

基于多尺度形态学分析的风速预测

陈盼, 陈皓勇, 叶荣

(华南理工大学电力学院, 广东 广州 510640)

摘要: 采用数学形态学和支持向量回归相结合的方法对提前1 h间隔为10 min的风速预测进行研究。用基于形态学的自适应多尺度算法将原始风速序列分解成一系列具有不同频率和波形特征的细节分量和滤波后主分量,用支持向量回归算法分别对这些分量进行预测,将各预测结果叠加得到最终预测结果。以某风电场的实测风速作为应用案例,实验结果表明,分解后的分量内部规律性更强,与分解前相比,预测精度有显著提高。所提方法为风速预测开辟了一条新的思路,所建MM-SVR模型在实际中有较大推广应用价值。

关键词: 数学形态学; 多尺度分析; 支持向量回归; 风速预测

Wind speed forecasting based on multi-scale morphological analysis

CHEN Pan, CHEN Hao-yong, YE Rong

(South China University of Technology, Guangzhou 510640, China)

Abstract: This paper studies the wind speed prediction for 1 h ahead at a resolution of every 10 min by means of mathematical morphology and support vector regression. At first, the original wind speed sequences are decomposed into a series of subsequences with different frequencies and wave characters by adaptive multi-scale morphological algorithm. Then we predict the subsequences with the method of SVR respectively. At last, the final predicted wind speed can be calculated by the superposition of respective predictions. According to the application case of the actual measured wind speeds in a wind farm, the results indicate that the internal laws of the subsequences are strengthened. Compared with the one which was not decomposed, the prediction accuracy is significantly improved. The proposed method provides a new way for wind speed forecasting, and the MM-SVR model has a big promotion and application value in practice.

This work is supported by Program for New Century Excellent Talents in University (No. NCET080207) and Key Project of Chinese Ministry of Education (No. 109128).

Key words: mathematical morphology; multi-scale analysis; support vector regression; wind speed forecasting

中图分类号: TM71 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2010)21-0012-07

0 引言

随着传统化石能源的枯竭及其对环境造成的恶劣影响,清洁型新能源日益受到重视,其中风电发展最为迅速^[1]。而风电的多变性和难存储性,严重制约了它的大规模使用,因此,了解风电特性,对其进行准确的预测,在此基础上制定合理的调度方案,指导电网实时运行,使之与传统能源良好配合供电,是实现风电规模化、常规化的重要手段之一。

风速预测是风电功率预测的基础和前提,因此

已被单独提出来研究^[2-4]。其中提前1 h预测对于实时调整发电安排,应对极端天气变化,保证电力系统稳定运行具有特别重要的意义,且是更长时间预测的基础^[5]。

目前风速预测的水平离实际工程应用仍有一段距离^[6],造成风速难以预测的主要原因是风速的非平稳性,一些直接根据原始风速序列预测的方法,如时间序列法^[7]、神经网络法^[8]、卡尔曼滤波法^[9]等,很难把握风速变化的内部规律,对预测精度的提高程度有限。

近期研究表明,将风速序列分解成一系列不同频率的子序列再分别对其预测可显著提高预测精度^[10-12],其主要思想是将风速序列视为一系列不同

基金项目: 教育部新世纪优秀人才支持计划 (NCET080207); 教育部科学技术研究重点项目 (109128)

频率的分量的叠加, 再用一些分解方法将其解耦化可有效加强子序列的内部规律, 从而提高预测精度。在这方面运用得比较成功的有小波分析、经验模态分解法等。本文提出另一种风速序列的分解方法, 即数学形态学 (Mathematical Morphology, MM), 与以往分解算法不同, 它是从信号波形的角度, 直接在时域处理信号, 从而避免了相位移、幅度衰减、边界效应等问题。

数学形态学^[13]诞生于1964年, 由Matheron和Serra提出, 是一门建立在集合论和积分几何学上的方法, 具备完备的数学基础, 最初用于数字图像处理 and 识别, 后来又被成功应用于一维信号的特征信号提取^[14]、形态滤波^[15]、信号分解^[16]等领域, 被证明是一种非常有效的信号处理手段。与小波中的多分辨分析类似, 在形态学分析中同样存在多尺度分析的概念^[17], 即通过用不同的结构元素对信号实行不同尺度的分解可获取相应的不同层次的信息, 当原始信号较复杂时, 这种方法优于单尺度分析。文献^[18]对轴承数据进行自适应多尺度形态学分解, 有效提取了信号的形态特征, 进行故障诊断。文献^[19]表明对信号的多尺度形态学分解可将不同频率的信号分开。与以往以故障诊断、信号提取等为目的的研究不同, 本文将其应用于以预测为目的的信号分解中, 对风速序列进行多尺度形态学分解, 得到一系列具有不同频率和波形特征子序列分量, 再用已应用得比较成熟的支持向量回归算法分别对这些子序列建立预测模型, 然后将各预测结果叠加可得最终预测结果。

1 信号的多尺度形态分解

1.1 数学形态学基本运算

数学形态学包括二值形态学和灰值形态学, 在信号处理中的应用主要是灰值形态学, 其基本思想是用一种称为“结构元素”的探针在信号中不断移动, 实行一些基本操作, 以便提取有用的特征信息。其“基本操作”主要包括膨胀、腐蚀和由它们的组合衍生出的开运算和闭运算。

假设待处理信号 $f(n)$ 是定义在 $D_f = \{0, 1, 2, \dots, N\}$ 的离散函数; $g(n)$ 为定义在 $D_g = \{0, 1, 2, \dots, P\}$ 上的一维结构元素, 其中 N 和 P 都是整数, $N \geq P$ 。则灰值膨胀和腐蚀分别定义为:

$$\begin{aligned} (f \oplus g)(n) &= \max\{f(n-x) + g(x) \mid (n-x) \in D_f \text{ 且 } x \in D_g\} \\ (f \ominus g)(n) &= \min\{f(n+x) - g(x) \mid (n+x) \in D_f \text{ 且 } x \in D_g\} \end{aligned} \quad (1)$$

式中: \oplus 表示膨胀运算; \ominus 表示腐蚀运算。式 (1) 逐点计算可以理解为: 将结构元素的原点平移到与

信号上的某一点重合, 信号每一点与结构元素相应每一点相加 (膨胀) 或相减 (腐蚀), 所得的结果取最大 (膨胀) 值或最小 (腐蚀) 值, 就是膨胀或腐蚀结果。

膨胀和腐蚀是不可逆运算, 将其组合可得出新的运算。先腐蚀后膨胀称为开运算, 先膨胀后腐蚀称为闭运算, 可分别表示为:

$$\begin{aligned} f \circ g &= f \ominus g \oplus g \\ f \bullet g &= f \oplus g \ominus g \end{aligned} \quad (2)$$

式中: \circ 表示开运算; \bullet 表示闭运算。

对同一信号进行以上四种运算, 可得结果如图1, 图中曲线从上至下依次为: 膨胀、闭、原始信号、开和腐蚀。

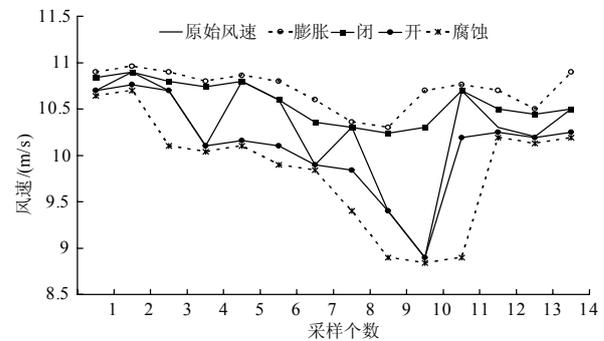


图1 原始信号的形态学基本运算结果

Fig.1 Basic morphological operation result of the original signal

由图1可知, 膨胀是扩张过程, 可削掉波峰, 平滑波谷; 腐蚀是收缩过程, 平滑波峰, 填平波谷; 开运算抑制波峰, 对波谷无作用; 闭运算对波峰无作用, 可抑制波谷。

1.2 改进形态滤波器

信号分解的过程实质亦可看作一个多次滤波过程, 鉴于此, 首先介绍形态滤波器的基本操作及其改进算法。

形态学的开闭运算都具有低通特性, 将其级联运算可同时滤除正、负脉冲。根据级联顺序的不同可分别组成开-闭 (Open-Close, OC) 或闭-开 (Close-Open, CO) 形态滤波器。又由于开运算的扩展性和闭运算的反扩展性, 两种滤波器均存在统计偏倚现象, 使开-闭滤波器输出幅度偏小, 而闭-开滤波器输出幅度偏大, 因此常常采用两种滤波器的平均组合形式。滤波器输出 $y(x)$ 为:

$$y(x) = [OC(f(x)) + CO(f(x))] / 2 \quad (3)$$

在滤波过程中, 结构元素的作用类似于一般信号处理中的滤波窗口, 仅当信号的形状与结构元素的形状相匹配时, 原信号才能被保留或提取出来。不同形状的结构元素的滤波各不相同: 滤除白噪声

使用半圆结构元素效果较好，而对脉冲噪声而言，则采用三角形结构元素效果甚佳。此外，相同形状，大小不同的结构元素的滤波效果也不一样。式(3)中的开闭运算均采用同一个结构元素，而对于一个复杂信号而言，可能包含了多种不同尺度不同形状的波形，因此，若采用同一结构元素，难以达到良好的滤波效果，本文将式(3)加以变换，采用式(4)所示滤波器：

$$\begin{cases} y_1(x) = f \ominus g_1 \oplus g_2 \oplus g_3 \ominus g_4 \\ y_2(x) = f \oplus g_5 \ominus g_6 \oplus g_7 \oplus g_8 \end{cases} \\ \Rightarrow y(x) = (y_1(x) + y_2(x)) / 2, \quad (4) \\ (g_i = \{g \mid g \in G\}, i = 1, 2, \dots, 8)$$

式中： $y_1(x)$ 表示开闭滤波后的结果； $y_2(x)$ 表示闭开运算后结果； G 表示选定的结构元素的集合。式(4)表示每次膨胀或腐蚀操作所采用的结构元素从结构元素集合中挑选。

1.3 数学形态学多尺度分解

1.3.1 多尺度分解基本概念

设形态学运算为 T ，对于信号 f 和结构元素 g ，基于 T 的多尺度形态运算定义为形态学变换 $\{T_j \mid j > 0\}$ 集合，其中 T_j 表示为：

$$T_j = jT(f/j), j > 0 \quad (5)$$

同理，多尺度膨胀、腐蚀运算表示为：

$$\begin{aligned} (f \oplus g)_j &= j[(f/j) \oplus g] = f \oplus jg \\ (f \ominus g)_j &= j[(f/j) \ominus g] = f \ominus jg \end{aligned} \quad (6)$$

因此，多尺度运算就是将 T 中的所有膨胀和腐蚀运算使用的结构元素均进行相同比例因子的相似变换。

1.3.2 结构元素的选择

结构元素的大小主要由长度和高度两个因素决定，本文参照文献[18]根据原始信号自适应选择结构元素大小的原则选择不同尺度下结构元素的长度和高度，与之不同的是本文同时选择三角形结构元素和半圆形结构元素一起构成式(4)中的集合 G 。

首先求原信号的波峰极大极小值 h_{\max} 和 h_{\min} ，以及波峰间距的极大极小值 i_{\max} 和 i_{\min} ，据此可得结构元素长度极值 l_{\max} 和 l_{\min} ：

$$\begin{aligned} l_{\max} &= \lfloor (i_{\max} - 1) / 2 \rfloor \\ l_{\min} &= \lceil (i_{\min} - 1) / 2 \rceil \end{aligned} \quad (7)$$

式中， $\lfloor \cdot \rfloor$ 和 $\lceil \cdot \rceil$ 分别表示向上取整和向下取整。进而可求不同尺度 j 下的结构元素长度 l_j 和高度 h_j ：

$$\begin{aligned} l_j &= l_{\min} + j, (j = 0, 1, 2, \dots, l_{\max} - l_{\min}) \\ h_j &= \delta \times [h_{\min} + j \times (h_{\max} - h_{\min}) / (l_{\max} - l_{\min})] \end{aligned} \quad (8)$$

其中， δ ($0 \leq \delta \leq 1$)为比例系数。据此可得不同尺

度下三角形结构元素 $se_{\text{tri}g}$ 和半圆形结构元素 se_{semi} 分别为：

$$\begin{aligned} (se_{\text{tri}g})_j &= h_j \times [0 \ 1 \ \dots \ l_{j-1} \ l_j \ l_{j-1} \ \dots \ 1 \ 0] \\ (se_{\text{semi}})_j &= h_j \times \sin\left(\frac{\pi}{2 \times l_j}\right) \times [0 \ 1 \ \dots \ l_{j-1} \ l_j \ l_{j-1} \ \dots \ 1 \ 0] \end{aligned} \quad (9)$$

1.3.3 分解算法

根据以上所述，确定了形态学运算和结构元素后，就可求得不同尺度下的形态滤波器输出 $y_j(x)$ 。定义 j 尺度下的细节分量为 $f_j = y_{j-1} - y_j$ ，则对于原始信号 F ，可得基于形态滤波器的分解算法：

step1 求不同尺度下的结构元素 $(se_{\text{tri}g})_j$ 和 $(se_{\text{semi}})_j$ ，并令 $G_j = \{(se_{\text{tri}g})_j, (se_{\text{semi}})_j\}$ ；

step2 令 $f = F$ ，根据式(4)求不同尺度下的输出 y_j ，直至 y_j 中出现小于等于0的值；

step3 若根据step2共求得 $j = 0, 1, \dots, m$ 尺度下的滤波器输出，则各尺度下的细节分量可按式(10)求取：

$$\begin{cases} f_0 = F - y_0 \\ f_j = y_{j-1} - y_j, 1 \leq j \leq m \\ f_{m+1} = y_m \end{cases} \Rightarrow F = \sum_{k=0}^{m+1} f_k \quad (10)$$

可见经分解后原序列被分解成一系列细节分量 $f_0 \sim f_m$ 和经滤波后的主分量 f_{m+1} ，将各分量相加可还原原始信号。

2 支持向量回归

支持向量机(Support Vector Machine, SVM)是20世纪90年代由Vapnik等人提出的一种建立在统计理论和结构风险最小化原则基础上的一种学习方法，最初用于分类问题，与神经网络相比，具有结构简单、学习速度快、全局最优、泛化性能好等优点，能较好地解决小样本、非线性、高维数和局部极小等问题^[20]，被认为是神经网络的升级版。通过引入 ε -带超平面将回归问题转化为分类问题进而用支持向量机的方法进行求解即变成了支持向量回归机(Support Vector Regression, SVR)。关于支持向量机的原理介绍参见文献[21]。LIBSVM是台湾大学林智仁(Lin Chih-Jen)教授等开发设计的一个操作简单、易于使用和快速有效的通用支持向量机开源软件包，它实现了多种算法，本文利用的是其中的 ε -支持向量回归算法。

3 MM-SVR 风速预测模型

数学形态学-支持向量回归(Mathematical Morphology-Support Vector Regression, MM-SVR)风速预测模型如图2所示。首先根据形态学分解算

法将原始风速分解成一系列具有不同频率和波形特征的子序列 $f_0 \sim f_{m+1}$, 再分别对它们建立 SVR 预测模型 $svr_0 \sim svr_{m+1}$ 进行预测, 最后将各预测结果叠加即得最终的预测风速。

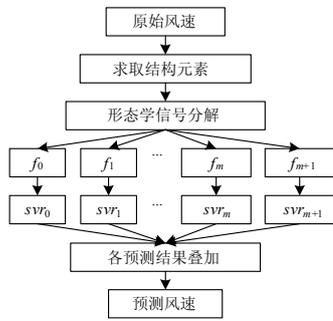


图 2 MM-SVR 风速预测模型

Fig.2 MM-SVR wind speed forecasting model

4 算例分析

4.1 实验数据及其形态分解

采用我国某风电场场址 50 m 高度、每 10 min 风速观测值作为原始数据进行实验。取 2005 年 9 月和 2006 年 8 月的数据作为训练集建模, 对 2006 年 9 月连续一星期内 1 008 个风速进行提前 1 h, 间隔为 10 min 的预测。

对原始序列进行形态分解, 首先要求结构元素, 考虑到风速序列中主要包含脉冲状波形和白噪声, 分别选取三角形和半圆形结构元素。比例因数 δ 分别取 1/7 和 1/35, 根据训练集数据求得不同尺度下结构元素的大小, 可得 15 组结构元素。以三角形结构元素为例, 表 1 给出其计算结果。

表 1 三角形结构元素

Tab.1 Triangle structure element

尺度	结构元素																														
0	0	0.2933	0																												
1	0	0.2576	0.5151	0.2576	0																										
2	0	0.2455	0.4913	0.7370	0.4913	0.2455	0																								
3	0	0.2397	0.4794	0.7191	0.9588	0.7191	0.4794	0.2397	0																						
4	0	0.2361	0.4723	0.7084	0.9445	1.1807	0.9445	0.7084	0.4723	0.2361	0																				
5	0	0.2338	0.4675	0.7013	0.9350	1.1688	1.4025	1.1688	0.9350	0.7013	0.4675	0.2338	0																		
6	0	0.2321	0.4641	0.6962	0.9282	1.1603	1.3923	1.6244	1.3923	1.1603	0.9282	0.6962	0.4641	0.2321	0																
7	0	0.2308	0.4616	0.6923	0.9231	1.1539	1.3847	1.6154	1.8462	1.6154	1.3847	1.1539	0.9231	0.6923	0.4616	0.2308	0														
8	0	0.2298	0.4596	0.6894	0.9191	1.1489	1.3787	1.6085	1.8382	2.0681	1.8382	1.6085	1.3787	1.1489	0.9191	0.6894	0.4596	0.2298	0												
9	0	0.2290	0.4580	0.6870	0.9160	1.1450	1.3740	1.6029	1.8319	2.0609	2.2899	2.0609	1.8319	1.6029	1.3740	1.1450	0.9160	0.6870	0.4580	0.2290	0										
10	0	0.2283	0.4567	0.6850	0.9134	1.1417	1.3701	1.5984	1.8267	2.0551	2.2834	2.5118	2.2834	2.0551	1.8267	1.5984	1.3701	1.1417	0.9134	0.6850	0.4567	0.2283	0								
11	0	0.2278	0.4556	0.6834	0.9112	1.1390	1.3668	1.5946	1.8224	2.0502	2.2780	2.5058	2.7336	2.5058	2.2780	2.0502	1.8224	1.5946	1.3668	1.1390	0.9112	0.6834	0.4556	0.2278	0						
12	0	0.2273	0.4547	0.6820	0.9094	1.1367	1.3641	1.5914	1.8187	2.0461	2.2734	2.5008	2.7281	2.9555	2.7281	2.5008	2.2734	2.0461	1.8187	1.5914	1.3641	1.1367	0.9094	0.6820	0.4547	0.2273	0				
13	0	0.2270	0.4539	0.6809	0.9078	1.1348	1.3617	1.5857	1.8156	2.0426	2.2695	2.4965	2.7234	2.9504	3.1773	2.9504	2.7234	2.4965	2.2695	2.0426	1.8156	1.5857	1.3617	1.1348	0.9078	0.6809	0.4539	0.2270	0		
14	0	0.2266	0.4532	0.6798	0.9064	1.1331	1.3596	1.5863	1.8129	2.0395	2.2661	2.4927	2.7193	2.9459	3.1725	3.3992	3.1725	2.9459	2.7193	2.4927	2.2661	2.0395	1.8129	1.5863	1.3596	1.1331	0.9064	0.6798	0.4532	0.2266	0

进一步实验确定式 (4) 中的 g_1, g_4, g_8 为三角形结构, 其余结构元素取半圆形结构。根据所述分解算法中步骤 2, 当滤波算法运行第 6 层时停止, 故可得 6 个细节分量 $f_0 \sim f_5$ 和 1 个滤波后的主分量 f_6 ,

分别如图 3 所示。由图可见, 分解后各细节分量的变化频率依次变小, 最后得到的主分量已基本不含脉冲状波形和白噪声, 波形变化缓和, 有利于提高预测精度。

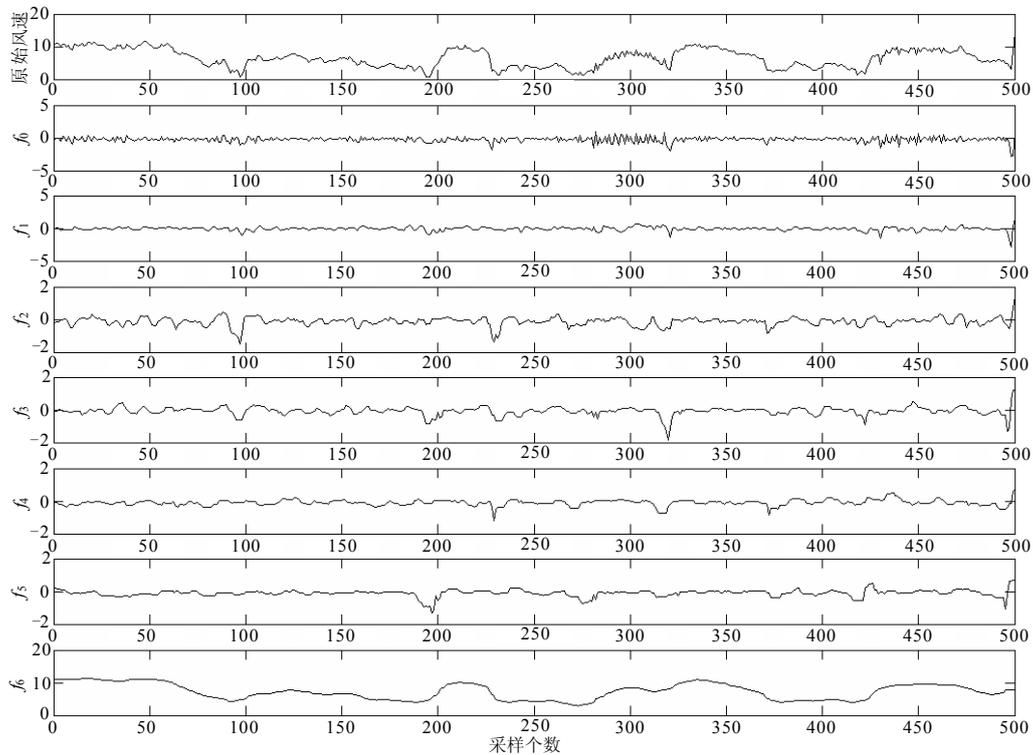


图3 形态分解结果

Fig.3 Result of morphological decomposition

4.2 确定各子序列预测模型参数

基于 SVR 的风速时间序列的基本预测模型可表示为：

$$v(t+q) = F(v(t), v(t-\tau), v(t-2\tau), \dots, v(t-(M-1)\tau)) \quad (11)$$

式中： $\hat{v}(t)$ 为 t 时刻的风速预测值； $v(t)$ 为实测值； q 为预测步数； τ 为滞后时间常数； M 为嵌入维数， $F(\bullet)$ 为预测值与历史数据的函数映射关系，通过支持向量回归算法求取。

对分解后的分量分别建立上述预测模型。由于原始数据的间隔为 10 min，进行 1 h 的预测，各分量的 q 值统一取 6，并统一采用预测效果最佳的高斯径向基函数作为核函数，通过试验进一步确定各分量的 τ 和 M 以及 SVR 核函数参数 γ 和惩罚参数 C ，如表 2 所示。

表 2 各信号分量预测模型参数

Tab.2 Forecasting model parameters of subsequences

	f_0	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6
τ	1	1	2	2	1	1	1
M	4	6	6	6	8	8	20
γ			0.007	812.5			0.007 812.5
C			128				16

4.3 结果及讨论

为验证数学形态学分解的作用，本文用单独采用 SVR 的预测方法与本方所述 MM-SVR 模型进行分解前后的预测结果效果比对。用平均绝对百分误差 (Mean Absolute Percentage Error, MAPE) 和均方根误差 (Root-Mean-Square Error, RMSE) 作为评价指标。图 4、5 分别给出预测效果图和每个点的绝对百分误差图 (为使图片清晰只画出前 50 个数据)，具体误差值如表 3 所示。

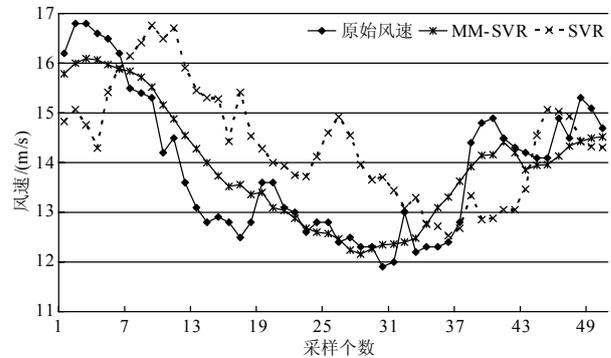


图 4 MM-SVR 和 SVR 的预测效果图

Fig.4 Forecasting result of MM-SVR and SVR

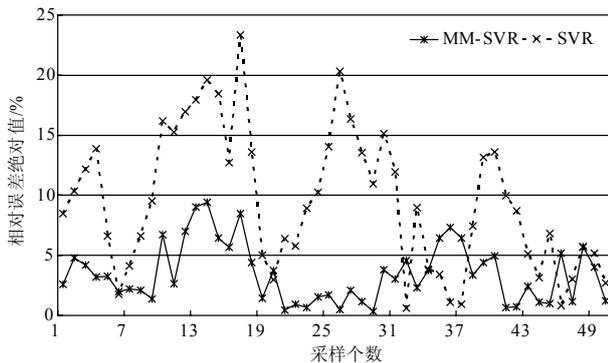


图5 相对误差绝对值比较

Fig.5 Absolute percentage error comparison between MM-SVR and SVR

表3 预测误差比较

Tab.3 Comparison between MM-SVR and SVR		
	MAPE/%	RMSE/ (m/s)
SVR	8.66	1.162 3
MM-SVR	4.15	0.562 1

从图4、图5和表3可知:MM-SVR模型在每一个点的预测效果和总体效果上均优于SVR模型,使平均绝对百分误差由原来的8.66%降到了4.15%,均方根误差由原来的1.1623m/s降到了0.5621m/s。由于形态学的分解作用,使原始风速中不同频率的分量得以有效分离,各分量内部规律性增强,相互间的干扰减小,进而提高预测精度。

5 结语

针对风速序列波形的复杂特性和非平稳性,提出用基于数学形态学的自适应多尺度分解算法将原始序列分解成一系列具有不同波形特征的细节分量和滤波后主分量,并用支持向量回归算法分别对这些分量进行预测,建立了MM-SVR风速预测模型。实验结果表明,通过形态学的分解作用可有效分离原始风速序列中不同频率的分量,分解后的预测精度有了显著提高,平均绝对百分误差从8.66%降到4.15%。对分解算法采用不同结构元素的组合,使数学形态学的方法在提高风速预测精度上存在较大的提升空间和发展潜力,寻找对风速序列分解的最优结构元素组合,将是下一步的研究重点。

参考文献

[1] 国务院发展研究中心“新能源和可再生能源开发利用的机制和政策”课题组,吕薇.我国可再生能源发展现状与政策取向[J].发展研究,2009,1:4-8.
“The mechanism and policy of new energy and renewable energy development and utilization of the

mechanism and utilization” discussion group of development research center of the state council, Lū Wei. The development and policy of renewable energy in China[J]. Development Research, 2009, 1: 4-8.

- [2] 张国强,张伯明.基于组合预测的风电场风速及风电功率预测[J].电力系统自动化,2009,33(18):92-96.
ZHANG Guo-qiang, ZHANG Bo-ming. Wind speed and wind turbine output forecast based on combination method[J]. Automation of Electric Power Systems, 2009, 33(18):92-96.
- [3] El-Fouly Tarek H M, El-Saadany Ehab F, Salama Magdy M A. One day ahead prediction of wind speed and direction[J]. IEEE Trans on Energy Conversion, 2008, 23(1):191-201.
- [4] 孙春顺,王耀南,李欣然.小时风速的响亮自回归模型及应用[J].中国电机工程学报,2008,28(14):112-117.
SUN Chun-shun, WANG Yao-nan, LI Xin-ran. A vector autoregression model of hourly wind speed and its applications in hourly wind speed forecasting[J]. Proceedings of the CSEE, 2008, 28(14):112-117.
- [5] 王丽婕,冬雷,廖晓钟.基于小波分析的风电场短期发电功率预测[J].中国电机工程学报,2009,29(28):30-33.
WANG Li-jie, DONG Lei, LIAO Xiao-zhong. Short-term power prediction of a wind farm based on wavelet analysis[J]. Proceedings of the CSEE, 2009, 29(28):30-33.
- [6] Mark Ahlstrom, Lawrence Jones, Robert Zavadil. The future of wind forecasting and utility operations[J]. IEEE Power Energy Magazine, 2005, 6(3):57-64.
- [7] 潘迪夫,刘辉,李燕飞.风电场风速短期多步预测改进算法[J].中国电机工程学报,2008,28(26):87-91.
PAN Di-fu, LIU Hui, LI Yan-fei. Optimization algorithm of short-term multi-step wind speed forecast[J]. Proceedings of the CSEE, 2008, 28(11):87-91.
- [8] 张国强,张伯明.基于组合预测的风电场风速及风电功率预测[J].电力系统自动化,2009,33(18):92-96.
ZHANG Guo-qiang, ZHANG Bo-ming. Wind speed and wind turbine output forecast based on combination method[J]. Automation of Electric Power Systems, 2009, 33(18):92-96.
- [9] 潘迪夫,刘辉,李燕飞.基于时间序列分析和卡尔曼滤波算法的风电场风速预测优化模型[J].电网技术,2008,32(7):82-86.
PAN Di-fu, LIU Hui, LI Yan-fei. A wind speed forecasting optimization model for wind farms based on time series analysis and Kalman filter algorithm[J]. Power System Technology, 2008, 32(7):82-86.
- [10] 杨琦,张建华,王向峰.基于小波-神经网络的风速及

- 风力发电量预测[J]. 电网技术, 2009, 33 (17): 44-48.
- YANG Qi, ZHANG Jian-hua, WANG Xiang-feng. Wind speed and generated wind power forecast based on wavelet-neural network[J]. Power System Technology, 2009, 33 (17): 44-48.
- [11] LIU De-jun, LI Hui. Short-term wind speed and output power forecasting based on WT and LSSVM[C]. //International Conference on Information Engineering and Computer Science. Wuhan (China): 2009: 1-4.
- [12] WANG Xiao-lan, LI Hui. One-month ahead prediction of wind speed and output power based on EMD and LSSVM[C]. // International Conference on Energy and Environment Technology. Guilin (China): 2009: 439-442.
- [13] 束洪春. 电力工程信号处理应用[M]. 北京: 科学出版社, 2009: 288-296.
- [14] 郑涛, 刘万顺, 肖仕武, 等. 一种基于数学形态学提取电流波形特征的变压器保护新原理[J]. 中国电机工程学报, 2004, 24 (7): 18-24.
- ZHENG Tao, LIU Wan-shun, XIAO Shi-wu, et al. A new algorithm based on the mathematical morphology for power transformer protection[J]. Proceedings of the CSEE, 2004, 24 (7): 18-24.
- [15] 吴青华, 张东江. 形态滤波技术及其在继电保护中的应用[J]. 电力系统自动化, 2003, 27 (7): 45-49.
- WU Qing-hua, ZHANG Dong-jiang. Morphological filtering techniques and applications in protection relaying[J]. Automation of Electric Power Systems, 2003, 27 (7): 45-49.
- [16] Pitas I. Morphological signal decomposition[C]. //International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. Albuquerque, NM: 1990: 2169-2172.
- [17] JI Tian-yao, LU Zhen, WU Q H. Multi-resolution morphological operators for electrocardiogram signal analysis[C]. // Proceedings of the 26th Chinese Control Conference. Zhangjiajie (China): 2007: 425-429.
- [18] ZHANG Li-jun, XU Jin-wu, YANG Jian-hong, et al. Multiscale morphology analysis and its application to fault diagnosis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 22 (3): 597-610.
- [19] Bangham J A, Chardaire P, Pye C J. Multiscale nonlinear decomposition: the sieve decomposition theorem[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1996, 18 (5): 529-539.
- [20] Klaus-Robert Muller, Sebastian Mika, Gunnar Ratsch. An introduction to Kernel-based learning algorithms[J]. IEEE Trans on Neural Networks, 2001, 12 (2): 181-201.
- [21] 邓乃扬, 田英杰. 支持向量机-理论、算法与拓展[M]. 北京: 科学出版社, 2009: 124-133.
-
- 收稿日期: 2010-04-20**
- 作者简介:**
- 陈盼(1985-), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为风电场风速及风电功率预测研究; E-mail: panpan06101985@yahoo.com.cn
- 陈皓勇(1975-), 男, 博士, 教授, 主要研究方向为电力系统优化规划与优化调度、人工智能在电力系统中的应用、电力市场等;
- 叶荣(1985-), 男, 博士研究生, 主要研究方向为含大型风电场的电力系统调度。
-
- (上接第 11 页 continued from page 11)
- [3] WU F, ZHANG X P, GODFREY K, et al. Small signal stability analysis and optimal control of a wind turbine with doubly fed induction generator[J]. IEE Proc Generation Transmission & Distribution, 2007, 1 (5): 751-760.
- [4] EKANAYAKE J B, HOLDSWORTH L, JENKINS N. Comparison of 5th order and 3rd order machine models for doubly fed induction generator (DFIG) wind turbines[J]. Electric Power Systems Research, 2003, 67 (3): 207-215.
- [5] 倪以信. 动态电力系统的理论和分析[M]. 北京: 清华大学出版社, 2002.
- [6] ZHOU E Z, MALIK O P, HOPE G S. A reduced-order iterative method for swing mode computation[J]. IEEE Trans on Power Systems, 1991, 6 (3): 1224-1230.
- [7] HAUER J F, DEMEURE C J, SCHARF L L. Initial results in Prony analysis of power system response signals[J]. IEEE Trans on Power Systems, 1990, 5 (1): 80-89.
- [8] Reliability Test System Task Force. IEEE reliability test system[J]. IEEE Trans on Power Apparatus and Systems, 1979, 98 (6): 2047-2054.
- [9] 雷亚洲, Gordon L. 国外风力发电导则及动态模型简介[J]. 电网技术, 2005, 25 (12): 27-32.
- LEI Ya-zhou, Gordon L. An introduction on wind power grid code and dynamic simulation[J]. Power System Technology, 2005, 25 (12): 27-32.
-
- 收稿日期: 2010-06-03**
- 作者简介:**
- 李生虎(1974-), 男, 博士, 研究员, 硕士生导师, 研究领域为电力系统分析与控制; E-mail: shenghuli@hfut.edu.cn
- 刘正楷(1987-), 男, 硕士研究生, 研究方向为风电系统稳定性和等值算法;
- 杨振林(1984-), 男, 硕士研究生, 研究方向为风电系统潮流计算和风速预测。