

混合差分进化 与调度算法

王凌 钱斌 著

清华大学出版社



混合差分进化 与调度算法

王凌 钱斌 著

清华大学出版社

北京

前言

随着科学技术的发展,我们面临的问题越来越复杂。就优化的角度而言,许多实际问题存在非线性、强约束、多极小、多目标、不确定等复杂性,而且规模庞大、建模困难。面对诸多复杂性对优化理论和优化技术带来的新的挑战,借鉴生物系统、物理系统、社会系统等相关功能、特点和作用机理,研究新的信息处理机制和计算模型,设计适合于大规模问题的智能算法已成为诸多学科的重要研究课题。

智能优化就是基于计算智能的机制,设计有效的算法,求解复杂问题的最优解或满意解。智能算法要尽量保证取得全局的优化质量、快速的优化效率、鲁棒的优化性能。针对问题的复杂性,智能算法要对问题的非线性和多极小性,具有克服搜索过程陷入局部极小的能力;要对问题的大规模性和 NP-hard 性,具有一定优化质量意义下的高效搜索能力;要对问题的多目标性,具有综合考虑多个目标的能力;要对问题强约束性,具有高效处理约束的能力;要对问题的不确定性因素和算法本身参数,具有良好的强鲁棒性;要对复杂系统的建模,具有较好的近似性和合理性;要对复杂系统的性能评价,具有快速性和准确性;要对连续与离散变量共存的特点,具有搜索操作的灵活性和有效性。研究先进的智能优化理论和设计高效的智能优化方法,不仅具有重要的学术价值和学科发展意义,同时对于提高企业的管理水平,增加企业的效益,促进企业的发展具有十分重要的意义。

作为一种新兴的群智能进化算法,差分进化(differential evolution, DE)最初由美国 Berkeley 大学的 Storn 和 Price 提出,用于解决切比雪夫多项式问题,但研究人员后来发现 DE 算法是解决复杂优化问题的一种有效技术。DE 与人工生命,特别是进化算法,有着极为特殊的联系。作为一种基于群体智能的优化算法,DE 通过群体内个体间的合作与竞争产生的智能指导搜索过程。相比其他进化算法而言,标准 DE 算法保留了基于种群的全局搜索策略,采用实数编码、基于差分的简单变异操作以及一对一的竞争生存策略,降低了遗传操作的复杂性。同时,DE 特有的记忆能力使得算法可以动态跟踪当前的搜索情况来调整搜索策略,从而具有较强的全局收敛能力和鲁棒的搜索性能。DE 算法同样不需要借助问题的特征信息,通用性很强,尤其适合于求解一些利用常规数学规划方法难以求解的复杂优化问题。1996 年首届 IEEE 进化计算国际竞赛中,DE 在所有参赛算法中取得了前三名的突出成绩,新加坡南洋理工 Suganthan 教授课题组在 *IEEE Transactions on Evolutionary Computation* 上发表的有关 DE 算法的论文获得了此刊 2009 年度最佳论文奖。

目前,DE 算法已成为计算智能及相关领域的热点研究课题。在应用方面,DE 算法也

已在化工生产、电力系统、机械设计、控制工程、机器人、信号处理、模式识别、生物信息学、经济学、现代农业与食品安全、环境保护、运筹学等诸多领域得到了应用研究。鉴于 DE 的研究热潮,计算智能领域的两大旗舰会议 *World Congress on Computational Intelligence* (WCCI) 和 *IEEE Symposium Series on Computational Intelligence* (SSCI) 每届均分别召开差分进化专题研讨会 *Special Session on Differential Evolution* 和 *IEEE Symposium on Differential Evolution* (SDE), 进化计算领域国际权威期刊 *IEEE Transactions on Evolutionary Computation* 在 2011 年初出版了 DE 专刊。

尽管差分进化已成为当今诸多领域的热点研究算法,而且基于 DE 的生产调度研究属于目前的国际前沿课题,但至今国内尚未出版任何一种有关差分进化的专门书籍,国外也没有一本专门针对差分进化调度的书籍。本专著是作者基于多项国家自然科学基金重点项目和面上项目、科技部 973 项目、教育部新世纪人才支持计划和博士点基金等项目的研究,并融合了课题组近 5 年在 IEEE-TEC、IEEE-TSMC、OMEGA、COR、CIE、IJPR、EJIE、SMO、ESWA、自动化学报、机械工程学报等诸多国内外刊物上发表的论文以及多篇清华大学博士论文和硕士论文后编写而成。与本著作相关的学术论文,得到了国际评阅人的高度评价和同行的广泛引用。著作内容不仅归纳介绍了差分进化的原理和研究进展,更从理论上探讨了算法的参数分析,并重点阐述了多种混合差分进化算法的设计以及在函数优化、电力负载分配、可靠性冗余优化、非线性系统参数估计、资源受限项目调度、机械设计、控制器设计以及多种流水线调度、作业车间调度、动态生产调度等方面的研究成果。本著作可以有助于初学读者节省大量时间和精力来了解相关研究成果与进展,可推动和拓宽有基础的读者在相关算法的深入研究,尤其是生产调度领域。另外,本著作对学科发展具有重要推动价值,有助于进一步完善相关学校在智能优化和调度方面的教学内容。

本书主要阐述差分进化算法的原理和多种混合 DE 算法的设计及其在诸多领域尤其是生产调度领域的应用研究。全书由 12 章构成,内容自成体系。第 1 章介绍 DE 算法的原理、框架和研究进展;第 2 章建立 DE 算法的随机模型并进行参数分析;第 3 章介绍基于和声搜索的混合 DE 算法及其在函数优化、电力负载分配和可靠性冗余优化方面的应用;第 4 章介绍基于量子计算的混合 DE 算法及其在混沌系统参数估计方面的应用;第 5 章介绍基于单纯形搜索的混合 DE 算法及其在连续优化和资源受限项目调度方面的应用;第 6 章介绍基于协进化的 DE 算法及其在约束优化方面的应用;第 7 章介绍基于水平比较的混合 DE 算法及其在机械设计、控制器设计方面的应用;第 8 章介绍基于混合 DE 的单目标和多目标置换流水线调度研究;第 9 章介绍基于混合 DE 的单目标和多目标有限缓冲区流水线调度研究;第 10 章介绍基于混合 DE 的零等待流水线调度研究;第 11 章介绍基于混合 DE 的作业车间调度研究;第 12 章介绍基于混合 DE 的主动式和反应式动态调度研究。

本书可作为自动化、管理科学与工程、计算机科学与技术、机械工程与设计等相关学科的教师、学生和研究与开发技术人员的参考书。由于作者水平有限,本书许多内容还有待完善和深入研究,对于不足之处,诚望读者批评指教。

最后,感谢清华大学自动化系吴澄院士、郑大钟教授、金以慧教授、刘民教授、新加坡南洋理工 Suganthan 教授、浙江工业大学王万良教授、华中科技大学高亮教授等相关研究给予的热心指导和建议,感谢清华大学出版社王玲等老师的大力支持和辛苦的编辑工作。同时,对参与有关研究工作的潘全科教授、李俊青博士、刘波博士、何镗博士以及黄付卓、

李灵坡、方晨、许焯、王圣尧、周刚等研究生表示衷心感谢。最后,感谢国家自然科学基金项目(61174189、60904081、70871065、60834004、60774082、60374060、60204008)、科技部 973 计划(2009CB320602)、科技部 863 计划(2007AA04Z155)、教育部新世纪人才支持计划(NCET-10-0505)、高等学校博士学科点专项科研基金(20100002110014)和国家科学技术重大专项(2011ZX02504-008)对相关研究工作的资助。

王 凌, 钱 斌

目录

第 1 章 差分进化算法	1
1.1 引言	1
1.2 标准差分进化算法	1
1.2.1 变异操作.....	2
1.2.2 交叉操作.....	2
1.2.3 选择操作.....	3
1.2.4 标准 DE 算法流程及其特点	3
1.3 DE 的算法研究及改进	4
1.3.1 改进 DE 操作	4
1.3.2 加入新操作.....	4
1.3.3 多种群.....	5
1.3.4 混合算法.....	5
1.3.5 其他.....	5
1.4 复杂环境下的 DE 研究	5
1.4.1 多目标优化.....	5
1.4.2 约束优化.....	7
1.4.3 离散优化.....	7
1.4.4 不确定动态优化.....	8
1.5 DE 的应用研究	8
1.6 差分进化研究展望.....	10
参考文献	10
第 2 章 差分进化参数分析	15
2.1 引言.....	15
2.2 基于随机模型的 DE 参数分析.....	16
2.2.1 简化假设	16
2.2.2 变异操作及其参数	17
2.2.3 选择操作	20

2.2.4	交叉操作及其参数	24
2.2.5	其他方面	24
2.2.6	小结	25
2.3	数值仿真与分析	25
2.3.1	单调函数	25
2.3.2	凸函数	26
2.3.3	多极小函数	26
	参考文献	29
第3章	基于和声搜索的混合 DE 算法	30
3.1	和声搜索算法	30
3.2	和声差分进化算法	31
3.3	基于典型函数的测试分析	32
3.3.1	数值仿真结果	32
3.3.2	参数性能分析	33
3.4	基于 HSDE 的电力负载分配	34
3.4.1	电力负载分配问题描述	34
3.4.2	基于 SQP 的 HSDE 算法	35
3.4.3	数值仿真与比较	36
3.5	基于协进化 HSDE 的可靠性优化	42
3.5.1	可靠性优化问题描述	42
3.5.2	协进化 HSDE 算法	42
3.5.3	仿真实验与比较	43
	参考文献	48
第4章	基于量子计算的混合 DE 算法	51
4.1	量子差分进化算法	51
4.1.1	量子进化算法	51
4.1.2	混合算法	53
4.2	基于 HQEDE 的混沌系统参数估计	54
4.2.1	问题描述	54
4.2.2	数值仿真与算法比较	55
4.2.3	算法参数的影响	58
	参考文献	60
第5章	基于单纯形搜索的混合 DE 算法	61
5.1	单纯形算法	61
5.2	NMDE 混合算法	62
5.2.1	算法混合机制	62

5.2.2	混合算法	63
5.3	基于标准函数的性能测试	65
5.3.1	测试问题与算法参数	65
5.3.2	算法性能测试与比较	65
5.3.3	种群规模的影响	67
5.4	基于 NMDE 的混沌系统参数估计	68
5.4.1	Lorenz 系统参数估计	68
5.4.2	Chen 系统与 Lü 系统参数估计	71
5.4.3	时延系统参数估计	73
5.5	基于 NMDE 的资源受限项目调度研究	74
5.5.1	问题描述	74
5.5.2	算法设计	76
5.5.3	算法性能测试	76
	参考文献	79
第 6 章	基于协进化的 DE 算法	80
6.1	约束优化问题描述	80
6.2	智能约束处理技术概述	82
6.2.1	无约束化处理	82
6.2.2	基于排序的方法	84
6.2.3	基于多目标优化的方法	85
6.2.4	特殊编码和操作	86
6.2.5	拓扑映射法	86
6.2.6	基于文化算法的技术	87
6.2.7	修补技术	87
6.2.8	混合策略	87
6.3	协进化 DE 算法	88
6.3.1	协进化机制	88
6.3.2	罚函数设计	88
6.3.3	罚因子种群的评价	89
6.3.4	协进化算法框架	89
6.4	数值仿真与算法比较	90
6.4.1	函数优化的测试与比较	90
6.4.2	伸缩杆设计问题的测试与比较	91
6.4.3	焊接条设计问题的测试与比较	92
6.4.4	压力容器设计问题的测试与比较	94
6.5	种群规模的影响	95
	参考文献	97

第 7 章 基于水平比较的 DE 算法	100
7.1 约束满足度和水平比较	100
7.2 DELC 算法	102
7.3 基于 DELC 的约束函数优化	102
7.3.1 算法参数设置	102
7.3.2 仿真结果与算法比较	103
7.3.3 参数影响的讨论	106
7.4 基于 DELC 的机械设计优化	111
7.4.1 焊接杆设计	111
7.4.2 弹簧设计	112
7.4.3 减速器设计	113
7.4.4 三杆桁架设计	114
7.4.5 压力容器设计	115
7.5 基于 DELC 的鲁棒控制器设计	116
7.5.1 固定结构鲁棒控制器设计问题	116
7.5.2 数值仿真与算法比较	117
7.5.3 进一步分析和讨论	122
参考文献	124
第 8 章 基于混合 DE 的置换流水线调度	126
8.1 引言	126
8.2 置换流水线调度问题描述	127
8.3 多目标优化问题描述	127
8.4 置换流水线调度算法概述	128
8.5 单目标置换流水线调度的混合 DE 算法	129
8.5.1 解的表达及 LOV 规则	129
8.5.2 差分进化搜索	130
8.5.3 基于问题的局部搜索	131
8.5.4 混合差分进化算法	132
8.5.5 HDE 收敛性分析	133
8.6 多目标置换流水线调度的混合 DE 算法	135
8.6.1 多目标处理技术	135
8.6.2 多目标混合差分进化算法	135
8.6.3 MHDE 收敛性分析	136
8.7 单目标问题的仿真实验与算法比较	138
8.7.1 实验设置	138
8.7.2 LOV 规则讨论	138
8.7.3 HDE_NOL 和 ODE、PGA、NEH 的比较	140

8.7.4	HDE 和 HDE_ML、HDE_NOL 的比较	141
8.7.5	HDE 和 HDE_BL 的比较	143
8.7.6	HDE 和 OSA、HGA 的比较	144
8.8	多目标问题的仿真实验与算法比较	145
8.8.1	实验设置	145
8.8.2	评价指标	145
8.8.3	MHDE 和 IMMOGLS2 的比较	146
8.8.4	交叉概率的影响	148
	参考文献	149
第 9 章	基于混合 DE 的有限缓冲区调度	152
9.1	有限缓冲区置换流水线调度问题描述	152
9.1.1	数学模型	152
9.1.2	有向图模型	153
9.2	有限缓冲区置换流水线调度算法概述	153
9.3	有限缓冲区置换流水线调度的混合 DE 算法	154
9.3.1	基于问题的局部搜索	154
9.3.2	HDE_BF 算法	155
9.4	单目标调度问题的仿真实验与算法比较	156
9.4.1	实验设置	156
9.4.2	不同缓冲区规模下 HDE_BF 的性能	156
9.4.3	缓冲区大小为 2 时的算法性能比较	158
9.4.4	Taillard 系列问题的算法性能比较	159
9.4.5	不同大小缓冲区时的算法性能比较	160
9.4.6	CR 参数对 HDE_BF 性能的影响	160
9.4.7	阻塞问题的算法性能比较	161
9.5	多目标调度问题的仿真实验与算法比较	162
9.5.1	实验设置	162
9.5.2	评价指标	162
9.5.3	MHDE_BF 全局和局部搜索的平衡分析	163
9.5.4	MHDE_BF 和 IMMOGLS2 的性能比较	167
	参考文献	170
第 10 章	基于混合 DE 的零等待流水线调度	173
10.1	零等待置换流水线调度问题描述	173
10.2	零等待置换流水线调度算法概述	174
10.3	单目标 NWPFS 的混合 DE 算法	174
10.3.1	快速评价方法	175
10.3.2	基于问题的局部搜索	176

10.3.3	基于插入邻域的快速搜索	176
10.3.4	HDE_NW 及其性能分析	179
10.4	多目标 NWPFPSP 的混合 DE 算法	180
10.4.1	典型指标的快速评价	180
10.4.2	基于问题的局部搜索	181
10.4.3	MHDE_NW 算法	182
10.5	单目标 NWPFPSP 的仿真与比较	183
10.5.1	HDE_NW 中不同局部搜索策略的比较	183
10.5.2	HDE_NW 和其他基于 DE 的算法的比较	183
10.5.3	HDE_NW 和 HPSO、OSA 的比较	188
10.5.4	HDE_NW 和 DS、DS+M、TS、TS+M、TS+MP 的比较	189
10.6	多目标 NWPFPSP 的仿真与比较	191
10.6.1	实验设置	191
10.6.2	MHDE_NW_noSL 和 IMMOGLS2 的比较	191
10.6.3	MHDE_NW 和 MHDE_NW_nosp 的比较	198
	参考文献	202
第 11 章	基于混合差分进化的作业车间调度	204
11.1	问题模型与邻域结构	204
11.1.1	JSP 问题模型	204
11.1.2	基于关键路径块结构的邻域	204
11.2	JSP 的离散 DE 算法	207
11.2.1	编码与解码	208
11.2.2	DDE 的变异操作	208
11.2.3	DDE 的交叉操作	209
11.2.4	DDE 的选择操作	210
11.2.5	DDE 的局部搜索	210
11.2.6	DDE 的基本流程	211
11.2.7	数值仿真研究	212
11.3	多目标 JSP 的混合 DE 算法	213
11.3.1	解的表达(SOV 规则)	213
11.3.2	活动化解码	214
11.3.3	基于 Meta-Lamarckian 学习策略的局部搜索	215
11.3.4	MHDE_JS 算法	216
11.3.5	仿真实验与算法比较	217
	参考文献	220
第 12 章	基于混合差分进化的动态调度	223
12.1	加工时间不确定的有限缓冲区流水线调度	223

12.2	加工时间不确定流水线调度算法概述	224
12.3	最优计算量分配和假设检验	224
12.3.1	最优计算量分配技术	224
12.3.2	假设检验策略	226
12.4	混合差分进化算法	226
12.4.1	算法设计思想	226
12.4.2	混合算法流程	227
12.5	数值仿真与算法比较	229
12.5.1	实验设置	229
12.5.2	最大完工时间指标下的实验结果	229
12.5.3	提前拖后和总完工时间指标下的实验结果	232
12.6	工件动态到达设置时间序相关的零等待流水线调度	234
12.7	具有全局罚函数的滚动调度策略	235
12.7.1	初始调度	236
12.7.2	基于工件的滚动调度策略	236
12.7.3	RHS 的缺陷	238
12.7.4	局部目标对全局性能的影响	240
12.7.5	带全局惩罚项的滚动调度策略	243
12.7.6	GPRHS 的全局性能分析	243
12.7.7	RHS 和 GPRHS 的计算复杂度分析	245
12.8	局部子问题的调度算法	245
12.9	DNWPFSP_SDST 的数值仿真与分析	246
12.9.1	实验设置	246
12.9.2	小规模问题的测试	246
12.9.3	大规模问题的测试	248
	参考文献	253

差分进化算法

1.1 引言

差分进化 (differential evolution, DE) 算法^[1,2] 是一种新兴的进化计算技术, 由美国 Berkeley 大学的 Storn 和 Price 于 1995 年提出。最初提出 DE 算法的设想是用于解决切比雪夫多项式问题, 但后来发现 DE 算法是解决复杂优化问题的一种有效技术。DE 与人工生命, 特别是进化算法, 有着极为特殊的联系。与微粒群优化 (particle swarm optimization, PSO, 或称粒子群优化)^[3] 算法一样, DE 是基于群体智能的优化算法, 通过群体内个体间的合作与竞争产生的智能指导搜索过程。相比进化算法而言, DE 算法保留了基于种群的全局搜索策略, 采用实数编码、基于差分的简单变异操作以及一对一的竞争生存策略, 降低了遗传操作的复杂性。同时, DE 特有的记忆能力使得算法可以动态跟踪当前的搜索情况来调整搜索策略, 从而具有较强的全局收敛能力和鲁棒的性能。DE 算法同样不需要借助问题的特征信息, 通用性很强, 尤其适合于求解一些利用常规数学规划方法难以求解的复杂优化问题。

作为一种高效的并行搜索算法, DE 算法已成为计算智能及相关领域的热点研究课题, 基于 DE 的理论研究与实际应用具有重要的学术意义和实用价值。目前, DE 算法已经在许多领域得到了应用, 譬如神经网络、化工生产、电力系统、机械设计、控制工程、机器人、信号处理、生物信息学、经济学、现代农业与食品安全、环境保护、运筹学等。

1.2 标准差分进化算法

DE 算法是一种基于群体进化的算法, 具有记忆个体最优解和种群内信息共享的特点, 即通过种群内个体间的合作与竞争来实现对优化问题的求解。对于函数优化问题而言, 本质上, 标准 DE 是一种基于实数编码和保优贪婪策略的特殊遗传算法。

考虑如下最小化函数优化问题:

$$\min f(x), \quad x = [x_1, x_2, \dots, x_d], \quad l_k \leq x_k \leq u_k, \quad k = 1, 2, \dots, d \quad (1-1)$$

其中, u_k 和 l_k 分别表示第 k 维变量的搜索上界和下界, d 为问题的维数。

DE 算法中每一个个体均对应问题的一个解 $x_i = [x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,d}]$, 其中 x_i 表示种群中第 i 个个体。DE 初始化时, 算法随机产生 N 个个体构成初始种群, 如式(1-2)所示:

$$x_{i,k}(0) = l_k + \text{rand}() \cdot (u_k - l_k), \quad k = 1, 2, \dots, d, \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (1-2)$$

其中, $\text{rand}()$ 表示 $0 \sim 1$ 之间均匀分布的随机数。

标准 DE 算法包含变异、交叉和选择三个核心操作, 下面逐一给予介绍。

1.2.1 变异操作

在每一代搜索中, DE 算法通过变异操作作为当前种群中的每一个个体 $x_i(g)$ 生成一个目标个体 $t_i(g)$, 其中 g 表示进化代数。目前, DE 算法有许多种不同版本的变异机制, 可表示为 DE/ a/b 的形式。其中, a 表示变异操作基的类型, 一般取 rand 和 best 两个值, rand 表示随机选择个体作为变异操作的基, best 表示选择当前最优个体作为变异的基; b 表示变异时差分项的数目, 一般为整数。常见的几种变异机制如下:

$$\text{DE/rand/1: } t_i(g) = x_{r_1}(g) + F \cdot [x_{r_2}(g) - x_{r_3}(g)] \quad (1-3)$$

$$\text{DE/best/1: } t_i(g) = x_{\text{best}}(g) + F \cdot [x_{r_1}(g) - x_{r_2}(g)] \quad (1-4)$$

$$\text{DE/rand/2: } t_i(g) = x_{r_1}(g) + F \cdot [x_{r_2}(g) - x_{r_3}(g)] + F \cdot [x_{r_4}(g) - x_{r_5}(g)] \quad (1-5)$$

$$\text{DE/best/2: } t_i(g) = x_{\text{best}}(g) + F \cdot [x_{r_1}(g) - x_{r_2}(g)] + F \cdot [x_{r_3}(g) - x_{r_4}(g)] \quad (1-6)$$

$$\text{DE/target-to-best/1: } t_i(g) = x_i(g) + F \cdot [x_{\text{best}}(g) - x_i(g)] + F \cdot [x_{r_1}(g) - x_{r_2}(g)] \quad (1-7)$$

其中, $r_1, r_2, r_3, r_4, r_5 \in \{1, 2, \dots, N\}$ 为不等于 i 的互不相同的整数, $x_{\text{best}}(g)$ 表示第 g 代种群中的最好个体, F 为取值 $0 \sim 1$ 之间的缩放比例因子。

1.2.2 交叉操作

标准 DE 算法的交叉操作在变异操作后进行。通过将当前个体 x_i 的部分变量用目标个体 t_i 的对应变量替换, 从而生成测试个体 v_i , 由此保留个体中较优良的变量, 并增强局部区域的探索。常见的交叉方式主要有两种: 二项交叉和指数交叉。

对于指数交叉, 首先选择一个 $1 \sim d$ 之间的整数 k 作为交叉的起点, 然后以概率选择一个长度 $L < d$ 作为替换的变量数目。随机数 L 满足如下分布:

$$P\{L = k\} = (\text{cr})^{k-1} \cdot (1 - \text{cr}) \quad (1-8)$$

其中, cr 为用于控制接受目标个体中变量的交叉概率。

指数交叉具体执行方式如下:

$$v_{i,j}(g) = \begin{cases} t_{i,j}(g), & j = \langle k \rangle_d, \langle k+1 \rangle_d, \dots, \langle k+L \rangle_d \\ x_{i,j}(g), & \text{其他} \end{cases} \quad (1-9)$$

其中, $\langle \cdot \rangle_d$ 表示整数相对 d 的求模运算。

对于二项交叉, 首先对每一个变量都生成一个 $0 \sim 1$ 之间均匀分布的随机数 r 。若 $r < \text{cr}$, 则接受目标个体的对应分量, 否则保留当前个体的对应分量。具体如下:

$$v_{i,j}(g) = \begin{cases} t_{i,j}(g), & r < \text{cr} \text{ 或 } j = \text{rnd} \\ x_{i,j}(g), & \text{其他} \end{cases} \quad (1-10)$$

其中, rnd 为 $1 \sim d$ 之间均匀分布的整数, 用于确保至少有一维分量继承于目标个体 t_i 。

1.2.3 选择操作

标准 DE 算法采用贪婪选择方式,对于测试个体 $v_i(g)$ 和当前个体 $x_i(g)$,选择较好的个体进入下一代搜索。即

$$x_i(g+1) = \begin{cases} t_i(g), & f[t_i(g)] < f[x_i(g)] \\ x_i(g), & \text{其他} \end{cases} \quad (1-11)$$

显然,通过贪婪选择机制保证了下一代种群中的个体至少不比当前种群个体差,从而使种群的平均性能提高,并逐步达到最优解或满意解。

1.2.4 标准 DE 算法流程及其特点

综合考虑变异和交叉,可用更一般的 DE/a/b/c 方式描述不同版本的 DE 算法。其中, c 表示交叉方式,一般取 bin 或 exp, bin 表示二项交叉, exp 表示指数交叉。所有版本的 DE 算法中,最常用的是 DE/rand/1/bin,其流程如图 1.1 所示。

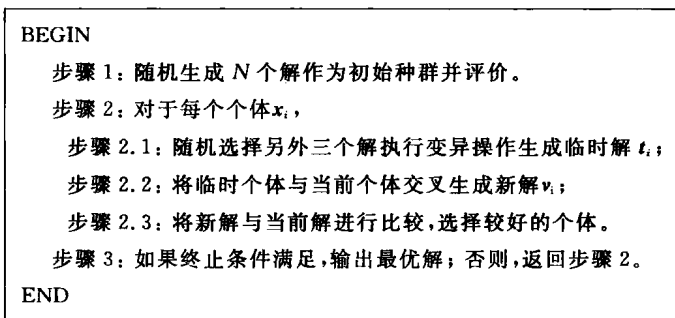


图 1.1 标准 DE 算法流程

DE 算法的搜索性能取决于算法全局探索和局部开发能力的平衡,而这在很大程度上依赖于算法的控制参数的选取,包括种群规模、缩放比例因子、交叉概率等。相对其他进化算法而言,DE 算法所需调节的参数较少,合理的参数选择指导详见文献[1,4,5]。本书第 2 章将基于随机概率模型探讨参数的设置问题。

归纳而言,DE 算法具有如下优点:

- (1) 算法通用性强,不依赖于问题信息;
- (2) 算法原理简单,容易实现;
- (3) 群体搜索,具有记忆个体最优解的能力;
- (4) 协同搜索,具有利用个体局部信息和群体全局信息指导算法搜索的能力;
- (5) 易于与其他算法相结合构造有效的混合算法。

当然,DE 算法也存在若干缺点,譬如:

- (1) 算法局部搜索能力较弱,有待结合基于问题信息的局部搜索;
- (2) 算法搜索性能对参数具有一定依赖性;
- (3) 算法难以在有限时间内保证获得全局最优解,搜索效率有待增强;
- (4) 算法理论研究成果很缺乏,尤其缺少算法设计的实用性指导原则。

1.3 DE 的算法研究及改进

迄今,学术界已围绕 DE 展开了丰富的算法设计和算法改进研究,主要归纳为如下几个方面。

1.3.1 改进 DE 操作

Feoktistov 等^[6]提出一种广义的变异策略框架,方便用户选择合适的变异操作类型,同时也为开发新的变异操作算子提供了便利。Kaelo 等^[7]利用锦标赛竞争选择机制来选取进行变异操作的父代基向量,同时在试验个体和种群内最好个体之间的区域,利用反射和收缩操作来实施局部搜索。Bergey 等^[8]引入选择压力控制参数,通过对根据适配值排序个体的一系列柏努利试验,来挑选满足选择压力控制参数的父代基向量。Lee 等^[9]提出一种基于适应性步长的局部搜索来确定合适的缩放比例因子,从而加速算法搜索的进程。Fan 等^[10]在 DE 中引入三角法变异,将个体看做是一个超三角形的中心点,沿着由三组加权差分向量所构成的超三角形的三条边,分别以不同的步长移动来产生新的变异个体,从而增加了算法跳出局部极小点的概率。Liu 等^[11]提出模糊自适应 DE,利用模糊逻辑控制器来调整变异和交叉操作的控制参数。谢晓峰等^[5]将缩放比例因子由固定数值转化为随机函数,仿真试验表明了该方法相对固定值缩放比例因子具有优势。

另外,Chiou 等^[12]提出一种可变缩放比例因子,有效克服了固定或者随机比例因子的缺陷,无须选择变异操作的类型,同时提高了算法的性能。

1.3.2 加入新操作

Wang 等^[13]在 DE 中引入加速和迁移操作,其中加速操作利用梯度信息将最优个体引向更优的区域,而为了防止算法早熟收敛,当种群的分散度低于一定的阈值时,则利用迁移操作在最优个体附近区域重新产生新个体并替换旧个体,从而维持了种群的多样性。在此基础上,Lin 等^[14]提出一类协进化 DE,整数量和实数量单独进行 DE 进化,解决了混合整数非线性规划问题。Cheng 等^[15]在 DE 中引入搜索空间扩展机制,有效增强了算法的全局收敛能力,同时将该算法用于解决线性系统最优近似问题。宋立明等^[16]提出一种自适应差分进化算法,根据种群熵的变化自适应减小种群的搜索范围,节约了算法搜索时间。Thomsen^[17]提出基于拥挤机制的小生境 DE 来求解多极值函数优化问题,通过删除小生境中相似的个体,使得算法具有继续追踪和维护多个极值点的能力。Sun 等^[18]提出一种描述最优解分布的概率模型,通过对其采样产生新解来引导 DE 的搜索。Lin 等^[19]通过引入种群分散度评价来判断是否需要种群进行迁移,从而可以通过较小的种群实现对复杂优化问题的求解,同时使用混合整数编码以及凑整操作使得该方法可用于解决混合整数非线性规划问题。

另外,Zaharie^[20]建立了算法控制参数和由该组控制参数所引发的种群多样性的关系,提出了一种新的控制参数用于补偿因之前的操作而带来的对种群多样性的影响,通过实时选择该控制参数,可以对种群的多样性进行控制,从而影响算法的收敛行为。

1.3.3 多种群

Zaharie^[21]提出了多种群 DE,并用于求解多极值的优化问题。Qing^[22]将 DE 分成多个子种群,各个子种群独立寻优,同时利用跨种群间的竞争算子来实现种群间信息共享,并利用该算法解决多个超导柱体电磁反转散射问题。另外,Plagianakos 等^[23]提出并行 DE,各个子种群独立进化,并利用环形网络拓扑来实现子种群之间的通信。

多种群法的缺点是,在初期的搜索效率低于标准 DE,且多个子种群的引入加大了算法的计算量。

1.3.4 混合算法

近年来,基于 DE 的混合算法已成为 DE 研究的重点,研究成果不胜列举。Chiou 等^[24]利用蚁群搜索算法,实时地从多种变异算子中为 DE 选择合适的变异操作算子,进而加速算法的寻优过程。Hrstka 等^[25]将遗传算法的部分染色体通过 DE 的变异操作产生,同时利用二进制竞争选择策略选择子代。方强等^[26]在 DE 中加入单纯形寻优操作和重布操作,提高了单纯形方法的收敛速度,同时提高了 DE 算法的搜索精度。

另外,Wang 等^[27]将 DE 与序贯二次规划 SQP 相结合,同时利用了 DE 的并行全局探索能力与 SQP 的局部开发能力,克服了 SQP 需要依赖问题梯度信息的缺点。

1.3.5 其他

Ali 等^[28]首先在 DE 中引入自适应缩放比例因子,该因子可以使算法在早期具有较强的分散探索能力,而在后期具有较强的集中开发能力;其次在 DE 中使用了预先计算好的差分向量,减少了每次迭代中差分向量的计算量,也增强了算法在后期保持种群多样性的能力;再次,增加了辅助解集,用于保存在选择过程中被拒绝的潜在试验解,在算法经过一段迭代之后,用辅助解集中的若干较好的解替代当前解集中的较差解;最后加入局部搜索环节,对个体实行单纯形搜索,进而提高解的精度。

另外,Teo^[29]将种群规模作为决策变量,随着搜索的进行来实时自适应调整种群规模。

1.4 复杂环境下的 DE 研究

目前,DE 算法的研究和应用主要集中于连续、单目标、无约束的确定性优化问题。近年来,DE 算法在多目标、约束、离散和噪声等复杂环境下的优化也得到了一些发展。

1.4.1 多目标优化

相对传统多目标优化方法,DE 算法在求解多目标问题上具有很大优势。首先,DE 的高效搜索能力有利于得到多目标意义下的最优解;其次,DE 通过代表整个解集的种群按内在的并行方式同时搜索多个非劣解,因此容易搜索到多个 Pareto 最优解;再则,DE 的通用性使其适合于处理所有类型的目标函数和约束。另外,DE 很容易与传统方法相结合,进而提出解决特定问题的高效方法。