

基于双层神经网络与GIS可视化的土壤重金属污染评价

王 芬^{1,2}, 彭国照^{1*}, 蒋锦刚³, 孔维娟⁴

(1. 中国气象局成都高原气象研究所, 成都 610071; 2. 成都市温江区气象局, 成都 611130;
3. 成都信息工程学院资源环境学院, 成都 610225; 4. 南京大学地理信息科学系, 南京 210093)

摘 要: 针对土壤重金属污染进行评价, 以四川省川芎主产区为例, 对川芎主产区—都江堰、崇州、新都等 15 地土壤的重金属元素取样检测分析, 采用双层组合神经网络和 GIS 空间分析技术综合评价川芎主产区土壤重金属污染。结果表明: 研究区大部分区域处于轻度重金属污染状态, 处于中度污染状态的区域为崇州、都江堰和彭州。基于双层组合 BP 神经网络和 GIS 的研究方法, 可以在只具有少量数据的情况下对数据进行比较精确的空间分析, 能够在满足一定精度分析的原则下适当的降低采样分析成本, 得到比单因子指数评价准确度更高的空间分布图。

关键词: 神经网络, 反向传播, 重金属, 双层组合, 污染评价, 川芎, GIS

doi: 10.3969/j.issn.1002-6819.2010.04.027

中图分类号: X825

文献标识码: A

文章编号: 1002-6819(2010)-04-0162-07

王 芬, 彭国照, 蒋锦刚, 等. 基于双层神经网络与 GIS 可视化的土壤重金属污染评价[J]. 农业工程学报, 2010, 26(4): 162—168.

Wang Fen, Peng Guozhao, Jiang Jin'gang, et al. Pollution assessment of heavy metals based on double-layer BPNN and GIS visualization[J]. Transactions of the CSAE, 2010, 26(4): 162—168. (in Chinese with English abstract)

0 引 言

川芎是知名的四川名贵中药材之一, 川西平原的都江堰市、崇州等地是川芎的主产区。随着中药产业化步伐加快, 川芎的国内外需求逐年增加, 具有较高的经济价值。但是近年来各国出台严格的生药重金属许可标准, 对川芎的出口造成十分不利的影响。中药材中重金属的含量主要来源于种植环境, 特别是土壤和水中的重金属含量直接与产品中的重金属含量密切相关^[1]。但是目前对川芎产区土壤中重金属污染研究还很少, 在一定程度上影响了优质川芎的生产布局, 也影响了川芎产业的发展。

随着工业、城市污染的加剧和农用化学物质种类、数量的增加, 土壤重金属污染日益严重。土壤中有害重金属积累到一定程度, 不仅会导致土壤退化, 农作物产量和品质下降, 而且还能直接毒害植物或通过食物链途径危害人体健康。近几年国内外学者针对不同地区已进行了很多土壤环境调查及质量评价方面的研究工作^[2-8]。主要研究方法为有针对性的从野外采集样品, 实验室分析重金属含量的基础上, 采用污染指数等方法进行土壤环境评价, 分析土壤环境污染状况和可能的污染源。本

文在野外系统采样和测试分析的基础上, 通过BP (back propagation) 神经网络对分析数据加密插值, 采用双层组合神经网络和GIS空间分析技术综合评价川芎主产区土壤重金属污染情况, 降低成本, 提高评价准确度, 旨在为川芎主产区的污染防治提供依据。

1 材料与方法

1.1 材料来源

在成都平原川芎主产区的都江堰、崇州、新都、彭州等地选择不同土壤点 15 个, 结合地形图和川芎产地分布信息进行均匀布点。实际采样时用 GPS 确定各取样点的经纬度和海拔位置, 土样送四川省农业厅土肥站进行对川芎品质有重要影响的 Pb、As、Cr、Hg、Cu 和 Cd 6 个元素的化验分析。利用 GIS 系统^[9-11]的空间分析技术分析 6 个元素的分布特征。

15 个实际采样点不足以进行准确的空间分析, 为了有效提高分析数据的信息量, 提高重金属综合评价及其空间分析精度, 本文采用 BP 神经网络的方法对数据进行加密插值。

1.2 方法

1.2.1 传统指数评价法

对土壤环境质量进行评价时所采取的评价方法较多, 用的较多的主要有污染指数法, 包括单因子污染指数法^[12]和多因子污染指数法^[13]。内梅罗指数法是用得较多的多因子指数法。由于地域差异等各种因素的影响, 污染指数法没有统一的评价标准。通常进行土壤环境质量评价时, 参照中国土壤环境质量标准(GB15618—1995)来确定研究的评价标准(表 1)。

收稿日期: 2009-03-02 修订日期: 2010-2-28

基金项目: 四川省气象局重点科研课题(2008-07)

作者简介: 王 芬(1982—), 女, 福建浦城人, 研究方向为气候与生态环境。成都 成都市温江区气象局, 611130。Email: wangfen909@chinaren.com
*通信作者: 彭国照(1958—), 男, 四川遂宁人, 正研级高级工程师, 主要从事农业环境和农业气候资源开发研究。成都 中国气象局成都高原气象研究所 610071。Email: pgzhao567@126.com

表 1 土壤污染评价标准的建议范围与数值
Table 1 Assessment standard of heavy metals in soils
mg·kg⁻¹

元素	污染积累上限 <i>X_a</i>	中度污染上限 <i>X_c</i>	重度污染上限 <i>X_p</i>
Hg	0.15	0.30	1.50
Cr	90	250	400
Cd	0.2	0.3	1.0
Cu	35	50	400
Pb	35	250	500
As	15	30	60

1. 2. 2 双层组合 BP 神经网络

在实际工作中，由于各种原因使得我们需要分析的土壤重金属样本十分有限，要有效利用这些样本，并实现空间可视化，就必需根据现有的空间相关知识进行必要的建模处理，增加分析数据的信息量和可靠性。基于双层组合 BP 神经网络的土壤重金属污染评价与 GIS 可视化过程的主要思想是首先利用实地采样分析的样本数据加上该样本的高程，进行神经网络学习，而后利用学习好的网络对研究区加密的样本点进行重金属含量预测；在对土壤重金属污染进行评价时，先根据土壤重金属污染相关标准进行学习，把加密样本点的预测值导入网络，对加密点的土壤污染状况作出评价，最后利用 GIS 空间分析功能实现土壤污染状况连续空间的可视化过程，基本过程如图 1 所示。

BP 网络是一种有教师指导训练方式的前馈神经网络。它是通过信号正向传播与误差信号逆向传播修改权值和阈值的过程反复进行，直到整个训练样本集的网络输出误差满足一定的精度要求或达到设定的训练次数为止^[14]。本文采用 BP 神经网络的方法对数据进行加密插值，可以有效地将研究区域内的海拔高程融入网络，提高网络的稳定性和精度^[15-18]，尤其是在小样本进行插值的情况下精度提高更为明显^[19]。进行双层组合 BP 神经网络模型构建时，采用 MATLAB 提供的 premnmx 函数进行归一化处理，然后利用 postmnmx 函数对模拟数据进行运算，使其重新返回原来的量纲和量级。传递函数选择目前常用的共轭梯度反向传播算法进行训练。隐含层单元、输出层单元的激励函数分别采用双曲正切函数和线性函数。运用实际采样分析重金属 Hg、Cr、Cd、Cu、Pb、As 数据作为训练样本，采用学习率 *lr*=0.02 对网络进行训练，最终确定 BP 神经网络的拓扑结构为 3：11：6。

表 2 评价训练样本的等差序列数值
Table 2 Assessment standard of heavy metals in soils
mg·kg⁻¹

元素	污染积累上限 <i>X_a</i>				中度污染上限 <i>X_c</i>				重度污染上限 <i>X_p</i>				重度污染值 <i>X_p</i>			
Hg	0.0375	0.0750	0.1125	0.1500	0.1875	0.2250	0.2625	0.3000	0.6000	0.9000	1.2000	1.5000	2.2500	3.0000	3.7500	4.5000
Cr	22.5	45.0	67.5	90.0	130.0	170.0	210.0	250.0	287.5	325.0	362.5	400.0	600.0	800.0	1000.0	1200.0
Cd	0.050	0.100	0.150	0.200	0.225	0.250	0.275	0.300	0.475	0.650	0.825	1.000	1.500	2.000	2.500	3.000
Cu	8.75	17.50	26.25	35.00	38.75	42.25	46.25	50.00	137.50	225.00	312.50	400.00	600.00	800.00	1000.00	1200.00
Pb	8.75	17.50	26.25	35.00	88.75	142.50	196.25	250.00	312.50	375.00	437.50	500.00	750.00	1000.00	1250.00	1500.00
As	3.75	7.50	11.25	15.00	18.75	22.50	26.25	30.00	37.50	45.00	52.50	60.00	90.00	120.00	150.00	180.00
目标值	0.25	0.50	0.75	1.00	1.25	1.50	1.75	2.00	2.25	2.50	2.75	3.00	4.50	6.00	7.50	9.00

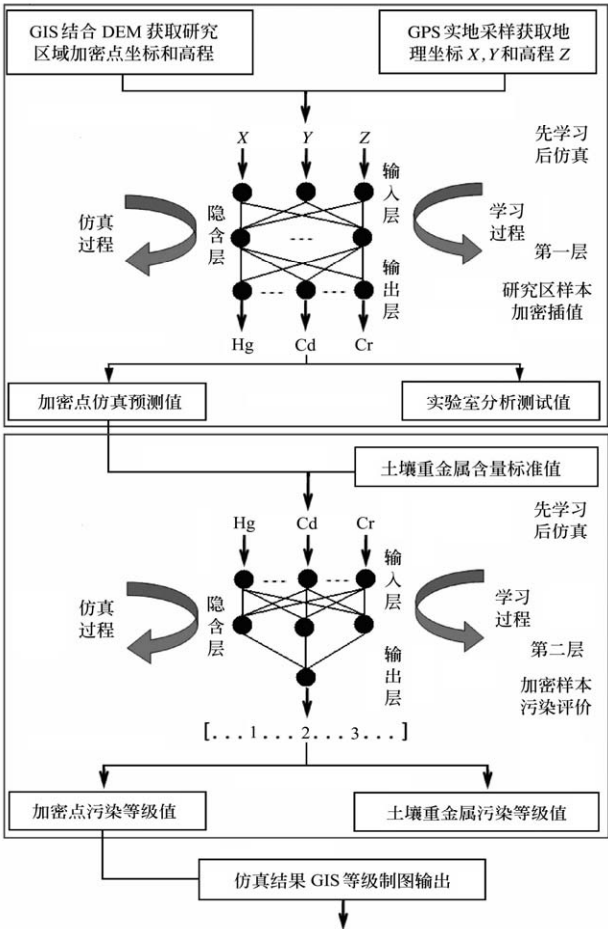


图 1 双层组合 BP 神经网络模型结构图
Fig.1 Structure of double-layer backpropagation neural network

为了正确和可靠地应用 BP 网络进行土壤重金属污染水平的综合评价，生成足够多的符合土壤重金属评价标准的训练样本是神经网络具有良好评价精度和泛化性能的关键所在。根据表 1 所给的土壤污染评价标准的建议范围与数值，如果 $C(Hg) \leq 0.15 \text{ mg/kg}$ ， $C(Cr) \leq 90 \text{ mg/kg}$ ， $C(Cd) \leq 0.2 \text{ mg/kg}$ ， $C(Cu) \leq 35 \text{ mg/kg}$ ， $C(Pb) \leq 35 \text{ mg/kg}$ ， $C(As) \leq 15 \text{ mg/kg}$ 时，各项指标都属于非污染状态，此样点土壤重金属的综合污染评价指数肯定为小于 1。因此在训练样本的选择和生成上，根据表 1 的污染指标区间进行等差生成序列数值，评价目标训练值也采用等差生成序列数值，其中重度污染以上的样本上限分别定为重度污染起始值的 3 倍，具体训练样本的构成如表 2 所示。

2 结果与分析

2.1 BP 网络值加密结果

对成都平原川芎主产区的都江堰、崇州、新都、彭州等地选择的 15 个土壤点测试值进行分析, 土壤样品测试值的统计特征如表 3 所示。

图 2 是利用初期终止法训练 BP 网络的误差分析曲线, 网络训练时将所有学习样本, 分成训练样本、确认样本和测试样本 3 个部分, 它们分别占样本总数的 1/2, 1/4 和 1/4。表 3 是对原始的 15 个土壤样品测试值和加密后的 54 个值进行统计分析。从图 2 和表 3 可以看出, 对各训练样本设计的网络结构及相关参数的确定, 得到的网络都具有误差收敛速度快、泛化能力强的优点。

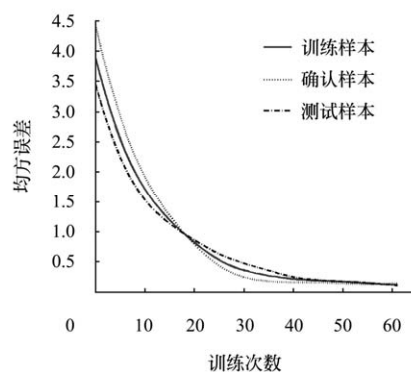


图 2 BP 网络加密训练误差曲线

Fig.2 Error curves of adding density train with backpropagation neural network

表 3 样品测试值和加密后插值预测值统计分析

Table 3 Statistical analysis of samples test values and predictive values

元素名称	实测值					加密值				
	样本个数	最小值	最大值	均值	标准差	样本个数	最小值	最大值	均值	标准差
Hg	15	0.024	0.39	0.13	0.11	54	0.024	0.390	0.170	0.140
Cr	15	36.200	117.50	60.70	21.90	54	36.300	116.800	57.900	21.900
Cd	15	0.140	0.73	0.32	0.19	54	0.140	0.730	0.380	0.230
Cu	15	18.100	38.50	30.90	5.50	54	18.100	38.400	31.300	5.700
Pb	15	23.300	37.20	31.10	3.70	54	21.200	37.200	31.100	4.100
As	15	7.400	13.30	10.60	2.00	54	7.400	13.300	10.000	2.200

从表 3 可以看出, 样品测试值和加密后的神经网络插值预测值都相差不大, 其中最小值中相差最大的是 Pb 元素, 相差为 2.1 mg/kg, 相对误差为 9.01%; 最大值中相差最大的是 Cr 元素, 相差为 0.7 mg/kg, 相对误差为 0.6%; 平均值中相差最大的也是 Cr 元素, 相差为 2.8 mg/kg, 相对误差为 4.6%。图 3 是样点元素测量的最大值、最小值与预测样点元素的最大值、最小值空间分布情况, 从图中可以看出其测量的最大值、最小值与预测的最大值、最小值空间分布十分相近, 综上可以看出加密后的神经网络插值预测值其统计特征与样品测试值误差并不是很大, 其插值结果数据可靠。

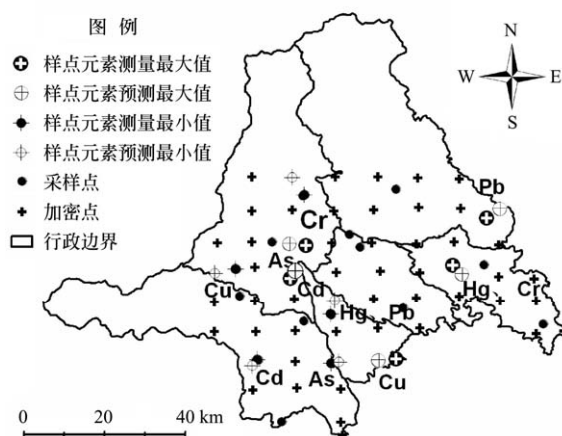


图 3 样点元素测量最大、最小值与预测值的空间分布

Fig.3 Spatial distribution of the max, minimum and predictive value

2.2 BP 网络评价分析

首先利用表 2 中的归一化数值进行神经网络学习, 而后对 BP 网络加密后预测值进行评价, 对单个因子进行评价时采用拓扑结构为 1:m:1, 对多个因子进行综合评价时网络模型的拓扑结构定为 6:m:1, m 为隐含神经元个数, 根据实际建模时试验确定, 网络训练方法采用初期终止法, 表 4 是 BP 网络评价模型相关试验参数。

表 4 BP 网络评价模型相关试验参数

Table 4 Relevant test parameters of backpropagation neural network evaluation model

元素	隐含神经元个数m	学习率	训练终止误差	轮回次数
Hg	6	0.02	0.013	28
Cr	8	0.02	0.003	29
Cd	8	0.02	0.005	38
Cu	7	0.02	0.012	44
Pb	9	0.02	0.007	39
As	7	0.02	0.003	51
综合评价	12	0.05	0.001	30

图 4 是 BP 网络综合评价训练误差曲线, 图 5 是对网络训练结果所做的综合评价与模拟预测值的回归分析, 得到的网络具有误差收敛速度快、泛化能力强的优点。

2.3 GIS 可视化对比分析

为了从连续空间平面上了解和评价该区域的重金属污染分布情况, 以及评价等级分布情况, 首先将 BP 网络加密的点数据导入 ArcGIS 软件中, 利用其空间分析和克里金插值功能来分析污染浓度的分布和污染等级。

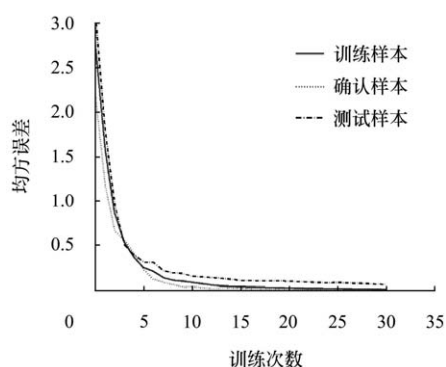


图4 BP网络综合评价训练误差曲线

Fig.4 Error curves of comprehensive evaluation by backpropagation neural network

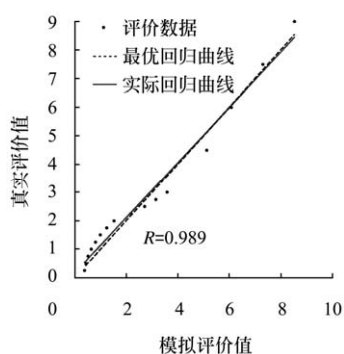


图5 综合评价值与预测模拟值回归分析

Fig.5 Regression analysis of the values of comprehensive evaluation and prediction

图6是研究区域内Hg、Cr、Cd、Cu、Pb和As的含量空间分布格局情况,从图中可以看出,土壤中Hg含量较高的区域是新都、郫县和崇州区域,其大部分的区域质量分数都在0.22 mg/kg以上;土壤中Cr含量较高的区域是崇州西南区域,质量分数都在72 mg/kg以上;Cd含量较高的区域是崇州、都江堰和彭州区域,其质量分数都在0.47 mg/kg以上。四川川芎主产区Cu的分布特征是以徐渡、和胜为相对低值区,其值在25~30 mg/kg之间,由西北山区向东南平原Cu逐渐增加,在都江堰、新都、崇州等地范围内,Cu质量分数超过30 mg/kg,以温江的涌泉为最大,达到38.54 mg/kg。Pb质量分数以温江的和盛、都江堰的蒲阳、中心、两河、崇州的道明等地偏低,都在30 mg/kg以下,其余区域在30~38 mg/kg之间,尤以郫县的唐昌、新都的新繁最高,在36~38 mg/kg之间。As质量分数以都江堰的聚源、彭州的庆兴、新都的新繁、新民、崇州的街子、梓潼、温江的和盛等地偏高,都在10 mg/kg以上,其余区域则在7.5~10 mg/kg之间。

以Hg、Cr和Cd为例,图7、8是通过计算分别得到的研究区域内Hg、Cr和Cd的BP网络单因子评价等级分布图和单因子指数评价等级分布图,两图对比分析可以发现2种评价方法的所绘制出来的图的格局都很相似,并且图的分布格局与土壤重金属含量空间分布呈正相关。其中BP网络单因子评价等级分布图的图斑更丰富,由此可见BP网络单因子评价较单因子指数评价而言,其准确度更高,在ArcGIS中表现更为丰富。

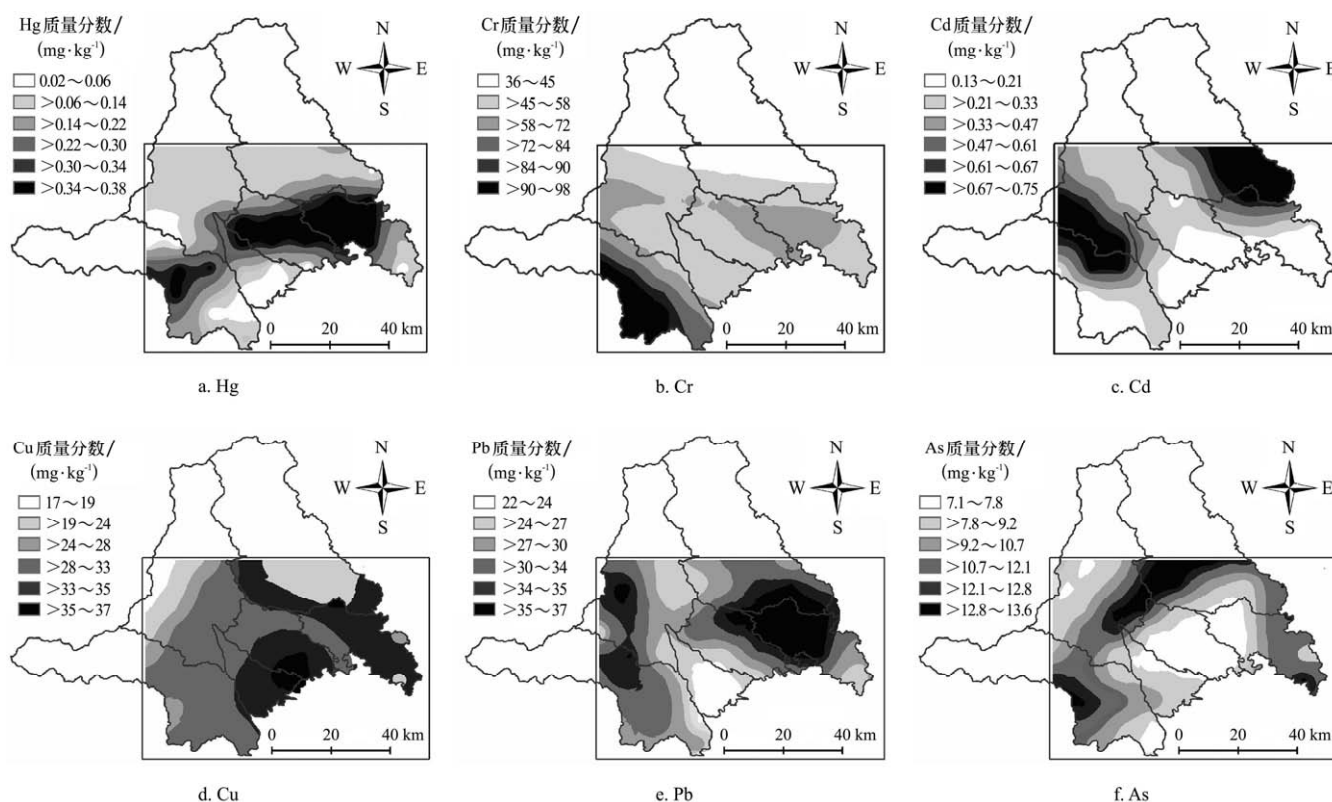


图6 研究区土壤中Hg、Cr、Cd、Cu、Pb和As质量分数空间分布格局

Fig.6 Distribution of Hg, Cr, Cd, Cu, Pb and As in the soil of the investigative area

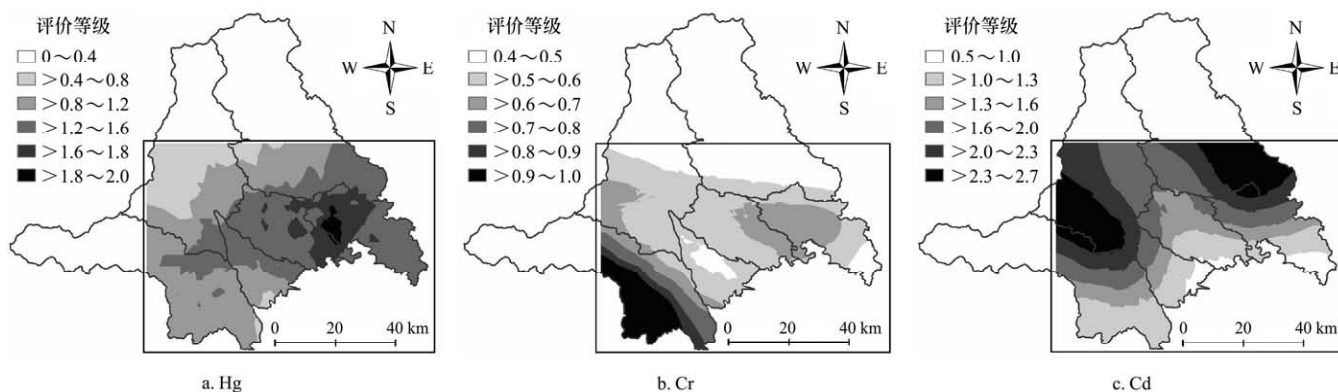


图 7 BP 神经网络单因子评价等级分布

Fig.7 Distribution of single factor pollution index assessment with backpropagation neural network

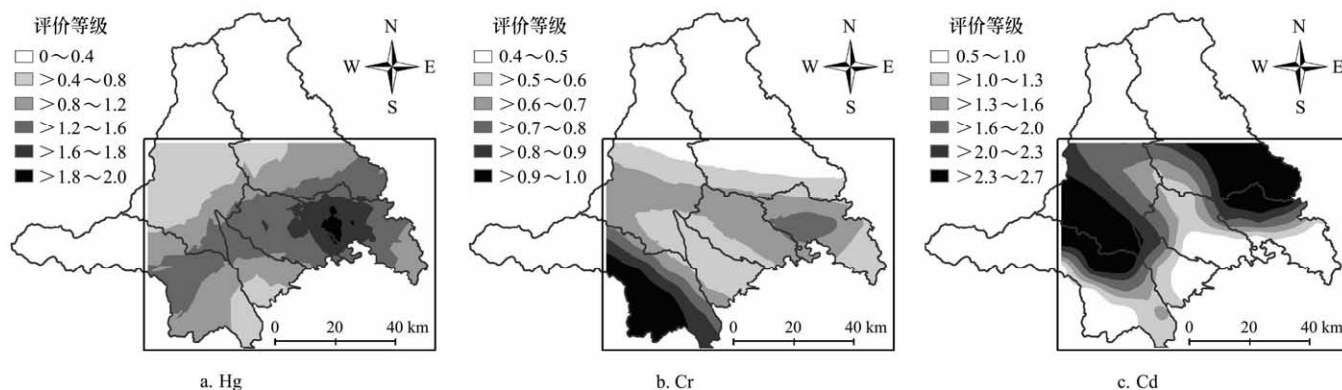


图 8 单因子指数评价等级分布

Fig.8 Distribution of single factor pollution index assessment

图 9 是通过计算分别得到的研究区域内 6 种评价因子的综合评价结果,可以看出研究区域内重金属综合污染的等级格局为:研究区大部分区域处于轻度重金属污染状态,处于中度污染状态的区域为崇州、都江堰和彭州,其中内梅罗指数综合评价的等级分布图的图斑较 BP 神经网络综合评价丰富,由于内梅罗指数综合评价在评

价过程中突出了污染较重的污染物的作用,而 BP 神经网络综合评价方法在训练样本选择时没有体现污染较重的污染物的作用,因此在内梅罗指数综合评价的结果表现更好这一点尚需要在 BP 神经网络综合评价训练样本的选择方式上进行进一步考虑。

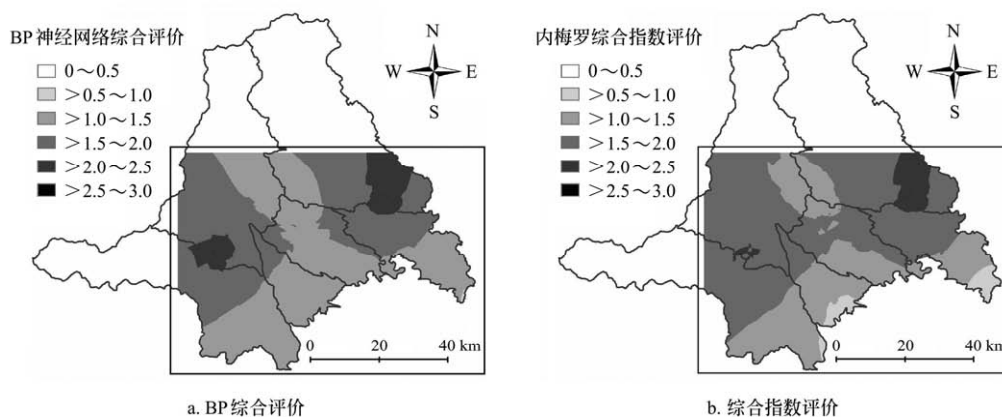


图 9 BP 神经网络综合评价与内梅罗指数综合评价分布

Fig.9 Distribution of comprehensive evaluation by backpropagation neural network and nemerow index

3 结论

本文在野外系统采样和测试分析的基础上,通过 BP 神经网络对分析数据加密插值,采用双层组合神经网络

和 GIS 空间分析技术综合评价了川芎主产区土壤重金属污染状况。结果表明,该研究区域土壤中存在不同程度的 Hg、Cr、Cd、Cu、Pb 和 As 重金属污染。

1) 本文采用 BP 神经网络的方法对数据进行加密插

值,有效提高了分析数据的信息量,在满足一定精度分析的原则下适当的降低了采样分析成本。

2) 分析对比研究区域内 Hg、Cr 和 Cd 的 BP 神经网络单因子评价等级分布图和单因子指数评价等级分布图,可以发现两种评价方法的所绘制出来的图的格局都很相似,并且图的分布格局与土壤重金属含量空间分布呈正相关。BP 神经网络单因子评价较单因子指数评价而言其准确度更高,在 ArcGIS 中表现更为丰富。

3) 从 BP 神经网络综合评价和内梅罗指数综合评价都可以看出研究区域内重金属综合污染的等级格局为:研究区大部分区域处于轻度重金属污染状态,处于中度污染状态的区域为崇州、都江堰和彭州。内梅罗指数综合评价的结果表现更好这一点尚需要在 BP 网络综合评价训练样本的选择方式上进一步考虑。

[参 考 文 献]

- [1] 伊雄海,陆贻通. 川芎等 8 种中药材中农药及重金属残留状况研究[J]. 现代中药研究与实践, 2004, 18(3): 7—9. Yi Haixiong, Lu Yitong. Study on residues of pesticides and heavy metals in *Ligusticum wallichii* Franch and other seven kinds of traditional Chinese medicine[J]. Research and Practice of Chinese Medicine, 2004, 18(3): 7—9. (in Chinese with English abstract)
- [2] 孙丽娜. 碧流河上游金矿开发环境地球化学及其生态影响[D]. 沈阳: 东北大学资源与土木工程学院, 2002. Sun Lina. The Environment Geochemistry of Gold Mining and Ecological Effects in upper Biliu River[D]. Shen Yang: College of Resources and Civil Engineering, Northeastern University, 2002.
- [3] 郑袁明, 陈煌, 陈同斌, 等. 北京市土壤中 Cr、Ni 含量的空间结构与分布特征[J]. 第四纪研究, 2003, 23(4): 436—445. Zheng Yuanming, Chen Huang, Chen Tongbin, et al. Spatial distribution patterns of Cr and Ni in soils of Beijing[J]. Quaternary Sciences, 2003, 23(4): 436—445. (in Chinese with English abstract)
- [4] 朱桂珍. 北京市东南郊污灌区土壤环境重金属污染现状及防治对策[J]. 农业环境保护, 2001, 20(3): 164—166. Zhu Guizhen. Pollution of heavy metals on soils in east south area of Beijing and its remediation[J]. Agro-Environmental Protection, 2001, 20(3): 164—166. (in Chinese with English abstract)
- [5] 胡克林, 张凤荣, 吕贻忠, 等. 北京市大兴区土壤重金属含量的空间分布特征[J]. 环境科学学报, 2004, 24(3): 463—468. Hu Kelin, Zhang Fengrong, Lü Yizhong, et al. Spatial distribution of concentrations of soil heavy metals in Daxing county of Beijing[J]. Acta Scientiae Circumstantiae, 2004, 24(3): 463—468. (in Chinese with English abstract)
- [6] Li X D, Poon C S, Liu P S. Heavy metal contamination of urban soils and street dusts in Hong Kong[J]. Applied Geochemistry, 2001, 16(11): 1361—1368.
- [7] Kim J Y, Kim K W, Lee J U, et al. Assessment of As and heavy metal contamination in the vicinity of Duckum Au-Ag mine, Korea[J]. Environmental Geochemistry and Health, 2002, 24(3): 215—227.
- [8] Krishna A K, Govil P K. Heavy metal contamination of soil around Pale industrial area, Rajasthan, India[J]. Environmental Geology, 2004, 47(1): 38—44.
- [9] 张超, 陈丙武, 郭伦. 地理信息系统[M]. 北京: 高等教育出版社, 1995: 1—24.
- [10] 汤安国, 陈正江, 赵牡丹, 等. ArcView 地理信息系统空间分析方法[M]. 北京: 科学出版社, 2002: 1—6.
- [11] 彭国照, 田宏, 范雄, 等. 基于 GIS 的广安市脐橙气候适应性区划[J]. 气象, 2004, 30(7): 62—55. Peng Guozhao, Tian Hong, Fan Xiong, et al. GIS-Based study on the climatic adaptability division of navel orange of Guangan[J]. Meteorological Monthly, 2004, 30(7): 62—55. (in Chinese with English abstract)
- [12] 陈翠华, 倪师军, 何彬彬, 等. 基于污染指数法和 GIS 技术评价江西德兴矿区土壤重金属污染[J]. 吉林大学学报: 地球科学版, 2008, 38(1): 105—111. Chen Cuihua, Ni Shijun, He Binbin, et al. Assessing heavy metals contamination of soils based on the pollution index and GIS methods in Dexing mines of Jiangxi province[J]. Journal of Jilin University: Earth Science Edition, 2008, 38(1): 105—111. (in Chinese with English abstract)
- [13] 杨永建, 刘芳, 李永忠, 等. 云南师宗县烤烟 GAP 基地环境重金属残留评价[J]. 云南农业大学学报, 2007, 22(3): 381—384. Yang Yongjian, Liu Fang, Li Yongzhong, et al. Evaluation and grading on heavy metals of flue-cured tobacco GAP plots in Shizong County of Yunnan[J]. Journal of Yunnan Agricultural University, 2007, 22(3): 381—384. (in Chinese with English abstract)
- [14] 闻新, 周露, 李翔. MATLAB 神经网络仿真与应用[M]. 北京: 科学出版社, 2003: 258—284.
- [15] Wang Fen, Peng Guozhao, Jiang Jingang. Study on the spatial variability of heavy metals in the soil of geo-authentic productive area of *Ligusticum chuanxiong* Hort. based on GIS and BP-Kriging[C] // Lin Liu, Xia Li, Kai Liu, et al. Geoinformation 2008 and Joint Conference on GIS and Built Environment. Guangzhou: SPIE, 2008.71450W-1 — 71450W-11.
- [16] 王明新, 吴文良, 刘文娜, 等. 基于 GIS 和 BP 神经网络的农区地下水硝态氮含量分布特征分析[J]. 农业工程学报, 2006, 22(12): 39—43. Wang Mingxin, Wu Wenliang, Liu Lina, et al. Spatial analysis of groundwater nitrate concentration in agriculture-dominated regions based on GIS-based BPNN[J]. Transactions of the CSAE, 2006, 22(12): 39—43. (in Chinese with English abstract)
- [17] 沈掌泉, 周斌, 孔繁胜, 等. 应用广义回归神经网络进行土壤空间变异研究[J]. 土壤学报, 2004, 41(3): 471—475. Shen Zhangquan, Zhou Bin, Kong Fansheng, et al. Study on spatial variety of soil properties by means of generalized regression neural network[J]. Acta Pedologica Sinica, 2004, 1(3): 471—475. (in Chinese with English abstract)
- [18] 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[J]. 农业工程学报, 2004, 20(3): 120—123.
- He Yong, Zhang Shujuan, Fang Hui. Interpolation method of field information based on the artificial neural network[J]. Transactions of the CSAE, 2004, 20(3): 120—123. (in Chinese with English abstract)
- [19] 雷能忠, 王心源, 蒋锦刚, 等. 基于BP神经网络插值的土壤全氮空间变异[J]. 农业工程学报, 2008, 24(11): 130—134.
- Lei Nengzhong, Wang Xinyuan, Jiang Jingang, et al. Spatial variability of soil nitrogen by BP neural network interpolation[J]. Transactions of the CSAE, 2008, 24(11): 130—134. (in Chinese with English abstract)

Pollution assessment of heavy metals based on double-layer BPNN and GIS visualization

Wang Fen^{1,2}, Peng Guozhao^{1*}, Jiang Jin'gang³, Kong Weijuan⁴

(1. Institute of Plateau Meteorology, China Meteorological Administration, Chengdu 610071, China;

2. Wenjiang district Meteorological Bureau, Chengdu 611130, China;

3. College of Resources and Environmental Science, Chengdu University of Information Technology, Chengdu 610225, China;

4. Department of Geography Information Science, Nanjing University, Nanjing 210093, China)

Abstract: In order to assess the extent of heavy metals contamination resulting from geo-authentic productive area of *Ligusticum chuanxiong* Hort. in Sichuan province, fifteen soil samples were collected and analyzed for the content of the heavy metals. The assessment of heavy metals contamination in soils was performed by double-layer back propagation neural network and GIS spatial analysis technology. The results of assessment indicated that most of research area was contaminated lightly. The areas of Chouzhou, Dujiangyan and Pengzhou were polluted in middling extent. The way of double-layer BPNN and GIS could carry out a relatively accurate spatial analysis to even a small group of data, reduce the cost of sampling under the principia of a stated analysis precision and get higher accuracy spatial distribution than the single-factor index method.

Key words: neutral network, backpropagation, heavy metals, double-layer, pollution assessment, *Ligusticum chuanxiong* Hort., GIS