



汕頭大學
SHANTOU UNIVERSITY



2023年汕头大学电子系硕士论文答辩

不平衡约束多目标优化方法及其 在井眼轨迹优化中的应用

答辩人：王柳

指导教师：范衡教授

2023年5月21日



1

研究背景

2

不平衡约束多目标优化算法研究

3

井眼轨迹的设计与优化

4

总结与展望

1

研究背景

2

不平衡约束多目标优化算法研究

3

井眼轨迹的设计与优化

4

总结与展望

➤ 约束多目标优化问题 (CMOPs) 的数学定义

Constrained Multi-objective optimization Problems (CMOPs)

$$\begin{cases} \text{minimize} & \mathbf{F}(\mathbf{x}) = (f_1(\mathbf{x}), \dots, f_m(\mathbf{x}))^T \\ \text{subject to} & g_i(\mathbf{x}) \geq 0, i = 1, \dots, q \\ & h_j(\mathbf{x}) = 0, j = 1, \dots, p \\ & \mathbf{x} \in \Omega \end{cases} \quad (1)$$

- $\mathbf{F}(\mathbf{x}) = (f_1(\mathbf{x}), f_2(\mathbf{x}), \dots, f_m(\mathbf{x}))^T \in \mathbb{R}^m$ is a m -dimensional objective vector.
- $g_i(\mathbf{x}) \geq 0$ defines q inequality constraints, $h_j(\mathbf{x}) = 0$ defines p equality constraints.
- $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T \in \mathbb{R}^n$ is a n -dimensional decision variable, $\Omega = \prod_{i=1}^n [a_i, b_i] \subseteq \mathbb{R}^n$ is the decision space.

1. 研究背景

➤ 典型的约束多目标优化问题 (CMOPs)

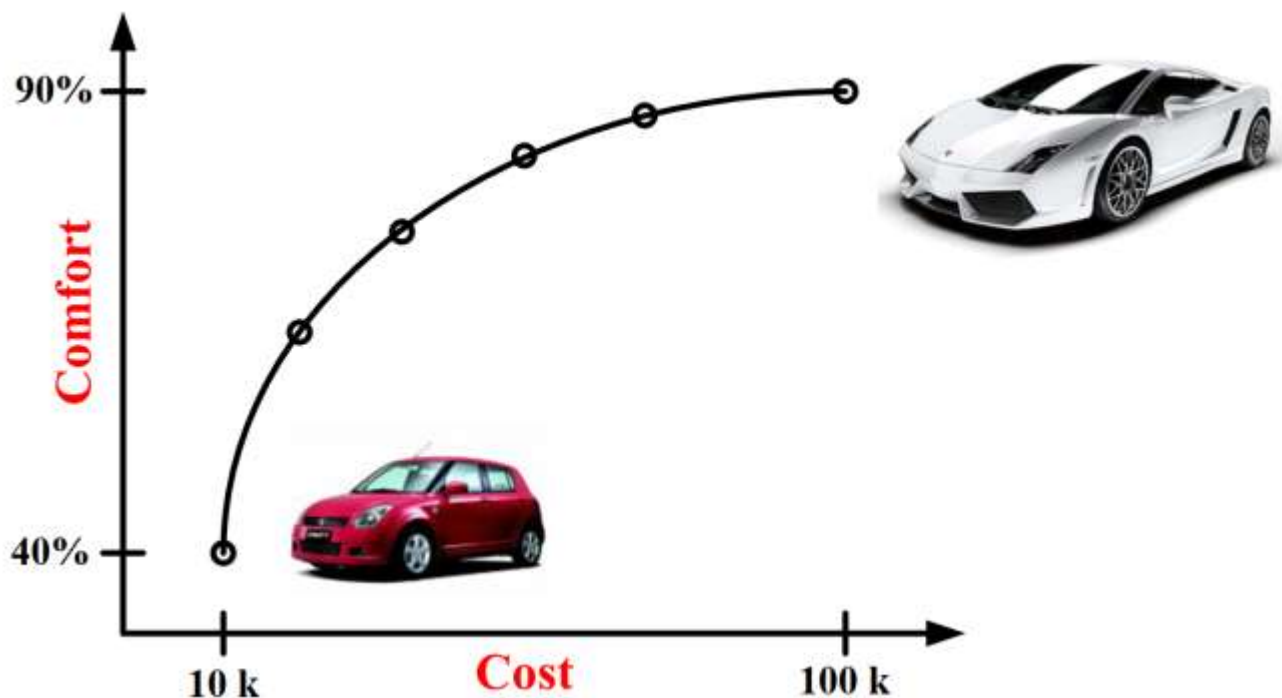


图1-1 经典CMOPs示意图

- 优化目标1: 花费成本越低越好
- 优化目标2: 车子越舒适越好
- 约束条件: 原产地、品牌等方面的约束

1. 研究背景

➤ 不平衡约束多目标优化问题

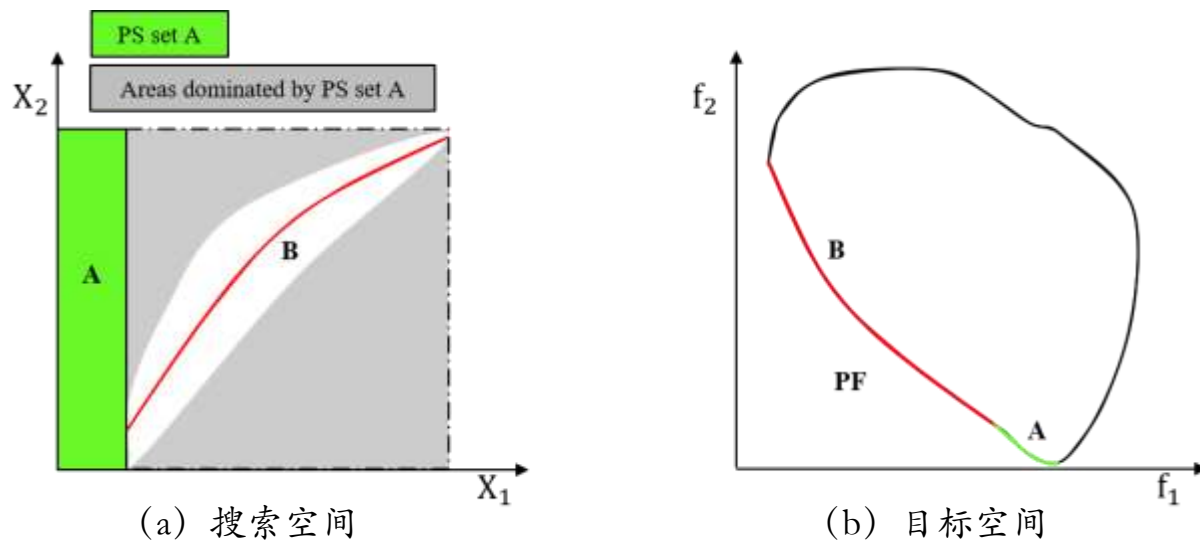


图1-2 不平衡搜索空间示例

大部分多目标进化算法 (MOEAs) 容易被困在区域A中，即大部分解会收敛于PF的有利子集A中，因此算法很难找到整个 PF，导致算法多样性缺失。



1

研究背景

2

不平衡约束多目标优化算法研究

3

井眼轨迹的设计与优化

4

总结与展望

2. 不平衡约束多目标优化算法研究

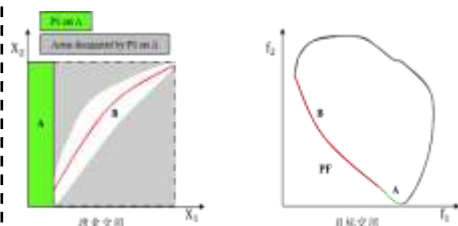
问题

造成的影响

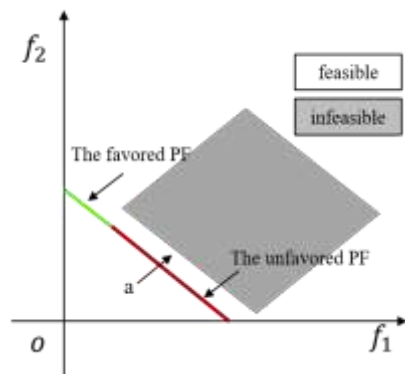
解决思路

解决方案

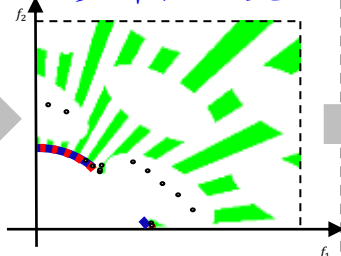
目标不平衡



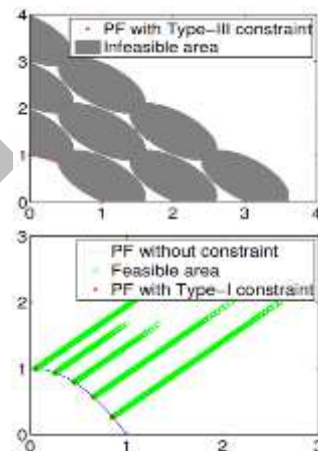
约束不平衡



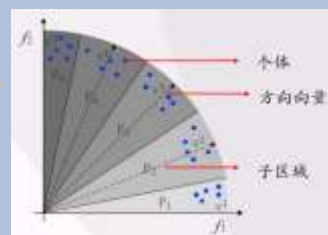
多样性缺失



收敛困难



将目标分解



对约束进行处理

$$\varepsilon(g) = \begin{cases} \text{rule 1: } \phi(x^g), & \text{if } g = 0 \\ \text{rule 2: } (1-\tau)\varepsilon(g-1), & \text{if } r_g < \alpha \text{ and } g < T_c \\ \text{rule 3: } (1+\tau)\phi_{\max}, & \text{if } r_g \geq \alpha \text{ and } g < T_c \\ \text{rule 4: } 0, & \text{if } g \geq T_c \end{cases}$$

ε M2M 约束多目标进化算法

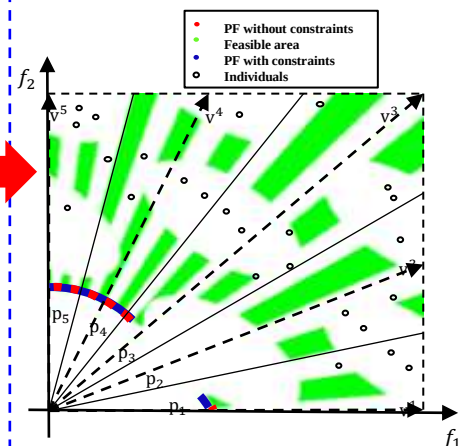


图2-1 算法设计逻辑框架图

2. 不平衡约束多目标优化算法研究

➤ 分解方法

- 将一个多目标优化问题按照方向向量分解成一组简单的多目标优化子问题。
- M2M策略具有很强保持种群多样性的能力，特别是在解决不平衡的约束多目标优化问题时。

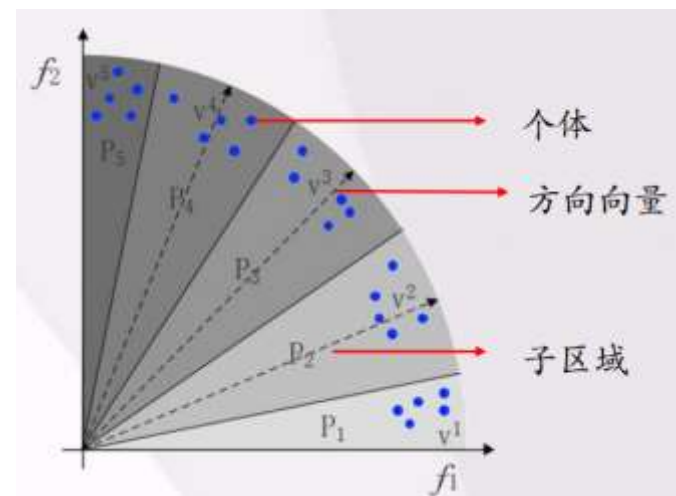


图2-2 M2M分解方法

➤ 子区域定义

$$\Omega_k = \left\{ u \in \mathbf{R}_+^m \mid \langle u, v^j \rangle \leq \langle u, v^i \rangle \text{ for any } i = 1, 2, \dots, K \right\}$$

2. 不平衡约束多目标优化算法研究

➤ 约束机制

- 根据可行解在当前种群中的比例动态调整约束违反的松弛，帮助种群跨越较大的不可行区域，在探索可行区域和不可行区域之间保持良好的平衡。

$$\varepsilon(g) = \begin{cases} \text{rule 1: } \phi(\mathbf{x}^\theta), & \text{if } g = 0 \\ \text{rule 2: } (1 - \tau)\varepsilon(g - 1), & \text{if } r_g < \alpha \text{ and } g < T_c \longrightarrow \text{加强可行区域的搜索} \\ \text{rule 3: } (1 + \tau)\phi_{\max}, & \text{if } r_g \geq \alpha \text{ and } g < T_c \longrightarrow \text{加强不可行区域的搜索} \\ \text{rule 4: } 0, & \text{if } g \geq T_c \end{cases}$$

2. 不平衡约束多目标优化算法研究

➤ ϵ M2M

- 将基于分解的方法和改进的约束处理机制相融合。通过分解方法将问题拆成若干个更小的子问题，同时利用改进的约束处理机制优化每个子问题。

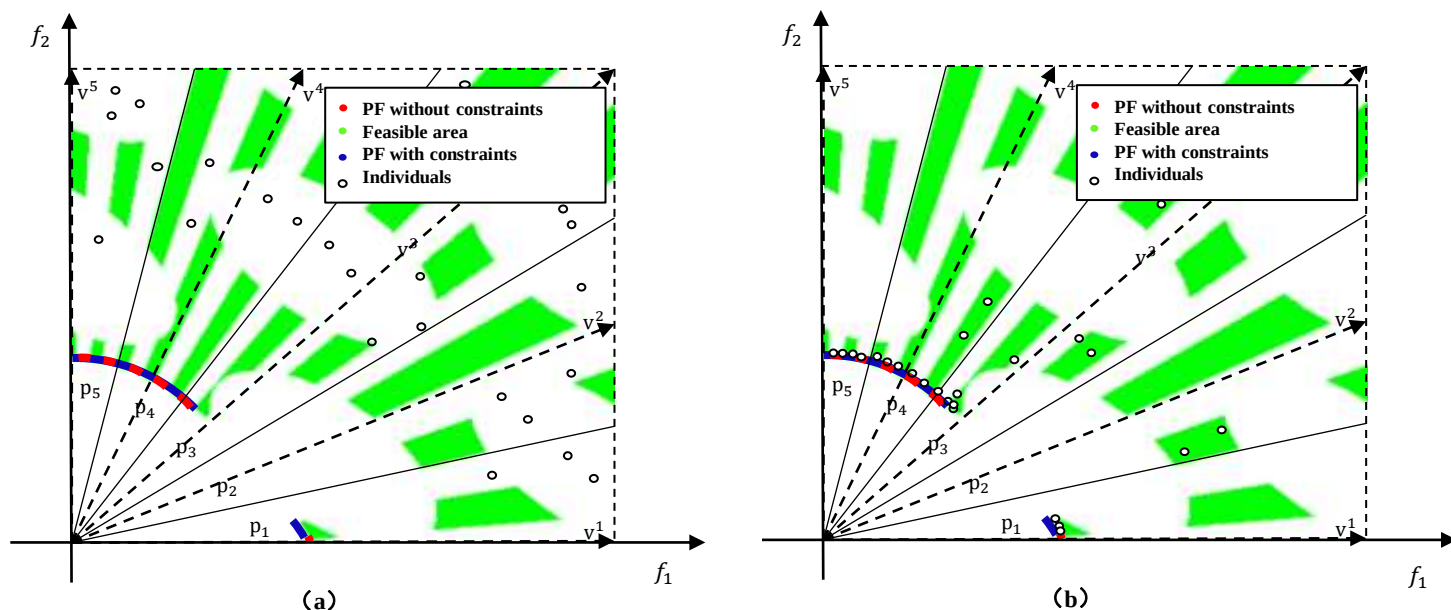


图2-3 ϵ M2M方法搜索过程图示

2. 不平衡约束多目标优化算法研究

➤ ϵ M2M 算法框架

算法 3-3 ϵ M2M 框架

输入:

K : 子问题的数量;

$v^1, \dots, v^K$: K 个单位方向向量;

S : 每个子种群的大小;

Q : 一组个体解和对应的目标函数值;

$g_{\max}$: 最大代数;

T_c : $\epsilon(k)$ 的控制代数;

输出: 一组非支配的可行解。

- 1: 初始化
- 2: 根据算法 3-1 将种群分解为 K 个亚种群 ($P_1 \dots P_K$),
- 3: 根据 $DecompositionPop(Q, K)$, 每个亚种群包含 S 个个体;
- 4: 根据等式(2-18)初始化 $\epsilon(0)$, r_g , $\phi_{\max}$, τ , α , 和 T_c ;

初始化

```
5: while  $gen \leq g_{\max}$  do
-----
6:   for  $i = 1, 2, \dots, K$  do
7:     for each  $x \in P_k$  do
8:       从  $P_k$  中随机选择个体  $y$ ;
9:       个体  $x$  和个体  $y$  统一应用遗传操作生成新的解  $z$ ;
10:       $R := R \cup \{z\}$ ;
11:    end for
12:     $Q := R \cup (\cup_{k=1}^K P_k)$ 
13:    根据等式(2-16)和(2-17)使用  $Q$  来设置  $P_1, \dots, P_K$ ;
14:  end for
-----
15:   $\epsilon(g) = \text{SetEpsilon}(\tau, r_g, \alpha, T_c, g, \phi_{\max})$ ;
-----
16:  for  $i = 1, 2, \dots, K$  do
17:    if  $|P_k| \leq S$  then
18:      随机选择  $|S - P_k|$  加入  $P_k$  中;
19:    else
20:      根据改进的 Epsilon 机制, 从  $P_k$  中选择  $S$  个解。
21:    end if
22:  end for
-----
23:   $gen = gen + 1$ ;
24: end while
25: 输出: 一组非支配的可行解
```

产生新的子代个体

更新 $\epsilon(g)$ 的值

子种群的更新

2. 不平衡约束多目标优化算法研究

► 测试函数设计

目标函数

$$\text{IM-CMOP4} \left\{ \begin{array}{l} \min \quad f_1(\mathbf{x}) = (1 + g(\mathbf{x}))x_1 \\ \min \quad f_2(\mathbf{x}) = (1 + g(\mathbf{x}))(1 - x_1^{0.5} \cos^2(2\pi x_1)) \\ \text{where} \quad g(\mathbf{x}) = 10 \sin(\pi x_1) \sum_{i=2}^n \left(\frac{|t_i|}{1 + e^{5|t_i|}} \right) \\ \quad t_i = x_i - \sin(0.5\pi x_1) \\ \quad n = 10, \mathbf{x} \in [0, 1]^n \end{array} \right.$$

约束条件

$$\left\{ \begin{array}{l} c_1(\mathbf{x}) = \sin(a\pi x_1) - b \geq 0 \\ c_k(\mathbf{x}) = \left((f_1 - p_k) \cos \theta_k - (f_2 - q_k) \sin \theta_k \right)^2 / a_k^2 \\ \quad + \left((f_1 - p_k) \sin \theta_k - (f_2 - q_k) \cos \theta_k \right)^2 / b_k^2 \geq r \\ a = 20, b = 0 \\ p_k = [0, 1, 0, 1, 2, 0, 1, 2, 3] \\ q_k = [1.5, 0.5, 2.5, 1.5, 0.5, 3.5, 2.5, 1.5, 0.5] \\ a_k^2 = 0.4, b_k^2 = 1.6, \theta_k = -0.25\pi \\ c = 20, n = 30 \\ x_i \in [0, 1], k = 1, \dots, 9 \end{array} \right.$$

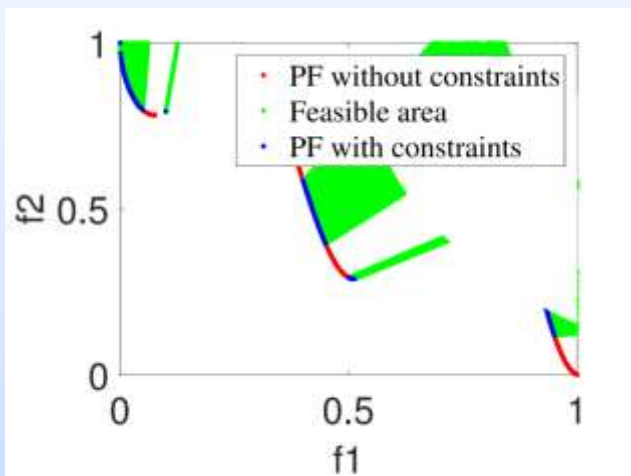


图2-4 测试问题IM-CMOP4的PF分布图

2. 不平衡约束多目标优化算法研究

➤ 测试函数设计

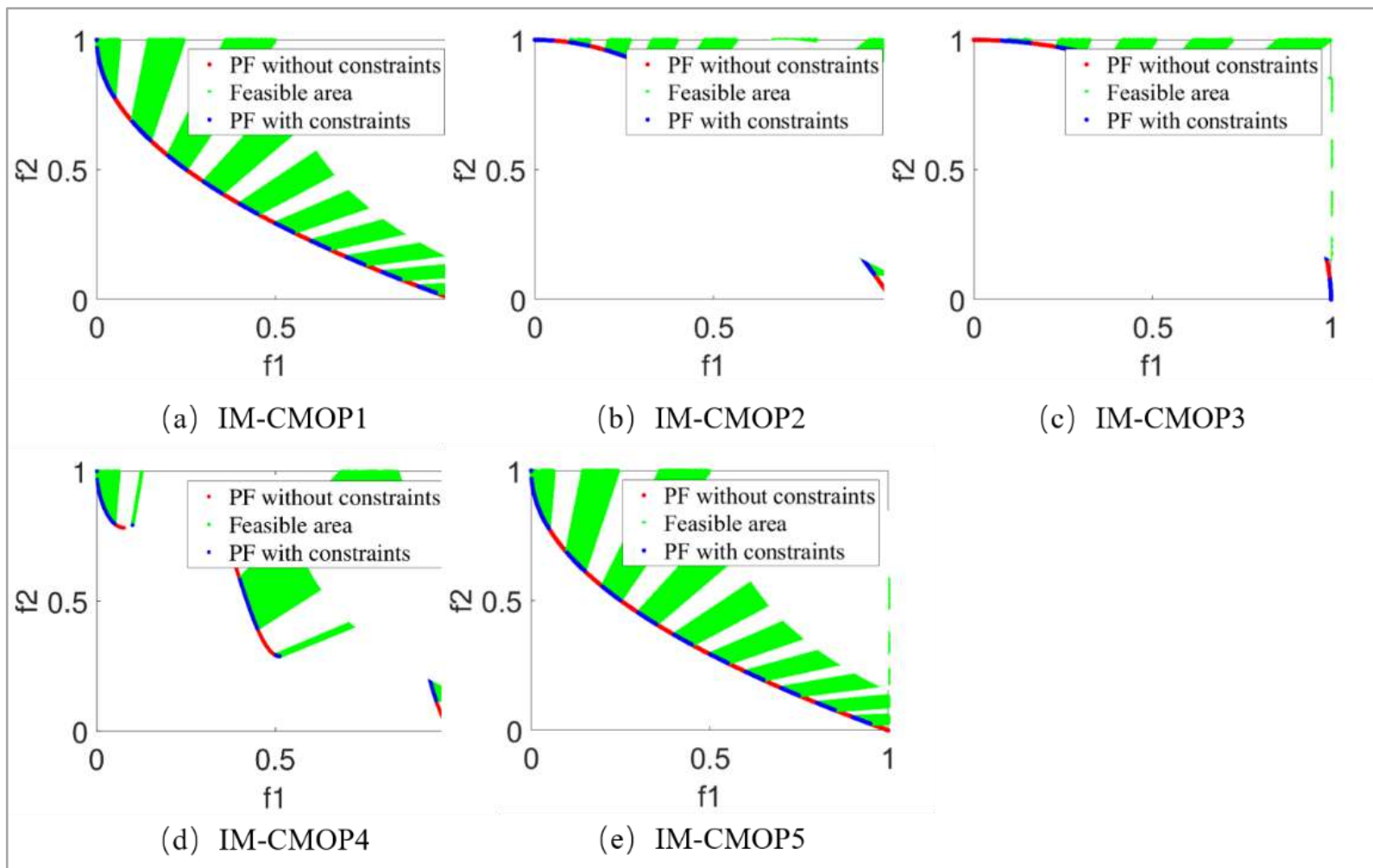


图2-5 测试问题的PF分布图

2. 不平衡约束多目标优化算法研究

➤ 实验结果与分析

➤ 对比算法

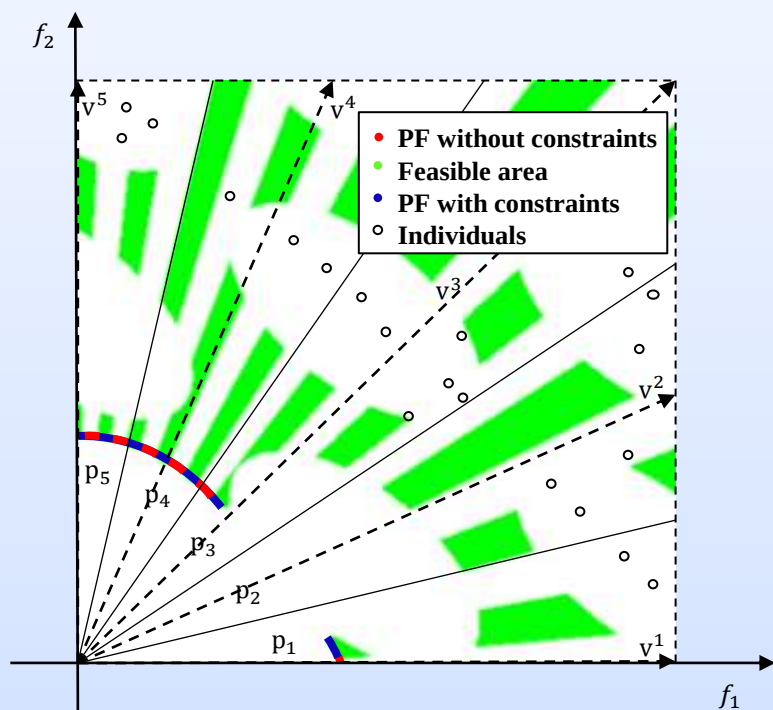
- CCMO
- CMOEA-MS
- cDPEA
- ToP
- MOEA/D-CDP
- MOEA/D-DW
- CM2M2
- CM2M

➤ 参数设置

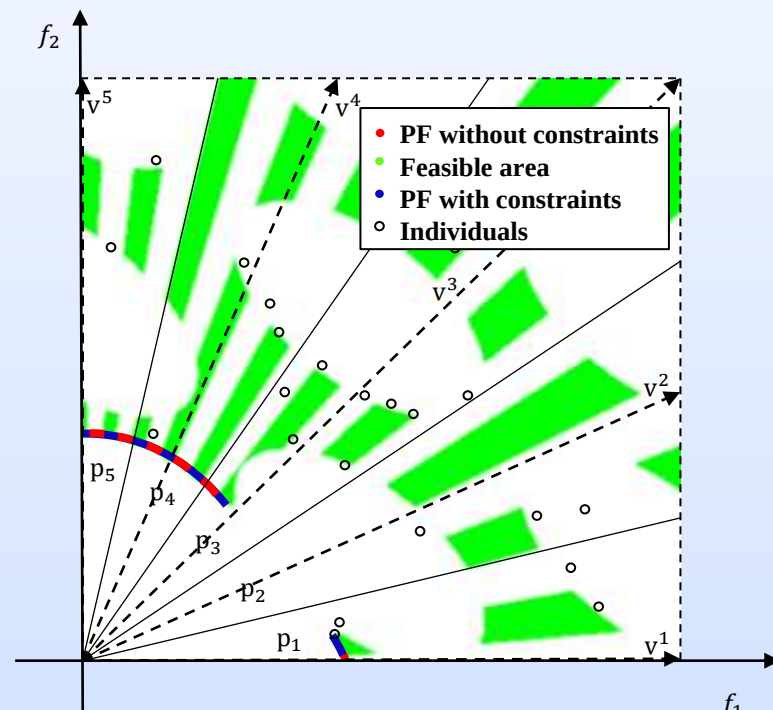
- 种群大小: $N=200$
- 变异、交叉概率: $P_m=1/n$, $CR=1.0$
- 评价次数: 300000次
- ϵ M2M、CM2M、CM2M2:
 $K=10$, $N_1=60$, $N_2=140$;
 $T_c=800$, $\alpha=0.95N$, $\tau=0.1$,
 $\theta=0.05 N$
- MOEA/D-CDP: $T=30$, $n_r=2$

2. 不平衡约束多目标优化算法研究

➤ CM2M (未使用 ε 约束处理)



(a)



(b)

图2-6 CM2M方法搜索过程图示

2. 不平衡约束多目标优化算法研究

➤ MOEA/D-IEpsilon(未使用M2M策略)

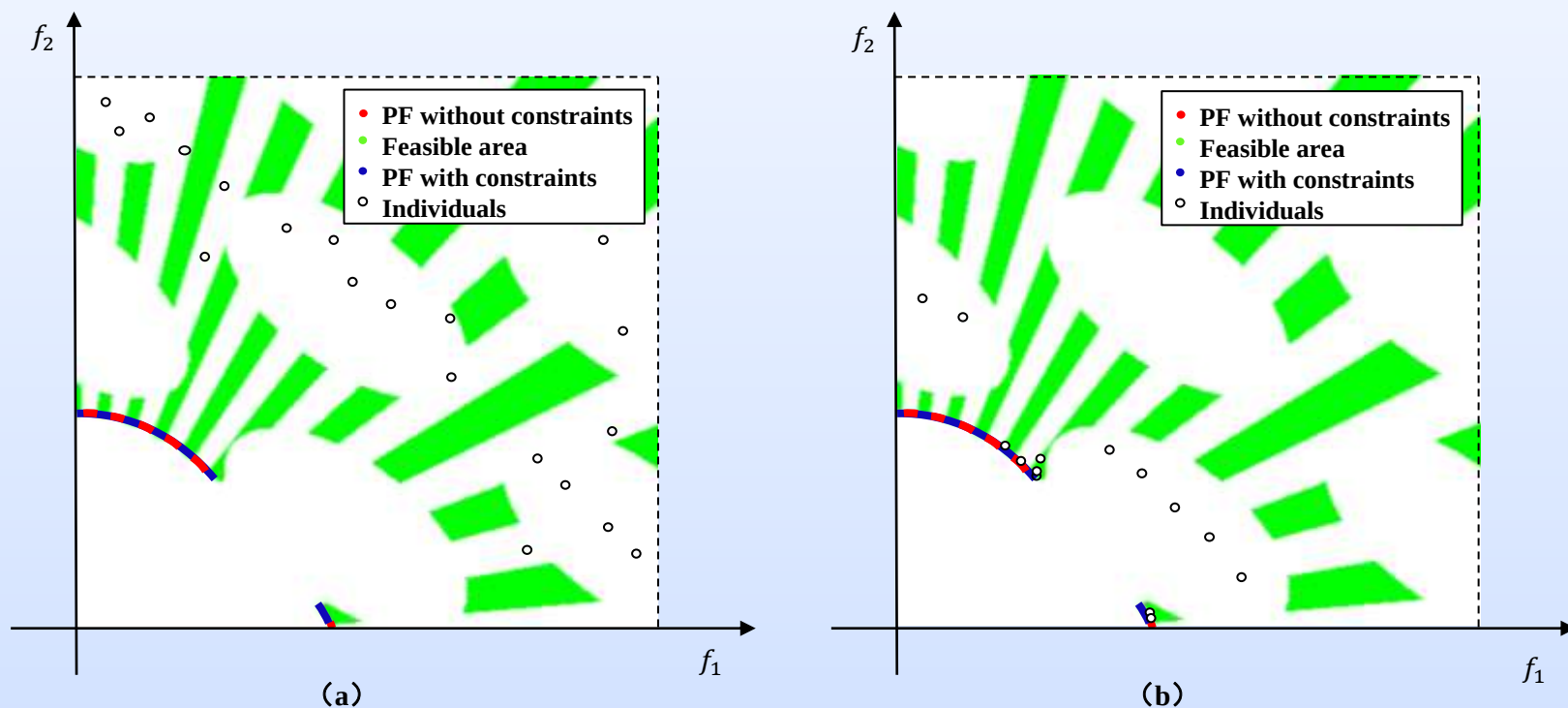
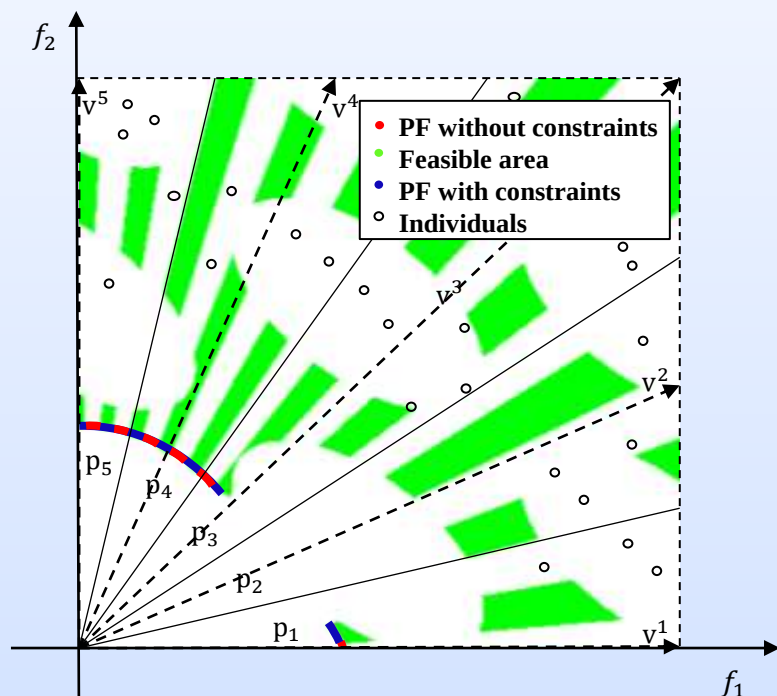


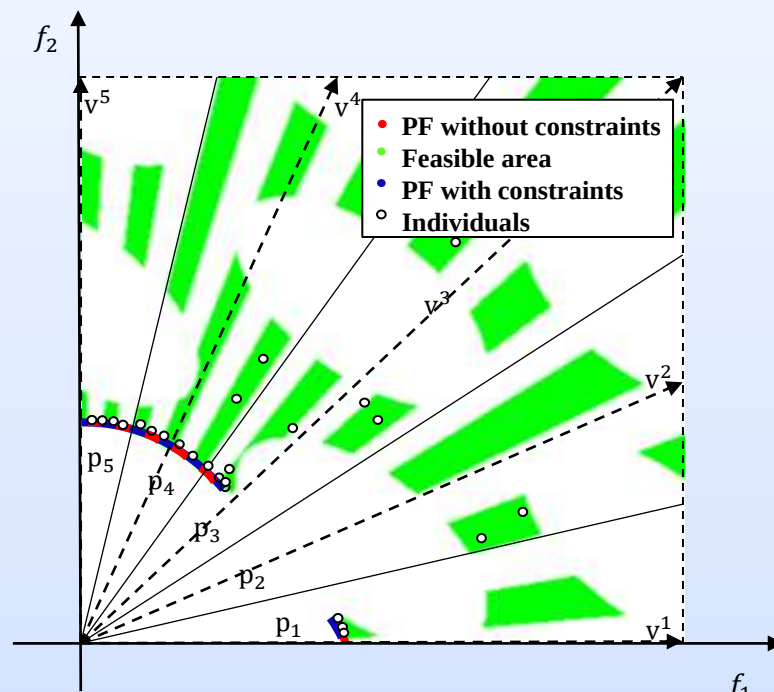
图2-7 MOEA/D-IEpsilon方法搜索过程图示

2. 不平衡约束多目标优化算法研究

➤ ϵ M2M



(a)



(b)

图2-8 ϵ M2M方法搜索过程图示

2. 不平衡约束多目标优化算法研究

表2-1 ϵ M2M和其他8个CMOEAs在IM-CMOP1~IM-CMOP5上的IGD结果。最佳结果用黑色加粗字体突出显示

Test Instance	ϵ M2M	CCMO	CMOEA-MS	cDPEA	ToP	MOEA/D-CDP	MOEA/D-DW	CM2M2	CM2M
mean IM-CMOP1 std	3.75E-02	4.26E-01	7.29E-01	3.09E-01	3.64E-01	3.33E-01	4.25E-01	2.05E-01	9.10E-02
	1.90E-02	1.62E-02	8.19E-03	5.30E-02	4.89E-02	1.67E-02	7.12E-02	4.47E-02	2.26E-02
mean IM-CMOP2 std	1.51E-01	2.67E-01	3.23E-01	2.56E-01	2.95E-01	3.23E-01	3.32E-01	1.67E-01	2.29E-01
	1.01E-01	2.23E-03	6.03E+00	1.16E-02	2.91E-02	6.40E+00	2.64E-03	6.11E-02	5.65E-02
mean IM-CMOP3 std	1.15E-01	4.82E-01	4.12E-01	3.25E-01	5.94E-01	5.53E-01	5.16E-01	3.81E-01	3.41E-01
	7.09E-02	6.76E-02	3.93E-02	4.48E-02	2.50E-02	5.65E-02	7.29E-02	6.37E-02	6.06E-02
mean IM-CMOP4 std	1.73E-01	3.15E-01	5.04E-01	2.38E-01	3.14E-01	3.59E-01	4.41E-01	1.46E-01	2.32E-01
	1.11E-01	5.46E-03	6.40E-04	7.27E-02	1.25E-02	7.16E-03	2.87E-02	7.88E-02	6.82E-02
mean IM-CMOP5 std	2.65E-02	2.61E-01	2.65E-01	1.57E-01	3.06E-01	3.04E-01	3.17E-01	1.70E-01	1.20E-01
	6.50E-03	3.69E-02	3.62E-02	2.14E-02	3.07E-02	3.07E-02	2.94E-02	4.74E-02	3.87E-02
Friedman test	1.2	6.0	7.3	3.4	6.8	6.9	8.0	2.8	2.6

2. 不平衡约束多目标优化算法研究

表2-2 ϵ M2M和其他8个CMOEAs在IM-CMOP1~IM-CMOP5上的HV结果。最佳结果用黑色加粗字体突出显示

Test Instance	ϵ M2M	CCMO	CMOEA-MS	cDPEA	ToP	MOED/D-CDP	MOED/D-DW	CM2M2	CM2M	
IM-CMOP1	mean	9.74E-01	3.35E-01	3.28E-01	5.21E-01	4.45E-01	4.99E-01	4.16E-01	8.22E-01	9.06E-01
	std	2.17E-02	1.89E-02	1.05E-02	7.82E-02	7.85E-02	3.55E-02	4.74E-02	2.58E-02	2.73E-02
IM-CMOP2	mean	4.94E-01	3.45E-01	2.28E-01	3.93E-01	2.89E-01	2.28E-01	2.28E-01	3.41E-01	4.34E-01
	std	6.20E-02	1.60E-02	1.69E-16	1.34E-02	6.27E-02	1.69E-16	1.69E-16	5.06E-02	3.17E-02
IM-CMOP3	mean	4.59E-01	2.39E-01	2.39E-01	2.57E-01	2.39E-01	2.39E-01	2.39E-01	2.66E-01	2.57E-01
	std	5.58E-02	8.47E-17	8.47E-17	2.88E-02	8.47E-17	8.40E-17	8.47E-17	2.91E-02	2.87E-02
IM-CMOP4	mean	6.23E-01	4.25E-01	3.13E-01	5.15E-01	4.21E-01	3.72E-01	3.73E-01	6.29E-01	5.72E-01
	std	1.49E-01	1.23E-02	1.07E-03	6.78E-02	1.58E-02	1.16E-02	1.46E-02	1.29E-01	7.19E-02
IM-CMOP5	mean	9.86E-01	6.39E-01	6.40E-01	7.85E-01	5.98E-01	6.03E-01	5.94E-01	8.12E-01	8.36E-01
	std	1.04E-02	5.66E-02	5.17E-02	2.91E-02	3.88E-02	4.95E-02	5.02E-02	4.85E-02	4.99E-02
Friedman test	1.2	6.0	7.6	3.6	6.6	7.0	7.6	2.8	2.6	

2. 不平衡约束多目标优化算法研究

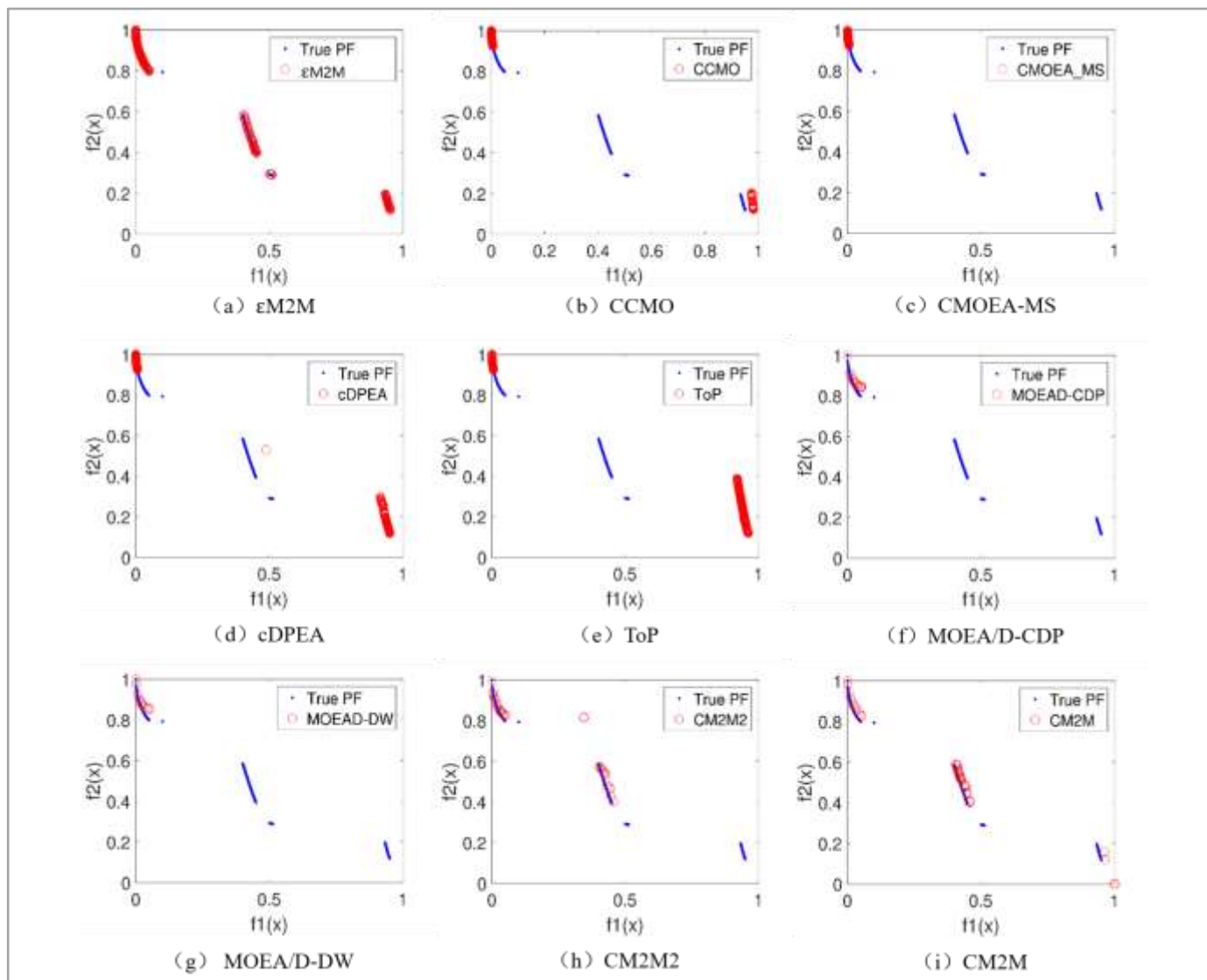


图2-9 各个算法在IM-CMOP4上获得的非支配解集

2. 不平衡约束多目标优化算法研究

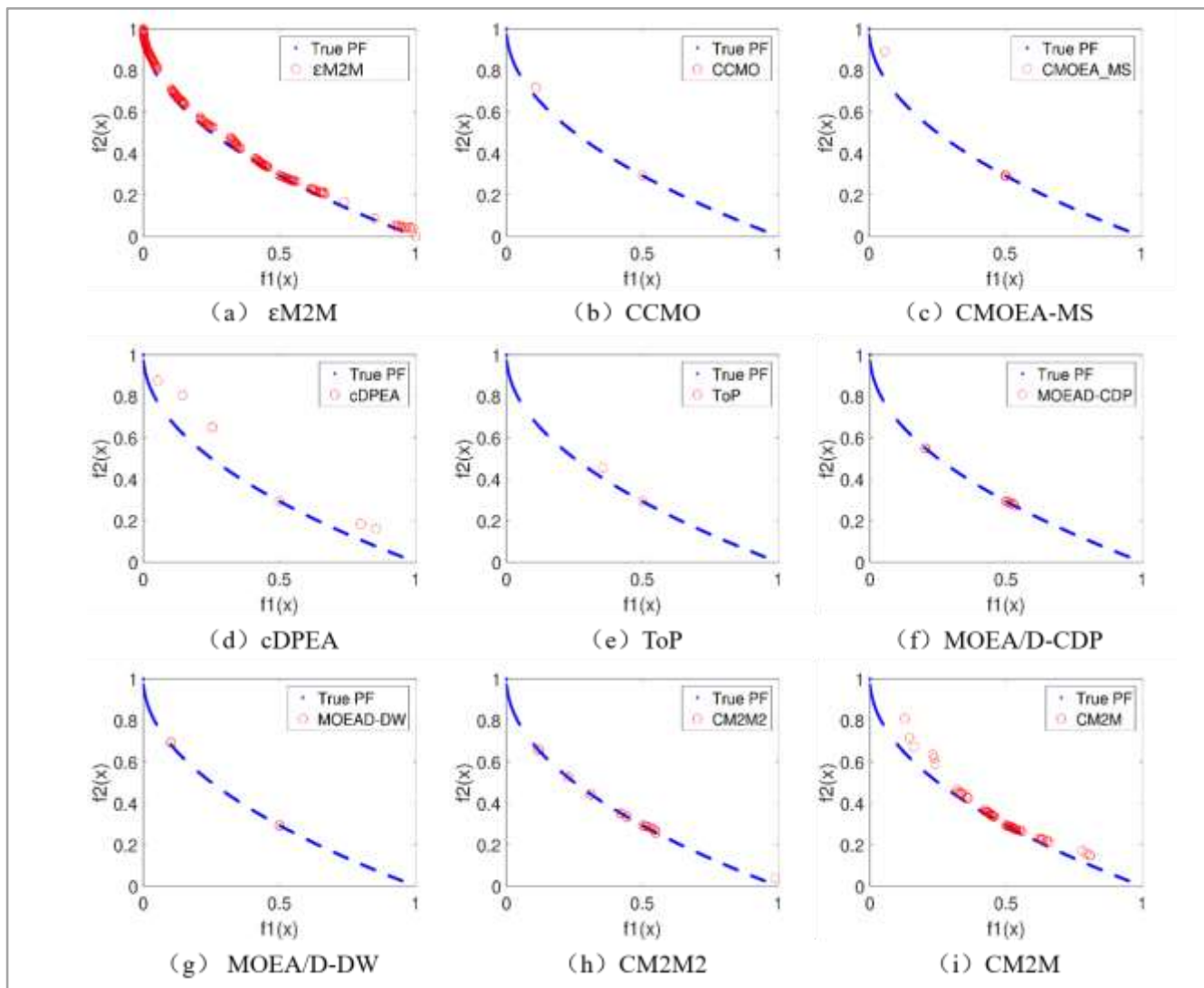


图2-10 各个算法在IM-CMOP5上获得的非支配解集

2. 不平衡约束多目标优化算法研究

表2-3 各个算法在UCMOPs上的IGD结果。最佳结果用黑色加粗字体突出显示。

Test Instance	ϵ M2M	CCMO	CMOEA-MS	cDPEA	ToP	MOEAD-CDP	MOEAD-DW	CM2M2	CM2M
UCMOP1-1	mean	2.65E-03	3.38E-01	3.47E-01	3.47E-01	3.47E-01	5.81E-02	7.69E-03	9.77E-03
	std	7.60E-04	4.24E-02	3.60E-04	2.80E-04	1.24E-03	3.66E-03	1.27E-01	3.10E-04
UCMOP1-2	mean	2.52E-03	3.69E-01	3.77E-01	3.77E-01	3.76E-01	3.78E-01	2.99E-03	7.69E-03
	std	3.50E-04	4.65E-02	7.10E-04	4.20E-04	5.62E-03	3.82E-03	1.43E-03	6.90E-04
UCMOP1-3	mean	8.49E-03	3.93E-01	3.93E-01	3.93E-01	3.93E-01	3.93E-01	2.76E-01	6.42E-03
	std	1.19E-02	1.41E-03	1.59E-03	1.53E-03	2.50E-03	3.52E-03	1.82E-01	9.30E-04
UCMOP2-1	mean	1.38E-02	2.12E-01	2.80E-01	2.06E-01	3.30E-01	3.82E-01	2.21E-01	3.42E-01
	std	6.64E-02	1.55E-01	1.63E-01	1.37E-01	1.11E-01	9.38E-02	1.80E-01	9.16E-02
UCMOP2-2	mean	8.59E-02	2.17E-01	2.46E-01	2.32E-01	3.52E-01	3.87E-01	2.30E-01	3.84E-01
	std	1.09E-01	1.16E-01	9.57E-02	1.06E-01	1.27E-01	1.43E-01	1.80E-01	8.99E-02
UCMOP2-3	mean	1.67E-03	1.61E-01	2.55E-01	1.59E-01	3.68E-01	4.02E-01	2.65E-01	4.02E-01
	std	1.00E-04	1.30E-01	1.50E-01	1.05E-01	1.34E-01	7.54E-02	2.02E-01	7.54E-02
UCMOP3-1	mean	1.54E-03	3.15E-01	3.66E-01	3.35E-01	1.41E-01	8.57E-01	8.33E-02	1.17E-01
	std	1.20E-04	1.65E-01	1.42E-01	1.74E-01	1.91E-01	5.41E-01	1.63E-01	3.29E-03
UCMOP3-2	mean	4.58E-03	1.90E-01	2.60E-01	2.32E-01	7.82E-02	1.00E+00	1.48E-01	3.90E-01
	std	1.20E-04	1.12E-01	6.26E-02	9.39E-02	1.83E-01	5.28E-01	2.37E-01	3.55E-01
UCMOP3-3	mean	1.55E-03	2.57E-01	3.31E-01	2.40E-01	2.69E-01	1.16E+00	4.18E-02	8.20E-02
	std	1.00E-04	1.89E-01	1.91E-01	2.09E-01	2.41E-01	3.85E-01	1.18E-01	7.79E-03
Friedman Test	1.2222	4.6667	6.6111	5.1667	6.4444	8.8889	3.4444	4.3333	4.2222

2. 不平衡约束多目标优化算法研究

表2-4 各个算法在UCMOPs上的HV结果。最佳结果用黑色加粗字体突出显示。

Test Instance	ϵ M2M	CCMO	CMOEA-MS	cDPEA	ToP	MOEAD-CDP	MOEAD-DW	CM2M2	CM2M
mean UCMOP1-1	9.36E-01	5.63E-01	5.55E-01	5.55E-01	5.55E-01	5.55E-01	8.74E-01	9.28E-01	9.21E-01
	1.12E-03	4.06E-02	2.80E-04	2.60E-04	1.64E-03	5.26E-03	1.41E-01	6.38E-03	2.43E-03
mean UCMOP1-2	1.10E+00	7.79E-01	7.73E-01	7.74E-01	7.74E-01	7.73E-01	1.10E+00	1.10E+00	1.09E+00
	4.10E-04	3.22E-02	2.05E-03	4.20E-04	5.10E-03	1.00E-04	4.45E-03	7.04E-03	2.84E-03
mean UCMOP1-3	7.63E-01	3.70E-01	3.70E-01	3.70E-01	3.70E-01	3.70E-01	4.90E-01	7.63E-01	7.56E-01
	1.42E-02	2.00E-04	1.90E-04	1.90E-04	1.08E-03	2.26E-03	1.87E-01	7.52E-03	2.78E-03
mean UCMOP2-1	8.65E-01	6.33E-01	5.75E-01	6.41E-01	6.01E-01	5.56E-01	6.94E-01	5.94E-01	6.48E-01
	5.51E-02	1.27E-01	1.41E-01	1.21E-01	9.24E-02	1.03E-01	1.49E-01	7.47E-02	1.36E-01
mean UCMOP2-2	1.01E+00	7.30E-01	6.74E-01	6.95E-01	7.87E-01	7.51E-01	8.89E-01	7.64E-01	7.66E-01
	8.93E-02	2.03E-01	1.74E-01	1.73E-01	1.00E-01	1.59E-01	1.46E-01	7.24E-02	8.85E-02
mean UCMOP2-3	7.15E-01	5.45E-01	4.62E-01	5.28E-01	4.47E-01	4.29E-01	5.27E-01	4.29E-01	5.11E-01
	1.50E-04	1.04E-01	1.01E-01	8.84E-02	9.44E-02	5.39E-02	1.45E-01	5.39E-02	1.39E-01
mean UCMOP3-1	8.48E-01	5.88E-01	5.52E-01	5.62E-01	7.37E-01	2.96E-01	7.86E-01	8.22E-01	8.17E-01
	1.40E-04	1.17E-01	1.06E-01	1.31E-01	1.47E-01	2.98E-01	1.24E-01	7.06E-03	3.30E-04
mean UCMOP3-2	1.01E+00	7.06E-01	6.09E-01	6.35E-01	9.62E-01	2.33E-01	9.24E-01	7.58E-01	9.47E-01
	1.80E-04	1.77E-01	1.01E-01	1.49E-01	1.04E-01	3.74E-01	1.33E-01	2.54E-01	1.11E-01
mean UCMOP3-3	6.92E-01	5.21E-01	4.95E-01	5.38E-01	4.70E-01	7.91E-02	6.62E-01	6.81E-01	6.76E-01
	1.10E-04	9.06E-02	1.03E-01	1.07E-01	1.97E-01	1.86E-01	9.08E-02	1.10E-04	4.90E-04
Friedman test	1.3333	5.3333	7.3889	5.9444	6.1111	8.5556	3.4444	3.5556	3.3333

2. 不平衡约束多目标优化算法研究

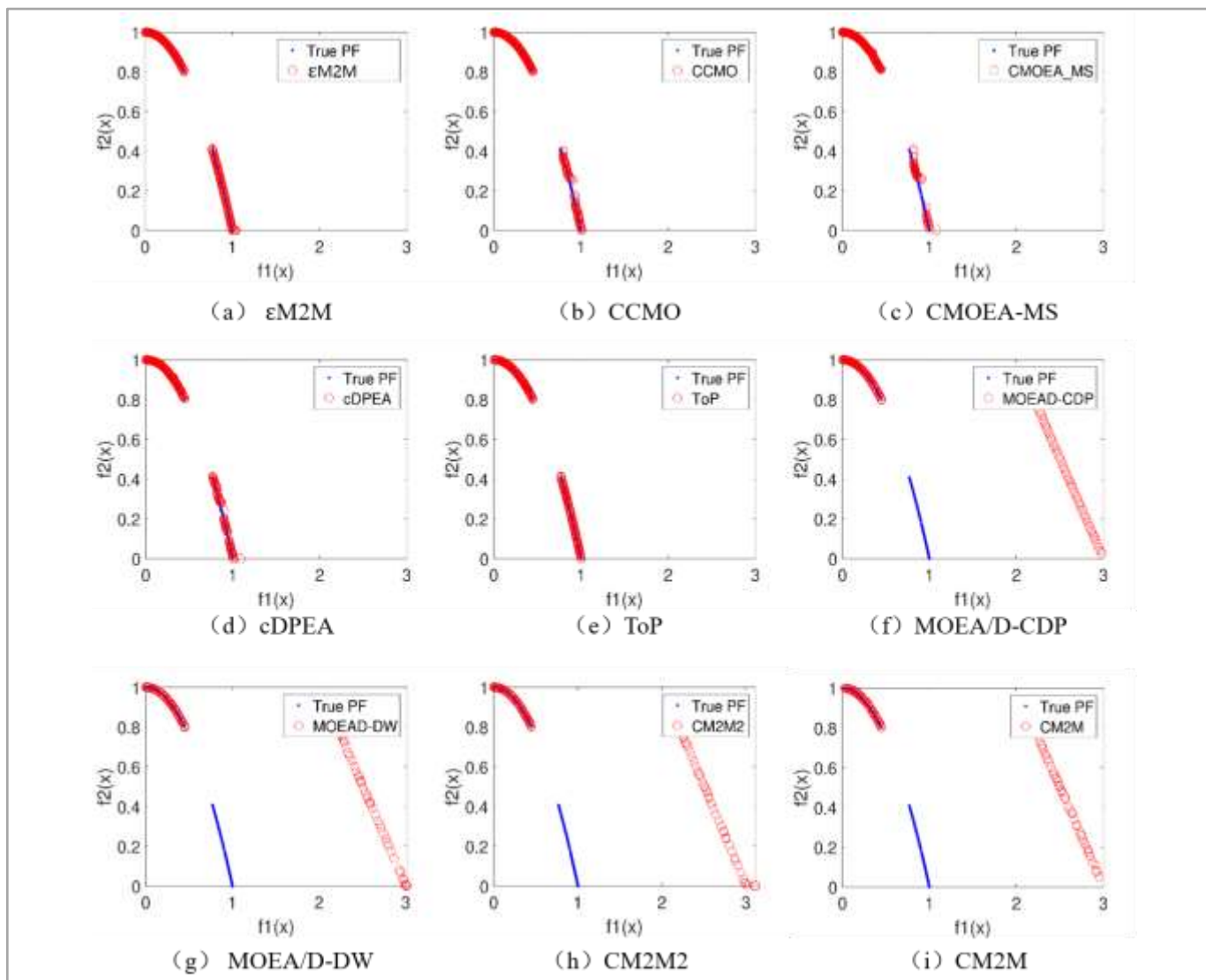


图2-11 各个算法在UCMOP2-3上获得的非支配解的中值HV值



1

研究背景

2

不平衡约束多目标优化算法研究

3

井眼轨迹的设计与优化

4

总结与展望

3. 井眼轨迹的设计与优化

- 用实际问题来检验εM2M算法的效果。
- 该优化模型包含两个目标：井眼轨道的长度和扭矩的大小。

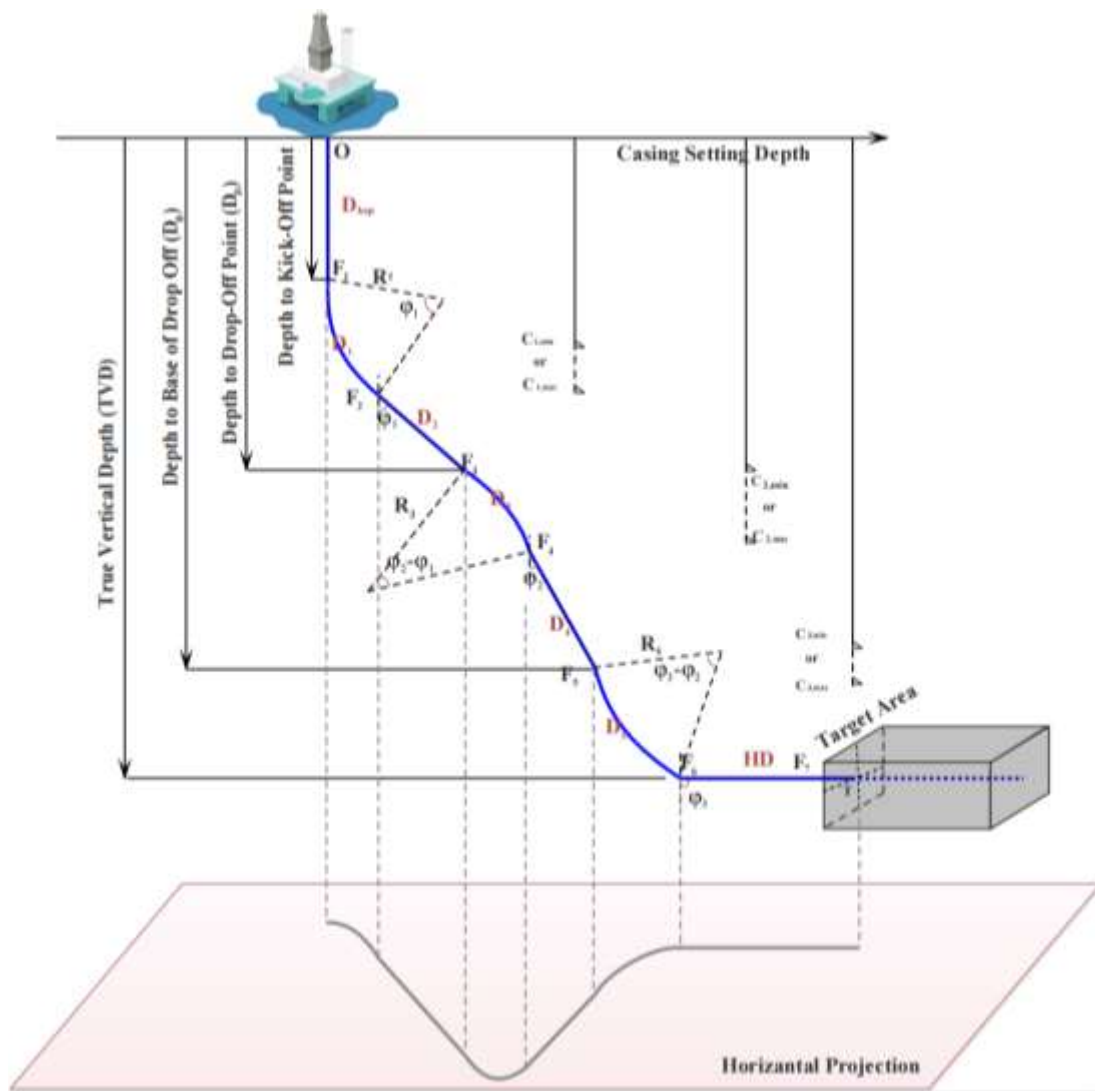


图3-1 七段式井眼轨道设计模型图

3. 井眼轨迹的设计与优化

➤ 优化目标1：井眼轨道的长度

$$TMD = D_{KOP} + D_1 + D_2 + D_3 + D_4 + D_5 + HD$$

其中：

$$D_1 = R_1 \sqrt{(\theta_2 - \theta_1)^2 \sin^4 \left(\frac{\varphi_1 + \varphi_0}{2} \right) + (\varphi_1 + \varphi_0)^2}, (\varphi_0 = 0)$$

$$D_2 = D_D - D_{KOP} - D_1 \times (\sin \varphi_1 - \sin \varphi_0) / ((\varphi_1 - \varphi_0) \times \cos \varphi_1)$$

$$D_3 = R_3 \sqrt{(\theta_4 - \theta_3)^2 \sin^4 \left(\frac{\varphi_2 + \varphi_1}{2} \right) + (\varphi_2 + \varphi_1)^2}$$

$$D_4 = D_B - D_D - D_3 \times (\sin \varphi_2 - \sin \varphi_1) / ((\varphi_2 - \varphi_1) \times \cos \varphi_2)$$

$$D_5 = R_5 \sqrt{(\theta_6 - \theta_5)^2 \sin^4 \left(\frac{\varphi_3 + \varphi_2}{2} \right) + (\varphi_2 + \varphi_3)^2}$$

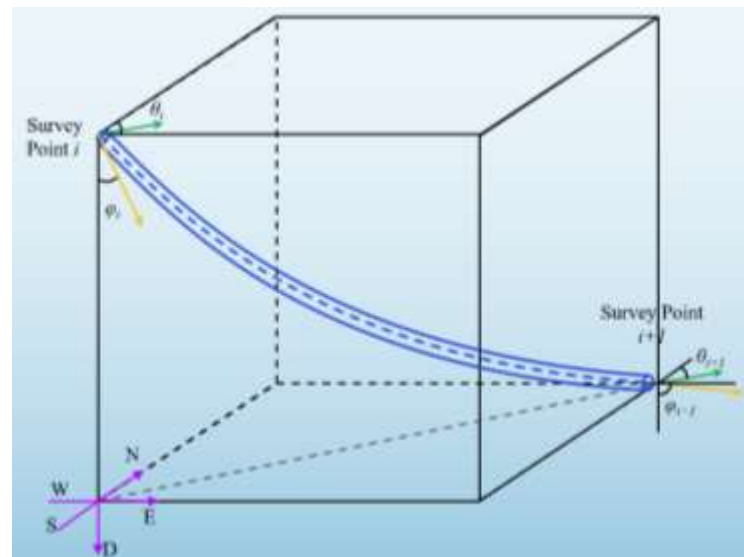


图3-2 圆弧段轨道的三维示意图

3. 井眼轨迹的设计与优化

➤ 优化目标2：扭矩的大小

$$T = T_{\text{vertical}} + T_1 + \cdots + T_5 + T_{\text{horizontal}}$$

其中：

$$T_7 = \mu \frac{D}{2} w \Delta L_7 \sin \varphi_3$$
$$\cos \beta_6 = \sin \varphi_3 \sin \varphi_2 \cos(\theta_5 - \theta_6) + \cos \theta_5 \cos \theta_6$$
$$T_6 = \mu \frac{D}{2} F_6 \beta_6$$
$$T_5 = \mu \frac{D}{2} w \Delta L_5 \sin \varphi_2$$
$$\cos \beta_4 = \sin \varphi_1 \sin \varphi_2 \cos(\theta_3 - \theta_4) + \cos \theta_3 \cos \theta_4$$
$$T_4 = \mu \frac{D}{2} F_4 \beta_4$$
$$T_3 = \mu \frac{D}{2} w \Delta L_3 \sin \varphi_1$$
$$\cos \beta_2 = \sin \varphi_1 \sin \varphi_0 \cos(\theta_1 - \theta_2) + \cos \theta_1 \cos \theta_2$$
$$T_2 = \mu \frac{D}{2} F_2 \beta_2$$
$$T_1 = \mu \frac{D}{2} w \Delta L_1 \sin \varphi_0, (\varphi_0 = 0)$$

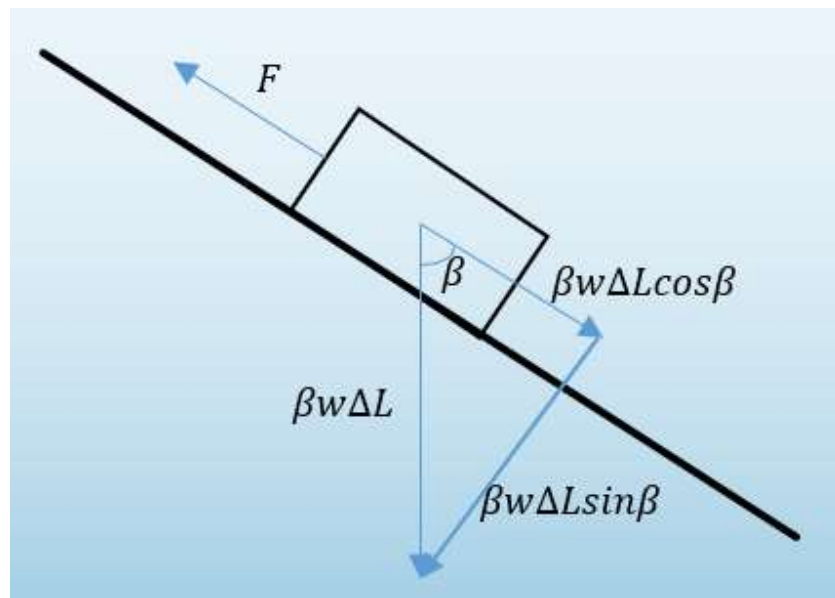
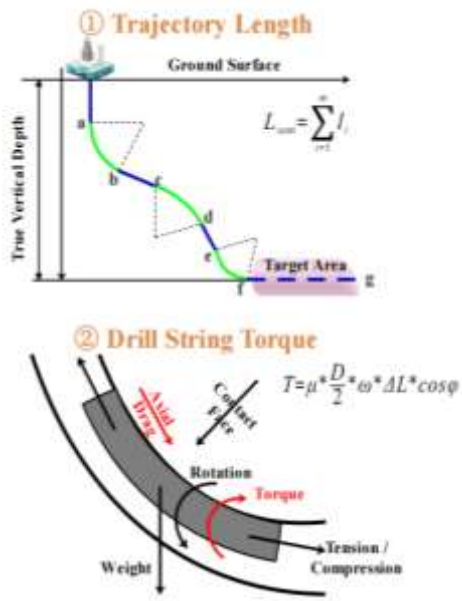


图3-3 管道沿直线表面拉伸时的力平衡

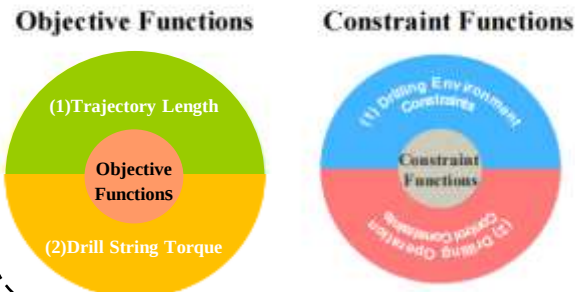
3. 井眼轨迹的设计与优化

(1) 优化目标的数学模型

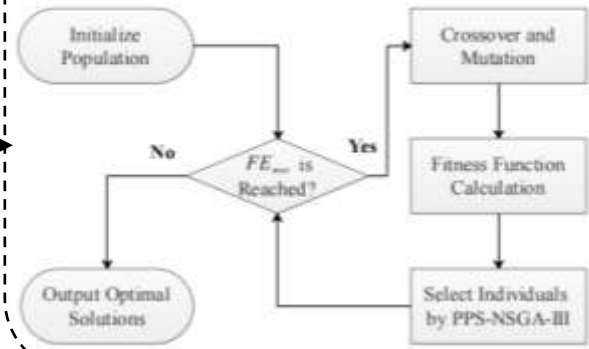


(2) 多目标钻井轨迹

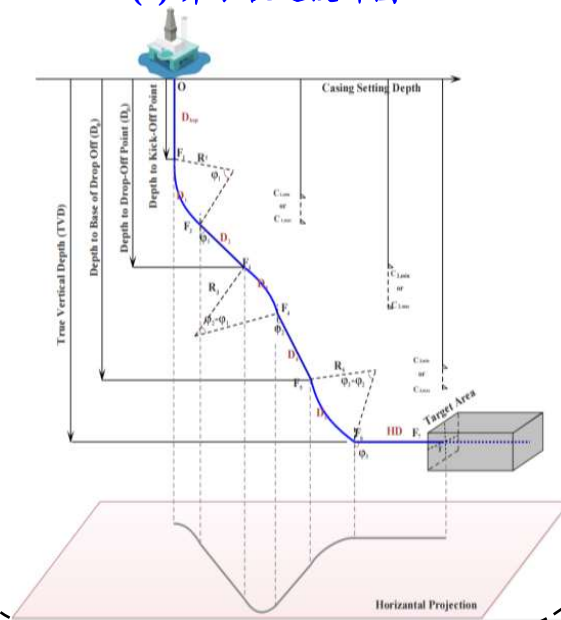
优化模型



(4) 模型优化



(3) 井眼轨迹设计图



(5) 优化结果

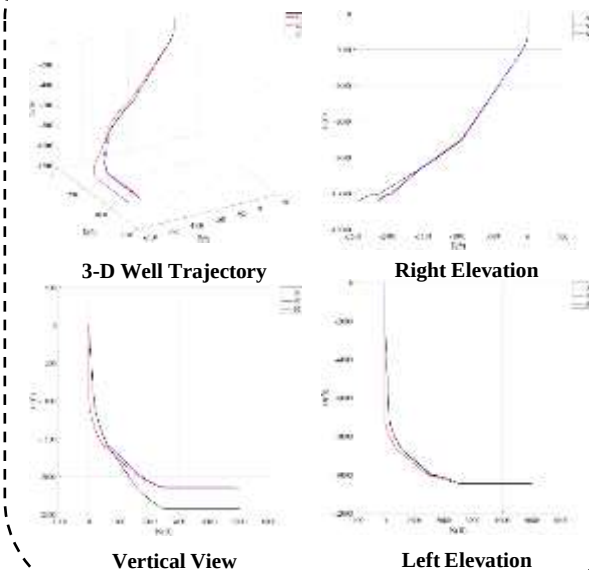


图3-4 井眼轨道优化框架示意图

3.井眼轨迹的设计与优化

➤ 对比算法

- CCMO
- CMOEA-MS
- cDPEA
- ToP
- MOEA/D-CDP
- CM2M2
- CM2M

➤ 参数设置

- 种群大小: $N=200$
- 变异、交叉概率: $P_m=1/n$, $CR=1.0$
- 评价次数: 300000次
- $\epsilon M2M$ 、CM2M、CM2M2: $K=10$,
 $N_1=60$, $N_2=140$; $T_c=800$, $\alpha=0.95N$,
 $\tau=0.1$, $\theta=0.05 N$
- MOEA/D-CDP: $T=30$, $n_r=2$

表3-1 $\epsilon M2M$ 和其余对比算法在井眼轨迹优化问题上的HV和IGD结果。

Test Instance		$\epsilon M2M$	CCMO	CMOEA-MS	cDPEA	ToP	MOEAD-CDP	CM2M2	CM2M
HV	mean	6.81E+06	6.63E+06	6.74E+06	6.61E+06	6.79E+06	6.45E+06	6.68E+06	6.68E+06
	std	8.70E+05	1.50E+05	1.41E+05	1.30E+05	3.07E+05	1.23E+06	1.92E+05	2.27E+05
IGD	mean	1.16E+01	5.70E+01	2.64E+01	6.07E+01	2.16E+01	3.32E+02	8.85E+01	5.15E+01
	std	2.97E+01	4.53E+01	4.23E+01	3.91E+01	1.55E+01	1.30E+03	4.61E+01	6.70E+01

3. 井眼轨迹的设计与优化

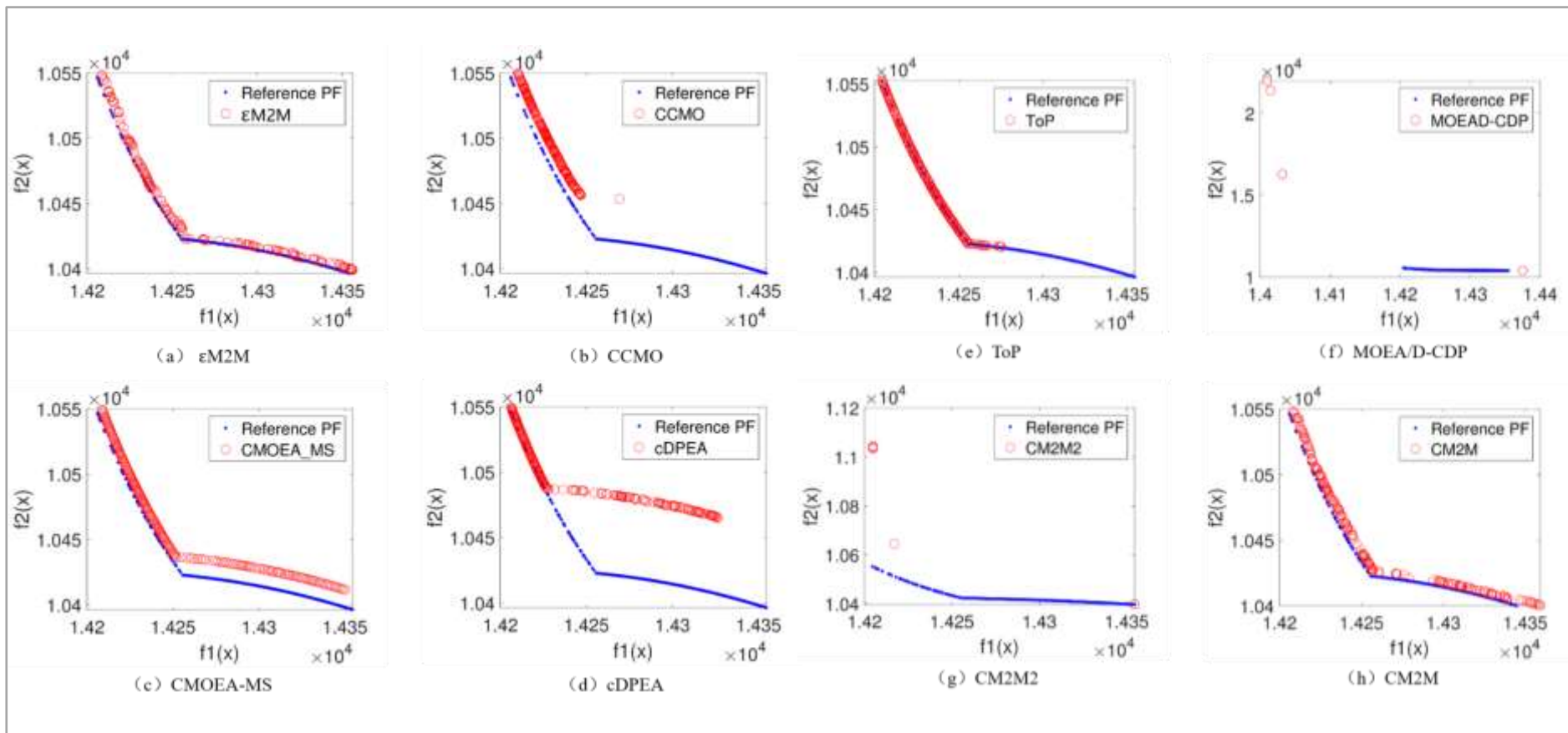


图3-5 各算法对井眼轨迹优化问题的非支配解绘制在(a)-(h)中。Reference PF由每个算法所得到的非支配解组成。

3.井眼轨迹的设计与优化

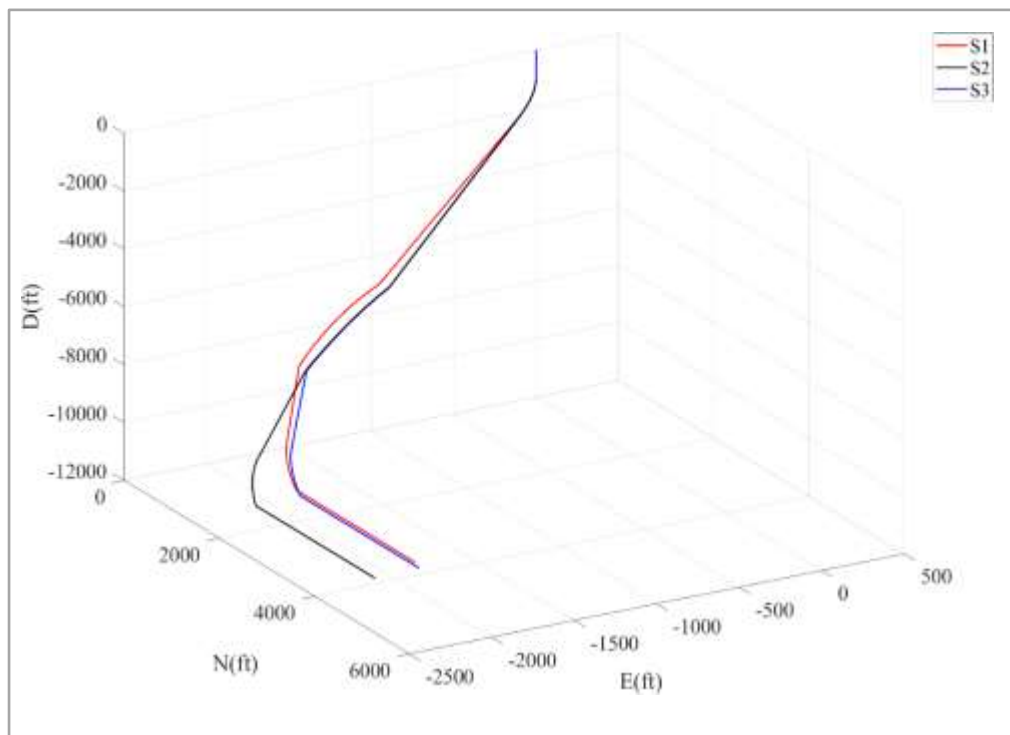


图3-6 ϵ M2M算法设计的井眼轨迹空间视角。
s1、s2、s3分别对应井眼轨道长度最短、扭
矩最小和PF拐点处的三条轨迹。

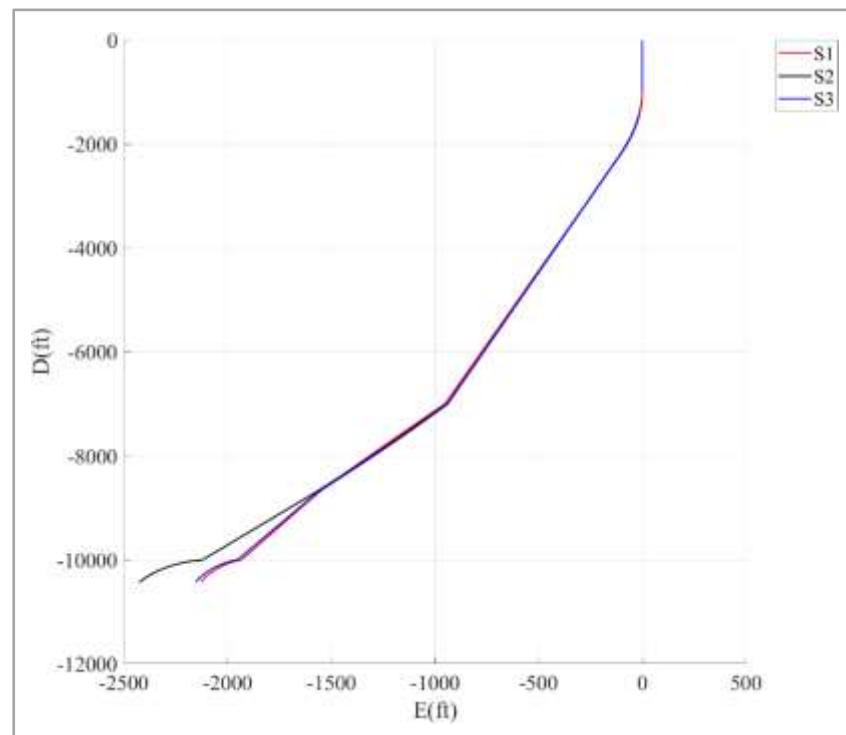


图3-7 井眼轨迹正面视角

3. 井眼轨迹的设计与优化

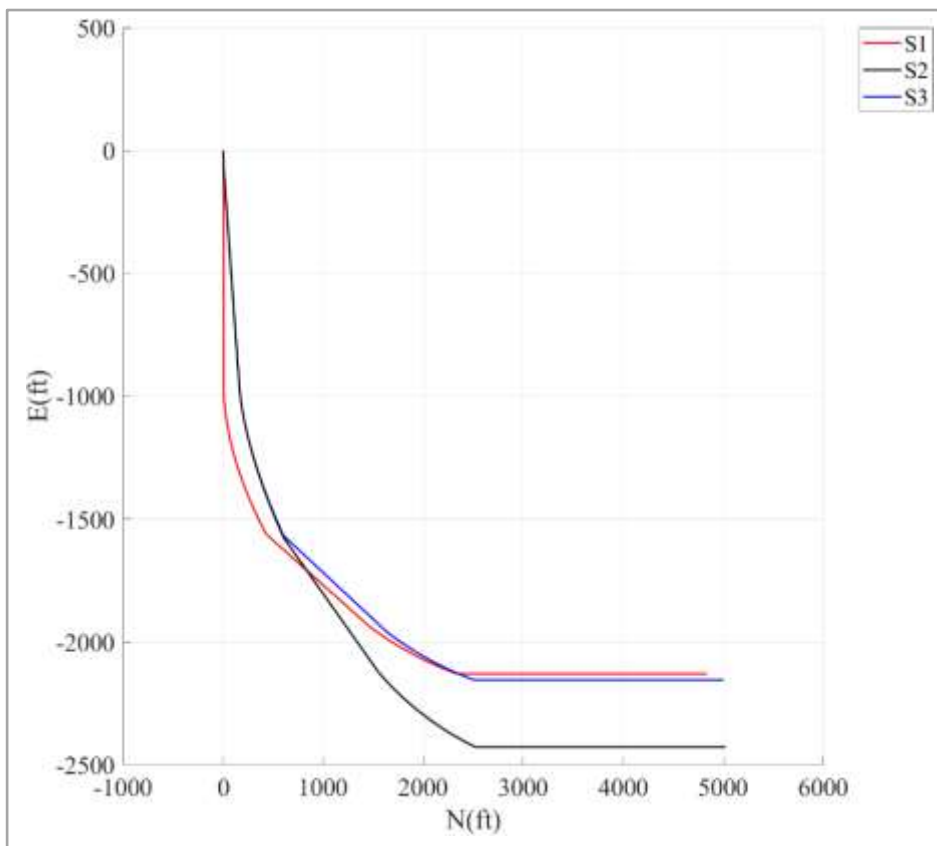


图3-8 井眼轨迹俯视图

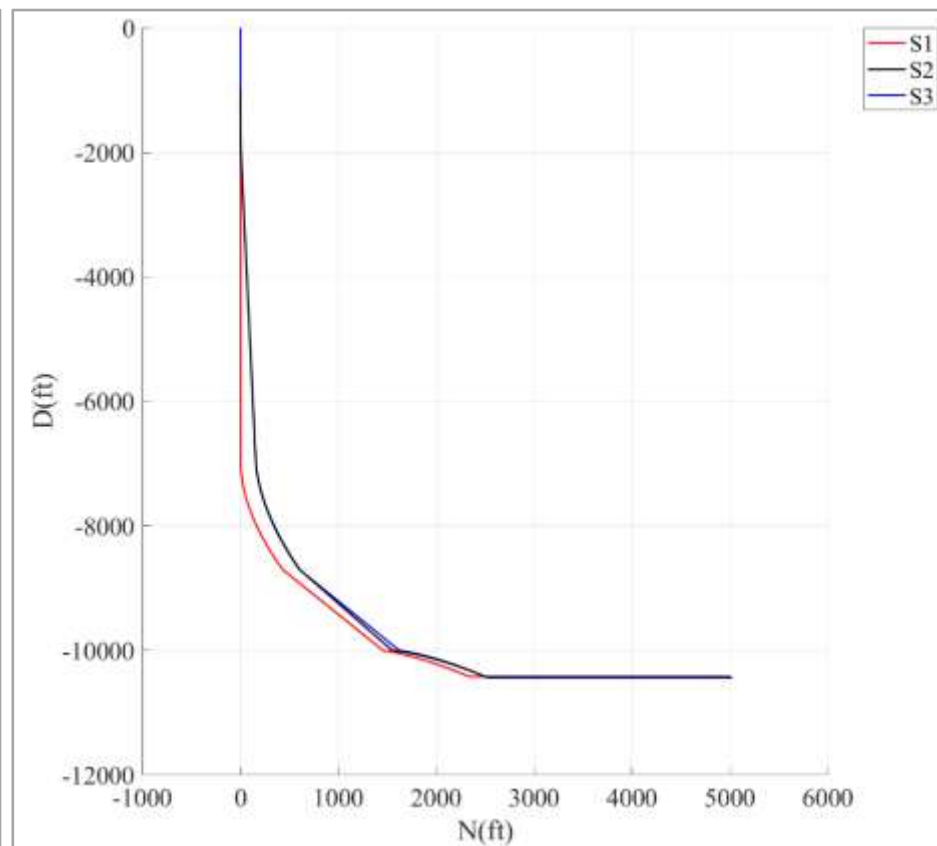


图3-9 井眼轨迹左视图



1

研究背景

2

不平衡约束多目标优化算法研究

3

井眼轨迹的设计与优化

4

总结与展望

4. 总结与展望

➤ 研究总结

- 针对目标和约束不平衡的CMOPs进行研究，采用基于分解的思想，结合改进的 ϵ 约束处理机制，设计了一种基于分解的混合约束多目标进化算法—— ϵ M2M。
- 设计了一套不平衡约束多目标测试问题集，IM-CMOPs。为后续对不平衡约束多目标问题及算法的研究提供支持。
- 将 ϵ M2M算法应用到实际问题中，对井眼轨迹优化问题进行求解，得到了合适的井眼轨迹。

4. 总结与展望

➤ 研究展望

- 随着目标空间维数的增加，总体中非支配解的比例显著增加， ϵ M2M算法研究对象是两个目标，下一步将扩展到高维目标。
- 考虑大规模变量的约束多目标进化算法。在实际工程领域中还存在决策变量规模较大的问题，如何对这类问题进行高效求解是一个值得深入研究的课题。

➤ 已投稿论文

- Zhun Fan, Liu Wang, Zhaojun Wang, Biao Xu and Wenji Li*. A Decomposition-based Evolutionary Multi-objective Optimization Method for Solving Constrained Optimization Problems with Imbalanced Objectives or Constraints, 外审中. (Natural Computing, 第3章相关)
- Zhun Fan*, Zhaojun Wang, Liu Wang, Wenji Li, Guijie Zhu, Biao Xu, Dong Chen and Deli Gao. Well Trajectory Design Based on Constrained Many-objective Optimization Algorithms, 外审中. (Engineering Applications of Artificial Intelligence, 第4章相关)



谢谢，请各位老师批评指正！
