

# The Capacity Prediction for the Wind Power Based on L-M Optimized BP Algorithm

Jing Meng<sup>1</sup>, Yuanfeng Huang<sup>2</sup>

<sup>1</sup>North China Electric Power University, Baoding

<sup>2</sup>Institute of Electrical Engineering, Chinese Academy of Sciences, Beijing

Email: celosiaargentea@163.com, huangyuanfeng08@mail.iee.ac.cn

Received: Mar. 27th, 2012; revised: Apr. 21st, 2012; accepted: Apr. 23rd, 2012

**Abstract:** Based on the traditional BP algorithm, combining Levenbery-Marquardt optimized algorithm and a neural network forecasting method, this paper put forward a L-M optimized BP algorithm. The algorithm quickens the train, improves stability. For the real power data of 58 wind turbines of some wind farm in somewhere, a real-time prediction has been made based on L-M optimized BP algorithm, and the result shows that the algorithm produces better results than traditional method.

**Keywords:** Prediction of Wind Power; L-M Optimize; BP Algorithm; Neural Network

## 基于 L-M 优化 BP 神经网络的风电功率预测

孟 静<sup>1</sup>, 黄元峰<sup>2</sup>

<sup>1</sup>华北电力大学, 保定

<sup>2</sup>中国科学院电工研究所, 北京

Email: celosiaargentea@163.com, huangyuanfeng08@mail.iee.ac.cn

收稿日期: 2012 年 3 月 27 日; 修回日期: 2012 年 4 月 21 日; 录用日期: 2012 年 4 月 23 日

**摘 要:** 在传统 BP 算法的基础上, 将 Levenbery-Marquardt 优化法与神经网络模型相结合的 L-M 优化 BP 算法进行了深入应用和分析。此方法与传统算法相比提高了系统的学习速度, 加快了网络的收敛。针对某风电场 58 台机组额定功率为 850 kw 的风电机组 20 天(每 15 分钟一个预测点)的历史数据使用 L-M 算法优化下的前馈神经网络模型——BP 神经网络模型进行了该风电场的实时预测, 结果表明该方法在一定程度上更好的逼近了真实的曲线。

**关键词:** 风电功率预测; L-M 优化; BP 算法; 神经网络

### 1. 引言

风能是一种可再生、清洁的能源, 现今风力发电主要利用的是近地风能。近地风具有波动性、间歇性、低能量密度等特点, 因而风电功率也是波动的。大规模风电场接入电网运行时, 大幅度地风电功率波动会对电网的功率平衡和频率调节带来不利影响。因此, 如何对风电场的发电功率进行尽可能准确地预测, 是急需解决的问题。

风电功率预测的方法主要有两大类, 一种是物理方法, 一种是统计学方法。物理方法是结合风向、风速等天气情况数据, 采用流体力学的分析方法, 找出其中的数学关系, 从而结合天气预报和卫星监测的实时天气数据, 根据风电机组的功率曲线, 对风电功率进行合理的预测。统计学方法则尽依靠以往的功率测量数据找出其规律, 可以对风电场输出功率做基于时间序列的分析, 做中短期功率预测甚至是长期功率预测<sup>[1]</sup>。

根据电力调度部门安排运行方式的不同需求,风电功率预测又可以分为日前预测和实时预测。日前预测是预测明日 24 小时 96 个时点(每 15 分钟一个时点)的风电功率数值。实时预测是滚动地预测每个时点未来 4 小时内的 16 个时点(每 15 分钟一个时点)的风电功率数值。国家能源局颁布的风电场功率预测预报管理暂行办法中给出了误差统计的相应指标。

本文针对某风电场 58 台机组额定功率为 850 kw 的风电机组 20 天(每 15 分钟一个预测点)的历史数据使用 L-M 算法优化下的前馈神经网络模型——BP 神经网络模型进行了该风电场的实时预测。

## 2. 原理分析

人工神经网络具有模拟人类大脑思维功能的能力,是一种模仿人脑结构及其功能的非线性信息处理系统,能够自动调整内部神经元之间的连接权重,以匹配输入输出响应关系,理论上可以实现任意函数的逼近,达到人们期望的精度要求。其中 BP 神经网络模型,是现在应用最成功、最广泛的人工神经网络。

BP 神经网络属于前馈型神经网络,其架构是由数层互相连接的神经元组成,通常包含了输入层、输出层及若干隐藏层,各层包含了若干神经。其基本思想是最小二乘法,采用梯度搜索技术,使用最速下降法,通过反向传播来不断调整网络的权值和阈值,使网络的误差平方和最小。神经网络依照学习法则,透过训练以调整连接链加权值的方式来完成目标的收敛。由于其可实现输入和输出的任意非线性映射,所以具有高度的非线性和很强的自适应学习能力,故广泛应用在模式识别、函数逼近、经济预测等领域<sup>[2]</sup>。

BP 神经网络的学习算法首先初始化网络的结构和权值,然后根据输入样本向前计算 BP 网络每层神经元的输入和输出信号,根据期望输出计算反向误差,对权值进行修正,如果误差小于给定的值或者迭代次数超过设定值结束学习。其流程图如图 1 所示。

由于 BP 神经网络的运算特点,BP 神经网络天然存在一些缺点:训练时间长、收敛速度慢、可能收敛于局部最小点、数值稳定性差、学习率、动量项系数和初始权值等参数难以调整。基于 L-M 优化下的 BP 神经网络即利用数学上的 Levenbery-Marquard 算法(非线性阻尼最小二乘法)来优化 BP 神经网络算法,从而克服 BP 算法上的不足。

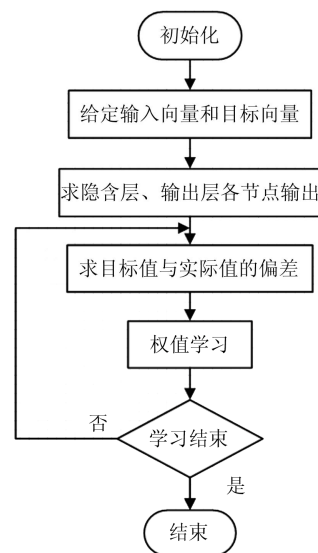


Figure 1. The BP neural networks algorithm flowcharts  
图 1. BP 神经网络算法流程图

L-M 算法本身是高斯 - 牛顿算法的改进,在计算量上明显优于高斯 - 牛顿法,在应用 L-M 算法时,可以不用计算 Hessian 矩阵(海森矩阵)<sup>[3]</sup>,而用雅克比计算的  $H$  矩阵,由二阶导数转变成一阶导数,大大减少了计算量:

$$H = J^T J \quad (1)$$

近似代替, 梯度为:

$$g = J^T e \quad (2)$$

$J$ ——雅克比矩阵,含网络训练误差的一阶导数,是权值与阈值的函数;

$e$ ——网络训练误差矢量;

$g$ ——梯度。

有

$$x_{k+1} = x_k - [J^T J + \mu I]^{-1} J^T e \quad (3)$$

记

$$p_k = -[J^T J + \mu I]^{-1} J^T e \quad (4)$$

$x$ ——权值和阈值组成的向量;

$p$ ——前进方向(也可称为调整规则);

$\mu$ ——阻尼因子;

$I$ ——单位矩阵。

当  $\mu = 0$  时,该算法变为具有近似的海森矩阵的牛顿法, $\mu$  较大时,该算法接近最小步长的梯度法。在迭代过程中,如果训练成功,则减小  $\mu$  的值,若训练失败则增大  $\mu$  的值,以便于在每一次迭代过程中都

能使误差不断减小<sup>[4]</sup>，速度、精度都能得到提高。

### 3. 实例分析

#### 3.1. 数据预测处理

1) 对于实时监测到的数据(本文中用到的训练数据和验证数据)，由于其存在可能的错误和误差，错误主要来源于本身测量数据有误、采集后传输数据通信信道受干扰是数据有误、人为记录或自动数据录入有误等等，为了确保数据的合理性，以便做出最准确的分析，我们对数据做如下处理：

- 当预测的风电功率小于零时，令预测值等于零。
- 当风电功率超过装机容量时，令预测值等于装机容量值。
- 当预测值与前一个值的差值超过了风电功率波动的 3 倍时，这时认为该处预测的风电功率值不可信。事实上风电功率波动超过平均波动量的 3 倍的概率只有 3%，在数学属于小概率事件<sup>[5]</sup>。

2) 对第一步处理后的样本数据进行归一化处理，使用函数 `mapminmax`，即将其映射到[0,1]或[-1,1]的范围内，本文采用 `MATLAB` 对数据做处理分析，可使用函数，使数据分布在[-1,1]的范围内。

#### 3.2. 网络的选择

本文选用三层 BP 神经网络由一个输入层、一个隐层和一个输出层构成，其示意图如图 2 所示。

隐层神经源节点的输出为：

$$y_i = f\left(\sum_j w_{ij}x_j - \theta_i\right) \quad (5)$$

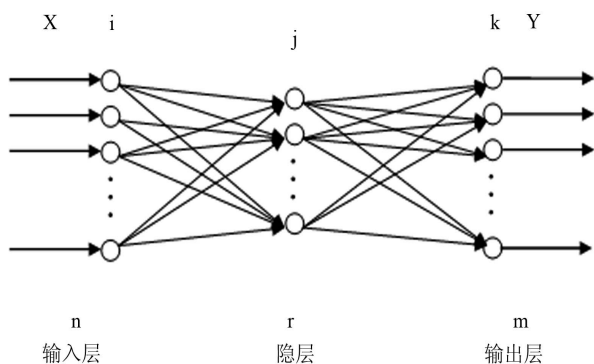


Figure 2. The BP neural networks structure drawing  
图 2. 三层 BP 神经网络结构图

输出节点的计算输出为：

$$O_k = f\left(\sum_i T_{ki}y_i - \theta_k\right) \quad (6)$$

输出层节点的误差为：

$$E = \frac{1}{2} \sum_k (t_k - O_k)^2 \quad (7)$$

输出层节点权值的梯度：

$$\frac{\partial E}{\partial T_{ki}} = \frac{\partial E}{\partial O_k} \frac{\partial O_k}{\partial T_{ki}} \quad (8)$$

隐层神经元节点的梯度：

$$\frac{\partial E}{\partial \omega_{ij}} = \sum_k \sum_i \frac{\partial E}{\partial O_k} \frac{\partial O_k}{\partial y_i} \frac{\partial y_i}{\partial \omega_{ij}} \quad (9)$$

输出层、隐层神经元节点的权值修正公式为：

$$T_{ki}(n+1) = T_{ki}(n) + p(T_{ki}) \quad (10)$$

$$\omega_{ij}(n+1) = \omega_{ij}(n) + p(\omega_{ij}) \quad (11)$$

输出层、隐层神经元节点的阈值修正公式为：

$$\theta_k(n+1) = \theta_k(n) + p(\theta_k) \quad (12)$$

$$\theta_i(n+1) = \theta_i(n) + p(\theta_i) \quad (13)$$

#### 3.3. 网络训练与风电负荷预测

利用 `MATLAB` 中的神经网络工具箱我们可以仿真风电负荷预测的结果，利用：

```
net = newff(PR,[S1 S2...SN]},{TF1 TF2...TFN1},
           BTF,BLF,PF)
```

PR——输入向量的取值范围；

Si——i 层神经元的个数，一共 N 层；

Tfi——第 i 层的传递函数，缺省默认 “tansig”；

BTF——网络训练函数，缺省默认 = “trainlm”；

BLF——网络权值和阈值学习函数，缺省默认 = “learngdm”；

PF——性能函数，缺省默认 = “mse”。

图 3 所示 5 月 10 日~5 月 29 日共计 1904 个训练样本的样本值(已进行第一部数据处理后的值)。图 4 为接下来的 16 个点(实时预测)验证数据和预测曲线。

最后利用函数 `mapminmax` 可以反归一化，可得到最终的预测结果数据。

风电功率预测准确性由准确率表征，公式为：

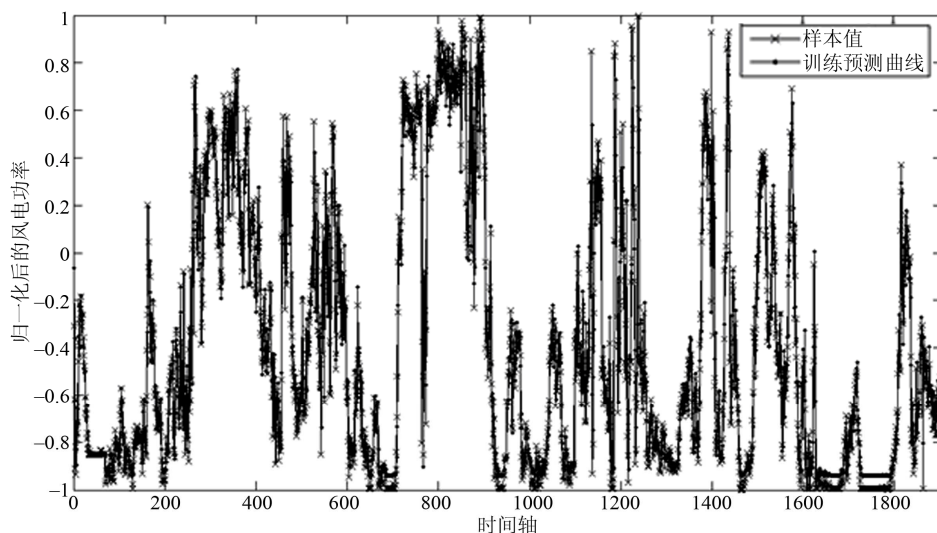


Figure 3. The BP neural networks training curve under L-M  
图 3. L-M 优化下的 BP 神经网络训练曲线

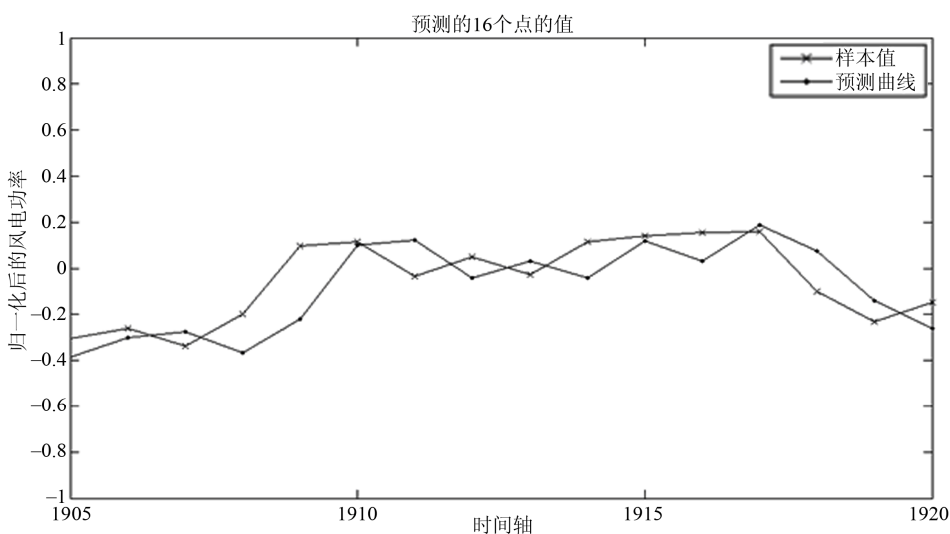


Figure 4. The BP neural networks prediction curve under L-M  
图 4. L-M 优化下的 BP 神经网络预测曲线

$$r_1 = \left[ 1 - \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \left( \frac{p_{Mk} - p_{Pk}}{\text{Cap}} \right)^2} \right] \times 100\% \quad (14)$$

$r_1$  ——为预测计划曲线的准确率；

$p_{Mk}$  ——为  $k$  时段的实际平均功率；

$p_{Pk}$  ——为  $k$  时段的预测平均功率；

$N$  ——为考核总时段数；

Cap ——为风电场的开机容量。

经计算,  $r_1 = 85.505\%$ , 符合国家能源局发布的关于风电场功率预测预报暂行管理办法的要求。

除此之外, 我们还对四台风机组, 分别单独进行

了短期风电功率预测, 由于单独的机组, 采集的数据波动性大, 所以预测效果不及聚合后的 58 台风电机组总风电功率预测的效果好, 但误差仍在可接受的范围内( $r_1 > 80\%$ )。

在用普通的 BP 神经网络预测时, 按照经验公式从 2~13 选取隐层数, 均不能在 100 次内得到很好地拟合效果。而 L-M 优化下的 BP 神经网络在隐层数为 13 时, 只需 50 次就可以达到相当逼近原曲线的效果。

下图为同样在 100 次训练过后 L-M 优化下的 BP 神经网络算法得到的训练曲线, 和基于梯度下降法的 BP 神经网络训练曲线(见图 5 和图 6)。

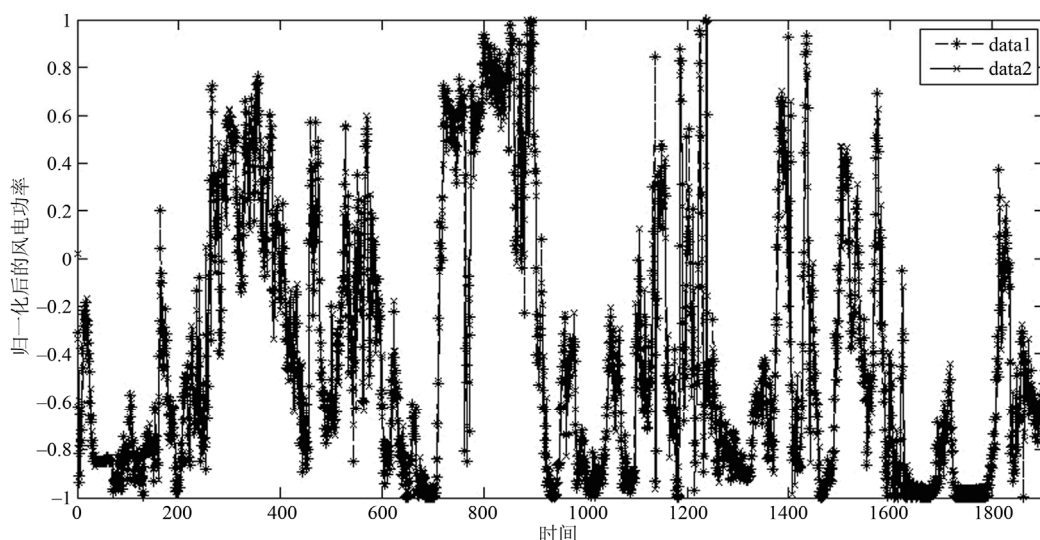


Figure 5. The BP neural networks training curve under L-M  
图 5. L-M 优化下的 BP 神经网络训练曲线

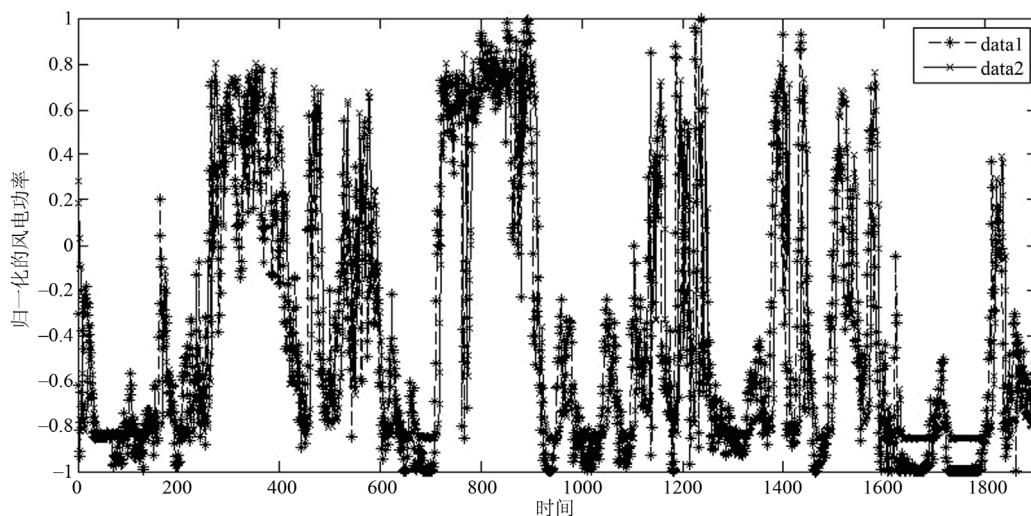


Figure 6. The BP neural networks training curve under Gradient descent backpropagation  
图 6. 基于梯度下降法的 BP 神经网络训练曲线

我们可以看出, L-M 优化下的 BP 神经网络预测方法, 具有与样本曲线更为接近, 预测误差较小等特点。

如果能够掌握更多的历史数据, 将有助于更加逼近原曲线, 从而更精准的预测短期的风电功率。

#### 4. 结语

利用基于 L-M 优化下的 BP 神经网络算法模型进行某地区的风电负荷预测较传统的 BP 神经网络预测方法更为有效, 提高了系统的学习速度, 也一定程度上更好的逼近了真实的曲线。可以作为风电负荷预测方法的一种参考方式。

#### 5. 致谢

本文在研究和写作过程中得到了华北电力大学(保定)发电机组及电磁组部分老师的指导, 在此表示感谢。

本文是在中科院电工所顾国彪院士和王海峰研究员的细心指导下完成的, 在此向二位老师表示感谢。

#### 参考文献 (References)

- [1] 洪翠, 林维明, 温步瀛. 风电场风速及风电功率预测方法研究综述[J]. 电网与清洁能源, 2011, 27(1): 20-66.
- [2] 屠强. 风电功率预测技术的应用现状及运行建议[J]. 电网与清洁能源, 2009, 25(10): 4-9.

## 基于 L-M 优化 BP 神经网络的风电功率预测

- [3] 曹邦兴. LM 算法在地下水动态预测中的应用研究[J]. 广西水利水电, 2007, 3: 4-5, 16.
- [4] 代小红, 王光利. L-M 优化 BP 算法在短期负荷预测中的应用[J]. 计算机科学, 2011, 38(7): 265-267.
- [5] 刘玉. 基于实测数据分析的大型风电场风电功率预测研究[J]. 黑龙江电力, 2011, 33(1): 11-15.