

Research on the Zonal Water-Soil Resource Spatial Variation Using Artificial Neural Indicator Kriging Technology

Quanming Liu¹, Yongqiang Chen²

¹College of Water Conservancy and Civil Engineering, Inner Mongolia Agricultural University, Huhhot

²Inner Mongolia Water Conservancy and Hydropower Design Institute, Huhhot

Email: nndlqm@sina.com

Received: Jan. 15th, 2014; revised: Feb. 13th, 2014; accepted: Mar. 7th, 2014

Copyright © 2014 by author and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

Abstract

Based on the spatial variation of soil water-salt at one representative experimental section in He-tao irrigation zone, directed by Indicator Kriging of non-parameter Geostatistic theory, using the high non-linear approximating ability of ANN, this paper innovated fusion of the non-parameter statistic and artificial intelligence technologies. Compared with the Ordinary Kriging, BP, Indicator Kriging, and Distinctive Kriging estimating values, it is founded that Artificial Neural Indicator Kriging has the characteristics of indicator kriging: 1) no need to make statistical assumptions for raw data; 2) not involving identification and specificity values treatment; 3) a high degree of approximation of linear and nonlinear functions; which can solve nonlinear problems effectively, so it can be used to monitor soil water and salt and the related work.

Keywords

Zonal, Water-Soil Resource Spatial Variation, Artificial Neural Indicator Kriging

区域性水土空间变异的人工神经指示克里格技术研究

刘全明¹, 陈永强²

作者简介: 刘全明(1973-), 男, 内蒙古四子王旗人, 硕士生导师, 副教授, 博士, 国家注册测绘师, 国家注册土地估价师, 主要从事测绘工程教学与科研, 以及水土资源的空间变异理论与应用研究。

¹内蒙古农业大学, 水资源与土木工程研究所, 呼和浩特

²内蒙古水利水电勘测设计院测绘处, 呼和浩特

Email: nndlqm@sina.com

收稿日期: 2014年1月15日; 修回日期: 2014年2月13日; 录用日期: 2014年3月7日

摘要

本文基于非参数地质统计学的指示Kriging法思想, 借助人工神经网络高度非线性逼近的技术优点, 以河套灌区内一典型实验区的土壤水盐空间变异性为案例, 进行了非参数统计与人工智能技术的创新性融合研究。经与普通克里格、BP神经网络、指示克里格与析取克里格估计值对比分析发现: 人工神经指示克里格法具有指示克里格的优点, 即对数据无统计假定, 不涉及特异值识别与处理, 又可以高度逼近线性与非线性函数, 很好地解决非线性估值问题, 可用于土壤水盐监测及相关工作中。

关键词

区域性, 水土空间变异, 人工神经指示克里格

1. 引言

神经网络在陆地水文资源应用较深入, 而在土壤水盐环境预测方面比较薄弱。国外学者对人工智能与地质统计学做了大量应用研究[1]-[12]。国内区域土壤水盐和地下水动态预报方面如杨建强(1999)[13]、赵辉(2000)[14]对地下水(盐)与相关因素的关系进行分析后, 建立了预报地下水(盐)动态的人工神经网络模型。屈忠义(2002, 2003)[15]-[16]就人工网络技术在地域土壤水(盐)预报中的运用进行了系统研究, 建立了地下水(盐)、土壤水(盐)动态预报模型, 但仅局限于一维空间。刘全明(2006)[17]使用BP神经网络进行了区域性土壤水盐动态监测研究。研究发现神经网络较传统统计分析方法也有某些不足之处, 如它不具有统计分析的显著检验性, 常用的BP算法学习训练收敛缓慢, 算法不完备性, 网络容错能力差, 以致预测效果有时不好。

非参数统计理论的代表方法指示克里格法自创立以来, 在国外广泛用于地质(Fytas 和 Chaouai, 1990)[18]、土壤(Gooyaerts, Webster 和 Dubois, 1997)[19]、水文(Neuman, 2003)等领域, 成为一种直接估计局部区域品位分布的数学地质新方法。20世纪90年代开始在我国地质及土壤学科应用, 鲜有报导: 如地质矿产(侯景儒 1990)[20]、土壤水文(李保国, 胡克林 2001)[21], 水库工程地质(吴容, 周志芳 2004)[22], 农业水利工程(徐英、陈亚新 2006)[23]均有一定成效, 但多为局部估计的初步试探。

参数的统计分析如普通克里格法等是以数据服从正态分布的统计假设为前提, 而这些假设实际往往难以成立, 如要事先预知其线性或非线性程度是困难的, 且评价模型不具有应变能力。学者在引进非参数理论如指示克里格、析取克里格法后有了一定改善, 可在不处理特异值的前提下进行无分布统计分析, 但统计分析法完全沿着固有路径去解决非线性问题较难, 而用人工智能技术就能较好解决, 需借鉴新兴学科的人工智能思想和方法充实改造统计分析。但人工神经网络较统计分析也有不足之处, 它不具有统计分析的显著检验性, 需要将两者融合起来, 使两者在保持原有功能的基础上, 扩充新的额外功能并融为一体, 这正是目前学科前沿发展的需要与薄弱之处。由于水科学和土壤科学是当今资源科学中最具有活力和发展生产的重要基础, 已成为经济建设和社会发展广泛关注的热点, 有必要专门研究[24]-[26]。

本文在非参数统计与人工智能技术的应用研究基础上, 探讨了指示克里格与BP神经网络技术的融合,

提出了人工神经指示克里格新技术,发现其继承了指示克里格与人工神经网络的优点,可用于空间估计。

2. 人工神经指示克里格原理

将非参数统计与人工智能技术融合的主要思路有:一是基于统计分析的神经网络。如用统计分析对训练样本进行预处理,通过统计量来刻画样本之间或网络节点之间的相似性,确定最佳隐节点(如自构 BP 网络),将统计分析的显著性检验思想移植到网络输出中,增加网络解释功能。二是基于神经网络的统计分析。对一些输入与输出关系明显的问题,利用这种手段是非常有效的。融合原理的研究是利用两者的不同点,将两者的优势结合起来,使两者在保持原来功能的基础上扩充额外的特殊功能,也基于两者的相似点,即将两者在某一相似点的重叠使两者融为一体,是改变和补充传统研究思维的新途径,已经引起国内外空间变异研究者的关注。融合处理在国外理论研究虽有少数成绩,但在向应用研究过渡方面还比较薄弱。Rizzo 等(1994)[1]首先提出了用于含水层特性和土壤物理化学的 ANN-Kriging 法,形成一种新的数据驱动方法,在不需要地统计学的协方差函数时也能给出空间变异资源品位的简便估计和空间格局,重现区域化变量的变异图形,由于这种 ANN 可以完成普通克里格法的运算目标,也称人工神经 Kriging 法,它可以产生相对样本偏差的无偏估计,实质上具有类似指示克里格法的功能,虽研究指出该法也具有条件模拟的功能,但在其成果中尚未有具体案例。

本研究的思路是按照指示克里格的思想,选定 $n-1$ 个阈值,将空间划分为 n 个类型,原始数据属于某类型则其指示概率值为 1, 否则为 0, 如此把原始采样数据转换为 n 个类型的 0、1 型数据,对转换后指示概率数据,直接采用 BP 神经网络技术计算未知点属于 n 个类型的概率;然后利用各属于 n 个类型的原始数据,用 BP 神经网络技术在未知点处估值;最后将未知点属于某类型的概率乘以其估值求和即为该点的融合估计结果。该方法仅采用了指示克里格法使用阈值划分空间类型的思路,不涉及指示变异函数与指示克里格方程组的复杂解算,充分借助 BP 神经网络技术对未知点进行属于某空间类型的概率及估值。

设在任一研究区域例如某灌区试验区 D 内,取样并测定其含水率或含盐量,若该区域内选定的临界值(即阈值)为 $Z_i (i=1,2,\dots,l-1)$, 则小区 D 被阈值划分为 l 个水分或盐分分布类型 $D_i (i=1,2,\dots,l)$, 样品点属于 $D_i (i=1,2,\dots,l)$ 类型的数量分别为 n_1, n_2, \dots, n_l 个, D 内每一个样品点 $X \in D_i$ 上可定义一个阶梯函数:

$$\varphi(X; D_i) = \begin{cases} 1 & \text{当 } x \text{ 点上的观测值 } Z(X) \text{ 属于 } D_i \\ 0 & \text{当 } x \text{ 点上的观测值 } Z(X) \text{ 不属于 } D_i \end{cases} \quad (1)$$

公式(1)中 $\varphi(x; D_i)$ 表示空间点 x 属于 D_i 类型的概率,此处用 BP 神经网络技术获取 $\varphi(x; D_i)$ 的估计量 $\varphi^*(x; D_i)$, 也可以理解为条件概率。

用 x 周围属于 D_i 类型的样品值 $Z(X_\alpha) (\alpha = n_1, n_2, \dots, n_l)$ 估计空间点 x 在 D_i 类型域的值 $Z^*(x; D_i)$, 考虑融合继续用 BP 神经网络技术进行估计。最后按式(2)计算未知点 x 的估计值 $Z^{**}(x; D_i)$:

$$Z^{**}(x; D_i) = \sum_{i=1}^l \varphi^*(x; D_i) Z^*(x; D_i) \quad (2)$$

3. 案例分析

3.1. 采样系统设计

研究区域设在黄河河套灌区内的沙壕渠实验区。野外采样面积为 4 km^2 , 用手持 GPS 接收机定位。以基本滞后距 $h = 200 \text{ m}$ 间隔(采样点数为 121 个, 中等田间尺度)网状进行采样,并在纵、横两条中线上将采样点间隔加密为 50 m (加密采样点数为 60 个),主要用于外部可靠性检验与土壤水盐空间变异的尺度

效应分析研究。采样分两层取土,深度为 0~20、20~40 cm,土样的测定分析项目为含水率 θ 和电导率 EC、pH 值,反映土壤的水盐变化。采样点布置见图 1。

3.2. 人工神经指示克里格与其他方法的比较

篇幅所限,本文以 0~40 cm 层土壤盐分模拟为例,将人工神经指示克里格融合方法与普通克里格(Ordinary Kriging, 简称为 OK)、指示克里格(Indicator Kriging, 简称为 IK)、析取克里格(Distinctive Kriging, 简称为 DK)及 BP 神经网络估计方法进行比较分析。在指示克里格阈值选择研究[21]的基础上盐分阈值选择 0.2 ms/cm、0.4 ms/cm、0.6 ms/cm、0.8 ms/cm 四个,按所选阈值将盐分空间划分为小于 0.2 ms/cm、0.2 ms/cm~0.4 ms/cm、0.4 ms/cm~0.6 ms/cm、0.6 ms/cm~0.8 ms/cm 和大于 0.8 ms/cm 五个空间类型。按照五个类型将 0~40 cm 层土壤盐分原始数据进行非参数转换,获取 121 个采样点盐分所属空间类型的指示概率,见表 1。以表 1 所示五个类型 121 个采样点指示概率建立 BP 神经网络模型,经学习训练与误差检验

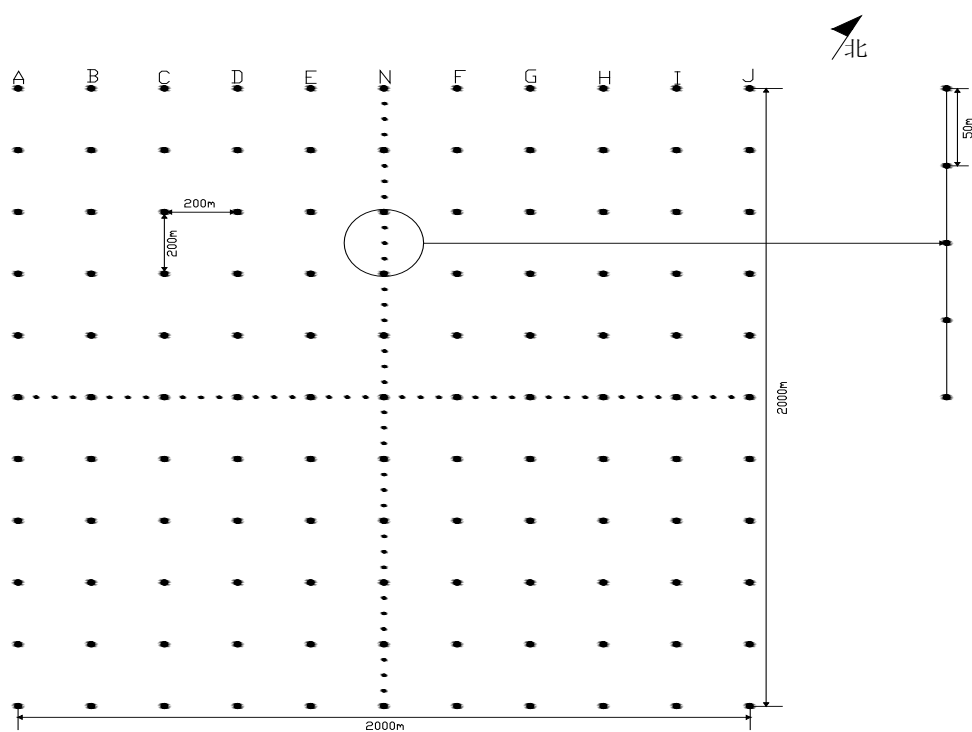


Figure 1. Sample net map of Sha Hao Qu test region

图 1. 沙壕渠实验区采样点网格图

Table 1. Indicator probability of raw salt in 40 cm soil layer

表 1. 0~40 层土壤盐分原始数据指示概率

采样点序号	小于 0.2mS/cm	0.2~0.4 mS/cm	0.4~0.6 mS/cm	0.6~0.8 mS/cm	大于 0.8 mS/cm
1	0	0	1	0	0
2	0	1	0	0	0
3	0	0	1	0	0
...
120	0	0	0	0	0
121	1	0	0	0	0

后, 按 50 m 间隔内插求得 $\varphi(x; D_i)$ 的估计量 $\varphi^*(x; D_i)$, 也即条件概率, 见表 2。以五个类型采样点盐分值(数量不同)建立 BP 神经网络模型, 经学习训练与误差检验后, 按 50 m 间隔内插求得 $Z(x; D_i)$ 的估计量 $Z^*(x; D_i)$, 见表 3。按公式(2), 将表 2、表 3 对应行相乘求和即为人工指示克里格估计结果, 见图 2。

Table 2. Indicator probability estimate value of salt in 40 cm soil layer(Units:%)

表 2. 0~40 层土壤盐分概率估值(单位: %)

估值点序号	小于 0.2 mS/cm	0.2~0.4 mS/cm	0.4~0.6 mS/cm	0.6~0.8 mS/cm	大于 0.8 mS/cm
1	0	0	100	0	0
2	5	30.2	54.1	0	11.9
3	5.7	31.6	54.1	0	11.1
...
1680	23.2	26.1	18.7	28.2	14.4
1681	100	0	0	0	0

Table 3. Salt estimate value in 40 cm soil layer (Units: mS/cm)

表 3. 0~40 层土壤盐分估值(单位: mS/cm)

估值点序号	小于 0.2mS/cm	0.2~0.4 mS/cm	0.4~0.6 mS/cm	0.6~0.8 mS/cm	大于 0.8 mS/cm
1	0.17	0.37	0.50	0.70	1.89
2	0.20	0.27	0.52	0.62	0.93
3	0.18	0.40	0.59	0.80	1.94
...
1680	0.19	0.39	0.45	0.79	0.95
1681	0.18	0.40	0.40	0.76	0.98

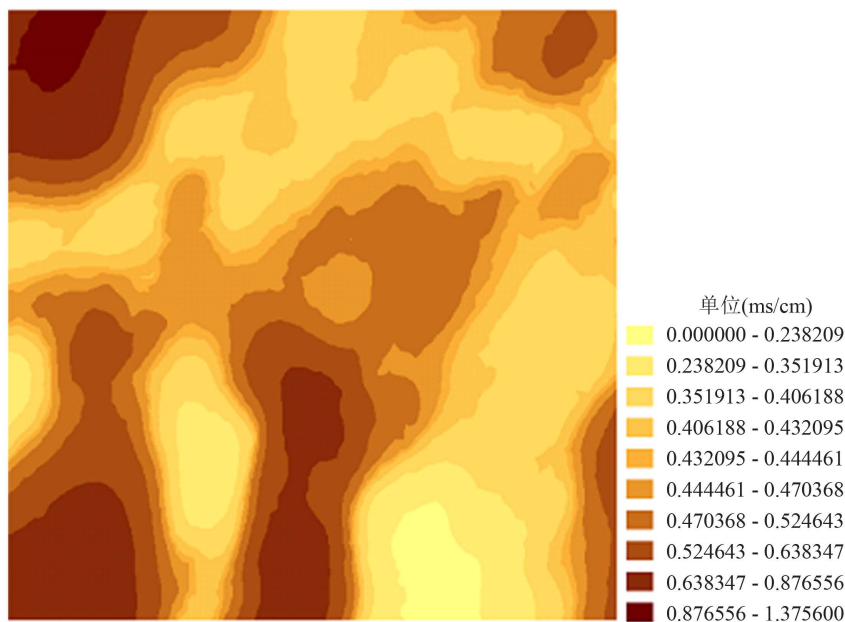


Figure 2. Artificial Neural Indicator Kriging estimate value of salt in 40 cm soil layer

图 2. 0~40 层土壤盐分人工神经指示克里格估值

经误差检验发现 OK 法、IK 法、DK 法平均检验误差均为 0.20 ms/cm, 图 3 所示误差曲线分布较相似。而 BP 法平均检验误差最大为 0.28 ms/cm, 误差曲线波动较大; 融合法平均检验误差最小为 0.13 ms/cm, 误差曲线波动较小。检验误差超过 0.50 ms/cm 的个数 OK 法 3 个、BP 法 17 个, 而 IK 法、DK 法、人工神经指示克立格法均为 6 个; 检验误差超过 1.00 ms/cm 的个数 OK 法 0 个、BP 法 11 个, 而 IK 法、DK 法、人工指示克立格法均为 1 个。可见人工神经指示克立格法具有估计误差小且均匀的特点, 减弱了 BP 法估计误差较大且分散的弱点, 具有非参数统计 IK 法、DK 法受特异值影响小的优点。对五种方法估计数据进行统计分析见表 4。表 4 数据表明五种估计方法的均值与实测值相同或接近, BP 与人工神经指示克立格法的估计范围与实测值较相近, 且标准差与实测值在一个数量级, 而 OK 法、IK 法、DK 法估计范围较窄且标准差较小, 具有某种数据平滑趋势。可见人工神经指示克立格法综合了 BP 与 IK 的优点。

4. 结论

人工神经指示克立格法具有指示克立格的优点, 即对数据无统计假定, 不涉及特异值识别与处理, 又可以高度逼近线性与非线性函数, 很好地解决非线性估值问题, 具体表现为人工神经指示克立格法具有估计误差小且均匀的特点, 减弱了 BP 法估计误差较大且分散的弱点, 估计范围与实测值较相近, 且标准差与实测值在一个数量级, 具有非参数统计法受特异值影响小的优点, 可用于土壤水盐监测与评价工作中。

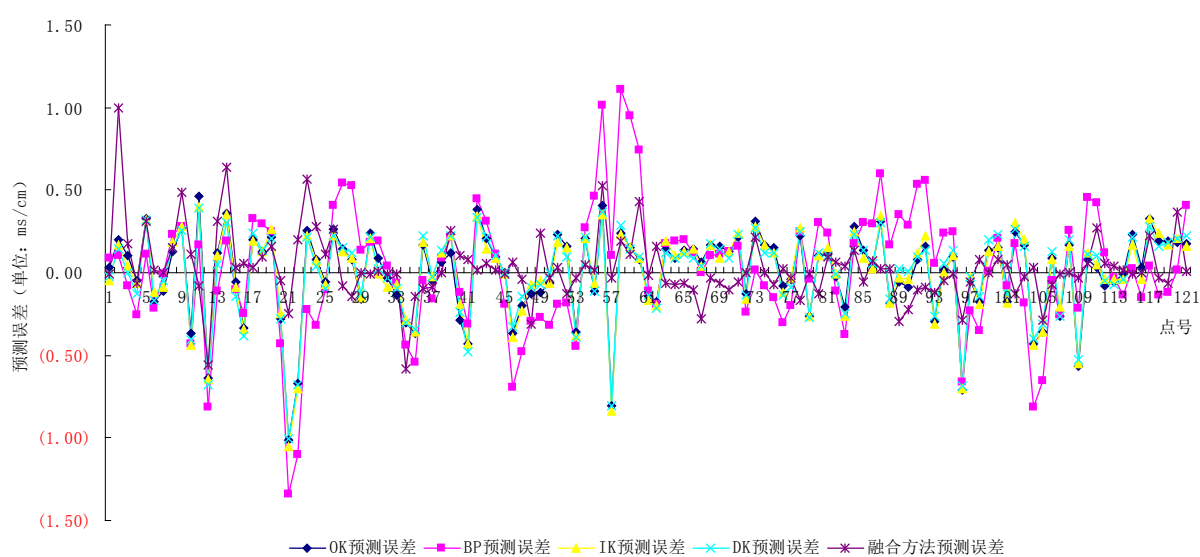


Figure 3. Error verifying map of salt in 40 cm soil layer

图 3. 0~40 层土壤盐分误差检验图

Table 4. Statistic analysis results of five methods for salt in 0-40 cm soil layer (Units: mS/cm)

表 4. 0~40 层土壤盐分五种方法估计结果统计分析(单位: mS/cm)

统计指标	实测值	OK 法	BP 法	IK 法	DK 法	融合
均值	0.44	0.44	0.45	0.44	0.44	0.47
最大值	1.55	0.68	1.30	0.62	0.61	1.38
最小值	0.12	0.28	0.08	0.25	0.29	0.01
标准差	0.262	0.079	0.247	0.065	0.061	0.277

基金项目

国家自然科学基金项目(51249007)、内蒙古自然科学基金项目(2013MS0609)资助。

参考文献 (References)

- [1] RIZZO, D. M., DOUGHERTY, D. E. Characterization of aquifer properties using artificial neural networks: Neural Kriging. *Water Resources Research*, 1994, 30(2): 483-497.
- [2] JEROSCH, K., SCHLUTER, M. Methane spacial distribution research about geography information Mosaic based on indicator Kriging technical on Hakon Mosby deep sea volcano. *Ecology Information*, 2006, 1(4): 391-406.
- [3] LEBRON, L. M. G., SCHAAP, D. L. Saturated hydraulic conductivity prediction from microscopic pore geometry measurements and neural networks analysis. *Water Resources Research*, 1999, 35(10): 3149-3158.
- [4] EMEVY, X., ORTIZ, J. M. Shortcomings of multiple indicator Kriging for assessing local distributions. *Applied Earth Science*, 2004, 113(4): 249-259.
- [5] JOURNAL, A. G. Non-parametric estimation of spatial distribution. *Mathematical Geology*, 1983, 15(3): 445-468.
- [6] CARR, J. R. and BAILEY, R. E. Use of indicator variogram for an enhanced spatial analysis. *Mathematical Geology*, 1985, 17(8): 797-812.
- [7] MAIER, H. R. and DANDY, G. C. The use of artificial neural networks for the prediction of water quality parameters. *Water Resources Research*, 1996, 32(4): 1013-1022.
- [8] VAUGHAN, P. J., LESCH, S. M., CORWIN, D. L., et al. Water content effect on soil salinity prediction: A geostatistical study using cokriging. *Soil Science Society of America Journal*, 1995, 59(4): 1146-1156.
- [9] SMITH, J. L., HALVORSON, J. J. and PAPENDICK, R. J. Using multiple-variable indicator Kriging for evaluating soil quality. *Soil Science Society of America Journal*, 1993, 57(3): 743-749.
- [10] GOOYAERTS, P. Comparative performance of indicator algorithms for modeling conditional probability distribution functions. *Mathematical Geology*, 1994, 26(3): 389-411.
- [11] HALVORSON, J. J., SMITH, J. L., BOLTON, H., et al. Evaluating shrub-associated patterns of soil properties in shrub-steppe ecosystem using multiple-variable geostatistics. *Soil Science Society of America Journal*, 1995, 59(5): 1476-1487.
- [12] JOURNAL, A. G. Combining knowledge from diverse resources: An alternative to traditional data independence hypotheses. *Mathematical Geology*, 2002, 34(5): 573-596.
- [13] 杨建强, 罗先强. 土壤盐渍化与地下水动态特征关系研究[J]. *水土保持通报*, 1999, 19(6): 11-15.
YANG Jianjiang, LUO Xianqiang. Study on the relationship between the soil salinization and groundwater dynamic characteristics. *Journal of Soil and Water Conservation Bulletin*, 1999, 19(6): 11-15. (in Chinese)
- [14] 赵辉, 吕谋超, 等. 引黄灌溉对商丘地区浅层地下水动态影响研究[J]. *灌溉排水*, 2000, 19(2): 38-40.
ZHAO Hui, LV Mouchao, et al. Shallow groundwater dynamic impact study on the Yellow River irrigation in Shang-qiu area. *Journal of Irrigation and Drainage*, 2000, 19(2): 38-40. (in Chinese)
- [15] 屈忠义, 陈亚新, 等. 区域土壤水盐动态的人工神经网络预测研究[J]. *灌溉排水*, 2002, 21(4): 40-44.
Qu Zhongyi, CHEN Yaxin, et al. Regional soil water and salt dynamic prediction research based on the Artificial Neural Network. *Journal of Irrigation and Drainage*, 2002, 21(4): 40-44. (in Chinese)
- [16] 屈忠义, 陈亚新, 等. 内蒙古河套灌区节水工程实施后地下水变化的BP模型预测[J]. *农业工程学报*, 2003, 19(1): 59-62.
Qu Zhongyi, CHEN Yaxin, et al. The BP model prediction of groundwater change after the implementation of water saving engineering in Inner Mongolia hetao irrigation area. *Journal of Agricultural Engineering*, 2003, 19(1): 59-62. (in Chinese)
- [17] 刘全明, 陈亚新, 魏占民, 等. 基于人工智能计算技术的区域性土壤水盐环境动态监测[J]. *农业工程学报*, 2006, 22(10): 1-6.
LIU Quanming, CHEN Yaxin, WEI Zhanmin, et al. Regional soil water and salt environment dynamic monitoring based on the Artificial Intelligence computing technology[J]. *Journal of Agricultural Engineering*, 2006, vol. 22 (10) : 1-6. (in chinese)
- [18] FYTAS, K., CHAOUAI, N.E. and LAVIGNE, M. Gold deposits estimation using indicator Kriging. *CIM Bulletin*, 1990, 80: 77-83.
- [19] GOOYAERTS, P., WEBSTER, R. and DUBOIS, J. P. Assessing the risk of soil contamination in the Swiss Jura using indicator geostatistics. *Environmental and Ecological Statistics*, 1997, 4(1): 31-48.

- [20] 侯景儒. 指示克里格法的理论及方法[J]. 地质与勘探, 1990, 26(3): 28-38.
HOU Jingru. Indicator Kriging theory and method. *Geology and Prospecting*, 1990, 26(3): 28-38. (in Chinese)
- [21] 李保国, 胡克林, 黄元仿, 等. 区域浅层地下水硝酸盐含量评价的指示克里格法[J]. 水利学报, 2001, 3: 1-5.
LI Baoguo, HU Kelin, Huang yuanfang, et al. Regional evaluation of the Nitrate content in shallow groundwater based on the Indicator Kriging method. *Journal of Water Conservancy*, 2001, 3: 1-5. (in Chinese)
- [22] 吴蓉, 周志芳. 基于指示克里格方法的裂隙介质渗透性参数空间分布规律分析[J]. 水利学报, 2004, 6: 104-107.
WU Rong, ZHOU Zhifang. Spatial distribution analysis of the fissure medium permeability parameters based on the Indicator Kriging. *Journal of Water Conservancy*, 2004, 6:104-107. (in Chinese)
- [23] 徐英, 陈亚新, 王俊生, 刘全明. 农田土壤水分和盐分空间分布的指示克里格分析评价[J]. 水科学进展, 2006, 17(4): 477-482.
XV Ying, CHEN Yaxin, WANG Junsheng and LIU quanming. The analysis and evaluation of the spatial distribution of soil moisture and salt using Indicator Kriging. *Advances in Water Science*, 2006, 17(4): 477-482. (in Chinese)
- [24] 陈亚新, 史海滨, 魏占民, 等. 土壤水盐信息空间变异的预测理论与条件模拟[M]. 北京: 科学出版社, 2005.
CHEN Yaxin, SHI Haibin, WEI Zhanmin, et al. Forecast theory and Conditional Simulation of spatial variability about the soil water and salt information. Beijing: Science Press, 2005. (in Chinese)
- [25] 刘全明, 陈亚新, 魏占民, 等. 非参数统计理论与人工智能技术在水土空间变异中的应用研究[J]. 灌溉排水学报, 2006, 25(1): 49-53.
LIU Quanming, CHEN Yaxin, WEI Zhanmin, et al. Application research of nonparametric statistics theory and artificial intelligence technology in the spatial variation of the soil and water. *Journal of Irrigation and Drainage*, 2006, 25(1): 49-53. (in Chinese)
- [26] 刘全明, 陈亚新, 魏占民, 徐冰. 土壤水盐空间变异的指示克里格法阈值及其函数关系研究[J]. 水利学报, 2009, 40(9): 1127-1134.
LIU Quanming, CHEN Yaxin, WEI Zhanmin and XU Bing. Relationship research between Cutoff Value of Indicator Kriging and functional zonal Water-salt Resource Spatial Variation. *Journal of Water Conservancy*, 2009, 40(9): 1127-1134. (in Chinese)