

不同输入方式下 RBF 神经网络对土壤性质空间插值的误差分析*

李启权^{1,2,3} 王昌全^{1†} 岳天祥² 李冰¹ 杨娟¹ 史文娇^{2,3}

(1 四川农业大学资源环境学院, 四川雅安 625014)

(2 中国科学院地理科学与资源研究所, 北京 100101)

(3 中国科学院研究生院, 北京 100039)

ERROR ANALYSIS OF SOIL PROPERTY SPATIAL INTERPOLATION WITH RBF ARTIFICIAL NEURAL NETWORK WITH DIFFERENT INPUT METHODS

Li Qiquan^{1,2,3} Wang Changquan^{1†} Yue Tianxiang² Li Bing¹ Yang Juan¹ Shi Wenjiao^{2,3}

(1 College of Resources and Environment, Sichuan Agricultural University, Yaan, Sichuan 625014, China)

(2 Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, CAS, Beijing 100101, China)

(3 Graduate School of the Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China)

关键词 RBF 神经网络; 空间插值; 土壤性质; 输入方式

中图分类号 S153, TP183 文献标识码 A

土壤是一个时空连续体, 受自然和人为因素的影响, 具有高度的空间异质性^[1]。这种空间异质性体现在土壤的物理、生化信息随空间位置的不同而呈现较大的差异, 并且不同土壤性质具有不同程度的空间变异。准确掌握土壤物理、生化信息空间变异规律, 不仅是精准农业中土壤养分管理的基础, 对于环境保护和治理也具有十分重要的意义。因此, 土壤性质的空间插值技术研究得到了广泛的关注和重视^[2~4]。

目前应用于土壤性质空间插值的方法主要包括基于几何学意义的移动平均法^[5]、反比距离加权法^[6,7]、样条函数法^[8]、趋势面分析法^[9,10]以及基于统计学意义的克里格(Kriging)插值法^[11~13]等。用基于几何学意义的空间插值方法来描述土壤性质的空间分布规律, 其结果将忽略土壤系统高度复杂的非线性特征而导致精度不高。基于统计学意义的克里格插值法虽然得到了广泛的应用, 但其应用的假设条件^[14]和采样要求^[15]也使得克里格法不能很好地描述具有非线性系统特征的土壤性质的空间分布

状况。人工神经网络技术是一种处理非线性系统能力较强的方法, 近年来被应用于土壤性质的空间变异研究^[16~18], 并取得了较理想的结果。但这些研究在模型应用时仅在空间坐标与土壤属性值之间建立对应的映射关系, 这就使得神经网络容易受到局部区域异常的影响而降低其预测能力, 从而影响对土壤性质空间分布状况的准确描述。从多源信息融合思想^[14]角度出发, 利用人工神经网络方法的非线性计算能力和详述性(Expansive)^[19], 建立母质、地形、气候等成土因素以及邻近样点信息与土壤性质的非线性映射关系, 来描述土壤属性信息的空间分布规律, 是进一步提高研究结果准确度以及开展大范围研究的一条思路。基于此, 本文利用径向基函数神经网络(Radial Basis Function Neural Network, RBFNN), 研究了在增加邻近样点信息作为网络输入的情况下 RBF 神经网络对具有不同空间变异程度的土壤性质进行空间插值的精度, 并与仅以空间坐标为网络输入的 RBF 神经网络方法和普通克里格法(Ordinary Kriging)进行了比较。

* 国家教育部重点支持项目(03110)、四川省教育厅重点支持项目资助

† 通讯作者: 王昌全, 教授, 博士。E-mail: wequan@sicau.edu.cn

作者简介: 李启权(1980~), 男, 四川泸县人, 博士研究生, 研究方向为资源环境模型与系统模拟。E-mail: liqq@lreis.ac.cn

收稿日期: 2006-12-25; 收到修改稿日期: 2007-04-16

1 材 料

本研究以四川省眉山市太和镇和尚义镇约 40 km² 的范围为试验区。该区域地貌系岷江冲积平原, 地势由西北向东南逐渐倾斜, 母质类型单一, 土壤主要为黄壤和水稻土。土样的采集方法是首先在室内 1: 1 万的地形图上大约以 700 m 为间隔布点, 然后实

地采样。实际采样地点根据情况作一定调整, 先以 GPS 确定采样点的空间坐标位置, 然后以采样点为圆心, 在半径为 5 m 的范围内采集多个土样进行混合, 取样深度为 0~ 20 cm, 共采集样品 80 个。在每个采样点用样品袋取 1 kg 左右混合土带回实验室风干, 磨碎, 过筛。采用常规分析方法测定土壤有机质(SOM)、全钾(TK)和有效锰(aMn)的含量^[20]。3 种土壤性质的基本统计特征见表 1。

表 1 试验区土壤性质的统计特征

项目	最大值	最小值	均值	变异系数(%)	峰度值	偏度值
SOM (g kg ⁻¹)	55.16	12.40	29.99	29.90	-0.16	0.27
TK(g kg ⁻¹)	26.15	8.50	17.48	22.88	-0.29	0.17
aMn(mg kg ⁻¹)	62.50	4.80	32.74	44.90	-0.64	0.11

可以看出, 试验区 3 种土壤性质具有不同程度的空间变异, 其大小依次为: 土壤有效锰 > 土壤有机质 > 土壤全钾。

为检验插值方法对土壤性质的插值精度, 对样本进行了划分。将 80 个采样点分为独立的训练样本(72 个样点)和检验样本(8 个样点)(图 1)。其中

训练样本用于网络训练和克里格插值, 反映插值方法对已知样点的逼近能力; 检验样本不参与网络训练和克里格插值, 可用于检验插值方法的泛化能力, 即对未知区域土壤性质的描述能力。

2 方 法

2.1 克里格法

首先对训练样本数据进行偏度和峰度检验, 如果不符合正态分布则对其进行对数变换, 使之符合对数正态分布; 在此基础上进行半方差分析, 用拟合程度较高的理论半方差模型拟合半方差函数, 得到克里格法插值所需的基础参数(表 2), 然后用普通克里格法在 ArcGIS9.0 中进行插值。

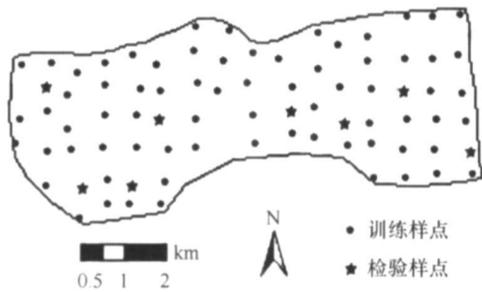


图 1 训练样点和检验样点分布图

表 2 3 种土壤性质的变异函数理论模型及有关参数

项目	模型	C_0	$C_0 + C$	$C_0 / C_0 + C$	a	R^2
SOM	高斯	5.50	77.00	7.14	1.117	0.84
TK	球状	1.00	17.50	5.71	1.600	0.78
aMn	球状	96.00	195.0	49.23	3.100	0.79

2.2 RBF 神经网络方法

径向基函数神经网络是一种具有单隐层的三层前馈网络(图 2), 其算法原理在一定程度上克服了 BP 网络学习速度较慢、需要调节的参数多等缺点^[21, 22], 是一种较理想的非线性计算工具。本研究利用 RBF 神经网络, 采用两种不同的输入方式来建立输入信息与土壤属性值之间的对应关系, 分述如下:

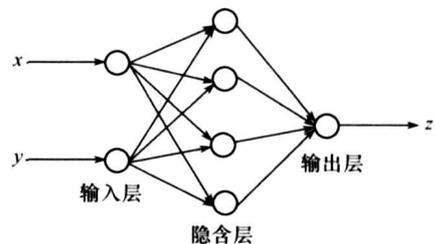


图 2 RBF 网络拓扑结构

方式一(RBF1): 以空间坐标值作为网络输入, 只在空间坐标和土壤属性信息值之间建立联系。其函数表达式为:

$$z = f(x, y)$$

其中 (x, y) 为采样点或预测点的空间坐标。RBF 神经网络则以 x, y 作为网络输入, 以对应土壤属性信息值 z 作为网络的输出, 即网络的输入层节点数为 2, 输出层节点数为 1。利用训练样点数据, 通过对网络的训练, 将土壤属性信息值与空间坐标 x 和 y 之间的非线性函数关系隐藏在收敛后的网络之中, 然后将未知点的空间坐标作为网络输入, 进行仿真预测, 即可得到该未知点的土壤属性信息值。

方式二(RBF2): 以空间自相关为理论基础^[23], 将土壤属性信息的空间分布用函数表达为:

$$Z = f(x, y, A_1, A_2, \dots, A_n)$$

式中: Z 表示土壤属性值; x, y 表示地理坐标; A_1, A_2, \dots, A_n 表示与插值点距离最近的 n 个采样点的土壤属性值, 以空间坐标 x, y 和与插值点最邻近的 n 个采样点作为网络输入, 即网络输入层节点为 2 加 n 个, 其中第 1、第 2 个神经元分别输入坐标 x 和 y 。根据空间距离衰减规律, 采样点对插值点的影响与插值点到采样点的距离成负相关^[19]。考虑到

距离的影响, 在 MATLAB 中编程设定网络输入层第 3 个神经元为与插值点距离最近的土壤样点的属性值; 第 4 个神经元为与插值点距离次近的土壤样点的属性值, 其余类推。考虑本文所使用的样点数目和研究区大小, 设定 n 为 5, 即网络输入层节点数为 7 个。

2.3 RBF 神经网络插值的 MATLAB 实现

先将样本数据进行归一化处理, 对方式二利用 MATLAB 编程语言实现对邻近样点的查找, 建立输入信息矩阵。然后利用 MATLAB7.0 提供的函数 *newrb* 对网络进行训练, 其命令调用格式为:

$$net = newrb(P, T, goal, spread, mn, df)$$

其中, *goal* 为 *mse* 均方误差函数, 表示目标误差; *spread* 为扩展常数; *mn* 为隐层的最大神经元个数; *df* 为迭代过程的显示频数。其中需要调节的参数仅有 *spread* 和 *mn*。本研究采用“试错法”确定两个参数的最佳值, 以得到最优的网络结构参数。未知区域土壤性质用 *sim* 函数命令进行仿真预测。

本研究中对试验区土壤有机质、土壤全钾和土壤有效锰的含量进行空间插值时所需的最佳隐含层神经元个数以及扩展常数经试错法确定, 结果见表 3。

表 3 不同输入方式下 RBF 神经网络的最佳参数

网络参数	方式一(RBF1)			方式二(RBF2)		
	SOM	TK	aMn	SOM	TK	aMn
隐层神经元个数	24	8	8	5	2	3
扩展常数	1	1.3	1	1	1	0.3

2.4 插值精度评价

本研究采用平均绝对误差 \bar{d} 、误差均方根 *RMSE* 和平均相对误差 $\bar{d}\%$ 三项指标来评价插值精度。其计算公式分别为:

$$\bar{d} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |(\hat{Z}_i - Z_i)|$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{Z}_i - Z_i)^2}$$

$$\bar{d}\% = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|\hat{Z}_i - Z_i|}{Z_i} \times 100\%$$

其中, \hat{Z}_i 表示为克里格或 RBF 神经网络的预测值, Z_i 为实际测定值, n 为训练样本或检验样本的样点数。显然, \bar{d} 、*RMSE* 和 $\bar{d}\%$ 越小, 则误差越小, 插值精度越高。

3 结果与分析

各插值方法分别以最佳参数完成对试验区 3 种土壤性质的空间插值, 得到各种插值方法对训练样点和检验样点的预测值。

图 3 是以 72 个训练样点的测定值为横坐标, 以各种插值方法得到的预测值为纵坐标做出的散点图。显然, 如果图中散点在 45 度方向上越接近一条直线, 则表明预测值越接近测定值, 插值结果越理想。从图 3 可以看出, 增加考虑距离因素的邻近样点信息为网络输入的 RBF 神经网络方法其预测值与测定值散点图在 45 度方向更接近直线, 并且其拟合程度也明显大于另两种方法。

表4 是对训练样点进行拟合的各种误差结果。可以看出,RBF 神经网络在两种不同输入方式下对三种土壤性质拟合结果的各项误差值均小于普通克里格法。T 检验结果表明,RBF1 方法与普通克里格法相比,对土壤有机质插值的三项误差均有极显著的降低 ($t_{1d1} = 4.45$, $t_{RMSE} = 3.76$, $t_{d\%} = 3.72$; $t_{0.05,71} = 1.99$, $t_{0.01,71} = 2.63$),对土壤全钾和土壤有

效锰空间插值的误差存在差异的置信水平分别为 $\alpha = 0.10$ 。而 RBF2 方法对 3 种土壤性质的空间插值误差与普通克里格法相比,其误差降低程度均达到了极显著水平 (SOM: $t_{1d1} = 10.69$, $t_{RMSE} = 6.18$, $t_{d\%} = 7.59$; TK: $t_{1d1} = 5.39$, $t_{RMSE} = 5.15$, $t_{d\%} = 5.62$; aMn: $t_{1d1} = 9.33$, $t_{RMSE} = 6.79$, $t_{d\%} = 5.06$)。

表 4 对训练样本的插值误差比较

方法	SOM (g kg^{-1})			TK (g kg^{-1})			aMn (mg kg^{-1})		
	$ \bar{d} $	RMSE	$\bar{d}\%$	$ \bar{d} $	RMSE	$\bar{d}\%$	$ \bar{d} $	RMSE	$\bar{d}\%$
Kriging	7.25	8.79	28.5	3.14	3.81	19.38	10.31	12.38	46.15
RBF1	4.86	6.17	17.10	2.92	3.59	18.20	9.41	11.57	42.97
RBF2	1.63	2.19	5.96	1.85	2.32	11.28	3.00	3.98	14.04

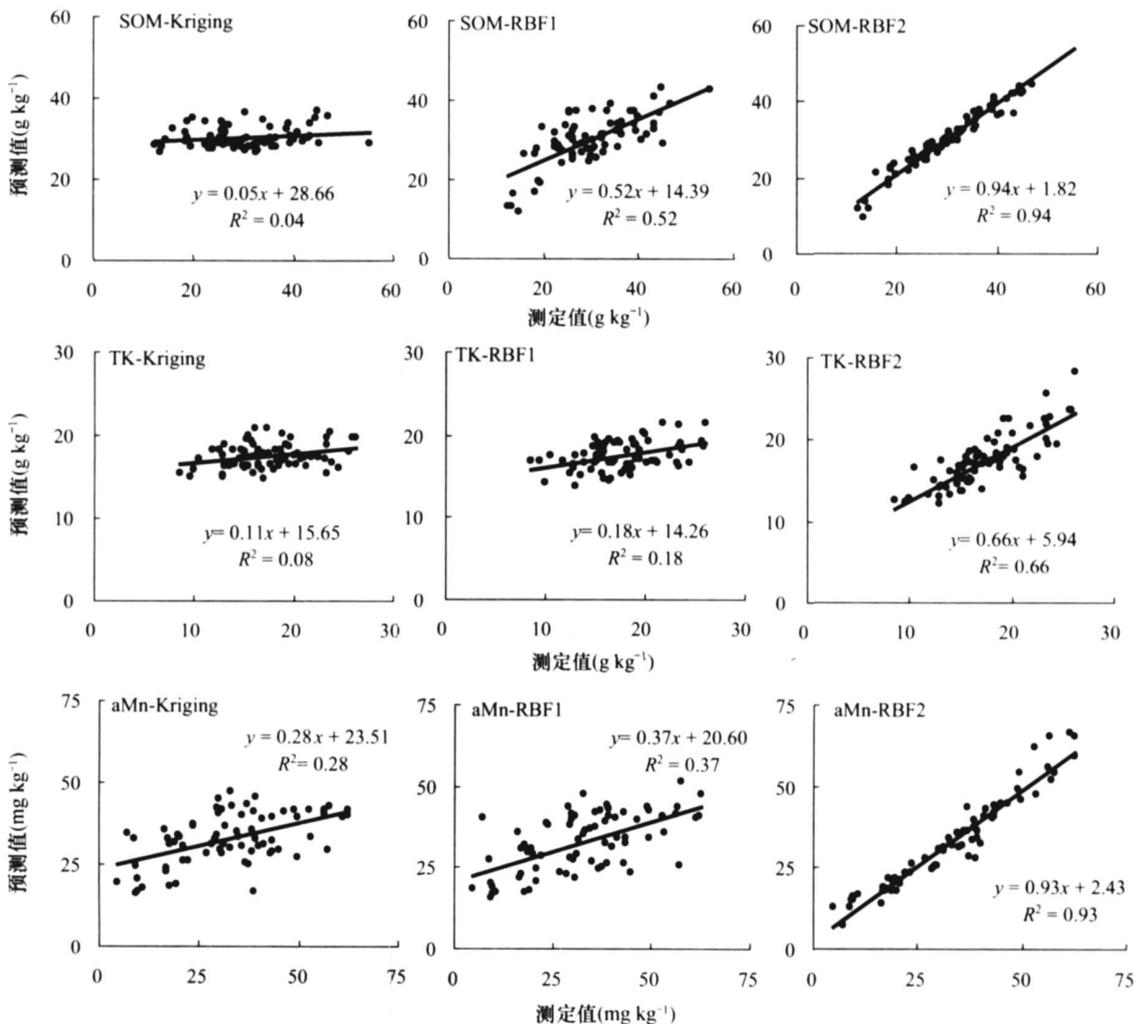


图 3 测定值和预测值散点图

不同输入方式下 RBF 神经网络插值的精度差异明显(表 4)。在增加考虑距离因素的邻近样点信息作为网络输入后, RBF 神经网络对试验区 3 种土壤性质的空间插值误差极显著低于仅以空间坐标作为网络输入的方法(SOM: $t_{|d|} = 7.52$, $t_{RMSE} = 5.77$, $t_d\% = 6.42$; TK: $t_{|d|} = 4.75$, $t_{RMSE} = 4.52$, $t_d\% = 4.73$; aMn: $t_{|d|} = 7.98$, $t_{RMSE} = 5.23$, $t_d\% = 4.22$)。其中, 以对变异程度最大的土壤有效锰的插值误差降低最为明显, 其平均绝对误差 \bar{d} 、误差均方根 $RMSE$ 和平均相对误差 $\bar{d}\%$ 分别较以空间坐标为输入的方式降低了 2.14 倍、1.91 倍和 2.06 倍; 对土壤有机质的各项误差分别降低了 1.98 倍、1.82 倍和 1.87 倍; 对土壤全钾的各项误差分别降低了 0.53 倍、0.57 倍和 0.61 倍; 误

差降低程度大小与试验区 3 种土壤性质的变异程度大小刚好相反。这说明邻近样点信息的输入使得 RBF 神经网络能更好地揭示出土壤性质空间分布的局部规律, 从而更准确地描述其空间分布状况。

表 5 是各种方法对检验样点预测结果的各种误差。可以看出, RBF2 方法得出的各项误差明显低于普通克里格法; 与 RBF1 方法相比也有一定程度的提高。T 检验结果表明, RBF2 方法和普通克里格法对 3 种土壤性质插值的误差存在差异的置信水平为 $\alpha = 0.25$, 而 RBF1 方法与普通克里格法的误差存在差异的置信水平为 $\alpha = 0.45$ 。这说明, 增加邻近样点信息的输入使得 RBF 神经网络的泛化能力也得到了有一定程度的提高。

表 5 对检验样本的插值误差比较

方法	SOM (g kg ⁻¹)			TK(g kg ⁻¹)			aMn(mg kg ⁻¹)		
	$ \bar{d} $	$RMSE$	$\bar{d}\%$	$ \bar{d} $	$RMSE$	$\bar{d}\%$	$ \bar{d} $	$RMSE$	$\bar{d}\%$
Kriging	6.32	7.28	26.40	2.79	3.66	17.08	7.67	10.16	21.03
RBF1	5.30	6.20	18.50	2.58	3.27	15.48	6.98	9.16	19.15
RBF2	4.31	5.52	16.53	2.25	2.61	13.33	6.08	7.25	18.52

利用不同输入方式的 RBF 神经网络对本研究中试验区土壤有机质、全钾和有效锰含量的空间分布插值研究结果表明, 增加考虑距离因素的邻近样点信息作为网络输入后, RBF 神经网络描述土壤性质信息空间分布状况的能力得到了极大的提高。这主要是因为邻近样点信息的输入使得 RBF 神经网络能够更好地反映土壤性质的局部变异信息, 从而能更准确地模拟土壤性质的空间分布状况。

4 结 论

1) 对训练样点的拟合结果可以得出, 以空间坐标为输入的 RBF 神经网络方法与普通克里格法相比, 仅对土壤有机质进行空间插值的误差有极显著的降低, 而对土壤全钾和有效锰的空间插值误差差异并不显著。增加考虑距离因素的邻近样点信息作为网络输入后, RBF 神经网络方法对试验区 3 种土壤性质的空间插值误差与普通克里格法相比, 其差异均达到极显著水平。

2) 与仅以空间坐标作为网络输入相比, 在增加考虑距离因素的邻近样点信息作为网络输入后, RBF 神经网络对试验区 3 种土壤性质进行空间插值的误差有了极显著的降低。其中, 对土壤有效锰空

间插值的平均绝对误差 \bar{d} 、误差均方根 $RMSE$ 和平均相对误差 $\bar{d}\%$ 分别降低了 2.14 倍、1.91 倍和 2.06 倍, 对土壤有机质的各项误差分别降低了 1.98 倍、1.82 倍和 1.87 倍, 对土壤全钾的各项误差分别降低了 0.53 倍、0.57 倍和 0.61 倍; 土壤性质变异程度越大, 其插值误差降低程度越明显。

3) 检验样本检验结果表明, 两种输入方式下 RBF 神经网络方法与普通克里格法的误差存在差异的置信水平分别为 $\alpha = 0.25$ 和 $\alpha = 0.45$, 即增加邻近样点信息输入也在一定程度上提高了 RBF 神经网络描述土壤性质空间分布状况的泛化能力。

参 考 文 献

- [1] Parkin T B. Spatial variability of microbial process in soil: A review. *Environ. Qual.*, 1993, 22: 409~ 417
- [2] 周慧珍, 龚子同, Lamp J. 土壤空间变异性研究. *土壤学报*, 1996, 33(3): 232~ 241
- [3] 潘成忠, 上官周平. 土壤空间变异性研究评述. *生态环境*, 2003, 12(3): 371~ 375
- [4] 王珂, 沈掌泉, Bailey J S, 等. 精确农业田间土壤空间变异与采样方式研究. *农业工程学报*, 2001, 17(2): 33~ 36
- [5] 王珂, Bailey J S. 土壤钾素空间变异性 and 空间插值方法的比较研究. *植物营养与肥料学报*, 2000, 6(3): 318~ 322, 344
- [6] 肖玉, 谢高地, 安凯. 土壤速效磷含量空间插值方法比较研究. *中国生态农业学报*, 2003, 11(1): 56~ 58

- [7] Brodsky L, Vanek V, Bazalva M, *et al.* The differences in the interpolation methods for mapping spatial variability of soil property. *Rostlinna Vyroba*, 2001, 47(12): 529~ 535
- [8] 石小华, 杨联安, 张蕾. 土壤速效钾养分含量空间插值方法比较研究. *水土保持学报*, 2006, 20(2): 68~ 72
- [9] 齐鑫山, 王晓明, 张玉芳. 环境监测数据空间分布规律的研究方法及应用——趋势面分析法. *环境保护*, 2000, (10): 20~ 22
- [10] 李雅琦, 田均良. 黄土高原土壤元素含量地域分异规律. *西北农业学报*, 2000, 9(3): 63~ 66
- [11] 刘付程, 史学正, 潘贤章, 等. 太湖流域典型地区土壤磷素含量的空间变异特征. *地理科学*, 2003, 23(1): 77~ 81
- [12] 李亮亮, 王延松, 张大庚, 等. 葫芦岛市土壤铅空间分布及污染评价. *土壤*, 2006, 38(4): 465~ 469
- [13] 李笑吟, 毕华兴, 张志, 等. 晋西黄土区土壤水分有效性分析的克立格法. *土壤学报*, 2006, 43 (6): 1 004~ 1 010
- [14] 岳天祥, 刘纪远. 多源信息融合数字模型. *世界科技研究与发展*, 2001, 23(5): 1~ 4
- [15] 王政权. *地统计学及在生态学中的应用*. 北京: 科学出版社, 1999
- [16] 沈掌泉, 施洁斌, 王珂. 应用集成 BP 神经网络进行田间土壤空间变异研究. *农业工程学报*, 2004, 20(3): 35~ 39
- [17] 何勇, 张淑娟, 方慧. 基于人工神经网络的田间信息插值方法研究. *农业工程学报*, 2004, 20(3): 120~ 123
- [18] 沈掌泉, 周斌, 孔繁胜. 应用广义回归神经网络进行土壤空间变异研究. *土壤学报*, 2004, 41(3): 471~ 475
- [19] 尤淑撑, 严泰来. 基于神经网络面插值的方法研究. *测绘学报*, 2000, 29(1): 30~ 34
- [20] 鲁如坤. *土壤农业化学分析方法*. 北京: 中国农业科技出版社, 2000
- [21] 柴杰, 江青茵, 曹志凯. RBF 神经网络的函数逼近能力及其算法. *模式识别与人工智能*, 2002, 15(3): 310~ 316
- [22] 许东, 吴铮. *基于 MATLAB6. X 的系统分析与设计—神经网络(第二版)*. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2002
- [23] 朱会义, 刘述林, 贾绍凤. 自然地理要素空间插值的几个问题. *地理研究*, 2004, 23(4): 425~ 432