

Estimation of distribution
algorithms for scheduling



分布估计 调度算法

王凌 王圣尧 方晨 著



清华大学出版社

Estimation of distribution
algorithms for scheduling

分布估计 调度算法

王 凌 王圣尧 方 晨 著

清华大学出版社
北 京

内 容 简 介

本书主要介绍分布估计算法(EDA)在柔性车间调度与资源约束项目调度等问题上的应用。全书由11章构成,内容自成体系,安排如下:第1章介绍EDA的原理及其相关研究的进展;第2~6章分别介绍不相关并行机调度、柔性作业车间调度、模糊柔性作业车间调度、随机混合流水线调度、分布式流水线装配调度等问题的EDA设计与性能分析;第7~9章介绍随机资源约束项目调度、多目标资源约束项目调度、低碳项目调度等问题的EDA设计与性能分析;第10章和第11章介绍EDA在半导体最终测试调度、电子系统综合设计建模与优化等问题上的应用。

本书可供自动化、管理、计算机、机械、工业工程等专业的高等院校师生和相关专业的研究机构或企业的技术人员参考使用。

本书封面贴有清华大学出版社防伪标签,无标签者不得销售。

版权所有,侵权必究。侵权举报电话:010-62782989 13701121933

图书在版编目(CIP)数据

分布估计调度算法/王凌,王圣尧,方晨著. —北京:清华大学出版社,2017
ISBN 978-7-302-48859-0

I. ①分… II. ①王… ②王… ③方… III. ①计算机算法 IV. ①TP301.6

中国版本图书馆CIP数据核字(2017)第287739号

责任编辑:汪 操
封面设计:傅瑞学
责任校对:赵丽敏
责任印制:沈 露

出版发行:清华大学出版社

网 址: <http://www.tup.com.cn>, <http://www.wqbook.com>

地 址:北京清华大学学研大厦A座 邮 编:100084

社 总 机:010-62770175

邮 购:010-62786544

投稿与读者服务:010-62776969, c-service@tup.tsinghua.edu.cn

质量反馈:010-62772015, zhiliang@tup.tsinghua.edu.cn

印 装 者:北京泽宇印刷有限公司

经 销:全国新华书店

开 本:170mm×230mm 印 张:16

字 数:294千字

版 次:2017年12月第1版

印 次:2017年12月第1次印刷

印 数:1~3000

定 价:49.00元

产品编号:077720-01

前 言

随着科学技术的不断发展,当前所面临的问题越来越复杂。从优化的角度而言,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,规模庞大,建模困难,评价费时。鉴于诸多复杂性对优化理论与技术带来的新挑战,借鉴生物、物理、社会等系统的相关功能、特点与作用机理以及其他学科最新的研究成果,研究新的信息处理机制和计算模型,设计适合大规模问题的智能求解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,提炼合适的特征模型,设计有效的优化算法,进而获得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、快速的优化效率和鲁棒的优化性能。对于优化问题的非线性和多极小性,智能算法应具有克服搜索过程陷入局部极小的能力;对于问题的大规模性和 NP 难特性,应具有保证一定优化质量前提下的高效搜索能力;对于问题的多目标性,应具有综合与协调多个目标的能力;对于问题的强约束性,应具有高效处理约束来保证获得可行解的能力;对于问题的不确定性因素和算法本身的参数设置,应具有好的鲁棒性;对于问题的理解与特征建模,应具有合理性和实用性;对于解的性能评价过程,应具有快速性和准确性;对于问题连续与离散变量共存的特点,应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,设计高效的智能优化方法,推广有效的智能优化应用,不仅具有重要的学术价值和学科发展意义,而且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现实意义。

作为一种群体智能优化算法,分布估计算法(estimation of distribution algorithm,EDA)基于统计学习的理论和方式,从群体宏观的角度建立概率模型,用以描述候选解在搜索空间中的分布信息,然后通过概率模型的随机采样产生新解,再利用优良解的信息更新概率模型,如此反复迭代进而获得问题的优良解。EDA 采用基于搜索空间宏观层面的进化方式,通过对搜索空间的采样和

统计学习来预测搜索的最佳区域,因此具备较强的全局搜索能力和较快的收敛速度.EDA自1996年被提出后,迅速成为群体智能优化研究的热点算法之一,尤其在算法设计层面得到了广泛的研究与发展,并在诸多领域得到成功应用.同时,*IEEE Trans on Evolutionary Computation*、*IEEE Trans on Cybernetics*等权威国际期刊,计算智能领域的两大旗舰会议 *World Congress on Computational Intelligence(WCCI)*、*IEEE Symposium Series on Computational Intelligence(SSCI)*上涌现出大量有关 EDA 的研究论文.

文献调研表明,分布估计算法的研究大部分针对连续优化问题,而针对离散组合优化问题的研究相对较少.近些年,EDA在典型生产调度问题上得到了应用与推广,但国内外尚无一本专门介绍 EDA 调度的书籍.依托国家杰出青年科学基金、国家自然科学基金重点和面上项目、国家重点研发计划、教育部博士点基金等项目,作者所在课题组围绕一系列复杂调度问题深入开展了 EDA 的设计、性能分析与应用研究,近些年在运筹与管理、生产制造等领域的著名国际期刊和 IEEE 汇刊上发表了多篇高水平研究论文,得到了国际同行的高度评价与广泛引用.本书融合了课题组的代表性研究成果以及多篇清华大学优秀博士学位论文、优秀硕士学位论文的内容,介绍 EDA 的原理、基本框架和研究进展,着重介绍 EDA 在柔性车间调度和资源约束调度两类典型问题上的研究与应用,为复杂调度问题的求解提供新的思路和方法.全书由 11 章构成,内容自成体系.第 1 章介绍 EDA 的原理及其相关研究的进展,第 2 章介绍不相关并行机调度的混合 EDA,第 3 章介绍柔性作业车间调度的多目标 EDA,第 4 章介绍模糊柔性作业车间调度的 EDA,第 5 章介绍随机混合流水线调度的混合 EDA,第 6 章介绍分布式流水线装配调度的混合 EDA,第 7 章介绍随机资源约束项目调度基于序的 EDA,第 8 章介绍多目标资源约束项目调度的混合 EDA,第 9 章介绍低碳项目调度的混合 EDA,第 10 章介绍 EDA 在半导体最终测试调度上的应用,第 11 章介绍 EDA 在电子系统综合设计建模与优化上的应用.

希望本书的出版,有助于初学的读者了解 EDA 调度算法的原理与设计,有助于有基础的读者开展 EDA 调度算法的应用与推广,进而促进 EDA 研究的发展与完善,加强基于计算智能的调度算法研究,推动相关学科的交叉与融合.

最后,感谢清华大学吴澄院士、郑大钟教授、金以慧教授、刘民教授,北京理工大学陈杰教授,香港城市大学 Zhang Q F 教授,新加坡南洋理工大学 Suganthan P N 教授,华中科技大学高亮教授、潘全科教授等对相关研究工作给

予的热心指导和建议,感谢清华大学出版社的大力支持,感谢参与研究的课题组全体博士生和硕士生.另外,特别感谢国家重点研发计划(2016YFB0901900)、国家杰出青年科学基金(61525304)等项目对相关研究工作的资助.

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.

作 者

2017年9月

目 录

| | |
|---------------------------|----|
| 第 1 章 绪论 | 1 |
| 1.1 分布估计算法概述 | 2 |
| 1.1.1 标准 EDA 及其特点 | 2 |
| 1.1.2 EDA 的改进研究 | 3 |
| 1.1.3 EDA 的理论研究 | 6 |
| 1.1.4 EDA 的拓展与应用 | 6 |
| 1.1.5 EDA 研究展望 | 7 |
| 1.2 柔性车间调度概述 | 8 |
| 1.2.1 典型柔性生产调度问题 | 9 |
| 1.2.2 问题特性和求解难点 | 10 |
| 1.3 资源约束项目调度概述 | 11 |
| 1.3.1 问题描述 | 12 |
| 1.3.2 RCPSP 的扩充 | 13 |
| 1.3.3 理论研究进展 | 15 |
| 1.3.4 算法研究进展 | 17 |
| 1.3.5 RCPSP 的应用 | 20 |
| 1.3.6 RCPSP 研究展望 | 21 |
| 参考文献 | 22 |
| 第 2 章 基于 EDA-IG 的不相关并行机调度 | 36 |
| 2.1 引言 | 36 |
| 2.2 问题描述 | 37 |
| 2.2.1 符号定义 | 37 |
| 2.2.2 数学模型 | 38 |
| 2.3 调度解的邻域分析 | 39 |

| | | |
|--------------|---------------------------------|-----------|
| 2.3.1 | 邻域搜索操作 | 39 |
| 2.3.2 | 操作的有效性分析 | 39 |
| 2.4 | 结合迭代贪婪搜索的 EDA | 45 |
| 2.4.1 | 编码方式 | 45 |
| 2.4.2 | 种群初始化 | 45 |
| 2.4.3 | 概率模型及其更新与采样 | 46 |
| 2.4.4 | 迭代贪婪搜索 | 47 |
| 2.4.5 | 算法流程 | 49 |
| 2.4.6 | 复杂度分析 | 50 |
| 2.5 | 仿真实验 | 50 |
| 2.5.1 | 算法参数设置 | 51 |
| 2.5.2 | 混合策略的有效性 | 53 |
| 2.5.3 | 迭代贪婪搜索的选择准则 | 53 |
| 2.5.4 | 算法性能比较 | 55 |
| | 参考文献 | 58 |
| 第 3 章 | 基于 B-EDA 的柔性作业车间调度 | 61 |
| 3.1 | 引言 | 61 |
| 3.2 | 问题描述 | 62 |
| 3.2.1 | 符号定义 | 62 |
| 3.2.2 | 数学模型 | 63 |
| 3.3 | 双种群分布估计算法 | 64 |
| 3.3.1 | 多目标优化的基本概念 | 64 |
| 3.3.2 | 编码与解码 | 64 |
| 3.3.3 | 种群初始化 | 66 |
| 3.3.4 | 概率模型及采样方式 | 66 |
| 3.3.5 | 概率模型的更新机制 | 67 |
| 3.3.6 | 种群的分裂与合并 | 68 |
| 3.3.7 | 基于关键路径的局部搜索 | 69 |
| 3.3.8 | 算法流程 | 71 |
| 3.3.9 | 计算复杂度分析 | 72 |
| 3.4 | 单目标优化仿真实验 | 73 |
| 3.4.1 | 算法参数设置 | 73 |
| 3.4.2 | 种群分裂机制的有效性 | 75 |

| | | |
|--------------|----------------------------------|------------|
| 3.4.3 | 算法性能比较 | 77 |
| 3.5 | 多优化目标仿真实验 | 79 |
| 3.5.1 | 算法参数设置 | 79 |
| 3.5.2 | 算法性能比较 | 80 |
| | 参考文献 | 89 |
| 第 4 章 | 基于 EDA 的模糊柔性作业车间调度 | 91 |
| 4.1 | 引言 | 91 |
| 4.2 | 模糊柔性作业车间调度问题 | 92 |
| 4.2.1 | 符号定义 | 92 |
| 4.2.2 | 问题描述 | 92 |
| 4.2.3 | 模糊加工时间的运算 | 93 |
| 4.3 | fJSP 的分布估计算法 | 93 |
| 4.3.1 | 编码与解码 | 93 |
| 4.3.2 | 左移插空操作 | 95 |
| 4.3.3 | 概率模型及其更新 | 96 |
| 4.3.4 | 算法流程 | 97 |
| 4.4 | 数值仿真与比较 | 97 |
| 4.4.1 | 参数设置 | 97 |
| 4.4.2 | 算法性能比较 | 99 |
| | 参考文献 | 106 |
| 第 5 章 | 基于 O-EDA 的随机混合流水线调度 | 108 |
| 5.1 | 引言 | 108 |
| 5.2 | 问题描述 | 110 |
| 5.2.1 | 符号定义 | 110 |
| 5.2.2 | 数学模型 | 111 |
| 5.3 | 基于序的分布估计算法 | 112 |
| 5.3.1 | 评价指标 | 112 |
| 5.3.2 | 编码与解码 | 113 |
| 5.3.3 | 概率模型 | 113 |
| 5.3.4 | 基于 OCBA 的概率模型更新 | 113 |
| 5.3.5 | 算法流程 | 115 |
| 5.4 | 仿真实验 | 116 |

| | | |
|--------------|------------------------------|------------|
| 5.4.1 | 算法参数设置 | 116 |
| 5.4.2 | OCBA 机制的有效性 | 118 |
| 5.4.3 | 算法性能比较 | 119 |
| | 参考文献 | 124 |
| 第 6 章 | 基于 EDA-LS 的分布式流水线装配调度 | 128 |
| 6.1 | 引言 | 128 |
| 6.2 | 分布式流水线装配调度描述 | 128 |
| 6.2.1 | 符号定义 | 128 |
| 6.2.2 | 问题描述 | 129 |
| 6.3 | 带局部搜索的分布估计算法 | 130 |
| 6.3.1 | 编码与解码规则 | 130 |
| 6.3.2 | 概率模型采样与更新 | 132 |
| 6.3.3 | 选择性增强采样 | 132 |
| 6.3.4 | 基于关键路径的局部搜索 | 133 |
| 6.3.5 | EDA-LS 流程及其复杂度分析 | 134 |
| 6.4 | 数值仿真 | 135 |
| 6.4.1 | 算法参数设置 | 136 |
| 6.4.2 | 混合策略的有效性 | 138 |
| 6.4.3 | 选择性增强采样的有效性 | 139 |
| 6.4.4 | 算法性能对比 | 140 |
| | 参考文献 | 142 |
| 第 7 章 | 基于 OEDA 的随机资源约束项目调度 | 144 |
| 7.1 | 引言 | 144 |
| 7.2 | 随机资源约束项目调度问题 | 145 |
| 7.2.1 | 符号定义 | 145 |
| 7.2.2 | 经典 RCPSP 描述 | 146 |
| 7.2.3 | 随机 RCPSP 描述 | 147 |
| 7.2.4 | 调度策略 | 148 |
| 7.2.5 | SRCPSP 算法概述 | 149 |
| 7.3 | 随机 RCPSP 的 OEDA | 150 |
| 7.3.1 | 编码规则与适配值函数 | 150 |
| 7.3.2 | 概率模型 | 151 |

| | | |
|--------------|------------------------------|------------|
| 7.3.3 | 概率模型采样 | 152 |
| 7.3.4 | 局部搜索策略 | 153 |
| 7.3.5 | 更新机制 | 154 |
| 7.3.6 | 概率矩阵初始化 | 155 |
| 7.3.7 | OEDA 流程 | 155 |
| 7.4 | 数值仿真 | 156 |
| 7.4.1 | 实验说明 | 156 |
| 7.4.2 | OEDA 参数设置 | 157 |
| 7.4.3 | 项目参数与分布类型的影响 | 160 |
| 7.4.4 | 算法比较与分析 | 164 |
| | 参考文献 | 166 |
| 第 8 章 | 基于 PAEDA 的多目标资源约束项目调度 | 169 |
| 8.1 | 引言 | 169 |
| 8.2 | MORCPSP-MS-RI 描述 | 170 |
| 8.3 | MORCPSP-MS-RI 的 PAEDA | 172 |
| 8.3.1 | 编码与解码 | 172 |
| 8.3.2 | 种群初始化 | 173 |
| 8.3.3 | 混合概率模型 | 173 |
| 8.3.4 | 概率模型的采样 | 174 |
| 8.3.5 | Pareto 档案集与更新档案集 | 175 |
| 8.3.6 | 概率模型的更新 | 176 |
| 8.3.7 | 局部搜索策略 | 176 |
| 8.3.8 | PAEDA 流程 | 177 |
| 8.4 | 数值仿真 | 178 |
| 8.4.1 | 实验说明 | 178 |
| 8.4.2 | 性能指标 | 178 |
| 8.4.3 | 概率模型进化过程 | 179 |
| 8.4.4 | 算法比较与分析 | 181 |
| | 参考文献 | 183 |
| 第 9 章 | 基于 PBEDA 的低碳项目调度 | 186 |
| 9.1 | 引言 | 186 |
| 9.2 | 低碳生产的项目调度模型 | 187 |

| | | |
|---------------|----------------------|------------|
| 9.2.1 | 低碳调度 | 187 |
| 9.2.2 | 多目标多模式 RCPSP 模型 | 188 |
| 9.3 | 低碳项目调度的 PBEDA | 191 |
| 9.3.1 | 编码与解码 | 191 |
| 9.3.2 | 种群初始化 | 192 |
| 9.3.3 | 混合概率模型 | 192 |
| 9.3.4 | 概率模型的采样 | 193 |
| 9.3.5 | Pareto 档案集的更新 | 193 |
| 9.3.6 | 概率模型的更新 | 194 |
| 9.3.7 | PBEDA 流程及其复杂度分析 | 195 |
| 9.4 | 数值仿真与算法比较 | 196 |
| 9.4.1 | 测试数据说明 | 196 |
| 9.4.2 | 参数设置 | 197 |
| 9.4.3 | 不同总调度数下的 Pareto 集 | 199 |
| 9.4.4 | 算法比较与分析 | 200 |
| | 参考文献 | 203 |
| 第 10 章 | 半导体最终测试调度优化 | 206 |
| 10.1 | 引言 | 206 |
| 10.2 | 半导体最终测试调度问题 | 207 |
| 10.2.1 | 符号定义 | 207 |
| 10.2.2 | 问题描述 | 207 |
| 10.3 | 混合分布估计算法 | 208 |
| 10.3.1 | 编码与解码 | 208 |
| 10.3.2 | 概率模型及其更新 | 210 |
| 10.3.3 | 局部搜索 | 211 |
| 10.3.4 | 算法流程及其复杂度分析 | 211 |
| 10.4 | 性能测试与算法比较 | 212 |
| 10.4.1 | 算法参数设置 | 212 |
| 10.4.2 | 算法性能对比 | 214 |
| | 参考文献 | 217 |
| 第 11 章 | 电子系统综合设计建模与优化 | 218 |
| 11.1 | 引言 | 218 |

| | | |
|--------|-------------|-----|
| 11.2 | 系统级综合问题 | 218 |
| 11.3 | 项目调度模型 | 220 |
| 11.3.1 | 活动与时间约束 | 221 |
| 11.3.2 | 模式、工期与资源约束 | 221 |
| 11.3.3 | 数学模型 | 222 |
| 11.3.4 | 调度生成机制 | 223 |
| 11.4 | PAEDA_MI | 226 |
| 11.4.1 | 编码方式 | 226 |
| 11.4.2 | 概率模型 | 226 |
| 11.4.3 | 概率模型的采样 | 227 |
| 11.4.4 | 更新机制 | 228 |
| 11.4.5 | PAEDA_MI 流程 | 229 |
| 11.5 | 案例研究 | 229 |
| 11.5.1 | 问题描述 | 229 |
| 11.5.2 | AoN 网络简化 | 233 |
| 11.5.3 | 仿真结果 | 235 |
| | 参考文献 | 241 |

第 1 章 绪论

制造业是国民经济的支柱,优化调度是制造系统的核心环节,是提高效率、增大效益、提升企业竞争力的关键.调度的目的是在满足工艺以及人力、资金、设备等资源约束的前提下,通过合理分配资源、安排操作顺序、确定执行时间,使得时间、产量、经济、质量、能耗、排放、回收等方面的指标最优化^[1].运用先进的优化技术,采用合理的调度方法,可以有效地降低能耗、减少成本、节约资源、优化工期.本质上,生产调度是一类复杂的组合优化问题,具有大规模、强约束、非线性、多极小、强耦合、多目标、不确定等复杂特性,数学上大多属于 NP 难题.因此,生产调度问题一直是学术界和工业界共同关注的难题^[2].

学术界对调度问题的研究,通常预设了若干“刚性”条件,例如加工种类单一、工艺流程简单、加工路径固定、设备专用等.然而,实际生产加工过程往往具有多品种、多批次、工艺路径可变的特点,生产设备也具有不同的功能.柔性调度考虑并行、多功能、分布式、批量等多种加工特性,更契合实际生产的特点^[3-5].柔性制造系统(flexible manufacturing systems, FMS)的研究具有广阔的应用背景,化工、机械、纺织、物流、建筑、电子等行业的生产、装配、运输等环节均可归结为柔性调度问题^[6].目前,柔性调度已成为管理与运筹领域的研究热点.由于柔性调度问题的复杂性,数学规划等传统运筹学方法只适用于求解小规模问题,在求解大规模问题时的计算量和计算时间均难以接受;基于调度规则的启发式方法求解速度快,但是优化能力有限,难以得到满意的调度解;智能优化算法可以在较短时间内得到大规模问题的近似最优解,但相关的理论和应用研究还亟待丰富.

进一步考虑资源的约束性,资源约束项目调度问题(resource constrained scheduling problem, RCSP)必须在时间和资源两个维度上同时考虑项目活动的合理安排^[7].资源约束调度涉及多门学科,交通设施建设、带宽资源分配、模具制造与装配、软件开发、机场与铁路调度、计划编制与物流、集会流程制定等,均可建模为资源约束项目调度问题,求解难度很大,亟待发展新颖的高效求解算法.因此,针对柔性调度和资源约束调度的特性和求解难点,开展相应的理论研究,

提出新颖、高效、鲁棒、实用的智能算法,不仅具有重要的学术意义,还可为实际生产过程提供有效的指导,并有助于促进运筹管理与智能科学的交叉与融合。

分布估计算法(estimation of distribution algorithm,EDA)是一种新兴的基于统计学原理的随机群体优化算法^[8]。EDA与遗传算法(genetic algorithm,GA)^[1]有着明显的区别。GA采用交叉和变异等操作产生新个体,EDA则通过对搜索空间采样和统计学习来预测搜索的最佳区域,进而产生优秀的新个体。相比于GA基于基因的微观层面的进化方式,EDA采用基于搜索空间的宏观层面的进化方式,因此具备更强的全局搜索能力和更快的收敛速度。EDA自1996年提出后^[8]得到了迅速发展,目前相关理论方法的研究以及工程应用都已取得了不少成果^[9,10]。本书围绕柔性车间调度和资源约束项目调度两大类复杂调度问题,重点介绍问题针对性的EDA设计与应用,为复杂调度问题的求解提供新的思路和方法,并推动EDA的研究与发展。

1.1 分布估计算法概述

1.1.1 标准 EDA 及其特点

EDA是一种新兴的基于统计学原理的随机群体进化算法^[8],它采用统计学习手段,从群体宏观的角度建立一个概率模型,描述候选解在搜索空间中的分布信息,进而对概率模型进行随机采样,产生新的个体,如此反复实现种群的进化。

标准 EDA 的流程^[9]如下:

步骤 1 初始化种群;

步骤 2 选择优势群体;

步骤 3 构建概率模型;

步骤 4 随机采样;

步骤 5 生成新群体;

步骤 6 判断终止条件是否满足?若是,则输出优化结果;否则转步骤 2。

概率模型是 EDA 的核心,EDA 通过概率模型来描述解空间分布,通过概率模型的更新来体现种群的整体进化趋势。按照概率模型的结构以及变量间的相互关系,EDA 可分为变量无关、双变量相关和多变量相关等类型的算法。变量无关 EDA 包括 PBIL (population-based incremental learning)^[11]、UMDA (univariate marginal distribution algorithm)^[12]、cGA(compact GA)^[13]等算法;双变量相关 EDA 包括 MIMIC (mutual information maximization for input

clustering)^[14]、COMIT (combining optimizers with mutual information trees)^[15]、BMDA(bivariate marginal distribution algorithm)^[16]等算法;多变量相关 EDA 包括 FDA (factorized distribution algorithms)^[17]、ECGA (extended compact-GA)^[18]和 BOA(Bayesian optimization algorithm)^[19]等算法。

按照编码方式的不同,EDA 可分为离散 EDA 和连续 EDA。离散 EDA 采用二进制编码、整数编码或排列编码,在离散空间内搜索问题的最优解;连续 EDA 采用连续的实数编码,在连续空间搜索问题的最优解。最初的 EDA 是基于二进制编码的离散算法,近些年的研究则主要是连续编码 EDA,本书主要讨论离散调度问题的 EDA。

针对不同类型的优化问题,显然需要设计不同的概率模型来描述解空间的分布。一个合适的概率模型可以很好地描述变量之间的相互关系,因此 EDA 在解决非线性和变量耦合的优化问题时能够利用问题的结构信息,有利于产生更好的个体。另外,与其他进化算法相比,EDA 基于群体的宏观进化方式,便于利用解空间的全局信息和进化过程中的历史信息,从而具有更强的全局搜索能力和更快的收敛速度。同时,EDA 的算法流程简单,易于实现。尤其是,EDA 通过对概率模型的采样与更新来实现群体进化,这种方式也容易作为一种搜索手段与其他搜索算法混合,从而增强整体寻优能力。

1.1.2 EDA 的改进研究

近年来,EDA 的改进研究主要体现在改进概率模型、保持种群多样性以及设计混合算法等方面。

1. 改进概率模型

对 EDA 概率模型改进的研究,主要是针对连续 EDA。连续 EDA 普遍采用高斯概率模型,假设变量服从高斯分布。Dong 等^[20]提出了一种基于特征分解的 EDA,将多变量高斯模型中的协方差矩阵进行特征分解来调整其特征值,同时提出了调整特征值的三种策略,并基于高斯模型的极大似然估计研究了不同的特征值调整策略对种群进化的影响,指出这种改进算法可以用较小的种群规模保证算法的搜索效率。Ding 等^[21]提出了一种基于直方图的 EDA,在进化过程中通过环境效应的影响逐渐减小优势群体的规模,并通过收缩策略保证所得最终解的精度。Valdez 等^[22]提出了一种玻耳兹曼单变量边缘分布算法,采用正态高斯模型逼近玻耳兹曼分布,其中高斯模型的均值和方差均由交叉熵的最小解析值求得,可以比极大似然估计方法更有效地采样具有潜力的搜索空间。

针对连续 EDA 易早熟收敛的缺点, Zhong 等^[23]提出了一种多概率模型的 EDA. 种群由两个子种群组成, 子种群 1 采用直方图模型进行粗略的全局搜索, 子种群 2 采用高斯概率模型进行精确的细搜索. 在进化过程中, 算法周期性地对两个子种群中的优势个体进行迁徙操作, 并根据搜索情况自适应地调整子种群的规模以提高搜索效率. 张建华等^[24]提出了一种基于序贯重点采样粒子滤波 EDA, 采用带权粒子描述优势群体的概率分布, 进而采样得到下一代种群. 由于算法采用多峰模型而不是简单的单峰模型, 因而不需要假设概率模型服从高斯分布.

针对多目标函数优化问题, 罗辞勇等^[25]提出了两步训练法改进了基于规则模型的多目标 EDA, 依次采用均值聚类法和流形聚类法进行聚类, 缩短了 EDA 的寻优时间. 同样基于种群聚类的方式, Wang 等^[26]提出了减少冗余集群的操作, 建立更准确的概率模型. Karshenas 等^[27]采用多维贝叶斯网络建立变量和目标的联合概率模型, 在求解问题的同时也可以估计问题的结构. 另外, Shim 等^[28]将受限玻耳兹曼机建模为多目标 EDA, 并结合聚类的方法求解多目标优化问题.

对于离散 EDA 的概率模型的改进研究, Ceberio 等^[29]采用广义 Mellows 模型求解基于序列的优化问题. 类似于连续 EDA 中的高斯模型, 该模型是一种基于变量距离的指数概率模型. Santana 等^[30]提出了一种近邻传播 EDA, 采用近邻传播 (affinity propagation, AP) 算法, 基于优势群体的交互信息矩阵进行聚类, 从而完成边缘概率分布模型的学习和更新. 针对二进制编码的动态优化问题, Peng 等^[31]引入基于环境识别的记忆管理机制, 动态存储或提取概率模型, 并指出这种记忆管理机制可用于任意的二进制编码 EDA. 另外, Li 等^[32]提出了一种子空间 EDA, 在对概率模型采样产生新个体时, 保留种群中优质个体的部分原有变量, 只选取另一部分变量重新采样并更新变量值, 同时提出并比较了三种选取变量的方式对算法性能的影响. Chang 等^[33]提出了一种双变量相关模型, 首先基于模型采样产生优良的编码片段, 然后基于编码片段构造完整的编码. Chen 等^[34]提出了一种混合模型, 分别采用变量无关和双变量相关的概率模型在搜索过程中学习不同的解空间信息.

2. 种群多样性的保持

EDA 在进化过程中对概率模型学习时, 容易对问题解空间的分布过拟合, 导致算法构建的概率模型不能准确表达解空间的信息, 在算法若干次迭代后削弱种群的多样性, 进而造成算法早熟收敛^[35]. 因此, 保持 EDA 进化过程中种群的多样性很重要.