

大规模风电并网电力系统经济调度中 风电场出力的短期预测模型

袁铁江, 晁勤, 李义岩, 吐尔逊·伊不拉音

(新疆大学电气工程学院, 新疆维吾尔自治区 乌鲁木齐市 830008)

Short-term Wind Power Output Forecasting Model for Economic Dispatch of Power System Incorporating Large-scale Wind Farm

YUAN Tie-jiang, CHAO Qin, LI Yi-yan, TOERXUN Yibulayin

(School of Electrical Engineering, Xinjiang University, Urumqi 830008, Xinjiang Uygur Autonomous Region, China)

ABSTRACT: This paper illustrates a wind power forecasting model based on back propagation artificial neural network (BP-ANN), considering the requirement of power output pre-forecasting of wind farm in economic dispatch both in time and accuracy. Considering the relation of historical prediction error and future prediction error, an error forecasting model is developed based on artificial neural network (ANN). Simulation results show that the prediction error can follow the variation tendency of the error of pre-forecasting model, so considering the requirement of economical dispatch to output power prediction accuracy, a wind farm power prediction model is constructed to modify the short-term wind output power prediction. The further experimental results show that the prediction-modification model is effective.

KEY WORDS: wind power; back propagation artificial neural network (BP-ANN); error; prediction; short-term

摘要: 考虑到大规模风电并网电力系统经济调度中, 对风电场出力的短期预测在时间尺度和精度尺度方面的要求, 以传统的反传播神经网络(back propagation artificial neural network, BP-ANN)作为预测手段的基础, 建立了风电场短期出力预测模型。考虑到历史的预测误差与未来预测误差间的映射关系, 利用传统的 BP-ANN 预测技术对未来的预测误差进行预测。通过算例仿真发现, 误差预测变化趋势能跟踪预测的误差变化, 基于此并考虑到经济调度对风电场出力预测精度的要求, 建立了对风电场出力短期预测修正

行修正的风电场出力短期预测模型, 进一步的算例仿真表明了该模型的有效性。

关键词: 风电; 反传播神经网络; 误差; 预测; 短期

0 引言

风电的随机性等特性及电力系统自身的特性等决定了各种时间尺度的风电场出力预测, 对于解决风电并网电力系统的安全、稳定运行及电能质量等都具有重要的意义, 例如, 与电力系统经济调度时间尺度相匹配的风电场出力短期(提前 24~48 h)预测研究, 是大规模风电并网电力系统经济调度研究的首要问题。风电场出力短期预测的精度直接影响经济调度的效益, 提高预测的精度可以降低备用容量、减少临时出力调整和计划外开停机组。随着风力发电技术的日渐成熟^[1-6], 大规模风电场并网发电成为风能利用的主要形式, 然而, 风电场出力短期预测在精度方面还不能满足大规模风电并网电力系统经济调度的要求, 并已成为阻碍风电发展的主要瓶颈问题之一。因此, 亟待针对适应大规模风电并网电力系统经济调度时间尺度和精度尺度要求的风电场出力短期预测模型进行研究。

目前, 国内外对风电场出力短期预测进行了大量的研究^[7-12]。国外已成功开发出风电场出力短期预测系统, 但其精度不高, 现在的研究集中于基于以前的研究基础寻求新的方法以提高预测的精度, 其精度只能达到 10%左右, 但风电场出力预测模型及其算法往往与风电场的特点密切相关, 由于中国的并网风电场具有规模大、分布集中等特点, 这些

基金项目: 国家自然科学基金项目(50667002); 新疆青年自然科学基金(2009211B04); 新疆高校科研计划重点项目(XJEDU2009I04)。

Project Supported by National Natural Science Foundation of China (50667002); Young Natural Science Foundation of Xinjiang(2009211B04); Research Program of Xinjiang High Education(XJEDU2009I04)。

研究成果往往不能直接应用于中国^[13]。国内还没有研制出风电场出力短期预测系统,当前的研究主要集中在用时间序列法、神经网络等方法进行提前几个小时的预测^[13-15],共研究结果很难适应大规模风电并网电力系统经济调度对风电场出力短期预测在时间尺度和精度尺度上的要求。

本文在用基于神经网络的风电场出力短期预测模型对风电场出力进行预预测的基础上,考虑到历史的预测误差并应用基于改进的神经网络预测技术对未来的预测误差进行误差预测,应用该预测误差修正风电场出力的短期预预测,建立了基本能满足大规模风电并网电力系统经济调度时间尺度和精度尺度要求的风电场出力短期预测模型。算例仿真结果表明了该模型的有效性。

1 基于神经网络的风电场出力短期预测

1.1 预预测思路

风电场出力短期预测的分辨率,达到在时间尺度上对未来 24 h 每小时的出力进行预测,在精度尺度上能够满足风电场并网电力系统经济调度的要求,此时不需要额外增加系统的备用水平,对于大规模风电并网电力系统经济调度具有十分重要的意义。在目前应用的各种预测方法中,人工神经网络(artificial neural network, ANN)由于能够建立任意非线性的模型,适于解决时间序列预测问题,尤其是随机平稳过程的预测,因此风电场出力预测是其应用研究的一个重要方面。

为了提高预测的精度,本文提出基于神经网络技术对风电场出力进行短期预测的方法:预预测(提前预测)—误差预测—基于误差预测值修正预预测值,得到最后的预测值。

事物的发展存在一定的因果关系,风电场的出力变化过程也是如此。风电场在某时刻的出力取决于该时刻的风资源的情况以及风电场本身利用这些风资源的能力(即将风资源转化成有效电能的能力)。影响风电场将风资源转化成有效的电能的能力的因素比较多,如风电场的装机容量、机型、风力发电机本身的特性曲线、风电场运营水平、风力发电机的分布等。如果孤立地来考察这些影响因素与风电场出力之间的关系,往往是非线性的,且对于大规模风电场并网电力系统的经济调度的研究也是不必要的;但是这些影响因素作为一个整体,与风电场的出力之间存在着一定的映射关系。因此,风电场出力预测的模型必须能够反映这些关系机制。神经

网络的主要特征是通过学习样本信息来建立反映信息之间关系的内在机制。对于风电场出力预测的建模思路是:构造神经网络模型,应用历史的风速数据和对应的风电场出力数据资料进行模型的训练,当训练的精度达到要求时,神经网络模型就能在此精度下来反映风资源、风电场将风资源转化成有效电能的能力与风电场出力之间的内在机制。

这里的预测模型采用目前广泛应用的多层反传播 ANN(back propagation artificial neural network, BP-ANN)。网络采用“ N_R-N_Y-1 ”结构,它包括一个输入层、一个隐层和一个输出层,层间的神经元进行单向连接,层内神经元则相互独立。输入层包括风电场所在区域提前 24 h 的历史风速。隐层神经元映射函数采用 Sigmoid 函数,输出层采用 Purelin 函数,整个网络的输出可以取任意值。网络的学习训练过程就是权值的调整过程,由信号的正向传播与误差的反向传播 2 个过程实现。训练周而复始地进行,直到网络输出的误差减小到可接受的程度,最后得到未来 24 h 各时段的风电场出力预预测值 $P_{WFF,t}$ 。具体程序流程如图 1 所示。

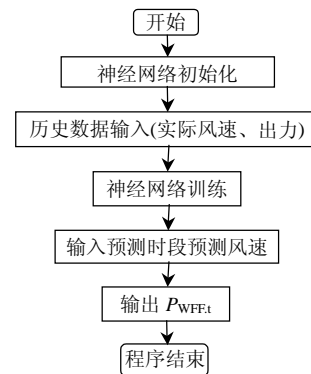


图 1 基于 BP 神经网络的风电场出力预预测流程图

Fig. 1 Flowchart of wind power pre-forecasting based on BP-ANN

设 $P_{WR,t}$ 为未来 24 h 各时段风电场实际出力,则风电场出力预预测的误差值 $E_{WFF,t}$ 为

$$E_{WFF,t} = \frac{P_{WFF,t} - P_{WR,t}}{P_{WR,t}} \times 100\% \quad (1)$$

1.2 误差预测思路

历史的风电场短期出力预测和实测数据的代数差值,形成了一个新的时间序列,该时间序列与未来的基于同样机制产生的时间序列之间存在某种映射关系,因此可以应用历史的误差去预测未来的误差。

依然采用 1.1 节中的基于 BP-ANN 的预测模型,对风电场出力预预测的预测误差进行预测。在误差预测模型中,用历史误差序列替换 1.1 节中的

历史的风电场出力序列来进行网络的训练，最后得到未来 24 h 各时段的风电场出力预预测值的误差预测值 $E_{WFF,t}^*$ 。具体程序流程如图 2 所示。

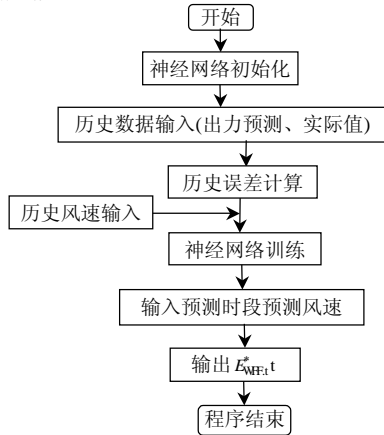


图 2 基于 BP 神经网络的误差预测流程图

Fig. 2 Flowchart of error forecasting based on BP-ANN

1.3 预预测和误差预测思路验证

以某风电场出力预测为例，以每隔 1 h、总共连续 96 h 的新疆某风电场夏季典型日的风速数据和风电场出力数据为分析样本。图 3 和图 4 分别给出了 1~96 h 的风速和风电场出力的数据及其变化趋势。以 1~48 h 的风速和风电场出力数据作为历史样本对网络进行训练，最后应用训练好的网络对该风电场 49~96 h 的风电场出力进行预预测，利用 49~72 h 的预预测值和实测值间产生的误差序列与风速数据作为新的历史样本对网络进行训练，进行 73~96 h 的误差预测。

风电场出力的预预测的网络模型的映射输出结

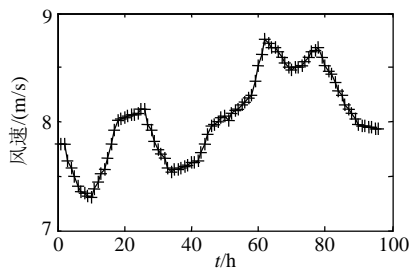


图 3 1~96 h 风速历史数据

Fig. 3 Historical data of the wind speed during 1~96 h

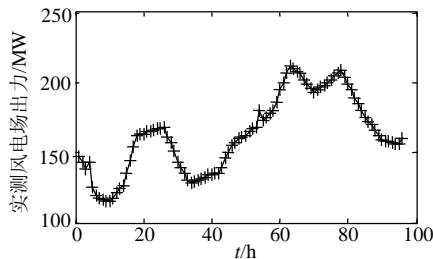


图 4 1~96 h 风电场出力历史数据

Fig. 4 Historical data of wind power output during 1~96 h

果如图 5 和图 6 中的实线所示，与对应时刻的风电场出力的实测值曲线比较可以得到：预预测结果基本上维持了与实测值相同的变化趋势。从图 7~8 中风电场出力预预测误差曲线可知，预预测的误差随着预预测出力的增大而增大。这种现象可以认为是随着风速的增大影响风电场出力的非线性因素更加明显所造成的，如尾流效应更加显著^[1]，因此在进行风电场出力预测系统设计时，应该考虑到风电场容量的差异可能带来的影响。对比图 8 中的实

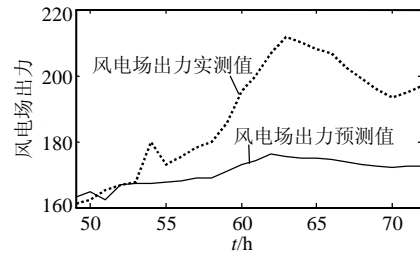


图 5 49~72 h 风电场出力预预测结果

Fig. 5 Results of wind power pre-forecasting during 49~72 h

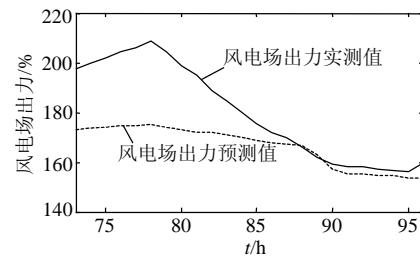


图 6 73~96 h 风电场出力预预测结果

Fig. 6 Results of wind power pre-forecasting during 73~96 h

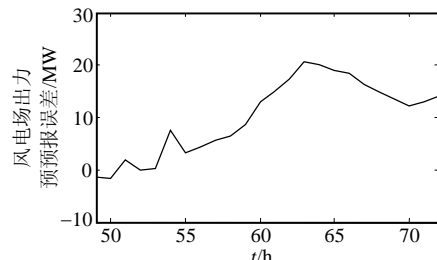


图 7 49~72 h 风电场预预测出力误差

Fig. 7 Error of wind power pre-forecasting during 49~72 h

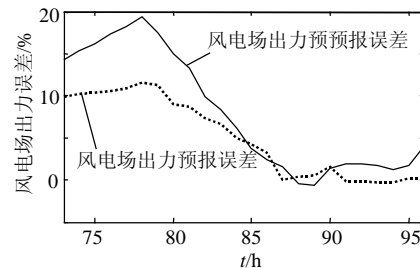


图 8 73~96 h 风电场出力预测误差结果

Fig. 8 Results of error forecasting during 73~96 h

线和虚线可知,误差预测值 $E_{WFF,t}^*$ 有效地跟踪了风电场出力的预预测值的误差值 $E_{WFF,t}$ 的变化趋势:

1) 当 $E_{WFF,t}$ 绝对值较大时(大于5%), $E_{WFF,t}^*$ 趋近于 $E_{WFF,t}$;

2) 当 $E_{WFF,t}$ 绝对值较小时(小于或者等于5%), $E_{WFF,t}^*$ 约等于 $E_{WFF,t}$ 。

1.4 基于误差预测值的风电场出力短期预预测值的修正

由于风电场出力的随机性及影响因素的众多,风电场出力的短期预预测不可避免会存在一定的误差。本文提出基于误差预测的风电场短期出力预测的修正方法:在经济调度中风电场出力预测的精度主要影响系统的负荷运行备用容量。文献[16]指出负荷运行备用容量是指为调整系统中短期的负荷波动以稳定系统的频率、并承担计划外的负荷增加而设置的备用容量,一般为最大发电负荷的2%~5%,低值适用于大系统,高值适用于小系统。根据风电场出力的随机性等特性,本文提出不考虑风电场自身的容量而一律把风电场按照负值负荷而不是功率可控的发电设备来处理,且按照同预测出力容量相同的小系统来考虑风电场运行备用。因此,当误差预测绝对值 $E_{WFF,t} \leq 5\%$ 时,可以认为误差预测值是可信的,对应时刻的风电场出力预预测也是可信的;当误差预测绝对值大于5%时,高于5%的部分是不可信的,必须修正到5%以内。

由式(1)可得

$$P_{WR,t} = P_{WFF,t}(1 + E_{WFF,t}) \quad (2)$$

式中 $P_{WF,t}$ 为修正后的风电场出力预测值。因为误差预测值 $E_{WFF,t}^*$ 有效地跟踪了风电场出力的预预测值的误差值 $E_{WFF,t}$ 的变化趋势,所以有以下结论。

1) \because 当 $|E_{WFF,t}^*| \leq 5\%$ 时, $E_{WFF,t} \approx E_{WFF,t}^*$

$$\therefore P_{WF,t} \approx P_{WR,t} \quad (3)$$

2) \because 当 $|E_{WFF,t}^*| > 5\%$ 时, $E_{WFF,t}$ 趋近于 $E_{WFF,t}^*$

$$\therefore |E_{WFF,t}^* - E_{WFF,t}| < |E_{WFF,t}| \quad (4)$$

又令 $P_{WF,t} = P_{WFF,t}(1 + E_{WFF,t}^*)$

$$\therefore \Delta P = P_{WF,t} - P_{WR,t} = P_{WFF,t}(E_{WFF,t}^* - E_{WFF,t}) \quad (5)$$

$$\Delta P^* = P_{WFF,t} - P_{WR,t} = P_{WFF,t}(-E_{WFF,t}) \quad (6)$$

$$\therefore |\Delta P| < |\Delta P^*| \quad (7)$$

所以基于风电场出力预预测和误差预测模型的风电场预测出力的修正公式为

$$P_{WF,t} = \begin{cases} P_{WFF,t}, & |E_{WFF,t}^*| \leq 5\% \\ P_{WFF,t}(1 + E_{WFF,t}^*), & |E_{WFF,t}^*| > 5\% \end{cases} \quad (8)$$

具体的修正流程如图9所示。

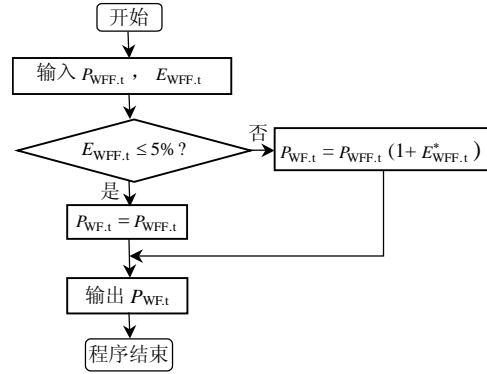


图9 误差修正流程图

Fig. 9 Flowchart of error remedy

2 算例分析

在1.3节算例的数据基础上进行73~96 h的风电场出力预测,要求该预测值应用于包含该风电场的区域电力系统的预调度中,时间尺度为h,给出未来24 h内每小时的风电场平均出力;精度尺度标准为不额外增加系统的备用容量,即预测值的可信度大于等于95%。

程序计算结果如图10和图11所示,由图可知,经过修正后的风电场预测出力更加接近于真实值,比较图11中的各条曲线知道预预测的最大误差接近

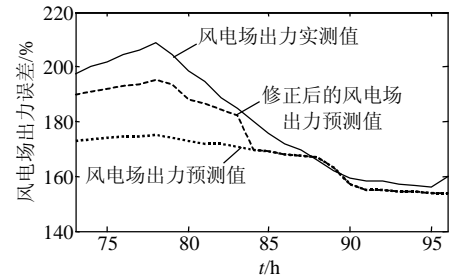


图10 73~96 h 风电场出力预测结果

Fig. 10 Results of wind power forecasting during 73~96 h

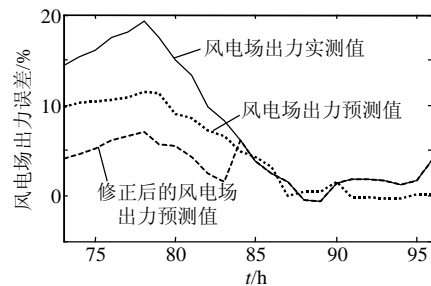


图11 73~96 h 风电场出力预测误差

Fig. 11 Results of error of wind power output forecasting during 73~96 h

于 20%, 而预测的误差最大值接近于 12%, 由于网络的映射值较好地跟踪了预预测误差的变化趋势, 所以修正后的最大预测误差接近于 6%, 这样就极大地提高了预测系统的可信度, 在经济调度中可以有效地减少备用容量, 这对于提高风电场在系统中的相对竞争优势具有显著的意义。

3 结论

由于影响风电场出力的因素众多, 因此在对风电场出力的预测中, 详细地考察每一种因素既不可能, 亦无必要。风速的大小作为风电场出力的决定性因素, 与风电场出力之间存在着某种联系, 这种联系可以利用历史的风速大小和风电场历史出力数据通过神经网络的训练来得到, 但是这样得到的未来的风电场出力的预测值会有误差, 所以合适的误差修正能有效提高预测的准确度。

算例分析说明, 当误差预测能够跟踪风电场出力的预预测误差的变化趋势时, 本文提出的误差修正方案能够有效地减少预测系统的预测误差, 但是当误差预测的变化趋势与预预测误差的变化趋势相反或者变化趋势没有规律时, 其误差修正方案有待进一步研究。所提出的预测模型从时间尺度和精度尺度上都能基本满足电力系统经济调度的要求, 因此文中的预测模型对于研究大规模风电并网电力系统的经济调度具有一定的应用价值。

参考文献

- [1] Chao Qin, Josef T, Suonan Jiale, et al. Windhydro-hybrid power system stability analysis and simulation[J]. Acta Technica CSAV, 2005, 50(3): 263-277.
- [2] 晁勤, 院海, 吐尔逊. 风电系统稳定性动态仿真[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(增刊): 277-279.
Chao Qin, Yuan Hai, Tuerxun. Dynamic simulation for stability of wind power system simulation[J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(supplement): 277-279(in Chinese).
- [3] 郑国强, 鲍海, 陈树勇. 基于近似线性规划的风电场穿透功率极限优化的改进算法[J]. 中国电机工程学报, 2004, 24(10): 68-71.
Zheng Guoqiang, Bao Hai, Chen Shuyong. Amending algorithm for wind farm penetration optimization based on approximate linear programming method[J]. Proceedings of the CSEE, 2004, 24(10): 68-71(in Chinese).
- [4] Chen C L, Lee T Y. Impact analysis of transmission capacity constraints on wind power penetration and production cost in generation dispatch[C]. IEEE International Conference on Intelligent Systems Applications to Power Systems, Taipei, China, 2007.
- [5] 袁铁江, 晁勤, 吐尔逊·伊不拉音, 等. 电力市场环境含风电机组的环境经济调度模型及其仿真[J]. 电网技术, 2009, 33(6): 67-71.
Yuan Tiejia, Chao Qin, Tuerxun Yibulayin, et al. An

environmental/economic dispatch model for power grid containing wind power generation units and its simulation in electricity market environment[J]. Power System Technology, 2009, 33(6): 67-71(in Chinese).

- [6] 雷亚洲, 王伟胜, 印永华, 等. 一种静态安全约束下确定电力系统风电准入功率极限的优化方法[J]. 中国电机工程学报, 2001, 21(6): 25-29.
Lei Yazhou, Wang Weisheng, Yin Yonghua, et al. An optimization method for determining wind power penetration limit power system under static security constraints[J]. Proceedings of the CSEE, 2001, 21(6): 25-29(in Chinese).
- [7] Coppin P, Katzfey J. The feasibility of wind power production forecasting in the Australian context[R]. Aspendale, Australia: CSIRO Atmospheric Research Centre, 2003.
- [8] Kariniotakis G. Next generation short-term forecasting of wind power-overview of the Anemos project[C]. European Wind Energy Conference, Athens, 2006.
- [9] Giebel G, Landberg L, Kariniotakis G, et al. State-of-the-art on methods and software tools of short-term prediction of wind energy production[C]. European Wind Energy Conference & Exhibition EWEC, Madrid, Spain, 2003.
- [10] Parkes J, Munoz L, Wasey J, et al. Wind energy trading benefits through short term forecasting[R/OL]. 2009-03[2009-12-20]. <http://www.garradhassan.com>.
- [11] Pinson P, Kariniotakis G N. Wind power forecasting using fuzzy neural networks enhanced with on-line prediction risk assessment [C]. IEEE Bologna PowerTech Conference, Bologna, Italy, 2003.
- [12] Garrad Hassan & Partners Ltd.. Forecasting short-term wind farm production[R/OL]. 2009-03[2009-11-30]. <http://www.garradhassan.com>.
- [13] 刘永前, 韩爽, 胡永生. 风电场出力短期预测研究综述[J]. 现代电力, 2007, 24(5): 5-11.
Liu Yongqian, Han Shuang, Hu Yongsheng. Review on short term wind power prediction[J]. Modern Electric Power, 2007, 24(5): 5-11(in Chinese).
- [14] Yang Y P, Han S, Liu Y Q. Genetic algorithm and tabu search based artificial neural network for wind speed prediction[C]. The 3rd International Green Energy Conference, Vasteras, Sweden, 2007.
- [15] Han S, Liu Y Q, Yang Y P. Wind speed prediction model of neural network based on tabu search algorithm[C]. The 2nd IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications, Harbin, China, 2007.
- [16] 周双喜, 王海超, 陈寿孙. 风力发电运行价值分析[J]. 电网技术, 2006, 30(14): 99-104.
Zhou Shuangxi, Wang Haichao, Chen Shousun. Analysis on operation value of wind power resources[J]. Power System Technology, 2006, 30(14): 99-104(in Chinese).



袁铁江

收稿日期: 2010-02-04.

作者简介:

袁铁江(1976—), 男, 博士研究生, 研究方向为风力发电及其并网技术, ytjysr01@163.com;

晁勤(1959—), 女, 教授, 博士生导师, 主要从事并网型风力发电系统及其控制方面的研究。

(责任编辑 刘浩芳)