

基于Elman神经网络的短期风电功率预测

张靠社,杨剑

(西安理工大学 水利水电学院, 陕西 西安 710048)

Short-Term Wind Power Forecasting Based on the Elman Neural Network

ZHANG Kao-she, YANG Jian

(Institute of Water Resources and Hydro-Electric Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, Shaanxi, China)

ABSTRACT: In order to improve the precision of wind farm power outputs forecasting, an artificial neural network (ANN) approach for power forecasting is proposed. Based on historical data from an operating wind farm such as wind speed, wind direction, wind power and so on, a short-term wind power forecasting model based on the well-developed Elman neural network is presented for forecasting. The multilayer Elman neural network model is used for a certain wind farm in the Northwest region for the actual 1 h and 24 h wind power prediction, and compared with the BP neural network model. The simulation and analysis prove that the former has a high forecasting precision while the three-hidden-layer Elman neural network has the best prediction effect. The simulation results show that the method is feasible, and effective in improving the precision of power forecasting.

KEY WORDS: wind power; Elman neural network; forecasting model; short-term forecast

摘要: 为提高风电场输出功率预测精度,提出一种动态基于神经网络的功率预测方法。根据实际运行的风电场相关风速、相关风向和风电功率的历史数据,建立了基于 Elman 神经网络的短期风电功率预测模型。运用多层 Elman 神经网络模型对西北某风电场实际 1 h 和 24 h 的风电输出功率预测,与 BP 神经网络模型对比,经仿真分析证明前者具有预测精度高的特点,三隐含层 Elman 神经网络模型预测效果最佳。这表明利用 Elman 回归神经网络建模对风电功率进行预测是可行的,能有效提高功率预测精度。

关键词: 风力发电功率; Elman 神经网络; 预测模型; 短期预测

调度具有非常重要的意义。国外风电装机容量较大的国家都进行了风电功率预测系统的研究与开发^[2]。目前短期风电功率预测可以分为物理方法和统计方法。物理方法是利用数值天气预报系统得到风速、风向、气压、气温等天气数据,根据风力发电机组周围的物理信息得到风电机组轮毂高度的风速、风向等信息,最后利用风力发电机组的功率曲线计算得出风力发电机组的输出功率;统计方法即根据历史数据(风速或功率)在天气状况与输出功率间建立映射关系,然后进行预测。常用的统计方法主要包括:聚类统计分析法^[3]、人工神经网络法、灰色模型法(GM)^[4]、粒子群优化算法^[5]、小波分析法^[6]、组合预测法^[7]、空间相关性方法和支持向量机法(support vector machine, SVM)^[8]等。

具有自学习和联想存储功能的人工神经网络(ANN)可以通过学习来逼近任意复杂的非线性关系,因此目前广为应用。文献[6]基于数值天气预报,建立了基于小波-BP神经网络的预测模型,利用小波将风速与功率序列在不同尺度上进行分解,并使用多个BP神经网络对各频率分量进行预测,最后重构得到完整的预测结果。文献[9]建立了基于径向基函数(Radial Basis Function, RBF)神经网络的短期风电功率预测模型,运用该模型进行了1 h后的风电输出功率预测,预测误差在12%附近,该方法预测比较稳定。由于风电功率预测过程是一个样本数据总是不断更新的动态过程,静态前馈BP神经网络对动态系统进行辨识效果差,因此提出具有适应时变特性的能力动态Elman神经网络模型。

本文将动态Elman神经网络应用于风电功率短

电力系统中风力发电的高渗透性给电网运营商带来了一系列挑战,主要是由于风的间歇性特点^[1]。风电功率预测对电力系统的功率平衡和经济

期预测。建立了多层Elman神经网络预测模型。根据西北某风电场的月实测数据进行了预测分析,并与实际值相比较,最后和BP等神经网络模型相比较验证了模型的正确性及预测精度的改善。

1 Elman神经网络基本理论

Elman 神经网络是一种典型的动态神经元网络,它在前馈人工神经网络基本结构的基础上,通过存储内部状态使其具备映射动态特征的功能,从而使系统具有适应时变特性的能力,代表了神经网络建模和控制的方向。

1.1 Elman 神经网络模型

Elman 型回归神经元网络一般分为4层:输入层、中间层(隐含层)、关联层和输出层,如图 1 所示。其输入层、隐含层和输出层的连接类似于前馈网络,输入层的单元仅起信号传输作用;输出层单元起线性加权作用。隐含层单元的传递函数可采用线性或非线性函数,关联层又称为联系单元层,它用来记忆隐含层单元前一刻的输出值,可以认为是一个一步延时算子。

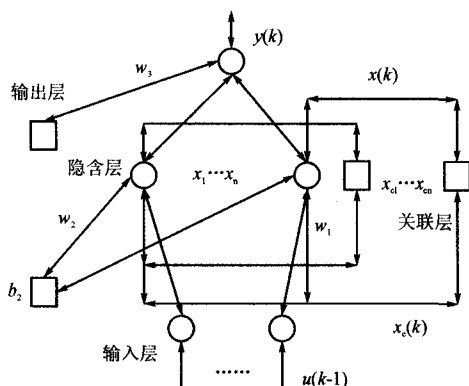


图1 Elman 网络结构图

Fig. 1 Elman network structure

Elman 神经网络的特点是隐含层的输出通过关联层的延迟与存储,自联到隐含层的输入,这种自联方式使其对历史状态的数据具有敏感性,内部反馈网络的增加提高了网络本身处理动态信息的能力,从而达到动态建模的目的。同时,Elman 神经网络能够以任意精度逼近任意非线性映射,当给定系统的输入输出数据时,就可对系统进行建模。

1.2 Elman 网络算法简介

如图1所示结构图,Elman神经网络的非线性状态空间表达式为

$$\begin{cases} y(k)=g(w^3x(k)+b_2) \\ x(k)=f(w^1x_c(k)+w^2(u(k-1))+b_1) \\ x_c(k)=x(k-1) \end{cases} \quad (1)$$

其中, k 表示时刻, y, x, u, x_c 分别表示1维输出节点向量, m 维隐含层节点单元向量, n 维输入向量和 m 维反馈状态向量; w^3, w^2, w^1 分别表示隐含层到输出层、输入层到隐含层、关联层到隐含层的连接权值矩阵; b_1, b_2 分别为输入层和隐含层的阈值; $f(\cdot)$ 为隐含层神经元的传递函数,采用tansig函数, $g(\cdot)$ 为输出层传递函数,采用purelin函数。

设第 k 步系统的实际输出为 $y_d(k)$,则Elman网络的目标函数即误差函数可表示为

$$E(k)=\frac{1}{2}(y_d(k)-y(k))^T(y_d(k)-y(k)) \quad (2)$$

根据梯度下降法,分别计算 $E(k)$ 对权值的偏导数并使其为0,可得到Elman网络的学习算法:

$$\begin{cases} \Delta w_{ij}^3=\eta_3\delta_i^o x_j(k) (i=1,2,\dots,m; j=1,2,\dots,n) \\ \Delta w_{iq}^2=\eta_2\delta_j^h u_q(k-1) (j=1,2,\dots,n; q=1,2,\dots,r) \\ \Delta w_{jl}^1=\eta_1 \sum_{i=1}^m (\delta_i^o w_{ij}^3) \frac{\partial x_j(k)}{\partial w_{jl}^1} (j=1,2,\dots,n; l=1,2,\dots,n) \end{cases} \quad (3)$$

$$\delta_i^o=(y_{d,i}(k)-y_i(k))g'_i(\cdot) \quad (4)$$

$$\delta_j^h=\sum_{i=1}^m (\delta_i^o w_{ij}^3) f'_j(\cdot) \quad (5)$$

$$\frac{\partial x_j(k)}{\partial w_{jl}^1}=f'_j(\cdot)x_l(k-1)+\alpha \frac{\partial x_j(k-1)}{\partial w_{jl}^1} \quad (j=1,2,\dots,n; l=1,2,\dots,n) \quad (6)$$

η_1, η_2, η_3 分别是 w^1, w^2, w^3 的学习步长。

2 模型建立

2.1 样本数据的选取

以某容量为100 MW的风电场为例,对该风电场的短期功率输出进行预测。根据风机捕获风功率的理论,风电输出功率和风轮功率系数,空气密度,风轮扫掠面积以及风速有关。其中风速是一个随许多因素变化的非线性函数,对风电机组的输出功率影响最大。空气密度主要受温度等气象因素的影响,也应该注意。虽然风机本身有偏航系统,可以实现自动对风,但仍要考虑风向对风电场出力的影响。本文主要对风电功率进行预测,选取10天的风速、风向数据作为训练样本的输入,风电功率数据作为输出。算法

流程结构如图2所示。

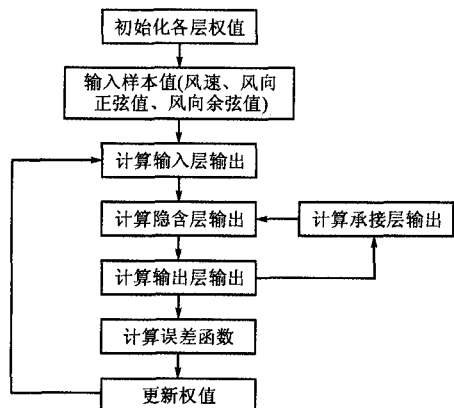


图2 Elman神经网络算法流程图

Fig. 2 Elman neural network algorithm flow chart

2.2 样本数据的归一化

神经网络输入的一维代表一个特征,当神经网络的输入是多维时,要识别的模式有多个特征,当着这多个特征的数据相差很大,如几个数量级时,就需要归一化,变成相同数量级,以防某些数值低的特征被淹没。归一化把需要处理的数据经过处理后限制在需要的一定范围内,可以为后面的数据处理提供方便,同时保证程序运行时收敛加快。本文将风向正弦值、余弦值、风速值和功率数据归一化到 $[-1,1]$ 之间,应用Matlab函数mapminmax训练结束后,将输出结果再反映射到原数据范围进行反归一化,得到真实数据进行分析比较。

2.3 Elamn神经网络模型

根据处理好的数据分别建立单隐含层,双隐含层和三隐含层Elman神经网络预测模型,即输入层-隐含层-输出层结构,输入层-隐含层-隐含层-输出层结构,和输入层-隐含层-隐含层-隐含层-输出层结构。隐含层结点数根据Kolmogorov定理和反复训练结果比较分别取9、12、14。

因此,Elman神经网络结构分别为单层3-9-1,双层3-9-12-1,三层3-9-12-14-1。隐含侧的传递函数为正切S传递函数tan sig,输出和关联层均为线性函数。

率。风电场风速、风向、功率数据的测量间隔时间均为10 min,所以每小时各类数据分别为6个。

为了定量的分析模型的有效性,采用绝对误差 (A_E) 、平均绝对误差 (M_{AE}) 、均方误差 (M_{SE}) 和均方根误差 (R_{MSE}) 来分析比较预测结果,计算公式如下:

$$M_{AE} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |\hat{x}(t) - x(t)| \quad (7)$$

$$M_{SE} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (\hat{x}(t) - x(t))^2 \quad (8)$$

$$R_{MSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (\hat{x}(t) - x(t))^2} \quad (9)$$

式中, $\hat{x}(t)$ 为预测功率值; $x(t)$ 为实际功率值; n 为预测数据个数。

3.1 1 h预测分析

通过多次预测得出,在多隐含层Elman神经网络中,三隐含层Elman神经网络预测误差最小,为3.28%,平均绝对误差 (M_{AE}) 为1.12 MW,均方误差为1.50 MW,均方根误差为1.23 MW。同时,与BP神经网络和RBF神经网络相比较,预测效果也为最佳。预测曲线如图3所示,表1给出了几种方法的误差比较。

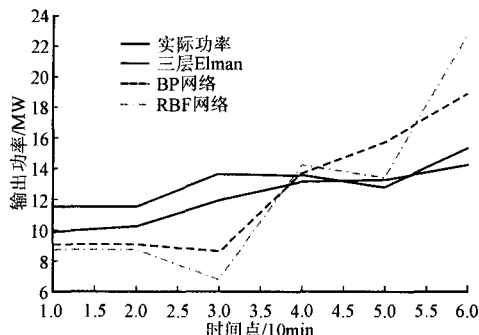


图3 1 h功率预测曲线

Fig. 3 1 h power prediction curves

表1 1 h预测误差比较

Tab. 1 1 h forecasting error comparison

网络模型	预测误差			
	$A_E/100\%$	M_{AE}/MW	M_{SE}/MW	R_{MSE}/MW
Elamn	3.28%	1.12	1.50	1.23
BP	6.33%	2.16	6.86	2.62
RBF	8.64%	2.94	17.45	4.17

3.2 24 h预测分析

在预测1 h输出功率的基础上,预测提前24 h的风电输出功率。几种不同模型的预测曲线如图4所示。图5给出了三隐含层Elman神经网络预测曲线与实际功率的比较图。

3 实例仿真分析

为了验证理论分析和建立预测模型的有效性,以某风电场2011年6月的数据为样本,选取10天的数据训练,分别预测提前1 h和24 h的风电输出功

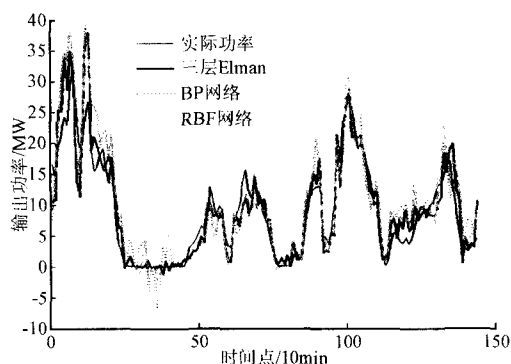


图4 24 h功率预测比较曲线

Fig. 4 24 h power prediction and comparison curves

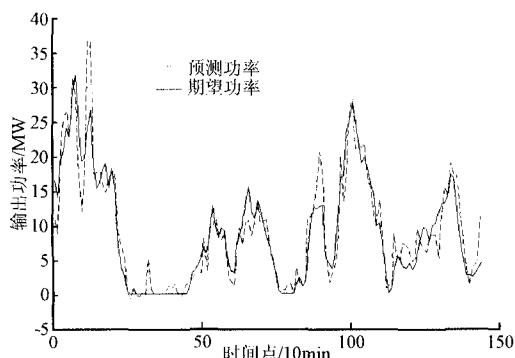


图5 3隐含层Elman神经网络24 h功率预测曲线

Fig. 5 Three-hidden-layer Elman neural network 24 h power prediction curve

下图6为24 h 144个数据的预测误差点分布图。从图6中可知,预测误差小于10%的点数为116个,占总预测数的80.6%,预测误差大于15%的数据占了6.9%。因此需要对这些误差大的数据点进行预处理。

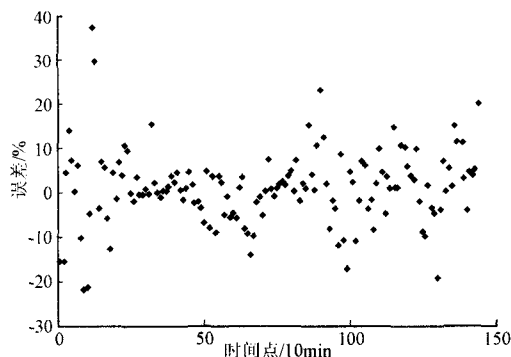


图6 3隐含层Elman网络24 h预测误差点分布

Fig. 6 Three-hidden-layer Elman neural network 24 h power prediction error distribution

由表2可知,对24 h功率进行预测时,RBF网络比BP网络预测精度高,三隐含层Elman神经网络的功率预测误差最小,均方根误差等指标都小于相同

情况下的其他预测网络。

表2 24 h预测误差比较

Tab. 2 24 h forecasting error comparison

网络模型	预测误差			
	$A_r/100\%$	M_{AB}/MW	M_{SE}/MW	R_{MSE}/MW
Elamn	6.59%	2.24	10.07	3.17
BP	8.81%	2.99	15.83	3.98
RBF	8.27%	2.81	15.07	3.88

4 小结

结合动态Elman神经网络理论,建立了多隐含层Elman神经网络对1 h、24 h的短期风电功率进行了预测。通过仿真比较,三隐含层Elman神经网络较BP网络、RBF网络预测误差最小,所建模型可以反映风电输出功率的动态特性。同时,相比其他网络,收敛速度有提高,预测精度也有明显改善。

参考文献

- [1] GEORGE Sideratos, NIKOS D Hatziaargyriou, Senior Member, IEEE. An advanced statistical method for wind power forecasting[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2007, 22(1).
- [2] 孙川永,陶树旺,彭友兵,等.基于神经网络方法的风电场风电功率预报研究[J].电网与清洁能源,2011,27(12): 90-94.
SUN Chuan-yong, TAO Shu-wang, PENG You-bing, et al. Wind power forecasting for wind farms based on neural network[J]. Power System and Clean Energy, 2011, 27(12): 90-94 (in Chinese).
- [3] 方江晓,周晖,黄梅,等.基于聚类统计分析的短期风电功率预测[J].电力系统保护与控制,2011,39(11): 67-73.
FANG Jiang-xiao, ZHOU Hui, HUANG Mei, et al. Short-term wind power prediction based on statistical clustering analysis[J]. Power System Protection and Control, 2011, 39 (11): 67-73 (in Chinese).
- [4] 李俊芳,张步涵,谢光龙,等.基于灰色模型的风速-风电功率预测研究[J].电力系统保护与控制,2010,38(19): 151-159.
LI Jun-fang, ZHANG Bu-han, XIE Guang-long, et al. Grey predictor models for wind speed-wind power prediction[J]. Power System Protection and Control, 2010, 38(19): 151-159 (in Chinese).
- [5] 杨志凌,刘永前.应用粒子群优化算法的短期风电功率

- 预测[J]. 电网技术, 2011, 35(5): 159-163.
- YANG Zhi-lin, LIU Yong-qian. Short-term wind power prediction with particle swarm optimization[J]. Power System Technology, 2011, 35(5): 159-163 (in Chinese).
- [6] 刘东, 李莉. 小波神经网络嵌入专家系统的短期电力负荷预测[J]. 陕西电力, 2009(10): 44-48.
- LIU Dong, LI Li. Short-term power load forecasting based on wavelet neural network embedding expert system[J]. Shaanxi Electric Power, 2009(10): 44-48 (in Chinese).
- [7] 张国强, 张伯明. 基于组合预测的风电场风速及风电机功率预测[J]. 电力系统自动化, 2009, 33(18): 92-95.
- ZHANG Guo-qiang, ZHANG Bo-ming. Wind speed and wind turbine output forecast based on combination method[J]. Automation of Electric Power Systems, 2009, 33(18): 92-95 (in Chinese).
- [8] 杨锡运, 孙宝君, 张新房, 等. 基于相似数据的支持向量机短期风速预测仿真研究[J]. 中国电机工程学报, 2012, 32(4): 35-41.
- YANG Xi-yun, SUN Bao-jun, ZHANG Xin-fang, et al. Short-term wind speed forecasting based on support vector machine with similar data[J]. Proceedings of the CSEE, 2012, 32(4): 35-41 (in Chinese).
- [9] 吴小梅, 白银明, 文福栓. 基于RBF神经网络的风电功率短期预测[J]. 电力系统保护与控制, 2011, 39(15): 80-83.
- WU Xiao-mei, BAI Yin-ming, WEN Fu-shuan. Short-term wind power forecast based on the radial basis function neural network[J]. Power System Protection and Control, 2011, 39(15): 80-83 (in Chinese).
- [10] 王笑宇, 肖洪祥, 陆明涵, 等. Elman神经网络在三相异步电机故障诊断中的应用[J]. 现代电子技术, 2009(10): 161-163.
- WANG Xiao-yu, XIAO Hong-xiang, LU Ming-han, et al. Application of elman neural network in failure diagnosis of three-phase asynchronous motor[J]. Modern Electric Technique, 2009(10): 161-163 (in Chinese).
- [11] 费芹, 季敏, 朱云. 基于人工神经网络的供热管网终端温度预测模型[J]. 能源工程, 2006(6): 26-28.
- FEI Qin, JI Min, ZHU Yun. The model for the terminal temperature anticipation of heat pipe network based on the artificial neural network[J]. Energy Engineering, 2006(6): 26-28 (in Chinese).
- [12] LI Jun-fang, ZHANG Bu-han, MAO Cheng-xiong, et al. Wind speed prediction based on the elman recursion neural net works[C]. Proceedings of the 2010 International Conference on Modeling, Identification and Control, Okayama, Japan, July 17-19, 2010.
- [13] 严干贵, 朱薇, 杨茂, 等. 风电场风功率实时预测效果综合评价方法[J]. 电网与清洁能源, 2012, 28(5): 1-6.
- YAN Gan-gui, SONG Wei, YANG Mao, et al. A comprehensive evaluation method of the real-time prediction effects of wind power[J]. Power System and Clean Energy, 2012, 28(5): 1-6.
- [14] 杨桂兴, 常喜强, 王维庆, 等. 对风电功率预测系统中预测精度的讨论[J]. 电网与清洁能源, 2007, 27(1): 67-71.
- YANG Gui-xing, CHANG Xi-qiang, WANG Wei-qing, et al. Discussions on prediction accuracy of wind power forecasting system[J]. Power System and Clean Energy, 2011, 27(1): 67-71 (in Chinese).
- [15] 芮执元, 任丽娜, 冯瑞成. 基于Elman神经网络的甘肃电网负荷预测模型[J]. 现代电力, 2007, 24(2): 26-29.
- RUI Zhi-yuan, REN Li-na, FENG Rui-cheng. Load forecasting model for Gansu electric power network based on elman neural network[J]. Modern Electric Power, 2007, 24(2): 26-29 (in Chinese).

收稿日期: 2012-10-26。

作者简介:

张靠社(1965—), 男, 副教授, 博士, 研究方向电力系统稳定控制;

杨 剑(1988—), 男, 硕士, 研究方向为电力系统分析与优化运行。

(编辑 徐花荣)