

NAR神经网络的应用与检验

——以城市居民生活需水定额为例

李析男^{1,2,3}, 王宁^{1,2}, 梅亚东³, 赵先进^{1,2,3}

(1. 贵州省水利水电勘测设计研究院, 贵阳 550002; 2. 贵州省喀斯特地区水资源开发利用工程技术研究中心, 贵阳 550002; 3. 武汉大学 水资源与水电工程科学国家重点实验室, 武汉 430072)

摘要: NAR神经网络具有反馈和记忆功能,其在时间序列的建模仿真方面具有显著优点。以城市居民生活需水定额为例,采用NAR神经网络建立了贵州省城市居民生活需水定额的时间序列模型,通过试验法、留一法交叉检验讨论了模型相关输入参数的计算与选取,通过相关系数、Nash效率系数、LBQ检验、ROC曲线方法检验了模型的性能和预测结果的精度,进而对贵州省城市居民生活需水定额变化趋势进行了预测。结果表明,①NAR模型性能良好并具有较高的预测精度,NAR神经网络的相关系数 r 、Nash效率系数分别达到0.97、0.87, LBQ检验得出预测结果误差不存在自相关性,采用预测结果绘制ROC曲线,其AUC值达到0.938(处于水平1,有较高准确性);②需水定额合理性评价中,预测2020年、2030年需水定额分别为137.72 L/(人·d)、132.94 L/(人·d),满足《室外给水设计规范》(GB50013—2006)的要求,具有较好的适用性。

关键词: NAR神经网络模型; 留一法交叉验证; Ljung-Box Q检验; ROC曲线; 定额预测

中图分类号: TV213.9; O212.6

文献标志码: A

doi:10.13522/j.cnki.gggs.2017.11.020

李析男,王宁,梅亚东,等. NAR神经网络的应用与检验——以城市居民生活需水定额为例[J]. 灌溉排水学报, 2017, 36(11): 122-128.

0 引言

NAR神经网络(Nonlinear Auto Regressive Neural Network)具有反馈和记忆功能,其每一时刻的输出是基于当前时刻以前系统的动态综合结果而得^[1],其在时间序列动态变化的建模仿真方面具有显著优点。张慧芳等^[2]采用NAR模型预测了商品零售价格指数,得出NAR模型能够更好地捕获我国社会商品零售价格指数的非线性自回归特征,预测精度较高;汪翔等^[3]针对采用传统机理建模不能满足水体中亚硝酸盐质量浓度变化预测的问题,建立了基于NAR神经网络的养殖水体亚硝酸盐预测模型,得出NAR网络具有较强的非线性动态描述能力,在亚硝酸盐预测方面具有良好适应性和较高精度。然而,NAR神经网络在运用过程中,滞后阶数、隐层神经元个数等参数的选取由多种因素决定,目前没有成熟的理论依据^[4],已有的研究中则常采用经验公式或优化算法得到^[5-7];基于其固有的内在机理,网络没有能力解释自己的推理过程和推理依据;其不能向用户提出必要的询问,而且当数据不充分时,就无法进行工作;其在网络训练过程中很容易出现过度拟合即过度训练的情况等。故NAR神经网络预测时具有诸多不确定性,需要采用相应的检测方法对模型的适用性、稳定性、预测精度等性能进行反馈校验,以保证预测精度。

需水定额的预测是进行水资源规划和管理的基礎^[8],受居民生活水平、节水意识、当地经济发展状况、政策限制等因素影响,具有显著的非线性特征。兹以城市居民生活需水定额为例,拟联合试验法与留一法交叉检验(Leave One Out Cross Validation)确定NAR网络的隐含神经元个数与滞后阶数,在此基础上建立需水定额的NAR神经网络模型,并采用相关系数 r 、Nash效率系数、LBQ检验、ROC曲线检测网络性能及预测结

收稿日期:2016-07-29

基金项目:国家自然科学基金面上项目(51479140);贵州省科技计划项目(黔科合SY字[2015]3006;黔科合[2016]支撑2903;黔科合重大专项字[2012]6013号)

作者简介:李析男(1985-),男,辽宁本溪人。博士,博士后,从事水资源管理与规划方面工作。E-mail:lixinan1985@126.com

通信作者:梅亚东(1963-),男,湖北黄梅人。教授,博士生导师,博士,主要从事水资源系统规划与管理研究。E-mail:ydmei@whu.edu.cn

果的精度,进而确定未来居民生活需水定额的发展变化趋势,为需水预测提供一定参考。

1 NAR神经网络模型

NAR(Nonlinear Auto Regressive)神经网络是一种基于时间序列的动态神经网络模型。模型的输入输出之间的变量关系并不仅仅是一种静态方式的映射,而是每一时刻的输出是基于当前时刻以前系统的动态结果综合而得,因此具有反馈和记忆的功能^[1]。

NAR神经网络模型可由NARMA网络或NARX网络转化而来。NARMA网络可以描述为:

$$y_n = G(y_{n-1}, \dots, y_{n-k}, x_n, \dots, x_{n-1}), \quad (1)$$

式中: x_i 为模型输入; y_i 为模型输出; n 为离散时间; G 为任意非线性函数。

在实测数据为时间序列,系统的输入未知情况下,对实测数据进行逼近计算时,可得到NAR神经网络模型^[2,9],即:

$$y_n = F(y_{n-1}, y_{n-2}, \dots, y_{n-k}) + K\varepsilon_t, \quad (2)$$

式中: F 为非线性函数; K 为常数; ε_t 为随机误差,服从独立同分布, $E(\varepsilon_t) = 0, D(\varepsilon_t) = \sigma^2$ 。

NARX网络(nonlinear auto regressive models with exogenous inputs)是一种具有外部输入的非线性回归神经网络接受来自于隐层的反馈,仅适用于输出层作为反馈值的来源。可以描述为:

$$y(t+1) = f[y(t), y(t-1), \dots, y(t-n_y+1), u(t), u(t-1), \dots, u(t-n_u+1), W] = f[y(t), u(t), W], \quad (3)$$

式中: $u(t) \in R, y(t) \in R$ 为 t 时间点上模型的输入和输出;而 $n_u \geq 1, n_y \geq 1 (n_u \geq n_y)$ 为记忆向量,前者为输入记忆向量,后者为输出记忆向量; W 为神经网络的权重矩阵; f 为经过模拟而形成的非线性函数。若系统的输入未知,即式(3)中仅存在 $y(i)$ 项,无 $u(i)$ 项,同时神经网络接受来自于隐层的反馈,则可得到NAR神经网络。

NAR神经网络一般由输入层、隐藏层与滞后层、输出层构成,如图1所示,数据 $y(t)$ 由输入层进入,途经隐藏层与滞后层(Hidden Layer with Delays),经过训练、传递、学习过程最后到达输出层(Output Layer),进而得到预测结果。其中, W 为连接权, b 为阈值。

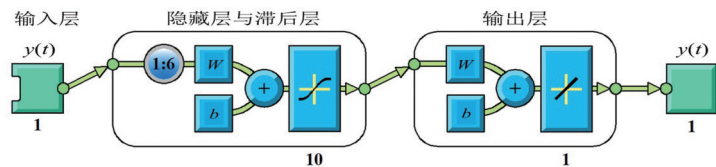


图1 NAR神经网络工作流程图

2 NAR神经网络模型的参数选取

参数选取在NAR神经网络模型的构建、运用方面起决定性作用,而其中一些参数(如:隐藏神经元个数、滞后阶数)的选取由多种因素决定,存在诸多不确定性,目前亦没有成熟的理论依据,兹拟引进留一法交叉验证、试验法联合进行隐藏神经元个数、滞后阶数的选取,进而提高模型的预测精度。

2.1 留一法交叉验证(Leave One Out Cross Validation)

留一法交叉验证是一种特殊的 K 折交叉验证方法^[10]。在神经网络模型中,可用于校验所建立的网络模型优劣,进而判断是否接受该模型得出的预测结果,将其用于滞后阶数的确定。

其原理为:假设有一个向量 X ,一个标记变量 Y ,定义映射 $f: X \rightarrow Y$ 。 S_m 为随机样本, $S_m = \{(x_1, y_1), \dots, (x_m, y_m)\}$,式中: m 为样本个数, x_i 为按照 P 分布抽取的样本(P 可为任何分布), $y_i = f(x_i)$ 。选择某一算法 A ,将 S_m 作为输入,得到 $f = A(S_m)$,其表示在数据集 S_m 上采用算法 A 训练,计算得到的预测函数,记 $L(f(x), y)$ 为损失函数,用以度量预测序列与已知序列之间差异。对于随机样本 S_m 中的 m 个样本,将每个样本单独作为测试集,其余 $m-1$ 个样本为训练集,建立 m 个分类器或模型,定义交叉验证 CV 衡量模型性能,其表达式为:

$$CV = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m L(y_i, \hat{f}^{-i}(x_i)), \quad (4)$$

式中: m 为样本容量; y_i 为第 i 个样本的观测值; \hat{f}^{-i} 为去掉第 i 个样本,采用其余 $m-1$ 个样本建立的模型得到的预测值。

2.2 试验法

试验法即根据经验,对某一输入参数设置不同的值,进行多次模拟预测,比较分析结果序列,选择最优

预测结果,其对应的输入数值既可作为该参数的初始输入值。

3 NAR神经网络模型的检验

模型预测结果的优劣及接受与否,需要采用相关指标及检验方法进行检验。拟采用2种评价指标(相关系数 r 、Nash效率系数)、3种检验方法(LBQ检验、偏相关分析、ROC曲线)进行NAR神经网络模型预测结果检验。

3.1 评价指标

相关系数 r 及Nash效率系数常用于评价模拟预测结果的优劣,其中Nash效率系数^[11]表达为:

$$Nash = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Q_i - M_i)^2}{\sum_{i=1}^n (Q_i - \bar{Q})^2}, \quad (5)$$

式中: Q_i 为已知序列; M_i 为预测序列; \bar{Q} 为已知序列均值; n 为预测次数;Nash反映了模型的预测效率,Nash $\in (-\infty, 1)$,1表示预测效果最优,Nash值越小预测效果越差。

3.2 检验方法

3.2.1 Ljung-Box Q检验

Ljung-Box Q test用于检验某个时间段内的一系列观测值是否为随机的独立观测值。如果观测值并非彼此独立,一个观测值可能会在 k 个时间单位后与另一个观测值相关,形成一种自相关的关系。自相关会削减基于时间的预测模型的准确性,并导致数据的错误解释,故其一般用于时间序列模型(例如NAR、ARIMA)拟合后评估假设以确保残差彼此独立。

Ljung-Box Q-test是检测具有多重滞后(multiple lags)的自相关的定量方法^[12],以此检验 H_0 、 H_1 假设,即 $H_0: \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_m = 0$ (ρ_i 为相关系数), H_1 :至少存在一个 $\rho_m \neq 0$ 。Ljung-Box Q检验统计量为:

$$Q(m) = N(N+2) \sum_{h=1}^m \frac{\rho_h^2}{N-h}, \quad (6)$$

式中: N 是样本数量; ρ_h^2 是样本 h 阶滞后的相关系数。在 $\{x_i\}$ 满足一定矩条件的独立同分布序列条件下, $Q(m)$ 遵守自由度为 m 的 χ^2 分布。在显著性水平 α 下,如果 $Q(m) \geq \chi_{1-\alpha}^2(m)$,及 P 值小于 α ,就拒绝原假设,反之则接受原假设。

计算自相关系数(AC)及偏自相关系数(PAC)后,采用LBQ test检验NAR神经网络的性能,以判断预测结果接受与否。

3.2.2 ROC曲线

受试者工作特征曲线(Receiver Operating Characteristic Curve, ROC曲线)分析方法最初是应用于雷达信号接收能力的评价,后亦广泛应用于医学诊断试验性能的评价^[13-15]。ROC曲线是根据一系列不同的二分类方式(分界值或决定阈),将连续变量设定出多个不同的临界值,在每个临界值处计算出相应的灵敏度(sensitivity)和特异度(specificity),灵敏度是把实际为真值的判断为真值的概率,而特异度是把实际为假值的判断为假值的概率。以真阳性率(灵敏度)为纵坐标,假阳性率(1-特异度)为横坐标绘制的曲线,ROC曲线下的面积即为AUC(area under curve),以此反映诊断试验的价值。一般认为 $AUC \in [1.0, 0.5]$,在 $AUC > 0.5$ 的情况下, AUC 越接近于1.0,说明预测效果越好。 AUC 在0.5~0.7(水平3)时有较低准确性; AUC 在0.7~0.9(水平2)时有一定准确性; AUC 在0.9以上(水平1)时有较高准确性; $AUC = 0.5$ 时,说明诊断方法完全不起作用,无诊断价值; $AUC < 0.5$ 不符合真实情况。 AUC 因不受患病率和诊断阈值的影响,可对诊断试验的准确度进行综合分析,是目前公认的诊断试验最佳评价指标。

将用于NAR神经网络模型训练集分类,可以选择出最优的NAR网络训练,进而进行预测。

4 参数选取、模型构建及试验分析

以贵州省城镇居民生活需水定额为对象,拟采用NAR神经网络预测2020年、2030年贵州省城镇居民生活需水定额,其中原始序列数据来源于水文年鉴(2000—2013年)及统计年鉴(2000—2013年)。

4.1 基于NAR神经网络模型需水定额预测的参数选取

采用留一法交叉验证确定滞后阶数时,首先需设置初始隐含节点数,采用经验公式^[6],即:

$$l = \sqrt{m+n} + a, \quad (7)$$

式中： l 为隐含层节点数； m 为输入层节点数； n 为输出层节点数； a 为1~10之间的常数。研究中， $m=14, n=17$ ，隐含层取为10。设定 l 作为NAR神经网络滞后阶数，则 $l=\{1, 2, \dots, 11\}$ ，选择RMSE、相关系数 r 及Nash效率系数作为 $L(f(x), y)$ 函数，建立11个模型，分别计算 CV_i ，结果见图2，得到各阶下的RMSE、 r 、Nash，并将 CV_i 最优化，得出滞后阶数的估计为 $\hat{l}=6$ ，满足 $cv(\hat{l}) = \underset{i=1,2,\dots,m}{opt} cv(x_i, y_i)$ （本试验 opt 为极大值）。

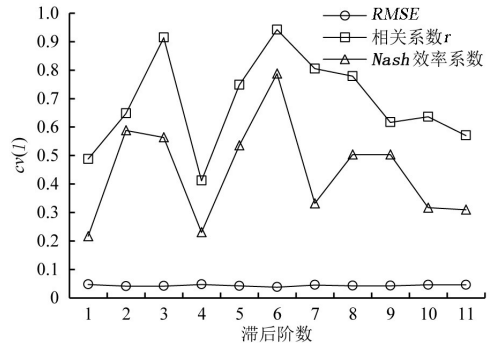
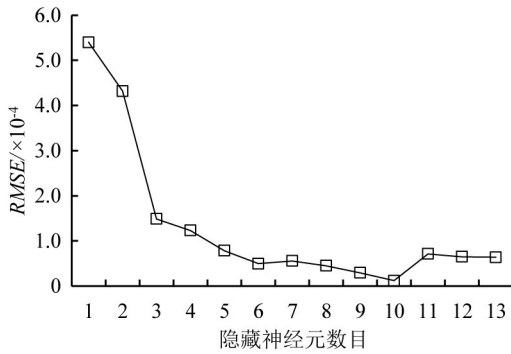
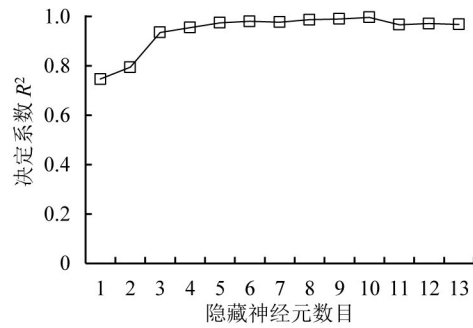


图2 NAR神经网络滞后阶数 l 的估计

采用试验法确定隐含神经元个数，将留一法交叉验证得到的滞后阶数 $l=6$ 作为已知参数，分别构建隐含神经元个数从1到13的模型，由于输入权值和阈值会影响神经网络性能变化，所以每个模型训练20次，分别记录训练结果的均方根误差RMSE和决定系数 R^2 。结果见图3。从图3可以看出，随着隐藏神经元个数的增多，RMSE与 R^2 分别呈逐渐下降、平稳上升状态，在隐藏神经元个数取为10时，二者均达到了极值状态，而隐含神经元个数设置过高，显著增加了模型的迭代次数和训练时间，导致模型过度拟合，降低模型泛化能力，从而造成模型预测能力下降，隐含神经元个数过少时模型会出现拟合不足、容错性差、识别新样本能力低等问题，这与前人研究结果^[3,16]一致。因此本研究将隐含神经元个数选为10。



(a)均方根误差RMSE试验



(b)决定系数 R^2 试验

图3 NAR神经网络隐含神经元数目试验

4.2 基于NAR神经网络模型需水定额预测的构建及检验

模型构建过程包括：①输入已知需水定额序列数据，设置训练集、验证集、测试集，本研究中训练集70%；验证集15%；测试集15%。输入隐藏神经元数目、滞后阶数，本研究中分别设置为10、6。选择训练算法、传递函数、学习函数，这里选用Levenberg-Marquardt算法训练NAR神经网络，即训练函数为trainlm，传递函数设定为tansig函数，权值自适应学习函数设定为learnngd函数；②进行NAR网络训练，当出现泛化现象(样本均方误差增加)时训练停止，计算得出预测结果；③采用相关检验标准判定网络的好坏及预测结果接受与否，本研究选择相关系数 r 、Nash效率系数、Ljung-Box Q检验、受试者工作特征曲线(ROC曲线)检验预测模型，检验通过则进行下一步，检验失败返回上一步重新进行NAR网络训练；④选定NAR网络，并记录需水定额预测结果。NAR神经网络预测需水定额流程如图4所示。

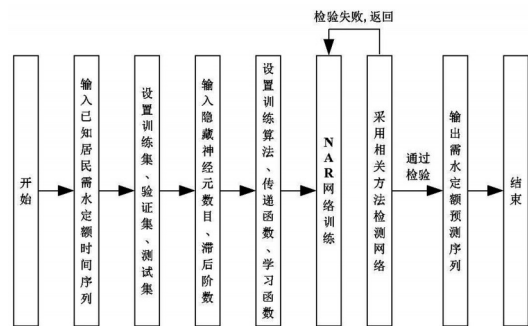


图4 NAR神经网络预测需水定额流程图

建立贵州省城镇居民生活需水定额的NAR神经网络模型，训练NAR神经网络50次，选择其中5次训练点绘于图5。从图5可以看出，2013年之前，每种训练与需水定额已知序列的拟合效果均较为理想，而2013年之后，训练2、训练5的预测结果在预测后期波动较大，训练1、训练3、训练4则变化比较平缓，由于已知序

列前期需水定额波动较大,致使一些训练预测周期内的波动均较为剧烈。计算预测序列与已知序列的相关系数 r 、Nash效率系数(如表1所示),可以看出预测序列与已知序列的相关系数均在0.90以上,预测序列与已知序列具有较好的相关性;而Nash效率系数均在0.80以上,说明NAR神经网络预测效率较高。采用Ljung-Box Q检验分析残差的自相关性,得到逻辑变量 h 、概率值 p ,检验统计量 $stat$ 、临界值 c ,其中,逻辑变量 h 为0表示拒绝原假设,即误差不存在自相关性, h 为1表示接受原假设,即误差存在自相关性。由表1可以看出,逻辑变量 h 均为0,且概率 $p >$ 显著性 α ,且验统计量 $stat <$ 临界值 c ,则拒绝原假设,即残差没有自相关性。由误差的偏自相关分析可得,各训练在每一滞后阶的偏自相关系数绝对值均在标准范围内,均满足检验。

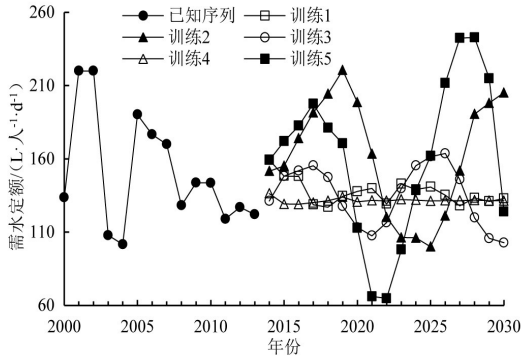


图5 NAR神经网络预测需水定额结果

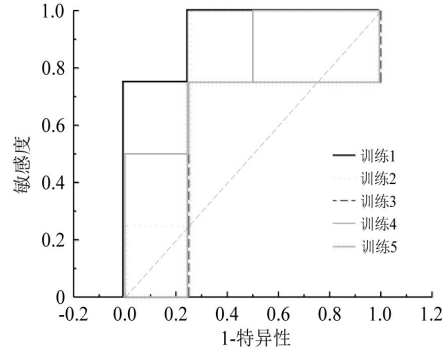


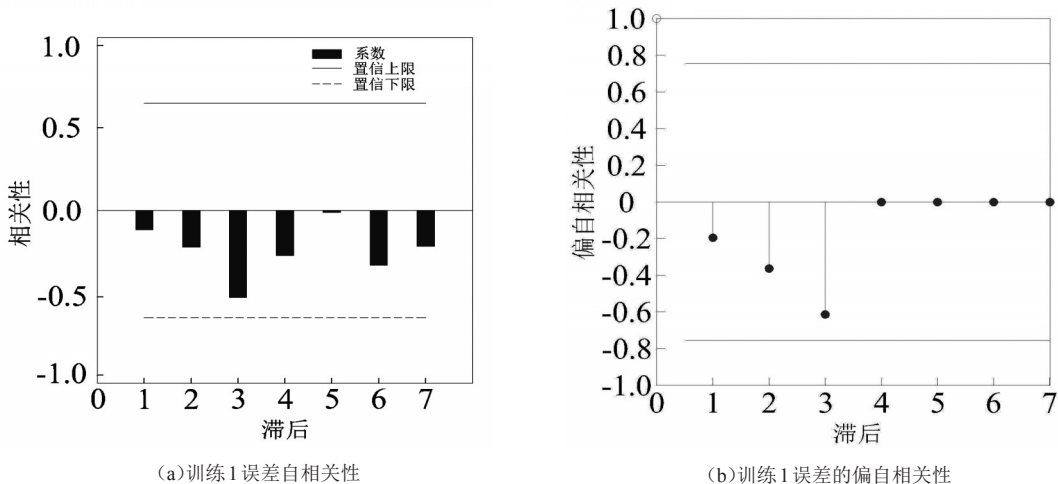
图6 NAR神经网络预测的ROC曲线图

表1 NAR神经网络预测结果

检验	r	Nash 效率系数	Ljung-Box Q检验(自相关)				偏自相关分析		ROC曲线	
			h	p	$stat$	c	系数	标准	AUC	p 值
训练1	0.97	0.87	0	0.271 0	8.751 4	14.067 1	-0.148 0	0.354 0	0.938 ¹	0.043 ^a
训练2	0.92	0.77	0	0.763 8	4.138 0	14.067 1	-0.080 0	0.354 0	0.813 ²	0.149 ^a
训练3	0.93	0.80	0	0.148 8	10.773 7	14.067 1	-0.243 0	0.354 0	0.563 ³	0.773 ^b
训练4	0.99	0.93	0	0.151 2	10.722 7	14.067 1	0.153 0	0.354 0	0.813 ²	0.149 ^a
训练5	0.96	0.90	0	0.925 9	2.516 0	14.067 1	-0.071 0	0.354 0	0.563 ³	0.773 ^a

注 1)Ljung-Box Q检验显著性水平 $\alpha=0.05$,lag=7;2)偏相关分析中,lag=7;

对训练作进一步分类筛选,来评价建立的模型对于需水定额的预测能力,依据误差绝对值将预测数值分为2类,分别计算ROC曲线下面积(AUC)(见图6)及检验统计量 p (见表1)。从表1可以看出,训练1的AUC值处于水平1,训练2、训练4处于水平2,而训练3处于水平3。同时从 p 值可以看出,训练1的 p 值在显著水平0.05以下,而训练2~训练5均在显著性水平以上,不满足检验。综上所述,接受训练1建立的NAR神经网络。图7为训练1误差自相关分析与偏相关分析,可以看出训练1自相关和偏自相关虽然上下浮动,但存在拖尾现象,收敛缓慢,但均在置信区间范围内,说明训练1的NAR模型预测时间序列是合理的。



(a)训练1误差自相关性

(b)训练1误差的偏自相关性

注 ROC曲线中,a表示渐近95%置信区间下限0.000、上限1.000,b表示渐近95%置信区间下限0.076、上限1.000。

图7 训练1的误差自相关与偏自相关结果

选定NAR神经网络(训练1的NAR网络),预测2014—2030年贵州省城镇居民生活需水定额,从图5的预测结果可以得出,2020年、2030年贵州省城镇居民生活需水定额分别为137.72、132.94 L/(人·d),预测曲线呈一定周期性变化,预测前期波动幅度偏大,后期趋于平稳,而需水定额整体处于较为稳定的水平,变化并不剧烈。

4.3 结果分析

根据《室外给水设计规范》(GB50013—2006)^[17]第4.0.3条,贵州省属于特大城市、二区,居民生活用水定额在110~160 L/(人·d)之间,NAR神经网络的预测结果:2020年、2030年分别为137.72、132.94 L/(人·d),在用水定额规定的范围内,满足规范要求。同时考虑到未来贵州省社会经济快速发展,水利基础设施建设完善,居民节水意识有所增强,政策调控等因素,城镇居民需水定额亦会有所减小。综上所述,本次需水预测结果较为合理。

5 结论

利用NAR神经网络建立了贵州省城市居民生活需水定额的时间序列模型,讨论了模型相关输入参数的计算与选取及模型性能与预测结果的精度检验,NAR神经网络具有良好的非线性映射能力和自适应力,使其在需水定额时间序列的预测中具有较高精度。

建模时,应慎重选择隐含神经元个数与滞后阶数,不宜过大,否则会导致过度拟合,过小,则拟合不足;对于建立的模型,采用了相关系数 r 、Nash效率系数、LBQ检验、ROC曲线检测网络性能及预测结果的精度,减小了模型本身不确定因素带来的预测误差。

NAR神经网络模型不需要初始输入量样本,因此不会受到样本选取的制约,适用于时间序列的预测,本研究对城市居民生活需水定额进行的预测分析,该定额本身具有多年变化平缓、高度非线性和不确定性等特点,研究成果可为需水预测的研究提供一定参考。

参考文献:

- [1] 李太福,侯杰,易军,等.基于UKF神经网络子空间逼近的非线性动态过程演化建模[J].应用基础与工程科学学报,2013,21(1):185-194.
- [2] 张慧芳,杨瑞兰,张德生.基于NAR模型的商品零售价格指数预测研究[J].江西师范大学学报(自然科学版),2010,34(3):290-294.
- [3] 汪翔,何吉祥,余磊.基于NAR神经网络对养殖水体亚硝酸盐预测模型的研究[J].渔业现代化,2015,42(4):30-34.
- [4] 蒋宗礼.人工神经网络导论[M].北京:高等教育出版社,2001:1-5.
- [5] 沈花玉,王兆霞,高成耀,等.BP神经网络隐含层单元数的确定[J].天津理工大学学报,2008,24(5):13-15.
- [6] 王涛,杨开林,郭新蕾,等.模糊理论和神经网络预报河流冰期水温的比较研究[J].水利学报,2013,44(7):842-847.
- [7] 陈守煌,李亚伟.基于模糊神经网络识别的水质评价模型[J].水科学进展,2005,16(1):88-91.
- [8] 左其亭.人均生活用水量预测的区间S型模型[J].水利学报,2008,39(3):351-354.
- [9] 杨绍清,吴晓飞,章新华.NAR模型的Korenberg算法及其应用[J].系统仿真学报,2001,13(4):439-441.
- [10] STONE M. Cross-validated choice and assessment of statistical predictions[J]. Journal of the Royal Statistical Society Series B(Methodological), 1974, 36(2): 111-147.
- [11] NASH J E, SUTCLIFFE J V. River flow forecasting through conceptual models: I. A discussion of principles [J]. Journal of Hydrology, 1970, 10(3): 282-290.
- [12] LJUNG G M, BOX G E P. On a measure of lack of fit in time series models[J]. Biometrika, 1978, 65(2): 297-303.
- [13] 王运生,谢丙炎,万方浩,等.ROC曲线分析在评价入侵物种分布模型中的应用[J].生物多样性,2007,15(4):365-372.
- [14] LESHOWITZ B. Comparison of ROC curves from one-and two-interval rating-scale procedures[J]. The Journal of Acoustical Society of America, 1969, 46: 399-402.
- [15] ZWEIG M H, CAMBELL G. Receiver operating characteristic (ROC) plots: a fundamental evaluation tool in clinical medicine[J]. Clinical Chemistry, 1993, 39: 561-577.
- [16] COULIBALY P, ANCTIL F, ARAVENA R, et al. Artificial neural network modeling of water table depth fluctuations[J]. Water Resources Research, 2001, 37(4): 885-896.
- [17] GB50013—2006,室外给水设计规范[S].北京:中国标准出版社,2006.

Application and Validation of Nonlinear Auto-regressive Neural Network Model: Taking Water Supply to Residential Area as an Example

LI Xi'nan^{1,2,3}, WANG Ning^{1,2}, MEI Yadong³, ZHAO Xianjin^{1,2,3}

(1. Guizhou Water Conservancy and Hydroelectric Power Investigation, Design and Research Institute, Guiyang 550002, China;

2. Reserch Center on Water Resources Exploitation in the Karst of Guizhou, Guiyang 550002, China;

3. State Key Laboratory of Water Resources and Hydropower Engineering Science, Wuhan 430072, China)

Abstract: Nonlinear auto regressive (NAR) neural network with feedback and memory has many advantages in analysis of time series. Taking water supply to urban residential areas as an example, we proposed a NAR neural network model in this paper to analyze the domestic demand of Guizhou Province for water. The performance of the model was validated and the temporal variation in water requirement was then calculated. The predicted results are summarized as follows. ①The NAR neural network model was efficient and accurate, and the correlation coefficient and Nash coefficient of efficiency predicted by the model were 0.97 and 0.87 respectively. The results from the LBQ test showed that there was no autocorrelation among the predicted results. The AUC in the ROC curves of the predicted results was 0.938 (i.e., in the first level, and a higher accuracy). ② In the calculated rational water requirement, the predicted average water requirement per person in 2020 and 2030 was 137.72 liter per day and 132.94 liter per day respectively, meeting the requirements set in the design code of GB50013-2006. In summary, the NAR network is suitable for predicting the time series of water requirement and provides a reference for analyzing future demand for water.

Key words: NAR Neural Network; leave one out cross validation; Ljung-Box Q test; ROC curve; quota forecast

责任编辑:赵宇龙

(上接第 106 页)

Eco-environmental Demand for Water in Wetlands at Liaohe Estuary

ZHANG Wanshu, ZHOU Linfei, CHENG Qian

(College of Water Conservancy, Shenyang Agriculture University, Shenyang 110866, China)

Abstract: Determining the optimum and minimum eco-environmental demands for water in the wetland at Liaohe estuary is important to sustain ecosystem health and productivity. This paper established a wetland model by dividing eco-environmental demand for water into consumable and non-consumable water. The data needed in the model was obtained from satellite imagery using the 3S technology. We then applied the model to calculate the eco-environmental water requirement, sustainable eco-environmental water requirement, as well as minimum eco-environmental water requirement under different precipitations in 2000, 2005 and 2014 respectively. The results showed that the optimal eco-environment requirement was $99\ 554.92 \times 10^4 \text{ m}^3$. For 100%, 75% and 95% of the average annual rainfall, the minimum eco-environmental water requirements were $20\ 220.13 \times 10^4 \text{ m}^3$, $22\ 362.31 \times 10^4 \text{ m}^3$ and $24\ 314.98 \times 10^4 \text{ m}^3$ respectively.

Key words: Liaohe Estuary wetland; the optimum water requirement of eco-environmental; the minimum water requirement of eco-environmental

责任编辑:赵宇龙