O_k)^2 \quad (4-5)$$

系统对 P 个训练样本的总误差准则函数为:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^P \sum_{k=1}^L (T_k^p - O_k^p)^2 \quad (4-6)$$

采用误差梯度下降法依次对输出层的权值进行修正, 其修正量为 Δw_{ki} , 对输出层阈值进行修正, 其修正量为 Δa_k , 对隐含层权值进行修正, 其修正量为 Δw_{ij} , 以及对隐含层阈值进行修正, 其修正量为 $\Delta \theta_i$ 。公式如下所示:

$$\Delta w_{ki} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ki}} \quad (4-7)$$

$$\Delta a_k = -\eta \frac{\partial E}{\partial a_k} \quad (4-8)$$

$$\Delta w_{ij} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} \quad (4-9)$$

$$\Delta \theta_i = -\eta \frac{\partial E}{\partial \theta_i} \quad (4-10)$$

输出层权值调整公式:

$$\Delta w_{ij} = -\eta \frac{\partial E}{\partial O_i} \frac{\partial O_i}{\partial net_i} \frac{\partial net_i}{\partial w_{ij}} \quad (4-11)$$

输出层阈值调整公式:

$$\Delta a_k = -\eta \frac{\partial E}{\partial O_k} \frac{\partial O_k}{\partial net_k} \frac{\partial net_k}{\partial a_k} \quad (4-12)$$

隐含层权值调整公式:

$$\Delta w_{ij} = -\eta \frac{\partial E}{\partial O_i} \frac{\partial O_i}{\partial net_i} \frac{\partial net_i}{\partial w_{ij}} \quad (4-13)$$

隐含层阈值调整公式:

$$\Delta \theta_i = -\eta \frac{\partial E}{\partial y_i} \frac{\partial y_i}{\partial net_i} \frac{\partial net_i}{\partial \theta_i} \quad (4-14)$$

又有:

$$\frac{\partial E}{\partial O_k} = -\sum_{p=1}^p \sum_{k=1}^L (T_k^p - O_k^p) \quad (4-15)$$

$$\frac{\partial net_k}{\partial w_{ki}} = y_i, \frac{\partial net_i}{\partial a_k} = 1, \frac{\partial net_i}{\partial w_{ij}} = x_j, \frac{\partial net_i}{\partial \theta_i} = 1 \quad (4-16)$$

$$\frac{\partial E}{\partial y_i} = -\sum_{p=1}^p \sum_{k=1}^L (T_k^p - O_k^p) \Psi'(net_k) w_{ki} \quad (4-17)$$

$$\frac{\partial y_i}{\partial net_i} = \Phi'(net_i), \frac{\partial y_k}{\partial net_k} = \Psi'(net_k) \quad (4-18)$$

最后得到以下结果公式:

$$\Delta w_{ki} = \eta \sum_{p=1}^p \sum_{k=1}^L (T_k^p - O_k^p) \Psi'(net_k) y_i \quad (4-19)$$

$$\Delta a_k = \eta \sum_{p=1}^p \sum_{k=1}^L (T_k^p - O_k^p) \Psi'(net_k) \quad (4-20)$$

$$\Delta w_{ij} = \eta \sum_{p=1}^p \sum_{k=1}^L (T_k^p - O_k^p) \Psi'(net_k) w_{ij} \Phi'(net_i) x_j \quad (4-21)$$

$$\Delta \theta_i = \eta \sum_{p=1}^p \sum_{k=1}^L (T_k^p - O_k^p) \Psi'(net_k) w_{ki} \Phi'(net_i) \quad (4-22)$$

4.3.2 BP 神经网络信号交叉口服务水平评价

1) 确定评价指标。对于常规情景下的城市道路信号交叉口交通状态的描述,选取饱和度、排队长度与平均延误作为评价指标。

2) 确定 BP 神经网络的输入层、隐含层与输出层。采用 3 层 BP 神经网络,有 3 个评价指标,即输入层神经元为 3 个,输出指标 1 个,即输出层神经元为 1 个,输出阈值为[0,1],其数值大小表示交叉口交通状况的好坏,值越大表示拥堵程度越高。根据隐含层神经元个数公式确定隐含层神经元为 11 个,训练函数采用 trainlm 函数。

3) 样本训练。在将数据输入 BP 神经网络之前,需要对数据进行标准化处理,采用离差标准化方法:

$$X^* = \frac{X - \min}{\max - \min} \quad (4-23)$$

利用瓦房店市 2019 年 4 月 3 日 7 点至 20 点每 5min 的统计数据,建立并训练该神经网络,确定输入样本及测试样本、学习速率、学习误差及最大迭代次数。对饱和度、平均排队长度、平均延误进行标准化处理,评价指数依据现有的交叉口服务水平评价方法进行标注,并进行标准化处理。部分数据如下表 4-3 所示。

表 4-3 瓦房店市 2019 年 4 月 3 日每 5min 统计数据

饱和度	饱和度 标准化	排队长度	排队长度 标准化	延误	延误 标准化
0.687	0.511	52.76	0.643	3.19	0.029
0.649	0.506	37.53	0.556	8.31	0.066
0.707	0.523	46.61	0.590	4.46	0.037
0.718	0.50	42.2	0.56	4.92	0.09

4) 评价结果。利用训练好的神经网络对 2019 年 4 月 3 日 7:00-7:55 的交通状态进行评价, 得到拥堵指数结果如下表 4-4 所示。

经过对 2019 年不同月份不同日期的各时段的交叉口进行数据统计, 筛选正常情况下工作日 7:00 到 20:55 的数据进行评价指数的计算, 对照依据现有的交叉口服务水平评价方法划分的服务水平等级, 将拥堵指数划分为 4 个区间 $(0,0.25]$, $(0.25,0.5]$, $(0.5,0.75]$, $(0.75,1)$, 分别对应畅通、轻度拥堵、中度拥堵、重度拥堵四种交通状态。

表 4-4 拥堵指数表

时间	饱和度	排队长度	延误	拥堵指数
07:25	0.35	27.57	0	0
07:30	0.37	27.53	0	0
07:35	0.38	31.61	0.39	0.011
07:40	0.40	38.62	0.68	0.025
07:45	0.43	41.78	2.31	0.033
07:50	0.47	44.69	3.52	0.047
07:55	0.51	47.71	3.98	0.056

4.3.3 交叉口均衡度指标分析

现有的交叉口服务水平评价所描述的是整个交叉口的交通状态, 而在实际情况中, 存在交叉口有的方向拥堵而有的方向畅通的现象, 在此现象发生时, 有可能出现交叉口饱和度、平均延误时间、平均排队长度都不大, 但某方向有轻度拥堵的情况, 因此以上述的交叉口整体评价指标不能准确的表达交叉口的交通状态。

为了更加准确地评价交叉口的服务水平，引入均衡度指标。均衡度指标表示交叉口各进口方向的交通状态的差异程度。选取各进口方向的平均延误作为参数建立均衡度指标模型。取各进口方向的平均延误为向量 $P_1=(d_1,0)$, $P_2=(-d_2,0)$, $P_3=(0,-d_3)$, $P_4=(0,d_4)$ 。建立向量图如图 4-3 所。

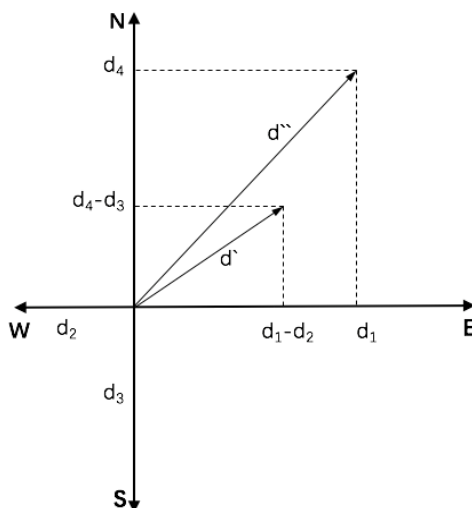


图 4-3 均衡度指标示意图

均衡度指标 K 的计算如下：

$$d' = \sqrt{(d_1 - d_2)^2 - (d_3 - d_4)^2} \quad (4-24)$$

$$d'' = \sqrt{\max(d_1, d_2)^2 + \max(d_3, d_4)^2} \quad (4-25)$$

$$K = \frac{|d'|}{|d''|} \quad (4-26)$$

K 的取值范围为 0-1。当 4 个进口方向平均延误相差不大，即路口均衡状态比较好时， $K=0$ ；当 4 个进口方向的平均延误相差较大，即路口均衡状态较差时， $K=1$ 。

取瓦房店市某路口早高峰时的各进口方向的平均延误进行均衡度指标的计算与验证。根据该路口的轨迹数据可得，其各进口道的平均延误为 $d_1=400$, $d_2=679$, $d_3=149$, $d_4=69$ 。建立向量图如图 4-4 所示。

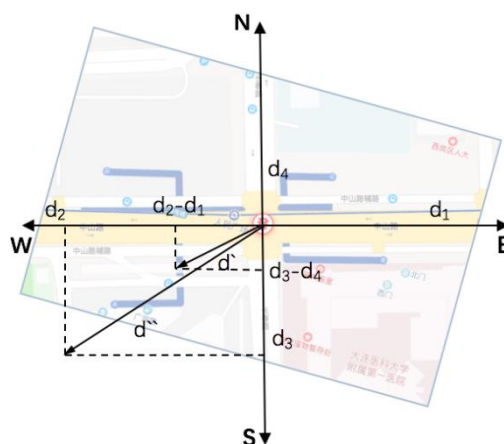


图 4-4 瓦房店市某路口早高峰均衡度指标向量图

均衡度指标 K 的计算如下:

$$d' = \sqrt{(400 - 679)^2 - (149 - 69)^2} = 267 \quad (4-27)$$

$$d'' = \sqrt{679^2 + 149^2} = 695 \quad (4-28)$$

$$K = 0.38 \quad (4-29)$$

由结果 $K=0.38$ 可知, 该路口均衡度较好。

由轨迹数据所得该路口早高峰(7:00-8:00)的时距图如图 4-5 所示。

由时距图可以看出, 该路口东西进口方向的车流量远大于南北进口方向的车流量, 但交叉口处并没有出现拥堵, 处于畅通状态, 该路口的均衡度指标计算结果符合实际情况。对多个不同交通状态的交叉口进行均衡度指标的计算, 并对比其时距图分析实际交通状态, 对比结果显示, 均衡度指标可以有效地反映交叉口各进口方向的交通状态的差异性程度。

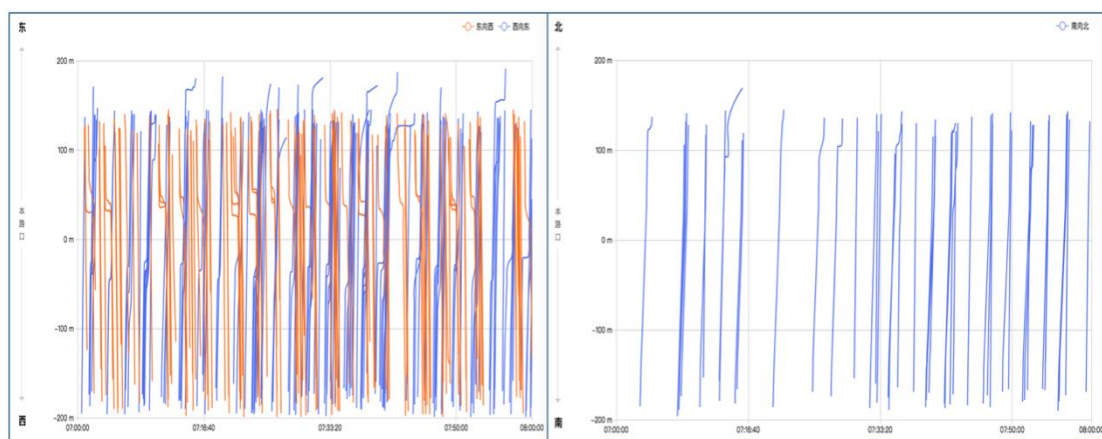


图 4-5 调研路口早高峰时距图

4.3.4 交叉口综合评价指标

将交叉口整体评价指标与均衡度指标相结合,得到交叉口综合评价指标 $PI=(P,K)$, P 表示拥堵指数, K 表示均衡度指标,划分交叉口状态等级如图 4-6 所示。当 $P<0.5, K<0.5$ 时,路口整体交通较畅通,此时各进口方向交通状况比较均衡,不需要做交通信号控制的调整;当 $P<0.5, K>0.5$,路口整体交通较畅通,各进口方向交通状况不均衡,此时某方向存在拥堵情况,需要对该方向道路做绿波协调;当 $P>0.5, K>0.5$ 时,路口整体交通负担较大,且各进口方向交通状况不均衡,某方向存在严重拥堵情况,需要做区域协调,甚至交通疏导。

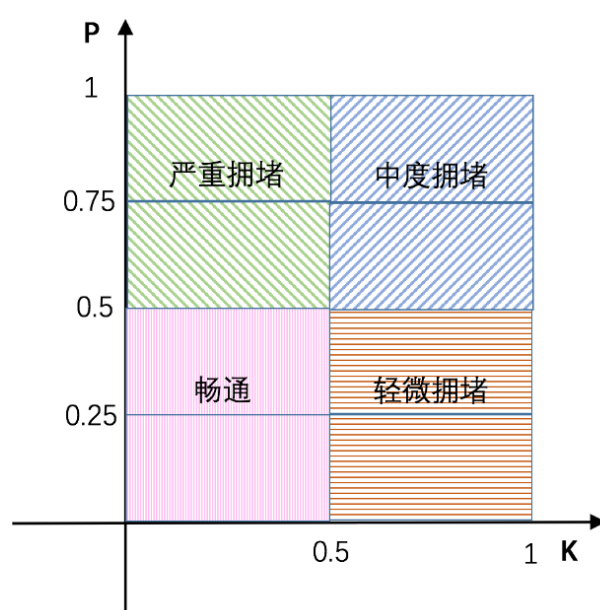


图 4-6 交叉口综合评价指标划分交叉口交通状态等级

4.4 本章小结

本章主要对城市信号交叉口的服务水平评价方法进行研究,首先分析使用单一指标进行交叉口服务水平评价的局限性问题,然后研究利用多个交叉口交通指标参数进行服务水平评价方法,选取饱和度、平均排队长度与平均延误作为指标,采用建 3 层 BP 神经网络建立评价模型,得到拥堵评价指数,并进一步引入交叉口均衡度指标,将二者结合建立起综合评价模型,更全面地对交叉口的服务水平做出评价。

第五章 城市路段服务水平评价方法研究

在我国《通行能力手册》中，采用密度、速度、饱和度与最大服务交通量作为评价路段服务水平的主要指标，其中主要评价指标为密度，但许多研究表明将仅仅将密度作为交通流状态的划分指标有局限性。在实际的应用中，大多采用速度作为评价指标，而简单采用速度指标来评价路段服务水平也会造成评价结果不准确，因此对于路段服务水平评价也要考虑采用多指标。本章基于多源数据融合后的交通参数，对路段的交通特性进行了分析，并对不同交通参数之间的关系进行了研究，最后采用 SVM 对城市路段服务水平评价方法进行研究。

5.1 路段交通特性分析

根据参考文献，姜桂艳从管理、研究、出行等角度出发，对交通管理者、研究者以及出行者进行了深入调查，得到目前较广泛应用于交通状态判别的交通参数如下表 5-1 所示。

表 5-1 交通参数使用者调查

交通参数	正在使用比例 (%)	推荐使用比例 (%)
速度	89	75
流量	75	60
占有率	74	85
延误	3	4
排队长度	3	4
排队时间	3	3

由上述表格可以看出在对交通状态的判别研究中，速度、流量、占有率具有很重要的作用。本文主要对流量-速度、占有率-速度、以及占有率-流量之间的关系进行分析与研究。

1) 流量-速度关系图

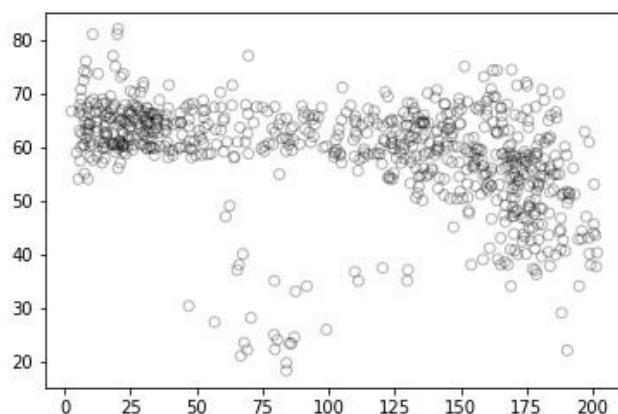


图 5-1 城市路段流量-速度示意图

在流量-速度示意图中，数据点分布呈现出抛物线关系，即流量-速度曲线为抛物线。以该抛物线的对称轴为准，数据点分为上下两部分，其中，上半部分车流特性表现为不饱和交通流，下半部分车流特性表现为过饱和交通流，在此图中可以看出流量具有二值性，不能单独作为评价指标使用。

2) 占有率-速度散点图

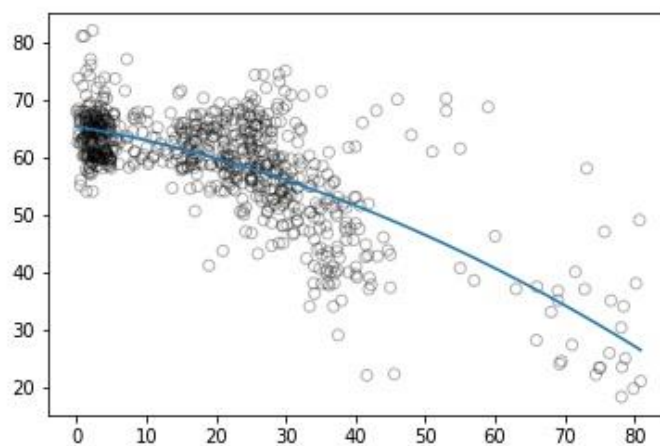


图 5-2 城市路段占有率-速度示意图

在占有率-速度示意图中，数据点呈现出较明显的线性关系，可以看出速度与占有率为反比关系，即随着占有率的逐渐增加^[39]，速度呈逐步降低趋势。在占有率较低时，交通流在此阶段运行速度较高，呈现出低占有率、高速度的非饱和状态，在占有率较大时，交通流呈现出高占有率、低速度的过饱和状态。

3) 占有率-流量关系

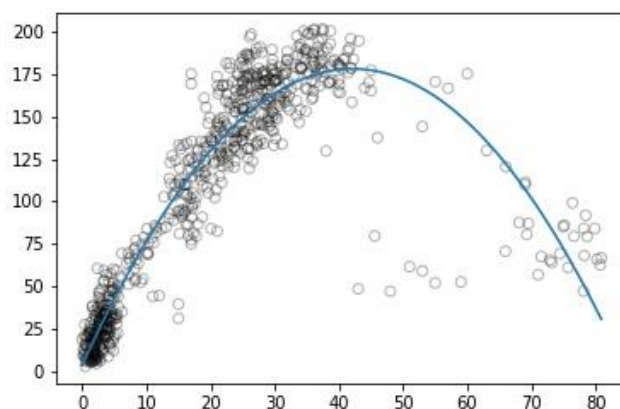


图 5-3 城市路段占有率-流量示意图

在占有率-流量示意图中，数据点没有较明显的间隙或突变，但可以看出在占有率达到一定值时，流量达到最大值，此时占有率增大，流量减小，对应的速度也出现较大的降低。

综上，在占有率较低时，道路交通表现出低流量、高速度的特点，随着占有率增大，流量增大，速度减小，在占有率达到一定值流量达到最大，之后随着占有率继续增大，速度突变型减小，流量也减小。

5.2 支持向量机原理简述

交通状态的算法模型主要包括有监督的算法模型和无监督的算法模型，有监督算法模型主要包括贝叶斯分类、人工神经网络^[40,41]、支持向量机^[42,43]等，此类算法模型较多应用于复杂的非线性分类问题。但此类模型，在模型训练的时候，需要提前对训练样本数据进行标记，数据的标签准确性才能够保证预训练分类模型的可靠性。

支持向量机(Support Vector Machine,SVM) 算法模型是一种二分类的算法模型，其在解决数据的非线性分类问题上具有较高的准确性^[44]，同时其在模型预训练阶段所需的数据量远小于神经网络算法模型在模型预训练阶段所需要的数据量。基于 SVM 分类模型的这些优势，本文选用 SVM 作为路段交通状态判别的分类器。

5.2.1 线性分类

SVM 算法模型的基本原理是在数据空间上求解可以正确分类数据集的分离超平面。给定样本特征空间上的数据集 (x_i, y_i) ，其中 x_i 为样本空间的第 i 个样本的特征向量，且 $y_i \in \{-1, 1\}$ ，为第 i 个样本的类别标签，其判别函数为 $y = \omega^T x + b$ ，其中 ω 表示其权重变量， b 为判别函数的偏执向量， $\omega^T x + b = 0$ 为数据空间特征的超平面。其基本原理如下图 5-4 所示：

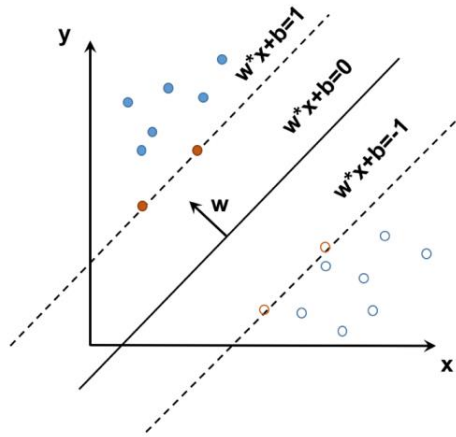


图 5-4 SVM 分类示意图

5.2.2 非线性分类

对于样本数据为非线性数据问题时，SVM 算法通过非线性变换将样本数据的特征空间转换为高维特征空间的线性分类问题，并构造最优超平面。SVM 分类的最优超平面表达式^[45]为：

$$y(x) = \omega^T \varphi(x) + b \quad (5-1)$$

式中， x 示特征向量， $\varphi(x)$ 表示映射函数， b 代表线性函数中的增益。

SVM 分类器构造方法如下：

1) 训练数据集为 N 个特征向量 x_1, x_2, \dots, x_N ，目标值为 t_1, t_2, \dots, t_N ， $t_n \in \{-1, 1\}$ ，并满足 $y(x_1) > 0$ 时， $t_n = 1$ ， $y(x_1) < 0$ 时， $t_n = -1$ ，因此总有 $t_n y(x_1) > 0$ ，点 x_n 到分类平面的距离为：

$$\frac{t_n y(x_n)}{\|\omega\|} = \frac{t_n (\omega^T \varphi(x_n) + b)}{\|\omega\|} \quad (5-2)$$

2) 要通过最优化 ω 、 b 来最大化点到分类平面的距离，最大化分类间隔可以表示为：

$$\arg \max_{\omega, b} = \left\{ \frac{1}{\|\omega\|} \min_n t_n (\omega^T \varphi(x_n) + b) \right\} \quad (5-3)$$

3) 令 $\omega \rightarrow k\omega$ 与 $b \rightarrow kb$:

$$t_n (\omega^T \varphi(x_n) + b) = 1 \quad (5-4)$$

对计算公式进行如上变化,可以在保证平面与点之间距离不发生变化的情况下,简化计算。此时,空间平面内的点需满足:

$$t_n (\omega^T \varphi(x_n) + b) \geq 1, \quad n = 1, \dots, N \quad (5-5)$$

4) 在求取最优解的过程中,需要首先求取最大 $\|\omega\|^{-1}$, 即最小化 $\|\omega\|^2$, 因此将问题转化为:

$$\arg \min_{\omega, b} = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 \quad (5-6)$$

5) 超平面求解问题转化为二次规划问题,为了解决在约束条件下的该问题,引入拉格朗日函数:

$$L(\omega, b, a) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 - \sum_{n=1}^N a_n \{t_n (\omega^T \varphi(x_n) + b) - 1\} \quad (5-7)$$

式中, a_n 表示拉格朗日乘子, 并且 $a_n \geq 0$ 。

6) 分别对 ω 、 b 进行求导, 并令其导数值为零, 得到:

$$\omega = \sum_{n=1}^N a_n t_n \varphi(x_n) \quad (5-8)$$

$$\sum_{n=1}^N a_n t_n = 0 \quad (5-9)$$

7) 带入拉格朗日函数表达式得到该函数的对偶形式:

$$\tilde{L}(a) = \sum_{n=1}^N a_n - \frac{1}{2} \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^N a_n a_m t_n t_m k(x_n, x_m) \quad (5-10)$$

式中 $k(x_n, x_m) = \Phi(x_n)^T \Phi(x_m)$ 表示核函数, 它能够将低维空间的输入值转化为高维空间的内积值。

8) 通过核函数进行非线性变换, 其映射函数如下所示:

$$y(x) = \sum a_n t_n k(x_n, x_m) \quad (5-11)$$

该问题满足 KKT 条件:

$$\begin{cases} a_n > 0 \\ t_n y(x_n) - 1 \geq 0 \\ a_n \{y(x_n) - 1\} = 0 \end{cases} \quad (5-12)$$

因此对于每一个数据点，总满足 $a_n = 0$ 或者 $t_n y(x_n) = 1$ ，对于满足 $t_n y(x_n) = 1$ 的点，位于高维空间中最大化分类间隔平面上，被称为支持向量。在模型训练的过程中，最终只有支持向量会被保留，把其带入映射函数，可以得到 b 值：

$$b = \frac{1}{N} \sum (t_n - \sum a_m t_m k(x_n, x_m)) \quad (5-13)$$

在该式中，是全部支持向量的和。

此外在实际的分类问题中，数据集中可能存在歧异值，所以在 SVM 算法中加入了两个变量：惩罚因子 C 与松弛变量 ξ ，其中惩罚因子 C 表示对歧异值点导致损失的关注度， ξ 为离群的距离。

5.2.3 核函数选择

核函数需要满足 Mercer 条件，公式如下：

$$\iint k(x, y) \phi(x) \phi(y) dx dy > 0 \quad (5-14)$$

式中， $\phi(x)$ 不恒等于 0，且满足：

对于同样的样本集，SVM 采用不同的核函数可以构造出不同的分类起，对于核函数的选择目前没有比较有效选优的方法，常用的核函数有以下几种^[46]，如表 5-2 所示。

表 5-2 常用的 SVM 核函数

核函数名称	核函数形式
线性核函数	$k(x_i, x) = (x_i \cdot x)$
多项式核函数(polynomial)	$k(x_i, x) = [(x_i \cdot x) + 1]^q$
高斯径向基函数(radial basis function)	$k(x_i, x) = \exp\left\{-\frac{ x - x_i ^2}{\sigma}\right\}$
Sigmoid 函数	$k(x_i, x) = \tanh(v(x_i \cdot x) + c)$

5.3 基于支持向量机的城市路段服务水平评价

5.3.1 多类分类器设计

在城市路段服务水平的评价中,城市路段服务水平往往需要划分为多类,但传统的 SVM 算法模型是一个二分类器,所以需要对传统的 SVM 算法模型进行改进。

本文采用如下的方法对 SVM 分类器进行改造,假设需要将数据集划分为 M 类,在城市路段服务水平的评价中 $M=4$,其中第 1 类表示畅通、第 2 类表示轻度拥堵、第 3 类表示中度拥堵,第 4 类表示重度拥堵。首先因为畅通和重度拥堵二者的可分性比较强,所以在畅通和重度拥堵两个类别之间构造第一层分类器,其次在轻度拥堵和重度拥堵两个类别之间、畅通和中度拥堵两个类别之间的距离较远两组类别之间构造第二层类别分类器,并结合上一层类别分类器的分类结果对城市路段服务水平进行进一步划分,最后分别在畅通和轻度拥堵类别之间、轻度拥堵和中度拥堵类别之间、中度拥堵和重度拥堵类别之间构造第三层类别分类器,最后结合第二层类别分类器的结果对城市道路服务水平进行最终的类别,期间一共涉及到分类器共 6 个^[47]。

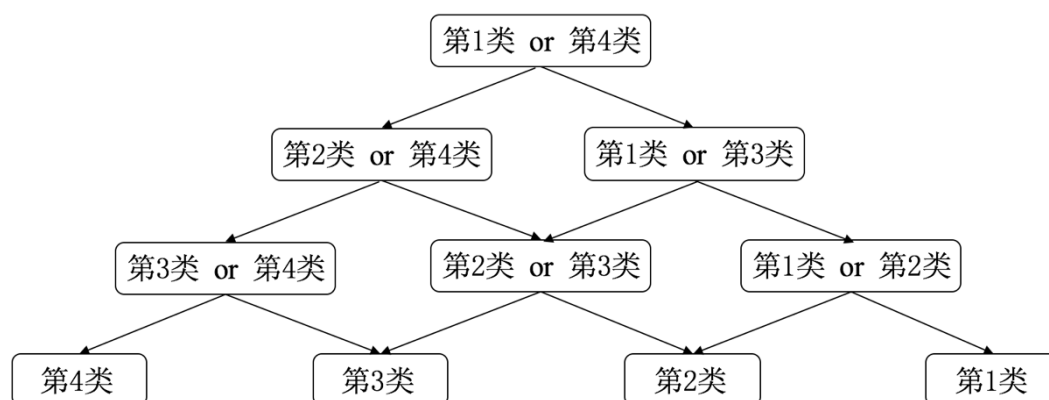


图 5-5 多分类器的构造方法

5.3.2 SVM 多分类器的路段服务水平评价

构建 SVM 分类器的流程如图 5-6 所示:

- 1) 确定评价指标。对于城市路段服务水平评价的交通参数选择为速度、流量、占有率,并对这些数据进行标准化处理。
- 2) 将数据分为训练集与测试集。
- 3) 对训练样本数据与测试样本数据进行专家标记所对应的道路服务水平,

包括从 1 至 4，代表道路服务水平为畅通、轻度拥堵、中度拥堵、重度拥堵。

4) 确定训练模型，包括罚值与核函数等。

5) 训练样本，得到 SVM 模型。

6) 对测试集样本进行 SVM 模型评价，结果与专家标记进行对比分析准确度是否达到要求，若未达到要求，返回第三步并重新确定参数。

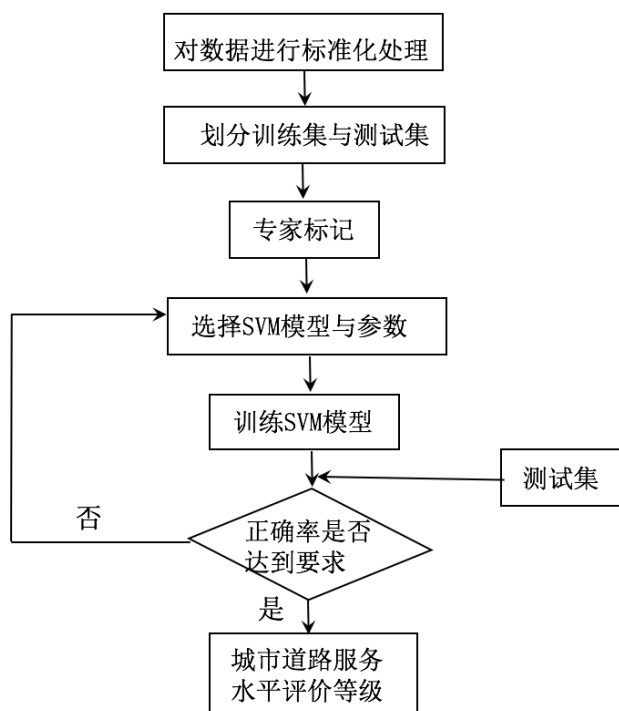


图 5-6 SVM 分类器模型构建流程

SVM 分类的结果在流量-占有率-速度离散点图上显示，如图 5-7 所示。

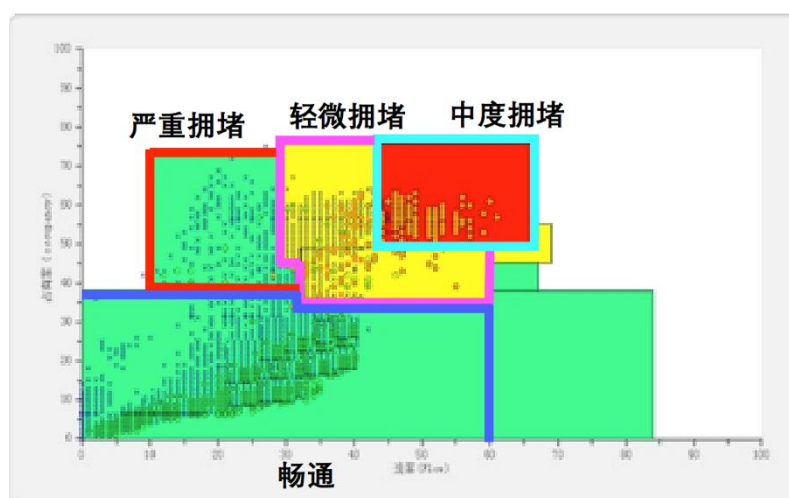


图 5-7 SVM 分类训练结果

当占有率较低时,城市道路基本处于畅通状态,当占有率较高时,城市道路处于不同等级的拥堵状态,四种状态等级的划分并非对车流点进行简单的平均划分,这也更符合城市道路交通的特点。

5.4 实例分析

5.4.1 数据预处理

西长春路是瓦房店市一条东西方向的重要主干路,有较明显的早晚高峰现象,有利于对交通流数据的研究。选取西长春路与西环街交叉口到西长春路与北共齐洪街交叉口路段进行研究,该选取路段岔路干扰较少,检测装备良好,可以有效获取充足的车流量、占有率与车速的样本数据。

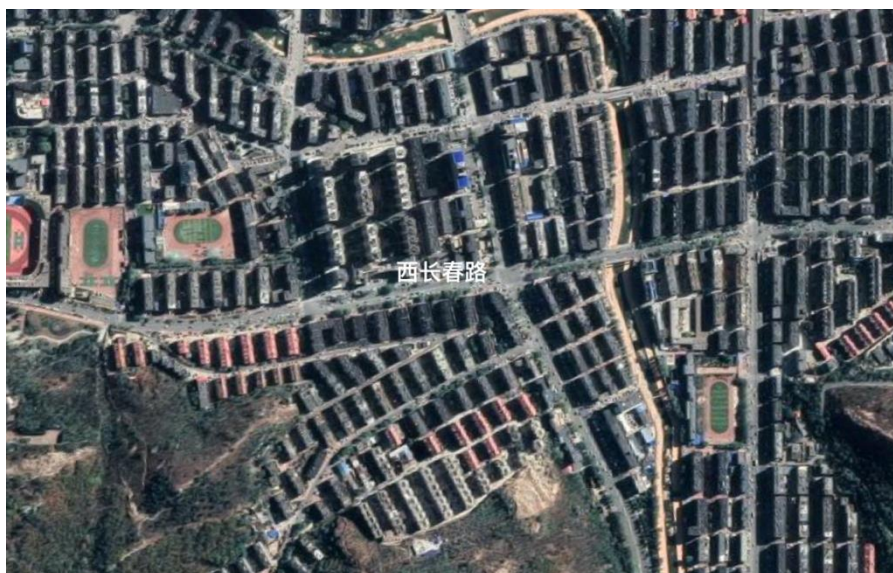


图 5-8 瓦房店市西长春路示意图

通过对初始数据的预处理分析,发现少量的异常数据,对其进行剔除。选取 4 月 1 日至 28 日为期四周每 2 分钟的交通统计数据作为样本数据。为了保证 SVM 分类的准确性,将全天 24 小时的 720 组数据样本都保留分析,尽量保证数据样本的完整,因此不需对夜间数据进行筛选。由于占有率、速度与流量这三个参数之间的数值差过大,在分析中容易引起较大的结果偏差,因此要对这些数据进行标准化处理,此处仍然采用离差标准化方法,部分数据如下表 5-3 所示:

表 5-3 标准化处理后数据

占有率 (%)	占有率 标准化	速度 (km/h)	速度 标准化	流量 (veh/2min)	流量 标准化
0.154	0.749	52.76	0.748	43	0.749
0.207	0.518	48.55	0.656	50	0.518
0.245	0.577	45.55	0.590	53	0.577
0.178	0.630	42.62	0.526	49	0.630
0.212	0.683	44.78	0.574	56	0.683
0.167	0.769	47.07	0.624	41	0.769

5.4.2 SVM 分类结果分析

由于交通状态的主观性与连续性等特点,采取对样本点进行人为标签的方法。取 4 月 8 日至 4 月 12 日,以及 4 月 15 日至 4 月 19 日的样本数据,共 7200 组数据作为模型训练样本,同时取 4 月 22 日样本数据作为模型测试样本,对这些数据进行专家划分,评价等级标注为 1-4,即将该十日的样本数据划分为 4 个等级,分别对应交通状态为畅通、轻度拥堵、中度拥堵、重度拥堵,如下表 5-4 所示:

表 5-4 专家划分等级

占有率 (%)	占有率 标准化	速度 (km/h)	速度 标准化	流量 (veh/2min)	流量 标准化	评价等 级
0.154	0.749	52.76	0.748	43	0.749	1
0.207	0.518	48.55	0.656	50	0.518	1
0.245	0.577	45.55	0.590	53	0.577	1
0.178	0.630	42.62	0.526	49	0.630	1
0.212	0.683	44.78	0.574	56	0.683	1

在模型训练中,采用交叉验证的方法确定 SVM 的最佳参数,各项参数的初始设置非别为 $kernel \in \{'rbf', 'linear'\}$, C 与 ξ 的取值范围设定为 $C \in \{1, 10, 100, 1000\}$, $\xi \in \{1, 0.1, 0.001, 0.0001\}$,通过 10 折交叉验证之后得到最佳参数设置为 $kernel='rbf'$, $C=100$, $\xi=0.1$ 。

使用训练得到的 SVM 模型对 4 月 22 日的交通数据进行分类,分类结果从畅通到拥堵分为 4 个等级,原始数据点图与 SVM 分类结果点图如图 5-9、5-10

所示:

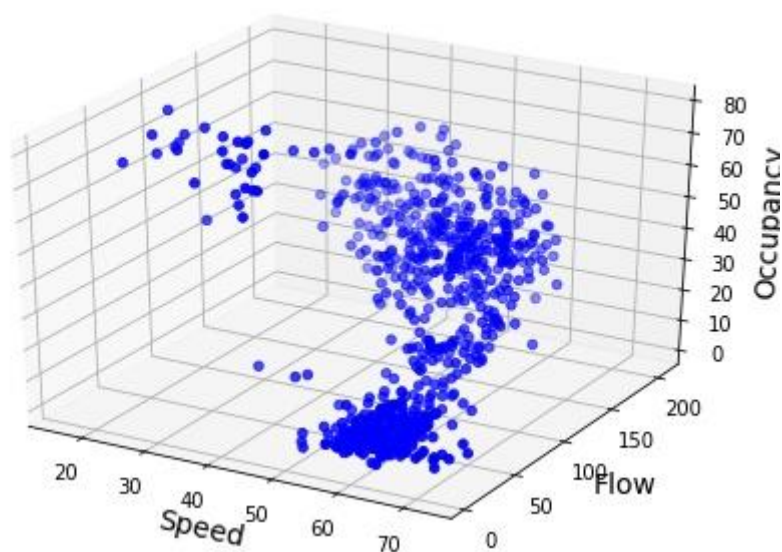


图 5-9 未分类原始点图

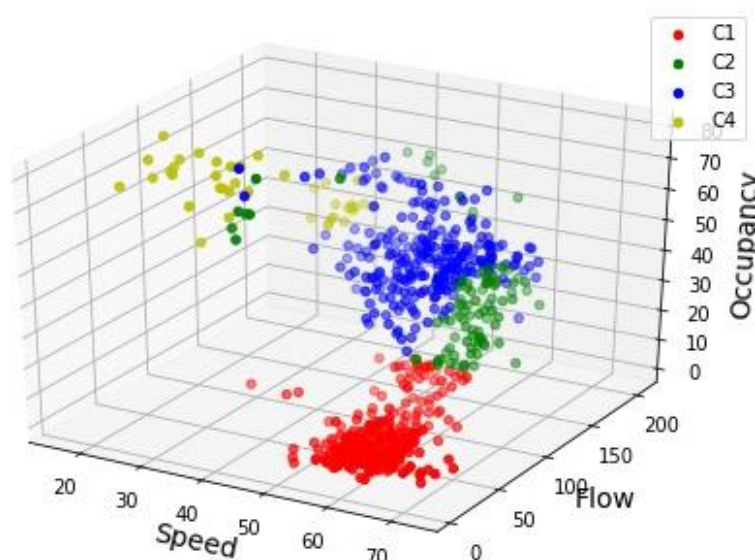


图 5-10 SVM 分类结果点图

从 SVM 分类结果中看, 红色、绿色、蓝色、黄色分别代表畅通、轻度拥堵、中度拥堵、重度拥堵, 表 5-5 为样本的具体交通状态判别状况:

表 5-5 SVM 分类结果统计

服务水平评价等级	畅通	轻度拥堵	中度拥堵	重度拥堵
样本个数	239	192	194	98
所占比例	33.0%	26.7%	26.8%	13.5%

根据 SVM 分类得到的服务水平等级,可以得到 4 月 22 日 6:00 至 22:00 的道路服务水平评价等级图如图 5-11 所示。

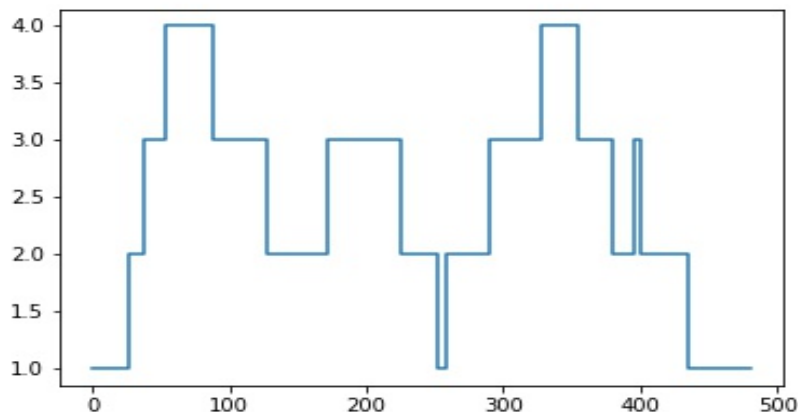


图 5-11 SVM 评价等级示意图

由上图可以看出, SVM 评价等级与车流高峰特性相近,与上节对流量-占有率、速度-流量、占有率-速度图的分析结果大致相同,符合交通流特点,可以直观地反映出道路服务水平等级,同时使用 SVM 对 4 月 22 日的服务水平评价等级与专家标记结果相比,准确率达到 0.929。

为了与以速度作为评价标准以及以聚类的方法进行等级评价结果做对比,对 4 月 22 日的样本数据做以速度为标准的服务水平评价如图 5-12 所示,以及用 Kmeans 聚类的方法做服务水平评价如图 5-13 所示。同样,红色、绿色、蓝色、黄色分别代表畅通、轻度拥堵、中度拥堵、重度拥堵。

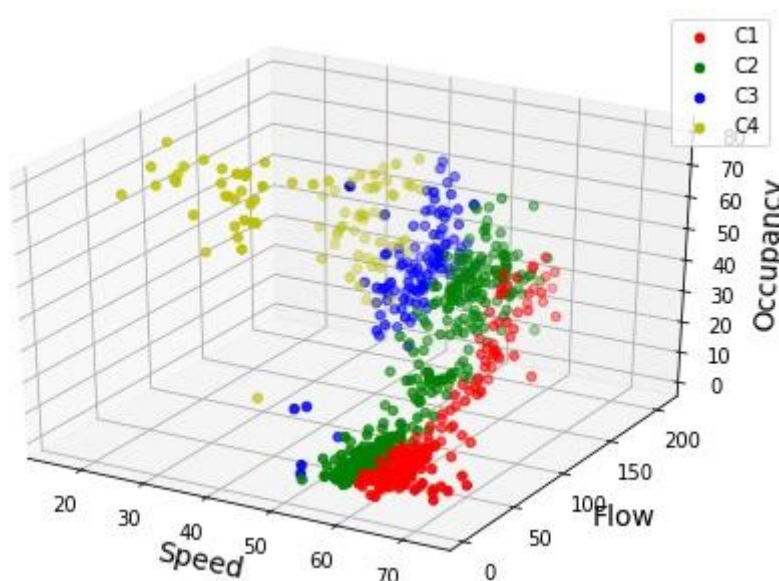


图 5-12 以速度为标准分类结果图

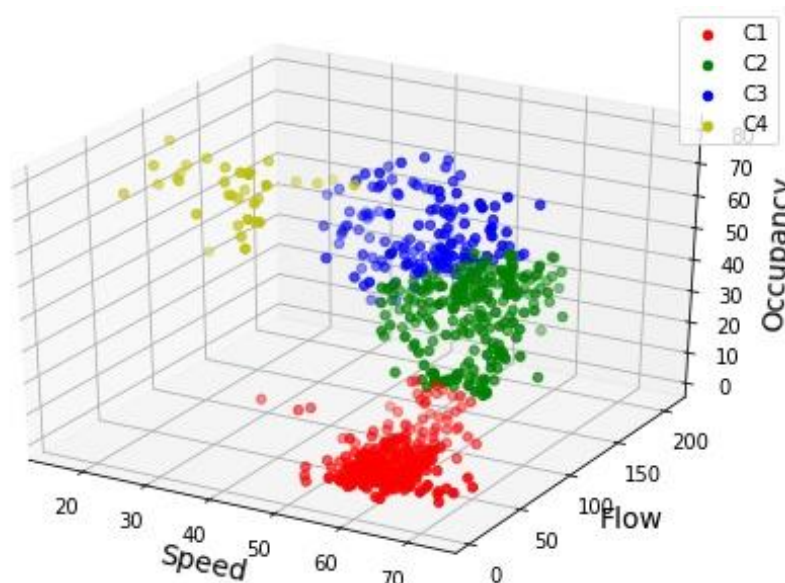


图 5-13 Kmeans 聚类结果图

从图中可以看出，以速度为标准分类与 Kmeans 聚类都是简单地从样本数据的数值特点进行分类，其结果说服力弱，同时二者的等级评价结果与专家标记结果相比，准确率分别为 0.764 与 0.829，均低于使用 SVM 分类器做评价的准确率，如下表 5-6 所示。

表 5-6 三种方法评价结果准确率对比

评价方法	SVM 分类器	以速度为标准	Kmeans 聚类
准确率	0.929	0.764	0.829

5.5 本章小结

本章主要对城市道路路段服务水平评价方法进行探究。首先对城市道路路段交通特性进行分析，针对占有率、流量与速度三个交通参数之间的关系特征进行剖析，并选为城市道路路段服务水平评价的特征参数。然后引入 SVM 算法，并对支持向量机算法的基本原理及常用函数进行了详细的介绍。以我国《通行能力手册》为依据，将道路服务水平分为四个等级，并利用支持向量机进行道路路段服务水平等级划分，并与以速度为标准进行评价以及使用 Kmeans 聚类进行评价得到的结果做了对比，证明使用 SVM 进行路段服务水平评价的合理性。

第六章 总结与展望

6.1 论文总结

本文立足于当前的国内交通发展形势，主要对多源交通数据融合方法、城市信号交叉口服务水平评价方法与城市路段服务水平评价方法三个方面进行研究。研究成果如下：

(1) 多源城市交通数据融合。本文通过对多种交通是数据检测方法的对比分析，以及各种交通参数的特性分析，对不同检测方法的不同监测数据的优劣与特性做了对比。并在交通数据的时空相关性与可靠性分析的基础上，对流量与饱和度等数据之间的关系进行研究，从而得到多种缺失交通数据的补全方法。此外，通过对三个不同的数据融合等级特点与方法的分析，结合交通数据复杂多变等特征，确定了对多源城市交通数据采用特征级的融合方法。

(2) 城市信号交叉口服务水平评价方法研究。首先分析了使用单指标进行信号交叉口服务水平评价的不合理性，从而确定应使用多指标进行综合评价。选取饱和度、排队长度与延误时间作为评价指标，通过 BP 神经网络建模，得到交叉口拥堵指数。并引入均衡度指标，通过不同进口道方向的延误比值表征交叉口均衡度，从而避免因潮汐现象等引起的评价结果偏差。最后将交叉口拥堵指数与均衡度指标相结合，对信号交叉口的服务水平做出评价。

(3) 城市路段服务水平评价方法研究。由于使用单指标进行路段服务水平评价结果不可靠，本文采用多指标进行路段服务水平评价。采用流量、占有率、平均车速作为路段服务水平评价指标，通过分析三者之间的关系，以及各自与对应道路拥堵状态之间的关系，说明采用这三个指标可以得到可靠的评价结果。利用 SVM 训练模型对三个交通指标数据进行建模训练，并通过数据分析验证证明 SVM 模型用于路段服务水平评价研究的合理性。

6.2 论文展望

(1) 本文在多源数据融合的研究中，主要对流量的时空相关性进行了分析，可以尝试对其他交通参数也做类似的时空相关性的分析，同时可以发掘更多交通参数，如上下游之间的占有率比值等。

(2) 本文在建立评价指标体系的研究中没有更多针对不同场景之下的指标

选取做研究,但在实际中,不同的交通场景如下雨天、交通管控等所选区的指标,以及指标的合理范围是不同的,这一点对于研究更加完善的道路服务水平评价方法很重要。

(3) 本文在对城市道路服务水平评价方法的研究中,将其分为信号交叉口服务水平评价与路段服务水平评价两部分,可以进一步考虑对路网,包括区域路网与城市路网的道路服务水平评价方法进行研究。

参考文献

- [1] 公安部交通管理局. <https://www.mps.gov.cn/n2254098/n4904352/c6568680/content.html>. 2019
- [2] 徐峰. 基于智慧城市的交通拥堵治理探究[J]. 智能城市, 2019, 5(08):6-7.
- [3] Borard T R. Highway capacity manual (HCM) 2010[R]. Washington D C: Transportation Research Board, 2011.
- [4] 王立颖. 基于大数据的城市交通拥堵治理对策研究[J]. 辽宁警察学院学报, 2019, 21(06):91-94.
- [5] J. Wahle, O. Annen, Ch. Schuster, L. Neubert, M. Schreckenberg. A dynamic route guidance system based on real traffic data[J]. European Journal of Operational Research, 2001, 131(2).
- [6] 李瑞敏, 陈熙怡. 多源数据融合的道路旅行时间估计方法研究[J]. 公路交通科技, 2014, 31(02):99-103.
- [7] Hao Liu, Hans van Lint, Henk van Zuylen, Francesco Viti. URBAN TRAVEL TIME PREDICTION BASED ON QUEUE ESTIMATION[J]. IFAC Proceedings Volumes, 2006, 39(12).
- [8] 李慧兵, 杨晓光. 面向行程时间预测准确度评价的数据融合方法[J]. 同济大学学报(自然科学版), 2013, 41(01):60-65.
- [9] GUO Jian-hua, XIA Jing-xin, SMITH B L. Kalman filter approach to speed estimation using single loop detector measurements under congested conditions[J]. Journal of Transportation Engineering, 2009, 135(12):927-934.
- [10] BYON Y J, SHALABY A, ABDULHAI B, et al. Traffic data fusion using SCAAT Kalman filters[C] // TRB. Transportation Research Board 89th Annual Meeting. Washington DC: TRB, 2010:1-16
- [11] Young-Ji Byon, Amer Shalaby, Baher Abdulhai, Chung-Suk Cho, Hwasoo Yeo, Samah El-Tantawy. Traffic Condition Monitoring with SCAAT Kalman Filter-based Data Fusion in Toronto, Canada[J]. Young-Ji Byon; Amer Shalaby; Baher Abdulhai; Chung-Suk Cho; Hwasoo Yeo; Samah El-Tantawy, 2019, 23(2).
- [12] FAOUZI N E, LEFEVRE E. Classifiers and distance-based evidential fusion for road travel time estimation[C] // SPIE. 2006 Defense and Security Symposium.

- Orlando:International Society for Optics and Photonics, 2006:1-16.
- [13] Keechoo Choi, YounShik Chung. A Data Fusion Algorithm for Estimating Link Travel Time[J]. Journal of Intelligent Transportation Systems, 2002, 7(3-4).
- [14] Zou L, Zhu LX. Link travel time estimation model fusing data from mobile and stationary detector based on BPP neural network. International conference on communications circuits and systems proceedings, 2006:2146-2149.
- [15] 王晓全, 邵春福, 尹超英, 袁媛. 基于改进 BP 神经网络的交通流数据融合[J]. 交通工程, 2018, 18(01):28-31.
- [16] Chris Bachmann, Baher Abdulhai, Matthew J. Roorda, Behzad Moshiri. A comparative assessment of multi-sensor data fusion techniques for freeway traffic speed estimation using microsimulation modeling[J]. Transportation Research Part C, 2013, 26.
- [17] 达庆东, 姜学锋. 基于流量—占有率检测数据的交通状态划分[J]. 道路交通与安全, 2002(03):29-31.
- [18] 姜桂艳, 郭海锋, 孟志强, 朱伟刚. 基于实时信息的城市道路交通状态评价指标体系研究[J]. 交通与计算机, 2007(05):21-24
- [19] 李晨曦. 基于交通延误的路网交通状态评价分析[D]. 北京交通大学, 2010.
- [20] 姚磊, 张开冉. 基于模糊逻辑的交通拥挤状态识别算法[J]. 西华大学学报(自然科学版), 2014, 33(03):66-69.
- [21] 聂增国. 城市道路交通状态评价研究[D]. 山东大学, 2018.
- [22] 林明文. 基于实时交通流检测的道路交通状态判定系统[D]. 大连理工大学, 2009.
- [23] Lei Zhang, David Levinson. Ramp metering and freeway bottleneck capacity[J]. Transportation Research Part A, 2010, 44(4).
- [24] 姜桂艳, 江龙晖, 王江锋. 城市快速路交通拥挤识别方法[J]. 交通运输工程学报, 2006(03):87-91.
- [25] 罗小强, 陈宽民, 张同芬. 城市快速路交通拥挤事件检测与程度辨识[J]. 长安大学学报(自然科学版), 2010, 30(03):71-75.
- [26] 美国道路拥堵评价标准 Transportation Research Board. Highway Capacity Manual[M].
- [27] GBT 33171-2016. 城市交通运行状况评价规范[S].
- [28] 丁宏飞, 秦政, 李演洪, 刘博. 融合多源数据的 ABC-SVM 快速路交通事件检测[J]. 中国安全科学学报, 2015, 25(06):162-166.
- [29] 王镭, 张宇英. 浅谈微波检测技术应用于高速流量自动采集[J]. 中国自动识

- 别技术, 2017(06):66-69.
- [30]李瑞敏. 城市交通信号控制系统发展分析[J]. 综合运输, 2015, 37(07):104-108+122.
- [31]何友, 王国宏, 陆大金, 彭应宁. 多传感器信息融合及应用[M](第二版). 北京: 电子工业出版社, 2010.402-404.
- [32]王海颖. 多源数据关联与融合算法研究[D]. 江南大学, 2016.
- [33]李悦, 陆化普, 蔚欣欣. 城市快速路交通流特性分析[J]. 公路工程, 2013, 38(06):87-91.
- [34]邴其春. 城市快速路交通状态评估与预测关键技术研究[D]. 吉林大学, 2016.
- [35]马庆禄. 基于混沌理论的交通状态预测研究[D]. 重庆大学, 2012.
- [36]Guo X Z, Hua-Pu L U. Comprehensive Evaluation Index System and Method of the Development Level of Urban Traffic[J]. Communications Standardization, 2003.
- [37]任福田, 刘小明, 荣建等. 交通工程学[M]. 北京: 人民交通出版社, 2003.
- [38]赵胜. 高速公路交通动态评价及其控制策略研究[D]. 华南理工大学, 2013.
- [39]Nancy L. Nihan. Evaluation of forced flows on freeways with single-loop detectors[J]. Nancy L. Nihan, 2000, 34(2).
- [40]Hua J, Faghri A. Dynamic traffic pattern classification using artificial neural networks[M].1993.
- [41]巫威眺, 靳文舟, 林培群. 基于 BP 神经网络的道路交通状态判别方法研究[J]. 交通信息与安全, 2011, 29(04):71-74+79.
- [42]陈维荣, 关佩, 邹月娴. 基于 SVM 的交通事件检测技术[J]. 西南交通大学学报, 2011, 46(01):63-67.
- [43]崔志宾. 基于支持向量机的交通事件检测建模与分析[D]. 北京交通大学, 2008.
- [44]刘江华, 程君实, 陈佳品. 支持向量机训练算法综述 [J]. 信息与控制, 2002(01):45-50.
- [45]Bishop C M. Pattern recognition and machine learning[M]. New York: springer, 2006:325-358.
- [46]郭晓妮. 基于改进的 SVM 交通信息融合算法及应用研究[D]. 北京交通大学, 2009.
- [47]张媛. 基于视频的城市快速路交通状态分类识别与量化方法研究[D]. 北京工业大学, 2013.
- [48]陆化普, 孙智源, 屈闻聪. 大数据及其在城市智能交通系统中的应用综述[J].

- 交通运输系统工程与信息, 2015, 15(05):45-52.
- [49]杨博文. 智能交通系统的研究现状及发展趋势分析[J]. 中国设备工程, 2019(02):121-122.
- [50]张威威, 李瑞敏, 谢中教. 基于深度学习的城市道路旅行时间预测[J]. 系统仿真学报, 2017, 29(10):2309-2315+2322

在学期间的研究成果

一、发表论文

- 1.张诗姣, 卓为, 郭志鹏, 周明. 基于轨迹数据的城市道路旅行时间的检测与研究[J]. 工业控制计算机, 2018,31(12):51-53.

二、参与课题

- 1.新一代交通信号控制系统研究（课题来源：连云港杰瑞电子公司）
- 2.三级交通信号控制系统 RSU 的研发（课题来源：江苏科创交通安全产业研究院有限公司）

致 谢

三年前的此时此刻，我正在满心期待着即将到来的读研生活，无论如何也想不到三年后的今天一场突如其来的新冠疫情会席卷世界。我们每个人都响应号召把自己关在家里，用自己的方式与病毒作斗争，同时也饱含信心相信我们能一起扛过这次考验。这里首先感谢每一位奋战在一线的医护人员、环卫工人、民警、志愿者还有很多很多默默奉献的陌生人们，谢谢你们守护我们，希望有一天我也可以有机会和能力去守护更多人。

研究生的这三年结束地稍显草率，错过了敦品楼前春天的玉兰花。在这样的毕业之际，想要感谢的人很多。首先是我的导师张福生老师，您看上去总是精力充沛，说话干脆，做事爽利，不论有什么问题都可以去找您寻求指导和帮助。我永远记得有一次您讲对自己未来的憧憬，您说以后的人生中会继续在智能交通领域奋斗，然后在有限的时间给这个行业留下点值得一直保留的东西。我希望以后的我也能跟您一样，有这样一份信仰能够奉献一生。

还要感谢智能交通实验室的各位老师在我研究生期间给予的帮助，感谢李颖宏老师、张永忠老师对我课题的指导，感谢田红芳老师在研究生期间给予我的关心和指导。

感谢已毕业的贺志伟师兄、詹鹏宇师兄、陈文钊师兄在我研一研二期间对我的照顾，感谢郭志鹏、周明、张雨晨、梁振奇，这三年很荣幸能和你们一起成长，感谢可爱的师弟师妹们。还要感谢宁志猛师兄在我学习中的所有帮助，祝你对自己的未来规划都能够一一实现。

最后谢谢我的父母，不论何时都给我最好的爱护，你们的坚强和善良让我更加勇敢，你们永远是我最大的骄傲！我会努力成长，不忘初心，成为你们最坚实的后盾！