

文章编号:1671-6833(2022)03-0021-10

# 新型群体智能优化算法综述

高岳林<sup>1,2</sup>, 杨钦文<sup>1,2</sup>, 王晓峰<sup>1</sup>, 李嘉航<sup>2,3</sup>, 宋彦杰<sup>4</sup>

(1. 北方民族大学 计算机科学与工程学院, 宁夏 银川 750021; 2. 北方民族大学 宁夏智能信息与大数据处理重点实验室, 宁夏 银川 750021; 3. 北方民族大学 数学与信息科学学院, 宁夏 银川 750021; 4. 国防科技大学 系统工程学院, 湖南 长沙 410073)

**摘要:** 智能优化算法主要分为 4 类: 仿自然优化算法、进化算法、仿植物生长算法和群体智能优化算法, 其中群体智能优化算法是最为重要的一类算法。智能优化算法与图像处理、故障检测、路径规划、粒子滤波、特征选择、生产调度、入侵检测、支持向量机、无线传感器、神经网络等技术领域交叉融合, 应用更加广泛。以蝙蝠算法、果蝇优化算法、鲸鱼优化算法、樽海鞘群体算法和哈里斯鹰优化算法为基础, 对群体智能优化算法的模型、特征、改进策略及应用领域等进行了综述, 从理论研究、改进策略和应用研究 3 个方面分析了其面临的发展机遇和未来趋势, 给出了算法应用的指导意见。研究表明: 群体智能优化算法在众多经典问题上的表现较好, 而在多目标优化、多约束优化、动态优化和混合变量优化等领域仍有待扩展; 不同群体智能优化算法在面对各类具体问题时有效的参数控制仍是未来的研究重点; 种群协同进化、探索更高效的混合算法和搜索策略是可行的解决途径。

**关键词:** 群体智能优化算法; 蝙蝠算法; 果蝇优化算法; 鲸鱼优化算法; 樽海鞘群体算法; 哈里斯鹰优化算法

中图分类号: TP18; TP301 文献标志码: A doi:10.13705/j.issn.1671-6833.2022.03.007

## 0 引言

智能优化算法是一种建立在生物智能或自然现象基础上的随机搜索算法, 其主要思想是模拟自然界一些群居物种觅食、繁殖等行为, 将各种行为抽象为可量化的关键指标, 形成数学模型用于求解各类问题。众多智能优化算法的提出极大地丰富了最优化技术, 为那些用传统的最优化技术难以处理的组合优化问题提供了切实可行的解决方案, 同时也为从另一个角度去探索生物世界的概念和机理提供了新的工具<sup>[1]</sup>。本文将智能优化算法具体划分为 4 类<sup>[2]</sup>, 并详细叙述第 4 类。

仿自然优化算法(nature-like optimization algorithm)是通过模拟各种天气现象和各种学科定律等的智能优化算法。1953 年, 美国物理学家 Metropolis 等<sup>[3]</sup>根据固体物的退火过程最早提出了模拟退火(simulated annealing, SA)算法, 而后

Kirkpatrick 等<sup>[4]</sup>于 1983 年将其用于优化领域, 诸如此类的还有伊朗学者 Hosseini<sup>[5]</sup>于 2007 年提出的智能水滴优化(intelligent water drops, IWD)算法<sup>[6]</sup>等。

进化算法(evolutionary algorithm)是模拟自然界的生物在繁衍过程中, 通过遗传变异及“优胜劣汰”的自然法则不断进化的智能优化算法<sup>[7]</sup>。1975 年, 美国学者 Holland<sup>[8]</sup>基于自然选择和进化机制提出了遗传算法(genetic algorithm, GA); 1995 年, 美国学者 Storn 等<sup>[9]</sup>提出了差分进化(differential evolution, DE)算法。

仿植物生长算法(plant growth simulation algorithm, PGSA)是一种通过模拟植物生长过程中的进化行为的智能优化算法。2006 年, 伊朗学者 Mehrabian 等<sup>[10]</sup>提出了入侵草优化(invasive weed optimization, IWO)算法; 2012 年, 英国学者 Yang<sup>[11]</sup>提出了花朵授粉算法(flower pollination algorithm, FPA)。

收稿日期: 2021-09-03; 修订日期: 2021-11-20

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61561001); 宁夏高等教育一流学科建设基金(NXYLXK2017B09); 北方民族大学重大专项(ZDZX201901)

作者简介: 高岳林(1963—), 男, 陕西榆林人, 北方民族大学教授, 博士, 博士生导师, 主要从事最优化理论与方法、智能计算与智能信息处理、大数据分析统计决策研究, E-mail: gaoyuelin@263.net。

群体智能优化算法 (swarm intelligence optimization algorithm) 是一种模拟自然界群居物种生存行为的智能优化算法。1989 年, Beni 等<sup>[12]</sup> 首次提出“群体智能”的概念。1991 年, Colorni 等<sup>[13]</sup> 通过模拟蚁群从蚁穴到食物源避障选择最短路径提出蚁群优化 (ant colony optimization, ACO) 算法。1995 年, 美国心理学家 Kennedy 等<sup>[14]</sup> 受鸟群捕食行为的启发提出粒子群优化 (particle swarm optimization, PSO) 算法。而后其他学者相继提出蝙蝠算法<sup>[15]</sup> (bat algorithm, BA)、果蝇优化算法<sup>[16]</sup> (fruit fly optimization algorithm, FOA)、鲸鱼优化算法<sup>[17]</sup> (whale optimization algorithm, WOA)、樽海鞘群体算法<sup>[18]</sup> (salp swarm algorithm, SSA) 和哈里斯鹰优化算法<sup>[19]</sup> (harris hawks optimization, HHO) 等。

三十年来, 平均每年都会有学者提出新的群体智能优化算法, 证明了其在智能算法中占据的重要地位。图 1 所示为 5 种新型群体智能优化算法自提出之日起至 2021 年初的中文文献量对比情况。

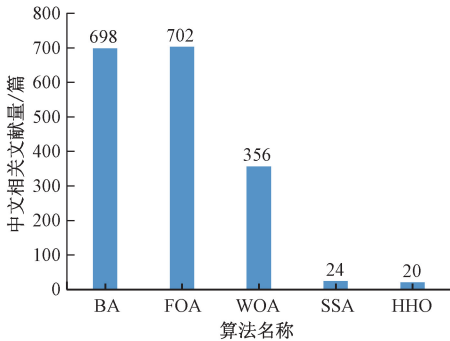


图 1 新型群体智能优化算法的中文相关文献量

Figure 1 The amount of Chinese documents on the new swarm intelligence optimization algorithm

由图 1 可知, BA 和 FOA 的文献量相对较多, 超过了 5 种算法文献量的均值 360 篇, 而 SSA 和 HHO 由于提出时间晚, 尚未获得足够的关注。

本文对 2010 年以来提出的 5 种新型群智能优化算法: 蝙蝠算法、果蝇优化算法、鲸鱼优化算法、樽海鞘群体算法和哈里斯鹰优化算法进行综述, 并对各算法性能特点进行对比。

## 1 蝙蝠算法

蝙蝠算法于 2010 年由英国学者 Yang<sup>[15]</sup> 提出。蝙蝠在位置  $x_i$  以速度  $v_i$  随机飞行, 根据猎物的接近程度自动调整其发射脉冲的频率  $f_i$  并调整脉冲发射率  $r \in [0, 1]$ 。当响度  $A_i \rightarrow 0$  时, 捕猎

成功。每一代个体的位置  $x_i^t$  和速度  $v_i^t$  由以下规则建模:

$$f_i = f_{\min} + (f_{\max} - f_{\min}) \cdot \beta; \quad (1)$$

$$v_i^t = v_i^{t-1} + (x_i^t - X_L) \cdot f_i; \quad (2)$$

$$x_i^t = x_i^{t-1} + v_i^t. \quad (3)$$

式中:  $\beta$  为取值在  $[0, 1]$  内的一个随机变量;  $X_L$  为局部最优解; 声波频率  $f_i \in [f_{\min}, f_{\max}]$ 。

局部解更新规则为

$$x_{\text{new}} = x_{\text{old}} + \varepsilon \cdot A'. \quad (4)$$

式中:  $\varepsilon \in [-1, 1]$ ;  $A'$  为同代中的平均响度。

声波响度  $A_i^t$  和频率  $r_i^{t+1}$  更新规则为

$$A_i^{t+1} = \alpha \cdot A_i^t; \quad (5)$$

$$r_i^{t+1} = r_i^0 [1 - \exp(-\gamma \cdot t)]. \quad (6)$$

式中:  $\alpha$  和  $\gamma$  为常数,  $\alpha \in (0, 1)$ ,  $\gamma > 0$ , 对于任意的  $\alpha$  和  $\gamma$ , 当  $t \rightarrow \infty$  时有  $A_i^t \rightarrow 0$ ,  $r_i^t \rightarrow r_i^0$ ;  $r_i^0$  为初始频率。当个体位置得到优化后, 脉冲响度和频率实现更新, 意味着蝙蝠飞向最佳位置。

### 1.1 蝙蝠算法的改进策略

BA 的模型简单、参数较少、收敛速度较快<sup>[20]</sup>。目前大多数学者从个体位置、速度、飞行特征、多种群进化等角度对蝙蝠算法进行改进。

李苗苗等<sup>[21]</sup> 提出一种带有分数阶和 Lévy 特征的蝙蝠算法 (FOSBA)。通过引入分数阶策略更新蝙蝠个体位置提高收敛速度; 引入 Lévy 策略协助算法跳出局部最优; 使用动态机制更新蝙蝠脉冲响度和频率, 避免后期过早收敛。实验证明, FOSBA 以 1.35 的 Friedman 检验排名超过 DE 的 4.00 和细菌觅食算法 (BFA) 的 2.77, 验证了 FOSBA 的优良性能。

倪昌浩等<sup>[22]</sup> 提出一种基于黄金分割的蝙蝠算法 (GSBA)。引入黄金正弦算法 (Golden-SA)、种群平均位置和分阶段搜索改进 BA 的速度和位置。由路径规划实验可得, GSBA 的规划路径为 146.64, 明显短于 PSO、BA 和 Golden-SA 的 164.09、160.98 和 211.19。

除上述改进策略外, 表 1 直观展示了其他改进 BA 的策略、优缺点和应用领域等。

### 1.2 蝙蝠算法的应用场景

BA 已被推广到入侵检测、故障定位、模型识别、图像分割和矩形谐振腔设计等领域, 取得了显著成果。

陈凯镔等<sup>[26]</sup> 提出一种基于改进 BA 的发动机故障检测优化方法。通过对算法参数不断更新, 对种群进行交叉、变异等操作改进基本算法, 采用改进算法对相应信号适应度函数进行优化。

表 1 其他改进 BA 的改进策略  
Table 1 Other improvement strategies of BA

算法名称	改进策略	提出时间	改进思路	优点	缺点	应用领域
hBBA <sup>[23]</sup>	基于聚类	2020 年	分析个体间的相似性,检测早期收敛	收敛性明显提高	计算负担增加	特征选择
CBA <sup>[24]</sup>	基于混沌序列	2020 年	原算法中加入混沌序列	鲁棒性得到显著增强	运行时间较长	最优无功调度问题
DBA <sup>[25]</sup>	其他策略	2017 年	改进搜寻策略,自适应控制参数	结构简单,勘探与开发之间的平衡效果好	搜索局限于 2 个方向	电子集成

实验数据显示,优化后的残差幅值从传统方法的 0.003 8 降为 0.001 8; 阈值选择从过去的 (0.003 8, 0.012) 增至 (0.001 8, 0.021)。实验结果表明,该算法优化的观测器增益矩阵在残差信号对噪声影响的减弱和故障信号的放大方面效果显著。

祖宏亮<sup>[27]</sup>提出一种基于改进 BA 的模糊 C 均值图像分割方法。该算法中的波长和频率被混沌映射替代,克服了 FCM 聚类算法的寻优局限性,通过像素聚类,最终实现图像分割。实验结果表明,该算法的噪声分割精度大于 99%。

2 果蝇优化算法

果蝇优化算法<sup>[16]</sup>于 2011 年由中国台湾学者 Pan<sup>[28]</sup>提出。FOA 赋予每只果蝇一个随机的飞行方向和距离,使其利用嗅觉机制搜寻食物,第  $i$  只果蝇的位置为  $(X_i, Y_i)$ , 每只果蝇距原点的距离为  $DIST_i$ , 味道浓度判定值为  $S_i$ , 记录并保持最佳果蝇的味道浓度值  $Smell_i$  和位置信息,使得其他个体利用视觉机制飞向最佳位置。全局优化问题建模如下:

$$\min f(\mathbf{X}), \quad \text{s. t. } x_j \in [LB_j, UB_j]. \quad (7)$$

式中:  $j=1, 2, \dots, n$ ;  $f(\mathbf{X})$  为目标函数;  $x_j$  为决策变量;  $LB_j$  和  $UB_j$  分别为  $x_j$  的下限和上限。种群规模  $PS$  和最大迭代次数  $Iter_{\max}$  为 FOA 的参数。果蝇种群位置  $\Delta = (\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_n)$ , 在搜索空间中随机初始化规则如下:

$$\delta_j = LB_j + (UB_j - LB_j) \cdot \text{rand}(). \quad (8)$$

式中:  $j=1, 2, \dots, n$ ;  $\text{rand}()$  为值域  $(0, 1)$  上的函数。嗅觉觅食阶段,种群位置  $\Delta$  附近随机生成食物源  $\{X_1, X_2, \dots, X_{PS}\}$ , 其中  $X_i = (x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,n})$ ;  $i=1, 2, \dots, PS$ , 产量为

$$x_{i,j} = \delta_j \pm \text{rand}(). \quad (9)$$

式中:  $j=1, 2, \dots, n$ 。视觉觅食阶段,最佳食物源  $X_{\text{best}} = \arg \min f(X_i), i=1, 2, \dots, PS$ 。若  $X_{\text{best}}$  优于当前种群位置,则替换种群位置成为下一次迭代的新解。

2.1 果蝇优化算法的改进策略

目前主要从搜索步长、候选解、飞行搜索策略、融合策略和多种群策略等方向改进 FOA。

霍慧慧<sup>[29]</sup>提出一种多种群自适应的改进算法(MADFOA),利用逆转、交换策略进行分类搜索,引入移民算子和精华库机制改善多种群协同进化,更好地协调算法的寻优性,在种群内有效地避免早熟。结果表明,MADFOA 找到 Car 类问题最优解的概率为 1,找到 Rec 类问题的最优解的偏差几乎为 0,MADFOA 算法的整体方差显著低于其他算法。

宋杰等<sup>[30]</sup>提出了一种混合函数算法(TCO-FOA)。根据味道浓度均值变化率自适应改进搜索步长;引入了正切函数、升半柯西函数和柯西算子,使全局搜索能力得到充分加强。在维数为 2、30 的实验中,TCO-FOA 都以 100% 的成功率达到目标精度值,而原始算法难以达到目标精度; $F1$ 、 $F3$  和  $F5$  的  $Var = 0$ , 可知 TCO-FOA 稳定性高于对比算法;TCO-FOA 在所有测试函数中迭代成功率为 1,迭代次数最大值 11 远小于对比算法的最小值 64。结果表明,TCO-FOA 的收敛性和稳定性优于所有对比算法。

除上述改进策略外,表 2 直观展示了其他改进 FOA 的策略、优缺点和应用领域等。

2.2 果蝇优化算法的应用场景

FOA 已在复杂函数优化问题、流量预测、PID 控制器、核小体定位识别、支持向量机和图像分割等方面取得了丰富的成果。

党建武等<sup>[34]</sup>通过自适应调整果蝇飞行范围提出改进算法(IFOA-WELM),应用在优化加权超限学习机(WELM)入侵检测算法上,实现对相关入侵检测数据集的分类。结果表明,IFOA-WELM 的误报率为 3.8%,低于 FOA-WELM 的 4.1%和 WELM 的 6.6%。在 U2R 攻击中,相较于 WELM,IFOA-WELM 的召回率提高 6%,分类准确率提高 2%,误报率降低 2.8%。可见本算法提高了对部

表 2 其他改进 FOA 的改进策略  
Table 2 Other improvement strategies of FOA

算法名称	改进策略	提出时间	改进思路	优点	缺点	应用领域
MFOA <sup>[31]</sup>	多种群协同搜索	2014 年	多子群独立移动策略, 缩小搜索半径	跳出局部最优, 提高收敛能力	参数和子群数降低, 搜索性能	同步发电机的参数识别
RWFOA <sup>[32]</sup>	基于随机游走	2020 年	随机游走机制调整果蝇种群位置	全局优化能力增强	复杂度增加	特征选择
SCAFOA <sup>[33]</sup>	混合算法	2020 年	引入正弦余弦算法	收敛性得到显著改善	缺乏对固定概率 $P$ 和参数 $T$ 的调节	极限学习机

分攻击的检测率和实时性。

信成涛等<sup>[35]</sup>将改进算法(NORFOA)应用在图像分割最佳熵阈值的优化上,测试图像分割结果显示,当  $M-1=2$  时,标准差  $std=6.665\times10^{-9}$ ,比 PSO( $3.445\times10^{-7}$ )的分割效果显著。实验结果表明,在一定的阈值范围内,改进算法在稳定性上的表现明显优于对比算法。

3 鲸鱼优化算法

鲸鱼优化算法由澳大利亚学者 Mirjalili 等<sup>[17]</sup>于 2016 年提出。图 2 所示为座头鲸的泡网攻击行为。

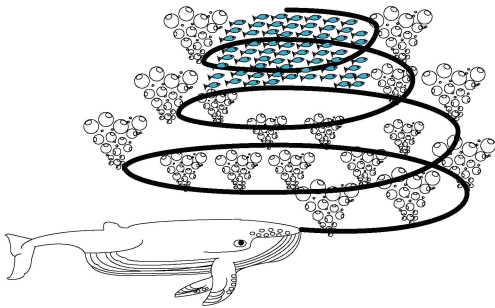


图 2 座头鲸的泡网攻击行为

Figure 2 Bubble-net feeding behavior of humpback whales

WOA 分为 3 个阶段。第 1 阶段,座头鲸识别并包围猎物,该行为由以下规则建模:

$$X_1(t+1)=X^*(t)-A\times D。$$
 (10)

式中: $D=|C\times X^*(t)-X(t)|$ ;  $t$  表示当前迭代; $A$  和  $C$  为系数向量; $A=2a\times r-a$ ;  $a$  在迭代过程中从 2 线性减少到 0;  $r$  为  $[0,1]$  上的随机向量;  $X^*$  为最佳解的位置向量;  $X$  为位置向量。

第 2 阶段,螺旋泡网攻击。通过一个螺旋方程模拟座头鲸的环形路径。规则如下:

$$X_2(t+1)=D'\cdot e^{bl}\cdot\cos(2\pi l)+X(t)。$$
 (11)

式中: $D'=|X^*(t)-X(t)|$  表示当前最佳解;随机数  $l\in[-1,1]$ ; 常数  $b$  表示对数螺旋线形状。

第 3 阶段,鲸鱼根据同类位置随机搜索,规

则为

$$X(t+1)=X_{\text{rand}}-A\times D。$$
 (12)

式中: $D=|C\times X_{\text{rand}}-X|$ ;  $X_{\text{rand}}$  表示随机选择的鲸鱼位置向量。

3.1 鲸鱼优化算法的改进策略

WOA 存在收敛速度慢、概率分布随迭代而变化、可能导致过早收敛等不足。针对上述问题主要介绍以下几种改进策略。

王涛等<sup>[36]</sup>提出一种新的改进算法(WCLWOA),加入更新的 Logistic 混沌映射协助完成种群初始化,引入非线性权重和收敛因子提高算法勘探和开发能力。将初始化种群数目设为 30,最大迭代次数为 500,实验结果显示,WCLWOA 在基于函数  $F1$  到  $F4$  上的均值和标准差都为 0,优于对比算法。

龙文等<sup>[37]</sup>提出一种 IWOA 算法应用于求解大规模优化问题。IWOA 引入对立学习机制完成种群初始化,利用非线性变化收敛因子协调算法的勘探和开发能力,在后期加入多样性变异机制减少早熟收敛。实验结果表明,除  $F5$ 、 $F6$  和  $F7$  外,IWOA 在其余 12 个测试函数的寻优成功率上均达到 100%。当  $d$  为 500 和 1 000 维,IWOA 面对原始算法同样具有更优的精度和速度。

除上述改进策略外,表 3 直观展示了其他改进 WOA 的策略、优缺点和应用领域等。

3.2 鲸鱼优化算法的应用场景

鲸鱼优化算法已经被运用到图像分割、PID 控制器、盲源分离和光伏模型等领域并取得了显著效果。

Jadhav 等<sup>[41]</sup>将鲸鱼优化算法和指数灰狼优化算法集成进行数据聚类。结果表明,改进算法以 0.971 6、0.969 5 和 0.894 9 的比率获得了  $F$ -measure、rand 系数和 Jaccord 系数的最大值, $MSE$  的最小值为 1.463,优于现有算法。

表 3 其他改进 WOA 的改进策略

Table 3 Other improvement strategies of WOA

算法名称	改进策略	提出时间	改进思路	优点	缺点	应用领域
ESSAWOA <sup>[38]</sup>	多机制融合策略	2020 年	结合镜头对立的策略和 SSA	探索开发能力显著增强	应用领域有待拓展	焊梁设计
HSMA_WOA <sup>[39]</sup>	基于阈值技术	2020 年	基于阈值技术并结合黏液霉菌算法	最大限度地提高 Kapur 的熵	实验数据烦琐	COVID-19、图像分割
EWOA <sup>[40]</sup>	对部分参数的改进	2019 年	余弦函数搜索包围猎物,固定参数 $b$ 调整为随机数	EWOA-MPPT 的控制性能提升	稳定性不足	风力发电机

Mostafa 等<sup>[42]</sup>提出了一种基于 WOA 的 MRI 图像肝脏分割方法,用于提取肝脏图像中的不同簇以支持分割过程。使用结构相似性指数度量(SSIM)、相似性指数(SI)和其他 5 个度量来验证所得图像。实验结果的整体准确度显示,使用 SSIM 的准确度为 96.75%,使用 SI 的准确度为 97.50%,远高于其他方法。

4 其他群智能优化算法

由于 SSA 和 HHO 提出时间晚,尚未成熟,故归纳为其他群智能优化算法。

4.1 樽海鞘群体算法

樽海鞘群体算法于 2017 年由澳大利亚学者 Mirjalili 等<sup>[18]</sup>提出。图 3 所示为樽海鞘链条中的领导者和追随者。

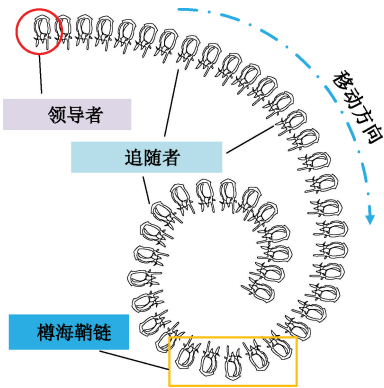


图 3 樽海鞘链条中领导者和追随者

Figure 3 Leader and followers in the salp's chain

SSA 随机初始化所有个体,领导者仅仅通过搜索食物随机更新自身位置。追随者不可以随机移动,其位置取决于初始位置、速度和加速度,呈链式依次跟随前者移动。樽海鞘领导者的位置由以下规则建模:

$$x_j^1 = \begin{cases} F_j + c_1((ub_j - lb_j) \cdot c_2 + lb_j)c_3 \geq 0; \\ F_j - c_1((ub_j - lb_j) \cdot c_2 + lb_j)c_3 < 0. \end{cases} \quad (13)$$

式中: $x_j^1$  表示第  $j$  维领导者的位置; $F_j$  为第  $j$  维食

物源的位置; $ub_j$ 、 $lb_j$  分别表示第  $j$  维的上界和下界;参数  $c_1$ 、 $c_2$  和  $c_3$  为随机数, $c_2$  和  $c_3$  为在  $[0,1]$  内均匀生成的随机数, $c_1$  定义为

$$c_1 = 2e^{-\left(\frac{4l}{L}\right)^2}.$$

(14)

式中: $l$  表示当前迭代; $L$  表示最大迭代次数。追随者的位置更新规则为初速度为  $v_0$  的匀加速运动,当  $v_0=0$  时,规则如下:

$$x_j^i = \frac{1}{2}(x_j^i + x_j^{i-1}).$$

(15)

若  $i \geq 2$ , $x_j^i$  表示第  $i$  个追随者在第  $j$  维的位置。

目前主要从多机制融合、参数调整和混合算法等方向改进算法。王斐等<sup>[43]</sup>提出一种基于 SSA 的图像匹配方法,采用 SSA 优化方法对需匹配的图像进行搜索和特征提取,最终完成相似度量计算。实验验证了 SSA 在图像匹配中的精度、速度和鲁棒性,其中平均匹配时间较蚁狮优化算法只差了 1.2 s。陈涛等<sup>[44]</sup>将 SSA 应用在求解无源时差(TDOA)定位问题上,通过 5 000 次蒙特卡洛实验验证了 SSA 的稳定性,目标坐标为  $[50\text{ km}, 50\text{ km}, 25\text{ km}]$  时 SSA 定位正确率达 100%,超过 PSO 的 99.6%。刘森等<sup>[45]</sup>将 SSA 应用于高光谱图像技术,提出 SSA-RNMF 算法,改进了鲁棒非负矩阵分解(RNMF),Moffett Field 数据显示,光谱角分布值为 82.9,低于 RNMF 的 122.4。实验结果证明了该算法能够提高混合像元的分解精度。

除此以外,SSA 在车间调度、燃料电池能源、图像处理、全局优化、参数估计等方面取得了较好的应用效果。表 4 直观展示了 SSA 的改进策略、优缺点以及应用领域等。

4.2 哈里斯鹰优化算法

哈里斯鹰优化算法由伊朗学者 Heidari 等<sup>[19]</sup>于 2019 年提出。图 4 所示为哈里斯鹰优化算法的不同阶段。

表 4 SSA 的改进策略与应用

Table 4 Improvement strategies and application of SSA

算法名称	改进策略	提出时间	改进思路	优点	缺点	应用领域
WASSA <sup>[46]</sup>	基于种群位置	2019 年	权重因子和自适应因子更新位置	提高收敛精度和鲁棒性	计算时长增加	路径规划
BSSA <sup>[47]</sup>	基于二进制	2021 年	转换原始数据集,寻找最佳特征	准确性明显提高	计算速度未提升	特征选择
PHSSA <sup>[48]</sup>	混合策略	2020 年	混合爬山策略和比例选择方案	可比性较强	实验烦琐	工程设计

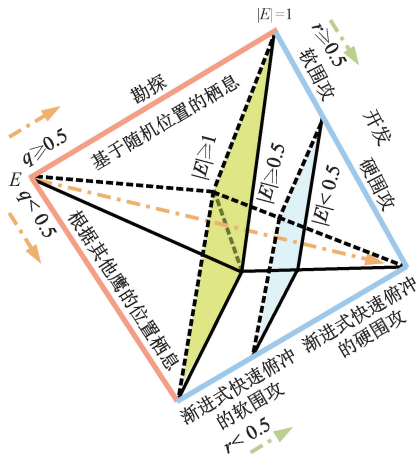


图 4 哈里斯鹰优化算法的不同阶段  
Figure 4 Different phases of HHO

HHO 分为 3 个阶段。第 1 阶段,哈里斯鹰在某位置根据 2 种等概率  $q$  发现猎物,对下一次迭代中哈里斯鹰的位置向量  $\mathbf{X}(t+1)$  更新规则如下:

$$\mathbf{X}(t+1) = \begin{cases} \mathbf{X}_{\text{rand}}(t) - r_1 |\mathbf{X}_{\text{rand}}(t) - 2r_2 \mathbf{X}(t)|, q \geq 0.5; \\ (\mathbf{X}_{\text{rabbit}}(t) - \mathbf{X}_m(t)) - r_3 (LB + r_4(UB - LB)), q < 0.5. \end{cases} \quad (16)$$

式中: $\mathbf{X}_{\text{rabbit}}(t)$  表示猎物的位置; $\mathbf{X}(t)$  表示当前鹰的位置向量; $r_1, r_2, r_3, r_4, q$  为随机数; $LB, UB$  分别表示变量的下限和上限; $\mathbf{X}_{\text{rand}}(t)$  为随机选择的个体位置; $\mathbf{X}_m(t)$  为个体平均位置。

第 2 阶段,猎物的逃逸能量  $E$  定义为

$$E = 2E_0 \left(1 - \frac{t}{T}\right). \quad (17)$$

式中: $T$  为最大迭代次数; $E_0$  为能量的初始值; $|E| \geq 1$  表示探索, $|E| < 1$  表示开发。

第 3 阶段,使用软包围、硬包围、渐进式快速俯冲的软围攻和渐进式快速俯冲的硬围攻 4 种策略突袭猎物。

$$\mathbf{X}(t+1) = \Delta \mathbf{X}(t) - E |\mathbf{J} \mathbf{X}_{\text{rabbit}}(t) - \mathbf{X}(t)|. \quad (18)$$

式中: $\Delta \mathbf{X}(t)$  为最优个体和当前个体的增减量; $\mathbf{J}$  为兔子的跳跃强度。

当  $r \geq 0.5$  且  $|E| < 0.5$  时规则为

$$\mathbf{X}(t+1) = \mathbf{X}_{\text{rabbit}}(t) - E |\Delta \mathbf{X}(t)|. \quad (19)$$

当  $r < 0.5$  且  $|E| \geq 0.5$  时规则为

$$\mathbf{X}(t+1) = \begin{cases} \mathbf{Y}, F(\mathbf{Y}) < F(\mathbf{X}(t)); \\ \mathbf{Z}, F(\mathbf{Z}) < F(\mathbf{X}(t)). \end{cases} \quad (20)$$

式中: $\mathbf{Y} = \mathbf{X}_{\text{rabbit}}(t) - E |\mathbf{J} \mathbf{X}_{\text{rabbit}}(t) - \mathbf{X}(t)|$ ;  $\mathbf{Z} = \mathbf{Y} + \mathbf{S} \cdot LF(D)$ ,  $D$  为问题维度,  $\mathbf{S}$  为一个  $D$  维的随机向量,  $LF(\cdot)$  为 Levy 飞行函数。

当  $r < 0.5$  且  $|E| < 0.5$  时规则为

$$\mathbf{X}(t+1) = \begin{cases} \mathbf{Y}, F(\mathbf{Y}) < F(\mathbf{X}(t)); \\ \mathbf{Z}, F(\mathbf{Z}) < F(\mathbf{X}(t)). \end{cases} \quad (21)$$

式中: $\mathbf{Y} = \mathbf{X}_{\text{rabbit}}(t) - E |\mathbf{J} \mathbf{X}_{\text{rabbit}}(t) - \mathbf{X}_m(t)|$ ;  $\mathbf{Z} = \mathbf{Y} + \mathbf{S} \cdot LF(D)$ 。

HHO 存在参数过多、收敛速度慢和寻优精度低等缺陷。马一鸣等<sup>[49]</sup>将一种改进算法(IHHO)应用在到达时间差(TDOA)定位领域上。在改进适应度函数、引用 Chan 算法更新初始种群的基础上提出基于 IHHO 的 TDOA 算法。实验结果表明,当基站数量为 4、5、6、7、8 时,IHHO 算法的 RMSE 比 DHHO/M 算法分别减小了 2.79%、10.07%、10.56%、13.92%、16.87%,新算法在定位精度方面具有显著优势。贾鹤鸣等<sup>[50]</sup>将 HHO 算法应用于图像分割技术,利用基本算法搜索脉冲耦合神经网络(PCNN)参数,采用 3 种评价标准将 HHO-PCNN 的性能与其他 6 种方法作比较,综合脑部图像,HHO 的查准率为 0.977,查成率为 0.772, dice 为 0.846,高于对比算法。可见,HHO-PCNN 具有出色的脑部图像分割能力。

除此以外,HHO 在神经网络训练、电机控制、土木工程、谐波失真和支持向量机等领域取得了较好效果。表 5 直观展示了 HHO 的改进策略、优缺点以及应用领域等。

4.3 各算法性能特点的比较

BA、FOA、WOA 和 SSA 这 4 种算法参数较少且计算效率较高。BA 的参数  $\alpha$  和  $\gamma$  影响着算法的性能,其取值大小可有效地改善算法收敛速度

表 5 HHO 的改进策略与应用

Table 5 Improvement strategies and application of HHO

算法名称	改进策略	提出时间	改进思路	优点	缺点	应用领域
IEHHO <sup>[51]</sup>	基于信息交换	2020 年	引入新模型使个体获取来自共享区域和合作者的信息	1 000 维函数效果明显	时间效率低于 HHO	工程优化
MOHHO <sup>[52]</sup>	基于多目标	2020 年	利用归档策略和比例选择算子完成多目标功能	鲁棒性和稳定性提高	初始参数较差,预测稳定性被忽略	空气污染预测
EHHO <sup>[53]</sup>	多机制融合	2019 年	利用反向学习机制改进相对位置	收敛速度提高	多目标任务下表现不佳	光伏模型

和精度,而 BA 寻优性主要依靠蝙蝠个体之间的相互协作和影响。FOA 采用二维搜索,规则简单、易编程,关键参数仅为  $PS$  和  $Iter_{max}$ ,简洁的视觉和嗅觉搜索机制使其更易应用于实际问题。WOA 最显著的特征是灵活性和鲁棒性较好,其收敛性由参数 $a$ 控制,当 $a$ 自 2 递减到 0,WOA 搜索域越来越小,从而提升了算法的收敛速度。SSA 同样具有简单易实现的特点,它只有一个主控参数  $c_1$ ,参数  $c_1$  在迭代过程中自适应地减小,因此 SSA 首先探索搜索空间,然后进行开发。SSA 仅根据食物源更新樽海鞘领导者的位置,跟随者的位置由前一个个体决定,其独有的链式更新模型极大地降低了算法陷入局部极值的概率,但依然

存在易陷入局部最优值和进化停滞等不足。

相比之下,HHO 的缺点之一就是参数过多。其中,逃逸能量  $E$  具有动态随机时变性,可以进一步促进 HHO 的探索 and 开发模式;然后利用一系列基于  $E$  和  $r$  参数的搜索策略,选择最佳移动步骤;随机跳跃强度  $J$  也可以帮助候选解决方案平衡探索和开发。在 HHO 算法执行到后期时,整个种群一分为二,一部分向原点靠拢,一部分向当前最优解聚集,相比 BA、FOA、WOA 和 SSA,HHO 中的 4 种包围策略对全局最优解不在原点附近的优化问题依然可以得到不错的结果,因此 HHO 对于优化问题的普适性优于其他 4 种算法。表 6 对 5 种算法的优势和不足进行了比较。

表 6 新型群体智能优化算法的比较

Table 6 Comparison of new swarm intelligent optimization algorithms

算法名称	提出时间	作者	作者国籍	优点	缺点
蝙蝠算法	2010 年	Xin-She Yang	英国	敏感参数较少,收敛速度较快,鲁棒性较强,种群多样性较高	求解精度不高,算法较复杂,运算时间长,早熟收敛
果蝇优化算法	2011 年	潘文超	中国	参数少,模型简单,收敛速度快	易陷入局部最优,早熟收敛
鲸鱼优化算法	2016 年	Mirjalili	澳大利亚	全局寻优能力强,计算量小,可塑性强,易编程	局部搜索能力差,稳定性不强,易陷入极值
樽海鞘群体算法	2017 年	Mirjalili	澳大利亚	参数少,较好地平衡局部搜索和全局探索能力	依赖初始种群,收敛速度慢,易陷入局部最优
哈里斯鹰优化算法	2019 年	Heidari	伊朗	高效的全局搜索策略,灵活性和鲁棒性好,寻找全局最优值的可能性和效率较高	收敛速度慢,收敛精度低,参数过多,可能导致过早收敛,概率分布随迭代而变化

5 结束语

对 2010 年以来提出的比较典型的 5 种群智能优化算法进行综述,总结了国内外研究进展,从多角度进行对比和分析,并对群智能算法的后续研究给出建议。

(1)理论研究。群智能算法普遍具有较弱的数学理论支持,须加强算法的理论研究。目前大部分研究涉及算法的稳定性、收敛性和收敛速度,但是算法的统计特征和计算复杂性的研究相对较少。

(2)改进研究。①种群多样性:基于多种群策略改进的算法有利于实现分布式优化和并行计算,适于求解包含多个最优解的多模态优化问题。多种群协同进化策略有助于算法寻优性能的提  
升,是未来研究的重点之一。②更高效的混合算法:某种意义上融合算法比原始算法拥有更好的性能,新算法也呈现“种群进化”的规律。③新型搜索策略:未来可将生物学中其他物种的部分行为机理、数学中的定理和性质等引入算法,设计新的搜索策略,更新核心计算公式。④算法参数研

究:大多数研究只针对个别参数进行优化,忽略了其他参数对算法性能的影响。例如 BA 的改进大多基于蝙蝠的速度和位置,而对脉冲响度和频率的研究较少,下一步可通过改进脉冲响度和频率来调整算法性能。⑤权衡问题:有效平衡全局探索和局部开发能力,有助于减少系统开销和实现高效优化。⑥计算开销:在提升求解质量的同时,应考虑降低计算代价。

(3)应用研究。①群体智能算法在离散优化等经典问题中的研究较多,而在多目标优化、多约束优化、动态优化、连续优化和混合变量优化等领域仍有待扩展。②算法的参数选择通常凭借经验,在求解具体问题时验证算法的性能,会取得更高的价值。

参考文献:

[1] 韩丽霞. 自然启发的优化算法及其应用研究[D]. 西安:西安电子科技大学,2009.

[2] 李士勇,李研,林永茂. 智能优化算法与涌现计算[M]. 北京:清华大学出版社,2019.

[3] METROPOLIS N,ROSENBLUTH A W,ROSENBLUTH M N,et al. Equation of state calculations by fast computing machines[J]. The journal of chemical physics, 1953,21(6):1087-1092.

[4] KIRKPATRICK S, Jr GELATT C D, VECCHI M P. Optimization by simulated annealing[J]. Science, 1983,220(4598):671-680.

[5] HOSSEINI H S. Problem solving by intelligent water drops[C]//2007 IEEE Congress on Evolutionary Computation. Piscataway:IEEE,2007:3226-3231.

[6] HOSSEINI H S. Intelligent water drops algorithm[J]. International journal of intelligent computing and cybernetics,2008,1(2):193-212.

[7] 华一村,刘奇奇,郝矿荣,等. 非规则 Pareto 前沿面多目标进化优化算法研究综述[J]. 郑州大学学报(工学版),2021,42(1):1-8.

[8] HOLLAND J H. Adaptation in natural and artificial systems: an introductory analysis with application to biology[M]. Cambridge:MIT press,1992.

[9] STORN R, PRICE K. Differential evolution: a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces[J]. Journal of global optimization, 1997,11(4):341-359.

[10] MEHRABIAN A R, LUCAS C. A novel numerical optimization algorithm inspired from weed colonization[J]. Ecological informatics,2006,1(4):355-366.

[11] YANG X S. Flower pollination algorithm for global optimization[C]//Unconventional Computation and Natural Computation. Berlin:Springer,2012:240-249.

[12] BENI G, WANG J. Swarm intelligence in cellular robotic systems[J]. Robots and biological systems: towards a new bionics, 1993,102:703-712.

[13] COLORNI A, DORIGO M, MANIEZZO V, et al. Distributed optimization by ants colonies[C]//Proceedings of the 1st European Conference on Artificial Life. Paris: El Sevier Publishing, 1991:134-142.

[14] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization[C]//Proceedings of ICNN'95-International Conference on Neural Networks. Piscataway:IEEE,1995:1942-1948.

[15] YANG X S. A new metaheuristic bat-inspired algorithm[J]. Computer knowledge & technology, 2010, 284:65-74.

[16] 潘文超. 果蝇最佳化演算法:最新演化式计算技术[M]. 台中:沧海书局,2011.

[17] MIRJALILI S, LEWIS A. The whale optimization algorithm[J]. Advances in engineering software,2016,95:51-67.

[18] MIRJALILI S, GANDOMI A H, MIRJALILI S Z, et al. Salp swarm algorithm: a bio-inspired optimizer for engineering design problems[J]. Advances in engineering software,2017,114:163-191.

[19] HEIDARI A A, MIRJALILI S, FARIS H, et al. Harris hawks optimization: algorithm and applications[J]. Future generation computer systems,2019,97:849-872.

[20] 许德刚,赵萍. 蝙蝠算法研究及应用综述[J]. 计算机工程与应用,2019,55(15):1-12,31.

[21] 李苗苗,王秋萍,惠蕙. 分数阶策略和带有 Lévy 飞行的螺旋蝙蝠算法[J]. 计算机工程与应用,2021, 57(18):75-81.

[22] 倪昌浩,邹海. 基于改进蝙蝠算法的移动机器人路径规划方法研究[J]. 制造业自动化,2021,43(6):53-56,62.

[23] ESKANDARI S, JAVIDI M M. A novel hybrid bat algorithm with a fast clustering-based hybridization[J]. Evolutionary intelligence,2020,13(3):427-442.

[24] MUGEMANYI S, QU Z Y, RUGEMA F X, et al. Optimal reactive power dispatch using chaotic bat algorithm[J]. IEEE access,2020,8:65830-65867.

[25] CHAKRI A, KHELIF R, BENOURET M, et al. New directional bat algorithm for continuous optimization problems[J]. Expert systems with applications,2017, 69:159-175.

[26] 陈凯镔,陶沙沙,向峻伯,等. 改进 BA 的汽车发动机 DCS 故障检测优化[J]. 机械设计与制造,2020 (10):176-181.

[27] 祖宏亮. 基于模糊聚类的图像分割算法研究[D].

- 哈尔滨:哈尔滨理工大学,2020.
- [28] PAN W T. A new fruit fly optimization algorithm: taking the financial distress model as an example [J]. Knowledge-based systems, 2012, 26: 69–74.
- [29] 霍慧慧. 果蝇优化算法及其应用研究 [D]. 太原: 太原理工大学, 2015.
- [30] 宋杰, 许冰, 杨森中. 基于自适应步长果蝇优化算法图像分割 [J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(4): 184–190.
- [31] YUAN X F, DAI X S, ZHAO J Y, et al. On a novel multi-swarm fruit fly optimization algorithm and its application [J]. Applied mathematics and computation, 2014, 233: 260–271.
- [32] CHEN C. RWFOA: a random walk-based fruit fly optimization algorithm [J]. Soft computing, 2020, 24(16): 12681–12690.
- [33] FAN Y, WANG P J, HEIDARI A A, et al. Rationalized fruit fly optimization with sine cosine algorithm: a comprehensive analysis [J]. Expert systems with applications, 2020, 157: 113486.
- [34] 党建武, 谭凌. 改进果蝇算法优化加权极限学习机的入侵检测 [J]. 系统仿真学报, 2021, 33(2): 331–338.
- [35] 信成涛, 邹海, 盛超, 等. 新型果蝇优化算法的最佳熵阈值图像分割 [J]. 微电子学与计算机, 2019, 36(4): 52–56.
- [36] 王涛, RYAD C. 非线性权重和收敛因子的鲸鱼算法 [J]. 微电子学与计算机, 2019, 36(1): 11–15.
- [37] 龙文, 蔡绍洪, 焦建军, 等. 求解大规模优化问题的改进鲸鱼优化算法 [J]. 系统工程理论与实践, 2017, 37(11): 2983–2994.
- [38] FAN Q, CHEN Z J, ZHANG W, et al. ESSAWOA: enhanced whale optimization algorithm integrated with salp swarm algorithm for global optimization [J]. Engineering with computers, 2020, 38: 797–814.
- [39] ABDEL-BASSET M, CHANG V, MOHAMED R. HS-MA\_WOA: a hybrid novel slime mould algorithm with whale optimization algorithm for tackling the image segmentation problem of chest X-ray images [J]. Applied soft computing, 2020, 95: 106642.
- [40] QAIS M H, HASANIEN H M, ALGHUWAINEM S. Enhanced whale optimization algorithm for maximum power point tracking of variable-speed wind generators [J]. Applied soft computing, 2020, 86: 105937.
- [41] JADHAV A N, GOMATHI N. WGC: hybridization of exponential grey wolf optimizer with whale optimization for data clustering [J]. Alexandria engineering journal, 2018, 57(3): 1569–1584.
- [42] MOSTAFA A, HASSANIEN A E, HOUSENI M, et al. Liver segmentation in MRI images based on whale optimization algorithm [J]. Multimedia tools and applications, 2017, 76(23): 24931–24954.
- [43] 王斐, 贾晓洪, 李丽娟, 等. 基于樽海鞘群算法的图像匹配方法 [J]. 弹箭与制导学报, 2019, 39(5): 111–114.
- [44] 陈涛, 王梦馨, 黄湘松. 基于樽海鞘群算法的无源时差定位 [J]. 电子与信息学报, 2018, 40(7): 1591–1597.
- [45] 刘森, 贾志成, 陈雷, 等. 基于樽海鞘群体优化非负矩阵分解的高光谱图像解混算法 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2019, 31(2): 315–323.
- [46] WU J, NAN R J, CHEN L. Improved salp swarm algorithm based on weight factor and adaptive mutation [J]. Journal of experimental & theoretical artificial intelligence, 2019, 31(3): 493–515.
- [47] SHEKHAWAT S S, SHARMA H, KUMAR S, et al. BSSA: binary salp swarm algorithm with hybrid data transformation for feature selection [J]. IEEE access, 2021, 9: 14867–14882.
- [48] ABUALIGAH L, SHEHAB M, DIABAT A, et al. Selection scheme sensitivity for a hybrid salp swarm algorithm: analysis and applications [J]. Engineering with computers, 2020: 1–27.
- [49] 马一鸣, 石志东, 赵康, 等. 基于改进哈里斯鹰优化算法的TDOA定位 [J]. 计算机工程, 2020, 46(12): 179–184.
- [50] 贾鹤鸣, 康立飞, 孙康健, 等. 哈里斯鹰算法优化脉冲耦合神经网络的图像自动分割 [J]. 应用科技, 2019, 46(4): 16–20, 25.
- [51] QU C W, HE W, PENG X N, et al. Harris hawks optimization with information exchange [J]. Applied mathematical modelling, 2020, 84: 52–75.
- [52] DU P, WANG J Z, HAO Y, et al. A novel hybrid model based on multi-objective harris hawks optimization algorithm for daily PM<sub>2.5</sub> and PM<sub>10</sub> forecasting [J]. Applied soft computing, 2020, 96: 106620.
- [53] CHEN H L, JIAO S, WANG M J, et al. Parameters identification of photovoltaic cells and modules using diversification-enriched harris hawks optimization with chaotic drifts [J]. Journal of cleaner production, 2020, 244: 118778.

Overview of New Swarm Intelligent Optimization Algorithms

GAO Yuelin<sup>1,2</sup>, YANG Qinwen<sup>1,2</sup>, WANG Xiaofeng<sup>1</sup>, LI Jiahang<sup>2,3</sup>, SONG Yanjie<sup>4</sup>

(1. School of Computer Science and Engineering, North Minzu University, Yinchuan 750021, China; 2. Ningxia Key Laboratory of Intelligent Information and Data Processing, North Minzu University, Yinchuan 750021, China; 3. School of Mathematics and Information Science, North Minzu University, Yinchuan 750021, China; 4. College of Systems Engineering, National University of Defense Technology, Changsha, 410073, China)

**Abstract:** Intelligent optimization algorithms could be divided into four categories: nature-like optimization algorithm, evolutionary algorithm, plant growth simulation algorithm, and swarm intelligence optimization algorithm. The swarm intelligence optimization algorithm was the most important type of algorithm. It played an important role in solving complex engineering problems, and together with image processing, fault detection, path planning, particle filtering, feature selection, production scheduling, intrusion detection, support vector machines, wireless sensors, neural network models, and got more extensive applications in other fields. In recent years, intelligent optimization algorithms such as bat algorithm, fruit fly optimization algorithm, whale optimization algorithm, salp swarm algorithm, and harris hawks optimization algorithm were widely used. Based on these five new swarm intelligence optimization algorithm, the model, characteristics, improvement strategies and application fields of the algorithm were reviewed. It analyzed the development opportunities and future trends it faced from theoretical investigations, improvement strategy and application studies, and provided a guidance on algorithm application. Findings showed that swarm intelligence optimization algorithm could perform well on many classic problems, but still should be expanded in the fields of multi-objective optimization, multi-constraint optimization, dynamic optimization, and mixed variable optimization. Effective parameter control of different groups of intelligent optimization algorithm in the face of various specific problems was still the focus of future studies. Co-evolution from populations, exploring more efficient hybrid methods and search strategies could be feasible solutions.

**Keywords:** swarm intelligence optimization algorithm; bat algorithm; fruit fly optimization algorithm; whale optimization algorithm; salp swarm algorithm; harris hawks optimization algorithm

(上接第 7 页)

A Spatial Index Based on Clipping Bounding Box of Space Partitioning Tree

XIONG Wei, LI Ruiqing, CHEN Luo, CAO Jingzhi, ZI Wenjie

(School of Electronic Science, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

**Abstract:** In spatial databases, spatio-temporal indexes based on R tree use minimum bounding box (MBB) to approximate spatio-temporal data to improve query efficiency, and the efficiency of indexing can be further improved by by clipping the bounding box. To address this problem, an improved spatio-temporal indexing method based on CBB was proposed, which firstly extended the method from two dimensions to the spatio-temporal dimension and obtained the possible clipping points by calculation, and recorded these points in the index for optimizing the clipping space of the bounding box of the index nodes, which could reduce the unnecessary child-node search in the query process. Then, the intersection of query box and the MBB of index node was analyzed, and the range query processing algorithm was further optimized, thus avoiding redundant comparison of clipping points in the query process. The experimental results showed that the indexing method could clip the space of the MBB of index nodes three times more than the original method, and could reduce the node computation by 40%, and could reduce the query time by 20%, which further could improve the query performance of spatial division tree-based spatio-temporal index.

**Keywords:** geographic information; spatial query; spatial index; R tree; clipping bounding box