

文章编号:1672-3961(2024)04-0042-09

DOI:10.6040/j.issn.1672-3961.0.2023.111

基于改进多目标粒子群算法的储气库注气优化

杜睿山^{1,2}, 井远光¹, 孟令东², 张豪鹏¹

(1.东北石油大学计算机与信息技术学院, 黑龙江 大庆 163318; 2.油气藏及地下储库完整性评价黑龙江省重点实验室(东北石油大学), 黑龙江 大庆 163318)

摘要:为减少储气库不合理注气导致的微震次数,保证储气库注气量最大,构建基于双向长短期记忆(bi-directional long short-term memory, BiLSTM)神经网络预测代理模型,降低微震次数和储气库有效应力的预测误差,提出一种精英进化多目标粒子群优化(elite-evolved multi-objective particle swarm optimizer, EMP SO)算法。采用基于排序分组策略对种群进行分组,并在每个分组内进行随机精英竞争学习,提高算法的多样性;引入精英聚集的思想,加快算法的收敛速度。基于BiLSTM模型和EMP SO算法对储气库注气过程进行优化,与其他3种多目标优化算法进行对比,将EMP SO算法应用于实际配产优化。结果表明,改进后的算法具有更好的Pareto前沿,更快的收敛速度,优化后微震次数和有效应力分别降低了9.78%和10.12%,对保障储气库安全和提高储气库储气量具有重要意义。

关键词:地下储气库;代理模型;双向长短期记忆;改进的粒子群算法;多目标寻优

中图分类号:TP391

文献标志码:A

引用格式:杜睿山,井远光,孟令东,等.基于改进多目标粒子群算法的储气库注气优化[J].山东大学学报(工学版),2024,54(4):42-50.

DU Ruishan, JING Yuanguang, MENG Lingdong, et al. Optimization of gas storage based on improved multi-objective particle swarm optimization algorithm[J]. Journal of Shandong University (Engineering Science), 2024, 54(4):42-50.

Optimization of gas storage based on improved multi-objective particle swarm optimization algorithm

DU Ruishan^{1,2}, JING Yuanguang¹, MENG Lingdong², ZHANG Haopeng¹

(1. Department of Computer and Information Technology, Northeast Petroleum University, Daqing 163318, Heilongjiang, China; 2. Key Laboratory of Oil and Gas Reservoir and Underground Gas Storage Integrity Evaluation (Northeast Petroleum University), Daqing 163318, Heilongjiang, China)

Abstract: In order to reduce the number of microseisms caused by unreasonable gas injection in the gas storage and ensure the maximum gas injection in the gas storage, a surrogate model based on bi-directional long short-term memory (BiLSTM) neural network was constructed to predict the number of microseisms and the effective stress in the gas storage, and the prediction error was within 5%. An elite evolutionary multi-objective particle swarm optimization (EMP SO) algorithm was proposed, which used sorting grouping strategy to group the population. Random elite competition learning was conducted within each group to improve the diversity of the algorithm, while introducing the idea of elite aggregation to accelerate the convergence speed of the algorithm. Based on the BiLSTM model and EMP SO algorithm, the gas injection process of gas storage was optimized, and compared with three other multi-objective optimization algorithms. The EMP SO algorithm was applied to actual production optimization. The results showed that the improved algorithm had better Pareto front and faster convergence speed. After optimization, the number of microseisms and effective stress were reduced by 9.78% and 10.12%, respectively. It was of great significance to ensure the safety of gas storage and improve the storage capacity of gas storage.

Keywords: underground gas storage; surrogate model; bi-directional long and short-term memory; improved particle swarm optimization algorithm; multi-objective optimisation search

收稿日期:2023-05-30

基金项目:黑龙江省自然科学基金资助项目(LH2021F004)

第一作者简介:杜睿山(1977—),男,黑龙江大庆人,副教授,硕士生导师,硕士,主要研究方向为人工智能与智能优化。

E-mail:ruishan_du@163.com

0 引言

天然气储备问题因国际形势和国家能源战略储备影响而备受关注^[1],地下储气库已是天然气管网不可缺少的终端支撑设施。天然气储存过程中,高压注入的天然气会造成地下储气库局部应力场扰动,可能会使储气库产生以岩体破裂、裂缝重新开启等形式出现的微地震事件,使储气库面临潜在的天然风险,安全问题是储气库运行的重点问题。

目前国内外在储气库的评价管理等领域取得了一定成果,但对于储气库微地震(即储气库安全)问题的研究仍处于初级阶段^[2]。若单纯考虑安全因素降低注气压力从而降低储气库的微震次数,则会造成储气库空间利用不足,所以需要保证在安全的微震次数下,注气量尽可能大,充分利用储气库空间,从而增大储气量,因此储气库注气配产是复杂的多目标问题。

文献[3]使用非支配排序遗传算法(non-dominated sorting genetic algorithm-II, NSGA-II)对储气库注气节能进行优化;文献[4]使用混合整数非线性规划模型对注采运行参数进行优化研究。但上述方法需建立复杂的数学模型,浪费大量计算资源,且未同时考虑储气库安全和储气量问题。为提高优化效率,可以使用代理模型取代复杂的数学模型。与这些优化方法比较,多目标粒子群优化(multi objective particle swarm optimization, MOPSO)算法具有独特的记忆式搜索方式,参数少,收敛速度快,便于计算机实现,易与代理模型相结合,广泛应用于工程上多目标优化问题。该算法也存在一些不足,许多学者对其进行了改进:文献[5]提出一种基于对立的MOPSO算法提升算法的收敛性能,处理了困难的多模态函数;文献[6]将粒子群算法应用于行进路线规划,通过仿真试验得到最佳行进路线。但上述算法并未考虑同时提高算法的多样性和收敛速度。

为此,本研究从储气库安全和储气量角度出发,使用双向长短期记忆(bi-directional long short-term memory, BiLSTM)神经网络构建代理模型,提出一种精英进化多目标粒子群优化(elite-evolved multi-objective particle swarm optimizer, EMPZO)算法提高原算法的多样性和收敛速度,综

合注气压力和注入速率等影响因素设计双目标优化。在覆压条件下测试渗透率。覆压与孔隙压力的差称为有效应力^[7],储气库的有效应力和注气量成反比,即注气量越大,储气库的有效应力越小^[8],以储气库微震次数和有效应力最小化进行双目标优化,在保证储气库安全的情况下使储气库空间利用最大化,保证储气库的安全与利用率。

1 相关工作

1.1 多目标优化

一般多目标优化(以最小化问题为例)可以描述为^[9]:

$$\min F(\mathbf{x}) = [f_1(\mathbf{x}), f_2(\mathbf{x}), \dots, f_n(\mathbf{x})], \mathbf{x} \in \Omega, \quad (1)$$

式中, $F(\mathbf{x})$ 为具有 n 个目标的优化问题, $f_i(\mathbf{x})$ 为第 i 个目标函数, Ω 为决策空间, $\mathbf{x} = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_m)$ 为决策空间的一个 m 维决策向量。

1.2 粒子群优化算法及现有改进

粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)算法是一种模拟鸟类觅食行为的群体智能算法^[10],研究人员对该算法进行了一系列改进:文献[11]设计了一种精英学习策略促进子群间社会信息的交换,由精英粒子代替全局最佳粒子指导各子群内粒子的优化;文献[12]在算法中融入精英免疫原理,使处于中间的粒子进行免疫升级;文献[13]改进了粒子群优化算法的惯性权重和速度更新方程;文献[14]结合粒子群和遗传算法对模型进行求解并验证了模型的有效性。

受上述改进算法的启发,本研究提出一种精英进化的多目标粒子群优化算法,采用排序分组策略对种群进行分组,并对每个分组进行随机精英竞争学习,提高算法的多样性,同时引入精英聚集思想,加快算法的收敛速度。

2 模型建立

注气数据包括日期、井口数量、注气速率和注气压力等注气属性,由于注气数据为时序数据,往往具有前后依赖性,增加了时间序列预测的复杂度。BiLSTM是一种专门处理时序数据的神经网络,时间序列以正向和反向2种输入方式输入模型

中,使网络可以深入学习时间序列的前后关联,提高网络精度,所以可以使用 BiLSTM 作为本研究优化问题的代理模型。

进行相关性分析确定代理模型输入值,同时将输入值作为优化问题的决策变量进行模型训练,建立优化问题的模型。

2.1 基于 BiLSTM 的代理模型

本研究为原始网络结构添加全连接层,以适应模型所需的输出形式并提高模型精度。BiLSTM 模型结构如图 1 所示。

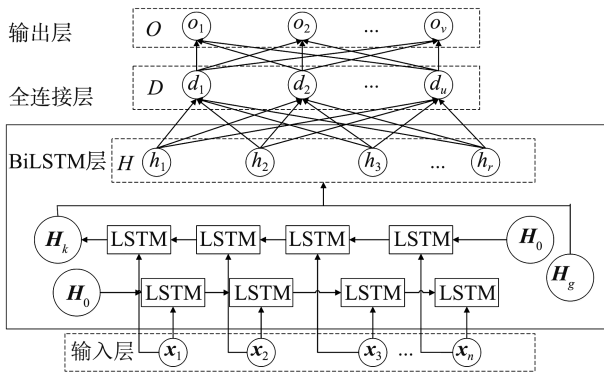


图 1 BiLSTM 模型结构

Fig.1 Structure of BiLSTM model

$\mathbf{X} = (x_1 \ x_2 \ x_3 \ \cdots \ x_n)^T$ 为注气个体向量; x_n 为描述注气属性第 n 个结构参数的向量; \mathbf{H}_0 为长短期记忆(long short-term memory, LSTM)结构的输入向量; \mathbf{H}_k 、 \mathbf{H}_g 分别为前向与后向输入下 LSTM 结构所记忆的上一轮的输出向量, $k, g = 1, 2, 3, \dots, n$; $\mathbf{H} = \{h_1, h_2, h_3, \dots, h_r\}$ 为模型的 BiLSTM 层, $\mathbf{D} = \{d_1, d_2, d_3, \dots, d_u\}$ 为全连接层, $\mathbf{O} = \{o_1, o_2, o_3, \dots, o_v\}$ 为输出层, r, u, v 为各层神经元的个数。由于本研究为双目标优化,需要进行 2 个代理模型的训练,模型输出层分别输出储气库的微震次数与储气库的有效应力。

2.2 约束条件

(1) 注入速率 v_n 满足:

$$v_{\min} \leq v_n \leq v_{\max}, \quad (2)$$

$$v_n \geq 0, \quad (3)$$

式中, n 为井口数量, v_{\min} 和 v_{\max} 分别为当前压缩机所能提供的最小注入速率和最大注入速率。

(2) 注气压力 p_n 满足:

$$p_{\min} \leq p_n \leq p_{\max}, \quad (4)$$

$$p_n \geq 0, \quad (5)$$

式中 p_{\min} 和 p_{\max} 分别为当前压缩机所能提供的最小注气压力和最大注气压力。

2.3 目标函数

(1) 微震次数的目标函数为:

$$\min f_1(X), \quad (6)$$

式中: f_1 为代理模型输出的储气库微震次数; X 为代理模型的输入值, 本研究中指的是各井口的注气属性(包括注入速率和注气压力)。

(2) 有效应力的目标函数为:

$$\min f_2(X), \quad (7)$$

式中 f_2 为代理模型输出的储气库有效应力。

3 改进多目标粒子群优化算法

多目标粒子群优化算法的核心是个体最优选择、全局最优选择和外部存档管理, 将其应用于多目标优化问题时, 一方面希望得到的 Pareto 前沿尽可能接近真 Pareto 前沿, 另一方面又希望 Pareto 前沿具有良好的分布^[15]。然而, 本研究使用代理模型作为优化问题的模型, 具有高度非线性特点, 有必要提出一种更高效的算法进一步提高解决本研究问题的能力。本研究采用基于分组的随机精英竞争机制和精英聚集行为提高算法的多样性和收敛速度。

3.1 基于分组的随机精英竞争机制

使用移位密度估计(shift density estimation, SDE)方法对整个种群的适应度排序^[16]。粒子 p 与种群 P 中其他粒子之间的最小距离为粒子的适应度

$$F_{\text{fitness}}(p) = \min_{q \in P \setminus \{p\}} \sqrt{\sum_{i=1}^M (\max\{0, f_i(q_v) - f_i(p_v)\})^2}, \quad (8)$$

式中, q 为种群 P 中不同于粒子 p 的粒子, p_v 、 q_v 为粒子 p 、 q 的目标空间向量, $f_i(p_v)$ 、 $f_i(q_v)$ 分别为 p 、 q 的第 i 个目标值, M 为目标个数。SDE 方法结合了粒子的多样性信息和收敛信息, 能反映粒子与真实 Pareto 前沿的相对接近程度。将按适应度降序排序后的种群分为 3 个子群, 即群 1、群 2 和群 3, 每个子群中适应度排名最高的粒子组成一组, 适应度排名第 2 的粒子组成另一组, 直到所有粒子都被分组。

分组后, 根据竞争机制对粒子更新。假设总体规模为 N , 将其分为 $N/3$ 个组。每个学习组中适应度最佳的粒子标记为粒子 1, 次佳的粒子标记为粒子 2, 适应度最差的粒子标记为粒子 3。在每次迭代

中,粒子2和粒子3分别从粒子1中学习。在每一轮比赛中,粒子3和粒子2的速度和位置更新公式为^[17]:

$$\begin{cases} v_{l3,k}(t+1) = R_1(k,t)v_{l3,k}(t) + \\ R_2(k,t)(X_{l1,k}(t) - X_{l3,k}(t)) \\ X_{l3,k}(t+1) = X_{l3,k}(t) + \\ v_{l3,k}(t+1) + R_1(k,t)(v_{l3,k}(t+1) - v_{l3,k}(t)) \end{cases}, \quad (9)$$

$$\begin{cases} v_{l2,k}(t+1) = R_3(k,t)v_{l2,k}(t) + \\ R_4(k,t)(X_{l1,k}(t) - X_{l2,k}(t)) \\ X_{l2,k}(t+1) = X_{l2,k}(t) + v_{l2,k}(t+1) + \\ R_3(k,t)(v_{l2,k}(t+1) - v_{l2,k}(t)) \end{cases}, \quad (10)$$

式中, $v_{l3,k}(t+1)$ 、 $v_{l2,k}(t+1)$ 分别为第 $t+1$ 代竞争的第 k 轮($k=1, 2, \dots, N/3$)更新后粒子3、粒子2的速度, $X_{l3,k}(t+1)$ 、 $X_{l2,k}(t+1)$ 分别为第 $t+1$ 代竞争的第 k 轮更新后粒子3、粒子2的位置, $v_{l3,k}(t)$ 、 $v_{l2,k}(t)$ 、 $v_{l1,k}(t)$ 分别为第 t 代竞争的第 k 轮更新后粒子3、粒子2、粒子1的速度, $X_{l3,k}(t)$ 、 $X_{l2,k}(t)$ 、 $X_{l1,k}(t)$ 分别为第 t 代竞争的第 k 轮更新后粒子3、粒子2、粒子1的位置, $R_1(k,t)$ 、 $R_2(k,t)$ 、 $R_3(k,t)$ 、 $R_4(k,t)$ 为 $[0,1]$ 内均匀生成的随机数。粒子1的更新采用随机精英竞争机制,包括基于距离的竞争和基于角度的竞争。整个竞争过程如图2所示,其中 S_1 和 S_2 精英集合的大小为4,是由NSGA-II^[18]和SDE方法的非支配排序确定的适应度最好的前4个粒子; p_u 为待更新的粒子; E_1 、 E_2 为从2个精英集合 S_1 、 S_2 中随机选取的精英粒子; F_1 、 F_2 为2个目标函数值; d 为 p_u 与精英粒子的距离。

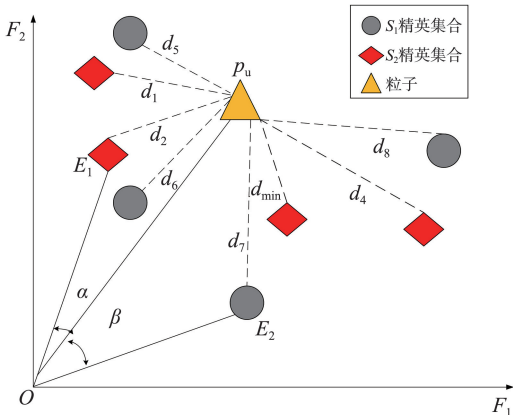


图2 随机精英竞争示意图

Fig.2 Schematic diagram of random elite competition

进行基于角度的竞争时,分别从2个精英集合 S_1 、 S_2 中选取精英粒子 E_1 、 E_2 ,计算粒子 p_u 与 E_1 、 E_2 的余弦相似度,余弦相似度较大的粒子命名为优胜

者。余弦相似度

$$\cos \theta = \frac{\mathbf{e} \cdot \mathbf{p}_v}{\|\mathbf{e}\| \times \|\mathbf{p}_v\|}, \quad (11)$$

式中, \mathbf{e} 和 \mathbf{p}_v 分别为粒子 E 和粒子 p_u 的目标空间向量, $\|\mathbf{e}\|$ 和 $\|\mathbf{p}_v\|$ 分别为它们的模。 $\cos \theta$ 越接近1,夹角越小,表示2个向量的相似度越高。采用距离竞争机制,计算 p_u 与精英集合中所有粒子的欧氏距离,取距离最小的粒子为优胜者,要更新的粒子与所有精英粒子之间的距离

$$d_i = \left(\sum_{j=1}^M (f_j - f_{E(j)})^Q \right)^{\frac{1}{Q}}, \quad i = 1, 2, \dots, S_{size}, \quad (12)$$

式中: f_j 、 $f_{E(j)}$ 分别为待更新粒子的客观值和维数 j 下精英粒子的客观值; S_{size} 为2个精英集合大小之和; Q 为距离范数,此处 $Q=2$ 。综上所述,在第 t 代的第 k 轮比赛中,更新粒子1的公式为:

$$\begin{cases} v_{l1,k}(t+1) = R_1(k,t)v_{l1,k}(t) + \\ R_2(k,t)(W_{angle} - X_{l1,k}(t)) \\ X_{l1,k}(t+1) = X_{l1,k}(t) + v_{l1,k}(t+1) + \\ R_1(k,t)(v_{l1,k}(t+1) - v_{l1,k}(t)) \end{cases}, \quad R < 0.5$$

$$\begin{cases} v_{l1,k}(t+1) = R_1(k,t)v_{l1,k}(t) + \\ R_2(k,t)(W_{dist} - X_{l1,k}(t)) \\ X_{l1,k}(t+1) = X_{l1,k}(t) + v_{l1,k}(t+1) + \\ R_1(k,t)(v_{l1,k}(t+1) - v_{l1,k}(t)) \end{cases}, \quad R \geq 0.5 \quad (13)$$

式中, W_{angle} 为余弦角较小的精英粒子, W_{dist} 为最接近待更新粒子的精英粒子。

3.2 精英聚集行为

为了提高整个种群的学习效率,加快收敛速度,本研究提出一种精英聚集行为,即所有精英粒子无惯性地飞向最优适应度位置,聚集在总数的11%~12%之间。精英粒子的聚集位置

$$X_{gp} = X_{op} + R(X_{gp} - X_{op}), \quad (14)$$

式中, X_{gp} 和 X_{op} 分别为精英粒子的聚集位置和当前位置, R 为区间 $[0,1]$ 内生成的均匀分布随机数。采用的环境选择策略为将所有非支配个体从档案和种群中复制到下一代的档案中^[19],即:

$$\bar{P}_{t+1} = \{i | i \in \bar{P}_t + P_t \wedge F(i) < 1\}, \quad (15)$$

式中, t 为迭代次数, \bar{P} 为存档, i 为种群的个体, $F(i)$ 为个体 i 的适应度。设存档大小为 \bar{N} ,如果非支配前沿正好适合存档($|\bar{P}_{t+1}| = \bar{N}$),则环境选择步骤完成;否则,可能存在存档太小($|\bar{P}_{t+1}| < \bar{N}$)或太大($|\bar{P}_{t+1}| > \bar{N}$)的情况。在第1种情况下,将先前存

档和种群中最佳的 $\bar{N} - |\bar{P}_{t+1}|$ 个被支配个体复制到新存档中,可以根据适应度对集合 $|\bar{P}_{t+1}| + P_t$ 进行排序,并将结果排序列表中的前 $\bar{N} - |\bar{P}_{t+1}|$ 个满足 $F(i) \geq 1$ 的个体 i 复制到 \bar{P}_{t+1} 中。在第2种情况下,当前非支配集合的大小超过 \bar{N} 时,会调用存档截断过程,该过程会迭代地从 \bar{P}_{t+1} 中移除个体,直到 $\bar{N} = |\bar{P}_{t+1}|$ 。

图3为改进的粒子群优化算法流程图。

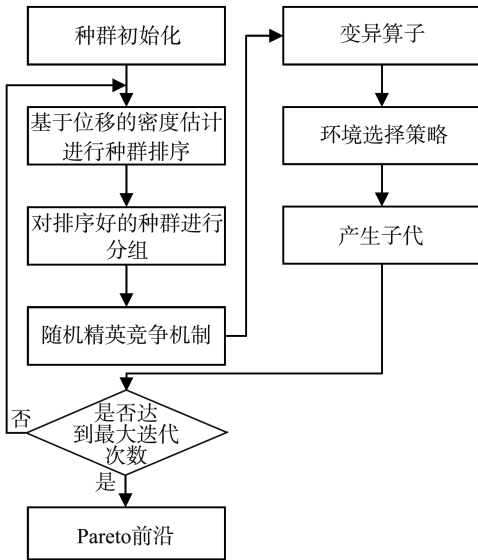


图3 改进的粒子群优化算法流程图

Fig.3 Flow chart of improved particle swarm optimization algorithm

4 算例分析

本研究的数据来源于同一井场的4口井,每口井有2种注气属性(包括注入速率和注气压力)。

4.1 优化流程

(1)初始化样本集。采用数值模拟的方法计算输出值(即储气库的微震次数和有效应力),进行代理模型的训练。

(2)将每口井的注采属性(包括注气压力、注入速率)作为自变量,储气库的微震次数和有效应力作为优化目标,每次迭代都采用BiLSTM代理模型,采用一种精英进化多目标粒子群优化算法作为优化算法。

(3)优化后得到一系列Pareto最优解,判断最优解的合理性,如果合理,则得到最终的优化方案,否则将解决方案添加到数据库中,算法返回步骤(2)。

注气优化流程图如图4所示。

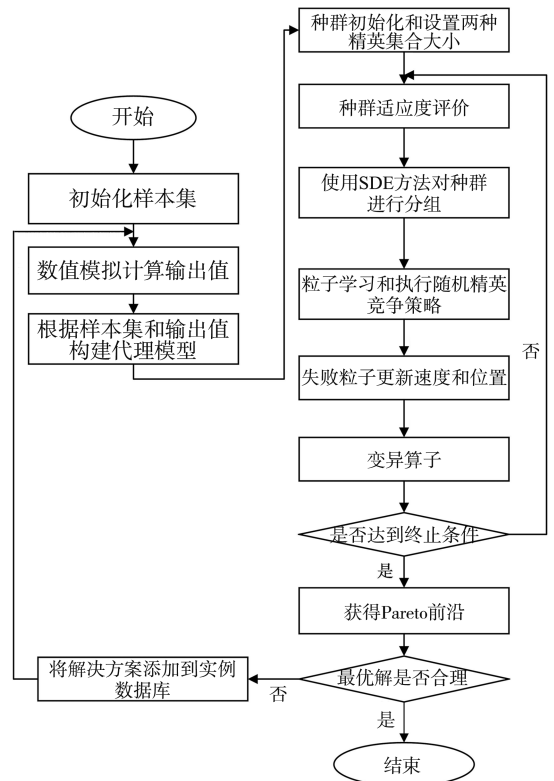


图4 注气优化流程图

Fig.4 Flow chart of gas injection optimization

4.2 BiLSTM代理模型验证

本研究将BiLSTM代理模型与反向传播(back propagation, BP)神经网络、LSTM算法、数值模拟等方法进行比较试验,证明BiLSTM代理模型在预测性能上是有效的。

注气属性为注入速率和注气压力,使用4口井的数据,输入维度为16,输出节点数 $u = 160$,学习率为0.004,全连接层输出节点数 $v = 90$,输出层 O 的节点数 w 为响应集 Y 的维数,即 $w = 1$, o_1 为整个储气库微震次数,使用训练组训练模型,当进行有效应力训练时原理一致。

为了更加全面地描述代理模型性能,除均方根误差外,引入平均偏离程度 E 描述各代理模型效果^[20],计算式为:

$$E = \frac{\sum \left| \frac{p_{\text{red}} - a_{\text{ct}}}{a_{\text{ct}}} \right|}{400} \times 100\% \quad (16)$$

式中, p_{red} 为代理模型输出的预测值, a_{ct} 为数值模拟输出的实际值。表1、2分别给出了BiLSTM代理模型、BP神经网络、LSTM算法、数值模拟对微震次数和有效应力计算方法的准确度与耗时对比。图5、6分别给出了4种计算方法对微震次数和有效应力的预测结果。

表1 各微震次数计算方法对比

Table1 Comparison of calculation methods for the number of microearthquakes

计算方法	均方根误差	平均偏差/%	预测结果耗时/s
BiLSTM代理模型	3.24	10.1	2.12
BP神经网络	5.12	14.2	1.98
LSTM算法	4.23	15.6	2.05
数值模拟			32 221.00

注:空格表示无数据。

表2 各有效应力计算方法对比

Table2 Comparison of effective stress calculation methods

计算方法	均方根误差	平均偏差/%	预测结果耗时/s
BiLSTM代理模型	3.65	9.6	3.14
BP神经网络	5.61	14.3	3.42
LSTM算法	5.07	13.1	4.24
数值模拟			31 241.00

注:空格表示无数据。

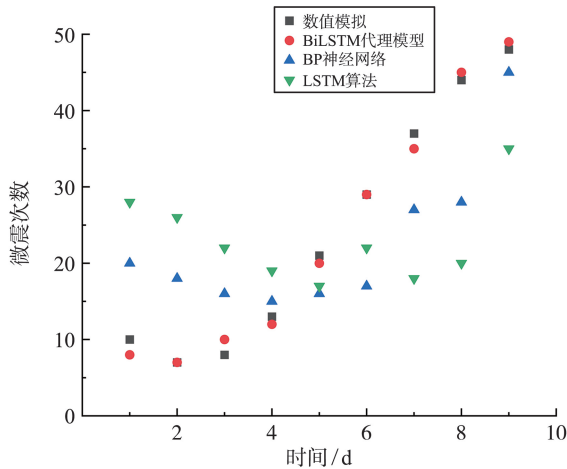


图5 各方法对微震次数预测结果

Fig.5 Prediction results of microearthquakes by each method

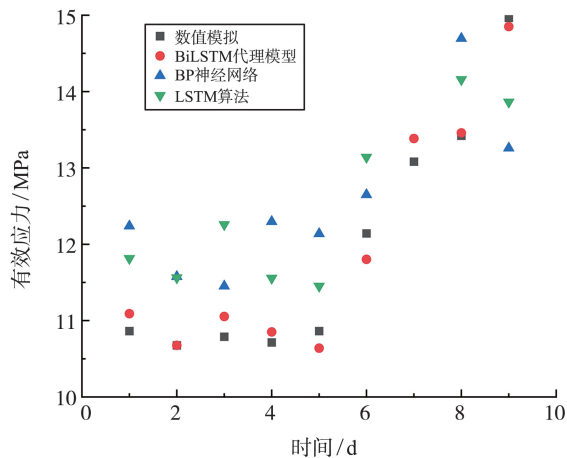


图6 各方法对有效应力预测结果

Fig.6 Prediction results of effective stress using various methods

从表1、图5看出,BiLSTM代理模型对微震次

数的预测精度优于BP神经网络和LSTM算法,预测误差在3%左右。尽管BiLSTM代理模型的预测耗时相对滞后,但与数值模拟相比,三者之间的差距可以忽略。从表2、图6可以看出,BiLSTM代理模型预测有效应力时,在预测精度和预测时间上均优于其他3种计算方法,预测误差在5%以内。综上,BiLSTM代理模型在大大减少计算时间的同时保证预测精度,为结合优化算法提供了基础。

4.3 改进的粒子群多目标寻优验证

本研究使用改进的粒子群优化算法与MOPSO、NSGA-II、精英主义非支配排序粒子群算法(non-dominated sorting particle swarm optimization, NSPSO)^[21]对比给出多目标优化结果,验证改进算法的有效性,进一步优化当前井场未来7d的注气方案,验证了本研究所提优化算法的实用性。

分别使用BiLSTM代理模型和本研究提出的EMPSO、MOPSO、NSGA-II和NSPSO算法结合求解多目标控制运行优化问题,以微震次数和有效应力最小为双目标得到4种算法的Pareto解集,如图7所示。由图7可以看出,EMPSO算法优化后的Pareto前沿拥有理想的分布性和多样性,在Pareto前沿的质量和优化效果上均优于其他3种算法,Pareto前沿更均匀且满足非支配关系,说明本研究改进的粒子群优化算法具有较好的求解性能。

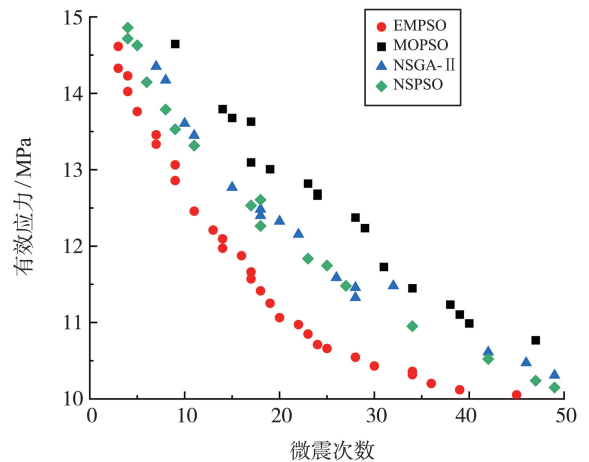


图7 Pareto解集

Fig.7 Pareto solution set

从4种算法的Pareto非劣解集中分别选取了2组代表性数据进行分析,计算结果见表3,与传统MOPSO、NSGA-II、NSPSO算法相比,EMPSO算法在降低微震次数的情况下更能有效降低有效应力,表明本研究改进的粒子群优化算法更有利于寻找

到全局范围内的最优解,避免局部最优。

表3 本研究算法与其他多目标算法结果对比
Table 3 Results comparison of this algorithm with other multi-objective algorithms

算法类别	配置方案	微震次数	有效应力/MPa
MOPSO	$x_{11} = 714.72, x_{12} = 14.25$ $x_{21} = 600.89, x_{22} = 14.15$ $x_{31} = 683.57, x_{32} = 13.91$ $x_{41} = 723.22, x_{42} = 14.26$	22	12.87
	$x_{11} = 691.50, x_{12} = 13.96$ $x_{21} = 690.37, x_{22} = 14.54$ $x_{31} = 793.16, x_{32} = 14.03$ $x_{41} = 688.67, x_{42} = 14.08$	25	12.71
	$x_{11} = 720.95, x_{12} = 13.22$ $x_{21} = 683.29, x_{22} = 13.06$ $x_{31} = 808.73, x_{32} = 13.24$ $x_{41} = 578.80, x_{42} = 12.87$	24	11.92
	$x_{11} = 765.41, x_{12} = 13.21$ $x_{21} = 654.69, x_{22} = 13.24$ $x_{31} = 694.62, x_{32} = 14.20$ $x_{41} = 681.02, x_{42} = 13.98$	19	12.43
NSGA-II	$x_{11} = 686.40, x_{12} = 13.91$ $x_{21} = 821.48, x_{22} = 14.51$ $x_{31} = 889.44, x_{32} = 11.21$ $x_{41} = 885.19, x_{42} = 13.92$	22	12.37
	$x_{11} = 682.72, x_{12} = 14.40$ $x_{21} = 742.75, x_{22} = 13.85$ $x_{31} = 811.28, x_{32} = 14.13$ $x_{41} = 648.74, x_{42} = 13.91$	20	12.43
	$x_{11} = 697.73, x_{12} = 14.28$ $x_{21} = 661.20, x_{22} = 14.15$ $x_{31} = 703.39, x_{32} = 14.02$ $x_{41} = 740.21, x_{42} = 13.92$	16	11.50
	$x_{11} = 713.87, x_{12} = 14.40$ $x_{21} = 613.63, x_{22} = 13.87$ $x_{31} = 726.05, x_{32} = 12.15$ $x_{41} = 743.89, x_{42} = 14.27$	13	11.81

注:配置方案中 x_{mn} 为第 m 口井的第 n 个属性的取值, $m=1,2,3,4, n=1,2$ 。当 $n=1$ 时, x_{mn} 为注入速率, m^3/d ; 当 $n=2$ 时, x_{mn} 为注气压力, MPa。

图8、9给出各优化算法迭代次数与微震次数、有效应力的适应度曲线,EMPSO算法收敛速度均快于MOPSO、NSGA-II和NSPSO算法,取得了更好的适应度。

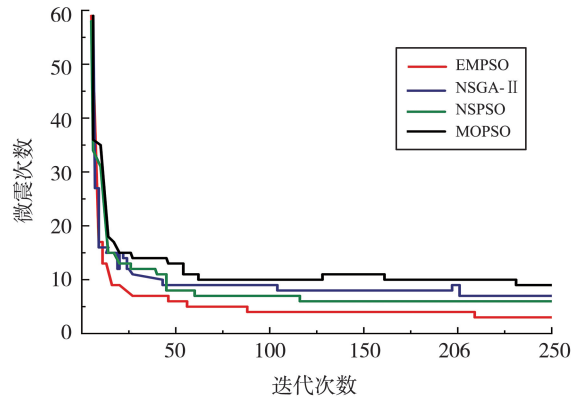


图8 微震次数种群适应度变化
Fig.8 Change of fitness value of population with number of microseisms

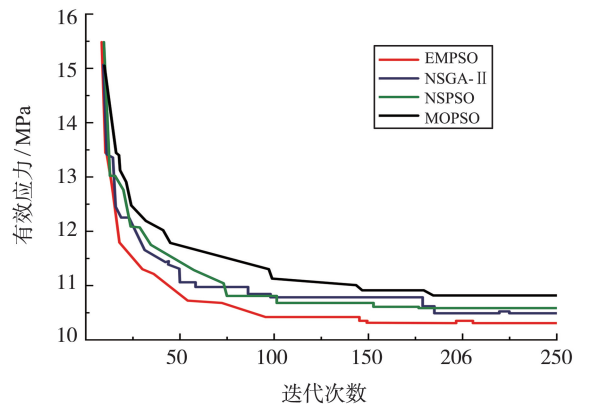


图9 有效应力种群适应度变化
Fig.9 Change of fitness value of population with effective stress

为了进一步论证EMPSO算法的实用性,对同一井场的7d数据进行优化,约束条件范围为原注气属性上下浮动50%以内,所使用的控制策略是从EMPSO算法的Pareto最优解集中选取得到的,如图10、11所示,7d内优化后的微震次数和有效应力相比优化之前均有所改善,在保证微震次数在安全范围内的情况下,降低了储气库的有效应力,保证了注气量最大,也保证了储气库的空间利用^[22]。

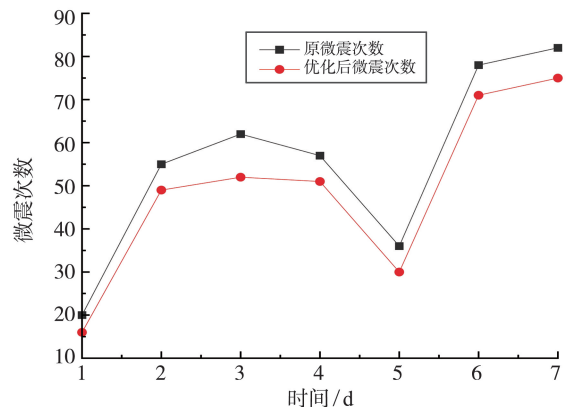


图10 微震次数优化前后对比
Fig.10 Comparison of the number of microseisms before and after optimization

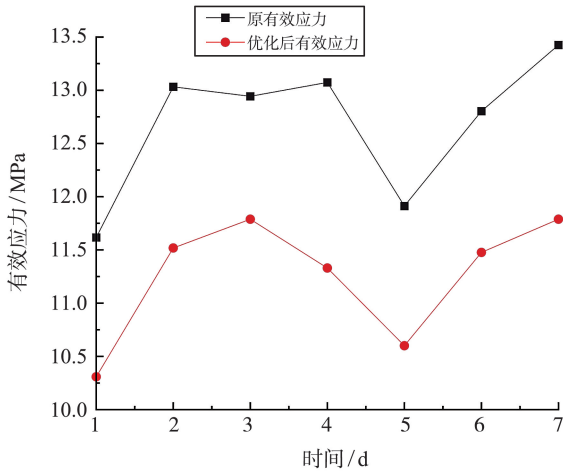


图 11 有效应力优化前后对比

Fig.11 Comparison of effective stress optimization before and after

5 结论

为了避免由于注气产生的微震影响生产安全,同时提高储气库的注气量,本研究提出一种改进的粒子群优化算法,得出以下结论。

(1)本研究引入善于处理序列问题的 BiLSTM 作为代理模型,并与其他神经网络代理模型及数值模拟进行对比,取得了较高的预测精度,避免了使用数学模拟带来的大量计算,减少优化时间,提升优化效率。

(2)本研究对原有的粒子群多目标算法进行改进,引入基于分组的随机精英竞争机制和精英聚集行为,以微震次数和有效应力作为目标进行双目标设计,与常用多目标算法 NSGA-II 及 MOPSO、NSPSO 算法进行对比,结果表明,所提出的优化策略在 Pareto 前沿质量和优化效果上均优于其他 3 种优化策略,且收敛速度更快,并对储气库 7 d 的数据进行优化,优化后微震次数和有效应力分别降低了 9.78% 和 10.12%,证明改进后的算法简单高效且具有实用性,在保证储气库安全的前提下实现了对储气库的最大化利用,能够为储气库科学配产提供参考。

参考文献:

[1] 黄晟,王静宇,郭沛,等.碳中和目标下能源结构优化的近期策略与远期展望[J].化工进展,2022,41(11):5695-5708.
HUANG Sheng, WANG Jingyu, GUO Pei, et al. Short-term strategy and long-term prospect of energy structure optimization under carbon neutrality target[J]. Chemical

Industry and Engineering Progress, 2022, 41(11): 5695-5708.

- [2] 全少凯,高德利.波动注入水力压裂诱发微地震的力学机制及其对压裂效果的影响[J].石油钻采工艺,2020,42(1):98-113.
TONG Shaokai, GAO Deli. Mechanical principles of the fluctuation injection based hydraulic fracturing to induce microseismic and its influence on the fracturing effect[J]. Oil Drilling & Production Technology, 2020, 42(1): 98-113.
- [3] 刘佳宁,刘得军,钱步仁,等.基于 NSGA-II 的地下储气库注气节能优化运营研究[J].天然气工业,2017,37(1):160-166.
LIU Jianing, LIU Dejun, QIAN Buren, et al. Optimization of energy-saving operation in underground gas storage injection based on NSGA-II [J]. Natural Gas Industry, 2017, 37(1): 160-166.
- [4] 徐帅,张青庆,李小明,等.金坛盐穴储气库注采运行参数优化设计研究[J].石油钻采工艺,2020,42(4):490-496.
XU Shuai, ZHANG Qingqing, LI Xiaoming, et al. Optimization design of injection/production parameters of Jintan salt-cavern gas storage [J]. Oil Drilling & Production Technology, 2020, 42(4): 490-496.
- [5] 张浩为,谢军伟,张昭建,等.基于混合遗传-粒子群算法的相控阵雷达调度方法[J].系统工程与电子技术,2017,39(9):1985-1990.
ZHANG Haowei, XIE Junwei, ZHANG Zhaojian, et al. Scheduling based on the hybrid genetic particle swarm algorithm for the phased array radar [J]. Systems Engineering and Electronics, 2017, 39(9): 1985-1990.
- [6] YUAN F, LÜ K, TANG B, et al. Optimization design of oil-immersed iron core reactor based on the particle swarm algorithm and thermal network model [J]. Mathematical Problems in Engineering, 2021, 2021: 1-14.
- [7] 李猛,郑得文,邱小松,等.储气库不同类型砂岩储层压敏特征及其影响因素[J].石油实验地质,2023,45(2):385-392.
LI Meng, ZHENG Dewen, QIU Xiaosong, et al. Stress sensitivity characteristics and influencing factors of different types of sandstone reservoirs in gas storage [J]. Petroleum Geology & Experiment, 2023, 45(2): 385-392.
- [8] 杨术刚,张坤峰,刘双星,等.页岩渗透率测定方法及影响因素研究进展[J/OL].油气地质与采收率.(2022-11-07) [2023-06-24]. <http://dx.doi.org/10.13673/j.cnki.cn37-1359/te.202204016>.
- [9] 谢承旺,余伟伟,闭应洲,等.一种基于分解和协同的

- 高维多目标进化算法[J]. 软件学报, 2020, 31(2): 356-373.
- XIE Chengwang, YU Weiwei, BI Yingzhou, et al. Many-objective evolutionary algorithm based on decomposition and coevolution[J]. Journal of Software, 2020, 31(2): 356-373.
- [10] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization[C]//Proceedings of ICNN'95-International Conference on Neural Networks. Perth, Australia: IEEE, 1995: 1942-1948.
- [11] 徐杰, 周新志. 基于边界自适应技术的精英交互学习粒子群算法[J/OL]. 计算机科学. (2023-05-15)[2023-06-24]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/50.1075.TP.20230512.1409.002.html>.
- [12] 陈强, 蔡琦盼, 邓博仁. 基于改进混沌粒子群优化算法的永磁同步电机参数辨识[J]. 传感器与微系统, 2023, 42(4): 157-160.
- CHEN Qiang, CAI Qipan, DENG Boren. Parameter identification of PMSM based on improved chaos PSO algorithm[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2023, 42(4): 157-160.
- [13] 孙鸿昌, 周风余, 单明珠, 等. 基于模式划分的空调能耗混合填补方法[J]. 山东大学学报(工学版), 2022, 52(1): 9-18.
- SUN Hongchang, ZHOU Fengyu, SHAN Mingzhu, et al. Mode division based hybrid filling method of air conditioning energy consumption[J]. Journal of Shandong University (Engineering Science), 2022, 52(1): 9-18.
- [14] 孙东磊, 鉴庆之, 李智琦, 等. 源网协调的电力系统均匀性规划[J]. 山东大学学报(工学版), 2022, 52(5): 92-101.
- SUN Donglei, JIAN Qingzhi, LI Zhiqi, et al. Power system uniformity planning based on source network coordination[J]. Journal of Shandong University (Engineering Science), 2022, 52(5): 92-101.
- [15] 张伟, 黄卫民. 基于种群分区的多策略自适应多目标粒子群算法[J]. 自动化学报, 2022, 48(10): 2585-2599.
- ZHANG Wei, HUANG Weimin. Multi-strategy adaptive multi-objective particle swarm optimization algorithm based on swarm partition[J]. Acta Automatica Sinica, 2022, 48(10): 2585-2599.
- [16] KESHTEGAR B, KOLAHCHI R. Reliability analysis-based conjugate map of beams reinforced by ZnO nanoparticles using sinusoidal shear deformation theory[J]. Steel and Composite Structures, 2018, 28(2): 195-207.
- [17] KESHTEGAR B. Chaotic conjugate stability transformation method for structural reliability analysis[J]. Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, 2016, 310: 866-885.
- [18] MENG Z, LI G, YANG D, et al. A new directional stability transformation method of chaos control for first order reliability analysis[J]. Structural and Multidisciplinary Optimization, 2017, 55: 601-612.
- [19] ZITZLER E, LAUMANN M, THIELE L. SPEA2: improving the strength Pareto evolutionary algorithm[J]. TIK-Report, 2001, 103: 5-10.
- [20] 王成宇, 林名驰, 唐政. 基于属性频率和精度的组合预测单项模型筛选[J]. 统计与决策, 2022, 38(5): 22-27.
- WANG Chengyu, LIN Mingchi, TANG Zheng. Bootstrap interval estimation for unknown autocorrelation process capability index[J]. Statistics and Decision, 2022, 38(5): 22-27.
- [21] ALSHAMMARI M E, RAMLI M A M, MEHEDI I M. An elitist multi-objective particle swarm optimization algorithm for sustainable dynamic economic emission dispatch integrating wind farms[J]. Sustainability, 2020, 12(18): 7253.
- [22] 宣涛, 高丽军, 秦鹏, 等. 海上废弃气藏改建地下储气库可行性;以琼东南盆地H气田为例[J]. 天然气地球科学, 2022, 33(2): 324-332.
- XUAN Tao, GAO Lijun, QIN Peng, et al. Feasibility of rebuilding abandoned offshore gas reservoir into underground gas storage: case study of H gas field in Qiongdongnan Basin[J]. Natural Gas Geoscience, 2022, 33(2): 324-332.

(编辑:孙亚彤)