

基于支持向量机的二氧化碳非混相驱效果预测

王杰祥¹, 陈 征², 靖 伟³, 陆国琛¹, 牛志伟¹

(1. 中国石油大学(华东)石油工程学院, 山东青岛 266580; 2. 中海石油天津分公司渤海石油研究院, 天津 300452; 3. 中国石化东北油气分公司开发处, 吉林长春 130062)

摘 要:目前国内缺乏一种快速、准确预测 CO₂ 非混相驱油效果的方法,为了解决这一问题,选取剩余地层压力与混相压力之比、孔隙度、渗透率、油藏中深、地层平均有效厚度、地层温度、原油相对密度、含油饱和度、原油黏度、渗透率变异系数、注采比、注入速度和水气交替注入比等 13 个地质及工程参数作为输入参数,平均单井日增油量作为输出参数构建了预测 CO₂ 非混相驱效果的支持向量机预测模型。以国内 6 个 CO₂ 非混相驱项目和 1 个 CO₂ 混相驱项目为学习样本,2 个 CO₂ 非混相驱项目和 1 个 CO₂ 混相驱项目为检测样本检测了支持向量机预测模型的准确度,结果表明,3 个检测样本的预测值与实际值的平均相对误差为 5.57%,满足工程要求。利用该模型预测了腰英台油田 CO₂ 非混相驱井组的增产效果,与实际增产效果相比,相对误差仅为 1.30%。这表明,采用支持向量机方法对 CO₂ 非混相驱油效果进行预测可行且有效。

关键词:二氧化碳驱 非混相驱 支持向量机 效果预测 腰英台油田

中图分类号:TE319 **文献标志码:**A **文章编号:**1001-0890(2015)02-0084-06

Prediction of the Effect CO₂ Immiscible Flooding Based on Support Vector Machine

Wang Jiexiang¹, Chen Zheng², Jing Wei³, Lu Guochen¹, Niu Zhiwei¹

(1. School of Petroleum Engineering, China University of Petroleum (Huadong), Qingdao, Shandong, 266580, China; 2. Tianjin Bohai Oilfield Institute, CNOOC, Tianjin, 300452, China; 3. Department of Field Development, Sinopec Northeast Oil & Gas Company, Changchun, Jilin, 130062, China)

Abstract: In order to predict the effect of CO₂ immiscible flooding rapidly and accurately, a prediction model based on support vector machine was established. It takes 13 geological and engineering parameters (i. e. the ratio of residual formation pressure and CO₂ miscibility pressure, porosity, permeability, reservoir mid-depth, net pay, formation temperature, relative density of crude oil, oil saturation, oil viscosity, coefficient of permeability variation, injection-production ratio, injection rate, and the ratio of water/gas alternating injection) as input parameters, and the average daily oil increment per well as output parameter. with six CO₂ immiscible flooding projects and 1 CO₂ miscible flooding project as training samples, and two CO₂ immiscible flooding projects and one CO₂ miscible flooding project as testing samples in China, the accuracy of the model was verified. The results showed that average relative error between predicted value and actual value of above 3 samples was 5.57%, which met the engineering requirement. The model was applied to predict the effect of CO₂ immiscible flooding in Yaoyingtai Oilfield, indicating a relative error of only 1.30% in relation with the actual value. It suggested that the method based on support vector machine is feasible and effective to predict the effect of CO₂ immiscible flooding.

Key words: CO₂ flooding; immiscible flooding; support vector machine (SVM); effect prediction; Yaoyingtai Oilfield

CO₂ 驱油技术在国外已是一项比较成熟的提高采收率技术,国外多以 CO₂ 混相驱为主,而国内油田多为陆相沉积,胶质、沥青质含量较高,造成 CO₂ 混相压力较高,CO₂ 在地层中难以达到混相。目前国内已实施的 CO₂ 驱项目以 CO₂ 非混相驱为主^[1-3]。同时,国内油田无论在地质条件上还是管理模式上都与国外油田有很大区别,盲目利用国外

收稿日期:2014-08-10;改回日期:2014-11-03。

作者简介:王杰祥(1963—),男,山东烟台人,1986年毕业于华东石油学院采油工程专业,1989年获石油大学(北京)油气田开发工程专业硕士学位,2002年获石油大学(华东)油气田开发工程专业博士学位,教授,博士生导师,主要从事采油工程理论与技术、提高油藏采收率技术方面的研究。

联系方式:wangjiexiangupc@163.com。

基金项目:国家高技术研究发展计划(“863”计划)项目“CO₂ 驱油的油藏工程设计技术研究”(编号:2009AA063402)部分研究内容。

CO₂ 驱效果预测方法对国内油田 CO₂ 非混相驱进行效果预测存在很多问题。因此,对 CO₂ 非混相驱效果预测方法开展深入研究具有十分重要的意义。目前关于 CO₂ 非混相驱效果预测方面的研究较少。2011 年王涛^[4]在考虑油藏地质因素的基础上利用人工神经网络方法对 CO₂ 驱的采收率进行了预测,并与数值模拟结果进行了对比,虽取得了不错的效果,但人工神经网络方法训练样本较少时容易出现过度拟合以及陷入局部最优等问题。2012 年吴晓东等人^[5]采用数值模拟手段,借鉴 Vogel 建立溶解气驱油井产能方程的方法建立了 CO₂ 驱油井的产能预测模型,该模型仅从地质角度出发对 CO₂ 驱的效果进行预测。总的来说,以上两种方法均主要针对 CO₂ 混相驱效果进行预测,对 CO₂ 非混相驱情况考虑较少。支持向量机拥有可靠的数学理论基础,它不仅简单易行,而且可以有效避免机器学习中常见的大数定律及局部最优等问题,是一种支持小样本、非线性数据的机器学习方法。近年来,随着支持向量机理论的发展,它在解决函数拟合、数据预测等方面的问题时所展现出的诸多优点逐渐引起了石油工作者的关注,并被逐步应用到石油勘探、储层识别、产量预测等方面^[6-14]。为此,笔者考虑影响 CO₂ 非混相驱效果的油藏地质因素及工程因素,结合国内已实施 CO₂ 非混相驱项目的实际效果,建立了一种基于支持向量机的 CO₂ 非混相驱效果预测方法。

1 支持向量机方法的原理

1.1 支持向量机的基本理论

1995 年 V. Vapnik 等人^[15]第一次提出了支持向量机(support vector machine, SVM)理论,其在解决小样本以及非线性等问题中具有许多其他算法所不具备的优势,并且支持向量机理论在函数拟合、数据预测等一些其他机器学习问题中进行了推广应用。统计学习理论作为支持向量机的理论基础,可以使支持向量机理论有效避免大数定律、概率测度等一些一直困扰机器学习方法的问题,从而形成一套针对小样本数据问题的全新理论体系。同时,统计学习理论还提供了一个解决有限样本学习问题的统一构架,可以有效避免人工神经网络等其他机器学习方法中常出现的局部最小、过学习和欠学习、网络结构选择等问题。支持向量机在模型训练过程中采用了升维处理和线性化的思想,即在训练过程中

通过对样本数据进行升维处理以求寻找到一个既具有一定分类精度,又在平面两侧拥有最大空白区域的超平面,从而在理论上实现对线性可分数据的最优分类。

1.2 支持向量机回归模型

将支持向量机用于解决回归问题称为支持向量机回归,支持向量机回归包括线性回归和非线性回归两种形式。对于支持向量机线性回归,当给定样本集 $S = \{(x_i, y_i)\} (i=1, 2, \dots, N)$ 以及大于 0 的允许误差 ϵ 后,在原始空间 $\mathbf{R}^n$ 中存在一个超平面 $f(x) = (\omega, x) + b (\omega \in \mathbf{R}^n, b \in \mathbf{R})$,使样本集 S 中任意样本 (x_i, y_i) 满足 $|y_i - f(x_i)| \leq \epsilon (\forall (x_i, y_i) \in S)$ 。对于支持向量机非线性回归,当在原始空间 $\mathbf{R}^n$ 中,不能将给定的样本集 S 线性分离时,则需要将样本集 S 中的数据通过一个非线性映射 $\varphi(x) = (\varphi_1(x), \varphi_2(x), \dots, \varphi_n(x), \dots)$ 映射到另一个高维特征空间 $\mathbf{H}$ 中进行处理,使映射后的 $\varphi(x)$ 在高维特征空间 $\mathbf{H}$ 中可以实现线性回归,然后再将在特征空间 $\mathbf{H}$ 中回归后的 $\varphi(S)$ 返回到原始空间 $\mathbf{R}^n$ 中。支持向量机非线性回归的对偶优化问题的具体算法为:

$$\begin{cases} \max \left[-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) (\alpha_j - \alpha_j^*) K(x_i, x_j) + \sum_{i=1}^n \alpha_i (\epsilon - y_i) + \sum_{i=1}^n \alpha_i^* (\epsilon + y_i) \right] \\ \text{s. t. } \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0 \\ \alpha_i^*, \alpha_i \in [0, C] (i = 1, 2, \dots, n) \end{cases} \quad (1)$$

式中: α_i 和 α_i^* 为每个样本对应的 Lagrange 乘子对; ϵ 为允许误差; (x_i, y_i) 为给定的样本; C 为惩罚因子, C 值越大则对拟合出现偏差的惩罚越大; $K(x_i, x_j)$ 为引入到 SVM 算法中的核函数。

常见的核函数有 Linear 核函数、Polynomial 核函数、Radial basis function(RBF)核函数和 Sigmoid 核函数,其表达式分别为:

$$K(x_i, x_j) = x_i^T x_j \quad (2)$$

$$K(x_i, x_j) = (\gamma x_i^T x_j + r)^d \quad \gamma > 0 \quad (3)$$

$$K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2) \quad \gamma > 0 \quad (4)$$

$$K(x_i, x_j) = \tanh(\gamma x_i^T x_j + r) \quad \gamma > 0 \quad (5)$$

核函数可以通过选择满足 Mercer 定理的函数来确定。通过核函数可以避免计算非线性映射 φ , 从而使函数回归过程绕过特征空间而直接在输入空间上求取。所以,支持向量机非线性回归问题的具体求解步骤为:

1) 选择合适的核函数,使 $K(x_i, x_j) = \langle \varphi(x_i), \varphi(x_j) \rangle$;

2) 对非线性回归的对偶优化问题(式(1))进行求解,得到 α_i, α_i^* ;

3) 用下式计算 b :

$$b = \begin{cases} y_j + \varepsilon - \sum_{i,j=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x_i, x_j) & \alpha_i \in (0, C) \\ y_j - \varepsilon - \sum_{i,j=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x_i, x_j) & \alpha_i^* \in (0, C) \end{cases} \quad (6)$$

4) 构造非线性回归函数:

$$f(x) = \sum_{i,j=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x_i, x_j) + b \quad (7)$$

$$x_i \in R^n, x_j \in R^n, b \in R$$

2 支持向量机预测模型的建立

2.1 影响因素的确定

影响 CO_2 非混相驱效果的因素有很多,主要分为地质因素和工程因素。经过对国内油田 CO_2 非混相驱项目资料的整理分析,并结合前人经验^[16-18],

最终选取剩余地层压力与混相压力之比(p/p_{mm})、孔隙度、渗透率、油藏中深、地层平均有效厚度、地层温度、原油相对密度、含油饱和度、原油黏度、渗透率变异系数、注采比、注入速度和水气交替注入比等 13 个因素作为 SVM 模型的输入参数,选取试验区平均单井日增油量作为 SVM 模型的输出参数。

2.2 模型的建立

目前国内大多数油田 CO_2 非混相驱还处于现场试验阶段,还未进行大规模应用。笔者将搜集到的国内 10 个 CO_2 驱项目的基本参数作为 CO_2 非混相驱效果预测样本集(见表 1),其中 8 个项目为 CO_2 非混相驱项目。 CO_2 在原油中的混相程度是影响 CO_2 驱效果的首要因素,为使所建模型能够充分考虑混相程度对 CO_2 非混相驱效果的影响,特在预测样本集中引入了 2 个 CO_2 混相驱项目(濮城油田和草舍油田),使模型在训练及检验过程中充分考虑混相程度的影响,以提高模型预测的准确性。选取表 1 中前 7 个样本作为学习样本,用以建立 SVM 模型,选取另外 3 个样本作为测试样本,以检验所建 SVM 模型的准确性。

表 1 CO_2 非混相驱效果预测样本集

Table 1 Samples for effect prediction of CO_2 immiscible flooding

试验区	平均单井日增油/t	p/p_{mm}	渗透率/mD	孔隙度/%	油藏中深/m	地层温度/℃	原油黏度/(mPa·s)	平均有效厚度/m	密度/(g·cm ⁻³)	含油饱和度/%	渗透率变异系数	注采比	注入速度/(t·d ⁻¹)	水气交替注入比
芳 48	0.60	0.703 4	1.40	12.80	1 880	85.9	6.60	9.2	0.815 0	50.0	0.746 7	0.200 0	50.00	0
红87-2	0.20	0.706 9	0.24	9.40	2 200	98.0	1.76	12.4	0.836 3	54.0	0.754 0	0.250 0	40.00	0
储家楼	0.96	0.834 4	241.00	21.30	2 850	104.0	3.58	15.0	0.796 6	35.0	0.980 0	0.333 3	64.11	1.00
树 101	1.50	0.787 5	1.06	10.65	2 120	108.0	3.60	10.3	0.855 4	53.2	0.800 0	0.533 3	50.00	0
高89-4	2.40	0.801 7	4.70	12.50	2 900	126.0	1.59	10.6	0.738 6	62.5	0.765 5	0.166 7	47.50	0
草舍	2.20	1.092 7	24.77	14.08	3 020	119.0	12.83	17.0	0.810 0	51.9	0.980 0	0.500 0	25.00	0
黑 59	2.50	0.896 9	4.50	14.00	2 450	98.9	8.30	7.2	0.854 6	53.8	0.810 0	0.263 2	35.00	0
濮城	2.10	1.093 4	361.00	25.80	2 493	82.5	1.82	4.4	0.858 0	43.3	0.800 0	0.250 0	40.00	1.37
富 14	1.14	0.967 6	854.00	23.40	2 090	76.0	2.43	6.1	0.820 0	36.0	0.746 7	0.142 9	45.87	1.28
萨南(葡)	0.83	0.573 2	1 628.00	27.60	1 140	49.0	9.80	9.2	0.868 0	49.6	0.610 0	0.444 4	112.00	3.00

为了避免不同因素的量纲对 SVM 输出结果的影响,需对每个影响因素的数据进行归一化处理,归一化公式为:

$$R' = \frac{R_i}{R_{i\max}} \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad (8)$$

式中: R' 为归一化后的试验区参数; R_i 为试验区 i 因素的属性值; $R_{i\max}$ 为试验区 i 因素在 n 个样本中的最大值。

选取前 7 组数据进行 SVM 模型训练,利用濮城、富 14、萨南 3 个试验区的数据进行检验。

以均方差(mean squared error, MSE)作为评定各 CO_2 驱项目相对误差的指标,均方差的计算公式为:

$$\sigma = \sqrt{\frac{\epsilon_1^2 + \epsilon_2^2 + \dots + \epsilon_n^2}{n}} = \sqrt{\frac{\sum \epsilon_i^2}{n}} \quad (9)$$

利用 Matlab 软件的 Libsvm-FarutoUltimate 工具箱对 SVM 模型进行训练。训练时使用 ϵ -SVR 函数模型,核函数选用 RBF 核函数。 ϵ -SVR 模型的建立过程实际上是对模型中所涉及参数的寻优过程,训练的主要参数为惩罚因子 C 、核函数的宽度参数 γ 和控制误差 ϵ 。目前并没有统一的参数训练方法,主要的训练方法有经验法^[12]、网格搜索法^[13-14]、贝叶斯框架法^[19]等。笔者在训练过程中利用遗传算法对模型中涉及到的参数进行优化,具体方法为^[20]:

1) 设定允许控制误差 ϵ 的大小,并根据经验选定惩罚因子 C 和核函数宽度参数 γ 的变化范围;

2) 利用遗传算法优选范围内的 C 和 γ ,使用优选后的 C 和 γ 对支持向量机模型进行训练并对检验样本进行预测,最终选择预测精度最高的一组 C 和 γ ;

3) 缩小 C 和 γ 的变化范围重复步骤 2);

4) 继续缩小 C 和 γ 的变化范围,直至得到最优的模型参数。

在利用遗传算法进行优化寻优的过程中,将均方差作为个体的适应度来进行评价。经过不断尝试,最终得到的最优惩罚因子 C 为 21.956 8,最优的 γ 为 0.319 96,控制误差为 0.01。

利用训练好的 SVM 模型对训练样本进行拟合检验,结果如图 1 所示。

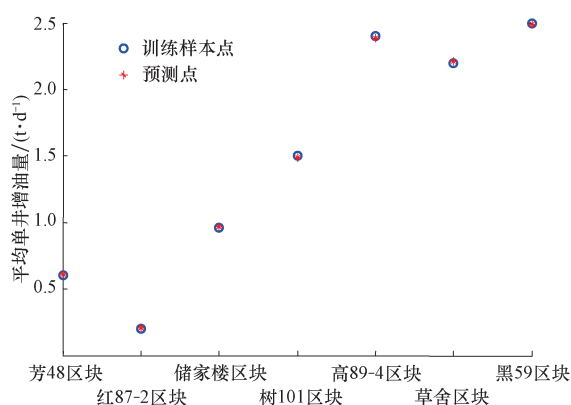


图 1 训练样本实测结果与预测结果

Fig. 1 Actual measured results with training samples and predicted results

从图 1 可以看出,训练样本数据预测点与样本点非常接近,误差均在 2% 以内,表明预测值与样本值符合程度较好,体现出 SVM 具有较强的学习能力。

利用优化的参数建立 SVM 模型对濮城、富 14、萨南等 3 个试验区的平均单井日增油量进行预测,结果见表 2。

表 2 SVM 模型预测结果与实测结果的对比

Table 2 Comparison of actual measured results and that of predicted by SVM model

试验区	平均增油量/(t · d ⁻¹)		相对误差, %
	实测	预测	
濮城	2.10	2.216 1	5.53
富 14	1.14	1.171 6	2.77
萨南	0.83	0.899 9	8.42

注: $C=21.956\ 8$, $\gamma=0.319\ 96$, $\epsilon=0.01$ 。

由表 2 可知,预测结果与实测结果最大相对误差为 8.42%,最小相对误差为 2.77%,平均相对误差 5.57%,符合 CO₂ 非混相驱效果预测要求,说明利用支持向量机方法对 CO₂ 非混相驱效果进行预测是可行的。

最优惩罚因子 C 的选择对 SVM 模型的准确程度影响很大,若 C 取值过大,对训练样本的拟合效果很好,但是对新样本的泛化能力较差,此时会发生严重的过学习现象;若 C 取值很小,会发生严重的欠学习现象。所以,在不影响预测精度的前提下,训练过程中应使 C 尽量小,以保证训练的支持向量机模型具有一定的泛化能力^[15]。目前支持向量机模型训练过程中对 C 的取值范围并没有明确规定,经调研发现,应用于不同研究领域支持向量机模型的 C 多处于 20~1 000,上文所建立 SVM 模型的最终优选惩罚因子 C 较小,为 21.956 8,可以说明上文所建立的 CO₂ 非混相驱效果预测 SVM 模型在保证预测精度符合要求的前提下,预测的结果具有一定的普遍性。

3 现场试验效果预测

腰英台油田为低孔隙、特低渗透油藏,平均渗透率 1.9 mD,孔隙度 12.1%,储层原始含水饱和度较高,油水同层发育,油井自然产能低,水驱采收率仅 9.9%^[21]。腰英台油田腰西区块 CO₂ 非混相驱试验区平均油藏深度 2 020 m,平均有效厚度 5.5 m,地层温度 97.8 °C,原油黏度 1.91 mPa · s,原油相对密度 0.78,渗透率变异系数 0.92,试验区注气前含油饱和度 41%,地层压力 8.9 MPa。经试验测定该区块 CO₂ 混相压力为 26.63 MPa,地层压力与混相压力之比为 0.33,属于 CO₂ 非混相驱。2011 年 4 月腰英台油田 DB33 井区第一批试验井组(前 5 排)开始实施 CO₂ 非混相驱,试验区共有采油井 30 口,注气井 7 口,注入速度 47.5 t/d,分别实施 2 种 CO₂

注入方式,其中2口注入井按水气比1:1交替注入,其余5口注入井连续注入CO₂,2012年8月后2口交替注入井转为连续注水井,连续注CO₂井转为水气交替注入井,水气注入比1:1。

第一批试验井组水驱产油量符合指数递减规律(见图2),递减指数 $n=0.5$ 。截至2013年11月30日,试验区CO₂非混相驱累计采油960 d,与水驱相比累计增油12 669.21 t,平均单井日增油0.440 t。

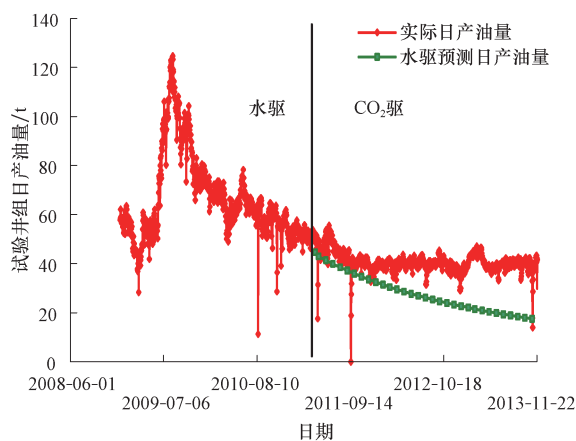


图2 DB33井区前5排井组水驱预测产油量与实际产油量
Fig.2 Predicted and actual oil productions of first 5 rows of wells in the block Well DB33 by water flooding

将DB33井区前5排井组CO₂非混相驱的参数输入到训练好的SVM模型中,对DB33井区前5排井组CO₂非混相驱平均单井日增油量进行预测,结果为0.445 7 t,与实际平均单井日增油量相比,相对误差仅为1.30%,说明利用支持向量机方法对CO₂非混相驱效果进行预测具有可行性和有效性。

4 结论及建议

1) 基于支持向量机的CO₂非混相驱油效果预测方法的预测精度高、简单且具有普遍性,可以有效预测CO₂非混相驱效果。

2) CO₂非混相驱油效果受诸多因素影响,要得到更加准确的预测效果,需要对影响CO₂非混相驱效果的因素进行详细分析,以便为建立预测模型时确定影响因素提供依据。

参考文献

References

[1] 祝春生,程林松.低渗透油藏CO₂驱提高原油采收率评价研究[J].钻采工艺,2007,30(6):55-57,60.

Zhu Chunsheng, Cheng Linsong. Research on CO₂ flooding in low permeability reservoir[J]. Drilling & Production Technology, 2007, 30(6): 55-57, 60.

[2] 唐人选,唐小立,秦红祥.注CO₂混相驱油藏合理采收率确定[J].石油钻探技术,2012,40(3):112-115.

Tang Renxuan, Tang Xiaoli, Qin Hongxiang. Determination of reasonable recovery ratio with CO₂ miscible flooding in reservoir[J]. Petroleum Drilling Techniques, 2012, 40(3): 112-115.

[3] Yin D, Li Y, Zhao D, et al. Long core simulation of advanced CO₂ injection in ultra-low permeability reservoir; the Fifth International Conference on Computational and Information Sciences, Shiyang, June 21-23, 2013[C].

[4] 王涛.人工神经网络在CO₂驱采收率预测中的应用[J].特种油气藏,2011,18(4):77-79.

Wang Tao. Application of artificial neural network in recovery factor forecast of carbon dioxide flooding[J]. Special Oil & Gas Reservoirs, 2011, 18(4): 77-79.

[5] 吴晓东,尚庆华,刘长宇,等.一种CO₂驱油井产能预测方法及其应用[J].石油钻采工艺,2012,34(1):72-74.

Wu Xiaodong, Shang Qinghua, Liu Changyu, et al. A productivity prediction method for CO₂ flooding well and its application[J]. Oil Drilling & Production Technology, 2012, 34(1): 72-74.

[6] 肖京男,汪志明,魏建光,等.改进LSSVM在水平井产能预测中的应用[J].石油钻探技术,2010,38(6):95-98.

Xiao Jingnan, Wang Zhiming, Wei Jianguang, et al. Application of LSSVM improved horizontal well productivity prediction[J]. Petroleum Drilling Techniques, 2010, 38(6): 95-98.

[7] 郭永恒.随钻测井曲线预测及更新方法研究[J].石油钻探技术,2010,38(6):25-28.

Guo Yongheng. Prediction and update of LWD curve while drilling[J]. Petroleum Drilling Techniques, 2010, 38(6): 25-28.

[8] 钟仪华,张志银,朱海双.特高含水期油田产量预测新方法[J].断块油气田,2011,18(5):641-644.

Zhong Yihua, Zhang Zhiyin, Zhu Haishuang. A new method to predict production of oilfields in ultrahigh water-cut stage[J]. Fault-Block Oil & Field, 2011, 18(5): 641-644.

[9] 白晓虎,姜汉桥,王硕亮,等.油田开发动态指标多步预测模型研究[J].断块油气田,2010,17(3):345-347.

Bai Xiaohu, Jiang Hanqiao, Wang Shuoliang, et al. Multi-step forecasting model of dynamic index for oilfield development[J]. Fault-Block Oil & Field, 2010, 17(3): 345-347.

[10] 陈民锋,白晓虎,郑伟,等.基于支持向量机的早期聚合物驱动态预测研究[J].断块油气田,2012,19(2):199-202.

Chen Minfeng, Bai Xiaohu, Zheng Wei, et al. Development index prediction of early polymer flooding based on support vector machine[J]. Fault-Block Oil & Field, 2012, 19(2): 199-202.

[11] 肖冬生,乔东生.低阻油层识别新方法及其应用[J].断块油气田,2010,17(4):509-512.

Xiao Dongsheng, Qiao Dongsheng. New method for identifying low resistance oil layers and its application[J]. Fault-Block Oil & Field, 2010, 17(4): 509-512.

- ying low resistivity reservoirs and its application[J]. Fault-Block Oil & Field, 2010, 17 (4): 509-512.
- [12] 袁士宝, 蒋海岩, 鲍丙生, 等. 基于支持向量机的火烧油层效果预测[J]. 石油勘探与开发, 2007, 34(1): 104-107.
Yuan Shibao, Jiang Haiyan, Bao Bingsheng, et al. Effect prediction of in-situ combustion based on support vector machine [J]. Petroleum Exploration and Development, 2007, 34 (1): 104-107.
- [13] 李春锦, 闫云聚. 基于支持向量机的中国石油需求量预测研究[J]. 西安石油大学学报: 自然科学版, 2013, 28(2): 103-106.
Li Chunjin, Yan Yunju. Prediction of China's oil demand based on support vector machine[J]. Journal of Xi'an Shiyou University: Natural Science, 2013, 28(2): 103-106.
- [14] 杨磊, 王化增, 陈子凌. 基于支持向量机的油气储量价值等级评价[J]. 中国石油大学学报: 自然科学版, 2012, 36(3): 192-196.
Yang Lei, Wang Huazeng, Chen Ziling. Assessing value classification of oil and gas reserve based on support vector machine [J]. Journal of China University of Petroleum: Edition of Natural Science, 2012, 36(3): 192-196.
- [15] Vapnik V. The nature of statistical learning theory[M]. New York: Springer Verlag, 1995.
- [16] 郑云川. 注气提高采收率候选油藏筛选方法及其应用研究[D]. 南充: 西南石油学院石油工程学院, 2003.
Zheng Yunchuan. Gas injection EOR screening candidate reservoirs method and its application [D]. Nanchong: Southwest Petroleum Institute, School of Petroleum Engineering, 2003.
- [17] Rivas O, Embid S, Bolvar F. Ranking reservoirs for carbon dioxide flooding processes[R]. SPE 23641, 1994.
- [18] 雷怀彦, 龚承林, 官宝聪. 注 CO₂ 混相驱油藏筛选新方法[J]. 中国石油大学学报: 自然科学版, 2008, 32(1): 72-76.
Lei Huaiyan, Gong Chenglin, Guan Baocong. New screening method for reservoir by CO₂ injection miscible flooding[J]. Journal of China University of Petroleum: Edition of Natural Science, 2008, 32(1): 72-76.
- [19] 杨佳佳, 姜琦刚, 陈永良, 等. 基于最小二乘支持向量机和高分辨率遥感影像的大尺度区域岩性划分[J]. 中国石油大学学报: 自然科学版, 2012, 36(1): 60-67.
Yang Jiajia, Jiang Qigang, Chen Yongliang, et al. Lithology division for large-scale region segmentation based on LS-SVM and high resolution remote sensing images[J]. Journal of China University of Petroleum: Edition of Natural Science, 2012, 36(1): 60-67.
- [20] Talbi H, Draa A, Batouche M. A new quantum-inspired genetic algorithm for solving the traveling salesman problem [C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Industrial Technology, 2004. [S. L.]: IEEE, 2004: 1192-1197.
- [21] 廖海婴. 腰英台 DB34 井区 CO₂ 驱替油藏数值模拟研究[J]. 西安石油大学学报: 自然科学版, 2010, 25(5): 50-53.
Liao Haiying. Numerical simulation of oil displacement with carbon dioxide in DB34 well block, Yaoyingtai Oilfield[J]. Journal of Xi'an Shiyou University: Natural Science, 2010, 25 (5): 50-53.

[编辑 刘文臣]

辽河油田大斜度注水井应用投球同心分注技术取得成效

辽河油田浅海海南三断块是该油田滩海唯一的注水驱油区块, 由于各方面条件所限, 该区块的注水井多为大斜度井, 且地层非均质性较为严重, 注水速度差异大, 易产生水淹、水窜等问题。为此, 该油田采用了同心分注技术, 基本上解决了井斜角 30°~50°注水井分层注水的难题。但对于井斜角更大的注水井, 以及分层后层段内小层多、渗透率级差大的注水井, 上述技术的效果仍不够理想。针对该问题, 辽河油田经过研究攻关, 采用了大斜度井投球同心分注技术。

该技术的关键是要了解地温梯度, 选择合适的调堵球密度及调堵球强度。温度对调堵球与注入水密度的影响较大, 在选取调堵球密度时, 若不充分考虑地温梯度对调堵球与注入水密度的影响, 一旦停注, 调堵球易沉入口袋, 导致措施失效。如调堵球没有足够的强度和耐冲蚀能力, 则会导致调堵球被压入炮眼或受高压水流冲蚀破坏, 产生措施有效期短的问题。因此, 为达到良好效果, 必须研制高精密度、高强度的调堵球, 并制定合理的投球方案。辽河油田提出了免作业投球分注的技术思路, 形成了调堵球密度范围计算方法, 研制了不同密度系列调堵球, 并针对不同情况的注水井, 确定了调堵球选型方法, 最终形成了投球分注工艺。该技术无需动管柱就可进行作业, 在井口投入设计数量的调堵球即可解决特殊水井调整吸水剖面的问题, 并可实现调堵球的重新分配, 大大降低了作业及分注工具的成本。在调堵球设计方面, 将调堵球耐压提升至 80 MPa, 耐温达到 97℃以上。

辽河油田在海南三断块 3 口井进行了大斜度井投球同心分注技术试验, 3 口注水井平均注水压力提高 2.5 MPa(最高提高 3.9 MPa), 措施前后吸水剖面得到明显改善, 对应 3 口油井累计增油近百吨, 效果良好。

[供稿 石 钻]