

基于改进秃鹰搜索算法的聚合物驱油井组劈分^①



张 强, 陈 诚, 李 青, 薛 冰

(东北石油大学 计算机与信息技术学院, 大庆 163318)

通信作者: 陈 诚, E-mail: chencheng2000cc@163.com

摘 要: 针对现有聚合物用量劈分算法, 在处理不同区块井组时自适应性不足的问题, 本文提出基于改进秃鹰搜索算法的聚合物驱油井组劈分方法, 首先通过灰色关联度分析法获得初步劈分系数, 进而计算每个采油井的累计注入量与实际产液量的差值, 并设定合理阈值范围和约束条件; 其次通过引入 Sobol 序列和 ICMIC 映射、黄金正弦莱维飞行引导机制及非线性收敛因子和自适应惯性权重策略改进秃鹰搜索算法, 增强算法的搜索能力和收敛精度; 最后利用改进秃鹰搜索算法对某油田实际区块内井组劈分系数优化模型进行求解, 结果表明计算出的劈分注入量与实际产液量吻合度较高, 具有较好的劈分精度。

关键词: 聚合物驱油; 劈分系数; 秃鹰搜索算法; ICMIC 映射; 黄金正弦; 自适应惯性权重

引用格式: 张强,陈诚,李青,薛冰.基于改进秃鹰搜索算法的聚合物驱油井组劈分.计算机系统应用,2025,34(2):254–263. <http://www.c-s-a.org.cn/1003-3254/9781.html>

Polymer Flooding Well Group Splitting Based on Improved Bald Eagle Search Algorithm

ZHANG Qiang, CHEN Cheng, LI Qing, XUE Bing

(School of Computer & Information Technology, Northeast Petroleum University, Daqing 163318, China)

Abstract: Given the insufficient adaptability of existing polymer dosage splitting algorithms when dealing with well groups in different blocks, this study proposes a polymer flooding well group splitting method based on an improved bald eagle search algorithm. Firstly, the preliminary splitting coefficients are obtained through grey correlation analysis. Then, the difference between the cumulative injection volume and the actual fluid production volume of each extraction well is calculated, and a reasonable threshold range and constraint conditions are set. Secondly, the bald eagle search algorithm is improved by introducing Sobol sequence and ICMIC mapping, golden sine Lévy flight guidance mechanism, nonlinear convergence factor, and adaptive inertia weighting strategy, which enhances the algorithm's searching capability and convergence accuracy. Finally, the improved bald eagle search algorithm is used to solve the optimization model of well group splitting coefficients in the actual block of an oilfield. The results show that the calculated splitting injection volume has a high degree of agreement with the actual fluid production volume and has good splitting accuracy.

Key words: polymer flooding; splitting factor; bald eagle search algorithm; ICMIC mapping; golden sine; adaptive inertia weight

目前国内大多数油田已经进入高含水开发阶段, 更加复杂, 因此, 为了提高油田的采出程度和原油产量, 经过长期水驱后, 油田非均质性更加严重, 剩余油分布 目前很多油田都采用聚合物驱油技术^[1]. 聚合物驱油技

① 基金项目: 国家自然科学基金 (42002138); 黑龙江省博士后专项 (LBH-Q20077); 黑龙江省优秀青年教师基础研究支持计划 (YQJH2023073); 黑龙江省研究生课程思政建设项目计算智能及石油大数据分析导学思政团队 (YJSKCSZ_202303)

收稿时间: 2024-07-30; 修改时间: 2024-09-03; 采用时间: 2024-09-19; csa 在线出版时间: 2024-12-19

CNKI 网络首发时间: 2024-12-20

术是采用高分子聚合物改善油藏物理和化学性质的一种增油技术^[2],油田通过注入聚合物,增加油层中的粘度,形成较大的剪切应力和流动阻力,促进原油顺着聚合物流动,从而提升采油效果^[3].在聚合物驱油过程中,随着注入聚合物用量的增加,油田含水率的下降速度就越快,聚合物的驱油效果也会越明显,不过聚合物用量的经济成本也会随之增加^[4,5].由于在注入井注入聚合物后,与注入井相连通的多个受效采油井会因不同的地质条件劈分到不同的受效聚合物用量,所以为控制聚合物用量的经济成本需计算每个采油井的受效聚合物用量,进而建立每个采油井的聚合物用量与采出程度的对应关系,来判断采油井的采出效益是否符合预期.因此受效聚合物用量的计算对分析采油井的采出程度具有重要意义.然而受效聚合用量的计算需要依靠井组劈分方法,目前,在如何建立合理有效的劈分方法的问题上国内外学者们已经展开了较多的研究.Yu等人^[6]在对生产井和注水井产液量进行劈分的基础上,结合油藏数据,通过产液量与参数之间的回归性和相关性获得调整系数,进而对产液量进行劈分.Hu等人^[7]将影响油层产量的因素划分为地质因素和开发因素,利用灰色关联分析法,确认两种因素的相关程度权重,进而建立一种新的产量劈分方法.文献[8]提出了渗透率修正地层系数法产量劈分公式.在考虑油水两相渗流的基础上,引入污染层无因次采液指数校正,进一步提高了小层产量劈分与含水率预测精度.文献[9]在常规劈分方法的基础上,运用反距离加权插值法,构建一种新的产量劈分预测模型,并运用灰色关联分析方法,将劈分系数中各影响因素进行量化对比,确定出影响劈分系数的主要因素,最终实现油井的产量劈分.文献[10]为有效提高多层油藏井间连通性识别精度,采用“节点内线性内插,最后一个时间节点线性外推”的劈分法,进行注采量劈分.

上述研究对聚合物驱油井组劈分问题在劈分计算的吻合度和适应度上还有一定提升空间,为此,本文提出基于改进秃鹰搜索算法(improved bald eagle search algorithm, IBES)的聚合物驱油井组劈分方法,首先,以应用灰色关联度分析法构建的劈分公式^[11]为基础,获得初步劈分系数,从而计算每个采油井累计注入量与实际产液量的差值,并将该差值设定在一个合理的差值阈值范围内作为劈分系数修正标准以及约束条件,构建井组劈分系数优化模型.其次,秃鹰搜索算法(bald

eagle search algorithm, BES)是2020年由Alsattar等^[12]受到秃鹰猎食自然行为启发提出的一种自然启发式算法,在处理上述劈分系数数值优化问题时,具有收敛速度快、收敛精度高、简单易实现等优点,但算法的局部寻优能力较弱.针对原算法的缺点,文献[13-15]通过融合反向学习和柯西变异、精英反向学习、疯狂捕猎机制等策略改进秃鹰搜索算法,平衡算法的全局搜索与局部寻优能力,提高算法在处理数值优化问题上的性能.所以本文通过引入Sobol序列和ICMIC混沌映射、黄金正弦莱维飞行引导机制、非线性收敛因子和自适应惯性权重策略进一步改进BES算法,平衡BES算法的搜索寻优能力,提升其收敛速度与精度.最后,利用改进秃鹰搜索算法对井组劈分系数优化模型进行求解.将该劈分方法应用到某油田实际区块,实验结果表明,通过本文提出的劈分方法计算的劈分注入量与实际产液量吻合度较高,具有较好的劈分精度.

1 聚合物驱油井组劈分方法的建立

聚合物驱油井组劈分方法的建立,首先需要构建劈分公式来获得初步井组劈分系数.本文采用灰色关联度分析方法构建劈分公式,通过灰色关联度分析得出影响井组劈分系数的关键因素,主要分为地质因素与人为因素,地质因素包括层间干扰系数、油层有效厚度与层段渗透率,人为因素包括油井措施改造系数、油井开采厚度系数与注采井距,由此可得如下劈分公式:

$$P_i = \frac{K_i \times H_i \times M_i \times E_i \times G_i}{\ln(D_i)} \quad (1)$$

其中, i 为井组内第 i 个连通关系, P 为劈分系数, K 为层段渗透率, H 为油层有效厚度, M 为油井措施改造系数, E 为油井开采厚度系数, G 为层间干扰系数, D 为注采井距.

其次,由于该劈分公式计算出的劈分系数是根据历史数据、地质条件等因素初步得出的,因此经过初步劈分系数计算出的劈分注入量与实际产液量在不同的井组上的吻合度各有高低.对于吻合度较高的井组可以保留其相应的劈分系数,而对于吻合度较低的井组则需要对其相应的劈分系数进行优化调整.判断吻合度高低的的标准在于建立一个合理的差值阈值,记为 L .通过初步劈分系数计算出每个采油井的累计注入量与实际产液量的差值,并将该差值与上述差值阈值进

行比较,来判断井组劈分注入量与实际产液量的吻合度是否符合预期.如果该差值小于阈值 L ,则认为当前井组的劈分系数较为准确,可以保留;如果该差值大于阈值 L ,则需要对该井组的劈分系数进行优化调整.因此,阈值 L 在劈分注入量和实际产液量的对比过程中,不仅帮助工作人员聚焦在需要调整的井组,提升整体的计算精度,还可以避免对所有井组进行盲目调整,只对误差较大的井组进行修正,从而节省资源和时间.阈值 L 的公式如下:

$$L = \frac{\sum_{i=1}^S T_i \times e}{S} \quad (2)$$

其中, i 表示采油井, S 表示区块内采油井的数量, T_i 表示 i 采油井的实际产液量, e 表示劈分注入量与实际产液量的预期误差值,单位为 %.

然后,对于经过计算判断得出需要优化调整劈分系数的井组,在优化调整劈分系数的过程中需要加入约束条件,以保持劈分系数的精确度.约束条件:其一,要使得优化调整过程中井组计算出的劈分注入量与实际产液量的差值始终保持在差值阈值 L 范围内,这确保了优化后的劈分系数能够使计算结果与实际产量高度吻合,从而提高劈分的准确性.其二,如图1所示,在某区块内的采油井与注入井相互连通,对于每个采油井连通多个注入井视为一个井组,同时每个注入井连通多个采油井,因此在优化调整过程中,需要确保注入井向多个连通的采油井劈分注入聚合物用量的总和,始终与注入井的总注入量保持一致,换句话说,使得每个注入井与连通的采油井之间归一化后的劈分系数之和始终为1.这意味着,在调整某个井组的劈分系数时,必须考虑到同一区块内其他连通井的劈分系数,从而确保优化过程中区块内的总量守恒,不会因为局部调整导致整体失衡.

可得如下约束条件公式:

$$\begin{cases} 0 \leq \left(\sum_{j=1}^n P_{i,j} \times Q_j \right) - T_i \leq L \\ \sum_{i=1}^m P_{i,j} = 1 \end{cases} \quad (3)$$

其中, i 表示采油井, j 表示注入井, n 表示 i 采油井连通的注入井的个数, m 表示 j 注入井连通的采油井的个数, $P_{i,j}$ 表示 i 采油井与其相连通的 j 注入井之间归一化后的劈分系数, Q_j 表示 j 注入井的注入总量, T_i 表示

i 采油井的实际产液量, L 表示差值阈值, L 的取值大于0.

同时在这个约束公式条件下,为了得到符合预期的劈分系数,需要将优化目标函数设定为区块内单井受效注入量与实际产液量的差值的和的最小值,通过求解该优化目标函数,进而获得的最优解便是区块井组内最佳劈分系数.该优化目标函数反映了优化过程的整体目标,尽可能让所有井组的劈分注入量和实际产液量匹配,从而提高劈分的准确性,同时考虑所有井组的误差,而不是单独处理每个井组,这种全局性的优化可以避免局部最优解,确保了模型求解的劈分系数更加平衡,从而得到全区块内的最佳劈分系数组合.优化目标函数公式如下:

$$F_{\min} = \sum_{i=1}^S \left(\left(\sum_{j=1}^n P_{i,j} \times Q_j \right) - T_i \right) \quad (4)$$

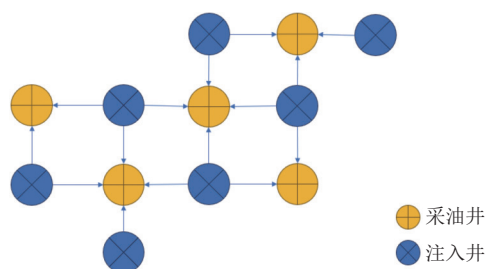


图1 区块内井组注采连通关系示意图

2 改进秃鹰搜索算法

2.1 基本秃鹰搜索算法

秃鹰搜索算法根据秃鹰的捕猎行为,主要分为选择搜索空间、搜索猎物及俯冲3个阶段.

(1) 选择搜索空间阶段

在此阶段中,秃鹰个体会挑选猎物聚集数量最多的区域当作搜索空间,并飞行到区域附近,计算公式为:

$$P_{i,\text{new}} = P_{\text{best}} + \alpha \times r \times (P_{\text{mean}} - P_i) \quad (5)$$

其中, P_{best} 表示当前最佳搜索位置; α 表示位置变化参数,取值范围为[1.5, 2]; r 表示 (0, 1) 范围内的随机数; P_{mean} 表示搜索阶段中秃鹰群体平均位置.

(2) 搜索猎物阶段

在此阶段中,秃鹰个体会在选定的搜索空间中对猎物进行“螺旋式”搜索,并向不同的方向飞行移动以搜寻猎物,计算公式为:

$$P_{i,\text{new}} = P_i + y(i) \times (P_i - P_{i+1}) + x(i) \times (P_i - P_{\text{mean}}) \quad (6)$$

$$x(i) = \frac{xr(i)}{\max(|xr|)} \quad (7)$$

$$y(i) = \frac{yr(i)}{\max(|yr|)} \quad (8)$$

$$xr(i) = r(i) \times \sin(\theta(i)) \quad (9)$$

$$yr(i) = r(i) \times \cos(\theta(i)) \quad (10)$$

$$\theta(i) = \alpha \times \pi \times S \quad (11)$$

$$r(i) = \theta(i) + R \times S \quad (12)$$

其中, α 表示搜索点之间角的参数, 取值范围为[5, 10]; R 表示搜索周期数, 取值范围为[0.5, 2]; S 表示[0, 1]范围内的均匀随机数。

(3) 俯冲阶段

在此阶段中, 秃鹰从最佳位置快速飞向目标猎物位置, 计算公式为:

$$P_{i,\text{new}} = S \times P_{\text{best}} + x_1(i) \times (P_i - c_1 \times P_{\text{mean}}) + y_1(i) \times (P_i - c_2 \times P_{\text{best}}) \quad (13)$$

$$x_1(i) = \frac{xr(i)}{\max(|xr|)} \quad (14)$$

$$y_1(i) = \frac{yr(i)}{\max(|yr|)} \quad (15)$$

$$xr(i) = r(i) \times \sinh(\theta(i)) \quad (16)$$

$$yr(i) = r(i) \times \cosh(\theta(i)) \quad (17)$$

$$\theta(i) = \alpha \times \pi \times S \quad (18)$$

$$r(i) = \theta(i) \quad (19)$$

其中, c_1, c_2 表示增加秃鹰移动强度的随机数, 取值范围为[1, 2]。

由此可知, 针对上述劈分系数数值优化问题, 由于实际油田区块内井组规模较大, 连通关系复杂, 秃鹰搜索算法在处理高维度数值优化问题时, 不易寻到最优解, 导致收敛速度较慢; 同时, 在处理劈分系数数值优化过程中的约束条件时, 秃鹰搜索算法易陷入局部最优, 导致收敛精度不足。

2.2 改进秃鹰搜索算法原理

针对秃鹰搜索算法在处理劈分系数数值优化问题上的不足, 本文通过增加初始种群多样性, 扩大初始解的搜索范围, 一定程度上避免算法陷入局部最优, 并引

入黄金正弦莱维飞行引导机制对搜索猎物阶段的位置更新进行调整, 较为精准地引导种群个体至最优解区域内, 增强了全局搜索能力, 提升了收敛速度, 同时在俯冲阶段融合非线性收敛因子和自适应惯性权重, 根据当前迭代状态, 及时调整种群个体位置更新方式, 有效平衡了算法全局搜索与局部搜索的能力。

(1) 基于 Sobol 序列和 ICMIC 混沌映射的种群初始化

针对未知分布问题, 通常利用种群初始化增强种群的多样性, 确保初始种群尽可能在空间内均匀分布。本文采用基于 Sobol 序列和 ICMIC 混沌映射初始化秃鹰搜索算法的种群, 基本思想是利用 ICMIC 模型进行初始化, 同时引入 Sobol 序列进行映射, 从而实现混沌映射初始化。

ICMIC 映射是一种具有无限折叠迭代特性的混沌模型, 多用于图像加密^[16]等邻域。ICMIC 混沌映射的数学表达式如下:

$$\begin{cases} z_{n+1} = \sin\left(\frac{\alpha\pi}{z_n}\right), & \alpha \in (0, +\infty) \\ -1 \leq z_n \leq 1, & z_n \neq 0 \end{cases} \quad (20)$$

由于 ICMIC 映射具有良好的随机跳跃能力, 采用此映射初始化种群, 可以提高算法跳出局部最优的能力, 但其具有一定随机性的不足, 需要引入 Sobol 序列, 这是一种低差异随机数生成方法, 能够使点均匀填充于多维空间, 从而提升种群覆盖率, 实现合理的初始化^[17]。由此种群初始化公式定义为:

$$x_i = x_{\text{lb}} + (x_{\text{ub}} - x_{\text{lb}}) \cdot \frac{1 + z_i}{2} \quad (21)$$

其中, x_{lb} 表示为单个个体在对应维度的下界, x_{ub} 表示单个个体在对应维度的上界, z_i 表示 ICMIC 映射的混沌序列。

将本文提出的混沌映射与 Logistic 映射进行比较, 结果如图 2 所示, 相比 Logistic 映射, 本文提出的 Sobol 序列和 ICMIC 混沌映射在种群初始化上具有更好的遍历均匀性。由此降低了秃鹰群体位置的随机性, 使秃鹰群体实现均匀分布, 不仅扩大搜索范围, 还在一定程度上弥补了 BES 易陷入局部最优的不足。

(2) 引入黄金正弦莱维飞行引导机制的搜索猎物阶段

在搜索猎物阶段, 由于受到秃鹰种群平均分布位置及局部秃鹰个体的位置影响, 当最优秃鹰个体处于

局部最优位置时,会导致秃鹰个体出现收敛停滞的状态,从而缩小了搜索范围,导致陷入局部最优解。为了增强秃鹰搜索算法的全局搜索能力,及时脱离局部最优,将在秃鹰搜索猎物阶段,引入黄金正弦莱维飞行引导机制加以改进。

由于搜索步长的适应度是影响智能优化算法的关键性因素之一,当搜索步长较小时,会导致算法陷入局部最优,当搜索步长较大时,会影响算法的寻优精度。因此引入莱维步长提高秃鹰个体在搜索过程中的扰动能力,同时扩大秃鹰个体搜索猎物的范围。莱维飞行是一种随机游走策略,而莱维步长是莱维飞行的游走步

长。莱维飞行的特点在于其长短步相结合搜索方式,在前期利用长距离跳动扩大搜索范围,在后期利用短距离搜索提升收敛速度^[18]。由此,引入莱维步长可以提高秃鹰个体全局搜索能力。莱维步长 lv 公式如下:

$$lv = \frac{\mu}{|v|^{\frac{1}{\beta}}} \quad (22)$$

其中, $\mu \sim N(0, \sigma^2\mu)$, $v \sim N(0, \sigma^2v)$ 。

$$\sigma_\mu = \left[\frac{\Gamma(1+\lambda) \cdot \sin(0.5\pi\lambda)}{\Gamma(1+\lambda/2) \cdot \lambda \cdot 2^{(\lambda-1)/2}} \right]^{1/\lambda}, \sigma_v = 1 \quad (23)$$

其中, $\Gamma(\lambda)$ 表示 *Gamma* 函数。

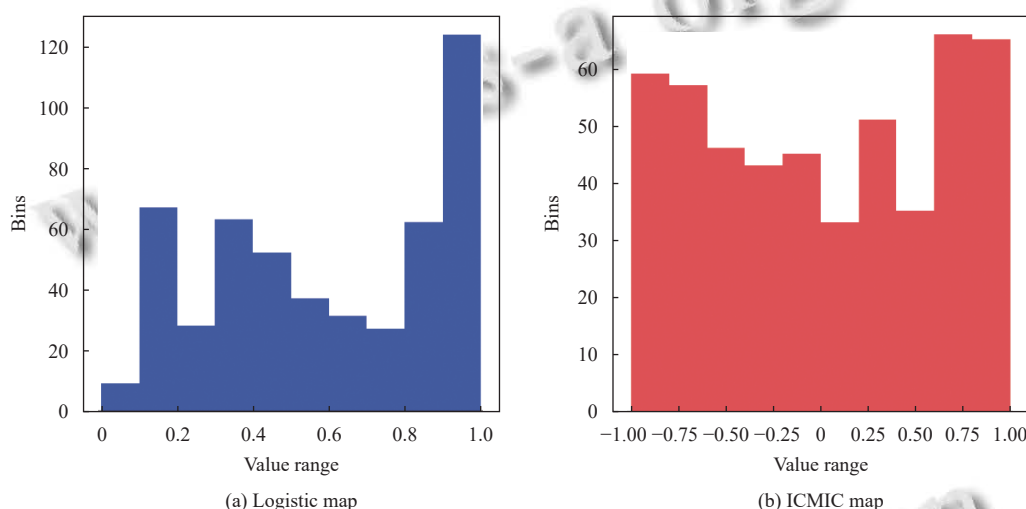


图2 混沌映射分布直方对比图

黄金正弦算法在位置更新的过程中引入了黄金分割系数^[19],通过每一次分割将种群个体引导至适应度较高的个体区域内,进而能够缩小搜索范围,进行精确搜索,从而提高了算法的收敛速度与寻优精度。本文将黄金正弦算子结合莱维步长引入到选择搜索空间阶段的位置更新公式中,公式如下:

$$P_{i,new} = |\sin(r_1)| \times (S \times P_{best} + x(i) \times (P_i - c_1 \times P_{mean})) + r_2 \times \sin(r_1) \times y(i) \times lv \oplus |(x_1 \times P_i - x_2 \times c_2 \times P_{best})| \quad (24)$$

$$x_1 = -\pi + (1 - \tau) \times 2\pi \quad (25)$$

$$x_2 = -\pi + \tau \times 2\pi \quad (26)$$

其中, r_1 、 r_2 均为随机数,取值范围分别为 $[0, 2\pi]$ 和 $[0, \pi]$, τ 为黄金分割系数, $\oplus$ 表示通过莱维步长来扰动当前解的位置,使得搜索过程既能进行局部微调,又能进行全局跳跃。

(3) 融合非线性收敛因子和自适应惯性权重的俯冲阶段

从俯冲阶段的位置更新公式(式(13))中可以看出,随机数 S 表示 0-1 之间的均匀随机数,会降低种群个体搜索能力的多样性和灵活性。因此提出一种非线性收敛因子,增强算法在不同阶段的搜索灵活性,平衡算法在不同阶段全局搜索与局部搜索能力,其公式如下:

$$s = \left((s_{st} - s_{end}) e^{-\left(\frac{kt}{T}\right)^3} \right) (1 - h) + h \quad (27)$$

其中, s_{st} 为初始收敛因子; s_{end} 为最大迭代次数时的收敛因子; t 为当前迭代次数; T 为最大迭代次数; k 、 h 为调节系数。

引入的非线性收敛因子迭代曲线图如图3所示。该收敛因子在迭代前期有较高的数值,可以保持全局搜索能力;在迭代中期,曲线下降速度增快,逐步增强

局部搜索能力;在迭代后期,曲线逐渐平缓,但数值不会降低至0,保证了局部搜索能力。

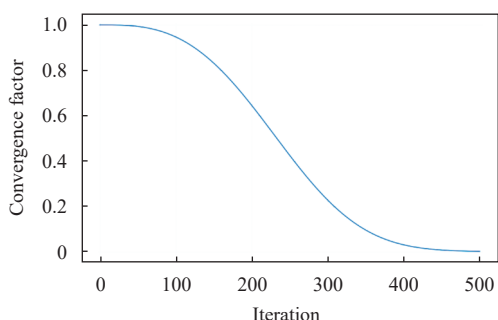


图3 线性收敛因子迭代曲线图

在利用非线性收敛因子替换均匀随机数的同时,引入自适应惯性权重.对于BES,随着迭代次数增加,秃鹰群体的攻击范围局限于较小范围内,为了跳出局部最优,增强全局搜索能力,引入自适应惯性权重策略调节秃鹰群体的位置^[20],当个体适应度接近全局最优时,惯性权重适当减小,提高局部搜索的精度,当个体适应度远离全局最优时,惯性权重适当增加,增强全局搜索能力.其中自适应惯性权重更新公式如下:

$$w_i(iter) = \begin{cases} w_{\max} - \frac{w_{\max} - w_{\min}}{T_{\max}} \times \frac{f_i(iter) - f_{\min}(iter)}{f_{\max}(iter) - f_{\min}(iter)}, & f_i(iter) < f_{\text{avg}}(iter) \\ w_{\min} + \frac{w_{\max} - w_{\min}}{T_{\max}} \times \frac{f_i(iter) - f_{\min}(iter)}{f_{\max}(iter) - f_{\min}(iter)}, & f_i(iter) \geq f_{\text{avg}}(iter) \end{cases} \quad (28)$$

其中, $w_{\max}$ 、 $w_{\min}$ 为惯性权重的最大值和最小值, $f_{\min}(iter)$ 、 $f_{\max}(iter)$ 表示适应度最小值和最大值, $f_{\text{avg}}(iter)$ 表示种群适应度均值, $f_i(iter)$ 表示个体 i 的适应度值。

将融合非线性收敛因子 s 和自适应惯性权重 $w_i(iter)$ 引入俯冲阶段中调整秃鹰的位置更新,公式如下:

$$P_{i,\text{new}} = s \times P_{\text{best}} + x_1(i) \times (w_i(iter) \times P_i - c_1 \times P_{\text{mean}}) + y_1(i) \times (w_i(iter) \times P_i - c_2 \times P_{\text{best}}) \quad (29)$$

2.3 改进秃鹰搜索算法流程

IBES 的具体流程如下,其流程图如图4所示。

Step 1: 初始化参数,包括最大迭代次数 $t_{\max}$, 维度 dim 以及种群规模 N 等。

Step 2: 根据式 (20) 和式 (21) 利用 Sobol 序列和 ICMIC 混沌映射进行种群初始化。

Step 3: 根据适应度函数计算适应度值并排序,同

时记录 P_{best} 及 P_{mean} 。

Step 4: 在选择搜索空间阶段,根据式 (5) 更新秃鹰位置。

Step 5: 在搜索猎物阶段,根据式 (24) 引入黄金正弦莱维飞行引导机制更新秃鹰位置。

Step 6: 在俯冲阶段,根据式 (29) 融合非线性收敛因子和自适应惯性权重更新秃鹰位置。

Step 7: 更新种群 P_{best} 及最低适应度值,同时增加迭代次数,若不满足迭代终止条件,重新进行 Step 3–Step 7 步骤,若满足,则输出最优解。

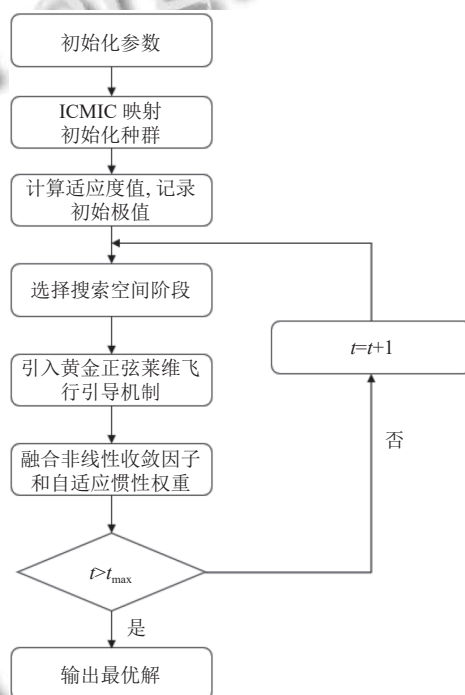


图4 IBES 算法流程图

3 实验仿真

为了验证本文提出改进秃鹰搜索算法的优越性及基于改进秃鹰搜索算法的聚合物驱油井组劈分方法的精确性,本文进行如下仿真实验。

(1) 将 IBES 与灰狼优化 (GWO) 算法^[21]、粒子群优化 (PSO) 算法^[22]、蝴蝶优化 (BOA) 算法^[23]、鲸鱼优化 (WOA) 算法^[24]、正弦余弦 (SCA) 算法^[25] 及 BES 算法在 10 个基准函数上进行比较,以验证 IBES 的优越性,同时通过 Wilcoxon 秩和检验验证 IBES 与其他算法之间的显著性差异。

(2) 将本文提出的聚合物驱油井组劈分方法结合

改进秃鹰搜索算法应用到某实际油田内,通过与其他优化算法对比及将劈分后的数据与实际数据对比,验证基于改进秃鹰搜索算法的聚合物驱油井组劈分方法具有较好的劈分精度。

3.1 实验设置

本文选取 10 个基准测试函数进行仿真实验分析,函数设置相关信息如表 1 所示。其中, f_1 – f_5 是单峰函数 (UN), 以验证算法的收敛精度; f_6 – f_{10} 是多峰函数 (MN), 以验证算法的全局搜索能力。这些基准函数代表了不同类型的优化问题, 这些问题的复杂性各不相同, 有助于体现算法在多种问题下的表现。

表 1 基准测试函数

序号	函数名称	维度	范围	理论最优	类型
f_1	Sphere	100	$[-100, 100]$	0	UN
f_2	Schwefel's 2.22	100	$[-10, 10]$	0	UN
f_3	Schwefel's 2.21	100	$[-10, 10]$	0	UN
f_4	Rosenbrock	100	$[-30, 30]$	0	UN
f_5	Quartic	100	$[-1.28, 1.28]$	0	UN
f_6	Rastrigin	100	$[-5.12, 5.12]$	0	MN
f_7	Ackley	100	$[-32, 32]$	0	MN
f_8	Criewank	100	$[-600, 600]$	0	MN
f_9	Penalized 1	100	$[-50, 50]$	0	MN
f_{10}	Penalized 2	100	$[-50, 50]$	0	MN

本文选取以下 6 种优化算法与 IBES 进行对比, 分别为 GWO、PSO、BOA、WOA、SCA 以及 BES。这些算法属于不同类别的优化算法, 包括群体智能算法 (PSO, GWO)、生物启发算法 (BOA, WOA) 和混合启发算法 (SCA), 选择这些不同种类的算法进行对比有助于在不同问题领域中展现算法的适用性和通用性。为了保证实验的客观性与有效性, 设置所有算法的种群数为 30, 最大迭代次数为 500。各优化算法的基础参数设置如表 2 所示。

表 2 算法参数设置

算法	主要参数
IBES	$\alpha=1.5; a=10; R=1.5; c_1=c_2=2; w_{\max}=0.9; w_{\min}=0.4$
BES	$\alpha=1.5; a=10; R=1.5; c_1=c_2=2$
SCA	$a=2$
GWO	$\alpha=2; \sigma=0.2$
PSO	$w=0.8; c_1=c_2=2$
BOA	$P=0.8; a=0.1; c=0.01$
WOA	$b=1$

3.2 算法优化性能测试

IBES 的算法优化性能测试实验的实验结果如表 3 所示。

在表 3 内, 具有 3 个部分的实验数据。

(1) 记录每个算法对应的适应度值的平均值 (Mean) 与标准差 (SD), 以反映 IBES 的寻优能力与稳定性。

(2) 选用 Wilcoxon 秩和检验方法验证 IBES 与其他算法间是否有显著的差异性, p -value 表示显著性水平等于 0.5 的数据。表 3 中“+”表示 IBES 的显著性较强; “-”表示 IBES 的寻优能力较弱于其他算法, 同时该情况将用黑体数据标出; “=”表示 IBES 与其他算法无明显差异, 该情况下的输出结果为 N/A。

(3) 计算平均绝对误差 (mean absolute error, MAE), 并按增序进行排名, 排名越高表明算法的寻优准确度高, 意味着算法寻优能力更加优越。MAE 的公式如下所示:

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^{N_F} |Mean_i - f_{i,\min}|}{N_F} \quad (30)$$

其中, N_F 是测试函数的数量, $Mean_i$ 是算法最优求解结果的平均值, $f_{i,\min}$ 是理论最优值。

从表 3 中可以看出, IBES 在算法优化性能测试实验中所记录的适应度平均值和标准差大部分小于其他 6 种算法, 表明在 6 种算法中, IBES 具有较为优异的算法性能。从寻优精度上看, IBES 在每个基准测试上均可寻得最优的平均适应度值, 同时在 5 个基准测试函数 (f_1 、 f_2 、 f_3 、 f_6 、 f_8) 上, 均寻得理论最优值, 其中前 3 个为单峰函数, 后 2 个为多峰函数, 表明 IBES 在对不同类型函数进行求解寻优时, 均有较好的有效性。其原因在于, IBES 引入黄金正弦莱维飞行引导机制且融合非线性收敛因子和自适应惯性权重。在选择空间阶段, 将莱维步长及黄金正弦算子引入秃鹰位置更新中, 进一步缩小搜索范围, 将范围控制在最优解的区间内, 同时在俯冲阶段融合非线性收敛因子和自适应惯性权重, 在迭代早期加强全局搜索的能力, 快速寻得最优解区间, 在迭代后期利用较小权重提高局部搜索能力, 进一步在局部范围高效寻得最优解。因此 IBES 在融合了以上 2 种策略后, 寻优能力获得了较大提升。在实现结果上, IBES 相比于其他算法, 算法精确性更优异。从稳定性上看, IBES 在上述实验中取得的标准差相较于其他算法更低, 表明其不仅具有较好的寻优精度, 而且可以保持更为出色的稳定性。

针对 Wilcoxon 秩和检验产生的结果, IBES 相比于其他算法, 进行比较后获得的 p -value 大部分低于

0.05, 这表明 IBES 的改进效果较为显著, 同时其算法优越性较为明显, 寻优能力更具优势. 对于计算 *MAE* 并排序的实验结果, IBES 具有的 *MAE* 相较于其他算

法最小, 排名最高. 这表明 IBES 获得的平均值更加贴合理论最优值, 体现出 IBES 具有较好的有效性和更优越的寻优能力.

表3 算法实验结果

函数	对比指标	BES	PSO	WOA	BOA	SCA	GWO	IBES
f_1	Mean	3.39E+01	3.12E+02	3.02E-150	3.03E+03	1.01E+04	1.63E-12	0
	SD	1.55E+02	5.72E+01	1.62E-149	7.17E+02	6.92E+03	1.81E-12	0
	<i>p-value</i>	2.82E-11+	2.82E-11+	2.82E-11+	2.82E-11+	2.82E-11+	2.82E-11+	—
f_2	Mean	6.02E+15	1.66E+55	9.16E-75	2.22E+00	5.88E+01	4.73E-07	0
	SD	3.01E+16	9.03E+55	4.23E-74	1.11E+00	3.90E+01	1.36E-07	0
	<i>p-value</i>	2.82E-11+	2.82E-11+	2.82E-11+	2.82E-11+	2.82E-11+	2.82E-11+	—
f_3	Mean	4.77E-114	1.63E+01	2.85E-75	1.10E+04	8.93E+01	6.53E-01	0
	SD	1.82E-113	1.78E+00	1.01E-74	4.85E+03	2.51E+00	4.86E-01	0
	<i>p-value</i>	2.82E-11+	2.82E-11+	2.82E-11+	2.82E-11+	2.82E-11+	2.82E-11+	—
f_4	Mean	1.54E+03	1.35E+06	9.88E+01	2.25E+06	1.41E+10	9.83E+01	2.35E-03
	SD	8.28E+03	6.54E+05	2.55E-02	1.39E+06	7.24E+09	5.96E-01	1.25E-02
	<i>p-value</i>	9.56E-06+	2.82E-11+	2.82E-11+	2.82E-11+	2.82E-11+	2.82E-11+	—
f_5	Mean	2.59E-04	6.77E+05	5.31E-04	2.29E-01	5.33E+09	1.45E-02	8.42E-05
	SD	1.12E-04	2.83E+05	4.32E-04	1.45E-01	2.88E+09	4.53E-03	6.21E-05
	<i>p-value</i>	5.52E-06+	2.82E-11+	1.64E-07+	2.82E-11+	2.82E-11+	2.82E-11+	—
f_6	Mean	1.31E+01	3.21E+03	0	2.08E+02	1.23E+04	2.13E+01	0
	SD	4.35E+01	5.18E+02	0	1.90E+01	9.32E+03	9.63E+00	0
	<i>p-value</i>	1.14E-07+	2.82E-11+	N/A=	2.82E-11+	2.82E-11+	2.82E-11+	—
f_7	Mean	1.19E-01	2.06E+01	0	1.04E+01	2.07E+01	2.11E+01	4.16E-16
	SD	6.53E-01	7.12E-01	0	1.15E+00	5.33E-02	3.42E-02	0
	<i>p-value</i>	6.41E-01-	2.82E-11+	N/A=	2.82E-11+	2.82E-11+	2.82E-11+	—
f_8	Mean	2.19E-01	1.07E+00	0	2.55E+01	3.85E+00	7.88E-04	0
	SD	4.02E-01	1.92E-02	0	6.82E+00	1.77E+00	4.21E-03	0
	<i>p-value</i>	1.24E-04+	2.82E-11+	N/A=	2.82E-11+	2.82E-11+	2.82E-11+	—
f_9	Mean	3.34E-01	2.42E+02	1.13E+00	1.76E+05	8.42E+09	3.42E-01	2.14E-11
	SD	8.64E-01	3.75E+02	1.02E-01	2.74E+05	3.22E+09	1.04E-01	9.82E-11
	<i>p-value</i>	N/A=	2.82E-11+	2.82E-11+	2.82E-11+	2.82E-11+	2.82E-11+	—
f_{10}	Mean	2.59E-01	5.28E+04	9.94E+00	5.40E+06	1.12E+10	6.94E+00	5.13E-09
	SD	7.48E-01	5.51E+04	9.86E-02	3.49E+06	6.95E+09	3.84E-01	7.08E-09
	<i>p-value</i>	3.22E-01-	2.82E-11+	2.82E-11+	2.82E-11+	2.82E-11+	2.82E-11+	—
<i>MAE</i>		6.02E+14	1.66E+54	1.10E+01	7.84E+05	3.91E+09	1.49E+01	2.43E-04
Rank		6	7	2	4	5	3	1

注: 数据末尾的“+”表示IBES的显著性较强; “-”表示IBES的寻优能力较弱于其他算法, 同时该情况将用黑体数据标出; “=”表示IBES与其他算法无明显差异, 该情况下的输出结果为N/A.

3.3 基于改进秃鹰搜索算法的聚合物驱油井组劈分系数计算

为保证实验数据样本的多样性及真实性, 以某实际区块内油田数据作为样本, 1年(12个月)为采样周期, 时间跨度为5年. 在对本文提出的基于改进秃鹰搜索算法的聚合物驱油井组劈分方法进行测试前, 需要根据式(2)设定一个较为理想的差值阈值 L . 由于 L 的设定和劈分注入量与实际产液量的预期误差值有关, 所以需要确定一个合理的预期误差值. 本文设定在1%–5%范围内取整, 利用改进秃鹰搜索算法求解本文提出的聚合物驱油井组劈分模型. 进行30次实验对比,

并选取平均实验时长角度、需要调整井组数量及平均劈分误差进行对比. 其中, 劈分误差表示通过求解后的劈分系数计算井区劈分后累产液量与实际累产液量的误差.

设定预期误差值的实验结果如表4所示, 设定的预期误差值越小, 其花费的运行时长就越多, 同时需要调整的井组也就越多, 那么意味着初步劈分失去意义, 使得求解出的劈分系数缺乏一定真实性与适应性. 这点可以从平均劈分误差的对比数据中看出, 在5%预期误差值设定下的平均劈分误差, 相比于其他设定的预期误差值数据, 不仅是最小值, 而且小于自身5%的

误差值,进而说明在5%预期误差值设定下的基于改进秃鹰搜索算法的聚合物驱油井组劈分方法具有一定合理性.因此验证实验将预期误差值设定为5%.

表4 设定预期误差值数据对比结果

对比指标	1%	2%	3%	4%	5%
平均运行时长(s)	577.15	542.35	322.89	187.56	136.24
需要调整井组数量(个)	711	685	423	234	96
平均劈分误差(%)	3.78	3.34	3.49	4.54	3.26

在设定预期误差值为5%后,将IBES与GWO、PSO、BOA、WOA、SCA及BES在本文提出的聚合物驱油井组劈分模型上进行求解比较,以验证本文提出的IBES在此劈分模型上具有一定优越性.从收敛曲线图5中可知,本文提出的IBES在求解聚合物驱油井组劈分模型的过程中,相较于其他优化算法,收敛曲线下落速度较快且位于其他算法的收敛曲线下方,具有收敛速度快和寻优精度高的特点,因此本文提出的聚

合物驱油井组劈分方法更适用于该IBES进行求解运算.

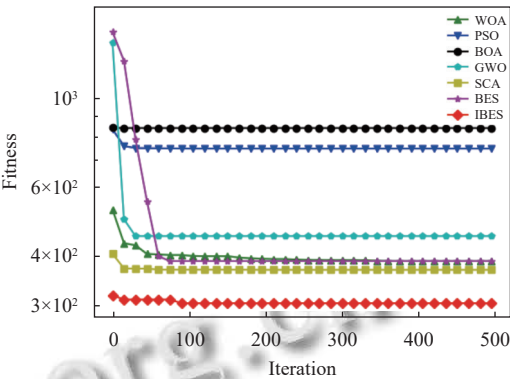


图5 收敛曲线对比图

合物驱油井组劈分方法,将求解得出的劈分系数应用于某油田井区不同时间段内计算出劈分后的累产液量与实际数据进行实验对比,如表5所示.

表5 井区劈分数据对比结果

时间 (年月)	实际注入量 ($\times 10^3 \text{ m}^3$)	劈分后累产液 ($\times 10^3 \text{ t}$)	实际累产液 ($\times 10^3 \text{ t}$)	劈分产液量与实际产液量差值 ($\times 10^3 \text{ t}$)	劈分产液量与实际产液量误差 (%)
201307	9.667	9.465	9.081	0.384	4.23
201401	14.475	13.395	12.977	0.418	3.22
201503	18.625	18.351	18.017	0.334	1.85
201609	11.363	10.901	10.608	0.293	2.76
201703	9.196	8.907	8.694	0.213	2.45

从表5中可以看出,经过本文提出的劈分新方法劈分后所获得的产液量与实际产液量之间的误差均在5%之内,符合设定的预期误差值,同时将此劈分方法应用在不同的时间段内,其误差依旧保持在预期误差值内,说明通过该劈分方法计算得出的劈分系数数据具有一定有效性与真实性.由此可见本文提出的劈分新方法具有较好的劈分精度,其劈分效果更佳.

4 结论与展望

本文提出的基于改进秃鹰搜索算法的聚合物驱油井组劈分方法应用在实际油田井区内,具有较高的劈分精度和适应性.下一步研究方向将利用经过基于改进秃鹰搜索算法的聚合物驱油井组劈分方法获得的劈分系数,建立井组的采出程度与聚合物用量的对标曲线,便于判断井组的采出效益是否符合预期,从而进一步调控聚合物用量,可以有效降低经济成本,提高采油经济效益.

参考文献

1 张西子. 聚合物驱油技术提高油田采收率分析与研究. 内江科技, 2022, 43(9): 79–80.

2 孙雨威. 聚合物驱油的影响因素. 化学工程与装备, 2023, (12): 42–44. [doi: 10.19566/j.cnki.cn35-1285/tq.2023.12.014]

3 张庆凯. 聚合物驱油效果影响因素与相关技术分析. 中国石油和化工标准与质量, 2023, 43(12): 18–20. [doi: 10.3969/j.issn.1673-4076.2023.12.007]

4 梁爽. 聚合物驱油在老油田应用的发展方向. 化学工程与装备, 2024(5): 168–170, 60. [doi: 10.19566/j.cnki.cn35-1285/tq.2024.05.005]

5 周萍. 聚合物驱油机理及增效途径. 化学工程与装备, 2023, (11): 41–43. [doi: 10.19566/j.cnki.cn35-1285/tq.2023.11.057]

6 Yu QN, Liu YK, Shen AQ. An improved splitting method of liquid production with in thick reservoir. Advances in Petroleum Exploration and Development, 2015, 10(1): 18–21.

7 Hu QH, Wang X, Tan YM, et al. The production split method in multilayer reservoir based on grey relational analysis. IOP Conference Series: Earth and Environmental

- Science, 2018, 113: 012018. [doi: [10.1088/1755-1315/113/1/012018](https://doi.org/10.1088/1755-1315/113/1/012018)]
- 8 付强, 薛国庆, 任超群, 等. 多层合采井产量劈分新方法在W油田的应用. 断块油气田, 2019, 26(4): 512–515.
- 9 龙海宁, 喻高明, 傅宣豪. 结合灰色关联改进反距离加权插值法的劈分新方法. 科学技术与工程, 2019, 19(36): 140–146.
- 10 马立民, 于忠良, 余成林, 等. 基于节点分析劈分法的多层油藏井间动态连通性分析. 科学技术与工程, 2022, 22(11): 4335–4343. [doi: [10.3969/j.issn.1671-1815.2022.11.010](https://doi.org/10.3969/j.issn.1671-1815.2022.11.010)]
- 11 尹洪军, 张俊廷, 张欢欢, 等. 应用灰色关联分析方法确定分层注水量公式. 数学的实践与认识, 2012, 42(13): 94–99. [doi: [10.3969/j.issn.1000-0984.2012.13.012](https://doi.org/10.3969/j.issn.1000-0984.2012.13.012)]
- 12 Alsattar HA, Zaidan AA, Zaidan BB. Novel meta-heuristic bald eagle search optimisation algorithm. Artificial Intelligence Review, 2020, 53(3): 2237–2264. [doi: [10.1007/s10462-019-09732-5](https://doi.org/10.1007/s10462-019-09732-5)]
- 13 周辉, 张玉, 肖烈禧, 等. 基于改进秃鹰算法的微电网群经济优化调度研究. 太阳能学报, 2024, 45(2): 328–335. [doi: [10.19912/j.0254-0096.tynxb.2022-1531](https://doi.org/10.19912/j.0254-0096.tynxb.2022-1531)]
- 14 宋寒冬, 陈正寿, 杜炳鑫, 等. 基于改进秃鹰算法的自旋转水射流喷头布局优化方法. <https://link.cnki.net/urlid/11.5946.tp.20240122.1627.005>. [2024-01-23] (2024-09-09). [doi: [10.13196/j.cims.2023.0271](https://doi.org/10.13196/j.cims.2023.0271)]
- 15 黄鹤, 温夏露, 杨澜, 等. 基于疯狂捕猎秃鹰算法的K均值互补迭代聚类优化. 浙江大学学报(工学版), 2023, 57(11): 2147–2159. [doi: [10.3785/j.issn.1008-973X.2023.11.002](https://doi.org/10.3785/j.issn.1008-973X.2023.11.002)]
- 16 Wang QY, Zhang XQ, Zhao XH. Image encryption algorithm based on improved iterative chaotic map with infinite collapses and Gray code. Physica Scripta, 2024, 99(2): 025232. [doi: [10.1088/1402-4896/ad1ae1](https://doi.org/10.1088/1402-4896/ad1ae1)]
- 17 Sirsant S, Hamouda MA, Shaaban MF, *et al.* A chaotic Sobol sequence-based multi-objective evolutionary algorithm for optimal design and expansion of water networks. Sustainable Cities and Society, 2022, 87: 104215. [doi: [10.1016/j.scs.2022.104215](https://doi.org/10.1016/j.scs.2022.104215)]
- 18 邓佳欣, 张达敏, 何庆, 等. 结合莱维飞行和布朗运动的金鹰算法. 系统仿真学报, 2023, 35(6): 1290–1307.
- 19 徐慧玲, 刘升, 李安东. 基于双向局部开发和黄金正弦的异构导向的鲸鱼优化算法. 计算机工程与科学, 2024, 46(6): 1128–1140.
- 20 牛赛克, 孙丽颖. 基于自适应调整惯性权重的改进粒子群优化算法. 辽宁工业大学学报(自然科学版), 2023, 43(6): 400–403, 409.
- 21 Mirjalili S, Mirjalili SM, Lewis A. Grey wolf optimizer. Advances in Engineering Software, 2014, 69: 46–61. [doi: [10.1016/j.advengsoft.2013.12.007](https://doi.org/10.1016/j.advengsoft.2013.12.007)]
- 22 Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization. Proceedings of the 1995 International Conference on Neural Networks. Perth: IEEE, 1995. 1942–1948.
- 23 Arora S, Singh S. Butterfly optimization algorithm: A novel approach for global optimization. Soft Computing, 2019, 23(3): 715–734. [doi: [10.1007/s00500-018-3102-4](https://doi.org/10.1007/s00500-018-3102-4)]
- 24 Mirjalili S, Lewis A. The whale optimization algorithm. Advances in Engineering Software, 2016, 95: 51–67. [doi: [10.1016/j.advengsoft.2016.01.008](https://doi.org/10.1016/j.advengsoft.2016.01.008)]
- 25 Mirjalili S. SCA: A Sine Cosine Algorithm for solving optimization problems. Knowledge-based Systems, 2016, 96: 120–133. [doi: [10.1016/j.knosys.2015.12.022](https://doi.org/10.1016/j.knosys.2015.12.022)]

(校对责编: 王欣欣)