

水平井多级压裂高维参数智能优化方法研究

李丽哲¹, 周福建^{1*}, 王博^{2*}

1 中国石油大学(北京)非常规油气科学技术研究院, 北京 102249

2 中国石油大学(北京)克拉玛依校区石油学院, 克拉玛依 834000

* 通信作者, zhoufj@cup.edu.cn, wangbo@cupk.edu.cn

收稿日期: 2021-10-27

中国石油科技创新基金“动态封孔下多簇裂缝竞争扩展规律研究(No.2020D-5007-0207)”、国家自然科学基金资助面上项目“极限射孔结合动态封孔的多缝均衡起裂与均匀扩展控制方法研究”(52174045)和中国石油大学(北京)克拉玛依校区科研启动基金资助(No.XQZX20210001)联合资助

摘要 本文耦合裂缝扩展、产能模拟和自动搜索算法,建立了完整的水力压裂高维参数智能优化 workflow,以获取全局范围内最佳匹配的整套压裂参数,使得以经济指标为目标函数的值最大化。裂缝扩展模拟采用自编的边界元裂缝扩展模拟器,产能模拟采用 CMG 组分模拟器,自动搜索算法采用遗传算法和贝叶斯优化算法,实现了整个优化过程自动化,即裂缝整体形态自动导入 CMG 中并自动建立压裂模型,通过 CMG 压裂模型预测油气水产量并计算目标函数值,自动搜索算法通过衡量目标函数值与压裂参数输入值之间的关系,更新下一代压裂参数输入值,并重新进行压裂优化,直至获得理想的压裂参数。压裂优化过程及结果表明:结合边界元裂缝扩展模拟器和 CMG 组分模拟器,可以实现快速压裂仿真,解决了智能搜索仿真次数高、计算量大的难题;通过智能优化,最终压裂参数相对初始压裂参数,经济指标提高 55%;对比遗传算法和贝叶斯算法优化结果,遗传算法搜索到了更优的压裂参数,即经济指标更高,而贝叶斯算法搜索迭代次数较少,同时可以更好地利用先验知识;两种方法均适合求解水力压裂优化的“黑盒”工作,且各有优势,现场应用推广潜力大。

关键词 水力压裂优化;遗传算法;贝叶斯算法;智能搜索

Method investigation on intelligent optimization of high dimension HWMHF parameters

LI Lizhe¹, ZHOU Fujian¹, WANG Bo²

1 Unconventional Oil and Gas Institute of Science and Technology, China University of Petroleum-Beijing, Beijing 102249, China

2 Petroleum Institute, China University of Petroleum-Beijing at Karamay, Karamay 834000, China

Abstract Horizontal well with multistage hydraulic fracturing (HWMHF) optimization is crucial for the economic and efficient development of unconventional oil and gas resources. In this paper, fracture propagation modeling, production simulation, and automatic search algorithms are coupled to establish an integrated workflow for the optimization of HWMHF. Intelligent optimization of high-dimensional parameters of HF is conducted to obtain the best matching set of HWMHF parameters, which maximizes the value of the economic index in the global range. The fracture propagation simulation employed a self-pro-

引用格式: 李丽哲,周福建,王博.水平井多级压裂高维参数智能优化方法研究.石油科学通报,2023,03:347-359

LI Lizhe, ZHOU Fujian, WANG Bo. Method investigation on intelligent optimization of high dimension HWMHF parameters. Petroleum Science Bulletin, 2023, 03: 347-359. doi: 10.3969/j.issn.2096-1693.2023.03.025

grammed boundary element fracture propagation simulator. The production simulation employed a CMG component simulator. The automatic search algorithm employed the Genetic algorithm (GA) and the Bayesian optimization algorithm. The whole optimization process is automated, i.e., the overall fracture morphology is automatically imported into CMG, the fracture model is automatically established, the oil and gas water production is predicted by the CMG HWMHF model, and the objective function value is calculated automatically. Further, the automatic search algorithm updates the next generation of input by measuring the relationship between the objective function values and the HWMHF parameter values, and re-performs fracturing simulation until the ideal fracturing parameters are obtained. The fracturing optimization process and results show that: (1) the combination of boundary element fracture propagation simulator and CMG component simulator can achieve fast fracturing simulation and satisfy the high simulation times for intelligent search; (2) the economic index has been improved 55% though the intelligent optimization; (3) the GA searches for better HWMHF parameters, while the Bayesian optimization algorithm performs a less number of iterations, while it can better embrace the domain knowledge; (4) both methods are suitable for solving the “black box” question of HWMHF optimization, and each has its advantages and obvious potential for field application promotion.

Keywords Hydraulic fracturing optimization; genetic algorithm; bayesian algorithm; intelligent search

doi: 10.3969/j.issn.2096-1693.2023.03.025

0 引言

非常规油气储层低孔、低渗, 水平井+多级压裂技术是经济高效开发该类储层的必备技术, 利用桥塞将水平井段分为若干压裂段, 每段包含多个射孔簇, 裂缝从各射孔簇起裂并扩展, 充分切割储层, 获得缝网改造, 增加井筒与地层的接触面积, 提高单井产能和最终采收率。现场实践表明, 压裂规模大, 压裂增产效果并非一定好。一方面, 压裂规模增大, 压裂成本上升且施工风险增大; 另一方面, 压裂方案不合理, 裂缝扩展不均衡, 易出现超级裂缝, 抑制相邻裂缝的扩展。为获得理想的经济效益, 水力压裂参数优化逐步成为研究的重点。

水力压裂参数维度高, 包括压裂段设计参数和施工参数。前者包括段长、簇间距、单簇孔数等; 后者包括施工排量、液体规模等。前人基于裂缝扩展模拟和油藏数值模拟方法开展了水力压裂参数优化相关研究。Saputelli^[1]针对某致密油藏开展了压裂参数敏感性分析, 包括裂缝长度、裂缝数量、裂缝间距和完井方式; 通过控制变量法, 采用油藏数值模拟手段, 研究了上述压裂参数对油气产量的影响。Wu和Olson^[2]基于简化的3D位移不连续性方法, 编制了裂缝扩展模拟器, 固定裂缝间距和单段裂缝条数, 优化了射孔直径和单簇射孔数目, 实现段内多裂缝均匀扩展。在此基础上, Olson等人^[3]固定单段长度, 对比了不同簇间距对单井改造体积的影响, 以改造体积为目标函数开展簇间距优化。综上, 单一数值模拟手段结合控制变量法开展压裂参数优化, 所得最优的压裂参数属于局部最优, 当其他压裂参数值及组合方式发生改变时,

所得最优的压裂参数将随之改变。因此, 针对压裂参数维度高且相互影响的难题, 需要借助同步搜索算法, 智能寻找最佳匹配的整套压裂参数。

前人已初步将最优化方法应用到水力压裂问题当中, 加速了压裂参数优化过程, 有效解决了人工设计方法粗放和工作量大的问题。Holt^[4]结合油藏模拟和梯度优化算法, 包括集成优化算法(EnOpt), 同时扰动随机逼近算法(SPSA)和有限差分梯度估计算法(FDM), 以净现值(NPV)为目标函数, 优化了最佳压裂位置。Ma^[5]以净现值为优化目标, 借助于商业数值模拟器, 引入SPSA和协方差矩阵自适应进化方法(CMA-ES), 优化了压裂段分布方式以及井筒轨迹。基于3种优化方法: FDM、离散同时扰动随机逼近(DPSA)和遗传算法(GA), Ma等人^[6]研究了均质油藏和非均质油藏中裂缝分布离散问题。对比表明, 基于梯度的优化方法优化速度快, 但由于油藏问题的特殊性, 梯度求解难度大, 运算效率低, 并且容易陷入局部最小值。Wilson和Durlinsky^[7]为提高运算速度, 使用简化的CMG油藏模拟模型, 借助广义模式搜索优化方法(GPS)寻找最佳裂缝位置, 裂缝长度和压裂段数。Xu等人则使用嵌入式离散裂缝模型, 综合对比了GPS方法、GA、多级坐标搜索(MCS)和协方差矩阵自适应进化策略(CMA-ES)方法的优化结果。结果表明, 差分进化方法(DE)凭借其较强的全局收敛能力和鲁棒性, 在压裂优化领域表现出明显的优势^[8-9]。此外, Rahmanifard^[10]采用GA, DE, 粒子群算法(PSO)3种随机无梯度优化方法, 优化了单井压裂段数、缝间距、缝半长和段间距4个压裂参数。综上, 借助最优化方法, 国内外学者能够快速寻找最佳匹配的压裂

施工参数。然而，在优化压裂参数过程中，普遍假设各裂缝性质相同，即缝长、缝宽均为固定值，与实际压裂裂缝形态差距较大，无法捕捉裂缝间竞争及差异的特征^[1]。

为此，本文建立了完整的水力压裂高维参数智能优化 workflow，集成了裂缝扩展模拟、油藏数值模拟和智能优化算法，并对典型案例进行了智能优化与结果分析。研究结果证实了本文 workflow 的高效性和准确性，进一步对比了遗传算法和贝叶斯优化算法的优化效果。

1 水平井多级压裂一体化自动模拟方法

如图 1 所示，本文建立了一个完整的工作流，集成了裂缝扩展模拟和油藏数值模拟方法，快速预测不同压裂施工参数的经济指标。引入智能优化算法，在全局范围内整体优化压裂参数。调用自编 MATLAB 裂缝扩展模拟程序，计算获取整体裂缝形态；提取裂缝参数并耦合到 CMG 的概念地质模型中，即根据 MATLAB 模拟得到的裂缝参数定义 CMG 水平井压裂模型中裂缝参数（裂缝位置、长度、宽度和缝间距等），基于此模型开展下一步油藏模拟工作；调用商业软件 CMG-GEM 模块和结果输出模块模拟油藏生产并导出生产动态数据；整体 workflow 通过 C++ 程序将各个独立模块连接起来，包括数据传输、程序调用和经济计算等。本文针对一口井，6 个压裂段，每个压裂段中包含 4 个射孔簇的概念模型开展优化，单次调用裂缝扩展模拟模块和油藏数值模拟模块耗时约 3 min。

1.1 裂缝扩展模拟

本文物理场景为水平井段内多簇压裂，多簇裂缝

同步起裂，传统单缝双翼裂缝扩展模型，如 PKN^[12-13]，KGD^[14-15] 模型假设条件多，无法考虑缝间干扰现象，难以准确刻画水力裂缝形态。复杂的数值方法可以综合考虑裂缝间相互作用以及流体流动，比如有限元方法能有效地模拟裂缝在非均质岩石中的扩展，适用性好，然而由于动态求解裂缝扩展过程时，计算量大，稳定性难以保证。

本文借助可解析的数值方法建立多裂缝非平面扩展模型，引入边界元中具有 3D 校正因子^[16]的二维位移不连续方法 (2D DDM)^[17]，编制水平井多级压裂裂缝扩展模拟器。DDM 方法模拟水力压裂时，只需对裂缝路径进行离散，从而将三维问题转化为二维或二维问题转化为一维问题，大大降低了模拟成本。相对地，DDM 方法计算时无法考虑地层属性，如：储层物性参数、天然裂缝发育特征、岩石力学参数、地应力参量等。

根据 DDM 方法的特点可以看出，DDM 方法用于裂缝扩展模拟，计算复杂度小，运算速度快，能够实现现场平台尺度的快速模拟。后续将裂缝扩展模拟结果耦合嵌入 CMG 的平板裂缝模型中，耦合过程中首先会将裂缝扩展模拟结果进行简化，基于平板裂缝模型重新描述，用于进一步的数值模拟工作，因此，本文的裂缝扩展结果要求精度不高。整体来看，DDM 方法满足本文裂缝扩展求解的要求：单次模拟速度快，要求裂缝扩展形态符合实际。

位移不连续法属于一种边界元方法，具有完备的解析解，能够准确求解地层中裂缝扩展问题。通过对裂缝路径进行离散，一条弯曲的裂缝分成 N 个直线段，首尾相连，每一个直线段为一个裂缝单元，引入校正因子，考虑裂缝间应力干扰，则单元 i 上的总剪应力 σ_i^j 和总正应力 σ_n^i 可通过下式求得：

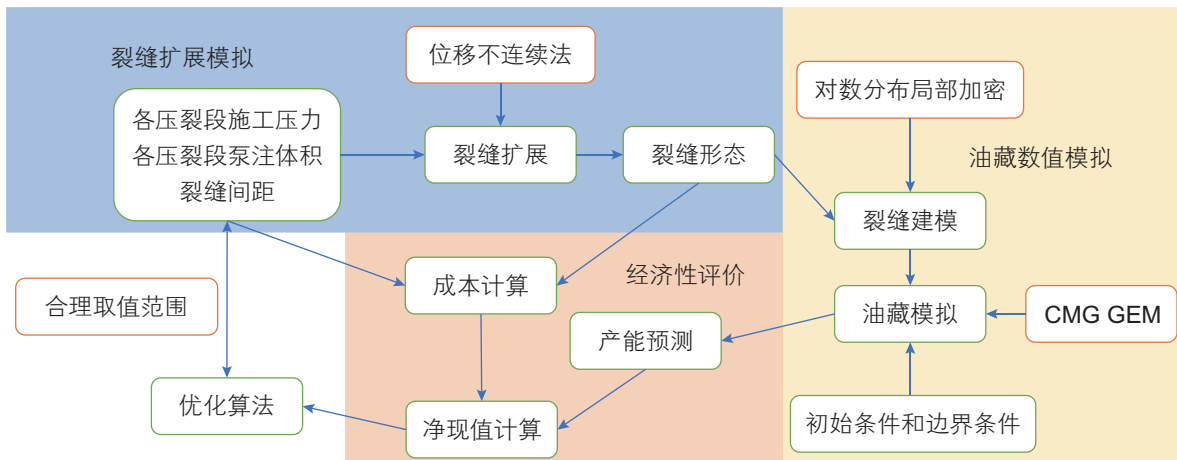


图 1 水平井多级压裂参数智能优化 workflow

Fig. 1 Intelligent optimization workflow of HWMHF parameters

$$\begin{cases} \sigma_s^i = \sum_{j=1}^N (G^{ij} A_{ss}^{ij} D_s^j + G^{ij} A_{sn}^{ij} D_n^j) \\ \sigma_n^i = \sum_{j=1}^N (G^{ij} A_{ns}^{ij} D_s^j + G^{ij} A_{nn}^{ij} D_n^j) \\ G^{ij} = 1 + \frac{d_{ij}^\beta}{[d_{ij}^2 + (h/\alpha)^2]^{\frac{\beta}{2}}} \end{cases} \quad (1)$$

式中, A_{ss}^{ij} , A_{sn}^{ij} , A_{ns}^{ij} , A_{nn}^{ij} 为系数矩阵; D_s^j , D_n^j 分别为单元 j 的切向、法向位移不连续分量, 法向位移不连续的物理意义为裂缝宽度; G^{ij} 为三维校正系数, 无量纲; h 为裂缝高度, m; d_{ij} 为裂缝单元 i 和裂缝单元 j 中点之间的距离, m; α 、 β 为拟合参数, 本文分别取 1 和 2.3。

基于最大周向应力理论, 当裂缝尖端应力强度因子接近断裂韧性时, 裂缝起裂并扩展。根据裂缝尖端单元不连续位移分量, I型和II型裂缝尖端应力强度因子可分别通过下式求得^[18]:

$$K_I = 0.806 \frac{\sqrt{\pi} E D_n^{ip}}{4(1-\nu^2)\sqrt{\alpha}} \quad (2)$$

$$K_{II} = 0.806 \frac{\sqrt{\pi} E D_s^{ip}}{4(1-\nu^2)\sqrt{\alpha}} \quad (3)$$

其中, E 为杨氏模量; ν 为泊松比; D_s^{ip} , D_n^{ip} 分别为裂缝尖端单元的切向、法向位移不连续分量; α 为裂缝单元长度。

I-II型裂缝尖端等效应力强度因子为:

$$K_e = \frac{1}{2} \cos \frac{\theta_0}{2} [K_I (1 + \cos \theta_0) - 3K_{II} \sin \theta_0] \quad (4)$$

其中, 裂缝扩展方向 θ_0 由公式求到:

$$\theta_0 = (K_I, K_{II}) = \begin{cases} 70.6^\circ, & K_I = 0 \\ 0, & K_{II} = 0 \\ 2 \arctan \left(\frac{1}{4} \left(\frac{K_I}{K_{II}} - \operatorname{sgn}(K_{II}) \sqrt{\left(\frac{K_I}{K_{II}} \right)^2 + 8} \right) \right), & K_I, K_{II} \neq 0 \end{cases} \quad (5)$$

显然, 在判断裂缝能否发生扩展以及求解扩展方向时, 裂缝单元划分越小, 准确性越高, 相应的计算量越大, 应合理选择裂缝单元长度。

图 2 为基于自编程序得到的裂缝扩展模拟结果。本次模拟水平井分为 6 段压裂段, 每段压裂段内有 4 簇。给定压裂参数较为相近, 具体为各压裂段泵注压力为 30 MPa, 各压裂段施工压力为 3000 m³ 左右, 缝间距为 20 m。从图中可以看出段内裂缝同步扩展时存在应力阴影现象, 整体裂缝形态相似, 裂缝扩展结果

符合实际。

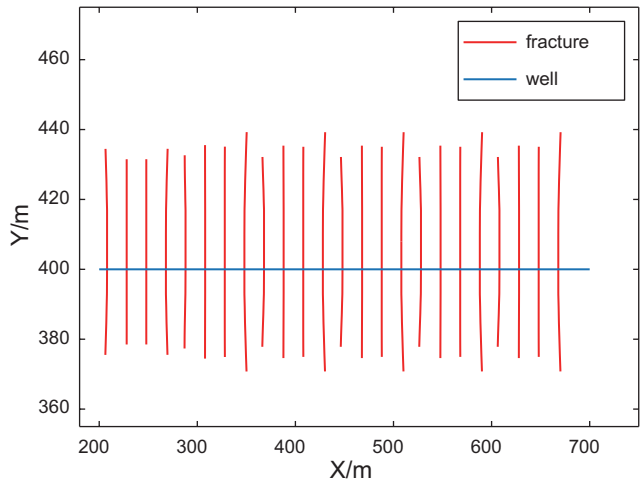


图 2 水平井多级压裂裂缝扩展结果

Fig. 2 Horizontal well multi-stage fracture propagation results

1.2 油藏数值模拟

本文基于主流商业软件 CMG 进行油藏数值模拟, 可以快速模拟非常规油气藏开发过程。设计地质概念模型用于油藏模拟, 编程实现自动修改概念模型中的裂缝参数、自动调用模拟器、自动连续的进行数值模拟工作, 获取不同水力压裂方案对应的产量数据。基于前期 DDM 方法求解的裂缝形态结果, 耦合到 CMG 的脚本文件中, 重新建模。CMG 中的裂缝表征模型采用对数间距网格加密方法, 对裂缝几何形状进行高精度建模模拟, 能够准确地模拟流体从基质到裂缝的瞬态过程。基于裂缝数据, 重新建模表征后, 商业模拟器 CMG-GEM 读取油藏初始条件和边界条件, 考虑水力裂缝中非达西流、多裂缝间生产干扰及气体吸附/解吸附, 模拟计算生产 5 年累计产油、气和水量。

本文设计地质模型为均质模型, 其中储层面积为 1400 × 1500 m², 目标地层厚度为 10 m, 即水力裂缝高度为 10 m。水平最小应力为 20 MPa, 水平最大应力为 25 MPa。油水接触面深度为 3000 m。储层基质孔隙度为 0.11, 裂缝孔隙度为 0.001。基质渗透率为 0.05 mD, 裂缝有效渗透率为 0.0004 mD。其中模型中包含一口分段压裂的水平井, 水平段包含 6 个压裂段, 每段含 4 个射孔簇, 其中, 水平段长度等于缝间距 × 裂缝条数, 即 $D \times 24$, 换句话说, 随着缝间距的优化, 水平段长度也同步改变。

水力压裂过程中, 施工压力过高易形成超级裂缝, 施工压力过低难以促进段内各裂缝同步起裂; 泵注体积过大增加施工成本, 泵注体积小造成改造体积不足; 缝间距过大造成裂缝控制体积不足, 缝间距过小

会增加缝间干扰程度。因此，施工压力、泵注体积和缝间距是压力施工的关键参数。本文理论模型中包含6个压裂段，即待优化压裂参数包括6级施工压力、6级泵注体积和缝间距，共13维。其中，施工压力、泵注体积和缝间距的取值范围分别为：22~40 MPa、2000~4000 m³和10~30 m。

1.3 目标函数

基于模拟得到的产量结果，基于公式计算单组压裂方案净现值(NPV)：

$$J(\mathbf{u}) = \sum_{n=1}^{N_t} \left\{ \frac{\Delta t_n}{(1+b)^{\frac{t_n}{365}}} (r_o \times \bar{q}_o^n + r_g \times \bar{q}_g^n - c_w \times \bar{q}_w^n) \right\} - C \quad (6)$$

其中， \mathbf{u} 包含所有设计变量，维数为 $2s+1$ ，包含每压裂段的施工压力、每压裂段施工体积和缝间距； s 为压裂段数； n 为油藏模拟时间步，天； N_t 为总时间步数，天； Δt_n 为第 n 时间步长，天； b 为折现率； r_o 和 r_g 分别为石油和天然气的销售价格，元/m³； c_w 为水处理成本，元/m³； \bar{q}_o^n 、 \bar{q}_g^n 和 \bar{q}_w^n 分别为第 n 时间步油、气、水日产量，m³/d； C 为钻井成本和完井成本，元。

钻完井成本计算公式如所示：

$$C = N_{hf} C_{fb} + C_{fl} x_L + C_p V_f \quad (7)$$

其中， N_{hf} 为压裂段个数，1； C_{fb} 为压裂段钻完井基础成本，元； C_{fl} 为单位长度压裂成本，元/m； x_L 为水平井段总长，m； C_p 为单位裂缝体积支撑剂成本，元/m³； V_f 为裂缝总体积，m³。

各参数具体取值如表1所示。

2 多级压裂水平井压裂参数优化方法

2.1 优化模型

本文选取水力压裂参数变量 \mathbf{u} 作为控制变量，考虑油藏实际生产条件，以经济净现值(NPV)为性能指标，建立最优化数学模型：

表1 经济参数

Table 1 Economic parameters

参数	单位	符号	数值
石油价格	元/m ³	r_o	2030
天然气价格	元/m ³	r_g	0.68
污水处理成本	元/m ³	c_w	203
年利率	%/年	b	0.1
钻完井基础成本	元	C_{fb}	75 000
压裂成本	元/m	C_{fl}	2000
支撑剂成本	元/m ³	C_p	5500

$$\max_{\mathbf{u}} J(\mathbf{u}) \quad (8)$$

待优化各压裂参数必须在合理取值范围内搜索，因此优化模型具有边界约束条件：

$$\begin{aligned} 22 \leq P_i \leq 40 & \quad i = 1, 2, \dots, s \\ 2000 \leq V_i \leq 4000 & \quad i = 1, 2, \dots, s \\ 10 \leq \Delta S \leq 30 & \end{aligned} \quad (9)$$

其中， P_i 为每级施工压力，MPa； V_i 为每级施工体积，m³； S 为缝间距，m。

2.2 遗传算法

遗传算法属于启发式随机搜索算法，模拟自然生物遗传过程中发生的繁殖、染色体交叉和基因突变现象^[19]，对应设计了选择算子、交叉算子和变异算子，直到满足某种收敛条件，逼近最优解。

针对初始种群所有个体对应的适应度，适者生存，具有较高适应度的个体更容易被选择，进一步产生更接近最优解的下一代种群。因此，在所有可行解空间中，始终保持着导向性的智能搜索，比起穷举式搜索，随机搜索等方法效率高，速度快。同时，通过利用交叉算子和变异算子，在种群进化过程中，算法会在解空间中充分探索，避免陷入局部最优解。更重要的是，遗传算法仅需要个体及其对应的适应度，不依赖梯度求解，即不需要搜索空间连续可微，适用于复杂的多维非线性问题，如水平井压裂参数优化。图3给出了基于遗传算法的水平井多级压裂参数优化流程图。

首先随机产生一定数目的个体，组成初始群体。针对本文优化的连续变量，选择二进制编码方法，并根据不同变量的取值范围选择不同的01特征串长度。保证求解精度一致(小数点后 a 位)，不同参数对应的特征串长度与求解精度之间的关系如公式所示。

$$L_u = \left\lceil \log_2 \frac{u_{\max} - u_{\min}}{0.1^{(a-1)}} \right\rceil \quad (10)$$

其中， u_{\max} 、 u_{\min} 为待优化参数取值范围的上限与下限； L_u 为各变量对应的特征串长度。各变量按顺序首

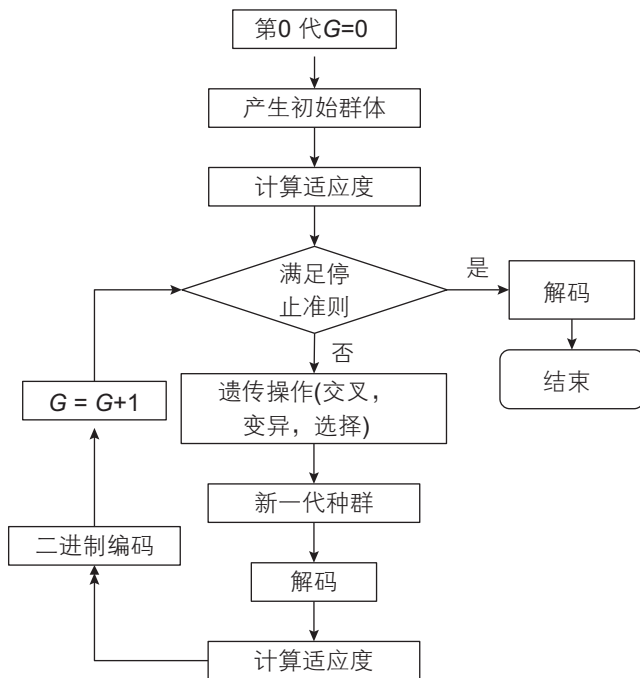


图3 遗传算法优化水力压裂参数流程图

Fig. 3 Flow chart of genetic algorithm

尾相连得到个体的特征串。

计算种群中个体对应的适应度，如果满足要求，优化工作完成，反之继续循环优化。

进化过程为通过多种遗传操作算子产生更逼近最优解的新种群。主要遗传算子包括3种：选择算子，交叉算子和变异算子。选择算子使用轮盘赌选择法，净现值高的压裂参数组合被选择复制的概率大，适应度高的候选解得以保留。交叉算子和变异算法的目的是增加种群的多样性，避免陷入局部最优。交叉变异概率越大，新个体产生速度快，种群的多样性增加，但存在较优个体结构被破坏的风险；而交叉变异概率小，种群多样性差，进化速度慢。本文遗传算法相关参数取值如表2所示。交叉概率为0.8，使用多点交叉方法，实现多个参数对应的子编码串均可发生交叉操

表2 遗传算法相关参数取值

Table 2 Parameters of genetic algorithm

参数	符号	数值
种群大小	N	20
遗传算法的终止进化代数	T	50
特征串长度	L_u	[18, 18, 18, 18, 18, 18, 24, 24, 24, 24, 24, 24, 18]
优化设计参数取值上限	u_{\max}	[40, 40, 40, 40, 40, 40, 40, 4000, 4000, 4000, 4000, 4000, 4000, 30]
优化设计参数取值下限	u_{\min}	[22, 22, 22, 22, 22, 22, 22, 2000, 2000, 2000, 2000, 2000, 2000, 10]
求解精度(小数点后几位)	a	6
交叉概率	P_c	0.8
变异概率	P_m	0.005

作，实现多目标参数同时进化。概率变异概率小，保证遗传算法的导向性和算法效率。多点变异方法，在各压裂设计参数对应的自编码串中随机选择变异点，用其他等位基因替换，实现多目标参数同时变异。

进化过程后，通过解码工作得到适应度，即压裂参数对应的经济指标 $J(u)$ ，用于评价个体的表现。如果达到收敛条件或迭代次数达到预先设定的遗传算法的终止进化代数，便停止运算，输出优化结果；反之，重新迭代，直到满足收敛条件。

2.3 贝叶斯算法

求解本文目标函数值，数值模拟计算过程耗时，如果使用随机或网格搜索优化参数，若目标精度为小数点后2位有效数字，则需上万次运算，粗略估计需要十几天；另外，通过数值模拟方法得到特定水力压裂参数对应的净现值，没有准确的函数形式，属于黑盒函数问题。

贝叶斯优化方法适合求解不假设任何函数形式昂贵的黑盒函数问题。调整机器学习算法超参数、正则项等工作常依赖于专家经验，甚至是暴力搜索，Snook^[20]研究结果表明，贝叶斯算法能够充分考虑先验信息，从而对待优化参数做出最佳选择。贝叶斯算法不需要最优解与目标函数之间准确的函数关系，只需通过观测、数模等方法得到特定解 x_i 对应的目标函数值 $f(x_i)$ 。反复迭代，数据点对逐步增加，累计形成数据点集 $D_{it} = \{x_{it}, f(x_{it})\}$ ，以此作为先验知识。利用假设模型，即高斯过程，形成目标函数的后验分布。最后，基于后验分布，引入采集函数用于确定下一代查询点，采集函数及其超参数决定搜索方向更倾向探索或开发。本文选择上置信边界方法，调节参数取值为1.96，此时对应的上置信边界为95%置信区间的上界。本文引入贝叶斯优化算法，使用由谢菲尔德大

学机器学习小组开发的用于贝叶斯优化的Python开源库GPyOpt进行压裂参数优化。

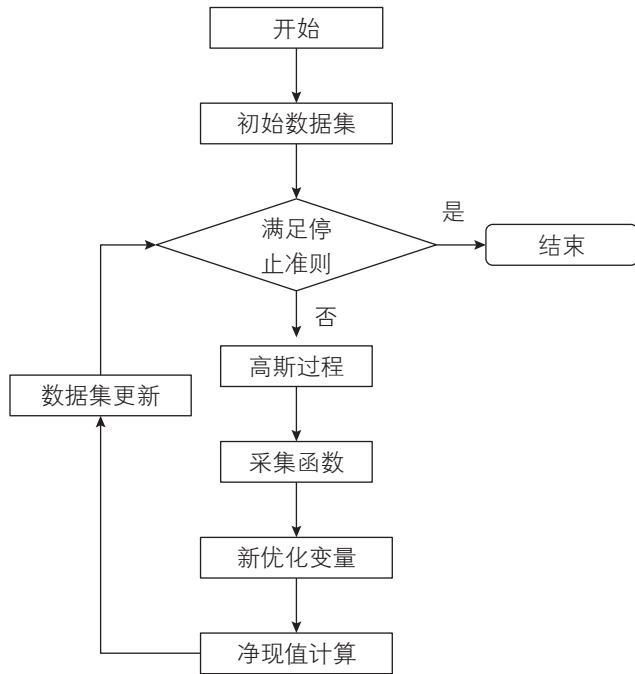


图4 贝叶斯算法优化水力压裂参数流程图
Fig. 4 Flow chart of Bayesian optimization algorithm

3 优化结果分析

3.1 样本数据分析

整合本文生成的 1098 例压裂方案，获取各压裂参数输入值与经济净现值之间的关系，作图 5-7。可以看出，除缝间距外，其他压裂参数与经济净现值均不存在明显关系。尽管图 5-7 中展示了单因素与净现值的关系，但值得注意的是，其他因素并非固定值，因此，各段的泵注压力与泵注排量并没有显示出预期中明显的相关性。而图中压裂方案展示出的混乱均匀分布，可以看出各个压裂设计参数之间相互制约，具有强耦合性。因此压裂参数整体优化过程中，需要多因素同时扰动，同步优化。

3.2 遗传算法优化结果

遗传算法与整体模拟技术结合优化结果表明，各压裂参数在交叉变异选择过程中，淘汰掉表现欠佳的组合，通过遗传进化，逐渐趋向最优解。图 8-10 展示了使用遗传算法进行压裂参数优化时各参数的变化趋势。可以看出，经过 20 代种群进化过程后，第 1 压裂段施工压力寻找到最佳值，约为 23.9 MPa；经过 19 代种群进化过程后，第 2 压裂段施工压力寻找到最佳值，约为 23.4 MPa；经过 12 代种群进化过程后，第 3

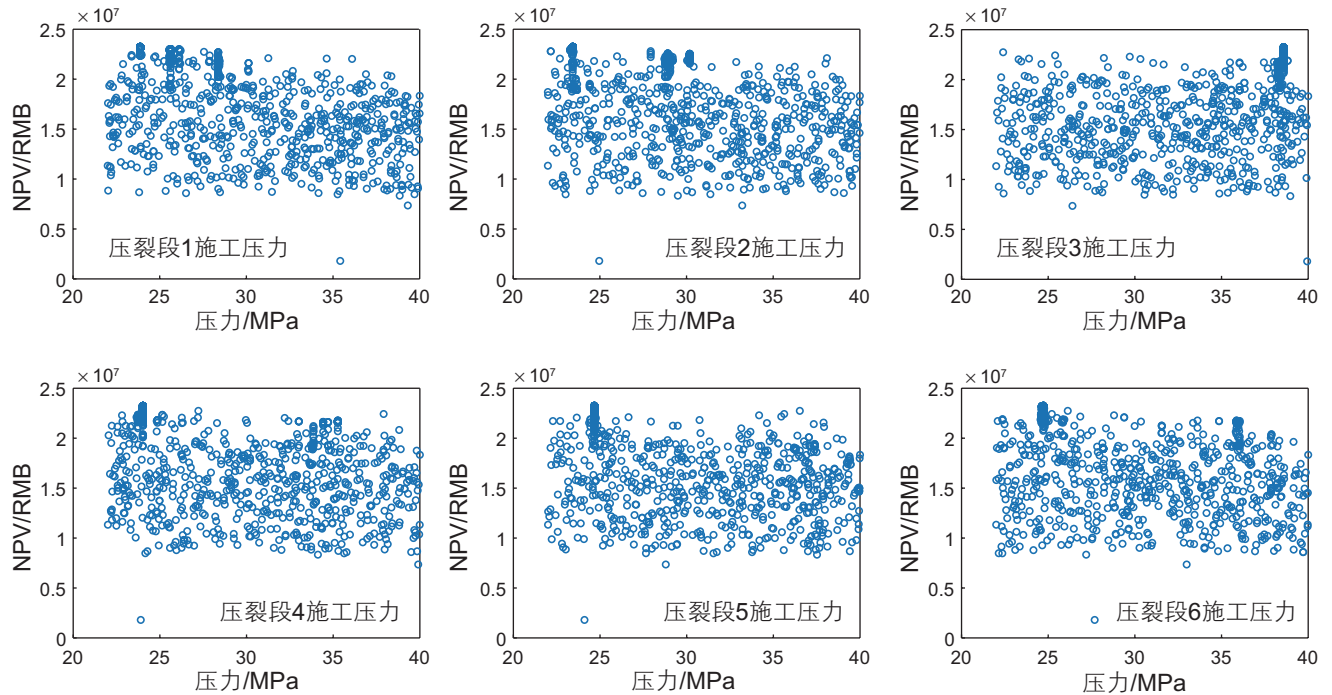


图5 不同压裂段施工压力与净现值的关系
Fig. 5 Relationship between NPV and pumping pressure of each stages

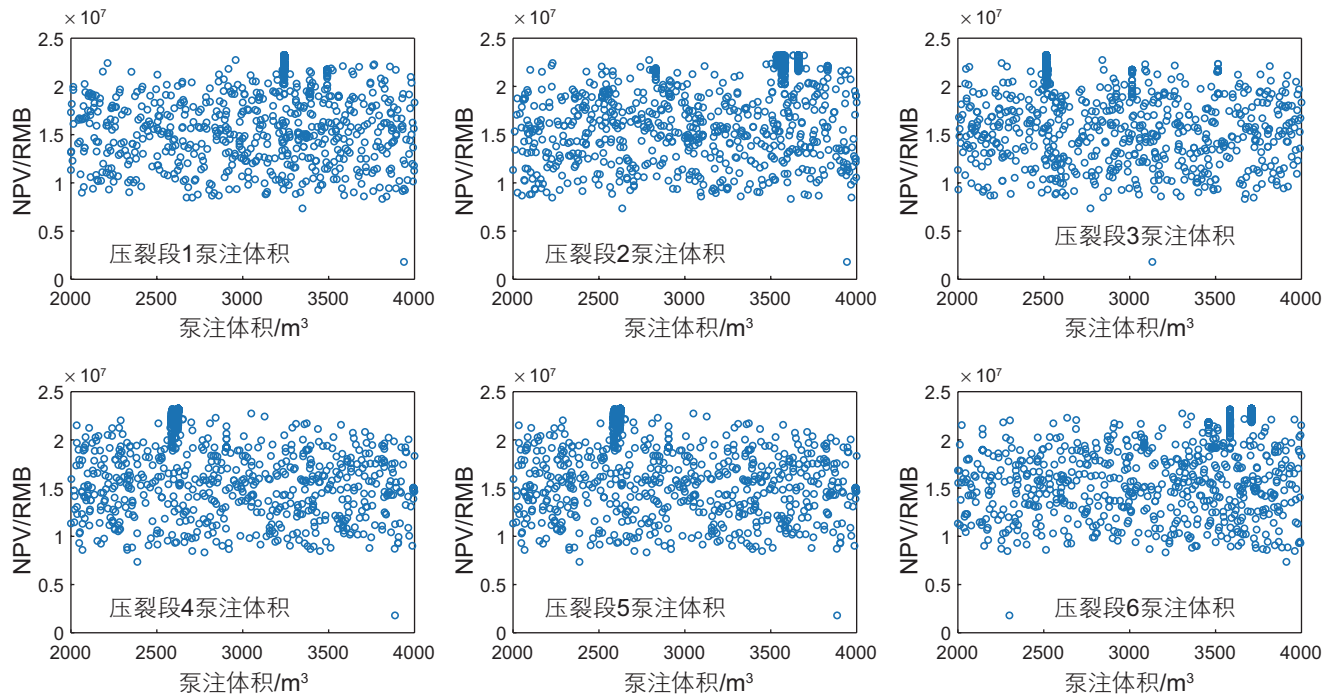


图6 不同压裂段泵注体积与净现值的关系

Fig. 6 Relationship between NPV and pumping volume of each stages

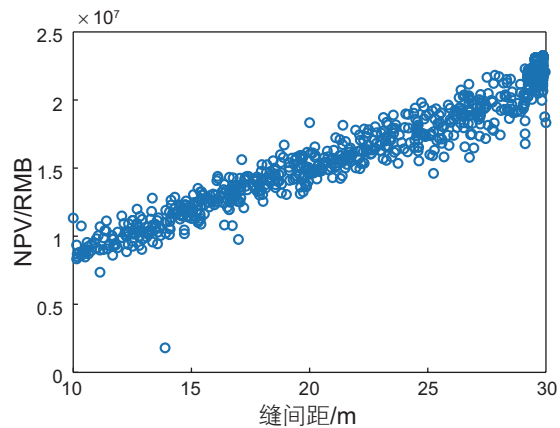


图7 缝间距与净现值关系图

Fig. 7 Relationship between NPV and fracture spacing

压裂段施工压力寻找到最佳值, 约为 38.6 MPa; 第 1 代种群进化过程后, 第 4 压裂段施工压力即寻找到最佳值, 约为 24 MPa; 经过 9 代种群进化过程后, 第 5 压裂段施工压力寻找到最佳值, 约为 24.7 MPa; 经过 22 代种群进化过程后, 第 6 压裂段施工压力稳定到最佳值, 约为 24.7 MPa。

对于各压裂段泵注体积优化, 12 代种群进化后, 第 1 压裂段最佳泵注体积约为 3241.2 m³; 26 代种群进化后, 第 2 压裂段最佳泵注体积约为 3241.1 m³; 13 代种群进化过程后, 第 3 压裂段最佳泵注体积约为 2514.3 m³; 6 代种群进化过程后, 第 4 压裂段最佳泵

注体积约为 2616 m³; 6 代种群进化后, 第 5 压裂段最佳泵注体积约为 2624.5 m³。21 代种群进化后, 第 6 压裂段最佳泵注体积约为 3709 m³; 由于缝间距和最终净现值存在明显的正相关性, 缝间距变化曲线始终呈现上升的趋势, 不停的攀升到最优值, 即 29.9 m。

设定种群中个体数为 20, 遗传算法的终止进化代数为 50 代, 如图 11 所示, 经过 26 代, 遗传优化达到收敛, 净现值从 1.5×10^7 元增加到 2.32×10^7 元, 增加了 55.097%, 搜索到了最佳匹配的压裂参数组合。遗传算法优化总时长 28 h, 由于净现值与各参数关系不明显, 遗传算法快速寻找到部分参数的最优解, 继

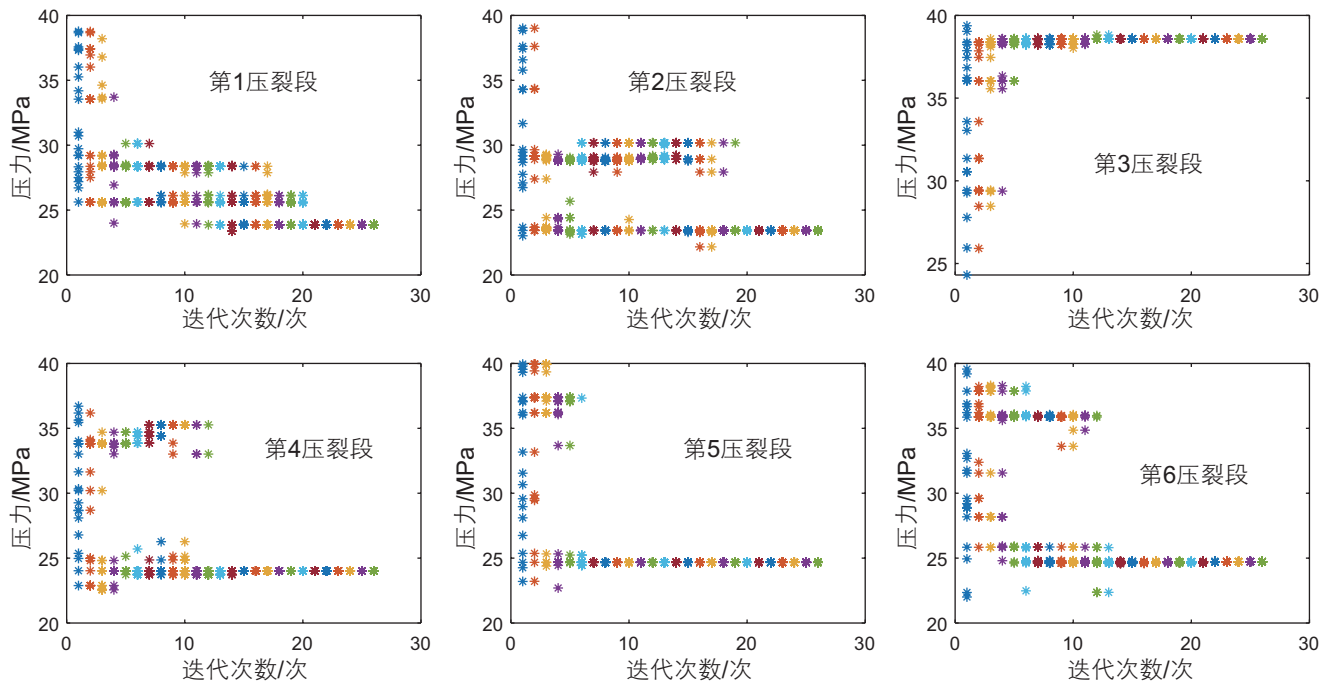


图 8 各压裂段的施工压力遗传算法迭代优化过程
 Fig. 8 Iterations of pumping pressure for each stages base on the genetic algorithm

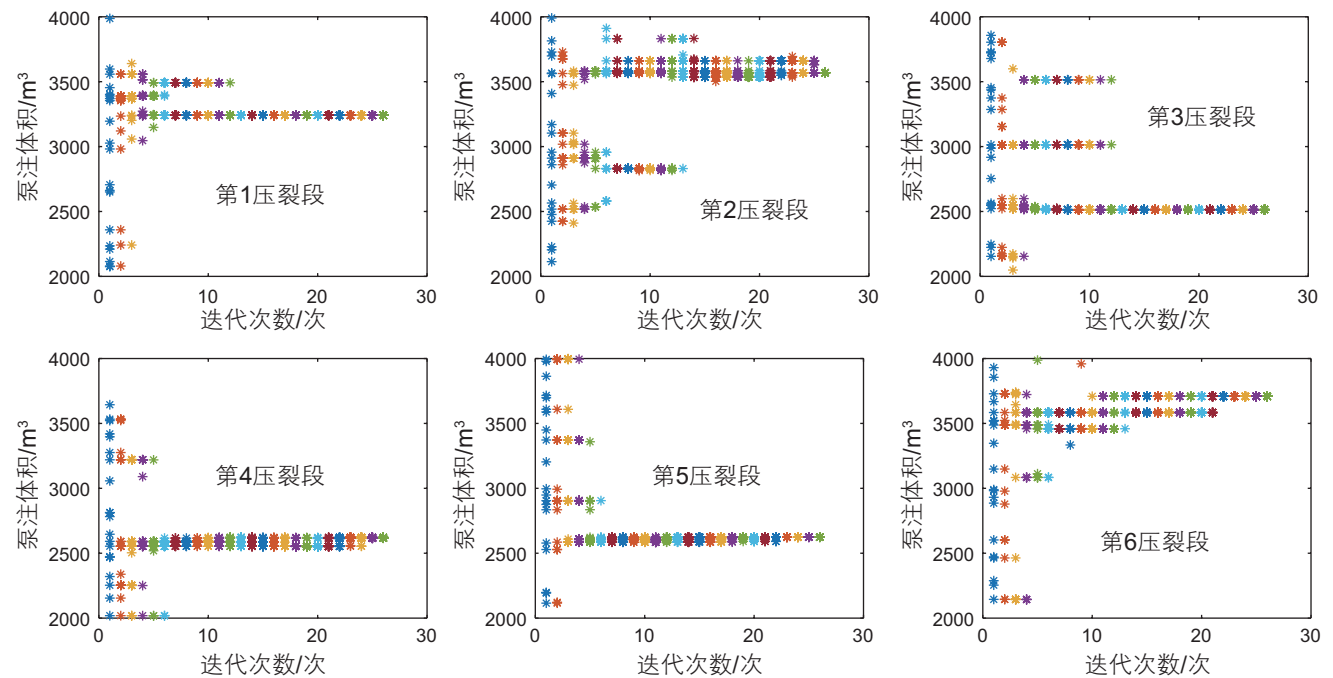


图 9 各压裂段泵注体积遗传算法迭代优化过程
 Fig. 9 Iterations of pumping volume for each stages base on the genetic algorithm

而迭代优化寻找全局最优的压裂参数组合。

3.3 贝叶斯算法优化结果

贝叶斯算法与整体模拟技术结合优化结果表明，各参数在交叉变异选择过程中，并未趋向某一最优解，

而是不停试探压裂参数取值范围内的不同值(图 12-14)。

如图 15 所示，净现值的优化过程并非明显的上升曲线，搜索得到的最低 NPV 值为 8.68×10^6 元，最高净现值为 2.27×10^7 元，最终 NPV 值相较于初始值增

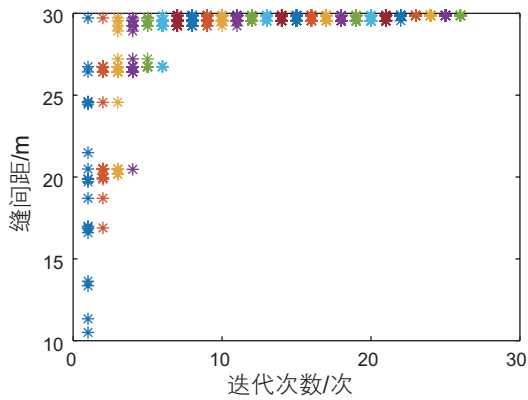


图 10 缝间距遗传算法迭代优化过程

Fig. 10 Iterations of fracture spacing base on the genetic algorithm

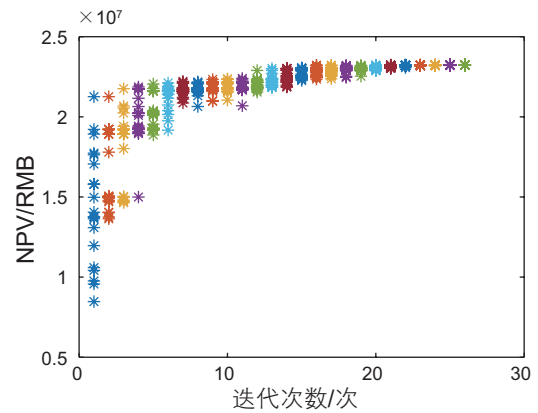


图 11 遗传算法优化净现值变化曲线

Fig. 11 Iterations of NPV base on the genetic algorithm

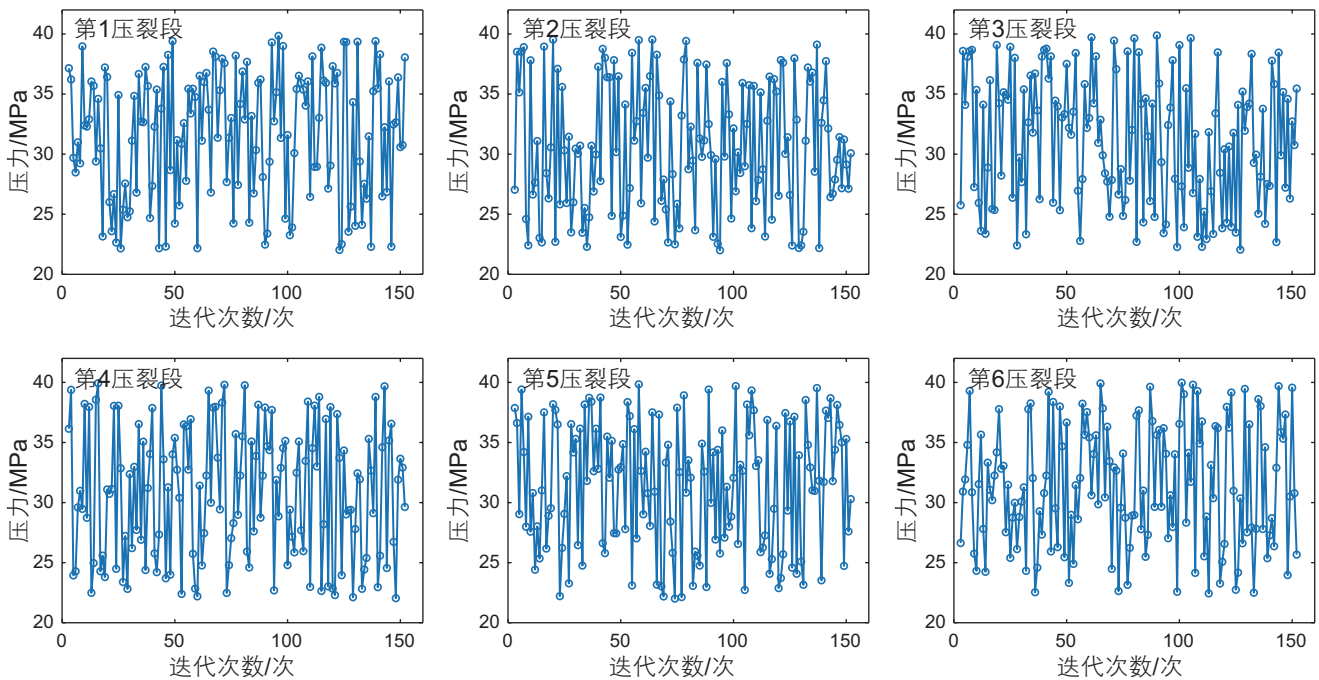


图 12 各压裂段施工压力贝叶斯算法迭代优化过程

Fig. 12 Iterations of pumping pressure for each stages base on the Bayesian optimization algorithm

加一倍。与遗传算法优化结果相比,贝叶斯算法优化得到的最高净现值并非全局最优解。对比优化过程用时,贝叶斯算法优化过程设定迭代次数为150次,实际历经28次迭代,总用时长为10h,便找到了整体净现值最优解。根据先验知识,贝叶斯算法在28代后又进行多次试验,但并未找到更优解。图12-14展示了各个设计变量的更新过程,可以看出,各设计变量在搜索到最优解后,贝叶斯优化算法在进一步搜索中,仍存在较大幅度波动,探索更优解。由于本问题的相关性极不明显,目标函数曲线表面粗糙,可能不连续,具有多局部最优点的可能性,因此,贝叶斯优化倾向

于进行大量探索。然而,后续迭代过程中,压裂参数优化并未发生改进。

针对贝叶斯优化强依赖于可观测点集的特点,进一步探讨不同初始解对应的贝叶斯优化效率和效果。选取各类压裂参数的最小值、最大值或中值作为初始数据集点集,具体数据及其相对应的净现值如表3所示。

如图16所示,方案A、B、C分别对应初始压裂参数各取值区间最小值、中值和最大值。可以看出,压裂参数初始值显著影响贝叶斯算法优化过程及最终优化结果。原因在于,贝叶斯优化每次迭代只能探索

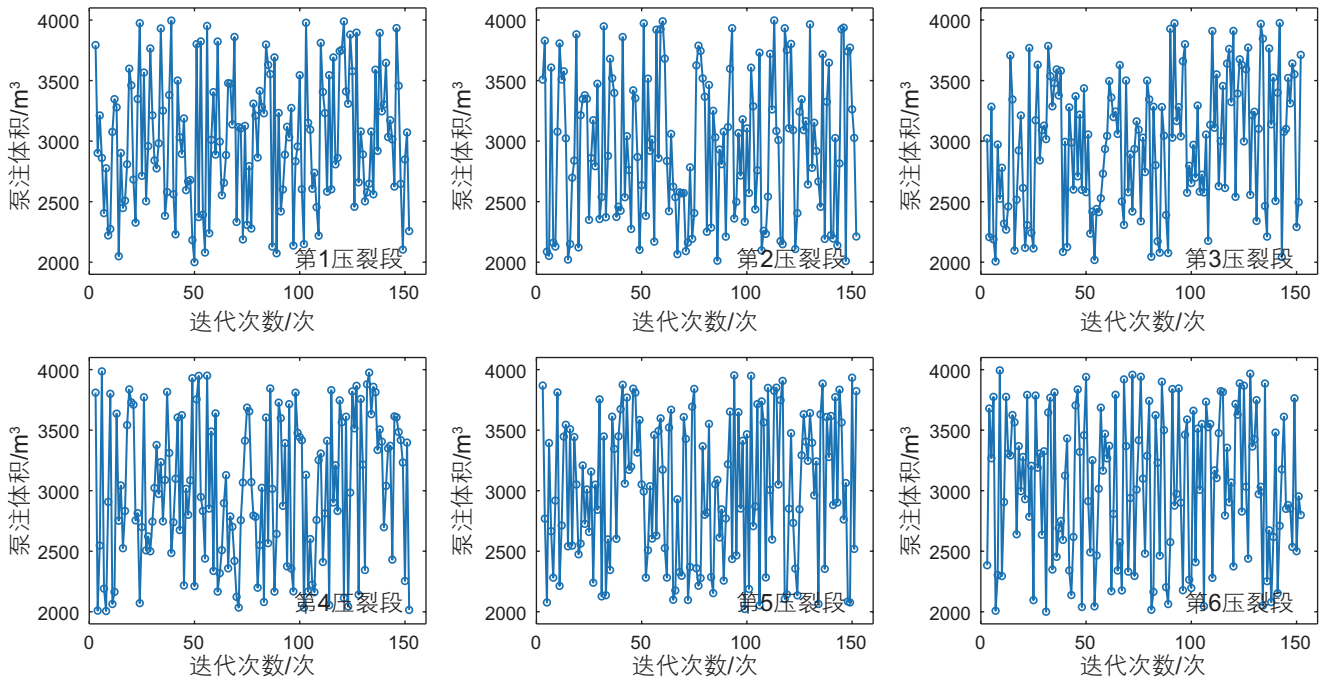


图 13 各压裂段泵注体积贝叶斯算法迭代优化过程

Fig. 13 Iterations of pumping volume for each stages base on the Bayesian optimization algorithm

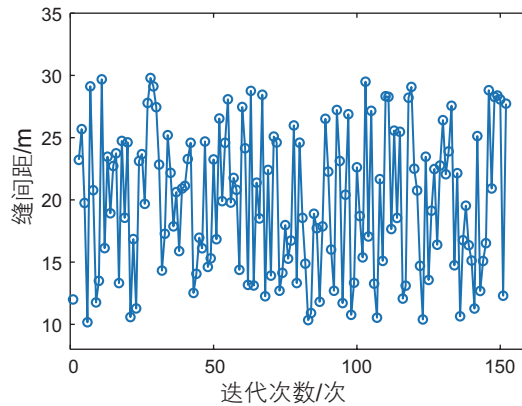


图 14 缝间距贝叶斯算法迭代优化过程

Fig. 14 Iterations of fracture spacing base on the Bayesian optimization algorithm

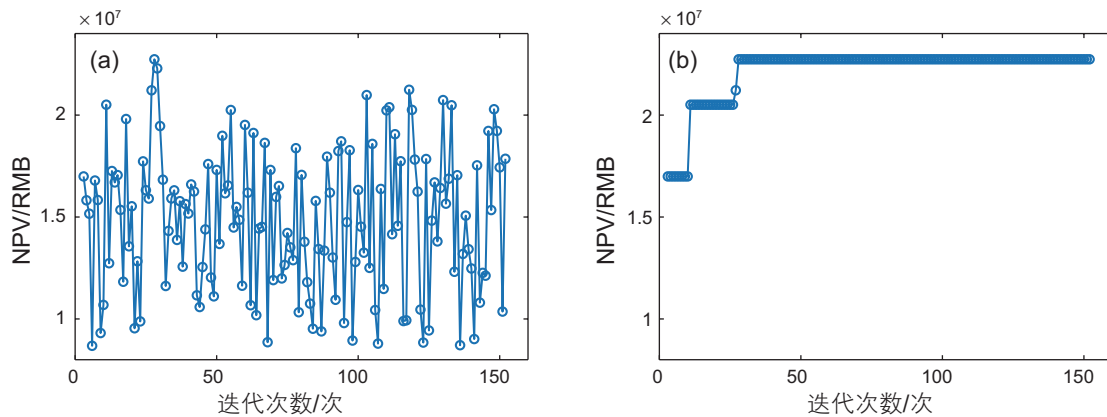


图 15 贝叶斯优化净现值变化曲线(a)及最高净现值迭代曲线(b)

Fig. 15 Iterations of NPV(left), Iterations of highest NPV(right) base on the Bayesian optimization algorithm

表3 贝叶斯优化初始优化参数数值

Table 3 Parameters of Bayesian optimization algorithm

方案	每级施工压力/MPa	每级施工体积/m ³	缝间距/m	NPV/元
A	22	2000	10	1.13×10^7
B	31	3000	20	1.46×10^7
C	40	4000	30	1.83×10^7

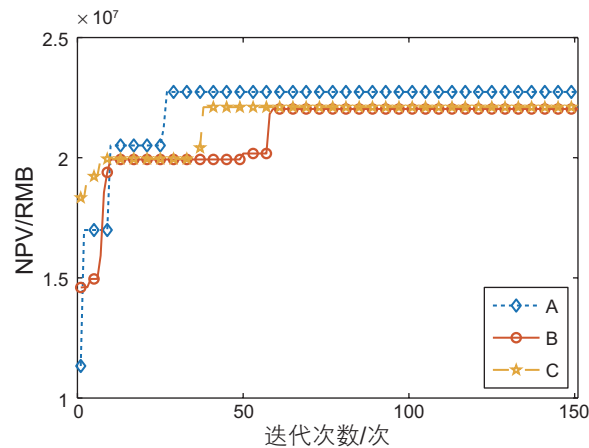


图16 不同初始值的贝叶斯优化结果对比(蓝色线对应A方案,黄色线对应B方案,红色线对应C方案)

Fig. 16 Comparison of Bayesian optimization results for different initial values (blue line corresponds to scheme A, yellow line corresponds to scheme B, red line corresponds to scheme C)

一个样本,每个样本都将对贝叶斯优化中高斯分布产生相应影响,进一步改变采集函数建议探索的下一步数据点。因此,贝叶斯算法优化中,初始数据不同,后续贝叶斯算法的探索方向和结果将不同。因贝叶斯方法本身的随机性及压裂参数与NPV的低相关性,3

组方案最终给出的优化结果相近,贝叶斯方法的稳定性得以保留。因此,优化初始采集样本数据量,对提高贝叶斯优化方法的性能具有重要意义。

遗传算法和贝叶斯算法的优化结果汇总如表4所示。

表4 优化的压裂参数组合结果

Table 4 Optimization results of fracturing parameters

方法	每级施工压力/MPa	每级施工体积/m ³	缝间距/m	NPV/元
遗传算法	[23.88, 23.43, 38.58, 24.02, 24.68, 24.72]	[3241.11, 3566.89, 2514.26, 2621.4, 2624.45, 3709.01]	29.86	23.2×10^7
贝叶斯算法	[27.55, 23.49, 22.4, 27.22, 36.53, 26.13]	[2958.67, 2792.36, 2840.91, 2621.93, 3049.66, 3306.12]	29.79	2.27×10^7

4 结论

本文建立了裂缝扩展—产能模拟—自动搜索方法工作流,能够优化水平井多级压裂高维参数,在全局范围内快速寻找最佳匹配的压裂参数。以含6个压裂段的水平井为例开展了优化工作,压裂待优化参数包括施工压力、泵注体积和缝间距,高达13维,并采用

遗传算法和贝叶斯算法开展了优化对比分析,得到如下结论:

(1)压裂参数维度高,整体优化计算量大。采用边界元进行裂缝模拟及CMG-GEM自动压裂建模开展油藏数值模拟,能够显著降低计算成本;采用C++编程能够实现各模块快速调用与数据传递,满足自动优化需求。

(2)压裂参数优化属于强非线性黑盒问题,遗传算

法与贝叶斯算法均不强求物理问题的函数形式, 无需求解梯度, 表现出较好的优化结果, 适用于压裂高维参数优化问题。经过智能优化, 最终压裂参数组合产生的净现值相对初始压裂参数组合提高了 55%, 证实了压裂参数智能优化的必要性。

(3) 针对压裂高维参数优化问题, 遗传算法优化得到了更高的 NPV 值, 压裂参数更合理, 但求解次数多, 耗时长; 贝叶斯算法优化速度快, 可以更好地结合先验知识, 但一次迭代只能采集一个样本, 初始样本依赖性高。

参考文献

- [1] SAPUTELLI L, LOPEZ C, CHACON A, et al. Design optimization of horizontal wells with multiple hydraulic fractures in the Bakken shale[C]. SPE/EAGE European Unconventional Resources Conference and Exhibition. OnePetro, 2014.
- [2] WU K, OLSON J E. Mechanisms of simultaneous hydraulic-fracture propagation from multiple perforation clusters in horizontal wells[J]. SPE Journal, 2016, 21(03): 1000–1008.
- [3] YU W, HU X, WU K, et al. Coupled fracture-propagation and semianalytical models to optimize shale gas production[J]. SPE Reservoir Evaluation & Engineering, 2017, 20(04): 1004–1019.
- [4] HOLT S. Numerical optimization of hydraulic fracture stage placement in a gas shale reservoir[D]. Delft University of Technology, 2011.
- [5] MA X, PLAKSINA T, GILDIN E. Integrated horizontal well placement and hydraulic fracture stages design optimization in unconventional gas reservoirs[C]. Calgary, Alberta, Canada: SPE, 2013.
- [6] MA X, PLAKSINA T, GILDIN E. Optimization of placement of hydraulic fracture stages in horizontal wells drilled in shale gas reservoirs[C]. Denver, Colorado, USA: Unconventional Resources Technology Conference, 2013.
- [7] WILSON K C, DURLOFSKY L J. Optimization of shale gas field development using direct search techniques and reduced-physics models[J]. Journal of Petroleum Science and Engineering, 2013, 108: 304–315.
- [8] RAMMAY M H, AWOTUNDE A A. Stochastic optimization of hydraulic fracture and horizontal well parameters in shale gas reservoirs[J]. Journal of Natural Gas Science and Engineering, 2016, 36: 71–78.
- [9] WANG S H, CHEN S N. Integrated well placement and fracture design optimization for multi-well pad development in tight oil reservoirs[J]. Computational Geosciences, 2019, 23(3): 471–493.
- [10] RAHMANIFARD H, PLAKSINA T. Application of fast analytical approach and AI optimization techniques to hydraulic fracture stage placement in shale gas reservoirs[J]. Journal of Natural Gas Science and Engineering, 2018, 52: 367–378.
- [11] BUNGER A P, ZHANG X, JEFFREY R G. Parameters affecting the interaction among closely spaced hydraulic fractures[J]. SPE Journal, 2012, 17(01): 292–306.
- [12] PERKINS T K, KERN L R. Widths of hydraulic fractures[J]. Journal of Petroleum Technology, 1961, 13(09): 937–949.
- [13] NORDGREN R P. Propagation of a vertical hydraulic fracture[J]. Society of Petroleum Engineers Journal, 1972, 12(04): 306–314.
- [14] GEERTSMA J, DE K F. A rapid method of predicting width and extent of hydraulically induced fractures[J]. Journal of Petroleum Technology, 1969, 21(12): 1571–1581.
- [15] KHRISTIANOVIC Z A. Formation of vertical fractures by means of highly viscous liquid[C]. Rome, Italy: the 4th World Petroleum Congress, 1955.
- [16] OLSON J E. Predicting fracture swarms—The influence of subcritical crack growth and the crack-tip process zone on joint spacing in rock[J]. Geological Society, London, Special Publications, 2004, 231(1): 73–88.
- [17] CROUCH S L. Solution of plane elasticity problems by the displacement discontinuity method. I. Infinite body solution[J]. International Journal for Numerical Methods in Engineering, 1976, 10(2): 301–343.
- [18] OLSON J E, TALEGHANI A D. Modeling simultaneous growth of multiple hydraulic fractures and their interaction with natural fractures[C]. Texas: SPE hydraulic fracturing technology conference. OnePetro, 2009.
- [19] HOLLAND J H. Adaptation in natural and artificial systems: an introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence[M]. MIT Press, 1992.
- [20] SNOEK J, LAROCHELLE H, ADAMS R P. Practical Bayesian optimization of machine learning algorithms[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2012, 25.