

引用格式: Sun Jingxia, Zhang Dongyou, Hou Yuchu. Multi-source Remote Sensing Data Cooperates to Retrieve Forest Surface Soil Moisture[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2021, 36(3): 564-570. [孙景霞, 张冬有, 侯宇初. 基于多源遥感数据协同反演森林地表土壤水分研究[J]. 遥感技术与应用, 2021, 36(3): 564-570.] doi:10.11873/j.issn.1004-0323.2021.3.0564

# 基于多源遥感数据协同反演森林地表土壤水分研究

孙景霞, 张冬有, 侯宇初

(哈尔滨师范大学寒区地理环境监测与空间信息服务黑龙江省重点实验室,  
哈尔滨师范大学地理科学学院, 黑龙江 哈尔滨 150025)

**摘要:** 土壤水分在土壤监测中是一项重要的指标, 对于农业生产、生态环境以及水资源管理有着重要的影响。随着遥感建模与反演理论的不成熟, 其逐渐成为分析土壤指标的重要技术与手段。因此, 利用光学影像与雷达影像数据, 以大兴安岭地区漠河市为研究区域, 分别建立以 Landsat 8 为数据源的土壤水分反演模型和由 Landsat 8 影像数据与 GF-3 卫星数据协同反演的土壤水分反演模型, 将反演结果与实际测得数据进行对比验证, 并评价所建立的反演模型。结果表明: ①对研究区地温进行反演, 利用地表温度(Ts)与归一化差异湿度指数NDMI构建Ts-NDMI特征空间, 结合实测数据可以发现Ts-NDMI特征空间土壤水分反演模型的反演结果与实测土壤含水量为负相关性; ②协同GF-3卫星数据和Landsat 8遥感影像数据所建立的土壤水分反演模型能得到质量较高的反演结果, 且在高植被覆盖度地区, 利用该协同反演模型得到的反演结果比利用单一光学数据源所建模型得到的反演结果精度高, 为今后高植被覆盖度地区土壤湿度的研究提供了新途径。

**关键词:** Landsat 8; GF-3; 土壤水分; 协同反演; 温度植被干旱指数

**中图分类号:** S152.7; TP79      **文献标志码:** A      **文章编号:** 1004-0323(2021)03-0564-07

## 1 引言

在研究土壤组分的过程中, 土壤含水量是主要的研究热点之一。传统的点数据测量法在监测范围上非常有限, 若研究区范围较大, 传统测量方法的精度就会大大降低, 且传统测量方法消耗时间较长, 无法进行大面积长时效的实时监测。现阶段遥感理论日益成熟, 遥感观测在土壤指标的监测与获取上早已被运用。因此通过遥感技术反演土壤湿度是在大尺度范围内获取土壤水分含量、研究土壤含水量时空变化的一种重要技术方法。

在土壤水分监测方面, 国内外很多知名学者已经运用遥感技术做了大量调查研究<sup>[1-5]</sup>, 随着对于遥感探测波段与地表土壤水分关系的探索, 研究方向也逐渐从可见光和红外波段发展到了微波波

段<sup>[6-10]</sup>。因此用于研究地表土壤含水量的数据源也由光学影像数据扩展到了微波遥感数据<sup>[11]</sup>。光学遥感主要通过光谱反射特性来估测土壤含水量, 其特点是空间分辨率较高<sup>[12]</sup>, 但覆盖周期比较长, 获取数据的时间也相对较长, 且容易受天气条件的限制<sup>[13]</sup>, 地形、地表植被和地表温度均会对反演结果产生影响。因此应用这种方法的过程中会受到很多因素的限制。经过众多学者多年的钻研与探索, 利用微波遥感监测陆地表层土壤水分的方法已经成为了目前该领域研究中的主流方法。微波遥感的合成孔径雷达系统能有效减少云层、雾霾、暴雨等天气条件对监测的影响<sup>[14]</sup>, 土壤介电常数是遥感数据中联系地表后向散射系数与地表土壤湿度的重要因子<sup>[15]</sup>。相对于只利用单一遥感数据源进行

收稿日期: 2020-06-27; 修订日期: 2021-05-07

基金项目: 国家自然科学基金项目“大兴安岭森林生物量与多年冻土退化响应关系研究”(41671064)。

作者简介: 孙景霞(1995—), 女, 黑龙江牡丹江人, 硕士研究生, 主要从事多年冻土与森林生态研究。E-mail: sunjx0410@126.com

通讯作者: 张冬有(1973—), 男, 河北清苑人, 教授, 主要从事3S技术与森林生态研究。E-mail: zhangdy@163.com

土壤含水量的反演研究,今后的研究重点将更多偏向于利用多源遥感数据协同反演土壤水分含量。

目前在土壤含水量的反演研究过程中,研究区大部分位于植被覆盖度较低的裸地等地区<sup>[16]</sup>,而灌木森林等高植被覆盖区域的相关研究较少<sup>[17]</sup>,因此研究高植被覆盖下地表土壤湿度对于完善该研究空缺具有一定的意义。将黑龙江省大兴安岭地区漠河市作为研究区,以光学影像 Landsat 8 数据和雷达影像 GF-3 数据为数据源,将光学遥感数据与雷达遥感数据的优势相结合,建立高植被覆盖下地表面层土壤水分的协同反演模型,将协同反演的结果与实际测量得出的真实数据对比验证,分析并评价模型。这对于森林地表土壤水分反演研究具有重要的意义。

## 2 研究区和数据来源

### 2.1 研究区概况

漠河市是大兴安岭地区所管辖的县级市,位于黑龙江省西北部,同时也是我国最北端的县级行政区。其地理位置为 50°11′~53°33′ N, 121°12′~124°20′ E 之间。夏季较短暂,温暖湿润,降水主要集中在 7、8 月份,雨热同期。冬季受亚欧大陆上蒙古-西伯利亚高压的影响,寒冷漫长,年平均气温约为 -5.5℃,年温差和日温差均较大,气候类型为温带季风气候。寒带山地针叶林是当地的主要植被类型。其位置在亚欧大陆多年冻土带的南部,同时也处于大兴安岭地区多年冻土带范围内。

### 2.2 数据来源

在光学数据方面,选取了 2018 年 7 月研究区未受云层影响的 Landsat 8 遥感影像。所需的波段信息由卫星携带的 OLI 陆地成像仪的 9 个波段和 TIRS 热红外传感器的 2 个波段获取<sup>[18]</sup>,利用大气校正、几何校正、辐射定标和地形信息处理等方法对研究区影像进行处理<sup>[19]</sup>,用于计算归一化差分植被指数 NDVI、归一化差异湿度指数 NDMI、植被含水量、植被覆盖度和地表温度等模型所需参数。遥感数据则选取的是雷达卫星高分三号对应研究区的精细条带 II 双极化数据。通过对雷达遥感数据进行一系列处理,处理过程包括数据格式的转化、辐射定标、滤波、多视及地理编码等,从而减小误差,提高参数准确程度,并用 HH 同极化的方式所得到的后向散射系数作为雷达协同光学数据反演模型的后续参数。

用于验证的实测数据为 2018 年 7 月在研究区内沿道路且垂直于道路 5~10 m 的林内采集的土壤样品,采集时间共 15 d。所有样品采集的同时均用 GPS 测量仪记录采样点的经纬度坐标。在总共采集的 182 个土壤样品中剔除湿度明显异常土样后剩余 147 个可用土壤样品,在实验室内对样品鲜重进行测量。以烘干法来测得土壤水分,将土样在温度为 105℃ 的电烘箱中烘 12 h,直至恒重,然后用精度为 0.001 g 的电子秤称重,计算后得到土壤质量含水量(g/g)。再用体积为 100 cm<sup>3</sup> 的环刀测出样品的土壤容重(g/cm<sup>3</sup>),最后利用土壤质量含水量和土壤容重计算求出土壤体积含水量(cm<sup>3</sup>/cm<sup>3</sup>)作为最终的验证数据

## 3 研究方法

### 3.1 光学遥感数据土壤水分反演方法

以光学数据为基础,基于指数的土壤水分反演算法是近年利用遥感影像数据反演地表土壤水分的主要方法之一。温度植被干旱指数 TVDI 可以通过反演所获取的陆地表面温度和由计算得到的植被指数通过公式(1)计算求得:

$$TVDI = \frac{T_s - T_{smin}}{T_{smax} - T_{smin}} \quad (1)$$

其中: $T_s$ 是在遥感影像上得到的任何一个像素的地表温度,由辐射传输方程法反演得到<sup>[20-22]</sup>,并用数字高程数据对地表温度进行校正, $T_{smax}$ 和 $T_{smin}$ 则分别表示在某一特定 NDMI 值时,通过反演可以得到的最大和最小地表温度<sup>[23]</sup>, $x_i$ 为干边拟合方程的拟合系数, $y_i$ 为湿边的拟合系数。可由公式(2)和(3)求得:

$$T_{smax} = x_1 + y_1 \cdot NDMI \quad (2)$$

$$T_{smin} = x_1 + y_1 \cdot NDMI \quad (3)$$

计算得到 TVDI 值的结果应为 0~1 之间,干边和湿边的值分别为 1 和 0<sup>[24]</sup>,它们之间的关系是:陆地表面温度的变化会影响 TVDI 值,且二者呈正比例关系。TVDI 值的变化又会影响地表土壤水分,土壤水分与地表温度及 TVDI 值均为反比例关系。根据上述公式和地表温度与归一化差异湿度指数构建的特征空间,可以得到研究区影像数据的干边拟合回归方程为  $y = -25.96x + 312.58$  ( $R^2 = 0.91$ ),干边的斜率小于 0;湿边拟合回归方程为  $y = 46.08x + 270.99$  ( $R^2 = 0.63$ ),湿边方程的斜率大于 0。干、湿边方程斜率的变化说明了植被指数与地表温度的关系,也在一定程度上反映了地表土壤水

分含量。从图1拟合方程的相关性可以看出,干边的拟合效果比湿边更好。

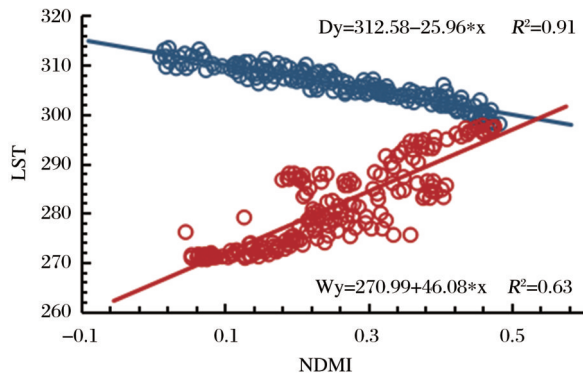


图1 干边与湿边拟合方程图

Fig.1 The dry and wet sides fit the equation diagram

### 3.2 基于 Landsat8 与 GF-3 影像协同反演土壤水分方法

经验、半经验和理论模型是微波后向散射模型中的主要3种类型。半经验模型中的水云模型参数获取较为简单,适用范围广,因此可以用来描述高植被覆盖下地表的微波散射<sup>[25]</sup>。以水云模型为基础,经计算得到表达式(4)如下:

$$\begin{cases} \sigma_{\text{soil}}^0(\theta) = \frac{\sigma_{\text{total}}^0(\theta) - \sigma_{\text{veg}}^0(\theta)}{\gamma^2(\theta)} \\ \sigma_{\text{veg}}^0(\theta) = A \cdot M_{\text{veg}} \cdot \cos\theta \cdot (1 - \gamma(\theta)) \\ \gamma^2(\theta) = e^{-2B \cdot \frac{M_{\text{veg}}}{\cos\theta}} \end{cases} \quad (4)$$

其中: $\theta$ 是传感器入射的角度; $\sigma_{\text{total}}^0$ 是雷达传感器所获取的大气总后向散射系数,通过雷达影像计算可得; $\sigma_{\text{veg}}^0(\theta)$ 为植被层的后向散射系数; $\gamma^2(\theta)$ 为雷达透过植被的二次衰减因子; $\sigma_{\text{soil}}^0(\theta)$ 为土壤表层的后向散射系数; $M_{\text{veg}}$ 表示植被含水量<sup>[26-27]</sup>,A和B是经验参数,根据不同植被类型选取,可参考表1。通过上述公式可知土壤组分的后向散射系数表达式为:

$$\sigma_{\text{soil}}^0 = \left[ \sigma^0(\theta) - A \cdot M_{\text{veg}} \cdot \cos\theta \cdot \left( 1 - \frac{\sqrt{e^{-2B \cdot \frac{M_{\text{veg}}}{\cos\theta}}}}{e^{-2B \cdot \frac{M_{\text{veg}}}{\cos\theta}}} \right) \right] \quad (5)$$

表1 水云模型经验参数

Table 1 Empirical parameters of water cloud model

经验参数	草地	冬小麦	放牧地	所有植被
A	0.001 4	0.001 8	0.000 9	0.001 2
B	0.084 0	0.138 0	0.032 0	0.091 0

根据表1可知,不同植被类型所对应的经验参数也不同。由于大兴安岭地区地表植被类型为针叶林、灌丛等,因此选取“所有植被”作为本研究的经

验参数,即 $A=0.001\ 2$ , $B=0.091\ 0$ 。植被含水量 $M_{\text{veg}}$ 与植被指数NDMI之间的关系<sup>[28]</sup>如公式(6)所示:

$$M_{\text{veg}} = 1.44\text{NDMI}^2 + 1.36\text{NDMI} + 0.34 \quad (6)$$

植被含水量可由NDMI计算求得,将计算结果和A、B的值等已知参数全部代入公式中,就可以计算出森林等植被覆盖度较高情况下的地表土壤后向散射系数。

实验将结合多种研究方法与原理,建立以GF-3雷达遥感数据和Landsat 8光学遥感数据为数据源的高植被覆盖下土壤水分协同反演模型。植被指数VI选用由波段信息计算得到的NDMI值,用植被指数VI表示植被含水量<sup>[29]</sup>的表达式如公式(7)所示:

$$M_{\text{veg}} = c\text{VI} + d \quad (7)$$

把植被含水量 $M_{\text{veg}}$ 表达式带入到水云模型中,并依据土壤表层的后向散射系数与土壤含水量之间的关系,将各项参数代入即可得到公式(8):

$$M_s = \left\{ \left[ \sigma^0(\theta) - A \cdot (c\text{VI} + d) \cdot \cos\theta \cdot \left( 1 - \frac{\sqrt{e^{-2B \cdot \frac{(c\text{VI} + d)}{\cos\theta}}}}{e^{-2B \cdot \frac{(c\text{VI} + d)}{\cos\theta}}} \right) \right] - f \right\} / e \quad (8)$$

其中:c、d、e、f均为经验参数,将式中 $e^{-2B \cdot \frac{(c\text{VI} + d)}{\cos\theta}}$ 项,按泰勒级数展开,最终整理得到公式(9):

$$M_s = C + k_1\sigma^0 + k_2\text{VI} + k_3\text{VI}^2 + k_4\sec\theta + k_5\sigma^0\text{VI}\sec\theta \quad (9)$$

公式中各项系数以及截距均可由最小二乘法计算求得,其他参数来源于遥感影像数据和实测数据。

## 4 结果与分析

### 4.1 基于光学影像的土壤水分反演结果

根据前文计算求得的TVDI值,结合实测土壤水分数据进行相关性分析,如图2可知,实测数据与模型反演结果间拟合程度的相关系数为0.352,均方根误差为4.69%。由于Landsat 8遥感影像中的热红外波段不能非常准确地识别出高植被覆盖下地表的土壤含水量信息,因此与TVDI模型的相关程度不高,反演得到的土壤含水量精度也有待提高。Ts-NDMI特征空间土壤水分反演模型结构简单,用于低植被覆盖度地区可以得到较好的反演结果,但当研究区域有森林、灌木等较高的植被时,土壤水分的反演结果并不十分理想,并且还会在很大程度上受到气候因素的制约。为了更精确地反演土壤水分含量,建立基于光学数据和雷达遥感数据的协同反演模型是非常必要的。



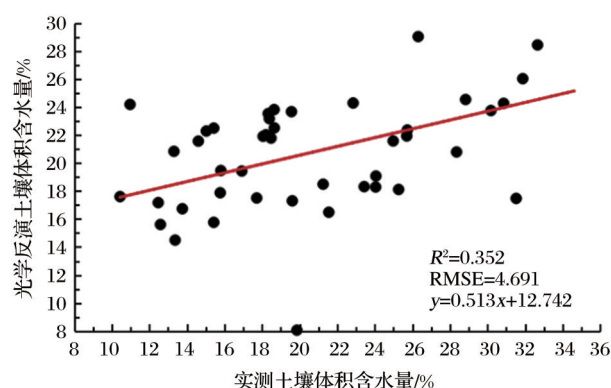


图2 光学数据反演结果与实测值的比较

Fig.2 Comparison of optical data inversion results and measured values

#### 4.2 协同反演模型的土壤水分结果

雷达遥感数据协同光学影像数据反演模型的相关系数  $R^2=0.668$ , 均方根误差  $RMSE=2.50\%$ , 相关性比基于温度植被干旱指数的光学反演模型高, 同时均方根误差也较小。可以看出相较于以光学遥感数据为基础的土壤水分反演模型, 协同反演模型适用范围更广, 能更准确地估测出高植被覆盖下地表的土壤水分含量, 见图3。

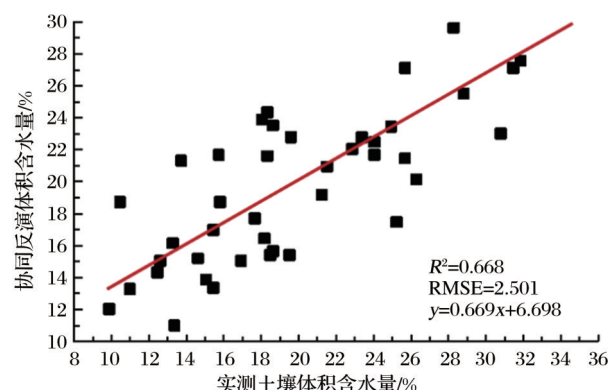


图3 雷达数据协同光学数据反演结果与实测值的比较

Fig.3 Comparison of optical microwave remote sensing inversion results and measured values

#### 4.3 模型评价与分析

为了分析反演后的土壤水分结果, 利用野外采样得到的土壤水分实测数据, 以相关系数 ( $R^2$ ) 和均方根误差 (RMSE) 作为模型评价的主要指标。相关系数的大小表示反演结果与实测值之间相关性的强弱, 均方根误差的大小则代表二者之间偏差的大小, 因此可以间接反映出模型的可靠程度。将两种模型得到的反演值分别与验证点的土壤含水量实测值进行相关分析, 并计算相关系数与均方根误差, 可得到表2。

表2 两种模型反演结果的对比

Table 2 Comparison of inversion results of two models

模型	相关系数 ( $R^2$ )	均方根误差 (RMSE)
光学数据反演模型	0.352	0.0469
雷达数据协同光学数据反演模型	0.668	0.0250

通过比较两种反演模型的不同土壤水分反演结果与实测值的相关系数和均方根误差可知, 在水云模型基础上的雷达数据结合光学数据反演模型比基于光学影像的 TVDI 土壤水分反演模型具有更高的反演精度, 更能真实地反映出实际的土壤水分状况。

基于光学影像的土壤水分反演模型是通过计算温度植被干旱指数, 利用地表温度 ( $T_s$ ) 和 NDMI 构建的  $T_s$ -NDMI 特征空间来实现的。为了提高模型的可靠程度, 利用地形高程数据来校正经反演得到的地表温度。但由于地表植被覆盖类型, 地势高低起伏、天气条件等因素的变化, 还是会对模型反演结果的准确性产生影响。雷达遥感数据协同光学影像数据反演模型属于半经验模型。在水云模型的基础上, 将光学遥感数据计算获取的植被含水量信息作为参数代入, 同时消除植被层对雷达传感器所携带的后向散射系数信息的影响, 并利用数字高程模型和地表粗糙度等数据进行校正, 从而提高反演的精度。

雷达遥感数据协同光学影像数据反演模型的相关系数  $R^2=0.668$ ,  $RMSE=0.025$ ; 光学遥感反演模型的相关系数  $R^2=0.352$ ,  $RMSE=0.0469$ 。根据以上数据对比, 可以看出雷达数据协同光学数据反演模型在反演高植被覆盖下地表土壤水分时比单一的光学数据模型反演效果好, 反演结果也更加真实可靠。

## 5 结 论

土壤水分在地球水循环过程中扮演着重要的角色, 是陆面交互过程的重要组成部分, 也直接影响着全球的水汽运输与能量平衡。应用现已掌握的技术手段进行大范围的土壤水分监测对分析相关问题有着指导意义。实验针对目标研究区高植被覆盖的特性, 改进了光学反演模型中的温度植被干旱指数算法和协同反演模型中的水云模型, 以 Landsat 8 光学影像和 GF-3 雷达影像为数据源, 对大兴安岭地区进行了土壤含水量的反演与研究。

实验主要得到以下结论: ①根据 Landsat 8 卫星

所携带的陆地成像仪和热红外传感器上的波段信息可以求得地球表面温度和归一化差异湿度指数,构建 Ts-NDMI 特征空间,通过计算其干边和湿边的拟合方程以及温度植被干旱指数,结合所选取的野外采样点土壤含水量数据,可以发现 Ts-NDMI 特征空间土壤水分反演模型的反演结果与实测土壤含水量为负相关性;②通过对比两种土壤水分反演模型反演结果的精度可知,雷达遥感数据协同光学影像数据反演模型与实测土壤水分的相关系数  $R^2=0.668$ , RMSE=0.025;基于光学影像的 Ts-NDMI 特征空间土壤水分反演模型与实测土壤含水量的相关系数  $R^2=0.352$ , RMSE=0.046 9。将光学信息作为参数输入到水云模型中可以有效减小植被冠层结构对反演结果造成的误差,因此协同反演模型用于估算森林、灌丛等高植被覆盖下地表土壤水分含量时精度较高,适用性较强,可应用于其他高植被覆盖度地区的地表土壤水分含量反演。

#### 参考文献 (References):

- [1] Li Zhanjie, Chen Jipei, Liu Yanmin, *et al.* Research Progress of Soil Moisture Retrieval by Remote Sensing[J]. Journal of Beijing Normal University (Natural Science Edition), 2020, 56(3):474-481.[李占杰,陈基培,刘艳民,等.土壤水分遥感反演研究进展[J].北京师范大学学报(自然科学版),2020, 56(3):474-481.]
- [2] Xu Pei, Zhang Chao. Advances in Remote Sensing Inversion of Soil Moisture [J]. Forestry Resource Management, 2015 (4):151-156.[徐沛,张超.土壤水分遥感反演研究进展[J].林业资源管理,2015(4):151-156.]
- [3] Zhao Jianhui, Zhang Bei, Li Ning, *et al.* Collaborative Retrieval of Soil Moisture over Winter Wheat based on Sentinel-1/2 Remote Sensing Data[J]. Journal of Electronics and Information, 2021, 43(3):692-699.[赵建辉,张蓓,李宁,等.基于 Sentinel-1/2 遥感数据的冬小麦覆盖地表土壤水分协同反演[J].电子与信息报,2021,43(3):692-699]
- [4] Jiang Lingmei, Cui Huizhen, Wang Gongxue, *et al.* Research Progress of Snow Cover, Soil Freezing and Thawing and Soil Moisture Remote Sensing Monitoring [J]. Remote Sensing Technology and Application, 2020, 35(6):1237-1262.[蒋玲梅,崔慧珍,王功雪,等.积雪、土壤冻融与土壤水分遥感监测研究进展[J].遥感技术与应用,2020,35(6):1237-1262.]
- [5] Liu Zhengchun, Feng Meichen, Xu Lishuai, *et al.* Retrieval of Farmland Surface Soil Moisture in Southern Shanxi based on Sentinel Multi Source Data[J]. Chinese Agronomy Bulletin, 2020, 36(20):51-58.[刘正春,冯美臣,徐立帅,等.基于 Sentinel 多源数据的晋南农田地表土壤水分反演[J].中国农学报,2020,36(20):51-58]
- [6] Yang Guijun, Yue Jibo, Li Changchun, *et al.* Water Content Estimation of Farmland Soil based on Improved Water Cloud Model and Radarsat-2 Data[J]. Journal of Agricultural Engineering, 2016, 32(22):146-153.[杨贵军,岳继博,李长春,等.基于改进水云模型 Radarsat-2 数据的农田土壤含水量估算[J].农业工程报,2016,32(22):146-153.]
- [7] Liu Jun, Zhao Shaojie, Jiang Lingmei, *et al.* Research Progress of Dielectric Constant Model of Soil in Microwave Band [J]. Remote Sensing Information, 2015, 30(1):5-13.[刘军,赵少杰,蒋玲梅,等.微波波段土壤的介电常数模型研究进展[J].遥感信息,2015,30(1):5-13.]
- [8] Hosseini M, McNairn H, Merzouki A, *et al.* Estimation of Leaf Area Index (LAI) in Corn and Soybeans Using Multi-polarization C- and L-band Radar Data[J]. Remote Sensing of Environment, 2015, 170:77-89. doi: 10.1016/j.rse. 2015. 09.002.
- [9] Lei Zhibin. Study on Soil Water Inversion in Crop Cover Area based on High Score Radar 3[D]. Beijing: China University of Geosciences, 2020.[雷志斌.基于高分三号雷达数据的作物覆盖区土壤水分反演研究[D].北京:中国地质大学,2020.]
- [10] Cai Qinkong, Li Erjun, Tao Liangliang, *et al.* Soil Moisture Retrieval of Wheat Field in Yangling District of Shanxi Province based on Improved Crop Scattering Model[J]. Soil, 2020, 52(4):846-852.[蔡庆空,李二俊,陶亮亮,等.基于改进作物散射模型的陕西杨陵区麦田土壤水分反演研究[J].土壤, 2020,52(4):846-852.]
- [11] Wang Chuan. Retrieving Soil Water Content of Burned Land in Genhe Forest Region by Combining Optical and Microwave Remote Sensing Data[D]. Beijing: Beijing Forestry University, 2020.[王川.联合光学和微波遥感数据反演根河林区火烧迹地土壤含水量[D].北京:北京林业大学,2020.]
- [12] Li Yan, Zhang Chengcai, Heng Weidong, *et al.* Research on Soil Moisture Retrieval Method based on Multi-source Remote Sensing Data[J]. Water Saving Irrigation, 2020(8):76-81.[李艳,张成才,恒卫冬,等.基于多源遥感数据反演土壤墒情方法研究[J].节水灌溉,2020(8):76-81.]
- [13] Li Boxiang, Chen Xiaoyong, Xu Wenting. Retrieval of Soil Moisture in Vegetation Area by Sentinel-1A Dual Polarization based on Water Cloud Model[J]. Study on Soil and Water Conservation, 2019, 26(5):39-44.[李伯祥,陈晓勇,徐雯婷.基于水云模型的 Sentinel-1A 双极化反演植被覆盖区土壤水分[J].水土保持研究,2019,26(5):39-44.]
- [14] Liu Jian, Guo Jiao, Han Wenting. Research Progress of Soil Moisture Retrieval based on Synthetic Aperture Radar [J].

- Ecological Environment Monitoring of the Three Gorges, 2020, 5(2):44-53.[刘健,郭交,韩文霆.基于合成孔径雷达的土壤水分反演研究进展[J].三峡生态环境监测,2020,5(2):44-53.]
- [15] Zhao Xin, Huang Ni, Song Xianfeng, *et al.* A New Method of Soil Moisture Retrieval based on Radarsat 2 and Landsat 8 [J]. Journal of Infrared and Millimeter Wave, 2016, 35(5): 609-616.[赵昕,黄妮,宋现锋,等.基于Radarsat 2与Landsat 8协同反演植被覆盖地表土壤水分的一种新方法[J].红外与毫米波学报,2016,35(5):609-616.]
- [16] Wang Long, Gong Huili, Pan Yun, *et al.* Soil Moisture Retrieval of Typical Steppe in Xilinhotet based on Sentinel-1 SAR Data[J]. Drought Weather, 2019, 37(6):979-986.[王龙,宫辉力,潘云,等.基于Sentinel-1 SAR数据的锡林浩特市典型草原土壤水分反演[J].干旱气象,2019,37(6):979-986.]
- [17] Xu Jiaxin, Li Xuan, Zhu Yongchao, *et al.* Research Progress of Remote Sensing Inversion Method for Surface Soil Moisture [J]. Progress of Meteorological Science and Technology, 2019, 9(2):17-23.[徐嘉昕,李璇,朱永超,等.地表土壤水分的卫星遥感反演方法研究进展[J].气象科技进展,2019,9(2):17-23.]
- [18] Hu Hongtao. Retrieval of Soil Water Content in Baisha River basin based on Remote Sensing[D]. Beijing: China University of Geosciences, 2020.[胡洪涛.基于遥感的白沙河流域土壤含水量反演[D]北京:中国地质大学,2020.]
- [19] Hu Gensheng, Wu Wentian, Luo Juhua, *et al.* Remote Sensing Monitoring of Wheat Aphid Using HJ Satellite Image and Least Square Twin Support Vector Machine [J]. Journal of Zhejiang University (Agriculture and Life Sciences), 2017, 43(5):211-219.[胡根生,吴问天,罗菊花,等.结合HJ卫星影像和最小二乘孪生支持向量机的小麦蚜虫遥感监测[J].浙江大学学报(农业与生命科学版),2017,43(5):211-219.]
- [20] Wang Chunjiao, Shan Monan, Hu Zhaoguang, *et al.* Inversion of Ground Temperature and Segmentation of Island Frozen Soil Region based on Multi-spectral Remote Sensing[J]. Infrared and Laser Engineering, 2015, 44(4):1390-1396.[王春娇,单墨楠,胡照广,等.多光谱遥感的地温反演及岛状冻土区分割方法研究[J].红外与激光工程,2015,44(4):1390-1396.]
- [21] Gao Maofang, Qin Zhihao, Xu Bin. Basic Parameter Estimation Method of Retrieving Surface Temperature with MODIS Data[J]. Study on Arid Area, 2007, 24(1):113-119.[高懋芳,覃志豪,徐斌.用MODIS数据反演地表温度的基本参数估计方法[J].干旱区研究,2007,24(1):113-119.]
- [26] Wu Zhigang, Jiang Tao, Fan Yanlei, *et al.* Land Surface Temperature Inversion and Analysis based on Landsat 8 Data: A Case Study of Wuhan City [J]. Journal of Engineering Geophysics, 2016, 13(1):135-142.[吴志刚,江滔,樊艳磊,等.基于Landsat 8数据的地表温度反演及分析研究——以武汉市为例[J].工程地球物理报,2016,13(1):135-142.]
- [23] Ma Wei, Chen Dengkui, Yang Na, *et al.* Estimation of Soil Moisture in the Subsidence Area Produced by Time-series Dual-polarization SAR [J]. Journal of Remote Sensing, 2018, 22(3):521-534.[马威,陈登魁,杨娜,等.时序双极化SAR开采沉陷区土壤水分估计[J].遥感学报,2018,22(3):521-534.]
- [24] Yang Ru, Gao Chao, Cha Qianyu, *et al.* Application of Different Vegetation Index in Inversion of Soil Moisture based on TVDI Method [J]. Surveying and Mapping and Spatial Geographic Information, 2020, 43(2):33-37.[杨茹,高超,查芊郁,等.不同植被指数在基于TVDI方法反演土壤水分中的应用[J].测绘与空间地理信息,2020,43(2):33-37.]
- [25] Wang Qianqian, Wang Quanfang, Wang Xinsheng, *et al.* Study on the Cooperative Inversion Method of Microwave and Optical Remote Sensing for Farmland Soil Moisture in the Area with Scarce Surface Data [J]. China Agronomy Bulletin, 2018, 34(36):117-123.[汪倩倩,汪权方,王新生,等.地面资料稀缺区域的农田土壤水分微波与光学遥感协同反演方法研究[J].中国农学通报,2018,34(36):117-123.]
- [26] Han Ling, Zhang Yancheng. Retrieval of Soil Moisture in Vegetation Area by Optical and Microwave Data [J]. Journal of Water Resources and Water Engineering, 2018, 29(4):230-235.[韩玲,张延成.光学与微波数据协同反演植被覆盖区土壤水分[J].水资源与水工程学报,2018,29(4):230-235.]
- [27] Zhang Wu. Retrieval of Soil Moisture on the Underlying Surface Under Low Vegetation Cover [D]. Xi'an: Chang'an University, 2018.[张武.基于TM数据的延河流域土壤水分反演研究[D].西安:长安大学,2018.]
- [28] Jackson T J, Chen D, Cosh M, *et al.* Vegetation Water Content Mapping Using Landsat Data Derived Normalized Difference Water Index for Corn and Soybeans [J]. Remote Sensing of Environment, 2004, 92(4):475-482. doi: 10.1016/j.rse.2003.10.021.
- [29] Zhang Youjing, Wang Junzhan, Bao Yansong. Soil Moisture Retrieval from Multi-source Remote Sensing Data [J]. Progress in Water Science, 2010, 21(2):222-228.[张友静,王军战,鲍艳松.多源遥感数据反演土壤水分方法[J].水科学进展,2010,21(2):222-228.]

## Multi-source Remote Sensing Data Cooperates to Retrieve Forest Surface Soil Moisture

Sun Jingxia, Zhang Dongyou, Hou Yuchu

(Heilongjiang Province Key Laboratory of Geographical Environment Monitoring and Spatial Information Service in Cold Regions, Harbin Normal University, School of Geographical Sciences, Harbin Normal University, Harbin 150025, China)

**Abstract:** Soil moisture is an important index in soil monitoring, which has an important impact on agricultural production, ecological environment and water resources management. With the remote sensing modeling and remote sensing inversion theory have gradually become important techniques and means to estimate soil indicators. Therefore, using the optical image data and radar image data, with Mohe City of Daxing'anling area as research area, to establish model of soil moisture inversion based on Landsat8 data and the model based on Landsat8 image data and high-resolution 3 remote sensing image data, the inversion results compared with the measured data analysis, and make evaluation on the model. The results showed that: (1) The surface temperature in the study area was inverted, and the TS-NDMI feature space was constructed by using surface temperature (Ts) and normalized difference humidity index NDMI. Combined with the measured data, it could be found that the inversion results of ts-NDMI feature space soil water inversion model were negatively correlated with the measured soil water content; (2) The soil moisture retrieval model based on GF-3 satellite data and Landsat 8 remote sensing data can get better retrieval results, and in areas with high vegetation coverage, the results obtained from this model are more accurate than those from a single optical data source, which provides a new way for the study of soil moisture in high vegetation coverage areas.

**Key words:** Landsat 8; GF-3; Soil moisture; Collaborative inversion; Temperature Vegetation Drought Index

(上接第 551 页)

## An Identification Method on Forest Fuel Types based on AISA Eagle II Hyperspectral Data

Li Xiaotong, Qin Xianlin, Liu Qian, Zhao Junpeng, Wang Chongyang

(Research Institute of Forest Resources Information Technique, Chinese Academy of forestry; Key Laboratory of Forestry Remote Sensing and Information Techniques, State Forestry Administration, Beijing 100091, China)

**Abstract:** In order to provide a feasible scheme for precise identification of fuel types at forest farm level, the Chaocha Forest Farm, Genhe Forestry Bureau, Inner Mongolia, has been selected as the study area. The fuel classification system has been developed based on field survey and forestry resource survey data. The suitable feature bands which were used for identification of forest fuel types have been analyzed and evaluated by different process methods, including original spectral band selection, first derivative reflectance, second derivative reflectance and continuum removed methods. The images generated from the feature bands by using the Principal Component Analysis (PCA) components and their texture features were used to identify the fuel types by Random Forest (RF) method. Combined with the hyperspectral remote sensing data and other data, an identification method for fuel types in forest farms was formed. The results showed that the overall accuracy of the fuel type identification was 86.31% and the Kappa coefficient was 0.836. The producer accuracy for *Larix gmelinii* and *Betula platyphylla* was 95.58% and 94.34%, respectively. This method is suitable for the identification of tree fuel types. In addition, it can also provide technical support for updating the fuel parameters and scientifically preventing and extinguishing the forest fires at forest farm levels.

**Key words:** Forest fire; Fuel types; AISA Eagle II; Random forest