

引 用 格 式: Xie Kaixin, Zhang Tingting, Shao Yun, *et al.* Study on Soil Moisture Inversion of Plateau Pasture Using Radarsat-2 Imagery[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2016, 31(1): 134-142. [谢凯鑫, 张婷婷, 邵芸, 等. 基于 Radarsat-2 全极化数据的高原牧草覆盖地表土壤水分反演[J]. 遥感技术与应用, 2016, 31(1): 134-142.] doi:10.11873/j.issn.1004-0323.2016.1.0134

基于 Radarsat-2 全极化数据的高原牧草覆盖地表土壤水分反演

谢凯鑫^{1,2}, 张婷婷¹, 邵芸¹, 柴勋^{1,2}

(1. 中国科学院遥感与数字地球研究所, 北京 100101;
2. 中国科学院大学, 北京 100049)

摘要: 大面积土壤水分反演对于青海湖流域草场的管理和保护具有重要的意义。利用 C 波段全极化的 Radarsat-2 合成孔径雷达(SAR)影像数据, 开展了青海湖流域刚察县附近草场的土壤水分反演研究, 在“水—云”模型和 Chen 模型的基础上, 发展了一种新的土壤水分反演算法。该算法消除了植被覆盖以及地表粗糙度对雷达后向散射系数的影响。实验结果表明: 预测结果能够与实测数据很好地吻合, R^2 、RMSE 和 RPD 分别达到 0.71、3.77% 和 1.64, 反演精度较高, 能够满足研究区土壤水分的反演精度要求。如果能够更细致地刻画植被层以及地表粗糙度对雷达后向散射系数的影响, 土壤水分反演精度有望得到进一步提高。

关 键 词: 土壤水分; SAR; “水—云”模型; Chen 模型; NDWI; 高原牧草

中图分类号: X 833; TP 79 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-0323(2016)01-0134-09

1 引 言

地表土壤水分是陆地和大气能量交换过程中的关键因子, 在水循环中扮演着重要的角色。在高原草场中, 土壤水分的作用非常重要, 它的时空变化涉及一系列的生态和环境问题, 诸如草场退化、土壤荒漠化等, 严重影响我国西部高原畜牧业的发展。鉴于此, 探究大面积高精度的土壤水分反演算法, 对我国西部高原区域的畜牧业和生态环境将具有非常重要的意义^[1-2]。

随着微波遥感的飞速发展, 特别是星载合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR), 它的全天时、全天候并对地物有一定的穿透能力等特点, 突破

了传统的基于点测量获取土壤水分的局限, 使得大面积土壤水分实时或准实时动态监测成为可能^[3-4]。研究证明, SAR 得到的地表后向散射系数与地表介电常数有直接相关关系, 从而能够在水文模型要求的精度范围内有效提取地表土壤水分信息。但是由于电磁波与地表相互作用的复杂性, 雷达后向散射系数除受地表介电常数(土壤水分)影响外, 还受到地表粗糙度(均方根高度、相关长度)、植被覆盖以及雷达入射角、频率、极化等多种因素的影响。特别是在植被覆盖地表, 微波信号的组成十分复杂, 对其下土壤水分的监测更带有极大的困难性^[5]。目前已发展的用于地表土壤水分反演的模型主要有 Kirchhoff 模型、小扰动模型(SPM)和积分方程模型

收稿日期: 2014-12-16; 修订日期: 2015-02-20
基金项目: 国家科技支撑计划项目(2012BAH31B02), 国家自然科学基金项目(41301394、41201346、U1303285、41301464), 中科院知识创新项目(KZCX2-EW-320)。
作者简介: 谢凯鑫(1988—), 男, 河南林州人, 硕士研究生, 主要从事微波遥感模型研究。E-mail: xiekx@radi.ac.cn。
通讯作者: 张婷婷(1982—), 女, 辽宁沈阳人, 助理研究员, 主要从事土壤遥感与制图研究。E-mail: zhangtt@radi.ac.cn。

(IEM)等理论模型^[6-7],以及 Oh 模型、Dubois 模型和 Chen 模型等经验半经验模型^[8-10]。Kirchhoff 模型、小扰动模型(SPM)能够建立雷达后向散射系数与土壤水分、地表粗糙度之间的关系,但是它们适用的粗糙度范围非常窄,Oh 等^[8]的研究结果表明,许多实际自然地表无法适用这些模型。积分方程模型(IEM)能在一个很宽的地表粗糙度范围内再现真实地表后向散射情况,已经被广泛应用于微波地表散射、辐射的模拟和分析^[5]。尽管如此,研究表明将 IEM 模型应用于实际自然地表时,模型模拟值与实际地表测量后向散射系数值之间仍然存在一些不一致^[11],另外 IEM 模型的复杂性也限制了它的应用。Oh 模型建立了雷达后向散射系数同极化比和交叉极化比与介电常数及地表粗糙度的关系。Dubois 模型建立了 VV 和 HH 同极化后向散射系数与地表介电常数和地表粗糙度参数之间的经验关系。这两个模型都是由特定地点的实验数据建立的经验模型,只是在特定的地表粗糙度状况、频率、入射角和土壤含水量范围内适用^[12],另外这两个模型能够用来反演介电常数和地表粗糙度,但是并不能直接得到地表土壤水分。Chen 模型是基于 IEM 模型发展的半经验模型,用 HH 和 VV 极化的后向散射系数的比值来描述地表的后向散射特征,直接建立雷达后向散射系数与地表土壤水分的关系,形式简单,且模型在较大的入射角范围和较宽的粗糙度范围内都比较适用^[10]。上述这些模型主要是用于反演裸露地表土壤水分的,并不能直接用于有植被覆盖的情况。

在植被覆盖地表条件下,植被层对雷达后向散射贡献的大小是影响雷达对地表土壤水分敏感性的重要因素。研究表明,植被类型、覆盖度、几何结构(包括高度、枝条和叶的形状、分布、密度等)和含水量等都会对雷达后向散射产生影响,从而影响不同频率、极化、入射角雷达波对植被层的透射率^[13]。为了消除植被散射的影响,目前主要有经验半经验模型“水—云”模型^[14]和基于辐射传输方程的理论模型密歇根微波植被散射模型(MIMICS)^[15]。MIMICS 模型对植被结构刻画得较为详细,因此能够较为真实地模拟植被覆盖地表微波后向散射。但是理论模型算法复杂,输入参数众多,限制了它的适用性。而“水—云”模型由于简单易用,被广泛用于植被度覆盖下土壤水分或植被参数的反演。

目前低矮植被覆盖下土壤水分的反演研究,大

部分针对于平原农作物覆盖的土壤,例如小麦、玉米和大豆等^[16-18]。高原地区的土壤水分反演很有代表性,然而这样的研究却很少^[19-20]。这主要是由于高原地形的复杂性以及植被覆盖的高异质性增加了此类研究的困难性^[21]。本文的目的就是在充分考虑植被层和地表粗糙度对雷达后向散射信号影响的前提下,基于“水—云”模型和 Chen 模型,提出一种新的方法,来消除这些因素的影响,使其适用于高原地区牧草覆盖下的土壤水分的反演,从而为我国西部高原草场区的土壤水分监测提供有力的工具,为畜牧业的发展以及生态环境的保护提供有效的信息支持。

2 研究区和数据

2.1 研究区概况

青海湖位于青藏高原的东北部,是我国最大的高原内陆咸水湖,本文选择青海湖西北部刚察县附近的草场为研究区域,如图 1 所示,中心位置为 37°15'N,99°58'E,覆盖面积约 180 km²,海拔高度 3 200~3 305 m,相比于平原,地势有所起伏。研究区分布有 7 种土壤类型,包括栗钙土、高山草甸土、沼泽土、风沙土、山地草甸土、黑钙土和盐土,其中主要为栗钙土类。地表植被覆盖类型以草原牧草类为主,有芨芨草、针茅、高山蒿草和华扁穗草等类型。该地区为典型的高原半干旱高寒气候,全年降水量在 300~400 mm 之间,90%的降水集中在 5~9 月份。因此,这一时期土壤水分的时空变化对牧草的生长状况非常重要。

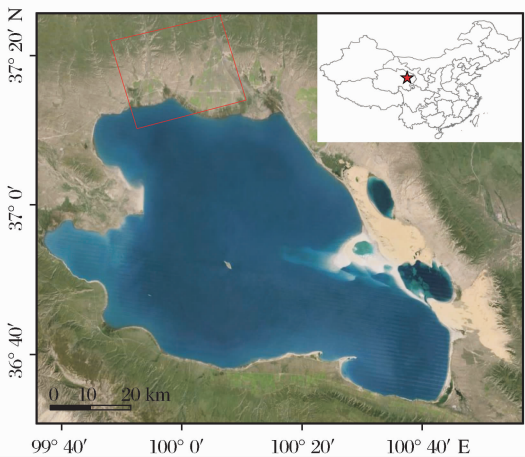
2.2 数据及预处理

2.2.1 SAR 数据

本文采用的数据为 2014 年 5 月 15 日获取的一景 Radarsat-2 影像,为 C 波段全极化(HH、HV、VH、VV)数据,入射角为 26.86°~28.68°,频率为 5.41 GHz。获取时间与地面实验时间同步。

对获取的 Radarsat-2 数据,运用 ESA 开发的 NEST(Next Esa Sar Toolbox)软件和 ENVI 软件进行预处理。通过 NEST 辐射定标,将影像 DN 值转换成后向散射系数,运用 5×5 的增强型 Lee 滤波来减少雷达图像斑噪的影响。由于研究区地势相对于平原有所起伏,用传统的多项式几何校正法已经不能满足精度要求,结合研究区的数字高程模型(DEM)进行距离—多普勒地形校正,消除地形起伏引起的 SAR 图像误差,属于几何精校正。最后得到

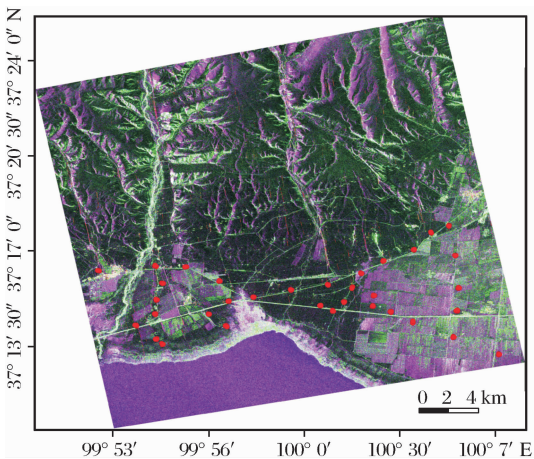
分辨率为 3.13 m 的研究区后向散射系数图,如图 2 所示。利用 ENVI 根据采样点的地理坐标(实测时用 GPS 记录),提取采样点的后向散射系数值,由于研究区植被分布、土壤状况的空间异质性以及雷达侧视成像的独特性,每个像元对应的后向散射系数并不能代表该像元的真实后向散射情况,本文以采样点为圆心,取属性相同的圆形区域的后向散射系数的平均值来代表该采样点的后向散射系数值。



(红色框是获取的 Radarsat-2 影像范围)

图 1 研究区位置图

Fig. 1 Location of the study area



(红色圆点代表实测采样点位置)

图 2 研究区 Radarsat-2 后向散射系数图
(HH=红,HV=绿,VV=蓝)

Fig. 2 Radarsat-2 backscattering coefficient image
of the study region

2.2.2 实测数据

与雷达图像获取同步,2014 年 5 月开展了研究区地面观测实验,获取了研究区土壤的理化参数。在研究区共选择了 34 个样区采集土壤样品,每个样

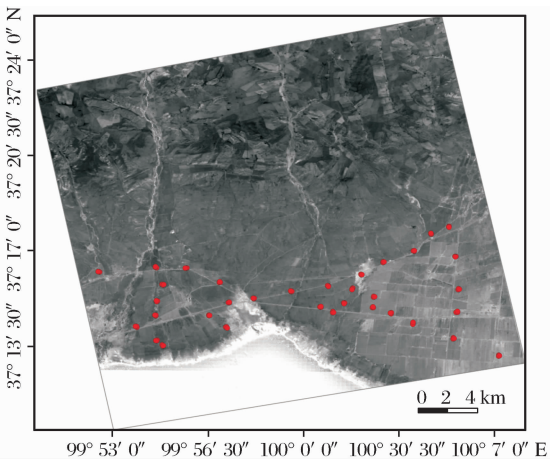
区选择 3 个采样点,样点之间相距大概 30 m,进行地表粗糙度、土壤水分和密度等参数测量。

由于对雷达信号最敏感的是表层的土壤水分,因此用重量法测定每个样点表层 0~5 cm 的土壤重量含水量。每个样区 3 个采样点的重量含水量进行平均,作为这个样区的土壤重量含水量,与此同时,测量每个样点的土壤容重。用土壤重量含水量乘以土壤容重得到每个样区的土壤体积含水量(m_v)。对获得的 34 个样区的土壤体积含水量做异常值剔除,最后得到 32 个样区的土壤体积含水量。本文反演的土壤水分指的是土壤的体积含水量。测得的土壤体积含水量从 4.02%~32.80%,平均值为 13.04%,标准差为 6.67%。

本研究采用粗糙度板(长 2 m)测量粗糙度参数,获取了均方根高度 h 和相关长度 l 。每个样点测量 3 次,取平均值作为这个样区的粗糙度。测得的均方根高度 h 从 0.57~1.84 cm,相关长度 l 从 37.77~52.64 cm。

2.2.3 辅助数据

为了消除植被覆盖对地表后向散射系数的影响,需要辅助数据来做处理。本研究获取了一景 2014 年 5 月与 SAR 数据准同步的研究区 Landsat8 陆地成像仪(Operational Land Imager,OLI)数据。Landsat8 卫星是美国于 2013 年 2 月发射的新一代陆地观测卫星,其适中的分辨率、对植被的良好检测能力以及数据的连续性,成为区域范围植被研究中的重要遥感数据源。运用 ENVI 对 OLI 数据做辐射定标、FLAASH 大气校正等预处理,再经过波段运算得到研究区的归一化水指数(Normalized Difference Water Index,NDWI)数据,如图 3 所示。



(红色圆点代表实测采样点位置)

图 3 研究区 NDWI 图

Fig. 3 NDWI image of the study area

根据采样点的地理坐标(实测时用 GPS 记录),提取采样点的 NDWI 值(取每个样区 3 个采样点的平均值)。OLI 数据要经过几何校正和重采样匹配到 SAR 数据上。

3 模型研究

3.1 植被层散射模型

在雷达遥感反演土壤水分的研究中,地表覆盖的植被层会干扰土壤的后向散射信号,必须建立合理的植被散射模型,去除植被对后向散射信号的影响^[22]。严密的理论模型 MIMICS 模型可被用于消除植被层的散射影响,但是 MIMICS 模型是针对森林等高大植被覆盖地表建立的,其输入参数复杂庞大^[23],在应用于草场区等较为矮小的植被覆盖地表时,由于植被茎秆和植被冠层没有明显区别,则显得庞大而难于应用。本文采用“水—云”模型来从总的雷达后向散射信号中,分离出植被层的影响。

“水—云”模型是建立在辐射传输模型基础之上,通常使用很少的参数,但这些参数具有一定机理性的意义,在将模型用到具体的研究时,模型的参数用实测数据来确定。该模型建立的基本假设:①假设植被为水平均匀的云层,土壤表层与植被顶端之间分布着均匀的水粒子;②不考虑植被和土壤表层之间的多次散射;③模型中的变量仅为植被高度、植被含水量和土壤湿度^[24]。模型的形式如下:

$$\sigma^0 = \sigma_{\text{veg}}^0 + \tau^2 \cdot \sigma_{\text{soil}}^0 \quad (1)$$

$$\sigma_{\text{veg}}^0 = a \cdot \text{VWC} \cdot \cos\theta (1 - \tau^2) \quad (2)$$

$$\tau^2 = \exp(-2b \cdot \text{VWC} \cdot \sec\theta) \quad (3)$$

其中: σ^0 为植被覆盖地表总的后向散射系数, σ_{veg}^0 为直接植被层的后向散射系数, τ^2 为雷达波穿透植被层的双层衰减因子, σ_{soil}^0 为直接土壤层的后向散射系数, θ 是入射角,VWC 是植被层的含水量,单位是 kg/m^2 , a 、 b 是经验常数,依赖于植被类型和入射角^[25]。准确获取 a 、 b 值需要大量的先验知识,如植被含水量、生物量等。这里 a 、 b 作为未知参数,通过实测数据采用优化算法拟合建立的模型来得到。除此之外,VWC 是一个很重要的输入参数,根据 Jackson 等^[26]的研究,植被含水量 VWC 与一些植被生物指数如 NDVI(归一化植被指数)、NDWI(归一化水分指数)等之间是存在函数关系的。然而,根据先前的研究^[27-29],NDVI 是基于红波段和近红外波段的运算得到的,这两个波段分别位于叶绿素强吸收带和植被层高反射区。因此,NDVI 更多代表的是叶绿

素信息而不是含水量信息。相比于 NDVI,通过一些定量研究表明^[17],基于 NDWI 的 VWC 估算优于 NDVI。因此,本文采用 NDWI 来计算植被含水量 VWC,公式如下:

$$\text{VWC} = e_1 \cdot \text{NDWI} + e_2 \quad (4)$$

其中: e_1 、 e_2 是模型参数,NDWI 通过下式计算^[30]:

$$\text{NDWI} = \frac{R_{\text{NIR}} - R_{\text{SWIR}}}{R_{\text{NIR}} + R_{\text{SWIR}}} \quad (5)$$

其中: R_{NIR} 为近红外波段(中心波长 865 nm)的反射率, R_{SWIR} 为短波红外波段(中心波长 1 609 nm)的反射率。

最后,结合前面的公式,“水—云”模型可以表达为:

$$\sigma^0 = a \cdot \text{VWC} \cdot \cos\theta (1 - \exp(-2b \cdot \text{VWC} \cdot \sec\theta)) + \sigma_{\text{soil}}^0 \cdot \exp(-2b \cdot \text{VWC} \cdot \sec\theta) \quad (6)$$

3.2 裸露地表土壤水分反演模型

在裸露地表土壤水分的反演过程中,地表粗糙度是影响土壤后向散射信号的重要因素,因为理论模型太过复杂,本文采用 Chen 模型来消除地表粗糙度的影响。

Chen 基于 IEM 模型和蒙特卡罗模拟方法,发展了一种简单的裸露地表土壤水分的反演模型。该模型假设地表粗糙度可以用指数相关方程来表示,对 IEM 模型进行多重线性回归得到。该模型用 HH 和 VV 极化的后向散射系数的比值来描述地表的后向散射特征。Chen 模型表示为:

$$\ln m_v = C_1 \cdot \frac{\sigma_{\text{HHsoil}}^0}{\sigma_{\text{VVsoil}}^0} + C_2 \cdot \theta + C_3 \cdot f + C_4 \quad (7)$$

其中: $\sigma_{\text{HHsoil}}^0/\sigma_{\text{VVsoil}}^0$ 为用 dB 表示的裸露土壤的 HH 与 VV 极化的后向散射系数的比, θ 为用度数表示的入射角, f 为观测的微波频率(GHZ), C_1 、 C_2 、 C_3 和 C_4 是待拟合参数。

3.3 植被覆盖地表土壤水分反演模型

基于前述的“水—云”模型和 Chen 模型,以及 Radarsat-2、NDWI 和实测数据,本文发展了一种新的反演算法。

Chen 模型可以被用来反演得到裸露地表的土壤水分,在植被覆盖地表下,裸露地表的后向散射系数 σ_{HHsoil}^0 和 σ_{VVsoil}^0 可以通过“水—云”模型,消除植被层散射影响后得到。公式如下:

$$\sigma_{\text{soil}}^0 = a \cdot \text{VWC} \cdot \cos\theta + \frac{\sigma_{\text{HHimage}}^0 - a \cdot \text{VWC} \cdot \cos\theta}{\exp(-2b \cdot \text{VWC} \cdot \sec\theta)} \quad (8)$$

在 HH 和 VV 极化中,由于散射过程不一样,所

以 a 、 b 取不同的值。因此, $\sigma_{HH\text{soil}}^0$ 可表示为:

$$\sigma_{HH\text{soil}}^0 = a_h \cdot VWC \cdot \cos\theta + \frac{\sigma_{HH\text{image}}^0 - a_h \cdot VWC \cdot \cos\theta}{\exp(-2b_h \cdot VWC \cdot \sec\theta)} \quad (9)$$

$\sigma_{VV\text{soil}}^0$ 可表示为:

$$\sigma_{VV\text{soil}}^0 = a_v \cdot VWC \cdot \cos\theta + \frac{\sigma_{VV\text{image}}^0 - a_v \cdot VWC \cdot \cos\theta}{\exp(-2b_v \cdot VWC \cdot \sec\theta)} \quad (10)$$

$$m_v = \exp \left\{ C_1 \cdot \frac{\left(a_h \cdot VWC \cdot \cos\theta + \frac{\sigma_{HH\text{image}}^0 - a_h \cdot VWC \cdot \cos\theta}{\exp(-2b_h \cdot VWC \cdot \sec\theta)} \right)}{\left(a_v \cdot VWC \cdot \cos\theta + \frac{\sigma_{VV\text{image}}^0 - a_v \cdot VWC \cdot \cos\theta}{\exp(-2b_v \cdot VWC \cdot \sec\theta)} \right)} + C_2 \cdot \theta + C_3 \cdot f + C_4 \right\} \quad (11)$$

3.4 评价指标

所建立模型的好坏可以用两个指标来评价:均方根误差(RMSE)和标准差(SD)与均方根误差(RMSE)的比值(the Ratio of(Standard Error of Prediction to Standard Deviation,RPD):

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (P_i - O_i)^2} \quad (12)$$

$$RPD = \frac{SD}{RMSE} \quad (13)$$

其中: N 是总的样本数, P_i 是样本 i 的预测值, O_i 是样本 i 的测量值。RPD是评价模型鲁棒性和有效性的重要指标,很多研究中都用它做评价指标^[31-32]。本研究采用了 Chang^[31]的模型评价标准,如果 $RPD > 2$ 、 $1.0 > R^2 > 0.8$ 说明模型适用,如果 $1.4 \leq RPD \leq 2.0$ 、 $0.5 < R^2 \leq 0.8$ 说明模型适用性可以通过改进来提高,如果 $RPD < 1.4$ 、 $R^2 < 0.5$ 说明模型不适用。

4 结果和分析

4.1 土壤水分反演

运用上一节建立的反演模型进行研究区的土壤水分反演,技术流程如图 4 所示。

植被覆盖下土壤水分反演模型建立以后,用研究区的实测数据以及 SAR、辅助数据进行参数拟合和验证。2014 年 5 月在研究区共获取了 34 个样区数据,其中 2 个样区的数据由于测量问题被剔除,最后 32 个合格的样本数据用于建模。随机抽取 21 个样本数据作为校正集用来拟合模型,剩余 11 个样本数据作为验证集进行模型验证。模型的输入参数包括 Radarsat-2 的配置参数(入射角、频率)、实测的样区的土壤体积含水量、每个样区的 HH、VV 极化的后向散射系数以及相应的 NDWI。采用准牛顿法加通用全局优化法对建立的模型进行参数拟合,拟合结果如图 5 所示。反演的土壤水分与实测的土壤

其中: $\sigma_{HH\text{image}}^0$ 和 $\sigma_{VV\text{image}}^0$ 是从 Radarsat-2 数据中获得的总的 HH 和 VV 极化的后向散射系数,包括来自植被层的散射以及地表的后向散射。

最后,联合式(4)、(7)、(9)、(10),通过 Radarsat-2、NDWI 数据即可反演得到植被覆盖下的土壤体积含水量。公式如下:

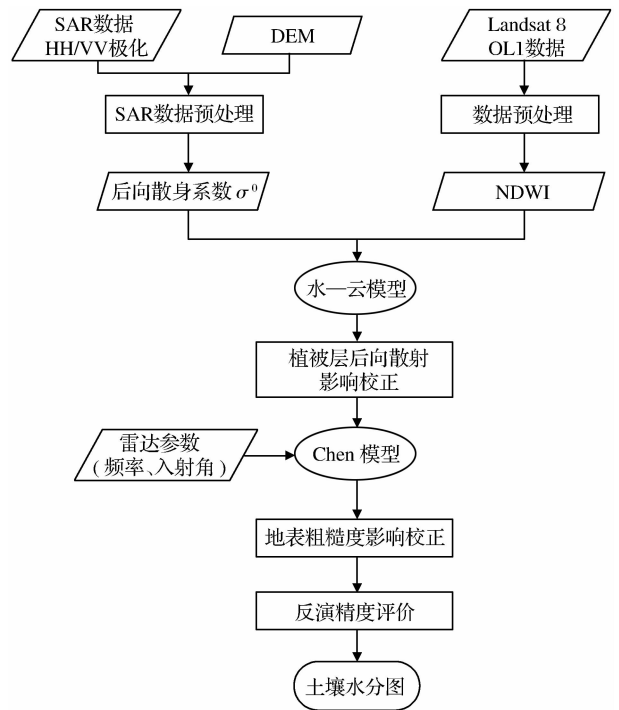


图 4 技术流程图
Fig. 4 Flowchart of this paper

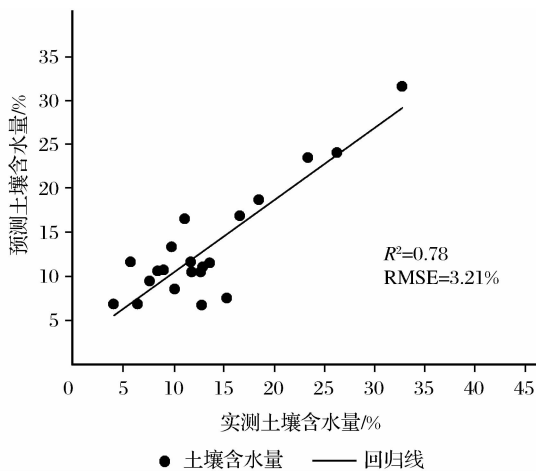


图 5 土壤水分反演模型校正集结果图
Fig. 5 Calibration result of the soil moisture inversion model

水分的相关系数的平方 R^2 、均方根误差 (RMSE) 和 RPD 分别为 0.78、3.21% 和 2.19。拟合出的参数值如表 1 所示。

表 1 新建模型参数拟合值
Table 1 Fitting values of the new model parameters

a_h	b_h	a_v	b_v	e_1	e_2	c_1	c_2	c_3	c_4
-46.39	4.57	-32.25	4.63	11.65	1.45	-3.76	0.23	0.13	0.63

的配置参数,以及 11 个样区的 HH、VV 极化的后向散射系数值和相应的 NDWI 值,得到 11 个样本区的土壤水分预测值,对预测值和实测值进行比较,结果如图 6 所示,验证结果表明相关系数平方 R^2 、均方根误差 (RMSE) 以及 RPD 分别为 0.71、3.77% 和 1.64。根据 Chang 的分类策略,这个模型属于能满足研究区土壤水分反演的精度和稳定性要求。

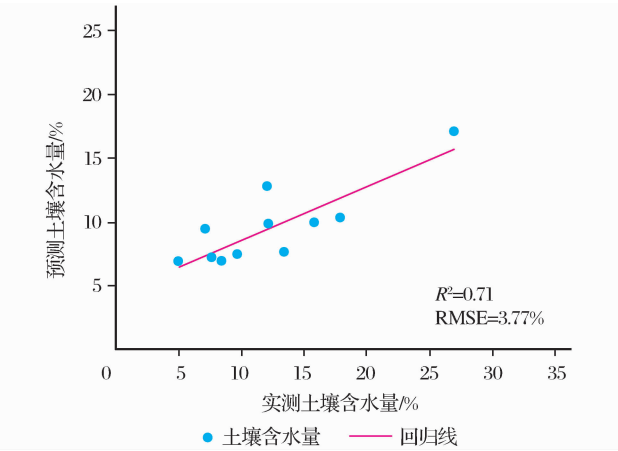


图 6 土壤水分反演模型验证集结果图
Fig. 6 Validation result of the soil moisture inversion model

4.3 新方法在研究区的应用

本文提出的算法在研究区取得了很好的反演精度,因此将该算法推广到生成青海湖流域草场高分辨率的土壤水分分布图,如图 7 所示,该图覆盖了采样点所在的区域。从图中可以看出,研究区大部分的土壤水分都集中在 0~15% 之间,且这些区域大多位于远离湖和河流的山区,而在靠近水体的区域,土壤水分都比较高,另外在研究区的东南角,土壤水分整体要高一点,这是因为这块区域主要是垄状的人工草场,两边有灌溉的水渠,灌溉和靠近湖使得这块区域的土壤水分会相对高一点,这在前述的 NDWI 图(图 3)中也可以看出来,在 NDWI 图上,这块区域是个相对高值区,说明水分含量高。由研究区的土壤水分分布图,可以很好地预测高原牧草的生

4.2 验证方法
用验证集的 11 个样本数据来进行模型验证。运用上节校正集建立的反演模型,输入 Radarsat-2

长状况,这对于研究该区域的草场退化及精细化管理具有重要的意义。

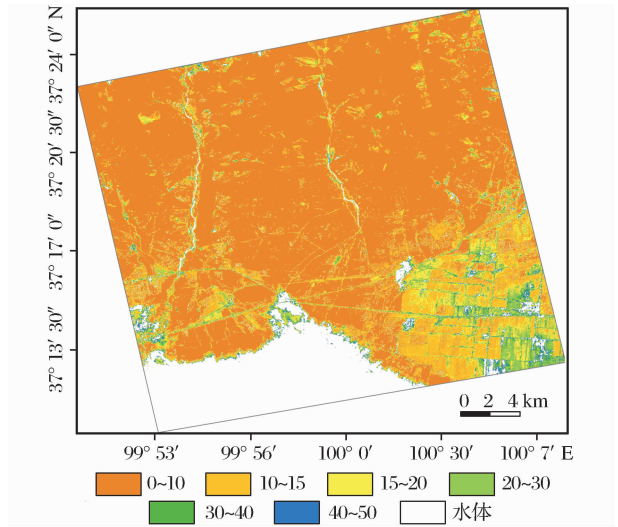


图 7 研究区土壤水分分布图
Fig. 7 Soil moisture map of the study region

4.4 结果分析

“水—云”模型是一种简单易用的半经验模型,此前大多数研究都把该模型应用于反演平原农作物,诸如小麦、玉米和大豆等的生理参数以及其覆盖下的土壤水分^[16-18]。而用于反演裸露地表土壤水分的模型,诸如 Oh、Dubois 模型等,都无法完全消除粗糙度的影响,需要输入均方根高度、相关长度等粗糙度参数,Chen 模型通过 HH 与 VV 极化的后向散射系数的比值来消除地表粗糙度的影响,不需要输入相关的粗糙度参数,简单易用。相较于以往的研究,本文将“水—云”模型和 Chen 模型结合起来,发展了一种适用于高原草场区域的土壤水分反演算法,且取得了较高的反演精度。证明了“水—云”模型用于消除高原牧草覆盖对雷达后向散射影响的有效性以及 Chen 模型用于消除高原复杂地形粗糙度影响的潜力。刘强等^[20]基于 AMSR-E 卫星数据,运用双通道土壤水分反演算法反演了青藏高原地区

2003~2010年表层土壤水分,反演精度 R^2 、RMSE分别为0.59和4.8%,低于本文发展的算法的反演精度(0.71,3.77%),鲍艳松等^[4]以ASAR影像数据和地面实测数据为基础,分析了水平同极化和垂直同极化后向散射系数对冬小麦覆盖下土壤水分的敏感性,建立了10 cm深土壤水分和垂直同极化后向散射系数的回归模型,反演精度 R^2 为0.49,同样低于本文反演精度,而且本文的算法可以用于生成3.13 m分辨率的土壤水分分布图,这对于高原牧场区牧草的精细化管理是非常重要的,证明了运用高分辨率的SAR影像监测高原草场土壤水分的可行性与优越性。另外,本文发展的算法简单易用,输入参数较少且易于获得,只需要得到同极化HH和VV后向散射系数、归一化水分指数NDWI以及雷达参数即可反演高原草场区的土壤水分,相比于形式复杂,输入参数众多且不易获得的理论模型来说,适用性更强。

虽然本文建立的算法,反演精度能够达到要求,但是还有待提高,这主要是由于研究区植被的不均匀性以及地表粗糙度变化造成的。“水—云”模型把植被层假设为水平均匀云层,在土壤表层与植被顶端之间分布着均匀的水粒子,另外它忽略了植被与土壤层之间的多次散射,而实际上由于不同植被类型的生长状况不一样以及牛羊放牧,植被层很难达到水平均匀性。Chen模型通过HH与VV极化的比值来消除粗糙度的影响,这在一定的粗糙度范围内最适用,虽然研究区的平均粗糙度在这个范围内,但研究区位于高原,一些靠近山区的区域地表起伏较大,从而造成Chen模型的适用精度降低。因此,如果能够更细致地刻画植被层对雷达后向散射信号的影响,比如在“水—云”模型中考虑植被与土壤层之间的多次散射,研究适用范围更广的消除地表粗糙度影响的模型,探讨HH、HV极化以及同极化差、交叉极化差与土壤含水量之间的关系,从而得到全极化情况下的经验模型,则反演精度有望进一步提高,模型的适用性也将更强。

5 结 语

本文运用C波段全极化Radarsat-2 SAR数据提出了一种适用于高原地区草场土壤水分反演的方法。该方法运用“水—云”模型消除了植被层对雷达后向散射的影响,通过Chen模型消除了地表粗糙

度的影响。证明了“水—云”模型和Chen模型用于消除高原牧草覆盖和复杂地表粗糙度对雷达后向散射影响的有效性。

运用本文发展的方法反演了地表的土壤水分,反演精度较高, R^2 、RMSE和RPD分别达到0.71、3.77%和1.64,能够满足研究区土壤水分的反演精度要求。生成了研究区的高分辨率土壤水分分布图,分辨率达到3.13 m,与实地考察情况相符,为高原草场的精细化管理提供了强有力的工具。

本文发展的高精度土壤水分反演方法将为我国西部高原草场的土壤水分监测和牧草长势预测提供技术支撑,为畜牧业发展、水资源规划管理以及生态环境保护提供科学依据。

参考文献(References):

- [1] Hou Yule. The Soil Moisture Content Research in the South of Gangcha County of Qinghai Province[D]. Xi'an: Shaanxi Normal University, 2010. [侯雨乐. 青海省刚察县南部土壤含水量研究[D]. 西安: 陕西师范大学, 2010.]
- [2] Dong Wen. The Soil Moisture Content Research of the Artificial Forest and Farmland in Xi'an Area[D]. Xi'an: Shaanxi Normal University, 2007. [董雯. 西安地区人工林地与农田土壤含水量变化研究[D]. 西安: 陕西师范大学, 2007.]
- [3] Liu Zengcan. Microwave Scattering Measurements and Soil Moisture Inversion Study[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2009. [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.]
- [4] Bao Yansong, Liu Liangyun, Wang Jihua, *et al.* Estimation of Soil Water Content and Wheat Coverage with ASAR Image[J]. Journal of Remote Sensing, 2006, 10(2): 263-271. [鲍艳松, 刘良云, 王纪华, 等. 利用ASAR图像监测土壤含水量和小麦覆盖度[J]. 遥感学报, 2006, 10(2): 263-271.]
- [5] Yang Hu. On the Modeling of Canopy Covered Surface Soil Moisture Change Detection Using Multi-temporal Radar Images[D]. Beijing: Institute of Remote Sensing and Digital Earth, Chinese Academy of Sciences, 2003. [杨虎. 植被覆盖下土壤含水量变化雷达探测模型和应用研究[D]. 北京: 中国科学院遥感应用研究所, 2003.]
- [6] Ulaby F T. Microwave Remote Sensing: (Volume 3) [M]. Norwood, MA: Artech House, 1986.
- [7] Fung A K, Li Z, Chen K S. Backscattering from a Randomly Rough Dielectric Surface[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1992, 30(2): 356-369.
- [8] Oh Y, Sarabandi K, Ulaby F T. An Empirical Model and An Inversion Technique for Radar Scattering from Bare Soil Surfaces[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1992, 30(2): 356-369.

- ing, 1992, 30(2): 370-381.
- [9] Dubois P C, VanZyl J, Engman E T. Measuring Soil Moisture with Imaging Radars[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1995, 33(4): 915-926.
- [10] Chen K S, Yen S K, Huang W P. A Simple Model for Retrieving Bare Soil Moisture from Radar Scattering Coefficients[J]. Remote Sensing of Environment, 1995, 54(2): 121-126.
- [11] Zribi M, Dechambre M. A New Empirical Model to Retrieve Soil Moisture and Roughness from C-band Radar Data[J]. Remote Sensing of Environment, 2003, 84(1): 42-52.
- [12] Li Sen. Soil Moisture Inversion Model Research of Multi-band and Multi-polarization SAR based on IEM[D]. Beijing: Institute of Agricultural Resources and Regional Planning, Chinese Academy of Agricultural Sciences, 2007. [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: 中国农业科学院农业资源与农业区划研究所, 2007.]
- [13] Jackson T J, Schmugge T J. Vegetation Effects on the Microwave Emission of Soils[J]. Remote Sensing of Environment, 1991, 36: 203-212.
- [14] Attema E P W, Ulaby F T. Vegetation Modeled as a Water Cloud[J]. Radio Science, 1978, 13(2): 357-364.
- [15] Ulaby F T, Elachi C. Radar Polarimetry for Geoscience Applications[M]. Boston: Artech House, 1990.
- [16] Gherboudj I, Magagi R, Berg A A, *et al.* Soil Moisture Retrieval over Agricultural Fields from Multi-polarized and Multi-angular Radarsat-2 SAR Data[J]. Remote Sensing of Environment, 2011, 115(1): 33-43.
- [17] Zhang Youjing, Wang Junzhan, Bao Yansong. Soil Moisture Retrieval from Multi-resource Remotely Sensed Images over a Wheat Area[J]. Advances 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.]
- [18] Yu Fan, Zhao Yingshi. A New Method to Retrieve Soil Moisture under Vegetation Using ASAR and TM Images[J]. Science China: Earth Sciences, 2011, 41(4): 532-540. [余凡, 赵英时. ASAR 和 TM 数据协同反演植被覆盖地表土壤含水量分的新方法[J]. 中国科学: 地球科学, 2011, 41(4): 532-540.]
- [19] Li Qin. Combined Application of Active and Passive Microwave Remote Sensing in the Retrieval of Soil Moisture on the Tibetan Plateau [D]. Beijing: Capital Normal University, 2011. [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.]
- [20] Liu Qiang, Du Jinyang, Shi Jiancheng, *et al.* Analysis of Spatial Distribution and Multi-year Trend of the Remotely Sensed Soil Moisture on the Tibetan Plateau[J]. Science China: Earth Sciences, 2013, 43(10): 1677-1690. [刘强, 杜今阳, 施建成, 等. 青藏高原表层土壤湿度遥感反演及其空间分布和多年变化趋势分析[J]. 中国科学: 地球科学, 2013, 43(10): 1677-1690.]
- [21] Pasolli L, Notarnicola C, Bruzzone L, *et al.* Polarimetric Radarsat-2 Imagery for Soil Moisture Retrieval in Alpine Areas [J]. Canadian Journal of Remote Sensing, 2011, 37(5): 535-547.
- [22] Zhou Peng, Ding Jianli, Wang Fei, *et al.* Retrieval Methods of Soil Water Content in Vegetation Covering Areas based on Multi-source Remote Sensing Data [J]. Journal of Remote Sensing, 2010, 14(5): 966-973. [周鹏, 丁建丽, 王飞, 等. 植被覆盖地表土壤含水量分遥感反演[J]. 遥感学报, 2010, 14(5): 966-973.]
- [23] Magagi R D, Kerr Y H. Retrieval of Soil Moisture and Vegetation Characteristics by Use of ERS-1 Wind Scatterometer over Arid and Semi-arid Area[J]. Journal of Hydrology, 1997, 188: 361-384.
- [24] Ge Jianjun, Wang Chao, Zhang Weiguo. Research on Vegetation Scattering Model in the Microwave Remote Sensing of Soil Moisture[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2002, 17(4): 209-214. [戈建军, 王超, 张卫国. 土壤湿度微波遥感中的植被散射模型进展[J]. 遥感技术与应用, 2002, 17(4): 209-214.]
- [25] Jackson T J, Schmugge T J. Vegetation Effects on the Microwave Emission of Soils[J]. Remote Sensing of Environment, 1991, 36: 203-212.
- [26] Jackson T J, Chen D Y, 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.
- [27] Gamon J A, Field C B, Goulden M L, *et al.* Relationships between NDVI, Canopy Structure, and Photosynthesis in Three Californian Vegetation Types [J]. Ecological Applications, 1995, 5(1): 28-41.
- [28] Gao BC. NDWI—A Normalized Difference Water Index for Remote Sensing of Vegetation Liquid Water from Space[J]. Remote Sensing of Environment, 1996, 58(3): 257-266.
- [29] Chen D Y, Huang J F, Jackson T J. Vegetation Water Content Estimation for Corn and Soybeans Using Spectral Indices Derived from MODIS Near- and Short-wave Infrared Bands[J]. Remote Sensing of Environment, 2005, 98(2-3): 225-236.
- [30] Xu Huanying, Jia Jianhua, Liu Liangyun, *et al.* Drought Monitoring in Huang-Huai-Hai Plain Using the Multi-drought Indices[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2015, 30(1): 25-32. [徐焕颖, 贾建华, 刘良云, 等. 基于多源干旱指数的黄淮海平原干旱监测[J]. 遥感技术与应用, 2015, 30(1): 25-32.]
- [31] Dunn B W, Batten G D, Beecher H G, *et al.* The Potential of Near-infrared Reflectance Spectroscopy for Soil Analysis—A Case Study from the Riverine Plain of South-eastern Australia [J]. Animal Production Science, 2002, 42(5): 607-614.
- [32] Chang C W, Laird D A, Maurice 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): 480-490.

Study on Soil Moisture Inversion of Plateau Pasture
Using Radarsat-2 Imagery

Xie Kaixin^{1,2}, Zhang Tingting¹, Shao Yun¹, Chai Xun^{1,2}

(1. *Institute of Remote Sensing and Digital Earth, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China;*
2. *University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China*)

Abstract: Accurate soil moisture retrieval of large area is of great significance to the management and protection of the plateau pasture. Using fully polarimetric Radarsat-2 Synthetic Aperture Radar(SAR) images at C-band, this paper carried out the study of soil moisture inversion in the country of Gangcha, Qinghai province, which is a part of Qinghai Lake watershed. Based on water-cloud model and Chen model, an algorithm was developed for soil moisture inversion. Elimination of vegetation cover and soil surface roughness effect for backscattering was achieved by the algorithm. Through field measurement validation, the developed algorithm gained reliable results. The results of R^2 , RMSE and RPD value(0. 71, 3. 77%, 1. 64) show that the developed algorithm can meet the requirement of soil moisture inversion in study region. In the future, if the vegetation cover and soil surface roughness effect for backscattering could be described in more detail, the accuracy of soil moisture inversion is expected to be further improved.

Key words: Soil moisture; SAR; Water-cloud model; Chen model; NDWI; Plateau pasture