

文章编号:1001-1986(2005)01-0064-05

## 大地电磁二维反演方法对比研究

胡祖志<sup>1</sup>, 胡祥云<sup>1</sup>, 吴文鹏<sup>2</sup>, 桑卓<sup>1</sup> (1. 中国地质大学地球物理与空间信息学院, 湖北 武汉 430074; 2. 国土资源部物化探研究所, 河北 廊坊 065000)

**摘要:**由反演方程出发,从构造目标函数和方程求解方面,比较了国际上通用的 OCCAM (奥可姆法)、RRI(快速松弛法)和 REBOCC(简化基奥可姆法),并由两个合成模型分析比较了 OCCAM、RRI 和 REBOCC 的反演结果。试验表明,REBOCC 是继 RRI 之后又一种较快的反演方法,可为电法勘探资料处理提供新的途径。而在 RRI 和 REBOCC 反演时,网格的划分对结果很有影响,这是值得注意的地方。

**关键词:**二维反演;大地电磁;电法勘探

**中图分类号:**P631.3<sup>+</sup>25 **文献标识码:**A

### Compared study of two - dimensional magnetotelluric inversion methods

HU Zu-zhi<sup>1</sup>, HU Xiang-yun<sup>1</sup>, WU Wen-li<sup>2</sup>, SANG Zhuo<sup>1</sup>

(1. Institute of Geophysics & Geomatics China University of Geosciences, Wuhan 430074, China;

2. Institute of Geophysical & Geochemical, Langfang 065000, China)

**Abstract:** Firstly, we review several general methods of two - dimensional magnetotelluric inversion in the international such as OCCAM, RRI and REBOCC from the inverse equation, then compare the objective functions and solving methods. And we compare the inverse results of OCCAM, RRI and REBOCC through two synthetic models. Numerical experiments show that REBOCC is a fast inverse method, which will provide a new and fast approach for the processing of electrical exploration data. However, when using RRI and REBOCC, it should be concerned that the grid will affect the result.

**Key words:** two - dimensional inversion; magnetotelluric; electrical exploration

## 1 引言

尽管三维电磁反演是现在研究的热点,但它并

没有得到广泛应用。当前,大地电磁反演使用最多的还是一维和二维反演<sup>[1,2]</sup>。但对于二维 MT 反演问题,如何找到既快又有效的方法,仍面临一定的挑

收稿日期:2004-03-29

作者简介:胡祖志(1981—),男,安徽安庆人,中国地质大学(武汉)在读硕士,主要从事电磁法正、反演方法研究。

测试结果表明,FDK-1 分布式多功能电磁法勘探仪,其主要技术性能已同目前国际同类先进产品相当。

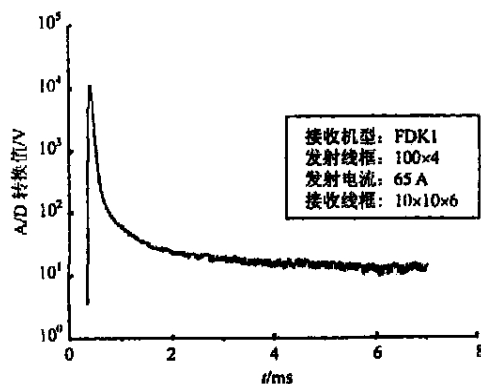


图8 FDK-1 仪器接收的二次场原始曲线

Fig. 8 The inductive magnetic field graph received by FDK-1 instrument

## 参考文献

- [1] 黄仲良主编. 石油重-磁-电法勘探[M]. 山东:石油大学出版社,1999.
- [2] 王有杰. 24 位高分辨率本安型瑞利波探测仪的研究[J]. 煤田地质与勘探,2000,28(6):57-59.
- [3] 梁爽. 瞬变电磁仪器研制中的噪声抑制问题[J]. 煤田地质与勘探,2004,32(1):51-54.

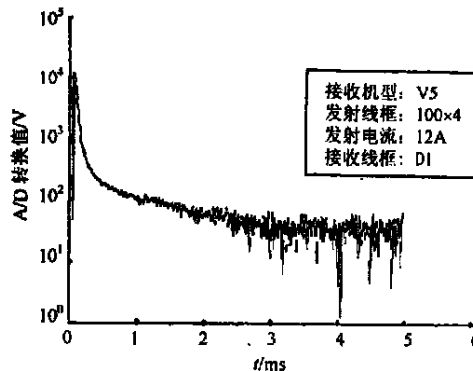


图9 V5 仪器接收的二次场原始曲线

Fig. 9 The inductive magnetic field graph received by V5 instrument

战<sup>[3]</sup>。近十几年来, 二维 MT 反演算法的研究着重两方面: 一是在减少计算数据方面, 如 Farquharson 等人<sup>[4]</sup>提出的近似灵敏度矩阵, Oldenburg 等人<sup>[5]</sup>提出的子空间法等; 二是在使用不同稳定器方面, 如模型参数的范数、最大平滑稳定泛函、最小支撑泛函、最小梯度支撑泛函<sup>[6]</sup>等。据此, 现在已经发展了多种 MT 数据二维反演的算法。其中, 比较著名的是: Constable 开发的 OCCAM 法<sup>[7]</sup>, Smith 和 Booker 开发的 RRI 法<sup>[8]</sup>, Rodi 等人开发的 NLCCG 法<sup>[9]</sup> (非线性共轭梯度法)。最近, Siripunvaraporn 和 Egbert 在 OCCAM 算法基础上做了些改进, 提出一种新的反演算法——REBOCC 法<sup>[10]</sup> (简化基奥可姆反演)。经合成数据和实测数据的数值试验表明, 该方法在计算速度上, 均比 OCCAM 和 CG 快, 并且所需内存小, 虽然速度不能与 RRI 相比, 但其稳定性较高。

## 2 二维大地电磁反演基本理论

对于 TE 模式, 电场方向平行于构造走向, 假设电场强度和磁场强度都是谐变场, 谐变场时间因子为  $e^{-i\omega t}$ , 忽略位移电流, 麦克斯韦方程可表示为:

$$\begin{cases} \nabla \times \mathbf{H} = \mathbf{E} \\ \nabla \times \mathbf{H} = i \mu_0 \mathbf{H} \end{cases}, \quad (1)$$

其中  $\mathbf{E}$ 、 $\mathbf{H}$  分别为电场和磁场;  $\sigma$  是介质的导电率;  $\mu_0$  为介质自由空间的导磁率。对于二维大地介质,  $x$  与走向平行,  $y$  与走向垂直, 方程(1)可写为:

$$\begin{cases} \nabla^2 E_x = -i \mu_0 (\sigma(y, z) E_x) \\ \frac{\partial E_x}{\partial z} = i \mu_0 H_y \end{cases}. \quad (2)$$

对于 TM 模式, 电流垂直构造走向, 有:

$$\begin{cases} \nabla^2 H_x + \nabla \cdot \nabla H_x = -i \mu_0 H_x \\ \frac{\partial H_x}{\partial z} = E_y \end{cases}. \quad (3)$$

在给定(2)、(3)式的边界条件后, 一般通过有限元法和有限差分法进行正演模拟, 如 OCCAM 中用有限元法正演, RRI 和 REBOCC 用有限差分法正演。反演的方法不同之处主要在于目标泛函的构建不同<sup>[11]</sup>。下面分别简述 OCCAM、RRI 和 REBOCC 的反演方法原理。

首先, 假定地球模型  $\mathbf{m} = [m_1, m_2, \dots, m_M]$ ,  $N$  个观测数据为  $\mathbf{d} = [d_1, d_2, \dots, d_N]$ , 估计偏差  $\mathbf{e} = [e_1, e_2, \dots, e_N]$ 。理论模型响应  $\mathbf{F}[\mathbf{m}]$  对观测数据的拟合可表示为:

$$\mathbf{X}_d^2 = (\mathbf{d} - \mathbf{F}[\mathbf{m}])^T \mathbf{C}_d^{-1} (\mathbf{d} - \mathbf{F}[\mathbf{m}]), \quad (4)$$

其中  $\mathbf{C}_d$  称为数据协方差矩阵。现在大多数 MT 反演方案, 是通过给定的拟合差水平, 寻找极小的

可能构造模型去解决非唯一性, 从而使得反演稳定。考虑模型范数的一般形式:

$$\mathbf{X}_m^2 = (\mathbf{m} - \mathbf{m}_0)^T \mathbf{C}_m^{-1} (\mathbf{m} - \mathbf{m}_0), \quad (5)$$

此处  $\mathbf{m}_0$  是初始模型,  $\mathbf{C}_m$  是模型的协方差矩阵。最小构造反演问题是在  $\mathbf{X}_d^2 = \mathbf{X}_d^{2*}$  条件下极小化  $\mathbf{X}_m^2$ , 此处  $\mathbf{X}_d^{2*}$  为期望拟合差水平。为解决最小化问题, 引入 Lagrange 乘子  $\lambda^{-1}$ , 得到一个不受约束的泛函  $U(\mathbf{m}, \lambda)$ ,

$$U(\mathbf{m}, \lambda) = (\mathbf{m} - \mathbf{m}_0)^T \mathbf{C}_m^{-1} (\mathbf{m} - \mathbf{m}_0) + \lambda^{-1} \{ (\mathbf{d} - \mathbf{F}[\mathbf{m}])^T \mathbf{C}_d^{-1} (\mathbf{d} - \mathbf{F}[\mathbf{m}]) - \mathbf{X}_d^{2*} \}, \quad (6)$$

对它寻找关于  $\mathbf{m}$  和  $\lambda$  的驻点, 引入罚函数  $W(\mathbf{m})$ :

$$W(\mathbf{m}) = (\mathbf{m} - \mathbf{m}_0)^T \mathbf{C}_m^{-1} (\mathbf{m} - \mathbf{m}_0) + \lambda^{-1} \{ (\mathbf{d} - \mathbf{F}[\mathbf{m}])^T \mathbf{C}_d^{-1} (\mathbf{d} - \mathbf{F}[\mathbf{m}]) \}, \quad (7)$$

$U$  和  $W$  对模型求导, 都有相同的驻点, 方程(6)的驻点可通过方程(7)对一系列的  $\lambda$  求极小值。

### 2.1 OCCAM 法

OCCAM 法首先是由 Constable 等人<sup>[12]</sup>在 1987 年提出的, 它是寻找在有极小可能构造意义下符合数据的模型。为了压制来自非数据的模型构造, 模型的粗糙度必须最小化。对二维构造, Constable 等人不仅考虑模型的垂向光滑问题, 还考虑了横向光滑问题<sup>[13]</sup>。定义模型粗糙度为:

$$R_1 = \partial_y \mathbf{m}^2 + \partial_z \mathbf{m}^2, \quad (8)$$

$\partial_y \mathbf{m}$  和  $\partial_z \mathbf{m}$  分别表示区分横向相邻块的模型参量和垂向相邻块的模型参量的粗糙度矩阵, 具体含义见文献[7]。将(6)式和(7)式中模型范数项替换为粗糙度, 即为 OCCAM 法的目标函数和罚函数:

$$U(\mathbf{m}, \lambda) = R_1 + \lambda^{-1} \{ (\mathbf{d} - \mathbf{F}[\mathbf{m}])^T \mathbf{C}_d^{-1} (\mathbf{d} - \mathbf{F}[\mathbf{m}]) - \mathbf{X}_d^{2*} \}, \quad (9)$$

$$W(\mathbf{m}) = R_1 + \lambda^{-1} \{ (\mathbf{d} - \mathbf{F}[\mathbf{m}])^T \mathbf{C}_d^{-1} (\mathbf{d} - \mathbf{F}[\mathbf{m}]) \}, \quad (10)$$

对  $\mathbf{F}[\mathbf{m}]$  进行泰勒级数一阶展开:

$$\mathbf{F}[\mathbf{m}_{k+1}] = \mathbf{F}[\mathbf{m}_k + \Delta \mathbf{m}] = \mathbf{F}[\mathbf{m}_k] + \mathbf{J}_k [\mathbf{m}_{k+1} - \mathbf{m}_k], \quad (11)$$

$\mathbf{J}_k = (\partial \mathbf{F} / \partial \mathbf{m})|_{\mathbf{m}_k}$  是在  $\mathbf{m}_k$  处计算的  $N \times M$  阶灵敏度矩阵。把(11)式代入(7)式, 可得到:

$$\tilde{W} = (\mathbf{m}_{k+1} - \mathbf{m}_0)^T \mathbf{C}_m^{-1} (\mathbf{m}_{k+1} - \mathbf{m}_0) + \lambda^{-1} \{ (\tilde{\mathbf{d}}_k - \mathbf{J}_k (\mathbf{m}_{k+1} - \mathbf{m}_0))^T \mathbf{C}_d^{-1} (\tilde{\mathbf{d}}_k - \mathbf{J}_k (\mathbf{m}_{k+1} - \mathbf{m}_0)) \}, \quad (12)$$

其中  $\tilde{\mathbf{d}}_k = \mathbf{d} - \mathbf{F}[\mathbf{m}_k] + \mathbf{J}_k (\mathbf{m}_k - \mathbf{m}_0)$ 。同样, 将(11)式代入(10), 可得:

$$\tilde{W} = R_1 + \lambda^{-1} \{ (\tilde{\mathbf{d}}_k - \mathbf{J}_k (\mathbf{m}_{k+1} - \mathbf{m}_0))^T \mathbf{C}_d^{-1} (\tilde{\mathbf{d}}_k - \mathbf{J}_k (\mathbf{m}_{k+1} - \mathbf{m}_0)) \}, \quad (13)$$

对(13)式的  $\mathbf{m}$  求微分, 并令结果为零, 产生一遍近解的迭代序列:

$$m_{k+1} = [(\partial_y^T \partial_y + \partial_z^T \partial_z) + (C_d^{-1} J_k)^T C_d^{-1} J_k]^{-1} (C_d^{-1} J_k)^T C_d^{-1} d_1, \quad (14)$$

OCCAM 方法的特点是在每次迭代中参数 不仅当作步长控制参数,还作为光滑参数,也即式(14)要对一系列的试验值求解。每次迭代时,对 进行单变量搜寻,寻找最小数据拟合差的模型,作为下一次迭代的模型,直到达到拟合差期望值水平。

OCCAM 法使用有限元进行正演模拟。计算试验表明<sup>[10]</sup>,正演时间比求偏导矩阵快 30 倍,随着模型规模的增加,矩阵反演将占用大部分时间,并且增加测点数比增加频率数对反演时间的影响更大,但它们的增加对正演计算时间影响很小。并且 OCCAM 法使用 Cholesky 分解,在反演正定对称矩阵时,它的速度并非最快,但是很稳定。OCCAM 法在每一次迭代时,一定要计算  $J_k$ ,要解一个  $M \times M$  的系统方程,因而要花费很长时间,并且需要足够的内存去存取灵敏度矩阵和叉积矩阵。尽管如此,但它却是一种很稳定的算法,且可把该算法加以拓展。

## 2.2 RRI 法

为了避免像 OCCAM 等法直接线性搜索带来的繁重计算,Smith 等人<sup>[11]</sup>提出,可以通过解与一维相近的反演问题,来计算在每个测量位置下面的电阻率扰动,把二维反演问题转化为一系列一维反演问题。

由(2)式和(3)出发,分别定义变量  $V = \frac{1}{E_x} \frac{\partial E_x}{\partial z} = i \mu_0 \frac{H_x}{E_x}$ ,  $U = \frac{\partial H_x}{\partial z} = \frac{E_x}{H_x}$  作扰动分析,建立数据扰动和模型参数扰动之间的线性积分方程:

$$d_{xy} = \frac{2}{V(y_i, 0)} V = \frac{2}{E_0(y_i, 0) H_0(y_i, 0)} \int_0^z E_0^2(y_i, z) (\ln z) dz, \quad (15)$$

$$d_{yx} = \frac{2}{U(y_i, 0)} U = \frac{2}{E_0(y_i, 0) H_0(y_i, 0)} \int_0^z E_0^2(y_i, z) (\ln z) dz, \quad (16)$$

上式中,参数的具体含义参见文献[11]。(15)、(16)式为拟 Frechet 导数。RRI 法对模型  $m$  使用标度拉普拉斯范数,其目标函数为:

$$W_i = (z + z_0)^3 \left[ \frac{\partial^2 m}{\partial z^2} + g(z) \frac{\partial^2 m}{\partial y^2} \right] dz + \rho^2 i, \quad (17)$$

$(z + z_0)^3$  因子是由求偏导而产生的并对深度的对数求积分,  $i$  是模型构造和拟合差之间的折中参数,  $g(z)$  因子是起惩罚水平或垂直方向构造的作用。

RRI 的计算时间主要由正演时间决定,所以,正演是 RRI 的灵魂所在。它使用有限差分法解正演问题。这其中产生一矩阵方程  $AX = b$ ,  $A$  是一个仅有 5 个非零对角线的系数矩阵。尽管不完全 LU 分解不是很快,但有很好的并行性,便使用 ILU (orthomin 加速)法去解这稀疏矩阵。RRI 法避免了雅可比矩

阵,减少了内存需求,每次迭代反演只需一次,极大地提高了计算速度。

## 2.3 REBOCC 法

Siripunvaraporn 等人<sup>[13]</sup>对 OCCAM 法做了些改进,称为 Reduced Basis Occam's Inversion。他们首先把反演问题从模型空间转换到数据空间,把解表示为由模型协方差平滑过的灵敏度矩阵行的线性组合。这使原本为  $M \times M$  阶的方程转换为  $N \times N$  阶的方程。因为模型参数  $M$  比数据个数  $N$  大得多,所以在 CPU 时间和内存要求方面有了很大的下降。

一般而言,MT 数据是平滑且多余的,所以在数据空间中,不需要使用所有的灵敏度矩阵作为基函数。对于第  $k$  次迭代的方程(12)的极小化,可表示为一光滑灵敏度矩阵  $C_m J_k^T$  行的线性组合:

$$m_{k+1} - m_0 = C_m J_k^T \mathbf{a}_{k+1}, \quad (18)$$

其中  $\mathbf{a}_{k+1}$  是基函数  $[C_m J_k^T](j=1, \dots, N)$  的未知展开系数向量。把(18)式代入(12)式,可以得到:

$$\bar{W} = \frac{T}{k+1} \frac{N}{k+1} + \frac{1}{2} \{ (\mathbf{a}_k - \frac{N}{k+1} \mathbf{a}_{k+1})^T C_d^{-1} (\mathbf{a}_k - \frac{N}{k+1} \mathbf{a}_{k+1}) \}, \quad (19)$$

其中  $\frac{N}{k} = J_k C_m J_k^T$  是一个  $N \times N$  阶“数据子空间叉积”矩阵。对(19)式中的 求微分,令结果为零,并重新排列,未知展开系数可以写为:

$$\mathbf{a}_{k+1} = (C_d + \frac{N}{k})^{-1} \mathbf{a}_k, \quad (20)$$

反演问题就变为一个寻求  $N$  个实展开系数  $\mathbf{a}_{k+1}$ ,代替了  $M$  维模型的  $m_{k+1}$ 。在解反演问题之前,从  $N$  中找一个长度为  $L$  的子集数据(在每次迭代都要计算),所以  $L < N$ 。对于  $k+1$  次迭代,从这个公式中求解:

$$m_{k+1} = C_m G_k^T \mathbf{a}_{k+1} + m_0, \quad (21)$$

其中  $\mathbf{a}_{k+1}$  是简化基的  $L$  维未知系数向量,  $G_k$  是  $L \times M$  子灵敏度矩阵。由于灵敏度矩阵随着频率和位置的变化缓慢,它也可以由相邻的灵敏度矩阵插值得到。我们就可以把所有的灵敏度矩阵  $J_k$  利用大小为  $N \times L$  的插值矩阵  $B_k$  和子集灵敏度矩阵  $G_k$  进行近似表示:

$$J_k \approx B_k G_k. \quad (22)$$

把(21)和(22)代入(12)式,可得:

$$\bar{W} = \frac{T}{k+1} \frac{1}{k+1} \frac{N}{k+1} + \frac{1}{2} \{ (\mathbf{a}_k - B_k \frac{1}{k+1} \mathbf{a}_{k+1})^T C_d^{-1} (\mathbf{a}_k - B_k \frac{1}{k+1} \mathbf{a}_{k+1}) \}, \quad (23)$$

此处  $\frac{1}{k} = G_k C_m G_k^T$  是  $L \times L$  阶“数据子空间叉积”矩阵。

REBOCC 法的稳定性和有效性依赖于正演模拟、模型协方差、Lagrange 乘子  $\lambda^{-1}$  的一维线性搜索、插值矩阵和静校正。REBOCC 的正演也是使用如同 RRI 的有限差分法,在计算场分量灵敏度矩阵时,又

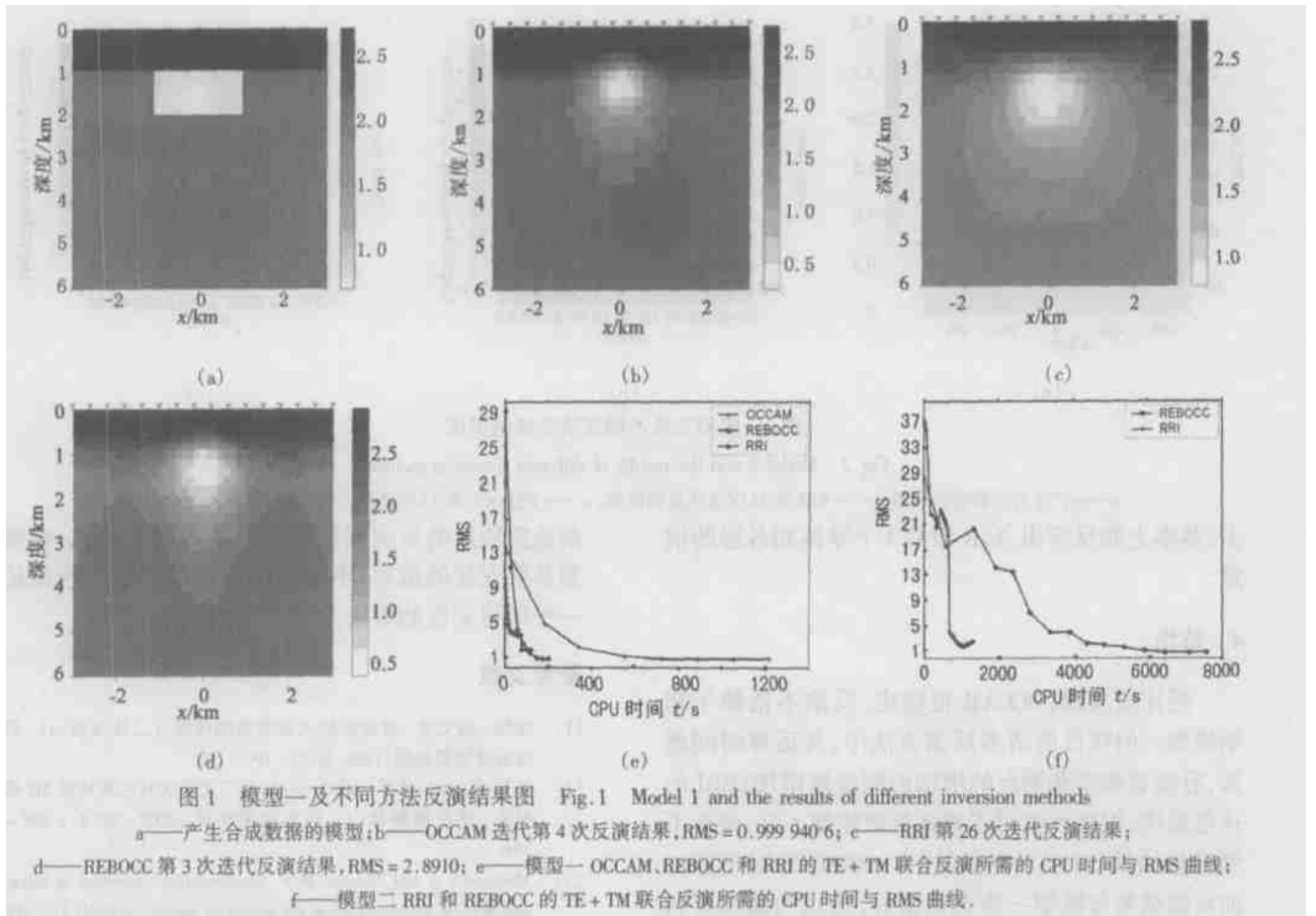


图 1 模型一及不同方法反演结果图 Fig.1 Model 1 and the results of different inversion methods

a——产生合成数据的模型;b——OCCAM 迭代第 4 次反演结果,RMS=0.999 940 6;c——RRI 第 26 次迭代反演结果;

d——REBOCC 第 3 次迭代反演结果,RMS=2.8910;e——模型一 OCCAM、REBOCC 和 RRI 的 TE+TM 联合反演所需的 CPU 时间与 RMS 曲线;

f——模型二 RRI 和 REBOCC 的 TE+TM 联合反演所需的 CPU 时间与 RMS 曲线。

使用互易特性,加快了计算速度,而在 OCCAM 法中,没有使用互易性。对于由有限差分法产生的稀疏线性方程  $Ax = b$ ,一般可由两种方法解决:LU 分解的直接法和迭代法。在 REBOCC 中,直接法就用来计算建立灵敏度矩阵。在求解单个的右端项时,迭代法对稀疏矩阵更有效。所以,在这些循环中使用预共轭梯度法。

### 3 合成模型反演对比

#### 3.1 模型一 高低导体组合模型

模型一如图 1(a) 所示,为一高阻覆盖层和一含低阻体的均匀层组合地质体模型。高阻体电阻率为  $500 \text{ } \Omega \cdot \text{m}$ ,低阻体的电阻率为  $5 \text{ } \Omega \cdot \text{m}$ ,均匀层电阻率为  $100 \text{ } \Omega \cdot \text{m}$ 。有限元正演计算网格为  $93 \times (35 + 10)$ ,反演的网格与正演的网格相同,初始模型电阻率为  $100 \text{ } \Omega \cdot \text{m}$ 。所有模型的反演都在 P4 计算机上运行,合成数据均加入 2% 的高斯噪声。图 1 中 (b)、(c)、(d) 分别是 OCCAM、RRI 和 REBOCC 法 TE+TM 联合反演的结果。反演图中的顶部符号“v”代表 TE 和 TM 的测点位置,灰度图采用电阻率的常用对数作图,灰阶值表示对电阻率所取的常用对数(以下同此)。从图中我们可以看出,3 种反演方法都能较好地反应出低阻体的位置和电阻率。OCCAM 法

在第 4 次迭代后,RMS 达到 0.999 940 6,而 REBOCC 法尽管在第 3 次迭代后 RMS 为 2.891 0,但是反演出来的结果与实际模型能很好地吻合,并且所用时间只是 OCCAM 所用的近 1/4,如图 1(b) 所示。在此模型所用 CPU 的时间上,REBOCC 与 RRI 相当。

#### 3.2 模型二 复杂模型

模型二如图 2(a),为 4 层模型,摘自文献[13]。第 1 层厚 10 km,电阻率为  $100 \text{ } \Omega \cdot \text{m}$ ;第 2 层 30 km,电阻率为  $1000 \text{ } \Omega \cdot \text{m}$ ,并含有 3 个电阻率为  $1 \text{ } \Omega \cdot \text{m}$  的方形良导体,由左至右,分别记为 A、B 和 C,边长分别为 15 km、20 km 和 10 km,埋深分别为 15 km、20 km 和 25 km;第 3 层厚 60 km,电阻率为  $100 \text{ } \Omega \cdot \text{m}$ ;第 4 层电阻率为  $10 \text{ } \Omega \cdot \text{m}$ 。有限元正演计算网格为  $156 \times (49 + 10)$ ,反演的网格与正演的网格相同,初始模型电阻率为  $100 \text{ } \Omega \cdot \text{m}$ 。Siripunvaraporn 等人反演用的是  $100 \times (31 + 10)$  的网格,他们由 REBOCC 法进行 TE+TM 反演的结果只能分辨出 A 和 B,不能分辨出 C 导体,并且他们的 RRI 法的 TE+TM 反演结果很凌乱,RMS 不能收敛。在我们的 REBOCC 反演结果中,可以很好地分辨出 A、B 和 C,并且各层的位置也与模型反映得比较吻合,在第 13 次时 RMS 就达 1.015 42,所用的时间也不太长。而我们的 RRI 反演结果也比 Siripunvaraporn 等人反演的结果好得

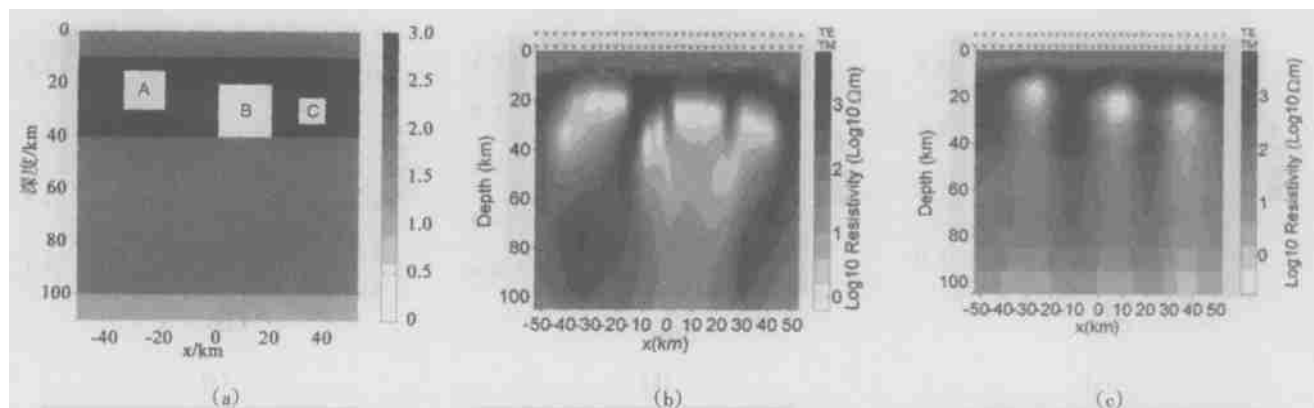


图 2 模型二及不同反演方法结果图

Fig.2 Model 2 and the results of different inversion methods

a——产生合成数据的模型;b——RRI 第 43 次迭代反演结果;c——REBOCC 第 13 次迭代反演结果,RMS=1.015 42.

多,基本上能反应出 A、B 和 C 3 个导体和各层的信息。

#### 4 结论

经比较发现,OCCAM 很稳定,反演不依赖于初始模型。但在目前诸多反演方法中,其运算时间最长,且随着频率和测点的增加而明显地增加;RRI 的速度最快,但在反演时若某些参数控制不好,便得不到理想结果,甚至不能收敛<sup>[11]</sup>。REBOCC 对模型二的反演结果与模型一吻合得很好,这也为勘探资料的处理提供了一种很好的方法。但是 REBOCC 法中正演用的是有限差分法,反演的结果受网格的影响也比较大,Siripunvaraporn 等人用的是  $100 \times (31 + 10)$  的网格,而此次反演的网格为  $156 \times (49 + 10)$ 。在 RRI 和 REBOCC 反演中,垂直网格的间隔应尽量均匀,这不同于 OCCAM 法中的由趋肤深度来定网格的划分。一般而言,网格密,反演的结果精度高,而 RRI 和 REBOCC 的反演时间随着纵向网格数目的增大而迅速增长。虽然精度开始也会随着网格的密分而提高,但如果纵向网格数目太多,也会降低反演的精确性,因为这会增大 RRI 和 REBOCC 正演的矩阵奇异性。REBOCC 所蕴涵的简化基算法思想是值得关注的,它可以应用到三维反演问题中。当然,在计算灵敏度矩阵时,LU 分解是不可行的,还是要通过松弛方法去解。

OCCAM、RRI 和 REBOCC 获得反演问题的稳定解都是基于最大平滑准则,而这种方法有时出现模糊的像,不能清晰地反映真实地质构造。一种称为聚焦反演成像<sup>[6]</sup>的新技术将有可能解决这个问题:把最小共轭梯度泛函的稳定器与惩罚泛函相结合,并用理论模型和实测数据证明了这种方法可以对复

杂地质构造的反演问题生成稳定的解。并且,在模型参数变化的边界,不强加破坏性的限制。这也是一种值得关注的方法。

#### 参考文献

- [1] 张翔,胡文宝.带地形的大地电磁测深联合二维反演[J].石油地球物理勘探,1999,34(2):190-196.
- [2] 杨长福,林长佑等.用 Occam 法及广义逆法对兰州地区 MT 资料的一维反演解释[J].西北地震学报,2002,24(4):289-294.
- [3] Mehanee S A and Zhdanov M S. Magnetotelluric inversion of blocky geoelectrical structures using the minimum support method[J]. SEG 1999 Expanded Abstracts, 1999.
- [4] Farquharson C G and Oldenburg D W. Approximate sensitivities for the electromagnetic inverse problem[J]. Geophys. J. Internat., 1996, 126: 235-252.
- [5] Oldenburg D W, McGillivray P R and Ellis R G. Generalized subspace methods for large-scale inverse problems[J]. Geophys. J. Internat., 1993, 114: 12-20.
- [6] Portniaguine O and Zhdanov M S. Focusing geophysical inversion images[J]. Geophysics, 1999, 64(3): 874-887.
- [7] Constable S C et al. Occam's inversion to generate smooth, two-dimensional models from magnetotelluric data[J]. Geophysics, 1990, 55(12): 1613-1624.
- [8] Smith J T and Booker J R. Rapid inversion of two- and three-dimensional magnetotelluric data[J]. J. Geophys. Res., 1991, 96: 3905-3922.
- [9] Rodi W L and Mackie R L. Nonlinear conjugate gradients algorithm for 2-D magnetotelluric inversion[J]. Geophysics, 2001, 66(1): 174-187.
- [10] Siripunvaraporn W and Egbert G. An efficient data-subspace inversion method for 2-D magnetotelluric data[J]. Geophysics, 2000, 65(3): 791-803.
- [11] 王家映.地球物理反演理论[M].武汉:中国地质大学出版社,1998.
- [12] Constable S C, Parker R L and Constable C G. Occam's inversion: A practical algorithm for generating smooth models from electromagnetic sounding data[J]. Geophysics, 1987, 52(3): 289-300.
- [13] 王若,王妙月.可控源音频大地电磁数据的反演方法[J].地球物理学进展,2003,18(2):197-202.