

基于地质统计先验信息的储层物性参数同步反演

印兴耀, 孙瑞莹*, 王保丽, 张广智

(中国石油大学(华东) 地球科学与技术学院, 山东 青岛 266580)

摘要: 本文提出的储层物性参数同步反演是一种高分辨率的非线性反演方法, 该方法综合利用岩石物理和地质统计先验信息, 在贝叶斯理论框架下, 首先通过变差结构分析得到合理的变差函数, 进而利用快速傅里叶滑动平均模拟算法(Fast Fourier Transform-Moving Average, FFT-MA)和逐渐变形算法(Gradual Deformation Method, GDM)得到基于地质统计学的储层物性参数先验信息, 然后根据统计岩石物理模型建立弹性参数与储层物性参数之间的关系, 构建似然函数, 最终利用Metropolis算法实现后验概率密度的抽样, 得到物性参数反演结果。并将此方法处理了中国陆上探区的一块实际资料, 本方法的反演结果具有较高的分辨率, 与测井数据吻合度较高; 由于可以直接反演储层物性参数, 避免了误差的累积, 大大减少了不确定性的传递, 且计算效率较高。

关键词: 地质统计先验信息, 统计岩石物理, 贝叶斯理论, 物性参数同步反演

引言

随着油气勘探开发难度加大及反演精度的提高, 如何从已知资料获取储层物性参数成为储层地球物理的研究热点。基于非线性理论的随机反演方法能够在空间相关性和测井数据的约束下, 模拟出地震频带以外的信息, 分辨率常高于常规的确定性反演, 因此更适用于岩性和物性高度非均质的复杂隐蔽性储层的研究(e.g., Francis, 2005)。1992年, Bortoli等首次提出地质统计反演方法(Bortoli et al., 1992)。随后, 很多学者对随机反演进行了研究。然而, 常规的随机反演方法存在计算速度慢的缺点。2000年, Le Ravalec

等基于FFT的离散谱模拟方法, 通过快速傅里叶变换(Fast Fourier Transform, 简称FFT)巧妙地简化了Oliver(1995)提出的滑动平均模拟, 提出FFT-MA模拟方法, 并结合Hu(2000)提出的逐步变形更新算法(GDM), 在石油工程领域得到了成功应用, 本文将FFT-MA和GDM引入地球物理反演中构建地质统计先验信息。由于FFT-MA是频率域的模拟方法, 计算效率得到了较大的提高。

孔隙度、饱和度与泥质含量等储层物性参数是进行储层描述的关键, 而岩石物理是建立地震弹性参数和储层物性参数之间关系的桥梁。运用岩石物理理论可以得到岩石骨架和孔隙流体性

收稿日期: 2013-02-16; 修改稿收到日期: 2014-06-20

基金项目: 本研究由国家973项目(编号: 2013CB228604)、国家科技重大专项(编号: 2011ZX05009)、山东省自然科学基金(编号: ZR2011DQ013)和国家自然科学基金(编号: 41204085)联合支持与资助。

◆通讯作者: 孙瑞莹 (Email: sunruiying12345@163.com)

©2014 应用地球物理编辑部, 保留所有版权

质的定性评价, 确定性岩石物理模型表征弹性参数与储层物性参数之间的岩石物理关系, 然而由于确定性岩石物理模型本身的局限性以及不确定因素的影响, 通过引入随机误差项, 构建统计岩石物理模型进行储层的描述。Mukerji 等 (2001) 为了利用叠前地震资料预测储层参数并对相应的不确定性进行评价分析, 引入了统计岩石物理模型, 做出岩性概率分布图, 指导油气的勘探与开发。随后 Eidsvik (2004)、Spikes (2007)、Grana (2010, 2011)、Hu (2012) 和 Xia 等 (2013) 等也都进行了物性参数的反演研究。

本文提出的随机反演方法结合 FFT-MA 模拟算法、GDM 更新算法、统计岩石物理模型计算方法和 Metropolis 算法来反演物性参数, 可以为先验信息提供多参数扰动, 加快收敛速度。本文运用基于地质统计先验信息的非线性反演方法对孔隙度、泥质含量和含水饱和度进行同步估计, 可以减少传统方法间接估算物性参数时存在的不确定性的传递; 并且直接利用地震资料和测井数据进行储层物性参数的反演, 在一定程度上避免了误差的积累。

方法原理

本文提出的物性参数随机反演方法的基本思路是在贝叶斯理论框架下, 首先对物性参数进行空间变差分析, 然后通过 FFT-MA 非条件模拟得到储层物性参数的高斯概率密度, 然后利用克里金条件化方法进行条件化处理后, 利用 GDM 算法扰动更新先验信息; 似然函数的确定需要应用统计岩石物理理论建立弹性参数和物性参数之间的关系; 假定先验信息和似然函数都服从高斯分布, 那么乘积得到的后验信息就是非高斯分布, 对于后验概率密度无法用公式表达的情况, 需要对其进行抽样来求解反演问题 (Kjønsberg, 2010), 这里采用 Metropolis 算法对后验概率密度进行抽样得到反演问题的解。图 1 所示为基于地质统计先验信息的储层物性参数同步反演流程图。

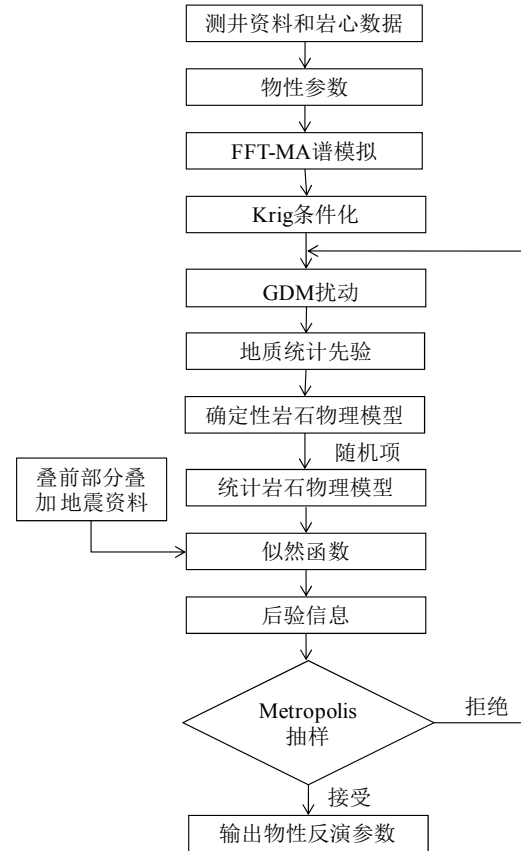


图 1 基于地质统计先验信息的储层物性参数同步反演流程图

1. 地质统计先验信息建立

传统的先验信息构建一般采用序贯模拟方式, 需要进行重复模拟, 并且是在时间域进行计算, 存在计算量大的缺点, 所以引入 FFT-MA 谱模拟方法对测井数据进行随机模拟, 为获得更多的模拟实现, 采用 GDM 更新算法控制先验概率密度的微扰。这样就可以结合 FFT-MA 和 GDM 获得有效的先验信息, 这就是所谓的基于地质统计学的先验信息。

1.1 FFT-MA 算法

FFT-MA 算法是一种基于地质统计学的频率域的谱模拟方法, 可有效地克服序贯模拟计算耗时、耗内存等问题 (Francis, 2006)。FFT-MA 算法能够分离模拟过程需要的空间结构项和随机项, 便于保证空间结构不变的情况下对随机项进行扰动, 利于结合优化算法对反问题进行求解。该方法通过快速傅里叶变换 (FFT) 简化了

Oliver 提出的滑动平均 (MA) 模拟方法的计算, 表达式可以简要表示为:

$$y = m + g * z \quad (1)$$

其中, y 表示模拟结果, m 表示已知测井数据的均值, g 表示协方差函数 C 的共轭根, z 表示符合模拟维度的随机高斯白噪声。 C 满足 $C(h) = \sigma^2 - \gamma(h)$, σ 表示标准差, $\gamma(h)$ 为变差函数。实际上高斯随机场是通过 FFT 将 g 转换到傅氏域得到的。FFT-MA 模拟是一种非条件模拟方法, 不满足硬数据 (已知井), 在实际应用时采用 Journel (1978) 提出的克里金条件化方法进行条件化处理, 从而可以和经典的序贯高斯模拟方法达到相似的模拟效果, 但是相对于序贯高斯模拟, FFT-MA 的运算速度可以提高十几倍 (丁龙翔, 2013)。

1.2 GDM 更新算法

传统的随机反演方法在进行模拟时, 即使达到了 Metropolis 抽样的接受条件, 也不能保证模拟结果一定会使目标函数收敛, 本文在利用 FFT-MA 模拟提高计算效率的同时, 引入了逐步变形更新算法, 扰动更新 FFT-MA 的实现, 以保证模拟搜索时目标函数快速收敛, 从而达到提高反演精度的目的。

逐步变形算法最早由 Hu 等 (1998) 提出, 用来逐步修改高斯分布的储层模型, 其后被扩展到非高斯分布储层的序贯指示模拟。假设存在两个独立的高斯随机函数 Z_1 和 Z_2 , GDM 算法可用于得到一个新的高斯场, 即表示为两个独立的高斯随机函数的线性组合:

$$Z = Z_1 \cos(\pi p) + Z_2 \sin(\pi p) \quad (2)$$

其中, p 的取值范围为 0-1/2, Z 、 Z_1 和 Z_2 分别为更新的高斯随机函数、当前待更新的高斯随机函数和新加入的高斯随机函数。

由于高斯随机函数 Z 的存在使得 FFT-MA 算法具有随机性, 不管模拟网格的大小, 只需要对变形参数进行扰动就可以对整个模型进行修

改, 但由于没有改变协方差结构, 所以这种扰动不会影响数据的空间变差结构。扰动区域和 p 值的大小是随机给定的, 它们控制着 Metropolis 算法的接受概率和扰动速度。

所以, 采用 FFT-MA 和 GDM 算法构建地质统计先验信息, 可以有效地提高计算效率。

2. 似然函数构建

本文的似然函数采用如下形式:

$$L(s, R) = k \cdot \exp(-0.5 \sum_{i=1}^N (s^i - s_{obs}^i)^2 / \sigma^2 - \alpha \sum_{i=1}^N (R^i - R_0^i)^2) \quad (3)$$

其中, s^i 代表模拟地震波形的振幅, 本文直接采用精确的 Zoeppritz 方程计算正演合成地震记录, 可以减少 Zoeppritz 方程近似引起的误差, s_{obs}^i 是观测数据的采样点, σ 是期望数据不确定性的标准差, R^i 代表反演的储层物性参数, R_0^i 是确定性反演中井位置处的低频约束 (平滑约束和点约束), α 是可调参数, 当地震资料信噪比较高时, 可选用小的 α 值, 当地震资料中含有多种噪音时, 适当地增大 α 值。 s 是由孔隙度、饱和度和泥质含量计算得到的合成记录, 其中弹性参数和物性参数的关系由统计岩石物理模型确立。

孔隙度、泥质含量、含水饱和度等物性参数是决定岩石弹性性质的主要参数, 也是影响地震波反射特征的重要因素。一般说, 常用的确定性岩石物理模型可以通过经验岩石物理关系式、岩石物理学理论或者实际测井资料拟合关系式来建立。但是地下储层条件是复杂多变的, 利用确定性的岩石物理模型难以准确模拟出地下储层情况, 在实际应用中, 需要对测井资料进行分析, 寻找一种与实际资料匹配最佳的岩石物理模型。因此在确定性的岩石物理模型的基础上加上随机误差项, 从而构成统计岩石物理模型。

Xu-White 模型和 Gassmann 方程在岩石物理分析中具有广泛应用, 给出了纵波速度、横波速度、密度与孔隙度、泥质含量和饱和度之间的关

系。本文从碎屑岩储层出发, 从储层参数计算地震弹性参数的流程如下:

(1) 利用 Voigt-Reuss-Hill 平均 (Hill, 1965)

计算混合矿物的弹性模量:

$$K_m = \frac{1}{2} \left(\frac{CK_c + (1-C-\phi)K_s}{1-\phi} + \frac{1-\phi}{\frac{C}{K_c} + \frac{1-C-\phi}{K_s}} \right)$$

$$\mu_m = \frac{1}{2} \left(\frac{C\mu_c + (1-C-\phi)\mu_s}{1-\phi} + \frac{1-\phi}{\frac{C}{\mu_c} + \frac{1-C-\phi}{\mu_s}} \right) \quad (4)$$

其中, C 是泥质含量, ϕ 是有效孔隙度, K_c 、 μ_c 、 K_s 和 μ_s 分别是粘土和砂岩的体积模量和剪切模量。但是 VRH 平均的结果是试探性的, 是 Voigt 平均和 Reuss 平均的上下界限, 与实际地质情况存在一定的差异。

(2) 利用 Kuster-Toksöz 理论和微分等效介质模型 (DEM), 将所有的孔隙加进系统以便计算干岩石骨架的体积模量和剪切模量:

$$K_d = K_m(1-\phi)^p, \mu_d = \mu_m(1-\phi)^q \quad (5)$$

其中,

$$p = \frac{1}{3} \sum_{l=s,c} v_l T_{ijj}(\alpha_l)$$

$$q = \frac{1}{5} \sum_{l=s,c} v_l \left(T_{ijj}(\alpha_l) - \frac{T_{ijj}(\alpha_l)}{3} \right)$$

式中, K_d 和 μ_d 分别是孔隙度为 ϕ 时的干岩石骨架的体积模量和剪切模量; K_m 和 μ_m 分别是岩石基质的体积模量和剪切模量; v_s 和 v_c 分别是砂岩孔隙和泥岩孔隙的体积分量; α_s 和 α_c 分别是砂岩孔隙和泥岩孔隙的纵横比; p 和 q 为假设岩石骨架泊松比是常数时, 一组只与纵横比有关的系数, $T_{ijj}(\alpha_l)$ 和 $T_{ijj}(\alpha_l)$ 为孔隙纵横比的函数 (Keys, 2002)。然而该方法假设包含物的形状是理想化的椭球, 并且裂缝之间彼此是隔离的, 流体之间不能彼此流动。

(3) 利用 Wood 方程 (Wood, 1995) 将孔隙流体进行混合, 计算出混合流体的体积模量 K_f 和密度 ρ_f :

$$\frac{1}{K_f} = \frac{S_w}{K_w} + \frac{S_o}{K_o} + \frac{S_g}{K_g}, \quad \rho_f = S_w\rho_w + S_o\rho_o + S_g\rho_g \quad (6)$$

式中, K_w 、 K_o 和 K_g 分别是水、油和气的体积模量; ρ_w 、 ρ_o 和 ρ_g 分别是水、油和气的密度; S_w 、 S_o 和 S_g 分别是水、油和气的饱和度, 且 $S_w + S_o + S_g = 1$ 。但是 Wood 方程要求各构成成分是各向同性、线性、弹性的, 与实际地质情况有所差别。

(4) 通过 Gassmann 方程 (Gassmann, 1951), 计算饱和岩石的体积模量 K_{sat} 和剪切模量 μ_{sat} :

$$K_{sat} = K_d + \frac{(1 - \frac{K_d}{K_m})^2}{\frac{\phi}{K_f} + \frac{1-\phi}{K_m} - \frac{K_d}{K_m^2}}$$

$$\mu_{sat} = \mu_d$$

$$\rho_{sat} = \phi\rho_f + (1-\rho_m) \quad (7)$$

式中, ρ_m 、 ρ_f 和 ρ_{sat} 分别是岩石基质、流体和饱和流体岩石的密度。然而, Gassmann 方程仅适用于低频条件。

(5) 计算饱和流体岩石的纵波速度 v_p 和横波速度 v_s :

$$v_p = \sqrt{\frac{K_{sat} + \frac{4}{3}\mu_{sat}}{\rho_{sat}}}, \quad v_s = \sqrt{\frac{\mu_{sat}}{\rho_{sat}}} \quad (8)$$

在实际应用时, 如果地层比较复杂, 可采取各种模量分段统计拟合纵波速度、横波速度和密度的方法, 即在不同的地层中, 选取不同的模量和孔隙纵横比。

针对以上确定性岩石物理模型构建过程中各种理论模型和公式存在的局限性, 引入随机误差项构成统计岩石物理模型。确定性岩石物理模型表征弹性参数与储层参数之间的岩石物理关系, 随机误差项则用于弥补确定性岩石物理模型的局限性 (胡华锋, 2012)。其数学表达式可用下式表示:

$$m = f_{RPM}(R) + \varepsilon \quad (9)$$

其中, m 表示弹性参数体, 一般可取 $m = [V_p, V_s, \rho]$; R 则代表储层物性参数, 通常包括孔隙度、泥质含量及含水饱和度, 即 $R = [\phi, V_{sh}, S_w]$; $f_{RPM}(R)$ 表示确定性岩石物理模型; ε 为表示岩石物理模型精确度的随机误差, 可以通过确定性岩石物理模型与实际测井资料之间的相对差异估计得知, 通常定义为截断高斯分布, 取均值为零, 方差为 Σ_ε 的高斯分布, Σ_ε 可以从已知测井信息中估计得知。

因此, 统计岩石物理模型通过引入随机误差项, 可以克服确定性岩石物理模型难以准确地模拟地下储层情况的局限性, 能够更好地表征储层弹性参数与物性参数之间的关系, 从而根据物性参数计算合成记录, 以构建似然函数。

3. Metropolis 抽样

Metropolis 等 (1953) 率先提出了 Metropolis 抽样算法的概念, 自从 Kirkpatrick 等 (1983) 利用 Metropolis 准则寻找组合问题的最优解, Metropolis 抽样算法得到了广泛应用。Metropolis 算法是一种基于蒙特卡洛的抽样方法 (Mosegaard, 1995), 给定一个初始模型, 然后对其进行扰动得到新的模型, 然后根据 Metropolis 准则进行比较, Metropolis 准则可表示为:

$$P_{accept} = \min\left(1, \frac{L(R_{propose})}{L(R_{accept})}\right) \quad (10)$$

其中, $R_{propose}$ 是先验概率密度的信息, R_{accept} 是先前接受模型的扰动信息, P_{accept} 是接受概率, L 是似然函数。样本以式 (10) 所示的接受概率判断是否接受扰动模型, 如果 $P_{accept} \neq 1$, 则接受该模型, 如果 $P_{accept} = 1$, 则拒绝该扰动模型, 保持原模型不变。重复该操作, 直到满足迭代次数或者接受概率达到某个值为止。

Gelman 等 (1996) 发现, 对高维分布来说接受概率应该约为 23%。对于大的接受概率, 算法探索后验概率密度过于缓慢。另一方面, 对于较小的接受概率, 计算试验量大。所以应该调整各

参数, 例如变差函数、GDM 扰动区域和 GDM 算法中 p 的取值等, 使接受概率保持在 23% 左右。

所以, 本文在贝叶斯理论框架下, 通过 FFT-MA 谱模拟方法得到高斯概率密度, 利用 GDM 算法扰动更新模拟实现, 得到基于地质统计学的先验信息。应用统计岩石物理模型建立弹性参数和物性参数之间的关系, 构建似然函数, 最后利用 Metropolis 算法对后验概率密度进行抽样得到了反演问题的解。需要说明的是随机反演方法一般需要较多的井数据, 有效的测井数据越多, 越具有统计意义, 故反演效果越好, 但是测井数据的增多并不会增加过多的计算量, 因为进行随机反演时的计算主要是未知位置的模拟与抽样, 因此随着原始测井数据的增加, 该方法的计算效率几乎不变, 而反演效果会更好。

模型试算

由于模型空间的建立是基于空间结构分析 (变差函数), 变差函数的优劣直接影响反演结果, 因此有必要对变差函数这一关键因素进行分析。在应用时, 选择各向同性变差函数还是各向异性变差函数, 变差函数的类型、变差函数的变程、各向异性变差函数中的各向异性比等参数都对反演结果有所影响。

这里共选用五口井, 截取其中某井的一段数据作为盲井, 进行验证, 用相邻的其余四口井建立统计岩石物理模型, 同时反演该井的孔隙度、饱和度和泥质含量, 然后与盲井的真实测井解释结果 (如图 2) 进行对比。图 2 所示的测井解释结果已经进行深时转换。对原始数据进行空间结构分析可知, 孔隙度数据选取基台值为 1.05、垂向网格变程为 20 的球状变差模型; 泥质含量数据选取基台值为 1.05、垂向网格变程为 25 的球状变差模型; 含水饱和度数据选取块金值为 0.06、基台值为 0.72、垂向网格变程为 26 的球状变差模型; 进而利用 FFT-MA 方法进行模拟, 得到 10 个模拟实现。GDM 更新时, 参数 p 取 $p = 0:0.01:0.5$,

即每次模拟，扰动更新 50 次，选取与地震记录最匹配的扰动实现；随后根据上述方法建立统计岩

为接受概率小于 10^{-4} 为止。

1. 变差函数类型对反演结果的影响

常用的变差函数类型有球状、高斯和指数模型，而实际应用时，大多采用变差函数的套合结构。图 3 分别是球状、高斯和指数模型时的反演结果与真实数据对比。可以看出，高斯模型显示出过强的连续性，变化比较平稳，适应于相关性比较好的数据；球状模型和指数模型对应的反演结果的变化较剧烈，适用于变化较大的数据分布。在大多数情况下，应选用球状模型和指数模型，除非十分必要时才使用高斯模型，如果使用该模型也要给它加上适当的块金效应值，原因就是高斯模型对空间结构变化比较敏感。模型试算中，选用球状模型进行参数测试。

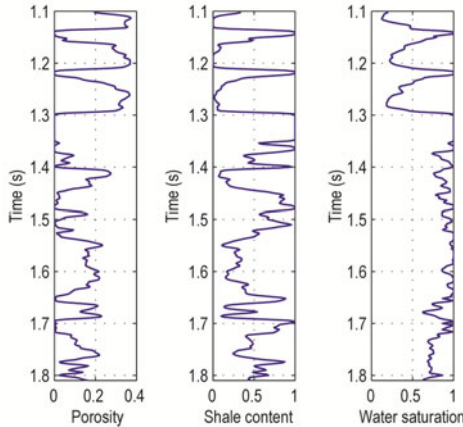


图 2 储层物性参数的测井解释结果

石物理模型，其中随机项 ε 的均值为 0、标准差为 $[188.3, 52.7, 91.9]$ ，进而构建似然函数；最后利用 Metropolis 算法进行抽样得到反演结果，终止条件

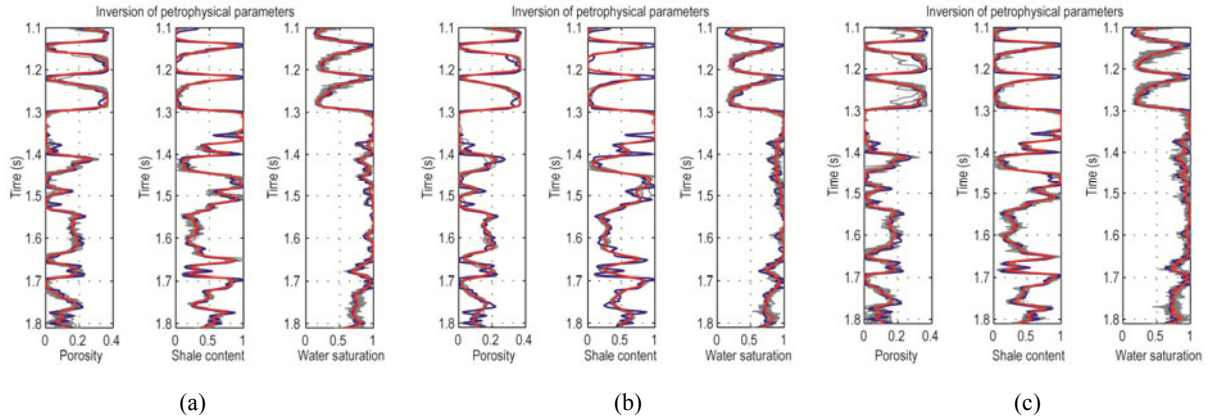


图 3 反演结果与真实数据对比 (a) 球状变差函数 (b) 高斯变差函数 (c) 指数变差函数

黑色：所有的反演结果 红色：反演结果的均值 蓝色：真实数据（下同）

2. 变差函数变程对反演结果的影响

空间结构分析中，变差函数的变程是非常关键的。变程的大小反映了地质变量的相关性，也可以说变程反映区域化变量的影响范围，即两点间的距离小于变程时，相关性随变程的增大而减小，当距离大于变程时，不再具有相关性。针对该数据体主要分析垂向变程对反演精度的影响。

图 4 (a)、图 4 (b) 和图 4 (c) 分别为拟合

实际数据得到的变程、拟合变程乘以 10、拟合变程乘以 0.1，保持其他参数不变时得到的反演结果。可以看出，图 4 (a) 得到的结果可以很好地与真实测井曲线相吻合。当垂向变程乘以 10 时，如图 4 (b) 中反演结果在垂向变化平缓，没有很好地体现真实数据在垂向空间上的变化，分辨率较低。图 4 (c) 中进一步减小垂向变程使其乘以 0.1 时，得到的反演数据变化比较大变程时的数据变化剧烈（黑色为所有的反演实现）。

分析可知：当垂向变程过大时，数据的连续性较好，相应的加权值较大，数据变化比较平稳，因此反演结果纵向分辨率低。而当垂向变程过小时，加权值小，数据变化快，反演结果的变化较剧烈，分辨率较高。因此，变程对反演结果的分辨率有较大的影响，合理分析数据空间结构，通过拟合变差函数得到变程的大小，也可适当地减小变程，以提高反演结果的分辨率。

3. 各向异性变差函数对反演结果的影响

几何各向异性变差函数的各向异性比是指协方向变程与主方向变程的比值。

图 5 (a) 和图 5 (b) 分别是各向异性比为 0.1 和 10 的孔隙度、泥质含量和含水饱和度的反演结果。可以看出各向异性比为 0.1 时，反演结果（黑色框中所示）和真实测井曲线匹配得不是非常好，对泥质含量和含水饱和度的影响较小。

各向异性比为 10 时，反演结果可以很好地匹配原始数据。即该测井曲线中，协方向变程相对较大时，反演结果相对更精确。当然，使用的数据体不同，各向异性比的影响也会有差异，所以应根据实际的物源方向（对应主方向）选取合适的各向异性比。

4. 加噪分析

采用该工区的井数据进行加噪分析，图 6(a) 和 6 (b) 分别为信噪比为 4 和 1 的反演结果，黑色为所有的反演结果，红色为反演结果的均值，蓝色为测井解释数据。由图 6 (a) 可以看出，信噪比为 4 时，由于加入了低频约束信息，反演的孔隙度、泥质含量和饱和度仍然十分可信。由图 6 (b) 可以看出，即使信噪比为 1 时，反演结果仍然比较可信。

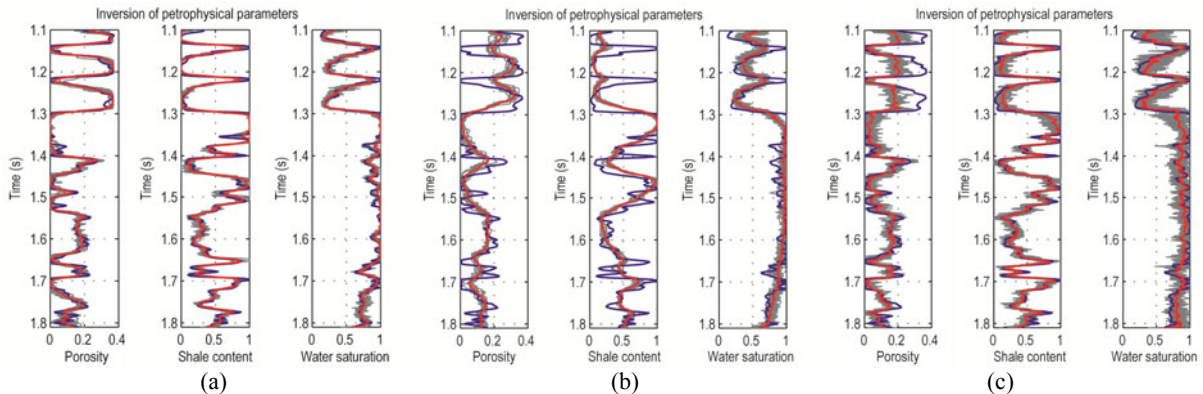


图 4 反演结果与真实数据对比 (a) 正常变程 (b) 变程乘以 10 (c) 变程乘以 0.1

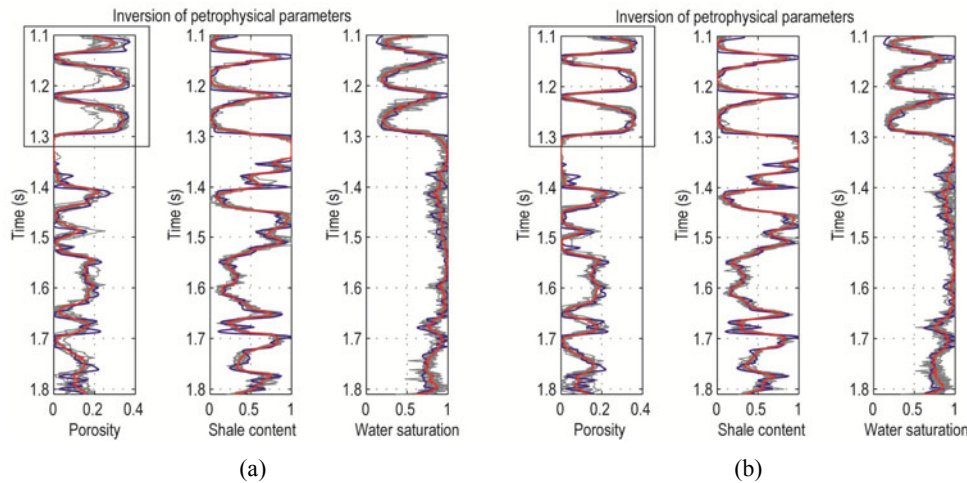


图 5 反演结果与实际测井数据对比 (a) 各向异性比为 0.1 (b) 各向异性比为 10

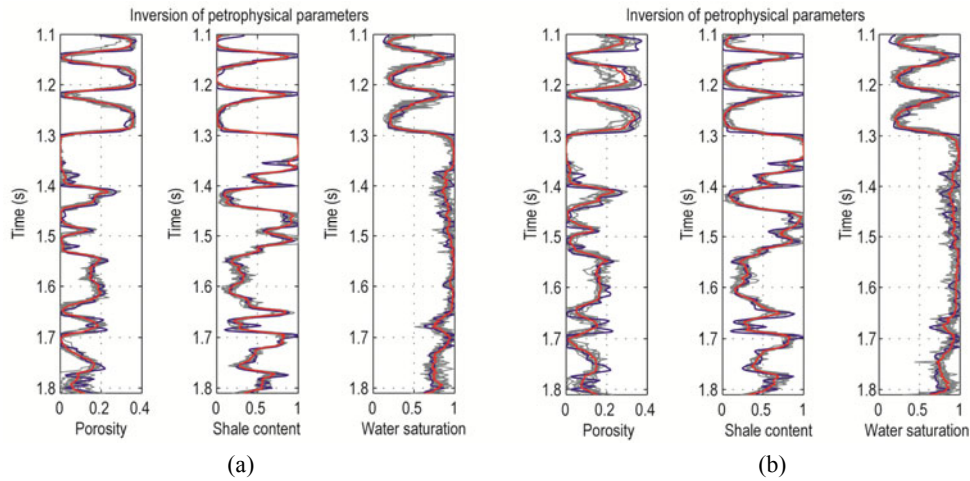


图 6 反演结果与实际测井数据对比 (a) 信噪比为 4 (b) 信噪比为 1

实际资料测试

该资料来自于中国陆上某勘探工区。该工区的地层年代为新近系馆陶组，发育碎屑岩储集层，其中砂岩纵横向变化大、连通性较差、油水关系较复杂。所需地震资料为部分角度叠加道集，信噪比较高，进行反演之前，需要对地震数据进行保幅处理，并假设处理后的层间多次波等的影响可以忽略不计。为更好地了解地震资料，如图 7 为相应的叠后地震剖面。从该工区实际数据中提取正相位子波，然后对其进行基于地质统计先验信息的储层物性参数同步反演。地震资料的纵向采样率为 2ms，时间范围是从 1.10s 到 1.30s，共有 201 道地震数据。该工区有五口有效井，用 B 井作为盲井验证该反演方法的可行性，其余四口井建立统计岩石物理模型和先验信息。取一段地层模型，利用这四口井进行变差结构分析，孔隙度、泥质含量和含水饱和度分别选取变

程为 26、25 和 25 的各向异性比为 10 的球状变差函数，进而求取地质统计先验信息。然后对这四口井进行分段交汇分析，建立统计岩石物理模型，然后结合地震资料建立目标函数进行反演。

图 8、图 9 和图 10 分别是基于地质统计先验的物性参数反演得到的孔隙度、泥质含量和含水饱和度的结果。可以看出反演结果和 B 井（盲井）的实际钻井结果吻合较好，因为使用的是随机反演方法，分辨率比较高。对于孔隙度和泥质含量来说，即使是 3m 左右的薄层都可以分辨得比较清晰。而含水饱和度的分辨率稍微差一点，但是反演结果仍然与测井曲线比较匹配。可以利用反演的物性参数进行储层精细描述与综合评价，利用孔隙度和泥质含量可以分辨储层，特别是综合含水饱和度信息，可以识别流体特征。该区实际资料的应用表明，该反演方法对于碎屑岩发育地区是比较适用的。

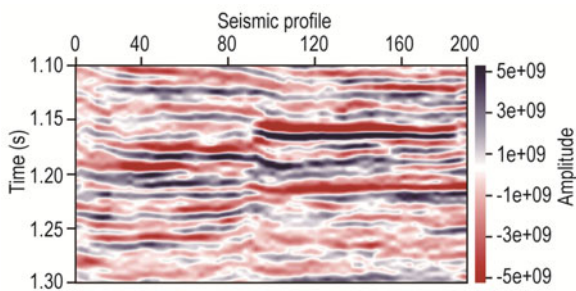


图 7 叠后地震剖面

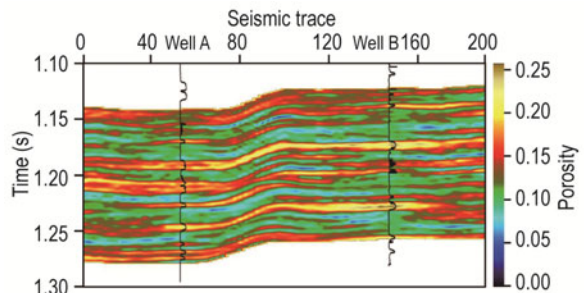


图 8 反演的孔隙度剖面

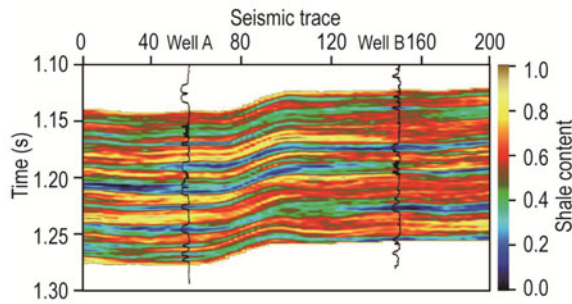


图 9 反演的泥质含量剖面

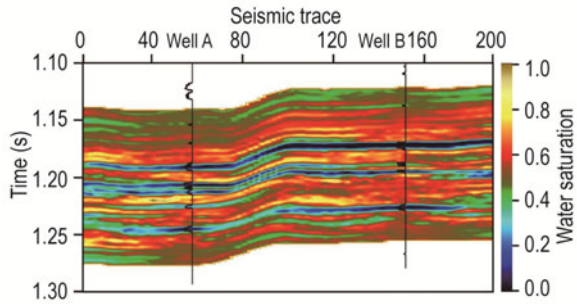


图 10 反演的含水饱和度剖面

结论

储层物性参数是决定岩石弹性性质的主要参数,也是影响地震波反射特征的重要因素。统计岩石物理模型的引入,弥补了确定性岩石物理模型的局限性。本文提出的随机反演方法可以直接采用精确的 Zoeppritz 方程计算正演合成地震记录,减少了 Zoeppritz 方程近似所引起的误差,从这个角度讲,产生的结果比线性反演要准确。另外,本文通过在目标函数中加入低频约束和使用各向异性变差函数来改善反演结果的横向连续性。基于地质统计先验信息的物性参数同步反演方法,结合了 FFT-MA、GDM 和 Metropolis 算法。即使信噪比较低时,仍然可以反演出合理的物性参数信息,频率域模拟方法 FFT-MA 的引入可有效地提高计算效率,从而为碎屑岩储层的孔隙度、泥质含量以及含水饱和度预测提供了一种可行的方法。本文的统计岩石物理模型的建立是针对碎屑岩储层,如果建立碳酸盐岩的统计岩石物理模型,则可以依据本文提出的思路直接反演碳酸盐岩的物性参数。需要注意的是,基于地质统计先验的随机反演方法中,变差函数的影响非常重要,特别是二维和三维的反演过程中,各向异性变差函数对反演结果的影响较明显。可考虑通过各向异性变差函数改善随机反演的横向连续性。

参考文献

Bortoli, L. J., Alabert, F., Hass, A., and Journel, A. G., 1992, Constraining stochastic images to

seismic data: Proceedings of the International Geostatistics Congress, 1–50.

Ding L. X., 2013, Research on high-resolution stochastic inversion: Master's thesis (in Chinese), China University of Petroleum (Huadong), Qingdao.

Eidsvik, J., Avseth, P., Omre, H., Mukerji, T., and Mavko, G., 2004, Stochastic reservoir characterization using prestack seismic data: *Geophysics*, **69**(4), 978–993.

Francis A., 2005, Limitations of deterministic and advantages of stochastic seismic inversion: *CSEG Recorder*, **30**, 5–11.

Francis, A., 2006, Understanding stochastic inversion: Part 1: *First Break*, **24**(11), 69–77.

Francis, A., 2006, Understanding stochastic inversion: Part 2: *First Break*, **24**(12), 79–84.

Gassmann, F., 1951, Elastic waves through a packing of spheres: *Geophysics*, **16**(4), 673–685.

Gelman, A., Roberts, G., and Gilks, W., 1996, Efficient metropolis jumping rules: *Bayesian statistics*, **5**, 599–608.

Grana, D., and Rossa, D. E., 2010, Probabilistic petrophysical-properties estimation integrating statistical rock physics with seismic inversion: *Geophysics*, **75**(3), O21–O37.

Grana, D., and Dvorkin, J., 2011, The link between seismic inversion, rock physics, and geostatistical simulations in seismic reservoir characterization studies: *The Leading Edge*, **30**(1), 54–61.

Hill, R., 1965, A self-consistent mechanics of composite materials: *Journal of the Mechanics and Physics of Solids*, **13**(4), 213–222.

Hu, L. Y., 2000, Gradual deformation and iterative calibration of Gaussian-related stochastic models: *Mathematical Geology*, **32**(1), 87–108.

Journel, A. G., and Huijbregts, C. J., 1978, *Mining geostatistics*: Academic Press, London.

Keys, R. G., and Xu, S., 2002, An approximation for the Xu-White velocity model: *Geophysics*,

- 67(5), 1406–1414.
- Kirkpatrick, S., and Vecchi, M. P., 1983, Optimization by simulated annealing: *Science*, **220**(4598), 671–680.
- Kjøsberg, H., Hauge, R., Kolbjørnsen, O., and Buland, A., 2010, Bayesian Monte Carlo method for seismic predrill prospect assessment: *Geophysics*, **75**(2), O9–O19.
- Le Ravalec, M., Noetinger, B., and Hu, L. Y., 2000, The FFT moving average (FFT-MA) generator: An efficient numerical method for generating and conditioning Gaussian simulations: *Mathematical Geology*, **32**(6), 701–723.
- Metropolis, N., Rosenbluth, A. W., Rosenbluth, M. N., Teller, A. H., and Teller, E., 1953, Equation of state calculations by fast computing machines: *The Journal of Chemical Physics*, **21**(6), 1087–1092.
- Mosegaard, K. and Tarantola, A., 1995, Monte Carlo sampling of solutions to inverse problems. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth* (1978–2012), **100**(B7), 12431–12447.
- Mukerji, T., Avseth, P., Mavko, G., Takahashi, I., and González, E. F., 2001, Statistical rock physics: Combining rock physics, information theory, and geostatistics to reduce uncertainty in seismic reservoir characterization: *The Leading Edge*, **20**(3), 313–319.
- Mukerji, T., Jørstad, A., Avseth, P., Mavko, G., and Granli, J. R., 2001, Mapping lithofacies and pore-fluid probabilities in a North Sea reservoir: Seismic inversions and statistical rock physics: *Geophysics*, **66**(4), 988–1001.
- Oliver, D. S., 1995, Moving averages for Gaussian simulation in two and three dimensions: *Mathematical Geology*, **27**(8), 939–960.
- Spikes, K., Mukerji, T., Dvorkin, J., and Mavko, G., 2007, Probabilistic seismic inversion based on rock-physics models: *Geophysics*, **72**(5), R87–R97.
- Wood, A. W., 1995, *A Textbook of Sound*: The MacMillan Co, New York.
- Xia, L. N., 2013, The study of petrophysical properties seismic inversion based on Bayesian theory: Master's thesis (in Chinese), China University of Petroleum (Huadong), Qingdao.

印兴耀 享受国务院政府特殊津贴专家、教授、博士生导师, 1982 年本科毕业于华东石油学院物探专业, 1989 年获兰州大学无线电物理与无线电电子学专业硕士学位, 1998 年获中国科学院地球物理研究所固体地球物理专业博士学位; 长期从事油气地球物理勘探方法研究, 现在中国石油大学(华东)从事地球物理领域的教学和科研工作。

