

韦老闹, 李永吉, 殷长春, 苏扬, 刘云鹤. 2025. 地球物理电磁联合反演研究进展与展望[J]. 地球与行星物理论评 (中英文), 56(6): 620-640. doi: [10.19975/j.dqyxx.2024-058](https://doi.org/10.19975/j.dqyxx.2024-058).

Wei L N, Li Y J, Yin C C, Su Y, Liu Y H. 2025. Status and prospects of joint inversion of geophysical electromagnetic data[J]. Reviews of Geophysics and Planetary Physics, 56(6): 620-640 (in Chinese). doi:[10.19975/j.dqyxx.2024-058](https://doi.org/10.19975/j.dqyxx.2024-058).

地球物理电磁联合反演研究进展与展望

韦老闹, 李永吉, 殷长春, 苏扬, 刘云鹤*

吉林大学 地球探测科学与技术学院, 长春 130026

摘要: 地球物理电磁数据反演是典型的欠定问题, 融合多种地球物理信息进行联合反演是减少多解性、提高地质结构解释准确性和可靠性的重要方法. 近年来, 随着计算技术的快速发展和新数值算法的涌现, 多种联合反演方法被提出并得到了广泛的应用, 主要包括: 基于岩石物理不同属性经验函数耦合方法、基于空间结构相关性的等结构耦合方法、使用贝叶斯理论和模糊聚类思想的先验知识和特定的约束条件整合方法等. 这些方法通过融合不同物理场的探测优势, 提高反演精度并减少了非唯一性问题, 对于矿产勘查、地质填图和深部构造等研究具有重要意义. 然而, 联合反演技术的发展也面临着一些挑战. 例如, 如何有效地构建不同物理场之间的关系, 如何选择合适的正则化方法以降低多解性、提高结果准确性, 以及如何处理非结构网格下的地形问题等. 本文将系统回顾各种电磁数据联合反演技术的基本思想和实现策略, 并对未来研究方向进行展望, 以期促进其在能源和资源勘探及地球科学研究中的推广应用.

关键词: 联合反演; 电磁探测; 多物理场耦合; 结构耦合; 先验信息

doi: [10.19975/j.dqyxx.2024-058](https://doi.org/10.19975/j.dqyxx.2024-058)

中图分类号: P631

文献标识码: A

Status and prospects of joint inversion of geophysical electromagnetic data

Wei Laonao, Li Yongji, Yin Changchun, Su Yang, Liu Yunhe*

College of Geo-Exploration Science and Technology, Jilin University, Changchun 130026, China

Abstract: Geophysical electromagnetic data inversion is a typical underdetermined problem. Due to the limitations of observational data, individual geophysical methods often suffer from significant non-uniqueness and uncertainty, making it challenging to provide accurate and stable interpretations of subsurface geological structures. To address this issue, joint inversion techniques have emerged as a key research direction in geophysical exploration. By integrating the advantages of different geophysical methods, joint inversion enhances the resolution and reliability of inversion results. In recent years, with the rapid advancement of computational technologies and novel numerical algorithms, various joint inversion approaches have been proposed and widely applied. These primarily include empirical coupling methods based on petrophysical properties, structural coupling methods utilizing spatial correlation constraints, and prior information-constrained methods based on Bayesian theory and fuzzy clustering,

收稿日期: 2024-12-09; 录用日期: 2025-02-24

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (42474107, 42030806, 42274093, 42174167, 42304149); 中国博士后科学基金资助项目 (BX20220130, 2023M731265); 广西重点研发计划项目 (桂科 AB21196028); 吉林省科技发展计划面上项目 (20230101099JC)

Supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant Nos. 42474107, 42030806, 42274093, 42174167, 42304149), China Postdoctoral Science Foundation (Grant Nos. BX20220130, 2023M731265), Guangxi Key Technologies R&D Program (Grant No. Guike AB21196028), and Jilin Scientific and Technological Development Program (Grant No. 20230101099JC)

第一作者: 韦老闹 (1998-), 男, 在读博士研究生, 主要从事地球物理电磁探测联合反演的研究. E-mail:

weiln24@mails.jlu.edu.cn

*通信作者: 刘云鹤 (1982-), 男, 教授, 主要从事电磁法勘探理论、三维电磁法正反演方法、电磁各向异性等方面的研究. E-mail: liuyunhe@jlu.edu.cn



and so on. The core concept of these methods is to exploit the complementary information from different geophysical techniques to optimize the joint inversion objective function through petrophysical relationships, spatial gradient constraints, or probabilistic modeling. This reduces solution non-uniqueness and enhances the characterization of subsurface geological structures. Joint inversion techniques have demonstrated significant success in applications such as mineral exploration, energy resource detection, geological mapping, and deep structural studies.

Despite their promising potential, joint inversion techniques still face several challenges in practical applications. These challenges include the rational construction of relationships between physical fields, the optimization of regularization strategies, the improvement of computational efficiency, and the handling of complex terrain effects. Future research in joint inversion will focus on the following aspects: (1) leveraging artificial intelligence and data-driven methods to learn nonlinear mappings between petrophysical parameters from large-scale training datasets, thereby improving inversion speed and accuracy; (2) integrating multi-source data and prior information within a probabilistic inversion framework to provide uncertainty quantification and enhance the reliability of inversion results; (3) employing multi-resolution optimization strategies, wherein a coarse-scale inversion captures the overall structure before progressively refining the model to improve computational efficiency and mitigate local minima issues; and (4) integrating seismic, gravity, magnetic, and electromagnetic data to enhance inversion robustness, while incorporating real-time monitoring data to better capture subsurface dynamic processes.

With advancements in high-performance computing, artificial intelligence, and novel geophysical observation technologies, joint inversion methods are expected to play an increasingly crucial role in resource exploration, subsurface structure detection, and geological hazard monitoring, providing higher-resolution and more accurate subsurface imaging techniques for Earth science research.

Keywords: joint inversion; electromagnetic exploration; multi-physics coupling; structural coupling; prior information

0 引言

重力、磁法、电磁和地震数据反映了地下不同物理属性,联合反演方法能够耦合多种方法的技术优势,弥补单一方法的不足,从而提供更加精细和可靠的地下结构成像(唐塑等, 2023)。联合反演的概念最早在 20 世纪 70 年代被提出, Vozoff 和 Jupp (1975) 首次实现了直流 (direct current, DC) 电测深和大地电磁 (magnetotelluric, MT) 测深资料的联合反演,标志着联合反演技术的初步应用。其核心贡献在于提出了数据互补性利用与模型驱动优化的基本框架:通过共享电阻率模型,整合直流电法对浅层高分辨率与大地电磁法对深部电性结构的探测优势,显著降低了解的非唯一性。其设计的加权最小二乘目标函数为后续多源数据融合提供了理论模板。这一工作奠定了联合反演的两大基石:物理场互补性原理与数据-模型协同优化机制,并为后续研究方向的拓展与方法革新提供了启示。例如, Gallardo 和 Meju (2003) 的交叉梯度约束与 Zhdanov 等 (2012) 的 Gramian 耦合方法,实际上是对该工作框架的泛化,将单一电性参数(电阻率)

扩展至速度、密度等多参数联合反演;而贝叶斯反演 (Blatter et al., 2019) 与深度学习融合 (Colombo et al., 2020) 则进一步克服了早期依赖人工调参的局限,实现了正则化权重自适应优化,并显著提升了计算效率。在应用层面,“浅至深”的数据协同理念仍对现代资源勘探(致密气藏识别, Wang K et al., 2023)与地质灾害监测(如火山形变实时成像, Deng et al., 2023)等领域产生深远影响。目前,通过引入边缘计算、变维贝叶斯等新技术(梁萌等, 2021; Yao et al., 2023),研究正在推动联合反演技术从静态模型向动态化与智能化方向发展,但其“多物理场信息融合”与“结构一致性约束”的核心理念仍是联合反演技术的核心基础,持续驱动地球物理探测向高分辨率成像、多尺度建模及多物理场耦合的纵深发展,为复杂地质系统的精细化解释与多维度应用提供了关键理论支撑。随着计算技术的发展和地球物理数据采集技术的进步,联合反演由线性方法发展到非线性方法,并逐步发展为不同物性之间的联合反演。近年来,地球物理中多种电磁数据与重、磁、震等地球物理数据的联合反演技术在近地表高精度成像、资源和能源勘探、岩石

圈结构研究和地球动力学研究等方面获得广泛的应用。

目前的地球物理联合反演技术主要包括以下几大类:

基于岩石物性经验关系的属性耦合联合反演是一种利用岩石物理属性之间的经验关系,通过函数映射实现不同模型参数的同步恢复,进而提高地球物理勘探准确性的方法。这种方法主要依赖于岩石物性参数(如电阻率、密度、速度等)之间的相互关系,以及这些参数与地质结构之间的联系,来实现对地下地质结构的精确解释和预测(刘洁和张建中, 2020; 张佩等, 2019),也可通过这些关系对反演模型进行改进(Colombo and De Stefano, 2007; Giraud et al., 2017, 2019; Wen et al., 2024)。Hauck 等(2011)基于 Archie 公式(Archie, 1942)确定岩石的电性和地震特性之间的物理联系,建立了电磁法与地震数据联合反演的电阻率-密度关系。Wagner 等(2019)在 Hauck 等(2011)给出的电阻率-密度关系的基础上,实现地震折射数据和电阻率数据的联合反演。Takougang 等(2015)在地震和大地电磁数据联合反演中,基于类似于 Gardner 定律的密度-速度关系从大地电磁反演得到的电阻率模型中估计声阻抗。Lelièvre 等(2012)提出自动调整 Tikhonov 权衡参数,以达到多个物理场数据集的拟合,并在加拿大 Voisey's Bay 块状硫化物矿床勘探中,利用地震和重力数据联合反演有效恢复地下物性特征。Carrillo 和 Gallardo(2018)开发一种用于重力和大地电磁数据二维联合反演的算法,可同时寻求电阻率和密度的二维分布。Wang 和 Yang(2023)利用指示函数实现岩石物理约束的重力和磁力数据联合反演,并使用交替方向乘子法解决优化问题。

在联合反演中,不同物理场的反演结果可通过结构耦合(如边界、梯度)来约束,使得不同物理场的反演模型在结构上保持一致。这种方法在复杂地质体(如火山、断层、油气储层)勘探中取得了良好的效果。Haber 和 Oldenburg(1997)提出联合反演的结构耦合约束,并通过最小化不同模型之间的曲率差实现一致性约束。Gallardo 和 Meju(2003, 2004)提出电阻率和地震速度的交叉梯度作为约束的新概念,对复杂近地表环境中的电阻率-速度关系进行精细研究。他们提出的交叉梯度约束假设目标体在不同物理场中具有明显且一致的边界,进而通过最小化模型梯度的向量积,将不同模型的结构

约束到尽可能相似。Zhdanov 等(2012)提出一种基于 Gramian 约束的联合反演方法,该方法通过将模型转换到 Gramian 空间计算不同物理参数分布的相关性。殷长春等(2018)提出局部 Pearson 相关约束,将计算区域划分为若干不同尺度的子域,每个子域的 Pearson 相关系数表示了结构相似程度,为解决多尺度问题提供了灵活性。Perez-Flores 等(2024)对墨西哥 Aciculco 地热田观测的重力和航空磁测数据进行联合反演,结果表明模型浅部与绘制的地表断层具有较好的一致性。Molodtsov 等(2024)引入辅助多参数模型空间的联合反演通用框架,实现了多物理场数据联合反演,并基于全张量重力梯度和地震数据的时移联合反演,大地电磁、地震和重力数据的联合反演以及电阻率层析成像和音频大地电磁的联合反演等验证该反演框架的可行性。

地质、岩石物理和已知钻孔数据等先验信息逐渐在联合反演中得到应用。通过贝叶斯等反演框架将不确定性信息纳入反演过程,提升了反演结果的可靠性。Bosch(2004)在最小二乘模型优化方法中加入介质物理性质和岩性描述的联合估计,通过描述岩性和介质物理性质之间的统计关系,将先验信息加入到模型更新中,得到了很好的反演效果。Shamsipour 等(2012)提出基于协同克里金的随机联合反演方法,在重磁联合反演中首先整合了密度-重力与磁化率-总磁场之间的物理关系,并将这种关系作为约束条件添加到反演过程中,达到优化的目的。Giraud 等(2017)将概率地质模型作为信息来源,在空间上调节岩石物理约束推导出初始模型,并通过整合岩石物理约束和地质数据改善了地下成像结果、降低了不确定性。Yao 等(2023)提出一个基于变维马尔可夫链蒙特卡罗方法的联合反演技术,克服了模型的参数化不足或过多的问题,能够自动检测地球内部的电导率不连续性。在地球物理联合反演中,通过引入先验地质信息来指导聚类中心的确定,可降低传统人工解释的主观性和局限性(Carter-McAuslan et al., 2015; Sun and Li, 2016)。

本文聚焦电磁探测数据的联合反演,在前人工作基础上系统总结属性耦合、结构耦合、先验信息引导等模型约束方法及串行、并行和协同联合反演策略,对各种方法的基本原理及应用情况进行阐述,并对当前联合反演方法面临的问题及未来可能的发展方向进行展望。

1 联合反演方法概述

根据反演数据、模型耦合方式和反演算法的不同,地球物理电磁数据与重、磁、震等数据的联合反演可以分为:(1)基于经验函数的不同参数联合反演;(2)基于多种电磁数据的同一参数联合反演;(3)基于单一电磁数据的不同参数联合反演;(4)基于结构耦合的多参数联合反演;(5)基于先验信息引导的联合反演。

1.1 基于经验函数的不同参数联合反演

此类方法通过岩石物理实验建立起电阻率、密度和磁化率等物理属性的经验关系,进而实现联合反演中的多参数耦合。在单一地球物理方法无法确定地下复杂结构的地区,可通过建立各种物理参数之间的经验关系函数,提高反演结果的准确性和可靠性。

Maier 等 (2010) 基于阿尔奇定律和孔隙度-密度关系,构建电阻率和密度的函数关系,并由南澳大利亚伦马克海槽的实测数据反演验证其有效性。结果表明该方法能更好地恢复模型的参数值及边界。具体实施步骤为:利用 Archie 公式 (Archie, 1942) 建立电导率与孔隙度和饱和度的经验关系,并通过 Gassmann 方程 (Gassmann, 1951) 计算地震纵波速度与孔隙度和油、气、水饱和度的经验关系,再结合两组公式建立电导率与速度的间接关联性。根据以上文献,Archie 公式为:

$$\sigma = \frac{1}{a} \sigma_w \phi^m S_w^n \quad (1)$$

其中, σ 、 ϕ 、 S_w 和 σ_w 分别表示为电导率、孔隙度和含水饱和度, a 、 m 和 n 分别为曲折因子、孔隙度指数和饱和度指数。同理, Gassmann 方程为:

$$V_P = \sqrt{\frac{K_{sat} + \frac{4}{3} \mu_{sat}}{\rho_{sat}}} \quad (2)$$

式中, V_P 、 ρ_{sat} 、 K_{sat} 和 μ_{sat} 分别为纵波速度、岩石密度、孔隙流体饱和和岩石的体积模量和地层弹性参数。岩石密度为:

$$\rho_{sat} = (1 - \phi) \rho_{ma} + \phi (S_w \rho_w + S_o \rho_o + S_g \rho_g) \quad (3)$$

其中, S_w 、 S_o 、 S_g 分别为水、油、气饱和度, ρ_w 、 ρ_o 、 ρ_g 分别对应水、油、气密度, ρ_{ma} 为岩石骨架的密度。由上述过程即可建立电导率与速度间的关联性。

Faust 公式 (格劳尔, 1987) 是岩石波速 v 与电阻率 R 之间的直接经验关系,其数学表达式为:

$$v = KHC^{dR} \quad (4)$$

式中, K 、 C 、 d 为不同地层系数, H 为深度。在浅层沉积地层中, Faust 公式具有较好的适用性,而在深层钻孔和复杂地质条件下,需要对其进行修正和校准以提高其准确性。杨振武等 (1998) 在 Faust 公式的基础上,对测井数据进行统计,利用回归曲线得到电阻率与速度之间的关系式,并用于大地电磁与地震数据的联合反演。

Heincke 等 (2006) 根据研究区的实测电导率 σ 、地震速度 v 和密度 ρ 等物性参数分布特征,构建三种物性之间的经验关系,即:

$$\sigma = \exp(-av^2 - bv - c) \quad (5)$$

$$\rho = (1/v + 8500)/5000 \quad (6)$$

式中, $a = 2.31 \times 10^{-7}$, $b = -5.79 \times 10^{-4}$, $c = 0.124$ 。

Moorkamp 等 (2011) 根据地震、大地电磁和标量及张量重力数据建立三维联合反演框架,采用多尺度优化方法研究联合反演中涉及的多种物理参数的耦合方法,并对交叉梯度耦合与采用经验公式 (5) 和 (6) 的参数直接耦合进行了对比。

为解决岩石物性约束适应性有限的问题,张磊 (2016) 提出宽范围岩石物性约束方法,实现了基于模拟退火算法的大地电磁与重力数据联合反演。宽范围物性约束策略结合岩石物性关联、范围约束和耦合项的思维模式,这种模式不仅适用于梯度优化算法,还可以结合其他优化算法和约束方式进一步扩展。曾志文等 (2020) 采用差分进化全局优化算法实现了大地电磁和重力的宽范围物性约束联合反演,进一步验证宽范围物性约束联合反演的适用性。

在伦马克海槽的电阻率-密度联合反演研究中, Maier 等 (2010) 通过岩石物理实验与经验函数构建了电导率与孔隙度、含水饱和度之间的关系。实验数据来源于南澳大利亚伦马克海槽钻孔岩芯样本 (孔隙度: 15%~25%, 饱和度: 60%~80%)。使用 Archie 公式建立了电导率与孔隙度及含水饱和度之间的关系,并通过岩芯测量验证了线性密度-孔隙度关系。在联合反演过程中,输入数据包括大地电磁 (MT) 视电阻率数据与重力布格异常数据,目标函数约束电导率与密度通过孔隙度耦合,使用高斯-牛顿法进行迭代优化,重力数据部分的正则

化权重取 0.1 和经验约束系数取 0.5. 反演结果显示, 基底界面深度误差从单一 MT 反演的 15% 降至联合反演的 5%, 并且密度模型的横向分辨率提升了 40%, 清晰刻画了盐丘边界.

通过岩石物理实验 (如 Archie 公式、Gassmann 方程) 建立物性关系的经验函数耦合联合反演, 具有明确的物理意义和较强的耦合机制可解释性 (Hauck et al., 2011). 该方法通过线性或多项式经验函数简化反演方程, 提高了计算效率, 尤其适用于大规模数据反演 (张磊, 2016). 然而, 它也有一些局限性. 首先, 依赖于精确的岩石物性参数 (如孔隙度和饱和度), 在复杂地质条件下可能导致关联精度不足 (Giraud et al., 2017). 此外, 方法的非线性适应性较差, 难以处理如页岩夹层等非均质或各向异性介质, 可能导致深层电阻率出现偏差. 该方法适用于均质地层, 如沉积盆地 (例如伦马克海槽案例, 基底误差降至 5%) 和稳定的克拉通区域 (Wang et al., 2014), 以及目标参数关联明确的场景, 例如电阻率与密度 (Archie 公式) 和速度与孔隙度 (Gassmann 方程) 的经验关系已知的情况.

1.2 基于多种电磁数据的同一参数联合反演

不同电磁数据的联合反演是一种在地球物理勘探中广泛应用的技术, 旨在通过结合多种电磁数据来提高地下电阻率结构成像的分辨率. 这种技术利用了不同电磁方法在探测能力上的互补性, 例如, 瞬变电磁法对浅层异常体较为敏感, 而大地电磁等方法对深部低阻异常体和大范围电性结构探测更为有效 (Lichoro et al., 2017; Meju, 1996). Meju (1996) 利用瞬变电磁和大地电磁数据进行联合反演弥补单一方法的不足, 获得了更准确的地下电阻率结构信息. Cao 等 (2023) 提出了一种基于非结构四面体网格的有限元方法, 结合有限内存拟牛顿算法, 对航空天然场源垂向磁倾子电磁数据和地面大地电磁法数据进行三维联合反演, 以克服单一方法的局限性, 通过融合地面大地电磁法数据的深层探测能力与天然场源垂向磁倾子电磁数据的近地表高分辨率优势, 实现对复杂地形下电性结构的多尺度成像. 在实际应用中, 瞬变电磁和大地电磁数据的联合反演已经被广泛应用于地质填图、矿产资源勘查、水文地质调查等领域 (Didas and Hersir, 2021; Gichira, 2012; Lichoro et al., 2017).

可控源电磁法 (controlled-source electromag-

netic, CSEM) 和大地电磁数据联合反演结合了两种方法的技术优势, 在反演深度上具有互补性, 可提高地下结构和构造的成像精度 (汪茂, 2015; 赵宁等, 2014). Abubakar 等 (2011) 提出了可控源电磁和大地电磁数据的联合反演, 而最优化方法采用正则化高斯-牛顿方法. 通过利用乘性成本函数 (multiplicative cost function) 为可控源电磁和大地电磁数据分配相对权重, 在反演过程中自适应地将可控源电磁和大地电磁数据置于同等地位 (Qin et al., 2024; 赵宁等, 2014). Qin 等 (2024) 基于有限内存拟牛顿优化算法对可控源电磁和大地电磁数据进行联合反演, 数据加权采用了数据点数比平方根方法 (square root of the ratio of the number of data points). 从反演结果可以看出, 对比可控源电磁和大地电磁单独反演, 两者数据不加权的联合反演和加权联合反演的成像结果清晰地描绘出沉积层浅部的两个异常体, 其位置和形状比单独反演结果更加吻合真实模型 (图 1). 不同反演方法在分辨率上存在差异. 可控源电磁单独反演能够清晰显示沉积层浅部的两个异常体的位置, 但无法准确描绘其形状; 大地电磁单独反演对深部结构敏感, 显示的形状较接近真实模型, 但基底电阻率偏高. 加权联合反演相较于可控源电磁单独反演, 能够更准确地刻画浅部异常体的形状, 并更好地匹配真实模型. 尽管联合反演也捕捉到了较深的基底结构信息, 但其形状仍未完全接近真实模型. 总体来看, 加权联合反演提供了较单独反演更优的成像效果和更高的分辨率.

直流电阻率和瞬变电磁数据联合反演是一种提高地下电性结构解释精度的重要手段. 近几十年的研究不仅开发出直流与瞬变电磁联合反演 (Raiche et al., 1985; Yang and Tong, 1999), 还开发出直流与频率域电磁数据的联合反演 (Monteiro Santos et al., 1997; Ong et al., 2010). 在最近的研究中, Bortolozzo 等 (2024) 实现直流和瞬变电磁数据的二维联合反演, 并通过理论模型和实际案例进行了测试. 合成数据反演结果表明瞬变电磁单独反演中, 由于感应电流呈水平“烟圈”分布, 该台阶模型展现为具有均匀电阻率的导电层. 融合直流电阻率数据的联合反演结果明显优于单独瞬变电磁反演. 巴拉那沉积盆地实测数据的联合反演结果表明, 相比于直流电阻率和瞬变电磁单独反演, 联合反演不仅保留了直流电阻率法浅部的高分辨率, 还很好地划分出深部地层的结构 (图 2).

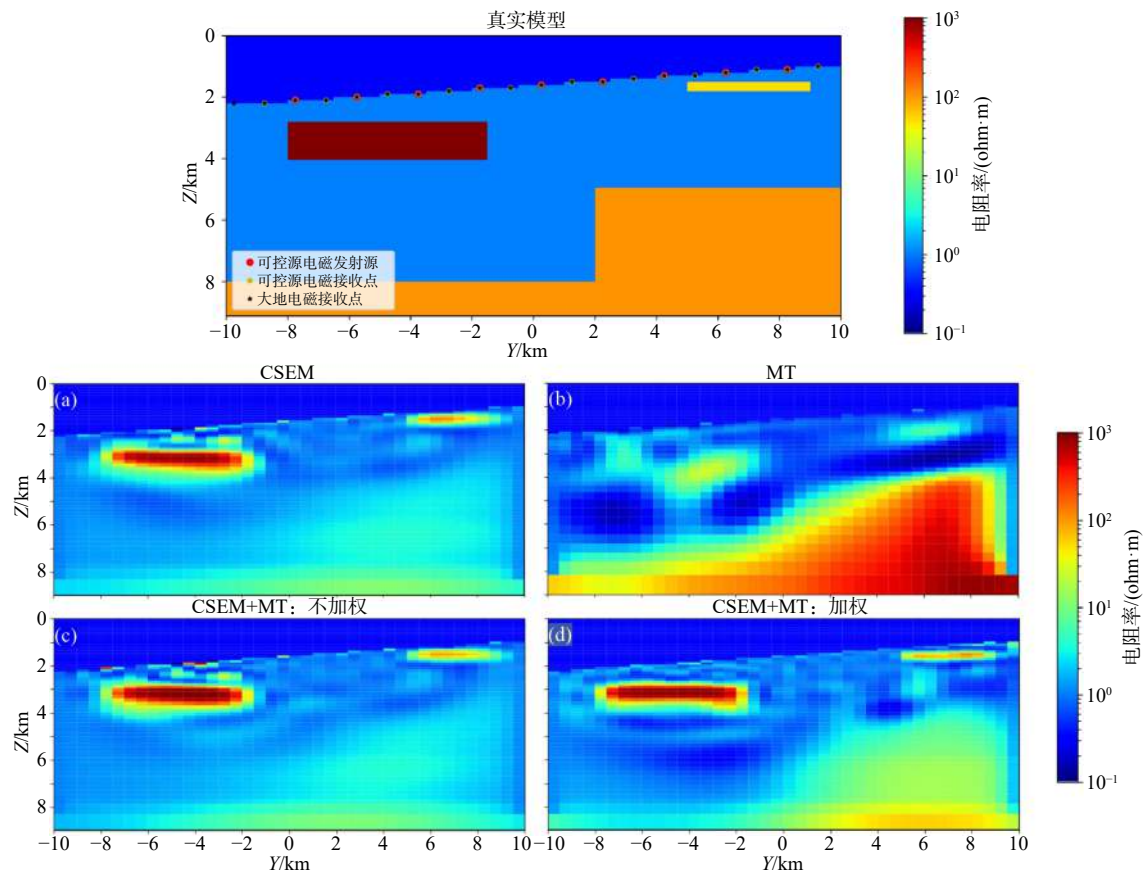


图 1 可控源电磁和大地电磁的联合反演结果。(a, b) 分别是可控源电磁和大地电磁的单独反演结果; (c, d) 分别是二者不加权和加权的联合反演结果 (引自 Qin et al., 2024)

Fig. 1 Joint inversions of controlled-source electromagnetic and magnetotelluric data. (a) and (b) show the separate inversion results of controlled-source electromagnetic and magnetotelluric data, while (c) and (d) show the joint inversion results of both data with and without weighting (from Qin et al., 2024)

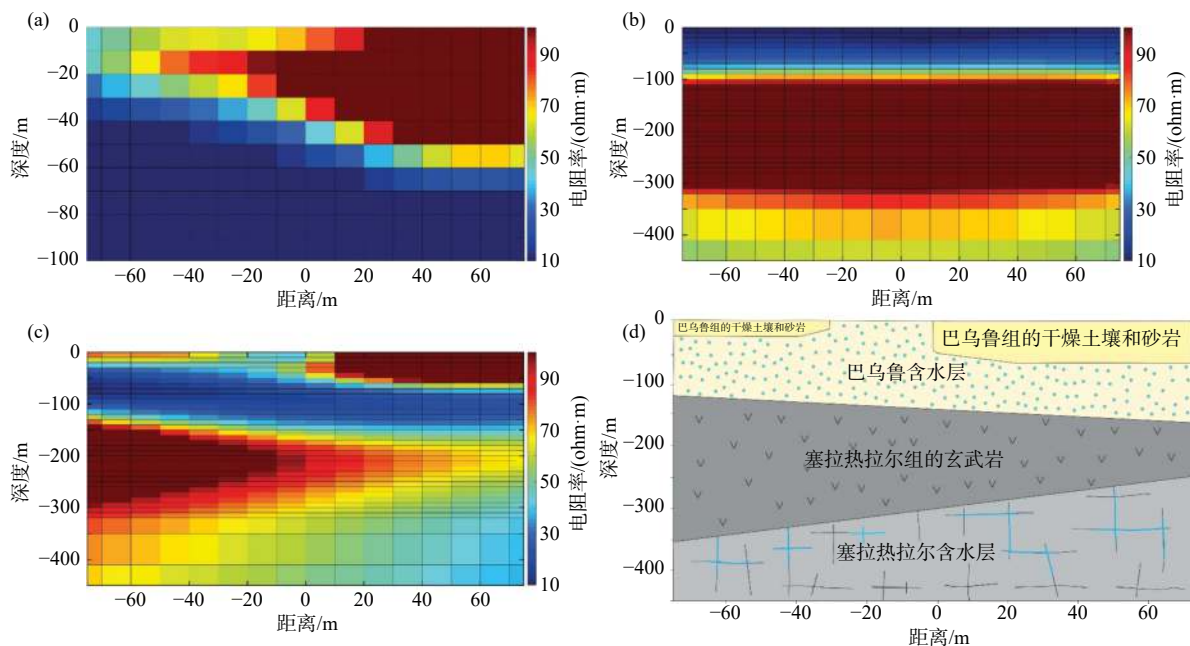


图 2 巴拉那沉积盆地数据案例研究。(a) 直流电阻率反演结果; (b) 瞬变电磁反演结果; (c) 联合反演结果; (d) 地质剖面图 (引自 Bortolozzo et al., 2024)

Fig. 2 Case study of Paraná sedimentary basin. (a) DC resistivity inversions; (b) Transient electromagnetic inversions; (c) Joint inversions; (d) Geological profile (from Bortolozzo et al., 2024)

多电磁数据联合反演具有明显优势. 通过结合瞬变电磁 (对浅层结构敏感) 和大地电磁 (对深部结构优势) 数据, 可实现分辨率的互补, 从而提升全深度电阻率成像的精度 (Meju, 1996). 此外, 采用多数据源加权 (如乘性成本函数) 能够有效抑制单一方法中的噪声干扰, 增强反演结果的鲁棒性 (Qin et al., 2024). 然而, 该方法对数据兼容性要求较高, 需要对不同数据源的频段进行统一并进行时空对齐, 若处理不当, 可能导致反演的不稳定性 (赵宁等, 2014). 此外, 多数据集联合优化需要高效的正则化策略 (如自适应权重分配), 从而增加了计算复杂度. 该方法适用于多尺度探测任务, 特别是沉积盆地的浅部高分辨率与深部构造联合成像 (如巴拉那盆地案例, 图 2), 以及对低阻异常体 (如油气藏、地热储层) 等复杂电性结构的多方法协同约束.

1.3 基于单一电磁数据的不同参数联合反演

单一电磁数据考虑多参数联合反演可减少反演的多解性、提高反演结果分辨率. Kozhevnikov 和 Antonov (2009) 实现带激电效应 (induced polarization, IP) 的瞬变电磁数据联合反演, 通过引入先验信息提升数据拟合效果、显著提高反演精度. 满开峰等 (2023) 基于 Pearson 相关性约束和深度学习联合反演电阻率和极化率, 结合卷积神经网络 (提取空间特征) 和长短期记忆网络 (捕捉时间序列依赖性), 通过 Cole-Cole 模型生成不同激电参数组合的正演响应作为训练集, 预测出时间常数和频率相关系数作为先验信息, 并设置约束范围. 在该约束范围内, 联合反演电阻率和极化率, 利用 Pearson 相关系数构建物性参数关联性, 采用高斯-牛顿法求解目标函数, 更新电阻率和极化率, 同时保持时间常数和频率相关系数在约束范围内. Zhu 等 (2023) 以有限内存拟牛顿法为反演工具, 开发了一种基于交叉梯度约束的电阻率法和时间域激发极化法的三维联合反演算法. 在联合反演过程中, 电阻率和极化率模型交替迭代更新, 通过交叉梯度对两个参数的反演结果进行相互约束, 在最小化单独反演的数据失配的基础上, 可以找到一个电导率和极化率在结构上具有相似分布的模型. 合成示例的两个棱柱体模型的单独反演结果在边界处出现扭曲, 而联合反演能更好地抑制噪声影响, 较好地恢复异常体的形状, 可有效识别异常体的位置 (图 3).

单一数据多参数反演方法在地球物理勘探中具有重要优势. 通过联合反演极化率与电阻率 (Zhu et al., 2023), 可以有效减少多解性问题, 避免单一参数反演中常见的边界模糊现象. 此外, 该方法能够充分挖掘单一数据集中的多物理响应 (如激电效应与电磁感应), 提高数据的利用率. 然而, 参数耦合的挑战仍然存在, 尤其是需要精确构建物性关联模型 (如 Cole-Cole 模型), 否则可能导致伪异常的引入. 同时, 该方法对数据质量的要求较高, 尤其是在高频噪声或仪器误差影响下, 可能加剧参数之间的交叉干扰. 该方法特别适用于精细化目标识别, 如金属矿体边界刻画 (满开峰等, 2023) 及含水层极化率反演, 也适用于有限数据场景, 例如井周或实验室内的小尺度多参数同步反演.

1.4 基于结构耦合的多参数联合反演

基于结构耦合的多参数联合反演方法是假设不同物理属性间在结构 (如层边界、断层位置) 上存在一致性, 常用于断裂带、盆地边界和金属矿等同源地球物理异常结构成像. Haber 和 Oldenburg (1997) 首次提出了结构耦合约束的概念, 并基于模型曲率的结构算子约束不同物性参数之间的变化, 实现地震数据和重力数据联合反演.

目前主流的结构耦合约束方法有交叉梯度约束、Gramian 约束和 Pearson 相关性约束等. 交叉梯度约束方法是一种用于联合反演不同地球物理参数的结构耦合约束方法. 具体来说, 交叉梯度函数通常定义为两个物性参数梯度的叉积, 这使得在联合反演过程中, 不同参数的模型能够相互制约, 从而减少多解性并提高反演结果的可靠性. Gallardo 和 Meju (2003) 首次引入交叉梯度函数实现电阻率和地震波速度间的结构耦合, 从联合反演模型中获得一致的结构模型. 交叉梯度联合反演方法的有效性已经在各种不同类型数据测试中得到验证, 包括重力、磁法、大地电磁、地震走时等多种地球物理数据的联合反演 (Fregoso and Gallardo, 2009; Gallardo and Meju, 2004; Gross, 2019; Joulidehsar et al., 2018; 李桐林等, 2015; 彭森等, 2013; Penta de Peppo et al., 2024; Wu et al., 2020, 2022; Zhang et al., 2019; Zhou et al., 2015). 高级和张海江 (2016) 在地震走时与直流电阻率联合反演中, 采用交叉梯度交替约束以平衡数据拟合与结构约束, 提高了地下结构成像分辨率和识别精度. 交叉梯度函数可以表示为两个模型梯度矢量的叉乘积, 即:

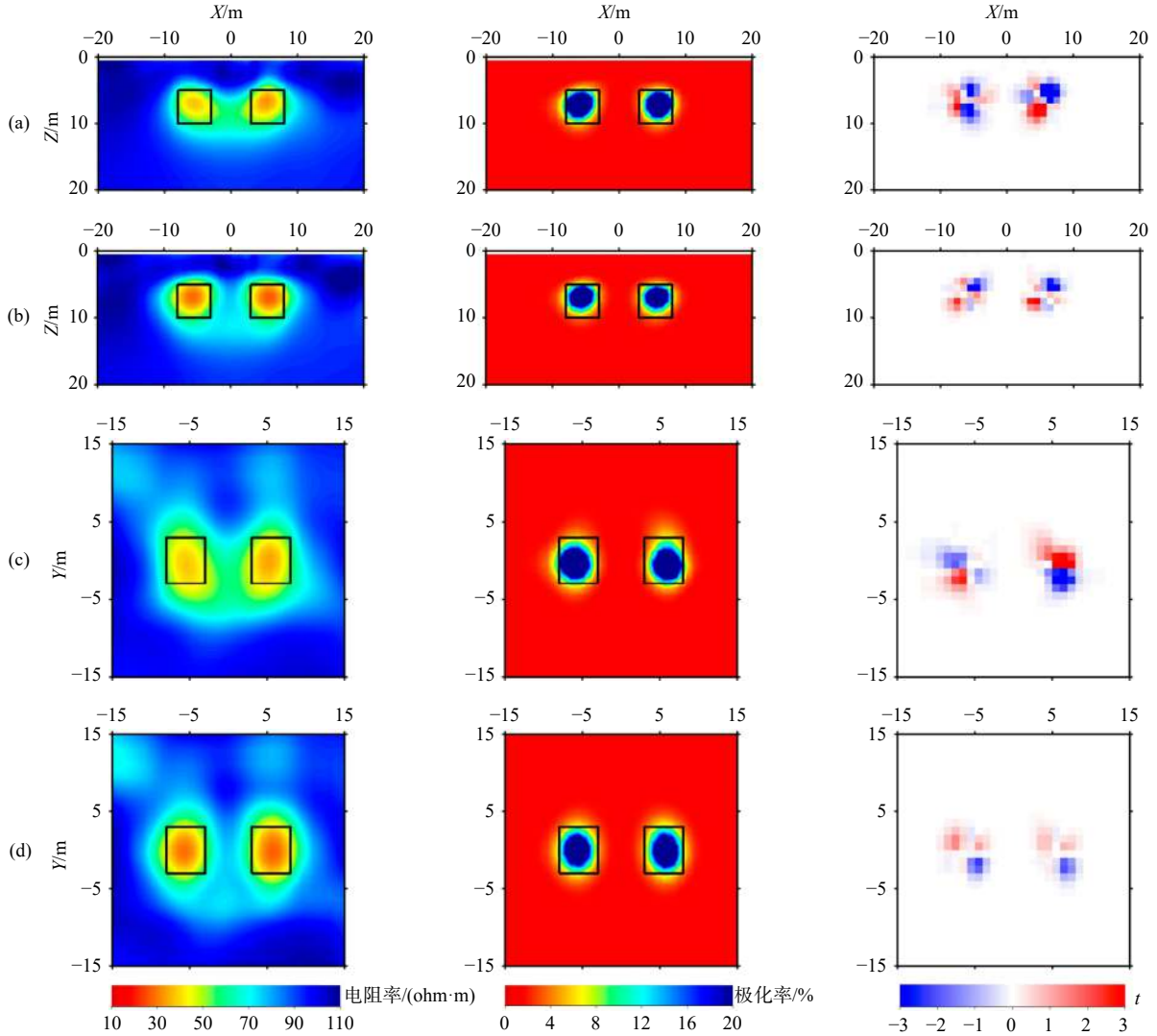


图 3 直流电阻率法和时域激发极化合成数据单独反演和联合反演结果. (a, c) 单独反演结果; (b, d) 联合反演结果. 图 a、b 为 $x=0$ m 时电阻率模型和极化率模型的垂直切片图, 而图 c、d 为 $z=8$ m 深处的平面剖面图. 第三列显示了交叉梯度图 (引自 Zhu et al., 2023)

Fig. 3 Imaging results of separate and joint inversion of synthetic DC resistivity and time-domain induced polarization data. (a), (c) show the separate inversions; (b) and (d) show the joint inversions; Figs. a, b are vertical slice of the resistivity and the chargeability at $x=0$ m; Figs. c, d are plane view at $z=8$ m. The third column shows the cross-gradient (from Zhu et al., 2023)

$$\mathbf{t}(x, y, z) = \nabla \mathbf{m}_r(x, y, z) \times \nabla \mathbf{m}_s(x, y, z) \quad (7)$$

其中, $\mathbf{m}_r$ 和 $\mathbf{m}_s$ 分别为两种物性参数 (比如电阻率与密度)。

交叉梯度联合反演的核心在于利用交叉梯度函数作为约束条件, 通过数学模型将不同物性参数的空间结构联系起来, 从而在联合反演过程中实现结构的一致性 (图 4). 交叉梯度约束联合反演方法虽然在提高反演结果的可靠性和准确性方面具有明显优势, 但也存在难以处理复杂非线性地质结构、计算成本高以及对数据质量要求高等局限性 (Gross, 2019; Joulidehsar et al., 2018; 彭淼等, 2013). 在实际应用中, 需要根据具体的探测目标综合考虑这些因素, 以充分发挥交叉梯度约束联合反演的技术优势。

基于 Gramian 约束的联合反演是通过引入

Gramian 矩阵来表征模型参数之间的线性相关性, 实现约束反演. Zhdanov 等 (2012) 提出一种基于 Gramian 约束的广义联合反演方法, 通过将模型参数转换到 Gramian 空间, 联合约束项可表示为多模型参数相应的 Gramian 矩阵的行列式. 考虑模型空间函数 p 的范数为:

$$\|p\|_{G^n}^2 = (p, p)_{G^n} = G(m^1, m^2, \dots, m^{n-1}, p) \quad (8)$$

即为单个模型参数的 Gramian 矩阵的行列式. 当进行 Gramian 约束时, 还可引入转换算子 T , 此时 Gramian 矩阵的行列式变为:

$$\|Tp\|_{G^n}^2 = (Tp, Tp)_{G^n} = G(Tm^1, Tm^2, \dots, Tm^{n-1}, Tp) \quad (9)$$

具体来说, Gramian 约束通过最小化模型参数

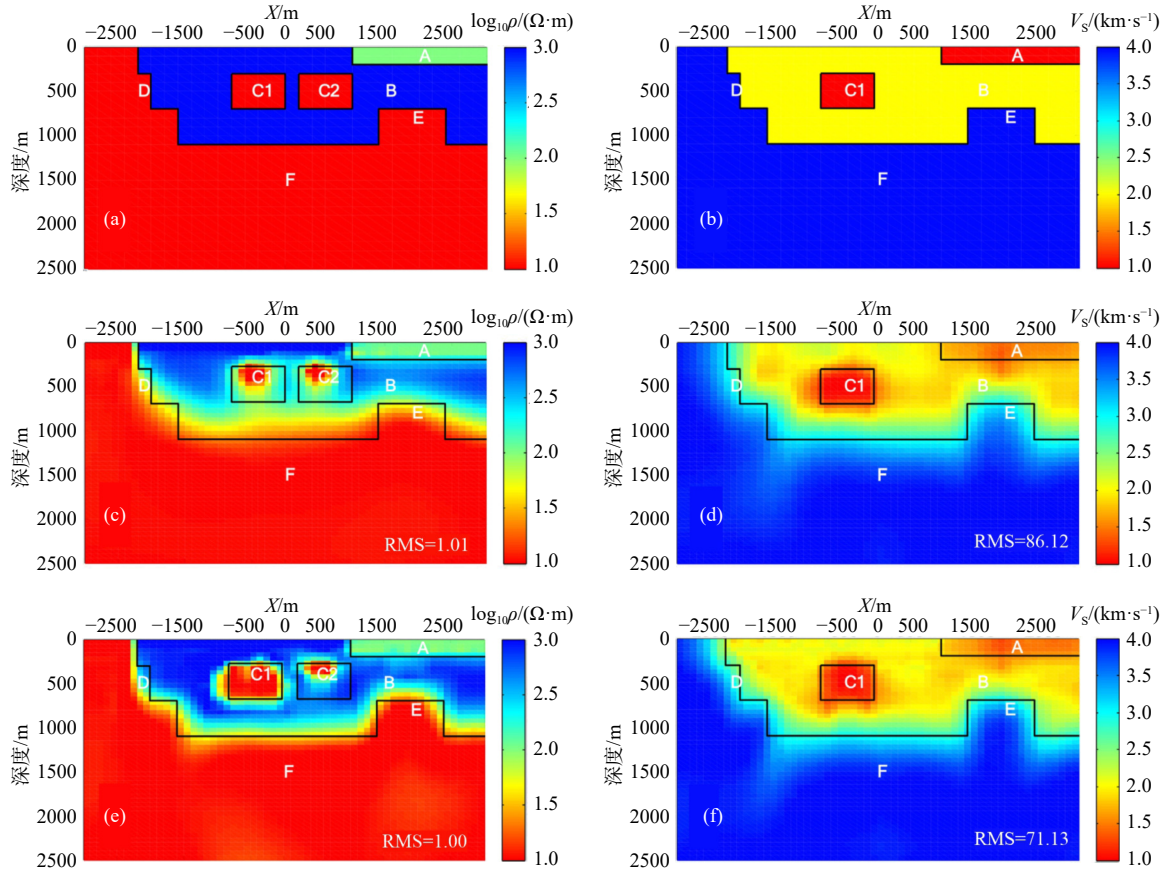


图4 块状体模型反演结果。(a)合成块状体电阻率模型；(b)合成块状体速度模型；(c)单独大地电磁反演恢复的电阻率模型；(d)单独随钻地震(seismic while drilling, SWD)反演获得的剪切波速度模型；(e)交叉梯度成像方法获得的电阻率模型；(f)交叉梯度成像方法获得的速度模型。黑线勾勒出电阻率-速度模型的结构。“RMS”表示数据拟合结果(引自Wu et al., 2020)

Fig. 4 Inversions of block anomalous body models. (a) Resistivity model; (b) Velocity model; (c) Resistivity models recovered by separate magnetotelluric inversions; (d) Velocity model obtained by separate seismic while drilling (SWD) inversions; (e) Resistivity model obtained by cross-gradient imaging; (f) Velocity models obtained by cross-gradient imaging. The black lines outline the structure of resistivity or velocity models, and "RMS" indicates the data fitting result (from Wu et al., 2020)

梯度的 Gramian 泛函来实现. 这使得模型参数梯度向量保持平行, 从而保证了不同物理属性间的线性相关性 (Jorgensen and Zhdanov, 2019; Tu and Zhdanov, 2021). 在大地电磁测深和重力的联合反演中, Gramian 约束可以将物性参数约束在一定范围内, 提高先验物性关联信息的利用率, 并有效限定物性耦合的范围 (图5). 在实际应用中, Gramian 约束常与其他类型的约束 (如惩罚函数项) 联合使用, 以进一步优化反演结果. 例如, 在重力和大地电磁数据的联合反演中, 通过引入 Gramian 约束和惩罚函数项, 可以有效地将密度和电阻率的分布限制在合理的范围内, 改善耦合效果 (郭一豪等, 2021; 曾志文等, 2023). 陈晓等 (2023) 在 Gramian 约束的基础上引入不等式约束以限制模型参数的范围, 确保反演结果符合实际地质情况. 在先验物性信息可信度较高的情况下, 可选用转换函数方法实现物性参数的不等式约束; 反之, 可选择惩罚函数

方法实现物性参数的不等式约束. Gramian 约束虽然对先验信息依赖性低, 但对明确的物性关联信息利用率也较低. 这意味着在实际应用中, Gramian 约束可能无法充分利用已知的物性关联信息来提高反演结果的精度 (曾志文等, 2023).

基于 Pearson 相关性约束 (Pearson correlation constraint, PCC) 的联合反演主要是利用 Pearson 相关系数来描述和约束不同地球物理参数之间的关系, 以减少反演的多解性. 殷长春等 (2018) 提出基于局部 Pearson 相关性约束 (local Pearson correlation constraint, LPCC) 的联合反演方法. 通过假设每个局部区域模型参数具有线性相关特性, 对局部模型参数施加相关性约束, 实现联合反演. 这种方法在地球物理数据的反演解释中得到了广泛应用 (Liu et al., 2022; 满开峰等, 2023; 孙思源, 2019; Zhang S et al., 2024).

对于两个模型参数 m_1 、 m_2 , Pearson 相关系数

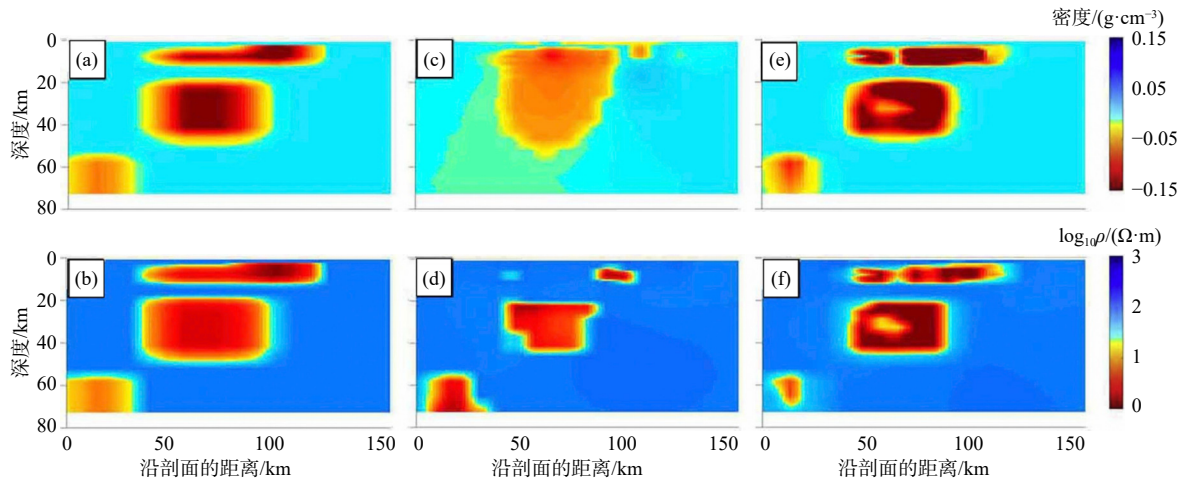


图 5 合成模型垂向分布特征。(a, b) 展示了真实异常密度和电阻率模型; (c, d) 展示了单独反演的密度和电阻率模型; (e, f) 展示了联合反演的密度和电阻率模型 (引自 Jorgensen and Zhdanov, 2019)

Fig. 5 Vertical sections of the synthetic model. (a) and (b) show true anomalous density and resistivity models; (c) and (d) show the separate inversion results of density and resistivity; (e) and (f) show the joint inversion results of density and resistivity models (from Jorgensen and Zhdanov, 2019)

可表示为:

$$p_{cc}(m_1, m_2) = \frac{\sum_{i=1}^M (m_1^i - \bar{m}_1)(m_2^i - \bar{m}_2)}{\sqrt{\sum_{i=1}^M (m_1^i - \bar{m}_1)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^M (m_2^i - \bar{m}_2)^2}} \quad (10)$$

式中, M 为局部控制域个数。

局部 Pearson 相关性约束联合反演的前提是不同地球物理响应可能由相同的异常体引起, 并且不同地球物理参数分布之间存在相关性。通过在局部区域对模型参数施加 Pearson 相关性约束, 可以有效地利用多种地球物理数据信息, 从而改善单一地球物理反演的收敛性。局部 Pearson 相关性约束联合反演方法受子域大小的影响。子域选取过小可能会导致两个参数模型无法耦合, 而子域过大则可能使子域内两种参数的不存在简单的线性相

关, 不利于参数的结构耦合 (图 6)。图 7 展示了航空电磁和航空磁测数据基于局部 Pearson 相关性约束的联合反演结果对比。由图可以看出, 通过选择合适的子域, 联合反演分辨率和准确性得到明显改善。

结构耦合联合反演在处理复杂地质构造时具有独特优势。该方法通过交叉梯度、Gramian 或 Pearson 相关性约束, 能够在不同物理场之间保持结构一致性, 而无需显式建立物性关系 (Gallardo and Meju, 2003)。它特别适用于复杂的非均质区域, 如断裂带和火山构造, 能够有效地对齐模型边界。然而, 结构耦合联合反演的计算成本较高, 因为需要在反演过程中迭代优化结构约束项 (如交叉梯度泛函), 使得时间复杂度增加 30%~50% (彭森等, 2013)。此外, 低信噪比 (SNR<10 dB) 情况下, 结构约束可能失效, 导致模型发散 (Gross, 2019;

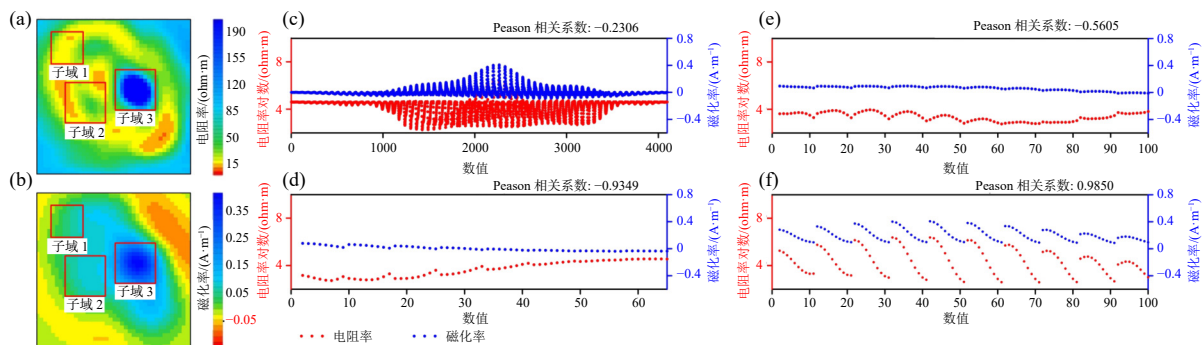


图 6 Pearson 相关性约束计算图。(a, b) 为电阻率和磁化率的二维模型; (c-f) 分别为整个模型和第 1 区、第 2 区和第 3 区子域的电阻率的自然对数和磁化率重新排列的一维阵列 (引自 Liu et al., 2022)

Fig. 6 Diagram for calculating Pearson correlation coefficients. (a) and (b) show 2D resistivity and magnetization models; (c), (d), (e) and (f) show the rearranged 1D array for resistivity and magnetization for the entire model and zone 1, 2, and 3, respectively (from Liu et al., 2022)

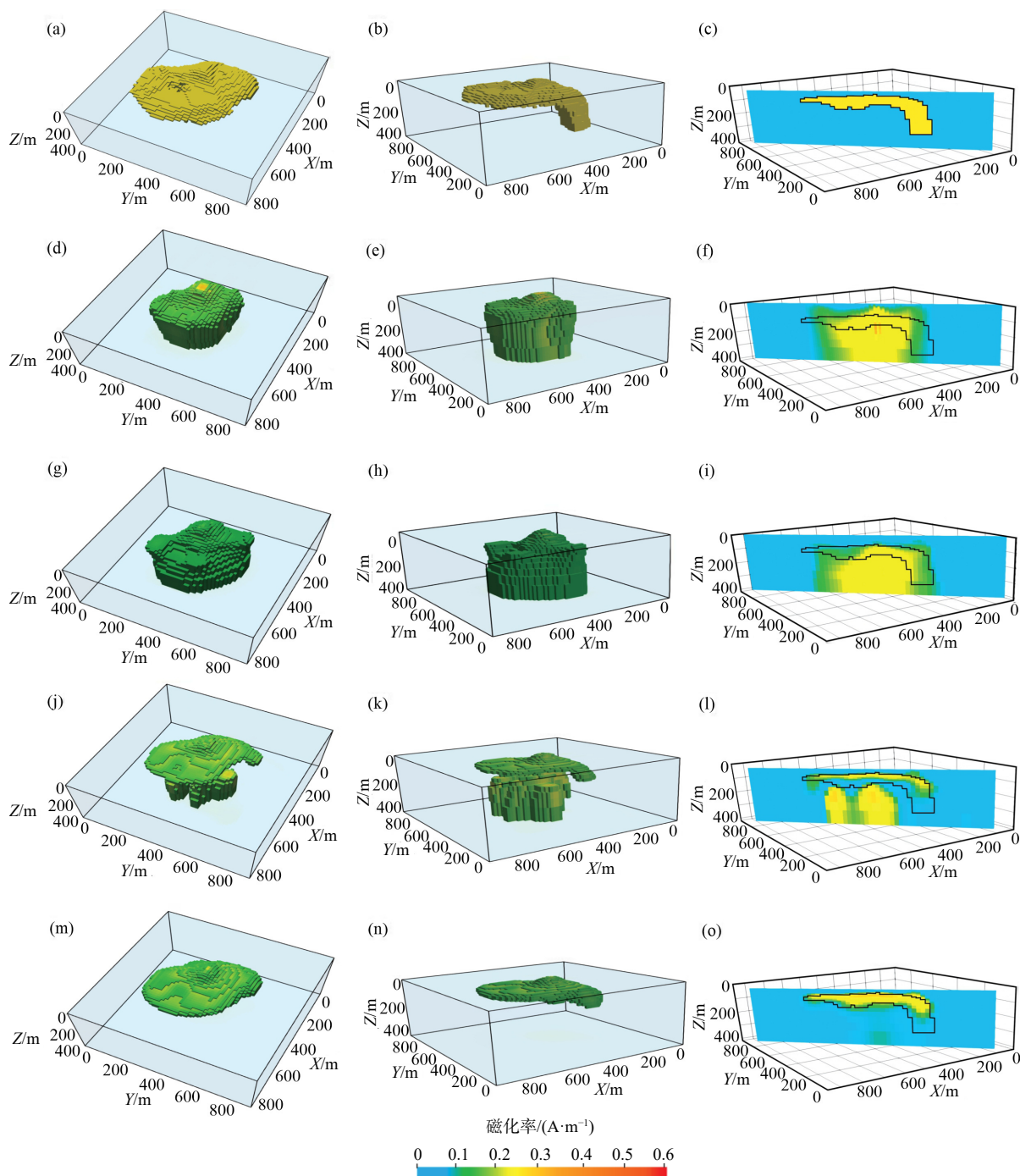


图 7 航空电磁和航空磁测数据的真实电阻率模型及反演结果。(a-c) 从不同方向观测到的真实电阻率模型；(d-f) 航磁数据单独反演；(g-i) 交叉梯度联合反演；(j-l) $8 \times 8 \times 6$ 子域 Pearson 约束联合反演；(m-o) $8 \times 8 \times 10$ 子域 Pearson 约束联合反演。图 c、f、i、l、o 中的黑线标记了垂直切片中的异常边界（引自 Liu et al., 2022）

Fig. 7 True resistivity model and inversion results of AEM and AirMag data. (a), (b) and (c) are true resistivity model observed from different directions; (d), (e) and (f) are AirMag inversion results; (g), (h) and (i) are cross-gradient joint inversion results; (j), (k) and (l) are joint inversion results with $8 \times 8 \times 6$ subdomain for Pearson correlation constraint; (m), (n) and (o) are joint inversion results with $8 \times 8 \times 10$ subdomain for Pearson correlation constraint. The black lines in Figs. c, f, i, l, o mark the boundary of the anomalous body (from Liu et al., 2022)

Wu et al., 2022)。该方法广泛应用于复杂地质构造的反演，如隐伏断层（Pearson 相关系数 > 0.8 ；Liu et al., 2022）和盆地边界（Perez-Flores et al., 2024；图 7），以及多物理场协同成像（Molodtsov et al., 2024）。

1.5 基于先验信息引导的联合反演

结合地质、钻孔、物理实验等先验信息，还可构建约束条件对联合反演进行约束。在最为典型的贝叶斯反演中，通过先验概率分布引导反演，可有

效提升反演解释的可信度. 模糊均值聚类算法能够将岩石物理信息构建到反演中, 面对复杂地质条件依然能够提供可靠的反演结果.

贝叶斯联合反演为处理非线性问题提供了强大的工具. 通过后验概率分布在先验信息和观测数据约束下的模型参数评估, 定量评估反演不确定性, 准确反映观测数据和先验信息对模型参数的约束能力 (蒋星达等, 2022). 在贝叶斯反演框架中, 后验概率密度 $P(m|d)$ 表征当前观测数据 d 条件下待求模型参数 m 的概率, 即:

$$P(m|d) = \frac{P(m)P(d|m)}{P(d)} \quad (11)$$

其中, $P(d|m)$ 是给定 d 的 m 的似然函数, 表示在给定模型 m 的情况下, 观测数据 d 出现的概率, $P(m)$ 表示模型参数的先验信息, $P(d)$ 是观测数据 d 出现的概率. 在地球物理勘探领域, 贝叶斯联合反演被广泛应用于储层物性参数的联合反演、各向同性 (transverse isotropy with a vertical axis of symmetry, VTI) 介质多波叠前联合反演、以及电磁和其他地球物理数据的联合反演 (Blatter et al., 2019;

Crepaldi et al., 2024; de Figueiredo et al., 2018; 侯栋甲等, 2014; Yao et al., 2023). 这些研究展示了贝叶斯联合反演在改善反演精度和稳定性、抗噪能力以及物性参数之间耦合程度方面的技术优势. 贝叶斯联合反演关键在于获取物性参数的后验概率密度函数, 并结合全局优化算法如模拟退火进行反演 (郭曼等, 2018). Blatter 等 (2019) 在进行新泽西近海淡水含水层成像研究中, 利用联合反演成功识别了电阻率较高的区域, 并且提供了更低的模型参数不确定性. Yao 等 (2023) 基于贝叶斯框架实现大地电磁和地磁测深 (geomagnetic depth sounding, GDS) 数据的变维贝叶斯联合反演, 与单独反演相比, 联合反演提高了分辨率、降低了不确定性 (图 8). 贝叶斯联合反演虽然是一种强大的工具, 但它也面临着计算复杂、模型平均泛化、多解性和不确定性量化等技术难题, 以及对先验信息依赖的局限性 (郭曼等, 2018; 侯栋甲等, 2014).

模糊均值聚类方法是一种用于搜索数据之间的相似性, 并客观地对所考虑的数据进行快速归类的方法. 在地球物理勘探中, 模糊 C 均值聚类 (fuzzy

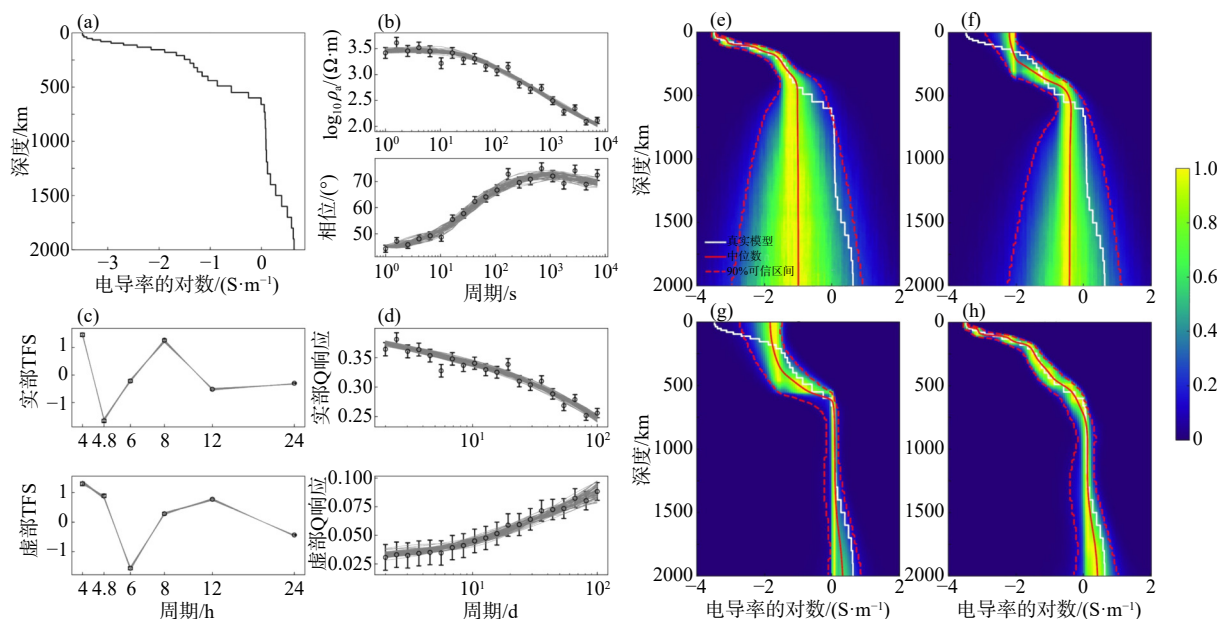


图 8 (a) Kuvshinov 等 (2021) 反演得到的分层地球电导率模型; (b) 计算的大地电磁视电阻率和相位; (c) 太阳静日 (solar quiet, Sq) Global-to-local 转换函数计算的实、虚部响应; (d) 卫星扰动风暴时间 (disturbance storm time, Dst) Q 响应. 图 b、d 中的误差棒表征数据不确定性. (e) 大地电磁、(f) 太阳静日、(g) 扰动风暴时间单独反演结果及 (h) 联合反演的层电导率后验概率分布. 暖色和冷色分别表示较高和较低的概率, 白线表示真实模型, 红色实线表示后验中值模型, 左、右红色虚线表示对应于 90% 可信区间 (引自 Yao et al., 2023)

Fig. 8 (a) A layered Earth conductivity model derived by Kuvshinov et al. (2021); (b) Synthetic MT apparent resistivity and phases; (c) Real and imaginary responses calculated by the Global-to-local conversion function of Solar quiet (Sq); (d) Satellite disturbance storm time (Dst) Q-response. The posterior probability distributions of the layer conductivities for (e) MT-only, (f) Sq-only, (g) Dst-only, and (h) joint inversions. The grey lines in Figs. b, d denote the predicted responses for 50 randomly selected conductivity models of the joint posterior model distribution. The white lines denote the true model, while the red solid lines indicate the posterior median model. The left and right dashed red lines indicate 90 per cent credible interval (from Yao et al., 2023)

C-means, FCM) 常用于将地下介质的不同岩性或物性特征进行分类和约束, 从而改善反演结果的可靠性 (刘洁和张建中, 2020). Sun 和 Li (2011) 提出了模糊 C 均值聚类算法. 将多种岩石物理信息通过此聚类算法纳入反演过程, 反演结果既拟合了地球物理数据, 也符合先验信息约束条件. 在反演过程中, 模糊均值聚类算法可以表示为以下目标函数的最小化问题, 即

$$\Phi_{\text{FCM}} = \sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^C u_{jk}^q \|m_j - v_k\|_2^2 \quad (12)$$

其中, N 为模型单元个数, C 为聚类个数, m_j 是第 j 个数据项, v_k 为第 k 个聚类中心, 参数 q 称为模糊化参数. 模糊 C 均值聚类法多用于地震与重力联合反演, 旨在实现速度和密度模型的耦合 (Carter-McAuslan et al., 2015; Lelièvre et al., 2012). Sun 和 Li (2016) 将多种岩石物理数据视为参数域

中的不同聚类, 通过参数域中的引导模糊均值 (guided fuzzy C-means, GFCM) 聚类, 联合反演多种岩石物理信息. 联合反演模型既增强了结构相似性, 又提高了岩石物理相关性, 在空间域和物理属性参数域均能很好表征地下真实情况. 模糊 C 均值聚类算法还被用于电阻率和其它地球物理数据联合反演, 通过引入岩石物理信息作为约束条件, 可有效减少反演过程中的多解性 (Shi and Wang, 2024; Yang et al., 2021; Zhang R et al., 2024). Zhang R 等 (2024) 最新提出的自适应虚拟岩石物理信息的引导模糊均值聚类约束反演方法, 称为 XG-FCM 约束反演方法. 该方法摆脱了传统方法的限制, 不依赖于先前的岩石物理信息, 采用局部密度聚类算法, 从反演迭代中动态提取电阻率信息, 自动确定聚类数量和聚类中心. XG-FCM 约束方法可显著提高重建的电阻率模型分辨率, 清晰划分地下异常体边界 (图 9). 由于模糊均值算法在处理非凸结

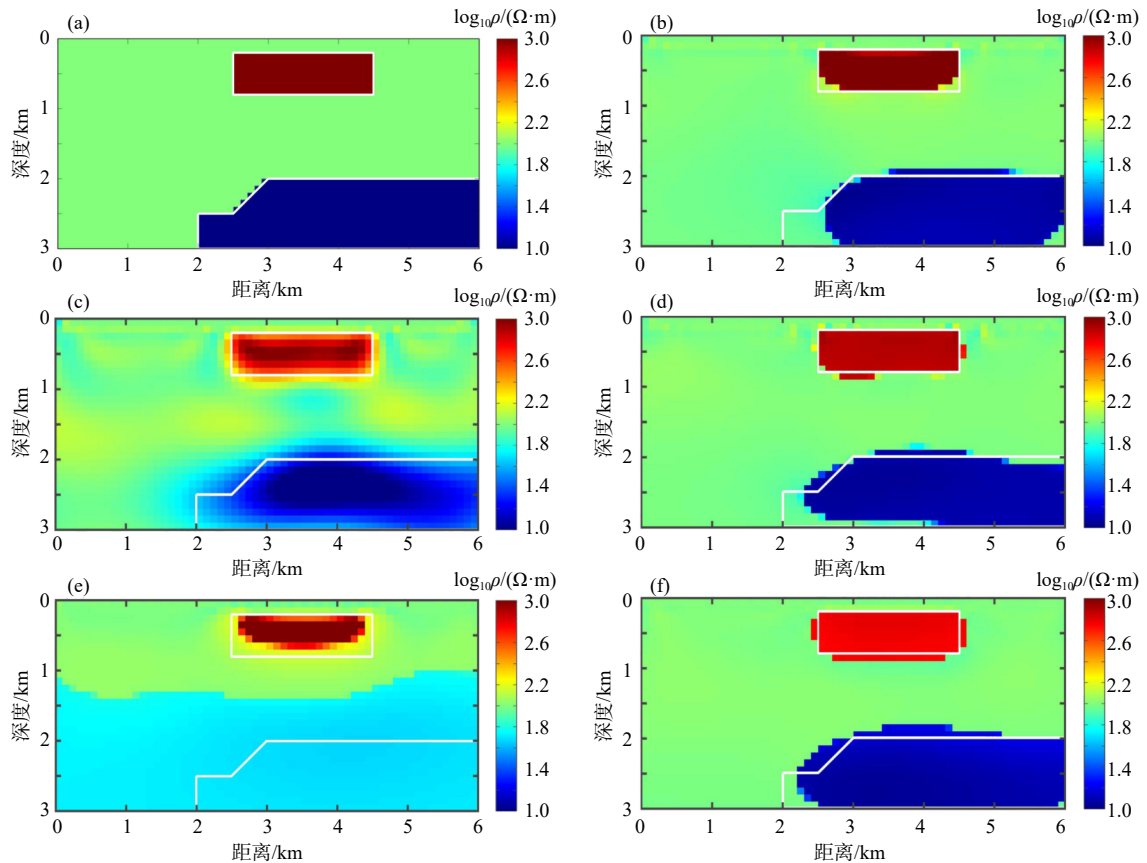


图 9 大地电磁数据不同约束方法反演结果. (a) 真实模型; (b) 平滑约束反演; (c) 具有不完整岩石物理信息的引导模糊均值约束反演 (GFCM_IC); (d) 具有完整岩石物理信息的引导模糊均值约束反演 (GFCM_C); (e) 在电阻率值为 $100 \Omega \cdot \text{m}$ 的初始模型下进行的 XG-FCM 约束反演; (f) 在电阻率值为 $101.5 \Omega \cdot \text{m}$ 的初始模型下进行的 XG-FCM 约束反演 (引自 Zhang R et al., 2024)

Fig. 9 MT Inversions for different constrained methods. (a) True model; (b) Smoothly-constrained inversion; (c) GFCM-constrained inversion with incomplete rock physics information (GFCM_IC); (d) GFCM-constrained inversion with complete rock physics information (GFCM_C); (e) XG-FCM-constrained inversion performed under an initial model with a resistivity value of $100 \Omega \cdot \text{m}$; (f) XG-FCM-constrained inversion performed under an initial model with a resistivity value of $101.5 \Omega \cdot \text{m}$ (from Zhang R et al., 2024)

构的数据时效果较差, 限制了其在复杂地质结构中的应用, 并且当类与类之间的样本量相差较大时, 模糊均值算法的效果也会受到影响 (Colombo and Rovetta, 2018)。

基于先验信息引导的联合反演方法在不确定性量化和数据融合方面具有显著优势。通过贝叶斯框架, 利用后验概率分布评估模型的可信度, 从而实现对不确定性的精确量化 (Yao et al., 2023)。此外, 该方法能够整合地质、钻孔、岩石物理实验等先验信息, 显著提高反演的可靠性 (Blatter et al., 2019)。然而, 该方法的计算复杂度较高, MCMC 采样或变维贝叶斯反演的计算时间显著增加 (例如阿拉斯加案例耗时增加 5 倍; Yao et al., 2023)。此外, 方法对先验信息依赖性较强, 若先验模型存在偏差, 可能导致反演结果系统性地偏离真实值 (Blatter et al., 2019)。该方法广泛适用于高精度储层刻画, 如地热田电导率分布 (不确定性 ± 0.3 S/m) 和油气藏孔隙度反演, 同时也适用于多学科数据融合, 特别是在地质模型与地球物理数据的协同约束中 (Sun and Li, 2016)。

2 联合反演策略分类

2.1 顺序反演

顺序反演是先单独反演一种数据类型, 再将其结果作为另一类数据反演的初始模型, 以改善反演结果。例如, 先基于地震反演构建初始模型, 再使用电磁数据对反演模型进行更新。Lines 等 (1988) 首次提出串行联合反演, 并基于最小二乘反演方法实现了地震与重力数据的联合反演。相较于同时反演两组数据, 顺序联合反演的各数据之间不需要明确的先验加权, 算法容易实现。Dell'Aversana (2001) 采用顺序联合反演策略对意大利南部亚平宁半岛南部的地震、大地电磁和重力数据进行了反演解释, 产生了系列“局部模型”, 最后汇聚成一个最终的地球物理模型。Wang 等 (2014) 利用顺序联合反演策略融合华北克拉通的重力与地震数据, 最终得到华北克拉通岩石圈的三维密度结构。当数据存在噪声污染、先验信息不准确时, 顺序联合反演所得结果可能不稳定, 限制其应用效果。

2.2 协同反演

协同联合反演通过在两个或多个独立的反演过

程中交换信息来实现信息互补。协同反演通过动态反馈机制, 使不同物理场的反演结果相互调整, 以达到最佳一致性, 常用于复杂地质结构探测数据反演解释。Lines 等 (1988) 首次提出顺序反演和协同反演, 并通过协同反演将所有可用的地表和井中数据放到反演中减少反演结果的模糊性。陈晓等 (2011) 将正则化的概念引入大地电磁和地震数据的联合反演中, 并使用自适应方法确定正则化参数。Paasche 等 (2012) 扩展了基于 C 均值聚类分析和传统单输入数据集反演算法的区域协同反演方法, 实现部分位于同一模型区域的数据协同反演。Takam-Takougang 等 (2015) 利用协同反演方法从地震和大地电磁数据中反演声阻抗。李兆祥等 (2015) 提出了感应极化二维正反演算法和以共同反演网格和交叉梯度为结构约束的同步反演算法, 实验结果表明同步反演可以改善不同物理结构的模型反演结果, 具有广泛的适用性。Syracuse 等 (2016) 在进行地震和重力联合反演时利用了不同数据类型的灵敏度差异, 在浅部和深部均获得比单独使用传统传播时间层析成像更高分辨率的速度模型。Gonçalves 和 Leite (2019) 提出了一种针对复杂地质结构的叠后地震反射和重力数据协同反演方法。王乐洋等 (2021) 实现了地磁测深数据和大地测量数据的协同反演。协同反演方法无需确定两类数据的相对权重, 依旧能够得到较好的反演效果, 但该方法比较依赖于精度较高的数据。协同反演目前是联合反演的主流技术, 比顺序反演具有更好的适应性和可靠性。

3 未来发展方向

随着数值计算技术和计算机硬件的飞速发展, 地球物理电磁法联合反演研究方向主要集中在以下几个方面。

3.1 基于深度学习的联合反演

深度学习技术为联合反演带来了新的思路, 通过训练模型学习复杂物理场之间的映射关系, 可以加快反演速度、改善反演精度, 目前已在电磁法反演方面取得了广泛应用。Puzryev (2019) 提出了一种基于卷积神经网络的电磁反演方法, 通过训练深度神经网络, 实现了对地下电阻率分布的快速预测。Asif 等 (2023) 构建了一个地球物理约束的电磁电阻率模型数据库, 为深度学习在电磁法中的应

用提供了标准化数据集,促进了数据驱动方法的发展. Moghadas (2020) 开发了一种一维深度学习反演方法,利用卷积神经网络处理电磁感应数据,克服了传统反演方法中的非线性和非唯一性问题. Yu 等 (2024) 提出了一种针对航空时域电磁数据的深度学习反演方法,采用卷积神经网络实现了对复杂地层结构的高效反演. 此外, Li 等 (2023) 引入了一种自监督知识驱动的深度学习方法,用于三维磁法反演,提高了反演结果的准确性和可靠性. 这些研究表明,深度学习在电磁法反演中的应用前景广阔,推动了其在联合反演方面的相关研究. Liu 和 Liu (1998) 提出了一种基于人工神经网络 (artificial neural network, ANN) 自适应映射功能的数据驱动方法,使用人工神经网络技术查找和近似由井数据和井附近地震记录组成的数据集引导的反演算子. Colombo 等 (2020) 开发了一种将物理驱动的反演效率与基于数据驱动的深度学习的强大功能相结合的混合工作流程. 该方法在每次反演迭代后重新训练网络,耦合反演方案不断优化,最后收敛到一个同时满足数据拟合条件和深度学习网络参数优化的通用模型. Hu 等 (2022) 开发了一个深度学习增强的联合反演框架,该框架旨在将深度神经网络 (deep neural network, DNN) 与传统的独立反演工作流程相结合,并以迭代方式对联合反演结果进行改进. Wang Y 等 (2023) 证明了深度学习方法在优化策略、模型正则化和目标函数定义等方面均较常规反演存在明显优势. 基于深度学习框架实现联合反演预期将获得分辨率更高的成像结果.

3.2 不确定性分析和贝叶斯反演

不确定性分析有助于量化反演结果的可信度,而贝叶斯反演框架可通过引入先验信息和后验分布实现不确定性量化. 贝叶斯反演能够结合多物理场和先验信息,以概率分布形式输出模型,从而提升解释的可信度. 在地球物理领域,基于贝叶斯思想的联合反演尚处于起步阶段 (Yao et al., 2023). Kim 等 (2016) 提出了一种有效的贝叶斯方法用于面波频散和接收函数数据的联合反演. 该方法将优化阶段的变维模型选择与之后参数不确定性估计相结合,可以提供可靠的模型选择. Peng 等 (2023) 使用贝叶斯方法对瞬变电磁数据进行反演,通过减小模型参数偏差和估计模型不确定性带来的误差影响,提高反演分辨率. Deng 等 (2023) 提出了基于梯度的马尔可夫链蒙特卡罗方法,使用梯度信息从

后验概率分布中有效地提取样本,以引导样本朝向高概率区域,并使用海森方法对局部后验概率分配进行近似. 该方法与确定性反演方法相比提高反演效果,但增加了计算成本. Xi 等 (2024) 开发了贝叶斯框架下震源断层参数的多源数据联合反演方法,并通过均方根误差确定各种震源数据对震源参数的贡献权重比. 总体来看,先验信息的融合将有效降低联合反演的多解性,改善成像分辨率.

3.3 多尺度联合反演

多尺度反演策略通过先在大尺度上粗略反演,再逐步细化到小尺度,可以显著降低计算量,改善反演稳定性. 目前多尺度反演多为单一数据反演. 印兴耀等 (2020) 提出基于多尺度快速匹配追踪的联合域地震反演. 这是一种地震数据多尺度的逐级迭代反演技术,所提出的迭代反演策略可以有效地减少对初始模型的依赖. Pang 等 (2022) 提出了一种三维电阻率多尺度反演方法,该方法采用三维卷积小波变换从电阻率模型中提取小波参数信息. 在小波域求解,再使用反卷积变换将小波域解变换到空间域. Li 和 Ben-Zion (2024) 开发了基于多尺度速度模型的反演算法,所获得的多尺度速度模型可用于推断震源特性、动态破裂和地面运动模拟,以及对断层和构造过程的分析.

将多尺度反演方法与联合反演技术相结合,可以实现从粗到细的不同尺度约束,预期可获得更可靠的联合反演结果. 在复杂地质条件下,如盐湖、岩溶区或断层密集区域,多尺度联合反演能够通过整合不同尺度的数据 (如高频地震数据与低频地质数据) 来提高反演精度和分辨率. 例如通过引入低频模型约束,可以有效缓解常规反演方法对初始模型精度的依赖,从而提高反演结果的收敛性和精度 (印兴耀等, 2020). 电磁法的多尺度联合反演在不同地质条件下展现出显著优势,其通过整合多源地球物理数据与多尺度建模策略有效改善了反演结果的稳定性和准确性. 传统单一尺度反演易受局部极小值影响,例如早期大地电磁反演常因初始模型选择偏差导致解的非唯一性,而多尺度反演通过将反问题分解为不同尺度的序列,逐级优化模型参数,显著提升了全局收敛性 (徐义贤和王家映, 1998). 相较于单一方法,联合反演通过交叉梯度耦合、岩石物性约束等手段强化了结构一致性,如在复杂地质模型中,电磁与重力、磁法数据的联合反演能更精确恢复异常体边界,相较单独反演可降低围岩假

异常干扰达 30% 以上 (闫政文等, 2020; 张铭哲等, 2019)。研究显示, 电磁与地震数据的联合反演在盐岩或火成岩发育区可提高构造成像分辨率, 尤其在深部目标体探测中, 大地电磁与可控源电磁数据的互补性覆盖了全深度范围, 使反演多解性减少 40%~50% (张朔宁等, 2023)。然而, 多尺度联合反演仍面临关键挑战, 例如交叉梯度项与物性约束项的权重设置需要精细平衡, 非结构网格下的正则化方法适应性仍需优化 (张朔宁等, 2023)。实验验证表明, 联合反演在丘陵、山地等地形复杂区域的电阻率估算误差比单一反演降低约 25%, 且通过多参数融合技术可直观展示地下结构特征 (张铭哲等, 2019)。人工智能算法与传统方法在电磁法多尺度联合反演中可实现高效的数据处理和高精度的反演结果。Wang K 等 (2023) 提出了一种基于联合学习的多尺度特征融合网络 (feature fusion network, MFF Net), 利用神经网络的稳健非线性拟合能力有效地优化目标函数, 通过在不同采样尺度上对地震和电磁数据进行耦合, 提高反演的可靠性。

3.4 多模态数据集成与实时监测

多模态地球物理数据集成与实时监测在提升地下模型的精度和反演效率方面发挥着至关重要的作用。地球物理反演面临的挑战之一是如何有效集成来自不同数据源和不同分辨率的多模态数据, 如地震、重力、磁力、电阻率等, 并准确提取地下物理属性。为了解决这一问题, 研究者们采用了多模态数据集成的先进计算方法, 包括并行化、高性能计算和深度学习等技术。Del Razo Gonzalez 和 Yut-sis (2023) 提出了一种用于重力和磁力数据的 3D 联合反演方法, 该方法通过并行计算提高了大规模多模态数据集成的效率。该方法显著减少了计算时间, 尤其适用于矿产、石油等大规模地质勘探领域, 能够同时处理来自不同数据源的多模态信息。AlyaeV 和 Elsheikh (2021) 提出了一种多模态概率反演方法, 基于深度神经网络实现了对不同类型地球物理测井数据的实时地层反演, 避免了传统方法中的模式崩溃, 能够结合多个数据源进行更加精准的预测。Liu 等 (2023) 开发的物理信息神经网络模型, 结合地震和电阻率数据, 利用多模态数据集成提高了 CO₂ 封存监测的精度, 并有效量化了模型中的不确定性。随着监测技术的进步, 实时监测和数据融合成为趋势, 将时间信息引入到联合反演中可以实现对动态过程 (如火山活动、地震前兆等)

进行实时成像。Blewitt 等 (2006) 使用全球定位系统 GPS 数据确定地震的规模和海啸潜力。Dong 等 (2011) 使用全天候合成孔径雷达 (SAR) 遥感数据, 以及在早期应急阶段提供地震灾害信息, 助力于野外勘测、灾害评估和震后重建。Wang 等 (2018) 利用大地测量和地震波形数据的联合反演, 推断出地震期间地层的滑动分布和破裂带演化。Si 等 (2024) 引入了地震学的基础模型 (SeisCLIP), 在预训练期间通过对比学习, 分析地震波谱的多模态数据及相应的局部和全局事件信息。监测技术融合联合反演可以充分发挥联合反演算法稳定、准确度高等技术优势, 为地质灾害的预警和预测提供技术支撑。这些研究展示了如何通过多模态数据集成技术, 在不同领域中提升地球物理反演的精度和效率, 特别是在实时监测和大规模地质勘探中, 能够结合多种数据类型, 提供更为准确的地下结构表征。

3.5 井中数据联合反演

井中数据能为反演提供关键岩石物理参数 (如电阻率、孔隙度、饱和度) 的实测约束, 显著提升模型可靠性。例如, 联合激发极化 (IP) 数据与水力参数反演, 可校正传统岩石物理模型的经验参数偏差 (Römhild et al., 2024); 测井数据与地震数据的协同反演能够实现储层参数 (如孔隙度、饱和度) 的逐层对比, 将储层表征的准确性提高 20%~40% (Shahin et al., 2022)。在煤层底板水害监测领域, “井-地-孔” 联合微震与电法数据反演技术成功实现了采动破坏带的三维精细定位 (靳德武等, 2020); 在油气藏开发中, 流体-变形联合反演通过整合井流数据与地表形变监测数据, 使储层参数的不确定性降低 50% 以上 (Jha et al., 2015)。此外, 空-地-井重力梯度联合反演技术可将纵向分辨率提高 30% 以上, 并通过多源数据融合降低模型多解性 (张显等, 2024)。这些案例表明, 井中数据联合反演技术能够为地质灾害预警和资源勘探提供更可靠的、更精细的动态模型支撑。

综上, 井中数据联合反演核心优势在于充分利用井中数据贴近目标的高分辨率特性, 结合地面及航空数据的广域覆盖能力, 显著提升纵向成像精度并降低模型多解性; 同时, 井中实测的岩石物理参数为反演提供直接约束, 优化储层表征与复杂地层分层能力。该技术在多物理场协同、智能算法驱动下, 可实现对采动破坏、流体运移等动态过程的高效监测, 为深部资源勘探、地质灾害预警及地下工

程安全提供精准支撑, 推动地质探测从静态解析向动态实时响应跨越。

4 结 论

地球物理反演本身具有很强的非唯一性, 单一地球物理观测数据反演结果往往具有较大的模糊性, 无法满足高精度的探测需求. 电磁数据与其它地球物理数据联合反演为提高地下成像精度提供了有效手段. 目前的研究表明, 不同的地球物理场对地下岩石物理属性的敏感度不同, 多种观测数据的联合反演能够实现信息融合, 优势互补, 获得更加可靠的地下成像结果. 各种联合反演方法目前已在相关领域发挥积极作用, 但仍存在计算复杂度高、对数据质量依赖性强、先验信息和模型正则化应用不合理等问题, 需要在优化算法、数据处理和模型表达等方面进一步改进. 随着高性能计算和人工智能技术的进步, 未来的联合反演将聚焦多物性耦合、深度学习、贝叶斯不确定性分析、多尺度反演等研究领域, 向自动化、实时化和高分辨率方向发展. 此外, 井中数据联合反演通过整合多源信息, 突破单一探测方法的局限性, 将成为提升地下空间探测精度的关键技术. 期待联合反演方法的不断进步能提升对地下复杂构造的刻画能力, 提高地球物理探测精度与可靠性.

References

- Abubakar A, Li M, Pan G, et al. 2011. Joint MT and CSEM data inversion using a multiplicative cost function approach[J]. *Geophysics*, 76(3): F203-F214.
- Alyae S, Elsheikh A H. 2021. Direct multi-modal inversion of geophysical logs using deep learning[J]. *Earth and Space Science*, 9(9): e2021EA002186.
- Archie G E. 1942. The electrical resistivity log as an aid in determining some reservoir characteristics[J]. *Transactions of the AIME*, 146(1): 54-62.
- Asif M R, Faged N, Bording T, et al. 2023. DL-RMD: A geophysically constrained electromagnetic resistivity model database (RMD) for deep learning (DL) applications[J]. *Earth System Science Data*, 15(3): 1389-1401.
- Blatter D, Key K, Ray A, et al. 2019. Bayesian joint inversion of controlled source electromagnetic and magnetotelluric data to image freshwater aquifer offshore New Jersey[J]. *Geophysical Journal International*, 218(3): 1822-1837.
- Blewitt G, Kreemer C, Hammond W C, et al. 2006. Rapid determination of earthquake magnitude using GPS for tsunami warning systems[J]. *Geophysical Research Letters*, 33(11): L11309.
- Bortolozzo C A, Campaña J D R, Santos F A M D, et al. 2024. Joint inversion of DC and TEM methods for geological imaging[J]. *Pure and Applied Geophysics*, 181(8): 2541-2560.
- Bosch M. 2004. The optimization approach to lithological tomography: Combining seismic data and petrophysics for porosity prediction[J]. *Geophysics*, 69(5): 1272-1282.
- Cao X, Huang X, Yan L, et al. 2023. 3D joint inversion of airborne ZTEM and ground MT data using the finite element method with unstructured tetrahedral grids[J]. *Frontiers in Earth Science*, 10: 998005.
- Carrillo J, Gallardo L A. 2018. Joint two-dimensional inversion of magnetotelluric and gravity data using correspondence maps[J]. *Geophysical Journal International*, 214(2): 1061-1071.
- Carter-McAuslan A, Lelièvre P G, Farquharson C G. 2015. A study of fuzzy c-means coupling for joint inversion, using seismic tomography and gravity data test scenarios[J]. *Geophysics*, 80(1): W1-W15.
- Chen X, Yu P, Zhang L L, et al. 2011. Adaptive regularized synchronous joint inversion of MT and seismic data[J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 54(10): 2673-2681 (in Chinese).
- Chen X, Zeng Z W, Deng J Z, et al. 2023. Regularized joint inversion of magnetotelluric and gravity data based on inequality and Gramian constraints[J]. *Geophysical and Geochemical Exploration*, 47(3): 575-583 (in Chinese).
- Colombo D, De Stefano M. 2007. Geophysical modeling via simultaneous joint inversion of seismic, gravity, and electromagnetic data: Application to prestack depth imaging[J]. *The Leading Edge*, 26(3): 326-331.
- Colombo D, Rovetta D. 2018. Coupling strategies in multiparameter geophysical joint inversion[J]. *Geophysical Journal International*, 215(2): 1171-1184.
- Colombo D, Li W, Rovetta D, et al. 2020. Physics-driven deep learning joint inversion[C]// Seg Technical Program Expanded Abstracts, 1775-1779.
- Crepaldi J L, de Figueiredo L P, Zerilli A, et al. 2024. Bayesian joint inversion of seismic and electromagnetic data for reservoir lithofluid facies, including geophysical and petrophysical rock properties[J]. *Geophysics*, 89(3): K1-K16.
- de Figueiredo L P, Grana D, Bordignon F L, et al. 2018. Joint Bayesian inversion based on rock-physics prior modeling for the estimation of spatially correlated reservoir properties[J]. *Geophysics*, 83(5): M49-M61.
- Del Razo Gonzalez A, Yutsis V. 2023. Robust 3D joint inversion of gravity and magnetic data: A high-performance computing approach[J]. *Applied Sciences-Basel*, 13(20): 11292.
- Dell'Aversana P. 2001. Integration of seismic, MT and gravity data in a thrust belt interpretation[J]. *First Break*, 19(6): 335-341.
- Deng T Q, Ambia J, Torres-Verdin C. 2023. Efficient Bayesian inversion of borehole geophysical measurements with a gradient-based Markov chain Monte Carlo method[J]. *Geophysical Prospecting*, 71(3): 471-494.
- Didas M M, Hersir G P. 2021. 1D joint inversion of MT and TEM data from Ngozi geothermal prospect, southwest Tanzania. an integrated interpretation of geoscientific results[C]// Proceedings of the World Geothermal Congress 2020+1, Reykjavik, Iceland.
- Dong Y, Li Q, Dou A, et al. 2011. Extracting damages caused by the

- 2008 M_s 8.0 Wenchuan earthquake from SAR remote sensing data[J]. *Journal of Asian Earth Sciences*, 40(4): 907-914.
- Fregoso E, Gallardo L A. 2009. Cross-gradients joint 3D inversion with applications to gravity and magnetic data[J]. *Geophysics*, 74(4): L31-L42.
- Gallardo L A, Meju M A. 2003. Characterization of heterogeneous near-surface materials by joint 2D inversion of DC resistivity and seismic data[J]. *Geophysical Research Letters*, 30(13): 1658.
- Gallardo L A, Meju M A. 2004. Joint two-dimensional DC resistivity and seismic travel time inversion with cross-gradients constraints[J]. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 109(B3): B03311.
- Gao J, Zhang H J. 2016. Two-dimensional joint inversion of seismic velocity and electrical resistivity using seismic travel times and full channel electrical measurements based on alternating cross-gradient structural constraint[J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 59(11): 4310-4322 (in Chinese).
- Gassmann F. 1951. Elastic waves through a packing of spheres[J]. *Geophysics*, 16(4): 673-685.
- Gichira J M. 2012. Joint 1D inversion of MT and TEM data from Mengai geothermal field, Kenya[C]// Proceedings of the 5th African Rift Geothermal Conference, Arusha, Tanzania.
- Giraud J, Pakyuz-Charrier E, Jessell M, et al. 2017. Uncertainty reduction through geologically conditioned petrophysical constraints in joint inversion[J]. *Geophysics*, 82(6): ID19-ID34.
- Giraud J, Ogarko V, Lindsay M, et al. 2019. Sensitivity of constrained joint inversions to geological and petrophysical input data uncertainties with posterior geological analysis[J]. *Geophysical Journal International*, 218(1): 666-688.
- Gonçalves M M, Leite E P. 2019. Cooperative inversion of seismic reflection and gravity data: An object-based approach[J]. *Journal of Applied Geophysics*, 167: 42-50.
- Grael M. 1987. Seismic Lithology[M]. Beijing: Petroleum Industry Press (in Chinese).
- Gross L. 2019. Weighted cross-gradient function for joint inversion with the application to regional 3-D gravity and magnetic anomalies[J]. *Geophysical Journal International*, 217(3): 2035-2046.
- Guo M, Deng J Z, Chen X, et al. 2018. Bayesian joint inversion of magnetotelluric and gravity based on petrophysical constraints[J]. *Progress in Geophysics*, 33(5): 1897-1902 (in Chinese).
- Guo Y H, Chen X, Zeng Z W. 2021. Joint inversion of MT and gravity based on Gramian and penalty function constraints[J]. *Jiangxi Science*, 39(1): 94-98 (in Chinese).
- Haber E, Oldenburg D. 1997. Joint inversion: A structural approach[J]. *Inverse Problems*, 13(1): 63-77.
- Hauck C, Böttcher M, Maurer H. 2011. A new model for estimating subsurface ice content based on combined electrical and seismic data sets[J]. *Cryosphere*, 5(2): 453-468.
- Heincke B, Jegen M, Hobbs R. 2006. Joint inversion of MT, gravity and seismic data applied to sub-basalt imaging[C]// SEG Technical Program Expanded Abstracts, 784-789.
- Hou D J, Liu Y, Ren Z M, et al. 2014. Multi-wave prestack joint inversion in VTI media based on Bayesian theory[J]. *Geophysical Prospecting For Petroleum*, 53(3): 294-303 (in Chinese).
- Hu Y, Wei X, Wu X, et al. 2022. A deep learning-enhanced framework for multiphysics joint inversion[J]. *Geophysics*, 88(1): K13-K26.
- Jha B, Bottazzi F, Wojcik R, et al. 2015. Reservoir characterization in an underground gas storage field using joint inversion of flow and geodetic data[J]. *International Journal for Numerical and Analytical Methods in Geomechanics*, 39(14): 1619-1638.
- Jiang X D, Zhang W, Yang H. 2022. The research on Bayesian inference for geophysical inversion[J]. *Reviews of Geophysics and Planetary Physics*, 53(2): 159-171 (in Chinese).
- Jin D W, Zhao C H, Duan J H, et al. 2020. Research on 3D monitoring and intelligent early warning system for water hazard of coal seam floor[J]. *Journal of China Coal Society*, 45(6): 2256-2264 (in Chinese).
- Jorgensen M, Zhdanov M S. 2019. Imaging Yellowstone magmatic system by the joint Gramian inversion of gravity and magnetotelluric data[J]. *Physics of the Earth and Planetary Interiors*, 292: 12-20.
- Joulidehsar F, Moradzadeh A, Doulati Ardejani F. 2018. An improved 3D joint inversion method of potential field data using cross-gradient constraint and LSQR method[J]. *Pure and Applied Geophysics*, 175(12): 4389-4409.
- Kim S, Dettmer J, Rhie J, et al. 2016. Highly efficient Bayesian joint inversion for receiver-based data and its application to lithospheric structure beneath the southern Korean Peninsula[J]. *Geophysical Journal International*, 206(1): 328-344.
- Kozhevnikov N O, Antonov E Y. 2009. Joint inversion of IP-affected TEM data[J]. *Russian Geology and Geophysics*, 50(2): 136-142.
- Kuvshinov A, Grayver A, Tøfner-Clausen L, et al. 2021. Correction to: Probing 3-D electrical conductivity of the mantle using 6 years of Swarm, CryoSat-2 and observatory magnetic data and exploiting matrix Q-responses approach[J]. *Earth, Planets and Space*, 73(1): 94.
- Lelièvre P G, Farquharson C G, Hurich C A. 2012. Joint inversion of seismic traveltimes and gravity data on unstructured grids with application to mineral exploration[J]. *Geophysics*, 77(1): K1-K15.
- Li G, Ben-Zion Y. 2024. Multi-scale seismic imaging of the ridgecrest, CA, region with waveform inversion of regional and dense array data[J]. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 129(7): e2023JB028149.
- Li T L, Zhang R Z, Piao Y Z. 2015. Joint inversion of magnetotelluric and first-arrival wave seismic traveltime with cross-gradient constraints[J]. *Journal of Jilin University: Earth Science Edition*, 45(3): 952-961 (in Chinese).
- Li Y, Jia Z, Lu W, et al. 2023. Self-supervised knowledge-driven deep learning for 3D magnetic inversion[EB/OL]. arXiv preprint, arXiv, abs/2308.12193: 1-11. <http://arxiv.org/pdf/2308.12193>.
- Li Z X, Tan H D, Fu S S, et al. 2015. Two-dimensional synchronous inversion of TDIP with cross-gradient constraint[J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 58(12): 4718-4726 (in Chinese).
- Liang M, Wu W L, Feng B, et al. 2021. Implementation of three-dimensional magnetotelluric inversion distributed computing based on edge computing[J]. *Computing Techniques For Geophysical and Geochemical Exploration*, 43(1): 70-76 (in Chinese).
- Lichoro C M, Árnason K, Cumming W. 2017. Resistivity imaging of geothermal resources in northern Kenya rift by joint 1D inversion of MT and TEM data[J]. *Geothermics*, 68: 20-32.
- Lines L R, Schultz A K, Treitel S. 1988. Cooperative inversion of geo-

- physical data[J]. *Geophysics*, 53(1): 8-20.
- Liu J, Zhang J Z. 2020. Review of velocity-density coupling in joint inversion of seismic and gravity data[J]. *Progress in Geophysics*, 35(3): 976-986 (in Chinese).
- Liu M L, Vashisth D, Grana D, et al. 2023. Joint inversion of geophysical data for geologic carbon sequestration monitoring: A differentiable physics-informed neural network model[J]. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 128(3): e2022JB025372.
- Liu Y, Na X, Yin C, et al. 2022. 3-D joint inversion of airborne electromagnetic and magnetic data based on local Pearson correlation constraints[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 60: 5910813.
- Liu Z, Liu J. 1998. Seismic-controlled nonlinear extrapolation of well parameters using neural networks[J]. *Geophysics*, 63(6): 2035-2041.
- Maier R, Heinson G, Tingay M, et al. 2010. Improved imaging of the subsurface using a gravity and magnetotelluric joint inversion[J]. *ASEG Extended Abstracts*, (1): 1-4.
- Man K F, Yin C C, Liu Y H, et al. 2023. 3D inversion of time-domain airborne EM data for IP parameters[J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 66(3): 1269-1280 (in Chinese).
- Meju M A. 1996. Joint inversion of TEM and distorted MT soundings: Some effective practical considerations[J]. *Geophysics*, 61(1): 56-65.
- Moghadas D. 2020. One-dimensional deep learning inversion of electromagnetic induction data using convolutional neural network[J]. *Geophysical Journal International*, 222(1): 247-259.
- Molodtsov D, Kiyan D, Bean C J. 2024. Decoupled joint inversion with variable splitting: Example scheme for magnetotelluric, seismic and gravity data[J]. *Geophysical Journal International*, 239(1): 706-724.
- Monteiro Santos F A, Dupis A, Andrade Afonso A R, et al. 1997. 1D joint inversion of AMT and resistivity data acquired over a graben[J]. *Journal of Applied Geophysics*, 38(2): 115-129.
- Moorkamp M, Heincke B, Jegen M, et al. 2011. A framework for 3-D joint inversion of MT, gravity and seismic refraction data[J]. *Geophysical Journal International*, 184(1): 477-493.
- Ong J B, Lane J W, Zlotnik V A, et al. 2010. Combined use of frequency-domain electromagnetic and electrical resistivity surveys to delineate near-lake groundwater flow in the semi-arid Nebraska Sand Hills, USA[J]. *Hydrogeology Journal*, 18(6): 1539-1545.
- Paasche H, Troncke J, Dietrich P. 2012. Zonal cooperative inversion of partially co-located data sets constrained by structural a priori information[J]. *Near Surface Geophysics*, 10(2): 103-116.
- Pang Y, Liu Z, Nie L, et al. 2022. 3D multi-scale resistivity inversion method applied in the tunnel face to borehole observations for tunnel-ahead prospecting[J]. *Journal of Applied Geophysics*, 196: 104510.
- Peng M, Tan H D, Jiang M, et al. 2013. Three-dimensional joint inversion of magnetotelluric and seismic travel time data with cross-gradient constraints[J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 56(8): 2728-2738 (in Chinese).
- Peng R, Yogeshwar P, Liu Y, et al. 2023. Quasi-2-D Bayesian inversion of central loop transient electromagnetic data using an adaptive Voronoi parametrization[J]. *Geophysical Journal International*, 234(1): 650-663.
- Penta de Peppo G, Cercato M, De Donno G. 2024. Cross-gradient joint inversion and clustering of ERT and SRT data on structured meshes incorporating topography[J]. *Geophysical Journal International*, 239(2): 1155-1169.
- Perez-Flores M A, Carrillo J, Schill E, et al. 2024. Density and magnetization models for the Acoculco geothermal field by joint 3D inversion[J]. *Geothermics*, 117: 102869.
- Puzyrev V. 2019. Deep learning electromagnetic inversion with convolutional neural networks[J]. *Geophysical Journal International*, 218(2): 817-832.
- Qin C, He W, Wang X, et al. 2024. 3-D Joint inversion of MT and CSEM data based on adaptive finite-element forward modeling[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 62: 2006715.
- Raiche A P, Jupp D L B, Rutter H, et al. 1985. The joint use of coincident loop transient electromagnetic and Schlumberger sound to resolve layered structures[J]. *Geophysics*, 50(10): 1618-1627.
- Römhild L, Fiandaca G, Bayer P. 2024. Joint inversion of induced polarization and hydraulic tomography data for hydraulic conductivity imaging[J]. *Geophysical Journal International*, 238(2): 960-973.
- Shahin A, Myers M T, Hathon L A. 2022. Borehole geophysical joint inversion to fully evaluate shaly sandstone formations[J]. *Applied Sciences*, 12(3): 1255.
- Shamsipour P, Marcotte D, Chouteau M. 2012. 3D stochastic joint inversion of gravity and magnetic data[J]. *Journal of Applied Geophysics*, 79: 27-37.
- Shi Z, Wang C. 2024. Joint inversion of ERT and ambient noise surface wave data with DPC-guided fuzzy c-means clustering for near-surface imaging[J]. *Geophysical Journal International*, 238(3): 1334-1352.
- Si X, Wu X, Sheng H, et al. 2024. SeisCLIP: A seismology foundation model pre-trained by multimodal data for multipurpose seismic feature extraction[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 62: 5903713.
- Sun J, Li Y. 2011. Geophysical inversion using petrophysical constraints with application to lithology differentiation[C]// SEG Technical Program Expanded Abstracts, 2644-2648.
- Sun J, Li Y. 2016. Joint inversion of multiple geophysical data using guided fuzzy c-means clustering[J]. *Geophysics*, 81(3): ID37-ID57.
- Sun S Y. 2019. Three-dimensional joint inversion of gravity data and magnetotelluric sounding data[D]. Changchun: Jilin University (in Chinese).
- Syracuse E M, Maceira M, Prieto G A, et al. 2016. Multiple plates subducting beneath Colombia, as illuminated by seismicity and velocity from the joint inversion of seismic and gravity data[J]. *Earth and Planetary Science Letters*, 444: 139-149.
- Takam-Takougang E, Harris B, Kepic A. 2015. A workflow for cooperative inversion of seismic and magnetotelluric data[J]. *ASEG Extended Abstracts*, (1): 1-4.
- Takougang E M T, Harris B, Kepic A, et al. 2015. Cooperative joint inversion of 3D seismic and magnetotelluric data: With application in a mineral province[J]. *Geophysics*, 80(4): R175-R187.
- Tang S, Wu Y T, Xing H, et al. 2023. Combined application of high-

- density electrical method and transient electromagnetic method in Gobi desert area[J]. *CT Theory and Applications*, 32(1): 27-34 (in Chinese).
- Tu X, Zhdanov M S. 2021. Joint Gramian inversion of geophysical data with different resolution capabilities: Case study in Yellowstone[J]. *Geophysical Journal International*, 226(2): 1058-1085.
- Vozoff K, Jupp D L B. 1975. Joint inversion of geophysical data[J]. *Geophysical Journal International*, 42(3): 977-991.
- Wagner F M, Mollaret C, Günther T, et al. 2019. Quantitative imaging of water, ice and air in permafrost systems through petrophysical joint inversion of seismic refraction and electrical resistivity data[J]. *Geophysical Journal International*, 219(3): 1866-1875.
- Wang K, Hu T, Zhao B, et al. 2023. An unsupervised learning method to suppress seismic internal multiples based on adaptive virtual events and joint constraints of multiple deep neural networks[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 61: 5902918.
- Wang K, Yang D. 2023. Joint inversion with petrophysical constraints using indicator functions and the extended alternating direction method of multipliers[J]. *Geophysics*, 88(1): R49-R64.
- Wang L Y, Gu W W, Sun L X. 2021. A cooperation inverse approach to invert the slip distribution of earthquake sequence[J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 64(8): 2599-2612 (in Chinese).
- Wang M. 2015. A study of MT and CSAMT 2-D joint inversion and parallel algorithm[D]. Beijing: China University of Geosciences (Beijing) (in Chinese).
- Wang T, Wei S, Shi X, et al. 2018. The 2016 Kaikōura earthquake: Simultaneous rupture of the subduction interface and overlying faults[J]. *Earth and Planetary Science Letters*, 482: 44-51.
- Wang X, Fang J, Hsu H. 2014. Three-dimensional density structure of the lithosphere beneath the North China Craton and the mechanisms of its destruction[J]. *Tectonophysics*, 610: 150-158.
- Wang Y, Jia Z, Li Y, et al. 2023. MFF net: A multiscale feature fusion network for electromagnetic and seismic joint inversion[C]// Third International Meeting for Applied Geoscience & Energy Expanded Abstracts, 675-679.
- Wen J, Yang D, Cheng Y, et al. 2024. Joint inversion for facies and petrophysical properties based on a bi-level optimization model[J]. *Geophysical Prospecting*, 72(3): 1074-1091.
- Wu P, Tan H, Lin C, et al. 2020. Joint inversion of two-dimensional magnetotelluric and surface wave dispersion data with cross-gradient constraints[J]. *Geophysical Journal International*, 221(2): 938-950.
- Wu P, Tan H, Ding Z, et al. 2022. Joint inversion of 3-D magnetotelluric and ambient noise dispersion data sets with cross-gradient constraints: Methodology and application[J]. *Geophysical Journal International*, 230(1): 714-732.
- Xi C, Wang L, Zhao X, et al. 2024. A simple weighting method for inverting earthquake source parameters using geodetic multisource data under Bayesian algorithm[J]. *Geophysical Journal International*, 237(2): 1142-1156.
- Xu Y X, Wang J Y. 1998. A multiresolution inversion of onedimensional magnetotelluric data[J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 41(5): 704-711 (in Chinese).
- Yan Z W, Tan H D, Peng M, et al. 2020. Three-dimensional joint inversion of gravity, magnetic and magnetotelluric data based on cross-gradient theory[J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 63(2): 736-752 (in Chinese).
- Yang B, Xu K, Liu Z. 2021. Fuzzy constrained inversion of magnetotelluric data using guided fuzzy c-means clustering[J]. *Surveys in Geophysics*, 42(2): 399-425.
- Yang C H, Tong L T. 1999. A study of joint inversion of direct current resistivity, transient electromagnetic and magnetotelluric sounding data[J]. *Terrestrial Atmospheric and Oceanic Sciences*, 10(1): 293-301.
- Yang Z W, Wang J Y, Zhang S Y, et al. 1998. Research on joint inversion of 1-D magnetotelluric and seismic data[J]. *Oil Geophysical Prospecting*, 33(1): 78-88 (in Chinese).
- Yao H, Ren Z, Tang J, et al. 2023. Trans-dimensional Bayesian joint inversion of magnetotelluric and geomagnetic depth sounding responses to constrain mantle electrical discontinuities[J]. *Geophysical Journal International*, 233(3): 1821-1846.
- Yin C C, Sun S Y, Gao X H, et al. 2018. 3D joint inversion of magnetotelluric and gravity data based on local correlation constraints[J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 61(1): 358-367 (in Chinese).
- Yin X Y, Pei S, Li K, et al. 2020. Seismic inversion in joint domain based on multi-scale fast matching pursuit[J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 63(9): 3431-3441 (in Chinese).
- Yu X, Zhang P, Yu X. 2024. A deep learning inversion method for airborne time-domain electromagnetic data using convolutional neural network[J]. *Applied Sciences*, 14(19): 8883.
- Zeng Z W, Chen X, Yang H Y, et al. 2020. Joint inversion of magnetotelluric and gravity based on improved differential evolution algorithm and wide-range petrophysical constraints[J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 63(12): 4565-4577 (in Chinese).
- Zeng Z W, Chen X, Han J T, et al. 2023. Magnetotelluric and gravity joint inversion using Gramian constraints integrated with strategy of wide-range petrophysical constraints[J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 66(11): 4792-4804 (in Chinese).
- Zhang L. 2016. Regularization joint inversion of two-dimensional magnetotelluric and gravity based on petrophysical constraints[D]. Nanchang: East China University of Technology (in Chinese).
- Zhang P, Song X D, Xiong A L. 2019. Advancement of joint inversion of gravity and seismic data and its application[J]. *Progress in Geophysics*, 34(5): 1818-1825 (in Chinese).
- Zhang R Z, Li T L, Deng H, et al. 2019. 2D joint inversion of MT, gravity, magnetic and seismic first-arrival wave traveltime with cross-gradient constraints[J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 62(6): 2139-2149 (in Chinese).
- Zhang R, Li T, Zhou S, et al. 2019. Joint MT and gravity inversion using structural constraints: A case study from the Linjiang copper mining area, Jilin, China[J]. *Minerals*, 9(7): 407.
- Zhang R, Zhang J, Li T, et al. 2024. Magnetotelluric inversion constrained by guided fuzzy c-means clustering using adaptive virtual rock physics information[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 62: 5931612.
- Zhang S N, Yu G, He Z X. 2023. Progress on joint inversion of electromagnetic constraints combined with multiple methods and mul-

- tipple information[J]. *Oil Geophysical Prospecting*, 58(6): 1522-1534 (in Chinese).
- Zhang S, Yin C, Su Y, et al. 2024. Three-dimensional joint inversion of MT and gravity data based on unstructured tetrahedron discretization[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 62: 9531112.
- Zhang X, Hou Z L, Zhao F Q, et al. 2024. Inversion of airborne-ground-borehole vertical gravity gradient data based on fuzzy C-means clustering[J]. *Oil Geophysical Prospecting*, 59(3): 629-639 (in Chinese).
- Zhao N, Wang K P, Qin C. 2014. Research on 1D joint inversion of marine CSEM and MT[J]. *Geophysical and Geochemical Exploration Computing Technology*, 36(2): 148-151 (in Chinese).
- Zhdanov M S, Gribenko A, Wilson G. 2012. Generalized joint inversion of multimodal geophysical data using Gramian constraints[J]. *Geophysical Research Letters*, 39: L09301.
- Zhou J, Meng X, Guo L, et al. 2015. Three-dimensional cross-gradient joint inversion of gravity and normalized magnetic source strength data in the presence of remanent magnetization[J]. *Journal of Applied Geophysics*, 119: 51-60.
- Zhu D P, Tan H D, Peng M, et al. 2023. Three-dimensional joint inversion of the resistivity method and time-domain-induced polarization based on the cross-gradient constraints[J]. *Applied Sciences-Basel*, 13(14): 8145.
- ### 附中文参考文献
- 陈晓, 于鹏, 张罗磊, 等. 2011. 地震与大地电磁测深数据的自适应正则化同步联合反演[J]. *地球物理学报*, 54(10): 2673-2681.
- 陈晓, 曾志文, 邓居智, 等. 2023. 基于不等式和 Gramian 约束的 MT 和重力正则化联合反演[J]. *物探与化探*, 47(3): 575-583.
- 高级, 张海江. 2016. 基于交叉梯度交替结构约束的二维地震走时与全通道直流电阻率联合反演[J]. *地球物理学报*, 59(11): 4310-4322.
- 格劳尔. 1987. 地震岩石学[M]. 北京: 石油工业出版社.
- 郭曼, 邓居智, 陈晓, 等. 2018. 基于岩石物性约束的大地电磁与重力贝叶斯联合反演[J]. *地球物理学进展*, 33(5): 1897-1902.
- 郭一豪, 陈晓, 曾志文. 2021. 基于 Gramian 和惩罚函数约束的 MT 和重力联合反演[J]. *江西科学*, 39(1): 94-98.
- 侯栋甲, 刘洋, 任志明, 等. 2014. 基于贝叶斯理论的 VTI 介质多波叠前联合反演[J]. *石油物探*, 53(3): 294-303.
- 蒋星达, 张伟, 杨辉. 2022. 地球物理反演问题中的贝叶斯方法研究[J]. *地球与行星物理理论评*, 53(2): 159-171.
- 靳德武, 赵春虎, 段建华, 等. 2020. 煤层底板水害三维监测与智能预警系统研究[J]. *煤炭学报*, 45(6): 2256-2264.
- 李桐林, 张铭哲, 朴英哲. 2015. 大地电磁测深与地震初至波走时交叉梯度反演[J]. *吉林大学学报(地球科学版)*, 45(3): 952-961.
- 李兆祥, 谭捍东, 付少帅, 等. 2015. 基于交叉梯度约束的时间域激发极化法二维同步反演[J]. *地球物理学报*, 58(12): 4718-4726.
- 梁萌, 吴文鹏, 冯斌, 等. 2021. 基于边缘计算的大地电磁法三维反演分布式计算实现[J]. *物探化探计算技术*, 43(1): 70-76.
- 刘洁, 张建中. 2020. 重震联合中速度-密度耦合研究综述[J]. *地球物理学进展*, 35(3): 976-986.
- 满开峰, 殷长春, 刘云鹤, 等. 2023. 时间域航空电磁激发极化参数三维反演研究[J]. *地球物理学报*, 66(3): 1269-1280.
- 彭淼, 谭捍东, 姜枚, 等. 2013. 基于交叉梯度耦合的大地电磁与地震走时资料三维联合反演[J]. *地球物理学报*, 56(8): 2728-2738.
- 孙思源. 2019. 大地电磁测深数据和重力数据三维联合反演研究[D]. 长春: 吉林大学.
- 唐塑, 武银婷, 邢浩, 等. 2023. 高密度电法与瞬变电磁法在戈壁区找水的联合应用[J]. *CT 理论与应用研究*, 32(1): 27-34.
- 王乐洋, 谷旺旺, 孙龙翔. 2021. 利用协同反演方法反演地震序列滑动分布[J]. *地球物理学报*, 64(8): 2599-2612.
- 汪茂. 2015. MT 与 CSAMT 的二维联合反演和并行算法研究[D]. 北京: 中国地质大学(北京).
- 徐义贤, 王家映. 1998. 大地电磁的多尺度反演[J]. *地球物理学报*, 41(5): 704-711.
- 闫政文, 谭捍东, 彭淼, 等. 2020. 基于交叉梯度约束的重力、磁法和大地电磁三维联合反演[J]. *地球物理学报*, 63(2): 736-752.
- 杨振武, 王家映, 张胜业, 等. 1998. 一维大地电磁和地震数据联合反演方法研究[J]. *石油地球物理勘探*, 33(1): 78-88.
- 殷长春, 孙思源, 高秀鹤, 等. 2018. 基于局部相关性约束的三维大地电磁数据和重力数据的联合反演[J]. *地球物理学报*, 61(1): 358-367.
- 印兴耀, 裴松, 李坤, 等. 2020. 多尺度快速匹配追踪多域联合地震反演方法[J]. *地球物理学报*, 63(9): 3431-3441.
- 曾志文, 陈晓, 杨海燕, 等. 2020. 基于改进差分进化算法的大地电磁测深和重力宽范围物性约束联合反演[J]. *地球物理学报*, 63(12): 4565-4577.
- 曾志文, 陈晓, 韩江涛, 等. 2023. 融入宽范围物性约束策略的大地电磁和重力的 Gramian 约束联合反演[J]. *地球物理学报*, 66(11): 4792-4804.
- 张磊. 2016. 基于岩石物性约束的 MT 与重力二维正则化联合反演[D]. 南昌: 东华理工大学.
- 张佩, 宋晓东, 熊奥林. 2019. 重震联合反演方法及其应用进展[J]. *地球物理学进展*, 34(5): 1818-1825.
- 张铭哲, 李桐林, 邓海, 等. 2019. 大地电磁、重力、磁法和地震初至波走时的交叉梯度二维联合反演研究[J]. *地球物理学报*, 62(6): 2139-2149.
- 张朔宁, 喻国, 何展翔. 2023. 多方法多信息电磁联合约束反演方法研究进展[J]. *石油地球物理勘探*, 58(6): 1522-1534.
- 张显, 侯振隆, 赵福权, 等. 2024. 基于模糊 C 均值聚类的空—地—井垂直重力梯度数据反演方法[J]. *石油地球物理勘探*, 59(3): 629-639.
- 赵宁, 王堃鹏, 秦策. 2014. 海洋 CSEM 和 MT 一维联合反演研究[J]. *物探化探计算技术*, 36(2): 148-151.