

星载微波辐射计的非线性反演算法^①

王兆徽^② 宋清涛^③ 蒋兴伟 张毅

(国家卫星海洋应用中心 北京 100081)

(国家海洋局空间海洋遥感与应用研究重点实验室 北京 100081)

摘要 为了提高用星载微波辐射计观测的数据反演大气海洋参数的精度和效率,提出了使用非线性的 Nelder-Mead 算法求解星载微波辐射计的辐射传输模型(RTM)的新的反演算法。与目前常用的多元线性回归(MLR)算法相比,Nelder-Mead 算法保证了整个反演过程具有明确的物理意义,避免了引入 MLR 模型带来的误差。反演结果表明,与传统的 MLR 算法相比,Nelder-Mead 算法具有较好的反演效率和较高的精度。

关键词 星载微波辐射计, 反演算法, Nelder-Mead 算法

0 引言

星载微波辐射计是测量地表或大气通过热辐射辐射出的电磁波的仪器。通过对微波辐射计观测的数据进行解算,可以获取海面温度、海面风速、大气中的水汽含量、云液态水含量等特定信息。这些信息对全球水循环以及气候变化等问题的研究有所帮助。先进微波扫描辐射计(advanced microwave scanning radiometer, AMSR)是日本宇宙航空研究开发机构(JAXA)和美国航空航天局(NASA)联合设计发射的星载微波扫描辐射计。目前已发射的辐射计包括搭载于 EOS Aqua 卫星的 AMSR-E、搭载于 ADEOS II 卫星的 AMSR 以及搭载于 GCOM-W1 卫星的 AMSR-2^[1]。目前国际最领先的星载微波辐射计反演算法已开发完成。开发者 Wentz 参考 Goodberlet、Swift 和 Wilkerson 为 SSM/I 开发的 GSW^[2] 算法, 基于辐射传输模型(radiative transfer model, RTM)建立了地球物理模型函数(geophysical function model, GFM), 为 AMSR 开发了多元线性回归(multiple linear regression, MLR)算法。该算法是目

前最常用的星载微波辐射计反演算法,具有结构简单、计算快速的优点。但 MLR 算法除了引入 RTM 模型外,还引入了新的反演模型,因此该算法并不具有明确的物理意义,反演结果的精度不高。

为 AMSR 的反演提供的算法理论基础文件(algorithm theoretical basis document, ATBD)^[3] 中不仅详细描述了 MLR 算法,还简要叙述了非线性迭代算法。该算法使用牛顿迭代法进行反演。虽然非线性的反演方法具有明确的物理意义,但是牛顿迭代法需要获取求解方程的导数信息,但 RTM 的导数通常不能方便地获得明确的表达式,因此牛顿迭代法并不是很实用。为了解决 MLR 算法物理意义不明确和精度不高的问题,以及现有的非线性迭代算法计算复杂的问题,我们基于 AMSR 的 ATBD,开发了一种新的非线性反演算法:通过数学变换,将求解由星载微波辐射计各个观测通道的参数化之后的 RTM 构成的非线性超定方程组,转化为求解函数最优化,并使用 Nelder-Mead(NM) 算法进行最优化问题的求解。NM 算法由 Nelder 和 Mead 于 1965 年提出^[4],是一种常用的非线性优化的数值方法,可广泛应用于导数不方便求出的情况。Nelder -Mead 算法属于

^① 973 计划(2011CB403501),国家自然科学基金(41276019, 41076012)和海洋公益性行业科研专项(201305032)资助项目。

^② 男,1989 年生,硕士生;研究方向:微波海洋遥感;E-mail: wzh@nsoas.org.cn

^③ 通讯作者,E-mail: qsong@nsoas.org.cn

(收稿日期:2014-10-13)

启发式搜索算法,采用逐步向最优值逼近的方式求函数最小值^[5]。

1 辐射传输模型

辐射传输模型(RTM)建立了海面温度(T_s , 单位K)、海面风速(W , 单位m/s)、大气水汽含量(V , 单位mm)、液水含量(L , 单位mm)等海洋大气参数与遥感卫星接收到的辐射亮温之间的关系。该关系可以表达为

$$T_{B\uparrow}(k_i, S) = T_{BU} + \tau [ET_s + T_{BQ}] \quad (1)$$

其中 $T_{B\uparrow}$ 为星载传感器接收到的总的辐射亮温, T_{BU} 为上行有效温度, τ 为大气透过率, ET_s 为海面发射的辐射亮温, T_{BQ} 为大气辐射的海面散射。在海面盐度、卫星观测角和观测方位角已知的情况下, 星载微波辐射计观测的辐射亮温可以表达为 T_s, W, V, L 的函数:

$$\begin{aligned} T_{Bi} &= f_i(T_s, W, V, L) + e_i \\ e_i &= e_{obsi} + e_{mi} \end{aligned} \quad (2)$$

其中 e_i 为观测亮温和 RTM 模拟亮温之间的误差, 该误差的来源包括仪器产生的观测误差 e_{obsi} 和模型误差 e_{mi} 。模型误差 e_{mi} 包括 RTM 与真实环境的误差 e_{rmti} 和反演模型与 RTM 之间的误差 e_{rei} 。

算法理论基础文件(ATBD)中详细描述了先进微波扫描辐射计(AMSR)各个观测通道的参数化的RTM。

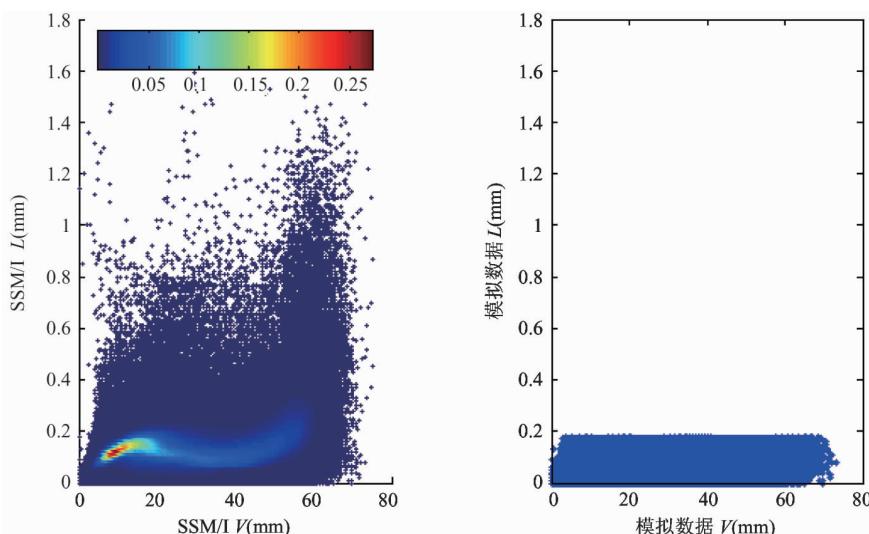


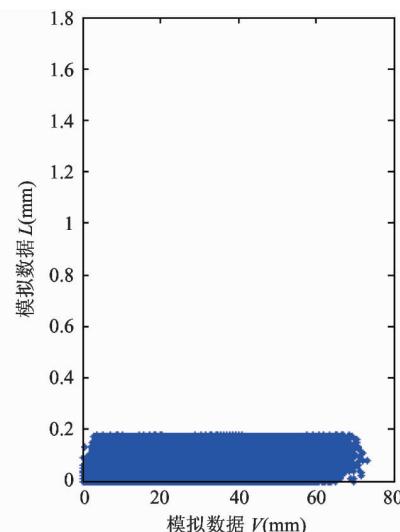
图1 积分水汽含量 V 与积分液水含量 L 分布

2 仿真实验数据的建立

遥感系统(remote sensing system, RSS)使用仿真数据计算出的模拟亮温, 计算出多元线性回归(MLR)算法的回归系数并用于 AMSR 的反演。我们基于 AMSR 的 ATBD 提供的参数化的 RTM, 建立了仿真数据库。通过这些仿真数据, 我们使用参数化的 RTM 计算出模拟亮温。

仿真数据库包含 400000 组仿真数据, 每组数据包含的物理量及分布如下: 海面温度 T_s (273 ~ 303K), 海面风速 W (0 ~ 20m/s), 积分水汽含量 V , 积分液水含量 L , 海面风向 phi (0 ~ π), 观测角 inc (54.7 ~ 55.3°), 海面盐度, s (32 ~ 37ppt)。

对于仿真数据库中 V, L 的分布情况的设置, 我们统计了 RSS 分发的 f17-SSM/I 的 2008 年-2011 年 48 个月的月平均格网数据, 统计了每个有效数据点的 V, L 。我们基于 V, L 分布情况随机生成仿真数据。由于在实际反演过程中, 每次反演是独立进行的, 因此我们在生成仿真数据时考虑了所有数据出现的可能性, 没有考虑 SSM/I 的 V, L 分布频率。由于 AMSR 参数化的 RTM 在 $L > 0.3$ mm 的情况下仅可以做定性计算, 因此仿真数据库只保留了 $L < 0.3$ mm 的情况。图 1 中 SSM/I 的 $V-L$ 分布的色标为该位置数据出现频率的百分数, V 的单位间隔是 0.3mm, L 的单位间隔是 0.01mm。



由于 AMSR 并不是全极化辐射计, 每个频率只有正交的两个通道, 因此我们对 ϕ 的取值范围进行了缩减。在只含正交通道的参数化的 RTM 中, 只有 $\cos(\phi)$ 和 $\cos(2 \times \phi)$ 两个关于 ϕ 的表达式, 因此我们只需要将 ϕ 的范围设置为 $0 \sim 180^\circ$ ^[6]。

3 非线性反演算法

3.1 反演通道选择

通过多元线性回归 (MLR) 模型反演的每一个大气海洋参数, 通常使用星载微波辐射计的全部 5 个用于反演的频率。然而, 对较低空间分辨率的低频通道的舍弃, 有助于提高反演的空间分辨率。使用新方法反演时, 我们研究了每个反演参数选取的频率。表 1 给出了空间分辨率与频率的对应关系, 表 2 给出了反演参数和频率的选择。

表 1 空间分辨率和频率对应关系

空间分辨率(km)	辐射计频率(GHz)
58	6.9
38	10.7
24	18.7, 23.8
13	36.5

表 2 反演参数和频率选择

反演参数	频率选择(GHz)
T_s	6.9, 10.7, 18.7, 23.8, 36.5
W	10.7, 18.7, 23.8, 36.5
V	18.7, 23.8, 36.5
L	36.5

海面温度: 在 4GHz 至 11GHz 之间, 垂直极化的辐射亮温对海面温度的变化具有很大的敏感度, 高于 18GHz 的通道对海面温度变化的响应不敏感, 不能单独用来反演海面温度。两个低频通道对海面温度变化的响应也不尽相同, 在海面温度低于 15°C (288K) 的冷水区域, 10.7GHz 垂直极化的辐射亮温对海面温度变化的响应不敏感^[7]。根据这 5 个频率的辐射特性, 我们选择全部 5 个频率反演海面温度。

海面风速: 海面坡度方差随着频率的增加而增加, 在 37GHz 左右达到最大值, 称为光学极限。因此, 随着频率的增高, 辐射亮温对风的响应会逐渐变大。在大于 10GHz 的频率范围内, 对风速的反演是有效的^[8]。根据这 5 个频率的辐射特性, 我们选择 10.7, 18.7, 23.8 和 36.5GHz 这 4 个频率反演海面风速。

水汽含量: 6.9, 10.7, 18.7, 23.8 和 36.5GHz 这 5 个频率中, 6.9GHz 和 10.7GHz 位于水汽吸收线最低的位置; 18.7GHz 位于吸收线最低至 22.235GHz 吸收峰的变动区域内; 23.8GHz 位于临近 22.235GHz 的水汽吸收峰的外部。在两个低频波段 (6.9GHz 和 10.7GHz), 辐射亮温几乎不包含水汽的信息^[9]。根据这 5 个频率的辐射特性, 我们选择 18.7, 23.8 和 36.5GHz 这 3 个频率反演水汽含量。

液水含量: 云中液态的水滴和降雨的雨水滴通过散射入射光影响透过率。云中水滴是瑞利散射, 雨中水滴和较高频率观测的水滴是米散射。在小于 10GHz 的频率, L 对于透过率的效应可以忽略。大于 10GHz 和较大降雨率的情况下, 米散射越来越重要。在微波波段, 频率越高, 辐射亮温对液水的敏感性越强^[10]。根据这 5 个频率的辐射特性, 我们选择 36.5GHz 反演水汽含量。

3.2 反演流程

以 T_s 和 W 的反演为例, 反演 T_s 时使用的通道包含了反演其他参数时使用的通道。即反演 T_s 的同时能够反演其他参数, 只不过其他反演参数的空间分辨率并不是最优的。而反演 W 时, 选取的频率中没有适合反演 T_s 的通道。此时 T_s 需要作为已知参数进行输入, 而不是反演目标进行求解。因此, 我们确定了图 2 所示的非线性反演算法流程。

第 1 步, 进行海面温度 (T_s) 的计算。采用 6.9GHz、10.7GHz、18.7GHz、23.8GHz 和 36.5GHz 共 5 个频率 10 个通道数据, 反演结果为 (T_{s6}, W_6, V_6, L_6) 。 T_{s6} 作为准确值, (W_6, V_6, L_6) 作为下一步计算的初始值, 均代入下一步计算。

第 2 步, 进行海面风速 (W) 的计算。采用 10.7GHz、18.7GHz、23.8GHz 和 36.5GHz 共 4 个频率 8 个通道数据, 反演结果为 (W_{10}, V_{10}, L_{10}) 。

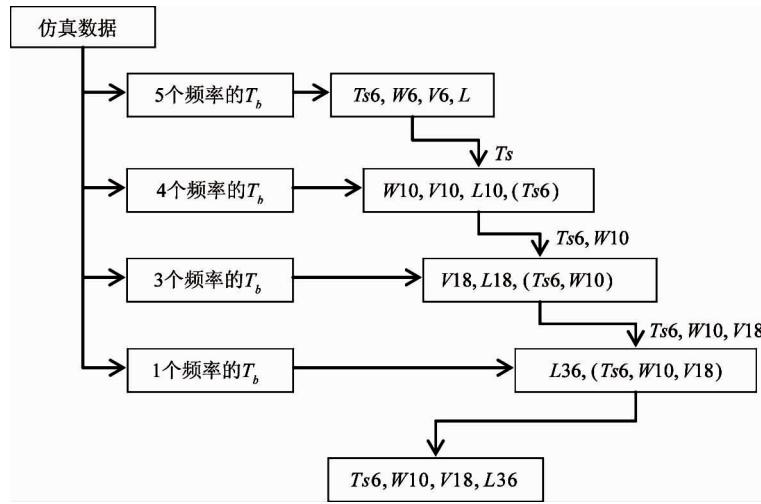
T_{s6}, W_{10} 作为准确值, (V_{10}, L_{10}) 作为下一步计算的初始值, 均代入下一步计算。

第 3 步, 进行水汽含量 (V) 的计算。采用 18.7GHz、23.8GHz 和 36.5GHz 共 3 个频率 6 个通道数据, 反演结果为 (V_{18}, L_{18}) 。 T_{s6}, W_{10}, V_{18} 作为准确值, (L_{18}) 作为下一步计算的初始值, 均代入

下一步计算。

第 4 步, 进行液水含量 (L) 的计算。采用 36.5GHz 共 1 个频率 2 个通道数据, 反演结果为 (L_{36}) 。

至此, 我们共求得 $T_{s6}, W_{10}, V_{18}, L_{36}$, 四个不同空间分辨率的反演参数。



注: 反演参数后的数字表示反演该参数时反演通道的最低频率

图 2 非线性反演算法流程

3.3 反演算法

已知在式(2) $T_{Bi} = f_i(T_s, W, V, L) + e_i$ 中 T_{Bi} 表示辐射计的 i 通道观测亮温, f_i 表示 i 通道的 RTM。 i 个通道的亮温数据就可以构建一个 i 元非线性超定方程组。我们得到一个关于观测亮温和均方误差 (mean square error, MSE) 的表达式:

$$MSE = \sqrt{\sum_{i=1}^i \frac{(k_i \cdot e_i)^2}{i}} \quad (3)$$

其中 k_i 是权重系数, 表示各个观测通道的贡献程度。我们在实验中, 令 k_i 为 1 或 0。

显然, 当 MSE 取得最小值时, 对应的 (T_s, W, V, L) 为这个非线性超定方程组的最优解。对于最小值的求解我们使用 Nelder-Mead (NM) 方法。由于 NM 算法的解可能是局部最优解, 对于初始值有着较为严格的要求。因此我们将线性回归方法获得的反演结果作为 NM 算法的初始值进行迭代求解。

NM 方法借用了几何学中单纯形的概念。单纯形是一种 N 维空间中具有 $N+1$ 个顶点的特殊多面体。常见的单纯形有 1 维空间中的直线、2 维空间

中三角形、3 维空间中的四面体。Nelder 和 Mead 通过使用反射 (reflection)、扩展 (expansion)、收缩 (contraction) 和紧缩 (shrink) 四种运算技巧, 不断调整 N 维空间的单纯形顶点使之逼近最优解。NM 算法只用到了函数值, 没有用到任何导数信息。因此 NM 算法被归于直接搜索方法。

NM 算法是一种计算定义在 $x \in R^n$ 中的函数 $f(x)$ 最小值的方法。我们需要定义关于四种运算技巧对应的参数以及单纯形初始顶点的选取规则。四种运算技巧对应的参数分别为反应 (ρ)、扩展 (χ)、收缩 (γ) 和紧缩 (σ), 根据 Nelder-Mead 最初的设定, 这四个参数取值范围如下:

$$0 < \rho < \chi, 0 < \gamma < 1, 0 < \sigma < 1 \quad (4)$$

Nelder 和 Mead 讨论了不同的参数取值在三种典型函数下的计算效果, 得出了标准的参数取值:

$$\rho = 1, \chi = 2, \gamma = 0.5, \sigma = 0.5 \quad (5)$$

单纯形初始顶点的选取规则, 我们参照 Fan 引用 L. Preffer 的描述^[11]。在能近似估计 $f(x)$ 最小值时 x 取值的情况下, 采用如下方法获得 $N+1$ 个单纯

形顶点的值:

$$\delta_u = 0.05, \delta_z = 0.0075 \quad (6)$$

我们估计的单纯形初值为 x_0 , 令 $v_1 = x_0$ 。其余的 N 个单纯形顶点如下所示:

$$(v_i)_j = \begin{cases} (x_0)_j + \delta_u (x_0)_j & j = i - 1, (x_0)_{j-1} \neq 0 \\ \delta_z & j = i - 1, (x_0)_{j-1} = 0 \\ (x_0)_j & j \neq i - 1 \end{cases} \quad (7)$$

其中, i 代表第 i 个单纯形顶点, $i = 2, n+1$ 。 j 代表单纯形顶点的第 j 维的值, $j = 1, n$ 。

在算法初始化工作完成之后, 我们可以进行具体的迭代计算^[12]:

第一步, 定义 $f_i = f(x_i)$, 并将 $N+1$ 个单纯形顶点的函数值排序, 满足关系式 $f_1 \leq f_2 \leq \dots \leq f_{n+1}$ 。

第二步, 反射。

计算反射点 x_r :

$$x_r = \bar{x} + \rho(\bar{x} - x_{n+1}) = (1 + \rho)\bar{x} - \rho x_{n+1} \quad (8)$$

其中, \bar{x} 为单纯形 n 个较优点的重心, 即 $\bar{x} = (\sum_{i=1}^n x_i)/n$ 。计算 $f_r = f(x_r)$, 如果 $f_1 \leq f_r < f_n$, 用 x_r 代替 x_{n+1} , 结束此次循环。

第三步, 扩展。

如果 $f_r < f_1$, 说明我们反射的方向正确, 计算扩展点 x_e :

$$x_e = \bar{x} + \chi(x_r - \bar{x}) = (1 + \rho\chi)\bar{x} - \rho\chi x_{n+1} \quad (9)$$

如果 $f_e < f_r$, 用 x_e 代替 x_{n+1} , 结束此次循环。如果 $f_e \geq f_r$, 用 x_r 代替 x_{n+1} , 结束此次循环。

第四步, 收缩。

收缩变换分为外收缩和内收缩两种形式:

当 $f_n \leq f_r < f_{n+1}$ 时, 执行外收缩:

$$x_c = \bar{x} + \gamma(x_r - \bar{x}) = (1 + \rho\gamma)\bar{x} - \rho\gamma x_{n+1} \quad (10)$$

如果 $f_c \leq f_r$, 用 x_c 代替 x_{n+1} , 结束此次循环。如果 $f_c > f_r$, 执行第五步紧缩变换。

当 $f_{n+1} \leq f_r$ 时, 执行内收缩:

$$x_{cc} = \bar{x} - \gamma(\bar{x} - x_{n+1}) = (1 - \gamma)\bar{x} + \gamma x_{n+1} \quad (11)$$

如果 $f_{cc} \leq f_{n+1}$, 用 x_{cc} 代替 x_{n+1} , 结束此次循环。如果 $f_{cc} > f_{n+1}$, 执行第五步紧缩变换。

第五步, 紧缩。

紧缩变换对 N 个非最优顶点进行变换:

$$v_i = x_1 + \sigma(x_i - x_1), \quad i = 2, \dots, n+1 \quad (12)$$

至此, 迭代计算中的一次计算结束。图 3 给出了 NM 算法流程。

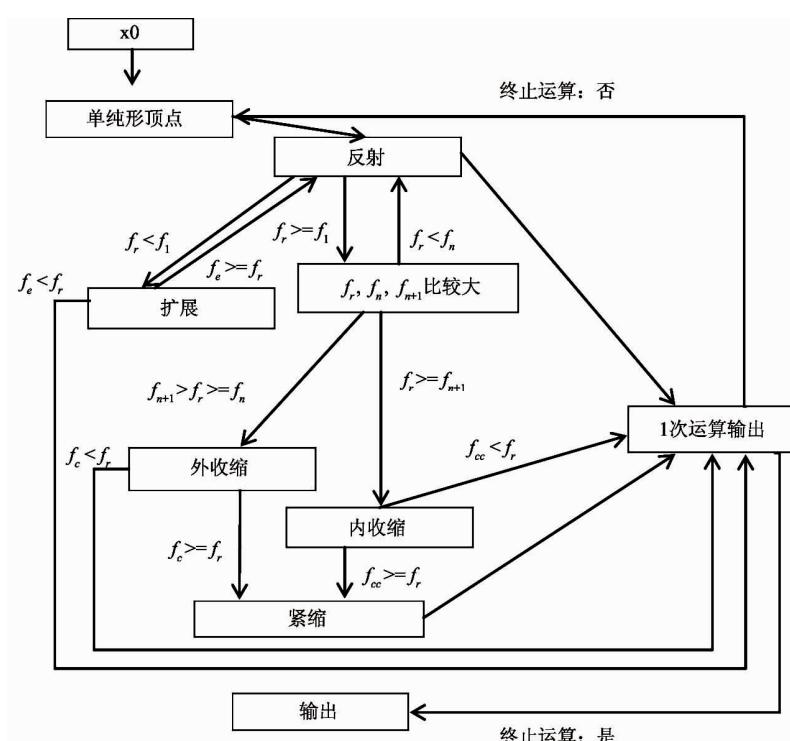


图 3 Nelder-Mead 算法流程

除了运算达到指定运算次数仍未收敛之外, 关于终止计算的判断规则,Nelder 和 Mead、Tomick^[13]以及 Michael Baudin^[14]做了不同的表述:Nelder 和 Mead 提出的终止运算判据为单纯形顶点函数值标准差 S_f 小于 $1e^{-8}$, S_f 为

$$S_f = [\sum (f_i - \bar{f})^2 / (n + 1)]^{1/2} \quad (13)$$

Tomick 引用 Dennis 和 Woods^[15], 指出在某些系统存在误差的情况下,Nelder 和 Mead 的判据并不十分合适。Dennis 和 Woods 的判据考虑了单纯形顶点的位置,采用了欧几里得范数的形式进行表述:

$$(1/\Delta) \max \|v_i - v_0\| \leq \varepsilon, \Delta = \max(1, \|v_0\|), \quad \varepsilon = 1e^{-4} \quad (14)$$

我们参考 Michael Baudin 关于 matlab 中 fminsearch 函数判据的说明,从单纯形顶点函数值和单纯形顶点位置两个方面进行判断。该判据为满足 Nelder-Mead 和 Dennis-Woods 判据的充分条件。这

里我们设置 ε_1 和 ε_2 均为 $1e^{-4}$ 。

$$\max |f(v_i) - f(v_0)| \leq \varepsilon_1, \text{ or}, \max |v_i - v_{i-1}| \leq \varepsilon_2, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (15)$$

4 结果分析

4.1 反演结果精确度

为了分析 NM 算法反演的精确度,我们比较了 400000 组反演结果与仿真数据。表 3 是采用 NM 算法的反演实验结果和 RSS 在 AMSR 的 ATBD 中提供的多元线性回归算法对仿真数据进行反演实验的结果。NM 算法反演结果的精度相对于多元线性回归反演算法有了较大的提高。图 4 为非线性反演算法反演结果。图 4 和表 3 中的数据对为 400000 组。实验表明,NM 算法反演的精确度远高于采用线性回归模型进行反演的精确度。

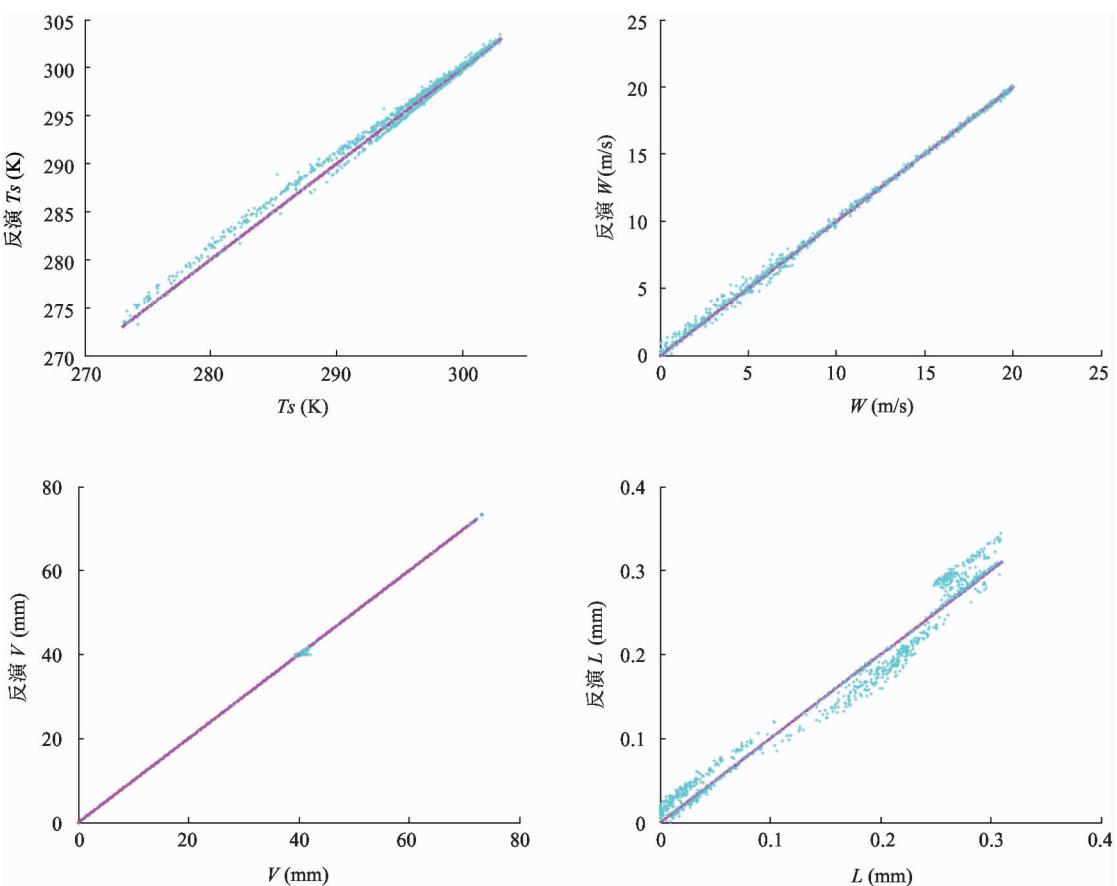


图 4 非线性反演算法反演结果

表 3 非线性反演算法反演结果

	ATBD 线性回归 RMSE	NM 非线性 RMSE	NM 非线性 BIAS
T_s (K)	0.58	0.037	7.19e-4
W (m/s)	0.86	0.013	1.11e-4
V (mm)	0.57	0.017	-2.73e-4
L (mm)	0.017	0.00087	5.64e-6

4.2 反演算法效率

为了研究 NM 算法在求解 RTM 构成的多元非线性超定方程组时的效率, 我们统计了 400000 组数据反演时每一步的迭代次数。图 5 为 4 个大气海洋参数迭代次数的统计, 纵轴为该迭代次数出现的频率。迭代次数由多至少为 T_s, W, V, L , 这与解算的方程组的复杂程度是一致的。我们的最大迭代次数设置为 1000, 而绝大多数迭代计算没有达到这个设置。因此非线性反演算法采用 NM 算法进行方程的解算不会出现不收敛的情况, NM 算法用于反演是可行的。

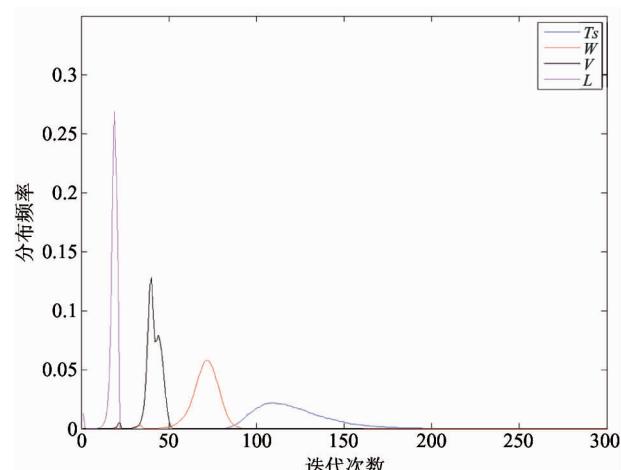


图 5 四个大气海洋参数迭代算法迭代次数

4.3 反演结果分析

多元线性回归算法使用简化的地球物理函数进行反演必然带来计算速度的快捷, 但是新模型的引入会产生新的误差。使用最优化方法直接获取 RTM 的解没有引入新的模型, 从而避免了新的误差的产生。NM 方法反演结果与仿真数据的偏差本质上是 Nelder-Mead 搜索算法求解函数最优化的偏差, 这个偏差远小于引入新模型所带来的误差。

Nelder-Mead 搜索算法是一种使用数值方法求

取函数最优化的方法, 不需要获得函数的导数信息。因此 NM 方法在参数化的 RTM 十分复杂的情况下具有可行性。相对的, 牛顿迭代法必须获取函数的导数信息, 在函数十分复杂的情况下, 即使使用数值差分的方法进行牛顿迭代计算, 过程也十分复杂。完整的非线性反演算法必然涉及超定非线性方程组的计算。因此 Nelder-Mead 算法比牛顿迭代法在解决反演问题时更加适用。

5 结 论

本研究的主要目标是减少和消除反演算法对反演精度的影响。首先分析了不同海洋大气参数反演时需要的频率和通道, 提出了合理的通道选择。其次, 将求解参数化的 RTM 转化为求解函数最优化, 取得了满意的结果。新的反演方法除了能够有效提高星载微波辐射计反演大气海洋参数的精确度, 还能够为反演的质量控制提供依据。该方法适用于评定 RTM 参数化过程的合理性以及反演结果的质量控制识别。在大气海洋参数和观测亮温都能够准确获得时, 正确的参数化的 RTM 应该具有较小的 MSE; 在实际观测数据反演时我们通常认为参数化的 RTM 是合理可靠的, MSE 较小时反演结果的精确度相对较高。

下一步的研究工作是将该算法合理的应用于实际观测数据的反演, 将新的结果与目前业务化产品进行比对分析。

参 考 文 献

- [1] Shimoda H. Global change observation mission. In: Proceedings of the 2009 IEEE International Conference on Geoscience and Remote Sensing Symposium, CapeTown, South Africa, 2009. V-228-V-231

- [2] Goodberlet M A, Swift C T, Wilkerson J. Ocean surface wind speed measurements of the Special Sensor Micro-wave/Imager (SSM/I). *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 1990, 28(5) : 823-828
- [3] Wentz F, Meissner T. AMSR Ocean Algorithm, Remote Sensing System, version 2, RSS Tech. Report 110398
- [4] Nelder J A, Mead R. A simplex method for function minimization. *Computer journal*, 1965, 7(4) : 308-313
- [5] Powell M J. On search directions for minimization algorithms. *Mathematical Programming*, 1973, 4(1) : 193-201
- [6] Meissner T, Wentz F J. The emissivity of the ocean surface between 6 and 90 GHz over a large range of wind speeds and Earth incidence angles. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 2012, 50 (8) : 3004-3026
- [7] Gentemann C L, Meissner T, Wentz F J. Accuracy of satellite sea surface temperatures at 7 and 11 GHz. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 2010, 48(3) : 1009-1018
- [8] Martin S. An Introduction to Ocean Remote Sensing. Cambridge University Press, 2004. Chapter 9
- [9] Ulaby F T, Moore R K, Fung A K, et al. Microwave Remote Sensing: Active and Passive. 1. Addison-Wesley
- Reading, Massachusetts, 1981. Chapter 5
- [10] Wentz F J, Spencer R W. SSM/I rain retrievals within a unified all-weather ocean algorithm. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 1998, 55(9) : 1613-1627
- [11] Fan E. Global optimization of Lennard-Jones atomic clusters M. S. Dissertation. Hamilton: McMaster University, 2002. 70-76
- [12] Lagarias J C, Reeds J A, Wright M H, et al. Convergence properties of the Nelder-Mead simplex method in low dimensions. *SIAM Journal on Optimization*, 1998, 9 (1) : 112-147
- [13] Tomick J J, Arnold S F, Barton R R. Sample size selection for improved Nelder-Mead performance. In: Proceedings of the 27th Conference on Winter Simulation, 1995. 341-345
- [14] Baudin M. Nelder mead user's manual. Digiteo, 2009. <http://forge.scilab.org/upload/docneldermead/files/neldermead.pdf>
- [15] Dennis J, Woods D J. Optimization on microcomputers: The Nelder-Mead simplex algorithm. In: Wouk A, ed. *New Computing Environments: Microcomputers in Large-scale Computing*, Philadelphia: Soc. Ind. Appl. Math., 1987. 116-122

Non-linear retrieval algorithm for passive satellite microwave radiometers

Wang Zhaohui, Song Qingtao, Jiang Xingwei, Zhang Yi

(National Satellite Ocean Application Service, Beijing 100081)

(Key Laboratory of Space Ocean Remote Sensing and Application, State Oceanic Administration, Beijing 100081)

Abstract

To improve the accuracy and efficiency of the retrieval of oceanic and atmospheric parameters from the observed data of passive satellite microwave radiometers, a new retrieval method using the non-linear Nelder-Mead algorithm to solve the radiative transfer model (RTM) of a passive satellite microwave radiometer is proposed. Compared with the multiple linear regression (MLR) algorithm, commonly used in the operational retrieval systems, the Nelder-Mead algorithm has definite physical meanings in the whole retrieval process and avoids the errors caused by the use of the MLR model. The retrieval results indicate that the Nelder-Mead algorithm has the better computational efficiency and the higher retrieval accuracy compared with the MLR algorithm.

Key words: passive satellite microwave radiometer, retrieval algorithm, Nelder-Mead algorithm