

多模型油藏闭环管理

曹琳¹, 康志江², 赵辉¹, 章彤³, 罗兴旺³

1. 长江大学石油工程学院, 武汉 430100
2. 中石化石油勘探开发研究院, 北京 100083
3. 新疆油田公司彩南油田, 新疆阜康 834000

摘要 针对目前基于单一模型进行油藏闭环管理的局限性, 结合油藏数值模拟技术, 提出了一种基于多模型实现的油藏闭环管理方法。利用集合卡尔曼滤波(EnKF)法通过拟合实测数据对地质模型进行实时更新, 并以更新后模型的经济净现值的期望值作为目标函数, 通过随机扰动近似算法(PSA)进行油田生产优化。计算实例显示, 应用该方法进行油藏闭环管理能够降低油藏模型的不确定性, 给出更为合理的地质模型估计, 所得控制方案相比常规方案明显改善了注水开发效果、提高了经济效益、降低了开发的风险性。

关键词 油藏闭环管理; 数据同化; 集合卡尔曼滤波; 随机扰动近似

中图分类号 TE332

文献标志码 A

doi 10.3981/j.issn.1000-7857.2013.32.008

Closed-loop Reservoir Management with Multi-geological Models

CAO Lin¹, KANG Zhijiang², ZHAO Hui¹, ZHANG Tong³, LUO Xingwang³

1. College of Petroleum Engineering, Yangtze University, Wuhan 430100, China
2. Exploration and Production Research Institute, SINOPEC, Beijing 100083, China
3. Caiman Oilfield Operation Field, Xinjiang Oilfield Branch Company, Fukang 834000, Xinjiang Province, China

Abstract In view of the limitations of performing closed-loop reservoir management with single model, a novel approach for closed-loop management based on multi-geological realizations is proposed with the combination of reservoir numerical simulation technique. A set of realizations are sequentially updated by the ensemble kalman filter (EnKF) method to honor the measurement data. Then taking the expected NPV of the updated realizations as the objective function, the production optimization process is implemented by the simultaneous perturbation stochastic approximation (PSA) algorithm. The example application indicates that the proposed method for closed-loop reservoir management can decrease the actual geological uncertainty and provide a reasonable estimate reservoir model, and the calculated optimal controls significantly improve the effect of waterflooding with a higher economic benefits and lower developing risks than normal operation strategies.

Keywords closed-loop reservoir management; data assimilation; ensemble Kalman filter; simultaneous perturbation stochastic approximation

0 引言

油藏闭环管理 (Closed-loop Reservoir Management)^[1-4]是基于智能油田技术而发展起来的一项新兴的研究课题。其核心是利用数值模拟技术, 以油田生产系统为对象, 将数据同化(即历史拟合)和生产优化两个过程相结合, 通过不断吸收和同化观测数据来更新油藏地质模型和确定油藏流体的分

布, 并采用优化控制算法对油田开发进行生产优化, 确定油水井的最优生产制度, 实现油藏开发效益的最大化。

油藏闭环管理的两个过程均属有大系统最优化问题, 研究者最早均通过伴随梯度类算法进行求解, 该类算法求解效率较高, 但需编写伴随阵嵌入数值模拟计算中, 实现过程异常复杂、难以进行实际应用^[5]。无梯度算法无需梯度求解, 仅

收稿日期: 2012-06-17; 修改日期: 2013-09-23

基金项目: 国家科技重大专项项目(2011ZX05014); 国家自然科学基金项目(51344003)

作者简介: 曹琳, 助教, 研究方向为油气田开发工程, 电子信箱: caolin1110@sina.com; 赵辉(通信作者), 副教授, 研究方向为油气田开发工程, 电子信箱: zhaohui-712@163.com



需要利用目标函数值信息,已成为进行油藏闭环管理计算的主要发展趋势,主要包括 EnKF^[5-9]、SPSA 和 QIM-AG 算法^[10-12]等。EnKF 法是一种基于多模型的数据同化方法,它主要通过计算一个集合的平均敏感性矩阵来不断地更新模型和拟合观测数据,该方法程序实现简单、更新后的模型还能较好地反映油藏的不确定性;SPSA 算法是一种有效的梯度近似算法,每个迭代步最少仅需一次数值模拟扰动计算即可获得搜索方向,且该方向期望值为真实梯度;QIM-AG 算法是在 SPSA 算法基础上形成一种插值二次模型方法,两种方法计算简单、主要用于进行油藏生产优化问题求解。

目前进行油藏闭环管理计算时,往往是对历史拟合后的单一油藏模型实施生产优化,由于单一油藏模型难以反映油藏的真实情况,该优化方式所得开发方案从概率意义上并不是最优的,当模型与真实油藏差别较大时其将可能导致比常规开发方案更差的开发效果。为此,本文提出一种基于多模型实现的油藏闭环管理方法,数据同化阶段利用 EnKF 法来实时更新油藏地质模型,然后以更新后的多个模型为基础,通过 SPSA 算法来进行油藏生产优化,获取油水井最优控制方案。并应用本文方法对二维油藏模型进行实例计算。

1 数据同化

数据同化采用目前应用最为广泛的集合卡尔曼滤波方法(EnKF)。该方法最初主要应用在海洋动力学和气象学中,2002 年 Naevdal 等^[5]将其引入到石油工程自动历史拟合领域后,迅速成为国内外油藏工作者研究的热点。EnKF 法的基本思想是利用蒙特卡罗法设计一个模型实现的集合,以集合中的每个实现为对象进行数值计算,通过不断吸收观测数据使其不断更新,更新后该集合的平均模型可做为真实解的最佳估计,集合的协方差可做为背景误差协方差的近似。

应用 EnKF 法进行模型反演,首先要设定模型向量 s ,其包含地质静态参数及状态参数,即:

$$s = \begin{bmatrix} m \\ y \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中, m 为静态参数向量,主要包括模型网格点处的渗透率和孔隙度等; y 为状态参数向量,包括网格点处的压力、流体饱和度等。

设有 N_e 个油藏模型实现,在第 n 模拟计算步对于第 j 个模型实现,EnKF 数据同化方程为:

$$s_{u,j}^n = s_{p,j}^n + C_{s_{p,j}^n} (C_{D_{p,j}^n} + C_{D_{p,j}^n})^{-1} (d_{u,j}^n - d_{p,j}^n) \quad (2)$$

式中, $s_{p,j}^n$ 为第 n 模拟计算步更新前的模型实现, $s_{u,j}^n$ 为第 n 模拟计算步更新后的模型实现, $C_{D_{p,j}^n}$ 为给定的第 n 模拟计算步观测数据协方差阵, $d_{p,j}^n$ 为第 j 个模型计算的观测数据向量, $d_{u,j}^n$ 为第 j 个模型实现对应的观测数据向量,是由真实观测向量加上误差扰动计算所得,即

$$d_{u,j}^n = d_{ds}^n + C_{D_{p,j}^n}^{1/2} Z_d \quad (3)$$

式中, Z_d 为符合标准正态分布的随机向量, $C_{D_{p,j}^n}$ 为一方阵,可由 Cholesky 分解法^[13]获得且满足 $C_{D_{p,j}^n}^{1/2} C_{D_{p,j}^n}^{T/2} = C_{D_{p,j}^n}$ 。敏感系数矩阵 $C_{s_{p,j}^n}$ 和 $C_{D_{p,j}^n}$ 计算式分别为

$$C_{s_{p,j}^n} = \frac{1}{N_e - 1} \sum_{j=1}^{N_e} [s_{p,j}^n - \bar{s}_p^n] [d_{p,j}^n - \bar{d}_p^n]^T \quad (4)$$

式中, $\bar{s}_p^n = \frac{1}{N_e} \sum_{j=1}^{N_e} s_{p,j}^n$, $\bar{d}_p^n = \frac{1}{N_e} \sum_{j=1}^{N_e} d_{p,j}^n$

$$C_{D_{p,j}^n} = \frac{1}{N_e - 1} \sum_{j=1}^{N_e} [d_{p,j}^n - \bar{d}_p^n] [d_{p,j}^n - \bar{d}_p^n]^T \quad (5)$$

由式(2)可知,基于 EnKF 方法进行动态数据拟合仅需要对每一个油藏模型实现在当前时间步下计算即可,而不需要模拟器从头算起,因此,其计算代价(油藏数值模拟计算次数)可近似地认为仅与所使用的油藏模型个数 N_e 有关,适于进行大规模油藏模拟历史拟合问题的求解。

2 油藏生产参数优化

油藏生产优化^[14,15]是通过优化油水井不同阶段内的产出和注入参数来实现开发效益的最大化。定义 u 为待优化的控制变量向量,其包含了各井在不同时间步内的调控参数(如井底流压、流量等):

$$u = [u_1 \ u_2 \ \dots \ u_{N_u}]^T \quad (6)$$

式中, N_u 为总控制变量个数,其值等于调控井数与总控制时间步数的乘积。对于油藏开发的经济效益,将采用如下性能指标函数表征:

$$J(u, s) = \sum_{n=1}^N \frac{[r_o Q_o^n(u, s) - r_w Q_w^n(u, s) - r_{wi} Q_{wi}^n(u, s)] \Delta t^n}{(1+b)^{t^n}} \quad (7)$$

式中, J 为性能指标函数,表示评价期内净现值(NPV),元; N_t 为总的控制时间步数; r_o 为原油价格,元/m³; r_w 为产水成本价格,元/m³; r_{wi} 为注水价格,元/m³; Q_o^n 为第 n 模拟计算步内油藏的平均产油速度, m³/d; Q_w^n 为第 n 模拟计算步内油藏的平均产水速度, m³/d; Q_{wi}^n 为第 n 模拟计算步内油藏的平均注水速度, m³/d; b 为平均年利率,%; Δt^n 为第 n 模拟计算步的时间长度, d; t^n 为截止到第 n 步的累积模拟时间, a; Q_o^n 和 Q_w^n 主要取决于控制变量 u 和油藏模型 s ,因此, J 是 u 和 s 的函数。

为了使优化方案与油藏模型的不确定性相匹配,根据鲁棒控制原理,这里考虑以指标函数 J 的数学期望(均值)作为优化目标函数来求取极大值。以 EnKF 法更新后 N_e 个模型实现为基础,该问题可描述为

$$\max J_e(u) = \frac{1}{N_e} \sum_{j=1}^{N_e} J(u, s_j) \quad (8)$$

式中, J_e 为各模型实现计算所得 NPV 平均值, $J(u, s_j)$ 为第 j 个模型实现所得 NPV 值。

由于计算 J_e 对于控制变量 u 的解析梯度异常复杂,因此,采用梯度类算法求解该优化问题十分困难。这里选取了



简单的随机扰动近似算法 (SPSA) 进行求解, 该方法是通过对所有控制变量进行同步扰动来获得梯度, 尽管这里的扰动梯度是随机的, 但是它能保证搜索方向对于最大化问题恒为上山方向。显然, J_r 与各性能指标函数 $J(\mathbf{u}, \mathbf{s}_j)$ 为线性关系, 则 J_r 的扰动梯度也可由各指标函数的随机扰动梯度线性表示。在第 l 个迭代步, J_r 的随机扰动梯度 $\hat{\mathbf{g}}_r^l$ 为

$$\hat{\mathbf{g}}_r^l(\mathbf{u}^l) = \frac{1}{N_e} \sum_{j=1}^{N_e} \hat{\mathbf{g}}_j^l(\mathbf{u}^l) \quad (9)$$

式中, \mathbf{u}^l 为第 l 步对应的最优控制向量, $\hat{\mathbf{g}}_j^l(\mathbf{u}^l)$ 为 $J(\mathbf{u}, \mathbf{s}_j)$ 在 \mathbf{u}^l 处的随机扰动梯度, 其表达式为

$$\hat{\mathbf{g}}_j^l(\mathbf{u}^l) = \frac{J(\mathbf{u}^l + \varepsilon_l \Delta \mathbf{z}_j, \mathbf{s}_j) - J(\mathbf{u}^l, \mathbf{s}_j)}{\varepsilon_l} \times \Delta \mathbf{z}_j \quad (10)$$

式中, ε_l 为扰动步长, $\Delta \mathbf{z}_j$ 为第 j 个模型实现对应的 N_u 维随机扰动向量, 其中所包含元素为服从参数为 ± 1 的对称 Bernoulli 分布。实际油藏的油水井的工作制度一般在时间上具有一定相关性, 而 Bernoulli 分布产生的随机向量彼此间完全独立, 最终优化结果通常波动性较强, 不利于最优控制规律的分析。为此, 这里考虑引入控制变量协方差阵^[11,2,10], 生成具有相关性的高斯型随机向量来计算扰动梯度, 其表达式为

$$\hat{\mathbf{g}}_j^l(\mathbf{u}^l) = \frac{J(\mathbf{u}^l + \varepsilon_l \mathbf{C}^{1/2} \mathbf{z}_j, \mathbf{s}_j) - J(\mathbf{u}^l, \mathbf{s}_j)}{\varepsilon_l} \times \mathbf{C}^{1/2} \mathbf{z}_j \quad (11)$$

式中, \mathbf{z}_j 为服从 $N(0, 1)$ 的标准正态分布随机向量, \mathbf{C} 为控制变量协方差阵, $\mathbf{C}^{1/2}$ 由 Cholesky 分解^[13]方法获得, 且满足 $\mathbf{C}^{1/2} [\mathbf{C}^{1/2}]^T = \mathbf{C}$; $\mathbf{C}^{1/2} \mathbf{z}_j$ 为服从 $N(0, \mathbf{C})$ 高斯型随机扰动向量。关于协方差阵 \mathbf{C} , 通常设定为球形或高斯模型^[11,14], 本文主要采用球形模型, 具体参数的取值见文献[1]。

下面将对式(11)所得随机扰动梯度的性质进行分析。将指标函数 $J(\mathbf{u}^l + \varepsilon_l \mathbf{C}^{1/2} \mathbf{z}_j, \mathbf{s}_j)$ 在 \mathbf{u}^l 处做泰勒式展开可得

$$J(\mathbf{u}^l + \varepsilon_l \mathbf{C}^{1/2} \mathbf{z}_j, \mathbf{s}_j) = J(\mathbf{u}^l, \mathbf{s}_j) + \varepsilon_l [\mathbf{C}^{1/2} \mathbf{z}_j]^T \mathbf{g}_j^l(\mathbf{u}^l) + o(\|\varepsilon_l \mathbf{C}^{1/2} \mathbf{z}_j\|^2) \quad (12)$$

式中, $\mathbf{g}_j^l(\mathbf{u}^l)$ 为指标函数 $J(\mathbf{u}^l, \mathbf{s}_j)$ 在 \mathbf{u}^l 处的真实梯度。将式(12)代入式(11)并忽略无穷小项可得:

$$\hat{\mathbf{g}}_j^l(\mathbf{u}^l) = \mathbf{C}^{1/2} \mathbf{z}_j [\mathbf{C}^{1/2} \mathbf{z}_j]^T \mathbf{g}_j^l(\mathbf{u}^l) = \mathbf{C}^{1/2} \mathbf{z}_j [\mathbf{z}_j]^T [\mathbf{C}^{1/2}]^T \mathbf{g}_j^l(\mathbf{u}^l) \quad (13)$$

将 $\hat{\mathbf{g}}_j^l(\mathbf{u}^l)$ 代入式(9), 两边取期望值, 则有

$$\begin{aligned} E[\hat{\mathbf{g}}_r^l(\mathbf{u}^l)] &= \frac{1}{N_e} \sum_{j=1}^{N_e} E[\hat{\mathbf{g}}_j^l(\mathbf{u}^l)] \\ &= \frac{1}{N_e} \sum_{j=1}^{N_e} \mathbf{C}^{1/2} E[\mathbf{z}_j (\mathbf{z}_j)^T] [\mathbf{C}^{1/2}]^T \mathbf{g}_j^l(\mathbf{u}^l) \\ &= \frac{1}{N_e} \sum_{j=1}^{N_e} \mathbf{C}^{1/2} \mathbf{I}_{N_u} [\mathbf{C}^{1/2}]^T \mathbf{g}_j^l(\mathbf{u}^l) \\ &= \mathbf{C} \frac{1}{N_e} \sum_{j=1}^{N_e} \mathbf{g}_j^l(\mathbf{u}^l) = \mathbf{C} \mathbf{g}_r^l(\mathbf{u}^l) \end{aligned} \quad (14)$$

式中, \mathbf{I}_{N_u} 为 N_u 维单位阵, $\mathbf{g}_r^l(\mathbf{u}^l)$ 为目标函数 J_r 在 \mathbf{u}^l 处的真实梯度。

显然, 基于式(14)所计算的扰动梯度期望值为控制协方

差阵和真实梯度的乘积, 因此, 其计算所得搜索方向近似于将协方差阵作为海森逆矩阵的拟牛顿方向, 且由于 \mathbf{C} 一般为正定阵, 能够保证算法收敛。

在获得扰动梯度后, 即可采用线搜索方法进行优化求解, 在第 $l+1$ 迭代步所获得的控制变量为

$$\mathbf{u}^{l+1} = \mathbf{u}^l + \alpha_l \frac{\hat{\mathbf{g}}_r^l(\mathbf{u}^l)}{\|\hat{\mathbf{g}}_r^l(\mathbf{u}^l)\|_\infty} \quad (15)$$

式中, $\|\hat{\mathbf{g}}_r^l(\mathbf{u}^l)\|_\infty$ 为 $\hat{\mathbf{g}}_r^l(\mathbf{u}^l)$ 的无穷范数; α_l 为搜索步长。在迭代计算中, α_l 采取简单的不精确线搜索方法来确定, 如果当前步的目标函数没有严格增加时, α_l 将减半, 直至使目标函数增大为止。当优化结果满足

$$\frac{|J_r(\mathbf{u}^{l+1}) - J_r(\mathbf{u}^l)|}{J_r(\mathbf{u}^l)} \leq 3 \times 10^{-3} \quad (16)$$

和

$$\frac{\|\mathbf{u}^{l+1} - \mathbf{u}^l\|}{\max(\|\mathbf{u}^l\|, 1.0)} \leq 3 \times 10^{-3} \quad (17)$$

两个条件时, 整个优化过程收敛。

3 计算流程

油藏数值模拟技术可以较好的模拟油田的开发过程, 因此, 为了验证本文方法的有效性, 结合油藏数值模拟技术确定的油藏闭环管理计算流程:

- (1) 基于先验信息生成一组初始油藏模型实现, 并根据生产条件设定油水井初始控制向量, 利用 SPSA 算法对初始模型进行生产优化, 确定当前油藏条件下的最优控制方案;
- (2) 将所得开发方案代入真实模型中进行油藏模拟计算, 生成第一个控制步的生产观测数据, 并利用 EnKF 方法对其进行数据同化来修正和更新初始油藏模型实现;
- (3) 以更新后的模型实现为基础, 进行下一控制步的油藏生产优化和数据同化。不断重复以上两个过程直到生产期结束, 获得最终的优化方案和地质模型。

4 计算实例与效果分析

首先建立油藏模型(为二维三相概念模型), 模型网格系统为 $20 \times 30 \times 1$, 网格尺寸为 $D_x = D_y = 45.0\text{m}$, $D_z = 9.1\text{m}$ 。油藏真实渗透率(k)分布情况见图1, 油藏初始含油饱和度为 0.8, 初始压力为 17.2MPa。采用五点法井网, 含有 4 口油井和 9 口水井。进行生产优化时, 每口井每 120 天进行一次调控, 总控制步数为 10, 因此总优化时间为 1200 天, 控制变量个数为 $(4+9) \times 10 = 130$ 。优化过程中, 所有注水井均基于流量控制, 其上边界为 $170 \text{ m}^3/\text{d}$, 下边界为 0; 所有生产井基于井底流压控制, 其上下边界为 25 和 12MPa。原油价格为 2800 元/ m^3 , 产水成本价格为 220 元/ m^3 , 年利率为 5%。数据同化的观测数据主要包括水井的井底压力, 油井的日产油量及日产水量。

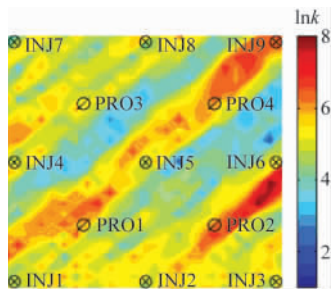


图 1 油藏真实渗透率分布

Fig. 1 Reservoir field log horizontal permeability distribution

利用本文提出的优化方法,对该实例进行基于多模型的油藏闭环管理测试。初始油藏模型实现主要采用序贯高斯模拟方法产生,其总数 $N_e=50$ 个。图 2 给出了在第一步闭环管理中基于初始油藏模型实现,利用 SPSA 算法进行生产优化时不同迭代次数下的 NPV 值。图中红色曲线表示平均 NPV 的变化,黑色曲线表示各个模型实现 NPV 的变化。显然,经过优化后各个模型实现的 NPV 均比优化前有了较大的提高,因此,从概率意义上说所得生产优化方案更具可靠性,能够降低优化结果对于油藏模型本身的依赖性,减小开发生产的风险性。

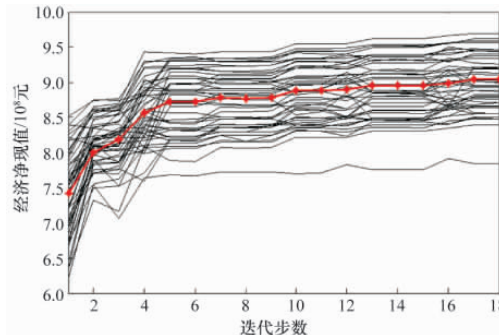


图 2 基于初始模型实现计算的 NPV 迭代优化结果

Fig. 2 Calculated NPV at different iterations based on initial realizations

图 3 反映了利用 EnKF 方法所得平均油藏模型渗透率的更新情况。可以看出,平均模型在 720 天(第 6 个控制步)更新后,能够反映出油藏模型的基本特征,尤其能比较准确的反演出高渗透带的位置,其后模型平均渗透率变化不大。图 4 和图 5 分别为实施油藏闭环管理后部分油藏模型实现的初始渗透率分布与最终反演结果。由图可见,模型间初始渗透率分布的差异性(图 4)经过反演后(图 5)明显减小,更接近于真实模型渗透率场,表明利用本文方法进行油藏闭环管理后大大提高了对油藏模型不确定性的认识。

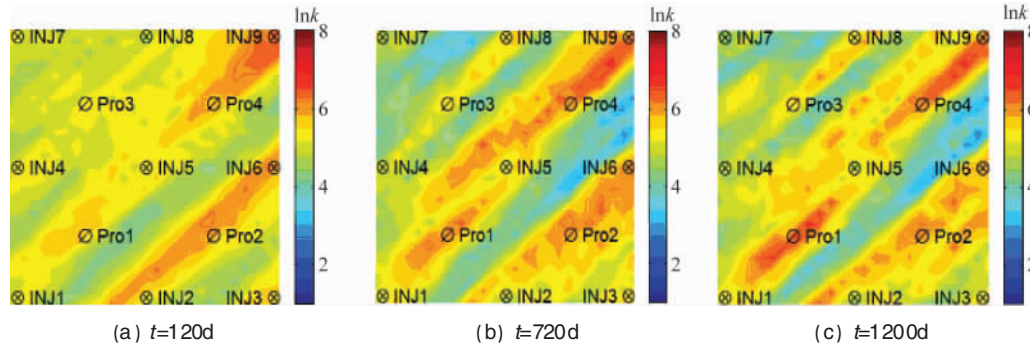


图 3 不同时刻更新后的模型平均渗透率分布

Fig. 3 Updated horizontal log permeability of mean model at various time

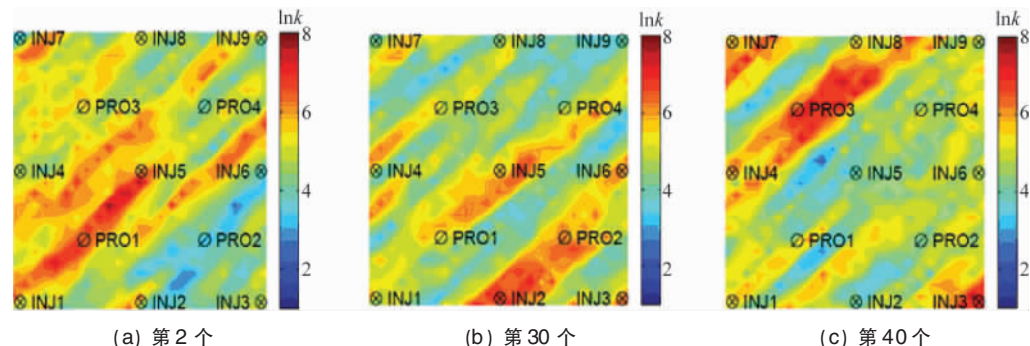


图 4 部分模型实现的初始渗透率分布

Fig. 4 Initial horizontal log permeability distribution of some realizations

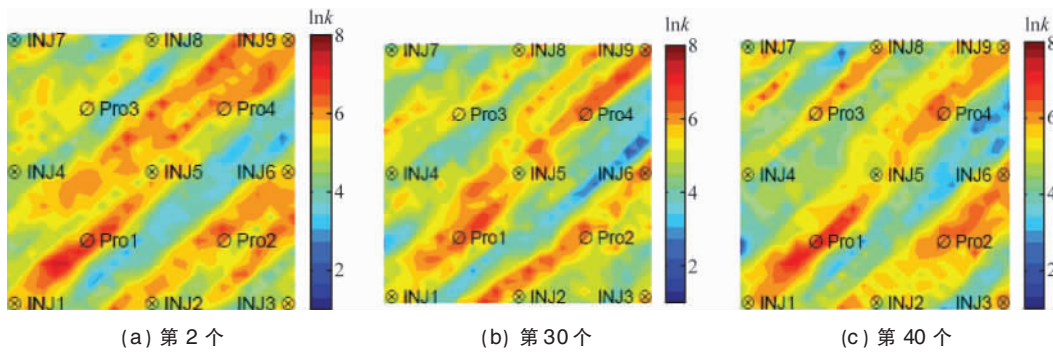


图5 部分模型实现渗透率最终反演结果

Fig. 5 Final horizontal log permeability distribution of some realizations

闭环管理过程中部分生产观测数据的数据同化结果如图6所示。图中,红色散点表示实际观测数据,黑色曲线为各模型实现计算的生产动态数据,黄色曲线为平均模型实现对应

的动态数据计算值。可以看出,各实现在初始阶段预测动态数据具有较大的差异性,且不能很好的匹配实际观测数据,但经过不断的数据同化后,其最终能够与实际观测数据相吻合。

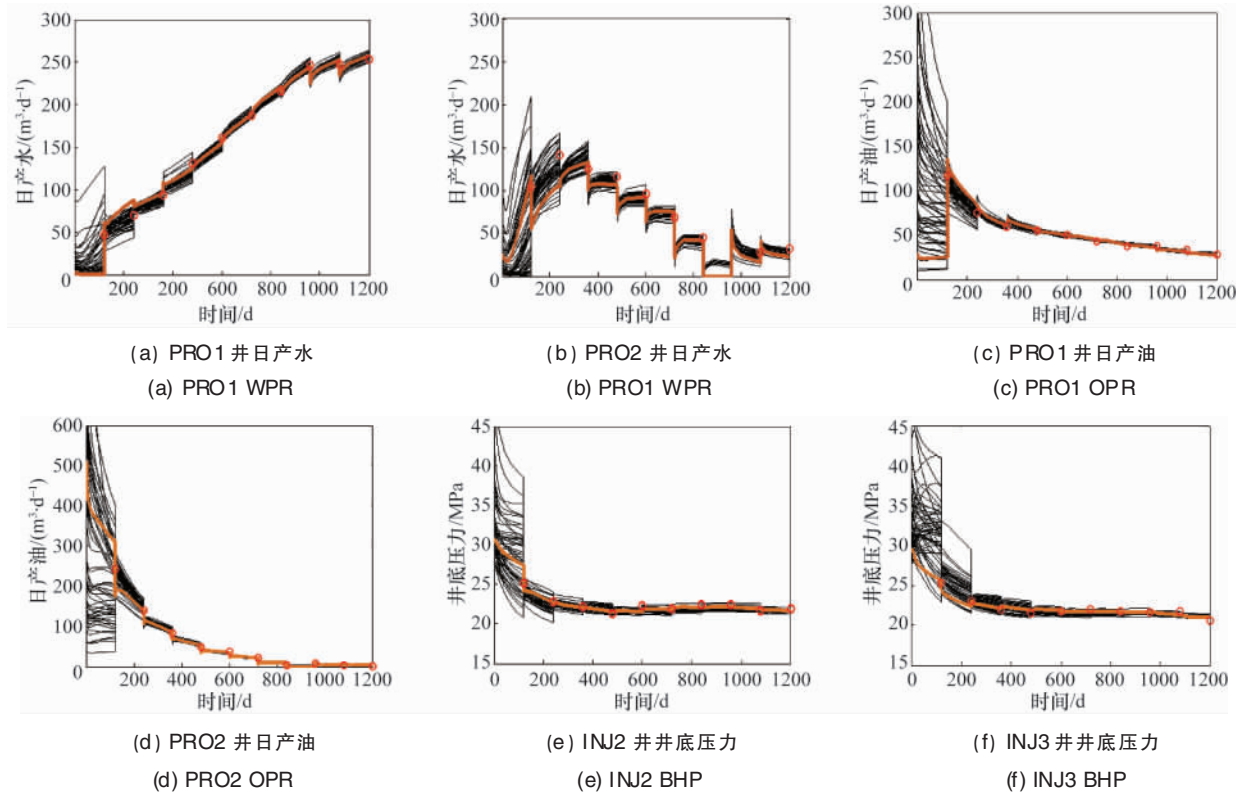


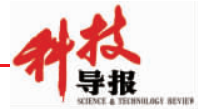
图6 生产动态数据拟合结果

Fig. 6 Fitting results of production dynamic data

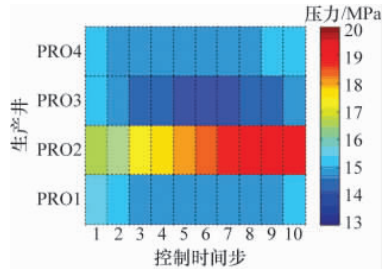
经过油藏闭环管理所得最终生产调控方案如图7所示。图中颜色的变化反映了不同时间步内控制变量参数的变化。可以看出,对于油井BHP的控制,PRO2井大部分时间内主要维持在较高的井底压力控制下;对于水井流量的控制,INJ2、INJ3和INJ8趋向于保持较高的注入速度。另外,由于在SPSA算法中考虑了各控制变量间的相关性,优化得到的最优控制方案显得较为光滑连续,便于现场实际操作。

将闭环管理的生产方案代入真实油藏中,通过数值模拟

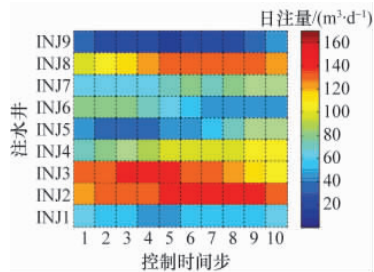
运算得出油藏的剩余油分布,并与开关控制(Reactive Control)方案运算结果进行了对比,如图8所示。所谓开关控制,是当油井的含水率超过经济含水率即关井的生产策略,其可近似代表油藏现场常规开发方案。图9显示了闭环管理和开关控制两种方案下区块含水率的变化结果。由图8和图9可知,经过油藏闭环管理水驱波及效率得到显著提高,优化后区块的含水率在生产期内均低于开关控制方案,起到了明显的降水增油效果。经过闭环管理该实例最终计算NPV值为



10.94×10⁸ 元,比开关控制提高了 23%。



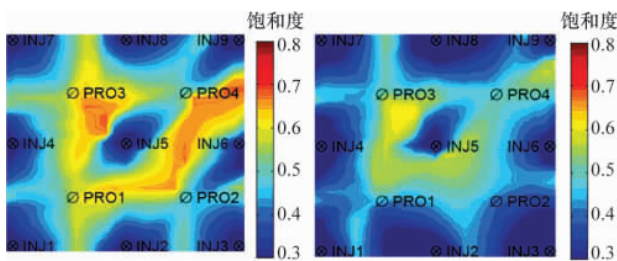
(a) 井底流压控制
(a) BHP control



(b) 流量控制
(b) Liquid rate control

图 7 闭环管理所得生产调控图

Fig. 7 Optimal well controls obtained by closed-loop management



(a) 开关控制
(a) Reactive control
(b) 闭环管理
(b) Closed-loop management

图 8 区块最终剩余油分布对比

Fig. 8 Comparison of remaining oil saturation distribution

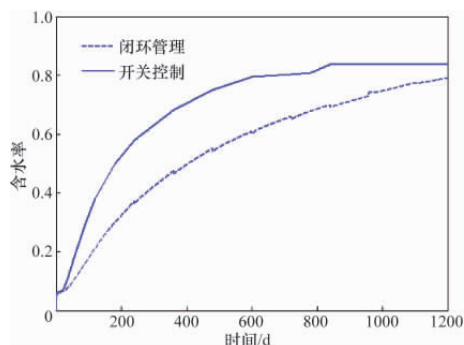


图 9 区块含水率变化对比

Fig. 9 Comparison of field water cut

5 结论

(1) 提出了基于 SPSA 算法进行多模型生产优化的新方法,减小了优化结果对油藏模型不确定性的敏感程度,提高

了优化方案的可靠性;

(2) 通过引入控制变量协方差阵,SPSA 算法计算所得开发方案更加光滑连续,且其搜索方向类似于将协方差阵作为海森逆矩阵的拟牛顿方向;

(3) 油藏闭环管理测试结果显示,经过闭环管理油藏的水驱波及系数显著提高,经济净现值相比开关控制增加了 23%,且反演后获得了较好的地质模型估计,验证了本文方法进行多模型油藏闭环管理的适用性。

参考文献 (References)

- [1] Zhao Hui, Li Yang, Yao Jun, et al. Theoretical research on reservoir closed-loop production management[J]. Science China Technology Science, 2011, 54(10): 2815–2824.
- [2] Chen Y, Oliver D, Zhang D. Efficient ensemble-based closed-loop production optimization[J]. SPE Journal, 2009, 14(4): 634–645.
- [3] Chen C, Wang Y, Li G, et al. Closed-loop reservoir management on the Brugge test case[J]. Computational Geosciences, 2010, 14: 691–703.
- [4] Van Essen G, Zandvliet M, Van den Hof P, et al. Robust waterflooding optimization of multiple geological scenarios[J]. SPE Journal, 2009, 14(1): 202–210.
- [5] Naevdal G, Mannseth T, Vefring E H. Near-well reservoir monitoring through ensemble Kalman filter [C]// SPE Improved Oil Recovery Symposium. Tulsa, USA: Society of Petroleum Engineers, 2002: 75235.
- [6] Gu Y, Oliver D S. The ensemble Kalman filter for continuous updating of reservoir simulation models[J]. Journal of Energy Resources Technology, 2006, 128(1): 79–87.
- [7] Liu N, Oliver D S. Critical evaluation of the ensemble Kalman filter on history matching of geologic facies[J]. SPE Reservoir Evaluation and Engineering, 2005, 8(4): 470–477.
- [8] Gu Y, Oliver D S. An iterative ensemble Kalman filter for multiphase fluid flow data assimilation[J]. SPE Journal, 2007, 12(4): 438–446.
- [9] Alexandre E, Reynolds A C. EnKF-MCMC [C] //SPE Annual Technical Conference and Exhibition. Barcelona, Spain: Society of Petroleum Engineers, 2010: 131375.
- [10] Wang C, Li G, Reynolds A C. Production optimization in the context of closed-loop reservoir management [C]//SPE Annual Technical Conference and Exhibition. Anaheim, USA: Society of Petroleum Engineers, 2007: 109805.
- [11] Zhao H, Chen C, Li G, et al. Maximization of a dynamic quadratic interpolation model for the production optimization [C]//SPE Reservoir Simulation Symposium. Woodlands, USA: Society of Petroleum Engineers, 2011: 141317.
- [12] Spall J. Multivariate stochastic approximation using a simultaneous perturbation gradient approximation [J]. IEEE Transactions Automat Control, 1992,37(3): 332–341.
- [13] Oliver D S, Reynolds A C, Liu N. Inverse theory for petroleum reservoir characterization and history matching [M]. New York: Cambridge University Press, 2008: 98–100.
- [14] 张凯,李阳,姚军,等.油藏生产优化理论研究[J].石油学报,2010,31(1): 78–83.
Zhang Kai, Li Yang, Yao Jun, et al. Acta Petrolei Sinica, 2010, 31(1): 78–83.
- [15] 李从信,刘贤梅,陈淼鑫.大型注水系统的优化运行[J].石油学报,2001,22(6): 69–72.
Li Congxin, Liu Xianmei, Chen Miaoxin. Acta Petrolei Sinica, 2001, 22(6): 69–72.

(责任编辑 赵业玲)