

文本复制检测报告单(全文标明引文)

№:ADBD2018R_2011092822231620180325152813835878804198

检测时间:2018-03-25 15:28:13

检测文献: 50598287776567278_张金飞_城市交通路口短时流量预测3

作者: 张金飞

检测范围: 中国学术期刊网络出版总库

中国博士学位论文全文数据库/中国优秀硕士学位论文全文数据库

中国重要会议论文全文数据库

中国重要报纸全文数据库

中国专利全文数据库

互联网资源(包含贴吧等论坛资源)

英文数据库(涵盖期刊、博硕、会议的英文数据以及德国Springer、英国Taylor&Francis 期刊数据库等)

港澳台学术文献库

优先出版文献库

互联网文档资源

图书资源

CNKI大成编客-原创作品库

个人比对库

时间范围: 1900-01-01至2018-03-25

检测结果

总文字复制比: 1.3%

跨语言检测结果: 0%

去除引用文献复制比: 1.3%

去除本人已发表文献复制比: 1.3%

单篇最大文字复制比: 0.5% (基于SVM的交通流短时预测方法研究)

重复字数: [148]

总段落数: [3]

总字数: [11296]

疑似段落数: [2]

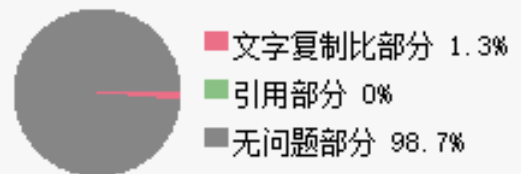
单篇最大重复字数: [60]

前部重合字数: [0]

疑似段落最大重合字数: [95]

后部重合字数: [148]

疑似段落最小重合字数: [53]



指标: ☐ 疑似剽窃观点 ☐ 疑似剽窃文字表述 ☐ 疑似自我剽窃 ☐ 一稿多投 ☐ 疑似整体剽窃 ☐ 过度引用 ☐ 重复发表

表格: 0 脚注与尾注: 0

0% (0) 50598287776567278_张金飞_城市交通路口短时流量预测3_第1部分 (总5478字)

1.1% (53) 50598287776567278_张金飞_城市交通路口短时流量预测3_第2部分 (总4840字)

9.7% (95) 50598287776567278_张金飞_城市交通路口短时流量预测3_第3部分 (总978字)

(注释: 无问题部分 文字复制比部分 引用部分)

1. 50598287776567278_张金飞_城市交通路口短时流量预测3_第1部分

总字数: 5478

相似文献列表 文字复制比: 0%(0) 疑似剽窃观点: (0)

原文内容 红色文字表示存在文字复制现象的内容; 绿色文字表示其中标明了引用的内容

基于改进的PSO-SVR短时交通预测模型

本文在上一章介绍了关于支持向量回归机的理论思想, 并验证了支持向量回归机应用于短时交通流预测的可行性。另一方面, SVR模型性能的优劣主要取决于对其参数的选择, 因此参数如若选择不当则对短时交通的预测将毫无意义。在参数选择上传统的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体最优值和群体最优值，一直如此进行迭代搜索直到结束[45]。

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[46]。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 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ ，每个问题的解都可用每个粒子的具体位置 $p = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$ 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 $V = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$ 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。

$$v(t+1) = v(t) + \text{rand}() \cdot (p(t) - v(t)) + \text{rand}() \cdot (p(t) - v(t)) \quad (5-1)$$

$$p(t+1) = p(t) + v(t+1) \quad (5-2)$$

上述公式中， $v(t+1)$ 代表的是第i粒子t+1次迭代的速度大小，惯性权重值由 w 来表示， c_1 代表的是非负加速常数， $\text{rand}()$ 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 v_{\max} ，即有在 $v(t+1) > v_{\max}$ 时， $v(t+1) = v_{\max}$ ； $v(t+1) < -v_{\max}$ 时， $v(t+1) = -v_{\max}$ 。

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 $v(t)$ 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 $p(t)$ 和整个全局粒子群体搜寻经历的最佳路径 $p(t)$ ，而且这三个因子对粒子寻优的地位由 c_1 、 c_2 和 w 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，所以为了保证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 c_1 、 c_2 在[0,4]之间。当 $c_1=0$ ，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 $c_2=0$ ，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 w ： w 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:

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:

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:

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[47]。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[48]。

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 (r_1, r_2, \dots, r_d) ,然后由Logistic方程对迭代,直到N个随机向量 r_1, r_2, \dots, r_d ,将的各分量按下式投影产生混沌初始化序列[49]:

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[50]。据此,对传统粒子群简化后的优化公式为:

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[51]对粒子群的进一步改进方法之后如下:

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, $\beta \in [0, 1]$ 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、 ω 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, γ);
- 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, γ),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：

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。

2. 50598287776567278_张金飞_城市交通路口短时流量预测3_第2部分		总字数：4840
相似文献列表 文字复制比：1.1%(53) 疑似剽窃观点：(0)		
1	基于B/S结构的分布式风电监控系统与故障诊断 肖东裕(导师：胡立坤) - 《广西大学硕士论文》 - 2016-06-01	1.1% (53) 是否引证：否
原文内容 红色文字表示存在文字复制现象的内容; 绿色文字表示其中标明了引用的内容		

第6章基于时空关联性的改进PSO-SVR算法预测模型

在上一章中介绍了改进的PSO-SVR短时交通流预测模型，并利用已有的数据验证了模型的效果。已得出的PSO-SVR模型主要是针对在正常情况下根据待测路口本身的时间序列数据中潜在的趋势规律进行预测，但短时交通由于其特殊性会有存在无规律性的时候，尤其在突发事件的情况下，此时的模型将很难有较好的预测效果。当前对于短时交通流的预测大多数的专家学者都是在针对本身的历史交通数据进行分析研究得出的模型，这类模型在正常的交通情况下的预测效果都会表现的很好，可以满足短时交通中的要求，然而一旦发生了诸如酒驾、疲劳驾驶以及违章行驶等原因造成交通事故的时候，路面上的交通流规律就会被打破，对这类突发事件的情况目前并没有统一较好的解决方法。然而在城市交通路网中，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，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。但是这种关联关系和改进的PSO-SVR模型不是简单的叠加关系，在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，通过实验得出两者之间的权重变化并不可以简单通过预测误差的比例来进行调节。实验最终将得出的关联关系和改进PSO-SVR算法通过引入BP神经网络的结构进行融合，利用BP网络可以根据预测误差进行反馈不断迭代修正网络结构中的权重值，提高了融合后的模型预测效果。

6.1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。

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：

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：

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件时仅利用改进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

对待测路口的短时交通流量预测问题，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：

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， $(t) + (t) = 1$ 。

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：

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：

除上述情况之外对（6-6）式的解为：

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：

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于BP网络融合时空关联性的改进PSO-SVR预测模型

6.3.1 BP神经网络结构

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[52]。BP网络结构如6-4所示，，...分别代表的输入特征值，网络的输出值用，，...表示，网络结构中有若干隐层的为网络节点之间的链接权值。通过分析发现，BP网络这种结构是很典型的一种函数映射之间的关系，这种结构可以逼近任一非线性函数。

6.3.2 BP神经网络学习算法

（1）BP神经网络的正向传播原理

首先外部数据通过输入层的许多神经元接受，然后进一步传输到中间的隐藏层神经元。若设定输入层中输入的变量数为 n ，训练样本的数目为 m ，输入变量可表示为：

中间的隐层结构可以根据实际需求设计一个或者是多个隐层结构，中间隐层主要是对信号的变换处理。假设有 P 个隐层神经元数，则对应输入为：

对式（6-12）中，输入层和隐层之间的连接权值用表示；隐层神经元的阈值为；假设用sigmoid函数 $f(x) =$ 作为传递函数，那么对隐层的输出为：

对网络结构输出层接受来自上个最后隐层结构的输出做出进一步处理，假设输出层的变量数量为 q ，那么输入对应的输出为：

分别用，来表示隐层到输出层之间的连接权值和阈值，则输出层对应的输入输出为：

（2）BP神经网络的误差反向传播原理

对BP网络输入—隐层—输出的结构，对 k 个样本进行学习可以得出样本实际输出误差和期望的误差以及全局误差 E ：

通过一定的学习率使得按照梯度原理能够不断变小，得出 $= -$ ，从而得出其调整的规模：

同样的可以得出隐层权重、调整量、输出层阈值调整量：

到此，BP神经网络的误差传播过程完成，整个BP算法模型也完成了以此训练学习。BP算法的特点就是可以进行不断地反向传播误差，同时根据调整值来修正隐层和输出层的权重值和阈值，直到最终达到满足设定的误差要求或者到达迭代次数。

6.3.3 利用BP网络进行模型融合

前文通过进行变权重法将时空关联性和改进的PSO-SVR算法模型进行融合，然而实验结果表明用这种简单的变换权重的方式进行叠加，虽然实验拟合度得到0.9，但是结果反而不如仅使用SVR算法效果好。

通过上述对BP神经网络结构和算法原理的介绍，神经网络本来就有着很好地自适应以及自组织能力，而且BP神经网络的结构可以进行误差反传，不断修正权值，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，通过和实测数据得出预测误差，再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：

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：

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。

3. 50598287776567278_张金飞_城市交通路口短时流量预测3_第3部分		总字数：978
相似文献列表 文字复制比：9.7%(95) 疑似剽窃观点：(0)		
1	基于SVM的交通流短时预测方法研究 贾勇兵(导师：余立建) - 《西南交通大学硕士论文》 - 2012-05-01	6.1% (60) 是否引证：否
2	基于支持向量回归的短时交通流预测方法研究与应用 武琼(导师：王夏黎) - 《长安大学硕士论文》 - 2016-04-28	3.4% (33) 是否引证：否
3	安全预警集成系统在煤矿瓦斯管理中的应用研究 孙榕鸿(导师：赵建会) - 《西安科技大学硕士论文》 - 2012-06-30	3.0% (29) 是否引证：否

原文内容 红色文字表示存在文字复制现象的内容; 绿色文字表示其中标明了引用的内容

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

本文的研究工作完成了预定的目标，但因本人学术水平和时间有限，同时本文方法还在一个比较理想的状态下研究的，缺少实际交通状况的适应性，更深的研究将在以下方面进行：

1、获取更多的路网数据，完善时空关联性的分析；

2、在获取到足够多的数据的基础上，考虑引入更多的影响交通流的因素，从而能够搭建出有多输入的针对性更强的交通模型，从而提高对实际交通的适用性和预测效果的精确度。

参考文献

- [45] Trelea I C. The particle swarm optimization algorithm: convergence analysis and parameter selection[J]. Information Processing Letters, 2016, 85(6):317-325.
- [46] Yang W, Li Q. Survey on Particle Swarm Optimization Algorithm[J]. Engineering Science, 2004, 6(5):87-94.
- [47] Shi Y, Eberhart R. A modified particle swarm optimizer[M]. Advances in Natural Computation. Springer Berlin Heidelberg, 1998:439-439.
- [48] 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.
- [49] 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.
- [50] 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.
- [51] 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.
- [52] 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.

说明：1.仅可用于检测期刊编辑部来稿，不得用于其他用途。

2.总文字复制比：被检测论文总重合字数在总字数中所占的比例。

3.去除引用文献复制比：去除系统识别为引用的文献后，计算出来的重合字数在总字数中所占的比例。

4.去除本人已发表文献复制比：去除作者本人已发表文献后，计算出来的重合字数在总字数中所占的比例。

5.指标是由系统根据《学术期刊论文不端行为的界定标准》自动生成的。

6.红色文字表示文字复制部分;绿色文字表示引用部分。

7.本报告单仅对您所选择比对资源范围内检测结果负责。

8.Email：amlc@cnki.net



<http://e.weibo.com/u/3194559873>



http://t.qq.com/CNKI_kycx