



2024 年鄂豫陕鲁苏运筹学学术研讨会 暨河南省运筹学会 2024 年学术年会

面向电力量测智能感知的进化大规模多目标优化 挑战与机遇

何成

chenghehust@gmail.com

华中科技大学

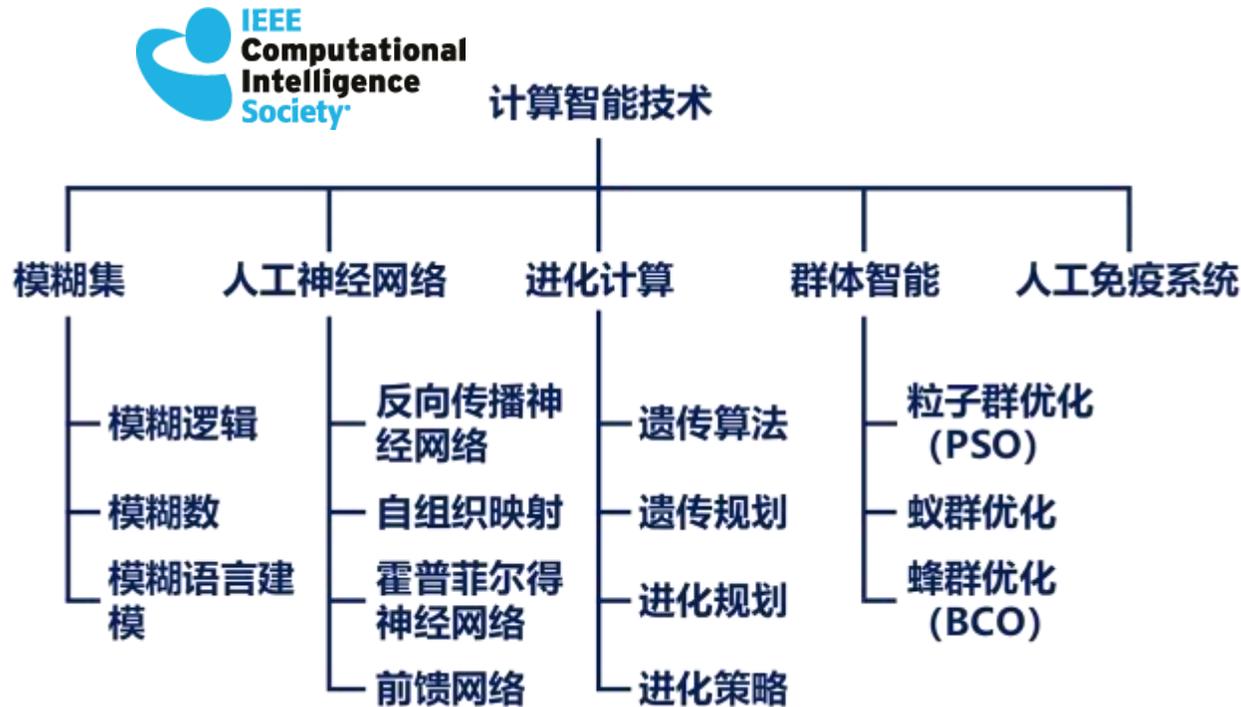
电气与电子工程学院

强电磁技术全国重点实验室

2024年11月9日

- 一、个人介绍
- 二、背景意义
- 三、研究内容
- 四、总结展望

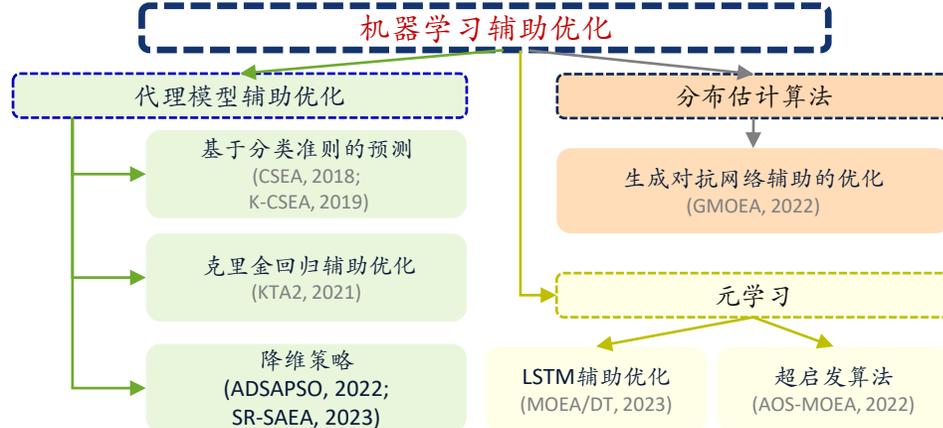
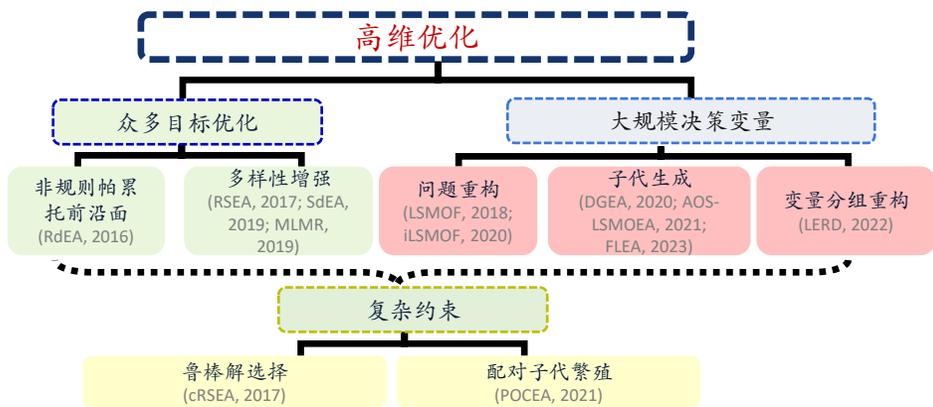
计算智能：受到自然智慧或人类智慧启发而设计出的一类方法的统称，最早包括**进化计算**、**人工神经网络**、模糊系统



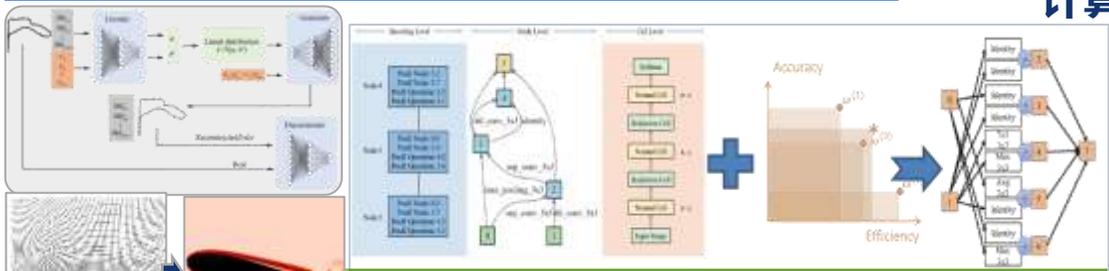
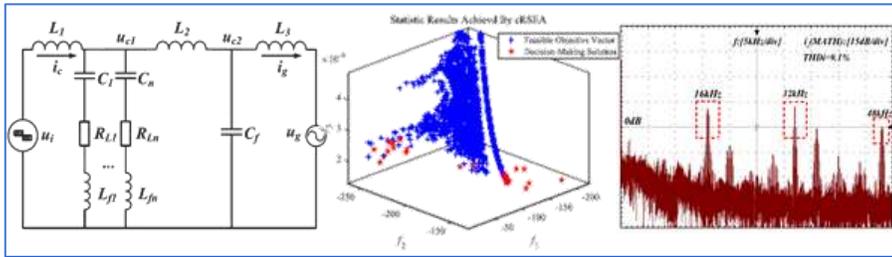
计算智能学会 (IEEE CIS)成立于2003年，主办期刊：

- IEEE Transactions on Evolutionary Computation (IF: 11.7)
- IEEE Transactions on Neural Network and Learning Systems (IF: 10.2)
- IEEE Computational Intelligence Magazine (IF: 10.3)
- IEEE Transactions on Fuzzy Systems (IF: 10.7)
- IEEE TAI、IEEE TETCI、IEEE TCDS、IEEE ToG

主要会议包括： WCCI, SSCI, IJCNN, CEC, FUZZ-IEEE, CIG, DASS, EAIS, CIBCB等



复杂多目标进化优化



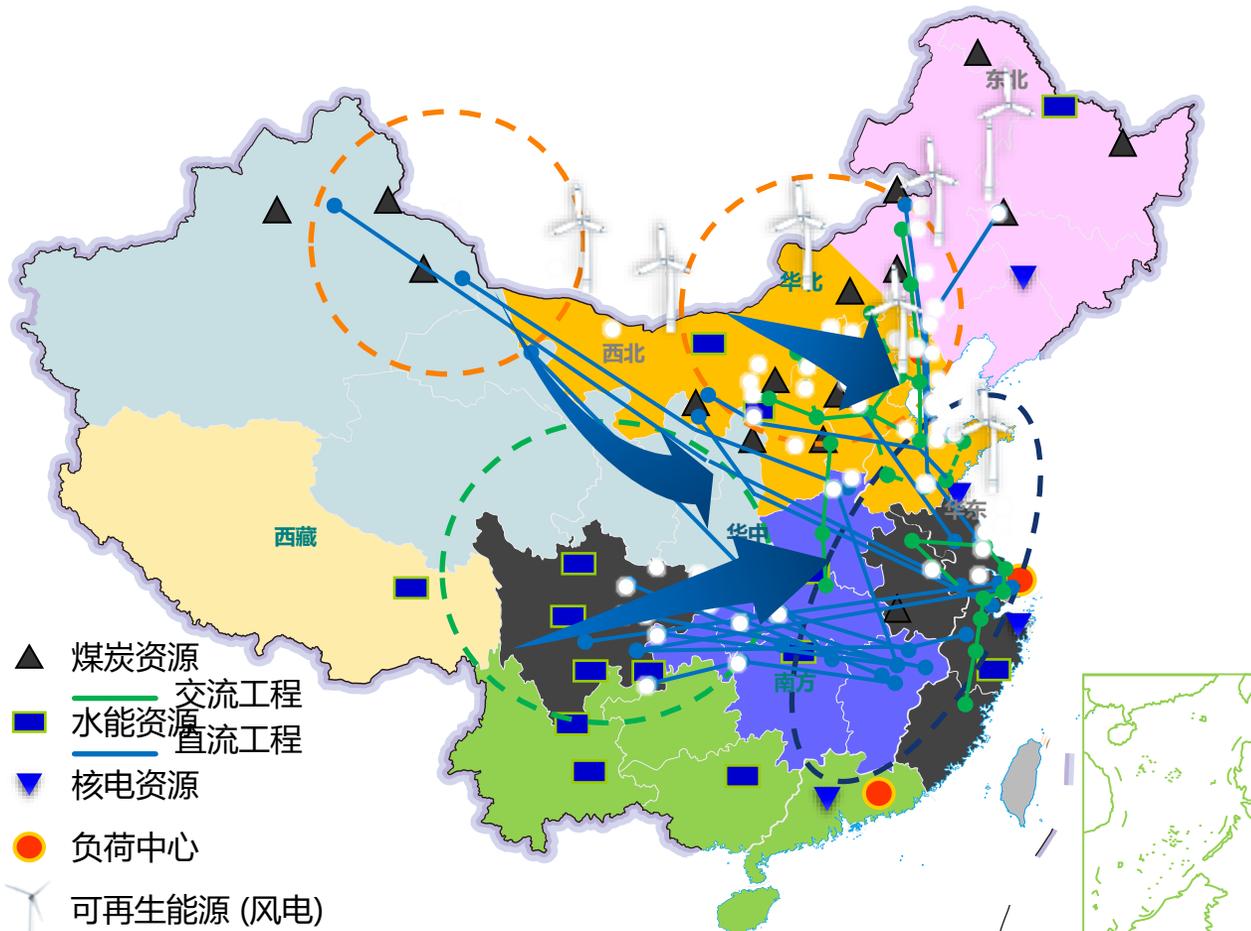
优化设计与智能感知应用实例

数据驱动的进化优化



- 一、个人介绍
- 二、背景意义**
- 三、研究内容
- 四、总结展望

我国已建成全球规模最大、复杂程度最高的电网，其安全稳定高度依赖**高电压、大电流的准确测量**



厚积薄发 担当致远

电压等级

最高

- 交流电压: 1000kV
- 直流电压: $\pm 1100\text{kV}$

新能源容量

最大

- 发电装机容量世界第一
- 已达10.51亿千瓦

交直流混联

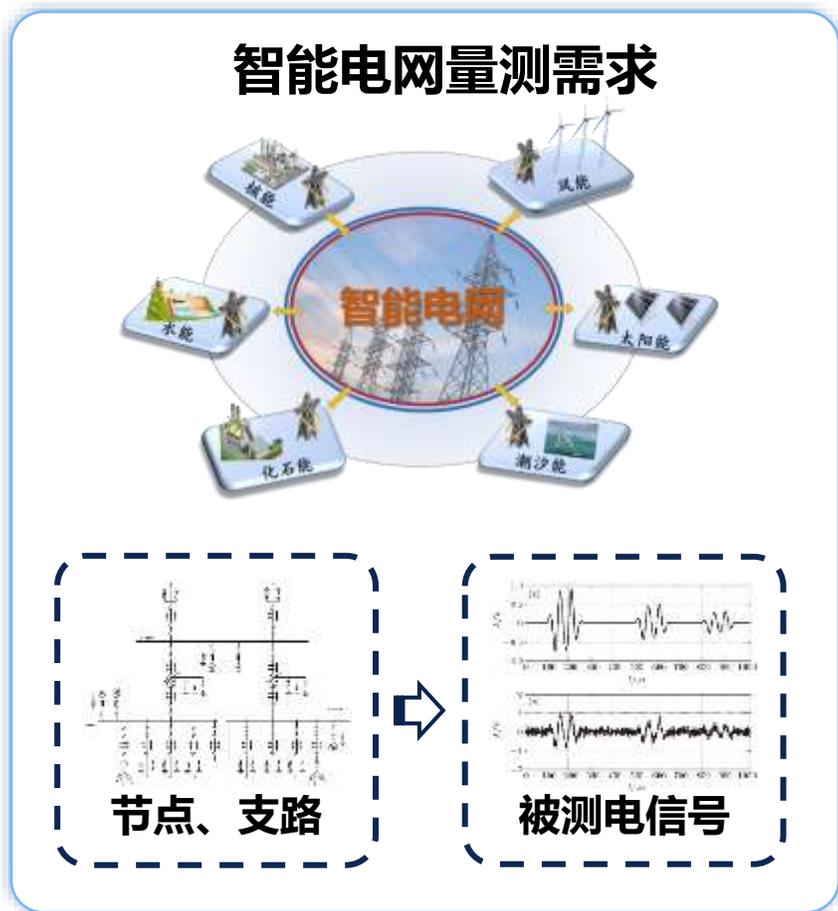
最复杂

- 15条交流特高压工程
- 20条直流特高压工程

背景意义



高压电力互感器作为高电压、大电流的专用测量仪器，是智能电网保护、控制的**唯一信号来源**，如同电网的“眼睛”



高电压
大电流



测量数据
支持

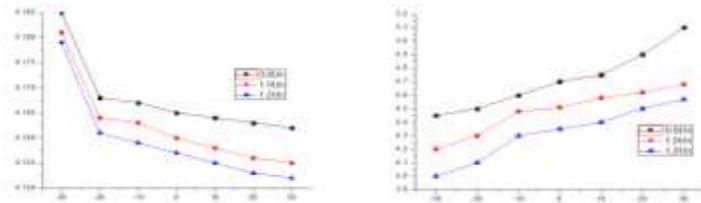


互感器运行环境恶劣、工况复杂，长期运行后性能可能劣化，国标规定**须定期强制检定**在运互感器以实现状态评估和故障诊断

复杂温湿度、电磁环境



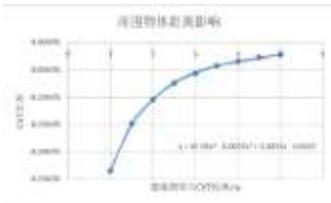
极端自然环境



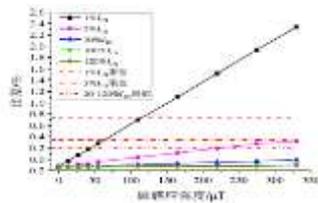
温度影响曲线



复杂电磁环境



外电场干扰影响



磁场干扰影响

- 实测统计表明，电力互感器受温度、外电场等多重因素影响，运行6年后失准率提高

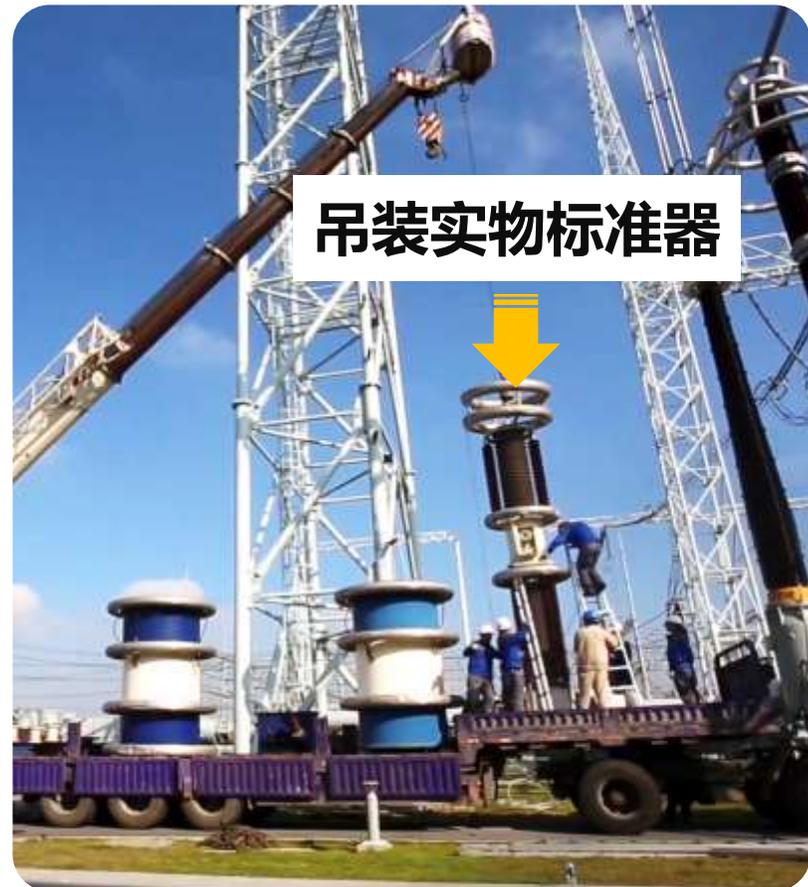
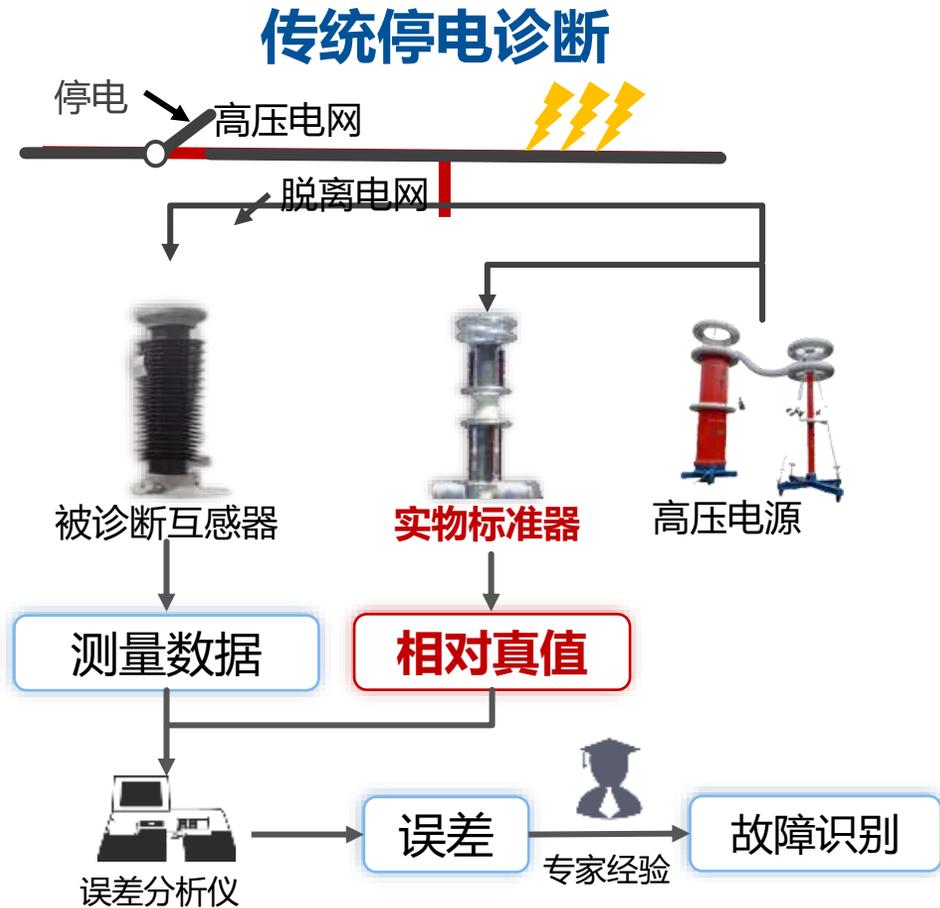
国家计量检定规程



背景意义



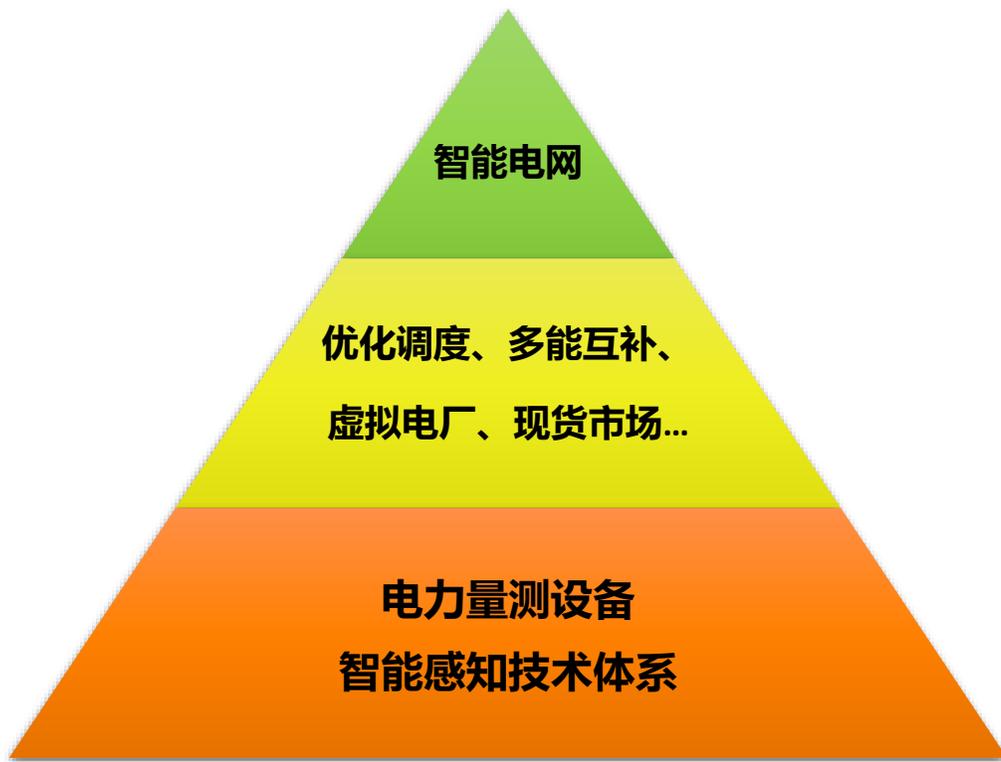
传统诊断技术，必须先**停电**，再安装**实物标准器**，过程复杂



背景意义



我国“十一五”、“十二五”规划连续将其列为重点任务，美国、欧盟等均制定了相应的科技发展规划，国内外学者开展了长期探索



智能感知技术是智能电网基石

能源系统**智能感知与智能调控体系**加快形成，能源数字化**智能化新模式新业态**持续涌现.....
——2023年《国家能源局关于加快推进能源数字化智能化发展的若干意见》

**智能电网**需要很多标准来完善，其中最优先的领域包括：**高级计量基础设施**.....
——2011年美国《智能电网发展指南》

**监测、计量**各种电气设备和系统状态参数的关键技术，这些参数对于确定**智能电网**的当前状态**至关重要**.....
——2012年欧盟《智能电网战略研究2035》

建设智能电网“智能感知体系”是全球共识

始终未突破量测设备状态感知的关键技术瓶颈，亟需攻克**不停电**条件下量测设备状态的**实时感知难题**

研究现状



信号提取

- 从单台设备输出的信号中寻找异常特征量，并进一步评估误差状态
- 仅能辨别超10%的短时误差变化，**准确性不足**



预标定建模

- 以标定过的计量设备作为相对标准器来检定其余计量设备
- 线路参数为定值，**须停电**获取设备参数，工程适用性差

技术瓶颈



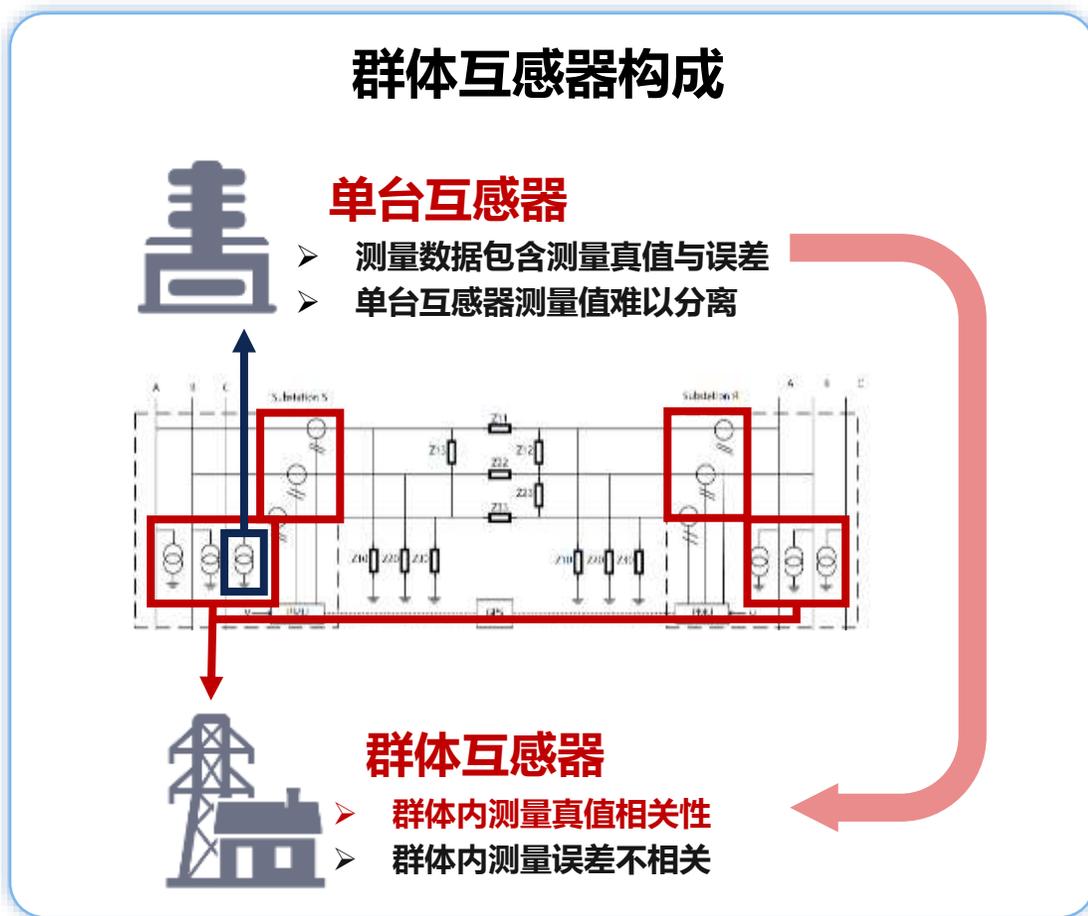
真值获取

- 检定中提供真值的实物标准器不可或缺，但使用标准器必须**停电**，不能保证**实时性**
- 若想不停电下实时获取互感器运行状态，就需要完全摒弃实物标准器获取真值

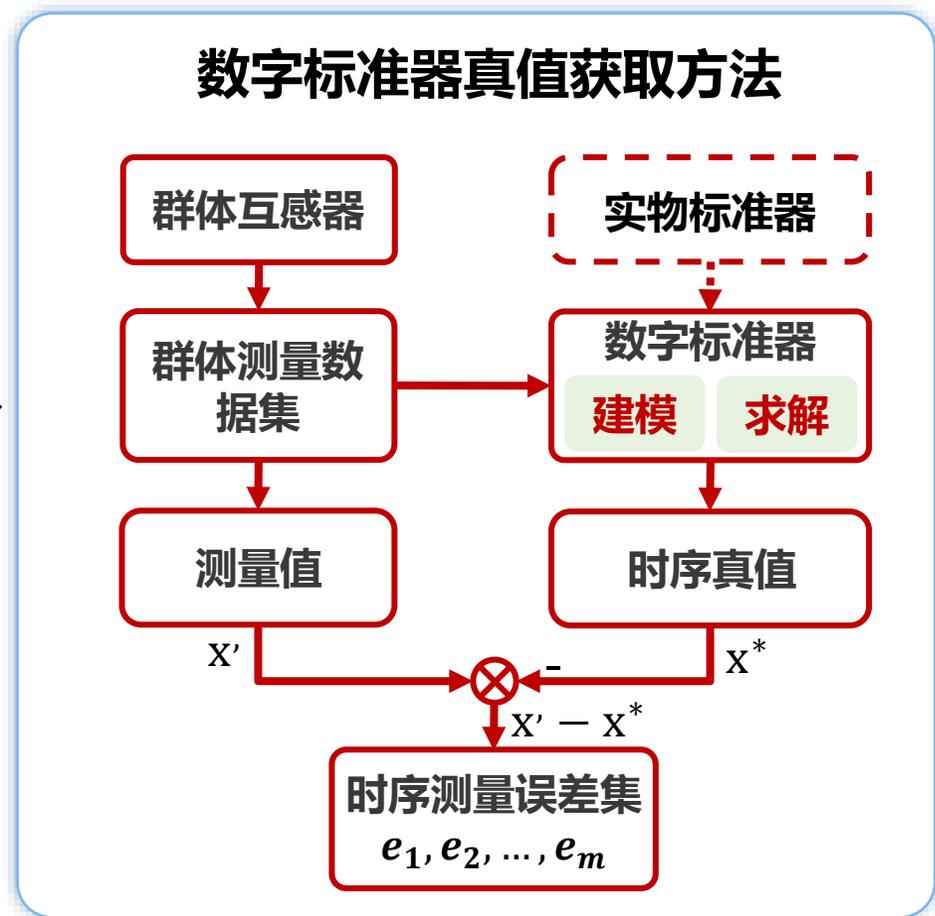


- 一、个人介绍
- 二、背景意义
- 三、研究内容**
- 四、总结展望

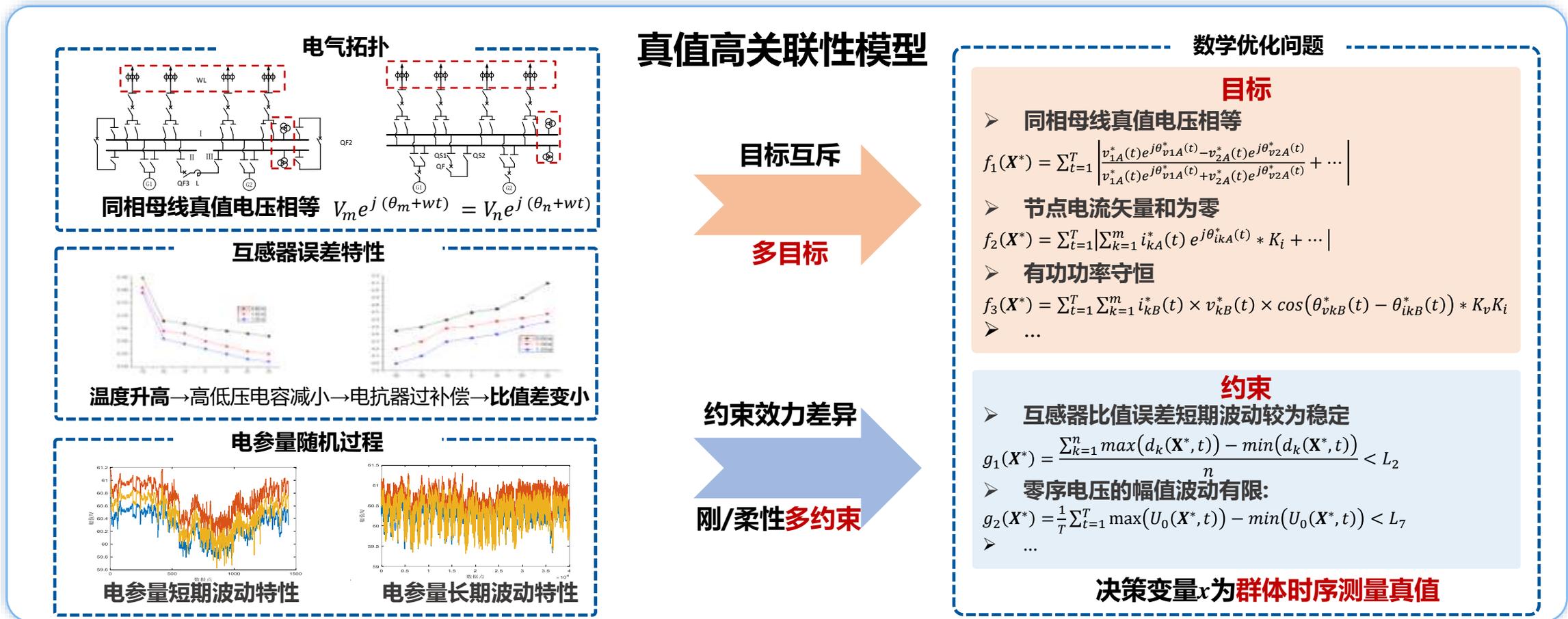
将所有电气拓扑连接的多类、多台互感器构成**群体**，从大规模、但精度有限的群体测量数据集中**分离出真值**，构造类比于实物标准器获取真值的**“数字标准器”**



群体规模较大
群体测量精度有限



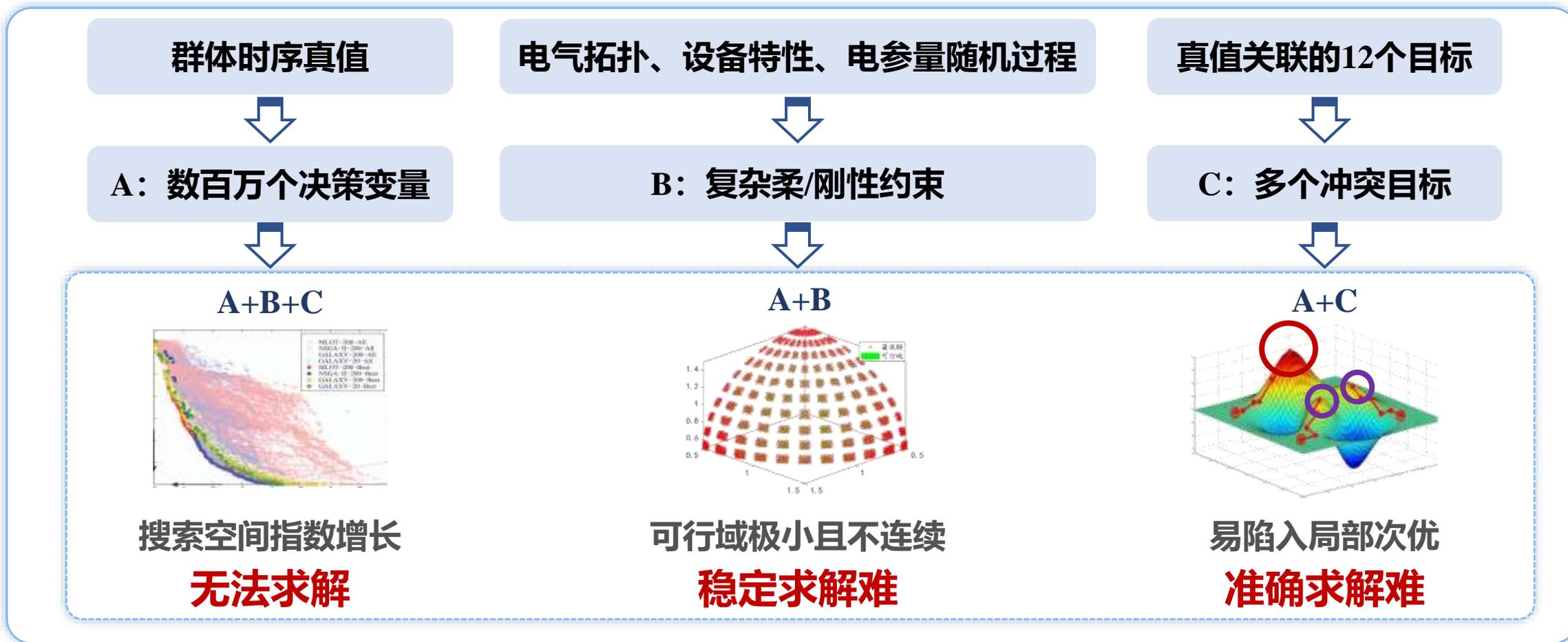
提出刚性等式和柔性统计规律兼容的**多约束多目标建模方法**，将真值获取的**工程问题**转变成互感器测量数据集多约束多目标优化的**数学问题**



数字标准器|求解难点

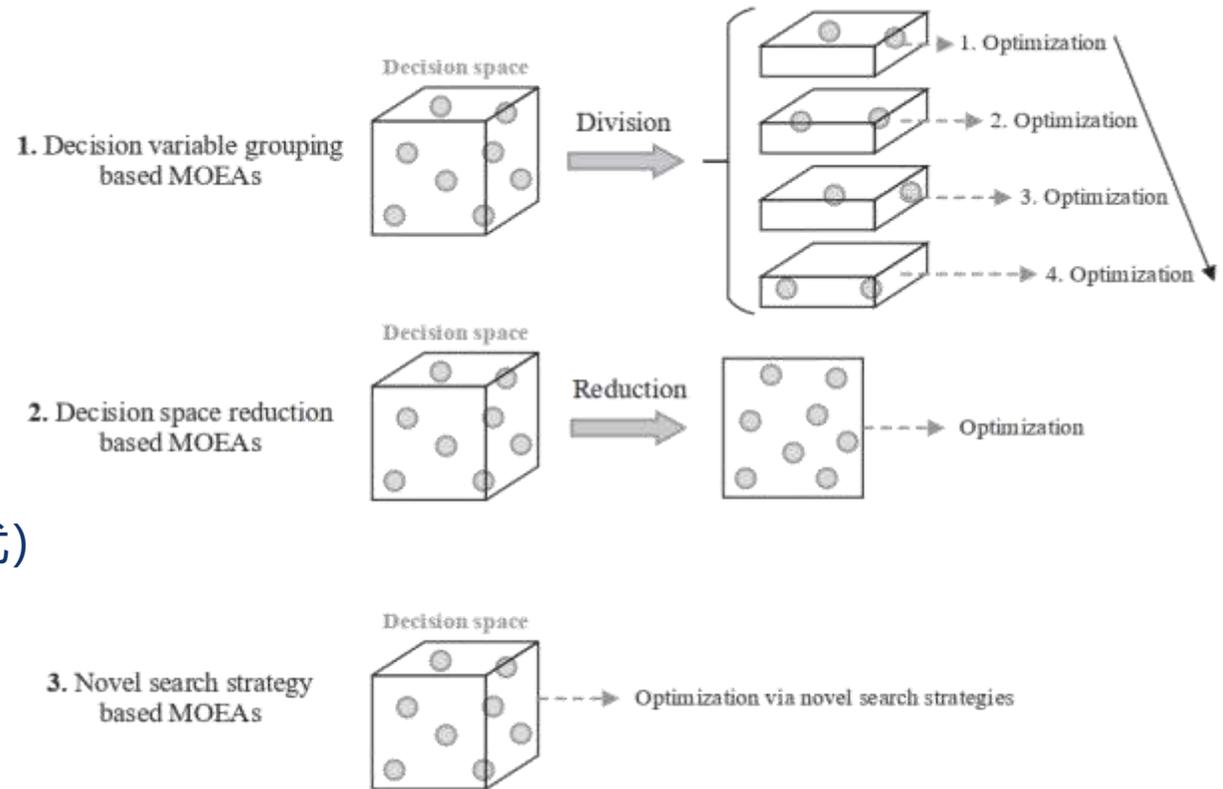


模型求解：变量**维度**巨大、**约束**条件复杂、**目标**函数众多的复杂工程优化问题



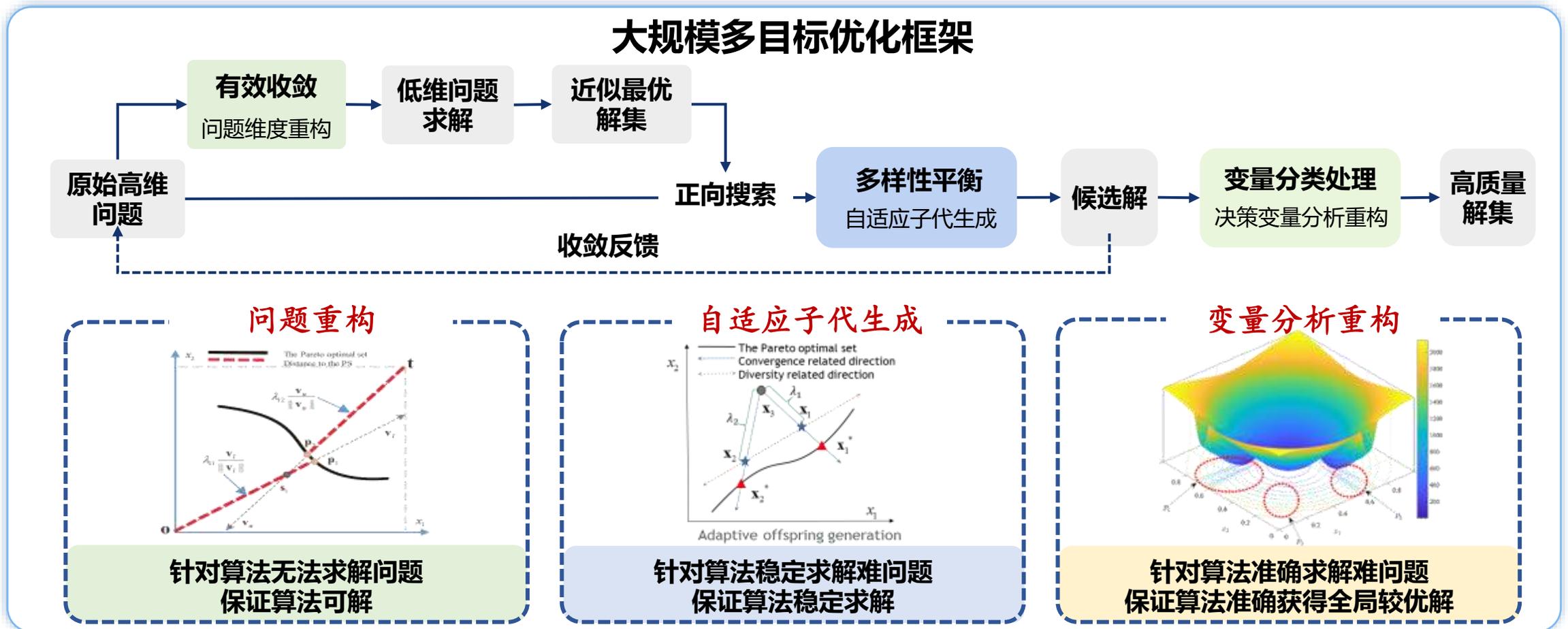
针对变量大规模的复杂多目标优化问题，主要方法包括**变量分组**、**维度约简**以及**新颖搜索策略**三类方法

- 变量分组 (分治, **准**)
 - 协同进化 (效率较高, 准确度一般)
 - 变量分析分组 (准确度高, 效率低)
- 维度约简 (降维, **快**)
 - 维度数量减少
 - 空间变化 ($R^D \rightarrow k^D$)
 - 效率高
 - 局部易早熟, 伪最优 (切片空间最优)
- 新颖搜索 (启发式, **稳**)
 - 性能均衡易实现



数字标准器 | 技术路线

针对数字标准器三大求解难题，提出问题重构变量压缩（**快**）、自适应子代生成（**稳**）与决策变量分析重构（**准**）的优化框架，解决可解难题，实现稳定、准确的**真值最优估计**



针对高维变量导致的不可解难题，提出问题重构变量空间压缩的**收敛加速**技术，将高维多目标问题**重构为低维问题求解**

➤ **思想：收敛优先，多样性次之**

- 贪婪策略，两阶段搜索
- 低维空间收敛，高维空间多样性

① 决策空间设定参考点（高质量解集），构建参考点到假设最优解集PS的线性映射（搜索方向）

② 将大规模多目标优化问题重构为低维单目标优化问题 ($D \rightarrow r, r \ll D$) :

- 在搜索方向上的**线搜索**
- **动态更新**参考点和线方向，逐步逼近PS

③ 原始维度空间再优化

- 局部搜索增强
- 多样性增强

Algorithm 1 Main Framework of the Proposed LSMOF

Input: Z (original LSMOP), FE_{max} (total FEs), Alg (embedded MOEA), N (population size for Alg), r (number of reference solutions), tr (threshold).

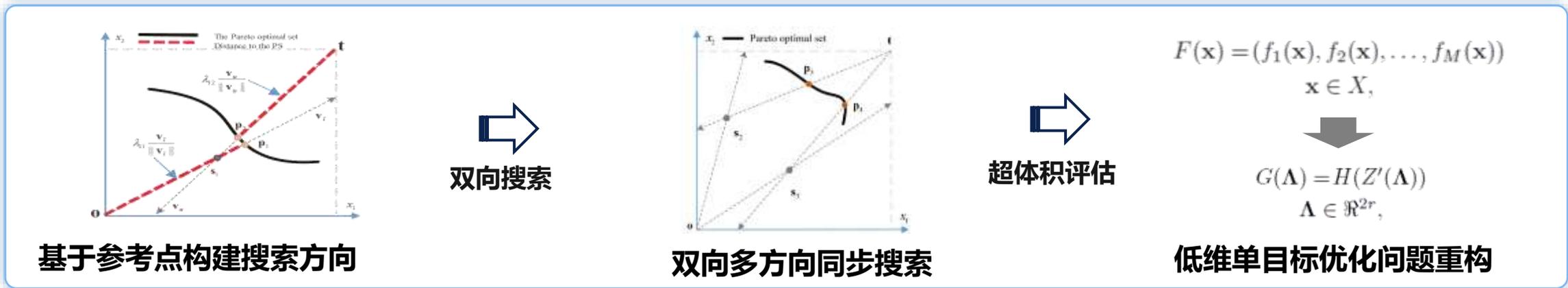
Output: P (final population).

```
1:  $P \leftarrow \text{Initialization}(N, Z)$ 
2: /******First Stage******/
3: while  $t \leq tr \times FE_{max}$  do
4:    $Z' \leftarrow \text{Problem\_Reformulation}(P, r, Z)$ 
5:    $A, \Delta t \leftarrow \text{Single\_Objective\_Optimization}(Z')$ 
6:    $P \leftarrow \text{Environmental\_Selection}(A \cup P, N)$ 
7:    $t \leftarrow t + \Delta t$ 
8: end while
9: /******Second Stage******/
10:  $P \leftarrow \text{Embedded\_MOEA}(P, N, Alg, Z)$ 
```

数字标准器 | 快——问题重构

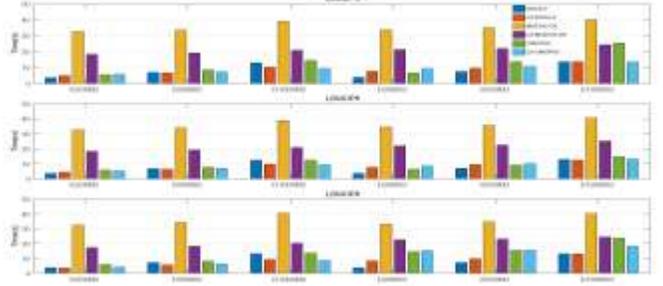
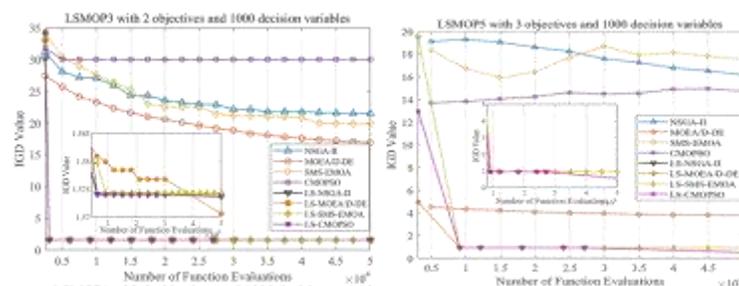


从交叉变异搜索高维空间（近似随机搜索效果），变为沿特定方向的线搜索，种群迭代进化赋予了线搜索**自动更新能力**，保证了方法的**启发性能力**



50000次函数评价下的算法性能

Problem	NSGA-II	MOEA/D	SMPSO	LSMOES	LSMOES-DE	LSMOES-ES	LSMOES-ES-DE	LSMOES-ES-DE-ES	LSMOES-ES-DE-ES-DE	LSMOES-ES-DE-ES-DE-ES	LSMOES-ES-DE-ES-DE-ES-DE
001	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00
002	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00
003	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00
004	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00
005	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00
006	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00
007	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00
008	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00
009	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00
010	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00
011	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00
012	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00
013	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00
014	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00
015	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00
016	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00
017	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00
018	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00
019	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00
020	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00	1.00E+00



收敛性: IGD指标由 10^2 提升至 10^{-2}

收敛效率: 提升 > 10倍

计算时间: 缩短1-2倍

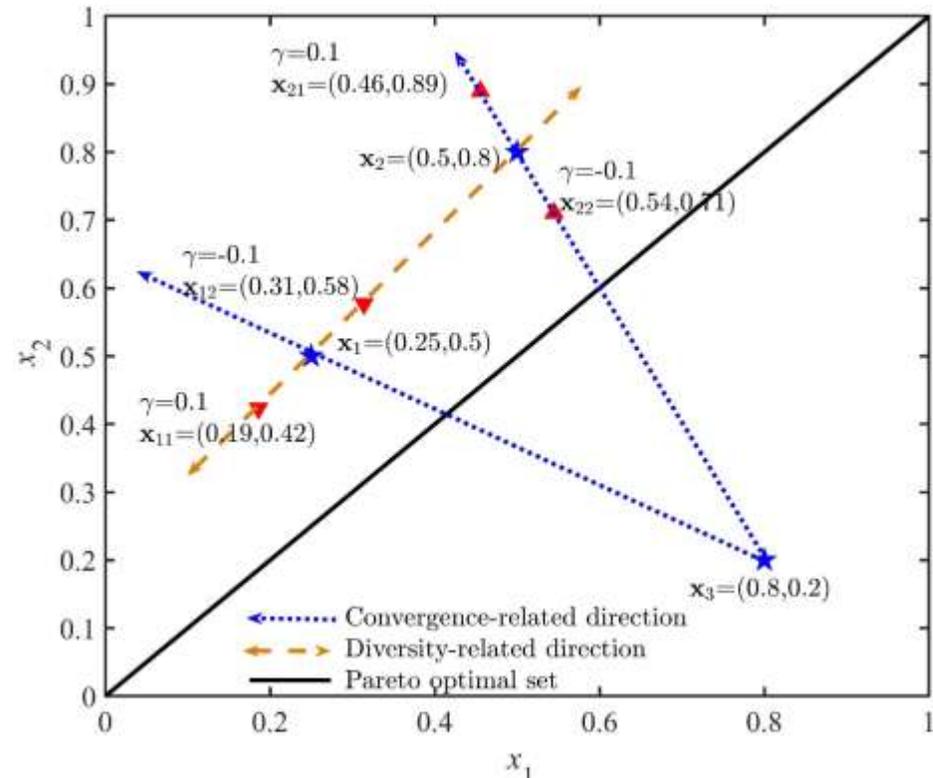
针对大规模优化问题**贪婪策略导致算法极易陷入局部最优**的难题，提出**自适应子代生成**的**收敛-多样性平衡**算法，提高了算法全局求解能力

➤ 思想：保证收敛，多样性增强

- **目标空间**给定均匀向量作为多样性指引
- 在决策空间中自适应生成多样/收敛子代

➤ 分布估计生成子代

- ① 支配到非支配 (**收敛性**)
- ② 非支配到非支配 (**多样性**)
- ③ **非支配解多就多样性，反之则收敛性**
- ④ 从起点设定领域并计算方差 σ^2 of $\lambda_1, \dots, \lambda_r$
- ⑤ 从 $N(0, \sigma^2)$ 中获取样本 γ
- ⑥ 通过 $x = \gamma \cdot d + p_s$ 生成后代解决方案

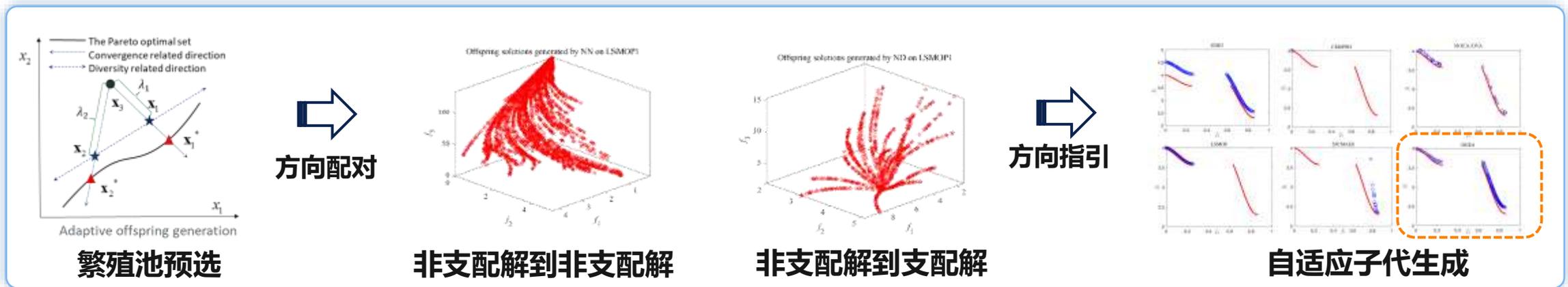


决策空间收敛与多样性方向配对

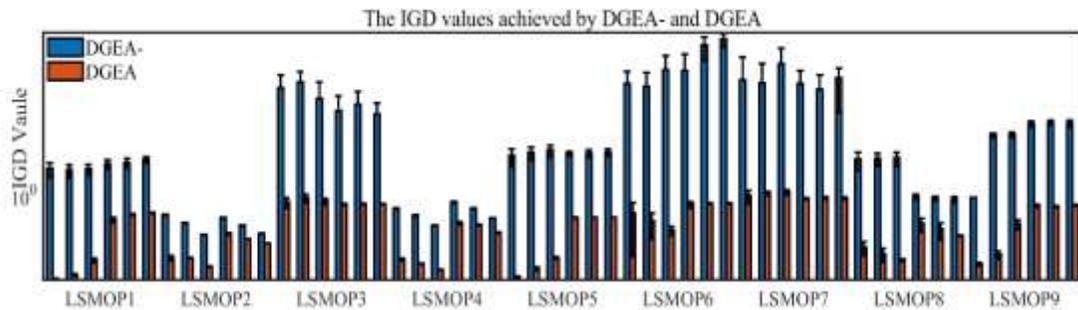
数字标准器 | 稳——自适应子代生成



低维**目标**空间为高维**决策**空间的利用提供了指引，**决策空间线性变换的高斯分布**保证收敛能力的同时提升了多样性能力，均衡带来性能稳定性



稳定性验证



繁殖池预筛选机制的有效性

THE STATICS OF IGD RESULTS OBTAINED BY EIGHT COMPARED ALGORITHMS ON 54 TEST INSTANCES FROM LSMOP TEST SUITE. THE BEST RESULTS IN EVERY TWO COLUMNS ARE HIGHLIGHTED.

Problem	RVEA	D-RVEA	NSGA-II	D-NSGA-II	IBEA	D-IBEA	SPEA2	D-SPEA2
LSMOP1	2.00E-1(1.51E-2)	3.54E-1(8.03E-2)	2.22E-1(4.48E-3)	3.21E-1(6.62E-3)	3.04E-1(8.87E-2)	1.90E-1(2.02E-2)	1.99E-1(1.95E-3)	3.15E-1(8.57E-3)
LSMOP2	5.11E-2(6.02E-4)	4.41E-2(5.54E-4)	7.35E-3(7.96E-5)	5.72E-3(3.86E-5)	5.04E-2(6.45E-4)	2.43E-2(2.59E-2)	5.59E-3(7.22E-4)	4.77E-2(6.72E-4)
LSMOP3	1.04E+0(2.15E-1)	5.22E-1(1.0E-2)	5.46E-1(3.85E-2)	5.88E-1(1.24E-2)	6.99E-1(3.19E-1)	2.81E-1(2.88E-1)	6.12E-1(4.22E-2)	3.07E+0(6.22E-1)
LSMOP4	9.42E-2(3.22E-3)	8.52E-2(2.22E-3)	1.61E-1(1.32E-3)	1.02E-1(2.79E-3)	6.74E-2(5.66E-3)	4.54E-2(4.66E-2)	1.32E-1(1.08E-3)	9.38E-2(2.45E-3)
LSMOP5	9.46E-1(3.77E-4)	2.27E-1(1.10E-1)	3.11E-1(9.44E-3)	2.24E-1(1.44E-3)	4.80E-1(5.72E-9)	2.17E-1(2.55E-1)	3.23E-1(9.45E-3)	2.26E-1(6.15E-4)
LSMOP6	1.58E+0(4.97E-1)	5.54E-1(2.95E-2)	7.73E-1(2.95E-2)	1.02E+0(2.04E-1)	1.50E+0(4.05E-1)	3.22E-1(3.33E-1)	8.83E-1(1.78E-1)	6.86E+0(1.34E+1)
LSMOP7	9.45E-1(4.11E-3)	6.41E-1(5.91E-2)	5.04E-1(2.30E-2)	8.41E-1(1.34E-2)	9.98E-1(6.71E-2)	6.34E-1(6.53E-1)	5.80E-1(5.42E-2)	8.16E-1(3.51E-2)
LSMOP8	2.07E-1(2.91E-2)	3.19E-2(1.27E-3)	2.61E-1(4.10E-2)	8.85E-2(2.69E-3)	4.81E-1(2.45E-4)	3.03E-2(5.17E-2)	3.00E-1(6.98E-2)	8.55E-2(3.41E-2)
LSMOP9	8.29E-1(6.37E-2)	5.19E-1(2.57E-2)	9.78E-1(2.61E-1)	5.28E-1(1.93E-2)	1.12E+0(1.25E-1)	3.44E-1(5.88E-1)	1.06E+0(2.04E-1)	7.21E-1(1.20E-1)
+/- / ≈	27/0	-	35/1	-	0/2	-	4/50	-

自适应子代生成有效性验证

针对大规模优化中变量分析**好用但是很“贵”**且变量关联非线性降低方法有效性的不足，提出用**种群近似局部关联特性**，将变量分析问题转化为**特征选择问题**

➤ 思想：0-1优化变量分析过程

- 通过决策变量分组**降低**问题复杂性并**平衡**算法收敛性和多样性

➤ 变量分析重构：

- 二进制变量**：0 是多样性相关，1 是收敛相关 ($R^D \rightarrow 2^D$)
- DVA：多次**干扰**解的 1 值位置
- 适应性：**收敛性改进**和变量1的数量

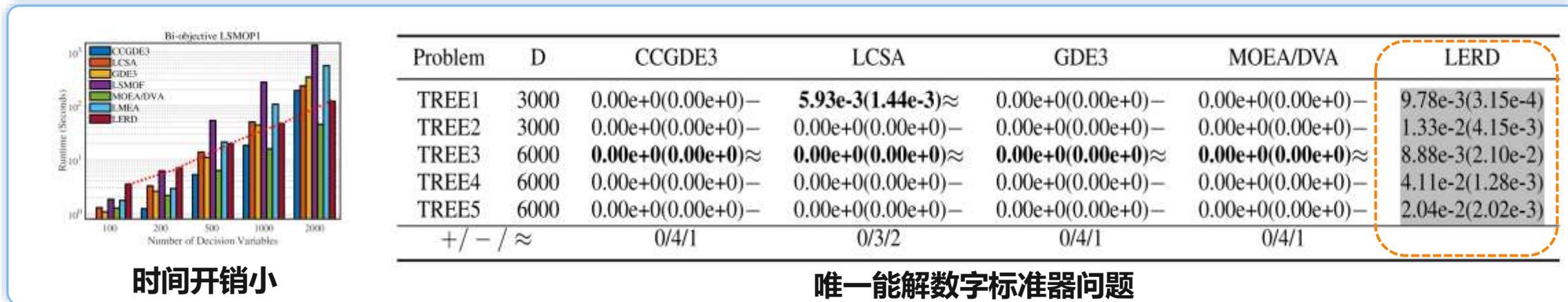
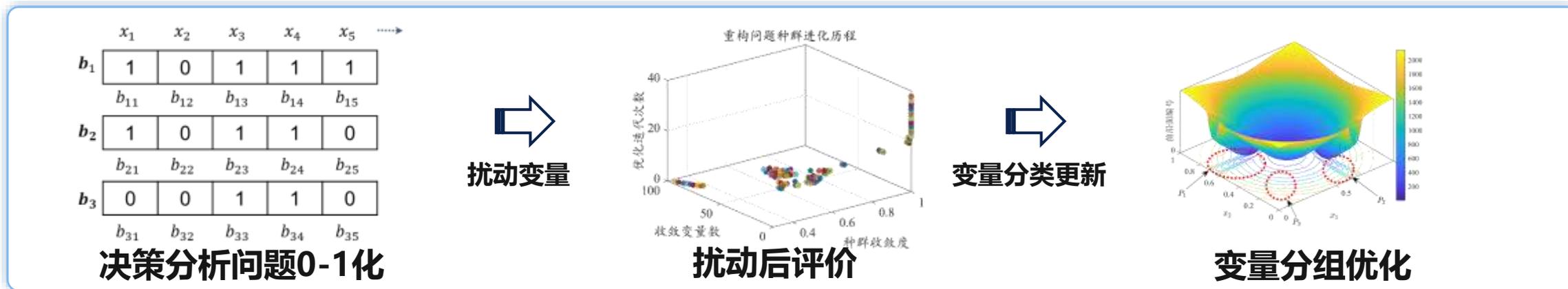
Algorithm 1: The schema of LERD

```
Input   : Population size  $n$ , binary vector set size  $n_b$ ,  
          sampling size  $n_s$ , iteration number  $gen$ .  
/* randomly initialize population  $P$  of size  $n$  */  
1  $P \leftarrow Initialization(n)$  while termination criterion is not fulfilled do  
   /* reformulate the DVA process into an MOP with  
   binary decision variables */  
2  $P_r, B \leftarrow Problem\ Reformulation(P, n_s, gen, n_b)$   
   /* select  $n$  solutions to  $P_r, B = \{b_1, \dots, b_{n_b}\}$  */  
3  $P \leftarrow Environmental\ Selection(P \cup P_r, n)$   
   /* optimize convergence-related and  
   diversity-related variables sequentially */  
4 for  $i \leftarrow 1 : n_b$  do  
5    $P_c \leftarrow Convergence\ Optimization(P, b_i)$   
6    $P \leftarrow Diversity\ Optimization(P_c, b_i)$   
7 end  
   /* optimize the original LSMOP using MOEA */  
8  $P \leftarrow Embedded\ MOEA(P)$   $\triangleleft [33],[34]$   
9 end  
Output  :  $P$ 
```

数字标准器|准——变量分析重构



假设问题**收敛相关变量少**（越少搜索代价越低），种群越收敛，近似变量局部关联特性越准确，优化变量分析过程**协同优化种群**，实现高性能





- 一、个人介绍
- 二、背景意义
- 三、研究内容
- 四、总结展望

问题拓展

- 从千维到百万维到上亿维
- 从多目标到高维多目标
- 从常规问题到昂贵评价问题
- 从机器学习到深度学习
- 从连续到离散
- 从静态到动态
- 从无约束到复杂约束等

算法效率

- 低成本且高准确的变量分析
- 更有效的收敛加速策略, 高效子代生成
- GPU运算加速 (从分钟级优化算法到秒级优化算法) 等

方法部署

- 现实问题是算法设计的驱动
- “No Free Lunch”, 有的放矢设计算法
- 结合系统级信息分析和理解优化问题
- 基于问题分析的降维最可靠
- 稳定、高效、低成本是算法应用的前提

当进化计算遇到大模型

大模型大多模态表征能力、通用模型功能和理解能力为进化计算的发展提供了一条值得探索的方向

多模态表征

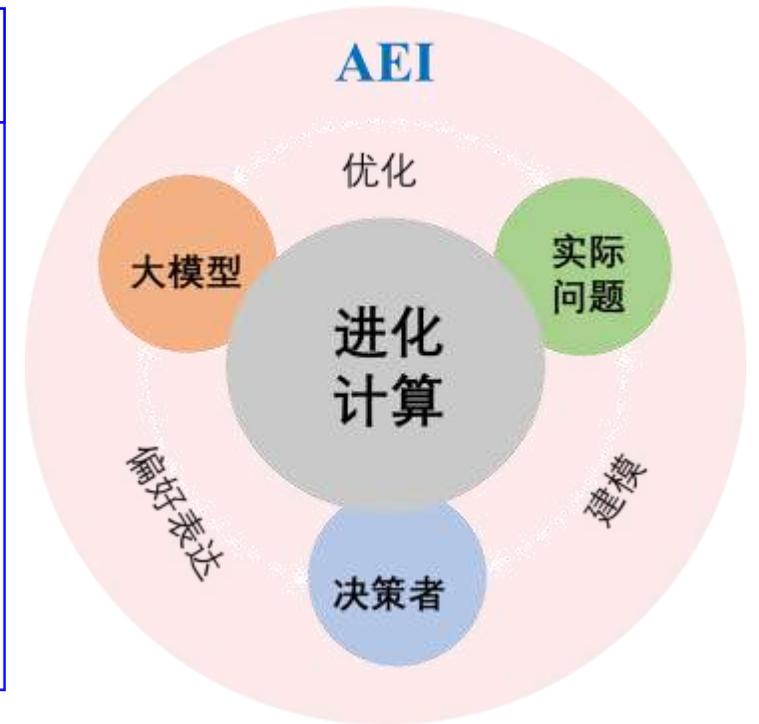
- 具有多数据模态复杂问题编码
- 具有多层次与生物意义的编码方式
- 交叉模态繁殖

通用模型

- 函数代理模型
- 维度约简工具模型
- 参数调试配置模型
- 算法选择推荐模型
- 候选解生成式模型

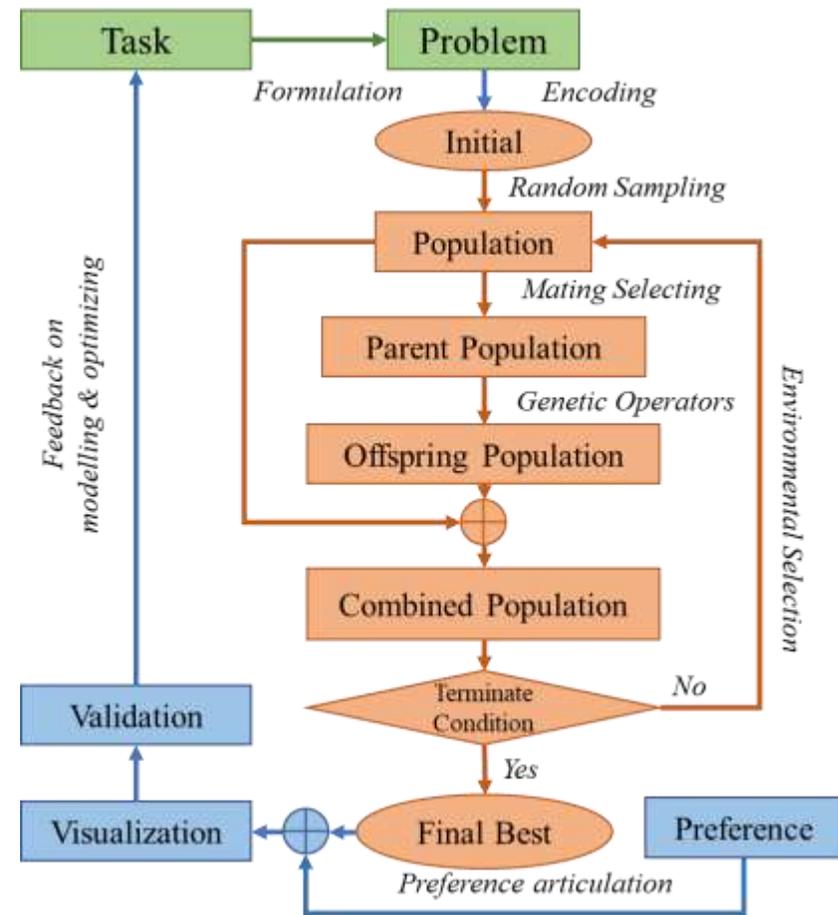
算法理解

- 算法语义相似分析
- 收敛曲线学习
- 搜索行为分析
- 自动算法设计



当进化计算遇到大模型

适用于实际工程问题解决的**可进化人工智能**融合框架



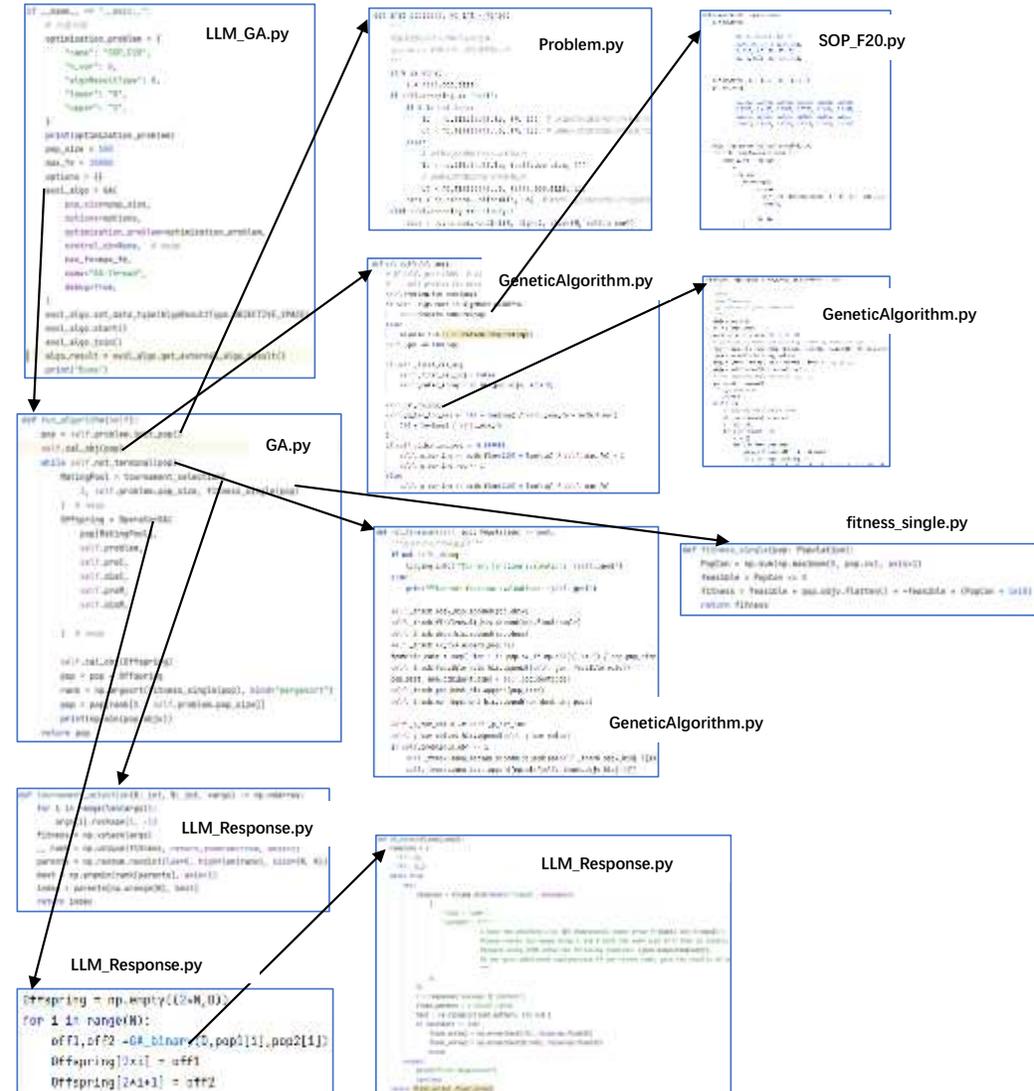
LLM用于工程应用的简要框架

当进化计算遇到大模型

面向LLM辅助进化优化的Python代码平台

- 低学习成本： PlatEMO使用习惯
- 可拓展： 模块化调用大模型
- 开源

<https://github.com/BIMK/LLM>





- Papers & codes are available at
 - <https://www.researchgate.net/profile/Cheng-He-4>
 - <https://github.com/ChengHust>
 - <https://www.chenghehust.com/>



敬请批评指正!