



智能

科/学/技/术/著/作/丛/书

粒子群优化算法及其在 电力电子控制中的应用

毕大强 彭子舜 郜克存 戴瑜兴 著



科学出版社

智能科学技术著作丛书

粒子群优化算法及其在 电力电子控制中的应用

毕大强 彭子舜 郜克存 戴瑜兴 著

科学出版社

北京

内 容 简 介

本书是作者近年来从事电力电子控制技术研究的总结,是一部系统论述粒子群优化算法理论及其在电力电子控制中应用的专著。全书共8章,主要包括:粒子群优化算法概述、粒子群优化算法分析、改进粒子群优化算法,以及改进粒子群优化算法在单相逆变器、三相逆变器、三相整流器、SVPWM调制、下垂控制、异步电机控制、重复控制、实际船舶岸电与应急电源控制中的应用。

本书可为粒子群优化算法的研究、电力电子控制技术的研究提供重要的参考依据,也可作为高等院校与科研院所研究生的教学参考书。

图书在版编目(CIP)数据

粒子群优化算法及其在电力电子控制中的应用/毕大强等著. —北京:科学出版社, 2016

(智能科学技术著作丛书)

ISBN 978-7-03-049674-4

I. ①粒… II. ①毕… III. ①计算机算法 ②计算机算法-应用-电力电子学
IV. ①TP301.6 ②TM1

中国版本图书馆 CIP 数据核字(2016)第 201888 号

责任编辑:裴 育 乔丽维/责任校对:郭瑞芝

责任印制:张 倩/封面设计:陈 敬

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>

新科印刷有限公司 印刷

科学出版社发行 各地新华书店经销

*

2016 年 8 月第 一 版 开本:720 × 1000 1/16

2016 年 8 月第一次印刷 印张:18

字数:345 000

定价:95.00 元

(如有印装质量问题,我社负责调换)

《智能科学技术著作丛书》编委会

名誉主编：吴文俊

主 编：涂序彦

副 主 编：钟义信 史忠植 何华灿 何新贵 李德毅 蔡自兴 孙增圻
谭 民 韩力群 黄河燕

秘 书 长：黄河燕

编 委：（按姓氏汉语拼音排序）

蔡庆生(中国科学技术大学)

蔡自兴(中南大学)

杜军平(北京邮电大学)

韩力群(北京工商大学)

何华灿(西北工业大学)

何 清(中国科学院计算技术研究所)

何新贵(北京大学)

黄河燕(北京理工大学)

黄心汉(华中科技大学)

焦李成(西安电子科技大学)

李德毅(中国人民解放军总参谋部第六十一研究所)

李祖枢(重庆大学)

刘 宏(北京大学)

刘 清(南昌大学)

秦世引(北京航空航天大学)

邱玉辉(西南师范大学)

阮秋琦(北京交通大学)

史忠植(中国科学院计算技术研究所)

孙增圻(清华大学)

谭 民(中国科学院自动化研究所)

谭铁牛(中国科学院自动化研究所)

涂序彦(北京科技大学)

王国胤(重庆邮电学院)

王家钦(清华大学)

王万森(首都师范大学)

吴文俊(中国科学院数学与系统科学研究院)

杨义先(北京邮电大学)

于洪珍(中国矿业大学)

张琴珠(华东师范大学)

赵沁平(北京航空航天大学)

钟义信(北京邮电大学)

庄越挺(浙江大学)

《智能科学技术著作丛书》序

“智能”是“信息”的精彩结晶，“智能科学技术”是“信息科学技术”的辉煌篇章，“智能化”是“信息化”发展的新动向、新阶段。

“智能科学技术”(intelligence science & technology, IST)是关于“广义智能”的理论方法和应用技术的综合性科学技术领域，其研究对象包括：

- “自然智能”(natural intelligence, NI)，包括“人的智能”(human intelligence, HI)及其他“生物智能”(biological intelligence, BI)。

- “人工智能”(artificial intelligence, AI)，包括“机器智能”(machine intelligence, MI)与“智能机器”(intelligent machine, IM)。

- “集成智能”(integrated intelligence, II)，即“人的智能”与“机器智能”人机互补的集成智能。

- “协同智能”(cooperative intelligence, CI)，指“个体智能”相互协调共生的群体协同智能。

- “分布智能”(distributed intelligence, DI)，如广域信息网、分散大系统的分布式智能。

“人工智能”学科自1956年诞生以来，在起伏、曲折的科学征途上不断前进、发展，从狭义人工智能走向广义人工智能，从个体人工智能到群体人工智能，从集中式人工智能到分布式人工智能，在理论方面研究和应用技术开发方面都取得了重大进展。如果说当年“人工智能”学科的诞生是生物科学技术与信息科学技术、系统科学技术的一次成功的结合，那么可以认为，现在“智能科学技术”领域的兴起是在信息化、网络化时代又一次新的多学科交融。

1981年，“中国人工智能学会”(Chinese Association for Artificial Intelligence, CAAI)正式成立，25年来，从艰苦创业到成长壮大，从学习跟踪到自主研发，团结我国广大学者，在“人工智能”的研究开发及应用方面取得了显著的进展，促进了“智能科学技术”的发展。在华夏文化与东方哲学影响下，我国智能科学技术的研究、开发及应用，在学术思想与科学方法上，具有综合性、整体性、协调性的特色，在理论方法研究与应用技术开发方面，取得了具有创新性、开拓性的成果。“智能化”已成为当前新技术、新产品的发展方向和显著标志。

为了适时总结、交流、宣传我国学者在“智能科学技术”领域的研究开发及应用成果，中国人工智能学会与科学出版社合作编辑出版《智能科学技术著

作丛书》。需要强调的是，这套丛书将优先出版那些有助于将科学技术转化为生产力以及对社会和国民经济建设有重大作用和应用前景的著作。

我们相信，有广大智能科学技术工作者的积极参与和大力支持，以及编委会们的共同努力，《智能科学技术著作丛书》将为繁荣我国智能科学技术事业、增强自主创新能力、建设创新型国家做出应有的贡献。

祝《智能科学技术著作丛书》出版，特赋贺诗一首：

**智能科技领域广
人机集成智能强
群体智能协同好
智能创新更辉煌**



中国人工智能学会荣誉理事长

2005年12月18日

前 言

现代电力电子控制技术具有控制策略复杂、控制参数多等特点,控制参数的选取合适与否直接影响控制效果,乃至控制稳定性。控制参数的整定方法主要有常规整定方法和智能参数优化方法。其中,常规整定方法有 Z-N 法、极点配置法和经验法等。Z-N 法难以获取精确的临界信息,所以难以得到较好的控制参数;极点配置法需要精确的被控对象模型,并通过丰富的经验来确定所期望的性能,且配置出的控制参数往往还需在线进行调整,整定耗时;经验法则需要不断地在线调整参数,受调试人员经验的影响和现场条件限制,整定同样耗时。智能参数优化方法主要有模糊控制、神经网络控制、遗传算法和群智能算法等。模糊控制需要丰富的先验知识来编写模糊规则,才能得到较好的控制效果;神经网络控制的优化效果则受初值的影响;遗传算法属于进化算法,通过交叉和变异来保证群体的多样性,并通过概率大小将差个体筛选掉,从而得到优解。该方法和群智能算法相比,缺少记忆性,无最优值引导,优化过程中交叉和变异有一定概率将好的个体变差,因此在优化性能上群智能算法更胜一筹。本书是作者近年来从事粒子群优化算法研究、电力电子控制技术研究与应用总结。书中所论述的粒子群优化算法,进一步丰富和完善了电力电子变流系统控制参数的整定方法。

全书共 8 章。第 1 章主要简述标准粒子群优化算法和离散粒子群优化算法的由来及其特点,简要介绍目标优化的多种结构和形式,分析标准粒子群优化算法和离散粒子群优化算法的国内外应用、研究现状和发展趋势。第 2 章研究并分析标准粒子群优化算法各个组成部分的作用,并对其总体进行收敛性分析,找出优化参数的取值范围,通过采用不同优化参数优化多种优化函数进行对比,得到针对不同优化对象优化参数不具唯一性的特点;对离散粒子群优化算法进行简单的收敛性分析,通过采用不同优化参数优化多种优化函数进行对比,同样得到针对不同优化对象优化参数不具唯一性的特点。第 3 章针对标准粒子群优化算法和离散粒子群优化算法存在的不足,分别提出两种不同的改进粒子群优化算法:多粒子群多速度更新方式粒子群优化算法和离散粒子群与遗传算法相结合的改进粒子群优化算法,并对两种改进方法的组成结构进行分析。第 4 章分析单相逆变器的运行状态,简要介绍单相逆变器的多种调制方式(单极性 SPWM 调制和双极性 SPWM 调制),并进行对比;建立单相逆变系统优化模型,该模型包括单相逆变系统、目标优化函数和改进粒子群算法(多粒子群多速度更新方式粒子群优化算法),将改进粒子群优化算法与标准粒子群优化算法、带压缩因子的粒子群优化算法和国外文献给出

的 EPSOWP 进行仿真优化对比,并建立单相逆变系统实验平台验证改进粒子群优化算法的正确性与有效性。第 5 章分析三相逆变器的运行状态,简要介绍三相逆变器的多种调制方式(三相 SPWM 调制和三相 SVPWM 调制),并进行对比;建立三相逆变系统优化模型,该模型包括三相逆变系统、目标优化函数和改进粒子群算法(多粒子群多速度更新方式粒子群优化算法),将改进粒子群优化算法与标准粒子群优化算法、带压缩因子的粒子群优化算法和国外文献给出的 EPSOWP 进行仿真优化对比,并建立三相逆变系统实验平台验证改进粒子群优化算法的正确性与有效性。第 6 章分析三相整流器的运行状态,将不控整流与 SPWM 整流进行对比,分析 SPWM 整流的优越性;建立三相整流系统优化模型,该模型包括三相整流系统、目标优化函数和改进粒子群算法(多粒子群多速度更新方式粒子群优化算法),将改进粒子群优化算法与标准粒子群优化算法、带压缩因子的粒子群优化算法和国外文献给出的 EPSOWP 进行仿真优化对比,并建立三相整流系统实验平台验证改进粒子群优化算法的正确性与有效性。第 7 章简要介绍三相并联逆变系统、三相交流异步电机系统和基于重复控制的单相逆变系统,分别建立 SVPWM 时序优化模型、三相并联逆变系统优化模型、三相交流异步电机系统优化模型和基于重复控制的单相逆变优化模型;利用离散粒子群与遗传算法相结合的改进粒子群优化算法对 SVPWM 时序优化模型进行优化分析,利用多粒子群多速度更新方式粒子群优化算法分别对其余三种优化模型进行优化分析。第 8 章简要介绍船舶岸电系统,内容包括:采用岸电的缘由、国内外岸电的发展现状和几种岸电电源的拓扑结构;选择背靠背式的大功率拓扑结构,并建立岸电系统优化模型,利用多粒子群多速度更新方式粒子群优化算法进行优化,对优化结果进行仿真和相应的工程实验验证;利用多粒子群多速度更新方式粒子群优化算法对应急电源系统进行优化,并进行工程实验验证。

本书由毕大强、彭子舜、郜克存和戴瑜兴共同撰写而成,其中毕大强负责第 2、6、7 章,彭子舜负责第 3、4、5 章,郜克存负责第 8 章,戴瑜兴负责第 1 章。本书撰写过程中得到了清华大学电力系统国家重点实验室、温州大学、青岛创统科技集团公司、科学出版社等单位的大力支持,在此一并表示感谢。同时,对本书中所列参考文献的作者也表示由衷的感谢。

由于作者的水平和研究内容有限,本书难免有疏漏和不妥之处,恳请读者批评指正,为发展优化算法在电力电子控制系统中的应用共同努力。

目 录

《智能科学技术著作丛书》序

前言

第 1 章 绪论	1
1.1 引言	1
1.1.1 优化问题的简述	1
1.1.2 优化方法的发展	1
1.2 标准粒子群优化算法简介	2
1.3 离散粒子群优化算法简介	7
1.4 目标函数优化问题	8
1.4.1 多目标优化问题的描述	9
1.4.2 多目标优化问题求解的基本方法	13
1.4.3 传统优化方法的局限性以及智能优化方法的发展	18
1.5 粒子群优化算法的理论分析综述	18
1.5.1 标准粒子群优化算法的理论分析	19
1.5.2 离散粒子群优化算法的理论分析	20
1.6 粒子群优化算法的应用综述	21
1.7 粒子群优化算法的展望	23
参考文献	25
第 2 章 粒子群优化算法分析	35
2.1 引言	35
2.2 粒子群优化算法的仿真实现	35
2.2.1 标准粒子群优化算法的实现	37
2.2.2 离散粒子群优化算法的实现	48
2.3 粒子群优化算法的分析及实验对比	57
2.3.1 标准粒子群优化算法	58
2.3.2 二进制粒子群优化算法	71
2.4 粒子群优化算法的不足	78
2.5 粒子群优化算法的改进综述	79
2.5.1 标准粒子群优化算法的改进	80

2.5.2 二进制粒子群优化算法的改进	83
参考文献	85
第 3 章 改进粒子群优化算法	92
3.1 引言	92
3.2 带压缩因子的粒子群优化算法和遗传算法简介	93
3.2.1 带压缩因子的粒子群优化算法	93
3.2.2 遗传算法	100
3.3 标准粒子群优化算法的改进	103
3.3.1 多粒子群	103
3.3.2 多速度更新方式	105
3.4 二进制粒子群优化算法的改进	115
参考文献	116
第 4 章 改进粒子群优化算法在单相逆变器中的应用	117
4.1 引言	117
4.2 电压型单相全桥逆变器的组成及多种调制原理	118
4.2.1 电压型单相全桥逆变器的组成与运行状态分析	118
4.2.2 电压型单相全桥逆变器调制方式介绍	120
4.3 电压型单相全桥逆变电路控制算法	139
4.3.1 PI 控制	139
4.3.2 QPR 控制	143
4.4 MMPSO 的单相逆变离线优化系统	147
4.4.1 PI 控制的单相逆变系统线性结构	147
4.4.2 QPR 控制的单相逆变系统线性结构	148
4.4.3 优化目标函数	150
4.4.4 系统优化模型建立及参数选取	151
4.5 单相逆变仿真实验及数据对比分析	152
4.5.1 多种优化方式数据对比	152
4.5.2 多种优化方式初始全局最优值和最终全局最优值对比	154
4.5.3 MMPSO 优化不同控制的单相逆变系统控制参数及仿真波形	155
4.6 单相逆变实物实验及数据分析	157
4.6.1 MMPSO 单相逆变 PI 控制实物实验波形	158
4.6.2 MMPSO 单相逆变 QPR 控制实物实验波形	160
参考文献	162

第 5 章 改进粒子群优化算法在三相逆变器中的应用	163
5.1 引言	163
5.2 电压型三相逆变器的组成及多种调制原理	163
5.2.1 电压型三相逆变器的组成与运行状态分析	163
5.2.2 电压型三相逆变器调制方式介绍	166
5.3 MMPSO 的三相逆变离线优化系统	192
5.3.1 PI 控制的三相逆变系统线性结构	192
5.3.2 QPR 控制的三相逆变系统线性结构	193
5.3.3 优化目标函数	193
5.3.4 系统优化模型建立及参数选取	195
5.4 三相逆变仿真实验及数据对比分析	196
5.4.1 多种优化方式数据对比	196
5.4.2 多种优化方式初始全局最优值和最终全局最优值对比	198
5.4.3 MMPSO 优化不同控制的三相逆变系统控制参数及仿真波形	199
5.5 三相逆变实物实验及数据分析	203
5.5.1 MMPSO 三相逆变 PI 控制实物实验波形	203
5.5.2 MMPSO 三相逆变 QPR 控制实物实验波形	205
参考文献	206
第 6 章 改进粒子群优化算法在三相整流器中的应用	208
6.1 引言	208
6.2 电压型三相整流器的组成及多种调制原理	208
6.2.1 电压型三相整流器的组成与运行状态分析	208
6.2.2 电压型三相整流器调制方式介绍	212
6.3 MMPSO 的三相整流离线优化系统	221
6.3.1 PI 控制的三相整流系统线性结构	222
6.3.2 优化目标函数	223
6.3.3 系统优化模型建立及参数选取	225
6.4 三相整流仿真实验及数据对比分析	225
6.4.1 多种优化方式数据对比	226
6.4.2 多种优化方式初始全局最优值和最终全局最优值对比	227
6.4.3 MMPSO 优化不同控制的三相整流系统参数及仿真波形	228
6.5 三相整流实物实验及数据分析	230
参考文献	233

第 7 章 改进粒子群优化算法在 SVPWM 优化及其他控制中的应用	234
7.1 引言	234
7.2 SVPWM 的时序优化	234
7.2.1 优化目标函数的选取	234
7.2.2 优化模型及优化参数	235
7.2.3 优化结果及其仿真波形对比	236
7.3 并联下垂控制的优化	237
7.3.1 并联逆变器简化模型的建立	237
7.3.2 下垂控制及其小信号分析	240
7.3.3 优化目标函数的建立	242
7.3.4 并联系统优化模型建立及参数选取	242
7.3.5 并联下垂控制仿真实验及数据对比分析	243
7.4 三相交流异步电机控制的优化	245
7.4.1 三相交流异步电机及其控制的原理介绍	245
7.4.2 优化目标函数的建立	247
7.4.3 异步电机系统优化模型建立及参数选取	248
7.4.4 异步电机控制仿真实验	248
7.5 重复控制系统的优化	249
7.5.1 重复控制的原理	249
7.5.2 优化目标函数的建立	253
7.5.3 基于重复控制的单相逆变系统优化模型建立及参数选取	254
7.5.4 重复控制仿真实验及数据对比分析	255
参考文献	256
第 8 章 改进粒子群优化算法在实际船舶岸电电源中的应用	258
8.1 引言	258
8.2 岸电技术国内外现状	258
8.2.1 国内现状	259
8.2.2 国外现状	260
8.3 船舶低压岸电技术理论	261
8.3.1 低压岸电拓扑结构	261
8.3.2 低压岸电拓扑结构建模及滤波参数的选取	263
8.3.3 低压岸电变流系统控制技术	265
8.4 船舶低压岸电变流系统参数优化建模及其仿真	265

8.4.1 优化目标函数的选取	266
8.4.2 仿真实验及数据分析	266
8.5 船舶岸电电源实际工程验证	269
8.6 应急电源实际工程验证	272
参考文献	273

第1章 绪 论

1.1 引 言

1.1.1 优化问题的简述

人类社会发展的过程中,最优化问题普遍存在于人们的生活、学习、工作等方面。例如,在生活中,人们从一个地点到另一个地点总希望找到一条既快捷又方便的路径;生产中,希望能耗最低等。

优化问题可描述为:对于某个有很多种解决方案的问题,通过确定所需要达到的要求,从多个解决方案中选择优越的一个,以更好地达到所期望的要求。优化问题依据需要优化的变量是否连续分为两大类,如果变量是连续的,则该优化问题是连续优化问题;如果变量是离散的,则该优化问题是组合优化问题。依据优化问题是否有约束,分为有约束和无约束优化问题。依据优化问题在优化时状态是否改变,分为静态优化问题和动态优化问题。依据所需要优化的目标,可以分为单目标优化问题 and 多目标优化问题。

1.1.2 优化方法的发展

早在古希腊,阿基米德就利用“逼近法”算出了球面积、球体积等,并且还证明了在周长一定的情况下,圆形所包围的面积最大;他的另一个伟大成就是通过大量实验发现了杠杆原理,这些都与最优化问题有关。17世纪,牛顿和莱布尼茨创建了微积分理论,从这时候起优化问题就逐渐成为了一门真正意义上的学科。18世纪末,拉格朗日提出了“拉格朗日乘数法”,该方法是通过寻找某个变量,从而得到受一个或者多个条件约束的多元函数的极值方法。19世纪,柯西提出了最速下降法,该方法通过沿着梯度方向来搜索极小值点。到了20世纪40年代以后,随着科学技术和生产的飞速发展,最优化问题开始成为人们迫切需要解决的问题,同时因计算机的兴起,最优化理论和算法快速发展起来,并正式成为了一门新的学科。例如,1947年美国数学家 Dantzig 提出了单纯形法;1957年美国著名学者 Bellman 提出了动态规划;20世纪50年代中期苏联著名学者庞特里亚金提出了极小值原理^[1,2]。

随着最优化问题不断地变得复杂,其特点主要体现在非线性、多约束条件、不连续、不可微分和难以建模等方面,传统优化方法应对这些问题存在计算速度慢、

收敛性难以确定和初值敏感性等问题。寻求一种高效、智能的优化算法已经成为科研人员主要研究的内容之一。

科学家通过模拟人类的一些主要特征提出了如模糊控制 (fuzzy control) 和神经网络控制 (neural network control) 等智能优化方法, 前者模拟人的结构性知识表达和运用能力, 后者则模拟人类大脑的神经网络系统。但智能优化方法是一种启发式优化算法, 它不仅仅局限于对人类特征的模仿, 自然界中生物也存在各种各样的智能, 如模拟退火算法、爬山法、进化算法和群智能优化算法。进化算法模拟生物的进化过程, 目前研究比较多的典型进化算法主要包括三种: 进化策略 (evolutionary strategies, ES)、进化规划 (evolutionary programming, EP) 和遗传算法 (genetic algorithm, GA)。群智能算法则是模拟自然界中的群体行为, 如粒子群优化算法 (particle swarm optimization, PSO)、蚁群算法 (ant colony optimization, ACO)、人工鱼群算法 (artificial fish swarm algorithm, AFSA)、人工免疫系统 (artificial immune system, AIS) 等方法^[3~7]。

20 世纪 60 年代仿生学的创立, 为仿生物特性和功能的发展奠定了基础。研究人员发现, 具有社会行为的生物, 个体行为非常简单、行动能力极其有限, 因此无法表现出智慧行为, 但是当一个个简单的个体组成一个群体时, 其群体行为将变得十分复杂, 且能获得比个体多得多的生存资源, 并表现出对环境强大的适应能力。生物群体表现出来的复杂行为并非是一个个简单个体的叠加, 个体间的局部信息的交互保证了整个群体行动的协调性, 体现了群体的智慧^[8~10]。

目前, 群智能的研究工作已经不仅仅局限于基础理论、群体行为分析和设计的研究。群智能算法已经开始广泛运用于实际工业过程控制优化、工程设计优化、模式识别、数据挖掘、电子系统优化和电气领域优化等实际问题中。群智能算法具有鲁棒性强、实现简单、自适应能力强、易于扩充等优点, 因此无论理论研究还是实际运用, 群智能算法都已经成为一个重要的研究方向。

1.2 标准粒子群优化算法简介

1. 无惯性权重的 PSO

20 世纪 80 年代中期, Reynolds 通过模拟鸟群的飞行行为提出了 Boid 模型, 并在计算机中仿真实现了它们的运动轨迹^[11]。Reynolds 建立了鸟群中每个个体的飞行模型, 每个个体存在感知能力, 它能感知自身、周围三个邻近个体和鸟群其余整体; 个体与个体相互间靠近, 但要避免碰撞。在鸟群飞行过程中, 远离中心群落的鸟群会不断地靠拢, 最终形成了行为趋于一致的大群体。

受到 Boid 模型的启发, 计算机研究学者 Eberhart 和心理学专家 Kennedy 于 1995 年在 IEEE 国际会议上发表了一篇会议论文, 提出了粒子群优化算法 [12]。鸟类知道自己的栖息地, 并且栖息地是随机的, 而鸟类事先不知道食物地点, 但最终会有大量鸟类聚集在同一个食物地点上。Eberhart 和 Kennedy 提出的 PSO 中, 将食物地点看成求解问题中的最优解, 通过每个个体之间位置信息的交互, 逐步指引群体中所有粒子聚集, 同时朝着最优解方向移动。PSO 实现简单, 容易理解, 与 GA 等进化算法很大的不同之处在于: ① PSO 没有交叉和变异过程; ② PSO 没有淘汰差粒子的机制, 每个粒子都是平等地以个体最优粒子和全局最优粒子为指导进行移动; ③ PSO 不但具有局部信息交互的能力, 还有全局信息交互的能力, 这些能力通过粒子群的记忆能力体现。

大量实验表明, PSO 的优化能力与 GA 相比有过之而无不及, 因此 PSO 的提出立即引起了学术界广泛的关注, 在很短的时间内就涌现出大量的研究成果, 十多年过去了, 目前 PSO 仍然是各个领域优化的研究热点。

PSO 的优化能力来源于认知理论, 文献 [13] 概括性地描述了 PSO 求解包括评价、比较和模仿三个过程。

- (1) 评价: 对任何外部激励进行有效评价, 可以完成对环境的学习。
- (2) 比较: 通过自身与其他个体标准进行比较, 提供改正自身学习和修正动机。
- (3) 模仿: 通过与其他个体行为进行对比, 模拟更优于自身的其他个体。

以上三个过程的巧妙结合, 并施加到粒子群中的每个个体上, 可以让粒子群适应复杂的环境变化, 并能解决复杂的问题。

在粒子群中, 可以将群体中每个粒子看成是一个无质量、无体积的个体, 每个个体以一定速度在指定空间中移动; 每个粒子根据其自身个体历史最优的位置信息和整个群体最优的位置信息, 不断调整自身移动速度, 并逐渐地朝向更优区域移动。利用适应值 (fitness value) 对粒子群中每个粒子的优劣进行评价, 这是保证每一次迭代时个体最优粒子和全局最优粒子能及时进行更新的前提。

粒子群最主要的特点是具有记忆性, 其记忆性主要体现在对速度的记忆和对历史最优位置的记忆, 最初版本粒子群的更新方式为

$$v_{ij}(t+1) = v_{ij}(t) + c_1 r_1 (x_{ij}^P(t) - x_{ij}(t)) + c_2 r_2 (x_{gj}^G(t) - x_{ij}(t)) \quad (1.1)$$

$$x_{ij}(t+1) = x_{ij}(t) + v_{ij}(t+1) \quad (1.2)$$

其中, i 和 j 分别代表第 i 个粒子的数量和第 $j(j=1, 2, \dots, n)$ 维 (维数代表每一个粒子需要优化参数的数量); t 为迭代次数; 粒子个体表示为 $x_{ij}=(x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, x_{i4}, \dots, x_{in})$, $i=1, 2, \dots, m$ (每个粒子个体的值代表其所在空间位置, 个体最优粒子和全局最优粒子与此相同); 粒子更新速度为 $v_{ij}=(v_{i1}, v_{i2}, v_{i3}, v_{i4}, \dots, v_{in})$,

$i = 1, 2, \dots, m$; c_1 和 c_2 为加速因子; r_1 和 r_2 为 $[0,1]$ 区间的随机数; 当粒子群从初始化开始, 优化迭代到当前迭代次数时的每个粒子个体最优粒子为 $x_{ij}^P = (x_{i1}^P, x_{i2}^P, x_{i3}^P, x_{i4}^P, \dots, x_{in}^P)$, $i = 1, 2, \dots, m$; 当粒子群从初始化开始, 优化迭代到当前迭代次数时的全局最优粒子为 $x_{gj}^G = (x_{g1}^G, x_{g2}^G, x_{g3}^G, x_{g4}^G, \dots, x_{gn}^G)$, g 代表粒子群从初始化优化迭代到当前迭代次数时, 某一次迭代中某个位置上的粒子。在粒子优化过程中, 个体最优值和全局最优值可能与当前粒子的位置相差很远, 这样更新速度将会很大, 导致粒子群中的粒子无法向个体最优粒子和全局最优粒子聚集, 从而使得粒子群的搜索变得过于盲目, 所以必须对其更新速度进行限制, 该限制公式为

$$v_{ij} = \begin{cases} V_{\max}, & v_{ij} > V_{\max} \\ V_{\min}, & v_{ij} < V_{\min} \end{cases} \quad (1.3)$$

式中, $V_{\max}$ 和 $V_{\min}$ 分别为最大更新速度和最小更新速度, 其维数与 v_{ij} 的维数相同。求解某个问题时, 问题的解一般都会在一定的范围内, 这个范围一般是给定的, 但粒子群优化时, 可能存在粒子超出解的给定范围, 因此需要对粒子位置进行限制, 该限制公式为

$$x_{ij} = \begin{cases} x_{\max}, & x_{ij} > x_{\max} \\ x_{\min}, & x_{ij} < x_{\min} \end{cases} \quad (1.4)$$

式中, $x_{\max}$ 和 $x_{\min}$ 分别为最大更新位置和最小更新位置, 其维数与 x_{ij} 的维数相同。为保证最优信息能及时更新, PSO 的个体最优粒子和全局最优粒子更新公式为

$$f_x < f_P, \quad x_{ij}^P(t) = x_{ij}(t) \quad (1.5)$$

$$f_x < f_G, \quad x_{gj}^G(t) = x_{ij}(t) \quad (1.6)$$

式中, f_x 为当前粒子的适应值; f_P 为个体最优粒子的适应值; f_G 为全局最优粒子的适应值 (适应值的概念将在后面章节描述)。由式 (1.5) 和式 (1.6) 可知, 每次迭代时, 当前粒子更优于历史全局最优粒子时将会替代全局最优粒子, 同样当前个体粒子更优时将会取代个体最优粒子, 这样有助于粒子群的优化不断趋向于更优区域。

式 (1.1) 和式 (1.2) 组成了最初版本的 PSO。式 (1.1) 中第一部分存储着前一次优化迭代的速度, 决定了对当前迭代速度的影响程度; 第二部分以个体最优粒子作为指导, 指导粒子了解其本身历史最优信息, 并作出改变 (体现了局部优化能力); 第三部分以全局最优粒子作为指导, 指导粒子了解全局信息, 并作出改变 (体现了全局优化能力)。

2. 带惯性权重的 PSO

式 (1.1) 中当前速度的系数为 1 时, 是否存在一个更优性能的系数无从得知。为了解决上述问题, Shi 和 Eberhart 在 1998 年发表的论文中, 在最初版本 PSO 的