

6-1-2020

## Memory Principles-based Interpersonal Relationship Optimization

Su Jia

*Management College, Xi'an University of Architecture & Technology, Xi'an 710055, China;*

Guangqiu Huang

*Management College, Xi'an University of Architecture & Technology, Xi'an 710055, China;*

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the [Artificial Intelligence and Robotics Commons](#), [Computer Engineering Commons](#), [Numerical Analysis and Scientific Computing Commons](#), [Operations Research](#), [Systems Engineering and Industrial Engineering Commons](#), and the [Systems Science Commons](#)

---

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

---

## Memory Principles-based Interpersonal Relationship Optimization

### Abstract

**Abstract:** In order to solve the complicated function optimization problems, a new optimization algorithm was constructed based on the memory principles (MP) and interpersonal relationship (IR), namely memory principles-based interpersonal relationship optimization (MP-IRO). *There are five object types in interpersonal relationship system, including lovers, friends, enemies, villains and strangers which successively correspond to loving, gathering, attacking, rejecting, defending instincts and five operators;* the loving operator gives preference to individuals which memory type is long memory(LM) and shares CP with other individuals; the gathering operator could make individuals avert local optima; the attacking operator enables an individual's vitality to increase; the rejecting operator can be far from instantaneous memory to expand the search coverage; the defending operator increases the randomness. *Results show that the algorithm has characteristics of strong search capability and high adaptability for the complicated function optimization problems.*

### Keywords

function optimization, population-based intelligent optimization computation, memory principles, interpersonal relationship, MP-IRO algorithm

### Recommended Citation

*Su Jia, Huang Guangqiu.* Memory Principles-based Interpersonal Relationship Optimization[J]. Journal of System Simulation, 2017, 29(2): 309-318.

## 基于记忆原理的人际关系优化算法

苏佳, 黄光球

(西安建筑科技大学管理学院, 陕西 西安 710055)

**摘要:** 为求解复杂函数优化问题, 基于人类记忆原理和人际关系, 提出了一种新型函数优化方法, 即 MP-IRO 算法。在该算法中, 将个体分为恋人、知己、敌人、小人、陌生人 5 种对象类型, 对应于恋爱、聚集、攻击、排斥、防御等 5 种行为, 并构造相应的演化算子。恋爱算子能优先选择拥有长时记忆的个体, 分享其表征特性; 聚集算子能使个体摆脱局部最优解的陷阱; 攻击算子能使个体之间活跃度增强; 排斥算子能让个体远离瞬时记忆试探解方向, 扩大搜索范围; 防御算子能增加随机性。测试结果表明, 本算法对求解复杂函数优化问题具有较高的适应性和收敛速度。

**关键词:** 函数优化; 群智能优化计算; 记忆原理; 人际关系; MP-IRO 算法

中图分类号: TP18 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X (2017) 02-0309-10

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201702010

## Memory Principles-based Interpersonal Relationship Optimization

Su Jia, Huang Guangqiu

(Management College, Xi'an University of Architecture &amp; Technology, Xi'an 710055, China)

**Abstract:** In order to solve the complicated function optimization problems, a new optimization algorithm was constructed based on the memory principles (MP) and interpersonal relationship (IR), namely memory principles-based interpersonal relationship optimization (MP-IRO). There are five object types in interpersonal relationship system, including lovers, friends, enemies, villains and strangers which successively correspond to loving, gathering, attacking, rejecting, defending instincts and five operators; the loving operator gives preference to individuals which memory type is long memory(LM) and shares CP with other individuals; the gathering operator could make individuals avert local optima; the attacking operator enables an individual's vitality to increase; the rejecting operator can be far from instantaneous memory to expand the search coverage; the defending operator increases the randomness. Results show that the algorithm has characteristics of strong search capability and high adaptability for the complicated function optimization problems.

**Keywords:** function optimization; population-based intelligent optimization computation; memory principles; interpersonal relationship; MP-IRO algorithm

## 引言

在实际工程中, 很多问题进行数学建模后, 可



收稿日期: 2015-05-16 修回日期: 2015-07-27;  
基金项目: 自然科学基金基础研究计划(2015JZ010), 西安市科协决策咨询课题(201517), 陕西省社科基金(2014P07);  
作者简介: 苏佳(1991-), 女, 陕西西安, 博士生, 研究方向为计算智能, 系统仿真。

以将其抽象为非线性规划模型, 然而采用传统的非线性优化方法<sup>[1]</sup>(如梯度下降法、迭代法等)<sup>[2]</sup>, 在解决这些问题时, 显现出其局限性与缺陷: 缺陷一, 这种方法只能对连续可微函数优化问题进行求解且速度很快, 但对于目标函数和约束条件为非线性整体不连续不可微, 甚至不知数学表达式, 但又存在大量局部区域连续可微的凸区域问题, 束手无策;

<http://www.china-simulation.com>

缺陷二, 采用这种方法获取全局最优解时, 对初值的选择有很大依赖, 目前没有可用的理论用于指导如何选择初值<sup>[1]</sup>。若初值选择不好, 极易使搜索陷入局部最优解或稳定点而无法自拔。对于优化问题式(1), 人们已发展出群智能优化算法<sup>[3]</sup>, 这类算法对于目标函数和约束条件一般不需要特殊的限制条件, 具有广泛的适用性, 尤其是对于上述问题(1)的解决具有重要的意义。目前, 已有的群智能算法有遗传算法(GA)<sup>[4]</sup>、十进制遗传算法(BEX-PM)<sup>[5]</sup>、人工蜂群算法(ABC)<sup>[6-7]</sup>、粒子群算法(PSO)<sup>[8-9]</sup>、自适应布谷鸟算法(SACS)<sup>[10]</sup>、差分进化算法(DE)<sup>[11]</sup>、自适应差分算法(SADE)<sup>[12]</sup>、生物地理学算法(BBO)<sup>[13]</sup>等。但这些算法有一个共同的特点就是进化的场景非常简单, 所以使试探解进行更新的算子也很少, 导致求解耗时长, 计算效率低, 且精度不高。

人们往往对能够诱发强烈刺激的事件具有鲜明的记忆<sup>[14]</sup>。左赛哲等人以记忆原理为基础, 建立了与时间及节点交易相关的变速率的信任值更新模型<sup>[15]</sup>。熊万强等人从生物的记忆过程出发, 采用幂函数量化艾宾浩斯生物记忆曲线提出一种智能词汇记忆模型<sup>[16]</sup>。记忆原理也被广泛的应用到了群智能优化计算领域。蚁群智能体记忆模型研究<sup>[16]</sup>将记忆机制引入传统蚁群算法, 建立一种基于生物记忆原理的蚁群智能体记忆模型。以上文献均以记忆原理为基础, 通过对记忆的存储、更新及遗忘原理进行分析, 建立的记忆原理模型具有普遍的适应性。文献[17]是以人类记忆原理的运作机制为算法的控制逻辑。基于记忆原理的人际关系系统, 本文提出了一种新型的函数优化方法, 即基于记忆原理的人际关系优化算法(Memory principles-based Interpersonal relationship optimization)。本文是以人际关系作为整个算法的控制逻辑, 由于人际关系是存在于人的脑海中, 而人脑与记忆有着密切关系, 故在人际关系系统中引入人工记忆原理作为辅助, 但它并非整个算法的控制逻辑。

由于人际交往系统模型是一个涉及人物间相互作用关系明确的系统, 所以该模型对于人物关系

间相互作用关系的转化规律具有很好的描述, 该特征非常有利于描述优化问题式(1)的众多试探解之间的信息交换, 因此将该模型用于复杂函数优化问题的求解将具有独到的优势。基于以上思路, 本文将记忆原理纳入到人际关系系统中, 提出了一种新型的函数优化方法, 即基于记忆原理的人际关系优化算法, 即 MP-IRO 算法, 本文的创新之处主要有以下几个方面:

1) 将人际关系系统转化为能求解复杂优化问题的 MP-IRO 函数优化算法;

2) 构造 MP-IRO 算法中的算子, 利用人际关系系统中个体受到不同对象类型刺激后的自主行为将各算子联系起来, 使其充分反应人际交往系统模型的思想;

3) 本算法将试探解与记忆关联, 用记忆库描述试探解的生存周期; 将试探解与朋友圈关联, 用朋友圈描述个体遇到不同刺激后, 试探解的更新。

4) 根据试探解质量的好坏自动被分成长时、短时、瞬时记忆 3 种状态, 其遗忘速度依次增加, 各个算子优先选择处于长时记忆状态的试探解, 以保证解的质量;

5) 本算法的记忆库保证了全局收敛, 适合求解大规模的函数优化问题;

## 1 基于记忆原理的人际关系算法设计

考虑优化问题

$$\begin{aligned} \min f(X_i) \\ \text{s.t.} \begin{cases} g_i(X) \geq 0, i=1,2,\dots,I \\ h_i(X)=0, i=1,2,\dots,E \\ X \in S \subset R^n \end{cases} \end{aligned} \quad (1)$$

其中:  $R^n$  是  $n$  维欧氏空间;  $\mathbf{X}=(x_1, x_2, \dots, x_n)$  是一个  $n$  维决策向量;  $S$  为搜索空间(或解空间);  $f(X)$  为目标函数;  $g_i(X) \geq 0$  为第  $i$  个不等式约束条件,  $i=1,2,\dots,I$ ,  $I$  为不等式约束条件个数;  $h_i(X)=0$  为第  $i$  个等式约束条件,  $i=1,2,\dots,E$ ,  $E$  为等式约束条件个数。

为了使本文提出的 MP-IRO 算法适用于求解

各种优化问题, 将优化问题式(1)的目标函数改写成如下形式:

$$F(X) = \begin{cases} \forall i \in \{1, 2, \dots, I\}, g_i(X) \geq 0; \\ f(X) \quad \forall j \in \{1, 2, \dots, E\}, h_j(X) = 0; \\ X \in S, X \geq 0 \\ F_{\max}, \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

式中:  $F_{\max}$  为非常大的正实数, 用于对不满足约束条件的试探解进行惩罚。

### 1.1 算法场景设计

假设在某人际关系系统中存在  $N$  个人, 这  $N$  个个体用编号表示为  $1, 2, \dots, N$ 。根据与个体人物间关系的不同将这  $N$  个人分为 5 种对象类型, 如知己、恋人、敌人、小人、陌生人, 其类型编号为  $1, 2, \dots, 5$ , 这  $N$  种个体之间依靠不断学习对方表征特性的方式来维持关系, 交换信息。学习的方法是模仿个体的某些表征特性  $\{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}\}$ , 如外貌、神态、动作、思想、心理、语言……。在人际关系交往中, 当个体遇见某个对象类型的对方时, 首先会很自然地表现出对该对象类型的基本反应。如果对方向个体示好, 不断给予个体以优良刺激, 个体则会表现出积极的行为, 两者会因为优良刺激, 关系变得更加融洽, 但也有可能会因为示好方式不当, 而表现出消极的行为, 从而变成关系稀疏的陌生人; 如果对方向个体表现冷漠(比如吵架), 则不断给予个体  $X_{(t)}^i$  以低劣刺激, 个体则会表现出消极的行为, 彼此会因为吵架等低劣刺激, 使得矛盾进一步激化, 变成关系更为稀疏的陌生人, 但是也有可能因为矛盾的解决使得两人的感情升温, 行为积极, 变成关系更为紧密的知己或恋人。当然只有不断地相互往来, 两者才能通过行为方式来学习对方的特性, 此时个体对于对方的记忆才会加深。也就是说, 只有不断地刺激个体, 无论是优良刺激(示好)还是低劣刺激(吵架), 均会使得个体对对方的记忆加深。这种情况映射到优化问题式(1)的解空间, 就是点  $X_{(t)}^i$  向着局部最优点的方向移动(直观的解释就是, 在与朋友相处的过程中, 只有不断地接触对方, 互相往来, 一方才会在神态、行为上刻意地

受其影响。对于喜欢的人, 两者会在特征上逐渐趋于相似; 对于讨厌的人, 两者会越走越远。这也是我们常说的, 经常在一起的两个人会越来越像)。在个体与其他类型个体相处的过程中, 所有与之接触的个体将其优良特性集中于最终的最优个体。这种情况映射到优化问题式(1)的解空间, 就是点  $X_{(t)}^i$  向着全局最优点的方向移动; 反之, 对于不经常刺激个体的对象类型, 则个体对其的记忆值减弱, 直至遗忘, 下次该对象再出现时, 个体将不再记起他。这种情况映射到优化问题式(1)的解空间, 就是点  $X_{(t)}^i$  的状态并未发生改变(直观解释就是, 对于经常不来往的朋友, 久而久之就忘记了)。

### 1.2 基于记忆原理的人际关系模型

假设在某人际关系系统(interpersonal relationship system, IRS)中由  $N$  个个体的集合组成。

$$IRS = \{RMC_{(t)}^i \mid i = 1, 2, \dots, N, t = 1, 2, \dots\}$$

式中:  $t$  表示时间进程;  $RMC_{(t)}^i$  表示第  $i$  个个体。每个个体包含五个特性, 即:

$$RMC_{(t)}^i = \langle Label^i, X_{(t)}^i, M_{(t)}^{i,u}, f^i, FN_{(t)}^i \rangle, \\ i = 1, 2, \dots, N, u \in \{I, S, L\}$$

式中:  $u$  为记忆类型, 其取值分别为瞬时记忆 I、短时记忆 S、长时记忆 L; 这五个特性:  $Label^i$  是个体在该系统的编号;  $X_{(t)}^i$  描述个体的表征特性值;  $M_{(t)}^{i,u}$  保存记忆残留值的特性, 其中,  $m_i(t)$  保存记忆残留值,  $u_i$  保存个体  $i$  的记忆类型;  $f^i$  为个体  $M_{(t)}^{i,u}$  对于  $X_{(t)}^i$  的遗忘状态,  $f^i = TRUE$  表示  $M_{(t)}^{i,u}$  对  $X_{(t)}^i$  已遗忘, 处于遗忘状态,  $f^i = FALSE$  表示  $M_{(t)}^{i,u}$  对  $X_{(t)}^i$  没有遗忘, 处于记忆状态;  $FN_{(t)}^i$  分别存储该个体在  $t$  时刻所拥有的恋人、知己、敌人、小人、陌生人等五种对象类型编号的集合, 如下:

$$FN_{(t)}^i = \langle lovers_{(t)}^i, friends_{(t)}^i, enemies_{(t)}^i, \\ villains_{(t)}^i, strangers_{(t)}^i \rangle$$

假设遇见恋人、知己、敌人、小人、陌生人所具备的第一反应依次是开心、愉悦、焦虑、厌烦、戒备, 该五种反应与对象类型一一对应。在优化问题(1)的解空间随机选择  $N$  个点, 即  $\{X_1, X_2, \dots, X_N\}$ , 每一个点对应于优化问题(1)的一

个试探解, 个体对对象类型记忆状态变化由一个专门的记忆库  $M_{(t)}^{i,u}$  和一个朋友圈  $FN_{(t)}^i$  记录。记忆库, 描述点的生存周期, 即  $X_{(t)}^i$  生存周期由  $M_{(t)}^{i,u}$  记录 ( $i=1,2,\dots,N; u \in \{I,S,L\}$ ); 朋友圈, 描述这些个体遇到来自不同对象类型的刺激后, 对象类型的转化, 即  $X_{(t)}^i$  朋友圈由  $FN_{(t)}^i$  来记录。所以 IRS 中每个个体与解空间的每一个点一一对应, 且这种对应关系永不改变。个体状态的好坏用人际关系指数 (Interpersonal Relationship Index) 来表示, IRI 指数对应于优化问题式(1)的目标函数值。好的试探解对应具有较高 IRI 指数的个体, 即人际关系好的个体, 差的试探解具有较低 IRI 指数的个体, 即人际关系差的个体。基于记忆原理的人际关系原理, 如图 1 所示。

当点  $X_i$  受到刺激时, 立即在人际关系系统中

产生瞬时记忆, 点  $X_i$  的朋友圈  $FN_{(t)}^i$ 、记忆状态  $M_{(t)}^{i,u}$  同时被激活。在接收到不同对象类型的刺激时, 均存在优良刺激和低劣刺激, 在个体受到外界刺激时, 人物关系有以下状态转移情况如表 1 所示。

在人际关系系统 IRS, 人类的记忆包括瞬时记忆 I、短时记忆 S、长时记忆 L 三部分, 如图 2, 因此 IRS 将该记忆部分称为记忆库, 用以保存记忆残留值  $M_{(t)}^{i,u}$  的特性, 从而控制解的生存周期。让优化问题的求解过程不断经过 IRS, 一方面  $X_{(t)}^i$  不断受到来自朋友圈中的不同对象类型的刺激, 激发个体的内部状态, 产生行为反应; 另一方面, 这些不同的对象类型会不断的刺激 IRS 中个体的记忆状态, 使记忆库中的记忆残留值得到加强; 长期未受到刺激的个体的记忆残留值  $m_{(t)}^{i,u}$  会不断衰减, 直至遗忘。其记忆库将按照文献[18-19]进行更新。

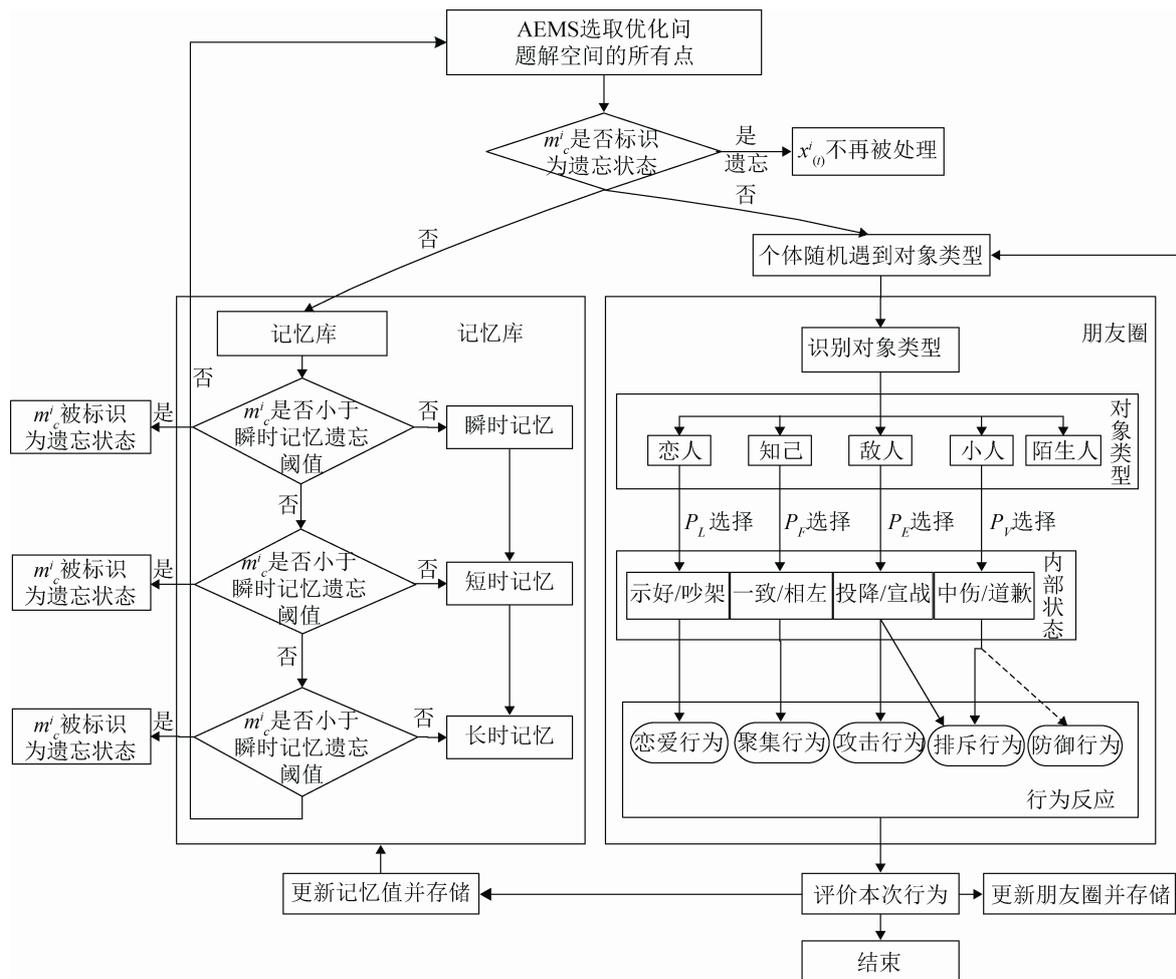


图 1 基于记忆原理的人际关系机理图

Fig. 1 The mechanism of memory principles-based interpersonal relationship

表 1 MP-IRO 合法转移状态  
Tab. 1 Legal state transition of the MP-IRO

基本反应	时期 t-1	刺激 (优/劣)	时期 t	相关算子
开心	恋人	示好(优)	恋人	恋爱算子
		吵架(劣)	陌生人	防御算子
愉悦	知己	意见一致(优)	知己	聚集算子
		意见相左(劣)	陌生人	防御算子
焦虑	敌人	投降(优)	敌人	攻击算子
		宣战(劣)	陌生人	防御算子
厌恶	小人	中伤(优)	小人	排斥算子
		道歉(劣)	陌生人	防御算子
戒备	陌生人	低劣刺激	陌生人	防御算子

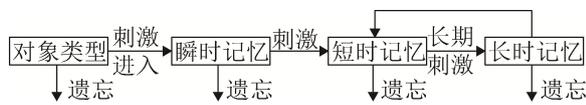


图 2 记忆的基本模型

Fig.2 Memory of the basic model

### 1.3 算法执行逻辑

根据算法场景设计, 可构造出基于记忆原理的人际关系算法的执行逻辑如下所述:

人际关系系统中会存在以下 5 种情况:

1) 时期  $t$ , 随机生成优劣刺激的选择概率  $P$ , 以及生成人际关系系统中的个体  $EMC_{(t)}^i$ , 根据个体朋友圈  $FN_{(t)}^i$  中的不同对象类型可分为以下五种情况:

(1) 如果个体  $EMC_{(t)}^i$  遇到对象类型是彼此吸引的恋人  $lovers_{(t)}^i$ , 个体的第一反应是开心, 根据个体所受的优劣刺激分为以下两种情况:

a) 若  $P$  大于等于对象类型  $lovers_{(t)}^i$  的示好率  $P_L$ , 表明此个体  $EMC_{(t)}^i$  接受到的是来自恋人  $lovers_{(t)}^i$  的示好, 此时采用恋爱算子(3)来计算个体  $EMC_{(t)}^i$  的特征值  $X_{(t)}^i$ , 修改记忆值  $M_{(t)}^{i,u}$ ;

b) 若  $P$  小于示好率  $P_L$ , 表明此个体  $EMC_{(t)}^i$  接受到的是来自恋人  $lovers_{(t)}^i$  的低劣刺激, 如吵架。此时该系统将暂视对方为陌生人, 执行防御算子(7), 计算个体  $EMC_{(t)}^i$  的特征值  $X_{(t)}^i$ , 修改记忆值  $M_{(t)}^{i,u}$ , 更新朋友圈  $FN_{(t)}^i$ ;

(2) 如果个体  $EMC_{(t)}^i$  遇到对象类型是彼此志

同道合的知己  $friends_{(t)}^i$ , 个体的第一反应是愉悦, 根据对方所受的优劣刺激分为以下两种情况:

a) 若  $P$  大于等于对象类型  $friends_{(t)}^i$  的意见一致率  $P_F$ , 表明此两者意见一致, 此时采用聚集算子(4)更新  $X_{(t)}^i$ 、 $M_{(t)}^{i,u}$ ;

b) 若  $P$  小于意见一致率  $P_F$ , 表明此个体  $EMC_{(t)}^i$  与知己  $friends_{(t)}^i$  意见相左。此时该系统将执行防御算子(7), 更新  $X_{(t)}^i$ 、 $M_{(t)}^{i,u}$ 、 $FN_{(t)}^i$ ;

(3) 如果个体  $EMC_{(t)}^i$  遇到对象类型是敌人  $enemies_{(t)}^i$ , 个体的第一反应是焦虑, 根据对方所受的优劣刺激分为以下两种情况:

a) 若  $P$  大于等于对象类型  $enemies_{(t)}^i$  的投降率  $P_E$ , 表明此个体  $EMC_{(t)}^i$  接受到的是来  $enemies_{(t)}^i$  的投降。如果此时  $P \geq P_E/2$ , 表明个体  $EMC_{(t)}^i$  强于  $enemies_{(t)}^i$ , 则采用攻击算子(5)来更新  $X_{(t)}^i$ 、 $M_{(t)}^{i,u}$ ; 如果此时  $P$  小于  $P_E/2$ , 表明虽然敌人  $enemies_{(t)}^i$  已经投降, 但是个体  $EMC_{(t)}^i$  是弱于敌人  $enemies_{(t)}^i$  的, 故采取一种较为保守的排斥算子(7)来更新  $X_{(t)}^i$ 、 $M_{(t)}^{i,u}$ ;

b) 若小于投降率  $P_E$ , 表明此个体  $EMC_{(t)}^i$  接受到的是来敌人  $enemies_{(t)}^i$  的宣战。此时该系统将执行防御算子(7), 更新  $X_{(t)}^i$ 、 $M_{(t)}^{i,u}$ 、 $FN_{(t)}^i$ ;

(4) 如果个体  $EMC_{(t)}^i$  遇到对象类型是内心丑陋的小人  $villains_{(t)}^i$ , 个体的第一反应是厌恶, 根据对方所受的优劣刺激分为以下两种情况:

a) 若  $P$  大于等于对象类型  $villains_{(t)}^i$  的中伤率  $P_V$ , 表明此个体  $EMC_{(t)}^i$  接受到的是来自  $villains_{(t)}^i$  的中伤, 此时采用排斥算子(7)更新  $X_{(t)}^i$ 、 $M_{(t)}^{i,u}$ ;

b) 若小于中伤率  $P_V$ , 表明此个体  $EMC_{(t)}^i$  接受到的是小人  $villains_{(t)}^i$  的道歉。此时该系统将执行防御算子(7), 更新  $X_{(t)}^i$ 、 $M_{(t)}^{i,u}$ 、 $FN_{(t)}^i$ ;

(5) 如果个体  $EMC_{(t)}^i$  没有遇到上述对象类型, 则表明此人一定是陌生人  $strangers_{(t)}^i$ , 则执行防御算子(7), 对  $X_{(t)}^i$ 、 $FN_{(t)}^i$ 、 $M_{(t)}^{i,u}$  进行更新。

2) 不断重复步骤 1), 直到每个处于非遗忘状态的个体都处理完为止。然后转向 3)。

3) 令  $t=t+1$ , 不断重复 1)~2), 直到找到全局最优解为止。

## 1.4 算子设计

在时期 $t$ , 人际关系系统的 $N$ 个个体表征特性值为: $x_1(t), x_2(t), \dots, x_N(t)$ , 下面给出恋爱算子、聚集算子、攻击算子、排斥算子、防御算子的算子描述。在 $t-1$ 时期, 对于朋友圈为 $FN_{(t)}^i$ 的个体 $EMC_{(t)}^i$ , 从恋人、知己、敌人、小人、陌生人等五类个体中随机挑选出 $H$ 个个体,  $H \geq 1$ 。集合依次是:

恋人:  $C_L^{(t-1)} = \{x_1(t-1), x_2(t-1), \dots, x_L(t-1)\}$ 、

知己:  $C_F^{(t-1)} = \{x_1(t-1), x_2(t-1), \dots, x_L(t-1)\}$ 、

敌人:  $C_E^{(t-1)} = \{x_1(t-1), x_2(t-1), \dots, x_L(t-1)\}$ 、

小人:  $C_V^{(t-1)} = \{x_1(t-1), x_2(t-1), \dots, x_L(t-1)\}$ 、

陌生人:  $C_S^{(t-1)} = \{x_1(t-1), x_2(t-1), \dots, x_L(t-1)\}$ 。

在 $t-1$ 时期, 对于记忆库 $M_{(t)}^{i,u}$ 进行分类, 设处于记忆状态的集合 $U_k^{(t-1)}$ , 其中 $k \in \{L, S, I\}$ , 分别为长时 $L$ 、短时 $S$ 、瞬时记忆 $I$ 等三种记忆状态。长时、短时、瞬时记忆集合分别为 $U_L^{(t-1)} = \{x_i | u_i = L\}$ 、 $U_S^{(t-1)} = \{x_i | u_i = S\}$ 、 $U_I^{(t-1)} = \{x_i | u_i = I\}$ 。

1) 恋爱算子。在MP-IRO的记忆库存储着长时记忆、短时记忆、瞬时记忆, 这些的优质性逐渐减弱, 因此, 优先选择处于优质状态的记忆。让任选的处于各个记忆状态的 $H$ 个恋人个体的平均表征特性值作为当前个体的表征特性值。设当前个体为 $x_{ij}(t)$ ,  $x_{ij}(t-1) \in (C_L^{(t-1)} \cap U_k^{(t-1)})$ , 则有

$$v_{ij}(t) = \begin{cases} \frac{1}{A} \sum_{i=1}^H x_{ij}(t-1), 0 < \text{Rand}(0,1) \leq \frac{1}{2} \\ \frac{1}{A} \sum_{i=1}^H x_{ij}(t-1), \frac{1}{2} < \text{Rand}(0,1) \leq \frac{3}{4} \\ \frac{1}{A} \sum_{i=1}^H x_{ij}(t-1), \frac{3}{4} < \text{Rand}(0,1) \leq 1 \\ \text{执行防御算子}, A=0 \end{cases} A > 0 \quad (3)$$

式中:  $H = \text{Rand}(1, N)$ ,  $A = |C_L^{(t-1)} \cap U_k^{(t-1)}|$  为对象类型为恋人且记忆类型为 $k$ 的个体数量。

若未找到处于记忆状态的恋人个体, 则与个体遇到恋人对象类型受到吵架刺激, 具有相同的处理方式, 将其当作陌生人, 即执行防御算子。恋爱算子能优先选择优质记忆状态, 分享其个体的表征特性, 使个体的人际关系指数得到好转。

2) 聚集算子。以处于长时记忆对象类型为知

己的个体为中心位置, 让处于短时与瞬时记忆对象类型为知己的个体随机向其聚集。设 $x_{ij}(t-1) \in (C_F^{(t-1)} \cap U_L^{(t-1)})$ , 则有

$$v_{ij}(t) = \begin{cases} \alpha_i x_{ij}(t-1) + \frac{\beta_i}{B} \sum_{i=1}^L x_{ij}(t-1), B > 0 \\ \text{执行防御算子}, B=0 \end{cases} \quad (4)$$

式(4), 由两部分组成, 第一部分为短时记忆与瞬时记忆聚集; 第二部分为长时记忆中心位置。其中 $B = |C_F^{(t-1)} \cap U_L^{(t-1)}|$  为对象类型为朋友且记忆类型为长时记忆的个体数量,  $\alpha_i, \beta_i = \text{Rand}(0,1)$ 。

若未找到处于长时记忆状态的知己个体, 则与个体受到知己意见相左的刺激, 有相同的处理方式, 将其当作陌生人, 即执行防御算子。聚集算子能使个体摆脱局部最优解的陷阱。

3) 攻击算子。该算子描述的是当当前个体遇到敌人时, 从长时记忆状态中挑选出当前最优的个体, 若自身强于该个体, 则发起攻击行为。该算法模仿人工蜂群算法中的基本方法来描述攻击算子。否则, 执行排斥算子。设 $x_{ij}(t-1) \in (C_E^{(t-1)} \cap U_L^{(t-1)})$ , 则有

$$v_{ij}(t) = \begin{cases} x_{ij}(t-1) + \phi_{ij}(x_{p_1,j}(t-1) - x_{p_2,j}(t-1)), \\ 0 < \text{Rand}(0,1) \leq 1/2 \\ \text{执行排斥算子}, \\ 1/2 < \text{Rand}(0,1) \leq 1 \end{cases} \quad (5)$$

式中:  $\phi_{ij}$  服从均匀分布, 是区间 $[-1, 1]$ 之间的随机数,  $p_1, p_2 = \text{Rand}(1, N)$  且 $p_1$ 与 $p_2$ 互不相等。

若未找到处于长时记忆状态的敌人个体, 则与个体遇到敌人投降的刺激, 有相同的处理方式, 将其当作陌生人, 即执行防御算子。攻击算子能使个体之间的活跃度增强, 扩大搜索范围。

4) 排斥算子。以处于瞬时记忆对象类型为知己的个体为中心位置, 让处于长时和短时记忆类型的小人对象类型随机远离。 $x_{ij}(t-1) \in (C_V^{(t-1)} \cap U_I^{(t-1)})$ , 则有

$$v_{ij}(t) = \begin{cases} \alpha_i x_{ij}(t-1) - \frac{\beta_i}{C} \sum_{i=1}^L x_{ij}(t-1), C > 0 \\ \text{执行防御算子}, C=0 \end{cases} \quad (6)$$

式中:  $C = |C_V^{(t-1)} \cap U_I^{(t-1)}|$  为对象类型为小人且记忆类型为 $I$ 的个体数量。

若未找到处于长时记忆状态的小人个体, 则与

个体受到小人道歉刺激有相同的处理方式, 将其当作陌生人, 即执行防御算子。排斥算子能使个体之间的分散度增强, 扩大搜索范围。

5) 防御算子。该算子描述的是当当前个体遇到低劣刺激后, 采取的一种防御行为, 该算子优先选择优质记忆, 可以增加随机性。设  $x_{ij}(t-1) \in C_L^{(t-1)} \cup C_F^{(t-1)} \cup C_E^{(t-1)} \cup C_V^{(t-1)} \cup C_S^{(t-1)}$ , 则有

$$v_{ij}(t) = \begin{cases} \sum_{i=1}^H \alpha_i x_{ij}(t-1) - \sum_{i=1}^H \beta_i x_{ij}(t-1), \\ x_{ij}(t-1) \in U_L^{(t-1)}, 0 < \text{Rand}(0,1) \leq 1/2 \\ \sum_{i=1}^H \alpha_i x_{ij}(t-1) - \sum_{i=1}^H \beta_i x_{ij}(t-1), \\ x_{ij}(t-1) \in U_S^{(t-1)}, 1/2 < \text{Rand}(0,1) \leq 3/4 \\ \sum_{i=1}^H \alpha_i x_{ij}(t-1) - \sum_{i=1}^H \beta_i x_{ij}(t-1), \\ x_{ij}(t-1) \in U_I^{(t-1)}, 3/4 < \text{Rand}(0,1) \leq 1 \end{cases} \quad (7)$$

## 2 基于记忆原理的人际关系模型构造方法

### 2.1 算法步骤

根据前面描述的基于记忆原理的人际关系算法的工作原理, 可得用于求解优化问题式(1)的 MP-IRO 算法。

1) 初始状态  $t=0$ , 在优化问题的解空间随机挑选  $N$  个初始试探解:  $X_1, X_2, \dots, X_N$ , 初始化 MP-IRO 中  $N$  个个体  $\{(\text{Label}_i^t, X_i^t, <0, I>, <\text{Rand}(1, N)>, \text{FALSE}) | i=1, 2, \dots, N\}$ , 并初始化各个参数。其中,  $P_L, P_F, P_E, P_V$  分别为遇到恋人示好、朋友意见一致、敌人投降以及小人中伤的概率;  $F_I, F_S, F_L$  分别为瞬时、短时、长时记忆遗忘阈值。

2) 让 IRS 选取优化问题解空间的每个点, 进行全局最优解搜索, 其演化过程如下所述。

FOR  $t=1$  TO  $G$  //  $G$  为演化的最大时段数  
FOR  $\forall X_i \in RMC$  且  $f_i = \text{FALSE}$  // 对解空间的每个点  $X_i^{t-1} (i=1, 2, \dots, N)$  进行选择, 但处于遗忘状态的点除外

个体  $EMC_i^t$  被激活, 立即建立对点  $X_i$  的瞬时记忆,  $M_{(t)}^{i,u}$  进入瞬时记忆状态, 记忆状态标识为  $c = I$ ;

FOR  $k=1$  TO  $H$  //  $H$  为朋友圈各个对象类型的个数

修改记忆库中  $M_{(t)}^{i,u}$  的状态为  $u_i = I$ ;

$value = \text{Int}(\text{Rand}(1, N))$ ; // 随机生成一个个体;  $\text{Int}()$  为取整函数

$p = \text{Rand}(0, 1)$  // 随机生成优劣刺激的选择概率

IF  $value = \text{lovers}(i, k)$  THEN // 恋人

IF  $p \geq P_L$  THEN 按照式(3)恋爱算子计算  $X_{(t)}^i$ ; // 优良刺激, 示好

ELSE 按照式(7)防御算子计算  $X_{(t)}^i$  并更新恋人集合中的个体; // 低劣刺激, 吵架

ELSE IF  $value = \text{friends}(i, k)$  THEN // 遇见知己

IF  $p \geq P_F$  THEN 按照式(4)聚集算子计算  $X_{(t)}^i$ ; // 意见一致

ELSE 按照式(7)防御算子计算  $X_{(t)}^i$  并更新知己集合中的个体; // 意见相左

ELSE IF  $value = \text{enemies}(i, k)$  THEN // 遇见敌人

IF  $p \geq P_E$  THEN // 宣战

IF  $p \geq P_E / 2$  按照式(5)攻击算子计算  $X_{(t)}^i$ ; // 强于敌人

ELSE 按照式(6)排斥算子计算  $X_{(t)}^i$ ; // 弱于敌人

ELSE

按照式(7)防御算子计算  $X_{(t)}^i$  并更新敌人集合中的个体; // 投降

ELSE IF  $value = \text{villains}(i, k)$  THEN // 遇见小人

IF  $p \geq P_V$  THEN 按照式(6)排斥算子计算  $X_{(t)}^i$ ; // 中伤

ELSE 按照式(7)防御算子计算  $X_{(t)}^i$  并更新小人集合中的个体; // 道歉

ELSE

按照式(7)防御算子计算  $X_{(t)}^i$ ;

NEXT

调用  $AMO\_Operator()$  [17];

NEXT

NEXT

## 2.2 时间复杂度

MP-IRO 算法的时间复杂度计算过程如表 2 所示, 其时间复杂度与演化时期数  $G$  有关、个体总规模  $N \times n$ 、优化问题的维数  $n$ 、参与个体行为的个体数  $H$  以及各个行为算子的时间复杂度和其他辅助操作相关。

表 2 MP-IRO 时间复杂度计算表  
Tab. 2 The time complexity of MP-IRO

操作	时间复杂度	最多循环次数
初始化	$O(nN + HN + n)$	2
恋爱算子	$O(4n \times H)$	$G \times N$
聚集算子	$O((5n+2) \times H)$	$G \times N$
攻击算子	$O((2 + N + 3n) \times H)$	$G \times N$
排斥算子	$O((5n+2) \times H)$	$G \times N$
防御算子	$O((5n+3) \times H)$	$G \times N$
AEMS_Operator	$O((n(n+1)7/6))$	$G \times N$
目标函数计算	$O(n) \sim O(n^2)$	$G \times N$
结果输出	$O(n)$	1

## 3 实例研究与对比分析

### 3.1 MP-IRO 算法与其他群智能优化算法的比较

为验证 MP-IRO 算法的有效性, 现取 14 个著名的基准函数优化问题, 这些基准函数  $f_1(X) \sim f_{14}(X)$ , 依次是 Griewank、Sphere Model、Rastrigin、Ackley、Rosenbrock、Schwefel Problem 2.26、Schwefel Problem 1.2、Needle in haystack:type 2、Michalewicz、Weierstrass、Quartic、Step、Schwefel Problem 2.22 Function、Penalized Function 2。 $f_1(X) \sim f_{14}(X)$  形态复杂, 能对算法的性能进行全面的测试。这些函数优化问题的数学模型参见文献[9]。

#### 3.1.1 用 MP-IRO 算法求解基准函数优化问题

我们用 MP-IRO 算法求解上述 14 个基准函数优化问题, 其结果如表 3 所示。计算时, MP-IRO 算法的取值为  $G = 30\,000$ ,  $n = 50$ ,  $N = 100$ ,  $H = 5$ ,  $P_L = 0.3$ ,  $P_F = 0.5$ ,  $P_E = 0.3$ ,  $P_V = 0.5$ ,  $M_S = 5$ ,  $M_L = 10$ ,  $F_1 = 10$ ,  $F_S = 30$ ,  $F_L = 50$ ,  $\beta_1 = 0.85$ ,  $\beta_S = 0.55$ ,  $\beta_L = 0.05$ 。表 3 中的计算

时间为首次达到最好目标函数值的时间。

表 3 MP-IRO 的求解结果

Tab. 3 Results of MP-IRO

基准函数	最优目标函数值	计算时间/s
$f_1(X)$	7.3944E-08	4
$f_2(X)$	1.9615E-08	3
$f_3(X)$	2.3569E-08	4
$f_4(X)$	7.9883E-08	7
$f_5(X)$	47.651 357 88	483
$f_6(X)$	-17 488.104 73	829
$f_7(X)$	7.112 097E-08	37
$f_8(X)$	0.982 990 8	153
$f_9(X)$	-40.667 320 6	856
$f_{10}(X)$	6.065 751E-08	3
$f_{11}(X)$	5.666 14E-03	103
$f_{12}(X)$	0	2
$f_{13}(X)$	7.679 0E-08	5
$f_{14}(X)$	8.486 243E-02	115

#### 3.1.2 用其他群智能优化算法求解基准函数优化问题

为了获得 MP-IRO 算法与其他群智能算法的性能对比, 我们选取 5 个求解函数优化问题的常见群智能算法, 即遗传算法十进制、人工蜂群算法、差分进化算法和自适应差分算法、自适应布谷鸟算法。计算时, 这些算法的参数取值如表 4 所示。(这些参数的确定所出自文献在表 4 中已经指明)。

每个群智能优化算法的种群数为  $N = 100$ , 运行最大时期数  $G = 30\,000$ ; 基准函数优化问题的变量数  $n = 50$ 。对于每个基准函数优化问题, 采用表 4 所示的参数取值, 所求得的最优目标函数值如表 5 所示。

表 5 中的计算时间为首次达到最好目标函数的时间。此后, 该最好目标函数值不再被更新。为了评估 MP-IRO 算法与 5 个群智能算法的性能, 采用下列方法进行打分: 对于每个基准函数优化问题, 性能最好的算法记 6 分, 性能最差的算法记 1 分。一个算法的性能差异定义如下:

1) 一个算法获得全局最优解离理论最优解越近, 其性能越好, 得分也越高;

2) 若所获得的全局最优解相同, 则所花时间越少的算法, 其性能越好, 得分也越高;

3) 若所花的时间相同, 则获得的最优解离理论全局最优解越近的算法, 其性能越好, 得分也越高。

根据以上三个规则, 基于表 3 和表 5, MP-IRO 算法和 5 个群智能优化算法求解每个基准函数优化问题得分如表 6 所示。

表 4 5 个群智能优化算法的参数取值

Tab. 4 Parameter of the 5 population-based optimization algorithms

群智能优化算法	参数取值
BEX-PM <sup>[5]</sup>	采用轮盘赌选择策略, 单点交叉 概率=0.65, 变异概率=0.01
ABC <sup>[7]</sup>	<i>limit</i> = 30
DE <sup>[10]</sup>	加权因子, 交换系数
SADE <sup>[13]</sup>	加权因子, 交换系数
SACS <sup>[8]</sup>	鸟窝群体规模 NP=100

表 5 在 MP-IRO 计算时间内 5 个群智能优化算法的求解结果

Tab. 5 Results of 5 population-based optimization algorithms in specified time

基准函数	BEX-PM		ABC		DE		SADE		SACS	
	目标函数值	时间/s	目标函数值	时间/s	目标函数值	时间/s	目标函数值	时间/s	目标函数值	时间/s
$f_1(X)$	559.4376	5	0.294 683 95	210	1.603 719 7	5	1.438 646 26	5	9.506 7E-08	18
$f_2(X)$	6.430 0E4	23	9.132E-02	178	106.549 89	6	62.046 073 2	4	9.979 2E-08	13
$f_3(X)$	2.106 58E6	162	50.524 730	320	3 179.598 0	6	418.414 095	21	9.607 6E-08	128
$f_4(X)$	21.311 495	33	44.941 085	370	20.002 525	3	20.003 058 5	4	20.436 360 8	8
$f_5(X)$	3.473 92E6	8	176.485 39	417	700.391 65	5	250.572 775	25	45.181 685 5	68
$f_6(X)$	-12 998.62	14	-20 480.64	7	-20 199.47	3	-20 365.171	3	-20 323.135	9
$f_7(X)$	1.447 57E5	31	1.449 16E5	63	9.945 47E4	4	1.080 0E5	3	9.269 3E4	41
$f_8(X)$	1.000 056 9	3	1	1	1.000 106 8	4	1.000 106 4	8	1.062 305 2	4
$f_9(X)$	-9.421 680	29	-40.584 58	423	-45.403 55	6	-45.539 709	6	-41.595 307	278
$f_{10}(X)$	29.386 880	20	6.562E-02	167	3.299E-02	6	3.325 2E-02	4	2.529 048 18	74
$f_{11}(X)$	8.310 0E2	12	30.657 267	411	3.447 159 7	66	1.716 413 99	65	12.182 761 9	33
$f_{12}(X)$	97 006	35	2	159	80	7	79	4	0	7
$f_{13}(X)$	1 802.029 1	37	2.602 288 6	362	46.837 401	3	64.886 417 9	6	9.363 0E-08	21
$f_{14}(X)$	4.134 6E12	90	1.308E-02	89	0.280 355 55	6	0.271 773 984	4	9.431 2E-08	19

表 6 MP-IRO 与 5 个对比算法得分

Tab. 6 Scores of MP-IRO and the 8 comparison algorithm

基准函数	MP-IRO	BEX-PM	ABC	DE	SADE	SACS
$f_1(X)$	6	1	2	3	4	5
$f_2(X)$	6	1	4	2	3	5
$f_3(X)$	6	1	4	2	3	5
$f_4(X)$	6	2	1	5	4	3
$f_5(X)$	4	6	2	1	3	5
$f_6(X)$	2	1	6	3	5	4
$f_7(X)$	6	2	1	4	3	5
$f_8(X)$	2	1	6	4	5	3
$f_9(X)$	2	1	3	6	5	4
$f_{10}(X)$	6	1	3	5	4	2
$f_{11}(X)$	6	1	2	4	5	3
$f_{12}(X)$	6	1	4	2	3	5
$f_{13}(X)$	6	1	4	3	2	5
$f_{14}(X)$	4	1	5	2	3	6
总分	68	21	47	46	52	60
平均分	4.857	1.500	3.357	3.286	3.714	4.286

从表 6 中可看出, MP-IRO 算法和五个群智能优化算法的性能排序如下:

MP-IRO>SACS>SADE>ABC>DE> BEX-PM

MP-IRO 算法求解每个基准函数优化问题的平均得分为 4.857 分。

## 4 结论

本文将人类记忆原理和人际关系运用到求解复杂函数优化问题上, 提出了恋爱、聚集、攻击、排斥、防御等 5 个算子, 演化过程具有 Markov 特性。从算子的描述知, 任意一试探解的新一代的生成只与该试探解的当前状态有关, 而与该试探解以前是如何演变到当前状态的历程无关, 故演化过程遵循“步步不差”的特性。今后的改进方向是:

1) 将认知心理学中联想记忆原理引入到人际关系系统试探解状态的演化算子设计中,以提高搜索的联想记忆特性;

2) 优化算子演化流程,开发更为优良的算子,扩大 MP-IRO 算法对不同复杂问题的适应性;

3) 研究提高 MP-IRO 算法全局收敛速度途径。

## 参考文献:

- [1] 王宜举, 修乃华. 非线性优化理论 [M]. 北京: 科学出版社, 2012. (Wang Yiju, Xiu Naihua. Nonlinear optimization theory [M]. Beijing, China: Science Press, 2012.)
- [2] 王凌. 智能优化算法及其应用 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2001. (Wang Ling. Intelligent optimization algorithm and application [M]. Beijing, China: Tsinghua University Press, 2001.)
- [3] 蒋腾旭. 智能优化算法概述 [J]. 电脑知识与技术(学术交流), 2007, 8: 507-530. (Jiang Tengxu. A summary of intelligence optimum algorithm [J]. Computer Knowledge and Technology (Academic Exchange), 2007, 8: 507-530.)
- [4] 马国强, 刘娟. 育种遗传算法及函数优化应用 [J]. 小型微型计算机系统, 2011, 32(1): 185-188. (Ma Guoqiang, Liu Juan. Breed genetic algorithm and application of function optimization [J]. Journal of Chinese Computer System, 2011, 32(1): 185-188.)
- [5] Manoj Thakur, Suraj S Meghwani, Hemant Jalota. A modified real coded genetic algorithm for constrained optimization [J]. Applied Mathematics and Computation (S0096-3003), 2014, 235(25): 292-317.
- [6] Bahriye Akay, Dervis Karaboga. A modified Artificial Bee Colony algorithm for real-parameter optimization [J]. Information Sciences (S0020-0255), 2012, 192(6): 120-142.
- [7] Marjan Mernik, Shih-Hsi Liu, Dervis Karaboga, et al. On clarifying misconceptions when comparing variants of the Artificial Bee Colony Algorithm by offering a new implementation [J]. Information Sciences (S0020-0255), 2015, 291(10): 115-127.
- [8] Eberhart R, Kennedy J. New optimizer using particle swarm theory [C]// Proc of the 6th International Symposium on Micro Machine and Human Science. Piscataway, NJ, USA: IEEE Press, 1995: 38-43.
- [9] 崔志华, 曾建潮. 微粒群优化算法 [M]. 北京: 科学出版社, 2011. (Cui Zhanghua, Zeng Jianchao. Particle swarm optimization algorithm [M]. Beijing, China: Science Press, 2011.)
- [10] Xiangtao Li, Minghao Yin. Modified cuckoo search algorithm with self adaptive parameter method [J]. Information Sciences (S0020-0255), 2015, 298(3): 80-97.
- [11] Gamperle R, Muller S D, Koumoutsakos A, et al. A Parameter Study for Differential Evolution [C]// Wseas Int Conf on Advances in Intelligent Systems, Fuzzy Systems, Evolutionary Computation. Switzerland: WSEAS, 2002, 10(10): 293-298.
- [12] 贾丽媛, 张弛. 自适应差分演化算法 [J]. 中南大学学报(自然科学版), 2013, 44(9): 3759-3765. (Jia Liyuan, Zhang Chi. Self-adaptive differential evolution [J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2013, 44(9): 3759-3765.)
- [13] Simon D. Biogeography-based optimization [J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation (S1089-778X), 2008, 12(6): 702-713.
- [14] Daniel L. Greenberg. Flashbulb memories [J]. International Encyclopedia of the Social & Behavioral Sciences, 2015, 5(12): 254-259.
- [15] 左赛哲, 郭玉翠, 宫尚宝, 等. 基于记忆原理的信任值更新模型 [J]. 东南大学学报(自然科学版), 2010, 40(2): 307-312. (Zuo Saizhe, Guo Yucui, Gong Shangbao, et al. Trust value update model based on the memory theory [J]. Journal of Southeast University (Natural Science Edition), 2010, 40(2): 307-312.)
- [16] 熊万强, 王蓓莉, 孙晓光. 基于生物记忆原理的智能词汇记忆模型 [J]. 计算机工程. 2015, 41(6): 254-257. (Xiong Wanqiang, Wang Beili, Sun Xiaoguang. Intelligent vocabulary memory model based on biological memory principle [J]. Computer Engineering, 2015, 41(6): 254-257.)
- [17] 黄光球, 邢玉飞, 赵煜. 蚁群智能体记忆模型研究 [J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(27): 46-51. (Huang Guangqiu, Xing Yufei, Zhao Yu. Research on memory model of ant colony agent [J]. Computer Engineering and Applications, 2010, 46(27): 46-51.)
- [18] 黄光球, 李涛, 陆秋琴. 人工记忆优化算法 [J]. 系统工程理论与实践, 2014, 34(1): 1-13. (Huang Guangqiu, Li Tao, Lu Qiuqin. Artificial memory-based optimization. [J]. System Engineering-Theory & Practice, 2014, 34(1): 1-13.)
- [19] 艾森克, 基恩. 认知心理学 [M]. 5 版. 上海: 华东师范大学出版社, 2009. (Eysenck M W, Keehn M T. Cognitive Psychology [M]. 5th ed. Shanghai, China: East China Normal University Press, 2009.)