

# 高光谱遥感土壤湿度信息提取研究\*

刘伟东<sup>1,2,3</sup> Frédéric Baret<sup>2</sup> 张兵<sup>3</sup> 郑兰芬<sup>3</sup> 童庆禧<sup>3</sup>

(1 中国气象局北京城市气象研究所, 北京 100089)

(2 *Unité Climat, Sol et Environnement - Institut National de la Recherche Agronomique, Avignon 84914, France*)

(3 中国科学院遥感应用研究所遥感信息科学开放实验室, 北京 100101)

**摘要** 精准农作管理中土壤水分、土壤养分等的空间信息分布, 可通过高光谱遥感传感器获得。本文通过对土壤的光谱反射率与土壤的表面湿度进行分析, 比较 5 种方法在反演土壤表面湿度的能力, 并对小汤山精准农业试验区的土壤表面湿度进行高光谱填图, 建立了较为精细的土壤水分空间分布图, 对高光谱遥感在精准农业中深入应用进行了有效探索。

**关键词** 土壤表面湿度; 反射率; 高光谱遥感; 精准农业

中图分类号 P423. 7, X87 文献标识码 A

土壤水分是土壤的重要组成部分, 也是评价土壤资源优劣的主要特征之一, 它在陆地表面和大气之间的物质和能量交换方面扮演着重要角色。对于农业, 土壤水分是农作物发芽、生长发育的基本条件, 也是灌溉管理和产量预报模式中重要的参量, 尤其在精准农业中, 它是极为关键的数据信息。因此监测土壤水分一直是人们所关注的问题。

通常土壤水分的遥感监测主要从可见光-近红外、热红外及微波波段进行, 土壤水分的红外波段遥感和微波遥感是当前研究的主要热点。一般热红外波段所感测的是地表很薄的一层信息, 但也能够通过辐射平衡和热惯量估算表面层以下的土壤水分。微波遥感监测土壤水分是现在应用比较成功的, 具有广泛的应用前景。而在太阳光谱范围 (380~2 500 nm) 的光谱反射信息也能够用于估算土壤表层水分。

从可见光到近红外对土壤水分的估计多是建立在土壤湿度与反射率的关系上的。Bowers 和 Harks<sup>[1]</sup>与 Stoner 等<sup>[2]</sup>指出了随土壤水分的增加土壤光谱反射率在整个波长范围内降低, 尤其在 760 nm、970 nm、1 190 nm、1 450 nm、1 940 nm 和 2 950 nm 等水分吸收波段。而 Liu 和 Baret 等<sup>[3]</sup>的研究明确地表明, 土壤光谱反射率在一定的土壤水分临界值之下时随土壤湿度的增加降低, 当超过临界值后, 随土

壤水分的继续增加而增加, 这个临界值通常大于田间持水量。Bowers 等<sup>[4]</sup>指出土壤水分含量与水分在吸收波段的吸收强度之间具有很好的线性相关关系。Dalal 等<sup>[5]</sup>通过使用近红外波段的吸收系数准确地预测了一系列土壤的水分含量。短波热红外的 TM 卫星影像也被用于估测日本北部的土壤水分含量<sup>[6]</sup>。虽然这些经验的方法对于估算相对应的土壤表面水分含量是有效的, 但这些关系应用于其他条件(如不同种类土壤、较大的湿度变化水平)时却面临很多困难。这是由于土壤的光谱反射率与土壤的组成成分(土壤湿度、有机质、氧化铁和粘土矿物等)的含量及其在土壤中的分布有关, 并且具有最佳确定系数的波段往往取决于土壤类型。

微分技术处理“连续”的光谱是遥感中常用的数学方法, Demetriades 等<sup>[7]</sup>综述了遥感中高光谱分辨率微分光谱的应用潜力, 并且指出, 如果目标物的光谱由不同成分的贡献构成, 则使用微分技术能部分消除低频光谱成分的影响。现在微分光谱已广泛地应用于研究植被的生物物理参数、矿物和有机质等。许多研究<sup>[8-11]</sup>使用一阶微分光谱去识别针叶树种与估计化学成分含量。Xiang 等<sup>[12]</sup>使用一阶微分光谱监测水稻“红边”的变化和研究作物的类型。然而利用微分光谱对土壤的研究却鲜见报道。

本研究评价通过光谱反射率对土壤表层水分估

\* 北京市科委《奥运会气象保障科学技术试验与研究》项目资助

作者简介: 刘伟东(1973~), 男, 2002 年中国科学院遥感应用研究所博士毕业, 现主要从事城市生态、城市遥感等研究

收稿日期: 2003-06-27; 收到修改稿日期: 2004-02-04

测的五种方法, 并对小汤山精准农业试验区的土壤表面湿度进行高光谱图像填图。

## 1 材料与方 法

由于需采集的土壤只限于在实验室内使用, 故此处对土壤采样可以不考虑土壤属性空间分布的不均匀性。1999 年和 2000 年, 在中国与法国境内取得大量不同种类(150 种)的表层土壤(0~10 cm), 风干后, 剔出土壤以外的侵入体(如植物残茬、石粒、砖块等杂质)和新生体(如铁锰结核和石灰结核等), 适当磨细, 过 2 mm 孔径筛, 充分混匀, 装入容器待用。取 18 种具有很大差异的土壤作为研究土样, 一份用于实验室化学分析, 另一份用于土壤光谱的测量。其中 9 种土壤作为建模数据建立预测模型, 另 9 种土壤作为检验样本评价所建模型的预测精度与能

力, 它们的特性参数列于表 1。土壤样本分别放置于半径 5 cm、深 1.5 cm(认为是光学上无限厚)的小金属盒内, 然后缓缓从盒边注入蒸馏水直至土壤达到饱和状态。在土壤表面的自由水消失后(约注水之后 24 h), 在土壤变干的过程中频繁对土壤反射率进行测量。

光谱测量在一个能控制光照条件的暗室内进行, 二向反射率通过 ASD Pro FR 2 500 便携式光谱仪获得, 其光谱范围为 350~2 500 nm。在 350~1 000 nm 范围内采样间隔为 1.4 nm, 在 1 000~2 500 nm 范围内为 2 nm。输出波段数为 2 150(重采样间隔为 1 nm)。采用 8° 视场角的传感器置于离土壤样本表面 0.4 m 的垂直上方。30 cm×30 cm 的白色参考板用于获取绝对反射率。一个 1 000 W 的卤光灯距土壤表面 0.7 m 天顶角 15° 提供到土壤样本几乎平行的光线。该装置用于减小土壤粗糙度造成的阴影的影响。

表 1 18 种土壤的特性参数

Table 1 Characteristics of the 18 soils considered

样本 Sample	土壤编号 Soil code	有机质 Organic matter	碳酸钙 Calcium carbonate	氧化铁 Iron oxides	Munsell 颜色 Munsell color	砂粒 Sand	粉粒 Silt	粘粒 Clay	容重 Bulk density
建模样本	1	14	0	9	10YR 3/3	39	30	31	1.10
Calibration samples	2	22	120	15	7.5 YR 3/4	29	32	39	1.22
	3	17	210	7	10YR 3/4	44	25	31	1.32
	4	12	70	9	10YR 4/4	29	25	46	1.05
	5	9	30	7	10YR 5/4	63	15	22	1.40
	6	15	40	21	10YR 4/6	37	36	27	1.35
	7	7	20	11	10YR 7/3	46	30	24	1.46
	8	18	250	4	10YR 4/2	16	22	62	1.12
	9	12	270	4	2.5 Y 7/1	16	26	58	1.12
	检验样本 Evaluation samples	10	14	20	8	10YR 2/3	37	26	37
11		11	30	9	10YR 6/3	45	27	28	1.21
12		18	130	7	10 YR 2/3	37	25	38	1.33
13		10	90	7	10YR 4/4	25	37	38	1.37
14		10	160	5	10 YR 6/3	37	21	42	1.31
15		8	200	18	7.5YR 4/6	54	26	20	1.48
16		6	0	9	7.5YR 4/3	49	23	28	1.45
17		17	220	5	10YR 5/2	15	23	62	1.58
18		28	240	3	2.5 Y 5/1	19	30	51	1.33

通过土壤反射率反演土壤水分含量的一项重要内容是减小混杂的背景因素的影响。本文主要研究

了 5 种方法: 第一种方法使用标准化反射率方法来减小土壤类型的影响, 此处称之为相对反射率方法,

仅使用一个波段;第二种与第三种方法主要使用反射率与  $A$  (反射率倒数的对数) 的一阶微分光谱来减小背景噪声的影响, 分别称为反射率一阶微分方法与  $A$  (反射率倒数的对数) 一阶微分方法;第四种与第五种方法与微分光谱方法类似, 主要应用两个波段的反射率的差值与  $A$  (反射率倒数的对数) 的差值, 这两个波段不必是连续的。

### 1.1 相对反射率方法

为减小土壤类型对光谱反射率的影响, 将湿润土壤在土壤含水量  $\theta$  时的土壤光谱反射率  $R_{(\theta, \lambda)}$  除以干土的光谱反射率  $R_{(0, \lambda)}$  以进行标准化。此处认为相对反射率为土壤水分含量的指数函数, 可得:

$$\frac{R_{(\theta, \lambda)}}{R_{(0, \lambda)}} = a_{(\lambda)} + (1 - a_{(\lambda)}) \cdot e^{-b_{(\lambda)} \cdot \theta} \quad (1)$$

由于我们所关心的是估计土壤含水量而不是土壤反射率的模拟, 式(1)可以变换为:

$$\theta = -\frac{1}{b_{(\lambda)}} \log \left[ \frac{\frac{R_{(\theta, \lambda)}}{R_{(0, \lambda)}} - a_{(\lambda)}}{1 - a_{(\lambda)}} \right] \quad (2)$$

式(2)将用于评价所有波段, 选择反演土壤水分的最佳波段。

### 1.2 微分光谱方法

反射率的一阶微分  $\frac{dR_{(\theta, \lambda)}}{d\lambda}$  通过式(3)有限差分进行:

$$\frac{dR_{(\theta, \lambda)}}{d\lambda} \approx \frac{R_{(\theta, \lambda_{i+1})} - R_{(\theta, \lambda_i)}}{\lambda_{i+1} - \lambda_i} = \frac{\Delta R_{(\lambda_i, \lambda_{i+1})}}{\Delta \lambda} \quad (3)$$

其中  $\lambda_i$  与  $\lambda_{i+1}$  是光谱仪测定反射率的两个相邻的波长, 取样间隔是 2 nm。考虑到吸收过程与方程的非线性, 定义  $A$  (反射率倒数的对数),  $A_{(\theta, \lambda)} = \log(1/R_{(\theta, \lambda)})$ , 它的一阶微分也被考虑进来。

$$\frac{d(A_{(\theta, \lambda)})}{d\lambda} \approx \frac{A_{(\theta, \lambda_{i+1})} - A_{(\theta, \lambda_i)}}{\lambda_{i+1} - \lambda_i} = \frac{\Delta A_{(\lambda_i, \lambda_{i+1})}}{\Delta \lambda} \quad (4)$$

而反射率或  $A_{(\theta, \lambda)}$  的一阶微分与土壤水分含量存在线性关系, 表示为:

$$\theta = a_{R(\lambda)} + b_{R(\lambda)} \cdot dR_{(\lambda_i, \lambda_{i+1})} \quad (5)$$

$$\theta = a_{A(\lambda)} + b_{A(\lambda)} \cdot dA_{(\lambda_i, \lambda_{i+1})} \quad (6)$$

类似于第一种方法, 选择估算土壤水分的最佳波段。

### 1.3 差分方法

微分技术主要是基于两个相邻波段得到的反射率或  $A$  (反射率倒数的对数) 的一阶微分。假如一阶微分对土壤水分很敏感而对背景的干扰信号不敏感

时, 那么它们能够提供较好的预测结果。然而, 两个不连续波长的反射率或  $A$  (反射率倒数的对数) 的差分能够增强与土壤水分的敏感性而降低与背景干扰信号的敏感性, 因此可评价使用反射率或  $A$  (反射率倒数的对数) 的差分估算土壤水分的性能。定义反射率差分为  $\Delta R_{(\theta, \lambda_i, \lambda_j)}$ ,  $A$  (反射率倒数的对数) 差分为  $\Delta A_{(\theta, \lambda_i, \lambda_j)}$ , 表示如下:

$$\Delta R_{(\lambda_i, \lambda_j)} = R_{(\lambda_j)} - R_{(\lambda_i)} \quad (7)$$

$$\Delta A_{(\lambda_i, \lambda_j)} = A_{(\lambda_j)} - A_{(\lambda_i)} \quad (8)$$

此处  $\lambda$  与  $\lambda_j$  是两个不同波长。土壤湿度根据以下的式子估算:

$$\theta = a_{R(\lambda_i, \lambda_j)} + b_{R(\lambda_i, \lambda_j)} \cdot \Delta R_{(\lambda_i, \lambda_j)} \quad (9)$$

$$\theta = a_{A(\lambda_i, \lambda_j)} + b_{A(\lambda_i, \lambda_j)} \cdot \Delta A_{(\lambda_i, \lambda_j)} \quad (10)$$

当  $\lambda_j = \lambda_{i+1}$  时, 差分方法即微分方法。

如上所述, 预测的结果通过均方根误差 (Root Mean Square Error, RMSE) 进行评价, 具有最小 RMSE 的光谱波段或波段组合为所选择的波段或波段组合。

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\theta - \hat{\theta})^2} \quad (11)$$

$\hat{\theta}$  和  $\theta$  分别为测定的土壤水分含量与估算的土壤水分含量,  $n$  是土壤湿度样本数目。

## 2 数据分析与处理

### 2.1 波段选取

高光谱数据由于能够以很高的光谱分辨率在光谱区域内连续地取样, 故其能够提供几乎整个波段的辐射信息。然而对于给定的物质的特性, 只有有限的波段可能与物质的一些特性具有较高的敏感性, 而使用所有的波段需要进行大量的工作, 只会导致计算量的增加, 甚至是对计算结果起到干扰作用, 很可能使我们达不到预期的目的。因此, 对于特定的研究目标, 有必要选择最佳的光谱波段或其组合对物质的特性进行反演。

本研究的第一步, 我们选择最适合的波段对土壤水分进行估算。通过调整式(2)、(5)、(6)、(9)和(10)的参数对建模数据进行分析, 得到最佳波段或最佳波段组合。

图1为使用相对反射率、反射率的一阶微分、 $A$  (反射率倒数的对数) 的一阶微分对土壤水分在整个波段范围内的预测结果, 具有最小 RMSE 的光谱波段即为最佳波段。

表 2 5 种方法预测性能比较(RMSE,  $R^2$ )  
 Table 2 Performances (RMSE,  $R^2$ ) of the five approaches investigated

方法 Approach	波长 <sup>1)</sup> Wavelength (nm)		系数 Coefficients (建模数据系列 calibration dataset)		建模数据 Calibration		检验数据 Evaluation	
	$\lambda_1$	$\lambda_2$			RMSE <sup>2)</sup>	$R^{2\ 3)}$	RMSE <sup>2)</sup>	$R^{2\ 3)}$
	相对反射率 Relative reflectance	1 944		$a = -0.216 1$	$b = 4.707$	0.056	0.73	0.083
反射率一阶微分 First derivative reflectance	1 834	1 836	$a_R = 0.023 45$	$b_R = -1.482 5$	0.041	0.84	0.080	0.63
A 一阶微分 First derivative absorbance	1 628	1 630	$a_A = -0.041 30$	$b_A = -214.4$	0.026	0.94	0.064	0.88
反射率差分 Reflectance difference	2 250	2 062	$a_R = 0.170 5$	$b_R = 3.826$	0.040	0.85	0.076	0.69
A 差分 Absorbance difference	1 628	1 630	$a_A = -0.041 3$	$b_A = -214.4$	0.026	0.94	0.064	0.88

1) 结果只列出最佳的波段组合 Only the results of the best wavelands combination are presented; 2) RMSE: 均方根误差 Root Mean Square Error; 3)  $R^2$ : 拟合度 Goodness of fit

从图 1 可以看出, 相对反射率方法(式(2))除了在 1 450 nm 与 1 940 nm 这两个水分强吸收波段表现出对土壤水分较好的预测能力, 在其他波段部分变化比较平缓, 效果也不是太好, 具有最小 RMSE 的波段是 1 944 nm (RMSE= 0.056)。这个结果与 Liu 等<sup>[3]</sup> 研究结论一致: 在土壤水分含量较低时, 相对反射率对土壤水分估算具有最佳表现的波段对应于强烈的水分吸收波段, 但这种方法对于估算不同土壤的土壤湿度时, 误差较大。

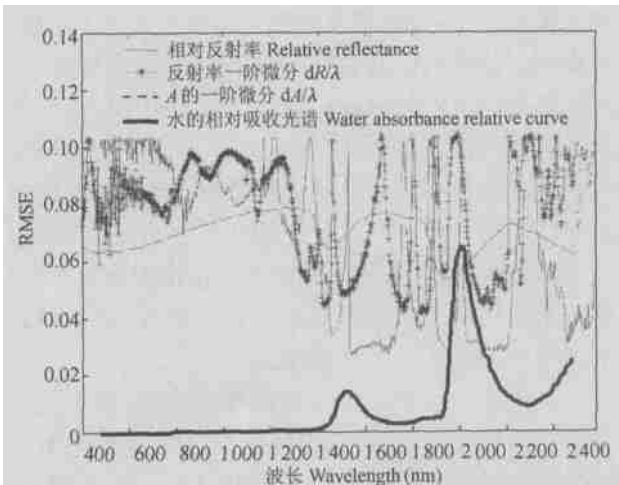


图 1 对于建模样本, 土壤水分 RMSE 随波长的变化  
 Fig 1 Variation of soil moisture RMSE (relative reflectance, first reflectance and absorbance derivatives) with wavelength

对于微分方法(式(5)与式(6)), 如图 1, 其对土壤水分的预测的 RMSE 作为波长的函数剧烈地变化, 在小于 1 300 nm 的较短波长部分水分不吸收或吸收很弱, RMSE 比相应波长的相对反射率方法预测的 RMSE 高, 而 A (反射率倒数的对数) 的微分在该波段与土壤水分的关系也是不敏感的。在 1 300 nm 后, 水分的吸收变得强烈, 用微分方法得到的 RMSE 随波长的变化剧烈变化且与水分的吸收具有密切关系, 最小的 RMSE 出现在水分吸收带的边缘, 相反, 最大的 RMSE 出现在水分吸收最强与最弱的光谱波段。类似于在短波, A (反射率倒数的对数) 的微分在该波段区域几乎不存在或为 0。由于吸收过程是非线性的, 总体来说, A (反射率倒数的对数) 的微分光谱比反射率的微分光谱对土壤水分的预测能力要强。对于反射率微分方法, 具有最小 RMSE (RMSE= 0.041) 的波段是 1 835 nm, 而对于吸收系数的微分光谱方法, 具有最小 RMSE (RMSE= 0.026) 的波段是 1 628 nm。

差分光谱方法(式(9)与式(10))用于选取预测土壤水分的最佳的光谱波段组合。图 2 与图 3 分别给出了应用反射率差分方法与 A (反射率倒数的对数) 的差分方法预测的土壤水分 RMSE 分布的特征。从图 2 可以看到, (1) 可见光与近红外低于 1 300nm 的光谱区域, 如预期的一样, 具有较差的预测结果, RMSE 均较大, 原因在于该光谱区域缺乏显著的水分吸收波段; (2) 当两个波段相对接近时, RMSE 值通

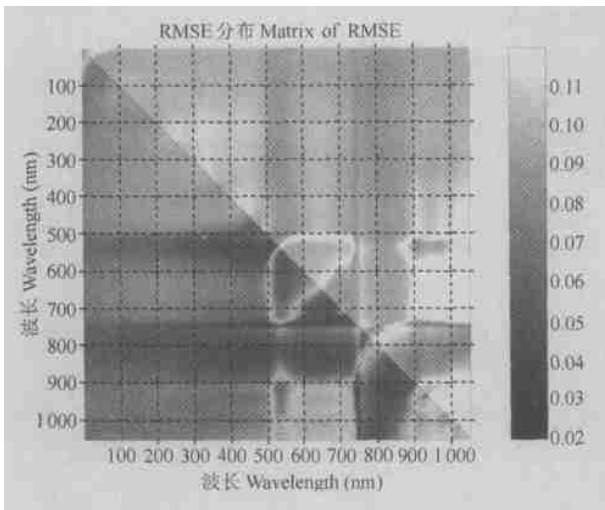


图2 对于建模样本应用反射率差分方法计算得到的土壤水分RMSE在不同波段组合的分布(下三角为应用建模数据)与相应关系应用到测试样本得到的RMSE分布(上三角为应用测试数据)

Fig. 2 Distribution in different band combination of soil moisture RMSE obtained from calculation of the calibration data set using the reflectance difference approach (lower left triangle) and RMSE from correlation to corresponding evaluation data set (upper right triangle)

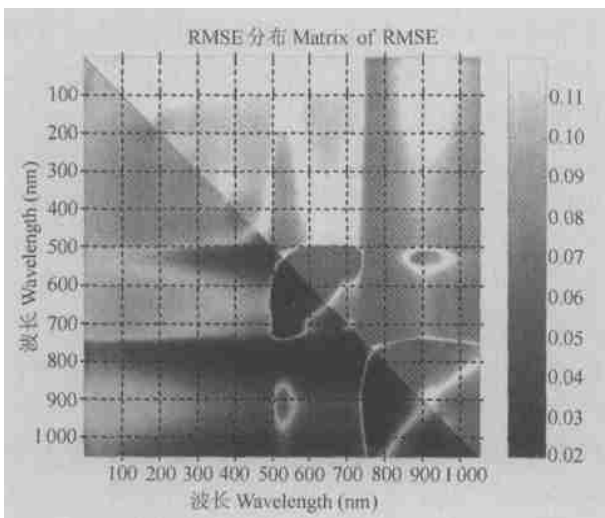


图3 对于建模样本应用A(反射率倒数的对数)差分方法计算得到的土壤水分RMSE在不同波段组合的分布(下三角为应用建模数据)与相应关系应用到测试样本得到的RMSE分布(上三角为应用测试数据)

Fig. 3 Distribution in different band combination of soil moisture RMSE obtained from calculation of the calibration data set using the absorbance difference approach (lower left triangle) and RMSE from correlation to corresponding evaluation data set (upper right triangle)

常较小,这些点接近图中的对角线,这也说明波长越接近,干扰作用就越小;(3)约在1450 nm与1900

nm附近形成的两个线形区域,具有较小的RMSE值,它们明显地对应于水分吸收波段。如图3所示,当使用A(反射率倒数的对数)的差分时,与反射率差分方法相比,对应波段组合的RMSE得到明显降低,这肯定了土壤水分与土壤反射率之间的关系的非线性特征,对于吸收系数的差分,最小的RMSE(RMSE=0.026)对应于1630 nm与1628 nm的波段组合,同一阶微分光谱的选择一样,这也说明A(反射率倒数的对数)一阶微分的意义。然而,图3也展示了一个围绕该波长范围的很大一个区域具有较低的RMSE。对于反射率差分方法,在2100 nm附近也具有较好的预测能力,最小的RMSE值是0.04,是波长2062 nm与2250 nm的组合,这个波段组合具有比反射率一阶微分好的预测能力。

## 2.2 土壤湿度高光谱图像填图

航空飞行实验区在北京市小汤山精准农业示范区,地处北纬 $40^{\circ}10'31'' \sim 40^{\circ}11'18''$ ,东经 $116^{\circ}26'10'' \sim 116^{\circ}27'05''$ ,地势平坦,地块整齐,面积约167  $\text{hm}^2$ ,主要种植作物为小麦。研究区还包括很大面积的耕翻过的裸土、未耕翻的残茬地、干涸的养鱼池等地物。

2001年4月26日,利用实用型模块化成像光谱仪(OMIS)搭载在运五-B飞机上获取了128个波段高光谱遥感图像,以及配套的地面准同步定点的光谱测量(定标白布和黑布),飞行高度约1000 m,像元地面分辨率约3 m。OMIS安装在一个高精度陀螺稳定平台上,确保了飞行的稳定性,同时姿态记录系统和GPS定位系统可以提供高精度的飞行参数和定位数据,使得高精度的图像几何纠正成为可能。与高光谱遥感图像获取同步进行地面光谱测量,使用的仪器为ASD Fieldspec FR2 500光谱仪,该光谱仪的采样间隔为1.4 nm和2 nm。本文主要使用试验中测得的定标白布与黑布的反射光谱以进行图像的光谱反射率反演。试验中使用了 $9 \text{ m} \times 9 \text{ m}$ 的黑布与白布各一块,布置在相对平坦的闲置地里,可以很容易地从图像上确定其对应的纯像元,从而保证了图像反射率转换的高精度。

采用第三航带的高光谱图像,利用统计方法对该航带进行灰度调整,即辐射校正,以改善该航带内部同类相邻地物的灰度差异。经过灰度调整后,可以对图像光谱重建。此处采用经验线性法,实验中以白布和黑布作为高、低反射体定标源,利用其地面同步测量光谱R和图像对应纯像元的DN值建立线性定标方程: $R = k \times DN + b$ ,对460~2500 nm波

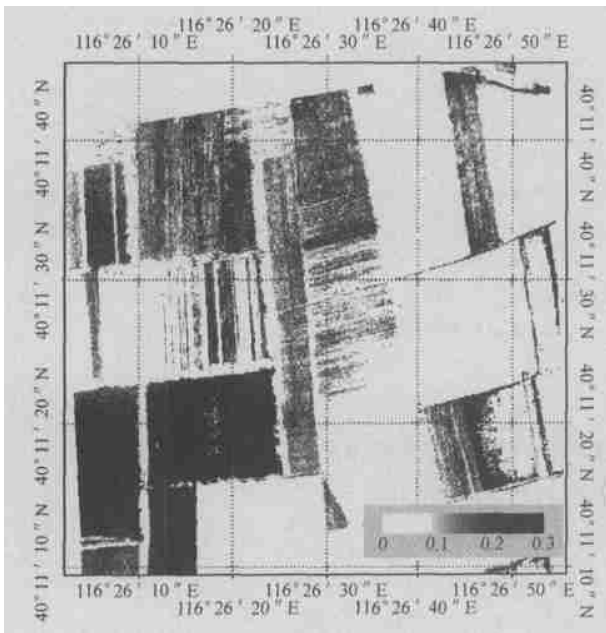


图 4 土壤表面湿度填图

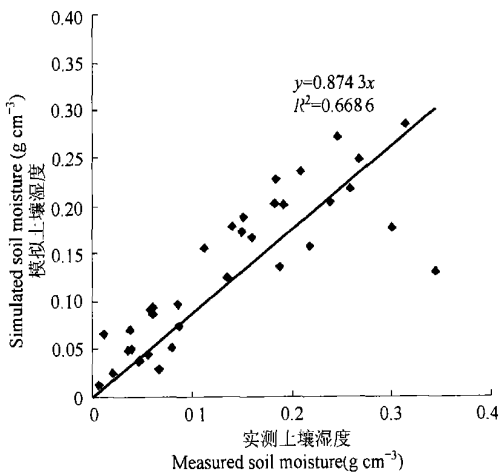
Fig. 4 Map of soil surface moisture( $\text{g cm}^{-3}$ )

图 5 模拟土壤湿度与实测土壤湿度的比较

Fig. 5 Comparison between measured soil moisture and simulated soil moisture

长范围共 128 个波段进行定标, 获得反射率图像。以下处理与分析均是基于这 128 个波段光谱反射率图像进行的。

由于受遥感平台等因素的影响, 遥感图像不可避免地存在几何畸变。为保证定位的准确性, 首先利用机载姿态和 GPS 数据对 OMIS 高光谱图像进行粗纠正。然后, 利用纠正好的 0.25 m 高空间分辨率的航片作为基准图, 选取 50 组控制点作进一步纠正。选取  $621 \times 621$  像素大小的区域, 包含有大量的

裸露土壤。

首先, 对所选取的反射率图像利用 NDVI 进行植被与非植被的分离, 然后进行土壤与水体的分离。选取植被亮度值较大的通道 35 (850 nm) 与亮度较低的通道 18 (660.8 nm) 建立归一化植被指数 (式 (12))。

$$\text{NDVI} = \frac{\text{CH}35 - \text{CH}18}{\text{CH}35 + \text{CH}18} \quad (12)$$

在划分植被与非植被时, NDVI 的门限值取 0.25, 当  $\text{NDVI} \geq 0.25$  时, 为植被区。对植被区进行掩膜, 剩下为非植被区, 包括大面积的裸露土壤、麦田中的裸露部分及一些田埂、道路、废弃的鱼塘, 另外, 还有部分水体。因此需对非植被区进行土壤与非土壤的划分, 此处仍然使用 NDVI, 当  $\text{NDVI} < 0$  时, 认为是非土壤, 对其进行掩膜, 剩下的部分可以认为是土壤。

对于土壤表面湿度的反演, 采用反射率差分方法 (式 (10))。图 4 为土壤水分含量的空间分布图, 同时在地面取样 36 个进行土壤湿度测量, 实测数据与图像反演数据如图 5 所示, 可以看出, 该式应用于图像也有较好的效果, 但在土壤湿度较大时, 模拟效果不是太好。

### 3 结 论

通过使用相对反射率方法、一阶微分方法、差分方法对土壤表面湿度进行预测并且进行验证, 结果表明, 从总体上看, 反射率倒数的对数的一阶微分与差分方法对土壤水分的预测能力较强。另外尝试了对高光谱遥感图像进行土壤表面湿度填图, 建立了较为精细的土壤表面湿度空间分布图, 这对于高光谱遥感在精准农业中的应用是一种有效的探索。

### 参 考 文 献

- [1] Bowers S A, Hanks R J. Reflection of radiant energy from soil. *Soil Science*, 1965, 100: 130~138
- [2] Stoner E R, Baumgardner M F. Characteristic variations in reflectance of surface soils. *Soil Sci. Soc. Am. J.*, 1981, 45: 1161~1165
- [3] Liu W D, Baret F, Gu X F, *et al.* Relating soil surface moisture to reflectance. *Remote Sens. Environ.*, 2002, 81(2/3): 238~246
- [4] Bowers S A, Smith S J. Spectrophotometric determination of soil water content. *Soil Sci. Soc. Am. Proc.*, 1972, 36: 978~980
- [5] Dalal R C, Henry R J. Simultaneous determination of moisture, organic carbon, and total nitrogen by infrared reflectance spectrometry. *Soil Sci. Soc. Am. J.*, 1986, 50: 120~123

- [ 6 ] Hatanaka T, Nishimune A, Nira R. Estimation of available moisture holding capacity of upland soils using Landsat TM data. *Soil Sci. Plant Nutr.*, 1995, 41: 577~ 586
- [ 7 ] Demetriades-Shah T H, Steven M D, Clark J A, *et al.* High resolution derivative spectra in remote sensing. *Remote Sens. Environ.*, 1990, 33(1): 55~ 64
- [ 8 ] Gong P, Pu R L, Miller J R, *et al.* Correlating leaf area index of ponderosa pine with hyperspectral CASI data. *Can. J. Remote Sens.*, 1992, 18 (4): 275~ 292
- [ 9 ] Gong P, Pu R L, Yu B, *et al.* Conifer species recognition: An exploratory analysis of in situ hyperspectral data. *Remote Sens. Environ.*, 1997, 62:189~ 200
- [ 10 ] Martin M E, Aber J D. Estimation of forest canopy lignin and nitrogen concentration. *Ecosystem Ecological Applications*, 1997, 7: 441~ 443
- [ 11 ] Martin M E, Newman S D, Aber J D, *et al.* Determining forest species composition using high spectral resolution remote sensing data. *Remote Sens. Environ.*, 1998, 65: 249~ 254
- [ 12 ] Xiang Y Q, Liu W D, Wu C S, *et al.* Crop type with hyperspectral technique. *SPIE Proceedings*, 1998, 3502: 124~ 128

## EXTRACTION OF SOIL MOISTURE INFORMATION BY HYPER SPECTRAL REMOTE SENSING

Liu Weidong<sup>1,2,3</sup> Frédéric Baret<sup>2</sup> Zhang Bing<sup>3</sup> Zheng Lanfen<sup>3</sup> Tong Qingxi<sup>3</sup>

(1 *Beijing Institute of Urban Meteorology, China Meteorological Administration, Beijing 100089, China*)

(2 *Unité Climat, Sol et Environnement Institut National de la Recherche Agronomique, Avignon 84914, France*)

(3 *Institute of Remote Sensing Applications, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China*)

**Abstract** Development of precision farming calls urgently for remote sensing techniques capable of providing timely accurate ground information. Estimation of soil moisture from reflectance measurements in the solar spectral domain (400~ 2500 nm) was investigated. For this purpose, 18 soils representing a large range of permanent characteristics were gathered for the test. Reflectance data were measured in the laboratory during the soil drying process with a high spectral resolution spectroradiometer. Five approaches were compared. The first one was based on single-band reflectance and on calibration of the reflectance data by the reflectance of the corresponding soil under dry conditions, the second and the third approaches on either reflectance derivatives or absorbance derivatives and the fourth and fifth approaches on differences between reflectance and absorbance observed in two non consecutive bands.

In the first step, the relationships were calibrated over half the dataset (nine soils) with emphasis on selection of the most pertinent spectral bands. Results showed that, for the first approach, the bands corresponding to the highest water absorption capacities (1944 nm) yielded the best soil moisture retrieval performance. For the second and third approaches, the bands corresponding to sharp edges of the water absorption features performed better (1834 nm for the reflectance derivatives and 1622 nm for the absorbance derivatives). The fourth and fifth approaches could be considered as a generalization of the derivative approach when bands were no longer consecutive. The best performance was achieved when the bands were not too far apart. The best overall retrieval performances were achieved with the absorbance derivatives and the absorbance difference, confirming the non linear character of the relationship between soil moisture and reflectance.

The previously calibrated relations were tested against the evaluation dataset obtained from the nine remaining soils. The results showed additionally that calibration of the reflectance values by that observed under dry conditions was only partly minimizing impact of soil type. The best performances for the lowest soil moisture values ( $< 0.20 \text{ g cm}^{-3}$ ) were obtained with the reflectance derivatives. However, because of the non-linear behaviour for the highest soil moisture values, the absorbance derivatives and absorbance difference provided the best estimation of these moisture levels. With the relations set between reflectance and moisture, soil moisture was conversed from airborne remote sensing images.

**Key words** Soil moisture; Reflectance; Hyperspectral remote sensing; Precision agriculture