智能通信与对抗丛书

智能优化算法
及其在信息通信技术中的应用

高洪元 张世铂 刁鸣 著

科学出版社

智能通信与对抗丛书

智能优化算法及其在信息通信技术中的应用

高洪元　张世铂　刁　鸣　著

常州大学图书馆
藏书章

科学出版社

北京

内 容 简 介

本书共分12章，主要内容既包括量子萤火虫算法、量子教与学算法、文化烟花算法、免疫量子算法、量子蜂群优化算法、文化细菌觅食算法、文化杂草算法、文化鸽群算法、量子猫群算法、多峰量子布谷鸟搜索算法、量子蛙跳算法、量子和声算法、多目标膜量子蜂群算法和混沌量子粒子群算法等群智能优化新算法，还包括基于智能优化算法的天线阵稀疏、方向图综合、数字滤波器设计、数字水印、图像分割、中继选择、频谱分配、频谱感知、多用户检测、特殊阵列测向、MIMO雷达测向和决策引擎等信息通信技术中的热点和难点问题。

本书可使读者在了解和学习文化智能计算、量子智能计算和信息通信技术的研究成果的同时，在智能计算和信息通信技术两个方向的研究受到启发，可以作为计算机科学、信息与通信工程、人工智能和控制工程等相关领域的教材和科研用书。

图书在版编目(CIP)数据

智能优化算法及其在信息通信技术中的应用 / 高洪元，张世铂，刁鸣 著. —北京：科学出版社，2019.8
（智能通信与对抗丛书）
ISBN 978-7-03-061950-1

Ⅰ. ①智… Ⅱ. ①高…②张…③刁… Ⅲ. ①最优化算法—应用—通信技术 Ⅳ. ①TN91

中国版本图书馆CIP数据核字(2019)第154921号

责任编辑：许 健 王 威 / 责任校对：谭宏宇
责任印制：黄晓鸣 / 封面设计：殷 靓

科学出版社 出版
北京东黄城根北街16号
邮政编码：100717
http://www.sciencep.com

南京展望文化发展有限公司排版
上海万卷印刷有限公司印刷
科学出版社发行 各地新华书店经销

*

2019年8月第 一 版 开本：B5(720×1000)
2019年8月第一次印刷 印张：14
字数：275 000

定价：90.00元

（如有印装质量问题，我社负责调换）



高洪元

博士，哈尔滨工程大学副教授，博士生导师。主要从事无线通信、信号处理和人工智能及其应用研究。2015~2016年以研究教授身份在韩国高丽大学进行合作研究。主持国家自然科学基金、中国博士后科学基金特别资助、中国博士后科学基金一等资助、黑龙江省博士后科学基金和中央高校基本科研业务费资助等多项课题。发表学术论文80余篇，申请国家发明专利80余项，出版学术著作和教材各1部。



刁鸣

哈尔滨工程大学教授、博士生导师。主要从事宽频带信号检测、处理与识别以及通信信号处理研究。先后主持和承担了国家自然科学基金及国防基础科学研究等项目20余项。申请国家发明专利60余项，发表学术论文150余篇（SCI、EI、ISTP收录70余篇），出版学术专著1部、教材3部，主审教材2部。获省部级科技进步二等奖2项、三等奖1项。获国家级教学成果二等奖1项，省级教学成果一等奖1项、二等奖1项。

前　言

在信息技术飞速发展的今天，信号处理和无线通信等信息处理技术是当今科学技术发展最活跃的领域，信息通信技术的系统资源和系统性能都难以匹配实际需求的快速增长，成为制约信息通信技术持续发展的主要因素。因此，本书根据智能计算的新进展，在量子优化、文化算法和群智能等优化算法的基础上进行学科交叉，介绍了智能优化算法在天线阵稀疏、方向图综合、数字滤波器设计、数字水印、图像分割、中继选择、频谱分配、频谱感知、多用户检测、特殊阵列测向、MIMO 雷达测向和决策引擎等具有重要的理论价值和现实意义的关键技术。基于智能优化新算法的信号处理和无线通信等关键技术是当前的研究热点，在工业和国防科技领域具有广阔的应用前景。希望本书的出版，能对智能计算和信息通信技术的发展起到推进作用。

本书阐述了作者及其团队在智能优化算法领域的研究成果及其在信息通信技术中的应用，阐明了在信息通信技术中使用智能优化新算法解决工程难题的可行性、有效性以及对后续科研思路的启发。智能优化算法及其在信息通信技术中的应用是智能计算与信息通信技术领域结合的一个前沿和富有挑战性的研究方向，它以智能优化理论为基础，侧重于介绍如何设计目标函数去解决信息通信技术中的技术难题，如何根据工程问题设计智能优化新算法去有效可靠地解决工程优化问题。本书在介绍智能优化相关理论的基础上，阐述了智能优化算法的一些新进展：量子智能计算和文化智能计算，主要包括：量子萤火虫算法、量子教与学算法、文化烟花算法、免疫量子算法、量子蜂群算法、文化细菌觅食算法、文化杂草算法、文化鸽群算法、量子猫群算法、多峰量子布谷鸟算法、量子蛙跳算法、量子和声算法、多目标膜量子蜂群算法和混沌量子粒子群算法，并给出了量子智能计算和文化智能计算在信息通信技术中的具体应用，解决了数字滤波器设计、数字水印、图像分割、天线阵稀疏与综合、中继选择、多用户检测、频谱分配、决策引擎、频谱感知、特殊阵列测向和 MIMO 雷达测向等信息通信技术中的热点和难点问题。本书介绍了智能优化新算法和信息通信领域的关键技术，给出了一些信息通信技术和智能计算领域的热点和关键问题，做到理论和具体应用的有机结合。

本书介绍了基于量子智能计算和文化智能计算的信号处理技术和通信技术，内容上既包括其基本理论的详细介绍，又包括其在实际问题上的具体应用，可使读者循序渐进地掌握量子智能算法和文化智能算法的精髓及其在信息通信处理技术

中的应用技巧。本书内容安排尽可能适合高等学校计算机科学、信息与通信工程、人工智能和控制工程等相关专业硕士生以及博士生的实际研究和教学要求，做到深入浅出、重点突出，读者可以在相对较短的时间内入门并深入进去。本书可使读者在了解和学习智能计算算法、信号处理和通信技术的同时，可以在智能优化算法和信息通信技术两个方向得到启发。

本书的第 4 章和第 8 章的前半部分内容由刁鸣撰写，第 7 章的内容和第 12 章部分内容由张世铂撰写，其他章节内容由高洪元撰写。感谢研究生杜亚男、陈梦晗、苏雨萌、池鹏飞、侯阳阳、马雨微、臧国建、张晓桐和刘子奇在文献和文稿整理方面所付出的工作和努力。本书获得国家自然科学基金（61571149）、中央高校基本科研业务费（HEUCFP201772、HEUCFP201808）、中国博士后科学基金特别资助（2015T80325）、中国博士后科学基金一等资助（2013M530148）、黑龙江省博士后基金（LBH Z13054）等项目的资助，一并表示感谢。

由于智能计算和信息通信技术发展迅猛、应用广泛，再加上作者的水平有限，书中难免存在不足之处，敬请读者批评指正！

著　者

2019 年 3 月

目　录

前言
第 1 章　绪论 …… 1
1.1　智能优化算法简介 …… 1
1.2　优化问题描述 …… 2
1.3　智能优化算法的分类和特点 …… 5
1.4　智能优化算法的发展方向 …… 9
1.5　智能优化算法在信息通信技术中的应用 …… 13
第 2 章　基于量子智能计算的天线阵稀疏和综合方法研究 …… 28
2.1　离散量子萤火虫算法 …… 28
2.2　量子萤火虫算法在天线阵稀疏中的应用 …… 33
2.3　连续量子教与学算法 …… 36
2.4　基于量子教与学算法的天线阵方向图综合 …… 41
2.5　小结 …… 44
第 3 章　文化烟花算法在数字滤波器设计中的应用 …… 47
3.1　文化烟花算法 …… 48
3.2　基于文化烟花算法的数字滤波器设计 …… 56
3.3　数字滤波器实验仿真 …… 61
3.4　小结 …… 64
第 4 章　量子智能计算在多用户检测中的应用 …… 66
4.1　典型多用户检测方法 …… 67
4.2　高斯噪声环境下的免疫量子算法多用户检测器 …… 73
4.3　量子蜂群优化算法 …… 79
4.4　冲击噪声环境下的量子蜂群多用户检测器 …… 81
4.5　小结 …… 85
第 5 章　文化杂草算法在小波数字水印中的应用 …… 87
5.1　文化杂草算法 …… 88
5.2　小波数字水印的嵌入与提取 …… 90
5.3　基于文化杂草算法的小波数字水印 …… 92
5.4　实验仿真与分析 …… 92

5.5 小结 …… 94
第 6 章 基于量子雁群算法的 PCNN 图像分割方法 …… 96
6.1 量子雁群算法 …… 96
6.2 基于 PCNN 的图像分割模型 …… 98
6.3 基于量子雁群算法的 PCNN 图像分割方法 …… 99
6.4 实验仿真与分析 …… 101
6.5 小结 …… 103
第 7 章 量子智能优化算法在中继选择中的应用 …… 105
7.1 中继网络的中继选择系统模型 …… 106
7.2 基于量子花授粉的单目标中继选择方法 …… 109
7.3 基于量子差分进化算法的中继选择方法 …… 111
7.4 计算机仿真 …… 116
7.5 小结 …… 125
第 8 章 基于群智能的特殊阵列测向 …… 128
8.1 文化鸽群算法 …… 128
8.2 基于文化鸽群算法的特殊阵列测向 …… 130
8.3 量子猫群算法 …… 136
8.4 基于量子猫群算法的特殊阵列动态测向 …… 138
8.5 小结 …… 143
第 9 章 基于量子群智能的 MIMO 雷达测向 …… 145
9.1 双基地 MIMO 雷达的信号模型 …… 146
9.2 量子灰狼算法 …… 147
9.3 基于量子灰狼算法的加权信号子空间拟合测向方法 …… 148
9.4 多峰量子布谷鸟搜索算法 …… 154
9.5 基于量子布谷鸟搜索算法的传播算子测向方法 …… 159
9.6 小结 …… 163
第 10 章 量子智能计算在频谱分配中的应用 …… 166
10.1 量子蛙跳算法 …… 167
10.2 基于量子蛙跳算法的频谱分配 …… 169
10.3 量子和声算法 …… 175
10.4 基于量子和声的认知异构网络的频谱分配 …… 177
10.5 小结 …… 183
第 11 章 文化细菌觅食算法在频谱感知中的应用 …… 186
11.1 文化细菌觅食算法 …… 186

11.2　频谱感知模型 …… 188
11.3　基于文化细菌觅食算法的频谱感知 …… 190
11.4　实验仿真 …… 192
11.5　小结 …… 196
第 12 章　量子群智能在绿色认知无线电参数优化中的应用 …… 198
12.1　基于膜量子蜂群算法的认知无线电决策引擎 …… 199
12.2　混沌量子粒子群算法 …… 208
12.3　基于混沌量子粒子群算法的绿色认知系统参数优化 …… 210
12.4　小结 …… 214

第1章 绪 论

1.1 智能优化算法简介

随着科学技术的快速发展，信息处理和无线通信的理论研究和应用探索都得到了科研人员的广泛关注。在信息处理和无线通信飞速发展的今天，系统资源和系统性能都难以匹配实际需求的快速增长，成为制约无线通信和信息处理技术持续发展的主要因素。研究通信系统和信息处理的关键技术对合理分配信息通信系统资源、确定系统参数和满足系统多目标要求具有深远的意义[1]。因此，根据智能计算的最新进展，在智能计算理论的基础上进行学科交叉，介绍智能计算理论及其在信号处理、信息处理和通信技术中的应用，具有重要的理论价值和现实意义。基于智能优化算法的通信和信息处理关键技术是当前信息通信领域的一个研究热点，在工业和国防科技领域具有广阔的应用前景，对其进行深入的研究必将对智能计算、信号处理和通信技术的继续发展起到推进作用。

随着科学研究的不断深入和各研究领域的交叉融合，很多科学问题和技术难题变得越来越难解决，单单使用某一领域的传统方法难以有效处理，这在信息和通信学科尤为突出。在面对一些复杂的科学问题，当传统的方法变得性能恶化甚至无能为力时，一些研究人员从自然界的运行规律中受到启发，设计出一些仿生拟物的智能化方法，去获得解决问题的新思路和新方法。在科学研究和理论发展的迫切需求下，智能计算的新理论及其在工程问题中的应用研究得到人们的青睐并迅速推广。

近几十年，一些科学家不断从自然界和人类社会运行规则中受到启发，设计了一些随机数学方法，促进了一些启发式算法的涌现，如模拟优胜劣汰自然法则的遗传算法、模拟人类大脑智能的神经网络和模拟动物群体行为的群智能算法[2-3]。研究人员从物理现象和生物行为中筹划出随机数学模型，去解决科学研究和理论计算中的难题。科技的迅速发展促进了物理、数学、信息和生物科学的快速发展，研究人员对数学与启发式智能之间联系的认识不断深入，越来越多的研究人员通过对自然规则和生物群体社会行为的模拟得到解决复杂问题的新算法[4-5]。这些受自然界法则和生物系统启发所产生的新算法都可以统称为智能计算（intelligence computing，IC），又称为智能优化算法，如演化算法、免疫算法、量子优化算法、DNA计算、文化算法、群体智能和膜优化等。智能优化算法是一种包含多种学科融合发展起来的综合计算科学[6]，可以从中看到心理学、数学、物理学、电子学、生理学、神

经网络、计算机、通信、社会学和信息学等诸多学科的影子，但却和这些学科有着本质的不同。因此，如何针对信息和通信科学发展过程中所遇到的技术难题，设计智能优化新理论，有效解决工程难题，为理论研究和工程应用提供新思路和新方法，促进智能计算理论及信息和通信工程技术的发展，有着重要的理论价值和现实意义。

很多信息处理和通信技术问题都可以通过数学建模转化为多种类型的极值优化问题，如根据目标函数的个数可分为单目标优化问题和多目标优化问题，根据是否有约束可分为有约束优化问题和无约束优化问题。通过适当的数学建模，信息和通信技术领域的技术难题都可以使用智能优化算法进行解决，特别对于那些不可微不可导的高维求解问题尤为有效。因此，改进和设计新的智能优化算法并将其应用于信息通信技术难题中，对降低通信系统的建设成本以及推进未来移动通信系统的发展均具有积极的意义。对信息通信系统以及智能优化算法的实时性和鲁棒性的极致追求是不断超越的完善过程，尽管现在国内外对智能优化算法及其在信息通信技术中应用的理论和方法的研究不断深入，但是由于信息和通信技术的迅猛发展对新的智能优化方法需求日益迫切且要求越来越高，这促使研究人员不断探索新的理论，为信息和通信工程的持续发展提供新思路和新方法。

1.2 优化问题描述

1.2.1 优化问题的基本要素和分类

优化问题一般由目标函数、未知变量和约束条件三个基本要素构成，下面对这三个要素进行简单的介绍。

1）目标函数：用函数表示待求解的优化问题，一般是极大值或极小值函数的形式。

2）未知变量：是目标函数中待求解的未知变量，其取值变化会导致目标函数值变化，求解优化问题的目标值的优化过程也是一个找到接近或满足目标函数极大化或极小化所对应最优变量值的过程。

3）约束条件：就是在求解目标函数极大值或极小值所对应的未知变量时，需要限制未知变量取值以满足约束的需要。很多优化问题一般都要给出边界约束，同时必须给出待求解变量的定义域区间。

因此，优化问题的求解过程可以描述为：所有待求变量在满足约束条件下的可行区域，通过特定的求解方法获得待求变量的具体值，以获得目标函数的最优值。对于极大值优化，目标函数的最大值是最优值；对于极小值优化，目标函数的最小值是最优值。求解优化问题的程序化方法一般称作优化算法，利用优化算法可以在可行解集空间获得满足约束条件的极大值或极小值的最优解。

根据目标函数、未知变量和约束条件三个基本要素特点，介绍优化问题最常见

的三种分类方法。

1）从优化问题需要计算的目标函数的个数可进行分类：单目标优化问题和多目标优化问题。若待优化问题中仅需计算一个目标函数就是单目标优化问题，若需联合优化计算两个及以上的目标函数的优化问题称作多目标优化问题。

2）从未知变量数值类型进行分类：连续优化问题和离散优化问题。若待求解变量在定义域取值是连续型随机变量就称为连续优化问题，若待求解变量在定义域取值是离散型随机变量就称为离散优化问题。

3）从有无约束条件可把优化问题分类：无约束优化问题和有约束优化问题。

1.2.2 多目标优化问题模型

单目标优化问题相对来说是一种简单的优化问题，接下来以极小值优化为例介绍多目标优化问题（极大值优化问题有相似的形式）。单目标优化问题可以看作多目标优化问题的特例。

一个具有 n 个决策变量、m 个目标函数的多目标优化问题可表述为

$$\begin{aligned}&\min\{\boldsymbol{y}=\boldsymbol{F}(\boldsymbol{x})=[f_1(\boldsymbol{x}),f_2(\boldsymbol{x}),\cdots,f_m(\boldsymbol{x})]\}\\&\text{s.t.}:g_i(\boldsymbol{x})\leqslant 0,\ i=1,2,\cdots,q;\ h_j(\boldsymbol{x})=0,\ j=1,2,\cdots,p;\\&\boldsymbol{x}=[x_1,x_2,\cdots,x_n]\in\boldsymbol{X}\subset\boldsymbol{R}^n,\ \boldsymbol{y}=[y_1,y_2,\cdots,y_m]\in\boldsymbol{Y}\subset\boldsymbol{R}^m\end{aligned}\quad(1.1)$$

式中，$\boldsymbol{x}=[x_1,x_2,\cdots,x_n]\in\boldsymbol{X}\subset\boldsymbol{R}^n$ 称为决策向量，$\boldsymbol{X}$ 是 n 维的决策空间；$\boldsymbol{y}=[y_1,y_2,\cdots,y_m]=[f_1(\boldsymbol{x}),f_2(\boldsymbol{x}),\cdots,f_m(\boldsymbol{x})]\in\boldsymbol{Y}\subset\boldsymbol{R}^m$ 称为 m 个目标构成的矢量目标函数，$\boldsymbol{Y}$ 是 m 维的目标空间；目标函数矢量 $\boldsymbol{F}$ 定义了映射函数和同时需要优化的 m 个目标；$g_i(\boldsymbol{x})\leqslant 0(i=1,2,\cdots,q)$ 定义了 q 个不等式约束；$h_j(\boldsymbol{x})=0(j=1,2,\cdots,p)$ 定义了 p 个等式约束。与单目标优化问题的本质区别在于，多目标优化问题的解不是唯一的，而是存在一个最优解集合，集合中的元素称为 Pareto 最优解或非支配解。Pareto 最优解是指不存在比其中至少一个目标好而其他目标不劣的更好的解。

1.2.3 多目标优化问题的简化处理方法

多目标优化问题是一种复杂的难解问题，为了简化其计算，通常会把多目标优化问题的各个目标使用加权因子合成一个单目标函数，其加权因子可以由决策者根据需要设定或者设立规则由算法自适应确定[7-8]。获得更广泛适用场景的多目标问题的 Pareto 最优解集，这是经典的国际难题，但是一般情况下，多目标优化方法是用不同的系数来实现动态优化。常见的两种多目标问题的处理方法介绍如下。

1. 线性加权和法：给待优化的多个目标函数分别分配权重并将其加权求和，

合成为一单目标函数，其具体的公式表达可表示为

$$\min f(\boldsymbol{x}) = \sum_{i=1}^{m} \omega_i f_i(\boldsymbol{x}),\ \text{s.t.}: \boldsymbol{x} \in \boldsymbol{X}_f \tag{1.2}$$

式中，赋值给第 $i(i=1, 2, \cdots, m)$ 个目标函数的权重为 ω_i，且满足 $\sum_{i=1}^{m} \omega_i = 1$，$\boldsymbol{X}_f$ 为可行解集合。线性加权和法具有易于理解和计算简单的优点。但是具有权重难以确定和需要决策者大量实践经验的缺点，另外，该方法受 Pareto 前端形状的影响较大，前端的凹部是处理的盲区，且多个优化目标不能进行有效比较，应用范围受限。线性加权和方法最重要的是如何分配权重，针对这个问题，到目前为止许多研究者设计了多种调整权重的方法，常见的有固定权重、随机权重和适应性权重等方法。

所谓的固定权重方法，就是权重可通过大量的先验知识和实践经验来确定，并且各个目标函数的权重在进化过程中保持不变。对于随机权重方法，每个目标函数的权重在进化过程中的每一步都是随机决定的，这种方法会给所有权重组合以同等的公平性。尽管该方法给出了均匀的 Pareto 边界的选择能力，但它没有很好考虑每个 Pareto 前端解中所包含的有用信息。对于适应性权重方法，目标函数权重可根据种群适应性来动态调整以使算法向理想点逼近。因为当前种群信息要用于设置下一代的权重，故该方法的选择压力处在以上两种方法之间。

2. 约束法：约束法不受最优 Pareto 前端为凸的条件限制。它使用随机的方式从所有的目标函数中挑选一个目标函数为主函数，则其他的目标函数就可以看作约束条件，将复杂的多目标优化难题转化为简单的单目标优化问题。经约束转化后的单目标优化问题可用式(1.3)表示：

$$\min f(\boldsymbol{x}) = f_j(\boldsymbol{x}),\ \text{s.t.}: e_i(\boldsymbol{x}) = f_i(\boldsymbol{x}) \leqslant \varepsilon_i,\ 1 \leqslant i \leqslant m,\ i \neq j,\ \boldsymbol{x} \in \boldsymbol{X}_f \tag{1.3}$$

约束法具有容易理解、计算方便的优点，在实际问题求解时 ε_i 取值不同，可获得不同的 Pareto 最优解，可满足各种实际问题需要；但是其主要缺点是需要先验确定合适的容许值 ε_i，但这些先验知识一般是未知的，所以需要大量的实践和经验。对于上述两种传统方法，一般需要经过多次单独求解才会得到多目标优化难题的多个解来构成 Pareto 前端，而这些解的求解过程是相互独立的，解之间无法共享信息，多次运行所得的解无法比较，导致计算的开销较大。这些缺点都令决策者难以有效决策，浪费决策时间和计算资源，因此对于复杂的高维多约束的多目标优化问题，上述传统方法的应用就会有很大的局限性。

1.2.4 多目标优化问题解的处理

一般而言，多目标优化问题不存在绝对的、唯一的全局最优解，但是绝大多数非劣解不是直接有用的解，所以求解多目标问题需要获得一个最终解集或最优解。

通常有三种方法用于获得最终解：

1）生成法，首先求出大量的非劣解构成一个可能解子集，其后根据决策者的需要确定挑选出最终解；

2）交互法，该方法无须事先求出很多的非劣解进行选择，只需要通过需求分析采取决策者信息交流逐步求得最终解；

3）权重法，该方法需要决策者事先提供目标间重要程度的先验知识，给算法提供依据，进而把复杂的多目标难题转化为相对简单的单目标优化问题。

无论单目标问题、多目标问题，还是多目标问题简易处理方法都可以使用智能优化算法实现求解，近年来涌现出多种用于求解多目标优化难题的智能优化算法，典型的有多目标进化算法、非支配解排序的遗传算法、多目标群智能优化算法和多目标量子优化算法等。

1.3 智能优化算法的分类和特点

科学研究人员从自然界的运行规律和人类社会活动受到启发，设计了各种启发式智能优化算法，可以总体概括为仿生、拟物和融合算法三大类，图 1.1 给出了我们的分类框图，并列出了绝大多数经典的和新兴的智能优化算法。人们不仅从动物、植物、人类行为和智能角度设计随机优化式的启发算法，而且还可从自然现象和自然科学中得到启发设计新的优化算法。

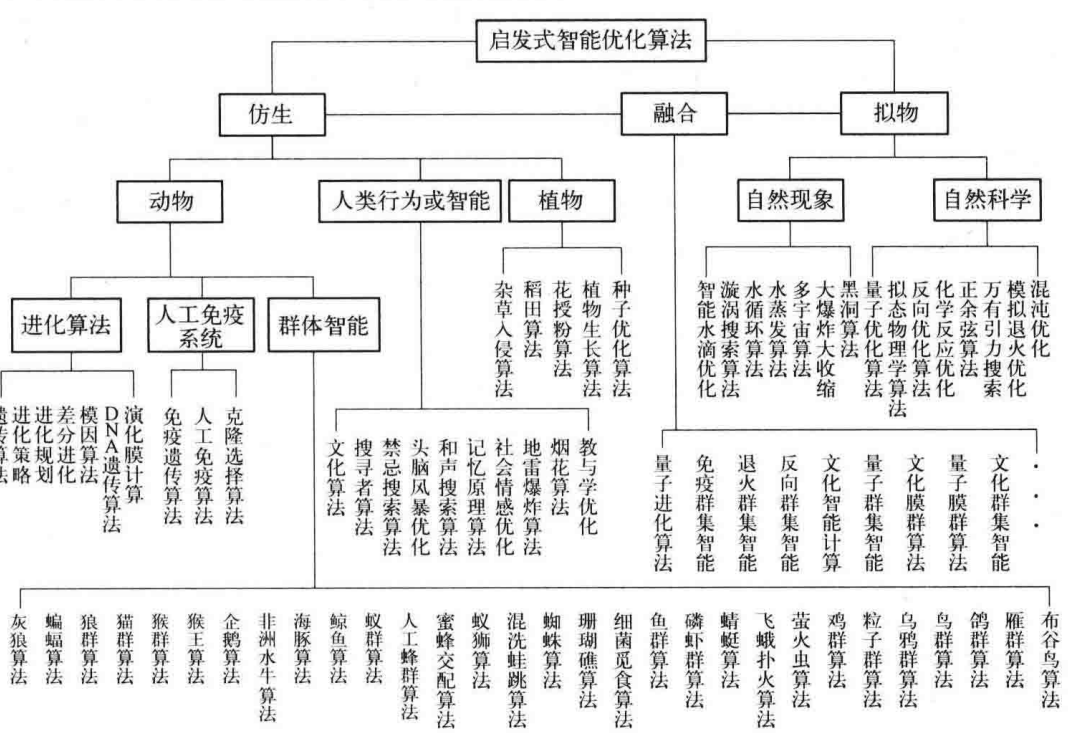


图 1.1 智能优化算法分类

在智能计算发展初期，以遗传算法、进化规划和进化策略等算法为代表的进化算法得到迅猛发展[9-11]，在理论研究和工程应用等方向都得到广泛关注，促进了随机数学该分支的发展。但随着时间的推移，在复杂工程问题中，经典进化算法的缺点逐渐显露，迫使研究人员探索新的途径。

当前，一类被称作群智能的典型智能计算算法受到科研人员的广泛关注，这种群智能算法是一类模仿生物群体行为的新型智能优化算法[12-15]。群智能算法于20世纪90年代中期随着粒子群算法的提出而兴起，被广泛应用于各种工程优化问题和计算难题。群智能算法的每个个体能够综合利用群体中所有个体经验进行演化，考虑了个体和群体的开发和探索能力，能够克服传统智能优化算法一些不足（如易陷入局部极值或收敛时间长等）。因此，一些学者把研究焦点放在了群智能算法上，如受鸟群、蚁群、蜂群、鲸群、磷虾群和乌鸦群等生物群体的启发，设计了一系列的启发式智能优化算法，这些群智能算法通过对群体觅食行为的智能模拟而具备了较优秀的全局收敛能力，从而被各个工程技术领域的研究人员所关注。

尽管智能优化算法在解决一些工程问题时可以获得可行解，但对于一些复杂的高维问题很难在收敛速度和收敛性能之间做到有效的折中，还需要设置足够大的种群规模和迭代次数才能获得较满意的解。因此，设计出快速收敛适于复杂科学问题的优化算法具有重要价值。一些学者尝试把智能优化算法进行融合，取长补短，设计新的融合算法，以适合不同的需要，如文化行为和量子优化是两种设计混合优化算法的有效算子。

文化行为是一种可有效利用人类知识和经验的复杂行为，可为智能计算算法的设计和改进提供一个好的框架。文化行为可将人类所具有的知识经验存放在知识库中，人类成员从知识库中学习获得经验和知识，可以避免其通过实验来获取经验，不仅避免了犯错误的可能，而且可以指导个体和社会系统的成长和进化，促进人类文明的发展。通过对文化行为的模拟，Reynolds 在 1994 年提出了文化算法（cultural algorithm，CA）。文化算法提供了一种双层进化的系统框架，为种群和知识的更新提出一种协同方案。从智能计算改进角度看，任何一种基于种群和群体的优化算法都可以嵌入到文化框架中的种群空间中去演化和更新，如经典的遗传算法、猫群算法、烟花算法、免疫算法和蛙跳算法等。而信仰空间可以通过历代的知识和经验以一定的规则更新，可以对个体的演化进行指引。文化算法框架可以针对现有连续优化算法的不足，设计新的信仰空间和文化演化规则，提高其收敛性能且减少其收敛时间，可设计出各种各样的文化智能优化新算法[16-17]。

量子智能计算是近年新兴起的智能优化算法，它是受量子计算机理和智能计算原理启发所产生的一类新型智能计算算法。量子计算自 1982 年被 Richard Feynman 提出后，迅速被各国专家学者所关注，成为一个在保密通信和密码系统得到成功应用的前沿学科。尽管研究人员已经初步研制出量子计算设备，但在实际应用中还需要解决很多关键问题，量子计算能够让一些智能计算领域人员兴奋的

一个本质原因是受其启发，研究人员可以设计出一系列新的量子智能优化新算法，促进相关学科的进步和发展。量子智能计算和传统智能计算算法相比，全局搜索能力强，尤其适用于解决离散优化问题，可推广应用到各种工程应用领域，获得较满意的解。因此，深入研究量子计算和新的智能优化算法，设计新的量子演化算子，设计出新的量子智能计算算法扩展其应用领域将有重要的价值[18-20]。

近年来，对智能优化算法的研究方兴未艾，不仅对经典优化算法进行了深入的研究和探索，对新的优化算法的探索和设计也成了一些学者的喜好。为了便于研究人员研读的方便，我们列出了一些典型的或新颖的智能优化算法，如表1.1所示，给出了算法名称、参考文献、关键算子和关键算法参数等，以便对智能优化算法的理解和掌握。但对个体进行适应值评价的算子、种群规模和终止迭代次数等众所周知的关键参数不再在表中罗列。

表1.1 一些典型智能优化算法的总结

序号	名 称	关 键 算 子	关键控制参数
1	遗传算法[21]	选择、交叉、变异	交叉概率、变异概率
2	进化策略[22-23]	重组、正态变异、选择策略	交叉概率、变异概率、标准差
3	进化规划[24]	正态变异、选择	变异概率、标准差
4	差分进化[25]	变异、杂交、选择、修补	缩放因子、杂交概率、变异概率
5	模因算法[26]	交叉、变异、选择、局部搜索	交叉概率、变异概率
6	DNA 遗传算法[27]	编码、译码、选择、交叉、变异、倒位	交叉概率、变异概率、倒位概率
7	演化膜计算[28]	嵌套膜结构、进化规则、通信规则	膜数量
8	人工免疫算法[29]	免疫操作	抗体浓度、抗体的期望繁殖度
9	克隆选择算法[30]	抗体克隆、抗体变异、抗体选择	克隆比例因子、抗体浓度、变异概率
10	蝙蝠算法[31]	频率、响度、脉冲发射率、速度、位置	最大脉冲幅度、最大脉冲音强、频率增加系数、音强衰减系数
11	鱼群算法[32]	觅食、聚群、追尾、探测	感知距离、移动步长、拥挤度因子
12	细菌觅食算法[33]	趋向、复制、迁移、消除	迁移概率、趋向性操作、复制操作和迁移操作次数
13	乌鸦搜索算法[34]	位置更新规则、记忆集合	转换概率、飞行长度
14	飞蛾扑火算法[35]	飞蛾位置、火焰位置	火焰数量、定义对数螺旋线形状的常数
15	鸟群算法[36]	飞行行为、觅食行为、警戒行为	飞行间隔、判断觅食阈值
16	粒子群算法[37]	速度、位置、个体局部最优位置、群体全局最优位置	加速系数
17	猫群算法[38]	搜寻模式、跟踪模式	记忆池大小、变化域、变异率、自身位置判断、分组率
18	蚁群算法[39]	信息素浓度更新、信息素蒸发、路径选择概率	信息素蒸发率、信息素强度
19	狼群算法[40]	Manhattan 距离、游走行为、召唤行为、围攻行为	探狼比例因子、距离判定因子、步长因子、群体更新比例因子、游走步长、攻击步长

续表

序号	名　称	关　键　算　子	关键控制参数
20	人工蜂群算法[41]	工蜂、观察蜂和侦查蜂搜索蜜源	侦察蜂比率、限制参数
21	蚁狮算法[42]	随机游走、构建陷阱、扑食蚂蚁、蚂蚁和蚁狮位置更新	陷阱大小
22	蜘蛛算法[43]	雄性个体和雌性个体、震动感知能力、婚配行为	雄性种群规模、雌性种群规模、概率因子、婚配半径
23	鸽群算法[44]	地图和指南针算子、地标算子	地图和指南针因子、全局最优权重
24	萤火虫算法[45]	相对荧光亮度、吸引度、萤火虫位置	最大荧光亮度、光吸收系数、步长因子
25	布谷鸟算法[46]	鸟巢位置(莱维飞行)、全局最优位置	步长控制量、莱维飞行参数、发现外来鸟蛋概率
26	文化算法[47]	种群空间更新、信仰空间更新、接受函数、影响函数	接受比例
27	禁忌搜索[48-49]	邻域、禁忌条件、特赦准则、终止准则	禁忌长度
28	头脑风暴算法[50]	聚类、融合、观点产生算子	高斯随机函数的权重因子、logsig 函数的斜率、概率参数
29	社会情感优化[51]	社会状态、社会评价、情绪指数	学习因子、情绪阈值
30	地雷爆炸算法[52]	碎片距离、碎片方向、碎片角度	初始距离、探索指数、减小指数
31	烟花算法[53]	爆炸、变异、选择	最大爆炸半径、最大火花数目
32	教与学优化[54]	教阶段、学阶段	教学因子、学习步长
33	杂草入侵算法[55]	生长繁殖、空间分布、竞争淘汰	非线性调和因子、标准差
34	稻田算法[56]	选择、播种、授粉、散播	选择阈值、邻域半径、分散系数
35	花授粉算法[57]	全局授粉、局部授粉	转换概率
36	植物生长算法[58]	形态素浓度、生长点	生长点个数
37	种子优化算法[59]	撒播方程、父种选择	位置变动常数向量、父种相似度阈值
38	智能水滴算法[60]	水滴前进速度、水滴携带的泥土量	速度更新参数、泥土量更新参数、路径选择概率
39	大爆炸大收缩算法[61]	大爆炸阶段、大收缩阶段	收缩因子
40	水循环算法[62]	汇流过程、蒸发和降水过程	蒸发条件系数、海洋附近搜索区域范围系数
41	水蒸发优化[63]	单层蒸发阶段、液滴蒸发阶段	遗传因子、搜索因子
42	多宇宙算法[64]	膨胀率、白洞、黑洞、虫洞	虫洞存在概率、旅行距离率、开发精度
43	涡旋搜索算法[65]	位置、涡旋半径	涡旋中心、形状系数、初始方差
44	黑洞算法[66]	星体位置、黑洞边界、星体的适应值	星体个数