

朱佳, 王振会, 金天力, 等. 2010. 基于小波分解和最小二乘支持向量机的大气臭氧含量时间序列预测 [J]. 气候与环境研究, 15 (3): 295–302. Zhu Jia, Wang Zhenhui, Jin Tianli, et al. 2010. Combination of wavelet decomposition and least square support vector machine to forecast atmospheric ozone content time series [J]. Climatic and Environmental Research (in Chinese), 15 (3): 295–302.

基于小波分解和最小二乘支持向量机的 大气臭氧含量时间序列预测

朱佳^{1,2} 王振会^{1,2} 金天力³ 郝晓静^{1,2}

1 南京信息工程大学气象灾害省部共建教育部重点实验室, 南京 210044

2 南京信息工程大学大气物理学院, 南京 210044

3 南京信息工程大学电子与信息工程学院, 南京 210044

摘 要 基于小波分解 (WT) 和最小二乘支持向量机 (LSSVM) 理论, 建立了将二者相结合的大气臭氧含量时间序列预测模型。采用香河等 4 个观测站的月平均臭氧总量观测样本, 经小波分解为不同频段的子序列, 将这些子序列分别进行 LSSVM 预测, 最后经小波重构得到月平均臭氧总量时间序列预测结果。实验表明该方法能有效预测大气臭氧含量, 与支持向量机 (SVM) 以及人工神经网络 (ANN) 的预测结果相比, 该方法具有较高的预测精度。

关键词 小波分解 最小二乘向量机 时间序列预测 大气臭氧

文章编号 1006-9585 (2010) 03-0295-08 **中图分类号** P456.8 **文献标识码** A

Combination of Wavelet Decomposition and Least Square Support Vector Machine to Forecast Atmospheric Ozone Content Time Series

ZHU Jia^{1,2}, WANG Zhenhui^{1,2}, JIN Tianli³, and HAO Xiaojing^{1,2}

1 Key Laboratory of Meteorological Disaster of Ministry of Education, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044

2 School of Atmospheric Physics, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044

3 College of Electronic and Information Engineering, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044

Abstract The atmosphere ozone content forecast model was established based on the combination of wavelet decomposition and advanced Least Square Support Vector Machine (LSSVM) regression. This can be approached in three steps: (1) The observations were decomposed into several different frequency signal subsets, (2) the independent prediction models of decomposed signals with Takens delay embedding theorem and Least-Squares Support Vector Machine (LSSVM) were set up, (3) independent predicted results were integrated as the final prediction with wavelet reconstruction. Application experiments with data from Xianghe and the other three observation stations show that the method can make better prediction effectively for the atmospheric ozone content, as compared with conventional Support Vector Machine (SVM) and Artificial Neural Network (ANN).

收稿日期 2009-03-31 收到, 2010-03-09 收到修定稿

资助项目 国家重点基础研究发展计划资助 2006CB403705

作者简介 朱佳, 女, 1986 年出生, 硕士研究生, 主要从事大气探测应用研究。E-mail: zhujia59@163.com

Key words wavelet decomposition, least squares support vector machine, time series forecast, atmospheric ozone

1 引言

臭氧是大气中一种微量气体,是影响对流层—平流层大气动力、热力、辐射、化学等过程的关键成分,对地球的气候、环境和生物圈有着非常重要的作用,与地球大气的进化和地球生命的发展紧密联系(王体健和孙照勃,1999)。臭氧的生成与积累是一种多变量、强耦合的非线性过程,具有大气系统的非平稳动力学本质(杨培才和周秀骥,2005),但是现有的气候预测理论几乎都是建立在平稳性假定的基础上,这有悖于臭氧变化过程的基本性质。因此有必要引进新理论,新方法对大气臭氧含量的预测做更深入的研究。

近年来,随着非线性动力学系统时间序列分析方法的发展,产生了对非平稳时间序列有效描述的新方法——支持向量机(Support Vector Machine, SVM),它以 Vapnik (1995) 提出的统计学习理论(Statistical Learning Theory)为基础,为建立有限样本学习问题提供了一个统一的框架。SVM 方法可以通过核函数实现从样本空间到高维特征空间的非线性映射,利用支持向量来刻画因子与对象之间的非线性依赖关系,而且该方法对小样本条件下的非线性映射具有优势(毛宇清等,2007)。王革丽等(2008)将 SVM 方法用于月平均臭氧总量时间序列预测试验,并指出预测效果优于常用的非线性时间序列分析方法如人工神经网络法(Artificial Neural Networks, ANN)。最小二乘支持向量机(LSSVM)作为 SVM 的扩展,也在混沌时间序列预测中得到应用,取得了较好的多步预测效果(江田汉和束炯,2006)。张建磊等(2007)将 LSSVM 方法用于臭氧浓度时间序列预测,建立了臭氧浓度短时预测模型,实验结果显示这一模式能够较好地模拟臭氧浓度演化轨迹。

小波分析的思想起始于 20 世纪初,经历近一个世纪的发展,其理论被广泛用于信息类学科,展现出强大的生命力(潘泉等,2005)。气象领域也已经有了一些成功的应用(徐海斌等,2007;

赵登忠和张万昌,2008)。本文在分析现有研究成果的基础上,提出基于小波分解(Wavelet Transformation, WT)与最小二乘支持向量机理论相结合来建立大气臭氧含量时间序列预测模型,并以香河等观测站数据为例进行了预测实验和分析,为了评估和比较该方法的预测效果和技术优势,最后比较了在同等条件下 WT-LSSVM 预测模型和 SVM 模型以及人工神经网络(ANN)的独立预测效果。结果表明,该方法具有较高的预测精度。

2 预测模型基本理论

2.1 相空间重构原理

由 Takens 定理(Takens, 1981)可知,系统中任一分量的演化都是由与之相互作用的其他分量决定的,因此这些相关分量的信息就隐含在任一个分量的发展过程中,只需考察一个分量,并将它在某些固定的时间延迟点上的测量作为新维处理,就可以重构出一个等价的相空间,即用系统的一个观察量可以重构出原动力系统模型。

对于给定的臭氧月平均总量观测时间序列 $(x_1, x_2, \dots, x_N)$,时间间隔为 Δt ,如果其嵌入维为 m 、重构时间延迟为 τ ,则重构出的 N_m 个 m 维向量为:

$$\mathbf{Y}_j = [x_j, x_{j+\tau}, x_{j+2\tau}, \dots, x_{j+(m-1)\tau}],$$

$$j = 1, 2, \dots, N_m, N_m = N - (m-1)\tau, \quad (1)$$

这 N_m 个 m 维矢量在 m 维相空间描述的轨迹将重现原动力系统的某些特性和运动规律(封国林等,2006)。

2.2 最小二乘支持向量机原理

LSSVM 是将标准 SVM 算法中的不等式约束化成等式约束,并把经验风险由偏差的一次方改为二次方,从而把解二次规划问题转化为求解线性方程组,提高了求解问题的速度和精度(姜斌等,2007)。用 SVM 逼近函数的方法称为支持向量回归(Support Vector Regression, SVR),回归型 LSSVM 对于一个给定的训练数据集 $(x_i, y_i), i = 1, \dots, l, x_i \in \mathbf{R}^n, y_i \in \mathbf{R}$,回归问题是寻

找输入空间到输出空间的一个映射 $f: \mathbf{R}^n \rightarrow \mathbf{R}$, 使得 $y=f(x)$ 。

对于非线性回归问题, 设 l 个训练样本为 $S = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_l, y_l)\}$ 。非线性回归函数为:

$$f(x) = \mathbf{w}^T \cdot \varphi(x) + b, \quad (2)$$

其中, $\mathbf{w}, x \in \mathbf{R}^n, b \in \mathbf{R}$; $\mathbf{T}$ 为矩阵的转置; φ 是将数据集映射到一个高维特征空间的非线性映射, 以便将输入空间中的非线性拟合问题变成高维特征空间中的线性拟合问题。

根据结构风险最小化原理, 考虑函数的复杂度和拟合误差, 原始空间的优化问题及其约束条件为:

$$\min_{\mathbf{w}, b, \xi} J(\mathbf{w}, \xi) = \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} + \frac{1}{2} \gamma \sum_{i=1}^N \xi_i^2, \quad (3)$$

约束条件 $y_i = \mathbf{w}^T \varphi(x_i) + b + \xi_i, i=1, 2, \dots, l$, 其中, $\mathbf{w}$ 为权值向量; ξ_i 为回归误差; b 为常数偏差; γ 为正则化参数, 控制模型的复杂度和函数逼近误差的大小。

引入 Lagrange 函数:

$$L(\mathbf{w}, b, \xi_i, \alpha_i, \beta_i) = \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} + \frac{\gamma}{2} \sum_{i=1}^l \xi_i^2 - \sum_{i=1}^l [\mathbf{w}^T \varphi(x_i) + b + \xi_i - y_i], \quad (4)$$

其中, $\alpha_i, \beta_i \in \mathbf{R}$ 是 Lagrange 乘子。由最小二乘法, 对于 $\mathbf{w}, b, \xi_i, \alpha_i, \beta_i$ 分别令其对于 L 的偏导为 0, 同时根据 Karush-Kuhn-Tucker (KKT) 互补条件, 可得如下关系:

$$\begin{cases} \mathbf{w} = \sum_{j=1}^l (\alpha_j + \beta_j) \varphi(x_j) - a \sum_{j=1}^l \beta_j \varphi(-x_j), \\ \sum_{j=1}^l \alpha_j = 0, \\ \gamma \xi_i = \alpha_i, \\ y_i = \mathbf{w}^T \varphi(x_i) + b + \xi_i, \end{cases} \quad (5)$$

$i, j=1, 2, \dots, l$ 。消去 ξ_i 和 $\mathbf{w}$ 后, 可以得到如下线性方程组

$$\begin{bmatrix} 0 & \mathbf{I}^T \\ \mathbf{I} & \boldsymbol{\Omega} + \frac{1}{\gamma} \mathbf{I} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \boldsymbol{\alpha} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{y} \end{bmatrix}, \quad (6)$$

其中, $\mathbf{y}=[y_1, \dots, y_l]^T, \mathbf{I}=[1, \dots, l]^T, \boldsymbol{\alpha}=[\alpha_1, \dots, \alpha_l]^T, \Omega_{i,j}=k(x_i, x_j)=\varphi(x_i)^T \cdot \varphi(x_j), i, j=1, 2, \dots, l; k(x_i, x_j)$ 是符合 Mercer 条件的核函数, 有多种

核函数可供选择, 高斯型径向基函数(RBF) $k(x_i, x_j)=\exp(-\|x_i-x_j\|^2/2\sigma^2)$ 是最常用的核函数之一, 其中 σ 为核参数, 调节核函数的平滑程度。最后可得如下回归型 LSSVM 模型:

$$y(x) = \sum_{i=1}^l \alpha_i k(x_j, x) + b. \quad (7)$$

3 小波分解

对大多数信号而言, 低频部分给出信号特征, 高频部分与噪音及扰动相联系, 因而对信号的低频空间作细致的分解, 使其低频部分分辨率越来越高, 信号的基本特征便得以保留。小波分解的最终目的是力求构造一个频率上高度逼近原始信号的正交小波基, 不同频率分辨率的正交小波基相当于带宽各异的带通滤波器 (胡昌华等, 1999)。考虑到分解重构会引起累积误差, 因此分解水平不宜过高。本文采用 3 层小波分解法, 图 1 为分解示意图, j 表示分解层次。对于一般信号 $f(t)$, 经分解后变成: $f(t)=s=a_3+d_3+d_2+d_1$, 其中, a_3 表示第三层低频信号 d_1, d_2, d_3 分别表示小波分解的第 1~3 层高频信号。

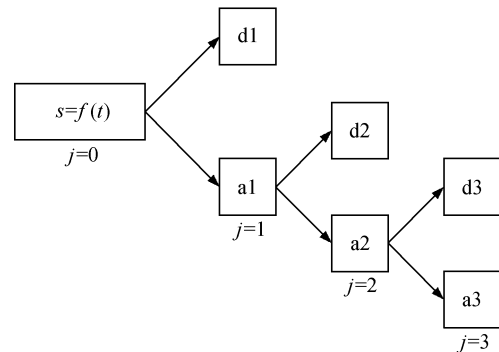


图 1 三尺度小波分解示意图

Fig. 1 Schematic diagram of three-scale wavelet decomposition

4 臭氧含量的 WT-LSSVM 预测模型设计

利用小波分解可以对复杂信号频率 (周期) 分离的特性, 将臭氧月平均含量时间序列分解为相对简单的低频信号和高频信号, 对信号的不同分量分别进行预测, 最后再将各分量值合成得到最终预测

结果, 这样便隔离了不同尺度的分量之间的非线性作用, 有利于减小由此产生的预测误差。

将小波分解与最小二乘支持向量机相结合的模型结构如图 2 所示, 分为 3 个阶段: (1) 对臭氧月平均总量观测序列进行小波三尺度分解, 分别提取 3 个不同尺度的分量, 得到各频带的信号序列; (2) 利用最小二乘支持向量机分别对各层上的小波序列进行建模和预测, 对高频信号和低频信号均选用高斯径向基核函数构建 LSSVM 模型; (3) 预测得到的各频段信号相加重构, 即可得到臭氧月平均含量的最终预测值。

本文取预测值和真实值间的相关系数和均方根误差以及距平相关系数 3 个统计量对预测结果进行效果分析。

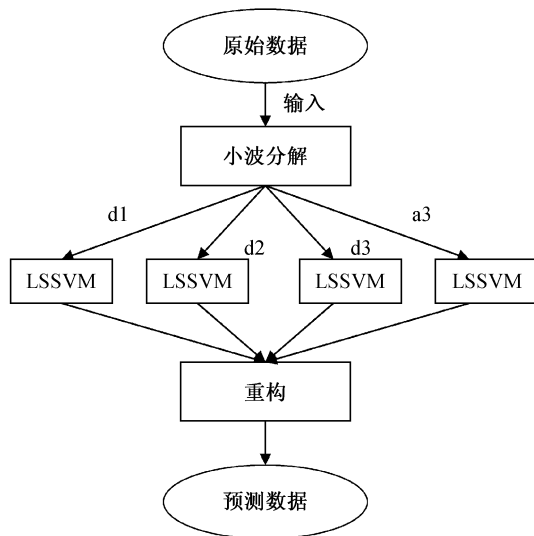


图 2 WT-LSSVM 模型结构图

Fig. 2 WT-LSSVM model structure diagram

5 实测数据实验及结果分析

5.1 数据来源及其预处理

由世界臭氧资料中心网站 <http://www.msc-smc.cc.gc.ca/woudc> [2009-03-01], 可以得到香河站月平均臭氧总量观测资料, 从 1979 年 1 月至 2008 年 12 月共 360 个月, 其中 353 个月份有资料, 7 个缺测月份用其前后 2 个月的平均值代替。取前 310 个样本 (对应于 1979 年 1 月至 2004 年 10 月) 作为训练集, 随后的 50 个数据 (对应

于 2004 年 11 月至 2008 年 12 月) 作为实验集, 由于资料长度有限, 未另安排检验集, 用实验集代替, 因为检验集并不参与建模。图 3 给出该站年平均臭氧总量的变化趋势, 横坐标为所研究的臭氧资料的时间范围, 纵坐标为臭氧含量的年平均值 (单位为 DU, 1 DU 相当于 10^{-3} cm), 根据文献 (杨培才和周秀骥, 2005), 原始信号具有非平稳过程特征。

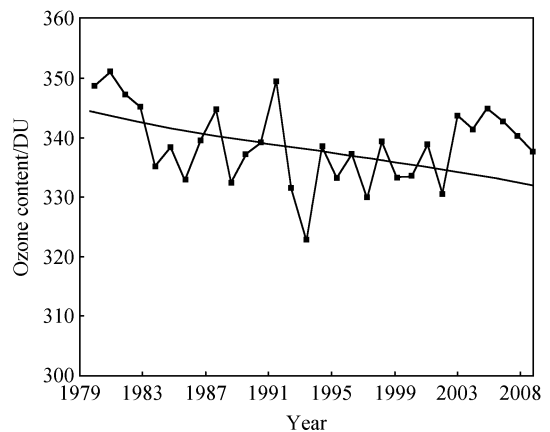


图 3 香河站臭氧含量 (年均) 变化及其趋势线

Fig. 3 The annual change of ozone content and its trend at Xianghe station

5.2 预测过程及结果分析

5.2.1 小波分解及其结果

将臭氧月平均含量观测序列看作一个复杂信号, 利用小波分解进行复杂信号的频率 (周期) 分离, 采用 db3 (Daubechines 函数) (飞思科技产品研发中心, 2003) 作为母小波, 将臭氧月平均含量序列分解为第 3 层低频信号 (a3) 和 1~3 层的高频信号 (d3、d2、d1)。

图 4a 是香河站臭氧原始观测序列, 图 4b-e 是小波分解后各层子波信号序列, 其中 a3 表示原始序列经分解后的低频部分 (又称趋势部分), 可以看出该曲线已经较光滑, 保持了原臭氧观测序列的曲线形状, 并具有年周期性。d3、d2 和 d1 分别表示序列在各层的高频部分 (称为细节部分), d3、d2 又称周期部分, d1 则主要表现为随机分量。

5.2 各层预测结果

用 G-P (Grassberger-Procaccia) 算法求取最佳嵌入维数 $m = 3$, 互信息算法 (肖方红等,

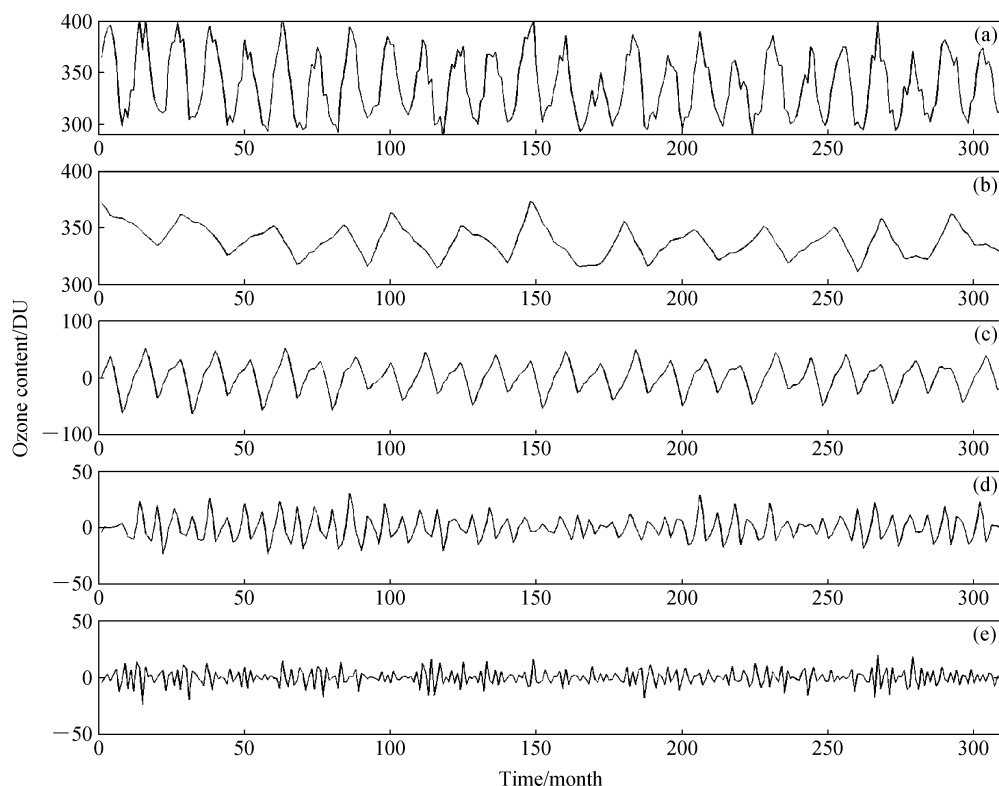


图4 香河站臭氧原始观测序列及小波分解子序列：(a) 原始观测序列；(b) 第3层低频信号 a3；1~3层高频信号 (c) d3、(d) d2、(e) d1

Fig. 4 The original ozone observation sequence and its wavelet decomposition sequence at Xianghe station: (a) Original observation sequence; (b) the third layer low-frequency signal; the first layer to third layer high-frequency signals (c) d3, (d) d2, (e) d1

2005) 求得重构时延 $\tau=1$ (各层相同)。然后, 将各小波子序列分别进行相空间重构。对重构后每层子波进行 LSSVM 回归训练, 采用逐步筛选的方法确定径向基核函数中的两个模型参数: $\sigma=1$, $\gamma=10^5$ 。预测结果 (3 层) 如图 5 所示。

由图 5 可以看出, 低频部分 (a3) 及频率较低的高频部分 (d3) 预测结果与原始数据基本一致, 相关系数分别为 0.9853 和 0.9823, 而高频部分 (d2 和 d1) 的预测结果与原始数据差别较大, 相关系数分别为 0.9127 和 0.6874。这表明, 本方法可以预测臭氧变化的基本特征, 而高频部分因代表随机分量预测误差较大。

5.3 综合预测结果

对 a3、d3、d2、d1 的预测序列进行小波重构, 得到 2004 年 11 月至 2008 年 12 月时段 50 个月平均臭氧总量预测结果, 如图 6a 所示。预测值与实测值的相关系数为 0.9771, 均方根误差 6.1125, 距平相关系数 0.6896。为进行比较, 用

(王革丽等, 2008) 中所用的 SVM 方法对该臭氧序列进行预测, 得出的结果如图 6b 所示, 相关系数为 0.9307, 均方根误差 11.3614, 距平相关系数 0.3200。显然, 图 6a 所示预测结果比图 6b 所示预测结果有所改善。改善的主要原因是小波分析具有良好的时频局部性, 通过小波变换可对臭氧序列的不同频率成分进行分解, 从而提取出周期性和非线性特征。另外, LSSVM 基于正则化理论, 对标准 SVM 进行改进使 SVM 的解得以简化, 这样 LSSVM 就比一般 SVM 的待选参数少, 省去了一些不确定性因素, 从而提高综合预测精度。

为了进一步验证该方法的适用性, 选取了印度 New Delhi、印度 Kodaikanal 和日本 Tateno 观测站的臭氧月平均资料, 分别用 WT-LSSVM 和 SVM 方法及 RBF 人工神经网络做预测, 预测精度对比如表 1 所示, 可见 WT-LSSVM 方法具有普遍优越性。

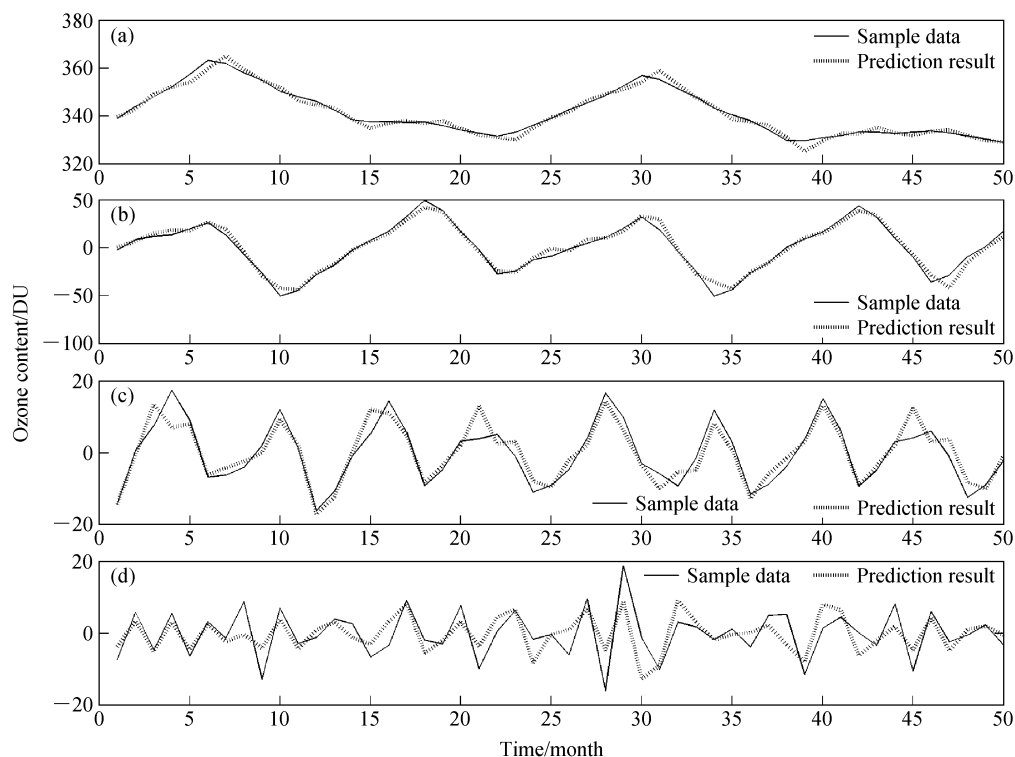


图5 香河站 2004 年 11 月至 2008 年 12 月期间臭氧含量时间序列的小波分解序列及预测: (a) 第 3 层低频信号 a_3 ; 1~3 层高频信号 (b) d_3 、(c) d_2 、(d) d_1

Fig. 5 The wavelet decomposition sequence of ozone content time series and its prediction from Nov 2004 to Dec 2008 at Xianghe station; (a) The third layer low-frequency signal; high-frequency signals (b) d_3 , (c) d_2 , (d) d_1 from the first layer to the third layer

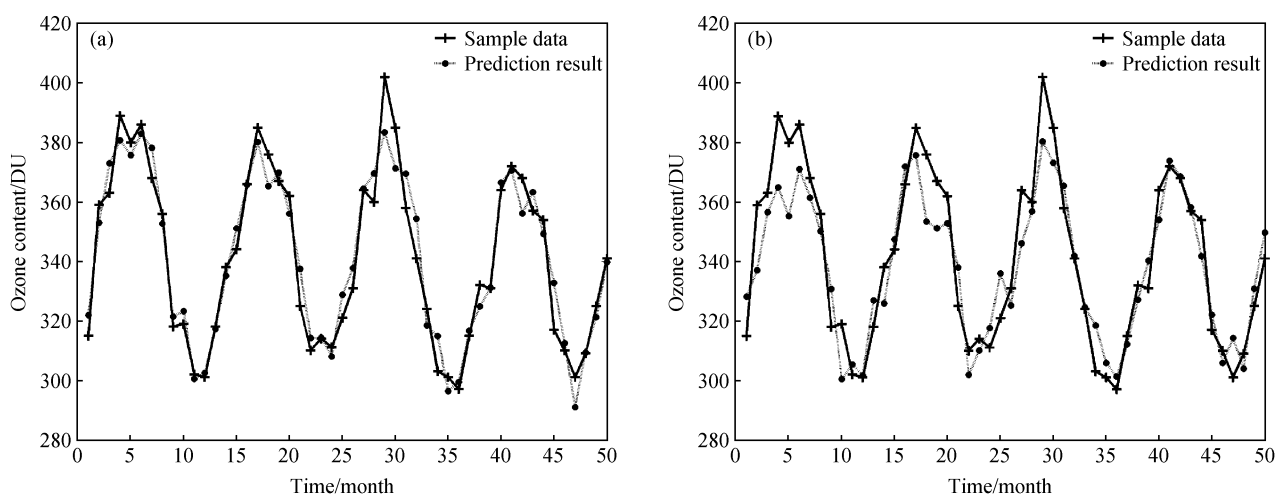


图6 香河站 2004 年 11 月至 2008 年 12 月期间臭氧含量时间序列预测结果: (a) WT-LSSVM 方法; (b) SVM 方法

Fig. 6 The time series of ozone content prediction results during Nov 2004 to Dec 2008 at Xianghe station: (a) WT-LSSVM method; (b) SVM method

表 1 四个观测站的 WT-LSSVM 方法与 SVM 方法及 ANN 方法对比
Table 1 The constrast of WT-LSSVM, SVM, and ANN method based on the four observation stations

站点	相关系数			均方根误差			距平相关系数		
	WT-LSSVM	SVM	RBF-ANN	WT-LSSVM	SVM	RBF-ANN	WT-LSSVM	SVM	RBF-ANN
香河	0.9771	0.9307	0.8891	6.1125	11.3614	19.8163	0.6896	0.3200	0.2568
New Delhi	0.9717	0.7620	0.7963	3.4957	9.6593	15.9501	0.6568	0.3046	0.2722
Kodaikanal	0.9708	0.9192	0.8762	2.8587	4.7358	7.6068	0.6721	0.3529	0.2956
Tateno	0.9628	0.9129	0.8745	7.5239	11.5255	13.4860	0.6813	0.3795	0.2897

6 结论

基于支持向量机在短期气候中的预测能力，本文研究了利用小波分解与最小二乘支持向量机相结合的方法来预测臭氧含量的变化。以香河站的实测臭氧月平均资料样本为例，预测了 2004 年 11 月至 2008 年 12 月的月平均臭氧含量，并对预测过程和结果进行了详细分析。最后选取外国 3 个观测站的臭氧月平均资料作为验证，结果表明，WT-LSSVM 方法能够有效预测臭氧含量，与 SVM 及人工神经网络方法预测结果相比精度有所提高。此外，该方法的成功应用可在其它实际气候系统预测中作为参考。

参考文献 (References)

封国林, 董文杰, 龚志强, 等. 2006. 观测数据非线性时空分布理论和方法 [M]. 北京: 气象出版社, 10-11. Feng Guolin, Dong Wenjie, Gong Zhiqiang, et al. 2006. Observational Data of Non-linear Spatial and Temporal Distribution Theory and Methods [M] (in Chinese). Beijing: Meteorological Press, 10-11.

飞思科技产品研发中心. 2003. MATLAB6. 5 辅助小波分析与应用 [M]. 北京: 电子工业出版社, 37-49. Fly Synopsys Products Research and Development Center. 2003. MATLAB6. 5 Assisted with the Application of Wavelet Analysis [M] (in Chinese). Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 37-49.

胡昌华, 张军波, 夏军, 等. 1999. 基于 Matlab 的系统分析与设计——小波分析 [M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 17-20. Hu Changhua, Zhang Junbo, Xia Jun, et al. 1999. Matlab-Based System Analysis and Design—Wavelet Analysis [M] (in Chinese). Xi'an: Xi'an University Press, 17-20.

江田汉, 束炯. 2006. 基于 LSSVM 的混沌时间序列的多步预测 [J]. 控制与决策, 21 (1): 77-80. Jiang Tianhan, Shu Jiong. 2006. Multi-step prediction of chaotic time series using the least

squares support vector machines [J]. Control and Decision (in Chinese), 21 (1): 77-80.

姜斌, 王宏强, 付耀文, 等. 2007. 基于 LSSVM 的海杂波混沌预测 [J]. 自然科学进展, 17 (3): 415-420. Jiang Bin, Wang Hongqiang, Fu Yaowen, et al. 2007. Forecast of sea clutter chaotic based on least squares support vector machines [J]. Progress in Nature Science (in Chinese), 17 (3): 415-420.

毛宇清, 王咏青, 王革丽. 2007. 支持向量机方法应用于理想时间序列的预测研究 [J]. 气候与环境研究, 12 (5): 676-682. Mao Yuqing, Wang Yongqing, Wang Geli. 2007. An application study on prediction and analysis for ideal time series based on the SVM method [J]. Climatic and Environmental Research (in Chinese), 12 (5): 676-682.

潘泉, 张磊, 孟晋丽, 等. 2005. 小波滤波方法及应用 [M]. 北京: 清华大学出版社, 1-3. Pan Quan, Zhang Lei, Meng Jinli, et al. 2005. The Method of Wavelet Filtering and Its Application [M] (in Chinese). Beijing: Tsinghua University Press, 1-3.

Takens F. 1981. Detecting strange attractor in turbulence [J]. Lecture Notes in Math, 898: 336-381.

Vapnik V N. 1995. The Nature of Statistical Learning Theory [M]. New York: Springer-Verlag, 291pp.

王体健, 孙照勃. 1999. 臭氧变化及其气候效应的研究进展 [J]. 地球科学进展, 14 (1): 37-43. Wang Tijian, Sun Zhaobo. 1999. Development of study on ozone variation and its climatic effect [J]. Advance in Earth Sciences (in Chinese), 14 (1): 37-43.

王革丽, 杨培才, 毛宇清. 2008. 基于支持向量机方法对非平稳时间序列的预测 [J]. 物理学报, 57 (2): 714-719. Wang Geli, Yang Peicai, Mao Yuqing. 2008. On the application of non-stationary time series prediction based on the SVM method [J]. Acta Physica Sinica (in Chinese), 57 (2): 714-719.

徐海斌, 张韧, 刘科峰, 等. 2007. 小波分解与 SOFM-BP 网络结合的西太平洋副高数值预报产品优化技术 [J]. 热带气象学报, 23 (3): 266-270. Xu Haibin, Zhang Ren, Liu Kefeng, et al. 2007. Numebrical forecast products optimization of the West Pacific subtropical high based on the Wavelet Decomposition and SOFM-BP artifical neural networks [J]. Journal of Tropical Meteorology (in Chinese), 23 (3): 266-270.

肖方红, 阎桂荣, 韩宇航. 2005. 混沌时序相空间重构参数确定的

- 信息论方法 [J]. 物理学报, 54 (2): 550 - 556. Xiao Fanghong, Yan Guirong, Han Yuhang. 2005. Information theory approach to determine embedding parameters for phase space reconstruction of chaotic time series [J]. Acta Physica Sinica (in Chinese), 54 (2): 550 - 556.
- 杨培才, 周秀骥. 2005. 气候系统的非平稳行为和预测理论 [J]. 气象学报, 63 (5): 556 - 570. Yang Peicai, Zhou Xiuji. 2005. On nonstationary behaviors and prediction theory of climate systems [J]. Acta Meteorologica Sinica (in Chinese), 63 (5): 556 - 570.
- 张建磊, 乐群, 束炯. 2007. 最小二乘支持向量机在臭氧浓度时间序列预测中试应用 [J]. 江苏环境科技, 20 (3): 43 - 45. Zhang Jianlei, Yue Qun, Shu Jiong. 2007. An experiment of ozone forecast based on least squares support vector machines [J]. Jiangsu Environmental Science and Technology (in Chinese), 20 (3): 43 - 45.
- 赵登忠, 张万昌. 2008. 汉江流域日降水多种小波分解与重构及其时空分布 [J]. 水土保持通报, 28 (2): 140 - 145. Zhao Dengzhong, Zhang Wanchang. 2008. Multi-wavelet decomposition and reconstruction of daily precipitation over the Hanjiang River basin [J]. Bulletin of Soil and Water Conservation (in Chinese), 28 (2): 140 - 145.