

doi:10.16055/j.issn.1672-058X.2015.0002.013

GA-WNN 网络在风电功率预测中的应用研究

程晶晶¹, 周明龙²

(1 安徽理工大学, 安徽 淮南 232001; 2. 安徽机电职业技术学院, 安徽 芜湖 241000)

摘要:利用遗传算法的全局优化能力和小波神经网络的高精度特性,提出了一种基于遗传算法、小波与神经网络的风电功率预测方法,应用某风电场的 58 台风电机组的输出功率数据作为实例,验证了 GA-WNN 模型的预测鲁棒性好,精度高,有效减小了预测误差。

关键词:小波变换;神经网络;遗传算法;风电功率预测

中图分类号:TM71 **文献标志码:**A **文章编号:**1672-058X(2015)02-0062-05

1 基本理论

目前,风力发电是最具大规模开发技术条件的非水电再生能源的发电技术,受到了人们的广泛关注.对于风力发电,电力调度部门若是能够准确地预测到风电场的发电功率趋势,就可以依据风电功率变化特点做好电力的调度计划,从而保证电网的功率平衡与运行安全,因此对风电场的风电功率的预测是目前风电研究的一个重点.当前研究最多的是利用小波神经网络方法对风电功率进行预测,但是小波神经网络的映射学习能力比较差,基于此提出了基于遗传算法的小波神经网络模型对风电功率进行预测。

(1) 遗传算法理论(GA).遗传算法作为一种搜索算法,主要是利用自然选择和基因遗传学的原理,其属于一种“生成加检测”的迭代过程^[1].遗传算法的目的主要是为了获得更好的个体,其主要群体中的个体之间根据自己的适应情况进行信息交换,这种交换是随机但又是有序的,经过交换后保留优良的品质,并将这些品质进行组合,最终得到更好的个体.遗传算法的 3 个主要操作算子是选择、交叉、变异.遗传算法寻得的不一定是最优解,不过它可以找到更优点.所以,遗传算法也许会在某些非最优点上暂时停留,但是在变异发生时它就会迁移到另外一个更优点上。

(2) BP 神经网络.BPNN 是一种常见的前馈网络,其包括 1 个输入层、1 个输出层、1 个或多个隐含层^[2].这种网络每一层都会包含有若干个节点,单个节点表示 1 个神经元.同一层上的每个节点之间并没有耦合连接关系,信息传播主要是从输入层节点到隐含层节点再到输出层节点,这种传播是一种单向传播.BPNN 网络的结构如图 1 所示。

2 小波神经网络模型

小波神经网络模型主要是传统的 Sigmoid 函数被小波函数所取代,其通过将所获得的小波基经过线性叠加后来实现信号表达.小波神经网络是一个 3 层网络,包括输入层、隐含层、输出层,在这里它是用当前时刻点的前 t 个时刻点的风电功率数值作为输入层的输入;用小波基函数构成隐含层的节点;用当前时刻点的风电功率输出作为输出层的输出.图 2 表示小波神经网络模型的结构示意图,图 2 中的 v_{ji} 表示连接输入层

收稿日期:2014-06-24;修回日期:2014-07-20.

* 基金项目:安徽高校省级优秀青年人才基金重点项目(2013SQRL109ZD).

作者简介:程晶晶(1988-),女,安徽六安人,硕士研究生,从事智能控制研究.

结点 i 与隐含层结点 $j(j=1,2,\dots)$ 的权值, w_{kj} 表示连接隐含层结点 j 与输出层结点 k 的权值, a_j 和 b_j 分别为第 j 个隐含层小波元的伸缩和平移尺度^[3-5].

利用遗传小波神经网络模型进行风电功率预测,利用采集到的风电功率原始数据进行遗传小波神经网络训练.小波神经网络的网络结构可以采用 4-6-1 结构模式,表示输入层是预测时刻点前 4 个风电功率参数,隐含层包含 6 个节点,输出层只有预测的风电功率参数这一个节点.在初始化参数时通过对比得到网络权值以及小波基函数,用样本数据对建立的小波神经网络模型反复训练 n 次,这样训练好的网络就可以对风电功率进行预测.

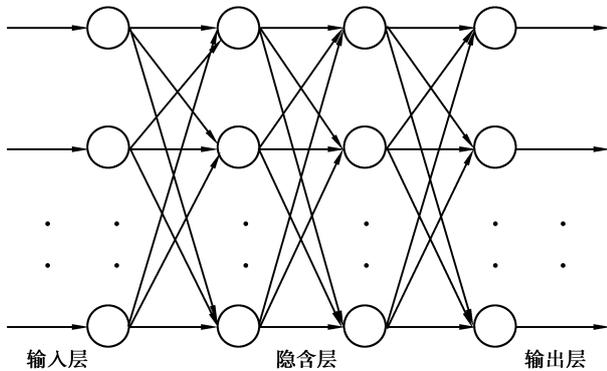


图 1 BP 神经网络结构图

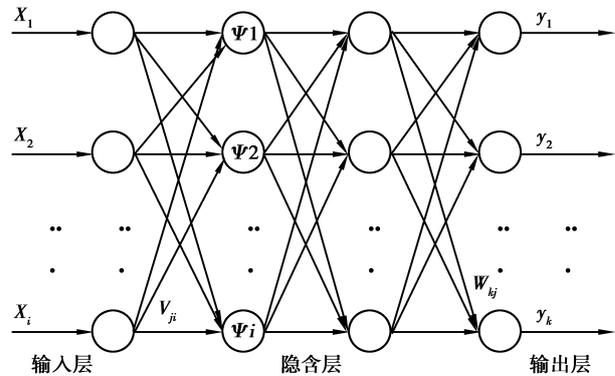


图 2 小波神经网络模型的结构图

3 基于遗传算法的小波神经网络

与传统的 BP 神经网络相比,小波神经网络的收敛速度更快,可以很好地避免局部极小值,目前小波神经网络的隐含层主要是依靠人工经验法来确定,若是小波神经元的数目较大,就无法依靠人工经验法找到最优解.利用遗传算法的全局搜索能力确定小波神经网络模型的隐含层个数以及相应的伸缩和平移系数和各个权值与阈值.

其具体步骤如下^[4,5]:

1) 初始化种群 P ,包括对权值 v_{ji} ,权值 w_{kj} ,伸缩因子 a_j 和平移因子 b_j 等参数进行初始化编码,使用实数编码进行参数编码,开始时随机生成 Q 中的各个个体.进行编码时,采用实数进行编码,并初始化交叉规模、突变概率 P_m 、交叉概率 P_c 、初始种群数、遗传代数;

2) 对个体集中的结构进行训练.主要是利用许多不同的初始权值分布,采用遗传算法训练各个个体所对应的小波网络中的权系数、伸缩以及平移因子;

3) 个体的适应度值的确定.个体对环境适应情况可以用适应度函数说明,适应度函数由式(1)计算:

$$f = \frac{1}{1 + E}; E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^K (\hat{y}_k - y_k) \quad (1)$$

式(1)中, k 表示训练样本集的个数, $y_k(k=1,2,\dots,K)$ 表示导师信号,也就是实际的风电功率值, \hat{y}_k 表示网络的输出风电功率值;

4) 如果满足终止条件,那么转入步骤 8),如果不满足的话,那么就转入下一步;

5) 选择复制操作主要是依据每一个体的适应值与选择原则来进行选择的,淘汰质量比较差的个体,复制质量好的个体,使得搜索朝着搜索空间的解空间靠近;

6) 交叉.双亲结合产生后代主要是依据交叉概率与交叉原则来进行的;

7) 变异.变异个体编码中的部分信息主要也是依据变异原则和变异概率进行的,经过变异后产生新的个体,接下来转入步骤 3);

8) 输出.经过前面几步后就可以得到最优编码个体(染色体),最终转化成对应的阈值、权值以及隐层节点的平移与伸缩因子.

4 实例分析

风电功率某个时刻点的输出功率与前几个时刻点的风电功率有关,而且风电功率具有 24 h 准周期的特性^[1,6].学习样本取自某建模比赛所给的某风电场的 58 台风电机组的输出功率数据,数据采集的是 24 h 96 个时点(每 15 min 一个时点)的风电功率数值,例如表 1 所示为部分样本数据(给出的是每天前 6 个时点的数据).程序将针对 58 台机组总输出功率数据进行仿真验证.

表 1 部分原始功率样本数据

日期	每天前 6 个时点的数据/kW					
	1	2	3	4	5	6
2006-5-16	23 662.88	26 068.78	22 773.19	17 266.03	20 372.06	25 626.56
2006-5-17	464.718 8	1 966.5	656.906 3	695.906 3	501.187 5	2 325.563
2006-5-18	19 370.44	20 295.94	16 542.47	5 934.938	14 804.81	31 692.47
2006-5-19	22 472.44	23 982.84	30 427.88	34 380.47	37 611.28	41 720.06
2006-5-20	5 686.969	5 560.219	10 628.72	10 979.91	12 606.47	10 883.63
2006-5-21	7 646.907	9 087.844	11 061.75	9 083.906	9 787.969	12 945.84
2006-5-22	28 423.13	28 356.94	27 923.72	30 487.88	27 651.84	11 105.72
2006-5-23	9 910.5	12 704.25	16 324.78	12 383.72	9 264.375	10 221.56
2006-5-24	9 281.063	10 584.56	8 539.219	6 700.875	11 941.88	12 086.81
2006-5-25	6 157.688	5 852.625	9 771.001	13 402.78	18 297.94	20 394.19
2006-5-26	22 492.88	21 096.09	15 464.06	14 076.47	14 385.19	12 536.91

首先,将所采集的样本数据中的冗余数据剔除,再进行归一化处理,归一化采用 $x' = (x - x_{\min}) / (x_{\max} - x_{\min})$ 公式对输入输出数据进行处理,使得处理后的数据在 (0, 1) 范围内,符合函数的实际情况,例如表 2 为归一化处理后的部分样本数据.

表 2 归一化处理后的部分功率样本数据表

日期	每天前 6 个时点的数据/kW					
	1	2	3	4	5	6
2006-5-16	0.567 7	0.625 3	0.546 4	0.414 5	0.488 9	0.614 7
2006-5-17	0.012 3	0.048 2	0.016 9	0.017 8	0.013 2	0.056 8
2006-5-18	0.464 9	0.487 1	0.397 2	0.143 2	0.355 6	0.759 9
2006-5-19	0.539 2	0.575 3	0.729 6	0.824 3	0.901 6	1.000 0
2006-5-20	0.137 3	0.134 3	0.255 6	0.264 0	0.303 0	0.261 7
2006-5-21	0.184 2	0.218 7	0.266 0	0.218 6	0.235 5	0.311 1
2006-5-22	0.681 6	0.680 1	0.669 7	0.731 1	0.663 2	0.267 0
2006-5-23	0.238 4	0.305 3	0.392 0	0.297 6	0.223 0	0.245 9
2006-5-24	0.223 4	0.254 6	0.205 6	0.161 6	0.287 1	0.290 5
2006-5-25	0.148 6	0.141 3	0.235 1	0.322 0	0.439 2	0.489 4
2006-5-26	0.539 7	0.506 2	0.371 4	0.338 2	0.345 6	0.301 3

归一化处理完之后,利用遗传小波神经网络模型进行风电功率预测,利用 5 月 10 日到 5 月 19 日的 960 个风电功率原始数据进行遗传小波神经网络训练.通过模型预测出来的数据在[0,1]范围内,所以在这里会对预测的风电功率数据进行反归一化.在这里用绝对误差百分比 APE 表示所设计模型的预测误差.小波神经网络(WNN)模型与遗传小波网络(GA-WNN)模型部分预测结果对比表如表 3 所示(给出的是每天第 6 时点的预测结果).

$$APE = \frac{\text{实际风电功率} - \text{预测风电功率}}{\text{实际风电功率}} \times 100\%$$

表 3 WNN 模型与 GA-WNN 模型部分预测结果对比表

每天第 6 时点功率		WNN 模型		GA-WNN 模型	
时间	实际功率/kW	预测功率/kW	APE/%	预测功率/kW	APE/%
2006-5-24	12 086.81	11 321.45	6.332 2	12 578.26	4.066
2006-5-25	20 394.19	23 004.25	12.798	21 367.46	4.772
2006-5-26	12 536.91	10 964.42	12.542 9	12 987.43	3.594
2006-5-27	264.75	297.43	12.344	268.67	1.481
2006-5-29	21 282.66	20 341.98	4.419 9	21 689.83	1.913
2006-5-30	17 980.03	15 328.76	14.745 6	17 839.32	0.782 6
2006-5-31	18 381.75	19 332.78	5.174	18 439.54	0.314
2006-6-1	6 807.469	6 123.53	10.046 9	6 823.764	0.239
2006-6-2	18 822.94	18 463.87	1.907 6	18 742.63	0.426 7
2006-6-3	3 404.156	3 527.531	3.624	3 476.212	2.117
2006-6-4	29 982.75	28 953.42	3.433 1	29 832.41	0.501 4
2006-6-5	1 098.938	1 323.32	20.418	10 332.56	6.040 2
2006-6-6	21 210	23 142	9.109	21 328	0.556

在图 3 的风电功率预测图中,实线带+的曲线是实际风电功率曲线,虚线带 o 的曲线是 WNN 模型风电功率预测曲线,点线带 * 是 GA-WNN 模型风电功率预测曲线.由图 3 可以看出,与小波神经网络预测方法相比较而言,GA-WNN 模型很大地提高了网络的收敛速度.由表 3 可以看出,遗传算法优化后的小波神经网络预测方法的最大预测误差为 6.040 2%,小波神经网络预测方法的最大预测误差为 20.418%,相比较而言,GA-WNN 预测模型预测数据的精度更高.

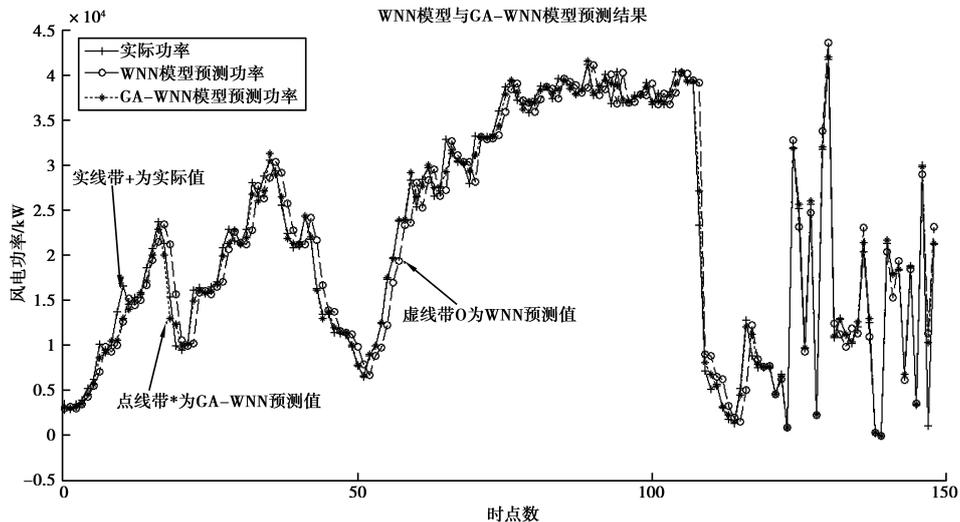


图 3 WNN 与 GA-WNN 风电功率预测曲线图

5 结 论

通过 GA-WNN 模型和 WNN 模型对风电功率进行预测的结果对比可以发现,GA-WNN 方法的预测精度更高.主要是因为 GA-WNN 模型综合了遗传算法的全局优化搜索能力特性与小波神经网络高精度的特性,实现了对全局参数进行高精度优化,对风电机组的风电功率就进行了有效的预测.

参考文献:

- [1] 周明龙,田丽,王静,等.基于遗传算法的 WANN 的加速器故障诊断分析[J].自动化与仪器仪表,2011(4):169-170;173
- [2] 周明龙.机器视觉在车道线检测技术中的应用研究[D].合肥:安徽工程大学,2012
- [3] 郭玉坤,王忠红.基于遗传算法的 WNN 在电力负荷短期预测中的应用[J].自动化与仪器仪表,2012(4):118-119;122
- [4] 厉卫娜,苏小林.基于小波-神经网络的短期风电功率预测研究[J].电力学报,2011(6):458-461;465
- [5] 齐放.基于小波神经网络的风电功率预测[J].电气开关,2011(4):18-20
- [6] 张士钊.基于免疫进化算法和小波神经网络的短期电价预测[D].石家庄:华北电力大学,2007
- [7] 余丙荣,周明龙,李玲纯.基于遗传算法的 WANN 的汽车发动机故障诊断分析[J].安徽工程大学学报,2011(1):55-57
- [8] 朱文武,周明龙,田丽,等.小波变换在车道线边缘检测中的应用研究[J].重庆工商大学学报:自然科学版,2012(5):64-67
- [9] 王蒙,张国友,田丽,等.基于最优组合预测模型的电力负荷预测研究[J].重庆工商大学学报:自然科学版,2012(9):65-69
- [10] 刘建娟,徐晓苏,刘锡祥.遗传优化小波神经网络在组合导航系统中的应用[J].中国惯性技术学报,2006(2):33-37

Research on the Application of GA-WNN Network to Wind Power Prediction

CHENG Jing-jing¹, ZHOU Ming-long²

(1. School of Electrical Engineering, Anhui University of Science and Technology, Anhui Huainan 232001, China; 2. Department of Electrical Engineering, Anhui Technical College of Mechanical and Electrical Engineering, Anhui Wuhu 241000, China)

Abstract: A prediction method for wind power is proposed based on genetic algorithm, wavelet and neural network by the feature of the global optimization capacity of the genetic algorithm and the high accuracy of wavelet neural network. The output power data of 58 wind power motors in a wind power field are used as real examples to test the prediction method and the results show that the prediction of GA-WNN Model with good robustness and high accuracy and small prediction error.

Key words: wavelet transform; artificial neural network; genetic algorithm; wind power prediction

责任编辑:李翠薇