

# 一种基于思维创新策略改进的鲸鱼迁徙算法及应用

曾钰清, 郭 权\*, 徐紫玉

赣南科技学院智能制造与材料工程学院, 江西 赣州

收稿日期: 2026年3月23日; 录用日期: 2026年4月29日; 发布日期: 2026年5月11日

## 摘 要

针对鲸鱼迁徙算法(WMA)在求解复杂优化问题时难以有效协调全局探索与局部开发, 导致易陷入局部最优且收敛精度不足的问题, 本文提出了一种基于思维创新策略改进的鲸鱼迁徙算法(TWMA)。该算法在WMA的基础上引入思维创新策略(TIS), 通过模拟人类认知的“信息事件”、“知识深度”及“想象力”机制, 构建历史最优解记忆库, 并利用正切函数的非线性突变特性及自适应参数, 增强了种群多样性并赋予算法在收敛停滞时跳出局部极值的能力。为验证改进算法的有效性, 本文采用CEC2022基准函数集进行仿真测试, 并将TWMA与原始WMA及其他算法进行对比。仿真结果表明, TWMA在多数测试函数上的寻优精度、收敛速度及鲁棒性均优于对比算法。最后, 将TWMA应用于行星轮系设计工程优化问题, 结果进一步证实了该算法在解决非线性约束工程问题上的可行性与优越性。

## 关键词

鲸鱼迁徙算法, 思维创新策略, 局部最优, 行星轮系设计

# An Improved Whale Migration Algorithm Based on Innovative Thinking Strategies and Its Application

Yuqing Zeng, Quan Guo\*, Ziyu Xu

School of Intelligent Manufacturing and Material Engineering, Gannan University of Science and Technology, Ganzhou Jiangxi

Received: March 23, 2026; accepted: April 29, 2026; published: May 11, 2026

\*通讯作者。

文章引用: 曾钰清, 郭权, 徐紫玉. 一种基于思维创新策略改进的鲸鱼迁徙算法及应用[J]. 传感器技术与应用, 2026, 14(3): 345-356. DOI: 10.12677/jsta.2026.143035

## Abstract

To address the problem that the Whale Migration Algorithm (WMA) struggles to effectively coordinate global exploration and local exploitation when solving complex optimization problems, leading to susceptibility to local optima and insufficient convergence accuracy, this paper proposes an improved Whale Migration Algorithm (TWMA) based on a Thinking Innovation Strategy (TIS). This algorithm introduces a Thinking Innovation Strategy (TIS) to WMA, simulating the mechanisms of “information events,” “knowledge depth,” and “imagination” in human cognition to construct a historical optimal solution memory bank. Furthermore, it utilizes the nonlinear mutation characteristics of the tangent function and adaptive parameters to enhance population diversity and endow the algorithm with the ability to escape local optima when convergence stalls. To verify the effectiveness of the improved algorithm, simulation tests are conducted using the CEC2022 benchmark function set, and TWMA is compared with the original WMA and other algorithms. Simulation results show that TWMA outperforms the compared algorithms in terms of optimization accuracy, convergence speed, and robustness on most test functions. Finally, TWMA is applied to the engineering optimization problem of planetary gear train design, and the results further confirm the feasibility and superiority of this algorithm in solving nonlinearly constrained engineering problems.

## Keywords

Whale Migration Algorithm, Thinking Innovation Strategy, Local Optima, Planetary Gear System Design

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

## 1. 引言

随着科学技术的进步以及工程系统的日趋复杂,在过去的几十年的实践过程中出现了许多优化问题。这些问题往往具有高维度、非线性、多峰性以及约束紧密耦合等复杂特征,广泛存在于机器学习、工程设计与制造、能源系统规划以及航空航天等众多领域。由于传统优化方法在处理此类问题时极易陷入局部最优且求解效率偏低,研究者们开始寻求更具鲁棒性的替代方案。在此背景下,受自然界演化规律与人类社会行为启发而诞生的元启发式算法(Metaheuristic Algorithms)应运而生,为破解复杂优化难题提供了全新的视角[1]。

元启发式算法之所以能够成为解决高复杂度问题的通用工具,核心在于其能够有效平衡全局探索与局部开发,从而在广阔的解空间中稳健地锁定高质量近似解。近年来,该领域进入了蓬勃发展的黄金期,一系列结构新颖、性能卓越的算法不断涌现。例如,结合了黑鹰的生物规律和数学变换来指导粒子搜索行为的黑鹰优化算法(Black Eagle Optimizer, BEO) [2]、模拟伞蜥在自然栖息地独特狩猎行为的伞蜥优化算法(Frilled Lizard Optimization, FLO) [3]以及基于蚁群生命周期和自然界多种动物运动策略调节的白蚁生命周期优化器(Termite Life Cycle Optimizer, TLCO) [4]等。这些算法巧妙地模拟物理过程、生物进化或群体智能等机制,实现了对复杂解空间的精准高效搜索,已成为应对传统方法失效场景的关键手段。

在众多的群体智能算法中,鲸鱼迁移算法(Whale Migrating Algorithm, WMA)作为一种模拟座头鲸协作迁移行为的新型优化工具,因其独特的领导者-跟随者动态机制与自适应迁移策略,在处理基础优化任务时展现出了较强的寻优性能[5]。然而,单一算法难以在所有复杂约束下均保持最优性能,WMA在

面对极具挑战性的实际工程问题时,仍存在无法有效协调全局探索与局部开发过程的共性瓶颈,易导致种群多样性缺失,进而陷入局部最优。

针对上述缺陷,为了进一步挖掘 WMA 在复杂空间中的搜索潜力,本文提出了一种基于思维创新策略改进的鲸鱼迁徙算法(TWMA)。该算法以 WMA 为基础,引入了思维创新策略(Thinking Innovation Strategy, TIS) [6]。通过模拟人类解决问题时的多维创新认知机制, TIS 旨在系统性地增强种群的搜索活力,在强化算法跳出局部最优能力的同时,显著提升向全局最优解收敛的效率与鲁棒性。

## 2. 鲸鱼迁移算法的工作原理

该算法从座头鲸的合作迁移模式中获得线索,将领导者-跟随者动态与自适应迁移策略相结合,以平衡探索和开发。算法的实现主要包括初始化、追随者更新、领导者更新三个步骤。

### 2.1. 初始化

WMA 是一种基于种群的优化算法,初始种群代表一群正在迁徙的鲸鱼,表示为  $(W_1, W_2, \dots, W_i, \dots, W_{Npop})$ , 其中  $Npop$  是种群成员的数量。每一个鲸鱼个体  $W_i$  是问题的潜在解,用  $D$  维向量  $W_i = (w_{i,1}, w_{i,2}, \dots, w_{i,d}, \dots, w_{i,D})$  ( $i=1, 2, \dots, Npop; d=1, 2, \dots, D$ ) 表示,通过以下公式生成:

$$W_i = L + rand(1, D) \odot (U - L), i=1, 2, \dots, Npop \quad (1)$$

其中,  $L$  和  $U$  分别为随机的上下界变量,  $rand(1, D)$  为  $[0, 1]$  生成的  $D$  维随机数向量,运算 “ $\odot$ ” 表示两个向量的哈达玛乘积。

假设所有种群成员按照适应值(或目标函数值)降序排序  $W_1, \dots, W_{i-1}, W_i, W_{i+1}, \dots, W_{Npop}$ , 那么  $W_1$  是最佳成员(记为  $W_{Best}$ ), 而  $W_{Npop}$  是最差成员。在该模型中,经验较少的成员,受到序列中前一成员的高度影响。

除此之外,在迁徙的鲸鱼群中,存在经验更为丰富的个体,其拥有更好的方位认知和更高的目标函数值(即更优解)带领整个群体走向目的地。WMA 算法中,使用参数  $N_L$  表示更有经验的鲸鱼(领导者)的数量,同时通过  $W_{mean}$  (领导者位置的平均值)来描述整个鲸鱼群在某一时刻的位置,即:

$$W_{mean} = \frac{1}{N_L} \sum_{j=1}^{N_L} W_j \quad (2)$$

$W_{mean}$  用于引导经验较少的个体(追随者)向领导者的平均位置靠拢,能够有效的提高 WMA 的收敛速度,在一定程度上增强了算法摆脱局部解的能力。

### 2.2. 追随者更新(局部开发)

假设海洋中整个迁徙鲸鱼群的当前位置等于  $W_{mean}$ 。如果  $W_{mean}$  和  $W_{Best}$  之间的距离开始缩短,那么整个有经验的鲸鱼群就会接近  $W_{Best}$ 。当然,在这种情况下,经验较少的鲸鱼(追随者)也必须开始沿着向量  $rand(1, D) \odot (W_{Best} - W_{mean})$  给出的相同方向移动。描述第  $i$  头经验较少的鲸鱼位置运动方程为:

$$W_i^{new} = W_{mean} + rand(1, D) \odot (W_{i-1} - W_i) + rand(1, D) \odot (W_{Best} - W_{mean}), i = N_L + 1, \dots, Npop \quad (3)$$

式中,  $rand(1, D) \odot (W_{i-1} - W_i)$  模拟了追随者向邻近更优同伴学习的趋势,而  $rand(1, D) \odot (W_{Best} - W_{mean})$  模拟了追随者对整个群体前进方向的感知和跟随。当且仅当  $f(W_i^{new}) < f(W_i)$  时,  $W_i^{new}$  才能替换当前位置  $W_i$ 。

### 2.3. 领导者更新(全局探索)

领导者负责识别和选择到达目的地的最佳路线,其位置更新公式可描述为:

$$W_i^{new} = W_i + r_1 \odot L + r_2 \odot (U - L), i=1, \dots, N_L \quad (4)$$

式中,  $r_1 \odot L$  模拟了领导者对起点的记忆,  $r_1 \odot r_2 \odot (U-L)$  模拟了领导者向目的地方向前进的探索行为。同样的, 当且仅当  $f(W_i^{new}) < f(W_i)$  时,  $W_i^{new}$  才能替换当前位置  $W_i$ 。

### 3. 改进的鲸鱼迁徙算法

#### 3.1. 思维创新策略

思维创新策略(TIS), 源于对人类认知与创造机制的深入观察。在应对复杂挑战时, 人类不仅调用既有经验, 更善于融合想象与新知识, 从而生成前所未有的解决方案。TIS 通过数学建模的方式, 将这一动态过程结构化, 其核心框架依托于三个关键要素: 信息事件(IE)、知识深度(DOK)以及想象力(IM)。

思维创新策略(TIS)的设计灵感源于对人类认知演进与创造性思维机制的深度模拟, 如图 1 所示: 在应对复杂决策挑战时, 人类认知系统并非单纯依赖既有经验的线性堆叠, 而是通过整合多维信息、挖掘知识内蕴并激发非线性想象, 从而生成突破性的解决方案。为了在算法搜索过程中复现这一动态演化过程, TIS 通过数学建模将其结构化为由信息事件(Information Events, IE)提供触发素材、知识深度(Depth of Knowledge, DOK)引导经验积累、以及想象力(Imagination, IM)驱动发散性探索的核心框架, 从而构建起一套从感知到内化、再到创新突破的结构化算子体系。

基于这一理论架构, TIS 在算法执行层面将宏观的思维过程具象化为一种非线性的位置修正机制。并非直接定位最优解, 而是以“信息事件(IE)”为基础, 融合个体当前的“知识储备(DOK)”与“想象力(IM)”, 从而动态构建出一个全新的候选解。这一过程旨在为算法演进开辟全新路径, 具体表现为: 新位置  $pop_{new}$  由当前个体位置  $pop$ 、信息事件 IE、知识深度 DOK 及想象力 IM 共同驱动生成, 通过这种协同演化机制, 使算法在复杂解空间中具备更强的探索活力与收敛韧性。

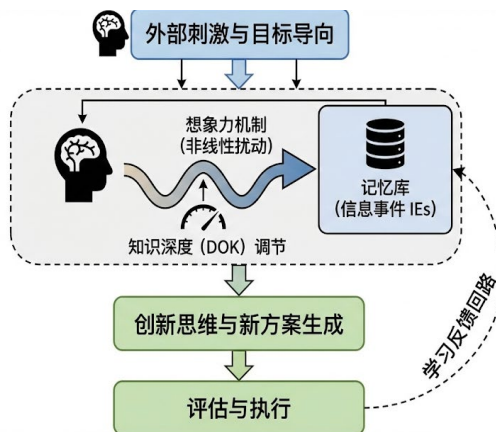


Figure 1. Diagram of thinking innovation strategies  
图 1. 思维创新策略示意图

##### 3.1.1. 信息事件(IE)

信息事件(IE)的核心作用, 是通过识别算法中的成功个体, 为全局探索与局部开发提供关键信息引导。IE 作为一个动态更新的单体或小规模集合, 存储当前迭代中表现最优异的成功个体信息。在算法初始阶段, 从初始种群中随机选取一个成功个体作为初始 IE; 随着算法迭代, 通过与其他算子的交互, 引导种群向历史成功区域靠拢。与此同时, 在运行过程中 IE 遵循严格的优胜劣汰更新准则, 当产生比当前 IE 适应度更高的候选解时, 立即替换原有信息, 确保思维创新的参考点始终处于全局领先地位。IE 能够将零散的搜索经验转化为具有引导性的高质量知识信息, 在抑制盲目搜索的同时, 显著增强了算法在解空间中的收敛稳定性与精度。

### 3.1.2. 知识深度(DOK)

知识深度(DOK)作为一个全面的心理资源库,支持批判性思维包括两个主要层次:

(1) 经验积累 DOK1: 采用如式(5)所示的线性增长模型,模拟个体在成长过程中基础知识的稳步积累。其中  $C = 0.5$  作为基准认知水平,确保算法在初期就具备一定的搜索导向性。

$$DOK1 = C + \left( \frac{FEs}{MaxFEs} \right)^{0.5} \quad (5)$$

其中,  $FEs$  表示当前评估次数,  $MaxFEs$  表示最大评估次数。

(2) 深度洞察 DOK2: 设计为如式(6)所示的幂函数,该高阶幂函数产生一个极其陡峭的曲线。在搜索前中期,其值趋近于 0,使算法专注于基础经验(DOK1)的全局探索;而在搜索末期(随着  $FEs \rightarrow MaxFEs$ ),DOK2 会迅速飙升。这模拟了人类在长期积累后,在面临最后决策压力时通过深思熟虑产生质变洞察的过程,从而实现强力收敛。

$$DOK2 = FEs^{10} \quad (6)$$

所以知识深度(DOK)可以表示为:

$$DOK = DOK1 + DOK2 \quad (7)$$

DOK1 采用线性增长模型模拟基础知识的稳步积累,确保算法初期具备一定的搜索导向性;DOK2 采用高阶幂函数模拟后期深度洞察,在搜索末期迅速飙升以实现强力收敛。两者结合(式(7))使得算法能够在前期注重全局探索,后期利用质变洞察进行精细收敛,从而有效平衡搜索与开发过程。

### 3.1.3. 想象力(IM)

想象力(IM)是指在思维过程中对已有认知素材进行新颖整合、从而生成新意象的能力。在创新思维中,个体的想象力发挥着关键作用。它的形成与发展,既依赖于对既有知识经验的批判性审视与反思,也离不开对研究对象持续、深入的系统性观察与理解。其计算公式为:

$$M = \pi \times IE \times rand \quad (8)$$

其中,  $rand$  是 0 到 1 之间的随机数,  $\pi$  用于调节幅度,使想象力值具有合适的尺度。

### 3.1.4. TIS 位置更新公式

基于个体的知识深度和想象力, TIS 通过以下公式生成新个体位置:

$$popnew = \tan(IM - 0.5 \times \pi) + \left( \frac{pop}{DOK} + IE \right) \quad (9)$$

其中  $popnew$  表示种群的更新位置;  $\tan(IM - 0.5 \times \pi)$  映射了“发散性思维”与“突破传统边界”的认知特征。自变量  $IM - 0.5 \times \pi$  将想象力值偏移至正切函数的敏感区域。当  $IM \approx 0.5 \times \pi$  时斜率较小,算子输出接近 0,通过  $IE$  引导个体在已知最优区域进行精细化搜索;当  $IM$  接近 0 或  $\pi$  时,算子输出呈指数级增长。虽然这增加了算法的不稳定性,但正是为算法在复杂多峰函数中提供了强大的全局探索能力,象征着从量变到质变的创新突破;  $pop$  是当前个体的位置,  $\frac{pop}{DOK} + IE$  将知识深度对当前位置的调节作用与成功个体的经验信息相结合,共同构成新解生成的基础。

## 3.2. TWMA 算法的实现

本文引入思维创新策略(TIS),旨在解决鲸鱼迁徙算法(WMA)在迭代后期因种群趋同而易陷入局部最优的问题。TIS 通过引入“信息事件”(IE)构建历史最优解的记忆库,打破了原始 WMA 仅依赖当前代信息的局限,利用历史成功经验引导个体搜索,从而增强了算法的记忆制导能力。此外, TIS 利用正切函数的非线性突变特性以及随评估次数自适应变化的“知识深度”(DOK)参数,赋予了算法在收敛停滞时进

行长距离跳跃的能力，这种机制不仅有效平衡了算法的全局勘探与局部开发需求，更显著提升 WMA 跳出局部极值点的鲁棒性与最终的收敛精度。

综上所述，基于思维创新策略改进的鲸鱼迁徙算法 TWMA 的算法流程归纳如下：

步骤 1：设定种群规模与参数，随机初始化鲸鱼位置并计算适应度，同时构建 TIS 记忆库并将当前最优解存入作为初始引导信息。

步骤 2：迭代开始时，根据适应度对种群进行排序，将前一半个体划分为领导者并计算其中心位置，剩余个体划分为追随者。

步骤 3：追随者依据领导者中心、前序邻居及全局最优位置进行迁徙移动，而领导者则在当前区域内执行随机游走搜索。

步骤 4：利用正切函数的非线性特性及自适应的知识深度参数，结合记忆库中的历史最优信息，对 WMA 更新后的位置进行二次变异以生成创新解。

步骤 5：比较创新解与当前解的适应度，若创新解更优则替换当前位置，并尝试更新 TIS 记忆库以保持引导信息的有效性。

步骤 6：实时更新全局最优解，重复上述步骤直至达到最大评估次数，最终输出找到的最佳位置与适应度值。

## 4. 仿真结果与分析

### 4.1. 测试函数

本文选用 CEC2022 测试函数集[7]进行仿真实验，测试函数如表 1 所示。该函数集共包含 12 个测试函数，涵盖以下四类：单峰函数(F1)、基础函数(F2~F5)、混合函数(F6~F8)以及组合函数(F9~F12)，覆盖了算法在实际应用中可能遇到的各类复杂情景。

Table 1. CEC 2022 function set

表 1. CEC2022 函数集

函数	名称	范围	最优值
F1	Shifted and full Rotated Zakharov Function	[-100, 100]	300
F2	Shifted and full Rotated Rosenbrock's Function	[-100, 100]	400
F3	Shifted and full Rotated Expanded Schaffer's F6 Function	[-100, 100]	600
F4	Shifted and full Rotated Non-Continuous Rastrigin's Function	[-100, 100]	800
F5	Shifted and full Rotated Levy Function	[-100, 100]	900
F6	Hybrid Function 1 (N = 3)	[-100, 100]	1800
F7	Hybrid Function 2 (N = 6)	[-100, 100]	2000
F8	Hybrid Function 3 (N = 5)	[-100, 100]	2200
F9	Composition Function 1 (N = 5)	[-100, 100]	2300
F10	Composition Function 2 (N = 4)	[-100, 100]	2400
F11	Composition Function 3 (N = 5)	[-100, 100]	2600
F12	Composition Function 4 (N = 6)	[-100, 100]	2700

### 4.2. 对比算法与参数设置

为验证 TWMA 算法的性能，本文选取 TWMA 算法与 WMA、灰狼优化算法(Grey Wolf Optimizer,

GWO) [8]、蜣螂优化算法(Dung beetle optimizer, DBO) [9]、粒子群算法(particle swarm optimization, PSO) [10]和麻雀搜索算法(Sparrow Search Algorithm, SSA) [11]进行对比测试。实验设置统一参数以保证公平性:种群规模  $N = 30$ , 最大迭代次数为 500 次, 搜索空间维度设定 20。为消除随机性影响, 各算法在每个测试函数上均独立运行 30 次。

### 4.3. 收敛性分析

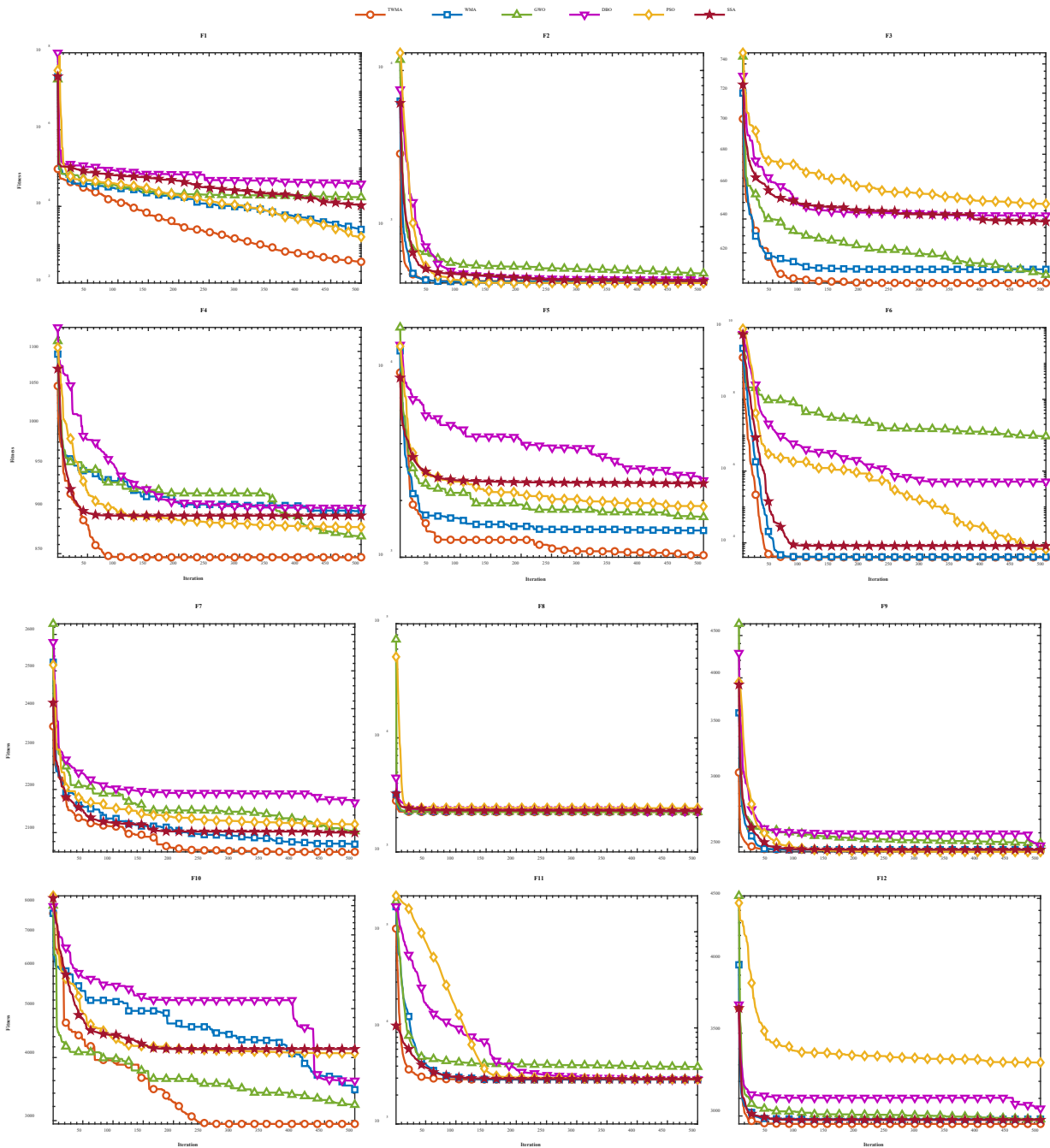


Figure 2. Convergence curve comparison chart

图 2. 收敛曲线对比图

在 12 个基准测试函数下，6 种算法的平均收敛曲线对比见图 2。由图可知，TWMA 算法在寻优效率与精度上均展现出显著优势。

在单峰函数 F1 上，其下降曲线最为陡峭，收敛速度远超存在振荡的 DBO 与 GWO 算法；在基础函数 F2~F5 中，TWMA 保持了最优的收敛精度，证明其能有效维持种群多样性并避免早熟；面对混合函数 F6~F8，该算法表现出极强的环境适应性与鲁棒性；而在组合函数 F9~F12 中，TWMA 呈现出独特的“阶梯式”持续收敛特征，与陷入停滞的对比算法不同，它在迭代后期仍能通过有效机制跳出局部陷阱。综上所述，TWMA 不仅实现了收敛精度的数量级提升，更在解决高复杂度和多模态问题时具备极高的稳定性。

#### 4.4. 综合性能对比分析

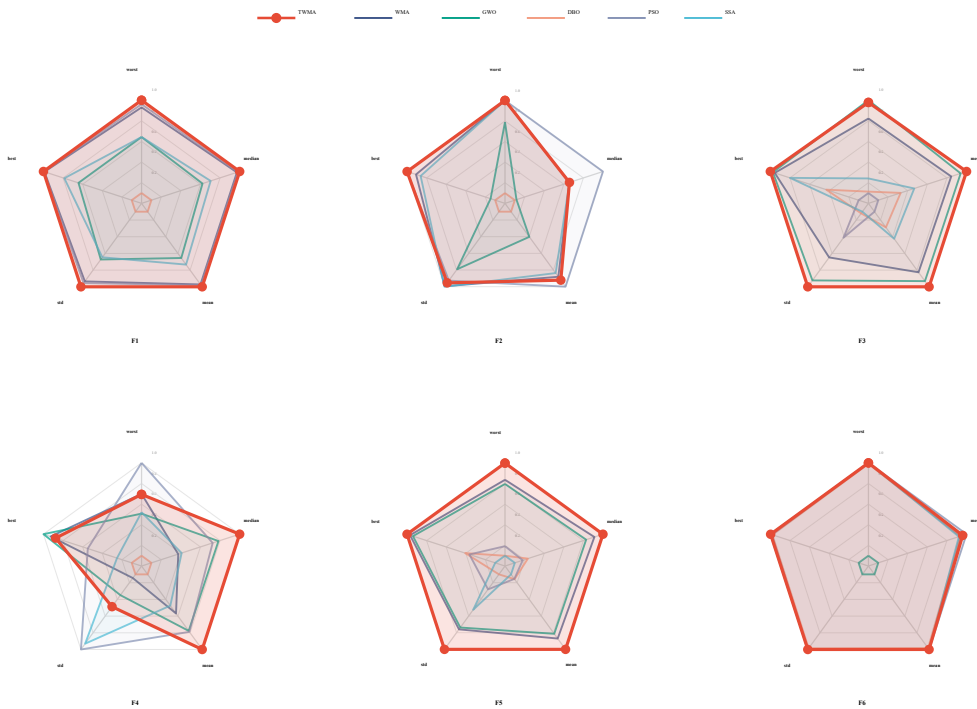
为了直观地对比各算法在不同测试函数上的综合性能，本文采用雷达图进行可视化展示。鉴于选用的评价指标(最优值、最差值、均值、中值及标准差)均为极小化指标(即数值越小代表性能越优)，若直接绘制原始数据，会造成“性能越优则图形面积越小”的视觉矛盾，且不同指标间存在显著的量纲差异。

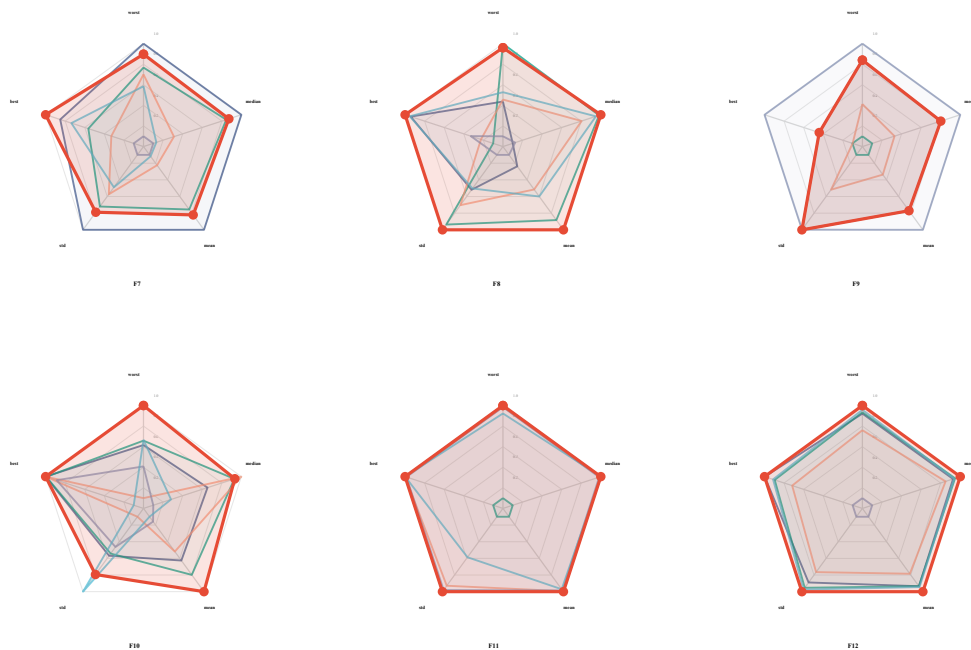
因此，本文引反向最大 - 最小归一化方法对数据进行预处理。该方法将原始数据映射至[0.1, 1.0]区间，具体计算公式如下：

$$S_{ij} = \alpha + (1 - \alpha) \times \frac{X_{\max} - X_{ij}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (10)$$

其中， $X_{ij}$  表示第  $j$  个算法在第  $i$  个指标下的原始数值， $X_{\max}$  和  $X_{\min}$  分别代表该指标下所有对比算法中的最大值与最小值； $\alpha$  为非零截距因子(本文取为 0.1)，用于防止最差结果归零导致图形闭合异常。

经过该变换后，指标的最优值( $X_{\min}$ )被映射为 1.0(雷达图最外圈)，最差值( $X_{\max}$ )被映射为 0.1(雷达图中心附近)。因此，在生成的雷达图中，多边形面积越大，表明该算法在该测试函数上的综合寻优性能越强，结果越稳健。





**Figure 3.** Test function indicator comparison radar chart  
**图 3.** 测试函数指标对比雷达图

由图 3 可知, TWMA 在绝大多数测试函数中形成的红色多边形覆盖面积最大, 且形状最为饱满, 尤其是在 F1、F3、F5、F8 及 F12 等函数上, 其最优值(best)、最差值(worst)、均值(mean)、中值(median)及标准差(std)五项指标上均占据了最外圈的优势位置, 表明该算法不仅寻优精度高, 且具有极强的鲁棒性。相比之下, 其他对比算法(如 DBO、GWO 等)在部分高维或复杂函数上的雷达图面积明显收缩, 说明其易陷入局部最优或寻优不稳。虽然在个别函数(如 F2、F7)上其他算法(如 PSO 或 WMA)展现出了一定的竞争力, 但综合来看, TWMA 凭借其在多数测试场景下稳定且广阔的雷达图覆盖范围, 验证了其在求解精度和稳定性方面优于其他五种主流算法。

## 5. 行星轮系设计问题的求解分析

本文将 TWMA 算法应用于行星轮工程设计问题[12], 旨在验证其在复杂搜索空间下的有效性。通过引入 DBO、PSO、GWO、SSA 以及基准算法 WMA 作为对比对象, 多维度地考量了该算法的优化性能。对比实验结果不仅体现了 TWMA 算法在求解效率上的优势, 也为其在工程领域的有效应用提供了有力佐证。

行星轮系设计优化问题在于寻找一组最佳的齿轮齿数、模数及行星轮个数, 使得行星齿轮箱在满足几何尺寸、装配条件及邻接干扰等约束的前提下, 其各挡位的实际传动比尽可能接近理论目标值。行星齿轮传动结构如图 4 所示:

行星轮系设计优化问题本质上属于动力机械领域中典型的非线性约束优化问题。该问题的数学模型构建于三个核心设计变量之上: 齿轮齿数、模数以及行星轮个数。为确保机构的物理可行性, 求解过程需严格遵循 11 项边界条件, 这些约束涵盖了复杂的几何空间限制及精密装配要求:

(1) 设计变量:

定义设计变量向量  $X = [x_1, x_2, \dots, x_9]^T$ , 各变量的物理意义如下:  $x_1 \sim x_6$  对应齿轮  $N_1 \sim N_6$  的齿数;  $x_7$  对应行星轮数量  $p$ ,  $p \in \{3, 4, 5\}$ ;  $x_8, x_9$  分别决定两级啮合的模数  $m_1, m_2$ 。

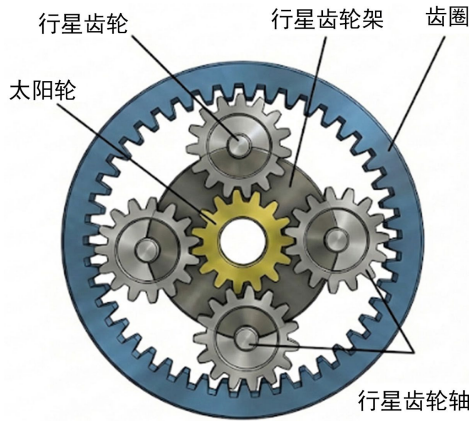


Figure 4. Gear transmission structure diagram  
图 4. 齿轮传动结构图

(2) 目标函数:

$$f(x) = \max |i_k - i_{0k}|, k = \{1, 2, \dots, R\}$$

$$i_1 = \frac{N_6}{N_4}, i_2 = \frac{N_6(N_1N_3 + N_2N_4)}{N_1N_3(N_6 - N_4)}, i_R = -\frac{N_2N_6}{N_1N_3} \quad (11)$$

其中设定目标传动比  $i_{01} = 3.11, i_{02} = 1.84, i_{0R} = -3.11$ 。

(3) 约束条件:

$$g_1(x) = m_2(N_6 + 2.5) - D_{\max} \leq 0$$

$$g_2(x) = m_1(N_1 + N_2) + m_1(N_2 + 2) - D_{\max} \leq 0$$

$$g_3(x) = m_2(N_4 + N_5) + m_2(N_5 + 2) - D_{\max} \leq 0$$

$$g_4(x) = |m_1(N_1 + N_2) - m_2(N_6 - N_3)| - (m_1 + m_2) \leq 0 \quad (12)$$

$$g_5(x) = -\left[ (N_1 + N_2) \sin\left(\frac{\pi}{p}\right) - N_2 - 2 - \delta_{22} \right] \leq 0$$

$$g_6(x) = -\left[ (N_6 - N_3) \sin\left(\frac{\pi}{p}\right) - N_3 - 2 - \delta_{33} \right] \leq 0$$

$$g_7(x) = -\left[ (N_4 + N_5) \sin\left(\frac{\pi}{p}\right) - N_5 - 2 - \delta_{55} \right] \leq 0$$

$$g_8(x) = (N_3 + N_5 + 2 + \delta_{35})^2 - (N_6 - N_3)^2 - (N_4 + N_5)^2 + 2(N_6 - N_3)(N_4 + N_5) \cos\left(\frac{2\pi}{p} - \beta\right) \leq 0 \quad (13)$$

$$g_9(x) = N_4 - N_6 + 2N_5 + 2\delta_{56} + 4 \leq 0$$

$$g_{10}(x) = 2N_3 - N_6 + N_4 + 2\delta_{34} + 4 \leq 0 \quad (14)$$

$$h_1(x) = \frac{N_6 - N_4}{p} = \text{integer}$$

其中,  $\delta_{22} = \delta_{33} = \delta_{55} = \delta_{35} = \delta_{56} = 0.5$ ,  $D_{\max} = 220$ ,  $\beta = \frac{\cos^{-1}\left(\left((N_4 + N_5)^2 + (N_6 - N_3)^2 - (N_3 + N_5)^2\right)\right)}{2(N_6 - N_3)(N_4 + N_5)}$

(4) 取值范围:

$$p = (3, 4, 5), m_1, m_2 = (1.75, 2.0, 2.25, 2.5, 2.75, 3.0), 17 \leq N_1 \leq 96, 14 \leq N_2 \leq 54, \\ 14 \leq N_3 \leq 51, 17 \leq N_4 \leq 46, 14 \leq N_5 \leq 51, 48 \leq N_6 \leq 124$$

表 2 中展示了各算法在行星轮系设计优化问题上的统计结果。在保持实验条件完全一致(即独立运行 30 次)的前提下,将 TWMA 算法与 DBO、PSO、GWO、SSA 及 WMA 算法进行了横向对比。数据表明, TWMA 算法在该工程约束问题的求解上展现出显著优势,其寻优精度与收敛稳定性均超越了其他对比算法,验证了其在复杂机械设计优化中的有效性。

**Table 2.** Comparison of test results on design issues of planetary gear systems

**表 2.** 行星轮系设计问题测试结果对比

	DBO	PSO	GWO	SSA	WMA	TWMA
平均值	6E+100	0.246440799	0.240713649	4.23E+102	0.28707868	<b>0.238481983</b>
标准差	2.2834E+101	0.04001282	0.003979615	5.37E+102	0.10862031	<b>0.002344084</b>
最优值	0.237745672	0.235762349	0.235468837	0.23755102	0.235454545	<b>0.235454545</b>

## 6. 结论

针对标准鲸鱼迁徙算法(WMA)存在的易陷入局部最优和收敛精度低的问题,提出了一种基于思维创新策略的改进算法(TWMA)。通过理论分析、基准函数测试及工程应用验证,得出主要结论如下:

(1) 引入的思维创新策略(TIS)通过建立“信息事件”记忆库,打破了原始算法仅依赖当前代信息的局限。利用“知识深度”与“想象力”的协同作用,结合正切函数的非线性突变机制,能够有效改善算法在迭代后期的种群多样性的同时,并平衡全局勘探与局部开发的需求关系,从而增强了算法跳出局部最优解的能力。

(2) 在 CEC2022 基准函数集的仿真实验中, TWMA 展现出卓越的综合性能。雷达图分析显示, TWMA 在绝大多数测试函数上的最优值、最差值、均值及标准差指标均优于 WMA、GWO、DBO、PSO 及 SSA 算法。收敛曲线分析进一步表明,无论是单峰基础问题,还是高维复杂的混合与组合问题, TWMA 均具备更快的收敛速度和更高的求解精度。

(3) 在行星轮系设计这一典型的非线性约束优化工程问题, TWMA 表现出极强的实用性。在满足严格的几何尺寸与装配约束前提下, TWMA 寻找到的目标函数平均值和标准差均为优异水平,显著优于其他对比算法。这证明了 TWMA 在实际解决复杂工程设计问题时,具有更高的寻优效率和稳定性。

综上所述, TWMA 不仅在理论上改进了 WMA 的不足,更在实际计算中表现出强鲁棒性和高精度,为解决复杂的科学计算与工程优化问题提供了一种高效的新方法。

## 基金项目

江西省教育厅科学技术研究项目: GJJ2203620 基于多智能体的智慧路灯微电网群协同优化调度研究。

## 参考文献

- [1] Dokeroglu, T., Sevinc, E., Kucukyilmaz, T. and Cosar, A. (2019) A Survey on New Generation Metaheuristic Algorithms. *Computers & Industrial Engineering*, **137**, Article 106040. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2019.106040>
- [2] Zhang, H., San, H., Chen, J., Sun, H., Ding, L. and Wu, X. (2024) Black Eagle Optimizer: A Metaheuristic Optimization Method for Solving Engineering Optimization Problems. *Cluster Computing*, **27**, 12361-12393. <https://doi.org/10.1007/s10586-024-04586-1>

- 
- [3] Falahah, I.A., Al-Baik, O., Alomari, S., Bektemyssova, G., Gochhait, S., Leonova, I., *et al.* (2024) Frilled Lizard Optimization: A Novel Bio-Inspired Optimizer for Solving Engineering Applications. *Computers, Materials & Continua*, **79**, 3631-3678. <https://doi.org/10.32604/cmc.2024.053189>
- [4] Minh, H., Sang-To, T., Theraulaz, G., Abdel Wahab, M. and Cuong-Le, T. (2023) Termite Life Cycle Optimizer. *Expert Systems with Applications*, **213**, Article 119211. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.119211>
- [5] Ghasemi, M., Deriche, M., Trojovský, P., Mansor, Z., Zare, M., Trojovská, E., *et al.* (2025) An Efficient Bio-Inspired Algorithm Based on Humpback Whale Migration for Constrained Engineering Optimization. *Results in Engineering*, **25**, Article 104215. <https://doi.org/10.1016/j.rineng.2025.104215>
- [6] Jia, H., Zhou, X. and Zhang, J. (2025) Thinking Innovation Strategy (TIS): A Novel Mechanism for Metaheuristic Algorithm Design and Evolutionary Update. *Applied Soft Computing*, **175**, Article 113071. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2025.113071>
- [7] 田云娜, 李奕轩, 王凯欣. 混合策略改进的鱼鹰优化算法及其工程应用[J]. 计算机工程与应用, 2025, 61(18): 114-131.
- [8] Mirjalili, S., Mirjalili, S.M. and Lewis, A. (2014) Grey Wolf Optimizer. *Advances in Engineering Software*, **69**, 46-61. <https://doi.org/10.1016/j.advengsoft.2013.12.007>
- [9] Xue, J. and Shen, B. (2023) Dung Beetle Optimizer: A New Meta-Heuristic Algorithm for Global Optimization. *The Journal of Supercomputing*, **79**, 7305-7336. <https://doi.org/10.1007/s11227-022-04959-6>
- [10] Kennedy, J. and Eberhart, R. (1995) Particle Swarm Optimization. *Proceedings of ICNN'95-International Conference on Neural Networks*, **4**, 1942-1948. <https://doi.org/10.1109/icnn.1995.488968>
- [11] Xue, J. and Shen, B. (2020) A Novel Swarm Intelligence Optimization Approach: Sparrow Search Algorithm. *Systems Science & Control Engineering*, **8**, 22-34. <https://doi.org/10.1080/21642583.2019.1708830>
- [12] 杨原, 陈明霞, 陆俊良, 等. 多策略改进的人工旅鼠算法及工程应用[J]. 电子测量技术, 2025, 48(22): 98-111.