中国科学: 地球科学 2020 年 第 50 卷 第 6 期: 832 ~ 850
SCIENTIA SINICA Terrae earthcn.scichina.com
《中国科学》杂志社 SCIENCE CHINA PRESS
论 文

岩石物理驱动的相约束叠前地震概率化反演方法

李坤[1,2], 印兴耀[1,2*], 宗兆云[1,2]

1. 中国石油大学(华东)地球科学与技术学院, 青岛 266580;
2. 海洋国家实验室海洋矿产资源评价与探测技术功能实验室, 青岛 266071
* 通讯作者, E-mail: xyyin@upc.edu.cn

收稿日期: 2019-05-19; 收修改稿日期: 2019-12-11; 接受日期: 2020-01-09; 网络版发表日期: 2020-03-20
国家科技重大专项项目(编号: 2016ZX05024-004、2017ZX05009-001、2017ZX05036-005、2017ZX05032-003)和中石化地球物理重点实验室基金项目(编号: WTYJY-WX2019-01-04)资助

摘要 地震岩石物理是连接岩石弹性参数与储层物性参数的桥梁, 叠前地震反演是实现地下岩石弹性、物性、岩性及含流体性质定量表征的重要方法. 文章构建了碎屑岩地震岩石物理高阶近似模型, 推导了利用岩石模量高阶近似(Jacobian、Hessian矩阵)表征的叠前地震AVO反射特征方程, 并分析了岩石孔隙度、泥质含量及流体饱和度对AVO反射率的贡献度, 探讨了此方程在岩石物性参数直接预测方面的可行性. 以此为基础, 在待反演模型参数服从混合概率先验模型的前提下, 文章提出了基于差分进化-马尔可夫链蒙特卡罗随机模型的相约束叠前地震概率化反演方法, 兼具差分进化算法的全局寻优特性和马尔可夫链蒙特卡罗模型的不确定性分析能力; 通过多条马尔可夫链的交叉并行, 可以同步获得待反演模型参数的多个随机解, 进而模拟待反演模型的后验概率密度分布, 后验均值作为待反演模型的最优解, 方差与置信区间用来评价反演结果的不确定性, 实现储层弹性、物性、离散岩相及干岩石骨架等参数的同步预测. 通过理论试验和实际资料处理验证了该理论方法的有效性.

关键词 叠前地震反演, 地震岩石物理, 物性预测, 贝叶斯推断, 混合概率模型, 马尔可夫链蒙特卡罗模型

1 引言

根据双相介质理论, 地下岩石由固体矿物、孔/裂隙及孔隙流体组成. 不同类型复杂油气储层的宏观地震响应受储层物性参数(如孔隙度、泥质含量及流体饱和度)的综合影响. 如何从地震响应中研究岩石骨架、孔隙流体等参数对岩石宏观弹性模量的影响, 岩石物理模型和叠前地震反演发挥了重要的作用. 地震岩石物理模型搭建了岩石弹性模量与储层物性参数(矿物、孔裂隙及流体)之间的桥梁. 叠前地震反演则是以地震、测井及油藏等多种观测数据集为基础, 反演得到与岩性、含油气性相关的多种弹性参数, 并进一步用来预测储层岩性、物性及含油气性质. 遗憾的是, 叠前地震反演具有特有的不适定性, 其预测结果的多解性给复杂油气储层特征描述的精度带来了巨大的挑战.

正则化是减小叠前地震反问题不适定性的重要手段之一, 旨在增强地球物理映射算子的反演稳定性, 主要体现在模型参数的先验假设、边界约束和地质先验信息方面(Gelderblom和Leguijt, 2010; Kim和Kim,

中文引用格式: 李坤, 印兴耀, 宗兆云. 2020. 岩石物理驱动的相约束叠前地震概率化反演方法. 中国科学: 地球科学, 50: 832–850, doi: 10.1360/SSTe-2019-0105
英文引用格式: Li K, Yin X, Zong Z. 2020. Facies-constrained prestack seismic probabilistic inversion driven by rock physics. Science China Earth Sciences, 63: 822–840, https://doi.org/10.1007/s11430-019-9578-1

© 2020 《中国科学》杂志社

2011; 印兴耀等, 2015; Hamid和Pidlisecky, 2015; Zong等, 2015; Zong和Yin, 2016; Zhang等, 2012; Zhang等, 2013; 李坤等, 2016; Li等, 2017, 2019a). 正则化方法在保证多类观测数据集的训练偏差不显著增大的情况下, 匹配一个向惩罚项偏置的最优解, 且在优化过程中, 起到降低模型空间复杂度的作用. Tikhonov(1963)和Tarantola(2005)针对地球物理反问题引入了多种正则化项, 将不适定反问题转换为含有唯一近似解的适定问题. 在实践中, 人们总是可以通过多种方法获得多种类型的观测数据集, 如钻/测井数据、岩芯数据及油藏数据等, 这些先验数据有助于约束预测参数的动态范围. Zong等(2015)详细研究了地震反演中平滑模型正则化的意义, 将介质低频模型引入到固液解耦地震流体识别领域. Gelderblom和Leguijt(2010)、Hamid和Pidlisecky(2015)发展了横向约束和构造方向约束的多道地震波阻抗反演方法, 旨在提高反演算法的抗噪性和地层边界刻画能力. Li等(2019a)基于自然对数(或反正切)函数提出了非线性边界约束地震反演方法, 避免了由于地震反演不稳定导致的“奇异点与超界值”问题. 此外, 稀疏正则化(L0、L1范数)可以实现模型的降维压缩, 在相同观测数据拟合度的情况下, 稀疏解降低了模型空间的维度, 有助于搜索空间复杂度最低的最优模型(Zhang等, 2013; Yin等, 2015, 2016; 李坤等, 2016).

如何在获取介质模型参数最优解的同时, 评价最优解的不确定性及油气藏定量表征的可靠性逐渐引起地球物理学家的广泛关注. 叠前地震概率化反演利用观测数据集与待反演模型之间存在的地球物理映射关系, 基于统计学习理论对地下介质随机模型的后验密度分布进行概率模拟, 有利于评价模型反演结果的不确定性和可靠性. 在贝叶斯理论框架下, 最大似然概率解(Maximum Likelihood Estimation, MLE)、最大后验概率解(Maximum A Posteriori Estimation, MAP)、后验概率的显式解及贝叶斯推断的随机解是最主要的概率推断方法. MAP解和后验概率显式解引入了未知模型参数的先验统计分布信息(如高斯分布、Cauchy分布、Laplace分布、指数分布等), 对观测的带限地震数据起到了补充作用, 可以理解为对经典最大似然估计的修正(Downton, 2005; Buland和Omre, 2003; 印兴耀等, 2013; Yin等, 2016; Li等, 2019b). MLE、MAP及后验概率的显式解仅适用于线性地球物理反问题, 无法求解非线性地球物理反问题. 贝叶斯推断的随机解在随机模拟后验概率密度分布的过程中, 实现了对模型参数后验统计特征的预测(如期望、方差等), 为叠前地震反演的可靠性评价奠定了基础(Bosch等, 2007; 张广智等, 2011; Zunino等, 2015; 印兴耀等, 2015; Li等, 2019b).

在复杂油气储层的叠前地震弹性参数和物性参数反演方面, 目前主要分为: (1) 基于统计岩石物理的物性参数概率化反演(Mukerji等, 2001; Vernik等, 2002; Eidsvik等, 2004; Bachrach, 2006; Grana和Rossa, 2010; 印兴耀等, 2014); (2) 基于岩石物理等效介质理论的物性反演(Fang和Yang, 2015; Grana, 2016; Figueiredo等, 2017, 2018; Liu等, 2018; Lang和Grana, 2018). Nie等(2012)考虑了Biot流、喷射流及黏弹性固体骨架效应, 基于等效介质理论提出了黏弹BISQ模型, 系统地分析了含水饱和度、渗透率等因素对频率依赖的体积模量/纵波速度及衰减作用的影响. 印兴耀等(2014)基于统计岩石物理线性模型、蒙特卡罗模拟(MC)及期望最大化算法(EM), 提出了基于弹性阻抗反演的储层物性预测方法. Grana(2016)在线性Raymer-Dvorkin模型、线性刚砂模型(Dvorkin等, 2014)、Kuster-Toksöz (K-T)模型的基础上, 发展了基于贝叶斯线性解的储层物性单点序贯模拟方法. Figueiredo等(2017)在混合高斯先验模型的基础上, 基于K-T模型的线性近似和统计岩石物理关系实现了纵波阻抗、孔隙度及岩相的预测. Lang和Grana(2018)基于Gassmann方程的一阶近似模型, 发展了基于贝叶斯线性反演的地震AVO物性参数预测方法. Liu等(2018)基于K-T等效介质模型的近似形式(Mavko等, 2009), 采用柯西约束的贝叶斯MAP解, 对线性AVO近似开展了叠前地震确定性物性反演. Hastie等(2009)阐述了混合概率模型在“离散变量”判识领域的作用. Hansen等(2006)在地质统计学和后验概率密度分布显式解的基础上, 阐述了序贯模拟法求解贝叶斯线性解的过程. Grana等(2013)和Grana(2016)实现了纵波阻抗和岩相的叠后地震预测, 仅适用于地震线性反问题, 并未引入纵波阻抗的低频信息, 需要间接补偿低频背景.

综上所述, 在保障叠前地震反演与复杂油气储层定量描述精度的过程中, 仍存在以下两点问题: (1) 复杂岩石物理模型具有较强的非线性特征, 导致叠前地震弹性参数-物性参数反演的计算效率低, 线性反演算

法无法解决非线性地震反问题; (2) 基于测井数据的统计岩石物理线性模型，在不同探区的复杂油气储层物性参数预测中存在应用局限性. 针对上述问题，本文以碎屑岩地震岩石物理模型为例，提出了碎屑岩地震岩石物理模型驱动的相约束叠前地震概率化非线性反演方法，可有效降低传统弹性-物性参数间接线性拟合的应用局限性. 推导利用宏观岩石模量高阶近似(Jacobian、Hessian矩阵)表征的叠前地震AVO反射特征方程，分析了孔隙度、流体饱和度及泥质含量对AVO反射特征的贡献度，研究了其在储层物性参数直接预测方面的可行性. 基于差分进化-马尔可夫链蒙特卡罗随机模型(Differential evolution and Markov chain Monte Carlo model, DE-MCMC)的相约束叠前地震概率化反演方法，实现碎屑岩储层“弹性参数”“物性参数”“离散岩相”“干岩石骨架”及“流体体积模量”等参数的同步反演，协同预测模式提高了叠前地震反演的可靠性.

2 碎屑岩储层地震岩石物理理论

碎屑岩地震岩石物理模型包含4个基础部分: ① 矿物组分(以石英、黏土等为例); ② 孔/裂隙(孔隙大小、孔隙纵横比等); ③ 孔隙填充物(油、气、水等); ④ 饱和岩石. 其中，涉及矿物基质等效模型、干岩石骨架等效模型、孔隙流体等效模型和孔隙流体填充模型4套构建过程. 饱和岩石的弹性模量与矿物基质、干岩石骨架及流体模量有关，受到多矿物组分、多重孔隙空间及多相填充物的综合影响(Nie等, 2012; 印兴耀等, 2015; 吴国忱等, 2017; 刘欣欣等, 2018). 本文以碎屑岩油气储层为例，在地震岩石物理模型及高阶近似的基础上，提出了岩石物理驱动下相约束叠前地震概率化非线性反演方法，其中碎屑岩地震岩石物理建模流程如图1所示.

2.1 岩石基质等效模型

固体矿物基质是构成干岩石骨架的重要部分，基质模量在实际工区中可以通过测井数据、岩芯数据及岩石物理量版进行矫正. 矿物基质等效模量的上、下界限及其平均得到了地球物理学家的广泛应用，Voigt等应变平均、Reuss等应力平均、Hill平均、Hashin-Shtrikman界线等均可以用来计算多矿物混合的基质等效模量(Mavko等, 2009). 以Hill(1952)提出的各向同

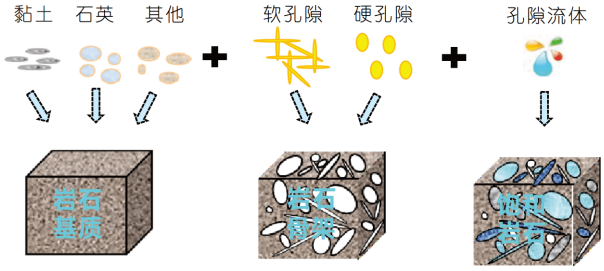


图 1 碎屑岩储层地震岩石物理建模流程图

性介质Voigt-Reuss-Hill平均模量估算式为例，

$$M_{\mathrm{m}}=\left[\sum_{i=1}^{N}f_iM_i+\left(\sum_{i=1}^{N}f_i/M_i\right)^{-1}\right]/2, \tag{1}$$

式中，M_{m}为多种矿物混合物的等效模量(K_{m}、μ_{m})，M_i为第i种固体矿物的模量(K_i、μ_i)，f_i为第i种固体矿物所占的体积含量，N为固体矿物组分的总类型数.

2.2 岩石骨架等效模型

岩石骨架是由矿物基质与孔隙空间组成，将干岩石骨架视为固体均匀矿物包含有限包体(如干孔隙、油、气、水)的形式. 常见的包含体模型包括Kuster-Toksöz模型、微分等效介质模型(DEM)及自洽模型等，主要用来计算岩石骨架或饱和岩石弹性模量. 针对碎屑岩地震岩石物理模型，考虑碎屑岩孔隙空间包含易变型的泥质孔(低孔隙纵横比)和坚硬的砂质孔(高孔隙纵横比), Kuster-Toksöz模型表述为(Mavko等, 2009):

$$(K_{\mathrm{d}}-K_{\mathrm{m}})\frac{(K_{\mathrm{m}}+4R_{\mathrm{m}}/3)}{K_{\mathrm{d}}+4R_{\mathrm{m}}/3}=\sum_{i=1}^{N}\phi_i(K_i-K_{\mathrm{m}})P^{mi}, \tag{2}$$

式中，K_{d}为岩石骨架体积模量或剪切模量，K_{m}为基质模量，$R_{\mathrm{m}}=\left(\mu,\frac{\mu}{8}\frac{9K+8\mu}{K+2\mu}\right)$，$K_i\{i=1,2,\cdots,N\}$为第$i$种包含物的模量，$P^{mi}$表示与孔隙结构相关的特征参数，$\phi_i$为第$i$种固体填充物的体积含量，$N$为孔隙填充物的类型数. K-T模型仅适用于低孔隙度情况(孔隙度远小于孔隙纵横比). 针对高孔碎屑岩储层，可采用DEM模型逐级迭代的方式将干孔隙或填充物加入岩石基质中. 该逐级迭代的计算方式使碎屑岩岩石物理模型难以与叠前地震直接反演相结合. Keys和Xu(2002)假设碎屑岩干岩石骨架的泊松比(即干岩石纵横波速度比)为常数，基于K-T模型推导了干岩石骨架的等效体积

模量K_d和剪切模量μ_d,

$$K_d = K_m(1-\phi)^p, \tag{3}$$

$$\mu_d = \mu_m(1-\phi)^q, \tag{4}$$

式中, K_m、μ_m分别为基质的体积模量与剪切模量, p和q是表述孔隙填充物或干孔隙形状的几何因子, 与矿物基质模量、孔隙纵横比相关, ϕ为岩石孔隙度. 式(3)~(4)为干岩石骨架的一次计算形式, 相比包含物DEM-KT等效介质模型, 计算效率得到较大程度的提高.

2.3　孔隙流体等效模型

针对多重孔隙空间中流体填充物的等效介质理论, Wood(1955)给出了各向同性流体在均匀混合情况下声波速度V_p的表达式,

$$V_p = (K_R/\rho_f)^{1/2}, \quad \rho_f = \sum_{i=1}^{N} V_i\rho_i, \tag{5}$$

式中, K_R为流体混合物的Ruess下界限(等应力平均), ρ_f是流体混合物的密度平均值, ρ_i和V_i分别为第i种流体填充物的密度和体积分数. 通过岩石物理观测表明(Brie等, 1995; Mavko等, 2009), 部分饱和流体混合物的等效体积模量不能使用Wood方程(Ruess平均)与Voigt体积平均计算得到, 本文采用斑块部分饱和流体填充模型(两种流体, 尤其是含气、水)计算孔隙流体的等效模量K_f(Brie等, 1995),

$$K_f = (K_w - K_{hc})(1-S_{hc})^e + K_{hc}, \tag{6}$$

式中, K_w、K_{hc}分别为盐水、烃类(油、气)的体积模量, S_{hc}=1−S_w为烃类流体的饱和度, e为经验常数项, 控制孔隙流体等效模量距离Voigt、Ruess平均界限的程度.

3　碎屑岩地震岩石物理近似模型

Gassmann(1951)理论描述了地下介质为均匀各向同性、非黏滞性流体饱和岩石的宏观弹性特征(K_{Sat}、μ_{Sat}), 建立了饱和岩石模量与干岩石骨架(K_d、μ_d)、矿物基质K_m、孔隙度ϕ及等效流体模量K_f之间的定量关系:

$$K_{Sat} = K_d + \frac{(1-K_d/K_m)^2 K_f}{[\phi + (1-K_d/K_m-\phi)K_f/K_m]}, \tag{7}$$

$$\mu_{Sat} = \mu_d. \tag{8}$$

饱和岩石密度为$\rho_{Sat} = \phi\rho_f + (1-\phi)\rho_m$, ρ_m为固体矿物的密度平均. 由于碎屑岩地震岩石物理模型表征的岩石模量具有较强的非线性, 本文采用泰勒高阶近似对饱和岩石模量进行近似, 具体的导数运算借助Mathematica数学软件. 为了方便推导储层物性直接表征的叠前地震AVO反射特征方程, 对岩石模量自然对数$\ln[K_{Sat}]$, $\ln[\mu_{Sat}]$, $\ln[\rho_{Sat}]$进行高阶近似, 令

$$\begin{aligned} \ln K_{Sat} &= f(\mathbf{m}), \\ \ln\mu_{Sat} &= g(\mathbf{m}), \\ \ln\rho_{Sat} &= h(\mathbf{m}), \end{aligned} \tag{9}$$

式中, $\mathbf{m} = [\phi, \eta, S_w]^T$为岩石孔隙度、泥质含量及含水饱和度组成的模型向量, 则

$$\begin{cases} f(\mathbf{m}) \approx f(\mathbf{m}_0) + \left.\dfrac{\partial f(\mathbf{m})}{\partial \mathbf{m}}\right|_{\mathbf{m}=\mathbf{m}_0} \Delta\mathbf{m} + \dfrac{1}{2}\Delta\mathbf{m}^T \cdot \mathbf{H}_f(\mathbf{m}_0) \cdot \Delta\mathbf{m}, \\ g(\mathbf{m}) \approx g(\mathbf{m}_0) + \left.\dfrac{\partial g(\mathbf{m})}{\partial \mathbf{m}}\right|_{\mathbf{m}=\mathbf{m}_0} \Delta\mathbf{m} + \dfrac{1}{2}\Delta\mathbf{m}^T \cdot \mathbf{H}_g(\mathbf{m}_0) \cdot \Delta\mathbf{m}, \\ h(\mathbf{m}) \approx h(\mathbf{m}_0) + \left.\dfrac{\partial h(\mathbf{m})}{\partial \mathbf{m}}\right|_{\mathbf{m}=\mathbf{m}_0} \Delta\mathbf{m} + \dfrac{1}{2}\Delta\mathbf{m}^T \cdot \mathbf{H}_h(\mathbf{m}_0) \cdot \Delta\mathbf{m}, \end{cases} \tag{10}$$

式中, $\mathbf{m}_0 = [\phi_0, \eta_0, S_{w0}]^T$为泰勒高阶近似公式的参考点, $\Delta\mathbf{m}=\mathbf{m}-\mathbf{m}_0$, 为了保证岩石模量的近似精度, 将储层孔隙度$\phi$分为低孔($0 < \phi \le 0.10$)、中孔($0.10 < \phi \le 0.20$)及高孔($0.20 < \phi$), 则相应的泰勒展开位置为$\phi_0 = (0.05, 0.15, 0.25)$. 类似的, 泥质含量$\eta$分为低泥($0<\eta\le0.30$)、中泥($0.30 < \eta \le 0.60$)及高泥($0.60 < \eta$), 则相应的泰勒展开位置为$\eta_0 = (0.15, 0.45, 0.75)$. 含水饱和度与泥质含量类似$S_{w0} = (0.15, 0.45, 0.75)$. 多元函数的Jacobian矩阵表述为(具体内容参见网络版附录A, http://earthcn.scichina.com),

$$\begin{aligned} \mathbf{J}(\mathbf{m}_0) &= \left[\frac{\partial f(\mathbf{m})}{\partial \mathbf{m}} \quad \frac{\partial g(\mathbf{m})}{\partial \mathbf{m}} \quad \frac{\partial h(\mathbf{m})}{\partial \mathbf{m}}\right]^T_{\mathbf{m}=\mathbf{m}_0} \\ &= \begin{bmatrix} \dfrac{\partial f}{\partial \phi} & \dfrac{\partial f}{\partial \eta} & \dfrac{\partial f}{\partial S_w} \\ \dfrac{\partial g}{\partial \phi} & \dfrac{\partial g}{\partial \eta} & \dfrac{\partial g}{\partial S_w} \\ \dfrac{\partial h}{\partial \phi} & \dfrac{\partial h}{\partial \eta} & \dfrac{\partial h}{\partial S_w} \end{bmatrix}_{\mathbf{m}=\mathbf{m}_0}, \end{aligned} \tag{11}$$

式(10)中, 饱和岩石体积模量项($\ln K_{\mathrm{Sat}}$)的二阶Hessian矩阵($\mathbf{H}_{\mathrm{f}}$)、剪切模量项($\ln \mu_{\mathrm{Sat}}$)的二阶Hessian矩阵($\mathbf{H}_{\mathrm{g}}$)及密度项($\ln \rho_{\mathrm{Sat}}$)的二阶Hessian矩阵($\mathbf{H}_{\mathrm{h}}$)为(Hessian矩阵的具体元素表达式, 参见网络版附录B),

$$\mathbf{H}_{\mathrm{f}}(\mathbf{m}_0)=\left[\begin{array}{ccc}\frac{\partial^2 f}{\partial\phi^2} & \frac{\partial^2 f}{\partial\phi\partial\eta} & \frac{\partial^2 f}{\partial\phi\partial S_{\mathrm{w}}}\\ \frac{\partial^2 f}{\partial\eta\partial\phi} & \frac{\partial^2 f}{\partial\eta^2} & \frac{\partial^2 f}{\partial\eta\partial S_{\mathrm{w}}}\\ \frac{\partial^2 f}{\partial S_{\mathrm{w}}\partial\phi} & \frac{\partial^2 f}{\partial S_{\mathrm{w}}\partial\eta} & \frac{\partial^2 f}{\partial S_{\mathrm{w}}^2}\end{array}\right]_{\mathbf{m}=\mathbf{m}_0}, \tag{12}$$

$$\mathbf{H}_{\mathrm{g}}(\mathbf{m}_0)=\left[\begin{array}{ccc}\frac{\partial^2 g}{\partial\phi^2} & \frac{\partial^2 g}{\partial\phi\partial\eta} & \frac{\partial^2 g}{\partial\phi\partial S_{\mathrm{w}}}\\ \frac{\partial^2 g}{\partial\eta\partial\phi} & \frac{\partial^2 g}{\partial\eta^2} & \frac{\partial^2 g}{\partial\eta\partial S_{\mathrm{w}}}\\ \frac{\partial^2 g}{\partial S_{\mathrm{w}}\partial\phi} & \frac{\partial^2 g}{\partial S_{\mathrm{w}}\partial\eta} & \frac{\partial^2 g}{\partial S_{\mathrm{w}}^2}\end{array}\right]_{\mathbf{m}=\mathbf{m}_0}, \tag{13}$$

$$\mathbf{H}_{\mathrm{h}}(\mathbf{m}_0)=\left[\begin{array}{ccc}\frac{\partial^2 h}{\partial\phi^2} & \frac{\partial^2 h}{\partial\phi\partial\eta} & \frac{\partial^2 h}{\partial\phi\partial S_{\mathrm{w}}}\\ \frac{\partial^2 h}{\partial\eta\partial\phi} & \frac{\partial^2 h}{\partial\eta^2} & \frac{\partial^2 h}{\partial\eta\partial S_{\mathrm{w}}}\\ \frac{\partial^2 h}{\partial S_{\mathrm{w}}\partial\phi} & \frac{\partial^2 h}{\partial S_{\mathrm{w}}\partial\eta} & \frac{\partial^2 h}{\partial S_{\mathrm{w}}^2}\end{array}\right]_{\mathbf{m}=\mathbf{m}_0}. \tag{14}$$

地震岩石物理模型的适用性和精度会直接影响储层弹性参数、物性参数及离散岩相预测的可靠性. 为了验证该岩石物理模型二阶近似的精度, 通过理论模型验证不同孔隙度、泥质含量及流体饱和度对岩石模量的影响, 预设参数如表1所示(Mavko等, 2009),

图2~4是该碎屑岩岩石物理近似模型和Xu-White岩石物理模型(未近似模型)的对比分析, 分析可得: (1) 固定泥质含量η时(图2), 随着孔隙度ϕ的增大, K_{Sat}、U_{Sat}、ρ_{Sat}均降低; (2) 随着含水饱和度(气水填充模型)的增大, K_{Sat}、ρ_{Sat}均增大, U_{Sat}保持不变; (3) 固定孔隙度$\phi=0.20$时(图3), 随着泥质含量增大, K_{Sat}、U_{Sat}及ρ_{Sat}均降低(即石英比黏土的模量高很多); (4) 固定含水饱和度$S_{\mathrm{w}}=0.50$时(图4), 随孔隙度的增大, K_{Sat}、U_{Sat}、ρ_{Sat}降低明显, 密度随泥质含量变化不明显(即石英和黏土密度基本一致); (5) 孔隙度对岩石模量的影响最大, 泥质含量的影响大于含水饱和度; (6) 该近似模型与Xu-White岩石物理模型保持较高的吻合度, 满足叠前地震直接反演要求.

表 1 已知的基质模量、流体模量以及密度参数[a)]

基质/流体	体积模量(GPa)	剪切模量(GPa)	密度(g cm^{-3})
石英	38.0	44.0	2.650
黏土	21.0	7.00	2.600
水	2.50	0	1.030
油	1.08	0	0.800
气	0.00013	0	0.00065

a) 硬孔隙(砂质孔)纵横比为0.120, 默认区间[0.10, 0.50]; 软孔隙(泥质孔)纵横比为0.035, 默认区间[0.01, 0.06]

4 相约束叠前地震概率化非线性反演方法

在碎屑岩储层岩石物理模型近似的基础上, 推导储层物性参数定量表征的AVO地震反射方程, 将式(7)~(14)代入Gray等(1999)提出的反映饱和岩石体积模量、剪切模量及密度参数的地震AVO反射特征方程:

$$\begin{aligned}R_{\mathrm{PP}}(\theta)&=a(\theta)\\&\times\frac{\partial}{\partial t}\left(f(\mathbf{m}_0)+\mathbf{J}_{\mathrm{f}}(\mathbf{m}_0)\Delta\mathbf{m}+\frac{1}{2}\Delta\mathbf{m}^{\mathrm{T}}\cdot\mathbf{H}_f(\mathbf{m}_0)\cdot\Delta\mathbf{m}\right)\\&+b(\theta)\cdot\frac{\partial}{\partial t}\left(g(\mathbf{m}_0)+\mathbf{J}_{\mathrm{g}}(\mathbf{m}_0)\Delta\mathbf{m}+\frac{1}{2}\Delta\mathbf{m}^{\mathrm{T}}\cdot\mathbf{H}_g(\mathbf{m}_0)\cdot\Delta\mathbf{m}\right)\\&+c(\theta)\cdot\frac{\partial}{\partial t}\left(h(\mathbf{m}_0)+\mathbf{J}_{\mathrm{h}}(\mathbf{m}_0)\Delta\mathbf{m}+\frac{1}{2}\Delta\mathbf{m}^{\mathrm{T}}\cdot\mathbf{H}_h(\mathbf{m}_0)\cdot\Delta\mathbf{m}\right),\end{aligned} \tag{15}$$

式中, Jacobian向量为$\mathbf{J}_{\mathrm{f}}(\mathbf{m}_0)=\frac{\partial f(\mathbf{m})}{\partial\mathbf{m}}$、$\mathbf{J}_{\mathrm{g}}(\mathbf{m}_0)=\frac{\partial g(\mathbf{m})}{\partial\mathbf{m}}$、$\mathbf{J}_{\mathrm{h}}(\mathbf{m}_0)=\frac{\partial h(\mathbf{m})}{\partial\mathbf{m}}$, θ为入射角, 常系数 $a(\theta)=\left(\frac{1}{4}-\frac{1}{3\gamma^2}\right)\sec^2\theta$, $b(\theta)=\frac{1}{\gamma^2}\left(\frac{\sec^2\theta}{3}-2\sin^2\theta\right)$, $c(\theta)=\frac{2-\sec^2\theta}{4}$, γ为纵横波速度比, $\Delta\mathbf{m}=\mathbf{m}-\mathbf{m}_0$. 为了验证该近似方程的精度, 设置了一个三层理论模型(表2), 顶部为高孔-低泥-高含气储层, 中间为泥岩层, 底部为低孔-高泥-差气储层.

图5和6为顶底界面的地震AVO反射特征曲线及误差, 该近似模型的AVO反射精度与Xu-White岩石物理模型保持了较好的吻合度, 随入射角的增大, 近似误差逐渐增大, 但入射角在[0°, 40°]范围内的整体误差较小, 满足储层弹性与物性参数的反演精度.

图7为岩石孔隙度ϕ、泥质含量η及含水饱和度S_{w}的反演可行性探讨, 分析可得: (1) 孔隙度对AVO反射

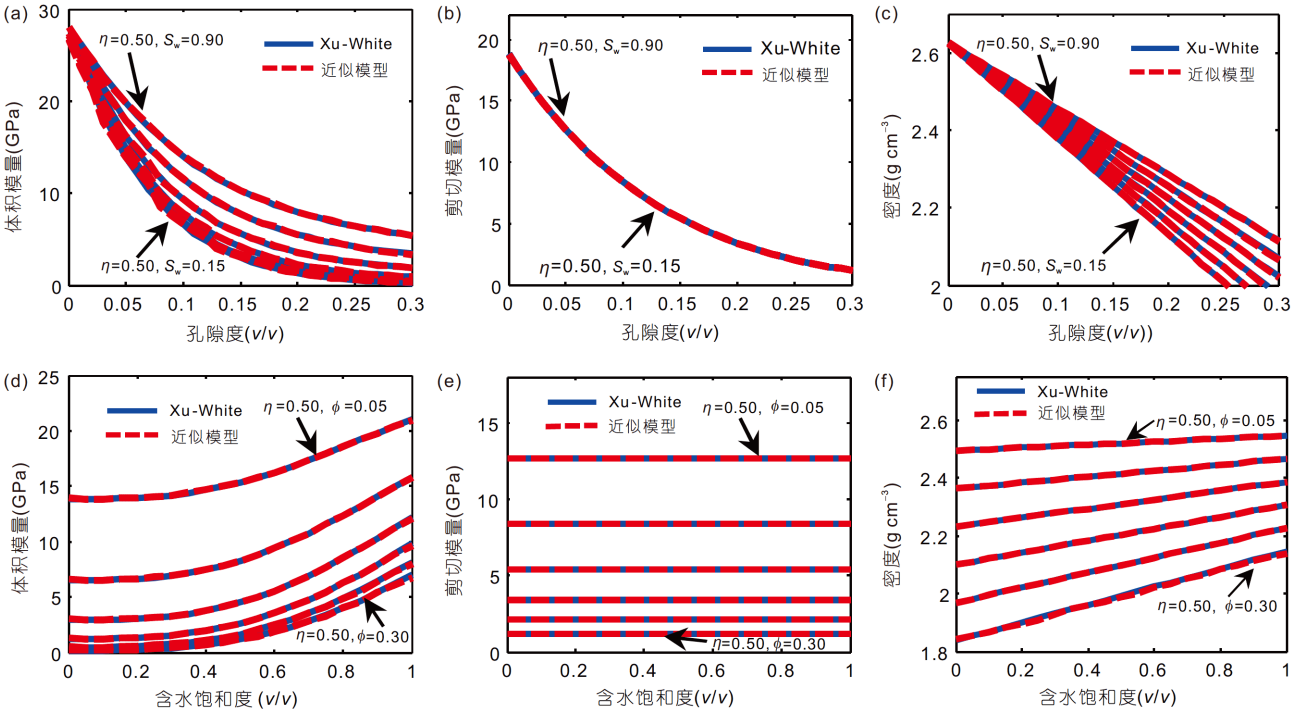


图 2　碎屑岩岩石物理模型(泥质含量η=0.50)

(a)~(c) 含水饱和度为$S_w \in [0.15 : 0.15 : 0.90]$时, 体积模量、剪切模量及密度随孔隙度的变化; (d)~(f) 孔隙度为$\phi \in [0.05 : 0.05 : 0.30]$时, 体积模量、剪切模量及密度随含水饱和度的变化. $S_w \in [0.15 : 0.15 : 0.90]$表示$S_w$在0.15至0.90之间取值，取值间隔0.15. 其他参数类同

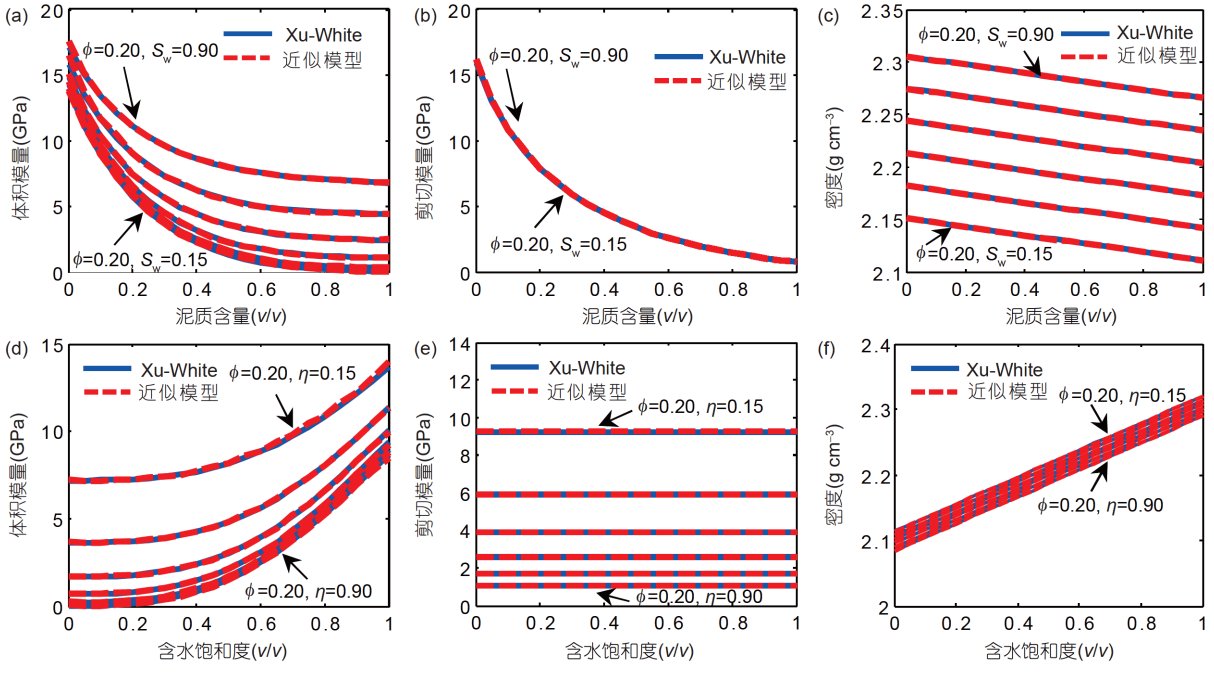


图 3　碎屑岩岩石物理模型(孔隙度ϕ=20%)

(a)~(c) 含水饱和度为$S_w \in [0.15 : 0.15 : 0.90]$时, 体积模量、剪切模量及密度随泥质含量的变化; (d)~(f) 泥质含量为$\eta \in [0.15 : 0.15 : 0.90]$时, 体积模量、剪切模量及密度随含水饱和度的变化

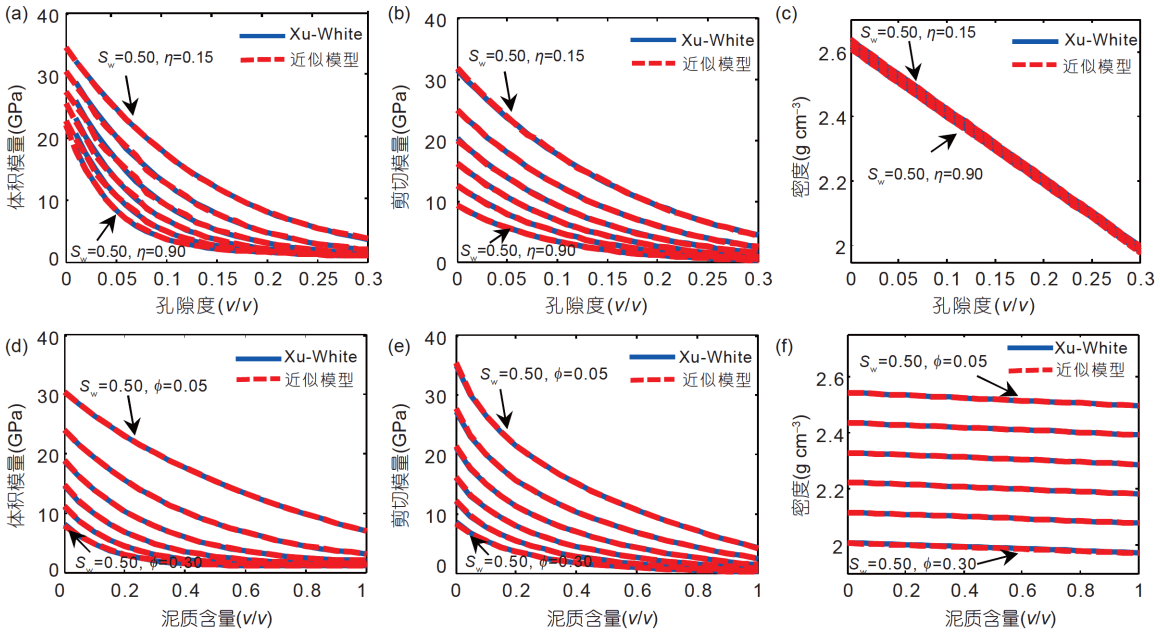


图 4　碎屑岩岩石物理模型(含水饱和度S_w=50%)

(a)~(c) 泥质含量为$\eta \in [0.15:0.15:0.90]$时, 体积模量、剪切模量及密度随孔隙度的变化; (d)~(f) 孔隙度为$\phi \in [0.05:0.05:0.30]$时, 体积模量、剪切模量及密度随泥质含量的变化

系数的影响最大、泥质含量次之、含水饱和度的影响最小; (2) 从岩石模量的角度考虑, 饱和岩石体积模量的影响最大、剪切模量次之、密度对AVO反射率的影响最小; (3) 含水饱和度对剪切模量无影响, 对岩石密度的影响较小(低孔情况). 综上分析表明: 孔隙度对AVO反射系数的贡献度>泥质含量>含水饱和度.

由于孔隙度、泥质含量及水饱和度表征的地震反射公式(15)具有二阶强非线性(导数运算借助Mathematica数学软件), 基于差分进化-马尔可夫链蒙特卡罗模型(DE-MCMC)发展了相态约束非线性叠前地震概率化反演. 式(15)简化为如下形式:

$$\begin{aligned} R_{\mathrm{PP}}(\theta) &= \mathbf{F}(\mathbf{L},\phi,\eta,S_{\mathrm{w}},\theta)\cdot\Delta_t\mathbf{m} \\ &= \mathbf{F}(\mathbf{L},\mathbf{m},\theta)\cdot\Delta_t\mathbf{m}, \end{aligned} \tag{16}$$

式中, $\mathbf{F}$表示式(15)中的非线性AVO地球物理映射关系, $\mathbf{L}$表示岩石物理微观参数(主要包含矿物基质、孔隙流体模量、密度及孔隙结构参数), ϕ为孔隙度, η为干岩石骨架的泥质含量, S_{w}为含水饱和度, $\mathbf{m}=[f,h,S_{\mathrm{w}}]^{\mathrm{T}}$为待反演的储层物性参数, $\Delta_t\mathbf{m}=\left[\frac{\partial\phi}{\partial t},\frac{\partial\eta}{\partial t},\frac{\partial S_{\mathrm{w}}}{\partial t}\right]^{\mathrm{T}}$为地层界面位置储层物性参数的绝对变化值. 令观测地震数据中噪声分布服从高斯似然PDF, 则地震AVO数据的时频联合域似然函数表示为

$$\begin{aligned} &p\left(\mathbf{d}_{t,f}|\mathbf{m}\right)\propto \\ &N\left\{\left\langle\mathbf{d}_{t,f}-\mathbf{G}_{t,f}\cdot\mathbf{F}(\mathbf{L},\mathbf{m},\theta)\cdot\Delta_t\mathbf{m}\right\rangle,\boldsymbol{\mu}_{t,f},\mathbf{C}_{t,f}\right\}, \end{aligned} \tag{17}$$

式中, $N\{\cdot\}$表示高斯概率密度分布, $\mathbf{d}_{t,f}$为时频联合域地震数据, $\mathbf{G}_{t,f}$表示时频联合域地震数据的映射矩阵, $\mathbf{G}_{t,f}=\left[\mathbf{G}_t\ \ \mathbf{G}_f\right]^{\mathrm{T}}$, $\boldsymbol{\mu}_{t,f}$是地震噪声的均值向量(此处取均值0, $\boldsymbol{\mu}_{t,f}=0$), $\mathbf{C}_{t,f}=\begin{bmatrix}\mathbf{C}_t & 0\\ 0 & \mathbf{C}_f\end{bmatrix}$为联合域地震数据的协方差矩阵, 具体如下:

$$\mathbf{G}_t=\begin{bmatrix}\mathbf{G}_{t,\theta_1} & 0 & \cdots & 0\\ 0 & \mathbf{G}_{t,\theta_2} & \cdots & 0\\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots\\ 0 & 0 & \cdots & \mathbf{G}_{t,\theta_l}\end{bmatrix}_{\mathrm{ln}\times\mathrm{ln}},$$

$$\mathbf{G}_f=\begin{bmatrix}\mathbf{W}_{\omega,\theta_1}\mathbf{E} & 0 & \cdots & 0\\ 0 & \mathbf{W}_{\omega,\theta_2}\mathbf{E} & \cdots & 0\\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots\\ 0 & 0 & \cdots & \mathbf{W}_{\omega,\theta_l}\mathbf{E}\end{bmatrix}_{\mathrm{lc}\times\mathrm{ln}}.$$

表 2　三层地层模型的物性、流体及弹性参数信息[a)]

模型参数	孔隙度(v/v)	泥质含量(v/v)	水饱和度(v/v)	纵波速度($m\ s^{-1}$)	横波速度($m\ s^{-1}$)	密度($kg\ m^{-3}$)	泊松比	V_p/V_s
气层1	20%	26%	30%	2491.6	1748.9	2171.5	0.0144	1.4247
泥岩	8.0%	90%	100%	2803.5	1287.3	2479.0	0.3664	2.1779
气层2	10.0%	50%	50%	2838.4	1863.2	2414.0	0.1214	1.5234

a)硬孔隙(砂质孔)纵横比为0.120, 默认区间[0.10, 0.50]; 软孔隙(泥质孔)纵横比为0.035, 默认区间[0.01, 0.06]

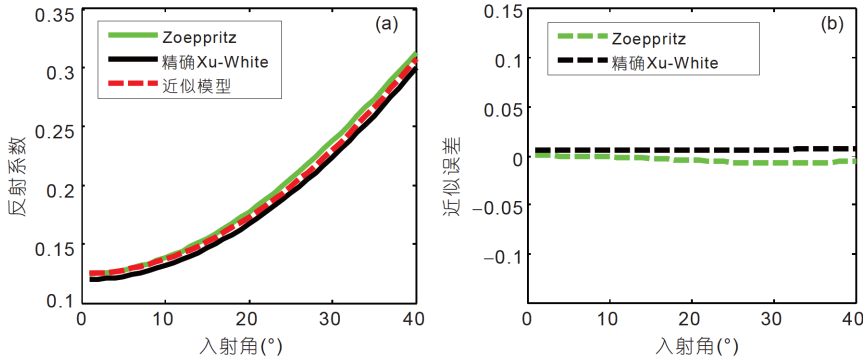


图 5　顶界面的地震AVO反射曲线

红色虚线为本文推导的反射模型, 绿色为精确Zoeppritz方程的地震反射模型, 黑线为Xu-White碎屑岩岩石物理模型的地震反射模型

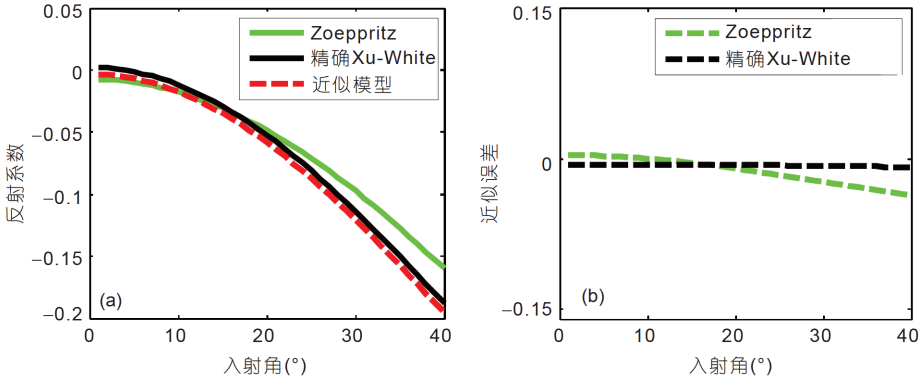


图 6　底界面的地震AVO反射曲线

红色虚线为本文推导的反射模型, 绿色为精确Zoeppritz方程的地震反射模型, 黑线为Xu-White碎屑岩岩石物理模型的地震反射模型

式中，$\mathbf{G}_{t,\theta_i}$和$\mathbf{W}_{\omega,\theta_i}=\mathrm{diag}\left[W\left(\omega_j,\theta_i\right)\right]$分别为入射角为$\theta_i$时的时间域子波矩阵和频率域子波矩阵，$\mathbf{E}$为傅里叶变换算子，$l$为入射角个数，$c$为被选择的频谱分量个数，$n$为采样点数. 贝叶斯推断中，待估计模型的先验知识起到了对观测地震数据的修正作用. 由于复杂岩石孔隙度、泥质含量及含水饱和度在不同岩性地层内部存在明显的统计特征差异，单一概率密度分布往往不能精确表征待反演模型的统计特征，本文引入混合高斯概率模型作为待反演模型参数的先验信息,

$$p(\mathbf{m};\boldsymbol{\mu}_{\mathbf{m}}^{k},\mathbf{C}_{m}^{k})=\sum_{k=1}^{k=T}\lambda_k\cdot\mathbf{N}_k(\mathbf{m};\boldsymbol{\mu}_{\mathbf{m}}^{k},\mathbf{C}_{m}^{k})$$
$$=\sum_{k=1}^{k=T}\lambda_k\frac{1}{\sqrt{2\pi}^{3n}}\frac{1}{|\mathbf{C}_{m}^{k}|^{1/2}}$$
$$\cdot\exp\left[-\frac{1}{2}(\mathbf{m}-\boldsymbol{\mu}_{\mathbf{m}}^{k})^{\mathrm{T}}(\mathbf{C}_{m}^{k})^{-1}(\mathbf{m}-\boldsymbol{\mu}_{\mathbf{m}}^{k})\right],\tag{18}$$

式中，T为离散岩相的分类数目，$\boldsymbol{\mu}_{\mathbf{m}}^{k}$和$\mathbf{C}_{m}^{k}$分别为第$k$个高斯PDF的先验均值、先验协方差；$\lambda_k$为依据测井统

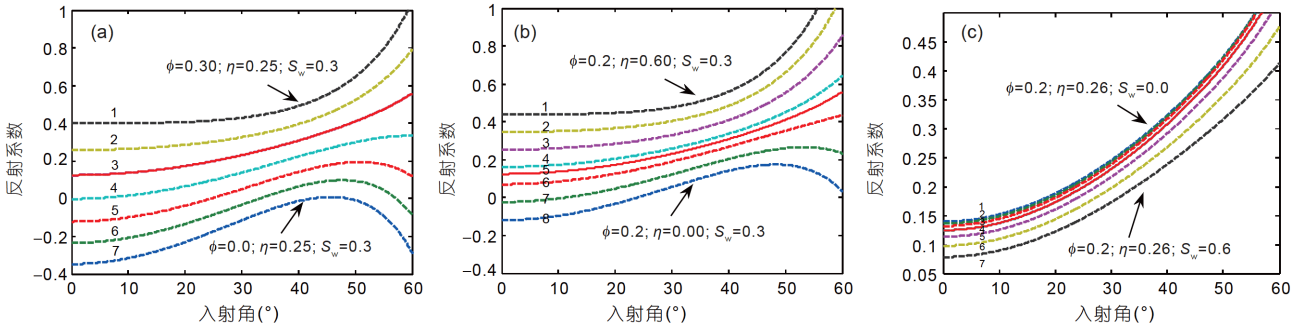


图 7　孔隙度、泥质含量及含水饱和度对地震反射方程的贡献

(a) 孔隙度对AVO反射率的影响, $\phi \in [0:0.05:0.30]$; $\eta = 0.25$; $S_w = 0.3$, 线1~7分别为顶层气砂岩孔隙度ϕ=0.3、0.25、0.2、0.15、0.1、0.05和0. (b) 泥质含量对AVO反射率的影响, $\phi = 0.2$; $\eta \in [0:0.10:0.60]$; $S_w = 0.3$, 线1~8分别为顶层气砂岩泥质含量η=0.6、0.5、0.4、0.3、0.26、0.2、0.1和0. (c) 含水饱和度对AVO反射率的影响, $\phi = 0.2$; $\eta = 0.26$; $S_w \in [0:0.10:0.60]$, 线1~7分别为顶层气砂岩含水饱和度S_w=0、0.1、0.2、0.3、0.4、0.5和0.6

计数据计算的不同岩相先验概率(即第k个概率模型的先验权重), 且$\sum_{k=1}^{k=T}\lambda_k = 1$. 依据贝叶斯公式计算后验概率密度分布$p(\mathbf{m}|\mathbf{d}_{t,f})$:

$$
\begin{aligned}
&p(\mathbf{m}|\mathbf{d}_{t,f}) \propto \sum_{k=1}^{k=T}\lambda_k p(\mathbf{d}_{t,f}|\mathbf{m})\mathbf{N}_k(\mathbf{m};\boldsymbol{\mu}_{\mathbf{m}}^k,\mathbf{C}_m^k)\\
&\propto \sum_{k=1}^{k=T}\mathrm{cons}_k\cdot p^k\left(\mathbf{m}|\mathbf{d}_{t,f}\right)\\
&\propto \frac{\chi_{t,f}}{\sqrt{2\pi}^{3n}\left|\mathbf{C}_m^k\right|^{1/2}}\cdot\sum_{k=1}^{k=T}\lambda_k\cdot\\
&\exp\left\{-\frac{1}{2}\left[\mathbf{d}_{t,f}-\mathbf{G}_{t,f}\cdot\mathbf{F}(\mathbf{L},\mathbf{m},\theta)\cdot\Delta_t\mathbf{m}\right]^{\mathrm{T}}\mathbf{C}_{t,f}^{-1}\cdot\right.\\
&\left[\mathbf{d}_{t,f}-\mathbf{G}_{t,f}\cdot\mathbf{F}(\mathbf{L},\mathbf{m},\theta)\cdot\Delta_t\mathbf{m}\right]-\\
&\left.\frac{1}{2}(\mathbf{m}-\boldsymbol{\mu}_{\mathbf{m}}^k)^{\mathrm{T}}(\mathbf{C}_m^k)^{-1}(\mathbf{m}-\boldsymbol{\mu}_{\mathbf{m}}^k)\right\}.
\end{aligned}
\tag{19}
$$

为了降低随机模拟过程的计算复杂度, 对式(19)两边取自然对数运算, 则第k个后验PDF分量$p^k\left(\mathbf{m}|\mathbf{d}_{t,f}\right)$重写为

$$
\begin{aligned}
&\ln\left[p^k\left(\mathbf{m}|\mathbf{d}_{t,f}\right)\right]\propto\ln\left(\frac{\chi_{t,f}}{\sqrt{2\pi}^{3n}\left|\mathbf{C}_m^k\right|^{1/2}}\lambda_k\right)+\\
&\left\{-\frac{1}{2}\left[\mathbf{d}_{t,f}-\mathbf{G}_{t,f}\cdot\mathbf{F}(\mathbf{L},\mathbf{m},\theta)\cdot\Delta_t\mathbf{m}\right]^{\mathrm{T}}\mathbf{C}_{t,f}^{-1}\cdot\right.\\
&\left[\mathbf{d}_{t,f}-\mathbf{G}_{t,f}\cdot\mathbf{F}(\mathbf{L},\mathbf{m},\theta)\cdot\Delta_t\mathbf{m}\right]-\\
&\left.\frac{1}{2}(\mathbf{m}-\boldsymbol{\mu}_{\mathbf{m}}^k)^{\mathrm{T}}(\mathbf{C}_m^k)^{-1}(\mathbf{m}-\boldsymbol{\mu}_{\mathbf{m}}^k)\right\},
\end{aligned}
\tag{20}
$$

则第k个后验PDF分量$p^k\left(\mathbf{m}|\mathbf{d}_{t,f}\right)$的目标泛函$O_k\left(\mathbf{m}|\mathbf{d}_{t,f}\right)$等价于

$$
\begin{aligned}
&O_k\left(\mathbf{m}|\mathbf{d}_{t,f}\right)=-\frac{1}{2}\left[\mathbf{d}_{t,f}-\mathbf{G}_{t,f}\cdot\mathbf{F}(\mathbf{L},\mathbf{m},\theta)\cdot\Delta_t\mathbf{m}\right]^{\mathrm{T}}\\
&\cdot\mathbf{C}_{t,f}^{-1}\left[\mathbf{d}_{t,f}-\mathbf{G}_{t,f}\cdot\mathbf{F}(\mathbf{L},\mathbf{m},\theta)\cdot\Delta_t\mathbf{m}\right]\\
&-\frac{1}{2}(\mathbf{m}-\boldsymbol{\mu}_{\mathbf{m}}^k)^{\mathrm{T}}(\mathbf{C}_m^k)^{-1}(\mathbf{m}-\boldsymbol{\mu}_{\mathbf{m}}^k).
\end{aligned}
\tag{21}
$$

针对式(21)所述第k个后验PDF的随机模拟问题, 发展基于差分进化-马尔可夫链蒙特卡罗模型(DE-MCMC)的概率化非线性地震随机反演方法. 差分进化(DE)策略中保留了种群的全局搜索原则, 通过差异变异操作和竞争生存策略, 可降低传统基因遗传算法的复杂性. DE模型和MCMC多链优化算法结合在一起, 可以避免Markov链中建议分布存在的变异尺度及方向选择困难的问题. 令DE-MCMC模型中同步运行NP条MC链, 则DE-MCMC模型中的第i条MC链的差分变异操作为,

$$
\mathbf{m}_i^{t+1}=\mathbf{m}_i^t+F_i^t\cdot\left[\mathbf{m}_j^t-\mathbf{m}_k^t\right]+\mathbf{e},j\neq k\neq i,
\tag{22}
$$

式中, $\mathbf{m}_i^t$和$\mathbf{m}_i^{t+1}$为第t次迭代的父代和子代, $\mathbf{m}_j^t$和$\mathbf{m}_k^t$为第j和k条MC链), $\mathbf{e}$为均值为0、方差为r^2的微小高斯扰动, F_i^t为第t次迭代的变异尺度, $F_i^t=F_{\min}2^{\exp\left(1-\frac{G_m}{G_m+1-t}\right)}$, $F_{\min}$、G_m分别为第i条马尔可夫链的最小变异尺度和总迭代次数. 其次, 计算目标函数$O_k\left(\mathbf{m}_i^{t+1}\middle|\mathbf{d}_{t,f}\right)$

和$O_k\left(\mathbf{m}_i^t \mid \mathbf{d}_{t,f}\right)$, 通过转换概率来确定该候选模型是否被接受或拒绝,

$$\begin{aligned}&\alpha_k(\mathbf{m}_i^{t+1} \mid \mathbf{m}_i^t) \propto \min\left\{\frac{p\left(\mathbf{m}_i^{t+1} \mid \mathbf{d}_{t,f}\right)}{p\left(\mathbf{m}_i^t \mid \mathbf{d}_{t,f}\right)}, 1\right\}\\ &\propto \min\left\{\left[O_k\left(\mathbf{m}_i^{t+1} \mid \mathbf{d}_{t,f}\right) - O_k\left(\mathbf{m}_i^t \mid \mathbf{d}_{t,f}\right)\right], 0\right\}.\end{aligned} \tag{23}$$

然后, 生成一个随机变量$u \sim \mathbf{log}(U[0,1])$, 如果$u \le \alpha_k(\mathbf{m}_i^{t+1} \mid \mathbf{m}_i^t)$, 记录候选状态$\mathbf{m}_i^{t+1}$、当前概率$O_k\left(\mathbf{m}_i^{t+1} \mid \mathbf{d}_{t,f}\right)$, 被视为DE种群的下一代; 否则, 原始模型 $\mathbf{m}_i^t$和原始概率$O_k\left(\mathbf{m}_i^t \mid \mathbf{d}_{t,f}\right)$仍被记录在更新的DE种群中.

待遍历完不同的高斯PDFs之后, 下一步需要计算每个后验PDFs分量在混合概率模型中所占的权重$\pi_{m_i|\mathbf{d}_{t,f}}^{(k)}(z_k)$, 即依据每一种离散相态的后验概率开展贝叶斯分类,

$$\begin{aligned}&p\left(z_k|\mathbf{m}_i, \mathbf{d}_{t,f}\right)\\ &= \frac{p(z_k)p\left(\left[\mathbf{m}_i, \mathbf{d}_{t,f}\right]|z = z_k\right)}{\left[\sum_{l=1}^{l=T} p(z_l)p\left(\left[\mathbf{m}_i, \mathbf{d}_{t,f}\right]|z = z_l\right)\right]}\\ &\propto \lambda_k \cdot p\left(\left[\mathbf{m}_i, \mathbf{d}_{t,f}\right]|z = z_k\right),\end{aligned} \tag{24}$$

式中, $p\left(\left[\mathbf{m}_i, \mathbf{d}_{t,f}\right]|z = z_k\right)$为已知岩相$z_k$时储层物性参数和观测地震数据的联合概率分布. 由于地震信号缺乏低频分量, 第k个概率分量仅引入了第k种岩相的低频背景趋势, 利用式(24)求解第k种岩相的后验权重存在较强的不稳定性. 因此, 本文在式(24)中引入待反演模型参数的整体低频背景, 则式(24)可以改写为

$$p\left(z_k|\mathbf{m}_i, \mathbf{m}_Q, \mathbf{d}_{t,f}\right) \propto \lambda_k \cdot p\left(\left[\mathbf{m}_i, \mathbf{m}_Q, \mathbf{d}_{t,f}\right]|z = z_k\right), \tag{25}$$

式中, $\mathbf{m}_Q$为单高斯先验PDFs情况下的常规DE-MCMC后验模拟结果, 即

$$p\left(\mathbf{m}_Q \mid \mathbf{d}_{t,f}\right) \propto p\left(\mathbf{d}_{t,f}|\mathbf{m}\right) \cdot p(\mathbf{m}; \boldsymbol{\mu}_m^0, \sigma_m^0), \tag{26}$$

式中, $\boldsymbol{\mu}_m^0$和σ_m^0分别为待反演模型的整体低频背景和方差(不含岩相分类的单高斯概率分量). 利用3类特征参数$\left(\mathbf{m}_i, \mathbf{m}_Q, \tilde{\mathbf{Y}}\right)$判识离散岩相, 式(25)改写为

$$\begin{aligned}&p\left(z_k|\mathbf{m}_i, \mathbf{m}_Q, \mathbf{d}_{t,f}\right)\\ &\propto \lambda_k p(\mathbf{d}_{t,f} \mid \mathbf{m}_i, z_k)p(\mathbf{m}_i \mid z_k) \cdot p\left(\mathbf{m}_Q|z = z_k\right),\end{aligned} \tag{27}$$

式中,

$$\begin{cases}p\left(\mathbf{d}_{t,f} \mid \mathbf{m}_i, z_k\right) = N\left(\mathbf{d}_{t,f}; \boldsymbol{\mu}_{\mathbf{d}_{t,f}}^k, \mathbf{C}_{\mathbf{d}_{t,f}}^k\right),\\ p(\mathbf{m}_i \mid z_k) = N\left(\mathbf{m}_i; \boldsymbol{\mu}_{\mathbf{m}_i}^k, \mathbf{C}_{m_i}^k\right),\\ p\left(\mathbf{m}_Q|z = z_k\right) = N\left(\mathbf{m}_Q; \boldsymbol{\mu}_{\mathbf{m}_i}^k, \mathbf{C}_{m_i}^k\right),\end{cases}$$

其中, $\boldsymbol{\mu}_{\mathbf{d}_{t,f}}^k$为第$k$种岩相情况下地震数据$\boldsymbol{d}_{t,f}$ 的均值, $\mathbf{C}_{\mathbf{d}_{t,f}}^k$为地震数据$\boldsymbol{d}_{t,f}$ 的协方差矩阵, $\boldsymbol{\mu}_{\mathbf{m}_i}^k$和$\mathbf{C}_{m_i}^k$分别为储层物性参数$\boldsymbol{m}_i$的第$k$个概率分量的均值、方差. 通过式(27)计算$T$种离散岩相的后验概率值, 概率最大值对应的岩相即为$\boldsymbol{m}_i$点处的岩相预测结果, 其次, 从被选定的高斯后验分量中随机生成待反演模型的储层物性参数.

5　相约束非线性概率化模型测试和应用

下面针对碎屑岩地震岩石物理模型的精度、叠前概率化反演算法的可行性及实用性进行探讨: (1) 岩石物理量版, 对理论岩石物理模型进行矫正, 涉及砂泥岩孔隙纵横比与矿物模量的迭代修正; (2) 实际测井数据和地震数据的处理, 验证该方法的实用价值.

5.1　岩石物理量版及矫正

如图8所示, 将该岩石物理近似模型应用于中国东部某实际探区的测井数据岩石物理反演中. 该地区的储层发育类型为砂泥岩薄互层, 砂岩厚度为6~18ms, 岩性涵盖细砂、粗砂、含砾砂岩及砾岩等. 实际测录井数据表明, 岩石基质矿物以石英、黏土为主, 流体类型以气-水填充为主.

利用碎屑岩岩石物理近似模型计算的纵波速度、横波速度、密度及统计误差, 如图8~9所示. 其中, 经过不断修正固体矿物基质、孔隙纵横比等参数, 该近似模型的纵横波速度、密度计算结果与实际测井数据整体趋势保持了较高的吻合度, 相对误差较小.主要拟合误差体现在储层物性参数变化强烈的位置, 如低孔-高

泥地层(1100~1110、1223~1228ms)、高孔-低泥-低含水的优质气层(1190~1200ms). 从图8~9中分析可得, 该近似模型较好地搭建了岩石弹性模量与储层物性之间的定量关系.

为了研究储层物性参数与弹性参数之间的定量关系, 对L井展开岩石物理量版分析, 图10a~10c分别为L井纵横波速度、密度与“孔隙度-泥质含量”的岩石物理量版, 分析可得: 随着孔隙度和泥质含量的增大, 纵横波速度、密度均降低, 且实测泥质含量(红点-低值、黑点-中等、及蓝点-高值)与依据岩石物理模型的泥质分类(红线、黑线及蓝线)保持了较高的一致性, 结果表明: 该近似模型中, 泥质含量对岩石弹性参数的近似精度最高, 有助于后续非线性叠前地震概率化反演中的岩相判识与预测.

5.2 测井数据反演测试

利用实测L井数据开展相约束叠前地震非线性概率化反演测试(图11和12). 考虑到岩石孔隙度和泥质含量在不同岩相情况下, 统计均值和协方差存在明显差异, 根据岩相解释结果构建孔隙度、泥质含量及含水饱和度的先验概率密度分布(如图12a~12c中黑线所示).

该测试中设定差分进化-马尔可夫链蒙特卡罗模型(DE-MCMC)的种群规模为50, 即50条MC链的同步运行. 如图12a~12c中黄线为不同岩相约束下的50次后验PDFs模拟结果, 灰线为离散岩相优选后的50次模拟结果, 绿线为后验概率密度分布的95%置信区间, 分析可得: (1) 储层物性参数的50次实现整体上与理论模型(蓝线)保持了较高的吻合度, 将50次实现的均值(红线)

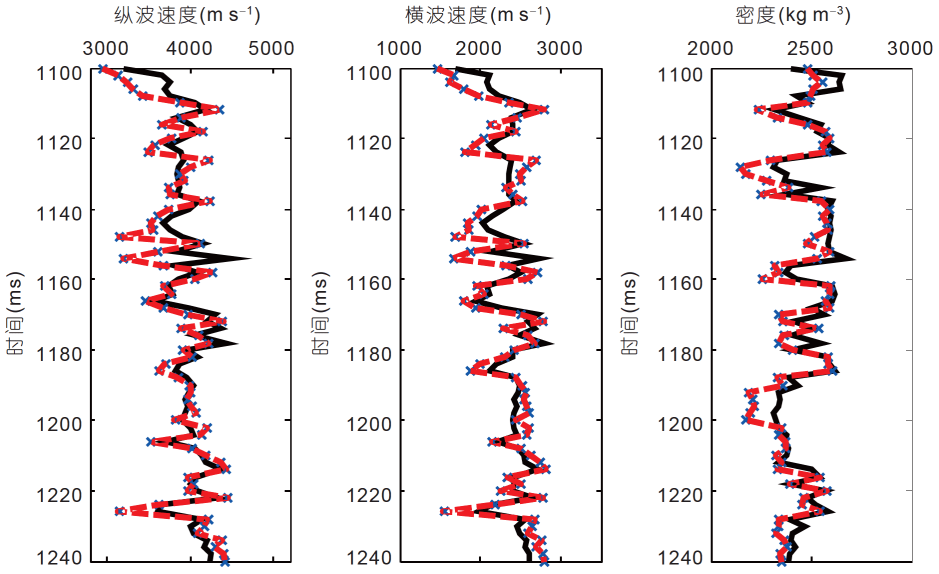


图 8　中国东部某工区的测井(井L)纵波速度、横波速度及密度

黑线为测井数据, 蓝色叉号为Xu-White碎屑岩岩石物理模型(未近似)的计算结果, 红线为本文岩石物理模型近似的计算结果

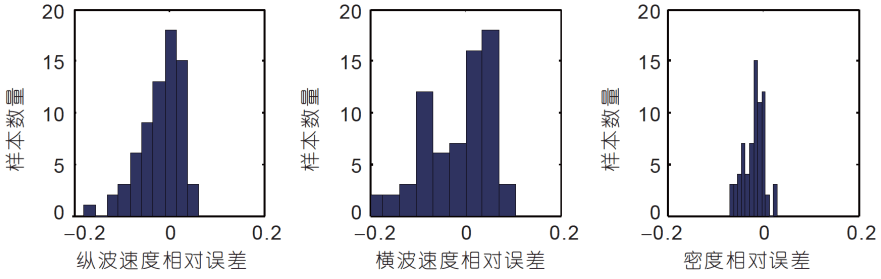


图 9　本文碎屑岩岩石物理近似模型与实测井数据的统计误差分析

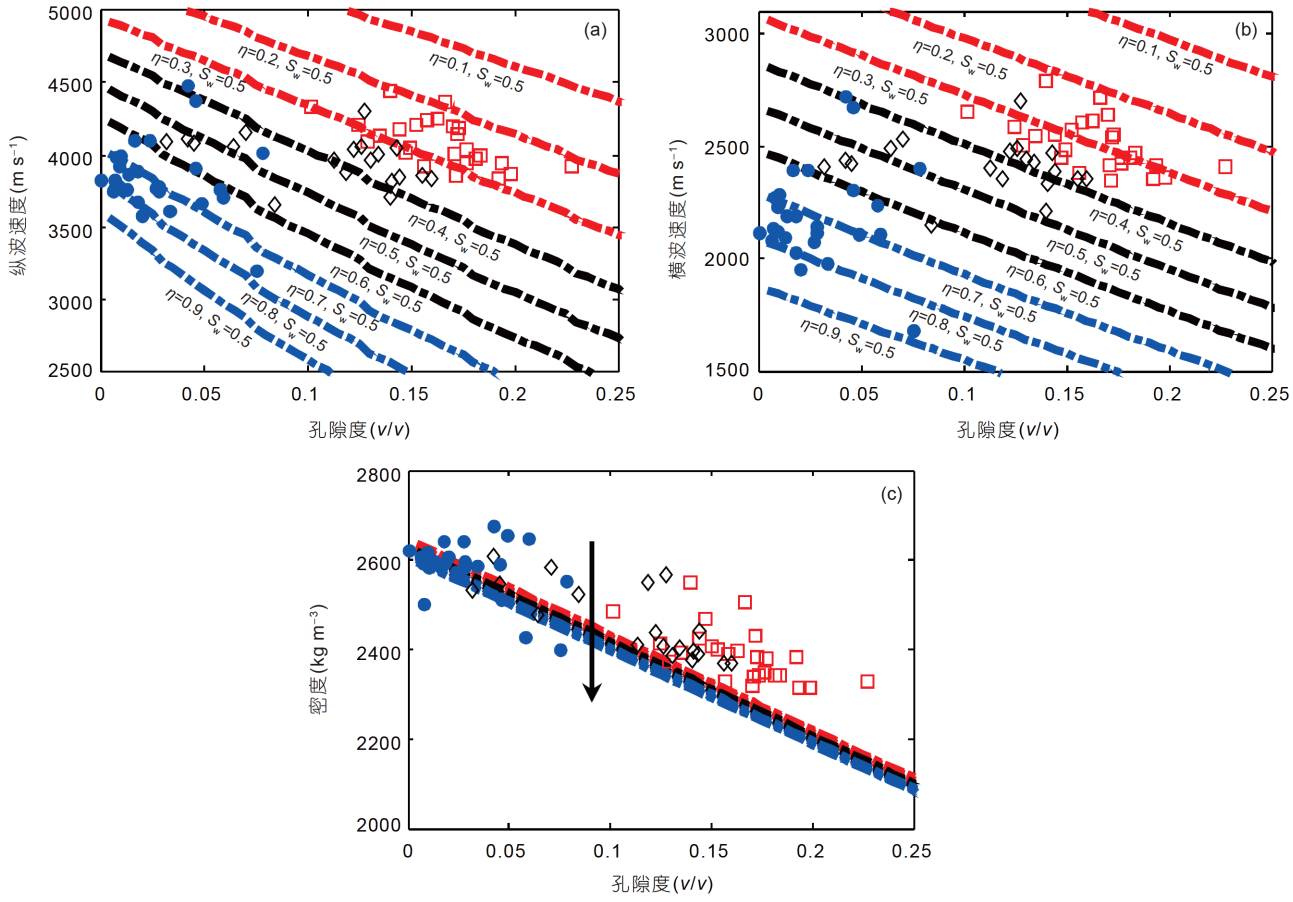


图 10　储层弹性参数-孔隙度-泥质含量的岩石物理量版分析

(a) 纵波速度-孔隙度-泥质含量; (b) 横波速度-孔隙度-泥质含量; (c) 岩石密度-孔隙度-泥质含量. 红点为实测泥质含量为0.1~0.3, 黑点为实测泥质含量0.4~0.6, 蓝点为实测泥质含量0.7~0.9

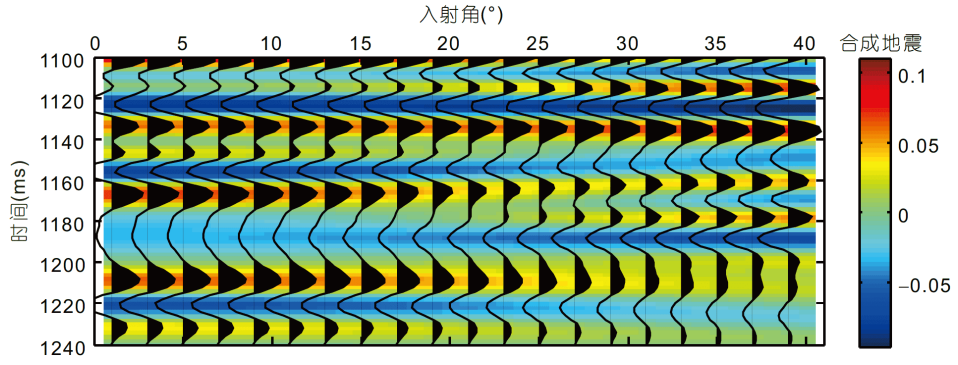


图 11　利用L井实测数据合成的理论地震AVO反射数据

作为该储层物性参数的最优解是可行的; (2) 50条MC链同步优化有助于评价该非线性概率化地震反演的不确定性, 提高了反演的计算效率和物性参数预测的可靠性(95%置信区间).

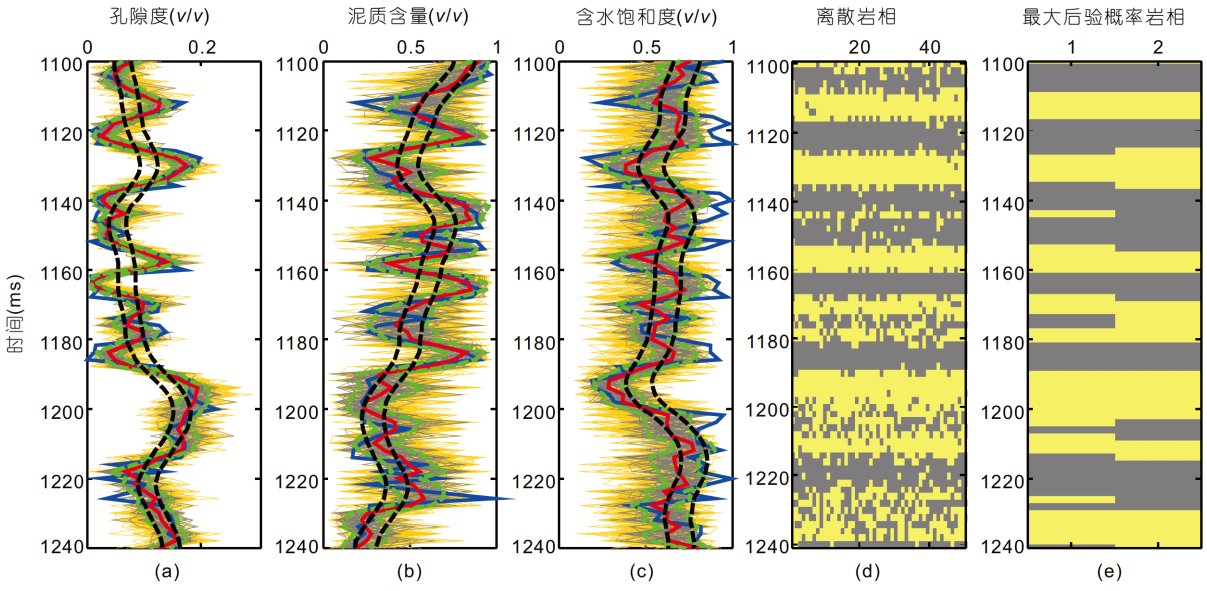


图 12　储层孔隙度、泥质含量、含水饱和度、离散岩相及最大后验概率解的模拟结果

时域地震标准差σ_t = 0.000071，频域地震标准差σ_f = 0.00068；砂岩相先验标准差σ_ϕ^1 = 0.0406，σ_η^1 = 0.147，σ_{Sw}^1 = 0.154；泥岩相先验标准差σ_ϕ^2 = 0.0396，σ_η^2 = 0.159，σ_{Sw}^2 = 0.172；整体低频先验的标准差σ_ϕ^0 = 0.0498，σ_η^0 = 0.210，σ_{Sw}^0 = 0.220；蓝线为理论储层参数值，黑线为不同相态的先验均值，黄线为储层参数在不同相态驱动情况下的50次后验PDFs模拟结果，灰线为优选后验离散相态后的50次模拟结果，红线为均值解，绿线为50次模拟后验概率分布的95%置信区间，黄色为砂岩相、灰色为泥岩相

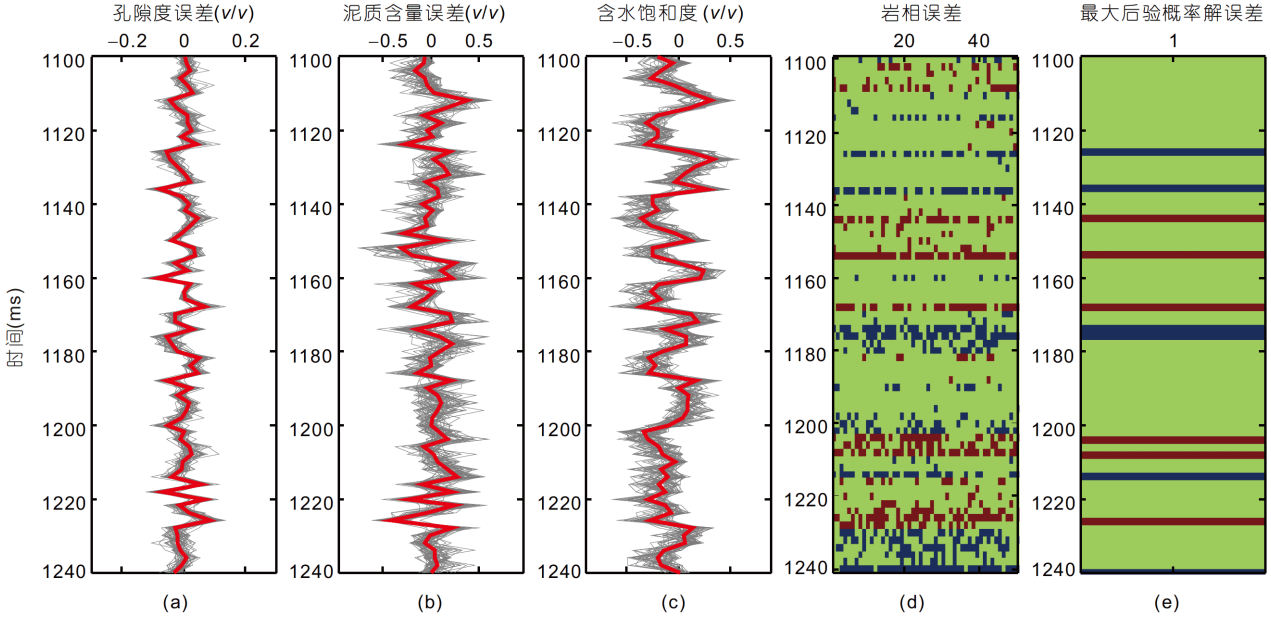


图 13　储层孔隙度、泥质含量、含水饱和度及离散岩相的预测误差(与图12对应)

灰线为DE-MCMC种群中50条MC链的50次实现误差，红线为均值解的预测误差

图12d~12e分别为“离散岩相”的50次实现结果与其最大条件概率解(左边部分)，图12e的右边部分为实际测井解释的地层岩性，岩性判识结果与真实钻遇结果吻合较好，预测误差主要存在于地层边界的过渡区

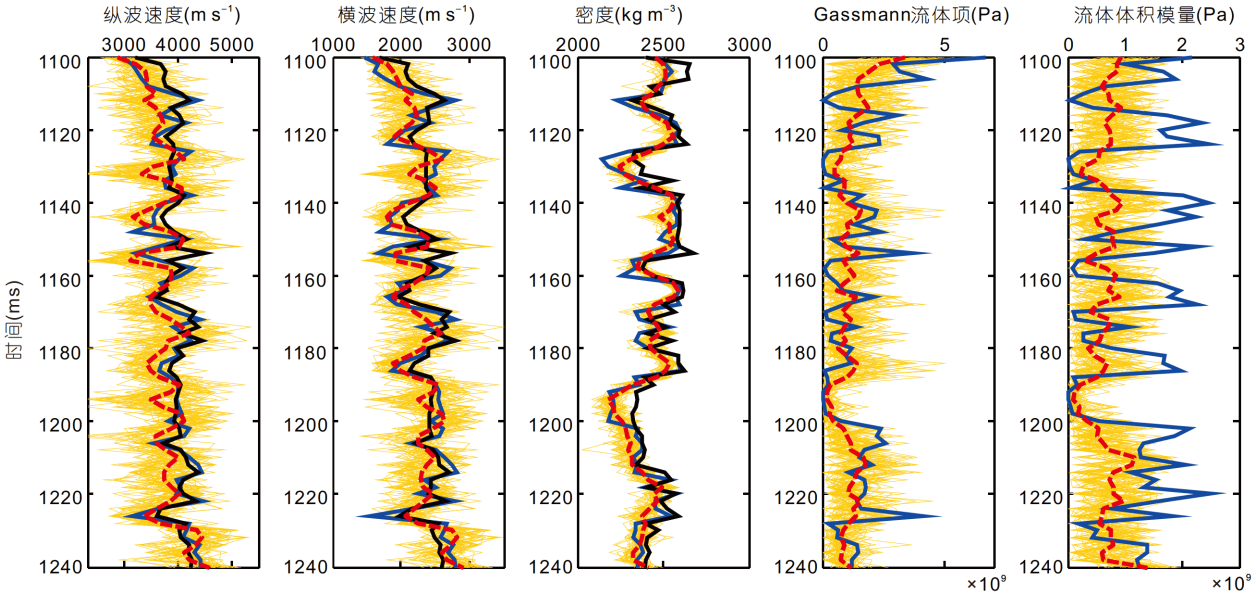


图 14　DE-MCMC种群中50条MC链(即50次实现)的波速、密度、Gassmann流体项及流体体积模量计算结果

黑色线为测井数据, 蓝色线为依据岩石物理模型的计算结果, 黄色线为50次随机模拟结果, 红色虚线为50次实现的均值解

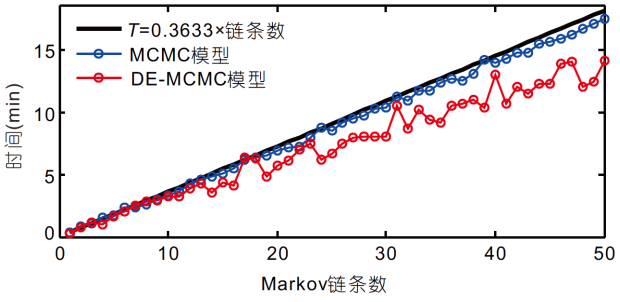


图 15　DE-MCMC与常规MCMC模型的计算效率对比

或模型参数的剧烈抖动区域. 图13展示了储层物性参数和离散岩相的预测误差, 分析可见, 孔隙度的预测误差最小, 泥质含量的预测误差稍大, 含水饱和度的预测误差最大, 即孔隙度的精度>泥质含量>含水饱和度, 主要是由于含水饱和度对AVO反射系数的贡献度较小引起的, 导致含水饱和度的不确定性最高, 与前面的理论分析一致. 岩相预测误差在地层分界面的过渡区域更加明显.

图14为50条MC链模拟的弹性参数结果, 包括: 纵横波速度V、密度ρ、Gassmann流体项f及流体体积模量K_f, 对比各弹性参数的反演精度, 可得流体体积模量<Gassmann流体项<纵波速度<横波速度<密度. 究其原因, 主要是由于流体体积模量K_f、Gassmann流体项f、纵波速度V_p受到含水饱和度低预测精度的影响较大, 横波速度和密度基本不受到含水饱和度的影响, 岩石密度主要受到骨架孔隙度的影响, 密度的预测精度与岩石孔隙度预测精度保持了较高的一致性.

图15为本方法与常规MCMC地震反演方法的计算效率对比, 图中可见, 常规MCMC算法的计算耗时随着MC链的增加(即随机实现次数增加), 基本呈现线性增加的趋势. 相比而言, 本文提出的DE-MCMC随机反演算法随着MC链的增加整体呈现增加趋势, 且在MC链条数目较少时(n_{MC}<13)与常规MCMC算法基本一致. 然而当MC链条数较大时, DE-MCMC模型的多链并行优势逐渐体现出来, 计算耗时小于常规MCMC优化模型, 多链同步运算有助于提高MCMC模型的反演效率.

5.3　实际资料反演应用

实际资料处理的地震数据为中国东部某探区的宽频采集数据, 地震数据频带范围为3.2~89.7Hz, 如图16a~16c所示, 部分角度叠加地震数据的入射角范围分别为(6°~18°)、(16°~26°)、(24°~36°), 采样间隔为2ms, 图中黑线为2ms重采样后实测孔隙度数据.

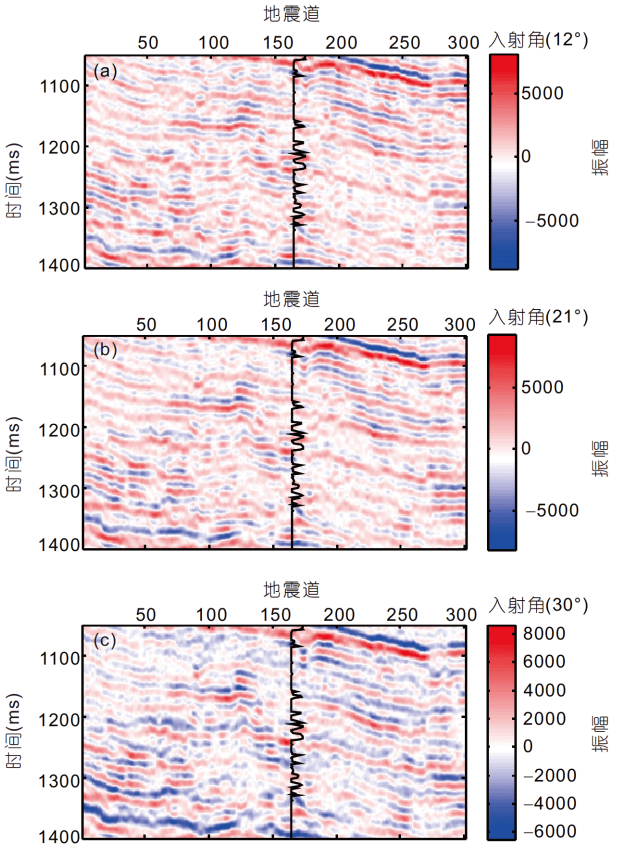


图 16　中国东部某探区的三个部分角度叠加地震剖面

(a) 小角度地震数据; (b) 中角度地震数据; (c) 大角度地震数据. 黑线为孔隙度实测数据

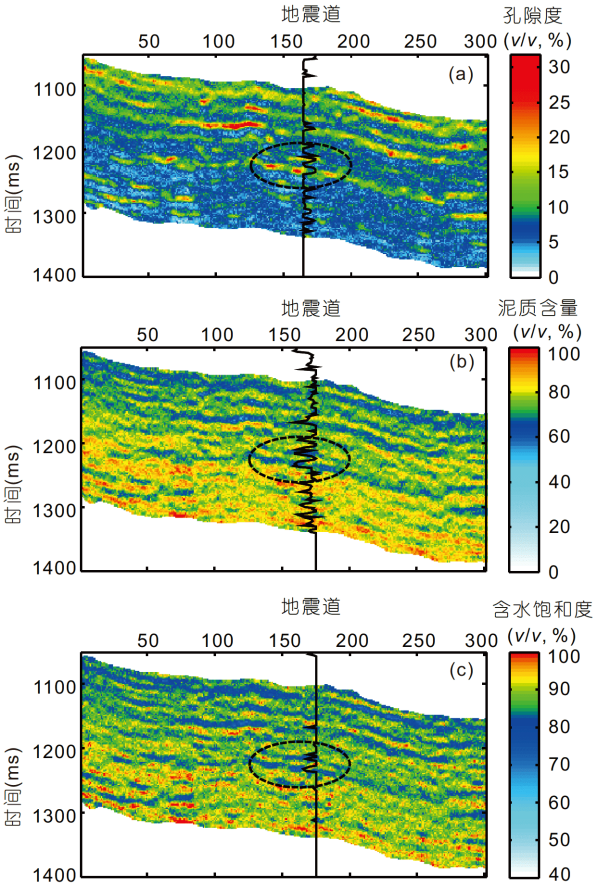


图 17　叠前地震非线性概率化反演中1条MC链(即1次实现)预测结果

(a) 孔隙度预测结果; (b) 泥质含量预测结果; (c) 饱和度预测结果. 砂岩先验标准差σ_{ϕ}^{1} = 3.76, σ_{η}^{1} = 17.8, $\sigma_{S_w}^{1}$ = 18.2; 泥岩先验标准差σ_{ϕ}^{2} = 4.06, σ_{η}^{2} = 18.3, $\sigma_{S_w}^{2}$ = 20.2; 整体低频背景的标准差σ_{ϕ}^{0} = 5.03, σ_{η}^{0} = 24.3, $\sigma_{S_w}^{0}$ = 25.7; 黑线为孔隙度、泥质含量及水饱和度的实测井数据

利用图16中所示的部分角度叠加地震数据，开展岩相驱动的非线性叠前概率化反演方法的应用处理. 图17a~17c分别为岩石孔隙度、泥质含量及含水饱和度的单条MC链随机模拟结果，图中可见，单次模拟结果中储层物性参数存在大量的随机扰动，但较好地融合了储层物性参数的整体低频背景. 孔隙度的预测结果相对于泥质含量、含水饱和度来说，不确定性最低，含水饱和度的不确定性较强，主要是由于含水饱和度对地震AVO反射特征的贡献度最小引起的，泥质含量的不确定性介于两者之间.

为了消除常规单条MC链模拟中存在的随机干扰现象，从50条MC链中随机抽取了10条MC链，计算10次模拟的均值，如图18a~18c中所示，储层物性参数10次模拟的均值解较好地消除了单条MC链的随机干扰现象，横向连续性相比单次模拟结果有了较大幅度的提升，保留了随机反演的高分辨率特征. 以孔隙度预测为例，对比基于最大后验概率解(MAP)的叠前地震非线性反演处理(图18a和19)，该方法的地层分辨率明显优于常规叠前地震反演方法. 图18d为依据地震数据、孔隙度及泥质含量等3类条件数据的岩相预测结果. 井旁道储层物性反演结果如图20所示, 反演结果与测井解释结果保持了较高的吻合度，尤其是在储层发育位置(1188~1250ms).

图21为10次随机实现的纵波速度、流体体积模量、干岩石骨架及岩石密度的计算结果(均值解)，黑线为含水饱和度的实测曲线，椭圆指示区域发育2个气藏. 图22对比了井旁道预测结果与实际测井数据，

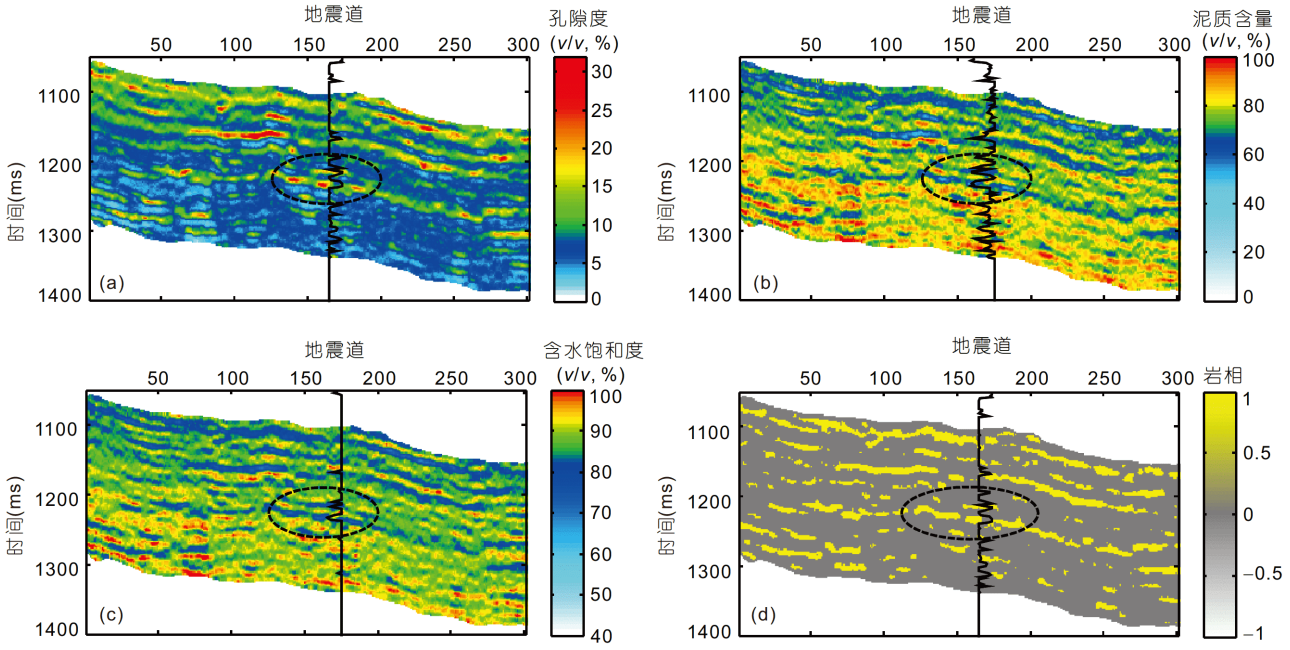


图 18　10条MC链(即10次实现)的储层物性、流体参数的均值解及“离散岩相”的MAP解

(a) 孔隙度预测结果; (b) 泥质含量预测结果; (c) 饱和度预测结果; (d) “离散岩相”预测结果. 黑线分别为孔隙度、泥质含量及含水饱和度实测数据

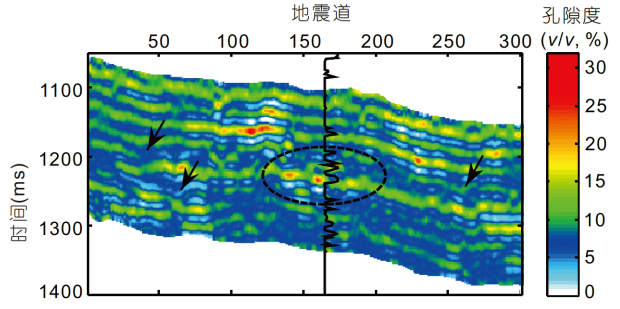


图 19　常规叠前地震非线性孔隙度反演结果(最大后验概率解, MAP解)

黑线为孔隙度实测井数据

蓝色箭头指示了2个气藏发育位置. 可以发现, 纵波速度(图21a)和密度(图21b)受到砂岩储层物性和孔隙流体的综合影响, 难以区分储层含油气性; 尤其是干岩石骨架K_d(图21c), 仅与矿物基质和岩石孔隙度有关, 主要反映了目标储层物性发育的品质; 混合流体等效体积模量K_f(图21d)体现了岩石孔隙内流体填充的饱和度情况, 反演结果(图22d)在2个气藏发育位置较好的吻合, 均呈现明显低值异常, 储层岩相判识和孔隙流体识别验证了该方法的可靠性.

6　认识与讨论

本文提出了一套岩石物理驱动下叠前地震概率化非线性反演方法, 该方法将全局寻优的差分进化算法与马尔可夫链蒙特卡罗模型联合起来(DE-MCMC), 实现了碎屑岩储层弹性参数、物性参数、离散岩相、岩石骨架及混合流体等效体积模量等参数的同步预测. 主要结论如下.

(1) 本文提出的碎屑岩地震岩石物理模型的高阶近似, 从机制上研究了岩石孔隙度、流体饱和度及泥质含量对地震AVO反射特征的贡献度, 说明了岩石物理驱动下叠前地震储层弹性、物性参数直接反演的可行性. 该方法区别于常规地震物性反演方法, 可有效降低储层弹性参数与物性参数统计线性拟合时存在的适用性差的问题.

(2) DE-MCMC模型属于全局寻优算法, 适用于求解非线性特征较强的叠前地震反问题. 多条MC链的协同优化可以同步获取模型参数的多个随机解, 提高了叠前地震概率化反演的计算效率, 能够充分模拟出待反演模型的后验概率密度分布(包括: 均值、方差及置信区间), 将后验均值作为待反演模型参数的最优解,

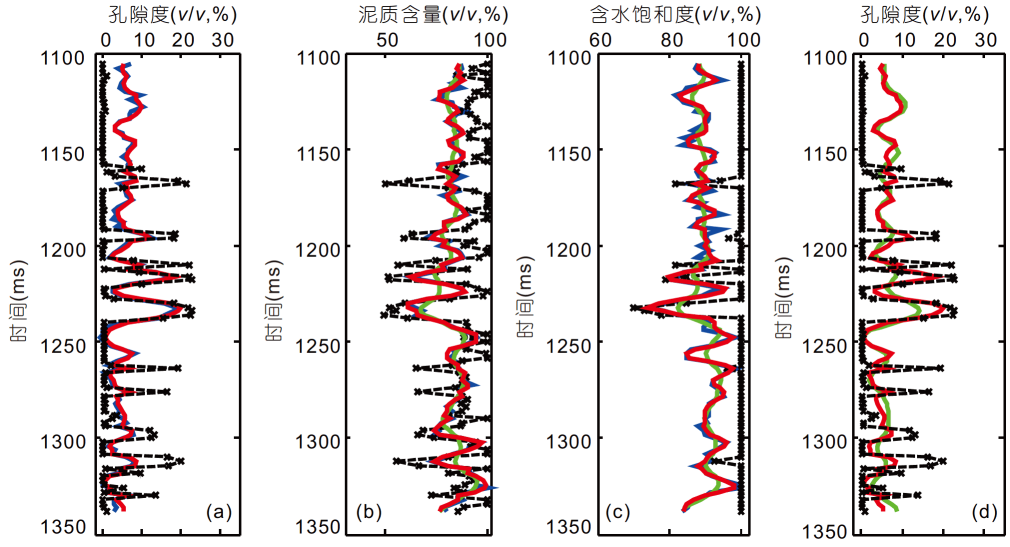


图 20　井旁道孔隙度、泥质含量及含水饱和度预测结果

黑色虚线为实测井数据, 蓝线为单次实现结果, 红线为10次实现的均值, 绿线为常规MAP方法的储层物性参数预测结果

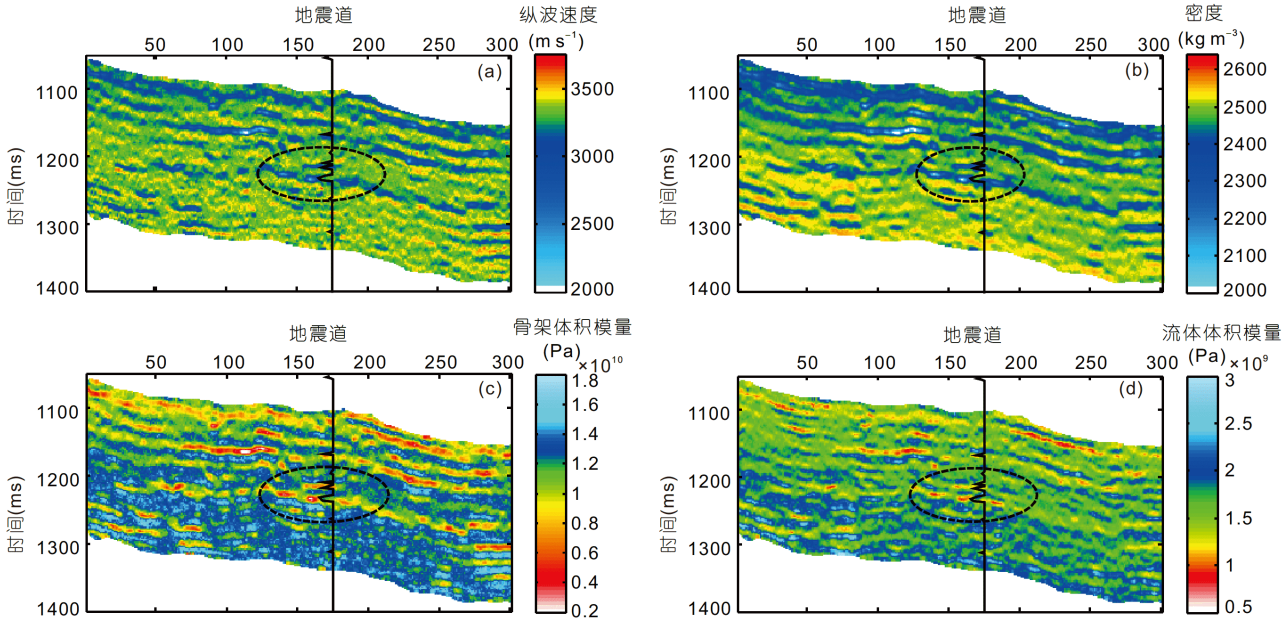


图 21　DE-MCMC种群中10条MC链(即10次实现)的纵波速度、流体体积模量及密度的模拟均值解

(a) 纵波速度结果; (b) 岩石密度结果; (c) 干岩石骨架体积模量; (d) 流体等效体积模量. 黑线为含水饱和度实测曲线

方差与置信区间有助于评价模型反演结果的不确定性和可靠性.

(3) 相比常规确定性地震反演, 该方法具有更高的地层分辨能力和不确定性评估能力, 协同预测模式有助于提高储层弹性参数、物性参数、岩相、岩石骨架及流体体积模量等参数的预测可靠性, 为复杂油气藏的储层评价及流体识别提供了新的方法.

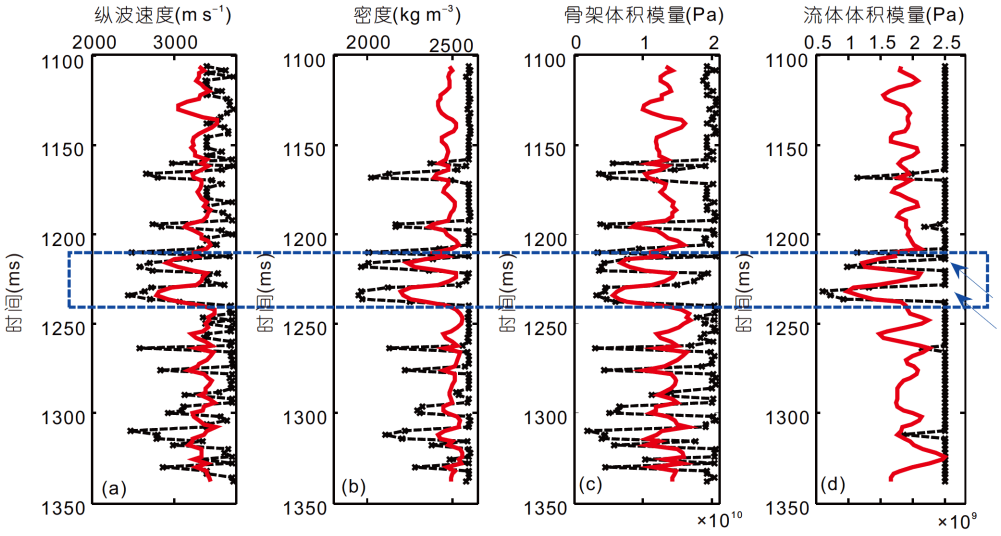


图 22　井旁道纵波速度、密度、干岩石骨架及流体等效体积模量预测结果

黑色虚线为实测井曲线, 红线为10次实现的均值, 蓝色虚线框指示2个气藏位置

参考文献

李坤, 印兴耀, 宗兆云. 2016. 基于匹配追踪谱分解的时频域FAVO流体识别方法. 石油学报, 37: 777–786

刘欣欣, 印兴耀, 栾锡武. 2018. 天然气水合物地层岩石物理模型构建. 中国科学: 地球科学, 48: 1248–1266

吴国忱, 赵小龙, 唐杰, 杜泽源. 2017. 横观各向同性(TI)岩石弹性模量一阶扰动近似. 中国科学: 地球科学, 47: 916–926

印兴耀, 宗兆云, 吴国忱. 2015. 岩石物理驱动下地震流体识别研究. 中国科学: 地球科学, 45: 8–21

印兴耀, 宗兆云, 吴国忱. 2013. 非均匀介质孔隙流体参数地震散射波反演. 中国科学: 地球科学, 43: 1934–1942

印兴耀, 崔维, 宗兆云, 刘晓晶. 2014. 基于弹性阻抗的储层物性参数预测方法. 地球物理学报, 57: 4132–4140

张广智, 王丹阳, 印兴耀, 李宁. 2011. 基于MCMC的叠前地震反演方法研究. 地球物理学报, 54: 2926–2932

Bachrach R. 2006. Joint estimation of porosity and saturation using stochastic rock-physics modeling. Geophysics, 71: O53–O63

Bosch M, Cara L, Rodrigues J, Navarro A, Díaz M. 2007. A Monte Carlo approach to the joint estimation of reservoir and elastic parameters from seismic amplitudes. Geophysics, 72: O29–O39

Brie A, Pampuri F, Marsala A F, Meazza O. 1995. Shear sonic interpretation in gas-bearing sands. Dallas: SPE Annual Technical Conference and Exhibition. Society of Petroleum Engineers. 701–710

Buland A, Omre H. 2003. Bayesian linearized AVO inversion. Geophysics, 68: 185–198

Downton J E. 2005. Seismic parameter estimation from AVO inversion. Dissertation for Doctoral Degree. Alberta: University of Calgary

Dvorkin J, Gutierrez M A, Grana D. 2014. Seismic Reflections of Rock Properties. Cambridge: Cambridge University Press

Figueiredo L P, Grana D, Santos M, Figueiredo W, Roisenberg M, Neto G S. 2017. Bayesian seismic inversion based on rock-physics prior modeling for the joint estimation of acoustic impedance, porosity and lithofacies. J Comput Phys, 336: 128–142

Figueiredo L P, Grana D, Bordignon F L, Santos M, Roisenberg M, Rodrigues B. 2018. Joint Bayesian inversion based on rock-physics prior modeling for the estimation of spatially correlated reservoir properties. Geophysics, 83: M49–M61

Eidsvik J, Avseth P, Omre H, Mukerji T, Mavko G. 2004. Stochastic reservoir characterization using prestack seismic data. Geophysics, 69: 978–993

Fang Z, Yang D. 2015. Inversion of reservoir porosity, saturation, and permeability based on a robust hybrid genetic algorithm. Geophysics, 80: R265–R280

Gassmann F. 1951. Elastic Waves through a packing of spheres. Geophysics, 16: 673–685

Gelderblom P, Leguijt J. 2010. Geological constraints in model-based seismic inversion. SEG Technical Program Expanded Abstracts. 2825–2829

Grana D, Rossa E D. 2010. Probabilistic petrophysical-properties estimation integrating statistical rock physics with seismic inversion. Geophysics, 75: O21–O37

Grana D. 2016. Bayesian linearized rock-physics inversion. Geophy-

sics, 81: D625–D641

Grana D, Paparozzi E, Mancini S, Tarchiani C. 2013. Seismic driven probabilistic classification of reservoir facies for static reservoir modelling: A case history in the Barents Sea. Geophys Prospecting, 61: 613–629

Gray D, Goodway B, Chen T. 1999. Bridging the gap: Using AVO to detect changes in fundamental elastic constants. SEG Technical Program Expanded Abstracts. 852–855

Hamid H, Pidlisecky A. 2015. Multitrace impedance inversion with lateral constraints. Geophysics, 80: M101–M111

Hansen T M, Journel A G, Tarantola A, Mosegaard K. 2006. Linear inverse Gaussian theory and geostatistics. Geophysics, 71: R101–R111

Hastie T, Tibshirani R, Friedman J. 2009. The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction. New York: Springer Science & Business Media

Hill R. 1952. The elastic behaviour of a crystalline aggregate. Proc Phys Soc A, 65: 349–354

Keys R G, Xu S. 2002. An approximation for the Xu-White velocity model. Geophysics, 67: 1406–1414

Kim H J, Kim Y H. 2011. A unified transformation function for lower and upper bounding constraints on model parameters in electrical and electromagnetic inversion. J Geophys Eng, 8: 21–26

Lang X, Grana D. 2018. Bayesian linearized petrophysical AVO inversion. Geophysics, 83: M1–M13

Li K, Yin X Y, Zong Z Y. 2017. Pre-stack Bayesian cascade AVA inversion in complex-Laplace domain and its application to the broadband data acquired at East China. J Pet Sci Eng, 158: 751–765

Li K, Yin X Y, Zong Z Y. 2019a. Reliability enhancement of mixed-domain seismic inversion with bounding constraints. Inverse Problems Sci Eng, 27: 255–277

Li K, Yin X Y, Liu J, Zong Z Y. 2019b. An improved stochastic inversion for joint estimation of seismic impedance and lithofacies. J Geophys Eng, 16: 62–76

Liu Q, Dong N, Ji Y, Chen T. 2018. Direct reservoir property estimation based on prestack seismic inversion. J Pet Sci Eng, 171: 1475–1486

Mavko G, Mukerji J, Dvorkin J. 2009. The Rock Physics Handbook, Second Edition: Tools for Seismic Analysis of Porous Media. Cambridge: Cambridge University Press

Mukerji T, Avseth P, Mavko G, Takahashi I, González E F. 2001. Statistical rock physics: Combining rock physics, information theory, and geostatistics to reduce uncertainty in seismic reservoir characterization. Leading Edge, 20: 313–319

Nie J X, Ba J, Yang D H, Yan X F, Yuan Z Y, Qiao H P. 2012. BISQ model based on a Kelvin-Voigt viscoelastic frame in a partially saturated porous medium. Appl Geophys, 9: 213–222

Tikhonov A N. 1963. Solution of incorrectly formulated problems and the regularization method. Sov Math: Dokl, 4: 1035–1038

Tarantola A. 2005. Inverse problem theory and methods for model parameter estimation. Philadelphia: Society for Industrial and Applied Mathematics

Vernik L, Fisher D, Bahret S. 2002. Estimation of net-to-gross from *P* and *S* impedance in deepwater turbidites. Leading Edge, 21: 380–387

Wood A W. 1955. A Textbook of Sound. New York: McMillan Co

Yin X Y, Liu X J, Zong Z Y. 2015. Pre-stack basis pursuit seismic inversion for brittleness of shale. Petrol Sci, 12: 618–627

Yin X Y, Li K, Zong Z Y. 2016. Resolution enhancement of robust Bayesian pre-stack inversion in the frequency domain. J Geophys Eng, 13: 646–656

Zhang F, Wang Y, Li X Y. 2012. Viabilities of seismic ray impedance and elastic impedance for hydrocarbon-sand discrimination. Geophysics, 77: M39–M52

Zhang R, Sen M K, Srinivasan S. 2013. A prestack basis pursuit seismic inversion. Geophysics, 78: R1–R11

Zunino A, Mosegaard K, Lange K, Melnikova Y, Mejer Hansen T. 2015. Monte Carlo reservoir analysis combining seismic reflection data and informed priors. Geophysics, 80: R31–R41

Zong Z, Yin X. 2016. Direct inversion of Young's and Poisson impedances for fluid discrimination. Geofluids, 16: 1006–1016

Zong Z, Yin X, Wu G. 2015. Geofluid discrimination incorporating poroelasticity and seismic reflection inversion. Surv Geophys, 36: 659–681

(责任编委: 杨顶辉)