

基于 GRA - MEA - BP 耦合模型的城市需水预测研究

李晓英, 苏志伟, 田佳乐, 郑景耀
(河海大学 水利水电学院, 江苏 南京 210098)

摘要: 针对城市需水量影响因子多、BP 神经网络收敛速度慢、精度低、易陷入局部最优等问题, 提出灰色关联分析、思维进化算法、BP 神经网络三者耦合的改进预测模型, 利用灰色关联分析 (GRA) 筛选需水量主要影响因子, 采用全局搜索能力极强的思维进化算法 (MEA) 优化 BP 神经网络的权值和阈值, 从而构建 GRA - MEA - BP 耦合需水预测模型, 同时建立 BP 神经网络模型作为对比。实例应用结果表明, GRA - MEA - BP 耦合模型具有更高的预测精度和预测速度, 可作为一种有效的需水预测模型。

关键词: 灰色关联分析; BP 神经网络; 思维进化算法; 耦合模型; 需水量预测

中图分类号: TV213.4

文献标识码: A

文章编号: 1672-643X(2018)01-0050-05

Research on GRA - MEA - BP coupling model for water demand prediction

LI Xiaoying, SU Zhiwei, TIAN Jiale, ZHENG Jingyao

(College of Water Conservancy and Hydropower Engineering, Hohai University, Nanjing 210098, China)

Abstract: In order to solve the problem of multiple impact factors of urban water demand, slow convergence speed of BP neural network, low precision and easily falling into local optimum, this paper proposes an improved forecasting model based on the combination of grey relational analysis, mind evolutionary algorithm (MEA) and back propagation neural network (BPNN). grey relational analysis was adopted to select the main factors that influence the water requirement, and the weights and threshold values of BP neural network was optimized by using mind evolutionary algorithm (MEA) which has a strong global search ability to build the GRA - MEA - BP water demand forecast coupling model. And BP neural network model was established for comparison as well. The application results show that the GRA - MEA - BP coupling model has higher prediction accuracy and prediction speed. Thus, it can be used as an effective model for water demand forecasting.

Key words: grey relational analysis; BP neural network; mind evolutionary algorithm; coupling model; water demand prediction

1 研究背景

城市需水预测是城市水资源管理与规划中的重要环节, 同时也是供水系统优化调度的基础内容之一。现有的需水预测方法主要有: 粒子群法、灰色模型、人工神经网络、回归模型、随机森林模型^[1-7]等。人工神经网络具有自适应、自学习、自组织等智能功能, 在预测领域得到广泛应用, 其中 BP 神经网络结构简单、易于实现。何斌等^[8]基于 BP 神经网络对

辽西大凌河进行泥沙预测, 计算精度良好, 可为下游泥沙量提供预报; 崔吉峰等^[9]采用基于粒子群改进 BP 神经网络的组合预测模型对我们能源需求进行分析研究; 臧东伟等^[10]采用遗传算法优化神经网络的模型, 对南京市进行了需水预测分析, 经验证模型能较好的预测城市需水量; 舒媛媛等^[11]采用基于主成分分析的 BP 神经网络对延安市进行了需水分析; 杨婷等^[12]建立了 GM(1,1) 模型和 BP 神经网络相耦合的灰色 BP 模型, 对民勤盆地地下水动态水

收稿日期: 2017-07-01; 修回日期: 2017-08-25

基金项目: 国家重点计划研发课题 (2016YFC0400909、2016YFC0402605); 江苏省高校优势学科建设工程项目 (水利工程); 水利部黄河泥沙重点实验室开放课题基金项目 (2017003)

作者简介: 李晓英 (1978-), 女, 江苏徐州人, 博士, 副教授, 硕士生导师, 研究方向为水资源系统规划与动能经济。

通讯作者: 苏志伟 (1992-), 男, 青海西宁人, 硕士研究生, 研究方向为水资源系统规划与动能经济。

埋深进行了预测分析。

思维进化算法作为一种新型进化算法,延续了遗传算法的部分理念,与遗传算法不同的是增加了趋同、异化两种操作,在计算效率和收敛性方面优于遗传算法,思维进化算法在多个领域得到应用。张以帅等^[13]采用基于思维进化算法优化 BP 神经网络,对银川某县进行了短期天然气预测分析;赵瑞勇等^[14]建立了基于 MEA 优化 BP 神经网络预测模型,对微波加热褐煤温度进行了预测;杜晓^[15]基于 MEA - BP 模型进行了股票预测分析;吴伟等^[16]在医学领域应用了思维进化算法,建立了 MEA - BP 预测模型对肾综合征出血热发病率进行了预测研究。

基于上述研究,本文以泰州市需水量预测为研究对象,提出 GRA - MEA - BP 耦合预测模型,通过灰色关联分析筛选需水量主要影响因子,采用 MEA 优化 BP 神经网络权值与阈值以达到网络结构简化、预测精度提高等目的,为城市需水预测提供一种新的有效研究方法。

$$\xi_i(k) = \frac{\min_i \min_k |X_0(k) - X_i(k)| + \rho \max_i \max_k |X_0(k) - X_i(k)|}{|X_0(k) - X_i(k)| + \rho \max_i \max_k |X_0(k) - X_i(k)|} \quad (1)$$

式中: ρ 为分辨系数,其作用在于提高系数间的差异显著性,一般取为 0.5。

第 4 步:计算年需水量作为参考数列与比较数列的关联度 r_i ;

$$r_i = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \xi_i(k) \quad (2)$$

式中: r_i 为序列 X_i 与序列 X_0 的关联度。

2.2 BP 神经网络

BP 神经网络是一种以误差逆向转递的多层前反馈网络。其学习规则采用梯度下降算法,输入向量首先正向传递到隐含层,经过传递函数计算,将结果传递到输出层,即得到输出结果。若实际输出结果与期望输出结果存在误差时,则进行误差反向传递,根据预测误差来调整网络权值与阈值,从而使 BP 神经网络预测输出不断逼近期望误差,最终达到设定期望误差或设定学习次数作为网络学习终止条件。主要步骤如下:

步骤 1:将需水量影响因子作为网络模型输入参数,将年需水量作为输出参数;

步骤 2:将输入参数进行归一化处理;

步骤 3:选取泰州市 2002 - 2010 年数据为训练样本,2011 - 2014 年数据为检验样本对网络模型进行训练,在精度满足后,输出预测数据;

2 基本原理及方法

2.1 灰色关联分析

灰色关联分析(Grey relational analysis, GRA)是指对一个系统发展变化态势的定量描述和比较的方法,其基本思想是通过确定参考数据列和若干个比较数据列的几何形状相似程度来判断其联系是否紧密,它反映了曲线间的关联程度^[17]。灰色关联分析通过对动态过程发展态势的量化分析,完成对系统内时间序列有关统计数据几何关系的比较,求出参考数列与各比较数列之间的灰色关联度。本文灰色关联分析具体步骤如下:

第 1 步:确定以城市年需水量为特征的参考数列和降水量、GDP、人口等影响因子的比较数列;

第 2 步:无量纲化处理参考数列及比较数列;

第 3 步:计算参考数列与比较数列的灰色关联系数 $\xi_i(k)$;

步骤 4:将模型计算得到数据与实际值进行对比分析。

2.3 思维进化算法(MEA)

思维进化算法属于进化算法的一种,其系统结构如图 1 所示。

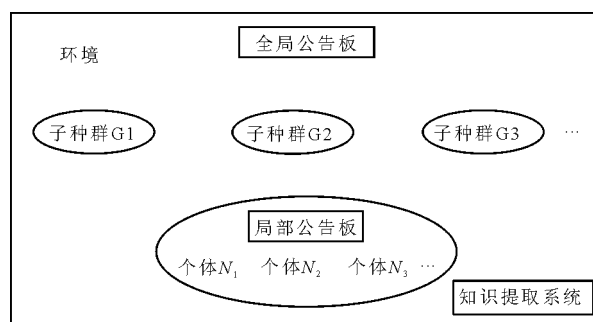


图 1 思维进化算法系统结构

思维进化算法学习步骤如下:

步骤 1:初始种群个体在解空间随机散步,计算每个个体得分,搜索得分最高的若干临时个体和优胜个体;

步骤 2:以优胜个体和临时个体分别为中心,在个体周围产生新的个体,从而得到若干优胜子种群和临时子种群;

步骤 3:子种群内部进行趋同操作,直到子种群

成熟,以该子种群最优个体得分为该子种群得分;

步骤 4:将各子种群得分粘贴在全局公告板上,子种群之间进行异化操作,完成临时种群的替代、废弃等过程,从而计算全局最优个体及其得分。

2.4 GRA-MEA-BP 耦合模型

首先利用灰色关联分析筛选出需水量主要影响因素,后采用思维进化算法来优化 BP 神经网络的初始值与阈值,使优化后的 BP 神经网络能够更好地预测函数输出,最后利用训练好的网络进行需水预测,其流程图如图 2 所示。

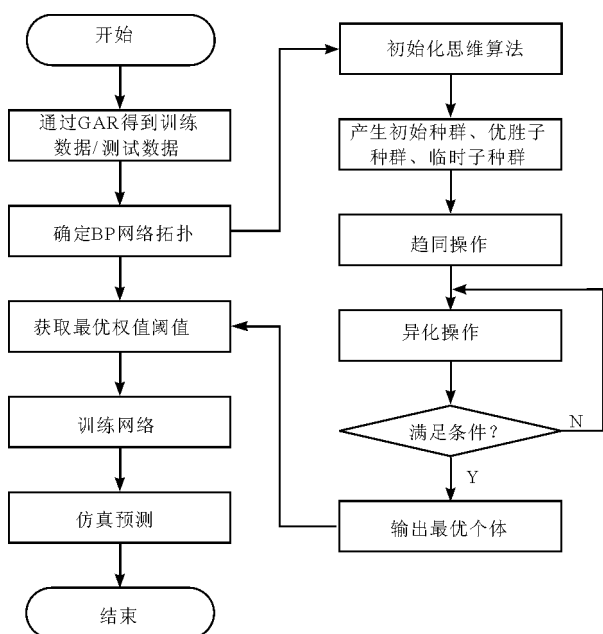


图 2 GRA-MEA-BP 模型流程图

3 实例应用

3.1 研究区域概况

泰州位于江苏省中部,长江北岸,北部与盐城毗邻,东邻南通,西接扬州,是苏中入江达海 5 条航道的交汇处。全境属于亚热带季风气候,四季分明,雨量夏丰冬少,实现合理利用水资源,对社会经济及城市的发展具有重要的意义。因此,有必要对泰州市进行需水量预测,为城市合理分配水资源提供依据。

3.2 基于灰色关联分析的模型输入参数选定

在充分考虑需水量影响因素的基础上,依据泰州市水资源公报,以 2002-2014 年为时间序列,初步选择 10 个因子作为泰州市需水量影响因素,其中 X_1 为降水量、 X_2 为 GDP、 X_3 为人口、 X_4 为农业用水量、 X_5 为工业用水量、 X_6 为生活用水量、 X_7 为第一产业产值、 X_8 为第二产业产值、 X_9 为第三产业产值、 X_{10} 为耕地面积,对以上数据进行标准化处理后进行经灰色关

联度计算,一般关联阈值在 $[0.7, 0.8]$ 区间内关联度处于较高状态,本文关联阈值取为 0.75,即选择关联度大于 0.75 的因子作为主影响因子,结果按大小排序如下表 1 所示。最终选用生活用水量、耕地面积、降水量、第一工业产值、农业用水量、第三工业产值、人口 7 个因子作为网络的输入量。

表 1 各影响因子与需水量之间的关联排序

序号	1	2	3	4	5
因子	X_6	X_{10}	X_1	X_5	X_7
关联度	0.8647	0.8625	0.8469	0.8321	0.7793
序号	6	7	8	9	10
因子	X_4	X_9	X_3	X_2	X_8
关联度	0.7608	0.7601	0.7474	0.7390	0.7003

3.3 GRA-MEA-BP 耦合模型构建

将选取的 7 个因子作为模型的输入量,泰州市总用水量作为输出量,建立 3 层的 GRA-MEA-BP 耦合模型,经试算:隐含层个数选定为 12,即网络拓扑结构最终选为 7-12-1。从样本中选取 2002-2010 年数据作为训练样本,2011-2014 年数据作为检验样本。由于样本数据的量纲及数量级不相同,首先对样本数据进行归一化处理,再输入到模型中进行学习训练。其中,MEA 网络参数设定如下:种群规模 100,优胜子种群 5,临时子种群 5,迭代次数 10,通过学习训练后得到预测模型。同时建立 BP 神经网络作为对比模型,网络拓扑结构同样选为 7-12-1。

3.4 需水预测结果与分析

选用相对误差 e 和均方差 σ 作为需水预测模型评价的标准,其计算公式如下:

$$e = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|\hat{x}_i - x_i|}{x_i} \quad (3)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2} \quad (4)$$

式中: $\hat{x}_i$ 为第 i 个样本的预测值; x_i 为第 i 个样本的实际值; μ 为样本平均值; n 为样本数量。

经过第一次迭代,优胜子种群和临时子种群趋同过程如图 3、4 所示,在经过第二次迭代后各优胜子种群得分已不再变化,如图 5、6 所示,将二次迭代后的子种群进行异化操作,得到最优权值阈值,将得到的权值阈值输入到 BP 网络进行训练学习,得到各年份的预测需水量。同时用 BP 网络进行预测分析,结果如表 2 所示。

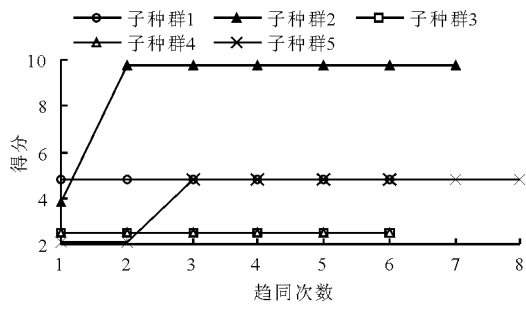


图 3 初始优胜子种群趋同过程

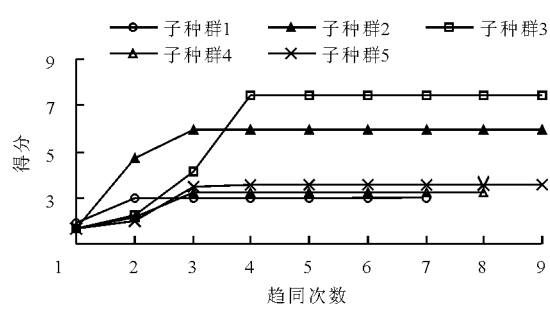


图 4 初始临时子种群趋同过程

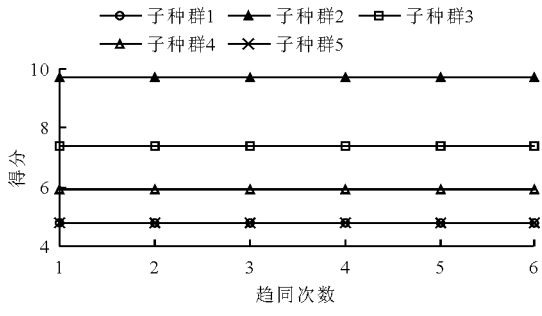


图 5 第二次迭代优胜子种群趋同过程

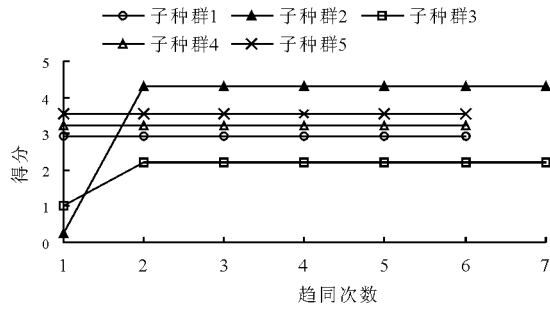


图 6 第二次迭代临时子种群趋同过程

表 2 GRA – MEA – BP 预测模型与 BP 预测模型的拟合结果比较

年份	实际需水量/ 10 ⁸ m ³	GRA – MEA – BP 神经网络		BP 神经网络	
		预测值/10 ⁸ m ³	相对误差/%	预测值/10 ⁸ m ³	相对误差/%
2002	29.63	29.6057	–0.0819	26.9033	–9.2027
2003	26.58	26.1302	–1.6924	28.1478	5.8983
2004	28.33	28.3251	–0.0172	24.6214	–13.0907
2005	28.17	28.5988	1.5221	26.6404	–5.4299
2006	27.85	27.4708	–1.3616	25.7511	–7.5366
2007	29.76	30.0346	0.9228	28.7511	–3.3901
2008	27.15	28.9329	6.5668	28.9441	6.6079
2009	28.73	28.2358	–1.7202	28.3339	–1.3787
2010	28.09	27.3453	–2.6510	25.7676	–8.2676
2011	27.93	28.1038	–2.9582	26.2381	–6.0578
2012	27.41	28.2189	–0.6971	26.0795	–4.8540
2013	27.36	28.4790	0.4351	26.1164	–4.5454
2014	26.68	27.3198	2.3981	25.3057	–5.1511
均方差		1.3426		3.7113	

由表 2 数据,对 2002 – 2014 年泰州市需水量预测中 GRA – MEA – BP 耦合模型最大相对误差绝对值为 6.5668%,均方差为 1.3426;BP 神经网络预测模型最大相对误差绝对值为 13.0907%,均方差为 3.7113,可见 GRA – MEA – BP 耦合模型预测精确度优于 BP 神经网络模型,在实际程序运行中 GRA – MEA – BP 耦合模型经 2 次迭代就达到收敛,而

BP 神经网络则经过 312 步才达到收敛,可知 GRA – MEA – BP 耦合模型运行速度也优于 BP 神经网络模型。

由训练样本(2002 – 2010 年)预测数据可见, GRA – MEA – BP 耦合模型最大相对误差绝对值为 6.5668%,BP 神经网络模型最大相对误差绝对值达到了 13.0907%,耦合模型在训练阶段就优于 BP 神

经网络模型,达到了较高的精确度。

对于检验样本(2011–2014 年)预测数据,从表 2 数据结果可知,BP 神经网络模型对于 2011–2014 年的检验样本拟合均偏小,总体变化趋势与实际需水量变化趋势差异较大,而 GRA–MEA–BP 网络模型则在 2011–2014 年的检验样本中预测值与实际值更为符合,总体预测趋势也符合实际情况,可见 GRA–MEA–BP 耦合模型与原始序列吻合程度优于 BP 神经网络模型,可作为需水预测的一种有效、可行的方法。

4 结 论

(1)以泰州市为例,通过灰色关联分析,从 10 个需水量影响因子中筛选出了 7 个影响因子,作为预测模型的输入量,有效的降低了网络的复杂性,同时也进一步的提高预测速度与精确度。

(2)由于思维进化算法具有全局搜索的能力,将其用于优化神经网络的权值和阈值,通过实例验证表明,其有效的改善了神经网络的预测速度和预测精度,GRA–MEA–BP 耦合预测模型与原始序列吻合度良好。

(3)本文用灰色关联分析法确定了需水预测的主要影响因子,但是这些因子都是选自于历年可量化的数据,并未考虑到系统内部因素,如节水因素、突发事件等因素对需水预测的影响,因此,需水预测模型还不够完备,有待进一步优化。

参考文献:

- [1] 郭 华,郑 侃,林占东,等. 粒子群算法在城市需水预测模型中的应用[J]. 中国农村水利水电, 2008(12): 63–65.
- [2] 张琼楠,张 龙. 改进的灰色 GM(1,1)模型在农业需水预测中的应用[J]. 三峡大学学报(自然科学版), 2013, 35(6): 12–15+58.
- [3] 俞亭超,张土乔,毛根海,等. 预测城市用水量的人工神经网络模型研究[J]. 浙江大学学报(工学版), 2004, 38(9): 55–60.
- [4] 崔东文. 加权平均集成神经网络模型在城市需水预测中的应用[J]. 水资源保护, 2014, 30(2): 27–32+45.
- [5] 王弘宇,马 放,杨 开,等. 灰色新陈代谢 GM(1,1)模型在中长期城市需水量预测中的应用研究[J]. 武汉大学学报(工学版), 2004, 37(6): 32–35.
- [6] 王春娟,冯利华,罗 伟,等. 主成分回归在需水预测中的应用[J]. 水资源与水工程学报, 2013, 24(1): 50–53.
- [7] 王 盼,陆宝宏,张瀚文,等. 基于随机森林模型的需水预测模型及其应用[J]. 水资源保护, 2014, 30(1): 34–37, 89.
- [8] 何 斌,张澎辉,梁国华,等. 基于 BP 神经网络的场次洪水河道沙量预报[J]. 南水北调与水利科技, 2015, 13(3): 406–408+416.
- [9] 崔吉峰,乞建勋,杨尚东. 基于粒子群改进 BP 神经网络的组合预测模型及其应用[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2009, 40(1): 190–194.
- [10] 臧冬伟,陆宝宏,朱从飞,等. 基于灰色关联分析的 GA–BP 网络需水预测模型研究[J]. 水电能源科学, 2015, 33(7): 39–42+6.
- [11] 舒媛媛,周维博,刘 雷,等. 基于主成分分析的 BP 神经网络在延安市需水预测中的应用[J]. 水资源与水工程学报, 2012, 23(6): 172–175.
- [12] 杨 婷,魏晓妹,胡国杰,等. 灰色 BP 神经网络模型在民勤盆地地下水埋深动态预测中的应用[J]. 干旱地区农业研究, 2011, 29(2): 204–208.
- [13] 张以帅,赖惠鸽,李 勇,等. 基于 MEA 优化 BP 神经网络的天然气短期负荷预测[J]. 自动化与仪表, 2016, 31(5): 15–19.
- [14] 赵瑞勇,周新志. 基于 MEA–BP 的微波加热褐煤温度预测[J]. 传感器与微系统, 2016, 35(10): 43–45+48.
- [15] 杜 晓. 基于 MEA–BP 模型的股票预测研究[D]. 兰州:兰州大学, 2015.
- [16] 吴 伟,郭军巧,安淑一,等. 使用思维进化算法优化的神经网络建立肾综合征出血热预测模型[J]. 中国卫生统计, 2016, 33(1): 27–30.
- [17] 王艳菊,王 珏,吴泽宁,等. 基于灰色关联分析的支持向量机需水预测研究[J]. 节水灌溉, 2010(10): 49–52.