

基于遗传算法和神经网络的分时段风速预测方法

刘子俊¹, 孙健²

(1.南京理工大学自动化学院,江苏南京 210094;2.江苏省电力公司电力科学研究院,江苏南京 211103)

摘要:为提高风速预测的准确性,提出一种分时段 GA-BP(遗传算法优化 BP 神经网络)的风速预测方法,以遗传算法来优化 BP 神经网络,并将原始数据进行分时段处理,改善训练样本的相似程度。基于 matlab 进行了仿真验证,结果表明:遗传算法优化 BP 神经网络使其预测结果的平均相对误差降低,准确性提升;原始数据分时段处理后,预测准确性进一步提升。

关键词:分时段;遗传算法;BP 神经网络;风速预测

中图分类号: TM743

文献标志码: A

文章编号: 1009-0665(2015)01-0006-03

风具有很强的随机性和不可控性,风机出力与风速有很强的相关性,因此风机出力波动性很大^[1-3]。大规模风电并网,对电网的冲击是很明显的,会给电网的安全、稳定带来问题^[4,5]。为便于电网的电力调度和调控,减小电力系统的运行费用,需要对风速进行预测。目前,很多学者都对风速预测进行了研究。因风速序列本身具有时序性和自相关性,丁明等基于时间序列建立了风速模型,并验证了其预测的可行性^[6];为解决时序预测的延时问题,潘迪夫等提出了基于时间序列和卡尔曼滤波相结合的混合算法,提高了预测精度^[7];王晓兰等基于支持向量机(SVM)的方法建立短期风速预测模型,采用历史风速和温度的二输入模型,预测效果最佳^[8]。文中基于遗传算法(GA)改进的 BP 神经网络,提出一种分时段风速预测方法。

1 GA-BP 神经网络模型

1.1 BP 神经网络

神经网络是对生物神经网络的抽象和建模,具有自适应、自组织、自学习的特点,通过有监督或者无监督的学习,实现与大脑相似的学习、识别、记忆等信息处理的能力。BP 神经网络是最常用的一种神经网络。典型的三层 BP 神经网络如图 1 所示。

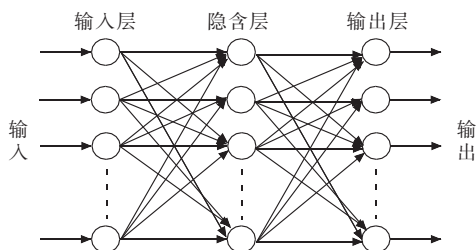


图 1 BP 神经网络结构

BP 神经网络由输入层、隐含层和输出层组成,其中隐含层可以是一层或者多层。信号经输入层进入神经网络,到达隐含层进行内部信号处理,最后由输出层输出,整个过程完成一次信号的正向传播处理。若输出

层的实际输出与所期望的输出不符时,将进行误差的反向传播,神经网络通过反馈的误差进行权值和阈值的调整。经过周而复始的正向信号传播和反向误差传播,网络的实际输出不断地逼近期望输出值。

BP 神经网络有很多优点,诸如:通用性好、精度较高等,但其所使用的最速梯度求解方法存在一些不可避免的缺点:随着求解的深入,越靠近极值点,其收敛速度越慢;容易陷入求解局部最小极值,不满足整体最速下降;隐含层神经元个数需要不断尝试来确定,目前没有有效的方法来确定 BP 神经网络的结构^[9]。

1.2 遗传算法优化 BP 神经网络原理

遗传算法基于自然选择和基因遗传学规律,能够实现全局寻优。通过遗传算法优化 BP 神经网络,使新算法 GA-BP 具有遗传算法的全局搜索能力,又具有 BP 神经网络的鲁棒性^[10,11]。

标准遗传算法的步骤如下:

- (1) 变量个体编码;
- (2) 构造适应度函数;
- (3) 对种群进行初始化;
- (4) 对种群进行遗传操作(选择、交叉和变异),产生下一代种群;
- (5) 计算适应度函数值;
- (6) 判断是否满足预期要求,若满足则输出结果,不满足转向(4)。

遗传算法优化神经网络主要有 2 种形式:权值优化和结构优化。文中使用的是权值优化,优化 BP 神经网络的连接权值和阈值,基本流程如图 2 所示。对神经网络的权值阈值采用实数编码,确定一个合适的适应度函数,遗传算法经过全局搜索使适应度函数值最小,得到一个最优的权值和阈值,将其代入到 BP 神经网络进行训练,结合历史数据,对短期风速进行预测,并验证其准确性。遗传算法优化 BP 神经网络训练的权值和阈值的具体过程如下。

- (1) 编码,形成初始种群。用遗传算法训练 BP 神

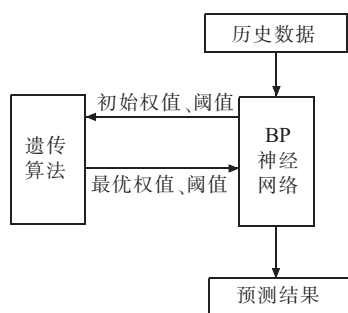


图2 GA-BP算法结构

神经网络可以采用二进制编码或实数编码,文中的神经网络规模较大,采用实数编码,将一个实数直接作为一个染色体的基因位,其优点是大大缩短了染色体的长度,简化了遗传操作。编码串由四部分组成:① 隐含层与输入层连接权值;② 输出层与隐含层连接权值;③ 隐含层阈值;④ 输出层阈值。

具体方法为:将网络的权值和阈值按照一定的顺序组合起来,形成一个数组,即作为遗传算法的一个染色体。在连接权值和阈值的范围内,产生 M 个此类染色体,形成初始群体。

(2) 适应度函数。遗传算法在进化搜索以适应度函数为依据,利用种群中每个染色体的适应度值进行搜索。适应度较高的个体更有可能遗传到下一代,适应度较低的个体遗传到下一代的可能性相对较低。文中的适应度函数采用均方误差。

(3) 遗传操作。根据个体适应度值的大小,由小到大排列,适应度值最小的个体对应的序号为 1,适应度值最大的个体对应的序号则为 M ,经过交叉编译操作。选出每一代中最优适应度值的个体,反复迭代直至条件满足。

(4) 获得 BP 网络的初始权值和阈值。经过遗传算法操作,即可得到 BP 神经网络的一组最小误差的初始权值和阈值。

2 实例分析

2.1 数据的预处理

数据采用南京某高校测风塔采集的 31 d 的风速数据。采样间隔为 1 h,共 744 组数据,每组数据包括风速、风向、温度和相对湿度。为了提高神经网络的泛化能力^[12],提升预测精度,需要对每组数据进行归一化处理。

风向正弦与余弦值可确定唯一风向,且在 $(-1, 1)$ 之间,故求得风向的正弦、余弦值后,无需再归一化;相对湿度本身就在 $(0, 1)$ 之间,不必进行归一化处理;风速、温度的归一化按式(1)进行处理。经处理的每组数据包括 5 个参数:风速、风向的正弦值、风向的余弦值、温度、相对湿度。

$$a = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (1)$$

式中: a 为归一化后的数据; x_i 为归一化前的数据; x_{\min} 为该组数据的最小值; x_{\max} 为该组数据的最大值。

2.2 未分时段时风速预测

未分时段风速预测将前 30 d 的数据作为训练样本,第 31 d 的数据作为测试样本。训练样本处理时,将前一组数据的 5 个参数作为输入,后一组数据的风速作为输出,故前 30 d 的数据共构成 719 个训练样本。

图 3 为未分时段时 BP 与 GA-BP 的预测值。未分时段时 BP 与 GA-BP 的预测相对误差绝对值比较,以此来判定其与实际风速的偏离程度,如图 4 所示。相对误差的计算公式如式(2)所示。

$$\Delta = \frac{x'_i - x_i}{x_i} \times 100\% \quad (2)$$

式中: Δ 为相对误差; x'_i 为预测风速; x_i 为实际风速; i 为对应时刻。

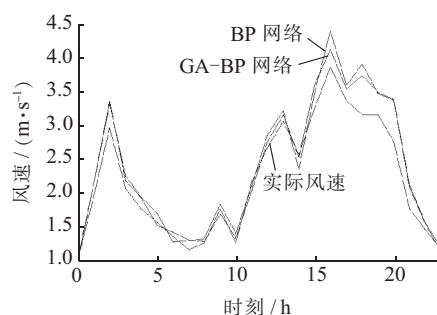


图3 未分时段 BP 与 GA-BP 预测值

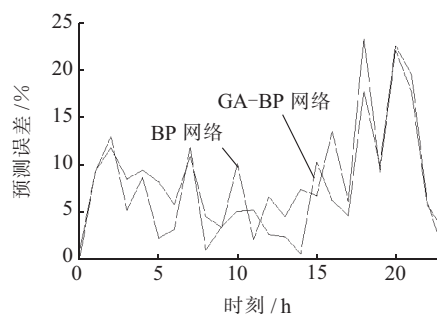


图4 未分时段 BP 与 GA-BP 的预测精度对比

由图 3、图 4 可知,在未分时段时,除个别点外,BP 与 GA-BP 的风速预测结果都比较理想;且大多数点 GA-BP 的预测误差比 BP 预测误差有了些许下降,表明遗传算法优化 BP 神经网络的预测效果有了提升。

2.3 分时段时风速预测

与未分时段的风速预测相比,分时段风速预测将样本进行了调整。该月内前 30 d 的相同时刻作为一个训练样本,第 31 d 的该时刻作为测试样本,如:前 30 d 的 0 时刻数据作为训练样本,第 31 d 的 0 时刻作为测试样本。训练样本在处理时,将同一时刻前 1 d 数据的 5 个参数作为输入,后 1 d 的风速作为输出。分时段风

速预测需要对 24 个时间点单独预测,才能得到一整天的风速数据。图 5 为分时段时 BP 与 GA-BP 的预测值,其预测相对误差绝对值比较如图 6 所示。

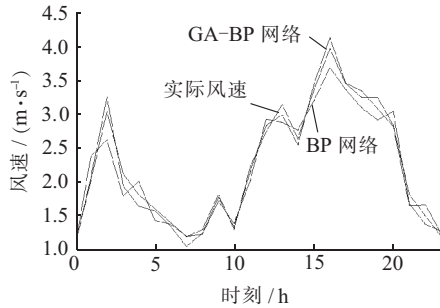


图 5 分时段 BP 与 GA-BP 预测值

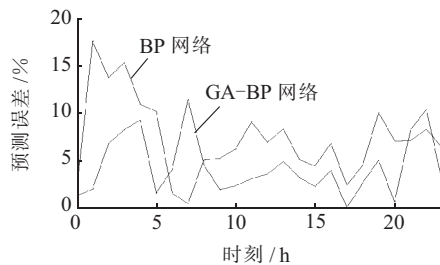


图 6 分时段 BP 与 GA-BP 的预测精度对比

由图 5、图 6 可知:和未分时段相似,GA-BP 网络的预测性能与 BP 网络相比,其预测性能得到了提升;分时段 BP 网络和 GA-BP 网络相对于各自的未分时段网络,大多数点的预测性能得到了改善。

为更加直观的比较各预测方法的性能,引入平均相对误差 Δ_{average} 作为评估指标,其定义如式(3)所示。

$$\Delta_{\text{average}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|x'_i - x_i|}{x_i} \times 100\% \quad (3)$$

式中: x'_i 为预测风速; x_i 为实际风速; i 为对应时刻, $N=24$ 。由式(3)可得,未分时段 BP、未分时段 GA-BP、分时段 BP、分时段 GA-BP 的平均相对误差分别为 9.08%、7.57%、7.35%、4.42%;分时段 BP 与 GA-BP 预测方法的误差都比未分时段小;且分时段 GA-BP 预测方法其平均相对误差最小,预测性能最佳。这是因为在 31 d 内,每天同一时刻的气候特征的相似度较高,故在风速预测时,其准确性更高。

3 结束语

提出了一种分时段 GA-BP 风速预测模型,并基于 matlab 的神经网络和遗传算法工具箱进行了建模验证。结果表明:与其他几种预测模型相比,分时段预测风速预测模型的平均相对误差最小,具有最佳的性能。分时段 GA-BP 风速预测模型在风电场风速的预测中可靠性更高,可提高风电场的出力预测精度。

参考文献:

- [1] 谷兴凯,范高峰,王晓蓉. 风电功率预测技术综述[J]. 现代电力,2007,31(2):335-338.
- [2] 张志福,苏宜强,曹海猛. 负荷优化运行模型及其算法研究[J]. 江苏电机工程,2013,32(1):40-43.
- [3] 韩爽. 风电场功率与短期预测方法研究[D]. 北京:华北电力大学,2008.
- [4] 乔嘉康,徐飞,鲁宗相. 基于相关机会规划的风电并网容量优化分析[J]. 电力系统自动化,2008,32(10):84-88.
- [5] 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.
- [6] 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.
- [7] 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):85-91.
- [8] 王晓兰,王明伟. 基于小波分解和最小二乘支持向量机的短期风速预测[J]. 电网技术,2010,34(1):179-184.
- [9] 姚李孝,宋玲芳,李庆宇. 基于模糊聚类分析与 BP 网络的电力系统短期负荷预测[J]. 电网技术,2005,29(1):20-23.
- [10] 段侯峰. 基于遗传算法优化 BP 神经网络的变压器故障诊断[D]. 北京:北京交通大学,2008.
- [11] 李华. 基于一种改进遗传算法的神经网络[D]. 太原:太原理工大学,2007.
- [12] 范高锋,王伟胜,刘纯. 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.

作者简介:

刘子俊(1990),男,江苏泰州人,硕士在读,研究方向为电力系统及其自动化;

孙健(1978),男,江苏南京人,高级工程师,从事智能配电网相关工作。

The Wind Speed Prediction Based on Genetic Algorithm and Neural Network with Different Periods

LIU Zijun¹, SUN Jian²

(1. Institute of Automation, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China;

2. Jiangsu Electric Power Company Electric Power Research Institute, Nanjing, 211103, China)

Abstract: In order to improve the accuracy of wind speed prediction, a wind speed prediction method based on GA-BP is proposed. The proposed method divides original data into different periods of time to improve training sample's similarity. Simulation results show the absolute error of GA-BP decreased and its accuracy promoted. Furthermore, the accuracy of the prediction becomes more accurate after original data processing. Therefore, the proposed method improves the performance of wind speed prediction, and it provides more accurate gist for wind power grid scheduling control.

Key words: different periods; GA; BP neural network; wind speed prediction