

基于集对分析的相似模型在地下水位预测中的应用

徐源蔚,李祚泳,汪嘉杨

(成都信息工程学院 资源环境学院, 四川 成都 610225)

摘要:地下水位预测能为生态环境保护 and 地下水资源规划、管理提供科学依据。为了对地下水位动态变化进行准确预测,针对地下水位样本之间的相似性及影响因子与地下水位之间具有的确定、不确定性特征,提出将集对分析与相似预测相结合,从同、异、反三方面定量刻画地下水位的当前样本与历史样本之间的相似性,建立了基于集对分析的地下水位相似预测模型,并应用该模型计算地下水位预测值。实例检验结果表明:基于集对分析的地下水位相似预测模型的平均相对误差小于3%。与其他地下水位预测方法相比,该方法用于地下水位预测具有物理概念清晰,计算简便,预测精度较高的特点。

关键词:集对分析;相似预测;地下水位;预测模型

中图分类号:TV211.1

文献标识码:A

文章编号:1000-0852(2015)06-0006-05

地下水作为水资源的重要组成部分,对人类的生存和生产活动具有十分重要的作用。随着社会经济的快速发展,地下水水质与水量均发生了重大变化,对人类社会发展带来了一定的威胁。因此准确预测地下水位,为保护地下水资源和制定环境规划及污染防治对策具有重要意义。目前常用的地下水位预测模型有差分自回归移动平均模型(ARIMA)^[1]、回归模型^[2]、灰色模型^[3]、神经网络模型^[4,5]、边界模型^[6,7]、小波网络模型^[8,9]和支持向量机模型^[10]、相似预测法^[11]等。相似预测法是依据相似原因产生相似结果的原则,从历史样本集中找出与当前最相似的一个或几个样本作为当前预测结果的一种非参数预测方法^[11]。用相似方法预测地下水位变化关键在于定量刻画地下水历史样本间的相似性。由于地下水位变化受多个因子的影响,它们之间的变化关系具有既确定又不确定的特征;而地下水位的当前样本与某些历史样本之间又往往具有相似性。因此,地下水位预测是一种包含有确定性、不确定性的相似预测。集对分析正是一种用于处理确定性和不确定性问题的理论和分析方法。目前,该方法已在环境质量评价、水资源评价^[12]、水安全评价等方面得到广泛的应用,但将其应用于地下水位预测还不多见。为此,将集对分析与相似预测相结合,用于测度地下水位当前样本与历史样本之间的相似性,将多个最相似的历史

样本的地下水位加权平均值作为当前样本的预测值,建立了基于集对分析的地下水位相似预测模型(Similarity forecast model on set pair analysis, SFM-SPA),并通过应用实例对该模型的实用性进行了验证,从而为地下水位预测提供了一种新方法。

1 集对分析的地下水位相似预测模型

由于地下水位的变化常受多个影响因子的共同作用,而地下水位样本与其影响因子之间具有既确定又不确定的变化关系,且地下水位历史样本之间往往又存在相似性。因此,用集对分析的同异反联系度来测度地下水位历史样本之间的相似性,并选取多个最相似的历史样本的地下水位加权平均值作为当前地下水位的预测值,构建了基于集对分析的地下水位相似预测模型(SFM-SPA)。

基于集对分析的地下水位预测建模过程包括如下三个步骤:

步骤1:构建集对并进行符号化处理。

将地下水位和影响因子分别进行等级符号化处理,选取地下水位 i 的数据集合 $Y=\{y_i|i=1\sim n\}$ 及其影响因子 j 的集合 $X_j=\{x_{ij}|i=1\sim n, j=1\sim m\}$ 构成集对 $H(Y, X_j)$ 。根据 $[0, \bar{x}_j+k_1s]$, $[\bar{x}_j+k_1s, \bar{x}_j+k_2s]$, $[\bar{x}_j+k_2s, +\infty)$ 将集合中的元素划分为I、II、III类,其中 \bar{x}_j 、 s 分别为集合 Y 或 X_j

收稿日期:2014-11-03

基金项目:国家自然科学基金项目资助(51179110, 51209024)

作者简介:徐源蔚(1991-),女,四川成都人,硕士研究生,主要从事的研究方向为环境质量评价、环境系统分析等。E-mail: 454250429@qq.com

通讯作者:李祚泳(1944-),男,四川宜宾人,教授,博士生导师,主要从事水环境信息分析和水资源安全评价等研究。E-mail: lizuyong@cuit.edu.cn

中各元素的均值和标准差, k_1, k_2 为经验系数。

步骤 2: 确定联系度并计算联系数。

两个集合构成的集对 $H(A, B)$ 中有 N 个特性, 其中 A 和 B 共有的特性记为 S 个, 对立的特性记为 P 个, 既不共有又不对立的特性则为 $F=N-S-P$ 个。因此, S/N 即为两个集合的同一度, F/N 为差异度, P/N 为对立度, 两个集合的同异反联系度表达式为:

$$\mu_{A-B} = \frac{S}{N} + \frac{F}{N}I + \frac{P}{N}J \tag{1}$$

将预测地下水位的影响因子集 $D_{n+1}=(x_{n+1,1}, x_{n+1,2}, \dots, x_{n+1,m})$ 与历史地下水位的影响因子集 $D_i=(x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,n})$ 构建集对 $H(D_{n+1}, D_i)$, ($i=1 \sim n$)。通过式(1)计算出 $H(D_{n+1}, D_i)$ 的同异反联系度。 I 为差异度系数, 取值为 $[-1, 1]$, J 为对立度系数, 通常恒取 -1 , 将 I 和 J 取值后, 联系度 μ_{Y-X} 变为联系数 $\mu'_{D_{n+1}-D_i}$ 。若 D_{n+1} 与 D_i 差异性越小, $\mu'_{D_{n+1}-D_i}$ 越接近于 1, 即相似性越好; 反之, $\mu'_{D_{n+1}-D_i}$ 越接近于 -1 , 则相似性越差。

步骤 3: 建立地下水位相似预测模型。

从 n 个历史地下水位样本中, 选出 K 个与预测样本影响因子集 D_{n+1} 最相似(联系数最大)的历史样本,

一般可取 $K \leq n^{0.5}$, 同时要求 $\mu'_{D_{n+1}-D_i}$ 超过某一给定值来综合确定 K ; 或者视研究对象的具体情况而定。将这 K 个历史样本对应预测对象值以其联系数 $\mu'_{D_{n+1}-D_i}$ 为权重进行加权平均, 即得预测对象的预测值^[12], 如式(2)所示。

$$\hat{y}_{n+1} = \sum_{i=k_1}^{k_k} [(\mu'_{D_{n+1}-D_i} / \sum_{i=k_1}^{k_k} \mu'_{D_{n+1}-D_i}) y_i] = \sum_{i=k_1}^{k_k} w_i y_i \tag{2}$$

2 应用实例及分析

基于集对分析的相似预测模型既然是依据相似原则产生相似结果的原则, 因此, 该方法不仅可以从历史样本集中找出与当前最相似的一个或几个样本作为当前样本预测结果, 而且也能够从近期和当前已知样本集中找出与历史上最相似的一个或几个样本作为对应历史样本数据的恢复(修复)。现以地下水位预测为例, 验证基于集对分析的相似预测模型用于地下水位历史样本值的恢复的可行性。

滦河某观测站 24 个月的地下水位实测值及 5 个影响因子(河道流量、气温、饱和差、降水量、蒸发量)实测值如表 1 所示^[13]。用 SFM-SPA 模型对时序为 1~5 的地下水位进行预测。

表1 地下水位和影响因子的实测值和分类结果
Table1 The observed data and classification of the underground water level and its influence factors

| 时序 | 影响因子值 x_i | | | | | 影响因子等级值 | | | | | 水位埋深 Y |
|----|-------------|-------|-------|-------|-------|---------|-------|-------|-------|-------|----------|
| | x_1 | x_2 | x_3 | x_4 | x_5 | x_1 | x_2 | x_3 | x_4 | x_5 | |
| 1 | 1.5 | -10 | 1.2 | 1 | 1.2 | I | I | I | I | I | 6.92 |
| 2 | 1.8 | -10 | 2 | 1 | 0.8 | I | I | I | I | I | 6.97 |
| 3 | 4.0 | -2 | 2.5 | 6 | 2.4 | I | I | I | I | I | 6.84 |
| 4 | 13.0 | 10 | 5 | 30 | 4.4 | II | II | II | II | II | 6.5 |
| 5 | 5.0 | 17 | 9 | 18 | 6.3 | I | III | III | II | III | 5.75 |
| 6 | 9.0 | 22 | 10 | 113 | 6.6 | II | III | III | III | III | 5.54 |
| 7 | 10.0 | 23 | 8 | 29 | 5.6 | II | III | III | II | III | 5.63 |
| 8 | 9.0 | 21 | 6 | 74 | 4.6 | II | III | II | III | III | 5.62 |
| 9 | 7.0 | 15 | 5 | 21 | 2.3 | II | III | II | II | I | 5.96 |
| 10 | 9.5 | 8.5 | 5 | 15 | 3.5 | II | II | II | II | II | 6.3 |
| 11 | 5.5 | 0 | 6.2 | 14 | 2.4 | II | I | II | II | I | 6.8 |
| 12 | 12.0 | 0.5 | 4.5 | 11 | 0.8 | II | I | II | I | I | 6.9 |
| 13 | 0.5 | 1 | 2 | 1 | 1 | I | I | I | I | I | 6.7 |
| 14 | 3.0 | -7 | 2.5 | 2 | 1.3 | I | I | I | I | I | 6.77 |
| 15 | 7.0 | 0 | 3 | 4 | 4.1 | II | I | I | I | II | 6.67 |
| 16 | 10.0 | 10 | 7 | 0 | 3.2 | II | II | III | I | II | 6.33 |
| 17 | 4.5 | 18 | 10 | 19 | 6.5 | I | III | III | II | III | 5.82 |
| 18 | 8.0 | 21.5 | 11 | 81 | 7.7 | II | III | III | III | III | 5.58 |
| 19 | 57.0 | 22 | 5.5 | 186 | 5.5 | III | III | II | III | III | 5.48 |
| 20 | 35.0 | 19 | 5 | 114 | 4.6 | III | III | II | III | III | 5.38 |
| 21 | 39.0 | 13 | 5 | 60 | 3.6 | III | II | II | III | II | 5.51 |
| 22 | 23.0 | 6 | 3 | 35 | 2.6 | III | II | I | II | II | 5.84 |
| 23 | 11.0 | 1 | 2 | 4 | 1.7 | II | I | I | I | I | 5.32 |
| 24 | 4.5 | -7 | 1 | 6 | 1 | I | I | I | I | I | 6.56 |

2.1 地下水位及其影响因子分类

将滦河 24 个月地下水位及影响因子 (河道流量、气温、饱和差、降水量、蒸发量) 实测值按照集对分

析方法分为 I、II、III 三类, 分别对应区间 $[0, \bar{x}_i+k_1s)$, $[\bar{x}_i+k_1s, \bar{x}_i+k_2s)$, $[\bar{x}_i+k_2s, +\infty)$, 其中经验系数 k_1, k_2 分别取 $k_1=-0.5, k_2=0.5$ 。分类标准计算结果见表 2。

表2 地下水位及其影响因子分类标准
Table2 The classification standard of the underground water level and its influence factors

| 类别 | X_1 | X_2 | X_3 | X_4 | X_5 | Y |
|-----------|--------------|--------------|-------------|---------------|-------------|-------------|
| \bar{x} | 12.08 | 8.02 | 5.06 | 35.21 | 3.49 | 6.20 |
| s | 13.51 | 11.11 | 2.92 | 47.09 | 2.10 | 0.56 |
| I | <5.32 | <2.47 | <3.60 | <11.67 | <2.44 | <5.92 |
| II | [5.32,18.83) | [2.47,13.57) | [3.60,6.52) | [11.67,58.75) | [2.44,4.54) | [5.92,6.47) |
| III | ≥ 18.83 | ≥ 13.57 | ≥ 6.52 | ≥ 58.75 | ≥ 4.54 | ≥ 6.47 |

表3 时序1~5的地下水位与各相关样本联系度及联系系数

Table3 The connection degree and numbers between the various underground water levels of time series from 1~5 and relevant samples

| 时序 | 时序 5 与各相关样本联系度及联系系数 | | | | 时序 4 与各相关样本联系度及联系系数 | | | | 时序 1~3 与相关样本联系度及联系系数 | | | |
|----|---------------------|-------|-------|-----------------------|---------------------|-------|-------|-----------------------|----------------------|-------|-------|-----------------------|
| | a_i | b_i | c_i | $\mu_{D_{n+1}, -D_i}$ | a_i | b_i | c_i | $\mu_{D_{n+1}, -D_i}$ | a_i | b_i | c_i | $\mu_{D_{n+1}, -D_i}$ |
| 1 | | | | | | | | | 1 | 0 | 0 | 1 |
| 2 | | | | | | | | | 1 | 0 | 0 | 1 |
| 3 | | | | | | | | | 1 | 0 | 0 | 1 |
| 4 | | | | | | | | | 0 | 1 | 0 | 0 |
| 5 | | | | | 1/5 | 4/5 | 0 | 1/5 | 1/5 | 1/5 | 3/5 | -2/5 |
| 6 | 3/5 | 2/5 | 0 | 3/5 | 1/5 | 4/5 | 0 | 1/5 | 0 | 1/5 | 4/5 | -4/5 |
| 7 | 4/5 | 1/5 | 0 | 4/5 | 2/5 | 3/5 | 0 | 2/5 | 0 | 2/5 | 3/5 | -3/5 |
| 8 | 2/5 | 3/5 | 0 | 2/5 | 2/5 | 3/5 | 0 | 2/5 | 0 | 2/5 | 3/5 | -3/5 |
| 9 | 2/5 | 2/5 | 1/5 | 1/5 | 3/5 | 2/5 | 0 | 3/5 | 1/5 | 3/5 | 1/5 | 0 |
| 10 | 1/5 | 4/5 | 0 | 1/5 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 1 | 0 | 0 |
| 11 | 1/5 | 2/5 | 2/5 | -1/5 | 3/5 | 2/5 | 0 | 3/5 | 2/5 | 3/5 | 0 | 2/5 |
| 12 | 0 | 3/5 | 2/5 | -2/5 | 2/5 | 3/5 | 0 | 2/5 | 3/5 | 2/5 | 0 | 3/5 |
| 13 | 1/5 | 1/5 | 3/5 | -2/5 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 |
| 14 | 1/5 | 1/5 | 3/5 | -2/5 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 |
| 15 | 0 | 3/5 | 2/5 | -2/5 | 2/5 | 3/5 | 0 | 2/5 | 3/5 | 2/5 | 0 | 3/5 |
| 16 | 1/5 | 4/5 | 0 | 1/5 | 3/5 | 2/5 | 0 | 3/5 | 1/5 | 3/5 | 1/5 | 0 |
| 17 | 1 | 0 | 0 | 1 | 1/5 | 4/5 | 0 | 1/5 | 1/5 | 1/5 | 3/5 | -2/5 |
| 18 | 3/5 | 2/5 | 0 | 3/5 | 1/5 | 4/5 | 0 | 1/5 | 0 | 1/5 | 4/5 | -4/5 |
| 19 | 2/5 | 2/5 | 1/5 | 1/5 | 1/5 | 4/5 | 0 | 1/5 | 0 | 1/5 | 4/5 | -4/5 |
| 20 | 2/5 | 2/5 | 1/5 | 1/5 | 1/5 | 4/5 | 0 | 1/5 | 0 | 1/5 | 4/5 | -4/5 |
| 21 | 0 | 4/5 | 1/5 | -1/5 | 3/5 | 2/5 | 0 | 3/5 | 0 | 3/5 | 2/5 | -2/5 |
| 22 | 1/5 | 2/5 | 2/5 | -1/5 | 3/5 | 2/5 | 0 | 3/5 | 1/5 | 3/5 | 1/5 | 0 |
| 23 | 0 | 2/5 | 3/5 | -3/5 | 1/5 | 4/5 | 0 | 1/5 | 4/5 | 1/5 | 0 | 4/5 |
| 24 | 1/5 | 1/5 | 3/5 | -2/5 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 | 1 |

2.2 对时序 1~5 的地下水位进行预测

采用逐月预测法, 既能充分利用相关信息, 又能保证预测的准确性。即预测时序为 5 的地下水位时, 使用时序为 6~24 地下水资料; 预测时序为 4 的地下水位时, 使用时序为 5~24 的地下水资料; 以此类推, 预测时序为 3、2、1 的地下水位分别使用时序为 4~24、3~24、2~24 的地下水资料。以对时序为 5 的地下水位的预测过程为例进行说明: 将时序为 5 的地下水位影响因子集定义为 $D_{n+1}=(x_{n+1,1}, x_{n+1,2}, x_{n+1,3}, x_{n+1,4}, x_{n+1,5})=(5.0, 17, 9, 18, 6.3)$, 按照表 2 的分类标准将其分类

为 $D_{n+1}=(I, III, III, II, III)$; 同样将时序为 6~24 的地下水位影响因子集定义为 $D_i(i=6\sim 24)$, 并按照表 2 进行分类, 分类结果见表 1; 构建集对 (D_{n+1}, D_n) , D_{n+1}, D_n 对应符号间进行比较, 相同则称为同一, 其个数记为 S ; 相差一级的, 如 I 与 II、II 与 III, 称为差异, 其个数记为 F ; 相差二级的, 如 I 与 III, 称为对立, 其个数记为 P 。得到联系度 $a_i=S/N, b_i=F/N, c_i=P/N, (N$ 为影响因子数)。取 $I=0, J=-1$, 得到联系系数 $\mu_{D_{n+1}, -D_i}$, 见表 3。时序 1~4 的地下水位预测过程与之完全相同。

2.3 预测结果

由表3可知,预测时序为5的地下水位时,选取联系系数最大的样本数 $K=1$, 样本序号为17,联系系数为1,对应的水位埋深为5.82m,由公式(2)计算出时序为5的地下水位预测值为5.82m,相对误差为1.2%。预测时序为4的地下水位时选取联系系数最大的样本数 $K=1$, 样本序号为10,联系系数为1,对应的水位埋深为6.3m,由公式(2)计算出时序为4的地下水位预测值为6.3m,相对误差为3.1%。预测时序为3的地下水位时选取联系系数最大的样本数 $K=2$, 样本序号为13、14,联系系数均为1,分别对应的水位埋深为6.7m、6.77m,由公式(2)计算出时序为3的地下水位预测值为6.74m,相对误差为1.5%。预测时序为2的地下水位时选取联系系数最大样本数 $K=4$, 样本序号为3、13、14、24,联系系数均为1,分别对应的水位埋深为6.84m、6.7m、6.77m、6.56m,由公式(2)计算出时序为2的地下水位预测值为6.72m,相对误差为3.6%。预测时序为1的地下水位时选取联系系数最大的样本数 $K=4$, 样本序号为2、3、13、14,联系系数均为1,分别对应的水位埋深为6.97m、6.84m、6.7m、6.77m,由公式(2)计算出时序为1的地下水位预测值为6.82m,相对误差为1.4%。

综合时序为1~5的预测结果,可计算出这5个地下水位预测值的平均相对误差为2.2%。

2.4 与其他方法预测结果对比

将集对相似法预测结果与文献[13]中的其他三种方法预测结果进行对比,可以看出集对相似预测法预测结果的平均相对误差比其他三种方法的平均相对误差要小,如表4所示。

表4 4种方法预测地下水位的平均相对误差对比
Table4 Comparisons of the average relative errors of underground water level prediction by using 4 methods

| 平均相对误差/% | | | |
|----------|-------|------|-------|
| 集对相似预测法 | 模糊识别法 | BP网络 | RBF网络 |
| 2.2 | 2.6 | 4.8 | 4.0 |

3 分析与比较

与预测地下水位的多种其他方法相比,基于集对分析的地下水位相似预测模型有以下不同之处:

地下水位动态变化受多因素影响和制约,常表现出准周期性、相似性、随机性和既确定又不确定性等复杂特征。由于地下水位动态变化曲线通常是非平稳时间序列,用平稳时间序列的预测方法并不适当;而且时

间序列预测模型未考虑地下水动力学变化机制,无法反映各种因素对地下水水位的影响,因而有一定的局限性。差分自回归移动平均模型(ARIMA)也只能进行近、短期水位预测,对中、长期和水位变化剧烈的预测,效果不理想。

基于随机统计分析的回归预测法只适用于大样本数据建模。灰色GM(1,1)预测模型虽然对样本数多少没有限制,但外推预测不能太多,否则,预测结果与实际值有较大偏离;因此,为了提高预测精度,需要根据实测数据不断对模型进行调整或更新。

用小波分解法对地下水位预测虽然适当,但方法较复杂,且分解层次多少难以掌握,而层次多少对预测效果有较大影响。混沌时间序列用于地下水位时间序列的短期预测是可行的和有效的,但用于地下水位时间序列的长期预测则受到一定限制。

采用结构风险极小化准则的回归支持向量机(SVR)模型对多分类、影响因素复杂、数据有限的小样本地下水位预测问题,具有明显优势。不过,核函数的选择和核函数相关参数的辨识难以确定,而且,当样本数较大时,算法收敛速度较慢。

此外,地下水位预测的神经网络(BP, RBF)模型、小波分解网络模型、混沌时间序列模型及回归支持向量机(SVR)等智能预测模型都需要较复杂的编程和上机优化计算,实际使用不便。

基于集对分析的地下水位相似预测模型不仅考虑了影响地下水动态变化的多种因素,而且能充分反映地下水位样本的影响因素之间存在既确定又不确定性的特征,因而该模型有明确的物理机制。同时,基于集对分析的地下水位相似预测法既不需要复杂的编程和优化计算,也不受因子数多少的限制,计算简单,使用方便。

4 结论

(1) 基于集对分析的相似预测模型原理简单,物理概念清晰,计算简便。

(2) 基于集对分析的相似预测模型不仅可以依据历史样本对当前或未来样本进行预测,反之,也能由近期和当前样本对相应历史样本数据进行恢复。

(3) 理论分析和实例应用均表明基于集对分析的相似预测模型用于地下水位动态预测是可行的。

(4) 由于地下水位与影响因素之间相关性大小对该预测模型的精度也有较大影响,因此,应尽可能选择与地下水位关系密切的影响因子进行建模,以提高预

测结果的准确可靠性。

参考文献:

- [1] 李娜,周维博,董起广,等. 基于 ARIMA 模型的灌区地下水动态预报[J]. 人民长江,2014,(9):43-47.(LI Na, ZHOU Weibo, DONG Qiguang, et al. Groundwater dynamic prediction in irrigation area based on ARIMA model[J]. Yangtze River, 2014,45(9):43-47.(in Chinese))
- [2] 高尚鹏, 赵庆鲁, 邵志恒. 基于回归分析法的地下水位预测研究[J]. 地下水, 2014,36(3):53-55. (GAO Shangpeng, ZHAO Qinglu, SHAO Zhiheng. Research on the prediction of groundwater level based on regression analysis[J]. Ground Water, 2014,36(3):53-55. (in Chinese))
- [3] 吴莉萍,朱长军,李莎. 灰色预测在地下水位预测中的应用[J]. 地下水, 2012,34(2):66-68. (WU Liping, ZHU Changjun, LI Sha. The grey analysis of Xiaonanhai spring water table [J]. Ground Water, 2012,34(2):66-68.(in Chinese))
- [4] 卓中文,王山东,杨松. 基于 BP 神经网络的矿山地下水位预测研究[J]. 计算机与数字工程, 2012,40(10):40-42,50. (ZHUO Zhongwen, WANG Shandong, YANG Song. Study of prediction of mining groundwater level based on BP neural network [J]. Computer & Digital Engineering, 2012,40(10):40-42,50. (in Chinese))
- [5] Hong B R, Jin F H, Guo Q. Hopfield neural network based on ant system [J]. Journal of Harbin Institute Technology: New Series, 2004,11(3):267-269.
- [6] Srensen Helle A, Petersen Marianne K, Jacobsen Susanne, et al. Mass spectrometry and partial least-squares regression: a tool for identification of wheat variety and end-use quality [J].Journal of Mass Spectrometry, 2004,39(6):601-612.
- [7] SUN Hongyue, WONG L N Y, SHANG Yuequan, et al. Evaluation of drainage tunnel effectiveness in landslide control [J]. Landslides, 2010,7(4):445-454.
- [8] 徐强,束龙仓,杨桂莲,等. 基于遗传算法优化的小波神经网络在地下水位预测中的应用[J]. 水文, 2010,30(1):27-30. (XU Qiang, SHU Longcang, YANG Guilian, et al. Application of optimization wavelet neural network based on genetic algorithm in groundwater level prediction[J]. Journal of China Hydrology,2010,30(1):27-30.(in Chinese))
- [9] 王文圣,廖杰,丁晶. 浅层地下水位预测的小波网络模型[J]. 土木工程学报,2004,37(12):62-66. (WANG Wensheng, LIAO Jie, DING Jing. Wavelet network model for shallow water table prediction[J]. China Civil Engineering Journal , 2004,37(12):62-66. (in Chinese))
- [10] 彭令,牛瑞卿,叶润青,等. 基于进化支持向量机的滑坡地下水位动态预测[J]. 中南大学学报(自然科学版),2012,43(12):4788-4795. (PENG Ling, NIU Ruiqing, YE Runqing. Prediction of ground water level in landslides based on genetic-support vector machine[J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2012,43(12):4788-4795. (in Chinese))
- [11] 金菊良,魏一鸣,王文圣,等. 基于集对分析的水资源相似预测模型[J]. 水力发电学报, 2009,28(1):72-77.(JIN Juliang, WEI Yiming, WANG Wensheng. Set pair analysis based on similarity forecast model of water resources [J]. Journal Hydroelectric Engineering,2009,28(1): 72-77.(in Chinese))
- [12] 王文圣,李跃清,金菊良,等. 水文水资源集对分析[M].北京: 科学出版社, 2010:117-126. (WANG Wensheng, LI Yueqing, JIN Juliang, et al. Set Pair Analysis for Hydrology and Water Resources Systems[M]. Beijing: Science Press,2010:117-126.(in Chinese))
- [13] 曹邦兴. 基于蚁群径向基函数网络的地下水预测模型[J]. 计算机工程与应用,2010,46(2):224-226.(CAO Bangxing. Prediction model of underground water level that combined ant colony algorithms with RBF network [J]. Computer Engineering and Applications, 2010,46(2):224-226. (in Chinese))

Similar Forecast Models of Underground Water Level Based on Set Pair Analysis

XU Yuanwei, LI Zuoyong, WANG Jiayang

(College of Resources and Environment, Chengdu University of Information Technology, Chengdu 610225, China)

Abstract: The forecast of underground water level can provide scientific basis for the ecological environmental protection, planning and management of underground water resources. According to the similarity between the samples of underground water level and the characteristics of regularity as well as the both certain and uncertain between the impact factors and underground water level, this study set up the similar forecast models of underground water level based on set pair analysis, which describe quantitatively the similarity among the historical samples of forecast object from the views of identical, discrepancy and contrary sides, combining set pair analysis with the similar forecast. Further, the predictive values of underground water level can be calculated by the model. The empirical results suggested that average relative error of the similar forecast models of underground water level based on set pair analysis was less than 3%. Compared with other underground water level prediction methods, this model has the characteristics of clear physical concepts, simple computation and higher prediction accuracy.

Key words: set pair analysis; similar forecast; underground water level; forecast model