

基于 L 波段的裸土区土壤水分微波遥感反演研究^①

蒋金豹¹, 张 玲¹, 崔希民¹, 孙 灏²

(1 中国矿业大学(北京)地球科学与测绘工程学院, 北京 100083; 2 北京师范大学资源学院, 北京 100875)

摘 要:以北京市大兴区为研究区, 探讨利用 ALOS/PALSAR 数据反演裸土土壤水分的方法。由于 PALSAR 的后向散射系数主要与土壤水分及地表粗糙度有关, 本研究使用 AIEM 理论模型计算地表的同极化后向散射系数, Oh 半经验模型计算交叉极化的后向散射系数; 由分析可知, 同极化与交叉极化的差异不随土壤水分的变化而变化, 仅随地表粗糙度的增加而减少, 为此可建立后向散射系数与粗糙度之间的函数关系。本文利用 BP 神经网络算法反演研究区的裸土土壤水分含量, 并利用实测数据对反演结果进行验证, 结果表明估测裸土土壤水分含量误差为 $0.035 \text{ m}^3/\text{m}^3$, 相对误差为 13.9%。因此, 可以利用 L 波段主动微波遥感反演裸土土壤水分含量, 且具有较高的精度。本研究成果可为农业灌溉、灾害监测、环境评估等提供信息支持, 具有重要的现实意义与应用价值。

关键词: PALSAR; 裸土区; 土壤水分; 反演

中图分类号: P237

土壤水分是地气相互作用、水文循环等研究的一个关键变量, 它影响地表能量通量、径流、辐射平衡、物质迁移等。土壤水分的准确估计在农业灌溉评估、地质灾害、环境变化监测等应用领域具有重要作用^[1]。从宏观上来看, 对土壤水分的遥感反演主要有微波遥感方式和光学遥感方式。光学遥感方式主要是在光学遥感资料基础上, 利用热惯量、作物缺水指数、距平植被指数等方法, 获得地表能量和作物生长状况信息, 然后建立与土壤水分的相关函数、经验公式, 从而反演土壤水分^[2-6]。微波遥感方式则是通过模型模拟地表的后向散射特性, 消除粗糙度和植被对后向散射系数的影响, 进而反演土壤水分含量。微波遥感按其工作模式可分为两大类: 采用基于微波辐射计的被动微波遥感与采用成像雷达技术的主动微波遥感^[6]。本文尝试采用主动式微波遥感反演裸土土壤水分含量。

利用微波遥感反演裸土土壤水分, 国内外学者都已做了一些研究。目前利用主动微波遥感反演土壤含水量的算法主要有经验模型、半经验模型和理论模型。Yisok 等^[7]利用经验 Oh 模型反演裸土土壤水分含量。Dubois^[8]提出了 Dubois 模型, 使用经验算法利用雷达影像反演土壤水分含量。Fung 等^[9]提出理论模型 IEM, 用于反演裸土区的土壤水分含

量。Shi 等^[10]使用 L 波段的雷达数据在 IEM 模型的基础上提出了 Shi 模型, 估算裸露地表的土壤含水量和地表粗糙度参数。Zribi 和 Dechambre^[11]使用 C 波段的雷达数据提出了 Zribi 模型, 该模型是通过分析 C 波段多种极化方式和入射角的雷达数据得到的。Chen 等^[12]对 IEM 模型进行改进, 将其发展成为 AIEM 模型。李森^[13]提出了用多极化 SAR 的后向散射数据来反演地表参数和土壤水分的经验模型。刘增灿^[14]在陆基微波散射计包含的 X、C、S、L 4 个波段的测量数据的基础上, 分析裸土的后向散射系数特征, 建立了适合的正向散射模型和反射模型。赵天杰等^[15]利用主被动微波数据联合反演土壤水分, 既充分发挥了主被动微波数据各自的优势, 同时避免了主被动协同过程中的尺度问题。余凡和赵英时^[16]提出了一种合成孔径雷达反演裸露地表土壤水分的方法, 利用 VV 和 VH 极化的后向散射系数反演得到土壤水分。

在雷达系统参数不变的情况下, 地表的微波散射和辐射特性依赖于土壤水分和地表粗糙度的变化, 裸土区土壤水分反演最重要的就是如何处理地表粗糙度的影响^[15]。本文针对 ALOS/PALSAR 的数据特点, 利用 AIEM 模型和 Oh 模型建立后向散射系数之差与粗糙度之间的关系, 在此基础上用后向散

基金项目: 国际科技合作项目(2010DFA32920)资助。

作者简介: 蒋金豹(1978—), 男, 安徽砀山人, 博士, 副教授, 主要从事高光谱遥感与微波遥感在农业环境监测中的应用研究。E-mail: ahdsjbb@126.com

射系数之差替代粗糙度的影响,并结合 HH、HV 极化方式后向散射系数的数据构建 BP 神经网络共同反演裸土地表的土壤水分。该方法建立了土壤水分与 σ_{HH} 、 σ_{HV} 、 (σ_{HV-HH}) 间的非线性函数关系,实现了多极化数据条件下裸土区土壤水分的反演。

1 野外试验及数据处理

1.1 试验区域概况

研究区位于北京市大兴区,位于 $39.2^{\circ}\sim 39.9^{\circ}\text{N}$, $115.7^{\circ}\sim 116.6^{\circ}\text{E}$,受西风带影响,冬春季盛行偏北风,气候寒冷少雨雪,夏季炎热多雨,秋季天高气爽,四季分明,属于暖温带半湿润气候区。多年平均降水 568.9 mm,一般集中在 6—8 月份^[17]。本次试验时间为 2010 年 11 月份,地面特征以裸地和农田为主,部分地面有稀疏植物覆盖,由于微波波长较长可近似其为裸地,该地区地势平坦,土壤质地为沙土占 42.1%,泥土占 54.9%。北京市大兴区行政区划图及对应的样本点分布如图 1 所示。

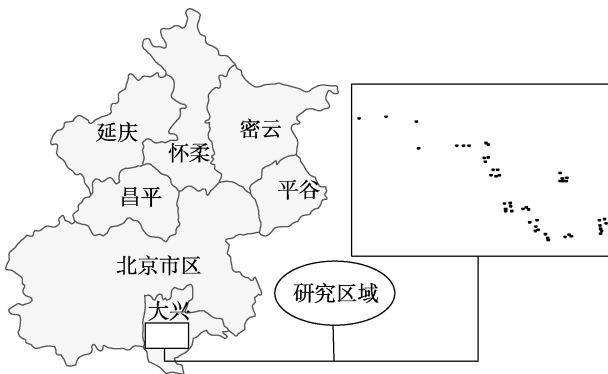


图 1 大兴区行政区划图及对应的研究区域及点分布
Fig. 1 The administrative zoning map in Daxing area and the corresponding research area and point distribution

1.2 野外地面数据的采集

本次试验采用 TDR 获取地表土壤的体积含水量,测量时将探针插入土壤中,测得的是探针周围 3 cm 椭圆柱状体积土壤的含水量。采用点温计获取地表温度,在试验区共选择 51 个样点,并利用手持 GPS 测定试验点的坐标。在测定土壤水分含量和地表温度时,在每个样点周围 $12.5\text{ m}\times 12.5\text{ m}$ 的范围内,均匀采集 5 个点的土壤水分含量数据和地表温度数据,然后取这 5 个点的平均值作为该点的土壤水分含量数据和地表温度数据。

1.3 微波数据获取与处理

本研究使用的卫星遥感数据为 2010 年 11 月 14 日的 2 景 ALOS/PALSAR 的 Level1.5 级雷达遥感影像,有 HH 与 HV 两种极化方式,中心频率为 1.27

GHz,影像分辨率为 12.5 m,入射角为 34.3° 。将影像进行预处理并且按照下式进行辐射定标,获取地表的后向散射系数^[8]:

$$\sigma_{i,j}^0 = 10 \lg(DN_{i,j}^2) - 83 \quad (1)$$

2 理论模型与研究方法

在裸土区的土壤水分微波遥感反演中, AIEM 理论模型可以计算出地表的同极化后向散射系数, Oh 半经验模型计算交叉极化的后向散射系数,介电常数模型则可建立土壤水分和介电常数之间的关系。

2.1 AIEM 模型

AIEM 模型是在 IEM 模型的基础上改进菲涅尔反射系数,去除了原先用于格林函数上的近似假设,使补偿场的振幅与相位由近似值恢复到原先的精确值,由此推导而来。AIEM 模型可以用来模拟不同粗糙度条件下,土壤水分与雷达后向散射系数之间的关系,能更好地计算地表的同极化后向散射系数, AIEM 模型单次散射的后向散射系数表达式为^[10]:

$$\sigma_{pq} = \frac{k_1^2}{2} \exp(-s^2(k_z^2 + k_{sz}^2)) \sum_{n=1}^{\infty} \frac{s^{2n}}{n!} |I_{pq}^n|^2 \cdot W^n \quad (2)$$

$$(k_{sx} - k_x, k_{sy} - k_y)$$

式中,参数的具体意义详见文献[10]。

2.2 Oh 模型

Oh 模型是在理论模型与大量多角度全极化观测数据的基础上提出的半经验后向散射模型, Oh 建立了同极化比 p 和交叉极化比 q 与地表的土壤水分、粗糙度以及入射角之间的关系如下^[7]:

$$p = \frac{\sigma_{hh}^0}{\sigma_{vv}^0} = 1 - (\theta/90)^{0.35} Mv^{-0.65} e^{-0.4(ks)^{1.4}} \quad (3)$$

$$q = \frac{\sigma_{hv}^0}{\sigma_{vv}^0} = 0.1(s/l + \sin 1.3\theta)^{1.2} (1 - e^{-0.9(ks)^{0.8}})$$

式中, p 为同极化比, q 为交叉极化比, Mv 为土壤水分, s 为地表均方根高度, l 是相关长度, θ 为雷达波的入射角, k 为自由空间波数。

2.3 地表介电常数模型

土壤是非匀质的、颗粒化的多孔系统,是空气、固态土壤、束缚水和自由水 4 种介电混合物,土壤介电特性主要受土壤质地构成、水分、孔隙度等因素影响,它可以描述土壤水分和介电常数之间的关系,而 AIEM 模型的输入参数是土壤的介电常数,两模型联合从而达到模型应用的目的。介电常数模型的表达式为^[18]:

$$\epsilon_m^\alpha = 1 + \frac{\rho_b}{\rho_s} (\epsilon_s^\alpha - 1) + m_v^\beta \epsilon_{fv}^\alpha - m_v \quad (4)$$

式中, α 、 β 为形状因子, 其数值大小取决于土壤质地。 ϵ_m 为土壤复介电常数, m_v 为土壤体积含水量, ρ_b 为土壤体密度, 即土壤体质量或者干土密度, ρ_s 为土壤中固态物质密度(固体土壤材料的平均密度), 对于不同类型土壤, 其固态物质密度差别不大, 一般取 $\rho_b = 2.66$ 为常数, ϵ_s 为土壤中固态物质介电常数且 $\epsilon_s = 4.7$ 。

2.4 BP 神经网络理论

BP 算法的基本思想是, 学习过程有信号的正向传播与误差的反向传播两个过程组成。正向传播时, 输入样本从输入层传入, 经各隐层逐层处理后, 传向输出层。若输出层的实际输出与期望的输出不符, 则转入误差的反向传播阶段。误差反传是将输出误差以某种形式通过隐层向输入层反传, 并将误差分摊给各层的所有单元, 从而获得各层单元的误差信号, 此误差信号即作为修正各单元权值的依据。这种信号正向传播与误差反向传播的各层权值调整过程, 是周而复始地进行的。权值不断调整的过程, 也就是网络的学习训练过程, 此过程一直进行到网络输出的误差减少到可接受的程度, 或进行到预先设定的学习次数为止^[19]。BP 神经网络是一种监督训练的多层神经网络模型, 其结构有输入层、隐含层和输出层, 通过对大量样本的学习, BP 神经网络能自适应地获得输入和输出的高度非线性映射关系, 从而为地表参数的反演奠定基础。

2.5 模型输入参数

模型的输入参数要根据实际的地表情况设定, AIEM 模型和 Oh 模型模拟的参数设置为: 土壤水分范围为 2% ~ 40%, 均方根高度的范围为 0.1 ~ 0.8 cm, 相关长度的范围为 2 ~ 50 cm。

为了减少未知参数, 地表粗糙度使用高斯相关函数条件下的均方根斜度, 也就是说将均方根高度和相关长度这两个粗糙度参数合为一个, 即^[15]:

$$m = \sqrt{2s/l} \quad (5)$$

2.6 研究的技术方法流程

技术方法流程如图 2 所示。

3 土壤水分反演

3.1 不同粗糙度条件下后向散射系数随土壤水分变化规律

本文针对 ALOS/PALSAR 的传感器参数, 考虑到粗糙度一般不随时间发生变化, 使用 AIEM 模型和 Oh 模型模拟了 L 波段 3 种粗糙度(平滑、中等粗

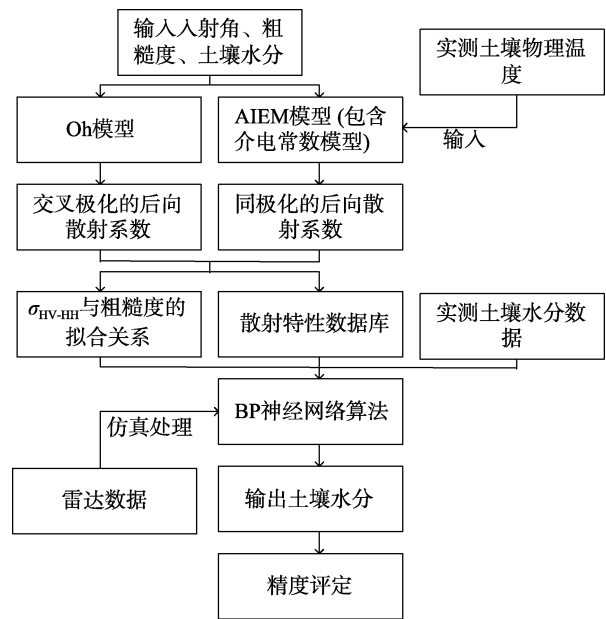


图 2 技术流程图

Fig. 2 Flow chart of the method

糙、极粗糙)条件下 HH、HV 极化的后向散射系数随土壤水分的变化规律^[15], 不同粗糙度条件、不同极化方式条件下的曲线趋于平行, 并且同极化与交叉极化之间的差异随地表粗糙度的增加而减少, 但是这种差异不随土壤水分的变化而变化, 如图 3 所示。

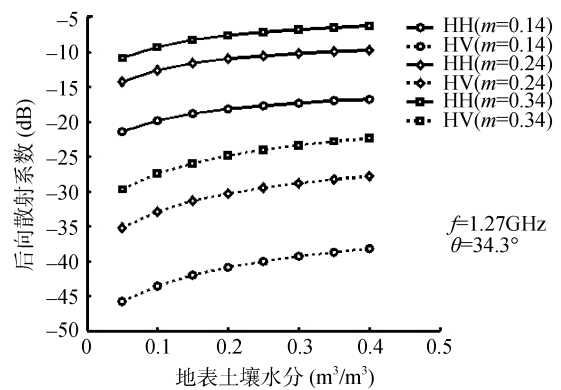


图 3 不同粗糙度条件下后向散射系数随土壤水分变化规律
Fig. 3 Change rule of backscattering coefficient under the condition of different roughness with soil moisture

3.2 后向散射系数与地表粗糙度的拟合分析

根据图 3 的分析可知, 后向散射系数差可以消除土壤水分变化对后向散射系数的影响, 为此, 可以借助这个规律去求后向散射系数差与地表粗糙度的拟合关系。通过 AIEM 模型和 Oh 模型模拟的后向散射系数与粗糙度的关系, 最终得到 σ_{HV-HH} 与粗糙度之间具有很好的相关性, 拟合系数高达 0.922 (图 4)。由此可见, σ_{HV-HH} 与粗糙度之间具有很好的函数关系。在入射角等雷达系统参数不变的情况下,

后向散射系数的变化是由土壤水分和地表粗糙度变化引起的,也就是说,后向散射系数与土壤水分和粗糙度具有函数关系。现在我们得知 σ_{HV-HH} 与粗糙度具有很好的相关性,可以借助 σ_{HV-HH} 来替代粗糙度对后向散射系数的影响。为此,可以将 σ_{HV-HH} 作为 BP 神经网络的一个输入变量。

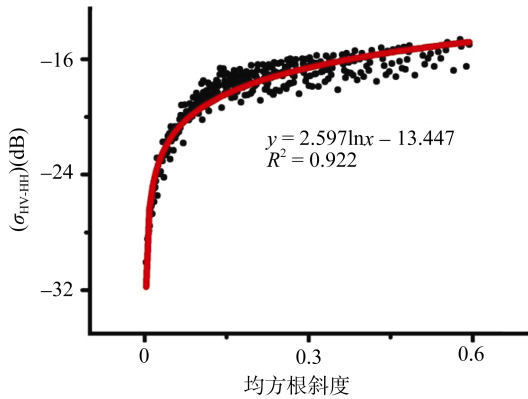


图 4 粗糙度与后向散射系数的拟合关系

Fig. 4 Fitting relationship between roughness and backscattering coefficient

3.3 用 BP 神经网络进行土壤水分反演

3.3.1 数据准备阶段 本文将 BP 神经网络技术与 AIEM 模型和 Oh 模型结合起来,构成模拟数据集。根据研究区域的实际情况,确定地表参数的变化范围,参数的设置详见 2.5。本研究中实测数据共有 51 个,在利用神经网络时,本文将选取实测数据中的 31 个数据为训练数据,将模拟并与该实测的数据构成训练数据集,其余的 20 个实测数据为测试数据。BP 神经网络的数据源就是 3 组数据对,输入数据为 HH 极化方式的后向散射系数 σ_{HH} , HV 极化方式的后向散射系数 σ_{HV} ,与粗糙度具有对数关系的后向散射系数差 σ_{HV-HH} ,输出数据为土壤水分含量。

3.3.2 训练 先对数据进行归一化处理,然后使用 MATLAB 对数据 BP 神经网络训练。在神经网络结构中,网络隐含层有 3 层,第一层设 8 个神经元,第二层设 5 个神经元,第三层设 3 个神经元,传递函数采用正切 S 型函数,输出函数采用线性 sigmoid 函数,训练函数采用带动量梯度算法,迭代步数选用 8 000 步。

3.3.3 土壤水分反演结果 基于 BP 神经网络模型算法,输入微波遥感数据,即可反演出土壤水分含量,如图 5 所示。图中浅色部分为裸露的菜地和农田,含水量相对较高;深色部分为裸地,含水量相对较低。

3.4 精度评定

利用微波遥感反演裸土区的土壤水分含量与野外实测的数据进行对比分析,结果如图 6 所示。研究发现预测的土壤水分含量与实测土壤水分含量其

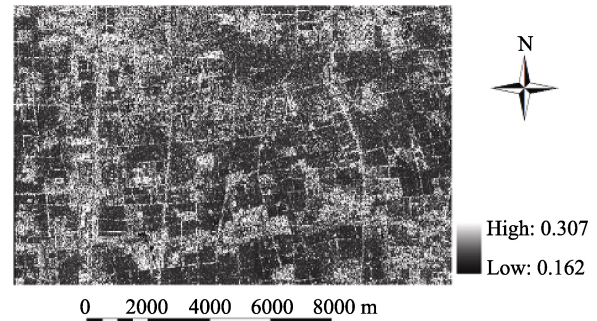


图 5 利用微波遥感反演土壤水分含量结果图

Fig. 5 The inverted result of soil moisture using microwave remote sensing

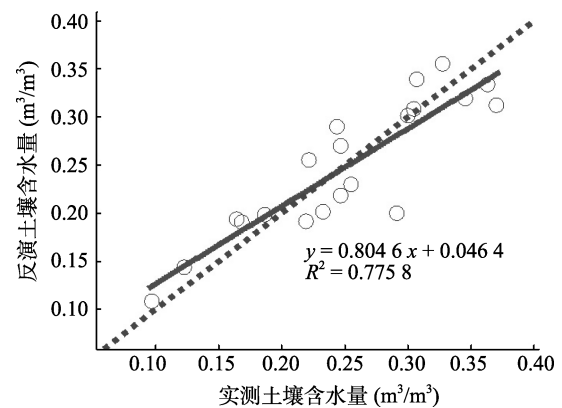


图 6 实测裸土土壤水分与预测裸土土壤水分含量对比图
Fig. 6 The soil moisture collation map between the measured data and the forecasting data

RMSE 为 $0.035 \text{ m}^3/\text{m}^3$, 相对误差为 13.9%。说明利用微波遥感监测裸土土壤水分精度较好,完全可以利用其进行裸土土壤水分监测与评估。

4 结论

(1) 通过 AIEM 模型和 Oh 模型构建的后向散射系数差与粗糙度具有很好的拟合关系,可以利用后向散射系数差反演粗糙度。

(2) 通过 BP 神经网络,建立了土壤水分含量反演模型,通过精度检验,发现其估测裸土土壤水分含量误差为 $0.035 \text{ m}^3/\text{m}^3$, 相对误差为 13.9%。

(3) 利用 L 波段主动微波遥感完全可以反演裸土土壤水分含量,且具有较高的反演精度。本研究成果可为农业灌溉、灾害监测、环境评估提供信息支持。

参考文献:

- [1] 李芹. 青藏高原地区主被动微波遥感联合反演土壤水分的研究[D]. 北京: 首都师范大学, 2011
- [2] 刘志明, 张柏, 晏明, 李铁强. 土壤水分与干旱遥感研究的进展与趋势[J]. 地球科学进展, 2003, 18(4): 576-583
- [3] 汪潇, 张增祥, 赵晓丽, 谭文彬. 遥感监测土壤水分研究综述[J]. 土壤学报, 2007, 44(1): 157-163

- [4] 全兆远, 张万昌. 土壤水分遥感监测的研究进展[J]. 水土保持通报, 2007, 27(4): 107-113
- [5] 张超, 王会肖. 土壤水分研究进展及简要评述[J]. 干旱地区农业研究, 2003, 21(4): 117-120, 125
- [6] 高婷婷. 基于 IEM 的裸露随机地表土壤水分反演研究[D]. 乌鲁木齐: 新疆大学, 2010
- [7] Yisok O, Sarabandi K, Ulaby FT. Semi-empirical model of the ensemble-averaged differential Mueller matrix for microwave backscattering from bare soil surfaces[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2002, 40(6): 1 348-1 355
- [8] Dubois PC, Van Zyl J, Engman ET. Measuring soil moisture with imaging radars[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1995, 33(4): 915-926
- [9] Fung AK, Li Z, Chen KS. Backscattering from a randomly rough dielectric surface[J]. Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on, 1992, 30(2): 356-369
- [10] Shi JC, Wang J, Hsu AY, O'neill PE, Engman ET. Estimation of bare surface soil moisture and surface roughness parameter using L-band SAR image data[J]. Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on, 1997, 35(5): 1 254-1 266
- [11] Mehrez Z, Monique D. A new empirical model to retrieve soil moisture and roughness from C-Band radar data[J]. Remote Sensing of Environment, 2002, 84(3): 42-52
- [12] Chen KS, Tzong-Dar W, Tsang L, Qin L, Shi JC, Fung AK. Emission of rough surfaces calculated by the integral equation method with comparison to three-dimensional moment method simulations[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2003, 41(1): 90-101
- [13] 李森. 基于 IEM 的多波段、多极化 SAR 土壤水分反演算法研究[D]. 北京: 中国农业科学院, 2007
- [14] 刘增灿. 微波散射测量及土壤水分反演研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2009
- [15] 赵天杰, 张立新, 蒋玲梅, 陈权, 张志玉, 张勇攀. 利用主被动微波数据联合反演土壤水分[J]. 地球科学进展, 2009, 24(7): 769-775
- [16] 余凡, 赵英时. 合成孔径雷达反演裸露地表土壤水分的新方法. 武汉大学学报[J]. 信息科学版, 2010, 35(3): 317-321
- [17] 武敏, 冯绍元, 孙春燕, 霍再林. 北京市大兴区典型土壤水分入渗规律田间试验研究[J]. 中国农业大学学报, 2009, 14(4): 98-102
- [18] Dobson MC, Ulaby FT, Hallikainen MT, El-Rayes MA. Microwave dielectric behavior of wet Soil-Part II: dielectric mixing models[J]. Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on, 1985, GE-23(1): 35-46
- [19] 韩力群. 神经网络教程[M]. 北京: 北京邮电大学出版社, 2006: 58-59

Soil Moisture Inversion Research in Bare Region Based on L-band Radar Data

JIANG Jin-bao¹, ZHANG Ling¹, CUI Xi-min¹, SUN Hao²

(1 College of Geoscience and Surveying Engineering, China University of Mining and Technology, Beijing 100083, China;
2 College of Resource Science, Beijing Normal University, Beijing 100875, China)

Abstract: The paper discussed the method of soil moisture inversion using the ALOS/PALSAR data whose study region was Daxing area in Beijing. For ALOS/PALSAR data, co-polarization backscattering coefficient was calculated using the AIEM model, and the Oh model was used to describe the characteristics of cross-polarization scattering. According to backscattering data, the difference between co-polarization backscattering coefficient and cross-polarization backscattering coefficient didn't change with the soil moisture, so we can build the functional relations between backscattering coefficient and roughness parameters. The bare soil moisture was retrieved using BP neural network, and the simulated data was used to validate the accuracy of the model. The result showed that the estimated soil moisture error was $0.035 \text{ m}^3/\text{m}^3$, and the relative error was 13.9%. So L-band radar data can be used to inverse soil moisture in the bare region. The research result could provide information for agricultural irrigation, disaster monitoring and environmental assessment.

Key words: PALSAR, Bare region, Soil moisture, Inversion