

# 基于遗传算法和雷达后向散射模型的地表参数反演研究

庞自振<sup>1,2</sup>, 廖静娟<sup>1</sup>

(1. 中国科学院遥感应用研究所遥感信息科学开放研究室, 北京 100101;

2. 中国科学院研究生院, 北京 100039)

**摘要:**在地表自然裸露条件下,利用雷达后向散射系数反演地表粗糙度及地表土壤含水量已经开展了很多的研究,许多学者提出了很多相关的模型及反演技术。在已有散射模型的基础上,利用遗传算法反演地表参数,并且对反演效果进行了验证;然后分别基于 AIEM 模型和 Oh 模型对 SIR-C 雷达图像进行了反演计算,并对反演结果作了统计分析,从而为利用雷达图像反演地表信息提供了新的研究思路。

**关键词:**雷达后向散射系数; IEM 模型; Oh 模型; 遗传算法; 参数反演

**中图分类号:** TN 957.52      **文献标识码:** A      **文章编号:** 1004-0323(2008)02-0130-12

## 1 引言

近二十多年来,已有很多学者利用雷达数据进行了地表参数的反演,所采用数据从最初的单波段、单极化、单角度数据发展到多波段、多极化、多角度数据,并且在反演的方法上不断改进。在此过程中,为了阐述电磁波地面散射问题,很多学者根据电磁波传输理论提出了理论模型,如著名的 Kirchhoff 模型、SPM 模型<sup>[1]</sup>以及经常运用的 IEM 模型<sup>[2]</sup>。这些模型在各自的有效区间内,能够比较客观地解释电磁波散射问题,但是由于自然地表状况的复杂性,这些模型在描述自然地表状况时进行了假设和近似,所以,模型预测值与雷达后向散射系数观测值之间存在一定的误差,这也是后来学者不断改进模型的原因。

与此同时,很多学者提出了电磁波后向散射经验模型。如 Ulaby<sup>[1]</sup>等建立了土壤湿度和后向散射系数之间的简单线性模型, SAHEBI<sup>[3]</sup>等进一步发展了两者之间的线性关系; Oh<sup>[4~6]</sup>等提出了基于后向散射系数比的半经验模型; Dubois<sup>[7]</sup>等建立了关于同极化后向散射系数的半经验模型; Zribi<sup>[8]</sup>等以 IEM 模型为基础,通过对 IEM 单次面散射模型进

行简化,建立了适用于高频波段的简化模型;此外,有的学者首先根据理论模型建立关于电磁波地表后向散射系数的数据库,然后在对数据库进行分析的基础上提出了很多数学统计模型;如 Shi<sup>[9]</sup>等以 IEM 模型模拟数据为基础,利用 L 波段数据建立了基于极化幅度的经验模型; Rao<sup>[10]</sup>等提出了线性统计回归模型;这些经验模型相对于理论模型比较简单,可以通过直接求解或者数值迭代方法获取地表参数。也有研究者利用神经网络方法对地表参数进行反演<sup>[11]</sup>;还有学者直接利用理论模型对地表参数进行反演,如 Bindlish<sup>[12]</sup>等利用 IEM 模型和雷达数据采用 Jacobian 矩阵迭代方法获取地表参数。随着雷达技术的进步,目前利用主动微波遥感反演地表参数的一个新的发展方向是多角度雷达数据的应用,例如 Loew<sup>[13]</sup>等提出的基于两参数的简化模型, Baghdadi<sup>[14]</sup>等根据 ASAR 数据建立的多角度、多极化经验模型, Zribi<sup>[15]</sup>等 in 多角度土壤湿度反演方面也做了很多研究。

通过上面的论述可以看出,在反演地表参数时,很多研究者首先构造一个半经验的简化模型,但是半经验模型的适用范围有待检验。为了使得反演方法适用范围更广泛,本文作者认为应该利用现有的

理论物理模型来反演地表参数,因为理论物理模型不依赖于某一测量数据集,而是根据电磁波传输理论推导得到,所以具有较高的适应性;但是理论模型一般比较复杂,根据传统的数学知识很难进行反演计算,基于这种情况,本文作者选择改进的积分方程模型(AIEM)作为反演算法的基础,研究利用遗传算法开展反演计算的可行性。在本文中,采用遗传算法的原因在于:首先,遗传算法是一种得到广泛应用的搜索最优算法,尤其在求解约束性非线性最优解问题上具有明显的优势;其次,遗传算法所使用的适应度函数完全依赖于所采用的模型,而不是模型所模拟生成的数据,这就避免了建立在部分模拟数据基础上的统计模型的数据依赖性。为了比较基于 AIEM 模型所反演的地表参数,文中将 AIEM 模型替换为 Oh 2002 年提出的经验模型,然后利用遗传算法进行反演计算,并对基于这两种散射模型的反演结果做了对比分析。

## 2 遗传算法以及散射模型简介

### 2.1 遗传算法(Genetic Algorithm, GA)

遗传算法是一种基于自然群体遗传演化机制的高效探索算法,它摒弃了传统的搜索方式,模拟自然界生物进化过程,采用人工进化的方式对目标空间进行随机化搜索。它将问题域中的可能解看作是群体的一个个体或染色体,并将每一个体编码成符号串形式,模拟达尔文的遗传选择和自然淘汰的生物进化过程,对群体反复进行基于遗传学的操作(遗传、交叉和变异),根据预定的目标适应度函数对每个个体进行评价,依据适者生存、优胜劣汰的进化规则,不断得到更优的群体,同时以全局并行搜索方式来搜索优化群体中的最优个体,求得满足要求的最优解。

遗传算法主要根据编码、初始群体生成、适应度评价监测、选择、交叉操作、变异过程进行运算。通过这些步骤不断地进化,生物体的基因便逐渐地趋向最优,最后便能得到我们想要的结果。

### 2.2 微波后向散射模型

本文采用的微波后向散射模型是改进的积分方程模型(AIEM)以及 Oh 在 2002 年提出的半经验模型。积分方程模型(IEM)首先由 Fung 等在 1992 年提出,它是描述电磁波在随机粗糙介电表面后向散射的理论模型,输入参数分别是电磁波频率、波束入射角、地表粗糙度以及复介电常数,模型输出结果是电磁波后向散射系数。该模型定义了不同地表粗糙度情况下的后向散射表达形式,当地表比较光滑

时(波数与均方根高度乘积小于 3),对于同极化雷达波束而言,单次散射在电磁波整体后向散射中占据主导地位,多次散射可以忽略不计,对于交叉极化雷达波束来说,需要考虑多次散射的影响<sup>[2]</sup>。积分方程模型在研究电磁波后向散射及地表参数反演过程中得到了广泛的应用,并且在随后的研究中,不同学者不断对该模型进行改进<sup>[16~18]</sup>,使得模型模拟结果更加接近实际雷达后向散射系数。值得注意的是,最初的积分方程模型需要输入地表复介电常数,复介电常数主要与电磁波频率、土壤湿度、土壤成分构成比例以及土壤温度等因素有关,在改进的积分方程模型中,土壤复介电常数由 Dobson 等提出的经验模型给出<sup>[19,20]</sup>。在该模型中,复介电常数主要受到土壤湿度的影响,因此可以将其它因子设为已知值,将复介电常数变为只与土壤体积含水量有关的函数,土壤湿度将作为参数之一直接输入到积分方程模型中。

文中所采用的经验模型是 Oh 2002 年提出的基于极化比的经验模型,该模型是建立在理论散射模型和地表参数实际测量基础之上的,包含了大量不同的裸露自然地表类型,所依据的电磁波后向散射系数包括车载散射计以及空载合成孔径雷达(SAR)对地观测的结果。该模型给出了交叉极化后向散射系数、同极化比以及交叉极化比表达式,模型如公式(1)、(2)、(3)所示。

$$\sigma_{\theta}^0 = 0.11M_v^{0.7}(\cos\theta)^{2.2}[1 - \exp(-0.32(ks)^{1.8})] \quad (1)$$

$$P \equiv \frac{\sigma_{hh}^0}{\sigma_{vv}^0} = 1 - \left(\frac{\theta}{90}\right)^{0.35M_v^{-0.65}} \cdot e^{-0.4(ks)^{1.4}} \quad (2)$$

$$q \equiv \frac{\sigma_{\theta}^0}{\sigma_{vv}^0} = 0.1 \left( \frac{S}{l} + \sin 1.3\theta \right)^{1.2} \cdot \{1 - \exp[-0.9(ks)^{0.8}]\} \quad (3)$$

在公式(1)、(2)、(3)中, $M_v$ 代表土壤体积含水量, $\theta$ 代表入射角, $k$ 代表雷达波数, $s$ 代表均方根高度, $l$ 代表相关长度。该模型有效范围是  $4\% < M_v < 29.1\%$ ,  $0.13 < ks < 6.98$ ,  $10^\circ \leq \theta \leq 70^\circ$ 。

## 3 数据源及实验区描述

在本研究中,所用雷达图像是一幅 1994 年 10 月获取的 SIR-C 图像,属于双频、全极化多视图图像,具有 L(1.254 GHz)、C(5.304 GHz) 两个波段,极化方式为 HH、VV、HV、VH 极化,方位向分辨率和距离向分辨率皆为 25 m,雷达图像中心像元入射角度为  $47.208^\circ$ ,绝对定标和相对定标误差分别是  $\pm 2.3$  dB 和  $\pm 0.7$  dB。雷达图像覆盖地区为中国阿

尔泰地区与蒙古交界地区,图像中心像元经度坐标为 91.8°E,45.6°N。在本文中所选择反演的小块区域位于冲积扇盆地内,地表为裸露自然地表,植被覆盖率较低,地形相对比较平坦,起伏很小,因为 IEM 模型和 Oh 模型都是适用于裸露自然地表的电磁波散射模型,所以用以上两个散射模型来模拟该地区的电磁波散射问题是合适的。

4 算法的建立及验证

反演算法主要过程是利用 C、L 波段 HH、VV  $F = 1/(1 + |Chh\_real - Chh\_est| + |Cvv\_real - Cvv\_est| + |Lhh\_real - Lhh\_est| + |Lvv\_real - Lvv\_est|)$  来表示,其中 B 代表波段,分别为 C、L 波段;pp 代表极化状态,hh 代表水平极化态,vv 代表垂直极化态;s 表示后向散射系数的来源,real 表示取自实际雷达图像的后向散射系数,est 表示由散射模型模拟的后向散射系数。遗传算法运行的目标就是找出一组地表参数使得评价函数达到最大,此时将该组地表参数作为反演计算的最优结果。

由于获取雷达图像极化方式的限制,很多图像只限于同极化数据,所以在验证遗传算法反演地表参数效果时,只是利用了同极化模式。由于本文所用图像是全极化雷达图像,因此在结合雷达图像反演地表参数时,加入了交叉极化数据,其中交叉极化模拟数据由 Oh 2002 年的经验模型模拟生成。

为了验证以上算法是否能得到正确的地表参数结果,根据所用图像的系统参数设置(频率、入射角、极化方式),利用 AIEM 模型模拟了不同波段不同极化的后向散射系数,得到关于地表参数和后向散

极化后向散射系数求解地面参数,其中入射角已知,在本文中,假定自相关函数为指数自相关函数,待反演参数是均方根高度、相关长度、土壤湿度,土壤湿度用土壤体积含水量来表示。计算过程中,首先对各个参数进行初始化,得到多组地表参数的不同组合,然后运用散射模型模拟计算各组地表参量所对应的后向散射系数,将模型输出值与雷达图像获取的后向散射系数进行对比,当二者最为接近时的地表参数便是最优结果。

设计的算法中使用的评价函数如(4)式所示:

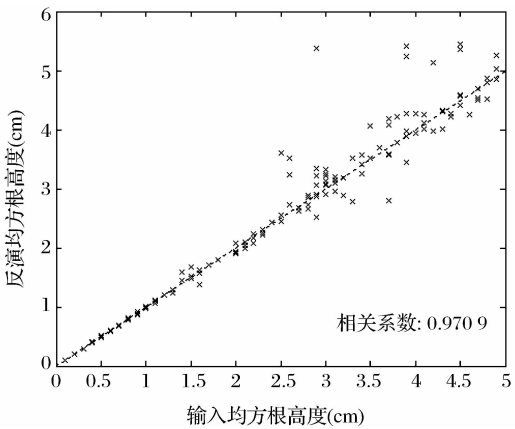
(4)

射系数的数据库,然后利用 AIEM 模型模拟的后向散射系数,将其代入到遗传算法求解对应的地表参数,最后将计算得到的地表参数与原来的输入参数进行对比,检验其误差范围。

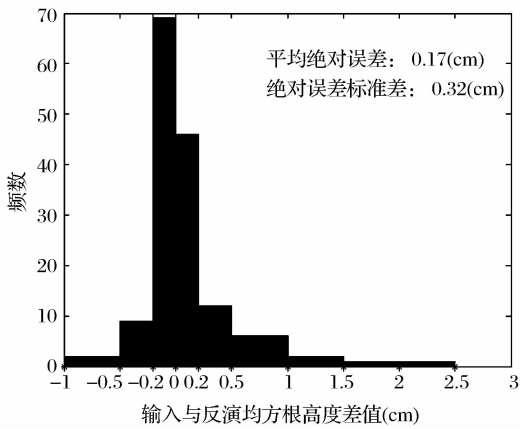
在生成的正向后向散射数据库过程中,各地表参量的变化范围是:

- 均方根高度:  $0.2 \leq \text{rmsh} \leq 5.0$  (cm)
  - 相关长度:  $2.5 \leq \text{cl} \leq 20$  (cm)
  - 土壤体积含水量:  $2\% \leq \text{mv} \leq 40\%$  ( $\text{cm}^3/\text{cm}^3$ )
- 验证过程中,从模拟数据库中随机选择了 148 组数据进行反演计算,统计结果如图 1、图 2、图 3 所示。

从图 1 中可以看到,输入和反演均方根高度相关系数达到了 0.970 9,平均绝对误差是 0.17 cm,但是当均方根高度大于 3 cm 时,计算结果误差增大,这主要是因为所采用的单次 AIEM 散射模型适合于相对光滑的地表,模型要求波数与均方根高度乘积小于 3,当均方根高度逐渐增大时,C 波段后向



(a) 均方根高度反演结果与输入值比较



(b) 均方根高度反演误差分布

图 1 均方根高度反演结果分析

Fig. 1 The analysis of the RMS height inversion

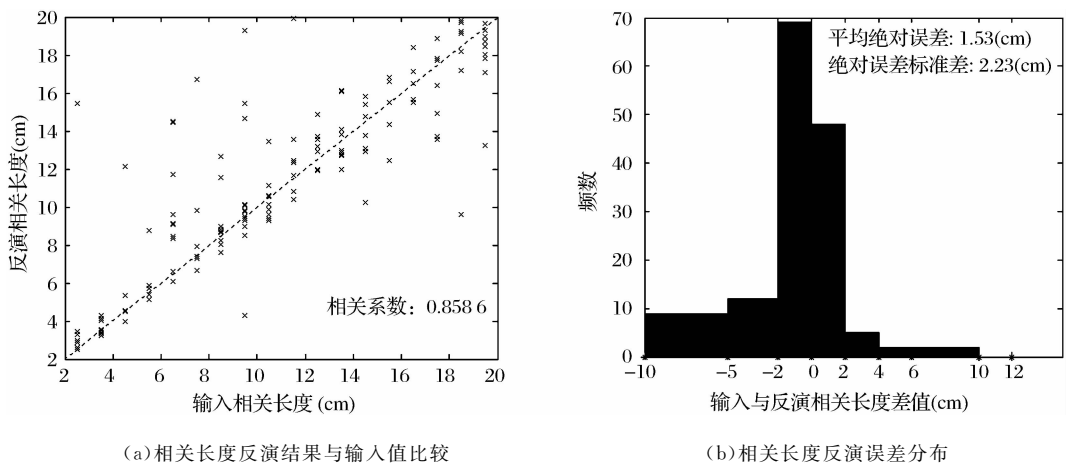


图 2 相关长度反演结果分析

Fig. 2 The analysis of the correlation length inversion

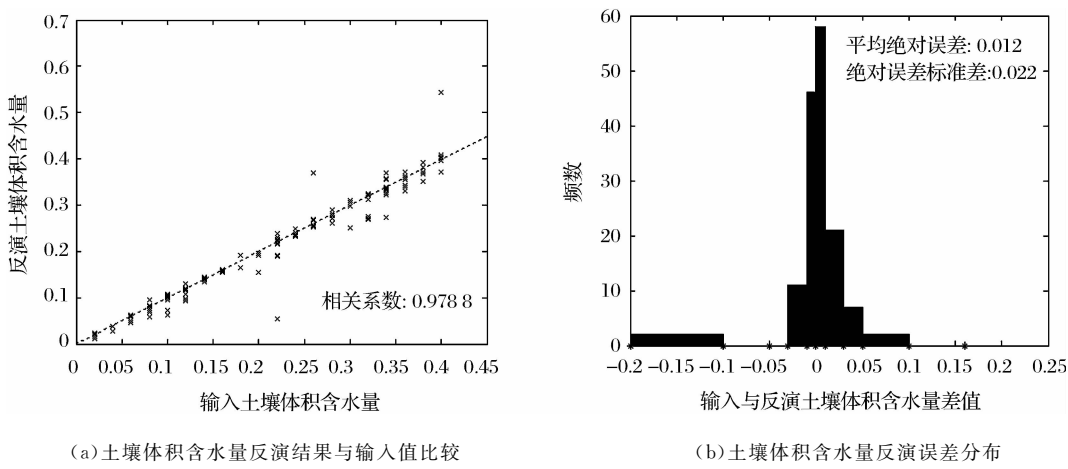


图 3 土壤体积含水量反演结果分析

Fig. 3 The analysis of the soil moisture inversion

散射系数接近饱和,均方根高度反演的不确定性增加,从而致使误差增大。从图 2 中可以看到,输入和反演相关长度相关系数为 0.858 6,平均绝对误差为 1.53 cm,与均方根高度的反演效果相比,误差较大。从图 3 中可以看出,输入与反演土壤体积分含水量的相关系数达到了 0.978 8,平均绝对误差为 1.2%。综上所述,3 个参数中均方根高度和土壤湿度反演效果较好,相关长度较差,因此可以判断,均方根高度和土壤体积分含水量与后向散射系数有较强的相关性,而相关长度次之,下面将主要论述均方根高度和土壤体积分含水量的反演。

5 雷达后向散射系数对地表参数敏感性分析

由于本文中所用雷达系统参数不是反演地表参数的最优设置,在当前的系统设置下,为了预测反演

地表参数的准确性,应该首先分析雷达后向散射系数对地表参数的敏感性。分析所用的同极化后向散射系数来自本文中利用 AIEM 模型所模拟的数据,由于 SIR-C 图像中包含有交叉极化数据,交叉极化后向散射系数将根据 Oh 模型获取。敏感性度量标准是后向散射系数在某一参数变化区间内的变化范围,在分析后向散射系数对某一参数的敏感性时,其它参数设为不变值。以下分别分析了后向散射系数对土壤体积分含水量和均方根高度的敏感性。

5.1 相关长度、均方根高度固定时,后向散射系数对土壤体积分含水量的敏感性分析

图 4、5、6 分别描述了在不同相关长度、不同均方根高度时 C、L 波段同极化后向散射系数随土壤体积分含水量的变化。

从图 4、5、6 中可以看出,后向散射系数随着土壤湿度的增加而增加;在相关长度较小时,如图 4 所

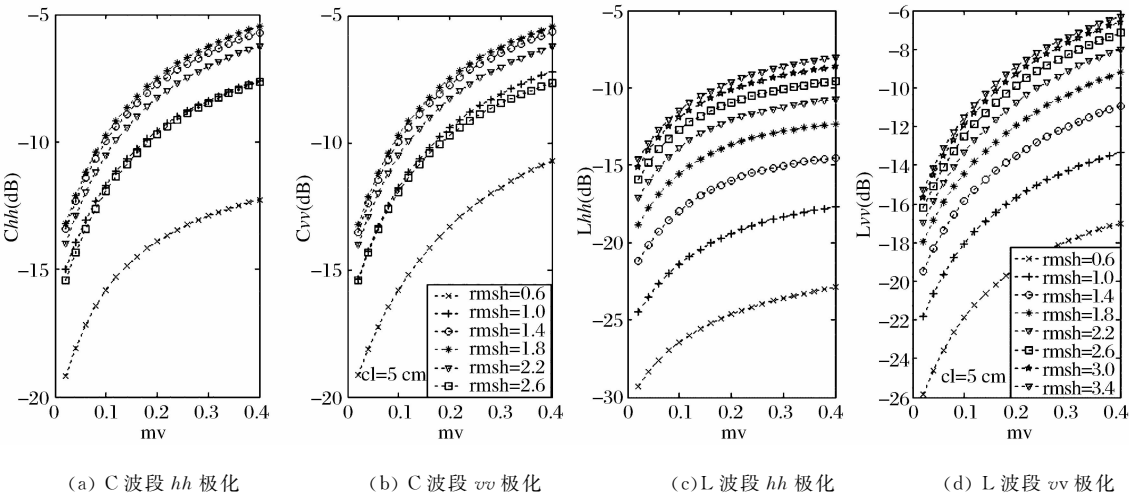


图 4 相关长度为 5 cm 时,同极化后向散射系数在不同均方根高度时随土壤体积含水量变化

Fig. 4 The sensitivity of co-polarized backscatter coefficients to soil moisture at different RMS height,  $cl=5$  cm

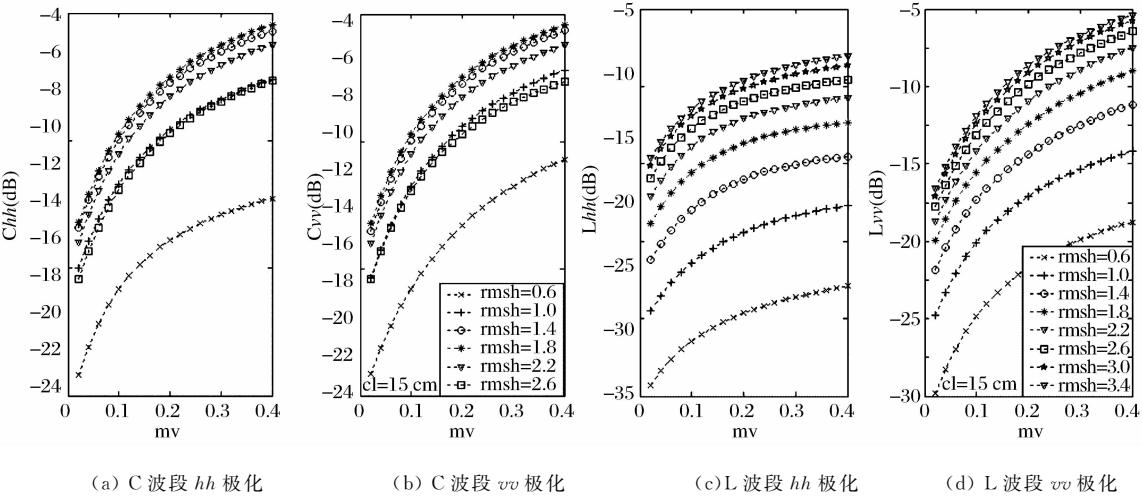


图 5 相关长度为 15 cm 时,同极化后向散射系数在不同均方根高度时随土壤体积含水量变化

Fig. 5 The sensitivity of co-polarized backscatter coefficients to soil moisture at different RMS height,  $cl=15$  cm

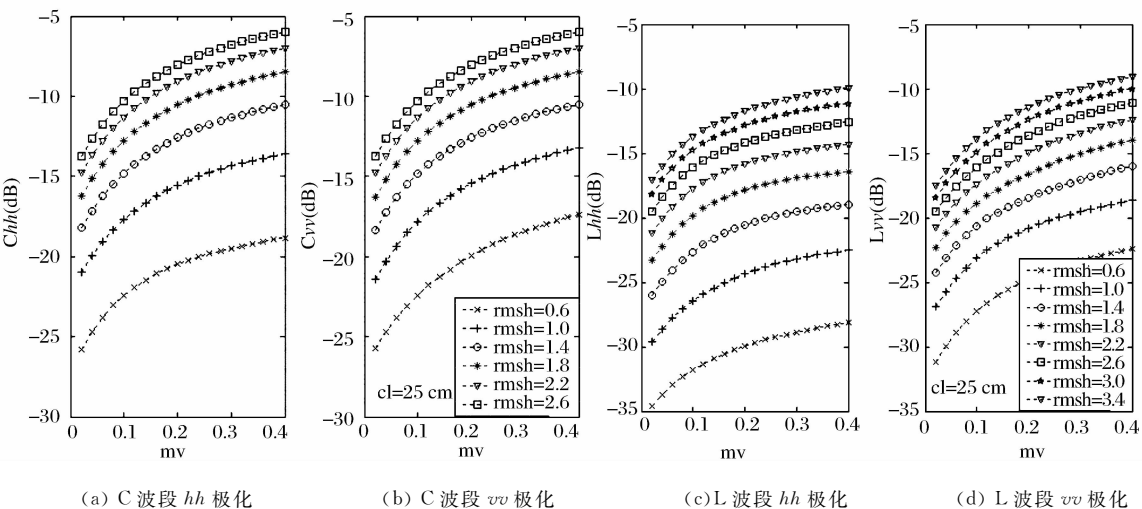


图 6 相关长度为 25 cm 时,同极化后向散射系数在不同均方根高度时随土壤体积含水量变化

Fig. 6 The sensitivity of co-polarized backscatter coefficients to soil moisture at different RMS height,  $cl=25$  cm

示,C 波段后向散射系数最初随着均方根高度的增加而增加,但到一定程度时出现下降;当相关长度较大时,如图 5、6 所示,C 波段后向散射系数一直随着均方根高度的增加而增加;对于 L 波段来说,当均

方根高度增加时,后向散射系数一直保持增大;此外,在不同相关长度下,后向散射系数随地面湿度的变化范围变化不大,表 1 统计了相关长度为 15 cm 时最大后向散射系数与最小后向散射系数的差值。

表 1 cl=15 cm,同极化后向散射系数在不同均方根高度时随土壤体积含水量的变化范围

Table1 The range of the co-polarized backscatter coefficients with the soil moisture at different RMS height,cl=15 cm

rmsh	0.6	1.0	1.4	1.8	2.2	2.6	3.0	3.4
Range								
C_hh	6.9544	7.4289	7.6817	7.7501	7.7647	7.7673		
C_vv	8.3599	8.1372	7.8734	7.7893	7.7713	7.7683		
L_hh	6.487	7.019	6.9894	6.8482	6.7957	6.841	6.9499	7.088
L_vv	8.8027	8.3375	8.2735	8.3817	8.4946	8.546	8.5234	8.4448

表 1 中 Range 表示不同波段和极化方式的后向散射系数最大值和最小值之间的差值(dB), $k$  为波数,土壤体积含水量变化范围是 2%~40%;为了保证模拟参数在 AIEM 模型的有效范围内( $k\times\text{rmsh}<3$ ),没有计算 C 波段后向散射系数在均方根高度为 3.0 cm 和 3.4 cm 时的变化范围。

从表 1 中可以发现,对于 C、L 波段来说,垂直极化时的 Range 值大于水平极化时的 Range 值,即垂直极化后向散射系数比水平极化后向散射系数对土壤体积含水量的敏感性要高;当均方根高度增加时,C 波段水平极化后向散射系数对土壤湿度的敏感性略微增加(Range 逐渐增大),垂直极化后向散射系数对土壤湿度的敏感性略微下降(Range 逐渐下降),而对于 L 波段来说,Range 值无明显变化规律;此外,Range 值随均方根高度的变化很小,因此可以判断均方根高度的大小对于

后向散射系数对土壤体积含水量的敏感性影响很小。

5.2 相关长度、土壤体积含水量固定时,同极化后向散射系数对均方根高度的敏感性分析

图 7、8、9 分别描述了在不同相关长度、不同土壤体积含水量时 C、L 波段同极化后向散射系数随均方根高度的变化。

当相关长度较小时,从图 7 可以看出,C 波段后向散射系数刚开始随着均方根高度的增加而变大,达到最大值后出现下降,L 波段后向散射系数则比较早的达到了饱和;当相关长度较大时,如图 8、图 9 所示,在图中所表示的均方根高度变化区间内,C、L 波段后向散射系数呈现单调递增趋势;由此可以看出,相关长度对后向散射系数与均方根高度的关系具有较大的影响。表 2、3、4 分析了不同相关长度下的后向散射系数的变化范围。

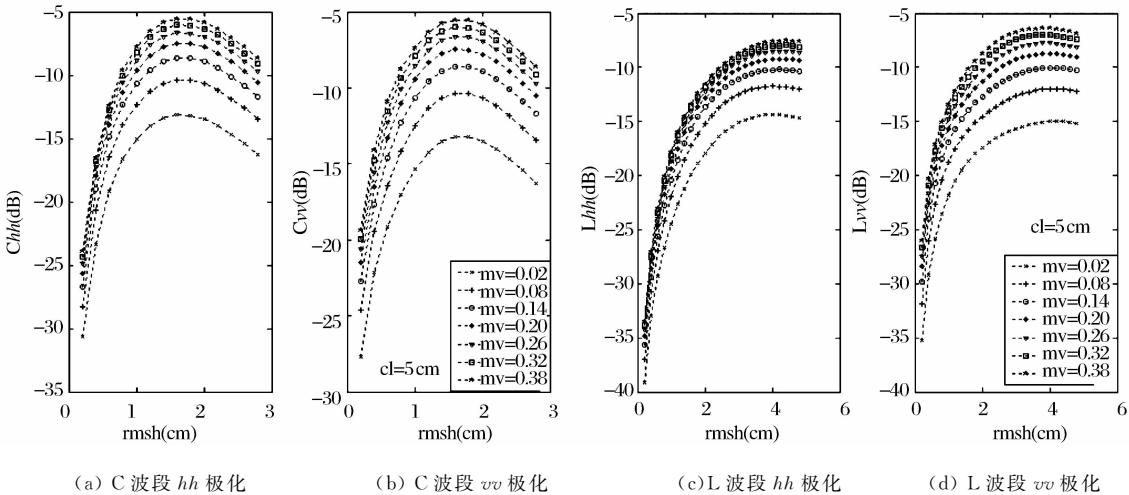


图 7 相关长度为 5 cm 时,同极化后向散射系数在不同土壤体积含水量时随均方根高度变化

Fig. 7 The sensitivity of co-polarized backscatter coefficients to RMS height at different soil moisture,cl=5 cm

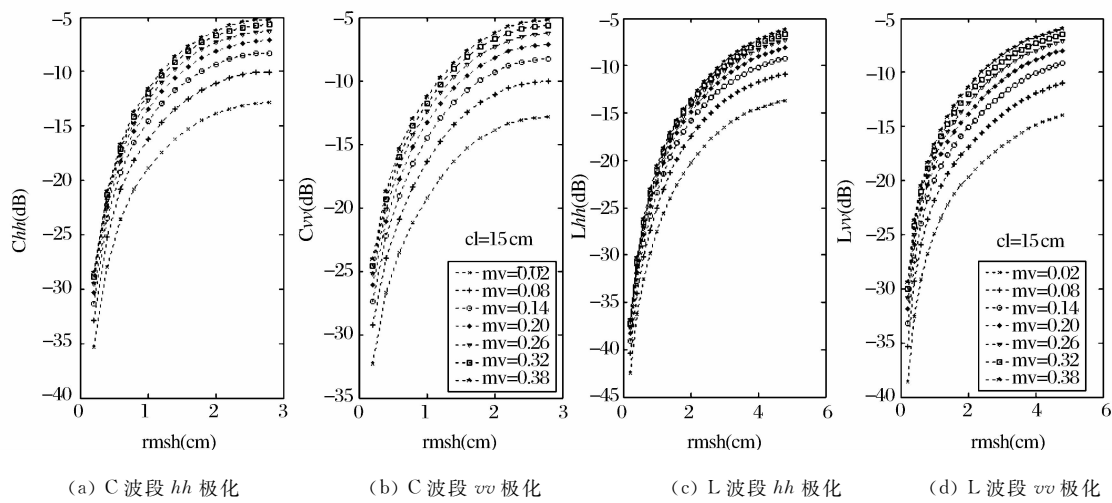


图 8 相关长度为 15 cm 时,同极化后向散射系数在不同土壤体积含水量时随均方根高度变化

Fig. 8 The sensitivity of co-polarized backscatter coefficients to RMS height at different soil moisture,  $cl = 15$  cm

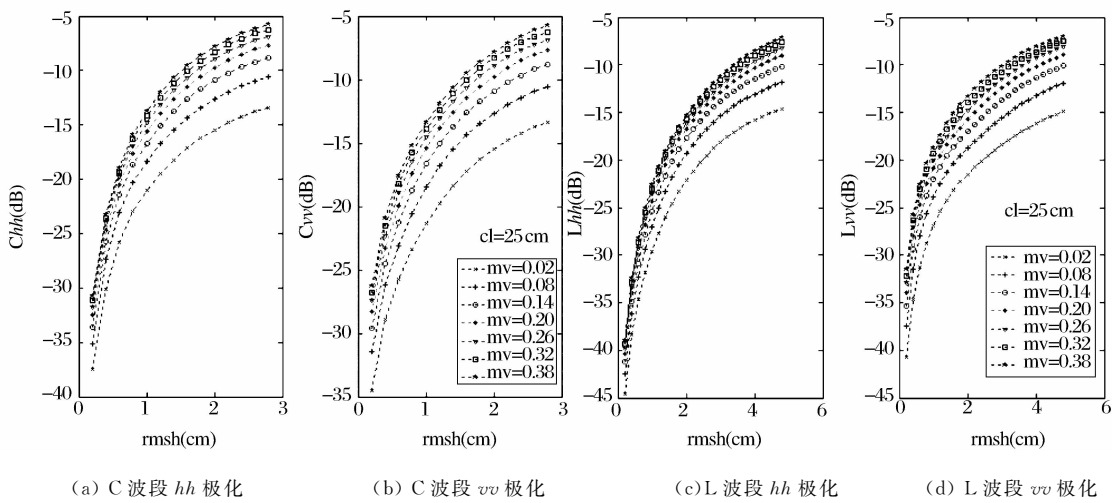


图 9 相关长度为 25 cm 时,同极化后向散射系数在不同土壤体积含水量时随均方根高度变化

Fig. 9 The sensitivity of co-polarized backscatter coefficients to RMS height at different soil moisture,  $cl = 25$  cm

表 2  $cl=5$  cm ,同极化后向散射系数在不同土壤体积含水量时随均方根高度的变化范围

Range	mv						
	0.02	0.08	0.14	0.20	0.26	0.32	0.38
$C_{hh}$	17.507	17.897	18.102	18.199	18.247	18.279	18.314
$C_{vv}$	14.479	14.261	14.106	14.012	13.951	13.905	13.857
$L_{hh}$	24.71	25.186	25.462	25.645	25.769	25.867	25.939
$L_{vv}$	20.193	19.932	19.789	19.713	19.666	19.649	19.643

表 3  $cl=15$  cm ,同极化后向散射系数在不同土壤体积含水量时随均方根高度的变化范围

Range	mv						
	0.02	0.08	0.14	0.20	0.26	0.32	0.38
$C_{hh}$	22.404	22.812	23.015	23.109	23.154	23.183	23.216
$C_{vv}$	19.421	19.178	19.018	18.922	18.861	18.816	18.771
$L_{hh}$	28.812	29.432	29.848	30.134	30.336	30.484	30.596
$L_{vv}$	24.65	24.325	24.05	23.834	23.669	23.54	23.438

表 4  $cl=25\text{ cm}$  ,同极化后向散射系数在不同土壤体积含水量时随均方根高度的变化范围

Table 4 The range of the co-polarized backscatter coefficients with the RMS height at different soil moisture, $cl=25\text{ cm}$

Range\mv	0.02	0.08	0.14	0.20	0.26	0.32	0.38
$C_{hh}$	23.763	24.171	24.374	24.467	24.512	24.541	24.573
$C_{vv}$	20.779	20.536	20.377	20.28	20.22	20.175	20.131
$L_{hh}$	29.963	30.585	31.006	31.299	31.506	31.659	31.774
$L_{vv}$	25.797	25.478	25.198	24.973	24.799	24.663	24.555

表 2、3、4 中 Range 表示 C、L 波段同极化模式的后向散射系数最大值和最小值之间的差值 (dB); 均方根高度变化范围: C 波段:  $0.2\text{ cm}\leq\text{rmsh}\leq 2.6\text{ cm}$ ; L 波段:  $0.2\text{ cm}\leq\text{rms}\leq 4.8\text{ cm}$  ( $k\times\text{rmsh}<3,k_C\approx 1.11;k_L\approx 0.26$ )。

从表 2、3、4 中可以看出,随着相关长度的增加,后向散射系数的变化范围逐渐增大,例如在  $cl$  为  $5\text{ cm}$ 、 $mv$  为  $8\%$  时,当  $\text{rmsh}$  从  $0.2\text{ cm}$  增加到  $2.6\text{ cm}$  过程中,C 波段水平极化后向散射系数变化范围是  $17.987\text{ dB}$ ;而  $cl$  为  $15\text{ cm}$  时,与此相对应的 Range 值是  $22.812\text{ dB}$ ;此外,对于 C、L 波段来说,水平极化时的 Range 值大于垂直极化时的 Range 值,因此水平极化比垂直极化对均方根高度的敏感性要高;当土壤湿度增加时,水平极化的 Range 值略微增加,而垂直极化的 Range 值略微减小,但是变化幅度很小,例如表 4 中,在  $mv$  为  $2\%$  时,当  $\text{rmsh}$  从

$0.2\text{ cm}$  增加到  $4.8\text{ cm}$  过程中,L 波段水平极化的 Range 值是  $29.963\text{ dB}$ ,垂直极化的 Range 值是  $25.797\text{ dB}$ ,而当  $mv$  为  $38\%$  时,与上述对应的 Range 值分别是  $31.774\text{ dB}$ 、 $24.555\text{ dB}$ ,所以可以看出土壤湿度与 Range 值基本上是无关系的,即土壤湿度的大小对于后向散射系数对均方根高度的敏感性影响很小。

5.3 交叉极化后向散射系数对土壤体积含水量及均方根高度的敏感性分析

图 10 描述了交叉极化后向散射系数随土壤体积含水量和均方根高度的敏感性。

从图 10(a)、(b)可以到,交叉极化后向散射系数随着土壤湿度和均方根高度的增加而增加,并且 C 波段后向散射系数在均方根高度上更早地达到饱和;表 5、6 统计了交叉极化后向散射系数在图中所示地表参数变化范围内的变化幅度。

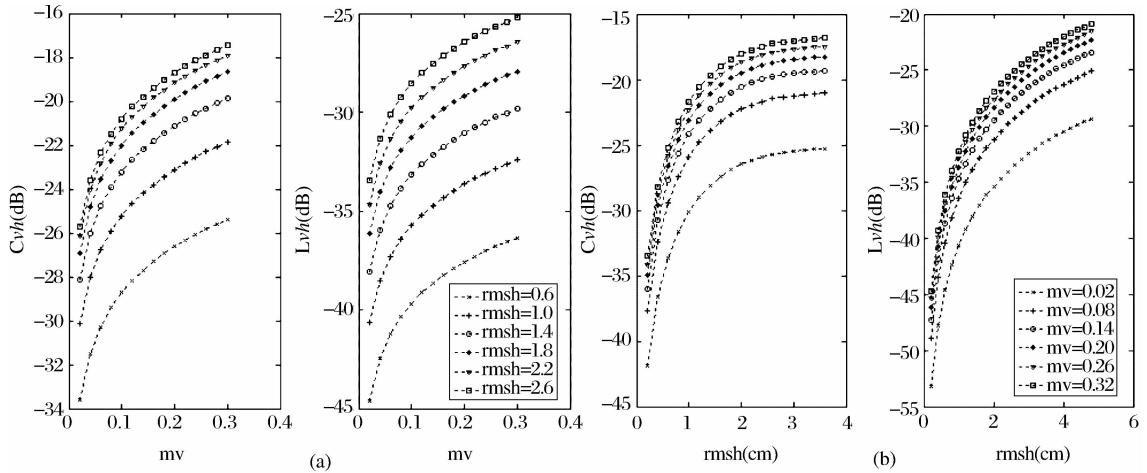


图 10 交叉极化后向散射系数随(a)土壤体积含水量和(b)均方根高度变化  
Fig. 10 The sensitivity of cross-polarized backscatter coefficients to (a)soil moisture and (b) RMS height

表 5 交叉极化后向散射系数在不同均方根高度时随土壤体积含水量的变化范围

Table 5 The range of the cross-polarized backscatter coefficients with the soil moisture at different RMS height

Range\rmsh	0.6	1.0	1.4	1.8	2.2	2.6	3.0	3.4
$C_{vh}$	8.2326	8.2327	8.2327	8.2326	8.2327	8.2327	8.2326	8.2326
$L_{vh}$	8.2327	8.2326	8.2326	8.2326	8.2327	8.2326	8.2327	8.2327

注:表 5 中 Range 表示 C、L 波段交叉极化后向散射系数最大值和最小值之间的差值 (dB);其中土壤体积含水量的变化范围是  $4\%\sim 30\%$ 。



表 6 交叉极化后向散射系数在不同土壤体积含水量时随均方根高度的变化范围

Table 6 The range of the cross-polarized backscatter coefficients with the RMS height at different soil moisture

<div>Range \ rmsh</div>	0.02	0.08	0.14	0.20	0.26	0.30
C_vh	16.748	16.748	16.748	16.748	16.748	16.748
L_vh	23.836	23.836	23.836	23.836	23.836	23.836

注：表 6 中 Range 表示 C、L 波段交叉极化后向散射系数最大值和最小值之间的差值(dB)；其中均方根高度的变化范围是 0.2 cm~4.8 cm。

表 7 同极化模式下后向散射系数变化范围和土壤体积含水量变化范围之商

Table 7 The quotient of the range of the co-polarized coefficient and the range of the soil moisture

<div>q \ rmsh</div>	0.6	1.0	1.4	1.8	2.2	2.6	3.0	3.4
C_hh	18.301	19.55	20.215	20.395	20.433	20.44		
C_vv	22	21.414	20.719	20.498	20.451	20.443		
L_hh	17.071	18.471	18.393	18.022	17.883	18.003	18.289	18.653
L_vv	23.165	21.941	21.772	22.057	22.354	22.489	22.43	22.223

注：rmsh 表示均方根高度(cm)；q 表示表 1 中各 Range 值与土壤体积含水量变化区间的商。

表 8 交极化模式下后向散射系数变化范围和土壤体积含水量变化范围之商

Table 8 The quotient of the range of the cross-polarized coefficient and the range of the soil moisture

<div>q \ rmsh</div>	0.6	1.0	1.4	1.8	2.2	2.6	3.0	3.4
C_vh	31.664	31.664	31.664	31.664	31.664	31.664	31.664	31.664
L_vh	31.664	31.664	31.664	31.664	31.664	31.664	31.664	31.664

注：rmsh 表示均方根高度(cm)；q 表示表 5 中各 Range 值与土壤体积含水量变化区间的商。

从表 5 中可以看到,C、L 波段交叉极化后向散射系数对于土壤体积含水量的敏感性差别很小,并且在不同均方根高度下,后向散射系数随土壤体积含水量的变化范围也没有变化(Range 值基本上无变化)。由于表 1 和表 5 中土壤体积含水量的变化范围不同,为了比较交叉极化和同极化后向散射对土壤湿度的敏感性,所以用各自后向散射系数的变化幅度与土壤体积含水量的变化区间的商的大小来比较二者的敏感性,表 7、8 分别表示了同极化模式和交叉极化模式下的二者之商的大小,比较表 7、8 可知,交叉极化对土壤体积含水量的敏感性要高于同极化模式。

表 6 则表明 L 波段交叉极化比 C 波段的交叉极化对均方根高度的敏感性高,图 10(b)也从后向散射系数的变化趋势上证明了该点,因为 C 波段交叉极化比 L 波段交叉极化更早达到饱和。同时对表 6 和表 2、3、4 可以看到,交叉极化模式与同极化模式对均方根高度的敏感性没有明显差别。此外,不管是同极化还是交叉极化,后向散射系数随均方根高度的变化范围都要明显大于随土壤体积含水量的变化范围,所以在对地表参数进行反演时,土壤

体积含水量反演的不确定性比均方根高度更大。

6 雷达图像地表参数反演结果及对比分析

为了检验以上算法应用于实际雷达图像上的效果,从 SIR-C 图像上截取了一块 43×71 大小的区域,然后对该区域进行了反演计算;由于 AIEM 模型通常适应于裸露自然地表,所以对于区域中属于植被的像素不予计算;当交叉极化后向散射系数与垂直极化后向散射系数差值大于-11 dB 时,认为是植被地表,则不予计算<sup>[9]</sup>。选取的区域像元总数为 3 053 个,实际计算数目为 1406 个,对实际雷达后向散射系数进行反演计算后,得到一组地表参数,然后将该组数据代入 AIEM 模型,得到 C、L 波段,HH、VV 极化的后向散射系数,将模型生成数据与对应的实际数据进行相减,经计算,绝对误差和小于 2 dB 的像元数为 949 个,占总计算数目的 67.5%,小于 4 dB 的像元数为 1 322 个,占总计算数目的 94.03%。此外,同样采取遗传算法利用 Oh 2002 年的提出的经验模型对该图像进行了反演计算,并对基于这两种散射模型所反演的地表参数的结果进行了比较,如图 11、12 所示。

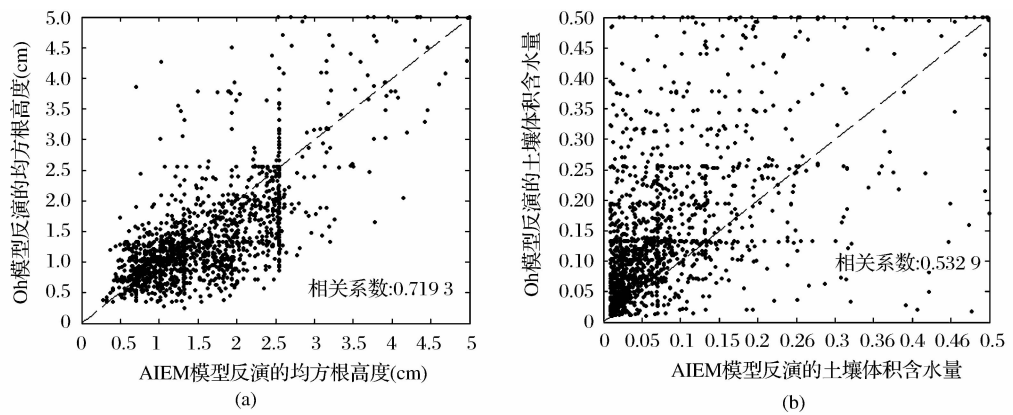


图 11 基于 AIEM 模型和 Oh 模型所反演的地表参数对比分析

Fig. 11 Comparison of the parameters inverted based on AIEM and Oh model

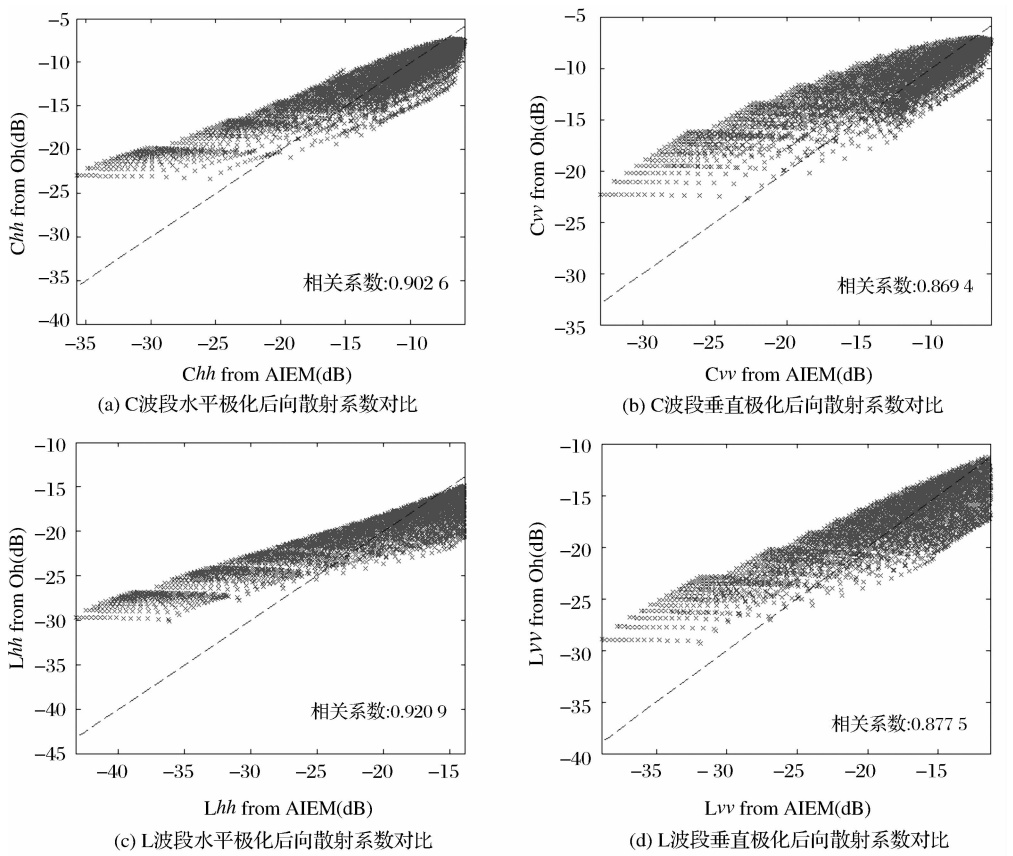


图 12 AIEM 模型和 Oh 模型模拟后向散射系数对比

Fig. 12 Comparison of backscatter coefficients from AIEM and Oh model

从比较结果来看,基于两种模型所反演的均方根高度相关性相对较高,而土壤体积含水量相关性相对较差,并且基于 AIEM 模型所反演的土壤体积含水量普遍低于基于 Oh 所反演的结果。产生这种结果的原因是:

(1) AIEM 模型是一种基于理论推导的模型,Oh 模型是建立在理论模型和实际数据分析之上的经验模型,二者之间必然会存在差异;为了比较两种

模型模拟后向散射系数的差异,分别利用这两种模型进行了计算。图 12 对这两种模型的模拟结果进行了对比,从比较结果来看,两种模型差别较大,所以在基于这两种模型进行反演时,最终反演得到的地表参数必然存在差别。

(2) 不管是 AIEM 模型还是 Oh 模型,这两种模型模拟结果与实际的雷达观测值之间均存在着误差,所以导致基于这两种散射模型的反演结果与实

际地表参数之间必然存在误差。文献[21]对散射模型预测值和实际雷达后向散射系数的误差作了深入分析,文中指出,Oh 模型预测值通常低于实际雷达后向散射系数,而在土壤体积含水量小于 35%时,AIEM 模型水平极化预测值通常高于实际雷达后向散射系数,并且由上面敏感性分析可知,后向散射系数随着土壤湿度的增加而增加,所以如图 11 b 所示,基于 AIEM 模型所反演得到的土壤体积含水量大部分低于基于 Oh 模型所反演得到的结果。

(3) 从图 11 中可以看出,均方根高度反演结果相关性较高,而土壤体积含水量则比较低,在所用的雷达系统参数下,由上一节敏感性分析可知,后向散射系数对均方根高度的敏感性要高于对土壤体积分含水量的敏感性,所以土壤体积含水量反演结果的不确定性相对较大,这也是导致土壤体积含水量反演结果相关性相对较低的原因之一。

## 7 结 语

本文主要研究基于遗传算法和电磁波散射模型的地表参数的反演算法,所依据的后向散射模型主要是 AIEM 模型和 Oh 模型。结论为:

(1) 根据 SIR-C 雷达图像的系统参数,利用 AIEM 模型模拟了 C、L 波段不同极化的后向散射系数,并对不同波段不同极化的后向散射系数对地表参数的敏感性做了分析,结果表明,垂直极化比水平极化对土壤体积含水量更敏感,而水平极化则对均方根高度比较敏感;交叉极化对于土壤体积分含水量比同极化模式敏感,但对于均方根高度的敏感性二者没有明显区别;所有极化方式的后向散射系数对均方根高度都要比土壤体积分含水量敏感。

(2) 算法验证证明用遗传算法反演地表参数可以获得满意的效果,各参数反演结果与实际参数之间可以达到很高的相关性。

(3) 对实际雷达后向散射系数的地表参数反演计算表明,最终反演的地表参数与所用后向散射模型有很大关系,基于不同模型的反演计算结果之间差别较大。为了提高反演结果的精度,首先应该根据反演参数优化雷达系统参数;其次选择合适的后向散射模型模拟地表后向散射。

(4) 由本文中所描述的算法可以看出,通过改变遗传算法的评价函数,该算法可以灵活地利用多角度多极化数据,可以进一步提高反演结果的精度;此外,反演所需时间与所采用的后向散射模型有很大关系,在本研究中,基于 AIEM 模型的反演算法

所用时间明显多于基于 Oh 模型所用时间。

由于缺乏地面实测数据,无法对这两种模型所反演的效果做出更准确的判断,在以后的研究中,将通过对地表参数的实地测量,进一步判断基于何种模型所反演的结果更加符合实际情况。

## 参考文献:

- [1] Ulaby F T, Moore R K, Feng J C. Microwave Remote Sensing (Volume II) [M]. Beijing: Science Press, 1987. [乌拉比 F T, 穆尔 R K, 冯建超. 微波遥感(第二卷) [M]. 北京: 科学出版社, 1987.]
- [2] Fung A K, Li Z Q, Chen K S. Backscattering from a Randomly Rough Dielectric Surface [J]. IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing, 1992, 30(2): 356-369.
- [3] Sahebi M R, Bonn F, Gwyn Q H J. Estimation of the Moisture Content of Bare Soil from RADARSAT-1 SAR Using Simple Empirical Models [J]. International Journal of Remote Sensing, 2003, 24(12): 2575-2582.
- [4] Oh Y, Sarabandi K, Ulaby F T. An Empirical Model and an Inversion Technique for Radar Scattering from Bare Soil Surface [J]. IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing, 1992, 30(2): 370-382.
- [5] Oh Y. Quantitative Retrieval of Soil Moisture Content and Surface Roughness from Multipolarized Radar Observations of Bare Soil Surfaces [J]. IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing, 2004, 42(3): 596-601.
- [6] Oh Y, Sarabandi K, Ulaby F T. Semi-empirical Model of the Ensemble-averaged Differential Mueller Matrix for Microwave Backscattering from Bare Soil Surfaces [J]. IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing, 2002, 40: 1348-1355.
- [7] Dubois P C, van Zyl J, Engman T. Measuring Soil Moisture with Imaging Radars [J]. IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing, 1995, 33: 915-926.
- [8] Zribi M, Baghdadi N. Analysis of Surface Roughness Heterogeneity and Scattering Behavior for Radar Measurements [J]. IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing, 2006, 44 (9): 2438-2444.
- [9] Shi J C, Wang J, Hsu A Y, et al. Estimation of Bare Surface Soil Moisture and Surface Roughness Parameter Using L-band SAR Image Data [J]. IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing, 1997, 35(5): 1254-1266.
- [10] Rao K S, Raju S, Wang J R. Estimation of Soil Moisture and Surface Roughness Parameters from Backscattering Coefficients [J]. IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing, 1993, 31(31): 1094-1099.
- [11] Baghdadi N, Gaultier S, King C. Retrieving Surface Roughness and Soil Moisture from SAR Data Using Neural Network [J]. Canadian Journal of Remote Sensing, 2002, 28: 701-711.
- [12] Bindlish R, Barros A P. Multifrequency Soil Moisture Inversion from SAR Measurements with the Use of IEM - EFE-DA-Spain and HAPEX-SAHÉL Case Studies [J]. Remote

- Sensing of Environment, 2000, 71: 67-88.
- [13] Loew A, Mauser W. A Semiempirical Surface Backscattering Model for Bare Soil Surface Based on a Generalized Power Law Spectrum Approach[J]. IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing, 2006, 44(4): 1022 - 1035.
- [14] Baghdadi N, Holah N, Zribi M. Soil Moisture Estimation Using Multi-incidence and Multi-polarization ASAR Data [J]. International Journal of Remote Sensing, 2006, 27(10): 1907-1920.
- [15] Zribi M, Baghdadi N, Holah N, *et al.* New Methodology for Soil Surface Moisture Estimation and Its Application to ENVISAT-ASAR Multi-incidence Data Inversion [J]. Remote Sensing of Environment 2005, 96: 485-496.
- [16] Li Q, Shi J, Chen K S. A Generalized Power Law Spectrum and Its Applications to the Backscattering of Soil Surfaces Based on the Integral Equation Model[J]. IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing, 2002, 40(2): 271-280.
- [17] Wu T D, Chen K S, Shi J, *et al.* A Transition Model for the Reflection Coefficient in Surface Scattering[J]. IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing, 2001, 39(9): 2040-2050.
- [18] Baghdadi N, Gherboudj I, Zribi M, *et al.* Semi-empirical Calibration of the IEM Backscattering Model Using Radar Images and Moisture and Roughness Field Measurements[J]. International Journal of Remote Sensing, 2004, 25 (18): 3593-3623.
- [19] Dobson M C, Ulaby F T, Hallikainen M T, *et al.* Microwave Dielectric Behavior of Wet Soil, Part II: Dielectric Mixing Models[J]. IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing, 1985, 23(1): 35-46.
- [20] Peplinski N R, Ulaby F T, Dobson M C. Dielectric Properties of Soils in the 0.3-1.3-GHz Range[J]. IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing, 1995, 33(3): 803-807.
- [21] Baghdadi N, Zribi M. Evaluation of Radar Backscatter Models IEM, OH and Dubois Using Experimental Observations[J]. International Journal of Remote Sensing 2006, 27(18): 3831-3852.

## The Study of Retrieving Surface Parameters Based on Genetic Algorithm and Backscattering Models

PANG Zi-zhen<sup>1,2</sup>, LIAO Jing-juan<sup>1</sup>

(1. Institute of Remote Sensing Applications, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China;

2. Graduate School, Chinese Academy of Science, Beijing 100039, China)

**Abstract:** The research of retrieving surface roughness and soil moisture under natural bare soils using SAR data has been refined over the last few years; Researchers have proposed lots of backscattering models and inverting techniques. Based on the backscattering models proposed, this paper established a database including surface parameters and backscattering coefficients as well as the surface parameters using genetic algorithm, backscattering coefficients in the database and the surface parameters; Then, the surface parameters were inverted using SIR-C SAR image based on AIEM and Oh models, respectively, and results were analyzed statistically. Therefore, the algorithm above supplies new idea for retrieving surface parameters using radar images.

**Key words:** Radar backscattering coefficients; AIEM; Oh model; Genetic algorithm; Parameter inversion