中国科学: 地球科学 2012 年 第 42 卷 第 9 期: 1403 ~ 1413
www.scichina.com earth.scichina.com
《中国科学》杂志社
SCIENCE CHINA PRESS

论 文

裸露土壤参数空间分布对被动微波遥感反演土壤水分的影响

张涛[①②], 张立新[①②*], 蒋玲梅[①②], 赵少杰[①②], 赵天杰[①②], 李云青[①②]

① 北京师范大学/中国科学院遥感应用研究所遥感科学国家重点实验室, 北京 100875;
② 北京师范大学地理学与遥感科学学院, 北京 100875
* 联系人, E-mail: lxzhang@bnu.edu.cn

收稿日期: 2011-05-03; 接受日期: 2012-01-15
国家自然科学基金(批准号: 41030534)、国家重点基础研究发展计划(编号: 2007CB714403)和欧盟 FP7 计划项目(编号: 212921)资助

摘要 本文基于微波辐射模型模拟研究了像元尺度内裸露土壤不同空间分布形态的土壤参数对被动微波遥感反演土壤水分的影响. 并利用试验数据对采用的模型、算法和模拟研究结果进行了验证. 首先, 利用地面试验数据对模拟研究中采用的模型和算法进行精度评价; 在此基础上模拟了不同空间分布(包括均匀分布, 正态分布和随机分布)和异质情况的土壤参数, 来研究空间异质性是否会影响土壤水分反演精度, 进而寻找空间异质性和土壤水分反演误差之间的关系. 最后基于车载微波辐射计开展针对性的地面控制试验, 利用所获数据对模拟研究的结果进行了验证. 结果表明, 本文采用的模型和土壤水分反演算法精度较高(rmse=0.049 cm^3 cm^{-3}), 能够满足模拟研究的需要. 利用模拟数据的研究结果与实测数据得到的结果吻合良好. 被动微波像元尺度内, 不同空间分布的裸土参数在被动微波遥感反演土壤水分中会造成不同程度的误差. 整体来看, 几何随机分布情形下的土壤水分异质性造成的反演误差最大, 其次是正态分布, 均匀分布由于异质性情况较小, 因此引起的土壤水分反演误差最小.

关键词
裸露土壤
空间异质性
空间分布
被动微波遥感
土壤水分

土壤水分不仅是许多气象学、农学、生态学和水文学等诸多学科模型的重要输入参数, 同时在陆表的水分和能量平衡中扮演着非常重要的角色. 近年来, 如何利用遥感手段快速、准确的监测土壤水分成为众多学者研究的热点. 相对于其他遥感手段而言, 被动微波遥感具有高时相、低数据量、数据处理简单、全天时、全天候等优势, 在全球土壤水分监测中具有很好的应用前景. 但是被动微波遥感传感器几十千米的空间分辨率不可避免的造成了像元内地物的空间异质性, 即单个微波像元内往往存在多种地物. 像元内地物的异质性不仅给被动微波遥感参数反演带来很多不确定性因素, 同时对参数反演结果的验证也带来了很大的困难. 因此, 地物空间异质性问题也成为当前被动微波遥感应用的瓶颈之一.

以往利用被动微波遥感反演土壤水分时均假定地表像元是均一的, 将其作为纯净像元处理, 利用亮

英文引用格式: Zhang T, Zhang L X, Jiang L M, et al. Effects of spatial distribution of soil parameters on soil moisture retrieval from passive microwave remote sensing. Sci China Earth Sci, 2012, 55: 1313–1322, doi: 10.1007/s11430-011-4339-2

温与土壤水分的关系进行直接或间接反演. 目前主要的土壤水分反演算法主要有: Jackson[1]发展的单通道土壤水分反演算法, 利用 Wang 和 Schmugge[2]的介电常数模型和 Q/H 模型引入土壤质地信息由介电常数求算土壤水分. 在该算法中假定植被完全覆盖地表, 利用ω-τ模型[3]描述植被的影响. Richard[4]利用 MPDI 与光学厚度的关系消除了植被影响, 利用 37 GHz 的 V 极化亮温得到地表温度, 发展了适用于植被覆盖地表的土壤水分反演算法. 在此过程中并没有考虑像元的不均一性. Owe 等[5]基于 Richard 消除植被影响和计算温度的方法, 利用 SMMR, SSM/I, TMI. AMSR-E 传感器的亮温数据对土壤水分进行反演, 但同样也没有考虑地表的异质性影响. 毛克彪等[6,7]利用垂直极化微波指数发展了针对 AMSR-E 数据的土壤水分反演算法, 并在青藏高原区域进行了验证和分析. Zhao 等[8]利用最新发展的微波植被指数 MVIs[9]消除植被的影响, 反演得到了青藏高原地区的土壤水分. 以上算法的发展均并没有考虑空间异质性对土壤水分反演精度的影响.

对于异质性很大的区域, 许多学者提出利用被动微波遥感数据和高分辨率的辅助数据来提高土壤水分的反演精度. Bindlish 和 Barros[10]结合主被动微波遥感数据在反演土壤水分中考虑了亚像元的异质性. Kim 和 Barros[11]提出了一种统计方法来反演土壤水分. 结果发现, 利用植被含水量、土壤质地等辅助数据经过采样可以很好的得到土壤水分在像元内的时间和空间上的变化. Reichle 等[12]利用四维同化的方法, 将陆面过程模型和利用辐射传输方程得到的被动微波遥感的观测值结合, 可以得到亚像元土壤水分的分布. 上述这些方法在一定程度上都提高了土壤水分反演的精度.

Griend 等[13]基于 SMOS 传感器配置, 研究了微波像元内植被的空间异质性给土壤水分反演带来的影响. 研究发现, 被动微波遥感像元内地表覆盖类型的异质性对亮温的观测有很大的影响, 从而给土壤水分的反演带来了误差. Alexander[14]基于陆面过程模型和试验数据, 利用像元降尺度的方法对不同地表类型对微波辐射亮温的影响进行了分析, 研究发现土壤水分反演的精度取决于像元内的空间异质性程度. 随着像元内植被, 水体等的异质性越大, 得到土壤水分误差也就越大. 尤其是当微波像元内含有水体时, 土壤水分的反演精度将会受到很大的影响. Njoku 和 Li[15]为 AMSR 传感器发展的地表参数反演算法中, 利用迭代使代价函数最小实现参数的反演. 在该算法[16]中对垂直方向上和水平方向上的异质性进行了论述. 文中指出当像元内有较粗糙地表或者浓密森林时才会在反演中予以考虑. 综上所述, 被动微波遥感像元的空间异质性对土壤水分反演精度带来了不同程度的影响, 然而以往研究绝大多数都着眼于像元内地物覆盖类型的异质性对土壤水分反演的影响, 对于像元内的地物类型均一, 而其内部参数空间上异质对被动微波遥感反演土壤水分的影响研究较少.

本文的研究重点在于纯净裸土像元内部参数不同空间分布对被动微波反演土壤水分的影响. 首先通过地面试验评价研究中所采用的模型和算法的精度. 而后采用模型模拟的方法对不同空间分布的土壤水分、土壤温度和土壤质地的异质性对被动微波遥感反演土壤水分的影响进行模拟研究. 最后基于车载微波辐射计设计土壤水分空间异质性控制试验, 利用试验数据对模拟研究结果进行验证.

1 理论基础

1.1 地表微波辐射模型

地表微波辐射模型是本研究得以进行的重要基础, 它描述了从陆表参数到微波观测亮温的整个辐射传输过程. 合理且准确的辐射模型能够给模拟研究工作提供可靠的工具. 本文的地表辐射模型中采用了 Dobson 等[17]发展的介电常数模型和 Shi 等[18]发展的 Q_p 模型分别描述土壤的介电特性和粗糙地表的发射特性. 利用该辐射模型可以模拟在不同参数输入情况下的微波亮温.

1.1.1 介电常数模型

土壤可以看作是空气、固态土壤、束缚水和自由水四种物质的介电混合体. 1985 年 Dobson 等[17]提出了一个半经验介电常数模型. 该模型适用电磁波频率范围宽, 形式简单, 已被广泛应用于土壤介电常数的计算. 对于一定体积含水量的土壤, 其复介电常数可以由下式给出

$$\varepsilon^{\alpha} = 1 + (\rho_b / \rho_s)(\varepsilon_s^{\alpha} - 1) + m_v^{\beta}\varepsilon_{fw}^{\alpha} - m_v, \qquad (1)$$

式中, ε^{α}为土壤的介电常数; m_v 为土壤体积含水量; ρ_b

为土壤容重; ρ_s 为土壤固态物质密度, 一般取常数 2.65; $\varepsilon_{fw}^{\alpha}$ 为自由水的介电常数. 通过介电常数值, 由菲涅尔定律[3]计算光滑地表的反射率 r_p.

1.1.2 粗糙地表辐射模型

Shi 等[18]基于 AIEM 模型[19], 参照 AMSR-E 传感器的参数配置, 模拟了大范围的粗糙度和土壤水分条件下的土壤发射率. 研究发现, 在入射角为 55°时, 土壤粗糙度对于 H 和 V 极化的微波辐射特征的影响作用是相反的. 基于这个结论, 在原有的 Q/H 模型[20]的基础上发展了参数化的地表发射模型——Q_p 模型. 其算法是利用光滑地表的发射率和一个表征粗糙度对发射率影响的 Q_p 参数来计算粗糙地表情况下的微波发射率. 表示为

$$E_p^e = Q_p \cdot t_p + (1 - Q_p) \cdot t_p, \tag{2}$$

式中, E_p^e 表示粗糙地表 p 极化的发射率; t_p 为光滑地表的透射率, 表示为 $1-r_p$, r_p 为菲涅尔反射率[3]; Q_p 为地表粗糙度的表征因子. Q_p 与地表均方根高度 s 和相关长度 l 的比值之间存在较好的非线性关系:

$$\log[Q_p(f)] = a_p(f) + b_p(f) \cdot \log(s/l) + c_p(f) \cdot (s/l). \tag{3}$$

已知粗糙地表发射率后, 微波辐射亮温可以由下式计算:

$$T_b = E_s \cdot T_{\text{phy}}, \tag{4}$$

其中, T_{phy} 为地表物理温度.

1.2 裸露土壤水分反演算法

本文采用的土壤水分反演算法是 Shi 等[21]基于 Q_p 模型推导得到的. 由于粗糙度对 H 极化和 V 极化发射率的影响大小不同、方向相反, 通过赋予 H 极化发射率和 V 极化发射率不同的权重可以消除粗糙度在反演土壤水分中的影响. 具体公式表示为

$$\text{SM} = A + B \cdot (\alpha \cdot \varepsilon_v + \varepsilon_h) + C \cdot \sqrt{(\alpha \cdot \varepsilon_v + \varepsilon_h)}, \tag{5}$$

式中, SM 为土壤水分, A, B, C 为回归系数, 可根据要反演的试验区的实际地表土壤参数进行回归得到. α 对于特定的频率是常数, 文献[21]中已经给出; ε_v, ε_h 分别表示 V 极化和 H 极化的发射率.

1.3 评价指标

为了定量描述像元内部参数的异质性情况和反演后的误差情况, 定义了异质性指数(Heterogeneity Index, *HI*)和误差指数(Error Index, *EI*). 异质性指数表示的是像元内参数的异质性程度, 像元内参数值分布越均一, 则异质性指数的值越小; 反之, 若参数值变化非常剧烈, 则异质性指数的值就会很大. 因此本文借用数学里标准差的概念来定义 *HI*, 其单位与所研究的参数的单位一致. 具体表达式如下:

$$HI = \delta_p = \sqrt{\frac{\sum_i (p_i - \overline{p})^2}{N-1}}, \tag{6}$$

式中, p_i 为各个亚像元的参数值, $\overline{p}$ 表示亚像元参数的算术平均值, N 为亚像元个数.

另一方面, 定义误差指数定量的描述由于像元内地表参数异质性造成的土壤水分反演值与像元内土壤水分的参考真值之间的相对误差.

$$EI = \left| \frac{sm_{\text{reference}} - sm_{\text{retrieval}}}{sm_{\text{reference}}} \right|, \tag{7}$$

式中, $sm_{\text{retrieval}}$ 为土壤水分的反演值, $sm_{\text{reference}}$ 为土壤水分参考值.

2 试验

本部分中的两个试验均是基于北京师范大学遥感科学国家重点试验室购置的车载多频率微波辐射计 TMMR(Truck-mounted Multi-frequency Microwave Radiometer)开展的. 试验地点位于河北省保定市清苑县小张庄附近的农田中 (38°42′10.21″N, 115°23′18.23″E).

TMMR 是由德国 RPG(Radiometer Physics GmbH) 公司研制, 于 2007 年投入使用, 具备多频率双极化多角度的观测能力. 辐射计四个中心频率为 6.925, 10.65, 18.7, 36.5 GHz, 各个频率的半功率波束宽度分别为 6.85°, 6.11°, 10.25°, 10.25°. 辐射计通过可升降的液压平台装载在卡车上, 灵活性较好. 经过校准, TMMR 的测量精度达到 1 K 以内[22], 能够保证数据的观测质量, 为研究提供了可靠的地面实测数据, 已经广泛用于微波遥感的研究中[23~25].

试验中可能存在的观测误差来自于两部分, 天空背景的辐射和卡车车体的影响. 天空辐射经地表反射会进入辐射计, 影响辐射计的观测信号. 因此在每次试验前, 利用辐射计对天空进行多角度观测, 得到天空各个角度的辐射亮温值, 在应用地面试验数据时首先利用该天空扫描数据进行简单的大气校正; 另一方面, 辐射计观测平台车身的辐射可能会对亮

温产生影响, 经过试验前对辐射计的定标测量我们认为车体的辐射对观测的影响很小, 在测量误差允许范围内.

2.1 裸露土壤观测试验

于2009年5月23, 24日和6月23日开展了两次裸露土壤观测试验. 两次试验过程中天气状况良好, 大气影响较小. 在5月份的试验过程中, 首先对一片裸地浇水, 同时利用辐射计观测旁边的比较干燥的裸土, 得到土壤水分比较低时的亮温观测值. 而后每隔几个小时, 对浇过水的裸地进行多频率双极化8通道观测, 两天内在跟踪土壤水分变干过程中共进行了4次观测. 6月份的试验仅仅对裸露地表进行了一次观测, 没有考虑多含水量的情况.

在辐射计观测的同时, 采用JM624u铂金电阻温度计(精度为0.1℃)对土壤0~1, 1~3和3~5 cm三个土壤剖面进行温度测量, 采集对应深度的土壤样本, 采用烘干法测量土壤含水量和土壤容重.土壤表面比较粗糙, 估计地表均方根高度和相关长度. 地表测量得到的参数如表1所示.

表1 地面实测土壤参数

参数	值
均方根高度(cm)	1.5
相关长度(cm)	5
容重(g cm^{-3})	1.1084
沙粒含量(%)	14.89
粉粒含量(%)	59.82
粘粒含量(%)	25.29

2.2 土壤水分异质性影响试验

2010年4月29日利用TMMR开展了土壤水分异质性影响试验. 试验目的是通过人为对亚像元喷水, 造成视场内土壤水分的异质, 进而通过试验研究微波像元视场内的土壤水分的异质在反演中的影响.

考虑到低频波段受到大气影响较小, 并且在反演土壤水分中其穿透性的优势明显, 因此一般采用低频波段的亮温进行土壤水分反演的研究. 但是由于6.925 GHz受电磁干扰比较强烈, 不适合在距离村庄、城镇较近的地方观测. 因此选择10.65 GHz的H极化和V极化两个通道进行异质性试验的设计和观测.

试验中, 设定微波辐射计入射角为55°, 辐射计高度角转轴距地面4.57 m. 根据该参数设置计算辐射计–10 db波束宽度的视场大小及位置. 考虑到视场内地物对亮温的贡献是中心辐射状的[26], 离视场中心越近, 对观测亮温的影响越大, 因此将视场按照视场中心等分为8份(“米”字型分割, 图1(b)), 编号为M1~M8. 辐射计观测视场及亚像元布设示意图如图1.

试验过程中分八次改变视场内的土壤水分, 每次给一个亚像元喷水, 顺序从M1至M8. 喷水时, 利用中间镂空且其形状面积与亚像元相同的塑料布将其余亚像元覆盖, 只露出待喷水的亚像元, 从而防止水分喷到其他亚像元中改变水分含量值. 试验中使用农用喷雾器对单个亚像元喷水. 由于喷雾器的喷水量较小, 能够最大程度的避免水流对土壤表面粗糙度的影响, 同时能够保证水平方向和垂直方向上喷水的均匀性. 每次喷水后利用辐射计观测.

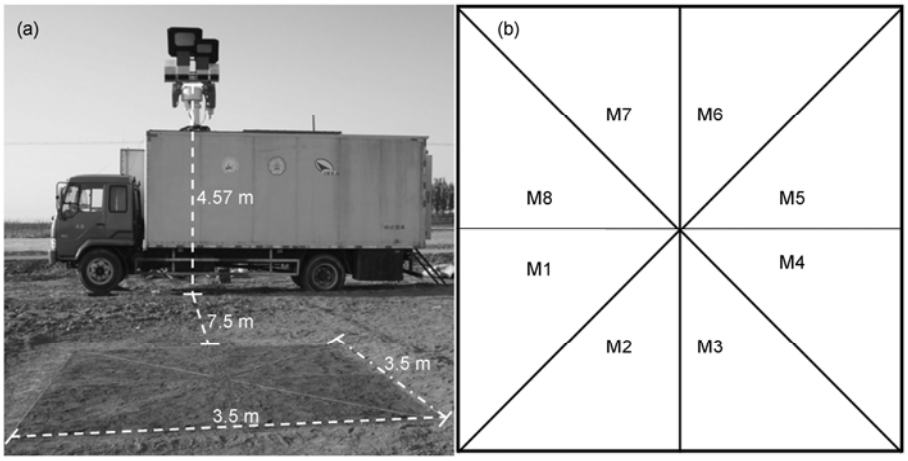


图1 辐射计观测视场图(a)及视场划分示意图(b)

由于表层土壤水分蒸发较快, 因此每次观测时, 对之前喷过水的所有亚像元取土壤样本(0~2, 2~5 cm)测定其含水量. 未喷水之前由于像元内地表水分状况较均一, 因此随机在视场内选取三个点取样平均代表整个像元内初始土壤水分. 利用 JM624u 铂金电阻温度计获取视场内的地表物理温度. 测量时, 首先对视场内的四个角点像元的温度进行测量, 然后每次喷水后对喷水像元的温度也进行测量. 估测地表均方根高度平均在 2 cm 左右, 相关长度约为 10 cm. 试验最后利用环刀采集土壤样本测量土壤容重.

3　模型与算法验证

为了对前向微波辐射模型和裸露土壤水分反演算法进行验证, 本文选用裸露土壤观测试验的数据驱动模型及算法的运行, 并与实测的亮温和土壤水分进行对比. 选取试验数据中入射角为 55°, 10.65 GHz 的双极化亮温数据对微波辐射模型进行验证. 由于地面观测试验中受到大气下行辐射的影响, 因此利用公式 8 得到校正大气下行辐射影响后的地表发射率[27].

$$e_p=(Tb_p-T_{\rm sky})/(T_g-T_{\rm sky}), \tag{8}$$

式中, Tb_p 为 p 极化的亮温观测值; $T_{\rm sky}$ 为天空下行辐射亮温; T_g 为地表物理温度.

在地面观测数据中, 选取土壤剖面为 0~3 cm 的土壤水分数据和对应的地表温度数据. 其余的地表参数如表 1 所示. 微波辐射模型的模拟亮温与实测亮温的对比结果如图 2 所示.

验证结果显示, 亮温实测值与模拟值随土壤含水量的变化趋势一致, 二者基本分布在 1:1 线周围, 其 RMSE=9.89 K. 由此可见, 本研究中采用的微波辐射模型在该试验区具有较好的适用性.

根据裸土观测试验的观测数据, 对模拟研究中采用的土壤水分反演算法进行了验证. 观测亮温数据的处理以及地面数据的选择与辐射模型验证过程相同. 图 3 显示了土壤水分的反演结果与实测值得对

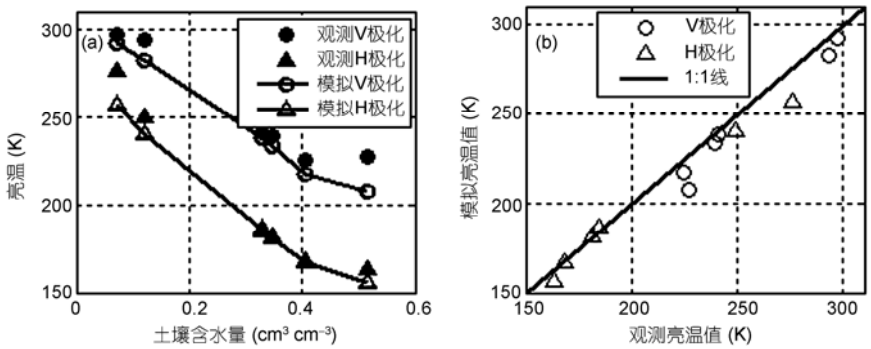


图 2　微波辐射模型验证结果

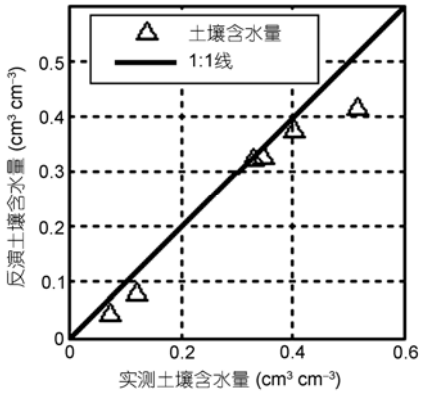


图 3　土壤含水量实测值与反演值对比

比情况. 图中可以看出数据点基本分布在 1:1 的线上, 两者吻合较好(RMSE=0.049 cm^3 cm^{-3}). 说明本文中采用的土壤水分反演算法精度较高, 能够满足本研究的需要.

4　空间异质性影响模拟研究

为了研究裸露土壤像元中各个参数的空间分布对被动微波遥感反演土壤水分的影响, 本文基于试验中的相关参数模拟了不同空间分布, 不同异质性级别的土壤参数的像元. 利用被动微波遥感地表辐射模型进行前向模拟, 比较考虑异质性与否得到的

土壤水分反演结果, 寻找土壤水分反演误差与参数异质情况之间的关系. 并进一步分析了地表参数在不同空间分布情形下对被动微波反演土壤水分的影响. 具体研究流程如图 4 所示.

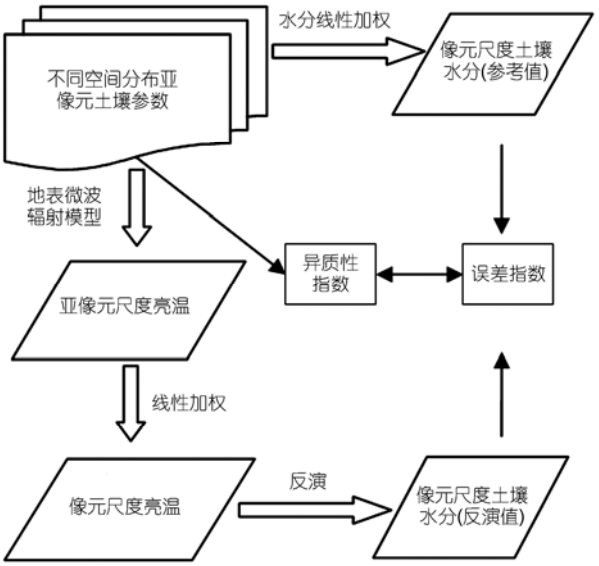


图 4　研究流程图

在模拟研究中, 本文采用的微波像元尺度为 25 km×25 km, 亚像元为 1 km×1 km, 即单个微波像元内有 625 个亚像元土壤参数值. 1 km 的亚像元大小对于被动微波遥感几十千米的空间分辨率而言, 可以合理的假定为均一像元. 总模拟研究区大小为 100 km×100 km 即 4×4 个微波像元大小. 当整个研究区土壤参数空间分布形态一定时, 模拟生成不同级别异质性的土壤参数的微波像元. 每个微波像元按照不同的空间分布和异质性情况随机生成 625 个亚像元参数值作为模拟研究中模型的输入. 本文对各个土壤参数分为三种不同的空间分布进行研究: 均匀分布, 正态分布以及几何随机分布, 研究区内参数空间分布形态如图 5 所示(以土壤含水量为例).

之所以选择均匀分布, 正态分布以及几何随机分布作为本次研究的三种分布形态主要考虑的是陆表参数分布的实际情况. 首先, 三种分布都是数学中比较基本的几种分布形态, 其标准差定义简单, 容易计算和控制, 从而方便的生成所需要的参数. 另外, 他们各自代表了陆表参数分布的不同情况: 正态分布和均匀分布是微波像元内亚像元地表参数分布的理想状态; 而随机分布则是更接近于实际的地表参数的分布形态.

4.1　土壤水分异质性影响模拟研究

考虑到土壤体积含水量的合理取值范围, 在正态分布情形下, 文中设定其平均值为 0.25 cm^3 cm^{-3}, 研究区内模拟的各像元的异质性指数最小值为 0, 最大值为 0.078. 几何随机分布和均匀分布均按照空间分布条件随机生成, 其异质性范围分别为 0.05~0.07 和 0.14~0.15. 当异质性指数为 0 时, 像元内的土壤含水量分布均一; 异质性指数越大, 像元内部土壤水分分布差异也就越明显. 模型中其他参数的设置如下表所示.

基于微波辐射模型和上表中的参数设置, 通过较宽范围的土壤水分数据回归得到土壤水分反演算法中的参数. 按照图 4 所示的研究流程进行模拟分析. 研究结果表明, 不同空间分布的土壤水分异质性指数与误差指数之间的关系不同. 当土壤水分服从正态分布时, 反演误差指数随着异质性的增大而增大; 当服从几何随机分布时, 随着 *HI* 的增大, *EI* 有减小的趋势. 出现这种情况的原因是当参数服从几何随机分布时, 参数的平均值较低, 此时土壤水分反演算法本身的误差较大, 去除算法本身的误差后, 随着 *HI* 的增大, *EI* 是增大的(图 6(b)). 从土壤水分的不同空间分布的造成的反演误差来看, 当研究区内的土壤水分服从均匀分布时, 造成的误差最小, 其次是正态分布, 造成影响最大的是几何随机分布.

4.2　土壤温度异质性影响模拟研究

本研究中设定了比较宽的土壤温度范围, 正态分布中, 给定温度的平均值为 15℃, 异质性指数取值 0~4, 几何随机分布和均匀分布取值 2.7~5 和 7.9~8.5. 模拟研究中参数设置除温度随机生成外, 其余变量参照表 2 设置, 亚像元土壤水分设定为 0.25. 土壤水分反演算法的系数根据该参数设置重新回归得到.

从图 7 可以得出与水分异质性研究相似的结论, 当研究区内土壤温度的空间分布服从正态分布时, 随着异质性的增大, 造成水分反演的误差也会相应的增大; 而几何随机分布的趋势则与之相反, 原因与土壤水分模拟研究中的相同, 去除算法本身的影响后, *EI* 随着 *HI* 的增大而增大(图 7(b)); 均匀分布则没

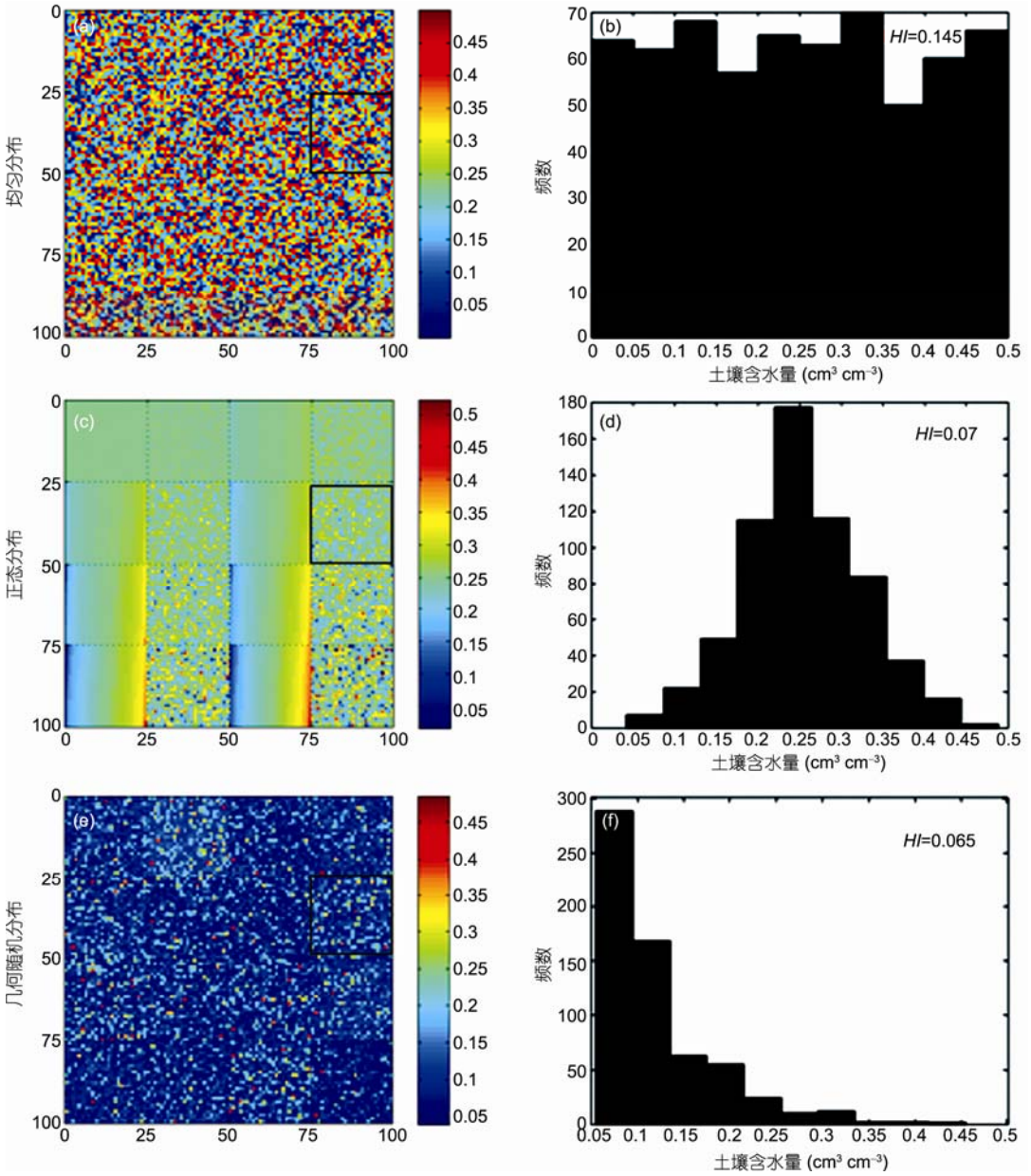


图 5　研究区土壤含水量空间分布

左侧为研究区内含水量分布情况, 右侧为研究区内单个微波像元内土壤含水量的空间分布直方图

表 2　模型中相关参数设置

参数名称	设置值
频率(GHz)	10.65
入射角(°)	55
地表温度(℃)	22.5
地表均方根高度(cm)	1.5
地表相关长度(cm)	10
土壤质地(沙粒含量/粉粒含量/粘粒含量)(%)	14.89/59.82/25.29
土壤容重(g cm^{-3})	1.27

有明显的趋势. 总体来看, 正态分布和均匀分布时, 造成的土壤水分误差较几何随机分布的要小得多.

4.3　土壤质地异质性影响模拟研究

土壤质地主要是通过影响土壤介电常数, 从而影响土壤的发射率. 其作用机理是由于土壤颗粒大小影响土壤中的自由水和束缚水的比例而造成介电常数的差异. 一般来说, 根据的美国农业部土壤分类

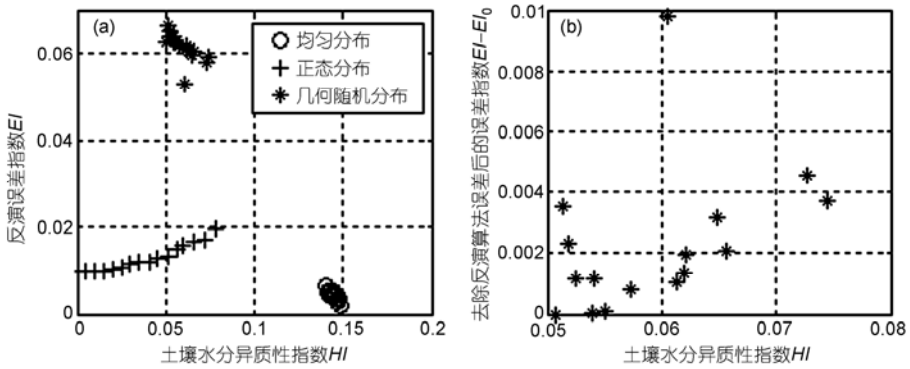


图 6　土壤水分不同空间分布下异质性指数 *HI* 与反演误差 *EI* 指数的关系

EI_0 为当异质性为 0 时, 土壤水分反演算法自身的误差, 下同

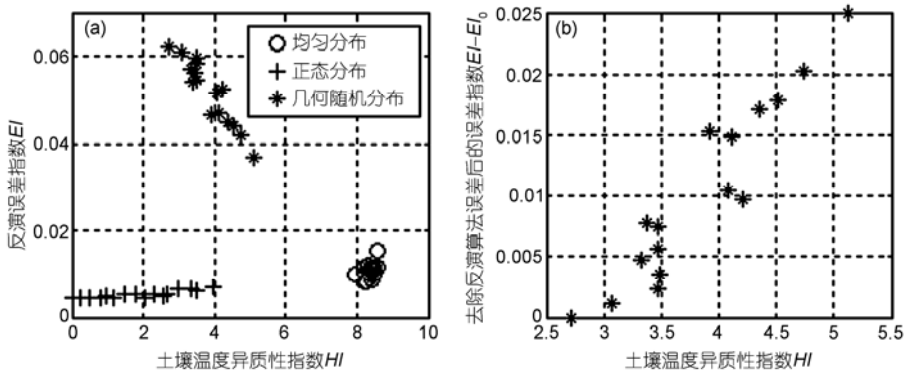


图 7　土壤温度异质性指数 *HI* 与反演误差指数 *EI* 的关系

方法, 土壤按照粒径大小分为砂粒, 粉粒和黏粒. 其中黏粒对自由水和束缚水的影响最大, 因此在本部分中, 以粘粒为研究对象开展土壤质地异质性影响研究.

首先假定黏粒含量在 0~50%之间, 给定异质性的变化范围. 然后基于确定的黏粒含量, 假定亚像元粉粒含量值服从正态分布, 随机生成粉粒含量值, 从而确定砂粒含量(三者之和为 100%). 随机分布和均匀分布中各组分的确定方法类似, 首先在一定分布下确定黏粒含量值, 而后确定粉粒和砂粒含量. 土壤水分反演算法系数按照土壤中各种粒径所占比例的平均值以及大范围的土壤水分值的设置回归得到, 用于该部分研究中的土壤水分反演. 从图 8 中可以看出, 土壤质地不同空间分布的异质性对土壤水分反演的误差影响各异, 正态分布造成的误差最小, 其次是均匀分布, 几何随机分布造成的误差最大.

5　空间异质性影响试验验证

为了验证土壤水分异质性对被动微波遥感反演土壤水分影响的模拟结果, 本文利用 2.2 节中的土壤水分异质性试验数据对模拟研究结果进行验证. 车载微波辐射计的观测亮温利用公式(8)对大气影响进行消除, 得到实际观测亮温. 选取地面实测 0~2 cm 剖面的土壤水分值作为验证数据, 其他地表参数如表 2 所示. 每次利用 8 个亚像元的土壤水分值计算土壤异质性指数 *HI*, 实测土壤水分作为参考值, 利用实际微波观测亮温反演的土壤水分作为反演值, 计算误差指数 *EI*. 图 9 显示了消除反演算法带来的误差后得到的土壤水分反演误差情况与异质性指数之间的关系.

从图 9 中可以看出, 验证视场内的土壤含水量近似服从正态分布. 随着土壤水分异质性指数 *HI* 的增

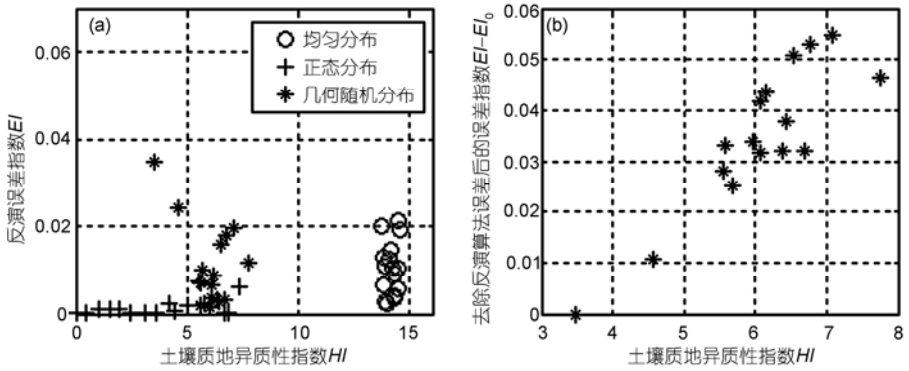


图 8　土壤质地异质性指数与误差指数之间的关系

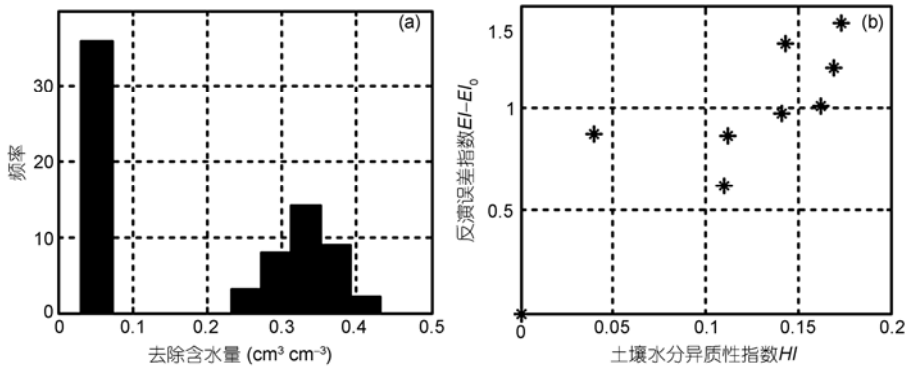


图 9　验证视场内土壤水分分布直方图(a)以及土壤水分异质性与反演误差之间的关系(b)

大, 消除反演算法误差后的误差(EI–EI_0)指数逐渐增大, 它们之间有明显的相关性. 但是由于实测数据的异质性指数 HI 在 0~0.1 之间的数据较少, 在这一区域反映的趋势不明显, 但是总体而言, 随着土壤水分异质性指数的增大, 反演误差指数呈现增大的趋势. 验证结果与模拟结果的结论基本一致.

6　讨论与结论

本文基于被动微波遥感的前向辐射模型, 对裸露土壤的土壤水分、土壤温度、土壤质地在微波像元尺度中的异质性对土壤水分反演的影响进行了模拟分析. 通过试验验证了微波辐射模型和土壤水分反演算法的适用性. 同时利用土壤水分异质性试验数据对模拟结果进行了验证, 试验结果与模拟结果吻合较好. 考虑到土壤温度和土壤质地异质性试验的可操作性较差, 因此并没有对土壤温度和质地的异质性模拟研究结论分别进行验证. 但是由于土壤水分的验证结果较好, 因此可以利用土壤水分异质性较好的验证结果合理的推断土壤温度和土壤质地异质性的模拟结论也具有一定的可信性. 综上, 得到以下结论:

(1) 文中采用的前向模型对试验区的适用性较好, 亮温的模拟值与实测值的 RMSE 为 9.89 K, 土壤水分反演算法的精度较高, 其 RMSE 仅为 0.049 $cm^3\ cm^{-3}$. 因此, 本文选用的前向模型和反演算法较为可靠.

(2) 在微波像元中, 裸露土壤不同空间分布的土壤水分、土壤温度和土壤质地的异质性对被动微波反演土壤水分会造成不同程度的误差. 当土壤参数服从正态分布和均匀分布时, 其异质性对土壤水分反演造成的误差较小; 当服从几何随机分布时, 误差较大.

(3) 当研究区内土壤水分或温度服从正态分布时, EI 随着 HI 增大, 有增大的趋势; 而服从几何随机分布时, 趋势相反, EI 随着 HI 的增大而减小, 出现这种情况的原因是当参数均值较小时, 反演算法本身

的误差较大, 当去除反演算法本身的误差后, 随着 *HI* 的增大, *EI* 有增大的趋势; 当服从均匀分布时, 无明显趋势.

混合像元问题一直是遥感应用中不可避免的问题之一, 尤其对于粗空间分辨率的被动微波遥感. 本研究仅仅着眼于裸露土壤异质性的影响研究, 对于植被同样存在内部的异质性的问题, 例如植被像元内植被类型的异质性, 植被含水量的异质性等等. 如何减小甚至消除土壤异质性的影响以提高土壤水分的反演精度是后续研究中的重点.

致谢 衷心感谢两位审稿人提出的宝贵意见; 特别感谢来自北京师范大学微波小组的李欣欣、郝振国、肖丽娇同学对试验的大力支持. 衷心感谢张立民, 齐贺新, 赵景生, 贾建利在试验中的各项辛勤工作.

参考文献

1 Jackson T J. Measuring surface soil moisture using passive microwave remote sensing. Hydrol Processes, 1993, 7: 139–152
2 Wang J R, Schmugge T J. An empirical model for the complex dielectric permittivity of soils as a function of water content. IEEE Trans Geosci Remote Sensing, 1980, GE-18: 288–295
3 Ulaby F T, Moore R K, Fung A K. Microwave Remote Sensing: Active and Passive. Dedham: Artech House, 1986
4 Richard A M. Retrieval of land surface parameters using passive microwave remote sensing. Doctor Dissertation. Amsterdam: Vrije University, 2003
5 Owe M, Richard A M, Thomas H. Multisensor historical climatology of satellite-derived global land surface moisture. J Geophys Res, 2008, 113: F01002
6 Mao K B, Tang H J, Zhang L X, et al. A method for retrieving soil moisture in Tibet region by utilizing microwave index from TRMM/TMI data. Int J of Remote Sens, 2008, 29: 2905–2925
7 毛克彪, 胡德勇, 黄健熙, 等. 针对被动微波数据 AMSR-E 数据的土壤水分反演算法. 高技术通讯, 2010, 20: 651–659
8 Zhao T J, Zhang L X, Shi J C, et al. A physically based statistical methodology for surface soil moisture retrieval in the Tibet Plateau using microwave vegetation indices. J Geophys Res, 2011, 116: D08116, doi: 10.1029/2010JD015229
9 Shi, J C, Jackson T J, Tao J, et al. Microwave vegetation indices for short vegetation covers from satellite passive microwave sensor AMSR-E. Remote Sens Environ, 2008, 112: 4285–4300
10 Bindlish R, Barros A P. Subpixel variability of remotely sensed soil moisture: An inter-comparison study of SAR and ESTAR. IEEE Trans Geosci Remote Sensing, 2002, 40: 326–337
11 Kim G, Barros A P. Space-time characterization of soil moisture from passive microwave remotely sensed imagery and ancillary data. Remote Sens Environ, 2002, 81: 393–403
12 Reichle R, Enthekabi D, McLauglin D B. Downscaling of radio brightness measurements for soil moisture estimation: A four dimensional variational data assimilation approach. Water Resour Res, 2001, 37: 2353–2364
13 Van de Griend A A, Wigneron J P, Waldteufel P. Consequences of surface heterogeneity for parameter retrieval from 1.4 GHz multiangle SMOS observations. IEEE Trans Geosci Remote Sensing, 2003, 41: 803–811
14 Alexander L. Impact of surface heterogeneity on surface soil moisture retrievals from passive microwave data at the regional scale: The Upper Danube case. Remote Sens Environ, 2008, 112: 231–248
15 Njoku E G, Li L. Retrieval of land surface parameters using passive microwave measurements at 6–18 GHz. IEEE Trans Geosci Remote Sensing, 1999, 37: 79–93
16 Njoku E G. AMSR Land Surface Parameters. Algorithm Theoretical Basis Document, Version 2.0, 1997
17 Dobson M C, Ulaby F T, Hallikainen M T. Microwave dielectric behavior of wet soil Part II: Dielectric mixing models. IEEE Trans Geosci Remote Sensing, 1985, GE-23: 35–46
18 Shi J C, Jiang L M, Zhang L X, et al. A parameterized multifrequency-polarization surface emission model. IEEE Trans Geosci Remote Sensing, 2005, 43: 2831–2841
19 Chen K S, Wu T D, Tsang L, et al. Emission of rough surfaces calculated by the Integral Equation Method with comparison to Three-Dimensional moment method simulations. IEEE Trans Geosci Remote Sensing, 2003, 41: 90–101
20 Wang J R, Choudhury B J. Remote sensing of soil moisture content over bare fields at 1.4 GHz frequency. J Geophys Res, 86: 5277–5282
21 Shi J C, Jiang L M, Zhang L X, et al. Physically based estimation of bare-surface soil moisture with the passive radiometers. IEEE Trans Geosci Remote Sensing, 2006, 44: 3145–3153

22 Rose T, Czekala H. Operational Manual of RPG-8CH-DP 4 Frequency, Dual Polarized Radiometer, Version 5.5. 2006
23 张立新, 赵少杰, 蒋玲梅. 冻融交替季节黑河上游代表性地物类型的微波辐射时序特征. 冰川冻土, 2009, 31: 198–205
24 Zhang L X, Zhao T J, Jiang L M, et al. Estimate of phase transition water content in freeze-thaw process using microwave radiometer. IEEE Trans Geosci Remote Sensing, 2010, 48: 4248–4255, doi: 10.1109/TGRS.2010.2051158
25 Zhao T J, Zhang L X, Jiang L M, et al. A new soil freeze/thaw discriminant algorithm using AMSR-E passive microwave imagery. Hydrol Processes, 2011, 25: 1704–1716, doi: 10.1002/hyp.7930
26 Njoku E G, Jackson T J, Venkataraman L, et al. Soil moisture retrieval from AMSR-E. IEEE Trans Geosci Remote Sensing, 2003, 41: 215–228
27 Kuria D N, Toshio K, Lu H, et al. Field-supported verification and improvement of a passive microwave surface emission model for rough, bare, and wet soil surfaces by incorporating shadowing effects. IEEE Trans Geosci Remote Sensing, 2007, 45: 1207–1216