

# 风电场短期风电功率的神经网络方法预测研究

黄金花, 彭晖

(东南大学 电气工程学院, 江苏 南京 210096)

**摘要:** 对风力发电进行有效的预测, 则可降低电网调度的难度。根据从风电场获得的相关风速、温度、风向、风电功率等数据, 建立基于BP神经网络的短期风电功率预测模型, 预测提前1, 2, 4, 24 h的风电功率。对所得预测结果进行比较, 从而判断各种短期预测模型的优劣。从对比的结果可知, 神经网络模型预测不超过24 h的风电功率时具有一定的可靠性。

**关键词:** BP神经网络; 风电功率; 短期预测

**中图分类号:** TM614 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-3175(2009)09-0057-04

## Study of Wind Power Short-Term Prediction of Wind Farm Based on Neural Network

HUANG Jin-hua, PENG Hui

(School of Electrical Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China)

**Abstract:** Effective forecasts on wind power can reduce the difficulty of the power grid dispatching. According to some history data from a wind farm such as wind speed, temperature, wind direction, wind power and so on, a short-term forecast model based on BP neural network was set up in order to forecast wind power ahead 1 hour, 2 hours, 4 hours and 24 hours. The results were compared with each other in order to determine whether the short-term prediction model is good or not. From the prediction results, it shows that the neural network model has certain reliability in predicting no more than 24 hours' wind power.

**Key words:** BP neural network; wind power; short-term forecast

全球性的能源危机和气候变化, 驱动了新能源在世界范围内迅速发展。风能作为一种可再生、洁净的能源, 已得到世界各国的高度重视。风力发电是可再生能源发电技术中发展最快和最为成熟的一种, 从2000年到2008年, 全世界的风力发电装机年增长量都在20%以上, 中国风电装机容量自2003年以来进入了快速增长期。2003年, 中国风力发电累计总装机容量为567 MW, 而到了2008年已达到了12 210 MW<sup>[1]</sup>。但是风力发电也有其缺点, 由于风能具有波动性、间歇性、低能量密度、不可控性等特点, 因而风电功率也是波动的、间歇的。随着风能发展速度越来越快, 风电在电网中所占的比例越来越大, 为此给电网带来了冲击, 电网不确定性增大, 电力调度的难度也随之增大。因此, 若能对风电场的风电功率提前做出预测, 则不仅能够缓解风电对电网造成的

影响, 同时也帮助电力系统合理调配资源, 充分发挥风电场的作用<sup>[2]</sup>。目前, 国内外对于风力发电各种课题的研究越来越深入, 但其中关于风电场功率预测的研究还达不到令人满意的程度。

风电功率预测按时间来分可以分为: 长期预测、中期预测、短期预测、超短期预测<sup>[3]</sup>。本文根据从风电场获得的相关数据, 运用BP神经网络对风电功率进行短期预测, 预测提前1, 2, 4, 24 h的风电功率, 并且比较各种短期预测结果的优劣。

### 1 BP神经网络基本理论

在数据分析时常常要用到预测, 但传统的预测方法如回归分析和时间序列分析在涉及研究变量繁多而且数据又非线性时, 有非常大的局限性。神经网络的出现为处理非线性问题提供了一条新途径。目前在人工神经网络的实际应用中, 80%~90%的人工

**作者简介:** 黄金花(1985-), 女, 硕士研究生, 研究方向为新能源技术;

彭晖(1983-), 男, 硕士, 研究方向为新能源技术。

神经网络模型是采用BP(Back Propagation, 以下简称BP)网络或它的变化形式<sup>[4]</sup>。

### 1.1 BP网络介绍

BP网络是基于误差反向传播算法的人工神经网络, 包含了输入层、中间层(隐含层)和输出层。BP神经网络学习过程分正向传播和反向传播, 即信息的正向传播和误差的反向传播两个过程组成。在正向传播过程中, 输入层各神经元负责接收来自外界的输入信息, 并传递给中间层各神经元; 中间层是内部信息处理层, 负责信息变换, 根据信息变化能力的需求, 中间层可以设计为单隐层或者多隐层结构; 最后一个隐层传递到输出层各神经元的的信息, 经进一步处理后, 完成一次学习的正向传播处理过程, 由输出层向外界输出信息处理结果。当实际输出与期望输出不符时, 进入误差的反向传播阶段。通过网络将误差信号沿原来的连接通路返回, 同时修改各层神经元的权值直至达到期望目标。周而复始的信息正向传播和误差反向传播过程, 是各层权值不断调整的过程, 也是神经网络学习训练的过程, 此过程一直进行到网络输出的误差减少到可以接受的程度, 或者预先设定的学习次数为止。图1为只含单层隐含层的BP神经网络结构图<sup>[4-5]</sup>。

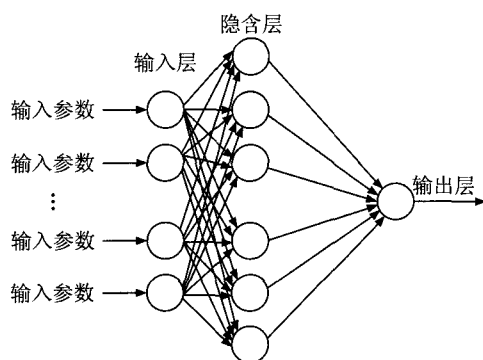


图1 BP神经网络的结构图

### 1.2 BP网络设计

因为BP网络是由输入层、隐含层和输出层构成的单向传播的多层前向网络, 为此设计BP网络, 则需确定这几层的相关参数, 同时也需要确定相互连接层之间的传递函数。

#### 1.2.1 输入层和输出层的设计

输入层的神经元常常根据实际求解的问题和数据来确定。一般情况下, 求解问题涉及到的输入参数有多少个, 选取的神经元个数即定为多少个。而

输出层的维数可根据设计者想要获得输出参数的个数来确定。

#### 1.2.2 隐含层的设计

BP网络隐含层的数目有一个到多个, 所以设计隐含层包含两部分: 确定隐含层的数目及隐含层神经元的个数。这往往需要根据实际问题 and 设计者的经验与多次实验来确定, 目前还未有一个理想的解析式来给定<sup>[6-7]</sup>。针对一般的问题, 1个隐含层已经足够, 而神经元的个数一般根据输入层输入参数的多少而定, 有些参考文献将隐含层神经元个数定为输入参数的2倍再加1<sup>[6, 8]</sup>。

#### 1.2.3 传递函数的选择

传递函数是相互连接层神经元间的连接方式, 在神经网络中起着非常重要的作用。传递函数的选择由研究问题的性质决定。

在常见的预测BP模型中, 常用传递函数有: 线性传递函数purelin; sigmoid函数即S型函数, 而S型函数有对数函数logsig、正切函数tansig。

### 1.3 BP网络的训练算法

BP网络最基本的算法是梯度下降法, 但是由于梯度下降法学习收敛速度太慢, 而且不能保证收敛到全局最小点, 在实际工作中很难胜任工作的要求, 因而出现了许多改进的算法。如LM算法就是几种改进算法中比较常用的一种算法。

## 2 模型建立

### 2.1 数据预处理

在实际问题中一般有多个输入参数, 而每个输入的量纲可能不一样, 数量级也未必相同, 同时系统又非线性, 为了有利于训练时学习过程达到局部最小以及尽量让训练能够收敛, 数据初值的选取不可忽视。为此在建立模型之前要对原始数据进行处理。本文输入样本有多种数据, 各量纲不一样, 为了让输入的各个参数能够统一, 则必需对其进行归一化, 变成无量纲的数据, 作为输入初值。本文采取将各个输入单独进行归一化, 使之在区间 $[-1, 1]$ 之间, 以某一输入参数的序列为例, 归一化公式为:

$$y_i' = \frac{y_i - \min(Y)}{\max(Y) - \min(Y)} \quad (1)$$

归一化前的序列 $Y = \{y_i\}$ ; 则归一化后的序列 $Y' = \{y_i'\}$ 。其他输入参数依此方法归一化。

## 2.2 BP网络模型建立

在实际预测中, BP网络需要有训练网络的原始数据, 同时为了验证训练网络的预测效果, 不可避免的要将预测值与实际数据进行比较。为此, 将建立模型时用到的数据分为两类: 训练网络用的训练数据, 评估预测结果是否精确的评估数据。至于这两类数据之间如何分配的问题, 本文参考相关文献, 并结合本文实际, 对应用到的样本数据进行了近似对半分的方法, 用一部分数据作为训练网络用的训练数据, 另一部分用来作为测试网络是否可靠的测试数据。

本文输入数据有4个, 即用温度、风速、风向正弦、风向余弦来预测风电功率的输出。所以输入层的神经元选为4个, 考虑求解问题不是太复杂, 三层的BP网络已经足够, 所以隐含层定为1层, 并且根据前文参考隐含层神经元个数的方法, 确定隐含层的神经元为9个, 而目标输出只有风电功率1个参数, 为此输出参数为1个。在以预报为目的的BP模型中, 传递函数常采用sigmoid函数和线性函数<sup>[3]</sup>。本文隐含层神经元传递函数选用正切函数tansig, 输出层神经元传递函数选用纯线性函数purelin。训练算法用LM算法。本文网络结构图如图2所示。

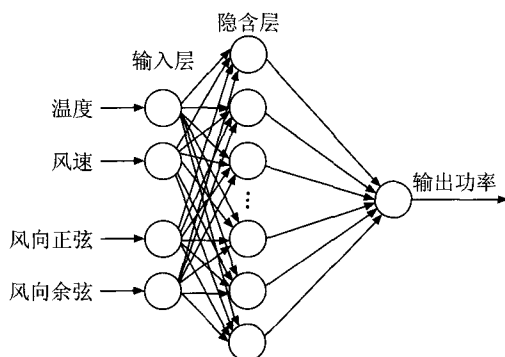


图2 本文BP神经网络模型结构图

## 3 实例分析

### 3.1 数据样本选取与处理

现有从风电场获得的27天的各类运行数据。本文针对所要研究的风电功率, 选取了对风电功率输出影响较大的3类数据: 温度、风速、风向。但作为输入参数时将风向求取正弦与余弦值作为两个输入参数。如此便有4个输入参数。

短期预测一般都是预测基于小时为单位的数

值, 本文在对已知的风电功率、温度、风向、风速等数据进行分析与整理的情况下, 预测提前1, 2, 4, 24h(即1天)的风电功率。在实际建模过程中, 预测基于小时的风电功率时, 我们选取了10天的运行数据。预测提前24h, 也就是提前1天的风电功率时, 选取了27天的运行数据。

考虑风电场各类运行数据测量的间隔时间都为10min, 所以每小时每类数据个数就有6个, 对1h内的6个数据求取平均, 则获得的相应数据的时间间隔为1h。若在2h内对12个数据求取平均则获得的数据时间间隔为2h, 同理在4h内对24个数据进行平均, 相应的数据时间间隔为4h。10天的运行数据经过相应处理后, 预测提前1, 2, 4h时用到的每类数据个数分别有: 60, 120, 240个。

### 3.2 预测结果及结果分析

如前文所述, 在模型预测时, 对于所选取的数据, 都是采取近似对半分的方法, 将其一部分用来训练网络, 另一部分作为实际数据, 用来与BP网络模型的预测结果进行比较, 因而判断预测结果与实际结果的相似程度。最后的图形都是将预测结果与实际值相比, 放在同一张图中。

图3是预测提前1h的风电功率时的网络训练过程(其他时间的预测训练过程类似, 在此不列出)。图4为预测提前1h的风电功率结果, 每间隔1h; 图5为预测提前2h的风电功率结果, 每间隔2h; 图6为预测提前4h的风电功率结果, 每间隔4h。在预测提前1天的风电功率时, 用到了27天的运行数据, 将每天的每类数据求取平均, 获得相应数据则认为时间间隔为1天。此次训练网络用到的数据为10个, 而作为实际数据的个数为17个。图7即为预测结果图(其中实线为实际数值, 虚线为预测结果值)。

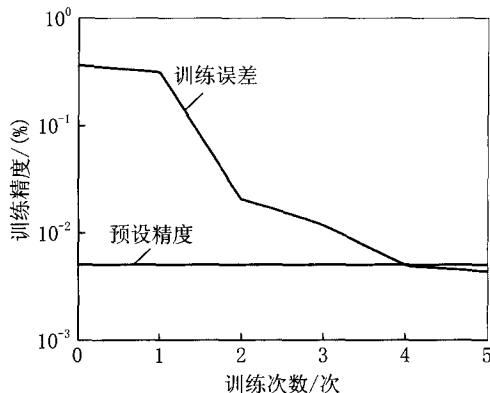


图3 预测提前1h的风电功率的训练过程

注: 训练结果误差为0.004 418 29%, 预设误差精度为0.005%。

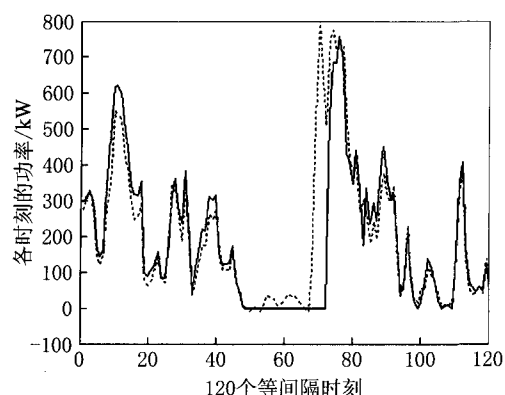


图4 预测提前1 h的风电功率结果

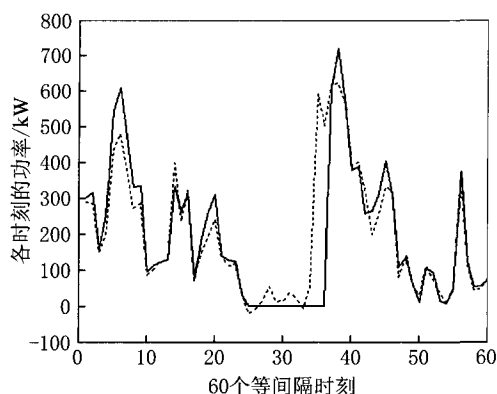


图5 预测提前2 h的风电功率结果

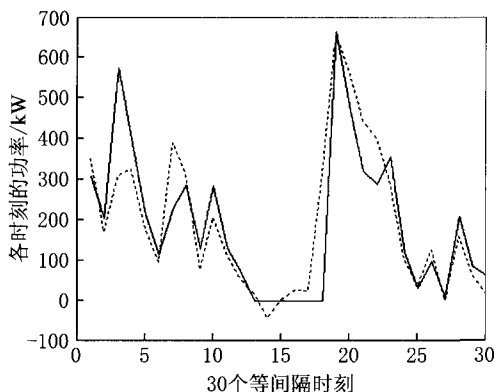


图6 预测提前4 h的风电功率结果

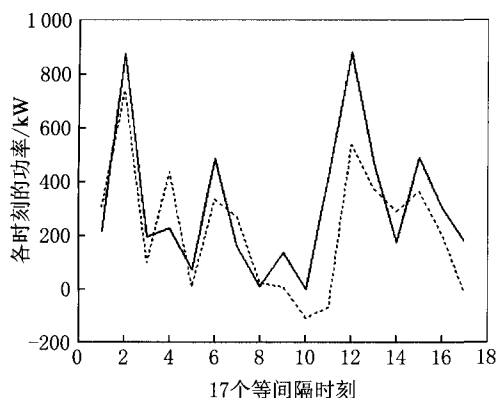


图7 预测提前1天的风电功率结果

从上面几个图中可看出,图4、图5、图6是基于小时为单位的结果图,所得的预测结果与实际值相对准确,而图7是预测提前1天的风电功率结果,每间隔1天,从图中可以看出预测结果与实际结果的误差要比前三个图来的大。可以看出,预测时间越短,结果相对越精确,而预测时间增大时,结果则不太理想了。当然,这不仅跟预测的时间长短有关,跟训练网络的所选取的数据样本也有一定关系。

总之,对于本文所用的BP神经网络预测风电功率,在预测时间较短情况下,即短期预测结果还算是理想。但对于时间稍长的预测,则结果与真实值就有较大的误差了。这跟网络模型的输入参数有关,输入参数越准确,预测结果误差也就越小。因此,如果要对时间稍长的风电功率进行预测,比如预测提前1天或提前更长时间的风电功率,应选择基于数值天气预报的神经网络预测,那样可以使得输入的各类参数如温度、风向、风速等更为精确,减小输入参数的误差,预测结果相应也就更为精确了。

#### 参考文献

- [1] 全球风能理事会. 2008年全球风电市场统计[EB/OL]. (2009-02-04) [2009-05-02]. <http://cwea.org.cn/download>.
- [2] 刘永前, 韩爽, 胡永生. 风电场出力短期预报研究综述[J]. 现代电力, 2007, 24(5): 6-11.
- [3] 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.
- [4] 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[J]. 电网技术, 2008, 32(22): 72-76.
- [5] 范高峰, 王伟胜, 刘纯, 等. 基于人工神经网络的风电功率预测[J]. 中国电机工程学报, 2008, 28(34): 118-123.
- [6] 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.
- [7] 耿悦敏. 基于BP神经网络的预测模型[J]. 广东交通职业技术学院学报, 2007, 6(4): 1-3.
- [8] Kariniotakis G N, Stavrakakis G S, Nogaret E F. Wind power forecasting using advanced neural networks models[J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 1996, 11(4): 762-767.

收稿日期: 2009-05-05