

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.03.021

# 土壤速效磷含量近红外光谱田间快速测定方法<sup>\*</sup>

何东健<sup>1</sup> 陈煦<sup>1</sup> 任嘉琛<sup>1</sup> 王梅嘉<sup>2</sup>

(1. 西北农林科技大学机械与电子工程学院, 陕西杨凌 712100; 2. 西北农林科技大学信息工程学院, 陕西杨凌 712100)

**摘要:** 为实现对土壤速效磷含量的快速测定,以关中壤土为材料,研究基于光谱分析的土壤速效磷含量测定方法。首先用便携式近红外频谱仪在不同采样高度下,采集土壤样本 900~1700 nm 波长范围的漫反射光谱,采用 3 倍标准差准则和主成分分析得分图对异常样本进行判别和剔除,然后对比分析 4 种波长选择方法对建模效果的影响,发现基于稳定的竞争性自适应加权抽样法的结果最佳,最后通过分析不同非线性建模方法对预测结果影响实验,探明最小二乘支持向量机方法的预测结果最好。实验结果表明,采样高度为 10 cm 时本文建立模型的土壤速效磷含量预测决定系数为 0.858 1,均方根误差为 10.880 1,具有较高的精度,可对土壤速效磷含量进行快速预测。

**关键词:** 土壤 速效磷 光谱分析 预测模型 sCARS 最小二乘支持向量机

**中图分类号:** S153.6<sup>+</sup>1; O657.33 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2015)03-0152-06

## Detection of Soil Available P Content Based on Near Infrared Spectra

He Dongjian<sup>1</sup> Chen Xu<sup>1</sup> Ren Jiachen<sup>1</sup> Wang Meijia<sup>2</sup>

(1. College of Mechanical and Electronic Engineering, Northwest A&amp;F University, Yangling, Shaanxi 712100, China

2. College of Information Engineering, Northwest A&amp;F University, Yangling, Shaanxi 712100, China)

**Abstract:** The aim of this research is to realize the rapid measurement of soil available P content. The suitable proportion of available P could promote the crops grow. Taking ‘Lou’ soil as sample, the soil diffusion reflectance spectrum in 900~1700 nm under different observation heights were collected by using the portable spectrographs. Firstly, five observation heights (5, 7, 10, 12, 15 cm) were compared, and 10 cm was considered to be the best. The abnormal samples were identified and eliminated by using 3 times standard deviation and principal component analysis method. That effectively improved the model precision. Then, the effect of four different wavelengths selecting methods (SPA, CARS, sCARS, RF) on modeling was analyzed. The result showed that sCARS was the best. Finally, the different nonlinear modeling methods (RBF neural network, WNN, LSSVM) were experimented. The results proved that LSSVM had the best result. When the observation height was 10 cm, the modeling prediction correlation coefficient was 0.858 1, and the prediction root mean square error was 10.880 1. The results showed a high accuracy and feasibility of soil available P content prediction.

**Key words:** Soil Available P Spectral analysis Prediction model sCARS LSSVM

### 引言

土壤养分是影响农作物生长的主要限制因素之一,农作物的生长需要从农田土壤中获得水分和各种营养物质,其中土壤速效磷是植物所需的营养元素之一,它的主要作用是促进作物体内营养物质的

运输、转化和积累,提高农作物抗寒和抗旱能力的形成,同时增强农作物体内对酸碱平衡的缓冲作用<sup>[1]</sup>,速效磷含量是决定植物生长和土壤生产力的重要因素之一,也是指导科学平衡施肥的重要依据之一,因此掌握农田土壤磷信息分布对指导农业生产具有重要意义<sup>[2]</sup>。然而土壤中各种养分信息不

收稿日期: 2014-07-22 修回日期: 2014-10-16

<sup>\*</sup> “十二五”国家科技支撑计划资助项目(2012BAH29B00)

作者简介: 何东健,教授,博士生导师,主要从事图像处理与虚拟技术、智能化监测与控制研究,E-mail: hdj168@nwsuaf.edu.cn

是固定不变的,而是进行着一系列生物的和物理化学的变化,特别是土壤中的磷素,大部分是以迟效性状态存在,故全磷量不能作为土壤磷素供应水平的确切指标<sup>[3]</sup>,因此,迫切需要对土壤速效磷进行快速检测。

传统的土壤速效磷成分检测方法采用某些化学试剂溶液来提取测定,步骤繁琐,耗时费工,很难实现实时检测<sup>[4]</sup>。近红外光谱分析技术(Near infrared spectrometry, NIRS)具有快速、无损、低成本检测的特点,它可以在短时间内分析大量土样,实现土壤参数的实时在线测量,更加适应精准农业的发展要求,得到了农业领域学者的高度关注<sup>[5]</sup>。

近红外光谱分析法在评价土壤有机质和土壤氮素、钾素等方面也已经有了大量的研究并获得认可,但由于磷在土壤中存在的多样性和有效磷的复杂性,且近红外区域光谱的重叠,很难建立精确度高的磷素预测模型<sup>[6]</sup>。袁石林等<sup>[7]</sup>以浙江省湖化盐土为研究对象,用偏最小二乘法和最小二乘支持向量机方法对6组共120个土样的总氮和总磷含量进行了预测。宋海燕等<sup>[8]</sup>利用NIRS法对经简单处理的潮泥土的光谱进行预测,但预测模型决定系数不高。陈鹏飞等<sup>[9]</sup>用NIRS法对北京大兴区采集土样的全氮、全磷含量进行了分析,对全磷进行了预测,模型决定系数为0.6685。研究表明,近红外光谱法能检测土壤速效磷的含量,但采用通用光谱仪在室内进行实验,光谱预处理效果不甚明显,不同建模方法对于建立的土壤速效磷含量的预测模型影响较大,且预测模型的预测结果难以达到应用要求。本文以陕西省杨凌区田间土壤为研究对象,采用可用于机载的便携式光谱仪,测定土壤样本在900~1700 nm波长范围的近红外光谱,研究并建立土壤速效磷含量预测模型,为田间实时养分测定仪的开发提供技术依据。

## 1 供试样本及光谱获取

### 1.1 样本采集与处理

供试土壤采自西北农林科技大学实验田及周边田块,位于N34.17°、E108.03°,土壤类型为关中壤土。为使样本的营养含量覆盖广泛,采用十字法选取采样点,采样深度为0~20 cm。采土时将地表碎石与植物清除,挖20 cm深的矩形坑,然后紧贴坑壁铲下厚约5 cm的一层土,收集装袋,共采集土壤样本160份。为了使样本尽量接近农田实测条件,不对土壤进行研磨,自然风干后过2 mm筛备用。将土壤置于直径9 cm、深1 cm的培养皿中装满,表面用尺刮平制成样本。将样本分为2份,一份用于化

学分析,另一份用于近红外分析。

### 1.2 光谱采集仪器与方法

为将来开发实时田间养分测定仪,综合考虑光谱采集仪性能、成本和尺寸等因素,选用美国CONTROL DEVELOPMENT公司便携式近红外光谱仪,该光谱仪属于阵列检测型,设备响应频谱范围900~1700 nm,采样间隔为1 nm,且稳定性和抗干扰性好、扫描速度快、体积小、性能优越,适合野外现场的在线检测。仪器带有35 W卤素灯光源与光纤探头,二者呈8°夹角安装在光谱仪自带支架上,光纤探头距土壤样本距离可调,通过光纤与光谱仪连接,光谱仪将反射光谱解析后通过USB连接传输给计算机,通过软件CDI Spec32可以控制光源的开关与光纤探头的扫描时间。采集160份样本900~1700 nm范围光谱,采样间隔为1 nm,每份样本采集5次,取平均值后的光谱曲线如图1所示。

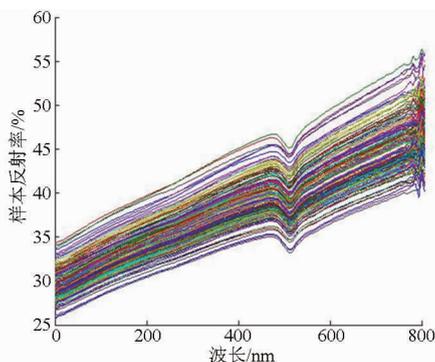


图1 土壤的近红外漫反射光谱图

Fig. 1 Near-infrared diffuse reflectance spectra of soil

### 1.3 样本养分含量的测定

土壤速效磷含量用分光光度计比色法测定。室温下,用浓度0.5 mol/L的碳酸氢钠作浸提剂处理过1 mm筛的土样,浸提出的磷含量在一定酸度下,用硫酸钼锑抗还原显色成磷钼蓝,蓝色的深浅在一定浓度范围内与磷的含量呈正比,与标准曲线对照求出土样中的磷含量。得到样本速效磷质量比为4.195~99.982 mg/kg,平均值为37.08 mg/kg,标准差为4.45。成分分布含量较均匀,能够较好地反映农田土壤速效磷含量。

本文用决定系数 $R^2$ 和均方根误差RMSE来评价模型,决定系数越高、均方根误差越小则模型的精度越高<sup>[10]</sup>。

## 2 预测模型建立方法

### 2.1 采样高度对光谱的影响

土壤检测反射光谱会受到测量部件结构和探头安装高度等因素制约,因此,需要研究测量探头安装高度对测量精度的影响,以提高在线检测的精度。

为了便于土壤的实地测量应用要求,选取光谱仪光纤探头距被测物体分别为5、7、10、12和15 cm时的土壤样本光谱特性,将采集到的光谱数据与土壤速效磷含量之间建立偏最小二乘(PLS)预测模型,得到的结果如表1所示。由表可知在光纤探头距土壤样本表面10 cm时,建模效果最佳,校正集建模决定系数 $R_c^2$ 为0.6867,校正集建模均方根误差RMSEC为9.1917,因此样本的采样高度确定为10 cm。

表1 不同采样高度对测量精度的结果比较

Tab.1 Comparison of results in calibration model with different heights to soil surface

采样高度/cm	$R_c^2$	RMSEC
5	0.5193	10.6414
7	0.6098	9.8691
10	0.6867	9.1917
12	0.6452	9.5135
15	0.5693	10.2376

## 2.2 最优波长的优选

异常样本会严重影响建立模型的预测精度,本文针对物质含量值和光谱数据信息采用3倍标准差准则和主成分分析(Principal component analysis, PCA)得分图对土壤速效磷含量和样本光谱数据的异常值进行判别,再用偏最小二乘法(Partial least squares, PLS)建立土壤速效磷含量预测模型,逐一检测剔除异常值后的预测结果,依据其预测效果决定是否将该异常值剔除,最终剔除8个异常样本,得到准确的光谱数据进行后续实验。鉴于建模集和预测集样本的划分对建立的模型精度有较大的影响<sup>[11]</sup>,本文选择 $X-Y$ 共生距离的样本划分方法(Sample set partitioning based on joint  $X-Y$  distance, SPXY)。

由于定量分析时所需的样本数量大,且每个样本的光谱数据存在谱峰重叠问题,导致光谱信息冗余,特征吸收峰不明显,因此需要寻找对模型起关键作用的有效波长<sup>[12]</sup>。连续投影法(Successive projections algorithm, SPA)是通过光谱数据投影映射选取原始数据中的少数波长,尽可能多的概括样本光谱信息,而最大程度避免信息重叠<sup>[13]</sup>。竞争性自适应重加权算法(Competitive adaptive reweighted sampling, CARS)方法是模仿达尔文进化理论中的“适者生存”原则,将每个波长变量看作为一个个体,并对不适应个体进行逐步淘汰。CARS能“优胜劣汰,从中取优”,以指数函数递减的速度剔除无用变量,选出最优波长<sup>[14-15]</sup>。基于稳定的竞争性自适应加权抽样法(sCARS)是在CARS基础上将稳定性同时纳入考虑中,它是把变量的稳定性作为变量建

模能力的指标,剔除冗余信息<sup>[16]</sup>。随机蛙跳算法(Random frog, RF)是通过在模型空间中模拟一条服从稳态分布的马尔可夫链,计算每个变量的被选概率,从而进行变量选择,它与偏最小二乘回归算法相结合,模型中每个变量回归系数的绝对值作为每次迭代过程中该变量是否被剔除的依据,是非常有效的高维数据变量选择方法<sup>[17]</sup>。

为探明较优的波长选择方法,对全段光谱数据分别采用SPA、CARS、sCARS和RF进行特征波长选择实验,并对所选波长点用偏最小二乘法(PLS)建立模型,得到结果如表2所示。由表2可以看出,在特征波长数量相等的前提下,用基于稳定的竞争性自适应加权抽样法选择的波长点可滤除96.25%的冗余信息且建模结果最好,故后续预测实验均选用sCARS法。

表2 不同特征波长选择方法的结果比较

Tab.2 Comparison of parameters in calibration model with different variable selection methods

波长选择方法	特征波长数量	$R_c^2$	RMSEC
原始数据	800	0.8344	8.2943
SPA	30	0.5907	12.1699
CARS	30	0.6894	10.6023
sCARS	30	0.7338	9.8164
RF	30	0.6181	11.7566

## 2.3 建模方法

近红外光谱定量分析常用方法有线性分析方法和神经网络等非线性方法。经过预备实验,发现线性分析方法对土壤速效磷含量的预测效果不佳,故本文对径向基神经网络(Radial basis function, RBF)、小波神经网络(Wavelet neural network, WNN)和最小二乘支持向量机(Least squares support vector machine, LSSVM)等非线性方法建模效果进行对比分析,以确定较优的建模方法。

### 2.3.1 径向基神经网络模型

RBF网络由1个隐层和1个输出层组成。其中输入层有132个神经元;隐层是高斯径向基函数,神经元数量经对比实验确定为5个;输出层采用线性传递函数,1个神经元对应土壤速效磷含量预测值。训练时,从剔除异常样本后的样本集中用SPXY法选取132个样本(每个样本用sCARS法选定特征波长)作为输入,综合考虑建模和预测精度,经过反复实验后确定误差目标为55,其他参数设置为默认值。网络训练好后,将剩余的20个土壤样本作为预测集输入训练好的RBF网络进行预测。

### 2.3.2 小波神经网络模型

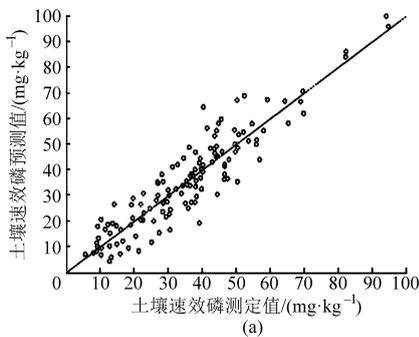
小波神经网络的基本原理是用小波函数来代替

传统神经网络中隐层节点传递函数,输入层到隐层的权值由小波函数伸缩参数代替,隐层阈值由平移参数代替,输出层为线性神经元,它将隐层的小波伸缩系数线性叠加形成输出<sup>[18]</sup>。

小波神经网络用于函数优化时,输入神经元的数目为主成分个数,隐层节点即小波基函数要适中。如果隐层节点输入过多,会使训练时间过长并且造成过度拟合,而隐层节点过少会导致训练达不到要求<sup>[19]</sup>。本文WNN优化过程选用参数为:隐层节点数为5;小波基函数选用Morlet函数;学习率为0.02;最大训练次数为1000。

### 2.3.3 最小二乘支持向量机

最小二乘支持向量机是一种改进的支持向量机,它将训练集数据从输入空间非线性的映射到高维特征空间,将不等式约束用等式约束来替代,在高维空间中对最小化损失函数进行求解得到线性拟合函数,可有效提高计算速度<sup>[20]</sup>。LSSVM训练时的



输入  $X$  为经SPXY法选取的132个样本,输入矩阵的维数为通过sCARS选择的特征波长数,输出  $Y$  为132个样本的速效磷含量值,在预测时输入  $X_i$  为另外20个测试样本的光谱信息,输出  $Y_i$  为土壤速效磷含量的预测值。经过预备实验确定正则化参数  $\gamma$  为0.7、RBF核函数参数  $\sigma^2$  为0.55时,土壤速效磷含量的预测效果最好。

## 3 实验结果及分析

### 3.1 实验结果

用sCARS选取的最优特征波长变量与土壤速效磷含量建立RBF神经网络预测模型,校正集样本和预测集样本的预测值和测定值之间关系如图2所示,该模型校正决定系数  $R_c^2$  和校正均方根误差RMSEC分别为0.9216和7.3857,预测决定系数  $R_p^2$  为0.8130,预测均方根误差RMSEP为9.6116。

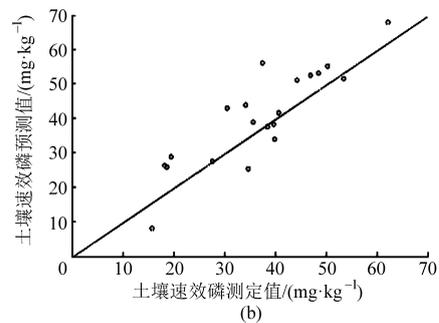


图2 RBF模型土壤速效磷预测值和测定值间的关系

Fig.2 Correlativity between predicted data and measured data of RBF model

(a) 校正集 (b) 预测集

用WNN建立土壤光谱信息与速效磷含量预测模型,20个预测集样本的预测值和测定值之间关系如图3所示,该模型的预测决定系数  $R_p^2$  为0.7450,预测均方根误差RMSEP为10.9792。

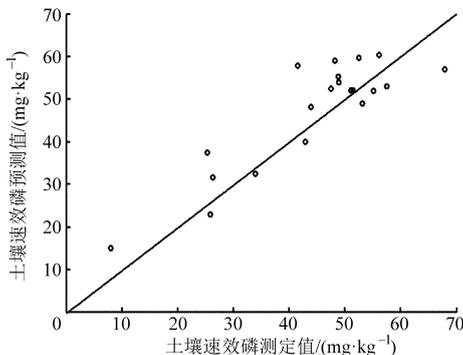


图3 WNN模型速效磷预测值和测定值间的关系

Fig.3 Correlativity between predicted data and measured data of WNN model

采用LSSVM方法建模,20个预测集样本的预测值和测定值之间关系如图4所示,预测决定系数

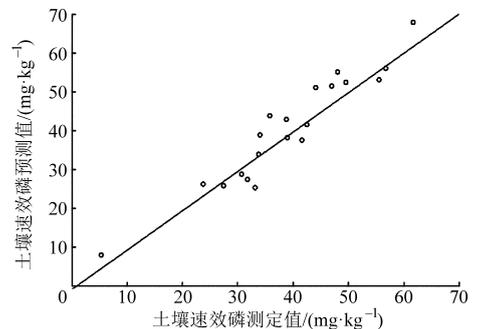


图4 LSSVM模型速效磷预测值和测定值间的关系

Fig.4 Correlativity between predicted data and measured data of LSSVM model

$R_p^2$  为0.8325,预测均方根误差RMSEP为8.4733。

### 3.2 实验结果分析

由于土壤近红外光谱数据规模庞大,数据点存在严重的共线性,网络运算很容易陷入局部极小且解析困难,从土壤速效磷含量模型预测结果可以看出,3种非线性模型均没有欠拟合及过拟合现象发生,预测效果较好,说明光谱分析方法对于速效磷预

测是可行的。

为分析不同模型的可靠性和适应性,首先对比 WNN 和 LSSVM 模型用于预测土壤速效磷含量的效果,对于 LSSVM 模型,预测精度不直接依赖输入数据的维数,泛化能力较强,其  $R_p^2$  值为 0.832 5,明显优于 WNN 模型的 0.745 0,其 RMSEP 值为 8.473 3,也优于 WNN 模型的 10.979 2,可见 LSSVM 模型的稳定性和适应性稍好,预测模型在实际应用中也更加稳定与可靠。

RBF 和 LSSVM 预测模型综合分析后可知,它们的决定系数和均方根误差相差不明显,均可满足实际应用需求,但 LSSVM 采用最小二乘线性模型作为损失函数,极大简化了模型的复杂性,运算速度加快用时较短,更能适应田间实时测量的应用要求,综合可知 LSSVM 具有较高的学习能力和预测能力,能更好地解决土壤速效磷含量的模型预测推广问题。

## 4 结论

(1) 采样高度不同对光谱数据有明显的影响,

采样高度为 10 cm 时,具有较高的精度;且异常样本和校正集预测集样本划分等对模型精度影响较大。

(2) 在几种特征波长选择方法中,sCARS 方法仅用全部变量的 3.75% 便可达到较好的效果,且大大减少了校正建模计算量,有效压缩了建立模型所需时间。

(3) 分析比较 3 种非线性建模方法的预测结果,发现 LSSVM 的预测效果最好,模型预测决定系数  $R_p^2$  为 0.832 5,均方根误差 RMSEP 为 8.473 3。模型具有较高精度,可基本满足实测需要。

(4) 采用光谱分析对土壤速效磷含量进行快速检测是可行的,但土壤光谱复杂,且土质、地形以及环境均会对土壤的漫反射光谱造成影响,在减小和消除这些干扰、建立普适性和鲁棒性更好的预测模型方面尚需进一步研究。

## 参 考 文 献

- 1 郑立臣,宇万太,马强. 农田土壤肥力综合评价研究进展[J]. 生态学杂志,2004,23(5):156-161.  
Zheng Lichen, Yu Wantai, Ma Qiang. Advances in the integrated evaluation of farmland fertility[J]. Chinese Journal of Ecology, 2004,23(5):156-161. (in Chinese)
- 2 赵春江. 对我国未来精准农业发展的思考[J]. 农业网络信息,2010(4):5-8.
- 3 林治安,赵秉强,袁亮,等. 长期定位施肥对土壤养分与作物产量的影响[J]. 中国农业科学,2009,42(8):2809-2819.  
Lin Zhian, Zhao Bingqiang, Yuan Liang, et al. Effects of organic manure and fertilizers long-term located application on soil fertility and crop yield[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2009,42(8):2809-2819. (in Chinese)
- 4 何东健,杨成海,杨青,等. 面向精准农业的农田土壤成分实时测定研究进展[J]. 农业工程学报,2012,28(7):78-85.  
He Dongjian, Yang Chenghai, Yang Qing, et al. Research progress of real-time measurement of soil attributes for precision agriculture[J]. Transactions of the CSAE, 2012,28(7):78-85. (in Chinese)
- 5 李民赞,郑立华,安晓飞,等. 土壤成分与特性参数光谱快速检测方法 & 传感技术[J]. 农业机械学报,2013,44(3):73-87.  
Li Minzan, Zheng Lihua, An Xiaofei, et al. Fast measurement and advanced sensors of soil parameters with NIR spectroscopy[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013,44(3):73-87. (in Chinese)
- 6 Viscarra R A, Walvoort D J J, McBratney A B, et al. Visible, near infrared, mid infrared or combined diffuse reflectance spectroscopy for simultaneous assessment of various soil properties[J]. Geoderma, 2006,131(1-2):59-75.
- 7 袁石林,马天云,宋韬,等. 土壤中总氮与总磷含量的近红外光谱实时检测方法[J]. 农业机械学报,2009,40(增刊):150-153.  
Yuan Shilin, Ma Tianyun, Song Tao, et al. Real-time analysis of soil total N and P with near infrared reflectance spectroscopy[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009,40(Supp.):150-153. (in Chinese)
- 8 宋海燕,何勇. 近红外光谱法分析土壤中磷、钾含量及 pH 值的研究[J]. 山西农业大学学报:自然科学版,2008,28(3):275-278.  
Song Haiyan, He Yong. Determination of the P, K contents and pH values in soils using near-infrared spectroscopy[J]. Journal of Shanxi Agricultural University: Natural Science Edition, 2008,28(3):275-278. (in Chinese)
- 9 Chen Pengfei, Liu Liangyun, Wang Jihua, et al. Real-time analysis of soil N and P with near infrared diffuse reflectance spectroscopy[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2008,28(2):295-298.
- 10 刘雪梅. 近红外漫反射光谱检测土壤有机质和速效 N 的研究[J]. 中国农机化,2013,34(2):202-206.  
Liu Xuemei. Near infrared diffuse reflectance spectra detection of soil organic matter and available N[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2013,34(2):202-206. (in Chinese)
- 11 Zhan X R, Zhu X R, Shi X Y, et al. Determination of hesperidin in tangerine leaf by near-infrared spectroscopy with SPXY algorithm for sample subset partitioning and Monte Carlo cross validation[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2009,29(4):964-968.

- 12 王淼,谢宪丽,周睿,等. 基于可见光-近红外漫反射光谱的红壤有机质预测及其最优波段选择[J]. 土壤学报, 2011, 48(5):1083-1089.  
Wang Miao, Xie Xianli, Zhou Rui, et al. Determination of soil organic matter in red soils using VIS-NIR diffuse reflectance spectroscopy selection of optimal spectral bands[J]. Acta Pedologica Sinica, 2011, 48(5):1083-1089. (in Chinese)
- 13 陈彬,刘阁,张贤明,等. 连续投影算法的润滑油中含水量的近红外光谱分析[J]. 红外与激光工程, 2013, 42(12):3168-3174.  
Chen Bin, Liu Ge, Zhang Xianming, et al. Analysis on near infrared spectroscopy of water content in lubricating oil using successive projections algorithm[J]. Infrared and Laser Engineering, 2013, 42(12):3168-3174. (in Chinese)
- 14 Sun Tong, Xu Wenli, Lin Jinlong, et al. Determination of soluble solids content in navel orange by Vis/NIR diffuse transmission spectra combined with CARS method[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2012, 32(12):3229-3233.
- 15 周竹,李小昱,高海龙,等. 马铃薯干物质含量高光谱检测中变量选择方法比较[J]. 农业机械学报, 2012, 43(2):128-133.  
Zhou Zhu, Li Xiaoyu, Gao Hailong, et al. Comparison of different variable selection methods on potato dry matter detection by hyperspectral imaging technology[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2012, 43(2):128-133. (in Chinese)
- 16 马雯婷,郑开逸,邵娟,等. 近红外光谱结合化学计量学评价胚胎发育潜能[J]. 化学通报, 2013, 76(1):60-64.  
Ma Wenting, Zheng Kaiyi, Shao Juan, et al. Evaluating reproductive potential of embryos using near infrared spectroscopy combined with chemometric methods[J]. Chemistry, 2013, 76(1):60-64. (in Chinese)
- 17 陈立旦,赵艳茹. 可见-近红外光谱联合随机蛙跳算法检测生物柴油含水量[J]. 农业工程学报, 2014, 30(8):168-173.  
Chen Lidan, Zhao Yanru. Measurement of water content in biodiesel using visible and near infrared spectroscopy combined with Random-Frog algorithm[J]. Transactions of the CSAE, 2014, 30(8):168-173. (in Chinese)
- 18 Balabin R M, Safieva R Z, Lomakina E I. Wavelet neural network (WNN) approach for calibration model building based on gasoline near infrared (NIR) spectra [J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2008, 93(1):56-62.
- 19 Chunhan N, Ravi V, Chandra D K, et al. Differential evolution trained wavelet neural networks: application to bankruptcy prediction in banks[J]. Expert Systems with Applications, 2009, 36(4):7659-7669.
- 20 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.

(上接第 141 页)

- 15 姚淑霞,张铜会,赵传成. 科尔沁沙地土壤水分动态分析及其概率密度函数模拟[J]. 水科学进展, 2013, 24(1):62-72.  
Yao Shuxia, Zhang Tonghui, Zhao Chuancheng. Analysis of soil moisture dynamics and its probability density function simulation in Horqin sand land[J]. Advances in Water Science, 2013, 24(1):62-72. (in Chinese)
- 16 黄磊,张志山,陈永乐. 干旱人工固沙植被区土壤水分动态随机模拟[J]. 中国沙漠, 2013, 33(2):568-573.  
Huang Lei, Zhang Zhishan, Chen Yongle. Probabilistic modelling of soil moisture dynamics in a re-vegetated desert area[J]. Journal of Desert Research, 2013, 33(2):568-573. (in Chinese)
- 17 Vico G, Porporato A. From rainfed agriculture to stress-avoidance irrigation: I. A generalized irrigation scheme with stochastic soil moisture[J]. Advances in Water Resources, 2011, 34(2):263-271.
- 18 Allen R G, Pereira L S, Raes D, et al. Crop evapotranspiration—guidelines for computing crop water requirements [M]. Michigan: Food and Agriculture Organization of United Nations, 1998:56.
- 19 Liu C, Zhang X, Zhang Y. Determination of daily evaporation and evapotranspiration of winter wheat and maize by large-scale weighing lysimeter and micro-lysimeter[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2002, 111(2):109-120.
- 20 胡春胜,程一松. 河北栾城站(1998—2008)[M]. 北京:中国农业出版社, 2011.
- 21 张喜英,张鲁,刘昌明. 太行山前平原土壤水分特征曲线拟合参数的确定[J]. 华北农学报, 2001, 16(2):75-82.  
Zhang Xiying, Zhang Lu, Liu Changming. On describing the hydraulic properties of unsaturated soil in piedmont of Mt. Taihang [J]. Acta Agricultural Boreali-Sinica, 2001, 16(2):75-82. (in Chinese)
- 22 Zuo Q, Shi J, Li Y, et al. Root length density and water uptake distributions of winter wheat under sub-irrigation[J]. Plant and Soil, 2006, 285(1):45-55.
- 23 Miller G R, Baldocchi D D, Law B E, et al. An analysis of soil moisture dynamics using multi-year data from a network of micrometeorological observation sites[J]. Advances in Water Resources, 2007, 30(5):1065-1081.