

# 近红外光谱预测土壤钾、钙、镁与 阳离子交换量研究

李 丹<sup>1,2,3</sup>, 陈水森<sup>2\*</sup>, 陈修治<sup>1,2,3</sup>, 彭智平<sup>4</sup>

(1. 中国科学院 广州地球化学研究所, 广州 510640; 2. 广州地理研究所, 广州 510070; 3. 中国科学院 研究生院, 北京 100039;  
4. 广东省农业科学院土壤肥料研究所, 广州 510640)

**摘 要:** 选取广州北部荔枝花芽分化期树冠滴水线内的 15 个样点土壤样本, 通过近红外光谱测量和化学分析, 测定样本中阳离子交换量与交换性钾、钙、镁含量; 利用逐步回归法和偏最小二乘回归法获取各土壤参数预测模型, 并以留一法交叉验证检验模型的有效性。结果表明: 土壤光谱经一阶导数处理后, 与土壤参数的相关性较好; 利用 1 897、2 168 和 2 410 nm 光谱值所建土壤阳离子交换量 (CEC) 预测模型性能最好; 2 390、1 931、1 408 nm 是交换性钙的最佳建模波段, 模型预测效果次之; 1 347、1 272、1 931 nm 和 1 638、1 555 nm 分别是交换性钾和镁含量预测的最佳波段, 模型效果一般。研究结果对荔枝园精细施肥、发展低碳节能的荔枝产业具有重要的指导意义。

**关键词:** 近红外光谱; 土壤; 交换性钙; 交换性镁; 交换性钾; 阳离子交换量; 荔枝园

中图分类号: TH83 ;S15

文献标识码: A

文章编号: 1001-5221(2011)04-0368-06

由于各地气候、地形和耕作水平的不同, 土壤的养分含量和土壤质地时空范围内存在差异<sup>[1]</sup>。快速、便捷地探测土壤特性和不同土壤性质的变化信息是精细农业和精细土壤管理的要求<sup>[2]</sup>。

在土壤科学中, 国内外学者利用近红外光谱技术对土壤生化和物理性质从生态、环境保护以及田间养分预测等角度进行了研究。在一些研究中, 近红外光谱 NIRS (Near Infrared Spectroscopy) 被用于估测土壤的部分物理和化学性质, 例如土壤粘粒含量、碳交换量、聚合物等<sup>[3-4]</sup>, 取得了很好的预测效果。部分研究评价了近红外光谱预测土壤有机质 OM (Organic Matter)、水分含量和 pH 的性能, 并形成相关理论。何勇等<sup>[5]</sup>对肥沃的水稻土壤中的 N、P、K 和 OM 含量进行了研究, 发现 N 和 OM 近红外光谱预测效果明显好于 K 和 P。朱登胜等<sup>[6]</sup>在对未预处理 (粉碎、过筛) 的油菜田土壤 OM 和 pH 的研究中, 模型预测相关系数  $R^2$  在 0.80 以上。汪善勤等<sup>[7]</sup>和陈鹏飞等<sup>[8]</sup>对实时获取的土壤进行 N、P 含量的光谱预测研究, 为实时分析土壤性质提供了依据。孙建英等<sup>[9]</sup>用少数几个变量对潮土水分含量、OM 和 N 含量进行了很好的预测。Li<sup>[10]</sup>发现可见光光谱的线性和指数回归模型可以对农田原始状态土壤

中有机质、硝态氮、交换量和土壤 pH 进行很好的预测。

荔枝是华南广泛种植的果树, 目前, 近红外光谱技术应用于荔枝方面的研究不多 (在荔枝果实<sup>[11]</sup>和叶片养分诊断等方面<sup>[12]</sup>有所涉及), 面向华南果园内土壤养分含量的光谱预测研究更是缺乏。广东省荔枝主要种植在丘陵坡地上, 土壤养分缺乏较多, 而生产上偏施氮肥, 使施肥养分比例严重失调, 加上气候影响, 造成荔枝果实产量低且不稳定<sup>[13]</sup>。大量、盲目地施肥, 造成肥料浪费, 影响荔枝稳产高产和土壤质量。因此, 快速、准确而又及时地预测荔枝园土壤的养分含量状况, 对荔枝园的高效管理具有重要的作用和意义。

土壤阳离子交换量 CEC (Cation Exchangeable Capacity), 交换性钾 EK (Exchangeable K)、钙 ECa (Exchangeable Ca)、镁 EMg (Exchangeable Mg) 是衡量土壤肥力的重要因子, 对维持作物的健康生长具有不可或缺的作用。土壤缺钾、钙、镁时会影响荔枝果实的质量, 造成果实膨大和单果重。在阳离子交换量大时, 土壤对这些交换性离子的吸附能力就强, 土壤的保肥能力强。本文试图对荔枝种植园树冠滴水线内土壤阳离子交换量, 交换性钾、钙、

收稿日期: 2011-03-06; 修订日期: 2011-04-12

基金项目: 广东省科技计划重点项目 (2009B020305003); 广东省科技计划引导项目 (2010B020315016, 2006B1001014)

作者简介: 李丹 (1985-), 女, 河南通许人, 博士研究生, 主要研究方向为遥感与 GIS 应用, (E-mail) lindan86@sina.com.cn.

\* 通讯作者, 研究员, 博导, (E-mail) css@gdas.ac.cn.

镁含量进行近红外光谱特性研究,探讨在近红外光谱区间内仅利用少数几个波段快速预测荔枝园土壤主要养分状况的可行性,为快速获取土壤养分、制定针对荔枝园的精细土壤施肥计划及为荔枝科学合理地施肥提供依据。

## 1 材料与方法

### 1.1 实验材料

研究区位于广州市北部钟落潭镇(图1),其荔枝种植园多分布在海拔5~100 m的丘陵台地,土壤母质为花岗岩、砾岩和片岩;流溪河从中间穿过,河两岸主要种植水稻和蔬菜,荔枝、龙眼等果树种植在山坡上。该区属亚热带季风气候,年均温22°C左右,年均降雨量为1 982.7 mm;由于雨水充沛且集中,其土壤经常受雨水冲洗,导致养分大量流失;同时由于土壤风化淋溶作用强烈,致使硅酸淋失,铁铝富集,土壤黏粒率和硅酸铝含量低,负电荷减少,保持养分的能力较弱<sup>[1]</sup>。

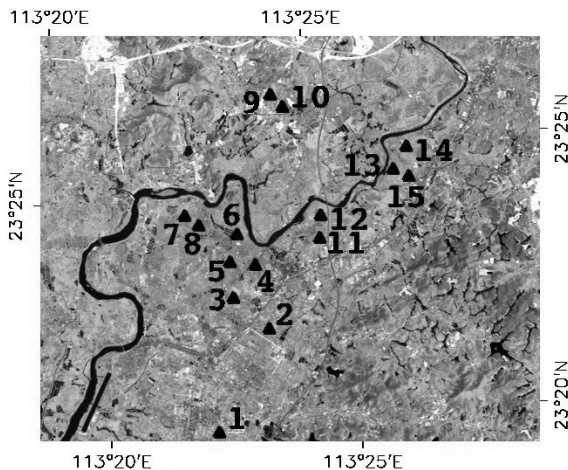


图1 采样点分布

Fig.1 Distribution of sampling sites

荔枝花芽分化是荔枝由营养生长转向生殖生长的过程,花芽能否形成,内在条件决定于营养物质、调节物质和遗传物质的存在水平和相互关系。2005年12月,在荔枝发芽分化期,采集了不同荔枝园荔枝冠层滴水线内的土壤样本。采集前,先将采样处表面的草去除,沿树冠滴水线内用土钻获取表层及以下30 cm深土壤,采8~10钻土充分混合均匀作为一个土样,然后用四分法混合土样1 kg;自然风干后,研磨过2 mm筛;每个样本分为两份,分别标识为A和B。A组送广东省测试中心,用于测量土壤化学参数;B组用于近红外光谱测量。

### 1.2 近红外光谱测量

土壤样本的近红外光谱数据由 Nicolet Antaris MX FT-NIR analyzer (Thermo Nicolet 公司) 采集。光谱测量范围为10 000~4 000  $\text{cm}^{-1}$ ,光谱仪波数精度为0.1  $\text{cm}^{-1}$ 。光谱分辨率为4  $\text{cm}^{-1}$ ,每条光谱同一位置扫描16次,近红外光谱为64条扫描线的平均。测量中,吸收光谱以 $\log(1/R)$ 的数据形式记录, $R$ 为相对反射率。每条近红外光谱沿 $x$ 轴方向由波数转换为波长,光谱范围为1 000~2 500 nm。

土壤样本吸收光谱的均值光谱见图2。样本吸收光谱的形状与其它研究<sup>[3,14]</sup>的光谱曲线形状相似。从图2可以看出,土壤均值吸收光谱总体较低,不

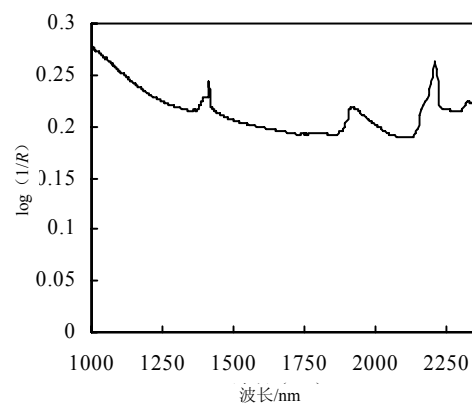


图2 土壤样本吸收光谱

Fig.2 Absorption spectra of soil samples

超过30%。土壤样本均值光谱在1 400、1 900、2 200 nm处具有相对明显的吸收峰,1 400 nm附近的吸收通常与O-H和脂肪族C-H有关;而1 900 nm处的吸收与氨态N-H和C-H有关;2 200 nm附近的吸收与酚态O-H、氨态N-H、氨态N-H和脂肪族C-H有关。由于上述波段重叠,直接利用近红外光谱定量预测有难度,因此多元分析对于识别土壤参数的光谱响应特征就显得很重要<sup>[21]</sup>。同时为减弱土壤颗粒大小对光谱散射的影响,确保光谱的恒颗粒大小效应,实验室光谱测量中,土壤样品要经过精细研磨处理<sup>[15]</sup>。

### 1.3 实验室分析

土壤阳离子交换量由乙酸铵交换法测定,交换性钾用1 mol/l  $\text{NH}_4\text{OAc}$  交换,以火焰光度法测定,交换性钙、镁用1 mol/l 乙酸铵交换,以原子吸收分光光度法测定。

### 1.4 建立近红外光谱校验模型

土壤光谱在获取时,会受仪器噪声等因素的影响,因此恰当的光谱预处理是光谱分析的重要前提。

光谱一阶导数被用于消除光谱信号中的噪音、强化土壤性质的光谱吸收特征。在吸收光谱区间的每个波长位置处，计算光谱一阶导数和土壤特性的相关系数，相关系数 ( $r$ ) 作为选取标定模型中光谱变量的依据，具有显著相关关系 ( $r > 0.5, p < 0.05$ ) 的光谱变量被引入模型中。逐步回归 SMLR<sup>[16]</sup> (Stepwise Multiple Linear Regression) 和偏最小二乘回归 PLSR<sup>[17]</sup> (Partial Least Square Regression) 方法用于建立预测模型。建模过程在 SPSS for windows-13.0 和 Simca-p11.5 中实现。建模过程利用 SMLR 和 PLSR。本研究中，土壤样本数为 15，因此标定模型中，波长个数应不大于 3<sup>[16]</sup>。

模型性能评定标准：好的预测模型要具有较高的标定模型决定系数  $R_c^2$  (Multiple Determination Coefficient of Calibration)、交叉验证决定系数  $R_{cv}^2$  (Multiple Determination Coefficient of Cross-Validation)、较高的预测偏差 RPD (Residual Prediction Deviation) 比和较低交叉验证均方根误差 RMSECV (Root Mean Square Error of Cross-Validation)。根据 Saey 等人<sup>[18]</sup>和 Mouazen 等人<sup>[14]</sup>的研究，认为  $R^2$  在 0.66~0.81 之间的模型，可以进行粗略的定量预测； $R^2$  在 0.82~0.90 之间的模型，能够很好地对因变量进行预测；而  $R^2 > 0.91$  时，预测模型被认为能够很好地进行预测； $RPD < 1.5$ ，模型不可用；在 2.0~2.5 之间，模型可用来做粗略的定量预测；而大于 2.5 的模型，能够很好地进行变量预测。具体计算公式如下：

$$R_c^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - Y_{i\text{预测}})^2}{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2} \quad (1)$$

$$R_{cv}^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - Y_{i\text{交叉验证}})^2}{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2} \quad (2)$$

$$RMSEC = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - Y_{i\text{预测}})^2} \quad (3)$$

$$RMSECV = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - Y_{i\text{交叉验证}})^2} \quad (4)$$

$$RPD = \frac{S.D.}{RMSECV} \quad (5)$$

$$S.D. = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}{n}} \quad (6)$$

式 (1) - (6) 中， $n$  为样本容量； $i$  为第  $i$  个样本

点； $Y_i$  为第  $i$  个样本点实测值； $Y_{i\text{预测}}$  为第  $i$  个样本点预测值； $Y_{i\text{交叉验证}}$  为第  $i$  个样本点交叉验证值； $\bar{Y}$  为样本集实测值的均值； $S.D.$  为样本集标准偏差。

## 2 结果与分析

### 2.1 土壤阳离子交换量与交换性钾、钙、镁的化学分析结果

表 1 是 15 个土壤样品中阳离子交换量和钾、钙、镁的实验室分析结果。可以看出，ECa 浓度的极差和标准差较 CEC、EK、EMg 大，CEC 和 EMg 的变化幅度次之，EK 的变幅最小；CEC 具有最大的变异系数，ECa 次之，EK 变异系数最小。

表 1 土壤样本组分统计信息

Tab.1 Summary of soil samples compositions

土壤参数 ( $n=15$ )	统计信息/( $\text{cmol}\cdot\text{kg}^{-1}$ )					变异系数
	极差	最小值	最大值	均值	标准差	
CEC	5.73	2.39	8.12	5.37	1.85	2.90
EK	0.66	0.09	0.76	0.32	0.21	0.17
ECa	9.53	1.47	11.00	4.77	2.80	2.58
EMg	3.76	0.49	4.25	1.46	1.06	0.79

### 2.2 土壤养分近红外预测模型的建立

土壤参数变量和光谱变量间的相关系数由 SPSS13.0 得到。在近红外区间内，整体相关系数有正有负，4 种土壤变量与一阶导数光谱的相关曲线相似，这与 Bilgil 等<sup>[22]</sup>研究的结果相似。4 种变量整体相关系数的高低与其在近红外区间内主响应变量的相关高低有关<sup>[19]</sup>。从图 3 可见 CEC 在 1 379~1 427、1 860~1 970 和 2 059~2 380 nm 范围内具有较高的相关系数 ( $r=0.50\sim 0.79, p < 0.01$ )；EK 在 1 010~1 168、1 216~1 272、1 347、1 468~1 692、1 931、2 007 和 2 168~2 253 nm 具有显著的相关性 ( $r=0.52\sim 0.66, p < 0.01$ )；ECa 在 1 368~1 384、1 408~1 411、1 868~1 970 和 2 084~2 410 nm 范围内与光谱数据的相关性较高 ( $r=0.53\sim 0.77, p < 0.01$ )；EMg 在 1 010~1 035、1 279、1 324~1 370、1 408~1 436、1 555~1 654、2 059~2 162、2 241 和 2 376 nm 具有较高的相关系数 ( $r=0.51\sim 0.75, p < 0.01$ )。CEC 对于土壤缓冲能力很重要，与土壤黏粒和有机质含量相关<sup>[15]</sup>。

表 2 和表 3 给出了各土壤参数的预测模型。可以看出，CEC 偏最小二乘回归预测模型较好，模型校准的  $R_c^2$  为 0.96， $RMSEC$  为 0.41  $\text{cmol}/\text{kg}$ ，类似的结果可以在其他研究中看到<sup>[3,21-22]</sup>。ECa 的  $R_c^2$  和  $RMSEC$  值分别为 0.86 和 1.13  $\text{cmol}/\text{kg}$ 。EK 和 EMg

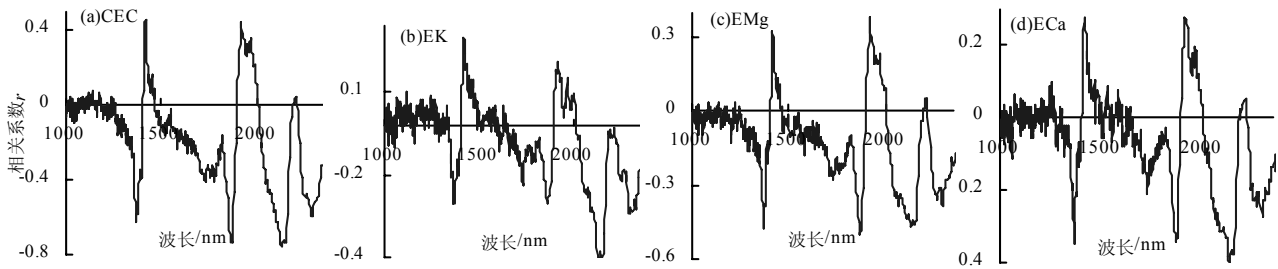


图3 各参数含量与光谱数据的相关系数曲线

Fig.3 The correlation coefficient curves between soil properties and the first derivative spectra

表2 各参数标定和验证模型统计信息

Tab.2 Statistics of calibration and validation model for each soil property

土壤参数	$R_c^2$	$R_{cv}^2$	$RMSEC$ (cmol·kg <sup>-1</sup> )	$RPD$	$RMSECV$ (cmol·kg <sup>-1</sup> )
CEC	0.96	0.92	0.41	3.69	0.50
EK	0.84	0.62	0.10	1.63	0.13
ECa	0.86	0.77	1.13	2.13	1.32
EMg	0.78	0.69	0.54	1.81	0.58

表3 各参数预测方程

Tab.3 The prediction equation for each soil property

土壤参数	回归方法	预测模型
CEC	PLSR	$Y=2.90-0.35x_{1897}-0.66x_{2168}-0.19x_{2410}$
EK	SMLR	$Y=0.09-3.493.78x_{1347}-5.175.43x_{1272}+5.830.86x_{1931}$
ECa	PLSR	$Y=1.70-0.43x_{2390}+0.42x_{1931}-0.41x_{1408}$
EMg	SMLR	$Y=2.43-29.740.7x_{1638}-30.216.4x_{1555}$

注： $x_i$ 表示在  $i$  nm 处的近红外光谱一阶导数值。

的预测模型的  $R_c^2$  和  $RMSEC$  依次为 0.84、0.10 cmol/kg 和 0.78、0.54 cmol/kg。

### 2.3 预测模型效果分析

预测模型建立后,留一法交叉验证用于对 4 种土壤变量的预测模型精度进行检验。各土壤变量预测模型的  $RMSECV$  依次为 0.50 cmol(+)/kg(CEC)、0.13 cmol/kg(EK)、1.32 cmol/kg(ECa) 和 0.58 cmol/kg(EMg); 确定系数 ( $R_{cv}^2$ ) 依次为 0.92、0.62、0.70、0.69。

## 3 讨论

由于土壤阳离子交换量和钾、钙、镁在近红外区间内没有主响应<sup>[3]</sup>,其含量不能通过 C-H、O-H 和 N-H 化学键的吸收直接确定。有研究表明<sup>[3-4, 14-15]</sup>在近红外光谱法分析中可以通过上述土壤变量与土壤有机质含量、黏粒等的协同相关性间接确定其在土壤中的含量变化。

本文利用 2~3 个敏感的近红外波段建立的荔枝园内土壤 CEC、ECa、EMg 和 EK 参量的预测模型,

其中 CEC 含量的光谱预测模型具有最好的预测效果。类似的结果在其他研究中也可以看到 ( $R^2 > 0.90$ )<sup>[3,19-21]</sup>,但与利用全波段光谱建模相比,本研究利用该变量与光谱一阶导数数据的相关系数选择 1 897、2 168 和 2 410 nm ( $r$  分别为 -0.77、-0.88 和 -0.55,  $p < 0.05$ ) 3 个敏感波段,上述波段的偏小二乘回归模型预测效果最好 ( $R_{cv}^2 = 0.92$ ;  $RPD = 3.69$ , 见表 2、图 4-a)。可能的解释是本研究中的 CEC 含量与土壤有机质含量、黏粒等有较好的相关性,且 CEC 含量具有较大的变异系数,且土壤样本采自同一种种植环境下。

ECa 含量的模型预测效果次之。2 390、1 931、1 408 nm 是 ECa 模型所选的波长 ( $r = -0.57$ 、0.70 和 -0.76;  $p < 0.05$ ),多元回归方法得到的 ECa 模型有较好的预测效果 ( $R_{cv}^2 = 0.77$ ;  $RPD = 2.13$ , 见图 4-c)<sup>[3]</sup>。

1 638 和 1 555 nm 是 EMg 光谱预测模型中所选择的波长 ( $r$  分别为 -0.76 和 -0.71;  $p < 0.05$ ),该光谱模型可以对 EMg 含量进行粗略的预测 ( $R_{cv}^2 = 0.69$ ;  $RPD = 1.81$ , 见图 4-d) 模型预测精度与 Chang 等<sup>[3]</sup>类似 ( $R_{cv}^2 = 0.71$ ;  $RPD = 1.78$ )。Bilgili 等<sup>[22]</sup>的研究中 EMg 预测模型的  $R^2$  介于 0.50~0.65 之间。但在 Zornoza 等<sup>[21]</sup>的研究中,EMg 预测模型  $R^2$  和  $RPD$  分别为 0.91 和 2.20。可能的解释是,后者研究中土壤 EMg 化学含量变化范围较大<sup>[22]</sup>,且分析样本同质<sup>[15]</sup>,使得模型的预测性能偏高。

EK 预测模型所选的光谱波段为 1 347、1 272 和 1 931 nm,预测模型与 CEC 和 ECa、EMg 预测模型相比,具有较低的  $R_{cv}^2$  和  $RPD$  值 ( $R_{cv}^2 = 0.62$ ;  $RPD = 1.63$ , 见图 4-b)。该模型可以对 EK 含量进行粗略的预测。这可能与土壤中 EK 含量与近红外光谱区间内主响应参数(有机质、黏性、水分等)的协同变异程度较低有关<sup>[3]</sup>。

总的来说,可以利用近红外光谱的少数敏感波段建模以预测荔枝土壤阳离子交换量和交换性钙含

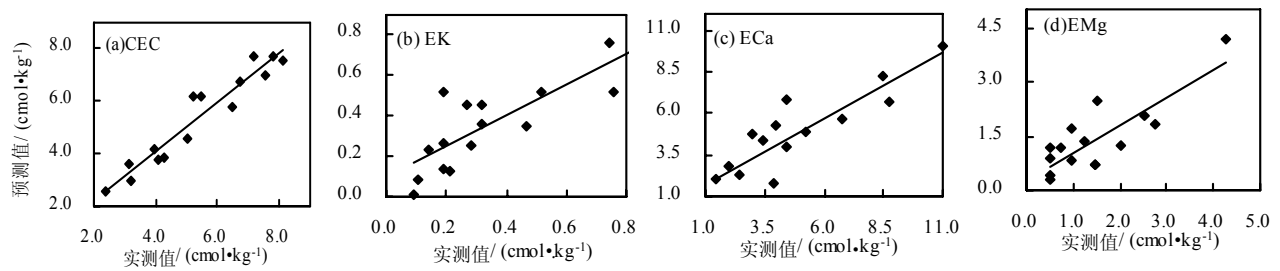


图4 预测值和实测值散点图

Fig.4 Scatter plot of predicted value and measured value for each property

量的变化,并能粗略预测交换性钾和交换性镁含量变化。这对实现荔枝园精细施肥具有重要作用。

## 4 结论

利用少数敏感波段,近红外光谱技术能很好地预测荔枝园树冠滴水线内的土壤阳离子交换量和交换性钙含量,并粗略预测土壤交换性 K 和 Mg 含量。光谱敏感波段的确定,为土壤成分光谱检测提供了快速而有效的探测手段。本研究试探性提出土壤 CEC、EK、ECa 和 EMg 含量预测的敏感波段,尚未探讨上述波段可以预测上述变量的内在原因。在以后的工作中,将对华南荔枝园土壤近红外光谱进一步研究,以指导荔枝精细施肥,实现低碳荔枝果业。

## 参考文献:

- [1] 林兰稳,郑煜基,罗薇,等.广东红壤赤红壤荔枝园土壤肥力状况及改良对策[J].热带亚热带土壤科学,1998,7(4):334-336.
- [2] Adamchuk V I, Hummel J W, Morgan M T, et al. On-the-go soil sensors for precision Agriculture [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2004, 44(1): 71-91.
- [3] Chang C W, Laird D A, Mausbach M J, et al. Near-Infrared reflectance spectroscopy principal components regression analyses of soil Properties[J]. Soil Science Society of American Journal, 2001(65): 480-490.
- [4] Riikka R, Asmund R. Application of near infrared reflectance (NIR) and fluorescence spectroscopy to analysis of microbiological and chemical properties of arctic soil[J]. Soil Biology and Biochemistry, 2007, 39(7): 1664-1673.
- [5] He Yong, Song Haiyan, Pereira Annia Garcia, et al. A new approach to predict N, P, K and OM content in a loamy mixed soil by using near infrared reflectance spectroscopy[J]. Advances in Intelligent Computing, 2005(3644): 859-867.
- [6] 朱登胜,吴迪,宋海燕,等.应用近红外光谱法测定土壤的有机质和pH值[J].农业工程学报,2008,24(6):196-199.
- [7] 汪善勤,舒宁,张海涛.土壤全氮田间 Vis/NIR 光谱测定方法研究[J].光谱学与光谱分析,2008,28(4):808-812.
- [8] 陈鹏飞,刘良云,王纪华,等.近红外光谱技术实时测定土壤中总氮及磷含量的初步研究[J].光谱学与光谱分析,2008,28(2):295-298.
- [9] 孙建英,李民赞,郑立华,等.基于近红外光谱的北方潮土土壤参数实时分析[J].光谱学与光谱分析,2006,26(3):426-429.
- [10] Li Min-zan. Evaluating soil parameters with visible spectroscopy [J]. Transactions of the CSAE, 2003, 19(5): 36-41.
- [11] 程发良,宁满霞,莫金垣,等.荔枝果实中微量元素测定的研究[J].光谱学与光谱分析,2002,22(4):676-678.
- [12] 王颖芳,陈水森,李丹,等.荔枝花芽分化期叶片的光谱特征及其养分预测[J].农业工程学报,2010,26(6):216-225.
- [13] 姚丽贤,许潮漩,莫启安,等.荔枝钾镁肥施肥技术研究[J].中国南方果树,2004,33(4):32-33.
- [14] Mouazen A M, Maleki M R, De Baerdemaeker J, et al. On-line measurement of some selected soil properties using a VIS-NIR sensor [J]. Soil and Tillage Research, 2007, 93(1): 13-27.
- [15] Bo Stenberg, Raphael A Viscarra Rossel, Abdul Mounem Mouazen, et al. Visible and near infrared spectroscopy in soil science[J]. Advances in Agronomy, 2010(107): 163-215.
- [16] 许禄.化学计量学方法[M].北京:科学出版社,2004:46-56.
- [17] 王惠文.偏最小二乘回归方法及其应用[M].北京:国防工业出版社,1999:1-169.
- [18] Saeys W, Mouazen A M, Ramon H. Potential for Onsite and Online Analysis of Pig Manure using Visible and Near Infrared Reflectance Spectroscopy[J]. Biosystems Engineering, 2005, 91(4): 393-402.
- [19] Dunn B W, Beecher H G, Batten G D, et al. The potential of near-infrared reflectance spectroscopy for soil analysis-a case study from the Riverine Plain of south-eastern Australia[J]. Australian Journal of Experimental Agriculture, 2002, 42(5): 607-614.
- [20] David J Brown, Keith D Shepherd, Markus G, et al. Global soil characterization with VNIR diffuse reflectance spectroscopy [J]. Geoderma, 2006(132): 273-290.
- [21] Zornoza R, Guerrero C, Mataix-Solera J, et al. Near infrared spectroscopy for determination of various physical, chemical and biochemical properties in Mediterranean soils[J]. Soil Biology and Biochemistry, 2008, 40(7): 1923-1930.
- [22] Bilgili A, Volkan Van Es H M, Akbas F, et al. Visible-near infrared reflectance spectroscopy for assessment of soil properties in a semi-arid area of Turkey[J]. Journal of Arid Environments, 2010(74): 229-238.

(英文摘要下转第 387 页)

## Study on Application of Data Fusion to Road Extraction

ZOU Lili , CUI Haishan\*

( Department of Geography , Guangzhou University , Guangzhou 510006 , China )

**Abstract** : With the two different remote sensing data sources ( SAR and SPOT multi-active spectrum ) , and through data preprocessing such as geometry correction , radiation correction and noise reduction, the paper makes a comparative analysis of the data fusion technology based on PCA ( Principal Component Analysis ) , BT( Brovey Transform ) , WT( Wavelet Transform ) and HPF( High-Pass Filtering ) , then extracts road from fused image and SPOT multi-active spectrum. The result shows that PCA and HPF have the best effect, where the vein is clear , the rate of wrong classification and miss classification are lower, WT comes the second, and BT has poor effect relatively. The original SPOT image does not extract road effectively , its wrong classification is 29.4% higher than that of PCA , and 18% higher than that of BT.

**Key words** : data fusion ; road extraction ; SAR ; SPOT multi-active spectrum

( 上接第 372 页 )

**Abstract ID** : 1001—5221 ( 2011 ) 04—0368—EA

## Study of Near Infrared Spectroscopy Assessment for Soil Exchangeable K , Ca , Mg and CEC in Lychee Orchard

LI Dan<sup>1,2,3</sup> , CHEN Shuisen<sup>2</sup> , CHEN Xiuzhi<sup>1,2,3</sup> , PENG Zhiping<sup>4</sup>

( 1 . Guangzhou institute of Geochemistry , Guangzhou 510640 , China ; 2 . Guangzhou institute of Geography , Guangzhou 510070 , China ;

3 . Graduate university of Chinese Academy of Sciences , Beijing 100049 , China ; 4 . Soil & Fertilizer Institute , Guangdong Academy of Agricultural Sciences , Guangzhou 510640 , China )

**Abstract** : A fast and convenient soil analytical technique is the basis of precision soil fertilization in lychee orchard. The main objective of this study was to evaluate the ability of near infrared spectroscopic ( NIR ) technique to predict soil Cation Exchange Capacity( CEC ) , exchangeable K( EK ) , exchangeable Ca( ECa ) and exchangeable Mg ( EMg ) contents of lychee orchard. 15 soil samples were collected within the dropline of lychee canopy of different lychee orchards in Northern Guangzhou during the period of the flower bud differentiation. Near-infrared spectra and the concentrations of soil properties were analyzed respectively. Calibrations models of the above-mentioned properties were developed based on stepwise multiple linear regression( SMLR ) and partial least squares regression( PLSR ) methods using the first derivatives of optical density [log 1/R ] for the spectral range from 1000 to 2500 nm. The cross-validation was used to validate the prediction accuracy of the estimation models. The results showed that the first difference of spectra could bring about better calibration than original spectra. CEC content was successfully predicted by NIR spectroscopy (  $R_c^2=0.96$  ;  $R_{cv}^2=0.92$  ; RMSECV=0.50 ; the ratio of prediction to deviation RPD=3.69 ). And the most sensitive wavebands were located at 1897 , 2168 and 2410 nm. The prediction for ECa came second (  $R_c^2=0.86$  ;  $R_{cv}^2=0.77$  ; RMSECV=1.32 ; RPD=2.13 ) with three wavebands at 2390 , 1931 and 1408 nm. The prediction model for K (  $R^2c=0.80$  ;  $R_{cv}^2=0.62$  ; RMSECV=0.13 ; RPD=1.63 ) and Mg (  $R_c^2=0.77$  ;  $R_{cv}^2=0.69$  ; RMSECV=0.58 ; RPD=1.81 ) were less accurate than the other two parameters with the wavebands at 1347 , 1272 , 1931 nm and 1638 , 1555 nm , respectively. Generally speaking , after wavelength selection by the optimum correlation , the prediction models obtained by the NIR spectroscopic data at 2-3 wavelengths could predict the CEC and Ca contents of soil samples collected within the dropline of lychee canopy. The prediction models of K and Mg were considered possible to make quantitative prediction. The above results would make sense to the detection of soil nutrients fast and conveniently and the practice of precision fertilization of lychee orchard.

**Key words**: Near Infrared Spectroscopy ( NIRS ); soil properties; exchangeable K; exchangeable Ca; exchangeable Mg; cation exchange capacity; lychee orchard