

文章编号:1009-9603(2022)02-0085-09

DOI:10.13673/j.cnki.cn37-1359/te.2022.02.010

高含水期油藏油井开发效果评价

李 祯¹, 郭 奇^{1,2}, 庄天琳³, 陈硕思¹, 何书梅³

(1.中国石化胜利油田分公司 勘探开发研究院,山东 东营 257015; 2.中国石化胜利石油管理局有限公司 博士后科研工作站,山东 东营 257000; 3.中国石油大港油田公司 勘探开发研究院,天津 300280)

摘要:为了量化高含水期油藏油井的开发效果,分别从数值模拟和机器学习2个角度建立表征指标,利用数值模拟得到油井控制区域的后向飞行时间,依据单井洛伦兹系数评价油井流动非均质性,并提出潜能指数的概念表征当前时刻油井控制范围内的潜力和驱替能力;收集大量油田开发动态数据建立时间序列模型,利用机器学习中的向量自回归算法对油井生产历史进行拟合,并通过脉冲响应分析评估油井生产能力,最终通过熵权法确定油井综合评价得分。结果表明:2种评价方法虽基于不同假设条件,但所得到的各油井评分趋势基本一致,由于综合考虑了数值模拟和开发动态数据的影响,最终的评价得分可客观反映油井的开发效果。将该评价方法应用于中国G油田Y区块,量化得到各油井的评价得分,并最终确定4口井为高效开发的油井。

关键词:向量自回归模型;时间序列;潜能指数;高含水期油藏;开发效果;数值模拟

中图分类号:TE319

文献标识码:A

Evaluation method of producer development effect in high water-cut reservoirs

LI Zhen¹, GUO Qi^{1,2}, ZHUANG Tianlin³, CHEN Shuosi¹, HE Shumei³

(1.Exploration and Development Research Institute, Shengli Oilfield Company, SINOPEC, Dongying City, Shandong Province, 257015, China; 2.Working Station for Postdoctoral Scientific Research, Shengli Oilfield Company, Dongying City, Shandong Province, 257000, China; 3.Exploration and Development Research Institute of Dagang Oilfield Company, PetroChina, Tianjin City, 300280, China)

Abstract: To quantify the producer development effect in high water-cut reservoirs, we constructed characteristic indexes from numerical simulation and machine learning. The backward flight time of the producer control area was obtained by numerical simulation. The flow heterogeneity of producers was evaluated based on the Lorentz coefficient. The potential index was proposed to describe the potential and displacement capacity of producers in the control area. The copious development performance data of oilfield were collected to establish the time series model. The vector autoregression (VAR) algorithm was used to fit the production history of producers; the production capacity of producers was evaluated through impulse response analysis. The comprehensive evaluation scores of producer were given with the entropy weight method. As a result, the two methods with different assumptions led to similar trends in producer scores. The final score could objectively reflect the development effect of producer with the consideration of the influence of numerical simulation and development performance data. The evaluation method was applied to Y Block of G Oilfield in China to score producers. Eventually, four efficiently developed producers were identified.

Key words: VAR model; time series; potential index; high water-cut reservoir; development effect; numerical simulation

随着油田进入高含水开发阶段,油井的生产状况差异巨大,如何量化油井的开发效果对于高含水

期油藏井位部署、液量调整等意义重大。中外学者针对该问题进行过讨论,王庆等提出定量刻画油藏

收稿日期:2020-08-21。

作者简介:李祯(1990—),女,山东昌邑人,工程师,从事测井、地质研究等相关工作。E-mail:lizhen562.slyt@sinopec.com。

基金项目:国家科技重大专项“特高含水期提高采收率技术”(2011ZX05011),长江学者和创新团队发展计划“复杂油藏开发和提高采收率的理论与技术”(IRT1294)。

产液剖面与吸水剖面不均匀程度的不均匀系数概念^[1]。邹存友等对中国砂岩油田的地质特点及含水变化情况进行分析,得到水驱砂岩油藏评价的量化图版^[2]。董伟等以产量递减理论为基础,定量评价注氮气对油田区块开发效果的影响^[3]。梁榜等依据井控动态储量的计算,确定涪陵页岩气田水平井的开发效果^[4]。陈民锋等通过动态流场的评价分析油藏开发效果,明确了油藏剩余油的主控因素及挖潜方向^[5]。然而如何将评价方法量化于单井,如何对油田区块内所有油井进行评价,并根据评价结果指导油井开发调整,还鲜有报道。

随着新技术的发展,机器学习模型被应用于石油勘探与开发的不同领域,通过机器学习算法确定输入和输出参数的关系,得到测试数据集的结果^[6-7],ANIFOWOSE等利用机器学习中的集成算法对未动用油藏的分类特征进行研究^[8]。MARTINS等利用机器学习方法通过测井信息对碳酸盐-硅质碎屑岩进行岩石学分类,并提供准确的储层非均质性识别结果^[9]。AO等利用随机森林算法对测井曲线进行预测,并对其在测井回归建模中的应用进行了研究^[10]。随着油田进入高含水开发阶段,大量开发动态数据可被应用于机器学习模型中,通过数据间的规律对油藏进行定量评价。

通过求取油藏流线数值模拟中单井控制范围内的洛伦兹系数量化单井流动非均质性,并定义潜能指数的概念得到油井开发效果评分;基于向量自回归算法,将油井的产油量和注水井的注入量共同作为产量预测过程的影响因子建立时间序列模型,通过脉冲响应分析得到油井累积影响系数并对其生产状况进行评价。结合潜能指数评价和脉冲响应分析评价,通过熵权法确定油井的最终评分,从而指导高含水期油藏的井位部署及剩余油挖潜。

1 基于向量自回归模型的油井开发效果评价原理

1.1 向量自回归模型

向量自回归模型最早被应用于宏观经济学中,被用于预测互相联系的时间序列系统及分析随机扰动项对变量系统的动态影响。向量自回归模型的原理是把每个变量作为系统中所有变量滞后值的函数来构建模型,其数学表达式为:

$$Y_t = \varepsilon_t + B_1 X_t + B_2 X_{t-1} + \cdots + B_q X_{t-q} + u_t + A_1 Y_{t-1} + \cdots + A_p Y_{t-p} + \mu \quad (1)$$

且:

$$Y_t = (y_{1t}, y_{2t}, \cdots, y_{at}) \quad (2)$$

对于一个特定区块的油藏,其 Y_t 和 X_t 的构造向量可表示为:

$$Y_t = [y_{1,t}, y_{2,t}, \cdots, y_{b,t}]^T \quad (3)$$

$$X_t = [x_{1,t}, x_{2,t}, \cdots, x_{m,t}]^T \quad (4)$$

在模型应用过程中,由于滞后阶数 p 和 q 可以足够大,因此模型能够反映全部的动态关系信息,但滞后期过长会造成评估的参数变多,从而使自由度减小,因此需要在自由度和滞后期之间形成一种均衡状态,选取赤池信息准则(AIC)和贝叶斯信息准则(BIC)确定两者统计量最小时的滞后期^[11],AIC建立在熵的概念上,提供了权衡估计模型复杂度和拟合数据优良性的标准,BIC与AIC相似,用于模型选择,BIC的惩罚项比AIC的大,可有效防止模型精度过高造成的模型复杂度升高。其表达式分别为:

$$AIC = 2k - 2 \ln \beta \quad (5)$$

$$BIC = k \ln \omega - 2 \ln \beta \quad (6)$$

在建立向量自回归模型并对其进行拟合后,可对预测结果进行脉冲响应分析,即在随机误差项上施加一个标准差大小的冲击后,对变量的当期值和未来值产生的影响进行分析。通过脉冲响应分析可以量化变量对模型的影响程度,其计算公式为:

$$z = \sum_1^{\min(p,c)} A_\epsilon z_{c-\epsilon} \quad (7)$$

1.2 模型对比分析

与其他时间序列的预测模型不同,向量自回归模型在预测过程中考虑了影响预测结果的外生变量数据作为约束条件对结果进行预测。通过构建一个时间序列中常用的ARIMA模型与向量自回归模型进行对比,分析模型预测过程中的优缺点。

ARIMA模型是将非平稳的时间序列转化为平稳的时间序列,然后通过因变量和随机误差的滞后阶数进行回归^[11]。ARIMA模型包括移动平均过程、自回归过程以及自回归移动平均过程,如果研究区的时间序列非平稳,可通过适当的差分获得平稳的时间序列,并通过自相关函数和偏自相关函数确定ARIMA模型中滞后阶数的值,其模型的数学表达式为:

$$z_t = \alpha_1 z_{t-1} + \alpha_2 z_{t-2} + \cdots + \alpha_p z_{t-p} + \mu_t + \theta_1 \mu_{t-1} + \theta_2 \mu_{t-2} + \cdots + \theta_q \mu_{t-q} \quad (8)$$

由不同时间序列模型的数学表达式对比可以

看出,ARIMA模型与向量自回归模型的主要区别在于,ARIMA模型无法考虑外生变量对数据预测的影响,因此只采用单一类型曲线作为数据输入。在高含水期油藏的开发效果评价中,向量自回归模型存在优势,它充分考虑不同因素对预测结果的影响,使结果更加准确,因此选用向量自回归模型作为评价预测模型。

1.3 油井开发效果评价模型建立

对于一个高含水期油藏,油井的产量受多种因素的影响,其中最主要的影响因素为注水井的注水效果,因此选择注水井的注水量曲线和油井的产液量曲线作为向量自回归模型的2个变量,通过绘制注水井曲线和油井曲线的序列相关图,查看注采井间的相关度,即注水井和油井间液量是否存在“同增同减”的现象。将筛选的相关度高的注水井和油井输入模型,并对随时间序列变化的注水曲线和采油曲线进行平稳性检验,如果曲线存在波动不稳定的现象,则需对数据进行差分处理,直至2个变量的曲线数据稳定。通过AIC和BIC的值确定注水井和油井的滞后阶数,即(1)式中 p 和 q 的值。

在完成预测模型的拟合后,对每口油井拟定单位体积产量作为一个标准差,通过脉冲响应函数观察各油井对整个油藏开发生态的影响,并得到油藏中各油井的开发效果分数,得分高的油井代表该口井的生产对油藏未来的开发起到积极作用,由此形成基于机器学习的高含水期油井的生产效果评价方法。

2 基于潜能指数的油井开发效果评价原理

引入洛伦兹曲线对油藏流动非均质性进行评价,它最早被应用于经济学领域,用来描述分布不均匀等现象。通过油藏数值模拟提取网格内流体流动的飞行时间,其中前向飞行时间为流体从注入井或边界流到油藏内任意位置所需时间,后向飞行时间为流体从油藏内任意位置流入采出井或边界所需时间。理论上油藏内任意点均可计算飞行时间,若某区域具有较长的飞行时间,则代表该区域内的流体难以波及。飞行时间在数值模拟中可通过求解线性稳定方程得到,其数学表达式为:

$$v \cdot \nabla \tau_f = \phi, \tau_f|_{\text{inflow}} = 0 \quad (9)$$

$$v \cdot \nabla \tau_b = \phi, \tau_b|_{\text{outflow}} = 0 \quad (10)$$

在确定数值模拟中各个网格到不同油井的飞

行时间后,将后向飞行时间进行排序,并将该网格归属于对应后向飞行时间最短的油井,由此可得到油藏内不同油井在当前时刻的控制范围(图1)。

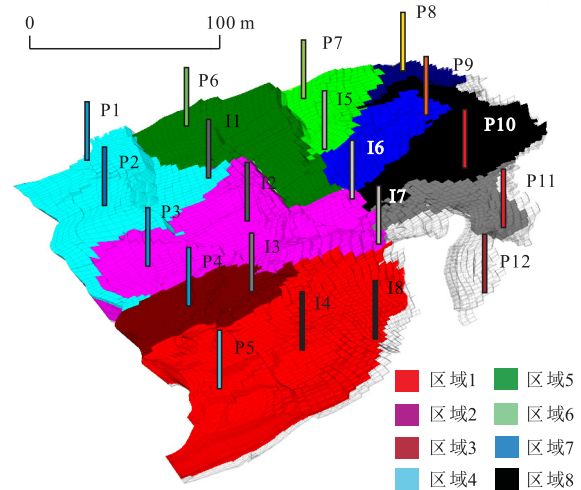


图1 基于飞行时间的油井控制范围分布

Fig.1 Distribution of producer control area based on flight time

定义不同油井控制范围内的流体流动能力指数为:

$$F_i = \frac{\sum_1^i V_i}{\sum_1^N V_p} \quad (11)$$

流体储集能力指数为:

$$Q_i = \frac{\sum_1^i \sigma_i}{\sum_1^N \sigma_p} \quad (12)$$

将储集能力指数和流动能力指数按照该位置对应的飞行时间进行排序,绘制洛伦兹曲线并求取表征油藏流动非均质性的洛伦兹系数,其表达式为:

$$L = 2 \left(\int_0^1 F_i dQ_i - 0.5 \right) \quad (13)$$

洛伦兹系数等效于 $F-Q$ 曲线所包含的面积,该值越大,则 $F-Q$ 曲线越陡,表示在同样的孔隙空间内将包含更大的体积流量,流场非均质性越强;如果 $F-Q$ 曲线呈一条斜率为1的直线,则渗流场内相同孔隙空间包含的体积流量越少,流场处于完全均质流动的状态^[12-14]。

由3条典型的 $F-Q$ 曲线(图2)可见,在强非均质流动状态下,当流动能力指数为99%时,其对应的储集能力指数为25%,这说明该数值模拟模型中99%的流量来自于其中25%的孔隙体积,通过(12)式可计算其洛伦兹系数为0.98,该曲线所代表的油藏当前时刻流动非均质性较强;应用同样的方法计算非均质流动状态下洛伦兹系数为0.7,说明该曲线

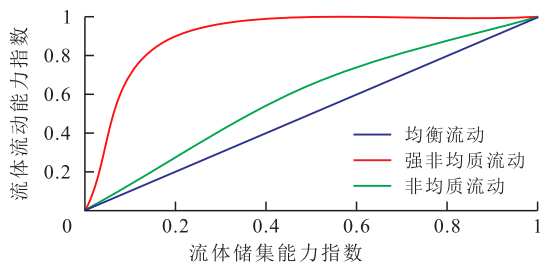


图2 F-Q曲线示意

Fig.2 Diagram of F-Q curve

所代表的油藏流体流动存在非均质性;计算均衡流动状态下F-Q曲线的洛伦兹系数为0,该曲线只存在于理想模型中。

基于飞行时间得到油井控制范围,并通过洛伦兹系数可对各油井控制区域内当前时刻的流动非均质性进行评价。然而流动非均质性仅代表油藏当前时刻的流动能力,无法全面反映油藏历史开发过程中的潜力分布,因此定义潜能指数来综合表征油藏开发效果,其表达式为:

$$S = (\bar{S}_o - S_{or}) V_\phi (1 - L) \quad (14)$$

潜能指数的定义可反映油井范围内流体流动的非均质性,流动非均质性越弱则该油井控制范围内当前时刻流体流动越均衡,潜能指数得分越高;同时该指数可反映油藏潜力,油井控制范围内平均剩余油饱和度越大、孔隙体积越大,则潜能指数得分越高。应用潜能指数可评价高含水期油井控制区域内的生产潜力和流动能力,同时可根据不同油井的潜能指数评分量化油井的开发效果。

3 油井综合开发效果评价

针对不同数据条件分别确定不同的油井开发效果评价方法,然而不同的评价方法其结果并不完全一致,基于向量自回归模型的开发效果评价方法是:利用油田大量开发动态数据间的内部规律,通过机器学习算法确定油井开发效果;而基于潜能指数的效果评价方法是:利用流线数值模拟结果求取单井控制范围内的洛伦兹系数,并结合表征油藏潜力的含油饱和度和孔隙体积参数确定油井开发效果。因此需要综合2种评价方法得到油井综合效果评分。

应用熵权法根据指标变异性确定客观权重。熵权法是一种客观赋权法,仅依赖于数据本身的离散性,若指标在评价过程变异程度越小,提供的信息量就越少,其权重就越小,反之则越大^[15-16]。

现将油藏开发过程中不同时间步的个数作为

评价样本,将2种方法得到的油井评价效果作为评价参数。由于各项指标的计量单位并不统一,因此在使用它们计算综合指标前,需要进行标准化处理,对于正向、负向指标需要采用不同的算法进行数据标准化处理,其中正向指标的处理方法为:

$$r_{gh} = \frac{x_{gh} - \min \{x_{1h}, \dots, x_{nh}\}}{\max \{x_{1h}, \dots, x_{nh}\} - \min \{x_{1h}, \dots, x_{nh}\}} \quad (15)$$

负项指标的处理方法为:

$$r_{gh} = \frac{\max \{x_{1h}, \dots, x_{nh}\} - x_{gh}}{\max \{x_{1h}, \dots, x_{nh}\} - \min \{x_{1h}, \dots, x_{nh}\}} \quad (16)$$

计算第h个指标在第g个样本中所占的比重,其公式为:

$$P_{gh} = \frac{r_{gh}}{\sum_{g=0}^n r_{gh}} \quad (17)$$

计算第h项指标的熵值,其表达式为:

$$e_h = \frac{-1}{\ln n} \sum_{g=1}^n P_{gh} \times \ln P_{gh} \quad (18)$$

根据各个指标的熵值可计算各指标的熵权,其指标价值越大,则熵权值越大,表达式为:

$$w_h = \frac{1 - e_h}{\sum_{h=1}^n (1 - e_h)} \quad (19)$$

通过计算得到的熵权值和比重可确定各指标的综合权值,其表达式为:

$$S_h = \sum_{h=1}^n P_{gh} \times w_h \quad (20)$$

在确定数值模拟方法和向量自回归方法中的参数权重后,即可对油井综合开发效果评分进行计算,量化油井开发动态的变化规律。

4 实例分析

以中国G油田Y区块的断块油藏为研究对象,其主力开发层系为明化镇组和馆陶组,该区块平均孔隙度为31%,平均渗透率为950.5 mD,属于典型的高孔高渗透储层,截至2019年12月油藏采出程度为34.8%,油水井分布复杂,需要对油井生产状况进行量化评价。

4.1 基于机器学习的油井生产效果评价

4.1.1 生产数据相关性检测

以油水井生产数据绘制时间序列曲线,该区块油水井投产日期从1969年3月到2018年12月。绘制该区块注水井和油井的协相关矩阵热度^[17-19](图3),其中色块越红表示注采井间生产曲线相关性越

好,色块越蓝则表示相关性越好,可以看出该区块部分注采井间存在较好的相关性。由相关性较好的西46-6-1油井和西43-8-1注水井注水生产曲线(图4)可以看出,对于液量相关性好的注采井其生产曲线存在“同增同减”的情况,注采井间注水量的增大补充了地层能量,同时起到驱油的效果,造成油井产量增加。因此可以针对整个注采井网系统建立向量自回归模型,捕捉注采井间的生产曲线依赖关系,并对油井生产效果进行评价。

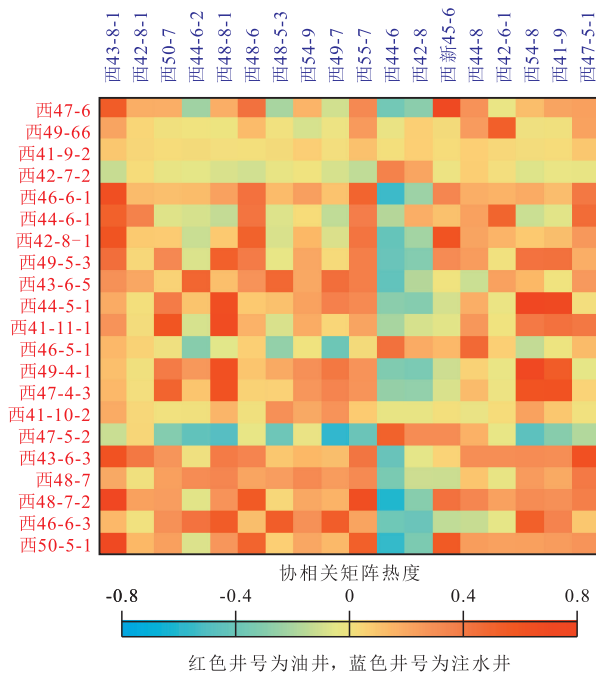


图3 中国G油田Y区块注水井与油井生产曲线协相关矩阵热度

Fig.3 Correlation matrix heat map between production curves of injectors and producers of Y Block of G Oilfield in China

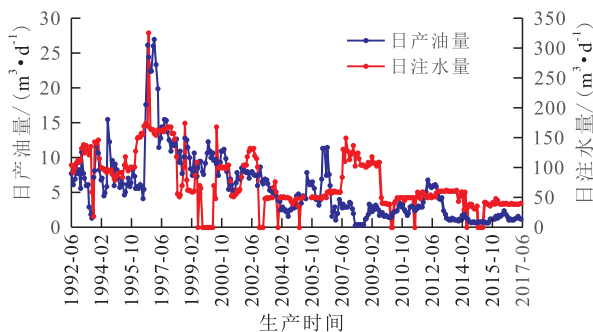


图4 西46-6-1油井和西43-8-1注水井生产曲线

Fig.4 Production curves of injector X43-8-1 and producer X46-6-1

4.1.2 模型平稳性检测

在模型建立前,采用ADF(Augmented Dickey-Fuller)单位根检验对数据平稳性进行计算。通过ADF检验判断序列中是否存在单位根,如果存在则说明序列不平稳。首先假设存在一个单位根,如果

得到的显著性检验统计量小于10%,5%,1%这三个置信度,则分别对应有90%,95%,99%的把握来拒绝原假设,同时如其统计量的概率值(P值)不接近于0,则代表该组监测数据为非平稳序列。以研究区内西46-6-1井为例进行ADF检验。通过对原始生产曲线进行检测,计算得到结果如表1所示。在未进行数据差分前,该区块ADF检验值为-0.243,远高于1%置信度的ADF检验值,其P值为0.899,不接近于0,因此该口井生产数据为非平稳序列。

表1 原始时间序列生产曲线ADF检测结果

检测项	数值
ADF 检验值	-0.243
P 值	0.899
1% 置信度的 ADF 检验值	-3.443
5% 置信度的 ADF 检验值	-2.865
10% 置信度的 ADF 检验值	-2.561

对生产数据取10个时间步进行移动平均处理,并进行一阶差分,绘制对比曲线(图5)。进行差分后生产曲线ADF检验值为-11.883,远小于1%置信度的ADF检验值,差分处理后得到的时间序列为平稳序列,可据此进行时间序列预测。

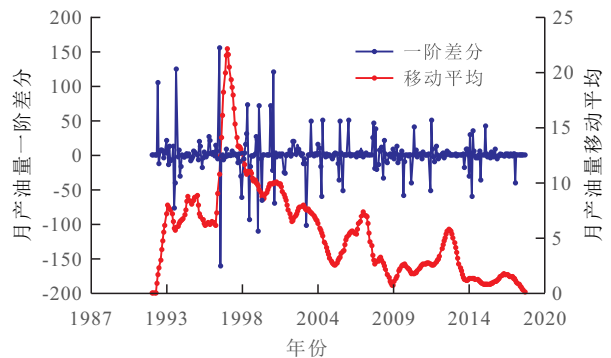


图5 差分前后油水井生产曲线对比

Fig.5 Comparison between production curves of injectors and producers before and after difference

通过AIC和BIC确定注水井和油井的滞后阶数^[20-21],由于向量自回归模型需要通过不同内生变量和外生变量之间的相互影响来确定滞后阶数,因此对注水井与油井两两之间计算AIC和BIC,通过迭代得到整个区块的最佳滞后阶数。

统计分析差分后注采井的时间序列,分别选取注水井和油井1到10个滞后阶数,获得不同阶数下AIC和BIC的值(表2)。优先考虑模型中AIC和BIC最小值所对应的滞后阶数,得到区块内时间序列上最优注采井滞后阶数为3。

4.1.3 脉冲响应分析评价

通过脉冲响应分析对油藏内各油井进行评分,

表2 区块不同滞后阶数评价
Table2 Evaluation of lag orders

区块滞后阶数	AIC 值	BIC 值
1	701.5	610.8
2	464.0	463.2
3	155.3	220.5
4	741.3	560.7
5	822.9	552.5
6	1 806.6	1 445.0
7	5 123.2	4 673.6
8	5 643.3	5 103.7
9	7 092.1	6 462.6
10	7 099.8	6 380.9

计算该区块典型井西44-5-1在不同预测时间步下的影响系数,并得到该井随预测时间步增加的累积影响系数(图6,图7),可看出,随着时间的推移,对油井施加的一个单位产量的标准差对于油藏整体的影响逐渐减弱,同时累积影响系数逐步增加并保持稳定,最终该井累积影响系数保持在0.28左右。

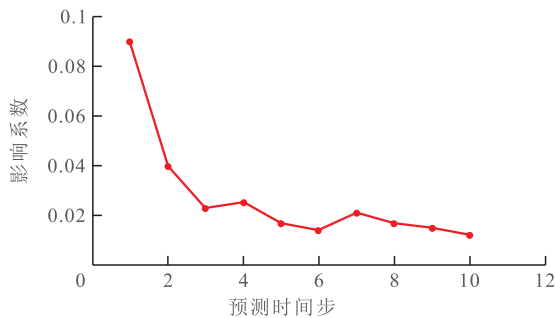


图6 西44-5-1井影响系数曲线

Fig.6 Curve of influence coefficient of Well X44-5-1

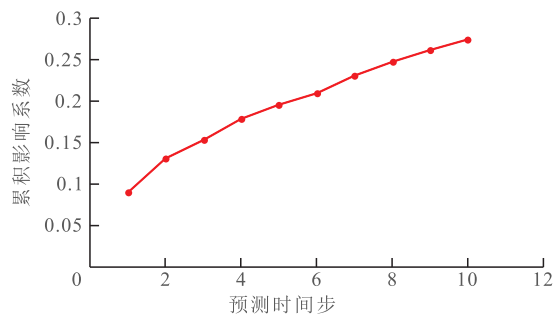


图7 西44-5-1井累积影响系数曲线

Fig.7 Curve of cumulative influence coefficient of Well X44-5-1

对油藏范围内所有油井进行脉冲响应分析并计算其累积影响系数,取最后一个预测时间步所对应的累积影响系数作为各油井生产状况评价得分^[22-24](图8)。西46-5-1井累积影响系数评分最高,为0.39,说明该井在未来生产过程中对整个油藏的开发将起到积极作用,产油量相对较高;西46-6-

1井累积影响系数评分最低,为-0.52,说明该井的生产会对整个油藏的开发起到消极作用,需采取相应的调整措施改善该井的开发效果。

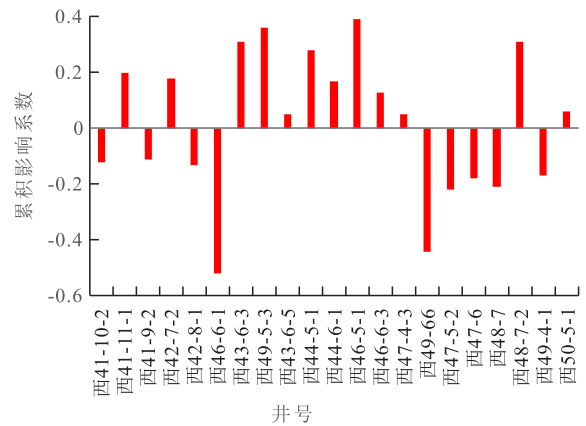


图8 油井脉冲响应分析评价结果

Fig.8 Pulse response analysis of producers

4.2 基于潜能指数的油井生产效果评价

基于潜能指数的油井开发效果评价步骤为:应用数值模拟对该区块各油井的控制面积进行计算,提取控制范围内的相关属性参数,计算洛伦兹系数并得到潜能指数评分。由计算结果可知,断块内流动非均质性最强的井为西49-66井,其表现为洛伦兹曲线上翘,该井洛伦兹系数计算结果为0.77,潜能指数计算结果为0.07;区内流动非均质性最弱的井为西49-5-3井,其表现为洛伦兹曲线平缓,油井控制范围内流体流动最均衡,该井洛伦兹系数计算结果为0.21,潜能指数计算结果为0.79(图9)。

通过各油井的流动控制范围可得到网格内的平均剩余油饱和度和孔隙体积,结合洛伦兹系数可计算得到各油井的潜能指数评分(图10)。

不同油井基于潜能指数评价的开发效果差别较大,其主要原因是油田进入高含水开发阶段,剩余潜力和驱替能量分布存在较大差异,这也为后续的油水井注采关系调整带来困难。新定义的潜能指数评分将油藏剩余潜力及当前时刻流体流动能力作为评价指标,量化了油井的开发效果。

4.3 港西油田一区一断块油井综合开发效果评价

对上述2种方法得到的油井生产状况评价进行对比,虽然2种方法的数据资料来源并不相同,但整体分布趋势基本一致,这说明2种方法都具有准确性。通过熵权法对2种方法所得结果进行综合评价,由于2种方法得到的评价结果均为正项指标,即评价得分越高代表开发效果越好,因此采用(15)式对计算结果进行标准化。计算油井评价得分并通过(18)和(20)式得到2种方法所占的比重和熵权

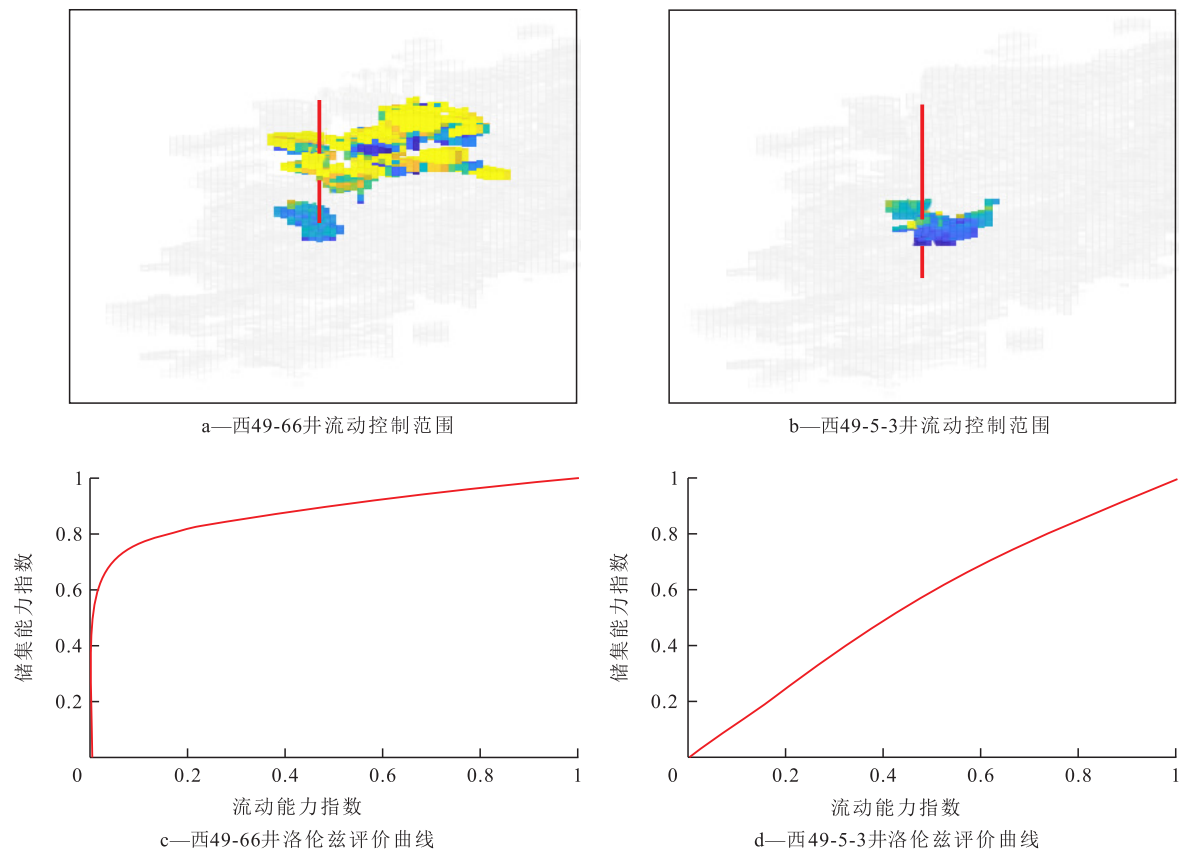


图9 典型井流动非均质性系数及潜能指数评价

Fig.9 Flow heterogeneity and potential index of typical wells

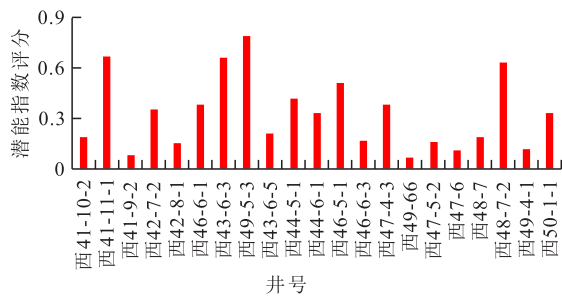


图10 油井潜能指数评分

Fig.10 Potential index scores of producers

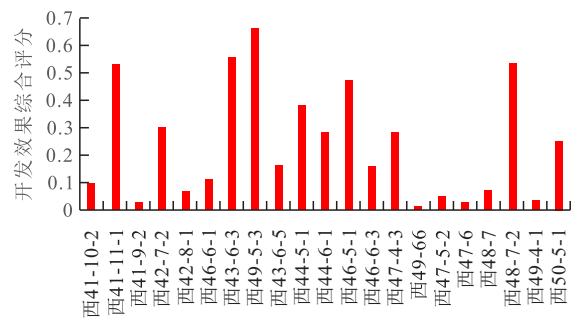


图11 油井开发效果综合评分

Fig.11 Scores of producer development effect

值,最终通过(20)式确定2种方法的综合权值。通过计算可得到该断块油井综合评价结果(图11)。其中评分最高的4口油井分别为西49-5-3、西43-6-3、西48-7-2及西41-11-1,对这4口油井的开发动态进行分析,均具有产油量高、油藏区域物性较好、流体流动能力强等特点,因此在后续的开发过程中可保持这4口油井的开发状态;对于评分较低的油井,应考虑采取调整措施改善开发效果。

5 结论

建立向量自回归模型,充分考虑高含水期油藏

注水井对油井的影响,将注水井和油井生产曲线作为输入参数,通过平稳性分析及滞后阶数选取,对拟合后的模型通过脉冲响应分析计算可对油井的累积影响系数进行评价。

利用流线数值模拟得到油井控制范围内的流动非均质性系数,通过定义的潜能指数对油井开发潜力及驱替能力进行评价,该方法综合考虑了油井控制区内的剩余潜力和流动能力。

新方法避免了单一方法在评价过程中的误差,量化了油井的开发效果,为油田生产措施的调整及提高采收率提供了决策依据。

符号解释

A_1, A_2, \dots, A_p —— $K \times K$ 阶的参数矩阵;
 A_ϵ ——脉冲响应分析系数矩阵;
 AIC ——赤池信息准则得分;
 b ——某时刻油井序号;
 B_1, B_2, \dots, B_q —— $K \times M$ 阶的待估系数矩阵;
 BIC ——贝叶斯信息准则得分;
 c ——预测的时间点;
 e_h ——指标的熵值;
 F_i ——流体流动能力指数;
 g ——熵权法计算中样本序号;
 h ——熵权法计算中指标序号;
 i ——模型中第 i 个网格;
 $inflow$ ——油藏内边界条件;
 k ——模型参数个数;
 K ——预测数据的维度;
 L ——洛伦兹系数;
 m ——某时刻注水井序号;
 M ——拟合数据维度;
 n ——评价样本数;
 N ——模型总网格数;
 $outflow$ ——油藏外边界条件;
 p ——外生变量滞后阶数;
 P ——显著性检验统计量的概率值;
 P_{gh} ——第 h 个指标在第 g 个样本下的占比;
 q ——内生变量滞后阶数;
 Q_i ——流体储集能力指数;
 r_{gh} ——标准化后评价指标;
 S ——潜能指数;
 S_h ——各指标的综合权值;
 \bar{S}_o ——油井控制范围内平均含油饱和度;
 S_{or} ——油藏残余油饱和度;
 t ——时间序列;
 u_i ——内生变量模型残差;
 v ——流体流动速度, m/s;
 V_i ——不同网格内的流量之和, m^3/d ;
 V_ρ ——单井控制范围内的流量之和, m^3/d ;
 V_ϕ ——油井控制范围内的平均孔隙体积, m^3 ;
 w_h ——各指标的熵权;
 $x_{m,t}$ ——第 t 时刻下第 m 口注水井的注入量, m^3/d ;
 x_{gh} ——第 g 个样本的第 h 个指标的数值;
 x_{nh} ——第 n 个样本的第 h 个指标的数值;
 X_t —— $M \times 1$ 阶外生向量;
 X_{t-q} ——第 $t-q$ 时刻下的外生变量;
 y_{ot} ——向量 Y_t 的 o 阶分向量;
 $y_{b,t}$ ——第 t 时刻下第 b 口油井的采油量, m^3/d ;
 Y_t —— $K \times 1$ 阶随机向量;

Y_{t-p} ——第 $t-p$ 时刻下的内生变量;
 z ——脉冲响应得分;
 $z_{c-\epsilon}$ ——不同滞后期的残差项;
 z_t ——模型当前值;
 z_{t-p} —— $t-p$ 阶模型参数值;
 α_p ——自回归系数;
 β ——似然函数;
 ϵ ——残差滞后期;
 ϵ_t ——外生变量模型残差;
 θ_q ——滑动平均系数;
 μ ——白噪声序列;
 μ_{t-q} —— $t-q$ 阶内生变量模型残差;
 ρ ——单井控制区域内的网格数;
 σ_i ——不同网格内的孔隙体积之和, m^3 ;
 σ_ρ ——单井控制范围内的孔隙体积之和, m^3 ;
 τ_b ——后向飞行时间, s;
 τ_f ——前向飞行时间, s;
 ϕ ——储层孔隙度;
 ω ——样本数量;
 ∇ ——2个网格之间飞行时间的差值, s。

参考文献

- [1] 王庆, 刘慧卿, 殷方好. 洛伦兹曲线在油藏产液、吸水剖面研究中的应用[J]. 特种油气藏, 2010, 17(1): 71-74.
WANG Qing, LIU Huiqing, YIN Fanghao. Application of Lorenz curve to the study of production profile and injection profile [J]. Special Oil & Gas Reservoirs, 2010, 17(1): 71-74.
- [2] 邹存友, 于立君. 中国水驱砂岩油田含水与采出程度的量化关系[J]. 石油学报, 2012, 33(2): 288-292.
ZOU Cunyou, YU Lijun. A quantitative relationship between water cut and degree of reserve recovery for waterflooding sandstone reservoirs in China [J]. Acta Petrolei Sinica, 2012, 33(2): 288-292.
- [3] 董伟, 焦健, 谢世建, 等. 油气田开发措施效果定量评价的累计产量曲线法——以渤海湾盆地雁翎油田注氮气试验区为例[J]. 石油勘探与开发, 2016, 43(4): 615-620.
DONG Wei, JIAO Jian, XIE Shijian, et al. Cumulative production curve method for the quantitative evaluation on the effect of oil-field development measures: A case study of the nitrogen injection pilot in Yanling oilfield, Bohai Bay Basin [J]. Petroleum Exploration and Development, 2016, 43(4): 615-620.
- [4] 梁榜, 李继庆, 郑爱维, 等. 涪陵页岩气田水平井开发效果评价[J]. 天然气地球科学, 2018, 29(2): 289-295.
LIANG Bang, LI Jiqing, ZHENG Aiwei, et al. Development effect evaluation for shale gas wells in Fuling shale gasfield [J]. Natural Gas Geoscience, 2018, 29(2): 289-295.
- [5] 陈民锋, 赵梦盼, 赵晶, 等. 基于储层流场分布确定水驱油藏开发潜力[J]. 复杂油气藏, 2013, 6(3): 40-44.
CHEN Minfeng, ZHAO Mengpan, ZHAO Jing, et al. Determining development potential of water-drive reservoir based on reservoir flow-field distribution [J]. Complex Hydrocarbon Reservoirs, 2013, 6(3): 40-44.

- [6] 潘迪夫,刘辉,李燕飞.基于时间序列分析和卡尔曼滤波算法的风电场风速预测优化模型[J].电网技术,2008,32(7):82-86.
PAN Difu, LIU Hui, LI Yanfei. A wind speed forecasting optimization model for wind farms based on time series analysis and Kalman Filter Algorithm[J]. Power System Technology, 2008, 32(7): 82-86.
- [7] 叶美盈,汪晓东,张浩然.基于在线最小二乘支持向量机回归的混沌时间序列预测[J].物理学报,2005,54(6):2 568-2 573.
YE Meiyong, WANG Xiaodong, ZHANG Haoran. Chaotic time series forecasting using online least squares support vector machine regression[J]. Acta Physica Sinica, 2005, 54(6): 2 568-2 573.
- [8] ANIFOWOSE F A, LABADIN J, ABDULRAHEEM A. Ensemble machine learning: An untapped modeling paradigm for petroleum reservoir characterization [J]. Journal of Petroleum Science and Engineering, 2017, 151(4): 480-487.
- [9] MARTINS S C, GOLIATT D F L, EGBERTO P. Machine learning approaches for petrographic classification of carbonate-siliciclastic rocks using well logs and textural information [J]. Journal of Applied Geophysics, 2018, 155(1): 217-225.
- [10] AO Yile, LI Hongqi, ZHU Liping. The linear random forest algorithm and its advantages in machine learning assisted logging regression modeling[J]. Journal of Petroleum Science and Engineering, 2019, 174(1): 776-789.
- [11] 张家树,肖先赐.混沌时间序列的Volterra自适应预测[J].物理学报,2000,49(3):403-408.
ZHANG Jiashu, XIAO Xianci. Predicting low-dimensional chaotic time series using Volterra adaptive filters[J]. Acta Physica Sinica, 2000, 49(3): 403-408.
- [12] 刘超,马奎前,李红英,等.基于洛伦兹曲线法定量表征储层非均质性方法的改进与应用[J].中国海上油气,2012,24(2):36-38,43.
LIU Chao, MA Kuiqian, LI Hongying, et al. An improvement of quantitative reservoir-heterogeneity characterization based on Lorenz curve method and its application [J]. China Offshore Oil and Gas, 2012, 24(2): 36-38, 43.
- [13] 涂乙,刘伟新,戴宗.基于熵权法的储层非均质性定量评价——以珠江口盆地A油田为例[J].油气地质与采收率,2017,24(5):27-33.
TU Yi, LIU Weixin, DAI Zong. Quantitative evaluation for reservoir heterogeneity based on entropy weight method—A case study of A Oilfield in Pearl River Mouth Basin [J]. Petroleum Geology and Recovery Efficiency, 2017, 24(5): 27-33.
- [14] ANEMANGELY Mohammad, RAMEZANZADEH Ahmad, AMIRI Hamed. Machine learning technique for the prediction of shear wave velocity using petrophysical logs [J]. Journal of Petroleum Science and Engineering, 2019, 174(3): 306-327.
- [15] CORTES C, VAPNIK V. Support-vector networks [J]. Machine Learning, 1995, 20(3): 273-297.
- [16] HARCOURT B E. Measured interpretation: Introducing the method of correspondence analysis to legal studies [J]. University of Illinois Law Review, 2002, 87(4): 979-1 017.
- [17] 谷建伟,周梅,李志涛,等.基于数据挖掘的长短期记忆网络模型油井产量预测方法[J].特种油气藏,2019,26(2):77-81,131.
GU Jianwei, ZHOU Mei, LI Zhitao, et al. Oil well production forecast with long-short term memory network model based on data mining [J]. Special Oil & Gas Reservoirs, 2019, 26(2): 77-81, 131.
- [18] 金志勇,刘启鹏,韩东,等.非线性时间序列井间连通性分析方法[J].油气地质与采收率,2009,16(1):75-77,81.
JIN Zhiyong, LIU Qipeng, HAN Dong, et al. Inter-well connectivity analysis based on nonlinear time series [J]. Petroleum Geology and Recovery Efficiency, 2009, 16(1): 75-77, 81.
- [19] 金志勇,高文凯,韩东,等.用时间序列分析方法识别废弃河道[J].西南石油大学学报:自然科学版,2009,31(5):6-8.
JIN Zhiyong, GAO Wenkai, HAN Dong, et al. Identifying abandoned channel based on time series [J]. Journal of Southwest Petroleum University: Science & Technology Edition, 2009, 31(5): 6-8.
- [20] 惠晓峰,柳鸿生,胡伟,等.基于时间序列GARCH模型的人民币汇率预测[J].金融研究,2003,5(5):99-105.
HUI Xiaofeng, LIU Hongsheng, HU Wei, et al. On the GARCH model and the forecast of Renminbi exchange rate [J]. Journal of Financial Research, 2003, 5(5): 99-105.
- [21] 金宝强,童凯军,孙红杰,等.一种时变耦合模型在油井产量预测中的应用[J].科技导报,2010,28(17):72-76.
JIN Baoqiang, TONG Kaijun, SUN Hongjie, et al. Application of time varying coupling model in prediction of well production [J]. Science & Technology Review, 2010, 28(17): 72-76.
- [22] 章威,龙明,周焱斌,等.无夹层底水油藏注水开发图版建立与应用[J].特种油气藏,2020,27(2):115-119.
ZHANG Wei, LONG Ming, ZHOU Yanbin, et al. Waterflooding development chart establishment and application for the oil reservoir without interbed [J]. Special Oil & Gas Reservoirs, 2020, 27(2): 115-119.
- [23] 夏青.新肇油田古628区块葡萄油层油水分布规律及主控因素[J].大庆石油地质与开发,2020,39(5):25-33.
XIA Qing. Oil-water distribution laws and main controlling factors of Putaohua reservoirs in Block Gu628 of Xinzhao Oilfield [J]. Petroleum Geology & Oilfield Development in Daqing, 2020, 39(5): 25-33.
- [24] 马康,张荣达,唐力辉,等.油水二次富集影响因素分析与预测模型[J].断块油气田,2020,27(2):213-216.
MA Kang, ZHANG Rongda, TANG Lihui, et al. Influence factors analysis and prediction model of secondary accumulation of oil and water [J]. Fault-Block Oil and Gas Field, 2020, 27(2): 213-216.