

DOI: 10.11829/j.issn.1001-0629.2018-0721

史红飞, 侯建伟, 卢志宏, 杨勇. 基于 BP 神经网络草原土壤 Cu 含量预测. 草业科学, 2019, 36(10): 2492-2498.

SHI H F, HOU J W, LU Z H, YANG Y. Prediction of copper contents in the grassland soil based on BPNN. Pratacultural Science, 2019, 36(10): 2492-2498.

基于 BP 神经网络草原土壤 Cu 含量预测

史红飞¹, 侯建伟¹, 卢志宏¹, 杨勇²

(1. 铜仁学院, 贵州 铜仁 554300; 2. 内蒙古自治区草原勘察规划院, 内蒙古 呼和浩特 010051)

摘要: 草原矿区开采破坏了草地生态系统的平衡, Cu 元素随粉尘、径流扩散和迁移, 并通过食物链富集而影响正常生产活动, 因此建立简单又快速的预测模型对草原土壤 Cu 含量监测具有重要意义。以内蒙古锡林郭勒草原矿区为研究对象, 耦合土壤有机质和 pH, 建立预测 Cu 含量的 BP 神经网络模型。结果表明: 1) 建模数据和测试数据的拟合优度随隐含层层数的增加呈先增加后降低的规律, 4 层时拟合优度最大; 2) 隐含层层数为 3、4、5 和 7 时, 隐含层节点数相近; 3) 4 层隐含层 BP 神经网络模型具有较高的拟合精度和适当的规模, 可以用于草原表层土壤 Cu 含量的快速预测。

关键词: BP 神经网络; 多层网络; Cu 含量

中图分类号: S812.2 文献标志码: A 文章编号: 1001-0629(2019)10-2492-07

Prediction of copper contents in the grassland soil based on BPNN

SHI Hongfei¹, HOU Jianwei¹, LU Zhihong¹, YANG Yong²

(1. Tongren University, Tongren 554300, Guizhou, China;

2. Inner Mongolia Institute of Grassland Survey and Planning, Hohhot 010051, Inner Mongolia, China)

Abstract: Mining has dramatically damaged the ecological balance of grassland, and the elemental copper is diffusing through dust and surface runoff; This has affected normal production and the enrichment of food chains. Therefore, establishing a fast and easy prediction model for monitoring the content of copper in grassland soil is of great significance. This study was conducted in a mining area in Xilingol grassland and aimed to build a BPNN (BP neural network) to predict the copper content by coupling soil organic matter and pH. The results were: 1) the fitting of the training and test data was first increased and then decreased with the increase in the number of hidden layers, and the fitting reached the maximum at layer 4; 2) the number of nodes in the hidden layers was similar in layers 3, 4, 5, and 7; 3) The BPNN achieved a relatively high fitting and optimal scale when the number of hidden layers was four. Therefore, this method was able to rapidly predict the Cu contents rapidly in the surface soil of grassland.

Keywords: BP neural network; multilayered network; Cu contents

Corresponding author: YANG Yong E-mail: yangyong606@Gmail.com

随着对草原矿产资源的开发利用, 重金属元素 成矿区周围草地的重金属污染^[1]。土壤 Cu 含量的
随着粉尘、地表径流、地下暗河流动而扩散, 造 增加, 随食物链富集, 最终以奶、蛋、肉等形式

收稿日期: 2018-12-26 接受日期: 2019-05-09

基金项目: 内蒙古自治区自然科学基金“基于高光谱的草原矿区土壤光谱特征与重金属定量反演研究 (2017BS0310)”；内蒙古自治区自然科学基金“典型草原退化植被的光谱特征研究 (2015BS0321)”；内蒙古自治区科技创新引导奖励资金“天空地协同草原生态监测及预警体系构建与示范 (20170519)”

第一作者: 史红飞 (1983-), 女 (满族), 内蒙古赤峰人, 硕士, 主要从事生态学研究。E-mail: shihongfei306@163.com

通信作者: 杨勇 (1985-), 男, 内蒙古乌兰察布人, 研究员, 博士, 主要从事草地与牧草学研究。E-mail: yangyong606@Gmail.com

被人类消费; 有研究表明, Cu 含量超标可以影响神经、呼吸和内分泌系统^[2-3], 因此快速监测土壤 Cu 含量对草原畜牧业生产, 尤其是矿区周边地区的监测具有重要的意义。

土壤是一个动态、开放和复杂的生态系统, 更是动植物和人类基本的自然资源, 土壤理化性质、生物因素及它们之间的结构和组成决定土壤的平衡和功能^[4]。影响土壤重金属含量的因素复杂多样, 包括气候因素(湿度、温度)、理化性质(pH、硬度、结构)、生物因素(植物、微生物)及成土母质等^[5-6]。

土壤有机质是土壤组成的关键参数, 能够影响重金属元素的组成, 可以显著的络合铜等元素^[4, 7]。有机质含量和重金属元素之间存在较高的相关性, $R = 0.649$, $R = 0.41$ ^[7-8]。研究发现, 溶解性有机质中 Cu 含量是黏土的 4 倍^[9], 溶解性有机质对 Cu 的富集作用最为显著^[10], 紫色水稻 (*Oryza sativa*) 土壤颗粒有机质对 Cu 的富集系数为 3.35^[11]; 李秋言和赵秀兰^[11] 土壤有机质含量和 Cu 含量存在极显著相关关系, 认为有机质是促进 Cu 富集的关键因素, 因此可以尝试利用矿区周围土壤有机质含量预测 Cu 含量。

土壤性质与影响因素之间是一种极其复杂的非线性关系^[12-13]。BP 神经网络通过模仿人类大脑的思维模式而实现对复杂的非线性的系统进行学习和分析, 广泛应用于识别、分类和预测^[14]。利用土壤有机质含量预测金属含量具有可行性, 但未见报道, 大量工作集中在光谱反演方面, 成功应用神经网络模型进行了模拟和预测^[3, 15]。为此, 尝试应用有机质含量、pH 耦合 Cu 含量建立 BP 神经网络模型, 探索重金属元素预测的途径和方法。

1 研究区概况与试验设计

1.1 研究区概况

研究区位于内蒙古锡林浩特西北方向^[16], 属于典型草原气候, 夏季高温多雨, 冬季寒冷干燥, 年降水量为 336.9 mm; 年平均气温 0.3 °C, 年蒸发量高于降水量, 为 1 600~1 800 mm。2010-2013 年锡林浩特主导风向为南西南风, 出现频率为 11.5%, 冬季高达 20%; 秋季静风频率高达 17%。土层较薄, 为 25~35 cm, 为典型栗钙土。主要植物有大针茅 (*Stipa grandis*) 和羊草 (*Leymus chinensis*), 盖度

35% 左右^[1, 17]。

1.2 试验设计

将胜利煤田周边作为研究区域, 在 8 个方向采集样品, 因矿区西北方向建有大型风力发电场, 为避免风力发电场内部小气流可能产生的影响而未采集样品, 故设置 7 个采样方向^[16], 每隔 0.5 km 取样, 共计 70 个取样点^[16-17], 每处按照 S 形采集 5 个位置的表层 (0-10 cm) 土样, 混合、装袋, 风干, 室内研磨、过筛后测定有机质、pH 值和 Cu 含量, Cu 含量采用碘量法测定。

2 研究方法

2.1 BP 神经网络模型

BP 神经网络因其拥有完整的数学推导过程, 是目前最为完善的神经网络模型, 可以无限逼近任意复杂的非线性函数^[14, 16], 随着网络复杂程度的增加, 可以模拟更加复杂系统的变化过程, 但是模型的学习时间增加, 获得较高预测精度模型的时间也增加。神经网络信号通过连接权函数传递, 包括误差正向和反向传递, 经过不断调整, 逐渐逼近目标误差^[18]。

2.2 模型构建

在 Matlab2014a 上编写多隐含层 BP 神经网络模型, 有机质含量和 pH 为输入向量, Cu 含量为目标向量, 训练集数据、验证集数据和测试集数据的比例为 70:15:15^[19-20]。最优网络的选取采用试凑法, 设置隐含层层数 1-10, 重复 100 次; 随着隐含层层数的增加, 筛选最优网络的时间成倍增加, 1-5 层隐含层模型顺利运行, 6 层隐含层以上的网络筛选过程中因计算机内存不足而死机, 因此反复运行 10 次。

在建模前, 首先进行归一化, 消除不同量纲之间的差异, 使网络能够更好地学习, 公式如下:

$$x'_i = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (1)$$

式中: x_i 和 x'_i 为第 i 个指标归一化前后的值, x_{\max} 为该指标的最大值, x_{\min} 为最小值。模型学习速率 $lr = 0.0001$, 学习精度 $goal = 0.004$, 最大训练次 $epochs = 1000$, 输入层和隐含层之间使用 $tagsig$ 传递函数, 隐含层与输出层之间使用 $logsig$ 传递函数, 采用 L-M

优化算法进行优化，模型精度评价指标采用拟合优度 (R^2)，值越大，模拟效果越好^[16, 18]。 R^2 计算公式如下：

$$R^2 = 1 - \left(\frac{\sum (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum (y_i - \bar{y})^2} \right) \quad (2)$$

式中： y_i 、 \hat{y}_i 、 \bar{y} 分别表示实测值、预测值、预测值平均值，实测值指实际测量获得的数值，预测值指通过神经网络模型获得的数值。

3 结果与分析

3.1 训练数据的拟合优度

随着隐含层层数的增加，训练数据的拟合优度呈先增加后降低的趋势，在隐含层层数为4的时达到最大， $R^2 = 0.7068$ 。双隐含层模型的决定系数最低，第6层的大于第5层的，第7层的小于第8层的，不同隐含层模型的拟合优度并非单调变化(图1)。

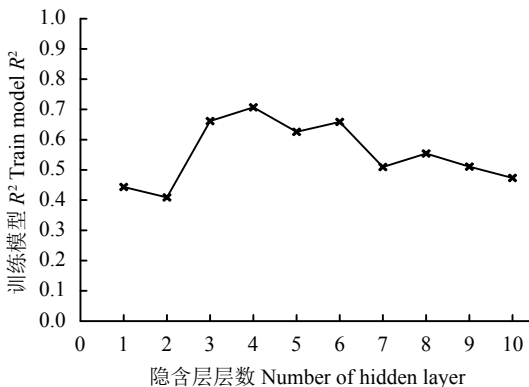


图1 训练数据的拟合优度
Figure 1 R-squared of training data

3.2 测试数据拟合优度

随着隐含层层数的增加，测试数据的拟合优度呈先增加后降低的趋势，在隐含层层数为4的时达到最大， $R^2 = 0.6742$ ，在第5层时出现拐点，在第6层时略小于第4层 ($R^2 = 0.6559$)，随后呈下降趋势(图2)。

3.3 隐含层节点数

隐含层节点数是一个非常重要的参数，容易引起过拟合现象。随着隐含层层数的增加，最优网络的节点数呈上升趋势，第5和7层略有下降。

第4层的节点数和第3、5、7层的节点数十分接近(图3)。

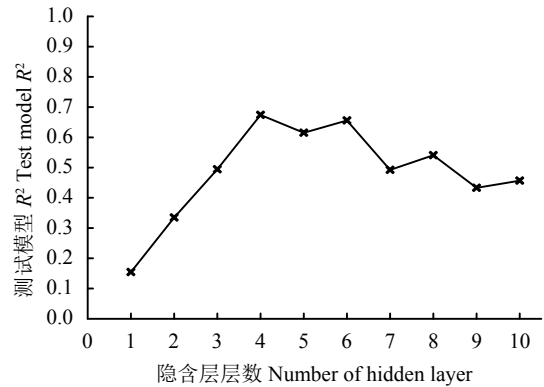


图2 测试数据的拟合优度
Figure 2 R-squared of test data

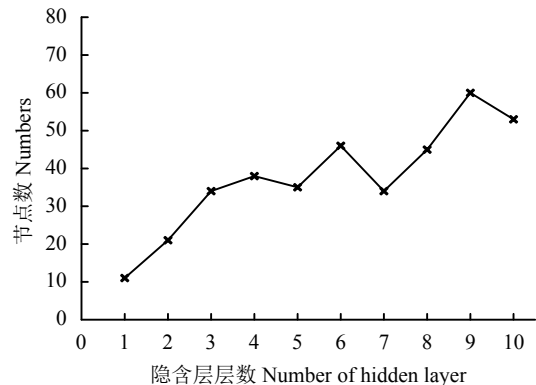


图3 隐含层节点数
Figure 3 Node numbers of hidden layer

3.4 不同模型拟合能力

BP神经网络模型的拟合优度一般包括训练网络和测试网络，训练网络的拟合优度大于测试网络，随着隐含层层数和节点数的增加，网络容易出现过拟合现象；本研究采用试凑法筛选最优网络的过程中，设置了训练网络拟合优度大于等于测试网络的拟合优度条件，试图将所有数据进行测试，通过整体的拟合优度来评价Cu含量预测模型的拟合能力。如图4所示，4层隐含层的网络拟合优度高于其他隐含层的；在保证精度要求的前提下，尽可能降低网络隐含层的节点数，可以初步认为4层隐含层网络预测Cu含量是可行的。

3.5 不同模型比较

训练数据、测试数据和全部数据的拟合优度随隐含层层数增加而增加(表1)，在第3层时最大，随后呈下降趋势，在第6层时出现波动。3层隐含

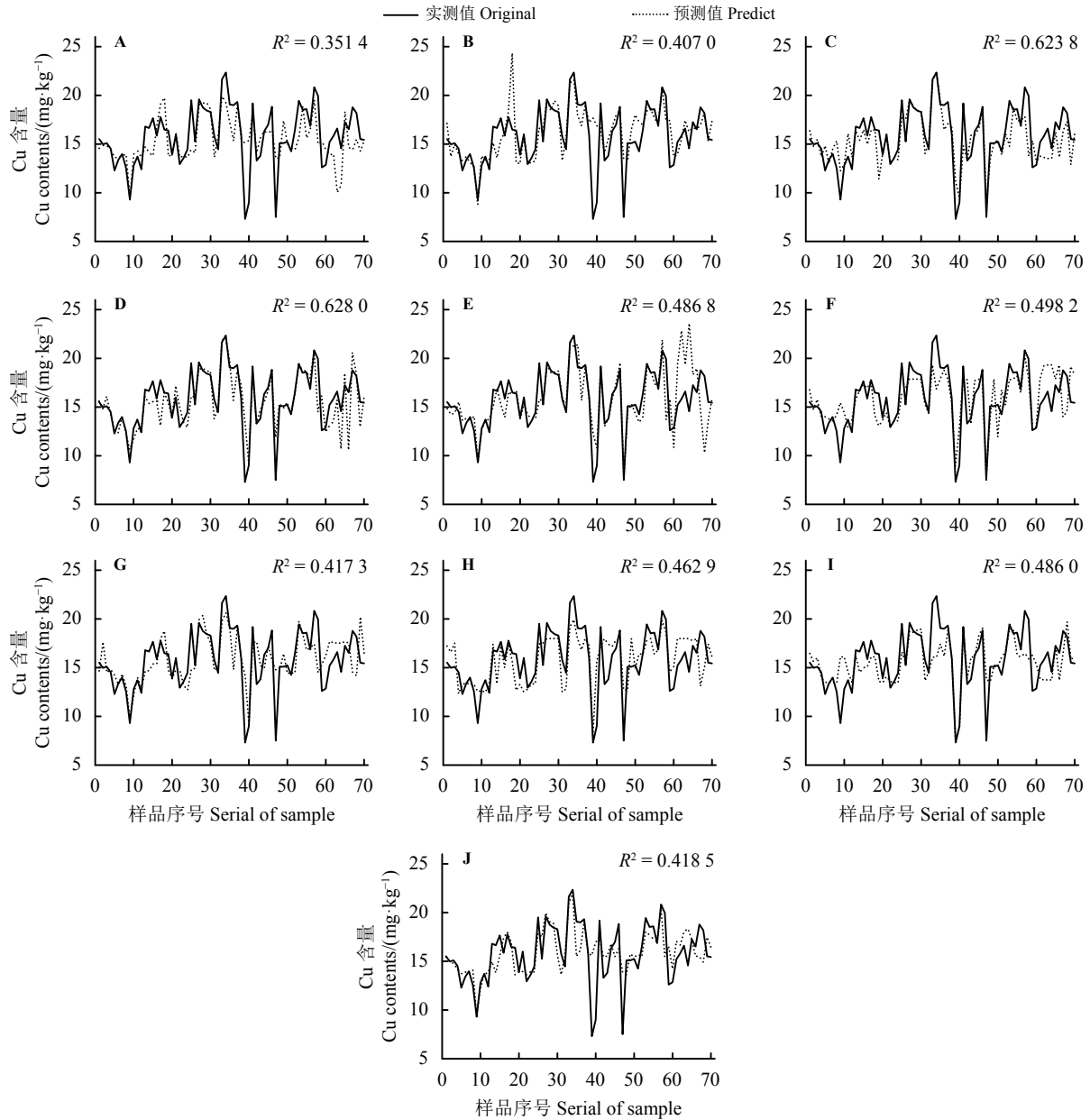


图 4 不同模型的拟合与预测效果

Figure 4 Fitting and prediction results for different models

1~60 为训练数据，建立模型，61~70 为测试数据，验证模型； R^2 为训练数据和测试数据的拟合优度。A - I 代表 1 - 10 层隐含层的 BP 神经网络模型。

No. 1 to 60 are training data to establish the model, and No. 61 to 70 are testing data to confirm the model. R^2 is the determining factor of training data and test data. A - I present the BPNN of different numbers layer.

层模型测试数据的拟合优度较低，5、6 层隐含层模型全部数据的拟合优度较低，4 层隐含层模型的 3 组拟合优度均较高，进一步根据试凑法筛选模型的次数来考虑，4 层模型的规模适当，建模数据拟合系数 $R^2 > 0.70$ ，测试数据拟合系数 $R^2 > 0.65$ ，因此认为，4 层隐含层 BP 网络模型在模拟和预测草原 Cu 含量较为合适。

4 讨论与结论

露天开采破坏原有景观格局，重金属大面积扩散造成污染；粉尘等物质随尘降作用影响原有生态系统，使植被逐年减少^[19]，使开采区、排土场及其周边 1.5 km 植被盖度显著下降^[20]，周边约 1 km 范围土壤有机质含量下降^[21]；距锡铜矿中心越近，有机质含量越低^[21]；胜利一号露天矿周边土壤有机

表1 不同模型的评价参数
Table 1 The evaluation parameters of different models

隐含层 Numbers of hidden layer	训练数据 R^2 Fitting coefficient of training data	测试数据 R^2 Fitting coefficient of test data	全部数据 R^2 Fitting coefficient of all data	试凑次数(100次) Number of trial (100 times)
单隐含层 Single hidden layer	0.44	0.15	0.35	11
双隐含层 Double hidden layer	0.41	0.33	0.41	11 ²
3层隐含层 Three hidden layer	0.66	0.49	0.62	11 ³
4层隐含层 Four hidden layer	0.71	0.67	0.63	11 ⁴
5层隐含层 Five hidden layer	0.63	0.62	0.49	11 ⁵
6层隐含层 Six hidden layer	0.66	0.66	0.52	11 ⁶
7层隐含层 Seven hidden layer	0.51	0.49	0.42	—
8层隐含层 Eight hidden layer	0.55	0.54	0.46	—
9层隐含层 Nine hidden layer	0.51	0.43	0.49	—
10层隐含层 Ten hidden layer	0.47	0.46	0.35	—

—表示因内存不足无法完成循环过程。

— indicates that the loop could not be completed owing to insufficient memory.

质含量较采矿前有所升高^[22]。同时，露天开采形成的粉尘降低植物光合速率，影响植物生长，甚至导致植物死亡，改变群落结构，影响土壤微生物活动，进一步影响有机质形态，导致土壤有机质含量和土壤 pH 发生改变。

土壤中的重金属元素可以被土壤有机质、黏土矿物、铁锰氧化物和碳酸盐矿物等吸附^[23]，构成了一个极为复杂的耦合系统；土壤 Cu 含量达到一定浓度时才具有光谱特征^[24]，Thomas 和 Stefan^[25]指出，重金属元素含量和高光谱波段线性关系明显时，神经网络和多重线性模型相比，前者优势并不明显；神经网络在处理已知的非线性问题时才有满意的表现，神经网络并不依赖于统计分布^[26]。李启权等^[27]指出，神经网络方法可以相对准确、快速地获取区域土壤异质性空间分布；李耀翔等^[28]指出，应用近红外光谱建立 BP 神经网络模型可以有效地大面积快速预测森林土壤碳含量。本研究利用土壤有机质含量和 pH 建立 BP 神经网络模型，取得了较好的预测效果 ($R^2 = 0.67$)，大于 Thomas 等利用高光谱预测 Cu 含量的拟合优度 ($R^2 = 0.45$)，但是低于其对 Pb、Hg、Sb ($R^2 > 0.93$) 预测精度。

一般来说，一层隐含层的神经网络就能满足需要，模拟任意连续型函数，而复杂的系统通过增加隐含层层数和节点才能取得理想效果；但是增加隐含层层数和节点数，使网络规模、复杂程度增加，收敛速度减慢，容易出现过拟合现象，使预测精度降低^[29]；采用试凑法筛选模型，可供筛选的模型随隐含层层数的增加而呈指数级增加，筛选最优模型花费的时间较长^[16]。本研究隐含层层数范围设置为 1~10，根据经验公式^[30]，每层节点数设置为 2~12，重复 100 次。5 层以上网络可供筛选的模型超过了卢志宏等^[16]筛选 4 层网络的规模，效率极低，7 层以上网络因计算机内存不足而出现死机现象，实际可供筛选的模型减少。深度神经网络可以大规模提高隐含层层数，目前多应用于自动控制、图像识别等领域，因此需要进一步将深度神经网络应用到土壤矿物质含量预测方面。

王泽平^[31]认为，3 层隐含层 BP 神经网络在水质时精度最高，多隐含层网络不逊色于遗传算法优化的 BP 神经网络模型；卢志宏等^[16]认为 3 层 BP 神经网络模型在预草原 N/P 时效果最好。本研

究综合考虑拟合优度、可供筛选模型数量, 计算机配置能够完成的可能性, 认为 4 层网络最为合适, 可以耦合土壤有机质含量和 pH 来预测草原表层土壤 Cu 含量, 为草地重金属监测提供简单快速的方法。

参考文献 References:

- [1] 杨勇. 锡林郭勒露天煤矿区土壤重金属分布特征与植被恢复研究. 呼和浩特: 内蒙古农业大学博士学位论文, 2016.
YANG Y. Study on spatial pattern of soil heavy metal and revegetation of Xilingol opencast coal mining. PhD Thesis. Hohhot: Inner Mongolia Agricultural University, 2016.
- [2] 贺军亮, 张淑媛, 查勇, 蒋建军. 高光谱遥感反演土壤重金属含量研究进展. 遥感技术与应用, 2015, 30(3): 407-412.
HE J L, ZHANG S Y, ZHA Y, JIANG J J. Review of retrieving soil heavy metal content by hyperspectral remote sensing. Remote Sensing Technology and Application, 2015, 30(3): 407-412.
- [3] 郭云开, 刘宁, 刘磊, 李丹娜, 朱善宽. 土壤 Cu 含量高光谱反演的 BP 神经网络模型. 测绘科学, 2018, 43(1): 135-139.
GUO Y K, LIU N, LIU L, LI D N, ZHU S K. Hyper-spectral inversion of soil Cu content based on BP neural network model. Science of Surveying and Mapping, 2018, 43(1): 135-139.
- [4] SHI T Z, CHEN Y Y, LIU Y L. Visible and nearinfrared reflectance spectroscopy: An alternative for monitoring soil contamination by heavy metals. *Journal of Hazardous Materials*, 2014, 265: 166-176.
- [5] CRISTIANO B, PANOS P, EMANUELE L, JEN-HOW H, ALBERTO O, ARWYN J, OIHANE F U, PASQUALE B, LUCA M. Copper distribution in European topsoils: An assessment based on LUCAS soil survey. *Science of the Total Environment*, 2018, 636: 282-298.
- [6] 杨秀敏, 任广萌, 李立新, 罗克洁. 土壤 pH 值对重金属形态的影响及其相关性研究. *中国矿业*, 2017, 26(6): 79-83.
YANG X M, REN G M, LI L X, LUO K J. Effect of pH value on heavy metals form of soil and their relationship. *China Mining Magazine*, 2017, 26(6): 79-83.
- [7] FRANK R, MICHAEL D, INGO M, NATALJA B, CORNELIA G. Prediction of soil parameters using the spectral range between 350 and 15 000 nm: A case study based on the Permanent Soil Monitoring Program in Saxony. *Geoderma*, 2018, 315: 188-198.
- [8] SONG Y X, LI F L, YANG Z F, GODWIN A A, RAY L F, JI J F. Diffuse reflectance spectroscopy for monitoring potentially toxic elements in the agricultural soils of Changjiang River Delta, China. *Applied Clay Science*, 2012, 64: 75-83.
- [9] BESNARD E, CHENU C, BALESSENT J, PUGET P, ARROUAYS D. Fate of particulate organic matter in soil aggregates during cultivation. *European Journal of Soil Science*, 1996, 47(4): 495-503.
- [10] 章明奎. 砂质土壤不同粒径颗粒中有机碳、养分和重金属状况. *土壤学报*, 2006, 43(4): 584-591.
ZHANG M K. Distribution of organic carbon, nutrients and heavy metals in different size fractions in sandy soils. *Acta Pedologica Sinica*, 2006, 43(4): 584-591.
- [11] 李秋言, 赵秀兰. 紫色水稻土颗粒有机质对重金属的富集特征. *环境科学*, 2017, 38(5): 2146-2153.
LI Q Y, ZHAO X L. Enrichment characteristics of heavy metals in particulate organic matter of purple paddy soil. *Environmental Science*, 2017, 38(5): 2146-2153.
- [12] YAALON D H. Conceptual models in pedogenesis: Can soil forming functions be solved? *Geoderma*, 1975, 14: 189-205.
- [13] MCBRATNEY A B, SANTOS M L M, MINASNYA B. On digital soil mapping. *Geoderma*, 2003, 117: 3-52.
- [14] 陈明. MATLAB 神经网络原理与实例精解. 北京: 清华大学出版社, 2013.
CHEN M. Matlab Neural Network Principle and Example Interpretation. Beijing: Tsinghua University Press, 2013.
- [15] 张东辉, 赵英俊, 陆冬华, 赵宁博, 孙雨. 高光谱在土壤重金属信息提取中的应用与实现. *土壤通报*, 2018, 49(1): 31-37.
ZHANG D H, ZHAO Y J, LU D H, ZHAO N B, SUN Y. Application and realization of hyperspectral information extraction of heavy metals in soil. *Chinese Journal of Soil Science*, 2018, 49(1): 31-37.
- [16] 卢志宏, 刘辛瑶, 常书娟, 杨胜利, 赵薇薇, 杨勇, 刘爱军. 基于 BP 神经网络的草原矿区表层土壤 N/P 高光谱反演模型. *草业科学*, 2018, 35(9): 2127-2136.
LU Z H, LIU X Y, CHANG S J, YANG S L, ZHAO H H, YANG Y, LIU A J. Hyperspectral inversion of the surface soil N/P ratio in a grassland mining area based on the BP neural network. *Pratacultural Science*, 2018, 35(9): 2127-2136.
- [17] 杨勇, 刘爱军, 朝鲁孟其其格, 单玉梅, 乌尼图, 陈海军, 王明玖. 锡林郭勒露天煤矿矿区草原土壤重金属分布特征. *生态环境学报*, 2016, 25(5): 885-892.

- YANG Y, LIU A J, Chaolumengqiqige, SHAN Y M, Wunitu, CHEN H J, WANG M J. Spatial distribution of soil heavy metals of opencut coal mining in Inner Mongolia Xilingol typical steppe. *Ecology and Environment Sciences*, 2016, 25(5): 885-892.
- [18] 李刚, 王勇, 孙连英. 基于支持向量机的土壤重金属含量预测研究. *北京联合大学学报(自然科学版)*, 2015, 29(2): 36-40.
LI G, WANG Y, SUN L Y. Study on the prediction of heavy metal content in soil based on support vector machine. *Journal of Beijing Union University (Natural Science)*, 2015, 29(2): 36-40.
- [19] 李长春, 姚峰, 齐修东, 张光胜, 李昊东. 新疆准东煤田五彩湾露天矿区植被受损分析. *河南理工大学学报(自然科学版)*, 2015, 34(1): 124-128.
LI C C, YAO F, Qi X D, ZHANG G S, LI H D. Analysis of vegetation damage in area of Xinjiang Zhundong Wucuiwan open coalmine. *Journal of Henan Polytechnic University (Natural Science)*, 2015, 34(1): 124-128.
- [20] 张世文, 宁汇荣, 许大亮, 叶回春, 郑印, 张红艳, 黄元仿. 草原区露天煤矿植被覆盖度时空演变与驱动因素分析. *农业工程学报*, 2016, 32(17): 233-241.
ZHANG S W, NING H R, XU D L, YE H C, ZHENG Y, ZHANG H Y, HUANG Y F. Analysis of spatio-temporal evolution and driving factors of vegetation fraction for opencast coal mine in grassland area. *Transactions of the CSAE*, 2016, 32(17): 233-241.
- [21] 陈鑫健. 内蒙古草原矿区土壤养分和重金属污染研究. 北京: 北京林业大学硕士学位论文, 2016.
CHEN X J. Contamination of soil nutrients and heavy metals in mine of Inner Mongolia grassland. Master Thesis: Beijing Forestry University, 2016.
- [22] 郭二果, 张树礼, 蔡煜, 李静, 闫文慧, 杨力鹏, 李永胜, 张颖, 张波. 草原区露天煤矿开发对土壤环境质量的影响. *露天采矿技术*, 2012(1): 93-97.
GUO E G, ZHANG S L, CAI Y, LI J, YAN W H, YANG L P, LI Y S, ZHANG Y, ZHANG B. Impact of the open-pit coal mine on soil environment quality in grassland. *Opencast Mining Technology*, 2012(1): 93-97.
- [23] 龚绍琦, 王鑫, 沈润平, 刘振波, 李云梅. 滨海盐土重金属含量高光谱遥感研究. *遥感技术与应用*, 2010, 25(2): 169-177.
GONG S Q, WANG X, SHEN R P, LIU Z B, LI Y M. Study on heavy metal element content in the coastal saline soil by hyperspectral remote sensing. *Remote Sensing Technology and Application*, 2010, 25(2): 169-177.
- [24] 李秋蓉, 罗宇星, 晋雷雨, 邵怀勇. 冕宁牦牛坪稀土矿区土壤重金属污染光谱测定与特征分析. *物探化探计算技术*, 2017, 39(5): 705-710.
LI Q R, LUO Y X, JIN L Y, SHAO H Y. Spectrophotometric determination and characterization of soil heavy metals in Mianning Maoniuping rare earth mining area. *Computing Techniques for Geophysical and Geochemical Exploration*, 2017, 39(5): 705-710.
- [25] THOMAS K, STEFAN S. Estimate of heavy metal contamination in soils after a mining accident using reflectance spectroscopy. *Environmental Science and Technology*, 2002, 36(12): 2742-2747.
- [26] TORMOD N, KNUT K, TOMAS I, CHARLES M. Artificial neural networks in multivariate calibration. *Journal of Near Infrared Spectroscopy*, 1993, 1: 1-11.
- [27] 李启权, 王昌全, 岳天祥, 李冰, 杨娟. 基于 RBF 神经网络的土壤有机质空间变异研究方法. *农业工程学报*, 2010, 26(1): 87-93.
LI Q Q, WANG C Q, YUE T X, LI B, YANG J. Method for spatial variety of soil organic matter based on radial basis function neural network. *Transactions of the CSAE*, 2010, 26(1): 87-93.
- [28] 李耀翔, 汪洪涛, 耿志伟, 张鹏, 徐浩凯. 基于近红外光谱及 BP 神经网络分析法预测森林土壤有机碳含量. *西部林业科学*, 2014, 43(3): 1-6.
LI Y X, WANG H T, GENG Z W, ZHANG P, XU H K. Prediction of forest soil organic carbon content based on NIRS and BP Neural Network. *Journal of West China Forestry Science*, 2014, 43(3): 1-6.
- [29] 唐万梅. BP 神经网络网络结构优化问题的研究. *系统工程理论与实践*, 2005, 10: 95-100.
TANG W M. The study of the optimal structure of BP neural network. *Systems Engineering-Theory & Practice*, 2005, 10: 95-100.
- [30] 陈珠琳, 王雪峰. 基于 ST-PCA-BP 神经网络的檀香叶片全氮含量无损检测. *应用生态学报*, 2018, 29(5): 1551-1558.
CHEN Z L, WANG X F. Nondestructive detection of total nitrogen content in leaves of *Santalum album* based on STPCA-BP neural network. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2018, 29(5): 1551-1558.
- [31] 王泽平. 基于 GA-BP 与多隐层 BP 网络模型的水质预测及比较分析. *水资源与水工程学报*, 2013, 24(3): 154-160.
WANG Z P. Prediction and comparative analysis of water quality based on GA-BP and multi-hidden-layer BP network model. *Journal of Water Resources and Water Engineering*, 2013, 24(3): 154-160.

(责任编辑 苟燕妮)