

# 群体智能优化算法

王 辉, 钱 锋

(华东理工大学 化学工程联合国家重点实验室, 上海 200237)

**摘要:** 讨论四种群体智能优化算法——蚁群算法、微粒群算法、人工鱼群算法和混合蛙跳算法, 对其算法的原理、发展及应用进行了综述。提出了群体智能优化算法统一框架模式, 并对群体智能优化算法进一步发展进行了讨论。

**关键词:** 群体智能; 蚁群算法; 微粒群算法; 人工鱼群算法; 混合蛙跳算法

**中图分类号:** TP18 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-3932(2007)05-0007-07

## 1 引言

自然界中群体生活的昆虫、动物, 大都表现出惊人的完成复杂行为的能力。人们从中得到启发, 参考群体生活的昆虫、动物的社会行为, 提出了模拟生物系统中群体生活习性的群体智能优化算法。在群体智能优化算法中每一个个体都是具有经验和智慧的智能体 (Agent), 个体之间存在互相作用机制, 通过相互作用形成强大的群体智慧来解决复杂的问题。

群体智能优化算法本质上是一种概率搜索, 它不需要问题的梯度信息具有以下不同于传统优化算法的特点: ①群体中相互作用的个体是分布式的, 不存在直接的中心控制, 不会因为个别个体出现故障而影响群体对问题的求解, 具有较强的鲁棒性; ②每个个体只能感知局部信息, 个体的能力或遵循规则非常简单, 所以群体智能的实现简单、方便; ③系统用于通信的开销较少, 易于扩充; ④自组织性, 即群体表现出来的复杂行为是通过简单个体的交互表现出高度的智能。

自 20 世纪 90 年代模拟蚂蚁行为的蚁群算法 (ACO)<sup>[1]</sup> 提出以来, 又产生了模拟鸟类行为的微粒群算法 (PSO)<sup>[2]</sup>、模拟鱼类生存习性的人工鱼群算法<sup>[3]</sup>、模拟青蛙觅食的混合蛙跳算法 (SFLA)<sup>[4]</sup> 等。这些群体智能优化算法的出现, 使原来一些复杂的、难于用常规的优化算法进行处理的问题可以得到解决, 大大增强了人们解决和处理优化问题的能力, 这些算法不断地用于解决工程实际中的问题, 使得人们投入更大的精力对其理论和实际应用进行研究。

本文针对上述四种群体智能优化算法进行了综述, 进而得出群体智能优化算法的统一框架模式, 并对群体智能优化算法的发展进行展望。<sup>①</sup>

## 2 群体智能优化算法

群体智能优化算法的基本理论是模拟实际生物群体生活中个体与个体之间的互相交流与合作, 用简单、有限的个体行为与智能, 通过相互作用形成整个群体难以估量的整体能力。在群体智能优化算法中的各个生物体都经过人工处理, 个体不具有实际生物的体积和质量, 其行为方式也是根据人们为了解决问题的需要而进行必要的加工处理。

群体智能优化算法的理论研究主要是研究算法特性, 改进其不足, 提高性能。这里包括两方面的研究: 一是从群体智能优化算法的自身特性加以研究, 改进其性能; 二是将群体智能优化算法之间或与其它算法进行结合, 通过算法之间的融合对算法加以改进, 产生新的混合智能算法。

### 2.1 蚁群算法

蚂蚁是一类社会性很强的生物, 它们群体生活、共同觅食。在觅食过程中每只蚂蚁单独行动, 蚂蚁之间通过信息素的释放来对觅食的轨迹进行“记忆”, 一旦某一条轨迹发现了食物, 那么其它蚂蚁就会向这条道路进行聚集, 这条道路上的信息素的量就会增多。如果在觅食的过程中, 蚂蚁发现不同路径的距离有远、近的区别, 则蚂蚁就会选择最近的路径进行觅食, 并把这一情况通过路径上信息素量的大小通知给其它蚂蚁。受到蚂蚁觅食现象的启发, Colomj Dorio<sup>[1]</sup> 等于 1991 年首次提出了蚁群算法, 并用这一算法解决了一系列组合优化问题。

① 收稿日期: 2007-08-16 (修改稿)

基金项目: 国家杰出青年科学基金资助项目 (60625302); 国家“973”计划项目 (2002CB3122000); 国家“863”计划项目 (20060104Z1081); 上海市科委重大基础研究资助项目 (05D J14002); 上海市自然科学基金资助项目 (05ZR 14038)

基本蚁群算法的求解过程:

- Step1: 设置参数, 初始化信息素轨迹;
- Step2 生成  $m$  个可行解 (蚂蚁);
- Step3 对每一个蚂蚁个体, 计算其适应度;
- Step4 确定每一只蚂蚁的最优位置 (最优解);
- Step5 确定全局的最优位置 (最优解);
- Step6 更新信息素轨迹;
- Step7: 判断终止条件是否满足, 若满足则终止迭代, 否则返回 Step3

在蚁群算法中, 蚂蚁通过行走在不同的地点 (状态) 之间转移,  $t$  时刻蚂蚁  $k$  在点  $i$  向点  $j$  的转移概率  $P_{ij}^k(t)$  为:

$$P_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{\tau_{ij}^\alpha(t) \eta_{ij}^\beta(t)}{\sum_{s \in allowed_k} \tau_{is}^\alpha(t) \eta_{is}^\beta(s)} & (j \in allowed_k) \\ 0 & (otherwise) \end{cases} \quad (1)$$

式中:  $\eta_{ij}$  ——边  $(i, j)$  的能见度, 反映由点  $i$  转移到点  $j$  的启发程度, 这个量在蚂蚁系统的运行中不改变;  $\tau_{ij}$  ——边  $(i, j)$  上的信息素轨迹强度;  $P_{ij}^k$  ——蚂蚁  $k$  的转移概率,  $j$  是尚未访问的点;  $allowed_k$  ——蚂蚁  $k$  下一步允许选择的点,  $allowed_k = \{0, 1, \dots, n-1\}$ ;  $r$  ——蚂蚁可以到达的位置。

由式 (1) 可知, 转移概率  $P_{ij}^k(t)$  与  $\tau_{ij}^\alpha \cdot \eta_{ij}^\beta$  成正比。 $\alpha$  和  $\beta$  为两个参数, 分别反映了蚂蚁在运动过程中所积累的信息和启发信息在蚂蚁选择路径中的相对重要性。

经过  $n$  时刻, 蚂蚁完成一次循环, 各路径上信息素量根据下式调整:

$$\tau_{ij}(t+1) = \rho \cdot \tau_{ij}(t) + \Delta \tau_{ij}(t, t+1) \quad (2)$$

$$\Delta \tau_{ij}(t, t+1) = \sum_{k=1}^m \Delta \tau_{ij}^k(t, t+1) \quad (3)$$

式中:  $\Delta \tau_{ij}^k(t, t+1)$  ——第  $k$  只蚂蚁在时刻  $(t, t+1)$  留在路径  $(i, j)$  上的信息素量, 其值大小视蚂蚁表现的优劣而定。路径越短信息素释放就越多;  $\Delta \tau_{ij}(t, t+1)$  ——本次循环中路径  $(i, j)$  的信息素的增量;  $\rho$  ——信息素挥发系数, 通常设置  $\rho < 1$  来避免路径上轨迹量的无限累加。

蚁群算法中参加觅食的每一只蚂蚁都是一个单独计算的单元, 由于大量的蚂蚁参与了运算, 算法具有很强的并行性。蚂蚁之间通过信息素进行合作, 而不是直接通信, 因此随着个体的增加系统的通信开销增加的也较小。因此, 蚁群算法是一种结合了分布式计算、正反馈机制和贪婪式搜索的算法, 具有很强的搜索较优解的能力。但是蚁群算法也有搜索速度慢、陷入局部最优及搜索停滞等缺点。针对这些问题, 人们对蚁群算法的机理进行了深入研究并提出许多改进措施。

在蚁群算法的基本原理研究方面, 有针对某类改进蚁群算法收敛性进行的研究<sup>[5~7]</sup>, 有对算法参数设置进行的研究<sup>[8, 9]</sup>等, 这些基础研究对算法的进一步改进及应用提供了指导作用。

在对蚁群算法自身研究过程中提出了带精英策略的蚁群算法<sup>[10]</sup>、最大-最小蚂蚁系统<sup>[11]</sup>等, 改进后的算法提高了搜索速度, 避免算法早熟。

结合蚁群算法特点与其它智能算法相结合形成混合智能优化算法。如将遗传算法和蚁群算法相结合<sup>[12]</sup>、蚁群算法和爬山法相结合<sup>[13]</sup>、蚁群算法与混沌算法相结合<sup>[14]</sup>等。这些算法互相融合提高了算法的性能。

在研究算法理论的同时, 蚁群算法的应用领域也在不断拓展。在静态组合优化中蚁群算法用来解决旅行商 (TSP) 问题<sup>[15, 16]</sup>、二次分配问题 (QAP)<sup>[17, 18]</sup>、车间作业调度问题 (JSP)<sup>[19]</sup>、车辆路线问题 (VRP)<sup>[20~22]</sup>等。在上述问题中, 蚁群算法都是有效的, 并且在多数情况下优于其它智能优化算法。在动态组合优化中, 文献 [23, 24] 将 ACO 算法应用于路由问题; 文献 [25] 将蚁群算法用于高速有向连接网络系统中, 达到了公平分配效果最好的路由; 蚁群算法还用于电力系统故障诊断<sup>[26]</sup>、模糊系统<sup>[27]</sup>、数据挖掘<sup>[28, 29]</sup>、聚类分析<sup>[30~32]</sup>, 以及设计无限响应数字滤波器<sup>[33]</sup>, 蚁群算法在系统辨识、图像处理以及化学工程等方面也进行了相关的应用研究。

2.2 微粒群算法

鸟群在迁徙中有规律地排队成列, 每个鸟不断地改变飞行姿势和方向, 与其它之间保持一定的距离, 则每个鸟都有自己最好的位置, 通过自身的位置和速度与整个队列进行对比, 根据个体及整体的信息来调整自己的速度和位置, 使个体保持最优, 整个鸟群根据个体的表现使队伍保持最优状态。微粒具有记忆功能, 可以记录下自己飞行过的最优位置, 整个群体利用记忆信息实现群体的优化。群体中的个体之间互相影响, 体现了群体的智能。

模拟鸟群的群体飞行特性, Kennedy 和 Eberhart<sup>[2]</sup>于 1995 提出了微粒群优化算法 (PSO)。微粒群算法中每个个体称为微粒, 微粒不占空间, 也没有质量。微粒运动时具有速度和位置, 其飞行速度和所处的位置可以由式 (4) 和 (5) 调整:

$$v_{id} = w v_{id} + c_1 \text{rand}() (p_{id} - x_{id}) + c_2 \text{rand}() (p_{gd} - x_{id}) \quad (4)$$

$$x_{id} = x_{id} + v_{id} \quad (5)$$

式中: 每个微粒在  $D$  维空间中运动;  $v_{id}$  ——微粒  $i$  的运动速度;  $w$  ——惯性系数表明历史的速度信息对

目前速度的影响, 当  $w$  较大时可以加大微粒群的搜索空间, 提高搜索的全局性能,  $w$  较小时微粒的局部搜索性能得到改善;  $c_1, c_2$  ——加速度常数;  $\text{rand}_1(), \text{rand}_2()$  —— $[0, 1]$  之间的随机数;  $p_{id}$  ——微粒  $i$  的最优位置 (问题的局部最优解);  $p_{gd}$  ——整个微粒群的全局最优位置 (问题的全局最优解);  $x_{id}$  —— $D$  维空间中微粒所处的坐标位置; 式 (4) 中第二项表明微粒个体的认知能力, 来源于微粒自身的经验和思考; 第三项表明社会认知能力, 表明微粒间的信息共享和相互作用。

基本微粒群算法计算过程:

Step1: 初始化所有微粒, 随机设置微粒的速度和位置, 每个微粒的最优位置设为其初始位置, 其中最好的设置为全局最优;

Step2: 评价每个微粒的位置 (适应值), 计算每个微粒的目标函数;

Step3: 对于每个微粒计算其位置和其经历过的最好位置进行比较, 优于最好历史位置则替代其历史最好位置;

Step4: 对于每个微粒将其位置与其群体最好位置进行比较, 优于群体最好位置则替代之;

Step5: 根据式 (4)、(5) 调整当前微粒的位置和速度;

Step6: 检查终止条件, 若条件满足则终止迭代, 否则返回 Step2。

微粒群算法是一种全局最优算法, 不需要问题的梯度信息, 可以从各个不同的方向进行搜索。每一个微粒可以求出个体的最优值, 通过群体不同微粒的对比获得全局最优点。由于是群体微粒的同时并行计算, 因此比其它进化算法有较快的收敛速度<sup>[2]</sup>。微粒群算法的参数较少、参数的调整和设置也较为方便, 易于实施。但是微粒群算法也有易陷入局部最优、算法后期易震荡等缺点。

文献 [34-35] 对微粒群算法的参数设置和收敛性进行了研究, 这些研究对微粒群算法基本机理的认识和发展具有重要意义。

对算法模型的改进, 通过改变惯性权重的大小平衡全局和局部搜索性能<sup>[36, 37]</sup>, 结合局部模型和全局模型的统一微粒群算法<sup>[38]</sup>, 在速度更新中增加随机微粒速度项以实现加快算法的收敛速度<sup>[39]</sup>等。在搜索过程对算法进行改进, 出现了基于分群的微粒群算法<sup>[40]</sup>与多阶段微粒群算法<sup>[41]</sup>等。微粒群算法与其它算法相结合的混合智能优化算法有微粒群算法与混沌算法相结合<sup>[42]</sup>、与遗传算法相结合<sup>[43]</sup>、与模拟退火算法相结合<sup>[44, 45]</sup>、与蚁群算法相结合<sup>[46]</sup>

等。

微粒群算法应用于非线性复杂约束规划<sup>[47]</sup>、作业调度优化<sup>[48]</sup>、经济分配<sup>[49]</sup>和数据挖掘<sup>[50]</sup>等。在工程应用方面, 微粒群算法在化学工程中用于化学过程的动态分析<sup>[51, 52]</sup>; 在生物工程中用于蛋白质序列 HMM 模型训练<sup>[53]</sup>; 环境工程中用于大气中臭氧层的预测<sup>[54]</sup>; 农业工程中的温室环境温度预测控制<sup>[55]</sup>以及用于光纤通信<sup>[56]</sup>、电力系统优化<sup>[57]</sup>和控制参数优化<sup>[58]</sup>等。

### 2.3 人工鱼群算法

在一片水域中生活的鱼类一般都能找到食物丰富的地方并聚集成群。在这种群体活动中, 没有统一的协调者, 而是通过鱼类每个个体的自适应行为而达到目的。模拟鱼类生活觅食的特性, 李晓磊<sup>[3]</sup>等人于 2002 年提出人工鱼群算法 (AFSA)。在此算法中, 人工鱼的活动被描述为三种典型行为: ①觅食行为: 这是鱼的基本行为, 当发现附近有食物时, 会向该方向游动; ②追尾行为: 当某条鱼发现该处食物丰富时, 其它鱼会快速尾随而至; ③聚群行为: 它们往往能形成非常庞大的群。

人工鱼所处的状态可以用矢量描述:  $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ ,  $x_i (i = 1, 2, \dots, n)$  是所要优化问题的变量。  $Y = f(X)$  为人工鱼的食物密度, 表示所要优化的目标函数。  $d_{ij} = \|X_i - X_j\|$  为两条人工鱼之间的距离, 人工鱼的感知距离定义为  $Visual$  距离。在人工鱼群算法中定义拥挤因子表示人工鱼所处环境的拥挤程度, 人工鱼在食物较多而又不拥挤的环境下捕食, 当环境过分拥挤时它就会离开这个环境, 游往别处。

人工鱼群算法觅食行为如下:

Step1: 设置最大尝试次数;

Step2: 人工鱼从一个状态转移到另一个状态:

$X_j = X_i + \text{Random}(Visual)$ ;

Step3: 如果适应值  $Y_i < Y_j$ , 则  $X_{i \text{ next}} = X_i + \text{Random}(Step) \frac{X_j - X_i}{\|X_j - X_i\|}$ ; 否则,  $X_{i \text{ next}} = X_i + \text{Random}(Step)$ ;

Step4: 检查终止条件, 如果条件满足结束迭带, 否则转 Step2。

对于人工鱼的追尾行为: 由状态  $X_i$  转移到状态  $X_j$  能获得更好的适应值  $Y_j$ , 人工鱼就向状态  $X_j$  移动一步。否则, 就转入觅食行为。

人工鱼的聚群行为, 当人工鱼探测到所感知的范围内具有较多食物又不拥挤时, 人工鱼就向伙伴的中心移动, 否则, 转向觅食行为。

在人工鱼群算法中设置一个公告板,用于记录最优人工鱼个体的状态,当人工鱼自身状态优于最优状态就替代之。

该算法具有良好的求取全局极值能力,并具有对初值、参数选择不敏感、鲁棒性强、简单易实现等诸多优点,但是当问题规模过大时求解困难并且求解初期收敛较快,后期较慢。

人工鱼群算法的改进研究,如在算法中增加鱼群的协调行为<sup>[59]</sup>,将人工鱼群算法与模拟退火算法相融和的混合智能算法<sup>[60]</sup>等。人工鱼群算法目前已用于组合优化<sup>[3]</sup>、参数估计<sup>[61]</sup>、PID控制器的参数整定<sup>[62]</sup>、神经网络优化<sup>[63]</sup>等。

## 2.4 混合蛙跳算法

在一片湿地中生活着一群青蛙,湿地内离散地分布着许多石头,青蛙通过寻找不同的石头进行跳跃去找到食物较多的地方。每个青蛙通过寻找不同的石头提高自己寻找食物的能力,而青蛙个体之间通过思想的交流实现信息的交换。模拟群体青蛙的觅食特性,文献[4]于2003年提出混合蛙跳算法(SFLA)。每只青蛙都具有自己的文化,为了达到自己的目标努力,并被定义为问题的一个解。湿地的整个青蛙群体被分为不同的子群体,每个子群体有着自己文化,执行局部搜索策略。在子群体中的每个个体有着自己的文化,并且影响着其它个体,并随着子群体的进化而进化。当子群体进化到一定阶段以后,各个子群体之间再进行思想的交流实现子群体间的混合运算,一直到所设置的条件满足为止。

对于D维函数优化问题,第i只青蛙可表示为 $U(i) = (U_i^1, U_i^2, \dots, U_i^D)$ ,根据每只青蛙适应值(位置)的大小按下降顺序排列。这样,整个青蛙群体被分为m个子群体,每个子群体包含n只青蛙,即池塘中的青蛙数目为 $F = m \cdot n$ 。在进化计算过程中,第一只青蛙进入第一个子群体,第二只青蛙进入第二个子群体,一直分配下去,直到第m只青蛙进入到第m个子群体。然后,第m+1只青蛙又进入到第一个子群体,第m+2只青蛙进入到第二个子群体等,这样循环分配下去,直到所有青蛙分配完毕。在每一个子群体中,适应值最好的个体和最差的个体记为 $U_b$ 和 $U_w$ ,整个青蛙群体的最优值记为 $U_g$ 。在每次循环中,只提高最差个体的适应值。

混合蛙跳中最差适应值(位置)青蛙的计算过程为:

蛙跳步长更新:

$$S_i = \text{rand}() \times (U_b - U_w) \quad (6)$$

位置更新:

$$U_w(k+1) = U_w(k) + S_i \quad (7)$$

$S_{\max} \geq S_i \geq -S_{\max}$ , 其中  $\text{rand}() \in [0, 1]$  ( $k = 1, 2, \dots, n$ ),  $S_{\max}$  是最大步长。如果计算后新的解较优,则用其替代最差个体。并且通过式(6)、(7)求全局最优解 $U_g$ 。如果得到的解没有改进,那么随机生成新解取代所求个体的解,算法继续迭代直至迭代次数完毕。

混合蛙跳算法的算法流程如下:

Step1: 针对F只青蛙(解),随机产生种群;

Step2: 对每只青蛙个体,计算其适应值;

Step3: 将F只青蛙按适应值降序排列分为m个子群体;

Step4: 对每一个子群体中的青蛙个体找出其中的最优个体和最差个体,在指定迭代次数内提高最差个体的适应值;

Step5: 针对各个子群体,按适应值降序排列个体,进行重新分配和混合运算;

Step6: 终止条件是否满足? 如果满足,结束迭代,否则转向Step2。

混合蛙跳算法具有全局优化与局部细致搜索的优点,可以用来优化连续问题和离散问题,并且具有较强的鲁棒性,可用于地下水管网优化设计<sup>[4,64]</sup>、非线性函数优化、旅行商问题、下料问题、齿轮问题<sup>[64]</sup>等。

## 2.5 群体智能优化算法统一框架模式

群体智能优化算法是一类基于概率的随机搜索进化算法,各个算法之间在结构、研究内容、计算方法等具有较大的相似性。因此,群体智能优化算法可以建立一个基本理论框架模式:

Step1: 设置参数,初始化种群;

Step2: 生成一组解,计算其适应值;

Step3: 由个体最优适应值,通过比较得到群体最优适应值;

Step4: 判断终止条件是否满足? 如果满足,结束迭代;否则,转向Step2。

各个群体智能优化算法之间最大的不同在于算法更新规则上,有基于模拟群居生物运动步长更新的(如PSO, AFSA与SFLA),也有根据某种算法的机理设定更新规则(如ACO)。

统一框架下的群体智能优化算法,可以根据优化对象的特性智能地选择适合的更新规则,进行运算得到理想的优化结果。

## 3 总结与展望

群体智能优化算法经过十多年的发展,逐渐显示出其广泛的用途与强大的生命力。它所固有的并

行性特征,正是目前基于网络的海量信息的分布式处理所需要的有效解决方法。它的开放性使得各种优化方法可以互相补充、优化算法的性能,使算法在处理不同问题的时候具有更强的适应能力与灵活性,这些优点正是群体智能优化算法研究不断取得进步与发展的原因。

但是,群体智能优化算法作为一种优化算法,其产生的灵感来源于自然界中生物群体生活现象,没有成熟、严格的数学理论为指导,还有以下方面需要研究者去发展和完善:①算法模型本身、算法的收敛性分析与证明以及如何提高解空间的搜索效率等算法的基本原理方面缺乏严格的数学理论基础;②参数对算法性能影响较大,其选择和设置没有普遍适用的方法,往往依靠经验得出,这就使得参数设置就对实际的问题依赖性较强;③优化算法的思想来源于自然界,是模拟生物习性得到的计算方法。由于要解决的问题千差万别,在求解实际问题的时候已陷入固有的模拟框架,使得一些问题在采用这些算法时表现得无能为力。

群体智能优化算法的发展,首先要从生物群体的基本生命自然机理进行深入研究,结合严谨的数学推理,使得算法具有坚实可靠的理论基础,建立算法的一整套理论体系,使得算法在使用过程中有章可循。然后,突破传统的算法模型的束缚,设计出新的更加智能化的算法模型。还要深入研究群体智能优化算法之间以及群体智能优化算法与其它智能优化方法之间的互相结合,探讨一种或几种算法融和的统一机制,提高算法的性能,加深算法的应用研究,扩大其适用范围。

#### 参考文献:

- [1] COLORN I A, DORGO M, MAN EZZO V. Distributed Optimization by Ant Colonies[C] //Proceedings of the First European Conference on Artificial Life 1991: 134-142.
- [2] KENNEDY J, EBERHART R C. Particle Swarm Optimization [C] //Proceedings of the IEEE Conference on Neural Networks IV. Piscataway, NJ 1995: 1942-1948.
- [3] 李晓磊,邵之江,钱积新.一种基于动物自治体的寻优模式:鱼群算法[J].系统工程理论与实践,2002,22(11):32-38.
- [4] EUSUFF M M, LANSEY K E. Optimization of Water Distribution Network Design Using Shuffled Frog Leaping Algorithm [J]. Journal of Water Resources Planning and Management 2003, 129(3): 210-225.
- [5] GUTJAHN W J A Generalized Convergence Result for the Graph Based Ant System[R]. Vienna University of Vienna 1999.
- [6] GUTJAHN W J A Graph-based Ant System and Its Convergence[J]. Future Generation Computer Systems 2000, 16: 873-888.
- [7] STÜTZLE T, DORGO M. A Short Convergence Proof for a Class of Ant Colony Optimization Algorithms[J]. Proceedings of the IEEE Transactions on Evolutionary Computation 2002, 6(4): 358-365.
- [8] DORGO M, MAN EZZO V, COLORN I A. Ant System: Optimization by a Colony of Cooperating Agents[J]. IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics - Part B, 1996, 26(1): 29-41.
- [9] BOTTE M, BONABEAU E. Evolving Ant Colony Optimization [J]. Advances in Complex Systems 1998, 1(2): 149-159.
- [10] BULLNHEIMER B, HARTL R F, STRAUSS C A New Rank-based Version of the Ant System: A Computational Study[R]. Vienna University of Vienna 1997.
- [11] STÜTZLE T, HOOS H H. MAX-MIN Ant System[J]. Future Generation Computer Systems 2000, 16: 889-914.
- [12] LEE Z J, LEE C Y. A Hybrid Search Algorithm with Heuristics for Resource Allocation Problem [J]. Information Sciences 2005, 173: 155-167.
- [13] LIM A, LIN J, BRIAN R, et al Ant Colony Optimization with Hill Climbing for the Bandwidth Minimization Problem [J]. Applied Soft Computing 2006, 6: 180-188.
- [14] LIL X, YANG Y X, et al Parameters Identification of Chaotic Systems via Chaotic Ant Swarm [J]. Chaos Solitons and Fractals 2006, 28: 1204-1211.
- [15] DORGO M, GAMBARDIELLA L M. Ant Colonies for the Traveling Salesman Problem [J]. Biosystems 1997, 43: 73-81.
- [16] TSAI C F, TSAI C W, TSENG C C. A New Hybrid Heuristic Approach for Solving Large Traveling Salesman Problem [J]. Information Sciences 2004, 166: 67-81.
- [17] DORGO M, CARO G D, GAMBARDIELLA L M. Ant Algorithms for Discrete Optimization [J]. Artificial Life 1999, 5(3): 137-172.
- [18] TALBIE G, ROUXB Q, FONLUPT C, et al Parallel Ant Colonies for the Quadratic Assignment Problem [J]. Future Generation Computer Systems 2001, 17: 441-449.
- [19] COLORN I A, DORGO M, et al Ant Systems for Job-shop Scheduling [J]. Belgian Journal of Operations Research, Statistics and Computer Science 1994, 34: 39-53.
- [20] BULLNHEIMER B, HARTL R F, STRAUSS C. An Improved Ant System Algorithm for the Vehicle Routing Problem [J]. Annals of Operations Research, 1999, 89: 319-328.
- [21] MAZZEO S, LO BEAU I. An Ant Colony Algorithm for the Capacitated Vehicle Routing [J]. Electronic Notes in Discrete Mathematics 2004, 18: 181-186.
- [22] ELLABIB I, BASR O A, CALAMAI P. A New Ant Colony System Updating Strategy for Vehicle Routing Problem with Time Windows [C] //The Fifth Metaheuristics International Conference 2003, 18: 1-6.
- [23] SCHOONDERWOERD R, HOLLAND O, BRUTEN J. Ant-like Agents for Load Balancing in Telecommunications Networks [C] //Proceedings of the First International Conference on Autonomous Agents ACM Press 1997: 209-216.
- [24] SCHOONDERWOERD R, HOLLAND O, BRUTEN J, et al Ant-based Load Balancing in Telecommunications Networks

- [J]. Adaptive Behavior 1996, 5(2): 169-207.
- [25] DI CARO G, DORIGO M. Extending AntNet for Best-effort Quality-of-Service Routing[C]//Proceedings of the ANTS'98-First International Workshop on Ant Colony Optimization. Brussels 1998 15-16.
- [26] CHANG C S, TIAN L, WEN F S. A New Approach to Fault Section Estimation in Power Systems Using Ant System[J]. Electric Power Systems Research, 1999, 49: 63-70.
- [27] CASILLAS J, CORDON O, HERRERA F. Learning Fuzzy Rules Using Ant Colony Optimization Algorithms[C]//Proceedings of the ANTS2000 - from Ant Colonies to Artificial Ants Second International Workshop on Ant Algorithms 2000 13-21.
- [28] PARPINELLI R S, LOPES H S, FREITAS A A. Data Mining with an Ant Colony Optimization Algorithm[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6(4): 321-332.
- [29] JIANG W J, XU Y S, XU Y H. A Novel Data Mining Method Based on Ant Colony Algorithm[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2005, 3584: 284-291.
- [30] DENEUBOURG J L, GOSS S, FRANKS N, et al. The Dynamics of Collective Sorting: Robot-like Ants and Ant-like Robots[C]//Proceedings of the 1st International Conference on Simulation of Adaptive Behavior from Animals to Animals. Cambridge: MIT Press/Broadford Books, 1991: 356-363.
- [31] DORIGO M, BONABEAUD E, THERAULAZ G. Ant Algorithms and Stigmergy[J]. Future Generation Computer Systems, 2000, 16: 851-871.
- [32] LUMER E, FAIETA B. Diversity and Adaption in Populations of Clustering Ants[C]//Proceedings of the 3rd International Conference on Simulation of Adaptive Behavior from Animals to Animals. Cambridge: MIT Press/Broadford Books, 1994: 499-508.
- [33] KARABOGA N, KALINLI A, KARABOGA D. Designing Digital IIR Filters Using Ant Colony Optimization Algorithm[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2004, 17: 301-309.
- [34] TRELEA I C. The Particle Swarm Optimization Algorithm: Convergence Analysis and Parameter Selection[J]. Information Processing Letters, 2003, 85: 317-325.
- [35] VAN DEN BERGH F, ENGELBRECHT A P. A Study of Particle Swarm Optimization Particle Trajectories[J]. Information Sciences, 2006, 176: 937-971.
- [36] SHI Y, EBERHART R C. Parameter Selection in Particle Swarm Optimization[M]//Evolutionary Programming VII. Lecture Notes in Computer Science. Berlin: Springer, 1998: 591-600.
- [37] CHATTERJEE A, SIARRY P. Nonlinear Inertia Weight Variation for Dynamic Adaptation in Particle Swarm Optimization[J]. Computers & Operations Research, 2006, 33: 859-871.
- [38] PARSIOULOS K E, VRAHATISM N. UPSO: A Unified Particle Swarm Optimization Scheme[C]//Lecture Series on Computer and Computational Sciences. Proceedings Int Conf Comput Meth Sci Eng. Zeist: VSP International Science Publishers, 2004: 868-873.
- [39] HE S, WU Q H, WEN J Y, et al. A Particle Swarm Optimizer with Passive Congregation[J]. BioSystems, 2004, 78: 135-147.
- [40] LOBJERG M, RASMUSSEN T K, KRINK K. Hybrid Particle Swarm Optimizer with Breeding and Subpopulations[C]//Proceedings of the Third Genetic and Evolutionary Computation Conference 2001: 469-476.
- [41] AL-KAZEMI B, MOHAN C K. Multi-phase Generalization of the Particle Swarm Optimization Algorithm[C]//Proceedings of the Congress on Evolutionary Computation. Honolulu: IEEE, 2002: 489-494.
- [42] LIU B, WANG L, JIN Y H, et al. Improve Particle Swarm Optimization Combined with Chaos[J]. Chaos, Solitons and Fractals, 2005, 25: 1261-1271.
- [43] SHI X H, LIANG Y C, LEEH P, et al. An Improved GA and a Novel PSO-GA-based Hybrid Algorithm[J]. Information Processing Letters, 2005, 93: 255-261.
- [44] YI D, GE X R. An Improved PSO-based ANN with Simulated Annealing Technique[J]. Neural Computing, 2005, 63: 527-533.
- [45] 刘丽娟, 王 凌, 刘 波, 等. 基于一类混合 PSO 算法的函数优化与模型降阶研究[J]. 化工自动化及仪表, 2006, 33(2): 9-12.
- [46] 侯云鹤, 鲁丽娟, 熊信良, 等. 广义蚁群与粒子群结合算法在电力系统经济负荷分配中的应用[J]. 电网技术, 2004, 28(21): 34-38.
- [47] DONG Y, TANG J F, XU B D, et al. An Application of Swarm Optimization to Nonlinear Programming[J]. Computer and Mathematics with Applications, 2005, 49: 1655-1668.
- [48] ALLAHVERDIA, AL-ANZIF S A. PSO and a Tabu Search Heuristics for the Assembly Scheduling Problem of the Two-stage Distributed Database Application[J]. Computer & Operations Research, 2006, 33: 1056-1080.
- [49] SWARUP K S, KUMAR P R. A New Evolutionary Computation Technique for Economic Dispatch with Security Constraints[J]. Electrical Power and Energy Systems, 2006, 28: 273-283.
- [50] SOUSA T, SILVA A, NEVES A. Particle Swarm Based on Data Mining Algorithms for Classification Tasks[J]. Parallel Computing, 2004, 30: 767-783.
- [51] OURIQUE C O, BISCAIA E C, PINTO J C. The Use of Particle Swarm Optimization for Dynamical Analysis in Chemical Processes[J]. Comp Chem Eng, 2002, 26: 1783-1793.
- [52] 莫愿斌, 陈德钊, 刘贺同, 等. 粒子群算法求解边值固定的化工动态过程优化问题[J]. 化工自动化及仪表, 2006, 33(4): 18-20.
- [53] RASMUSSEN T K, KRINK T. Improved Hidden Markov Model Training for Multiple Sequence Alignment by a Particle Swarm Optimization Evolutionary Algorithm Hybrid[J]. BioSystems, 2003, 72: 5-17.
- [54] WANG D, LU W Z. Forecasting of Ozone Level in Time Series Using MLP Model with a Novel Hybrid Training Algorithm[J]. Atmospheric Environment, 2006, 40: 913-924.
- [55] COELHO J P, MOURA P B, CUNHA J B. Greenhouse Air Temperature Predictive Control Using the Particle Swarm Optimization Algorithm[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2006, 56: 1-12.

culture, 2005, 49: 330-344

[ 56 ] ZHANG X G, YU L, ZHENG Y, et al Two-stage Adaptive PMD Compensation in a 10 Gbit/s Optical Communication System Using Particle Swarm Optimization Algorithm[ J]. Optics Communications, 2004, 231: 233-242.

[ 57 ] JIANG C W, ETORRE B. A Hybrid Method of Chaotic Particle Swarm Optimization and Linear Interior for Reactive Power Optimization[ J]. Mathematics and Computers in Simulation, 2005, 68: 57- 65.

[ 58 ] GHOSHAL S P. Optimizations of PID Gains by Particle Swarm Optimizations in Fuzzy Based Automatic Generation Control [ J]. Electric Power Systems Research, 2004, 72: 203-212.

[ 59 ] 李晓磊, 钱积新. 基于分解协调的人工鱼群算法研究[ J]. 电路与系统学报, 2003, 8( 1): 1- 6.

[ 60 ] 张梅凤, 邵 诚, 甘 勇, 等. 基于变异算子与模拟退火混合的人工鱼群优化算法[ J]. 电子学报, 2006, 34( 8): 1381-1385.

[ 61 ] 李晓磊, 薛云灿, 路 飞, 等. 基于人工鱼群的参数估计方法[ J]. 山东大学学报, 2004, 34( 3): 84-87.

[ 62 ] 李晓磊, 冯少辉, 钱积新, 等. 基于人工鱼群算法的鲁棒 PID 控制器参数整定方法研究[ J]. 信息与控制, 2004, 33( 1): 112-115.

[ 63 ] 马建伟, 张国立. 人工鱼群神经网络在电力系统短期负荷预测中的应用[ J]. 电网技术, 2005, 29( 11): 36-39.

[ 64 ] EUSUFF M M. Water Resources Decision Making Using Meta-Heuristic Optimization Methods[ D]. Tucson University of Arizona, 2004.

A Survey of Swarm Intelligence Optimization Algorithm

WANG Hui, QIAN Feng

(State Key Laboratory of Chemical Engineering, East China University of Science and Technology, Shanghai 200237, China)

**Abstract** Discussed four swarm intelligence optimization algorithms ant colony optimization algorithm (ACO), particle swarm optimization algorithm (PSO), artificial fish school algorithm (AFSA) and shuffled frog leaping algorithm (SFLA). The principle, development and applications of them were summarized. Put forward unified frame pattern of swarm intelligent optimization algorithm and discussed the future direction and content of it.

**Key words** swarm intelligence; ant colony algorithm; particle swarm optimization; artificial fish school algorithm; shuffled frog leaping algorithm