

分类号：U41；U2

10710-2012121249



长安大学

硕士学位论文

城市主干路交通拥堵预测方法研究

张富强

导师姓名职称	张碧琴 教授		
申请学位类别	硕士	学科专业名称	道路与铁道工程
论文提交日期	2015 年 4 月 15 日	论文答辩日期	2015 年 6 月 13 日
学位授予单位	长安大学		

Study on Forecasting Method of Urban Arterial Road Traffic Congestion

A Dissertation Submitted for the Degree of Master

Candidate: Zhang Fuqiang

Supervisor: Prof. Zhang Biqin

Chang'an University, Xi'an, China

论文独创性声明

本人声明：本人所提交的学位论文是在导师的指导下，独立进行研究工作所取得的成果。除论文中已经注明引用的内容外，对论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。本论文中不包含任何未加明确注明的其他个人或集体已经公开发表的成果。

本声明的法律责任由本人承担。

论文作者签名：张富强

2015 年 6 月 15 日

论文知识产权权属声明

本人在导师指导下所完成的论文及相关的职务作品，知识产权归属学校。学校享有以任何方式发表、复制、公开阅览、借阅以及申请专利等权利。本人离校后发表或使用学位论文或与该论文直接相关的学术论文或成果时，署名单位仍然为长安大学。

（保密的论文在解密后应遵守此规定）

论文作者签名：张富强

2015 年 6 月 15 日

导师签名：张碧华

2015 年 6 月 15 日

摘 要

城市的快速发展吸引了越来越多的交通流，由此带来的交通拥堵问题却成为制约城市发展的一个瓶颈，这是许多城市在面临和亟待解决的问题。各地一方面通过增加道路基础设施建设来缓解交通问题，另一方面结合智能交通系统共同治理拥堵，而结合智能交通系统治理交通拥堵已成为抓缓堵、保畅通、惠民生的重要方法和发展趋势。交通拥堵预测作为智能交通系统的重要组成部分，是缓解城市交通拥堵的有效措施。

论文在系统分析交通拥堵概念、分类及量化标准的基础上，针对目前基于交通流参数对城市道路进行交通状态预测的不足，选取了交通流、驾驶员感受及微观驾驶行为三个方面的指标，运用自回归移动平均法（ARIMA）、二次指数平滑法、BP 神经网络分别对选取的指标进行预测；基于多模型融合技术建立了组合预测模型，并对各指标进行预测，检验其预测精度，验证了综合预测方法的可行性及有效性。

基于城市主干路样本数据，运用层次分析法及 K-均值聚类分析法建立了交通状态综合判别算法，将实际的交通状态分类，标记为顺畅、正常、轻度拥挤、重度拥堵四个等级。并用预测数据进行交通状态判别，验证了判别方法的合理性及可靠性。针对日益严重的城市交通拥堵，从宏观策略上及基于预测的交通状态探讨了缓解城市交通拥堵问题的思路。

论文尝试从交通流，驾驶员感受及微观驾驶行为三方面的参数建立城市道路交通拥堵综合预测及判别方法，对研究城市道路交通拥堵预测具有一定借鉴意义。

关键词： 城市主干路，拥堵，参数预测，交通状态判别

Abstract

The rapid development of the city has attracted more and more traffic flow, led to traffic congestion becoming bottlenecks restricting the development of the city, the problem many cities in the world facing and waiting to be solved. All places, on the one hand, ease the traffic problem by increasing the road infrastructure construction, on the other hand, combining with the intelligent traffic system to governance congestion has become an important method of grasping the corrosion, ensuring the unclogging roads, improving people's livelihood. As an important part of intelligent transportation system, congestion prediction is an effective measure to alleviate urban traffic congestion.

Based on the analysis of the concept, classification and quantification standard of traffic congestion, in view of the current shortage of urban road traffic state according to the prediction of traffic flow parameters, this paper selects three aspects indexes, traffic flow, drivers' feelings and microscopic driving behavior, predict the selected indexes respectively using the autoregressive integrated moving average (ARIMA), two exponential smoothing, and BP neural network, establish a comprehensive prediction model based on the multi model fusion technique, and forecast the indexes, test the prediction accuracy, and verify the feasibility and validity of the comprehensive prediction method.

Collecting mass historical data of urban trunk road, the paper uses the analytic hierarchy process and the K-means algorithm to establish a comprehensive traffic state classification algorithm, classify the actual traffic state, and mark them four grades such as smooth, normal, mild congestion, severe congestion, identify the traffic state using the forecasting data, verify the rationality and reliability of the discriminant method. Response to the growing problem of urban traffic congestion, the paper discusses the ease urban traffic congestion ideas from the macro policy and based on forecast traffic state.

This paper attempts to establish the comprehensive prediction and discriminant method of city road traffic congestion from the traffic flow parameters, drivers' feelings and microscopic driving behavior, has some reference value to the research of city road traffic congestion prediction.

Keywords: urban arterial road, traffic congestion, parameters prediction, traffic state identification

目 录

第一章 绪论	1
1.1 研究的背景和意义	1
1.2 国内外研究概况	2
1.2.1 国外研究概况	2
1.2.2 国内研究概况	4
1.3 主要研究内容	5
1.4 技术路线	6
1.5 本章小结	6
第二章 交通拥堵相关理论研究	7
2.1 交通拥堵的概念及分类	7
2.1.1 交通拥堵的概念	7
2.1.2 交通拥堵的分类	7
2.2 交通拥堵量化标准	8
2.3 交通拥堵预测周期	11
2.4 本章小结	12
第三章 城市主干路交通拥堵预测指标选取	13
3.1 指标的选取原则	13
3.2 指标的选取及确定	13
3.2.1 交通流方面的参数	14
3.2.2 反应驾驶员感受的参数	17
3.2.3 微观驾驶行为参数	18
3.3 本章小结	18
第四章 城市主干路交通拥堵参数预测	19
4.1 常用预测方法适用性分析	19
4.2 基于自回归移动平均法(ARIMA)参数预测	21
4.3 基于二次指数平滑法参数预测	22
4.4 基于 BP 神经网络参数预测	23
4.5 基于多模型融合技术参数预测	27

4.6 实例分析及预测模型检验.....	29
4.6.1 自回归移动平均法（ARIMA）预测	32
4.6.2 二次指数平滑法预测.....	36
4.6.3 BP 神经网络预测.....	39
4.6.4 多模型融合预测.....	43
4.6.5 误差检验.....	43
4.7 本章小结.....	44
第五章 基于预测数据的交通拥堵状态判别.....	45
5.1 层次分析法确定各指标权重.....	45
5.2 样本数据正向化及无量纲化处理.....	49
5.2.1 样本数据正向化处理.....	50
5.2.2 样本数据无量纲化处理.....	50
5.3 指标值加权平均.....	51
5.4 样本数据聚类分析.....	51
5.5 基于预测数据进行交通状态判别.....	52
5.6 本章小结.....	53
第六章 缓堵措施.....	54
6.1 基于宏观策略缓解交通拥堵.....	54
6.1.1 合理规划.....	54
6.1.2 交通结构合理布局.....	55
6.1.3 政策引导.....	55
6.2 基于预测交通状态缓解交通拥堵.....	56
6.3 本章小结.....	58
结论与展望.....	59
主要研究结论.....	59
问题及展望.....	59
参考文献.....	61
附录.....	64
攻读硕士学位期间取得的科研成果.....	70
致谢.....	71

第一章 绪论

1.1 研究的背景和意义

随着经济的发展与城市化进程的加快，城市人口和机动车保有量也在快速的增长，根据《西安市 2013 年国民经济和社会发展统计公报》2013 年年末西安市共有机动车 1826.21 万台，与 2012 年同比增长 14.0%，尤为突出的是，私人汽车保有量以 20.3% 的增长速度激增到 141.24 万台。交通设施也因为国家的重视得到了极大的发展，其中道路长度、道路面积等也在稳定增长，见图 1.1。城市的快速发展在给人们的生活带来了巨大便利的同时，由此产生的交通拥堵问题也在制约着城市的健康发展，这也是很多城市都在面临和亟待解决的问题，见图 1.2。交通拥堵会带来一系列的问题，如燃油消耗、环境污染、增加人们出行的时间，甚至会造成交通混乱，引发交通事故^[1]。根据相关机构统计，每年因为交通拥堵直接或间接造成的经济损失大约占全球 GDP 总量的 2.5%，这是对社会资源的巨大浪费，所以治理交通拥堵刻不容缓。

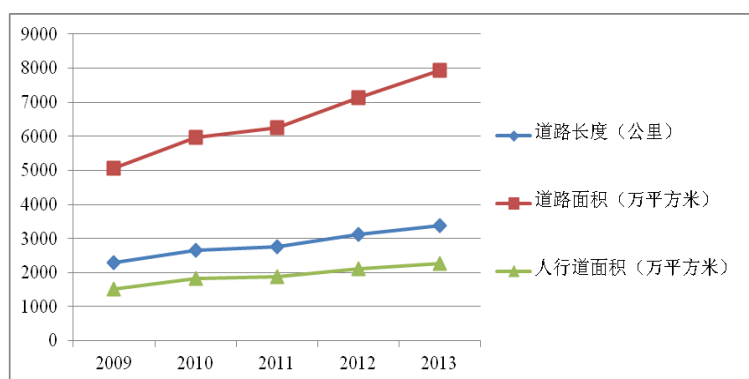


图 1.1 西安市部分市政设施增长



图 1.2 西安主干道交通拥堵

我们可以通过道路基础设施建设来解决交通问题，但是这样投资巨大，而且受城市土地利用及经济制约，不可能无限制的展开城市道路基础设施建设。而且人们经常会发现一种现象，路修到哪车就堵到哪，路的修建始终赶不上交通发展的需要。所以除了进行道路基础设施建设之外，应多从其他方面寻找缓解和解决交通拥堵的途径。目前，很多国家都在尝试利用智能交通运输系统来作为缓解城市交通问题的手段^[2]。其中，智能交通系统的交通管理控制与交通诱导等子系统正常运行的一个前提条件是能够提前预知下一时段的交通状态，好在交通拥堵到来之前采取措施，进行交通管理与控制及交通疏导，最大限度的防患于未然，并将损失减到最小。

1.2 国内外研究概况

1.2.1 国外研究概况

1) 交通参数预测

目前，常规交通拥堵预测及交通状态判别方法主要是基于交通流参数的。在国外主要有两种模式对交通流进行预测，一种模式是基于 OD (Origination – Destination) 的交通流在路网中的分配规律进行预测，另一种模式是针对特定的路段做大量的交通数据观测，研究其规律，进而对交通流进行预测。从上世纪 70 年代开始，国外就已经展开了对交通流动态预测的研究^[3~4]。1971 年，Gazi D.Che 和 Knapp C.H、Iwao Okutani 等人运用卡尔曼滤波技术构建出交通量动态预测模型，此模型在实际应用中取得了较为理想的预测结果。70 年代中期，Nicholson H. 与 Swann C.D. 提出了运用谱分析模型来预测交通流的思路。1979 年 Ahmed S.A. 和 Cock A.R. 对基于时间序列技术的交通拥堵预测进行了深入的研究^[5]。同年，他们利用博克思-詹金斯预测模型对高速公路交通流量进行了预测。1980 年，Nihan N.L. 和 Holmesland K.O. 基于大量真实有效的历史数据，利用博克思-詹金斯模型对高速公路交通流再一次进行了预测。1990 年，Davis G.A. 针对高速公路的交通量进行研究，建立了一种可以调节的预测方法，以此来对交通流进行预测，并判断交通是否发生拥堵，取得了较好的预测效果。1991 年，尼汗和戴维研究了非参数回归模型在交通拥堵预测中的应用，经过大量实践证明，此模型在某些特定的情况下建模的精度要好于时间序列模型。

神经网络是一种模拟人脑结构的算法，将通过很多路径得到的信息发送给神经单元，神经单元对得到的信号进行处理，然后将信息传送到更多的神经单元。同时还会根

据被处理的数据信息和神经元的相关性赋予不同的权重。基于神经网络技术的有效性，该技术在预测交通流方面得到了很好的利用^[6~7]。1993 年，Brain Smit 和 MiChae J.Demetsky 基于神经网络建立交通流预测模型，这种模型的预测精度比一般的预测方法要高，最关键的是预测结果基本上没有滞后现象^[8~9]。90 年代中期，Thiery Dochy 等人利用神经网络模型预测交通量的实验取得了令人满意的成果。90 年代后期，H.R.Kirby S.M.Watson 和 M.S.Dougherty 研究对比了神经网络模型和数据模型，发现神经网络和 ARIMA 模型的预测结果较精确。之后 Gorinne ledoux 提出利用神经网络来建立路段的交通量模型，同时结合整个路网的交通量预测模型对交通流进行预测，最后用模拟数据对该算法进行了验证。1998 年，H.Chen、S.Clark、M.S.Dougherty、S.M.Grant - Muller 发现 Hermite 多项式和随机噪声理论可以对交通流进行恰当的表达，从而将神经网络模型应用于交通流预测的设想又迈进了一步。21 世纪初，B.Park 利用模糊神经网络对交通流进行了短时预测，并通过真实的实时数据对该算法进行了验证。随后 H.Chen 和 Susan Grant - Mulle 利用神经网络和卡尔曼滤波技术，建立了新的神经网络模型卡尔曼滤波—神经网络模型，其预测相对误差为 9.5%，大大增加预测的精确度。2006 年，C.quek, M.pasquier 等人集合了神经网络与模糊逻辑的优势，提出了模糊神经网络模型交通分析与预测模型，并通过与 BP 神经网络的比较，验证了该模型的可靠性。

2) 交通状态判别研究

国外的基于模糊识别的算法—加州算法是最早投入使用的判别交通状态的算法，该算法主要用来判别道路上的突发性交通事件。20 世纪 70 年代，德克萨斯州交通协会提出了标准偏差算法，主要用来判别道路上的突发性交通事件。1974 年，Cook 提出了一种指数平滑算法来识别突发性交通事件，该算法对得到的交通数据进行去干扰、平滑等处理，然后再与之前设定的阈值进行对比，从而来判别交通的拥堵状态。1979 年，英国提出了两种算法用来判别交通的拥堵状态：一种算法是基于模式匹配技术，该技术通过检测两个距离 500 米的检测站之间车辆的行驶速度，当两检测站之间车辆的行驶速度低于两监测站之间的平均速度，则判定为交通拥堵状态；另一种算法是利用检测器检测到占有率以较高水平持续 2 秒以上则判断为拥堵状态。1996 年 Antoniadis 和 Stephanides 研究了基于单检测器检测的交通参数来判别交通状态，能够检测出道路上是否因为突发事件而导致交通拥堵。2000 年，Adel 和 Karim 研究了一种基于波动分析的交通状态判

别算法,根据时间占有率这一指标,通过分析安置在道路上相邻两检测器累计占有率的差异,判断是否发生交通拥堵^[10]。2002年, Antony和Matthew通过研究认为,交通占有率如果超过了预先设定的合理取值范围就认为是发生了交通拥堵。2006年, W.Pattaraatikon等人以手机信号定位车辆,基于神经网络技术,建立了一种根据车辆停留时间判别拥堵水平的算法。2008年, Fahmy M.F.和Ranasinghe D.根据排队理论对交通状态判别进行了研究。

1.2.2 国内研究概况

我国对交通拥堵研究起步较晚,交通参数预测及交通状态判别理论研究与实践经验与西方发达国家相比有一定差距。后来国内相关学者做了大量富有成效的研究,借鉴已有的交通拥堵预测理论与技术,结合我国的实际情况,开发出了许多预测模型及算法。其中,较为成功的宏观方面的模型有交通量动态分布模型,微观方面的基于统计理论、非参数理论、小波理论、堵塞流理论及神经网络等开发出的模型及组合模型^[11~12]。运用这些预测理论及判别算法针对我国的交通现状,取得较为理想的预测及判别效果。

起初,采用流量—密度—速度的交通流模型和回归算法对交通流进行预测^[13~14]。该方法采用的检测设备少,成本低,同时线性回归算法在交通方面的运用比较成熟。但是由于通过线性回归方程来预测实时性不好,仅靠原有的数据来预测未来的交通流很难保证其精确度,尤其在遇到突发事件时预测效果更差,而且仅能针对特定路段的交通量进行预测,不具有普遍性。后来,研究人员将时间序列模型应用到交通流的预测中,建立了简单季节模型等预测模型。20世纪80年代末,滤波技术应用到交通流的预测中,通过维纳滤波对数据进行处理来判断交通是否发生拥堵。1999年,基于小波理论建立了能够判别交通事件的动态算法,判别效率较高。2001年,基于模糊识别技术,建立了交通事件判别算法,能够较好的解决非正常的交通事件的预测问题。后来,随着神经网络技术及非参数理论的应用与发展,其在交通拥堵预测及交通状态判别领域有了长足发展。2002年,基于统计分析技术对城市主干路交通量的相关特性进行了深入分析,研究了在路段设置车辆检测器的理论依据。2006年,张敬磊基于数据挖掘技术研究了在交通流短期预测中采用非参数样条曲线拟合的可能性及适应性^[15]。同年,祝付玲基于城市道路机动车速度与拥堵的相互关系,将高斯混合模型和EM算法应用到交通状态的判别及交通拥堵的预测中,起到了较为理想的预测及判别效果。2008年,关伟针对城市快速路进行研究,根据各车道交通流在发生拥堵时同态程度(HMI)的跃变规律来对城市快速路的

拥堵状态进行预测及判别^[16]。同年，贾元华等针对高速公路进行研究，基于 BP-NN 和 GA 改进的短期组合预测模型对高速公路交通拥堵进行预警研究^[17]。2009 年，张元亮在考虑交通量及相关环境因素的基础上，基于粗糙集理论设计了交通拥堵的预测及判别算法，为我国智能交通运输系统的研究提供了一定的理论依据^[18]。2010 年，房丽侠等人在对影响交通拥堵状态环境因素进行分析的基础上又结合数据挖掘理论中的决策树技术，建立了交通拥堵的发生模型，并用其对交通状态进行判别^[19]。2011 年，姜桂艳等人分析了交通数据的可预测性，基于 BP-NN 建立了交通数据的动态预测方法^[20]。2012 年，胡启洲等人对交通拥堵发生时交通流的动力学特征进行了研究，并以此为基础建立起基于时空分布的预测方法。同年，杨庆芳等人针对目前动态递归神经网络在交通拥堵预测及状态判别应用的缺陷，根据预测数据与观测数据之间的实时误差，通过可变增益简单递归神经网络对交通量短时预测方法进行了改进使得预测精度优于普通递归神经网络。2014 年，黄国浪在对交通拥堵成因进行分析的基础上，根据在相应的识别单元上车辆的出入率进行交通状态的预测及识别^[21]。

1.3 主要研究内容

目前，交通拥堵预测的研究主要集中在交通流相关参数上，通过利用相应的预测方法及模型实现对交通流参数的预测。然后针对交通拥堵发生时，交通流参数表现出来的特征，运用相应的算法监测是否发生交通拥堵。

但是交通拥堵是作为交通参与者的一个主观感受，目前还少有人从交通参与者的角度出发，提出能够反映交通参与者主观感受的预测指标，并建立相应预测模型及检测算法来研究交通拥挤问题。而且，目前的交通拥堵预测常用的交通参数基本上都是中观及宏观上的参数，还没有发现针对驾驶员微观行为的指标来建立预测模型及对交通状态进行判断。

基于以上分析，本文的主要研究内容：

- 1) 提出交通拥堵的量化方法，选取交通拥堵预测指标。
- 2) 分别针对交通流方面的指标，反映驾驶员主观感受的指标及驾驶员微观行为的指标建立各指标的预测模型。
- 3) 建立交通状态综合判别模型，用预测的数据进行交通状态判别及分级。
- 4) 探讨缓解交通拥堵的措施。

1.4 技术路线

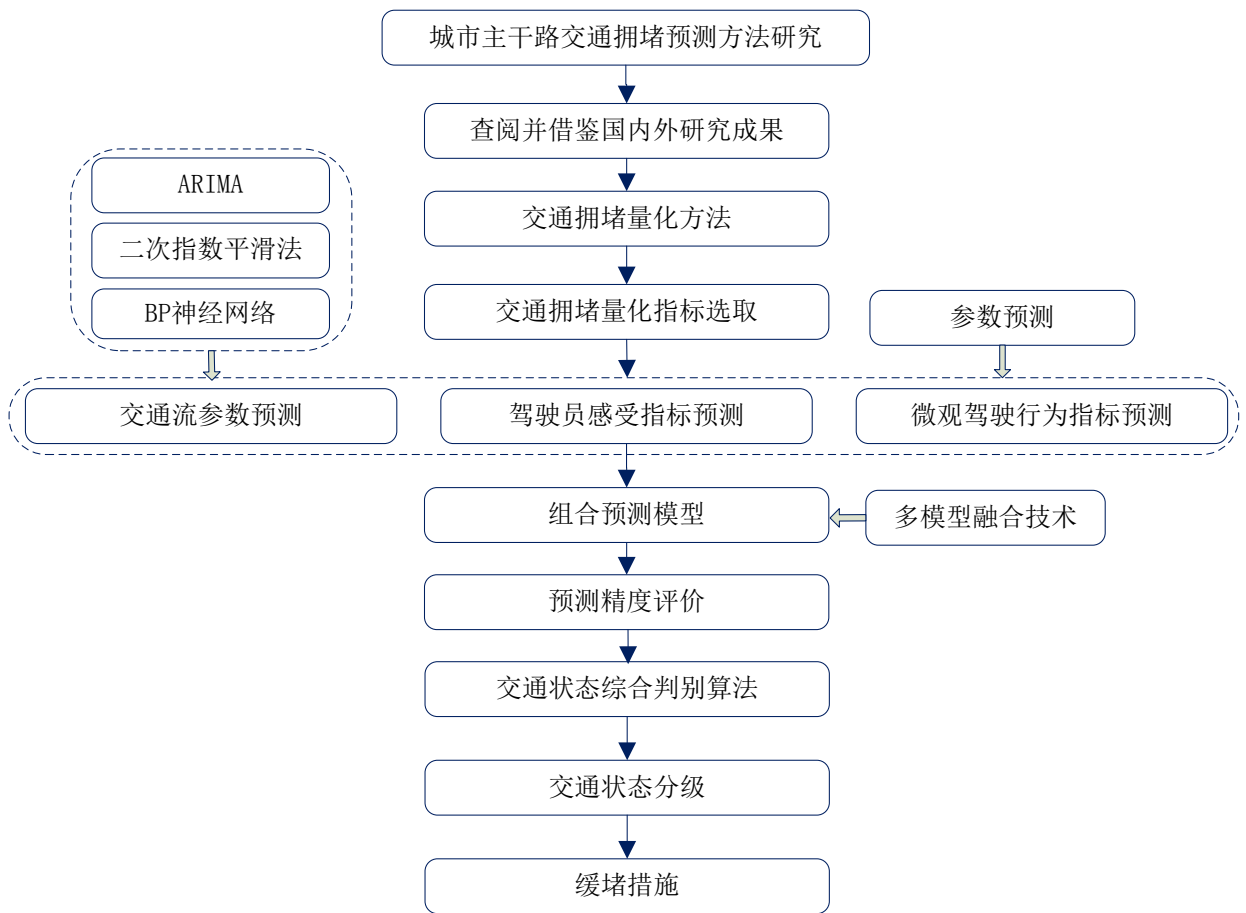


图 1.3 技术路线

1.5 本章小结

交通状态的预测可以有效地缓解交通拥堵，但是目前交通状态的预测及判别主要是基于交通流相关参数的模型及算法，针对反映驾驶员感受及驾驶员微观驾驶行为的预测指标及模型还未发现。于是通过分析国内外的研究现状，制定了论文的主要研究内容为：运用常规交通流参数、反映驾驶员感受及微观驾驶行为的相关指标建立交通状态的综合预测及判别模型。

第二章 交通拥堵相关理论研究

2.1 交通拥堵的概念及分类

2.1.1 交通拥堵的概念

交通拥挤及堵塞统称为交通拥堵^[22]。美国联邦道路管理署 FHWA (Federal Highway Administration) 在 1991 年发布的交通政策白皮书 ISTEA (Intermodal Surface Transportation Act, 1991) 中对交通拥堵定义为: 交通参与者因为交通流相互干扰而不能忍受的交通状态。美国交通运输研究所 TRB (Transportation Research Board) 对交通拥堵定义为: 出行者的出行时间增加, 交通状态不稳定, 交通安全受到影响, 且不能达到预期服务水平不良的交通状态。

国内学者进行了大量的研究提出了关于交通拥堵的概念, 即在某一时刻由于交通需求大于现有道路设施的供给能力而产生供需之间的矛盾, 从而导致车辆滞留在道路上的交通现象^[23]。

2.1.2 交通拥堵的分类

1) 按拥堵产生的原因划分

从交通拥挤产生的原因上来说, 可以将交通拥堵归纳为常发性交通拥堵和偶发性交通拥堵^[17]。

常发性交通拥堵常常有一定规律性可循, 一般是因为道路的通行能力不能满足交通需求导致车辆在道路上滞留下来。这种拥堵经常发生在道路的瓶颈处及高峰小时, 有明显的外在特征。而偶发性交通拥堵发生的时间地点随机性很大, 基本没有什么规律性可言, 但一般来说交通事故、特殊天气等情况容易诱发偶发性交通拥堵的发生。

常发性交通拥堵因为有明显的外在规律可以依循, 其发生与演变不是突变的, 而是一个渐变的过程, 所以拥挤产生前后的交通参数 (交通量、速度、交通密度等) 及驾驶员的心理感受和驾驶行为等也会有一个逐步变化的过程及相应的特点。正因为常发性交通拥堵具有可以预测的性质, 所以针对常发性交通拥堵来研究交通拥堵预测, 可以在交通拥堵发生之前, 根据提前制定方案措施, 防止或缓解交通拥堵, 将交通拥堵造成的损失降低到最小。偶发性交通拥堵随机性较大, 影响因素众多, 难以预测, 本次对于偶发性交通拥堵预测问题暂不做深入的研究。

2) 按拥堵发生的区域划分

根据《城市道路工程设计规范》(CJJ37-2012)所述,将城市道路划分成支路、次干路、主干路、快速路四个等级。不同等级的道路具有不同的交通及服务功能,也正因为不同等级的城市道路功能不同,所以其交通特性有所区别,这就导致我们无法用统一的“标准”来衡量交通拥堵。而主干路是城市道路网的骨干,交通量比较大且车速相对较快,承担着城市跨区间的运输任务,主要提供交通功能。城市主干路的交通拥堵问题是城市交通拥堵问题的核心及关键,所以本文就以主干路为例研究城市道路交通状态的预测。

城市主干路的交通拥堵根据其发生的位置可以分为路段拥堵及交叉口拥堵。本次重点研究发生在道路路段上的交通拥堵。但是路段和交叉口是如何划分的?我们国家 2011 年颁布实施的《城市道路交叉口规划规范》,其中对交叉口的范围做出了如下规定与解释:各条相交的道路,从进口道始端及出口道终端向外延伸 10~20 米处做道路中线的垂线,则垂线与各条道路红线组成的区域就是交叉口范围,如图 2.1 所示。

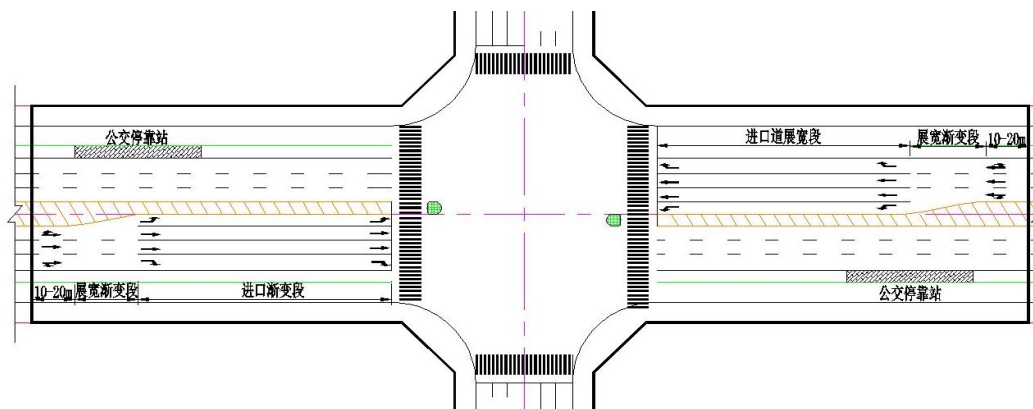


图 2.1 交叉口范围示意图

所以我们很容易将路段定义为就是城市道路中除去交叉口范围剩下的部分,即相邻两个交叉口之间的部分。交叉口的交通影响因素众多,导致交叉口交通拥堵预测要比路段上更为复杂,本次主要针对发生的路段的交通拥堵进行研究。

2.2 交通拥堵量化标准

对交通状态进行预测,首先要知道什么情况是不拥堵,什么情况下是交通拥堵及交通拥堵的严重程度,为此应该对交通状态有一个明确的量化定义。但是到目前为止,世界各国对交通拥堵的量化标准及定义尚未达成统一共识,有多种量化标准

及定义^[20]。其中常见的有以下几种：

1) 道路交通服务水平标准：

美国采用从 A 级到 F 级共六级的道路服务水平 (Level Of Service, LOS) 来描述交通状态，这种描述能够反映驾驶员的主观感受及道路的运行条件。如表 2.1 所示，主要是用 E、F 两级来描述交通拥挤状态。其中，在 E 级服务水平下，交通密度达到峰值，这时的交通流是极不稳定的状态，轻微的交通扰动就会造成交通拥堵，F 级服务水平下的交通状态是一种堵塞流，这种情况一般出现在发生堵塞地点之后的排队车辆。

表 2.1 服务水平分级表

街道等级	1	2	3	4
自由流速度 (km/h)	90-70	70-55	55-50	50-40
代表流速 (km/h)	80	65	55	45
服务水平	平均行程速度 (km/h)			
A	>72	>59	>50	>41
B	>56-42	>46-59	>39-50	>32-45
C	>40-56	>33-46	>28-39	>23-32
D	>32-40	>26-33	>22-28	>18-23
E	>26-32	>21-26	>17-22	>14-18
F	≤26	≤21	≤17	≤14

虽然 A~F 服务水平的使用能够较好的反映道路的运行条件及驾驶员的主观感受，而且应用的范围较为广泛。但是这种以服务水平作为衡量交通状态的方法较为适合道路的静态评价与分析，目前少有见到直接将服务水平直接应用到道路交通状态的预测中。

2) 日本及美国对交通拥堵的量化：

日本道路公团、美国芝加哥运输部和德克萨斯运输部分别采用车速、占有率及出行时间从定量分析的角度来对交通拥堵进行量化。

(1) 日本道路公团认为，车速不高于 40km/h，频繁地停车及启动，并且这种状态在空间上延续 1km 以上，在时间上延续 15 分钟以上，这种现象才是交通拥堵。

(2) 芝加哥运输部认为：连续 5 分钟及更长时间的车道占有率不小于 30% 的交通状态。

(3) 德克萨斯运输部认为：当实际出行时间超过正常自由流时的出行时间，这个超出的时间达到让大多数人不可接受时的交通状态。

日本道路公团及芝加哥运输部关于交通拥堵的量化定义基本上都是基于交通拥

堵状态下交通流参数的特征。仅仅考虑了交通流所表现出来的客观特性，却忽略机动车司机作为交通参与者的主观感受。正因为交通拥堵与否是人的一种主观反映，所以即便是相同的道路条件及相同的交通量，不同地区的人也会有不同的感受，即对交通拥堵的敏感性不同。以行人对红灯的忍耐极限为例：经调查发现，德国人认为他们的忍耐极限是 60 秒，英国人的耐心比德国人要差，45 秒就已经达到忍耐极限，上海人忍耐红灯的时间是 64 秒，部分地区人们忍耐极限甚至可以达到 126 秒^[24]。由此可见，不同国家甚至同一国家不同地区的出行者对交通拥堵的接受程度及忍耐极限是不一样的，甚至会出现较大的差异。所以这启示我们做交通拥堵的量化标准，要针对特定的地区，不同地区的量化标准应有所差别。美国德克萨斯运输部关于交通拥堵的量化标准实际是基于出行延误定义的，即考虑了交通拥堵发生时的实际交通状态，又考虑到了人的主观感受，是较为合理的。

3) 我国关于交通拥堵的量化定义

我国公安部分别于 2002 年、2005 年、2008 年、2012 年对《城市交通管理评价指标体系》中关于交通拥堵的部分进行了修正。其中 2012 年《城市交通管理评价指标体系》，采用高峰期主干道平均车速（单位 km/h）这一指标来衡量交通状态及交通安全情况，见表 2.2。

表 2.2 高峰期主干道平均车速分级表

评价标准等级	一	二	三	四	五	备注
A 类城市	≥ 25	[22, 25)	[19, 22)	[16, 19)	[0, 16)	平均速度 单位:km/h
B 类城市	≥ 28	[25, 28)	[22, 25)	[19, 22)	[0, 19)	
C、D 类城市	≥ 30	[27, 30)	[24, 27)	[21, 24)	[0, 21)	

根据西安市统计局发布的《西安市 2014 年国民经济和社会发展统计公报》的数据目前西安市常住人口 862.75 万人，建成区面积 505 平方公里，全年生产总值(GDP) 5474.77 亿元，根据城市等级的划分标准，明显属于 A 类城市。

高峰小时的平均速度这一指标提出的主要目的是为了对城市道路的交通安全情况进行评价。但是目前部分学者直接采用《城市交通管理评价指标体系》中的这一指标对交通状态进行判别，这种做法的合理性还有待商榷。首先，交通拥堵的量化是一个很复杂的事情，仅仅用高峰小时的主干道平均车速来衡量，虽然具有较强的可操作性，但是指标过于单一容易导致误判。假设一种极端的情况，当平均车速为 0 时可能对应着两种交通状态：一是道路上没有车，二是拥堵达到了极端，呈现锁死状态。其次，依据高峰小时的平均车速将交通状态划分为 5 个等级，但是每个等

级的上限与下限差值仅有 3km/h，实际操作中，这个差值相对较小，两个相邻等级之间的交通状态区分不是很明确。再次，这个规定仅仅是划定了高峰小时的平均车速的等级区间，但是其他时间段的交通状态如何衡量没有给出明确的规定，这就导致其他时段交通状态的判别没有依据。

针对国内外关于交通拥挤的量化定义我们容易发现，现有的量化标准及定义多数是基于交通拥堵发生时交通流参数表现出的特征，基于人的主观感受及微观驾驶行为的指标进行量化的情况少；其次这些量化标准选用的指标较为单一，单一的指标在实际中易于操作，判别效率比较高，但是也容易导致判断出错；

而如果从多方面选用多指标对交通状态进行判别，就有必要重新定义交通拥堵的量化标准。我们知道，特定等级的交通状态下，用来衡量交通状态的一系列参数的值通常会聚集在一个范围内，即交通状态和众交通参数的取值范围应该是一种对应关系。我们希望根据交通参数的取值表现出来的特性按照某种规则根据其相似性进行分类，即每一个具有相似性的“类”代表一个交通状态。于是我们的工作重心就是如何对这些交通参数的取值进行分类，以及如何预测未来各参数的取值，并判断参数的预测值会落到哪个“类”中，进而实现对交通状态的预判。这个“类”就应该是对交通拥堵的量化，这是本文针对多指标的交通拥堵量化的核心思想。

2.3 交通拥堵预测周期

交通拥堵预测，根据预测周期的长短大体上可以区分为长期、中期和短期。其中，长期预测的预测周期一般是几天到几周，中期预测的预测周期一般是几个小时到几天。针对道路网中某一特定的观测点，如果观测周期相对较长，交通流会表现出一定的规律性及稳定性，这时的交通状态比较容易预测。

短期交通拥堵预测的周期不宜超过 15 分钟^[25]。对于短期交通拥堵预测来说，交通流的统计行为具有较大的随机性和不稳定性，交通特性较容易发生突变。尤其对于城市主干路，交通流受信号灯控制，会导致交通流产生如潮水般周期性波动，所以不能参照高速公路及城市快速路任意设置预测周期。经研究发现当选取的观测周期小于信号周期时，这种波动非常明显，即交通流状态呈现明显的不稳定状态。当观测周期等于信号周期时观测到的交通数据最为平稳。但是各交叉口的信号周期不相同，在实际使用中，为了方便及能够以固定的频率发布预测信息，一般将观测周期取为 5 分钟。

2.4 本章小结

确定了研究对象为城市主干路路段，研究的主要内容是对城市主干路的交通状态做短期预测。目前关于交通拥堵的量化标准，还未形成统一的定义。结合目前已有的对交通拥堵的量化定义的优缺点，提出了交通拥堵量化的思路及本论文的研究方向，即将交通参数的取值表现出来的特性按照某种规则根据其相似性进行分类，并用预测的交通参数与划分的类别进行比较，进而判断属于哪种交通状态，实现交通状态的预判别。

第三章 城市主干路交通拥堵预测指标选取

交通状态顾名思义即交通的状态。在这里我们将交通状态定义为机动车在道路上运行所表现出来的交通特征。在日常生活中，人们常用的“拥堵”、“顺畅”等词汇就是对交通状态的一种分类及定性描述。但是要具体的衡量交通状态及对交通状态进行预测首先需要的是能够判断交通状态的指标。交通状态及相应的衡量交通状态的指标实际上是一种相互对应的关系，即我们可以借助某种关系法则采用指标来衡量相应的交通状态，见图 3.1。指标的选取直接影响到交通状态的判别，所以指标的选取至关重要。

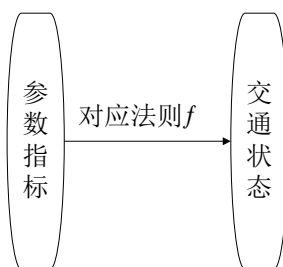


图 3.1 交通参数指标与交通状态对应关系

3.1 指标的选取原则

1) 全面性原则：

因为交通状态较为复杂，我们很难用一个指标就将这种复杂的状态描述清楚。尤其是当我们做短期交通状态的预测时，随着预测间隔的缩短，交通流表现出越来越多的随机性及不确定性^[4]，为了避免只从单方面研究交通状态的容易造成误判的缺陷，所以选取指标尽量要全面。

2) 明确性原则

所选取的指标应该有明确的意义，而且要便于理解。对于那些模棱两可，意义不是很明确的指标尽量不予采用。最关键的是所选的指标能够明确衡量交通状态。

3) 实用性原则

选取指标的目就是用所选取的指标进行交通状态判别，所以要求选取的指标要容易使用，且这些指标的人理解，接受。

3.2 指标的选取及确定

所选取的指要标能够较为有效的反映交通状态，且具有可预测性。但是目前短时交

通拥堵预测算法及模型大部分都是基于交通流相关参数的，所以所建立的交通拥堵预测模型也大都是基于交通流参数预测模型。交通是否拥堵是一个交通参与者主观的心理感受，应该选取一些能够反映交通参与者（驾驶员）的主观感受的指标。另外，对交通拥堵预测的研究集中在中观及宏观层面上，对微观层面上的反映驾驶员交通行为指标很少见。众所周知，在交通拥挤发生时，驾驶员的操作行为会发生变化，如频繁制动减速及启动加速。为此本文在保留传统的交通流参数的基础上，提出能够反映驾驶员主观感受及微观驾驶行为的指标来对交通拥堵预测进行相关研究。

3.2.1 交通流方面的参数

目前常见的交通流方面的参数有交通量、速度、占有率、交通密度等。

1) 交通量：在一定时间间隔内通过道路或车道的某一断面的车辆数。在实际应用中，常用的调查方法包括人工观测、车辆感应器测定以及试验车移动调查等。

为了研究方便，本论文中将交通量的取值做以下规定：即交通量是指每条行车道在观测周期内经过观测断面的平均车辆数，见式（3.1）。

$$Q = \frac{n}{c} \quad (3.1)$$

其中，单位:辆；Q 为交通量；n 为观测周期内经过观测断面的所有车辆数；c 为单向车道数。

2) 速度：一般有地点车速和区间车速两种，其中区间车速定义为行驶车辆通过某一路段的平均行驶速度。

这里我们取观测点地点车速的平均车速。如果将观测周期内的所有车辆的速度均测出来显然没有必要，我们在每个观测周期内随机的选取车辆用雷达测速枪进行测速，然后对其取平均值，则平均速度的定义见式（3.2）。

$$\bar{v} = \frac{\sum_{i=1}^{n_1} v_i}{n_1} \quad (3.2)$$

其中：单位:千米/小时； \bar{v} 是平均车速； v_i 是观测周期内随机选取的车辆的实测车速； n_1 是观测周期内随机选择测速的车辆数。

3) 占有率：包括空间占有率和时间占有率两个概念。

A.空间占有率：可以理解为车辆在空间维度上的密集程度，即在道路某一特定路段上，所有行驶车辆的总长度与所选取的路段总长度之比。

B.时间占有率：可以理解为车辆在时间维度上的密集程度，即在选定的观测时间间隔内，车辆通过检测器所占用的时间与观测总时间之比。

空间占有率虽然可以很直观的描述道路上车辆的多少，也能够表明车辆在实际运行时对道路的占用情况。但是空间占有率这一指标不是很容易观测，一般在实际应用中，很少见到直接用空间占有率来衡量交通状态。相反，时间占有率可以通过相应的车辆感应线圈，方便获取，成本低，具有较好地实用性，因此在实际应用中采用时间占有率也就更为方便些。

4) 交通密度：是指某个瞬间，在所选取的观测路段内单位长度存在的车辆数，这是对道路上车辆密集程度的一种表示。对交通密度常用的观测方法有出入量法、摄影法或录像法等。

(1) 出入量法：如图 3.2 所示在无其他出入口的路段 AB 上， t_0 时刻存在的车辆数为 E_{t_0} ，若从 t_0 到 t 一段时间内进入该路段的车辆数为 Q_A ，驶出该路段的车辆为 Q_B 时，则 t 时刻 AB 段上的车辆数的计算见式 (3.3)。

$$E_t = E_{t_0} + Q_A - Q_B \quad (3.3)$$

使用上述方法可连续求得各时刻的存在车辆数。然后用其除以路段长度，既得各对应时刻的交通密度。

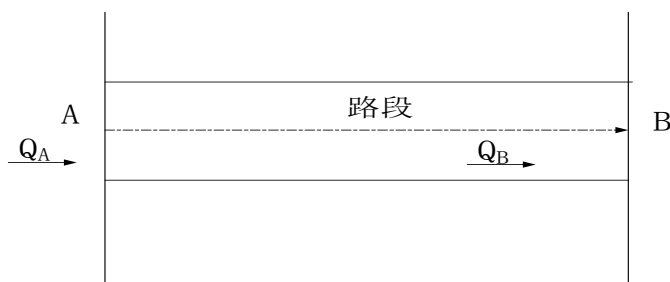


图 3.2 路段出入交通量示意图

(2) 摄影法或录像法：

用航空拍摄技术对特定路段进行拍照，判读照片上所选取的特定路段上的车辆数，除以路段的长度，即可得到所需要的交通密度。

也可以采用录像法来获取交通密度参数，其具体做法是：在选定的待测试路段上选取一定长度的距离（一般为 50~100 米）并在路段或其周围做出相应的标记，调整录像机对选定的路段范围进行录像，见图 3.3。后期随机从中选取视频截图，用选定路段上

的车辆数除以相应的路段长度即可得到路段的密度参数值。在每一个观察周期内多次选取视频截图计算交通密度取其平均值作为本周期的交通密度。其计算方法见式 (3.4)。

$$\rho = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{n_i}{c \cdot L} \cdot 1000 \quad (3.4)$$

其中，单位:辆/千米； ρ 是交通密度， n 是随机选取的视频截图的张数； n_i 是某一时刻在观测路段内的的车辆数； c 是车道数； L 是标记的路段长度。

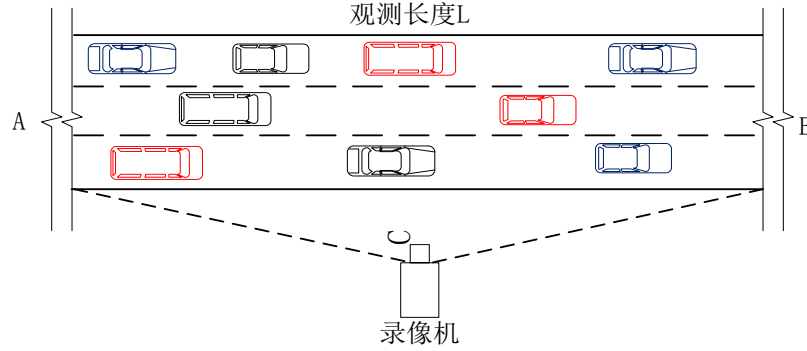


图 3.3 录像法观测示意图

时间占有率指标一般采用车辆检测线圈比较容易测量，时间占有率和交通密度的信息相关的，两者可相互推导。对于单车来说，在检测器上花费的时间是由车辆的速度 u_i ，车长 l_i 和检测器本身长度 d 决定的^[26]，即：

$$o = \frac{\sum_i (l_i + d) / u_i}{T} = \frac{1}{T} \sum_i \frac{l_i}{u_i} + \frac{d}{T} \sum_i \frac{1}{u_i} \quad (3.5)$$

将上式第二项的分子分母同时乘以 N ，再将流量定义式和区间平均速度表达式带入可得：

$$o = \frac{1}{T} \sum_i \frac{l_i}{u_i} + d \cdot \frac{N}{T} \cdot \frac{1}{N} \sum_i \frac{1}{u_i} = \frac{1}{T} \sum_i \frac{l_i}{u_i} + d \cdot \frac{q}{u_s} \quad (3.6)$$

将基本公式 $q = k \bar{u}_s$ 带入：

$$o = \frac{1}{T} \sum_i \frac{l_i}{u_i} + d \cdot k \quad (3.7)$$

其中 T 是车头时距的综合， k 为密度。将上式的分子分母同时除以 N 得：

$$o = \frac{1}{T} \sum_i \frac{l_i}{u_i} + d \cdot k = \frac{\frac{1}{N} \cdot \sum_i \frac{l_i}{u_i}}{\frac{1}{N} \cdot \sum_i h_i} + d \cdot k = \frac{\frac{1}{N} \cdot \sum_i \frac{l_i}{u_i}}{\bar{h}} + d \cdot k \quad (3.8)$$

如果假定车身长度是 l ，那么上述公式可以简化为：

$$o = \frac{1}{T} \sum_i \frac{l_i}{u_i} + d \cdot k = \frac{1}{h} \cdot l \cdot \sum_i \frac{1}{u_i} + d \cdot k = l \cdot \frac{q}{u_s} + d \cdot k = (l + d) \cdot k = c_k \cdot k \quad (3.9)$$

式中： c_k 为车身长度与检测器长度之和。对于单个检测器来说 d 是一定的，如果假设车辆长度也是一定的，那么该式表明交通密度和时间占有率是成正比的。

由上述推导可知，交通密度和时间占有率是高度线性相关的，如果同时选用这两个指标就会造成指标的重复。为此本文仅选用交通密度来作为交通拥堵的预测指标。

3.2.2 反应驾驶员感受的参数

因为交通拥堵是人的一种主观感受，单纯的采用交通参数来描述及衡量交通状况虽然较为客观，但是仍不能全面的反应交通状况。驾驶员作为交通的主要参与者，他们对交通的拥挤程度有着最直接及最主观的体验。而且人的主观感受是非常复杂的，平时对于交通状况的描述及表达也多为“堵了多长时间”、“迟到了多少分钟”等，为了能够方便的描述人的这种主观感受，引入了延误指数这一概念，旨在能够反应出驾驶员的主观感受，于是将延误指数定义为：

延误指数 = (平均实际出行时间 - 自由流状态下出行时间) / 可接受出行时间，其计算方法见式 (3.10)。

$$y = \frac{\frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n t_i - t_0}{t_j} \quad (3.10)$$

延误指数是一个无量纲指标，没有单位。其中， y 是延误指数； t_i 是观测周期内随机选取的第 i 辆车的实际出行时间； t_0 是自由流状态下的出行时间； t_j 是可接受出行时间。

其中可接受出行时间在不同的国家、城市是有差别的，要研究特定城市的交通拥堵状况，就需要针对特定城市人们出行状况，研究交通参与者对出行时间的可接受程度。针对可接受的出行时间这一参数，可以通过设计调查问卷对司机进行调查并分析获得，调查问卷详见附表 1。经过对回收的调查进行分析得出以下结论，在总的出行时间不是太长的情况下，如果将理想的出行时间定义为 1，不计较出行时间约为 1.6，能够忍受的

最大出行时间即可接受出行时间为 2.8。

实际出行时间调查和区间车速的调查方法较为相似，可以采用试验车法、车牌照对比法、驶入驶出量法等。这里我们采用车牌照对比法，用摄像机在选取的路段的起点和终点连续摄像，通过对比车牌号计算车辆在通过特定路段的时间，在一个观测周期内随机取样取其平均值。

3.2.3 微观驾驶行为参数

驾驶员作为交通参与者在不同的交通状态下的交通行为差别是很大的，比如说在发生交通拥挤时，驾驶员会频繁的制动减速及启动加速。为了能够描述这以现象，我们引入了平均制动次数这一概念，很明显当交通状况不好时，制动较为频繁。另外容易知道，当交通状态不好时，制动的也会明显增加，为此引入平均制动时间这一指标。平均制动次数及平均制动时间的观测方法类似观测交通密度的方法，也可以取一段标记好的路段，用摄像法观测其制动次数及制动时间。为了能够定量的描述这两个指标。将其计算方法定义如下：

1) 平均制动次数：平均每辆车在 1 公里的区域内制动次数，计算式见 (3.11)。

$$ZC = \frac{n}{c \cdot L} \cdot 1000 \quad (3.11)$$

其中：单位:次/（辆·千米）； ZC 为平均制动次数； n 为在观测周期内所有车辆的总制动次数； c 为车道数； L 为观测路段的长度。

2) 平均制动时间：平均每辆车在 1 公里的区域内制动时间，其计算式见 (3.12)。

$$ZT = \frac{T}{c \cdot L} \cdot 1000 \quad (3.12)$$

其中：单位为:秒/（辆·千米）； ZT 为平均制动时间； T 为在观测周期内所有车辆的总制动时间； c 为车道数； L 为观测路段的长度。

经以上分析，最终选择交通量、平均速度、交通密度、延误指数、平均制动次数和平均制动时间 6 个指标作为交通拥堵的预测指标。

3.3 本章小结

本章根据交通状态判别的需要，制定了选取指标的原则，本着全面、明确、实用的原则，从交通流，反映驾驶员主观感受及微观驾驶员行为三个方面选取了交通量、平均速度、交通密度、延误指数、平均制动次数及平均制动时间共计 6 个指标。为后面各指标的预测及交通状态的判别做好准备。

第四章 城市主干路交通拥堵参数预测

从 1960 年起, 交通信息预测就逐步开始借鉴其他学科领域的预测模型及研究成果, 并开发出了一系列的预测模型及算法^[27]。这些预测模型及算法的特点和其适用性不尽相同, 但是由于预测的道路条件及时间段的不同, 其预测精度会有所不同。即便是同一个预测模型, 在不同的时段, 预测精度也会有所差别。为此, 希望能建立一种预测模型, 这种模型能够吸取其他几个模型的优点, 既能保证预测的精度又能维持预测的稳定性。

在研究对比这些预测模型的使用频率, 适用性及精度的前提下, 选择几种预测效果比较好, 适用性较强的预测方法作为预测的子模型, 为模型融合做准备。子模型的选择尤为关键, 子模型的预测精度直接影响到通过模型融合后综合预测模型的预测精度及稳定性。建立组合预测模型的基本思路见图 4.1。

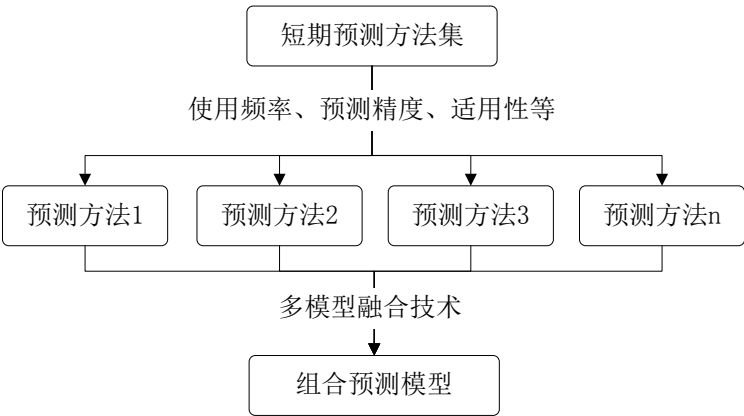


图 4.1 多模型融合的思路

其中, 每个子模型预测的基本思路是: 用前 N 个时段的有效历史数据来建立预测模型, 用建立的预测模型来预测第 $N+1$ 个时段的参数值, 然后将第 $N+1$ 时段的观测值继续作为历史数据, 修正预测模型, 输出第 $N+2$ 时段的预测值。如图 4.2 所示。

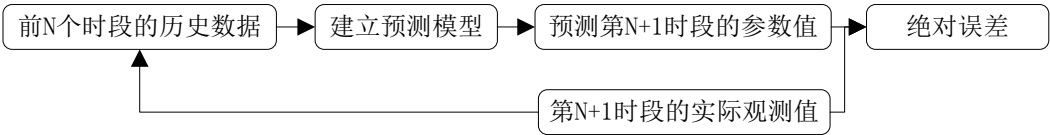


图 4.2 单个子模型的预测步骤

4.1 常用预测方法适用性分析

常用短期交通流预测方法分析, 见表 4.1。

表 4.1 常用短期交通流预测方法

宏观模型	动态交通分配模型	利用获取的实时交通数据及时更新相应路段上车辆的出行分布,即用分配的动态交通来预测未来时段的交通量 ^[28] 。		理论较为完善,但是预测的实时性不好,有一定的滞后,且交通量的动态分布可靠性较差。
	回归分析法	传统的回归分析,回归函数的形式确定,只需要确定待定的参数。非参数回归模型形式不确定。	传统回归分析 非参数回归模型	实际上自变量与因变量的依存关系不确定,回归分析对实际交通情况难以拟合。 不需要确定的函数依存关系,模型适用性较强 ^[29] 。
微观模型	移动平均法	根据观测的交通数据的时间序列,逐次计算有一定项数的时间序列的平均数 ^[30]	简单移动平均法	适合短期预测,且预测目标的变化趋势不应太大,如果变化趋势发生较大改变,会产生较大的偏差。
			加权移动平均法	对各期的历史数据给予不同的权重,距离现在越近的给予越大的权重,但是权重的确定主观性太强。
			趋势移动平均法	对于有线性趋势及周期性波动的序列适用性好。
	指数平滑法	针对移动平均法的不足改进而来,即利用了全部的历史数据,且考虑了不同时间段历史数据所起的作用,即对近期的历史数据给予较大的权重。	一次指数平滑法	虽然考虑了各期历史数据对预测所起的作用,但是初始值及权重的确定仍需要大量的经验。
			二次指数平滑法	是对一次指数平滑法的改进,较好的解决了具有线性发展趋势预测问题中存在的滞后及偏差问题 ^[31] 。
			差分指数平滑法	对呈线性增加趋势的时间序列有较好的预测效果。
	时间序列法	将数据按时间先后排列,揭示时间序列过去与现在、将来与现在的相互关系	ARIMA	可以较准确的预测非平稳时间序列
	神经网络法	具有很好的自组织、自学习能力,能够对复杂的、非线性系统进行分析处理及逼近 ^[32] 。	线性神经网络	对历史数据的数量要求较高,在大量历史数据不断训练的情况下,预测误差会缓慢降低
			BP 神经网络	具有很好的非线性映射及自学习能力,对预测需要的适应性较强。
			RBF 神经网络	具有较强的局部逼近能力,善于处理复杂的非线性系统
	小波法	窗口大小不变,但形状可改变时—频局部化的分析方法 ^[33]		多用于混沌、非平稳时间序列的分析及预测

经过对比分析, 最终选定自回归移动平均法、二次指数平滑法和 BP 神经网络作为建立组合预测模型的子模型。

4.2 基于自回归移动平均法(ARIMA)参数预测

1) 自回归移动平均法(ARIMA)简介

自回归移动平均模型(ARIMA)是时间序列模型的一种形式, 时间序列分析是研究事物发展变化规律的一种量化分析方法^[34]。

常用的时间序列分析方法有简单回归分析法、趋势外推法、自回归移动平均法(ARIMA)和频谱分析法等。其中, 需要对序列的时间结构进行分析的预测, 采用简单回归分析法即能取得较好的预测效果; 对于精确度要求不高, 且预测周期为中长期的情况可以考虑选用趋势外推法; 对于具有高频震动的数据, 一般会考虑采用频谱分析法。自回归移动平均模型对于数据有随机波动且波动较为频繁的非平稳的序列, 具有较好的建模及预测效果。

交通量、平均速度、交通密度以及延误指数、平均制动次数、平均制动时间都是具有随机波动的时间序列。而且短期预测, 随着预测周期的变短, 这种随机的波动更为明显, 所以采用自回归移动平均法来做短期交通拥堵参数的预测较为合适。

自回归移动平均模型全称为自回归积分滑动平均模型(Autoregressive Integrated Moving Average Model, 简记 ARIMA)。ARIMA 模型的基本思想是: 把要预测的目标随着时间的向前移动所表现出来的数据序列, 按照时间的先后顺序排列, 并借助相应的数学模型来对这一数据序列进行模拟描述。通过相应的算法, 一旦模型被识别出来, 就可以借助历史观测数据, 对未来的数据进行预测。

ARIMA 有 6 个参数, $ARIMA(p,d,q)(sp, sd, sq)$, 其中, sp, sd, sq 这三个参数主要描述季节性的变化; p, d, q 这三个参数针对去除了季节性变化后的序列。为了避免过度训练拟合, 这些参数的取值都很小。

2) ARIMA 建模流程

(1) 原始数据的图形化检验

用图形化检验的方法(如序列图)确定样本时间序列是否为平稳序列及是否有季节性(周期性)变化趋势。如果经图形化检验发现样本的时间序列是不平稳的序列, 需要将原始数据经差分处理, 转变为平稳的时间序列, 参数 d 的取值即做差分的阶数。

通过对历史数据序列图的观察, 对其发展变化的规律总体特征进行把握。比如说时

间序列是上升趋势还是下降趋势，是否具有周期性，是竖直方向的波动是否有规律性，在数据的序列中是否存在不正常的点（极大值及极小值点）。一个平稳的时间序列在水平方向上稳定发展，在竖直方向上以一定的幅度上下波动。

（2）初步确定参数的取值，建立多个模型，取与原始数据拟合程度最好的模型作为最终模型。根据时间序列的自相关函数及偏自相关函数确定模型参数的大概取值，建立多个模型，一般通过标准化的 BIC（Bayesian Information Criterion）值，多次实验确定最佳模型。

自相关函数（ACF）：时间序列与其自身经过某些阶数滞后形成的序列之间的某种程度的相关性。

偏自相关函数（PACF）：在其它序列给定情况下两序列条件相关性的度量函数。

可以根据自相关函数图及偏自相关函数图滞后阶数初步确定自回归移动平均模型中的参数 p 和 q 的取值。在实际应用中用 SPSS 软件可以方便的绘制时间序列的自相关函数图像及偏自相关函数图像，并计算出标准化的 BIC 值，且 BIC 值越小，意味着模型对数据的拟合就越好。

（3）用建立的模型进行预测。

4.3 基于二次指数平滑法参数预测

1) 二次指数平滑法简介

二次指数平滑法是对移动平滑法及一次指数平滑法的改进，它把历史数据对将来的影响区别对待，认为离现在越近的数据对将来的影响越大，故对近期数据赋予较大的权重，对于远期数据赋予较小的权重。过去的数据与现在及将来相互关联的程度就是通过对不同时期数据赋予的权重来体现。最终实现实际观测数据与预测数据之间的均方误差最小化。

2) 二次指数平滑法的形式

二次指数平滑法主要有包括布朗趋势模型及霍特趋势模型。

（1）布朗趋势模型：

一次指数平滑的基本形式，见式（4.1）。

$$f_t^{(1)} = \alpha y_t + (1 - \alpha) f_{t-1}^{(1)} \quad (4.1)$$

二次指数平滑的基本形式，见式（4.2）。

$$f_t^{(2)} = \alpha y_t^{(2)} + (1 - \alpha) f_{t-1}^{(2)} \quad (4.2)$$

其中， α 为待估参数。

由两个平滑值计算线性平滑模型的两参数，见式（4.3~4.4）。

$$a_t = 2f_t^{(1)} - f_t^{(2)} \quad (4.3)$$

$$b_t = \frac{\alpha}{1 - \alpha} (f_t^{(1)} - f_t^{(2)}) \quad (4.4)$$

从而得指数平滑模型第 f_{t+m} 期的预测值，见式（4.5）。

$$f_{t+m} = a_t + b_t m \quad (4.5)$$

其中， m 为超前期数， $f_{t-1}^{(1)}$ 和 $f_{t-1}^{(2)}$ 的初始数值需要根据经验提前设定好。

（2）霍特趋势模型：

霍特指数平滑是分别对原序列数据的趋势进行平滑，其模型的一般形式见式（4.6~4.8）。

$$f_{t+m} = S_t + b_t m \quad (4.6)$$

$$S_t = \alpha y_t + (1 - \alpha)(S_{t-1} + b_{t-1}) \quad (4.7)$$

$$b_t = \gamma(S_t - S_{t-1}) + (1 - \gamma)b_{t-1} \quad (4.8)$$

其中， α 、 γ 为待估参数，当 $t=1$ 时， $S_{t-1}^{(1)}$ 和 $b_{t-1}^{(1)}$ 的值也是需要根据经验预先设定好。

4.4 基于 BP 神经网络参数预测

1) BP 神经网络简介

目前所建立的交通拥堵预测模型很多是在统计分析的基础上的线性趋势模型。但是交通流是非常复杂及动态变化的，其随机性及波动性非常强烈，用线性趋势的模型不能很好的拟合具有非线性变化规律的交通数据。然而神经网络具有较强的非线性拟合能力，理论上只要训练次数足够多，能够精确逼近任何非线性系统^[35]。

BP 神经网络具有两个特点：一是在各层的任意一个神经元与前面各层神经元都是相连接的，二是网络中必须包含着一个隐含层。数据由输入层输入，经由隐含层，有输

出层输出，是一种多层前馈神经网络。如图 4.3 所示，是一个包含隐含层的前馈神经网络（BP 神经网络）。

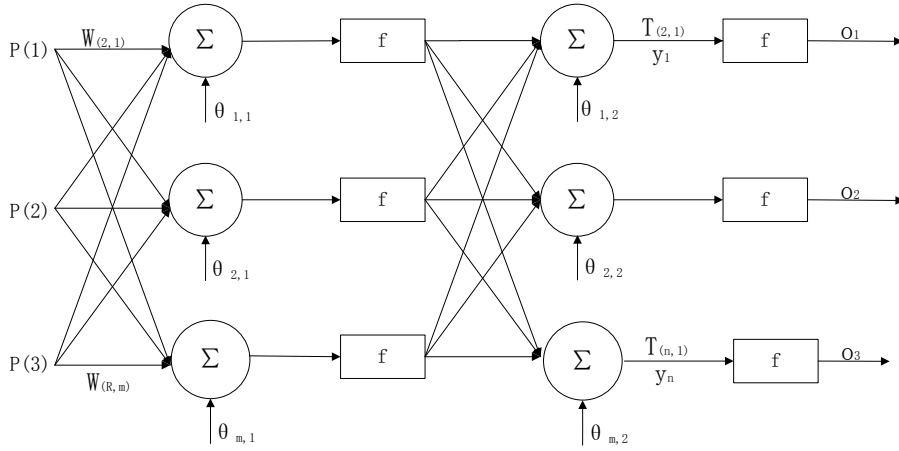


图 4.3 BP 神经网络结构

2) BP 神经网络原理

BP 神经网络的核心理念是通过不断修正相邻两层神经元之间信息传递时的权值，使得整个网络机构总的误差达到最小化，即沿着使误差降低最快的方向（梯度下降）修正权系数。所谓的神经网络学习就是相邻两层神经元之间权重不断调整与修正的过程。

(1) BP 神经网络的前馈计算

神经网络结构的隐含层中神经元 i 在样本 p 的作用下其输入量见式 (4.9)。

$$net_i^p = \sum_{j=1}^M w_{ij} o_j^p - \theta_i = \sum_{j=1}^M w_{ij} x_j^p - \theta_i \quad (i=1,2,3,\dots,q) \quad (4.9)$$

上式中， x_j^p 与 o_j^p 分别是在训练样本 p 作用下输入及输出， w_{ij} 是信息由输入层流向输出层时，相邻两层神经元之间的连接权值； θ_i 为第 i 个神经元（隐含层）的阈值， M 为输入层输入的数据个数。

隐含层第 i 个神经元的输出由激活函数确定，见式 (4.10)。

$$o_i^p = g(net_i^p) \quad (i=1,2,\dots,q) \quad (4.10)$$

其中， $g(\cdot)$ 为激活函数，常用的激活函数为 sigmoid 型，见式 (4.11)，其函数图形见图 4.4。

$$g(x) = \frac{1}{1 + \exp[-(x + \theta_1)/\theta_o]} \quad (4.11)$$

其中， θ_1 和 θ_o 是调节激活函数形式的参数。

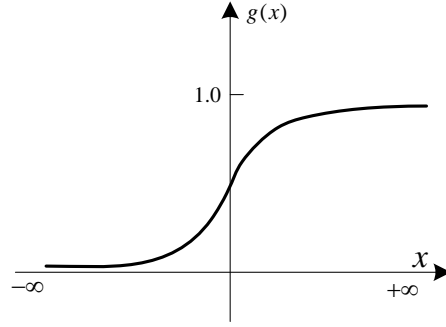


图 4.4 sigmo 型激活函数图像

隐含层所有的输出经过权系数的调整后向前传输到输出层，作为输出层的输入。则第 k 个神经元的总输入见式 (4.12)。

$$net_k^p = \sum_{i=1}^q w_{ki} o_i^p - \theta_k \quad (k=1,2,\dots,L) \quad (4.12)$$

其中， w_{ki} 为神经元将信号从 i 向 k 传递时的权系数； θ_k 为神经元 k （输出层）的阈值； q 是 BP 神经网络隐层节点数。

输出层神经元 k 的输出值也是由激活函数确定，见 (4.13)。

$$o_k^p = g(ne_k^p) \quad (k=1,2,\dots,L) \quad (4.13)$$

(2) BP 网络加权系数的调整规则

对应着每一个训练样本 p ，其实际输出与期望输出之间的二次误差函数见 (4.14)。

$$J_p = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^l (t_k^p - o_k^p)^2 \quad (4.14)$$

所以我们可以方便得到所有训练样本作用下的实际输出和期望输出之间总误差函数，见式 (4.15)。

$$J_p = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^N \sum_{k=1}^l (t_k^p - o_k^p)^2 \quad (4.15)$$

式中， N 为样本数； L 为网络输出节点数。

①输出层权系数调整

输出层权系数应当按照使总误差函数迅速减小的反方向修正。由梯度算法可以得到每一个神经元（输出层）的权值调整公式，见式（4.16）。

$$\Delta w_{ki} = -\eta \frac{\partial j_p}{\partial w_{ki}} = -\eta \frac{\partial j_p}{\partial net_k^p} \cdot \frac{\partial net_k^p}{\partial w_{ki}} = -\eta \frac{\partial j_p}{\partial net_k^p} \frac{\partial}{\partial w_{ki}} \left(\sum_{i=1}^q w_{ki} o_i^p - \theta_k \right) = \eta \frac{\partial j_p}{\partial net_k^p} o_i^p \quad (4.16)$$

式中 η 为学习速率， $\eta > 0$ 。

$$\text{定义 } \delta_k^p = -\frac{\partial J_p}{\partial net_k^p} = -\frac{\partial J_p}{\partial o_k^p} \cdot \frac{\partial o_k^p}{\partial net_k^p} = (t_k^p - o_k^p) \cdot g'(net_k^p) = (t_k^p - o_k^p) o_k^p (1 - o_k^p) \quad (4.17)$$

$$\text{则 } \Delta w_{ki} = \eta \delta_k^p o_i^p = \eta o_k^p (1 - o_k^p) (t_k^p - o_k^p) o_i^p \quad (4.18)$$

式中， o_k^p 和 o_i^p 分别为在训练样本作用下输出层节点 k 及隐含层节点 i 的输出， t_k^p 为期望输出值。

②隐含层权系数的调整

其调整方法见式（4.19）。

$$\Delta w_{ij} = -\eta \frac{\partial j_p}{\partial w_{ij}} = -\eta \frac{\partial j_p}{\partial net_i^p} \cdot \frac{\partial net_i^p}{\partial w_{ij}} = -\eta \frac{\partial j_p}{\partial net_i^p} \frac{\partial}{\partial w_{ij}} \left(\sum_{j=0}^M w_{ij} o_j^p - \theta_i \right) = \eta \delta_i^p o_j^p \quad (4.19)$$

式中， η 为学习速率， $\eta > 0$ 。

$$\delta_i^p = -\frac{\partial J_p}{\partial net_i^p} = -\frac{\partial J_p}{\partial o_i^p} \cdot \frac{\partial o_i^p}{\partial net_i^p} = -\frac{\partial J_p}{\partial o_i^p} \cdot g'(net_i^p) = -\frac{\partial J_p}{\partial o_i^p} \cdot o_i^p (1 - o_i^p) \quad (4.20)$$

隐含层任意一个输出单位的输出值发生变化后都会牵连到与之相连接的其他神经元的输入，见（4.21）。

$$-\frac{\partial J_p}{\partial o_i^p} = -\sum_{k=1}^L \frac{\partial J_p}{\partial net_k^p} \cdot \frac{\partial net_k^p}{\partial o_i^p} = -\sum_{k=1}^L \frac{\partial J_p}{\partial net_k^p} \cdot \frac{\partial}{\partial o_i^p} \left(\sum_{i=1}^q w_{ki} o_i^p - \theta_k \right) = \sum_{k=1}^L \left(-\frac{\partial J_p}{\partial net_k^p} \right) \cdot w_{ki} = \sum_{k=1}^L \delta_k^p \cdot w_{ki} \quad (4.21)$$

可得第 i 个神经元（隐含层）权值的修正公式，见式（4.22）。

$$\Delta w_{ij} = \eta \delta_i^p o_j^p = \eta o_i^p (1 - o_i^p) \left(\sum_{k=1}^L \delta_k^p \cdot w_{ki} \right) o_j^p \quad (4.22)$$

其中, o_i^p 和 o_j^p 为在训练样本的作用下, 隐含层及输入层节点的输出值。

由此可得, 输出层神经元 k 及隐含层神经元 i 的权值增量公式, 见 (4.23~4.24)

$$w_{ki}(k+1) = w_{ki}(k) + \eta \delta_k^p o_i^p \quad (4.23)$$

$$w_{ij}(k+1) = w_{ij}(k) + \eta \delta_i^p o_{ji}^p \quad (4.24)$$

样本训练一次, 权系数就会调整一次, 使误差降低一次, 直到所有的训练样本都结束训练得到误差最小。

(3) BP 神经网络学习算法的计算步骤

- ①初始化: 将神经网络结构中各层的连接权值设置为任意小的数值;
- ②提供训练集: 构造有顺序的训练样本, 即设定好输入向量及预期输出的向量;
- ③计算各层神经元的输出值;
- ④计算由输出层的实际输出值与期望输出值之间的误差;
- ⑤调整输出层的加权系数 w_{ki} ;
- ⑥调整隐含层的加权系数 w_{ij} ;
- ⑦返回步骤③, 直到误差满足要求为止;

4.5 基于多模型融合技术参数预测

1) 多模型融合技术简介

由于各模型的适用性有所区别, 在不同的时段, 各模型的预测精度会有所差别。我们希望将在前面几个周期中表现较好, 即实际观测值与预测值之间的误差较小的模型赋予其更大的权重。这样就是让预测精度较高的方法在综合预测中承担更重要的作用, 这就是多模型融合计算的核心思想。其关键是怎么调整权重, 使预测误差小的算法在预测中能够发挥更重要的作用。

2) 多模型融合算法的主要步骤

- (1) 子模型的选择: 选择预测精度好, 适用性好的模型作为建立综合预测模型的

子模型。

(2) 子模型单独预测：用 n 个独立的子预测模型分别对各参数进行预测，得到预测结果 $\hat{y}_1(m), \hat{y}_2(m), \hat{y}_3(m) \sim \dots, \hat{y}_n(m)$ 。

(3) 预测值加权平均：根据前 m 个时段各子模型的动态误差计算下一时段各模型的权重，分别对第 $m+1$ 时段的价值进行预测，将 n 个独立的子预测模型第 $m+1$ 时段的预测值按计算出的权重进行加权平均，即可得综合预测模型中第 $m+1$ 时段的预测值，见式 (4.25)。

$$\hat{y}(m+1) = \sum_{i=1}^n w_i(m+1) \cdot \hat{y}_i(m+1) \quad (4.25)$$

式中： $\hat{y}_i(m+1)$ 第 i 个子模型在 $m+1$ 时段的预测值； $w_i(m+1)$ 为各子模型的权重。

3) 子模型权重的确定

(1) 动态误差的概念

多模型融合的关键技术是确定各子模型的权重，即对预测精度高的子模型赋予较大的权重。首先传统的权重确定方法基本上是基于人的主观判断，而且这些权重一旦确定下来基本上不再发生变化，不能实时的根据预测误差的大小修正权值的大小。其次就是判别哪种模型的预测精度高的问题。虽然可以直接计算预测值与实际观测值之间的误差，然后根据绝对误差的大小，通过相应的算法将误差值小的算法直接赋予较大的权重。这样做就容易导致综合预测模型中权值修正过于灵活，即第 i 个子模型在 m 时段预测精度很高，并不一定意味着在 $m+1$ 时段的预测精度仍然很高。如果子模型 i 在 m 时段预测精度高就赋予其较大的权重，但实际上其在第 $m+1$ 时段的预测误差较大，这将导致综合预测模型的误差会变大，而这显然是不合理的。

为此引入动态误差的概念来解决以上两个问题。

动态误差 $e_{di}(t)$ 计算见式 (4.26~4.27)。

$$e_{ar,i}(m) = \left| \frac{y(m) - \hat{y}_i(m)}{y(m)} \right| \quad (4.26)$$

$$e_{di}(m) = \frac{1}{k} [e_{ar,i}(m) + e_{ar,i}(m-1) + \dots + e_{ar,i}(m-k)] \quad (4.27)$$

其中, $y(m)$ 为 m 时刻的实际观测值;

$\hat{y}_i(m)$ 为第 i 个预测模型在 m 时段的预测值;

$e_{ar,i}(m)$ 为在 m 时段第 i 个预测模型预测结果的相对误差的绝对值;

$e_{di}(m)$ 为 i 方法在 m 时段的动态误差, 它实际上是第 i 个预测模型在前 m 个时段相对误差的平均值;

k 为误差累积数;

根据动态误差的计算方法可以看出, 它是对前 m 时段相对误差的绝对值取平均数, 平均相对预测误差值小的预测模型才是预测精度好的模型, 这样模型的权值修正就不会过于灵活与剧烈, 综合预测模型既保证了较高的预测精度, 又保证了模型的稳定性。

(2) 反比例法计算权重

各预测模型第 $(m+1)$ 时间段的权重是有前 m 时间段的动态误差确定。用反比例法确定权重的基本思想是: 对动态误差取倒数, 这样动态误差小的模型就能获得较大的权重, 动态误差较大的模型就取较小的权重。其计算公式见式 (4.28)。

$$w_i^*(m+1) = \frac{1}{e_{di}(m)} \quad (4.28)$$

因为计算出来的各模型的权重 $w_i^*(m+1)$ 之和可能不等于 1, 所以需要对其进行归一化处理。最终得到多模型融合时各子模型的权重, 计算公式见 (4.29)。

$$w_i(m+1) = \frac{w_i^*(m+1)}{\sum_{i=1}^n w_i^*(m+1)} \quad (4.29)$$

4.6 实例分析及预测模型检验

本文选取西安市长安路(南稍门——环城南路)取三个观测点 A、B、C 如图 4.5~4.6 所示。其中在 A、C 两点摄像, 对比车牌号, 统计车辆区间行程时间, 用于计算延误指数。B 观测点摄像统计交通量、交通密度、平均制动时间、平均制动次数等参数。并在 B 点用雷达测速枪随机选取车辆测速并记录。观测时间为 2015 年 1 月 28 号(下午 15:00—19:35)。将观测到的数据按前文所讲方法, 取 5min 为观测周期, 观测数据按时间先后顺序编号, 数据整理如表 4.2。



图 4.5 观测位置示意图



图 4.6 观测点现场图

表 4.2 观测数据

序号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
交通量 (辆)	52	53	55	51	49	53	55	54	52	47
平均速度 (千米/小时)	30	29	29	30	32	29	26	27	28	32
交通密度 (辆/千米)	49	50	52	48	46	50	52	51	49	44
延误指数	2.200	2.409	2.500	2.318	2.227	2.409	2.500	2.455	2.364	2.136
平均制动次数 (次/(辆·千米))	9.44	9.63	10.00	9.26	8.89	9.63	10.00	9.81	9.44	8.52
平均制动时间 (秒/(辆·千米))	18.89	19.26	20.00	18.52	17.78	19.26	20.00	19.63	18.89	17.04

表 4.2 观测数据 (续上表)

序号	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
交通量 (辆)	46	49	50	53	51	49	47	52	53	55
平均速度 (千米/小时)	33	31	29	28	29	30	33	29	30	27
交通密度 (辆/千米)	43	46	47	50	48	46	44	49	50	52
延误指数	2.091	2.227	2.273	2.409	2.318	2.227	2.136	2.364	2.409	2.500
平均制动次数 (次/(辆·千米))	8.33	8.89	9.07	9.63	9.26	8.89	8.52	9.44	9.63	10.00
平均制动时间 (秒/(辆·千米))	16.67	17.78	18.15	19.26	18.52	17.78	17.04	18.89	19.26	20.00
序号	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30
交通量 (辆)	53	52	47	46	48	49	51	53	55	53
平均速度 (千米/小时)	29	29	31	32	33	32	31	29	28	29
交通密度 (辆/千米)	50	49	44	43	45	46	48	50	52	50
延误指数	2.409	2.364	2.136	2.091	2.182	2.227	2.318	2.409	2.500	2.409
平均制动次数 (次/(辆·千米))	9.63	9.44	8.52	8.33	8.70	8.89	9.26	9.63	10.00	9.63
平均制动时间 (秒/(辆·千米))	19.26	18.89	17.04	16.67	17.41	17.78	18.52	19.26	20.00	19.26
序号	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40
交通量 (辆)	56	63	66	70	66	70	73	76	78	80
平均速度 (千米/小时)	27	24	23	21	21	19	20	19	18	19
交通密度 (辆/千米)	53	60	63	67	63	67	70	73	75	79
延误指数	2.545	2.864	3.000	3.182	3.000	3.182	3.318	3.455	3.545	3.700
平均制动次数 (次/(辆·千米))	10.18	11.43	11.96	12.68	11.96	12.68	13.21	13.75	14.11	14.00
平均制动时间 (秒/(辆·千米))	20.71	25.71	27.86	30.71	27.86	30.71	32.86	35.00	36.43	58.01
序号	41	42	43	44	45	46	47	48	49	50
交通量 (辆)	82	85	83	78	76	79	74	72	68	70
平均速度 (千米/小时)	17	14	16	17	18	17	19	20	22	21
交通密度 (辆/千米)	81	82	83	75	73	76	71	69	65	67
延误指数	3.800	3.900	3.800	3.545	3.455	3.591	3.364	3.273	3.091	3.182
平均制动次数 (次/(辆·千米))	15.00	16.00	15.00	14.11	13.75	14.29	13.39	13.04	12.32	12.68
平均制动时间 (秒/(辆·千米))	58.03	62.00	61.00	36.43	35.00	37.14	33.57	32.14	29.29	30.71
序号	51	52	53	54	55					
交通量 (辆)	64	65	63	61	57					
平均速度 (千米/小时)	22	23	22	23	25					
交通密度 (辆/千米)	61	62	60	58	54					
延误指数	2.909	2.955	2.864	2.773	2.591					
平均制动次数 (次/(辆·千米))	11.61	11.79	11.43	11.07	10.36					
平均制动时间 (秒/(辆·千米))	26.43	27.14	25.71	24.29	21.43					

将所观测的数据整理编号, 共计 55 组, 用前 1~40 组数据来研究建立交通参数预测模型, 用后 41~55 组数据用来对预测的数据进行检验。

2) 初步确定参数取值

设置延迟阶数 ($<n/4$), 绘制交通量时间序列的自相关函数图 (ACF) 及偏自相关函数图 (PACF), 见图 4.9~4.10。

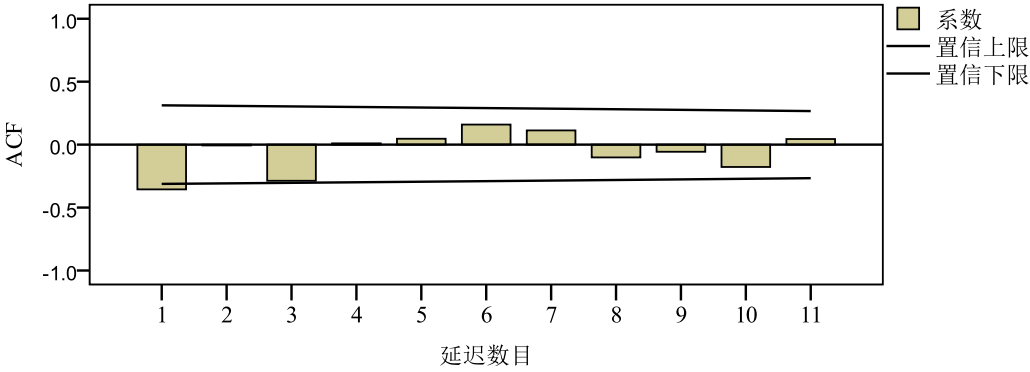


图 4.9 交通量的自相关函数图

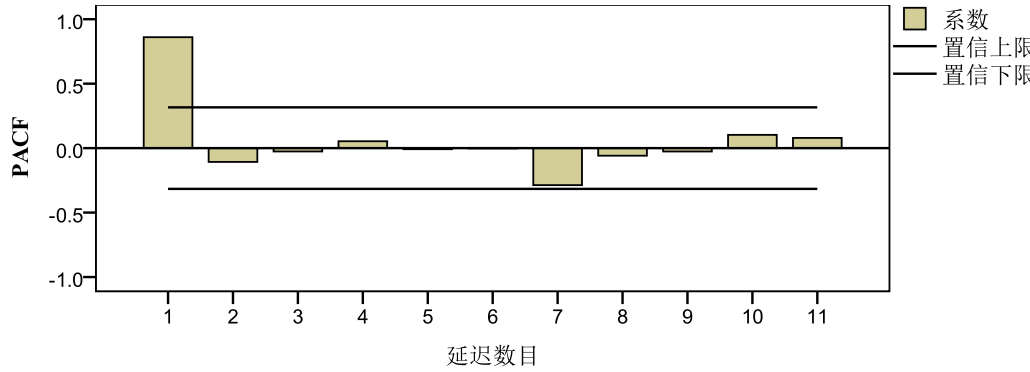


图 4.10 交通量的偏自相关函数图

由交通量时间序列的自相关函数图可以看出, 其自相关系数值在延迟 1 阶后即开始接近 0, 且有明显的拖尾特性。现暂时将参数 q 设定为 1。由其偏自相关函数图看以看出, 其偏自相关系数在延迟 1 阶后既显著接近 0, 于是暂时将参数 p 设定为 1。

3) 模型的最终确定及预测

对于预测模型的最终确定还需要多次实验, 目前合适的移动自回归平均模型有 $ARIMA(1, 2, 1)$, $ARIMA(1, 2, 0)$ 和 $ARIMA(0, 2, 1)$ 三种模型。我们可以用标准化的 BIC 值估计模型的好坏, 标准化的 BIC 值越小, 也就意味着模型中参数选择的越好, 模型对原始数据的拟合程度就好。用 SPSS 计算结果, 见表 4.3。

表 4.3 标准化的 BIC 值

模型	ARIMA(1, 2, 1)	ARIMA(1, 2, 0)	ARIMA(0, 2, 1)
标准化的 BIC	2.442	2.667	2.334

因为建立的移动自回归平均模型 $ARIMA(0, 2, 1)$ 的标准化的 BIC 值最小, 为 2.334, 作为最终的预测模型, 即对原交通量的时间序列经过 0 次自回归, 2 次差分, 1 次移动平均。所建模型与实际观测的拟合情况见图 4.11。

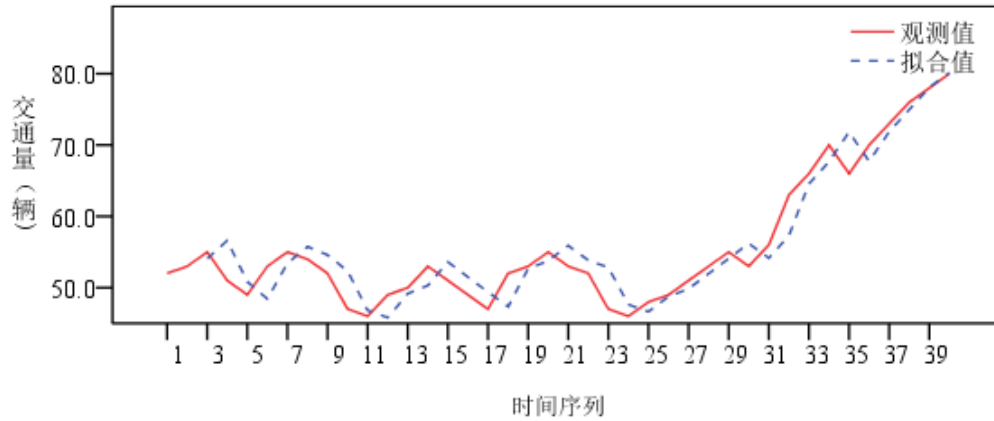


图 4.11 交通量建模的拟合情况

用所建立的模型对后 15 组数据预测结果如表 4.4 所示。

表 4.4 交通量自回归移动平均法预测结果

序号	41	42	43	44	45	46	47	48	49	50	51	52	53	54	55
交通量 (辆)	82.2	84.3	87.4	85.2	79.8	77.5	80.6	75.1	71.5	66.3	69.4	62.1	63.8	61.6	59.4

同理, 对其他的五个参数, 平均速度、交通密度、延误指数、平均制动次数及平均制动时间用自回归移动平均法建模。其模型的拟合情况见图 4.12~4.16, 预测结果见表 4.5。

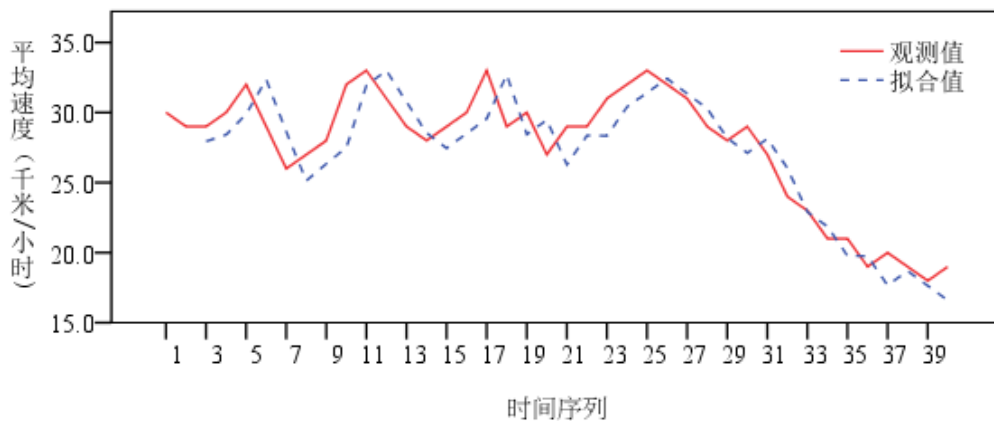


图 4.12 平均速度建模的拟合情况

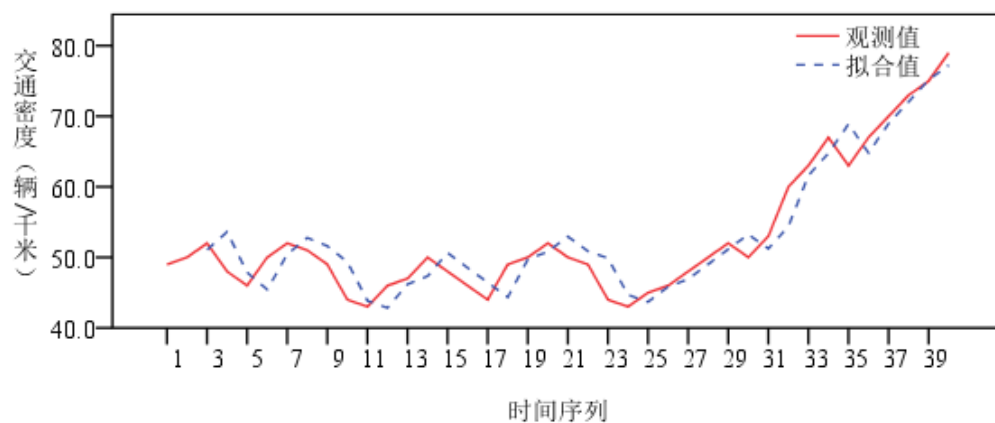


图 4.13 交通密度建模的拟合情况

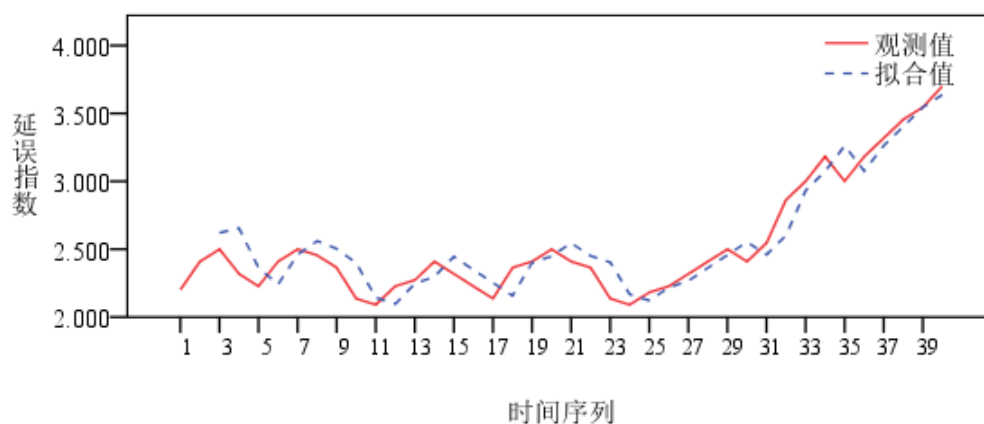


图 4.14 延误指数建模的拟合情况

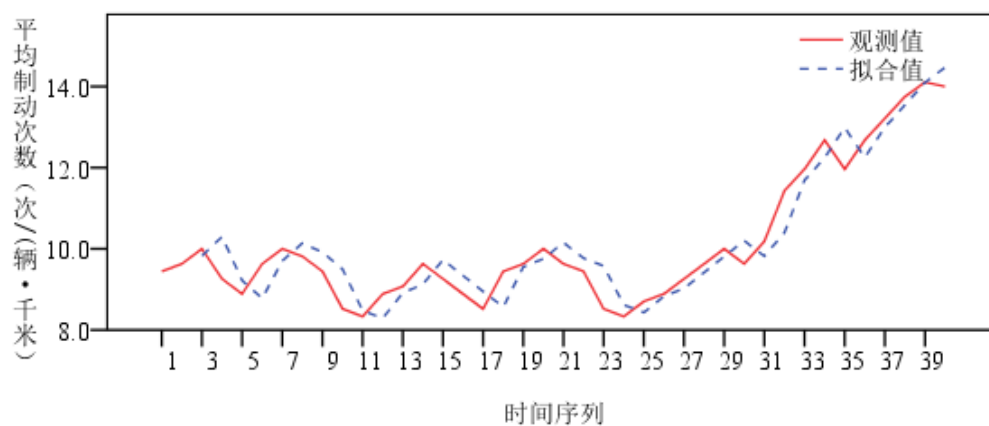


图 4.15 平均制动次数建模的拟合情况

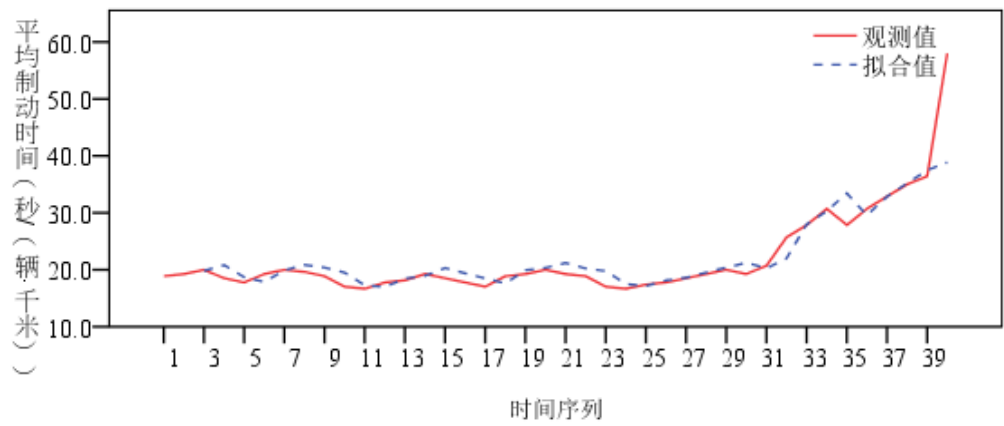


图 4.16 平均制动时间建模的拟合情况

表 4.5 各指标基于移动自回归平均法建模预测结果

序号	交通量 (辆)	平均速度 (千米/小时)	交通密度 (辆/千米)	延误指数	平均制动次数 (次/(辆·千米))	平均制动时间 (秒/(辆·千米))
41	82.2	17.6	81.4	3.797	14.4	64.7
42	84.3	16.1	83.4	3.901	15.4	61.2
43	87.4	13.3	84.4	4.004	16.5	65.4
44	85.2	14.7	85.4	3.891	15.4	64.4
45	79.8	15.8	76.8	3.614	14.4	37.7
46	77.5	17.2	74.5	3.513	14.0	35.9
47	80.6	16.5	77.7	3.657	14.6	38.2
48	75.1	18.2	72.1	3.407	13.6	34.3
49	71.5	19.5	68.4	3.235	13.2	32.6
50	66.3	21.8	66.3	3.003	12.1	29.5
51	69.4	20.8	66.4	3.147	12.8	31.0
52	62.1	21.8	59.0	2.814	11.3	26.4
53	63.8	22.9	60.8	2.894	11.6	37.2
54	61.6	22.1	58.6	2.795	11.2	25.6
55	59.4	23.0	56.4	2.697	10.8	24.1

4.6.2 二次指数平滑法预测

基于 SPSS 统计分析软件建立二次指数平滑模型，所建立模型与历史数据拟合情况如图 4.17~4.22 所示。

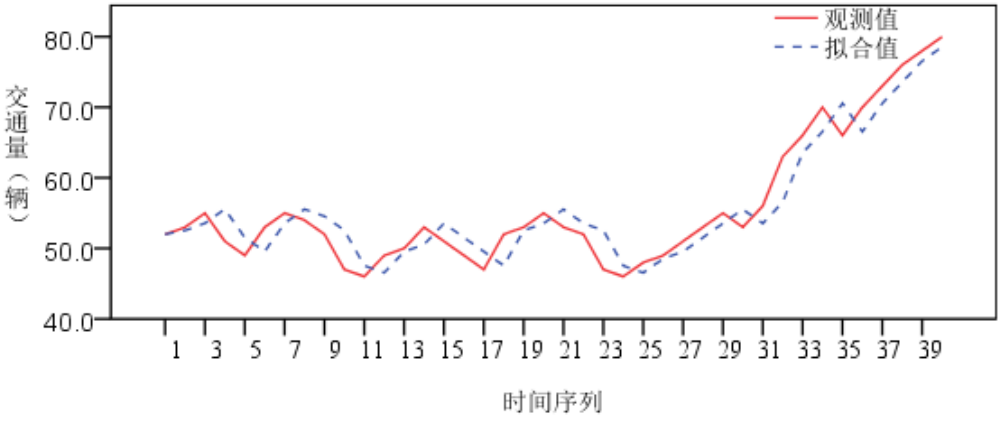


图 4.17 交通量建模的拟合情况

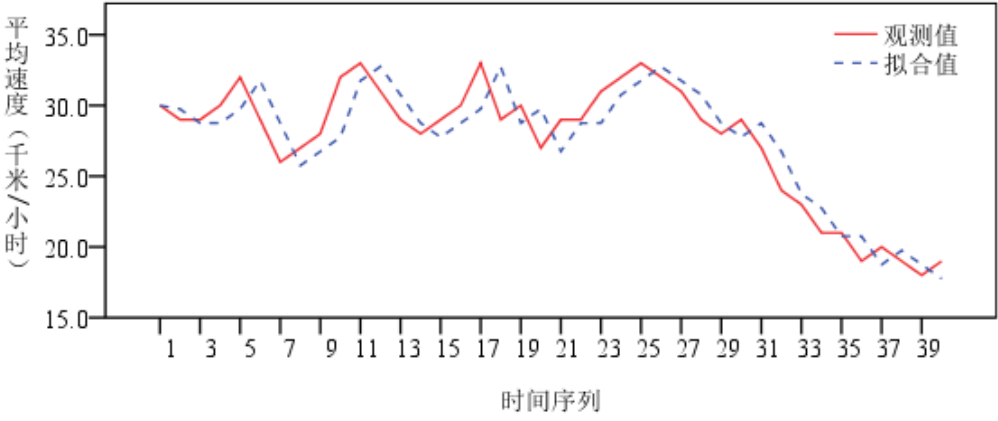


图 4.18 平均速度建模的拟合情况

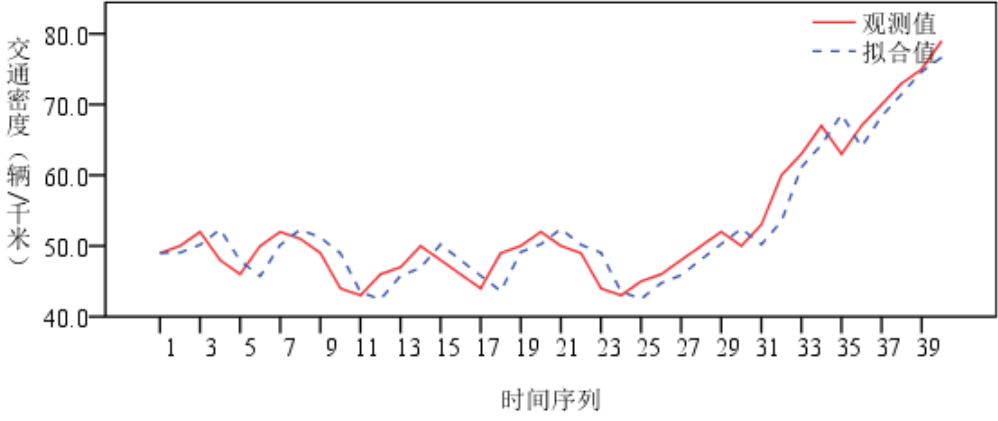


图 4.19 交通密度建模的拟合情况

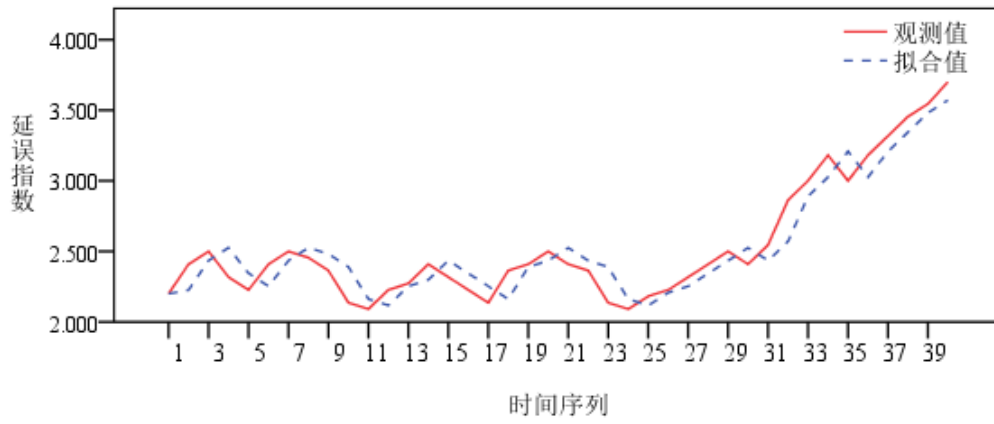


图 4.20 延误指数建模的拟合情况

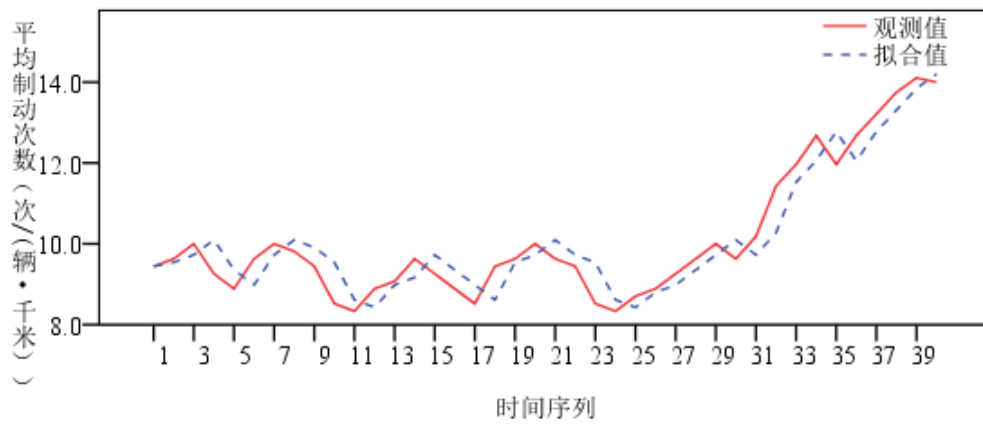


图 4.21 平均制动次数建模的拟合情况

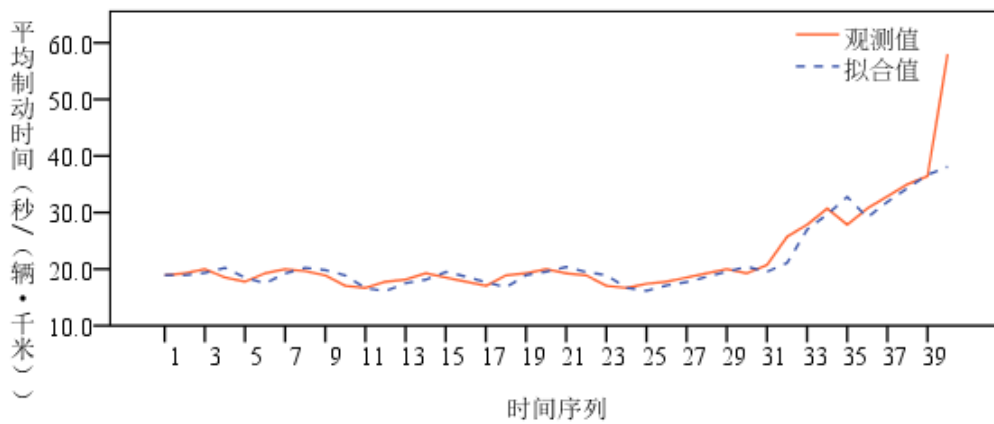


图 4.22 平均制动时间建模的拟合情况

基于二次指数平滑法建模对各指标进行预测，预测结果见表 4.6。

表 4.6 各指标基于二次指数平滑法建模结果

序号	交通量 (辆)	平均速度 (千米/小时)	交通密度 (辆/千米)	延误指数	平均制动次数 (次/(辆·千米))	平均制动时间 (秒/(辆·千米))
41	80.0	19.0	79.0	3.700	14.0	58.0
42	82.6	16.7	82.9	3.829	15.1	63.6
43	85.0	14.0	82.0	3.900	16.0	62.0
44	78.0	17.0	75.0	3.545	14.1	36.4
45	78.0	17.0	75.0	3.545	14.1	36.4
46	76.7	17.7	73.7	3.488	13.9	35.6
47	79.7	16.7	76.7	3.625	14.4	37.8
48	74.0	19.0	71.0	3.364	13.4	33.6
49	68.7	21.7	65.7	3.122	12.4	29.8
50	68.7	21.7	65.7	3.122	12.4	29.8
51	70.6	20.7	67.6	3.212	12.8	31.2
52	64.6	21.7	61.6	2.937	11.7	26.9
53	65.6	22.7	62.6	2.982	11.9	27.6
54	63.5	21.7	60.6	2.890	11.5	26.2
55	61.5	22.7	58.5	2.797	11.2	24.7

4.6.3 BP 神经网络预测

BP 神经网络设计及计算需要借助通过 MATLAB 中神经网络工具箱编程实现。这里，将每一个参数作为一个变量，单独对其进行做预测。所以在神经网络的结构中，将输入层的节点数设置为 1，输出层的节点数也设置为 1。目前关于隐层节点个数的确定还没有明确的解析式，只能通过经验多次实验才能确定。一般来说，隐层的节点数目越多，样本训练时间就越长，但是对于从输入到输出的非线性映射的逼近效果也会更好。如果隐层的节点数目过少，虽然能够快速地进行训练，但是也会导致容错性降低。一般根据经验公式取隐含层神经元个数为 $(2n+1)$ ，其中 n 为输入层神经元的节点数。

以交通量参数为例，建立做神经网络预测模型。设定隐层节点数为 3。设置训练参数，最大训练次数 2000 次，定义学习速率为 0.05 等。基于 MATLAB 编程，交通量参数样本的经 1222 次训练就收敛了，见图 4.23。

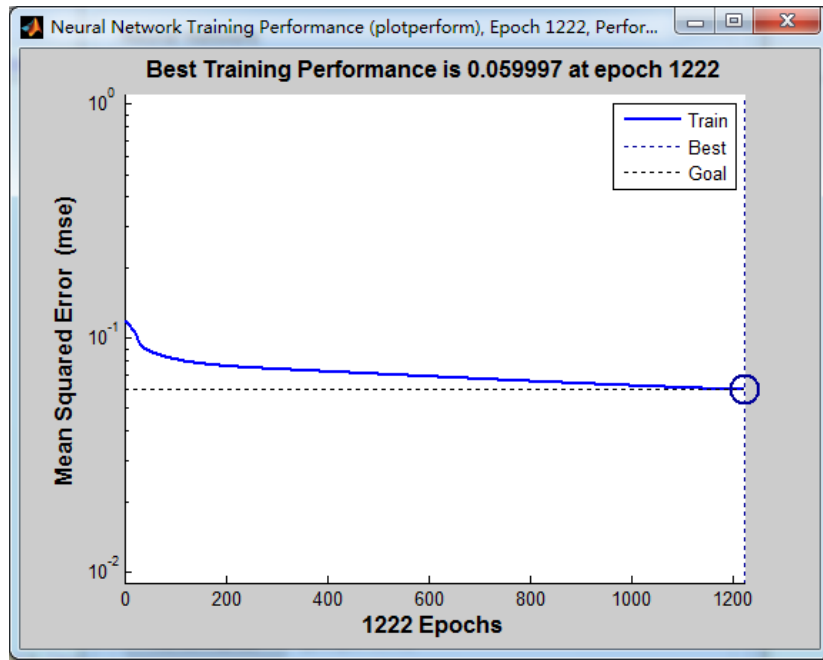


图 4.23 BP 神经网络训练收敛图像

其中基于神经网络对交通量参数建模的拟合情况见图 4.24。

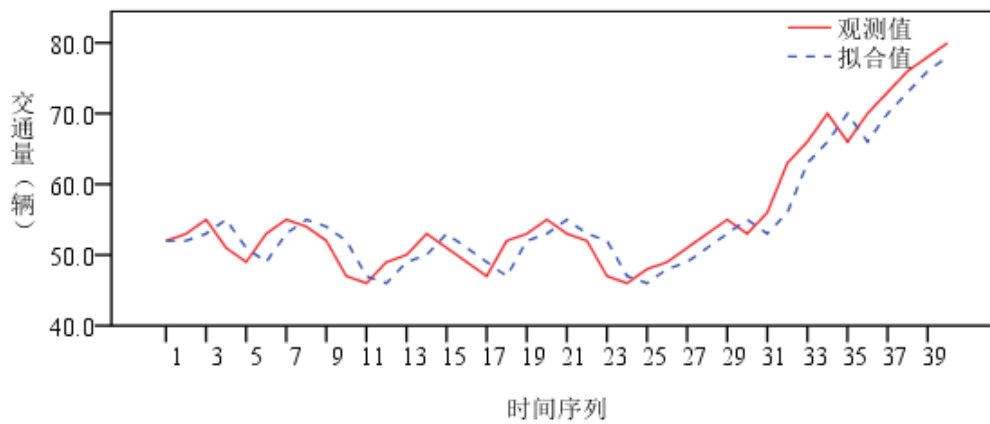


图 4.24 交通量建模的拟合情况

同理可得其它 5 个参数的模型拟合情况如图 4.25~4.29 所示。

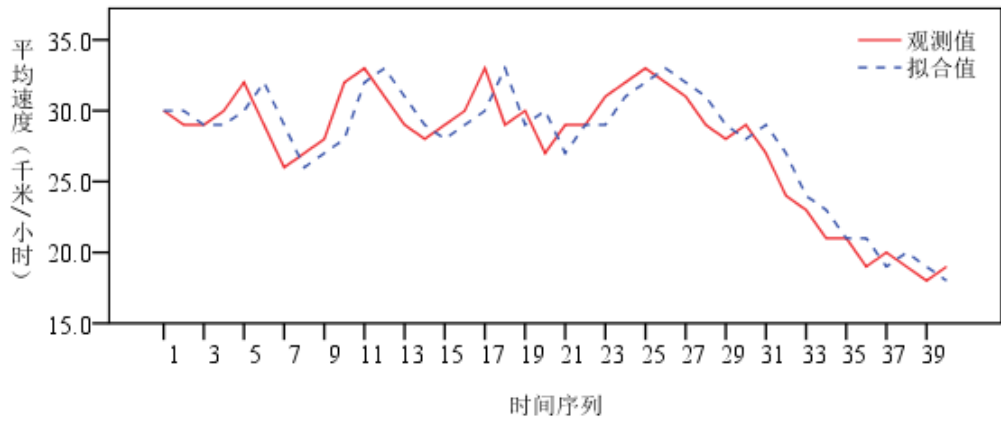


图 4.25 平均速度建模的拟合情况

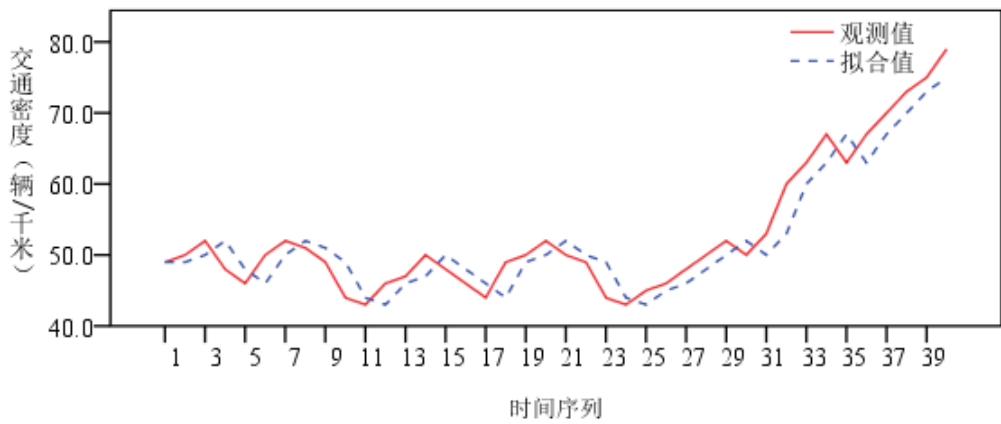


图 4.26 交通密度建模的拟合情况

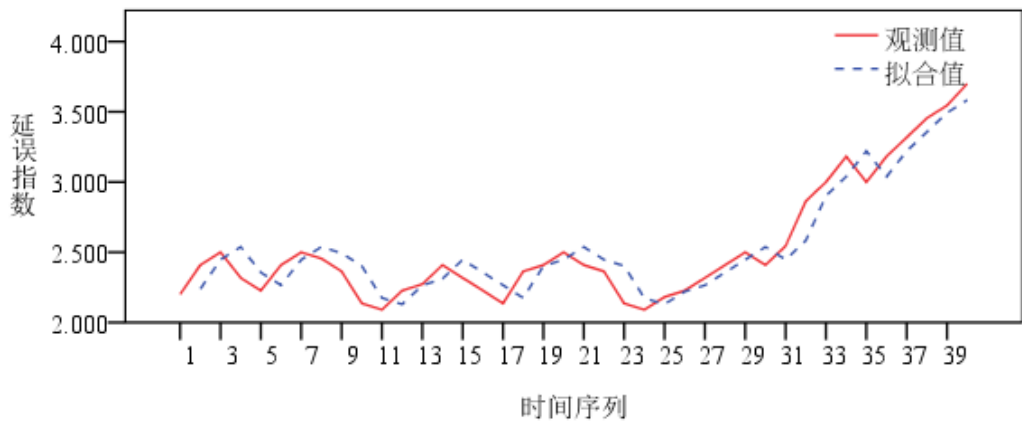


图 4.27 延误指数建模的拟合情况

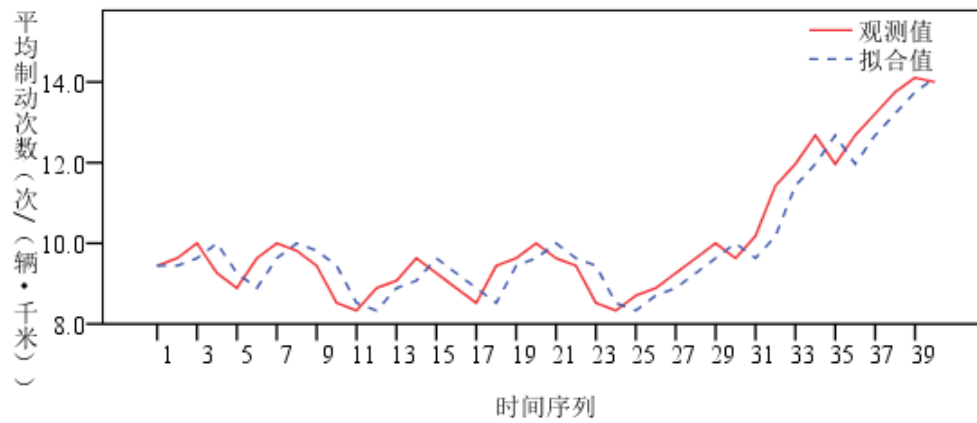


图 4.28 平均制动次数建模的拟合情况

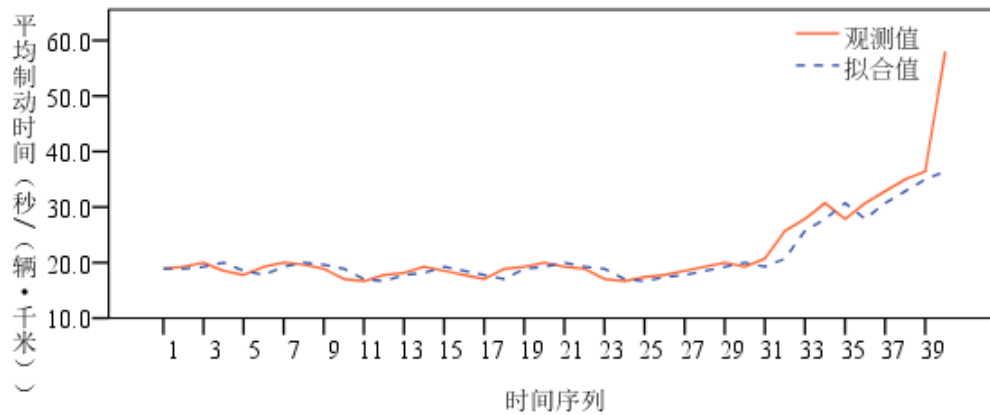


图 4.29 平均制动时间建模的拟合情况

基于 BP 神经网络建模对各指标进行预测，预测结果见表 4.7。

表 4.7 基于 BP 神经网络对各指标建模预测结果

序号	交通量 (辆)	平均速度 (千米/小时)	交通密度 (辆/千米)	延误指数	平均制动次数 (次/(辆·千米))	平均制动时间 (秒/(辆·千米))
41	81.3	18.1	79.7	3.742	14.7	58.3
42	83.7	15.2	83.3	3.831	15.3	61.6
43	87.2	14.1	82.2	3.976	16.1	63.1
44	77.2	17.2	85.1	3.597	14.2	36.4
45	76.4	17.4	74.2	3.600	13.9	36.6
46	82.7	16.9	78.8	3.492	14.3	36.3
47	78.9	17.1	74.3	3.598	14.2	36.3
48	75.0	18.1	71.4	3.396	13.1	33.4
49	70.0	21.5	64.3	3.315	12.7	32.1
50	64.5	22.9	68.9	3.086	12.9	29.9
51	65.9	21.6	68.1	3.040	12.1	27.2
52	66.6	21.4	61.7	2.947	11.5	27.2
53	63.6	23.9	60.4	2.812	12.1	26.1
54	63.0	21.3	60.1	2.708	11.5	24.3
55	59.0	23.5	54.6	2.665	10.7	23.7

4.6.4 多模型融合预测

根据 4.5 节所述多模型融合技术计算各自模型的动态误差及模型的权重，组合构建预测模型，其预测结果见表 4.8。

表 4.8 多模型融合预测结果

序号	交通量 (辆)	平均速度 (千米/小时)	交通密度 (辆/千米)	延误指数	平均制动次数 (次/(辆·千米))	平均制动时间 (秒/(辆·千米))
41	81.9	18.0	80.2	3.792	14.5	58.1
42	83.9	15.8	83.2	3.897	15.3	62.1
43	86.6	13.8	82.9	3.964	16.2	62.8
44	79.2	16.5	78.6	3.635	14.4	37.0
45	77.6	16.9	75.2	3.578	14.1	36.5
46	79.2	17.2	75.1	3.495	14.1	36.0
47	79.6	16.8	76.2	3.624	14.4	37.1
48	74.6	18.4	71.4	3.386	13.3	33.6
49	69.8	21.1	65.9	3.210	12.7	31.1
50	66.7	22.2	66.8	3.081	12.6	29.8
51	68.6	21.1	67.4	3.136	12.5	29.2
52	64.7	21.6	61.0	2.909	11.5	27.0
53	64.4	23.2	61.4	2.898	11.9	27.8
54	62.8	21.7	59.9	2.798	11.4	25.1
55	60.0	23.1	56.5	2.719	10.9	24.1

4.6.5 误差检验

基于多模型融合技术建立了综合预测模型，并利用综合预测模型对各指标进行了预测，但是预测的精度大小还不明确，为此需要一定的方法来检验预测精度是否满足需要。首先定义各参数绝对误差为：实测值与预测值的差值。可得预测值的绝对误差，见表 4.9。

表 4.9 预测值的绝对误差

序号	交通量 (辆)	平均速度 (千米/小时)	交通密度 (辆/千米)	延误指数	平均制动次数 (次/(辆·千米))	平均制动时间 (秒/(辆·千米))
41	0.1	-1.0	0.8	0.008	0.5	0.0
42	1.1	-1.8	-1.2	0.003	0.7	-0.1
43	-3.6	2.2	0.1	-0.164	-1.2	-1.8
44	-1.2	0.5	-3.6	-0.090	-0.3	-0.6
45	-1.6	1.1	-2.2	-0.124	-0.3	-1.5
46	-0.2	-0.2	0.9	0.095	0.2	1.2
47	-5.6	2.2	-5.2	-0.260	-1.0	-3.5
48	-2.6	1.6	-2.4	-0.113	-0.3	-1.4
49	-1.8	0.9	-0.9	-0.120	-0.4	-1.8
50	3.3	-1.2	0.2	0.101	0.1	0.9
51	-4.6	0.9	-6.4	-0.227	-0.9	-2.7
52	0.3	1.4	1.0	0.045	0.3	0.2
53	-1.4	-1.2	-1.4	-0.035	-0.5	-2.1
54	-1.8	1.3	-1.9	-0.026	-0.4	-0.8
55	-3.0	1.9	-2.5	-0.128	-0.5	-2.7

一般采用平均绝对误差、平均相对误差绝对值及方差来检验模型的预测精度^[36]。

$$\text{平均绝对误差: } MAD = \frac{\sum_{i=1}^N |e_i|}{n} \quad (4.30)$$

$$\text{平均相对误差绝对值: } MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{e_i}{x_i} \right| \quad (4.31)$$

$$\text{方差: } MSE = \frac{\sum_{i=1}^n e_i^2}{n} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (4.32)$$

其计算结果见表 4.10。

表 4.10 预测精度评价表

项目	交通量	平均速度	交通密度	延误指数	平均制动次数	平均制动时间
平均绝对误差	2.146	1.297	2.034	0.103	0.498	1.422
平均相对误差	0.031	0.067	0.031	0.032	0.038	0.047
方差	7.050	1.988	7.208	0.016	0.336	3.011

从上述计算结果来看，所选取的交通拥堵预测的各参数的平均绝对误差和平均相对误差都比较小。只有平均速度的平均绝对误差的误差最高达到了 6.7%，其他各参数误差均较低，说明所建立的综合预测模精度较好。方差值也不是大，说明模型的稳定性比较好，能够满足短期交通拥堵预测的需要。

4.7 本章小结

本章首先总结了目前用来做短期交通拥堵预测的常用方法及模型，对其各自的特点及适用性进行了定性分析，选择了应用频率较高，精度较好，适用性较广的几种预测方法分别建立的预测模型对各参数进行预测。并基于多模型融合技术，根据引入的动态误差的概念，将较大的权重赋予预测误差小的模型，最后组合构建了多模型融合的组合预测方法。对预测的结果进行检验，证明综合预测模型具有较好的预测精度及稳定性。

第五章 基于预测数据的交通拥堵状态判别

目前交通状态预判的基本思路就是，将交通状态进行人为划分，确定每种状态的阈值，即交通拥堵预测指标达到某个数值后，就认为是未来某时间段的交通将要处于何种状态。本文的交通状态判别方法是基于所选取指标的预测值，但是因为所选取的参数共有 6 个，所以需要建立一种综合的交通状态判别算法。首先，由于各指标对交通拥堵判别所做出的贡献有所区别，所以应当根据其对判别交通拥堵的重要性，赋予其不同的权重。其次，我们需要对交通状态划分类别，这样才能根据预测的交通数据和已划分的交通状态类别进行比较，进而判断是属于哪个类别的交通状态。交通状态判别的基本思路，如图 5.1 所示。

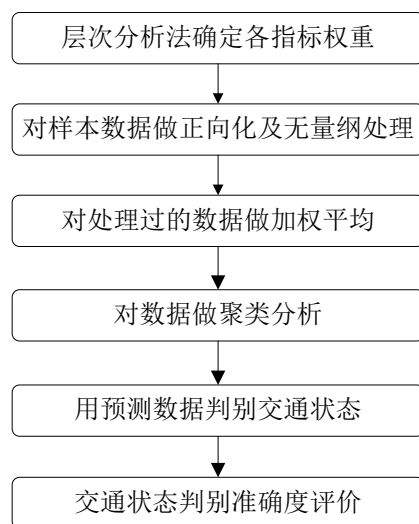


图 5.1 交通状态判别流程

对交通状态进行分类，需要大量的历史数据做支撑，尤其对拥堵状态的数据有一定的依赖性，应当采集全面包括交通可能出现的各种状态的数据，自由流状态，拥堵状态及二者之间的变化过程状态。但是拥挤状态下各指标的数据不易采集，因为我们不确定拥挤何时会发生。为此，我们把不同时段采集到的数据提取并组合起来，构成一个尽量包括各交通状态的集合。

5.1 层次分析法确定各指标权重

为了避免单一指标进行交通状态判别时的缺陷，我们选取了多个预测指标，但是各指标对判断交通状态的贡献有所差别，对重要的指标应当赋予其较大的权重。为此采用一种能够将人的主观判断定量分析的方法——层次分析法，来确定各指标的权重，避免人在判断时的主观随意性^[37~39]。

层次分析法确定指标权重的基本步骤：

1) 建立层次结构模型，见图 5.2。

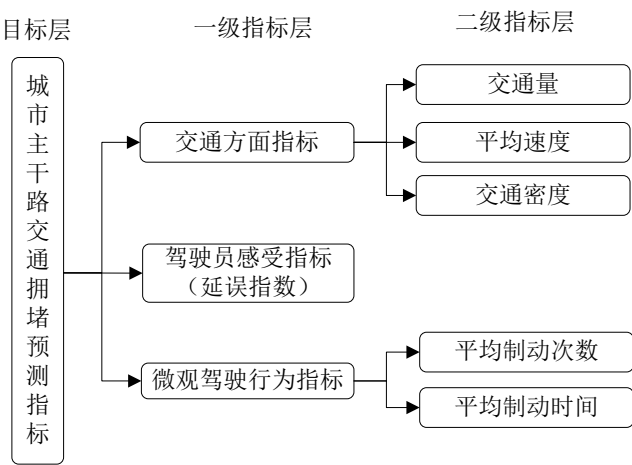


图 5.2 层次结构模型

2) 构造判断矩阵

在建立递阶层次结构后，下一步的任务就是要反复回答对于上层准则任意 2 个指标哪个更重要以及重要多少的问题。通过咨询专家，让专家基于表 5.1 所示判断标度及其含义构造判断矩阵，实现判断的定量化。

表 5.1 判断标度及其含义

分数	含义
1	2 个指标同样重要
3	1 个指标比另 1 个指标稍微重要
5	1 个指标比另 1 个指标明显重要
7	1 个指标比另 1 个指标强烈重要
9	1 个指标比另 1 个指标极端重要
2、4、6、8	上述两相邻判断标度的中间取值
倒数	指标 i 与 j 比较判断为 a_{ij} , 则指标 j 与 i 比较的判断为 a_{ji}

一级指标和二级指标的评判矩阵如表 5.2~5.3 所示。

表 5.2 一级指标判断矩阵

一级指标	交通流方面	驾驶员感受指标	微观驾驶行为指标
交通流方面	1	5	3
驾驶员感受指标	1/5	1	1/2
微观驾驶行为指标	1/3	2	1

表 5.3 二级指标判断矩阵

二级指标	交通量	平均速度	交通密度
交通量	1	1/4	1/3
平均速度	4	1	2
交通密度	3	1/2	1

表 5.4 二级指标判断矩阵

二级指标	平均制动次数	平均制动时间
平均制动次数	1	1/2
平均制动时间	2	1

3) 对指标层次单排序并检验其一致性

(1) 层次单排序

层次单排序实质上是计算本层次的所有指标相对于与之相关联的上一层次某指标的权重，可以转化为解 $Aw = \lambda_{\max} \times w$ 特征根的问题。 λ_{\max} 和 w 的计算可以采用幂法、根法及和法，本文以和法求解。其中和法步骤如下：

①判断矩阵每一列正规化，见式 (5.1)。

$$b_{ij} = \frac{a_{ij}}{\sum_{i=1}^n a_{ij}}; \quad i, j = 1, 2, \dots, n \quad (5.1)$$

②将经过第一步正规化处理后的矩阵，按所在的行向量求和，可得 \bar{w} 。

③对向量 $\bar{w} = [\bar{w}_1, \bar{w}_2, \dots, \bar{w}_n]^T$ 正规化，见式 (5.2)。

$$w_i = \frac{\bar{w}_i}{\sum_{j=1}^n \bar{w}_j}; i = 1, 2, \dots, n \quad (5.2)$$

所得到的 $w = [w_1, w_2, \dots, w_n]^T$ ，即为所求的特征向量。

根据上述计算方法，层次结构模型中一级指标所构成的判断矩阵的特征向量 $w_1 = [0.648, 0.122, 0.230]^T$ ，二级指标中有关交通流判断矩阵的特征向量为 $w_{21} = [0.537, 0.268, 0.195]^T$ ，有关微观驾驶行为判断矩阵的特征向量为 $w_{23} = [0.667, 0.333]^T$ 。

(2) 一致性检验

上面构造的一级指标的判断矩阵及二级指标的判断矩阵，由于客观事物较为复杂及人的判断可能会出现矛盾或错误，所以这些判断矩阵有可能不是一致性矩阵。为了保证构造的矩阵是一致性矩阵即判断的合理性，因此，需要检验判断矩阵的一致性。其步骤如下：

①求解判断矩阵最大特征根，见式（5.3）。

$$\lambda_{\max} = \sum_{i=1}^n \frac{(AW)_i}{nW_i} \quad (5.3)$$

式中：\$(AW)_i\$ 表示向量 \$AW\$ 的第 \$i\$ 个元素。

②计算一致性指标 \$CI\$，其计算公式见式（5.4）。

$$CI = \frac{\lambda_{\max} - n}{n - 1} \quad (5.4)$$

\$CI=0\$ 时（即 \$\lambda=n\$），所构造的判断矩阵为完全一致阵；\$CI\$ 越小，矩阵的一致程度就越好。

③计算一致性比例 \$CR\$，见式（5.5）。

$$CR = \frac{CI}{RI} \quad (5.5)$$

式中：\$RI\$ 是用来度量不同阶数判断矩阵是否为一致性的平均一致性指标。\$RI\$ 的值如表 5.5 所示。

表 5.5 平均一致性指标

矩阵阶数	1	2	3	4	5	6	7	8	9
\$RI\$	0.00	0.00	0.58	0.90	1.12	1.24	1.32	1.41	1.45

可以通过 \$CR\$ 值来检验判断矩阵是否为一致性矩阵，即是否满足一致性要求，若 \$CR<0.1\$，则可以认为是满足一致性要求，接受该判断矩阵；若 \$CR\geq 0.1\$，则认为该矩阵，出现了逻辑或判断上的矛盾，不满足一致性要求，出现这种情况就需要对判断矩阵重新构造并检验其一致性要求，直到满足为止。但是对于一阶和二阶的判断矩阵，绝对不会出现逻辑上的错误，所以始终是一致性矩阵，不用对其进行检验。经计算，一级指标判断矩阵 \$CR_1=0.032<0.1\$，二级指标判断矩阵 \$CR_{21}=0.092<0.1\$，\$CR_{23}=0<0.1\$ 均为一致性矩阵。

4) 层次总排序及一致性检验

(1) 层次总排序，见式（5.6）。

$$W'_{ij} = W_k \cdot W_{ij} \quad (5.6)$$

式中：\$W'_{ij}\$ 是经层次总排序后二级指标绝对权重；\$W_k\$ 是层次结构中一级指标层中指标的权重；\$W_{ij}\$ 是二级指标层各指标的权重。最终得到各指标的绝对权重如图 5.3 所示。

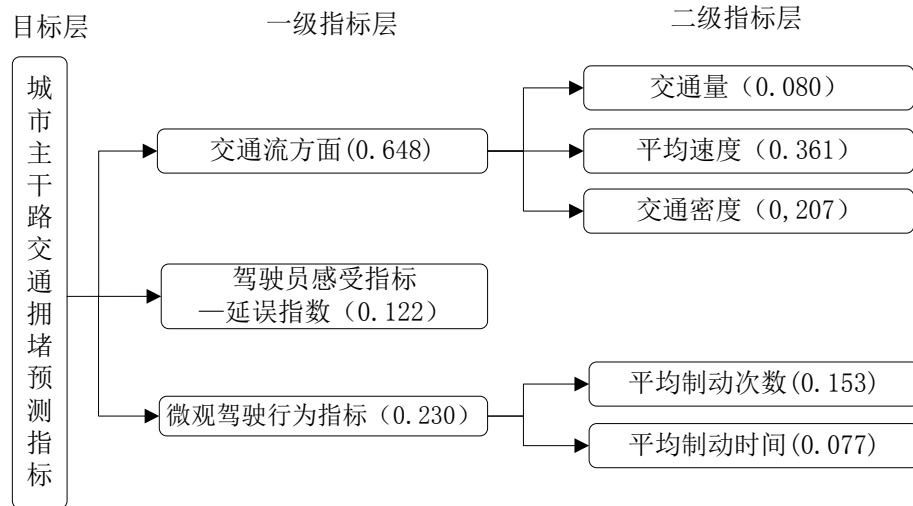


图 5.3 各指标的绝对权重

(2) 一致性检验

如果下层指标相对与之相关的上层指标的一致性指标为 CI_j , 平均一致性指标为 RI_j , 则综合一致性指标计算公式见 (5.7)。

$$CR = \frac{\sum_{j=1}^m C_i \cdot CI_j}{\sum_{j=1}^m C_i \cdot RI_j} \quad (5.7)$$

式中: C_i 是一级指标权重;

同理, 如果 $CR < 0.10$, 则满足层次总排序的一致性要求, 否则不满足。经演算 $CR=0.0879 < 0.1$, 符合层次总排序的一致性要求, 即认为构造的判断矩阵没有逻辑问题。

5.2 样本数据正向化及无量纲化处理

指标分为正向指标和逆向指标之分。针对本文的研究内容, 如果将数值越大, 交通拥堵越严重的指标定义为正向指标, 则数值越大拥堵越轻的指标就可定义为逆向指标。根据此定义, 在所选取的 6 个指标中, 交通量、交通密度、延误指数、平均制动次数和平均制动时间 5 个指标的数值越大表示拥堵的程度越大, 属于正向指标, 平均速度越大意味交通状况越好, 越不拥堵, 属于逆向指标。

在做综合评判时为了保证结果的准确及可靠, 需要将所选取指标转化为相同趋势。所谓的正向化处理就是将逆向指标转化成了正向指标。另外, 不同的指标具有不同的物理属性及单位, 为了消除这种影响, 也应该去掉不同指标的物理属性及单位, 这称为指标的无量纲处理^[40]。

5.2.1 样本数据正向化处理

对指标进行正向化处理，常用式 (5.8)。

$$x'_{ri} = \frac{1}{|x_{ri} - \bar{x}_r|} \quad (5.8)$$

其中， x'_{ri} 为经正向化处理后的指标值； x_{ri} 为指标 r 第 i 个取值； \bar{x}_r 为指标所有取值的平均值。

但是这种方法有缺陷，即指标 r 在其平均值附近的的数据值会因为正向化处理而放大，远离其平均值的数据会被缩小，这就加大了指标之间的差异，改变了原始数据的分布。针对这种方法的缺陷，采用线性变化就不会改变原始数据的分布规律变化的问题，见式 (5.9)。

$$x'_{ri} = \max_{1 \leq i \leq n} \{x_{ri}\} - \bar{x}_r \quad (5.9)$$

其中， x'_{ri} 为经正向化处理后指标值； x_{ri} 为指标 r 第 i 个取值； \bar{x}_r 为指标所有取值的平均值。

5.2.2 样本数据无量纲处理

对指标进行无量纲处理目前常用式 (5.10)。

$$y'_{ri} = \frac{x_{ri} - \bar{x}_{ri}}{\sigma_r} \quad (5.10)$$

式中， y'_{ri} 为经无量纲处理之后的指标值； x_{ri} 为指标 r 第 i 个取值； \bar{x}_r 为指标 r 所有取值的平均值； σ_r 为指标 r 所有数据的标准差。

这种处理方式确实消除了物理属性及单位的影响，但是各指变异程度也发生了变化，其原始数据变异性程度被消除。为了解决这种无量纲处理方法的缺陷，叶宗裕提出了一种改进的处理方法—均值化处理方法，见式 (5.11)。

$$y_{ri} = \frac{x_{ri}}{\bar{x}_r} \quad (5.11)$$

这样经均值化处理后各指标的均值变为 1，方差推导见式 (5.12)。

$$\text{var}(y_r) = E[(Y_r - 1)^2] = \frac{E(x_{ri} - \bar{x}_r)^2}{\bar{x}_r^2} = \frac{\text{var}(X_r)}{\bar{x}_r^2} = \left(\frac{\sigma_r}{\bar{x}_r}\right)^2 \quad (5.12)$$

经这种方法处理之后，其方差变成 $(\frac{\sigma_r}{\bar{x}_r})^2$ ，这样既消除了各指标的物理属性及单位的影响也保留了原始数据的变异性。

首先将平均速度这一逆向指标正向化,然后将经正向化处理的平均速度指标及其余 5 项指标的数据做无量纲化处理,其结果见附表 2。

5.3 指标值加权平均

根据各指标对交通拥堵判别的重要性确定出了指标的权重,权重越大表示,我们做交通状态判断时所做出的贡献越大,反之亦然。将经正向化及无量纲处理后的数据看做一个矩阵 $A_{m \times n}$ (这里 m 为数据的组数,其值为 200; n 为指标的个数,其值为 6)。

则可以得到交通状态的综合评价值 R , 见式 (5.13)。

$$R = A_{m \times n} \cdot W \quad (5.13)$$

其中, W 为各指标的权重。

5.4 样本数据聚类分析

目前国内外研究交通拥堵的学者对交通状态的分级有着不同的理解。有的学者将交通状态划分为畅通、缓行、拥堵三种基本状态^[41];有的学者将其划分为畅通、正常、拥挤、堵塞四种状态;有的划分为自由流、准自由流、临界流、拥挤流、堵塞流五种交通状态,这种划分方法和我国公安部公布的《城市交通管理评价指标体系》(2012 版)中的划分为一~五五个等级较为类似;还有部分学者将交通状态划分为 6 个等级。

分级过少,中间过渡的状态少,对交通管理者来说,不好研究交通状态演变的态势,预判未来交通状态比较困难。如果分级过多,将会导致相邻等级的交通状态区分不明显,如《城市交通管理评价指标体系》(2012 版)中将主干路的平均速度划分五级,仅从 16km/h~25km/h 就分为三级,每一个等级的上限及下限差值为 3km/h。在实际应用中相邻等级的交通状态区分界限不是很明显,这对交通管理者及参与者来说都不是很好理解。基于以上分析,将交通状态划分为 4 个等级(顺畅、正常、轻度拥挤、重度堵塞)较为理想,既能较好的反映交通状态演变的过程,又不至于导致不同等级的交通状态之间区分不明显。

聚类分析本质上就是将具有相似属性的对象划分到同一个类别中,而不同类别中的对象具有较大的差异^[42]。而这正好符合对交通状态进行分类的需要,希望将交通状态分类之后,具有相似交通特性的划分为一类,且不同的类别中的交通状态具有较大的差别。

K-均值聚类分析法是聚类分析法的一种,其最显著的特点是能够产生特定数目的类别。其核心思想是将对象分到与各类均值最接近的类中,这样相同类中的对象具有较大的相似性,不同类别中的对象具有较大的区别。用这种分类方法即能产生特定数目的类,

又能避免人为分类划定不同类别界限的主观性。

K-均值聚类法基本步骤：

1) 设置初始聚类中心：将所有的样本数据分成 K 个初始类，并计算各初始类的均值（聚类中心）；

2) 根据欧氏距离（Euclidean distance），将某个对象纳入距离均值最近的类别中，对新纳入对象的各类及失去对象的各类别重新计算其均值。

3) 重复步骤 2)，直到聚类中心位置即各类的均值不再变化即认为收敛，此时各类的均值为最终的聚类中心。

将交通状态的综合评价值 R 作为聚类的原始数据，用 SPSS 软件做 K -均值聚类分析。将聚类数设置为 4，设置初始聚类中心，见表 5.6。

表 5.6 初始聚类中心

1	2	3	4
0.046	0.432	1.907	1.277

按欧氏距离进行迭代，经过 4 次迭代就达到了收敛，初始中心间的最小距离为 0.386。

迭代过程见表 5.7。

表 5.7 迭代历史记录

迭代	聚类中心内的更改			
	1	2	3	4
1	0.106	0.091	0.151	0.063
2	0.108	0.228	0.000	0.000
3	0.003	0.007	0.000	0.000
4	0.000	0.000	0.000	0.000

最终迭代结果见表 5.8。

表 5.8 最终聚类中心

1	2	3	4
0.263	0.758	1.214	1.756

并将状态 1 标定为顺畅，状态 2 标定为正常，状态 3 标定为轻度拥挤、状态 4 标定为重度拥堵，其中顺畅状态的聚类中心为 0.263，正常状态的聚类中心为 0.758，轻度拥挤状态的聚类中心为 1.214，重度拥堵的聚类中心为 1.756。

5.5 基于预测数据进行交通状态判别

将预测出来的各参数值按照 5.2 节对数据做正向化处理及无量纲处理的步骤进行正向化及无量纲化处理，然后将处理过的数据按照 5.1 节基于层次分析法确定的各指标权重加权平均，计算结果见表 5.9。

表 5.9 预测数据加权平均结果

序号	41	42	43	44	45	46	47	48	49	50	51	52	53	54	55
计算结果	1.471	1.542	1.592	1.431	1.398	1.391	1.414	1.330	1.241	1.213	1.234	1.165	1.151	1.147	1.095

同理将实测数据经正向化及无量纲化处理并加权平均，计算结果见表5.10。

表 5.10 实测数据加权平均结果

序号	41	42	43	44	45	46	47	48	49	50	51	52	53	54	55
计算结果	1.485	1.568	1.561	1.423	1.383	1.394	1.383	1.308	1.228	1.230	1.221	1.146	1.168	1.128	1.068

根据各参数的预测值及实测值的加权平均结果距离各交通等级的聚类中心的远近判定交通状态，判定结果如下表5.11。

表 5.11 交通状态判别表

序号	41	42	43	44	45	46	47	48	49	50	51	52	53	54	55
预测数据	4	4	4	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3
实测数据	3	4	4	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3
判别结果	×	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√	√

从表 5.11 可以看出，交通状态判别算法的判别正确率是比较高的，能够满足短期交通状态判别的需要。在第 41 组序列交通数据，应该判别为第 3 类交通状态（轻度拥挤），但是判别为第 4 类交通状态（重度拥堵）。出现这种现象的原因是综合预测数据计算值介于轻度拥挤和重度拥堵之间，距离两个聚类中心的距离差不多，而两种状态之间的分界线本来就不是很明显，故在两种交通状态的临近状态时可能会导致误判。

5.6 本章小结

本文共选取了 6 个指标来做交通状态预测，为此需要构造一种多指标的交通状态综合判定方法。由于各指标对判断交通状态的贡献程度及重要性不同，为此，基于层次分析法确定各指标在判断交通状态时的权重。然后为了消除各指标不同的趋势及量纲对判断结果的影响，对样本数据进行了正向化处理及无量纲化处理。根据计算的各指标权重，对经过正向化处理及无量纲化处理的样本数据进行加权平均。用 K—均值聚类分析法，对样本数据进行分类，并标记为顺畅、正常、轻度拥挤、重度拥堵四个等级的交通状态。

用各指标的预测数据进行交通状态判别时，先将预测数据进行正向化及无量纲化处理，按照各指标的权重对其加权平均。最后将计算值与各等级的交通状态的聚类中心的距离进行比较，距离哪个等级的中心较近，就认为预测的交通状态属于哪个等级。最后用本文所提出的交通状态判别算法进行交通状态判别，经检验判断成功率较高，能够满足短期交通状态预测及判别的需要。

第六章 缓堵措施

6.1 基于宏观策略缓解交通拥堵

解决城市交通问题是一个复杂而艰巨的系统工程，应当结合政策引导、合理规划、交通结构合理布局、发展智能交通等方面多管齐下，综合治理，如图 6.1 所示。

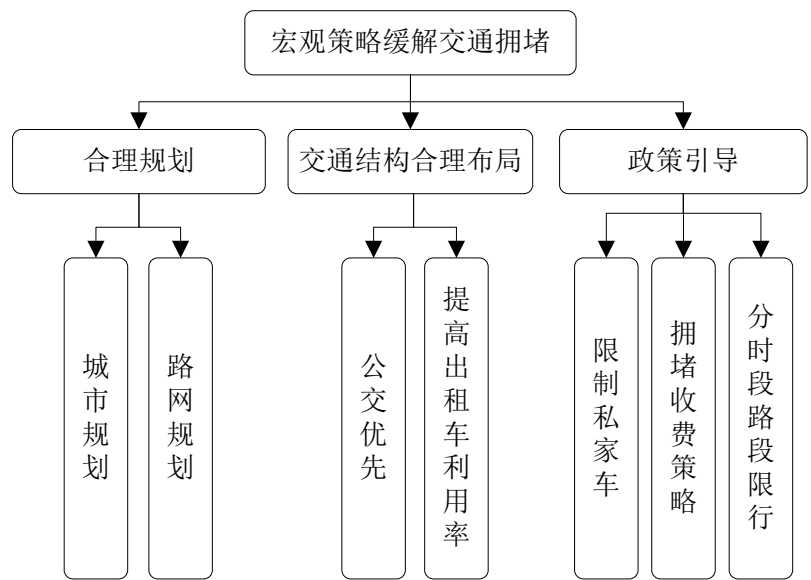


图 6.1 城市道路交通拥堵治理策略

6.1.1 合理规划

1) 城市规划

城市的发展及土地的利用要合理规划，防止出现功能过意集中的区域，以免造成大量的车辆涌入，达到甚至超过路网的承载能力。当然就目前来看，由于部分早期城市的发展规划不合理甚至没有规划，且城市的发展格局已经定型，相应的城市路网及硬件设施基本已经成熟，对于超大城市及大城市而言，很难改变，要想从根本上解决交通问题显然比较困难。但是对于中小城市，如果能够合理规划，是能够减少人口出行及流动的，这是解决交通拥堵问题的根本途径。

2) 路网规划

城市道路网络的作用是保证城市各种功能能够顺利进行，促进社会经济的平稳发展。城市交通的运营效率直接受道路的级配、网络节点路段及交叉口的通行能力的直接制约。而且路网一旦确定就很难改变，会一直影响城市格局的发展。所以路网的规划至关重要。合理规划路网能够提高路网的运输效率，是缓解城市交通拥堵问题的重要手段。

6.1.2 交通结构合理布局

1) 公交优先

大力发展公共交通系统,是缓解城市交通拥堵问题最直接的手段及最佳选择。公共交通运输系统运量比较大、运输效率及利用率较普通车高、能源消耗水平低、对环境的污染小^[44]。但是目前公交耗时多,不仅影响市民乘车舒适度,也降低了公交的吸引力,大大制约了公共交通的健康发展,公交大运力的优势也未能体现。

在引起对公共交通运输系统的重视的同时,要适当加大对城市公共交通事业的资金投入力度,而且要对公交专用车道设置、公交换乘方案、公交优先通行信息控制策略、公交停靠站位置及形式的选择等进行更加深入的理论论证及合理的规划与设计。将公共交通投入、补贴合理安排、统筹规化形成良性发展机制,不断提高城市公共交通系统的服务质量,切实做到公交优先发展。

2) 提高出租车利用率

出租车也是广义上的公共交通的一部分,据有关部门统计,一辆出租车的实际使用率是普通汽车的 8 倍。截至到 2014 年西安市拥有出租车 12115 辆,如果这些出租车都在道路上运营,这大约相当于 97000 辆普通汽车在运行。就目前来看,出租车的利用率还有较大的提升空间,所以提高出租车的利用率是可以带来很大一部分社会效益。

6.1.3 政策引导

1) 限制私家车

随着社会经济的发展,社会上的私家车越来越多,汽车确实给人们的生活带来了很大的便利,方便了人们的出行,扩大了人们的活动空间,节省了人们的时间成本^[43]。但是私家车所承载的人数和公车所承载的人数没法相比,从而导致私家车的道路利用率远远小于公车的道路利用率,进而加剧了交通拥堵现象。这是个人利益与集体利益之间矛盾。而且中国人口众多,资源有限,无限制的任由私家车的发展也不符合中国的国情。

通过法律或规章制度限制私家车的购买和使用,提高私家车的使用门槛及使用成本,用价格机制引导车辆和道路的理性使用。在限制私家车的购买及使用的同时倡导绿色出行,这对缓解交通压力,资源、环境压力具有重要意义。限制私家车的发展来缓解交通拥堵的作用机理是降低小车的增长速度。但是对于已经存在的交通拥堵,限制私家车的购买及使用对缓解交通拥堵是无能为力的。限制私家车不是目的而是策略,限制的目的是为了鼓励公共交通的发展

2) 拥堵收费策略

当交通拥堵到一定程度,且社会经济发展达到一定规模,交通拥堵收费不失为缓解城市交通拥堵的有效策略。对于经常在特定的时间段及特定的路段上发生交通拥堵的情况,可以考虑对在易于发生拥堵的时段进入的车辆适当收费。鼓励出行者绕行或着选择其他的出行方式。但是什么时机开始推行及如何实施,需要详细的规划及论证。因为交通拥堵收费的目的是为了使道路的利用率达到最大水平,为了实现有限的道路资源的合理配置,但是如果忽略经济发展的客观规律,可能会引起道路资源的分配不公。

3) 分时段、路段限行

对于车流量较大,容易发生及经常发生拥堵的路段制定限行政策。这与尾号限行不同,这样做的目的是为了保证特定路段及重要路段的交通畅通。但是在哪些路段需要做限行,在什么时段需要限行,限行政策推出后对交通的通达性有何影响,交通管理部门需要提前做好评估及预测,保证限行实施的可行性。

6.2 基于预测交通状态缓解交通拥堵

智能交通运输系统是一个综合的系统,它集成了先进的信息及通信技术、计算机技术、控制技术等^[45]。近年来,智能交通运输系统得到了突飞猛进的发展,在提高交通安全、缩短事故救援时间、交通诱导等方面起到了非常大的作用。

交通拥堵预测及交通诱导是为整个智能交通系统提供服务与支持的,是智能交通运输系统的一部分。实际上交通拥堵现象在绝大多数城市都是存在的,根据人们对交通的接受程度及交通状态的分级,我们需要解决的是交通堵塞的状态。

通过对交通状态的预判,对未来一段时间的交通状态及发展趋势做到心中有数,进而根据预判的交通状态做出相应的交通控制策略,即基于预测的交通状态根据相应的应急处理机制进行交通管理与控制。

对于顺畅、正常这两种交通状态,实际上是不需要人为过多干预的。对于交通管理部门来说,只要时刻关注交通状态的演变即可。预测的交通状态为轻度拥挤状态就要引起相关单位的重视,要密切关注。如果连续几次的预判状态都为拥挤或有演变成交通拥堵的态势,就要启动提前做好应急机制。例如,对交通管理部门来说,应当及时通过广播、微信、微博等现代化通讯技术向广大交通参与者发布交通轻度拥挤黄色预警信息,对交警部门来说要做好紧急出动的准备,一旦交通拥挤有演变成交通堵塞的趋势,能够在发展成大规模拥堵前,赶到堵塞地点疏导交通,维持交通秩序。

如果连续几步的预测结果为重度拥堵状态，交通管理部门就应该果断采取措施，及时对交通参与者发布重度堵塞红色预警及相应的交通诱导信息，通知交警部门紧急出动执法，防止演变成大规模的交通堵塞。对于普通的交通参与者来说可以根据发布的交通拥堵预警信息，主动考虑选择合适的出行方式或更改出行路线，避开拥堵路段。相应的交通拥堵预警机制，见图 6.2。

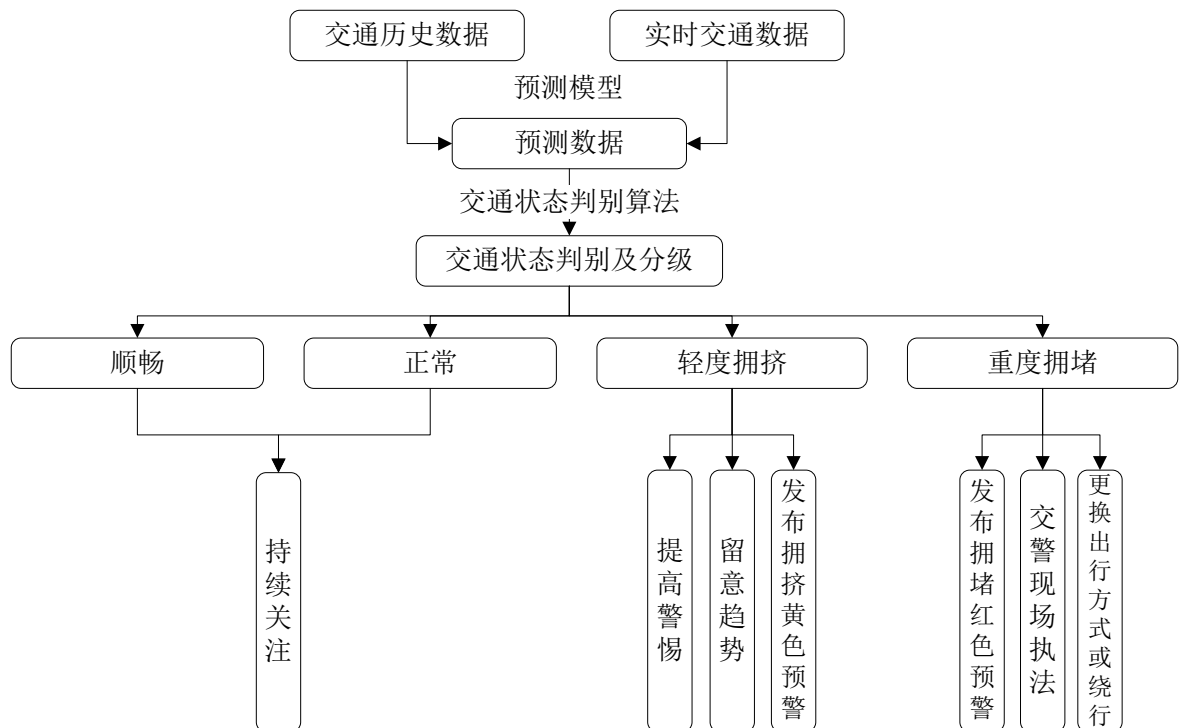


图 6.2 交通拥堵预警机制

其中，交通诱导是配合交通拥堵预警发挥作用的，可以采用图 6.3 所示交通诱导方法来通知广大交通参与者选择合适的出行方式及出行路线。

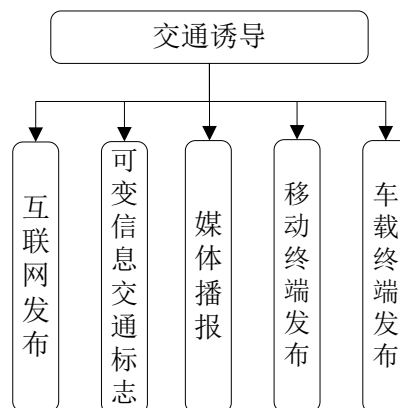


图 6.3 交通诱导

6.3 本章小结

本章从合理规划、交通结构合理布局、政策引导等方面分析了宏观层面上缓解拥堵的策略。并探讨了交通拥堵预警机制配合交通诱导方法来缓解交通拥堵问题的思路。

结论与展望

随着经济的发展及城市化进程的加快,城市人口及机动车保有量快速的增长,交通拥堵问题越来越成为制约城市发展的一个瓶颈,这是许多城市都在面临和亟待解决的问题。我们一方面可以通过道路基础设施的建设及发展解决城市交通拥堵问题,另一方面结合智能交通系统治理拥堵已成为抓缓堵、保畅通、惠民生的重要方法和发展趋势。交通拥堵预测作为智能交通系统的一部分,是缓解城市交通拥堵的有效措施。

目前有关交通拥堵预测的研究基本上都集中在交通流参数(交通量、速度、占有率、交通密度等),基于相关交通流参数建立的预测方法及预测模型对交通流参数进行预测。然后根据交通拥堵发生时,交通流参数表现出来的特征,通过相应的算法监测是否发生交通拥堵。但是交通是否拥堵以及拥堵的程度,作为交通参与者来说它是一个人的主观感受,目前还少有人从交通参与者的角度出发,提出能够反映交通参与者主观感受的预测指标,建立相应预测模型及判别方法来研究交通拥挤问题。而且,目前的交通拥堵预测常用的交通参数基本上都是中观及宏观上的参数,还没有发现针对驾驶员微观驾驶行为的指标来建立预测模型及对交通状态进行判断。

主要研究结论

- 1) 从交通流、驾驶员感受及微观驾驶行为三个方面选取了交通状态判别指标。
- 2) 基于自回归移动平均法 (ARIMA)、二次指数平滑法及 BP 神经网络分别建立预测模型对选取的参数进行预测。并以此为基础,运用多模型融合技术建立交通拥堵组合预测模型对各指标进行预测,并对组合预测模型的预测精度进行了检验。
- 3) 运用层次分析法及 K-均值聚类分析法,建立了基于预测参数的交通状态综合判别的方法。从宏观策略上及基于预测的交通状态探讨了缓解城市交通拥堵问题的思路。

问题及展望

本文主要是对城市主干路交通拥堵预测方法的研究,由于作者水平及精力有限,研究不足之处在所难免。随着研究的深入,发现有以下问题仍然需要做出进一步的研究:

- 1) 本文仅仅就城市道路主干道路段的交通拥堵预测问题进行了研究,对于其他等级的道路及交叉口的交通拥堵仍需要深入调查及研究。
- 2) 定义的微观驾驶行为指标“平均制动次数”和“平均制动时间”这两个参数的

实时数据较难获取，如果能在车辆上安装检测制动次数及时间的传感器实时获取数据，则用这两个参数建立起来的预测模型将有更大的实用价值。

3) 虽然用预测的数据对交通状态进行判别能取得较好的预测效果，但是交通流具有较强的随机性，可能会将小范围的交通波动误认为是交通拥堵，还需要深入研究。

参考文献

- [1] 刘晓.关于城市交通拥堵问题研究的文献综述[J].经济研究导刊,2010.4,102~103
- [2] 杨旭.交通流诱导预测控制研究[D].北京:北京交通大学,2011
- [3] Olvi LMangasarian,David R Musicant. Successive overrelaxation for support vector machines.IEEE Trans. On Neural Networks,1999,10(5)
- [4] 朱顺应,王红,向红艳等.交通流参数及交通事件动态预测方法[M].南京:东南大学出版社,2008: 4-10
- [5] 兰云.短时交通流预测研究[D].西安:西北工业大学,2002
- [6] Park D Rilett L. Forecasting of multiple-period freeway link travel times using modular neural networks. Transportation, ResRec, 1998:161,163-170
- [7] Liping Fu, L R Rilett. Estimation of time-dependent, stochastic route travel times using artificial neural networks. Transportation Planning and Technology, 2000:24 (1)25-48
- [8] Brian L Smith, Michael J Demetsky. Traffic flow forecasting: comparison of modeling approaches. Journal of Transportation Engineering, 1997:261-266
- [9] Brian L Smith, Billy, M Williams. Comparison of parametric and nonparametric models for traffic flow forecasting. Transportation research Part C: Emerging technologies, 1999, 21(1):23-27
- [10] Adel, karim. Statewide Planning Scenario Synthesis: Transportation Congestion Measurement and Management[R]. Kentucky : Kentucky Transportation Center, 2005
- [11] 宫晓燕,汤淑明.基于非参数回归的短时交通流量预测与事件检测综合算法[J].中国公路学报,2003,16(1):82-86
- [12] Altman N S. An introduction to kernel and nearest-neighbor nonparametric regression. The American. Statistician,1992,46(3):175-185
- [13] 谭政.城市道路交通流预测及应用[D].华南理工大学,2012.
- [14] 唐明霞等.基于组件式 GIS 的交通诱导和拥堵预警系统开发[J].重庆工院学报,2008,22 (3): 20-25.
- [15] 张敬磊.基于数据挖掘的交通流状态辨识算法研究[D].淄博:山东理工大学,2006
- [16] 关伟.HMI 城市快速路发生交通拥堵的一个预警指标[J].交通运输系统工程与信息,2008, 8 (5): 26-29
- [17] 贾元华.城际高速公路交通拥堵与预警短时预测组合模型算法[J].技术,2008,116-118
- [18] 张元亮.基于粗糙集的城市交通拥堵预警算法分析 [J]. 交通科技与经济

济,2009,11(2):74-76

- [19] 房丽侠,魏连雨,闫伟阳.基于决策树的交通拥挤状态预测[J].河北工业大学学报,2010,4,39(2):105-110
- [20] 姜贵艳.道路交通状态判别技术与应用版次.北京:人民交通出版社,2004:129-137
- [21] 黄国浪.城市交通拥堵的识别与预测[D].西安:长安大学,2014
- [22] 梁丽娟,郑瑾,裴洪雨,等.城市交通拥堵现状评价方法与应用-以杭州市为例[C].电子工业出版社, 2013: 294-304.
- [23] 王轶闻.国内外城市交通拥堵现状研究[J].研究,2012, 129-130.
- [24] 翟春阳.国人的红灯忍耐极限是多少[J].安全与健康,2006,(12):32
- [25] 姜桂艳,郭海锋,吴超腾.基于感应线圈数据的城市道路交通状态判别.吉林大学学报[J], 2008, 38 37-42
- [26] 贾森.基于实时信息的城市道路交通状态判别方法研究[D].北京:北京交通大学, 2007
- [27] 王雷,许晗,郑山水.ITS 中交透流预测方法的研究[J].中国科技信息,2008,(10): 268-269
- [28] 王正武,黄中祥.短时交通流预测模型的分析与评价[J].系统工程,2003,21(6): 97-100
- [29] 汪书润.基于半参数回归模型小波估计的若干问题研究[D].合肥:合肥工业大学,2009
- [30] 韩悦臻,王巍巍,孔敏.移动平均法在公交运行时间预测中的应用[J].城市公共交通,2006, 35-38
- [31] 林瑜.城市快速路行程时间预测模型研究[J].交通与运输,2009, (1): 68-71
- [32] 冯蓉,杨建华.基于 BP 神经网络的函数逼近的 MATLAB 实现[J].榆林学院学报,2007(2):20-22
- [33] 杨芳明,朱顺应.基于小波的短时交通流预测[J].重庆交通学院学报,2006,25(3):99-102
- [34] 全福生,彭白玉,ARMA 模型在中国股市中的应用[J].衡阳师范学院学报,2009,30(3):26-28
- [35] 陈旭伟,傅刚,陈环.基于串联 BP 神经网络多函数拟合的研究设计[J].现代电子技术,2013,36(22):14-16
- [36] 杨桂元,王军.对预测模型误差的分析—相对误差与绝对误差[J].统计与信息论坛,2003,18(4):21-24
- [37] 王莲芬,许树柏.层次分析法引论[M].北京:中国人民大学出版社,1990:5-41

- [38] 许树柏.使用决策方法—层次分析法原理[M].天津:天津大学出版社,1988:6-22
- [39] 毛文林,王中生.教学质量评价系统中评价指标权重的研究[J].世界职业技术教育,2004,(1):40-43
- [40] 叶宗裕.关于多指标综合评价中指标正向化和无量纲化方法的选[J].浙江统计.2003(4):24-25
- [41] 刘卫宁,曾恒,孙棣华,赵敏.基于视频检测技术的交通拥挤判别模型[J].计算机应用研究,2010,27(8):3006-3008
- [42] 谢通.分布式单类支持向量机聚类算法研究[D].天津:南开大学,2011
- [43] 徐斯敏,罗漫,许玥等.私家车的发展现状与存在问题分析—基于江西省九江市的调查[J].老区建设,2008,26-28
- [44] 刘权乐.城市客运交通节能管理研究[D].天津:天津大学,2007
- [45] 毕鹏飞,张富娟,任喜明.浅谈智能交通运输系统[J].大观周刊,2012,(15):92

附录

附表 1 交通问卷调查表

您的出行顺畅么？

——关于城市主干道交通拥堵程度的调查

调查时间:

调查地点:

调查人员:

您好:

随着城市的发展,机动车的数量激增,交通拥堵的现象日益严重。为了研究城市主干道交通拥堵现象,需要您配合做以下调查,本次调查属自愿性调查,所做问卷调查内容仅用来做整体数据分析,不会泄露您的信息,请放心!

请完成线面的问卷,谢谢您!

1.请问您年龄?()

A.20-30 B.30-40 C.40-50 D.50 以上

2.您的职业?_____。

3.您的出行时间是否错开高峰期?()

A.是 B.否 C.不清楚

4.您距离您的单位或常去的地方大约是_____km。

5.您到您的单位或常去的地方一般需要多长时间_____。

6.如果理想的出行时间设置为 1,您可以不计较的出行时间大约是_____ (填数字)。
(填数字)

7. 如果理想的出行时间设置为 1,您能够容忍的极限出行时间是_____ (填数字)。

8.您对交通状况整体满意度如何?()

A.很满意 B.满意 C.一般
D.较差 E. 很差

9. 您认为整治交通拥堵的途径有那些?()

A. 增加道路基础设施建设 B.加强交通诱导与管制
C. 增加拥堵预警机制 D.其它建议(请填写)_____。

再次感谢您对我们研究的支持

附表 2 数据正向化及无量纲处理结果

序号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
交通量 (辆)	0.071	0.107	0.347	0.294	0.334	0.270	0.277	0.285	0.264	0.274	0.311	0.223	0.335	0.337	0.306
平均速度 (千米/小时)	0.000	0.097	0.349	0.299	0.335	0.301	0.318	0.298	0.351	0.332	0.285	0.337	0.331	0.316	0.325
交通密度 (辆/千米)	0.076	0.094	0.192	0.317	0.203	0.246	0.159	0.222	0.275	0.213	0.292	0.263	0.288	0.158	0.203
延误指数	0.040	0.060	0.357	0.262	0.332	0.166	0.221	0.227	0.246	0.291	0.220	0.160	0.288	0.289	0.288
制动次数 (次/(辆·千米))	0.102	0.178	0.186	0.177	0.217	0.316	0.341	0.168	0.325	0.297	0.224	0.229	0.156	0.182	0.176
制动时间 (秒/(辆·千米))	0.055	0.143	0.112	0.161	0.120	0.111	0.153	0.131	0.147	0.165	0.129	0.134	0.190	0.164	0.088
序号	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30
交通量 (辆)	0.305	0.239	0.274	0.264	0.223	0.341	0.224	0.353	0.332	0.316	0.290	0.231	0.259	0.310	0.322
平均速度 (千米/小时)	0.287	0.284	0.351	0.327	0.281	0.349	0.323	0.345	0.304	0.321	0.314	0.336	0.299	0.298	0.326
交通密度 (辆/千米)	0.218	0.168	0.244	0.327	0.275	0.256	0.196	0.293	0.258	0.339	0.225	0.280	0.210	0.274	0.217
延误指数	0.344	0.161	0.131	0.153	0.297	0.143	0.137	0.295	0.308	0.162	0.324	0.359	0.205	0.268	0.289
制动次数 (次/(辆·千米))	0.179	0.214	0.238	0.246	0.201	0.204	0.248	0.281	0.158	0.254	0.203	0.253	0.173	0.183	0.272
制动时间 (秒/(辆·千米))	0.130	0.169	0.166	0.142	0.085	0.138	0.144	0.091	0.136	0.105	0.182	0.130	0.086	0.098	0.177
序号	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45
交通量 (辆)	0.293	0.349	0.278	0.314	0.228	0.335	0.235	0.279	0.349	0.350	0.270	0.354	0.295	0.288	0.262
平均速度 (千米/小时)	0.284	0.319	0.329	0.336	0.345	0.295	0.350	0.308	0.315	0.290	0.314	0.316	0.343	0.319	0.304
交通密度 (辆/千米)	0.213	0.181	0.279	0.245	0.250	0.176	0.207	0.255	0.324	0.311	0.156	0.180	0.325	0.227	0.333
延误指数	0.203	0.312	0.259	0.208	0.365	0.144	0.154	0.255	0.313	0.175	0.351	0.282	0.165	0.306	0.182
制动次数 (次/(辆·千米))	0.316	0.334	0.230	0.229	0.252	0.309	0.343	0.242	0.191	0.190	0.235	0.341	0.272	0.326	0.158
制动时间 (秒/(辆·千米))	0.169	0.114	0.193	0.129	0.120	0.134	0.125	0.128	0.181	0.160	0.094	0.136	0.097	0.087	0.152

附表 2 数据正向化及无量纲处理结果（续上表）

序号	46	47	48	49	50	51	52	53	54	55	56	57	58	59	60
交通量（辆）	0.352	0.329	0.219	0.303	0.304	0.787	0.727	0.725	0.755	0.771	0.801	0.738	0.799	0.839	0.756
平均速度（千米/小时）	0.378	0.360	0.412	0.374	0.787	0.790	0.797	0.807	0.801	0.786	0.772	0.815	0.839	0.831	0.859
交通密度（辆/千米）	0.309	0.178	0.215	0.218	0.223	0.833	0.684	0.677	0.726	0.659	0.788	0.790	0.684	0.698	0.711
延误指数	0.225	0.202	0.264	0.143	0.180	0.720	0.818	0.647	0.792	0.845	0.819	0.782	0.650	0.713	0.739
制动次数（次/（辆·千米）	0.341	0.223	0.288	0.167	0.304	0.625	0.780	0.924	0.726	0.699	0.613	0.923	0.910	0.788	0.736
制动时间（秒/（辆·千米）	0.180	0.170	0.182	0.099	0.117	0.387	0.391	0.358	0.368	0.465	0.471	0.365	0.496	0.458	0.392
序号	61	62	63	64	65	66	67	68	69	70	71	72	73	74	75
交通量（辆）	0.731	0.834	0.768	0.843	0.797	0.830	0.756	0.828	0.776	0.806	0.740	0.821	0.721	0.842	0.785
平均速度（千米/小时）	0.829	0.865	0.823	0.853	0.816	0.855	0.873	0.817	0.828	0.858	0.874	0.873	0.841	0.858	0.821
交通密度（辆/千米）	0.824	0.724	0.819	0.835	0.786	0.721	0.820	0.734	0.691	0.765	0.664	0.826	0.695	0.727	0.754
延误指数	0.762	0.746	0.669	0.741	0.864	0.823	0.732	0.799	0.737	0.755	0.672	0.764	0.763	0.744	0.643
制动次数（次/（辆·千米）	0.573	0.822	0.661	0.886	0.716	0.655	0.915	0.638	0.749	0.647	0.603	0.674	0.601	0.869	0.815
制动时间（秒/（辆·千米）	0.463	0.488	0.495	0.388	0.472	0.343	0.443	0.342	0.464	0.480	0.370	0.352	0.395	0.438	0.450
序号	76	77	78	79	80	81	82	83	84	85	86	87	88	89	90
交通量（辆）	0.767	0.731	0.785	0.839	0.795	0.804	0.773	0.743	0.732	0.782	0.748	0.720	0.776	0.807	0.809
平均速度（千米/小时）	0.868	0.818	0.834	0.823	0.829	0.826	0.872	0.871	0.864	0.870	0.853	0.865	0.821	0.857	0.822
交通密度（辆/千米）	0.826	0.844	0.749	0.690	0.767	0.819	0.758	0.661	0.664	0.662	0.819	0.666	0.675	0.656	0.756
延误指数	0.744	0.775	0.700	0.669	0.664	0.723	0.842	0.660	0.667	0.635	0.660	0.646	0.760	0.730	0.859
制动次数（次/（辆·千米）	0.733	0.770	0.760	0.786	0.796	0.895	0.663	0.846	0.776	0.945	0.696	0.647	0.857	0.774	0.731
制动时间（秒/（辆·千米）	0.425	0.395	0.338	0.408	0.387	0.469	0.418	0.432	0.493	0.396	0.383	0.437	0.364	0.419	0.340

附表 2 数据正向化及无量纲处理结果（续上表）

序号	91	92	93	94	95	96	97	98	99	100	101	102	103	104	105
交通量（辆）	0.800	0.794	0.728	0.730	0.763	0.805	0.838	0.823	0.793	0.765	1.291	1.222	1.173	1.295	1.276
平均速度（千米/小时）	0.811	0.851	0.852	0.809	0.821	0.940	0.900	0.911	0.883	0.946	1.134	1.104	1.113	1.148	1.127
交通密度（辆/千米）	0.742	0.742	0.722	0.668	0.770	0.756	0.782	0.819	0.761	1.285	1.236	1.167	1.191	1.318	1.164
延误指数	0.779	0.792	0.761	0.856	0.726	0.662	0.847	0.798	0.713	1.332	1.205	1.323	1.214	1.151	1.236
制动次数（次/（辆·千米）	0.610	0.758	0.938	0.578	0.783	0.920	0.742	0.725	0.654	0.919	1.308	1.298	1.297	1.357	1.282
制动时间（秒/（辆·千米）	0.359	0.465	0.332	0.379	0.464	0.450	0.405	0.453	0.439	0.343	1.170	1.062	1.186	1.064	1.145
序号	106	107	108	109	110	111	112	113	114	115	116	117	118	119	120
交通量（辆）	1.184	1.224	1.275	1.180	1.250	1.237	1.219	1.165	1.170	1.269	1.197	1.224	1.234	1.177	1.277
平均速度（千米/小时）	1.115	1.175	1.197	1.226	1.180	1.214	1.172	1.207	1.201	1.178	1.167	1.222	1.188	1.223	1.174
交通密度（辆/千米）	1.255	1.311	1.342	1.320	1.172	1.343	1.297	1.318	1.177	1.179	1.342	1.237	1.319	1.288	1.249
延误指数	1.305	1.136	1.359	1.253	1.273	1.315	1.309	1.218	1.223	1.162	1.194	1.247	1.255	1.136	1.307
制动次数（次/（辆·千米）	1.310	1.139	1.173	1.415	1.465	1.365	1.317	1.375	1.148	1.356	1.285	1.249	1.092	1.222	1.441
制动时间（秒/（辆·千米）	1.059	1.158	1.032	1.029	1.113	1.066	1.148	1.105	1.077	1.141	1.052	1.133	1.086	1.186	1.107
序号	121	122	123	124	125	126	127	128	129	130	131	132	133	134	135
交通量（辆）	1.258	1.233	1.203	1.253	1.263	1.233	1.209	1.203	1.240	1.260	1.296	1.168	1.163	1.269	1.182
平均速度（千米/小时）	1.198	1.193	1.169	1.208	1.168	1.183	1.170	1.195	1.227	1.181	1.201	1.181	1.165	1.188	1.203
交通密度（辆/千米）	1.280	1.277	1.279	1.298	1.176	1.217	1.261	1.209	1.268	1.283	1.227	1.276	1.182	1.265	1.338
延误指数	1.139	1.144	1.344	1.301	1.245	1.196	1.227	1.253	1.158	1.320	1.227	1.362	1.173	1.234	1.234
制动次数（次/（辆·千米）	1.409	1.395	1.235	1.151	1.116	1.449	1.110	1.343	1.185	1.186	1.403	1.151	1.081	1.249	1.244
制动时间（秒/（辆·千米）	1.185	1.064	1.031	1.164	1.028	1.077	1.090	1.120	1.055	1.063	1.147	1.174	1.118	1.129	1.112

附表 2 数据正向化及无量纲处理结果（续上表）

序号	136	137	138	139	140	141	142	143	144	145	146	147	148	149	150
交通量（辆）	1.160	1.223	1.160	1.166	1.219	1.290	1.287	1.259	1.190	1.181	1.287	1.199	1.179	1.199	1.167
平均速度（千米/小时）	1.196	1.214	1.185	1.226	1.193	1.188	1.185	1.202	1.198	1.196	1.260	1.283	1.292	1.244	1.260
交通密度（辆/千米）	1.176	1.163	1.232	1.323	1.335	1.250	1.228	1.172	1.220	1.265	1.286	1.180	1.324	1.204	1.217
延误指数	1.305	1.192	1.315	1.179	1.317	1.132	1.158	1.180	1.151	1.319	1.218	1.232	1.325	1.271	1.825
制动次数（次/（辆·千米）	1.304	1.424	1.330	1.106	1.176	1.225	1.175	1.248	1.452	1.089	1.264	1.080	1.199	1.145	1.104
制动时间（秒/（辆·千米）	1.039	1.074	1.185	1.043	1.171	1.113	1.174	1.101	1.173	1.170	1.149	1.164	1.033	1.037	1.108
序号	151	152	153	154	155	156	157	158	159	160	161	162	163	164	165
交通量（辆）	1.759	1.666	1.624	1.725	1.711	1.705	1.726	1.641	1.745	1.710	1.713	1.707	1.683	1.760	1.685
平均速度（千米/小时）	1.600	1.559	1.611	1.594	1.597	1.611	1.605	1.663	1.644	1.639	1.636	1.607	1.660	1.624	1.663
交通密度（辆/千米）	1.824	1.797	1.799	1.689	1.769	1.659	1.723	1.759	1.748	1.767	1.712	1.789	1.698	1.778	1.814
延误指数	1.781	1.802	1.693	1.693	1.798	1.807	1.683	1.816	1.636	1.756	1.743	1.672	1.727	1.656	1.657
制动次数（次/（辆·千米）	1.743	1.699	1.583	1.585	1.842	1.793	1.922	1.695	1.882	1.862	1.625	1.682	1.956	1.642	1.583
制动时间（秒/（辆·千米）	2.375	2.407	2.359	2.416	2.357	2.274	2.413	2.319	2.376	2.332	2.299	2.313	2.352	2.365	2.285
序号	166	167	168	169	170	171	172	173	174	175	176	177	178	179	180
交通量（辆）	1.729	1.650	1.637	1.759	1.735	1.739	1.685	1.677	1.717	1.747	1.621	1.694	1.756	1.705	1.693
平均速度（千米/小时）	1.668	1.645	1.607	1.643	1.640	1.639	1.644	1.636	1.621	1.628	1.647	1.662	1.626	1.601	1.629
交通密度（辆/千米）	1.817	1.671	1.797	1.821	1.807	1.676	1.767	1.844	1.799	1.831	1.709	1.751	1.800	1.735	1.688
延误指数	1.652	1.753	1.757	1.659	1.812	1.854	1.699	1.659	1.853	1.841	1.782	1.860	1.790	1.842	1.847
制动次数（次/（辆·千米）	1.600	1.923	1.746	1.739	1.691	1.881	1.789	1.796	1.917	1.655	1.618	1.689	1.796	1.874	1.912
制动时间（秒/（辆·千米）	2.362	2.344	2.295	2.377	2.327	2.404	2.270	2.403	2.338	2.302	2.419	2.408	2.351	2.270	2.286

附表 2 数据正向化及无量纲处理结果（续上表）

序号	181	182	183	184	185	186	187	188	189	190	191	192	193	194	195
交通量（辆）	1.751	1.750	1.754	1.641	1.710	1.734	1.724	1.738	1.660	1.620	1.717	1.689	1.654	1.733	1.736
平均速度（千米/小时）	1.662	1.663	1.660	1.602	1.617	1.662	1.634	1.644	1.668	1.643	1.615	1.650	1.636	1.613	1.657
交通密度（辆/千米）	1.825	1.731	1.772	1.662	1.816	1.747	1.805	1.687	1.686	1.815	1.662	1.832	1.726	1.668	1.719
延误指数	1.848	1.733	1.858	1.729	1.821	1.771	1.748	1.729	1.744	1.824	1.812	1.681	1.824	1.848	1.696
制动次数（次/（辆·千米）	1.642	1.939	1.584	1.636	1.708	1.907	1.931	1.736	1.642	1.653	1.751	1.756	1.662	1.781	1.594
制动时间（秒/（辆·千米）	2.318	2.323	2.422	2.287	2.305	2.269	2.287	2.342	2.360	2.427	2.317	2.382	2.276	2.320	2.416
序号	196	197	198	199	200										
交通量（辆）	1.740	1.647	1.710	1.759	1.957										
平均速度（千米/小时）	1.606	1.737	1.731	1.744	1.792										
交通密度（辆/千米）	1.719	1.691	1.794	1.690	2.001										
延误指数	1.706	1.706	1.768	1.633	1.992										
制动次数（次/（辆·千米）	1.658	1.790	1.782	1.773	1.716										
制动时间（秒/（辆·千米）	2.347	2.293	2.293	2.348	2.387										

攻读硕士学位期间取得的研究成果

- [1] 张富强,张金超.交通安全审计指标体系的建立方法研究[J].城市建设理论研究
2014(29):116
- [2] 张富强,王克刚.无人机航测技术的应用与发展探讨[J].建筑工程技术与设计,2014(26):125
- [3] 张碧琴,张富强,李坚强,赵高扬.城镇低等级道路交通信号灯设置综合评判方法研究[J].市政技术,2015,33(20):25-30
- [4] 沈照庆,王和平,张富强.高等学校道路勘测设计实习改革探索与实践[J].地理空间信息,2014,12(4):170-179
- [5] 张碧琴,赵高扬,李坚强,张富强.基质沥青老化过程中基本指标和组分变化的研究[J].道路施工与机械,2015,62-65

致谢

三年的研究生生活即将结束，值此论文完成之际，向研究生学习期间给予我无私帮助和支持的老师、同学及家人表示衷心的感谢！

首先，要特别向我的导师张碧琴教授表示衷心的感谢。本文从选题到最后定稿都是在张老师的精心指导下完成的，张老师给了我许多珍贵的建议。张老师治学严谨、学术渊博、思维敏捷，使我受益匪浅。感谢张老师在学习上对我的悉心指导和谆谆教诲，在生活中无微不至的关怀，使得我能顺利地完成论文！同时对焦生杰老师、雒应老师、许娅娅老师、秦建平老师、陈建新老师、卫东选老师、沈照庆老师表示衷心的感谢，感谢几位老师在我的研究生期间在我的学习及生活上给予的无私帮助。

感谢我的师兄张强，师姐马亚坤和同门王垒、赵高扬、张金超、乔砺之、张振波、闫志蕊以及师弟师妹们，在论文的整个写作过程中给我提出了很多有用的意见与建议，在平时的学习和生活中也给予了我很大的帮助。特别感谢师弟孟杰等人在论文的数据调查中付出的艰辛劳动。求学路上我们共同走过，这将是我人生非常宝贵的一笔财富。感谢我的舍友唐国才、牛帅，研究生时期我们一起走过，因为有你们，我的学习及生活不再孤单。感谢研究生期间所有给予我帮助的同学。

感谢我的父母及其他亲人，在我求学期间一直默默的关心着我的生活和学业，感谢你们二十多年来的养育教诲和无私奉献，你们的牵挂与支持是我永远的动力！

最后，还要感谢参与我论文答辩与评审过程的各位老师，是他们给了我一个重新审视论文研究成果的机会。在论文的评审过程中，评审老师们的意见与建议，将使我从中受益匪浅，而这也将会成为我以后人生非常重要的一笔财富。