

文章编号:1671-6833(2019)04-0032-04

基于粒子群算法的水资源需求预测

龙志伟<sup>1</sup>, 肖松毅<sup>2</sup>, 王 晖<sup>2</sup>, 周新宇<sup>3</sup>, 李 伟<sup>4</sup>

(1.南昌工程学院 瑶湖学院,江西 南昌 330099; 2.南昌工程学院 江西省水信息协同感知与智能处理重点实验室,江西 南昌 330099; 3.江西师范大学 计算机信息工程学院,江西 南昌 330022; 4.江西理工大学 信息工程学院,江西 赣州 341000)

摘 要: 针对南昌市未来水资源需求预测问题,提出了基于粒子群算法的水资源需求预测方法.以南昌市历史人口、经济和水量需求数据为基础,构造了线性、指数和混合预测模型,利用粒子群算法对预测模型进行优化以确定模型参数.仿真实验结果表明,3 种模型都能获得较好的预测精度,其中混合预测模型效果最好,预测精度达到 97.71%.

关键词: 群智能; 粒子群算法; 水资源需求; 预测; 优化

中图分类号: TP18 文献标志码: A doi:10.13705/j.issn.1671-6833.2019.04.005

0 引言

水是大自然重要的组成物质,是生命的起源,是人类生产生活和社会发展不可缺少的重要资源,也是生态系统中最活跃的要素,是维持生态平衡的基础.随着社会经济的发展、人口的增加、人类对水资源需求质量的提高以及水资源的日益短缺等问题越来越严重,导致水资源供需矛盾更加突出.因此,对水资源进行需求预测是每个国家、每个地区在对水资源进行分配过程中都必不可少的一个关键步骤.早期的城市工业化水资源需求预测研究,如今海绵城市的研究,水资源需求预测都是至关重要的一步.但是由于水的随机性行为,以及受到经济、人口、环境等等诸多动态因素的影响,水资源需求预测一直以来都是一个十分困难的问题.

目前,常见的水资源需求预测方法有:回归分析方法<sup>[1]</sup>和组合神经网络法<sup>[2]</sup>.回归分析方法需要大量的原始资料才能保证模型的准确性,原始资料的获取是比较困难的,连续完整的资料很难获得.组合神经网络法要求水资源数据有一定的精度,但是数据往往会有噪声影响,从而对结果造成干扰.粒子群算法 (particle swarm optimization,

PSO)是一种基于群智能的全局优化算法<sup>[3]</sup>,其原理简单,操作方便,且收敛速度快,具有较好的寻优能力,已被广泛地应用于各种优化问题的求解<sup>[4-6]</sup>.

针对南昌市未来水资源需求预测问题,提出了一种基于粒子群算法的水资源需求预测方法.以南昌市历史用水分布和经济结构为基础,分析了影响水资源需求的影响因素,并构造了不同的预测模型.仿真实验结果表明,笔者提出的方法能获得较好的预测精度.

1 粒子群算法

群智能算法是一类模拟生物群体的智能优化算法,它对问题的连续性和可微性没有要求,通用性较好,更易于求解复杂的优化问题<sup>[7-10]</sup>.粒子群算法是一种流行的群智能算法,该方法通过随机初始化一个种群 (称为初始种群),群体中个体 (称为粒子)按照某种规则在搜索空间中不断地寻找新的解,以达到寻优的目的.在粒子群算法中,每个粒子包含两个分量:速度和位置.假设种群有  $N$  个粒子,第  $i$  个粒子表示为  $(V_i, X_i)$ ,其中  $V_i = \{v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD}\}$  和  $X_i = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD}\}$ ,  $D$  为问题的维数.在搜索过程中,每个粒子向其历史最

收稿日期:2018-12-13;修订日期:2019-03-12  
基金项目:国家自然科学基金资助项目 (61663028);江西省自然科学基金资助项目 (20171BAB202035);江西省杰出青年人才资助计划项目 (20171BCB23075)  
通信作者:王晖 (1982—),男,湖北红安人,南昌工程学院教授,博士,主要从事群智能、进化计算和水资源管理研究,E-mail: huiwang@whu.edu.cn.

好粒子  $pbest$  和全局最好粒子  $gbest$  移动.通过移动,粒子不断地更新自己的位置,以寻找更好的潜在解.在粒子群算法中,粒子按照如下公式进行更新<sup>[11]</sup>:

$$V_i(t+1) = w \cdot V_i(t) + c_1 r_1 (pbest_i - X_i(t)) + c_2 r_2 (gbest(t) - X_i(t)); \quad (1)$$

$$X_i(t+1) = X_i(t) + V_i(t+1), \quad (2)$$

式中: $i=1,2,\cdots,N$ ;  $r_1$  和  $r_2$  是 0 到 1 之间均匀分布的随机数;  $w$  是惯性权值参数;  $c_1$  和  $c_2$  是学习因子参数.

粒子群算法步骤如下:

(1)随机初始化  $N$  个粒子的速度和位置组成初始种群  $P(t)$ ,  $t=0$ . 计算每个粒子的适应值  $f(X_i(t))$ ,更新每个粒子的  $pbest_i$  和种群中的  $gbest$ .

(2)对于种群中的每个粒子,按照式(1)和(2)更新粒子的速度  $V_i(t+1)$ 和位置项  $X_i(t+1)$ ,并计算更新后粒子的适应值  $f(X_i(t+1))$ .如果更新后的粒子的适应值优于其  $pbest$ ,则将更新后的粒子赋值给  $pbest$ ,即保持  $pbest$  的更新.

(3)对于种群中每个粒子的  $pbest$ ,如果其优于  $gbest$ ,则将该  $pbest$  赋值给  $gbest$ ,即保持  $gbest$  的更新.

(4)令  $t=t+1$ ,如果算法还未达到停机条件,则跳转到步骤(2);否则停止算法运行,输出结果.

2 基于粒子群算法的水资源需求预测

2.1 影响因子分析

影响城市水资源需求的因素有很多,如地理位置、经济发达程度、人口密集情况、耕地面积、河流流域面积、植被覆盖率、气候、水价以及供水基础设施建设等情况.表 1 给出了南昌市 2003~2015 年的历史用水数据<sup>[12]</sup>,从表中可以看出,实际用水包含了 4 个部分:工业用水、农业用水、居民用水和生态用水.随着时间的发展,南昌市的总用水量逐渐递增,然后在该值附近波动.从各部分的平均用水占比来看,农业用水占比达到 57%,工业和居民用水占比也较高,分别为 28% 和 12%,而生态用水仅占 3%.图 1 清晰地阐述了各部分用水分布情况.为了简化影响南昌市水资源需求量的因素,笔者仅考虑工业、农业和居民 3 个部分用水的影响,而忽略生态用水<sup>[13-14]</sup>.

2.2 水资源需求预测模型

基于上面的分析,在构造南昌市水资源需求预测模型时,笔者仅考虑工业、农业和居民 3 个部分用水所关联的因子.考虑到工业用水和农业

表 1 南昌市 2003~2015 年实际用水数据  
Tab.1 Actual water use data of Nanchang between 2003 and 2015

年份	总用水量/ (10 <sup>8</sup> m <sup>3</sup> )	工业用水/ (10 <sup>8</sup> m <sup>3</sup> )	农业用水/ (10 <sup>8</sup> m <sup>3</sup> )	居民用水/ (10 <sup>8</sup> m <sup>3</sup> )	生态用水/ (10 <sup>8</sup> m <sup>3</sup> )
2003	24.21	9.81	11.55	2.53	0.32
2004	26.22	8.72	14.47	2.75	0.28
2005	28.14	8.30	16.92	2.60	0.32
2006	27.71	8.11	16.73	2.52	0.35
2007	32.55	7.51	21.27	2.92	0.85
2008	30.42	6.90	19.73	2.94	0.85
2009	33.42	6.57	20.15	3.21	3.49
2010	30.87	7.51	17.37	3.49	2.50
2011	31.26	8.97	17.70	4.03	0.56
2012	28.82	9.20	14.68	4.36	0.58
2013	32.62	9.35	18.23	4.45	0.59
2014	31.42	8.92	17.35	4.54	0.61
2015	30.64	9.17	16.21	4.64	0.62
平均值	29.87	8.39	17.10	3.46	0.92
占比	100%	28%	57%	12%	3%

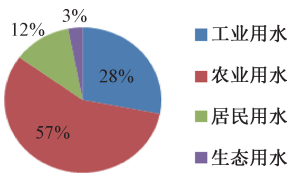


图 1 南昌市历史用水分布图

Fig.1 Distribution of historical water use in Nanchang

用水受到经济发展程度、科学技术和国家政策的影响很大,而工业和农业用水主要是用于工业和农业生产,因此,使用工业生产总值代表工业用水,农业生产总值代表农业用水.居民用水主要受人口数量的影响,城市常住人口多,用水就多,反之就少,因而使用人口数量关联居民用水量.表 2 列出了 2003~2015 年南昌市的总用水量、人口、工业总产值和农业总产值.

假设某年的人口数量为  $S_1$ ,工业总产值为  $S_2$ ,农业总产值为  $S_3$ ,该年的总需水量为  $Y$ .根据上述因子,笔者提出了 3 种水资源需求预测模型:线性( $Y_x$ )、指数( $Y_z$ )和混合模型( $Y_h$ ).

线性模型:

$$Y_x = x_1 \cdot S_1 + x_2 \cdot S_2 + x_3 \cdot S_3 + x_4; \quad (3)$$

指数模型:

$$Y_z = x_1 \cdot S_1^{x_2} + x_3 \cdot S_2^{x_4} + x_5 \cdot S_3^{x_6} + x_7; \quad (4)$$

混合模型:

$$Y_h = x_0 \cdot Y_x + (1 - x_0) \cdot Y_z, \quad (5)$$

式中: $x_i$  是模型的权重因子.将  $Y_x$  和  $Y_z$  带入式(5)后,混合模型可写为:

表 2 南昌市 2003~2015 年历史总用水量、人口、工业总产值和农业总产值

Tab.2 Historical total water use, population, gross industrial production, gross agricultural production in Nanchang between 2003 and 2015

年份	总用水量/ (10 <sup>8</sup> m <sup>3</sup> )	人口/ (10 <sup>4</sup> 人)	工业总产 值/(10 <sup>8</sup> 元)	农业总产 值/(10 <sup>8</sup> 元)
2003	24. 21	443. 75	250. 95	51. 29
2004	26. 22	446. 97	306. 08	99. 11
2005	28. 14	450. 07	374. 93	115. 76
2006	27. 71	453. 08	448. 15	124. 58
2007	32. 55	456. 30	532. 75	142. 84
2008	30. 42	459. 79	676. 61	171. 14
2009	33. 42	463. 21	753. 20	187. 20
2010	30. 87	504. 26	952. 75	204. 66
2011	31. 26	508. 90	1 223. 72	229. 70
2012	28. 82	513. 16	1 290. 93	249. 35
2013	32. 62	518. 42	1 398. 63	266. 12
2014	31. 42	524. 02	1 500. 70	283. 63
2015	30. 64	530. 29	1 619. 50	296. 92

$$Y_h = x_0 \cdot (x_1 \cdot S_1 + x_2 \cdot S_2 + x_3 \cdot S_3 + x_4) + (1 - x_0) \cdot (x_5 \cdot S_1^{x_6} + x_7 \cdot S_2^{x_8} + x_9 \cdot S_3^{x_{10}} + x_{11}).$$

(6)

2.3 数据处理

利用表 2 中列出的 2003~2015 年的历史数据,对水资源需求预测模型进行求解和检验.由于不同的变量因子单位和量纲都不同,因此要对变量进行标准化处理,以消除不同量纲的影响.标准化处理采用的是 min-max 标准化方法,也被称为离差标准化<sup>[13]</sup>.需要找到样本数据的最大值和最小值,最大值标准化后的值为 1,最小值标准化后的值为 0,其余值处于 0~1.

$$S^* = \frac{S - S_{\min}}{S_{\max} - S_{\min}},$$

(7)

式中: $S^*$  为归一化后的值; $S$  是要进行归一化的值; $S_{\min}$  和  $S_{\max}$  分别是相应变量的最小值和最大值.

2.4 适应值函数

将南昌市 2003~2012 年的历史需水数据作为训练样本,利用粒子群算法对 3 种预测模型的权重因子进行优化.将 2013~2015 年的用水数据作为测试样本来检验预测模型的性能.为了评估预测模型,笔者采用误差平方和法来构造评价函数<sup>[7]</sup>.

$$f(X) = \sum_{i=1}^m (Y_{\text{pre}} - Y_{\text{act}})^2,$$

(8)

式中: $Y_{\text{pre}}$  和  $Y_{\text{act}}$  分别为预测的需水量和实际需水

量; $m$  是训练样本大小.

3 仿真实验

3.1 模型求解

在实验中,将粒子群算法应用于水资源需求预测模型权值参数的优化.将表 2 中 2003~2012 年的数据作为训练样本来优化预测模型,然后使用 2013~2015 年的数据作为测试样本来验证模型.仿真实验中的算法参数如下: $N=30$ 、 $w=0.73$ 、 $c_1=c_2=1.496$ .算法停止条件为最大适应值评估次数,当适应值评估次数达到  $1.0\text{E}+05$  时,算法停止运行并输出结果.对于每种模型,算法运行 10 次.

表 3~5 分别给出了线性预测模型、指数预测模型和混合预测模型的最好计算结果.最好结果是指基于训练样本,算法运行 10 次后挑选出的最好模型,然后根据该模型基于测试样本计算得到的预测误差值.从表 3 可以看出,基于线性预测模型得到的平均误差值为 4.49%,预测精度达到 95.51%.在 2013 年的预测结果上,误差仅为 1.72%,但是 2015 年的误差较高.

表 3 线性预测模型的最好计算结果

Tab.3 Best results achieved by the linear prediction model

年份	实际值/(10 <sup>8</sup> m <sup>3</sup> )	预测值/(10 <sup>8</sup> m <sup>3</sup> )	误差/%
2013	32. 62	32. 06	1. 72
2014	31. 42	32. 63	3. 85
2015	30. 64	33. 06	7. 90

表 4 指数预测模型的最好计算结果

Tab.4 Best results achieved by the exponential prediction model

年份	实际值/(10 <sup>8</sup> m <sup>3</sup> )	预测值/(10 <sup>8</sup> m <sup>3</sup> )	误差/%
2013	32. 62	31. 14	4. 54
2014	31. 42	31. 31	0. 35
2015	30. 64	31. 36	2. 35

表 5 混合预测模型的最好计算结果

Tab.5 Best results achieved by the hybrid prediction model

年份	实际值/(10 <sup>8</sup> m <sup>3</sup> )	预测值/(10 <sup>8</sup> m <sup>3</sup> )	误差/%
2013	32. 62	31. 26	4. 17
2014	31. 42	31. 4	0. 06
2015	30. 64	31. 45	2. 64

从表 4 的结果来看,基于指数预测模型得到的平均误差为 2.41%,预测精度达到 97.59%.在某一年度的预测结果上,最小误差仅为 0.35%,最大误差为 4.54%.与线性预测模型相比,指数预

测模型较大地提升了预测精度。

从表 5 的结果可以看出,基于混合预测模型得到平均误差要小于指数预测模型,预测精度达到 97.71%。在某一年度的预测结果上,最小误差仅为 0.06%,最大误差为 4.17%,均优于线性预测模型和指数预测模型。

从 3 种预测模型的计算结果来看,最后得到的预测精度介于 95.51%~97.71%,获得了较好的预测效果。指数预测模型优于线性预测模型,而混合预测模型是 3 种模型中最好的。

3.2 南昌市未来水资源需求预测

要对未来某年水资源需求总量进行预测,只需要求得对应年份的 3 个变量因子的值,然后通过得到的预测模型进行计算,就能得到该年度的水资源需求预测值。笔者以 2017 年数据为基础,采用近三年的平均增长率来估算南昌市 2018~2020 年的人口数量、工业总产值和农业总产值。根据南昌市统计资料,2018~2020 年人口数量的增长率为 0.682%,工业总产值的增长率为 9.30%,农业总产值的增长率为 4.00%。

由于混合预测模型的性能优于线性预测模型和指数预测模型,因此本部分只给出基于混合预测模型计算得到的未来水资源需求预测结果。2018 年预测总需水量为  $30.85\times10^8\text{ m}^3$ ,2019 年为  $31.14\times10^8\text{ m}^3$ ;2020 年为  $31.45\times10^8\text{ m}^3$ 。由于经济和科学技术水平的飞速发展,工业总产值和农业总产值是呈上升的趋势,但是人口数量和地形地貌等一些因素每年变化不大,导致未来南昌市水资源需求总量还是呈递增的趋势。

4 结论

针对南昌市水资源需求预测问题,笔者提出基于粒子群算法的水资源需求预测方法。基于南昌市历史用水数据和经济结构,构建了线性、指数和混合 3 种预测模型。基于误差平方和适应值函数,利用粒子群算法优化预测模型的权重因子,得到合理的预测模型。仿真实验结果显示,基于 3 种预测模型计算得到的预测精度介于 95.51%~97.71%,获得了较好的预测效果。最后,对南昌市 2018~2020 年的水资源需求进行了预测。结果表明,未来南昌市水资源需求总量是呈递增的趋势。由于模型的限制,预测未来水资源需求总量、农业用水、工业用水、居民用水需求量不能分别求出。除此之外,模型只考虑人口、工业总产值和农业总产值的影响,忽略了生态用水、气候、水价等因素,

模型还有待进一步改进。

参考文献:

[1] 田乐蒙. 回归分析在水资源短缺预测中的应用[J]. 统计与决策, 2012(14): 84-86.

[2] 王坚. 基于改进组合神经网络的水资源预测研究[J]. 计算机科学, 2016, 43(6A): 516-517.

[3] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization[C]// Proceedings of ICNN'95 International Conference on Neural Networks. Perth, WA: IEEE, 1995: 1942-1948.

[4] 毛晓波,张群,梁静,等. 基于 PSO-RBF 神经网络的雾霾车牌识别算法研究[J]. 郑州大学学报(工学版), 2017, 38(4): 46-50.

[5] 夏星宇,高浩,王创业. 均衡策略粒子群算法在图像分割中的应用[J]. 郑州大学学报(工学版), 2018, 39(1): 59-66.

[6] 李婕,白志宏,于瑞云,等. 基于 PSO 优化的移动位置隐私保护算法[J]. 计算机学报, 2018, 41(5): 1037-1051.

[7] 孙辉,谢海华,赵嘉. 正弦选择概率模型的全局最优引导人工蜂群算法[J]. 南昌工程学院学报, 2018, 37(6): 84-90.

[8] 梁静,宋慧,瞿博阳,等. 基于改进粒子群算法的路径优化问题研究[J]. 郑州大学学报(工学版), 2014, 35(1): 34-38.

[9] 肖辉辉,万常选,段艳明,等. 基于引力搜索机制的花朵授粉算法[J]. 自动化学报, 2017, 43(4): 576-594.

[10] CAI X, WANG H, CUI Z H, et al. Bat algorithm with triangle-flipping strategy for numerical optimization[J]. International journal of machine learning and cybernetics, 2018, 9(2): 199-215.

[11] SHI Y, EBERHART R. A modified particle swarm optimizer[C]// 1998 IEEE International Conference on Evolutionary Computation Proceedings. IEEE World Congress on Computational Intelligence. Anchorage, AK: IEEE, 1998: 69-73.

[12] 江西省统计局. 江西统计年鉴[M]. 北京:中国统计出版社, 2013-2015.

[13] WANG H, CUI Z H, WANG W J, et al. Firefly algorithm for demand estimation of water resources[C]// Proceedings of the 24th International Conference on Neural Information Processing (ICONIP 2017). Guangzhou: Springer, 2017: 11-20.

[14] WANG H, WANG W J, CUI Z H, et al. A new dynamic firefly algorithm for demand estimation of water resources[J]. Information sciences, 2018, 438: 95-106.

## Water Resources Demand Prediction Based on Particle Swarm Optimization

LONG Zhiwei<sup>1</sup>, XIAO Songyi<sup>2</sup>, WANG Hui<sup>2</sup>, ZHOU Xinyu<sup>3</sup>, LI Wei<sup>4</sup>

(1.Yaohu Honors College, Nanchang Institute of Technology, Nanchang 330099, China; 2.Jiangxi Province Key Laboratory of Water Information Cooperative Sensing and Intelligent Processing, Nanchang Institute of Technology, Nanchang 330099, China; 3.School of Computer Information Engineering, Jiangxi Normal University, Nanchang 330022, China; 4.School of Information Engineering, Jiangxi University of Science and Technology, Ganzhou 341000, China)

**Abstract:** For the prediction of future water resources demand in Nanchang city, a method based on particle swarm optimization was proposed for water resources demand prediction. Based on historical population, economy and water demand data of Nanchang city, linear, exponential and hybrid prediction models were constructed. The prediction models were optimized by particle swarm optimization to determine the parameters of models. Simulation results showed that all three models could achieve good prediction accuracy. The hybrid prediction model obtained the best performance and the prediction accuracy reached 97.71%.

**Key words:** swarm intelligence; particle swarm optimization; water resources demand; prediction; optimization