

# 文献综述

## 并行免疫鱼群间作混合算法的研究与应用

### 1 并行免疫鱼群间作混合算法概述、应用实例概述

#### 1.1 旅行商问题概述

旅行商问题 (Traveling Salesman Problem, 简称 TSP) 即给定  $n$  个城市和两两城市之间的距离, 要求确定一条经过各城市当且仅当一次的最短路线。其图论描述为: 给定图  $G=(V, A)$ , 其中  $V$  为顶点集,  $A$  为各顶点相互连接组成的边集, 设  $D=(d_{ij})$  是由顶点  $i$  和顶点  $j$  之间的距离所组成的距离矩阵, 要求确定一条长度最短的 Hamilton 回路, 即遍历所有顶点当且仅当一次的最短距离。旅行商问题可分为如下两类:

- 1) 对称旅行商问题 ( $d_{ij}=d_{ji}, P_i, j=1, 2, 3, \dots, n$ );
- 2) 非对称旅行商问题 ( $d_{ij} \neq d_{ji}, v_i, j=1, 2, 3, \dots, n$ )。

TSP 是一个典型的组合优化问题, 并且是一个 NP 完全难题, 是诸多领域内出现的多种复杂问题的集中概括和简化形式, 并且已成为各种启发式的搜索、优化算法的间接比较标准。因此, 快速、有效地解决 TSP 有着重要的理论价值和极高的实际应用价值[2]。

#### 1.2 多峰值函数优化问题概述

随着信息技术快速的膨胀, 在系统控制、模式识别、生产调度、大规模集成电路技术、以及计算机工程等许多实际应用领域, 涌现出越来越多的规模大、约束条件多、不确定性的、非线性的复杂优化问题。而在这些实际工程应用中, 非常多问题都可转化为函数优化问题, 而对于高维、非凸、且有多个局部极值点的函数优化问题, 而建立在解析基础上的经典优化方法, 如线性规划、非线性规划、整数规划、动态规划等对数据的确定性和准确性有严格的要求, 计算的效能较低, 已不能满足求解这些复杂优化问题的时间需求。

这些复杂问题的最优化对提高系统效率、降低能耗、合理利用资源以及提高经济效益均有显著的效果和迫切的意义。

### 2 并行免疫鱼群间作混合算法的提出

间作套种是农业术语, 指在同一土地上按照一定的行、株距和占地的宽窄比例种植不同种类的农作物, 间作套种是运用群落的空间结构原理, 为充分利用空间和资源而发展起来的一种农业生产模式, 也可称为立体农业。一般把几种作物同时期播种的叫间作, 不同时期播种的叫套种。

在受到作物种植方式会影响作物产量的启发下, 并在阅读与研究许多智能算法文献的基础上, 本文提出了**并行免疫鱼群间作混合算法**, 该算法打破一直以来智能算法只依自然界动物的生活习性或群体本能为算法研究的基础, 大胆将植物学科知识引入到智能算法研究中, 为算法的跨学科研究拓展了新的思路。本文提出了一种新的仿生学间作混合算法, 即将两种不同的智能算法比作两种不同的农作物; 按一定策略选择执行算法, 即如同将农作物按间作方式种植; 算法间作混合执行以优化种群, 即为农作物对土壤理化性质和肥力进行改良; 最后算法得出一个最优解, 使得目标函数取得最优值, 即类似土壤被调整到最适宜发挥其肥力的状态, 使得农作物产量最大化。总之, 该间作混合算法就是对同一种群, 采用两种不同的算法按一定的策略选择执行, 直到满足退出条件。

为使间作混合算法的既能够实现全局搜索、局部开发，又能够达到搜索精度高、收敛速度快的高要求，由于当前单一一种智能算法都存在一定的不足，本文提出了两种改进的混合算法，即免疫蚁群混合算法和鱼群谐振子混合算法。

目前有不少混合算法将人工免疫与人工鱼群算法融合，但主要都是利用人工免疫的较强的全局搜索能力优化蚁群算法，解决蚁群易陷入局部最优解的不足，或利用人工免疫解决蚁群算法早期信息素匮乏的不足，或通过算法前期执行蚁群算法，算法后期执行人工免疫注射前期利用蚁群正反馈性提取的疫苗，以补足免疫算法对系统反馈信息的利用不足。但还没有算法针对人工免疫对系统反馈信息的利用不足这一缺陷，提出高效的改进算法。本文提出了改进的免疫蚁群混合算法，首先执行人工免疫，解决蚁群算法早期信息素匮乏的问题，再用蚁群算法具有的自适应、自组织、正向反馈的优点，将不断朝着最优解方向更新的信息素作为疫苗，注射到人工免疫算法的抗体中，解决人工免疫对系统反馈信息利用不足的重大缺陷，极大提高了免疫算法的自适应学习能力。

鱼群算法具有简单性、并行性、快速性，又能够克服局部极值，获得全局最优解，但也有不足的一面。针对鱼群算法存在求解精度不高的不足，本文提出了鱼群模拟谐振子算法。算法先执行鱼群算法，但求解停滞时，再利用模拟谐振子的很强的局部搜索这一优点，对当前精度不高的解局部开发，以使最优解达到满意的精度。

以上两种算法，自身就是可以快速获得全局最优解的有效算法，本文再将它们植入间作混合模型，以期获得更加高效的智能算法，以验证引入植物学科知识到智能算法研究是可行的研究思路。

为了大幅提高间作算法的执行效率，本文又从两方面着手考虑，引入了基于岛屿模型的并行计算，降低算法执行时长。

综上，本文提出的免疫鱼群并行间作算法的特点如下：1、首次植物学科知识引进到智能算法研究中，提出了间作优化模型，为算法的跨学科研究提供了新思路；2、引入作物间作模式的研究方法，并提出了间作的竞争协同策略，以使间作模式达到较优的结果；3、引入并行计算与突变理论，充分利用了算法的本质并行性，提高了算法的执行效率；4、提出了免疫蚁群混合算法，先利用免疫算法解决蚁群算法前期信息素匮乏的不足，再利用蚁群算法的正向反馈性质解决免疫算法对系统反馈信息利用不足的缺点，同时免疫算法的全部搜索能力也解决了蚁群易陷入局部最优解的问题，真正做到了扬长避短，有效融合；5、提出了鱼群谐振子混合算法，利用模拟谐振子突出的局部开发能力解决鱼群算法求解精度不高的问题，实现了对算法针对性很强的改进。

### 3 混合算法的国内外研究进展

国外学者针对特定问题，提出了很多个性化的混合智能算法，如遗传算法和变邻域搜索的混合 [2]；粒子群算法和人工免疫算法的混合 [3]；粒子群算法 遗传算法和局部搜索算法的混合 [5]；遗传算法和禁忌搜索算法的混合 [6]；蚁群算法 模拟退火和变邻域搜索算法的混合 [8]；文献 [11] 提出了一种粒子群 遗传算法和协方差矩阵自适应演化策略混合算法 近年来提出了一种叫做超启发式(hyperheuristic)的方法，利用一个统一的接口调度各种启发式方法来解决优化问题，如基于模拟退火算法的超启发式算法 [12] 多个局部搜索算法混合的超启发式算法 [13]

国内在这方面也做了大量的研究，如 PSO 与 AFSA 混合，AIA 与 ACA 混合，GA 与 PSO 混合，SA 与 ACA 混合等。总的来看，可以分为以下几种混合方式：

(1)、前期后期，先后独立。即混合算法前期采用一种算法，主要进行全局探索，当算法后期搜索近于停滞时，采用另一种优化算法进行局部开发，以取得最优解。如文献[~]~[~]。

(2)、作为算子嵌入另一算法。即利用一个或多个算法的不同优点及优势互补的思想，

将其作为算子，嵌入到另一算法的迭代执行中，以到达改进和优化算法的目的。如文献[1]~[4]。

(3)、优化当前最优解。即在算法迭代过程中，为充分利用最优解带动种群进化，则用另一种算法对最优解细化，再利用提高了的最优解继续执行迭代过程。如

(4)、多种群共享极值。即对采用的每一种算法都初始化一个所属种群，各算法独立优化自己的种群，并周期的共享、更新各种群极值为全种群的最优极值，以加快进化。如

(5)、相互跟踪当前最优解。即各算法独立优化自己的种群，并周期的交换当前最优解。如

(6)、优化另一算法的参数。即采用一种算法来优化另一算法的参数，以使其达到更好的优化性能。如

(7)、其他混合方式。混合算法是多种多样的，除了以上几类混合方式，还有其他的丰富的混合方式。如

文献[5]与本文的区别如下：前者没有提出间作的思想，依靠改进后算法间的优势互补求解最优解，采用的基础算法是蚁群算法与免疫算法，后者受作物间作的启发提出了间作优化思想，依据改进后各自都较理想的算法相互间作求解最优解，采用的基础算法是免疫算法与鱼群算法；前者只采用了基于标准正态分布的竞争策略，后者引用了作物间作研究方法，以及提出了新的竞争协同策略；前者的实现方式是串行的，后者引入了并行岛屿模型。

面对众多的混合智能优化算法的成果，国外的一些研究者开始对某一类算法进行综述分类和梳理，如对超启发式算法的最新进展进行了综述[23]；对演化计算进行了统一建模[27]；国内的学者也对一些算法进行了归纳综述，特别引人注目的是对分布估计算法的综述[30]。在基于模型的优化算法的基础上，把近年来提出的量子遗传算法等都归纳为分布估计算法，早年清华大学自动化系的王凌提出了邻域搜索算法的统一结构和混合优化策略，2008年在其专著微粒群优化与调度算法中提出了群体智能优化统一框架，框架包括社会协作、自我适应和竞争三个基本环节。

进一步地，有的研究者试图对全部的智能优化算法(元启发式算法)提出若干统一的框架。特别地，从多智能体的角度，把智能优化算法中的每一个元件看做是一个智能体，整个元启发式算法是一个多智能体，从而对所有元启发式算法提出了一个分层的多智能体统一模型[31]；从记忆元件的角度，提出了自适应记忆规划框架[32]；从智能优化算法的混合方式着眼，提出了一个混合智能优化算法的分类框架[ ]。

## 4 算法的基本思想与实现步骤

### 4.1 基本思想

本文提出了一种新的算法混合策略，间作混合策略，即将两种算法按照一定的间作模式或竞争协同策略，选择执行其中一种算法一次或多次；其中每一个算法都是在并行岛屿模型下实现，即将种群划分为多个子种群，每个子种群独立进行岛内运算，再将全种群最优解广播，替换掉各岛屿最差解，而在一个岛屿内，将依次执行新的免疫蚁群混合算法，或鱼群谐振子混合算法；新提出的免疫蚁群混合算法，将先执行人工免疫算法，为蚁群算法提供初期的信息素，再执行以蚁群算法的信息素作为注射疫苗的人工免疫算法，充分发挥蚁群算法的自适应、正反馈性质，着力克服免疫算法对系统反馈信息利用不足的缺点；新提出的鱼群谐振子混合算法，前期执行人工鱼群算法，快速有效进行全局探索，得到精度不够高的较优解，后期执行模拟谐振子算法，利用其最显著的局部寻优能力对鱼群算法得到的近优解局部开发；最后，当算法满足退出条件时终止算法，输出结果。

### 4.2 实现步骤

实现步骤主要为以下8个步骤，其中第4、5、6步分别给予了具体说明。

**Step1:** 设定参数，初始化种群；

**Step2:** 计算适应度，判断是否满足退出条件，若满足，执行Step8，否则执行Step3；

**Step 3:** 将种群随机划分为多个岛屿（子进程），并将全种群最优解Bestg广播，更新各岛屿最差解；

**Step 4:** 根据间作模式或竞争协同策略，选定对种群拥有操作权的算法，如果是免疫蚁群混合算法，则执行Step5，否则执行Step6；

**Step 5:** 各岛屿并行调用免疫蚁群混合算法，执行进化过程，再转到Step7；

**Step 6:** 各岛屿并行调用鱼群谐振子混合算法，执行进化过程，再转到Step7；

**Step 7:** 如果循环到达集中迁移周期，将各岛屿最优解发给主进程，主进程更新Bestg，转到Step2；

**Step 8:** 算法终止，输出结果。

#### <Step4>间作模式与竞争协同策略：

为探索优秀的间作混合模式，本文将采用一下两种方式：

(1)、m: n的间作方式，其中m、n的值，通过实验测验得出，如1: 1、1: 2、2: 5等等；

(2)、自适应的竞争协同策略，分为竞争策略和协同策略。

文献[ ]中的自适应调节公式的缺点是：正态分布不能反应种群的进化趋势，也就不能良好的进行自适应评价；同时，公式中积分下限是负无穷大，会引起马太效应，误导进化方向。

本文提出了新的竞争策略，即根据最近N代各算法对种群适应度的进化情况，选择适应度进化较快的算法，继续进化。

协同策略：为防止算法退化为一直执行优势算法，当连续执行同一算法M次且该算法又获得对种群的操作权时，则将操作权转给另一算法，使其能够协同进化。

#### <Step5>免疫蚁群混合算法：

Step5.1: 如果当前循环次数小于等于总循环次数的30%，则转到Step5.2，执行一般免疫算法，生成蚁群所需信息素；否则转到Step5.4，执行蚁群优化免疫算法；

Step5.2: 亲和度评价，记忆细胞产生，抗体促进与抑制，交叉与变异，免疫选择，群体更新；

Step5.3: 如果如果当前循环次数等于总循环次数的30%，将当前免疫算法所得解转化为蚂蚁初始信息素值，转到Step5.8；

Step5.4: 亲和度评价，记忆细胞产生，抗体促进与抑制；

Step5.5: 蚁群算法，即将蚂蚁随机置于任一节点上，蚂蚁路径构造，全局信息素更新；

Step5.6: 从蚂蚁最优路径中提取疫苗，并对抗体注射疫苗；

Step5.7: 交叉与变异，免疫选择，群体更新；

Step5.8: 算法调用结束，返回。

#### <Step6>鱼群谐振子混合算法：

Step6.1: 如果满足鱼群终止条件，则转到Step6.2，否则执行Step6.5；

Step6.2: 计算人工鱼的适应度，更新公告板；

Step6.3: 行为评价与选择；

Step6.4: 追尾行为、觅食行为、聚群行为；

Step6.5: 调用模拟谐振子算法进行解空间局部开发；

Step6.6: 算法调用结束, 返回。

## 总结

本文提出的间作混合模式、竞争协同策略、并行岛屿模型, 以及改进的两种混合算法, 既能够跳出局部极值, 获取全局最优解, 又能够做到快速收敛, 在算法寻优能力, 收敛性和分布性上都明显优于现有算法。

如何获取更高效更科学的间作混合机制, 更广泛的引入植物学科知识, 更深入的将其应用到其他智能算法的研究中, 这就是后续的工作。由于系统的复杂性, 对于不同的混合算法, 不同的间作模式都可能会得到不一样的结果。目前我的工作是跨学科的将植物学知识尝试引入到智能算法研究中, 并通过大量实验测试, 分析获取最有效的间作混合模式, 不断验证自己提出的算法的实用性和优良特性。

### 参考文献:

- [1] Immune Optimal Computation、Learning and Recognize. Beijing: Science Press, 2009 (in Chinese)
- [2] Zou Shurong, Zhang Hongwei, Fuzzy-GA and Multi-Objective Transportation Optimization, IEEE international Conference cis-ram 2008.9:270-273
- [3] Gong M, Jiao C, et al. Multi-Objective immune algorithm with nondominated neighbor-based selection. Evolutionary Computation, 2008, 16(2): 225-255
- [4] Gen M, Cheng R. Genetic Algorithm and Engineering Optimization. J Wiley&Sons, Inc, 2000
- [5] Gen M, Li Y. Spanning tree-based genetic algorithm for bicriteria fixed charge transportation problem[C] Pro of the Congress on Evolutionary Computation, Washington, DC, 1999: 2265-2271
- [6] Das Indraned et al. A Closer look at Drawbacks of Minimizing Weighted Sums of Objectives for Pareto Set Generation in Multicriteria Optimization Problems. Structural Optimization, 1997, 14(1): 63-69
- [7] Jang J, Sun C, Mizutani E. Neuro-Fuzzy and Soft Computation. Prentice Hall, 1997
- [8] Michalewicz Z. Genetic Algorithm + Data Structure = Evolution Programs. 3rd. edition. Springer-Verlag, New York, 1996
- [9] Michalewicz Z, G A. Vignaux and M. Hobbs. A non-standard genetic algorithm for the nonlinear transportation problems. ORSA Journal of computing, 1991, 4(3): 307-316
- [10] 雷明德, 严新平. 多目标智能优化算法及其应用. 北京: 科学出版社, 2009
- [11] 马小科, 张远平. 遗传算法的种群退化分析及其抑制技术[D]2008. 5
- [12] 黄友锐, 智能优化算法及其应用[M]. 国防工业出版社. 北京. 2008. 1
- [13] 郑金华. 多目标进化算法及其应用[M]. 科学出版社. 北京. 2007. 2
- [14] 王定伟, 王俊伟, 王洪峰, 张瑞友, 郭哲. 智能优化方法[M]. 高教出版社. 2007. 4
- [15] 焦李成等. 免疫优化计算、学习与识别. 北京: 科学出版社, 2006
- [16] 朱剑英, 智能系统非经典数学方法[M]. 华中科技大学出版社. 2004. 1
- [17] 玄光男, 程润伟. 遗传算法与工程优化[M]. 清华大学出版社. 北京, 2003