

文章编号:1000-582X(2010)02-0098-06

改进 BP 算法在城市土壤环境质量评价模型的应用

杨忠平^{1,2}, 卢文喜², 龙玉桥³

(1. 重庆大学 土木工程学院, 重庆 400045; 2. 吉林大学 环境与资源学院, 吉林 长春 130026;
3. 南京水利科学研究所 水文水资源研究所, 江苏 南京 210029)

摘要:首先采用随机函数生成训练样本, 并利用“比例压缩法”进行预处理; 而后采用“试错法”确定隐含层神经元数, 最终建立了结构为 7:8:1 的 BPANN 的土壤环境质量评价模型, 并采用 Matlab 6.0 进行模拟计算。模型检验结果表明: 所建模型的拟合精度、检验精度以及实际评价效果均较好, 能够比较客观、准确地对城市土壤环境质量进行评价。对长春市城市表层土壤的评价结果表明, 其总体环境质量较好, 约 81% 的土壤面积符合国家一级土壤标准, 但局部重金属污染不容忽视, 应注意控制重金属污染物排放, 以保证土壤资源的可持续利用。

关键词:人工神经网络; 改进 BP 算法; 环境质量评价; 土壤

中图分类号: X825

文献标志码: A

Environmental quality assessment model of urban soils based on improved BP algorithm

YANG Zhong-ping^{1,2}, LU Wen-xi², LONG Yu-qiao³

(1. College of Civil Engineering, Chongqing University, Chongqing 400045, P. R. China; 2. College of Environment and Resources, Jilin University, Changchun 130026, Jilin, P. R. China; 3. Nanjing Hydraulic Research Institute, Hydrology and Water Resources Department, Nanjing 210029, Jiangsu, P. R. China)

Abstract: The input and output samples for the network are determined through random function and pre-processed with scaling in interval (0.2, 0.8). The neutral units in the hidden layer is decided by the trial-and-error method and an a model of artificial neural network (ANN) with a structure of 7:8:1 are established for the assessment of environment quality of urban soils. BPANN model is simulated through programming in Matlab 6.0. It is found that the BPANN model is reliable for assessing accurately and objectively the environment quality of the urban soils. With Changchun as a case study, it is concluded that the environment quality of urban topsoil is generally good and about 81% of the area reached the first level of national environmental quality standard for soils. It should be mentioned that the heavy metals pollution in local area is serious and should not be neglected, and some effective control measures of reducing heavy metal pollutants discharges should be put forward to ensure the sustainable use of urban soil resources.

Key words: artificial neural network (ANN); improved BP algorithm; environmental quality assessment; soil

收稿日期: 2009-09-19

基金项目: 中国地质调查局资助项目(基[2005]011-08); 重庆大学高层次人才科研启动基金资助项目(0903005104779)

作者简介: 杨忠平(1981-), 男, 重庆大学土木工程博士后流动站博士后, 主要从事岩土工程研究。

卢文喜(联系人), 男, 吉林大学教授, 博士生导师, 主要从事环境与生态研究, (Tel)0431-88502610;

(E-mail)Luwenxi@jlu.edu.cn。

随着城市化和工业化进程加快,大量污染物质(如重金属)通过各种途径(如大气干湿沉降等)大量输入到城市环境中,造成累积。而城市土壤作为城市环境的重要组成部分也成为城市污染物的主要汇集地^[1]。在众多的污染物中,重金属由于具有非生物降解性和可通过接触或摄入的方式影响人体健康的特性而成为有效反映城市环境污染状况的重要指标之一^[2]。因此城市土壤重金属污染成为城市环境污染问题的研究核心,而对其环境质量状况的评价也成为重要研究内容之一。

国内外对城市土壤环境质量评价方法的研究正处于蓬勃发展时期,新的方法不断出现。目前常用的评价方法按其性质大致可分为定性、定量和定性定量相结合三大类。定性方法包括:聚类分析法、定性模糊集等;定量方法包括:回归分析法、因子分析法、灰色关联分析、指数法与综合指数法、概率法等;定性与定量相结合的方法包括:层次分析法、模糊综合评判法、主成分分析法、类比分析法、相关分析法、多元统计法、系统综合评价法等^[3-4]。然而,在城市土壤环境质量评价过程中,评价因子与环境质量等级间存在复杂的非线性映射关系,上述方法并没有很好地处理这种非线性映射关系,且在评价过程中的各评价因子权重需要人为给定,从而使评价结果缺乏客观性、可靠性和通用性。因此,迫切需要引入一种能很好地处理评价因子与环境质量等级间复杂的非线性映射关系的土壤环境质量评价方法,实现对土壤环境质量状况的客观、可靠和准确评价。实质上,城市土壤环境质量评价是一种依据环境质量标准对待评样本进行模式识别的问题,而近年来在其它领域逐渐兴起的人工神经网络法(Artificial Neural Network, ANN)是一种以处理非线性映射关系为特征,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,恰好具备这种非线性模式识别的能力。目前已经被广泛应用于模式识别、信号处理及人工智能等领域,在水环境质量评价等领域已得到较成功的应用,其中误差反向传播人工神经网络(Back Propagation Artificial Neural Network, BPANN)由于其算法简单而得到了更加广泛的应用。运用ANN模型评价环境质量具有运算速度快、容错能力和自学能力强等特点,同时克服了常用方法的缺陷。但普通BPANN模型在应用中存在两个重要缺陷,即网络收敛慢和可能收敛到局部极小点。随着计算机技术的发展以及通过加入动量项和学习率自调整后能较好地改进上述不足^[5]。

鉴于此,应用一种改进BP网络模型——学习率自适应动量BP网络模型进行城市土壤环境质量评价,以长春市为例,探讨其建模过程和评价效果,为ANN模型技术在土壤质量评价领域的推广应用

提供借鉴,同时讨论长春市城市土壤环境质量现状。

1 BP网络基本原理和算法

1.1 BP网络基本原理

BP网络实际是一种误差反向传播的多层前馈型人工神经网络,是用工程技术手段模拟人脑神经网络的结构和功能的一类非线性动力学系统。通常由输入层、若干隐含层和输出层组成,每层都包含若干神经元,通过神经元之间的相互作用来完成整个网络的信息处理^[6-8]。其网络拓扑结构如图1所示。同一层各神经元相互没有连接,相邻层的神经元通过权实现全连接。

BP算法实际是前向式多层网络的实际输出与期望输出之间最小均方差的一种迭代梯度算法^[6,8]。其学习过程由正向传播和反向传播组成,首先,输入信号 x_i 从输入层经隐含层单元逐层处理后传向输出层,每一层神经元的状态只影响下一层神经元的状态。如在输出层得不到期望值,则转入反向传播,将误差信号沿原连接通路返回,通过修正各层神经元的权值和阈值使全局误差信号满足给定的精度要求,完成学习过程。当在输入端加入新信号时,就能从其输出端得到相应的结果。算法原理示意图如图1所示。

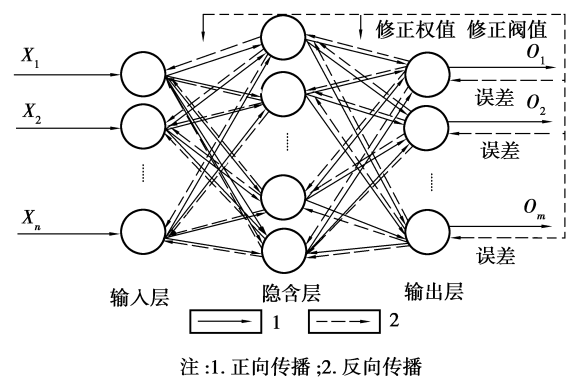


图1 网络拓扑结构及BP算法原理示意图

1.2 普通BP算法实现步骤

文中只阐述主要计算过程,公式推导可参阅相关文献^[9-11]。

1) 初始化。设 $x_N = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, $y_N = (y_1, y_2, \dots, y_k)$ ($N=1, 2, \dots, m$) 分别为已归一化的输入、输出样本,其中 m 为样本容量, n 为输入层神经元数。给输入层与隐含层之间的连接权 $\{\omega_{ij}\}$ 和阈值 $\{\theta_j\}$,及隐含层与输出层之间的连接权 $\{v_{jk}\}$ 和阈值 $\{\gamma_k\}$ 赋予 $(0,1)$ 之间的随机值。给定学习率 η 、误差精度 ξ 以及最大训练次数。

2) 随机选取一模式对 (x_N, y_N) 提供给网络。

3) 计算隐含层各节点的输入 S_j 、输出 H_j 。

其中:

$$H_j = f(S_j) = f\left(\sum_{i=1}^n \omega_{ij} x_i - \theta_j\right), j=1, 2, \dots, p, \quad (1)$$

式中: p 为隐含层神经元数; $f(x)$ 为激励函数, 文中取 $f(x) = \frac{1}{(1 + e^{-x})}$ 。

4) 计算输出层各节点的输入 L_k , 输出 O_k 。其中:

$$O_k = f(L_k) = f\left(\sum_{j=1}^p v_{jk} H_j - \gamma_k\right), k=1, 2, \dots, q, \quad (2)$$

式中, q 为输出层神经元数。

5) 计算输出层各单元一般化误差 δ_k 。 $\delta_k = (y_N^k - O_k) \cdot (1 - O_k) \cdot O_k$

6) 计算隐含层各单元一般化误差 e_j 。 $e_j = (1 - H_j) \cdot H_j \cdot \sum_{k=1}^q \delta_k v_{jk}$

7) 修正连接权 $\{v_{jk}\}$ 和阈值 $\{\gamma_k\}$ 。 $v_{jk}(t+1) = v_{jk}(t) + \eta \cdot \delta_k \cdot H_j$; $\gamma_k(t+1) = \gamma_k(t) + \eta \cdot \delta_k$ 。

8) 修正连接权 $\{\omega_{ij}\}$ 和阈值 $\{\theta_j\}$ 。 $\omega_{ij}(t+1) = \omega_{ij}(t) + \eta \cdot e_j^t \cdot x_i$; $\theta_j(t+1) = \theta_j(t) + \eta \cdot e_j^t$ 。

9) 随机选择下一模式对提供给网络, 返回步骤 3), 直到全部 m 个样本训练完毕。

$$10) \text{判断全局误差 } E = \sum_{N=1}^m E_N = \sum_{N=1}^m \sum_{k=1}^q \frac{(y_N^k - O_k)^2}{2}$$

是否小于给定误差 ξ 及训练次数是否达到最大训练次数。如果误差小于给定误差则网络收敛, 输出结果; 或训练次数达到预定值网络不收敛。否则返回步骤 2), 直到全局误差达到给定值。

1.3 算法改进

普通的 BP 神经网络有自身的缺陷^[6], 包括:

- 1) 易陷入局部最小点;
- 2) 收敛速度慢;

3) 学习过程容易出现震荡。鉴于此, 采用学习率自适应和增加动量项相结合的方法对神经网络进行改进^[12]。其权值和阈值调整计算式如下:

$$\omega(t+1) = \omega(t) + \eta(t)D(t) + a[\omega(t) - \omega(t-1)], \quad (3)$$

$$\theta(t+1) = \theta(t) + \eta(t)e(t), \quad (4)$$

式中 $\omega(t)$ 表示权值; $D(t) = \frac{-\partial E}{\partial \omega(t)}$ 为 t 次迭代时的负梯度。 $\theta(t)$ 表示阈值; $e(t)$ 表示 t 次迭代时的一般化误差。式中 a 为动量项系数, 通常取 0.9^[13]。加入动量项后, 使权重的调整向着底部的平均方向变化, 有利于改善网络收敛过程中的震荡, 从而改善收敛性。 $\eta(t)$ 为 t 次迭代时的学习率, 其随训练过程发生变化, 在训练开始阶段, 学习率取大些, 有利于提高网络的训练速度; 在训练的后期, 学习率取小些, 保证网络收敛在误差最小点。其具体调整算法如下:

$$\eta(t) = 2^\lambda \eta(t-1); \lambda = \text{sign}[D(t)D(t-1)], \quad (5)$$

式(5)表明, 当连续 2 次迭代梯度方向相同时, 表明下降太慢, 可使步长加倍; 反之, 当连续 2 次迭代梯度方向相反时, 表明下降过头, 可使步长减半。文中将 η 限制在 0.01~0.1 之间, 以防止震荡或发散^[14]。

2 应用实例

笔者以长春市表层土壤环境质量评价为例, 探讨其建模过程和评价效果。采用网格化均匀布点, 共划分 352 个 1 km×1 km 的采样单元格, 采样密度为 1 件/km², 共采集 352 件样品。具体样品采集方法、采样点分布及测试分析方法和精度可参见文献^[15]。

评价指标选择实测的 7 种(类)重金属元素(As、Hg、Cr、Cu、Zn、Cd、Pb)。事实上, 利用人工神经网络模型进行土壤环境质量评价, 就是通过建模训练, 找出隐含在各重金属元素含量和土壤环境质量等级之间的非线性映射关系。

2.1 改进 BPANN 模型的土壤环境质量评价模型的设计

评价模型设计, 也就是构建 BPANN 的过程, 包括训练样本的确定及预处理、网络结构的确定和网络中基本参数的选取等。

2.1.1 训练样本的确定及资料预处理

将土壤环境质量分级指标作为输入样本, 评价级别作为网络输出, BPANN 通过不断学习, 归纳出评价指标与评价级别间复杂的非线性对应关系, 利用此网络模型即可进行土壤环境质量评价。具体方法为: 根据土壤环境质量分级标准利用 Rand 函数内插法随机生成样本, 即在土壤环境质量的 3 个等级内, 各个指标可以在划分的取值范围内任意取值, 若土壤各评价指标的取值均在某一等级范围内, 该土壤肯定符合该等级土壤环境质量标准, 这样就可以生成任意多的各类土壤重金属含量样本。文中随机生成训练样本 400 对, 检验样本 200 对。同时采用比例压缩法^[5-6]对训练样本进行预处理。

2.1.2 网络结构的确定

理论上已经证明三层 BPANN 网络能映射任意复杂的非线性函数关系^[6], 因此文中选择三层 BP 网络。选择的土壤环境质量评价指标有 7 个, 因此输入层节点数为 7。输出层节点数为 1, 用于表述土壤环境质量等级(一级到三级), 对于一级到三级土壤环境质量, 对应的理论输出值分别为 1、2、3。对于隐含层节点数目的选择目前常用“试错法”^[6], 初始选定为 10 个节点, 经过多次调试, 最终选定为 8 个节点, 建立了结构为 7:8:1 的 BPANN 的土壤环境质量评价模型。

2.1.3 初始参数设置

初始参数设置同城市近地表灰尘环境质量评价,

即给定初始学习率为 $0.1^{[14]}$, 动量系数取 $0.9^{[13]}$, 训练精度取 $\xi=1 \times 10^{-4}$, 最大训练次数取 1×10^5 次。

2.2 BPANN 的环境质量评价模型的计算机实现

采用 MATLAB 6.0 神经网络工具箱中的函数编程求解所建 BP 神经网络模型。

2.3 评价模型拟合度及仿真度检验

将训练样本输入网络, 经 130 次训练后网络收敛。其网络训练误差曲线如图 2 所示, 可见, 误差平方和随着训练次数的增加而逐渐减小, 直至达到预先给定的训练误差目标值。

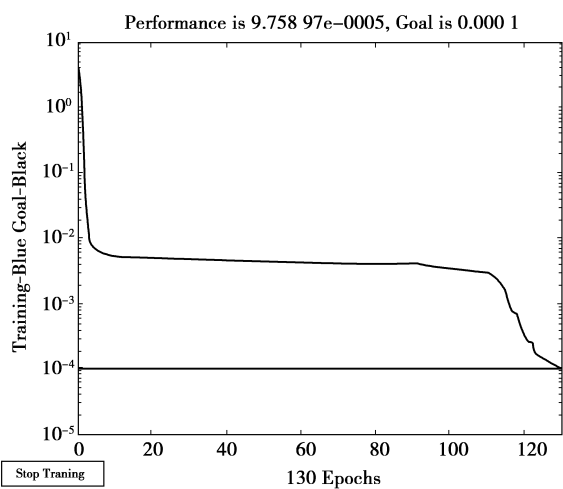


图 2 BPANN 模型训练误差曲线

通过比较训练样本的目标向量和模型的拟合输出值检验所建模型精度。采用平均绝对误差 (MAE)、平均相对误差 (MRAE)、均方根误差 (RMSE) 和效率系数 (CE) 4 个统计指标对所建网络进行拟合度和仿真度评价^[16]。经统计, 训练的平均绝对误差为 0.007, 最大绝对误差为 0.052, 最小绝对误差为 9.675×10^{-7} ; 平均相对误差为 0.4%; 均方根误差为 0.01; 效率系数接近 100%。可见, 所建 BANN 模型具有较高的拟合精度。

模型的拟合能力高并不能代表其实际评价能力也高, 其优劣还应体现在其能否正确评价土壤环境质量上。因此, 用未参加建模的检验样本对对其评价能力进行检验。经统计, 检验的平均绝对误差为 0.016, 最大绝对误差为 0.9; 平均相对误差为 0.8%, 最大相对误差为 30%; 均方根误差为 0.077; 效率系数为 0.995。可见, 所建模型具有较高的评价精度, 完全能够应用于土壤环境质量评价。

2.4 BPANN 的土壤重金属环境质量评价结果

应用经过检验的 BPANN 环境质量评价模型对长春市城市表层土壤环境质量进行评价, 各采样单元土壤环境质量评价结果见图 3。

从图 3 可见, 约 79% 的采样单元 (277 个) 的土壤符合国家一级土壤环境质量标准, 约 17% 的采样单元 (60 个) 的土壤符合国家二级土壤环境质量标准, 仅约 4% 的采样单元 (15 个) 的土壤环境质量为三级及三级以上。

为进一步分析长春市城区表层土壤环境质量的空间分布状况, 利用 MapGIS 空间插值分析功能绘制长春市城市表层土壤环境质量图 (见图 4), 并利用 GIS 的空间分析对不同等级进行面积统计计算 (见表 1)。由于内插法适合于人类影响微弱的自然梯度变化, 而城市土壤区域差异显著, 无明显梯度变化规律, 且过渡突然。因此, 进行评价结果空间插值得到环境质量分级图前, 对评价结果进行了空间变异分析, 以确定其空间变异特性, 在此基础上进行空间插值, 从而在一定程度上保证了插值精度。从图 4 及表 1 可见, 符合国家一级土壤标准的面积约 81%, 重金属含量低于维持自然背景的限制值, 为最佳环境质量区。市区东北部老城区、二道区中部及铁北工业集中地带以及长春市西南部一汽产业园区城市表层土壤符合国家二级土壤标准, 重金属含量低于保障农业生产和维护人体健康的土壤限制值, 总面积约占全区的 19%, 在空间上呈现面状分布。三级土壤所占面积小, 呈局部点状分布。

长春市城区表层土壤环境质量的这种空间分布特点与其城市功能分区有较强联系, 二级土壤环境质量区域基本和其工业分布区一致 (西南部为一汽工业园区, 东北部为热电厂、冶炼厂等老重工业厂区), 说明工业污染源的“三废”排放是造成城区土壤一定程度的污染的重要原因。

表 1 城市表层土壤环境质量各等级面积统计

项目	土壤环境质量等级		
	一级	二级	三级
面积/km ²	284.457	67.537	0.006
占总面积百分比/%	80.81	19.19	空白

3 结 论

1) 运用自适应学习率动量 BP 算法建立了土壤环境质量评价模型, 实例研究表明, 基于改进 BPANN 模型的土壤环境质量评价模型的拟合精度、检验精度以及实际评价效果均较好, 能够比较客观、准确地对城市土壤环境质量进行评价, 并且建模过程简便, 易于掌握。

2) 应用改进 BPANN 的土壤重金属环境质量评

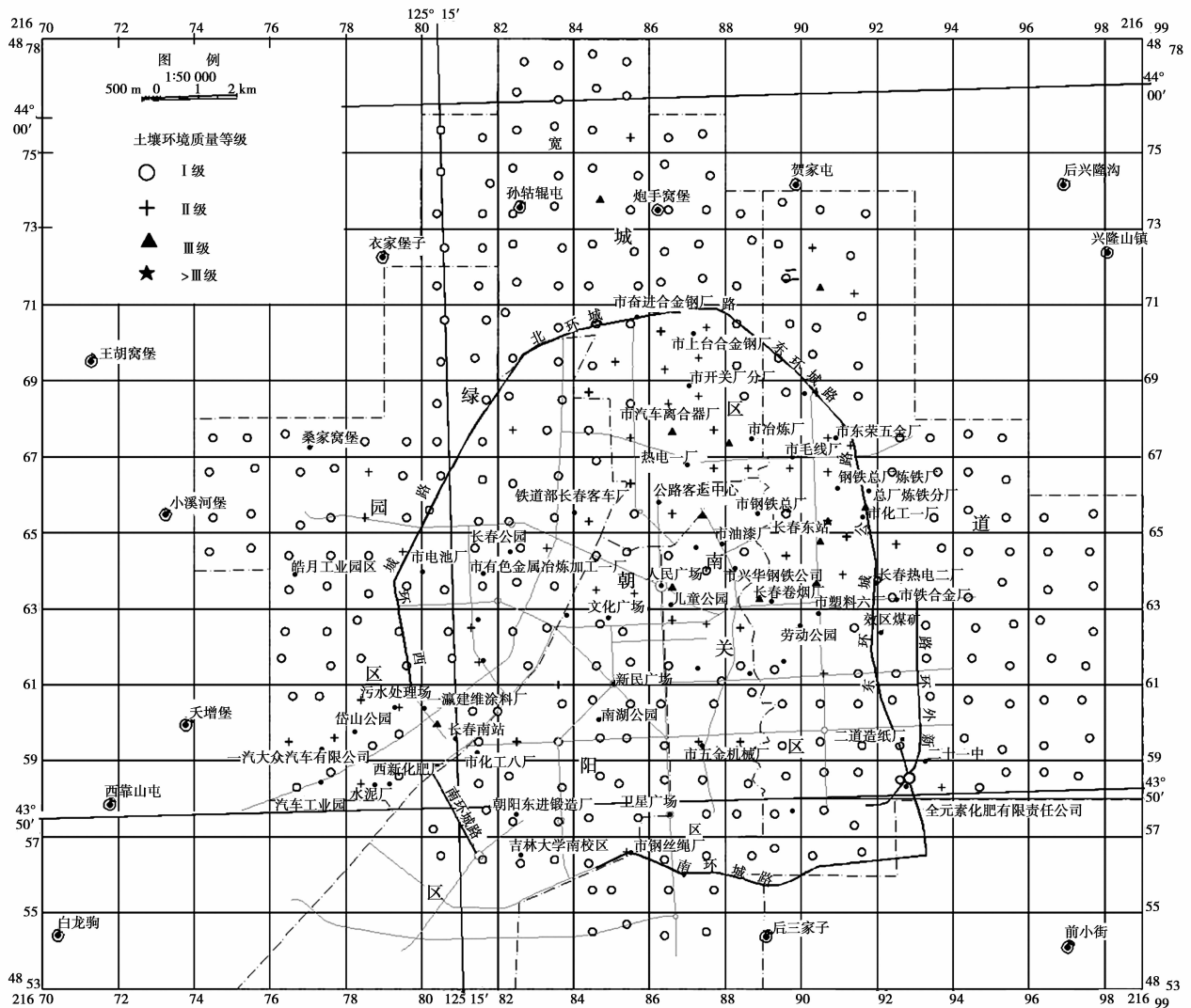


图 3 各采样单元城市表层土壤环境质量评价结果

价模型对长春市表层土壤环境质量进行评价,结果表明:长春市城市表层土壤总体环境质量较好,约 81% 的土壤面积符合国家一级土壤标准,但局部重金属污染不容忽视,应该注意控制重金属污染物排放,以保证土壤资源的可持续利用。同时,注意到城区表层土壤环境质量受城市工业布局控制,说明工业生产活动所排放的“三废”是造成土壤环境污染的重要原因。

3) 将改进 BPANN 模型引入到土壤环境质量评价中很好地解决了评价因子与环境质量等级间复杂的非线性关系问题以及评价过程中的效用函数、权重不能合理确定的问题。

4) 同时应该指出,目前城市土壤重金属污染评价缺乏统一的评价标准,我国的土壤环境质量标准是针对不同用途制定的,根据其超标情况评价环境质量没有涉及城市土壤用途,虽存在一定缺陷,但在没有新的统一标准出台之前,以我国土壤环境质量

标准为依据进行评价仍能满足目前的评价需要。并且,即使有新标准出台,隐含在评价指标和评价等级间的非线性映射关系也仍必然存在,从而仍可采用文中所介绍的建模过程重新建立评价指标与新标准之间的映射关系,建立类似模型进行环境质量评价,体现了人工神经网络评价模型较高的适应性。相对于地累积指数法只能评价单个指标相对于其地质背景值的超标状况而言,人工神经网络评价模型能够有效反映多评价因子对土壤环境质量的综合影响,更具实际意义。

参考文献:

[1] 邢光熹,朱建国. 土壤微量元素和稀土元素化学[M]. 北京:科学出版社,2002, 12-13.
 [2] 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:

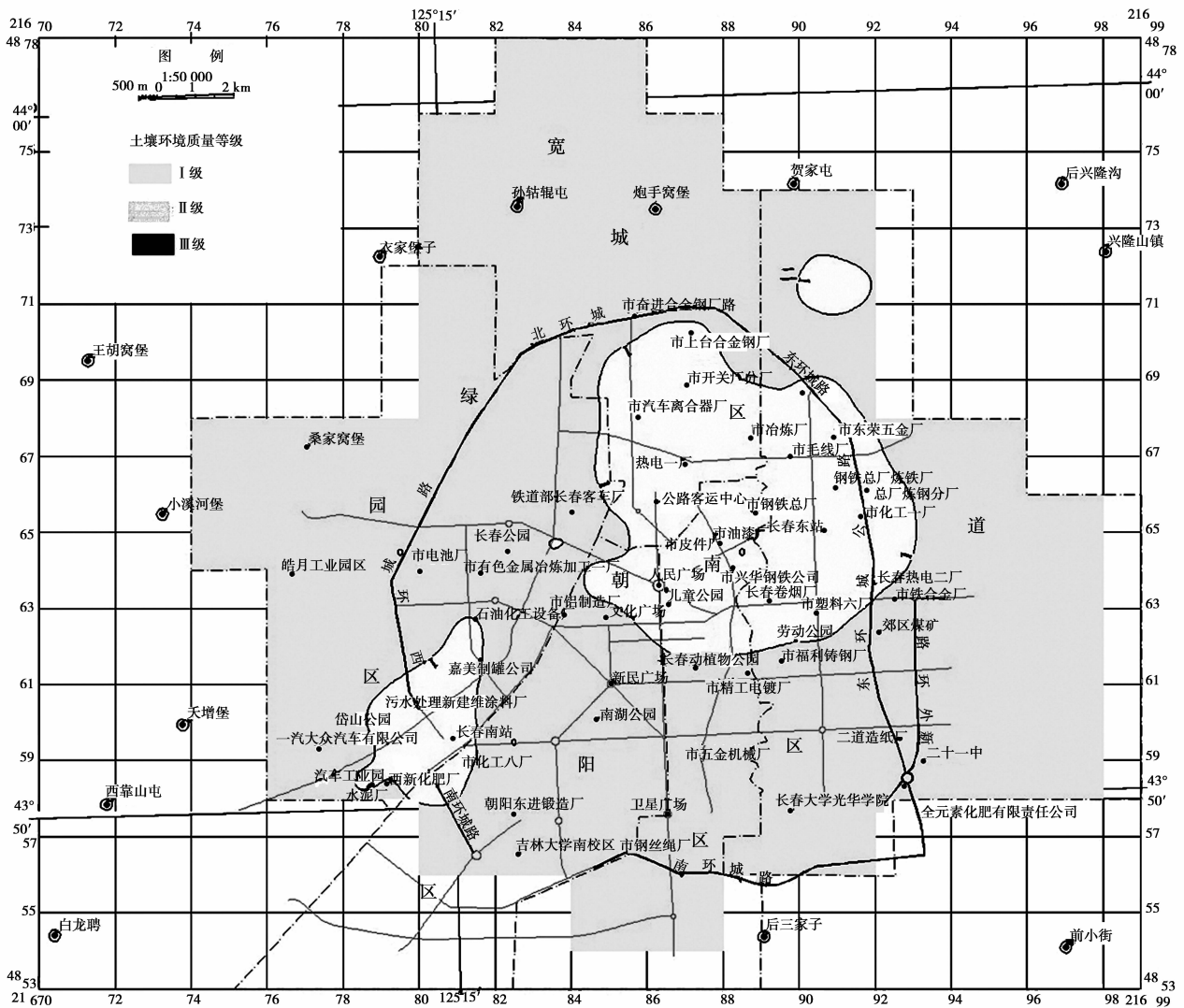


图 4 长春市城市表层土壤环境质量分级图

1361-1368.

[3] 蒋丽婷. 河北省唐山市丰润区土壤中重金属分布及土壤质量评价[D]. 北京:中国地质大学,2006.

[4] 余涛. 湖南洞庭湖地区土地质量地球化学评估[D]. 北京:中国地质大学,2006.

[5] 卢文喜,杨忠平,李平,等. 基于改进 BP 算法的地下水动态预测模型[J]. 水资源保护,2007,23(3):5-8, 59. LU WEN-XI, YANG ZHONG-PING, LI PING, et al. Dynamic prediction model of groundwater level based on improved BP algorithm [J]. Water resources protection, 2007, 23(3):5-8, 59.

[6] BASHEER I A, HAJMEER M. Artificial neural networks: fundamentals, computing, design, and application [J]. Journal of Microbiological Methods, 2000, 43 (1), 3-31.

[7] KUO Y M, LIU C W, LIN K H. Evaluation of the ability of an artificial neural network model to assess the variation of groundwater quality in an area of blackfoot disease in Taiwan [J]. Water Research, 2004, 38 (1), 148-158.

[8] JIANG S Y, REN Z Y, XUE K M, et al. Application of BPANN for prediction of backward ball spinning of thin-walled tubular part with longitudinal inner ribs[J]. Journal of Materials Processing Technology, 2008, 196, 190-196.

[9] 金菊良,丁晶. 遗传算法及其在水科学中的应用[M]. 成都:四川大学出版社,2000, 68-88.

[10] 王伟. 人工神经网络原理-入门与应用[M]. 北京:北京航空航天大学出版社,1995, 52-76.

(下转第 109 页)

- fuelled spark ignition engine[J]. International Journal of Hydrogen Energy, 2007 (32):2066-2072.
- [6] 姜磊,李兴虎,王宇,等. 天然气/氢气混合燃料发动机的稀燃极限和排放特性试验研究[J]. 汽车工程 2008, 30(3):197-201.
- JIANG LEI, LI XING-HU, WANG YU, et al. An experimental study on lean burn limits and emission characteristics of an engine fuelled with CNG/hydrogen blends [J]. Automotive Engineering, 2008, 30 (3): 197-201.
- [7] 刘海全,马凡华,王宇,等. 不同掺氢比天然气发动机的燃烧排放特性[J]. 农业机械学报, 2008,39(8):1-5.
- LIU HAI-QUAN, MA FAN-HUA, WANG YU, et al. Combustion and emission characteristics of an engine fueled with hydrogen enriched nature gas of various blend ratios [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2008,39(8):1-5.
- [8] 李从心,张欣,刘建华. 天然气掺氢发动机性能试验[J]. 北京交通大学学报,2008,32(4):6-9.
- LI CONG-XIN, ZHANG XIN, LIU JIAN-HUA. Experimental study on the performance of HCNG engine[J]. Journal of beijing jiaotong university, 2008, 32(4):6-9.
- [9] TIEN HO, VISHY KARRI, DANIEL LIM, et al. An investigation of engine performance parameters and artificial intelligent emission prediction of hydrogen powered car [J]. International journal of hydrogen energy, 2008 (33) :3837 - 3846.
- [10] CAROLIN BORN, NORBERT PETERS. Reduction of soot emission at a DI diesel engine by addition injection of hydrogen peroxide[J]. M TZ, 1998,59(10).
- [11] 方显忠,刘巽俊,阎淑芳,等. 通过喷射过氧化氢降低直喷式柴油机排放的研究[J]. 内燃机学报,2003,21(3): 194-196.
- FANG XIAN-ZHONG, LIU XUN-JUN, YAN SHU-FANG, et al. Reduction of exhaust emissions from a di diesel engine by additional injection of hydrogen peroxide [J]. Transactions of CSICE, 2003, 21 (3): 194-196.
- [12] TRAPEL FRICA, IFEACHO PASCA, ROTH PAUL. Injection of hydrogen peroxide into the combustion chamber of diesel engine; effects on the exhaust gas behaviour [J]. Society of Automotive Engineers,2004, 113: 1744-1748.
- [13] 王益军,高希彦,唐运榜,等. 进气道喷射过氧化氢对直喷式柴油机排放的影响[J]. 车用发动机, 2005, 160 (6):39-41.
- WANG YI-JUN, GAO XI-YAN, TANG YUN-BANG. Reduction of exhaust emissions from a DI diesel engine by the additional injection hydrogen peroxide in the intake port[J]. Vehicle engine,2005,160 (6):39-41.
- [14] 王宪成,高希彦,王益军. 过氧化氢改善柴油机燃烧试验研究[J]. 大连理工大学学报,2006,46(2):194-197.
- WANG XIAN-CHENG, GAO XI-YAN, WANGYI-JUN. Experimental study of application of H₂O₂ additive to improve diesel combustion [J]. Journal of Dalian University of Technology,2006,46(2):194-197.
- [15] 栗工,高泰荫,陈中洲,等. 甲烷-空气燃烧过程中 NO_x 生成机理和影响因素分析[J]. 燃烧科学与技术,2005, 11(2):142-148.
- LI GONG, GAO TAI-YIN, CHEN ZHONG-ZHOU, et al. Analysis on reaction mechanism and influence factors of NO_x emission in the CH₄-air premixing combustion [J]. Journal of Combustion Science and Technology, 2005,11(2):142-148.
- [16] 岑可法,姚强. 高等燃烧学[M]. 杭州:浙江大学出版社,2002.

(编辑 陈移峰)

(上接第 103 页)

- [11] 闻新,周露,王丹力,等. MatLab 神经网络应用设计 [M]. 北京:科学出版社,2000, 207-212.
- [12] 楼顺天,施阳. 基于 Matlab 的系统分析与设计——神经网络[M]. 西安:西安电子科技大学出版社,1988.
- [13] SWINGLER K. Applying Neural Networks; a Practical Guide [M]. New York: Academic Press, 1996.
- [14] FU L. Neural Networks in Computer Intelligence [M]. New York: McGraw-Hill, 1995.
- [15] 杨忠平. 长春市城市重金属污染的生态地球化学特征及其来源解析[D]. 长春:吉林大学,2008.
- [16] DALIAKOPOULOS I N, COULIBALY P, TSANIS, I. Groundwater level forecasting using artificial neural networks [J]. Journal of Hydrology, 2005, 309, 229-240.

(编辑 陈移峰)