

# 基于气象因子的 BP 神经网络风电场风速预测

傅 蓉, 王维庆, 何桂雄

(新疆大学 电气工程学院, 新疆 乌鲁木齐 830008)

**摘 要:** 探讨了风电场风速预测对电力系统稳定运行、经济调度、运行效益及电力市场环境风电场参与市场竞争能力的重要影响和意义,建立了考虑风电场气象因子影响的 BP 神经网络风速预测的一种新模型,该模型兼顾了相似日特征的作用和影响。运用该模型对新疆某实际风电场进行了日平均风速、最大风速、最大风速方向进行了连续 20 天的预测,平均相对误差分别为 8.07%, 10.09%, 9.05%。预测结果表明了该方法的有效性、实用性和可靠性。

**关键词:** 气象因子; BP 神经网络; 相似日; 风电场; 风速预测

**中图分类号:** TM614 **文献标志码:** B **文章编号:** 1671-5292(2009)05-0086-04

## The forecasting of wind speed in wind farm based on the meteorological factors with BP neural network

FU Rong, WANG Wei-qing, HE Gui-xiong

(College of Electrical Engineering, Xinjiang University, Urumqi 830008, China)

**Abstract:** This paper discusses that the impact and significance of wind speed forecasting on the stable operation of power systems, economic dispatch, operation efficiency and wind power capacity for participating in market competition under the current electricity market environment. A new model is proposed to estimate the wind speed in wind farm based on the meteorological factors with BP neural network, the model considers the characteristics of similar day at the same time. With the help of this model, the forecast on the daily average wind speed, maximum wind speed and its direction has been carried out in a wind farm in Xinjiang Autonomous Region, 20 days has been taken for the forecast, the average error of forecasting is 8.07%, 10.09%, 9.05% respectively. The practicality, reliability and effectiveness of the method are proved by the forecasting results.

**Key words:** meteorological factors; BP neural network; similar day; wind farm; wind-speed forecasting

### 0 引言

风力发电具有一定的间歇性和不确定性。为了最大限度地利用风力发电设备,并维持电力系统的安全可靠运行,不仅电力系统的运行方式须做适当地调整,还要安排足够的旋转备用和具备较强的负荷跟踪能力。在电力市场环境下,电网公司以辅助服务的形式向发电公司购买备用容量,须支付容量成本和电量成本<sup>[1]</sup>。可见,风电在

带来发电收益、环保效益的同时,也增加一定的附加成本,具有不可调度性。

风电场出力直接取决于风电场风速。因此,风电场风速预测的精确度将直接影响含并网风电场电力系统,能否经济合理地安排机组起停、减少旋转备用容量、安排检修计划和进行经济调度,同时还决定了风电场在电力市场条件下的竞争力。由此可见,风速预测意义重大。

**收稿日期:** 2009-03-24。

**基金项目:** 教育部博士点专项基金项目(20060755001);新疆高校高新技术研究重点项目(XJEDU2004104)。

**作者简介:** 傅 蓉(1980-),女,山东茌平人,硕士研究生,研究方向为风力发电、集散控制及计算机应用。E-mail:xjdx2016@163.com

一些学者对风电场风速预测进行了研究,并取得了时间序列法(ARMA)、人工神经网络法(ANN)和时序神经网络法等预测方法<sup>[2][6]</sup>。这些预测方法只通过风电场的历史风速时间序列即可建立模型并进行预测,但均未考虑气象因子。事实上每日气象因子(温度、气压、湿度、云、日照等)对风电场风速影响极大,即使在相似日也会因气象因子变化而产生风速较大变化。本文建立了考虑气象因子影响的BP神经网络进行风电场风速预测的一种新模型,既涵盖了相似日特征和影响,又充分考虑了预测日气象因子的影响。最后,运用该方法对新疆某实际风电场进行了预测。

## 1 BP神经网络基本原理及学习算法

### 1.1 BP神经网络基本原理

BP网络(Back propagation Network)是一种多层前馈型神经网络,其神经元的传递函数是S型函数,输出量为0到1之间的连续量,它可以实现从输入到输出任意非线性映射。目前,在人工神经网络的实际应用中,绝大部分的神经网络模型都采用BP网络及其变体形式,它体现了人工神经网络的精华。

BP神经网络包括一个输入层、一个或多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。隐层神经元映射函数常采用S型正切函数  $\text{tansig}()$ ,输出层采用S型对数函数  $\text{logsig}()$ ,整个网络的输出位于[0,1]。网络的学习训练就是对权值的不断调整,由信号的正向传播与误差的反向传播两个过程实现,直到网络输出误差减小到可接受的程度,或达到预先设定的学习次数为止。

风电场风速是一个随许多因素变化的非线性函数,抽取和逼近这种非线性函数正是神经网络的优势所在,它是具有模拟多变量而不需要对输入变量做复杂的相关假定的能力。它不依靠专家经验,只利用观察到的数据,即可在训练过程中通过学习来抽取和逼近隐含的输入/输出非线性关系。经过良好训练的网络,具有很强的泛化能力,这种能力为预测的可行性提供了保证。

### 1.2 BP神经网络学习算法

BP网络学习规则的指导思想是对网络权值和阈值的修正要沿表现函数下降最快的方向——负梯度方向<sup>[7]</sup>。

$$x_{k+1} = x_k - a_k g_k$$

式中: $x_k$ 是当前权值和阈值矩阵; $a_k$ 是学习速率; $g_k$ 是当前表现函数的梯度。

设一个3层BP网络,输入节点 $x_i$ ,隐层节点 $y_j$ ,输出节点 $z_l$ 。输入节点与隐层节点间网络权值为 $w_{ji}$ ,隐层节点与输出节点间网络权值为 $v_{lj}$ 。当输出节点的期望值为 $t_l$ 时,模型的计算公式如下。

隐层节点的输出

$$y_j = f(\sum_i w_{ji} x_i - \theta_j) = f(\text{net}_j)$$

其中:

$$\text{net}_j = \sum_i w_{ji} x_i - \theta_j$$

输出节点的计算输出

$$z_l = f(\sum_j v_{lj} y_j - \theta_l) = f(\text{net}_l)$$

其中:

$$\text{net}_l = \sum_j v_{lj} y_j - \theta_l$$

输出节点的误差:

$$\begin{aligned} E &= \frac{1}{2} \sum_l (t_l - z_l)^2 = \\ &= \frac{1}{2} \sum_l [t_l - f(\sum_j v_{lj} y_j - \theta_l)]^2 = \\ &= \frac{1}{2} \sum_l \{t_l - f[\sum_j v_{lj} f(\sum_i w_{ji} x_i - \theta_j) - \theta_l]\}^2 \end{aligned}$$

## 2 BP神经网络设计

### 2.1 日期类型划分

风电场风速除与气象因子强相关外,还与预测日的日期类型相关。因此,不能仅仅分析气象因子与风速的变化关系,还要借鉴“同类型日”的思想,将风速的周期性特征完全体现出来。

纵观国内外文献,对日期类型的划分主要有3种模式:

①将一周的7天分为工作日(周一~周五)和休息日(周六和周日)等2种类型;

②将一周分为周一、周二~周四、周五、周六和周日5种类型;

③将一周中的每一天都看作一种类型。

### 2.2 网络参数设计

由于气象因子变化有一定惯性,连续两个

时间段的气象因子不会发生突变,故后一时间段的值必和前一时间段的值相关。所以,可以将前一时间段风速和后一时间段气象数据作为网络训练样本。

输入层数据向量包括预测日风电场气压、气温、湿度、降水量、日照时数、日平均总云量以及前一天风速等  $m$  个参数<sup>[8]</sup>。因此,输入变量为  $m$  维的向量。输出向量(目标向量)为预测日当天风速、风向等  $p$  个参数,故输出层变量为  $p$  维向量。

根据 BP 网络特性,一般预测问题均通过单隐层 BP 网络实现。由于输入向量为  $m$  维的向量,则可取网络输入层神经元数为  $m$ ; 根据 Kolmogorov 定理可知,网络中间层神经元数为  $2m+1$ ; 网络输出层向量为  $p$  维,则输出层神经元数为  $p$ 。因此,风电场风速预测的神经网络模型结构为  $m(2m+1)p$ 。

为便于数据处理,应将输入、输出向量数据进行归一化处理,使各元素为  $[0,1]$  之间的数据,这里采用如下方式进行归一化:

$$\hat{x} = (x - x_{\min}) / (x_{\max} - x_{\min})$$

### 3 算例分析

为验证本文所建立预测模型的有效性,以新疆某风电场 2005 年 5 月 1 日~7 月 19 日数据为样本,预测 2005 年 7 月 21 日~8 月 9 日每天的风速数据。

本文模型的输入层变量为 14 个神经元:平均风速, m/s; 最大风速, m/s; 最大风速的风向; 本站平均气压, hPa; 本站日最高气压, hPa; 本站日最低气压, hPa; 日平均气温,  $^{\circ}\text{C}$ ; 日最高气温,  $^{\circ}\text{C}$ ; 日最低气温,  $^{\circ}\text{C}$ ; 平均相对湿度, %; 最小相对湿度, %; 降水量, mm; 日照时数, h; 日平均总云量, %。输出层变量为 3 个神经元:日平均风速, m/s; 日最大风速, m/s; 日最大风速方向。中间层为 29 个神经元。

编程建立一个  $14 \times 29 \times 3$  结构的 BP 神经网络模型,中间层采用 S 型正切函数  $\text{tansig}()$ , 输出层采用 S 型对数函数  $\text{logsig}()$ , 训练次数 1 000, 学习速率 0.1, 训练后的目标误差为  $3.0 \times 10^{-12}$ 。日期分类选第 3 种,即将一周中的每一天都看作一种类型。

经过 623 次训练,训练误差为  $2.982\,83 \times 10^{-12}$ , 达到训练目标误差  $3.0 \times 10^{-12}$ , 训练误差变化如图 1 所示。同时得到归一化处理的预测值。图 2~4 分别为风速预测效果。

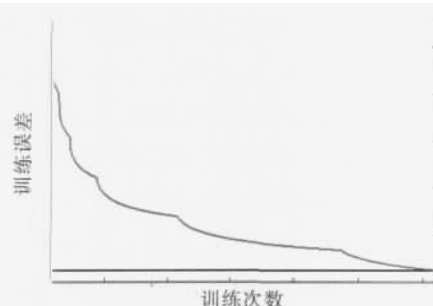


图 1 网络训练记录  
Fig.1 Network Training Record

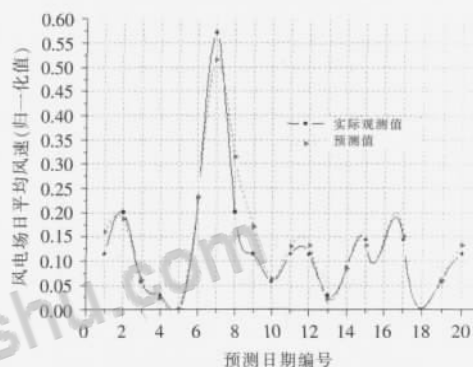


图 2 日平均风速预测效果分析  
Fig.2 Analysis on daily average wind speed prediction

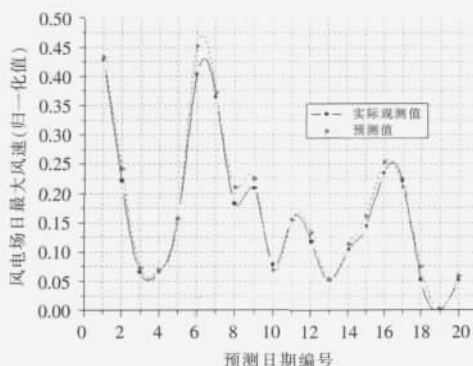


图 3 日最大风速预测效果分析  
Fig.3 Analysis on daily maximum wind speed prediction

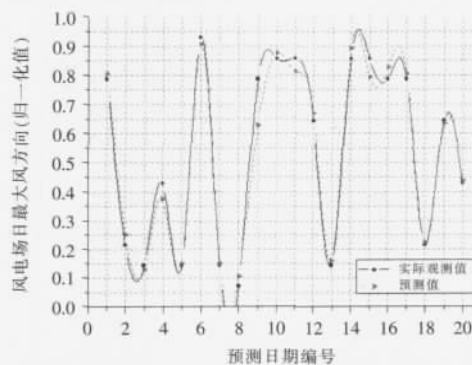


图 4 日最大风速方向预测效果分析  
Fig.4 Analysis on daily maximum wind speed direction prediction

图 2 显示 2005 年 7 月 29 日~8 月 9 日(共计 20 d)的日平均风速预测效果,预测数据与实际观测值基本一致,平均相对误差为 8.07%,两曲线间欧氏距离 0.151,逼近效果好;最大误差出现在第 8 组(即 8 月 5 日),主要是因为与前一天相比气象因子变化较大。图 3 显示了日最大风速预测的效果,其 20 天预测平均相对误差为 10.09%,两曲线间欧氏距离 0.075 8。图 4 显示了最大风速的方向预测效果,其 20 天预测平均相对误差为 9.05%,两曲线间欧氏距离 0.205 3。

预测绝对误差如图 5 所示。在连续 20 d 的预测中,绝对误差基本都在 $\pm 0.05$ 以内。新疆夏天气候特征是日长夜短、早晚温差大,故夏天是该地区风资源最丰富,也是在一天中变化最剧烈的季节,风电场风速预测误差在 25%~40%<sup>[8]</sup>,本文模型取得 10%以内的预测效果,在一定程度上是比较理想的。

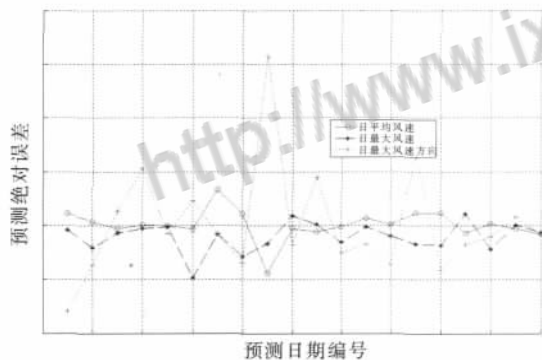


图 5 预测绝对误差曲线

Fig.5 Absolute prediction error curve

同时,还可以看到考虑气象因子时风速预测的特点:对与前一天相比,气象特征变化不大的预测日的预测效果非常好,这说明了考虑气象因素的必要性,更说明如果能以更短的时间进行预测(如根据实时数据进行超短期预测),则预测效果更佳。

#### 4 结论

本文探讨了风电场风速预测对电力系统稳定运行、经济调度、运行效益及电力市场环境下风电场参与市场竞争能力的重要影响和意义。建立了考虑风电场气象因子影响的 BP 神经网络风速预测的一种新模型,该模型兼顾了相似日特征的作用和影响。运用该模型对新疆某实际风电场进行了日平均风速、最大风速、最大风速方向的预测,

连续预测 2005 年 7 月 29 日~8 月 9 日共计 20 天数据,平均相对误差分别为 8.07%,10.09%,9.05%。预测结果表明了该方法的有效性、实用性和可靠性。本文提出的分析方法,同样适用于风电场超短期风速预测。

#### 参考文献:

- [1] 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):98-102.
- [2] KAMAL L,JAFRI Y Z.Time series models to simulate and forecast hourly averaged wind speed in Wuetta,Pakistan[J].Solar Energy,1997,61(1):23-32.
- [3] 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[J].电力自动化设备,2005,25(8):32-34.
- [4] S LI, D C WUNSCH, E A O'HAIR, et al.Using neural networks to estimate wind turbine power generation[J].IEEE Trans.on Energy Conversion, 2001,16(3):276-282.
- [5] I SANCHEZ.Adaptive combination of forecasts for wind energy prediction [A].In Proc. of the IEEE/PMAPS Conference 2006, 9th Conference on 'Probabilistic Methods Applied to Power Systems' [C].KTH, Stockholm, Sweden, 2006.
- [6] 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.
- [7] 张德丰.Matlab 神经网络应用设计[M].北京:机械工业出版社,2009.
- [8] QX/T 74-2007,风电场气象观测及资料审核订正技术规范[S].

### 欢迎订阅 《节能》月刊

(邮发代号: 8-150)

《节能》深入探讨节能降耗新技术,积极交流一线生产节能实践经验,全面展示节能新产品、推广节能新成果,注重树立节能工作先进典型。涉及煤炭、原油、电力、水力、热力、冶金、化工、建筑、新能源等领域。

《节能》杂志大16开,80页,每月15日出版。定价10元/期,全年120元。全国各地邮局均可订阅,编辑部全年办理汇款订阅业务。

汇款地址:沈阳市沈河区青年大街274号

收款人:《节能》杂志社 邮政编码:110016

编辑部电话:024-23933125

广告部电话:024-23940370

联系人:佟昕

网址:www.china-energy-conservation.com

E-mail: jieneng1981@vip.sina.



论文降重，论文修改，论文代写加微信:18086619247或QQ:516639237

论文免费查重，论文格式一键规范，参考文献规范扫二维码：



[相关推荐：](#)

[基于BP神经网络的风电场短期功率预测](#)

[基于AdaBoost与BP神经网络的风速预测研究](#)

[基于小波分解和微分进化支持向量机的风电场风速预测](#)

[基于气象因子的BP神经网络风电场风速预测](#)

[基于经验模式分解和时间序列分析的风电场风速预测](#)

[基于遗传BP神经网络的短期风速预测模型](#)

[基于小波-BP神经网络的风电场短期风速预测](#)

[基于BP神经网络群结构的风电场短期风速预测](#)

[基于BP神经网络与遗传算法风电场超短期风速预测优化研究](#)

[基于支持向量机的风速与风功率预测方法研究](#)