

# 果蝇优化算法研究综述

王 林<sup>1</sup>, 吕盛祥<sup>1</sup>, 曾宇容<sup>1,2†</sup>

(1. 华中科技大学 管理学院, 武汉 430074; 2. 湖北经济学院 信息工程学院, 武汉 430205)

**摘 要:** 作为一种新兴的群体智能算法, 果蝇优化算法 (FOA) 因其简单有效而在诸多领域得到成功应用. 分析 FOA 的搜索原理和优缺点, 围绕目前的改进和相关应用进行综述. 重点讨论 FOA 改进策略, 包括改进搜索半径, 改进候选解的生成机制、多种群策略等, 以及 FOA 在复杂函数优化、组合优化和参数优化等方面的应用. 最后给出 FOA 在算法改进和实际应用方面研究的新思路.

**关键词:** 果蝇优化算法; 搜索机制; 搜索改进; 复杂问题优化

**中图分类号:** TP273      **文献标志码:** A

## Literature survey of fruit fly optimization algorithm

WANG Lin<sup>1</sup>, LV Sheng-xiang<sup>1</sup>, ZENG Yu-rong<sup>1,2†</sup>

(1. School of Management, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China; 2. School of Information Engineering, Hubei University of Economics, Wuhan 430205, China)

**Abstract:** As a new kind of swarm intelligent algorithm, fruit fly optimization algorithm (FOA) has been successfully applied in a variety of fields because of its simplicity and effectiveness. In this paper, a complete survey on FOA in aspect of the search mechanism, relative merits, improvements and applications is presented. The studies on FOA about its improvements including the search step size, solution generation mechanism, and multi-swarm strategies are especially discussed. The applications status of FOA in aspect of complex function optimization, combinatorial optimization, parameter optimization is summarized. Finally, some novel research directions about the improvements and applications of FOA are given.

**Keywords:** fruit fly optimization algorithm; search mechanism; search improvements; complex problem optimization

## 0 引 言

优化问题一直是计算机科学、人工智能和管理决策等领域广泛关注的一个问题. 在资源有限的条件下, 如何达到效益最大或投入最小是优化问题关注的焦点, 也是优化算法需要得出的答案. 近年来, 优化技术不断发展, 以差分进化算法<sup>[1]</sup>、粒子群算法<sup>[2]</sup>、遗传算法<sup>[3]</sup>等为代表的智能优化算法为人们求解复杂问题提供了强有力的工具, 并不断发展壮大. 受果蝇觅食行为启发, Pan<sup>[4]</sup>于 2012 年提出了一种新型的群体智能优化算法: 果蝇优化算法 (FOA). FOA 通过模拟果蝇种群的觅食行为, 采用基于果蝇群体协作的机制进行寻优操作. FOA 寻优机制简单, 整个算法仅包括嗅觉搜索和视觉搜索两部分, 关键参数仅为种群数目和最大迭代搜索次数. FOA 采用基于种群的全局搜索策略, 群体协作, 信息共享, 具有良好的全局优化能力. 作为一种通用型算法, FOA 不依赖于求解问题

的具体信息, 并且适合与其他算法混合, 容易得到性能更出众的混合算法.

自 FOA 被提出以来, 在短短的 4 年时间内, 已经引起了许多学者的重视, 并被成功地应用于诸如财务危机预警建模、多维背包问题、电力预测、神经网络参数优化、供应链选址分配问题以及网络拍卖、物流服务等诸多领域. 由于 FOA 提出时间较短, 针对 FOA 成体系的理论研究还未成熟, 大部分相关文献都是从特定视角聚焦于对 FOA 的算法改进和实际应用方面. 因此, 本文综合国内外已有的相关文献, 对迄今为止的 FOA 研究进展进行比较全面的综述, 同时指出未来值得关注的研究方向和内容.

## 1 果蝇觅食行为及标准果蝇优化算法

### 1.1 果蝇群体觅食行为

果蝇是一种广泛存在于温带和热带地区的昆虫,

收稿日期: 2016-10-12; 修回日期: 2017-02-14.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (71371080, 71531009).

作者简介: 王林 (1974—), 男, 教授, 博士生导师, 从事计算智能、物流与供应链管理研究; 吕盛祥 (1992—), 男, 博士生, 从事智能优化算法的研究.

†通讯作者. E-mail: zyrbue@gmail.com

具有优于其他物种的嗅觉和视觉能力. 在寻找食物时, 果蝇个体先利用自身嗅觉器官嗅到食物的气味, 并向周围的果蝇发送气味信息, 或者从周围的果蝇接收气味信息; 之后果蝇利用其视觉器官, 通过比较得出当前群体中收集到最好气味信息的果蝇位置, 群体中的其他果蝇均飞向该位置, 并继续展开搜索. 图1展示了果蝇群体搜索食物的简要过程.

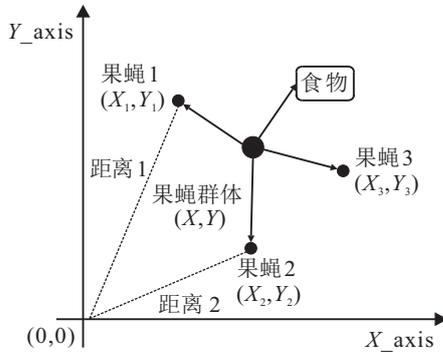


图1 果蝇群体觅食行为<sup>[4]</sup>

## 1.2 标准FOA介绍

根据果蝇群体觅食的行为特点, 标准FOA寻优大致分为以下几个步骤.

### Step 1: 初始化.

设置种群规模 (popsize), 最大迭代次数 (maxgen), 果蝇群体位置范围 (LR) 和果蝇的单次飞行范围 (FR) 等相关参数值. 果蝇群体中每个个体的位置信息由其对应的  $(X, Y)$  二维坐标给出, 其初始位置由下面的公式定义:

$$\begin{cases} X\_axis = \text{rand}(\text{LR}), \\ Y\_axis = \text{rand}(\text{LR}). \end{cases} \quad (1)$$

### Step 2: 嗅觉搜索过程.

Step 2.1: 当群体中的每一只果蝇利用其嗅觉搜索时, 赋予它一个随机的飞行方向和距离. 果蝇个体  $i$  新的位置由下式给出:

$$\begin{cases} X_i = X\_axis + \text{rand}(\text{FR}), \\ Y_i = Y\_axis + \text{rand}(\text{FR}). \end{cases} \quad (2)$$

Step 2.2: 因为食物味道的来源位置是未知的, 因此先利用下式计算果蝇个体距离原点的距离  $\text{DIST}_i$ :

$$\text{DIST}_i = \sqrt{X_i^2 + Y_i^2}; \quad (3)$$

然后通过下式计算其味道浓度判定值  $S_i$ :

$$S_i = 1/\text{DIST}_i. \quad (4)$$

Step 2.3: 通过下式计算当前群体中每个果蝇个体的味道浓度值  $\text{Smell}_i$ :

$$\text{Smell}_i = \text{fitness}(S_i). \quad (5)$$

$\text{fitness}$  表示味道浓度判断函数, 在利用FOA进行优化问题求解时, 它是目标函数或适应度函数.

Step 2.4: 选择当前群体中具有最佳味道浓度值

的果蝇, 记录其味道浓度值和相应位置

$$[\text{bestSmell}, \text{bestIndex}] = \min(\text{Smell}). \quad (6)$$

### Step 3: 视觉搜索过程.

保持最佳味道浓度值和对应果蝇位置信息, 群体中的其他果蝇均利用视觉飞向他位置, 即

$$\text{SmellBest} = \text{bestSmell}; \quad (7)$$

$$\begin{cases} X\_axis = X(\text{bestIndex}), \\ Y\_axis = Y(\text{bestIndex}). \end{cases} \quad (8)$$

Step 4: 重复 Step 2 和 Step 3, 直到算法迭代次数达到 maxgen.

由FOA的计算步骤可知, 标准FOA采用基于种群的全局随机搜索策略, 通过跟踪当前最优解的信息来指导种群的下一步搜索, 使得种群能够以当前最优解为中心开展局部随机搜索, 并朝着更优的方向搜索前进.

## 1.3 FOA特性分析

### 1.3.1 FOA性能分析

吴小文等<sup>[5]</sup>和刘立群等<sup>[6]</sup>采用函数测试的方法, 将FOA与目前流行的群体智能算法进行寻优性能对比, 所测函数包括常用的单峰和多峰复杂函数, 各算法的性能定性对比结果如表1所示.

表1 主流群体智能算法性能对比结果<sup>[5-6]</sup>

算法	指标					
	全局寻优	局部寻优	计算量	复杂度	稳定性	收敛性
果蝇	很强	较弱	较小	较简单	较不稳定	易早熟
蚁群	较强	较强	中等	较复杂	较稳定	不易早熟
人工鱼群	较强	中等	较大	较复杂	较稳定	不易早熟
免疫	很强	很强	很大	很复杂	很稳定	不易早熟
遗传	很强	较弱	较大	很复杂	较稳定	易早熟
粒子群	较强	中等	中等	较简单	较不稳定	不易早熟
混合蛙跳	较强	较强	很大	较复杂	较稳定	易早熟
和声搜索	较强	中等	中等	较复杂	较稳定	不易早熟
人工蜂群	很强	较弱	较大	较复杂	较稳定	较易早熟

实验中: 全局寻优能力表征算法快速获得高质量解的能力; 局部寻优能力表征算法避免陷入局部极值的能力; 计算量表征算法求解同一问题的迭代次数; 复杂度表征参数数量多少和求解规则的复杂程度; 稳定性表征算法求解结果的可靠性; 收敛性表征算法的收敛能力, 即是否会有早熟现象发生.

由表1可以看出, 不同种类的群体智能算法性能差距明显, FOA具有强大的全局寻优能力、较小的计算量、较低的算法复杂度, 但其局部搜索能力不足、寻优结果不稳定, 并且容易过早收敛.

### 1.3.2 FOA有效性分析

FOA继承了群体智能算法的特点: 群体协作、信息共享. 虽然果蝇个体表现出飞行行为的简单和随机性, 但基于视觉搜索和嗅觉搜索的搜索机制使得果

蝇种群具有快速寻优的群体智慧,即:视觉搜索可使得果蝇群体快速定位较优位置,并将该位置信息扩散至整个种群,因此FOA具有很强的全局优化能力;嗅觉搜索机制表明果蝇个体具有一定的跳出局部最优位置的能力,配合视觉搜索,果蝇群体能够逐步进行位置迁移并更新当前最优位置信息。

与其他典型的群体智能算法类似,FOA通过模仿自然界中生物群体的社会行为来获得问题的求解规则,这些算法均包括对个体的行为设计和对群体联动规则的约定。然而,FOA独特的平面搜索机制使得它与先前的群体智能算法有很大不同:FOA采用二维搜索,在坐标系横轴和纵轴两个方向上展开,区别于以往所有的群体智能算法;受果蝇觅食行为启发而设计的嗅觉搜索机制和视觉搜索机制更为简洁。相比蚁群算法、蜂群算法、人工鱼群算法等群体智能方法,FOA个体行为和群体规则更加简单,需要调整的参数和记忆的信息更少,群体对最优解信息更为敏感,因此具有更加强大的全局寻优能力、更快的计算速度和更少的计算资源需求。

### 1.3.3 FOA缺陷分析

借鉴Shan等<sup>[7]</sup>和Zhang等<sup>[8]</sup>的分析,可总结FOA存在的缺陷并分析原因如下:

1) 不能解决最优值为负数的问题。根据式(3)和(4),由FOA得到的解一定是正数( $S_i > 0$ ),因此FOA的适用范围受到了限制。

2) 较难解决极值点不在零点的优化问题。由式(3)和(4),当 $X$ 和 $Y$ 较大时, $S_i$ 的值接近0,因此较难解决极值点不在零点的问题。

3) 解决复杂、高维和非线性优化问题的能力较弱。Shan等<sup>[7]</sup>证明了给定果蝇的位置坐标 $X$ 和 $Y$ ,求得的味道浓度判定值 $S_i$ 不服从均匀分布,因此候选解不能被均匀生成,即FOA不能均匀地在解空间内进行搜索。

4) 容易陷入局部极值点。由FOA中的视觉操作可知,当前最优解引导着果蝇种群的搜索方向,配合嗅觉操作的全局随机搜索策略,可快速寻找到较好的解。但是,当果蝇群体的位置范围(LR)很大而单次飞行范围(FR)较小时,FR的变化对解 $S_i$ 的影响很小,使得标准FOA面对复杂问题时容易早熟。

FOA的缺陷既有其特性,亦有其共性。缺陷1)和缺陷2)是由FOA特有的候选解生成机制导致,其他的群体智能算法不存在这些问题。缺陷3)和缺陷4)是部分群智能算法共有的缺点:吴小文等<sup>[5]</sup>和刘立群等<sup>[6]</sup>的研究表明,遗传算法、粒子群算法和人工蜂群算法同样暴露出局部搜索能力较弱,容易过早收敛(参见表1)和在求解复杂多峰函数时精度不高的缺陷。其主要原因在于算法的搜索机制设计不够完善,比如遗传、粒子群和人工鱼群算法,搜索机制均偏向

全局优化而少有重视局部开发,FOA同样如此。

## 2 FOA改进研究进展

目前相关文献大体遵循“内部完善-外部提升”的FOA改进路径:首先考虑FOA算法缺陷和相关原因,并着手从算法搜索机制上进行内部改进,如对搜索半径的改进,对候选解产生机制的改进和对飞行策略的改进等,希望以此弥补基本FOA缺点;其次,在考虑提升FOA的搜索性能和扩展FOA适用范围的前提下对FOA进行外部改进,包括多种群策略和融合其他优秀算法等措施。此类改进路径是一种典型的优化算法改进路径,在差分进化算法<sup>[9]</sup>、粒子群算法<sup>[10]</sup>等研究中体现较为明显。此改进路径的合理性有两点:一是内部改进研究有助于加强对FOA迭代机制的理解,有利于FOA理论框架建设,并为外部改进提出指导性建议;二是避免“先外后内”导致的外部改进效益被算法内部缺陷抵消。下面具体介绍FOA的各种改进策略。

### 2.1 对搜索半径的改进

果蝇的搜索半径即指果蝇个体的单次飞行范围(FR)。当FR较大时,果蝇个体的单次搜索范围较大,全局搜索能力强;而当FR较小时,果蝇个体的单次搜索范围较小,适用于局部搜索。在标准的FOA中FR是一个确定的值,无法较好地平衡算法的全局搜索能力和局部搜索能力。改进途径一般是将FR由固定值改为变化的自适应值:在搜索的早期给予果蝇一个较大的搜索半径,使之能够快速地在全局范围内找到较好的解,而随着搜索次数的增加逐渐减小半径值,使之能够进行较为精确的搜索。作为智能算法中步长参数优化的常用手段,此举可平衡算法的全局搜索能力和局部搜索能力,提高算法收敛速度。典型改进策略分析如下:

1) Shan等<sup>[7]</sup>在FR计算中引入权重系数 $w$ 来体现果蝇的搜索半径对位置坐标值的影响,将果蝇的搜索半径由固定值改为自适应变化值,并且随着迭代次数的增加而按指数形式下降。果蝇群体中个体 $i$ 的位置计算规则如下:

初始化果蝇群体位置

$$X\_axis = n \cdot \text{rand}(\text{VR}); \quad (9)$$

随机飞行后的位置

$$X_i = X\_axis + w \cdot \text{rand}(\text{VR}); \quad (10)$$

权重按如下规则变化:

$$w = w_0 \cdot \alpha^{\text{gen}}. \quad (11)$$

其中: $\text{rand}(\text{VR})$ 表示待求解变量取值范围内的一个随机数, $n$ 为搜索范围系数, $w_0$ 为初始权重, $\alpha$ 为权重系数, $\text{gen}$ 表示当前进化次数。

2) Pan等<sup>[11]</sup>引入了一个较为复杂的自适应参数

来调节果蝇的搜索半径,使之能够依迭代次数平滑地变化.其搜索半径和果蝇个体*i*的位置计算如下:

$$\lambda = \lambda_{\max} \cdot \exp\left(\frac{\log(\lambda_{\min}/\lambda_{\max}) \cdot \text{Iter}}{\text{Iter}_{\max}}\right). \quad (12)$$

$$X_{ij} = \begin{cases} X_{ij} + \lambda \cdot \text{rand}(), & j = d; \\ X_{ij}, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (13)$$

其中: $j = 1, 2, \dots, n$ ;  $d$ 为 $[1, n]$ 之间的一个随机整数,  $n$ 表示问题维度.

3) Yuan等<sup>[12]</sup>将搜索半径定义为当前迭代次数的函数,其自适应变化因子是当前迭代次数的多次函数(次数为2~6),即

$$R(k) = \frac{b_j - a_j}{2} \cdot \left(\frac{k_{\max} - k}{k_{\max}}\right)^\varphi. \quad (14)$$

其中: $k$ 表示当前迭代次数,  $k_{\max}$ 为最大迭代次数,  $a_j$ 和 $b_j$ 为问题第*j*维变量的下界和上界,  $\varphi$ 是 $[2, 6]$ 之间的一个正数.

群体智能算法中,搜索步长一直是重要的参数.已有算法的步长设定包括固定值、随机值或二者兼有.差分进化算法的差分缩放系数、粒子群算法中的惯性权因子和加速常数为固定值,人工蜂群算法中引领蜂的位置扰动幅度为随机值,和声搜索算法中的音调调整是固定带宽和随机因子的乘积结果,但鲜有算法采用自适应变化步长值.改进搜索半径后,FOA的局部开发能力得到了提高,自适应的飞行范围同时解决了部分参数选择问题.相对于具有固定步长或随机步长算法,改进后的FOA的局部搜索能力更强,在求解复杂多峰优化问题时性能更佳.

## 2.2 对候选解产生机制的改进

由式(3)和(4)得到的FOA候选解只能为正数且可能趋于0,并且标准FOA的候选解产生机制是非线性、非均匀的,因而制约了其求解高维和复杂优化问题的能力.针对此缺陷的改进途径一是使候选解能够取负数,二是通过优化FOA候选解产生机制使得候选解均匀分布于解空间中.此举可扩大FOA搜索范围,并且由于候选解得以均匀分布在解空间中,高质量的解可以被果蝇发现,从而提高FOA的寻优精度.已有改进分析如下.

1) Dai等<sup>[13]</sup>提出,在二维空间中,若果蝇个体落在第二象限或第四象限,则其对应的味道浓度判定值取反,使得候选解可以为负数,即

$$\begin{cases} X_{\text{axis}} = \text{LR} \cdot \text{rand} - 0.5 \cdot \text{LR}, \\ Y_{\text{axis}} = \text{LR} \cdot \text{rand} - 0.5 \cdot \text{LR}. \end{cases} \quad (15)$$

其中:LR表示果蝇的位置范围,rand为 $[0, 1]$ 之间的随机数.因此,若果蝇落在第二或第四象限,则得到负的候选解.但是,这种改进策略并没有解决候选解的非线性、不均匀分布的性质.

2) Pan<sup>[14]</sup>在味道浓度判定值中加入一个逃逸参数,逃逸参数值是当前果蝇与原点距离值的线性函

数,同时将果蝇的搜索空间从二维扩展至三维.此候选解产生机制如下:

$$\text{DIST}_i = \sqrt{X_i^2 + Y_i^2 + Z_i^2}, \quad (16)$$

$$S_i = \frac{1}{\text{DIST}_i} + \Delta, \quad (17)$$

$$\Delta = \text{DIST}_i \cdot (0.5 - \delta), \quad (18)$$

其中 $\delta$ 是 $[0, 1]$ 间的随机数.因此,逃逸参数 $\Delta$ 可以为负,使得候选解 $S_i$ 能够取到负值.同样,候选解不均匀分布的性质并没有改变.

3) Shan等<sup>[7]</sup>将标准FOA中候选解的非线性产生机制改为线性产生机制,即将个体距原点的距离取倒数,摒弃式(4),并且直接用一维坐标值作为味道浓度判定值生成候选解

$$S_i = X_i = X_{\text{axis}} + w \cdot \text{rand}(\text{VR}). \quad (19)$$

Pan等<sup>[14]</sup>、Yuan等<sup>[12]</sup>同样舍弃了标准FOA中味道浓度判定值的计算方法,代之以用一维坐标值产生候选解.采用一维坐标值作为候选解的好处是能够在问题定义域内充分而均匀地搜索,而不是仅在定义域的子域中搜索,有利于获得复杂和最优解不在零点问题的全局最优解.

由1.3.1节对FOA缺陷的分析可知,候选解生成机制是制约FOA求解性能的最主要原因,因此针对此问题改进是最早开展的研究.较多的研究使得FOA回归了群体智能算法的主流搜索策略,即一维线性搜索.改进后的FOA,具备了粒子群、和声搜索等算法的均匀搜索性能,增强了FOA求解非线性优化问题的能力.

## 2.3 对飞行策略的改进

对果蝇群体的飞行策略进行改进是FOA算法优化的一个热点.由于标准FOA视觉搜索会导致果蝇群体多样性降低,使得算法过早收敛,易陷入局部最优点.针对飞行策略的改进途径主要是在果蝇飞行过程中添加合理的随机性,包括飞行方向的随机性和飞行距离的随机性;同时,通过有效的变异手段让果蝇飞出局部最优位置,目的在于提高种群演化过程中的多样性,避免早熟现象的发生.目前的已有研究分析如下.

Wang等<sup>[15]</sup>在标准的FOA中加入了群体协作和随机摄动的操作:在果蝇的视觉操作中,并不是所有的果蝇均飞向当前最佳果蝇,一部分果蝇会随机飞行,以此来增加种群的多样性;同时,如果当代最优解比迄今为止已发现的最优解差,则采用摄动的方式随机扰动当代最优解对应果蝇的位置,以此希望跳出局部极值点.图2显示了改进FOA相比一般的FOA具有更高的种群多样性,更易搜寻到全局最优点. Li等<sup>[16]</sup>在其改进的FOA中增加了一种自适应的相邻解生成策略,并且在视觉搜索阶段,种群中最差的果

蝇会被当前最好的果蝇诱导飞行,连续几代状态未更新的果蝇会被随机生成的果蝇取代. Wang等<sup>[17]</sup>设计了一种概率飞行策略:首先设计一个飞行范围池,包含若干数量级的飞行范围值.果蝇在每次嗅觉搜索时会以一定概率选定某个飞行范围,并且飞行范围越大,其选择概率越小.这种随机飞行策略使得果蝇种群能够以一定概率搜索到极佳的位置.类似地,张前图等<sup>[18]</sup>使用Levy飞行特征来描述果蝇的飞行行为,在迭代过程中较优个体围绕最优个体作Levy飞行,即利用偶尔的长距离飞行提高果蝇种群的探索能力.

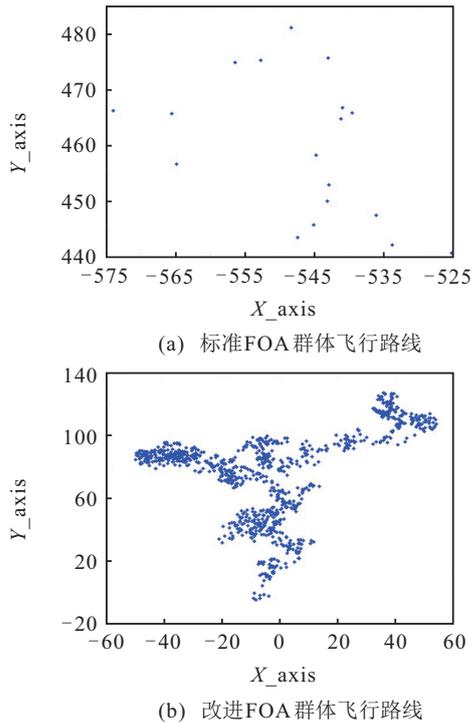


图2 改进前后FOA群体飞行路线<sup>[15]</sup>

遗传算法中染色体的交叉变异策略,混合蛙跳算法中蛙的前进规则,以及粒子群算法中微粒速度和位置的更新策略在后期均存在使种群多样性降低的可能.类似地,FOA的飞行策略在搜索后期也会导致种群质量下降,从而陷入局部最优.改进飞行策略后的FOA着重提高种群多样性,避免了其他群智能算法在进化后期易陷入早熟的情况.

## 2.4 多种群协同搜索

在多种群策略下,由于搜索随机性的存在,各子种群的演化历程和状态不尽相同,多种群的搜索范围要比单种群广;而种群间信息交换机制使得特定种群的内部演化状态一直受到外部信息影响,从而避免种群内部个体趋同.典型的多种群改进途径是设计数量合适的种群数量,并考虑在各子群中搭配使用全局搜索策略和局部搜索策略,同时注重设计有效的种群间精英个体的信息交流机制.多种群策略下全局和局部搭配搜索可充分利用种群规模大的优势提升搜索精度,而种群间信息交流机制使得优秀果蝇携带

的信息扩散至全部种群,提高了搜索效率.目前的已有改进策略分析如下.

1) Yuan等<sup>[12]</sup>将标准FOA中的单种群扩展为4~10个规模相同的子种群,每个子种群均进行全局寻优操作,并得到相应的子种群当前最优解;之后计算所有子种群当前最优解平均值的适应度值,并与迄今为止已发现的最优解进行比较以确定是否替换.此多种群算法在一定程度上解决了标准FOA中视觉操作带来的种群多样性差的问题.

2) 刘志雄等<sup>[19]</sup>将果蝇群体分成多个相同规模的子种群,某果蝇个体*i*在更新位置信息时同时参考子种群最优个体和全局最优个体的位置信息,即

$$\begin{cases} X_{k,i} = pX_k + 2 \cdot \text{rand} \cdot (gX - X_{k,i}), \\ Y_{k,i} = pY_k + 2 \cdot \text{rand} \cdot (gY - Y_{k,i}). \end{cases} \quad (20)$$

其中:*k*表示第*k*个种群, $pX_k$ 表示第*k*个种群中当前最好个体, $gX$ 则代表全局最优个体.此更新公式类似差分进化算法中的差分操作,在参考最优个体信息的基础上考虑了随机性,避免了果蝇个体间的趋同.

3) 韩俊英等<sup>[20]</sup>提出了一种动态双子群协同进化FOA.该算法在进化过程中动态地将种群分为两个子种群,其中一个子种群使用混沌算法执行精细局部搜索,另一个子种群仍然执行原有的全局搜索,以此来平衡算法的全局搜索能力和局部搜索能力.

种群数量的确定和种群间信息交换策略的制定是多种群搜索的关键,不适宜的种群数量会浪费计算资源,增加耗时.但是,目前还没有合适的确定种群数量的理论依据,由于计算效能和算法种类与求解问题的规则有关,依靠实验确定合适的多种群策略仍然是主要方法.

相比其他群体智能算法,计算效率是针对FOA实施多种群策略的优势.遗传、人工蜂群等算法群体行为规则复杂,本身计算量大,若采取多种群搜索则会耗费大量资源.FOA搜索机制简单,可拓展性强,设计适宜的全局或局部搜索策略并部署在多种群上有助于提高针对复杂问题的求解精度,并且比传统的算法有更快的搜索速度.

## 2.5 设计混合算法

混合FOA设计途径一般是引入成熟算法框架或搜索机制来完善视觉和嗅觉两大搜索策略,如经典差分框架、变异和交叉策略等;另一改进途径是采用不确定性理论来描述果蝇的解生成过程,如云模型和混沌理论.采用这两类改进途径的原因在于可利用现有成熟方法提升FOA的局部搜索能力,并形成有效的可控随机性,同时保留FOA搜索速度快的特点,达到优势互补的目的.具有代表性的改进分析如下.

1) Niu等<sup>[21]</sup>将差分进化算法中的差分操作加入FOA中,采用收敛速度较快的“DE/best/1”策略生成

子代种群来代替随机搜索,即

$$\begin{cases} X_i^g = X_{\text{best}}^g + F \cdot (X_{r_1}^g - X_{r_2}^g), \\ Y_i^g = Y_{\text{best}}^g + F \cdot (Y_{r_1}^g - Y_{r_2}^g). \end{cases} \quad (21)$$

其中:  $r_1$  和  $r_2$  表示  $[1, \text{popsize}]$  中互不相等的两个正数,它们也均不等于  $i$ ;  $X_{\text{best}}^g$  和  $Y_{\text{best}}^g$  表示第  $g$  代果蝇种群中最好的个体向量;  $F$  为差分算子. 相比原始的 FOA, 加入差分操作的 FOA 种群多样性得到提高, 最优个体引导种群进化也不会导致严重的个体间趋同.

2) Wu 等<sup>[22]</sup> 使用了基于云模型的候选解生成策略, 通过云模型来描述果蝇觅食行为中某果蝇  $i$  嗅觉操作阶段的随机性和模糊性, 即

$$X_{i,j} = \begin{cases} \text{Cx}(X_{\text{axis}_j}, \text{En}, \text{He}), & j = d; \\ X_{\text{axis}_j}, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (22)$$

其中:  $j = 1, 2, \dots, n$ ; Cx 表示正态云生成器; En 表示搜索半径; He 代表 En 的熵, 即搜索半径的不确定性;  $n$  表示变量维度,  $d$  是  $[1, n]$  间的一个随机整数. 考虑到在前期需要进行大范围搜索, 在后期需要执行精细搜索, En 被设定为动态变化, 即

$$\text{En} = \text{En}_{\text{max}} \cdot \left(1 - \frac{t}{T}\right)^\alpha. \quad (23)$$

其中:  $\text{En}_{\text{max}}$  是最大搜索半径,  $t$  是当前进化次数,  $T$  是最大进化次数,  $\alpha$  为控制搜索精度的正整数.

3) Mitić 等<sup>[23]</sup> 将 FOA 与混沌理论结合, 在更新果蝇位置时, 引入一个混沌表达式  $\text{alpha} = \text{chaos}()$ , 使得随机飞行的果蝇具有混沌特性

$$X_{i,j} = X_{i,j} + \text{alpha} \cdot (X_{i,j} - X_{\text{best}_{i,j}}). \quad (24)$$

Mitić 等考察了基于 10 种不同混沌映射的改进 FOA 的效果, 实验表明, 切比雪夫映射对 FOA 的改进效果最好.

此外, 张彩宏等<sup>[24]</sup> 将禁忌搜索与 FOA 结合: 首先计算果蝇群体的适应度方差值, 当方差大于给定阈值时, 采用 FOA 的搜索策略, 而当方差小于该阈值时, 则采用禁忌搜索算法进行深度寻优. 刘成忠等<sup>[25]</sup> 将细菌觅食算法与 FOA 结合, 将细菌的迁徙行为引入果蝇的飞行策略: 果蝇群体中的每个个体均有一定的迁徙概率, 当进化进入停滞时, 果蝇个体依概率进行位置迁徙, 以期跳出局部最优.

混合 FOA 继承了原有算法强大的全局寻优能力, 而其局部搜索能力由于融合了局部优化策略(如差分进化算法中的差分操作、禁忌搜索策略等)也得到提高. 相关研究表明<sup>[21-23]</sup>, 混合 FOA 克服了传统智能算法局部搜索能力不足、不稳定和易早熟的缺点, 其在求解复杂优化问题时在计算速度、精度和稳定性方面不亚于差分进化算法、粒子群算法、和声搜索算法等众多群体智能算法及其混合改进模式, 说明基于 FOA 的混合算法设计模式具有一定的优越性.

### 3 FOA 应用研究进展

#### 3.1 复杂函数优化

对复杂函数的寻优能力强弱是检验算法性能的重要指标之一, 也是衡量算法解决复杂优化问题能力的一个重要标准, 大量有关 FOA 的文章致力于求解高维和复杂的函数优化问题. Wang 等<sup>[15]</sup> 使用 18 个典型的单峰和多峰函数对其改进的 FOA 进行性能测试, 并与其他一些常用的启发式算法进行效果对比, 结果表明其改进的 FOA 在求解精度和稳定性方面要优于遗传算法、差分进化算法、粒子群算法等群智能算法; Wang 等<sup>[17]</sup> 利用基于概率飞行策略的改进 FOA 测试了 29 个常用复杂函数, 结果显示在求解极值在零点的函数时其改进 FOA 的性能极佳, 基本能得到全局最优值; Niu 等<sup>[21]</sup> 将其提出的基于差分操作的 FOA 用于求解高维和最优解不在零点的复杂函数, 取得了较好的效果; Wu 等<sup>[22]</sup> 测试了 33 个标准函数, 包括单峰、多峰和复杂的复合函数, 结果表明基于云模型的 FOA 的搜索性能要优于几种典型的 FOA 改进型算法和主流群体智能算法.

#### 3.2 组合优化

##### 3.2.1 调度问题

Li 等<sup>[16]</sup> 将 FOA 应用于钢铁连铸问题. 该问题首先被建模为一个混合流水车间调度问题, 之后运用改进了嗅觉搜索策略和视觉搜索策略的 FOA 进行求解, 并使用田口方法来研究实验参数的影响; Li 等<sup>[26]</sup> 研究了钢铁连铸系统中考虑机器故障和柔性加工时间下的混合流水线调度问题, 并使用一种复杂的混合 FOA 进行求解; Zheng 等<sup>[27]</sup> 利用 FOA 求解了考虑设备和人员资源约束下的柔性车间调度问题, 以完工时间最小为目标, 同时优化工序安排、设备分配和人员分配; Han 等<sup>[28]</sup> 使用 FOA 求解了一种考虑有限缓冲的流水线调度问题, 即已完工工序可能因存储能力限制无法从设备下线而导致等待; 刘志雄等<sup>[29]</sup> 利用一种多种群 FOA 求解了自动化仓库的拣选作业调度问题.

##### 3.2.2 库存、选址问题

Wang 等<sup>[15,17]</sup> 利用其改进的 FOA 求解了不同规模下的联合补货问题, 结果比常用的求解此问题的算法(遗传算法和差分进化算法)效果好; Mousavi 等<sup>[29]</sup> 研究了一种两级供应链网络下的选址分配库存问题, 并用一种改进的 FOA 进行求解, 得到了不同时期较优的产品购买组合和最小化库存成本目标下分销中心的位置; 于博<sup>[30]</sup> 提出了一种基于 Logistic 混沌系统的果蝇优化算法来优化城市物流配送中心选址位置.

##### 3.2.3 其他组合优化问题

Wang 等<sup>[31]</sup> 提出二进制 FOA 用以求解多维背包问题; Dai 等<sup>[32]</sup> 研究了惯性测量单元(IMUs)在舰船

甲板上的布局问题,采用FOA来决定IMU布局以形成一个有效的甲板变形侦测系统;Yin等<sup>[33]</sup>利用FOA求解了旅行商问题;Crawford等<sup>[34]</sup>利用二进制FOA求解了集覆盖问题。

在利用FOA求解组合优化问题时,设计合理有效的编码方式是提高求解效率的一个关键点,其在文献[16-17,27]等均有提到。比如Wang等<sup>[17]</sup>将果蝇的位置范围设定在[0,1]之间,从而得到合理的补货频率值,并利用补货频率与补货周期间的最优不等关系确定果蝇初始飞行范围,从而缩小了解空间,提升了求解效率;Zheng等<sup>[27]</sup>使用两个向量:工序向量和资源分配向量表示一只果蝇,两个向量的对应位置代表对该工序种类和资源分配情况。通过这种编码方式来完整表示工作顺序和机器、劳动力的分配,可以看出,在设计编码方式时充分利用问题信息以及考虑求解效率是多数学者重视的地方。

### 3.3 参数优化

#### 3.3.1 PID控制器参数优化

比例-积分-微分(PID)控制器是使用较为广泛的工业系统控制策略之一。PID控制器通过调整系统误差信号及其积分与微分量的加权这3个参数来优化系统性能,减小误差。Sheng等<sup>[35]</sup>提出了一种基于模糊分数阶的PID控制器,并将其应用于电子节气门中,采用FOA来调节PID控制器的参数;Han等<sup>[36]</sup>将FOA优化PID控制器参数与遗传算法优化PID控制器参数进行对比,实验表明,使用FOA能避免早熟并提升解的质量;Li等<sup>[37]</sup>和Liu等<sup>[38]</sup>也将FOA应用于PID控制器的设计中。

#### 3.3.2 神经网络参数训练

Chen等<sup>[39]</sup>利用FOA优化灰色神经网络参数,用以建立电商网站服务满意度的分类预测模型,并通过对比实验指出,经过FOA优化的灰色神经网络具有较快的收敛速度和精度;Hu等<sup>[40]</sup>采用递减步长FOA优化广义回归神经网络,在考虑气温和时间序列周期性前提下预测短期电力负荷;类似地,Li等<sup>[41]</sup>也采用FOA优化广义回归神经网络参数并进行年度电力负荷预测;秦砺寒等<sup>[42]</sup>使用FOA中的迭代寻优来替代BP神经网络中的梯度修正,并将优化后的BP神经网络用于夏季空调降温负荷预测。神经网络参数训练是FOA的应用热点,文献[43-45]介绍了FOA优化神经网络的更多应用。

#### 3.3.3 支持向量机参数优化

Shen等<sup>[46]</sup>将FOA用于支持向量机(SVM)的参数优化,包括惩罚参数和核函数带宽值等,并将优化后的SVM用于医疗数据集分类;Li等<sup>[47]</sup>同样利用FOA调整最小二乘SVM的核函数带宽值和正则化

参数值,并用于年度电力负荷预测问题;Li等<sup>[48]</sup>构建了一种动态周期性鲁棒支持向量回归模型,用以预测由混沌系统描述的船舶运动时间序列,同时使用了一种自适应混沌FOA优化所提出的支持向量回归模型参数;Ding等<sup>[49]</sup>则使用FOA来调节孪生SVM参数以提高其分类性能;Yu等<sup>[50]</sup>采用一种具有自适应步长的改进FOA进行SVM模型的参数优化,并将其用于磁流变弹性体基隔振器的动态响应预测中;Wang等<sup>[51]</sup>利用基于自适应变异FOA的最小二乘SVM进行熔融指数预测;Wu等<sup>[52]</sup>利用FOA选择支持向量回归模型参数,并分单步和多步策略对月度游客量进行了预测。

### 3.4 其他应用

Zhang等<sup>[53]</sup>使用基于差分操作的FOA求解网络服务组合问题,即从众多候选网络服务中选取合适的网络服务以完成增值业务流程,并使得服务质量最优;Xu等<sup>[54]</sup>提出一种改进的混沌FOA求解针对帕累托选择问题的模糊模型,此模型在考虑投资者表现模糊的特性同时增加了决策风险、背景风险和其他金融风险因素;Yuan等<sup>[55]</sup>利用改进的混沌FOA求解了双向感应电能传输系统参数识别问题;He等<sup>[56]</sup>将FOA与反常衍射近似和Lamberte-Beer法则结合进行了粒度分布逆估计;Lei等<sup>[57]</sup>将FOA与基因表达谱结合用于进行活性蛋白复合物的识别;Xing等<sup>[58]</sup>将FOA用于汽车工件的关键控制特性的优化中;Zheng等<sup>[59]</sup>使用FOA优化半导体最终测试的调度问题。目前,FOA的应用已涉及相当多的领域,更多的FOA应用研究可从文献[60-63]中找到。

## 4 未来研究方向展望

相比其他经典算法,FOA出现时间不长,但因其简单有效和可塑性强而受到广泛欢迎。有关FOA的研究目前尚处于摸索阶段,在理论研究、算法改进和实际应用等方面的前景都很广阔。

### 4.1 FOA理论研究

嗅觉搜索和视觉搜索是FOA的两大搜索策略,在整体上决定着FOA性能的优劣。应分别对嗅觉搜索和视觉搜索策略,以及它们对FOA的影响进行理论上的探讨;同时,对FOA全局优化能力与局部优化能力进行理论研究也很必要。这些将为具体的算法性能改进作理论上的指导。目前少有学者对FOA的参数选取规则、算法收敛性和稳定性进行理论上的深度研究,应在理论上分析参数的敏感性、FOA在收敛速度优势上的理论依据,以及该算法在不同问题复杂度下的鲁棒性等。

## 4.2 FOA算法改进研究

1) 提高种群多样性. 提高种群多样性有利于提高FOA求解复杂问题时的全局寻优能力. 可考虑提出群体范围内的果蝇位置坐标值交换公式, 为果蝇携带的位置信息设计合适的坐标变异公式, 依某种概率衰减公式控制果蝇的飞行行为等策略. 对果蝇位置信息进行修改时应注意跟踪当前最优位置信息, 但也应给予群体中其他果蝇的位置信息以权重, 以避免搜索陷入局部最优. 多种群策略也是一个能够提高种群多样性的策略, 目前提出多种群FOA的文章并不多, 可进行深入研究.

2) 引入新型搜索策略. FOA是受果蝇群体觅食行为启发而被创造出来的算法, 属于生物学科与智能计算学科交叉的成果, 因此可以借鉴生物学对果蝇或其他生物群体行为的研究成果, 将一些如取食、趋利避害、分工、合作、竞争等行为引入算法, 借鉴其思想设计新的搜索策略.

3) 开发高效混合算法. 混合算法设计一直是算法改进研究中的重点, 一些学者已对FOA与其他智能算法的混合设计做了相关研究. 未来一方面可继续对FOA与其他启发式算法, 如模拟退火算法、禁忌搜索算法、粒子群算法等的混合设计展开研究, 取长补短, 提高FOA的搜索性能; 另一方面, 可考虑与精确算法, 如割平面法、分支定界法、动态规划算法结合, 利用FOA快速求出问题上下界, 再使用精确算法求出问题的最优解.

4) 更新核心计算公式. 应注重平衡FOA全局搜索能力和局部搜索能力策略的开发, 可提出能接受较差解的合理有效的候选解更新公式, 以帮助FOA在求解复杂问题时有效寻找全局最优解. 味道浓度判定值计算公式在FOA的使用中非常重要, 应根据问题信息规则以及改进的具体搜索策略设计基于线性生成机制的味道浓度判定值计算公式.

## 4.3 FOA应用研究

由于FOA的通用性, 其在很多领域都能得到应用. 但是, 目前相当一部分文献集中在直接或间接的经典组合优化和参数优化方面, 在更具现实意义的多目标优化和约束优化等领域应用较少, 因此其应用范围还可以扩展到更多的具有多目标、多约束条件、动态不确定问题中, 比如动态需求条件下的库存与配送问题, 多约束条件下生产计划问题, 多维时间序列预测问题等. 在大数据时代背景下, 机器学习方法成为处理大数据并提炼数据信息的有效方法, 而模型选取和参数学习是机器学习应用的关键步骤. 考虑到FOA的简单有效, 在计算复杂度和速度上具有优势, 研究如何应用FOA协助机器学习算法进行模型选取

和参数学习, 并固化在数据分析系统之中具有很好的前景.

## 参考文献(References)

- [1] Storn R, Price K. Differential evolution — A simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces[J]. *J of Global Optimization*, 1997, 11(4): 341-359.
- [2] Trelea I C. The particle swarm optimization algorithm: Convergence analysis and parameter selection[J]. *Information Processing Letters*, 2003, 85(6): 317-325.
- [3] Whitley D. A genetic algorithm tutorial[J]. *Statistics and Computing*, 1994, 4(2): 65-85.
- [4] 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.
- [5] 吴小文, 李擎. 果蝇算法和5种群智能算法的寻优性能研究[J]. *火力与指挥控制*, 2013, 38(4): 17-20. (Wu X W, Li Q. Research of optimizing performance of fruit fly optimization algorithm and five kinds of intelligent algorithm[J]. *Fire Control & Command Control*, 2013, 38(4): 17-20.)
- [6] 刘立群, 韩俊英, 代永强, 等. 果蝇优化算法优化性能对比研究[J]. *计算机技术与发展*, 2015, 25(8): 94-98. (Liu L Q, Han J Y, Dai Y Q, et al. Comparative study on optimization performance of fruit fly optimization algorithm[J]. *Computer Technology and Development*, 2015, 25(8): 94-98.)
- [7] Shan D, Cao G H, Dong H J. LGMS-FOA: An improved fruit fly optimization algorithm for solving optimization problems[J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2013, 2013(7): 1256-1271.
- [8] Zhang Y, Cui G, Wu J, et al. A novel multi-scale cooperative mutation fruit fly optimization algorithm[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2016, 114: 24-35.
- [9] 刘波, 王凌, 金以慧. 差分进化算法研究进展[J]. *控制与决策*, 2007, 22(7): 721-729. (Liu B, Wang L, Jin Y H. Advances in differential evolution[J]. *Control and Decision*, 2007, 22(7): 721-729.)
- [10] 刘波, 王凌, 金以慧, 等. 微粒群优化算法研究进展[J]. *化工自动化及仪表*, 2005, 32(3): 1-7. (Liu B, Wang L, Jin Y H, et al. Advances in particle swarm optimization algorithm[J]. *Control and Instruments in Chemical Industry*, 2005, 32(3): 1-7.)
- [11] Pan Q K, Sang H Y, Duan J H, et al. An improved fruit fly optimization algorithm for continuous function optimization problems[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2014, 62: 69-83.
- [12] Yuan X, Dai X, Zhao J, et al. On a novel multi-swarm fruit fly optimization algorithm and its application[J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2014, 233: 260-271.
- [13] Dai H, Zhao G, Lu J, et al. Comment and improvement on “A new fruit fly optimization algorithm: Taking the financial distress model as an example” [J].

- Knowledge-Based Systems, 2014, 59: 159-160.
- [14] Pan W T. Using modified fruit fly optimisation algorithm to perform the function test and case studies[J]. Connection Science, 2013, 25(2/3): 151-160.
- [15] Wang L, Shi Y, Liu S. An improved fruit fly optimization algorithm and its application to joint replenishment problems[J]. Expert Systems with Applications, 2015, 42(9): 4310-4323.
- [16] Li J, Pan Q, Mao K, et al. Solving the steelmaking casting problem using an effective fruit fly optimisation algorithm[J]. Knowledge-Based Systems, 2014, 72: 28-36.
- [17] Wang L, Liu R, Liu S. An effective and efficient fruit fly optimization algorithm with level probability policy and its applications[J]. Knowledge-Based Systems, 2016, 97: 158-174.
- [18] 张前图, 房立清, 赵玉龙. 具有 Levy 飞行特征的双子群果蝇优化算法[J]. 计算机应用, 2015, 35(5): 1348-1352.  
(Zhang Q T, Fang L Q, Zhao Y L. Double subgroups fruit fly optimization algorithm with characteristics of Levy flight[J]. J of Computer Applications, 2015, 35(5): 1348-1352.)
- [19] 刘志雄, 王雅芬, 张煜. 多种群果蝇优化算法求解自动化仓库拣选作业调度问题[J]. 武汉理工大学学报, 2014, 36(3): 71-77.  
(Liu Z X, Wang Y F, Zhang Y. Multiple population fruit fly optimization algorithm for automatic warehouse order picking operation scheduling problem[J]. J of Wuhan University of Technology, 2014, 36(3): 71-77.)
- [20] 韩俊英, 刘成忠, 王联国. 动态双子群协同进化果蝇优化算法[J]. 模式识别与人工智能, 2013, 26(11): 1057-1067.  
(Han J Y, Liu C Z, Wang L G. Dynamic double subgroups cooperative fruit fly optimization algorithm[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2013, 26(11): 1057-1067.)
- [21] Niu J, Zhong W, Liang Y, et al. Fruit fly optimization algorithm based on differential evolution and its application on gasification process operation optimization[J]. Knowledge-Based Systems, 2015, 88: 253-263.
- [22] Wu L, Zuo C, Zhang H. A cloud model based fruit fly optimization algorithm[J]. Knowledge-Based Systems, 2015, 89: 603-617.
- [23] Mitić M, Vuković N, Petrović M, et al. Chaotic fruit fly optimization algorithm[J]. Knowledge-Based Systems, 2015, 89: 446-458.
- [24] 张彩宏, 潘广贞. 融合禁忌搜索的混合果蝇优化算法[J]. 计算机工程与设计, 2016, 37(4): 907-913.  
(Zhang C H, Pan G Z. Fruit fly optimization algorithm based on tabu search[J]. Computer Engineering and Design, 2016, 37(4): 907-913.)
- [25] 刘成忠, 韩俊英. 基于细菌迁徙的自适应果蝇优化算法[J]. 计算机工程与科学, 2014, 36(4): 690-696.  
(Liu C Z, Han J Y. Adaptive fruit fly optimization algorithm based on bacterial migration[J]. Computer Engineering & Science, 2014, 36(4): 690-696.)
- [26] Li J Q, Pan Q K, Mao K. A hybrid fruit fly optimization algorithm for the realistic hybrid flowshop rescheduling problem in steelmaking systems[J]. IEEE Trans on Automation Science and Engineering, 2016, 13(2): 932-949.
- [27] Zheng X, Wang L. A knowledge-guided fruit fly optimization algorithm for dual resource constrained flexible job-shop scheduling problem[J]. Int J of Production Research, 2016, 54(18): 5554-5566.
- [28] Han Y, Gong D, Li J, et al. Solving the blocking flow shop scheduling problem with makespan using a modified fruit fly optimisation algorithm[J]. Int J of Production Research, 2016, 54(22): 6782-6797.
- [29] Mousavi S M, Alikar N, Niaki S T A, et al. Optimizing a location allocation-inventory problem in a two-echelon supply chain network: A modified fruit fly optimization algorithm[J]. Computers & Industrial Engineering, 2015, 87: 543-560.
- [30] 于博. 改进的果蝇优化算法在城市物流配送中心选址中的应用[J]. 山东农业大学学报: 自然科学版, 2015, 46(4): 632-635.  
(Yu B. Application of the improved fruit flying optimization algorithm in urban logistics distribution center location[J]. J of Shandong Agricultural University: Natural Science Edition, 2015, 46(4): 632-635.)
- [31] Wang L, Zheng X, Wang S. A novel binary fruit fly optimization algorithm for solving the multidimensional knapsack problem[J]. Knowledge-Based Systems, 2013, 48: 17-23.
- [32] Dai H, Liu A, Lu J, et al. Optimization about the layout of IMUs in large ship based on fruit fly optimization algorithm[J]. Optik-International J for Light and Electron Optics, 2015, 126(4): 490-493.
- [33] Yin L, Li X, Gao L, et al. A new improved fruit fly optimization algorithm for traveling salesman problem[C]. 2016 8th Int Conf on Advanced Computational Intelligence(ICACI). Chiang Mai: IEEE, 2016: 21-28.
- [34] Crawford B, Soto R, Torres-Rojas C, et al. A binary fruit fly optimization algorithm to solve the set covering problem[M]. Computational Science and its Applications — ICCSA 2015. Banff: Springer Inte Publishing, 2015: 411-420.
- [35] Sheng W, Bao Y. Fruit fly optimization algorithm based fractional order fuzzy-PID controller for electronic throttle[J]. Nonlinear Dynamics, 2013, 73(1/2): 611-619.
- [36] Han J, Wang P, Yang X. Tuning of PID controller based on fruit fly optimization algorithm[C]. Int Conf on Mechatronics and Automation. Chengdu: IEEE, 2012: 409-413.
- [37] Li C, Xu S, Li W, et al. A novel modified fly optimization algorithm for designing the self-tuning proportional

- integral derivative controller[J]. *J of Convergence Information Technology*, 2012, 7(16): 69-77.
- [38] Liu Y, Wang X, Li Y. A modified fruit-fly optimization algorithm aided PID controller designing[C]. *Proc of 10th World Congress on Intelligent Control and Automation*. Beijing: IEEE, 2012: 233-238.
- [39] Chen P W, Lin W Y, Huang T H, et al. Using fruit fly optimization algorithm optimized grey model neural network to perform satisfaction analysis for e-business service[J]. *Applied Mathematics & Information Sciences*, 2013, 7(2L): 459-465.
- [40] Hu R, Wen S, Zeng Z, et al. A short-term power load forecasting model based on the generalized regression neural network with decreasing step fruit fly optimization algorithm[J]. *Neurocomputing*, 2016, 221: 24-31.
- [41] Li H, Guo S, Li C, et al. A hybrid annual power load forecasting model based on generalized regression neural network with fruit fly optimization algorithm[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2013, 37: 378-387.
- [42] 秦砺寒, 李顺昕, 韩江磊, 等. 基于FOA优化的BP神经网络在夏季空调降温负荷预测中的应用[J]. *华东电力*, 2014, 42(12): 2708-2712.  
(Qin L H, Li S X, Han J L, et al. Application of BP neural network optimized by FOA in the forecasting of summer air-conditioning cooling load[J]. *East China Electric Power*, 2014, 42(12): 2708-2712.)
- [43] Pan W T, Huang C E, Chiu C L. Study on the performance evaluation of online teaching using the quantile regression analysis and artificial neural network[J]. *The J of Supercomputing*, 2016, 72(3): 789-803.
- [44] Si L, Wang Z, Liu X, et al. Cutting state diagnosis for shearer through the vibration of rocker transmission part with an improved probabilistic neural network[J]. *Sensors*, 2016, 16(4): 479.
- [45] Wang W, Zhang M, Liu X. Improved fruit fly optimization algorithm optimized wavelet neural network for statistical data modeling for industrial polypropylene melt index prediction[J]. *J of Chemometrics*, 2015, 29(9): 506-513.
- [46] Shen L, Chen H, Yu Z, et al. Evolving support vector machines using fruit fly optimization for medical data classification[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2016, 96: 61-75.
- [47] Li H, Guo S, Zhao H, et al. Annual electric load forecasting by a least squares support vector machine with a fruit fly optimization algorithm[J]. *Energies*, 2012, 5(11): 4430-4445.
- [48] Li M W, Geng J, Han D F, et al. Ship motion prediction using dynamic seasonal RvSVR with phase space reconstruction and the chaos adaptive efficient FOA[J]. *Neurocomputing*, 2016, 174(B): 661-680.
- [49] Ding S, Zhang X, Yu J. Twin support vector machines based on fruit fly optimization algorithm[J]. *Int J of Machine Learning and Cybernetics*, 2016, 7(2): 193-203.
- [50] Yu Y, Li Y, Li J, et al. Self-adaptive step fruit fly algorithm optimized support vector regression model for dynamic response prediction of magnetorheological elastomer base isolator[J]. *Neurocomputing*, 2016, 211: 41-52.
- [51] Wang W, Liu X. Melt index prediction by least squares support vector machines with an adaptive mutation fruit fly optimization algorithm[J]. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 2015, 141: 79-87.
- [52] Wu L, Cao G. Seasonal SVR with FOA algorithm for single-step and multi-step ahead forecasting in monthly inbound tourist flow[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2016, 110: 157-166.
- [53] Zhang Y, Wu J, Guo X, et al. Optimising web service composition based on differential fruit fly optimisation algorithm[J]. *Int J of Computing Science and Mathematics*, 2016, 7(1): 87-101.
- [54] Xu W, Deng X, Li J. A new fuzzy portfolio model based on background risk using MCFOA[J]. *Int J of Fuzzy Systems*, 2015, 17(2): 246-255.
- [55] Yuan X, Liu Y, Xiang Y, et al. Parameter identification of BIPT system using chaotic-enhanced fruit fly optimization algorithm[J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2015, 268: 1267-1281.
- [56] He Z, Qi H, Yao Y, et al. Inverse estimation of the particle size distribution using the fruit fly optimization algorithm[J]. *Applied Thermal Engineering*, 2015, 88: 306-314.
- [57] Lei X, Ding Y, Fujita H, et al. Identification of dynamic protein complexes based on fruit fly optimization algorithm[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2016, 105: 270-277.
- [58] Xing Y. Design and optimization of key control characteristics based on improved fruit fly optimization algorithm[J]. *Kybernetes*, 2013, 42(3): 466-481.
- [59] Zheng X, Wang L, Wang S. A novel fruit fly optimization algorithm for the semiconductor final testing scheduling problem[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2014, 57: 95-103.
- [60] Bai H, Miao S, Ran X, et al. Optimal dispatch strategy of a virtual power plant containing battery switch stations in a unified electricity market[J]. *Energies*, 2015, 8(3): 2268-2289.
- [61] Bian X Y, Geng Y, Lo K L, et al. Coordination of PSSs and SVC damping controller to improve probabilistic small-signal stability of power system with wind farm integration[J]. *IEEE Trans on Power Systems*, 2016, 31(3): 2371-2382.
- [62] Zeng F, Xie H, Liu Q, et al. Design and optimization of a new composite bumper beam in high-speed frontal crashes[J]. *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 2016, 53(1): 115-122.
- [63] Mousavi S M, Alikar N, Niaki S T A. An improved fruit fly optimization algorithm to solve the homogeneous fuzzy series-parallel redundancy allocation problem under discount strategies[J]. *Soft Computing*, 2016, 20(6): 2281-2307.