

遗传算法在苏里格气田井位优化中的应用

姜瑞忠, 刘明明, 徐建春, 孙召勃, 邢永超
(中国石油大学石油工程学院, 山东 青岛 266580)

摘要: 苏里格气田是中国致密砂岩气田的典型代表, 储层非均质性及特低的渗透率造成苏里格气田有效泄油面积小。为提高单井控制储量和气田采收率, 需要利用井位优化来确定最优井数及其位置。因此, 借助 Matlab 自带的遗传算法工具箱, 采用优化理论结合数值模拟的方法进行苏里格气田某区块的井位优化研究。研究中将净现值作为目标函数, 将单井控制面积和井位作为变量, 优选净现值最大的单井控制面积及井位。结果表明, 苏里格气田的最优单井控制面积为 $0.5 \text{ km}^2/\text{井}$; 对于最优单井控制面积, 遗传算法得到的最优净现值为 14.6259×10^8 元, 大于常规井网的净现值 14.3378×10^8 元, 净现值增加幅度为 2.01%; 基于遗传算法的井位优化方法克服了常规布井方式的经验依赖性; 最优井位分布与渗透率关系密切, 渗透率高的部位井数多, 反之, 井数少。

关键词: 苏里格气田; 单井控制面积; 井位优化; 遗传算法; 数值模拟

中图分类号: TE32 **文献标志码:** A **文章编号:** 1672-1926(2014)10-1603-07

引用格式: Jiang Ruizhong, Liu Mingming, Xu Jianchun, et al. Application of genetic algorithm for well placement optimization in Sulige Gasfield[J]. Natural Gas Geoscience, 2014, 25(10): 1603-1609. [姜瑞忠, 刘明明, 徐建春, 等. 遗传算法在苏里格气田井位优化中的应用[J]. 天然气地球科学, 2014, 25(10): 1603-1609.]

0 引言

致密气藏作为非常规油气的重要组成部分, 具有重要的开采价值^[1-3]。井位优化直接关系到油藏开发的采收率及经济效益, 是国内外研究的热点。国内主要是根据油藏地质情况, 人为制定若干井网方案, 采用油藏数值模拟方法进行井位优化研究, 此方法简便易行, 但过分依赖人的经验, 而且由于油藏地质不确定性因素多, 不易得到最优解^[4-7]。

国外研究人员多采用基于优化理论和油藏数值模拟的井位优化方法, 主要思路是首先根据需要设定一个目标函数(净现值或采收率等), 然后借助于某种优化算法, 进而调用数值模拟软件得出使目标函数最优的解。

目前, 井位优化应用最广泛的无梯度优化算法为遗传算法, 这种方法研究较为深入, 应用较成熟。Bittencourt 等^[8]采用以遗传算法为基础的混和遗

传算法对井网进行了优化研究; Güyagüler 等^[9]采用遗传算法、多面体算法和代理算法相结合的混合遗传算法进行了井网优化研究; Ozdogan 等^[10]采用混和遗传算法进行了井位优化研究, 他们引入了“拟历史”这一概念来强调井网优化的时间依赖性和地质体的不确定性; Bukhamsin 等^[11]采用连续遗传算法(CGA)进行多段井井位优化研究; Morales 等^[12]采用引入风险约束的遗传算法进行井网优化研究; Lyons 等^[13]于 2013 年采用集合卡尔曼滤波和遗传算法进行了考虑时间不确定性的井位优化研究。

基于遗传算法的优越性及成熟性, 本文借助 Matlab 自带的遗传算法工具箱进行苏里格气田某区块的井位优化研究。

1 优化算法简介

遗传算法(GA)是由美国 Michigan 大学的 Holland^[14]于 1975 年提出的, 它是借鉴自然界遗传

机制和生物进化论而形成的一种过程搜索最优解的算法^[15-17]。遗传算法具有较好的全局搜索能力,而且搜索过程既不受优化函数连续性的约束,也不要求优化函数可导。算法的基本思想简单,具有全局并行搜索、简单通用和鲁棒性强等优点。

本文将遗传算法应用到井位优化过程的流程如图1所示。

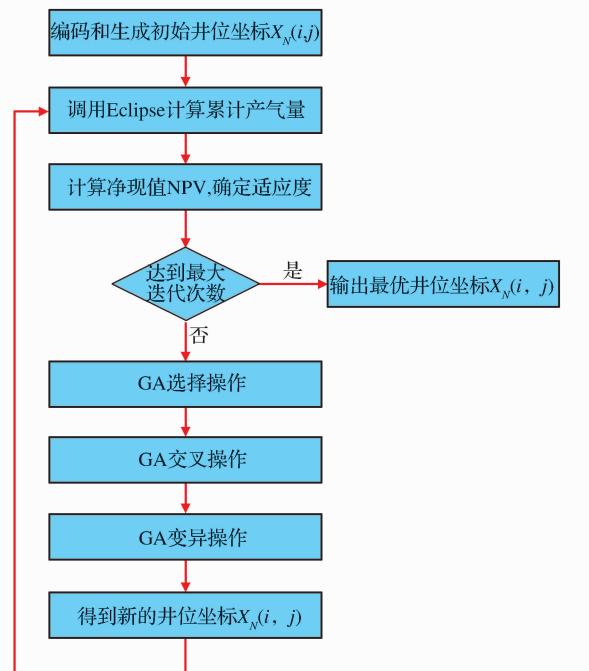


图1 基于遗传算法的井位优化流程

Fig. 1 Well placement optimization flowchart
based on GA

(1) 基因编码及生成初始群体。基因编码由Matlab内部程序确定;初始群体是根据井网参数的优化范围随机生成的N口井的坐标 $X_N(i,j)$,本文选定种群数量为60。

(2) 适应度。适应度值用净现值表示。井位优化过程中通过不断修改Data文件中的井位,调用Eclipse油藏数值模拟软件计算累计产气量,进而利用目标函数计算净现值,记录最大净现值及其对应井位坐标。

(3) 判断准则。给定最大迭代次数(本文取150),当迭代次数超过最大迭代次数后停止迭代并输出最优井位坐标 $X_N(i,j)$,否则进行选择操作。

(4) 选择。依据个体适应度的大小,进行轮盘赌选择操作。

(5) 交叉。依据个体适应度的大小计算交叉概率,进行交叉操作。

(6) 变异。依据个体适应度的大小计算变异概

率,进行变异操作。

2 模型建立

2.1 地质模型

研究区位于鄂尔多斯盆地伊陕斜坡(图2),该区块具备良好的天然气成藏条件,平均孔隙度为2.4%,平均渗透率为 $0.070 \times 10^{-3} \mu\text{m}^2$,属于典型的致密砂岩气藏。研究区含气面积约为 276.5 km^2 ,气层有效厚度为20m,地质储量为 $812 \times 10^9 \text{ m}^3$ 。

为了实现油藏精细描述,将苏里格某区块地质模型纵向分为5个小层,X、Y方向上的网格步长为100m,模型的总结点数为 579.6×10^4 。根据测井解释的成果,利用斯伦贝谢公司Petrel软件中的序贯高斯差值方法建立区块的孔隙度、渗透率和净毛比等属性模型^[18-20]。

本气藏整体面积大,但其中较大部分地区储量丰度很小。如果选取整个气藏进行井位的数模优化工作,不仅计算量大,而且不符合开发初期优先开发高丰度区的方针。因此,依据各层的储量丰度分布特征,选取 $5.2 \text{ km} \times 5.6 \text{ km}$ 的试验区进行井位优化数模工作,数模软件采用斯伦贝谢公司的Eclipse。模型网格划分为 $52 \times 56 \times 5$ 个,网格步长DX、DY分别为100m和100m,所选区原始地质储量为 $97.3 \times 10^8 \text{ m}^3$ 。首先,以定产量($25000 \text{ m}^3/\text{d}$)生产,然后定压生产(5MPa),总共生产5000d。

2.2 井位优化目标函数—净现值

净现值法是项目经济评价中常用的方法之一,本文井位优化研究即采用净现值作为目标函数。净现值是指在一个项目的整个建设和生产服务年限内各时间段的净现金流量按照设定的折现率折成现值后求和所得到的值。其表达式为:

$$NPV = \int_{t_0}^{t_f} [C_{in}(t) - C_{out}(t)](1+i)^{-t} dt \quad (1)$$

式(1)中: NPV 为净现值,元; t_0 为项目的开始时间,年; t_f 为项目的结束时间,年; $C_{in}(t)$ 为 t 时刻的现金流入量,元,主要是销售收入; $C_{out}(t)$ 为 t 时刻的现金流出量,元,主要是投资、成本及销售税金; i 为折现率,折现率是指将未来有限期预期收益折算成现值的比率,无因次。

油田开发中采用净现值方法计算利润时,需要将开发时间划分为若干个时间间隔,因此,净现值的目标函数变为离散型:

$$NPV = \sum_1^t [C_{in}(t) - C_{out}(t)](1+i)^{-t} \quad (2)$$

其中:

$$C_{in}(t) = Q_g(t) \times Gas\ Price \quad (3)$$

$$C_{out}(t) = OPEX + CAPEX + TAX \quad (4)$$

式(2)–(4)中: $Q_g(t)$ 为第 t 年的累计产气量, m^3 ;

$Gas\ Price$ 为天然气价格,元/ m^3 ;OPEX为操作成本,元,主要包括人员工资、水电费、运输费用、维护费、设备更新费等;TAX为税费,元;CAPEX为基建费用,元,主要包括钻井、完井、固井、射孔、压裂和酸化等措施费用以及所需物资费用。其中,计算净现值用的参数见表1。

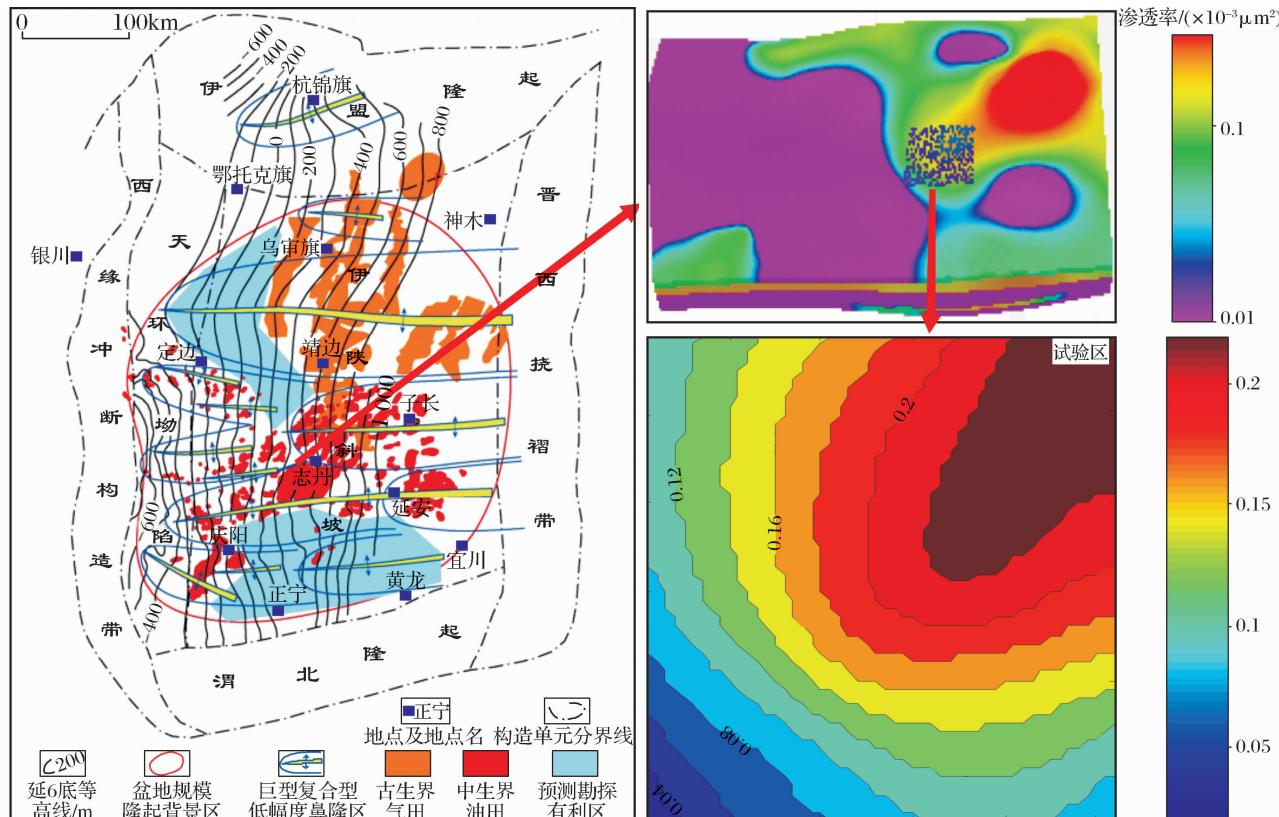


图2 苏里格某区块渗透率场与试验区位置

Fig. 2 The permeability field of Sulige's new block and the location of pilot site

表1 经济参数

Table 1 Economic parameters for NPV computation

参数	天然气价格/(元/ m^3)	钻井成本/元	操作成本/(元/ m^3)	税费/(元/ m^3)	折现率
费用	1	7 600 000	0.13	0.021	0.08

最终得到致密气藏净现值函数为:

$$NPV = \sum_1^t [Q_g(t) \times Gas\ Price - OPEX - CAPEX - TAX](1+i)^{-t} \quad (5)$$

3 实例应用

3.1 单井控制面积对气田开发的影响

单井控制面积是一口井所控制的开发面积的大小^[21]。单井控制面积直接影响油田的采收率和经济效益,一方面,单井控制面积越小,区块采收率越

高;另一方面,使油气田开发的投资越大。因此,选择合理的单井控制面积是油气田开发的核心。

选择不同的单井控制面积进行井位优化设计,得到不同方案最优井位的无因次净现值见图3。结果表明,单井控制面积越小,区块的净现值越大,而单井净现值越小。气井单井净现值受单井控制面积的影响较大,存在明显的拐点。当单井的控制面积大于 $1.0\text{ km}^2/\text{井}$ 时,单井净现值基本保持不变,说明当单井控制面积大于该值时,井间基本不存在干扰。区块净现值随着单井控制面积的增加而不断降低,

其变化趋势平缓,不存在明显的拐点。为了追求最大的采收率和单井效益最大化,选择单井控制面积为 $0.5\text{ km}^2/\text{井}$ 。

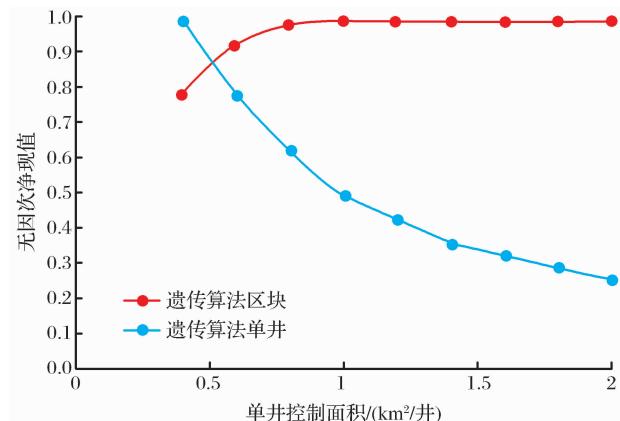


图 3 单井控制面积与净现值关系

Fig. 3 The well spacing and NPV curve

表 2 为遗传算法和常规井网最优净现值对比。不同单井控制面积下井位优化过程的净现值如图 4 所示。从图 4 和表 2 中可以看出,不同方案对应的遗传算法优化结果要优于人为制定的常规井网,尽

管有时候两者相差不大,净现值增加幅度在 0~5% 范围内。

从图 4 中还可以看出,当单井控制面积较大时,遗传算法与常规井网结果基本一致,这是由于单井控制面积大,无井间干扰现象,生产井都以最大潜力生产;当单井控制面积较小时,两者之间的差别较大,

表 2 遗传算法和常规井网最优净现值对比

Table 2 The optimum NPV comparison between GA and conventional well pattern

单井控制面积 /(km ² /井)	不同方案净现值		
	遗传算法/元	常规井网/元	增加幅度/%
0.4	1 664 858 543	1 647 781 442	1.036
0.6	1 307 735 721	1 259 585 338	3.823
0.8	1 047 459 188	1 023 928 642	2.298
1.0	829 934 980	817 208 592	1.557
1.2	715 461 193	710 215 190	0.739
1.4	600 987 402	598 965 989	0.337
1.6	543 750 502	541 848 716	0.351
1.8	486 513 612	486 276 202	0.049
2.0	429 276 713	429 056 058	0.051

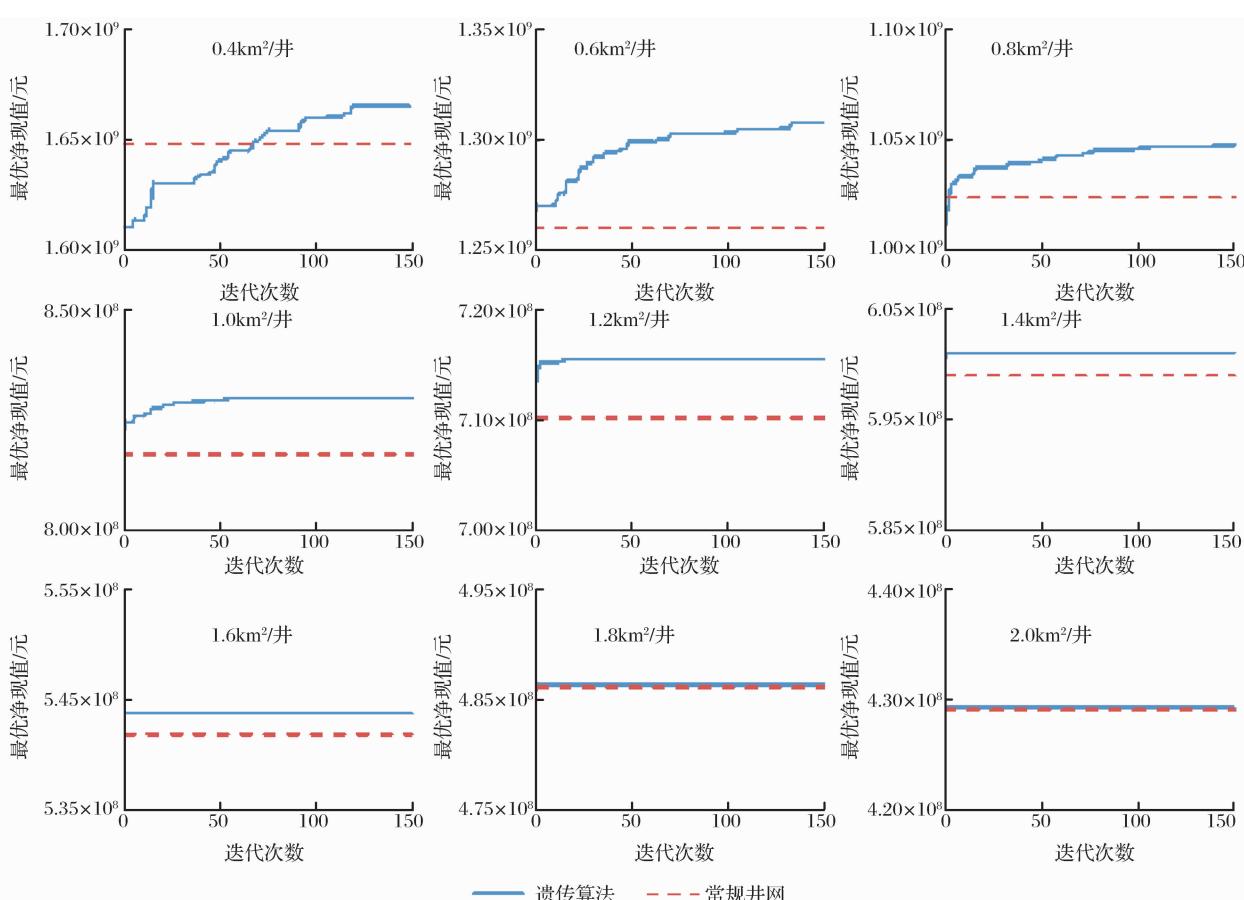


图 4 不同单井控制面积下遗传算法与常规井网净现值对比

Fig. 4 The NPV comparison between GA and conventional well pattern for different well spacing cases

这是因为单井控制面积小,存在井间干扰现象,区块采出程度与井位置有密切联系,而遗传算法具有较强的寻优能力和收敛性。

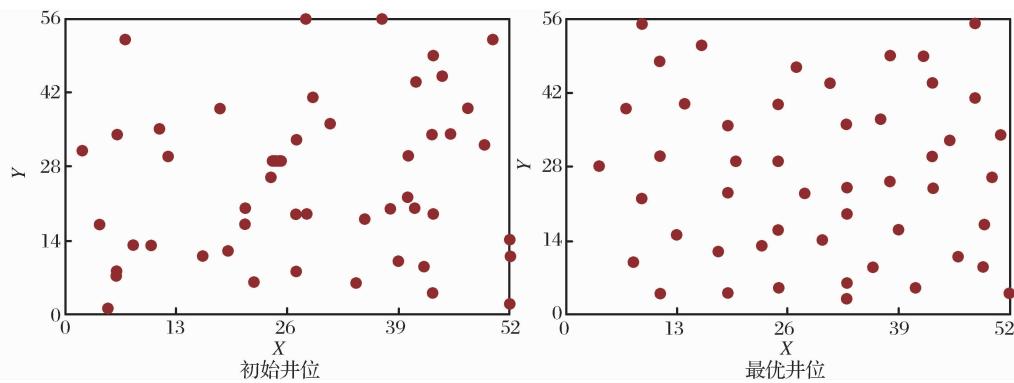


图 5 单井控制面积为 $0.6 \text{ km}^2/\text{well}$ 时井位坐标示意

Fig. 5 Well coordinates schematic for the well spacing case of $0.6 \text{ km}^2/\text{well}$

通过遗传算法不断迭代优选具有最大净现值的井位得到的,显示出遗传算法具有良好的寻优能力和收敛性。

3.2 最优单井控制面积下优化

采用最优单井控制面积 $0.5 \text{ km}^2/\text{well}$ 进行苏里格气田井位优化设计,当种群数量设置为 60,迭代次数设置为 150 时,遗传算法得到的最优净现值为 1 462 589 208 元,大于常规井网的净现值 1 433 780 663 元,净现值增加幅度为 2.01%。从图 6 中还可以看出遗传算法寻优能力和收敛性较强,避免了井位选取的不确定性。

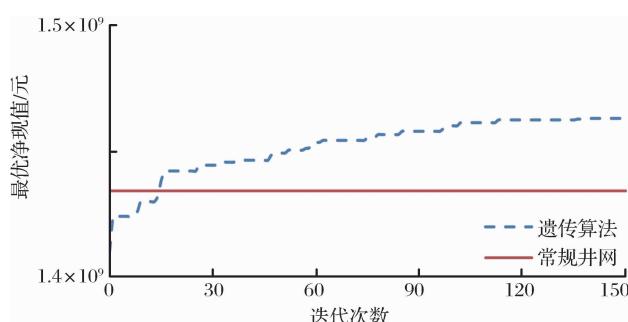


图 6 最优单井控制面积下净现值对比

Fig. 6 The NPV comparison between GA and conventional well pattern for optimum well spacing case

图 7 为遗传算法和人为确定的常规井网的井位分布图,其中属性为渗透率分布场。从图 7 中可以看出最优井位与渗透率分布有密切关系,渗透率大的部位布井密,而渗透率小的部位井数少,但无明显井网形式。对比图 7(a)和图 7(b)可以发现,遗传算法优选出的井位与人为确定的常规井网类似,分布

图 5 为单井控制面积为 $0.6 \text{ km}^2/\text{well}$ 时井位优化过程中井位坐标的变化过程。从图 5 中可以看出初始井位与最优井位的差异很大,这是因为最优井位是

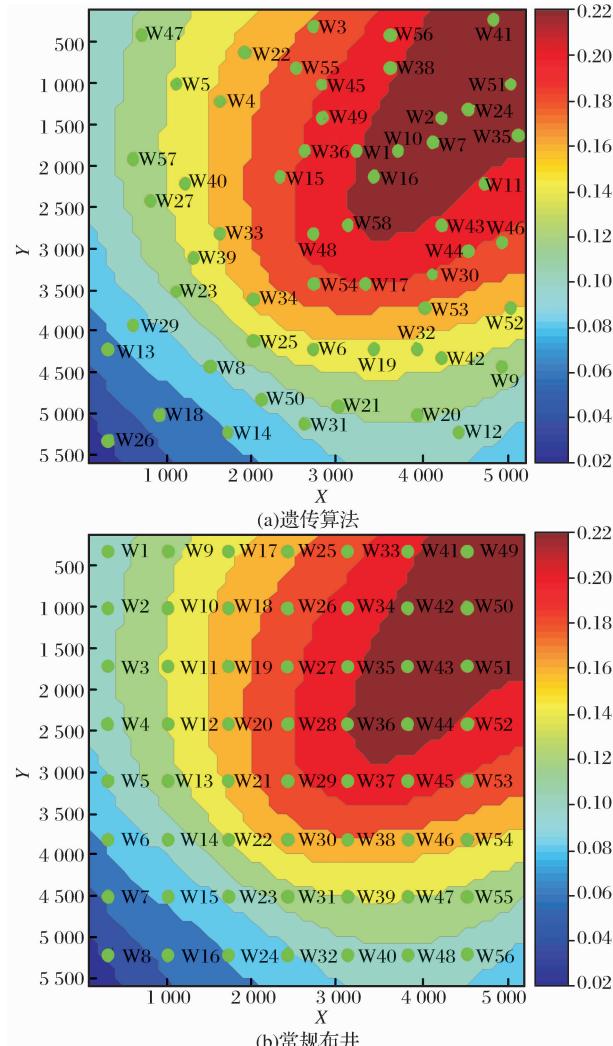


图 7 区块渗透率场及最优井位分布

Fig. 7 The permeability field and the optimum well location distribution

比较均匀,这应该与研究区块非均质程度较小有很大关系。若所选区块非均质程度增加,遗传算法与常规井网之间的井位可能会有更大区别。

4 结论

本文研究将遗传算法应用到苏里格气田的单井控制面积和井位优化中,其中目标函数为净现值。利用优化理论结合数值模拟的方法,研究了苏里格气田的井位部署方案,通过优化得到以下结论:

(1) 基于遗传算法的井位优化方法克服了常规井网部署的经验依赖性,能够确定储层非均质条件下的最优井位,最大限度的提高气田产量;

(2) 选取不同的单井控制面积($0.4\sim2.0\text{ km}^2/\text{井}$)进行苏里格气田井位优化研究,得到最优单井控制面积为 $0.5\text{ km}^2/\text{井}$,对于不同的单井控制面积,遗传算法优化出的净现值要高于人为确定的常规井网;

(3) 对于最优单井控制面积,遗传算法得到的最优净现值为 14.6259×10^8 元,大于常规井网的净现值 14.3378×10^8 元,净现值增加幅度为2.01%;

(4) 最优井位分布与渗透率关系密切,渗透率高的部位井数多,反之,井数少。

参考文献(References):

- [1] Wang Shaofei, An Wenhong, Chen Peng, et al. Characteristic and development techniques of Sulige tight gas pool[J]. Natural Gas Geoscience, 2013, 24(1): 138-145. [王少飞, 安文宏, 陈鹏, 等. 苏里格气田致密气藏特征与开发技术[J]. 天然气地球科学, 2013, 24(1): 138-145.]
- [2] He Guanghuai, Li Jinbu, Wang Jiping, et al. New progress and outlook of development technologies in the Sulige Gasfield [J]. Natural Gas Industry, 2011, 31(2): 12-16. [何光怀, 李进步, 王继平, 等. 苏里格气田开发技术新进展及展望[J]. 天然气工业, 2011, 31(2): 12-16.]
- [3] He Dongbo, Wang Lijuan, Ji Guang, et al. Well spacing optimization for Sulige tight sand gas field, NW China[J]. Petroleum Exploration and Development, 2012, 39(4): 458-464. [何东博, 王丽娟, 冀光, 等. 苏里格致密砂岩气田开发井距优化[J]. 石油勘探与开发, 2012, 39(4): 458-464.]
- [4] He Dongbo, Jia Ailin, Ji Guang, et al. Well type and pattern optimization technology for large scale tight sand gas, Sulige Gasfield[J]. Petroleum Exploration and Development, 2013, 40(1): 79-89. [何东博, 贾爱林, 冀光, 等. 苏里格大型致密砂岩气田开发井型井网技术[J]. 石油勘探与开发, 2013, 40(1): 79-89.]
- [5] Zhu Jinli, Ai Fang, Wang Jiping, et al. Technique of well pattern optimization in block Su10 of Sulige Gasfield[J]. Natural Gas Industry, 2007, 27(12): 111-113. [祝金利, 艾芳, 王继平, 等. 苏里格气田苏10区块优化布井技术[J]. 天然气工业, 2007, 27(12): 111-113.]
- [6] Wang Guoyong, Liu Tianyu, Shi Juntai. Pattern well spacing optimization and analysis of factors affecting development effect in Sulige Gasfield[J]. Special Oil & Gas Reservoirs, 2008, 15(5): 76-79. [王国勇, 刘天宇, 石军太. 苏里格气田井网距优化及开发效果影响因素分析[J]. 特种油气藏, 2008, 15(5): 76-79.]
- [7] Jia Chengye, Ji Pengcheng, Jia Ailin, et al. Numerical simulation prediction of the developmental indices of low permeable sandstone gas reservoir[J]. Journal of Southwest Petroleum University: Science & Technology Edition, 2010, 32(5): 100-104. [贾成业, 姬鹏程, 贾爱林, 等. 低渗透砂岩气藏开发指标数值模拟预测[J]. 西南石油大学学报: 自然科学版, 2010, 32(5): 100-104.]
- [8] Bittencourt A C, Horne R N. Reservoir development and design optimization[C]//SPE Annual Technical Conference and Exhibition. Society of Petroleum Engineers, 1997: 545-558.
- [9] Güyagüler B, Horne R. Uncertainty assessment of well placement optimization[C]//SPE Annual Technical Conference and Exhibition. New Orleans, Louisiana. SPE 71625, 2001.
- [10] Ozdogan U, Horne R N. Optimization of well placement with a history matching approach[C]//SPE Annual Technical Conference and Exhibition. SPE 90091, 2004.
- [11] Bukhamsin A Y, Farshi M M, Aziz K. Optimization of multi-lateral well design and location in a real field using a continuous genetic algorithm[C]//SPE/DGS Saudi Arabia Section Technical Symposium and Exhibition. SPE 136944, 2010.
- [12] Morales A N, Nasrabadi H, Zhu D. A new modified genetic algorithm for well placement optimization under geological uncertainties[C]//SPE EUROPEC/EAGE Annual Conference and Exhibition. SPE 143617, 2011.
- [13] Lyons J, Nasrabadi H. Well placement optimization under time-dependent uncertainty using an ensemble Kalman filter and a genetic algorithm[J]. Journal of Petroleum Science and Engineering, 2013, 109: 70-79.
- [14] Holland J H. Adaptation in Natural and Artificial Systems: An Introductory Analysis with Applications to Biology, Control, and Artificial Intelligence[M]. Second Edition. Cambridge, MA: The MIT Press, 1992: 1-20.
- [15] Jin Fen. Application Research of Genetic Algorithm in Function Optimization[D]. Suzhou: Soochow University, 2008: 12-15. [金芬. 遗传算法在函数优化中的应用研究[D]. 苏州: 苏州大学, 2008: 12-15.]
- [16] Ma Yongjie, Yun Wenxia. Research progress of genetic algorithm[J]. Application Research of Computers, 2012, 29(4): 1201-1206. [马永杰, 云文霞. 遗传算法研究进展[J]. 计算机应用研究, 2012, 29(4): 1201-1206.]
- [17] Houck C R, Joines J, Kay M G. A genetic algorithm for function optimization: A Matlab implementation[J]. NCSU-IE TR, 1995, 95(9): 1-14.
- [18] Tian Leng, He Shunli, Gu Daihong. The use of 3-D reservoir geological modeling in Sulige Gasfield[J]. Natural Gas Geo-

- science, 2004, 15(6):593-596. [田冷, 何顺利, 顾岱鸿. 苏里格气田储层三维地质建模技术研究[J]. 天然气地球科学, 2004, 15(6):593-596.]
- [19] Yang Renchao, Wang Yanlong, Fan Aiping, et al. Reservoir geological modeling of Z30 block in Sulige Gasfield, Ordos Basin[J]. Natural Gas Geoscience, 2012, 23(6):1148-1154. [杨仁超, 王言龙, 樊爱萍, 等. 鄂尔多斯盆地苏里格气田 Z30 区块储层地质建模[J]. 天然气地球科学, 2012, 23(6):1148-1154.]
- [20] He Gang, Yin Zhijun, Tang Leping, et al. The reservoir geo-logical model study of He8 member, Su6 infilling well experimen-tal area, Ordos Basin[J]. Natural Gas Geoscience, 2010(2): 251-256. [何刚, 尹志军, 唐乐平, 等. 鄂尔多斯盆地苏 6 加密试验区块盒 8 段储层地质建模研究[J]. 天然气地球科学, 2010 (2):251-256.]
- [21] Zhang Shulin, Huang Yaoqin. Net present value method: A new method to calculate economy limit well density[J]. Geo-logical Science and Technology Information, 2004, 23(1):78-80. [张树林, 黄耀琴. 净现值法——一种计算经济极限井网密度的新方法[J]. 地质科技情报, 2004, 23(1):78-80.]

Application of Genetic Algorithm for Well Placement Optimization in Sulige Gasfield

JIANG Rui-zhong, LIU Ming-ming, XU Jian-chun, SUN Zhao-bo, XING Yong-chao

(College of Petroleum Engineering, China University of Petroleum, Qingdao 266580, China)

Abstract: Sulige Gasfield is a typical tight sandstone gas field. The effective drainage area is small due to its reservoir heterogeneity and ultra-low permeability. In order to improve single well controlled reserves and gas recovery factor, there is an urgent need to determine the optimum well numbers and location by well placement optimization. Therefore, we perform well location optimization of Sulige Gasfield by using the optimization theory combined with numerical simulation, based on Matlab's genetic algorithm toolbox. In the study, the objective function is the net present value (NPV) and the variables are well spacing and well location. Then the optimized well spacing and well location which makes the NPV the highest was selected. The optimization results show that the best well spacing of Sulige Gasfield is $0.5 \text{ km}^2/\text{well}$. For the best well spacing case, the NPV of the GA algorithm which is ¥1.462 59 billion is greater than the NPV of the conventional well pattern which is ¥1.433 78 billion. The NPV increases by 2.01%. The well placement optimization based on GA overcomes the disadvantage of the conventional well pattern which is experience-dependent. The optimized well location has a close relationship with the permeability distribution. The high permeability zone has more wells and the low permeability zone has fewer wells.

Key words: Sulige Gasfield; Well spacing; Well placement optimization; Genetic Algorithm; Numerical reservoir simulation