

环境科学

(HUANJING KEXUE)

ENVIRONMENTAL SCIENCE

第38卷 第8期

Vol.38 No.8

2017

中国科学院生态环境研究中心 主办
科学出版社 出版



目次

用于滤膜称重的饱和氯化镁溶液恒湿系统搭建与评估 李晓晓,张强,邓建国,蒋靖坤,郝吉明(3095)

钢铁工业排放颗粒物中碳组成的特征 张进生,吴建会,马威,冯银厂(3102)

常州市大气 PM_{2.5} 中 PAHs 污染特征及来源解析 顾爱军,刘佳澍,罗世鹏,毕承路,苏亚兰,叶招莲,盖鑫磊(3110)

兰州河谷盆地大气多环芳烃干沉降通量及来源 尉媛丽,刘攀亮,于周锁,高宏,毛潇萱,马建民,黄韬(3120)

株洲市大气降尘中元素特征及来源分析 王世豪,张凯,柴发合,钟学才,周广柱,杨晴,柯馨姝(3130)

传统北京烤鸭烤制过程中大气污染物的排放特征 徐敏,何万清,聂磊,韩力慧,潘涛,石爱军(3139)

基于车载测试的重型柴油车尾气典型烷烃排放特征 史纯珍,郝雪薇,申现宝,曹鑫悦,张伟,吴辉,姚志良(3146)

基于 wavelet-SVM 的 PM₁₀ 浓度时序数据预测 王平,张红,秦作栋,姚清晨,耿红(3153)

广州港船舶停泊工况排放因子实测及排放量初步估算 黄学良,张洲,杨威强,李晟,朱明,方华,何俊杰,陈俊文,万承浩,张艳利,刘国光,黄祖照,王宇骏,王新明(3162)

沙尘天气对生物气溶胶中总微生物浓度及粒径分布的影响 李鸿涛,祁建华,董立杰,高冬梅(3169)

典型生活垃圾处理设施恶臭排放特征及污染评价 芦会杰(3178)

杭州地区城区降雪中全氟化合物的污染特征 张明,唐访良,俞雅雯,徐建芬,陈金汉,余波,周姗,张伟(3185)

黄浦江流域典型污水中不同粒径胶体的三维荧光光谱特征 聂明华,晏彩霞,杨毅,周俊良,刘敏(3192)

漓江地表水体有机碳来源 赵海娟,肖琼,吴夏,刘凡,苗迎,蒋勇军(3200)

夏季热分层效应对典型岩溶水库水化学及溶解无机碳的影响 吴飞红,蒲俊兵,李建鸿,张陶,李丽,黄思宇(3209)

城市不同功能区地表水重金属污染特性比较:以宁波为例 徐美娟,童桂华,孙丹,李建新,虞效益(3218)

地下水主要组分水化学异常识别方法对比:以柳江盆地为例 张小文,何江涛,彭聪,张昌延,倪泽华(3225)

人为扰动背景下城郊溪流底质磷的生物-非生物吸收潜力分析 李如忠,叶舟,高苏蒂,郑悦(3235)

长江口低氧区沉积物中磷的形态及其环境意义 刘军,臧家业,冉祥滨,赵晨英,刘季花,王小静(3243)

三峡库区小流域不同土地利用类型“土壤-水体”氮磷含量特征及其相互关系 陈成龙,高明,木志坚,倪九派,祁乐(3254)

黄土高原降雨驱动下流域碳输移特征及其碳流失评估:以羊圈沟坝系流域为例 鄂馨卉,汪亚峰,高扬,陈利顶,陈世博,陈维梁(3264)

新型溴代苯酚类消毒副产物的氯化降解机制 李欢,李正魁,李爱民,周庆,王莹,潘咏(3273)

藻形态及混凝剂组成对混凝-超滤过程的影响 张大为,徐慧,王希,门彬,王东升,段晋明(3281)

汝溪河浮游硅藻功能群特征及其与环境因子相关性分析 向蓉,李巧玉,喻毅,张洪波,董聪聪,施军琼,吴忠兴(3290)

石岩水库叶绿素 a 时空分布及其影响因子分析 宋云龙,张金松,郭小雅,朱佳,王丽,陶益,张丽(3302)

不同湿地模型中根系微生物的多样性 王林,李冰,余家辉,朱加宾,朱健(3312)

北海湖微生物群落结构随季节变化特征 张雅洁,李珂,朱浩然,张洪勋(3319)

基于高通量测序的流化床生物滤器细菌群落结构分析 张海耿,宋红桥,顾川川,单建军,张宇雷,倪琦(3330)

高效反硝化菌和包埋填料性能及微生物群落分析 孟婷,杨宏(3339)

基于城市污水资源化的微藻筛选与污水预处理 韩松芳,金文标,涂仁杰,陈洪一(3347)

生物膜贴壁培养小球藻净化猪粪沼液废水的效果 王愿珠,程鹏飞,刘德富,刘天中(3354)

微气泡臭氧催化氧化-生化耦合工艺深度处理煤化工废水 刘春,周洪政,张静,陈晓轩,张磊,郭延凯(3362)

pH 冲击对海洋厌氧氨氧化菌处理含海水污水脱氮效能的影响 于德爽,周同,李津,王晓霞,吴国栋,王晓静(3369)

酒精废水部分亚硝化-厌氧氨氧化脱氮的可行性 周正,林兴,王凡,顾澄伟,沈婧,袁砚,金润(3377)

模拟废水中钼的微生物回收及其对亚甲基蓝的催化特性 康乃馨,朱能武,郭雯颖,何志心(3385)

采用颜色空间表征 ANAMMOX 启动与冲击过程 王利君,李志华,韩冬,张天宇,杨成建(3393)

CSTR 和 MBR 反应器的短程硝化快速启动 张婷,吴鹏,沈耀良,闫刚,徐乐中, Samwine Thomas(3399)

硫酸盐还原氨氧化体系中基质转化途径 完颜德卿,黄勇,毕贞,刘沂,姚鹏程,张文静(3406)

不同 TOC/NH₄⁺-N 对厌氧氨氧化脱氮效能的影响 王凡,刘凯,林兴,周正,李祥,黄勇(3415)

盐度对 EGSB 反应器的运行及厌氧颗粒污泥的影响 谭潇,黄靓,杨平,涂弈州(3422)

CANON 颗粒污泥工艺的启动与负荷提高策略 孙延芳,韩晓宇,张树军,李星,曹相生(3429)

胞外聚合物对活性污泥吸附去除全氟辛酸磺酸(PFOS)的影响 刘鑫彤,尹华,彭辉,李浩榕,杨萍萍,曹雅娟(3435)

不同施肥方式下紫色土 N₂O 与 NO_x 的排放特征 胡磊,刘韵,朱波(3442)

地膜覆盖对蔬菜地甲烷排放的影响 张凯莉,郝庆菊,冯迪,石将来,石孝均,江长胜(3451)

模拟的增温增雨对内蒙古温带草原土壤氨氧化微生物的影响 张翠景,沈菊培,孙翼飞,王军涛,杨中领,韩红艳,张丽梅,万师强,贺正(3463)

长期施肥酸性旱地土壤硝化活性及自养硝化微生物特征 徐白璐,钟文辉,黄欠如,秦红益,邓欢,韩成(3473)

施加碳酸钙对酸性土壤微生物氮循环的影响 郭安宁,段桂兰,赵中秋,唐仲,王杨扬,王伯勋(3483)

水稻不同生育期根际与非根际土壤胞外酶对施氮的响应 魏亮,汤珍珠,祝贞科,蔡观,葛体达,王久荣,吴金水(3489)

凋落物呼吸温度敏感性的变化特征及其影响因素 张彦军(3497)

西北干旱区农田土壤磁性特征及其环境意义 王新,夏敦胜,王博,陈红,刘浩(3507)

小麦秸秆驱动菱铁矿热解制备磁性生物炭及其吸附 Cd²⁺ 活性 张如玉,刘海波,邹雪华,庆承松,李梦雪,陈冬,陈天虎(3519)

交通污染暴露对 DNA 甲基化的影响 汪婷,丁锐,黄丹妮,祝子逸,章军,叶怀庄,徐迎春,金永堂(3529)

外接菌种对污泥堆肥效能及堆体细菌群落的影响 杨萍萍,尹华,彭辉,唐少宇,卢妙,刘皓(3536)

中国电动自行车动力铅酸蓄电池生命周期评价 刘巍,田金平,陈吕军(3544)

《环境科学》征稿简则(3280) 《环境科学》征订启事(3301) 信息(3353, 3472, 3535)

基于 wavelet-SVM 的 PM₁₀ 浓度时序数据预测

王平¹, 张红^{2*}, 秦作栋¹, 姚清晨³, 耿红²

(1. 山西大学黄土高原研究所, 太原 030006; 2. 山西大学环境与资源学院, 太原 030006; 3. 太原市环境监测中心站, 太原 030002)

摘要: 太原是以煤炭为主要能源的重工业城市, PM₁₀ (particulate matter) 是太原市的主要大气污染物, 因此研究其变化趋势, 并给出污染物浓度预测结果, 为相关部门进行大气污染防治, 为突发污染事件应急提供理论支持是一项非常重要的工作. 支持向量机 (support vector machine, SVM) 应用于 PM₁₀ 污染物浓度时序数据预测时, 表现出良好的泛化能力. 在预测模型建立过程中通常选择历史数据作为学习模型的输入特征, 然而这样的数据表示形式, 结构单一, 信息表达不完备, 在很大程度上将影响预测模型的泛化能力. 本文以山西省太原市城区 4 个监测站点的 PM₁₀ 日浓度数据为研究数据, 通过小波变换 (wavelet transform) 将一维输入数据转化为由低频信息和高频信息构成的高维数据, 并以该数据为输入数据建立 wavelet-SVM 预测模型. 结果表明, 相较于传统 SVM 模型预测, wavelet-SVM 模型预测结果具有更高的精度, 尤其能更加准确捕捉到 PM₁₀ 浓度突变点, 为大气污染预警提供有效信息支持, 并且 wavelet-SVM 模型对于 PM₁₀ 浓度时序数据变化趋势的预测精度有明显提升, 能更好地预测 PM₁₀ 浓度变化趋势, 揭示 PM₁₀ 浓度时序数据内在规律.

关键词: 支持向量机; 小波变换; 大气污染物浓度预测; 输入向量; 预测模型

中图分类号: X513 文献标识码: A 文章编号: 0250-3301(2017)08-3153-09 DOI: 10.13227/j.hjxx.201612194

PM₁₀ Concentration Forecasting Model Based on Wavelet-SVM

WANG Ping¹, ZHANG Hong^{2*}, QIN Zuo-dong¹, YAO Qing-chen³, GENG Hong²

(1. Institute of Loess Plateau, Shanxi University, Taiyuan 030006, China; 2. College of Environmental & Resource Sciences, Shanxi University, Taiyuan 030006, China; 3. Taiyuan Environment Monitoring Central Station, Taiyuan 030002, China)

Abstract: PM₁₀ is the main air pollutant in Taiyuan, as the city is a heavy industrial center with coal as its main energy source. Therefore, research on the prediction of this pollutant's variation and concentration is of great theoretical significance for air pollution prevention and emergency solutions. The source of PM₁₀ is very complex, as it is affected by industrial emissions, vehicle exhaust, fugitive dust, and many other factors. The emission sources of PM₁₀ are difficult to determine accurately. The goal of our research was to give accurate forecasting results efficiently when only time-series PM₁₀ concentrations, and no other exogenous information, is available. A support vector machine (SVM) enjoys good generalization performance in the PM₁₀ concentration forecasting area. Traditionally, an SVM chooses historical data as the input features in the process of dealing with the time-series data of air pollutant concentrations. However, data with simple structure and incomplete information have become the fetter of generalization ability improvement. In this study, the data for simulation experiments was the PM₁₀ concentration dataset collected from four monitoring stations in Taiyuan. The PM₁₀ concentration time-series one-dimension data was decomposed into high dimension, constructed by low frequency and high frequency series using a wavelet transform. The wavelet-SVM forecasting model can be established by introducing the high-dimension data as the input features. The experiment results indicate that, contrasted with the traditional SVM, the wavelet-SVM model boasts higher accuracy for PM₁₀ concentration prediction. In particular, it captures the concentration mutational points more accurately and provides information support that is more effective for atmospheric pollution warning. In addition, with the wavelet-SVM model, prediction accuracy for the concentration variations was significantly improved and laws that were more inherent in the PM₁₀ concentration time series were revealed.

Key words: SVM; wavelet transform; air pollutant concentration forecasting; input variables; forecasting model

大气污染物严重危害人体健康和生活环境, 因此大气污染物浓度预测问题成为近年来的研究热点. 随着对空气质量恶化担忧的增加, PM₁₀ (particulate matter less than 10 μm) 于 1996 年纳入我国《环境空气质量标准》(GB 3095-1996) 作为空气质量评价的主要污染物. PM₁₀ 是指空气中能够悬浮且不易沉降的固体和液体的混合物. 由于大气污染物 PM₁₀ 直径小于 10 μm, 极易进入呼吸道并沉积于

肺部, 因此有极大可能引起严重的呼吸道疾病和心血管疾病, 对人体造成很大伤害^[1]. 在其组成成分方面, PM₁₀ 主要是由有机物、粉尘、SIA (secondary inorganic aerosols)、微量金属元素 TMs (trace

收稿日期: 2016-12-22; 修订日期: 2017-03-18

基金项目: 山西省自然科学基金项目(201601D102055)

作者简介: 王平(1978~), 女, 博士研究生, 主要研究方向为环境污染与建模, E-mail: wp2004@sxu.edu.cn

* 通信作者, E-mail: zhanghong@sxu.edu.cn

metals)、水分和未知化合物组成^[2]. 对于 PM_{10} 污染物浓度进行预测研究,并依据预测结果对可能出现的严重空气污染事件进行科学预警是目前对空气质量研究的重点也是公众关注的热点. 目前大气污染物浓度预测方法主要有统计模型和确定性模型两类^[3]. 非线性回归、人工神经网络 (artificial neural network, ANN) 和支持向量机 (support vector machine, SVM) 等模型已成功应用于空气污染物预测问题^[4-6]. Perez 等^[4] 将 ANN 模型应用于 $PM_{2.5}$ 小时浓度预测,表现出良好的预测能力. Zhang 等^[5] 使用 ANN 分析了太原市 PM_{10} 浓度特征并建立预测模型. Sun 等^[6] 通过实验验证了基于 LSSVM 的 $PM_{2.5}$ 预测模型能有效应用于大气污染物浓度预测. 统计模型适合于描述大气污染物浓度与影响污染物浓度的相关因素之间的复杂非线性关系,因此具有较好的预测精度,并且预测系统结构简单,运行效率较高^[3]. 近年来随着数据挖掘技术的发展,ANN 和 SVM 成功应用于 PM_{10} 时序数据的预测,其中 ANN 存在局部最优和过拟合的问题^[7],而 SVM 基于统计学习理论,以结构风险最小化为目标^[8],克服了过拟合和局部最优的问题^[9],在污染物浓度预测研究中表现出良好的泛化能力^[10,11]. 确定性模型依据边界层气象数据、污染源信息和污染物复杂的物理化学形成过程,模拟污染物的释放、累积或扩散过程^[12,13],因此预测系统需要网格状气象、排放源和化学 ICONs 和 BCONs 数据等信息. 此类预测系统实现复杂且需较长的系统运行时间,并且模型的精度在很大程度上依赖于系统所需的复杂数据信息^[14].

PM_{10} 是太原城区的主要大气污染物,其来源复杂,可以来源于自然环境,也与人类活动有密切联系,尤其在城市地区,主要来源有机动车尾气、工业过程和化石燃料燃烧等方面^[15]. 污染物 PM_{10} 的浓度受到排放源、气象条件和复杂下垫面等多种因素的影响,并且 PM_{10} 为混合污染物,与复杂物理化学过程相关^[16,17],因此 PM_{10} 时序数据具有高度复杂性、非线性等特征^[18,19]. PM_{10} 的浓度特征随时间变化,可以认为 PM_{10} 浓度变化是一个非线性动态系统^[16,17]. 因此在 PM_{10} 浓度预测过程中很难准确确定污染源信息,并且受到监测站点设置等因素制约,与 PM_{10} 浓度相关的外生影响因素 (例如:排放源、气象数据、地形特征、其它相关污染物浓度等) 数据亦很难获取,大多情况下人们得到的研究数据仅仅是一维 PM_{10} 浓度时间序列数据. 在这种数据信息

不完备、无法采用高级物理模型进行预测的情况下,如何快速、准确得到 PM_{10} 预测结果,是非常重要的并且具有现实意义的.

本文使用 wavelet 模型对 PM_{10} 污染物浓度时序数据进行小波分析得到高维时频信息,该信息作为 SVM 输入向量建立 wavelet-SVM 模型. 并以山西省太原市 4 个空气质量监测站点的 PM_{10} 浓度数据为研究对象,完成以下研究目标:①分析太原市城区 PM_{10} 污染物浓度的时空分布特点;②通过小波变换将 PM_{10} 浓度时序数据分解为高频信息和低频信息,挖掘数据潜在信息,重构数据结构;③建立 wavelet-SVM 污染物浓度预测模型;④将传统 SVM 预测结果、wavelet-SVM 预测结果与实测 PM_{10} 浓度数据进行比较,验证通过 wavelet 将 PM_{10} 浓度数据变换为高维时频信息的 wavelet-SVM 预测模型具有较好的泛化能力,同时算法设计简单,具有很好的实用性.

1 材料与方法

1.1 研究区域

太原位于中国中部 ($111^{\circ}30' \sim 113^{\circ}09' E$; $37^{\circ}27' \sim 38^{\circ}25' N$), 山西省省会,总面积 6 988 km^2 , 人口 429.89 万. 太原市区地形为西、北和东三面环山,中部和南部为平原,形成天然的簸箕形,该地形特征将增加大气污染物累积效应. 此外,太原作为中国能源、重工业基地之一,并且以煤炭为主要能源,因此, PM_{10} 是太原地区大气污染物中的主要污染物. 图 1 为太原地区数字高程模型 (digital elevation

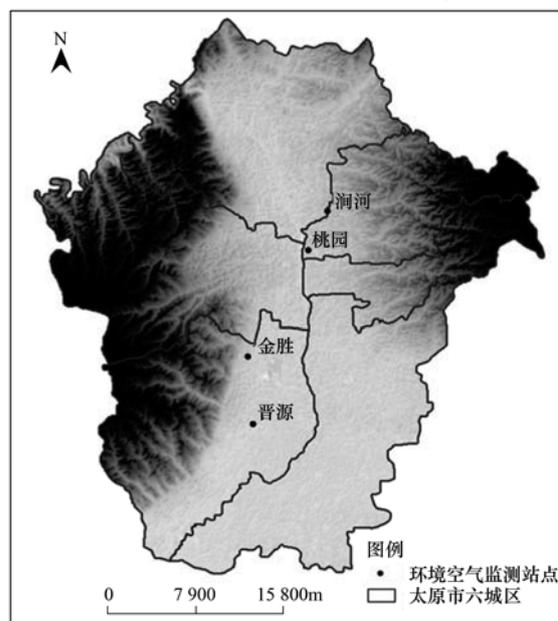


图 1 太原市区空气质量监测站点

Fig. 1 Location of air quality monitoring stations and DEM of Taiyuan

model, DEM).

1.2 研究数据

PM₁₀ 浓度数据来源于太原市环境监测中心站, 监测站点包括太原市城区晋源、桃园、涧河和金胜 4 个环境监测站点, 如图 1 所示. 实验数据集由 2013 年 1 月 1 日~2013 年 12 月 31 日, PM₁₀ 浓度数据为日平均值, 共计 365 组数据. 其中 2013 年 1 月 1 日~2013 年 9 月 31 日的 273 组数据为训练数据, 2013 年 10 月 1 日~2013 年 12 月 31 日的 92 组数据作为测试数据.

1.3 研究方法

目前 SVM 应用于 PM₁₀ 浓度时序预测表现出良好的预测精度. SVM 模型通过核函数很好地表示输入向量与预测目标之间的高维非线性关系, 合适的高维输入向量将有效、准确描述信息特征, 表达数据含义, 因此模型预测能力在很大程度上依赖于模型设计中输入向量的选择. SVM 在处理一维时序数据时通常选择历史数据作为输入向量, 输入向量维度较低, 无法体现 SVM 模型高维非线性特征, 在一定程度上影响模型的泛化能力. 因此, 在采用 SVM 模型对 PM₁₀ 时序数据进行预测时, 为获得更高的预测精度, 可对输入向量 (PM₁₀ 时序数据) 进行结构变换, 将一维数据升维成高维数据, 更加全面、有效地表示数据变化趋势, 从而提高预测精度. PM₁₀ 污染物浓度时序数据 $\{y_1, y_2, \dots, y_l\}$ 可被认为是一组信号序列, 由于小波分析适用于这种非线性非平稳时序数据, 因此可将该方法应用于分析提取大气污染物浓度时序数据在不同时频上的信息特征. 小波变换通过窗口调整, 对信号伸缩平移运算进行局部化分析, 将输入信号分解成能够真正反映信号数据真实变化趋势的低频信号和随机扰动的高频信号^[20~22]. 通过小波变换将污染物浓度数据分解为由不同组成部分构成的序列组, 这些子序列相较于原数据具有更稳定的方差和较少的奇异值点, 能更有效、准确地表达原信号信息, 因此预测准确性更好^[23]. 若小波变换的尺度函数为 $\varphi(t)$, 母小波函数为 $\psi(t)$ 则:

$$\varphi_{j,k}(t) = 2^{j/2} \varphi(2^j t - k) \quad (1)$$

$$\psi_{j,k}(t) = 2^{j/2} \psi(2^j t - k) \quad (2)$$

式中 j 和 k 分别为尺度参数及平移参数. 信号 $y(t)$ 由公式(1)和(2)可表示为:

$$y(t) = \sum_k c_{j_0}(k) 2^{j_0/2} \varphi(2^{j_0} t - k) + \sum_k \sum_{j=j_0}^{\infty} d_j(k) 2^{j/2} \psi(2^j t - k) \quad (3)$$

式中, $c_{j_0}(k)$ 和 $d_j(k)$ 分别为近似系数及细节系数. 污染物浓度数据通过 m 步小波变换可分解为:

$$y(t) = A_{m_t} + D_{1_t} + \dots + D_{m_t}$$

式中, A_{m_t} 为近似信息代表原信息特征, $D_{1_t} \dots D_{m_t}$ 为高频信息表示细微信号波动即原信息的噪声部分^[24]. 由小波变换分解得到的低频近似信息和高频信息构成新的预测数据集 $\{(x'_i, y_i)\}_{i=1}^l$, 其中 $x'_i = (A_{m_{i-1}}, D_{1_{i-1}}, \dots, D_{m_{i-1}}) \in R^{m+1}$, $y_i \in R$, 作为 SVM 的回归模型 ε -SVR 的训练数据集, 建立 wavelet-SVM 预测模型. ε -SVR 描述为以下形式:

$$\text{Minimize } \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l (\alpha_i^* - \alpha_i)(\alpha_j^* - \alpha_j) K(x_i, y_j) + \varepsilon \sum_{i=1}^l (\alpha_i^* + \alpha_i) - \sum_{i=1}^l y_i (\alpha_i^* - \alpha_i) \quad (4)$$

约束于:

$$\sum_{i=1}^l (\alpha_i^* - \alpha_i) = 0$$

$$0 \leq \alpha_i, \alpha_i^* \leq \frac{C}{l} \quad (i = 1, \dots, l)$$

式中, α_i, α_i^* 是 Lagrange 乘子, 并且对应非零 (α_i, α_i^*) 的数据称为支持向量, $K(x_i, x_j) = \varphi(x_i) \cdot \varphi(x_j)$ 为核函数, 则目标函数为:

$$f(x) = \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) k(x_i, x) + b \quad (5)$$

图 2 给出了 wavelet-SVM 预测模型的构建过程.

以上基于小波变换的 wavelet-SVM 预测模型可描述如下:

输入: 训练数据集 $\{(X_i, Y_i)\}_{i=1}^l$, 其中 $X_i = \text{PM}_{10_{i-1}}$, 及 $t+1$ 时刻输入向量 $X_{t+1} = \text{PM}_{10_t}$.

输出: $t+1$ 时刻 PM₁₀ 污染物预测浓度 Y_{t+1} .

Step1: 由 PM₁₀ 浓度数据形成时序数据集 $\{\text{PM}_{10_1}, \text{PM}_{10_2}, \dots, \text{PM}_{10_t}\}$, 使用小波变换, PM₁₀ 浓度时序数据经过 m 层分解可得到高维输入信息 $\{X'_1, X'_2, \dots, X'_t\}$ 其中 $X'_i = (A_{m_{i-1}}, D_{1_{i-1}}, \dots, D_{m_{i-1}})$, $i=1 \dots t$, 及 $t+1$ 时刻分解结果 $X'_{t+1} = (A_{m_t}, D_{1_t}, \dots, D_{m_t})$.

Step2: 根据前一步中得到的高维输入信息 $\{X'_1, X'_2, \dots, X'_t\}$ 构建新的训练数据集 $\{(X'_i, Y_i)\}_{i=1}^l$, 其中 $X'_i = (A_{m_{i-1}}, D_{1_{i-1}}, \dots, D_{m_{i-1}})$.

Step3: 在新得到的训练集 $\{(X'_i, Y_i)\}_{i=1}^l$ 上训练 SVM, 选择相应的参数, 得到预测模型 $f(X'_i)$.

Step4: 使用以上学习得到的预测模型及根据 Step1 中得到的 $t+1$ 期输入向量 $X'_{t+1} = (A_{m_t}, D_{1_t}, \dots, D_{m_t})$, 可预测得到 $t+1$ 期 PM₁₀ 浓度的预测值

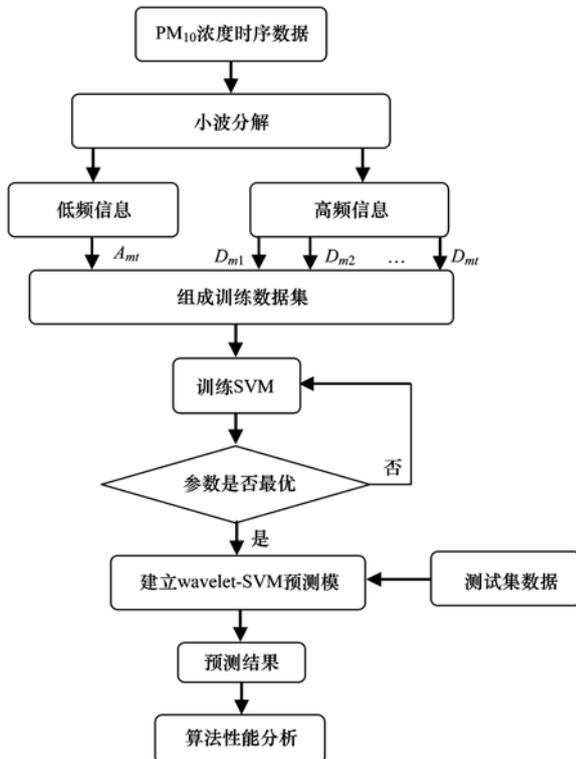


图2 wavelet-SVM 预测模型流程示意

Fig. 2 Process of wavelet-SVM forecasting model

$f(X'_{t+1})$.

通过重复步骤 Step1 ~ Step4 将得到预测值 $f(X'_{t+2}), \dots, f(X'_{t+T})$.

1.4 算法性能指标

为验证本文提出的基于小波变换的 wavelet-SVM 预测模型的有效性,选择 MAE (the mean absolute error)、RMSE (the root mean square error)、DA (direction accuracy) 和 IA (index of agreement) 作为衡量算法性能的指标. 通常,较好的预测模型具有较小的 MAE 和 RMSE. DA 代表预测模型对于时序数据方向变化的预测能力,较大的 DA 拥有较准确的方向预测结果. 模型有较大的 IA 反映了预测结果与实际值更接近^[24]. 以上算法性能指标既从模型预测精度方面评价模型泛化能力,也从时序数据趋势变化预测方面给出衡量标准,可以全面评价模型预测能力.

2 结果与分析

为验证本文提出的 wavelet-SVM 预测模型相较于传统 SVM 模型是否能有效提高预测精度,笔者分别对太原 4 个站点的预测结果进行了比较. 实验中预测模型由 Matlab 7.0 及 Weka 3 软件设计完成. 模型中相关参数选择以 MAE 最小为目标. 小波分

解选用 Daubechies (db) 小波基函数, Daubechies 具有低通和高通滤波性质, 适宜于特征提取, 并且具有内在正交性, 满足 Parsaval 理论^[25], 在时序数据分析应用中, Daubechies 小波取得广泛应用并表现出良好的性能^[26-28].

2.1 太原城区 PM₁₀ 浓度时空分析

本文收集了太原市城区 4 个环境监测站点获得的 2013 年全年 PM₁₀ 日浓度数据, 表 1 给出了 4 个站点数据的描述统计结果, 图 3 为以上 4 个站点月平均 PM₁₀ 浓度时序. 从月尺度的 PM₁₀ 浓度变化趋势可看出, 晋源、桃园、涧河和金胜站点全年 PM₁₀ 浓度变化趋势基本一致 (图 3), 其中 1、2、3、11 和 12 月 PM₁₀ 浓度有明显升高, 主要原因是冬季采暖增加了 PM₁₀ 排放总量. 在以上 4 个站点中 PM₁₀ 浓度的最大值为 $655 \mu\text{g}\cdot\text{m}^{-3}$, 2013 年 2 月 25 日出现于晋源站点, 其余站点的 PM₁₀ 浓度的最大值也均出现于冬季. PM₁₀ 浓度的最小值为 $11 \mu\text{g}\cdot\text{m}^{-3}$, 出现在 7 月 11 日金胜站点, 4 站点 PM₁₀ 浓度的最小值都出现在 7 月, 太原城区夏季 PM₁₀ 浓度相较于冬季维持较低水平. 由表 1 可以看出, 本研究的 4 个站点中, 晋源和涧河站点 PM₁₀ 浓度较高, 而桃园和金胜站点 PM₁₀ 浓度较低, 均值和标准差的值较小. 从图 3 月均浓度走势可看出, 4 站点中金胜站点 PM₁₀ 浓度月平均值略低其他站点, 然而全年 PM₁₀ 浓度仍处于较高水平.

从空间位置来看, 以上站点较均匀分布于太原城区, 可以全面分析太原城区 PM₁₀ 浓度分布情况. 晋源站点距离市区较远, 非采暖季 PM₁₀ 浓度保持较低水平, 冬季及早春燃煤采暖增加 PM₁₀ 排放. 桃园站点位于居民生活区, PM₁₀ 主要来源于机动车排放、地面扬尘等. 涧河站点周边机动车数量密集, 机动车尾气排放是 PM₁₀ 的主要来源. 金胜站点位于工业区, 紧邻太原第一热电厂, PM₁₀ 主要来源于工业排放.

表 1 PM₁₀ 浓度数据统计指标结果/ $\mu\text{g}\cdot\text{m}^{-3}$

统计量	晋源	桃园	涧河	金胜
均值	173.049 3	157.005 5	186.613 7	142.558 9
中位数	151.000 0	138.000 0	167.000 0	125.000 0
最大值	655.000 0	654.000 0	641.000 0	463.000 0
最小值	13.000 00	13.000 00	14.000 00	11.000 00
标准差	93.435 75	85.175 03	100.908 2	77.932 80
偏度	1.080 923	1.328 981	1.045 890	1.436 220
峰度	4.830 941	6.506 588	4.701 411	6.124 842

2.2 基于 SVM 模型的太原城区 PM₁₀ 预测

SVM 模型应用于太原城区 4 个站点 PM₁₀ 浓度

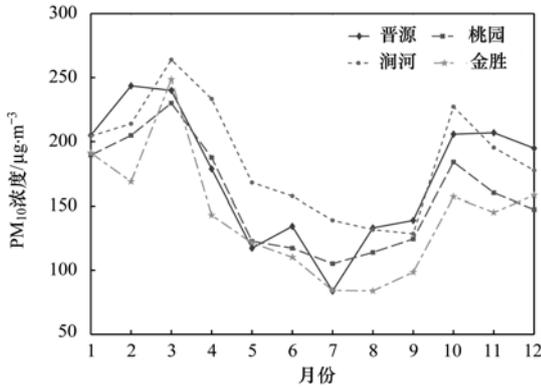


图3 PM₁₀月平均浓度

Fig. 3 Monthly mean concentrations of PM₁₀

预测结果如图4, 其中虚线为 SVM 模型预测结果, 预测样本由 2013 年 10 月 1 日~2013 年 12 月 31 日, 共包含 92 个测试样本, 图 5 为预测结果的散点图, 表 2 给出预测模型性能指标. SVM 预测模型的算法性能指标 MAE 和 RMSE 较小, 在只有 PM₁₀ 浓度历史数据的情况下, 能比较好地完成短期预测任务. 然而由图 4 可以看出, 当预测目标波动较大时, 预测模型的预测结果与实际值误差较大, 也就是说,

无法有效跟踪到大气污染物浓度的突变点, 对于突发污染事件预警有一定难度. 并且方向指标 DA 值比较小, 其中晋源和涧河站点 DA 分别只有 0.565 217 和 0.576 087, 桃园和金胜站点的 DA 也都小于 0.7, SVM 模型对于 PM₁₀ 浓度方向趋势预测效果不够准确, 不能提供准确、有效的污染物浓度变化方向的判断依据. 此外由 SVM 预测模型得到的 IA 值也较小, 表示预测结果与真值一致性较差. SVM 预测模型作为高维非线性模型, 应用于大气污染物时序预测问题时, 输入向量只包含污染物历史数据, 这样的数据形式不能有效描述预测目标, 在一定程度上影响了模型预测能力.

2.3 基于 wavelet-SVM 模型的太原城区 PM₁₀ 预测

在 wavelet-SVM 预测模型中, PM₁₀ 浓度时序数据由 db1 小波经过 3 层分解后得到训练数据集 $\{(X'_i, Y_i)\}_{i=1}^l$, 其中输入向量 $X'_i = (A_{3_{i-1}}, D_{1_{i-1}}, D_{2_{i-1}}, D_{3_{i-1}})$, $A_{3_{i-1}}$ 为原始信号数据经过小波分解得到的低频近似信息, $D_{1_{i-1}}, D_{2_{i-1}}, D_{3_{i-1}}$ 为高频信息, 以上小波分解得到的近似部分和细节部分共同构成 wavelet-SVM 模型的输入向量. 上述时序数据经过 3

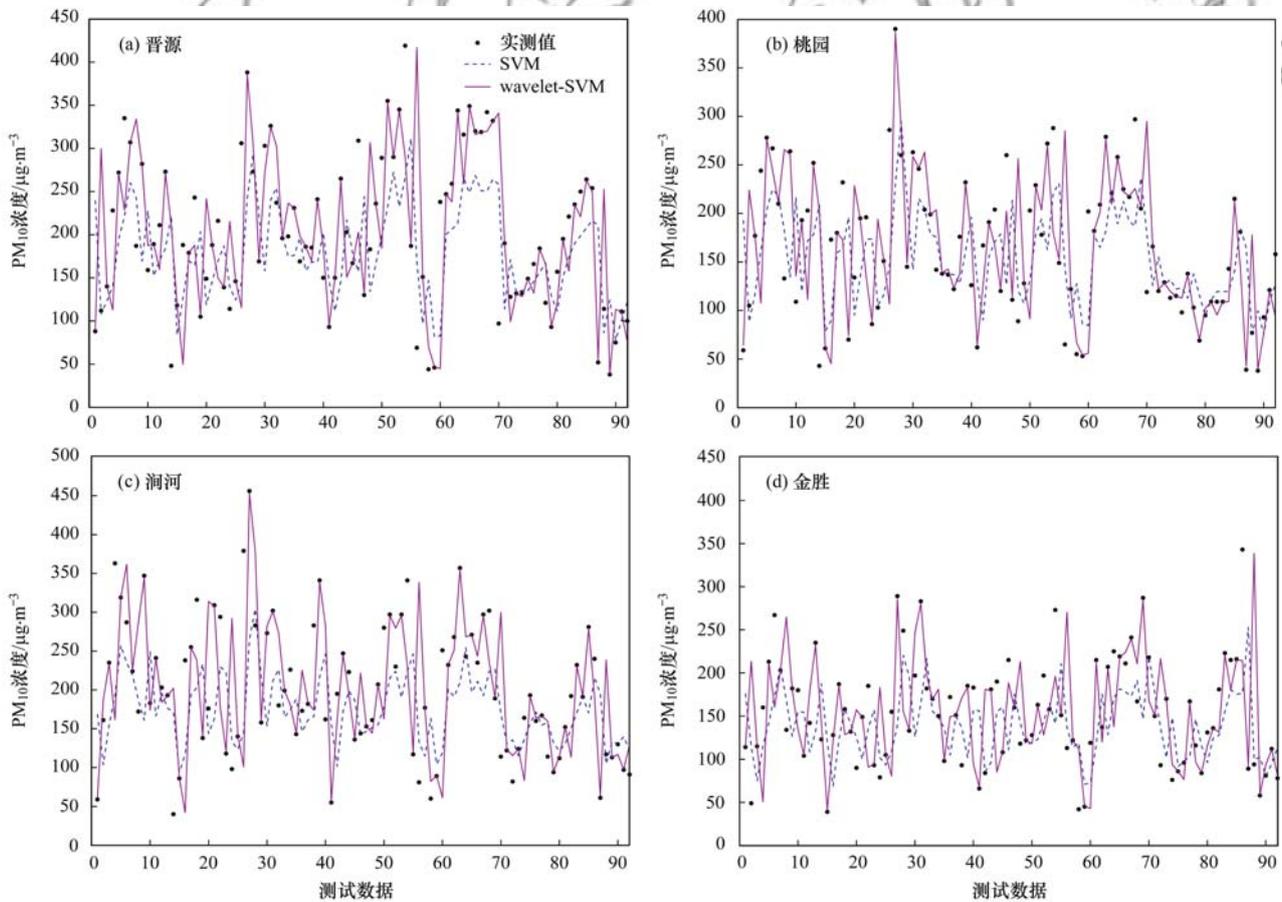


图4 SVM 模型与 wavelet-SVM 模型对 PM₁₀ 浓度预测结果时序图

Fig. 4 Time-series plots of SVM and wavelet-SVM forecasts for PM₁₀ concentrations

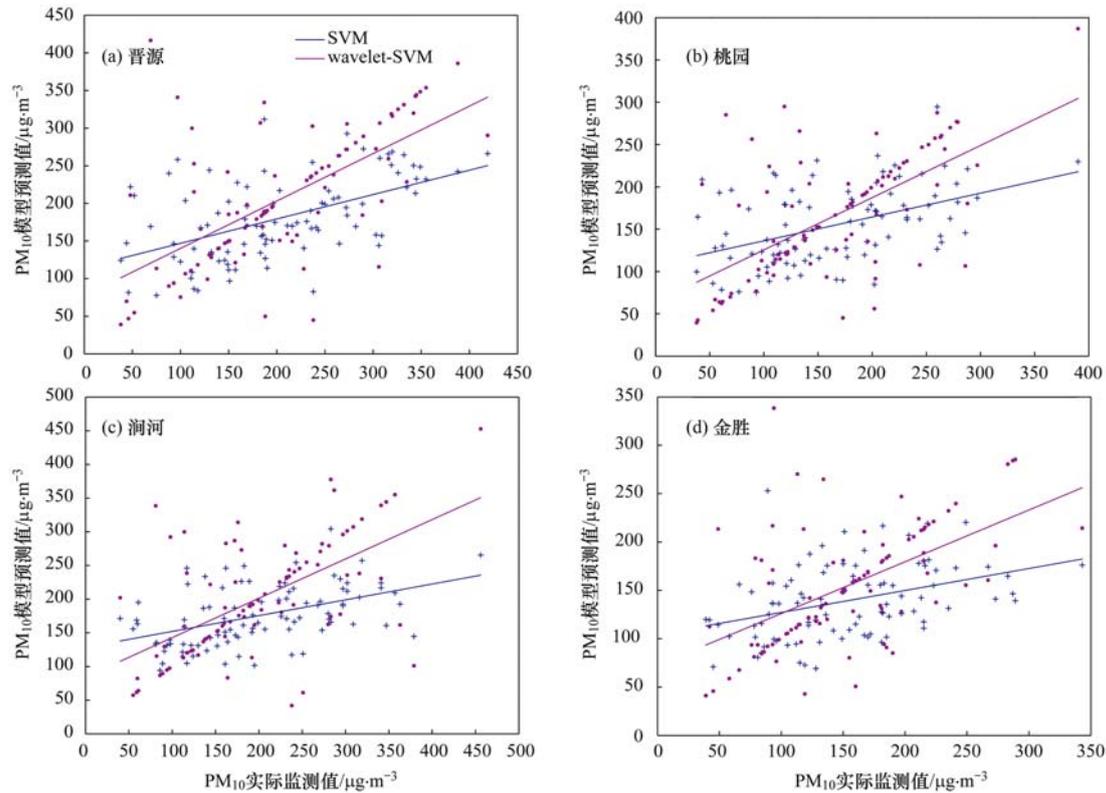


图5 SVM模型与wavelet-SVM模型 PM_{10} 浓度预测结果散点图

Fig. 5 Scatterplots of SVM and wavelet-SVM forecasts for PM_{10} concentrations

层分解,较完整地表示了数据在不同时频下的特征^[25,27,28].图6为各站点数据经过小波分解得到的低频信息和高频信息,其中 s 为 PM_{10} 浓度时序数据, A_3 为小波分解后得到的低频近似信号, D_1 、 D_2 和 D_3 为高频噪音信息,以上小波分解结果代表了 PM_{10} 浓度时序数据在不同时频下的特征.

由图4给出的wavelet-SVM模型预测结果可以看出,wavelet-SVM模型得到的太原市城区4个不同监测站点的预测结果都可以很好地拟合 PM_{10} 的真实值,尤其是当 PM_{10} 浓度值较大时,wavelet-SVM模型也能获得较满意的预测结果.表2给出的模型性能指标MAE和RMSE值较小,表明模型预测精度较高.DA的值较大,模型对于 PM_{10} 的方向趋势预测较准确.模型算法性能指标表明wavelet-SVM模型具有较好的泛化能力.

2.4 SVM模型与wavelet-SVM模型预测结果比较

预测模型SVM和wavelet-SVM的预测结果与观测值如图4显示.分析分别由SVM和wavelet-SVM预测得到的结果,从时序图中可以看出对于4个监测站点的数据,本文提出的模型的预测结果更加接近真实值,也就是说wavelet-SVM具有更好的预测精度.图5为观测值和模型预测值的散点图,

分别对4个站点SVM和wavelet-SVM预测结果进行了比较,其中直线分别为以上SVM和wavelet-SVM两个预测模型预测结果的回归结果,可以得出结论wavelet-SVM具有更好的回归结果,有效提高了模型泛化能力.为更加全面评价模型性能,在表2中给出了模型性能的统计值MAE、RMSE、DA和IA.可以从表2看出wavelet-SVM预测模型在这4项算法性能评价指标上有明显改善,例如晋源站点MAE和RMSE由原先的64.03991,78.34786降低为39.17884和74.75524,其中MAE降低了38.8%,预测精度有明显提高.并且DA和IA分别由0.565217、0.671423显著提高到0.815217和0.80622,其中DA值提高尤为明显,wavelet-SVM模型具有更加准确的时序数据方向预测能力.并且由表2可以看出对于4个监测站点数据,wavelet-SVM模型有效降低MAE值,预测精度相较于传统SVM有较大提高.同时DA指标也有非常明显的提高,也就是说该模型能更加有效预测 PM_{10} 浓度的变化趋势,对于空气污染物控制工作具有有效的指导作用.因此,总的来说本文提出的wavelet-SVM预测模型能有效预测 PM_{10} 浓度,并且具有较强的鲁棒性.

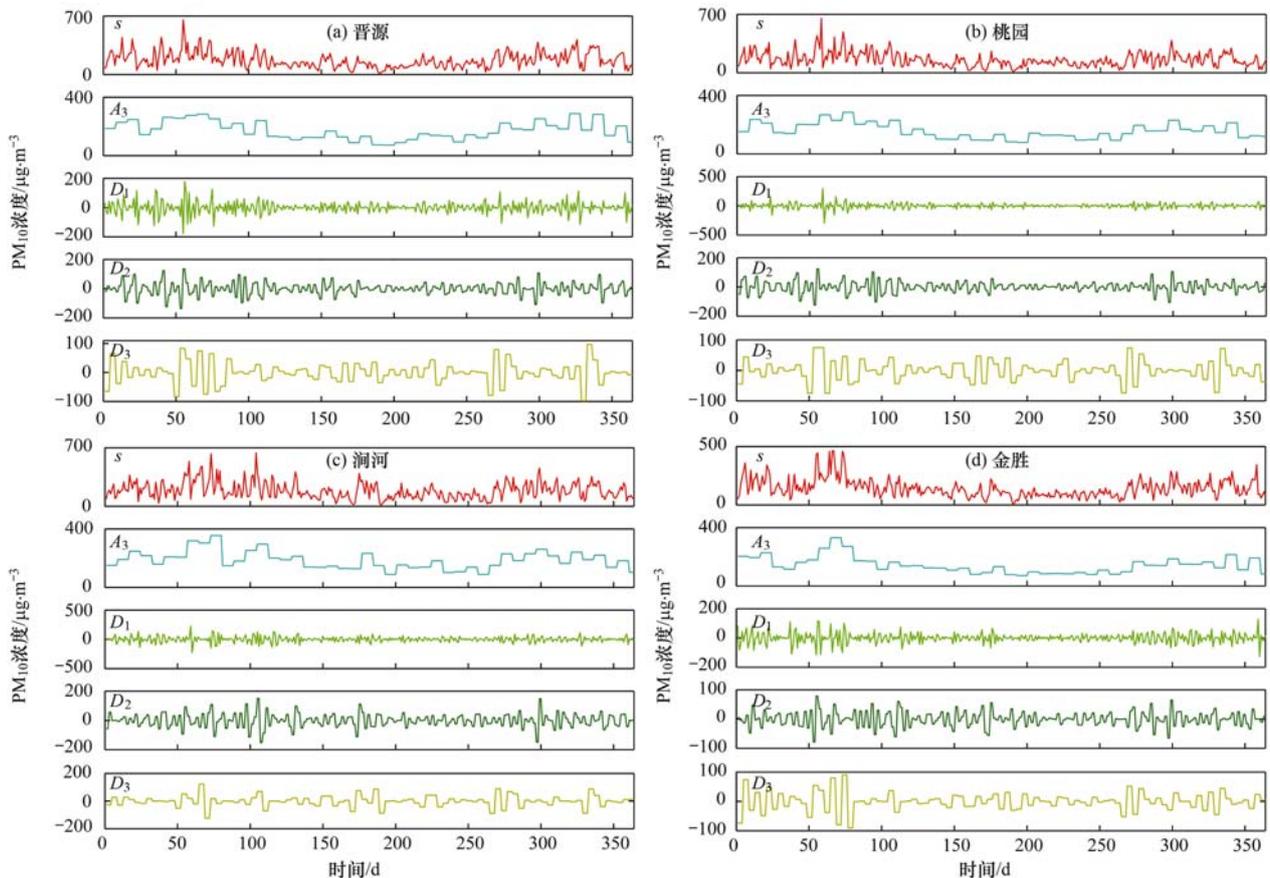
图 6 PM₁₀ 数据小波分解结果Fig. 6 Decomposition sequences of the original PM₁₀ concentration data

表 2 模型预测性能比较结果

Table 2 Forecasting accuracy of SVM and wavelet-SVM

站点	模型	MAE	RMSE	DA	IA
晋源	SVM	64.039 91	78.347 86	0.565 217	0.671 423
	Wavelet-SVM	39.178 84	74.755 24	0.815 217	0.806 22
桃园	SVM	52.020 74	66.193 86	0.673 913	0.639 406
	Wavelet-SVM	33.911 08	62.021 3	0.815 217	0.802 574
涧河	SVM	63.1295	80.176 61	0.576 087	0.598 557
	Wavelet-SVM	41.966 95	76.747 77	0.782 609	0.785 311
金胜	SVM	48.551 45	60.883 59	0.684 783	0.575 089
	Wavelet-SVM	33.520 86	58.484 55	0.760 87	0.750 134

3 讨论

3.1 太原市城区污染特征

由太原城区 4 个大气污染物监测站点 2013 年全年 PM₁₀ 的日浓度数据可以看出,太原城区 PM₁₀ 浓度全年变化较明显,采暖季 PM₁₀ 浓度有明显升高,然而不能否认的是,太原城区全年 PM₁₀ 污染物浓度保持较高水平,因此对于 PM₁₀ 污染物的防治是大气治理工作的重点. 可以从以下 3 个方面防治大气污染:①太原作为以煤炭为主要能源的城市,大气污染

物主要为煤烟型,颗粒物中 Ca²⁺ 和 Mg²⁺ 含量与煤燃烧排放关系密切^[29],因此应进一步优化和改善能源结构,提高清洁能源比例,增加集中供热覆盖区域,做好燃煤污染控制工作. ②城市建筑方面需符合建筑节能标准,增加城市植被和水面覆盖比例调节城市气候、改善城市大气环境. 提高城市道路交通负载能力,改善市区道路系统,进一步提高公共交通服务质量,鼓励新能源车推广,控制机动车尾气污染. ③落实工业污染减排任务,更新能源消耗型企业工业技术,提高能源利用率,控制工业烟尘排放,

核定重点企业的二氧化硫排放总量,减少工业污染。

3.2 wavelet-SVM 模型输入向量

wavelet-SVM 预测模型的输入向量由 PM_{10} 浓度时序数据经过 wavelet 变换生成高维输入向量,有效增加数据表示信息,并且预测模型的预测精度有显著提高。太原地区三面环山,气象条件在不同区域有一定的差别,并且气象因素对于污染物的累积和扩散影响比较明显。若在数据可获取情况下,wavelet-SVM 预测模型输入数据中加入气象信息,更加准确表示环境状态条件,将在很大程度上有助于提高模型泛化能力。

4 结论

(1)支持向量机作为高维非线性学习算法用于 PM_{10} 污染物浓度时序数据预测取得了很好的效果,然而由于一维时序数据信息表示不完整,一定程度上制约了预测模型的泛化能力。

(2) wavelet-SVM 预测模型使用 wavelet 分解 PM_{10} 浓度时序数据,构造新的高维特征向量来表达 PM_{10} 浓度时序数据在不同频率下的相关信息,更好地表示数据信息。

(3) PM_{10} 浓度时序数据通过小波变换生成适合 SVM 预测模型的高维输入向量,与传统 SVM 模型相比需要增加一定的计算代价,然而本文旨在数据信息获取有限,样本容量较小情况下进一步提高预测模型的预测精度,本文提出的模型所需数据容量小,小波变换计算简单,模型增加的运行时间非常有限。

(4)实验数据揭示了一年期太原市区 PM_{10} 污染物浓度变换特征,接近工业排放源或市区中心机动车较密集区域 PM_{10} 浓度较高,并且进入采暖期后污染物浓度明显提高。

(5)由实验结果可看出 wavelet-SVM 模型对于预测精度有显著提高,尤其是对于污染物浓度变化较大的数据点,wavelet-SVM 模型能更好地预测污染物浓度突变情况,因此可以认为污染物浓度时序数据经小波变换后得到的由低频信息和高频信息组成的高维输入向量对数据信息表达更加准确、有效。在不同数据集上的实验结果证明该模型很好地挖掘出了大气污染物浓度时序数据与预测目标相关的输入特征,并且在与传统 SVM 预测模型比较中,表现出良好的预测精度和稳定性,同时该方法设计简单,具有较强的实用性。本文的研究结果不仅能有效应用于 PM_{10} 浓度时序数据预测,同时也可用于其

他污染物的时序预测研究,为相关部门进行大气污染防治和突发污染事件应急管理提供理论支持和决策依据。

参考文献:

- [1] 张南,熊黑钢,葛秀秀,等.北京市冬季雾霾天人体呼吸高度 $PM_{2.5}$ 变化特征对气象因素的响应[J].环境科学,2016,37(7):2419-2426.
Zhang N, Xiong H G, Ge X X, et al. Response of human respiratory height $PM_{2.5}$ variation characteristics to meteorological factors during winter haze days in Beijing[J]. Environmental Science, 2016, 37(7): 2419-2426.
- [2] Li P Z, Wang Y, Dong Q L. The analysis and application of a new hybrid pollutants forecasting model using modified Kolmogorov-Zurbenko filter [J]. Science of the Total Environment, 2017, 583: 228-240.
- [3] Zhang Y, Bocquet M, Mallet V, et al. Real-time air quality forecasting, Part I: history, techniques, and current status[J]. Atmospheric Environment, 2012, 60: 632-655.
- [4] Perez P, Gramsch E. Forecasting hourly $PM_{2.5}$ in Santiago de Chile with emphasis on night episodes [J]. Atmospheric Environment, 2016, 124: 22-27.
- [5] Zhang H, Liu Y, Shi R, et al. Evaluation of PM_{10} forecasting based on the artificial neural network model and intake fraction in an urban area: a case study in Taiyuan City, China[J]. Journal of the Air & Waste Management Association, 2013, 63(7): 755-763.
- [6] Sun W, Sun J Y. Daily $PM_{2.5}$ concentration prediction based on principal component analysis and LSSVM optimized by cuckoo search algorithm [J]. Journal of Environmental Management, 2017, 188: 144-152.
- [7] Cao L J. Support vector machines experts for time series forecasting[J]. Neurocomputing, 2003, 51: 321-339.
- [8] Pai P F, Lin K P, Lin C S, et al. Time series forecasting by a seasonal support vector regression model [J]. Expert Systems with Applications, 2010, 37(6): 4261-4265.
- [9] Vapnik V, Golowich S E, Smola A. Support vector method for function approximation, regression estimation, and signal processing [A]. In: Proceedings of the 9th International Conference on Neural Information Processing Systems [C]. Denver, Colorado: MIT Press, 1996. 281-287.
- [10] García Nieto P J, Combarro E F, del Coz Díaz J J, et al. A SVM-based regression model to study the air quality at local scale in Oviedo urban area (Northern Spain): a case study [J]. Applied Mathematics and Computation, 2013, 219(17): 8923-8937.
- [11] Lin K P, Pai P F, Yang S L. Forecasting concentrations of air pollutants by logarithm support vector regression with immune algorithms [J]. Applied Mathematics and Computation, 2011, 217(12): 5318-5327.
- [12] Perišić M, Maletić D, Stojić S S, et al. Forecasting hourly particulate matter concentrations based on the advanced multivariate methods [J]. International Journal of Environmental Science and Technology, 2016, 14: 1-8.
- [13] Chen Y Y, Shi R H, Shu S J, et al. Ensemble and enhanced PM_{10} concentration forecast model based on stepwise regression and wavelet analysis [J]. Atmospheric Environment, 2013, 74:

- 346-359.
- [14] Wang D Y, Wei S, Luo H Y, *et al.* A novel hybrid model for air quality index forecasting based on two-phase decomposition technique and modified extreme learning machine[J]. *Science of the Total Environment*, 2017, **580**: 719-733.
- [15] Perez P. combined model for PM₁₀ forecasting in a large city[J]. *Atmospheric Environment*, 2012, **60**: 271-276.
- [16] Poggi J M, Portier B. PM₁₀ forecasting using clusterwise regression[J]. *Atmospheric Environment*, 2011, **45** (38): 7005-7014.
- [17] Dotse S Q, Dagar L, Petra M I, *et al.* Influence of Southeast Asian Haze episodes on high PM₁₀ concentrations across Brunei Darussalam[J]. *Environmental Pollution*, 2016, **219**: 337-352.
- [18] Zhu B Z, Wei Y M. Carbon price forecasting with a novel hybrid ARIMA and least squares support vector machines methodology [J]. *Omega*, 2013, **41** (3): 517-524.
- [19] Wang P, Liu Y, Qin Z D, *et al.* A novel hybrid forecasting model for PM₁₀ and SO₂ daily concentrations[J]. *Science of the Total Environment*, 2015, **505**: 1202-1212.
- [20] Nourani V, Baghanam A H, Adamowski J, *et al.* Applications of hybrid wavelet-Artificial Intelligence models in hydrology: A review[J]. *Journal of Hydrology*, 2014, **514**: 358-377.
- [21] 陈亚玲, 赵智杰. 基于小波变换与传统时间序列模型的臭氧浓度多步预测[J]. *环境科学学报*, 2013, **33**(2): 339-345.
Chen Y L, Zhao Z J. A multi-step-ahead prediction of ozone concentration using wavelet transform and traditional time series model[J]. *Acta Scientiae Circumstantiae*, 2013, **33**(2): 339-345.
- [22] Alizadeh M J, Kavianpour M R. Development of wavelet-ANN models to predict water quality parameters in Hilo Bay, Pacific Ocean[J]. *Marine Pollution Bulletin*, 2015, **98**(1-2): 171-178.
- [23] Li S, Wang P, Goel L. Short-term load forecasting by wavelet transform and evolutionary extreme learning machine [J]. *Electric Power Systems Research*, 2015, **122**: 96-103.
- [24] Vlachogianni A, Kassomenos P, Karppinen A, *et al.* Evaluation of a multiple regression model for the forecasting of the concentrations of NO_x and PM₁₀ in Athens and Helsinki [J]. *Science of the Total Environment*, 2011, **409** (8): 1559-1571.
- [25] Jazebi S, Vahidi B, Jannati M. A novel application of wavelet based SVM to transient phenomena identification of power transformers[J]. *Energy Conversion and Management*, 2011, **52** (2): 1354-1363.
- [26] Feng X, Li Q, Zhu Y J, *et al.* Artificial neural networks forecasting of PM_{2.5} pollution using air mass trajectory based geographic model and wavelet transformation [J]. *Atmospheric Environment*, 2015, **107**: 118-128.
- [27] Sun Y X, Leng B, Guan W. A novel wavelet-SVM short-time passenger flow prediction in Beijing subway system [J]. *Neurocomputing*, 2015, **166**: 109-121.
- [28] Deo R C, Wen X H, Qi F. A wavelet-coupled support vector machine model for forecasting global incident solar radiation using limited meteorological dataset[J]. *Applied Energy*, 2016, **168**: 568-593.
- [29] 曹润芳, 闫雨龙, 郭利利, 等. 太原市大气颗粒物粒径和水溶性离子分布特征[J]. *环境科学*, 2016, **37**(6): 2034-2040.
Cao R F, Yan Y L, Guo L L, *et al.* Distribution characteristics of water-soluble Ions in size-segregated particulate matters in Taiyuan [J]. *Environmental Science*, 2016, **37** (6): 2034-2040.

CONTENTS

Evaluation and Development of a Weighing Chamber by Using Saturated $MgCl_2$ Solution	LI Xiao-xiao, ZHANG Qiang, DENG Jian-guo, <i>et al.</i>	(3095)
Characteristics Research on Carbonaceous Component of Particulate Matter Emitted from Iron and Steel Industry	ZHANG Jin-sheng, WU Jian-hui, MA Xian, <i>et al.</i>	(3102)
Pollution Characteristics and Source Identification of PAHs in Atmospheric $PM_{2.5}$ in Changzhou City	GU Ai-jun, LIU Jia-shu, LUO Shi-peng, <i>et al.</i>	(3110)
Atmospheric Dry Deposition Fluxes and Sources of Polycyclic Aromatic Hydrocarbons in Lanzhou Valley, Northwest China	JU Yuan-li, LIU Pan-liang, YU Zhou-suo, <i>et al.</i>	(3120)
Characteristics and Sources of Elements in Atmospheric Dust Fall in Zhuzhou City, Central China	WANG Shi-bao, ZHANG Kai, CHAI Fa-he, <i>et al.</i>	(3130)
Atmospheric Pollutant Emission Characteristics from the Cooking Process of Traditional Beijing Roast Duck	XU Min, HE Wan-qing, NIE Lei, <i>et al.</i>	(3139)
Exhaust Emission Characteristics of Typical Alkanes from Heavy-Duty Diesel Vehicles Based on a Portable Emission Measurement System	SHI Chun-zhen, HAO Xue-wei, SHEN Xian-bao, <i>et al.</i>	(3146)
PM_{10} Concentration Forecasting Model Based on Wavelet-SVM	WANG Ping, ZHANG Hong, QIN Zuo-dong, <i>et al.</i>	(3153)
Emission Factors and Preliminary Emission Estimates of Air Pollutants from Ships at Berth in the Guangzhou Port	HUANG Xue-liang, ZHANG Zhou, YANG Wei-qiang, <i>et al.</i>	(3162)
Influence of Dust Events on the Concentration and Size Distribution of Microorganisms in Bioaerosols	LI Hong-tao, Qi Jian-hua, DONG Li-jie, <i>et al.</i>	(3169)
Odor Emission Characteristics and Pollution Evaluation from Typical Household Rubbish Disposal Facilities	LU Hui-jie	(3178)
Perfluorinated Compounds in Snow from Downtown Hangzhou, China	ZHANG Ming, TANG Fang-liang, YU Ya-yun, <i>et al.</i>	(3185)
Fluorescence Characterization of Fractionated Colloids in Wastewaters Received by Huangpu River	NIE Ming-hua, YAN Cai-xia, YANG Yi, <i>et al.</i>	(3192)
Sources of Organic Carbon in the Surface Water of Lijiang River	ZHAO Hai-juan, XIAO Qiong, WU Xia, <i>et al.</i>	(3200)
Impacts of Thermal Stratification on the Hydrochemistry and Dissolved Inorganic Carbon in a Typical Karst Reservoir in Summer	WU Fei-hong, PU Jun-bing, LI Jian-hong, <i>et al.</i>	(3209)
Comparison of Heavy Metal Contamination Characteristics in Surface Water in Different Functional Areas; A Case Study of Ningbo	XU Mei-juan, TONG Gui-hua, SUN Dan, <i>et al.</i>	(3218)
Comparison of Identification Methods of Main Component Hydrochemical Anomalies in Groundwater; A Case Study of Liujiang Basin	ZHANG Xiao-wen, HE Jiang-tao, PENG Cong, <i>et al.</i>	(3225)
Biotic and Abiotic Uptake of Phosphorus in Benthic Sediments of Suburban Streams Under Intense Human Disturbance Scenario	LI Ru-zhong, YE Zhou, GAO Su-di, <i>et al.</i>	(3235)
Sedimentary Phosphorus Speciation in the Coastal Hypoxic Area of Changjiang Estuary and Its Environmental Significance	LIU Jun, ZANG Jia-ye, RAN Xiang-bin, <i>et al.</i>	(3243)
Characteristics and the Relationship of Nitrogen and Phosphorus in Soil and Water of Different Land Use Types of a Small Watershed in the Three Gorges Reservoir Area	CHEN Cheng-long, GAO Ming, MU Zhi-jian, <i>et al.</i>	(3254)
Characteristics of Carbon Transportation Under Rainfall Events and Associated Carbon Loss Evaluation in Loess Plateau, China; A Case Study of Yangjuangou Dam Watershed	E Xin-hui, WANG Ya-feng, GAO Yang, <i>et al.</i>	(3264)
New Bromated Phenolic Disinfection Byproducts: Mechanism of Their Decomposition During Chlorination	LI Huan, LI Zheng-kui, LI Ai-min, <i>et al.</i>	(3273)
Effects of Algal Morphology and Al Species Distribution on the Coagulation-Ultrafiltration Process	ZHANG Da-wei, XU Hui, WANG Xi, <i>et al.</i>	(3281)
Functional Group Characteristics of Planktonic Diatoms and Their Relationship with Environmental Factors in the Ruxi River	XIANG Rong, LI Qiao-yu, YU Yi, <i>et al.</i>	(3290)
Spatiotemporal Variations of Chlorophyll a and Its Relationship to Environmental Factors in Shiyan Reservoir	SONG Yun-long, ZHANG Jin-song, Guo Xiao-ya, <i>et al.</i>	(3302)
Rhizosphere Microbial Diversity in Different Wetland Microcosms	WANG Lin, LI Bing, YU Jia-hui, <i>et al.</i>	(3312)
Community Structure of Microorganisms and Its Seasonal Variation in Beihai Lake	ZHANG Ya-jie, LI Ke, ZHU Hao-ran, <i>et al.</i>	(3319)
Analysis of Microbial Diversity in a Fluidized-Sand Biofilter Based on High-Throughput Sequencing Technology	ZHANG Hai-geng, SONG Hong-qiao, GU Chuan-chuan, <i>et al.</i>	(3330)
Analysis of High-efficiency Denitrifying Bacteria and Embedding Filler Performance and Microflora	MENG Ting, YANG Hong	(3339)
Selection of Microalgae for Biofuel Using Municipal Wastewater as a Resource	HAN Song-fang, JIN Wen-biao, TU Ren-jie, <i>et al.</i>	(3347)
Purification Effect of Piggery Wastewater with <i>Chlorella pyrenoidosa</i> by Immobilized Biofilm-Attached Culture	WANG Yuan-zhu, CHENG Peng-fei, LIU De-fu, <i>et al.</i>	(3354)
Combination of Microbubble Catalytic Ozonation and Biological Process for Advanced Treatment of Biotreated Coal Chemical Wastewater	LIU Chun, ZHOU Hong-zheng, ZHANG Jing, <i>et al.</i>	(3362)
Effect of pH Shock on Nitrogen Removal Performance of Marine Anaerobic Ammonium-Oxidizing Bacteria Treating Saline Wastewater	YU De-shuang, ZHOU Tong, LI Jin, <i>et al.</i>	(3369)
Removal of Nitrogen from Alcohol Wastewater by PN-ANAMMOX	ZHOU Zheng, LIN Xing, WANG Fan, <i>et al.</i>	(3377)
Biorecovery of Palladium from Simulated Wastewaters and Its Catalytic Property for Methylene Blue	KANG Nai-xin, ZHU Neng-wu, GUO Wen-ying, <i>et al.</i>	(3385)
Investigation of Initiation and Shock Process of ANAMMOX Based on Color Space	WANG Li-jun, LI Zhi-hua, HAN Dong, <i>et al.</i>	(3393)
Fast Start-up of Shortcut Nitrification in a CSTR and an MBR	ZHANG Ting, WU Peng, SHEN Yao-liang, <i>et al.</i>	(3399)
Conversion Pathways of Substrates in Sulfate-Reducing Ammonia Oxidation System	WANYAN De-qing, HUANG Yong, LI Zhen, <i>et al.</i>	(3406)
Effect of Different TOC to NH_4^+ -N Ratios on Nitrogen Removal Efficiency in the ANAMMOX Process	WANG Fan, LIU Kai, LIN Xing, <i>et al.</i>	(3415)
Effects of Salinity on the Operation of EGSB Reactors and the Anaerobic Granular Sludge	TAN Xiao, HUANG Liang, YANG Ping, <i>et al.</i>	(3422)
Start-up of Granule CANON Process and the Strategy for Enhancing Total Nitrogen Removal Rate	SUN Yan-fang, HAN Xiao-yu, ZHANG Shun-jun, <i>et al.</i>	(3429)
Effect of Extracellular Polymeric Substance (EPS) on the Adsorption of Perfluorooctane Sulfonate (PFOS) onto Activated Sludge	LIU Xin-tong, YIN Hua, PENG Hui, <i>et al.</i>	(3435)
Characteristics of N_2O and NO_x Emissions from Purple Soil Under Different Fertilization Regimes	HU Lei, LIU Yun, ZHU Bo	(3442)
Effect of Plastic Film Mulching on Methane Emission from a Vegetable Field	ZHANG Kai-li, HAO Qing-ju, FENG Di, <i>et al.</i>	(3451)
Responses of Soil Ammonia Oxidizers to Simulated Warming and Increased Precipitation in a Temperate Steppe of Inner Mongolia	ZHANG Cui-jing, SHEN Ju-peí, SUN Yi-fei, <i>et al.</i>	(3463)
Nitrification Activity and Autotrophic Nitrifiers in Long-term Fertilized Acidic Upland Soils	XU Bai-lu, ZHONG Wen-hui, HUANG Qian-ru, <i>et al.</i>	(3473)
Effects of $CaCO_3$ Application on Soil Microbial Nitrogen Cycle in an Acid Soil	GUO An-ning, DUAN Gui-lan, ZHAO Zhong-qiu, <i>et al.</i>	(3483)
Responses of Extracellular Enzymes to Nitrogen Application in Rice of Various Ages with Rhizosphere and Bulk Soil	WEI Liang, TANG Zhen-zhu, ZHU Zhen-ke, <i>et al.</i>	(3489)
Variation in the Temperature Sensitivity of Surface Litter Respiration and Its Influencing Factors	ZHANG Yan-jun	(3497)
Magnetic Properties of Farmland Soils in Arid Regions in Northwest China and Their Environmental Implications	WANG Xin, XIA Dun-sheng, WANG Bo, <i>et al.</i>	(3507)
Preparation of Magnetic Biomass Carbon by Thermal Decomposition of Siderite Driven by Wheat Straw and Its Adsorption on Cadmium	ZHANG Ru-yu, LIU Hai-bo, ZOU Xue-hua, <i>et al.</i>	(3519)
Effects of Traffic-related Air Pollution Exposure on DNA Methylation	WANG Ting, DING Rui, HUANG Dan-ni, <i>et al.</i>	(3529)
Effects of Exogenous Microorganism Inoculation on Efficiency and Bacterial Community Structure of Sludge Composting	YANG Ping-ping, YIN Hua, PENG Hui, <i>et al.</i>	(3536)
Life Cycle Assessment of Traction Lead-acid Batteries for Electric Bikes in China	LIU Wei, TIAN Jin-ping, CHEN Lü-jun	(3544)