

DOI: 10.13476/j.cnki.nsbdqk.2014.02.021

# 云神经网络确定含水层参数研究

桂春雷, 石建省, 刘继朝, 马 荣

(中国地质科学院水文地质环境地质研究所, 石家庄 050061)

**摘要:** 高效、精确的含水层参数求解方法一直是水文地质研究领域的重要研究内容之一。实践中通常利用非稳定流抽水试验资料通过配线法确定含水层参数,但是随着计算机应用的普及,已有人开发出几种在非稳定流试验条件下求解含水层水文地质参数的快速、精确的计算机智能优化算法。在此基础上尝试建立了云神经网络模型(Cloud Neural Net, CNN),并将其应用于石家庄市元氏县3个单孔非稳定流抽水试验,对承压含水层参数进行计算,模型计算结果与当地的水文地质条件较为符合,且比传统方法及单纯的人工神经网络模型所得结果更加精确。因此云神经网络模型为研究区地下水资源评价、地下水数值模拟以及溶质运移模拟提供了另一种重要手段。

**关键词:** 抽水试验; 含水层参数; 云模型; 云神经网络; 人工神经网络

中图分类号: O154 文献标识码: A 文章编号: 1672-1683(2014)02-0087-05

## Determination of Aquifer Parameters Using Cloud Neural Network

GUI Chun lei, SHI Jian sheng, LIU Ji chao, MA Rong

(The Institute of Hydrogeology and Environmental Geology, Shijiazhuang 050061, China)

**Abstract:** Efficient and accurate solutions for determination of aquifer parameters have been one of the most important research topics in hydrogeological research field. The fitting curve method is usually used to determine the aquifer parameters from unsteady pumping test. With the wide computer application, several rapid and accurate computer intelligence optimization algorithms were developed to determine the aquifer parameters under the conditions of unsteady flow. On this basis, the Cloud Neural Net (CNN) model was applied in this paper to calculate the hydraulic parameters of a confined aquifer in Yuanshi County of Shijiazhuang City based on 3 single hole unsteady flow pumping tests. The model results were in accordance with the actual hydrogeological conditions, and more accurate compared with the results derived from the traditional method and simplified artificial neural net model. Thus CNN model establishes a good foundation for groundwater resources assessment, groundwater numerical simulation, as well as solute transportation simulation.

**Key words:** pumping test; aquifer parameter; cloud model; cloud neural net; artificial neural net;

含水层水文地质参数对于研究地下水运动问题非常重要,一直以来人们主要是通过野外试验测定和室内数值模拟反演来获取这些参数,其中较近的典型研究如肖长来等<sup>[1]</sup>提出全程曲线拟合法,充分利用抽水试验过程中的全部信息,在降深较小时可以直接用于厚度较大潜水含水层参数的计算;鞠晓明等<sup>[2]</sup>对抽水试验和微水试验的求参结果进行了对比分析; Nicholas Dudley Ward 等<sup>[3]</sup>将地下水水力模型同抽水试验数据进行拟合,运用贝叶斯推断对含水层参数的不确定性进行了量化;周海燕<sup>[4]</sup>提出一种随机逆方法来求解含水层参数逆演问题。其中根据非稳定流抽水试验资料确定

含水层水文地质参数仍然是野外水文地质工作中经常采用的方法之一<sup>[5]</sup>。除了传统非稳定流试验计算导水系数、贮水系数常用的 Theis 配线法和 Jacob 直线图解法以外,为了寻求求解水文地质参数的简便、精确的计算机智能优化算法,广大水文地质工作者先后开展了大量的研究工作,已经提出并且应用较广的优化算法有:粒子群算法、遗传算法、BP 神经网络算法、模拟退火法、混沌序列算法<sup>[6-10]</sup>等。

云理论是系统地处理不确定性问题的一种新理论,云模型是定性定量间的不确定性转移模型<sup>[11]</sup>。当具有代表性且可以满足网络泛化要求的抽水试验样本资料时, BP 神经网络

收稿日期: 2013-04-30 修回日期: 2014-02-15 网络出版时间: 2014-03-10

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/doi/10.13476/j.cnki.nsbdqk.2014.02.001.html>

基金项目: 国家“973”计划项目“华北平原地下水演变机制与调控”(20100CB428800); 中国地质科学院水文地质环境地质研究所项目“含水层精细结构探查”(sk201015)

作者简介: 桂春雷(1973-),男,内蒙古乌兰察布人,工程师,博士,主要从事地下水系统数值模拟方面的研究。E-mail: wdgxiang@126.com

通讯作者: 石建省(1962-),男,河北石家庄人,研究员,主要从事水文地质评价方面的研究。E-mail: tiger7886@263.net

络是求解水文地质参数的一种有效方法<sup>[12]</sup>。而云神经网络是一种基于云推理规则的神经网络结构,将云模型的不确定性推理与神经网络相结合,利用神经网络来修正和优化云参数,根据数据之间的关系建立知识规则库,模型的学习能力和表达能力更强<sup>[13]</sup>,但是目前尚没有发现云神经网络求取含水层参数方面的研究。

本文结合石家庄元氏地区的抽水试验实测资料,首次建立云神经网络模型来求取含水层的水文地质参数,为进一步提高地下水资源评价的精度和可信度奠定基础。

## 1 云神经网络基本原理

### 1.1 云模型

#### 1.1.1 云定义

设是  $X$  一个普通集合,  $X = \{x\}$ , 称为论域。关于论域  $X$  中的模糊集合  $A$ , 是指对于任意元素  $x$  都存在一个有稳定倾向的随机数  $\mu_A(x)$ , 叫做  $x$  对  $A$  的隶属度。如果论域中的元素是简单有序的, 则  $X$  可以看作是基础变量, 隶属度在  $X$  上的分布叫做隶属云; 如果论域中的元素不是简单有序的, 而根据某个法则  $f$ , 可将  $X$  映射到另一个有序的论域  $X'$  上,  $X'$  中的一个  $x'$  且  $x$  只有一个和对应, 则  $X'$  为基础变量。隶属度在上的分布叫做隶属云<sup>[14]</sup>。

#### 1.1.2 云的数字特征

云的 3 个数字特征分别是期望  $E_x$ 、熵  $E_n$ 、超熵  $H_e$ 。图 1 为云的数字特征示意图。

其中横轴表示某一概念的不确定性度量的范围, 纵轴表示隶属度。期望  $E_x$  是论域的中心值, 是最能够代表这个定性概念的点, 反映在云形上就是云的“最高点”, 即隶属度为 1 的点。熵  $E_n$  表示一个定性概念可被度量的范围, 熵越大概念越宏观, 即可被度量的范围越广。熵反映了模糊概念的亦此亦彼性的裕度<sup>[14]</sup>, 即这个定性概念的不确定性, 又称模糊性, 反映在云形上就表示云的跨度, 即熵越大云的跨度越大。超熵  $H_e$  是熵的熵, 用来表示熵的不确定性, 它表示样本出现的随机性, 即云图上云滴的离散程度。超熵将模糊性和随机性相关联, 它反映在云形上表示云的厚度, 超熵越大, 云越厚。

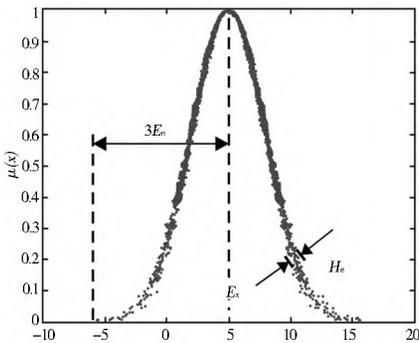


图 1 云的数字特征

Fig. 1 Numerical characteristics of cloud

#### 1.1.3 正态云模型

正态云是表征语言原子最重要、最有力的工具, 正态云的理论是建立在正态分布的普遍性与正态隶属函数的普遍性的基础之上, 因而正态云模型在表达语言值时最常用。其

数学期望曲线为:

$$MEC_A(x) = \exp\left[-\frac{(x - E_x)^2}{4E_n^2}\right]$$

正态云的生成算法为: (1) 生成以  $E_x$  为期望值、 $E_n$  为标准差的正态随机数  $X_i$ ; (2) 生成以  $E_n$  为期望值、 $H_e$  为标准差的正态随机数  $E_{ni}$ ; (3) 计算  $y_i = \exp\left[-\frac{(x_i - E_x)^2}{2(E_{ni})^2}\right] = \exp\left[-\frac{2(x_i - E_x)^2}{(E_{ni})^2}\right]$ , 令  $(x_i, y_i)$  为云滴。(4) 重复以上步骤, 直到生成  $n$  个云滴为止。

#### 1.1.4 云发生器

云的生成算法可利用软件实现, 也可固化成硬件实现, 称为云发生器。由云的数字特征产生云滴, 即实现从定性到定量的转移, 称为正向云发生器。其中包括 X、Y 条件云发生器、逆向云发生器等。

### 1.2 云神经网络模型

根据已有的神经网络和云神经网络研究结果, 本文将云模型和神经网络结合而得到的神经网络结构是一个五层的神经网络结构, 见图 1。在网络中有  $n$  个输入, 2 个输出, 五层分别是输入层、云化层、隐含层、逆云化层和输出层。

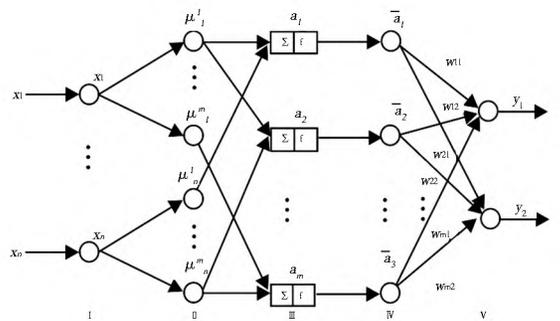


图 2 云神经网络结构

Fig. 2 Cloud neural net structure

在五层网络结构中, 采用了传统神经网络结构中的权值和阈值概念, 加强了网络的学习能力和记忆能力, 提高了网络的辨识精度, 并且该网络结构能够满足多输入多输出复杂系统的要求, 实用性更强。因此, 这种方法结合了模糊性和随机性, 以及神经网络的结构自身的特点, 从而改善了系统的性能。

## 2 实例分析

### 2.1 研究区概况

研究区位于河北省西南部河北省会石家庄市东南方, 北纬  $37^{\circ}45' - 37^{\circ}51'$ , 东经  $114^{\circ}34' - 114^{\circ}40'$  之间, 面积  $126.78 \text{ km}^2$ , 是太行山东麓与华北平原相交接的山前倾斜平原地区。该地区属于华北平原子牙河流域滹沱河、槐沙河冲洪积扇地下水系统, 地下水主要赋存于第三系砂岩及第四系粉细砂含水层中。该区域含水层由单层结构向双层及多层结构过渡, 单层结构区域主要分布于山前平原顶部; 多层结构区自上而下划分为四个含水层组, 主要位于研究区底部。在水平方向上, 含水层由西部向东部单层厚度逐渐变厚, 粒度由细变粗, 层次由少增多, 富水性由弱变强。在垂直方向上, 上部及下部砂层粒度较细、厚度较小, 中部砂层粒度较粗, 含水层厚度较大。

## 2.2 抽水试验

### 2.2.1 抽水井分布

抽水井布设在元氏县南因镇下辖的村庄中, 总共为 6 眼, 见图 3。由于各井间距较大(均大于 500 m), 不能满足观测井的布置要求, 故采取单孔非稳定流抽水试验。各眼井的井深均为 180 m, 过滤管深度为 80~120 m, 选取过滤管长度为各井的含水层厚度 40 m。

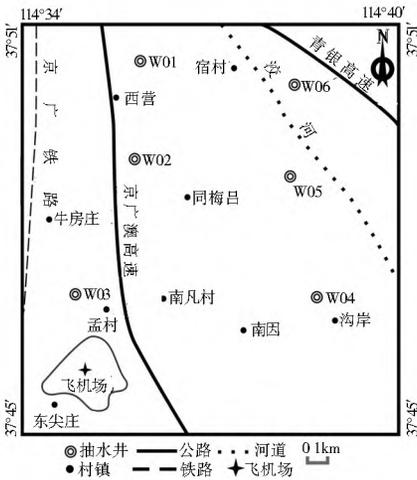


图 3 抽水井分布

Fig. 3 Distribution of pumping wells

### 2.2.2 试验步骤及结果

采用定流量抽水法, 在 1 至 6 号井进行单孔非稳定流抽水试验。抽水试验步骤如下。

(1) 前期准备工作。包括检测调试仪器设备, 以及对所有的抽水孔以及附近有关水点进行水位统测, 了解地下水流向, 同时要考虑抽出水的排水方案, 防止抽出的水回渗。

(2) 进行抽水试验。在抽水开始后, 第 1、2、3、4、6、8、10、15、20、25、30、40、50、60、80、100、120 min 进行观测, 以后每隔 30 min 观测一次。涌水量观测与水位观测同时间同步进行。

(3) 停泵后, 观测不同时间段水位恢复情况。

(4) 进行抽水试验资料整理及参数计算。试验日期为 2011 年 8 月 30 号(2 号井)、2012 年 4 月 7 日至 4 月 10 日(4 号井)、6 月 6 日(5 号井), 每眼井抽水时间均为 1 d。

每眼井采用同型号、同功率、同扬程的抽水泵进行抽水, 涌水量为 60~109 t/d。通过安装在取水管上的流量计读取各取水时间段的抽水量, 得到抽水试验过程相应的稳定抽水量, 并在相应时间记录井中水位埋深。

2 号井、4 号井、5 号井在抽水试验进行 6 h 后, 水位趋于平稳, 下降幅度减小, 最大降深分别为 6.64 m、18.38 m 和 8.51 m。因此, 选取这 3 眼井的前 33 次观测记录数据进行计算分析, 表 1 为抽水孔观测数据记录表。

表 1 抽水井观测记录

Table 1 The drawdown observations in pumping wells

时间/min	2号降深/m	4号降深/m	5号降深/m	时间/min	2号降深/m	4号降深/m	5号降深/m
1	2.85	5.08	7.34	150	5.62	18.35	8.07
2	3.35	10.21	6.7	180	5.71	18.7	7.88
3	3.6	13.48	6.5	210	5.8	18.36	8.5
4	3.77	15.53	4.76	240	5.88	18.48	8.57
6	3.98	16.64	3.09	270	5.92	18.04	8.43
8	4.12	17.55	4.08	300	5.98	18.36	8.49
10	4.23	18.17	4.1	330	6.03	18.4	8.56
15	4.43	16.9	6.59	360	6.11	18.42	8.61
20	4.55	16.93	5.64	390	6.2	18.34	8.61
25	4.63	17.72	6.83	420	6.22	18.32	8.42
30	4.73	18.28	7.23	450	6.3	18.38	8.59
40	4.89	18.03	7.5	480	6.35	18.39	8.67
50	5.05	18.46	7.55	510	6.4	18.31	8.34
60	5.12	18.36	7.56	540	6.48	18.29	8.31
80	5.26	18.03	7.58	570	6.51	18.35	8.55
100	5.4	18.53	7.55	600	6.64	18.38	8.51
120	5.52	18.46	7.7	—	—	—	—

## 2.3 模型应用

### 2.3.1 云神经网络模型的 Theis 井流公式

根据前述试验情况, 云神经网络模型采用地下水非稳定流 Theis 公式<sup>[9]</sup>:

$$S = \frac{Q}{4\pi T} W(u) \quad (1)$$

$$W(u) = \int_u^\infty \frac{e^{-u}}{u} du \quad (2)$$

$$u = \frac{r^2 \mu^*}{4Tt} \quad (3)$$

式中:  $S$  为观测孔对应于观测时间  $t$  时的水位降深(m);  $Q$  为单位时间内从抽水主井抽出的水量( $m^3/h$ );  $T$  为承压含水层的导水系数( $m^2/d$ );  $r$  为观测孔与抽水主井的距离(m);  $\mu^*$  为承压含水层贮水系数;  $t$  为抽水持续时间(min);  $W(u)$  为井函数。

### 2.3.2 模型训练和预测

选择每个抽水时段降深  $S_i$  与定抽水流量  $V_i$  的比值  $X_i$  为输入层节点, 输入层节点数为 33 个, 代表了 33 个抽水时段。所建模型为多输入、多输出系统, 承压含水层导水系数

$T$  和贮水系数  $\mu^*$  为输出层节点。

以抽水时段的降深与定抽水流量的比值为定性语言值, 以含水层导水系数和贮水系数为定量知识, 通过正态云发生器计算每个输入分量  $X_i$  属于各语言变量值的隶属度  $u_i^h$  ( $x_1$ )、 $u_i^g(x_2)$ 、 $\dots$ 、 $u_i^k(x_n)$ , 其中:  $h=1, 2, \dots, m_1$ ;  $g=1, 2, \dots, m_2$ ;  $k=1, 2, \dots, m_n$ ,  $m_1, m_2, \dots, m_n$  为每个  $X_i$  的语言变量个数, 云化层(正态云发生器层)节点个数为  $m_1 + m_2 + \dots + m_n$ 。抽水时段的降深  $S_5$  与定抽水流量  $Q_5$  的比值  $X_5$  为例, 确定语言变量为大、中、小三档, 则联系  $u_5^i = -\frac{(x_5 - E_{x_i})^2}{2E_{x_i}^2}$  ( $i=1, 2, 3$ ), 其中  $E_{x_i}$  为各语言变量的初始期望、 $E_{x_i}$  为初始熵。隐含层传递函数用  $\text{tansig}$ , 隐含层节点个数  $n_2$ :  $n_2 = 2n_1 + 1$ ,  $n_1$  为输入层节点个数; 在逆云化层使用的是  $Y$  正态云发生器, 将隶属度转换为实际的输出数据, 输出层用  $\text{logsig}$ ; 网络采用 Levenberg-Marquardt 规则训练, 训练步骤最大为 2 500, 误差值  $T$  取  $10^{-2} \text{ m}^2/\text{d}$ ,  $\mu^*$  取  $10^{-8}$ 。

为了使模型达到较快的迭代收敛速度和获得适量的训

表 2 含水层水文地质参数计算结果及误差分析

Table 2 The results of aquifer hydrogeological parameters and error analysis

参数及误差	st 配线法			Cooper Jacob 直线图解法			BP 神经网络			云神经网络		
	2号抽水井	4号抽水井	5号抽水井	2号抽水井	4号抽水井	5号抽水井	2号抽水井	4号抽水井	5号抽水井	2号抽水井	4号抽水井	5号抽水井
$T/(\text{m}^2 \cdot \text{d}^{-1})$	287.33	323.15	130.27	269.75	330.21	124.87	279.22	318.76	122.84	282.97	327.43	126.28
$\mu^* / 10^{-3}$	3.24	4.82	2.33	3.80	4.57	2.46	3.17	4.49	2.28	3.21	4.61	2.31
平均 相对误差	5.87	5.34	5.12	5.17	4.98	5.22	4.89	5.05	4.31	4.16	3.28	3.56

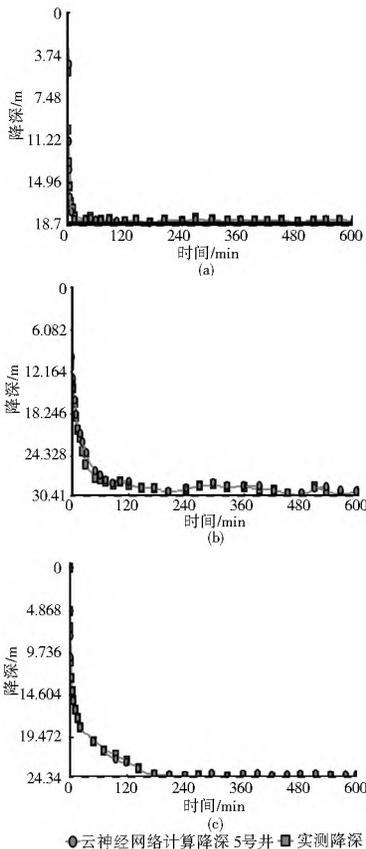


图 4 计算降深与实测降深拟合曲线

Fig. 4 The fitting curve between calculated and measured drawdown

从表 2 可见, 4 种方法推求的承压含水层的导水系数和

练样本数, 依据现场钻孔数据及水文地质调查资料, 确定抽水试验区含水层岩性多属于粗砂和中砂, 查阅水文地质手册等文献, 将导水系数  $T$  的变化范围设定为  $50.0 \sim 800.0 \text{ m}^2/\text{d}$ , 贮水系数  $\mu^*$  变化范围设定为  $1 \times 10^{-3} \sim 7 \times 10^{-3}$ 。在  $T$  和  $\mu^*$  各自的变化范围用  $[0, 1]$  之间的均匀随机数按文献 [13] 中方法随机产生 150 组导水系数  $T$  和  $\mu^*$  渗透系数  $K$  的均匀且独立的随机模拟数, 用公式 (1) 计算对应每对  $T$  和  $\mu^*$  的各个观测孔各抽水时段的降深。采用前 120 组随机的  $T$  和  $\mu^*$  及其对应的降深, 以及  $T$  和  $\mu^*$  的上、下界对应的降深作云神经网络模型的训练样本, 用其余 30 对做模型的验证样本。

### 2.3.3 预测结果验证分析

为了便于比较和分析, 表 2 中列出 st 配线法(采用 Aquifer Test 3.2)、Cooper Jacob 直线图解法(采用 Aquifer Test 3.2)、BP 神经网络以及本文云神经网络的计算结果及误差分析。图 4 为云神经网络计算降深与实测降深拟合曲线。

贮水系数结果相差不大。配线法所得计算结果按 Theis 公式正演出的降深的平均相对误差比其余三种方法要略大一点; BP 神经网络和云神经网络的计算结果比配线法和直线图解法要精确一些, 其中尤以本文建立的云神经网络的计算结果误差最小。由图 4 结合表 2 可见, 云神经网络计算结果精度较高。

## 3 结语

通过对比不同方法推求的承压含水层水文地质参数结果, 在进行非稳定流抽水试验时, 将云神经网络模型用于求取含水层参数是可行的, 所建模型计算精度优于常规方法及单纯的 BP 神经网络。实践证明, 将云模型以及云推理规则与 BP 神经网络结合起来, 进一步发挥了神经网络模型的自学习、自适应能力, 这为非线性知识的获取提供了另外的有效途径。当然, 运用云神经网络对非稳定流抽水试验资料进行分析演算尚处于探索阶段, 还存在不少问题, 如云参数调整及改进、定量和定性变量的云化、云推理规则的合理化等问题, 仍然需要进一步研究。

### 参考文献(References):

[1] 肖长来, 梁秀娟, 崔建铭, 等. 确定含水层参数的全程曲线拟合法[J]. 吉林大学学报(地球科学版), 2005, 35(6): 751-754. (XIAO Chang-lai, LIANG Xiu-juan, CUI Jian-ming, et al. Whole Curve Matching Method for Aquifer Parameters Determination[J]. Journal of Jilin University (Earth Science Edition), 2005, 35(6): 751-754. (in Chinese))

- [2] 鞠晓明,何江涛,王俊杰,等.抽水试验和微水试验在确定水文地质参数中的对比分析[J].工程勘察,2011,(1):51-56.(JU Xiaoming, HE Jiang tao, WANG Jun jie, et al. Comparison of the Determination of Hydrogeological Parameters from Pumping Tests and Slug Tests[J]. Geotechnical Investigation & Surveying, 2011, (1): 51-56. (in Chinese))
- [3] Nicholas Dudley Ward, Colin Fox. Identification of Aquifer Parameters from Pumping Test Data with Regard for Uncertainty [J]. Journal of Hydrologic Engineering, 2012, 17(7): 769-781.
- [4] 周海燕. 基于集合卡尔曼滤波法的非高斯含水层参数识别[D]. 北京: 中国地质大学, 2011. (ZHOU Hai yan. Characterizing Non-gaussian Aquifer Model Parameters Based on the Ensemble Kalman Filter[D]. Beijing: China University of Geosciences, 2011. (in Chinese))
- [5] 薛禹群. 地下水动力学[M]. 北京: 地质出版社, 1997. (XUE Yur qun. Dynamics of Groundwater [M]. Beijing: Geological Publishing House, 1997. (in Chinese))
- [6] 王菲, 刘元会, 郭建青. 粒子群优化算法确定非线性流含水层参数[J]. 勘察科学技术, 2013, (1): 5-7. (WANG Fei, LIU Yuanhui, GUO Jianqing. Determination on Aquifer Parameters in Nonlinear Flow by Particle Swarm Optimization Algorithms [J]. Site Investigation Science and Technology, 2013, (1): 5-7. (in Chinese))
- [7] 高志亮, 陈石, 高鹏. 基于遗传算法的地下水非稳定流求参方法[J]. 西安科技大学学报, 2004, 24(4): 434-437. (GAO Zhi liang, CHEN Shi, GAO Peng. Calculating Hydrogeological Parameters Based on Genetic Algorithms [J]. Journal of Xi'an University of Science and Technology, 2004, 24(4): 434-437. (in Chinese))
- [8] 江思珉, 陈剑桥, 施小清, 等. 基于配线法的BP神经网络求解Theis模型[J]. 同济大学学报(自然科学版), 2010, 38(8): 1151-1154. (JIANG Si min, CHEN Jianqiao, SHI Xiaoqing, et al. Computation of Theis Model with Curve Fitting Method Based on BP Artificial Neural Network [J]. Journal of Tongji University (Natural Science), 2010, 38(8): 1151-1154. (in Chinese))
- [9] 魏连伟, 邵景力, 张建立, 等. 模拟退火算法反演水文地质参数算例研究[J]. 吉林大学学报(地球科学版), 2004, 34(4): 612-616. (WEI Lianwei, SHAO Jingli, ZHANG Jianli, et al. Application of Simulated Annealing Algorithm to Hydrogeological Parameter Inversion [J]. Journal of Jilin University (Earth Science Edition), 2004, 34(4): 612-616. (in Chinese))
- [10] 郭建青, 李彦, 王洪胜, 等. 确定含水层参数的混沌序列优化算法[J]. 中国农村水利水电, 2006, (12): 26-29. (GUO Jianqing, LI Yan, WANG Hongsheng, et al. Chaotic Time Series Optimization Algorithm for Aquifer Parameter Estimation [J]. China Rural Water and Hydropower, 2006, (12): 26-29. (in Chinese))
- [11] 陈贵林. 一种定性定量信息转换的不确定性模型——云模型[J]. 计算机应用研究, 2010, 27(6): 2342-2347. (CHEN Guilin. Uncertain Model of Qualitative/Quantitative Information Transformation Cloud Model [J]. Application Research of Computers, 2010, 27(6): 342-347. (in Chinese))
- [12] 高瑞忠, 朝伦巴根, 贾德彬, 等. 基于非稳定流抽水试验的BP神经网络确定含水层参数研究[J]. 沈阳农业大学学报, 2004, 35(5): 510-512. (GAO Ruizhong, CHAOLUN Ba gen, JIA De bin, et al. Determining Aquifer Parameters with BP Neural Network Based on Unsteady Flow Pumping Test [J]. Journal of Shenyang Agricultural University, 2004, 35(5): 510-512. (in Chinese))
- [13] 叶琼, 李绍稳, 张友华, 等. 云模型及应用综述[J]. 计算机工程与设计, 2011, 32(12): 4198-4201. (YE Qiong, LI Shaowen, ZHANG Youhua, et al. Cloud Model and Application Overview [J]. Computer Engineering and Design, 2011, 32(12): 4198-4201. (in Chinese))
- [14] 李德毅, 孟海军. 隶属云和隶属云发生器[J]. 计算机研究与发展, 1995, 32(6): 15-20. (LI De yi, MENG Haijun. Membership Clouds and Membership Cloud Generators [J]. Journal of Computer Research and Development, 1995, 32(6): 15-20. (in Chinese))

(上接第86页)

- [8] 陈守煜. 工程模糊集理论与应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 1998. (CHEN Shouyu. Engineering Fuzzy Set Theory and Application [M]. Beijing: National Defence Industry Press, 1998. (in Chinese))
- [9] 陈守煜. 可变模糊集理论与模型及其应用[M]. 大连理工大学出版社, 2009: 40-45. (CHEN Shouyu. Theory and Model of Variable Fuzzy Sets and Its Application [M]. Dalian: Dalian University of Technology Press, 2009: 40-45. (in Chinese))
- [10] 李登峰. 模糊多目标多人决策和对策[M]. 北京: 国防工业出版社, 2003. (LI Dengfeng. Fuzzy Multiobjective Many Person Decision and Countermeasures [M]. Beijing: National Defence Industry Press, 2003. (in Chinese))
- [11] GB 3838-2002, 地表水环境质量标准[S]. (GB 3838-2002, Surface Water Environmental Quality Standards[S]. 2002. (in Chinese))