**摘 要**

短时交通流预测技术属于智能交通控制和车辆诱导的重要研究领域，在实际工程运用中，它作为智能交通领域非常重要的基础理论，通过对交通流分析和预测，可以帮助城市进行智能交通的诱导工作，使得用户选择最优的路径。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。

当前国内外的交通专家学者针对短时交通流不确定性较强和规律性较弱等特点所提出来的预测模型已有数十种之多。据所采用的预测原理大致可将其分为两类：一类属于数学模型的方法，如卡尔曼滤波模型、指数平滑模型、ARIMA模型等；另一类是基于非数学模型的方法，如支持向量回归机、非参数回归模型、神经网络模型等。其中的数学模型方法在构建和求解交通模型过程中难度较大，因此很难达到短时交通预测的要求；而对于非数学模型的预测方法相对来说实现要更简便，只要向模型里面喂足足够的历史数据，不需要去构建过于庞大冗余的预测模型，而且最终得到的结果也可以满足在智能交通系统中的需要。不可置否，对在短时交通流预测中所存在的不确定性较强和规律性较弱等一系列不可忽略的特点，利用非数学模型对历史数据进行挖掘训练，很难进一步提高短期交通流预测的准确性，尤其是在突发事件发生的一些情况下其预测精度会明显下降。为此本文将利用经过改进的粒子群算法配合支持向量回归算法完成历史数据的挖掘训练；通过分析待测路口上下游之间的时空关系，挖掘得出路口之间的时空关联性，将对历史数据的挖掘训练的预测与基于时空关联性的预测结合起来，同时利用BP神经网络，让两者进行优势互补、迭代加权构建出在线自我学习完善的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**

Short-term traffic flow prediction technology belongs to the important research field of intelligent traffic control and vehicle guidance, in the practical engineering, it as intelligent transportation is very important in the field of basic theory, based on traffic flow analysis and forecasting, can help the urban intelligent traffic guidance work, make the user to select the optimal path. 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.

Currently, there are dozens of prediction models proposed by traffic experts and scholars at home and abroad on the characteristics of short-term traffic flow uncertainty and weak regularity.According to the prediction principle, it can be divided into two categories: one belongs to the mathematical model, such as kalman filter model, exponential smoothing model, ARIMA model, etc.The other is based on non-mathematical model, such as support vector regression, non-parametric regression model, neural network model, etc.The mathematical model method is very difficult to construct and solve the traffic model, so it is difficult to meet the requirement of short-term traffic prediction.Mathematical model for the prediction method of implementation is relatively easier, as long as the fed enough historical data, the model do not need to build too large redundant forecasting model, and the final results can also meet the needs of intelligent transportation system.Cannot deny whether, in the short-term traffic flow prediction in the uncertainty of the strong and weak regularity and a series of characteristics that cannot be ignored, the mathematical model is used to analyse the historical data mining, it is difficult to further improve the accuracy of short-term traffic flow forecasting, especially in emergencies occur in some cases the prediction accuracy will be markedly reduced.This paper will use the improved particle swarm algorithm to support vector regression algorithm to complete the mining training of historical data.By analyzing the space-time relation between the upstream and downstream intersection under test, the temporal and spatial correlation between mining road, training of history data mining based on spatio-temporal correlation between prediction and forecast, at the same time using the BP neural network, the two complementary advantages, iterative weighted build online self learning improve short-term traffic flow prediction model.

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

**第1章 绪论**

1.1研究背景及意义

在过去的这几十年中，社会经济得到持续的增长，城市的道路交通压力变得也越来越严重。相关数据显示机动车数量也在迅猛增长，至2015年末，中国的全国机动车保守量在2.79亿，这其中汽车大概在1.72亿，占61.65%；机动车驾驶员3.27亿，这当中超过2.8亿人属于汽车驾驶人员。与2010的2.07亿机动车相比，在5年增长了34.78%，增长的速度令人感到惊叹。与此同时，交通拥堵，交通事故频发等问题都成为了目前棘手的问题。

对于上述问题，传统的交通管理技术已经不能很好的来解决当今这个交通形势下的交通压力。对于当今的交通问题，智能交通系统(Intelligent Traffic System)开始初试锋芒。它是当前比较受欢迎的一套解决交通问题的完整方案。该系统综合多种高科技技术，如信息，传感技术等，将其应用于交通运输管理体系中，形成一种智能的交通运输管理系统，通过ITS系统就可以掌握整个城市的交通情况，从而发挥出对交通的指导和疏通作用。而且，ITS在欧美等发达国家已经得到较早的研究及使用，在中国也开始逐步发展开来。在各国的实践之下表明ITS是目前解决交通问题的最理想方案。

在ITS中，交通控制和诱导是最重要的研究方向之一。而交通控制与诱导的重要依据是能否准确、实时的交通流预测。交通流预测就是根据现有道路的实时和历史交通流量数据，通过一种适合的模型对下一个时段的交通流量进行预测。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，本课题的研究内容就是针对短时交通流的预测。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，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。也正因如此短时交通流的预测对于交通控制与管理具有非常重要的作用，若能够准确实时的对交通流信息进行预测，就可以为出行者提供实时有效的道路交通信息，节约出行时间，同时能够合理的控制交通状况，减少交通拥堵，进而在某种程度上减少污染，节约资源，那么对于城市的交通发展必将有着重大的意义。

1.2国内外研究现状

首先应用于短时交通流预测的是基于线性理论的模型，有卡尔曼滤波模型及滑动平均模型；然后出现了基于非线性理论的模型，小波分析模型和非参数回归模型。此后，神经网络模型由于能够较精确地逼近非线性系统成为了学术界研巧的热点。近年来，对交通流数据的预处理化及采用智能算法与神经网络模型结合的方法成为了短时交通流预测研究的主要方向。

2000年，贺国光等人将时间序列模型、卡尔曼滤波模型及自适应权重神经网络模型分别用来预测短时交通流，其中，时间序列模型在实际应用中的实用性不高；当预测的时间间隔缩短至5分钟内时，卡尔曼滤波模型不能保化预测精度，所Ｗ不能应用于实时在线预测；而神经网络模型对短时交通流的预测取得了较好的效果。2003年，宗春光、宋靖雁等人通过对交通流时间序列的特点进行分析，提出了一种基于相空间重构的局部短时交通流预测方法，使用从北京市交管局获得的实际交通流数据进行仿真实验，取得了满意的效果。2005年，徐启华、了兆奎等人通过动态递归神经网络对短时交通流进行预测，由于递归神经网络模型的动态记忆能力较静态神经网络更具适用性，因此对交通流的预测效果更精确。2006年，田晶、杨玉珍等人使用了基于LM(Levenberg-Marquardt)算法的BP神经网络模型和基于混浊时间序列的预测模型对短时交通流进行预测，实验结果证明两种模型预测效果相差不大，但基于混浊序列的预测方法在实时性上更优，并且随着时间序列的增加，预测效果会更好。2006年，王进等人给出了基于混沌动力学理论的短时交通流预测方法，首先使用主分量分析法对数据进行处理，然后进行相空间重构，最后使用实际交通流数据进行预测仿真，通过对交通流时间序列的处理，扩展了对短时交通流预测的研究内容。2008年，张朝元等人将改进的最小二乘支持向量机算法应用到了短时交通流的预测中，通过与传统的支持向量机方法及多元线性回归方法的对比，证明了基于改进的最小二乘支持向量机算法具有更高的预测精度。2009年张晓莉等人针对交通流预测中存在的捜索速度慢，案例库生成难的问题，提出了一种基于平衡二叉树算法的Ｋ－邻近非参数回归模型，能够保证实时性的同时具有较高的预测精度。

2010年，谭国真、王凡等人在广义神经网络短时交通流预测基础上，将训练集进行分解，从而加快了对训练样本的处理速度，能够同时满足短时交通流预测的精确性和实时性。2011年，李松、罗勇等人提出了基于遗传算法优化BP神经网络的短时交通流预测应用研巧，将遗传算法与梯度下降算法结合用于优化权值及网络拓扑结构，作者通过实验证明了使用单一算法的预测效果不如两种算法混合训练的结果。2012年，李松等人进行了基于改进的粒子群算法优化BP神经网络短时交通流预测的研究，通过使用改进的粒子群算法对巧始权值进行优化，算法中对粒子的更新过程进行了改进，通过对更新后的粒子进行部分初始化，避免陷入局部最优解，在一定程度上扩大了搜索空间，提髙了算法寻找到全局最优解的可能性。2013年，高述涛提出了布谷鸟算法优化BP神经网络的短时交通流预测，通过布谷鸟算法寻找到较优的一组网络参数，然后通过梯度下降算法进行参数的调整。2013年，Yu Wanxia等人提出了基于小波降噪的短时交通流量预测研究。由于短时交通流量不稳定，容易被局部噪声破坏，作者采用小波变换技术对交通流数据进行分解及重建。然后通过粒子群算法优化RBF神经网络对短时交通流进行预测。作者使用了５个数据集进行实验，仿真结果表明了基于小波降噪的粒子群算法优化RBF神经网络模型在每个误差指标上都优于单一的RBF神经网络。

2013年，Gao Junwei等人提出了基于遗传算法优化的小波神经网络短时交通流预测。作者基于遗传算法的全局搜索能力，优化小波神经网络的权值和小波因子，仿真结果表明基于遗传算法的小波神经网络模型不仅能够有效的避免网络陷入局部极小值，而且具有较快的收敛速度和较高的预测精度。2013年，Kit Yan Chan提出了使用自适应粒子群优化算法结合神经网络与模糊推理的组合模型对高速公路传感器采集到的数据进行短时交通流预测，通过与遗传算法的对比分析，证明了自适应粒子群算法有较好的寻优效果，对短时交通流的预测精度有很大的提升。2014年，金玉婷对混沌和小波神经网络的短时交通流预测方法进行了研究，取得了较好的预测效果。

2015年，梁巧，谭建军等人提出了一种基于Mapreduce的短时交通流预测方法。文中通过遗传算法优化相关参数，采用Mapreduce优化Ｋ邻近算法的搜索速度，实验结果表明该方法在保证预测精度的前提下，能够更快的收敛，提高了预测的速度。2015年，TianYongxue等人提出一种基于长期记忆的神经网络短时交通流预测方法。由于目前的研巧中大多数模型的输入历史数据长度是预定义且静态的，不能够自动的确定最佳时间滞后。为了克服这个缺陷，作者提出了LSTMRNN(Long Short Term Memory Recurrent Neural Network) 模型，能够自动记忆长期历史输入数据从而确定最佳时间滞后。作者将该模型与经典预测模型进行了比较。实验结果表明，所提出的模型可以实现更高的准确度和广义性。2015年，Oh SD、Kim YJ和Hong J提出了基于混合模式识别模型对城市的交通流进行预测，主要是将高斯混合模型集群方法与人工神经网络相结合，通过与支持向量机和Ｋ邻域捜索算法的对比，证明了该方法能够更准确的预测城市交通流量。2015年，Pan Yulin,Wang Dong等人提出了小波神经网络与自回归移动平均模型相结合的方法，通过误差补偿提高了短时交通流预测的精度。

2016年，刘韵提出了基于免疫粒子群算法的神经网络短时交通流量预测方法，应用了免疫理论中的浓度选择机制，这种方法在保证粒子的多样性的同时也能够保证种群一定程度的收敛，使用改进后的粒子群算法优化神经网络的权值，提高了短时交通流预测的准确性。2016年邵俊倩提出了基于小波模糊神经网络的实时交通流预测，用神经网络实现模糊推理，完成对交通流的预测估计。2016年，黄文明提出了改进人工蜂群算法优化RBF神经网络的短时交通流预测，利用改进的人工蜂群算法确定RBF神经网络的中心值和单元数。采用平均商策略初始化种群，自适应调节邻域捜索步长，基于自适应比例选择策略平衡全局搜索和局部捜索能力，对交通流的预测效果较好。2016年，Wang Dong和Xiong Jie等人提出了在非平稳条件下基于在线顺序极限学习机的短时交通流预测方法。在高速公路高峰交通状况和非平稳状态下，采用简化单层前馈网络结构的短时交通流预测方法，即集成在线顺序极限学习机，通过快速训练历史数据，逐步更新模型。实验结果表明，作者所提出的方法在平均绝对百分比误差，均方根误差上均优于传统的极限学习机方法。2016年，Chai Yanchong等人提出了基于小波分析和神经网络的短时交通流量预测方法作者将Morlet小波分析技术与ＢＰ神经网络结合对短时交通流量进行预测，使用小波分析对交通流数据进行预处理，然后按照梯度下降算法调整权值，结果表明该模型提高了交通流预测的精度。2016年11月，Fu Rui,Zhang Zuo等人提出了基于LSTM(Long Short-Term Memory)和GRU(Gated Recurrent Units) 神经网络模型的短时交通流预测方法口，首次将LSTM和GRU神经网络结合应用到交通流预测中，通过仿真实验，表明了该模型的预测效果比自回归移动平均模型的预测效果更好。近年来，各国学者开始将深度学习模型逐渐应用到了短时交通流的预测问题上。2016年，Ridha Soua、Arief Koesdwiady等人采用了基于深度学习和DS证据理论的大数据框架短时交通流预测方法，对历史交通流量数据与天气数据进行相应的处理，预测短时交通流量，取得了较好的预测效果。2016年，Hu Wenbin,YanLiping等人采用粒子群算法优化支持向量机对短时交通流数据进行预测，通过与ＢＰ神经网络、自回归移动平均模型的预测效果进行对比，表明该模型具有更高的预测精度。2016年，Tan Huachun等人提出了基于DTC(Dynamic Tensor Completion) 的短时交通流预测方法，通过动态张量法获取交通流内部的信息，补全缺失的交通流数据，并对短时交通流进行预测。

2016年，Kumar Abhishek和Bijan Bihari Misra提出了基于混合遗传算法和时间延迟神经网络模型的交通流预测方法，输入向量除了交通流数据外，还考虑了速度、温度和湿度等因素，通过各种因素的不同组合建立了五种预测模型，仿真实验结果表明基于多种因素的神经网络模型对于交通流的预测效果更加可靠。

2017年，Cheng Anyu、Jiangxiao和Li Yongfu等人提出了一种基于混浊理论和支持向量机回归方法的多源交通流预测方法。首先对交通流数据进行降噪处理，然后对一维的交通流量信息进行相空间重构映射到高维空间中，从而获得更加丰富的交通流量信息及特征，再使用支持向量回归模型预测短时交通流量。作者使用了多个数据集进行实验，结果表明与单一模型相比，基于相空间重构的支持向量机回归模型在短时交通流预测的准确性和及时性方面都有更好的效果。

综上所述，近年来对短时交通流预测的研究主要有以下几个方面：一种是对原始的交通流数据进行分析和处理，主要是特征提取和缺失数据的补全；一种是基于海量数据的交通流预测，除了需要大量的交通流量的数据外，还有相关的湿度、温度、天气情况等数据，而这些数据在目前条件下不容易得到；更多的是使用智能算法与神经网络相结合，期望得到更高的预测精度和稳定性。

1.3论文主要内容及章节简介

本文内容共分六章，每章内容如下：

第一章 绪论。简述了交通流短时预测的研究目的以及研究的国内外现状，并概括介绍了文  
章研究的主要内容和相关章节安排。

第二章 交通流数据分析与预处理。介绍了交通流的基本理论和关于交通流的三个基本衡量参数：速度，流量，占有率；交代了本文所用到的交通数据源及数据特征；也介绍了针对所获取到的交通数据的预处理方法。

第三章 基于支持向量回归机的短时交通流预测。在统计学原理基础上简述了支持向量机用于回归的原理，建立里支持向量回归的预测模型，进而阐述了SVR模型应用于交通流短时预测的可行性。

第四章 基于改进的PSO-SVR短时交通预测模型。在前文分析的SVR参数基础上，设计了运用粒子群算法对SVR模型的参数进行选择的算法，并针对粒子群算法存在的问题，进行了改进，最后将其与基于网格法的参数寻优算法以及传统的PSO-SVR算法做了对比。

第五章 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2章 交通流数据分析与预处理**

2.1交通流基本理论

路面上不停移动的人流和车流构成了复杂的道路交通，车辆和行人在道路上移动时都会表现出一定的特征，人流和车流共同组成了交通流。但本文的研究对象只有车辆，所以我们暂时将车流看作是交通流，而交通流运行的特征我们称之为交通流状态。

交通流会因路面上车辆的型号不同，出行目的不同、目的地不同等因素产生一定的变化；同时，道路条件、交通环境、天气变化会对使交通流发生变化。交通流所呈现出的混沌性使其无法用确切的物理量来描述。

尽管如此，我们还是通过大量的观查和分析发现，交通流状态的变化在一定条件下是有一定的规律的。事实上这种特征倾向性也是可以用交通流状态的特征参数来表示的。根据观测和研究对象不同，我们从宏观和微观两个维度来描述交通流参数。当我们的观测对象是交通流这个整体时，采用宏观参数来描述交通流，主要包括交通流、速度、交通密度、占有率、排队长度，其中交通流、速度和密度是交通流三要素。当我们仅以车辆作为研究对象时，使用微观参数来描述，包括车头时距和车头间距。

本章主要围绕宏观参数中的速度、流量和占有率三个基本参数进行重点分析。

(1)流量。又称交通量，是指单位时间内通过道路某一截面的车辆数，它随着  
时间和地点的不同而显示出很大的差异性。短时交通流一般是指道路某截面每隔  
5至15分钟的车辆通行总数。本文的研究对象即为流量，选取的间隔时间为5分钟，即道路某位置上每5分钟一共通过的车辆数。

(2)速度。速度是指某单位时间内车辆通过的距离。实际的交通流系统较为复杂，它不仅包含众多的车辆数目，且各车辆之间的特性相差较大，因此交通流的速度一般是指所有车辆的平均速度。交通流的平均速度包括时间平均速度(time mean speed，简称TMS)和区间平均速度(space mean speed，简称SMS)两种。

时间平均速度是指观测时间内，通过道路某截面的所有车辆地点速度(又称瞬时速度)的均值，具体公式如下：

=

式中，为时间平均速度，为第i辆车的地点速度，n为观测到的车辆数。

区间平均速度是指一定的观测时间范围内，观测路段的长度与通过该路段的所有车辆的平均行驶时间之间的比值，计算公式为：

=

式中，为区间平均速度，L为路段长度，为第i辆车通过该路段所用的行驶时间，n为观测到的车辆数。

(3)密度。密度理论上是指单位长度的道路上，瞬时通过的车辆数目。然而，由于实际中难以测得瞬间的车辆数，因此常用车辆占有率来代替密度，分为空间占有率和时间占有率两种.

空间占有率是指一段时间内，检测路段上通行的全部车辆的长度之和与该路  
段长度之比。空间占有率能更直观地表明道路占用情况，不过实际中获得所有车  
辆的长度之和难度较大。求取空间占有率的公式为：

=

式中，为空间占有率，L为路段长度，为第i辆车的长度，n行为观测时间内的车辆总数。

时间占有率是指在一段时间内，检测器被车辆占用的时间之和与检测所用总时间之间的比值。当车量行驶速度较快时，占用交通检测器的时间较少，时间占有率较小，表明该路段通畅；当该路段流量增多，检测器被车辆占用的时间变多，时间占有率会相应增大，表示路段车辆拥挤。相关的计算公式为：

=

式中，为时间占有率，T为检测总时间，为第i辆车通过检测器的时间，n为观测时间内的车辆总数。

2.2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DT\_LANE\_REPORT\_H

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **字段名** | **数据类型** | **键/索引** | **备注** |
| ID | NUMBER(15) |  | 编号ID |
| DETECT\_CLASS | VARCHAR2(2) |  | 设备类型  C:微波检测器 |
| DETECT\_ID | VARCHAR2(16) |  | 设备编号  （与路网的对应关系请见下文） |
| ROAD\_ID | NUMBER(15) |  | 路段编号 |
| COLLEC\_TIME | VARCHAR2(20) |  | 采集时间 |
| ROOM\_OCCUPANCY | VARCHAR2(10) |  | 时间占有率（单位%） |
| SPEED | NUMBER(3) |  | 车道平均速度（KM/H） |
| LANE | VARCHAR2(3) |  | 车道号 （从道路外侧到道路中央. 0：从左到右第1个车道 1：从左到右第2个车道 2：从左到右第3个车道 3：从左到右第4个车道） |
| VEHICLE\_CLASS | VARCHAR2(10) |  | 车辆类型 (0 =pedestrian 未定义车型 1 = pedestrian行人 2 = bike 自行车、摩托车、电动自行车 3 = passenger car客车、小客车 4 = truck 货车、卡车、搬运车;) |
| VOLUME | NUMBER(10) |  | 一个统计周期的车流量（辆） |

2.3交通流数据预处理

本文中所获取的数据是由微波检测器采集得到的，在工程应用中，由于检测设备固有的缺陷、数据传输设备的故障以及外界因素的影响等原因，通常导致检测器采集到的原始交通流数据质量精度不高的问题。由于检测器采集到的交通流数据作为短时交通流预测模型的数据基础，对预测模型的可靠性与有效性有着很大的影响，因而不能直接应用这些存在质量问题的交通流数据，必须对检测器采集的原始交通流数据进行预处理，把进行质量控制后的交通流数据用作预测模型，因此交通流数据预处理是整个交通流预测建模过程中必不可少的环接。

2.3.1异常数据修正

由于检测器失灵或数据传输过程中的故障，可能会引起数据异常。数据异常包括数据缺失和数据错误两种。

(1)数据缺失及相应处理。由于微波检测器对交通流数据采集的时间间隔为固定的,本文中的数据为1min,所以从原则上来说，一天24小时采集1440条交通流数据，但是由于原始交通流数据会出现数据的缺失或冗余，每一个微波检测器一天采集到的实际交通流数据条数是围绕1440上下波动的。常见的处理缺失数据的方法有历史平均法、加权平均法等。本文采用的方法为加权平均法，处理步骤如下：

第一步：获取前一天的同一时刻的历史数据

第二步：获取当前时刻的前一时刻交通流实测值，将两个数据、进行加权平均，对缺失数据进行修复，具体公式如下:

=+(1-) (2-1)

式中，为第k天t时刻的修正值,为加权系数，代表t-1时段的实测数据和历史数据在对缺失时段数据进行修复时所产生的影响的大小，表示第k天t-1时刻的实测值，表示第k-1天t时刻的历史值。

(2)错误数据及其相应处理。原则上讲，各个交通流参数在一定时间间隔内的取值分布在一定的合理范围之内，因此可以通过设定简单阈值对异常交通流数据进行筛选，将落在区间范围之外的数据判定为异常数据。由交通流理论和大量的实践总结可以确定各个交通流参数取值的合理区间范围，常用交通流参数的合理阈值可以设置如下：

a.流量

对于断面上微波检测器采集到的折算交通流量q其合理取值范围为:

0 (2-2)

式中：

道路通行能力(veh/h),

T—检测器采集数据时间间隔，min

—修正系数，取值范围在1.3～1.5。

b.车道平均速度

对于断面上微波检测器采集到平均车速ｖ，其合理取值范围为：

0v (2-3)

式中：

—设计速度(km/h),取80km/h;

—修正系数，一般取值1.3～1.5。

c.占有率

对于断面上微波检测器采集到的时间平均占有率O，其合理取值范围为：

0O100% (2-4)

2.4交通数据归一化

归一化就是根据计算规范，通过某种方法将数据设置在一定范围内。归一化操作能够在计算上保证了运算的便捷和规范。

交通流量数据随时间变化的幅度一般都较大，为了进一步消除数据大小差异所带来的预测精度影响，本文在得到有效的短时交通流量数据后，采用归一化的手段进行变换，将数值变化范围限定在[0,1]之间。

MATLAB软件提供多种归一化函数，本文选用mapminmax函数。该函数在进行归一化处理时的使用格式如下：

[Y,Z] = mapminmax(X) (2-5)

式中，Ｘ代表初始矩阵，Y代表归一化处理后的矩阵，Z是记录相关信息的结构组。

对某个交通流数据的计算公式为:

 = +

2.5本章小结

本章首先介绍了交通流数据的基本特征参数：流量、速度和密度，并指出本文短时交通流预测的研究对象为流量；其次介绍了所用的交通流量数据的来源及仿真实验所用的数据集，然后重点介绍了交通流数据的预处理工作，包括对异常数据的修复及数据的归一化处理。交通流量数据经过预处理之后，用于本文后续模型的训练及预测。

**第3章 基于支持向量回归机的短时交通流预测**

人类在进化和发展的过程中，学习能力起着至关重要的作用，即通过对已知信息的获取、分析和总结的过程中，发现其中的某些规律，再根据这些规律预测出无法通过观测而直接获取到的信息。人们也希望计算机能够模拟人类的学习能力，这就是机器学习问题。机器学习是近些年来的研究热点--人工智能的重要方面，其研究意义就是让计算机通过对大量数据的学习找到其内在的相关性，并预测出未来数据以及对其进行判断。

而统计学的相关理论为机器学习的研究奠定了基础。本文所研究的统计学理论 (Statistical Learning Theory 或SLT )与传统的统计学有所不同，它是一门在样本数据较少的前提下的对机器学习的研究。支持向量机(Support Vector Machine 或SVM )是这一理论下的产物，其基本思想是寻找一种方法能够将不同类型的样本点正确的分类。

支持向量回归(Support Vector Regression或 SVR)是建立在SVM思想上的回归算法，在实际工程中得到了成功的应用。该算法的基本思想是将数据实现升维，决策函数的构造即在高维空间中实现，达到线性回归的目的。在此过程当中，如何选取回归参数将决定着其理论优势是否得以实现。众多参数中，惩罚系数 C 和核函数及其参数的选择是否得当决定着模型的学习精度。

3.1统计学习理论

3.1.1学习问题的描述

统计学习理论(Statistical Learning Theory,STL)有着坚实的理论基础。与传统的统计学的不同之处是，在样本数据较少的前提下的对机器学习的规律进行研究，解决了有限样本的机器学习一直以来缺少能够参考的统一框架问题。

机器学习所要研究的问题如下：

已知n 个独立分布的样本：

,,…, (3.1)

根据对样本(3.1)的观察，在一个函数集合{f(x,w)}中，求解一个能够使期望风险最小的f(x,)。

R(w)=L(y,f(x,w))dF(x,y) (3.2)

使用{f(x,w)}对y进行预测时产生的损失函数L(y,f(x,w))会因学习问题的类型不同而表现出不同的形式。损失函数可以被定义为：

L(y,f(x,w))= (3.3)

学习问题就是在样本已知但概率密度F(x,y)未知的情况下,寻找一个 f(x,)能够使得分类的错误概率最小，即风险泛函最小化。

在函数回归估计问题中，损失函数为：

L(y,f(x,w)) = (3.4)

而对概率密度估计问题，学习的目的是根据训练样本确定x的概率密度。估计的密度函数为p(x，w)，则损失函数可以定义为

L(p(x,w)) = -log(x,w) (3.5)

3.1.2经验风险最小化

学习的目的在于期望风险最小化，但是我们可以用的信息只有样本(3.1),(3.2)的期望风险并无法计算，所以传统的学习方法中采用的经验风险最小(Experience Risk Minimization,ERM)准则，即用样本定义经验风险。

= (3.6)

对(3.2)式的估计，设计学习算法使它最小化，对损失函数(3.3)，经验风险就是训练样本错误率；对(3.4)的损失函数，经验风险就是平方训练误差；而采用(3．5)的损失函数的ERM准则就是等价于最大似然函数方法。其实，使用ERM原则代替期望风险最小化并没有经过充分的理论根据，只是在直观上面认为是合理的做法。比如当假设n趋于无穷大时(3.6)会接近于(3.2)，在很多问题上面样本的数目是有限个，那么在有限的样本下ERM准则得到的结果不见得是真实风险最小。  
3.1.3结构风险最小化

统计学习理论从VC维的概念出发，研究了各种类型的函数集，经验风险和实际风险之间的关系，即推广性的界。关于两类分类问题，结论是：经验风险和实际风险R(w)之间至少1-的概率满足如下两个关系式：

R(w) + (h/n) (3.7)

(h/n) = (3.8)

其中h是函数集的VC维，n是样本数。

表明当h/l较大时，学习机器的置信范围越大，导致的真实风险过大，会出现较大的误差。如果样本的数量比较多，使得h／l比较小，置信区间范围小，经验风险最小的最优解就会和真实值相当。

当样本数量是固定不变的时候，学习机器的VC维越小(也就是复杂度越小)，置信区间就越小，真实值和检验风险之间的差值就最小。所以在设计分类器的时候，不但要使经验风险尽可能的小，还要尽量控制VC维，从而缩小置信区间。

结构风险最小化原理：如果要使结构经验风险最小化，就要使不等式(7)中右边两项相互平衡，共同趋于最小：同时还要要求h的值尽可能的小，也就是置信区间最小。

我们由公式(3.7)，如果训练样本数n的大小，则控制结构风险尺(w)的参数有两个：  
和h

(1)函数集f(w,x)决定机器学习的经验风险最小化，可以通过控制w来控制经验风险。

(2)VC维的维数h依赖于学习机器的函数集合，可以通过使函数集合结构化，建立h与各个函数子结构之间的关系，使函数集合同VC维h结合起来。

我们可以使用以下的方法使函数集合{f(w，)，w∈}(是抽象参数的集合)结构化。考虑到函数子集的集合，其中 = {f(w,),}，而任何结构集合S中的元素有一个有限的VC维，且h1≤h2≤h3…≤。给定一组样本()，()，()，…()，根据结构风险最小化原理在函数子集中选择一个函数f(w,)来使经验风险最小化，同时确保的置信区间是最小的。

欠学习 过学习

风

险 真实风险的界

置信范围

经验风险

函数集

VC维

h1≤h2≤h3

图3-1 结构风险最小化示意图

3.2支持向量机理论

3.2.1支持向量机原理

支持向量机(SVM)是根据求解线性可分问题发展而来的，其思想可由图3-2表示的二维平面表述。图3-2中包含了两类样本，实线是分类线，虚线为与分类线平行且离分类线最近的直线，其之间的距离为分类间隔。能将样本正确分开且让分类间隔最大的直线为最优分类线。

X X X

X X

X X

X Margin

H

图3-2 样本分类示意图

对分类线(w)+b = 0进行标准化，使线性可分的样本集S = {(,)}满足条件:

((w)+b) 1, i = 1,2,3…,m (3.9)

其中w H， ，b R，{}。训练样本(,)能被正确可分，并且让分类间隔2／w最大或w／2最小的分类面称为最优分类面，而作为支持向量的就是位于虚线上的训练样本点。而SVM的关键思想就是通过让分类间隔最大化来实现主导泛化能力的目的。

因此，以线性可分为条件构造最优超平面能转化为二次规划问题:

(3.10)

对式(3.10)运用Lagrange方法求解，则该二次规划问题可以转化为求解Lagrange函数鞍点的问题:

L(w,b,a) = 0.5(w.w) – (3.11)

式(3.11)中， 0，为Lagrange乘数。

由KKT定理可知，最优解还必须满足以下条件：

= 0 i = 1,2，…，m (3.12)求解式(3.11)，其存在唯一解。假定为最优解，则有：= (3.13)

式(3.13)中，为支持向量。为分类阈值，可通过条件式(3.12)来求解。最后能够求得最优分类面函数为：

f(x) = sgn{(w)+b} = sgn{} (3.14)

上述求解过程主要针对线性可分问题，不适应非线性问题的求解，但是可以通过一定的变换将低维空间中的非线性问题映射为高维特征空间中的线性可分问题，再求解最优分类面。由泛函理论可知，要是核函数K(,)满足Mercer条件，则它可以与某一变换空间中的点积相对应。所以，要在不增加计算复杂度的情况下完成非线性变换后的线性分类，则需要在最优分类面中选取理想的核函数K(,)。此时分类函数变为:

f(x) = sgn() (3.15)

3.2.2支持向量回归机原理

支持向量回归机能够解决非线性回归问题，目前主要有SVR和SVR两种方式，本文采用SVR来进行交通流预测。SVR的基本原理是：给定m个数据样本，其中,和分别为输入和输出样本。首先，通过非线性映射将原空间中的输入样本映射到M维特征空间中，然后完成线性回归。在M维特征空间中，构建分类超平面或逼近函数：

f(x) = + b (3.16)

式(3.16)中，b为偏移量。输入样本经过变换，可以通过在高维空间中求解线性回归问题以达到解决原空间中的非线性回归问题的目的，定义不敏感损失函数如下:

(,,f) = max{0,|| - } (3.17)

支持向量机回归问题就是找到合适的f()，让E(w)取最小值:

E(w) = 0.5(w) + C (3.18)

式(3.18)中，w = 为线性权重向量；C是函数回归模型复杂度与样本拟合精度二者的折中。

在求解过程中，引入非负松弛变量和，得到式(3.18)的等价的对偶问题：

(3.19)

式(3.19)中，和分别为两个松弛变量和对应的Lagrange乘数，K()是满足Mercer条件的核函数。

则测试样本x所对应的输出可以按下式进行预测：

f(x) = (3.20)

由式(3.20)可知，SVR逼近函数在形式上与神经网络类似，其输出是l个中间节点的线性组合，并且每个中间节点与一个支持向量相对应，如图3-3所示

输出f(x)

K()

K()

K()

f(x) =

,,…,为

支持向量

… 输入样

图3-3支持向量回归机结构图

由于最终的SVR逼近函数中只会包含输入未知向量分别与每个支持向量内积之后的线性组合，所以在回归时计算的复杂度完全取决于支持向量的数目。

3.2.3松弛变量

在实际操作过程中，由于种种原因，使得并非所有的问题都线性可分，少数情况下也会出现不可分的样本点，我们称之为离群点。

将样本点中间隔最小的那个点的间隔定为 1，我们便给它加上一个松弛变量 ξ，此时，公式(3.9)可以写为：

((w)+b) 1-ξ i = 1,2,3…,m (3.21)

上式中，松弛变量ξ≥0，则约束条件计算出来允许小于 1，但当某一点的间隔小于1，就意味着这些点无法被精确分类。相应的，目标函数我们可以写为：

min + C (3.22)

上式中，代表在广义分类超平面中训练样本的偏差，当样本点为离群点时，ξ>0；非离群点的松弛变量ξ=0，C为惩罚系数，其作用是避免对错分样本的过分惩罚。

基于以上分析，在引入松弛变量后，式(3.10)进一步写为：

(3.23)

进行对偶变换：

(3.24)

并建立 Lagrange 方程，得到决策函数：

f(x) = sgn() (3.25)

3.2.4核函数

对于非线性问题，超平面的分类方法无法解决。

如下图所示，我们把X轴（横轴）上a和b之间的点(即红色段部分)看作正类，a、b 两边的点(即黑色段部分)看作是负类。显而易见，线性函数无法将正类和负类正确的分开，但图(3-4)中的蓝色二次曲线却可以达到这一目的。

a b

显然，样本数据无法用线性函数来区分，我们引入K(x,)。核函数的基本思想是将低维空间的数据通过某种规则映射到高维空间，在低维空间接受输入向量，然后在高维空间通过线性回归计算出内积值。

在使用支持向量机处理问题时，合适的核函数是求解的关键。以下是常用的四类核函数：

(1)线性核函数：K(x, )= (x,)

(2)多项式核函数：K(x,)=

(3)径向核函数：K(x,)=exp(-)

(4)S形核函数：K(x,)=tanh(v(x)+C)

式(3.24)引入核函数后变换得到式(3.24)，决策函数为式(3.25)。

3.3基于支持向量回归预测模型研究

3.3.1模型参数分析

在SVR模型应用中非线性映射、特征空间H和核函数K存在一定的对应关系。核函数及其参数如何选取会影响到非线性函数映射，进而影响到数据子空间分布的维数，即复杂度。

目前，核函数的选取并无公认最好的指导原则，在实验和研究中最常用到的是高斯径向基核函数，它与其他核函数相比有以下特点：

(1)高斯径向基核函数是适应性极广的核函数，假若参数选择合适，就可以获得很强的学习能力和优良的性能，同时具有较宽的收敛域，在任意分布的样本中也是适用的，可将原空间输入数据通过非线性映射较好的转换到高维空间。

(2)模型选择的复杂度取决于核参数的个数，与多项式核函数和多层感知器核函数相比，高斯径向基核函数的参数最少，选择起来更为简单。

通过上述分析比较，本文在建构SVR模型时将选择高斯径向基核函数。影响SVR短时交通流预测模型性能的主要因素是：核宽度系数、惩罚因子C、不敏感系数。

a.核宽度系数的影响

训练样本数据的分布或范围特性以及支持向量间的相关程度都是由核宽度系数决定的，其值的大小将很大程度上决定SVR性能的优劣。较大的意味着支持向量之间相关程度也越强，其推广能力随着参数的增大而减弱，因此回归模型的精度难以得到保证；较小的意味着支持向量之间的关联会不紧密，学习机器复杂性较强，无法保证其推广能力。

b. 惩罚因子C的影响

在给定的数据子空间中学习机器经验风险和置信范围间比例是由惩罚因子C来调节的，以期获得学习机器的结构风险最小和推广能力最好。算法对管道区域外的样本数据的惩罚程度是由惩罚因子C来表征的，而且模型的鲁棒性和复杂性也是由其决定的。在给定的数据子空间中，C过小意味着惩罚经验误差的程度轻，训练误差相应会变大，这样就易出现“欠学习”；C过大意味着模型对数据的拟合度较高，而推广能力会较低，易出现“过学习”。每个数据子空间总是有一个使得SVR推广能力最佳的C，若C超出某一范围，对SVR的经验风险的降低和推广能力提高基本上没有任何作用。

c. 不敏感系数

不敏感系数能够决定拟合函数对数据样本的不敏感区域的大小、支持向量的数目以及模型推广能力的大小。要是不敏感系数的取值较小，则SVR模型会变得更加复杂，预测的精确度会变高，但是会让模型求解时间变长，支持向量的数目变多，从而导致“过拟合’现象，模型推广能力会降低：反之，易出现“欠拟合”现象，模型的推广能力也会比较低。

从以上分析可知，要想使SVR模型获得比较好的预测性能，必须合理地选用C、、的取值。

3.3.2网格法选取模型参数

网格法的基本思想是将需要选取的模型参数的取值区间，按照一定的规则划分为若干的小区间，然后计算出变量取值的所有组合以及各个组合所对应的目标误差，并通过比较择优选择出在该区间中目标值最小时所对应的参数组合。这种参数选取方法在理论上能保证所选取的解为在这个区域内的全局最优解，以达到避免重大误差的目的。

对以高斯径向基为核函数的SVR模型的网格法主要步骤如下：

(1) 对参数C、和的取值区间按照一定的搜索步长进行网格划分，同时将参数C、和的取值区间指定在2的指数范围区间内以便进行离散化查找。

(2) 在步骤(1)所划分的网格中选择每个可能的参数组合并且对所取的参数组合进行交叉验证，对交叉验证所求得的均方误差(Mean Square Error，简称MSE)进行比较并选出MSE取最小时所对应的参数组合。然而在网格搜索过程中，要是某一参数组合所对应的MSE近似等于当前最佳MSE，而且惩罚因子C取值小于当前最佳MSE所对应的惩罚因子C时，更新最佳参数组合。

3.3.3实验评价指标

实验误差的评价指标采用平均绝对误差MAE，均方误差RMSE，均等系数EC。

平均绝对误差：

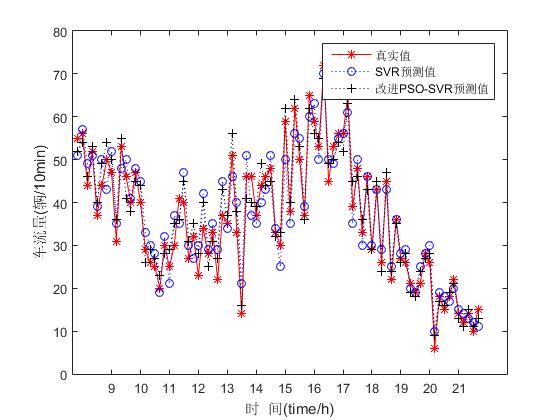
均方误差：

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。RMSE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。

3.3.4仿真实验

本文选择交通流的最常用参数流量作为预测对象。数据来源是前文中已经进行过预处理的预测样本。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，预测结果与实际记录值得结果对比图如下：



评价指标如下表:

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 方法 | MAE | RMSE | EC |
| SVR | 7.2845 | 2.7764 | 0.91356 |

从预测结果结果对比图和表中数据来看，采用网格搜索的方式可以达到一定的预测效果。网格算法以固定步长对参数空间的所有组合进行穷举实验，对于参数较少的情况该方法取得了很好的效果，但是在实际应用中该算法效率不高。因此本文将在下面对SVR模型参数的选择采取其他方法进行改进。

3.4本章小结

本章首先介绍了支持向量机的基础理论和机器学习的相关知识，其中包括了经验风险最小化，以及结构风险最小化的理论。

在此基础上，分析了支持向量机和回归机的原理，建立 SVR 的模型，并将预测结果与实测值进行对比，来证明支持向量回归模型是一种可行的、有效的预测模型。为了进一步提高模型预测效果可以接近实际应用，本文将在SVR基础上采取更适合在交通流预测中的参数选择方式进一步进行试验。

**第4章 基于改进的PSO-SVR短时交通预测模型**

4.1粒子群算法理论

4.1.1粒子群的起源

粒子群算法的创始人是 R.C. Eberhart和 J. Kennedy（1995），其模拟鸟类觅食过程中的迁徙和群聚行为，是一种被广泛应用的群体智能全局随机搜索算法。在搜索解空间时，粒子借助的飞行方向和距离主要是通过速度的变化来控制的，并同时也综合学习自我的历史经验，以及群体其他成员的经验，以达到不断调节自身所找到的局部最优解和整个种群当前找到的全局最优解的目的，在解空间中不断搜索直至迭代结束。

4.1.2粒子群优化算法思想

在粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization,PSO)中，想象每个需要优化的问题都存在一个隐含的解，而这个解的位置隶属于 n 维搜索空间上的某一个点，以此称之为粒子（Particle），它启发于鸟类随机寻找食物的过程中，设想在固定范围内放置一块食物，每只鸟都事先不知其位置，但均可获知其离食物的距离，所有的鸟都可以当作一个被目标函数决定的适应值（fitness value），然后每只鸟都在给定方向和速率的情况下根据当前最优飞翔方法下寻找食物。对其结果研究得出，每只鸟虽然各自为政，但是整个鸟群组成的整体就类似在一个中心的控制下而发生的行为，即简单的个体规则运动组成了复杂的全局行为。

当若干个粒子组成的群体在一个n维空间进行搜索，该若干个粒子组成种群记为X = {， ，…， }，而每个粒子的位置 = { ，，…, }都代表问题的一个解。粒子进行随机移动改变自己的位置，随之不断的搜索新的解。带惯性权重的每个粒子都具有记忆能力，对搜索到的最优解进行存储并记作，而当整个粒子群经过搜索所记忆的最好位置，则为目前搜索到的最优解，记作。另外，当粒子移动时都具有各自的速度，记为V ={，，…， }，当各自的最优解和整个群体的最优解都搜索到后，每个粒子根据公式（4.1）来更新自己的速度。

(t+1) = (t) +rand()( - (t))+rand()( - (t)) (4.1)

(t+1) = (t) + (t+1) (4.2)

式中，(t+1) 表示第i 个粒子在t +1次迭代中第d维上的速度，为惯性权重，、为加速常数，rand()为0~1之间的随机数。此外，对粒子的速度进行上限设置记做，即当上式中(t+1) 时，(t+1) = ;(t+1) -时，(t+1) = -。

从式（4.1）（4.2）中的系数关系可以得出，粒子搜索的方向除了受到自己本身速度(t)的影响，还被两个距离因素所干涉，分别为自身搜索过程中的最优经历的途径 - (t)以及整个粒子种群的最优经历途径 - (t)，同时以上三个影响因素的地位分别由ω、、 这几个权重系数控制决定。

粒子群优化算法所体现出的最明显优点在于算法中所需调整的参数少，但是每一个参数都对算法有很大的影响，因此为了保证一定的精度和优化效率，这些参数的设置也至关重要。以下是粒子群优化算法中相对来说影响较大的参数设置一般规则及其作用：

（1）粒子的群体数量：一般取 20-40，根据实验经验通常 10 个粒子的搜索能力就可以完成目标，但由于某些实验需要解决某些特定或者复杂度高的问题，可以适当增加粒子的群体个数，甚至可以达到过百的数量。但应当注意的是，粒子种群数量的增加也会导致搜索区域范围的扩大，对于发现全局最优解来说会更容易，但相应的运行时间也会变长。

（2）粒子长度：取决于具体的优化问题。

（3）粒子范围：一般的来说，为了避免无谓的搜索，需要事先确定可能的搜索范围，缩小搜索空间。

（4）粒子最大速率：为保证粒子的搜索范围处于所定义的空间内，对粒子的最大速率进行上限设定，以此也达到了限制粒子在本次搜索中的最大移动长度的目的。

（5）适应度函数：通过采用适应值来评价粒子好坏的程度，而适应度函数可以对适应值进行判定。一般可取问题的目标函数作为优化需要的适应度函数，也可以根据需要进行适当的变换。

（6）学习能力：选择具有较好学习能力的系数可以适当的提高收敛速度，并且能够避免局部最优解的情况，通常对系数 、的取值保持在0到4 之间。

除了以上的基本参数，还包括几个重要参数，其中惯性权重ω ，它主要功能是令粒子保持好的运动惯性；速度调节参数 、，表示粒子趋于个体最优位置和群体最优位置的加速向权重。若ω =0 ，粒子的速度不具有记忆能力，粒子群失去辨识能力，由目前的极值解来决定其位置，粒子群将不具有聚集的能力；若 =0 ，粒子丧失认知能力，虽然粒子群的收敛速度增快，但是由于无认知，极有可能陷入局部极值；若 =0 ，粒子只具有认知能力，无团结、无组织性能，粒子群各自完成自己的搜索功能，有可能无法得到全局的最优解。由实验和经验的理论研究，绝对最优的参数是不存在的，而对于不同的问题，采用适合该问题的参数才能够得到收敛速度快和鲁棒性好的结果。

粒子群优化算法是一种依赖于概率搜索的算法，对优化函数以及约束条件的连续性等性能没有硬性要求，并且搜索得到的为全局最优解的概率较其他方法来说占优势，虽然该算法需要得到适应度函数，但与传统的一些遗传、演化算法相比较，其优点是非常显著的。

（1）算法具有很强的鲁棒性，因为不受到统一的命令支配，因此个别个体并不会影响全局。

（2）种群之间不直接通信，确保了系统的扩展性，当群体中个体数目增加时，额外的通信开销也较少。

（3）群体中每个粒子的执行动作简单容易理解，寻优时间短，因此算法整体也较简单。

4.2 PSO-SVR短时交通预测模型

4.2.1 PSO算法流程

Step1: 对粒子群的种群数量进行设定即 m ，并且给定每个粒子的初速度和初始位置，并且对各个相关参数也进行初始化设置；

Step2: 对每个粒子的适应值f()进行评价，并与它自身经过的最优点作比较，若较好则将该点作为第i 个粒子当前点的最优位置，所有粒子中的最优点进行比较后，较好的作为种群最优位置；

Step3: 根据公式（4.1）（4.2）对各个微粒的速度和位置进行调整，产生新的粒子群 X(t)；

Step4: 对新的种群 X(t) 中粒子新位置的适应值进行计算，分别与历史的个体及种群最优位置进行对比，若优于历史位置，则采用新的取代，反之不替换。

Step5: 当更新的所有结果满足设置的寻优结束条件时，即为所求的最优解，寻优终止；否则继续令t =t +1，转Step2 再次迭代。

粒子群算法的基本流程图如下所示：

算法开始

初始化粒子群

计算每个粒子

的适应度值

粒子适应度评价

计算粒子个体最优和群体最优

根据公式更新粒子的速度和位置，产生新种群

满足结束条件

N

Y

输出最优解，算法结束

图4-1 粒子群算法流程图

4.2.2 PSO-SVR模型流程

将原始数据进行去噪、归一化等预处理操作后，根据PSO 算法在设定的参数范围内，寻找最优参数；将最优参数用于对模型的训练，使用最优模型预测交通流数据。算法流程图如下:

原始交通数据

初始种群

输入(x,y)

数据预处理

更新粒子速度和位置

SVR模型

回归参数

计算个体适应度值

最佳适应度值判断

更新粒子个体最优和全局最优

N

Y

建立参数最优模型

预测

交通流

图4-2 PSO-SVR模型

4.2.3实验仿真

根据已有的交通流数据进行基于PSO-SVR算法的短时交通流预测，同时与传统的SVR模型预测进行对比。仿真结果如下和评价指标如图4-3和表4-1：

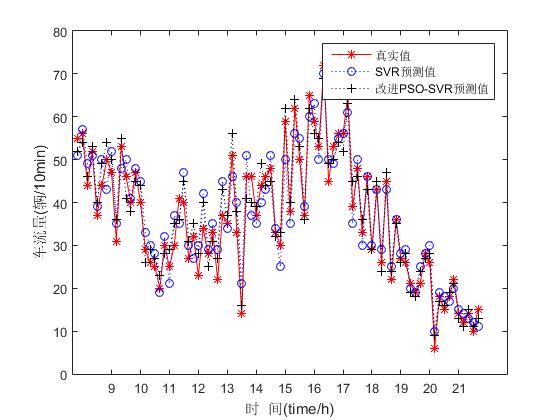


图4-3

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 方法 | MAE | RMSE | EC |
| SVR | 7.2845 | 2.7764 | 0.91356 |
| PSO-SVR | 5.6375 | 2.1298 | 0.93489 |

表4-1

根据对仿真结果的分析，从图4-3和表4-1可以得出：采用PSO-SVR算法得到的最优参数支持向量机的预测结果较SVR算法好，但是此方法任然可以改进以进一步提高预测精度。

4.3改进PSO-SVR算法预测模型

基本PSO算法的缺陷主要体现在容易发生早熟收敛的现象，全局最优的搜索能力不足，容易陷入局部最优，收敛速度也较慢，对于搜索到的最优质可能不够精确。

存在这种现象的主要原因是PSO算法在搜索过程中有着如下的特点：在ｎ维空间搜索前期，有着很高的收敛速度，能够快速的收敛到极值附近，但是随着粒子群的不断捜索，收敛速度会明显的减慢，粒子的速度降低到了0，粒子群没有了更新速度和位置的能力，此时的极值的位置也即此次捜索的最优解，但是这个最优解不一定是全局最优，有可能只是局部最优，粒子在此时己经收敛于这个局部最优解，不能够再捜索全局最优解。因此，PSO算法搜索过程的特点决定了该算法存在了一些不足，需要进行一些弥补和改进。

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。

4.3.1混沌搜索

混沌是自然界广泛存在的一种非线性现象。他看似混沌，却有着精致的内在结构，具有随机性、遍历性及规律性等特点，对初始条件极度敏感，能在一定范围内按其自身规律不重复地遍历所有状态，利用混沌运动的这些性质可以进行优化搜索。目前对混沌尚无严格的定义，一般将由确定性方程得到的具有随机性的运动状态称为混沌。

4.3.2改进PSO-SVR算法

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：

， i=1,2,…N；j= 1,2,…,d （4.3）

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。据此，对传统粒子群简化后的优化公式为：

（4.4）

最终粒子群的迭代公式在经过引进王振武[16]对粒子群的进一步改进方法之后如下：

β，其+ （4.5）

上式中加入了新的参数和随机因子,是高于所有粒子的平均值而且适应度值也要比优。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，和粒子历史速度相关, 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。

4.4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：

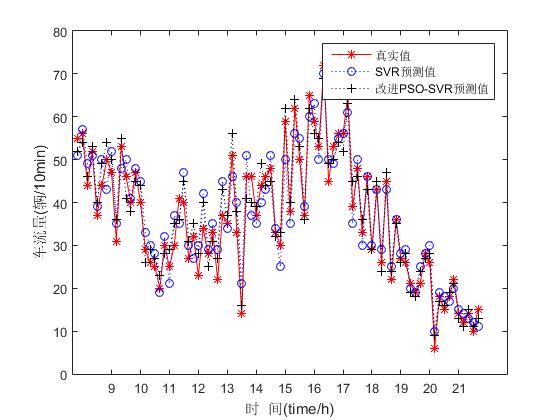


图4-4

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 方法 | MAE | RMSE | EC |
| SVR | 7.2845 | 2.7764 | 0.91356 |
| PSO-SVR | 5.6375 | 2.1298 | 0.93489 |

表4-2

根据对仿真结果的分析，从图4-4和表4-2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。

4.5本章小结

本章通过对粒子群优化算法的分析，提出粒子群优化支持向量回归机的方法，采用改进粒子群寻优算法，对支持向量回归机参数进行优化处理，最后基于改进PSO-SVR算法建模仿真，通过仿真结果表明，采用粒子群优化后的支持向量回归机模型收敛速度提高，同时预测精度也有所提高，该方法具有可行性。

**第5章 基于时空关联性的改进PSO-SVR算法预测模型**

5.1时空关联性分析

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5-1

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) （5.1）

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5-2

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

表5-1

5.2 人工神经网络发展

人类大脑的神经元数量约为 1.4\*个，是人们公认的最复杂的处理信息工具。在信息的处理方面人脑具有如下几个特点：

（1）能够同时大规模处理信息。能够在同一时间段并行处理大量信息，在情况复杂时做出判断。

（2）具有很强的容错性。人脑区别于其他生物的机理在于其能够类比、推理以及应用，能通过记忆来学习事物的规律性并且将结果储存在大脑中。

（3）自适应能力比较强。人处于非常复杂的社会环境中，大脑的自学习能力是我们适应自然社会的最大保障。

脑细胞也被人们称为神经元，脑神经元之间有着大量的连接通道，这样就构成了一个复杂连接的神经网络。神经网络的结构主要有三部分组成：

（1）树突。树突位于神经元细胞体的周围，树突接受刺激并且把刺激传导至神经元细胞体。

（2）神经元细胞体。是信息的载体，接收从树突传递来的刺激并经过加工处理之后，传递到轴突。

（3）轴突。神经元细胞体传递来的信号通过神经纤维末端的轴突再传递至其他神经元。

生物上的神经网络是以神经元为单位处理信息，然后对信息进行处理和存储。这种复杂的工作方式使得人的大脑有着计算机无法实现的智能化的优势。为了深入研究大脑的处理机制，科学家从模仿大脑生物神经元处理存储信息的过程入手，提出了一种类人脑的网络处理机制—神经网络模型，其在人工智能、大数据处理、智能化交通等方面表新出良好的智能性。

神经网络自身性质如下：

（1）非线性。神经元如果是非线性的，那么互相连接的非线性神经元也是非线性的。当本身输入的特征是非线性性质时，非线性神经元的这种性质就显得尤为重要。

（2）映射关系。有监督的学习方式是神经网络学习的一种重要途径。该方法的原理是给神经网络的训练集进行标记处理或者是对神经网络的权值进行修改。每个输入都是有一个之对应的输出。从搜集的数据集中随机选取一组样本由神经网络进行训练，网络就会自动赋予一个权值，不断修改直到误差达到我们设定的范围或者收敛次数达到预定值。

（3）自适应性。神经网络的自适应性表现在其能够对初始权值的设置进行调整。当把系统设置为随环境变化而变化时，网络的权值就会随着时间的变化而变化。

20 世纪40年代，科学家 Mc Culloch和W.Pitts提出了一种新型的神经网络模型，他们证明了这种神经网络可以无限逼近任意函数，在科学领域有着重要的应用，从而也开创了神经网络在人工智能领域应用的先河。20世纪60年代Minsky发表了《Perceptron》一书，详细阐述了感知机的原理和缺陷。1982 年，美国数学家J.J.Hopfield提出了 Hopfield神经网格模型，对整个网络稳定性条件给出了自己的判断条件。随后他又发表了关于连续型Hopfield神经网格模型的成果，对整个神经网络研究的进展做出了开创性的贡献。

1986年，Rumelhart和 Mc Celland 领导的科学家小组在《Parallel Distributed processing》一书中，首次细致阐述了BP神经网络的原理，给出了一个信号前向传递误差反向传播的BP神经网络模型。但是BP神经网络有个明显的缺陷，就是在误差反向传播时，利用的梯度下降法容易陷入局部极小值以及收敛速度较慢，需要训练的次数较多。所以学界里提出了很多改进型算法。主要有梯度下降法、附加动量法等。本文引用的LM算法也是训练BP神经网络的一种非线性优化算法，在实际中取得了良好的效果。迄今，BP 神经网络已被用于解决大量实际问题。

5.3人工神经网络的结构和学习

5.3.1 人工神经网络的结构

MP模型是人工神经网络所建立的第一种模型，此模型的运行机理为：神经元细胞接受刺激后产生两种反应分别是兴奋或者是抑制。生物神经网络中，神经元细胞之间突触的活动强度代表了神经元的连接程度。因而，在此模型中，连接神经元细胞之间的突触可以采用神经网络中连接神经元的权值来表示。相比于生物神经元，MP神经网络存在机理上的相似性。在接受外界刺激后产生兴奋，当这种兴奋程度达到一定的程度，即兴奋度在所取的阈值之上，那么就会产生相应的刺激；如果兴奋程度在阈值以下，那么其不会产生任何反应。下图为MP神经网络的结构示意图：前面的x代表输入，后面y代表输出，中间w代表连接神经元之间的权值。该神经网络模型能够进行或与非的逻辑判断，利用自身简单的结构来完成复杂的运算。这种模型的缺陷也是显而易见的，作为中间权值的w是固定不能更改的，无法通过训练得到一个最优的权值，这种动态的神经网缺乏的是认识规律与自学习能力。

y

图5-3 MP神经网络模型图

大多数神经网络的激活函数选用的是线性函数。此时网络的输出y就是输入的数值和权值之间的加权和。表达式如下：

y = – b = w – b （5.2）

其中b代表神经元的阈值。目前在神经网络中应用最广泛的函数称为S型函数，它是一条光滑的曲线，表达式如下：

f(x) = （5.3）

5.3.2人工神经网络的学习原则

学习这个概念是神经网络特有的重要概念，神经网络的训练是通过自适应性学习来体现的，生物神经网络之所以能够适应整个环境，就是因为能够不断学习。神经网络具有强大的自主学习能力，它自身存在的优良性能必须通过大量训练才能获得。通过训练之后的神经网络具有记忆功能，这些记忆功能就存在于连接每个神经元之间的突触也就是权值中。整个网络的训练过程，就是神经网络权值的调整过程，通过预设的输入，网络输出与期望输出误差的反向传播来达到改变权值的目的。通过调整神经网络的权值，改良整个系统的预测精度。人工神经网络常用的学习原则有Hebbian 学习原则、感知器学习原则和δ学习原则。

1. Hebbian学习原则

该原则源于突触修正的假设，当前后神经元同时兴奋时，传输信号的能力就会增强，如果前后神经元处于状态不一致的状态时，传输信号的能力就会减弱。也就是说当两个神经元处在同时兴奋的状态时，两神经元之间的权值连接程度就会增强。

在此学习规则下，学习信号便等同于神经元输出。假设现在神经元输入为x = ，权值为w(𝑡)，其输出变为y = f(∗ 𝑥)，则权值的调整量为

w(t) = δyx （5.4）

上面的公式表明，权值的调整量和输入输出的乘积有一定的数量关系，呈现正比的关系。这里我们可以把∆w(𝑡)看作是输入函数对于整个神经网络权值的影响因子。Hebbian原则需要预先设定一个权值饱和值的界定范围，以防止权值没有任何约束条件的增加。权值之间的调整公式为

w(t+1) = w(t) + δyx （5.5）

初始权值设置的一般原则是取在零附近的随机值，同时激活函数f可以取任意函数。

2.感知器学习原则

对于感知器学习原则，与Hebbian原则稍有不同，其学习信号为神经网络的期望输出与网络输出之间的差值。

对于每一个输入样本x，我们假设神经元的期望输出为a，实际的输出我们假定为y，则在感知器学习的规则中，权值之间的调整量为

w(t) = e(t)x （5.6）

其中我们将误差信号表示为

e(t) = a – y （5.7）

3.δ学习原则

δ学习原则又被人们称为最速下降法或者是梯度法。它是最常用的神经网络学习算法，并是一种有监督的学习算法。设神经元权值的误差和函数为E(𝑤)，神经网络当前权值设为w(𝑡)，那么神经网络权值的调整公式可以表达为：

w(t+1) = w(t) + w(t) （5.8）

对于每次的权值误差和函数E(𝑤)，我们需要得到E(w(𝑡 + 1)) < E(w(𝑡))，即误差和函数越来越小。

随后我们对误差和函数E(w(𝑡 + 1))研究其一阶泰勒展开式，可以得到如下公式：

E(w(t+1)) = E(w(t)) + w(t) （5.9）

其相似等于E(w(𝑡)) + ，这里，g(𝑡)表示的是E(w(𝑡))在t位置时的梯度。这就是梯度下降法的基本原理。为了保证目标函数值的准确性，我们一般把求解函数设定为一个线性函数。δ学习规则就是使得神经元权值w(𝑡)最终输出的误差值的和函数E(w(𝑡))最小，即达到收敛条件。我们设网络输出为a，则误差和函数的表达式：

E = = [– f] （5.10）

又根据梯度下降的原理可以得到：

w(t) = f()x （5.11）

其中神经网络的权值的初始值是默认的，一般取（0,1）之间的随机值。

5.4 BP神经网络

5.4.1 BP神经网络结构

误差反向传播算法（Error Back－propagation Training）简称 BP 神经网络。BP神经网络是一种前反馈性质的网络结构，其网络结构的主要特点是信号在神经元之间正向传输，得到网络输出以后与期望输出相比较，得到误差值，误差值再反向传播，用来改变初始权值和阈值，不断迭代直到所输出的误差和最小。在这个过程中，神经网络的权值和阈值通过误差的反向传播而不断调整。如图3-2所示，设定，, …分别是神经网络预先设定的输入特征值，，，表示神经网络的网络输出值，中间有若干隐含层称之为神经网络之间的连接权值。研究表明，这种简单的 BP 神经网络结构可逼近任意非线性的函数，是一种典型的函数映射之间的关系。

.

. . .

. . .

. . .

输入层 隐含层 输出层

图5-4 神经网络结构图

5.4.2 BP神经网络学习算法

（1）BP神经网络的正向传播原理

输入层中各神经元接收外部数据的输入并将其传递给中间隐含层神经元，其单元数由数据处理器构造形成的输入样本维数决定。设输入层的输入变量数为n个其中训练样本个数为m时，则输入变量可表示为：

= (，，…，)，k = 1,2，…，m （5.12）

中间隐含层对数据信息的变换，并依据数据信息变换能力的要求可设计单个或多个隐层结构。若以Ｐ表示隐层神经元个数，则其输入可表示为：

= - ，j = 1,2,…,p （5.13）

其中，为输入层与隐层神经元的连接权重；为隐层神经元的阈值；若以sigmoid函数f(x) = 为传递函数，则隐层神经元输出可表示为：

 = （5.14）

输出层接收最后一个隐层神经元信息的输出并做出进一步处理。若以q表示输出层变量数，则输入模式对应的输出向量为：

= (，，…，)， k = 1,2,…,m （5.15）

若以，分别表示隐层一输出层间神经元的连接权重、阈值，则神经网络的输出层单元的输入、输出分别为：

= - ，t = 1,2，…，q （5.16）

= （5.17）

（２）BP神经网络的误差反向传播原理

根据由输入层一隐含层一输出层的过程，基于第kＡ个学习训练样本，可以得到样本期望输出与实际输出间的误差与全局总误差E:

= （5.18）

E = （5.19）

在一定的学习率条件下，为使以梯度原理实现不断减小，可得到 = -，进而可推导出其调整量为：

= （5.20）

= ()t(1 - ) （5.21）

同理输出层阈值调整量，、隐层权重与阈值调整量、分别为： = （5.22）

= （5.23）

= （5.24）

= ()(1-) （5.25）

至此，BP神经网络的一个误差反传过程完成，整个模型完成一次训练学习。BP神经网络会不断地进行误差的反向传播，并依据推导出的调整值对输出层与隐含层的权值与阈值进行修正，直至预测值与实际值之间的偏差满足设定的精度要求。

5.5基于时空关联性的改进PSO-SVR算法模型

本文最终是将改进的PSO-SVR算法模型和得出的时空关联性相结合进行流量的最终预测。由于短时交通预测具有不确定性和规律性弱等特点，仅是依据PSO-SVR这样的非数学模型利用历史数据进行预测始终会有偏差，当路面发生一些突发情况，如某个时刻需对路口进行限流限速等，此时PSO-SVR模型的预测精度就会明显下降；所以，此时可以通过其相邻路口的交通流量即根据时空关联性来进行主要预测，从而可以得出更加准确的预测精度。因此将PSO-SVR模型与本文之前得出的时空关联性进行结合，优势互补，取长补短，可以更好的克服短时交通预测的不确定性和弱规律性，从而得出更好的预测效果。本文利用BP神经网络的特性，分别将PSO-SVR和时空关联性得出的流量作为BP神经网络的两个输入，经过隐层处理后传向输出层。如果BP网络的输出层与理想的输出有差别，就将误差通过隐藏层向输入层传递，如此可以使误差分给各层单元，并作为修正各权值的依据。实验采用3层BP神经网络，训练次数为1000，训练目标为0.0001，学习率为0.01。流程图如下：

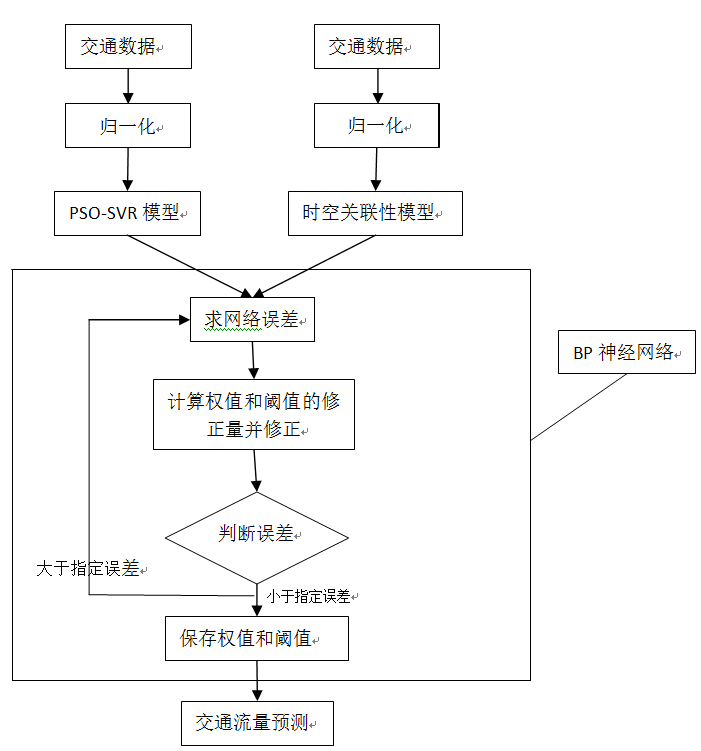


图5-5 算法流程图

预测结果如下所示：

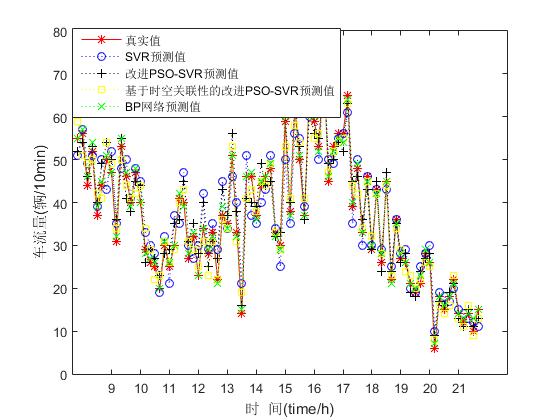


图5-6

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 方法 | MAE | RMSE | EC |
| SVR | 7.2845 | 2.7764 | 0.91356 |
| PSO-SVR | 5.6375 | 2.1298 | 0.93489 |
| BP神经网络 | 5.8439 | 2.4513 | 0.92464 |
| 时空关联的PSO-SVR | 4.9879 | 2.1066 | 0.96766 |

表5-2

结合图5-6和表5-2可以看出，基于时空关联性的改进PSO-SVR预测模型优于传统的SVR预测模型也优于单纯的BP神经网络预测模型，且具有较高的预测精度，也验证了此方法的有效性。

5.6本章小结

本章在改进PSO-SVR模型的基础上，考虑了交通中的时空影响，加入了时空相关性分析，通过分析周边路口交通流量对待测路口的影响，利用BP神经网络的特性整合改进的PSO-SVR模型，得到了可以进行不断修正实时预测的短时交通预测模型！

**第6章 总结与展望**

本文全面评述了当前交通流预测的研究现状，简要介绍了交通流三大参数，详细阐述了 SVM的基本原理，在已有的研究成果，将SVM理论运用到交通流预测中。在参数选择的问题中，使用了PSO 优化算法及改进的 PSO算法对参数的优化进行了系统的研究，最终构建了一个考虑时空关联性的，利用BP神经网络进行不断迭代修正实时预测预测的模型。本文主要开展了以下研究工作：

1、介绍了当前困扰着各大城市的交通拥堵问题及本课题在这一前提下所具有的研究意义，系统总结了当前的研究进展，为后续的建模提供决策支持。

2、根据交通流的特性，建立短时交通流预测模型。采用SVR作为主要研究模型，使用PSO 优化算法和改进的 PSO算法，建立参数优化的预测模型。将仿真结果与传统SVR的模型进行比较，实验结果表明，该方法能够满足当前研究对实时性和准确性的要求。

3、进行时空关联性分析。在短时交通流量预测中，交通流具有不确定性和规律性弱等特点，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。本文将基于先验数据的非数学模型方法与实时数据的交通流量关联方法结合起来，采用改进的PSO-SVR方法对待测路口的时间序列进行训练学习，获得尽可能多的基于时间的流量关系。同时利用交通数据挖掘出待测路口于其它路口的时空关联性，利用相关上游路口的流量预测待测路口下一时刻的流量，将两者结合取长补短通过BP神经网络不断迭代在线修正两者权值直到误差足够小从而实时预测出最终的交通量。在实际应用中减少了人为干预的不良影响，在一定意义上实现了交通流预测的智能化。

**创新点**

综合分析了当前的研究现状，并对比了传统的SVR预测方法设计了短时交通流预测系统。主要创新点如下：

1、提出了一种改进PSO 的优化算法对SVR模型参数进行寻优。与以网格搜索参数的模型相比，采用改进算法优化参数，使得模型在实际应用中预测精度更高；与传统的 PSO 算法相比，改进的算法能够达到全局最优解，更能满足预测的实时性和准确性。

2、采用改进的PSO-SVR方法对待测路口的进行预测，同时利用交通数据挖掘出待测路口于其它路口的时空关联性，利用相关上游路口的流量预测待测路口下一时刻的流量，将两者结合取长补短通过BP神经网络不断迭代在线修正两者权值直到误差足够小从而实时预测出最终的交通量。