

基于最大-最小贴近度和诱导有序加权算子的 风电功率短期预测模型

乔梁¹, 张露², 许懿¹, 梁伟¹, 孙露³, 卢继平²

(1. 重庆电力调度控制中心, 重庆 400000; 2. 输配电装备及系统安全与新技术国家重点实验室(重庆大学), 重庆 400044; 3. 重庆电力设计院系统处, 重庆 401120)

摘要: 为了提高风电功率短期预测精度, 将最大-最小贴近度和诱导有序加权算子相结合, 提出了一种新的组合模型。根据诱导有序加权算子的不同, 可形成不同的组合模型, 即 IOWA 组合模型、IOWHA 组合模型和 IOWGA 组合模型。由于预测期的实际值未知, 各单项预测模型的诱导值无法提前预知, 不能直接利用该方法进行预测。利用各单项模型建立不同组合模型, 选择精度较高的组合模型, 用其预测值代替实际值计算诱导值, 可以解决预测期诱导值的计算问题。两个不同风电场的仿真结果表明: IOWGA 组合模型比某些单项模型和其他组合模型的预测精度还低, 预测效果并未得到改善; IOWA 组合模型和 IOWHA 组合模型的各项误差指标都小于单项模型和其他组合模型, 预测精度都得到提高, 但 IOWHA 组合模型的各项预测评价指标都最好, 预测精度更高, 将它的预测值作为风电功率最终预测值, 能提高风电功率预测精度。

关键词: 风电功率; 最大-最小贴近度; IOWA 组合模型; IOWHA 组合模型; IOWGA 组合模型

Wind power short-term forecast model based on maximum-minimum approach degree and induced ordered weighted operator

QIAO Liang¹, ZHANG Lu², XU Yi¹, LIANG Wei¹, SUN Lu³, LU Ji-ping²

(1. Chongqing Electric Power Dispatching Control Center, Chongqing 400000, China; 2. State Key Laboratory of Power Transmission Equipment & System Security and New Technology (Chongqing University), Chongqing 400044, China; 3. Chongqing Electric Power Design Institute, Chongqing 401120, China)

Abstract: In order to improve the accuracy of wind power short-term forecast, a kind of new combination forecasting model is proposed combining the maximum-minimum approach degree with induced ordered weighted operator. According to different induced ordered weighted operators, different combination forecasting models can be constructed, namely IOWA combination model, IOWHA combination model and IOWGA combination model. Because real data are unknown in the forecast period and induced value of every single forecasting method can't be calculated in advance, this method can not be used to predict directly. Forecasting value of the highest accuracy combination forecasting model selected from different combination models built by single forecasting models instead of real data can solve the induced value calculation. Simulation results of two different wind power farms show that compared with some single forecasting models and another combination models, the forecast precision of IOWGA combination model is lower and predictive effect isn't improved; forecasting error indexes of IOWA combination model and IOWHA combination model are all lower and forecast precision of those is higher, moreover, predictive effect of IOWHA combination model is better than IOWA combination model, therefore, taking forecast value of IOWHA combination model as final prediction result can effectively improve the prediction accuracy of wind power.

This work is supported by Independent Research Project of State Key Laboratory of Power Transmission Equipment & System Security and New Technology (No. 2007DA10512712205).

Key words: wind power forecast; maximum-minimum approach degree; IOWA combination model; IOWHA combination model; IOWGA combination model

中图分类号: TM614 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2014)19-0114-08

0 引言

随着风力发电技术的不断发展, 风电在电力需

求中所占比例越来越大^[1]。风电功率具有波动性和间歇性特点, 因此大量风电场并网会影响电网的安全稳定运行。对风电功率进行准确预测可以增加风电接入容量、提高电力系统运行安全性与经济性^[2]。

目前, 常用的风电功率预测方法主要有时间序列法^[3-6]、卡尔曼滤波法^[7]、灰色预测法^[8-10]、空

基金项目: 输配电装备及系统安全与新技术国家重点实验室自主研究项目(2007DA10512712205)

间相关法^[11-12]、神经网络法^[13-15]、小波分析^[16]、支持向量机^[17-18]等。

以上每种方法都各有优劣和不同的适用场合, 没有任何一种方法在任何情况都有较好的预测精度。因此采用组合预测方法对风电功率进行预测, 充分利用各种单一预测模型的有效信息, 可以提高风电场功率预测的精度^[19-20]。组合预测方法根据加权平均形式的不同分为加权算数平均 (WA)、加权调和平均 (WHA) 和加权几何平均 (WGA)。传统的组合预测方法中各单项预测方法的权系数在每时刻是固定不变的, 然而同一单项预测方法在每个时刻的预测效果不尽相同, 在某些点预测效果好, 另些点预测效果较差, 即传统组合预测方法没有考虑各个单项预测方法预测效果的动态性, 对预测效果的改善并不明显^[21]。故本文引进诱导有序加权算子, 三种不同的加权平均形式可形成三种诱导有序加权算子, 即诱导有序加权算数平均算子 (IOWA), 诱导有序加权调和平均算子 (IOWHA) 和诱导有序加权几何平均算子 (IOWGA)。基于诱导有序加权算子建立的组合模型是根据各单项预测方法在每时刻的预测精度高低顺序赋值的, 从而克服了传统组合模型的缺陷。

建立组合预测方法的优化准则有很多, 大部分文献研究的是以某一误差指标最小建立组合模型, 相关性指标作为优化准则的研究也越来越多, 本文采用相关性指标最大-最小贴近度作为组合预测的优化准则, 它能反应组合预测值和实际值的接近程度, 用它作为优化准则具有可行性。

诱导有序加权算子需要对预测精度 (诱导值) 排序, 但预测期实际值未知, 诱导值排序无法提前知道。本文采用单项预测模型建立的一些组合模型中预测精度较高者的预测值作为标准, 计算各单项模型的诱导值, 进而得到诱导值排序。

本文首先利用灰色预测法、时间序列法、BP神经网络法和 SVM 法对风电功率进行预测; 然后利用各单项预测模型建立不同的组合模型, 选择出精度较高的组合模型, 并用其预测值与各单项预测值得到诱导值并对诱导值进行排序; 接着以最大-最小贴近度最大为优化准则, 分别建立基于 IOWA、IOWHA 和 IOWGA 的三种组合模型; 最后, 选择各项预测指标都较好的组合模型的预测值作为最终风电功率预测值。

1 基本概念

1.1 三种诱导有序加权算子

设 $\langle u_1, a_1 \rangle, \langle u_2, a_2 \rangle, \dots, \langle u_m, a_m \rangle$ 为 m 个二维

数组, 令

$$f_w(\langle u_1, a_1 \rangle, \dots, \langle u_m, a_m \rangle) = \sum_{i=1}^m w_i a_{u-\text{index}(i)} \quad (1)$$

$$h_w(\langle u_1, a_1 \rangle, \dots, \langle u_m, a_m \rangle) = \frac{1}{\sum_{i=1}^m w_i / a_{u-\text{index}(i)}} \quad (2)$$

$$g_w(\langle u_1, a_1 \rangle, \dots, \langle u_m, a_m \rangle) = \prod_{i=1}^m a_{u-\text{index}(i)}^{w_i} \quad (3)$$

则称 f_w 、 h_w 和 g_w 分别为由 u_1, u_2, \dots, u_m 产生的诱导有序加权算数平均算子 (IOWA)、诱导有序加权调和平均算子 (IOWHA) 和诱导有序加权几何平均算子 (IOWGA); $w = [w_1, w_2, \dots, w_m]^T$ 是与 f_w 、 h_w 和 g_w 有关的加权向量, 满足 $\sum_{i=1}^m w_i = 1$ 和 $w_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, m$; u_i 是 a_i 的诱导值, $u - \text{index}(i)$ 是 u_1, u_2, \dots, u_m 按从大到小排序的第 i 个大的数的下标。

三种诱导有序加权算子先将诱导值 $u_i (i = 1, 2, \dots, m)$ 按从大到小排列, IOWA 将对位置上的 a_i 进行加权算数平均, IOWHA 将对位置上的 a_i 进行加权调和平均, IOWGA 将对位置上的 a_i 进行加权几何平均。权系数与诱导值 u_i 排序的位置有关, 与 a_i 的大小和位置无关^[21-23]。

1.2 最大-最小贴近度

设 $\{a(t), t = 1, 2, \dots, n\}$ 和 $\{b(t), t = 1, 2, \dots, n\}$ 是两个实数序列, 则最大-最小贴近度定义为^[24]

$$\Gamma(a, b) = 1 - \frac{2 \sum_{t=1}^n |a(t) - b(t)|}{\sum_{t=1}^n (a(t) + b(t) + |a(t) - b(t)|)} \quad (4)$$

当两个实数序列完全相同时, 即 $a(i) = b(i), i = 1, 2, \dots, n$ 时, 最大-最小贴近度达到最大值 1。

2 基于最大-最小贴近度和诱导有序加权算子的组合模型

设 $\{x_t, t = 1, 2, \dots, n\}$ 为风电功率实际值序列, $\{x_{it}, t = 1, 2, \dots, n\}$ 为第 i 个 ($i = 1, 2, \dots, m$) 单项预测模型的预测值序列, 则定义第 i 个单项预测模型在 t 时刻的预测精度为

$$a_{it} = 1 - |x_t - x_{it}| / x_t \quad (5)$$

其中, $i = 1, 2, \dots, m; t = 1, 2, \dots, n$, 显然, a_{it} 越大说明第 i 个单项预测模型在 t 时刻的预测精度越高, 它

能很好反应预测值的预测效果, 故可将预测精度 a_{it} 看作预测值 x_{it} 的诱导值^[21]。

设 $\{y_{1t}, t=1, 2, \dots, n\}$, $\{y_{2t}, t=1, 2, \dots, n\}$, $\{y_{3t}, t=1, 2, \dots, n\}$ 分别为 IOWA 组合预测值、IOWHA 组合预测值和 IOWGA 组合预测值。则表达式为

$$y_{1t} = IOWA_w(\langle a_{1t}, x_{1t} \rangle, \dots, \langle a_{mt}, x_{mt} \rangle) = \sum_{i=1}^m w_i x_{a-\text{index}(it)} \quad (6)$$

$$y_{2t} = IOWHA_w(\langle a_{1t}, x_{1t} \rangle, \dots, \langle a_{mt}, x_{mt} \rangle) = 1 / \left(\sum_{i=1}^m w_i / x_{a-\text{index}(it)} \right) \quad (7)$$

$$y_{3t} = IOWGA_w(\langle a_{1t}, x_{1t} \rangle, \dots, \langle a_{mt}, x_{mt} \rangle) = \prod_{i=1}^m x_{a-\text{index}(it)}^{w_i} \quad (8)$$

式中: $a-\text{index}(it)$ $a_{1t}, a_{2t}, \dots, a_{mt}$ 的第 i 个大的预测精度的下标; 加权向量 w_1, w_2, \dots, w_m 满足 $\sum_{i=1}^m w_i = 1$ 和 $w_i \geq 0, i=1, 2, \dots, m$ 。将式 (7)、式 (8) 变形可得

$$1/y_{2t} = \sum_{i=1}^m w_i / x_{a-\text{index}(it)} \quad (9)$$

$$\ln y_{3t} = \sum_{i=1}^m w_i \ln x_{a-\text{index}(it)} \quad (10)$$

根据第 1.2 节得到实际值序列 $\{x_t, t=1, 2, \dots, n\}$ 与风电功率组合预测值序列 $\{y_{1t}, t=1, 2, \dots, n\}$, $\{y_{2t}, t=1, 2, \dots, n\}$, $\{y_{3t}, t=1, 2, \dots, n\}$ 的最大-最小贴近度 Γ_1 、 Γ_2 和 Γ_3 。

$$\Gamma_1 = 1 - \frac{2 \sum_{t=1}^n |x_t - y_{1t}|}{\sum_{t=1}^n (x_t + y_{1t} + |x_t - y_{1t}|)} \quad (11)$$

$$\Gamma_2 = 1 - \frac{2 \sum_{t=1}^n \left| \frac{1}{x_t} - \frac{1}{y_{2t}} \right|}{\sum_{t=1}^n \left(\frac{1}{x_t} - \frac{1}{y_{2t}} + \left| \frac{1}{x_t} - \frac{1}{y_{2t}} \right| \right)} \quad (12)$$

$$\Gamma_3 = 1 - \frac{2 \sum_{t=1}^n |\ln x_t - \ln y_{3t}|}{\sum_{t=1}^n (\ln x_t + \ln y_{3t} + |\ln x_t - \ln y_{3t}|)} \quad (13)$$

其中, y_{1t} 可由式 (6) 得到, 则基于最大-最小贴近度的 IOWA 组合预测模型可表示为

$$\max \Gamma_1 = 1 - 2 \sum_{t=1}^n \left| x_t - \sum_{i=1}^m w_i x_{a-\text{index}(it)} \right| / \left(\sum_{t=1}^n (x_t + \sum_{i=1}^m w_i x_{a-\text{index}(it)} + \left| x_t - \sum_{i=1}^m w_i x_{a-\text{index}(it)} \right|) \right) \quad (14)$$

$$\text{st.} \quad \sum_{i=1}^m w_i = 1 \\ w_i \geq 0; i=1, 2, \dots, m$$

将 $1/y_{2t}$ 的表达式 (9) 带入 Γ_2 中, 则得到基于最大-最小贴近度的 IOWHA 组合预测模型, 可表示为

$$\max \Gamma_2 = 1 - 2 \sum_{t=1}^n \left| \frac{1}{x_t} - \sum_{i=1}^m \frac{w_i}{x_{a-\text{index}(it)}} \right| / \left(\sum_{t=1}^n \left(\frac{1}{x_t} + \sum_{i=1}^m \frac{w_i}{x_{a-\text{index}(it)}} + \left| \frac{1}{x_t} - \sum_{i=1}^m \frac{w_i}{x_{a-\text{index}(it)}} \right| \right) \right) \quad (15)$$

$$\text{st.} \quad \sum_{i=1}^m w_i = 1 \\ w_i \geq 0; i=1, 2, \dots, m$$

将 $\ln y_{3t}$ 的表达式 (10) 带入 Γ_3 中, 则得到基于最大-最小贴近度的 IOWGA 组合预测模型, 可表示为

$$\max \Gamma_3 = 1 - 2 \sum_{t=1}^n \left| \ln x_t - \sum_{i=1}^m w_i \ln x_{a-\text{index}(it)} \right| / \left(\sum_{t=1}^n (\ln x_t + \sum_{i=1}^m w_i \ln x_{a-\text{index}(it)} + \left| \ln x_t - \sum_{i=1}^m w_i \ln x_{a-\text{index}(it)} \right|) \right) \quad (16)$$

$$\text{st.} \quad \sum_{i=1}^m w_i = 1 \\ w_i \geq 0; i=1, 2, \dots, m$$

3 改进的组合预测模型

求各单项预测模型的预测精度时, 需要知道实际风电功率值, 但由于预测期的实际值未知, 各单项预测模型的诱导值无法提前得知, 故本文选择等权重组合模型、方差倒数法组合模型、熵值法组合模型和误差平方和最小组合模型中预测精度较高的组合模型, 将它的预测值代替实际值进行诱导值的计算。

设 $\{\hat{x}_t, t=1, 2, \dots, n\}$ 为风电功率较高精度组合模型的预测值序列, $\{x_{it}, t=1, 2, \dots, n\}$ 为第 i 个 ($i=1, 2, \dots, m$) 单项预测模型的预测值序列。则可定义改进的第 i 个单项预测模型在 t 时刻的预测精度为

$$a_{it} = 1 - |\hat{x}_t - x_{it}| / \hat{x}_t \quad i=1, \dots, m; t=1, \dots, n \quad (17)$$

改进的组合模型只是在求得各单项预测模型的诱导值时采用较高精度组合模型,但在求 IOWA 组合模型、IOWHA 组合模型和 IOWGA 组合模型时,仍以风电功率实际序列求得各模型的权系数。故改进的组合模型只是对各单项预测模型的诱导值计算进行了改进,其他过程与第 2 节相同,这里不再介绍。

4 算例分析

本文以云南某风电场 2 月 1 日至 2 月 11 日的风电功率数据为实验数据,数据的采样间隔为 15 min,原始数据见图 1。

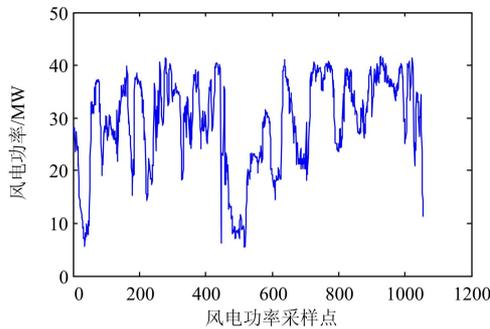


图 1 原始风电功率数据

Fig. 1 Original wind power data

4.1 预测评价指标

本文采用常用的预测评价指标^[25]来评价预测模型的预测效果,即平均相对误差(MRE)、平均绝对误差(MAE)、均方根误差(RMSE)和相关系数(CC)。它们的计算式如下:

$$MRE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{x_t - \hat{x}_t}{x_t} \right| \quad (18)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |x_t - \hat{x}_t| \quad (19)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (x_t - \hat{x}_t)^2} \quad (20)$$

$$CC = \frac{\text{cov}(X, \hat{X})}{\sqrt{DX} \sqrt{D\hat{X}}} \quad (21)$$

其中, $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 和 $\hat{X} = \{\hat{x}_1, \hat{x}_2, \dots, \hat{x}_n\}$ 分别为风电功率实际值序列和预测值序列。

4.2 单项预测模型的预测效果

本文选择常用的四种风电功率预测方法,即灰色预测法^[10](GM)、时间序列法^[6](ARIMA)、BP

神经网络法^[15]和支持向量机方法^[17](SVM)。

在构建时间序列 ARIMA 模型、BP 神经网络模型和 SVM 模型时,需要的建模数据较多,而 GM 方法适用于处理小样本预测,即所需建模数据较少。为了避免建模数据量带来的影响,对于 ARIMA、BP 和 SVM 方法,选择 2 月 1 日至 2 月 10 日的 960 个风电功率数据作为训练数据进行模型的建立,2 月 11 日的 96 个风电功率数据作为测试数据进行模型的预测。其中在构建 BP 神经网络模型和 SVM 模型的训练样本时,采用相空间重构的方法,一方面能得到用于建模的训练样本,另一方面也能得到模型的输入个数,从而解决了输入个数的确定问题。根据相空间重构的 C-C 方法^[26],可得到原始数据的嵌入维数为 5 和延迟时间为 21,因此 BP 神经网络模型和 SVM 模型的输入为 $X(i) = [x(i), x(i+21), x(i+42), x(i+63), x(i+84)]$, 输出为 $Y(i) = x(i+85)$, $i=1 \sim 875$ 为训练样本, $i=876 \sim 972$ 为测试样本。GM 方法的建模数据个数取为与 BP 神经网络模型和 SVM 模型的输入个数相同,即为嵌入维数 5,故利用 956~960 点的实际值预测 961 点的功率,然后用 957~961 点的实际值预测 962 点的功率,依次类推。

四种风电功率预测方法的预测效果和相对误差分别见图 2、图 3,各预测评价指标如表 1 所示。

表 1 各单项预测模型的预测结果分析

Table 1 Forecasting result analysis of each single forecasting

| model | | | | |
|-------|-------|---------|---------|---------|
| 单项模型 | MRE/% | MAE/MW | RMSE/MW | CC |
| GM | 6.39 | 1.900 2 | 2.731 7 | 0.916 1 |
| ARIMA | 5.84 | 1.647 7 | 2.515 1 | 0.926 1 |
| BP | 6.96 | 1.942 3 | 2.744 7 | 0.913 3 |
| SVM | 5.76 | 1.611 5 | 2.545 | 0.924 4 |

分析图 2 得,各单项预测模型的预测曲线都能跟踪实际曲线的走势,但在风电功率变化比较快的区间,各单项预测模型的预测效果都较差,导致风电功率急剧变化的主要因素是风速变化的不稳定,故风速的不稳定变化影响风电功率的预测效果。

分析图 3 知,在大部分的预测时刻,各单项预测模型的预测相对误差都小于 20%,只有小部分的预测点,相对误差较大。其中,GM 模型和 BP 神经网络模型的相对误差波动较大,ARIMA 和 SVM 模型的相对误差波动较小,但在每个时刻预测误差最小的点对应的模型并不完全相同,也就是说四种预测模型中的每种模型都有预测精度最高的时刻,说明各预测方法的预测效果在每个时刻不尽相同,在一些点预测效果最好,而在另一些点预测效果可能最差。

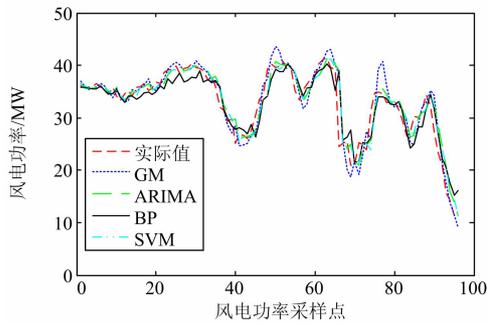


图 2 各单项预测模型的预测结果

Fig. 2 Forecasting results of four single forecasting models

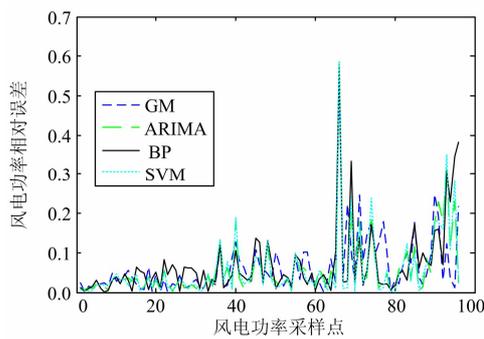


图 3 各单项预测模型预测的相对误差

Fig. 3 Relative errors of four single forecasting models

由表 1 可得, ARIMA 和 SVM 模型的各项误差指标都较小, 相关系数都较大, 说明它们整体预测效果较好, 其次是 GM 模型, BP 神经网络的预测效果最差。

4.3 各组合预测模型

利用各单项预测模型建立不同的组合模型, 即等权重组合模型、方差倒数法组合模型、熵值法组合模型和误差平方和最小组合模型。它们的预测效果见表 2 所示。

表 2 各组合模型的预测结果分析

| 评价指标 | MRE/% | MAE/MW | RMSE/MW | CC |
|-----------|-------|---------|---------|---------|
| 等权重组合 | 5.65 | 1.601 8 | 2.431 9 | 0.930 5 |
| 方差倒数组合 | 5.66 | 1.605 5 | 2.429 2 | 0.930 6 |
| 熵值法组合 | 5.65 | 1.603 3 | 2.430 1 | 0.930 6 |
| 误差平方和最小组合 | 5.62 | 1.590 9 | 2.427 1 | 0.931 4 |

分析表 1 和表 2 知, 组合模型的各项指标都优于单项模型, 预测精度都高于单项预测模型, 说明组合模型能提高预测精度。其中, 组合模型中误差

平方和最小组合模型的各指标都较好, 与实际值接近程度更高, 将它的预测值作为标准计算单项预测模型的诱导值具有可行性。

4.4 改进的组合模型的预测分析

利用各单项预测模型的预测值和误差平方和最小组合模型的预测值计算得到诱导值, 建立基于最大-最小贴近度和诱导有序加权算子的改进组合预测模型, 即改进的 IOWA 模型、改进的 IOWHA 模型和改进的 IOWGA 模型, 为了叙述方便, 将它们分别简称为: IOWA 模型、IOWHA 模型和 IOWGA 模型。各诱导有序加权算子组合模型的权系数如表 3 所示。

表 3 三种组合模型的权系数

| 权系数 | w_1 | w_2 | w_3 | w_4 |
|------------|---------|---------|---------|---------|
| IOWA 组合模型 | 0.000 0 | 0.360 9 | 0.383 7 | 0.255 4 |
| IOWHA 组合模型 | 0.153 2 | 0.063 4 | 0.460 1 | 0.323 3 |
| IOWGA 组合模型 | 0.000 0 | 0.000 0 | 1.000 0 | 0.000 0 |

从表 3 中可知, IOWA 组合模型的权系数 w_1 和 IOWGA 组合模型的权系数 w_1 、 w_2 和 w_4 为 0, 基于诱导有序加权算子的组合模型的权系数为 0 和传统组合模型的权系数为 0 的实际含义不同, 若传统组合模型的某个权系数为 0 表示该单项预测方法在组合模型中是冗余方法, 不提供任何有效的预测信息, 而基于诱导有序加权算子的组合模型对各项预测值根据诱导值由大到小的顺序进行对应的排序, 它的某个权系数为 0 不能说明对应的单项预测方法不提供有效信息。

根据各组合模型的权系数和排序后的各单项预测值得到了三种组合模型, 其预测效果如图 4, 预测评价指标如表 4 所示。

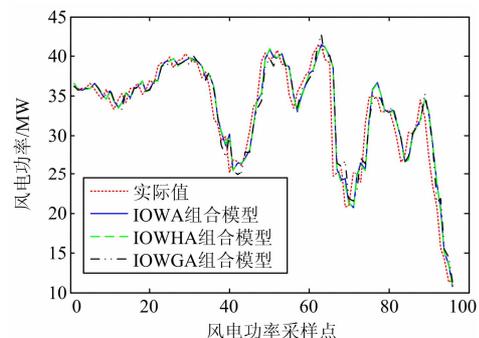


图 4 三种组合预测模型的预测结果

Fig. 4 Forecasting results of three combination forecasting models

表 4 三种组合预测模型的预测结果分析

Table 4 Forecasting result analysis of three combination forecasting models

| 组合模型 | MRE/% | MAE/MW | RMSE/MW | CC |
|------------|-------|---------|---------|---------|
| IOWA 组合模型 | 5.06 | 1.469 6 | 2.204 4 | 0.942 1 |
| IOWHA 组合模型 | 5.01 | 1.462 4 | 2.189 7 | 0.944 1 |
| IOWGA 组合模型 | 5.93 | 1.657 9 | 2.501 | 0.927 5 |

分析表 1、表 2 和表 4 知, IOWA 组合模型和 IOWHA 组合模型的各项预测评价指标都比各单项预测模型和其他组合模型好, 而 IOWGA 组合模型的预测效果比某些单项预测模型和其他组合模型还差, 说明以最大-最小贴近度为优化准则建立的 IOWGA 组合模型的预测精度并未得到提高。由表 4 得, IOWHA 组合模型的各项误差指标最小, 相关系数最大, 因此选择它为最终的预测值。

为检验以最大-最小贴近度为优化准则建立的 IOWHA 组合模型为最优模型, 选择另一风电场的数据进行建模和预测, 数据的采样间隔也为 15 min, 其原始数据如图 5, 该风电场数据变化具有一定周期性, 波动性不大。限于篇幅, 本文只列出了各单项预测方法、各组合预测法和三种诱导有序加权算子的组合模型的预测效果评价表 5。

分析表 5 可知, 以最大-最小贴近度为优化准则建立组合模型时, IOWA 组合模型和 IOWHA 组合模型的预测精度都得到提高, 其中 IOWHA 组合模型的预测效果更好; 而 IOWGA 组合模型的预测精度比单项模型 ARIMA、SVM 和其他组合模型低, 预测效果并未得到改善。此风电场的预测模型所得结论与前面云南风电场相似。因此以贴近度为优化准则建立的 IOWHA 组合模型为最优模型。

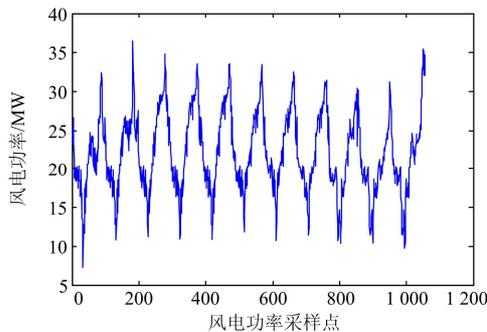


图 5 另一风电场的风电功率原始数据

Fig. 5 Original wind power data of the other wind farm

5 结论

1) 利用各单项预测模型的较高精度的组合模

表 5 各预测模型的预测结果分析

Table 5 Forecasting result analysis of each forecasting model

| 评价指标 | MRE/% | MAE/MW | RMSE/MW | CC |
|------------|-------|---------|---------|---------|
| GM | 6.55 | 1.234 8 | 1.681 3 | 0.960 4 |
| ARIMA | 5.71 | 1.108 0 | 1.440 7 | 0.969 1 |
| BP | 6.76 | 1.374 2 | 1.773 6 | 0.952 9 |
| SVM | 5.66 | 1.146 9 | 1.494 6 | 0.970 1 |
| 等权重组合 | 5.30 | 1.051 4 | 1.352 6 | 0.972 9 |
| 方差倒数组合 | 5.32 | 1.051 2 | 1.352 9 | 0.972 8 |
| 熵值法组合 | 5.30 | 1.051 3 | 1.352 5 | 0.972 8 |
| 误差平方和最小 | 5.23 | 1.048 2 | 1.346 8 | 0.973 0 |
| IOWA 组合模型 | 4.81 | 0.992 1 | 1.290 9 | 0.985 5 |
| IOWHA 组合模型 | 4.69 | 0.983 2 | 1.286 6 | 0.989 8 |
| IOWGA 组合模型 | 6.13 | 1.191 6 | 1.569 7 | 0.963 3 |

型预测值代替实际值计算诱导值, 可以解决预测期实际值未知, 因而诱导值排序无法提前预知的问题; 同时较高精度的组合预测值与实际值较相近, 将它的预测值作为标准计算单项预测模型的诱导值具有可行性。

2) 最大-最小贴近度是一种相关性指标, 其能反应组合预测值与实际值的接近程度。将它作为优化准则具有可行性。

3) 根据组合加权形式不同, 本文建立了三种诱导有序加权算子的组合模型, 并用两个风电场进行了实例分析, 结果表明: 以贴近度为优化准则建立组合模型时, 改进的 IOWGA 组合模型的预测精度并未提高, 而改进的 IOWA 组合模型和改进的 IOWHA 组合模型的预测效果都得到改善, 但改进的 IOWHA 组合模型的各项预测评价指标都最好, 预测精度更高, 具有较好的预测能力, 能有效提高风电功率预测精度。基于最大-最小贴近度的改进的 IOWHA 组合模型对于解决实际工程问题具有很好的应用价值。

参考文献

- [1] 王丽婕, 廖晓钟, 高阳, 等. 风电场发电功率的建模和预测研究综述[J]. 电力系统保护与控制, 2009, 37(13): 118-121.
WANG Li-jie, LIAO Xiao-zhong, GAO Yang, et al. Summarization of modeling and prediction of wind power generation[J]. Power System Protection and Control, 2009, 37(13): 118-121.
- [2] 冯双磊, 王伟胜, 刘纯, 等. 风电场功率预测物理方法研究[J]. 中国电机工程学报, 2010, 30(2): 1-6.
FENG Shuang-lei, WANG Wei-sheng, LIU Chun, et al.

- Study on the physical approach to wind power prediction[J]. Proceedings of the CSEE, 2010, 30(2): 1-6.
- [3] TORRES J L, GARCIA A, DE BLAS M, et al. Forecast of hourly averages wind speed with arma models in Navarre (spain)[J]. Solar Energy, 2005, 79(1): 65-77.
- [4] 姜婷, 周孝华, 董耀武. 基于 Markov 机制转换模型的我国股市周期波动状态研究[J]. 系统工程理论与实践, 2013, 33(8): 1934-1939.
- JIANG Ting, ZHOU Xiao-hua, DONG Yao-wu. Stock market cycle fluctuation in China: Markov regime switching model[J]. Systems Engineering Theory & Practice, 2013, 33(8): 1934-1939.
- [5] 陈昊, 王玉荣. 基于随机波动模型的短期负荷预测[J]. 电力自动化设备, 2010, 30(11): 86-89.
- CHEN Hao, WANG Yu-rong. Short-term load forecasting based on SV model[J]. Electric Power Automation Equipment, 2010, 30(11): 86-89.
- [6] 方江晓. 短期风速和风电功率预测模型的研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2011.
- [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(26): 87-91.
- [8] EL-FOULY T H M, EL-SAADANY E F, SALAMA M M A. Improved grey predictor rolling models for wind power prediction[J]. IEEE Proceedings on Generation, Transmission and Distribution, 2007, 154(6): 928-937.
- [9] 李俊芳, 张步涵, 谢光龙, 等. 基于灰色模型的风速—风电功率预测研究[J]. 电力系统保护与控制, 2010, 38(19): 151-159.
- LI Jun-fang, ZHANG Bu-han, XIE Guang-long, et al. Grey predictor models for wind speed-wind power prediction[J]. Power System Protection and Control, 2010, 38(19): 151-159.
- [10] 党耀国, 刘思峰, 王正新, 等. 灰色预测与决策模型研究[M]. 北京: 科学出版社, 2009.
- [11] 陈妮亚, 钱政, 孟晓风, 等. 基于空间相关法的风电场风速多步预测模型[J]. 电工技术学报, 2013, 28(5): 15-21.
- CHEN Ni-ya, QIAN Zheng, MENG Xiao-feng, et al. Multi-step ahead wind speed forecasting model based on spatial correlation[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2013, 28(5): 15-21.
- [12] BILLINTON R, CHEN H, GHAJAR R. A sequential simulation technique for adequacy evaluation of generating systems including wind energy[J]. IEEE Trans on Energy Conversion, 1996, 11(4): 728-734.
- [13] 武小梅, 白银明, 文福拴. 基于 RBF 神经网络的风电功率短期预测[J]. 电力系统保护与控制, 2011, 39(15): 80-83.
- WU Xiao-mei, BAI Yin-ming, WEN Fu-shuan. Short-term wind power forecast based on the Radial Basis Function neural network[J]. Power System Protection and Control, 2010, 38(15): 80-83.
- [14] BARBOUNIS T G, THEOCHARIS J B, ALEZIADIS M C, et al. Long-term wind speed and power forecasting using local recurrent neural network models[J]. Transactions on Energy Conversion, 2006, 21(1): 273-284.
- [15] 韩力群. 神经网络教程[M]. 北京: 北京邮电大学出版社, 2006.
- [16] CAO Lei, LI Ran. Short-term wind speed forecasting model for wind farm based on wavelet decomposition[J]. IEEE Trans on DRPT, 2008: 2525-2529.
- [17] 罗文, 王莉娜. 风场短期风速预测研究[J]. 电工技术学报, 2011, 26(7): 68-74.
- LUO Wen, WANG Li-na. Short-term wind speed forecasting for wind farm[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2011, 26(7): 68-74.
- [18] MOHANDS M A, HALAWANI T O, REHMAN S, et al. Support vector machines for wind speed prediction[J]. Renewable Energy, 2004, 29(6): 939-947.
- [19] 夏冬, 吴俊勇, 贺电. 一种新型的风电功率预测综合模型[J]. 电工技术学报, 2011, 26(1): 262-266.
- XIA Dong, WU Jun-yong, HE Dian. A novel combined

- model for wind power forecasting based on maximum entropy principle[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2011, 26(1): 262-266.
- [20] 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.
- [21] 陈华友, 盛昭瀚. 一类基于 IOWGA 算子的组合预测新方法[J]. 管理工程学报, 2005, 19(4): 36-39.
CHEN Hua-you, SHENG Zhao-han. A kind of new combination forecasting method based on induced ordered weighted geometric averaging (IOWGA) operator[J]. Journal of Industrial Engineering, 2005, 19(4): 36-39.
- [22] 夏立福, 李井春, 王洪海. 基于 IOWA 算子的组合预测模型研究及应用[J]. 测绘与空间地理信息, 2011, 34(1): 208-212.
XIA Li-fu, LI Jing-chun, WANG Hong-hai. Research and application on the method of deformation prediction based on IOWA operator[J]. Geomatics & Spatial Information Technology, 2011, 34(1): 208-212.
- [23] 陈华友, 刘春林, 盛昭瀚. IOWHA 算子及其在组合预测中的应用[J]. 中国管理科学, 2004, 12(5): 35-40.
CHEN Hua-you, LIU Chun-lin, SHENG Zhao-han. Induced ordered weighted harmonic averaging (IOWHA) operator and its application to combination forecasting method[J]. Chinese Journal of Management Science, 2004, 12(5): 35-40.
- [24] 金飞飞, 陈华友, 周礼刚. 基于最大—最小贴近度的 IOWA 算子最优组合预测模型[J]. 数学的实践与认识, 2013, 43(7): 110-116.
JIN Fei-fei, CHEN Hua-you, ZHOU Li-gang. The optimal combination forecasting model based on the maximum-minimum approach degree and induced ordered weighted averaging operator[J]. Mathematics in Practice and Theory, 2013, 43(7): 110-116.
- [25] 徐曼, 乔颖, 鲁宗相. 短期风电功率预测误差综合评价方法[J]. 电力系统自动化, 2011, 35(12): 20-26.
XU Man, QIAO Ying, LU Zong-xiang. A comprehensive error evaluation method for short-term wind power prediction[J]. Automation of Electric Power Systems, 2011, 35(12): 20-26.
- [26] 韩敏. 混沌时间序列预测理论与方法[M]. 北京: 中国水利水电出版社, 2007.

收稿日期: 2013-12-26; 修回日期: 2014-03-05

作者简介:

乔 梁(1981-), 男, 硕士, 工程师, 研究方向为电力系统继电保护与运行; E-mail: xiaogui2003@163.com

张 露(1990-), 女, 通信作者, 硕士研究生, 研究方向为风电功率预测与控制。