

学术论文

不同微波遥感模态和不同数据组合的 等湿度区域分布与土壤湿度的反演

袁 苇, 李宗谦, 刘 宁

(清华大学电子工程系, 北京 100084)

[摘要] 论述了主动、被动和主动被动相结合的3种微波遥感模态反演土壤湿度的方法和特点。为了采用人工神经网络方法反演出土壤湿度,在随机粗糙面双谱散射模型的基础上计算了裸土壤表面的散射系数和发射率,分析了3种不同的微波遥感模态和不同数据组合的等湿度区域分布的特点,从而确定了适合于各个微波遥感模态的输入数据组合。反演结果表明,只要选择适当的人工神经网络输入数据组合,采用3种模态中的任何一种微波遥感模态反演土壤湿度都是可行的,并具有较好的反演精度,结果对于微波遥感反演土壤湿度方案的选取具有指导意义。

[关键词] 微波遥感; 土壤湿度反演; 遥感模态和数据组合; 人工神经网络

[中图分类号] TP72 **[文献标识码]** A **[文章编号]** 1009-1742(2004)06-0050-07

1 引言

土壤含水量或土壤湿度在全球水循环运动中扮演着非常重要的角色,是水文、气象和农业研究中的重要参数。面对全球环境恶化、水资源短缺、洪涝干旱自然灾害不断增多等众多问题,建立全天候、全天时的全球地表水分监测系统是十分必要的。微波遥感不受气候和时间的限制,对地表具有一定的穿透性,可在大尺度范围内高效率、不间断地对土壤湿度进行测量,是一种有效的土壤湿度监测手段。微波遥感分为主动微波遥感和被动微波遥感,相应的测量物理量分别是散射系数和亮温度。研究和实验^[1]表明,含水量不同的土壤表现出明显不同的介电特性,从而使散射系数和亮温度明显依赖于土壤湿度,这是采用微波遥感手段测量土壤湿度的物理基础。由于存在主动和被动2种微波遥感方式,可以组成3种不同的微波遥感模态:主动模态,被动模态以及主、被动相结合的模态。每一种微波遥感模态又可以有不同种类的输入数据组合:主动模态选取不同频率或相同频率、不同极化

的散射系数的组合;被动模态选取不同频率或相同频率、不同极化的发射率的组合;主动与被动相结合模态选取不同频率或相同频率、不同极化的散射系数和发射率的组合。如何从观测到的不同数据组合的大量的散射系数和亮温度数据中提取土壤湿度信息是微波遥感土壤湿度的主要任务,笔者将对3种微波遥感模态的数据组合、反演方法、特点和反演精度进行系统的研究。在保证可行性和反演精度的前提下,尽可能减少输入数据的种类,这不仅对于土壤湿度信息的提取是十分必要的,而且对于有效载荷系统的设计也有重要的参考价值。

早期的土壤湿度提取方法有经验模型法,如Oh模型^[2]和Dubois模型^[3],这2个模型都是依据一定条件下的实验数据发展得到的,并且可以成功运用到一些特定的数据组上。但是,由于获取实验数据的区域限制性,这2个模型的适用范围非常有限。Shi模型^[4]是另一种经验模型,它依据随机粗糙面散射的积分方程模型(IEM)^[5]计算样本数据,然后进行数据拟合,但是通过数据拟合得到的经验模型其适用范围仍是有限的。为了克服经验模型的

[收稿日期] 2003-07-15; **修回日期** 2003-10-13

[基金项目] 国家自然科学基金资助项目(40171071)

[作者简介] 袁 苇(1978-),男,湖北襄樊市人,清华大学电子工程系硕士研究生

局限性，笔者将采用基于理论模型的人工神经网络方法反演土壤湿度。

IEM 比早期的基尔霍夫模型和小扰动模型提供了更广的适用范围，将 IEM 用于人工神经网络土壤湿度的反演是有效的^[6-8]。近年来，刘宁和李宗谦等人提出了一种新的随机粗糙表面散射模型——双谱模型 (BSM, bi-spectrum scattering model)^[9]，这为人工神经网络反演土壤湿度提供了一个新的途径。BSM 与 IEM 相比较在计算散射系数时精度相近或较好，表达形式较为简单，计算较快捷，并克服了 IEM 双站不互易、入射角度定义模糊等缺点，所以笔者将选用 BSM 作数值仿真计算，用于计算散射系数以及发射率，然后应用人工神经网络反演土壤湿度。散射系数（或发射率）与土壤湿度之间的关系是一种极其复杂的非线性映射关系，这表现在 IEM 或 BSM 表达形式的复杂性上，因而试图通过拟合或解析寻优的方法寻找理论模型的显示逆映射是非常困难的。Shi 模型通过拟合得到了土壤湿度和表面粗糙度关于散射系数的解析表达式，但实验表明其适用范围有限。神经网络具有很强的非线性映射能力和记忆、学习、自适应能力，将其用于土壤参数的反演不失为一种好的选择。笔者依据 BSM 计算了大量的训练样本和检验样本，神经网络利用这些数据通过自身简单的神经元及函数的组合调整（学习），可以准确地逼近任何非线性映射关系，从而绕开寻找复杂非线性映射的显式逆映射的困难，解决土壤湿度的反演问题。

在随机粗糙面双谱散射模型的基础上，首先计算了裸土壤表面的散射系数和发射率，然后分析了 3 种不同的微波遥感模态和不同数据组合的等湿度区域分布的特点，从而确定了适合于各个微波遥感模态的输入数据组合。训练和反演结果表明，选择适当的散射系数和发射率的数据组合作为神经网络输入，采用 3 种模态中的任何一种微波遥感模态反演土壤湿度都是可行的，仅需要输入 2 个种类的数据，便可获得较好的反演精度。

2 双谱模型简介^[9]

笔者假设表面为高斯严平稳随机过程，基此可用高度起伏方差和相关函数（或相关谱）2 个几何特征参量来描述随机粗糙面。在推导双谱模型时，需要构造与原随机粗糙表面等价的高斯严平稳表

面。可以证明，只要构造出来的表面函数具有与原随机粗糙表面相同的高度方差和相关函数，并且也是高斯严平稳的，则构造的表面与原表面等价。这样，原高斯严平稳表面可以被分解为随机简谐分量的叠加，采用任意形式的滤波器分割相关谱，可以得到 2 个统计独立的表面，其相关谱之和为原表面的相关谱。概括地说，建立双谱模型的主要思路是：在谱域构造随机粗糙面，并通过分割相关谱将其分解为 2 个独立的随机粗糙面之和，然后利用改造后的基尔霍夫模型 (KM) 和小扰动模型 (SPM) 的分析方法求解散射系数。分析和计算表明，双谱模型有较宽的适用范围，在高频和低频时分别退化为 KM 和 SPM，并且保持了双站散射系数的互易性，消除了入射角的模糊定义。

记原随机粗糙面为 $z(x, y)$ ，采用低通滤波器对原随机粗糙表面的相关谱滤波，可以得到 2 个独立高斯粗糙面的叠加。滤波器的输出分量 $z_1(x, y)$ 的散射可以用基尔霍夫机理近似， $z_1(x, y)$ 为基尔霍夫表面，记为 $z_k(x, y)$ ；滤波后的剩余分量 $z_2(x, y)$ 满足小扰动条件，可以用小扰动机理近似， $z_2(x, y)$ 由于满足小扰动条件，故称之为小扰动表面 $z_s(x, y)$ 。设计低通滤波器频响 $H(k_x, k_y)$ 应该满足下述两点要求：低通滤波器的频响 $H(k_x, k_y)$ 为非负的实函数；经滤波后，输出的基尔霍夫表面相关函数受限于有限的空域窗内。对于原表面任意一次实现，有

$$z(x, y) = z_k(x, y) + z_s(x, y) \quad (1)$$

与基尔霍夫表面和小扰动表面对应的关系谱分别是

$$W(k_x, k_y) = H(k_x, k_y)W(k_x, k_y) \quad (2)$$

$$W_s(k_x, k_y) = [1 - H(k_x, k_y)]W(k_x, k_y) \quad (3)$$

的扰动场，注意扰动场是指对基尔霍夫场的扰动场。文献[9]提出了一种容易计算、输出结果简单的表面缩尺滤波法，求得低通滤波器的频响 $H(k_x, k_y)$ 。实际测量表明，大多数自然界中裸土壤表面的相关谱是单调下降的，设原随机粗糙表面的相关函数为 $\rho(r)$ ，相关谱为 $W(\omega)$ ，则将相关谱沿频率轴压缩 β 倍 ($0 < \beta < 1$ 是正实数)，压缩后的谱为

$$W_k(\tilde{\omega}) = W(\omega/\beta) < W(\omega) \quad (4)$$

依据小扰动模型的适用条件，可以确定缩比系数为

$$\beta = \begin{cases} 0 & k^2\sigma^2 \leq 0.1, \\ \sqrt{1 - (0.1/k_0^2\sigma^2)} & k^2\sigma^2 > 0.1. \end{cases} \quad (5)$$

式中 k 是自由空间波数, σ 是随机粗糙表面高度起伏方差。

对于 $k\sigma \leq 3.0$ 和 $k\sigma > 3.0$ 两种情况, 利用上述表面谱分解和缩尺滤波的结果, 可求得各向同性表面的双谱模型散射系数, 具体表示式如下:

1) $k\sigma \leq 3.0$ 时的双谱模型散射系数

$$\sigma_{qp}^0 = \frac{k^2}{4\pi} \exp[-(k_{iz} - k_{sz})^2 \sigma^2 \beta^2] |f_{qp}|^2 \cdot \sum_{n=1}^{\infty} \frac{1}{n!} (k_{iz} - k_{sz})^{2n} \sigma^{2n} \beta^{2(n-1)} W^{(n)} \left(\frac{k_{ix} - k_{sx}}{\beta}, \frac{k_{iy} - k_{sy}}{\beta} \right) + \frac{1}{\pi} k_0^2 \sigma^2 \cos^2 \theta_s |\alpha_{qp}|^2 \exp[-(k_{iz} - k_{sz})^2 \sigma^2 \beta^2] \sum_{n=0}^{\infty} \frac{1}{n!} (k_{iz} - k_{sz})^{2n} \sigma^{2n} \left[W_{\text{int}}^{(n)}(k_{ix} - k_{sx}, k_{iy} - k_{sy}) - \beta^{2n} W^{(n+1)} \left(\frac{k_{ix} - k_{sx}}{\beta}, \frac{k_{iy} - k_{sy}}{\beta} \right) \right] \quad (6)$$

式中, f_{qp} 是基尔霍夫模型场系数, α_{qp} 是小扰动模型场系数。坐标轴 z 垂直于大地, k_{ix} , k_{iy} , k_{iz} , 和 k_{sx} , k_{sy} , k_{sz} 分别是入射波矢量和散射波矢量的 x , y , z 分量。 n 阶自相关谱为

$$W^{(n)} = \iiint \rho_k^n(u, v) \exp(-jk_x u - jk_y v) du dv \quad (7)$$

n 阶互相关谱为

$$W_{\text{int}}^{(n)} = \iiint \rho(u, v) \rho_k^n(u, v) \exp(-jk_x u - jk_y v) du dv \quad (8)$$

式中 $\rho_k(r) = \beta^2 \rho(r)$, $\rho(r)$ 是自相关函数, r 是距离参数。

2) $k\sigma > 3.0$ 时双谱模型散射系数 将各向同性的相关函数 $\rho(r)$ 做一次台劳近似展开, $\rho(r) = 1 - \rho_r(0)r$, 其中 $\rho_r = \partial \rho(r) / \partial r$, 这样, 双谱模型散射系数为

$$\sigma_{qp}^0 = [k_0^2 |f_{pq}|^2 + 4k_0^2 \sigma^2 \cos^2 \theta_s \alpha_{qp}^2 (1 - \beta^2)] (k_{iz} - k_{sz})^2 \sigma^2 \beta^3 / 2[(k_{iz} - k_{sz})^4 \sigma^4 \beta^6 \rho_r^2(0) + \omega^2]^{1.5} \quad (9)$$

若相关函数的一阶导数为零, 则须做二阶台劳近似, $\rho(r) = 1 - \rho_{rr}(0)r^2/2$, $\rho_{rr} = \partial^2 \rho(r) / \partial r^2$, 这样双谱模型散射系数为

$$\sigma_{qp}^0 = \frac{k_0^2 |f_{qp}|^2 + 4k_0^2 \sigma^2 \cos^2 \theta_s \alpha_{qp}^2 (1 - \beta^2)}{2(k_{iz} - k_{sz})^2 \sigma^2 \beta^4 |\rho_{rr}(0)|} \exp \left[-\frac{\omega^2}{2(k_{iz} - k_{sz})^2 \sigma^2 \beta^4 |\rho_{rr}(0)|} \right] \quad (10)$$

式 (9) 和式 (10) 适用于各向同性的表面。

式 (6)、式 (9) 和式 (10) 是双谱散射模型的散射系数计算公式。

3 基于 BSM 的发射率计算模型

物体表面发射率 $e(\theta, \phi)$ 等于其亮温度 $T_B(\theta, \phi)$ 与物理温度 T 之比, 即 $e(\theta, \phi) = T_B(\theta, \phi) / T$ 。土壤湿度的变化引起土壤介电常数的变化, 进而引起土壤表面发射率的变化, 例如, 由于湿度的变化引起土壤发射率的变化, 其量级可以从湿土的 0.6 到干土的 0.9, 这是被动微波遥感测量土壤湿度的物理基础。亮温度和物理温度是可测的, 从而可由测量数据求得发射率, 进而反演土壤湿度。基于双谱散射模型的被动微波遥感土壤湿度反演方法的研究, 首先需要由双站散射系数计算反射率 $\Gamma_p(\theta, \varphi)$ 和发射率 $e_p(\theta, \varphi)$, 然后才能应用人工神经网络反演土壤湿度。发射率与反射率的关系为

$$e_p(\theta, \varphi) = 1 - \Gamma_p(\theta, \varphi) \quad (11)$$

对双站散射系数在上半空间的进行积分, 可得粗糙土壤表面的反射率

$$\Gamma_p(\theta, \varphi) = \frac{1}{4\pi} \iint_{2\pi} (\gamma_{pp}(\theta_s, \phi_s, \theta, \phi) + \gamma_{qp}(\theta_s, \phi_s, \theta, \phi)) d\Omega_s \quad (12)$$

式中, $\gamma_{qp}(\theta_s, \phi_s; \theta, \phi)$ 为含有相干散射和非相干项的双站散射系数, 电磁场在 (θ, ϕ) 方向上以 p 极化入射, 在 (θ_s, ϕ_s) 方向上以 q 极化散射。在计算发射率时, 需将 γ_{qp} 中的相干项和非相干项分开, 分别计算它们对发射率的贡献。首先计算反射率, 设非相干项为双谱模型散射系数 σ_{pp}^0 , 相干项为光滑平面的菲涅耳反射率乘以适当的指数因子, 可得到基于双谱模型的反射率

$$\Gamma_p(\theta) = \Gamma_{\text{coh}}(\theta) + \Gamma_{\text{inc}}(\theta) = \Gamma_p^0(\theta) \exp(-h \cos^2 \theta) + \frac{1}{4\pi \cos \theta} \iint_{2\pi} (\sigma_{pp}^0(\Omega_s; \theta) + \sigma_{qp}^0(\Omega_s; \theta)) d\Omega_s \quad (13)$$

式中, $\Gamma_p^0(\theta)$ 为光滑平面的菲涅耳反射率, 由于随机粗糙表面是各向同性的, 所以 $\Gamma_p(\theta)$ 仅与入射角 θ 有关, 而与方位角无关, $h = 4k^2 \sigma^2$, k 为波数, σ 为表面高度标准方差, Ω_s 代表了散射立体角。在给定入射波频率、土壤介电常数以及物理温度的条件下, 由式 (13) 计算裸土壤随机粗糙表面的反射率, 进而由式 (11) 计算发射率。

计算上半空间各个角度的散射系数占用了发射率计算的绝大部分时间。BSM 模型与 IEM 模型相比较, BSM 模型具有简单快捷的优点, 可以节省

二分之一以上的计算时间。

4 不同数据组合的等湿度区域分布

不同的数据类型组合对应着不同的微波遥感模态和系统参数，遥感模态包括主动模态、被动模态以及主动与被动相结合的模式，系统参数包括入射波频率、入射角度和极化方式。研究表明^[6, 8]，无论是哪种模态，仅仅一种数据类型所包含的信息量是不足以反演出土壤湿度的，必须采用 2 个或 2 个以上类型的数据组合，利用多频率、多角度或多极化散射系数或（和）发射率所包含的信息，将土壤湿度信息中提取出来。在保证反演的可行性和精度的前提下，所需数据种类越少越好，这样有利于硬件系统的实现。如果不关心地面的粗糙度，而仅关心土壤湿度，2 个类型的数据组合就够了。

图 1 显示了 2 种不同系统配置下的后向散射系数空间中中等湿度区域的分布情况，3 种图标分别代表了 3 种湿度（10%，20%，30%）条件下的土壤表面的后向散射系数。图 1a（数据组合 a）是入射角为 60° 情况下，入射频率和极化方式分别为 1.4 GHz HH 极化和 4.7 GHz VV 极化的不同频率、不同极化的二维后向散射系数空间中中等湿度区域分布情况，图 1b（数据组合 b）是入射角为 60°、入射频率为 4.7 GHz 的 HH 和 VV 极化的二维后向散射系数空间中的等湿度区域分布情况。

从图 1 中可以看出，在数据组合 a 的情况下，等湿度区域有很大一部分的重合，而在数据组合 b 的情况下，等湿度区域则有非常明显的隔离。不同等湿度区域的隔离状况越好，说明其分布受其他因素的影响越小，对反演湿度值越有利。计算了上述两种数据组合的训练样本，分别训练了人工神经网络，结果表明，在数据组合 a 的情况下，网络训练无法收敛，因而无法利用该数据组合进行土壤湿度反演，而在数据组合 b 的情况下，网络训练收敛的较快，用检验样本对数据组合 b 情况下的网络进行检验，取得了很好的反演效果。图 2 显示了频率 4.7 GHz、入射角 60°、双极化 2 个后向散射系数的数据组合情况下人工神经网络的反演效果，图 2a 对检验样本真实值和网络反演值进行了比较，图 2b 给出了反演误差的分布情况。图 2 很清楚的表明，4.7 GHz 频率、60° 入射角、双极化 2 个后向散射系数的数据组合能够很好的反演出土壤湿度。检验其他同频率、同入射角、双极化 2 个后向

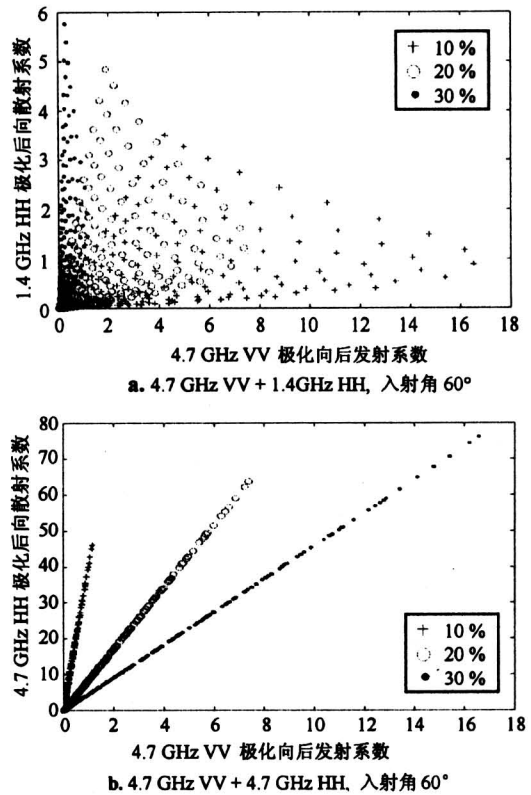


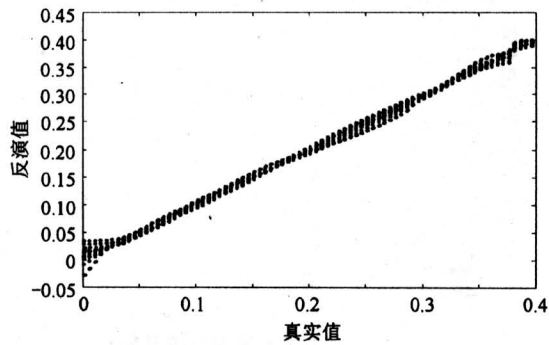
图 1 不同后向散射系数数据配置下的等湿度区域分布图

Fig.1 Distribution of isomoisture regions with different backscattering coefficient data sets

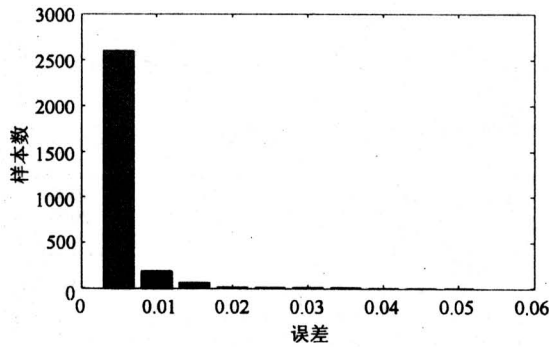
散射系数配置下的网络训练和反演的情况，均能够得到相似的结果，只是反演精度略有不同。因此，仅用 2 个主动遥感数据便可反演出土壤湿度，并且达到满意的反演精度。

可以将相同的方法应用于被动遥感数据（发射率），发射率由 BSM 计算得出。同样，通过对不同数据组合情况下等湿度区域分布情况的分析，选择同频率、同入射角、双极化 2 个发射率的数据配置。图 3 是入射频率 4.7 GHz、入射角 45°、H 极化和 V 极化 2 个发射率数据配置下的等湿度区域分布情况，以及该数据配置下训练人工神经网络的反演情况。从图 3 可以看出，该数据配置下等湿度区域分布的隔离度比较好，相应的网络训练的收敛和反演情况也较好。

前面的分析可知，无论是利用主动遥感的散射系数，还是被动遥感的发射率，均可以通过神经网络提取出土壤湿度，其内在原因是土壤表面的散射、辐射特性强烈依赖于土壤水分含量，即土壤表面的散射系数和发射率包含了土壤湿度信息。目



a. 土壤湿度反演值与真实值的比较



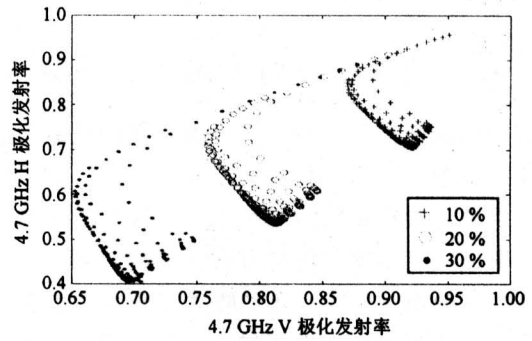
b. 反演误差分布

图2 4.7 GHz VV 极化 + 4.7 GHz HH 极化, 入射角 60° 两个后向散射系数数据配置下神经网络的反演效果

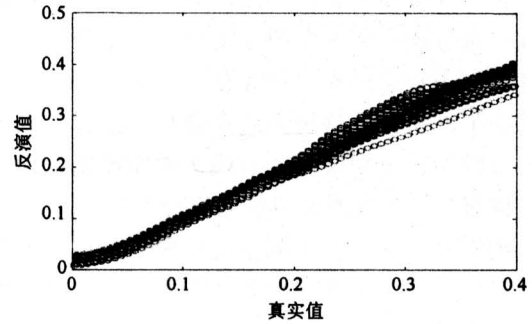
Fig.2 Comparison between “exact” and retrieved values of soil moisture and error distribution

前, 微波遥感器的研制正朝着多模态方向发展, 也就是说可以从一个遥感器上同时获取目标的主动、被动微波遥感信息。国内科研单位已研制出双模态微波遥感器^[10], 该传感器可同时接收目标的散射和辐射信号。因此, 研究主动、被动数据联合反演土壤湿度的问题具有非常重要的实际意义。

同样的, 利用等湿度区域分布图来寻找最合适的数据组合。通过比较和分析多组数据配置下的等湿度区域隔离度, 选择入射频率 4.7 GHz、入射角为 45° 的 HH 极化后向散射系数和 V 极化发射率的数据配置。图 4a 是该数据组合下的等湿度区域空间分布情况, 图 4b 显示了该数据配置下人工神经网络反演土壤湿度的情况。可以看出, 该数据配置下的等湿度区域也有明显的隔离度, 相应的网络训练收敛也较快, 目标函数的均方差 (MSE) 可达到 4.0×10^{-4} , 反演结果也比较好。



a. 等湿度区域分布图



b. 土壤湿度反演值与真实值比较

图3 4.7 GHz H 极化 + V 极化, 入射角 45°, 两个发射率数据配置下等湿度区域分布和网络反演情况

Fig.3 Distribution of iso-moisture regions with data set: 4.7 GHz, H + V, $\theta = 45^\circ$ two emissivity data; and comparison between “exact” and retrieved values of soil moisture

5 不同微波遥感模态反演土壤湿度

将前面选定的 3 种微波遥感模态的数据组合的网络训练和收敛情况的比较列在表 1 中: 数据组合 1 使用的数据是后向散射系数, 属于主动微波遥感模态; 数据组合 2 使用的数据是发射率, 属于被动微波遥感模态; 数据组合 3 属于主动与被动结合的微波遥感模态, 使用的数据是 1 个后向散射系数和 1 个发射率。3 种微波遥感模态输入数据的种类都为 2 种, 均使用相同的网络结构, 经过训练后都是可以收敛的, 但是训练和收敛的情况并不一样。在数据组合 1 情况下, 网络训练的目标函数 MSE 可达到 10^{-5} , 比数据组合 2、组合 3 要高出一个数量级, 相应的反演精度也较高, 但是所需要的训练代数也较长, 需要 300 代以上, 而数据组合 2 和数据组合 3 在训练 100 代后就可以达到 10^{-4} 了。数据

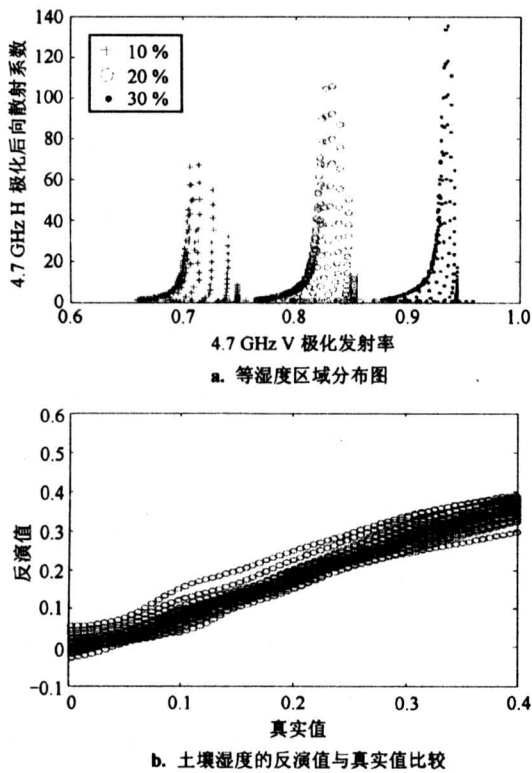


图 4 4.7 GHz, 入射角 45°, HH 极化后向散射系数 + V 极化发射率的数据配置下等湿度区域分布和网络反演情况

Fig.4 Distribution of isomoisture regions with data set: 4.7 GHz HH backscattering coefficient + V emissivity, $\theta = 45^\circ$; and comparison between "exact" and retrieved values of soil moisture

组合 2 和数据组合 3 都包含了发射率数据, 由上述的理论模型可以看出, 发射率是由表面散射系数的上半空间积分得来的, 这种半空间的积分减弱了发射率对表面粗糙度的敏感程度, 但是另一方面, 同时也使得发射率对土壤湿度的映射更加复杂, 因而降低了反演的精度。

表 1 3 种微波遥感模态输入数据种类组合的训练与收敛情况比较

Table 1 Comparison among training and retrieval results of different data sets with three microwave remote sensing modes

微波遥感模态	数据种类组合	目标函数均方差 (MSE)	训练代数	样本数 / %
1. 后向散射系数	HH + VV, 4.7 GHz, 60°	2.45×10^{-5}	300	99
2. 发射率	H + V, 4.7 GHz, 45°	3.04×10^{-4}	100	94
3. 后向散射系数 + 发射率	HH + V, 4.7 GHz, 45°	4.01×10^{-4}	100	90

* 误差小于 0.02 的检验样本所占百分数

需要说明, 笔者利用主动遥感数据和被动遥感数据并没有考虑分辨率问题。对于实测数据, 二者的分辨率可能相同, 但大多数情况下是不同的, 如综合孔径雷达的分辨率要比辐射计的分辨率高许多。如何解决二者分辨率的差异, 从而充分利用主动、被动遥感数据也是一个研究的问题^[11]。

6 结论

依据双谱散射模型计算了不同条件下的散射系数和发射率的训练样本和检验样本, 并分析了 3 种微波遥感模态的不同数据组合下的等湿度区域分布情况。结果表明, 选择使等湿度区域较少重合, 相互隔离的数据组合对于土壤湿度的反演是有利的, 可以以此作为依据, 确定适当的数据配置, 用以训练人工神经网络, 进而反演土壤湿度。反演结果表明, 只要选取适当的散射系数和发射率数据组合, 如采用同频率的不同极化的数据组合, 利用 3 种微波遥感模态中的任何一种模态反演土壤湿度都是可行的, 并有较好的精度。

参考文献

- [1] 乌拉比 F T, 穆尔 R K, 冯健超. 雷达遥感和面目标的散射、辐射理论 微波遥感 第二卷 [M]. 北京: 科学出版社, 1987
- [2] Oh Y, Sarabandi K, Ulaby F T. An empirical model and inversion technique for radar scattering from bare soil surface [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1992, 30 (2): 370~381
- [3] Dubois P C, Van Zyl J J, Engman E T. Measuring soil moisture with imaging radar [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1995, 33 (4): 915~926
- [4] Shi J, Wang J, Hsu A Y, O' Neill P E, et al. Estimation of bare surface soil moisture and surface roughness parameter using L - band SAR image data [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1997, 35 (5): 1254~1266
- [5] Fung A K, Li Z Q, Chen K S. Back scattering from a randomly rough dielectric surface [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1992, 30 (2): 356~369
- [6] Li Zong Qian, Tu Yuhua, Liu Ning. Inversion of the soil moisture based upon neural network [A]. Proceeding of 2000 5th International Symposium on Antennas, Propagation and EM Theory [C]. Beijing: Published House of Electronics Industry, 2000. 398~401

- [7] Weimann A. Inverting a microwave backscattering model by the use of a neural network for the estimation of soil moisture [A]. *Geoscience and Remote Sensing Symposium Proceedings, IGARSS '98* [C]. 1998 IEEE International, Jul 1998, 4 (6-10): 1837~1839
- [8] Wang Xin, Li Z Q. Numerical calculations of emission from rough soil surfaces and inversion of soil moisture by a neural network approach [A]. 2001 International Laster, lightwave and Microwave Conference Proceedings [C]. Shanghai China, 2001. 202~205
- [9] Liu Ning, Li Zongqian. Bi-spectrum scattering model for dielectric randomly rough surface [J]. *Tsinghua Science and Technology*, 2003, 8 (5): 46~52
- [10] 张德海, 张俊荣, 张升伟, 等. 双模态微波遥感器的研制 [J]. *遥感学报*, 1999, 3 (2): 103~106
- [11] Bindlish R, Barros A P. Subpixel Variability of Remotely Sensed Soil Moisture: An Inter-Comparison Study of SAR and ESTAR [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2002, 40 (2): 1917~1920

Analysis of Data Sets With Different Microwave Remote Sensing Mode in Soil Moisture Retrieval

Yuan Wei, Li Zongqian, Liu Ning

(*Department of Electronic Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China*)

[Abstract] The scattering coefficient and emissivity are both very sensitive to the moisture content of bare soil surface, which is the essence of measuring soil moisture by using microwave technology. The methods and characters of three microwave remote sensing modes for soil moisture retrieval are discussed in this paper. Firstly, scattering coefficient and emissivity for bare soil surface are calculated based on the theoretical backscattering model BSM. Then the paper analyzes the distribution of isomoisture regions of different data sets, and presents that soil moisture information can be retrieved by using ANN with appropriate input data set.

[Key words] microwave remote sensing; soil moisture retrieval; remote sensing modes; neural network

(cont. from p.49)

PASS - BDI Model for Software Agent

Fan Wei^{1, 2}, Chen Zengqiang², Yuan Zhuzhi²

(1. *Software Base, Civil Aviation University Of China, Tianjin 300300, China*;

2. *College of Information Technology and Science, Nankai University, Tianjin 300071, China*)

[Abstract] Recent research on software agent is mainly based on rational agent theories that have been presented by Bratman and its core is to build BDI models for agent. But the models can not present the active cognitive processes of agent, and it is hard to richly present the relations between agent problem solving and agent mental states. Because it is not easy to build the explicit corresponding relations between the theory model and the model structure, agent rational models are difficult to realize. This paper introduces a psychologically recognized model - PASS (planning, attention, simultaneous processing and successive processing) into the study about intelligent agent, builds a new agent model named as PASS - BDI, describes the mental states, cognitive processes and whole behaviors with pi-calculus at length and strengthens the active cognitive attributes of agent. Because having built the explicit corresponding relations between this theory model and the model structure, it is easy to program in AOP practice. An application of the model in MAS is presented at last.

[Key words] agent; pi-calculus; cognitive processes; mental state