

文本复制检测报告单(全文对照)

№:ADBD2018R_2017031309522720180308141956835336381893

检测时间:2018-03-08 14:19:56

检测文献: 60580031136815381_城市交通路口短时流量预测2

作者: 城市交通路口短时流量预测

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2018-03-08

检测结果

总文字复制比: **8.2%**

跨语言检测结果: **0%**

去除引用文献复制比: **8.2%**

去除本人已发表文献复制比: **8.2%**

单篇最大文字复制比: **1.8%** (城市交通路口短时流量预测)

重复字数: [951]

总段落数: [2]

总字数: [11556]

疑似段落数: [2]

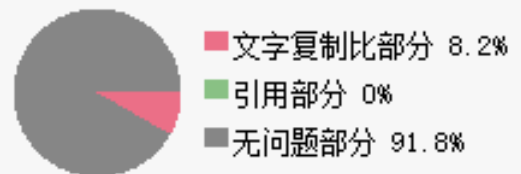
单篇最大重复字数: [210]

前部重合字数: [0]

疑似段落最大重合字数: [553]

后部重合字数: [951]

疑似段落最小重合字数: [398]



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

4.5% (398) 60580031136815381_城市交通路口短时流量预测2_第1部分 (总8872字)

20.6% (553) 60580031136815381_城市交通路口短时流量预测2_第2部分 (总2684字)



(注释: 无问题部分 文字复制比部分 引用部分)

1. 60580031136815381_城市交通路口短时流量预测2_第1部分

总字数: 8872

相似文献列表 文字复制比: 4.5%(398) 疑似剽窃观点: (0)

1	基于支持向量机的变形预测方法研究 程功(导师: 罗志清) - 《昆明理工大学硕士论文》 - 2010-05-01	1.1% (95) 是否引证: 否
2	新型干法水泥生产窑尾分解率软测量研究 刘慧(导师: 袁铸钢) - 《济南大学硕士论文》 - 2010-05-20	0.8% (71) 是否引证: 否
3	脑活动状态EEG信号解码方法及其应用 李俊华(导师: 张丽清) - 《上海交通大学博士论文》 - 2012-09-01	0.8% (68) 是否引证: 否
4	支持向量机在水力发电机组轴心轨迹自动识别中的应用研究 彭兵;程建;曹长冲;尹永珍;司汉松; - 《水电与新能源》 - 2016-02-28	0.6% (49) 是否引证: 否
5	柔性薄板装配不等间距定形焊点布置优化	0.5% (45)

	曲兴田;马强;李笑男;王昕;郑海生;吴晟宇; - 《计算机集成制造系统》 - 2015-12-14 0	是否引证：否
6	基于SVM的公安情报自动分类系统的设计与实现 牛琳(导师：司志刚) - 《解放军信息工程大学硕士论文》 - 2007-04-20	0.4% (36) 是否引证：否
7	基于测距信息的室内机器人定位技术研究 郑向梅(导师：杨庆芬) - 《石家庄铁道大学硕士论文》 - 2017-06-01	0.4% (32) 是否引证：否
8	手势建模算法研究及其应用 魏朝龙(导师：滕少华) - 《广东工业大学硕士论文》 - 2011-05-01	0.3% (30) 是否引证：否
9	城市交通路口短时流量预测 张金飞;黎英;高伟;黄名钊; - 《软件》 - 2018-01-15	0.3% (29) 是否引证：否

	原文内容	相似内容来源
1	<p>此处有 30 字相似</p> <p>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放到</p> <p>最后的模型进行试验。所以，对采集到的交通数据进行预处理工作是</p> <p>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。</p> <p>3.3.1异常数据修正</p> <p>在获取到的交通数据当中必不</p>	<p>手势建模算法研究及其应用 魏朝龙 - 《广东工业大学硕士论文》 - 2011-05-01 (是否引证：否)</p> <p>1.程中也都会受到各种因素的干扰和影响，图像画质将会因噪声而在不同程度上出现畸变，这样直接影响到识别试验最终的识别率。所以，对获取的手势图像进行预处理是相当必要的。本文对输入图像进行了灰度化、平滑、以及使用一种基于改进ILAE算法的图像局部自适应</p>
2	<p>此处有 47 字相似</p> <p>Machine,SVM) 的理论思想是通过某种方法将不属于同一类别的样本进行正确的归类，SVM就属于是本文所用的统计学</p> <p>理论下的一个完美产物。</p> <p>支持向量回归机 (Support Vector Regression , SVR) 其实是借用了支持向量机的思想，将分类的思想上升到回归的问题，而且也在很多工程实践中得到了很好地应用。尤其在非线性</p>	<p>柔性薄板装配不等间距定形焊点布置优化 曲兴田;马强;李笑男;王昕;郑海生;吴晟宇; - 《计算机集成制造系统》 - 2015-12-14 0 (是否引证：否)</p> <p>1.理模型3.1支持向量回归机支持向量机(Support Vector Machine,SVM)是基于统计学习理论的机器学习算法,支持向量回归机(Support Vector Regression,SVR)是建立在SVM基础上的回归算法[21]。回归模型的原始问题是针对二次目标函数并具有线性约束条件的凸二次规划问题,</p>
3	<p>此处有 30 字相似</p> <p>是本文所用的统计学理论下的一个完美产物。</p> <p>支持向量回归机 (Support Vector Regression , SVR) 其实是借用了支持向量机的思想，将分类的思想上升到回归的问题，</p> <p>而且也在很多工程实践中得到了很好地应用。尤其在非线性的情况，数据具有多维特征，SVR算法将数据映射到高维空间，来解决在原</p>	<p>城市交通路口短时流量预测 张金飞;黎英;高伟;黄名钊; - 《软件》 - 2018-01-15 (是否引证：否)</p> <p>1.预测结合起来,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。1支持向量回归机原理支持向量回归机其实是借用了支持向量机的思想,将分类的思想上升到回归的问题,算法的原理是在于借助非线性映射函数$\varphi(x)$来将数值从低维映射至高维的特征空间nR当中去,算法本身最大的一个优势就是在于可</p>
4	<p>此处有 69 字相似</p> <p>将分类的思想上升到回归的问题，而且也在很多工程实践中得到了很好地应用。尤其在非线性的情况，数据具有多维特征，SVR算法将</p> <p>数据映射到高维空间，来解决在原始空间中线性不可分的问题。这是由于SVR中核函数的优良品质，这样的非线性扩展在计算量上并没有比原来复杂多少，</p> <p>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</p>	<p>脑活动状态EEG信号解码方法及其应用 李俊华 - 《上海交通大学博士论文》 - 2012-09-01 (是否引证：否)</p> <p>1.上面已经描述了SVM处理线性可分的情况，而对于非线性的情况，SVM的处理方法是选择一个核函数$K(\cdot, \cdot)$，通过将数据映射到高维空间，来解决在原始空间中线性不可分的问题。由于核函数方法的优势，这样的非线性扩展在计算量上并没有比原来复杂多少。常用的核函数主要有以下几种：1.线性核函数：$K(x,y) = \langle x,y \rangle$;2.多项式核函数：$K(x,y) =$</p>

5	<p>此处有 36 字相似</p> <p>义上的参数，所有的函数集合都可以用$\{f(x,w)\}$表示；通过$f(x,w)$对y预测所产生的损失为$L(y,f(x,w))$，损失函数会由于不同类型的学习问题有多种形式，像模式识别类型的问题损失函数的定义如式（4-3）：</p> <p>在对连续的回归估计问题上，损失函数如式（4-4）：</p> <p>对于概率密度的估计问题，密度函数用$p(x$</p>	<p>基于SVM的公安情报自动分类系统的设计与实现 牛琳 - 《解放军信息工程大学硕士论文》- 2007-04-20 (是否引证：否)</p> <p>1.$f(x, w)dF(x, ,))$最，J'化。其中$L(, , f(x, w))$为由于用$f(x, w)$对，进行预，“而造成的损失，不同类型的学习问题有不同形式的损失函数。w_0R_n为函数的广义参数。$F(x, \cdot)$代表数据的概率分布，是客观存在的。在实际情况中，由于</p> <p>基于支持向量机的变形预测方法研究 程功 - 《昆明理工大学硕士论文》- 2010-05-01 (是否引证：否)</p> <p>1.昆明理工大学硕士学位论文最小，其中，$\{f(x, w)\}$称作预测函数集，w为广义参数：$L(y, f(x, w))$为损失函数，不同类型的学习问题有不同形式的损失函数。机器学习问题有三类：模式识别、函数逼近、概率密度估计。对模式识别问题，输出y是类标签；两类情况下y。</p> <p>新型干法水泥生产窑尾分解率软测量研究 刘慧 - 《济南大学硕士论文》- 2010-05-20 (是否引证：否)</p> <p>1.的损失，即损失函数。在机器学习问题中，有三类基本形式，即模式识别、函数逼近和概率密度估计。对于不同类型的学习问题，有不同形式的损失函数。对于模式识别问题，系统输出的是类别标号。仅讨论二分类问题，$y = \{0,1\}$ 或$y = \{-1, 1\}$，</p>
6	<p>此处有 59 字相似</p> <p>失函数的定义如式（4-5）：</p> <p>3.1.2经验风险最小化</p> <p>使得期望风险最小才是我们进行机器学习的目的，然而我们手中能够</p> <p>利用的数据信息只有如样本数据（4-1）这般，这样我们希望式（4-2）的期望风险就没有办法进行计算，因此在传统的研究方法</p> <p>中就另辟蹊径，将样本来定义出一个经验风险，采用的是经验风险最小（Experience Risk Minimization</p>	<p>基于支持向量机的变形预测方法研究 程功 - 《昆明理工大学硕士论文》- 2010-05-01 (是否引证：否)</p> <p>1.3.1.2经验风险最小化与统计学习理论 上述问题中，学习的目的在于使期望风险$R(w)$最小化。但由于可利用的信息只有样本数据，因此(3.2)的期望风险无法计算。传统学习方法采用经验风险最小化(Expectation Risk Minimization, ERM)原则，即用经验风险作为对(3.1)</p>
7	<p>此处有 45 字相似</p> <p>4-1）这般，这样我们希望式（4-2）的期望风险就没有办法进行计算，因此在传统的研究方法中就另辟蹊径，将样本来定义出一个</p> <p>经验风险，采用的是经验风险最小（Experience Risk Minimization</p> <p>,ERM）准则。</p> <p>构造出来学习算法使得对式（4-2）的估计即期望风险的值能最小，式（4-3）的损失函数即经验风险对于模</p>	<p>新型干法水泥生产窑尾分解率软测量研究 刘慧 - 《济南大学硕士论文》- 2010-05-20 (是否引证：否)</p> <p>1.,(x_n, y_n)，所以式(4.1)的期望风险并无法计算。因此，在传统的机器学习方法，所采用的是经验风险最小化（Experience Risk Minimization，简称为 ERM）准则，即用样本定义经验风险 $L(w) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n L(x_i, y_i, w)$</p>
8	<p>此处有 49 字相似</p> <p>险就未必是真的最小。</p> <p>4.1.3结构风险最小化</p> <p>基于VC维的理论基础，统计学习理论中推广性分析探究了不同类型的方法</p>	<p>支持向量机在水力发电机组轴心轨迹自动识别中的应用研究 彭兵;程建;曹长冲;尹永珍;司汉松; - 《水电与新能源》- 2016-02-28 (是否引证：否)</p> <p>1.何新样本的加入都使得这样的函数不能拟合新的样本集。这说明以这个函数表示的学习机器推广能力弱,即过学习现象。对两分类问题,函数集的实际风险$R(w)$和经</p>

	<p>函数集以及真实风险和经验风险的关系。实际的风险 $R(w)$ 与经验风险 $R_{emp}(w)$ 两者存在至少 $1-\eta$ 的数学概率并满足式 (4-7)、(4-8) 两个关系式，这是对二分类问题总结得出的结论。</p> <p>式 (4-7)、(4-8) 中，n 代表</p>	<p>验风险 $R_{emp}(w)$ 以概率 $1-\eta$ 存在如下的关系：$R(w) \leq R_{emp}(w) + h(\ln(2n/h) + 1) - \ln(\eta/4)$ 模 $n(1)$ 其中，n 是样本数；h 是函数集的 VC 维，代表</p>
9	<p>此处有 33 字相似</p> <p>试样本数据 x 所求的输出可按式 (4-20) 进行预测：从式 (4-20) 可以得出，支持向量回归机与神经网络在形式上比较相像，任一中间节点都有一个支持向量与之对应，输出的都是对一个中间节点的线性组合，如下图所示：</p> <p>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</p>	<p>基于测距信息的室内机器人定位技术研究 郑向梅 - 《石家庄铁道大学硕士论文》- 2017-06-01 (是否引证：否)</p> <p>1.4-1 所示，为支持向量机回归模型的结构示意图，将激光雷达测距式传感器获得的信息作为回归模型的输入，每个中间节点对应一个支持向量，输出为中间节点的线性组合。图 4-1 基于支持向量机的回归结构在支持向量机回归模型中，假设数据集中的训练样本表示为 (x_i, y_i), $i = 1, \dots, n$</p>

指 标
疑似剽窃文字表述
<p>1. 数据映射到高维空间，来解决在原始空间中线性不可分的问题。这是由于 SVR 中核函数的优良品质，这样的非线性扩展在计算量上并没有比原来复杂多少，</p>

2. 60580031136815381_城市交通路口短时流量预测2_第2部分	总字数：2684
相似文献列表 文字复制比：20.6%(553) 疑似剽窃观点：(0)	
1 城市交通路口短时流量预测 张金飞;黎英;高伟;黄名钿; - 《软件》- 2018-01-15	6.7% (181) 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	6.1% (164) 是否引证：否
3 Hadoop环境下基于SVR的短时交通流预测 周常胜(导师：姚卫红) - 《大连理工大学硕士论文》- 2014-05-08	2.7% (73) 是否引证：否
4 基于特征向量的最小二乘支持向量机PM2.5浓度预测模型 李龙;马磊;贺建峰;邵党国;易三莉;相艳;刘立芳; - 《计算机应用》- 2014-08-10	2.6% (70) 是否引证：否
5 量子混合蛙跳算法在过程神经网络优化中的应用 张强;许少华;刘丽杰; - 《信号处理》- 2013-08-25	2.5% (68) 是否引证：否
6 分式过程神经网络在网络流量预测中的应用 张强;许少华;李盼池; - 《计算机工程与应用》- 2012-12-11	2.5% (68) 是否引证：否
7 基于改进小波神经网络模型的交通流预测研究 陶丽(导师：刘升) - 《上海工程技术大学硕士论文》- 2015-12-01	2.3% (63) 是否引证：否
8 卡尔曼滤波在捷联惯组误差系数预测中的应用 张焕鑫;李学锋; - 《计算机仿真》- 2013-05-15	2.2% (58) 是否引证：否
9 善言为贤:货币政策前瞻性指引的中国实践 张成思;计兴辰; - 《国际金融研究》- 2017-12-12	1.2% (31) 是否引证：否
10 基于快速离散曲波变换的TH-1卫星影像融合方法 朱倩;李霞; - 《中国科学技术大学学报》- 2013-08-15	1.2% (31) 是否引证：否

原文内容	相似内容来源
<p>此处有 91 字相似</p> <p>搜索时发现有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。</p> <p>4.3.3实验评价指标</p>	<p>基于特征向量的最小二乘支持向量机PM2.5浓度预测模型 李龙;马磊;贺建峰;邵党国;易三莉;相艳;刘立芳; - 《计算机应用》- 2014-08-10 (是否引证：否)</p> <p>1.有无综合气象指数的结果进行对比分析(即改进前与改进后进行对比分析)。图4 PM2.5浓度预测模型效果对比(城市B)2.2模型预测结果评价本文使用均方误差(Mean</p>
1	

	<p>为了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) 。</p> <p>其中, $Y_p(t)$为t时刻模型预测值, N为预测时段长度, $Y_r(t)$为t</p>	<p>Squared Error,MSE)和绝对误差(Absolute Error,ABS)对预测结果进行评价。均方误差是衡量“平均误差”的一种较方便的方法</p> <p>分式过程神经网络在网络流量预测中的应用 张强;许少华;李盼池;-《计算机工程与应用》- 2012-12-11 (是否引证: 否)</p> <p>1.的数据用于网络训练,使近网络流量时间序列在不同时段之间的复杂映射能力。显然,网络输入节点n的取值影响到网络的性能。为检验预测效果,用平均绝对误差 (Mean AbsoluteError,MAE)、均方误差(Mean Square Error,MSE)和归一化均方误差(Normalized Mean Square Error,NMSE)等指标对预报性能进行评价。设x</p> <p>量子混合蛙跳算法在过程神经网络优化中的应用 张强;许少华;刘丽杰;-《信号处理》- 2013-08-25 (是否引证: 否)</p> <p>1.-32],m在整数区间[1,30]内取值;误差精度$\varepsilon=0.005$;最大学习次数M=10000;每种算法运行10次。为检验预测效果,用平均绝对误差(Mean Absolute Error,MAE)、均方误差(Mean Square Error,MSE)和归一化均方误差 (Normalized Mean Square Error,NMSE)等指标进行性能评价。设xt是实</p> <p>卡尔曼滤波在捷联惯组误差系数预测中的应用 张焕鑫;李学锋;-《计算机仿真》- 2013-05-15 (是否引证: 否)</p> <p>1.(p)模型第1步预测误差方差,那么,修正预测值的第l步预测误差方差比AR(p)模型第l步预测误差方差小。3.4预测模型的评价指标为了定量地评价预测模型的精度,采用以下指标进行衡量:1)平均绝对误差(Mean Absolute Error,MAE):$MAE=1/n \sum_{i=1}^n y_i - \hat{y}_i$2)均方误差(Mean Square Error,MSE):$MSE=$</p>
2	<p>此处有 185 字相似</p> <p>,MAE) 、 均方误差 (Mean Square Error,MSE) 、 均等系数 (Equal Coefficient) 。</p> <p>其中, $Y_p(t)$为t时刻模型预测值, N为预测时段长度, $Y_r(t)$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。</p> <p>4.3.4仿真实验</p> <p>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。</p> <p>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:</p>	<p>城市交通路口短时流量预测 张金飞;黎英;高伟;黄名钿;-《软件》- 2018-01-15 (是否引证: 否)</p> <p>1.(8)(7)(8)(8)(7)(7)(8)(8)(7)(8)2p rt22p rt tEC 1-(28)-(10)???其中,()pY t为t时刻模型预测值,N为预测时段长度,()rY t为t时刻交通流实际测量值。RMSE反应了预测的误差分布情况,若其值越小,则表示预测模型具有更好的精确度,预测的效果越好。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。模型预测结果如下:图1Fig.1表1Tab.1方法MAE RMSE ECSVR 7.2845 2.7764 0.9135</p> <p>基于改进小波神经网络模型的交通流预测研究 陶丽 -《上海工程技术大学硕士论文》- 2015-12-01 (是否引证: 否)</p> <p>1. 第三章 基于小波神经网络模型的交通流预测第 29 页</p> <p>3.4.2 交通流预测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。取该预测样本中的前 368 个数据为训练样本, 后 92 个数据为预测检验样。模型采用的是基本小波神经网络模型</p> <p>基于快速离散曲波变换的TH-1卫星影像融合方法 朱倩;李霞;-《中国科学技术大学学报》- 2013-08-15 (是否引证: 否)</p> <p>1.方误差NMSE=$\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N z(i,j) - o(i,j) ^2$$\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N o(i,j) ^2$(10)归一化均方误差的值越小</p>

		<p>,说明预测模型描述实验数据具有更好的精确度,在影像融合方法中,具有越小的归一化均方误差,融合效果越好。(III)信噪比$SNR=10\log_{10}\sum M_i=1\sum N_j=1z(i)$,</p> <p>善言为贤:货币政策前瞻性指引的中国实践 张成思;计兴辰; -《国际金融研究》- 2017-12-12 (是否引证:否)</p> <p>1.好的精确度。平均绝对误差(MAE)定义为“所有单个观测值与实际值的偏差绝对值的平均”,与均方误差(MSE)类似,平均绝对误差(MAE)的值越小,说明预测模型描述实验数据具有更好的精确度。按照上述方法进行计算,相关结果如表4所示。可观察到央行预测MSE值为2.05,随机游走MSE值为3.62;央行预测MAE</p>
3	<p>此处有 76 字相似</p> <p>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</p> <p>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</p> <p>进行预测,预测结果与实际记录值得结果对比图如下: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</p>	<p>城市交通路口短时流量预测 张金飞;黎英;高伟;黄名钿; -《软件》- 2018-01-15 (是否引证:否)</p> <p>1.TS提供的2016年6月30日-2016年7月1日交通数据进行仿真实验(包括交通量,速度,占有率等字段),数据检测周期为1min,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。在实验之前需对数据进行预处理,包括缺失值的处理,归一化处理等。缺失值的处理采取用周期的天对应的相同时间点的数据进行填充,</p> <p>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 -《长安大学硕士论文》- 2016-04-28 (是否引证:否)</p> <p>1.)。取5分钟为一个单位时间统计流量,对流量数据进行异常值修正和去噪处理后得到可用样本,共288组数据。结合本文使用的支持向量回归的短时交通流预测模型,对东大街骡马市路口的交通流数据进行预测,预测结果与实际记录值得结果对比图如下:图3.6 SVR预测</p>
4	<p>此处有 73 字相似</p> <p>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:</p> <p>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</p> <p>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。</p> <p>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。</p> <p>3.4本章小结</p> <p>本章首先介绍了支持向量机的基础理论和机</p>	<p>Hadoop环境下基于SVR的短时交通流预测 周常胜 -《大连理工大学硕士论文》- 2014-05-08 (是否引证:否)</p> <p>1.法、梯度下降法、启发式算法等。试凑法主要依靠专业人员根据自己的经验调整参数,带有一定的盲目性和随机性,不能保证达到全局最优。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。梯度下降算法比较简单,但是具有收敛速度慢、对初始值比较敏感和容易陷入局部极值等缺点[5]。启发式算法可以</p>
5	<p>此处有 74 字相似</p> <p>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。</p> <p>3.4本章小结</p> <p>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。</p>	<p>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 -《长安大学硕士论文》- 2016-04-28 (是否引证:否)</p> <p>1.,SVR方法的效果相对来说更接近实际测量值,与BP神经网络方法相比较,取得更好的预测效果。3.6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的缺点,以及结构风险最小化的理论。在此基础上,分别讨论了最优分类面、松弛变量和核函数,从线性支持向量回归推</p>

	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针对短时交通流的预测	广到非线性回归情况对最优超平面的构造进行理论的推导。然
6	<p>此处有 54 字相似</p> <p>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。</p> <p>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针对短时交通流的预测是一种可行的、有效的预测模型。</p> <p>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。</p>	<p>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 - 《长安大学硕士论文》- 2016-04-28 (是否引证：否)</p> <p>1.推广到非线性回归情况对最优超平面的构造进行理论的推导。然后分别对四个断面的交通流量进行样本训练，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。此外，还将该模型与 BP 神经网络预测方法进行比较实验。对比结果证明，SVM比 BP 神经网络预测方法更好，具有</p>

指 标		
疑似剽窃文字表述		
1.	其中， $Y_p(t)$ 为t时刻模型预测值，N为预测时段长度， $Y_r(t)$ 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。	
4.3.4	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。	
2.	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	
3.	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。	
4.	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	
5.	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针对短时交通流的预测是一种可行的、有效的预测模型。	

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