# 摘 要

在当今的智能交通控制和车辆诱导的研究领域里面，短时交通中的交通流量预测技术具有重大研究意义。而且在交通实际的工程运用当中，它的理论基础性在对智能交通领域亦是有非常重要的作用。利用交通数据来对交通流进行判断、研究分析和预测，进而可以对城市中智能交通的诱导出行等提供帮助，为需要的用户来提供选择最佳的出行路径，提高出行效率，让出行变得不再让人感到那么困扰。

短时交通流预测的时间跨度并没有一个非常标准的定义，通常是指基于获取到的交通数据针对未来15min内的预测，而且在交通控制和诱导中对提高实时性方面起着很大作用。智能交通系统中比较关键的一点就是希望对交通流实时、动态和精准地预测，以提高城市交通管理和运行效率，这也是为什么短时预测能够成为当前智能交通系统的重要研究内容的原因。另外短时交通流量的预测时间跨度相对较短，交通数据的变化有时并没有太强的规律，各种干扰噪声对交通流预测会产生较大的影响，这些无疑导致了短时交通流预测的发展在当前非常具有挑战性。

论文首先分析了国内外对城市交通中短时交通流研究的主要模型方法，并分析了短时交通中的交通特点，第一步是在利用获得的交通数据基础上，找出交通流量数据中的规律性出来，为此，在分析对比了多种回归预测方法的优缺点后使用了支持向量回归机的方法来进行预测；其次，针对支持向量回归机的方法中如何寻找最优参数的问题，论文使用了一种智能群体寻优算法粒子群来更新模型中的参数，并针对粒子群本身存在的可能陷入局部最优解以及后期震荡问题进行了改进；紧接着论文考虑到使用改进的粒子群优化支持向量回归机来进行短时交通预测，在正常情况下确实可以得出很好的预测效果，但是由于交通中始终会发生一些突发事件，在发生这种情况下模型的效果就会大打折扣。基于此，根据利用路网中存在的关联性，提出了一种时空关联性方法进行预测，并将其和改进的粒子群优化支持向量回归机融合，利用BP网络结构不断迭代修正两者之间的权重值，形成了一个可以自我学习的智能化短时交通流预测模型。

**关键词：**短时交通流量预测；支持向量回归机；粒子群；时空关联性；BP神经网络

# Abstract

In the field of intelligent traffic control and vehicle-induced research, the prediction of traffic flow in short-term traffic is of great significance.Moreover, in the practical engineering application of transportation, its basic theory is also very important in the field of intelligent transportation.Using traffic data to judge the traffic flow, the research analysis and forecasting, thus intelligent transportation in the city can be induced travel help, such as in need of users to provide the best travel path, improve the efficiency of travel, make travel no more.

Time span of the short-term traffic flow forecasting is not a very standard definition, usually refers to the traffic based on access to the data for future forecasts within 15 min, and in the traffic control and guidance plays a big role to improve the real-time performance.In intelligent transportation system is the key point is hope of real-time, dynamic and accurate prediction of traffic flow to improve the efficiency of city traffic management and operation, which is why the short-term forecast to become the important content in the research of intelligent transportation system.Other short-term traffic flow prediction of a relatively short time span, the law of the change of traffic data sometimes is not too strong, all kinds of jamming noise will produce great influence for traffic flow prediction, these will undoubtedly lead to the development of the short-term traffic flow prediction is very challenging in the current.

The paper first analyzes the main models and methods of domestic and international short-term traffic flow in urban traffic, and analyzes the characteristics of traffic in short-term traffic. The first step is to use traffic data obtained to identify traffic flow data. The regularity comes out. For this reason, after analyzing the advantages and disadvantages of multiple regression prediction methods, a support vector regression method is used to predict; secondly, how to find the optimal parameters for the support vector regression method The paper uses an intelligent population optimization algorithm to update the parameters in the model, and to improve the possible existence of local optimal solutions and late oscillation problems in the particle swarm itself; then the paper considers the use of improved particles. Group Optimized Support Vector Regression (SVR) is used for short-term traffic prediction. In normal conditions, it can indeed obtain good prediction results. However, due to the fact that some sudden events occur in traffic, the effect of the model in this case will be Great discount. Based on this, according to the relevance of the use of road network, a temporal-spatial correlation method is proposed for prediction, and it is merged with the improved particle swarm optimization support vector regression, and the BP network structure is used to iteratively correct the two. The weight values ​​form an intelligent short-term traffic prediction model that can be self-learned.

**Key Words:** Short-term traffic flow prediction; Support Vector Regression; Particle Swarm Optimization; time-space correlation；BP Neural Network

# 目 录

[摘 要 1](#_Toc509912113)

[Abstract 3](#_Toc509912114)

[目 录 5](#_Toc509912115)

[第1章 绪论 7](#_Toc509912116)

[1.1研究背景及意义 7](#_Toc509912117)

[1.2国内外研究现状 9](#_Toc509912118)

[1.3 存在的不足 14](#_Toc509912119)

[1.4主要研究内容 14](#_Toc509912120)

[1.5论文章节简介 15](#_Toc509912121)

[第2章 智能交通系统概述 18](#_Toc509912122)

[2.1智能交通系统简介 18](#_Toc509912123)

[2.2 ITS的发展状况 18](#_Toc509912124)

[2.3大数据在ITS中的应用 19](#_Toc509912125)

[2.4本章小结 20](#_Toc509912126)

[第3章 交通流数据分析与预处理 22](#_Toc509912127)

[3.1交通流理论概述 22](#_Toc509912128)

[3.2实验数据来源 25](#_Toc509912129)

[3.3交通流数据预处理 25](#_Toc509912130)

[3.4交通数据归一化 28](#_Toc509912131)

[3.5本章小结 28](#_Toc509912132)

[第4章 基于支持向量回归机的短时交通流预测 30](#_Toc509912133)

[4.1短时交通流预测方法分析 30](#_Toc509912134)

[4.2支持向量机理论 31](#_Toc509912135)

[4.2.1支持向量机原理 31](#_Toc509912136)

[4.2.2支持向量回归机原理 33](#_Toc509912137)

[4.2.3松弛变量 35](#_Toc509912138)

[4.2.4核函数 36](#_Toc509912139)

[4.3基于支持向量回归预测模型研究 36](#_Toc509912140)

[4.3.1模型参数分析 36](#_Toc509912141)

[4.3.2网格法选取模型参数 38](#_Toc509912142)

[4.3.3仿真实验 38](#_Toc509912143)

[4.3.4实验评价指标 39](#_Toc509912144)

[4.3.5实验结果分析 40](#_Toc509912145)

[4.4本章小结 41](#_Toc509912146)

[第5章 基于改进的PSO-SVR短时交通预测模型 42](#_Toc509912147)

[5.1粒子群算法理论 42](#_Toc509912148)

[5.1.1粒子群的起源 42](#_Toc509912149)

[5.1.2粒子群优化算法思想 43](#_Toc509912150)

[5.2 PSO-SVR短时交通预测模型 45](#_Toc509912151)

[5.2.1 PSO算法流程 45](#_Toc509912152)

[5.2.2 PSO-SVR模型流程 46](#_Toc509912153)

[5.2.3实验仿真 46](#_Toc509912154)

[5.3改进PSO-SVR算法预测模型 47](#_Toc509912155)

[5.3.1混沌搜索 48](#_Toc509912156)

[5.3.2改进PSO-SVR算法 48](#_Toc509912157)

[5.4基于改进的PSO-SVR短时交通预测结果 49](#_Toc509912158)

[5.5本章小结 51](#_Toc509912159)

[第6章 基于时空关联性的改进PSO-SVR算法预测模型 52](#_Toc509912160)

[6.1时空关联性分析 52](#_Toc509912161)

[6.2变权重融合时空关联性的改进PSO-SVR算法预测 55](#_Toc509912162)

[6.3基于BP网络融合时空关联性的改进PSO-SVR预测模型 56](#_Toc509912163)

[6.4本章小结 60](#_Toc509912164)

[第7章 总结与展望 61](#_Toc509912165)

[致 谢 63](#_Toc509912166)

[参考文献 65](#_Toc509912167)

[附录A 攻读硕士学位期间的科研效果 70](#_Toc509912168)

# 第1章 绪论

## 1.1研究背景及意义

在经过改革开放的几十年高速发展过程中，我们国家的社会经济发展取得了举世瞩目的成绩，与此同时，随着大家生活水平的提高，汽车的数量在不断攀升，这也导致了现在城市中道路交通面临的压力也是越来越严重了。有相关的数据告诉我们机动车的数量在这几年增长相当之快，到前年的2016下半年，我国在全国范围类的机动车的数目保守估计在3.09亿，在这当中的汽车数量将近在1.96亿，占到63.43%的比例；全国的机动车驾驶员的人数有3.58亿，这里面的汽车驾驶员的数量就已经超过了2.9亿人，数字让人惊讶。跟2010年的机动车量2.07亿相比来说，这6年的时间增长了49.27%，增长的速度可以说是让人叹为观止。也正由于机动车数量的急剧增加，所以在当今的交通管理中交通拥堵、交通事故频发等这些问题也是现在最为棘手的交通难题。

针对上面分析的交通状况，已有的传统交通管理技术手段对当前这样的交通形势已经不能很好的来解决这些存在的交通问题了，可以说是捉襟见肘。“时势造英雄”，传统的手段既然不能适应了，对于当前的存在的交通问题，智能交通系统[1]（Intelligent Traffic System，ITS）开始粉墨登场，发挥优势了。ITS对于目前的交通状况可以说是很受欢迎的一套完整解决方案，是交通管理者的“宠儿”。这套系统可以说是集百家之长，包含了很多先进的科学技术手段，例如:信息技术，计算机技术，数据通信技术，传感器技术以及大数据和人工智能等，将这些技术手段结合形成的这样一套智能的综合性的交通运输管理系统，并将其运用之于交通运输、服务控制的体系中去，通过运用这样的ITS系统可以更容易、更方便、全方位了解、掌控、管理城市交通的交通状况，进而达到能够实时、准确、高效的交通管理和诱导的作用。而且不仅是局限于理论水平，ITS在许多发达国家尤其是欧美国家已经很早就进行了深入的研究并且投入使用，在我国的各大城市也开始发展成一定规模。目前，ITS系统在很多国家的成功运用表明了它是解决当今交通难题的最实用的方案。

ITS研究领域中最注重的研究方向之一就是对交通诱导和交通控制的研究，能够达到一个实时、高效、准确的交通流预测是对交通诱导和控制的重要依据[2]。交通流预测说白了就是对车流量的预测，使用历史的交通时间序列数据即已有的过去交通数据以及现有的路面实时数据，将这些数据放在我们搭建好的算法模型来对待测路段或者路口进行下一时刻的车流量进行预测分析。对于交通中交通流预测，可以根据预测时间的跨度把它分为中长期预测和短时预测，其中短时交通流预测的时间跨度并没有一个非常标准的定义，通常是指基于获取到的交通数据针对未来15min内的预测即主要利用历史和实时的交通数据进行预测下一时间段的交通状况[3]。对于交通数据本身就会有非线性的特点，在短时交通预测当中就表现的更加尤为明显，受到的很多不可控因素的概率更大。在正常情况下依靠历史和实时数据进行预测相对较容易，但对于短时交通预测的难点以及存在的问题就是交通数据的变化某些时候并没有太强的规律性，这是因为本身预测的时间间隔短，交通路段上机动车的速度变化不一等原因所造成的，加之检测器在采集数据时可能会因为一些设备故障等原因造成的噪声干扰；另一方面的重要原因就是很多不可控因素的影响对短时交通预测带来了很大的难题和困扰，例如：遭遇恶劣的大雾、暴雨或是雨雪天气的时候，此时路面通行能力变差，依靠历史数据进行预测明显会有较大的误差；当道路中突然出现路面破损等类似情形会造成车流量发生巨大变化，这对短时交通预测来说无疑是个“病症”；当发生一些突发事故的时候，比如：因为驾驶员的酒驾或者疲劳驾驶，车主违章行驶等等原因造成的交通事故，此时也必然会破坏原来路面交通的行驶规律，影响到路段上的交通状态。正因为存在以上诸多的难点导致了短时交通流预测的发展在当前具有很大的挑战性[4]。当然，也正因为这些难点问题存在才会让这么多专家学者不遗余力来想法设法去解决这些问题，一旦这些问题得到一定程度的解决，便可以搭建一个真正意义上的可以进行交通流实时、动态、精准的预测模型。我们可以利用短时交通预测的结果可以为居民出行的时候及时提供出实时有效的路面交通信息，方便居民出行，节省出行时间；另一方面，对短时交通预测的结果可以直接为城市交通管理提供诸多便利，对缓解交通拥堵、交通事故预警、制定合适的交通规划政策、一定程度上减少城市污染和节约资源等，在这些方面上无疑会对城市交通的建设发展有着重大意义[5]。

## 1.2国内外研究现状

从上世纪60年代以来，对于短时交通的预测研究国内外的很多学者就已经做了很多的工作，也在交通领域取得了瞩目的成绩。在起初阶段，基于线性理论模型被运用在短时交通的预测当中，方法有如熟知的历史平均模型，卡尔曼滤波以及滑动平均这些常用的算法模型；紧接着从线性发展到非线性的理论模型，耳熟能详的有小波理论，非参数回归，混沌理论等模型；随后，基于智能理论的模型能够更好的反应交通的特点，提高预测精度而成为学术界研究的热点；当前由于ITS系统的出现，首先将交通数据进行必要的预处理，针对短时交通流预测研究的重点是将选择智能算法结合神经网络的特性来进行预测分析研究。对于这些预测模型可以进行大概的分类：非线性的理论模型、智能算法的模型、统计理论的模型及组合模型等。

（1）统计理论相关模型

基于此类的模型利用的是依托强大的数学上的统计的知识和原理进行建模和预测。2006年，王均、关伟等人采用Kalman滤波的方法进行预测，在根据城市环路的实际交通运行特性，结合北京市三环路的实际交通数据来验证了模型的可行性，结果表明预测效果和实时性都比较理想[6]。薛洁妮、史忠科等人基于混沌时间序列的分析方法，将实测数据进行相空间重构并分析了欧氏距离和均等系数，在此之上提出来了最邻近点的两步优化选择方法，同时运用局部多项式拟合对最邻近点逐渐逼近来得到预测公式，通过验证表明模型具有较高精度[7]。李军怀、高瞻等人采用指数平滑和马尔科夫链进行短时交通预测，将指数平滑理论与马尔可夫链进行相互结合，马尔可夫链用于解决指数平滑预测缩小预测区间的问题，并改善预先计算的每个状态中心和状态转移概率矩阵的加权状态，利用实测交通流模拟结果表明，该方法比传统的指数平滑方法具有更高的精度，适应性强[8]。王娇、李军等人介绍了一种基于最小最大概率回归的短时交通流量预测模型，对于北京的某高速公路监控站的交通流数据和英国某地区实际测量交通流量数据，采用基于MPMR的预测模型，，经过实验测试，模型对实际流量的预测效果不错，在相同条件下较传统预测模型具有更好的预测精度，验证了所提模型的有效性[9]。

（2）非线性相关模型

此类方法主要包括非参数回归、混沌理论及分形理论等。田晶、杨玉珍在短时交通流的预测上使用了混沌时间序列算法和基于LM（Levenberg-Marquardt）的BP神经网络算法模型，从实验结果来看，两者之间的预测精度相差无几，效果差不了多少，但在实时性上混沌序列的算法模型则是表现更优越，交通流的预测结果会随着时间上的不断推移，预测效果总是比LM算法的BP神经网络要好一点[10]。范鲁明、贺国光等利用改进的K近邻非参数回归算法模型进行短时交通流量预测，对传统K近邻做了两方面改进：一方面是采用相关性理论选择状态向量；另一方面是聚类分析的变K近邻搜索算法[11]。承向军、刘军等人利用分形理论来进行短时交通的流量预测，通过G-P算法，对相空间中任意两点间的欧氏距离利用筛选法得到备选点的欧氏距离，加快计算效率，让2min内的交通预测实现变成了可能[12]。贾显超、陈旭梅等在采用混沌理论的方法上对短时交通流量进行了多步预测，首先是对交通流量时间序列采用最大Lyapunov指数判别法来分析其混沌特征，进而相空间重构交通流量数据时间序列，然后再进一步利用加权一阶局域方法来构建出基于混沌理论的多步交通流量预测模型[13]。Yangyan Xu、Qing-Jie Kong等人利用分类和回归树进行搭建模型预测，提出了一种新的基于非参数模型的短期交通量预测方法，应用的非参数模型是分类和回归树（CART）模型；在应用程序中，CART模型首先将历史交通状态分类为丰富的类别；之后，建立对应于每个交通状态模式的线性回归模型，最后，该模型通过将当前状态向量聚类为最适合的历史模式和回归模型来预测短时交通[14]。Haikun Hong、Wenhao Huang等人提出了一种基于KNN的新型三阶段框架来处理短期交通流量预测的上述问题，第一阶段，从整个交通网络中发现目标任务的相关起源站点和目标站点；然后，对于每个目标任务，在第二阶段中学习特定的距离度量；最后，在第三阶段建立一个扩展的多度量k-最近邻回归模型，现实世界交通数据集的实验结果表明，带有Lasso的多度量KNN模型优于传统的KNN模型，特征构造方法是有效的[15]。Bin Sun、Wei Cheng等人通过同时调整关于动态交通特性的所有参数来提高KNN预测精度，提出加权参数元组（WPT）根据流量动态计算加权平均值。对一年的实际数据进行全面的实验；结果表明，流动感知WPT KNN比手动调整的KNN以及极端梯度提升（XGB）和季节自回归综合移动平均（SARIMA）等基准方法表现更好[16]。

（3）智能算法相关模型

智能算法模型主要是基于支持向量机和神经网络搭建的预测模型。2004年，华冬冬等人通过将神经网络和系统相空间重构参数进行组合，以此来选取最优的神经网络输入模式，对遗传算法利用隔离小生境手段进行了优化，根据BP网络的特性，采用隔离小生境遗传算法来将神经网络结构进行了优化，从而可以得出最好的神经网络隐层结构，最终构建相对合理的关于神经网络的预测模型[17]。徐启华、了兆奎等人在对使用的预测模型中是采用了动态递归神经网络的算法模型，因为递归神经网络算法在动态记忆能力这个特征上比静态神经网络适用性具有绝对优势，所以最终对短时交通的预测结果还是比较精确的[18]。张玉梅、曲仕茹等提出来基于RBF网络和混沌算法的短时交通预测模型，先是在一小部分小数据集Lyapunav指数方法判断出交通流存在混沌的条件下，相空间重构一下交通流数据，建立RBF网络模型进行了仿真研究[19]。姚智胜、邵春福等人在短时交通流量预测上是采用主成分分析和支持向量机的方法，将两者结合，首先是对已有的诸多断面的交通数据进行一个主成分分析，得到需要的主成分数据序列而后以此即可来通过训练集训练支持向量机同时采用遗传算法进行参数的优化；最终提供给支持向量机输入数据得到主成分预测结果，并将其转换成断面的交通数据，即可预测短时交通流量[20]。罗向龙、牛国宏等人采用交通流量经验模态分解与神经网络的方法对短时交通进行预测，他们是利用EMD分解对交通流量进行分解得到不同的模态，然后使用神经网络将分解之后的流量分量在进行预测，把预测的值加到最后的预测结果，结果表明方法具有较高的预测效果[21]。赵亚萍、张和生等利用基于最小二乘支持向量机的方法进行短时交通模型搭建，根据实际的交通流量数据考虑了星期数、时段数、天气等多个影响因素从时间和空间角度出发，模型适用性较好[22]。于振洋等使用了小波消噪的神经网络短时交通预测模型，开始先将获得到的交通数据利用小波进行去噪处理，BP神经网络的输入个数采用关联维数方法来确定，最终仿真表明经过小波去噪的预测效果明显得到提高[23]。Ziwen Leng、Junwei Gao等人利用广义回归神经网络（GRNN）建立了基于GRNN的交通流量短时预测模型，GRNN模型选择交叉验证算法对网络进行训练，以预测误差的均方根为网络评价准则确定平滑因子，并采用滚动预测的方法预测交通流量；与RBF和BP神经网络预测模型相比，GRNN具有更强的逼近能力和更高的预测精度[24]。Yongxue Tian、Li Pan等人提出了一种称为长时间记忆递归神经网络（LSTM RNN）的模型，该模型利用存储器块中的三个乘法单元动态地确定最佳时间滞后，使用Caltrans Performance Measurement System（PeMS）的数据集来构建模型，并将LSTM RNN与几种众所周知的模型（例如随机游走（RW），支持向量机（SVM），单层前馈神经网络（FFNN））和堆叠自动编码器（SAE）；结果表明，所提出的预测模型具有较高的精度和一般性[25]。Wenbin Hu、Liping Yan等人提出了一种混合的PSO-SVR预测方法，以获得较低的学习时间精度;该方法利用粒子群优化(PSO)搜索最优SVR参数，并找到一个更合适的SVR参数搜索算法,提出了三种策略来处理颗粒流出搜索空间,根据比较,其中一个策略可以使算法得到最优参数更迅速,称之为算法使用此策略算法的速度一样快；此外，为了处理原始数据中噪声对精度的影响，提出了一种基于历史短期流数据相似性的混合PSO-SVR方法，大量对比实验的预测结果表明，所提出的模型比其他最先进的算法能得到更精确的预测结果;而当包含噪声的数据时，具有历史动量的方法仍然值得精确的预测[26]。Denwen Xia、Binfeng Wang等人在Hadoop平台的分布式建模的通用MapReduce框架中提出了一个名为STW-KNN的时空加权K-最近邻模型，以提高短时交通流量预测的准确性和效率。更具体地说，STW-KNN通过趋势调整特征来考虑交通流的时空相关性和权重，以优化包含状态向量，接近度量，预测函数和K选择的搜索机制；此外，STW-KNN在广泛采用的具有MapReduce并行处理范例的Hadoop分布式计算平台上实现，用于实时并行预测交通流量[27]。Carl Goves、Robin North等人介绍了应用人工智能的结果，特别是人工神经网络（ANN），根据当前和历史交通信息，估计未来15分钟的交通状况。对于这项研究，英国高速公路事件检测和自动信号（MIDAS）系统的数据用于约20公里的英国曼彻斯特附近的M60，M62和M602高速公路建立短期预测模型。为了减少问题的复杂性，使用自动编码器成功地减少了模型的输入维数，最终模型显示出非常好的预测能力[28]。Dong Wang、Jie Xiong等人采用简化的单层前馈网络（SLFN）结构，提出了一种新型的短时交通流量预测方法 - 集合实时序贯极限学习机（ERS-ELM）建议，通过对历史数据进行快速训练，并利用新到达的数据逐步更新模型[29]。Cheng Anyu、Jiangxiao和Li Yongfu等人利用支持向量机和混沌理论思想建立了多源交通流预测方法。先对交通数据进行去噪处理，接下来将一维交通流信息重构到了更高维空间中去，可以得到更多的有价值的交通数据信息。然后利用支持向量回归模型对短时交通流进行预测，实验表明对SVM进行相空间重构得到的模型对短时交通流预测的准确性和及时性都得到了提升[30]。

（4）组合模型

考虑到单一的预测算法模型总是难以迎合交通流的复杂特征，于是很多交通研究学者期望通过组合多种模型取长补短来提高预测的效果。王建、邓卫等采用基于贝叶斯网络多方法组合的算法模型，首先是搭建2中以上基本的预测交通模型，将这些模型预测的结果和实际结果进行离散处理，之后用贝叶斯来学习；进行联合推理得出基本模型预测结果组合后可能组合的预测结果的后验概率，将最大的作为预测值[31]。芮兰兰、李钦明等人建立了一种将极限学习机和交通流量序列分割的组合模型，模型首先利用K-means对交通流数据进行了时间序列分割再利用极限学习机对各序列搭建模型进行预测[32]。Guojiang Shen、Yun Zhu等人将Kalman滤波和RBF神经网络进行结合，解决了在单一使用两个模型时的稳态性和准确率问题，并引入了惯性因子使得模型有了更好的稳定性[33]。

## 1.3 存在的不足

通过阅读国内外专家学者在短时交通中所作的研究发现大家在对具体的短时交通的研究思路中不尽相同，在这些大量的研究中很多思想方法也被运用到了实际的交通工程中。通过对存在的短时交通流预测模型的分析发现，在这些大量的算法模型中，采用的方法有很多，如前文介绍的有基于统计理论的、非线性的、智能算法以及组合模型等等，然而在这些方法中预测的主体思想都是都通过利用某种算法或是改进之后的算法或是组合后的算法基于获取到的历史数据来进行对短时交通下一时间段的预测，这些方法在正常情况下可能会有比较好的效果，但是对于短时交通这样一个时间间隔短、交通流规律性差的特点尤其是在一些不可控的因素发生的时候模型的效果就表现的不是很好。例如在交通中遭遇恶劣的天气、路面严重受损以及突发交通事故时，原有的交通规律就会被打破，仅是利用之前的历史数据来预测未来的交通流显然是不可靠的。

## 1.4主要研究内容

本文主要是针对城市路口的短时交通流量预测方面的研究，在充分了解短时交通特性的情况下，以及通过阅读文献了解了目前短时交通在国内外研究现状后本文只要做了以下研究内容：

1、针对研究的短时交通流预测获取到的交通原数据进行了预处理工作，同时为了能够充分挖掘出交通数据中的规律性出来，对比分析了多种回归预测方法，最终考虑短时交通中存在规律性差、不确定性等非线性特点以及本实验获得的交通数据集的情况选择了支持向量回归机的方法，并分析了支持向量回归机原理，通过实验验证了支持向量回归机模型对短时交通流预测的可行性；

2、针对支持向量回归机中参数对模型预测的影响，利用传统试凑法和网格法得出的参数工程量大，而且参数不能自己更新，这就导致这组参数对当前的数据在模型中预测效果很优，当随着后面不断来新的交通数据之后，预测误差的波动性就会比较大，主要是因为不可能有一组固定的参数能够适用于所有的交通数据。对于此，利用粒子群算法设计出可以不断迭代更新支持向量回归机中的参数组合，同时针对粒子群存在陷入局部最优和到后期有震荡的状况对粒子群算法进一步进行了改进，最终改进后的粒子群优化支持向量回归机的模型预测效果更佳；

3、考虑短时交通存在的不规律性和不确定性强，而且交通中会有突发事件发生，仅仅使用改进的粒子群优化支持向量回归机的模型预测会有预测精度很差的情况发生，基于此，通过分析了路网中待测路口上下游之间的影响关系，挖掘出了一种时空关联性，利用这种时空关联性，可以在发生突发事件而导致改进的粒子群优化支持向量回归机模型预测不佳的情况下对其弥补，本文则是采用了BP神经网络将两者融合，利用网络中可以不断迭代修正两者融合的权值达到自学习的能力。

## 1.5论文章节简介

本文内容共分六章，每章内容如下：

第一章 绪论。这章主要介绍了短时交通流预测的背景、意义也阐述了短时交通这个课题在国内外的研究状况，最后介绍了本文研究的内容和章节安排。

第二章 智能交通系统概述。主要针对智能交通系统先做了概述，介绍了智能交通系统包含的技术手段，其次介绍了智能交通系统在国内外的发展，最后交代了大数据在智能交通系统中的应用以及短时交通流预测在智能交通系统中的地位。

第三章 交通流数据分析与预处理。这一章首先交代了交通流的一些基本理论，紧接着介绍了在交通流中所需要用到的三个最基本的衡量参数即流量、速度和占有率；然后交代了本文实验所用到的交通数据源的情况介绍数据的数据特征；最后是针对本文所有的交通数据所要用到的预处理方法。

第四章 基于支持向量回归机的短时交通流预测。为了可以充分挖掘出交通数据中的规律，在分析对比多种回归预测方法之后，最终根据交通流的数据特点以及本文获取的交通数据情况选择了支持向量回归进行短时交通流的预测研究。在此基础上阐述了关于支持向量机和支持向量回归机的原理，进而建立了支持向量回归机的短时交通预测模型，表明利用SVR进行短时交通预测的可行性。

第五章 基于改进的PSO-SVR短时交通预测模型。在前文分析SVR的基础上，这一章首先利用传统粒子群算法来对SVR模型参数选择优化，并考虑到粒子群算法固有的缺陷，引入改进的方法，然后搭建改进后的PSO-SVR模型进行仿真并与传统的PSO-SVR及网格搜索的SVR比较，表明改进后模型的可行性。

第六章 基于时空关联性的改进PSO-SVR算法预测模型。仅仅依靠待测路口的历史数据进行预测，其精度难以提高，特别是在某些突发事件的情况下，预测精度会大打折扣。因此本文在改进PSO-SVR模型的基础上，考虑相邻路口周边的时空关联性，通过BP网络的特性，得到一个可以在线实时不断迭代修正的预测模型，提高模型预测效果，更加具有实用性！

第七章 总结与展望。对全文进行了一个概述，总结了所做的研究内容和创新点，并交代了后面需进一步要做的工作。

# 第2章 智能交通系统概述

## 2.1智能交通系统简介

近几十年来，中国经济得到飞速发展，同时交通问题也日益凸显，交通事故、交通拥堵、环境污染等给大家的日常生活都带来了很多困扰。传统的交通技术手段很多时候也是束手无策。智能交通系统即ITS最早在上世纪90年代美国智能交通协会提出来的，并逐渐得到世界各国的广泛重视。所谓的ITS包含了很多先进的科学技术手段，例如:信息技术，计算机技术，数据通信技术，传感器技术以及大数据和人工智能等，将这些技术手段结合形成的这样一套智能的实时、准确、高效的综合性的交通运输管理系统。

## 2.2 ITS的发展状况

“ITS”这一概念是在1992年美国率先提出，在此之后，ITS得到广泛青睐，ITS系统也逐步得以发展。在欧洲、日本等发达国家都在智能交通系统这一块进行了不同方向的研究也取得很多成绩使得ITS被成功应用于交通系统之中。中国相对于来说对这方面起步晚，也紧跟其后进行了大量的投入研究，国内ITS也在逐步完善在大范围进行实施利用[34]。

美国在1994年正式将“IVHS America”改为“ITS America”。1995年，其交通部出台了一个明确规定ITS的7大范围的“国家智能交通系统项目规划”。1996年，亚特兰大市的交通局在26届奥运会上利用自主研发的智能交通的技术手段开发了Olympic智能交通系统。2001年，美国召开了由智能交通领域260名专家以及相关人员进行参加的一次关于智能交通的全国的高层研讨会，制定了相关智能交通的发展规划。目前美国的ITS体系主要分为：出行和交通管理、出行需求管理、公共交通运管、商用车辆运营、车辆控制和安全、应急管理及电子收费系统七个系统。

在欧洲大部分的国家国土面积不是很大，他们对ITS的分析研究使用的是一体化的政策。在2005-2009年之间，英国为了迎接伦敦奥运会，其伦敦的交通局在公共交通基础设施投资规划和ITS的研究使用投入了总额100亿英镑。集出租、公交、地铁、轻轨及火车等一体的立体化交通网络，当前伦敦已经拥有了先进的智能交通系统。

日本是一个面积少但居住人口多的国家，每天都会有上亿的机动车在路面上行驶。在80年代日本开始使用了先进的机动车交通信息及通信系统和道路-汽车通信系统。在2007年，为了能够让路面基础设施等方面得到发展，日本实行SmartWay计划。2009年，又定下“i-Japan战略2015”，致力发展信息化、电子化的智能交通。

我国对于ITS的研究在1995年以后也日益频繁，除了长期从事ITS的研究机构外许多高校、企业如清华大学、北京大学、中兴通讯、中国普天等也相继投入到这个领域。国家也将ITS列入“九五”、“十五”等科技发展规划。2014年，确定北京市门头沟区等84个城市（区、县、镇）为国家智慧城市新增试点，河北省石家庄市正定县等13个城市（区、县）为扩大范围试点，截止2015年底，中国85%以上的城市都在进行智慧城市建设，智慧城市试点已接近300个[35]。

## 2.3大数据在ITS中的应用

针对当前日益复杂的交通情况，传统的交通管理手段明显会显得力不从心。传统的交通治理方式现在看来有以下短板：首先是在管理区域上的限制。因为各个区域在行政管理上国家进行了不同的划分，这对交通管理上会存在限制，尤其在边界区域交通基础设施过境交通线会有疏漏，而且存在交通信息共享限制，各地交通信息使用不同的协议、标准及规范等；其次是交通分管分散，许多城市对交通运输管理的部门不同一，造成交通信息分散；另外在交通拥堵上传统思维就会是拓宽道路，但是此种方法始终受到资源的限制，长远来看还是要进行斟酌。

大数据是在物联网、云计算之后在IT产业的又一次技术性革命。而城市交通来说，每天都会产生海量的数据，信息量非常之大。而且交通大数据有着虚拟性，因此只要各地遵循共享准则就可以解决传统交通中的区域限制问题。利用大数据对采集到的交通数据对交通状态做出实时的评估就可以用于短时预测，而相关单位可以基于此发布出交通诱导信息。也可以通过大数据来对历史数据进行分析，分析路面的车流规律结合交警的日常信息和路口信号灯时间信息进行信号灯调控，减少道路拥堵提高通行能力[36]。

城市机动车辆急剧增加，事故多发；在城市交通中，人车之间安全系数存在巨大差异，道路了状况和天气条件都会对交通出行带来很大影响，而大数据也可以在这些方面给出一定的解决方法，利用对海量数据的分析，实时预测对事故进行主动预警，进而减少或者避免事故的发生。

交通的服务管理也是很重要的一方面，也属于是公共交通的一个部分。利用大数据技术对资源进行合理安排和利用，实时监测乘客流量变化，同时让乘客通过移动设备可以自己实时掌握公共设施运行情况，如此可以合理配置公共资源，也可以让居民有舒适感。

大数据的技术运用在交通预测中，可以实现更加高效的交通运行效率。大数据拥有对海量数据的快速处理能力在对交通中的很多突发事故中可以实现高效的实时预测，例如在对酒驾、疲劳驾驶、车辆碰撞等行为状态的实时检测。在美国洛杉矶研究所就利用了大数据的平台，通过对本市海量交通数据的挖掘分析，建立了自己的一套交通预测系统，进而根据系统的预测结果规划出公交车车辆以及线路安排；在英国伦敦，也利用了大数据的技术对城市交通中实时采集到的传感器交通数据分析拥堵情况，并将分析出解决方案实时推送到驾驶员。

## 2.4本章小结

本章主要是对ITS系统进行了一个简单的阐述。首先介绍了ITS系统技术包含具体哪些高科技技术，简单了解什么是智能交通系统；其次交代了智能交通系统的发展概况，介绍了ITS在国外如美国、日本以及欧洲这些发达国家的情况，同时也介绍了我国在智能交通系统上发展的情况；最后交代了大数据产业在智能交通系统中的应用情况。总体表明针对在交通上先进智能交通系统的发展步伐在不断加快，通过大数据的技术来处理分析海量的交通数据可以实现有效的交通流预测，提高城市交通的运行效率，对整个智能交通系统有着很重要的影响。

# 第3章 交通流数据分析与预处理

根据本文所要研究的短时交通预测的内容是以交通流作为研究对象，因此实验所需要的数据中应包含这一数据量，同时对于交通流的影响因素如速度、占有率、天气状况、突发事件等等这些数据都是短时交通预测所需要的数据，同时本文是针对城市交通进行短时交通流预测研究，因此为满足以上实验条件以及最终获取到的合肥市一交通路段上的交通数据，数据中主要有流量、速度以及占有率等数据，数据特征虽然不是面面俱到，但是已经可以基本满足实验所需。但在获取到的交通数据当中必不可免的会有一些异常数据，这些异常数据的来源可能是由于检测器在某个阶段产生了故障或者失灵也可能是在数据传输的过程当中碰巧遇到设备的故障等等原因，因此对原始交通数据不能直接用于预测，必须首先对数据进行预处理工作。

## 3.1交通流理论概述

城市交通主要是由道路上形形色色连续不断的人群以及机动车辆所构成的，行人以及车辆在路面上不断行驶就会呈现一定的特征出来，交通流就是由机动车和人群在路面流动所形成的，然而在本文中研究的“主角”仅仅是机动车形成的车流量，因此在文章的后续研究中都是将车流作为交通流量，交通流状态就是指连续不断的交通流运行所表现出来的特性。

不同类型的车辆、不同的旅游目的地以及不同的出行目的都会促使交通流发生不同程度的改变；而且天气条件、道路状况、交通情况都会对交通流产生很大改变，所以根本不好用很清晰恰当的物理量来表达这都是因为交通流的混乱特性造成的。

虽然是有这些情况存在，经过不断地研究分析通过大量的实验观察，还是会发现在一条件下交通流的状态变化也并不是无迹可寻还是有一定的规律存在。实际情况中我们是可以来用我们所熟知的交通流状态的特征参数去表示存在的这些规律和交通特征。对于交通流参数我们是可以根据研究和观察分析的不同对象分别从宏观和微观这两个方面来对其进行表示。在研究对象仅仅就是单一的车辆主体的时候，我们使用微观的参数进行表示，微观参数包括像车头间距以及车头时距等[37]。而当我们将交通流这样个整体作为我们的研究分析对象的时候，肯定是从宏观的角度用宏观相关参数进行表示，这些参数是我们比较熟悉的例如：速度、密度、交通流量、占有率及排队长度等，这当中都是将密度、速度、交通流量作为交通流三要素[38]。

在本文后面的实验分析当中都是从宏观的层面来进行研究分析的，在这章下面主要介绍流量、速度、占有率这三个基本参数。

（1）流量---也叫交通量。它指的是在一个时间单位内通过某个路面断面的车辆数量，而且会由于时间以及地点的不一样变化也会非常大。短时交通流通常指的是在15min内道路断面上通行的车辆总数。在本文的研究中选取的对象即为流量，选取的时间间隔设定在10min,也就是每隔10min道路上某个断面路口总共通过的车辆数目。

（2）速度。它指的是研究对象车辆在一个时间单位内所行驶过的距离。事实上的交通流系统结构纷繁复杂，这其中不但包含许许多多的车辆，而且不同的车辆之间的特征差异也是很大的，故而我们所说的交通流的速度其实是指所有车辆的一个平均速度。时间平均速度（Time Mean Speed，TMS）以及区间平均速度（Space Mean Speed，SMS）都是包括在交通流的平均速度之中。

在实验的观测时间段内，路过所在实验路段断面内的所有车辆的瞬时速度的平均值即为时间平均速度，详细计算公式如（3-1）所示：

 （3-1）

式（3-1）中，即为时间平均速度，n代表实验时间道路断面内观测到的所有车辆数目。

在实验进行的观察时间区间里面，所观察道路路段的长度与行驶过此路段的所有车辆平均行驶时间的一个比值即为区间平均速度，详细计算公式如（3-2）所示：

 （3-2）

式（3-2）中，即为区间平均速度，L代表观察路段的长度，n观察路段断面上行驶的车辆数目，表示的是第i辆车辆行驶通过观察路段所花费的时间。

（3）密度。从理论上讲，密度指的是在单位长度上的道路路面中瞬间行驶过的机动车的数量。不过事实上，在实际情形下很难再瞬间去测量通过的车辆数目，所以退而求其次，就用车辆占有率来取代密度表示，占有率包括时间占有率和空间占有率[39]。

空间占有率表示的是在某一时间段内，直白的说就是观察的道路断面上行驶过的所有机动车车辆的长度总和除上这段断面的长度得到的值。空间占有率可以更清楚的显示道路断面上的占用状况，事实上要想求得所有机动车的长度总和还是个比较困难的事情。空间占有率的详细计算公式如（3-3）所示：

 （3-3）

式（3-3）中，即为空间占有率，L表示所观察的道路断面距离长度，n表示观察路段上行驶过的机动车车辆总数，代表的是第i辆车的长度。

时间占有率通常指的是机动车辆在某一段时间中所占有车辆检测器的时间总和与用于检测的总时间的一个比值。如果检测断面上的机动车辆行驶的比较快则占用的检测器时间必然会很少，那么时间占有率就会相对小，这样就代表此路段不会拥堵；如果断面上的车流量增加，很显然检测器就会被机动车辆占有很长的时间，则相应的时间占有率定会变大，此时代表着此路段比较拥堵。时间占有率的详细计算公式如（2-4）所示：

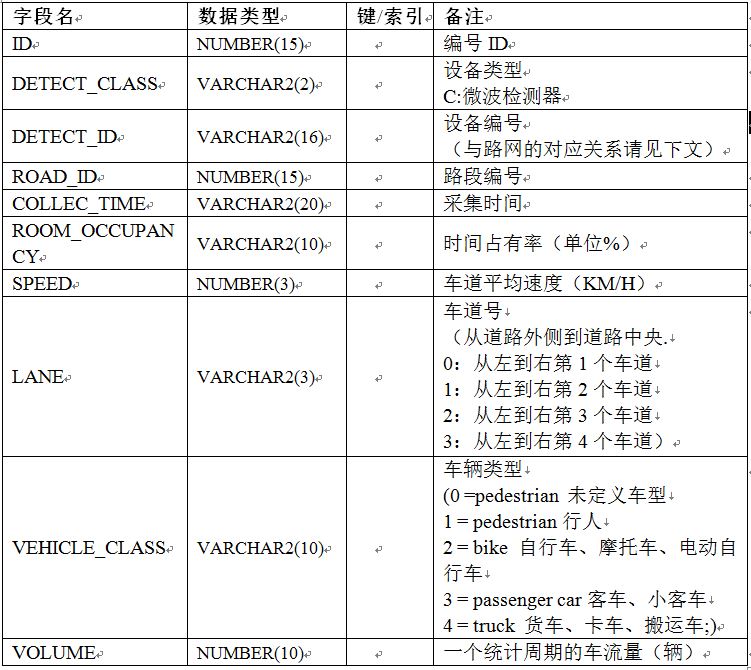
 （3-4）

式（3-4）中，即为时间占有率，T表示检测器的检测总时间，n代表检测时段内行驶过的机动车辆总数目，代表着第i辆车行驶过检测器的时间大小。

## 3.2实验数据来源

论文的仿真数据来源于交通运输部出行云中的合肥市示范区黄科路口相关数据。本文选取的数据为其中的微波检测数据。微波检测数据表名为DT\_LANE\_REPORT\_H，包括编号、设备类型、设备编号、采集时间、时间占有率等多个字段信息，选取的时间为2016年6月30日至2016年7月1日共两天的历史数据，数据详情请见下表。

表3.1 DT\_LANE\_REPORT\_H



## 3.3交通流数据预处理

在本文实验中所采用的交通数据源最初是通过微波检测器收集而来的，而事实上在真正的工程应用里面，会因为例如交通数据采集设备的一些固有缺陷或者是在数据传输过程中传输设备发生的故障以及其他外界因素的干扰等等不同的原因，往往就导致了这些检测器收集到的原始交通数据不是有很高的精度问题。但是在这些检测器上收集到的原始的交通原数据是进行短时交通预测模型里面的一个数据基础，因此它对这个模型的可信度和有效度是直接产生了不可低估的影响作用。这样的话对于从检测器收集到的第一手交通数据存在着质量问题是不能直接放到模型中使用的。那么既然如此，理所当然的必须对从检测器收集到的交通数据进行必要手段的预处理工作，将预处理之后的交通数据才能导入到最后的模型去试验。因而对收集起来的交通数据进行预处理工作是进行建模预测的第一步，这一步必不可少，是整个过程中很重要的一环。

在获取到的交通数据当中必不可免的会有一些异常数据，这些异常数据的来源可能是由于检测器在某个阶段产生了故障或者失灵也可能是在数据传输的过程当中碰巧遇到设备的故障等等原因。异常数据可以将其简单分为数据缺失和数据错误两类。

（1）对异常数据中的数据缺失的处理方法。

本文使用的数据来源是通过微波检测器采集得到的，它的采集时间间隔也是固定的，所以本文的数据采集间隔为1min，这样从理论上讲，一天24小时会采集到1440条交通流数据，然而实际得到的交通流数据因为数据的赘余或者缺失等原因，一个检测器在一天收集到的真正的数据量是围绕在1440这个数字上下波动的。对解决数据缺失的常用到的方法像有加权平均、历史平均法等等[40]。在本文使用到的处理方法是加权平均，具体实施步骤如下：

第一步：拿到缺失数据前一天而且是同一时间点的历史数据；

第二步：拿到缺失数据在当前时间点的前一时刻的实测值，然后将、使用加权平均法，即可恢复得到缺失数据，详细公式如（3-5）：

 （3-5）

式（3-5）中，代表第k天t时间点的修复得到的修正值，代表加权因子，表示t-1时间点的实际数据及历史数据在丢失时间点数据进行修正的时候所拥有的影响的比重大小，第k天t-1时间点的实际数值用表带，第k-1天t时间点的历史数据由表带。

（2）对交通数据中产生错误数据的处理方法。

理论上来说，我们是可以进行定义一个合适的阈值，通过这个阈值来筛选交通流数据中 的错误数据，因为在一定的时间区间内的各个交通流参数的取值会分布在一个合理的范围中，那么就可以把落在阈值范围外的数据定性为错误数据。而且我们在已有的交通流理论和大量的实践基础上可以给这些交通流参数的大概取值范围给确定下来，流量、速度、占有率这些交通流参数的合适阈值范围设定如下：

a.流量

通过交通路口上的微波检测器收集到的交通数据中交通流量q折算后的合理范围如式（3-6）：

 (3-6)

式（3-6）中：

C代表道路路段上每小时所能通行的机动车数即路段的通行能力（veh/h）;

T代表微波检测器收集交通数据的时间间隔，本文中为1min;

代表对交通流量的一个修正权重，范围设定在1.3～1.5。

b.平均速度

平均速度v也是通过路口微波检测器采集所得，范围设定如式（3-7）：

 （3-7）

式（3-7）中：

—代表设计速度,本文中取80km/h;

—代表修正的权重值，范围设在1.3～1.5。

c.占有率

在路口中微波检测器收集到的占有率数据为时间占有率

Occ,其范围设定：

 （3-8）

## 3.4交通数据归一化

在本文中，所做的归一化其实就是将通过微波检测器采集到的交通数据按照一定的计算标准，使用某种具体的方法将其规范化到一个合适的范围中。进行归一化的目的在于得到的交通数据参数不唯一，数据量大，数值差异也比较大，将其统一到一个合理的范围中去后使得后续的运算更加方便和规整。为了能很好地去除由于数据的太大差异性给实验带来预测结果的干扰，而且本身交通数据的变化幅度就比较大，因此在实验之前必须对得到的交通数据进行一个归一化的处理操作，且归一化后的数据范围映射在[0,1]之间。本文的主要实验操作都是在MATLAB2015a基础上进行的，此环境本身也自带了多种进行归一化的函数方法，本文在实验中利用了常用的函数方法对数据进行归一化的操作。方法函数的具体使用格式如式（3-9）：

 （3-9）

式（3-9）中，Y表示的即为归一化操作后得到的数据矩阵，Z代表的则是记录了相关信息的一个结构体，X表示的即为需要归一化的初始数据矩阵。

对某一个交通数据的具体计算原理如式（3-10）：

  （3-10）

## 3.5本章小结

在针对城市交通里面的短时交通流预测，同时在获取到能够应用于这一前提条件的交通数据情况下，本章首先阐述了关于交通流的基础知识，并且表明本文实验的短时交通流量预测的研究对象为交通流，同时重点介绍了三个基本参数：流量、速度、占有率；其次交代了本文的实验数据来源为交通运输部出行云中的合肥市示范区黄科路口相关数据以及数据的相关特征；最后主要交代了对获取的交通数据的分析和预处理，分别有异常数据的处理方法、错误数据的处理方法和数据最终的归一化。这章的知识主要为本文后面的算法模型搭建提供一个数据基础。

# 第4章 基于支持向量回归机的短时交通流预测

城市交通是由每天的车流和人群周而复始的流动所形成，很多时候都在进行重复性的动作，因此交通数据中必然存在一定的规律性。如何利用这些交通数据从中发现规律性进而来预测未来某个时间段内的交通流状况，本章主要对一些回归预测方法进行简要对比分析，选出比较适合针对于交通数据中潜在规律的预测方法，并验证了所用的预测方法在对短时交通流中的可行性及有效性。

## 4.1短时交通流预测方法分析

预测方法中最通俗的莫过于线性回归方法，对其结果容易理解，计算上也不复杂，但是对非线性的数据拟合不好，因此对于在交通上的预测很明显不切实际；决策树回归理论也是常用的一类回归算法，这种策略认为数据中的复杂关系可以使用树结构进行概括，使用树来对预测值分段，但是这种方法不太适用于时间序列数据，当数据量大的时候效率比较低不能满足短时交通流预测实时性的要求；自回归积分滑动平均模型[41]（Autoregressive Integrated Moving Average Model,ARIMA）属于时间序列算法，很多专家学者研究过该方法在短时交通流上的应用，发现ARIMA适应于在交通数据量很大，且交通量在呈现出周期性变化时，模型预测效果会很好，这对短时交通来说并不适应，因为短时交通本身存在的大难题之一就是交通规律性很弱；卡尔曼滤波曾经也是深受大家喜爱的方法，在短时交通中也曾进行过研究，该方法将交通系统利用状态空间的模型来模拟并且采用递推算法的思想进行交通流预测，算法本质其实属于线性估计模型，所以对于处理短时交通中时常会遇到很大的波动交通特征时算法性能就会降低；混沌理论是交通中研究考虑的热点，混沌理论可以在非常复杂的系统中找出其存在的规律性，已经有很多研究者已经证明在交通中由于其影响因素很多且很多为非线性的关系，因而交通系统中存在着显然的混沌特征，并且使用混论理论对短时交通预测也取得好的效果。总而言之，对于如何从获取到的交通数据中挖掘出规律性出来进而可以完成较好的预测，有很多的算法可以使用，但优缺点不一，也并没有所谓最好的算法能够通用解决交通中所有的问题，本文在总结前人进行的各种研究结果加之对各种方法分析之后并根据自身获取到交通数据情况认为支持向量回归机算法比较适合用于在短时交通流的预测研究。

支持向量回归机（Support Vector Regression，SVR）是演变自SVM的思想发展出来的，把对分类的理念延伸到回归当中的问题中去，而且也在很多工程实践中得到了很好地应用[42]。尤其在非线性的情况，数据具有多维特征，SVR算法将数据反映到更高维数据空间，使得原本线性不可分问题通过这种另辟蹊径的方法变得容易了。这是得益于SVR中核函数的“善良”秉性，使得通过这样的空间变换之后计算量没有变得想象中那么复杂，这一点是非常难得的。在短时交通中，交通流具有规律性弱、不确定性强等非线性的问题，而SVR本身在解决小样本、非线性等问题有着很好的优势，且SVR结构不是很复杂，易实现，不会陷入局部解，所以比较锲合在短时交通上的工程应用。

## 4.2支持向量机理论

### 4.2.1支持向量机原理

SVM算法最初是用在解决线性可分的问题上并基于此慢慢发展而来，其理论思想通过图4-2展示出来的二维平面进行理解。按图中所示有两种类型的数据样本存在，中间的一条为分类线H，、是和H这条分类线平行的，而且这两条是与H距离最近的平行线，与之间的距离称为分类间隔；当这个分类线H可以将两类样本数据正确分离并且分类间隔最大的时候此时的分类线为最优[43]。



图4-1 样本分类示意图

令分类线为并对其做标准化，对能够进行线性可分的数据样本集合使其满足式（4-9）：

 （4-9）

式（4-9）中，，。能够使分类间隔w／2的值最小或者是2／w的值最大同时也可以将训练数据样本(,)进行正确的分到所属的类别的这种分类面被称之为最优分类面。SVM中的支持向量就是位于、线上的数据样本点。支持向量机的核心思想在于要实现主要的泛化能力，这是要使得分类间隔最大化去实现的。所以，通过线性可分为条件来建立最优超平面将求最大化分类间隔问题转为二次规划为题[44]:

（4-10）

通过对式（4-10）采用Lagrange乘子法进行求解，可以将二次规划问题再次转为解Lagrange函数鞍点的问题[45]：

 （4-11）

式（4-11）中，表示拉格朗日乘数且 0。据KKT条件若要取得最优解必须满足式（4-12）：

  （4-12）

对式（4-11）进行求解，有唯一的解。并将设定为得出的最优解，那么可以得出：

 （4-13）

在公式（4-13）中，即代表所需要的支持向量。表示分类间隔阈值，它可以利用上式（4-12）得出。最终可以得出需要的最优分类面：

 （4-14）

以上对最优分类面的求解是对线性可分的情况下进行的，不能用于非线性的问题，若需要解决非线性的问题，需要引入核方法，可以将非线性下的问题由低维空间反映到高维的特征空间，然后同样的即可解出最优分类面。基于泛函数的理论，若核函数K(,)能够达到Mercer定理的要求，那么就有某一变换空间的点与其点积对应。因此，想在引入核函数K(,)后不增加计算复杂度成功的解决非线性转变成线性后的分类，需要着重考虑选取理想的核函数，此时最优的分类函数方法为：

 （4-15）

### 4.2.2支持向量回归机原理

支持向量回归机针对的是线性以及非线性的预测回归问题，眼下SVR存在两种分别是SVR和SVR，文章使用的是SVR进行短时交通的预测。SVR的理论思想为：在拥有m个样本数据{（），（），…, （）},代表输入样本，代表输出样本。首先，对原始的输入样本数据利用非线性变换将其投影到高维的空间中，将非线性回归变成线性回归。则在投影到的高维特征空间中，我们可以建立出一个最优超平面完成分类。

 （4-16）

在公式（4-16），b代表了偏移量。输入数据样本经过一个非线性变换的映射变换到高维的特征空间中去之后，达到了将非线性回归问题转为线性回归问题的求解目的，将不敏感损失函数定义为式（4-17）：

 （4-17）

SVR问题目的就是企图找到一个合理的f()能够使得E(w)取得一个最小值：

 （4-18）

在式（4-18），线性权重量用w = 表示；C代表惩罚参数，值过大会造成过拟合，值太小分类性能就会很差。

在对问题的求解的时候我们引入了两个非负的松弛变量和，于是得到（4-18）等价的对偶问题：

（4-19）

上式中，和分别代表的是和这两个引入的松弛变量所对应的拉格朗日乘子，K()即为合适的达到Mercer定理要求的核函数。

因此对于测试样本数据x所求的输出可按是（4-20）进行预测：

 （4-20）

从上式可以得出，支持向量回归机与神经网络在形式上比较相像，支持向量回归机的结构如下图所示：



图4-2支持向量回归机结构图

在SVR的推导计算后，最后SVR的分类函数是通过将输入的未知的数据向量与每个支持向量的内积，因此对SVR回归计算的复杂度仅仅是由支持向量的个数来决定的。

### 4.2.3松弛变量

在解决实际的样本数据中，会有各种原因产生使得很多时候不是所有的问题都可以像线性可分那样简单，在一些情况下会有不能进行线性分离的点出现，这些数据点可以称之为“离群点”[38]。

对数据样本中，我们将间隔最小的点设定其间隔为1，同时加入新的变量为松弛变量ξ，则式（4-9）可改写为如下：

  （4-21）

公式（4-21）中，引入的变量ξ≥0，通过约束条件进行计算是允许其小于1的，然而若有一数据点间隔小于1的话，实际上是很难被准确分类，则目标函数可写成式（4-22）：

min + C （4-22）

对（4-22）式中，C即为惩罚参数，其值的变化可以用于减轻错误分类样本的惩罚；表示分类超平面训练数据的偏差值，若数据样本点即为离群点的时候，有ξ>0，相对应的非离群点有ξ=0[38]。

通过上述的研究分析，当在有离群点引入ξ之后，（4-10）可进一步变化得出如下公式：

（4-23）

对（4-23）做对偶变换：

（4-24）

得出拉格朗日方程，并给出分类决策函数：

 （4-25）

### 4.2.4核函数

线性问题利用超平面分类可以很好解决，对非线性的情况则行不通。如图4-4所示，将坐标轴中横轴（X轴）a、b之间即红色部分视为一个正类别，a和b两端的黑色部分视作一个负类。那么可以发现通过线性方法无法将两类分开，但是在（4-3）图中的蓝色曲线可以将两类别完美分开。

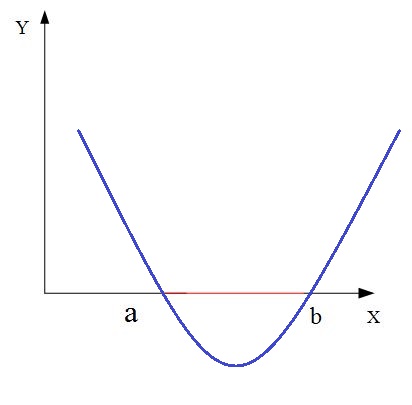


图4-3 非线性可分示意图

很明显，用线性的方法函数是无法对已有的数据样本进行区分的，所以引入核函数的方法。对核函数的方法思想前文也曾提及就是通过一种规则变换映射使得低维空间样本数据反映到高维，通过在高维的特征空间中利用线性方法进行区分。因此，在使用SVM或者SVR处理非线性情况，选择一个合适的核函数是解决问题的关键。经常使用的核函数有以下四类：

(1)线性核：

(2)多项式核：

(3)径向基核：

(4)S形核：

## 4.3基于支持向量回归预测模型研究

### 4.3.1模型参数分析

使用SVR模型算法，对核函数、特征空间以及非线性变换之间有相应的对应关系。对核函数的选择以及对应核函数中参数的选法对非线性变换也会有影响，从而影响到算法复杂度。对如何选择核函数上当前并没有很好地统一标准，在总结前人大量的实践中本文采用的是高斯径向基核，它有以下特点：

（1）高斯核的适应范围很广，若选择了合适的参数，就可以有较宽的收敛域并且会得到很优良的性能以及很好的学习能力，适用于任一分布的数据样本，原始数据即可使用非线性反映到高维空间中。

（2）核函数中参数的个数决定了算法模型选择的复杂度，高斯核与多项式核或是多层感知器核比较，它的参数量最少，使用更为方便简单。

经过上述分析对比，本文实验在搭建SVR算法模型使用的核函数即为高斯径向基核。则对SVR算法模型预测短时交通，影响其预测效果的关键参数为：惩罚参数C、不敏感损失系数及核参数。

a.核参数对算法模型的影响

核参数值的大小对SVR性能的影响很大，因为对支持向量的相关程度和训练数据的分布特性都是被核参数决定。若的值偏大则表明支持向量间的相关性越强，模型推广能力会由于的增加反而会减弱，则预测精度得不到保证；若的值偏小则支持向量间的相关性会很弱，模型的复杂性加强则推广能力无法得到保障。

b.惩罚参数C对算法模型的影响

惩罚参数C是主要来调控置信区间范围和学习机的经验风险在数据子空间的比例大小，希望使得算法结构能达到结构风险最小和很好的推广能力。算法模型的健壮性、复杂性以及在对那些在管道域外的样本点数据的惩罚程度的大小都是由C决定。因此，在已有的数据空间中，C值若太大，则说明此时算法的推广性就会很差因为算法模型相对于数据的拟合度偏高，出现了“过学习”现象；C值若太小说明对惩罚经验误差轻，训练数据的误差会变大，这也就会造成“欠学习”现象。对任一数据空间总会存在一个最优的惩罚参数C可以使得SVR具有很好地推广性能，但若C越过了某范围，则对SVR算法模型的推广力和降低经验风险方面失去意义。

c. 不敏感损失系数

在算法中，样本数据中存在的不敏感区域的范围、支持向量个数甚至模型推广性能都会受到不敏感损失系数的影响。如若取值过于小，必然会使SVR模型复杂度增加，预测效果会得到提高然而求解算法模型的时间会增加很多，支持向量的数目也会增加，那么就会出现“过拟合”，此时模型在推广能力上会大打折扣；相反如果值过大，导致“欠拟合”，模型的推广能力也会大打折扣。

通过对上述参数的研究分析可知，想要SVR算法模型有很好的预测效果就必须合理选择C、、这三个参数值。

### 4.3.2网格法选取模型参数

网格法的大体思想是通过一定的规则把算法模型的参数取值范围分割成若干个小区域，接着通过计算出参数取值的所有可能组合并且计算出相应的目标误差，然后进行一番比较选择出在该取值范围中目标值最小时对应的参数组合。这种选取参数的方法在理论基础上使得得出的解为范围中的一个全局最优解，可以较少发生重大的误差。

对SVR算法使用高斯核的并通过网格法调参的步骤如下：

（1）将惩罚参数C、核参数及不敏感系数分别按可能的取值范围通过固定的搜索补偿步长使用网格法进行划分，并且他们的取值范围应当在2的指数空间上这样方便离散化搜索。

（2）在通过（1）的基础上选出所有可能的参数之间的组合通过交叉验证的方法求出均方误差并比较，选出均方误差最小的参数组。若在后续的搜索时发现有某一组的均方误差与已经得出的最小误差相近并且其C的值还要更小时，则原来的参数组合进行更新。

### 4.3.3仿真实验

实验是在单机的情况下进行的，使用的是win10操作系统，CPU为英特尔的Core i7-6700HQ ,显卡为GTX965M，内存为8GB，硬盘位1TB，采用的仿真实验平台为Matlab 2015a，整个实验都是基于以上环境下进行的。

因为本文为短时交通流预测因此将交通流量作为实验预测对象。实验交通数据是之前已经预处理好的数据样本。样本从2016年6月30日到2016年7月1日，数据检测周期为1min，预测间隔为10min，选取其中08:00—22:00期间的数据每天共有79组数据分别进行模型训练和预测。结合使用的支持向量回归的短时交通流预测模型进行预测，BP神经网络在短时交通预测中的身影随处可见属于使用比较广泛的一种神经网络结构，实验将和BP神经网络进行一个对比，分析SVR算法在对短时交通预测的价值。预测结果与实际记录值得结果对比图如下：

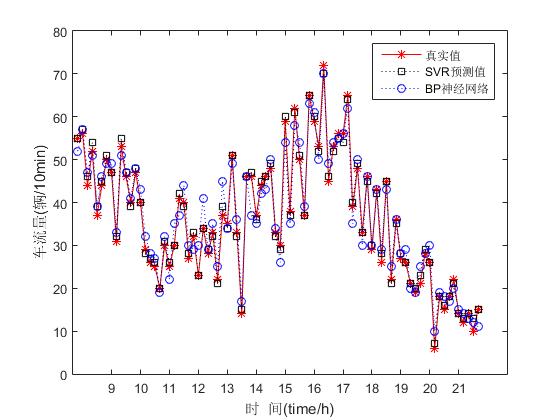


图4-4 SVR及BP预测对比图

### 4.3.4实验评价指标

为了可以更好地量化分析模型的预测性能本文中主要采用平均绝对误差（Mean Absolute Error,MAE）、均方误差（Mean Square Error,MSE）、均等系数（Equal Coefficient）[46]。

平均绝对误差：

均方误差：

均等系数：

其中，为t时刻模型预测值，N为预测时段长度，为t时刻交通流实际测量值。MSE反应误差分布情况，值越小,说明[预测模型](http://baike.baidu.com/item/%E9%A2%84%E6%B5%8B%E6%A8%A1%E5%9E%8B)描述实验数据具有更好的精确度，预测效果越好；EC反映预测值和实际测量值之间的拟合程度，值越大越接近于1，表示预测效果越好。

### 4.3.5实验结果分析

对实验所得结果分别计算SVR模型和BP神经网络的平均绝对误差、均方误差和均等系数三个指标，统计如表（4-1）和（4-2）所示：

表4-1 支持向量回归机模型实验指标结果

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 方法 | MAE | RMSE | EC |
| SVR模型 | 6.8439 | 2.4513 | 0.92464 |

表4-2 BP神经网络实验指标结果

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 方法 | MAE | RMSE | EC |
| BP神经网络 | 7.2845 | 2.7764 | 0.91356 |

通过图4-4观察发现SVR模型和BP神经网络对短时交通预测的结果差不多，进一步通过分析两者计算出的指标发现SVR对于短时交通的应用要略优于BP神经网络。分析预测结果指标：SVR和BP网络的均等系数EC指标都要大于0.9，而且SVR要略优于BP算法，SVR的MAE和RMSE值分别为6.8439和2.4513，这两个值都比相应的BP神经网络算法要小，表明SVR模型预测精度更高。通过对比分析可得，SVR算法对于应用在短时交通预测中是值得研究的，有实际的应用价值。

## 4.4本章小结

针对预处理后的交通数据进一步要做的就是采用合适的算法可以比较充分的挖掘出数据中的规律性来。因此本文在分析对比多种回归预测方法之后，最终根据交通流的数据特点以及本文获取的交通数据情况选择了支持向量回归进行短时交通流的预测研究。在此基础上，介绍了关于支持向量机和回归机的理论思想，同时介绍了支持向量机中的核函数以及算法中涉及的主要参数核参数、惩罚参数和不敏感损失参数，分析了几个参数对模型的影响；然后使用获取到的交通数据建立了SVR模型，并且和使用神经网络建立的预测模型进行了对比，通过交通模型中常用的评价指标对结果进行了分析得出使用SVR算法模型和神经网络的预测效果差不多，表明使用支持向量回归算法针对短时交通流进行预测是一种可行的、有效的方法，值得进行进一步的研究。

# 第5章 基于改进的PSO-SVR短时交通预测模型

SVR模型性能的优劣主要取决于对其参数的选择。传统解决方法是用试凑法和网格法，对于试凑法无非就是利用人工来根据历史经验慢慢的试出做好的参数组合出来，这在短时交通中是行不通的；对于网格法来说，则是进行穷举出所有的参数组合并进行比较来遍历寻出参数，这种方式计算量大，也不实用于实际的工程应用。不仅如此，这些方法得出的参数在通过多组数据训练之后便固定在了模型中，对于当前这些数据的预测效果不言而喻，但是短时交通的规律变化比较大，当有新的交通数据进入模型中，针对新的数据实际上模型对应的参数可能会有变化，一组固定的参数不可能去适应后面所有的交通数据，在实际应用中，也不可能对每次新来的数据都去使用人工或者网格这种繁琐的方法来寻找模型的优化参数。粒子群算法导向性比较强且收敛速度比较快同时算法本身简单容易实现，它有着天然的智能群体寻优和全局搜索的优势，在参数寻优中被广泛应用。本文采用粒子群算法设计得出的可以不断迭代更新SVR参数，相比较于网格和试凑法不仅可以找出较优的参数组合，而且随着数据的更新，粒子群也会继续寻找最优的参数，使得整个模型的预测效果都比较优秀。

## 5.1粒子群算法理论

### 5.1.1粒子群的起源

R.C. Eberhart和 J. Kennedy二人通过观察候鸟的觅食行为而创造的，通过将鸟类的觅食、迁移和群聚行为进行模拟发展为智能的群体全局的随机搜索算法。在整个解空间进行搜寻的时候，粒子其实是借助控住速度的变化来改变其飞行的方向以及距离，并且结合自学的历史经验和小组其他成员的历史经验不断更新已经有的个头最优值和群体最优值，一直如此进行迭代搜索直到结束[47]。

### 5.1.2粒子群优化算法思想

粒子群寻优算法（(Particle Swarm Optimization,PSO）的思想就是认为任一个需要去优化的问题都会有一个隐式存在的解，而粒子（Particle）就是指这个隐藏的解在进行n维搜索空间中的某个位置上的某一点。方法的灵感来源于在鸟类进行觅食的过程中，我们假定在一个特定的地方放了鸟食，但是每只鸟在此之前都不知道具体的位置，可以知道的是他们离食物的具体距离，鸟被当做目标函数所定的适应值，所有的鸟都会去根据已有的方向和速度利用当前最好的飞行方法去觅食[48]。通过对结果的分析研究发现，每只鸟好像是会各自为政，然而其整个群体却是像在被某个中心控制下发生的集体行为，复杂的整体行为其实却是在个体的组织下运动完成的。

在n维的空间中进行搜索的鸟群体，将由若干粒子组成的种群可记做X = {， ，…， }，每个问题的解都可用每个粒子的具体位置 = { ，，…, }来进行表示。种群中粒子的解是依据不停的在随机变化自己的位置和速度来得出的，在这整个过程中，使用表示寻找到的个体最优解，用代表群体粒子搜索到的当前的群体最优解。而且每个粒子都会有自己的移动速度，用V ={，，…， }来表示，若已经分别搜索到了个体的最优解和群体最优解后，所有粒子可以根据式（5-1）、（5-2）继续更新自己的速度和位置。

 （5-1）

 （5-2）

上述公式中，(t+1)代表的是第i粒子t+1次迭代的速度大小，惯性权重值由来表示，、代表的是非负加速常数，rand()表示产生0至1之间的一个随机数，另外防止粒子搜索过程中越过了搜索空间对粒子的速度设定了一个阈值记做，即有在(t+1) 时，(t+1) = ；(t+1) -时，(t+1) = -。

观察公式（5-1）、（5-2）发现系数关系，粒子在进行搜寻时不仅与自身速度(t)有关，还与两个距离因子有关即为在粒子搜寻时的最佳途径 - (t)和整个全局粒子群体搜寻经历的最佳路径 - (t)，而且这三个因子对粒子寻优的地位由、和ω三个控制。

对于PSO算法的最凸出的优势之一在于其使用过程当中涉及需要调整的参数量不多，但是当中的每个参数都会影响到算法的精度和收敛效果，所以要保证PSO在使用时的优化效率以及算法精度，如何设置参数将变得尤为重要。

通过很多专家及学者对粒子群的研究分析，对算法中涉及的参数选取及设置标准可通过以下方式参考：

（1）群体中粒子数目：实践经验通常取20-40，在实际实验中发现10个粒子数通常就可以完成搜索目标，有时在某些特殊的或是复杂性强的问题时可以根据需要来增加粒子的数量，如果需要加到数百的粒子数也是可以的。但这是有代价的，因为随着数量的增长种群寻优的空间就会被扩张使得更容易发现全局最优解代价就是算法的时间会被拖长。

（2）粒子范围：通常需提前设定大概的搜索空间区域。

（3）粒子最大速度：防止粒子搜索过程中越过了搜索空间，同时也可以限制粒子在搜索中的移动步长。

（4）适应度函数：适应度函数用来判断适应度值，适应度值用来判断粒子的优劣程度。实验中可以将对应的问题作为进行优化的适应度函数，也可以根据实际情况进行适当变化。

（5）学习能力：好的学习能力因子对提高算法收敛速度有很大影响，而且可以避免出现局部最优，一般 、在[0,4]之间。当 =0 ，表示粒子只有社会历史经验，没有自己的认知，粒子群收敛可能加快，但是会陷入局部最小；当 =0，表示粒子只有自身的历史认知经验，粒子群会表现出不团结、无组织，将无法达到全局最优。

（6）惯性权重ω：ω的作用在于使得粒子保持良好的运动特征，调节粒子的探索能力。其值若为零则粒子将无法辨识，其值若增加种群会加强探索能力，减小则相反。

通过实验和实践研究可以知道没有所谓绝对最优的参数，面对不同的问题，必须具体问题具体分析，使用适合问题的参数才会使得算法发挥出好的鲁棒性和收敛效果。

## 5.2 PSO-SVR短时交通预测模型

### 5.2.1 PSO算法流程

Step1:首先给定粒子群的种群数目m以及对种群中粒子起初的位置、速度等相关参数进行初始化；

Step2:由需要优化的具体问题选定适应度函数并计算种群中的粒子适应度值；

Step3:根据Step2中的每个粒子的适应度值和粒子自身经历的最优位置进行比较，以此不断更新种群中粒子的；

Step4:将种群中每一粒子的适应度值和种群中所经历过的最优位置进行比较，以此不断更新种群中的群体位置最优值；

Step5:进行比较完以后，根据公式（5-1）、（5-2）不断迭代更新粒子的位置以及速度；

Step6:如若没有满足寻优的条件要求，就返回到Step2继续PSO算法直到满足结束条件。

PSO算法的基本流程图如下所示：



图5-1 粒子群算法流程图

### 5.2.2 PSO-SVR模型流程

通过前文对得到的交通数据进行了预处理操作之后，对粒子群算法进行设计之后，利用粒子群针对新来的交通数据不断迭代更新SVR模型中的参数即根据本文进行的10min间隔的短时交通流预测，每隔10min钟新来了交通数据就会由PSO更新模型的参数。算法流程图如下:



图5-2 PSO-SVR模型

### 5.2.3实验仿真

将预处理的交通数据不断更新到搭建的PSO-SVR模型当中，并且和单纯的支持向量回归机模型进行比较，得出其仿真结果并计算出了各项评价指标的值如下：

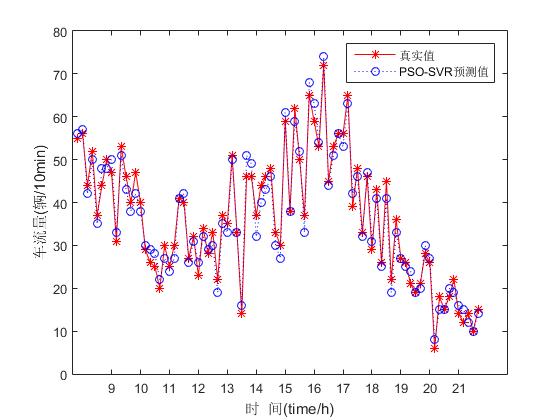


图5-3 PSO-SVR预测结果图

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 方法 | MAE | RMSE | EC |
| SVR | 6.8439 | 2.4513 | 0.92464 |
| PSO-SVR | 6.7305 | 2.3091 | 0.93489 |

表5-1 SVR及PSO-SVR实验指标

根据对仿真结果的分析，从图5-3和表5-1可以得出：采用PSO-SVR算法进行预测后的拟合度为0.93489，平均绝对误差和均方误差分别为6.7305和2.3091，与SVR算法模型相比都有了一定程度改善，但是并没有提高很多，主要是PSO算法会有陷入局部最小值的情况且算法存在后期震荡的情况，所以本文将对PSO算法进行一些改进来克服这两个缺陷，从而进一步提高模型预测精度。

## 5.3改进PSO-SVR算法预测模型

PSO算法在参数寻优上的优势对本文SVR模型在短时交通的预测效果上有很大帮助，但是PSO算法本身也会存在一些问题即由于其算法收敛速度比较快所以可能会陷入局部最优，并且在后期算法可能会有严重震荡现象发生。针对这两个问题，由于本文的数据量有限，无法详细展示其影响效果，但是很多专家学者都对此问题进行了论证并提出了一定的解决方法，如SHI Yuhui通过引入了线性递减的惯性权重值，通过适当增大权重值使得改进的PSO算法具有较强的全局搜索本领，在算法后期适当减小权重值从而可以在可能产生最优解的区域精细寻找最优解[49]。但这种线性递减的方案对于本文的短时交通则不太适用，因为短时交通本身存在着的是很强的非线性特征。本文采用的PSO改进方法通过实验表明可以解决算法会陷入局部最优和后期震荡的情况。

### 5.3.1混沌搜索

混沌其实在自然界中是普遍存在的一种属于非线性的现象。他看起来可能比较混乱，但内部结构细腻有着规律性、随机性以及遍历性这些特征，而且初始条件对他来说很敏感，可以根据自己本身的规律不重复的遍历出所有的状态，因此可以利用混沌这些属性来优化搜索方法。目前，对于混沌尚无一个很严谨统一的定义标准，通常是利用确定性方程所得出来的随机运动状态叫做混沌[50]。

很多在使用粒子群算法对待参数进行寻优的过程当中都是将群体中粒子的初始位置进行一个随机设置，然而，实际在算法后续寻优过程是会受到粒子初始值的影响的。因此对初始化粒子群本文引入混沌搜索的方法，这样粒子在整个空间中均匀分布，使得算法收敛速度可以加快同时得到全局最优解的速度也得以提升。

### 5.3.2改进PSO-SVR算法

对粒子群的初始位置在之前算法中很多都是随机的，然而，实际在算法后续寻优过程是会受到粒子初始值的影响的。因此对初始化粒子群本文引入混沌搜索的方法，这样粒子在整个空间中均匀分布，使得算法收敛速度可以加快同时得到全局最优解的速度也得以提升。

将问题解的维数设为d维.再引入混沌搜索来初始化粒子的初始位置，详细操作为：第一步先生成每一个分量数在(0,1)之间的d维的随机向量=(,,…,),然后由Logistic方程对迭代，直到N个随机向量,,…,,将的各分量按下式投影产生混沌初始化序列[51]：

，   （5-3）

粒子群=的适应度值由目标函数来计算, 粒子群的初始位置则从N个中选出n个较优的即可。

在胡旺、李志蜀的文献中已经提出:粒子速度其实并不能很好地反映接近于最优位置的参照，粒子的收敛速度和精度反而可能因为向错误的方向搜索而降低[52]。据此，对传统粒子群简化后的优化公式为：

 （5-4）

针对粒子群算法可能陷入局部最优的情况，利用在原本的PSO算法中只有自身的最佳位置信息和群体最佳的位置信息，而剩余其他粒子的信息对粒子的寻优也是有很多信息可以借鉴的，因此通过在原本的式子中另加了一项，让其借鉴更多的其余粒子的经验；对于震荡问题，本文通过引入一个震荡项来解决，最终粒子群的迭代公式在经过引进王振武[53]对粒子群的进一步改进方法之后如下：

 （5-5）

其中 （5-6）

上式中加入了新的参数和随机因子,是采用轮盘赌的方法选出来的表示优于所有粒子的平均值的位置。每个粒子在算法寻优的过程中有、和三个一起向种群中粒子传递信息，从而可以得到更多的消息。β是新增的动量项，和粒子历史位置相关, β∈[0,1]为动量参数,可正可负。算法在寻优过程之中的震荡也因为新增的动量项而得到改善。

## 5.4基于改进的PSO-SVR短时交通预测结果

使用前文处理好的交通数据进行仿真实验。改进PSO-SVR实验步骤如下：

1)首先设定误差阈值以及迭代次数并为PSO中的各个参数、、、及β赋初值;

2) 根据适应度函数确定种群规模并用混沌搜索来初始化粒子种群即SVR的三个参数(C，);

3)选出最初全局极值和个体极值;

4) 根据所改进的粒子群公式更新粒子的位置，使用适应度函数计算适应度值，更新和;

5) 满足结束条件（寻优次数达到迭代值或者适应度值大于设定阈值）则寻优结束，返回参数(C，),否则转到4);

6)使用参数(C，)建立的SVR模型进行短时交通流预测。

模型预测结果如下：

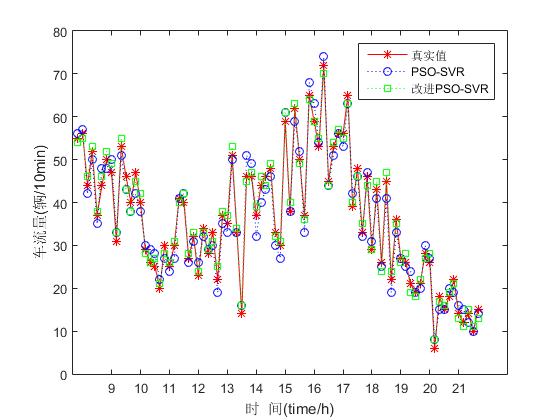


图5-4 PSO-SVR及改进PSO-SVR预测结果图

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 方法 | MAE | RMSE | EC |
| PSO-SVR | 6.7305 | 2.3091 | 0.93489 |
| 改进PSO-SVR | 5.6375 | 2.1298 | 0.95147 |

表5-2 PSO-SVR及改进PSO-SVR实验指标

根据对仿真结果的分析，从图5-4和表5-2可以得出：采用改进PSO-SVR算法得到的最优参数支持向量机的拟合度达到了0.95以上，均方误差从2.3091减少为2.1298平均绝对误差从6.7305减少为5.6375，对比改进之前的PSO-SVR算法模型表明预测结果精度进一步得到了提升，而且对于短时交通流的预测更具有实际意义。

## 5.5本章小结

由于SVR模型的性能主要决定于其算法中的核参数、惩罚参数以及不敏感损失系数三个参数的取值，为此本文选用了粒子群的智能寻优算法来进一步解决参数选择的问题。本章首先介绍了粒子群算法的起源发展，然后介绍了算法的主要思想，根据其算法流程搭建了PSO-SVR模型进行了仿真实验，结果表明对短时交通的预测有了提高但是并不显著，主要由于PSO算法收敛速度快会发生陷入局部最小值的情况并且算法在后期会有震荡的情况发生，因此，为了提高预测精度，对PSO算法进行了方法改进，并使用改进后的改进PSO-SVR模型和改进前进行了对短时交通预测结果的对比，实验表明，改进后的PSO-SVR在预测精度和准确度上有了显著的提高，可以适用于对短时交通流的预测。

# 第6章 基于时空关联性的改进PSO-SVR算法预测模型

改进的PSO-SVR短时交通流预测模型在正常情况下利用不断地时间序列交通数据可以有优秀的预测效果。但在交通发生突发事件情况下，基于原来交通数据的规律会被彻底打乱，此时模型的预测误差必然变大。本章通过引入一种基于路网中上下游的时空关系，来针对突发事件发生下的预测，并将这种时空关系预测和改进的PSO-SVR模型利用BP网络的结构进行融合，得出可以进行自我学习更新的智能化短时交通流预测模型。

## 6.1时空关联性分析

在遭遇恶劣天气或者突发交通事故的时候，会破坏掉原有的交通规律，这时改进PSO-SVR模型的预测结果会有较大误差，论文希望通过一种时空关联性来弥补对这种情况下的预测误差。在城市交通路网中，相邻的路段以及上下游之间的交通流是相互作用的，而且城市交通每天会产生大量的交通数据，如果利用当前日渐成熟的大数据平台以及相关大数据技术对交通中海量的数据进行统计分析，则可以分析出其中的时空关系，对短时交通中发生的突发事件可以做到实时预测。本文由于数据量有限，因此只进行了简单的时空关联性分析来对突发事件的预测即利用上下游之间上游路段的交通流和下游之间的影响关系，当上游路段发生某种突发交通事故的时候，在某个时间段之后比如可能是5min或是10min,必然会影响到下游路口在5min或是10min后的交通流量，根据这种存在的因果关系来对上下游的交通数据进行了分析得出了一种简单的时空关联关系从而可以在发生突发事件的时候进行预测弥补改进PSO-SVR模型在这种情况下的不足。

时空相关性分析所研究的主要是路口上下游之间随着时间变化的规律，反映出交通数据在时间和空间上的关联性。在城市交通中，交通流有很强的时空关联性。在时间上，交通流遵循着一定的时间序列变化规律；空间上，每个路口流量受上下游交通路口流量的影响也会呈现一定的相关性，下游路口的交通量可以根据上游路口的流量估计得出。



图6-1 路口布局图

本文将上图中的①号路口作为待测路口，研究它和其上游号路口之间的流量关系。由于是短时预测，本文首先根据两个上下游路口之间的历史数据挖掘出两者流量之间的最相关时间t.例如:需预测的是待测路口①在9点时的交通流量，则本文根据④号路口的历史数据主要包括交通流量，速度，占有率三个指标，挖掘出此路口9点之前这三个指标的数据，认为当这三个指标的数据与①路口9点时的数据最接近的即为最相关的时刻，假如分析得出时间为8:54,则号路口与①路口9点最相关时间t=6min.以此类推，可以挖掘出①路口每个时间点对应的号路口的最相关时间t。同时记录出号路口每个最相关时刻的流量，并将对应的流量与①路口对应流量做出百分比一起记录在数据表中。即该表保存着号路口与①路口最相关的时刻、最相关时间t以及对应的流量之比。

在找出号路口与①路口最相关时间t的基础上，挖掘出号路口交通数据中的速度与t之间的关系。因为检测器记录的数据为号路口在检测点的瞬间速度，与整个路段之间的行程速度会有误差，所以直接分析这些数据会有很大误差。但两路口之间的距离为一定值，所以本文根据检测器的速度和t来估算出其距离，这样可以得出每个t和速度对应的多组距离s.将得出的s每隔几个数据求一次平均值，得到数组,最后用和t推算出整个路段中车流的速度v.如此根据得出的最相关时间t以及v的数据，基于此可以挖掘出两者之间的函数关系为：

t = (k为常数) （6-1）

通过上式得出的关系，根据号路口有新的数据速度时，可以得出其t，然后可以在之前得出的表中找到对应的时间及流量百分比，从而得出①路口下一时刻的交通流量。方法预测结果如下：



图6-2 时空关联预测结果图

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 方法 | MAE | RMSE | EC |
| 时空相关性 | 7.2953 | 2.7858 | 0.90985 |

表6-1 时空关联实验指标

从实验结果来看，利用时空关联性得出的拟合度为0.90985，平均绝对误差为7.2953，均方误差为2.7858，整体的预测效果也比较接近实际值，因此可以得出利用路口上下游挖掘出的这种时空关联关系可以借鉴对短时交通流的预测，当路面上发生突发事故时仅利用改进PSO-SVR模型可能并不能进行很好的预测，此时如若可以将这种时空关联性考虑进预测模型中去，将两者恰当的融合，则对短时交通流的预测将会有很大的帮助。

## 6.2变权重融合时空关联性的改进PSO-SVR算法预测

对得出的时空关系预测之后，利用两者的预测误差比例设计一种变权重的融合方法并对其预测效果进行验证。利用改进PSO-SVR算法和时空关联性进行结合后的预测模型为：

f(t) = (t)(t) + (t)(t) （6-2）

式（6-2）中，f(t)代表融合时空关联性的改进PSO-SVR算法模型在t时刻得出的预测流量值，(t)代表了时空关联性部分在t时间点的预测流量值，(t)代表了改进PSO-SVR算法模型在t时间点得出的预测流量值，(t)、(t)分别代表两个模型在t时刻的流量值，且应满足，(t) + (t) = 1。

= - （6-3）

= - （6-4）

= - f(t) （6-5）

上式中，、分别表示时空关联和改进PSO-SVR模型在t时刻预测误差，代表了变权重模型在t时间点的预测误差，代表在t时间点的实际数据值。

对于上述变权重模型中对于权重的选择则是通过利用数据样本进行组合预测时预测误差绝对值最小为前提，因此有:

（6-6）

对于上式，在t时间点，针对两个模型都有 0或是 0，在t时间点当两个模型的误预测差都是统一大于等于零（或统一是小于等于零）且只存在一种模型时（6-6）的解有：

（t）= {1,0} （6-7）

除上述情况之外对（6-6）式的解为：

（6-8）

通过上述变权重方法确定时空关联模型和改进PSO-SVR算法模型在结合时的权重比，对对待测路口进行了实验，得到预测结果和指标如下：

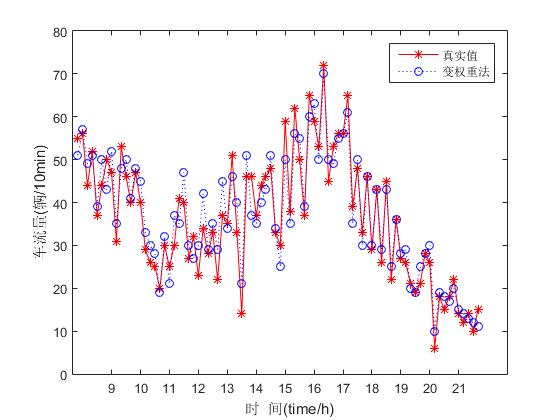


图6-3 变权重预测结果图

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 方法 | MAE | RMSE | EC |
| 变权重法 | 8.0139 | 3.9091 | 0.90348 |

表6-2 变权重实验指标

观察上述预测结果图和评价指标发现：通过利用变权重法融合时空关联性的改进PSO-SVR算法模型进行预测的拟合度虽然勉强大于了0.9，然而其平均绝对误差达到8.0139，均方误差也达到了3.9091，可以看出最终整个预测效果的精度比使用单一的SVR算法还要低得多，因此对融合时空关联性的改进PSO-SVR算法模型进行简单的这种权值融合并不能达到短时交通的预测效果，本文后面将利用BP网络来进行修正，以提高融合后的预测效果。

## 6.3基于BP网络融合时空关联性的改进PSO-SVR预测模型

正常交通情况下模型预测结果应该以改进PSO-SVR模型预测为主，而当发生突发事件的时候两者之间应有一个权重的变化，而通过实验得出两者之间的权重变化仅仅以预测误差的比例来进行变权重融合并不能达到期望的效果。

BP神经网络全称为误差反向传播算法（Error Back－propagation Training）。BP神经网络的结构其实是属于前反馈性质的网络，它的结构重要特点就是信号在正向的神经元之间传输，得到了输出值后再与期望值比较以得出误差大小，再将误差反向传播，不断调整权重值和阈值直到得到的输出误差和最小[54]。考虑到采用BP网络的这种思想将两个模型进行融合是个不错的选择，而且神经网络本来就有着很好地自适应以及自组织能力 ，BP神经网络的结构可以进行误差反向传播，不断修正融合后的权值，这对将本文得出的时空关联性和改进PSO-SVR算法模型进行融合有着很好的作用。因此利用BP神经网络的结构和原理，分别把时空关联性和改进PSO-SVR算法模型得出的流量作为其两个输入，传输到网络的隐层再到输出，通过将和实测数据得出预测误差进行反向传递不断迭代修正输入输出的权值，这样不仅可以实时不断根据具体误差修改两者融合后在网络中的权重值，还可以使整个模型在预测中不断自学习，使得最终模型更加的智能化。

则假设利用BP融合的网络模型中用t来代表当前时间点，输入数据分别为:利用改进PSO-SVR模型测出的待测路口未来在t+10时间点的交通流量，利用时空关联性得出的待测路口在未来t+10时刻的流量；输出为经过网络融合后得出的最终待测路口在t+10时刻的交通流量。实验采用了3层BP神经网络，隐层数为9，训练的次数为1000次，训练目标为0.0001，学习率为0.01。实验的流程图如下所示：

 图6-4 算法流程图

将利用BP进行融合时空关联性和改进PSO-SVR的模型分别和只进行时间序列预测的改进PSO-SVR算法以及利用变权重法融合模型进行预测结果对比：

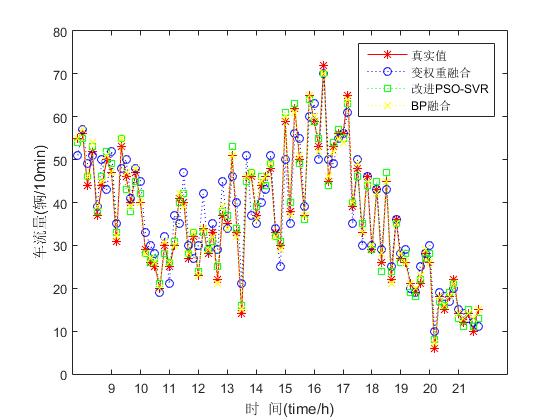


图6-5 模型预测结果对比图

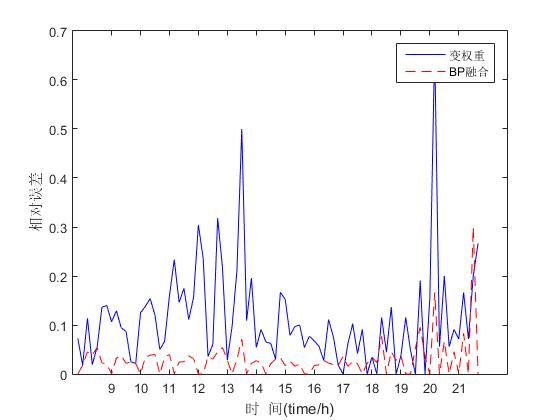


图6-6 BP融合与变权重融合预测相对误差对比图

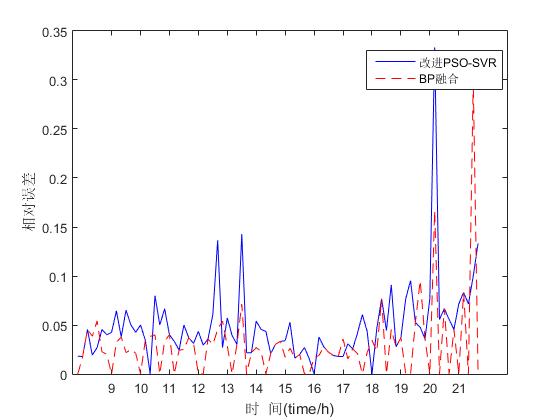


图6-7 BP融合与改进PSO-SVR模型预测相对误差对比图

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 方法 | MAE | RMSE | EC |
| 变权重法 | 8.0139 | 3.9091 | 0.90348 |
| 改进PSO-SVR | 5.6375 | 2.1298 | 0.93489 |
| BP融合 | 4.9879 | 2.0966 | 0.97766 |

表6-2 融合实验指标

通过对上图表进行观察分析可知：利用BP神经网络特性融合得到模型效果拟合度达到了0.97766，整体模型的预测相对误差比使用变权重法和改进PSO-SVR算法模型都要低，而且针对MAE、RMSE和EC三个评价指标来看，弥补了使用变权重法融合不佳的缺憾，在考虑了时空关联性的情况下，经过BP融合得出的模型在预测效果和预测精度上都有了显著的提高，完美将时空关联性和改进PSO-SVR算法模型相结合。

## 6.4本章小结

对上一章得出的改进PSO-SVR模型基本可以满足对短时交通流的预测要求，但是此模型主要是依据十分钟前的历史数据来预测，正常情况下可以满足要求，但是短时交通除了时间短之外，它的规律性也不强，而且当发生一些突发事故等特殊情况下这种模型预测的效果就会不那么理想。因此，本章首先对已有的上下游路口的数据进行了挖掘，找出了一种时空关联性，利用这种关系进行预测也可以基本满足要求；然后进一步考虑到将得出的改进PSO-SVR模型与其进行结合进而可以提高对短时交通的预测效果，于是利用了一种变权重方法把两者融合，通过实验表明这种简单的变权重叠加并没有好的效果；最后利用了BP神经网络的方法，利用其可以不断反传预测误差来修正权值，很恰当的将时空关联性和改进PSO-SVR算法结合到了一起，形成了一个可以进行自学习的实时预测模型，提高了短时交通流预测的实时性、准确性。

# 第7章 总结与展望

**总结**

城市交通在经济高速发展的背景下，也遭遇了越来越大的挑战，如何针对日益繁杂的交通环境做出合理规划，智能交通系统不断发挥作用。而对城市交通中的短时流量预测对于缓解交通压力，在应对交通中的突发事故、减少污染以及节源能源等方面有着重大研究意义，也是智能交通系统中重要的研究对象之一。基于此，论文只要做了以下工作：

1、首先为了能够从城市交通中的数据发现其存在的规律，从而利用其规律来预判未来的路口交通流量，论文在对比前人所做的研究基础上分析对比了各种回归预测方法，根据其各自方法中的优缺点以及实际交通数据中存在规律性较差、不确定性等非线性特点采用了支持向量回归机的方法，并验证了其在短时交通流中预测的有效性以及可行性；

2、根据支持向量回归机中需要进行参数设置的情况，分析了传统中试凑法和网格法不仅计算量大、耗时长而且所得参数不能根据新来的数据进行较好的实时更新，只能对当前的数据有较好的预测效果。因此，论文使用了一种智能群体寻优算法，使其可以不断更新模型参数，使得模型的适用性更好；同时，考虑粒子群算法本身存在的缺陷也采用了改进方法，使得搭建出的根据时间序列数据进行预测的 模型有更好的健壮性，提高了模型的预测效果；

3、论文得出的改进PSO-SVR模型在正常情况下根据已有的数据会有很好的预测效果，但是城市交通中会有很多不可控因素影响，经常会发生一些突发性交通事故等，对于这种情况很多在学者在论文的研究中并没有过多考虑，都是基于历史数据的预测；本文通过路网之间的关联性，根据上下游之间交通数据分析出出其时空关联规律，进而提高对发生突发事件下的预测效果。将得出的时空关联关系同改进的PSO-SVR算法模型进行融合，互相取长补短，利用BP网络结构根据预测误差可以不断反向修正融合的权重值，形成了一个可以自我学习自我更新的智能化短时交通流预测模型。

**展望**

本文是在诸多前辈对短时交通流的研究结果中进行了一些研究工作，然而学生自己的学术造诣尚浅，同时本文的实验分析处于理论水平下的研究缺少实际交通状况的适应性，更深的研究将从以下问题继续进行开展：

1、限于本文在得到的交通数据量上的限制，无法将改进的PSO算法进行验证其对局部最优和后期震荡在不同交通数据上的改进效果，同时也是由于交通数据的原因，得出的时空关联性比较简单，因此后续将在得到更加全面的交通数据基础上继续完善上述研究；

2、本文研究都是基于单机情况下进行的，当获取到的交通数据量很庞大时，试验迭代次数不断增加，实时性和自我学习的能力都会遭遇瓶颈，后续工作希望利用大数据的平台和技术进一步改进模型的实时预测和自我学习的能力。

# 致 谢

转眼之间三年的研究生生涯即将结束，从此学校的生活也将就此告别！回首这三年时光，从当初刚刚踏进学校，整天唠叨着三年时间好长好长，到现在感觉时间又过的好快，不禁让人思绪万千！三年时间基本都是在千里之外进行着我的研究生生活和学习，在这里我希望向我的导师、同门、室友和家人送上最真诚的感谢！

首先，要谢谢我的导师黎英教授，是黎老师带着我从研一到研三一步一步让我顺利完成学业，从刚入门的第一天，黎老师便不厌其烦的告诉我该如何对待研究生的学习，研究生的学习不应再是那种教科书式的死记硬背，而是要养成自己的一个良好的对问题的思考和解决思路，我的小论文到大论文，从选方向、选题、到最终的论文撰写老师都给予了细心的指导，黎老师对我和实验室的师兄弟们来说都是大家心目中的良师更是益友。

我要感谢实验室的师兄和师弟师妹们，在这三年的学习中，正因为实验室里面有着他们的陪伴才使得学习之余不是那么枯燥。要感谢我的卢师兄，在平时遇到一些问题请教师兄时，他总能不要其烦的把他所理解的知识告诉我，感谢和我一届的同门高伟和黄名钿，在平时的生活和学习乃至于论文的写作上都给我提供了不少的帮助，感谢师弟师妹，和他们在一起发现学习并不是那么的无聊和枯燥。

我要感谢我的父母，这三年都是在千里之外的学校里呆着，是他们在我背后无私的支持我、鼓励我完成这最后的三年的学习生活，对我不离不弃的始终是我的家人，希望以后不会再离他们那么远了。

最后感谢各位专家和老师，谢谢你们能够耐心的抽出时间对学生的拙作进行评阅！

# 参考文献

[1] Halaoui H F. Intelligent Traffic System: Road Networks with Time-Weighted Graphs[J]. International Journal for Infonomics, 2013.

[2] Chun B T, Lee S H. A study on intelligent traffic system related with smart city[J]. International Journal of Smart Home, 2015, 9(7):223-230.

[3] 陈雪平, 曾盛, 胡刚. 基于BP神经网络的短时交通流预测[J]. 公路交通技术, 2008(3):115-117.

[4] Zhang Y, Zhang Y, Haghani A. A hybrid short-term traffic flow forecasting method based on spectral analysis and statistical volatility model[J]. Transportation Research Part C, 2014, 43(1):65-78.

[5] Lv Y, Duan Y, Kang W, et al. Traffic Flow Prediction With Big Data: A Deep Learning Approach[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2015, 16(2):865-873.

[6] 王均, 关伟. 基于Kalman滤波的城市环路交通流短时预测研究[J]. 交通信息与安全, 2006, 24(5):16-19.

[7] 薛洁妮, 史忠科. 基于混沌时间序列分析法的短时交通流预测研究[J]. 交通运输系统工程与信息, 2008, 8(5):68-72.

[8] 李军怀, 高瞻, 王志晓,等. 基于指数平滑和马尔可夫链的短时交通流量预测[J]. 计算机系统应用, 2013, 22(12):132-135.

[9] 王娇, 李军. 最小最大概率回归机在短时交通流预测中的应用[J]. 公路交通科技, 2014, 31(2):121-127.

[10] 田晶, 杨玉珍, 陈阳舟. 短时交通流量两种预测方法的研究[J]. 公路交通科技, 2006, 23(4):103-106.

[11] 范鲁明, 贺国光. 改进的K近邻非参数回归在短时交通流量预测中的应用[J]. 交通科学与工程, 2007, 23(4):39-43.

[12] 承向军, 刘军, 马敏书. 基于分形理论的短时交通流预测算法[J]. 交通运输系统工程与信息, 2010, 10(4):106-110.

[13] 贾显超, 陈旭梅, 弓晋丽,等. 基于混沌理论的短期交通流量多步预测[J]. 交通信息与安全, 2013, 31(6):27-32.

[14] Xu Y, Kong Q J, Liu Y. Short-term traffic volume prediction using classification and regression trees[J]. 2013, 36(1):493-498.

[15] Hong H, Huang W, Zhou X, et al. Short-term traffic flow forecasting: Multi-metric KNN with related station discovery[C].International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery. IEEE, 2016:1670-1675.

[16] Sun B, Cheng W, Goswami P, et al. Flow-aware WPT k-nearest neighbours regression for short-term traffic prediction[C].Computers and Communications. IEEE, 2017:48-53.

[17] 华冬冬. 短时交通流的混沌性分析及其基于神经网络的预测模型研究[D]. 东南大学, 2005.

[18] 徐启华, 丁兆奎, 毕训银. 一种基于动态递归神经网络的交通流量实时预测方法[J]. 淮海工学院学报.自然科学版, 2003, 12(4):14-17.

[19] 张玉梅, 曲仕茹, 温凯歌. 基于混沌和RBF神经网络的短时交通流量预测[J]. 系统工程, 2007, 25(11):26-30.

[20] 姚智胜, 邵春福, 熊志华,等. 基于主成分分析和支持向量机的道路网短时交通流量预测[J]. 吉林大学学报(工), 2008, 38(1):48-52.

[21] 罗向龙, 牛国宏, 潘若禹. 交通流量经验模态分解与神经网络短时预测方法[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(26):212-214.

[22] 赵亚萍, 张和生, 周卓楠,等. 基于最小二乘支持向量机的交通流量预测模型[J]. 北京交通大学学报, 2011, 35(2):114-117.

[23] 于振洋. 小波消噪的神经网络短时交通流量预测模型[J]. 计算机仿真, 2012, 29(9):360-363.

[24] Leng Z, Gao J, Qin Y, et al. Short-term forecasting model of traffic flow based on GRNN[C].中国控制与决策会议. 2013:3816-3820.

[25] Tian Y, Pan L. Predicting Short-Term Traffic Flow by Long Short-Term Memory Recurrent Neural Network[C]. IEEE International Conference on Smart City/socialcom/sustaincom. IEEE, 2015:153-158.

[26] Hu W, Yan L, Liu K, et al. PSO-SVR: A Hybrid Short-term Traffic Flow Forecasting Method[C].IEEE, International Conference on Parallel and Distributed Systems. IEEE Computer Society, 2015:553-561.

[27] Xia D, Wang B, Li H, et al. A distributed spatial–temporal weighted model on MapReduce for short-term traffic flow forecasting[J]. Neurocomputing, 2016, 179(C):246-263.

[28] Goves C, North R, Johnston R, et al. Short Term Traffic Prediction on the UK Motorway Network Using Neural Networks [J]. Transportation Research Procedia, 2016, 13:184-195.

[29] Wang D, Xiong J, Xiao Z, et al. Short-Term Traffic Flow Prediction Based on Ensemble Real-Time Sequential Extreme Learning Machine Under Non-Stationary Condition[C].IEEE, Vehicular Technology Conference. IEEE, 2016:1-5.

[30] Cheng A, Jiang X, Li Y, et al. Multiple sources and multiple measures based traffic flow prediction using the chaos theory and support vector regression method[J]. Physica A Statistical Mechanics & Its Applications, 2016, 466:422-434.

[31] 王建, 邓卫, 赵金宝. 基于贝叶斯网络多方法组合的短时交通流量预测[J]. 交通运输系统工程与信息, 2011, 11(4):147-153.

[32] 芮兰兰, 李钦铭. 基于组合模型的短时交通流量预测算法[J]. 电子与信息学报, 2016, 38(5):1227-1233.

[33] 沈国江, 朱芸, 钱晓杰,等. 短时交通流组合模型预测[J]. 南京理工大学学报, 2014, 38(2):246-251.

[34] 张琪. 浅析智能交通系统[J]. 中国新技术新产品, 2016(20):158-159.

[35]张梓萱. 以中山为例解析广东智慧城市建设[J]. 中国公共安全, 2017(z1).

[36] 张昆, 崔容容. 信息时代大数据在智能交通系统中的应用研究[J]. 城市建设理论研究(电子版), 2017(34).

[37] Dia H. An object-oriented neural network approach to short-term traffic forecasting[J]. European Journal of Operational Research, 2001, 131(2):253-261.

[38] 武琼. 基于支持向量回归的短时交通流预测方法研究与应用[D]. 长安大学, 2016.

[39] Smith B L, Demetsky M J. Traffic Flow Forecasting: Comparison of Modeling Approaches[J]. Journal of Transportation Engineering, 1997, 123(4):261-266.

[40] Rajabzadeh Y, Rezaie A H, Amindavar H. Short-term traffic flow prediction using time-varying Vasicek model[J]. Transportation Research Part C, 2017, 74:168-181.

[41] 叶婧. 基于高斯过程回归的锂电池数据处理[D]. 北京交通大学, 2016.

[42] Zhang Y, Zhang Y, Haghani A. A hybrid short-term traffic flow forecasting method based on spectral analysis and statistical volatility model[J]. Transportation Research Part C, 2014, 43(1):65-78.

[43] 贾勇兵. 基于SVM的交通流短时预测方法研究[D]. 西南交通大学, 2012.

[44] Gu Y H, Yoo S J, Park C J, et al. BLITE-SVR: New forecasting model for late blight on potato using support-vector regression[J]. Computers & Electronics in Agriculture, 2016, 130:169-176.

[45] Cong Y, Wang J, Li X. Traffic Flow Forecasting by a Least Squares Support Vector Machine with a Fruit Fly Optimization Algorithm [J]. Procedia Engineering, 2016, 137:59-68.

[46] 李波. 基于小波分析和遗传神经网络的短时城市交通流量预测研究[D]. 北京交通大学, 2012.

[47] Trelea I C. The particle swarm optimization algorithm: convergence analysis and parameter selection[J]. Information Processing Letters, 2016, 85(6):317-325.

[48] Yang W, Li Q. Survey on Particle Swarm Optimization Algorithm[J]. Engineering Science, 2004, 6(5):87-94.

[49] Shi Y, Eberhart R. A modified particle swarm optimizer[M]. Advances in Natural Computation. Springer Berlin Heidelberg, 1998:439-439.

[50] Jiaqiang E, Wang C, Wang Y, et al. A new adaptive mutative scale chaos optimization algorithm and its application[J]. Journal of Control Theory & Applications, 2008, 6(2):141-145.

[51] 高尚, 杨静宇. 混沌粒子群优化算法研究[J]. 模式识别与人工智能, 2006, 19(2):266-270.

[52] 胡旺, 李志蜀. 一种更简化而高效的粒子群优化算法[J]. 软件学报, 2007, 18(4):000861-868.

[53] 王振武, 孙佳骏, 尹成峰. 改进粒子群算法优化的支持向量机及其应用[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2016, 37(12):1728-1733.

[54] Xiao Z, Ye S J, Zhong B, et al. BP neural network with rough set for short term load forecasting[J]. Expert Systems with Applications, 2009, 36(1):273-279.

# 附录A 攻读硕士学位期间的科研效果

发表论文：

[1]第一作者，\*\*，\*\*.城市交通路口短时流量预测[J].软件，2018（已录用）.

[2]第三作者， \*\*，\*\*.城市交通高频路段预测模型研究[J].软件，2018（已录用）.

发表软著:

[1]第一作者，\*\*，\*\*.学习图书馆管理系统V1.0.2016.登记号:2016SR268543