

基于人工神经网络的风电功率短期预测系统

范高锋, 王伟胜, 刘纯

(中国电力科学研究院, 北京市 海淀区 100192)

Artificial Neural Network Based Wind Power Short Term Prediction System

FAN Gao-feng, WANG Wei-sheng, LIU Chun

(China Electric Power Research Institute, Haidian District, Beijing 100192, China)

ABSTRACT: Wind power prediction is important to the operation of power system with comparatively large amount of wind power. A summarization of the research status, basic principle and forecast methods of wind power prediction was presented in the paper. The system framework was designed. A wind power prediction system based on artificial neural network was established, and the system will soon be applied in the Jilin power grid dispatch center. The system relies on numerical weather prediction, has friendly man-machine interface, and realizes seamless connection to the energy management system (EMS). The results of the test data indicate that the prediction system is reliable and the root of mean square error (RMSE) is about 15%. The economic benefit of the forecasting system was also estimated.

KEY WORDS: wind power; power grid; prediction; artificial neural network; numerical weather prediction

摘要: 风电场输出功率预测对接入大量风电的电力系统运行有重要意义。该文综述国内外风电功率预测技术的研究现状、基本原理及预测方法; 设计风电功率预测系统的框架, 建立基于人工神经网络的风电功率预测系统, 该系统即将应用于吉林电网调度中心。该系统以数值天气预报为基础, 具有良好的人机界面, 实现了与能量管理系统(energy management system, EMS)的无缝连接。对测试数据的预测结果表明, 该预测系统能够可靠工作, 预测结果的均方根误差在 15% 左右。最后, 该文对风电功率预测系统的经济效益进行估算。

关键词: 风电; 电网; 预测; 人工神经网络; 数值天气预报

0 引言

风力发电在全球范围内快速发展, 截止到 2007 年底, 世界风电累计装机容量达到 93 849 MW, 其中我国风电累计装机容量为 5 899 MW^[1]。风电是一种间歇性、波动性电源, 大规模风电的接入对电力

系统的安全稳定运行带来新的挑战。为克服风电波动对电力系统运行的不利影响, 风电装机容量较大的几个国家都在开发风电功率预测系统。风电功率预测对于电网安全经济调度、电力市场及风电场运行都有重要意义。

丹麦是最早进行风电功率预测系统开发的国家之一, 早在 1990 年 Landberg 就采用类似欧洲风图集的推理方法开发了一套风电功率预测系统^[2]。Prediktor 是丹麦 Risø 国家实验室开发的风电功率预测系统, 这个系统主要采用物理模型^[3]。气象数据由数值天气预报系统——高精度有限区域模型(high resolution limited area model, HIRLAM)提供。风电功率预测工具(wind power prediction tool, WPPT)由丹麦技术大学开发^[4]。自 1994 年一直在丹麦西部电力系统运行, 从 1999 年开始在丹麦东部电力系统运行。Zephyr 是 Risø(Risø 已于 2007 年 1 月 1 日并入丹麦技术大学)和丹麦技术大学联合开发的新一代短期风电功率预测程序^[5]。Zephyr 集合了 Prediktor 和 WPPT 的功能。

Previento 是德国奥尔登堡大学开发的风电功率预测系统, 它可以对一个较大的区域给出 2 天内的功率预测^[6]。它的预测方法和 Prediktor 类似。高级风电功率预测工具(advanced wind power prediction tool, AWPPT)是 ISET(德国太阳能研究所)开发的风电功率管理系统 WPMS 的一部分^[7]。风电功率管理系统包括在线监视系统、短期预测系统(1~8 h)和天前预测系统。这个模型的特点是: 1) 采用德国气象局提供的数值天气预报; 2) 用人工神经网络计算风电场的功率输出; 3) 用在线外推模型计算注入到电网总的风电功率。

ANEMOS 是欧盟资助的一个研究项目, 共有 7

个国家的 23 家科研机构参与。ANEMOS 的目的是开发用于陆地和海上风电功率预测系统。ANEMOS 将物理方法和统计方法结合在一起。

eWind 是美国 AWS Truewind 公司开发的风功率预测系统^[8]。它主要包括 4 个部分：1) 一组高精度的 3 维大气物理数学模型；2) 适应性统计模型；3) 风电场输出模型；4) 预测结果发布系统。

其它风电功率预测系统主要还有西班牙马德里卡洛斯三世大学(Carlos III of Madrid)开发的 sipreólico^[9]、西班牙可再生能源中心开发的 LocalPred-RegioPred、在 Madeira 岛和 Crete 岛运行的 More-Care 系统^[10]以及爱尔兰开发的 Honeymoon 系统^[11]等。

目前,国内对风电功率预测的研究较少。文献[12]探讨了风电场的短期风速预测,结合实例阐述了时间序列法在短期风速预测中的应用,但没有给出风电场输出功率的预测。文献[13]基于时间序列法和神经网络法对风速和风电场功率进行了研究,这种时序神经网络模型本质上还是以时间序列为基础,对较长时间的预测效果会比较差。文献[14]研究了基于神经网络的风电场风速时间序列的预测,没有对风电场的输出功率进行预测。文献[15]研究了基于历史数据的风电场功率短期预测方法,因为没有采用数值天气预报数据,预测的时间尺度限制在 1~6 h。而电网的运行调度需要至少未来 24 h 的预测数据,1~6 h 的预测显然不能满足电网调度的需要。这些研究主要问题是没有采用数值天气预报数据,预测的时间尺度难以提高。

目前,国外的风电功率预测系统还处于不断更新和完善之中,国内还没有实用的风电功率预测系统。本文以数值天气预报数据为基础,提出风电功率预测系统的整体框架,建立基于 BP 神经网络模型的风电功率预测系统,该系统即将应用于吉林电网调度中心。

1 风电功率预测的基本原理

1.1 预测的基本流程

早期的风电功率预测研究大多不采用数值天气预报数据。最简单的预测模型是持续预测法,这种方法认为风速预测值等于最近几个风速值的滑动平均值。通常认为最近一点的风速值为下一点的风速预测值^[16]。该模型的预测误差较大,且预测结果不稳定。改进的方法有自回归滑动平均(auto

regressive moving average, ARMA)模型法^[17]、卡尔曼滤波算法^[18]或时间序列法和卡尔曼滤波算法相结合^[19],另外还有一些智能方法,如人工神经网络方法^[13,16]等。这些方法预测的时间尺度较短。对于 0~3 h 的预测,因为其变化主要由大气条件的持续性决定,因此不采用数值天气预报数据也可得到较好的预测结果;对于时间尺度超过 3 h 的预测,不考虑数值天气预报数据无法反映大气运动的本质,因此也难以得到较好的预测结果。

现在研究的风电场输出功率预测都把数值天气预报数据作为一组重要输入数据。考虑了地形、粗糙度等信息采用物理方程进行预测的方法称为物理方法,根据历史数据进行统计分析,找出其内在规律并用于预测的方法称之为统计方法。如果物理方法和统计方法都采用则称之为综合方法。

采用数值天气预报数据的风电场输出功率预测的基本流程如图 1 所示。从数值天气预报系统获得气象资料,输入预测程序,得到风电场的输出功率。预测程序可采用物理方法,也可采用统计方法或 2 种方法的结合。

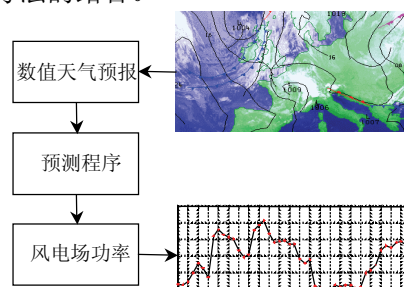


图 1 风电场输出功率预测流程图

Fig. 1 Flowchart of wind power prediction

1.2 物理方法

风电功率预测的物理方法预测流程如图 2 所示。根据数值天气预报系统的预测结果得到风速、

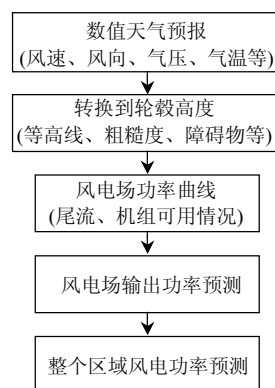


图 2 物理方法预测流程图

Fig. 2 Prediction flowchart of the physical method

风向、气压、气温等天气数据。然后根据风电场周围等高线、粗糙度、障碍物、温度分层等信息,采用类似与 WAsP 程序的计算方法,计算得到风电机组轮毂高度的风速、风向、气温、气压等信息。然后根据风电场的功率曲线计算得到风电场的输出功率。因为在不同的风向下,不同的温度条件下,即使风速相同,风电场输出功率也不相等,因此,风电场功率曲线是一族曲线。对整个区域的风电功率预测,预测的方法有 2 种:1) 对所有风电场输出功率进行预测,然后求和得到;2) 只对几个风电场进行预测,然后用一种扩展算法得到整个区域的风电场输出功率。

1.3 统计方法

统计方法不考虑风速变化的物理过程,而根据历史统计数据找出天气状况与风电场出力的关系,然后根据实测数据和数值天气预报数据对风电场输出功率进行预测,常用的预测方法有时间序列法、BP神经网络方法(BP neural networks)^[20]、径向基函数神经网络(RBF neural networks)和支持向量机(support vector machines, SVM)^[7]等。

2 BP 神经网络算法及预测系统

2.1 BP 神经网络

BP 神经网络是指基于误差反向传播算法的多层前向神经网络,采用有导师的训练方式^[21]。它能够以任意精度逼近任何非线性映射;可以学习和自适应未知信息;具有分布式信息存储与处理结构,具有一定的容错性,因此构造出来的系统具有较好的鲁棒性,适合处理复杂问题。

2.2 BP 神经网络的学习算法

BP 神经网络的学习算法如图 3 所示。首先初始

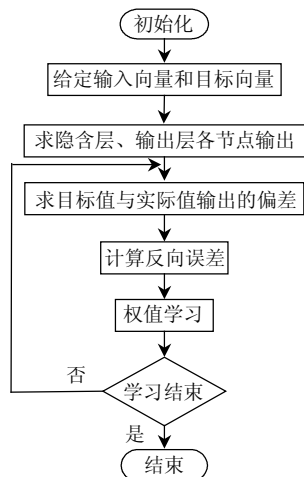


图 3 BP 网络的学习流程

Fig. 3 Flow chart of BP network learning

化网络的结构和权值,然后根据输入样本前向计算 BP 网络每层神经元的输入信号和输出信号,根据期望输出计算反向误差,对权值进行修正,如果误差小于给定值或迭代次数超过设定值,则结束学习。

2.3 用于风电功率预测的神经网络模型

风电场输出功率的影响因素主要有风速、风向、气温、气压、湿度等,因此这些数据构成 BP 神经网络的基本输入数据空间,神经网络的输出是风电场的功率。

为了提高神经网络的学习效率,提高预测精度,需要对数据进行归一化处理:

1) 风速归一化。采用多年统计的极限风速对风速数据进行归一化为

$$v_g = \frac{v_t}{v_{\max}} \quad (1)$$

式中: v_g 为归一化后的风速值; v_t 为数值天气预报系统预测的风速值; v_{\max} 为气象观测的历史最大风速。

2) 风向归一化。风向指风的方向,是把圆周分成 360°, 正北方向是 0°。为了区分所有的风向,需要取风向的正弦和余弦 2 个值作为输入。

3) 气温、气压、湿度的归一化采用和风速归一化类似的方法,取气象观测的最大值进行归一化。

神经网络的基本结构如图 4 所示。

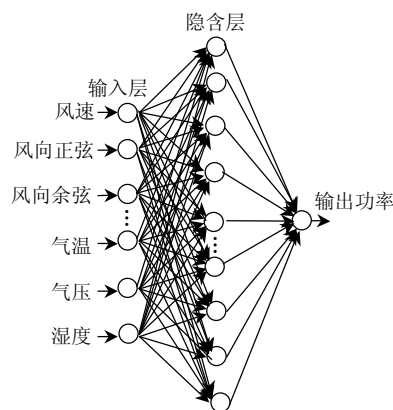


图 4 BP 神经网络结构

Fig. 4 Structure of BP neural networks

2.4 预测系统的结构

目前电网对风电功率预测的基本要求是当天预测次日的风电场输出功率,时间分辨率为 15 min。要求不但能够预测单个风电场的输出功率,而且能够预测整个区域的风电场输出功率。风电功率预测系统要与 EMS 系统有很好的接口。同时,风电功率预测系统需要在调度系统的网络中运行,其网络结构和安全防护方案要满足二次系统安全防护规定的要求。

风电功率预测系统的模块划分及软件结构如图5所示。各软件模块功能如下:

1) 预测系统数据库是预测系统的数据中心,各软件模块均通过系统数据库完成数据的交互。系统数据库存储来自数值天气预报处理模块的数值天气预报数据、预测程序产生的预测结果数据、EMS系统接口程序产生的实时风电功率数据等。

2) 数值天气预报模块从数值天气预报服务商的服务器下载数值天气预报数据,经过处理后形成各预测风电场预测时段的数值天气预报数据,送入预测系统数据库。

3) 预测模块从系统数据库中取出数值天气预报数据,预测模型计算出风电场的预测结果,并将预测结果送回系统数据库。

4) EMS系统接口模块将各风电场的实时功率数据传送到系统数据库中,同时将预测结果从系统数据库上取出,发送给EMS系统。

5) 图形用户界面模块实现系统与用户的交互,完成数据及曲线显示,系统管理及维护等功能。

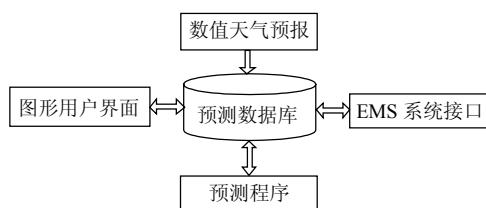


图5 预测系统结构

Fig. 5 Prediction system diagram

2.5 预测结果

采用开发的预测系统对吉林省同发、双辽、洮南、洮北、长岭、查干浩特6个风电场进行预测,6个风电场总装机容量为326.4 MW。训练数据采用了2007年6月—2008年4月的数值天气预报数据和风电场输出的功率数据,测试数据为2008年5月—2008年7月2个月的数据。

对于BP神经网络,3层网络理论上就可以逼近任何非线性函数,因此选择包含1个隐含层的3层网络。网络隐层神经元传递函数采用S型正切函数,输出层神经元传递函数采用S型对数函数。隐层节点数会影响预测精度。经逐一筛选分析,当网络的隐层节点数为19时,训练样本误差最小,均方根误差为8.9%;隐层节点数继续增加,出现过学习现象,网络外推能力变差,预测误差反而增大。

图6是1周的天前预测曲线。预测结果表明:本文开发的预测系统能够进行风电场输出功率预

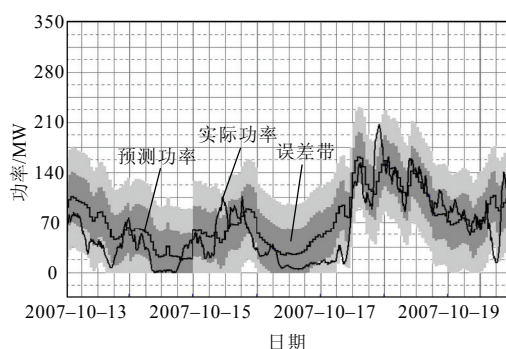


图6 风电功率预测系统输出结果

Fig. 6 Results of the wind power prediction system

测,预测曲线基本上与实测曲线变化规律一致,预测结果的均方根误差在15%左右。

3 预测系统经济效益

如果没有风电功率预测系统,系统的旋转备用容量除了满足负荷的波动外,还要满足风电功率的波动。理论上讲,为风电所留出的旋转备用要与风电装机容量相当。所以,风电的接入会导致常规机组负荷率降低,机组煤耗增加。

如果有风电功率预测系统,把风电功率纳入调度计划。那么为风电所留出的旋转备用只需要满足风电功率的预测误差即可。因此风电功率预测能够提高机组负荷率,降低机组煤耗,有利于节能减排和提高经济效益。

以吉林电网冬季的典型运行方式为例,最大电力5 872 MW,峰谷差2 060 MW,日发电量115 189 MW·h。如果没有风电,留出300 MW旋转备用,平均发电负荷率为77.8%。现在接入326.4 MW风电,如果没有风电功率预测,原则上讲需要增加326.4 MW旋转备用,平均发电负荷率将降低到73.9%。如果有风电功率预测,预测误差按20%计,只需要增加65 MW旋转备用,平均发电负荷率为76.9%。

据统计,发电负荷率升高1%,煤耗降低1 g/(kW·h)。这样在这个典型日可节煤345 t,经济效益约35万元,经济和环境效益显著。另外,风电功率预测还能增强电网的安全性,提高电网的风电接纳能力,减少风电场的电量损失。

4 结语

本文对风电功率预测的原理、方法及预测系统的结构进行了研究,基于人工神经网络建立了风电场输出功率预测系统。对吉林电网的风电场

输出功率进行了预测, 结果表明, 预测系统能够可靠工作, 预测结果的均方误差在15%左右。

今后的工作主要有, 进一步开发更精确的预测模型, 不断对预测系统进行完善, 为大规模风电接入电网提供坚强的技术支撑。

参考文献

- [1] World Wind Energy Association. Wind turbines generate more than 1% of the global electricity[EB/OL]. (2008-02-21)[2008-03-20]. <http://www.wwindea.org>.
- [2] Landberg L, Watson S J. Short-term prediction of local wind conditions[J]. Boundary-Layer Meteorology, 1994, 70(1): 171-195.
- [3] Landberg L. Prediktor: an on-line prediction system[C]. Wind Power for the 21st Century, EUWEC Special Topic Conference, Kassel, 2000.
- [4] Nielsen T S, Madsen H. WPPT: a tool for wind power prediction[C]. EWEA Special Topic Conference, Kassel, 2000.
- [5] Giebel G, Landberg L, Joensen Alfred K, et al. The zephyr-project: the next generation prediction system[C]. Proceedings of Wind Power for the 21st Century, Kassel, Germany, 2000.
- [6] Lange M, Focken U, Heinemann D. Previento-regional wind power prediction with risk control[C]. Proceedings of the World Wind Energy Conference, Berlin, 2002.
- [7] Lange B, Rohrig K, Ernst B, et al. Wind power prediction in Germany: recent advances and future challenges[C]. European Wind Energy Conference, Athens, 2006.
- [8] Zack J W, Brower M C, Bailey B H. Validating of the forewind model in wind forecasting application[C]. EUWEC Special Topic Conference Wind Power for the 21st Century, Kassel Germany, 2000.
- [9] Sánchez I, Usaola O R J, Velasco C, et al. Sipreólico: a wind power prediction system based on flexible combination of dynamic models. application to the Spanish power system[C]. First IEA Joint Action Symposium on Wind Forecasting Techniques, Norrköping, Sweden, 2002.
- [10] Hatziargyriou N, Contaxis G, Matos M, et al. More care: advice for secure operation of isolated power systems with increased renewable energy penetration and storage[C]. European Wind Energy Conference, Copenhagen, 2001.
- [11] Möhrlen, Corinna, Jørgensen J U, et al. HRENSEMBLEHR: high resolution ensemble for horns rev[C]. European Offshore Wind Energy Conference, Berlin, 2007.
- [12] 吴国暘, 肖洋, 翁莎莎. 风电场短期风速预测探讨[J]. 吉林电力, 2005(6): 21-24
Wu Guoshang, Xiao Yang, Weng Shasha. Discussion about short-term forecast of wind speed on wind farm[J]. Jilin Electric Power, 2005(6): 21-24(in Chinese).
- [13] 杨秀媛, 肖洋, 陈树勇. 风电场风速和发电功率预测研究[J]. 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[J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(11): 1-5(in Chinese).
- [14] 肖永山, 王维庆, 霍晓萍. 基于神经网络的风电场风速时间序列预测研究[J]. 节能技术, 2007, 25(2): 106-108.
Xiao Yongshan, Wang Weiqing, Huo Xiaoping. Study on the time-series wind speed forecasting of the wind farm based on neural networks[J]. Energy Conservation Technology, 2007, 25(2): 106-108(in Chinese).
- [15] 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.
- [16] Ilexiadis M A, Dokopoulos P, Samanoglou H S, et al. Short term forecasting of wind speed and related electrical power[J]. Solar Energy, 1998, 63(1): 61-68.
- [17] Boone A. Simulation of short-term wind speed forecast errors using a multi-variate arma(1,1) time-series model[D]. Stockholm, Sweden: Royal Institute of Technology, 2005.
- [18] 王耀南, 孙春顺, 李欣然. 用实测风速校正的短期风速仿真研究[J]. 中国电机工程学报, 2008, 28(11): 94-100.
Wang Yaonan, Sun Chunshun, Li Xinran. Short-term wind speed simulation corrected with field measured wind speed[J]. Proceedings of the CSEE, 2008, 28(11): 94-100(in Chinese).
- [19] 潘迪夫, 刘辉, 李燕飞. 基于时间序列分析和卡尔曼滤波算法的风电场风速预测优化模型[J]. 电网技术, 2008, 32(7): 82-86.
Pan Difu, Liu Hui, Li Yanfei. A wind speed forecasting optimization model for wind farms based on time series analysis and kalman filter algorithm[J]. Power System Technology, 2008, 32(7): 82-86(in Chinese).
- [20] Bechrakis D A, Sparis P D. Wind speed prediction using artificial neural networks[J]. Wind Engineering, 1998, 22(6): 287-295.
- [21] Rumelhart D E, Hinton G E, Williams R J. Learning representations of back-propagation errors[J]. Nature, 1986(323): 533-536.



范高峰

收稿日期: 2008-08-20。

作者简介:

范高峰(1977—), 男, 博士研究生, 研究方向为电力系统分析及风电功率预测;

王伟胜(1968—), 男, 博士, 教授级高级工程师, 博士生导师, 主要从事电力系统分析与风力发电领域的科研与教学工作, E-mail: wangws@epri.ac.cn;

刘纯(1968—), 男, 高级工程师, 研究方向为电力系统分析及风力发电。

(编辑 谷子)