



西安电子科技大学  
Xidian University

报告内容

最优化问题及进化算法简介

复杂全局优化问题的搜索策略和Memetic算法

约束多目标优化问题中的约束处理技术和进化算法

总结与展望

致谢

# 求解两类复杂优化问题的进化算法

报告人: 范磊

西安电子科技大学·计算机学院



# 内容安排

西安电子科技大学  
Xidian University

报告内容

最优化问题及进化算法简介

复杂全局优化问题的搜索策略和Memetic算法

约束多目标优化问题中的约束处理技术和进化算法

总结与展望

致谢

- 最优化问题及进化算法简介
- 复杂全局优化问题的搜索策略和Memetic算法
- 约束多目标优化问题中的约束处理技术和进化算法
- 总结与展望



西安电子科技大学  
Xidian University

报告内容

最优化问题及进化算法简介

复杂全局优化问题的  
搜索策略  
和Memetic算法

约束多目标优化问题  
中的约束处理技术和  
进化算法

总结与展望

致谢

- 1 最优化问题及进化算法简介
- 2 复杂全局优化问题的搜索策略和Memetic算法
- 3 约束多目标优化问题中的约束处理技术和进化算法
- 4 总结与展望
- 5 致谢



# 最优化的产生

西安电子科技大学  
Xidian University

报告内容

最优化问题及进化算法简介

复杂全局优化问题的搜索策略和Memetic算法

约束多目标优化问题中的约束处理技术和进化算法

总结与展望

致谢

## 出现的领域

- 👉 工程技术、参数选择;
- 👉 工业生产、产业结构调整;
- 👉 科学研究、问题可行性分析;
- 👉 经济管理、金融投资;
- 👉 国防军事、武器性能提升;

## 面临的决策问题

- 👉 降低人力、设备、原材料等成本;
- 👉 总利润最高;
- 👉 时间最短;
- 👉 设备稳定性最优。



# 最优化的分类

西安电子科技大学  
Xidian University

报告内容

最优化问题及进化算法简介

复杂全局优化问题的搜索策略和Memetic算法

约束多目标优化问题中的约束处理技术和进化算法

总结与展望

致谢

## 根据优化问题的函数性质

- 👉 线性规划;
- 👉 非线性规划;

## 根据决策变量或目标的不同

- 👉 整数规划;
- 👉 动态规划;
- 👉 随机规划;
- 👉 多目标规划;
- 👉 网络规划等等

## 根据优化问题的约束条件

- 👉 无约束全局优化或无约束多目标规划;
- 👉 约束全局优化或约束多目标规划;



# 线性规划

西安电子科技大学  
Xidian University

报告内容

最优化问题及进化算法简介

复杂全局优化问题的搜索策略和Memetic算法

约束多目标优化问题中的约束处理技术和进化算法

总结与展望

致谢

## 提出

👉 1939年苏联Kantorovich《生产组织与计划中的数学方法》。英美等国家在二战中为满足特定军事需求而发展了线性规划

👉 1947年, Dantzig正式提出线性规划的数学模型, 并提出了著名的单纯形法。

## 发展

👉 第二次世界大战后, 线性规划方法迅速向其他领域渗透, 成功解决许多典型问题;

👉 1975年, 由于创造了线性规划方法, L.V. Kantorovich和T.C. Koopmans获得诺贝尔经济学奖; 20年后(1994年), 三位对策论专家获得诺贝尔经济学奖。



# 非线性规划

西安电子科技大学  
Xidian University

报告内容

最优化问题及进化算法简介

复杂全局优化问题的搜索策略和Memetic算法

约束多目标优化问题中的约束处理技术和进化算法

总结与展望

致谢

## 研究进展

- ☞ 由Kuhn和Tucker在1950年首次提出，20世纪60年代迎来第一次研究高潮。
- ☞ 计算机技术的快速发展推动了非线性规划的研究。

## 难点

- ☞ 非线性带来的高复杂性；
- ☞ 高维问题固有的高复杂性；
- ☞ 数学性质的复杂性；
- ☞ 缺乏完整的理论支持。



西安电子科技大学  
Xidian University

报告内容

最优化问题及进化算法简介

复杂全局优化问题的搜索策略和Memetic算法

约束多目标优化问题中的约束处理技术和进化算法

总结与展望

致谢

## 非线性不可微问题的求解算法

👉 启发式随机搜索方法主要包括进化算法、神经网络、模拟退化算法等等，这些方法在不使用目标函数的导数的情况下对全局优化问题进行求解，非常有利于求解复杂的不可微全局优化问题。

👉 作为一种新的针对复杂不可微优化问题的优化技术，进化算法已经引起了广泛关注。与传统启发式优化搜索算法（爬山方法、模拟退火、Monte Carlo方法等）相比，进化算法具有独特的算法形式和运行机理，在求解复杂优化问题中有着比较显著的优势。

👉 进化算法的主要本质特征在于群体搜索策略和简单的进化算子。群体搜索使得进化算法得以突破邻域搜索的限制，可以实现整个解空间上的分布式信息采集和探索。



# 进化算法

西安电子科技大学  
Xidian University

报告内容

最优化问题及进化算法简介

复杂全局优化问题的搜索策略和Memetic算法

约束多目标优化问题中的约束处理技术和进化算法

总结与展望

致谢

## 理论支持

- 👉 达尔文的进化论：“物竞天择，适者生存”
- 👉 孟德尔(G. Mendel)和摩根(T. Morgan)的遗传学理论：染色体、基因、遗传行为。

## 生物进化过程的基本条件

- 1) 存在由多个生物个体组成的种群;
- 2) 生物个体之间存在着差异, 或群体具有多样性;
- 3) 生物能够自我繁殖;
- 4) 在相同的环境下, 不同个体具有不同的生存能力, 具有优良基因结构的个体繁殖能力强, 反之则弱。



西安电子科技大学  
Xidian University

报告内容

最优化问题及进化算法简介

复杂全局优化问题的搜索策略和Memetic算法

约束多目标优化问题中的约束处理技术和进化算法

总结与展望

致谢

## 生物群体主要有三种进化机制

- 👉 自然选择: 控制生物群体的进化方向, 能够适应环境变化的个体具有更高的生存能力, 并使得它们在群体中的数量不断增加, 同时保留该生物个体所具有的染色体性状;
- 👉 杂交: 通过杂交随机组合来自父代染色体上的遗传物质, 产生不同于父代个体的染色体, 有助于后代继承父代的优良基因;
- 👉 突变: 随机改变父代个体染色体上的基因结构, 产生具有新染色体的子代个体。变异是一种不可逆过程, 具有突发性、间断性和不可预测性, 对于保持群体的多样性具有不可替代的作用。



西安电子科技大学  
Xidian University

报告内容

最优化问题及进化算法简介

复杂全局优化问题的搜索策略和Memetic算法

约束多目标优化问题中的约束处理技术和进化算法

总结与展望

致谢

## 进化算法的产生

生物进化是一个开放的且不断循环的过程，使得生物群体能够在自然环境中不断完善和发展。因此，从本质上讲，生物进化过程就是一个优化过程，即逐渐淘汰不适应环境、生命力弱的个体，这一过程在计算科学上有直接的借鉴意义，从而促使进化算法的产生。

## 进化算法的分类

进化算法是一类模拟生物进化过程和遗传原理的全局性随机搜索方法，一般主要有四个分支：

- ✎ 遗传算法，由Holland于1975年首次提出；
- ✎ 进化策略，由Rechenberg于1971年和Schwefel于1975年分别独立提出；
- ✎ 进化规划，由Fogel等人于1966年提出；
- ✎ 遗传程序设计，由Koza等人于1990年提出。



西安电子科技大学  
Xidian University

报告内容

最优化问题及进化算法简介

复杂全局优化问题的搜索策略和Memetic算法

约束多目标优化问题中的约束处理技术和进化算法

总结与展望

致谢

## 进化算法框架

- Step1: 随机给定一组初始解初始群体;
- Step2: 评价当前这组解的目标函数值;
- Step3: 根据Step2 评价结果, 选出一定数量的解作为进化操作(杂交、变异)的对象;
- Step4: 对所选择的解进行进化操作, 得到一组新解;
- Step5: 返回Step2, 对该组新的解进行评价;
- Step6: 选择下一代群体;
- Step7: 若当前解满足终止条件, 算法终止, 否则, 转Step3 继续进行.



# 我们的工作

西安电子科技大学  
Xidian University

报告内容

最优化问题及进化算法简介

复杂全局优化问题的搜索策略和Memetic算法

约束多目标优化问题中的约束处理技术和进化算法

总结与展望

致谢

- 圆搜索策略;
- 矩形搜索策略;
- 求解复杂全局优化问题的Memetic算法;
- 约束多目标优化问题的约束处理技术;
- 约束多目标优化问题的进化算法



西安电子科技大学  
Xidian University

报告内容

最优化问题及进化算法简介

复杂全局优化问题的  
搜索策略  
和Memetic算法

约束多目标优化问题  
中的约束处理技术和  
进化算法

总结与展望

致谢

- 1 最优化问题及进化算法简介
- 2 复杂全局优化问题的搜索策略和Memetic算法
- 3 约束多目标优化问题中的约束处理技术和进化算法
- 4 总结与展望
- 5 致谢



# 复杂全局优化问题

西安电子科技大学  
Xidian University

报告内容

最优化问题及进化算法简介

复杂全局优化问题的搜索策略和Memetic算法

约束多目标优化问题中的约束处理技术和进化算法

总结与展望

致谢

## 问题

$$\min_{x \in D} f(x)$$

复杂全局优化问题是指 $f(x)$ 为多峰或不可微函数。

## 分类

根据目标函数的可微性，可将全局优化问题分为以下两大类：

- 👉 可微的全局优化问题。可利用目标函数的导数信息；
- 👉 不可微全局优化问题。目标函数无导数信息可利用。



西安电子科技大学  
Xidian University

## 报告内容

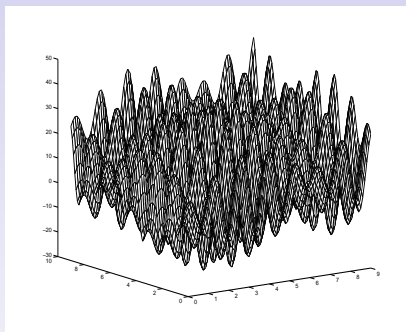
最优化问题及进化算法简介

复杂全局优化问题的  
搜索策略  
和Memetic算法

约束多目标优化问题  
中的约束处理技术和  
进化算法

总结与展望

致谢



图：复杂全局优化问题

## 难点

- 👉 求解多峰全局优化问题时，易陷入局部最优；
- 👉 求解不可微优化问题时，无数学解析信息。



# 全局优化算法

西安电子科技大学  
Xidian University

报告内容

最优化问题及进化算法简介

复杂全局优化问题的搜索策略和Memetic算法

约束多目标优化问题中的约束处理技术和进化算法

总结与展望

致谢

## 算法分类及优缺点

👉 确定算法(传统方法): BFGS、牛顿法等

优点 收敛快、结果精确

缺点 对问题性质要求高、易陷入局部最优、求高维问题的下降方向代价高

👉 随机算法: 进化算法、模拟退火算法等

优点 全局搜索性强、对问题性质要求低

缺点 收敛慢、结果精确度不高

👉 混合算法: Memetic算法

优点 能保持以上两种算法的有点

缺点 需要均衡全局搜索和局部搜索



# Memetic算法

西安电子科技大学  
Xidian University

报告内容

最优化问题及进化算法简介

复杂全局优化问题的搜索策略和Memetic算法

约束多目标优化问题中的约束处理技术和进化算法

总结与展望

致谢

## 随机算法面临的难题

- 👉 如何跳出局部最优;
- 👉 如何有效地提高算法的收敛速度并找到较高精度的解;
- 👉 无法使用下降方向。

## Memetic算法的形成

- 👉 Memetic算法=传统优化方法+进化算法。
- 👉 从本质上讲，Memetic算法是一种混合随机搜索方法。



西安电子科技大学  
Xidian University

报告内容

最优化问题及进化算法简介

复杂全局优化问题的搜索策略和Memetic算法

约束多目标优化问题中的约束处理技术和进化算法

总结与展望

致谢

## Memetic算法中的传统优化技术

- 👉 传统优化技术用作为局部搜索策略提高解的精度;
- 👉 传统优化技术与进化算子结合来提高进化算子的性能;

## Memetic算法面临的难题

- 全局搜索可以提供可信性, 局部搜索能够提供精确性;
- 👉 如何保持群体的多样性?
  - 👉 如何选择合适的局部搜索机制?
  - 👉 如何以较小的计算量得到精确度较高的解? 合理的平衡全局搜索与局部搜索至关重要。



# 平滑技术

西安电子科技大学  
Xidian University

报告内容

最优化问题及进化算法简介

复杂全局优化问题的搜索策略和Memetic算法

约束多目标优化问题中的约束处理技术和进化算法

总结与展望

致谢

## 平滑函数

✎ 平滑函数是一种经常被用来消除影响求解算法性能的较差的解，由王宇平教授首次提出。

✎ 对于极小化问题，使用平滑函数可以极大地减少局部极小点的数量，从而可以降低问题的难度。

$$F(x, x^*) = f(x^*) + \frac{1}{2} \{1 - h(f(x) - f(x^*))\} [f(x) - f(x^*)]$$

其中， $f(x)$ 为原问题的目标函数， $x^*$ 为当前最优解（一般随着迭代次数而变化）。



西安电子科技大学  
Xidian University

## 报告内容

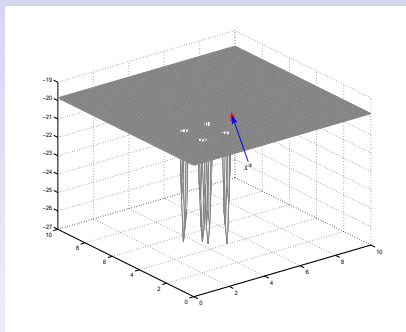
最优化问题及进化算法简介

复杂全局优化问题的搜索策略和Memetic算法

约束多目标优化问题中的约束处理技术和进化算法

总结与展望

致谢



图：平滑函数

## 特点

- 若  $f(x) \geq f(x^*)$ , 则  $F(x, x^*) = f(x^*)$ 。
- 若  $f(x) < f(x^*)$ , 则  $F(x, x^*) = f(x)$ 。



# 圆搜索技术

西安电子科技大学  
Xidian University

## 报告内容

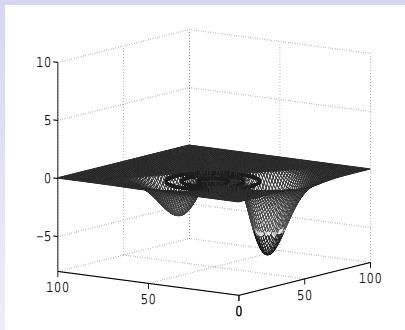
最优化问题及进化算法简介

复杂全局优化问题的搜索策略和Memetic算法

约束多目标优化问题中的约束处理技术和进化算法

总结与展望

致谢



图：圆搜索技术

圆搜索技术是王宇平教授提出的一种与平滑技术相结合的搜索技术，以圆或超球面为搜索单元，在搜索圆上均匀产生一系列点，通过扩大或缩小搜索圆的半径来进行搜索。



# 矩形搜索技术

西安电子科技大学  
Xidian University

报告内容

最优化问题及进化算法简介

复杂全局优化问题的搜索策略和Memetic算法

约束多目标优化问题中的约束处理技术和进化算法

总结与展望

致谢

矩形搜索技术是在王宇平教授提出的圆搜索技术基础上提出的改进技术，以矩形为搜索单元，在矩形上或内部均匀产生一系列点，通过扩大或缩小搜索搜索矩形来进行搜索。

## 优点

- 计算简单，可操控性好；
- 可有效地对定义域边界进行搜索
- 搜索效率更高；



# 新的局部搜索策略

西安电子科技大学  
Xidian University

报告内容

最优化问题及进化算法简介

复杂全局优化问题的搜索策略和Memetic算法

约束多目标优化问题中的约束处理技术和进化算法

总结与展望

致谢

## 局部搜索策略

1. 首先利用平滑技术减少局部最优解的个数;
2. 构造新的辅助函数, 并设计新的辅助函数法。

## 构造的辅助函数

$$P(x, x^*, \gamma) = F(x, x^*) - \gamma \|x - x^*\|$$

其中, 参数 $\gamma > 0$ ,  $x^*$ 为当前找到的最好解。



西安电子科技大学  
Xidian University

## 报告内容

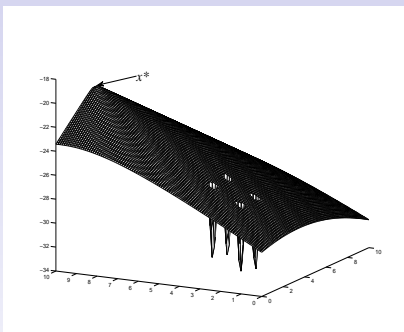
最优化问题及进化算法简介

复杂全局优化问题的搜索策略和Memetic算法

约束多目标优化问题中的约束处理技术和进化算法

总结与展望

致谢



图：辅助函数

## 特点

- 当前最小点转化为全局极大点；
- 易得到下降方向



# 均匀交叉算子

西安电子科技大学  
Xidian University

报告内容

最优化问题及进化算法简介

复杂全局优化问题的搜索策略和Memetic算法

约束多目标优化问题中的约束处理技术和进化算法

总结与展望

致谢

## 均匀设计方法

均匀设计是由中国科学院应用数学所方开泰教授和王元教授提出的一种试验设计方法。

## 均匀交叉算子

步1. 在参考空间  $C_n = \{(x_1, x_2, \dots, x_n) | 0 \leq x_1, \dots, x_n \leq 1\}$  中产生  $q$  个近似均匀分布的点  $\{(c_{k1}, \dots, c_{kn}) | k = 1 \sim q\} = \{(\{k\gamma_1\}, \{k\gamma_2\}, \dots, \{k\gamma_n\}) | k = 1 \sim q\}$ :

步2. 选择参与交叉的父代个体  $x$  和  $y$ , 令  $l_i = \min\{x_i, y_i\}$ ,  $u_i = \max\{x_i, y_i\}$  ( $i = 1 \sim n$ )

步3. 在区间  $[l, u]$  中产生  $q$  个近似均匀分布的点, 记为  $B = \{(b_{k1}, \dots, b_{kn}) | b_{kj} = l_j + c_{kj}(u_j - l_j), j = 1 \sim n, k = 1 \sim q\}$ .



西安电子科技大学  
Xidian University

报告内容

最优化问题及进化算法简介

复杂全局优化问题的搜索策略和Memetic算法

约束多目标优化问题中的约束处理技术和进化算法

总结与展望

致谢

## MEEM算法

- 步1. (初始化)
- 步2. (平滑函数)
- 步3. (均匀交叉)
- 步4. (矩形搜索)
- 步5. (选择下一代群体)
- 步6. (局部搜索)
- 步7. (终止条件) 若终止条件满足, 停; 否则,  $k = k + 1$ , 转步2。



西安电子科技大学  
Xidian University

报告内容

最优化问题及进化算法简介

复杂全局优化问题的搜索策略和Memetic算法

约束多目标优化问题中的约束处理技术和进化算法

总结与展望

致谢

## 算法的优势与不足

- 👉 收敛速度快、找到的解的精度高、参数设置相对简单
- 👉 设计局部搜索策略需要较高的数学知识

## 数值模拟

选取了30个广泛使用的标准测试问题对算法MEEM进行了测试，这些测试问题的维数从2-100维。算法除了对1个测试问题无法找到其最优解以外，对于其他测试问题均能以较高的精度找到最优解或近似最优解。



西安电子科技大学  
Xidian University

报告内容

最优化问题及进化算法简介

复杂全局优化问题的搜索策略和Memetic算法

约束多目标优化问题中的约束处理技术和进化算法

总结与展望

致谢

表：算法MEEM得到的结果(部分)

Func	维数	FE	平均最优值	标准差
$F_1$	30	49924.12	-1.256948661e+4	3.8764327358e-6
$F_2$	30	25302.98	2.385643531e-15	4.2537620410e-15
$F_3$	30	18690.20	5.863520138e-10	1.4875128635e-10
$F_4$	30	77524.42	3.013643561e-14	2.6982937604e-14
$F_5$	30	55711.10	2.936533168e-19	5.8535312836e-19
$F_6$	30	65104.32	4.912532839e-18	2.4392562464e-17
$F_7$	100	179872.46	-62.828383918	7.183906351
$F_8$	100	165704.12	2.134326693e-9	1.0289602343e-9
$F_9$	100	95536.74	-78.332331407	2.5638360253e-12
$F_{10}$	100	99079.32	3.933672977e-6	5.1307536472e-4



西安电子科技大学  
Xidian University

## 报告内容

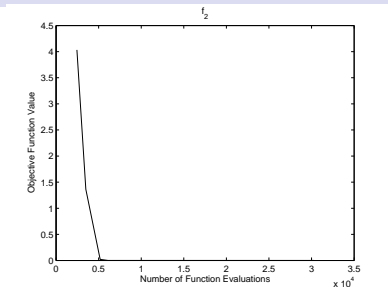
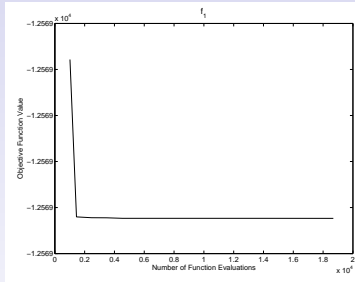
最优化问题及进化算法简介

复杂全局优化问题的搜索策略和Memetic算法

约束多目标优化问题中的约束处理技术和进化算法

总结与展望

致谢



图：MEEM求解 $f_1$ (左)和 $f_2$ (右)的收敛效果



西安电子科技大学  
Xidian University

## 报告内容

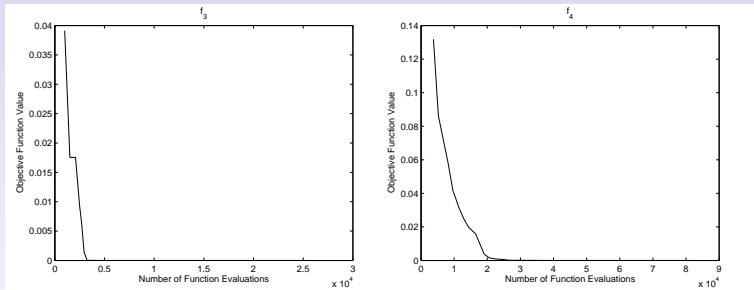
最优化问题及进化算法简介

复杂全局优化问题的搜索策略和Memetic算法

约束多目标优化问题中的约束处理技术和进化算法

总结与展望

致谢



图：MEEM求解 $f_3$ (左)和 $f_4$ (右)的收敛效果



西安电子科技大学  
Xidian University

## 报告内容

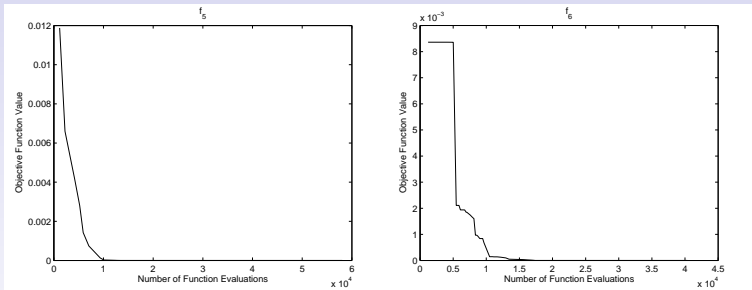
最优化问题及进化算法简介

复杂全局优化问题的搜索策略和Memetic算法

约束多目标优化问题中的约束处理技术和进化算法

总结与展望

致谢



图：MEEM求解 $f_5$ (左)和 $f_6$ (右)的收敛效果



西安电子科技大学  
Xidian University

## 报告内容

最优化问题及进化算法简介

复杂全局优化问题的搜索策略和Memetic算法

约束多目标优化问题中的约束处理技术和进化算法

总结与展望

致谢

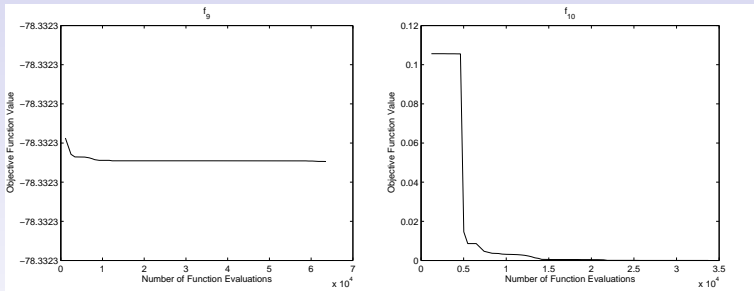


图: MEEM求解 $f_9$ (左)和 $f_{10}$ (右)的收敛效果



西安电子科技大学  
Xidian University

报告内容

最优化问题及进化算法简介

复杂全局优化问题的  
搜索策略  
和Memetic算法

约束多目标优化问题  
中的约束处理技术和  
进化算法

总结与展望

致谢

- ① 最优化问题及进化算法简介
- ② 复杂全局优化问题的搜索策略和Memetic算法
- ③ 约束多目标优化问题中的约束处理技术和进化算法
- ④ 总结与展望
- ⑤ 致谢



# 约束多目标优化问题

西安电子科技大学  
Xidian University

报告内容

最优化问题及进化算法简介

复杂全局优化问题的搜索策略和Memetic算法

约束多目标优化问题中的约束处理技术和进化算法

总结与展望

致谢

## 问题

$$(CMOP) \begin{cases} \min & F(x, y) = \{f_1(x), \dots, f_m(x)\} \\ \text{s.t.} & g_i(x) \leq 0 \quad i = 1 \sim p \\ & h_j(x) = 0 \quad j = p + 1 \sim q \\ & x \in D \subseteq R^n \end{cases}$$

## 问题的难点

- 👉 可行域较小
- 👉 搜索区域性质更复杂
- 👉 难以提取用于指导搜索的可用信息



# 基本概念

西安电子科技大学  
Xidian University

报告内容

最优化问题及进化算法简介

复杂全局优化问题的搜索策略和Memetic算法

约束多目标优化问题中的约束处理技术和进化算法

总结与展望

致谢

## Pareto支配（向量）

若称一个向量  $\mathbf{u} = (u_1, u_2, \dots, u_k)$  优于另一个向量  $\mathbf{v} = (v_1, v_2, \dots, v_k)$ , 当且仅当对  $\forall i \in 1, 2, \dots, k$ , 都有  $u_i \leq v_i$ , 并且  $\exists j \in 1, 2, \dots, k$  使得  $u_j < v_j$  成立。

## Pareto支配（目标空间）

设  $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2$  是问题（CMOP）的任意两个解, 若满足:

$$\begin{cases} f_i(\mathbf{x}_1) \leq f_i(\mathbf{x}_2) & \forall i \in \{1, 2, \dots, k\} \\ f_j(\mathbf{x}_1) < f_j(\mathbf{x}_2) & \exists j \in \{1, 2, \dots, k\} \end{cases} \quad (1)$$

即向量  $(f_1(\mathbf{x}_1), \dots, f_k(\mathbf{x}_1))$  优于向量  $(f_1(\mathbf{x}_2), \dots, f_k(\mathbf{x}_2))$ , 则称  $\mathbf{x}_1$  优于  $\mathbf{x}_2$ 。



西安电子科技大学  
Xidian University

报告内容

最优化问题及进化算法简介

复杂全局优化问题的搜索策略和Memetic算法

约束多目标优化问题中的约束处理技术和进化算法

总结与展望

致谢

## Pareto最优解

设 $\mathbf{x}$ 是问题（CMOP）的一个解，若在 $D$ 不存在优于 $\mathbf{x}$ 的解，则称 $\mathbf{x}$ 是问题（CMOP）的一个Pareto最优解（或有效解、非劣解）。

## Pareto最优解集

由问题（CMOP）的所有Pareto最优解构成的集合 $X$ 称为问题（CMOP）的Pareto最优解集（或有效解集、非劣解集）。

## Pareto界面

设集合 $X$ 为问题（CMOP）的Pareto最优解集，则集合 $PF = \{(f_1(\mathbf{x}), \dots, f_k(\mathbf{x})) | \mathbf{x} \in X\}$ 称为问题（CMOP）的Pareto Front（或Pareto前沿、有效界面）。



# 约束多目标优化问题

西安电子科技大学  
Xidian University

报告内容

最优化问题及进化算法简介

复杂全局优化问题的搜索策略和Memetic算法

约束多目标优化问题中的约束处理技术和进化算法

总结与展望

致谢

## 算法面临的难点

- 👉 如何产生可行解？
- 👉 如何有效地从一个可行解找到另一个可行解？
- 👉 如何防止陷入某一个子区域？
- 👉 如何判定最优解？
- 👉 如何处理约束条件，特别是等式约束？
- 👉 如何评价算法的性能？

## 已有的约束处理方法

- 👉 罚函数法。
- 👉 拒绝不可行解法。
- 👉 修正不可行解法。计算代价高
- 👉 松弛法或容忍度法。
- 👉 混合方法。



西安电子科技大学  
Xidian University

报告内容

最优化问题及进化算法简介

复杂全局优化问题的  
搜索策略  
和Memetic算法

约束多目标优化问题  
中的约束处理技术和  
进化算法

总结与展望

致谢

在设计高效的约束多目标算法时需要发现并合理利用对搜索过程有帮助的解, 需要考虑以下3个方面:

- 如何判断一个不可行解是否有利于算法的搜索过程?
- 如何有效地利用一个有利于算法搜索过程的不可行解?
- 如何判断一个可行解是否有利于算法的搜索过程?



# 约束条件的影响

西安电子科技大学  
Xidian University

报告内容

最优化问题及进化算法简介

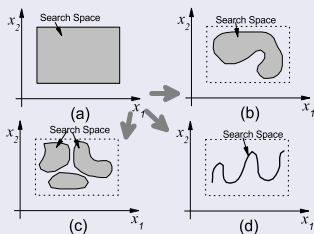
复杂全局优化问题的搜索策略和Memetic算法

约束多目标优化问题中的约束处理技术和进化算法

总结与展望

致谢

## 对搜索域的影响



图：约束条件对搜索域的影响



西安电子科技大学  
Xidian University

报告内容

最优化问题及进化算法简介

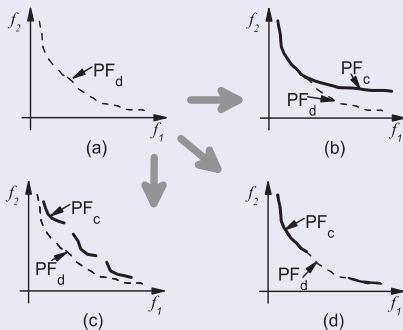
复杂全局优化问题的搜索策略和Memetic算法

约束多目标优化问题中的约束处理技术和进化算法

总结与展望

致谢

## 对Pareto界面的影响



图：约束条件对Pareto界面的影响



# 群体中解的分布

西安电子科技大学  
Xidian University

报告内容

最优化问题及进化算法简介

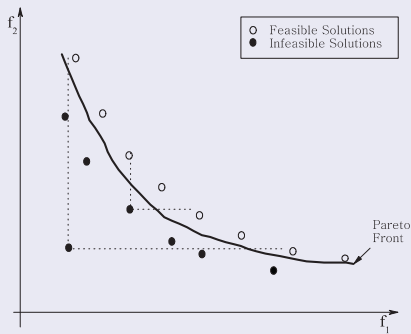
复杂全局优化问题的搜索策略和Memetic算法

约束多目标优化问题中的约束处理技术和进化算法

总结与展望

致谢

## 情形1



图：情形1: CMOP的可行解和不可行解分布于 $PF_C$ 的两侧。



西安电子科技大学  
Xidian University

报告内容

最优化问题及进化算法简介

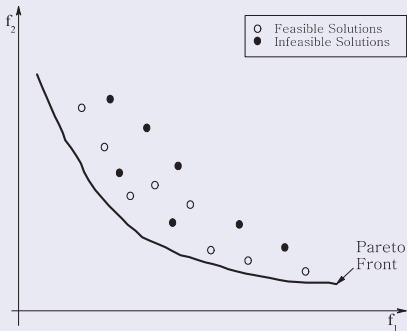
复杂全局优化问题的搜索策略和Memetic算法

约束多目标优化问题中的约束处理技术和进化算法

总结与展望

致谢

## 情形2



图：情形2: CMOP的可行解和不可行解混合分布于 $PF_c$ 的同侧。



西安电子科技大学  
Xidian University

报告内容

最优化问题及进化算法简介

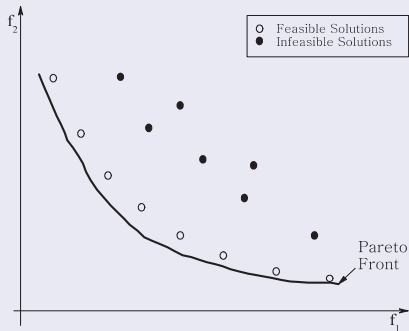
复杂全局优化问题的搜索策略和Memetic算法

约束多目标优化问题中的约束处理技术和进化算法

总结与展望

致谢

### 情形3



图：情形3: CMOP的可行解和不可行解 $PF_c$ 的同侧分布，可行解靠近 $PF_c$ 。



西安电子科技大学  
Xidian University

报告内容

最优化问题及进化算法简介

复杂全局优化问题的搜索策略和Memetic算法

约束多目标优化问题中的约束处理技术和进化算法

总结与展望

致谢

## 不可行解保留策略

- 支配可行解的不可行解；
- 与当前群体中所有可行解的非支配解是相互非支配的不可行解；
- 约束违反度很小的不可行解。



# 基于支配关系的聚类方法

西安电子科技大学  
Xidian University

报告内容

最优化问题及进化算法简介

复杂全局优化问题的搜索策略和Memetic算法

约束多目标优化问题中的约束处理技术和进化算法

总结与展望

致谢

## 主要思想

利用解与解之间的支配关系对群体进行聚类划分, 将非支配解以及其所支配的解归入一个聚类中。假设求解多目标优化问题时, 第 $t$ 代产生的群体为 $P_t = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ , 将 $P_t$ 中的非支配解记为 $NP_t = \{y_1, y_2, \dots\}$ , 则根据 $NP_t$ 中的每一个个体 $y_j (j = 1, 2, \dots)$ 得到如下聚类:

$$C_t(y_j) = \{y_j\} \cup \{x | y_j \prec x, x \in P_t\}$$

其中,  $C_t(y_j)$ 表示由个体 $y_j$ 与其所支配的解构成的聚类。



西安电子科技大学  
Xidian University

报告内容

最优化问题及进化算法简介

复杂全局优化问题的搜索策略和Memetic算法

约束多目标优化问题中的约束处理技术和进化算法

总结与展望

致谢

## 交叉算子的设计思想

在设计交叉算子时，主要依据夹逼定理的思想。

- 👉 聚类内部交叉：根据聚类内部非支配解的可行性和被支配解的可行性设计相应的内部交叉算子。
- 👉 聚类间交叉：主要依据两聚类的非支配解的可行性设计相应的交叉算子。



## 算法ED-MOEA

- 步1. (初始化) 给定种群规模 $N$ , 交叉概率 $p_c$ , 变异概率 $p_m$ 。产生初始群体 $POP_0$ , 令 $k = 0$ 。
- 步2. (聚类分析) 对 $POP_k$ 进行聚类分析。
- 步3. (交叉) 在 $POP_k$ 中选择 $N$ 对父代个体, 对每一对父代个体以概率 $p_c$ 进行交叉, 产生的后代记为 $O_1$ 。
- 步4. (变异) 对交叉后代 $POP_k \cup O_1$ 的每一个个体以概率 $p_m$ 进行高斯变异, 变异后代记为 $O_2$ 。
- 步5. (矩形搜索) 从群体 $POP_k \cup O_1 \cup O_2$ 中的非支配解中选择分布不均匀的个体进行矩形搜索。
- 步6. (选择下一代群体) 使用精英保留策略选择下一代群体 $POP_{k+1}$ 。
- 步7. (停机条件) 若达到停机条件, 停; 否则,  $k = k + 1$ , 转步2。



# 数值实验

西安电子科技大学  
Xidian University

报告内容

最优化问题及进化算法简介

复杂全局优化问题的搜索策略和Memetic算法

约束多目标优化问题中的约束处理技术和进化算法

总结与展望

致谢

## 测试问题

在数值实验中选择了10个广泛使用的多目标测试问题，其中包括5个约束多目标问题和5个无约束多目标问题。

## 参数设置

交叉概率 $p_c = 0.5$ ，变异概率 $p_m = 0.1$ ，其他参数与NSGA-II相同。



西安电子科技大学  
Xidian University

## 报告内容

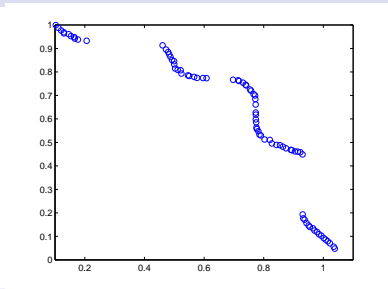
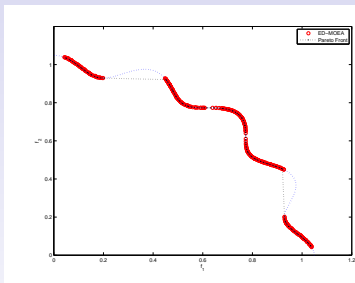
最优化问题及进化算法简介

复杂全局优化问题的搜索策略和Memetic算法

约束多目标优化问题中的约束处理技术和进化算法

总结与展望

致谢



图：ED-MOEA(左)和NSGA-II(右)求解TNK得到的Pareto界面



西安电子科技大学  
Xidian University

## 报告内容

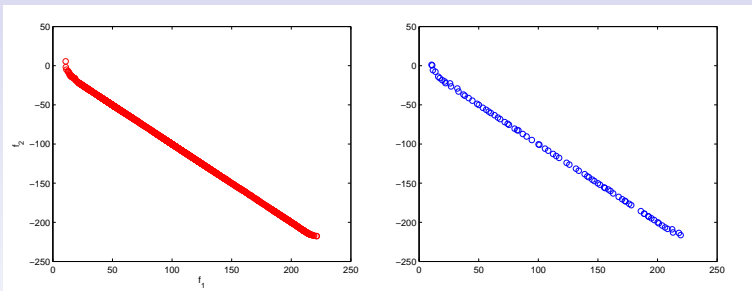
最优化问题及进化算法简介

复杂全局优化问题的搜索策略和Memetic算法

约束多目标优化问题中的约束处理技术和进化算法

总结与展望

致谢



图：ED-MOEA(左)和NSGA-II(右)求解SRN得到的Pareto界面



西安电子科技大学  
Xidian University

## 报告内容

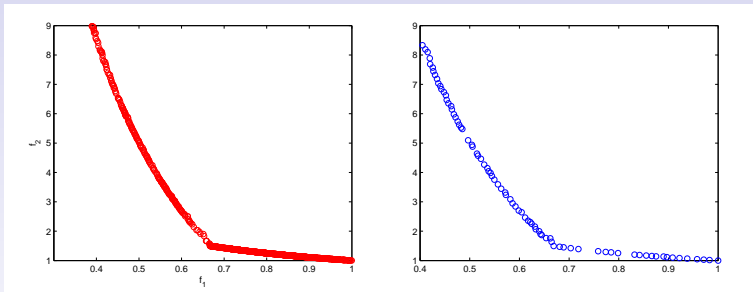
最优化问题及进化算法简介

复杂全局优化问题的搜索策略和Memetic算法

约束多目标优化问题中的约束处理技术和进化算法

总结与展望

致谢



图： ED-MOEA(左)和NSGA-II(右)求解CONSTR得到的Pareto界面



西安电子科技大学  
Xidian University

## 报告内容

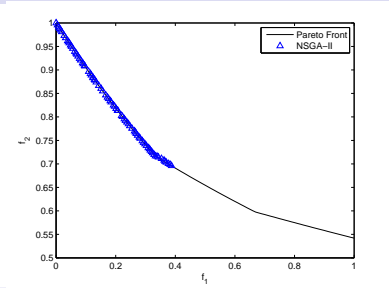
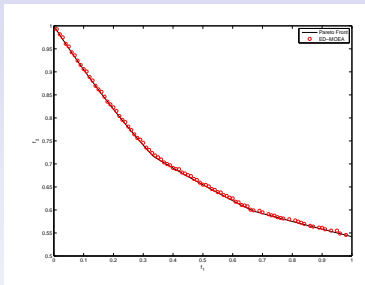
最优化问题及进化算法简介

复杂全局优化问题的搜索策略和Memetic算法

约束多目标优化问题中的约束处理技术和进化算法

总结与展望

致谢



图： ED-MOEA(左)和NSGA-II(右)求解CTP1得到的Pareto界面



西安电子科技大学  
Xidian University

## 报告内容

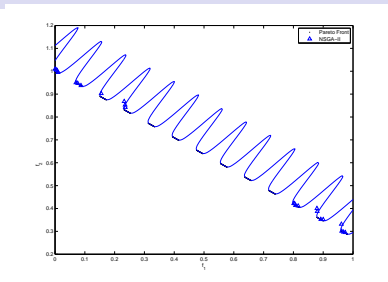
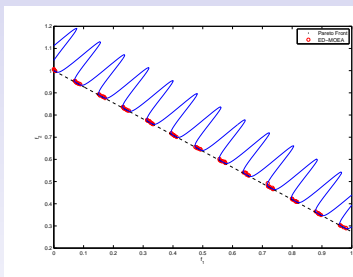
最优化问题及进化算法简介

复杂全局优化问题的搜索策略和Memetic算法

约束多目标优化问题中的约束处理技术和进化算法

总结与展望

致谢



图： ED-MOEA(左)和NSGA-II(右)求解CTP2得到的Pareto界面



西安电子科技大学  
Xidian University

### 报告内容

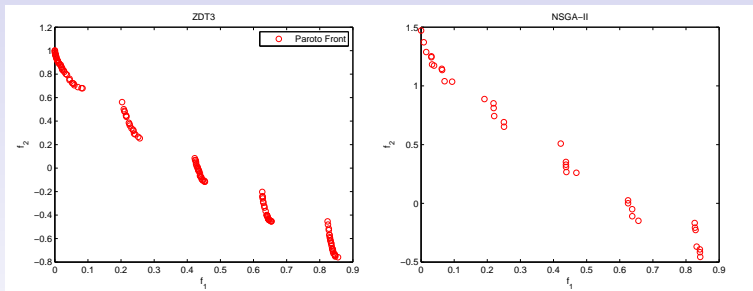
最优化问题及进化算法简介

复杂全局优化问题的搜索策略和Memetic算法

约束多目标优化问题中的约束处理技术和进化算法

总结与展望

致谢



图：ED-MOEA(左)和NSGA-II(右)求解ZDT3得到的Pareto界面



西安电子科技大学  
Xidian University

## 报告内容

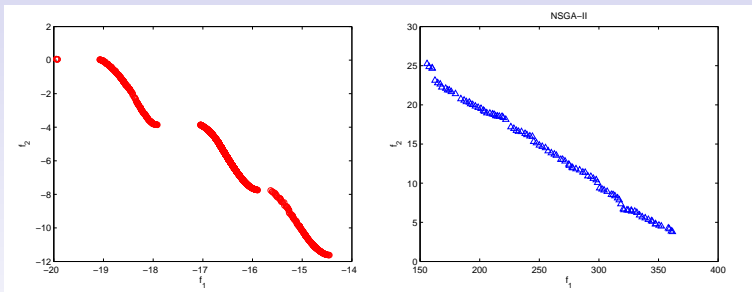
最优化问题及进化算法简介

复杂全局优化问题的搜索策略和Memetic算法

约束多目标优化问题中的约束处理技术和进化算法

总结与展望

致谢



图：ED-MOEA(左)和NSGA-II(右)求解KUR得到的Pareto界面



西安电子科技大学  
Xidian University

## 报告内容

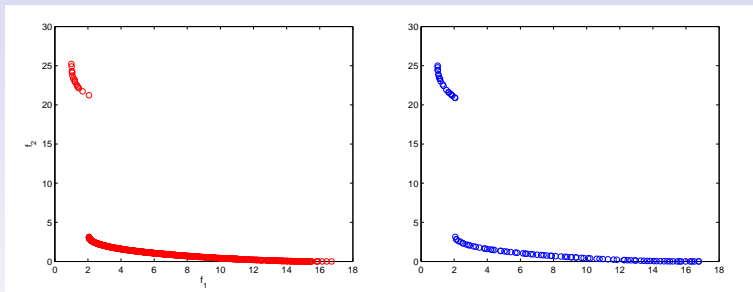
最优化问题及进化算法简介

复杂全局优化问题的搜索策略和Memetic算法

约束多目标优化问题中的约束处理技术和进化算法

总结与展望

致谢



图：ED-MOEA(左)和NSGA-II(右)求解POL得到的Pareto界面



西安电子科技大学  
Xidian University

## 报告内容

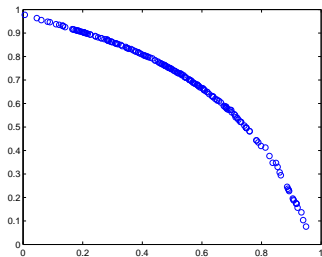
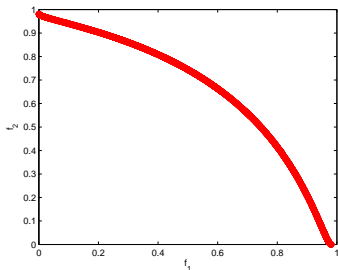
最优化问题及进化算法简介

复杂全局优化问题的搜索策略和Memetic算法

约束多目标优化问题中的约束处理技术和进化算法

总结与展望

致谢



图：ED-MOEA(左)和NSGA-II(右)求解FON得到的Pareto界面



西安电子科技大学  
Xidian University

## 报告内容

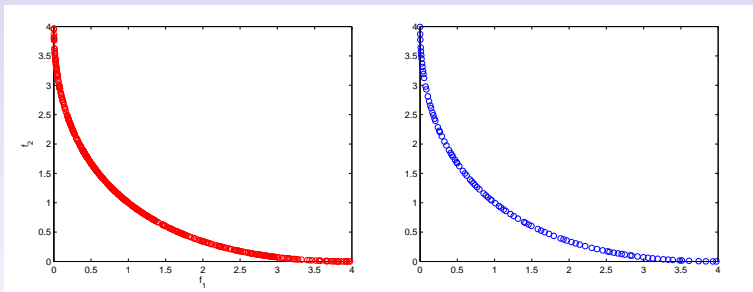
最优化问题及进化算法简介

复杂全局优化问题的搜索策略和Memetic算法

约束多目标优化问题中的约束处理技术和进化算法

总结与展望

致谢



图：ED-MOEA(左)和NSGA-II(右)求解SCH得到的Pareto界面



西安电子科技大学  
Xidian University

报告内容

最优化问题及进化算法简介

复杂全局优化问题的  
搜索策略  
和Memetic算法

约束多目标优化问题  
中的约束处理技术和  
进化算法

总结与展望

致谢

- 1 最优化问题及进化算法简介
- 2 复杂全局优化问题的搜索策略和Memetic算法
- 3 约束多目标优化问题中的约束处理技术和进化算法
- 4 总结与展望**
- 5 致谢



西安电子科技大学  
Xidian University

## 报告内容

最优化问题及进化算法简介

复杂全局优化问题的搜索策略和Memetic算法

约束多目标优化问题中的约束处理技术和进化算法

总结与展望

致谢

- 👉 我们研究了优化问题中的两类较困难的复杂问题，得到了较好的初期成果。但对其他更为复杂的测试问题，仍存在一定的困难。
- 👉 对于复杂全局优化问题，仍缺乏有效的和完整的数学理论，特别是判定全局最优解。
- 👉 对于约束多目标优化问题，不仅缺乏理论结果，而且在约束处理技术以及构造高效方法上，仍缺乏有效的借鉴经验。



西安电子科技大学  
Xidian University

报告内容

最优化问题及进化算法简介

复杂全局优化问题的  
搜索策略  
和Memetic算法

约束多目标优化问题  
中的约束处理技术和  
进化算法

总结与展望

致谢

- 1 最优化问题及进化算法简介
- 2 复杂全局优化问题的搜索策略和Memetic算法
- 3 约束多目标优化问题中的约束处理技术和进化算法
- 4 总结与展望
- 5 致谢



西安电子科技大学  
Xidian University

报告内容

最优化问题及进化算法简介

复杂全局优化问题的搜索策略和Memetic算法

约束多目标优化问题中的约束处理技术和进化算法

总结与展望

致谢

谢谢各位!