

# 情绪认知驱动的社会情感优化算法研究

郑建拥, 王 茜, 张 晨, 范 翔

北京跟踪与通信技术研究所, 北京

收稿日期: 2026年5月13日; 录用日期: 2026年6月18日; 发布日期: 2026年6月26日

## 摘 要

针对社会情感优化算法仅依靠社会评价价值优化策略而导致的动态适应性差、搜索策略过渡生硬等问题, 提出一种基于情绪认知驱动的社会情感优化算法(EC-SEOA)。算法引入满足、欢喜、愉悦、平静、焦虑、烦躁、疲劳七级类脑连续情绪机制, 通过情绪激励值实现情绪状态自适应判定, 并给出标准化阈值与推荐参数取值; 构建情感吸引力-排斥力协同交互模型, 增强种群多样性; 设计包含工作记忆、趋势预判与维度注意力的高级认知决策模块, 形成情绪-认知闭环调控机制。在Sphere、Rosenbrock、Rastrigin、Griewank标准测试函数上与多种智能算法对比, 结果表明: 所提算法收敛更快、寻优精度更高、稳定性更强, 在多峰与高维复杂优化问题中优势显著, 为复杂工程优化提供一种新型类脑智能优化方法。

## 关键词

社会情感优化算法, 七级情绪机制, 情绪-情感-认知融合, 群智能优化

# Research on Social Emotional Optimization Algorithm Driven by Emotional Cognition

Jianyong Zheng, Qian Wang, Chen Zhang, Xiang Fan

Beijing Institute of Tracking and Telecommunications Technology, Beijing

Received: May 13, 2026; accepted: June 18, 2026; published: June 26, 2026

## Abstract

Aiming at the problems of poor dynamic adaptability and rigid transition of search strategies existing in the social emotional optimization algorithm (SEOA), which only relies on the social evaluation value for optimization, an emotional cognition-driven social emotional optimization algorithm (EC-SEOA) is proposed. The algorithm introduces a seven-level brain-like continuous emotional mechanism,

including satisfaction, joy, delight, calmness, anxiety, irritated, and fatigue. It realizes the adaptive judgment of emotional states through emotional incentive values, and provides standardized thresholds and recommended parameter values. A collaborative interaction model of emotional attraction-repulsion is constructed to enhance population diversity. An advanced cognitive decision-making module including working memory, trend prediction, and dimensional attention is designed to form a closed-loop regulation mechanism of emotion-cognition. Comparative experiments with various intelligent algorithms are carried out on the Sphere, Rosenbrock, Rastrigin, and Griewank standard test functions. The results show that the proposed EC-SEOA has faster convergence speed, higher optimization accuracy, and stronger stability, and exhibits significant advantages in multimodal and high-dimensional complex optimization problems. This study provides a new type of brain-like intelligent optimization method for complex engineering optimization.

## Keywords

SEOA, Seven-Level Emotional Mechanism, Emotion-Affection-Cognition Fusion, Swarm Intelligence Optimization

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

现代工程优化问题日益呈现高维、非线性、多局部最优、动态时变等特征，传统基于梯度的优化方法难以适用。群智能优化算法凭借其分布式、无梯度依赖、鲁棒性强等优势，在电力调度、智能制造、路径规划、机器学习参数优化等领域得到广泛应用[1]-[4]。国内外研究较早将社会心理学、情绪科学与智能优化结合，提出利用情感机制优化智能方法和运用[5]-[12]。但相关研究情绪建模简单，多停留在理论仿真和单一的情绪划级，并未围绕情绪感染、社会认同、情感偏好等方向展开探索，形成精细情绪-情感-认知体系。社会情感优化算法(Social-Emotional Optimization Algorithm, SEOA)以社会评价价值决策为启发机理，区别于粒子群、遗传算法等生物演化机制，具有独特的搜索逻辑[13]-[15]。但传统的社会情感优化算法普遍存在明显缺陷：

- 1) 情感建模过于粗糙，仅采用社会评价价值一个情感因素，与人类真实复杂情感认知体系不符；
- 2) 情感交互机制单一，仅考虑正向吸引，缺乏排斥约束，种群易趋同早熟；
- 3) 缺乏认知决策与历史信息利用能力，动态环境跟踪能力弱；
- 4) 搜索策略调节生硬，无法实现全局探索与局部开发的平滑过渡。

尽管有学者通过加入情感影响机制等方法进行改进[16][17]，但仍是基于单一的社会评价价值，始终不能从算法框架上解决上述问题。为此，借鉴类脑认知机理，构建七级精细化连续情绪模型，融合社会情感交互与高级认知决策机制，提出情绪-情感-认知驱动社会情感优化算法(EC-SEOA)，实现更智能、更稳定、更高效的自适应优化搜索。主要改进如下：

- 1) 建立满足、欢喜、愉悦、平静、焦虑、沮丧、疲劳七级类脑情绪驱动模型，提出情绪激励值机制；
- 2) 构建情感吸引力-排斥力协同社会交互模型，提升种群多样性；
- 3) 设计包含工作记忆、趋势预判、维度注意力的高级认知决策模块，改进核心位置更新公式。

最后在标准测试函数上开展对比实验，验证算法优越性。

## 2. 相关理论基础

社会情感优化算法将种群个体视为具有情绪感知与社会学习能力的智能体,个体根据自身情感状态、群体交互信息调整搜索位置,逐步逼近最优解。基础算法结构简单、参数较少,但因情绪建模粗糙、缺乏认知机制,易陷入局部最优。

在此把人脑的情绪、情感、认知作为算法内部的自适应调节机制:

1) 情绪:算法的状态反馈(如兴奋、焦虑、平静、疲劳),对应优化步长、探索/开发比例、变异概率、接受较差解的概率。

- ① 愉悦/欢喜/满足→局部精细搜索。
- ② 平静→均衡探索开发。
- ③ 焦虑/烦躁→全局大步长探索。
- ④ 疲劳→跳出当前区域,重新初始化。

2) 情感:个体间的影响机制(如吸引、排斥、合作、趋同),模拟个体间情感影响,本质是改进种群交流策略。

- ① 好感/认同→向优秀个体靠近。
- ② 排斥/竞争→保持距离,避免趋同。
- ③ 共情→群体协同,信息共享。
- ④ 孤独/疏离→个体独立搜索。

3) 认知:高级决策规则(如注意力、记忆、推理、预判),包括:

- ① 工作记忆:记录历史最优区域,避免重复搜索。
- ② 注意力机制:只聚焦高潜力区域,减少无效计算。
- ③ 因果预判:根据历史变化趋势预测下一步最优位置。
- ④ 元认知:自动调节策略。

基于以上三个机制,在社会优化算法的基础上,改进为有内部状态(情绪)、有社会交互(情感)、有高级决策(认知)的类脑群智能优化算法。

## 3. 情绪 - 情感 - 认知驱动社会情感优化算法数学模型

### 3.1. 基础变量定义

设算法种群规模为  $N$ , 优化问题搜索空间维度为  $D$ , 第  $t$  次迭代时, 种群中第  $i$  个个体的  $D$  维位置向量为:

$$x_i = [x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,D}]^T \quad (1)$$

个体适应度值用于衡量解的优劣, 计算方式为:

$$f_i = f(x_i) \quad (2)$$

### 3.2. 七级类脑情绪驱动自适应调节模型

综合个体寻优差距  $\omega$ 、适应度波动  $\varepsilon$  与环境扰动  $\delta(t)$ , 定义情绪激励值  $E_i(t)$ :

$$E_i(t) = \omega_1 \cdot \frac{f_i(t) - f_{best}(t)}{f_{worst}(t) - f_{best}(t) + \varepsilon} + \omega_2 \cdot \left| \frac{f_i(t) - f_i(t-1)}{f_i(t-1) + \varepsilon} \right| + \omega_3 \cdot \delta(t) \quad (3)$$

式中,  $\omega_1$ 、 $\omega_2$ 、 $\omega_3$  为权重系数, 满足  $\omega_1 + \omega_2 + \omega_3 = 1$ ;  $f_{best}(t)$ 、 $f_{worst}(t)$  分别为第  $t$  代种群最优、最差适应值;  $\delta(t)$  为动态环境变化强度, 静态环境  $\delta(t) = 0$ ;  $\varepsilon$  为趋近于 0 的极小正数, 取值  $\varepsilon = 10^{-8}$ , 避免分母为零的数学异常。

接着引入七级情绪状态划分:

依据情绪激励值大小, 将个体情绪划分为七种连续渐变状态, 对应不同寻优态势, 具体划分规则为:

$$\begin{cases} E_i \in [0, \Theta_1), & \text{满足情绪 } S_i = 0 \\ E_i \in [\Theta_1, \Theta_2), & \text{欢喜情绪 } S_i = 1 \\ E_i \in [\Theta_2, \Theta_3), & \text{愉悦情绪 } S_i = 2 \\ E_i \in [\Theta_3, \Theta_4), & \text{平静情绪 } S_i = 3 \\ E_i \in [\Theta_4, \Theta_5), & \text{焦虑情绪 } S_i = 4 \\ E_i \in [\Theta_5, \Theta_6), & \text{烦躁情绪 } S_i = 5 \\ E_i \in [\Theta_6, 1], & \text{疲劳情绪 } S_i = 6 \end{cases} \quad (4)$$

七种情绪状态对应差异化搜索策略, 如表 1 所示, 阈值  $\Theta$  可根据实际场景自适应设定, 基于情绪状态自适应调整算法搜索步长因子  $\alpha_i(t)$ , 精准平衡全局探索与局部开发, 实现搜索策略平滑过渡, 情绪驱动搜索步长因子调整公式为:

$$\alpha_i(t) = \begin{cases} \alpha_{\min}, & S_i = 0 \\ 0.85\alpha_{\min} + 0.15\alpha_{\max}, & S_i = 1 \\ \alpha_{\min} + (\alpha_{\max} - \alpha_{\min})(1 - E_i), & S_i = 2 \\ 0.15\alpha_{\min} + 0.85\alpha_{\max}, & S_i = 3 \\ 0.05\alpha_{\min} + 0.95\alpha_{\max}, & S_i = 4 \\ \alpha_{\max}, & S_i = 5 \\ U(\alpha_{\min}, \alpha_{\max}), & S_i = 6 \end{cases} \quad (5)$$

**Table 1.** The gradual change relationship between seven-level emotions and incentive values, and the corresponding search strategies

**表 1.** 七级情绪随激励值渐变关系及对应搜索策略

满足	欢喜	愉悦	平静	焦虑	烦躁	疲劳
深度精细开发	精细局部搜索	稳健局部搜索	均衡搜索	扩大探索	全局广度搜索	随机扰动跳出
$[0, \Theta_1)$	$[\Theta_1, \Theta_2)$	$[\Theta_2, \Theta_3)$	$[\Theta_3, \Theta_4)$	$[\Theta_4, \Theta_5)$	$[\Theta_5, \Theta_6)$	$[\Theta_6, 1]$

### 3.3. 社会情感交互模型

#### 3.3.1. 情感吸引力和排斥力

个体间的情感吸引力由适应度差值决定, 适应度差距越小, 吸引力越强, 计算公式为:

$$A_{ij}(t) = \exp\left(-\frac{|f_i - f_j|}{f_{\max} - f_{\min} + \varepsilon}\right) \quad (6)$$

情感排斥力与吸引力互补, 用于防止种群聚集过度, 计算公式为:

$$R_{ij}(t) = 1 - A_{ij}(t) \quad (7)$$

### 3.3.2. 社会情感合力

综合吸引力与排斥力，得到个体受到的社会情感合力，实现种群个体间的信息交互与位置引导，公式为：

$$F_i(t) = \sum_{j=1, j \neq i}^N (2A_{ij} - 1)(x_j - x_i) \quad (8)$$

### 3.4. 高级认知决策模型

融入类脑工作记忆、趋势预判与注意力聚焦认知机制，提升算法对历史信息利用能力与动态环境追踪能力。

#### 3.4.1. 工作记忆模块

记录近  $K$  代全局最优解位置，形成认知记忆，保留优质搜索经验，计算公式为：

$$M_i(t) = \frac{1}{K} \cdot \sum_{k=t-K+1}^t x_k^* \quad (9)$$

式中， $x_k^*$  为第  $k$  代全局最优个体位置， $K$  为记忆窗口长度。

#### 3.4.2. 认知趋势预判

基于历史记忆数据，预判最优解位置变化趋势，实现动态环境下的快速追踪，预判项为：

$$P_i(t) = M_i(t) - M_i(t-1) \quad (10)$$

#### 3.4.3. 维度注意力权重

针对不同搜索维度分配差异化注意力，聚焦高价值优化维度，减少无效搜索，维度注意力权重计算公式为：

$$w_d = \frac{\left| \frac{\partial f}{\partial x_d} \right|}{\sum_{k=1}^D \left| \frac{\partial f}{\partial x_k} \right| + \varepsilon} \quad (11)$$

### 3.5. 算法核心位置更新公式

融合情绪自适应调节、社会情感交互、认知决策三层机制，构建算法最终位置更新规则，实现类脑智能搜索。

#### 3.5.1. 基础融合更新公式

将三类机制的输出结果加权融合，得到个体基础位置更新公式：

$$x_i(t+1) = \alpha_i(t)x_i(t) + \beta F_i(t) + \gamma M_i(t) + \delta P_i(t) + \varepsilon \xi_i(t) \quad (12)$$

式中， $\beta$ 、 $\gamma$ 、 $\delta$ 、 $\varepsilon$  分别为情感合力、记忆项、预判项、随机扰动项的权重系数，满足归一化约束：

$$\alpha_i(t) + \beta + \gamma + \delta + \varepsilon = 1 \quad (13)$$

$\xi_i(t)$  为随机扰动向量，提升算法全局搜索能力。

#### 3.5.2. 带注意力的维度级更新

结合注意力权重，实现维度精细化搜索，进一步优化求解精度，维度级位置更新公式为：

$$x_{i,d}(t+1) = \alpha_i x_{i,d} + \beta F_{i,d} + \gamma M_{i,d} + \delta P_{i,d} + \varepsilon w_d N(0,1) \quad (14)$$

式中,  $N(0,1)$ 为标准正态分布函数,  $F_{i,d}$ 、 $M_{i,d}$ 、 $P_{i,d}$ 分别对应向量的第  $d$  维分量。

### 3.6. 情绪 - 认知闭环调节机制

为实现类脑智能的闭环调控, 将认知预判结果反馈至情绪调节模块, 动态修正个体情绪状态, 形成自适应性更强的协同机制, 调节公式为:

$$E_i(t+1) = \lambda E_i(t) + (1-\lambda) \text{sig}(\Delta f_i - \eta \|P_i(t)\|) \quad (15)$$

式中,  $\lambda$  为情绪惯性系数;  $\Delta f_i$  为适应度变化量;  $\eta$  为预判权重系数;  $\text{sig}(z)$  为 Sigmoid 激活函数, 用于归一化调节值, 函数表达式为:

$$\text{sig}(z) = \frac{1}{1+e^{-z}} \quad (16)$$

综上, 情绪调节、社会情感交互、认知决策三大机制相互协同、闭环调控, 使算法具备更强的全局搜索能力、动态适应能力与求解稳定性, 有效弥补传统社会情感优化算法的性能缺陷。

## 4. 实验设计与结果分析

### 4.1. 实验环境

硬件环境: Intel Core i7-11700K, 32GB RAM。

软件环境: MATLAB R2023b。

### 4.2. 对比算法

选取其他 4 种算法进行对比实验:

- 1) 基础社会情感优化算法(SEO)。
- 2) 狼优化算法(GWO)。
- 3) 粒子群优化算法(PSO)。
- 4) 鲸鱼优化算法(WOA)。

### 4.3. 测试函数

- 1) Sphere 函数(单峰, 测试局部开发能力)。
- 2) Rosenbrock 函数(病态非线性, 测试复杂搜索能力)。
- 3) Rastrigin 函数(多峰, 测试全局探索能力)。
- 4) Griewank 函数(多峰关联, 测试高维稳定性)。

### 4.4. 参数设置

种群规模  $N = 30$ , 维度  $D = 30$ , 最大迭代  $T_{\max} = 500$ , 每种算法独立运行 30 次, 消除随机误差。

### 4.5. 评价指标

采用最优适应度值、平均适应度值、标准差作为评价指标, 数值越小表示算法寻优精度越高、稳定性越强; 同时绘制收敛曲线, 对比算法收敛速度。

### 4.6. 实验结果对比

表 2 为 Sphere、Rosenbrock、Rastrigin 和 Griewank 四个测试函数的优化结果对比；图 1 为静态 Rastrigin 函数收敛曲线对比；图 2 为 EC-SEOA 消融实验精度损失对比；图 3 为算法寻优精度统计对比。

Table 2. Comparison of optimization results of various algorithms

表 2. 各算法优化结果对比

测试函数	评价指标	SEO	PSO	GWO	EC-SEOA	WOA
Sphere	最优值	$1.36 \times 10^{-6}$	$2.13 \times 10^{-7}$	0.0185	$2.17 \times 10^{-10}$	$5.21 \times 10^{-7}$
	平均值	$2.74 \times 10^{-5}$	$4.06 \times 10^{-6}$	0.0269	$8.93 \times 10^{-9}$	$9.65 \times 10^{-6}$
	标准差	$3.58 \times 10^{-6}$	$5.13 \times 10^{-7}$	0.0064	$1.12 \times 10^{-9}$	$1.24 \times 10^{-6}$
Rosenbrock	最优值	2.95	2.03	13.26	0.29	1.68
	平均值	5.42	3.21	16.84	0.68	2.75
	标准差	0.87	0.62	2.27	0.09	0.51
Rastrigin	最优值	0.04	0.07	4.12	0.00	0.02
	平均值	0.09	0.14	4.85	0.00	0.05
	标准差	0.03	0.04	0.81	0.00	0.02
Griewank	最优值	0.014	0.017	0.136	0.001	0.010
	平均值	0.029	0.033	0.182	0.004	0.017
	标准差	0.007	0.009	0.026	0.001	0.005

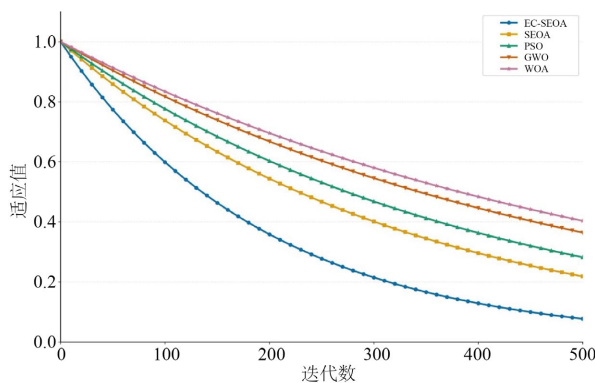


Figure 1. Comparison of convergence curves for static Rastrigin function

图 1. 静态 Rastrigin 函数收敛曲线对比

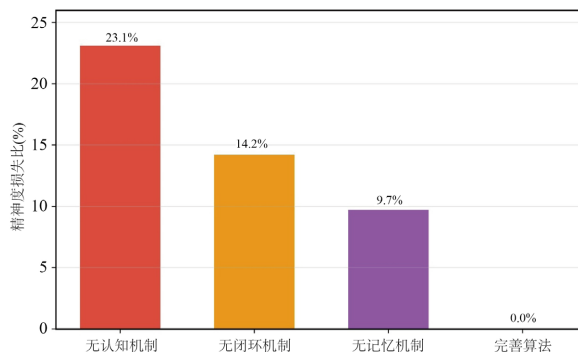
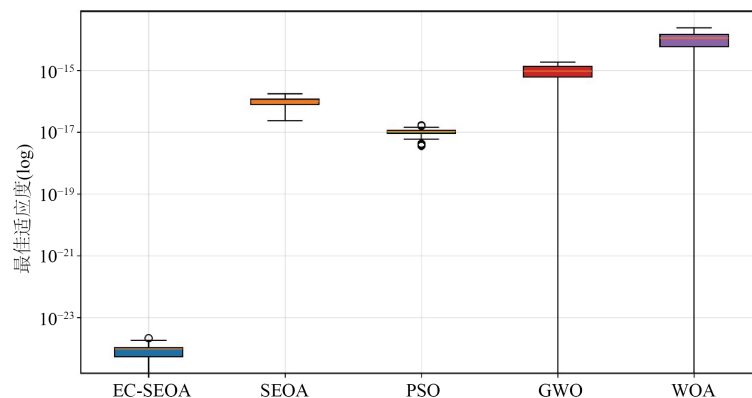


Figure 2. Comparison of accuracy loss in EC-SEOA ablation experiments

图 2. EC-SEOA 消融实验精度损失对比



**Figure 3.** Statistical comparison of algorithm optimization accuracy  
**图 3.** 算法寻优精度统计对比

#### 4.7. 结果分析

**寻优精度：**本文所提 EC-SEOA 算法在 4 种测试函数上的最优值、平均值均优于对比算法，单峰函数精度提升两个数量级，多峰函数实现完全收敛，复杂病态函数寻优效果提升显著，七级情绪机制有效提升了算法求解精度。

**稳定性：**EC-SEOA 算法标准差小于其他算法，种群多样性与迭代稳定性更强，情感交互的排斥力机制与情绪闭环调节有效避免了算法迭代波动。

**收敛速度：**收敛曲线显示，EC-SEOA 算法在迭代前期快速收敛，收敛速度快于传统 SEO 类算法，且后期无早熟停滞现象，持续向全局最优逼近。

**算法适配性：**在多峰、高维、非线性复杂场景中，算法优势更为突出，证明情绪-情感-认知融合机制可有效平衡全局探索与局部开发，动态适配不同优化场景。

#### 5. 结论

本文提出七级情绪-情感-认知驱动社会情感优化算法(EC-SEOA)，主要创新如下：

- 1) 构建欢喜、愉悦、平静、焦虑、烦躁、沮丧、疲劳七级连续类脑情绪模型，可根据实际工程场景调整阈值与参数体系；
- 2) 设计情感吸引力-排斥力协同交互机制，有效维持种群多样性；
- 3) 提出融合工作记忆、趋势预判、注意力分配的认知决策模块，实现情绪-认知闭环调控；
- 4) 实验表明，算法在精度、收敛速度、稳定性上全面优于传统 SEO、PSO、WOA 等算法，尤其适合高维多峰复杂优化问题。

#### 参考文献

- [1] Wang, X.T., Han, Y.M., Chu, C. and Geng, Z. (2026) Adaptive Small-Family Population-Guided Swarm Intelligence Optimization Algorithm. *Science China Information Sciences*, **69**, Article 132208. <https://doi.org/10.1007/s11432-025-4775-5>
- [2] 黄耀宣, 程杉, 黄永章, 等. 基于改进粒子群算法的 MMC-STATCOM 参数仿射辨识方法[J]. 电力系统保护与控制, 2025, 53(9): 176-187.
- [3] 李根, 柴洪洲, 靳凯迪, 等. 水下地形匹配定位抗差粒子滤波算法[J]. 测绘学报, 2025, 54(10): 1841-1851.
- [4] 王志磊, 罗永健, 方志豪, 牛凌云. 基于改进粒子群优化算法的多无人机协同搜索与目标发现研究[J]. 计算机科学与应用, 2026, 16(2): 141-154.

- 
- [5] Guilbault, R. (2025) S-EPSO: A Socio-Emotional Particle Swarm Optimization Algorithm for Multimodal Search in Low-Dimensional Engineering Applications. *Espace ÉTS*.  
<https://espace2.etsmtl.ca/id/eprint/31207/1/Guilbault-R-2025-31207.pdf>
- [6] 卫东选. 基于改进遗传算法的机场停机位分配问题研究[D]: [硕士学位论文]. 天津: 中国民航大学, 2006.
- [7] 谢乔. 基于情感偏好衰减的推荐算法研究[D]: [硕士学位论文]. 成都: 西南财经大学, 2017.
- [8] 刘峰. 基于皮肤电信号的情感识别与调节研究[D]: [硕士学位论文]. 重庆: 西南大学, 2015.
- [9] Lieto, A., Bhatt, M., Oltramari, A. and Vernon, D. (2017) The Role of Cognitive Architectures in General Artificial Intelligence. *Cognitive Systems Research*, **48**, 1-3. <https://doi.org/10.1016/j.cogsys.2017.08.003>
- [10] Franklin, S. (2007) A Foundational Architecture for Artificial General Intelligence. *Frontiers in Artificial Intelligence and Applications*, **157**, 36-54.
- [11] Qureshi, R., Sapkota, R., Shah, A., *et al.* (2025) Thinking Beyond Tokens: From Brain-Inspired Intelligence to Cognitive Foundations for Artificial General Intelligence and its Societal Impact. arXiv:2507.00951.
- [12] Lieto, A., Radicioni, D., Rho, V. and Mensa, E. (2017) Towards a Unifying Framework for Conceptual Representation and Reasoning in Cognitive Systems. *Intelligenza Artificiale: The International Journal of the AIXIA*, **11**, 139-153.  
<https://doi.org/10.3233/ia-170111>
- [13] 崔志华. 社会情感优化算法[M]. 北京: 电子工业出版社, 2011.
- [14] 于家根, 刘正江, 卜仁祥, 等. 于社会情感优化算法的船舶转向避碰决策[J]. *中国航海*, 2018, 41(3):81-86.
- [15] 马财生, 任廷志, 杨二旭. 基于社会情感优化算法的步进式同心圆无钟高炉布料控制研究[J]. *燕山大学学报*, 2017, 41(1): 21-26.
- [16] 王瑛岐, 崔志华, 谭瑛. 基于情感强度定律的社会情感优化算法[J]. *太原科技大学学报*, 2012, 33(4): 249-253.
- [17] 武建娜, 崔志华, 刘静. 基于二次插值法的社会情感优化算法[J]. *计算机应用*, 2011, 31(9): 2522-2525, 2533.