

引文: 李俊超, 戴城, 方思冬. 基于微地震约束的多尺度复杂压裂缝网自动反演新方法[J]. 天然气工业, 2023, 43(12): 46-54.

LI Junchao, DAI Cheng, FANG Sidong. An automatic inversion method for parameter determination of multi-scale complex hydraulic fracture network based on microseismic constraint[J]. Natural Gas Industry, 2023, 43(12): 46-54.

基于微地震约束的多尺度复杂压裂缝网自动反演新方法

李俊超¹ 戴城² 方思冬²

1. 西安石油大学 2. 中国石化石油勘探开发研究院

摘要: 水平井多级压裂是实现页岩气藏有效动用的关键技术。然而, 大规模体积压裂形成的缝网由不同尺度的压裂主缝和次生裂缝构成, 裂缝的分布情况及其参数难以确定。为此, 以微地震监测数据作为先验约束, 建立考虑微地震事件区域与监测灵敏度的多尺度离散裂缝参数模型, 再通过嵌入式离散裂缝方法建立正演模型, 利用集合卡曼滤波方法自动反演确定多尺度离散裂缝的位置与渗透率等属性参数。研究表明: ①反演并确定验证模型的多尺度离散裂缝参数, 参数均收敛到真实值附近, 与先验统计矩相比, 参数的不确定性明显下降, 产量预测符合率显著提高; ②通过定产气量拟合井底流压, 反演并确定了实际压裂水平井模型微地震有效区域及缝网参数, 拟合阶段与预测阶段井底流压符合率分别提高了 75.7% 和 82.4%; ③反演得到的裂缝有效长度是微地震事件点显示裂缝长度的 1/2 ~ 2/3, 表明微地震数据与裂缝参数的不确定性较高; ④微地震监测灵敏度的后验值为 3.59, 说明可能有大量压裂激发的微地震事件没有反映在监测数据中。结论认为, 该方法可有效反演并确定微地震约束下的多尺度复杂压裂缝网参数, 并可适应具有较高不确定性的微地震数据和缝网模型。

关键词: 页岩气藏; 压裂水平井; 多尺度裂缝; 微地震数据; 嵌入式离散裂缝模型; 集合卡曼滤波; 历史拟合; 参数反演

DOI: 10.3787/j.issn.1000-0976.2023.12.005

An automatic inversion method for parameter determination of multi-scale complex hydraulic fracture network based on microseismic constraint

LI Junchao¹, DAI Cheng², FANG Sidong²

(1. Xi'an Shiyou University, Xi'an, Shaanxi 710065, China; 2. Sinopec Exploration & Production Research Institute, Beijing 100083, China)
Natural Gas Industry, Vol.43, No.12, p.46-54, 12/25/2023. (ISSN 1000-0976; In Chinese)

Abstract: Multiple-stage horizontal well fracturing is a key technology for the effective exploitation of shale gas reservoirs. However, the fracture network formed by large-scale volumetric fracturing consists of primary and secondary fractures of varying scales, making it extremely challenging to determine the distribution and parameters of these fractures. Therefore, taking microseismic monitoring data as prior constraints, this paper establishes a multi-scale discrete fracture parameter model that takes into account the microseismic event zones and monitoring sensitivity, and constructs a forward model by means of the embedded discrete fracture modeling. In addition, the positions and attribute parameters (e.g. permeability) of multi-scale discrete fractures are automatically inverted and determined using the ensemble Kalman filtering method. And the following research results are obtained. First, the multi-scale discrete fracture parameters of the validation model are inverted and determined to converge near the true values. Compared with the prior statistical moments, the uncertainty of parameters is decreased greatly, leading to the significant improvement of production prediction accuracy. Second, the effective microseismic areas and fracture network parameters in the model of actual fractured horizontal well are inverted and determined by fitting the bottom hole flowing pressure at a constant gas production rate. The coincidence rate of bottom hole flowing pressure rises by 75.7% during the fitting stage and 82.4% during the prediction stage. Third, the inverted effective fracture length is half to two thirds of the fracture length shown by the microseismic event point, which indicates a relatively high degree of uncertainty between microseismic data and fracture parameters. Fourth, the posterior value of microseismic monitoring sensitivity is 3.59, suggesting that a significant number of fracturing induced microseismic events may not be reflected in the monitoring data. In conclusion, this method can effectively invert and determine the parameters of multi-scale complex hydraulic fracture networks under the constraint of microseismic data, and is adaptable to microseismic data and fracture network models with high uncertainty.

Keywords: Shale gas reservoir; Fractured horizontal well; Multi-scale fracture; Microseismic data; Embedded discrete fracture model; Ensemble Kalman filtering; History matching; Parameter Inversion

基金项目: 国家自然科学基金项目“陆相中低熟页岩油原位转化开发裂缝动态演化机理研究”(编号: 52204047)。

作者简介: 李俊超, 1987 年生, 教授, 博士; 主要从事裂缝性油气藏与多场耦合模型数值模拟研究工作。地址: (710065) 陕西省西安市雁塔区电子二路东段 18 号。ORCID: 0000-0003-4854-2020。E-mail: lijunchao@xsyu.edu.cn

通信作者: 戴城, 1987 年生, 高级工程师, 博士; 主要从事非常规油气藏数值模拟研究工作。地址: (102206) 北京市昌平区百沙路 197 号。ORCID: 0000-0002-4763-1016。E-mail: daicheng.syky@sinopec.com

0 引言

近年来,在四川盆地及其周缘地区发现了涪陵、长宁、威远、威荣等 4 个千亿立方米级页岩气田,截至 2023 年,累计提交 $29\,600 \times 10^8 \text{ m}^3$ 探明地质储量。2023 年页岩气产量达 $135 \times 10^8 \text{ m}^3$,已成为我国油气资源的重要战略接替领域^[1-3]。

水平井多级压裂是实现页岩气藏有效动用的关键技术。大规模体积压裂产生水力裂缝,并通过激活的天然裂缝形成复杂的裂缝网络,形成页岩储层中气体流向生产井的主要通道。因此,识别压裂缝网空间分布情况并确定裂缝渗透率等关键参数对于预测水平井的产能至关重要。

一些研究旨在通过正演模拟压裂过程来建立压裂缝网模型^[4-5]。然而,裂缝扩展过程的精确模拟需要建立并求解岩石力学与渗流力学的复杂耦合模型,且受天然裂缝模型的不确定性影响较大。基于历史拟合的参数反演方法是确定裂缝网络及其参数的另一种有效方法。在历史拟合过程中,通过修改裂缝位置与相关参数,可以使得模拟结果与观测数据相吻合,从而确定裂缝的空间分布与属性。

许多研究提出了裂缝参数的历史拟合方法来确定压裂缝网的参数。Ping 等^[6]使用一系列具有高渗透率的网格来表示裂缝,并利用水平集函数来描述裂缝的位置。Liu 等^[7]基于非结构化网格的离散裂缝模型(DFM)开展了 CCUS-EOR 实例中的裂缝参数反演研究,利用集合卡曼滤波(EnKF)方法确定注入井和生产井的连通裂缝,实现了较高的拟合符合率。但这些研究中,非结构化网格系统需随着裂缝变化更新,这对于复杂缝网模型而言具有很大的挑战性。针对这个问题,Dai 等^[8]应用嵌入式离散裂缝方法(EDFM)模拟了页岩气储层的产能,提高了复杂缝网的反演效率。除了利用产量作为观测数据,糜利栋^[9]提出了一种基于产液剖面的新型数据同化方法,利用产液剖面等动态数据调控裂缝,提高拟合率。张凤远等^[10]将压裂液返排数据作为重要观测数据反演裂缝分布与参数。

近年来,一些学者将裂缝反演方法应用于更复杂的多尺度缝网模型中,以适应压裂缝网表征对精度的需求^[11-12]。Yin 等^[13]提出基于代理模型的遗传算法来进行页岩气储层的历史拟合,实现了裂缝半长、渗透率和裂缝压实系数等裂缝参数的反演。Chang 等^[14]提出了一种页岩气储层压裂改造体积(SRV)自动历史拟合方法,通过双孔隙度双渗透率模型表

征 SRV,并应用迭代集合平滑方法进行历史拟合。戴城等^[15]提出了基于微地震刻画压裂缝网并开展产能模拟的方法,首先生成一系列离散裂缝,然后利用 EDFM 方法建立数值模型,并开展历史拟合研究,然而参数反演过程中未考虑微地震的约束。

因此,笔者提出了页岩气藏水平井多尺度复杂缝网参数的反演方法,以微地震监测数据作为先验约束,通过定义有效微地震事件区域与监测灵敏度参数,实现不同压裂段多尺度裂缝参数化并建立 EDFM 正演模型,利用 EnKF 方法开展历史拟合,自动反演多尺度裂缝分布及渗透率等关键参数。

1 正演模型控制方程

页岩储层中气体流动空间可分为基质和裂缝 2 个系统。与常规天然气储层相比,页岩气储层需考虑气体在基质中的吸附作用,基质中 c 组分的质量守恒方程为:

$$\int \frac{\partial}{\partial t} (\phi y_c \rho_g) dV + \int y_c q_g dA + q_{c,m} = 0 \quad (1)$$

$$q_{c,m} = \rho_{gc} V \rho_m (C_{c0} - C_{c,\infty}) / \Delta t \quad (2)$$

式中 V 表示控制单元的体积, m^3 ; A 表示控制单元的面积, m^2 ; ϕ 表示孔隙度; y_c 表示组分 c 的质量分数; ρ_g 表示气体的质量密度, kg/m^3 ; q_g 表示单位面积的气体质量流量, $\text{kg}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$; $q_{c,m}$ 表示吸附到基质中的组分 c 的质量流量, kg/s ; ρ_m 表示基质岩石密度, kg/m^3 ; Δt 表示时间间隔, s ; C_{c0} 表示 Δt 间隔中的初始吸附浓度, m^3/kg ; $C_{c,\infty}$ 表示平衡吸附浓度, m^3/kg ; ρ_{gc} 表示标况下组分 c 的密度, kg/m^3 。

平衡吸附浓度 $C_{c,\infty}$ 可以根据 Langmuir 等温吸附模型来确定:

$$C_c = V_{Lc} y_c p_g / (1 + \sum y_c p_{Lc}) \quad (3)$$

式中 V_{Lc} 表示 Langmuir 体积,代表页岩基质的最大吸附量, m^3/kg ; p_g 表示气相压力, Pa ; p_{Lc} 表示 Langmuir 压力,即吸附量达到 $V_{Lc}/2$ 时的压力, Pa 。

与基质不同,裂缝系统中通常不考虑吸附作用,因此裂缝系统中 c 组分的质量守恒方程为:

$$\int \frac{\partial}{\partial t} (\phi y_c \rho_g) dV + \int y_c q_g dA + q_{c,w} = 0 \quad (4)$$

式中 $q_{c,w}$ 表示裂缝和井筒之间的质量流量, kg/s 。

基于达西定律,相邻单元之间的摩尔通量为:

$$q_{g,ij} = \frac{\rho_g K K_{rg}}{\mu_g} T_{ij} \Delta p_{g,ij} \quad (5)$$

式中 K 表示绝对渗透率, mD ; K_{rg} 表示相对渗透率; μ_g 表示气相黏度, $\text{mPa} \cdot \text{s}$; $\Delta p_{g,ij}$ 表示网格单元 i 和 j

之间的压力差, P_a ; T_{ij} 表示网格单元 i 和 j 之间的传导率, $\text{mD} \cdot \text{m}$ 。

基质中, 绝对渗透率 K 应考虑 Knudsen 扩散效应修正:

$$K_a / K_\infty = 1 + b / p_g \quad (6)$$

式中 K_a 表示基质表观渗透率, mD ; K_∞ 表示基质固有渗透率, mD ; b 表示 Knudsen 扩散的修正系数。

2 压裂缝网参数化与嵌入式离散裂缝模型建立

2.1 考虑微地震监测数据的压裂缝网参数化

如图 1 所示, 各压裂段缝网由压裂主缝 (红线) 和次生裂缝 (蓝线) 构成。压裂主缝不确定性较低, 定义其参数集 $\mathbf{m}_{\text{pf}}$ 主要包含裂缝半缝长和渗透率:

$$\mathbf{m}_{\text{pf}} = \{l_{\text{pf}}, K_{\text{pf}}\} \quad (7)$$

式中 l_{pf} 表示压裂主缝半缝长, m ; K_{pf} 表示压裂主缝渗透率, mD 。压裂主缝多边形的顶点坐标可由 l_{pf} 和射孔点坐标计算得到。

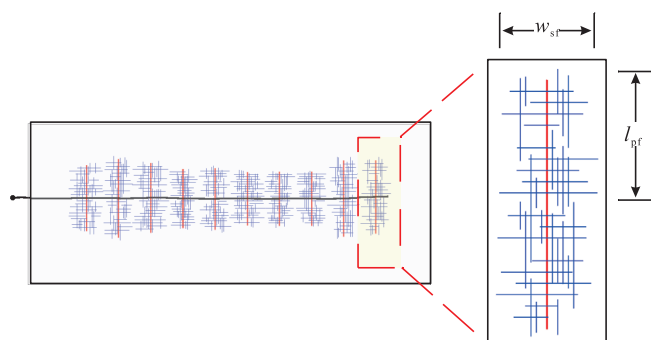


图 1 压裂缝网参数化示意图

次生裂缝包括被激活的天然裂缝以及压裂分支裂缝, 通常较为复杂且不确定性较强, 精确描述每条裂缝既不可能也无必要。因此, 将所有的次生裂缝作为一个整体系统进行研究, 定义参数集 $\mathbf{m}_{\text{sf}}$:

$$\mathbf{m}_{\text{sf}} = \{l_{\text{sf}}, w_{\text{sf}}, d_{\text{sf}}, \alpha_{\text{sf}}, \beta_{\text{sf}}, K_{\text{sf}}\} \quad (8)$$

式中 l_{sf} 表示次生裂缝区域的长度, m ; w_{sf} 表示次生裂缝区域的宽度, m ; d_{sf} 表示裂缝密度, 即单位面积内的裂缝总数, 条/ m^2 ; α_{sf} 和 β_{sf} 表示与裂缝分布标准差相关的参数, 即裂缝分布的集中程度, 其值越大则定位点在区域中心附近越密集, 越小则越分散, 无量纲; K_{sf} 表示次生裂缝的渗透率, mD 。

创建次生裂缝首先需要基于参数集 $\mathbf{m}_{\text{sf}}$ 随机生成一组定位点坐标 $\{P_1', P_2', \dots, P_{N_{\text{sf}}}'\}$, 定位点的数量 N_{sf} 可通过裂缝密度 (d_{sf}) 进行计算:

$$N_{\text{sf}} = l_{\text{sf}} w_{\text{sf}} d_{\text{sf}} + 1 \quad (9)$$

定位点的坐标 $P'(x', y', z')$ 由以下分布函数确定:

$$\begin{cases} x' \sim \mathcal{N}\left[0, \left(\frac{l_{\text{sf}}}{2} \cdot \alpha_{\text{sf}}\right)^2\right] \\ y' \sim \mathcal{N}\left[0, \left(\frac{w_{\text{sf}}}{2} \cdot \beta_{\text{sf}}\right)^2\right] \\ z' \sim \mathcal{U}(h_1, h_2) \end{cases} \quad (10)$$

式中 h_1 表示地层的底部深度, m ; h_2 表示地层顶部深度, m ; $\mathcal{N}$ 表示高斯分布模型; $\mathcal{U}$ 表示均匀分布模型。

为了创建裂缝平面, 需要将定位点坐标 $P'(x', y', z')$ 转换为原始坐标系中的点坐标 $P(x, y, z)$ 。在主要裂缝随机选择一点 $P_0(x_0, y_0, z_0)$, 连接 P 和 P_0 并在纵向扩展方向生成一个次生裂缝平面 f_i 。重复上述步骤, 直到所有次生裂缝平面创建完毕。

微地震监测可以定位由压裂引起的地震事件, 并提供地震事件的发生时间、位置坐标和震级等信息。由有效裂缝的产生所发出的事件被称为微地震湿事件^[16]。微地震数据约束的目标是通过同化生产数据来确定湿事件区域, 定义参数集 $\mathbf{m}_{\text{ms}}$:

$$\mathbf{m}_{\text{ms}} = \{l_{\text{ms}}, w_{\text{ms}}, r_{\text{ms}}, K_{\text{sf}}, K_{\text{mf}}\} \quad (11)$$

式中 l_{ms} 表示湿事件区域的半长, m ; w_{ms} 表示湿事件区域的宽度, m ; r_{ms} 表示微地震监测灵敏度参数, 是与有效裂缝数量相关的参数, 正的 r_{ms} 值意味着一些事件没有被探测到, 而负的 r_{ms} 值表示一些探测到的事件不是由有效裂缝引起的, 见式 (12)。

将由有效裂缝引起的微震事件作为定位点。参数化的过程总结如下:

1) 排除在半长 l_{ms} 和宽度 w_{ms} 的区域之外的事件点。

2) 分析微地震事件的数量和统计特性。事件的数量定义为 $N_{\text{ms}0}$, 事件坐标的平均值和标准差分别为 (μ_x, μ_y, μ_z) 和 $(\sigma_x, \sigma_y, \sigma_z)$ 。

3) 对所有事件通过最小二乘法计算主要裂缝平面的顶点坐标。

4) 如果 $r_{\text{ms}} < 0$, 那么, 按规模对事件进行排序, 剔除规模小的事件; 否则, 随机生成 $r_{\text{ms}} \cdot N_{\text{ms}0}$ 事件:

$$\begin{cases} x \sim \mathcal{N}(\mu_x, \sigma_x^2) \\ y \sim \mathcal{N}(\mu_y, \sigma_y^2) \\ z \sim \mathcal{N}(\mu_z, \sigma_z^2) \end{cases} \quad (12)$$

5) 按发生时间对事件进行排序, 并像步骤 1) 中那样生成次生裂缝。

6) 对每个压裂段重复步骤 1) ~ 5)。

2.2 嵌入式离散裂缝模型

在 EDFM 模型中, 每个裂缝平面被地质网格切割成若干多边形裂缝网格, 裂缝网格与背景网格之间的流动通过非相邻连接传导率表征。与基于非结构化网格离散裂缝模型的历史拟合方法不同^[7], EDFM 模型的主要优点是在反演时无需重新划分基质网格系统, 裂缝的空间分布发生变化之后, 只需更新裂缝网格系统, 便于与参数自动反演方法相结合。

对于一个具体的压裂缝网模型, 可以构建一个 EDFM 模型, 用于页岩气藏正演模拟。建立 EDFM 模型的关键是计算嵌入裂缝与基质网格之间的传导率 (T_{mf}), 其计算公式为^[17]:

$$T_{mf} = \frac{A_{mf} K_{mf}^*}{d} \quad (13)$$

式中 A_{mf} 表示基质网格与裂缝网格之间的接触面积, m^2 ; d 表示基质网格与裂缝网格之间的等效距离, m ; K_{mf}^* 表示基质与裂缝的调和平均渗透率, mD 。

$$d = \frac{\int_V (\mathbf{n} \cdot \mathbf{x}) dV}{V} \quad (14)$$

$$K_{mf}^* = \frac{K_m K_f}{K_m + K_f} \quad (15)$$

式中 $\mathbf{n}$ 表示裂缝平面的单位法向量, m ; $\mathbf{x}$ 表示裂缝到基质网格内一点的距离向量, m ; V 表示基质网格体积, m^3 ; K_m 表示基质渗透率, mD ; K_f 表示裂缝渗透率, mD 。

3 历史拟合与参数反演方法

利用 EnKF 方法作为历史拟合方法^[18], 自动反演并确定裂缝参数。考虑状态向量 $\mathbf{s}$ 的 N_e 个实现的集合 S :

$$S = \{\mathbf{s}_1, \mathbf{s}_2, \dots, \mathbf{s}_{N_e}\} \quad (16)$$

式中下标表示每个实现的编号, 其由表征模型的随机参数 $\mathbf{m}$ 和观测数据 $\mathbf{d}_{obs}$ 给出。时间 t 的观测数据 $\mathbf{d}_{t,obs}$ 和它们的真实值 $\mathbf{s}_{t,true}$ 之间的关系是:

$$\mathbf{d}_{t,obs} = \mathbf{H}\mathbf{s}_{t,true} + \boldsymbol{\varepsilon}_t \quad (17)$$

式中下标 obs 和 $true$ 分别表示代表观测数据和真实的系统状态; 观测误差向量 $\boldsymbol{\varepsilon}_t$ 是具有协方差矩阵 $\mathbf{R}_t$ 的零均值高斯分布; 矩阵 $\mathbf{H}$ 是观测算子, 它将状态向量和观测向量联系起来。EnKF 包括两个阶段, 即预测和同化阶段。在预测阶段, 集合式 (16) 中的每个状态向量利用式 (18) 从时间步骤 $t-1$ 投影到时间 t 。

$$\mathbf{s}_{i,t,f} = F(\mathbf{s}_{i,t-1,a}) \quad i=1, 2, \dots, N_e \quad (18)$$

式中算子 $F(\mathbf{s})$ 表示正演数值模拟结果, 即基于特定裂缝参数向量 $\mathbf{s}$ 建立的 EDFM 模型的数值模拟结果; 下标 f 和 a 分别表示预测和同化阶段。需要注意的是, 一旦在时间步数 t 的同化后, 裂缝网络的空间范围发生了变化, 则整个数值模拟模型也会发生变化, 因此对于时间步 $t+1$ 的模拟应该从时间步 0 开始而不是时间步 t 开始, 这与传统的 EnKF 流程不同^[19]。

在同化阶段, 卡尔曼增益 $\mathbf{G}_t$ 的计算公式为:

$$\mathbf{G}_t = \mathbf{C}_{t,f} \mathbf{H}_t^T (\mathbf{H}_t \mathbf{C}_{t,f} \mathbf{H}_t^T + \mathbf{R}_t)^{-1} \quad (19)$$

式中 $\mathbf{C}_{t,f}$ 表示系统状态的协方差矩阵。可通过 N_e 个模型实现近似计算:

$$\mathbf{C}_{t,f} \approx \frac{1}{N_e} \sum_{i=1}^{N_e} \{[\mathbf{s}_{i,t,f} - E(\mathbf{s}_{t,f})][\mathbf{s}_{i,t,f} - E(\mathbf{s}_{t,f})]^T\} \quad (20)$$

式中 $E(\mathbf{s})$ 表示特定状态向量 $\mathbf{s}$ 的期望。

然后, 集合中的每个状态向量被更新为:

$$\mathbf{s}_{i,t,a} = \mathbf{s}_{i,t,f} + \mathbf{G}_t (\mathbf{d}_{t,obs} - \mathbf{H}\mathbf{s}_{i,t,f}) \quad (21)$$

更新后的集合期望和协方差分别为:

$$E(\mathbf{s}_{t,a} | \mathbf{d}_{0:t,obs}) = \frac{1}{N_e} \sum_{i=1}^{N_e} \mathbf{s}_{i,t,a} \quad (22)$$

$$\text{Cov}(\mathbf{s}_{t,a} | \mathbf{d}_{0:t,obs}) = \frac{1}{N_e - 1} \sum_{i=1}^{N_e} \{[\mathbf{s}_{i,t,a} - E(\mathbf{s}_{t,a})][\mathbf{s}_{i,t,a} - E(\mathbf{s}_{t,a})]^T\} \quad (23)$$

式中 $\mathbf{d}_{0:t,obs}$ 表示到时间步 t 为止所收集的观测值的向量, 即 $\mathbf{d}_{0:t,obs} = [\mathbf{d}_{0,obs}, \mathbf{d}_{1,obs}, \dots, \mathbf{d}_{t,obs}]^T$; $E(\mathbf{s})$ 表示状态向量 $\mathbf{s}$ 的期望; $\text{Cov}(\mathbf{s}_{t,a} | \mathbf{d}_{0:t,obs})$ 表示 $\mathbf{s}_{t,a}$ 和 $\mathbf{d}_{0:t,obs}$ 的协方差。

4 算例应用研究

4.1 验证模型

如图 2 所示 (红色为主裂缝、蓝色为次生裂缝), 验证模型的工区范围为 $2\,500\text{ m} \times 1\,000\text{ m} \times 40\text{ m}$, 均匀离散成 $10\text{ m} \times 10\text{ m} \times 5\text{ m}$ 的网格, 共 20×10^4 个网格。压裂水平井水平段长 $2\,000\text{ m}$, 包含 25 个压裂段, 裂缝穿透第 3 ~ 6 层。模型基本参数如表 1 所列。

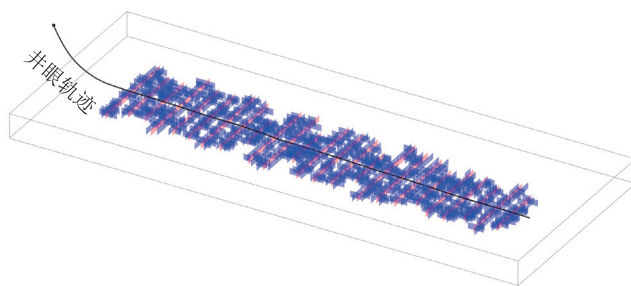


图 2 验证模型图

表 1 验证模型基本参数表

参数	真实值
模型范围	2 500 m×1 000 m×40 m
网格数	200 000 (250×100×8)
基质渗透率 /mD	10^{-3}
基质孔隙度	0.05
地层压力 /MPa	40
井底流压 /MPa	2

在反演工作开始前, 通常需要开展参数敏感性等分析, 以确定参数的初始估计范围。表 2 列举了各压裂段缝网关键参数的真实值以及初始分布的统计信息。需要注意的是, 这些参数通常是未知且难以完全验证的, 本算例中将参数设定为已知确定的值是为了验证方法的可靠性。此外, 基于模型基本参数以及裂缝真实参数, 采用定井底流压 (BHP) 的方式控制水平井生产, 利用气藏数值模拟得到日产气和累产气时间序列作为观察数据对参数进行反演。

基于初始猜测的参数组合, 利用裂缝参数化方法生成 30 个初始实现, 建立 EDFM 模型并运行数值模拟^[15], 并实施历史拟合方法流程。图 3 显示了历史拟合前后各实现模拟结果的比较 (红点代表观

表 2 验证模型压裂缝网参数真实值与初始分布 (高斯分布) 统计矩表

参数	真实值	平均值	标准差
主缝半缝长 /m	150	160	40
次生缝区宽度 /m	80	90	30
裂缝密度 /(条·m ⁻²)	0.008	0.006	0.003
形状因子 (α_{sf})	0.50	0.55	0.20
形状因子 (β_{sf})	0.50	0.55	0.20
主缝渗透率 /mD	1 000	1 200	400
次生缝渗透率 /mD	1	10	5

测数据)。可以看出, 在历史拟合后, 日产气量与累产气量曲线均与观测结果的符合率有了明显的提高: 平均日产气量和累产气量相对误差分别从拟合前的 41.8% 和 60.7% 降低到了拟合后的 9.2% 和 6.5%, 符合率分别提高了 78.0% 和 89.3%。

更新后的参数的后验统计矩如表 3 所示, 结果显示, 所有参数都收敛到真实值附近。此外, 与表 1 中的前验统计矩相比, 参数的不确定性明显下降。

4.2 实际水平井模型

将本文方法应用于中国西南地区某实际页岩气田压裂水平井模型。如图 4 所示, 研究区的大小为

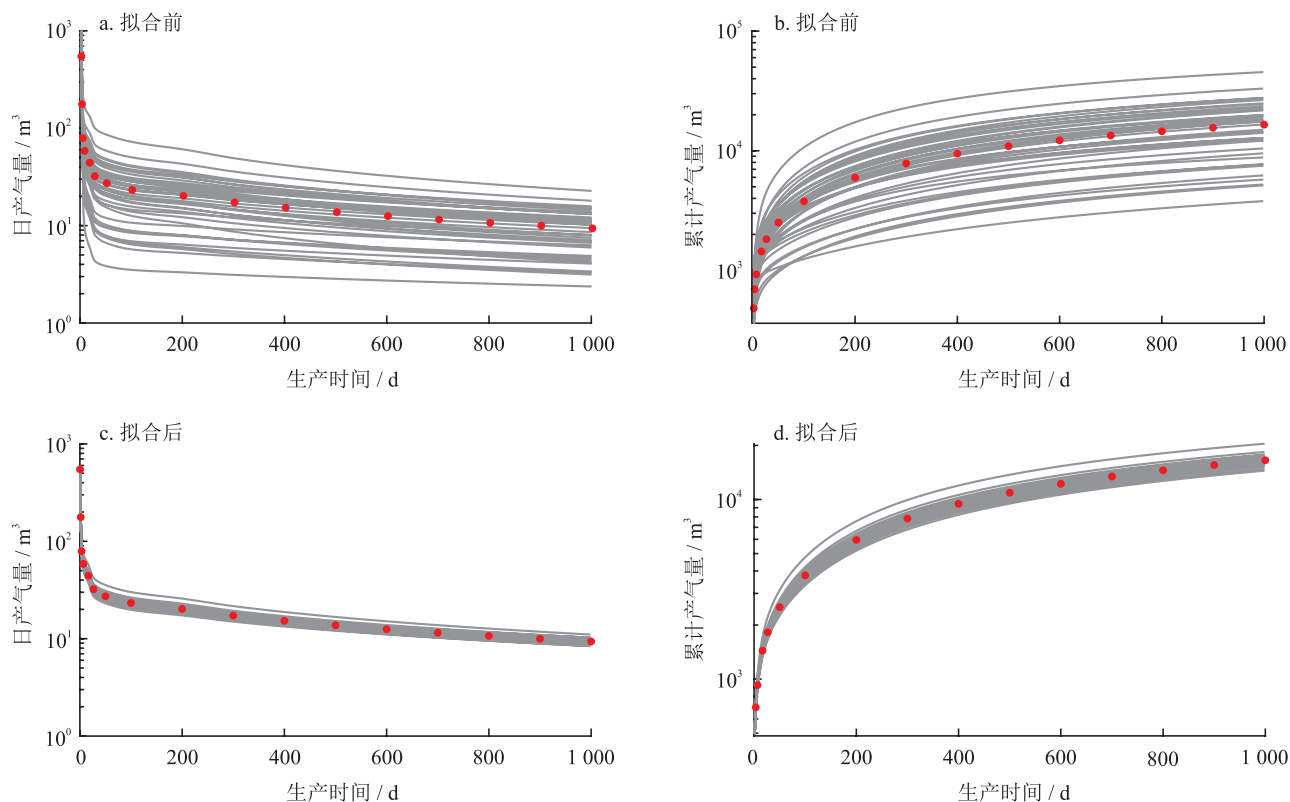


图 3 拟合前后的日产气量和累计产气量曲线对比图

表 3 验证模型拟合后参数的后验统计矩表

参数	后验平均值	后验标准差	相对误差
主缝半缝长 /m	135.16	18.82	9.9%
次生缝区宽度 /m	84.40	12.97	5.5%
裂缝密度 /(条·m ⁻²)	0.007 9	0.000 38	1.2%
形状因子 (α_{sf})	0.49	0.09	2.0%
形状因子 (β_{sf})	0.53	0.11	6.0%
主缝渗透率 /mD	996.10	7.43	0.4%
次生缝渗透率 /mD	2.16	0.97	116.0%

1 500 m×2 100 m×40 m，埋深约为 2 550 m。压裂水平井水平段长度为 1 450 m，共开展了 22 级水力压裂改造。网格建模将研究区离散为 157 500(150×210×5)个网格，在 x 和 y 方向上的网格大小为 10 m，在 z 方向上的网格大小为 8 m。基质渗透率为 5×10^{-4} mD。模型还考虑了页岩气在基质中的吸附效应，通过 50 个目标储层的岩心实验样品，得到 Langmuir 等温吸附曲线的参数。实验结果表明，Langmuir 体积和 Langmuir 压力的平均值分别为 2.53 m³/t 和 6.03 MPa。模型基本参数如表 4 所示，表 5 则列出了各层的厚度和孔隙度。

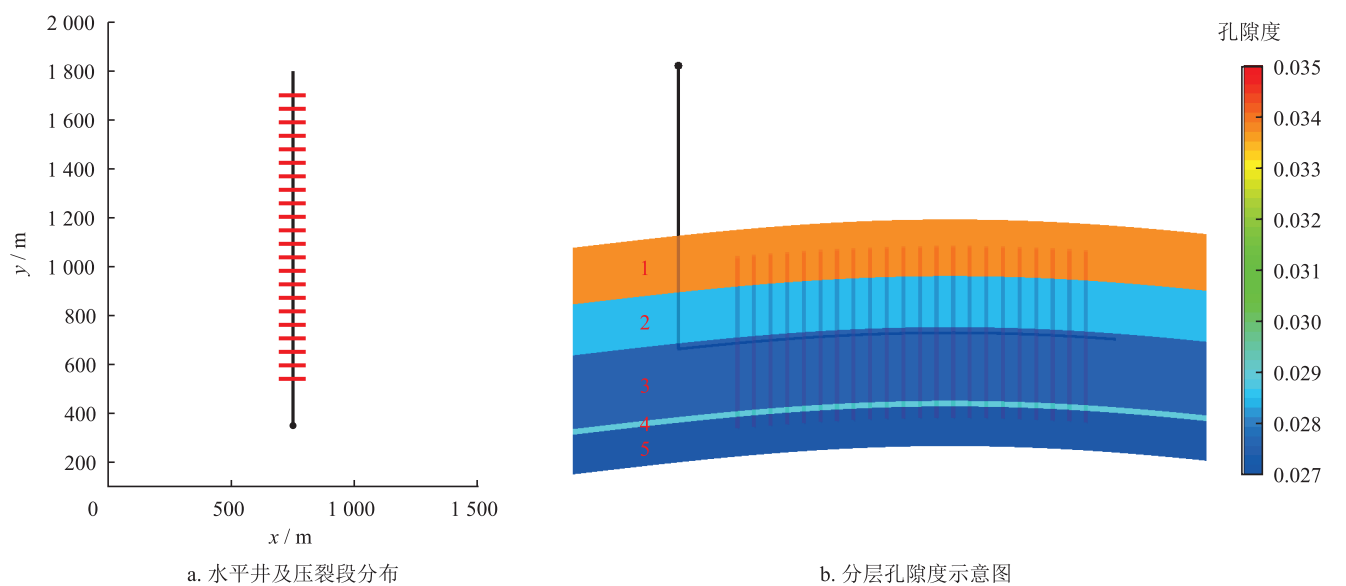


图 4 实际压裂水平井模型示意图

表 4 实际工区模型基本参数表

参 数	数值
模型范围	1 500 m×2 100 m×40 m
网格数	157 500 (150×210×5)
水平井长度 /m	1 450
基质渗透率 /mD	5×10^{-4}
井底流压 /MPa	2
地层温度 /℃	85
Langmuir 体积 /(m ³ ·t ⁻¹)	2.53
Langmuir 压力 /MPa	6.03

在水力压裂过程中，数据的采集、处理与分析由地球物理工程师完成。通过微地震技术监测微地震事件发生的时间、位置以及能量强度，以此确定裂缝网络的空间范围。在压裂的全过程中，共监测到了 704 个微地震事件（图 5），微地震事件点的分

表 5 分层厚度与孔隙度属性表

层	厚度 /m	孔隙度
1	10	0.034
2	9	0.028
3	13	0.027
4	1	0.029
5	7	0.027

布大致描绘了压裂改造区覆盖的区域，微地震点与井筒的平均距离约为 200 m，最大距离超过 350 m。

对于本模型，选定初始地层压力 (p_0)、湿事件区域的半长 (l_{ms})、微地震监测灵敏度 (r_{ms})、压裂主缝和次生裂缝的渗透率 (K_{pf} 和 K_{sf}) 被视为需要修改的不确定参数。表 6 中总结了待反演参数的初始猜测值。其中，由于微地震事件监测数据点总共只有 704 个，不足以反映裂缝网络的真实复杂程度，可以

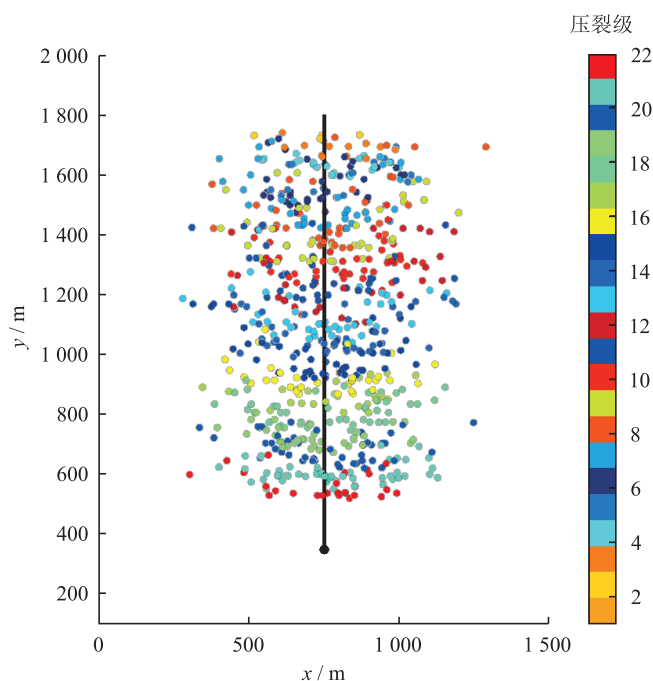
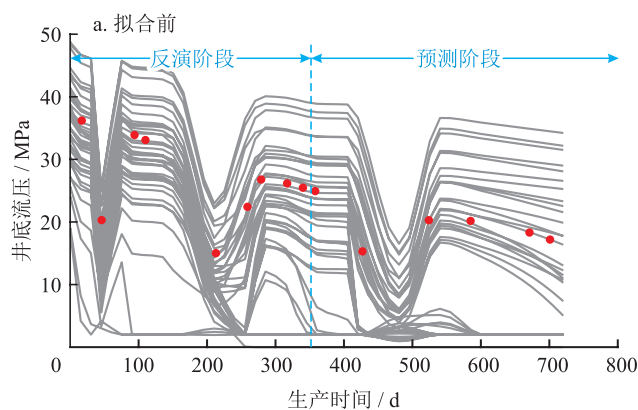


图 5 不同压裂段的微地震监测数据点的分布情况图

表 6 实际工区模型拟合前参数的初始猜测的统计矩表

参数	平均值	标准差
初始地层压力 /MPa	38	5
湿事件区域半长 /m	150	50
微地震监测灵敏度	3	1
主缝渗透率 /mD	1 000	400
次生缝渗透率 /mD	10	5

注：分布类型皆为高斯分布。



推测有些微地震事件没有被监测到。通常情况下，微地震数据的质量越高，通过对微地震数据进行解释得到的压裂缝网络的可靠性就越高。相反，如果存在较多遗漏的微地震事件或无效的微地震数据，则由微地震数据得到的压裂缝网络的不确定性就会增加。因此，初始微地震监测灵敏度取为正值。

基于本文方法开展进行裂缝反演和历史拟合流程。在裂缝反演和历史拟合的过程中，利用前 2 年的实际生产数据作为水平井的生产控制条件。另外，生产期间共获得 15 个井底流压监测数据。使用第一年的 10 个井底流压数据作为历史拟合的观测值，其他 5 个数据则用于验证历史拟合模型的预测结果。

图 6（红点表示观测数据）结果显示，更新后的计算结果与观测数据的符合率有了明显的提高：平均相对误差从拟合前的 30.8% 降低到了拟合后的 7.5%，吻合率提高了 75.7%。在预测阶段，更新后的计算结果与观测数据的符合率同样提升明显：平均相对误差从拟合前的 63.7% 降低到了拟合后的 11.2%，吻合率提高了 82.4%。与初始集合相比，预测的不确定性明显降低。

反演得到的微地震有效区域和压裂缝网如图 7 所示。同时，表 7 列出了反演参数的后验统计矩，可以看出，在迭代了 11 个轮次之后，所有的反演参数都收敛了。湿事件区域半长的后验均值为 129.93 m，有效裂缝长度约为微地震事件点显示裂缝长度的 1/2 ~ 2/3。另一方面，微地震监测灵敏度的后验值为 3.59，显示可能存在部分压裂激发的微地震事件没有反映在监测数据中。

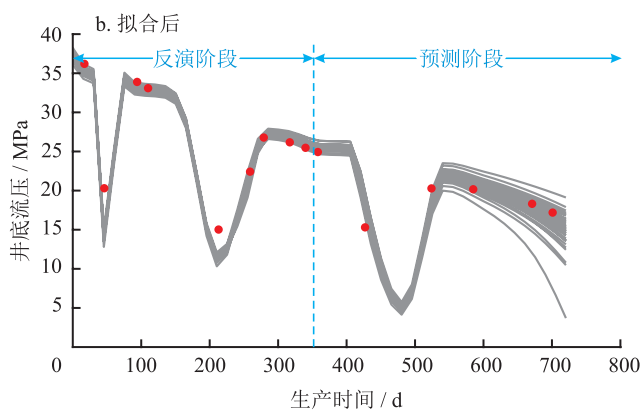


图 6 实际工区模型拟合前后井底流压模拟结果对比图

5 结论与认识

1) 提出了微地震约束下的多尺度复杂压裂缝网反演方法，以微地震监测数据作为先验约束，实现考虑微地震湿事件区域与监测灵敏度的多尺度裂缝

参数化，基于参数向量建立 EDFM 正演模型，并利用 EnKF 方法自动反演并确定多尺度离散裂缝的位置与渗透率等属性参数。

2) 在设计概念模型开展应用，通过反演并确定的多尺度离散裂缝参数，参数均收敛到真实值

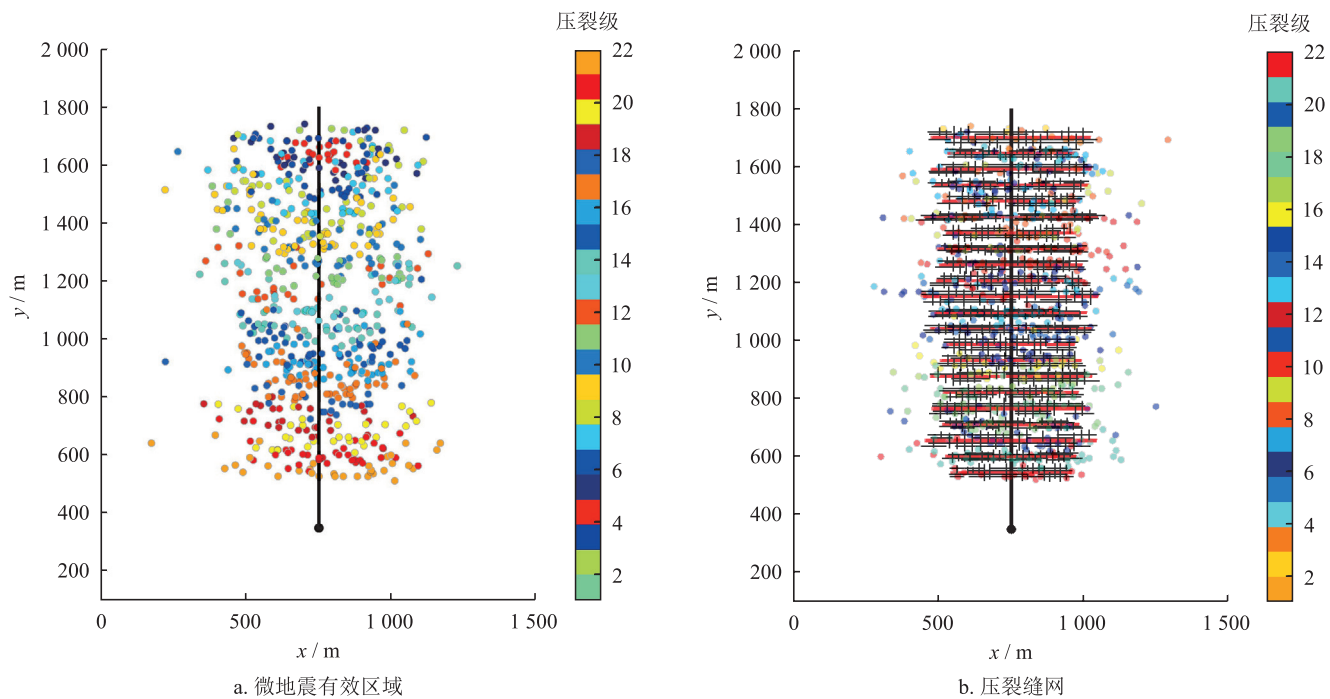


图 7 微地震反演结果示意图

表 7 实际工区模型拟合后参数的后验统计矩表

参数	后验平均值	后验标准差
初始地层压力 /MPa	38.66	0.44
湿事件区域半长 /m	129.93	12.75
微地震监测灵敏度	3.59	0.73
主缝渗透率 /mD	1 476.50	197.96
次生缝渗透率 /mD	9.82	2.89

附近，与前验统计矩相比参数的不确定性明显下降，平均日产气量和累产气量相对误差分别从拟合前的 41.8% 和 60.7% 降低到了拟合后的 9.2% 和 6.5%，符合率分别提高了 78.0% 和 89.3%。

3) 在某实际压裂水平井模型开展应用，通过定产气量拟合井底流压，反演并确定了微地震有效区域及缝网参数，拟合阶段与预测阶段井底流压符合率分别提高了 75.7% 和 82.4%，且与初始参数集相比，预测的不确定性明显降低。

4) 反演得到的裂缝有效长度是微地震事件点显示裂缝长度的 1/2 ~ 2/3，显示存在部分无效微地震事件点，而另一方面，微地震监测灵敏度的后验值为 3.59，说明可能存在大量压裂激发的微地震事件没有反映在监测数据中，这显示了微地震数据与裂缝参数的不确定性较强，同时也显示了方法应用于实际复杂问题的适应性。

参 考 文 献

[1] 马永生, 蔡勋育, 赵培荣. 中国页岩气勘探开发理论认识与实践 [J]. 石油勘探与开发, 2018, 45(4): 561-574.
MA Yongsheng, CAI Xunyu, ZHAO Peirong. China's shale gas exploration and development: Understanding and practice[J]. Petroleum Exploration and Development, 2018, 45(4): 561-574.

[2] 郭旭升, 赵永强, 申宝剑, 等. 中国南方海相页岩气勘探理论: 回顾与展望 [J]. 地质学报, 2022, 96(1): 172-182.
GUO Xusheng, ZHAO Yongqiang, SHEN Baojian, et al. Marine shale gas exploration theory in southern China: Review and prospects[J]. Acta Geologica Sinica, 2022, 96(1): 172-182.

[3] 周守为, 朱军龙, 单彤文, 等. 中国天然气及 LNG 产业的发展现状及展望 [J]. 中国海上油气, 2022, 34(1): 1-8.
ZHOU Shouwe, ZHU Junlong, SHAN Tongwen, et al. Development status and outlook of natural gas and LNG industry in China[J]. China Offshore Oil and Gas, 2022, 34(1): 1-8.

[4] KIM J, MORIDIS G J. Numerical analysis of fracture propagation during hydraulic fracturing operations in shale gas systems[J]. International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences, 2015, 76: 127-137.

[5] 李海涛, 罗红文, 向雨行, 等. 基于 DTS 的页岩气水平井人工裂缝识别与产出剖面解释方法 [J]. 天然气工业, 2021, 41(5): 66-75.
LI Haitao, LUO Hongwen, XIANG Yuxing, et al. DTS based hydraulic fracture identification and production profile interpretation method of horizontal well[J]. Natural Gas Industry, 2021, 41(5): 66-75.

- [6] PING Jing, ZHANG Dongxiao. History matching of fracture distributions by ensemble Kalman filter combined with vector based level set parameterization[J]. Journal of Petroleum Science and Engineering, 2013, 108: 288-303.
- [7] LIU Xuan, DAI Cheng, XUE Liang, et al. Estimation of fracture distribution in a CO₂-EOR system through Ensemble Kalman filter[J]. Greenhouse Gases: Science and Technology, 2018, 8(2): 257-278.
- [8] DAI Cheng, LIU Hua, WANG Yanyan, et al. A simulation approach for shale gas development in China with embedded discrete fracture modeling[J]. Marine and Petroleum Geology, 2019, 100: 519-529.
- [9] 糜利栋. 基于产气剖面的页岩气离散裂缝网络反演方法[J]. 石油学报, 2021, 42(4): 481-491.
MI Lidong. Inversion method of discrete fracture network of shale gas based on gas production profile[J]. Acta Petrolei Sinica, 2021, 42(4): 481-491.
- [10] 张凤远, 邹林君, 崔维, 等. 基于压裂液返排数据的页岩油气藏裂缝参数反演方法[J]. 东北石油大学学报, 2022, 46(1): 76-87.
ZHANG Fengyuan, ZOU Linjun, CUI Wei, et al. Inverse method based on fracturing fluid flowback data for estimating fracture properties in shale reservoirs[J]. Journal of Northeast Petroleum University, 2022, 46(1): 76-87.
- [11] 廉培庆, 赵华伟, 吴双, 等. 基于 EnKF 的致密气藏离散裂缝模型自动历史拟合[J]. 天然气与石油, 2023, 41(2): 73-79.
LIAN Peiqing, ZHAO Huawei, WU Shuang, et al. Automatic history matching of discrete fracture model of tight gas reservoir based on EnKF method[J]. Natural Gas and Oil, 2023, 41(2): 73-79.
- [12] ZHAO Guoxiang, YAO Yuedong, ZHANG Tao, et al. An integrated approach for history matching of complex fracture distributions for shale oil reservoirs based on improved adaptive particle filter[J]. SPE Journal, 2023, 28(2): 594-613.
- [13] YIN Jichao, XIE Jiang, DATTA-GUPTA A, et al. Improved characterization and performance prediction of shale gas wells by integrating stimulated reservoir volume and dynamic production data[J]. Journal of Petroleum Science and Engineering, 2015, 127: 124-136.
- [14] CHANG Haibin, ZHANG Dongxiao. History matching of stimulated reservoir volume of shale-gas reservoirs using an iterative ensemble smoother[J]. SPE Journal, 2018, 23(2): 346-366.
- [15] 戴城, 胡小虎, 方思冬, 等. 基于微地震数据和嵌入式离散裂缝的页岩气开发渗流数值模拟[J]. 油气藏评价与开发, 2019, 9(5): 70-77.
DAI Cheng, HU Xiaohu, FANG Sidong, et al. Numerical simulation for seepage of shale gas reservoir development based on microseismic data and embedded fracture modeling[J]. Reservoir Evaluation and Development, 2019, 9(5): 70-77.
- [16] 陈海潮, 唐有彩, 钮凤林, 等. 利用微地震参数评估水力压裂改造效果研究进展[J]. 石油科学通报, 2016, 1(2): 198-208.
CHEN Haichao, TANG Youcai, NIU Fenglin, et al. Recent advances in microseismic monitoring and implications for hydraulic fracturing mapping[J]. Petroleum Science Bulletin, 2016, 1(2): 198-208.
- [17] MOINFAR A, VARAVEI A, SEPEHRNOORI K, et al. Development of a coupled dual continuum and discrete fracture model for the simulation of unconventional reservoirs[C]//SPE Reservoir Simulation Symposium. The Woodlands: SPE, 2013: SPE-163647-MS.
- [18] PING Jing, ZHANG Dongxiao. History matching of channelized reservoirs with vector-based level-set parameterization[J]. SPE Journal, 2014, 19(3): 514-529.
- [19] CHEN Yan, ZHANG Dongxiao. Data assimilation for transient flow in geologic formations via ensemble Kalman filter[J]. Advances in Water Resources, 2006, 29(8): 1107-1122.

(修改回稿日期 2023-09-23 编辑 董 莎)



本文互动