

引用格式: 王国栋, 侯智玮, 石栗, 等. 基于改进蚁群算法的高温油藏 CCUS 注采参数优化研究[J]. 油气藏评价与开发, XXXX, XX(XX):

Wang Guodong, Hou Zhiwei, Shi Li, et al. Research on Optimization of Injection and Production Parameters of CCUS in High-temperature Oil Reservoirs Based on Improved Ant Colony Algorithm[J]. Petroleum Reservoir Evaluation and Development, XXXX, XX(XX):

DOI: 10.13809/j.cnki.cn32-1825/te.20260136

基于改进蚁群算法的高温油藏 CCUS 注采参数优化研究

王国栋^{1,2}, 侯智玮², 石栗², 徐耀辉¹

(1. 长江大学资源与环境学院, 湖北 武汉 430100; 2. 中国石油辽河油田分公司勘探开发研究院, 辽宁 盘锦 124010)

摘要: 以高温油藏为目标进行 CCUS(碳捕集、利用与封存)参数优化研究时,既可以开采油藏中的油气资源,又可以开发未被利用的地热资源,同时实现 CO₂地质封存,提高油藏的利用价值,延长油藏经济寿命的目的。针对目前高温油藏 CCUS 注采参数优化项目中利用油藏数值模拟器人工给定参数取值界限,费时费力且计算精度低的问题。本文以高温油藏为研究目标,建立了同时考虑 CO₂地质封存、驱油与采热 3 种机理的 CCUS 综合数值模型,同时为实现 CO₂驱油、采热与封存经济效益最大化,构建了以 CO₂注气速率、采液速率为优化变量,经济净现值为目标函数的高温油藏 CCUS 注采优化模型,并采用改进的蚁群算法求解。为解决标准蚁群算法收敛速度慢、计算效率低、寻优过程易陷入局部最优的问题,提出一种改进的蚁群优化算法。改进的蚁群优化算法通过引入蚂蚁直接通信学习机制及全局最优解寻优方式,改进路径选择概率,保证种群多样性以跳出局部最优,提升算法精度与鲁棒性。结果表明:针对高温油藏 CCUS 注采优化模型,改进蚁群算法在迭代 435 次后即可获得最优解,最优经济净现值达 3.69 亿元,较标准蚁群算法提升 0.07 亿元;对应最优注气速率为 40 879 m³/d、采液速率为 3 370 m³/d;与标准蚁群算法相比,改进的蚁群优化算法效率更高效果更好,可快捷准确优化调整 CO₂驱油与封存方案,对提升油藏开发经济效益具有重要意义。

关键词: 高温油藏; CCUS; 蚁群算法; 直接通信学习机制; 注采参数优化; 经济净现值

中图分类号: TE357

文献标识码: A

Research on Optimization of Injection and Production Parameters of CCUS in High-temperature Oil Reservoirs Based on Improved Ant Colony Algorithm

Wang Guodong^{1,2}, Hou Zhiwei², Shi Li², Xu yaohui¹

(1. College of Resources and Environment Yangtze University, Wuhan, Hubei 430100; 2. Exploration and Development Research Institute Liaohe Oilfield Company Petrochina, Panjin, Liaoning 124010)

Abstract: Conducting CCUS parameter optimization research targeting high-temperature oil reservoirs, it is possible to both product oil and gas resources from the reservoirs and develop unused geothermal resources, while achieving CO₂ geological storage, enhancing the utilization value of the reservoirs, and prolonging their economic lifespan. In the current CCUS injection production parameter optimization project for high-temperature oil reservoirs, the use of reservoir numerical simulators to manually set parameter value limits is time-consuming, labor-intensive, and low calculation accuracy. The paper takes high-temperature oil reservoirs as the research target and establishes the comprehensive numerical model for CCUS that simultaneously considers three mechanisms: CO₂ geological storage, oil displacement, and heat production. In order to maximize the economic benefits of CO₂ oil displacement, heat production, and storage, constructing a high-temperature reservoir CCUS injection production optimization model with CO₂ injection rate and liquid production rate as optimization variables and economic net present value as the objective function, and using the improved ant colony algorithm to solve. To address the issues of low computational efficiency and susceptibility to local optima in standard ant colony algorithms, an improved ant colony optimization algorithm is proposed. The improved ant colony optimization algorithm introduces ant direct communication learning mechanism and global optimal solution optimization method, improves path selection probability, ensures population diversity to escape local optima, and enhances algorithm accuracy and robustness. The results show that for the CCUS injection production optimization model of high-temperature oil reservoirs, the improved ant colony algorithm can obtain the optimal solution after 435 iterations, with an optimal

收稿日期: 2026-06-15。

第一作者简介: 王国栋(1984—), 男, 在读博士研究生, 教授级高级工程师, 主要从事油气田开发相关研究与管理工作。地址: 辽宁省盘锦市兴隆台区振兴路 133 号, 邮政编码: 124010。E-mail: wangugodong@petrochina.com.cn

通信作者简介: 侯智玮(1993—), 男, 硕士, 工程师, 主要从事油气田开发相关研究。地址: 辽宁省盘锦市兴隆台区振兴路 133 号, 邮政编码: 124010。E-mail: hzwxue@163.com

基金项目: 中国石油科技项目“稠油大幅度提高采收率关键技术研究”(2023ZZ23); 中国石油辽河油田分公司科技项目“辽河稀油高凝油 PD 增储潜力评价与技术对策研究”(2026QZJC-04)。

economic net present value of 369 million yuan, which is 7 million yuan higher than the standard ant colony algorithm. Corresponding to the optimal gas injection rate of 40879 m³/day and liquid production rate of 3370 m³/day; Compared with the standard ant colony algorithm, the improved ant colony optimization algorithm has higher efficiency and better results. It can quickly and accurately optimize and adjust the CO₂ oil recovery and storage plan, which is of great significance for improving the economic benefits of reservoir development.

Keywords: High-temperature oil reservoir; CCUS; Improved ant colony algorithm; Direct communication learning mechanism; Optimization of injection and procurement parameters; Net present value of economy

目前针对高温油藏CCUS(碳捕集、利用与封存)数值模型注采参数优化研究中,常规的优化方法是基于正交实验法或者枚举法提出不同的注采参数,设置有限数量的注采数值模型得到相对最优结果。随着智能优化算法的不断发展,目前已被广泛应用于石油工程领域,包括全生命周期产量预测、油藏生产参数优化等研究^[1-3]。

智能优化方法求解问题与常规数学方法不同,不需要建立目标问题对应的复杂物理数学模型,从而摆脱对复杂模型的依赖。而是通过基于数据驱动原理直接处理问题的输入和输出信息,对于非线性、约束条件复杂或常规技术无法求解的工程难题具备更强的适用性和求解能力,实现对复杂注采优化问题的快速和精确求解^[4-7]。目前求解生产优化问题的方法主要分为两大类,一类是梯度类算法,主要包括有限差分法(FDM)等。另一类是启发式优化算法,主要包括遗传算法(GA)等^[8-9]。梯度类算法需要求解目标函数所对应的伴随梯度值,求解过程复杂繁琐,极易陷入局部最优,难以得到全局最优解。尤其针对大型复杂油藏数值模型优化问题时,该算法需将伴随代码嵌入模拟器渗流方程进行梯度求解,高度依赖数值模拟器源代码,实现难度较大。启发式优化算法的优势在于全局性搜索能力强,可有效解决梯度类算法收敛性差和计算精确度低的问题^[10-12]。

蚁群优化算法由于实现简单、参数变量设置少、可以实现并行搜索等优势,目前在求解复杂工程问题中被广泛应用。但是由于标准蚁群算法在求解实际注采优化问题时,基于选择最短线路的交流方式会使所求得解不是全局最优解,影响目标函数值的计算精度^[13-15]。为改善标准蚁群算法在求解最优化问题时的缺陷,针对不同专业方向的优化问题,许多研究人员提出了与之匹配的改进蚁群算法,刘禹彤针对动车组高级检修车间需要跨数值优化的实际问题,通过引入拉丁超立方和 t 分布策略,以此改善信息素动态更新原则,提升了蚁群算法全局搜索能力^[16]。张浩等^[17]针对机器人在路径规划选择中计算复杂度高问题,通过引入采用Sigmoid函数分布策略,实现了信息素非均匀分布,增强了规划路径搜索的导向性,改善了算法的收敛性。吴俊涛等^[18]为针对海上稠油钻井顺序难以确定的问题,最短路径选择

概率通过井间的最短距离更新,而信息素的更新方法则是基于停工时间,改善算法的收敛性,为优选钻井顺序提供了量化计算方法。为改善标准蚁群算法高温油藏CCUS注采参数优化问题中全局寻优能力差的问题,本文提出一种基于直接通信学习机制的改进蚁群算法,信息素更新遵循蚂蚁个体相互间用触角交流学习的准则,改善算法全局寻优能力。同时以经济净现值为目标函数,以注气速率、采液速率及地层压力为约束条件,建立了高温油藏CCUS注采方案优化模型,求解注采优化模型的方法分别为不同智能优化算法。通过对比优化结果,改进蚁群算法得到的经济净现值目标函数值更大,且求解速度更快,证明改进后的蚁群算法性能好于标准蚁群算法。

1 注采优化模型建立

1.1 综合数值模型

1.1.1 模型机理研究

1) CO₂驱油机理

CO₂非混相驱油和混相驱油是CO₂采油的主要方式。图1为地层原油与注入CO₂从低压到高压形成混相阶段的3个阶段,由图1可知,接触压力在达到最小混相压力之前,原油与CO₂气体已经经历非混相过程。混相状态下原油与CO₂两相接触面基本不存在界面张力,可有效降低岩石孔喉间的毛细管力和原油流动阻力,有效提高驱油效率,因此CO₂混相驱油效果要好于非混相效果^[19-20]。

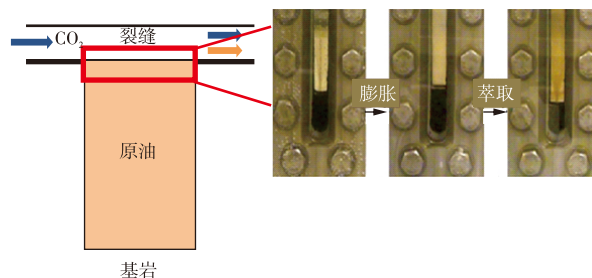


图1 不同压力下原油与CO₂的相互作用示意图

Fig. 1 Schematic diagram of the interaction between oil and CO₂ under different pressures

2) CO₂采热机理

目前地热资源主要分为干热岩型、岩浆型、地压型和水热型4种类型,其中水热型是目前主要开发类型,高温油藏中的地热资源属于水热型地热资源。针对热水型地热资源的利用主要有2种方式,一是通过钻井直接将地下热水开采出来,但是该方式开采效率低。二是通过向地层中注入非烃类气体提高开采效率。在地层条件下CO₂处于超临界状态,该状态下采热速率是水的2~3倍。注采压差和温差相同的前提下,CO₂密度变化相对更大,井筒中热虹吸现象更加明显,可以提供更大的驱动压差,降低热泵功率,提高经济效益。

为表征CO₂作为传热介质的采热能力,将CO₂的累积采热量定义为 Q ,计算方法如式(1)所示。

$$Q = \sum_{n=1}^N \int_0^t q_p c_p (t_{out} - t_{in}) dt \quad (1)$$

式中: Q 为CO₂的累积采热量,单位J; N 为生产井总数,单位口; n 为生产井,单位口; t 为温度,单位K; q_p 为第 p 口生产井的热流量,单位kg/s; c_p 为传热介质的比热容,单位J/(mol·K); t_{out} 为采出温度,单位K; t_{in} 为注入温度,单位K。其中CO₂和水的比热容计算方法如式(2)和式(3)所示^[21]。

$$c_{CO_2} = -329.71 + 3.375K - 0.0076K^2 + 6 \times 10^{-6}K^3 \quad (2)$$

$$c_{H_2O} = 20.403 + 0.6662K - 0.0025K^2 + 3 \times 10^{-6}K^3 \quad (3)$$

式中: c_{CO_2} 为CO₂的比热容,单位J/(mol·K); c_{H_2O} 为水的比热容,单位J/(mol·K); K 为温度,单位K。

3) CO₂地质封存机理

CO₂在油藏中的地质封存机理主要有4种。一是构造封存机理,CO₂在浮力的作用下会一直上升到油气藏顶部并聚集在不渗透盖层下,顶部的封闭盖层会阻止CO₂继续向上运移防止其逸出地层,从而形成构造封存。如图2a所示,CO₂会以高密度自由相的形式存在^[22]。二是残余气封存机理,CO₂在地层运移过程中会置换岩石孔隙中的水分子,由于润湿性和毛细管力差异,如图2b所示,CO₂将以残余气体的形式存在。残余气封存机理作用时间一般是几十年,是一种相对稳定的物理封存方式,安全性比构造封存机理更高,CO₂最后会溶解在地层原油或者地层水中^[23]。三是溶解封存机理,如图2c所示,溶解封存是指CO₂注入地下后会不断与原油和地层水相接触并溶解到其中,溶解封存会将减少地层中的CO₂气相量,降低CO₂迁移和泄漏的风险,是相对安全和稳定的封存状态,是CO₂地质封存的主要方式^[24]。四是矿化封存机理,CO₂溶解在水中会水解产生碳酸根离子与地层岩石矿物中的钙镁等金属离子发生化学反应,转

化为性质更稳定的碳酸盐矿物(如图2d所示),从而实现永久固碳,该封存方式与其他相比最为安全可靠,作用时间一般在几千年到几万年之间^[25-26]。

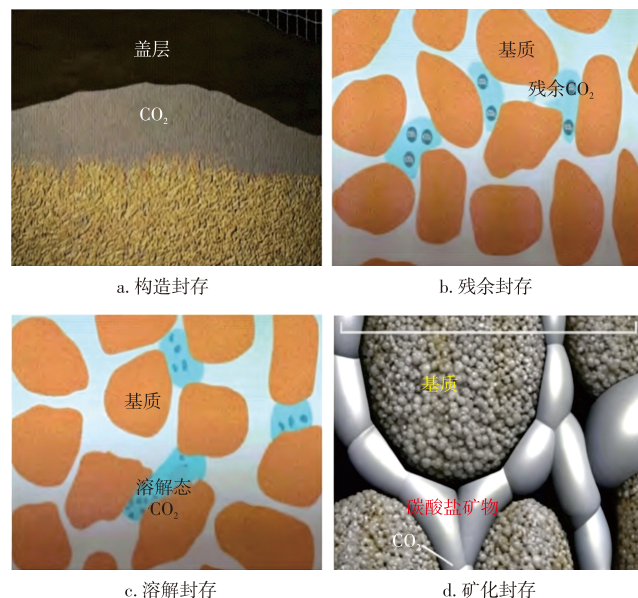


图2 CO₂地质封存机理示意图

Fig. 2 Schematic diagram of CO₂ geological storage mechanism

1.1.2 建立数值模型

在模型机理研究的基础上,利用CMG数值模拟软件GEM模块构建了考虑CO₂驱油、CO₂采热和CO₂地质封存3种机理的高温油藏CCUS综合数值模型。所选取的研究对象为典型中高渗砂岩底水高温油藏,井网类型为实际油田现场常用的反五点井网,共5口直井,数值模型网格数为 $23 \times 23 \times 10 = 5\,290$ 个,网格尺寸为 $125\text{ m} \times 125\text{ m} \times 13\text{ m}$,数值模型在整体上分为油层和水层,其中上五层为油层,下五层为水层(图3)。

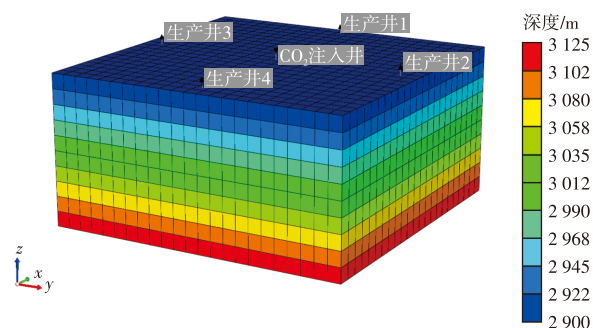


图3 综合数值模型井位分布

Fig. 3 Comprehensive numerical model well location distribution

其中矿化反应式及相应参数如表1—表2所示:

数值模型中的参数均为油藏实际参数,CO₂驱替模拟时间为40 a,封存时间为260 a,各项基本参数取值如表3所示。

表1 矿化反应式及平衡常数
Table 1 Mineralization reaction equation and equilibrium constant

反应式	∂_0	∂_1	$\partial_2/10^{-5}$	$\partial_3/10^{-6}$	$\partial_4/10^{-9}$
$\text{CO}_2+\text{H}_2\text{O}\rightleftharpoons\text{HCO}_3^-+\text{H}^+$	14.928 1	-0.041 8	19.705	-55.8	75.8
$\text{HCO}_3^-\rightleftharpoons\text{H}^++\text{CO}_3^{2-}$	-6.549 2	0.009 0	-10.203	27.6	-35.6
$\text{H}^++\text{OH}^-\rightleftharpoons\text{H}_2\text{O}$	10.607 9	-0.012 7	12.001	-30.2	26.9
$\text{Calcite}+\text{H}^+\rightleftharpoons\text{Ca}^{2+}+\text{HCO}_3^-$	2.068 8	-1.426 6	-0.606	14.6	-41.9
$\text{Anorthite}+8\text{H}^+\rightleftharpoons 4\text{H}_2\text{O}+\text{Ca}^{2+}+2\text{Al}^{3+}+2\text{SiO}_2$	3.174 5	-0.201 2	59.001	-90.4	91.5
$\text{Kaolinite}+6\text{H}^+\rightleftharpoons 5\text{H}_2\text{O}+2\text{Al}^{3+}+2\text{SiO}_2$	9.295 4	-0.098 0	29.207	-32.7	-33.1

注: ∂_0 代表常数项, ∂_1 代表一次项系数, ∂_2 代表二次项系数, ∂_3 代表三次项系数, ∂_4 代表四次项系数。

表2 矿物动力学参数
Table 2 Kinetic parameters of minerals in mineralization reaction

岩石矿物	$\text{Log}[\text{K}_{25^\circ\text{C}}/(\text{mol}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1})]$	活化能/(J/mol)	初始反应比表面积/(m^2/m^3)
方解石(Calcite)	14.928 160	-0.041 880	19.705
钙长石(Anorthite)	-6.549 243	0.009 002	-10.203
高岭石(Kaolinite)	10.607 960	-0.012 770	12.001

表3 综合数值模型基本参数
Table3 Basic parameters of the comprehensive numerical model

参数	取值	参数	取值
平均渗透率/ $10^{-3}\mu\text{m}^2$	105	储层导热系数/[J/($\text{m}\cdot\text{d}\cdot^\circ\text{C}$)]	1.496×10^5
平均孔隙度/%	32	原油黏度/($\text{m}\cdot\text{Pa}\cdot\text{s}$)	1.75
含油饱和度/%	62	生产井/口	4
油藏埋深/m	3 000	注气井/口	1
油藏温度/ $^\circ\text{C}$	115	注气量/(m^3/d)	40 000
CO_2 比热容/[J/($\text{mol}\cdot\text{K}$)]	77	采液量/(m^3/d)	3 000
水比热容/[J/($\text{mol}\cdot\text{K}$)]	80	地层压力/MPa	30.83
储层比热容/[J/($\text{mol}\cdot\text{K}$)]	2.65×10^6	模拟时间/a	300

模型流体参数为实际岩心室内实验测定数据,油藏初始含水饱和度为0.38,原油平均黏度为1.75 mPa·s,密度约为0.821 g/cm³,相对分子量为173.3,地层原油组分构成如表4所示,地层水类型为氯化镁型,地层水中主要的阳离子为Na⁺、K⁺、Ca²⁺、Mg²⁺,阴离子主要为Cl⁻、SO₄²⁻、HCO₃⁻和CO₃²⁻。图4和图5为数值模型中所用相渗曲线。

表4 地层原油组分构成
Table 4 Composition of formation oil

组分	相对分子质量/(g/mol)	临界压力/MPa	临界温度/K	离心因子	摩尔分数/%
CO ₂	44.01	72.81	304.21	0.225	3.24
N ₂	28.02	33.52	126.23	0.004	4.24
C ₁	16.04	45.31	190.67	0.008	67.65
C ₂ —C ₇	66.02	38.29	380.25	0.231	18.42
C ₈ —C ₂₀	245.32	28.33	536.21	0.531	3.72
C ₂₀₊	350.23	13.22	711.15	0.689	2.73

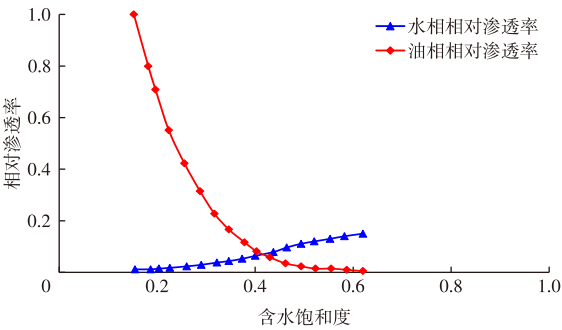


图4 油水相渗曲线
Fig. 4 Oil-water relative permeability

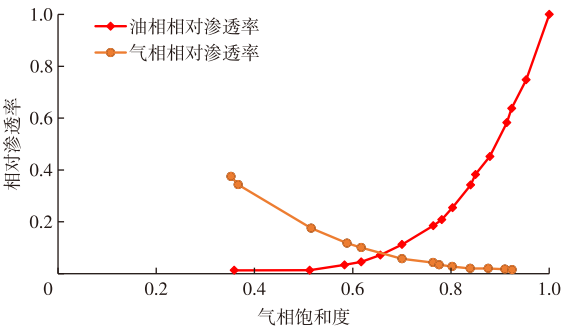


图5 油气相渗曲线
Fig. 5 Oil-gas relative permeability

1.2 注采优化模型

主要包括性能指标、变量参数、约束条件和目标函数,以下为基于“多注多采”或“一注多采”实际工程应用场景的注采优化模型框架。

1) 性能指标

性能指标就是模型所要优化的量,如采油速度、成本、产量、利润、采收率等。

2) 变量参数

高温油藏 CCUS 优化模型中的变量参数为注气量和产液量。

3) 模型约束条件

约束条件包括 3 个约束条件,分别是注气量、产液量和地层压力。

注气量:需要在总注气量不变前提下分配各注气井的注入量,最终数值会上下浮动,但是浮动范围不能太大,定义 a 为注气量约束系数,取值范围在 (0.95, 1.05)。

$$\sum_{u=1}^m Q_{U,u} = aQ_U \quad (4)$$

式中: $Q_{U,u}$ 为第 u 口注气井的注气量,单位 m^3 ; m 为总注气井数值,单位口; Q_U 为注气量总数,单位 m^3 。文中所建立的“一注四采”理论数值模型,注气井总数为 1 口,对应的注气量总数即为该注气井对应的注气量。

采液量:和注气量约束条件类似。定义 b 为采液量约束系数,取值范围在 (0.95, 1.05)。

$$\sum_{l=1}^n Q_{P,l} = bQ_P \quad (5)$$

式中: $Q_{P,l}$ 为第 l 口采油井的产液量,单位 m^3 ; n 为总注气井数值,单位口; Q_P 为产液量总数,单位 m^3 。

地层压力:为保证为 CO_2 在驱油过程中为混相驱替,需保证地层压力在注入过程中始终大于最小混相压力,但要小于地层破裂压力。

$$p_{\min} < p < p_{\max} \quad (6)$$

式中: p 、 $p_{\min}$ 、 $p_{\max}$ 分别为地层压力、地层压力的最小值(最小混相压力)和最大值,单位 MPa。

4) 模型目标函数

目标函数为经济净现值,当考虑原油销售收入、 CO_2 采热效益、封存 CO_2 收入、注入成本及产出 CO_2 气体处理费用时,以及资金折现率,在时间 T 内经济净现值的计算公式为:

$$Z_{NPV} = \frac{1}{(1+f)^{365}} \left[\sum_{p=1}^{N_p} (cK_{O,p} - dK_{CO_2,p}) + eK_{CO_2,S} + hK_{CO_2,H} - \sum_{u=1}^{N_u} gK_{CO_2,u} \right] \quad (7)$$

式中: Z_{NPV} 为经济净现值,单位亿元; f 为折现率; $K_{O,p}$ 为第 p 口采油井累计产油量,单位 t; $K_{CO_2,p}$ 为第 p 口采油井的累计产 CO_2 量,单位 t; $K_{CO_2,S}$ 为油藏 CO_2 封存总量,单位 t; $K_{CO_2,H}$ 为 CO_2 采热总量,单位 J; $K_{CO_2,u}$ 为第 u 口注入井的累计注 CO_2 , 单位 t; c 为原油的价格,单位元/t; d 为产出的 CO_2 气体处理成本,单位元/t; e 为 CO_2 排放税,单位元/t; h 为 CO_2 采热效益,元/J; g 为 CO_2 注入成本,元/t; N_p 为采油井总数,单位口; N_u 为注气井总数,单位口。

2 优化模型求解算法

2.1 标准蚁群算法原理

标准蚁群算法的基本思想是蚂蚁个体由起点出发,当经过所有可能途经点后,最后回到起点,从而找到起点和终点之间的最短路径。在选择路径过程中,蚂蚁会不断释放信息素,当某一条路径信息素浓度越大时,说明蚂蚁选择该路径的概率越大。在某时刻,第 k 只蚂蚁的转移概率 P_{ij}^k 为:

$$P_{ij}^k = \begin{cases} \frac{\tau_{ij}^\alpha(t) \cdot \eta_{ij}^\beta(t)}{\sum_{l \in M_k} \tau_{il}^\alpha(t) \cdot \eta_{il}^\beta(t)}, & j \in M_k \\ 0, & j \notin M_k \end{cases} \quad (8)$$

式中: P_{ij}^k 为在 t 时刻时,第 k 只蚂蚁从地点 i 转移到地点 j 的概率; $\tau_{ij}(t)$ 为地点 i 到地点 j 之间路径上的信息素; α 为路径轨迹相对重要性; $\eta_{il}(t)$ 为在 t 时刻时,蚂蚁从地点 i 转移到地点 j 行进路径上残留的信息量; β 为不同路径相对重要性; M_k 为到 t 时刻为止,蚂蚁 k 在下一时刻可能经过地点的集合。

蚂蚁在运动过程中,会根据不同路径上的信息素浓度选择前进方向,信息素具有挥发性,信息素按照式(9)进行更新。

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-\rho)\tau_{ij}(t) + \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k \quad (9)$$

式中: τ_{ij} 为路径的信息素值; ρ 为信息素挥发速率; m 为蚂蚁数量; $\Delta\tau_{ij}^k$ 为蚂蚁个体 k 在路径留下的信息素。

式(8)和式(9)构成标准蚁群算法的主要原理,影响标准蚁群算法性能的主要参数为信息素更新原则和蚂蚁状态转移概率,本文改进的主要内容也是这两部分。

2.2 改进的蚁群算法原理

标准蚁群算法中的蚂蚁个体之间依靠信息素沟通的方式使得所求问题的不同解会集中在某一个区间内,因

此求得的解为局部最优解。通过引入全局最优解寻优方式和直接交流学习机制优化信息素更新原则以及状态转移概率,从而改善算法全局寻优能力。

1)改进最优解寻优方式

每一次迭代求解后非最优解集会被保存集合 $F(t)$, 假设当前集合 $F(t)$ 中有 m 个非最优解 $M=(M_1, M_2, \dots, M_m)$, 若某一个蚂蚁个体 i 被保存进 $F(t)$, 说明蚂蚁 i 所选择的路径不是最优路径, 则蚂蚁 i 所在路径的信息素不应继续增加; 如果蚂蚁 i 不在集合 $F(t)$, 则应增加信息素浓度, 从而引导其他的蚂蚁增加对其他路径搜索的概率。当集合 $F(t)$ 中同时包含多个蚂蚁时, 为分辨不同蚂蚁需更新的信息素, 用新被选入集合 $F(t)$ 的蚂蚁个体 i 与原 $F(t)$ 目标函数值间的最小距离 $\phi(t)$ 表示蚂蚁个体 i 所在路径的信息素。

$$\phi(t) = \min \sqrt{\sum_{i=1}^n (f_i(M) - f_i(M_i))^2} \quad (10)$$

式(11)为改进蚁群算法中的信息素更新规则:

$$c_{ij}(t+1) = \begin{cases} \theta c_{ij}(t) + \phi(t), & M \in F(t+1) \\ \theta c_{ij}(t), & M \notin F(t+1) \end{cases} \quad (11)$$

式中: $\phi(t)$ 为新被选入集合 $F(t)$ 的蚂蚁个体 i 与原 $F(t)$ 目标函数值间的最小距离; $c_{ij}(t)$ 、 $c_{ij}(t+1)$ 分别为时刻 t 、 $t+1$ 的信息素; θ 为挥发系数; M 为非最优解; $F(t)$ 为非最优解的集合。

2)改进蚂蚁位置转移概率

随机被选中的蚂蚁个体 i 的位置会根据相对最优解蚂蚁个体 j 的信息素和最短距离发生变化, 位置选择移动的方向是信息素浓度高且距离最短的蚂蚁, 转移概率如式(12)所示:

$$P_{ij}(t) = \begin{cases} \frac{[c_{ij}(t)]^a e^{b\phi_{ij}(t)}}{\sum [c_{ij}(t)]^a e^{b\phi_{ij}(t)}}, & M \in F(t) \\ 0, & M \notin F(t) \end{cases} \quad (12)$$

式中: 系数 a, b 为常数, 分别为信息素和能见度的影响因子。式(12)会保证第 i 只蚂蚁按概率向获得更好解的蚂蚁 j 移动。

3)改进信息素更新策略

直接交流学习机制的原理是蚂蚁个体间通过触角直接接触交流学习, 可实现任一蚂蚁个体信息素实时更新和增强蚂蚁群体搜索能力。改进后任一时刻信息素更新公式为:

$$c_{ij}(t) = \gamma c_{ij}(i) + \lambda c_{ij}(j) \quad (13)$$

式中: $i(i \neq j)$ 为被任意选择的蚂蚁个体, 每一次路径搜索完成后除得到相对最优解的蚂蚁 j 之外, 还应该有一只蚂蚁个体 i 被随机选中, 从而其信息素可以被实时更新;

$\lambda(0 < \lambda < 1)$ 为学习系数, 代表随机被选中的蚂蚁个体 i 向相对最优解蚂蚁个体 j 的学习能力; $\gamma(0 < \gamma < 1)$ 为挥发系数, 代表信息的持久性。

4)实验测试

为验证改进蚁群算法的性能, 选择常用的 Rastrigin 标准测试函数(式 14)对算法性能进行测试。

$$f(x) = 10v + \sum_{i=1}^v [x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i)] \quad (14)$$

式中: x 为决策向量; x_i 为第 i 维的决策变量; v 为问题维度。

为体现公平性, 在测试中种群规模统一设置为 70 个, 迭代次数为 500 次; 测试函数中 $x_i \in [-5.12, 5.12]$, $v=30$ 。标准蚁群算法参数设定如下: 信息素蒸发系数为 0.5, 信息素强度为 1.0。改进蚁群算法信息素影响因子 $r=0.9$, 能见度影响因子 $s=0.75$, 学习系数 $\lambda=0.50$, 信息素挥发系数 $\gamma=0.75$, 迭代次数 $F=500$ 。利用平均适应度表征改进蚁群算法在求解优化问题上的性能, 平均适应度定义为种群内所有个体适应度值的算术平均值。在计算过程中若平均适应度持续稳定上升, 说明种群整体不断向最优解靠近, 算法收敛性好; 若波动剧烈、上升缓慢, 代表算法收敛能力差。相同迭代次数下, 平均适应度越高的算法, 整体寻优效果和收敛性更优。分别对比了标准蚁群算法、改进蚁群算法、遗传算法和粒子群优化算法的平均适应度变化, 通过实验数据绘制不同优化算法的测试结果曲线(图 6)。

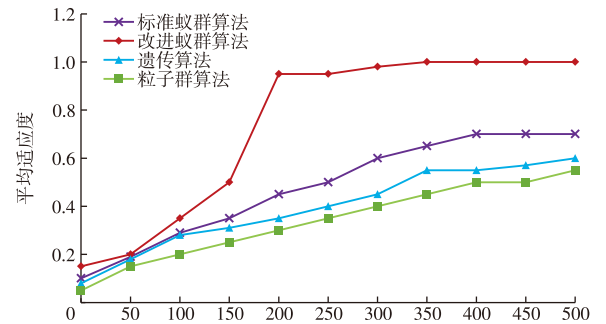


图 6 不同优化算法标准函数测试结果对比

Fig. 6 Comparison chart of different optimization algorithms tests

从图 6 可以得到在对 Rastrigin 标准测试函数优化求解过程中, 和其他算法相比, 改进蚁群算法能够有效避免局部最优, 且算法收敛性更好。

2.3 注采优化模型求解流程

分别利用标准蚁群算法和改进蚁群算法对注采优化模型进行求解。其中改进蚁群算法求解注采优化模型的步骤主要包括获取油藏物性参数、表征种群个体、信息素

实时更新等步骤(图7),具体步骤如下:

1) 获取目标油藏的物性参数以及相关实际生产数据。

2) 注采方案蚁群个体表征与种群初始化。具体是以注采调控参数为优化变量,采用均匀区间离散法将连续注气速率、采液速率二维参数空间离散进行网格化离散处理,完成注采方案离散化编码。在算法映射体系中,定义单只蚂蚁在参数网格空间的完整节点跳转轨迹为一条独立搜索路径,蚂蚁由初始网格节点出发,依托信息素更新规则逐步向不同离散网格转移,经过的全程节点构成单次搜索路径,路径终点网格即为该蚂蚁本次迭代输出的注采参数方案,即单只蚂蚁对应一组独立的注采开发方案;在此基础上,结合模型约束条件随机生成多组初始注采调配方案,完成蚁群种群初始化与参数优化解集空间的构建。

3) 设置改进蚁群算法各项基本参数。包括种群规模、信息素影响因子、能见度影响因子、学习系数、信息素挥发系数和最大迭代次数。采用网格节点式信息素机制每个离散注采参数网格可独立存储信息素浓度,迭代计算过程中经济净现值更高的参数网格会积累更高浓度信息素,以此引导蚁群向优质参数区域优先搜索。同时以经济净现值构建能见度,经济净现值越高的参数网格,启发能见度数值越大,蚂蚁个体转移至该网格的概率越高,

单次路径搜索完成后,依据蚂蚁终点网格对应的经济净现值完成节点信息素增量更新,经济净现值越大,网格信息素增量更大,同时对所有网格执行信息素挥发操作,避免算法早熟收敛,构建适配注采方案优化的改进蚁群算法求解体系。

4) 初始化集合 $F(t)$, 同时令 $t=0$ 。

5) 按照式(11)搜索并选择最优路径,更新集合 $F(t)$ 。

6) 按照式(12)和式(13)实时更新蚂蚁个体释放的信息素。

7) 调用油藏数值模拟器并计算每个注采方案的约束条件和目标函数值。

8) 如果迭代次数 $t=F_{\max}$, 则优化算法结束。否则,令 $t=t+1$, 返回步骤5继续运算。

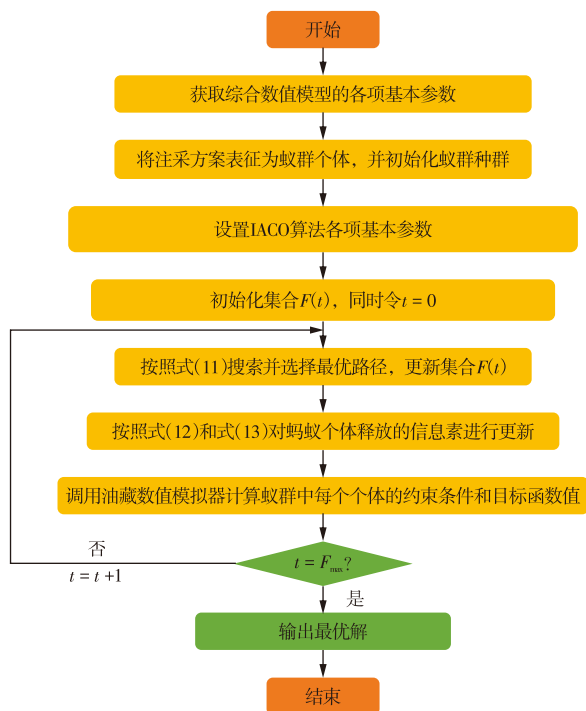
9) 输出目标函数经济净现值最优值。

3 实例计算

注采优化数值模型中目标函数中的各项参数取值分别为:注气速率取值介于 $30\ 000\sim 50\ 000\ \text{m}^3/\text{d}$, 采液速率介于 $2\ 000\sim 5\ 000\ \text{m}^3/\text{d}$, 原油价格为 $3\ 430\ \text{元}/\text{t}$, CO_2 采热效益为 $2.1\ \text{元}/10^7\ \text{J}$, 注入 CO_2 成本为 $85\ \text{元}/\text{t}$, CO_2 排放税为 $287\ \text{元}/\text{t}$, 产出 CO_2 处理成本为 $80\ \text{元}/\text{t}$, 经济折现率为 0.11 。其中基础模型的注气速率为 $40\ 000\ \text{m}^3/\text{d}$, 采液速率为 $3\ 000\ \text{m}^3/\text{d}$, CO_2 封存量为 $5.01\times 10^6\ \text{t}$, CO_2 采热量为 $2.65\times 10^{16}\ \text{J}$, 经济净现值为 3.01 亿元。

改进蚁群算法各项参数取值分别为:种群规模为 70 个,信息素影响因子 $r=0.9$,能见度影响因子 $s=0.75$,学习系数 $\lambda=0.50$,信息素挥发系数 $\gamma=0.75$,迭代次数 $E=500$ 。

为了对比不同方法优化结果,分别利用改进的蚁群算法、标准蚁群优化算法、遗传算法及粒子群算法对模型进行求解,对比结果如表5和图8所示。优化算法得到的结果均好于基础模型。在4种优化算法中,蚁群算法得到的优化结果要好于遗传算法和粒子群算法,粒子群算法在迭代计算485次后才得到最优值,遗传算法效果相对较差,在迭代计算493次后才得到最优值,这与利用标准测试函数得到的结果一致。而标准蚁群算法在迭代计算470次后才得到经济净现值的最优值(3.62亿元),改进的蚁群算法在迭代计算435次后即可得到经济净现值最优值(3.69亿元),比标准蚁群优化算法得到的最优值增加0.07亿元,其中注气速率为 $40\ 879\ \text{m}^3/\text{d}$, 采液速率为 $3\ 370\ \text{m}^3/\text{d}$, 改进蚁群算法的优化结果要好于标准蚁群算法,通过注采参数优化后方案的经济效益得到有效改善。



注:IACO为改进的蚁群算法。

图7 注采优化模型求解流程示意图

Fig. 7 Schematic diagram of solution process for injection production optimization model

表5 注采模型优化结果对比

Table 5 Comparison of results of different schemes

方案	经济净现值/亿元	CO ₂ 注入速率/(m ³ /d)	采液速率/(m ³ /d)	CO ₂ 封存量/10 ⁶ t	CO ₂ 采热量/10 ¹⁶ J
基础模型	3.01	40 000	3 000	5.01	2.65
遗传算法	3.33	45 923	3 894	5.74	2.68
粒子群算法	3.43	45 028	3 809	6.17	2.72
标准蚁群算法	3.62	43 518	3 781	6.51	2.77
改进蚁群算法	3.69	40 879	3 370	6.83	2.83

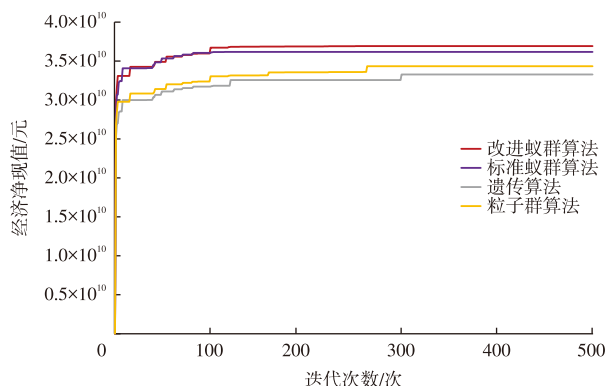


图8 不同优化算法净现值优化结果对比

Fig. 8 Comparison of net present value optimization results between IACO and ACO algorithms

参考文献

- [1] 韩书婷, 曹于勤, 王炳国. 大数据在智能油田中的应用[J]. 信息技术与标准化, 2019(3): 63–66.
Han Shuting, Cao Yuqin, Wang Bingguo. Big data application in intelligent oilfield[J]. Information Technology & Standardization, 2019(3): 63–66.
- [2] Ampomah W, Balch R, Will R, et al. Co-optimization of CO₂-EOR and storage processes under geological uncertainty[J]. Energy Procedia, 2017, 114: 6928–6941.
- [3] 林伯韬, 郭建成. 人工智能在石油工业中的应用现状探讨[J]. 石油科学通报, 2019, 4(4): 403–413.
Lin Botao, Guo Jiancheng. Discussion on current application of artificial intelligence in petroleum industry[J]. Petroleum Science Bulletin, 2019, 4(4): 403–413.
- [4] Balashov D, Egorov D, Belozarov B, et al. Prediction of wells productive characteristics with the use of unsupervised machine learning algorithms[C]//SPE Russian Petroleum Technology Conference. 2019(SPE-196857-MS): 1–12.
- [5] Oliver D S, Chen Y. Recent progress on reservoir history matching: A review[J]. Computational Geosciences, 2011, 15(1): 185–221.
- [6] 张凯, 路然然, 周文胜, 等. 无梯度多参数自动历史拟合方法[J]. 中国石油大学学报(自然科学版), 2014, 38(5): 109–115.
Zhang Kai, Lu Ranran, Zhou Wensheng, et al. Multi-parameter gradient-free automatic history matching method[J]. Journal of China University of Petroleum (Edition of Natural Science), 2014, 38(5): 109–115.
- [7] 张凯, 赵兴刚, 张黎明, 等. 智能油田开发中的大数据及智能优化理论和方法研究现状及展望[J]. 中国石油大学学报(自然科学版), 2020, 44(4): 28–38.
Zhang Kai, Zhao Xinggang, Zhang Liming, et al. Current status and prospect for the research and application of big data and intelligent optimization methods in oilfield development[J]. Journal of China University of Petroleum (Edition of Natural Science), 2020, 44(4): 28–38.
- [8] 张凯, 陈国栋, 薛小明, 等. 基于主成分分析和代理模型的油藏生产注采优化方法[J]. 中国石油大学学报(自然科学版), 2020, 44(3): 90–97.
Zhang Kai, Chen Guodong, Xue Xiaoming, et al. A reservoir production optimization method based on principal component analysis and surrogate model[J]. Journal of China University of Petroleum (Edition of Natural Science), 2020, 44(3): 90–97.
- [9] Sun J, Ma X, Kazi M. Comparison of decline curve analysis DCA with recursive neural networks RNN for production forecast of

4 结论

1) 针对高温油藏考虑将CO₂地质封存、驱油与采热3种机理协同纳入CCUS综合数值模型,并以经济净现值为目标函数、注采速率和地层压力为约束条件,构建了注采优化模型,实现了CO₂封存与效益双增。

2) 在标准蚁群算法基础上,创新性引入全局最优寻优策略和直接通信学习机制,重构信息素更新规则与蚂蚁转移概率,形成一种寻优能力更强、收敛性更优的改进蚁群算法。

3) 采用多种智能优化算法求解高温油藏CCUS注采参数优化模型,对比结果表明,改进蚁群算法具备更优的收敛性和计算效率。得到最优经济净现值3.69亿元,相比标准蚁群算法提升0.07亿元,并得到最优注气速率(40 879 m³/d)与采液速率(3 370 m³/d),研究成果用于验证改进蚁群算法在高温油藏CCUS注采参数优化中的可行性与有效性,可为同类参数优化研究提供参考。

4) 注采优化模型只考虑了全局注气速率和总采液速率的优化求解,并未考虑多井间的差异化分配。在后续研究中可将优化变量从全局注气速率/总采液速率扩展为多井差异化变量,包括注气速率、井间注采比分配等,进一步提升高温油藏CCUS注采参数优化研究的科学性与工程适用性。

- multiple wells[C]//SPE Western Regional Meeting. 2018: SPE-190104-MS.
- [10] Jahangiri H R, Zhang D X. Optimization of carbon dioxide sequestration and enhanced oil recovery in oil reservoir[C]//SPE Western Regional Meeting. 2010: SPE-133594-MS.
- [11] Aminu M. D. , Nabavi S. A. , Rochelle C. A. , et al. A review of developments in carbon dioxide storage[J]. *Applied Energy*, 2017, 208(15): 1389-1419.
- [12] Shokrollahi A, Arabloo M, Gharagheizi F, et al. Intelligent model for prediction of CO₂: Reservoir oil minimum miscibility pressure[J]. *Fuel*, 2013, 112: 375-384.
- [13] 郭城成, 田立勤, 武文星. 蚁群算法在求解旅行商问题中的应用综述[J]. *计算机系统应用*, 2023, 32(3): 1-14.
Guo Chengcheng, Tian Liqin, Wu Wenxing. Survey on ant colony optimization for solving traveling salesman problem[J]. *Computer Systems & Applications*, 2023, 32(3): 1-14.
- [14] Dorigo M, Birattari M, Stützle T. Ant colony optimization[J]. *IEEE Computational Intelligence Magazine*, 2006, 1(4): 28-39.
- [15] MARCO D. Positive feedback as a search strategy[J]. *Technical Report*, 1991: 91-16.
- [16] 刘禹彤. 基于改进蚁群算法的协同进化跨数值优化方法[D]. 沈阳: 沈阳工业大学, 2024.
Liu Yutong. Collaborative Evolutionary Cross-Numerical Optimization Method Based on Improved Ant Colony Algorithm [D]. Shenyang: Shenyang University of Technology, 2024.
- [17] 张浩, 刘薇. 基于改进蚁群算法的机器人路径规划[J]. *科学技术与工程*, 2025, 25(3): 1142-1149.
Zhang Hao, Liu Wei. Robot path planning based on improved ant colony algorithm[J]. *Science Technology and Engineering*, 2025, 25(3): 1142-1149.
- [18] 吴俊涛, 刘伟, 邓金根, 等. 基于改进蚁群算法的海上稠油热采井钻井顺序优化[J]. *石油科学通报*, 2024, 9(4): 637-647.
Wu Juntao, Liu Wei, Deng Jingen, et al. Drilling sequence optimization of offshore heavy oil thermal wells based on improved ant colony optimization algorithm[J]. *Petroleum Science Bulletin*, 2024, 9(4): 637-647.
- [19] 张传宝, 李宗阳, 张东, 等. CO₂驱油藏工程研究进展及展望[J]. *油气地质与采收率*, 2024, 31(5): 142-152.
Zhang Chuanbao, Li Zongyang, Zhang Dong, et al. Research progress and prospects of reservoir engineering by CO₂ flooding[J]. *Petroleum Geology and Recovery Efficiency*, 2024, 31(5): 142-152.
- [20] 胡永乐, 郝明强, 陈国利, 等. 中国CO₂驱油与埋存技术及实践[J]. *石油勘探与开发*, 2019, 46(4): 716-727.
Hu Yong Le, Hao Mingqiang, Chen Guoli, et al. Technologies and practice of CO₂ flooding and sequestration in China[J]. *Petroleum Exploration and Development*, 2019, 46(4): 716-727.
- [21] 任韶然, 崔国栋, 李德祥, 等. 一注超临界CO₂开采高温废弃气藏地热机制与采热能力分析[J]. *中国石油大学学报(自然科学版)*, 2016, 40(2): 91-98.
Ren Shaoran, Cui Guodong, Li Dexiang, et al. Development of geothermal energy from depleted high temperature gas reservoir via supercritical CO₂ injection[J]. *Journal of China University of Petroleum (Edition of Natural Science)*, 2016, 40(2): 91-98.
- [22] Silva P. , Ranjith P. . A study of methodologies for CO₂ storage capacity estimation of saline aquifers[J]. *Fuel*, 2012, 93: 13-27.
- [23] Meng Q. , Jiang X. . Numerical analyses of the solubility trapping of CO₂ storage in geological formations[J]. *Applied Energy*, 2014, 130: 581-591.
- [24] Kneafsey T J, Pruess K. Laboratory flow experiments for visualizing carbon dioxide-induced, density-driven brine convection[J]. *Transport in Porous Media*, 2010, 82(1): 123-139.
- [25] De Silva P N K, Ranjith P G, Choi S K. A study of methodologies for CO₂ storage capacity estimation of saline aquifers[J]. *Fuel*, 2012, 91: 1-15.
- [26] Bachu S, Gunter W D, Perkins E H. Aquifer disposal of CO₂: Hydrodynamic and mineral trapping[J]. *Energy Conversion and Management*, 1994, 35(4): 269-279.

(编辑 尹淑容)