

**I**nformation &  
Communication  
信息与通信创新学术专著

**D**ifferential Evolution Algorithm and  
Its Application in Multi-objective Optimization

# 差分进化算法及其 高维多目标优化应用

▶ 肖 婧 许小可 张永建 刘丹凤 / 著



中国工信出版集团



人民邮电出版社  
POSTS & TELECOM PRESS

**I**nformation &  
Communication  
信息与通信创新学术专著

**D**ifferential Evolution Algorithm and  
Its Application in Multi-objective Optimization

# 差分进化算法及其 高维多目标优化应用

▶ 肖 婧 许小可 张永建 刘丹凤 / 著

人民邮电出版社  
北京

## 图书在版编目 (C I P) 数据

差分进化算法及其高维多目标优化应用 / 肖婧等著

— 北京 : 人民邮电出版社, 2018. 2

(信息与通信创新学术专著)

ISBN 978-7-115-44854-5

I. ①差… II. ①肖… III. ①最优化算法 IV.

①0242. 23

中国版本图书馆CIP数据核字(2017)第024849号

## 内 容 提 要

本书从群智能优化算法和高维多目标优化两方面入手,一方面系统地介绍了差分进化算法的基本原理及国内外研究现状,通过分析算法的模型、关键步骤及参数设置,设计和构建了高性能的改进算法,并将其应用于医学图像处理、电子商务等实际工程领域;另一方面,深入分析了高维多目标优化算法的基本原理、国内外研究现状及关键技术难点,详细描述了基于差分进化算法的高维多目标优化算法设计、构建与实验分析,以及其在智能交通系统中的实际应用。

本书取材新颖、内容翔实、覆盖面广,案例分析具有较强的可重复性和可执行性,不仅适合于初学者,也适合自动化、计算机、信息科学等相关专业的高年级本科生和研究生、进化计算及高维多目标优化研究爱好者以及工程优化人员等。

---

◆ 著 肖 婧 许小可 张永建 刘丹凤

责任编辑 代晓丽

执行编辑 刘 琳

责任印制 彭志环

◆ 人民邮电出版社出版发行 北京市丰台区成寿寺路11号

邮编 100061 电子邮件 315@ptpress.com.cn

网址 <http://www.ptpress.com.cn>

固安县铭成印刷有限公司印刷

◆ 开本: 700×1000 1/16

印张: 12.5

字数: 245千字

2018年2月第1版

2018年2月河北第1次印刷

---

定价: 88.00元

读者服务热线: (010)81055488 印装质量热线: (010)81055316

反盗版热线: (010)81055315

# 前 言

在智能制造、自动控制、能源开发、金融决策、工程设计、环境工程等众多领域的生产和科研中存在着大量最优化问题，他们需要科学合理且高效地设计出最佳决策方案。最优化问题一直是信息领域的研究热点。计算机技术和信息处理技术的高速发展，为求解最优化问题提供了强有力的计算工具，使最优化方法得到了空前的发展，目前最优化方法仍是一门处于迅速发展中的学科。

差分进化 (Differential Evolution, DE) 算法，又称为差异演化算法、差分演化算法或差异进化算法，是一种基于进化思想和种群差异的超启发式群智能最优化方法，其核心思想为通过种群内个体间的合作与竞争来实现全局最优化问题的求解。由于 DE 算法具有全局收敛精度高、收敛速度快、稳定性强等性能优势，能够高效、顽健地求解实际工程和科学计算中广泛存在的具有非线性、不可微、多极小、大规模、强约束等特性的最优化问题，因此成为近年来最前沿、最具代表性、性能最优的一类进化优化算法，在数据挖掘、神经网络、模式识别、机器智能、电力系统设计、复杂网络分析以及化工、医学等诸多实际工程领域具有广泛的应用前景。

然而，DE 算法的设计思想、结构及原理使其仅适用于单目标优化问题求解，而单目标优化问题仅是最优化问题中一个较为简单的特例。实际工程领域中的最优化问题通常为多目标优化问题 (Multi-objective Optimization Problems, MOPs)，甚至是高维多目标优化问题 (Large-dimensional Multi-objective Optimization Problems, LMOPs)。该类问题需要算法既能有效平衡多目标优化中目标函数之间的冲突特性，又要适应高维多目标中高维复杂空间的搜索需求，保证 Pareto 最优解集的收敛性和分布性。由于求解难度极大，许多经典的多目标优化算法普遍存在收敛精度低、解集分布性差、稳定性不足、计算时间长等问题，无法满足实际求解需求，使得 LMOPs 成为智能优化领域国内外公认的最难求解的一类最优化问题。随着近年来实际工程优化问题中数据维度的快速增长和优化目标的大幅上升，对

LMOPs 高效求解的应用需求日渐凸显并迅速发展成为一个极具挑战的研究方向，即进化多目标优化 (Evolutionary Multi-objective Optimization, EMO)。寻求高性能的多目标进化算法 (Multi-objective Evolutionary Algorithms, MOEAs) 也因此成为信息领域和数学领域中许多科技工作者共同面临的急需解决的研究热点和重点研究方向。

本书一方面重点分析 DE 算法的基本原理、性能改进及实际应用。针对 DE 算法存在的不足，对算法的结构和关键步骤，如变异操作、交叉操作以及控制参数自适应调整等进行深入研究和大量实验仿真工作，提出了若干种改进方法，大幅度提升了 DE 算法在高维多峰复杂单目标优化上的性能。此外，从应用角度出发，将改进后的 DE 算法应用于人脑 PET 医学图像的病灶目标边缘检测，以及合作环境下的电子商务多边多议题协商等前沿实际工程问题的求解，为 DE 算法在实际工程领域中的应用提供了一定的模式参考。

另一方面，本书重点研究基于 DE 算法的多目标优化算法设计及其实际应用。在对单目标 DE 算法进行改进及应用研究基础上，对多目标优化问题的内在机制进行了深入理论研究和大量实验仿真工作。总结了 MOPs 求解的关键因素，以及高维多目标环境下 LMOPs 求解困难的本质原因。围绕影响 MOEAs 性能的多项关键技术进行综合改进，包括基于 DE 算法的进化策略改进、支配关系及排序方法改进、分布性维护方法改进等，提出一系列新技术和新方法，不仅有效实现了 DE 算法在 MOPs 和 LMOPs 上的高效求解，而且大幅度提升现有 MOEAs 对 10 维以上 LMOPs 的求解性能，在收敛精度和解集分布性上达到国内外先进水平。此外，从应用角度出发，以智能交通系统为例，将基于 DE 算法的 MOEAs 应用于求解城市智能化动态停车诱导及城市道路交叉口信号智能优化控制等前沿问题，验证了高维 MOEAs 的实际应用效果并进一步扩展 MOEAs 应用范围。

本书的主要内容如下。

第 1 章为绪论，简要介绍国内外针对 DE 算法研究的统计数据，以及算法理论和应用研究概况。

第 2 章首先详细介绍 DE 算法的基本原理、算法框架及关键步骤，其次重点阐述 DE 算法优化策略的不同形式，即变异操作、交叉操作及其对算法性能的影响，最后论述 DE 算法中控制参数的设置方法及收敛性分析。

第 3 章研究和设计 p-ADE 算法，以提升其在高维多峰复杂单目标优化问题上的求解性能。新的 DE 变异策略同时利用全局最优解以及个体历史最优解提供搜索方向性信息，避免差分向量中个体随机选择带来的搜索盲目性。同时引入分类策略有针对性地调整不同特性个体的进化程度，平衡算法的“开采”与“勘探”能力。在标准测试函数上的实验结果验证改进算法在收敛精度、收敛速度和稳定性上的性能优势。

第4章介绍 p-ADE 算法在 PET 医学图像病灶目标边缘提取中的应用。针对现有人脑 PET 图像病灶目标边缘检测的主流方法,传统 Snake 模型所存在的对初始轮廓过于敏感、难以收敛到目标凹型区域等问题进行实验研究,提出一种结合 p-ADE 算法的改进 GVF Snake 模型。新检测方法中首先利用 GVF Snake 模型进行收敛得到病灶目标的粗轮廓,然后为防止 GVF Snake 模型陷入局部最优,进一步利用 p-ADE 算法的全局优化特性以及图像信息对该粗轮廓进行二次优化,最终得到精确的病灶目标边缘轮廓线。真实人脑 PET 图像上的实验结果显示,新方法能有效提高 PET 图像的检测精度并缩短时耗,为人脑的早期病灶诊断提供更准确的科学依据,具有重要的实际临床应用价值。

第5章介绍 p-ADE 算法在合作环境下的电子商务多边多议题协商中的应用。针对遗传算法等进化算法的多 Agent 协商方法计算效率低、需要具有协商各方完全私有信息等缺点,提出一种基于 p-ADE 算法的多 Agent 自动协商模型。新模型设计了基于仲裁 Agent 的多 Agent 协商协议及协商策略,避免了对协商各方完全私有信息的需求,更符合实际协商环境。p-ADE 算法用于生成具有更高适应性的可行协商提议,促进协商各方达成一致,加速协商空间中 Pareto 最优协商解的搜索速度。合作环境下的实际多边多议题协商实验证明,新协商模型能有效地减少协商次数,提高协商效率和稳定性,为多边多议题协商问题的求解提供了新思路。

第6章研究和设计基于精英策略的改进多目标自适应差分进化(SDEMO)算法,有效实现了 DE 算法在多目标优化问题上的应用。首先,介绍多目标优化问题的基本定义及数学描述,对多目标进化算法的研究现状进行简要分析。其次,针对现有 MOEAs 在收敛性和分布性性能指标上存在的不足,提出 SDEMO 算法。SDEMO 算法通过对 MOEAs 模型中的精英选择策略和个体密度估计方法,以及 DE 算法中的变异策略和参数自适应控制策略等方面进行综合改进,有效提升了 SDEMO 算法的收敛性和解集分布性,使 SDEMO 算法能在保证收敛到真实 Pareto 前沿的同时,获得分布更均匀、覆盖范围更广的近似 Pareto 最优解集。

第7章主要介绍 LMOPs 及 MOEAs 的基本定义和预备知识,为基于 DE 算法的高维多目标进化算法研究和设计奠定理论基础。首先对高维多目标进化算法的研究进展进行简要综述。其次详细阐述高维多目标优化的标准测试函数集(DTLZ)以及衡量 MOEAs 性能指标,包括收敛性指标、分布性指标及综合性指标。最后分析影响高维多目标进化算法性能的核心关键因素,包括进化策略、支配排序方法、解集分布性维护方法以及高维多目标分解方法等,为后续高维多目标进化算法的具体设计和实际工程应用提供了相关理论基础。

第8章设计和研究基于改进  $K$  支配排序的高维多目标差分进化(KS-MODE)算法,有效实现了 DE 算法在 LMOPs 上的应用,提升了基于宽松支配精英选择的

高维多目标进化算法性能。针对基于宽松支配的 MOEAs 在 LMOPs 求解上精度不高的问题,提出一种基于改进  $K$  支配排序的高维多目标差分进化(KS-MODE)算法。KS-MODE 算法首先对  $K$  支配排序中的循环支配问题及排序方法进行改进,有效增强精英个体选择压力,结合新的精英选择策略和适应度值评价函数,有效提升了收敛性能;其次设计新的全局密度估计方法维护种群个体多样性及解集分布;最后采用 CAO 操作加快计算速度。实验部分验证了  $K$  支配排序方法改进的有效性,以及 KS-MODE 算法在收敛精度、解集分布性及稳定性上的性能优势。

第 9 章设计和研究基于全局排序的高维多目标差分进化(GR-MODE)算法,有效实现了 DE 算法在 LMOPs 上的应用,提升了基于排序精英选择的高维多目标进化算法性能。针对基于 Pareto 支配的 MOEAs 在 LMOPs 求解上性能急剧下降的问题,提出一种基于非 Pareto 支配的精英个体选择策略,即全局排序方法,并在此基础上提出 GR-MODE 算法。GR-MODE 算法首先采用全局排序方法有效增强了精英选择压力,无需用户偏好和目标主次信息,有效提升了精英选择压力。其次采用基于 Harmonic 平均拥挤距离的全局密度估计方法,提高了解集分布性。最后设计新的个体适应度值评价函数,有效平衡种群剪切过程中精英个体选择的收敛性及分布性。实验证明 GR-MODE 算法能够有效提升高维多目标进化算法的收敛性能,尤其适合于高维复杂多目标优化问题的求解。

第 10 章介绍 KS-MODE 算法在城市智能化动态停车诱导中的应用。针对目前国内城市停车诱导系统(PGS)无法在驾车者行进过程中根据道路及停车设施实时信息动态更新诱导方案、无法满足驾车者多样化的停车需求、无法实现最优停车场选择与最优路径选择整体诱导等现实问题,设计 PGS 中动态、主动、智能化的高维多目标最优停车场选择及路径诱导整体模型,为保证诱导精度和效率,应用 KS-MODE 算法对模型进行求解。在北京市三环内核心区道路交通网上的实验结果表明,新诱导模型及算法能够在驾车者出行前和出行中,提供动态实时更新的诱导方案,同时最大化满足驾车者对停车后至目的地步行距离、驾车行程时间、停车场剩余有效泊位、车辆停放安全性、停车费用及停车设施类型 6 项实际需求。不但能够有效降低计算时耗,而且避免了复杂的权重设置和先验知识需求,能够为提高现有 PGS 诱导质量、效率及智能化程度提供一定的方法参考和数据支持。

第 11 章介绍 GR-MODE 算法在城市道路交叉口混合交通流信号控制中的应用。针对目前我国城市道路交叉口现有混合交通流信号控制方法控制效率较低的问题,提出一种交叉口高维多目标信号智能优化控制模型。应用 GR-MODE 算法对交叉口信号配时进行智能化优化控制,实现机动车平均延误、停车次数、通行能力、非机动车平均延误及行人等待时间 5 项性能指标的同时最优化。在南京市交叉口信号控制中的仿真实验结果表明,新控制方法能够大幅度提升交叉口混合

交通流高峰小时流量水平下的智能信号控制效率，使 5 项信号控制指标同时达到最优，且具有较短的运行时间，为交叉口智能信号控制系统的开发与研究提供了一定的方法参考和数据支持。

本书适合于高年级本科生、研究生、进化算法及高维多目标优化算法研究爱好者以及工程优化人员等。

本书的出版得到了国家自然科学基金（61374170、61603073）、辽宁省自然科学基金（201602200）、中央高校基本科研业务费专项基金（DC201502060201、DCPY2016002）以及黑龙江省博士后科学基金（LBH-Z12073）的支持，在此表示衷心的感谢。感谢哈尔滨工程大学毕晓君教授和王科俊教授对作者的指导和帮助。

由于作者水平有限，本书内容必然存在一些缺点与不足，特别是随着高维多目标进化算法理论及应用研究的不断发展与成熟，部分算法存在的性能缺陷和实际应用效果还有待于进一步研究和改进，不足之处敬请专家和读者提出宝贵的批评建议。

作者

2017 年 11 月



# 目 录

第 1 章 绪论	1
1.1 引言	1
1.2 差分进化算法研究现状	3
1.2.1 差分进化算法研究数据统计	3
1.2.2 差分进化算法理论及应用研究概况	5
参考文献	7
第 2 章 差分进化算法概述	12
2.1 引言	12
2.2 差分进化算法基本原理	12
2.2.1 算法原理及关键步骤	12
2.2.2 算法框架及流程	16
2.3 差分进化算法优化策略及其对算法的影响	17
2.3.1 变异策略及其对算法的影响	18
2.3.2 交叉策略及其对算法的影响	19
2.4 差分进化算法的参数分析及设置	20
2.5 差分进化算法的收敛性分析	22
2.5.1 差分进化算法的随机过程描述	22
2.5.2 差分进化算法的收敛性定义	23
2.6 本章小结	23
参考文献	24
第 3 章 基于分类变异策略的自适应差分进化算法	26
3.1 引言	26
3.2 基于分类策略的新变异方法	27
3.2.1 新 DE 变异策略 DE/rand-to-best/pbest	27

3.2.2	分类策略	28
3.3	新参数自适应调整策略	29
3.4	实验测试及结果分析	31
3.4.1	测试函数选择	31
3.4.2	比较算法选择	32
3.4.3	算法比较策略及准则	33
3.4.4	算法比较结果及分析	33
3.5	本章小结	48
	参考文献	49
第 4 章	基于 DE 算法的人脑 PET 图像目标边缘检测	51
4.1	引言	51
4.2	传统 Snake 模型及 GVF Snake 模型	52
4.3	结合 p-ADE 算法的 GVF Snake 模型实现 PET 图像目标边缘检测	54
4.4	实验测试及结果分析	58
4.5	本章小结	61
	参考文献	62
第 5 章	基于 DE 算法的电子商务多边多议题协商	63
5.1	引言	63
5.2	基于多 Agent 的多边多议题协商	64
5.3	p-ADE 算法在合作环境下多边多议题协商中的应用	66
5.3.1	基于 p-ADE 算法的多 Agent 协商协议	66
5.3.2	基于 p-ADE 算法的多 Agent 协商策略	67
5.4	实验测试及结果分析	69
5.5	本章小结	72
	参考文献	72
第 6 章	基于精英策略的改进多目标自适应 DE 算法	74
6.1	引言	74
6.2	多目标优化问题的数学描述	76
6.3	多目标进化算法的研究现状	78
6.4	精英 SDEMO 算法	80
6.4.1	精英多目标进化算法模型	81

6.4.2	SDEMO 算法精英选择策略改进	84
6.4.3	SDEMO 算法密度估计方法改进	84
6.4.4	SDEMO 算法中 DE 算法变异策略改进	85
6.4.5	SDEMO 算法中 DE 算法参数自适应方法改进	86
6.4.6	SDEMO 算法流程	87
6.5	实验测试及结果分析	87
6.5.1	测试函数及性能评价标准	88
6.5.2	测试结果及分析	90
6.6	本章小结	95
	参考文献	96
<b>第 7 章</b>	<b>高维多目标进化算法概述</b>	<b>100</b>
7.1	引言	100
7.2	高维多目标进化算法研究进展	101
7.2.1	算法模型框架的国内外研究现状及分析	102
7.2.2	精英选择策略的国内外研究现状及分析	103
7.2.3	多目标分解的国内外研究现状及分析	104
7.3	高维多目标进化算法的标准测试函数	105
7.4	高维多目标进化算法的性能指标	109
7.4.1	收敛性评价指标	109
7.4.2	分布性评价指标	110
7.4.3	综合性评价指标	112
7.5	高维多目标进化算法关键技术	112
7.6	本章小结	114
	参考文献	115
<b>第 8 章</b>	<b>基于改进 <math>K</math> 支配的高维多目标差分进化算法</b>	<b>118</b>
8.1	引言	118
8.2	$K$ 支配关系及排序方法改进	119
8.2.1	$K$ 支配关系改进及参数确定	120
8.2.2	$K$ 支配等级排序方法改进	121
8.3	基于参考点的拥挤密度估计方法改进	122
8.4	个体适应度值评价方法改进	123

8.5	CAO 局部搜索	124
8.6	实验测试及结果分析	125
8.7	本章小结	129
	参考文献	129
<b>第 9 章</b>	<b>基于全局排序的高维多目标差分进化算法</b>	<b>131</b>
9.1	引言	131
9.2	高维多目标优化支配排序方法	132
9.3	全局排序高维多目标差分进化算法概述	133
9.3.1	高维多目标优化全局排序策略	134
9.3.2	高维多目标优化全局密度估计	139
9.3.3	高维多目标优化个体适应度值评价	140
9.3.4	GR-MODE 算法流程	140
9.4	实验测试及结果分析	141
9.5	本章小结	143
	参考文献	143
<b>第 10 章</b>	<b>基于高维多目标优化的城市智能化动态停车诱导</b>	<b>146</b>
10.1	引言	146
10.2	城市 PGS	147
10.2.1	城市 PGS 及核心关键技术	147
10.2.2	城市 PGS 研究现状	147
10.3	高维多目标智能停车场及路径诱导模型	150
10.3.1	出行前静态的高维多目标停车场及路径诱导模型	151
10.3.2	出行中动态的高维多目标停车场及路径诱导模型	152
10.4	高维多目标智能停车场及路径诱导算法	154
10.4.1	基于 KS-MODE 算法的高维多目标智能停车场诱导算法	154
10.4.2	基于 DE 算法的单目标最优路径诱导算法	156
10.5	实验测试及结果分析	157
10.5.1	出行前静态停车场选择及路径诱导结果	162
10.5.2	出行中动态停车场选择及路径诱导结果	164
10.6	本章小结	167
	参考文献	167

第 11 章 基于高维多目标优化的道路交叉口信号控制 .....	169
11.1 引言 .....	169
11.2 交叉口混合交通流信号控制指标 .....	170
11.3 交叉口信号高维多目标优化智能控制模型 .....	174
11.3.1 高维多目标优化信号控制模型建立 .....	174
11.3.2 高维多目标优化信号控制模型求解 .....	175
11.4 实验测试及结果分析 .....	176
11.5 本章小结 .....	178
参考文献 .....	179
附 录 .....	180
名词索引 .....	183

# 第 1 章

## 绪论

### 1.1 引言

在工程、科学、经济和社会等众多领域中，存在着系统控制、机械设计、经济模型、生产调度、故障诊断、计算机工程等大量最优化问题。这些最优化问题按不同的规则可分为不同的类型，如按有无约束条件可分为无约束优化和约束优化；按变量的性质可分为离散优化和连续优化；按目标函数的个数可分为单目标优化和多目标优化；按函数和约束条件的性质可分为线性优化和非线性优化等<sup>[1]</sup>。为了达到最优化的目的，通常需要针对具体的实际问题建立相应的最优化模型，再根据模型的具体形式和特性选择适当的方法进行求解，这些求解最优化问题的方法称为最优化方法。近年来计算机技术和互联网技术的高速发展，为求解最优化问题提供了强有力的计算工具，使最优化方法得到了空前的发展。目前，最优化方法仍是一门处于迅速发展中的学科<sup>[2-5]</sup>。

传统最优化方法可分为解析法和迭代法两大类，其中迭代法应用最广泛，常用的有单纯形法、最速下降法、共轭梯度法、黄金分割法等<sup>[3]</sup>。传统最优化算法具有计算效率高、可靠性强、理论比较成熟等优点；但是通常要求待求解问题有精确的数学模型，对问题的依赖较强，处理非确定性信息的能力较差，并且只能找到问题的局部最优解。这些弱点使传统优化方法在解决许多实际问题时受到了限制<sup>[3-7]</sup>。现今工程实际和科学计算中的最优化问题通常具有大规模、高度非线性、多峰等特点，其目标函数有的是不连续的甚至不可微的，有的没有明确的数学形式，有的受噪声影响严重，有的具有大量局部最优解<sup>[7]</sup>。传统最优化方法已经难以满足这些复杂优化问题的求解要求，因此设计高效的最优化技术和最优化方法已成为目前国内外公认的亟待攻克的研究难点<sup>[3-8]</sup>。

多学科之间的相互渗透和相互促进为该问题的解决提供了新思路。近年来，

随着自然学科和计算机学科交叉研究的深入发展,各种随机性(或启发式)最优化算法应运而生,例如进化算法(Evolutionary Algorithm, EA),包括遗传算法(Genetic Algorithm, GA)、进化策略(Evolutionary Strategy, ES)、进化规划(Evolutionary Programming, EP)和遗传程序设计(Genetic Programming, GP);模拟退火(Simulated Annealing, SA)算法;粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)等<sup>[7]</sup>。这些算法以生物、统计物理、社会行为等背景,以群体为对象并以适应度等为衡量手段,采用概率统计等随机方式产生新群体,从本质上来说是一类具有自适应调节功能的搜索寻优技术,不需要导数信息,对函数的形态没有要求且适用范围广、顽健性强,已成功地用于求解各种复杂最优化问题<sup>[7]</sup>。其中,进化算法是一类基于进化思想而形成的最具代表性的启发式最优化算法,其自组织、自适应、自学习的特征,优胜劣汰的自然选择和简单的进化操作,使得进化算法不受搜索空间限制条件(如可微、连续、单峰等)的约束且不需要其他辅助信息(如导数),因而具有效率高、简单易操作、通用性强等特点<sup>[3-7]</sup>。然而,进化算法在求解某些高维多峰复杂最优化问题时易趋于早熟收敛而陷入局部最优解,另外也存在收敛速度慢、计算复杂度高、基础理论不完善等问题。这些缺陷已成为进化算法在实际应用中的瓶颈,亟待解决。

近年来设计高效的进化算法成为众多领域关注的热点,在有关应用数学和计算数学类、优化类、计算机类、工程设计类以及控制类等的国际重要学术期刊中已刊登大量相关论文,同时每年举办的各级别国际会议都涉及进化算法及其应用这一主题。在国内,国家自然科学基金委员会公布的“十五”期间资助的研究领域包括大规模工程和科学计算,鼓励新思想、新算法方面的创新性研究。自2007年至今的项目指南中,数理科学部拟资助的重点项目都涉及仿生优化方法、非线性优化、多目标优化等内容<sup>[7]</sup>。在此背景下,新兴高效的进化算法不断涌现,差分进化(Differential Evolution, DE)算法就是该领域内目前最具代表性、性能最优的进化算法之一。差分进化算法,又翻译为差异演化算法、差分演化算法或差异进化算法,是美国伯克利大学的 Rainer Storn 和 Kenneth Price 于 1995 年提出的一种基于种群差异的进化算法,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优化问题的求解,其本质上是一种基于实数编码的具有保优思想的贪婪遗传算法<sup>[1,2]</sup>。Rainer Storn 和 Kenneth Price 在其研究报告中称,DE 算法在收敛速度和稳定性方面都超越了多种知名的随机优化算法,如退火单纯形(Annealed Nelder and Mead Strategy, ANM)算法、自适应模拟退火(Adaptive Simulated Annealing, ASA)算法、进化策略和随机微分方程(Stochastic Differential Equations, SDE)算法等<sup>[6]</sup>。J.Vestertron 等人曾将 DE 算法与 PSO 算法等其他进化算法在 34 个广泛应用的 Benchmark 优化问题上进行了深入的比较研究,实验结果表明 DE 算法的性能优于 PSO 算法和其他进化算法<sup>[9]</sup>。目

前, DE 算法已成为一种公认的求解非线性、不可微、多极值最优化问题有效且稳健的方法, 是进化算法领域中的一个重要分支, 并在数字信号处理、神经网络优化、模式识别、机器人路径规划等工程领域取得了良好的应用效果<sup>[4]</sup>。

然而 DE 算法在实际应用中也存在一些不足之处, 如在高维多峰复杂最优化问题上仍然存在易陷入局部最优、后期收敛速度慢、搜索具有一定盲目性、控制参数难以设定等问题。此外, DE 算法本身不可直接用于求解多目标优化问题, 在一定程度上限制了算法的应用范围<sup>[3-8]</sup>。国内 DE 算法的相关研究起步较晚, 且大多跟从国外研究方向, 不但研究人数少, 而且研究成果与国外也存在一定差距, 特别是在高维多目标优化方面的研究成果更少。

在此背景下, 本书对 DE 算法的基础理论及实际工程应用进行了深入系统的研究。首先, 对算法中的关键步骤进行改进, 提升算法在高维多峰复杂最优化问题上的求解性能。其次, 将 DE 算法应用于数字医学 PET 图像目标边缘提取、电子商务多边多议题协商等前沿新兴领域, 在解决实际工程最优化问题的同时进一步扩展 DE 算法应用范围。再次, 针对高维多目标环境下优化问题求解困难的本质原因, 围绕影响算法性能的多项关键技术进行综合改进, 设计了基于 DE 的进化多目标优化算法, 有效提升 10~30 维高维复杂多目标优化问题的求解质量。最后, 将改进后的高维多目标差分进化算法应用于智能交通系统中的城市智能化动态停车诱导、城市道路交叉口信号智能优化控制等前沿问题, 有效解决了实际工程领域中的高维多目标优化问题。以上研究对 DE 算法的理论发展和实际应用产生了积极的推动作用, 因此具有重要的学术意义和工程应用价值。

## 1.2 差分进化算法研究现状

### 1.2.1 差分进化算法研究数据统计

DE 算法最初是由 Rainer Storn 和 Kenneth Price 为求解切比雪夫多项式而于 1995 年共同提出的一种采用浮点矢量编码在连续空间中进行随机搜索的群智能优化算法。该算法的原理简单, 受控参数少, 实施随机、并行、直接的全局搜索, 易于理解和实现, 是进化算法产生以来在算法方面取得的巨大进展<sup>[1,2]</sup>。在 1996 年日本召开的第一届国际进化优化计算竞赛(International Competition on Evolutionary Optimization, ICEO)中, DE 算法表现突出并取得了进化类算法的第一名, 从而引起了广泛关注<sup>[9]</sup>。由于初期基础理论不成熟, 直至 2004 年之后 DE 算法才开始得到广泛研究与应用, 现已在数字信号处理、神经网络优化、模式识别、机器人路径规划、化工、医学等诸多工程



领域取得了良好的应用效果<sup>[3-8]</sup>。2004年12月,DE算法的创始人 Rainer Storn、Kenneth Price 和 Jouni Lampinen 共同编写并出版了专著 *Differential Evolution: A Practical Approach to Global Optimization*, 该书深入阐述了 DE 算法的基本原理和实际应用领域,成为 DE 算法的经典之作并将 DE 算法的影响进一步扩大,随后相关研究报告和研究成果大量涌现,继而掀起了国内外研究热潮。

图 1-1 是截至 2016 年上半年国内外 DE 算法相关研究文献的统计结果,其中浅灰色柱状数据代表 SCI 检索的外文文献数量,深灰色柱状数据代表国内中文文献数量。从该结果中可以看出,2004 年之前国外的 DE 算法研究文献数量一直较少,而国内几乎尚未开始研究。2004 年后国内外文献数量一直保持逐年上升趋势,到 2013 年达到峰值。目前 DE 算法已成功应用于复杂网络挖掘、人工神经网络、化工、电力、机械设计、机器人、信号处理、生物信息、经济学、现代农业等诸多领域,成为国内外进化计算、智能优化技术领域的重要分支。

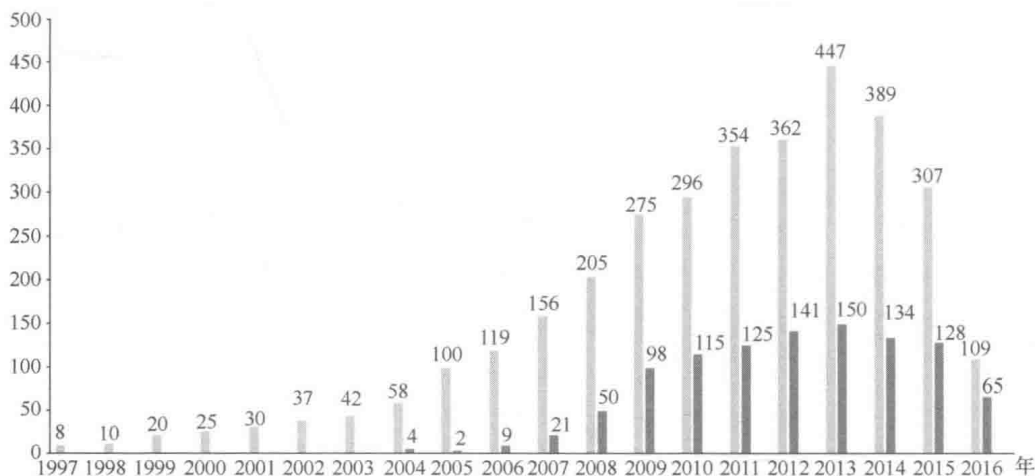


图 1-1 1997-2016 年 DE 算法研究文献统计

目前,在美国、印度和欧洲都有大学和专门研究机构进行 DE 算法的相关研究,如美国的伯克利大学、印度的希格瑞嘉工程大学等。国内从事 DE 算法研究的相关机构及知名学者主要包括:西安电子科技大学的公茂果、焦李成、尚荣华教授,湘潭大学的郑金华教授,中国地质大学的曾三友、蔡之华、龚文引教授等。

在国内,国家自然科学基金对 DE 算法理论及应用研究的资助力度逐年上升。近 3 年资助研究课题包括:2013 年资助项目“基于多元统计分析的群智能优化算法相关问题研究”(61375066)、“基于混合差分进化的多目标工艺规划和调度研究”(U1304609)、“基于差分进化的流程工业生产过程操作优化”(61374203)、“面向大规模优化问题的基于云计算模型的协同差分进化方法研究”;2014 年资助项目“基于云计算的自适应分布式差分进化算法研究”(61402545)、“大规模全局