

评述

中国科学院学部 科学与技术前沿论坛 对地观测与导航专题

# 微波遥感地表参数反演进展



施建成<sup>①\*</sup>, 杜阳<sup>②</sup>, 杜今阳<sup>①</sup>, 蒋玲梅<sup>③</sup>, 柴琳娜<sup>③</sup>, 毛克彪<sup>④</sup>,  
徐鹏<sup>⑤</sup>, 倪文俭<sup>①</sup>, 熊川<sup>①</sup>, 刘强<sup>①</sup>, 刘晨洲<sup>①</sup>, 郭鹏<sup>①</sup>, 崔倩<sup>①</sup>,  
李云青<sup>①</sup>, 陈晶<sup>④</sup>, 王安琪<sup>⑥</sup>, 罗禾佳<sup>②</sup>, 王殷辉<sup>②</sup>

- ① 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 100101;
  - ② 浙江大学信息与电子工程学系, 杭州 310058;
  - ③ 北京师范大学遥感科学国家重点实验室, 北京 100875;
  - ④ 中国农业科学院农业资源与农业区划研究所, 北京 100081;
  - ⑤ 武汉大学遥感信息工程学院, 武汉 430072;
  - ⑥ 首都师范大学城市环境过程与数字模拟国家重点实验室培育基地, 北京 100048
- \* E-mail: jshi@irsa.ac.cn

收稿日期: 2012-02-06; 接受日期: 2012-05-02  
国家自然科学基金(批准号: 40930530, 40901180)资助

**摘要** 水文、气象和农业等多个领域的研究和应用迫切需要不同尺度大范围、高精度的陆表观测数据. 随着遥感技术的迅速发展, 遥感已经具备在全球尺度上精确监测地球系统中诸多要素的能力. 特别是星载微波遥感系统, 具备全天时、全天候的观测能力, 且对多种地表要素特性十分敏感, 已广泛应用在全球积雪、土壤水分与植被等地表要素的监测和定量反演之中. 最近几十年研究人员基于电磁辐射和散射理论及微波辐射传输方程, 针对不同传感器参数特性进行了大量卓有成效的研究. 本文分别从微波遥感理论建模、微波遥感积雪参数反演、土壤水分反演、地表温度反演和植被参数反演五个方面对现有研究进展进行了系统的介绍和评述. 随着遥感数据的不断丰富和遥感建模及反演理论的深入发展, 包括微波遥感在内的遥感手段将为地球系统的研究及应用发挥更为重要的作用.

**关键词**  
微波遥感  
土壤水分  
植被  
雪水当量  
地表温度

积雪、土壤水分与植被等地表参数是水文模型、气候及陆面过程模式中的重要参数. 传统的方法很难在大范围、高效率 and 全过程地对气候及陆面过程模式中需要的水文参数进行常规观测. 在研究区域气候变化的时间和空间演变特点研究中, 迫切需要用新的科学与技术手段以改进当前的水循环观测系统. 与传统观测手段不同, 遥感把传统的“点”测量方法

获取的有限代表性的信息扩展为更加符合客观世界的“面”信息(区域信息), 这使我们真正地在地表参数进行定量分析成为可能. 利用遥感手段获取的不同尺度大范围、高精度地表参数不仅能改善当前的陆表观测系统, 而且为开展定量的、陆-气相互作用的、具体的气候模式及时空特性提供科学依据和技术支撑. 按照传感器获取能量时采用的波段分类, 获取

英文引用格式: Shi J C, Du Y, Du J Y, et al. Progresses on microwave remote sensing of land surface parameters. *Sci China Earth Sci*, 2012, 55: 1052-1078, doi: 10.1007/s11430-012-4444-x

地表参数信息的卫星传感器有三种: 可见光和红外波段传感器、微波波段传感器. 由于可见光和红外波段传感器易受大气影响, 在云雨天无法获取地表信息. 而微波遥感具有全天时、全天候的监测能力以及对云、雨、大气较强的穿透能力; 并且微波传感器对于植被特性的变化、地表土壤水分和积雪参数十分敏感, 已被广泛应用于积雪、植被等地表参数的监测和反演应用之中. 在过去十年, 随着多种星载微波传感器的发射, 微波遥感已经具有在全球尺度上精确监测整个地球系统中许多要素的能力. 当前的和正在计划发展的国内和国际上的卫星传感器提供大量与陆地状况相关的高精度和多种空间分辨率的数据. 其中专门用于观测水文和能量循环的有: (1) 中低空间分辨率的微波辐射计, 包括多通道扫描微波辐射计 SMMR、微波辐射计成像仪 SSM/I、1997 年发射上空的 TRMM 卫星、地球观测系统(EOS)的 Terra 和 Aqua 卫星所搭载的高级微波辐射计 AMSR-E 和我国 2008 年发射的风云-3 号卫星所搭载的微波传感器以及 2009 年发射的欧空局 L 波段的 SMOS 卫星, 都可用于估计地表特征、土壤水分和雪特征. (2) 中、低分辨率星载散射计, 如 ERS-1/2 风散射计, 由于重复周期短、观测尺度大, 已应用于地表特征监测的研究中. 现有的方法一般通过对描述这些地表参数与测量的后向散射系数的关系的前向模型进行反演, 来获取地表几何参数和介电属性. (3) 高空间分辨率的星载 SAR 观测可提供中、小尺度高空间分辨率的地表参数观测. 现在轨的 TerraSAR-X, ALOS/PALSAR, RADARSAT-2, COSMO-SkyMed 和我国将要发射的 HJ-1C 小卫星, 都可提供植被覆盖、土壤水分和积雪参数等地表参数信息的观测. (4) 计划中的卫星项目, 如 NASA 主、被动传感器相结合的 SMAP 计划, 该项目拟利用 L 波段微波传感器对地表土壤水分和冻融状况进行有效监测.

研究人员针对星载微波传感器进行了大量卓有成效的研究. 本文将对主、被动微波遥感建模理论及地表参数反演方法的研究进展做系统的介绍和评述.

## 1 微波遥感理论建模

准确的理解和描述粗糙表面、植被和积雪参数的微波辐射和散射机制是微波地表参数遥感的最重要理论基础. 它是分析和解释卫星观测、卫星数据的仿

真模拟、卫星数据同化、发展地表参数的定量反演算法、新型传感器设计的关键机理工具. 因而, 我们必须大力推动和加强对微波遥感理论建模的研究. 本章将分别对地表、积雪和植被的微波遥感理论建模的现有研究进展做一介绍.

### 1.1 随机粗糙面散射建模

对随机粗糙面的极化散射机制的建模一直是世界上微波遥感领域的研究热点之一. 早期的随机粗糙面散射模型, 只能处理一些极端情况. 最典型的是基尔霍夫模型(Kirchhoff Approximation, KA), 只能适用于频率比较高和粗糙面平均曲率半径较大的情形; 而小扰动模型(Small Perturbation Model, SPM)只能适用于低频和粗糙度不大的情形. 近年来发展起来的强调拓展适用范围的随机粗糙面散射模型越来越占有主导地位. 代表性的模型有相位扰动理论(Phase Perturbation Theory, PPT)<sup>[1]</sup>, 全波方法(Full Wave Method, FWM)<sup>[2]</sup>, 小斜坡近似(Small-Slope Approximation, SSA)<sup>[2]</sup>, 积分方程模型(Integral Equation Model, IEM)<sup>[4]</sup>, 以及算子展开方法(Operator Expansion Method, OEM)<sup>[5]</sup>等.

IEM 模型在一些应用场景中显现了具有一定精度又易于计算的特点, 而成为处理随机粗糙面电磁波极化散射的通用模型. 该模型所做主要假设如下: 菲涅尔反射系数对局域入射角的依赖性用实际入射角或镜面反射角来近似; 在交叉极化中, 用于计算基尔霍夫场的反射系数由平行极化和垂直极化反射系数之差的一半来近似; 边缘衍射项被忽略; 补充场系数由格林函数的 Weyl 谱表征中, 对相位项中  $z$  分量对应的绝对值项舍弃, 及对格林函数的梯度矢量中出现的  $\pm$  项舍弃来进行近似. 这些假设使得该模型在某些应用场合, 尤其是在双站(bistatic)散射方面理论预测值与数值仿真或实验数据有不容忽视的误差<sup>[6]</sup>.

针对上述假设, 各国学者相继提出各种完善方法. Hsieh 等<sup>[7]</sup>提出了 IEMM 模型, 考虑了在格林函数的 Weyl 谱表征中, 对相位项中绝对值项的保留. 这样, 补充场系数  $F_{qp}$  对应的电磁场就分解为上行和下行场. 但在该方法中, 单次散射系数较 IEM 无变化, 仅对多重散射进行了处理. 德国宇航局的学者 Alvarez-Perez<sup>[8]</sup>提出了二阶多重散射积分方程模型(Integral Equation Model for Second-Order Multiple Scattering, IEM2M), 考虑了格林函数的 Weyl 谱表

征中, 对相位项中绝对值项的保留以及对格林函数的梯度矢量中出现的 $\pm$ 项作了保留. 同时根据随机粗糙面上方和下方介质的格林函数及其梯度对  $F_{qp}$  作了分拆. 表面法向量的两个斜率分量在由分部积分确定时, 也根据随机粗糙面上方和下方介质的格林函数 Weyl 谱表征加以区别. 这种处理方法受到 Fung 等<sup>[9]</sup>的批评, 认为当随机粗糙面下方介质为损耗介质时会引起振荡. Chen 等<sup>[10]</sup>考虑了在格林函数的 Weyl 谱表征中, 对相位项中绝对值项的保留以及对格林函数的梯度矢量中出现的 $\pm$ 项作了保留, 但并不根据随机粗糙面上方和下方介质的格林函数及其梯度对  $F_{qp}$  进行分拆. 这一分拆是 Chen 等<sup>[11]</sup>在先进积分方程模型(Advanced Integral Equation Model, AIEM)中完成的. 其中, 表面法向量的两个斜率分量在由分部积分确定时, 仅由随机粗糙面上方介质的格林函数 Weyl 谱表征来进行. 后面的两种方法都用到了过渡函数来对菲涅尔反射系数进行修正.

虽然上述模型都显示了比最初 IEM 模型在随机粗糙面的电磁场极化散射预测方面的改善, 特别是在双站散射方面, 但仍存在不足的地方, 主要有三个方面: 一是对补充分量的非相干功率的计算不够精确; 二是由相位项中的绝对值符号引起的积分区间的改变而导致的误差函数未加考虑; 三是对由分部积分来确定随机粗糙面上任意点处表面法向量的两个斜率分量时, 是否应对涉及随机粗糙面下方介质的对应项亦作同样处理, 若是, 对有损介质引起的振荡问题如何解决没有足够的分析, 更没有明确的结论.

扩展先进积分方程模型(Extended Advanced Integral Equation Model, EAIEM)<sup>[12]</sup>可视作 AIEM 和 IEM2M 的扩展. 这种扩展体现在两方面: 第一, 其对补充散射系数进行估值时引入的假设与以上模型相比数量较少且限制条件较为宽松. 第二, 通过在交叉及补充散射系数中引入了误差函数而使整个结果更为严谨, 与误差函数有关的项可视为修正项. EAIEM 模型在这两方面的扩展都有特定意义. 前者预示着即使误差函数相关项被忽略不计, 这个模型也会更精确更通用. 后者表明如果粗糙面上下层都是无耗的话, 误差函数引入的修正项在交叉散射系数中消失, 但在补充散射系数中依然存在. 对比结果显示了更高的精度. 图 1 显示了一个算例. 但同时也发现对于某些

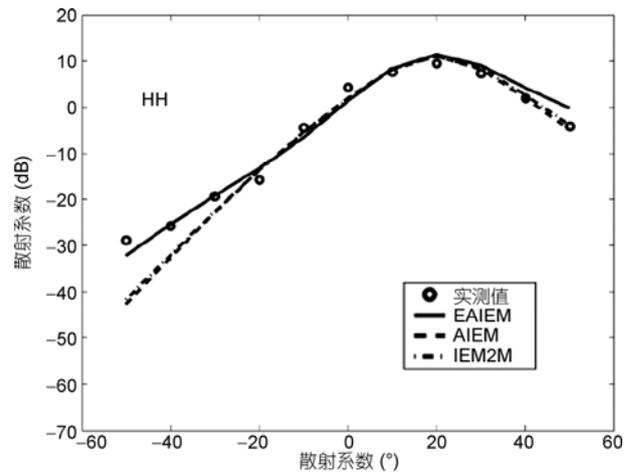


图 1 EAIEM 模型显示了对双站散射系数的较精确的理论预测

情形, 所有上述方法结果吻合都不太理想, 还需要发展更精确的解析模型.

## 1.2 积雪散射建模

积雪散射建模需考虑冰晶颗粒的微观结构的影响, 以及粒子间电磁耦合, 模型中的相位矩阵较为复杂. 具有代表性的理论是华盛顿大学 Tsang 研究组 1985 年提出的致密介质传输理论模型(Dense Media Radiative Transfer, DMRT)<sup>[13]</sup>, 在 DMRT 模型中, 相干场采用准晶格近似 QCA(Quasi-Crystalline Approximation)处理, 非相干场采用相关阶梯近似<sup>[14,15]</sup>, 微粒位置间的相关分布用 PY(Percus-Yevick)近似等分布函数得到, 此模型可用于研究主被动微波遥感的多径散射作用<sup>[16]</sup>. DMRT 模型与其他理论进行结合, 如整合麦克斯韦三维数值仿真模型(Numerical Maxwell Model of Three-Dimensional Simulations, NMM3D)的 DMRT 理论模型, 与实验数据有很好的吻合<sup>[17]</sup>.

在 DMRT 模型中, 由于积雪粒子被处理为离散的散射体, 整个积雪层可视作基于离散体的随机介质. 与此对应的模型则把积雪层处理为连续介质, 其中由于积雪粒子位置的随机性, 而把积雪层视作非均匀的随机介质, 不同位置处介电常数的波动用特定的相关函数进行描述. 若再考虑并矢格林函数的奇异性, 则得出强波动理论模型(Strong Fluctuation Theory, SFT)<sup>[18]</sup>.

在自然界中积雪上下界面总是粗糙的, 为改进

对积雪上下粗糙表面的面散射与积雪层的体散射进行相互作用过程的建模, 研究人员进一步提出了适用于粗糙界面的 DMRT-AIEM-MD 微波辐射模型(图2), 并发展了多频极化参数化辐射模型<sup>[19]</sup>. 在此模型中, 电磁波在积雪层的传播用 DMRT 进行刻画, 并用双矩阵法(Matrix Doubling, MD)方法求解积雪的多次散射作用<sup>[20]</sup>, 而积雪层上下粗糙表面的散射贡献用 AIEM 进行计算. 该模型进而结合零阶辐射传输模型的形式, 分析得到了参数化模型. 所获得的参数化模型具有和理论模型相当的精度及与零阶模型相媲美的计算效率. 基于类似的研究思路, 研究人员针对主动微波积雪遥感, 发展了考虑积雪垂直分层和多次散射作用的积雪散射理论模型及参数化模型<sup>[21]</sup>. 验证表明, 该模型与测量数据吻合得很好, 可用于积雪参数的反演算法和雷达信号的快速仿真.

此外, 还有如 HUT 模型、MEMLS 模型等基于实验测量的简化经验积雪辐射模型. 赫尔辛基工业大学 HUT 模型<sup>[22]</sup>是基于对标量被动辐射传输方程的解算, 其散射相函数被简化为只有前向散射(即为一个狄拉克函数), 积雪的消光系数关于粒径的函数由实验基础上的经验公式描述<sup>[23]</sup>, 从而推导出 HUT 积雪辐射模型. MEMLS 模型<sup>[24]</sup>为一种针对分层积雪的辐射模型, 适用于 5~100 GHz 频率范围. MEMLS 模型是基于对辐射传输方程的六流近似解, 顾及了分层界面上的全反射、相干以及非相干反射等作用, 其中的积雪散射系数与积雪密度、相关长度的关系由根据实验测量的经验公式得出<sup>[25]</sup>, 吸收系数、有效介电常数以及分层界面的反射系数等由物理模型和实验测量冰介电特性得出.

作为积雪散射模型的最新发展, Ding 等<sup>[26]</sup>提出一种基于 Bi-continuous 介质的积雪散射模型. 该模型利用 Berk<sup>[27]</sup>的对高斯随机场的 level-cut 实现对积

雪介质的微结构模拟, 该模拟介质与真实积雪微结构有很大的相似性. 积雪微结构模拟出来之后, 利用 DDA(离散偶极子近似)计算其散射场, 通过多次计算将相干与非相干散射场分离, 利用非相干散射场计算辐射传输方程所需的散射相位矩阵、散射系数等量, 与辐射传输方程耦合实现主被动微波遥感的模拟计算. 由于 Bi-continuous 模型中的积雪几何结构为非规则结构, 且与真实积雪微结构有最大相似性, 顾及了由非规则结构产生的交叉极化信号, 提高了对交叉极化散射信号模拟的准确性.

### 1.3 植被散射建模

植被散射建模涉及对植株间、植株上各组分间、植株与地表间一系列复杂电磁交互做出深刻的认识. 近年来, 众多学者为此进行了大量工作, 建立了许多植被散射理论模型. 一些早期的模型, 往往将植被描述为介电常数随机起伏的连续随机介质, 植被的平均散射系数从介电常数的起伏方差及相关函数中得到. 该模型的计算相对简单, 但是这种连续随机介质模型的参数不能直接与植被物理参数相联系, 因而其应用受到了很大限制.

鉴于此, 许多学者又提出了基于植被物理参数的离散随机介质模型. 该模型将植被看成由离散的散射体组成的离散随机介质, 其散射特性通过对离散散射体的尺寸、取向、介电特性等随机量取平均得到. 典型的模型如 Lang<sup>[28]</sup>提出的基于变形波恩近似的单层随机离散介质模型, 以及 Ulaby 和 Elachi<sup>[29]</sup>在辐射传输方程(Radiative Transfer Equation, RTE)方法的基础上所提出的密歇根微波散射模型(Michigan Microwave Canopy Scattering Model, MIMICS). 该模型将植被分成树冠层、树干层及地面层, 最终结果是基于 RTE 的一阶解. 此模型有如下主要优点: 1) 在

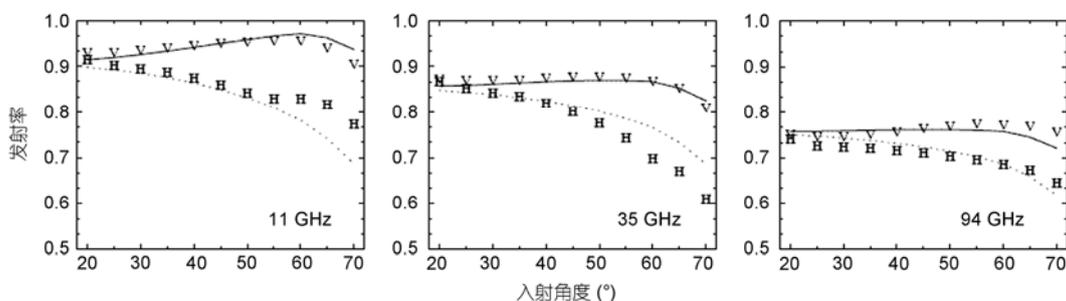


图2 DMRT-AIEM-MD 模型计算积雪发射率和实测比较  
V 代表垂直极化; H 代表水平极化

地面散射及地面与植被层的相互作用散射项中考虑了地面粗糙度的影响; 2) 考虑了多种树枝的尺寸及空间取向; 3) 是全极化散射模型. 随后, Karam 等<sup>[30]</sup>对此模型进行了改进, 主要考虑了植被层中的二次散射场, 但其求解方法仍是基于强度叠加的 RTE 理论. 上述这些模型在建模过程中忽视了植株结构中各个组分之间的相互干涉, 在低频的时候往往会给散射结果带来较大的影响. Sun 和 Ranson 等<sup>[31]</sup>提出了三维森林雷达后向散射模型. 于 MIMICS, 不同该模型建立在三维森林场景的基础上, 可以考虑森林的三维空间结构对雷达后向散射的影响<sup>[31]</sup>. Ni 等<sup>[32]</sup>进一步将 matrix-doubling 方法引入到该模型中, 提高了模型对交叉极化的预测能力.

鉴于上述非相干模型的缺陷, 近年来发展起来的强调植物结构和相干相位的植物散射模型越来越占有主导地位. 总体来讲, 相干散射模型考虑由农作物结构带来的相干性, 一般分两个层面: 一是单株植株各组件之间的相干性, 二是植株之间的相干性. 在不考虑近场效应的相干模型中, 植株组件之间以及植株之间的相干性主要由相对位置来决定. 各组件一般通过较典型的几何体来建模, 比如对单株的大豆植株, 主茎、枝干和豆荚可以用有限长介质圆柱体来建模, 对于叶片, 可以近似为薄介质圆盘. 植株内部各组分都具有不同的空间取向. 相干散射模型的精度受几个因素的制约: 一是对典型几何体如有限长介质圆柱体或薄介质椭圆盘的电磁极化散射的计算精度; 二是对地表随机粗糙面电磁散射的计算精度; 三是这些典型几何体对于真实场景的近似程度; 四是近场效应或组件间耦合的重要程度; 五是地面实况参数表征的准确程度, 譬如叶片倾角的分布.

由于有限长介质圆柱体是众多农作物植被组件的理论近似, 对它的极化散射的精确计算就非常重要. 对于近似解析方法, 根据圆柱体的几何形状、尺寸大小和频率, 需要使用不同的散射近似模型进行计算. 一般而言, 当圆柱体尺寸远小于波长时, 可以采用瑞利近似(Rayleigh Approximation)<sup>[29]</sup>、瑞利-盖斯近似(Rayleigh-Gans Approximation)或广义瑞利-盖斯近似 (Generalized Rayleigh-Gans Approximation, GRGA). 其中 GRGA 通常用于尺寸与波长可比的圆柱体的散射计算, 但是其形状需要满足至少一个方向上的维度远小于波长的要求. 随后, Stiles 和 Sarabandi<sup>[33]</sup>提出了一个推广的 GRGA 方法来计算具

有任意截面形状的圆柱体散射, 但是散射体形状仍需要满足原 GRGA 近似的要求. 当圆柱体长度远大于其截面半径时, 可采用无限长圆柱体近似法 (Infinite Cylinder Approximation, ICA)<sup>[34]</sup>, 即用相同截面形状的无限长圆柱的内场来近似有限长圆柱的内场. 其中, GRGA 方法和无限长近似法在诸如植被散射等许多方面的研究中受到了极为广泛的应用. 需要注意的是, 上述这些近似方法大多仅适用于纤细的圆柱体, 其解往往也都不能满足互易定理.

针对更为一般的情况, Waterman<sup>[35]</sup>提出了一种基于扩展边界条件 (Extended Boundary Condition, EBC) 的半解析方法——T 矩阵方法. 作为严格的麦克斯韦方程解, 近年来 T 矩阵方法受到了越来越多的关注, 并由 Mishchenko 等<sup>[36-39]</sup>广泛地应用于各种类型散射体的电磁散射计算问题, 如椭球体、有限长圆柱体、切比雪夫体、立方体、球簇等. 在应用扩展边界条件法计算 T 矩阵时, 入射场、散射体上的激励场和散射场均严格地用球面波函数展开, 并由 T 矩阵解析地给出待求解的散射场与已知入射场展开系数的关系. 对于一个长径比很大的散射体来说, 常规 EBC 方法都存在着收敛性的问题<sup>[40]</sup>. 这是因为, 此时在物体表面上的源产生的场局部地集中于物体表面的附近, 这使得激励场或散射场不再能准确地表征表面电流, 从而得到了病态的方程.

为克服这一局限, 国外的一些学者提出了一种迭代扩展边界条件法 (Iterative Extended Boundary Condition Method, IEBCM), 来计算大长径比的椭球体的散射问题<sup>[41]</sup>. 该方法的主要特点是把内部场在沿旋转轴排列并相互交叠的几个分区分别进行球面波函数展开. 相邻分区的展开系数利用两区域的相交部分来实现关联; 待求解的内场展开系数则可以用点匹配方法 (Point Matching Method, PMM) 得到. 对于某些椭球体的情况下, 利用 IEBCM 能将常规 EBCM 所能应用到的最大长径比扩大四倍. 然而, 由于该方法的出发点是基于将一个高电损耗的物体用一个相同形状的完纯导体来替代而得到该方法的初解, 这个假设就限制了散射体的电导率, 应用范围仍有较大局限性. 文献[42]指出, PMM 应用于不同的体形状时缺乏足够的灵活性, 即当散射体的几何形状越偏离球体时, 就越不适宜使用球面波函数作为基函数进行展开. 因此对于大长径比的散射体, 使用 PMM 将会带来更长的计算时间和更高的代码复杂

性. 广义多极技术(Generalized Multipole Technique, GMT)<sup>[43]</sup>是亦使用 PMM 来求解表面是封闭光滑的物体散射问题的方法. 该方法是将电磁场矢量用复合的球面波函数展开, 展开中心为物体内部的某些特定点. 虽然 GMT 方法已经成功的应用在了一些表面光滑的物体上, 如半球冠或球冠圆柱体, 但是迄今为止还未有将该方法成功应用于两端为平面的有限长圆柱体的相关文献报道. 最近, 一些学者<sup>[44]</sup>提出利用有限源零场法(Null-Field Method with Discrete Sources, NF-DS)来克服常规 EBCM 的数值不稳定性. 但是该方法的稳定性是以增加计算复杂度为代价, 并且其结果也会受到离散源具体位置的影响.

然而对于长径比过大的圆柱体来说, 常规的 EBC 方法在计算其 T 矩阵的时候会存在着很严重的收敛性问题, 其具体表现为大长径比圆柱体的 T 矩阵运算所得到的解极不稳定. 针对这一问题, 扩展 T 矩阵方法给出了较好的解决方案<sup>[45,46]</sup>.

对于介质薄片的电磁散射建模, 主要是通过 GRGA 来进行的, 但这种方法要求薄片的盘面尺度要远大于波长. 而对于很多典型植被的叶片, 在 L 波段或 C 波段盘面尺度都和波长相比拟(即处于谐振区), 这就对 GRGA 的适用性带来了很大不确定性. 美国密歇根大学的 Koh 和 Sarabandi<sup>[47]</sup>提出了一种新方法, 能适用于较大范围内的前向散射幅度函数计算. 但由于该方法中包含一个关键的积分运算, 积分项中有两个振荡的贝塞尔函数的乘积, 在进行双站散射计算时可能会带来数值稳定性的问题. 故而对介质薄片的电磁散射建模还有待深入研究.

由于植被被视为离散随机介质, 主茎、枝干、叶片等散射体之间的电磁耦合可能对植被层的总体散射有贡献. 近场效应的重要程度与植被种类以及电磁波长等因素有关系. 在对大豆农作物的研究中, Chiu 和 Sarabandi<sup>[48]</sup>提出一种简化的二阶近场散射模型来近似电磁耦合. 他们在研究中认为, 二阶近场散射在 L 波段不重要, 但在 C 波段重要. 然而从他们的结果中可以发现, 即使是在 C 波段二阶近场散射效应对大豆冠层的电磁极化散射模型精度影响其实不大. 具体来讲, 在 C 波段, 虽然对完全成熟的大豆植被而言, 二阶近场散射的效果不容忽视, 但对没有完全成熟的大豆而言, Chiu 和 Sarabandi<sup>[48]</sup>的数据显示直至 50°的水平极化后向散射中, 粗糙面的贡献都要比二阶近场散射高出 10 dB 左右. 对垂直极化

散射亦有类似结论. 不仅如此, 其在计算粗糙面的贡献时, 所用的地表参数为相当平滑的地表参数, 均方根高度和相关长度都远远低于文献[49]所用到的地面实况数据, 而后者与文献[50, 51]中的地表实况更为接近. 可以想象, 如果采用文献通用的大豆植被地表参数, Chiu 和 Sarabandi<sup>[48]</sup>的数据就会比测量值高估很多. 换言之, 二阶近场散射的效果对于未到完全成熟期的大豆而言其实并不明显. 相比之下, 粗糙面的贡献要比二阶近场散射的贡献高得多, 并在很多时候对整体结果呈现主导作用.

另外, 植株间的相对位置对于植被总体散射也有不容忽视的影响. 传统的分支模型中用来描述植株的分布的 Hole Correction 近似, 是一种非常粗糙的一阶统计模型. 文献[52]中采用更复杂的 Percus-Yevick 成对分布函数来描述散射体之间的位置关系. 在农业实践中, 有的农作物栽种有一定的规律, 如玉米的种植有着大致的行距与株距要求, 换言之, 具有准周期性这一重要分布特征. 这种准周期性可采用类天线阵方法来处理, 即所有植株总体呈周期分布, 植株在各自的周期内沿中心作高斯分布, 从而获得散射体分布在二维平面上的散射相关系数. 植被的另一重要特性是微波频段下的各向异性, 电磁波的幅度衰减和传播速度变化都随极化的不同而不同. 水平极化和垂直极化电磁波的消光系数和反照率都有所不同<sup>[53,54]</sup>. 因此, 对各向异性的研究就具有理论与实用价值.

前述理论模型是微波地表参数探测和反演的基础. 下面则对主要地表参数微波遥感反演算法的进展做一个详细的评述, 具体将根据微波传感器的观测特点, 分别介绍被动微波和主动微波遥感的反演算法.

## 2 微波遥感积雪参数反演

季节性积雪是预测地球系统变化下水量能量平衡的重要参数, 且其可影响区域性气候和水文, 为中纬度地区提供水源等. 因此理解和监测其时间空间变化十分重要.

### 2.1 被动微波积雪参数反演

有雪覆盖的地表的微波辐射包括两个部分, 一是雪盖本身的辐射, 另一个是其下覆地表的辐射. 雪

的电磁辐射特性随雪盖的容积(积雪深度)、结构以及液态水含量的变化而变化<sup>[55]</sup>, 这是被动微波遥感探测积雪信息的物理基础. 理论和实验研究均表明积雪的微波亮度温度随积雪深度的增加而减小<sup>[56]</sup>. 除此之外, 雪粒大小和液态水含量也对微波亮度温度产生较大的影响.

在微波低频波段, 干雪盖的发射主要受雪盖下面地表特性的影响. 而在高频波段, 由于雪颗粒的体散射起着重要作用, 积雪辐射对雪水当量和雪颗粒大小很敏感<sup>[57,58]</sup>. 当积雪开始融化时, 由于冰和液态水在微波波段的介电常数差异很大, 而观测信号主要来自近雪层表面, 因而雪层发射信号将显著增强<sup>[59]</sup>. 干雪在高频是很强的散射体, 但其吸收特性却很弱. 因此在高频波段, 在积雪的衰减作用(散射与吸收系数之和)中, 散射占主导作用<sup>[60]</sup>, 积雪的散射作用大大减弱了积雪的直接辐射. 这种随频率增加散射作用增强, 从而减弱积雪辐射的特性, 可用来探测地表积雪的存在以及积雪的厚度.

开展被动微波遥感积雪研究和应用时间较长, 对被动微波遥感积雪机理和算法进行了大量的研究, 包括理论模型<sup>[61,62,20]</sup>、地面测量<sup>[63,64]</sup>、机载实验<sup>[65-67]</sup>、星载实验<sup>[68-73]</sup>. 目前用来反演雪深(雪当量)的算法主要有半经验算法、迭代算法、基于物理模型的统计反演算法、神经网络算法和同化算法. 被动微波传感器观测的积雪覆盖地表信号通常由大气、积雪及下垫面地表等组成, 还常常受到植被的干扰. 由于积雪自身参数、地表参数对辐射影响的复杂性, 目前还未发展出有效获取雪深(雪当量)的物理反演方法. 反演雪深(雪当量)的主要算法如下所示.

### 2.1.1 雪水当量静态反演算法

雪水当量静态反演算法是国际上目前应用较为广泛的积雪反演算法之一, 即为线性亮温梯度算法, 把积雪深度(雪当量)(SD, SWE)与亮温梯度  $\Delta TB$  之间的关系描述成线性关系. 一些学者<sup>[68,70,74-76]</sup>利用卫星数据发展了一些估算积雪深度和雪水当量的半经验或经验算法. 由于实验数据的不同, 不同的研究人员得到不同的线性关系经验参数  $a$  和  $b$ .  $\Delta TB$  是不同频率、不同极化下的亮温差. 通常采用 19, 37 GHz 两个波段的 V 极化或 H 极化.

由于植被层的存在大大增加了用卫星数据精确估算积雪深度(或雪水当量)的难度. 由于植被削弱了

下层雪盖的微波辐射, 而冠层自身的发射增加了卫星传感器接收信号值. 因此, 不考虑植被的反演算法将低估森林地区的雪水当量. 为提高森林地区雪水当量反演精度, Foster 等<sup>[77]</sup>和 Chang 等<sup>[71]</sup>引入森林覆盖度参数来修正雪深(或雪当量)的反演精度. Foster 等<sup>[77]</sup>算法为森林覆盖地区提供了简单的修订方案, 在北美将雪水当量反演误差从 50%减小到 15%. 该算法忽略了不同地区森林物理温度、森林类型、冠层疏密等的差异, 简单假设森林在 18 和 37 GHz 水平极化对亮温的贡献相等, 这本身存在一定的问题. 当冠层变密时, 微波将无法穿透森林, 辐射特征将由森林主导, 而来自林下雪盖的辐射信息越来越少, 误差也会增大. 在此基础上 Foster 等<sup>[77]</sup>引入两个随时间变化的动态参数分别表示森林覆盖率和雪粒径的影响, 并且强调了先验知识——雪的分类数据库和土地覆盖类型数据库的作用, 建立新的雪水当量反演方法. 此外, Derksen 等<sup>[78]</sup>研究加拿大的北方针叶林/苔原交错带时扩展了雪水当量反演方法.

除 19 和 37 GHz 外, 其他频率微波亮温以及微波数据以外的地表参量也开始引入雪水当量静态算法中. 由于 10.7 GHz 穿透雪盖的能力比 18.7 GHz 强. Derksen<sup>[79]</sup>在研究加拿大北方针叶林下的深雪时, 利用 2004~2007 年期间的地面数据回归了不同频率组合亮温差与雪水当量的关系, 有明显深霜层的深雪在 18.7 GHz 同样具有体散射效应, 亮温随雪深的增加而降低. 此外, 针对之前反演效果不佳的加拿大苔原区, Derksen 等<sup>[80]</sup>采用 2002-03~2006-07 的冬季数据重新建立了只依靠 37 V 极化亮温的反演方法.

在针对中国区域的雪当量反演算法的研究中, 曹梅盛等<sup>[81,82]</sup>将中国西部分为五个地貌单元(高原、高山、低山、丘陵、盆地), 利用可见光积雪数据(OLS)对 SMMR 反演的积雪深度数据进行了订正. 车涛和李新<sup>[83]</sup>利用中国地面台站的观测雪深对 SMMR 和 SSM/I 雪深算法进一步的修正. 孙知文等<sup>[84]</sup>和常胜<sup>[85]</sup>引入积雪覆盖度和 MODIS IGBP 地表分类产品, 借鉴混合像元线性分解思路, 利用多年的中国气象站资料和 AMSR-E 数据, 在中国的三大积雪稳定区(新疆地区, 东北、华北和内蒙古地区以及青藏高原地区)建立统一的雪深经验统计反演算法. 在孙知文等<sup>[84]</sup>和常胜<sup>[85]</sup>算法基础上, 王培<sup>[86]</sup>引入 2000 年中国土地利用覆盖图来替代 MODIS 地表分类产品, 同时摒弃积雪覆盖度参数建立了中国稳定积雪区的雪深

算法, 目前该算法已作为我国风云卫星三号微波成像仪的雪深业务化监测算法。

### 2.1.2 雪水当量动态反演算法

Kelly 等<sup>[87]</sup>发展的动态算法采用半经验模型来描述积雪颗粒大小、密度随时间变化过程, 通过致密传输介质模型(DMRT)模拟亮温差与雪深的关系, 设定雪温可得到二次多项式回归方程。当雪深在 50 到 100 cm 间, 37 GHz 会出现饱和点, 为此 Kelly 等<sup>[87]</sup>设置亮温差阈值来确保反演在 DMRT 模型范围内。经 1992~1995 年及 2000~2001 年全球 WTO-GTS 站点验证结果表明, 该算法对 Chang 静态算法的改进有限, 虽然误差均值更接近零, 但比 Chang 静态算法大, 效果不如 Foster 算法<sup>[77]</sup>。

Josberger 和 Mognard<sup>[88]</sup>等发展的温度梯度指数 TGI(temperature gradient index)动态算法解释了积雪内部特性的时间和空间变化, 尤其是颗粒大小的变化。他们从美国北部大平原的地面观测发现, 当雪深达到最大值后开始下降时, 亮温差仍继续增长, 这与静态算法原理不符, 而可能是由于积雪粒径的变化造成的。亮温梯度 SG 与 TGI 之间在某些站点存在很好的线性关系, 因此可反演出雪深。尽管 TGI 算法引入了积雪变化的物理过程, 但存在的问题也很多: 1) 算法只能应用于阿拉斯加、西伯利亚和加拿大的冷雪盖, 只有当  $T_{\text{ground}}$  小于  $T_{\text{air}}$  才能正常求值; 2) 由于算法基于时间上的差分, 亮温的每日波动会带来误差, 因此应用到每日反演时, 需要先做时间上平滑处理。同样也需要对气温进行平滑处理; 3) 亮温变化  $dSG/dt$  作为分母, 当亮温变化不显著时, 会得到极大的雪深异常值; 4) 该算法对融雪期开始后的反演不适用, 对早期降落又融化消失的雪也不适用; 5) 此外, 由于每一年积雪变质过程不同, 系数  $\alpha$  会随年际变化而不稳定。

Grippa 等<sup>[89]</sup>则结合积雪季节积雪颗粒变化特征把上述的静态与动态算法进行结合来估算雪当量, 但该算法应用到长时间的气候变化尺度(月)结果相对较好, 但在某些区域仍不适合, 如针叶林地区。

### 2.1.3 迭代反演算法

该算法发展得比较成熟的是使用 HUT(The Helsinki University of Technology)模型<sup>[73]</sup>作为正向迭代模型。HUT 模型是一个基于辐射传输的零阶半经

验模型, 内部包含了森林覆盖率和大气的影响。模型的基本假设为: 积雪辐射的散射主要集中在前向, 比例为 0.96。它把积雪描述为单一均匀层, 积雪消光系数、森林冠层衰减、土壤表面粗糙度和大气作用均采用经验、半经验公式。Roy 等<sup>[90]</sup>对大粒径的消光系数公式, 在 Rayleigh 散射基础上做了修正。Pullianinen 等<sup>[73]</sup>利用 HUT 积雪半经验辐射模型通过使用有条件约束的最小二乘法迭代法反演了雪水当量。HUT 模型模拟得到的亮温与积雪的试验数据和机载的 SSM/I 观测的数据符合的很好, 基于 HUT 模型的反演算法的反演精度比起传统的静态算法要好, 在没有任何训练数据的情况下, 对于雪的反演得到区域 SWE 的 RMSE 大约是 30 mm。该算法的缺点是, 一些大气参数, 植被冠层参数土壤的粗糙度, 要通过经验半经验的公式求得, 故这些参数有很强的地域性; 反演的相对误差随每年积雪特征不同而变化, 反演误差最小在 20 mm 左右。

### 2.1.4 基于物理模型的雪水当量统计反演算法

Jiang 等<sup>[20]</sup>采用考虑多次散射的双矩阵方法(Matrix Doubling approach)求解雪层矢量辐射传输方程。在该模型中, 采用 Mie 散射假设的致密介质模型来描述雪层消光和发射特性, 用 AIEM 模型来处理地表发射及矢量辐射传输模型的边界条件。由于考虑多次散射的双矩阵模型方程形式复杂, 其为辐射传输方程的数值解, 不能直接应用于反演。因此, Jiang 等<sup>[20]</sup>通过对包含多次散射作用的模型分析与零阶模型比较, 发展了包括多次散射的参数化模型。该模型适用于光学厚度  $\tau \ll 2$  的情况。在该参数化模型基础上, Jiang 等<sup>[91]</sup>发展了基于模型的雪水当量统计反演算法。

Jiang 等<sup>[91]</sup>在建立包含尽可能的积雪参数的辐射模拟数据库基础上, 利用上述思路提取出积雪辐射(A)与衰减信号(B), 进而根据模拟数据, 发现雪当量与这两个参数之间有很好的统计回归关系, 即利用该关系可估算雪水当量, 公式如下:

$$swe \approx \exp[a + b \cdot A + c \cdot A^2 + d \cdot \log(B)]. \quad (1)$$

其中,  $a, b, c, d$  是基于模拟数据库建立的回归系数。而  $A, B$  只取决于积雪特性。假设积雪粒子为球形而且随机分布, 那么  $A, B$  与极化无关。因而, 若给定两个频率与两个极化的测量值, 则可推导  $A$  与  $B$ :

$$B = \frac{E_v'(f_1) - E_h'(f_1)}{E_v'(f_2) - E_h'(f_2)} m, \quad (2)$$

$$A = E_p'(f_1) - B \cdot E_p'(f_1). \quad (3)$$

该算法利用模拟数据对此算法进行了检验. 图3为模拟数据中反演的雪当量 SWE 与模型的输入(作为真值)之间的比较. 均方根误差为 32.8 mm, 该结果表明可通过模型来直接反演雪水当量.

该算法思路: 假设地表与积雪温度均已知, 借助不同频率不同极化下的地表辐射率之间存在的相关性以消除卫星观测总信号中地表的影响, 进而提取出积雪信号, 用于反演雪水当量. Jiang 等<sup>[91]</sup>利用辐射模拟数据库和美国寒区试验在科罗拉多开展的 CLPX2003 试验的机载飞行数据进行了验证, 雪当量精度达到 30 mm 左右. 为了对比算法结果, Jiang 等<sup>[91]</sup>将其与 AMSR-E 的基本算法<sup>[70]</sup>均与实测数据进行对比. 从比较结果来看, 这两种方法都高估了地面的雪水当量测量值. 然而, 新发展的物理统计反演算法精度要优于国际现有 AMSR-E 算法精度. 但由于该算法目前只适用于植被稀少地区, 将其应用于植被覆盖地区有待进一步研究.

### 2.1.5 人工智能反演算法

研究人员利用神经网络技术和遗传算法等人工智能技术用于积雪参数的反演. Davis 等<sup>[92]</sup>利用神经网络训练致密介质模型(DMRT)的多次散射, 来获取积雪参数, 他们用了5个测量值来反演4个参数(平均颗粒大小、积雪密度、积雪温度和积雪深度). 这种技术反演算法均存在一些问题, 很难推广应用, 尤其神经网络方法受训练数据局限.

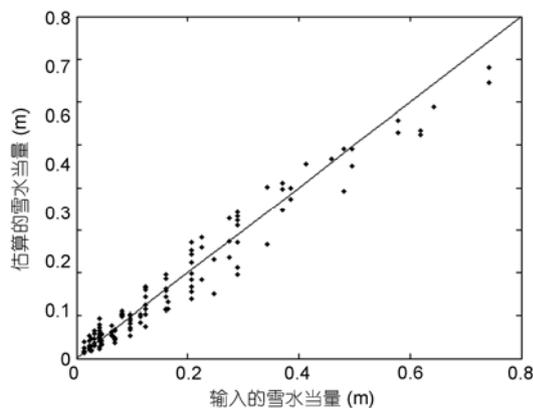


图3 雪当量模拟数据与反演数据的比较

### 2.1.6 同化算法(Data Assimilation methods)

最早的同化算法是 Liston 等<sup>[93]</sup>和 Rodell 等<sup>[94]</sup>采用直接插入(direct-insertion)的方法更新雪深, 即直接用观测替代模型估计, 即将积雪观测在耦合的陆面-大气模拟中直接代入模拟结果来改进雪当量的模拟. 在有些情况下能提高雪当量的模拟, 但模拟的水量(streamflow)结果可能会变差<sup>[95]</sup>. Sun 等<sup>[96]</sup>将扩展 Kalman 滤波应用到基于流域陆面模型中, 但仍处于积雪数据同化预研究阶段<sup>[77,97]</sup>.

Andreadis 和 Lettenmaier<sup>[98]</sup>运用集合卡尔曼滤波将遥感的积雪观测耦合到 VIC(Variable Infiltration Capacity)中尺度水文模型中. 采用数据源有 1999~2003 年冬季的 MODIS 雪盖产品, 用于更新 VIC 模型模拟的雪水当量, 根据简单的积雪消融模型, 得到雪水当量-雪盖的反演. 结果表明不使用和使用 MODIS 雪盖进行同化, 估算积雪覆盖度的绝对误差分别是 0.128 和 0.106. Andreadis 和 Lettenmaier<sup>[98]</sup>使用 AMSR-E 的雪水当量产品开展同化. 由于被动微波的 AMSR-E 产品无法反演很深的积雪厚度或雪水当量, 因此, 当雪较深时, 加入遥感的雪水当量反而会降低模式模拟精度.

Durand 和 Margulis<sup>[99]</sup>将微波 SSM/I 和 AMSR-E 亮温数据以及宽波段 albedo 同化到简化的简单生物圈模型(Simplified Simple Biosphere, SSiB3)中内置的 SAST(Simple Snow-Atmosphere-Soil)模型, 用于检验估算雪水当量的可行性, 有效提高了雪当量估算精度. Durand 和 Margulis<sup>[99]</sup>发现, 在所有 SSM/I 和 AMSR-E 6.925~89 GHz 的所有微波频段中, 10.65 GHz 能够在同化技术中提供最多的估计雪水当量的信息.

Pulliainen<sup>[100]</sup>在 HUT 模型基础上, 采用同化微波观测亮温的方法, 利用贝叶斯技术给卫星观测与地面台站测量的积雪深度赋予不同权重, 通过同化技术来提高雪水当量与雪深反演精度, 目前该方法已用于欧洲芬兰气象研究所生产北美雪深和雪当量反演算法. 此外, 车涛<sup>[101]</sup>利用 MEMLS 多层积雪辐射半经验模型结合陆面模式 CLM 中的积雪模块进行了积雪参数间接同化研究. 直接同化点测量数据或卫星反演积雪数据会由于其数据源本身存在一定的误差, 造成对最后同化结果有一定影响. 而采用间接同化, 借助辐射传输模型与积雪物理过程模型建立关系, 同化的是卫星观测亮温, 因此可以有效减小卫星

观测中给积雪物理过程带来的误差。

以上是当前被动微波反演积雪深度(雪水当量)的研究情况。核心和主流是半经验的线性算法。该算法在一定程度上一定地区内能估算积雪深度,但是在全局应用上仍存在很多问题。而其他一些技术算法如神经网络技术、迭代法、贝叶斯反演技术不易用作全球算法进行推广,只有建立物理理论模型我们才能真正从物理机制上揭示积雪的微波辐射传输规律,才能准确的反演积雪深度和雪水当量等地球物理参数。

## 2.2 主动微波积雪参数反演

与被动微波不同,主动微波遥感可充分利用雷达观测的极化特征、后向散射强度及相位特性,开展高空间分辨率的积雪制图和参数反演。

### 2.2.1 雷达积雪制图

利用光学遥感进行积雪制图经常被用来进行积雪制图,但是其应用受到天气等原因的限制,因此利用微波遥感进行积雪制图亦十分重要。现今利用 SAR 数据进行积雪制图的方法主要为以下三种:

#### (1) 单极化多时相数据制图

由于单极化数据每个象元只有一个散射强度数据,因此利用其进行制图主要依赖其这个散射强度数据。由于微波波段湿雪的特殊介电特性,湿雪对微波的吸收较强从而增强了消光系数,因此湿雪地区的后向散射系数一般低于裸土或干雪区域后向散射系数。利用这一特性,可用重访数据,与无雪情况下的后向散射系数进行对比,根据变化检测方法进行湿雪制图<sup>[102]</sup>。由于重访数据每次的成像几何相似,大大减少了地形因素对这种利用散射强度变化进行制图的算法的影响。对森林覆盖地区的湿雪制图,需要利用森林后向散射模型和已知森林蓄积量对森林的散射进行校正<sup>[103]</sup>,得到地面后向散射系数,再利用一幅湿雪参考图像和一副无雪参考图像计算森林覆盖地区的湿雪覆盖度<sup>[104]</sup>。

#### (2) 多频率多极化数据制图

Shi 和 Dozier<sup>[105]</sup>分析了多频率多极化的 SIR-C/X-SAR 数据在 Mammoth 山区的散射特性,并发展了两种基于分类决策树的积雪制图方法。第一种分类方法利用散射强度、极化特性和散射强度频率比等作为判据。这种方法能对干雪进行制图并区分干雪和

湿雪,但需要地形数据对 SAR 数据计算本地入射角进行地形辐射校正。根据与 TM 分类结果的对比,这种方法具有 79%左右的准确度,但是存在一些缺点,如低估了混合象元(特别是森林地区)的积雪覆盖面积。在干雪区域的分类结果表明,只有少量干雪地区被误分为湿雪。第二种分类器利用散射极化特性和在不同频率的极化比,由于这些量不需要进行辐射校正,因此这种方法不需要地形数据,并可用于进行湿雪制图。Shi 等<sup>[106]</sup>利用多极化机载 C 波段 SAR 进行了湿雪和冰川制图,且无需地形信息,与 TM 分类结果相比,具有 77%的准确度。

#### (3) 重轨干涉数据制图

在利用 SIR-C/X-SAR 进行积雪制图的研究中<sup>[105]</sup>发现,在 C 和 X 波段,湿雪地区的后向散射强度和极化特性与光滑裸土地区相似。当在一个区域内有多种复杂地物时,这些制图方法效果可能不太理想。同样,基于变化检测的制图方法也存在不确定性,因为后向散射强度的变化也可能是由于其他环境变化造成。因此,需要其他方法在大尺度区域进行有效积雪制图。

重轨干涉数据提供了除后向散射强度以外的另一种测量值,其相关性(coherence)为我们进行干雪和湿雪制图提供了另一种途径。Strozzi 等<sup>[107]</sup>提出一种利用干涉数据进行湿雪制图的方法。由于湿雪地区的表面几何特性改变(如颗粒增长,液态水流动,分层等)会造成强烈的去相关效应,而无雪无森林覆盖地区的相关性较高,因此这可作为一个分类判据。对于森林覆盖地区,由于其与湿雪地区的后向散射强度显著不同,尽管其去相关作用也较明显,我们也可利用散射强度进行有效区分。这些理论是利用重轨干涉数据进行湿雪制图的基础。对于 C 波段数据,通常需要较短时间(几天内)的重复观测干涉数据进行制图,因为时间去相关作用亦十分明显。

Shi 等<sup>[108]</sup>研究了 L 波段 SIR-C 的 1994 年 4 月(有雪)第一次观测和 10 月(无雪)的第二次观测的相干性。研究表明,无雪与有雪情况下的相干性可作为一个有效区分积雪地区和裸土地区以及低矮植被区的判据,可作为积雪制图的重要信息。基于以上分析,一种基于像素的决策树分类器被用来进行积雪制图。分类器中,联合了后向散射强度和相干性信息进行地表分类。与 TM 分类结果的对比表明,这种分类方法的积雪覆盖区域分类准确度为 86%左右。

此外, Venkataraman 等<sup>[109]</sup>利用 ALOS PALSAR 全极化数据进行了积雪制图, 其积雪分类判据基于 H-A- $\alpha$  极化分解方法, 利用积雪覆盖地区的 Polarization Fraction 指数较高的特性, 联合 H-A- $\alpha$  极化分解后的第三个特征值进行积雪制图; 与 H-A- $\alpha$  Wishart 监督分类和 Yamaguchi 分解 Wishart 监督分类结果对比表明, 这种方法结果较好且不需要训练信息和地形信息, 可进行积雪覆盖制图. Longepe 等<sup>[110]</sup>也利用全极化 PALSAR 数据, 利用支持向量机(SVM)对 H-A- $\alpha$  极化分解量、Freeman 分解量和三个极化后向散射系数分别进行了无雪、湿雪和“干雪或冻土”三类分类制图, 结果表明利用 Freeman 分解量分类的结果最好.

## 2.2.2 积雪参数反演

### (1) 积雪湿度反演

Shi 和 Dozier<sup>[111]</sup>发展了一种利用 C 波段极化 SAR 数据反演积雪湿度的算法. 首先利用一阶湿雪散射模型生成模拟数据库, 该数据库包含了所有可能的积雪湿度、密度、粒径大小和表面粗糙度等情况下的后向散射系数. 该算法的主要考虑为: 1) 发展一个简化的面散射模型, 用于描述不同极化数据之间的关系, 且这个模型使表面粗糙度对极化数据的影响减至最小; 2) 体散射的同极化之比是积雪介电常数和本地入射角的函数, 且同极化之比消除了体散射反照率对其的影响. 这种算法不需要积雪表面粗糙度和体散射反照率等信息, 在已知入射角的情况下, 可直接计算积雪介电常数, 据此可得出积雪湿度. 算法的适用范围为: 入射角 25°~70°, 积雪表面均方根高度<0.7 cm, 相关长度<25 cm. 利用本算法, 利用 SIR-C 和 AIRSAR 数据反演的积雪湿度和实地测量值比较表明, 在区域尺度和局地尺度上, 反演结果均较准确. 因此可利用这种算法定量估算积雪表面湿度的空间分布.

### (2) 积雪水当量(SWE)反演

多个地面测量实验证实了不同的雷达后向散射系数与积雪水当量(SWE)之间的关系. 例如, Ulaby 和 Stiles<sup>[112]</sup>的实验表明, 在 8.2 和 17.0 GHz 的后向散射系数与 SWE 成正相关关系. 同样, Kendra 等<sup>[113]</sup>的实验也表明在平坦下垫面情况下后向 5.3 和 9.5 GHz 散射系数与积 SWE 呈正相关. 另外, 也有实验表明在相似波段(5.3, 9.6 GHz)情况下后向散射系数与 SWE 呈负相关<sup>[107]</sup>. Rott 和 Matzler<sup>[114]</sup>实验表明无雪和有雪

情况下 10.4 GHz 后向散射系数无明显区别. 由于每次实验的积雪参数和土壤参数均不同, 且正相关和负相关关系的同时存在表明, 后向散射数据与 SWE 之间的关系十分复杂. 季节性积雪地表微波后向散射通常可用一个四分量模型描述:

$$\sigma_{pq}^i(f) = \sigma_{pq}^a(f) + \sigma_{pq}^v(f) + \sigma_{pq}^{sv}(f) + T_p T_q L_p L_q \sigma_{pq}^s(f), \quad (4)$$

其中, 包括  $\sigma_{pq}^a$  为积雪表面散射,  $\sigma_{pq}^v$  积雪体散射,  $\sigma_{pq}^{sv}$  积雪体散射与面散射相互作用项,  $\sigma_{pq}^s$  积雪下垫面散射,  $T$  为透过率,  $L$  表示雪体对信号的衰减,  $p$  和  $q$  为极化方式. 必须通过准确的后向散射模型, 理解其散射机制基础上发展积雪参数的反演算法. 该类算法中以 Shi 和 Dozier<sup>[115]</sup>发展的多频率(L, C, X 波段)和双极化(VV, HH)数据反演积雪水当量 SWE 的算法为代表.

基于 SAR 数据对积雪和土壤表面参数在不同频率、极化上响应的差异, Shi 等<sup>[115]</sup>首先利用 L 波段数据估计积雪密度和土壤介电常数以及粗糙度参数. 然后利用 C 波段和 X 波段数据, 通过将土壤参数对于测量结果的影响最小化来估计积雪深度和粒子大小, 进而获得雪水当量. 这种方法需要利用 SIR-C/X-SAR 的所有三个频率数据. 具体方法如下:

利用 L 波段数据估计积雪密度和土壤介电常数以及粗糙度参数. 在 L 波段, 由于积雪粒子远小于入射波长, 干雪的体散射和消光作用很小. 当电磁波通过积雪层再入射到土壤表面, 与直接入射到土壤表面相比, 发生了入射角变小、入射波长更小、土壤表面反射率减小以及入射到土壤表面的能量变小等改变. 基于一系列基于对积雪密度对 L 波段雷达后向散射测量的影响的理解, Shi 和 Dozier<sup>[116]</sup>发展了一种利用粗糙面散射对入射角度和入射波长响应机制的积雪密度反演算法. 这包括利用 IEM 模型<sup>[9]</sup>模拟了在各种积雪密度(100~550 kg m<sup>-3</sup>)、入射角度、介电常数、粗糙度状况和入射波长情况下的后向散射. 然后, HH 极化和 VV 极化在不同表面介电常数和粗糙度状况下, 在同一入射角度和入射波长情况下的相互关系用回归分析表示. 算法中, 给定一组 L 波段 VV 和 HH 极化 SAR 数据, 即可计算积雪介电常数. 这种算法不需要积雪下垫面的任何先验知识. 再利用 Looyenga 经验公式即可通过积雪介电常数计算积雪密度. 积雪密度、土壤介电常数和均方根高度从 L 波

段 SAR 数据反演得到之后, Shi 和 Dozier<sup>[116]</sup>通过对模型模拟数据的分析, 利用面散射信号在不同频率之间关系和通过参数化模型描述的积雪在 C 波段和 X 波段消光系数之间的关系, 反演积雪深度和粒径大小的算法, 并最终得到雪水当量的估算.

这种积雪水当量反演算法需要 5 个测量值: L 波段 VV 和 HH 用于估算积雪密度和土壤表面粗糙度、介电常数, C 波段 VV, HH 和 X 波段 VV 用于估算积雪深度和粒径大小. 敏感性分析表明, C 波段测量主要受土壤表面参数影响, 来自积雪本身的信号所占 HH 和 VV 极化信号比例比例通常分别为 30% 和 15%. 因此, 通过 C 波段反演积雪参数, 需要准确分离土壤表面散射信号. 在 X 波段, 积雪后向散射信号所占比例为 60% 左右, 对积雪本身更敏感. 因此 X 波段或更高频率波段的 SAR 数据对积雪参数反演算法更为有效. 国际上新一代区域及全球积雪雷达监测项目, 如欧空局在研的星载合成孔径雷达项目 CoReH2O, 以及美国宇航局(NASA)的冰雪及寒地过程项目(SCLP), 也都采用了较高频率 SAR(X 和 Ku 波段)多极化观测的研究方案, 相关的算法研究已经展开. 其中 Shi 等<sup>[117,118]</sup>通过利用二阶散射模型的模拟分析, 提出了利用去极化因子剥离积雪体散射信号, 并进而利用两个频率的观测反演雪水当量是一个重要的研究思路.

### 3 微波遥感土壤水分反演

土壤水分是陆表极其重要的参数之一, 由于其对全球水循环、能量平衡、及其对气候气象变化的重大影响, 从而使在区域范围和全球尺度上对土壤水分含量的监测成为解决全球水循环规律、流域水文模型、农作物生长监测和旱情监测等方面问题的必要条件之一. 微波遥感反演地表土壤水分的主要方法主要有基于雷达或散射计的主动微波遥感方法, 基于微波辐射计的被动反演法以及主被动微波联合反演法. 其中, 主动微波空间分辨率较高, 对地表粗糙度和植被结构的变化敏感, 但数据处理复杂, 且重复观测率低; 被动微波具有较高的时间分辨率, 对土壤水分敏感, 数据处理简单, 但是空间分辨率较低. 由于主动微波和被动微波在土壤水分反演方面各有优势和局限, 因此越来越多的研究者考虑将二者结合, 结合各自的优点同时反演地表土壤水分.

#### 3.1 被动微波土壤水分反演

被动微波遥感由于其较高的时间分辨率, 为基于每日、区域和全球尺度的土壤水分反演提供了大量的数据. 已有的星载微波辐射计包括 SSMR, SSM/I, FY3, WindSat, AMSR-E 和 SMOS 等, SSMR, SSM/I, FY3, WindSat 和 AMSR-E, 都采用多频设置, 频率不低于 C 波段. 鉴于低频对土壤水分的敏感性, 因此主要采用低频波段 C, X, Ku 波段用于获取地表土壤水分, 但这些波段对于植被的穿透深度有限, 只适用于裸土和低矮植被地区. 为了更为精确地获取植被覆盖地区的地表土壤水分, 需要采用更低频率的传感器. 目前国外致力研发的土壤水分算法是针对 L 波段传感器. SMOS 为欧空局针对提取土壤水分和海洋盐分设计的地观测卫星, 于 2009 年 11 月发射, 它是首颗利用干涉测量方法测量地球表面发射 L 波段(1.4 GHz)的被动微波辐射计. SMOS 采用对植被具有很好的穿透性和对土壤水分更为敏感的 L 波段进行多角度观测. 它是目前能够提供可靠性和精度都比 AMSR-E 更高的传感器. 此外, 美国航天局在研的 SMAP 项目拟采用了 L 波段主被动联合观测, 将在提高土壤水分反演精度的同时, 提高空间分辨率.

当前的 AMSR-E 算法采用迭代算法来估算土壤水分, 选用  $\omega$ - $\tau$  模型作为正向模型, 通过迭代的方法来实现正向模型计算的亮温值与传感器观测值拟合误差最小, 由此得到要反演的地表参数. SMOS 土壤水分反演算法仍沿袭了 AMSR-E 的土壤水分反演算法. 研究表明, 当前 SMOS 和 AMSR-E 采用的土壤水分反演算法中存在一定的不足.

一是对地表发射率的描述采用半经验模型 Q/H 模型, Q/H 模型描述地表粗糙度对有效发射率在 V 和 H 极化影响相同<sup>[119,120]</sup>. 但是, 地面实际测量的地表粗糙度与通过利用土壤水分观测值或者介电常数测量值拟合 Q/H 模型所得的地面粗糙度之间存在很大的误差. 最近通过对理论地表辐射模型 IEM 的研究<sup>[19,121]</sup>, 发现地表粗糙度对 V 和 H 极化下微波发射信号的影响不仅在数值上不同, 而且方向上也不同, 而该方向依赖于入射角、地表粗糙度和介电特性. 在大入射角如 AMSR-E 的情况下, V 极化下的地表有效反射率更大, 而在 H 极化下的地表有效反射率小于相同土壤水分情况下的菲涅尔反射率. 这将影响 V 和 H 极化地表发射信号之间的关系的描述, 尤其影

响极化比 V/H 的值, 并因此会导致利用 V 和 H 极化观测值来估计土壤水分的误差. Shi 等<sup>[121]</sup>发展了一个利用 L 波段 V 和 H 极化观测值使地表粗糙度的影响达最小并估计裸露地表土壤水分的方法.

二是采用的迭代反演算法<sup>[122]</sup>存在一定的不足. 微波观测辐射信号取决于地表土壤水分、粗糙度、植被层的衰减与消光特性, 以及地表与植被温度. 迭代反演算法根据构造代价函数, 使模型模拟值与卫星观测差值误差达到最小, 来调整模型参数, 进而反演得到土壤水分. 因而, 在土壤水分反演过程中, 其他参数如地表粗糙度、植被层的衰减与单次散射反照率、地表与植被温度等参数都可以在迭代过程中起到最小化观测与模型模拟差值的作用. 因此, 迭代反演算法无法从物理机制上解释地表的任一参数值变化引起卫星观测值变化, 调整任一参数都可以满足代价函数要求. 因此, 迭代法估算得到的地表土壤水分会存在多解问题. 通过发展基于物理模型的反演理论, 有助于改善上述不足, 提高反演精度. 此外, 被动微波土壤水分的反演方法还包括神经网络等方法<sup>[123~125]</sup>.

### 3.2 主动微波土壤水分反演

雷达的后向散射系数主要受地表性质, 如地表粗糙度、土壤的介电常数和植被层性质所影响. 为了反演土壤水分, 需要建立雷达后向散射系数和土壤体积含水量之间的关系. 目前对于裸露地表和稀疏植被的情况, 研究人员已经在反演土壤水分的算法研究中取得了很大的成功. 而对于植被影响不能忽略的情况, 反演土壤水分的算法也取得了一定的进展. 下面分别就裸露地表和植被覆盖地表土壤水分的反演算法做一下介绍. 由于反演属于“病态”问题, 雷达的后向散射系数和土壤含水量之间的关系必然存在着不确定性. 但通过使用多极化雷达观测, 则可降低不确定性, 建立二者之间更为精准的关系. 对于裸露地表和稀疏植被的情况, 研究人员已分别建立了双极化 L 波段主动微波定量反演土壤水分的算法<sup>[126,127]</sup>, 以及通过三种极化雷达观测反演土壤水分的算法<sup>[128]</sup>. 其中, Shi 等<sup>[127]</sup>通过利用 IEM 模型模拟不同表面粗糙度和土壤体积含水量条件下裸土表面后向散射值, 建立了 L 波段 VV 和 HH 极化后向散射系数与介电常数、地表粗糙度功率谱之间的相关关

系, 发展了裸土后向散射半经验模型, 如公式(5)和(6)所示. 该模型利用理论模型模拟数据克服了对特定站点数据的依赖, 具有一定的普适性.

$$10 \lg \left[ \frac{|\alpha_{pp}|^2}{\sigma_{pp}^0} \right] = \alpha_{pp}(\theta) + b_{pp}(\theta) \cdot 10 \lg \left[ \frac{1}{sr} \right], \quad (5)$$

$$10 \lg \left[ \frac{|\alpha_{vv}|^2 + |\alpha_{hh}|^2}{\sigma_{vv}^0 + \sigma_{hh}^0} \right] = \alpha_{vh}(\theta) + b_{vh}(\theta) \cdot 10 \lg \left[ \frac{|\alpha_{vv}| |\alpha_{vh}|}{\sqrt{\sigma_{vv}^0 \sigma_{hh}^0}} \right], \quad (6)$$

其中,  $\alpha_{pp}$  为同极化状态下的极化幅度,  $sr$  为粗糙度因子,  $\sigma_{pp}^0$  为后向散射系数.

以上模型是针对裸露地表或稀疏植被覆盖的条件建立的. 如果我们把反演裸土土壤水分的算法用于植被覆盖地表, 就会低估土壤水分含量或高估地表粗糙度. 为了更好的理解植被层对雷达后向散射的影响, 在植被覆盖地表的土壤水分反演方面, 当前的研究主要有如下进展:

#### (1) 多极化数据反演算法

为了反演低矮植被覆盖下的土壤水分, 多极化数据反演算法<sup>[129]</sup>首先假定植被层由随机分布的介电圆片所组成, 然后建立了基于辐射传输模型的模拟数据库. 根据模拟数据库, 该算法首先把总的后向散射分成两部分: 一部分为经由植被层衰减后的地表直接后向散射, 另一部分则是植被体散射和植被与地表相互作用项的和. 对于模型模拟的数据而言, 这个算法可以很好的分离出地表分量, 对于 VV, HH 和 VH 极化而言, 均方根误差分别是 0.12, 0.25 和 0.55 dB. 当地表分量分离之后, 即可同时估算土壤水分和地表粗糙度与植被衰减的联合校正因子. 对于所模拟的数据而言, 该方法对土壤体积含水量的反演达到了均方误差在 4% 以内的精度.

#### (2) 辅助数据和雷达数据联合反演算法

为了校正植被影响, 该方法通过光学数据或同步的地面测量数据(植被含水量、叶面积指数等), 依据经验关系估算植被体散射分量和植被的衰减因子, 进而校正雷达观测中的植被影响, 进而估算土壤水分<sup>[130,131]</sup>.

#### (3) 利用重复观测估算土壤水分变化的算法

由于植被覆盖地表散射问题的复杂性, 利用雷达短周期的重复观测来估算土壤水分变化是当前研

究的一个思路. 如果假定地表粗糙度和植被在一定时间内是不变的, 重复观测下雷达后向散射系数的差异则可以归因为地表介电常数的变化. 因此, 重复观测可以提供土壤水分相对变化的信息, 并进而提高土壤水分反演的精度.

这一思路实现的关键是如何校正植被的影响. 研究人员分别提出了不同的算法. 例如通过 Freeman 的分解技术<sup>[132]</sup>或光学辅助数据校正植被的体散射<sup>[133]</sup>, 然后利用两次观测的比值来估算土壤水分的相对变化.

### 3.3 主被动微波联合土壤水分反演

主被动微波遥感反演地表土壤水分的方法主要有以下几种, 第一种是利用主动和被动微波数据与土壤水分等地表参数的关系, 分别构建的前向模型, 共同对地表参数进行反演. Lee 和 Anagnostou<sup>[134]</sup>利用 TRMM(Tropical Rainfall Measuring Mission)10.7 GHz 被动微波成像仪 TMI(microwave imager)和 13.8 GHz 的降雨雷达(PR precipitation radar)同时反演地表土壤水分和植被状态. 首先, 针对主被动微波遥感数据利用亮度温度、后向散射系数与地表参数(土壤水分和植被情况)的关系建立前向模型. 其中, 主动微波散射情况利用几何光学模型来模拟, 植被影响用水云模型进行校正. 被动微波亮度温度通过  $\omega$ - $\tau$  模型来模拟, 利用经验模型来校正植被影响, 植被情况用 LAI(叶面积指数)来表达, 地表粗糙度设为定值. 在此基础上, 建立了表征前向模拟结果与卫星观测数据之差的函数, 通过迭代算法使代价函数最小, 从而同时反演土壤水分和叶面积指数. 该算法中, 主动数据的作用是在被动通道的基础上增加一个通道, 这样做对迭代反演是有好处的, 但是没有充分利用主动微波数据高空间分辨率的特点, 同时主动和被动微波数据在空间尺度上的巨大差异也没有很好的进行解释. 此外, 模型需要大量辅助数据的输入, 限制了其应用于全球的反演. 迭代算法也不能很好的解释各物理量之间的相互影响关系. 第二种方法是利用主动微波数据获取地表粗糙度或植被参数, 然后将获取的参数代入被动模型中进行土壤水分反演. O'Neil 等<sup>[135]</sup>提出了一种针对植被覆盖区的主被动结合土壤水分反演算法. 首先基于雷达观测和离散植被散射模型计算植被的透过率和单次散射反照率, 然后将得到的植被参数代入到被动模型中计算地面

反射率进而得到地表土壤水分. 两实验区的综合验证结果的精度为为 2.4%(均方根误差(RMSE)). 但是该算法中没有明确给出如何处理地表粗糙度造成的影响, 且在主动反演植被参数过程中需要冠层高度、植被的密度冠层参数和叶片参数等地面实测数据. 第三种方法是利用数学方法对主被动数据进行结合反演土壤水分. Njoku 等<sup>[136]</sup>基于 SGP99 实验区的 PALS 观测数据利用变化监测的方法进行主被动土壤水分的反演. 假设短时间内植被和粗糙度的影响不变, 雷达或辐射计观测值的变化仅仅由于土壤水分的变化引起的, 并假设雷达的观测值和土壤水分之间存在近似线性的关系. 首先利用被动 L 波段的 H 极化反演得到具有代表性的“干”和“湿”两种情况下的土壤水分, 假设其为土壤水分的真值, 然后对雷达和土壤水分线性关系的斜率和截距分别在两种条件进行标定, 最后根据定标的参数利用雷达观测值计算得到地表土壤水分. 该方法获取的土壤水分在标定时间段内具有较好的精度, 且可以获得被动微波相似的空间和时间变化, 但是随着时间的推移由于标定系数适用性, 植被变化等原因, 估算的土壤水分偏差开始变大. Narayan 等<sup>[137]</sup>利用与 Njoku 相似的方法和假设在 SMEX02 实验区内结合主动的 AIRSAR 和 PALS 被动数据反演土壤水分. 后向散射系数的变化和土壤水分变化在植被覆盖不变的情况下存在稳定的近似线性关系, 将主动像元的后向散射系数变化和土壤水分变化的比值作为粗糙度和植被影响因子. 假设被动像元内所有主动像元的后向散射随土壤水分变化一致, 即被动像元土壤水分的变化等于该像元内所有主动像元土壤水分变化的平均值, 假定主动和被动像元的粗糙度和植被影响因子相同, 这样就建立了主被动土壤水分变化之间的一种关系. 已知被动像元内土壤水分的变化后, 根据主被动之间的关系就可以得到主动像元内的土壤水分变化. 该方法提高了空间分辨率, 但是得到的仅仅是土壤水分的变化. Narayan 等<sup>[137]</sup>的研究使用的 SMEX02 实验区数据, 观测对象为农田, 因此可以保证较高的重复观测和像元内的植被覆盖均匀. 但事实上, 目前的星载主动微波传感器无法满足高的重访周期, 同时, 对于数十千米分辨率的被动微波像元, 均匀的地表覆盖也很难保证. 因此, 在很大程度上限制了该方法应用于星载的传感器.

此外, 在针对 SMAP 主被动土壤水分联合反演

中, Das 等<sup>[138]</sup>认为植被和地表粗糙度的影响在较长时间内是不变的, 辐射计亮温和雷达后向散射系数的变化只是由地表土壤水分的变化引起的, 土壤水分增加会造成亮温减小和后向散射系数变大, 因此亮温和后向散射系数之间必然存在某种函数关系, 假设这种关系为线性关系, 截距和斜率的变化主要依赖于植被和土壤粗糙度属性. 然后利用低分辨率(36 km)的亮温和雷达后向散射系数来估算中分辨率(9 km)的亮温, 计算过程中利用雷达的交叉极化来校正低分辨率像元内异质性带来的误差. 在得到中分辨率的亮温数据后, 利用单通道的被动微波土壤水分反演算法, 得到中尺度的地表土壤水分. 该算法不用先计算低分辨率的土壤水分, 而是直接得到中分辨率的亮温后再反演土壤水分. 这样做有效的限制了低分辨率土壤水分的误差累积到中分辨率土壤水分反演中. 但算法中没有明确时间窗口的大小, 而且使用单通道反演算法计算时需要大量的辅助数据的输入.

#### 4 微波遥感地表温度反演

陆地表面温度是数字天气预报的一个重要参数, 在复合地面-大气相互作用和大气-地面的辐射通量后, 在区域和全球尺度的陆面过程模拟精度大大提高了. 近 20 年来, 热红外遥感技术的飞速发展快速获取区域地表温度空间差异信息提供了新的途径. 但热红外地表温度反演算法受天气的影响非常大, 在实际应用中有时难以保证精度. 从美国宇航局(NASA)提供的温度产品分析, 可知大部分的温度产品 60%以上的地区受到云和降雨的影响, 这对实际应用带来了很大的局限. 由于被动微波能穿透云层, 并且受大气的影响非常的小, 可以克服热红外遥感的缺点. 因此, 研究如何利用被动微波数据来反演地表温度就显得非常的迫切.

从被动微波遥感数据中反演地表温度是非常难的, 因为  $N$  个频率的热辐射测量总有  $N+1$  个未知数 ( $N$  个发射率和一个地表温度), 这是一个典型的病态反演问题. 而且, 微波发射率主要是由介电常数决定, 而介电常数是物理温度、盐度、水分含量、土壤纹理及其他因素(植被的结构和类型)的函数. 这些使得开发一个通用的物理算法非常困难. 对被动微波反演地表温度机理进行了比较系统的介绍代表性研究主

要有两个. McFarland 等<sup>[139]</sup>对被动微波数据的 SSM/I 反演地表温度做了一些研究和分析, 虽然受到数据获取的限制, 但仍能得到许多有用的结论: 对于有水存在的陆地表面, 水的影响必须校正. 水的高介电常数降低了 19 GHz 的发射率, 而且由于水面的辐射是极高化的, 所以陆表水的效应造成亮温减小和极化差异增加. 37 和 19 GHz 两通道亮温差异可以用来订正这一影响, 同时水汽对 37 GHz 也有较大的影响, 所以可用 37 和 22 GHz 垂直极化的差异来订正大气水汽的辐射影响. 毛克彪等<sup>[140]</sup>用 MODIS 的地表温度产品来代替 AMSR-E 所需要的地表数据, 从而克服了同步实测数据带来的困难, 并为多传感的参数反演相互校正和传感器的综合利用提供理论依据. 通过选择三个具有代表性的地表类型作为研究区: 中国东北(森林); 北非(沙漠); 西藏(冰雪). 建立 AMSR-E 各通道亮温和 MODIS 地表温度产品的关系, 分析不同地表地物类型在微波波段的辐射机制. 回归分析表明: 当将三个典型区域的样本数据放在一起回归分析时, 引起的误差比较大; 当把西藏地区和其他两个地区分别回归时, 能够获得比较高的精度. 主要原因是青藏高原受雪和冻土的影响, 雪和冻土的辐射机理和其他地表类型的辐射机理差别比较大. 说明不同的微波波段对地表和植被的穿透能力不一样, 从而导致卫星接收到的不同地表层面的地表辐射能量不一样. 低频受大气中水汽、云粒子和雨的散射和吸收的影响最小, 37 V(GHz)的亮温最适宜用来反演地表温度. 在没有大气散射和再辐射的情况下, 高频和低频相对水有较低的介电常数和浅的辐射厚度, 而且分析 89 V 与 MODIS 的地表温度相关性最高, 所以高频的垂直极化亮温能够提高反演地表温度的精度. 在局部分析中, 他们发现当地表温度不同时, 特别是当地表温度小于 273 K 时候, 由于不同的地表层微波各频率的辐射稍微变化, 其辐射机制有很大的差异. 因此为了更加精确的反演地表温度, 需要对反演算法进行分段处理. 因此完整的地表温度反演算法应该至少将陆地表面分成: 水覆盖的陆地、雪和冻土覆盖的陆地以及裸土和植被. 根据不同的地表温度, 可以将被动微波地表温度反演方法流程简化如下图 4.

由于土壤水分、粗糙度以及陆地表面温度是随天气、时间和地点变化, 这使得反演变得更加复杂, 因为这些影响因素不同的组合能够得到相同和不同的

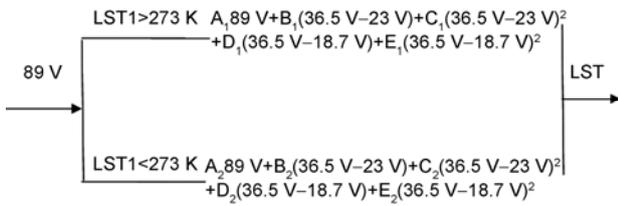


图4 被动微波地表温度反演方法流程图

发射率. 各个物理参数之间不是彼此孤立的, 为了充分利用各地球物理参数之间潜在的关系, 毛克彪等<sup>[141]</sup>利用对地观测卫星(EOS/AQUA)多传感器/多分辨率的特点和神经网络来从被动微波 AMSR-E 数据中反演地表温度. 通过 AIEM 模拟数据和神经网络反演表明神经网络能够被用来从被动微波反演地表温度, 而且平均误差在 2℃ 以下. MODIS 地表温度产品被作为地表温度数据, 而且部分 MODIS 温度产品的平均温度能够被用来代替对应 AMSR-E 像元的温度, 从而克服由于云的影响而难以获得地表实测数据. 反演结果和分析表明神经网络能够被用来精确地从 AMSR-E 中反演地表温度. 当使用 5 个频率(10 个通道)作为反演通道时, 精度最高和解最稳定, 说明通道越多越能更好地消除土壤水分、粗糙度、大气和其他因素的影响. 相对于 MODIS 温度产品, 反演的平均精度在 2℃ 以下.

## 5 微波遥感植被参数反演

植被作为陆地生态系统的主体, 占到了陆表面积的一半以上, 是陆地生态系统中最活跃的因素. 它是人类生存环境的重要组成部分, 是提示自然环境特征最重要的手段. 同时, 植被作为全球碳源和碳汇的重要组成部分, 也是全球水循环中一个不容忽视的环节. 遥感技术为我们面向全球大尺度的陆表植被实时监测提供了重要的技术保障.

### 5.1 被动微波遥感植被参数反演

被动微波信号对浓密植被冠层特性的变化反应敏感. 目前, 利用被动微波仪器反演植被信息已经有一定的研究基础. 植被遥感监测中常用的指标是各种植被指数. 它们是植被的指示因子, 已成为植被监测、反演土壤水分和植被含水量的重要工具. 因此, 建立基于微波数据的植被指数是监测植被状态的有

效手段. 经过几十年的发展, 已经有很多学者对基于微波的植被指数进行了相关研究, 建立或发展了众多植被指数. 例如, 微波极化差(Microwave Polarization Difference Temperatures, MPDT)<sup>[142-145]</sup>、微波极化差值指数(Microwave Polarization Difference Index, MPDI)<sup>[146-148]</sup>、微波植被指数(Microwave Vegetation Indices, MVIs)<sup>[149]</sup>等, 并在相关方面进行了应用.

早期的研究指出, 在干旱半干旱地区, 37 GHz 下的微波极化差与 NDVI 具有很好的线性关系<sup>[130]</sup>, 并且随叶片含水量的变化而变化<sup>[130,150,151]</sup>. 从微波辐射传输理论和实际测量中我们知道, MPDT 不仅受植被特征的影响, 与植被特性有关, 还与地表温度、土壤水分和粗糙度等因素有关. 为了减少物理温度的影响, Becker 和 Choudhury<sup>[152]</sup>提出了归一化的微波极化差异指数(the normalized microwave polarization difference index, MPDI). 对于一个给定的频率, MPDI 可以用公式  $MPDI = c[T_b(V) - T_b(H)] / [T_b(V) + T_b(H)]$  来表示, 其中  $c$  为尺度因子,  $T_b(V)$  和  $T_b(H)$  分别表示给定频率下的 V 极化和 H 极化亮温. MPDI 可以从一定程度上消除温度的影响.

Paloscia 和 Pampaloni<sup>[147]</sup>联合微波数据和热红外数据, 计算归一化亮温, 在此基础上建立两个频率的归一化的频率亮温差 ( $\Delta T_n$ ):  $\Delta T_n = T_n(f_2) - T_n(f_1)$ . 这种方法获取的植被特征受温度影响最小, 常被用来监测农作物生物量和含水量.

但微波极化差值指数和频率亮温差都到土壤参数(土壤水分和土壤粗糙度等)的影响, 这极大地限制二者在全球植被监测中的应用. 这些植被指数只有在其他影响因素均一的条件下才能使用. 然而, 在微波像元尺度上, 辐射计接收到的单个像元的信号, 必然受到不同地表状况的影响. 这也成为全球植被监测的一个限制性因素. Njoku 和 Chan<sup>[153]</sup>通过多时相 AMSR-E 数据分析, 发展了一个联合植被和土壤粗糙度的参数. 其变化主要受到植被含水量的控制. 但其算法在全球的应用中还有许多问题, 并只能反应植被的相对变化.

Min 和 Lin<sup>[154]</sup>利用 AMSR-E 多时段遥感数据定义了一个结合植被和地表粗糙度的参数的新的植被指数, 微波发射率差值指数(the microwave emissivity difference vegetation index, EDVI), 即:  $2[T_{bp}(f_1) - T_{bp}(f_2)] / [T_{bp}(f_1) + T_{bp}(f_2)]$ . 该指数可以用 19 和 37 GHz 两个频率

进行计算, 通常不用观测地表, 而直接用于茂密的森林. EDVI对蒸散量的敏感性比NDVI更高, 因此可以用于估算湍流通量.

Shi等<sup>[149]</sup>基于0阶辐射传输模型, 利用AMSR-E传感器数据, 提出了一种新的微波植被指数(Microwave Vegetation Indices, MVIs). 与以前的研究不同, 该微波植被指数(如图5所示)与土壤表面发射信号无关, 仅与植被特征如植被覆盖度、生物量、温度、植被各组分的特征尺寸、几何形状等有关. 通过取SMEX02的植被含水量数据与MVIs-B进行了对比分析, 二者具有较为明显的相关关系, 相关系数为-0.8436, 这一发现表明MVIs可以反应良好的植被含水量信息, 为进一步去除植被影响、反演土壤水分和植被含水量提供了可能.

随着L波段SMOS卫星的升空, 植被被动微波遥感开启了单频率多角度观测时代. 一方面L波段对植被的较高穿透性使得其对植被的监测从中等覆盖程度到浓密覆盖程度, 对森林地区的监测能力增强; 另一方面, SMOS提供了多角度的观测信息, 打破了植被监测的传统思想, 为全球尺度植被监测提供了新的契机. Chen等<sup>[155]</sup>用多角度实验数据验证理论模型(AIEM), 通过理论模型模拟数据库, 发展了L波段多角度植被指数, 用实验数据进行了分析. 该指数与LAI具有良好的相关性.

另外, 还有一些研究不借助于植被指数, 而是直接利用半经验模型或迭代算法进行植被监测和参数反演. AMSR-E地表参数产品的反演算法, 假设植被温度与环境温度和土壤温度相同, 忽略掉外太空的贡献, 认为上行辐射和下行辐射相等, 在反演土壤水分的同时, 基于辐射传输理论, 利用迭代算法, 反演得到了植被含水量, 并且生成了空间分辨率为60

km的日植被含水量产品, 反演精度为 $0.15 \text{ kg m}^{-2}$ . Sahoo等<sup>[156]</sup>在原有的反演算法的基础上, 改进了模型的假设条件和简化方法, 并用改进后的模型利用迭代算法进行土壤水分和植被含水量的反演. Wigneron等<sup>[157]</sup>提出了结合 $\omega\text{-}\tau$ 模型和一种适用于细杆植被冠层的单轴晶体模型来反演农作物含水量的方法. 在该研究中, 光学厚度 $\tau$ 被认为是与植被含水量线性相关的. 从而通过最小化实测发射率与模拟发射率之间的差异来达到对植被含水量进行反演的目的. Chai等<sup>[158]</sup>依据AMSR-E卫星传感器的参数设置, 利用建立植被模拟数据库, 发现植被层光学厚度的吸收分量与植被生物量之间存在很好的线性关系, 这为后续开展生物量反演提供了新思路. Zhang等<sup>[159]</sup>利用了SMOS数据独有的多角度信息, 基于1阶辐射传输方程, 将L系统输出的几种植被的结构参数作为输入, 建立模拟数据库, 进一步建立多角度参数化植被微波辐射模型, 依据如前所述的方法, 反演了东北亚地区的生物量, 与参考数据集相比,  $R^2$ 高于0.6.

## 5.2 主动微波遥感植被参数反演

1978年美国航空航天局(NASA)发射了第一颗合成孔径雷达(SAR)卫星-Seasat, 虽然它仅仅运行了不到100天, 但它却开启了雷达遥感的新时代. 合成孔径雷达遥感由于其工作在微波波段, 大气对该波段的影响较小, 加之其为有源的主动传感器, 因此具备其全天时、全天候的工作能力. 通过对航天飞机搭载的系列合成孔径雷达和机载SAR系统所收集数据的研究, 合成孔径雷达在植被遥感中的潜力得到了广泛的认可, 尤其在终日云雾覆盖的区域. 欧洲航天局、日本航天局、加拿大航天局和美国航空航天局在20世纪90年代联合开发了一系列极轨SAR系统, 进一步推动了SAR在植被遥感研究中的应用.

雷达后向散射除了与地物的特性密切相关外, 还与系统参数有关. 所考虑的系统参数主要有: 雷达入射角, 雷达波长和极化, 不同的雷达系统根据不同的设计目标和系统配置采用不同的系统参数. 在雷达遥感发展的初期, 雷达所能提供的物理量主要是雷达后向散射系数, 随着干涉雷达技术的出现和数据源的逐渐增加, 研究人员发现除了反映地表高程信息的干涉相位外, 最初仅用于评价干涉相对质量的干涉相干系数也包含着与一定的地物信息. 按照研究目的划分, 可以分为定性分析和定量分析. 定性

图5 2003年4月微波植被指数月平均值<sup>[149]</sup>

分析主要指 SAR 图像的分类; 定量分析则指对植被的结构参数进行定量化的反演. 目前可估算的植被结构参数主要有植被生物量、植被高度和植被叶面积指数. 接下来从四个方面阐述 SAR 在植被遥感研究中的应用: 1) SAR 图像植被类型分类; 2) 植被生物量的估算; 3) 植被高度的估算; 4) 植被叶面积指数的估算.

### 5.2.1 SAR 图像植被类型分类

随着 20 世纪 90 年代一系列航空航天雷达系统的发展, 利用雷达图像进行植被类型的区分成为一个重要研究内容. 可利用的信息主要有: 多时相、多频率、多角度和多极化雷达后向散射系数. Cimino 等<sup>[160]</sup>分析了利用多角度数据进行森林分类的可行性, 结果表明, 利用多角度数据可以对不同的树种组成的森林和同一个树种的不同结构的森林进行区分, 在雷达数据分析中多角度信息是不可忽略的. Ranson 等<sup>[161]</sup>使用 AIRSAR 数据在 C、L 和 P 波段的在冬天(3 月 30 日)和夏末秋初(9 月 2 日)获取的全极化雷达图像对森林进行分类. 结果表明通过主成分分析方法, 可以对落叶硬木林、针叶软木林、次生林和皆伐地进行区分, 分类精度可达 80%. 对于沼泽地、湿地、草地和水体也能进行区分. 单独使用冬季的数据, 无法区分软木林和硬木林, 理论模型模拟的结果表明这主要是由于冰冻的树枝和针叶降低了电磁波与针叶林相互作用的二次散射过程. Pierce 等<sup>[162]</sup>提出了一种基于先验知识的分类方法. 根据植被体散射和面散射特征将像元分为高大植被、低矮植被、城区和裸露地表, 其中裸露地表包括水面、裸土和水泥地. 结果表明分类精度可达 91%~100%. 所使用的数据包括三个极化的雷达后向散射系数  $\sigma_{vv}^0(L)$ ,  $\sigma_{hh}^0(L)$ ,  $\sigma_{vh}^0(L)$ , 及同极化的相位差, 此外还使用了图像的纹理信息, 使用  $5 \times 5$  的窗口计算了每个像元均值  $\mu$  和标准差  $\sigma$ , 从而得到归一化方差  $(\sigma/\mu)^2$ . 对于每一个极化, 归一化方差包含两部分, 即斑噪方差  $(\sigma/\mu)^2$  和纹理方差  $(\sigma/\mu)^2$ . 斑噪方差与目标没有关系, 它是所采用的计算窗口大小函数. 窗口大小以从利用图像上没有纹理的区域进行估算. 例如平静的湖面是没有纹理信息的, 其斑噪方差与归一化方法是相等的, 而且斑噪方差与极化通道没有关系, 不同极化的斑噪方差是相等的. 因此在已知图像归一化方差和斑噪方差的情况下, 可以求出纹理方差. 然后采用基于先验知识

的分步分类策略. 由于城区的建筑物往往存在较强的二面反射, 因此同极化相位通常在  $\pm 180^\circ$  左右, 再辅以图像纹理信息, 可以完全将城区像素完全识别出来; 然后使用 L 波段的交叉极化和 HH 极化的后向散射系数将高大植被进行分离; 再使用 C 波段交叉极化后向散射系数和 L 波段的纹理信息可以将低矮植被进行分离. Rignot 等<sup>[163]</sup>利用 AIRSAR 的三波段全极化数据分析了对阿拉斯加五种林分进行分类的效果, 白云杉、黑云杉、香脂白杨、桤木柳木灌木丛和沼泽非林植被. 他主要使用了频率、极化和时相信息. 时相信息包括冬天的冰冻与融化, 春天的水淹与否以及夏天的干旱状况. 结果表明, C 波段相对于 L 和 P 波段在森林分类方面更具优势. 在所有的频率中交叉极化比同极化具有更好的效果, 最好的结果是使用春汛退去时, 阔叶树尚未发芽之前的 L 波段和 C 波段的交叉极化数据. Saatchi 和 Rignot<sup>[164]</sup>利用多频率全极化机载的 AIRSAR 数据对北方森林进行分类, 他使用的是贝叶斯最大似然方法进行分类, 结果表明, 可以对斑克松、黑云杉、白杨、皆伐地和开阔的水面进行很好的区分, 分类精度可达 90%, 对斑克松和黑云杉纯林的识别精度可达 98%, 而对于针阔混交林的识别率较低. Saatchi 等<sup>[165]</sup>同时在亚马逊地区使用 SIR-C 数据进行了分类研究. 他们使用监督分类方法, 通过贝叶斯分类器对 SAR 的统计特征进行分类. 尝试将植被分为天然林、次生林、牧场-农作物、河流和受干扰的森林. 主要使用了 L 波段和 C 波段的数据. 结果表明总的分类精度在 72% 左右, 主要的问题在老的次生林和天然林存在一定的混淆, 而新的次生林与牧场农作物存在一定的混淆. 如果将分类类别合并为天然林、牧场-农作物和扰动次生林, 分类精度可以提高到 87%. 通过分析 4 月份湿季和 10 月份干季的数据发现, 它们可用于识别毁林的情况, 但单纯使用湿季的数据无法对地表覆盖类型进行精确的分类. Simard 等<sup>[166]</sup>尝试使用决策树方法和多尺度纹理方法进行森林分类, 研究区位于非洲加蓬的海岸地区, 所使用的数据为 JERS 数据. 研究结果表明, 图像强度数据可用于区分基本的类型, 包括热带草原、森林和水淹植被. 纹理信息可以对水淹植被进行细化, 使用多时相数据可以区分沼泽地和临时水淹植被. Lee 等<sup>[167]</sup>分析了多频率数据中不同极化组合对农作物识别和林龄分类的影响. 结果表明, 对全极化数据而言, L 波段数据最适于对农作物的识别而 P 波

段数据最适于对于林龄的识别. 对于双极化数据, HH 与 VV 的相位差对于农作物的识别非常重要, 但对于林龄的区分作用不大. L 波段的 HH 与 VV 极化的组合再农作识别上可以达到与全极化数据相似的结果. 而对于林龄的区别, 在没有全极化数据的情况下, 需要使用 P 波段的 HH 与 HV 极化, 总体而言, 多频率全极化数据的分类精度最高.

通过上述描述可以看出, 这些分类方法建立在图像纹理信息和不同极化的后向散射系数的基础上, 主要利用多时相信息和多频率信息. Cloude 和 Pottier<sup>[168]</sup>提出了一种基于全极化熵的分类方法. 与以往的以具体的类型为分类目标不同, 他以雷达后向散射机制为分类目标, 通过不同散射机制在  $\alpha$ -H 平面上的不同分布位置进行分类. 由此开启了极化分解和利用极化分解进行分类的新研究方向. Lee 等<sup>[169]</sup>尝试使用基于散射模型的 Freeman-Durden 和以复 wishart 分布为基础的最大似然分类器进行分类. 首先使用 Freeman-Durden 分解法将散射分解为表面散射、体散射和二次散射. 然后再以散射机制为基础进行细分. 使用 wishart 距离对小的斑块进行合并, 然后使用迭代 wishart 分类算法进行分类. 该算法的收敛的稳定性比熵/各向异性/wishart 分类器好. Shimoni 等<sup>[170]</sup>研究了多频率, 极化 SAR 和极化干涉 SAR 数据在土地利用方面的数据互补与融合方法. 提出使用逻辑回归进行特征级别的数据融合, 使用神经网络进行更高层次的融合. 为了进行对比, 同时使用了支持向量机方法. 结果表明无论是人工神经网络还是支持向量机, 多频率数据给出的结果总比单独数据集好, 并且不同频率的数据存在互补性, 都有益于提高分类精度, 同时极化信息和极化干涉信息也是互补的, 他们对于提高分类精度有重要的贡献. Lardeux 等<sup>[171]</sup>采用了支持向量机方法分析了雷达数据对热带植被进行制图的潜力, 采用 greedy 前向和后向方法分析了不同极化参数对植被分类的贡献, 并将支持向量机法与标准 wishart 方法的结果进行了比较, 结果表明, 当 SAR 数据不满足 wishart 分布时, 支持向量机可以给出较好的结果. Sánchez-Lladó 等<sup>[172]</sup>尝试使用提出使用确定模拟退火算法对图像分类结果进行优化, 首先采用基于复 wishart 分布的最大似然算法进行初步分类, 然后使用确定模拟退火算法进行优化. Entezari 等<sup>[173]</sup>使用 AIRSAR L

波段数据分析了支持向量机方法对全极化数据进行分类的效果. 所使用参数包括后向散射系数、Pauli 分解系数、Krogager 分解系数和特征值分解参数, 分析了不同参数组合对分类结果的影响, 并与最大似然方法、最小距离法、wishart 分类方法进行了比较, 结果表明, 支持向量机方法不如 wishart 方法, 但优于其他的分类方法. Krogager 分解给出了最好的分类结果. Mishra 等<sup>[174]</sup>使用特征值分解和 Pauli 分解利用散射机制进行分类. 使用基于先验知识的决策树方法, 研究表明标准的极化参数如后向散射系数、同极化与交叉极化比可以作为决策边界使用. 分类过程将它们分为水体、高大植被、低矮植被、城区和裸露地表. 结果表明分类精度在 88% 左右. Haddadi 等<sup>[175]</sup>研究了使用遗传算法进行特征选择的方法, 首先使用相干和非相干的分解算法进行分解, 然后使用遗传算法和人工神经网络进行特征的选择, 第三步使用人工神经网络进行分类. 结果表明使用遗传算法选择的特征给出的分类结果更好. Qi 等<sup>[176]</sup>在总结现有方法的基础上提出了一种四步分类法, 包括极化分解、极化干涉、面向对象的图像分析和决策树算法. 首先对图像进行极化分解, 以提取出与散射机制有关的极化参数, 然后进行极化干涉处理, 得到极化干涉信息, 然后使用面向对象的图像处理, 对图像进行分割, 同时提取出纹理信息和空间特征, 最后使用决策树进行特征的选取与分类. 该方法的分类结果优于 wishart 监督分类结果, 在四步中每一步对分类结果的都有重要的贡献, 极化分解的信息对于识别不同的植被类型以及区分植被与城区有重要的贡献, 极化干涉信息在区分城区与建筑物以及稀疏植被与植被区域方面有很大作用, 面向对象的图像分析方法有助于降低斑噪对图像分类的影响, 决策树方法给出了与支持向量机相似的分类精度, 但与其相比, 决策树方法选择特征和执行分类的效率更高. 决策树使用的分类规则更容易解读.

### 5.2.2 植被生物量的估算

相对于光学数据只能获取植被表层信息, 雷达由于具有一定的穿透性, 在生物量的估算方面具有很大的潜力. 因此利用雷达数据进行生物量估算是雷达在植被遥感研究中的一个重要方向. Toan 等<sup>[177]</sup>分析了 L 波段和 P 波段雷达后向散射系数与红松林

生物量的关系, 结果表明P波段交叉极化对生物量最为敏感. Dobson 等<sup>[178]</sup>也分析了P, L和C波段的雷达后向散射系数与生物量的关系, 他们发现雷达后向散射系数存在饱和点现象, P波段的饱和点约为200 t/公顷, L波段为100 t/公顷, 而C波段后向散射系数对生物量的敏感性远弱于L和P波段. Beaudoin 等<sup>[179]</sup>利用理论模型进行了模拟分析, 结果表明P波段的HH极化与树干和冠层的生物量相关, 而交叉极化对于冠层生物量密切相关. Rignot 等<sup>[180]</sup>发现P波段交叉极化生物量估算误差在30%左右, 而L波段的估算误差会稍微大一些, 他认为误差一方面除了与实测生物量的估算误差有关外, 还与生物量空间分布的不均匀性, 林分的不均匀性以及植被的三维空间结构有关. 多角度数据表明, 入射角也是影响雷达后向散射系数与生物量关系的一个重要因素, 特别是当入射角小于25°或大于50°时, 此外雷达后向散射系数响应曲线也与季节和环境状况有关. Harrell 等<sup>[181]</sup>使用C波段的ERS-1数据和L波段的JERS-1数据分析了雷达后向散射系数与生物量的关系. 结果发现这两个数据都与生物量、林分密度和树高存在一定的相关性, 尽管地表湿度是影响这种相关性的重要因素. 当土壤湿度的影响得到抑制后, 雷达后向散射对生物量和森林结构的敏感性得到增强. 当冬季有雪覆盖时或者是夏末秋初地表比较干燥时, 雷达数据对生物量的敏感性最强. 由于C波段的波长较短, ERS-1数据受表面湿度的影响更大. Imhoff<sup>[182]</sup>认为林分结构对雷达后向散射有很大的影响, 因此使用MIMICS模型和热带亚热带阔叶林数据分析了森林结构对雷达后向散射的影响, 结果表明具有相同生物量不同林分的林分的后向散射差别较大, 有些情况下可相差达到18 dB. 他提出了一种描述森林空间结构的参数表面积体积比, 以解释空间结构对雷达后向散射的影响. Kasischke 等<sup>[183]</sup>提出两步法估算森林生物量, 首先通过回归分析估算树干的生物量然后利用树干生物量估算树枝树叶生物量, 最后得到总生物量. Pulliainen 等<sup>[184]</sup>使用半经验模型和ERS-1多时相数据分析了季节对雷达后向散射的影响. 结果表明树干生物量与雷达后向散射系数的关系从正相关到负相关都是由于收到冠层和土壤的湿度的影响, 此外积雪的覆盖和土壤的冻融都对雷达后向散射有很大的影响. Foody 等<sup>[185]</sup>分析了巴西亚马逊热带雨林地区C波段和L波段雷达后向散射系数与生物

量的关系, 结果相关性并不明显, 但是两者的比值与生物量的相关性较高. 如果能够识别出不同的树种组成和冠层形状, 则有可能进一步增加他们之间的相关性. Harrell 等<sup>[186]</sup>使用美国东南的林区的SIR-C数据分析了雷达后向散射与生物量的关系. 结果表明L波段交叉极化是估算生物量的关键, CHV或CHH无论是作为比值还是回归变量都可以明显提高估算精度. 上述这些研究都是使用野外调查数据与雷达后向散射信号直接回归. 如前所述, 经过近二十多年的研究, 研究人员发展了一系列的植被后向散射模型, 考虑到野外调查费时费力, 所获得的数据集也较为有限, Ranson 等<sup>[187]</sup>尝试将森林生长模型与三维森林雷达后向散射模型<sup>[31]</sup>结合, 这样就可以获得更多的不同的林份状况. 通过对理论模拟结果的回归分析, 得到生物量与雷达后向散射系数的回归关系, 然后通过使用有限的实测数据对回归关系进行标定, 从而得到生物量估算模型. Ranson 和 Sun<sup>[188]</sup>利用SIR-C数据分析了土壤冻融对生物量估算的影响, 结果表明雷达后向散射系数与生物量线性回归的斜率在土壤冻、融状态下差别不大, 只是截距有所差别. 利用雷达后向散射系数估算森林生物量除了饱和点问题和环境影响外, 地形的影响也很重要, 因为它一方面会对雷达图像的定标造成影响, 另一方面也会影响雷达的散射机理. 为此Sun 等<sup>[189]</sup>利用三维森林雷达后向散射模型模拟地形的影响, 通过回归分析建立局部入射角与雷达后向散射的关系, 从而得到一个种地形影响纠正方法, 结果表明, 使用该方法, 生物量的估算精度得到明显提高. Kimes 等<sup>[190]</sup>尝试使用人工神经网络进行生物量的估算. 在Ranson 工作的基础上, 将森林生长模型与雷达后向散射模型联合, 利用模拟数据对人工神经网络进行训练, 然后随AIRSAR多频率数据进行反演. 使用C, L, P三个波段的数据给出最好的估算精度, X波段数据的引入不会提高估算精度, 单独使用C波段数据的估算精度也比较低. Frate 等<sup>[191]</sup>也尝试使用人工神经网络和L, P波段的数据进行生物量反演. 查找表方法也是一种常用的模型反演方法, 它在光学数据的参数反演中应用较多, 为此, Ni<sup>[192]</sup>在Sun 的工作的基础上, 将森林生长模型与三维森林雷达后向散射模型相结合来构造查找表. 反演过程中比较了最近距离和距离阈值两种查找方法的效果, 结果表明距离阈值方法明显优于最近距离方法.

上述研究所发展的生物量估算方法都是基于多频率雷达后向散射系数的。除了雷达后向散射系数外,干涉雷达还可以提供干涉相干系数。干涉相干系数最初是用来评价干涉相对质量的,但研究发现它也包含着地物信息。Luckman等<sup>[193]</sup>使用ERS-1/2形成的tandem数据和相隔44天和132天的JERS干涉数据分析了干涉相干系数与生物量的关系,结果表明可以明显增加从雷达图像上获取的热带森林信息。Gaveau<sup>[194]</sup>模拟分析了北方针叶林区ERS-1/2干涉相干系数与森林生物量的关系。模拟结果表明时间去相干是该地区ERS-1/2 Tandem数据的主要去相干因素。生物量越高、散射体越多,散射的相位稳定性越差,从而时间去相干也就越严重。Santoro等<sup>[195]</sup>发展了干涉水云模型,并将之应用于森林蓄积量(生物量=蓄积量×木材质量密度)的反演中。Santoro等<sup>[196]</sup>使用多时相的ERS-1/2 Tandem数据的coherence分析了其与森林蓄积量的关系。研究发现积雪覆盖时的相干系数比较稳定,更利于进行森林蓄积量的估算。

### 5.2.3 植被高度的估算

干涉雷达数据提供的另外一个重要信息是干涉相位信息,研究人员尝试使用干涉相位信息提取林分平均高度。Hagberg等<sup>[197]</sup>利用冬天的雷达干涉相位数据提取了瑞典北方森林的高度。他认为使用InSAR估测林分有效树高需要四个条件:1) 雷达波长必须足够短,这样就使得穿透深度小,散射相位中心高度接近于树顶;2) 林下地形必须已知,从而可以通过差分得到散射相位中心高度;3) 在基线去相关允许的范围内,干涉基线必须足够长,因为基线越长干涉相位对树高的变化越敏感;4) 散射体必须在波长尺度上稳定,即尽可能地降低时间去相关的影响。

庞勇和李增元<sup>[198]</sup>利用SIR-C/X-SAR的C波段和L波段数据进行了有效林分高估测分析,发现林分高信息在干涉处理生成的地表高程图上能够反映出来。并认为针对不同的林相,其适宜波段不同。对林相很好、林冠均一的林分宜用较短的微波波段,而对林相较差、林冠很不整齐的林分应采用较长的微波波段。由于干涉得到的高程值受控制点(通常来源于地形图)精度的影响,目前仅有“直接与林中采伐迹地、林缘裸地作差分”的方法可用。

上述研究主要使用的是单极化干涉数据,随着极化干涉理论的发展,基于极化干涉技术的树高反

演成为目前的研究热点。极化是描述电磁波的另一个重要的物理量。研究表明极化雷达数据对植被的形态和介电常数敏感,不同的极化与森林的相互作用过程有所不同,比如研究表明交叉极化主要来自于植被的冠层,而同极化则包含更多的地表的贡献。因此极化与干涉的结合为植被垂直结构的估算提供了另一条途径。Cloude和Papathanassiou<sup>[199]</sup>正式提出极化干涉的概念,其基本思路是通过极化组合和极化基的变换实现极化相干系数的优化,进而通过极化相干分解将来自于不同部位的散射分量进行分离,从而奠定了植被垂直结构提取的基础。Papathanassiou和Cloude<sup>[200]</sup>提出了利用单基线干涉数据进行植被垂直结构信息提取的方法。他假设植被层的后向散射没有明显的极化特征,利用Random volume on Ground(RVOG)模型推导出复干涉相干系数与植被结构参数的关系,通过模型的迭代模拟,实现植被参数的估算。模型中可以调整的参数包括植被高度、地表相位、冠层的衰减系数和地表贡献在三个极化上的比例,因此它是6维空间的计算,计算复杂度较高。为此,Cloude等<sup>[201]</sup>利用在RVOG模型的基础上建立的复相干系数模型的几何意义的基础上提出了三步法植被高度估算方法。首先通过极化基的变换和最小二乘法在干涉相干系数单位圆上进行线性拟合,然后利用拟合出来的直线估算地表相位以达到植被偏移的消除,最后进行植被高度和衰减系数的估算。Yamada等<sup>[202]</sup>将ESPRIT(Estimation of Signal Parameters via Rotational Invariance Techniques)方法引入到利用极化数据进行树高的反演中,提高了反演得效率。但ESPRIT算法得到的地面相位存在偏差,而冠层顶部的散射相位较为可靠<sup>[203]</sup>。Cloude<sup>[204]</sup>又进一步提出极化干涉相干系数层析的概念,在假设植被高度和地表相位已知或能用极化干涉数据进行估算的基础上,将植被的垂直剖面函数进行傅立叶勒让德展开,利用极化干涉数据求的展开项的系数,从而实现垂直剖面函数的估算。

### 5.2.4 植被叶面积指数的估算

植被的叶面积指数是光学数据主要反演的一个地表参数。但在一些特殊地区,由于光照和云雾等因素,很难获取较为理想的光学数据。为此研究人员开始尝试使用雷达数据进行叶面积指数的反演。Paloscia<sup>[205]</sup>分析了多频率多极化SAR数据对农作物

叶面积指数的敏感性,发现L波段数据对某些农作物的叶面积指数敏感. Manninen 等<sup>[206]</sup>使用 ENVISAT-ASAR 数据的 VV/HH 对北方森林叶面积指数进行估算. 结果表明在 LAI 的平均估算精度为 0.27, 对于挪威云杉其估算精度为 0.3, 对于 Scots pine 的估算精度为 0.07. Chen 等<sup>[207]</sup>利用理论辐射传输模型分析了 ASAR 数据的 VV/HH 与水稻 LAI 的关系, 结果表明 LAI 的估算误差为 0.17, 而且对于 LAI 小于 3.5 的植被相关性更好.

## 6 展望

随着传感器制造技术的日益进步, 遥感数据的

不断丰富和遥感建模及反演理论的深入发展, 包括微波遥感在内的遥感手段将为全球水、碳和能量循环的研究及应用发挥不可替代的作用.

遥感研究呈现综合化和跨学科的趋势. 有必要集成和发展已有遥感理论成果和反演方法, 结合极轨卫星/静止卫星、光学传感器/微波传感器等多源遥感数据, 开展地表关键要素遥感定量反演与估算, 建立地表参数综合观测和反演平台, 面向地球系统过程研究改进和提高当前参数反演算法和产品生成方法, 建立长时间序列、高精度的地表关键要素的遥感定量反演产品, 为地球系统过程的研究和应用提供更为精确可靠的卫星遥感观测数据.

**致谢** 感谢审稿专家提出的宝贵意见.

## 参考文献

- 1 Shen J, Maradudin A A. Multiple scattering of waves from random rough surfaces. *Phys Rev B*, 1980, 22: 4234–4240
- 2 Bahar E. Full wave solutions for the depolarization of the scattered radiation fields by rough surfaces of arbitrary slope. *IEEE Trans Antennas Propag*, 1981, 29: 443–454
- 3 Voronovich A G. Small-slope approximation in wave scattering by rough surfaces. *Sov Phys JETP*, 1985, 62: 65–70
- 4 Fung A K, Li A Q, Chen K S. Backscattering from a randomly rough dielectric surface. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 1992, 30: 356–369
- 5 Milder D M. An improved formalism for wave scattering from rough surfaces. *J Acoust Soc Am*, 1991, 89: 529–541
- 6 Licheri M, Floury N, Borgeaud M, et al. On the scattering from natural surfaces: The IEM and the improved IEM. *Proc IGARSS*, 2001, 6: 2911–2913
- 7 Hsieh C Y, Fung A K, Nesti G, et al. A further study of the IEM surface scattering model. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 1997, 35: 901–909
- 8 Alvarez-Perez J L. An extension of the IEM/IEMM surface scattering model. *Waves Random Med*, 2001, 11: 307–329
- 9 Fung A K, Liu W Y, Chen K S. A comparison between IEM-based surface bistatic scattering models. *Proc IGARSS*, 2002, 1: 441–443
- 10 Chen K S, Wu T D, Tsay M K, et al. A note on the multiple scattering in an IEM model. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 2000, 38: 249–256
- 11 Chen K S, Wu T D, Tsang L, et al. The emission of rough surfaces calculated by the integral equation method with a comparison to a three-dimensional moment method simulations. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 2003, 41: 90–101
- 12 Du Y. A new bistatic model for electromagnetic scattering from randomly rough surfaces. *PIERS Online*, 2008, 18: 109–128
- 13 Tsang L, Kong J A, Shin R T. *Theory of Microwave Remote Sensing*. Wiley Interscience, 1985
- 14 Tsang L, Kong J A, Ding K H. *Scattering of Electromagnetic Waves: Theories and Applications*. New York: John Wiley & Sons Inc, 2000
- 15 Tsang L, Chen C, Chang A T, et al. Dense media radiative transfer theory based on quasicrystalline approximation with applications to passive microwave remote sensing of snow. *Radio Sci*, 2000, 35: 731–749
- 16 Tsang L, Pan J, Liang D, et al. Modeling active microwave remote sensing of snow using dense media radiative transfer (DMRT) theory with multiple-scattering effects. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 2007, 45: 990–1004
- 17 Xu X, Liang D, Tsang L, et al. Active remote sensing of snow using NMM3D/DMRT and comparison with CLPX II airborne data. *IEEE J Sel Top Appl Earth Observ Remote Sens*, 2010, 3: 689–697
- 18 Stogryn A. A study of the microwave brightness temperature of snow from the point of view of strong fluctuation theory. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 1986, 24: 220–231
- 19 Shi J, Jiang L, Zhang L, et al. A parameterized multifrequency-polarization surface emission model. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*,

- 2005, 43: 2831–2841
- 20 Jiang L, Shi J, Tjuatja S, et al. A parameterized multiple-scattering model for microwave emission from dry snow. *Remote Sens Environ*, 2007, 111: 357–366
- 21 Du J, Shi J, Rott H. Comparison between a multi-scattering and multi-layer snow scattering model and its parameterized snow backscattering model. *Remote Sens Environ*, 2010, 114: 1089–1098
- 22 Pulliainen J T, Grandell J, Hallikainen M T. HUT snow emission model and its applicability to snow water equivalent retrieval. *Trans Geosci Remote Sensing*, 1999, 37: 1378–1390
- 23 Hallikainen M T, Ulaby F T, Vandeventer T E. Extinction behavior of dry snow in the 18- to 90-GHz range. *Trans Geosci Remote Sensing*, 1987, 6: 737–745
- 24 Wiesmann A, Mätzler C. Microwave emission model of layered snowpacks. *Remote Sens Environ*, 1999, 70: 307–316
- 25 Wiesmann A, Mätzler C, Weise T. Radiometric and structural measurements of snow samples. *Radio Sci*, 1998, 33: 273–289
- 26 Ding K H, Xu X, Tsang L. Electromagnetic scattering by bicontinuous random microstructures with discrete permittivities. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 2010, 48: 3139–3151
- 27 Berk N F. Scattering properties of the leveled-wave model of random morphologies. *Phys Rev A*, 1991, 44: 50–69
- 28 Lang R H. Electromagnetic backscattering from a sparse distribution of lossy dielectric scatterers. *Radio Sci*, 1981, 16: 15–30
- 29 Ulaby F T, Elachi C. *Radar Polarimetry for Geoscience Applications*. Norwood: Artech House, 1980
- 30 Karam M A, Fung A K, Lang R H, et al. A microwave scattering model for layered vegetation. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 1992, 30: 767–784
- 31 Sun G, Ranson K J. A three-dimensional radar backscatter model of forest canopies. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 1995, 33: 372–382
- 32 Ni W J, Guo Z F, Sun G Q. Improvement of a 3D radar backscattering model using matrix-doubling method. *Sci China Earth Sci*, 2010, 53: 1029–1035
- 33 Stiles J M, Sarabandi K. A scattering model for thin dielectric cylinders of arbitrary crosssection and electrical length. *IEEE Trans Antennas Propag*, 1996, 44: 260–266
- 34 Karam M A, Fung A K, Antar Y M. Electromagnetic wave scattering from some vegetation samples. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 1988, 26: 799–808
- 35 Waterman P C. Matrix formulation of electromagnetic scattering. *Proc IEEE*, 1965, 53: 805–812
- 36 Mishchenko M I, Travis L D. T-matrix computations of light scattering by large spheroidal particles. *Opt Commun*, 1994, 109: 16–21
- 37 Mishchenko M I, Travis L D, Macke A. Scattering of light by polydisperse, randomly oriented, finite circular cylinders. *Appl Optics*, 1996, 35: 4927–4940
- 38 WIELAARD D J, Mishchenko M I, Macke A, et al. Improved T-matrix computations for large, nonabsorbing and weakly absorbing nonspherical particles and comparison with geometrical-optics approximation. *Appl Optics*, 1997, 36: 4305–4313
- 39 Macelloni G, Nesti G, Pampaloni P, et al. Experimental validation of surface scattering and emission models. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 2000, 38: 459–469
- 40 Barber P W. Resonance electromagnetic absorption by nonspherical dielectric objects. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 1977, 25: 373–381
- 41 Iskander M F, Lakhtakia A, Durney C H. A new procedure for improving the solution stability and extending the frequency range of the EBCM (Extended Boundary Condition Method for EM absorption and scattering in biological dielectric objects). *IEEE Trans Antennas Propag*, 1983, 31: 317–324
- 42 Kahnert F M. Numerical methods in electromagnetic scattering theory. *J Quant Spectrosc Radiat Transf*, 2003, 79–80: 775–824
- 43 Al-Rizzo H M, Tranquilla J M. Electromagnetic wave scattering by highly elongated and geometrically composite objects of large size parameters: The generalized multipole technique. *Appl Optics*, 1995, 34: 3502–3521
- 44 Doicu A, Wriedt T. Calculation of the T matrix in the null-field method with discrete sources. *Opt Soc Am*, 1999, 16: 2539–2544
- 45 Yan W Z, Du Y, Wu H, et al. EM scattering from a long dielectric circular cylinder. *Prog Electromagn Res*, 2008, 85: 39–67
- 46 Yan W Z, Du Y, Li Z Y, et al. Characterization of the validity region of the extended T-matrix method for scattering from dielectric cylinders with finite length. *Prog Electromagn Res*, 2009, 96: 309–328
- 47 Koh I S, Sarabandi K. A new approximate solution for scattering by thin dielectric disks of arbitrary size and shape. *IEEE Trans Antennas Propag*, 2005, 53: 1920–1926
- 48 Chiu T, Sarabandi K. Electromagnetic scattering from short branching vegetation. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 2000, 38: 911–925

- 49 Davidson M W, Toan T L, Mattia F, et al. On the characterization of agricultural soil roughness for radar remote sensing studies. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 2000, 38: 630–640
- 50 Roo R D, Du Y, Ulaby F, et al. A semi-empirical backscattering model at L-band and C-band for a soybean canopy with soil moisture inversion. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 2001, 39: 864–872
- 51 Rodriguez E. Beyond the Kirchhoff approximation II electromagnetic scattering. *Radio Sci*, 1991, 26: 121–132
- 52 Toan T L, Ribbes F, Wang L F, et al. Rice crop mapping and monitoring using ERS-1 data based on experiment and modeling results. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 1997, 35: 41–56
- 53 Wigneron J P, Calvet J C, Kerr Y, et al. Microwave emission of vegetation: Sensitivity to leaf characteristics. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 1993, 31: 716–726
- 54 Wigneron J P, Calvet J C, Chanzy A, et al. A composite discrete-continuous approach to model the microwave emission of vegetation. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 1995, 33: 201–211
- 55 Stiles W H, Ulaby F T, Rango A. Microwave measurements of snowpack properties. *Nordic Hydrology*, 1981, 12: 143–166
- 56 Armstrong R L, Chang A T C, Rango A, et al. Snow depth and grain size relationships with relevance for passive microwave studies. *Ann Glaciol*, 1993, 17: 171–176
- 57 Hofer R, Mätzler C. Investigation of snow parameters by radiometry in the 3- to 60-mm wavelength region. *J Geophys Res*, 1980, 85: 453–460
- 58 Rott H, Sturm K. Microwave signature measurements of Antarctic and Alpine snow. In: 11th EARSel Symposium, Graz, Austria, 1991. 140–151
- 59 Hallikainen M, Ulaby F T, Deventer T E. Extinction behavior of dry snow in the 18 to 90 GHz range. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 1987, 25: 737–745
- 60 Ulaby F T, Moore R K, Fung A. *Microwave remote sensing*. MA: Addison-Wesley-Longman, 1981
- 61 Matzler C. Applications of the interaction of microwaves with the natural snow cover. *Remote Sens Rev*, 1987, 2: 259–391
- 62 Tsang L. Dense media radiative transfer theory for dense discrete random media with particles of multiple sizes and permittivities. *Prog Electromag Res*, 1992, 5: 181–225
- 63 Wiesmann A, Matzler C, Weise T. Radiometric and structural measurements of snow samples. *Radio Sci*, 1998, 33: 273–289
- 64 Brogioni M, Macelloni G, Palchetti E, et al. Monitoring snow characteristics with ground-based multifrequency microwave radiometry. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 2008, 47: 3643–3655
- 65 Kurvonen L, Hallikainen M T. Influence of land-cover category on brightness temperature of snow. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 1997, 35: 367–377
- 66 Kruopis N, Praks J, Arslan A N, et al. Passive microwave measurements of snow-covered forest areas in EMAC'95. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 1999, 37: 2699–2705
- 67 Stankov B, Cline D, Weber B, et al. High-resolution airborne polarimetric microwave imaging of snow cover during the NASA cold land processes experiment. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 2008, 46: 3672–3693
- 68 Chang A T C, Foster J L, Hall D K. Nimbus-7 SMMR derived global snow cover parameters. *Ann Glaciol*, 1987, 9: 39–44
- 69 Rango A, Martine J, Chang A T C, et al. Average areal water equivalent of snow in a mountain basin using microwave and visible satellite data. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 1989, 27: 740–745
- 70 Goodison B, Walker A. Canadian development and use of snow cover information from passive microwave satellite data. In: Choudhury B, Kerr Y, Njoku E, et al, eds. *Passive Microwave Remote Sensing of Land-Atmosphere Interactions*. Utrecht: VSP BV, 1994. 245–262
- 71 Chang A T C, Grody N, Tsang L, et al. Algorithm theoretical basis document (ATBD) for AMSR-E snow water equivalent algorithm. NASA/GSFC, 1997
- 72 Foster J L, Chang A T C, Hall D K. Comparison of snow mass estimation from a prototype passive microwave algorithm, a revised algorithm and a snow depth climatology. *Remote Sens Environ*, 1997, 62: 132–142
- 73 Pulliainen J T, Grandell J, Hallikainen M T. HUT snow emission model and its applicability to snow water equivalent retrieval. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 1999, 37: 13782–1390
- 74 Rango A, Chang A T C, Foster J L. The utilization of spaceborne microwave radiometers for monitoring snowpack properties. *Nord Hydrol*, 1979, 10: 25–40
- 75 Kunzi K F, Patil S, Rott H. Snow-cover parameters retrieved from Nimbus-7 scanning multichannel microwave radiometer (SMMR) data. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 1983, 20: 4522–467
- 76 Aschbacher J. Land surface studies and atmospheric effects by satellite microwave radiometry. Doctor Dissertation. Innsbruck: University

- of Innsbruck, 1989
- 77 Foster J L, Sun C, Walker J P, et al. Quantifying the uncertainty in passive microwave snow water equivalent observations. *Remote Sens Environ*, 2005, 94: 187–203
- 78 Derksen C, Walker A, Goodison B. A comparison of 18 winter seasons of in situ and passive microwave derived snow water equivalent estimates in Western Canada. *Remote Sens Environ*, 2003, 88: 271–282
- 79 Derksen C. The contribution of AMSR-E 18.7 and 10.7 GHz measurements to improved boreal forest snow water equivalent retrievals. *Remote Sens Environ*, 2008, 112: 2701–2710
- 80 Derksen C, Toose P, Rees A, et al. Development of a tundra-specific snow water equivalent retrieval algorithm for satellite passive microwave data. *Remote Sens Environ*, 2010, 114: 16992–1709
- 81 曹梅盛, 李培基, Robinson D A, 等. 中国西部积雪 SMMR 微波遥感的评价与初步应用. *环境遥感*, 1993, 8: 260–269
- 82 曹梅盛, 李培基. 中国西部积雪微波遥感监测. *山地研究*, 1994, 12: 230–234
- 83 车涛, 李新. 被动微波遥感估算雪水当量研究进展与展望. *地球科学进展*, 2004, 19: 204–210
- 84 孙知文, 施建成, 蒋玲梅, 等. 被动微波遥感反演中国西部地区雪深、雪水当量算法初步研究. *地球科学进展*, 2006, 21: 1364–1369
- 85 常胜. 中国区域被动微波积雪反演算法改进以及实验研究. 硕士学位论文. 北京: 北京师范大学, 2009
- 86 王培. FY3/MWRI 中国区域被动微波积雪反演算法改进. 硕士学位论文. 北京: 北京师范大学, 2009
- 87 Kelly R E, Chang A T, Tsang L, et al. A prototype AMSR-E global snow area and snow depth algorithm. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 2003, 41: 1–13
- 88 Josberger E G, Mognard N M. A passive microwave snow depth algorithm with a proxy for snow metamorphism. *Hydrol Process*, 2002, 16: 1557–1568
- 89 Grippa M, Mognard N, Toan T L, et al. Siberia snow depth climatology derived from SSM/I data using a combined dynamic and static algorithm. *Remote Sens Environ*, 2004, 93: 30–41
- 90 Roy V, Goita K, Royer A, et al. Snow water equivalent retrieval in a Canadian boreal environment from microwave measurements using the HUT snow emission model. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 2004, 42: 1850–1858
- 91 Jiang L M, Shi J, Tjuatja S, et al. Estimation of snow water equivalence using the polarimetric scanning radiometer from the cold land processes experiments (CLPX03). *IEEE Trans Geosci Remote Sensing Lett*, 2011, 8: 359–363
- 92 Davis D T, Chen Z X, Hwang J N, et al. Retrieval of snow parameters by iterative inversion of a neural network. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 1993, 31: 842–852
- 93 Liston G E, Pielke S R A, Greene E M. Improving first-order snow-related deficiencies in a regional climate model. *J Geophys Res*, 1999, 104: 19559–19567
- 94 Rodell M, Houser P R, Jambor U, et al. The global land data assimilation system. *Bull Amer Meteor Soc*, 2004, 85: 381–394
- 95 Slater A G, Clark M P. Snow data assimilation via an ensemble Kalman filter. *J Hydrometeorol*, 2006, 7: 478–493
- 96 Sun C J, Walker J P, Houser P R. A methodology for snow data assimilation in a land surface model. *J Geophys Res*, 2004, 109: 0148–0227
- 97 Tedesco M, Kim E J. Intercomparison of electromagnetic models for passive microwave remote sensing of snow. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 2006, 44: 2654–2666
- 98 Andreadis K M, Lettenmaier D P. Assimilation remotely sensed snow observations into a macroscale hydrology model. *Adv Water Resour*, 2006, 29: 872–886
- 99 Durand M, Margulis S A. Feasibility test of multifrequency radiometric data assimilation to estimate snow water equivalent. *J Hydrometeorol*. 2006, 7: 443–457
- 100 Pulliainen J. Mapping of snow water equivalent and snow depth in boreal and sub-arctic zones by assimilating space-borne microwave radiometer data and ground-based observations. *Remote Sens Environ*, 2006, 101: 257–269
- 101 车涛. 积雪被动微波遥感反演与积雪数据同化方法研究. 博士学位论文. 兰州: 中国科学院寒区旱区环境与工程研究所, 2006. 1–105
- 102 Nagler T, Rott H. Retrieval of wet snow by means of multitemporal SAR data. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 2000, 38: 754–765
- 103 Pulliainen J, Engdahl M, Hallikainen M. Feasibility of multitemporal interferometric SAR data for stand-level estimation of boreal forest stem volume. *Remote Sens Environ*, 2003, 85: 397–409
- 104 Luojus K, Pulliainen J, Metsamaki S, et al. Accuracy assessment of SAR data-based snow-covered area estimation method. *IEEE Trans Geosci Remote Sens*, 2006, 44: 277–287
- 105 Shi J, Dozier J. Mapping seasonal snow with SIR-C/X-SAR in mountainous areas. *Remote Sens Environ*, 1997, 59: 294–307

- 106 Shi J, Dozier J, Rott H. Snow mapping in alpine regions with synthetic aperture radar. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 1994, 32: 152–158
- 107 Strozzi T, Wegmuller U, Matzler C. Mapping wet snow covers with SAR interferometry. *Int J Remote Sens*, 1999, 12: 2395–2403
- 108 Shi J, Hensley S, Dozier J. Mapping snow cover with repeat pass synthetic aperture radar. *Proc IGARSS*, 1997, 2: 628–630
- 109 Venkataraman G, Singh G, Yamaguchi Y. Fully polarimetric ALOS PALSAR data applications for snow and ice studies. *Proc IGARSS*, 2010: 1776–1779
- 110 Longepe N, Shimada M, Allain S, et al. Capabilities of full-polarimetric PALSAR/ALOS for snow extent mapping. *Proc IGARSS*, 2008: 1026–1029
- 111 Shi J, Dozier J. Inferring snow wetness using C-band data from SIR-C's polarimetric synthetic aperture radar. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 1995, 33: 90–914
- 112 Ulaby F T, Stiles W H. The active and passive microwave response to snow parameters: 2, Water equivalent of dry snow. *J Geophys Res*, 1980, 85: 1045–1049
- 113 Kendra J R, Sarabandi K, Ulaby F T. Radar measurements of snow: Experiment and analysis. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 1998, 36: 864–879
- 114 Rott H, Matzler C. Possibilities and limits of synthetic aperture radar for snow and glacier surveying. *Ann Glaciol*, 1987, 9: 195–199
- 115 Shi J, Dozier J. Estimation of snow water equivalence using SIR-C/X-SAR, part I: Inferring snow density and subsurface properties. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 2000, 38: 2465–2474
- 116 Shi J, Dozier J. Estimation of snow water equivalence using SIR-C/X-SAR, part II: Inferring snow depth and particle size. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 2000, 38: 2475–2488
- 117 Shi J, Yueh S, Cline D. On estimation of snow water equivalence using L-band and Ku-band radar. *Proc IGRASS*, 2003, 2: 845–847
- 118 Shi J. Estimation of snow water equivalence with two Ku-band dual polarization radar. *Proc IGRASS*, 2004, 3: 1649–1652
- 119 Choudhury B J, Schmugge T J, Chang A, et al. Effect of surface roughness on the microwave emission from soil. *J Geophys Res*, 1979, 84: 5699–5706
- 120 Wang J R, O'Neill P E, Jackson T J, et al. Multifrequency measurements of the effects of soil moisture, soil texture, and surface roughness. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 1983, 21: 44–51
- 121 Shi J, Chen K S, Li Q, et al. A parameterized surface reflectivity model and estimation of bare surface soil moisture with L-band radiometer. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 2002, 40: 2674–2686
- 122 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
- 123 Liou Y A, Liu S F, Wang W J. Retrieving soil moisture from simulated brightness temperatures by a neural network. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 2001, 39: 1662–1672
- 124 Frate D, Ferrazzoli F P, Schiavon G. Retrieving soil moisture and agricultural variables by microwave radiometry using neural networks. *Remote Sens Environ*, 2003, 84: 174–183
- 125 Liu S F, Liou Y A, Wang W J, et al. Retrieval of crop biomass and soil moisture from measured 1.4 and 10.65 GHz brightness temperatures. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 2000, 40: 1260–1268
- 126 Dubois P C, Van Zyl J J, Engman E T. Measuring soil moisture with imaging radar. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 1995, 33: 195–926
- 127 Shi J, Wang J, Hsu A, et al. Estimation of bare surface soil moisture and surface roughness parameters using L-band SAR image data. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 1997, 35: 1254–1266
- 128 Oh Y, Sarabandi K, Ulaby F T. An empirical model and inversion technique for radar scattering from bare soil surface. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 1992, 30: 370–381
- 129 Shi J, Chen K S. Estimation of bare surface soil moisture with L-band multi-polarization radar measurements. *Proc IGRASS*, 2005: 2191–2194
- 130 Jackson T J, Schmugge T J. Vegetation effects on the microwave emission of soils. *Remote Sens Environ*, 1991, 36: 203–212
- 131 Prevot L, Champion I. Estimating surface soil moisture and leaf area index of a wheat canopy using a dual-frequency (C and X bands) scatterometer. *Remote Sens Environ*, 1993, 46: 331–339
- 132 Freeman A, Durden S L. A three-component scattering model for polarimetric SAR data. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 1998, 36: 963–973
- 133 Du J Y, Shi J. The Development of HJ SAR Soil Moisture Retrieval Algorithm. *Int J Remote Sens*, 2010, 31: 3691–3705

- 134 Lee K H, Anagnostou E N. A combined passive/active microwave remote sensing approach for surface variable retrieval using tropical rainfall measuring mission observations. *Remote Sens Environ*, 2004, 92: 112–125
- 135 O'Neill P E, Chauhan N S, Jackson T J. Use of active and passive microwave remote sensing for soil moisture estimation through corn. *Int J Remote Sens*, 1996, 17: 1851–1865
- 136 Njoku E N, Wukson W J, Dinardo S J, et al. Observation of soil moisture using a passive and active low-frequency microwave airborne sensor during SGP99. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 2002, 40: 2659–2671
- 137 Narayan U, Lakshmi V, Jackson T J. High-resolution change estimation of soil moisture using L-Band radiometer and radar observations made during the SMEX02 experiments. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 2006, 44: 1545–1554
- 138 Das N N, Entekhabi D, Njoku E G. An Algorithm for merging SMAP radiometer and radar data for high resolution soil moisture retrieval. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 2011, 49: 1504–1512
- 139 McFarland M J, Miller R L, Christopher M. Land surface temperature derived from the SSM/I passive microwave brightness temperature. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 1990, 28: 839–845
- 140 毛克彪, 施建成, 李召良, 等. 一个针对被动微波 AMSR-E 数据反演地表温度的物理统计算法. *中国科学 D 辑: 地球科学*, 2006, 36: 1170–1176
- 141 Mao K B, Shi J, Tang H J, et al. A neural-network technique for retrieving land surface temperature from AMSR-E passive microwave data. *Proc IGRASS*, 2007, 7: 4422–4425
- 142 Choudhury B J, Tucker C J, Golus R E, et al. Monitoring vegetation using nimbus-7 scanning multichannel microwave radiometers data. *Int J Remote Sens*, 1987, 8: 533–538
- 143 Choudhury B J, Tucker C J. Monitoring global vegetation using Nimbus-7 37 GHz data: Some empirical relations. *Int J Remote Sens*, 1987, 8: 1085–1090
- 144 Pampaloni P, Paloscia S, Zipoli G. Microwave emission of soil and vegetation at X and Ka bands. *Proc IGRASS*, 1983: 900–905
- 145 Wang J R. Effect of vegetation on soil moisture sensing observed from orbiting microwave radiometers. *Remote Sens Environ*, 1985, 17: 141–151
- 146 Paloscia S, Pampaloni P. Microwave polarization index for monitoring vegetation growth. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 1988, 26: 617–621
- 147 Paloscia S, Pampaloni P. Microwave vegetation indexes for detecting biomass and water conditions of agricultural crops. *Remote Sens Environ*, 1992, 40: 15–26
- 148 Friend A A, Owe M. Microwave vegetation optical depth and inverse modelling. *Meteorol Atmos Phys*, 1994, 54: 25–239
- 149 Shi J, Jackson T, 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
- 150 LeVine D M, Karam M A. Dependence of attenuation in a vegetation canopy on frequency and plant water content. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 1996, 34: 1090–1096
- 151 Kerr Y H, Njoku E N. A semiempirical model for interpreting microwave emission from semiarid land surfaces as seen from space. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 1990, 28: 384–393
- 152 Becker F, Choudhury B J. Relative sensitivity of normalized difference vegetation index (NDVI) and microwave polarization difference index (MPDI) for vegetation and desertification monitoring. *Remote Sens Environ*, 1988, 24: 297–311
- 153 Njoku E G, Chan T K. Vegetation and surface roughness effects on AMSR-E land observations. *Remote Sens Environ*, 2006, 100: 190–199.
- 154 Min Q, Lin B. Remote sensing of evapotranspiration and carbon uptake at Harvard forest. *Remote Sens Environ*, 2006, 100: 379–387
- 155 Chen L, Shi J, Wigneron J P. The Development of microwave vegetation index for future SMOS applications. *Proc IGRASS*, 2009: 89–92
- 156 Sahoo A K, Houser P R, Ferguson C, et al. Evaluation of AMSR-E soil moisture results using the in-situ data over the Little River Experimental Watershed, Georgia. *Remote Sens Environ*, 2008, 112: 3142–3152
- 157 Wigneron J P, Chanzy A, Calvet J C, et al. A simple algorithm to retrieve soil moisture and vegetation biomass using passive microwave measurements over crop fields. *Remote Sens Environ*, 1995, 51: 331–341
- 158 Chai L, Shi J, Zhang L, et al. A parameterized microwave model for short vegetation layer. *Proc IGRASS*, 2010: 2023–2026
- 159 Zhang N, Shi J, Sun G, et al. Assessment of boreal forest biomass using L-band radiometer SMOS data. *Proc IGRASS*, 2011: 1946–1949
- 160 Cimino J, Brandani A, Casey D, et al. Multiple incidence angle SIR-B experiment over Argentina: Mapping of forest units. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 1986, 4: 498–509
- 161 Ranson K J, Sun G Q. Mapping biomass of a northern forest using multifrequency SAR data. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 1994, 32:

388–396

- 162 Pierce L E, Ulaby F T, Sarabandi K, et al. Knowledge-based classification of polarimetric SAR images. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 1994, 32: 1081–1086
- 163 Rignot E J M, Williams C L, Way J, et al. Mapping of forest types in Alaskan boreal forests using SAR imagery. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 1994, 32: 1051–1059
- 164 Saatchi S S, Rignot E. Classification of boreal forest cover types using SAR images. *Remote Sens Environ*, 1997, 60: 270–281
- 165 Saatchi S S, Soares J V, Alves D S. Mapping deforestation and land use in Amazon rainforest by using SIR-C imagery. *Remote Sens Environ*, 1997, 59: 191–202
- 166 Simard M, Saatchi S S, De G G. The use of decision tree and multiscale texture for classification of JERS-1 SAR data over tropical forest. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 2000, 38: 2310–2321
- 167 Lee J S, Grunes M R, Pottier E, et al. Unsupervised terrain classification preserving polarimetric scattering characteristics. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 2004, 42: 722–731
- 168 Cloude S R, Pottier E. An entropy based classification scheme for land applications of polarimetric SAR. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 1997, 35: 68–78
- 169 Lee J S, Grunes M R, Pottier E. Quantitative comparison of classification capability: Fully polarimetric versus dual and single-polarization SAR. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 2001, 39: 2343–2351
- 170 Shimoni M, Borghys D, Heremans R, et al. Fusion of PolSAR and PolInSAR data for land cover classification. *Int J Appl Earth Obs Geoinf*, 2009, 11: 169–180
- 171 Lardeux C, Frison P L, Tison C, et al. Support vector machine for multifrequency SAR polarimetric data classification. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 2009, 47: 4143–4152
- 172 Sánchez-Lladó F J, Pajares G, Gonzalo P, et al. Improving the wishart synthetic aperture radar image classifications through deterministic simulated annealing. *ISPRS-J Photogramm Remote Sens*, 2011, 66: 845–857
- 173 Entezari I, Homayouni S, Homayouni M, et al. Classification of polarimetric SAR images using support vector machines. *Can J Remote Sens*, 2011, 10: 011–029
- 174 Mishra P, Singh D, Yamaguchi Y. Land cover classification of palsar images by knowledge based decision tree classifier and supervised classifiers based on SAR observables. *Prog Electromagn Res*, 2011, 30: 47–70
- 175 Haddadi G A, Sahebi M R, Ali M. Polarimetric SAR feature selection using a genetic algorithm. *Can J Remote Sens*, 37: 27–36
- 176 Qi Z, Yeh A G, Xia L, et al. A novel algorithm for land use and land cover classification using RADARSAT-2 polarimetric SAR data. *Remote Sens Environ*, 2012, 118: 21–39
- 177 Toan L, Beaudoin A, Riou, J, et al. Relating forest biomass to SAR data. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 1992, 30: 403–411
- 178 Dobson M C, Ulaby F T, Letoan T, et al. Dependence of radar backscatter on coniferous forest biomass. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 1992, 30: 412–415
- 179 Beaudoin A, Letoan T, Goze S, et al. Retrieval of forest biomass from SAR data. *Int J Remote Sens*, 1994, 15: 2777–2796
- 180 Rignot E, Way J B, Williams C, et al. Radar estimates of aboveground biomass in boreal forests of interior Alaska. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 1994, 32: 1117–1124
- 181 Harrell P A, BourgeauChavez L L, Kasischke E S, et al. Sensitivity of ERS-1 and JERS-1 radar data to biomass and stand structure in Alaskan boreal forest. *Remote Sens Environ*, 1995, 54: 247–260
- 182 Imhoff M L. A theoretical-analysis of the effect of forest structure on synthetic-serture radar backscatter and the remote-sensing of biomass. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 1995, 33: 341–352
- 183 Kasischke E S, Christensen N L, Bourgeau-Chavez L L. Correlating Radar Backscatter with Components of Biomass in Loblolly-Pine Forests. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 1995, 33: 643–659
- 184 Pulliainen J T, Mikkela P J, Hallikainen M T, et al. Seasonal dynamics of C-band backscatter of boreal forests with applications to biomass and soil moisture estimation. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 1996, 34: 758–770
- 185 Foody G M, Green R M, Lucas R M, et al. Observations on the relationship between SIR-C radar backscatter and the biomass of regenerating tropical forests. *Int J Remote Sens*, 1997, 18: 687–694
- 186 Harrell A, Kasischke E S, BourgeauChavez L L, et al. Evaluation of approaches to estimating aboveground biomass in southern pine forests using SIR-C data. *Remote Sens Environ*, 1997, 59: 223–233
- 187 Ranson K J, Sun G, Weishampel J F, et al. Forest biomass from combined ecosystem and radar backscatter modeling. *Remote Sens Environ*, 1997, 59: 118–133

- 188 Ranson K J, Sun G. Effects of environmental conditions on boreal forest classification and biomass estimates with SAR. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 2000, 38: 1242–1252
- 189 Sun G, Ranson K J, Kharuk V I. Radiometric slope correction for forest biomass estimation from SAR data in the Western Sayani Mountains, Siberia. *Remote Sens Environ*, 2002, 79: 279–287
- 190 Kimes D S, Ranson K J, Sun G. Inversion of a forest backscatter model using neural networks. *Int J Remote Sens*, 1997, 18: 2181–2199
- 191 Frate D F, Solimini D. On neural network algorithms for retrieving forest biomass from SAR data. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing Lett*, 2004, 42: 24–34
- 192 Ni W. Forest Biomass Retrieval Based on 3D Radar Backscattering Model Using PALSAR Data. Doctor Dissertation. Beijing: Graduate University of Chinese Academy of Sciences, 2009
- 193 Luckman A, Baker J, Wegmuller U. Repeat-pass interferometric coherence measurements of disturbed tropical forest from JERS and ERS satellites. *Remote Sens Environ*, 2000, 73: 350–360
- 194 Gaveau D L A. Modelling the dynamics of ERS-1/2 coherence with increasing woody biomass over boreal forests. *Int J Remote Sens*, 2002, 23: 3879–3885
- 195 Santoro M, Askne J, Smith G, et al. Stem volume retrieval in boreal forests from ERS-1/2 interferometry. *Remote Sens Environ*, 2002, 81: 19–35
- 196 Santoro M, Shvidenko A, McCallum I, et al. Properties of ERS-1/2 coherence in the Siberian boreal forest and implications for stem volume retrieval. *Remote Sens Environ*, 2007, 106: 154–172
- 197 Hagberg J O, Ulander L M H, Askne J. Repeat-pass SAR interferometry over forested terrain. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 1995, 33: 331–340
- 198 庞勇, 李增元. 干涉雷达技术用于林分高估测. *遥感学报*, 2003, 7: 8–13
- 199 Cloude S R, Papathanassiou K P. Polarimetric SAR interferometry. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 1998, 36: 1551–1565
- 200 Papathanassiou K P, Cloude S R. Single-baseline polarimetric SAR interferometry. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 2001, 39: 2352–2363
- 201 Cloude S R, Papathanassiou K P. Three-stage inversion process for polarimetric SAR interferometry. *IEEE proc Radar Sonar Navig*, 2003, 150: 125–134
- 202 Yamada H, Yamaguchi Y, Rodriguez E, et al. Polarimetric SAR interferometry for forest canopy analysis by using the super-resolution method. *IEEE Geosci Remote Sens Symp*, 2001. 1101–1103
- 203 Yamada H, Sato K, Yamaguchi Y, et al. Interferometric phase and coherence of forest estimated by ESPRIT-based polarimetric SAR interferometry. *IEEE Geosci Remote Sens Symp*, 2002. 829–831
- 204 Cloude S R. Polarization coherence tomography. *Radio Sci*, 2006, 41: 1–27
- 205 Paloscia S. An empirical approach to estimating leaf area index from multifrequency SAR data. *Int J Remote Sens*, 1998, 19: 359–364
- 206 Manninen T, Stenberg P, Rautiainen M, et al. Leaf area index estimation of boreal forest using ENVISAT ASAR. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 2005, 43: 2627–2635
- 207 Chen J, Lin H, Huang C D, et al. The relationship between the leaf area index (LAI) of rice and the C-band SAR vertical/horizontal (VV/HH) polarization ratio. *Int J Remote Sens*, 2009, 30: 2149–2154