技术方法 文章编号:0253-3626(2009)04-0455-04

基于小波神经网络的饮用水水质预测模型研究

邓 宇,姚 宁,田考聪
(重庆医科大学公共卫生学院卫生统计教研室,重庆 400016)

【摘 要】目的:为饮用水水质预测提供方法学参考。方法:采用小波神经网络(Wavelet neural network ,WNN)方法建立水质预测模型,对重庆市某主城区饮用水水质参数高锰酸钾月平均浓度进行预测,并同 BP 神经网络的预测结果进行比较分析。结果:采用均方根误差(Root mean square error, RMSE)和平均绝对百分比误差(Mean absolute percentage error ,MAPE)来评价模型预测效果。预测实例表明 WNN 模型具有较高的预测精度,并且预测精度高于 BP 神经网络。结论:利用 WNN 对水质参数具有较好的预测效果。

【关键词】小波神经网络;小波分析;BP 神经网络;水质预测
【中国图书分类法分类号】R123.1 【文献标识码】A 【收稿日期】2008-08-28

Research of predictive model of drinking water quality based on wavelet neural network

Deng Yu, et al
(*Department of Health Statistics, College of Public Health, Chongqing Medical University*)

【Abstract】*Objective*: To provide the methodology reference for the drinking water quality prediction. *Methods*: A predictive model of drinking water quality was established by wavelet neural network. The monthly average concentration of potassium permanganate in Chongqing, one drinking water quality parameter, was predicted by the model, and the predictive results were compared with BP neural network. *Results*: RMSE and MAPE were applied to evaluate the predictive results. The research indicated that the precision of WNN model was superior to that of BP neural network model. *Conclusion*: The WNN model has better precision for drinking water quality prediction.

【Key words】Wavelet neural network; Wavelet analysis; BP neural network; Drinking water quality prediction

近年来,关于水质的预测,目前研究的热点是利用人工神经网络(Artificial neural network, ANN)方法来实现,但是 ANN 具有推广能力差、过拟合、易于陷入局部最优、寻找结构参数复杂,以及网络设计具有一定的盲目性等缺点。WNN 既具有 ANN 的自学习能力又具有小波分析的局部化特性,已有的研究表明 WNN 具有以下优点:首先,具有逼近能力强、收敛速度快、预测精度高,即较强的函数学习能力和泛化能力;其次,网络权系数线性分布和学习目标权函数的凸性,使网络训练过程从根本上避免了局部最优等非线性优化问题;最后,小波基单元数及整个网络结构的确定有可靠的理论根据,可避免 BP 神经网络结构设计上的盲目性[1]。目前,WNN 受到了越来越多的重视,广泛地应用于函数逼近、数据与图像压缩、预测预报等各个领域。本文运用小波分析与神经网络的基本原理,建立了基于WNN 的饮用水水质参数预测模型。实例计算表明,该模型的总体性能优于 BP 神经网络模型,结果令人满意。

1 WNN 的基本思想

ANN 是生物神经网络的抽象和模拟,它是由大量人工神经元广泛连接而成的超大规模的非线性动力学系统。许多模型在进行预测时,要求变量满足正态性和独立性等条件,而神经网络无此限制。并且加入隐含层的 ANN 可以逼近任意非线性映射,避开了复杂的参数估计过程,直接给出结果,简单直观,易于操作。对不完整信息、带噪音的信息具有良好的适应性。对非线性输入输出关系的学习更具有优越性。

小波分析[2]是在傅立叶变换的基础上而提出来的,它在

作者介绍:邓 宇(1983-),男,硕士,
研究方向:多元统计分析方法在医疗卫生领域中的应用。
通讯作者:田考聪,男,教授,E-mail:tkc5155@126.com。

表 1 2001~2005 年高锰酸钾指数月平均浓度

时间 / 月	高锰酸钾指数 mg/L	时间 / 月	高锰酸钾指数 mg/L	时间 / 月	高锰酸钾指数 mg/L	时间 / 月	高锰酸钾指数 mg/L	时间 / 月	高锰酸钾指数 mg/L
2001.1	2.20	2002.1	2.70	2003.1	2.40	2004.1	2.20	2005.1	2.70
2001.2	2.50	2002.2	2.00	2003.2	3.20	2004.2	2.90	2005.2	2.60
2001.3	2.70	2002.3	2.40	2003.3	4.00	2004.3	3.50	2005.3	3.40
…	…	…	…	…	…	…	…	…	…
2001.11	2.80	2002.11	2.40	2003.11	2.20	2004.11	2.10	2005.11	2.70
2001.12	2.20	2002.12	3.20	2003.12	2.40	2004.12	2.90	2005.12	2.80

时间域和频率域上同时具有良好的局部化性质.它通过平移和伸缩参数对信号的不同频率分量采用不同持续时间的窗函数来分析信号,从而实现信号不同频率分量有不同时频分辨率，即在低频段采用高的频率分辨率和低的时间分辨率，而在高频段采用低的频率分辨率和高的时间分辨率,这样就可以聚焦到信号的任意细节。既能看到信号的全貌，又能看到信号的细节,从这个意义上讲,它被人们誉为“数学显微镜”[3]。

基于小波分析的 ANN 简称 WNN[4,5]是小波分析与神经网络相结合的产物。其思想是用小波元代替神经元,即用小波函数代替 Sigmoid 函数作激活函数,通过仿射变换,建立起小波变换与网络系数之间的连接,并应用于逼近能量有限空间 $L^2(R)$ 中的函数 f(x)。WNN 结合了小波变换良好的时频局域化性质及神经网络的功能,因而具有较强的逼近能力和容错能力。

WNN 主要有以下两种途径形成[6]：一种是松散型结合，即小波分析作为神经网络的前置处理手段,通过对信号进行小波变换提取信号有用的信息,为神经网络提供输入特征训练样本。另一种是紧致型结合,即小波和神经网络直接融合，用小波函数或尺度函数形成神经元对信号进行分析处理。本文主要用小波分析与 BP 神经网络的松散型结合来建立饮用水水预测模型,关于对小波分析与神经网络的两种结合方式的预测精度探讨,我们将用后续文章说明。

2 实例应用

选用重庆市某主城区以嘉陵江为水源的饮用水 2001~2005 年高锰酸钾指数月平均浓度作为研究对象。选用 2001~2004 全年及 2005 年前 6 个月高锰酸钾指数月平均浓度作为网络的训练数据,通过建立 WNN 水质参数预测模型,来预测 2005 年后 6 个月份的高锰酸钾指数平均浓度值。2001~2005 年每月的高锰酸钾指数月平均浓度如表 1 所示。我们将此数据看成一个单一时间序列。

2.1 样本设计

设时间序列 $x=\{x_i|x_i\in R,i=1,2,...,l\}$，对于单一时间序列,我们可以通过序列前 N 个时刻的值预测后 M 个时刻的值，可以采用序列的 N 个数据为滑动窗，并将其映射为 M 个值，这 M 个值代表在该窗之后的 M 个时刻上的预测值。这样就把数据分为 K 个长度为 N+M 的有一定重叠的数据段，每个数据段可以看成是一个样本，这样可得到 K=L-(N+M)+1 个样本。可以将每个样本的前 N 个值作为网络的输入,后 M 个值作为网络的输出,通过学习使该网络实现从输入空间 R^N 到输出空间 R^M 的映射,从而达到时间序列预测的目的。N 表示输入节点个数,M 表示输出节点个数

本文曾选用不同滑动窗大小，建立相应的 WNN 预测模型,以预测精度为选择依据,最终决定选取滑动窗的大小 N=3,输出 M=1,由此可知样本集共有样本 K=60-(3+1)+1=57 个，取前 51 组数据作为训练集,最后 6 组数据为预测集。预测之前,首先要对数据进行归一化处理,使其落入[0,1]区间。这样处理可以避免指标中数值较大的值控制训练过程而掩盖了较小的数值指标的作用。另外,可以减少训练过程中数值计算的复杂度。归一化处理后,最后通过反归一化处理,得到最终预测值。

2.2 网络类型、小波函数及小波分解最大尺度的选择

目前在众多的神经网络类型中,BP 神经网络为研究最多且应用最为广泛,因此选用 BP 神经网络为预测模型骨架,实现从输入空间 R^3 到输出空间 R^1 的映射。

选择合适的小波函数对模型的预测精度及泛化能力非常重要,也是关键步骤,但目前尚无实质性的理论指导。常用的小波函数(系列)有:Haar 正交小波、Daubechies(dbN)小波、Coiflet 小波、Symlet 小波等等,目前主要是通过用小波变换方法处理信号的结果与理论结果的误差来判定小波基的好坏，并由此选定小波基。众多实践表明 dbN 系列小波基

能较好的分析时间序列问题[7]。本文通过试验，选取 db3 为小波函数，它既可以表现原序列的大致概貌，且对于峰值也有很好的体现。

对于小波基函数最大分解尺度的选择，在一定预测精度要求下，分解尺度既不能太小也不能太大，若尺度选得太小，则不能有效地将原信号中具有不同频率特征的分量分离出来，也就无法得知原序列各频段详细信息，无法体现小波变换的优越性，尺度过大则需要用较多的模型对分解后的各个分量进行预测，各个预测模型都会引入一定的误差，从而导致最终预测误差变大。本文通过比较不同的分解尺度 N 所产生的低频概貌与原序列的相似程度来选择合适的尺度，分别取分解尺度 N=1、2、3 时，原始序列与低频概貌 caN 的比较，最终选择 N=2。而蒋晓辉等[8]在作径流量的分析时，也认为当 N 取 2 时，最适合非平稳时间序列的小波分析。因此本文最终选用 db3 小波基进行 2 层小波分解，分解后得到的低频信号和各高频信号及信号重构如图 1 所示：

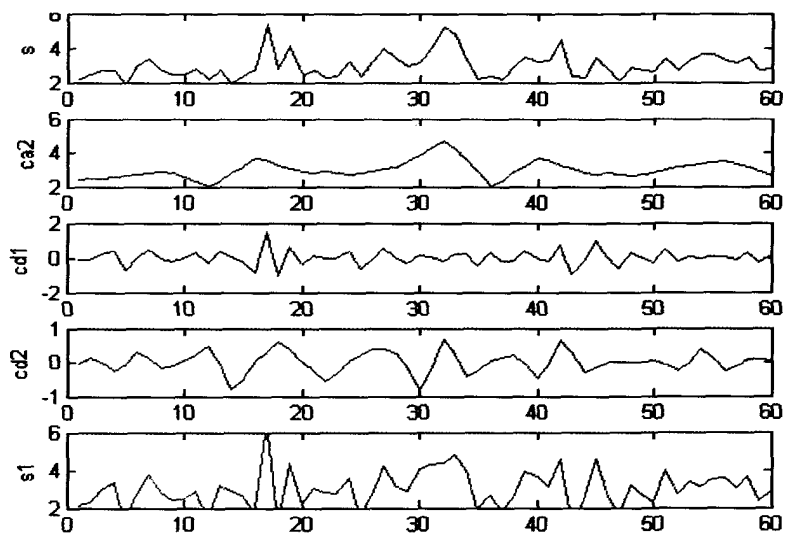


图 1 小波分析数值变化曲线

图 1 中，s 表示原始信号，即 2001~2005 年每月高锰酸钾指数，ca2 表示进行 2 层小波分解后得到的低频信号，可见 ca2 基本反映出原信号的峰值及变化趋势，为原信号的趋势成分；cd1 和 cd2 为分解后得到的高频信号，其中 cd1 随机波动，为原信号的随机成分，而 cd2 基本上呈周期性的波动，为原信号的周期成分。s1 为分解后的重构信号，由图 1 可知：重构信号与原信号相比基本没有什么差别。原信号的分解关系为：s=ca2+cd1+cd2，重构则为分解的逆过程。

2.3 预测结果与分析

本文采用 Matlab7.1 软件编程建立模型求解。分别用 BP 神经网络，WNN 对饮用水水质参数高锰酸钾指数平均浓度值（单位：mg/L）进行预测。本文采用 RMSE 以及 MAPE 来评价模型最终预测效果，均方根误差：$RMSE=\frac{1}{N}\sqrt{\sum_{i=1}^{N}[(a_i-p_i)/a_i]^2}$；平均绝对百分比误差 $MAPE=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}|(a_i-p_i)/a_i|$，式中：$a_i$、$P_i$ 分别为实际高锰酸钾指数月均浓度值和预测数值，N 为样本数。结果如表 2 所示。图 2 为分别用 BP 神经网络和 WNN 得到的 2001~2005 年逐月高锰酸钾指数实测值与预测值对比图

从表 2 可见，WNN 预测模型的 RMSE 以及 MAPE 均明显低于 BP 神经网络预测模型，其预测误差比 BP 神经网络小。图 2 说明 WNN 的实测值与预测值的拟合效果很好，高于 BP 神经网络。实例说明，WNN 在整体上优于 BP 神经网络，具有很强的学习能力、泛化能力，将其用于水质参数预测具有很大的应用价值。

3 讨 论

本文提出应用 WNN 的方法来预测饮用水水质参数，其取得了很好的预测效果，与 BP 神经网络相比，具有预测精度高，模型的学习能力，泛化能力强等优点，从而在水质参数预测中具有很大的应用价

表 2 WNN 模型与 BP 模型的预测结果比较

时间	实测值	预测值	
		BP	WNN
2005.7	3.60	4.72	4.16
2005.8	3.30	5.02	3.35
2005.9	3.10	4.09	2.19
2005.10	3.50	4.02	3.34
2005.11	2.70	4.58	3.05
2005.12	2.80	2.32	3.15
均方百分比误差		0.167 15	0.043 738
平均绝对百分比误差		0.361 60	0.095 161

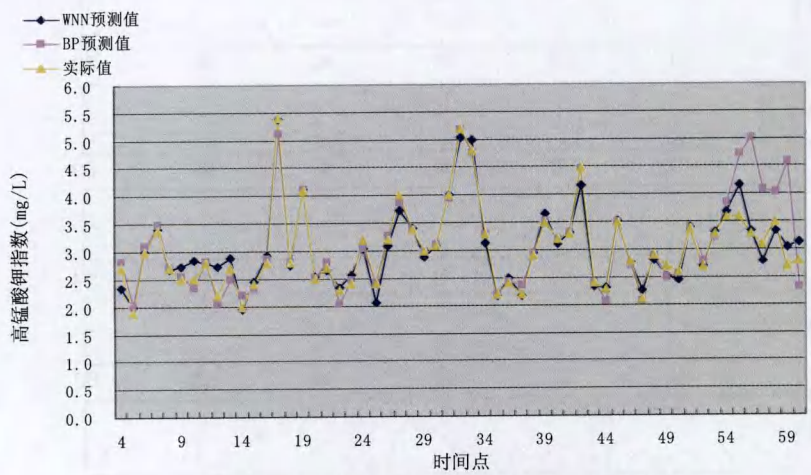


图 2 WNN 与 BP 的实测值与预测值的对比图

值。但在应用 WNN 方法建模时，应注意以下两个方面：

(1)在样本的预处理即样本设计时，应考虑滑动窗大小的选取，不同的滑动窗大小会影响最终的预测精度，一般应选择多组不同滑动窗大小，分别建模预测，然后选择其预测精度最好者。

(2)小波基函数的选取，针对具体信号，选择合适的小波基函数是小波分析的关键步骤，目前尚无实质性的指导理论，通常的做法是针对研究信号的具体特征，选用几种具有能方便并准确刻画和描述信号性质的小波函数，通过分析比较各小波函数处理信号的结果并与理论结果相比较，用误差来判定所选的小波函数的好坏。确定小波函数质量性质的依据主要有：函数的支撑长度、对称性、函数的消失矩阵阶数及正则性等等，一般情况下，如果我们希望得到数据信号的一个主要的长期的发展趋势而并不要求对信号进行短期的精确预测时，可选用具有正则性的小波函数；相反如果我们期望得出精确的预测结果，就应选择具有良好紧支性的小波函数。

参 考 文 献

[1] 陈 哲，冯天瑾.小波神经网络研究进展及展望[J].青岛海洋大学学报，1999，29(4)：663-666.

[2] Daubechies I. Ten lectures on wavelets[M]. Philadephia：SLAM，1992.1-351.

[3] 张德干，郝先臣，徐凌宇，等. 基于小波理论的数据挖掘方法研究[J]. 小型微型计算机系统，2001，22(8)：946-949.

[4] 薛桂先.神经网络方法在黄河来水预测中的应用[J].《农业网络信息》研究与开发，2006，5(5)：36-38.

[5] 匡芳君，张思扬，王艳华.基于小波神经网络的人力资源评估模型[J]. 微计算机应用，2008，29(1)：24-28.

[6] 蒋 霖，李向民，周海峰.多小波神经网络在变形预测中的应[J]. 山西建筑，2008，34(1)：13-14.

[7] 周 伟，桂 林，周 林.MATLAB 小波分析高级技术[M].西安电子科技大学出版社，2006.51-63.

[8] 蒋晓辉，刘吕明.基于小波分析的径向基神经网络年径流量预测[J].应用科学学报，2004，22(3)：411-414.

（责任编辑：关蕴良）