

# 电磁散射问题的两种反演方法研究\*

张 宇<sup>1)</sup> 杨 曦<sup>2)</sup> 苟铭江<sup>1)</sup> 史庆藩<sup>1)†</sup>

1)(北京理工大学理学院,北京 100081)

2)(北京理工大学信息与电子学院,北京 100081)

(2009 年 7 月 20 日收到;2009 年 9 月 10 日收到修改稿)

提出了电磁散射问题的两种反演方法:确定性梯度搜索方法和 Monte Carlo 随机搜索方法.给出了两种方法的基本原理,并对反演性能包括对散射体的定位能力、反演精度、反演时间进行了系统的分析与比较.数值计算结果表明,确定性方法定位精确,而随机性方法对散射体电磁参数的反演精度高且速度快,利用两者优点可以增强反演效果.

**关键词:** 电磁散射, 反演迭代, 确定性方法, 随机搜索

**PACC:** 4110H, 0350

## 1. 引 言

波动方程的反演一直是科研人员研究的热点问题之一.在声学领域中,以声波为基础的波动反演已经得到广泛的研究并形成了一系列成熟的算法<sup>[1,2]</sup>.然而在电磁场领域,由于电磁波的衍射和多散射效应较明显,导致电磁散射场的反演问题呈现严重的病态和强烈的非线性特征,使得该问题从理论研究到方法设计都具有相当的难度<sup>[3-10]</sup>.在电磁散射的反演中,借助于外部测量的散射数据推断未知目标的位置、形状和电磁参数分布等特征,无须与未知目标接触即可获得人们感兴趣的特性,因而在目标识别、探地雷达、地球物理遥感、医学成像、无损检测等许多领域得到了程度不同的应用,且其研究与开发的前景广阔<sup>[11-18]</sup>.

本文提出了两种不同的反演方法.一种是确定性的梯度搜索方法,另一种是以 Metropolis 提出的模拟退火方法为基础的随机搜索方法<sup>[19]</sup>.这两种方法在电磁散射场模拟中都采用时域有限差分(FDTD)法作为数值模拟方法,反演过程中均采用普遍使用的非线性最小二乘法来解这种反演问题,但不同的是确定性梯度方法在反演问题的求解过程中充分利用变体玻恩迭代的思想<sup>[20]</sup>,并通过 Tikhonov 正则化的方法得到迭代方程,然后将迭代方程离散化得

到适于数值计算的形式,最终实现了双参数(散射体的电导率和介电常数)的同时反演.而随机搜索方法则是在每一步的迭代过程通过产生随机数对当前的散射体参数分布进行修正,并通过一系列判断标准来决定该次修正是否被接受,从而使整个迭代寻优过程能有效地跳出局部优化,实现全局优化并最终实现双参数的同时反演.大量的数值模拟实验结果表明,确定性方法定位精确,而随机性方法反演精度高且速度快,结合两者优点可以增强反演效果.

## 2. 反演方法的理论分析

### 2.1. 物理模型

如图 1 所示,四个观测点置于散射体周围,激励源  $s$  发射出电磁波经散射体散射后被观测点  $r$  接收到.未知电磁目标的介电常数分布为  $\varepsilon(\mathbf{x})$ ,电导率分布为  $\sigma(\mathbf{x})$ .激励源为  $z$  向线电流源,置于计算区域  $R$  中.为了模拟无界空间的电磁场分布情况,在矩形的边界上设置吸收边界,计算中在 FDTD 截断边界处采用二阶 Mur 吸收边界条件<sup>[21]</sup>.为了对散射场进行反演,必须通过数值方法模拟出散射场的分布情况.本文采用 FDTD 通过编程实现散射场的模拟.

\* 国防科技预研基金(批准号:200907451256)资助的课题.

† 通讯联系人. E-mail: qfshil23@bit.edu.cn

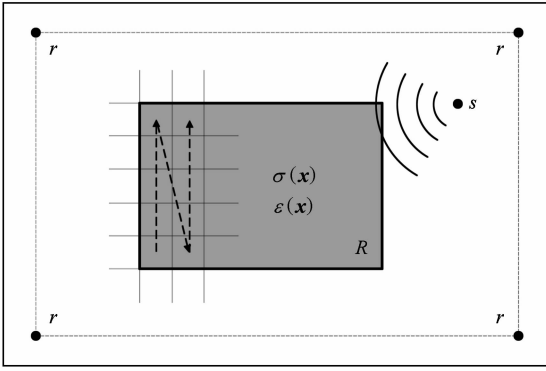


图1 散射场的数值计算区域

下面以二维横磁(TM)波为例进行计算. 激励电流源为

$$J_z(x, y, z) = \tau \frac{d}{dt} \left[ \left( \frac{t}{\tau} \right)^4 \exp(-t/\tau) \right] \delta(x - x_s) \delta(y - y_s), \quad (1)$$

其中  $\tau = 1.25 \times 10^{-10}$ . 我们的目的是要利用接收点得到的观测数据  $E_0(\mathbf{x}, t)$  来重建区域  $R$  内的介质参数分布, 即利用观测数据来求解  $\{\sigma(\mathbf{x}), \varepsilon(\mathbf{x})\}$ . 这是一个参数辨识问题, 因而将其转化为最小二乘问题来求解. 定义参量函数

$$f_{r,t}(\sigma, \varepsilon) = E(\mathbf{x}_r, t | \sigma, \varepsilon) - E_0(\mathbf{x}_r, t), \quad (2)$$

并定义目标函数

$$S(\sigma, \varepsilon) = \sum_{r,t} |f_{r,t}(\sigma, \varepsilon)|^2. \quad (3)$$

这样, 反演问题等价于最小二乘问题即  $\min S(\sigma, \varepsilon)$ , 就是寻求一个区域  $R$  内的介质参数分布  $\{\sigma''(\mathbf{x}), \varepsilon''(\mathbf{x})\}$ , 使得  $S(\sigma'', \varepsilon'')$  最小.

## 2.2. 确定性梯度搜索方法

根据麦克斯韦方程组, 对于各向同性线性有耗非磁性介质, 有波动方程

$$\begin{aligned} & \nabla^2 E(\mathbf{x}, t; \mathbf{x}_s) - \mu_0 \sigma(\mathbf{x}) \frac{\partial E(\mathbf{x}, t; \mathbf{x}_s)}{\partial t} \\ & - \mu_0 \varepsilon(\mathbf{x}) \frac{\partial^2 E(\mathbf{x}, t; \mathbf{x}_s)}{\partial t^2} \\ & = \mu_0 \frac{\partial J(\mathbf{x}, t)}{\partial t}, \end{aligned} \quad (4)$$

其中  $\mathbf{x}_s$  表示场源的位置. 对于  $\mathbf{x}_s$  处的线源, 有  $J(\mathbf{x}, t) = I_s(t) \delta(\mathbf{x} - \mathbf{x}_s)$ .

现假设区域  $R$  的背景电磁介质参数存在小的扰动

$$\varepsilon(\mathbf{x}) \rightarrow \varepsilon(\mathbf{x}) + \delta\varepsilon(\mathbf{x}),$$

$$\sigma(\mathbf{x}) \rightarrow \sigma(\mathbf{x}) + \delta\sigma(\mathbf{x}),$$

那么场也会发生相应的扰动

$$E(\mathbf{x}, t; \mathbf{x}_s) \rightarrow E(\mathbf{x}, t; \mathbf{x}_s) + \delta E(\mathbf{x}, t; \mathbf{x}_s),$$

其中  $\delta E(\mathbf{x}, t; \mathbf{x}_s)$  称为“等效散射场”. 将这个扰动代入(4)式并与(4)式相减, 取一阶近似后可得

$$\begin{aligned} & \nabla^2 \delta E(\mathbf{x}, t; \mathbf{x}_s) - \mu_0 \sigma(\mathbf{x}) \frac{\partial \delta E(\mathbf{x}, t; \mathbf{x}_s)}{\partial t} \\ & - \mu_0 \varepsilon(\mathbf{x}) \frac{\partial^2 \delta E(\mathbf{x}, t; \mathbf{x}_s)}{\partial t^2} \\ & = \mu_0 \delta\sigma(\mathbf{x}) \frac{\partial E(\mathbf{x}, t; \mathbf{x}_s)}{\partial t} \\ & + \mu_0 \delta\varepsilon(\mathbf{x}) \frac{\partial^2 E(\mathbf{x}, t; \mathbf{x}_s)}{\partial t^2}. \end{aligned} \quad (5)$$

令

$$\delta E(\mathbf{x}_r, t; \mathbf{x}_s) = \delta E^\sigma(\mathbf{x}_r, t; \mathbf{x}_s) + \delta E^\varepsilon(\mathbf{x}_r, t; \mathbf{x}_s), \quad (6)$$

利用时域格林函数的方法可以得到

$$\begin{aligned} \delta E^\sigma(\mathbf{x}_r, t; \mathbf{x}_s) &= -\mu_0 \int_0^t dt' \int_V dV' \left[ G(\mathbf{x}', t - t'; \mathbf{x}_r) \right. \\ & \quad \left. \times \frac{\partial E(\mathbf{x}', t'; \mathbf{x}_s)}{\partial t'} \delta\sigma(\mathbf{x}') \right], \end{aligned} \quad (7a)$$

$$\begin{aligned} \delta E^\varepsilon(\mathbf{x}_r, t; \mathbf{x}_s) &= -\mu_0 \int_0^t dt' \int_V dV' \left[ G(\mathbf{x}', t - t'; \mathbf{x}_r) \right. \\ & \quad \left. \times \frac{\partial^2 E(\mathbf{x}', t'; \mathbf{x}_s)}{\partial t'^2} \delta\varepsilon(\mathbf{x}') \right]. \end{aligned} \quad (7b)$$

将介质参数的扰动用离散变量表示并对时间取样, 设有  $N_s$  个场源,  $N_r$  个接收点, 时间步长为  $\Delta t$ , 共  $N_t$  个时间步, 定义

$$e = \delta E(\mathbf{x}_r, t; \mathbf{x}_s), \quad (8)$$

其中  $s = 1, 2, \dots, N_s; r = 1, 2, \dots, N_r; t = 1, 2, \dots, N_t$ . 于是(7a)和(7b)式可以统一写成线性方程

$$e = [M, N] \begin{bmatrix} \delta\sigma^T \\ \delta\varepsilon^T \end{bmatrix}. \quad (9)$$

矩阵  $M$  和  $N$  的矩阵元为

$$\begin{aligned} M_{(s,r,t),i} &= \frac{\delta E^\sigma(\mathbf{x}_r, t; \mathbf{x}_s)}{\delta\sigma_i} \\ &= -\mu_0 \int_0^t dt' \left[ G(\mathbf{x}_i, t - t'; \mathbf{x}_r) \right. \\ & \quad \left. \times \frac{\partial E(\mathbf{x}_i, t'; \mathbf{x}_s)}{\partial t'} \right], \end{aligned} \quad (10a)$$

$$\begin{aligned} N_{(s,r,t),i} &= \frac{\delta E^\varepsilon(\mathbf{x}_r, t; \mathbf{x}_s)}{\delta\varepsilon_i} \\ &= -\mu_0 \int_0^t dt' \left[ G(\mathbf{x}_i, t - t'; \mathbf{x}_r) \right. \end{aligned}$$

$$\times \left. \frac{\partial^2 \mathbf{E}(\mathbf{x}_i, t'; \mathbf{x}_s)}{\partial t^2} \right], \quad (10b)$$

其中  $\mathbf{x}_i \in \mathbf{R}$ .

令

$$[\mathbf{M}, \mathbf{N}] = \mathbf{A}, \quad (11)$$

$$\begin{bmatrix} \delta \sigma^T \\ \delta \varepsilon^T \end{bmatrix} = \delta \mathbf{m}, \quad (12)$$

将(2)式的残量函数写为  $f(\mathbf{m})$ , 目标函数写为  $S(\mathbf{m})$ , 则有 Taylor 近似

$$f(\mathbf{m} + \delta \mathbf{m}) \approx l(\delta \mathbf{m}) = f(\mathbf{m}) + \mathbf{A} \delta \mathbf{m}. \quad (13)$$

于是有

$$\begin{aligned} S(\mathbf{m} + \delta \mathbf{m}) &\approx \Gamma(\delta \mathbf{m}) \\ &= \frac{1}{2} l(\delta \mathbf{m})^T l(\delta \mathbf{m}) \\ &= S(\mathbf{m}) + \delta \mathbf{m}^T \mathbf{A}^T f(\mathbf{m}) \\ &\quad + \frac{1}{2} \delta \mathbf{m}^T \mathbf{A}^T \mathbf{A} \delta \mathbf{m}. \end{aligned} \quad (14)$$

令(14)式梯度为零, 即

$$\begin{aligned} \nabla S(\mathbf{m} + \delta \mathbf{m}) &= \Gamma'(\delta \mathbf{m}) \\ &= \mathbf{A}^T f(\mathbf{m}) + \mathbf{A}^T \mathbf{A} \delta \mathbf{m} \\ &= 0, \end{aligned} \quad (15)$$

得到

$$\mathbf{A}^T \mathbf{A} \delta \mathbf{m} = -\mathbf{A}^T f(\mathbf{m}). \quad (16)$$

对该问题实施 Tikhonov 正则化, 即(3)式变为

$$\begin{aligned} \min S(\mathbf{m} + \delta \mathbf{m}) \\ = \|\mathbf{f}(\mathbf{m})\|^2 + \alpha \|\delta \sigma\| + \beta \|\delta \varepsilon\|, \end{aligned} \quad (17)$$

其中  $\alpha$  项和  $\beta$  项称为“惩罚项”, “惩罚”那些范数大的  $\delta \mathbf{m}$ . 于是(16)式变为

$$\left\{ \mathbf{A}^T \mathbf{A} + \begin{bmatrix} \alpha \mathbf{I} & 0 \\ 0 & \beta \mathbf{I} \end{bmatrix} \right\} \delta \mathbf{m} = -\mathbf{A}^T f(\mathbf{m}). \quad (18)$$

这就得到了确定性方法的反演迭代方程, 它描述了散射场微小变化与目标函数微小变化之间的近似关系, 描述了散射场与散射体的电导率以及介电常数分布之间的非线性关系.

### 2.3. Monte Carlo 随机搜索方法

考虑到  $\mathbf{E}(\mathbf{x}, t | \sigma, \varepsilon)$  是  $\sigma(\mathbf{x})$  和  $\varepsilon(\mathbf{x})$  的非线性函数, 电磁散射的反演属于非线性最优化问题, 将其转化为一个迭代过程, 且每次迭代过程中都通过随机数控制变量的变化, 目标函数  $S(\sigma, \varepsilon)$  随着迭代深入进行而下降, 从而达到逼近最优解的目的. 计算共进行 400 个时间步, 在已知散射体电特性分布  $\{\sigma(\mathbf{x}), \varepsilon(\mathbf{x})\}$  的情况下得到在这 400 个时间

步中四个观测点的场值分别为  $E_0(r_1, n\Delta t), E_0(r_2, n\Delta t), E_0(r_3, n\Delta t), E_0(r_4, n\Delta t)$  ( $n$  为时间步数,  $n = 1, 2, \dots, 400$ ), 然后在已知这 400 个时间步中四个观测点场值的情况下对散射场进行反演从而推知散射体的电特性分布.

开始时先设定  $\{\sigma(\mathbf{x}), \varepsilon(\mathbf{x})\}$  的初始分布值  $\{\sigma_0(\mathbf{x}), \varepsilon_0(\mathbf{x})\}$ , 然后利用 FDTD 法分别计算出 400 个时间步下的四个观测点的观测值  $E(r_1, n\Delta t | \sigma_0, \varepsilon_0), E(r_2, n\Delta t | \sigma_0, \varepsilon_0), E(r_3, n\Delta t | \sigma_0, \varepsilon_0), E(r_4, n\Delta t | \sigma_0, \varepsilon_0)$ . 令  $\sigma = \sigma_0, \varepsilon = \varepsilon_0$ , 根据(2)和(3)式的定义计算出  $S(\sigma, \varepsilon)$ . 在  $\sigma$  和  $\varepsilon$  的附近很小的邻域内取  $\sigma^*$  和  $\varepsilon^*$ , 我们称之为一次“跳跃”. 具体做法是产生随机数  $\sigma' \in (-1/N_1, 1/N_1)$  和  $\varepsilon' \in (-1/N_2, 1/N_2)$ , 令  $\sigma^* = \sigma + \sigma', \varepsilon^* = \varepsilon + \varepsilon'$ . 计算出 400 个时间步下的四个观测点的观测值  $E(r_1, n\Delta t | \sigma^*, \varepsilon^*), E(r_2, n\Delta t | \sigma^*, \varepsilon^*), E(r_3, n\Delta t | \sigma^*, \varepsilon^*), E(r_4, n\Delta t | \sigma^*, \varepsilon^*)$ , 同样计算出  $S^*(\sigma^*, \varepsilon^*)$ . 将  $S^*(\sigma^*, \varepsilon^*)$  和上一步计算得到的  $S(\sigma, \varepsilon)$  进行比较, 如果前者较后者小, 即目标函数由于这次参数的“跳跃”而变小了, 说明这次“跳跃”是成功的, 那么就接受这次跳跃, 即令  $\sigma = \sigma^*, \varepsilon = \varepsilon^*$ , 然后继续开始新的“跳跃”. 如果前者较后者大, 就说明这次产生新的  $\{\sigma(\mathbf{x}), \varepsilon(\mathbf{x})\}$  没有能使目标函数减小, 那么就计算出  $\Delta S = S^*(\sigma^*, \varepsilon^*) - S(\sigma, \varepsilon)$  同时产生一个随机数  $\xi \in (-1, 1)$ , 比较  $\exp(-\Delta S/T)$  和  $\xi$  的大小(式中  $T$  是控制循环的正整型变量), 如果前者较大, 也同样接受这次“跳跃”, 即令  $\sigma = \sigma^*, \varepsilon = \varepsilon^*$ . 这样的“跳跃”虽然使目标函数变大, 但它有助于方法在寻优过程中不至于陷入局部优化, 即能使该方法在寻优过程中跳出局部优化而达到全局优化, 所以也接受这样的“跳跃”. 这是本方法的一个特点, 也是一个重要优点. 反过来, 如果后者大, 就不接受这次“跳跃”, 再在上一次的基础上重新“跳跃”, 这样迭代下去, 直至寻找到最优解  $\{\sigma''(\mathbf{x}), \varepsilon''(\mathbf{x})\}$ .

### 3. 数值计算及对比分析

为便于计算和对比分析, 两种方法均按照图 1 所示的布局进行场源以及接收点的设置, 在场源  $s$  四周的计算区域内设置四个观测点, 场源按照(1)式变化且取  $\tau = 1.25 \times 10^{-10}$ , 脉冲宽度大约为 1 ns, 取包围区域  $R$  的 FDTD 网格为  $40 \times 40$ , 网格边长

$L=0.005$  m. 在 Monte Carlo 随机搜索方法中, 迭代过程计算对  $\sigma$  和  $\varepsilon$  的修正时分别取  $N_1 = 30$ ,  $N_2 = 25$ . 对于外部循环, 令初始温度  $T_i = 30$ , 每进行一次循环温度均减去 1, 直至末温  $T_f = 1$ . 对于内部循环,  $n(T) = 100$ , 即对于每个  $T$  值, 内部循环都运行 100 次. 两种方法计算区域的初始分布均为真空. 综合考虑程序运行时间的长短和反演精度的要求, 两种方法的目标函数取收敛条件  $\rho = 1.0 \times 10^{-5}$ .

为了检验两种反演方法的有效性, 我们选取具有代表性的单散射体双参数 ( $\sigma, \varepsilon$ ) 进行反演, 实验结果如图 2 所示. 图 2(a) 和 (b) 分别是散射体的电导率  $\sigma$  和介电常数  $\varepsilon$  的分布, 图 2(c) 和 (d) 是采用确定性梯度方法的反演结果, 图 2(e) 和 (f) 是采用随机搜索方法对散射体参数的反演结果. 下面就两种方法的反演效果 (对散射体定位的性能、反演精度、反演所需时间) 给出比较分析.

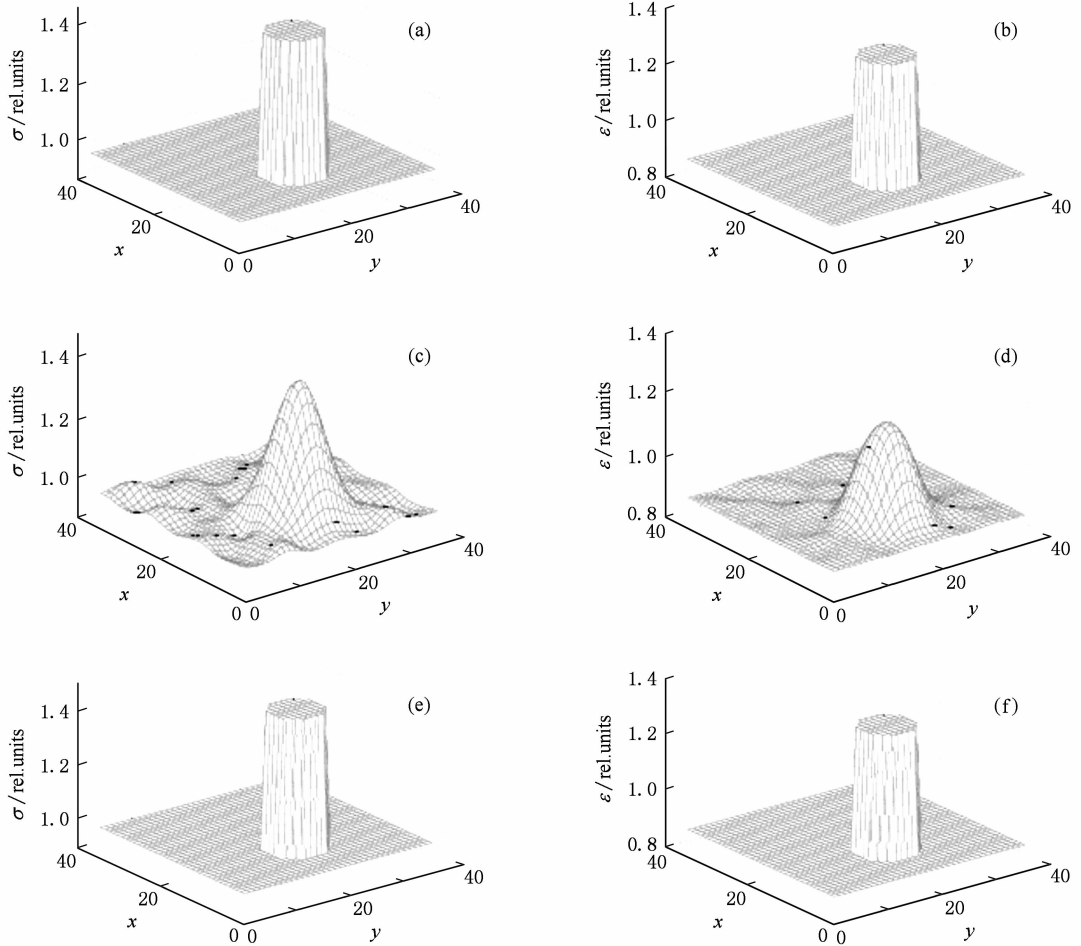


图 2 双参数反演结果的对比 (a) 和 (b) 分别是散射体模型的电导率  $\sigma$  和介电常数  $\varepsilon$  的分布, (c) 和 (d) 分别是采用确定性梯度方法对散射体参数  $\sigma$  和  $\varepsilon$  的反演结果, (e) 和 (f) 分别是采用随机搜索方法对散射体参数  $\sigma$  和  $\varepsilon$  的反演结果

### 3.1. 散射体的空间定位

实验结果表明, 确定性梯度搜索方法能针对各种散射体分布很好地实现对散射体的空间定位. 采用该方法经过最初的几次迭代之后, 计算区域内在散射体的位置上迅速出现参数隆起, 而且这种变化能迅速地体现出散射体的空间位置分布. 为此, 我们设置了一个如图 3(a) 的简单分层结构模型来检验这种方法对于散射体空间定位的可靠性. 该模型

分为两层, 外层为均匀分布, 而内层为真空. 根据实际情况, 计算区域初始分布为真空, 如图 3(b) 所示. 图 3(c) 和 (d) 分别是经过 2 次和 10 次迭代之后计算区域的电磁参数分布, 由此可见, 经过最初的 10 次迭代, 散射体空间位置已经基本确定, 这充分证明了该方法的定位的有效性. 如果采用 Monte Carlo 随机搜索方法, 随着散射体几何尺寸的增大, 算法的空间定位效果会变得较差. 主要原因是在采用 Monte Carlo 随机搜索方法对散射体进行空间定

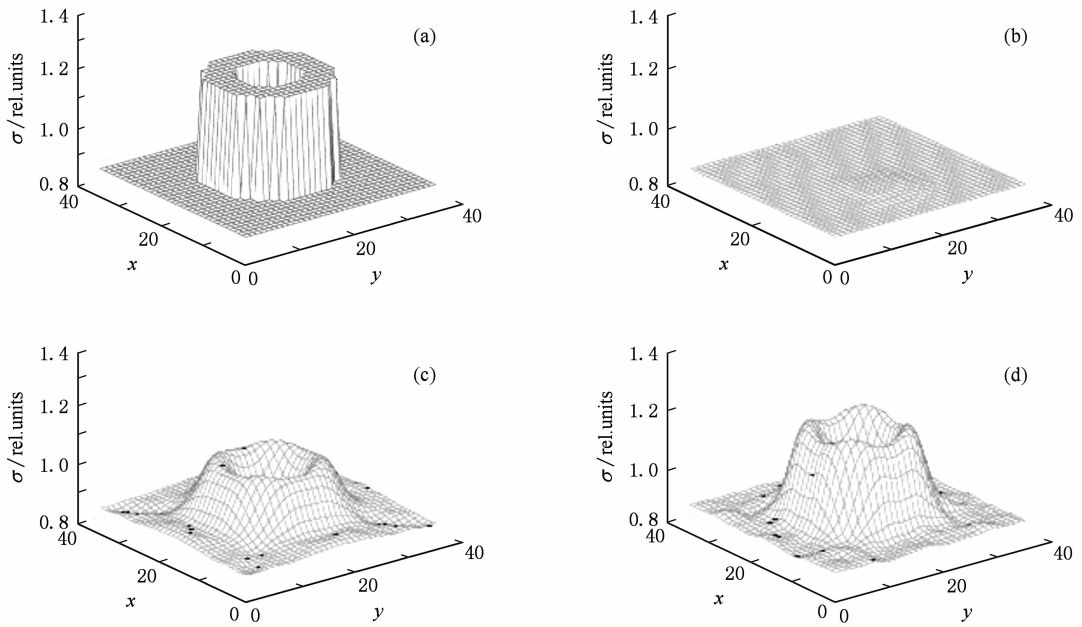


图3 算法空间定位示意图 (a) 散射体模型, (b) 计算区域的初始分布, (c) 算法经过2次迭代之后得到的散射体分布, (d) 算法经过10次迭代之后得到的散射体分布

位时, 所得反演结果的精度受限于计算区域 Yee 元胞即划分网格的数量. 因为在算法的每次迭代过程中, 每个网格的电磁参数都是通过随机数参与控制, 随着网格数量的增加, 运算中随机数的参与次数会成几何级数增长, 这导致了算法呈现出非线性和病态性, 从而影响结果的精度, 甚至使得算法在有限的时间和迭代次数内无法收敛. 研究者正在通过采用并行计算方法并使用运行速度更快的计算机改善该算法的性能<sup>[22]</sup>.

### 3.2. 参数的反演精度

从图2和图3可以看出, 由确定性的梯度搜索方法得到的散射体参数值反演结果精度并不高. 而 Monte Carlo 随机搜索方法则能保证极高的精度, 这一点可以从图2(c), (d)与图2(e), (f)的对比中看出. 因为对于 Monte Carlo 随机搜索方法, 每次迭代搜索中参与控制的随机数即以上提到的步长可以人为地控制很精细(精度可在  $10^{-3}$  数量级)同时不影响反演程序运行的时间, 因而能保证相当高的反演精度. 表1展示了采用 Monte Carlo 随机搜索方法应用于均匀分布散射体的反演结果. 在表1列出的20次电磁逆散射反演实验中, 首先给出20种有着不同电磁参数的介质模型的电导率和介电常数分布  $(\sigma_0, \epsilon_0)$ , 然后采用 Monte Carlo 随机搜索方法分别对每个模型的散射场进行反演, 反演结果  $(\sigma, \epsilon)$

表1 不同电特性参数散射体反演结果

实验编号	$\sigma_0$	$\epsilon_0$	$\sigma$	$\epsilon$
1	1.0000	1.3000	0.9992	1.3035
2	0.5000	1.3000	0.4992	1.3010
3	0.1000	1.3000	0.1006	1.2961
4	2.0000	1.3000	2.0001	1.2973
5	1.5000	1.3000	1.5007	1.2958
6	1.0000	0.1000	0.9991	0.1034
7	1.0000	0.3000	1.0005	0.3018
8	1.0000	1.0000	0.9991	1.0005
9	1.0000	1.9000	0.9992	1.9037
10	1.0000	2.5000	1.0001	2.5033
11	2.0000	1.8000	1.9999	1.7964
12	2.0000	0.5000	2.0001	0.5005
13	2.0000	2.0000	1.9997	2.0042
14	2.0000	3.0000	1.9997	3.0016
15	2.0000	5.0000	2.0011	5.0031
16	3.0000	1.0000	2.9992	1.0025
17	5.0000	1.3000	5.0009	1.3053
18	8.0000	0.3000	8.0005	0.2973
19	5.0000	5.0000	5.0008	5.0026
20	0.5000	5.0000	0.4993	5.0032

也一并列于表1中. 从表1所列的反演结果可以看

出,对于不同电磁参数( $\sigma_0, \varepsilon_0$ )分布, Monte Carlo 随机搜索方法都能快速实现双参数( $\sigma, \varepsilon$ )的同时反演,误差均小于 5%。

### 3.3. 反演耗时

在上述设置的收敛条件下,对于确定性的梯度搜索方法,程序运行时间在 20—30 min 之间,而对于 Monte Carlo 随机搜索方法,程序运行时间在 5—6 min 之间. 由此可知,确定性方法的程序运行时间是随机方法的 5 倍左右,这是 Monte Carlo 随机搜索方法的优点之一. 同时也表明 Monte Carlo 随机搜索方法程序的可拓展性很好,有助于实现更大规模更高复杂度的电磁散射的反演计算.

## 4. 结 论

针对电磁散射的反演问题提出了两种反演方法. 确定性梯度搜索方法对散射体的空间定位性能好,而 Monte Carlo 随机搜索方法则对散射体电磁参数反演精度高、反演所需时间短,而且能实现全局优化. 因此,在理论研究以及实际应用中,可以综合利用两种方法的优点,即先利用确定性的梯度搜索方法探测得到散射体的位置,然后再利用 Monte Carlo 随机搜索方法对散射体参数进行精确求解,最终实现散射体的空间准确定位以及对其电磁参数的精确求解.

- [1] Sun G, Chang Q S, Sheng P 2003 *Phys. Rev. Lett.* **90** 104301
- [2] Cha D H, Berryman J G 2004 *Phys. Rev. Lett.* **92** 023902
- [3] Sun X M, Han Y P 2006 *Acta Phys. Sin.* **55** 682 (in Chinese) [孙贤明、韩一平 2006 物理学报 **55** 682]
- [4] Yang H W, Chen R S, Zhang Y 2006 *Acta Phys. Sin.* **55** 3464 (in Chinese) [杨宏伟、陈如山、张云 2006 物理学报 **55** 3464]
- [5] Qiao L F, Zhang Y M, Xie Q Y, Fang J, Wang J J 2007 *Acta Phys. Sin.* **56** 6736 (in Chinese) [乔立峰、张永明、谢启源、方俊、王进军 2007 物理学报 **56** 6736]
- [6] Guo L X, Wang Y H, Wu Z S 2005 *Acta Phys. Sin.* **54** 5130 (in Chinese) [郭立新、王运华、吴振森 2005 物理学报 **54** 5130]
- [7] Wu F, Wang T H 2003 *Acta Phys. Sin.* **52** 697 (in Chinese) [吴凡、王太宏 2003 物理学报 **52** 697]
- [8] Yang L X, Ge D B 2006 *Acta Phys. Sin.* **55** 1751 (in Chinese) [杨利霞、葛德彪 2006 物理学报 **55** 1751]
- [9] Chen G B, Wang H N, Yao J J, Han Z Y 2009 *Acta Phys. Sin.* **58** 3848 (in Chinese) [陈贵波、汪宏年、姚敬金、韩子夜 2009 物理学报 **58** 3848]
- [10] Tang Z J, He Y G 2009 *Acta Phys. Sin.* **58** 5126 (in Chinese) [唐志军、何怡刚 2009 物理学报 **58** 5126]
- [11] Ye H X, Jin Y Q 2009 *Acta Phys. Sin.* **58** 4579 (in Chinese)

- [叶红霞、金亚秋 2009 物理学报 **58** 4579]
- [12] Zhang Y Q, Ge D B 2009 *Acta Phys. Sin.* **58** 4573 (in Chinese) [张玉强、葛德彪 2009 物理学报 **58** 4573]
- [13] Zuo H Y, Yang J G 2007 *Acta Phys. Sin.* **56** 6132 (in Chinese) [左浩毅、杨经国 2007 物理学报 **56** 6132]
- [14] Wei B, Ge D B, Wang F 2008 *Acta Phys. Sin.* **57** 6290 (in Chinese) [魏冰、葛德彪、王飞 2008 物理学报 **57** 6290]
- [15] Huang C J, Liu Y F, Wu Z S, Sun Y Q, Long S M 2009 *Acta Phys. Sin.* **58** 2397 (in Chinese) [黄朝军、刘亚峰、吴振森、孙彦清、龙姝明 2009 物理学报 **58** 2397]
- [16] Xu L J, Yuan N C 2005 *IEEE Microw. Wireless Compon. Lett.* **15** 126
- [17] Sullivan D M 1996 *IEEE Trans. Antennas Propag.* **44** 28
- [18] Lubbers R J, Hunsberger F P, Kunz K S 1990 *IEEE Transactions* **9** 218
- [19] Ma W G 2005 *Computational Physics* (Beijing: Science Press) p76 (in Chinese) [马文淦 2005 计算物理学 (北京: 科学出版社) 第 76 页]
- [20] Wang Y M, Chew W C 1990 *IEEE Transactions* **9** 211
- [21] Mur G 1994 *IEEE Transactions* **23** 377
- [22] Chen G L 2002 *Parallel Computer Architecture* (Beijing: Higher Education Press) p17 (in Chinese) [陈国良 2002 并行计算机体系结构 (北京: 高等教育出版社) 第 17 页]

# Two inversion methods for electromagnetic scattering<sup>\*</sup>

Zhang Yu<sup>1)</sup> Yang Xi<sup>2)</sup> Gou Ming-Jiang<sup>1)</sup> Shi Qing-Fan<sup>1)†</sup>

1) (*School of Science, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China*)

2) (*School of Information and Electronics, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China*)

(Received 20 July 2009; revised manuscript received 10 September 2009)

## Abstract

Two inversion methods for electromagnetic scattering, the deterministic gradient search method and the Monte Carlo random search method, are proposed in this paper. Firstly, the fundamental principles of the two methods are introduced. Inversion properties including the positioning capability of the scattering body, inversion accuracy and inversion time of the two methods are analyzed and compared. Simulation results demonstrates that the deterministic gradient search method can be used for scattering body positioning and the results using Monte Carlo random search method have high-precision at the same time have high speed. Successive applications of both methods fully realize the advantages of the two methods and improve the inversion result.

**Keywords:** electromagnetic scattering, inversion iterative, deterministic method, random search

**PACC:** 4110H, 0350

---

<sup>\*</sup> Project supported by the Advanced Research Foundation for National Defence Science and Technology, China (Grant No. 200907451256).

<sup>†</sup> Corresponding author. E-mail: qfshi123@bit.edu.cn