

基于 BP 神经网络的重点行业企业周边土壤 重金属污染预测及评价

范俊楠¹ 张 钰² 贺小敏¹ 郭 丽¹ 施敏芳¹ 陈 浩³

1.湖北省环境监测中心站,武汉 430072; 2.湖北省计量测试技术研究院,武汉 430223;

3.华中农业大学理学院,武汉 430070

摘要 对湖北省重点区域行业企业周边土壤理化指标和重金属含量进行监测;利用监测数据建立含有 13 输入、1 个隐含层和 6 输出的 3 层 BP 神经网络模型,预测监测区域 Mn、Co、V、Ag、Tl、Sb 含量,综合重金属监测结果和预测结果,采用内梅罗指数对研究区域进行污染评价。结果表明,研究区域重金属存在不同程度超标情况,最大超标倍数范围为 1.8~156.1 倍;Mn、Co、V、Ag、Tl、Sb 等 6 项重金属预测结果与实际测试结果相对误差范围在 0.3%~19.9%,Mn、V、Ag、Tl、Sb 在置信度为 99%时均呈显著性相关($P < 0.01, n = 11$),Co 在置信度为 95%时呈显著性相关($P < 0.05, n = 11$),构建的 BP 神经网络预测模型具有良好的精准度;基于 BP 神经网络模型预测结果的内梅罗污染指数未超过警戒限的比例为 77.3%,达轻度污染比例 17.4%,达中度、重度污染比例均为 4.0%。

关键词 土壤; 重金属污染; BP 神经网络; 内梅罗污染指数; 人工神经网络; 污染预测; 土壤评价

中图分类号 X 53; X 820.4 **文献标识码** A **文章编号** 1000-2421(2019)04-0055-08

长期以来,随着工业化水平的迅速提高,工业化生产排放的“三废”使得企业周边土壤重金属污染日趋严重。重金属具有一定的累积性和生物毒性,在土壤中难降解,滞留时间长,大量重金属在土壤中的累积会降低土壤微生物活性,影响土壤的正常功能,对生态系统安全和人体健康构成严重威胁^[1-3]。现有的土壤重金属污染研究方法主要是基于对重金属含量监测,以计算各类指数(如:单项污染指数、内梅罗指数、潜在风险指数、地累积污染指数等)和构建模型(如:地统计模型、人工神经网络模型、土壤景观模型等)对土壤中重金属进行污染评价。由于当前土壤环境质量监测受到监测能力和监测成本等因素制约,土壤环境质量重金属污染评价主要集中于 Cd、Hg、As、Cu、Pb、Cr、Zn、Ni 等常规指标,而没有考虑行业企业的重金属特征污染因素,使得研究成果不够全面、科学地反映土壤环境质量。

人工神经网络模型可以利用有限的监测指标,建立非线性映射关系,通过函数计算预测其他指标,可以减小监测成本,同时也能弥补因监测指标不足而导致研究结果的片面性。人工神经网络模型在环

境领域主要应用于环境质量变化预警预报和综合评价,应用于土壤中重金属含量预测的报道甚少^[4-6]。误差反向传播算法(error back propagation, BP)是人工神经网络模型中的一种,它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,从已知数据中自动归纳规则并获得数据的内在规律^[7-9]。已有研究表明,BP 神经网络的函数逼近能力、模式识别、回归计算等已被广泛应用于环境科学领域,并取得了较好的效果^[10-13]。土壤空间位置与各种重金属的含量之间,以及污染程度与不同重金属含量之间均存在高度复杂的非线性映射关系^[9]。BP 神经网络算法中,将输入层的结果作为输入变量进入隐藏层,在隐藏层中对数据进行算法处理,得到一定的输出进入输出层,当输出层的结果与预期结果不同时,误差就会在网络中进行反方向传播,并综合考虑土壤环境质量模糊性及各污染因素的权重,循环地对权重值进行调整,使输出误差平方和达到最小值,使得计算预测结果更具科学性^[10-11]。

本研究运用 BP 神经网络建立以地理信息和土

收稿日期: 2018-12-20

基金项目: 国家环保公益性科研项目(201509031); 2017 年土壤污染防治专项湖北省土壤污染风险评估与成因研究项目

范俊楠, 硕士, 工程师. 研究方向: 环境分析. E-mail: 112115590@qq.com

通信作者: 贺小敏, 博士, 高级工程师. 研究方向: 环境分析. E-mail: 39208454@qq.com

壤理化指标为输入量、土壤重金属含量为输出量之间的非线性映射关系,预测土壤中 Mn、Co、V、Ag、Tl、Sb 等 6 种非常规监测重金属含量,结合内梅罗指数法来研究评价区域土壤环境质量,全面、客观地反映区域土壤环境质量,其结果可为区域土壤污染治理提供参考。

1 材料与方法

1.1 样品的采集

选取湖北省境内重点区域中的重点行业企业、工业园区、油田采矿区、工业遗留遗弃场地、固体废物集中处置场地等 5 类 72 家重点行业企业周边土壤为研究对象,研究区域企业分布见图 1。采样点位的布设方法参照湖北省《重点区域土壤环境质量监测风险点位布设方法》。土壤样品采集点位的采样区域范围为 20 m×20 m(长×宽),采用双对角线采样方法在采样区域内采集 5 个分点的表层 20 cm 深度土壤样品进行混合,共计获得 327 个土壤样品,样品类型主要为企业周边农田土壤。

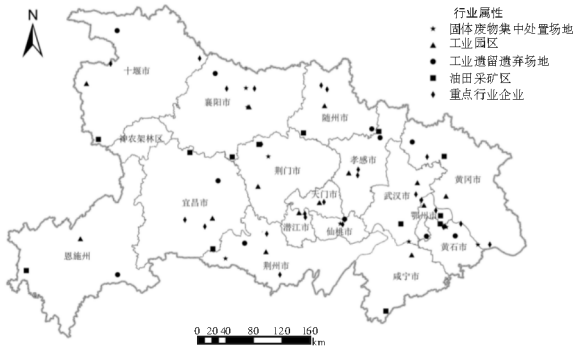


图 1 研究区域行业企业分布

Fig.1 The industry enterprise distribution of research regional

1.2 样品的处理与测试

采集的土壤样品带回实验室后采用自然风干、研磨,分别过孔径 2、0.25、0.149 mm 筛处理。样品前处理与分析测试采用标准方法包括 GB/T 22105.1—2008、GB/T 22105.2—2008、GB/T 17138—1997、GB/T 17139—1997、GB/T 17141—1997、NY/T 1121.2—2006、NY/T 1121.6—2006 和 LY/T 1243—1999。采用 pH 计(PHS-3C,上海仪科)测试土壤 pH 值;滴定法测定有机质(OM)和阳离子交换量(CEC);原子荧光光度计(AFS-3100,北京海光)测试 Hg 和 As;原子吸收分光光度计(Pin AAd 900T,美国珀金埃尔默)测试 Cu、Zn、Ni、Cr、Pb、Cd。样品测试过程采用样品空

白、国家土壤标准物质(GBW07423—GBW07429、GBW07448、GBW07450、GBW07455—GBW07458)对分析结果进行准确度控制(表 1);采用平行样品对分析结果进行精密度控制。样品空白测试结果均符合相应标准方法质量控制与保证要求;国家土壤标准物质测试结果均在土壤成分的认定值范围内;平行样品测试结果的相对偏差小于 20%。

1.3 BP 神经网络模型的构建

1) 样本数据的处理。采样点位的经纬度是本研究 BP 神经网络模型中的输入变量,为了使各输入变量统一便于计算,需要对经纬度进行量化。将采样点位的经纬度数据转换为双精度数值,计算方法如公式(1)。

$$LL = D + \left(F + \frac{M}{60}\right) \times 60 \quad (1)$$

式(1)中, D 、 F 、 M 分别代表经纬度中的度、分、秒的数值。

为了使数据能更好地适应传递函数,减少计算过程中的出错率,加快计算速度和收敛度,神经网络算法需要对数据做标准化处理,对输入变量进行线性转换,转换计算后的结果在 $[-1, 1]$ 之间,计算方法如公式(2)。

$$Y_i = \frac{X_i - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (2)$$

式(2)中, Y_i 为输入变量 X_i 标准化后的值; X_i 为 i 点位输入变量 X 的测定值; X_{\max} 和 X_{\min} 分别输入变量 X 的最大值和最小值。

2) BP 神经网络模型。研究区域采集的 327 个土壤样品的 Cd、Hg、As、Cu、Pb、Cr、Zn、Ni 数据完整,246 个土壤样品的 Mn、Co、V、Ag、Tl、Sb 数据不完整,本研究构建隐含层单元数为 6 的 3 层 BP 神经网络模型对 Mn、Co、V、Ag、Tl、Sb 含量预测。选取样点经纬度、土壤 pH 值、OM、CEC、Cd、Hg、As、Cu、Pb、Cr、Zn、Ni 结果为输入变量,Mn、Co、V、Ag、Tl、Sb 为输出变量,隐含层单元数量一般由经验公式计算得出,计算方法如公式(3)。

$$J = \sqrt{M+N} + A \quad (3)$$

式(3)中, J 为隐含层单元数; M 为输出层单元数; N 为输入层单元数; A 为常数,取值 1~10。

将 81 组完整数据随机抽取 70 组作为训练样本和 11 组作为检验样本。运用 MATLAB R2014a 工具箱中的 newff 函数,选取双曲正切 Sigmoid 函数(tansig)为输入层到隐含层传递函数,线性函数(purelin)为隐含层到输出层传递函数,运用 Leven-

berg-Marquardt 优化算法 (trainlm) 对训练样本进行训练, 得到 Mn、Co、V、Ag、Tl、Sb 等 6 种重金属含量的 BP 神经网络预测模型。BP 神经网络模型的拓扑结构如图 2。

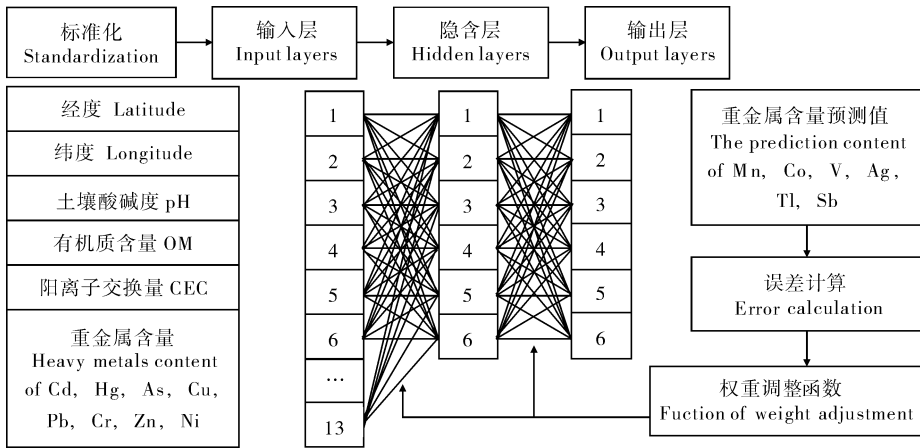


图 2 BP 神经网络的拓扑结构

Fig.2 Topological structure of BP network

1.4 评价方法

内梅罗指数反映了各污染物对土壤的作用, 同时突出了高浓度污染物对土壤环境质量的影 响。内梅罗污染指数的计算如公式(4), 其污染分级标准参考中华人民共和国环境保护行业标准 HJ/T 166—2004^[14]。

$$P_i = \frac{C_i}{S_i}, P_n = \sqrt{\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n P_i\right)^2 + [(P_i)_{\max}]^2} \quad (4)$$

式(4)中, P_i 为土壤中污染物 i 的单项污染指数; P_n 为土壤中污染物的内梅罗污染指数; C_i 为土壤中污染物 i 的含量, mg/kg; S_i 为土壤中污染物 i 含量的质量评价标准, mg/kg。

2 结果与分析

2.1 土壤重金属监测结果

研究区域土壤 pH 值、OM、CEC、Cd、Hg、As、Cu、Pb、Cr、Zn、Ni 等测试指标的含量特征统计见表 2。研究区域 Cd、Hg、As、Cu、Pb、Cr、Zn、Ni 等 8 项重金属含量差异性较大, 均存在不同程度的超标情况, 结合采样点位土壤 pH 值统计重金属最大超标倍数范围为 1.8~156.1 倍, 其由大到小排序为 Cd>Pb>As>Cu>Zn>Hg>Ni>Cr。将研究区域 8 项重金属含量均值扣除背景值后再与背景值比较, 得出 Cd、Hg、As、Cu、Pb、Cr、Zn、Ni 含量变化率分别为 274.8%、27.6%、88.1%、34.0%、427.2%、

-9.2%、18.5%、5.0%, 结果表明, 除 Cr 外其他重金属含量均值较背景值都有不同程度的增加, 其中 Cd、Pb 含量增幅较大, 表明土壤中的重金属已经受到外来源污染。从变异系数分析, Cd、Hg、As、Cu、Pb 变异系数范围为 1.4~9.6, 属强变异; Cr、Zn、Ni 变异系数范围为 0.4~0.9, 属中等变异。变异系数越大, 表明人为活动的干预作用越强烈, 或者理解为重金属污染物受较强程度人为源的影响。

2.2 BP 神经网络训练及检验

将 70 组训练样本数据按照本文“1.3”建立的 BP 神经网络预测模型进行训练, 训练结果见图 3。结果表明, 训练 500 次时训练曲线与最佳曲线基本重合, 均方误差为 1.4×10^{-3} , 达到最小值, 表明训练收敛效果较好。训练后的标准化的输出值与目标值之间的线性回归相关系数 r 为 0.995 1, r 值越接近 1, 表明模型的预测精度越高。

11 组检验样本 Mn、Co、V、Ag、Tl、Sb 等 6 项重金属的预测结果与实际测试结果见图 4。预测结果与实际测试结果的线性相关系数范围为 0.729~0.998, Mn、V、Ag、Tl、Sb 在置信度为 99% 时均呈显著性相关 ($P < 0.01, n = 11$), Co 在置信度为 95% 时呈显著性相关 ($P < 0.05, n = 11$)。6 项重金属的预测结果与实际测试结果相对误差范围在 0.3%~19.9%, 均值为 9.5%。线性相关性和相对误差分析结果表明建立的 3 层 BP 神经网络预测模型可靠。

表 1 土壤环境质量标准值和背景值

Table 1 The standard values and background values of soil environmental quality

mg/kg

指标 Indicators	Cd	Hg	As	Cu	Pb	Cr	Zn	Ni	Mn	Co	V	Ag	Tl	Sb
标准值 Standard values	pH<6.5 0.3	0.3	40	50	250	150	200	40	1 500*	40**	130**	20**	1**	20**
	6.5≤pH≤7.5	0.3	0.5	30	100	300	200	250	50					
	pH>7.5	0.6	1.0	25	100	350	250	300	60					
背景值 Background value		0.22	0.075	13.2	41.3	32.1	89.7	90.4	31.9	712	15.4	110.2	0.179	0.58 1.65

注 Note:标准值引用中华人民共和国国家标准土壤环境质量标准 GB 15618—1995 The standard value refers to the soil environmental quality standard GB 15618—1995; 标准值“*”引用澳大利亚保护土壤及地下水调研值 The standard value labeled “*” refers to the survey values of conservation soil and groundwater,Australian; 标准值“**”引用加拿大土壤环境质量标准农用地标准值 The standard value labeled “**” refers to the soil environmental quality standard value of agricultural soil,Canada; 背景值引用中国土壤元素背景值 The background value refers to the background value of Chinese soil elements.

表 2 测试指标的含量特征统计及标准值

Table 2 The statistical characteristics and standard values of test indicators

mg/kg

指标 Indicators	pH	OM	CEC	Cd	Hg	As	Cu	Pb	Cr	Zn	Ni
最小值 Minimun	3.4	0.6	3.2	0.01	0.006	1.0	5.0	11.4	10.5	17.6	4.2
最大值 Maximun	8.9	466.0	34.9	46.83	1.160	1 756.0	2 689.5	27 497.1	411.0	1 058.1	112.3
平均值 Average	7.0	20.6	13.9	0.82	0.096	24.8	55.3	169.2	81.4	107.2	33.5
中位值 Mild	7.4	16.9	12.9	0.29	0.060	12.3	30.2	32.9	80.6	86.6	32.6
标准差 Standard deviation	1.2	27.5	5.9	3.70	0.100	107.3	177.8	1 630.1	36.9	94.4	14.1
变异系数 Variable coefficient	0.2	1.3	0.4	4.50	1.400	4.3	3.2	9.6	0.5	0.9	0.4

注:土壤 pH 值、变异系数无量纲。Note: The soil pH and coefficient of variation are dimensionless.

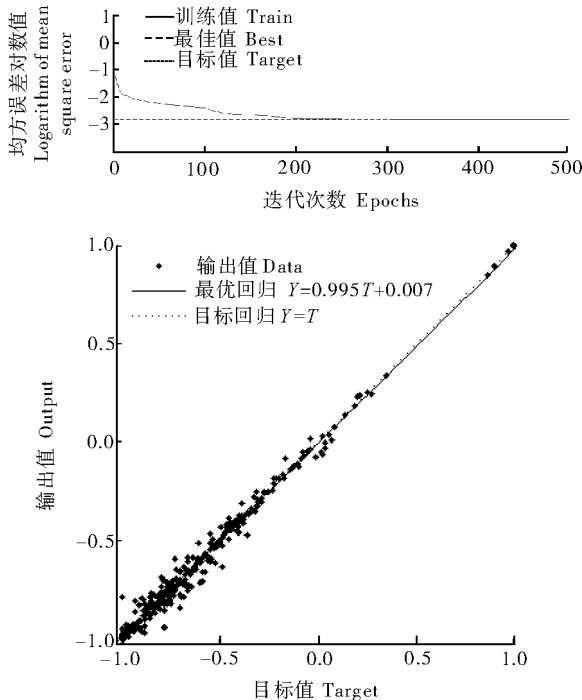


图 3 BP 神经网络训练误差曲线和线性回归图
Fig.3 The error curve diagram and linear regression diagram of BP network training

2.3 BP 神经网络预测结果

按照本文“1.3”建立的 BP 神经网络预测模型进行重金属含量预测,Mn、Co、V、Ag、Tl、Sb 等 6 项重金属的预测结果见表 3。从预测结果来看,Mn、Co、V、Ag、Tl、Sb 均不同程度地超出参考标准值。Ag、Tl、Sb 预测结果均值与背景值相比,含量增大幅度明显,变异系数大于 1,属于强变异,对土壤环境质量的影响较大。

2.4 重金属污染评价与分析

分别统计 8 项重金属和 14 项重金属(8 项实测值和 6 项预测值,统称 BP 模型预测值)含量结果计算的内梅罗污染指数,统计结果见图 5。

图 5 结果表明,在 327 个监测点位中,采用 8 项重金属实测值计算的内梅罗污染指数未超过警戒限的比例占 74.9%,达到轻度、中度、重度的比例分别为 17.1%、4.0%、4.0%。采用基于 BP 神经网络模型预测 14 项重金属预测值计算的内梅罗污染指数未超过警戒限的比例占 77.3%,达到轻度、中度、重度的比例分别为 17.7%、4.0%、4.0%。

利用 SPSS Statistics 21 对实测值和 BP 神经网络

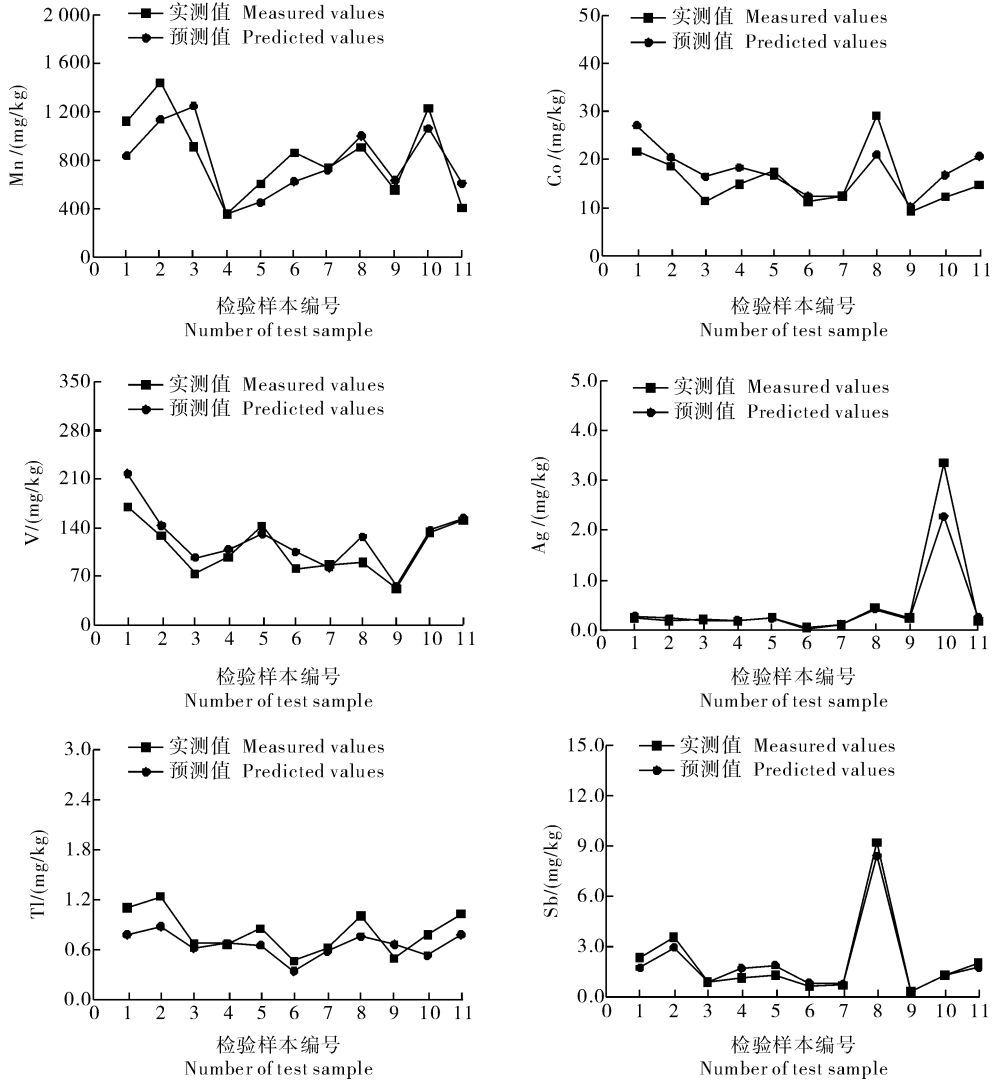


图 4 预测结果与实测结果散点图

Fig.4 The scatter diagram of predicted results and measured results

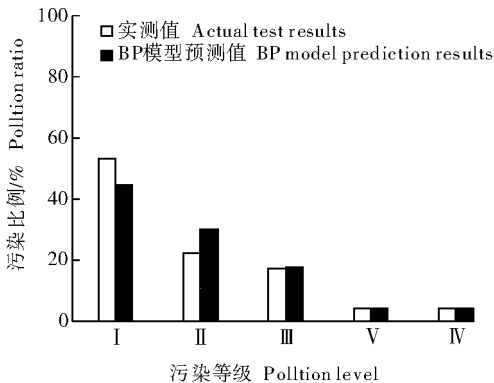


图 5 内梅罗污染指数统计结果

Fig.5 The statistical results of Nemerow pollution index

络模型预测值做因子分析。变量正交旋转后各主因子(F)载荷与方差累积贡献率统计结果见表 4 和表 5。实测值因子分析结果显示特征值大于 1 的有 3 个主因子,其方差累积贡献率为 68.4%,第一因子(F_1)中 Pb、Cd、Hg 载荷系数明显高于其他元素,对土壤污染贡献较大。BP 模型预测值因子分析结果显示特征值大于 1 的有 4 个主因子,其方差累积贡献率为 67.4%,第一因子(F_1)中 Pb、Sb、Cd、Hg 载荷系数明显高于其他元素,对土壤质量影响贡献较大,这一结果与实测值因子分析结果相比,除了 Pb、Cd、Hg 之外,对研究区域土壤质量影响较大的还有 Sb。

表 3 重金属含量预测结果

Table 3 The predicted results of heavy metals

指标 Indicators	Mn	Co	V	Ag	Tl	Sb	mg/kg
最小值 Minimun	118.00	2.00	22.00	0.01	0.28	0.18	
最大值 Maximun	4 190.00	95.70	227.00	31.11	14.35	420.17	
平均值 Average	810.00	15.80	101.00	0.72	0.69	3.14	
中位值 Mild	756.00	15.00	101.00	0.25	0.62	1.07	
标准差 Standard deviation	450.00	7.60	28.00	2.50	0.80	24.62	
变异系数 Variable coefficient	0.556	0.484	0.279	3.447	1.149	7.853	

表 4 实测值因子分析特征统计结果

Table 4 The statistical results of factor analysis for measured values

指标 Indicators	Pb	Cd	Hg	Cr	Ni	Zn	Cu	As
F_1 载荷 F_1 load	0.916	0.822	0.735	0.046	0.013	0.048	-0.028	0.230
F_2 载荷 F_2 load	-0.075	-0.055	0.201	0.925	0.901	0.074	0.024	0.051
F_3 载荷 F_3 load	-0.001	0.247	0.036	-0.024	0.169	0.846	0.745	0.522
方差贡献率/% Contribution rate of variance	$F_1:26.408 F_2:21.584 F_3:20.423 F_1+F_2+F_3=68.414$							

表 5 预测值因子分析特征统计结果

Table 5 The statistical results of factor analysis for predicted values

指标 Indicators	Pb	Sb	Cd	Hg	Cr	V	Ni	Zn	Tl	As	Cu	Co	Mn	Ag
F_1 载荷 (F_1 load)	0.963	0.962	0.795	0.671	0.041	0.045	0.011	0.019	0.095	0.190	0.037	-0.048	-0.043	-0.017
F_2 载荷 (F_2 load)	-0.057	-0.047	-0.009	0.165	0.874	0.849	0.848	0.061	-0.028	0.074	0.015	0.452	0.338	0.393
F_3 载荷 (F_3 load)	0.040	0.044	0.246	0.070	-0.038	0.007	0.131	0.849	0.787	0.467	0.357	0.421	-0.079	0.166
F_4 载荷 (F_4 load)	-0.021	-0.010	0.037	-0.018	0.064	0.141	0.122	0.279	0.072	-0.068	0.724	0.705	0.625	-0.450
方差贡献率/% Contribution rate of variance	$F_1:21.352 F_2:19.419 F_3:14.169 F_4:12.449 F_1+F_2+F_3+F_4=67.390$													

3 讨论

本研究通过 BP 神经网络模型建立地理空间位置、土壤理化性质、重金属含量之间的非线性映射关系,利用有限的监测指标来实现大量样本土壤重金属含量预测。张钰等^[11]、王天魏等^[15]、杨娟等^[16]研究也证实了通过 BP 神经网络模型来建立这种非线性映射关系的可行性。通过对 BP 神经网络模型的仿真度检验,预测值和实测值在置信度为 95% 时呈显著性相关 ($P < 0.05, n = 11$)。预测值和实测值之间的误差分析显示,各元素拟合相对误差范围在 0.3%~19.9%,均值为 9.5%,介于已有的类似研究的拟合相对误差范围为 0.94%~26.74%^[11,16-20]。此外,有学者提出模拟效率系数 (Nash-Sutcliffe effi-

ciency coefficient, NSE) 是衡量模拟结果可靠性的重要指标^[21]。NSE 值一般在 $(-\infty, 1]$, 研究认为 NSE 值为正值时,模型模拟结果总体结果可信, NSE 值越大表明预测值与实测值匹配程度越好, NSE 值为负时表明预测值不可信或可信度低。本研究中的 NSE 均值为 0.62, 满足模拟精度要求。苏宝林等^[20]、王牧童等^[21]类似研究中 NSE 值为 0.25~0.99, 均获得较好的模拟效果。

由于研究区域土壤样品采集时间在《土壤环境质量农用地土壤污染风险管控标准(试行)》(GB 15618—2018)颁布之前,本研究采用内梅罗指数进行土壤重金属污染评价过程中使用的土壤环境标准限值仍沿用《土壤环境质量标准》(GB 15618—1995)标准限值。采用重金属实测值计算内梅罗指

数,污染等级为清洁和警戒限的监测点位分别为52.9%和22.0%,约25.1%监测点位受到重金属污染。采用重金属BP模型预测值计算内梅罗指数,污染等级为清洁和警戒限的监测点位分别为44.3%和30.0%,约25.7%监测点位受到重金属污染。这一结果与采用实测值计算内梅罗指数相比,清洁比例减小8.6个百分点,警戒限比例增加8.0个百分点,轻度污染比例增加0.6个百分点。本研究的BP模型预测结果表明,Mn、Co、V、Ag、Tl、Sb均有不同程度超标情况,这是导致监测点位警戒限和轻度污染比例增加以及中度和重度污染比例不变的主要原因,同时说明Mn、Co、V、Ag、Tl、Sb对土壤环境产生了一定程度的污染。

实测值和BP神经网络模型预测值因子分析表明,Pb、Cd、Hg对研究区域土壤质量影响贡献较大,研究区域为采矿、工业和废弃物处置场地等重点区域,工业污染排放是导致其周边土壤重金属污染的主要因素。戴彬等^[22]、雷国建等^[23]、范俊楠等^[24]研究也提出Pb、Cd、Hg、As等是采矿和化工行业等重点行业企业周边土壤污染的主要因子。此外,研究区域重金属(例如Cd)背景值较高,接近标准限值,使得低于标准限值的环境容量较小,容易累积超出标准限值。BP模型预测值因子分析结果表明,对研究区域土壤质量影响贡献较大的还有Sb。虽然Sb的点位超标率只有约1%,但是最大超标倍数达21倍,对土壤污染影响不容忽视,因子分析将Sb统计入影响研究区域土壤质量第一主因子可能更准确。

参 考 文 献

- [1] MA X J, LU Z H, CHENG J L. Ecological risk assessment of open coal mine area[J]. Environmental monitoring and assessment, 2008, 147: 471-481.
- [2] 蔡立梅, 马瑾, 周永章, 等. 东莞市农业土壤重金属的空间分布特征及来源解析[J]. 环境科学, 2008, 29(12): 3496-3502.
- [3] YALCIN M G, IHHAN S. Multivariate analyses to determine the origin of potentially harmful heavy metals in beach and dune sediments from Kizkalesi Coast (Mersin), Turkey[J]. Bulletin of environmental contamination and toxicology, 2008, 81(12): 57-68.
- [4] 郑剑锋, 焦继东, 孙力平. 基于神经网络的城市内湖水华预警综合建模方法研究[J]. 中国环境科学, 2017, 37(5): 1872-1878.
- [5] 秦绪佳, 彭洁, 徐菲, 等. 基于RBF网络的城市垃圾产量预测及可视化[J]. 中国环境科学, 2018, 38(2): 792-800.
- [6] 张恒德, 张庭玉, 李涛, 等. 基于BP神经网络的污染物浓度多模式集成预报[J]. 中国环境科学, 2018, 38(4): 1243-1256.
- [7] 汤勇, 洪琪, 王巧华, 等. 基于曲线纹理特征和GA-BP神经网络的鸡种蛋性别鉴定[J]. 华中农业大学学报, 2018, 37(6): 130-135.
- [8] 陈明. MATLAB神经网络原理与实例精解[M]. 北京: 清华大学出版社, 2013: 156-158.
- [9] 胡大伟, 卞新民, 李思米, 等. 基于GRNN网络模型的土壤重金属空间分布的研究[J]. 土壤通报, 2007, 38(2): 334-340.
- [10] LI Y, LI C K, TAO J J, et al. Study on spatial distribution of soil heavy metals in Huizhou city based on BP-ANN modeling and GIS[J]. Procedia environmental sciences, 2011, 10: 1953-1960.
- [11] 张钰, 王让会, 李成. 基于BP神经网络的表层土壤重金属分布模拟[J]. 安全与环境工程, 2014, 21(2): 51-56.
- [12] 施彦, 韩力群, 廉小亲. 神经网络设计方法与实例分析[M]. 北京: 北京邮电大学出版社, 2009: 23-25.
- [13] JIA Z Y, ZHOU S L, SU Q L. Comparison study on the estimation of the spatial distribution of regional soil metal(loid)s pollution based on kriging interpolation and BP neural network[J]. International journal of environmental research and public health, 2018, 15(1): 34-48.
- [14] 中国环境监测总站, 南京市环境监测中心站. HJ/T 166 — 2004 土壤环境监测技术规范[S]. 北京: 中国环境科学出版社, 2004.
- [15] 王天魏, 蔡崇法, 李朝霞, 等. 道路边际土壤重金属分布格局的神经网络模拟: 以现代黄河三角洲为例[J]. 生态学报, 2009, 29(6): 3154-3162.
- [16] 杨娟, 王昌全, 李冰, 等. 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[J]. 土壤学报, 2007, 44(3): 430-436.
- [17] KUMAR R R, JYOTI K A. Artificial neural network (ANN) design for Hg-Se interactions and their effect on reduction of Hg uptake by radish plant[J]. Journal of radioanalytical and nuclear chemistry, 2009, 283: 797-801.
- [18] 胡大伟, 卞新民, 王玉玉, 等. 基于BP模型的南通市农田土壤重金属空间分布研究[J]. 安全与环境学报, 2007, 7(1): 91-95.
- [19] REZA S K, BARUAH U, SINGH S K, et al. Geostatistical and multivariate analysis of soil heavy metal contamination near coal mining area, Northeastern India[J]. Environmental earth sciences, 2015, 73(9): 5425-5433.
- [20] 苏保林, 王建平, 贾海峰, 等. 密云水库流域非点源模型系统[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2006, 46(3): 351-359.
- [21] 王牧童, 王英伟, 胡艳, 等. 基于BP模型的土壤重金属对其生物毒性的贡献分析[J]. 安全与环境学报, 2016, 16(4): 348-352.
- [22] 戴彬, 吕建树, 战金成, 等. 山东省典型工业城市土壤重金属来源、空间分布及潜在生态风险评价[J]. 环境科学, 2015, 36(2): 507-515.
- [23] 雷国建, 刘千钧, 陈志良, 等. 不同行业污染土壤重金属污染特

征比较研究[J].土壤,2013,45(6):1023-1027.

染现状及潜在生态危害评价[J].华中农业大学学报,2018,37

[24] 范俊楠,贺小敏,陆泗进,等.重点行业企业周边土壤重金属污

(5):7-13.

BP neural network based prediction and evaluation of heavy metal pollution in soil around the enterprises in key areas of Hubei Province

FAN Junnan¹ ZHANG Yu² HE Xiaomin¹ GUO Li¹ SHI Minfang¹ CHEN Hao³

1.Hubei Environmental Monitoring Center Station,Wuhan 430072,China;

2.Hubei Institute of Measurement and Testing Technology,Wuhan 430223,China;

3.College of Science,Huazhong Agricultural University,Wuhan 430070,China

Abstract The physical and chemical indicators and heavy metal content in the soil around the enterprises in key areas of Hubei Province were monitored. The monitoring data were used to establish a 3-layer BP neural network model with 13 inputs,1 hidden layer and 6 outputs.The content of Mn,Co,V,Ag,Tl,Sb in the monitoring area were predicted. The Nemerow index based on the monitoring and prediction results of heavy metals was used to evaluate the pollution of the area studied. The results showed that there were different levels of exceeding standard of heavy metals in the area studied. The maximum over-standard range was 1.8-156.1 times. The relative error between the prediction results of six heavy metals including Mn,Co,V,Ag,Tl and Sb and the actually tested results was ranged from 0.3% to 19.9%. Mn,V,Ag,Tl, and Sb were significantly correlated with the confidence of 99% ($P < 0.01, n = 11$).Co was significantly correlated with confidence of 95% ($P < 0.05, n = 11$). The BP neural network prediction model constructed had good accuracy. Based on the BP neural network model,the Nemerow pollution index not exceeding the warning limit took over a proportion of 77.3%,with the proportion of light pollution of 17.4% and the ratio of moderate to severe pollution of 4.0% each.

Keywords soil; heavy metals pollution; BP neural network; Nemerow pollution index; artificial neural nets; pollution prediction; soil evaluation

(责任编辑:陆文昌)