

# 群体智能算法

## 及其应用

*Swarm Intelligence Algorithms and Their Applications*

◎ 王培崇 著

 中国工信出版集团

 电子工业出版社  
PUBLISHING HOUSE OF ELECTRONICS INDUSTRY  
<http://www.phei.com.cn>

石家庄经济学院学术专著出版委员会

# 群体智能算法及其应用

王培崇 著

電子工業出版社

Publishing House of Electronics Industry

北京·BEIJING

## 内 容 简 介

本书以人工鱼群算法、烟花爆炸优化算法两个典型的群体智能算法为主,系统介绍了算法的原理,建立了基于协作、竞争机制的群体智能算法的数学模型。全书着重分析了人工鱼群算法和烟花爆炸优化算法的弱点,并提出了多种新颖的改进机制,给出了算法的详细实现步骤。本书还详细探讨了部分群体智能算法在VRP问题、图像边缘检测、SVM反问题、网络态势预测、数据聚类、特征选择等领域内的应用,并介绍了近年来出现的两个比较新颖的群体智能算法,顾问引导搜索算法和教一学优化算法。

本书适合作为信息科学、控制科学与工程、管理科学、模式识别、人工智能等相关专业的高年级本科生或研究生教材,亦可作为从事相关领域研究的科研人员或工程人员的参考书和工具书。

未经许可,不得以任何方式复制或抄袭本书之部分或全部内容。  
版权所有,侵权必究。

### 图书在版编目(CIP)数据

群体智能算法及其应用 / 王培崇著. —北京: 电子工业出版社, 2015.6

ISBN 978-7-121-26048-3

I. ①群… II. ①王… III. ①计算机算法—最优化算法 IV. ①TP301.6

中国版本图书馆 CIP 数据核字 (2015) 第 098708 号

策划编辑: 袁 玺

责任编辑: 索蓉霞

印 刷: 三河市鑫金马印装有限公司

装 订: 三河市鑫金马印装有限公司

出版发行: 电子工业出版社

北京市海淀区万寿路 173 信箱 邮编: 100036

开 本: 720×1000 1/16 印张: 10.75 字数: 275.2 千字

版 次: 2015 年 6 月第 1 版

印 次: 2015 年 6 月第 1 次印刷

定 价: 59.00 元

凡所购买电子工业出版社图书有缺损问题, 请向购买书店调换。若书店售缺, 请与本社发行部联系, 联系及邮购电话: (010) 88254888。

质量投诉请发邮件至 [zltz@phei.com.cn](mailto:zltz@phei.com.cn), 盗版侵权举报请发邮件至 [dbqq@phei.com.cn](mailto:dbqq@phei.com.cn)。

服务热线: (010) 88258888。

# 前 言

大自然的奇妙不仅在于提供了我们赖以生存的物质基础，更在于它所蕴含的协作、竞争的进化之道。在这个蓝色的地球上，多个物种、多个种群之间通过彼此协作和竞争，推动地球上生命的繁衍。经过千百万年的发展，人类逐渐成为了地球上的主宰。为了谋求更好的生存与发展，人类通过向大自然学习，探索自然界的特定现象或隐藏的规律。20 世纪 70 年代，John Holland 教授提出的遗传算法，就是向大自然学习的成功典范。

随着遗传算法的成功，群体智能算法的研究在学术界出现了一个高潮，粒子群算法、蚁群优化算法等相继被提出。粒子群算法通过模拟鸟群的觅食等行为、蚁群优化算法通过模拟蚂蚁群体的协作，完成对于问题的最终求解。两种算法均巧妙地处理了群体智能算法的协作、竞争机制，并表现出了优越的求解能力。经过近几十年的发展，群体智能算法的家族已经愈发壮大，先后出现了以遗传算法为基础演化而来的差异演化算法、模拟蜜蜂采蜜行为的人工蜂群算法、模拟群体动物觅食行为的群搜索优化算法、模拟教师与学生教学的教—学优化算法，以及以人类思考解决问题为基础演化而来的顾问引导搜索算法等。这些群体智能算法无一不是利用种群内个体间的协作、竞争进行算法演化，并融入人工智能机制来完成对问题的最终求解，算法设计巧妙，原理简单，鲁棒性较佳。它们的出现，为求解某些复杂问题提供了广阔的思路。

群体智能算法具有以下几个特点：

- (1) 系统中的单个个体能力简单，但是整个群体却具有非常优秀的求解能力。
- (2) 对问题的定义的连续性没有特殊要求。
- (3) 群体内的个体通过自学习机制，能够不断改变自身的状态以适应种群的内部环境。
- (4) 群体内的个体具有分布式特点，隐含并行性，适合用于设计分布式程序。
- (5) 一般采用概率性的搜索算法，而较少采用梯度或爬山法淘汰种群个体。
- (6) 个体之间具有互相感知性。

目前，群体智能算法已经成为优化领域内的重要研究方向。在该方向的论文数量、网络上的资源数目、算法的应用等方面均发展较快，从事该研究的团队规模也众多。群体智能算法在电气工程、网络通信、图形图像处理、数据挖掘、物流配送路线优化、调度任务优化等领域取得了广泛而成功的应用。

在群体智能算法的发展中，我国学者提出的人工鱼群算法，是众多优秀群体

智能算法之一，该算法受到鱼群觅食、追尾、聚集等行为的启发，融入人工智能技术设计而得，具有快速、原理简单等优点，一经提出便受到国内外专家、学者的重视。经过十多年的发展，该算法取得了许多的研究成果，已经成为群体智能算法中一个重要的分支。近年来出现的烟花爆炸优化算法亦得到了相当多学者的关注。

本书是作者对自己多年来所从事相关研究工作的提炼和总结，在作者攻读博士期间和从事博士后研究工作的基础上撰写而成。全书通过大量的算法改进实例和应用实例向读者展现人工鱼群算法、烟花爆炸优化算法等群体智能算法的基本原理和研究进展；同时也介绍了国内外部分群体智能算法具有代表性的研究成果，有助于读者快速了解并掌握群体智能算法。本书提出了多种对于群体智能算法的改进机制，详细阐明了设计思想和改进原理，并与其他相关算法进行了全面比较，使读者易于了解算法的优、劣势。

全书内容详实、深入浅出，通过理论联系实际的方式，向读者展现了两种主要的群体智能算法的原理、思想和实现方式，有助于推动群体智能算法更加深入的研究和广泛的应用。

全书共 6 章。第 1 章为群体智能算法概述，介绍了群体智能算法的数学模型，详细讲解了遗传算法、粒子群算法、差异演化算法三个经典的群体智能算法，并介绍了近几年出现的“教一学优化算法”和“顾问引导搜索算法”。第 2 章主要介绍人工鱼群算法的基本原理、收敛性证明方法，详述了人工鱼群算法近年来具有代表性的研究成果。第 3 章首先分析了人工鱼群算法的弱点，在此基础上介绍了作者所提出的多种改进方案，并在部分测试函数进行实验，与其他相关算法进行对比。第 4 章主要介绍烟花爆炸优化算法的基本原理和作者所提出的改进机制。第 5 章主要探讨群体智能算法在多个相关领域内的应用研究，给出了相关的应用实例、算法设计步骤、求解结果等。第 6 章总结了全书所研究内容和所得出的结论，并对群体智能算法研究中存在的问题及进一步的研究方向进行了说明。

本书的出版获得了石家庄经济学院学术专著出版基金资助，在此谨表示衷心感谢。石家庄经济学院刘坤起教授在本书的出版过程中提供了大力支持和帮助，在此谨致以最崇高的谢意和敬意！

由于作者水平和可以获得的资料有限，书中难免存在疏漏及不妥之处，敬请同行和专家批评指正，不胜感激。

编者  
于石家庄

# 目 录

第 1 章 群体智能算法概述	1
1.1 群体智能算法的特点	1
1.1.1 智能性	1
1.1.2 隐含本质并行性	2
1.1.3 解的近似性	2
1.2 群体智能算法的计算模式	2
1.2.1 社会协作机制	3
1.2.2 自我适应机制	3
1.2.3 竞争机制	4
1.3 遗传算法	4
1.3.1 标准遗传算法原理	5
1.3.2 编码机制与主要算子	7
1.4 差异演化算法	8
1.5 粒子群算法	10
1.5.1 粒子群算法的原理	10
1.5.2 PSO 算法的计算模型	11
1.6 教—学优化算法	13
1.7 顾问引导搜索算法	13
1.8 本章小结	15
参考文献	16
第 2 章 人工鱼群算法	18
2.1 人工鱼群算法的数学模型	18
2.2 人工鱼群算法的收敛性分析	21
2.2.1 常用距离	21
2.2.2 基于 Markov 链技术的收敛性分析	22
2.2.3 基于压缩映射定理的收敛性分析	25
2.3 人工鱼群算法的相关研究	26
2.3.1 参数的改进	27

2.3.2	与其他智能算法的融合	28
2.3.3	其他的改进方法	29
2.4	本章小结	32
	参考文献	32
<b>第3章</b>	<b>人工鱼群算法的改进研究</b>	<b>34</b>
3.1	小生境人工鱼群算法	34
3.1.1	小生境技术	34
3.1.2	算法实现	36
3.1.3	算法的收敛性	36
3.1.4	仿真实验与分析	38
3.1.5	结论	40
3.2	自适应人工鱼群算法	40
3.2.1	参数自适应机制	40
3.2.2	算法实现	42
3.2.3	仿真实验与分析	42
3.2.4	结论	44
3.3	基于种群分类的人工鱼群算法	44
3.3.1	种群分类思想及设置	45
3.3.2	算法实现	46
3.3.3	仿真实验与分析	47
3.3.4	结论	50
3.4	混和反向学习人工鱼群算法	50
3.4.1	反向学习	50
3.4.2	佳点集	51
3.4.3	人工鱼群算法的改进机制	51
3.4.4	仿真实验与分析	54
3.4.5	结论	59
3.5	精英竞争人工鱼群算法	59
3.5.1	基于动态随机搜索的精英训练	59
3.5.2	算法实现	60
3.5.3	仿真实验与分析	61
3.5.4	结论	67
3.6	随机游走人工鱼群算法	67
3.6.1	Lévy Flight 机制	67

3.6.2	算法改进思想 .....	68
3.6.3	算法实现 .....	69
3.6.4	仿真实验与分析 .....	70
3.6.5	结论 .....	72
3.7	混合群搜索人工鱼群算法 .....	73
3.7.1	标准群搜索优化算法 .....	73
3.7.2	群搜索优化算法的改进 .....	75
3.7.3	混合群搜索人工鱼群算法 .....	77
3.7.4	仿真实验与分析 .....	78
3.7.5	结论 .....	81
3.8	本章小结 .....	81
	参考文献 .....	82
<b>第 4 章</b>	<b>烟花爆炸优化算法及改进 .....</b>	<b>83</b>
4.1	烟花爆炸优化算法 .....	83
4.2	混沌烟花爆炸优化算法 .....	86
4.2.1	混沌搜索算法 .....	86
4.2.2	算法实现 .....	87
4.2.3	仿真实验与分析 .....	87
4.2.4	结论 .....	91
4.3	混合动态搜索烟花爆炸优化算法 .....	91
4.3.1	算法实现 .....	91
4.3.2	仿真实验与分析 .....	92
4.3.3	结论 .....	96
4.4	混合反向学习烟花爆炸优化算法 .....	96
4.4.1	精英反向学习 .....	96
4.4.2	基于模拟退火机制的种群选择 .....	97
4.4.3	算法实现 .....	97
4.4.4	仿真实验与分析 .....	98
4.4.5	结论 .....	102
4.5	随机游走烟花爆炸优化算法 .....	102
4.5.1	基于随机游走机制的变异算子 .....	103
4.5.2	基于 Boltzmann 子个体选择 .....	103
4.5.3	算法实现 .....	104
4.5.4	仿真实验与分析 .....	105



4.5.5	结论	109
4.6	本章小结	109
	参考文献	109
<b>第 5 章</b>	<b>群体智能算法的应用</b>	<b>110</b>
5.1	物流配送中的车辆调度问题	110
5.1.1	问题的提出	110
5.1.2	组合优化	111
5.1.3	车辆调度问题的数学模型	111
5.1.4	求解 VRP 的混合人工鱼群遗传算法	112
5.1.5	仿真实验结果	113
5.2	求解 SVM 反问题的差异演化算法	113
5.2.1	问题的提出	113
5.2.2	差异演化算法的设计	114
5.2.3	差异演化算法的改进	114
5.2.4	仿真实验结果	116
5.3	求解聚类问题的人工鱼群算法	118
5.3.1	聚类模型	118
5.3.2	算法的设计	119
5.3.3	算法实现	120
5.3.4	仿真实验结果	121
5.4	求解测试用例自动化问题的人工鱼群算法	123
5.4.1	路径测试模型	123
5.4.2	混沌搜索	125
5.4.3	算法的设计	125
5.4.4	仿真实验结果	127
5.5	求解关联规则挖掘的差异演化算法	129
5.5.1	规则挖掘	129
5.5.2	算法的设计	131
5.5.3	仿真实验结果	133
5.6	求解特征选择的人工鱼群算法	136
5.6.1	特征选择	136
5.6.2	算法的设计	136
5.6.3	仿真实验结果	137
5.7	求解网络安全态势预测的人工鱼群算法	139

5.7.1	网络安全态势预测模型	140
5.7.2	算法的设计	141
5.7.3	仿真实验结果	143
5.8	求解图像边缘检测的遗传算法	146
5.8.1	数字图像边缘	146
5.8.2	Sobel 边缘检测算子	148
5.8.3	面向图像边缘检测的遗传算法	149
5.8.4	仿真实验结果	151
5.8.5	结论	155
5.9	本章小结	155
	参考文献	157
第 6 章	总结与展望	159

# 第1章 群体智能算法概述

1975年,美国Michigan大学的John Holland<sup>[1]</sup>教授发表了其开创性的著作《Adapation in Natural and Artificail System》,在该著作中John Holland教授对智能系统及自然界中的自适应变化机制进行了详细阐述,并提出了计算机程序的自适应变化机制,该著作的发表被认为是群体智能(Swarm Intelligence)<sup>[2]</sup>算法的开山之作。随后,John Holland和他的学生对该算法机制进行了推广,并正式将该算法命名为遗传算法(Gentic Algorithm, GA)<sup>[3]-[5]</sup>。遗传算法的出现和成功,极大地鼓舞了广大研究工作者向大自然现象学习的热情。经过多年的发展,已经诞生了大量的群体智能算法,包括:遗传算法、蚁群优化(Ant Colony Optimization, ACO)<sup>[6]-[7]</sup>算法、差异演化(Differential Evolution, DE)<sup>[8]-[12]</sup>算法、粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)<sup>[13]-[16]</sup>算法等。

随着群体智能算法在诸如机器学习、过程控制、经济预测、工程预测等领域取得了前所未有的成功,它已经引起了包括数学、物理学、计算机科学、社会科学、经济学及工程应用等领域的科学家们的极大兴趣。目前关于群体智能计算的国际会议在全世界各地定期召开,各种关于信息技术或计算机技术的国际会议也都将智能进化技术作为主要研讨课题之一。甚至有专家指出,群体智能计算技术、混沌分析技术、分形几何、神经网络等将会成为研究非线性现象和复杂系统的主要工具,也将会成为人们研究认知过程的主要方法和工具。

## 1.1 群体智能算法的特点

### 1.1.1 智能性

群体智能算法通过向大自然界中的某些生命现象或自然现象学习,实现对于问题的求解,这一类算法中包含了自然界生命现象所具有的自组织、自学习和自适应性等特性。在运算过程中,通过获得的计算信息自行组织种群对解空间进行搜索。种群在搜索过程中依据事先设定的适应度函数值,采用适者生存、优胜劣汰的方式进化,所以算法具有一定的智能性。

由于群体智能算法具有的这种优点,应用群体智能算法求解问题时,不需要事

先对待求解问题进行详细的求解思路描述。对于某些复杂性高的问题，高效求解成为可能。

### 1.1.2 隐含本质并行性

群体智能算法通过设定相应的种群进化机制完成计算，而种群内的个体则具有一定的独立性，个体之间或需要，或不需要进行信息交流，而个体的进化方式则完全取决于自身的状态。所以，对于群体智能算法而言，其个体之间完全是一种本质上的并行机制。如果使用分布式多处理机来完成群体智能算法，可以将算法设置为多个种群并分别放置于不同的处理机实现进化，迭代期间完成一定的信息交流即可（注：信息交流并不是必要的），迭代完成之后，根据适应度值进行优胜劣汰。所以，群体智能算法这种隐含的本质并行性，能够更充分利用多处理器机制，实现并行编程，提高算法的求解能力。更加适合目前云计算等分布式计算技术迅速发展的背景。

### 1.1.3 解的近似性

群体智能算法通常来自于对大自然中某种生命或其他事物的智能协作进化现象的模拟，利用某种进化机制指导种群对解空间进行搜索。由于该类算法缺乏严格的数学理论支持，对于问题的解空间采用反复迭代的概率性搜索，所以群体智能算法会存在早熟或解精度较低等问题，而这也是所有群体智能算法几乎都存在的弱点。所以，很多时候对求解的问题来说，群体智能算法仅仅得到的是一种最佳解的近似解。

## 1.2 群体智能算法的计算模式

不失一般性，考虑以最小化 ( $\min\{f(x)|x \in X\}$ ) 问题进行探讨（本书均以最小化问题考虑，下同）。式中， $X$  称为问题的解空间，即问题的所有可能解。 $X$  既可以是连续域  $R^n$  的一个子集，也可以是离散域内一个有限集合。群体智能算法的优化求解就是从多个随机初始解开始，通过一定的规则不断迭代和进化产生新解的过程。

在群体智能算法中，将多个解的集合称为种群 (Population)，记为  $P(t)$ ， $t$  表示种群进化的代数，种群的大小称为种群规模，一般记为 POP 或  $N$ 。以  $x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t)$  表示种群中各个解，即种群的个体 (Individual) 或称染色体 (Chromosome)。种群中新个体 (Offspring) 通常由父个体 (Parent) 以某种交配组

合方式产生,这种交配方式称为进化模式(Evolutionary Model)。进化计算的迭代过程可以归纳为社会协作、自我适应和竞争进化等三个基本环节。

在社会协作过程中,个体之间进行彼此的信息交换和互相学习。种群内个体在自我适应过程中通过主动或被动的方式不断调节自身的状态以适应环境。相互竞争则是指种群内具有更优状态的个体将会获得较大的生存机会,进入子种群,即种群的更新策略。群体智能算法框架描述如下:

#### 算法 1.1 群体智能算法<sup>[13]</sup>

输入: 解空间内的初始种群。

输出: 最佳个体  $X_{gbest}(t)$ 。

步骤 1. 初始化种群规模、迭代次数等参数。

步骤 2. 在解空间内随机初始化种群  $P(t) = \{X_1(t), X_2(t), \dots, X_n(t)\}, t = 0$ 。

步骤 3. While (终止条件不满足) Do。

步骤 4. 计算  $P(t)$  中个体的适应值。

步骤 5. 挑选部分个体进行社会协作操作。

步骤 6. 自我适应。

步骤 7. 竞争操作,生成新一代种群。

步骤 8. endwhile。

步骤 9. 输出最终解。

通过以上计算框架可知,群体智能算法通过对附加于种群内个体的三种操作引导个体向最佳解靠近,从而达到寻优的目的,其形式化模型如公式(1.1)所示。

$$PIO = \{POP(u), S(\alpha), A(\beta), C(\gamma); t\} \quad (1.1)$$

式中,  $POP(u)$  代表种群,  $u$  表示其规模;  $S$ 、 $A$ 、 $C$  分别代表社会协作、自我适应机制和竞争操作,括号内表示该操作所需的相应信息,  $t$  表示算法迭代代数。

### 1.2.1 社会协作机制

在本过程中,将通过一定的选择机制挑选部分个体进行信息交换和相互学习。所涉及的信息包括:个体选择的方法(schoi),个体规模(snum),新实验个体的产生机制(sway),种群历史信息的使用方式(shis)等,可以用公式(1.2)进行形式化描述。

$$S(POP(t), [schoi, snum, sway, shis]^t) \quad (1.2)$$

### 1.2.2 自我适应机制

自我适应机制是指个体通过主动或被动机制不断调整自身的状态,以适应其所

处的生存环境。个体通过两种搜索机制来调整自身的状态，全局搜索和局部搜索。全局搜索机制保证了个体在更加广泛的范围内探索新解的能力，能够更好地保证种群多样性，避免出现早熟收敛现象；局部搜索机制则与之相反，容易使算法提前收敛于局部最佳，但是能够较快地提高个体的质量，加快算法的收敛速度。种群中个体的自我适应通常就是处理好两种搜索机制之间的平衡。

通过上述两种过程，可以生成新的实验个体，新实验个体生成机制的形式化描述如公式 (1.3) 所示。

$$\text{new}(t) = A(S(\text{POP}(t), [\text{schoi}, \text{snum}, \text{sway}, \text{shis}]^t, \beta^t)) \quad (1.3)$$

### 1.2.3 竞争机制

群体智能算法通过竞争机制从 POP 个父个体和  $m$  个临时子个体中挑选个体进入下一代种群中。在大部分群体智能算法中，种群的规模 POP 一般选择固定不变，个体替换策略分为整代替换策略  $r(\text{POP}, m)$  和部分替换策略  $r(\text{POP} + m)$ ；前者指 POP 个父个体完全被  $m$  个子代个体所替换，后者指 POP 个父个体中只有部分个体被替换。当然，如果为了保存精英个体，可以选择精英保留策略，即父代个体中的优秀个体不被替换而进入下一代个体。

产生子种群的形式化描述如公式 (1.4) 所示。

$$\text{POP}(t+1) = C(\text{POP}(t), \text{New}(t), [p, r, \text{elitist}]^t) \quad (1.4)$$

上述公式 (1.4) 中  $p$  代表种群个体， $r$  代表替换模式， $\text{elitist}$  代表精英个体。

## 1.3 遗传算法

遗传算法采用随机机制对解空间进行搜索，并在搜索过程中不断迭代、进化。由于该算法采用了模拟生物界中的生物遗传原理进行随机解空间搜索，所以它具有一定的广泛性和适应性。

在实际的操作中，遗传算法利用自然界中的适者生存机制作为算法进化中的主要进化机制，同时将随机的信息交换机制吸收进来，较好地消除了迭代过程中出现的不适应因素，有力地提高了收敛速度。

自遗传算法被提出以来，已经被广泛应用于各种领域问题的求解，并表现出了非常好的求解效率。比如，求解组合优化问题（TSP 问题、背包问题等）、神经网络的结构优化问题、灾害评价与预报、网络路由选择等。

遗传算法的操作对象是被称为种群的一组二进制串，而其中的单个个体称为染

染色体或者叫个体，每一个染色体对应于问题的一个解。遗传算法的操作流程是：从初始种群出发，采用基于适应值比例的选择策略在当前种群中选择个体，使用杂交和变异不断产生下一代群体。如此迭代，直至满足期望的终止条件。该算法的形式化描述如下：

$$GA = (P(0), N, l, s, g, p, f, t)$$

其中， $P(0) = (X_1(0), X_2(0), \dots, X_n(0))$  表示初始种群；

$N$  表示种群中含有个体的个数；

$l$  表示二进制串的长度；

$s$  表示选择策略；

$g$  表示遗传算子；

$p$  表示遗传算子的操作概率；

$f$  表示适应度函数 (fitness function)；

$t$  表示终止准则。

### 1.3.1 标准遗传算法原理

应用遗传算法求解问题时，主要经过种群初始化、计算适应度函数值、父个体交叉、变异等操作，算法流程图如图 1-1 所示。

#### 算法 1.2 标准遗传算法 (GA)

输入：种群  $P$ 。

输出：最优个体  $X_{\text{gbest}}(t)$ 。

步骤 1. 初始化群体  $P(0)$ , 迭代次数  $t = 0$ 。

步骤 2. 计算  $P(t)$  中个体的适应度。

步骤 3. 如果满足终止条件，则终止算法，输出最优个体；否则继续下一步。

步骤 4.  $m = 0$ 。

步骤 5. 如果  $m \geq N$ ，即已经将全部的父个体处理完毕，则跳转到步骤 2；否则，执行下一步。

步骤 6. 根据个体的适应值比例选择两个父个体。

步骤 7. 确定随机值  $\beta$ ，如果该值随机大于 1，则将两父个体进行杂交操作，然后将个体变异后插入到  $P(t+1)$  中，并且跳转到步骤 9。

步骤 8.  $\beta$  如果在随机值 0 和 1 之间，则将两个父个体直接变异后，插入下一代个体  $P(t+1)$  中。

步骤 9.  $m = m + 2$ ；并且跳转到步骤 5。

设计一个求解实际问题的遗传算法的步骤如下。

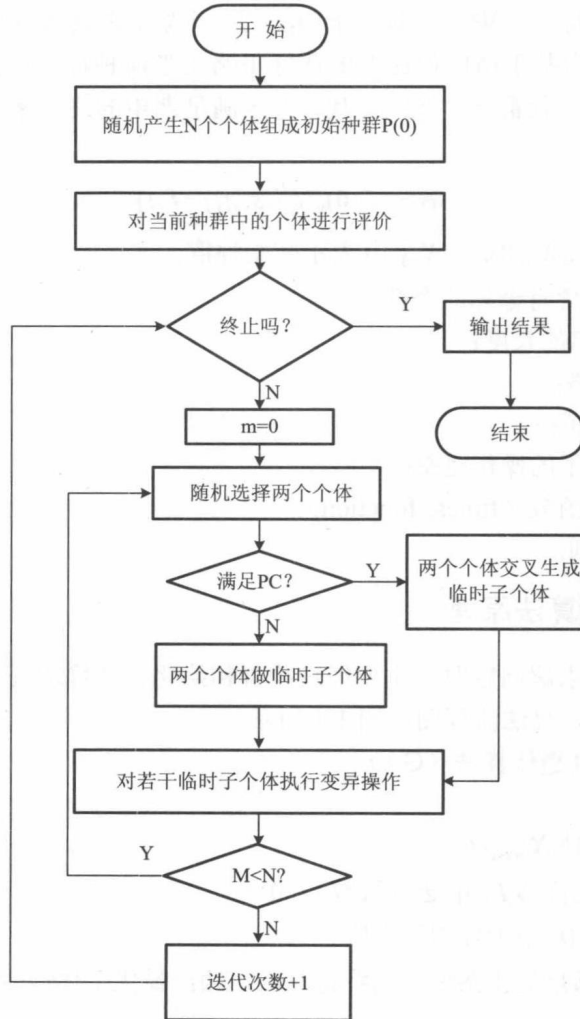


图 1-1 标准遗传算法流程图

### (1) 确定编码方案

遗传算法求解问题不是直接作用在问题的解空间上，而是利用解的某种编码表示。选择何种编码表示对算法的质量和效率会产生较大的影响。遗传算法一般采用如下三种编码：二进制编码、十进制编码和格雷编码。

### (2) 确定适应函数

一般以目标函数或费用函数的形式表示。解的适应度值是进化过程中进行个体选择的唯一依据。应用适应度函数来评价解的质量，它通常依赖于解的行为和环境的关系。



### (3) 设计遗传算子

包括繁殖操作、杂交操作、变异操作。

### (4) 设计终止条件

遗传算法没有利用目标函数的梯度信息，无法确定个体在解空间中的位置。从而无法用传统的方法判定算法是否收敛，并终止算法，所以一般都是预先设定一个最大的进化代数或检测种群的平均适应度连续几代的变化是否趋于平稳，以判断是否终止算法。

## 1.3.2 编码机制与主要算子

### 1. 编码机制

遗传算法的求解主要是通过位串的操作实现对解空间的搜索，所以不同编码方式会影响算法的问题表达和解空间的搜索。

#### (1) 二进制编码

将原问题的解映射为一个二进制串描述（0,1 表示），然后，通过对位串的操作实现对问题的求解，最后将结果再还原为其解空间的解。

例如，染色体（0,1,0,1,1,1）表示为长度为6的串。

#### (2) 十进制编码

将问题的解描述为一个0~9组成的十进制串。

#### (3) 实数编码

实数编码将问题的解用实数来描述，实现了在解的表现型上直接进行遗传算法操作。即，问题的解空间实际就是遗传算法的运行空间。

#### (4) 格雷编码

格雷编码其实质也是一种二进制的表示形式，与普通二进制不同的是，格雷编码是通过一个特定的格雷变换得到的二进制串。例如，假设存在一个二进制串  $a_1, a_2, a_3, \dots, a_n$ ，格雷码串为  $c_1, c_2, c_3, \dots, c_n$ ，则该二进制串与格雷编码存在的转换关系如公式（1.5）所示。

$$c_i = \begin{cases} a_1 (i=1) \\ a_{i-1} \oplus a_i (i>1) \end{cases} \quad (1.5)$$

## 2. 主要算子

遗传算法的算子主要包括选择算子、交叉算子、变异算子三种。

### (1) 选择算子

遗传算法中选择算子是需要方法最多的算子之一，该算子主要用于通过何种方式在父代多个个体中选择较为优良的个体遗传到下一代中。一般情况下会根据适应