

针对被动微波 AMSR-E 数据的土壤水分反演算法^①

毛克彪^② * ** ***** 胡德勇 *** 黄健熙 **** 张 武 ** 张立新 ***** 邹金秋 * 唐华俊 *

(* 农业部旱作节水农业重点开放实验室/农业部资源遥感与数字农业重点开放实验室/

中国农业科学院农业资源与农业区划研究所 北京 100081)

(** 兰州大学半干旱气候变化教育部重点实验室 兰州 730000)

(*** 首都师范大学资源环境与旅游学院 北京 100048)

(**** 中国农业大学信息与电气工程学院 北京 100083)

(***** 北京师范大学地理学与遥感科学学院 北京 100875)

(***** 遥感科学国家重点实验室 北京 100101)

摘 要 提出了一种针对被动微波 AMSR-E 数据的土壤水分反演算法。用改进的积分方程模型(AIEM)模拟表明:在给定的粗糙度条件下,土壤水分和发射率之间有很好的线性关系;18.7GHz 与 10.7GHz 的垂直极化(V)微波指数与土壤水分有很好的关系,而且部分消除了土壤粗糙度的影响,相关系数的平方(R-Square)是 0.98。因此,建立标准化的微波指数与土壤水分之间的关系是可行的。算法敏感性分析表明,当有降雨时此算法比较敏感。相对于全国农业遥感地面监测东北网点县实测数据,算法平均误差大约是 21.5%。此算法低估了土壤水分,用实测数据对反演结果做进一步修正后的误差为 7.4%。用 AMSR-E 数据对 2009 年 2 月 1 日中国主要陆地表面进行了实际反演分析,结果表明反演结果符合实际土壤水分的分布情况,表明算法可行。

关键词 亮度温度,发射率,土壤水分,AMSR-E 数据

0 引 言

土壤水分是水文、气象、农业和环境灾害等研究中的重要参数。随着微波传感器技术的发展、对地表微波辐射机理的深入理解以及反演模型和算法的完善,被动微波遥感监测土壤水分将会有越来越广阔的应用前景。大尺度地了解土壤水分的变化对于建立全球的水循环模型很重要,借助这个模型,可以预测气候变化和洪涝监测。传统的地面点测量不能满足大尺度土壤水分的时空变化研究的需要,而微波在土壤水分反演方面具有独特的优势。通过被动微波遥感技术监测地表温度和土壤水分时空变化规律,将大大提高和完善水文和气象模型的预报精度,并为农业生产和灾害监测提供准确的数据。目前,被动微波遥感土壤水分反演仍然是当前的一个研究热点和难点,至今还没有一种达到实用要求的土壤水分监测方法,现今这个领域的大部分工作都是实

验性的或研究性的,特别是植被覆盖地区需要进一步加强研究。本研究主要针对用于对地观测系统的先进微波扫描辐射计(AMSR-E)的数据进行模拟分析,对被动微波土壤水分反演进行研究。

AMSR 是改进型多频率、双极化的被动微波辐射计。2001 年 AMSR 搭载在日本的对地观测卫星 ADEOS-II 上升空。AMSR-E 微波辐射计是在 AMSR 传感器的基础上改进设计的,它搭载在 NASA 对地观测卫星 Aqua 上于 2002 年发射升空。AMSR 和 AMSR-E 这两个传感器的仪器参数基本一致。AMSR-E 辐射计在 6.9 ~ 89GHz 范围内有 6 个频率,有 12 个通道(双极化)^[1]。

1 被动微波土壤水分反演的理论基础

土壤水分能用发射率来直接反演是因为土壤水分的变化直接影响土壤介电常数的变化,而介电常数是决定发射率变化的最主要因素。对于微波传感

① 国家自然科学基金(40930101),973 计划(2007CB714403),兰州大学半干旱气候变化教育部重点实验室开放基金和中央级公益性科研院所基本科研业务费专项资金(LARRP901-40&2010-31)资助项目。

② 男,1977 年出生,博士,副研究员;研究方向:农业遥感;联系人,E-mail:maokebiao@126.com
(收稿日期:2009-09-14)

器,只有通过获得的能量建立辐射传输方程来反演地表信息。因此,被动微波的土壤水分反演是建立在辐射传输方程的基础上,即通过卫星传感器获得的地表辐射能建立能量平衡方程来反演土壤水分。辐射传输方程描述了卫星的微波辐射计所观测到的总辐射强度,不仅有来自地表的辐射,而且还有来自大气向上和向下的路径辐射。这些辐射成分在穿过大气层到达遥感器的过程中,还受到大气层吸收而削减。根据在微波波段区间的 Rallich-Jeans 近似,热辐射传输方程可简化为

$$T_{BT} = \tau_p \epsilon_p T_s + (1 - \tau_p) \tau_p (1 - \epsilon_p) T_a^\downarrow + (1 - \tau_p) T_a^\uparrow \quad (1)$$

式中 τ_p 表示透过率, ϵ_p 表示发射率, T_{BT} 表示星上亮度温度, T_s 表示地表温度, $T_a^\downarrow$ 为大气向下平均作用温度, $T_a^\uparrow$ 是大气平均向上作用温度, p 表示极化,指垂直极化(V)或者水平极化(H)。在式(1)中, $T_a^\downarrow$ 与 $T_a^\uparrow$ 近似相等^[2],因此发射率可以表示成

$$\epsilon_p = \frac{T_{BT} - (1 - \tau_p) T_a - (1 - \tau_p) \tau_p T_a}{\tau_p T_s - (1 - \tau_p) \tau_p T_a} \quad (2)$$

在低频波段,微波受大气的影响非常的小,即使大气水汽含量达到 $5\text{g}/\text{cm}^2$ 时,其透过率仍能近似等于 1^[3]。因此,通常在微波波段,其发射率可以用式

$$\epsilon_p = \frac{T_{BT}}{T_s} \quad (3)$$

来计算。

土壤发射率的变化主要受土壤水分含量和粗糙度的影响^[4,5],因此可以通过发射率的变化来直接反演土壤水分含量。式(3)中土壤温度是一个非常关键的参数,但由于发射率不稳定的特点使得地表温度反演非常复杂。虽然 L(1.4GHz)波段已经被证明非常适合于反演土壤水分,但植被仍然是土壤水分反演中最大的难题。目前存在三个主要的问题:一是低频的数据分辨率很低;二是以往的被动微波数据没有 L 波段的数据,而我们需要了解过去土壤水分的变化情况;三是虽然 L 波段能穿透植被获得较多的地表信息,但它仍然受植被的影响。许多针对小尺度的土壤水分反演模型和算法已经提出来了^[6-9],但还没有一个被证明在大尺度上非常实用。许多研究人员^[10-14]用 $\omega - \tau$ 模型来消除植被的影响。这种方法有很大的局限性,因为目前绝大多数被动微波像元分辨率非常低(几十公里 $\times$ 几十公里),基本都是混合像元。举一个例子,假设一个被动微波影像里面有 2000 个像元的归一化植被差异指数(normalized difference vegetation index, NDVI)都是

0.35,但每个像元的植被类型都不一样,而且分布状态(从随机分布到集中)也不一样,而我们用一种方式来处理植被的影响,显然是不合适的。我们认为在土壤水分反演的过程中,同时需要尽可能多地利用低频和低频数据。因为低频能够获得植被下面的土壤水分信息,而高频则能获得植被的信息,另外,多个频率信息的组合能够反映大尺度的像元里面的植被分布状态以及植被结构特征,使得每个像元能够被唯一确定。由于目前星上数据的低频波段非常少,像 AMSR-E 6.9GHz 信号并不稳定,受手机信号的影响比较大,所以要获得植被下面的信息非常困难。幸运的是,土壤水分能够通过植被反映出来^[15,16]。许多研究证明,不同频率或者同频率不同极化的亮温差 (ΔT) 与土壤水分的变化是正相关的^[17-19]。从某种程度上讲,目前利用这种间接信息来反演大尺度土壤水分是一种比较好的选择。土壤水分与植被的水分变化正相关意味着我们可以近似地把植被当作裸露地表来处理。本文研究的目的是要如何回避关键参数土壤温度和尽可能地消除粗糙度的影响,并且利用发射率和土壤水分的关系来反演土壤水分含量。第一步是利用理论模型模拟地表上绝大多数的情况并建立数据库;第二,利用模拟数据库构建反演算法;第三,利用地表实测数据对不同地表类型(主要是植被和土壤)反演结果进行修正,从而提高算法的精度和适用性。

2 针对 AMSR-E 数据的 AIEM 模拟分析

积分方程模型(integrated equation model, IEM)被证明是地表散射和辐射模拟的最好的模型之一^[20]。IEM 是由 Fung 等人于 1992 年提出^[21],该模型是基于电磁波辐射传输方程的地表散射模型,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,并经过了大量的验证。近年来, IEM 经过不断改进和完善,模型模拟结果和精度得到不断提高。IEM 由于其模拟的范围更接近于真实的自然地表而被广泛应用,新近发展的改进的积分方程模型(advanced IEM, AIEM)^[22]对粗糙度谱的计算和 Fresnel 反射系数计算形式进行了改进,使得模型模拟更接近真实情况。本研究利用 AIEM 针对 AMSR-E 数据的 6 个频率的微波数据进行了模拟分析。

为了更好地分析各参数的关系,我们先固定一些参数对 AMSR-E 数据进行模拟分析。图 1 表示在

不同频率通道下土壤水分和发射率之间的关系。均方根高度(sig)为 1cm,相关长度(cl)为 6cm,入射角(θ)为 55° 。从图 1 可以看出,对于同样的土壤水分和极化状态,频率越高,其发射率也越高;水平极化(H)的发射率比垂直极化(V)的发射率对土壤水分更加敏感,可见 H 极化的亮温对土壤水分的敏感性要高于 V 极化。从对应的土壤水分和发射率的变化情况来看,低频对土壤水分更加敏感。因此,频率越低越适宜于土壤水分反演。对于 AMSR-E 数据来说,最好的频率(f)选择是 6.9GHz、10.7GHz,其次是 18.7GHz。为了分析粗糙度对发射率的影响,我们选

择频率 10.7GHz 作为分析频段。图 2 表示相关长度等于 6,入射角 θ 为 55° ,在不同土壤水分情况下发射率随均方根高度的变化情况。从图 2 可以去看,垂直极化发射率随均方根高度的增加而下降,而水平极化则相反。大约在均方根高度等于 1.3cm 时,均方根高度对发射率(无论是垂直还是水平)的影响减小。图 3 则表示固定均方根高度为 1 时,发射率随相关长度的变化情况。从图 3 可以去看,垂直极化发射率随相关长度的增加而增加,而水平极化则相反。大约在均方根高度等于 15cm 时,均方根高度对发射率(无论是垂直还是水平)的影响减小。

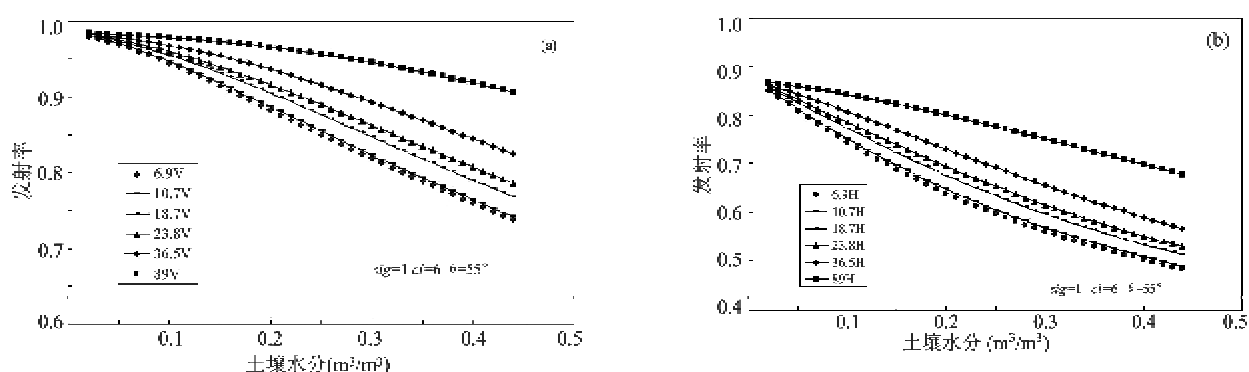


图 1 土壤水分与不同频率发射率的关系(固定粗糙度情况下)

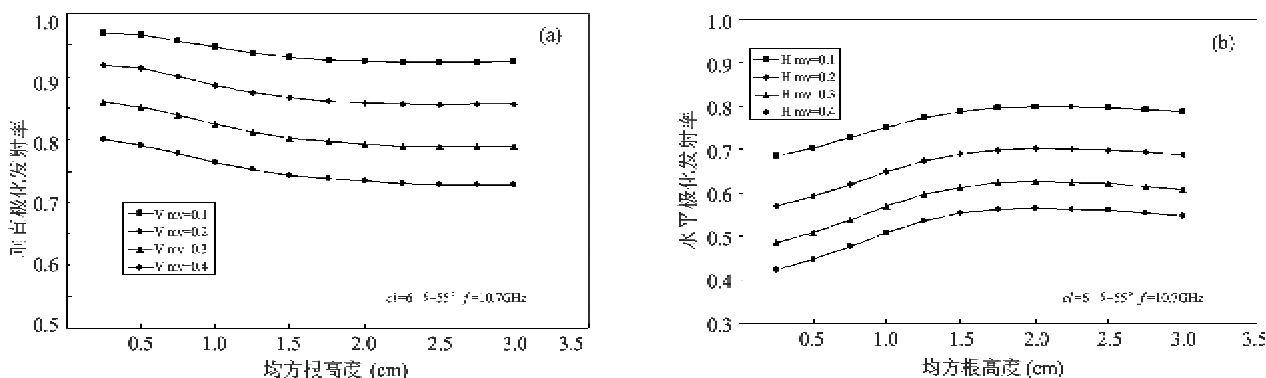


图 2 相关高度(rms)与发射率在不同土壤水分下的关系

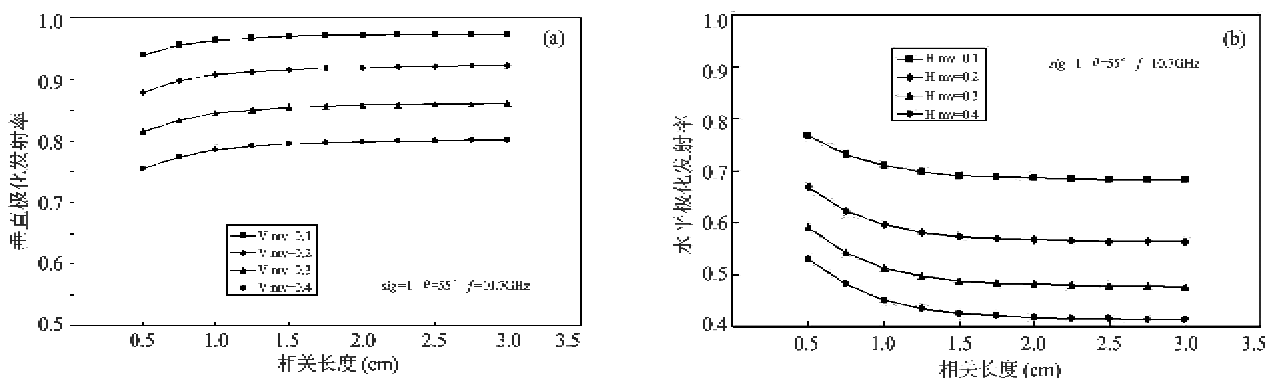


图 3 相关长度(cl)与发射率在不同土壤水分下的关系

从图 2 和 3 可以看出,在土壤水分越大的情况下,均方根高度对发射率的影响比相关长度的影响要大。在不同土壤水分条件下,发射率的递减趋势基本一致,这说明土壤水分对发射率的影响受粗糙度的影响不大。通过图 1、图 2、图 3 可以看出,发射率对土壤水分是最为敏感的,然后是均方根高度,最后是相关长度。

3 土壤水分反演算法及敏感性分析

从上面的模拟分析可知,水平极化的发射率比垂直极化对土壤水分更加敏感,但受粗糙度的影响

也更大。在给定的粗糙度条件下,能够建立土壤水分和发射率之间的关系。由于发射率和亮度温度之间存在一种线性关系,因此,许多算法就建立在这种基础之上^[23-25]。但由于不同地方的粗糙度是变化的,而且即使是同一个区域,随着季节的变化或者天气(降雨)的影响,粗糙度也是变化的,因此这些算法是经验的,局部适用的。为了得到一个更加实用的算法。针对 AMSR-E 数据的 6.9GHz、10.7GHz 和 18.7GHz,在更广的粗糙度范围($sig: 0.25 \sim 3.1$ cm, $cl: 5 \sim 30$ cm)进行模拟,入射角 θ 为 55° 。模拟结果如图 4 所示。

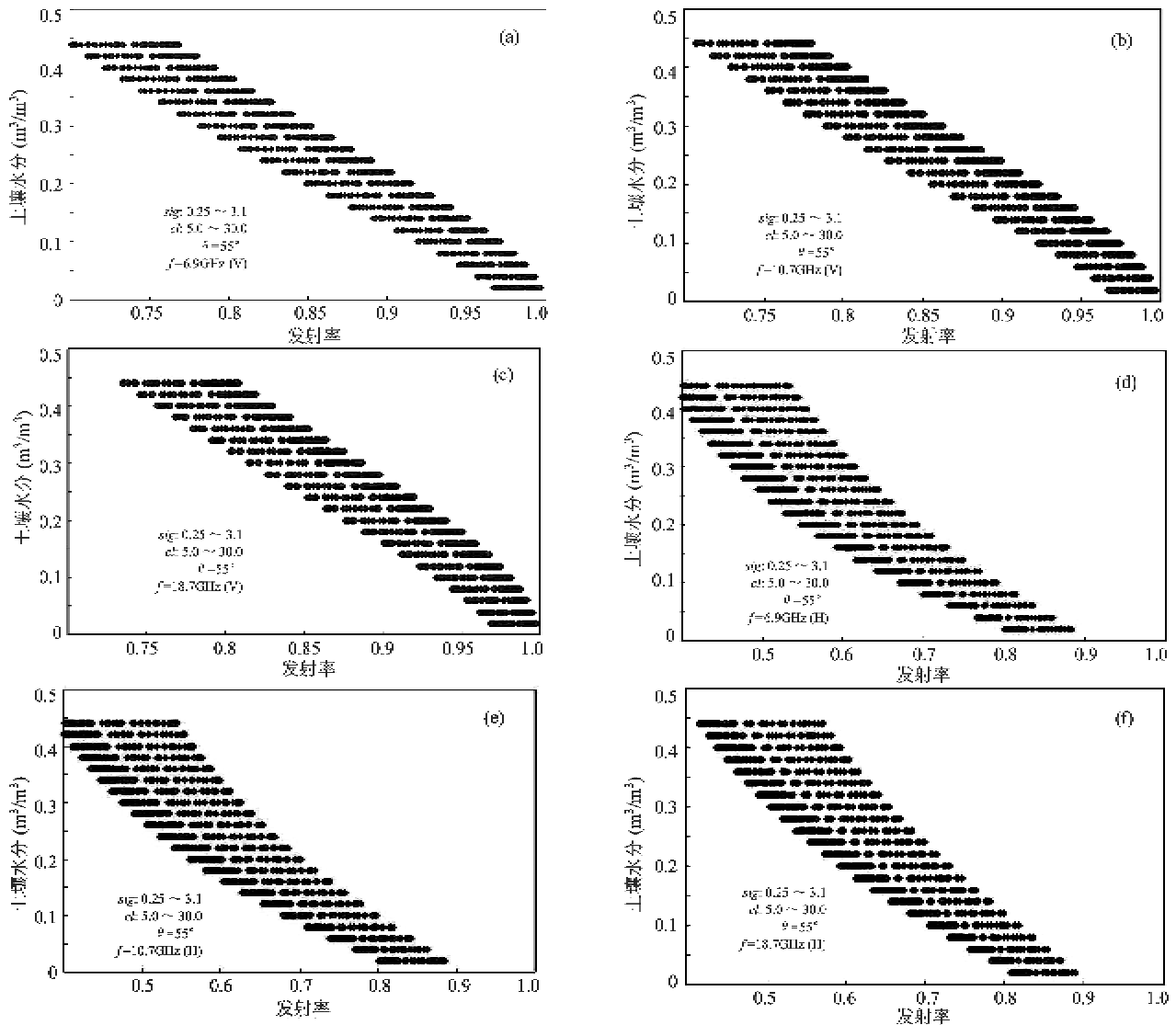


图 4 土壤水分与不同频率发射率的关系(粗糙度在一定范围内变化)

从图 4 可以看出,土壤水分和发射率之间存在一种近似线性关系,但受粗糙度的影响比较大。我

们对模拟数据进行了回归分析,得到了如表 1 所示的关系。

表 1 土壤水分(SM)与发射率之间的关系

频率 (GHz)	数据集	等式	R ²
6.9V	1584	$SM = 0.45583 + 1.07283ET_{6.9V} - 1.51467ET_{6.9V}^2$	0.93903
6.9H	1584	$SM = 0.93251 - 1.45563ET_{6.9H} + 0.43683ET_{6.9H}^2$	0.84557
10.7V	1584	$SM = 0.08873 + 1.97604ET_{10.7V} - 2.04988ET_{10.7V}^2$	0.93126
10.7H	1584	$SM = 0.93407 - 1.41944ET_{10.7H} + 0.39588ET_{10.7H}^2$	0.8486
18.7V	1584	$SM = -0.97597 + 4.56981ET_{18.7V} - 3.57541ET_{18.7V}^2$	0.91906
18.7H	1584	$SM = 0.92005 - 1.24056ET_{18.7H} + 0.21453ET_{18.7H}^2$	0.85071

注: ET 代表发射率 ϵ

从表 1 中相关系数的平方(R-Square)可以看出,垂直极化更加适合土壤水分反演。事实上,如果能够计算得到土壤发射率,就可以直接用表 1 的计算公式计算得到土壤水分。当然,反演受粗糙度的影

响仍然比较大。从式(3)可以看出,要计算发射率,必须知道土壤温度。而土壤温度是非常难以测量和反演的,特别是在大尺度像元。微波地表温度反演比较困难^[26-28],主要原因是受土壤水分、粗糙度以及植被不确定性的影响。因此怎样回避这些参数就显得非常关键。在这里,我们定义了标准化微波指数:

$$NDE_{i-j} = \frac{\epsilon_i - \epsilon_j}{\epsilon_i + \epsilon_j} = \frac{\frac{T_i}{T_s} - \frac{T_j}{T_s}}{\frac{T_i}{T_s} + \frac{T_j}{T_s}} = \frac{T_i - T_j}{T_i + T_j} \quad (4)$$

从式(4)可以看出,通过比值法可以回避计算发射率的关键参数地表温度。我们用式(4)对图 4 中的模拟数据进行计算得到了图 5。从图 5 可以看出,18.7GHz 和 10.7GHz 垂直极化收敛得非常好,而其它则相反。

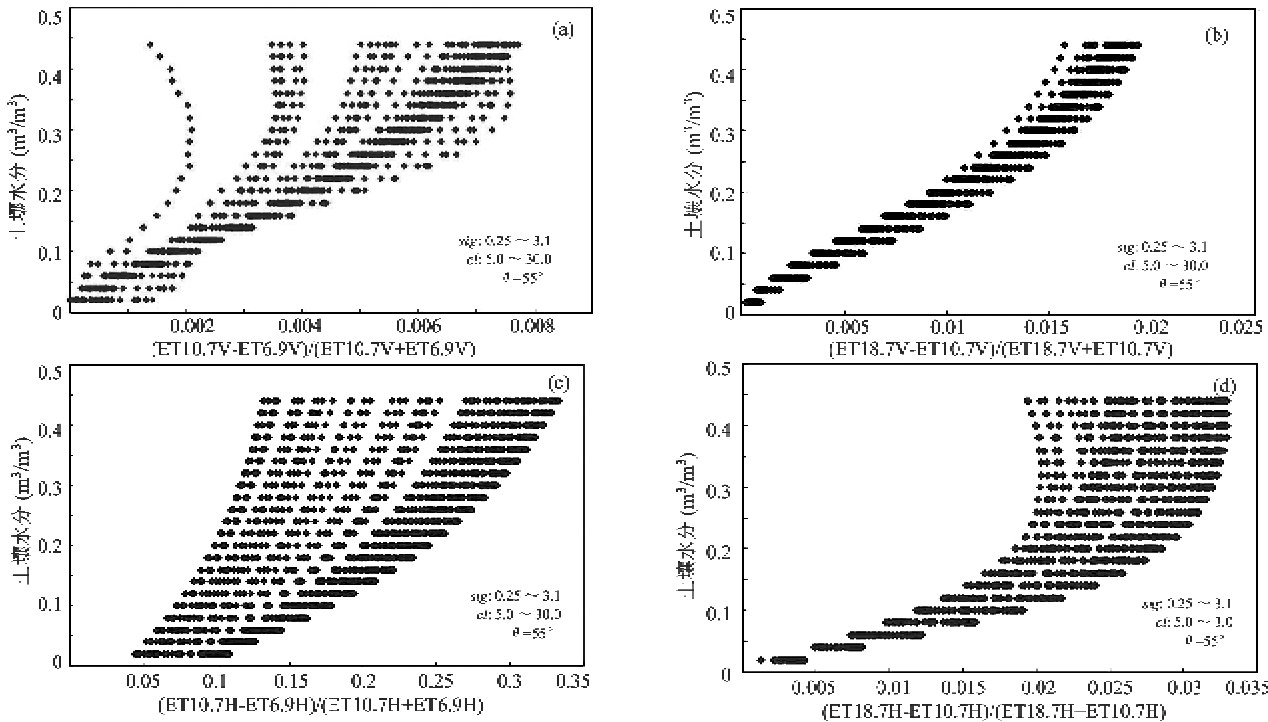


图 5 土壤水分与不同极化指数差的关系

对图 5 进行回归分析得到了表 2,从表 2 中可以看到,18.7GHz 与 10.7GHz 垂直极化 R-Square 达到了 0.98,而其它的则不是太好。从这点就可以看出,18.7GHz 与 10.7GHz 垂直极化的比值不仅有效

地消除了关键参数地表温度,而且部分地消除了粗糙度的影响。改变土壤成分得到的模拟结果和图 5 类似,因此用标准化垂直极化反演土壤水分是可行的。

表 2 土壤水分与不同极化指数关系

频率(GHz)	数据集	等式	R ²
10.7-6.9V	1584	$SM = 0.02163 + 46.28937NDE1 + 892.302NDE1^2$	0.86452
18.7-10.7V	1584	$SM = 0.033 + 10.99947NDE2 + 563.80628NDE2^2$	0.97839
10.7V-10.7H	1584	$SM = 0.01175 + 0.97019NDE3 + 0.66398NDE3^2$	0.50579
18.7H-10.7H	1584	$SM = -0.02544 + 8.50306NDE4 + 119.12NDE4^2$	0.68723

注: NDE 表示由式(4)在不同频率情况下计算得到的结果。

18.7GHz 与 10.7GHz 的垂直极化指数与土壤水分关系表示成式(5)

$$SM = 0.033 + 10.99947 \times NDE_{18.7GHz-10.7GHz} + 563.80628NDE_{18.7GHz-10.7GHz}^2 \quad (5)$$

式中, SM 表示土壤水分, $NDE_{18.7GHz-10.7GHz}$ 就是式(4)。式(5)的参数敏感性取决于式(4)。从式(4)可以看出,由于分母比较大,分母上一点误差是不会对 NDE_{i-j} 产生多大的误差。引起算法误差的主要在于分子。由于微波波段的透过率非常高,即使大气中的水汽含量高达 $5g/cm^2$,对于18.7GHz 和10.7GHz 的透过率仍能近似等于 1^[3]。由于 18.7GHz 的波长比 10.7GHz 的波长要长,因此受大气的影 响大一些。所以当大气中的水汽非常多或者存在云时,式(4)的计算值要偏低,从而导致反演值比实际值偏低。所以,在实际反演中要对反演结果做一些修正。特别是当云层含水比较多时,大气校正还是有必要的。另外,18.7GHz 对降雨比较敏感,10.7GHz 次之,因此 18.7GHz 能够被用来监测降雨。当有降雨时,反演值的误差比较大,算法可能已经不太适用。因此,对有降雨时的土壤水分反演需要进一步研究。

4 算法验证及应用

算法精度评价也是非常重要的,目前对土壤水分反演算法的实际精度评价是反演方法研究中的一个难点,其主要原因在于很难用地面的一个或者几个点的观测数据来代表一个像元对应的地表几十公里范围的土壤湿度;其次是实测数据与影像成像时的同步性问题、几何配准问题和尺度效应等问题。算法精度评价对一个算法的实际应用非常重要,是算法推广应用的前提。农业部遥感研究部和应用部 2005 年以来陆续在全国布置了 200 个网点县(如

图 6所示),每旬实地测量一次,主要测量土壤水分和作物长势。为了进行比较验证,我们对 2009 年 8 月中国东部地区的几景 AMSR-E 影像进行了反演计算,并与实地测量数据进行了对比,结果如图 7 所示。需要说明的是图中有几个点明显不对,已经排除,可能像元中有的地方正在下雨。平均误差为 21.5%,反演结果低估了土壤水分含量,校正后平均误差是 7.4%。

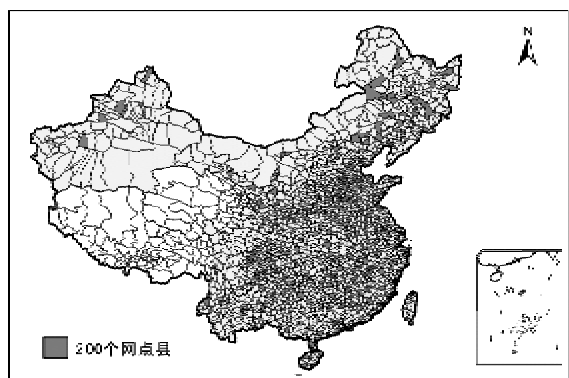


图 6 全国农业遥感地面监测网点县分布

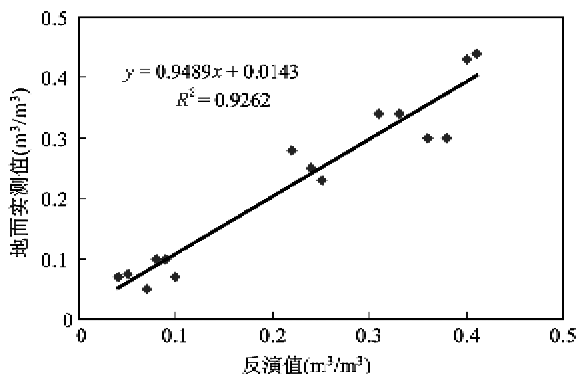


图 7 地表实测土壤水分与反演土壤水分关系

图 8 是 2009 年 2 月 1 日中国主要陆地地区土壤水分反演结果图,从当时全国气象部门以及地方旱情汇报的情况看,反演结果和全国旱情分布状况基本一致。从图中可以看到,土壤水分的分布趋势是比较合理的。在沿海、长江流域、黄河流域以及一些大湖泊周围的土壤水分特别高,这和实际情况是相符合的。在南方地区反演值偏高,主要原因可能是南方云比较多,虽然微波受云的影响比较小,但实际上还是受云的影响,特别是 18.7GHz 以上。不同的地表类型对算法反演精度是有影响的,特别是大尺度的混合像元。另外需要说明的是该算法主要适用于裸露地表地区以及没有降雨的情况,对于植被比较多或者有降雨以及云层比较厚的地区,反演结果需要根据实际站点数据进行进一步修正。这个需要我们在解决大尺度参数反演问题时分三步走:第一从物理的角度去观测自然现象;第二用数学的方法去描述物理现象;第三从工程的角度去解决数学方程。

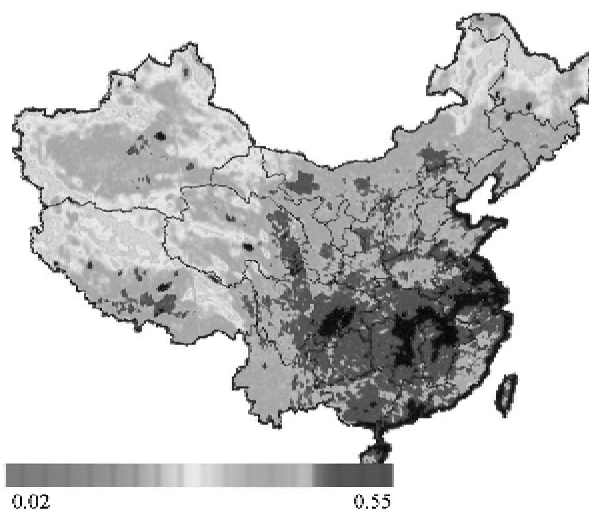


图 8 反演得到的中国陆地土壤水分分布图

5 结论与展望

本文对土壤水分反演的理论基础进行了分析,并用改进的积分方程模型(AIEM)针对被动微波 AMSR-E 数据进行了模拟分析。模拟结果表明,在给定粗糙度条件下,土壤水分和发射率存在很好的线性关系;在不同的土壤水分条件下,均方根高度和相关长度对发射率的影响基本相同。我们定义了极化指数,模拟数据表明,18.7GHz 与 10.7GHz 的垂直极化指数与土壤水分有很好的关系,而且部分地

消除了土壤粗糙度的影响,R-Square 大约为 0.98。同时,我们推导了标准化微波指数,它近似等于标准化亮温指数。分析表明,通过标准化发射率指数和标准化微波指数建立土壤水分反演算法是可行的。同时我们对算法进行了敏感性分析,分析表明当有降雨时,算法比较敏感。用农业部布置的全国网点地面实测数据验证分析表明,相对于实验数据,算法误差大约是 21.5%。算法低估了土壤水分,因此需要用实测数据对反演结果做进一步修正。修正后的误差为 7.4%。最后,我们对中国 2009 年初的旱灾地区进行了实际反演分析,结果表明反演结果符合实际土壤水分分布情况,但不同的地区仍然需要根据当地的地面实际测量值进行校正,以提高算法的实用性。

跨过 2009 年,气候变化的研究变得越来越重要。个人认为气候变化研究分两个层次:一个主要是以地球系统为核心的系统内研究;一个是考虑其它行星轨道变化导致与地球之间的引力场和磁场变化,从而引起地球系统水循环(包括大气水汽、洋流等)和岩浆运动异常的系统外研究。我们目前做的绝大数研究是系统内研究,但系统外的研究可能更重要。最近几年来,极端气候变化事件越来越多。遥感在灾害监测和气候变化研究中起的作用越来越重要,但我们认为,在加强遥感参数研究的同时,我们要发射其它遥感卫星监测地球和观测太空中其它位置的引力场和磁场的变化。地球的磁场变化是由其本身在天体中运行的轨道所决定的,如果把太阳比做原子核,那么地球只是围绕太阳转的一个电子。极端气候变化事件很可能是由于其它行星或者天体靠近或者远离导致磁场和引力场发生变化引起的,特别是那些突然受某种外力作用,比如彗星等星体脱离原来的运行轨道,或者由于运行轨道所需要的能量进行能级跃迁释放或吸收能量等。地球上的各种物质和密度都不一样,引力和磁场变化引起地球系统局部变化不一致。特别是磁场或者引力场变化驱动云和大气中水汽以及地壳岩浆异常运动,破坏平衡导致发生自然灾害(比如台风和大范围降雪以及地震等)。这一结论可以从灾害周期性发生得出,因为天体也是周期性运转。比如地球围绕太阳转,太阳围绕银河系转,银河系又围绕另外一个更大的天体系统在转。这些不同级别的天体在不同的体系里都有各自的周期表现:对于地球围绕太阳这个级别的系统而言,地球表现为春夏秋冬是周期性发生;对于太阳围银河系这个级别的周期系统而言,地球

表现为大的冰川期和大暖期等交替出现;对于更高级别和更长的周期,我们人类可能还没有记录,还需要进一步研究和观测。另外,由于目前人类的观测技术受到限制,我们还可以通过地面极端气候和地震等异常来反推天体的运行等规律,从而发现新的天体及其运行规律。二氧化碳在全球气候变暖中起到的作用可能并不是非常重要,只是起一个微调作用。地球气温变化幅度主要是由地球在整个宇宙系统里所处的大周期或者运行轨道位置所决定。比如2008年初的中国南方的冰灾,2009年年底与2010年初北半球冰雪灾害同时伴随着地震频繁发生(特别是海地地震),这些都是由于地球和其它行星的运行轨道变化引起引力场变化,从而导致地球上空的水汽和云的变化以及海水温度变化等引起的。目前人类的能源主要来自石油和天然气等,当石油类能源耗尽而地球又处于变冷周期时,人类将处于相当尴尬的境地,因此研究如何从太空中获得能量(比如直接将太阳能转化成电能等)是非常重要的。加紧气候变化研究就显得越来越重要,我们认为,只有气候学家、天体物理学家、地球物理学家以及其他科研工作者大力合作,才能弄明白这些问题。

参考文献

- [1] 毛克彪,覃志豪,李满春等. AMSR 被动微波数据介绍及主要应用研究领域分析. 遥感信息, 2005, 3:63-66
- [2] 毛克彪. 针对热红外和被动微波数据的地表温度和土壤水分反演算法研究: [博士学位论文]. 北京: 中国科学院遥感应用研究所, 2007.4
- [3] Ulaby F T, Moore R K, Fung A K. Microwave Remote Sensing: Active and Passive. Washington: Artech House, 1986. 51-80
- [4] Wang J R, Schmugge T J. An empirical model for the complex dielectric permittivity of soil as a function of water content. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 1980, GE-18(4): 288-295
- [5] Njoku Eni G, Thomas J J, Lakshmi V, et al. Soil moisture retrieval from AMSR-E. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 2003, 41(2): 215-229
- [6] Mätzler C. Seasonal evolution of microwave radiation from an oat field. *Remote Sensing Environment*, 1990, 31: 161-173
- [7] van de Griend A A, Owe M, Ruiter J D, et al. Measurement and behavior of dual-polarization vegetation optical depth and single scattering albedo at 1.4 and 5GHz microwave frequencies. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 1996, 34(4): 957-965
- [8] Wigneron J P, Parde M, Waldteufel P, et al. Characterizing the dependence of vegetation model parameters on crop structure, incidence angle, and polarization at L-band. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 2004, 42(2): 416-425
- [9] Schwank M, Mätzler C, Guglielmetti M, et al. L-band radiometer measurements of soil water under growing clover grass. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 2005, 43(10): 2225-2237
- [10] Njoku Eni G, Li L. Retrieval of land surface parameters using passive microwave measurements at 6-18GHz. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 1999, 37(1): 79-93
- [11] Njoku, Eni G. AMSR Land Surface Parameters: ALGORITHM THEORETICAL BASIS DOCUMENT Version 3. 0, <http://krsc.kari.re.kr/satellite/dwd/satellite-04/AMSR/atbd-am-sr-land.pdf>; Jet Propulsion Laboratory, 1999
- [12] Jackson T J, Schmugge T J. Vegetation effects on the microwave emission from soils. *Remote Sensing Environment*, 1991, 36(3): 203-219
- [13] Jackson T J, O'Neill P E. Attenuation of soil microwave emission by corn and soybeans at 1.4 and 5GHz. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 1990, 28(5): 978-980
- [14] Kerr Y H, Njoku E G. On the use of passive microwaves at 37GHz in remote sensing of vegetation. *Int J Remote Sensing*, 1993, 14(10): 1931-1943
- [15] Jackson T J, Schmugge T, Wang J. Passive microwave remote sensing of soil moisture under vegetation canopies. *Water Resources Res*, 1982, 18(4):1137-1142
- [16] Cmaillo P T, Schmugge T S. Estimating soil moisture storage in the root zone from surface measurements. *Soil Science*, 1983, 135(4):245-264
- [17] Paloscia S, Pampaloni P. Short communications microwave remote sensing of plant water stress. *Remote Sensing Environment*, 1984, 16: 249-255
- [18] Pampaloni P, Paloscia S. Experimental relationship between microwave emission and vegetation features. *Int J Remote Sensing*, 1985, 6(2): 315-323
- [19] Choudhury B J, Tucker C J. Monitoring global vegetation using Nimbus-7 37GHz data: some empirical relation. *Int J Remote Sensing*, 1987, 9(6): 1085-1090
- [20] Wu T D, Chen K S, Shi J, et al. A transition model for the reflection coefficient in surface scattering. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 2001, 39(9): 2040-2050
- [21] Fung A K, Li Z, Chen K S, et al. Backscattering from a randomly rough dielectric surface. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 1992, 30(2):356-369
- [22] 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 simulation. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 2003, 41(1): 90-101

- [23] Schmugge T J, O'Neill P E, Wang J R. Passive microwave soil moisture research. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 1986, GE-24(1): 12-20
- [24] Ahmed N U. Estimating soil moisture from 6.6GHz dual polarization, and/or satellite derived vegetation index. *Int J Remote Sensing*, 1995, 16(4): 687-708
- [25] Paloscia S, Macelloni G, Santi E, et al. A multifrequency algorithm for the retrieval of soil moisture on a large scale using microwave data from SMMR and SSM/I satellites. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 2001, 39(8): 1655-1661
- [26] McFarland M J, Miller R L, Neale C M U. Land surface temperature derived from the SSM/I passive microwave brightness temperatures. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 1990, 28(5): 839-845
- [27] Mao K, Shi J, Li Z, et al. Land surface temperature and emissivity retrieved from the AMSR passive microwave data. In: Proceedings of International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS05), Seoul, Korea, 2005. 2247-2249
- [28] Mao K, Shi J, Li Z, et al. A physics based on statistics algorithm for retrieving land surface temperature and soil moisture from AMSR-E passive microwave data. In: Proceedings of International Symposium on Physical Measurements and Signatures in Remote Sensing, 2005, XXXVI. 815-819

An algorithm for retrieving soil moisture from AMSR-E passive microwave data

Mao Kebiao * ** * , Hu Deyong *** , Huang Jianxi **** , Zhang Wu ** ,
Zhang Lixin ***** , Zou Jingqiu * , Tang Huajun *

(* Key Laboratory of Dryland Farming and Water-Saving Agriculture,

Key Laboratory of Resources Remote Sensing and Digital Agriculture, MOA,

Institute of Agricultural Resources and Regional Planning, CAAS, Beijing 100081)

(** Key Laboratory for Semi-Arid Climate Change of the Ministry of Education, Lanzhou University, Lanzhou 730000)

(*** College of Resource Environment & Tourism, Capital Normal University, Beijing 100048)

(**** College of Information and Electrical Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083)

(***** School of Geography, Beijing Normal University, Beijing 100875)

(***** State Key Laboratory of Remote Sensing Science, Jointly Sponsored by the Institute of Remote Sensing Applications of Chinese Academy of Sciences and Beijing Normal University, Beijing 100101)

Abstract

This paper proposes an algorithm for retrieving soil moisture by brightness temperature from the data of the advanced microwave scanning radiometer for earth observation systems (AMSR-E). According to the simulation analysis of the AMSR-E passive microwave data using the advanced integrated equation model(AIEM), there is a good linear relationship between emissivity and soil moisture under a given roughness, and the normalized difference between the emissivities of 18.7GHz and 10.7GHz can partly eliminate the influence of roughness, with the R-Square being about 0.98. Thus, establishing the normalized relation between microwave index and soil moisture is feasible. The proposed method avoids the parameter of land surface temperature which is the key parameter for the computation of emissivity. The sensitivity analysis for atmosphere, the main factor for the method, indicates that the method is very good for clear days but is not very well for raining days. The valuation of the algorithm by the ground measurement data shows that the retrieval error of soil moisture is about 21.5% relative to the experimental data. After making a regression revision, the retrieval error of soil moisture is below 7.4%. Finally, the retrieval of the soil moisture from the AMSR-E data for the land of China shows that the distribution trend of soil moisture is consistent with the real world.

Key words: brightness temperature, emissivity, soil moisture, AMSR-E data