

# 基于仿生理理论的新型优化算法综述

杨雁莹, 徐仙伟, 曹 霁

(南京森林警察学院, 江苏 南京 210023)

**摘要:** 仿生优化算法是通过模拟自然界生物进化或者社会行为的随机搜索方法而提出的一类算法。上述算法能够解决诸如背包问题、指派问题、旅行路径问题等许多传统方法难以解决的复杂问题, 可被广泛地应用。介绍了混合蛙跳算法、萤火虫算法、杂草算法和蝙蝠算法四种目前比较新颖的新型仿生优化算法, 分析比较了上述算法的特点及适用场景, 通过仿真对比分析了四种算法的性能, 最后分析了仿生优化算法的应用前景, 并指出了算法今后的研究和发展的方向。

**关键词:** 仿生优化算法; 混合蛙跳算法; 萤火虫算法; 杂草算法; 蝙蝠算法

**中图分类号:** TP391 **文献标识码:** B

## Overview of New Optimization Algorithms Based on Bionic Theory

YANG Yan - ying<sup>1</sup>, XU Xian - wei<sup>1</sup>, CAO Ji<sup>1</sup>

( Nanjing Forest Police College, Nanjing Jiangsu 210023, China)

**ABSTRACT:** Bionic optimization algorithms are stochastic search methods that mimic the metaphor of natural biological evolution or the social behavior of species. They are suitable to solve large scale complicated optimization problems which are hard to be solved with traditional methods, such as knapsack problem, assignment problem, travel path problem and so on. This article surveyed four new-style bionic optimization algorithms, Shuffled Frog-Leaping Algorithm, Firefly Algorithm, Invasive Weed Optimization and Bat Algorithm. Their characteristics and applicable scenarios were discussed. Then, the performances of the four algorithms were compared based on simulation experiments. Finally, future research directions were also pointed out.

**KEYWORDS:** Bionic optimization algorithm; Shuffled frog-leaping algorithm; Firefly algorithm; Invasive weed optimization; Bat algorithm

### 1 引言

随着科学技术的发展, 智能优化算法越来越多的被应用到更多的领域, 比如自动化、计算机管理、系统工程、工程机械等许多领域。优化问题是这些领域经常遇到并亟待解决的问题, 如背包问题、旅行路径问题、指派问题等, 都被证明是 NP-困难问题, 如果用传统优化方法(单纯形法、牛顿迭代法等)求这类问题, 所花费的时间很多, 并且随着实际求解问题的规模之增加, 算法的计算时间相应的会呈现出指数增长趋势。因此传统优化方法已不适于求解大规模优化问题, 科学家们从生物系统进化的角度出发来解决此类问题, 提出了一种最优方案-仿生优化算法<sup>[1]</sup>。仿生优化算法为解决当前复杂的大规模优化问题提供了一种新的思路和方法。

法, 成为当今优化算法研究的热点。

本文综述了目前仿生优化算法的发展现状, 重点阐述了混合蛙跳算法、萤火虫算法、杂草算法和蝙蝠算法四种新型仿生优化算法, 分析比较了它们的特点及适用场景, 并通过仿真比较分析了四种算法的求解最优解的能力和收敛性, 最后给出了仿生优化算法的应用前景和今后的研究发展方向。

### 2 相关工作

从 20 世纪 50 年代以来, 优化算法不断的发展, 遗传算法、蚁群算法、粒子群算法、人工鱼群算法、免疫算法、人工蜂群算法、细菌觅食算法等一些仿生优化算法被相继提出, 这些优化算法都是人们通过研究和学习自然界生物进化的机制和理论, 从而构造并设计出来的一类仿生优化算法。依据不同算法所具有的特点, 在实际优化问题的求解中采用与之相适应的算法。遗传算法模拟自然界生物遗传和物种进化理论, 而且借鉴了生物学中的染色体的概念, 选择操作通过

基金项目: 中央高校基本科研业务费专项资金重点项目(LGZD201502)

收稿日期: 2015-09-21

个体评价函数进行,然后通过交叉、变异算子产生新个体,这就使得遗传算法具有较大的灵活性和可扩展性<sup>[2]</sup>。但遗传算法存在如下缺点:在处理结构相对比较复杂的组合优化问题时,遗传算子因受编码机制选择的影响,算法需要花费大量的搜索时间,并且可能会导致算法出现“早熟”现象;对初始种群的选择很敏感等等。因此,专家学者们从编码机制、初始种群优化、选择方法、交叉方法及它们相应的概率算子等几个方面来对遗传算法进行改进<sup>[3]</sup>。蚁群算法是一种增强性学习系统,采用正反馈机制,与其它算法显著不同的特点是它通过不断更新信息素达到最终收敛于最优解的目的<sup>[4]</sup>。但是,其缺点是搜索时间长,易陷入停滞状态,对初始种群也较为敏感,因此,专家学者们主要从种群初始化、较优解选择、添加扰动因子等几个方面来改进<sup>[5]</sup>。粒子群算法是一种具有深度智能背景的启发式算法,所需代码少,需要调整的参数也较少,不需要进行二进制编码,而且操作更加直观<sup>[6]</sup>。另外,由于算法在求解问题时的性能受实际问题维数及规模的影响较小,所以在求解大规模优化问题时,算法收敛速度也较快。但是该算法缺乏深刻的数学理论分析,数学基础较为薄弱;另外,算法在搜索后期一般会比较容易陷入局部最优解。因此,对粒子群算法的改进主要表现在设置动态惯性权重、加入混沌理论等几个方面上。对于人工鱼群算法,该算法的基本思想是通过对自然界中的鱼群的觅食、聚群、追尾等一系列自然行为的仿真,构造人工鱼,来达到寻找最优解的目的<sup>[7]</sup>。人工鱼群算法能较好地克服陷入局部最优解,且易于实现,收敛速度快,鲁棒性强。但是人工鱼群算法在保持探索与开发平衡方面能力较差,同时算法在运行后期计算速度相对较慢,收敛性差。因此,专家学者们从不同的角度出发,针对人工鱼群算法的不足提出各种改进,比如基于自适应的思想提出一种自适应人工鱼群算法<sup>[8]</sup>;将模拟退火算法与人工鱼群算法有机的结合起来,提出一种基于模拟退火与变异算子相混合的人工鱼群优化算法<sup>[9]</sup>。免疫算法是基于生物免疫系统基本机制,具有生成+检测的迭代过程的搜索算法<sup>[10]</sup>。免疫算法具有全局收敛能力强,收敛速度快等优点。但是,该类算法也存在一些缺点,比如需配置的参数较多,泛化能力比较薄弱,网络抑制阈值对问题的依赖性较强等等。因此,郭依林等人提出一种基于自适应的人工免疫聚类算法,使得用户只需设置较少数目的参数,同时也降低了算法对所求问题的依赖性<sup>[11]</sup>;戚玉涛等人基于并行遗传算法的思想,提出了一种人工免疫系统的分布式模型<sup>[12]</sup>。

智能优化算法发展至今,已出现了各种不同的算法,分别具有不同的特点,在实际运用中采取何种算法,要根据所求解的具体问题的特点来选择。以上算法提出时间较久,对其改进的算法也较多,发展得较为成熟,但是仍然存在一些本质性的不足。仿生优化算法仍然是目前研究的热点领域,一些新颖的仿生优化算法相继被提出,本文主要分析并比较了混合蛙跳算法、萤火虫算法、杂草算法、蝙蝠优化算法这四

种仿生优化算法。

### 3 四种新型仿生算法的基本思想

#### 3.1 混合蛙跳算法

混合蛙跳算法(Shuffled Frog-Leaping Algorithm, SFLA)是由 Eusuff M 和 Lansey K 在 2003 年首先提出的一种全新进化算法,结合了模因算法(Memetic Algorithm, MA)和粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO),并已经成功应用在了水资源网络分配的问题求解上<sup>[13]</sup>。该算法通过对青蛙的种群按照族群分类进行传递思想的基本思想的模拟,来达到寻找最优解的目的。在混合蛙跳算法中,一只青蛙代表一个可行解,许多结构相同的青蛙组成一个种群。在算法进化的过程中,青蛙种群随进化代数的增加不断的发生进化,当进化次数达到预先设定的数值时,算法的各个子群之间进行通信,互传信息,执行混合运算。在算法没满足终止准则的时候,局部搜索和混合运算不断的交替进行,直到算法终止。

对于  $D$  维问题,一只青蛙  $i$  可以表示为  $F_i = (f_{i1}, f_{i2}, \dots, f_{iD})$ 。用  $F_g$  来表示整个种群中具有最好适应度值的青蛙,用  $F_w$  来表示每个子群中具有最差适应度的青蛙,用  $F_b$  来表示每个子群中具有最好适应度值的青蛙。在算法进化的过程中,最差青蛙的位置不断被更新。具体更新公式为:

$$C_i = rand() \times (F_b - F_w) \quad (1)$$

$$F_w = F_w + C_i; (-C_{\max} \leq C_i \leq C_{\max}) \quad (2)$$

式(1)表示更新步长  $C_i$  的计算公式,其中  $rand()$  是一个随机数,范围为 0 到 1 之间;式(2)为最差青蛙  $F_w$  的更新公式,其中  $C_{\max}$  为允许的最大更新步长。如果得到更好的解,则用其替代最差青蛙;否则用  $F_g$  替换掉式(1)中的  $F_b$ ,进行重新计算,获得新解。

#### 3.2 萤火虫算法

萤火虫算法(Firefly Algorithm, FA)是一种新颖的仿生优化算法,最早是由剑桥学者在 2008 年提出来的<sup>[14]</sup>。该算法模拟自然界中萤火虫的发光行为,萤火虫利用自身的发光特性来寻找伙伴,并逐步向具有较优位置的萤火虫所在的位置进行靠近,来达到优化位置的目的。萤火虫算法主要包括两个基本要素:亮度和吸引亮度。其中,亮度这个概念主要体现了萤火虫所在位置的好坏程度,以及它可以决定萤火虫移动的方向,即向亮度更高的萤火虫所在位置移动;而萤火虫移动的距离通过吸引度来体现。通过亮度和吸引度的不断更新萤火虫的位置,来达到优化目标的目的。亮度和吸引度的具体计算公式分别如式(3)、式(4)所示,式(5)表示萤火虫的位置更新公式。

$$I = I_0 \times e^{-\gamma r_{ij}} \quad (3)$$

式中  $\gamma$  是一个常数,表示光强吸收系数;  $I_0$  是萤火虫本身的荧光亮度,即萤火虫的最大荧光亮度;  $r_{ij}$  表示两个萤火虫之间的距离,即萤火虫  $i$  和萤火虫  $j$  之间的空间距离。

$$\beta = \beta_0 \times e^{-\gamma r_{ij}^2} \quad (4)$$

式中  $\beta_0$  代表光源处的吸引度,也就是最大吸引度; $\gamma \cdot r_{ij}$  意义上同。

$$x_i = x_i + \beta \times (x_j - x_i) + \alpha \times (rand - 1/2) \quad (5)$$

式中  $x_i$  表示萤火虫  $i$  在空间中所在的位置;  $x_j$  表示萤火虫  $j$  在空间中所在的位置;  $\alpha$  代表步长因子,是  $[0, 1]$  的常数;  $rand$  为  $[0, 1]$  上服从均匀分布的随机因子。

### 3.3 杂草算法

杂草算法(Invasive Weed Optimization, IWO) 是模拟自然界中杂草进化原理而提出的一种仿生进化算法,最早是由 Mehrabian 和 Lucas 在 2006 年提出来的<sup>[15]</sup>。IWO 算法建立了一种新型的子代繁衍机制:种群中每个个体的适应度值决定了其可以产生的子代的数目,对于具有较高适应度值的个体,其可以繁衍的子代的数目较多,而对于具有较差适应度的个体也给予其繁衍的机会,但是这种机会就比较小,这种繁衍机制更加符合自然界中杂草繁衍的真实状况,通过这样的繁衍机制可以加强算法在较优个体附近的局部搜索的能力,同时也考虑了种群的多样性,全局搜索能力同样也得到了增强。杂草算法主要包括四个执行步骤,分别是初始化种群、繁殖、空间分布和竞争性生存。

1) 初始化种群:种群初始化步骤主要是确定算法的各项参数,具体包括族群  $Q$  的大小  $Q_{size}$ ,种群  $P$  的大小  $P_{size}$ ,可生成种子的最小数目  $S_{min}$ ,可生成种子的最大数目  $S_{max}$ ,迭代最大允许次数  $iter_{max}$  等等。

2) 繁殖:种群中各个成员的适应度值和整个族群中的最低和最高适应度值共同决定了该成员能够散播的种子的数量。而对于不可行的个体,它们也有机会繁衍自己的后代,虽然这种机会相对较少。

3) 空间分布:种群产生种子,将其随机播撒在  $d$  维空间中,然后再在某个得到的可行解上加上一个数值  $D$ ,从而产生新的种子。

4) 竞争性生存:族群中各类植株之间的竞争性是通过控制族群的大小来保持的。在不断的进行繁殖之后,族群中植株的数量达到了预先设定的最大允许数量,此时,每个植株将会按照步骤 2) 和步骤 3) 进行繁殖和空间分布。最后,将所有的植株按照适应度值的大小进行降序排列,选出前  $Q_{size}$  个植株作为新的族群,清除掉余下的所有植株。

### 3.4 蝙蝠算法

蝙蝠算法(Bat Algorithm, BA) 是近年来最新提出的一种启发式群智能优化算法,最早是由 Xinshe Yang 在 2010 年提出来的<sup>[16]</sup>。BA 算法的仿生原理:将优化问题的适应度值描述成蝙蝠个体所在的位置,用蝙蝠表示优化问题的可行解,然后通过模仿蝙蝠移动和寻找猎物的过程来构造算法优化过程。

#### 1) 速度和位置更新公式

假设蝙蝠搜索的是  $d$  维空间,用  $x_i^t$  来表示蝙蝠  $i$  在  $t$  时刻所处位置,并且此时蝙蝠的速度记作  $v_i^t$ 。那么在  $t+1$  时刻,蝙蝠所在的位置则记为  $x_i^{t+1}$ ,其速度记为  $v_i^{t+1}$ 。速度和位

置的具体更新公式如式(6)、(7)、(8)所示:

$$f_i = f_{min} + (f_{max} - f_{min})\beta \quad (6)$$

$$v_i^{t+1} = v_i^t + (x_i^t - x_*)f_i \quad (7)$$

$$x_i^{t+1} = x_i^t + v_i^{t+1} \quad (8)$$

式中  $f_i$  表示蝙蝠  $i$  当前时刻发出的声波的频率,  $f_{max}$  表示最大声波的频率,  $f_{min}$  表示最小声波频率,  $\beta \in [0, 1]$  是随机产生的数;  $x_*$  表示当前全局最优解。当从最优解集中选出一个解的时候,用式(9)来更新新解的位置。

$$x_{new}(i) = x_{old} + \varepsilon A^t \quad (9)$$

式中  $A^t$  代表当前代蝙蝠种群的平均响度,  $x_{old}$  代表随机从当前最优解集中选出来的的一个解,  $\varepsilon$  是一个  $d$  维随机向量,介于  $[-1, 1]$  之间。

#### 2) 响度和脉冲速度

$A(i)$  表示脉冲的响度,  $R(i)$  表示蝙蝠的发射速率,在算法迭代的过程中,它们都会随之不断更新。当  $A(i) = 0$  时,则表示此时蝙蝠  $i$  已经搜索到了一个最优解。脉冲和发射速率的具体计算公式如式(10)、(11)所示。

$$A^{t+1}(i) = \alpha A^t(i) \quad (10)$$

$$R^{t+1}(i) = R^0(i) \times [1 - \exp(-\gamma t)] \quad (11)$$

其中  $0 < \alpha < 1$ ,  $\gamma > 0$  均为常量。

## 4 四种算法的特点及适用场景分析

混合蛙跳算法、萤火虫算法、杂草算法和蝙蝠优化算法都属于仿生优化算法,它们都可以被用来解决科学和工程领域遇到的一些复杂且传统的优化算法无法解决的优化问题。因此,它们有很多的相同点:①优化流程遵循相同的结构框架;②算法具有本质并行性;③算法的灵活性较强;④都有很强的鲁棒性;⑤算法适应性很强;⑥容易与其它各类算法相结合,可以改善算法的性能。

虽然上述算法存在许多相同之处,但是由于这些算法提出的初衷和它们的应用背景在很大程度上存在差异,所以它们又有很多不同之处,比如在算法思想和算法实现手段等方面,这也就造成它们都具有各自的特点及适用的场景。

#### 1) 混合蛙跳算法

混合蛙跳算法结合了模因算法和粒子群算法各自的优点,所以具有较强的鲁棒性,在用混合蛙跳算法求解实际问题的时候,所需调整的参数较少,并且具有较强的全局寻优能力<sup>[17]</sup>。因此,混合蛙跳算法在求解多目标优化问题时表现出较高的性能,比如用它来解决水资源分配问题、车间作业调度问题、桥墩维修问题等实际工程问题。但是该算法主要用在连续空间域的优化问题上,但算法的收敛速度较慢。

#### 2) 萤火虫算法

萤火虫算法是一种新型的具有较高寻优精度和收敛速度的仿生优化算法,为智能优化开辟了新途径<sup>[18]</sup>。萤火虫算法具有很多优点,如算法需要设置的参数少、算法具有很高的计算效率、简单易实现等等,因此,萤火虫算法已经广泛

应用在诸如函数优化、经济调度、神经网络训练、图像处理、路径规划等相关领域。

3) 杂草算法

杂草算法在迭代的过程中,子代中的个体叠加在父代个体周围,具体的叠加方式是以正态分布的方式,其标准差随迭代次数动态变化,这样就同时兼顾了选择的力度和种群的多样性,从而可以有效的克服早熟收敛,而且算法结构简单、参数少、鲁棒性较好<sup>[19]</sup>。目前,杂草算法 IWO 在许多领域已经得到了广泛应用,比如图像聚类问题、约束工程设计问题以及电力市场动荡性研究问题。

4) 蝙蝠优化算法

蝙蝠优化算法整体上具有分布式、并行性、收敛速度快等特点<sup>[20]</sup>。具体来讲,有以下两个方面的优势:首先,它通过频率调谐和脉冲发射频率的大小这两个元素来改变蝙蝠个体的行为,从而使蝙蝠优化算法比其它算法具有更好的收敛性;其次,当算法达到一定的条件时,算法会自动从全局搜索动态地转换成局部搜索。虽然蝙蝠优化算法具有很多优点,但是仍然存在一些不足的地方,比如在算法后期收敛速度慢、易陷入局部极小点等等。目前,在自然科学与工程科学等很多领域已经广泛应用了蝙蝠优化算法,如多目标优化、PFSP 调度问题、K-均值聚类优化、大规模优化问题等。

5 四种算法仿真比较

为了比较混合蛙跳算法、萤火虫算法、杂草算法和蝙蝠算法这四种优化算法的性能,本文在测试平台 Matlab 7.0 上进行了实验,并将该四种算法从最优解、平均最优解和收敛率这三个方面来进行了分析和比较。本文的仿真的测试函数来自著名的 Benchmarks 测试函数集,从中选取了三个各具特点并且适用于验证算法不同方面性能的典型的函数,用它们来测试混合蛙跳算法、萤火虫算法、杂草算法和蝙蝠算法的性能,并进行了比较分析。测试函数如表 1 所示。

表 1 测试函数

函数名称	测试函数	全局最优值
Sphere	$f(x) = \sum_{i=1}^d x_i^2$	$f_{\min}(0 \ 0 \ 0 \cdots 0) = 0$
Rosenbrock	$f(x) = \sum_{i=1}^{d-1} [100(x_i^2 - x_{i+1})^2 + (x_i - 1)^2]$	$f_{\min}(1 \ 1 \ 1 \cdots 1) = 0$
Rastrigin	$f(x) = \sum_{i=1}^d (x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i) + 10)$	$f_{\min}(0 \ 0 \ 0 \cdots 0) = 0$

如表 1 所示,测试函数 Sphere 是一个单峰函数,并且是可分离的,这个峰值是全局最小值,是在变量取 0 的时候达到的,该函数一般用来对算法的收敛精度进行测试。测试函数 Rosenbrock 是一个用来测试优化算法的非凸函数,其全局最小值位于平滑且狭长的抛物线形的山谷中,而山谷内的值

变化不大,一般算法很难寻找到函数的全局极小值,所以通常用 Rosenbrock 函数来测试算法寻优的效率。测试函数 Rastrigin 是一个典型的不可分离的多峰函数,它有非常多的局部最小值点和局部最大值点,从而使得优化算法很容易就陷入局部最优,因此一般用 Rastrigin 函数来测试优化算法的在全局寻优和收敛两方面的能力。

分别用混合蛙跳算法、萤火虫算法、杂草算法和蝙蝠优化算法对这 4 个函数进行性能测试,对于每一个测试函数,每种算法分别独立运行 40 次,然后记录并统计每次运行所得到的测试数据,最后计算各个算法在求解各个测试函数时的最优解、平均最优解和收敛率。统计结果如表 2 所示。

表 2 算法仿真结果

测试函数	算法	最优解	平均最优解	收敛率
Sphere	SFLA	0.0256	0.5127	37%
	FA	0.0028	0.0175	87%
	IWO	2.4546e-013	3.1034e-012	99%
	BA	3.3617e-007	4.4328e-006	96%
Rosenbrock	SFLA	0.0018	0.4128	53%
	FA	0.0033	0.0256	76%
	IWO	1.0072e-009	3.4060e-009	97%
	BA	2.0571e-006	4.5381e-006	95%
Rastrigin	SFLA	0.0579	0.3842	62%
	FA	0.0967	0.0596	79%
	IWO	4.5068e-011	1.1217e-010	98%
	BA	5.6804e-008	6.7489e-007	97%

由表 2 可知,首先,比较各个算法的寻优性能,混合蛙跳算法 SFLA、萤火虫算法 FA、杂草算法 IWO 和蝙蝠优化算法 BA 这四种算法都能寻找到各个测试函数的最优解。从整体上来看,杂草算法 IWO 和蝙蝠优化算法 BA 得到的最优解和平均最优解与测试函数实际的最优解都极其接近,比如对于测试函数 Sphere 来说,杂草算法 IWO 求得的平均最优解为 3.1034e-012,蝙蝠优化算法 BA 求得的平均最优解为 4.4328e-006,由此可见这两种仿生优化算法在寻优方面具有很高的性能。萤火虫算法 FA 的寻优性能仅次于杂草算法 IWO 和蝙蝠优化算法 BA,得到的最优解与实际最优解较为接近。然而,混合蛙跳算法 SFLA 得到的平均最优解普遍与实际最优解有一定的差距,可见其寻优性能最弱。其次,从收敛性方面来看,杂草算法 IWO 和蝙蝠优化算法 BA 得到的收敛率都达到了 95% 以上,比如对于测试函数 Sphere 来说,杂草算法 IWO 的收敛率达到了 99%,同样蝙蝠优化算法 BA 的收敛率也达到了 96%,可见这两种仿生优化算法在收敛方面具有很高的性能。萤火虫算法 FA 的收敛性能不及杂草算法 IWO 和蝙蝠优化算法 BA,收敛性能一般。对于三个测试函数 Sphere 函数、Rosenbrock 函数和 Rastrigin 函数,混合蛙跳算法 SFLA 的收敛率分别为 37%、53%、62%,可见混合蛙跳算法 SFLA 收敛性能较低。综上,不管从寻优性能还是收敛性能方面来说,萤火虫算法、杂草算法和蝙蝠优化算法在

对应方面都表现出较高的性能。

## 6 仿生优化算法的研究方向展望

本文主要介绍并通过仿真比较了混合蛙跳算法、萤火虫算法、杂草算法和蝙蝠算法这四种新型的仿生优化算法,在不同领域的优化问题上它们发挥着各自的特色,并且具有较好的性能。但是仍存在一些亟待研究的问题:

1) 一般仿生优化算法较缺乏数学理论方面的基础,比如可以研究怎么用数学理论来分析算法的鲁棒性、证明算法的收敛性等。尤其在仿生算法的参数设置方面,每种仿生优化算法都包含若干参数,这些参数的取值很大程度的影响了算法的收敛性和寻优性,而目前对于算法的参数取值方面大都采用反复实验来确定参数值,时间花费代价大。所以如果能够研究出一种可以有效确定算法参数的数学方法,将会促进优化算法的发展和进步。

2) 可以从改进算法步骤和完善算法本身两个角度考虑来提高算法的性能。因为仿生优化算法一般只是给出了求解问题的一个求解思路和求解步骤,所以可以考虑研究并改进算法的步骤。而针对算法的不足加以改进并提出一种更为高效的改进后的算法仍是未来一段时间内的一个重要研究点,比如从克服算法早熟、陷入局部最优等不足来改进算法。

3) 结合各种不同的算法产生新的混合优化算法,能够提高算法的计算性能,可以将几种仿生算法结合起来,也可以将仿生优化算法与其它类型的算法结合起来。

4) 扩大仿生优化算法的应用领域,将仿生优化算法应用在更多的领域,帮助解决更多的优化问题,仿生优化算法是一类很有效的算法,能够帮助解决在科学领域及工程领域遇到的许多传统方法不能够解决的复杂优化问题,因此扩大仿生优化算法的应用,将会提供更多的简便方法。

## 7 结束语

本文就四种较为新颖的仿生优化算法进行了论述,这四种仿生优化算法有相同点也有不同点,同时它们还具有各自的特性,但是它们都能很好的解决一些传统算法无法解决的复杂的优化问题,目前仿生优化算法已经成为近年来的一个研究热点。本文就这四种算法各自的特点及适用场景做了分析,并通过仿真对比分析了它们的性能。随着对仿生优化算法研究的不断深入,必将成为智能优化、智能控制和模式识别等领域应用研究的有力工具。

### 参考文献:

- [1] 米永强,张峰. 仿生优化算法及其在函数优化问题中的应用[J]. 兰州文理学院学报(自然科学版),2014,28(3):67-69.
- [2] Xu Hai yan. Research for new modified adaptive genetic algorithm[C]. Proc of World Automation Congress. 2012:1-4.
- [3] Q Lihong, et al. An improved genetic algorithm for integrated

process planning and scheduling[J]. International journal of advanced manufacturing technology, 2012, 58(5-8):727-740.

- [4] 夏亚梅,等. 基于改进蚁群算法的服务组合优化[J]. 计算机学报,2012,35(2):270-281.
- [5] Y Gao, et al. A multi-objective ant colony system algorithm for virtual machine placement in cloud computing[J]. Journal of Computer and System Sciences, 2013, 79(8):1230-1242.
- [6] J Kennedy, R Eberhart. Particle swarm optimization[C]. Proc of 1995 IEEE International Conference on Neural Networks. 1995:1942-1948.
- [7] Mehdi Neshat, et al. Artificial fish swarm algorithm: a survey of the state-of-the-art, hybridization, combinatorial and indicative applications[J]. Artificial Intelligence Review, 2014, 42(4):965-997.
- [8] X Ban, et al. A self-adaptive control algorithm of the artificial fish formation[C]. Proc of 2009 FUZZ-IEEE International Conference on Fuzzy Systems. 2009:1903-1908.
- [9] 黄伟,郭业才,王珍. 模拟退火与人工鱼群变异优化的多波盲均衡算法[J]. 计算机应用研究,2012,29(11):4124-4126.
- [10] M Mohammadi, et al. Improving linear discriminant analysis with artificial immune system-based evolutionary algorithms[J]. Information Sciences, 2012, 189(7):219-232.
- [11] 郭依林,李中华,毛宗源. 自适应人工免疫算法在数据挖掘中的应用[J]. 计算机应用,2006,26:1943-1946.
- [12] 戚玉涛,刘芳,焦李成. 基于分布式人工免疫算法的数值优化[J]. 电子学报,2009,37(7):1554-1561.
- [13] M M Eusuff, K E Lansey. Optimization of Water Distribution Network Design Using Shuffled Frog Leaping Algorithm[J]. Journal of Water Resources Planning and Management, 2014, 129(3):210-225.
- [14] 刘长平,叶春明. 一种新颖的仿生群智能优化算法:萤火虫算法[J]. 计算机应用研究,2011,28(9):3295-3297.
- [15] A Basak, et al. A modified Invasive Weed Optimization algorithm for time-modulated linear antenna array synthesis[J]. IEEE Congress on Evolutionary Computation, 2010, 1210(1):1-8.
- [16] X Yang. A New Metaheuristic Bat-Inspired Algorithm[J]. Nature Inspired Cooperative Strategies for Optimization (NICSO 2010), 2010, 284(1):65-74.
- [17] L Li, Y Zhou. A novel complex-valued bat algorithm[J]. Neural Computing and Applications, 2014, 25(6):1369-1381.
- [18] S L Tilahun, H C Ong. Modified Firefly Algorithm[J]. Journal of Applied Mathematics, 2012, 89(17):2428-2439.
- [19] S Su, et al. An invasive weed optimization algorithm for constrained engineering design problems[J]. Journal of University of Science and Technology of China, 2009, 39(8):885-893.
- [20] A Gandomi, et al. Bat algorithm for constrained optimization tasks[J]. Neural Computing and Applications, 2013, 22(6):1239-1255.

(下转第293页)

拉断力双盲测试,塔材实际强度仿真结果与实验数据误差均在5%以内,测试对比数据见表4。

表4 八种不同状态角钢的强度比较

序号	Q235 钢材状态	拉断力试验数据		仿真结果( Mpa)	
		屈服强度 ( Mpa)	抗拉强度 ( Mpa)	屈服强度 ( Mpa)	抗拉强度 ( Mpa)
1	新角钢	225.65	384.54	221.14	376.81
2	投运0.5年的角钢	221.14	373.81	216.72	368.24
3	投运1年的角钢	217.71	369.94	211.36	360.67
4	投运1.5年的角钢	212.40	360.84	206.15	353.11
5	投运2年的角钢	206.13	351.10	202.17	346.81
6	投运2.5年的角钢	199.96	342.53	193.92	331.18
7	投运3年的角钢	185.04	314.97	178.65	302.03
8	已废弃的角钢	91.24	157.29	87.42	150.75

6 结束语

本文提出一种应用粗糙集理论对塔材强度影响因素集进行约简,采用数据挖掘方法从大量的历史数据中挖掘有用数据构造学习集,根据学习集运用梯度下降法不断迭代学习来确定因素集权重,并将得到的权值综合评价计算塔材实际强度的计算方法。塔材拉断力试验双盲测试结果表明了该计算方法的准确性和可行性,可解决演化过程中影响塔材强度的因素较多且效应不清晰的问题,为输电线路结构安全评价提供重要的科学判据。

参考文献:

[1] 王梅义. 大电网事故分析与技术应用[M]. 北京: 中国电力出版社, 2008.

[2] 李成榕,等. 冰雪灾害条件下我国电网安全运行面临的问题[J]. 电网技术, 2008, 32(4): 14-22.

[3] 王昊昊,等. 中国电网自然灾害防御技术现状调查与分析[J]. 电力系统自动化, 2010, 34(23): 5-10.

[4] 葛乐,等. 面向复杂工况的输电线路本体结构安全评价[J]. 电力系统自动化, 2013, 37(20): 108-113.

[5] 梁锋. 数据挖掘技术在寿险客户流失中的应用[J]. 电子科学技术, 2015, 2(1): 104-107.

[6] 牛东晓,等. 基于数据挖掘的SVM短期负荷预测方法研究[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(18): 6-12.

[7] 刘宏杰,等. 粗糙集属性约简判别分析方法及其应用[J]. 西安交通大学学报, 2008, 41(8): 939-943.

[8] Li Xianghui, Da Kening. Research on fuzzy comprehensive evaluation based on rough set theory[J]. Advances in Intelligent and Soft Computing, 2012, 148(18): 29-34.

[9] 王国胤,姚一豫,于洪. 粗糙集理论与应用研究综述[J]. 计算机学报, 2009, 32(7): 1229-1242.

[10] Pawlak, Zdzislaw. Rudiments of rough sets[J]. Information Sciences, 2007, 177(1): 3-27.

[11] 王其红,潘天红,邹云. 基于即时学习算法的软测量建模方法[J]. 南京理工大学学报, 2007, 31(6): 679-683.

[12] 潘天红. 基于局部学习策略的非线性系统多模型建模与控制[D]. 上海交通大学博士学位论文, 2007.

[13] 潘天红,李少远. 基于即时学习的非线性系统自适应PID控制[J]. 控制理论与应用, 2009, 26(10): 1180-1184.

[14] 裴喜平,等. 基于梯度下降法的单相幅相锁相环优化设计[J]. 电力系统自动化, 2014, 38(2): 115-120.

[15] Zhang Li, Zhou Weijun, Li Donghui. A descent modified Polak-Ribiere-Polyak conjugate gradient method and its global convergence[J]. IMA Journal of Numerical Analysis, 2006, 26(4): 629-640.

[16] Tseng Paul, Yun Sangwoon. A coordinate gradient descent method for nonsmooth separable minimization[J]. Mathematical Programming, 2009, 117(1): 387-423.

【作者简介】



葛乐(1982-),男(汉族),江苏泰州人,博士,副教授,研究方向:电网主设备安全运行,新能源与主动配电网等。

胡波(1979-),男(汉族),江苏徐州人,工程师,研究方向:电网运行与检修。

陆文伟(1991-),男(汉族),江苏常州人,硕士研究生,研究方向:电网主设备及系统安全运行。

许德智(1985-),男(汉族),江苏南通人,博士,副教授,研究方向:数据驱动控制理论与应用,故障诊断与容错控制。

(上接第237页)

【作者简介】



杨雁莹(1973-),女(汉族),山东聊城人,副教授,硕士,主要研究领域为数据库与公安情报。

徐仙伟(1977-),女(汉族),江苏扬州人,讲师,硕士,主要研究领域为信息安全。

曹霁(1979-),男(汉族),江苏南京人,讲师,硕士,主要研究领域为数据库与数据建模。