

# 基于改进最小二乘支持向量机和预测误差校正的 短期风电负荷预测

李 霄<sup>1</sup>, 王 昕<sup>1</sup>, 郑益慧<sup>1</sup>, 李立学<sup>1</sup>, 生西奎<sup>2</sup>, 吴 昊<sup>2</sup>

(1. 上海交通大学电工与电子技术中心, 上海 200240; 2. 国网吉林省电力有限公司  
延边供电公司, 吉林 延边 133000)

**摘要:** 为了提高风电负荷预测精度, 保证风电场资源得到有效利用, 提出了基于改进最小二乘支持向量机和预测误差校正相结合的方法。首先引入提升小波分解原始数据, 可以有效提取其主要特征, 从而克服风电场的随机性。然后采用最小二乘支持向量机对分解后的信号做预测, 保证了预测精度。接着用误差校正方式修正预测结果, 减少了较大误差点的出现, 提高了预测结果的稳定性。最后, 通过某风电场预测结果表明, 基于提升小波和最小二乘支持向量机的方法可以提高预测的精度, 误差预测的方法也可以有效地校正预测结果。仿真结果验证了该方法用于风电负荷预测是有效可行的。

**关键词:** 提升小波; 最小二乘支持向量机; 误差预测; 风电负荷预测

## Short-term wind load forecasting based on improved LSSVM and error forecasting correction

LI Xiao<sup>1</sup>, WANG Xin<sup>1</sup>, ZHENG Yihui<sup>1</sup>, LI Lixue<sup>1</sup>, SHENG Xikui<sup>2</sup>, WU Hao<sup>2</sup>

(1. Center of Electrical & Electronic Technology, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China; 2. Yanbian Power Supply Company, Jilin Electric Power Co., Ltd., State Grid Corporation of China, Yanbian 133000, China)

**Abstract:** In order to improve the wind load forecasting precision and ensure the effective use of wind power resources, a method based on improved least square support vector machine (LSSVM) combined with error forecasting is proposed. Firstly, lifting wavelet transform (LWT) decomposition of the original data is introduced to effectively extract the main features, with which the randomness of the wind is overcome; secondly LSSVM is used for the prediction of decomposed signals to ensure accuracy; then, error forecasting (EF) is added to reduce the large error points and improve the stability of the results. Finally, experimental results using real wind farm data show that the forecasting model is better in both generalization performance and predictive accuracy, and may provide an effective and practical way for the short-term wind load forecasting.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 60504010) and National High-tech R & D Program of China (863 Program) (No. 2008AA04Z129).

**Key words:** lifting wavelet transform (LWT); least square support vector machine (LSSVM); error forecasting (EF); wind load forecasting

中图分类号: TM714      文献标识码: A      文章编号: 1674-3415(2015)11-0063-07

## 0 引言

近年来, 随着能源短缺以及能源供应安全形势的日益严峻, 可再生能源的地位不断提高。而由于

风能同时具有成本较低、发展技术较成熟, 可靠性又较高的特点, 所以在新能源供应中发挥着越来越重要的作用。

中国的风能资源储量十分丰富, 据中国气象科学研究院评估, 中国陆地风能可开发量约为253 GW, 位居世界第三位。随着风电技术的不断发展和风电场的规模不断增大, 为了保证电力系统的稳定运行和供电可靠性, 必须对风电系统进行有效的规划和调度。风电本身所特有的间歇性和不确定

基金项目: 国家自然科学基金(60504010); 国家高新技术863 发展计划(2008AA04Z129); 上海市自然科学基金(14ZR1421800); 流程工业综合自动化国家重点实验室开放课题基金资助

性,增加了电网调度的难度,增加了电力企业安排电网发电机组的起停和制订机组检修计划的难度,所以需要风电场的输出功率进行预测。只有通过风电场发电功率进行准确的预测,才可以有效降低风力发电系统的运行成本,为电网调度运行提供可靠依据。

风电功率预测方法根据不同的预测物理量可分为两大类:(1)先预测风速,再依据风电机组或者风电场的功率曲线从而获得风电场的输出功率;(2)直接预测风场的输出功率。由于风能的大小不仅与风速紧密相关,还与空气密度、湿度、气温、气压以及风向等息息相关<sup>[1-4]</sup>;而且通过预测风速再去预测功率会有累计误差出现,不能保证预测精度。这里直接选择输出功率为预测目标。

负荷预测方法发展迅速,这些方法可以简单分为两类。第一类是基于确定性时序模型的预测方法。该方法通过找出风电功率历史数据本身在时间上的相关性来进行风电功率预测,常用方法有:卡尔曼滤波法、时间序列法(ARMA)、指数平滑法等<sup>[5-8]</sup>。第二类是基于智能模型的预测方法,其实质是根据人工智能方法提取风电功率变化特性,进而进行风电功率预测。常用的方法有:人工神经网络法、小波分析法、最小二乘支持向量机(LSSVM)回归法和模糊逻辑法等<sup>[9]</sup>。上述方法都有各自的优点,但也有很多局限性,卡尔曼滤波法仅需要有限时间内的观测数据,递推算法简单,但只能用于线性的信号过程,而且需要噪声信号必须服从高斯分布;ARMA法只需知道风电场的单一风速或功率时间序列即可建立预测模型,但需要大量的历史数据;指数平滑法建立的模型较简单,计算简便且需要存贮的数据少,但预测结果依赖于平滑初值和平滑系数,而二者的确定较复杂,没有统一的方法<sup>[10]</sup>。近年来,以神经网络为基础的智能算法发展迅速,其中以最小二乘支持向量机(LSSVM)为代表<sup>[11]</sup>。最小二乘支持向量机是通过模型结构的分析,提出了模型学习参数的选取方法,给出了基于最小二乘线性系统的高斯核函数参数的优化算法,提高了负荷预测精度。但是以上方法的预测精度均达不到要求。因此,目前需要解决的问题是如何针对风电的强随机性和不稳定性,给出一种有效的方法来提高对风电功率预测的精度。

为此,本文提出了一种基于改进最小二乘支持向量机(LSSVM)和预测误差校正的风电负荷预测方法:针对风电场本身的随机性,使用提升小波分解风电场功率数据,由此得到风电功率的变化特征;然后采用最小二乘支持向量机对分解信号进行训练

和预测,得到初步的预测结果;最后针对有较多较大误差点出现的现象,增加误差预测对预测结果进行修正,达到提高预测精度的目的。最后根据我国内蒙古某风电场的真实数据,运用 Matlab 对其进行仿真,仿真结果表明该方法可行,具有很高的预测精度。

## 1 提升小波

提升小波算法通过构造双正交小波函数,使用线性、非线性或空间变化的预测和更新算子进行提升变换,而且确保了变换的可逆性。把这种通过提升格式构造的小波称为第二代小波。与小波相比,提升方法完全是基于空域的,其小波基的构造不依赖于傅立叶变换,也不需要频谱分析工具。因此可以在非平移不变区域上构造小波,非常适合于随机性较强的风电功率数据,可以有效获取其主要变化特征<sup>[12]</sup>。

提升小波分解的主要步骤如下。

(1) 分裂:分裂是将风电功率数据分割成相互关联的奇偶两部分,即  $e_{j-1}$  (偶部分)和  $o_{j-1}$  (奇部分)

$$\begin{aligned} Split(s_j) &= (e_{j-1}, o_{j-1}) \\ e_{j-1} &= \{e_{j-1,k} = s_{j,2k}\} \\ o_{j-1} &= \{o_{j-1,k} = s_{j,2k+1}\} \end{aligned} \quad (1)$$

(2) 预测:预测就是用  $e_{j-1}$  预测  $o_{j-1}$ , 获取预测值  $P(e_{j-1})$ 。实际值  $o_{j-1}$  与预测值  $P(e_{j-1})$  的差值  $d_{j-1}$  反应了两者之间的逼近程度,称为细节系数或小波系数,对应于元信号  $s_j$  的高频部分。预测过程为

$$d_{j-1} = o_{j-1} - P(e_{j-1}) \quad (2)$$

式中,预测算子  $P$  可用预测函数  $P_k$  来表示,函数  $P_k$  可取为  $e_{j-1}$  中的对应数据本身,即

$$P_k(e_{j-1,k}) = e_{j-1,k} = s_{j,2k} \quad (3)$$

或  $e_{j-1}$  中的对应数据的相邻数据的平均值,即

$$P_k(e_{j-1,k}) = (e_{j-1,k} + e_{j-1,k+1})/2 = (s_{j,2k} + s_{j,2k+1})/2 \quad (4)$$

(3) 更新:经过分裂步骤产生子集的某些整体特征可能与原始数据并不一致,为了保持风电功率数据的这些整体特征,需要一个更新的过程。将更新过程用算子  $U$  来代替,其过程为

$$s_{j-1} = e_{j-1} + U(d_{j-1}) \quad (5)$$

式中,  $s_{j-1}$  为  $s_j$  的低频部分。

与预测函数一样,更新算子也可以取不同函数,如:

$$U_k(d_{k-1}) = d_{j-1,k}/2 \quad (6)$$

$$U_k(d_{k-1}) = (d_{j-1,k-1} + d_{j-1,k}) / 4 + 1/2 \quad (7)$$

经提升小波分解, 可将风电功率数据分解为低频部分  $s_{j-1}$  和 高频部分  $d_{j-1}$ ; 对于低频数据子集  $s_{j-1}$  可以再进行相同的分裂、预测和更新, 把  $s_{j-1}$  进一步分解成  $d_{j-2}$  和  $s_{j-2}$ ;  $\cdots$ ; 如此下去, 经过  $n$  次分解后, 风电功率数据  $s_j$  的小波表示为  $\{s_{j-n}, d_{j-n}, d_{j-n+1}, \cdots, d_{j-1}\}$ 。其中  $s_{j-n}$  代表了风电功率数据的低频部分, 而  $\{d_{j-n}, d_{j-n+1}, \cdots, d_{j-1}\}$  则是功率数据从低到高的 高频部分系列。具体的流程如图 1 所示, 其中  $S$  为原始的风电功率数据,  $A1$ 、 $A2$  和  $A3$  为低频信号,  $D1$ 、 $D2$  和  $D3$  为高频信号。

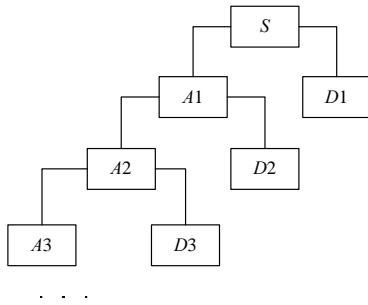


图 1 提升小波分解的流程图

Fig. 1 Flowchart of lifting wavelet

其反变换过程, 即重构, 也可以用替代的方式来计算:

$$\begin{aligned} e_{j-1} &= U(o_{j-1}) \\ o_{j-1} &= P(e_{j-1}) \\ s_j &= \text{Merge}(e_{j-1}, o_{j-1}) \end{aligned} \quad (8)$$

$P$  与  $U$  取不同的函数, 可构造出不同的小波变换。经过 Matlab 仿真结果的分析, 最终选用正交小波 db2 作为母小波, 对功率序列进行三尺度分解。

## 2 最小二乘支持向量机

在使用提升小波分解风电功率数据后, 采用最小二乘支持向量机(Least Squares Support Vector Machines, LSSVM)解决对每一层分解信号的训练和预测问题。最小二乘支持向量机方法是采用最小二乘线性系统作为损失函数, 代替传统的支持向量机采用的二次规划方法, 简化了计算的复杂性的同时也可以保证预测结果的准确性<sup>[13]</sup>。而使用提升小波处理后的功率数据也更有规律, 使用最小二乘支持向量机可以进一步提高预测精度。

设  $D = \{(x_k, y_k) | k = 1, 2, \cdots, N\}$ , 其中  $x_k \in R^n$  为得到的分解信号,  $y_k \in R$  为输出结果。在权  $w$  空间

中最小二乘支持向量机分类问题可以描述如下:

$$\min_{w, b, e} \phi(a, b, e) = \frac{1}{2} w^T w + \frac{1}{2} \gamma \sum_{k=1}^N e_k^2 \quad (9)$$

约束条件:

$$y_k [w^T \phi(x_k) + b] = 1 - e_k \quad k = 1, \cdots, N \quad (10)$$

定义拉格朗日函数为

$$L(w, b, e, \alpha) = \phi(w, b, e) - \alpha_k \sum_{k=1}^N \{ \alpha_k y_k [w^T \phi(x_k) + b] - 1 + e_k \} \quad (11)$$

式中, 拉格朗日乘子  $\alpha_k \in R$ 。对上式进行优化。即对  $w$ 、 $b$ 、 $e_k$ 、 $\alpha_k$  的偏导数等于 0。

$$\begin{cases} \frac{\delta L}{\delta w} = 0 \rightarrow w = \sum_{k=1}^N \alpha_k y_k \phi(x_k) \\ \frac{\delta L}{\delta b} = 0 \rightarrow \sum_{k=1}^N \alpha_k y_k = 0 \\ \frac{\delta L}{\delta e_k} = 0 \rightarrow \alpha_k = \gamma e_k \\ \frac{\delta L}{\delta \alpha_k} = 0 \rightarrow y_k [w^T \phi(x_k) + b] - 1 + e_k = 0 \end{cases} \quad (12)$$

上式可化为求解下面的矩阵方程:

$$\begin{bmatrix} I & 0 & 0 & -Z^T \\ 0 & 0 & 0 & -Y^T \\ 0 & 0 & \gamma I & -I \\ Z & Y & I & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w \\ b \\ e \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ I \end{bmatrix} \quad (13)$$

即

$$\begin{bmatrix} 0 & -Y^T \\ Y & ZZ^T + \gamma^{-1} I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ I \end{bmatrix} \quad (14)$$

式中:  $Z = [\phi(x_1)^T y_1, \phi(x_2)^T y_2, \cdots, \phi(x_N)^T y_N]^T$ ;  $Y = [y_1, y_2, \cdots, y_N]$ ;  $I = [1, 1, \cdots, 1]^T$ ;  $e = [e_1, e_2, \cdots, e_N]^T$ ;  $\alpha = [\alpha_1, \alpha_2, \cdots, \alpha_N]$ 。

同时将 Mercer 条件代入到  $\Omega = ZZ^T$ , 可得

$$\Omega_{kl} = y_k y_l \phi(x_k)^T \phi(x_l) = y_k y_l \Psi(x_k, x_l) \quad (15)$$

因此, 式(9)的分解可以通过解式(14)和式(15)获得。

最小二乘支持向量机分类决策函数为

$$y(x) = \text{sgn} \left[ \sum_{k=1}^N \alpha_k y_k \Psi(x, x_k) + b \right] \quad (16)$$

式中:  $\Psi$  是核函数, 目的是从分解信号抽取特征, 将分解信号中的样本映射为高维特征空间中的一个向量, 以解决原始分解信号中线性不可分的问题。

在 Matlab 仿真中要求 LSSVM 的输入要作简单的归一化处理, 归一化的公式为

$$y_i = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}, x_i = (x_{\max} - x_{\min}) y_i + x_{\min} \quad (17)$$

式中:  $x_{\min}$ 、 $x_{\max}$  分别为训练样本集中输入变量的最

大值和最小值； $y_i$ 、 $x_i$ 分别为输入样本归一化前后的值。

### 3 建立 LWT-LSSVM 误差预测及校正模型

虽然 LSSVM 具有很强的泛化性能，但风电功率序列一方面具有一定的规律性，另一方面具有很强的随机性，是一种多频谱交叠的信号，用单一的 LSSVM 模型只能拟合出系统的非线性，而数据的非平稳性将使预测结果不太理想。利用提升小波的分频性能，可以提取相邻频带的不同信息。由于功率序列各频带内的信息相互正交，没有冗余信息，避免了因提升小波变换结果之间的关联造成分析的困难，因而能够实现较宽范围的带通分量处理。这样功率信息中的线性变化分量和高频随机分量，经提升小波分解后，其频谱将呈现明显的分离特征，有利于分开预测。因此初步建立 LWT-LSSVM 的风电功率预测模型。

分析 LWT-LSSVM 的预测结果，会发现大多数采样点的预测精度已经达到要求，但还是有部分采样点会出现比较大的误差值，需要修正。为了进一步提高预测精度，采用误差预测的方法来校正预测结果。

为了与初步预测结果统一，因此本文建立图 2 中的 LWT-LSSVM 的误差预测模型和校正模型。

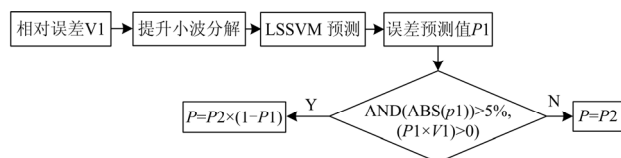


图 2 误差预测模型

Fig. 2 Model of error forecasting

其中： $V1$  是前半部分的相对误差； $P1$  是后半部分风电功率预测值； $P2$  是后半部分误差预测值； $P$  是最终预测结果。

根据得到的预测值和实际值可以得到预测的相对误差，在这个的基础上再将得到的数据进行提升小波分解和 LSSVM 的预测，可以得到一个误差的预测值，根据这些误差的预测值，在其中筛选出符合实际的预测值修正负荷预测的结果<sup>[14-17]</sup>。

本文中的相对误差的公式为

$$RE = \frac{P - A}{RP} \times 100\% \quad (18)$$

式中： $RE$  是相对误差值； $P$  是预测值； $A$  是实际值； $RP$  是风机额定功率。

在这里使用风机的额定功率作为分母。因为在某些风速很低的情况下，风机发出的功率很小，这时即

使预测的绝对误差值不大，除以一个很小的分母也会使相对误差很大。经过多次的仿真实验，观察相对误差比较大的情况也往往出现在实际功率比较小的情况下。因此本文中的风机额定功率取 1 000 kW。

### 4 仿真结果分析

本文选取我国内蒙古某风电场的实际数据建立预测模型。仿真过程中，取 10 天的数据，每 10 min 间隔一个采样点，共 1 440 个点。

#### 4.1 WT 和 LWT 的仿真对比

针对风电场随机性较强的特征，采用提升小波分解的方法来获取风电场变化的部分规律。为了验证此方法的有效性，将小波分解和提升小波分解的结果作对比。

经过小波或提升小波分解后可以得到低频的  $a3$  信号，和低频的  $d1$ ， $d2$ ， $d3$  信号，其中低频信号是主要的信号，所以跟原始数据序列最为接近。

提升小波分解得到的原始信号和高频信号的对比图以及各低频信号图如图 3 和图 4 所示。

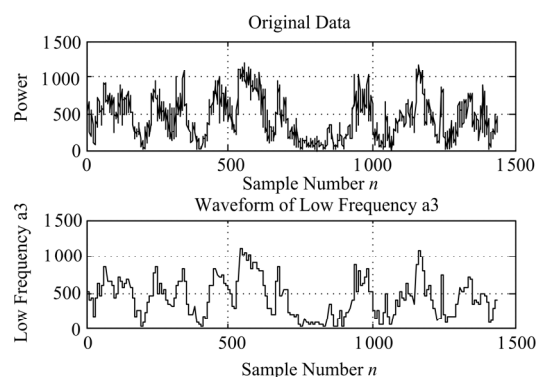


图 3 原始数据波形与LWT分解出的低频a3波形

Fig. 3 Original data and low frequency of LWT

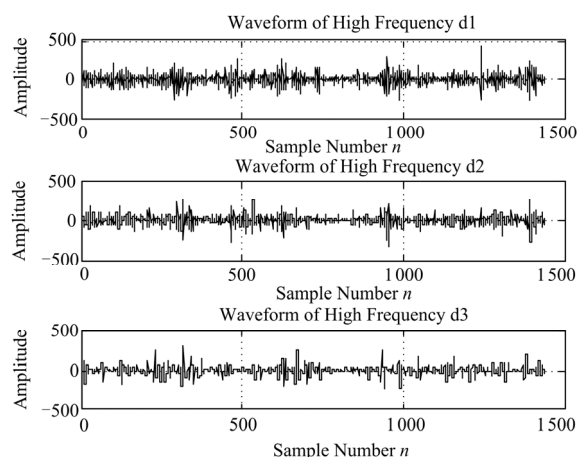


图 4 LWT 分解出的各高频信号波形

Fig. 4 High frequency waveforms of LWT

将提升小波分解后的各序列信号重构后的相加,再与原始信号对比,结果为  $err=3.6238 \times 10^{-13}$ ,可见几乎实现完全重构。

小波分解得到的原始信号和低频信号的对比图以及各低频信号图如图 5 和图 6 所示。

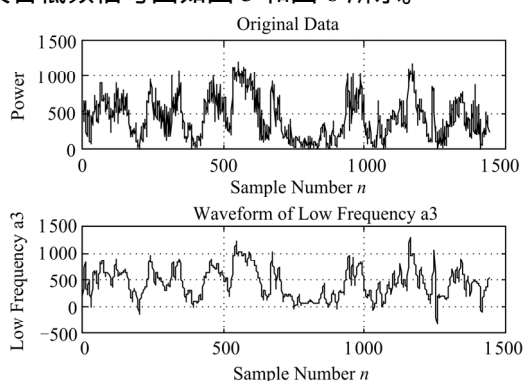


图 5 原始数据波形与WT分解出的低频a3波形

Fig. 5 Original data and low frequency of WT

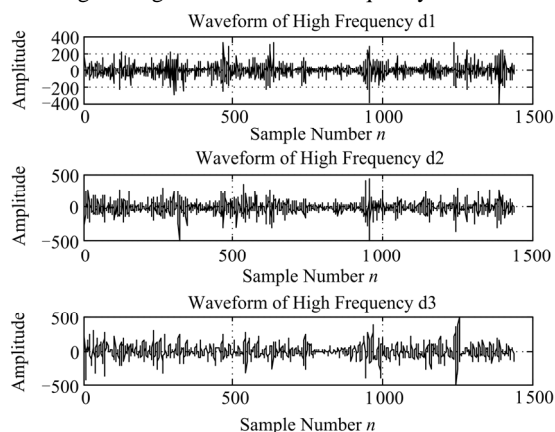


图 6 WT 分解出的各高频信号波形

Fig. 6 High frequency waveforms of WT

由图 5 知,虽然小波分解可以得到风电功率数据的一部分规律,但在低频信号中出现了负值。而且将小波分解后的各序列信号重构后的相加,再与原始信号对比,结果为  $err=7.6739 \times 10^{-12}$ ,远远大于提升小波的重构误差。

与提升小波分解的重构结果对比如表 1 所示。分析可知,提升小波不仅可以提取风电场的部分变化规律,而且可以对原始功率数据的还原性较好。因此,这里选择三层提升小波分解来对原始的风电场功率数据进行处理,可以有效克服风电本身的不规则性。

表 1 WT和LWT分解的重构误差对比

Table 1 Comparison between WT and LWT

分解方法	重构误差
WT	$7.6739 \times 10^{-12}$
LWT	$3.6238 \times 10^{-13}$

## 4.2 LWT-SVM 和 LWT-LSSVM 结果对比

确定提升小波分解后,为了继续验证最小二乘支持向量机方法的可靠性,对每层分解信号使用 LSSVM 或 SVM 训练和预测。

对预测结果进行重构,可以得出原始数据和预测数据的对比图,分别如图 7 和图 8 所示。

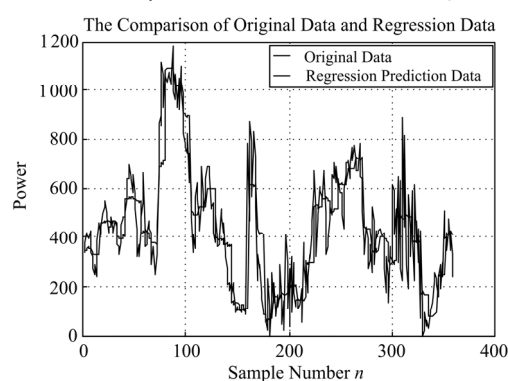


图 7 LWT-LSSVM 的预测结果和原始数据对比图

Fig. 7 Comparison between original data and LWT-LSSVM

从图 7 中可以清楚地看出,通过提升小波的分解和 LSSVM 的预测,预测精度还是比较高的,相对误差为 9.37%。

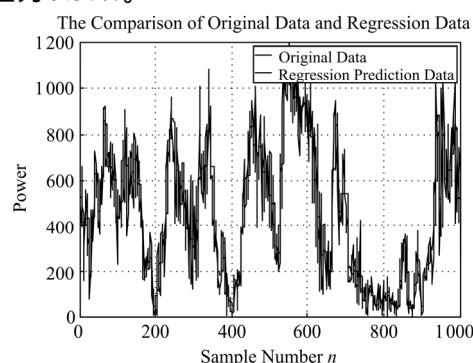


图 8 LWT-SVM 的预测结果和原始数据对比

Fig. 8 Comparison between original data and LWT-SVM

虽然 SVM 和 LSSVM 在训练样本集和测试样本集选取时有差别,但是如表 2 所示,通过提升小波的分解和 SVM 的预测,预测精度只有 13.23%。而且较大误差点出现频率较高。因此,这里选择 LSSVM 对数据进行训练和预测。

表 2 LWT-LSSVM 和 LWT-SVM 误差对比

Table 2 Comparison between LWT-LSSVM and LWT-SVM

预测方法	平均相对误差
LWT-SVM	13.23%
LWT-LSSVM	9.37%

## 4.3 LWT-LSSVM-EF 的仿真结果

经过仿真测试,提升小波和 LSSVM 的结合使

用,可以得到较高的预测精度,但是还是有出现一些较大误差点,因此增加误差预测环节来修正预测结果。用前文得到的预测值与实际值对比,可以得到这段时间的相对误差,再用提升小波和 LSSVM 的方法预测未来的误差,实际误差和预测的误差对比如图 9 所示。

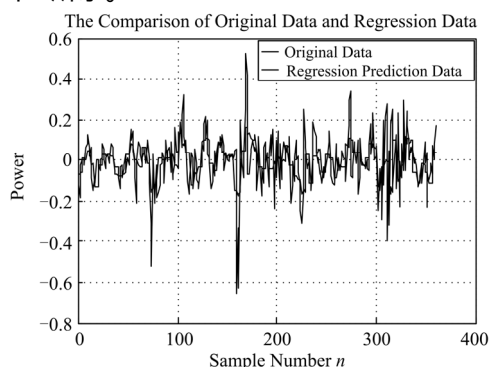


图 9 绝对误差值和预测的绝对误差值对比图

Fig. 9 Comparison between real error and forecasting error

根据上面得到的误差预测值,并用本文中提到的误差修正的办法修正负荷预测值,修正后的预测值和实际值的比较如图 10 所示。

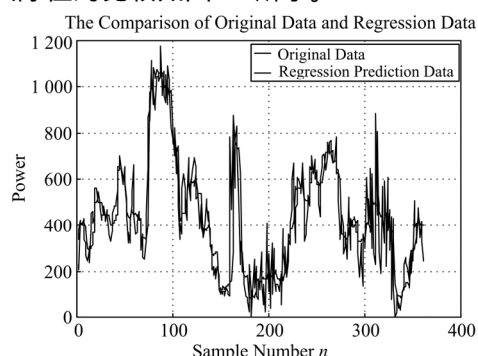


图 10 经过误差修正的功率预测和实际值对比

Fig. 10 Original data and the result of LWT-LSSVM-EF

将各仿真方法的结果列表对比,如表 3 所示。

表 3 预测相对误差对比

Table 3 Comparison between different methods

预测方法	平均相对误差
LSSVM	15.56%
LWT-SVM	13.23%
LWT-LSSVM	9.37%
LWT-LSSVM-EF	7.62%

从仿真的结果来看,用 LWT-LSSVM 的方法可以大大提高风电负荷预测的精度,增加误差预测后预测精度再次提高,最大相对误差也得到了控制。因此,用提升小波和 LSSVM 相结合,并使用误差

预测来修正结果的方法是行之有效的,可以提高预测结果的精度。

## 5 结论

本文是基于改进最小二乘支持向量机的风力发电短期负荷预测。针对风电场本身的随机性,采用提升小波方法分解风电功率数据,达到去噪的目的;在使用最小二乘支持向量机预测之后,针对出现较大误差点的现象,增加误差预测环节,有效修正预测结果,提高预测结果的稳定性。

通过对实际数据进行仿真和对仿真结果的分析,可以得出如下结论:

(1) 预测之前,通过 3 层提升小波分解原始波形,不仅提取出了数据的主要特征,也得到了去噪的效果,从而可以弱化风电场随机性较强的特点,有效提高预测精度;

(2) 同时验证了多输入单输出的最小二乘支持向量机方法是一种非常有效的预测方法;

(3) 在预测之后使用误差预测对其进行修正,则可以控制绝对误差的范围,提高预测结果的稳定性,进一步改善预测精度。

总的来说,实验结果表明,该方法能获得较好的预测结果,提高了预测精度,对进一步解决实际问题具有很大帮助。

## 参考文献

- [1] 夏冬, 吴俊勇, 贺电, 等. 一种新型的风电功率预测综合模型[J]. 电工技术学报, 2011, 26(增刊 1): 260-267.  
XIA Dong, WU Junyong, HE Dian, et al. A novel combined model for wind power forecasting based on maximum entropy principle[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2011, 26(S1): 260-267.
- [2] 毛力, 王运涛, 刘兴阳, 等. 基于改进极限学习机的短期电力负荷预测方法[J]. 电力系统保护与控制, 2012, 40(20): 140-144.  
MAO Li, WANG Yuntao, LIU Xingyang, et al. Short-term power load forecasting method based on improved extreme learning machine[J]. Power System Protection and Control, 2012, 40(20): 140-144.
- [3] 方江晓, 周晖, 黄梅, 等. 基于统计聚类分析的短期风电功率预测[J]. 电力系统保护与控制, 2011, 39(9): 67-75.  
FANG Jiangxiao, ZHOU Hui, HUANG Mei, et al. Short-term wind power prediction based on statistical clustering analysis[J]. Power System Protection and Control, 2011, 39(9): 67-75.

- [4] 曾杰, 张华. 基于最小二乘支持向量机的风速预测模型[J]. 电网技术, 2009, 33(18): 144-147.  
ZENG Jie, ZHANG Hua. A wind speed forecasting model based on least square support vector machine[J]. Power System Technology, 2009, 33(18): 144-147.
- [5] TEWARI S, GEYER C J, MOHAN N. A statistical model for wind power forecast error and its application to the estimation of penalties in liberalized markets[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2011, 26(4): 2031-2039.
- [6] 曾鸣, 李树雷, 王良, 等. 基于 ARMA 模型和 BP 神经网络组合优化算法的风电预测模型[J]. 华东电力, 2013, 41(2): 347-352.  
ZENG Ming, LI Shulei, WANG Liang, et al. Wind power prediction model based on the combined optimization algorithm of ARMA model and BP neural networks[J]. East China Electric Power, 2013, 41(2): 347-352.
- [7] AMJADY N, KEYNIA F, ZAREIPOUR H. Wind power prediction by a new forecast engine composed of modified hybrid neural network and enhanced particle swarm optimization[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2011, 3(2): 265-276.
- [8] 孙国强, 卫志农, 翟玮星. 基于 RVM 与 ARMA 误差校正的短期风速预测[J]. 电工技术学报, 2012, 27(8): 187-193.  
SUN Guoqiang, WEI Zhinong, ZHAI Weixing. Short term wind speed forecasting based on RVM and ARMA error correcting[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2012, 27(8): 187-193.
- [9] SHI J, LIU Y Q, YANG Y P. The research and application of wavelet-support vector machine on short-term wind power prediction[C] // Proc 8th World Congr Intell Control Autom (WCICA), 2010: 4927-4931.
- [10] 王晓兰, 王明伟. 基于小波分解和最小二乘支持向量机的短期风速预测[J]. 电网技术, 2010, 34(1): 179-184.  
WANG Xiaolan, WANG Mingwei. Short-term wind speed forecasting based on wavelet decomposition and least square support vector machine[J]. Power System Technology, 2010, 34(1): 179-184.
- [11] 陆宁, 武本令, 刘颖. 基于自适应粒子群优化的 SVM 模型在负荷预测中的应用[J]. 电力系统保护与控制, 2011, 39(15): 43-47.  
LU Ning, WU Benling, LIU Ying. Application of support vector machine model in load forecasting based on adaptive particle swarm optimization[J]. Power System Protection and Control, 2011, 39(15): 43-47.
- [12] 杨锡运, 孙宝君, 张新房, 等. 基于相似数据的支持向量机短期风速预测仿真研究[J]. 中国电机工程学报, 2012, 32(4): 35-41.  
YANG Xiyun, SUN Baojun, ZHANG Xinfang, et al. Short-term wind speed forecasting based on support vector machine with similar data[J]. Proceedings of the CSEE, 2012, 32(4): 35-41.
- [13] 温锦斌, 王昕, 李立学, 等. 基于频域分解的短期风电负荷预测[J]. 电工技术学报, 2013, 28(5): 66-72.  
WEN Jinbin, WANG Xin, LI Lixue, et al. Short-term wind power load forecasting based on frequency domain decomposition[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2013, 28(5): 66-72.
- [14] TAYLOR J, MCSHARRY P. Short-term load forecasting methods: an evaluation based on European data[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2007, 22(3): 2213-2219.
- [15] 丁华杰, 宋永华, 胡泽春, 等. 基于风电场功率特性的日前风电预测误差概率分布研究[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(34): 136-144.  
DING Huajie, SONG Yonghua, HU Zechun, et al. Probability density function of day-ahead wind power forecast errors based on power curves of wind farms[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(34): 136-144.
- [16] 周松林, 茆美琴, 苏建徽. 基于预测误差校正的支持向量机短期风速预测[J]. 系统仿真学报, 2012, 24(4): 769-773.  
ZHOU Songlin, MAO Meiqin, SU Jianhui. Short-term wind speed prediction with support vector machine based on predict error correction[J]. Journal of System Simulation, 2012, 24(4): 769-773.
- [17] DE GIORGI M G, FICARELLA A, TARANTINO M. Error analysis of short term wind power prediction models[J]. Applied Energy, 2011, 88(4): 1298-1311.
- 
- 收稿日期: 2014-08-19; 修回日期: 2014-09-21
- 作者简介:
- 李 霄(1989-), 女, 硕士, 主要研究方向为风电场功率和短期负荷功率的预测方法研究; E-mail: lixiao89419@163.com
- 王 昕(1972-), 男, 博士, 副教授, 硕士生导师, 研究方向为智能电网, 可再生能源的分布式生产、传输、存储和接入技术; E-mail: wangxin26@sjtu.edu.cn
- 郑益慧(1971-), 男, 博士, 教授, 主要研究方向为电能质量、智能控制技术在电网中的应用等。
- (编辑 姜新丽)