

文章编号: 1000-5862(2014)06-0615-05

基于改进小波神经网络的大气质量评价模型

王博¹ 周松^{2*} 冷明¹ 郭晨¹ 彭硕¹

(1. 井冈山大学电子与信息工程学院 江西吉安 343009; 2. 井冈山大学商学院 江西吉安 343009)

摘要: 为了缩短人工神经网络的训练时间、减少迭代次数和提高输出结果的准确率, 将小波基函数应用于人工神经网络, 并用专家评分后归一化处理的方法对输入层的权值初始值进行优化, 建立了优化的小波神经网络模型. 将该模型对井冈山区域2012年大气监测数据进行评价, 实验结果表明: 经过优化的小波神经网络模型的评价精度较高. 最后与将该模型与其它评价方法相比, 该模型还具有计算快速、评价客观、可靠性强、效率更高的特点.

关键词: 小波神经网络; 评价模型; 权值优化; 大气质量评价

中图分类号: TP 311

文献标志码: A

0 引言

全国范围内的雾霾现象越来越严重, 国家各级部门对治理大气环境的重视达到了空前的高度, 而其中重要一环就是如何对大气空气质量进行评价. 国内外学者提出了多种大气质量评价方法, 如文献[1-2]中提出了灰色聚类法、文献[3-4]提出层次分析法、文献[5-6]提出模糊数学法等, 这些方法都有各自的优点, 但是它们都存在一个共同的缺陷是: 在评价方法与评价结果之间的物理意义并不明确^[7], 这使得上述方法无法成为一种科学依据并为环境治理服务. 此外, API法被国内外普遍采用, 但是这种大气质量评价方法的缺陷是将多种污染物分隔开来, 未考虑多宗污染物之间的协同作用^[8]. 本文提出了一种基于小波神经网络的模型, 为大气质量评价提供一种新的思路和方法.

1 小波神经网络

1.1 小波基函数的构造

小波基函数由母小波函数生成^[9-11]. 设母小波函数为 $\varphi(t)$, $\varphi_{ab}(t)$ 为小波基函数, 则 $\varphi(t)$ 应该满足条件

$$\int_{-\infty}^{\infty} |\hat{\varphi}(\xi)|^2 |\xi|^{-1} d\xi < +\infty, \quad (1)$$

且 $\varphi(t) \in L^2(R)$, 其中 $\hat{\varphi}(\xi)$ 为 $\varphi(t)$ 的傅立叶变

换. $\varphi_{ab}(t)$ 应满足

$$\varphi_{ab}(t) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \varphi\left(\frac{t-b}{a}\right), \quad a, b \in \mathbf{R} \text{ 且 } a \neq 0. \quad (2)$$

由于小波基函数是非线性函数, 则由(1)式和(2)式可以推广得出, 任意的非线性函数 $f(t) \in L^2(R)$ 的小波变换可以表示为

$$k_f(a, b) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \varphi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt. \quad (3)$$

从(3)式可以看出, 小波基函数的频谱和形状大小由 a 决定, 平移距离由 b 决定, 则 a 称为伸缩因子, b 称为平移因子.

传统的逼近函数为 sigmoid 函数, 本文用 $\varphi_i(t)$ ($i = 1, 2, 3, \dots, N$) 来代替, 并且设 a_i 为伸缩因子, b_i 为平移因子, 即

$$\varphi_i(t) = \varphi((t - b_i)/a_i) \sqrt{|a_i|}. \quad (4)$$

1.2 小波神经网络模型

小波神经网络分为输入层、隐藏层和输出层, 如图1所示.

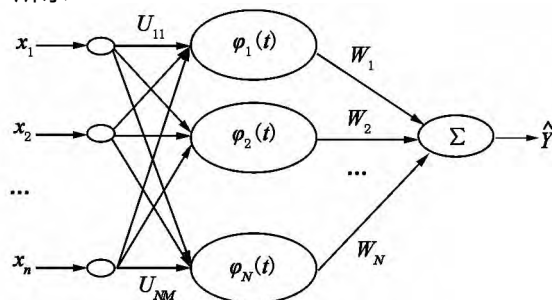


图1 小波神经网络结构图

收稿日期: 2014-08-19

基金项目: 国家科技支撑计划(2012BAC11B03)资助项目.

通信作者: 周松(1964-), 男, 江西吉安人, 教授, 主要从事区域生态环境监测与预警技术等研究.

图1中的小波神经网络的输入层包含 M 个输入节点, 隐含层有 N 个节点, 输出层有 1 个节点. \hat{Y} 为网络的期望输出, 具体表示为

$$\hat{Y} = \sum_{i=1}^N W_i \varphi\left(\frac{t - b_i}{a_i}\right). \quad (5)$$

其中 W_i 为在隐含层中第 i 个节点的输出权重. 如果隐含层的第 i 个节点用 t_i 来表示, 则

$$t_i = \sum_{j=1}^M U_{ij} x_j, \quad (6)$$

其中 U_{ij} 第 i 个隐含层单元与第 j 个输入值的权重.

根据(5)式和(6)式可得

$$\hat{Y} = \sum_{i=1}^N W_i \varphi\left(\frac{\sum_{j=1}^M U_{ij} x_j - b_i}{a_i}\right), \quad (7)$$

U_{ij} 、 a_i 、 b_i 、 W_i 这 4 个参数的值需经过样本数据的反复网络训练才能确定. 设有以下的样本数据:

$$(x_{k1}, x_{k2}, \dots, x_{kM}, Y_k) \quad (k = 1, 2, \dots, Q),$$

则(7)式中的 N 值可以通过对最小均方差得到, 并可以得到

$$E_Q = \frac{1}{Q} \sum_{k=1}^Q (Y_k - \hat{Y}_k)^2. \quad (8)$$

设网络训练的拟合误差为 ε , 则通过(1)~(8)式的反复执行, 当 $E_{N^*} < \varepsilon$ 时, 网络训练终止.

1.3 学习算法

小波神经网络模型中隐含层使用 Mrolet 作为传递函数,

$$\varphi(x) = \cos(1.75x) e^{-x^2/2}. \quad (9)$$

在网络训练时通常使用逆向反馈算法. 分为以下步骤:

(i) 将网络参数 a_i 、 b_i 、 U_{ij} 、 W_i 进行初始化;

(ii) 将学习样本输入网络进行学期, 同时对输出值做出预期 Y_k . 学习样本数为 Q :

$$x_{kj} \quad (j = 1, 2, \dots, M; k = 1, 2, \dots, Q);$$

(iii) 计算输出. 使用误差反向传递, 调整网络参数的值, 以减小误差. 网络参数的调整公式为

$$U_{ij} = U_{ij} - \eta \partial E_Q / \partial U_{ij} + \alpha \Delta U_{ij}, \quad (10)$$

$$W_i = W_i - \eta \partial E_Q / \partial W_i + \alpha \Delta W_i, \quad (11)$$

$$a_i = a_i - \eta \partial E_Q / \partial a_i + \alpha \Delta a_i, \quad (12)$$

$$b_i = b_i - \eta \partial E_Q / \partial b_i + \alpha \Delta b_i, \quad (13)$$

η 为网络训练速率, α 为动量因子;

(iv) 当网络训练输出的误差小于预设值, 或者网络训练次数达到预设的次数时, 训练结束. 否则重复步骤(ii)~(iii).

1.4 模型改进

目前对小波神经网络的优化的研究主要集中在避免网络训练时陷入局部最小值和如何提高网络训练速率这两个方面. 如在文献[12-15]中提到的最小二乘法、BP 权值均衡法、共轭梯度法等. 本文尝试采取一种更加优秀的归一法, 对输入层权重 U_{ij} 的初始值进行优化, 最终达到减少网络训练的迭代次数、提高模型精度的目的. 具体的方法为

(i) 首先采用专家打分的方式得到各输入层的权值, 该值作为 U_{ij} 的初始值;

(ii) 归一化:

$$U_{ij} = U_{ij} / \sqrt{\sum_{j=1}^M U_{ij}^2}, \quad i = 1, 2, \dots, I, \quad (14)$$

M 为输入层的节点数, I 为隐含层节点数.

(iii) 将 I 、 M 与(14)式相乘得

$$U_{ij} = C I^{1/M} U_{ij}, \quad i = 1, 2, \dots, I, \quad (15)$$

C 为常数, 区间为 $[1, 8, 2]$.

(iv) 用下式对 U_{ij} 优化:

$$U_{ij} = 2U_{ij} / (x_{imax} - x_{imin}), \quad i = 1, 2, \dots, I, \quad (16)$$

其中 x_{imax} 为输入层第 i 个节点中的样本的最大值, x_{imin} 为最小值. U_{ij} 的优化完成.

2 实例应用

本文将应用小波神经网络模型, 对井冈山区域 2012 年对 SO_2 、 NO_2 、 PM_{10} 的实测数据进行大气质量评价, 并将其评价结果与 BP 网络、函数连接网络、模糊决策法、灰色聚类法的评价结果进行比较, 来说明本文模型的广泛性、有效性和优越性.

模型的输出结果采用《环境空气质量标准》(GB 3095—2012) 为评价标准, 以《环境空气质量指数(AQI) 技术规定(试行)》(HJ 633—2012) 中的 AQI 指数计算方法得到的 AQI 指数对大气质量划分为 I、II、III、IV、V、VI 6 个等级. 表 1 中给出了 SO_2 、 NO_2 、 PM_{10} 这 3 个指标对应等级的浓度限值.

表 1 大气环境质量评价标准

指标	mg/m ³					
	I	II	III	IV	V	VI
SO_2	≤ 0.05	≤ 0.15	≤ 0.475	≤ 0.80	≤ 1.60	> 1.600
NO_2	≤ 0.04	≤ 0.08	≤ 0.180	≤ 0.28	≤ 0.565	> 0.565
PM_{10}	≤ 0.05	≤ 0.15	≤ 0.250	≤ 0.35	≤ 0.420	> 0.420

2.1 建立大气质量评价模型

由于监测数据涉及到 SO_2 、 NO_2 、 PM_{10} 这 3 个指标的监测,所以在模型的输入层建立 3 个神经元,输入 SO_2 、 NO_2 、 PM_{10} 这 3 个指标的监测数据. 隐含层根据 $2n + 2$ 的方法设置 8 个神经元,输出层为预期输出结果 Y . 建立的小波神经网络如图 2 所示.

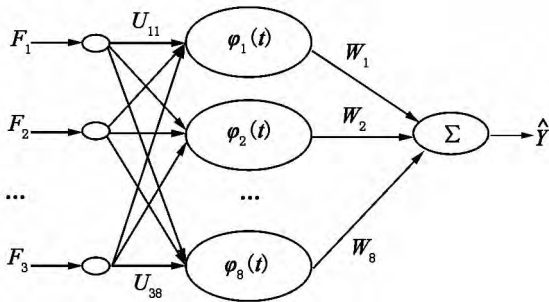


图 2 大气质量评价的小波神经网络模型

该模型开始网络训练之前的基本参数权重 U 的初始值由专家评分获得. 针对本次评价,一共回收 10 位行内专家对 3 项指标的输入层输入权值评分结果,加权平均处理后得到的权重为 $U = (85.4, 78.3, 90.7)$; 然后采用(14)式的方法对权重进行常规归一化处理得 $U = (0.218, 0.175, 0.304)$; 最后利用(17)式和(18)式进行优化后,最终得到的权重值初始值为 $U = (0.188, 0.114, 0.235)$.

2.2 网络训练

从江西省吉安市 2012 年一共获得 12 组监测数据(见表 3),其中,前 5 组数据将作为学习样本输入到网络进行学习,但是为了提高网络训练的精确度,试验中在基本学习样本数据中采用均匀线性插值,一共产生了 150 个学习样本进行网络训练. 模型预期输出结果为正交矩阵(见表 2),输出层共 5 个神经元,对应 I~VI 的等级隶属度.

表 2 网络训练期望输出

组	等级	期望输出					
1	I	1	0	0	0	0	0
2	II	0	1	0	0	0	0
3	III	0	0	1	0	0	0
4	IV	0	0	0	1	0	0
5	V	0	0	0	0	1	0
6	VI	0	0	0	0	0	1

网络训练工具使用 Matlab,利用 Matlab 中自带的丰富函数工具箱进行网络仿真训练. 训练误差设为 $E < 0.0001$,同时设置网络训练的迭代次数小于等于 50 000.

表 3 井冈山区域 2012 年大气监测数据

月份	$\text{SO}_2 / (\text{mg} \cdot \text{m}^{-3})$	$\text{NO}_2 / (\text{mg} \cdot \text{m}^{-3})$	$\text{PM}_{10} / (\text{mg} \cdot \text{m}^{-3})$
1	0.053	0.045	0.084
2	0.028	0.033	0.078
3	0.043	0.031	0.075
4	0.034	0.028	0.087
5	0.027	0.020	0.069
6	0.018	0.012	0.041
7	0.015	0.013	0.040
8	0.023	0.014	0.038
9	0.038	0.021	0.067
10	0.042	0.027	0.066
11	0.044	0.033	0.089
12	0.071	0.050	0.097

2.3 评价结果

将表 3 中的大气监测数据输入本文的小波神经网络大气质量评价模型,模型的输出结果为评价区域的大气质量等级,具体的输出结果在表 5 中显示. 同时,为了体现输出结果的准确性,以《环境空气质量指数(AQI)技术规定(试行)》中的 AQI 指数计算方法得到的 AQI 指数对比. 表 4 是 AQI 指数对应的等级中的数值.

表 4 AQI 指数分级

	I	II	III	IV	V	VI
AQI	0 ~ 50	51 ~ 100	101 ~ 150	151 ~ 200	200 ~ 300	> 300

表 5 井冈山区域 2012 年大气质量评价结果

月份	小波神经网络输出结果	隶属度	空气质量指数(AQI)	评价等级
1 月	(0.109 3 0.441 2 0.257 1 0.145 0 0.094 5)	II	67	II
2 月	(0.698 8 0.300 4 0.006 0 0.397 2 0.352 2)	I	42	I
3 月	(0.010 8 0.596 1 0.006 2 0.044 1 0.393 1)	II	55	II
4 月	(0.076 6 0.541 1 0.311 8 0.415 5 0.009 9)	II	66	II
5 月	(0.300 4 0.854 0 0.076 6 0.200 2 0.364 4)	II	74	II
6 月	(0.556 1 0.417 8 0.120 1 0.289 1 0.046 6)	I	41	I

表 5(续)

月份	小波神经网络输出结果	隶属度	空气质量指数(AQI)	评价等级
7 月	(0. 487 1 0. 009 8 0. 396 6 0. 074 6 0. 351 2)	I	45	I
8 月	(0. 685 5 0. 393 2 0. 418 7 0. 191 2 0. 311 7)	I	36	I
9 月	(0. 393 1 0. 754 1 0. 109 2 0. 120 5 0. 085 4)	II	82	II
10 月	(0. 005 4 0. 756 1 0. 236 6 0. 015 8 0. 351 1)	II	88	II
11 月	(0. 122 5 0. 821 0 0. 066 5 0. 661 5 0. 235 8)	II	93	II
12 月	(0. 099 2 0. 561 7 0. 011 8 0. 036 7 0. 345 7)	II	77	II

从表 5 可以看出 ,用本文的基于小波神经网络的大气质量评价模型对江西省吉安市 2011 年 12 个月一共 12 组数据进行的评价结果 ,与根据 HJ 633—2012 标准的空气质量指数(AQI) 计算得到的大气质量等级是一致的 ,这说明本文小波神经网络大气质量评价模型是可行的、合理的.

2.4 与其它几种评价方法对比

BP 神经网络、函数连接网络、模糊决策、灰色聚类这 4 种方法是目前国内比较流行的大气质量评价方法 ,将这 4 种方法分别对表 3 中的数据进行评价 ,将它们的评价结果与本文的小波神经网络模型进行比较 ,比较结果见表 6.

表 6 本文模型与其它 4 种方法的评价结果比较

方法	样本											
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
本文的小波神经网络	II	I	II	II	II	I	I	I	II	II	II	II
BP 神经网络	II	I	II	II	II	I	I	I	II	II	II	II
函数连接网络	II	I	II	II	II	I	I	I	II	II	I	II
模糊决策	II	II	II	II	II	I	I	I	II	II	II	II
灰色聚类	II	I	II	II	II	II	I	II	II	II	II	II

从表 6 可以看出 ,函数连接网络对 11 月的评价结果有误差、模糊决策对 2 月份的评价结果有误差、灰色聚类法的评价误差出现在 8 月份. BP 神经网络在评价结果上并没有出现误差 ,但是它与本文的小波神经网络模型相比 ,训练时的迭代次数明显增加 ,训练的时间也耗费更多 ,表 7 说明了这种情况. 从表 7 可以看出 ,BP 神经网络的迭代次数远远超过了本文的小波神经网络模型 ,从而造成了更多的训练时间消耗. 这也说明了本文的小波神经网络大气质量评价模型的效率更高.

表 7 本文模型与 BP 神经网络比较

网络类型	迭代次数	训练时间/s
本文小波神经网络	2 541	1. 29
BP 神经网络	5 655	2. 03

3 结论

在传统的小波神经网络的基础上 ,使用专家打分的方法对输入层权值初始值进行优化 ,建立了改进的小波神经网络模型 ,减少了网络训练的时间和迭代次数 ,将该模型应用于大气质量评价 ,与函数连接网络、模糊决策、灰色聚类评价方法相比 ,本模型提高了评价准确性;与 BP 神经网络相比 ,本模型减

少了网络训练迭代次数 ,缩短了网络训练时间 ,提高了评价效率.

4 参考文献

[1] 张云海 ,马雁军 ,孙财涛 ,等. 灰色聚类评价在经济区大气环境质量评价中的应用 [J]. 环境科学与技术 , 2010 ,33(6E) : 424-428.

[2] Pei Lingling ,Wang Zhengxin. An optimized grey cluster model for evaluating quality of labor force [J]. Journal of Software ,2013 ,8(10) : 2489-2494.

[3] 宁小利. 基于层次分析法的包头市城市生态环境质量评价指标体系构建 [J]. 安徽农业科学 ,2011 ,38(4) : 1996-1999.

[4] 卓倩 ,杨文卿 ,钱庆荣 ,等. 层次分析法在福州市大气环境质量评价中的应用 [J]. 福建师范大学学报: 自然科学版 ,2012 ,28(1) : 60-65.

[5] 魏毅. 基于模糊数学的大气环境质量综合评价 [J]. 四川环境 ,2012 ,31(3) : 61-64.

[6] 张春娜 ,李良玉. 唐山市大气环境质量的模糊数学综合评价 [J]. 中国农学通报 ,2012 ,28(35) : 192-196.

[7] 郭东恩 ,沈燕 ,张峰. GIS 技术在大气环境模拟与评价系统中的应用探讨 [J]. 测绘科学 ,2011 ,36(5) : 100-103.

[8] 韩旭明 ,左万利 ,王丽敏 ,等. 免疫算法优化的大气质量

- 评价模型及其应用 [J]. 计算机研究与发展, 2011, 48(7): 1307-1313.
- [9] 王博, 罗超. 基于改进的 BP 神经网络的入侵检测研究 [J]. 井冈山大学学报: 自然科学版, 2011, 32(4): 66-70.
- [10] Wang Yanchun, Qiao Min, Liu Yunxia, et al. Health risk assessment of heavy metals in soils and vegetables from wastewater irrigated area, Beijing-Tianjin city cluster, China [J]. Journal of Environmental Sciences, 2013(4): 1210-1214.
- [11] Leandro N Castro, Jon Timmis, Helder Knidel, et al. Artificial immune systems: structure, function, diversity and an application to biclustering [J]. Natural Computing, 2013(3): 56-60.
- [12] Zarita Zainuddin, Pauline Ong. Modified wavelet neural network in function approximation and its application in prediction of time-series pollution data [J]. Applied Soft Computing, 2011, 11(8): 4866-4874.
- [13] Zarita Zainuddin, Pauline Ong. Reliable multiclass cancer classification of microarray gene expression profiles using an improved wavelet neural network [J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(11): 13711-13722.
- [14] Amina M, Panagou E Z, Kodogiannis V S, et al. Wavelet neural networks for modelling high pressure inactivation kinetics of *Listeria monocytogenes* in UHT whole milk [J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2013, 103(2): 233-237.
- [15] 张丹, 张军, 欧阳盼, 等. 南昌市常见鸟类对环境中 Cu、Pb、Cd 重金属污染物的指示作用研究 [J]. 江西师范大学学报: 自然科学版, 2013, 37(3): 319-323.

The Model for Atmospheric Quality Assessment Based on Wavelet Neural Network

WANG Bo¹, ZHOU Song^{2*}, LENG Ming¹, GUO Chen¹, PENG Shuo¹

(1. School of Electronics and Information Engineering, Jinggangshan University, Ji'an Jiangxi 343009, China;

2. School of Business, Jinggangshan University, Ji'an Jiangxi 343009, China)

Abstract: In order to reduce the artificial neural network training time and the number of iterations and improve the accuracy of output results, the wavelet function applied in artificial neural network, optimized with the method of expert score normalization initial weights of the input layer values, a optimized wavelet neural network model was established. According to the atmosphere monitor data in the 2012, the model was used for assess the atmosphere quality of the Ji'an city in Jiangxi Province. The assessment results shows that, the model had a higher assessment accuracy. Finally, the model is compared with other assessment methods, the wavelet neural network has the characteristics of rapid calculation, objective assessment, high reliability and higher efficiency.

Key words: wavelet neural network; assessment model; weight optimization; atmosphere quality assessment

(责任编辑: 冉小晓)