

基于 HJ-1 卫星的农田土壤有机质含量监测

王祥峰^{1,2}, 蒙继华^{2*}

(1. 辽宁工程技术大学摄影与地理科学学院, 辽宁 123000; 2. 中国科学院遥感与数字地球研究所, 北京 100101)

摘要: 土壤状况是决定农田潜在生产力的主要因素, 土壤性状及肥力状况信息可以为精准农田管理提供响应依据。利用遥感技术监测土壤养分含量是一种快速、准确、高效、经济的方法。以农田土壤有机质为研究对象, 以 HJ-1 卫星数据为数据源, 采用多元线性回归分析方法, 构建有机质含量地面监测模型, 通过直方图匹配方法求地面监测模型与 HJ-1 卫星监测模型之间的傅里叶转换函数, 将地面监测模型应用到 HJ-1 卫星数据, 并构建有机质含量遥感监测模型。实现了利用 HJ-1 卫星遥感数据对试验区土壤有机质含量进行监测。该模型监测结果与地面实际养分具有良好的线性关系, 其决定系数 0.93, 标准差 0.57%。在保持了较高精度的同时, 避免了其他高光谱模型数据过于昂贵的问题, 实现了有机质含量快速、经济监测, 易于在农业中应用。

关键词: 遥感; 土壤; 有机质; 直方图匹配; 数字农业

doi: 10.3969/j.issn.1002-6819.2014.08.012

中图分类号: TP79

文献标识码: A

文章编号: 1002-6819(2014)-08-0101-08

王祥峰, 蒙继华. 基于 HJ-1 卫星的农田土壤有机质含量监测[J]. 农业工程学报, 2014, 30(8): 101—108.

Wang Xiangfeng, Meng Jihua. Mapping soil organic matter content in field using HJ-1 satellite image[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2014, 30(8): 101—108. (in Chinese with English abstract)

0 引言

农田土壤是主要的碳来源^[1-2]。土壤养分状况决定了农田潜在生产力, 土壤性状及肥力状况信息可以为精准农田管理提供响应依据^[3]。通过改善土壤有效氮、作物养分、地块以及土壤有机质含量等土壤肥力指标可以提高作物产量^[4]。为满足精准农业和土壤碳监测, 对高密度土壤有机质含量分布图的需求越来越大^[5]。

遥感信息具有覆盖范围大、探测周期短、现时性强的特点, 为土壤有机质快速、准确、动态获取提供了可靠的技术手段^[6]。遥感技术在精准农业中有很广泛的应用^[7-8], 其监测结果能够满足精准农业和土壤碳监测对高密度土壤养分分布图的需求^[9-10]。

早在 20 世纪 80 年代, 人们利用遥感技术监测土壤有机质并最初应用到精准农业的研究中, 使用的波段是可见光、近红外波谱中的主要波段^[11]。随后 Geonics EM-38 电磁波传感器引入, 遥感在精

准农业中有了重大突破。近 15 a 来, 人们通过可见光、近红外和短波红外对土壤有机质进行定量分析^[12-16]。随着遥感技术的发展, 高光谱遥感凭借其光谱分辨率高的特性很好应用在土壤养分信息定量获取方面^[17-20], 在土壤有机质监测中的作用越来越大, 在实验室光谱反演中取得了较好的成果^[21-23]。

彭玉魁等采用近红外光谱分析法, 通过寻找最佳脉冲点组合, 对黄土土壤有机质含量进行评价^[24]。张素梅等通过多种地形因子和遥感植被指数构建土壤养分空间分布预测模型, 并结合回归克里金方法对试验区有机质含量进行监测, 其预测精度分别提高了 45%^[25]。Christine Hbirkou 等通过机载高光谱成像仪对刚播种后的裸土进行观测, 利用偏最小二乘回归分析构建模型, 绘制了 8 m×8 m 分辨率的土壤有机质含量分布图^[26]。卢鹏等对室内实测光谱数据用偏最小二乘回归和多元线性回归方法建立土壤有机质预测模型, 并通过试验区高光谱卫星影像建立土壤养分分布图^[27]。王小攀等通过室外实测土壤光谱与土壤有机质关系, 利用单相关分析和线性回归等统计学方法, 构建土壤有机质含量预测模型, 应用 Hyperion 高光谱遥感影像, 绘制了土壤有机质含量分布图^[28]。刘焕军等利用高光谱仪实测土壤光谱反射率, 对比分析多种光谱曲线的变换形式与土壤养分信息相关性, 发现有机质与光谱反射率导数对数微分的相关性较好, 并建立了土壤有

收稿日期: 2013-12-31 修订日期: 2014-03-20

基金项目: 中国科学院重点部署项目课题 (CXJQ120104); 国家自然科学基金面上项目 (41171331)

作者简介: 王祥峰, 男, 辽宁丹东人, 从事农业遥感研究。辽宁 辽宁工程技术大学, 123000。Email: wangxiang2008feng@126.com

*通信作者: 蒙继华 (1977—), 男, 新疆石河子人, 博士, 副研究员。从事精准农业遥感应用技术研究。北京 中国科学院遥感与数字地球研究所, 100101。Email: mengjh@irsa.ac.cn

机质的预测模型^[29-30]。学者们的研究主要使用机载、星载高光谱遥感影像,但高光谱数据价格较高,在中国农业中的推广受到限制。

本研究选用地面实测高光谱数据,利用 HJ-1 卫星 CCD 数据 4 波段光谱响应函数模拟 CCD 数据各波段光谱反射率,分析土壤有机质实测值与 4 波段反射率相关性,并构建土壤有机质含量地面监测模型,利用直方图匹配的方法消除了地面模型直接应用于 HJ-1 卫星 CCD 数据时产生的结果异常,最终绘制了试验区 30 m 空间分辨率的土壤有机质含量分布图。该模型避免了由于高光谱数据价格偏高带来的低实用性问题,在降低成本的同时,实现了快速、高效、准确的农田土壤有机质含量监测。

1 研究区域与数据

1.1 研究区

试验在黑龙江省嫩江市与讷河市交界处的双山农场进行,试验区地处黑龙江中西部,其中心坐标 125°31'E、48°48'N,平均海拔 360 m。试验区属于中温带亚湿润地区,既蕴藏着丰富的气候资源,云量少,日照时数长,辐射强度大,农作物在生长季可得到充分的光照。种植时间 4 月底到 10 月初,期间最低气温 0 度,最高气温 30 度。尤其是 6—8 月,日照时间平均每日可达 11~13 小时,夏至最长可达 15~17 小时。土壤为黑土,有机质含量较高,适宜农作物生长。

试验区耕地面积 4 700 hm²,田块平均大小 70 hm²。该地区主要种植玉米、大豆、小麦 3 种作物,玉米、大豆种植面积较大约占 90%,小麦种植面积较小,其他作物极少种植。

1.2 研究数据

1.2.1 基础数据

基础数据主要包括覆盖全试验区的 1:10 万地形图和双山农场矢量边界图。

1.2.2 地面观测数据

为了支撑双山农场土壤有机质含量模型构建,在田块内进行土壤光谱实测及实测样本土壤采集,研究区采样点分布如图 1。

地面观测于 2013 年 5 月农田施肥前的土壤裸露期进行。由于需要对地面采样点进行光谱实测,试验时间选择晴朗天气 10:00 到 14:00 之间进行。考虑到采样点的优质性,试验选择 10 块农田进行土壤样本采集工作,大多数田块面积在 70 hm² 以上。田块选择涉及到土壤养分情况较好、中等及较差的田块。考虑到环境星空间分辨率为 30 m,每个田块分布 7~12 个采样点,采样点均匀分布,平均采样间隔为 300 m。

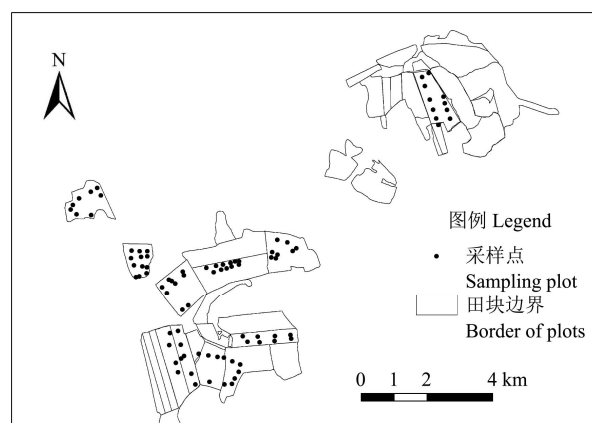


图 1 研究区田块及采样点分布图

Fig.1 Distribution map of field and sampling sites for this study

土壤样本采集时,由于土壤养分化验需要 3 g 土样,为了重复化验,从田中收集土壤 10 g 以上,采样深度 0~5 cm,收集样本时将最上面一层土去掉。采样同时使用集思宝牌手持 GPS 记录采样点坐标,并测量采样点土壤光谱信息。田间采样共采集样点 89 个。

光谱信息采集是使用美国 SVC HR-768 高光谱成像仪直接测量土壤表层光谱反射率信息。采样时光纤口离地 10~20 cm,采样人员离入射光侧 2 m 外。为了避免光谱仪的随机误差,试验在光谱测量时,对每个样点采集 5 次光谱信息。

土壤有机质测定方法采用重铬酸钾容量分析法,化验按照土壤有机质测定法(LY/T1237-1999)标准进行。该化验方法可以获得相当准确的分析结果又不需要特殊的仪器设备,操作过程比较简便,并且不受土样中碳酸盐的干扰。

1.2.3 观测光谱数据处理

试验对每个采样点采集的 5 条光谱曲线,共采集 445 条光谱进行预处理,消除误差,从而获得每个样点 1 条准确的光谱曲线。由于实际采样光谱曲线会出现小幅波动,试验选用 S-G 平滑滤波,实现滑动窗口内部的最小二乘拟合。数据预处理主要使用 IDL 实现。光谱数据预处理主要包括光谱数据提取、求光谱均值、异常曲线剔除、S-G 滤波、光谱数据检验。

1.2.4 遥感数据获取与处理

试验选用 2013 年 5 月 24 日完全覆盖试验区的 HJ-1 卫星遥感数据,主要是由于试验区 2013 年播种较常年略迟的现象,并与采样时间相匹配。试验选用的 CCD 数据和 IRS 数据成像时间相差不足 1 min,可认为是同时相的数据。

为了提高遥感影像获取信息的准确性、可靠性,试验对原始 HJ-1 数据进行了几何校正、辐射

定标、大气校正。

将 1:10 万试验区地形图作为参考影像,对 HJ-1 影像进行几何校正,试验选用二次多项式方法,选择了 6 个控制点和 10 个检测点,并将误差控制在 0.5 象元之内。从 HJ-1 遥感影像中获取成像时间信息,计算太阳高度角。定标系数使用中国资源卫星中心公布的 HJ-1 星各载荷在轨绝对辐射定标系数。其大气校正采用常用的 6S 模型。获得 HJ-1 卫星 CCD 数据蓝 (B)、绿 (G)、红 (R)、近红外 (NIR) 4 个波段和 IRS 数据近红外 (NIR)、短波红外 (SWIR) 2 个波段反射率。

2 模型建立

可见光、近红外波段光谱信息与土壤有机质含量有一定的相关性^[29-32]。由于 HJ-1 卫星 CCD 数据的 B、G、R 和 NIR 4 个波段均在该范围内,IRS 数据的 NIR 波段在该范围内,而 SWIR 波段在该范围附近但不包含在该波段范围内。设想通过 HJ-1 卫星 CCD 和 IRS 数据的 6 个波段光谱反射率对有机质含量进行监测。通过分析 6 个波段光谱反射率与有机质含量相关关系,利用光谱指数方法和多元线性回归方法来构建土壤有机质含量地面监测模型。最终利用直方图匹配的方法将地面监测模型应用到 HJ-1 卫星数据中,构建基于 HJ-1 卫星遥感数据的土壤有机质含量监测模型。具体流程如图 2。

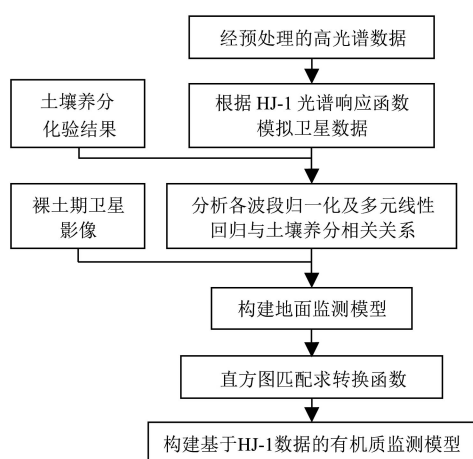


图 2 模型构建流程图

Fig.2 Flowchart of model establishment

2.1 建模点、检验点选择

试验区地面光谱采样点共 89 个,从中保留 10 个采样点作为检验点,将其余的采样点用于模型构建。检验点的选择主要考虑到试验监测尺度、试验区播种习惯以及影像中采样点位置 3 方面因素。监测尺度影响是由于地面监测时,高光谱成像仪可以在小块裸露土壤进行采样(如 10 cm×10 cm),而 CCD、IRS 数据的空间分辨率分别为 30 m 和 150 m,

所以检验点应选择大范围内作物残茬较少的采样点。播种习惯的影响是由于黑龙江中部地区降雪较早,玉米收获过程中可能会出现降雪现象,导致收获后无法翻耕碎茬,玉米残茬过多,而大豆收获较早,留茬较少,所以检验点应尽量避免前一年的玉米地块。采样点可能会出现在卫星影像像元边界位置,而该像元与其相邻像元值存在一定差值,检验点的选择应该剔除该类采样点。

试验区 2012 年降雪过早,玉米地块未及时收获,导致留茬量较大,其他地块个别区域留茬量较大。在剔除了上述 3 种影响因素后,试验选出 26 个采样点作为备选检验点,从中随机抽取 10 个采样点作为检验点。

2.2 遥感数据各波段反射率模拟

地面光谱数据采集是使用手持式 SVC HR-768 高光谱成像仪获取裸露土壤表层光谱各个波长光谱反射率。该数据可以准确的获得土壤光谱信息和准确的土壤有机质含量,但采样只针对点目标进行,无法对大面积农田土壤进行监测。HJ-1 卫星遥感数据可以大面积、快速获取土壤的光谱信息,但其空间分辨率为 30 m,无法获取 30 m×30 m 范围内准确的土壤养分信息。所以通过光谱信息实现地面有机质含量信息与星载遥感数据相结合。

试验利用环境星光谱响应函数,将田间实测光谱数据模拟为环境卫星各波段光谱反射率信息,包括 CCD 数据 B、G、R、NIR_c 4 波段和 IRS 数据 NIR_i、MIR 2 波段。

由于遥感数据各波段光谱响应函数与田间实测高光谱成像仪所采集的光谱分辨率有一定差异,所以试验对高光谱实测数据进行 S-G 滤波,并插值为光谱响应函数对应的光谱分辨率。从而获得了 CCD、IRS 6 波段光谱响应函数所需要的各个波长反射率插值数据。利用公式 (1) 计算各个采样点 6 波段模拟反射率:

$$band = \frac{\sum f(x)p(x)}{\sum p(x)} \quad (1)$$

式中: $p(x)$ 为光谱响应函数; $f(x)$ 为 S-G 滤波后的差值光谱曲线; $band$ 为波段光谱反射率。

2.3 地面监测模型构建

为了利用模拟的 6 波段光谱反射率构建地面监测模型。试验通过光谱指数法和多元线性回归的方法分别构建模拟。并分析了 79 个建模点的有机质含量与模拟光谱反射率之间的相关性关系。

2.3.1 遥感参量与土壤有机质含量的相关关系

分析 HJ-1 卫星数据各波段波段光谱反射率及其光谱指数、多元线性回归与土壤有机质含量的相关关系。结果如表 1。

表 1 土壤有机质与遥感参量相关关系

Table 1 Correlation coefficients between soil organic matter content and remote sensing parameters

参量 Parameter	波段 Bands	相关系数 Correlation coefficient	p 值 p value
HJ-1 CCD	B	-0.55	<0.01
	G	-0.59	<0.01
	R	-0.62	<0.01
	NIR	-0.59	<0.01
HJ-1 IRS	NIR	-0.57	<0.01
	SWIR	-0.48	<0.01
差值 Difference	B/G	0.69	<0.01
比值 Specific	B-R	0.67	<0.01
归一化 Normalization	(B-R)/(B+R)	0.68	<0.01
二元 Bivariate	B、R	0.75	<0.01
三元 Ternary	B、G、R	0.75	<0.01
四元 Four elements	B、R、NIR _C 、NIR _I	0.79	<0.01
	B、G、R、NIR _C	0.75	<0.01

注：B 为蓝波段；G 为绿波段；R 为红波段；NIR_C 为 CCD 数据的近红外波段；NIR_I 为 IRS 数据的近红外波段。
Note: B, blue band; G, green band; R, red band; NIR_C, near-infrared band in CCD data; NIR_I, near-infrared band in IRS data.

遥感参量回归分析结果表明，HJ-1 卫星各波段反射率与土壤有机质含量均呈现负相关。这与土壤有机质含量增高土壤反射率降低的结论相符。光谱指数模型和多元线性回归模型在对有机质的监测中均达到了强相关性，与土壤有机质含量在可见光近红外波段具有明显相关关系的结论相符。试验得出的 3 种多元线性回归模型相关性明显高于光谱

指数的相关性。3 种模型均已达到显著相关，相关性相差不大，其中四元回归模型相关性最高，该 3 个模型均可以用于构建地面监测模型。

2.3.2 地面监测模型选择

对 3 种相关性较高的回归模型进行比较，选择最佳模型作为有机质含量地面监测模型。由于 CCD 数据的空间分辨率为 30 m，而 IRS 数据的空间分辨率为 150 m，并且 IRS 数据存在定标不准的问题，所以试验不选用 B、R、NIR_C、NIR_I 4 波段组成的四元回归模型。考虑到 CCD 数据组成的二元、三元、四元线性回归模型的相关系数均为 0.75，为了减少数据冗余，试验选用 CCD 数据 B、R 波段光谱反射率与有机质实测值构建的二元线性回归模型见式 (2)：

$$Y = 6.0 + 122.5R_b - 107.1R_r \quad (2)$$

式中：Y 为地面模型监测值；R_b、R_r 为 HJ-1 卫星 CCD 数据的 B、R 2 个波段光谱反射率。其决定系数 0.57，p 值小于 0.01。

2.4 卫星监测模型构建

地面模型中所使用的反射率是地面测量获取，当地面监测模型应用在卫星遥感数据时，其监测结果整体偏高。这一问题主要是地面光谱观测和卫星遥感监测的光谱差异。

针对这一问题，学者们通常使用直方图匹配方法。将采样点的直方图作为参考，而地面模型监测影像的直方图向参考直方图配准，求得两者之间的转换函数。其方法流程如图 3。

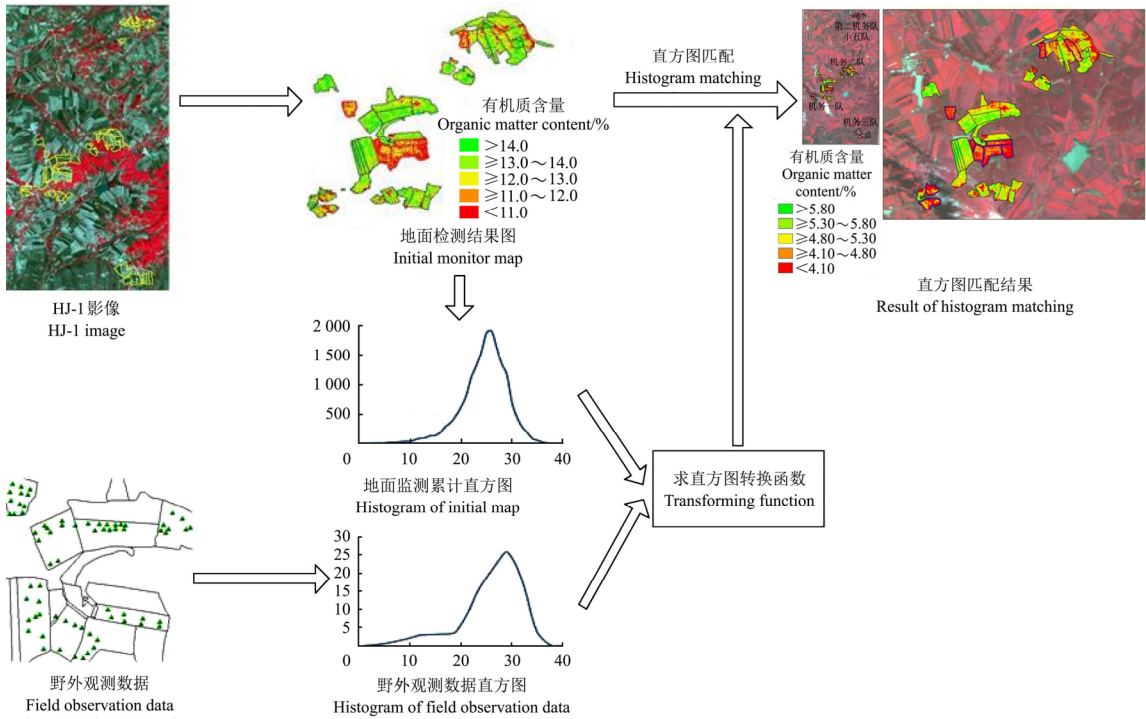


图 3 直方图匹配流程图

Fig.3 Flowchart of histogram matching

采样点累计直方图是离散数据,而且采样数量有限。试验选用最小二乘法对采样点累计直方图进行拟合。拟合后的概率密度直方图作为参考直方图,将地面监测累计直方图匹配到参考直方图,其方法如下:

1) 统计地面模型监测土壤有机质含量分布图的标准化直方图作为待匹配直方图。统计地面采样点有机质含量直方图,将其作为参考直方图。

2) 对待匹配直方图进行最小二乘拟合,求其可能的概率密度函数。

3) 求参考直方图的最小二乘拟合曲线,并对其进行线性拉伸,使其宽度与带匹配直方图一致,求其可能的概率密度函数。

4) 求 2 个概率密度函数之间的转换函数。

5) 根据转换函数获得基于 HJ-1 CCD 数据的试验区土壤有机质含量分布图。

3 结果与分析

3.1 卫星模型检验

根据采样点 GPS 坐标提取监测结果图中对应像元灰度值,绘制 10 个检验与其对应监测值的散点图,如图 4。其预测值与实际值为 0.93,斜率为 1.2,标准差为 0.57%, p 值小于 0.01。该结果呈现显著线性关系,其散点如图 4。

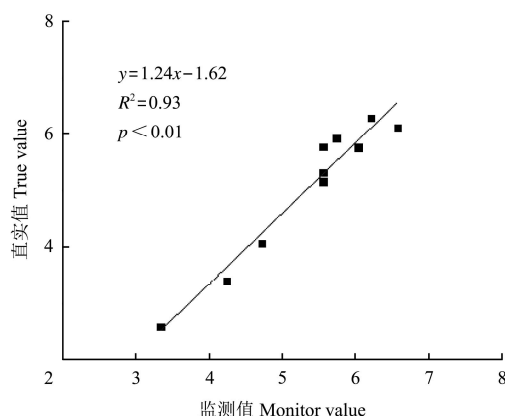


图 4 检测点散点及回归曲线图

Fig.4 True and monitor values of soil organic matter content in 10 samples

3.2 监测结果

在双山农场范围内。利用土壤有机质含量卫星监测模型计算 2013 年 5 月 24 日试验区的有机质含量,其监测结果如图 5。

对于结果图分级问题。考虑到试验区位于黑龙江,农田中大部分为黑土,其土壤有机质质量分数约为 5%。但由于多年开垦耕种及地势较低等现象,有局部土壤出现沙化地和水泡地现象,导致土壤有

机质含量偏低。试验主要针对黑土土壤有机质含量进行研究,所以试验将有机质质量分数低于 4% 的沙化土壤分为 1 类。由于预测值与实际值的标准差为 0.57,所以分级精度大约在 0.6 左右。

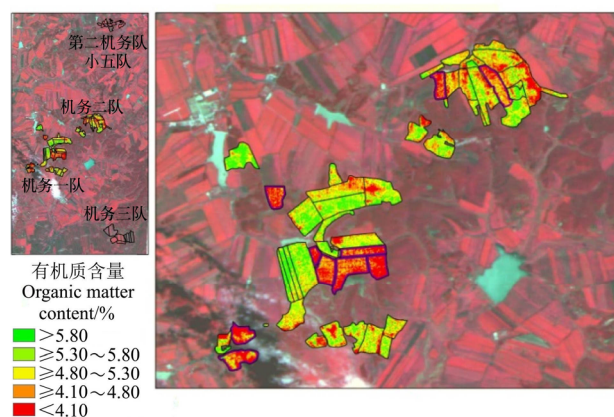


图 5 土壤有机质含量分布图

Fig.5 Distribution of soil organic matter content

对于试验结果的可靠性。图 5 中可以看出大部分农田土壤有机质含量较高,大部分地块土壤有机质质量分数在 5% 左右,这与黑龙江肥沃黑土有机质含量高的实际情况相符。全场范围内有机质含量总体趋势是从北向南逐渐升高的现象,这与西南部田块的产量较高,东北部地区的产量较低的现象相符。对大部分地块,地块内有机质有一定的差异性,但含量差异不大。其中东南部北面田块出现了部分红色区域,经过与农场相关人员核实,该红色区域为土壤沙化区域,有机质含量较低,这间接说明了监测结果可靠性。

3.3 对比分析

监测结果与前人研究对比分析。刘焕军^[29]、彭玉魁^[24]均利用近红外波段构建土壤有机质含量监测模型,其决定系数分别为 0.72 和 0.94,但两者的模型均未能利用卫星遥感影像绘制有机质含量分布图。卢鹏^[27]等利用高光谱遥感数据研究了土壤有机质分布,其决定系数 0.6。Hbirkou^[26]等利用机载高光谱数据绘制土壤有机质含量分布图,决定系数达到 0.83。王小攀^[28]等利用高光谱遥感影像绘制土壤有机质含量分布图,相关系数达到 0.99。

本试验结果相关性虽然不是最高的,但决定系数达到了 0.93。在实现了土壤有机质含量快速监测的同时,选用的数据源是国产免费数据,较之其他研究中使用的星载、机载高光谱遥感数据更加经济。

3.4 存在问题

在作物茬方面。图 5 中紫色粗线边界田块部大部分呈现红色,造成该现象的主要原因是这些田块

2012 年种植的是玉米, 由于 2012 年降雪较早, 玉米未及收获, 导致作物茬残留量过高。而且黑土土壤有机质含量较高、颜色较深, 作物茬的亮度明显高于土壤亮度, 其有机质含量与亮度呈现显著负相关, 所以有大量作物茬的地块有机质监测结果普遍偏低, 影响了遥感对土壤的监测。

在适用区域方面。试验区位于黑龙江中部, 土壤类型属于黑土。该遥感监测模型仅适用于黑龙江黑土有机质含量监测研究, 无法在全国范围内推广。

在监测精度方面。试验选用的是多光谱遥感数据, 虽然其价格低, 但其监测精度较之高光谱遥感数据的监测结果略低。其空间分辨率也低于部分高光谱遥感数据。

4 结 论

研究以 HJ-1 卫星 CCD 数据为数据源, 与地面观测数据相结合, 构建了基于 HJ-1 数据的土壤有机质含量遥感监测方法, 结论如下。

1) 利用直方图配准的方法将地面监测模型应用在卫星影像上, 取得了较好的效果, 说明在有足够数量观测数据支撑的情况下, 直方图匹配的方法可以有效消除将基于地面光谱建立的模型直接应用于卫星数据时产生的结果异常。

2) 模型的监测值与实际值之间有显著的线性关系, 决定系数 0.93, p 值小于 0.01, 标准差 0.57%, 该模型具有较好的精度。其监测结果空间分辨率为 30 m。

3) 以 HJ-1 卫星数据为数据源, 解决了前人适用高光谱数据构建模型产生的原始数据昂贵, 重访周期过长, 无法经济、及时的对土壤有机质含量进行监测的问题。监测数据容易获得, 突出了土壤有机质含量快速、经济监测。推动了国产卫星应用, 并易于在农业中应用推广。

由于研究区部分地块作物茬覆盖严重, 使得传感器无法直接对土壤进行监测, 影响了监测结果。黑龙江冬季降雪量高, 春季多雨, 含水量对土壤的光谱反射率有一定影响。该模型主要针对黑土进行监测, 无法应用在中国其他类型土壤。监测原始数据虽然经济、周期短, 但其监测精度没有机载、星载高光谱数据精度高。该类研究在这些方面可以进一步研究。

致谢: 感谢中国科学院遥感与数字地球研究所提供研究资金及指导。

[参 考 文 献]

- [1] Sleutel S, De Neve S, Hofman G. Assessing causes of recent organic carbon losses from cropland soils by means of regional-scaled input balances for the case of Flanders[J]. *Nutrient Cycling in Agroecosystems*, 2007, 78(3): 265—78.
- [2] Lal R. Managing soils for a warming earth in a food - insecure and energy - starved world[J]. *Journal of Plant Nutrition and Soil Science*, 2010, 173(1): 4—15.
- [3] Robert P C, Rust R H, Larson W E. Use of row-placed fertilizer with corn for the management of the effects of field P and K variability[C]//*Proceedings of Workshop on Site-Specific Management for Agriculture Systems*, Minneapolis :Madison, 1995. 475-483.
- [4] Nielsen D R, Wendroth O, Parlange M B. Opportunities for examining on-farm soil variability[C]//*Site-Specific Management for Agricultural Systems*. American Society of Agronomy, Crop Science Society of America, Soil Science Society of America, 1995 (sitespecificman). 95-132.
- [5] 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 America Journal*. 2001, 65(2): 480—90.
- [6] 蒙继华, 吴炳方, 杜鑫, 等. 遥感在精准农业中的应用进展及展望[J]. *国土资源遥感*, 2011, 23(3): 1—7.
Meng Jihua, Wu Bingfang, Du Xin, et al. A review and outlook of applying remote sensing to precision agriculture[J]. *Remote Sensing for Land and Resources*, 2011, 23(3): 1—7. (in Chinese with English abstract)
- [7] 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.
- [8] Moran M S, Inoue Y, Barnes E M. Opportunities and limitations for image-based remote sensing in precision crop management[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1997, 61(3): 319—346.
- [9] Stevens A, Van W B, Vandenschrack G, et al. Detection of carbon stock change in agricultural soils using spectroscopic techniques[J]. *Soil Science Society of America Journal*, 2006, 70(3): 844—850.
- [10] Kerry R, Oliver M A, Frogbrook Z L. Sampling in precision agriculture[M]//*Geostatistical Applications for Precision Agriculture*. Netherlands: Springer, 2010. 35-63.
- [11] 李德仁. 摄影测量与遥感的现状及发展趋势[J]. *武汉测绘科技大学学报*, 2000, 25(1): 1—5.
Li Deren. Towards photogrammetry and remote sensing: status and future development[J]. *Journal of Wuhan Technical University of Surveying and Mapping*, 2000, 25(1): 1—5. (in Chinese with English abstract)
- [12] Malley D, Martin P, Ben-Dor E. Application in analysis of soils[J]. *Near-infrared Spectroscopy in Agriculture*. 2004, 44(nearinfraredspe): 729—784.
- [13] Ben-Dor E, Goldshlager N, Benyamini Y, et al. Soil crusting and infiltration processes as monitored by soil

- reflectance spectroscopy in the SWIR region[J]. Remote Sensing of Environment Journal, 2002, 23(19): 3909—3920.
- [14] Shepherd K D, Walsh M G. Development of reflectance spectral libraries for characterization of soil properties[J]. Soil Science Society of America Journal, 2002, 66(3): 988—998.
- [15] Nanni M R, Demattê JAM. Spectral reflectance methodology in comparison to traditional soil analysis[J]. Soil Science Society of America Journal, 2006, 70(2): 393—407.
- [16] Ben-Dor E, Chabrillat S, Demattê J, et al. Using imaging spectroscopy to study soil properties[J]. Remote Sensing of Environment, 2009, 113: 38—55.
- [17] Xie H T, Yang X M, Drury C F, et al. Predicting soil organic carbon and total nitrogen using mid-and near-infrared spectra for brookston clay loam soil in southwestern Ontario, Canada[J]. Canadian Journal of Soil Science, 2011, 91(1): 53—63.
- [18] 张娟娟, 田永超, 姚霞, 等. 基于高光谱的土壤全氮含量估测[J]. 自然资源学报, 2011, 26(5): 881—890.
Zhang Juanjuan, Tian Yongchao, Yao Xia, et al. Estimating soil total nitrogen content based on hyperspectral analysis technology[J]. Journal of Natural Resources, 2011, 26(5): 881—890. (in Chinese with English abstract)
- [19] Yang H, Kuang B, Mouazen A M. Quantitative analysis of soil nitrogen and carbon at a farm scale using visible and near infrared spectroscopy coupled with wavelength reduction[J]. European Journal of Soil Science, 2012, 63(3): 410—420.
- [20] 张娟娟, 田永超, 姚霞, 等. 同时估测土壤全氮、机质和速效氮含量的光谱指数研究[J]. 土壤学报, 2012, 49(1): 50—59.
Zhang Juanjuan, Tian Yongchao, Yao Xia, et al. The spectral index for estimating soil OM, TM and AN content simultaneously using near-infrared spectroscopy[J]. Acta Pedologica Sinica, 2012, 49(1): 50—59. (in Chinese with English abstract)
- [21] Sinfield J V, Fagerman D, Colic O. Evaluation of sensing technologies for on-the-go detection of macro-nutrients in cultivated soils[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2010, 70(1): 1—18.
- [22] 徐明星, 周生路, 丁卫, 等. 苏北沿海滩涂地区土壤有机质含量的高光谱预测[J]. 农业工程学报, 2011, 27(2): 219—223.
Xu Mingxing, Zhou Shenglu, Ding Wei, et al. Hyperspectral reflectance models for predicting soil organic matter content in coastal tidal land area, northern Jiangsu[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2011, 27(2): 219—223. (in Chinese with English abstract)
- [23] 卢艳丽, 白由路, 王磊, 等. 黑土土壤中全氮含量的高光谱预测分析[J]. 农业工程学报, 2010, 26(1): 256—261.
Lu Yanli, Bai Youlu, Wang Lei, et al. Determination for total nitrogen content in black soil using hyperspectral data[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2010, 26(1): 256—261. (in Chinese with English abstract)
- [24] 彭玉魁, 卢恩双. 土壤水分、有机质和总氮含量的近红外光谱分析研究[J]. 土壤学报, 1998, 35(4): 553—559.
Peng Yukui, Lu Enshuang. Analysis of soil moisture, organic matter and total nitrogen content in loess in China with near infrared spectroscopy[J]. Acta Pedologica Sinica, 1998, 35(4): 553—559. (in Chinese with English abstract)
- [25] 张素梅, 王宗明, 张柏, 等. 利用地形和遥感数据预测土壤养分空间分布[J]. 农业工程学报, 2010, 26(5): 188—194.
Zhang Sumei, Wang Zongming, Zhang Bai, et al. Prediction of spatial distribution of soil nutrients using terrain attributes and remote sensing data[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2010, 26(5): 188—194. (in Chinese with English abstract)
- [26] Hbirkou C, Pätzold S, Mahlein A K, et al. Airborne hyperspectral imaging of spatial soil organic carbon heterogeneity at the field-scale[J]. Geoderma, 2012, 175: 21—28.
- [27] Lu P, Wang L, Niu Z, et al. Prediction of soil properties using laboratory VIS-NIR spectroscopy and Hyperion imagery[J]. Journal of Geochemical Exploration, 2013, 132: 26—33.
- [28] 王小攀, 郑晓坡, 刘福江, 等. 高光谱遥感土壤有机质含量信息提取与分析[J]. 地理空间信息, 2012, 10(5): 75—78.
Wang Xiaopan, Zheng Xiaopo, Liu Fujiang, et al. Analysis and extraction soil organic matter information based on hyperspectral remote sensing[J]. Geospatial Information, 2012, 10(5): 75—78. (in Chinese with English abstract)
- [29] 刘焕军, 张新乐, 郑树峰, 等. 黑土有机质含量野外高光谱预测模型[J]. 光谱学与光谱分析, 2010, 30(12): 3355—3358.
Liu Huanjun, Zhang Xinyue, Zheng Shufeng, et al. Black soil organic matter predicting model based on field hyperspectral reflectance[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2010, 30(12): 3355—3358. (in Chinese with English abstract)
- [30] 刘焕军, 张柏, 刘殿伟, 等. 基于反射率模拟模型的黑土有机质含量估测[J]. 光谱学与光谱分析, 2008, 28(12): 2947—2950.
Liu Huanjun, Zhang Bai, Liu Dianwei, et al. Black soil organic matter content prediction based on reflectance simulation models[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2008, 28(12): 2947—2950. (in Chinese with English abstract)

Mapping soil organic matter content in field using HJ-1 satellite image

Wang Xiangfeng^{1,2}, Meng Jihua^{2*}

(1. School of Geomatics, Liaoning Technical University, Liaoning 123000, China;

2. Institute of Remote Sensing and Digital Earth, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China)

Abstract: Soil organic matter content is one of the main factors affecting productivity of agricultural soils. Many studies have shown that the remote sensing is a good tool for estimation of soil organic matter (SOM) content. Satellite hyperspectral image or airborne hyperspectral image has been used in the last decade. However, the data derived from these images have a long revisiting period and are expensive in acquisition and processing. To solve this problem, this study aimed to estimate SOM based on HJ-1 satellite multispectral data that had revisiting period of one day and were cost free. SOM content monitoring model was built by remote sensing with the spatial resolution of 30 meters based on HJ satellite CCD's multispectral data and SVC HR-768 spectrometer hyperspectral data. There were four bands for the satellite data and their spatial resolution was 30 meters. In addition, there were 768 bands of hyperspectral data distributed from 350 to 2 500 nm. S-G filter was used to eliminate systematic errors of spectrometer during hyperspectral data-based model fitting. Spectral resolution of resampled hyperspectral data matched that of CCD data from spectral response function (SRF). Then hyperspectral data and SRF were used to analog reflectivity of CCD data at each band. The correlation between SOM and surface spectral characteristics of the samples was analyzed, from which a preliminary SOM monitoring model was established. To further improve the initial monitoring model, initial model histogram was matched to sample's histogram to correct the initial monitoring model. The final monitoring model of SOM was then established. Taking into account spatial difference between the samples and remote sensing images, ten soil samples were used to test the model. The results showed that there was a good linear relationship between estimated and measured SOM values (determination coefficient 0.93, the slope 1.2 and the standard deviation was 0.57%). Based on the model, the distribution of the farmland SOM was mapped with the spatial resolution 30 m and the temporal resolution of one day. The cost-free data of HJ-1 and the model provided an economical tool to estimate SOM in farm field.

Key words: remote sensing; soils; organic matter; HJ-1 satellite images; digital agriculture

(责任编辑: 赵爱琴)