

基于 BP 神经网络的城市边缘带土壤重金属污染预测* ——以成都平原土壤 Cd 为例

杨 娟¹ 王昌全^{1†} 李 冰¹ 李焕秀² 何 鑫³

(1 四川农业大学资源环境学院,四川雅安 625014)

(2 四川农业大学林学院园艺学院,四川雅安 625014)

(3 西南科技大学土木建筑学院,四川绵阳 621010)

摘 要 随着成都平原城市化快速发展,城市边缘带土壤重金属污染风险逐渐增大。而关于社会经济对土壤重金属污染定量影响的研究方法还较为欠缺。本文利用 BP 神经网络方法,建立了 12 输入、1 输出、1 个隐含层的三层 BP 神经网络,定量研究成都平原城市发展中社会经济影响因素与土壤重金属 Cd 含量间的内在联系。网络拟合精度达 97.02%,模型拟合程度高。运用该 BP 网络模型对城市化影响下城市边缘带土壤重金属 Cd 含量进行预测,其预测精度为 84.19%,明显高于传统回归模型 71.55%的预测精度,体现出神经网络预测模型的优越性。利用 2005 年和 2010 年各影响因素的预测值,将这两组值分别作为网络的输入,并和以前的样本合并再重新训练更新网络权值,得到 2005 年和 2010 年各区/县土壤重金属 Cd 预测值。

关键词 成都平原;城市化;BP 神经网络;重金属

中图分类号 X53 **文献标识码** A

成都平原是四川省最重要的产业与城市密集区,经过近 20 年城市化快速发展,经济总量占到全省的 47.4%^[1],其核心区成都市的人口从 20 世纪 80 年代初的 843 万人增加到 2002 年 1 028 万人,同期城镇人口比例也逐年上升,城市化率从 22.3%增至 34.1%。随着成都平原城市化的急速扩张,产业发展加剧了工业、生活废弃物的排放及交通污染;城市生活消费形式的多样化带来农业耕种制度的巨大变化;建设用地逐年增加、耕地面积锐减导致农药过多使用和化肥偏施等掠夺地力的现象加重。过去以土沃田肥著称的“天府之国”成都平原如今正面临日益严重的环境压力,城市边缘带土壤重金属不断积累,重金属污染风险逐渐增大,已有研究表明 Hg、Cd 等在区内富集趋势已十分明显,且显著高于全国土壤背景值^[2]。因此,系统、定量地研究城市化对城市边缘带土壤重金属污染的影响,对于政府制定针对性措施,平衡城市化发展和土壤环境保护具有非常重要的现实意义。

在以往的研究中,对土壤环境质量变化的研究

主要侧重于自然过程和技术角度^[3],而关于社会经济与土壤重金属污染这两大分属社会科学和自然科学领域问题的论证分析还较为欠缺,其中定量研究方法的不成熟成为连接两类领域的一个难题。人工神经网络(Artificial Neural Network)是一个由大量简单的处理单元(神经元)广泛连接组成的人工网络,用来模拟大脑神经系统的结构和功能^[4],它是一种能够建立输入量与输出量之间全局性非线性映射关系的分析方法,能从已知数据中自动归纳规则并获得数据的内在规律,目前主要应用于模式识别、人工智能等领域,并在环境评价和预测等方面的具体应用中表现出高于传统方法的精确度^[4]。因此本文以 Cd 元素为例,借助人工神经网络方法找到城市化发展和城市边缘带土壤 Cd 含量这两个分属两大领域问题之间的内在联系,定量探讨成都平原城市边缘带土壤重金属污染的情况,为深入探索宏观经济发展与土壤环境质量的响应关系、具体协调成都平原核心区高速经济增长与土壤资源合理利用保护提供参考。

*教育部重点项目、四川省教育厅配套项目“成都平原土壤质量演变规律及其驱动因子研究”(3110)资助

† 通讯作者, E-mail:wcquan@sicall.edu.cn

作者简介:杨娟(1980~),女,汉,四川省泸州人,助教,硕士,主要从事土壤质量与资源环境可持续方面研究。E-mail:yang-j@163.com

收稿日期:2006-03-30;收到修改稿日期:2006-08-22

1 材料与方法

1.1 土样采集与处理

综合考虑成都平原社会经济发展、环境条件和土壤污染基本情况,在旌阳、广汉、新都、郫县、新津、邛崃、双流等成都平原 14 市/县区野外采用多点混合取样的方法抽样选取 0~20 cm 耕层土样共 197 个(图 1)。记录采样地块基本情况:样点位置、土壤基本情况、耕作制度、培肥情况、农药施用及样点周围环境情况(距道路河流远近、距污染源远近)等方面。重金属 Cd 全量分析以鲁如坤^[5]的《土壤农业化学分析方法》为准。

1.2 指标选取

本文从通过主因子分析法确定的影响成都平原 2002 年土壤 Cd 污染的社会经济主因子中,挑选权重较大及与土壤 Cd 污染密切相关的影响因素共 12 个社会经济指标用于网络训练:非农人口比重(X_1)、人均 GDP(X_2)、GDP 年增长率(X_3)、规模以上工业企业产值(X_4)、客运周转量(X_5)、货运周转量(X_6)、人

均耕地面积(X_7)、每 hm^2 耕地粮食产量(X_8)、复种指数(X_9)、每 hm^2 耕地磷肥施用量(X_{10})、每 hm^2 耕地生产农业产值(X_{11})、单位面积工业废水排放量(X_{12})。各指标数值见表 1。



图 1 采样样点分布图

Fig. 1 Distribution of soil sampling sites

表 1 2002 年各市(县、区)社会经济指标数据

Table 1 Socio-economic indexes of different counties (districts) in 2002

地名 Site	社会经济数据 Data of social and economic index											
	X_1 (%)	X_2 (万元 人^{-1})	X_3 (%)	X_4 (万元)	X_5 (万人 km)	X_6 (万 t km)	X_7 ($\text{m}^2 \text{人}^{-1}$)	X_8 (t hm^{-2})	X_9 (%)	X_{10} (kg hm^{-2})	X_{11} (元 hm^{-2})	X_{12} (t km^{-2})
新都 Xindu	24.36	1.51	10.10	506 346	16 790	32 869	400	9.22	2.49	114	40 105	15 786
双流 Shuangliu	18.21	1.48	14.60	702 349	60 569	28 212	554	6.12	1.98	77	28 005	15 449
郫县 Pixian	20.46	1.68	14.60	535 135	24 925	8 864	480	7.78	2.74	115	35 854	15 679
温江 Wenjiang	28.34	1.63	14.50	389 672	9 815	4 988	478	7.35	1.96	94	36 381	26 498
新津 Xinjin	19.44	1.18	12.40	183 279	13 551	7 426	477	8.55	2.15	109	30 006	16 394
都江堰 Dujiangyan	26.72	1.17	13.20	193 898	57 988	4 878	362	9.23	2.47	92	38 280	9 644
彭州 Pengzhou	16.32	0.72	10.00	216 056	90 539	73 664	498	8.49	2.60	109	37 243	6 251
邛崃 Qionglai	13.13	1.14	13.60	182 642	11 558	14 106	538	9.16	2.74	140	26 416	6 344
崇州 Chongzhou	14.18	1.23	8.00	168 996	13 919	22 117	541	9.58	2.27	110	27 642	3 621
旌阳 Jingyang	44.57	1.15	11.00	130 432	12 700	20 951	525	8.79	2.28	159	28 744	33 904
广汉 Guanghan	20.24	0.95	9.20	97 969	12 416	25 743	523	9.54	2.50	119	29 529	24 448
龙泉驿 Longquanyi	31.74	1.34	14.70	349 031	49 686	26 606	241	6.19	2.45	102	98 426	14 782
蒲江 Pujiang	15.06	0.96	13.10	66 523	17 573	6 731	605	8.10	2.38	104	27 960	14 862
金堂 Jintang	12.30	0.59	14.80	68 146	13 038	10 313	541	4.84	2.56	114	28 378	6 072

注:各指标数据分别来源于旌阳、广汉、新都、郫县、彭州、崇州、都江堰、温江、成都、新津、邛崃、双流、龙泉驿、金堂 2003 年统计年鉴 Note: The date quoted from the 2003 yearbooks of Jingyang, Guanghan, Xindu, Pixian, Pengzhou, Chongzhou, Dujiangyan, Chengdu, Xinjin, Qionglai, Shuangliu, Longquanyi, and Jintang counties

1.3 方法

反向传播网络(Back-Propagation Network,简称BP网络)是人工神经网络中的多层前馈网络,它包含神经网络理论中精华的部分,由于结构简单、可塑性强而得到了广泛的应用。Math Works 公司推出的高性能数值计算可视化软件 MATLAB 6.5 具有程序可读性强、程序简单等特点^[6],适于建立BP网络。在进行网络设计时,应从网络的层数、各层神经元个数以及学习方法等方面加以考虑,从而建立可靠的网络。

1.3.1 网络结构确定 以往的研究表明,对于任何闭区间内的一个连续函数都可以用一个隐含层的BP网络来逼近^[7],因此本文将采用含有一层隐含层的三层BP网络,其拓扑结构如图2,包括输入层、输出层和一个隐含层。各神经元与下一层所有的神经元联结,同层各神经元之间无联结,箭头表示信息的单向流动。

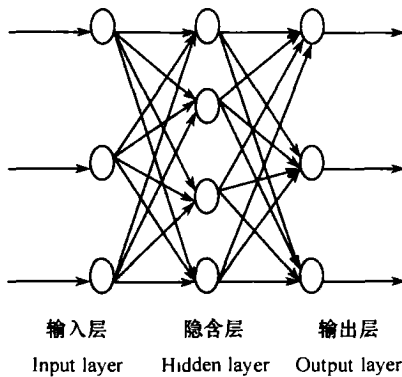


图2 两层BP网络拓扑结构

Fig.2 Topological structure of the three-layered BP network

1.3.2 各层神经元数确定 BP网络输入、输出层的神经元数目完全由使用要求来决定。这里输入层节点数由社会经济影响因素确定。该12个影响因素作为输入部分,因此输入层节点数为12。输出部分为Cd含量值,输出层节点数为1。

隐含层神经元数的确定过程则相对复杂。一般情况下网络训练精度的提高可以通过增加神经元个数的方法来获得,但由于问题的复杂性无法量化,因而也没有绝对的方法来确定隐含层单元数^[7]。这里结合常用经验公式 $j = \sqrt{n + m} + 1$ (j :隐含层节点数; m :输出层节点数; n :输入层节点数; $1 \sim 10$ 的常数),通过代入反复试验,最终确定隐含层神经元数为12。

1.3.3 学习速率的选取 学习速率决定每一次循

环中所产生的权值变化量。为减少寻找学习速率的训练次数以及训练时间,本文采用变化的自适应学习速率,使网络的训练在不同的阶段自动设置不同学习速率的大小,初始学习速率为0.01。

1.3.4 样本数据的处理 为提高网络训练速度,需将样本数据映射到 $[-1, 1]$ 之间进行归一化处理。MATLAB中提供了对数据进行归一化处理的函数,训练后相应的处理函数为: $p = \text{postmnmx}(p, \min p, \max p)$,其执行算法为: $p = 0.5(pn + 1) \times (\max p - \min p) + \min p$ 。本文使用数据为成都平原14市/县区2002年土壤Cd含量数据,及相应的12个社会经济影响因素指标数据。取双流、郫县、温江、新津、都江堰、邛崃、崇州、旌阳、龙泉驿、蒲江、金堂等11市/县区社会经济数据作为BP神经网络的学习训练样本,而新都、彭州和广汉等三市/区数据作为检验样本。

1.3.5 网络的MATLAB实现 设计好的BP网络需要通过MATLAB软件来具体实现。在MATLAB环境下,BP网络的学习训练以及仿真程序设计主要是调用相应的函数^[8]。首先列出输入向量(11市/县区12个指标归一化值)和目标向量(11市/县区Cd含量值),使用网络初始化函数 *inifff* 进行网络初始化以后,通过训练函数 *trainbpx* (*trainbpx*采用了动量法和学习率自适应调整的策略,相比标准BP算法 *trainbp*,该法加入的动量项减小了学习过程的振荡趋势,改善收敛性,提高学习速度并增加了算法的可靠性)进行输入向量与对应目标向量的反复学习训练,建立起二者之间内在的非线性关系,网络模型计算出目标向量的输出值即模拟值——反映网络学习训练的能力,然后再将检验样本输入值(3市/区的12列指标数据归一化值)代入网络模型,运用仿真函数 *simuff* 进行仿真,得出检验样本的仿真值(3市/区Cd含量模拟值)。如模拟精度较高,则证明网络模型可用于预测。

2 结果与分析

对社会经济因素影响下的成都平原土壤Cd污染预测,就是通过建模进行训练,找出隐含在社会经济因素和土壤Cd含量之间的非线性映射关系。本研究采用12输入、1输出的三层BP网络,激活函数在隐含层为S型函数(*tansig*),在输出层用线性激活函数(*purelin*)。网络经过初始化,利用函数 *trainbpx*

对网络进行435次训练后,网络训练完成。

网络的拟合输出值进行比较,检验网络模型的拟合程度。拟合度检验结果如表2,表中数值及其计算均为归一化值的还原值。

2.1 BP网络模型的拟合度及仿真检验

网络训练好后,通过对训练样本的目标向量和

表2 BP模型拟合误差表(Cd)

Table 2 Fitting errors of the BP network model for Cd

地名 Site	实测值	模拟值	相对误差	模拟精度
	Fact value (mg kg ⁻¹)	Simu. value (mg kg ⁻¹)	Relative error (%)	Simu. precision (%)
双流 Shuangliu	0.30	0.305	1.80	98.20
郫县 Pixian	0.19	0.197	3.66	96.34
温江 Wenjiang	0.15	0.155	3.25	96.75
新津 Xinjin	0.19	0.193	1.78	98.22
都江堰 Dujiangyan	0.18	0.188	4.66	95.34
邛崃 Qionglai	0.05	0.052	3.35	96.65
崇州 Chongzhou	0.11	0.113	2.34	97.66
旌阳 Jingyang	0.31	0.328	5.65	94.35
龙泉驿 Longquanyi	0.12	0.124	3.12	96.88
蒲江 Pujiang	0.11	0.113	2.31	97.69
金堂 Jintang	0.14	0.141	0.88	99.12
平均 Average			2.98	97.02

表2显示了重金属Cd实测值和模拟值的对比情况。该结果显示,Cd的模拟值与实测值相当接近,模型拟合误差为2.98%,拟合精度则高达97.02%,说明该BP网络模型拟合程度高。然而预测模型的拟合能力并不能完全代表其实际预测能

力,其优劣还应体现在其预测预报能力的高低上。表3将普通多元非线性回归模型和BP网络模型对检验样本(新都、彭州、广汉)的预测精度分别列出,以比较二者的预测性能。

表3 BP模型与回归模型预测结果对比表(Cd)

Table 3 Cd predictions by BP network and regression models

地名 Site	实测值 Fact value (mg kg ⁻¹)	BP模型 BP model		回归模型 Regression model	
		预测值	精度	预测值	精度
		Pred. value (mg kg ⁻¹)	Precision (%)	Pred. value (mg kg ⁻¹)	Precision (%)
新都 Xindu	0.34	0.29	84.35	0.25	73.31
彭州 Pengzhou	0.22	0.17	78.73	0.16	71.83
广汉 Guanghan	0.24	0.27	89.50	0.31	69.50
平均 Average			84.19		71.55

从对重金属Cd的含量预测中可见,BP神经网络模型的预测精度为84.19%,而回归模型的预测精度仅为71.55%,明显低于BP模型,体现出神经网络预测模型在用于探讨关系不直观化的两类事物之间的联系时所具有的优越性。

2.2 基于BP网络的土壤重金属Cd污染预测

在预测模型被证明可用后,本文运用该模型,对

各区域社会经济在目前趋势发展下,到2005和2010年土壤Cd含量将达到的水平进行预测,以对社会经济宏观政策调控起到一定程度的指导作用。进行预测的时候,理论上只要收集研究区域各地将来某年的12个社会经济指标数据,将其作为仿真部分输入值代入网络程序,即可预测当地该年份的土壤重金属Cd含量值。但由于数据归一化处理的要求,

实际上需要将要预测年份的指标数据和以前用于网络训练的指标数据合并,重新进行归一化处理,再重新训练合适的网络。但在预测 2005 和 2010 年重金属 Cd 含量值时,由于 2005 和 2010 年的社会经济数据未知,所以需要先预测各市/县区分别在 2005 和 2010 年的 12 个指标值,再运用这些指标值来预测土壤重金属 Cd 含量值。

本文首先利用回归分析法,分别作出各市/县区 1985~2002 年各指标数据随时间变化的分布趋势图,由历史数据可得知各影响要素随着时间的变化遵循着某种确定的发展规律,对它们分别进行方程拟合,并根据各指标拟合的方程,分别计算出 2005 年和 2010 年的社会经济影响因素预测值,用以预测未来各市/县区土壤重金属 Cd 含量。利用 2005 年和 2010 年各影响因素的预测值,将这两组值分别作为网络的输入值,并和以前的样本合并再重新训练更新网络权值,得到 2005 年和 2010 年的 14 市/县区土壤 Cd 含量预测值,将其进行反归一化处理后得表 4。

表 4 各市/县区土壤 Cd 含量预测结果

Table 4 Predicted soil Cd contents of the counties (districts) in 2005 and 2010

地名 Site	预测值 Predicted value (mg kg^{-1})	
	2005 年 Year 2005	2010 年 Year 2010
新都 Xindu	0.42	0.53
双流 Shuangliu	0.35	0.43
郫县 Pixian	0.26	0.35
温江 Wenjiang	0.21	0.31
新津 Xinjin	0.23	0.30
都江堰 Dujiangyan	0.27	0.35
邛崃 Qionglai	0.20	0.29
崇州 Chongzhou	0.17	0.24
旌阳 Jingyang	0.51	0.64
龙泉驿 Longquanyi	0.18	0.26
蒲江 Pujiang	0.16	0.23
金堂 Jintang	0.28	0.37
彭州 Pengzhou	0.31	0.44
广汉 Guanghan	0.32	0.46

由表 4 的结果可知,2005 年 14 市/县区土壤 Cd 含量值较 2002 年总体呈上升趋势,说明土壤重金属 Cd 污染的危险依然存在。但各区域值均未超过国家土壤环境质量二级标准(不排除某些市/县区存在

异常值和高背景值区),只是区域间存在差异。其中旌阳、新都的土壤 Cd 含量值分别为 0.51 mg kg^{-1} 、 0.42 mg kg^{-1} ,明显高于其余市/县区,其次为双流、广汉、彭州,而蒲江、崇州、邛崃、新津、龙泉等地的含量值则相对较低,在 0.20 mg kg^{-1} 左右。这一分布趋势与 2005 年结束的“成都经济区生态地球化学调查”^[11]的结果大体一致。而 2010 年各区域含量值将不同程度继续升高,其中旌阳达 0.64 mg kg^{-1} ,超过国家土壤环境质量二级标准,而新都也接近该标准,说明如不采取有效措施,在城市化发展的过程中土壤重金属 Cd 的累积将会导致严重污染。

由于在前述 12 个影响因素中,经主因子分析得出指标权重相对较大的主要有非农人口比重、磷肥施用量、客货运周转量、GDP 年增长率等,所以预测出的未来各区域土壤 Cd 含量值也主要受到人口增长、二三产业发展和交通运输等人为活动的影响。如非农人口的增加会导致人们整体消费结构的变化,人类为满足这种变化加剧掠夺地力和增加辅助投入,导致土壤重金属积聚;而成都平原作为全国高速公路最为密集的区域之一,其公路客、货运周转量所折射的交通污染也会对城市边缘带土壤 Cd 积累产生影响。因此借助 BP 神经网络方法建立起城市化发展与城市边缘带土壤重金属含量这两大宏观和微观问题的直观联系,有助于城市管理决策部门从该角度出发在城市建设中制定应对措施。今后,经济发展和环境保护、污染控制的“天平”关系将继续受到政府部门高度重视,在治理环境、缓解污染的同时,协调好人为社会经济活动与土壤环境的关系,应可为预防土壤重金属 Cd 的污染起到有效的作用。

3 结 论

1) 利用 BP 网络的优越性能和动量 BP 算法相结合,建立了 12 输入、1 输出、1 个隐含层的三层 BP 神经网络。其自身所具有的自动归纳数据规则的非线性处理能力,为城市化发展和城市边缘带土壤重金属污染这两个难以建立起直接定量关系的问题提供了恰当的方法,在两个领域之间找到一个较为恰当的结合点,可以作为定量研究城市边缘带土壤重金属 Cd 污染的初步尝试。在地区环境质量评价、识别分类^[9,10]等研究中,这种三层 BP 网络的模式均被证明为典型模式,具有操作性和应用性强的特点。

2) 网络拟合精度达 97.02%,BP 人工神经网络被证明的确具有非线性函数动态处理能力,及自组

织、自适应和自学习功能,实践表明可用作建模处理。运用该BP网络模型对城市化影响下土壤Cd含量进行预测,其预测精度为84.19%,与传统的回归方法相比精度更高,具有通用性、客观性和科学性的特点,这一结果与文献[12,13]中的结论相同。当然,人工神经网络方法所特有的“黑箱”式的构建过程,使得无法直观定量评价不同因素与目标值之间的依赖关系。因此,以后的研究中可以尝试BP人工神经网络方法与传统的回归分析法结合起来运用,取长补短。

3) 网络预测结果表明,2005年各市/县区土壤重金属Cd含量上升,但整体均未超过国家土壤环境质量二级标准;2010年个别区域会出现超标值。而各市/县区土壤重金属Cd含量主要受到非农人口比重、磷肥施用量、客货运周转量、GDP年增长率等人类强烈活动因素的影响,因此未来地处成都平原经济区的各区域城市化发展应着重考虑这几方面影响,使其在发展社会经济的同时,对城市边缘带土壤重金属Cd污染的有效控制也成为现实。

参考文献

- [1] 熊祖轅,王光彩,曾俊林.成都平原与珠江三角洲经济发展比较.中国国情国力,2003(6):21~23. Xiong Z Y, Wang G C, Zeng J L. The economic development compare between Chengdu Plain and Zhujiang Delta (In Chinese). Perspective on China, 2003(6): 21~23
- [2] 朱礼学.成都平原西部元素的分布特征及其与农业、环境的关系.物探化探计算技术,1999,21(4):295~300. Zhu L X. Features of the element distribution on the west of Chengdu Plain and to agriculture environment (In Chinese). Computing Techniques for Geophysical and Geochemical Exploration, 1999, 21(4): 295~300
- [3] Doran J W. Soil health and global sustainability: Translating science into practice. Agriculture, Ecosystem and Environment, 2002, 88: 119~127
- [4] 巫影,陈定方.神经网络综述.科技进步与对策,2002(6):12~43. Wu Y, Chen D F. Summarizing of neural network (In Chinese). Progress and Counter Plan in Science and Technology, 2002(6): 12~43
- [5] 鲁如坤.土壤农业化学分析方法.北京:中国农业科技出版社,2000.13~14,477~479,482~483,487~492. Lu R K. ed. Analytical Methods of Soil and Agro-chemistry (In Chinese). Beijing: Chinese Agricultural Science and Technology Press, 2000. 13~14, 477~479, 482~483, 487~492
- [6] 陈以新. MATLAB的几则程序设计经验. 计算机应用, 1999, 19(9): 54~56. Chen Y X. Several pieces of MATLAB program design experience (In Chinese). The Calculator Application, 1999, 19(9): 54~56
- [7] 飞思科技产品研发中心. MATLAB6.5 辅助神经网络分析与设计. 北京: 电子工业出版社, 2003. 1~19. Feisi Science and Technology Product Research & Development Center. MATLAB6.5 Assistant Neural Network Analysis and Design (In Chinese). Beijing: Electron Industry Press, 2003. 1~19
- [8] 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. 12~16. Xu D, Wu Z. Systems Analysis and Design Based on MATLAB6.x——Neural Network (In Chinese). 2nd Ed. Xi'an: Xi'an Electron Science & Technology University Press, 2002. 12~16
- [9] 丛沛桐, 阎秀峰, 张玉红. 应用BP人工神经网络技术划分水土流失等级. 水土保持学报, 2000, 14(4): 43~50. Cong P T, Yan X F, Zhang Y H. Dividing of soil and water loss grade with BP artificial neural network (In Chinese). Journal of Soil and Water Conservation, 2000, 14(4): 43~50
- [10] 宋松柏, 蔡焕杰. 旱区流域水土环境质量的综合定量评价模型. 应用生态学报, 2005, 16(2): 345~349. Song S B, Cai H J. A comprehensive quantitative assessment model for arid area's basin water-soil environment quality (In Chinese). Chinese Journal of Applied Ecology, 2005, 16(2): 345~349
- [11] 岳昌桐, 陈德友, 阚泽忠, 等. 为“天府之国”农业安全把好第一道关——成都经济区生态地球化学调查主要成果. 地质通报, 2005, 24(10): 1039~1042. Yue C T, Chen D Y, Kan Z Z, et al. Ensuring the first step for the agriculture safety in Sichuan——“the store-house under the heaven”: Main results of eco-geochemical survey in the Chengdu economic area, Sichuan, China (In Chinese). Geological Bulletin of China, 2005, 24(10): 1039~1042
- [12] 裴洪平, 罗妮娜, 蒋勇. 利用BP神经网络方法预测西湖叶绿素a的浓度. 生态学报, 2004, 24(2): 246~251. Pei H P, Luo N N, Jiang Y. Applications of back propagation neural network for predicting the concentration of chlorophyll-a in West Lake (In Chinese). Acta Ecologica Sinica, 2004, 24(2): 246~251
- [13] 刘金福, 洪伟. 闽南山地巨尾桉生长的土壤主导因子调控模型研究. 土壤学报, 2001, 38(4): 514~521. Liu J F, Hong W. Regulative model of soil factors for fast growth and high yield of *Eucalyptus Grandis* × *E. Urophylla* in south Fujian hilly area (In Chinese). Acta Pedologica Sinica, 2001, 38(4): 514~521

**PREDICTION OF SOIL HEAVY METAL POLLUTION OF PERI-URBAN ZONE BASED
ON BP ARTIFICIAL NEURAL NETWORK
—A CASE STUDY OF THE CHENGDU PLAIN**

Yang Juan¹ Wang Changquan^{1†} Li Bing¹ Li Huanxiu² He Xin³

(1 College of Resources and Environment, Sichuan Agricultural University, Ya'an, Sichuan 625014, China)

(2 College of Forestry and Horticulture, Sichuan Agricultural University, Ya'an, Sichuan 625014, China)

(3 College of Civil Engineering and Architecture, Southwest University of Science and Technology, Mianyang, Sichuan 621010, China)

Abstract With the rapid urbanization of the Chengdu Plain, the risk of peri-urban soils exposing to heavy metal pollution is aggravating gradually, however, so far no ready-made research method is handy to study quantitatively impact of socio-economic development on soil heavy metal pollution. An attempt was made to study internal relationships between Cd content in soil and its affecting factors related to the socio-economy of the urbanization of the Chengdu Plain with the aid of the BP Artificial Neural Network, which was made up of one input layer of 12 inputs, one output layer and one hidden layer. The network fit extremely well with precision reaching 97.02%. This BP network model was used to predict Cd content in peri-urban soils, with results 84.19% in precision, which is obviously higher than 71.55% of the traditional regression model, showing superiority of the former in predicting heavy metal pollution. Then the predicted data of each affecting factor in year 2005 and year 2010 were input into the network, and merged with the previous samples. The model was trained over again to renew the network weight values. Thus soil Cd content in each county in the Chengdu Plain in year 2005 and year 2010 was predicted.

Key words Chengdu Plain; Urbanization; BP Artificial Neural Network; Heavy metals