



中国科学院科学出版基金资助出版

信息科学技术学术著作丛书

多目标粒度支持向量机 理论及其应用

熊盛武 刘宏兵 陈琼 段鹏飞 著



科学出版社

信息科学技术学术著作丛书

多目标粒度支持向量机 理论及其应用

熊盛武 刘宏兵 陈 琮 段鹏飞 著

科学出版社

北京

内 容 简 介

本书对多目标优化的多样性保持策略、粒计算基础理论、支持向量机的基本理论、粒度支持向量机的构造方法及应用进行了深入的研究。内容涉及多目标演化算法、多目标演化算法的多样性保持策略、粒计算理论与方法、基于模糊格的超盒粒计算分类算法、基于模糊格的超球粒计算分类算法、粒度支持向量机的构造方法、粒计算在无线传感器网络节点定位问题中的应用等方面。

本书可供计算机、自动化、电子工程专业的高年级本科生、研究生,以及教师、研究人员与工程技术人员参考。

图书在版编目(CIP)数据

多目标粒计算支持向量机理论及其应用/熊盛武等著. —北京:科学出版社, 2014

(信息科学技术学术著作丛刊)

ISBN 978-7-03-041149-6

I. 多... 粒... 向量计算机—研究Ⅳ. TP338

中国版本图书馆 CIP 数据核字(2014)第 157239 号

责任编辑:魏英杰 孙伯元 / 责任校对:鲁 素

责任印制:肖 兴 / 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>

双青印刷厂印刷

科学出版社发行 各地新华书店经销

*

2014 年 7 月第 一 版 开本:720×1000 B5

2014 年 7 月第一次印刷 印张:16 3/4

字数:338 000

定价:80.00 元

(如有印装质量问题,我社负责调换)

《信息科学技术学术著作丛书》序

21 世纪是信息科学技术发生深刻变革的时代,一场以网络科学、高性能计算和仿真、智能科学、计算思维为特征的信息科学革命正在兴起。信息科学技术正在逐步融入各个应用领域并与生物、纳米、认知等交织在一起,悄然改变着我们的生活方式。信息科学技术已经成为人类社会进步过程中发展最快、交叉渗透性最强、应用面最广的关键技术。

如何进一步推动我国信息科学技术的研究与发展;如何将信息技术发展的新理论、新方法与研究成果转化为社会发展的新动力;如何抓住信息技术深刻发展变革的机遇,提升我国自主创新和可持续发展的能力?这些问题的解答都离不开我国科技工作者和工程技术人员的求索和艰辛付出。为这些科技工作者和工程技术人员提供一个良好的出版环境和平台,将这些科技成就迅速转化为智力成果,将对我国信息科学技术的发展起到重要的推动作用。

《信息科学技术学术著作丛书》是科学出版社在广泛征求专家意见的基础上,经过长期考察、反复论证之后组织出版的。这套丛书旨在传播网络科学和未来网络技术,微电子、光电子和量子信息技术、超级计算机、软件和信息存储技术,数据知识化和基于知识处理的未来信息服务业,低成本信息化和用信息技术提升传统产业,智能与认知科学、生物信息学、社会信息学等前沿交叉科学,信息科学基础理论,信息安全等几个未来信息科学技术重点发展领域的优秀科研成果。丛书力争起点高、内容新、导向性强,具有一定的原创性;体现出科学出版社“高层次、高质量、高水平”的特色和“严肃、严密、严格”的优良作风。

希望这套丛书的出版,能为我国信息科学技术的发展、创新和突破带来一些启迪和帮助。同时,欢迎广大读者提出好的建议,以促进和完善丛书的出版工作。

中国工程院院士

原中国科学院计算技术研究所所长



前 言

近年来,优化理论和应用发展很快,在科学研究、工程设计和经济管理等方面都取得了显著的成效。多目标优化问题、统计学习理论和粒计算(粒度计算)等是优化理论和应用的经典领域,也是非常活跃的科学研究领域,每年都有大量的关于多目标优化理论与算法、支持向量机应用、粒计算相关理论及应用的文献,这些研究促进了多目标粒度支持向量机理论的研究和应用的推广。

自 20 世纪 80 年代中期以来,世界上许多国家都掀起了演化计算的研究热潮。目前,以演化计算为主题的国际会议在世界各地定期召开,如 IEEE CEC。随着演化计算的广泛应用,一些杂志都设置专栏介绍这方面的研究,如 *Evolutionary Computation* 和 *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*。在粒计算的研究领域中,中国学者的研究处于世界先进水平。第一届 IEEE 国际粒计算大会于 2005 年在北京召开,第二届 IEEE 国际粒计算大会于 2006 年在亚特兰大召开。2005~2013 年每年都召开的国际粒计算学术会议收录了大量的华人学者的文章。自 2007 年中国每年均召开粒计算研讨会,世界知名华人撰文,以专题报告的形式介绍自己在粒计算研究领域取得的研究成果。支持向量机是由 Vapnik 领导的 AT&T Bell 实验室研究小组在 1995 年提出的一种新的非常有潜力的分类技术,是一种基于统计学习理论的模式识别方法,主要应用于模式识别领域。由于当时这些研究尚不完善,在解决模式识别问题中往往趋于保守,且数学上比较艰涩,这些研究一直没有得到充分的重视。直到 20 世纪 90 年代,统计学习理论的实现和由于神经网络等较新兴的机器学习方法的研究遇到一些困难,例如如何确定网络结构的问题、过学习与欠学习问题、局部极小点问题等,使得支持向量机迅速发展和完善,在解决小样本、非线性及高维模式识别问题中表现出许多特有的优势,并能够推广应用到函数拟合等其他机器学习问题中。

本书对演化多目标优化问题、粒计算和支持向量机的理论和方法进行了探讨,给出了最新的研究成果及其进展。内容涉及四部分,第一部分是多目标优化问题求解新方法、解集的度量方法;第二部分是粒计算的向量空间代数系统、粒空间格代数系统、粒空间的模糊格代数系统及其应用;第三部分是多目标优化与粒计算的结合,构造多目标粒计算模型,粒计算与支持向量机的结合,构造粒度支持向量机;第四部分是粒计算的应用实例,即粒计算在无线传感器网络节点定位的应用。

本书的目的在于进一步推动多目标优化、粒计算、统计学习理论的研究与发展,尤其是使硕士生、博士生从中受益,将多目标优化、粒计算和支持向量机的理论

研究成果应用到相应的研究领域,丰富和深化现有的研究成果。希望通过本书的出版,能增加学者之间的交流,促进多目标优化、粒计算和支持向量机的交叉融合,为多目标优化、粒计算和支持向量机的理论研究和应用贡献微薄之力。

本书由武汉理工大学熊盛武教授统稿,第1~3章由武汉理工大学陈琼博士撰写,第4~8、10章由信阳师范学院刘宏兵副教授撰写,第9章由武汉理工大学段鹏飞博士撰写。本书在编稿过程中得到实验室老师和学生的大力帮助,在此表示衷心感谢。

本书的出版得到国家自然科学基金(61170202)、河南省基础与前沿技术研究计划(132300410421)等项目资助。

作者

2014年4月

目 录

《信息科学技术学术著作丛书》序

前言

第 1 章 多目标演化算法	1
1.1 多目标优化问题描述	2
1.2 多目标优化问题的一般求解方法	3
1.2.1 多目标演化算法的多样性保持策略	6
1.2.2 多目标演化算法的收敛性度量	8
1.2.3 多目标演化算法的多样性度量	8
参考文献	9
第 2 章 基于层次聚类的多目标演化算法	14
2.1 个体的适应值	15
2.2 个体间的相似度	15
2.3 层次聚类模型	17
2.4 子种群之间的个体迁移策略	20
2.5 基于层次聚类的多目标演化算法	23
2.6 数值实验分析	30
参考文献	56
第 3 章 多目标演化算法的自适应多样性保持策略	57
3.1 传统多目标演化算法的多样性保持策略	57
3.1.1 NSGAII 算法的多样性保持策略	57
3.1.2 SPEA 算法的多样性保持策略	59
3.1.3 SPEA2 算法的多样性保持策略	59
3.2 自适应多样性保持策略	60
3.2.1 分阶段多样性保持策略	61
3.2.2 基于插值的多样性保持策略	62
3.2.3 基于精度搜索的混合精英保持策略	70
3.3 数值实验分析	73
3.3.1 结果分析	74
3.3.2 统计分析	83
3.3.3 总结分析	84

2.2.1 基于重要性的个体化选择策略	190
2.2.2 基于多目标优化的混合精英保持策略	191

参考文献	84
第4章 模糊集	86
4.1 模糊集的表述方法	87
4.2 隶属度函数的确定方法	91
4.2.1 确定隶属度函数的注意事项	91
4.2.2 确定隶属度函数的几种主要方法	92
4.2.3 常见的模糊分布	96
4.3 模糊集合的运算	105
4.4 贴近度与模式识别	108
4.5 模糊集合的模糊性度量	108
4.5.1 海明距离	109
4.5.2 欧几里得距离	110
4.5.3 其他的距离	110
4.6 关系与映射	110
4.6.1 关系及其性质	111
4.6.2 关系的合成	113
4.6.3 关系的闭包运算	116
4.6.4 映射的定义	118
4.7 模糊关系与模糊关系矩阵	119
4.7.1 模糊关系	119
4.7.2 模糊关系矩阵	120
参考文献	121
第5章 粒计算代数系统	123
5.1 引言	123
5.2 向量空间的代数系统	124
5.3 超盒粒空间的代数系统	125
5.3.1 超盒粒的两点表示法	125
5.3.2 超盒粒之间的运算	125
5.3.3 超盒粒之间的模糊包含关系	127
5.3.4 超盒粒代数系统的性质	127
5.4 超盒粒的模糊格代数系统	128
5.4.1 构造超盒粒集	128
5.4.2 设计超盒粒之间的算子	129
5.4.3 建立超盒粒之间的模糊包含关系	131
5.4.4 构造超盒粒的模糊格代数系统	133

5.5 基于模糊格的超盒粒计算分类器	134
5.5.1 超盒粒之间的有条件合并	134
5.5.2 基于模糊格的超盒粒计算分类器	136
5.5.3 数值实验	137
5.6 本章小结	142
参考文献	142
第6章 基于模糊格的粒计算	144
6.1 格计算	146
6.2 模糊格	149
6.3 高维空间上的格	150
6.4 区间格	151
6.5 基于模糊格的超盒粒计算分类算法	152
6.5.1 超盒粒的两点表示法	153
6.5.2 包含度函数	153
6.5.3 超盒粒之间的有条件合并	156
6.5.4 基于模糊格的超盒粒计算分类算法	158
6.5.5 数值实验	159
6.6 基于模糊格的超球粒分类算法	164
6.6.1 超球粒的单点表示法	164
6.6.2 超球粒之间的模糊包含度函数	164
6.6.3 超球粒的有条件合并	168
6.6.4 基于模糊格的超球粒计算分类算法	169
6.6.5 数值实验	170
6.7 本章小结	173
参考文献	174
第7章 多目标粒计算	177
7.1 多目标演化算法	177
7.1.1 NSGAII 算法	180
7.1.2 SPEA2 算法	181
7.2 基于多目标优化的超盒粒计算	185
7.2.1 多目标超盒粒计算模型	186
7.2.2 种群的初始化	186
7.2.3 个体之间的演化操作	187
7.2.4 基于重要度的个体优劣比较	190
7.2.5 基于多目标优化的超盒粒计算	191

7.2.6 算法的性能评价	193
7.3 数值实验	193
7.4 本章小结	199
参考文献	200
第8章 粒度支持向量机	202
8.1 统计学习基本理论简介	203
8.2 支持向量机	206
8.3 模糊支持向量机	212
8.3.1 两类问题模糊支持向量机	213
8.3.2 多类问题模糊支持向量机	214
8.4 基于数据贡献度的粒度模糊支持向量机	214
8.4.1 基于贡献度的两类问题粒度模糊支持向量机	215
8.4.2 多类问题粒度模糊支持向量机	217
8.4.3 数值实验	218
8.5 基于粗糙集边界的粒度模糊支持向量机	220
8.5.1 粗糙集理论简介	221
8.5.2 训练集的粒化过程	223
8.5.3 基于粗糙集边界的粒度模糊支持向量机	225
8.5.4 数值实验	225
8.6 基于属性集粒化的粒度模糊支持向量机	227
8.6.1 基于重要度的属性约简	228
8.6.2 属性集的粒化方法	229
8.6.3 基于属性集粒化的粒度模糊支持向量机	230
8.6.4 数值实验	231
8.7 本章小结	233
参考文献	233
第9章 粒计算在 WSN 节点定位中的应用	236
9.1 节点之间通信量的估计	238
9.1.1 接收信号强度	238
9.1.2 信号到达时间	238
9.2 节点的定位技术	238
9.2.1 映射技术	239
9.2.2 统计定位算法	239
9.3 基于粒计算的传感器节点定位算法	240
9.3.1 WSN 的结构	240

9.3.2 定位区域的网格化	242
9.3.3 粒计算定位算法	242
9.3.4 定位算法的精度分析	243
9.3.5 数值仿真实验	244
9.4 本章小结	246
参考文献	246
第 10 章 总结与展望	248
10.1 研究工作总结	248
10.2 研究工作展望	251

由于多目标优化问题中多个目标之间的冲突性,使多个目标同时达到最优是很困难的。因此,常用的多目标优化问题解决方法主要有两种,一种是将多目标优化问题转化成单目标优化问题(如通过加权求和的形式),用单目标优化算法求解^[1]。这类方法中权重的确定往往依赖于领域知识和问题的复杂性,而且只能得到唯一的对应权重组合的解,这个最优解往往不能完全适合决策者的需要,限制了多目标优化问题的应用领域。另一种是借助基于种群搜索的启发式演化算法和解的排序关系(如 Pareto 支配关系)建立的多目标演化算法(MOEA)^[2]。演化计算是模拟自然界生物进化的过程与机制,用来求解优化与搜索问题的一类自组织、自适应的仿生优化技术。它具有生物基础坚实、认知科学意义鲜明、自然并行和对任何函数类可用等突出特点。这类技术自 Holland 提出遗传算法以来,已经得到了迅速地发展,在应用中获得巨大成功。演化算法具有基于种群的全局搜索,对问题的复杂性不敏感和内在并行性等特征,基于 Pareto 支配关系的多目标演化算法能在一次运行得到一组折中的可行解,而且该组解的获取方法不依赖于领域知识以及对问题的复杂性不敏感,决策者可以根据领域知识和问题特点在这组可行解中选择合适的决策方案,因此多目标演化算法已经成为研究多目标优化问题的重要方法和手段,广泛应用于管理决策、工程技术和科学研究等领域。

用演化算法求解多目标优化问题的多目标演化算法只能在有限的搜索空间上,利用个体之间的支配关系,通过逐步求精的方法逼近最优解集。例如,Pareto 支配关系的逐步求精方法得到的最优解集对应的就是 Pareto 前沿。由于种群规模是有限的,多目标演化算法只能得到有限个离散的解组成的非劣解集,即多目标演化算法得到的是离散的非劣解集,而多目标优化问题的最优解有可能是连续点组成的曲线、曲面、超曲面等,即多目标优化问题的最优解集是连续解集。因此,如何保证最后得到的非劣解集与最优解集的逼近程度以及近似 Pareto 前沿上对应

第 1 章 多目标演化算法

多目标优化问题(multi-objective optimization problem, MOP)广泛存在于科学和工程领域,这类问题的子目标通常是相互冲突的,也就是说某个子目标性能的改善可能引起其他子目标性能的降低^[1-3]。例如,无线传感器网络中成本(与节点个数相关)与覆盖率就是两个冲突的目标,对于一个特定的区域,为了得到较高的覆盖率,人们往往要增加传感器节点的个数,这就会增加经济成本和通信的复杂性。因此,使用最少的传感器个数得到最大的网络覆盖范围就是典型的多目标优化问题。

由于多目标优化问题中多个目标之间的冲突性,使多个目标同时达到最优是很困难的。因此,常用的多目标优化问题解决方法主要有两种:一种是将多目标优化问题转化成单目标优化问题(如通过加权求和的形式),用单目标优化算法求解^[4]。这类方法中权重的确定往往依赖于领域知识和问题的复杂性,而且只能得到唯一的对应权重组合的解,这个最优解往往不能完全适合决策者的需要,限制了多目标优化问题的应用领域。另一种是借助基于种群搜索的启发式演化算法和解的偏序关系(如 Pareto 支配关系)建立的多目标演化算法(MOEA)^[5]。演化计算是模拟自然界生物进化的过程与机制,用来求解优化与搜索问题的一类自组织、自适应的仿生优化技术。它具有生物基础坚实、认知科学意义鲜明、自然并行和对任何函数类可用等突出特点。这类技术自 Holland 提出遗传算法以来,已经得到了迅速的发展,在应用中获得很大成功。演化算法具有基于种群的全局搜索、对问题的复杂性不敏感和内在并行性等特征,基于 Pareto 支配关系的多目标演化算法能在一次运行得到一组折中的可行解,而且该组解的获取方法不依赖于领域知识以及对问题的复杂性不敏感,决策者可以根据领域知识和问题特点在这组可行解中选择合适的决策方案,因此多目标演化算法已经成为研究多目标优化问题的重要方法和手段,广泛应用于管理决策、工程技术和科学研究等领域。

用演化算法求解多目标优化问题的多目标演化算法只能在有限的搜索空间上,利用个体之间的支配关系,通过逐步求精的方法逼近最优解集。例如, Pareto 支配关系的逐步求精方法得到的最优解集对应的就是 Pareto 前沿。由于种群规模是有限的,多目标演化算法只能得到有限个离散的解组成的非劣解集,即多目标演化算法得到的是离散的非劣解集,而多目标优化问题的最优解有可能是连续点组成的曲线、曲面、超曲面等,即多目标优化问题的最优解集是连续解集。因此,如何保证最后得到的非劣解集与最优解集的逼近程度以及近似 Pareto 前沿上对应

的非劣解集尽可能地分布均匀是衡量多目标演化算法的两个重要指标,而且在每次迭代过程中都要度量这两个指标。非劣解集与最优解集的逼近程度是通过算法的收敛性来度量的,而非劣解集的分布均匀性是通过种群的多样性来度量的。

在生物界的演化过程中,仅根据某个特定的度量指标对种群中的个体进行度量以判断其优劣的方法,并不能真实体现个体后代的优劣。这就是说,仅仅用适应值来度量个体的优劣,优秀个体的后代并不一定都是优秀个体,可能产生差的个体;相反,差个体的后代并不一定是差的,可能产生比较优秀的个体。在传统的多目标演化算法中,仅仅根据个体的适应值的大小就淘汰差的个体而保留优秀的个体,使差的个体从此失去进一步竞争的机会是不公平的,也是不符合自然规律的。因而,往往会出现算法早熟收敛,得到的非劣解集可能不能更好地逼近 Pareto 前沿和种群的多样性损失,使种群出现同质的现象。在演化过程中尽量保持种群的多样性既有助于发现潜在的非劣解,加快算法的收敛,又能使得找到的近似 Pareto 前沿尽可能地逼近 Pareto 前沿;保持对应近似 Pareto 前沿解集的多样性能使其具有较好的均匀性。因此,多样性保持策略的研究成为多目标演化算法的研究热点之一。

1.1 多目标优化问题描述

不失一般性,本书讨论的多目标优化问题都是最小化多目标优化问题,可描述为^[6]一个多目标优化问题含有 n 个自变量, k 个目标函数和 m 个约束条件,目标函数和约束条件都是自变量的函数,即

$$\min y = (f_1(x), f_2(x), \dots, f_k(x)) \quad (1-1)$$

$$\text{s. t. } g(x) = (g_1(x), g_2(x), \dots, g_m(x)) \leq 0$$

其中, $x = (x_1, x_2, \dots, x_n) \in R^n$; $y = (y_1, y_2, \dots, y_k) \in R^k$; x 组成解空间 R^n ; y 组成目标空间 R^k 。

多目标优化问题与单目标优化问题有着显著的差别,单目标优化问题的目标函数是唯一的,最优解通常也是唯一的。多目标优化问题含有多个目标,而且目标函数之间往往是相互冲突、相互矛盾的,因此多目标优化问题的解是非劣解组成的解集(非劣解集),非劣解集中的解不存在优劣关系。在多目标优化问题中,解之间的优劣性比较是非常重要的,一般用 Pareto 支配关系来定义解之间的优劣关系。

定义 1-1 对于解空间中的任意两个近似解 x' 和 x'' ,若同时满足如下两个条件,则称 x' 支配 x'' ,记做 $x' < x''$,

①对于所有的目标函数, x' 都不比 x'' 差,即

$$f_i(x') \leq f_i(x''), \quad i = 1, 2, \dots, k$$

②至少存在一个目标函数使得 x' 比 x'' 要优,即存在 $j(1 \leq j \leq k)$,使

$$f_i(x') < f_i(x'')$$

定义 1-2 对于决策变量 $x \in R^n$,若不存在 $x' \in R^n$,使得 $x' < x$,则称 x 为 R^n 上的 Pareto 最优解。

定义 1-3 对于给定的多目标优化问题和 Pareto 最优解集 ρ^* , Pareto 前沿定义为

$$PF^* = \{F(x) = (f_1(x), f_2(x), \dots, f_k(x)) \mid x \in \rho^*\}$$

定义 1-4 非劣解集 ρ 由解空间 R^n 中没有被其他解支配的解构成的集合,即

$$\rho = \{x \in R^n \mid \nexists x' \in R^n, x' < x\}$$

定义 1-5 与解空间的非劣解集对应的目标空间的向量集合称为近似 Pareto 前沿,即

$$PF = \{F(x) = (f_1(x), f_2(x), \dots, f_k(x)) \mid x \in \rho\}$$

1.2 多目标优化问题的一般求解方法

早在 1967 年, Rosenberg 就建议采用演化机制解决多目标优化问题^[7],但直到 1985 年 Schaffer 使用演化算法成功地解决多目标优化问题后,多目标演化算法才引起研究者的广泛关注^[8]。近 10 年来,多目标演化算法的研究吸引了越来越多的学者和不同领域专家,国际上有关的学术活动也非常活跃。从 2001 年以来,每两年召开一次多目标演化优化(evolutionary multi-criterion optimization, EMO)的国际会议,演化计算领域最有影响的两个国际学术会议 Congress on Evolutionary Computation (CEC) 和 Genetic and Evolutionary Computation Conference(GECCO)也将多目标演化的相关研究作为专题研讨。IEEE Transaction on Evolutionary Computation、Evolutionary Computation 和 Genetic Programming and Evolvable Machines 等权威期刊以及相关的国内外学术期刊有关多目标演化的论文大量涌现。国内外有大量的科研机构建立了与多目标优化和演化计算相关的网站,收集了大量最新的研究成果,供相关领域的研究人员学习交流。

多目标演化算法根据不同的需要有多种分类方法,如按不同的决策方式分类^[9],可以分为前决策技术、交互决策技术以及后决策技术;按不同的适应值评价方法分类^[6],可以分为基于聚类的方法、基于准则的方法以及基于 Pareto 的方法。本书按使用不同的多样性保持策略进行分类,可以分为小生境方法、聚类分析方法及网格方法。下面对一些常用的多目标演化算法,简单说明它们的多样性保持策略、适应值评价方法,以及算法的性能等,如表 1-1 所示。

表 1-1 主要的多目标演化算法

算法	多样性保持策略	适应值评价方法	性能
VEGA ^[7]	无	标准的适应值赋值	实现简单但容易向目标空间的某些极端边界点收敛,并对 Pareto 最优前沿端的非凸部分较为敏感
MOGLS ^[10]	无	对目标函数进行线性加权,权系数采用随机的方法生成	容易实现但算法易于向目标空间的某些极端边界点收敛,并对 Pareto 最优前沿的非凸部分较敏感
MOGA ^[11,12]	基于适应值共享机制的小生境方法	根据 Pareto 概念对个体进行分级	效率高且实现相对容易,但收敛速度较慢,算法效率与小生境选择参数有关
NSGA ^[13]	基于适应值共享机制的小生境方法	根据 Pareto 支配关系对个体进行分级排序	较好的收敛速度,但算法效率与小生境参数选取有关
NPGA ^[14]	基于适应值共享机制的小生境方法	基于 Pareto 支配关系的锦标赛选择方法	实现容易但算法效率依赖于小生境参数与锦标赛参数
NGPA2 ^[15]	基于适应值共享机制的小生境方法	基于确定性 Pareto 级别排序比较集的锦标赛选择	在 NPGA 算法的基础上,引入了精英保持策略,提高了算法的性能,但复杂度较大
NSGAII ^[16]	基于拥挤机制的小生境方法	根据支配关系对个体进行分级排序	参数少,易于实现且效率高,但拥挤距离只针对目标空间
SPEA ^[17,18]	聚类方法	根据外部归档集中非劣解集支配个体的数目进行分级	易于实现但聚类算法较为复杂
SPEA2 ^[19,20]	基于拥挤机制的小生境方法	支配强度	改进了 SPEA,保持了近似 Pareto 前沿边界点,但适应值计算和密度计算较为复杂
PAES ^[21]	网格方法	基于 Pareto 支配关系	随机变异,爬山法搜索,易于实现,计算效率高,但非基于种群方法,算法性能依赖于网格数

续表

算法	多样性保持策略	适应值评价方法	性能
PAES2 ^[22]	网格方法	基于 Pareto 支配关系	基于种群,易于实现但网格计算时间消耗较多
PESA ^[23]	网格方法	对外部归档的非劣解集中的个体进行锦标赛选择	算法强调演化过程中搜索方向和步长的自适应调节,增强了算法局部寻优能力;超网格和拥挤距离的计算消耗太多时间
PESA2 ^[24]	网格方法	对外部归档的非劣解集的个体进行锦标赛选择	改进了 PESA 算法的性能但算法在网格上的计算时间消耗较多
MOPSO ^[25,26]	网格方法	基于自适应网格机制的评价方法	算法收敛速度快,但为了保证解分布的均匀性和宽广性,需要引入其他策略,使得算法的复杂度比较高
DMOEA ^[27]	网格方法	基于自适应单元格密度	采用有效的单元格密度更新技术,自适应的设置遗传算法的参数但比其他算法更难实现
RDGA ^[28]	网格方法	根据解的等级和密度评价适应值	动态单元格更新法,对目标函数个数鲁棒性较好但比其他算法更难实现
HEMO ^[29-31]	网格方法	线性加权	公平竞争模型的引入改进了标准遗传算法的缺陷,不仅能确保种群的多样性,而且保证了个体间的公平竞争,然而层间阈值、个体迁移的比率和划分的层数等参数的设置相当繁琐,严重制约着算法的性能

当前,国内外有关多目标演化算法的研究进入了快速发展阶段,并取得了许多可喜的成果^[32],大概可以分为交互式多目标演化优化,Chaudhuri 和 Deb 等提出交互式多目标演化算法,算法中交互地引入决策者的偏好信息,使算法搜索到期望区域内的解^[33-37];基于集合的多目标演化优化,Fernandez 和 Lopez 等提出基于偏序方法学的多目标演化优化解决高维多目标优化问题^[5,38,39];基于演化范例的多目标演化优化,为了解决目标维数很大时选择压力减小的情况,Gao 等提出了基于平衡选择压力排序策略的多目标演化算法^[40]。

由于种群规模有限,多目标演化算法只能得到有限个离散的解组成的非劣解

集,与其对应的近似 Pareto 前沿也是离散集合,而实际多目标优化问题的解有可能是连续的,其对应的 Pareto 前沿也是连续的。如何以离散的解集去逼近连续解集和用何种方法去度量离散解集与连续解集的逼近程度是多目标演化算法研究的主要内容。多样性保持策略是实现多目标演化算法收敛到 Pareto 前沿的重要手段之一,而且多样性也是度量多目标演化算法得到非劣解质量的重要指标之一。因此,我们主要针对多目标演化算法如何在演化过程中保持种群的多样性以及如何保持找到的近似 Pareto 前沿解集的多样性这两方面展开研究。演化算法的一般框架如算法 1-1 所示。

算法 1-1 演化算法的一般框架

输入:种群 P 和最大迭代次数 MaxGen
输出:非劣解集
Step1,初始化种群 P 。
Step2,评估初始化种群 P 。
Step3, $gen=1$ 。
Step4,对种群 P 执行演化操作(选择、交叉和变异)。
Step5,评估种群 P 。
Step6, $gen=gen+1$ 。
Step7,若 $gen>MaxGen$,则演化结束,输出种群 P 的非劣解;否则,跳转至 Step4。

1.2.1 多目标演化算法的多样性保持策略

多样性是衡量多目标演化算法性能的主要指标之一。多样性保持策略旨在使算法搜索到的非劣解尽可能均匀地分布在 Pareto 前沿上,避免了种群最终出现同质现象。当前常用的多样性保持策略主要有小生境方法^[13,41-47]、聚类方法^[17,18]和网格方法^[21-24]等。

(1) 小生境方法

在生物学上,小生境是指特定环境下的一种组织结构。在自然界中,特征、形状相似的物种往往聚集在一起,并在同类中繁衍后代。使用小生境方法的多目标演化算法可以更好地保持解的多样性,同时具有很高的全局搜索能力和收敛速度。小生境方法主要有基于预选择机制的小生境方法,基于拥挤机制的小生境方法和基于适应值共享机制的小生境方法。

基于预选择机制的小生境方法。Cavichio 在 1970 年提出基于预选择机制的小生境方法,当新产生的子代个体的适应值超过其父代个体的适应值时,产生的子