

基于超限学习机的矿区土壤重金属高光谱反演

马伟波¹, 谭 琨¹*, 李海东², 闫庆武¹ (1. 中国矿业大学环境与测绘学院, 江苏 徐州 221116; 2. 环境保护部南京环境科学研究所, 江苏 南京 210042)

摘要: 近年来采用可见光近红外光谱反演矿区土壤重金属受到重视,但土壤中重金属含量微小,光谱特性非常脆弱,对反演模型提出了较高要求。针对复垦矿区的土壤重金属反演研究,引入超限学习机(extreme learning machine, ELM)方法进行反演建模,与传统的偏最小二乘(partial least squares regression, PLS)方法和支持向量机(support vector machine, SVM)方法进行分析比较。通过对光谱数据进行预处理和相关性分析后,对30个土壤样本数据运用3种模型进行反演,并对其中10个预测样本进行模型检验。结果表明,ELM对于重金属Zn、Cr、Cd和Cu的预测精度要高于SVM和PLS,对重金属As和Pb的预测能力与SVM基本相当。

关键词: 超限学习机; 土壤; 重金属; 遥感反演; 高光谱; 复垦矿区

中图分类号: P237; TD88 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-4831(2016)02-0213-06

DOI: 10.11934/j.issn.1673-4831.2016.02.007

Hyperspectral Inversion of Heavy Metals in Soil of a Mining Area Using Extreme Learning Machine. MA Wei-bo¹, TAN Kun¹, LI Hai-dong², YAN Qing-wu¹ (1. School of Environment Science and Spatial Informatics, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China; 2. Nanjing Institute of Environmental Sciences, Ministry of Environmental Protection, Nanjing 210042, China)

Abstract: In recent years, the technology of visible and near infrared spectral inversion of heavy metals in soil of a mining area has been attracting more and more attention. However, the contents of heavy metals in the soil are often so trivial that their spectral characteristics are very fragile and hence the requirements of their inversions and for the models should be much higher. In a study on inversions of heavy metals in the soil of reclaimed mining areas, the technology of extreme learning machine (ELM) was introduced to inversion modeling and compared with the traditional partial least squares regression (PLS) and the support vector machine (SVM) methods. After pretreatment and correlation analysis of spectral data, the three models were used to inverse the data of 30 soil samples, and 10 of them were chosen for model validation. Results show that the model of ELM was higher than the models of SVM and PLS inaccuracy of the prediction of Zinc (Zn), Copper (Cu), Cadmium (Cd) and Chromium (Cr) and more or less the same in prediction capacity for Plumbum (Pb) and Arsenic (As) with SVM.

Key words: extreme learning machine; soil; heavy metal; remote sensing inversion; hyperspectral; reclaimed mining area

采矿活动造成地面塌陷、裂缝和泥石流等地质灾害,给人类生命财产安全造成极大威胁与破坏。为改善采矿区地表的地质生态环境,一般会进行复垦,但复垦填充物大多为固体废弃物,如生活垃圾、粉煤灰和煤矸石等。粉煤灰和煤矸石用于充填复垦场地后,其中的多种重金属在土壤环境中释放、迁移,而且部分被农作物吸收、富集,并通过食物链进入人体,对人体健康可造成极大危害^[1]。因此探测复垦矿区土壤重金属含量具有重要的现实意义和科学研究价值。

与传统的实验室检测相比,利用可见光近红外光谱对土壤属性的反演研究因更加省时省力而逐渐受到重视^[2-3]。针对土壤中含量微小的重金属反

演建模研究已有诸多算法^[4-5],其中基于数学统计分析的方法如偏最小二乘(partial least squares regression, PLS)算法受到广泛认可,其对于多变量数据建模的可靠性得到验证。近年来机器学习领域的诸多算法也被研究者运用到土壤重金属光谱反演建模领域^[6-7],如支持向量机(support vector machine, SVM)和人工神经网络(artificial neural network, ANN)等。

收稿日期: 2015-11-10

基金项目: 国家科技基础性工作专项(2014FY110800); 国家自然科学基金(41471356)

① 通信作者 E-mail: tankun@cumt.edu.cn

SHI 等^[8]统计了近年来对 8 种土壤重金属通过遥感光谱反演进行预测的文献,研究的区域分布范围很广,包括三角洲、郊区、河流沉积区、污染区和矿区等 10 余种,而使用最为广泛的方法就是 PLS^[8]。越来越多的学者在 PLS 基础上探索更为有效的预测方法,BALABIN 等^[9]利用可见光近红外光谱通过支持向量机回归(support vector regression, SVR)与 ANN 等几种非线性方法对土壤中的化学元素进行反演研究,发现 SVR 有较强的鲁棒性,但没有对重金属进行反演研究。国内也有很多学者通过基于 SVM 的方法对重金属进行反演预测,精度均较高^[10-12]。吕杰等^[10]通过 SVM 建模对受土壤重金属胁迫的水稻 Cr 含量进行光谱反演分析取得了较好的反演精度;谭琨等^[13]在对复垦矿区土壤重金属进行反演研究时,发现最小二乘支持向量机(least squares support vector machine, LS-SVM)对多种重金属的预测精度超过 PLS,但并不是普遍情况,LS-SVM 表现出不稳定性;TAN 等^[14]采用自适应模糊神经网络(adaptive neural fuzzy inference system, ANFIS)算法对复垦矿区土壤重金属 As 进行反演,ANFIS 的精度要明显优于 PLS;杨一等^[15]在利用可见光近红外进行枣类判别时发现,超限学习机(extreme learning machine, ELM)能够与偏最小二乘分析判别(partial least squares discriminant analysis, SPA-DA)、LS-SVM 一样达到很高精度。但是 ELM 方法在高光谱遥感分析土壤重金属领域的应用鲜

有人尝试。

笔者对经过预处理的高光谱数据,根据相关性分析方法针对 6 种土壤重金属提取出相应特征波段,引入 ELM 方法建模预测,并与同样实验条件下的 PLS 和 SVM 方法从模型精度和稳定性方面进行对比分析,以探索 ELM 算法在高光谱反演土壤重金属含量研究中的潜力。

1 研究区域与数据获取

1.1 研究区域概况

研究区域位于江苏省徐州市北郊矿区,地理位置为北纬 34°17'51.61"~34°22'54.33",东经 117°03'37.69"~117°08'59.83",总面积超过 98 km²,耕地 3 300 余 hm²,且大部分为黄淮河冲击平原,地势较为平坦。土壤类型主要是棕土、褐土和潮土,有较深厚的土层,肥力中等。该区由于受采矿活动的影响,土地塌陷现象较为严重,土地复垦工作已于 2000 年完成,复垦后的土地主要用于农业种植。在研究区内选取 3 块小麦地,分别为煤矸石复垦填充、粉煤灰复垦填充和未复垦区域。用“S”形采样的方法在每块地中均匀选取 10 个样点,共 30 个样本,分别用自封袋装好,并做好标记带回。将带回的土壤样本分作 2 份,一份送至化学实验室检测重金属含量,一份送至室内光谱暗室进行土壤光谱反射率的测定。实验室重金属含量检测结果如表 1 所示。

表 1 土壤重金属含量检测结果统计

Table 1 Statistics of measured heavy metal contents in the soil

统计指标	$w/(mg \cdot kg^{-1})$					$w(Cd)/(\mu g \cdot kg^{-1})$
	Zn	Cr	Cu	As	Pb	
最小值	30.47	65.85	12.25	0.55	9.64	25.05
最大值	95.20	117.76	63.55	9.61	33.53	164.99
平均值	62.48	94.99	30.81	3.19	23.11	79.85
标准差	19.85	16.09	10.66	3.27	7.81	30.26

1.2 光谱测量与预处理

土壤光谱测量在暗室中进行,采用美国 ASD 公司生产的 FieldSpec3 地物光谱仪测定土壤样本的光谱反射率,其波长范围为 350~2 500 nm。在 350~1 000 和 >1 000~2 500 nm 区间的采样间隔分别为 1.4 和 2 nm,光谱分辨率分别为 3 和 10 nm。光谱重采样间隔为 1 nm,输出波段数为 2 151 个。光谱测量过程中每个土壤样本采集 10 次光谱反射率,去除异常光谱曲线后取平均值作为该样本的光谱反射率,以保证光谱测量的准确性。土壤样本的原始

光谱曲线如图 1 所示。

土壤光谱在采集过程中不可避免地受到随机因素的影响,采集的光谱包含其他无关的噪声。为此,首先对原始光谱进行平滑处理,并在此基础上进行一阶导数变换(first derivative, FD)、二阶导数变换(second derivative, SD)、标准正态变量变换(standard normal variable, SNV)以及连续统去除变换(continuous removal, CR)。将预处理变换结果与对应样本的重金属含量进行相关性分析,将各种重金属与光谱特征变换后相关性较高的波段作为模

型的特征输入参数,统计结果见表2。

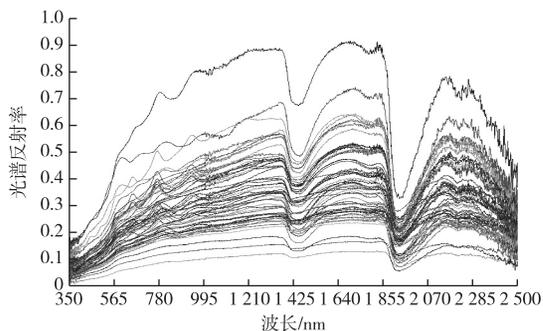


图1 土壤光谱曲线

Fig. 1 Soil spectral curve

表2 特征变量选取结果统计

Table 2 Statistics of the selection of characteristic variables

预处理变换	Zn	Cr	Cd	Cu	As	Pb
连续统去除变换	12	11	9	11	13	9
一阶导数变换	11	5	8	5	7	6
二阶导数变换	5	12	13	9	10	11
标准正态变量变换	5	6	2	4	4	7
总计	33	34	32	29	34	33

2 研究方法

笔者引入 ELM 方法进行反演建模,并与传统的 PLS 方法和近年来兴起的 SVM 方法进行对比分析。

2.1 PLS

PLS 由欧洲经济计量学家 Herman 于 19 世纪 80 年代首次提出,是对多元线性回归建模的一种改进,可以实现多对多的建模,在建模过程中集中了主成分分析、典型相关性分析和线性回归分析方法的特点。此方法在高光谱反演领域应用较为广泛^[16]。

$$H(W_1, W_2, \dots, W_L, b_1, b_2, \dots, b_L, X_1, X_2, \dots, X_L) =$$

$$\begin{bmatrix} g(W_1 \cdot X_1 + b_1) & g(W_2 \cdot X_1 + b_2) & \dots & g(W_L \cdot X_1 + b_L) \\ g(W_1 \cdot X_2 + b_1) & g(W_2 \cdot X_2 + b_2) & \dots & g(W_L \cdot X_2 + b_L) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ g(W_1 \cdot X_N + b_1) & g(W_2 \cdot X_N + b_2) & \dots & g(W_L \cdot X_N + b_L) \end{bmatrix}_{N \times L}, \quad (5)$$

$$\beta = \begin{bmatrix} \beta_1^T \\ \beta_2^T \\ \vdots \\ \beta_L^T \end{bmatrix}_{L \times m}, \quad (6)$$

2.2 SVM

SVM 是一种基于结构化风险最小的统计学习方法,它能够按照给定误差分离一组训练数据的最优化分离超平面,能处理小样本、非线性、高维数的问题,并克服神经网络中局部极小值的难点。SVM 在遥感领域的应用中能够成功处理小样本训练集,并且具有较高的精度^[17]。

2.3 ELM

ELM 由 HUANG 等^[18]提出,是求解单隐层前馈神经网络 (single-hidden-layer feedforward networks, SLFN) 的一种算法。ELM 以其快速学习的能力、良好的广泛性和简单的参数设置等优点而广泛应用于各个领域。根据 HUANG 等^[18-21]研究结果,ELM 原理如下。

对于一个单隐层神经网络,假设有 N 个任意样本 (X_i, t_i) , 其中 $X_i = [X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{im}]^T = R^n, t_i = [t_{i1}, t_{i2}, \dots, t_{im}]^T \in R^m$ 。对有 L 个隐层节点的单隐层神经网络,可以表示为

$$\sum_{i=1}^L \beta_i g(W_i \cdot X_i + b_i) = o_j. \quad (1)$$

式(1)中, $j = 1, 2, \dots, N; g(x)$ 为激活函数; W_i 为输入权重; β_i 为输出权重; b_i 为第 i 个隐层的偏置; $W_i \cdot X_j$ 表示 W_i 和 X_j 的内积。单隐层神经网络学习的目标是输出的误差最小,可以表示为

$$\sum_{j=1}^N \|o_j - t_j\| = 0. \quad (2)$$

即存在 β_i, W_i 和 b_i , 使式(3)成立:

$$\sum_{i=1}^L \beta_i g(W_i \cdot X_j + b_i) = t. \quad (3)$$

可以用矩阵表示为

$$H\beta = T. \quad (4)$$

式(4)中, H 为隐层节点的输出; β 为输出权重; T 为输出期望。

$$T = \begin{bmatrix} T_1^T \\ T_2^T \\ \vdots \\ T_L^T \end{bmatrix}_{N \times m}. \quad (7)$$

为训练单隐层神经网络,求得最优化的解 \hat{W}_i, \hat{b}_i 和 $\hat{\beta}_i$,使式(8)成立:

$$\|H(\hat{W}_i, \hat{b}_i)\hat{\beta}_i - T\| = \min_{W, b, \beta} \|H(W_i, b_i)\beta_i - T\| \quad (8)$$

在ELM中,一旦输入权重 W_i 和隐含层的偏置 β_i 被随机确定,隐层的输出矩阵 H 就被唯一确定。训练单隐层神经网络可以转化为求解一个线性系统 $H\beta = T$,并且输出权重 β 可以被确定:

$$\hat{\beta}_i = H^+ T \quad (9)$$

式(9)中, H^+ 为矩阵 H 的 Moore-Penrose 广义逆。

常用的激活函数 $g(x)$ 有 sigmoid、sine、radial basis、hard-limit、symmetric hard-limit、satlins、triangular basis、linear、positive linear 和 tan-sigmoid 等。

2.4 模型检验与评价方法

根据可见光近红外光谱预处理得到的各变换光谱进行土壤重金属含量预测时,采用决定系数 R^2 、均方根误差 (rootmean squared error, RMSE, E_{RMS}) 以及 E_{RMS} 与预测样本平均值 (M) 的比值 E_{RMS}/M 作为模型预测精度的评价依据。 R^2 被广泛用于衡量模型的拟合程度,其值介于 0~1 之间, R^2 越接近于 1 则说明模型拟合精度越高。 E_{RMS} 是实际数据与预测数据平均化的方差,是衡量平均误差的一种比较方便的方法。

考虑到预测对象在物理意义上的统计量纲以及尺度不同,采用 E_{RMS}/M 统计量进行分析。 E_{RMS}/M 可以反映预测误差在预测样本的整体均值中所占比例,如果所占比例过高,则预测精度应受到质疑;同时也可以将多种重金属的预测精度划归到统一尺度下进行横向对比。

3 模型验证与结果分析

对每种重金属按照其浓度分布分别将 30 个样本按 2:1 的比例划分为训练样本和预测样本,得到 6 组数据,每组数据包含针对每种重金属的训练和预测数据。然后针对每种重金属,将 20 个训练样本分别带入 3 种训练模型进行建模,经过多次参数修改寻优后建立最终模型;将 10 个预测样本数据带入模型,对模型精度进行检验和评价。

3.1 模型精度分析

3 种模型预测结果的 R^2 、 E_{RMS} 和 E_{RMS}/M 值见表 3。对 3 种预测方法进行对比分析,发现 SVM 和 ELM 整体上要优于 PLS。在对重金属 Zn、Cr、Cd 和 Cu 进行预测时,ELM 方法精度最高,其 R^2 最高, E_{RMS} 和 E_{RMS}/M 也低于其他方法;但其对于 As 和 Pb

的预测精度减弱。在预测重金属 As 时,虽然 ELM 的 E_{RMS} 与 E_{RMS}/M 均低于 SVM,但其 R^2 略低于 SVM;在预测重金属 Pb 时,尽管 ELM 的 R^2 略高于 SVM,但其 E_{RMS} 与 E_{RMS}/M 均高于 SVM。总体来说,在预测 As 和 Pb 时,ELM 与 SVM 的预测精度基本相当。

表 3 模型检验精度统计

Table 3 Statistics of accuracy validation of the models

重金属	模型	R^2	E_{RMS}	E_{RMS}/M
Zn	PLS	0.873 0	6.941 3	0.107 1
	SVM	0.885 1	7.036 0	0.108 6
	ELM	0.901 2	6.403 9	0.098 8
Cr	PLS	0.868 1	5.939 9	0.061 8
	SVM	0.900 5	4.973 2	0.051 8
	ELM	0.913 6	4.469 5	0.046 5
Cd	PLS	0.536 2	20.990 7	0.261 5
	SVM	0.602 5	19.483 7	0.242 7
	ELM	0.708 5	16.649 3	0.207 4
Cu	PLS	0.886 8	3.099 0	0.104 8
	SVM	0.903 9	3.003 0	0.101 6
	ELM	0.924 8	2.804 6	0.094 8
As	PLS	0.943 1	1.368 3	0.424 1
	SVM	0.972 0	0.876 0	0.271 5
	ELM	0.965 3	0.703 7	0.218 1
Pb	PLS	0.907 1	2.632 7	0.113 4
	SVM	0.962 2	1.591 9	0.068 6
	ELM	0.965 2	1.650 1	0.071 1

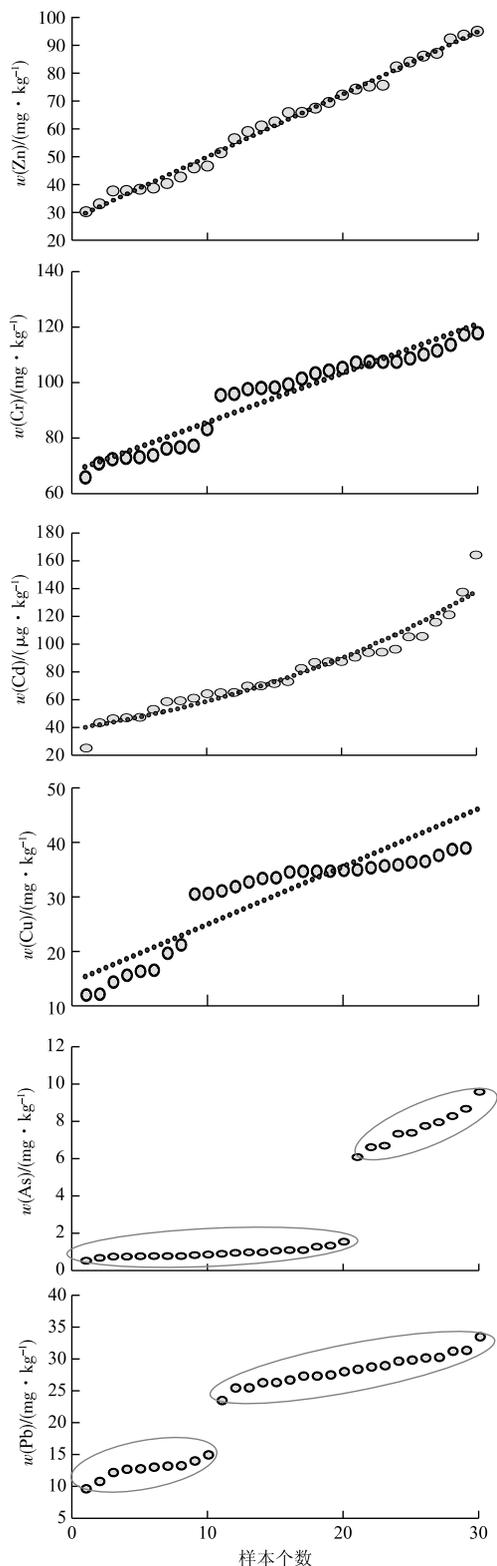
R^2 为决定系数; E_{RMS} 为均方根误差; M 为平均值。

3.2 模型稳定性分析

该试验采样点分布在 3 个不同区域,即部分重金属样本指标存在较大差异。为分析重金属含量分布对模型的影响,分别将每种重金属按浓度进行排序,绘制浓度由低至高的分布图,如图 2 所示(横坐标与原始采样编号无关,只是计数样本个数)。图 2 中趋势线是对重金属浓度排序的拟合,浓度排序无明显线性关系且分布整体离散则以闭合椭圆形曲线表示其范围。可以看出,重金属 Zn、Cr 和 Cd 基本上呈线性(或可线性化)变化,分布整体均匀,而重金属 As 和 Pb 均存在明显的数据分团现象,难以用线性关系描述,即不同采样点重金属浓度差异较大。对比发现,在这种情况下 ELM 的预测能力下降,即模型稳定性下降,但其预测能力仍与 SVM 基本相当。对其他重金属的预测结果进行比较,发现 ELM 的预测能力均强于 SVM。

此外,模型的稳定性可能与训练模型的样本数据量有关,具有代表性的训练样本越多,则越能训

练出最接近客观实际的模型,也越能反映出模型的稳定性效能。



虚线为对重金属浓度排序拟合的趋势线,椭圆闭合线表示该范围内重金属浓度排序无明显线性关系且分布整体离散。

图2 重金属浓度排序分布

Fig.2 Concentration ordination and distribution of heavy metals

4 结论

通过引入 ELM 建模方法,利用可见光近红外光谱对土壤重金属含量进行反演研究,采用 E_{RMS}/M 统计量结合 R^2 和 E_{RMS} 对预测结果进行综合评价。 E_{RMS}/M 统计量能够在一定程度上直观反映预测误差的分布情况,同时使得多种重金属的预测结果可以进行横向对比。

对 3 种建模方法的对比分析发现,在重金属浓度总体差异不明显时,ELM 算法的预测能力强于 SVM;在重金属含量空间分布差异较大时,ELM 模型稳定性有所减弱,但其预测能力基本与 SVM 相当。总体而言,ELM 算法对样本总体分布均匀的数据的预测精度要强于 SVM,对样本总体分布差异明显的数据则稳定性有所减弱,但预测能力与 SVM 相当。后期可通过优化试验设计,获取大样本量数据进行反演预测,以探索样本数对模型稳定性的影响。

参考文献:

- [1] 董雯红. 矿区充填复垦土壤重金属分布规律及主要农作物污染评价[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2009.
- [2] KINOSHITA R, MOEBIUS-CLUNE B N, VAN ES H M, *et al.* Strategies for Soil Quality Assessment Using Visible and Near-Infrared Reflectance Spectroscopy in a Western Kenya Chronosequence[J]. *Soil Science Society of America Journal*, 2012, 76(5): 1776-1788.
- [3] SORIANO-DISLA J M, JANIK L J, VISCARRA ROSSEL R A, *et al.* The Performance of Visible, Near-, and Mid-Infrared Reflectance Spectroscopy for Prediction of Soil Physical, Chemical, and Biological Properties[J]. *Applied Spectroscopy Reviews*, 2014, 49(2): 139-186.
- [4] WANG J, CUI L, GAO W, *et al.* Prediction of Low Heavy Metal Concentrations in Agricultural Soils Using Visible and Near-Infrared Reflectance Spectroscopy[J]. *Geoderma*, 2014, 216: 1-9.
- [5] RATHOD P H, ROSSITER D G, NOOMEN M F, *et al.* Proximal Spectral Sensing to Monitor Phytoremediation of Metal-Contaminated Soils[J]. *International Journal of Phytoremediation*, 2013, 15(5): 405-426.
- [6] LATIFI H, FASSNACHT F E, HARTIG F, *et al.* Stratified Aboveground Forest Biomass Estimation by Remote Sensing Data[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2015, 38: 229-241.
- [7] RODRIGUEZ-GALIANO V, SANCHEZ-CASTILLO M, CHICOLMO M, *et al.* Machine Learning Predictive Models for Mineral Prospectivity: An Evaluation of Neural Networks, Random Forest, Regression Trees and Support Vector Machines[J]. *Ore Geology Reviews*, 2015, 71: 804-818.
- [8] SHI T, CHEN Y, LIU Y, *et al.* Visible and Near-Infrared Reflectance Spectroscopy: An Alternative for Monitoring Soil Contamination by Heavy Metals[J]. *Journal of Hazardous Materials*, 2014, 265: 166-176.

- [9] BALABIN R M, LOMAKINA E I. Support Vector Machine Regression (SVR/LS-SVM): An Alternative to Neural Networks (ANN) for Analytical Chemistry? Comparison of Nonlinear Methods on Near Infrared (NIR) Spectroscopy Data [J]. *Analyst*, 2011, 136(8): 1703-1712.
- [10] 吕杰, 刘湘南. 利用支持向量机构建水稻镉含量高光谱预测模型[J]. *应用科学学报*, 2012, 30(1): 105-110.
- [11] 许吉仁, 董霁红, 杨源譔, 等. 基于支持向量机的矿区复垦农田土壤-小麦镉含量高光谱估算[J]. *光子学报*, 2013, 43(5): 102-109.
- [12] 谭琨, 张倩倩, 曹茜, 等. 基于粒子群优化支持向量机的矿区土壤有机质含量高光谱反演[J]. *地球科学*, 2015, 40(8): 1339-1345.
- [13] 谭琨, 叶元元, 杜培军, 等. 矿区复垦农田土壤重金属含量的高光谱反演分析[J]. *光谱学与光谱分析*, 2014, 34(12): 3317-3322.
- [14] TAN K, YE Y, CAO Q, *et al.* Estimation of Arsenic Contamination in Reclaimed Agricultural Soils Using Reflectance Spectroscopy and ANFIS Model[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2014, 7(6): 2540-2546.
- [15] 杨一, 张淑娟, 何勇. 基于 ELM 和可见/近红外光谱的鲜枣动态分类检测[J]. *光谱学与光谱分析*, 2015, 35(7): 1870-1874.
- [16] MEVIK B H, WEHRENS R. The Pls Package: Principal Component and Partial Least Squares Regression in R[J]. *Journal of Statistical Software*, 2007, 18(2): 1-23.
- [17] COLLOBERT R, BENGIO S. SVM Torch: Support Vector Machines for Large-Scale Regression Problems [J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2001, 1(2): 143-160.
- [18] HUANG G B, ZHU Q Y, SIEW C K. Extreme Learning Machine: A New Learning Scheme of Feed Forward Neural Networks [J]. *Proceedings IEEE International Joint Conference on Neural Networks*, 2004, 2: 985-990.
- [19] HUANG G B, ZHU Q Y, SIEW C K. Extreme Learning Machine: Theory and Applications [J]. *Neurocomputing*, 2006, 70(1/2/3): 489-501.
- [20] HUANG G B, ZHOU H, DING X, *et al.* Extreme Learning Machine for Regression and Multiclass Classification [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, 2012, 42(2): 513-529.
- [21] HUANG G B. An Insight Into Extreme Learning Machines: Random Neurons, Random Features and Kernels [J]. *Cognitive Computation*, 2014, 6(3): 376-390.

作者简介: 马伟波(1991—), 男, 陕西宝鸡人, 硕士生, 主要从事高光谱反演研究。E-mail: weibo_ma@126.com

(责任编辑: 许素)

本刊 2015 年度优秀论文评选揭晓

为了促进学术交流, 激励广大环保科技人员不断创新, 撰写更多更好的科技论文, 《生态与农村环境学报》进行了 2015 年度优秀论文评选。

本次论文评选范围为 2014 年在《生态与农村环境学报》上公开发表的论文。编辑部根据论文的专家评审意见, 并参考 CNKI 数据库 2014 年发表文章的被引频次、下载量, 文章发表时滞和学科分布, 以及基金资助情况等筛选出 30 篇论文请学报编委投票, 评选出 10 篇优秀论文(表 1)。优秀论文的作者将获得荣誉证书及适当奖励。

表 1 《生态与农村环境学报》2015 年度优秀论文获奖名单

序号	论文题目	作者姓名	卷(期): 页码
1	全国重要生态功能区生态安全评价	邹长新, 徐梦佳, 高吉喜, 杨姗姗	30(6): 688-693
2	土壤环境标准值及制订研究: 服务于管理需求的土壤环境标准值框架体系	王国庆, 林玉锁	30(5): 552-562
3	长江三角洲流域保护水生生物优先控制农药品种筛选	程燕, 周军英, 单正军	30(6): 785-794
4	江苏省生态红线区域划分与保护	燕守广, 林乃峰, 沈渭寿	30(3): 294-299
5	中国典型湖区湖泊富营养化现状、历史演变趋势及成因分析	陈小锋, 揣小明, 杨柳燕	30(4): 438-443
6	长江口滩涂湿地景观变化对 N、P 营养物质净化潜力的影响	任璘婧, 郭文永, 李秀珍, 闫中正	30(2): 220-227
7	矿化垃圾生物覆盖层减少垃圾填埋场 CH ₄ 、N ₂ O 和 CO ₂ 释放的效应研究	刘景龙, 张毅, 张后虎, 赵克强, 黄天寅, 严小飞	30(1): 15-20
8	不同预处理方式对玉米秸秆结构及产气特性的模拟研究	李萍, 韦秀丽, 蒋滔, 李平, 郑吉澍, 高立洪	30(1): 84-89
9	草海国家级自然保护区冬季主要水鸟群落结构与生境的关系	张海波, 粟海军, 刘文, 张明明, 李筑眉	30(5): 601-607
10	太湖流域平原河网区农业污染研究——以常州市和宜兴市为例	李静, 闵庆文, 李文华, 焦雯珺, 袁正	30(2): 167-173

本刊编辑部
2016 年 3 月 18 日