

doi:10.16055/j.issn.1672-058X.2015.0003.008

基于改进小波包算法的风电功率短期预测*

李玲纯, 高来鑫, 汪先兵

(滁州学院 机械与电子工程学院, 安徽 滁州 239000)

摘 要:风电功率预测对于风电场制定电力调度计划和维修计划具有十分重要的意义,利用改进小波包处理混频信息的能力,将风电功率分解成多个频率的子序列;再利用遗传神经网络组合模型分别对各子序列进行预测,且利用改进小波包对各子序列预测结果进行了重构得到实际的预测值;最后以安徽省某地区风电场风功率数据为依据验证模型,由仿真结果分析可见组合算法取得了良好的预测效果。

关键词:风电功率;改进小波包;组合预测;遗传算法

中图分类号:TP274 5 **文献标志码:**A **文章编号:**1672-058X(2015)03-0037-05

风电功率预测对电力调度部门来说是很重要的,但风资源的快速波动特性给风电功率预测造成了极大的不确定性为电网调度带来了困难,所以急需研究风电功率预测算法,开发预测系统^[1]。风电功率预测按预测时间分为长期、中期、短期和特短期预测;按预测物理量可分为直接预测风电功率法和间接预测风电功率法;按输入数据可分为基于历史数据的预测和基于数值天气预报的预测;按预测模型的不同则种类更多,常见的有持续法、人工神经网络法、支持向量机方法、时间序列法和各种组合预测法^[1,2]。

20 世纪 90 年代开始,国外已经投入到风电功率预测技术方面的研究,目前已经开发出了实际的风电功率预测系统,并应用到风电场中。风电功率短期预测系统的数学模型多采用物理模型和统计模型的方法。最早在 1990 年 Landberg 采用物理模型开发了一套风电功率预测系统,系统在丹麦东部投入使用^[2]。其后,丹麦 Risoe 国家实验室开发的 Prediktor 系统和丹麦科学技术大学开发的风电功率预报软件(wind power prediction tool—WPPT)投入使用,模型可完成 36 h 内的风电数据预测^[2]。接着,由丹麦科技大学开发的 Zephyr 集合了 Prediktor 和 WPPT 的优点,延长了预测时间,可完成 36~48 h 的预测^[2]。德国 Oldenburg 大学开发的 Previento 系统预测方法和 Prediktor 相似^[3],但扩大了预测范围。20 世纪 90 年代中期以后,美国 eWind 预测系统的出现提高了风电功率的预测精度^[4]。目前使用最成熟的预测系统是由德国太阳能研究所根据德国气象局提供的数值气象预报(Numerical Weather Prediction—NWP),采用神经网络在线计算的 WPMS 系统,可进行 1~8 h 和 48 h 的高精度预测,其预测误差达装机容量的 15%左右^[2,3]。现针对风电功率预测的特点,提出了一种基于改进小波包遗传神经网络组合预测模型。

1 改进的小波包变换原理

小波包分析是从小波分析延伸出来的一种对信号进行更加细致的分析与重构的方法。小波包分析首

收稿日期:2014-08-10;修回日期:2014-10-10.

* 基金项目:滁州学院一般教学研究项目(2013jyy012);滁州学院科研项目(2014KJ08).

作者简介:李玲纯(1985-),女,安徽滁州人,硕士研究生,从事系统建模仿真研究.

先将信号分解成低频的粗略部分与高频的细节部分,然后分别对低频的粗略和高频的细节做第二次分解,分解成低频粗略部分的低频部分和高频部分,以及高频细节部分的低频部分和高频部分(图 1)。

信号 S 可以被表示成 $S=A+D$ 。小波包的主要优点是小波包可以对信号的高频部分做更加细致的刻画,对信号的分析能力更强,当然其代价是信号分析的计算量将显著上升。

小波包变换具有分解和重构的性质,假设 $U_n = \text{span}\{u_n(t-k)\}_{k \in \mathbf{Z}}$, 则可知 $\{u_n(t-k)\}_{k \in \mathbf{Z}}$ 是空间 U_n 的标

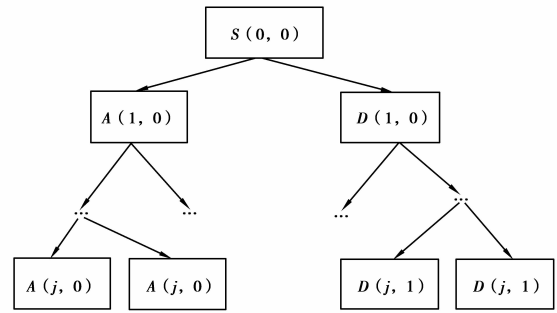


图 1 小波包分解

准正交基。设 $g_j^n(t) \in U_j^n$, 则 $g_j^n(t)$ 可以表示为

$$g_j^n(t) = 2^{j/2} \sum_{k \in \mathbf{Z}} d_{jk}^n u_n(2^j t - k) \tag{1}$$

小波包分解算法为

$$\begin{cases} d_{jl}^{2n} = \sum_{k \in \mathbf{Z}} \bar{K}_{k-2l} d_{j+1,k}^n \\ d_{jl}^{2n+1} = \sum_{k \in \mathbf{Z}} \bar{g}_{k-2l} d_{j+1,k}^n \end{cases} \tag{2}$$

小波包重构算法为

$$d_{j+1,l}^n = \sum_{k \in \mathbf{Z}} (h_{l-2k} d_{jk}^{2n} + g_{l-2k} d_{jk}^{2n+1}) \tag{3}$$

然而在小波包快速算法中,使用的小波滤波器并非理想,会导致分析过程中的频率混淆现象出现即低频小波系数中会混入部分邻近高频信息的小波系数,而高频小波系数中也会混入部分邻近低频信息的小波系数。相互混淆的小波系数在经过采用时,不满足采样定理将产生频率折叠现象,这是小波包算法固有的特性^[4,5]。风电功率数据中包含的信息比较多,信息越复杂会导致分析结果中的混频现象越严重,因此提出一种改进的小波包算法。

改进的小波包算法其实就是对卷积的结果做快速傅立叶变换,对变换结果中多余的成分置零,再对其做傅立叶逆变换。实际就是在小波分解和重构的但节点中增加两个算子,计算公式如下。

算子 C 的计算公式为

$$\begin{cases} X_k = \sum_{n=0}^{N_j-1} x(n) W^{kn}, 0 \leq k \leq \frac{N_j}{4} \\ \frac{3N_j}{4} \leq k \leq N_j, X_k = 0 \end{cases} \tag{4}$$

其他 $\hat{x}(n) = \frac{1}{N_j} \sum_{k=0}^{N_j-1} X_k W^{-kn}$, 式中, N_j 表示 $2j$ 尺度的数据长度; $\hat{x}(n)$ 为算子 C 的输出。

算子 D 的计算公式为

$$\begin{cases} X_k = \sum_{n=0}^{N_j-1} x(n) W^{kn}, \frac{N_j}{4} \leq k \leq \frac{3N_j}{4} \\ X_k = 0 \end{cases} \tag{5}$$

其他 $\hat{x}(n) = \frac{1}{N_j} \sum_{k=0}^{N_j-1} X_k W^{-kn}$, $\hat{x}(n)$ 为算子 D 的输出。

2 遗传算法与神经网络的结合

神经网络算法是进行预测时最为广泛使用的网络结构之一,传统的参数优化算法大多采用误差反向传播(BP)算法。但 BP 算法的收敛速度慢和误差容易陷入局部极小点的缺点一直未得到解决,参数的微小变化可能导致网络性能的完全不同。然而用遗传算法(genetic algorithm-GA)优化神经网络结构和权值的提出,恰巧可以解决上述问题。

采用 GA 与神经网络结合的机制,传统神经网络权值算法都是某种固定的权值变化规则,而文中采用 GA 搜索空间的特性,先用遗传算法将权值编码,根据适应度函数得到全局较优的解,然后将最后一代个体解码以此作为神经网络结构的初始权值。再由神经网络按负梯度方向进行训练,这样既可以保证收敛的全局最小点,又能保证收敛的速度^[6,7]。采用遗传算法优化神经网络连接权值的过程如图 2 所示。

首先随机产生 N 个结构并用某种编码方案进行编码,同时以此作为一组神经网络的权值;然后选择适当的适应度函数和初始权值,分别训练每个结构求得 N 组网络权系数;接着根据网络目标函数对 N 组权值进行评价选择适应度函数值最大的个体遗传给下一代并对齐进行交叉和变异等操作产生新一代群体;最后循环操作以上两步骤直到某代种群个体满足目标函数为止得到一组优化的权系数。

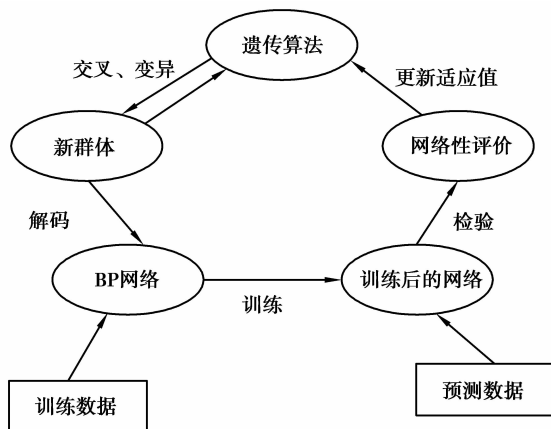


图 2 遗传算法优化 BP 网络权值

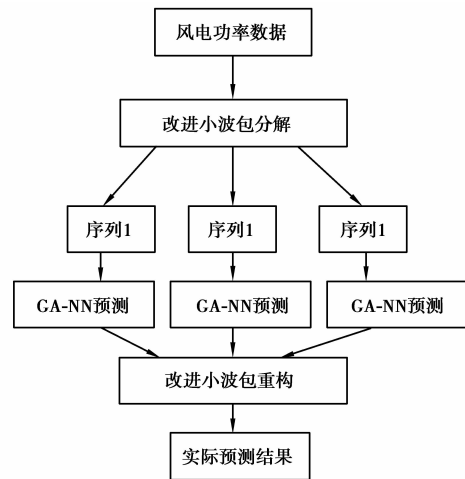


图 3 风电功率组合预测模型

3 组合预测模型设计

由于小波包快速算法在分解重构过程中使用的滤波器的非理想特性容易造成的混频现象,采用改进的小波包组合预测模型对风电功率进行预测。首先利用改进的小波包算法对历史风电功率数据进行分解得到子序列数据;然后利用遗传算法优化权值的 BP 神经网络分别对各子序列数据进行预测;最后再次利用改进的小波包算法对各子序列预测结果进行重构,得到实际的预测结果^[8-10]。

如图 3 所示,利用改进的小波包分解历史数据得到各时间子序列,各子序列预测过程相同,这里以第 K 层数据为例说明。图 3 中各子序列预测结果用矩阵 X_k 表示:

$$X_k = U(d_k, P_1, P_2, \dots, P_m)$$

其中 d_k 表示改进小波包分解的第 k 个时间子序列; P_k 表示第 k 个子序列数据利用遗传神经网络优化权值的神经网络的预测结果。

4 实例分析

仿真数据取自 2013 年安徽省某风电场中 20 台 1.5 MW 风电机组 30 d 的风电功率数据(单位为 kW, 间隔为 15 min)。仿真过程中采用第 5 号机组数据, 以前 10 d 的数据建立预测模型, 中间 10 d 的数据进行虚拟预测, 后 10 d 的数据进行实际预测。具体仿真过程如下:

(1) 使用改进的小波包算法对风电功率序列数据进行 3 次分解, 分解出的低频分量 A_3 和 3 个高频分量 D_3 、 D_2 、 D_1 。

(2) 在对子序列数据进行预测之前, 先对每一层的数据利用公式 $x' = \frac{x - \min}{\max - \min}$ 进行归一化处理。

(3) 对每个子序列数据分别采用遗传算法优化权值的 BP 神经网络进行子序列预测。预测结果如图 4、5、6 所示。

(4) 将各个子序列预测结果进行分析、比较、处理小波变换系数, 去掉高频信号, 并通过重构得到完整的预测结果(图 7)。

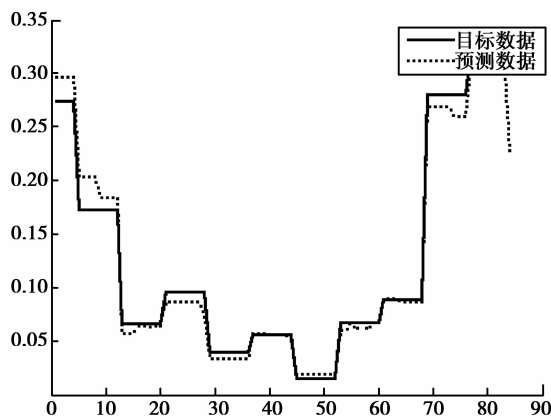


图 4 低频 A_3 预测结果

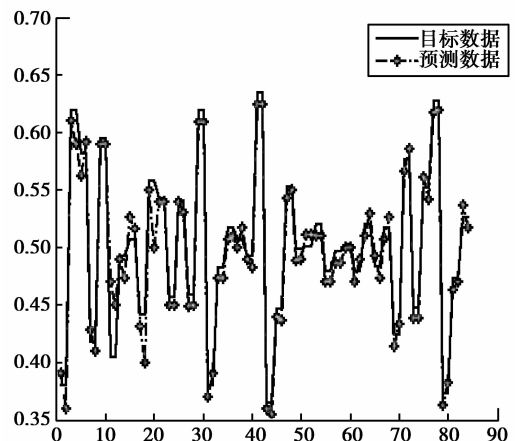


图 5 高频 D_1 分量的预测结果

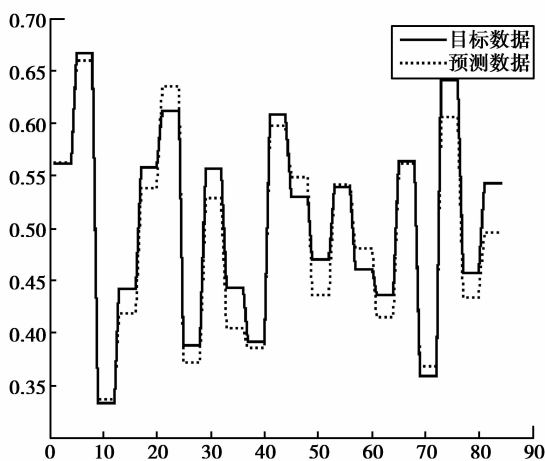


图 6 高频 D_2 分量的预测结果

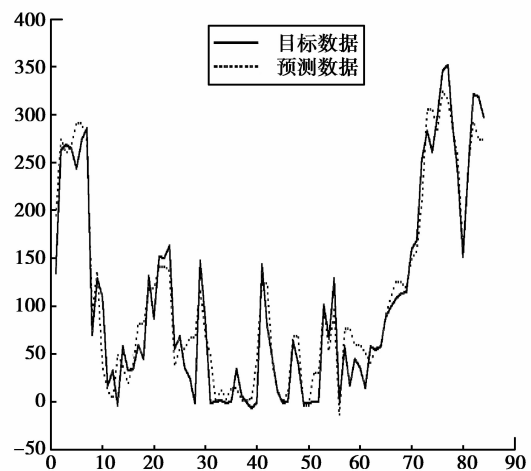


图 7 重构后的预测结果

此外还用小波包遗传神经网络模型对同样的数据做了24 h 负荷预测,由仿真结果可见预测每个点的误差都不尽相同,其中改进小波遗传神经网络要比普通小波包遗传神经网络预测结果的误差小,预测误差如表1所示。

表1 风电功率预测模型统计误差

预测方法	样本数量	绝对平均误差/%	均方根误差/%	误差小于15%/%	装机容量/MW
改进小波包组合模型	96	16.03	12.51	8	1.5
小波包组合模型	96	22.55	17.53	14	1.5

参考文献:

- [1] 李玲纯.大学生创新能力培养下激励模型构建与应用[J].重庆工商大学学报:自然科学版,2014,31(4):88-92
- [2] 蔡祯祺.基于数值天气预报NWP修正的BP神经网络风电功率短期预测研究[D].浙江:浙江大学,2012
- [3] 王强强,田丽,胡智颖.基于遗传优化的支持向量机短期风电功率预测研究[J].贵州师范大学学报,2013,31(1):103-106
- [4] 叶爱贤.灰色BP神经网络风电功率预测应用研究[D].兰州:兰州交通大学,2013
- [5] 王健,严干贵,宋薇.风电功率预测技术综述[J].东北电力大学学报,2011,31(3):20-24
- [6] 何东,刘瑞叶.基于主成分分析的神经网络动态集成风电功率超短期预测[J].电力系统保护与控制,2013,41(4):50-54
- [7] 杨洪,古世甫,崔明东,等.基于遗传优化的最小二乘支持向量机风电场风速短期预测[J].电力系统保护与控制,2011,39(11):44-48
- [8] BARBOUNIS T G, THEOCHARIS J B. Locally Recurrent Neural Networks for Long-term Wind Speed and Power Prediction[J]. Neurocomputing, 2006, 69(4-6):466-496
- [9] 张德丰. MATLAB神经网络应用设计[M].北京:机械工业出版社,2011
- [10] 张艳青.基于神经网络的风电场风速及输出功率预测研究[D].保定:华北电力大学,2010
- [11] 杨世成.基于人工神经网络的风电功率预测应用研究[D].北京:华北电力大学,2010
- [12] ANURAG M, DEO M C. Forecasting Wind with Neural Networks[J]. Marine Structures, 2003, 16(1):35-49
- [13] YAO C, YU Y. Prediction of Sediment Yield Using Wavelet—Neural Networks[C]. 2010 International Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automation, Changsha China, 2010, 911-914
- [14] 杨秀建,胡正平.稀疏FRAM模型的感兴趣目标检测算法[J].四川兵工学报,2014,35(12):107-111

Short-term Wind Power Forecasting Based on Improved Wavelet Packet Algorithm

LI Ling-chun, GAO Lai-xin, WANG Xian-bing

(School of Mechanical and Electronic Engineering, Chuzhou University, Chuzhou, 239000 China)

Abstract: Wind power prediction is crucial for wind power plan to plan power dispatch and maintenance. This paper decomposes wind power sequence a series of frequency subsequences, making use of the capability of the improved wavelet packet on processing mixing information, then forecasts each subsequence by the combination model of genetic algorithm neural network, and finally get the forecasting outputs by reconstructing the forecasting results with wavelet packet algorithm. A wind power plant in Anhui is chosen to validate the feasibility of the proposed model. The simulation results indicate that this combination algorithm achieves good forecasting effect.

Key words: wind power; improved wavelet packet; combination forecasting; GA (genetic algorithm)