

# 基于非参数回归模型的短期风电功率预测

王彩霞, 鲁宗相, 乔颖, 闵勇, 周双喜

(电力系统国家重点实验室, 清华大学电机系, 北京市 100084)

**摘要:** 随着风电接入规模的增加, 风电功率预测日益重要。非参数估计方法是模型估计和预测的典型方法之一, 在国内短期风电功率预测中尚无应用。文中将非参数回归技术应用于短期风电功率预测, 包括风电功率点预测和风电功率概率区间预测。首先, 基于非参数回归模型, 建立风速与风电功率之间的转换模型, 得到风电功率的点预测值; 其次, 基于经验分布模型与非参数回归技术, 建立风电功率预测误差的概率分布函数, 得到风电功率预测值的概率区间。以内蒙古某风电场为例, 验证了将非参数回归技术应用于风电功率预测的有效性。

**关键词:** 风力发电; 功率预测; 点预测; 概率区间预测; 非参数回归

## 0 引言

近年来, 并网型风电发展迅猛, 风电的波动性已给电网调度带来严峻的挑战。风电功率预测是解决风电波动、实现风电与电力系统传统电源联合优化运行的关键技术之一。

风电功率预测按照预测的时间尺度划分一般分为超短期、短期和中长期预测<sup>[1]</sup>。超短期预测一般指 6 h 以内的预测, 预测结果用于电力系统的在线优化运行, 常采用基于历史风电功率数据的时间序列分析方法进行预测, 例如自回归滑动平均 (ARMA) 模型<sup>[2-3]</sup>、Kalman 滤波<sup>[4]</sup>等。短期预测一般指对未来 6 h~48 h 风电功率输出的预测, 预测结果是电网安排日发电计划或进行电力市场交易的基础。中长期预测一般指未来几天的预测, 预测结果主要用于安排风电机组的检修计划等。在实际应用中, 短期预测和超短期预测应用较多。本文的研究对象为短期预测。

由于天气状况在未来 6 h~48 h 内一般会有较大的变化, 因此, 短期预测主要依赖于数值天气预报 (numeric weather prediction, NWP), 通过建立 NWP 的气象信息与风电功率输出之间的关系模型, 将预测时段内的气象信息转换为风电功率输出。按建模方法的不同, 短期风电功率预测可进一步分为物理方法和统计方法<sup>[5]</sup>。本文研究方法属于统计方法的范畴。

经过多年的积累, 欧洲和美国已经有多款商业化的风电功率预测软件<sup>[6]</sup>, 如丹麦的 WPPT 和 Prediktor、西班牙的 SIPREOLICO 等。由于中国

的气候条件与欧美相比差异较大, 因此有必要研究适合中国风电场的风电功率预测方法。近几年, 中国的风电功率预测研究也在逐步发展, 但受气象服务条件的影响, 预测方法大多基于历史数据和时间序列方法<sup>[7-9]</sup>, 对超短期预测较为有效, 但对短期 (如日前 24 h) 风电功率的预测效果往往较差。随着风电的大规模接入, 为电网安排发电计划服务的短期风电功率预测亟需展开。中国电力科学研究院开发的基于 NWP 的短期风电功率预测软件<sup>[10-11]</sup>, 采用的预测方法为反向传播 (BP) 神经网络, 是一种在风电功率预测中应用广泛的典型方法。但是, 神经网络方法对模型训练的时间较长, 并且需要不断调试合适的隐含层神经元个数、合适的隐含层输出函数及合适的输出层输出函数等, 才能得到收敛性较好的神经网络。非参数回归方法也是模型估计的典型方法之一, 在国外已有采用基于统计模型的风电功率预测方法的范例<sup>[12]</sup>。非参数统计模型只需调整合适的窗宽即可应用模型进行预测, 实用性比神经网络模型更佳。

本文以内蒙古某风电场为例, 研究将非参数回归方法应用于国内短期风电功率预测的有效性。内蒙古气象局引进了美国国家大气研究中心 (NCAR) 和美国宾州大学 (PSU) 开发研制的第 5 代中尺度模式 MM5 (Mesoscale Model 5), 直接提供风机轮毂高度的 NWP 信息, 如风速、风向等。本文采用内蒙古气象局提供的 NWP 数据, 建立 NWP 与风电功率输出之间的转换模型, 得到风电功率的点预测值; 基于经验分布模型和非参数回归方法, 建立风电功率预测误差的概率分布函数, 进而得到风电功率预测值的概率区间, 辅助电网运行决策。

## 1 非参数估计的基本原理

统计与计量的前沿研究领域是半参数与非参数方法<sup>[13-14]</sup>。相对于参数估计,非参数估计方法并不假定函数的形式已知,也不设置参数,函数在每一点的值都由数据决定,从而避免模型分布形式选择不当带来的误差。非参数估计方法在天气预报领域应用较为广泛<sup>[15-17]</sup>。使用非参数估计方法进行预报时,不需要建立预报方程,而是直接根据训练数据(历史样本)建立非参数估计模型,利用训练数据中蕴含的输入输出关系进行预报。核函数估计是非参数回归模型中的基本方法之一,其主要思想是在大量历史数据的基础上,应用核函数和一定窗宽范围内的历史数据对某一数据点对应的函数值进行估计或预报。

非参数估计的基本原理<sup>[14]</sup>如下:对  $n$  个给定样本  $(Y_1, X_1), (Y_2, X_2), \dots, (Y_n, X_n)$ , 其中,  $Y$  为被解释变量,  $X$  为解释变量,假定  $Y_1, Y_2, \dots, Y_n$  独立同分布,可建立如下非参数回归模型:

$$Y_i = g(X_i) + \varepsilon_i \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

根据核函数估计的思想,  $X = x$  对应的  $Y$  值按下式进行估计:

$$g(x) = \frac{\sum_{i=1}^n K\left(\frac{x - X_i}{h}\right) Y_i}{\sum_{i=1}^n K\left(\frac{x - X_i}{h}\right)} \quad (2)$$

式中:  $K(\cdot)$  为核函数,用以确定样本点  $Y_i (i=1, 2, \dots, n)$  在估计  $g(x)$  中的权重,常用的核函数有均匀核  $K_0(u) = 0.5I(|u| \leq 1)$ , 高斯核  $K_1(u) = (2\pi)^{-\frac{1}{2}} \exp\left(-\frac{1}{2}u^2\right)$  和抛物线核  $K_2(u) = 0.75(1 - u^2)_+$  等;  $h$  为控制局部邻域大小的窗宽,是控制估计精度的重要参数。

最佳的窗宽应既不过小也过大。窗宽过小会放大随机误差,窗宽过大则会得到过分光滑的曲线,使估计失去意义。常采用交错鉴定法<sup>[13]</sup>选择最佳窗宽。

## 2 基于 NWP 的短期风电功率预测

前已提及, NWP 是短期风电功率预测的关键信息,其中,风速预报是影响风电功率输出的关键因素,本文主要考虑将风速预报作为风电功率预测的输入,采用统计方法进行预测。本文的短期风电功率预测分为预报数据校正、风电功率点预测和风电功率概率区间预测 3 个环节。短期风电功率预测基本流程如图 1 所示。

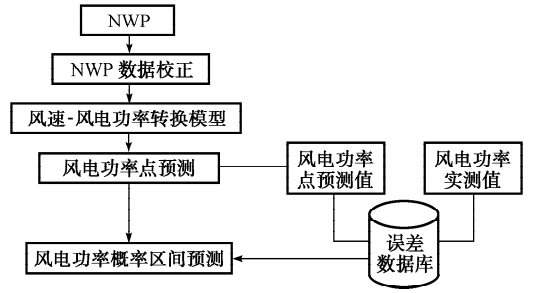


图 1 短期风电功率预测流程  
Fig. 1 Flow chart for short term wind power forecast

### 2.1 NWP 数据校正

针对风电场的气象服务是风电大规模发展和并网运行对气象服务部门提出的新挑战。目前国内外的 NWP 服务中,针对风电场轮毂高度的风速预报精度较差。因此,使用 NWP 进行风电功率预测时有必要对预报数据进行校正。由于风速对风电功率预测的影响较大,本文以风速预报作为风电功率预测的输入,采用线性回归方法对 NWP 提供的风速预报数据进行校正,校正模型如下:

$$v_{NWP,t}^c = v_{NWP,t} - e_{NWP,t} \quad (3)$$

式中:  $v_{NWP,t}$  为校正前的  $t$  时刻 NWP 风速;  $v_{NWP,t}^c$  为校正后的  $t$  时刻 NWP 风速;  $e_{NWP,t} = a + bv_{NWP,t}$ ,  $a$  和  $b$  为参数,可采用最小二乘法,由历史 NWP 风速预报及其误差样本进行估计,

$$a = \bar{e}_{NWP} - b\bar{v}_{NWP}$$

$$b = \frac{N_c \sum_{i=1}^{N_c} e_{NWP,i} v_{NWP,i} - \sum_{i=1}^{N_c} e_{NWP,i} \sum_{i=1}^{N_c} v_{NWP,i}}{N_c \sum_{i=1}^{N_c} v_{NWP,i}^2 - \left( \sum_{i=1}^{N_c} v_{NWP,i} \right)^2}$$

$N_c$  为样本数量;  $e_{NWP,i} = v_{NWP,i} - v_{meas,i}$  为历史 NWP 风速预报误差;  $v_{meas,i}$  为风电场实测风速。

### 2.2 风电功率点预测

风电功率点预测的主要思想是通过风速-风电功率转换模型将预报风速转换为风电功率值。根据非参数估计的思想,建立风速-风电功率转换模型如下:

$$P_{t|t+k}^{pred} = f_p(v_{NWP,t+k}^c) \quad (4)$$

式中:  $P_{t|t+k}^{pred}$  为  $t$  时刻得到的  $t+k$  时刻的风电功率预测值;  $k$  为预测尺度,即待预测的风电功率提前于预测执行时刻  $t$  的时间;  $f_p$  为表征风速与风电功率之间关系的函数;  $v_{NWP,t+k}^c$  为经校正的  $t+k$  时刻的预报风速。

采用样本点  $(v_{meas,i}, P_{meas,i}) (i=1, 2, \dots, N_p)$  作为式(4)的样本数据,其中,  $P_{meas,i}$  为风电场实测风电功率数据,  $N_p$  为样本数量。

### 2.3 风电功率概率区间预测

概率区间预测<sup>[18-19]</sup>是描述真实值相对于预测值的不确定性的常用方法之一。由于针对风电场的 NWP 精度较差,风电功率预测的误差较大,因此有必要对风电功率预测的不确定性进行描述,辅助电网运行决策。

定义风电功率预测误差为某一时间点的风电功率预测值与风电功率实测值之间的偏差,即有:

$$e_{t|t+k} = P_{t|t+k}^{\text{pred}} - P_{t+k}^{\text{meas}} \quad (5)$$

式中:  $P_{t+k}^{\text{meas}}$  为  $t+k$  时刻的风电功率实测值。

设预测误差  $e_{t|t+k}$  的概率分布函数为  $F_{t|t+k}(\xi)$ , 其中,  $\xi$  为表示预测误差的随机变量,则真实值  $P_{t+k}^{\text{meas}}$  的一个  $1-\alpha$  概率预测区间为:

$$[P_{t|t+k}^{\text{pred}} + \hat{G}_t(\frac{\alpha}{2}), P_{t|t+k}^{\text{pred}} + \hat{G}_t(1 - \frac{\alpha}{2})] \quad (6)$$

式中:  $\alpha_2 - \alpha_1 = 1 - \alpha$ , 本文取对称概率区间, 即  $\alpha_1 = \alpha/2, \alpha_2 = 1 - \alpha/2$ ;  $\hat{G}_{t|t+k}(q)$  为概率分布函数  $F_{t|t+k}(\xi)$  的反函数, 有  $\Pr\{\xi \leq \hat{G}_{t|t+k}(q)\} = q$ 。

风电功率预测误差的分布特性是建立风电功率预测区间的基础。关于风电功率预测误差的分布特性已有多篇文献进行探讨。文献[20]指出风速预测误差服从正态分布, 但风电功率预测误差不服从正态分布; 文献[21-22]认为采用 Beta 分布描述风电功率预测误差更加合理; Pinson 在文献[23]中采用经验分布函数对风电功率预测误差的特性进行描述。经验分布函数<sup>[24]</sup>不对模型的概率分布函数形式作任何的假设, 而是基于历史值计算得到变量的概率分布模型。由于风电功率预测误差受多种因素的影响, 尚无一种特定的分布形式可对其进行准确描述, 因此, 本文采用经验分布模型建立风电功率预测误差的概率分布函数, 并在此基础上采用非参数回归技术建立风电功率预测区间。

设  $\Omega_t(j)$  表示时刻  $t$  之前的最近  $n$  个历史预测误差值的集合, 对  $\forall j$ , 即有:

$$\Omega_t(j) = \{e_{t-i|t-i+k} \mid i = 1, 2, \dots, n; k = 1, 2, \dots, K\} \quad (7)$$

式中:  $K$  为  $n$  个历史预测误差中的最大预测尺度。

集合  $\Omega_t(j)$  的经验分布函数  $\hat{F}_t(\xi)$  定义如下: 设集合  $\Omega_t(j)$  的各元素的概率为  $1/n$ , 则

$$\hat{F}_t(\xi) = \frac{1}{n} \text{Num}\{e_i \leq \xi \mid e_i \in \Omega_t(j), i = 1, 2, \dots, n\} \quad (8)$$

式中: 函数 Num 用于求取集合  $\Omega_t(j)$  中满足给定条件的元素的数量。

设  $\hat{F}_t(\xi)$  的反函数为  $\hat{G}_t(q)$ , 按式(6),  $t+k$  时刻的风电功率  $P_{t+k}$  对应的一个  $1-\alpha$  概率预测区间为:

$$\left[ P_{t|t+k}^{\text{pred}} + \hat{G}_t\left(\frac{\alpha}{2}\right), P_{t|t+k}^{\text{pred}} + \hat{G}_t\left(1 - \frac{\alpha}{2}\right) \right] \quad (9)$$

采用非参数估计方法分别对  $\hat{G}_t(q)$  进行模型估计, 建立估计模型如下:

$$\xi = H(q) \quad (10)$$

式中:  $H$  为  $\hat{G}_t(q)$  的非参数估计模型。

### 3 算例分析

以内蒙古某风电场(以下简称风电场 A)为例, 采用该风电场的 NWP 数据、实测风速和功率数据验证非参数回归方法在风电功率预测中的有效性。以 2010 年 1 月 1 日—1 月 27 日的数据作为模型训练数据, 2010 年 1 月 28 日—1 月 31 日的数据作为模型测试数据。风电场容量  $P_A = 100$  MW。

分别采用平均绝对误差(MAE)和均方根误差(RMSE)对预测效果进行评价, 计算公式如下:

$$V_{\text{MAE}} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^K |\hat{x} - x| \quad (11)$$

$$V_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^K (\hat{x} - x)^2} \quad (12)$$

式中:  $x$  为预测量的真实值;  $\hat{x}$  为预测量的预测值。

#### 3.1 NWP 数据校正结果

采用式(3)对 NWP 风速预报数据进行校正, 图 2 为 2010 年 1 月 28 日—1 月 31 日校正前后的 NWP 风速预报数据与风电场实测风速数据的对比曲线。

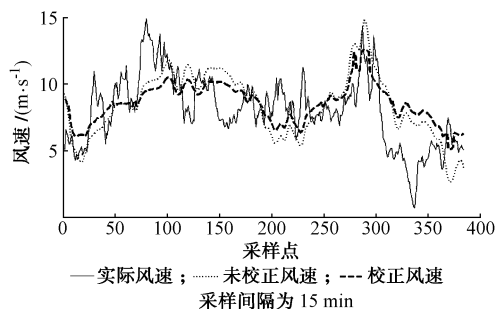


图 2 校正前后风速预报数据与实测风速数据对比  
Fig. 2 Comparison between NWP wind speed, corrected NWP wind speed and measured wind speed

校正前 NWP 风速预报数据的 MAE 和 RMSE 分别为  $V_{\text{MAE}} = 1.98$  m/s,  $V_{\text{RMSE}} = 2.44$  m/s; 校正后分别为  $V_{\text{MAE}} = 1.85$  m/s,  $V_{\text{RMSE}} = 2.30$  m/s。可见, 对 NWP 风速预报数据进行校正只能在一定程度上降低预报误差, 真正提高风速预报精度仍有待于 NWP 精度的提高。

#### 3.2 风电功率点预测结果

选择抛物线核函数, 采用式(4)进行风电功率点

预测,分别以如下 3 种不同的风速作为输入:①风电场实测风速;②未经校正的 NWP 风速;③经校正的 NWP 风速。不同输入风速下的风电功率预测曲线如图 3 所示。

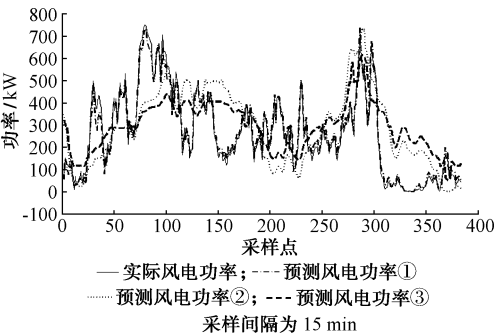


图 3 不同输入风速下的风电机组功率预测曲线  
Fig. 3 Wind power forecast curves with different wind speed inputs

不同输入风速下风电机组功率预测的 MAE 与 RMSE 对比如表 1 所示。表中的 MAE 与 RMSE 均以风电场容量的百分比表示。

表 1 不同输入风速下风电机组功率预测的 MAE 与 RMSE 对比  
Table 1 Comparison on MAE and RMSE for power forecast of a wind power generator under different wind speed inputs

风速输入	$V_{MAE}/(\%)$	$V_{RMSE}/(\%)$
未经校正的 NWP 风速	13.86	18.35
经校正的 NWP 风速	13.54	17.49
风电场实测风速	1.74	2.38

由表 1 可见,风电场实测风速输入对应的风电功率预测误差最小,未经校正的 NWP 风速输入对应的风电功率预测误差最大,即 NWP 误差是风电功率预测的主要误差来源,决定风电功率预测水平。风速向风电功率转换的模型误差较小。采用统计方法对 NWP 风速进行校正后,风电功率预测精度有所改善,但改善幅度较小。

3.3 风电功率概率区间预测结果

由于风电功率预测误差与风电功率预测值大小、风速等多种因素相关<sup>[20,23]</sup>,因此,本文以预测功率水平作为预测误差的影响因素,将风电场 A 的风电功率按预测值等分为 13 个功率等级,分别建立不同预测功率水平下的风电功率预测误差分布。图 4 为 2010 年 1 月 1 日—1 月 27 日所有处于 $[0.5P_A, 0.6P_A]$ 功率段的风电功率预测值对应的功率预测误差经验概率密度函数。图 4 中,直方图为误差样本直方图,曲线为应用非参数回归技术拟合得到的预测误差经验概率密度函数。

分别取  $\alpha=10\%$  与  $\alpha=30\%$ ,由式(9)得到风电

场 A 在 2010 年 1 月 28 日—1 月 31 日的风电功率 90%预测区间和 70%预测区间分别如图 5 和图 6 所示。

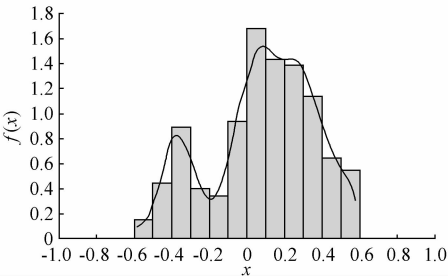


图 4  $[0.5P_A, 0.6P_A]$ 功率段的预测误差经验概率密度函数  
Fig. 4 Forecast error empirical probability distribution function for power level of  $[0.5P_A, 0.6P_A]$

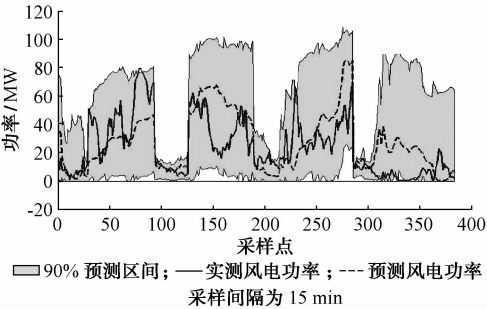


图 5 风电场 A 风电功率的 90%预测区间  
Fig. 5 90% wind power prediction interval for wind farm A

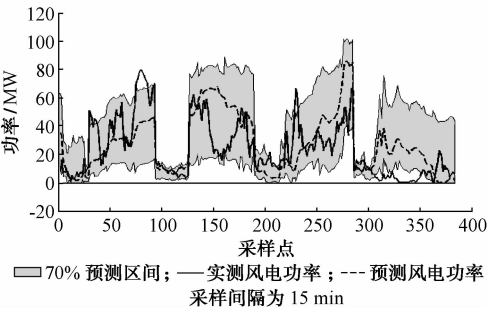


图 6 风电场 A 风电功率的 70%预测区间  
Fig. 6 70% wind power prediction interval for wind farm A

可见,采用经验分布函数和非参数回归方法建立的风电功率预测区间反映了其对实际风电功率的覆盖概率。实际应用中,对于预测区间的覆盖概率,一般取较为适中的值,如 80%,避免因预测区间过大而失去参考意义和因预测区间过小而难以包含较大的风电功率预测误差。

4 结语

随着风电的大规模发展,短期风电功率预测成为调度运行的关键环节之一。本文将非参数回归技

术用于短期风电功率预测,建立了短期风电功率点预测模型和概率区间预测模型,并采用内蒙古某风电场的 NWP 数据和风电功率实测数据验证了所建立的非参数回归模型在短期风电功率预测中的可行性和有效性。分析结果表明,除风电功率点预测外,采用非参数回归模型和经验分布函数得到的风电功率预测区间可以描述风电功率预测的不确定性,进一步辅助电网运行决策。此外,NWP 精度是影响短期风电功率预测精度的主要因素。采用统计方法对 NWP 数据进行校正对于改善风电功率预测精度的作用十分有限。提高针对风电场的 NWP 精度对于提高短期风电功率预测精度有重要意义。

目前,基于本文模型研发的短期风电功率预测系统已在内蒙古部分风电场投入使用。随着风电场运行数据的积累和 NWP 水平的提高,进一步分析风向、气温、天气类型等气象因素对风电功率预测及预测误差的影响将在后续工作中进行。

## 参考文献

- [1] GIEBEL G. The state of the art in short term prediction of wind power: a literature overview [R]. Roskilde, Denmark: Risø National Laboratory, 2003.
- [2] HUANG Z, CHALABI Z S. Use of time-series analysis to model and forecast wind speed. *Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics*, 1995, 56(2/3): 311-322.
- [3] MILLIGAN M, SCHWARTZ M N, WAN Y. Statistical wind power forecasting for U. S. wind farms// *Proceedings of 2004 American Meteorological Society (AMS) Annual Meeting*, January 11-15, 2004, Seattle, WA, USA.
- [4] LOUKA P, GALANIS G, SIEBERT N. Improvements in wind speed forecasts for wind power prediction purposes using Kalman filtering. *Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics*, 2008, 96(12): 2348-2362.
- [5] 韩爽. 风电场功率短期预测方法研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2008.
- [6] ACKERMANN T. *Wind power in power systems*. Chichester, UK: John Wiley & Sons Ltd, 2004: 365-380.
- [7] 丁明, 张立军, 吴义纯. 基于时间序列分析的风电场风速预测模型. *电力自动化设备*, 2005, 25(8): 32-34.  
DING Ming, ZHANG Lijun, WU Yichun. Wind speed forecast model for wind farms based on time series analysis. *Electric Power Automation Equipment*, 2005, 25(8): 32-34.
- [8] 吴兴华, 周晖, 黄梅. 基于模式识别的风电场风速和发电功率预测. *继电器*, 2008, 36(1): 27-32.  
WU Xinghua, ZHOU Hui, HUANG Mei. Wind speed and generated power forecasting based on pattern recognition in wind farm. *Relay*, 2008, 36(1): 27-32.
- [9] 杨秀媛, 肖洋, 陈树勇. 风电场风速和发电功率预测研究. *中国电机工程学报*, 2005, 25(11): 1-5.  
YANG Xiuyuan, XIAO Yang, CHEN Shuyong. Wind speed and generated power forecasting in wind farm. *Proceedings of the CSEE*, 2005, 25(11): 1-5.
- [10] 范高峰, 王伟胜, 刘纯. 基于人工神经网络的风电功率短期预测系统. *电网技术*, 2008, 32(22): 72-76.  
FAN Gaofeng, WANG Weisheng, LIU Chun. Artificial neural network based wind power short term prediction system. *Power System Technology*, 2008, 32(22): 72-76.
- [11] 范高峰, 王伟胜, 刘纯, 等. 基于人工神经网络的风电功率预测. *中国电机工程学报*, 2008, 28(34): 118-123.  
FAN Gaofeng, WANG Weisheng, LIU Chun, et al. Wind power prediction based on artificial neural network. *Proceedings of the CSEE*, 2008, 28(34): 118-123.
- [12] SANCHEZ I. Short-term prediction of wind energy production. *International Journal of Forecasting*, 2006, 22(1): 43-56.
- [13] KRZYSAK A, WALK H. A distribution-free theory of nonparametric regression. New York, NY, USA: Springer-Verlag, 2002: 70-80.
- [14] 叶阿忠. 非参数计量经济学. 天津: 南开大学出版社, 2003.
- [15] 胡邦辉, 张惠君, 杨修群, 等. 基于非参数回归模型的局部线性估计云量预报方法研究. *南京大学学报: 自然科学版*, 2009, 45(1): 90-97.  
HU Banghui, ZHANG Huijun, YANG Xiuqun, et al. A cloud amount forecasting method based on local linear estimation of non-parametric regression model. *Journal of Nanjing University: Natural Science*, 2009, 45(1): 90-97.
- [16] 邵明轩, 刘还珠, 窦以文. 用非参数估计技术预报风的研究. *应用气象学报*, 2006, 17(增刊 1): 125-129.  
SHAO Mingxuan, LIU Huanzhu, DOU Yiwen. Using non-parametric estimation technique to predict wind. *Journal of Applied Meteorological Science*, 2006, 17 (Supplement 1): 125-129.
- [17] 翟宇梅, 赵瑞星, 肖仁春, 等. K 近邻非参数回归概率预报技术及其应用. *应用气象学报*, 2005, 16(4): 453-460.  
ZHAI Yumei, ZHAO Ruixing, XIAO Renchun, et al. K-nearest neighbor nonparametric regression for probability forecasting with its applications. *Journal of Applied Meteorological Science*, 2005, 16(4): 453-460.
- [18] CHATFIELD C. Calculating interval forecasts. *Journal of Business & Economic Statistics*, 1993, 11(2): 121-135.
- [19] OLIVE D J. Prediction intervals for regression models. *Computational Statistics & Data Analysis*, 2007, 51(6): 3115-3122.
- [20] LANGE M. Analysis of the uncertainty of wind power predictions [D]. Oldenburg, Germany: University of Oldenburg, 2003.
- [21] LUIG A, BOFINGER S, BEYER H G. Analysis of confidence intervals for the prediction of regional wind power output// *Proceedings of the European Wind Energy Conference*, June 2-6, 2001, Copenhagen, Denmark.
- [22] BLUDSZUWEIT H, DOMINGUEZ-NAVARRO J A, LLOMBART A. Statistical analysis of wind power forecast error. *IEEE Trans on Power Systems*, 2008, 23(3): 983-991.
- [23] PINSON P. Estimation of the uncertainty in wind power forecasting [D]. Paris, France: Ecole des Mines de Paris, 2006.
- [24] EFRON B, TIBSHIRANI R J. An introduction to the bootstrap. New York, NY, USA: Chapman & Hall, 1993: 31-37.

(下转第 91 页 continued on page 91)

王彩霞(1985—),女,通信作者,博士研究生,主要研究方向:风电功率预测、含风电的电力系统优化运行。E-mail: Wangcx06@mails. tsinghua. edu. cn

鲁宗相(1974—),男,博士,副教授,主要研究方向:电力

系统可靠性、新能源及分布式发电、风力发电及微电网。

E-mail: Luzongxiang98@tsinghua. edu. cn

乔颖(1981—),女,博士,主要研究方向:新能源及分布式发电、电力系统安全与控制。

## Short-term Wind Power Forecast Based on Non-parametric Regression Model

WANG Caixia, LU Zongxiang, QIAO Ying, MIN Yong, ZHOU Shuangxi

(State Key Lab of Power Systems, Department of Electrical Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

**Abstract:** With the increasing penetration of wind power into power systems, wind power forecast becomes increasingly important. Non-parametric regression, one of typical model evaluation and prediction methods, has not been used in the domestic short-term wind power forecast. This paper applies non-parametric regression model to the short-term wind power forecast of point value and probability interval. First, the forecast model for the point wind power with the wind speed as the input variable is developed based on the non-parametric regression. Then, the probability distribution function of wind power forecast error is deduced from an empirical distribution model and non-parametric regression technique to analyse the probability interval of point forecast value. A wind farm in Inner Mongolia is chosen as an example to verify the effectiveness of the model in the short-term wind power forecast.

**Key words:** wind power generation; power forecast; point forecast; probability interval forecast; non-parametric regression