



清华大学

Tsinghua University

博士学位论文答辩

面向市场化互动的工业负荷 建模与优化决策方法

专业:	电气工程
导师:	康重庆 教授
答辩人:	吕睿可
答辩时间:	2026年5月24日



清华大学电机工程与应用电子技术系
Department of Electrical Engineering, Tsinghua University



智慧能源课题组
Energy Intelligence Laboratory

1

研究背景与问题

2

研究思路与框架

3

研究内容

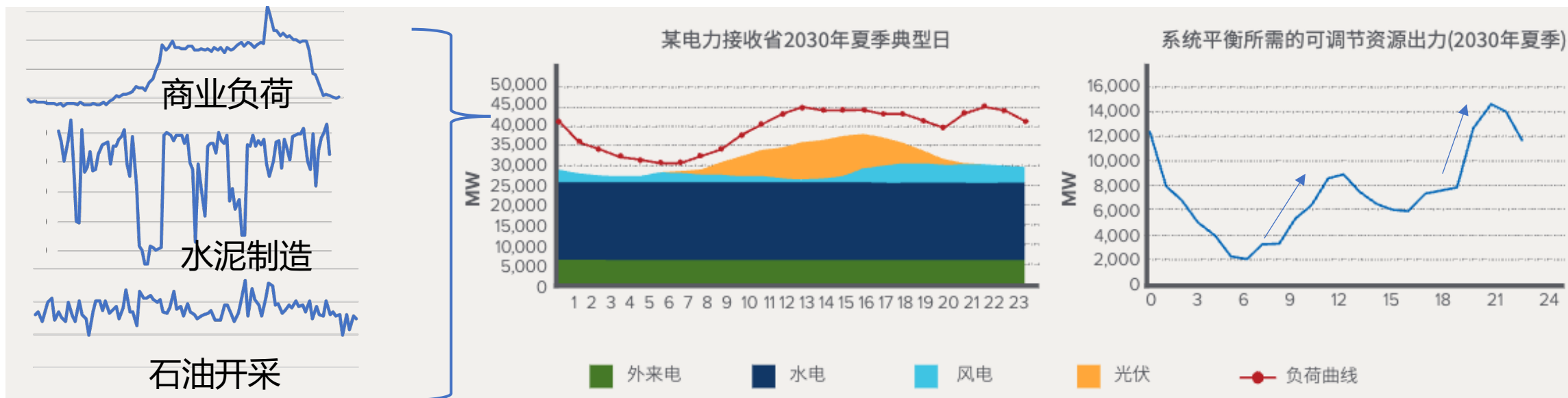
4

成果支撑



背景：陡峭净负荷曲线不利于电力系统安全经济运行

- 传统电力系统中，电力用户按照各自习惯用电，叠加而成的总负荷曲线峰谷差较大。
- 在未来高比例可再生能源场景下，净负荷曲线更加陡峭，需要大量灵活调节资源平衡供需，不利于电力系统的安全、经济运行。



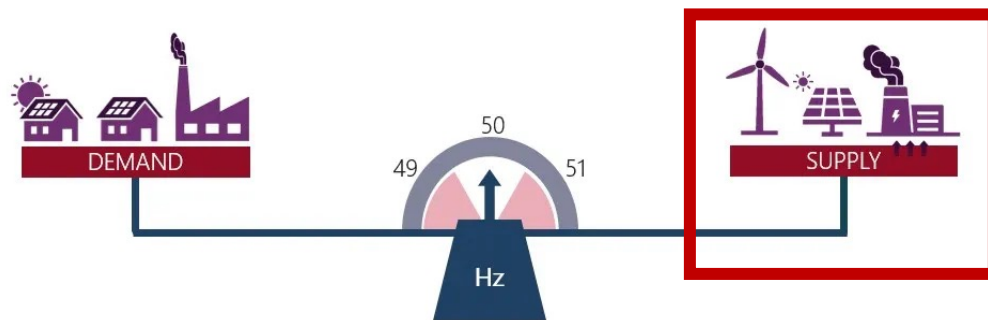
传统工商业用户用电习惯

2030年某省典型日净负荷曲线：需要大量灵活调节资源*

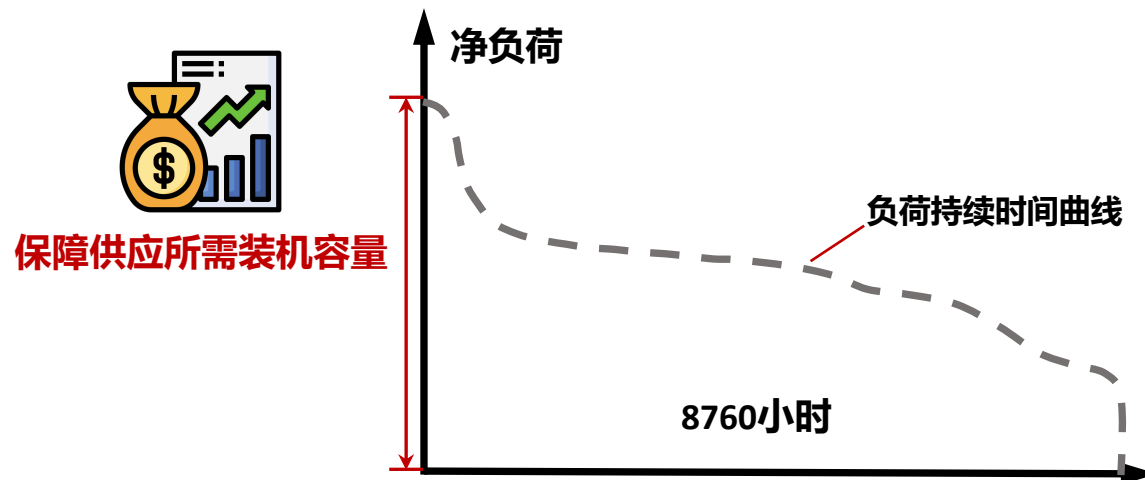


目标：开发用户侧灵活性，降低用电成本

- 为了保障电力供应，传统思路是建设冗余发电资源——过高的投资可能导致电价翻倍！



传统思路：建设冗余发电资源

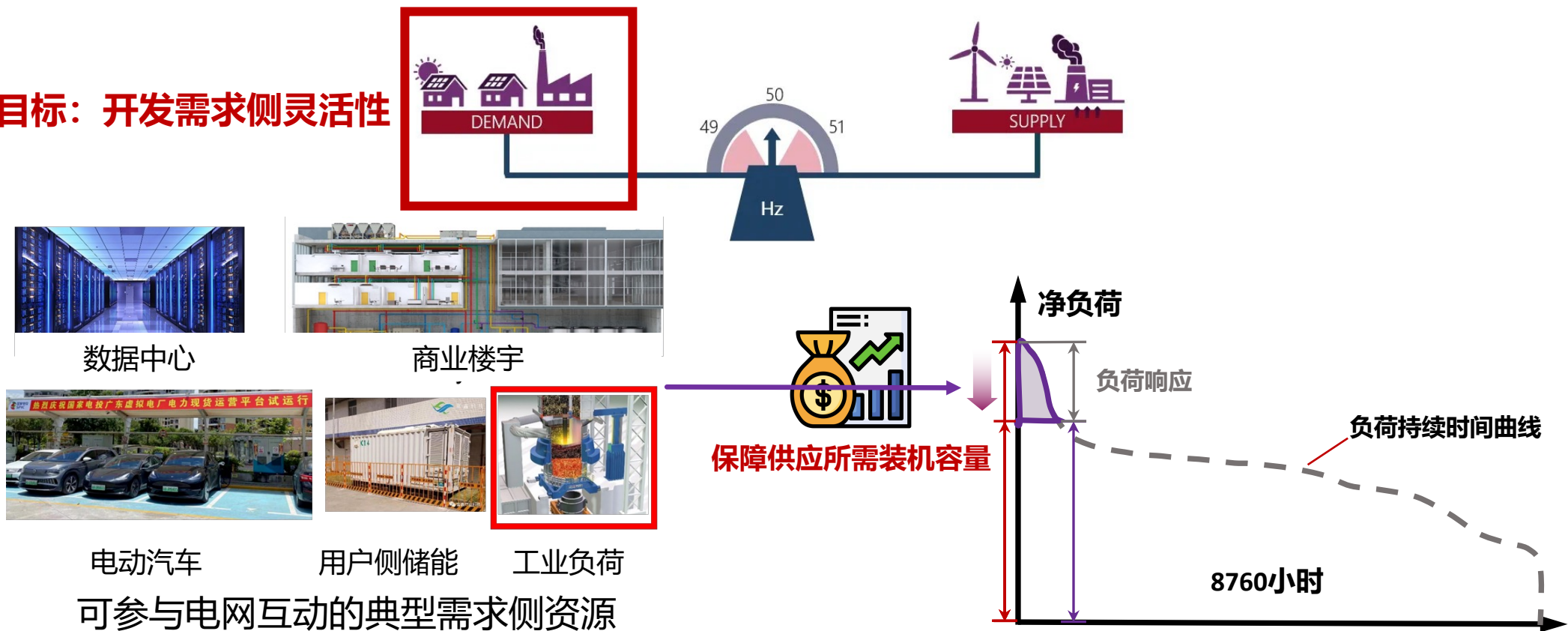




目标：开发用户侧灵活性，低成本保障电力供应

- 为了保障电力供应，传统思路是建设冗余发电资源——过高的投资可能导致电价翻倍！
- 与之相反，利用现有的需求侧灵活性资源“熨平”净负荷曲线，有望低成本保障电力供应。

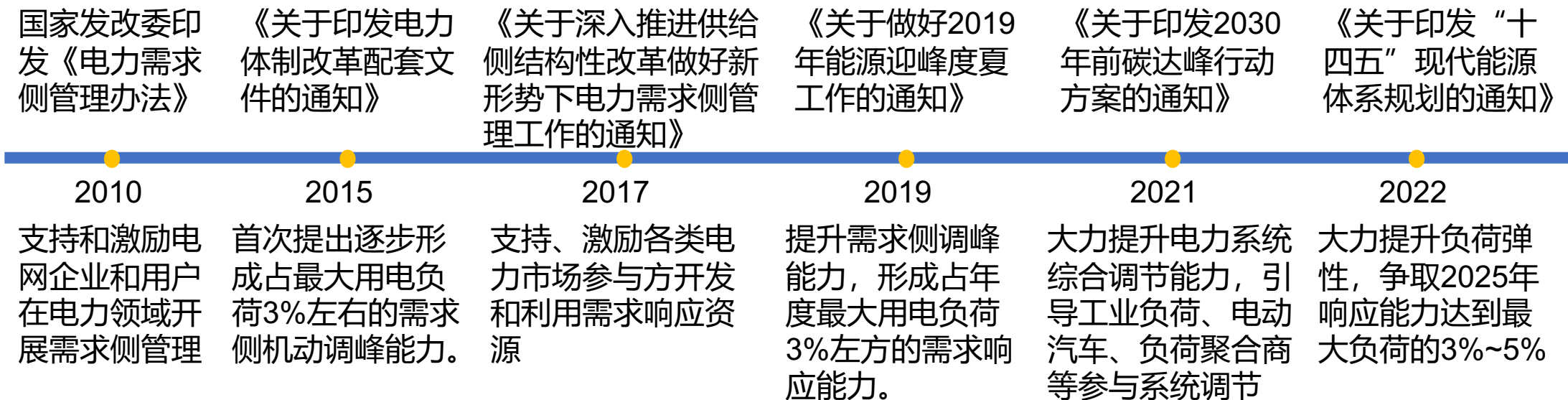
研究目标：开发需求侧灵活性





背景：需求侧管理的相关政策要求

近年来，国家发改委、能源局等出台多项需求响应相关政策，明确要求加强需求侧管理。2024年7月发布的《**加快构建新型电力系统行动方案(2024—2027年)**》：实现典型地区需求侧响应能力达到最大用电负荷的 5% 或以上，着力推动具备条件的典型地区需求侧响应能力达到**最大用电负荷的 10%左右**。





背景：工业用户的灵活性潜力

□ 响应容量大

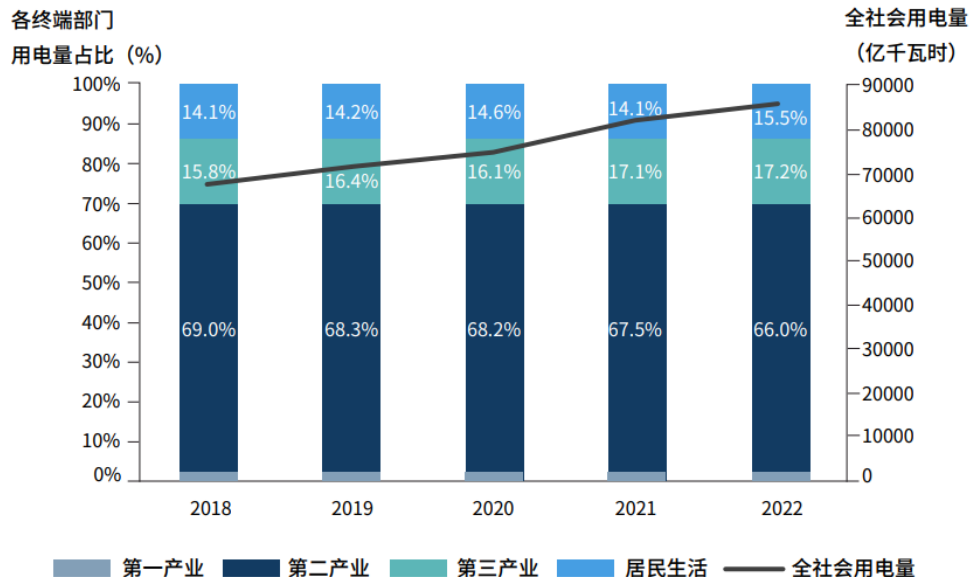
在需求侧资源中，工业用户占中国超过**65%的总能源消耗**，单个工业用户响应容量可达数兆瓦，相当于上百个居民用户，因此单位容量的**交易成本更低**。

□ 对电价更敏感

电费占相当一部分工业用户的成本的大头，例如电解铝企业成本**超40%来自于电费**。工业用户出于提升利润的目标，对电价更为敏感，也更愿意与电网互动以**降低能源成本**。

□ 调控手段成熟

许多工业用户已经建立了用于生产的**自动化管理系统**，这些系统可以帮助其执行自动化的电网互动。工厂后勤部门也通常有**专人负责**用能管理和优化。



我国各类电力用户用电量占比

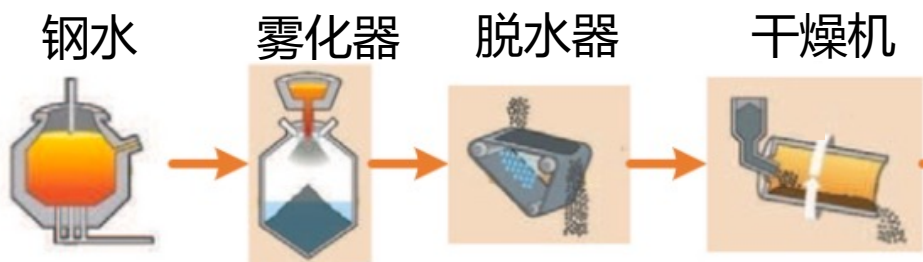
行业	可调比例
纺织	最高35%
电解铝	约22%
钢铁	约20%
水泥	20%以上

典型行业最大可调负荷比例*

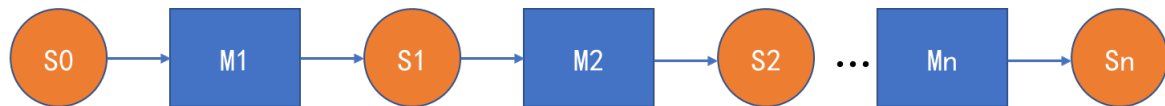
*数据来源《电力需求侧灵活性系列：工业灵活性潜力及发展现状》报告,2023.9

工业用户与电网互动的技术难点

- 1. **生产用能机理复杂**: 工业用户的能量消耗和物料转换机理复杂, 包含大量非线性约束和离散变量, 难以像发电机组的出力约束一样, 直接嵌入上层的市场出清与系统调度问题
- 2. **用户参数难以获取**: 用户参数存在隐私保护需求, 且用户通常不愿上报准确的生产流程参数, 仅靠低频智能电表数据难以揭示用户内部的生产工艺特性和真实的设备运行状态



图论建模



原材料-生产环节1-中间产品1-生产环节2-中间产品2-生产环节n-最终产品

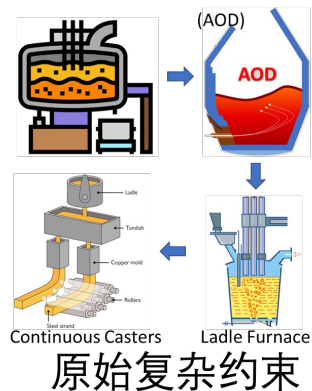
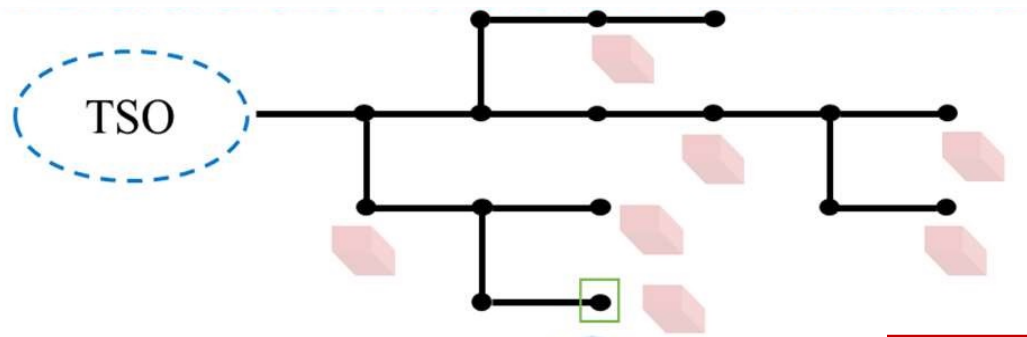
工序	运行状态	生产速率 (Ton/h)	额定功率 (kW)	存储容量 (Ton)
破碎机/1	0	0	0	200
	1	10	60	
	2	15	100	

挑战1: 运行机理复杂, 建模需大量01变量, 难以大规模优化。

挑战2: 设备参数难以直接获取, 限制工业负荷建模的精度。

工业用户与电网互动的技术难点（续）

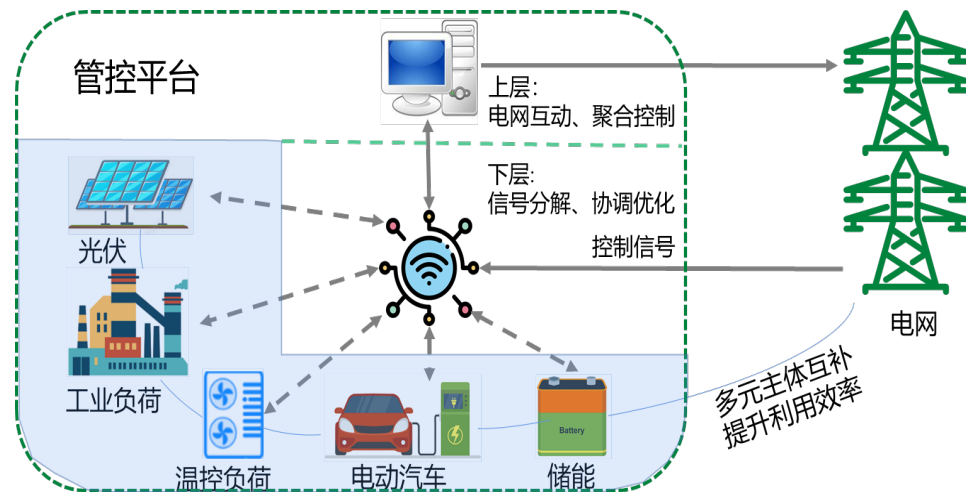
- **3. 用户规模庞大分散：**由于工业用户调控约束维度较高，且用户数量众多，难以像传统机组那样直接由调度中心集中处理，且不同用户用能特性差异较大，难以自适应聚合管理。
- **4. 不同种类资源难协同：**不同工业过程、电动汽车、用户侧储能等异质资源与电力系统互动时，难以兼顾不同资源的调控机理和成本特性，实现协同优化。



降维聚合

降维约束

挑战3：海量差异化用户大规模接入，难以实现较高精度聚合



挑战4：工业负荷调控机理与其他资源差异巨大，难以协同优化。



清华大学电机工程与应用电子技术系
Department of Electrical Engineering, Tsinghua University



智慧能源课题组
Energy Intelligence Laboratory

1

研究背景与问题

2

研究思路与框架

3

研究内容

4

成果支撑



研究思路（站在负荷聚合商的视角）

从工业过程用能机理出发，以智能电表为数据基础，实现工业负荷与电网协同优化

研究内容

计算高效建模

负荷参数辨识

模型约束降维

优化决策方法

关键问题

模型难以求解

有模型没参数？

精确模型太复杂？

海量用户难协同

解决思路

不改变模型精度的数学重构

适应粗粒度量测的负荷参数辨识

数据驱动约束降维技术

适应海量资源协同

e 用户用能
 c 用户参数
 g 精确模型

复杂用能机理

↓ 简明建模

$$g_i(e_i, c_i) \leq h_i$$

精确模型

基于机理建立负荷模型 g 的数学形式（计算高效）

历史电表、电价数据

$$\{(Pr^{(1)}, E^{(1)}), \dots, (Pr^{(n)}, E^{(n)})\}$$

↓ 辨识

$$g_i(e_i, c_i) \leq h_i$$

模型参数

基于电表数据估计模型参数 c

$$g_i(e_i, c_i) \leq h_i$$

↓ 简化近似

$$A_i e_i \leq b_i$$

近似模型

用线性约束近似原有复杂精确约束

$\max profit$

$$A_i^{e_i}(e_i, c_i) \leq b_i$$

↓ 还原执行

$$g_i(e_i, c_i) \leq h_i$$

还原分解
实时协同优化



论文内容和框架 (第1章为引言, 第6章总结)

2.工业负荷参与电力市场的通用建模方法

单体
建模

建模对象	生产过程	设备运行状态	前后阶段耦合
过程机理	基于批处理 最小单元要求 整数变量描述	切换条件严格 与过程关联 与批次耦合	顺序处理限制 批次完成约束 时间敏感约束
处理方法	约束重构	变量重构	约束重构

3.适应粗粒度量测的工业负荷参数辨识方法

标准化形式
统一刻画工业负荷约束

引入高耗能用户行为模型:
最小化电价成本

用能机理

用户行为

降低参数估计空间维度

模型基础

数据基础

4.数据驱动的工业负荷模型约束降维方法

系统
互动

将可行域投影问题
松弛为约束近似问题

基于市场化互动场景
设计损失函数和训练算法

近似理论

计算方法

数据驱动的降维约束拟合

5.适应海量资源协同的聚合商优化决策方法

将多场景投标-调度问题
化简为单场景线性规划

设计快速分解算法,实时调
控海量资源跟随调度信号

近似嵌入

实时还原

投标和功率分解联合优化



清华大学电机工程与应用电子技术系
Department of Electrical Engineering, Tsinghua University



智慧能源课题组
Energy Intelligence Laboratory

1

研究背景与问题

2

研究思路与框架

3

研究内容

4

成果支撑



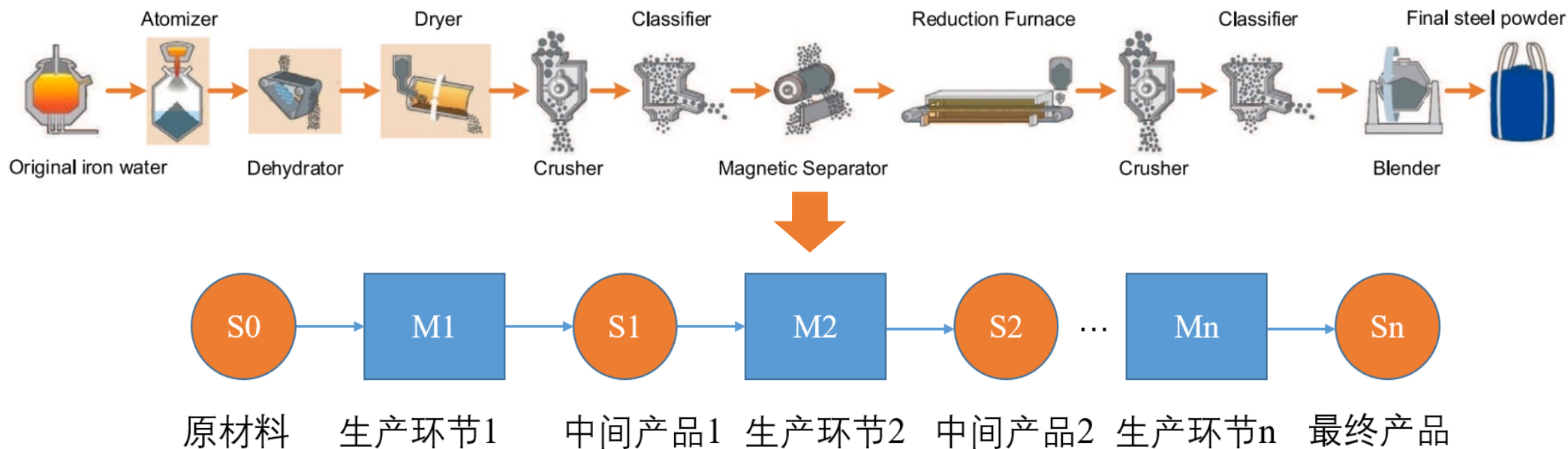
研究内容1：工业负荷参与电力市场的通用建模方法





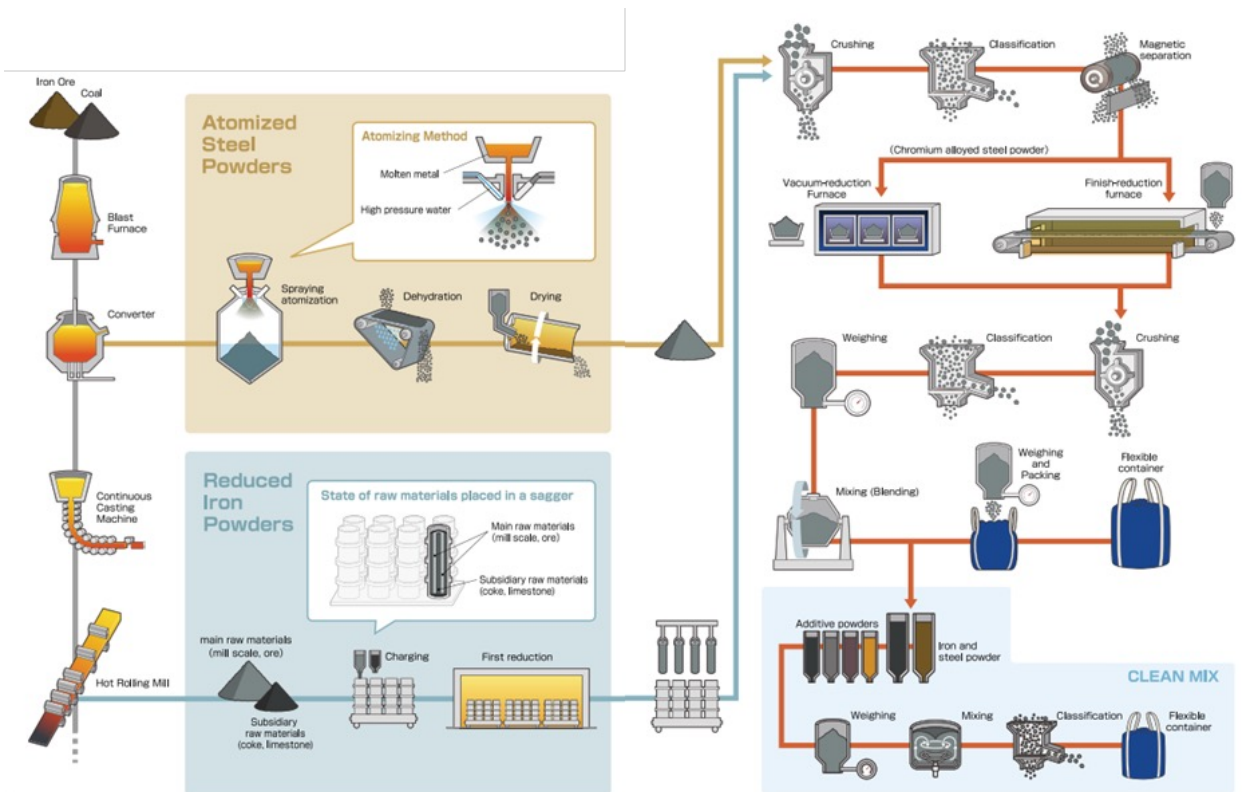
工业过程经典模型1：STN模型

主要思路：**平衡模型精确性和可计算性**，利用通用的工业生产过程模型为各类常见技术约束建立统一的数学形式。例如，该领域经典且仍在广泛使用的状态任务网络(state-task network, STN)，用任务(task)描述生产过程，属性包括额定功率、生产速率等；用状态(state)参数描述各产品，属性包括存储约束和生产目标等。常用于水泥、化工等建模。



工业过程经典模型1：STN模型

状态任务网络(state-task network, STN)的建模, 以某钢粉厂为例:



某钢粉厂生产过程（网状结构）

Steel powder manufacturing process." [Online]. Available: <http://www.jfe-steel.co.jp/en/products/ironpowders/catalog/j1e-001.pdf>.

机器/工序	运行状态	生产速率 (Ton/h)	运行功率 (kW)	存储容量 (Ton)
雾化器/1	0	0	0	180
	1	15	60	
脱水器/2	0	0	0	100
	1	15	10	
干燥器/3	0	0	0	150
	1	15	30	
磁分离器 /6	0	0	0	100
	1	15	10	
还原炉/7	0	0	0	100
	1	15	75	
破碎机 /4,8	0	0	0	100
	1	10	15	
	2	15	20	
分级机 /5,9	0	0	0	150
	1	10	15	
	2	20	25	
混合机/10	0	0	0	200
	1	10	6	
	2	15	10	

表1：基于STN的钢粉厂生产过程参数



工业过程经典模型1：STN模型



STN模型以设备的运行操作为变量，捕捉了物料变化关系（线性关系）、存储限制等技术约束，可以构建外部电价下的最优生产调度问题（通常为MILP形式）。

$$Cost = \sum_{t \in T} Pr_t E_t, \quad (1)$$

$$E_t = \sum_{i \in I^P} \sum_{k \in K_i} P_{ik} \Delta t_{tik}, \quad t \in T, \quad (2)$$

$$\Delta t_{tik} \geq 0, \quad t \in T, i \in I^P, k \in K_i. \quad (3)$$

$$\sum_{k \in K_i} \Delta t_{tik} = \Delta t_i, \quad t \in T, i \in I^P. \quad (4)$$

$$S_{ti} \geq S_i^0 + S_i^{\text{tar}}, \quad t = t^{\text{end}}, i \in I^S. \quad (5)$$

$$0 \leq S_{ti} \leq S_i^{\text{max}}, \quad t \in T, i \in I^S. \quad (6)$$

$$S_{ti} = S_i^0, \quad i \in I^S, t = 0 \quad (7)$$

$$S_{ti} = S_{(t-1)i} - \sum_{k \in K_{i+1}} C_{(i+1)k} \Delta t_{t(i+1)k}, \quad t \in T, i = 0. \quad (8)$$

$$S_{ti} = S_{d(t-1)i} + \sum_{k \in K_i} G_{ik} \Delta t_{tik} - \sum_{k \in K_{i+1}} C_{(i+1)k} \Delta t_{t(i+1)k}, \quad t \in T, i \in I^P \setminus \{i^{\text{end}}\}. \quad (9)$$

$$S_{ti} = S_{d(t-1)i} + \sum_{k \in K_i} G_{ik} \Delta t_{tik}, \quad t \in T, i = i^{\text{end}}. \quad (10)$$

用能成本

用能构成

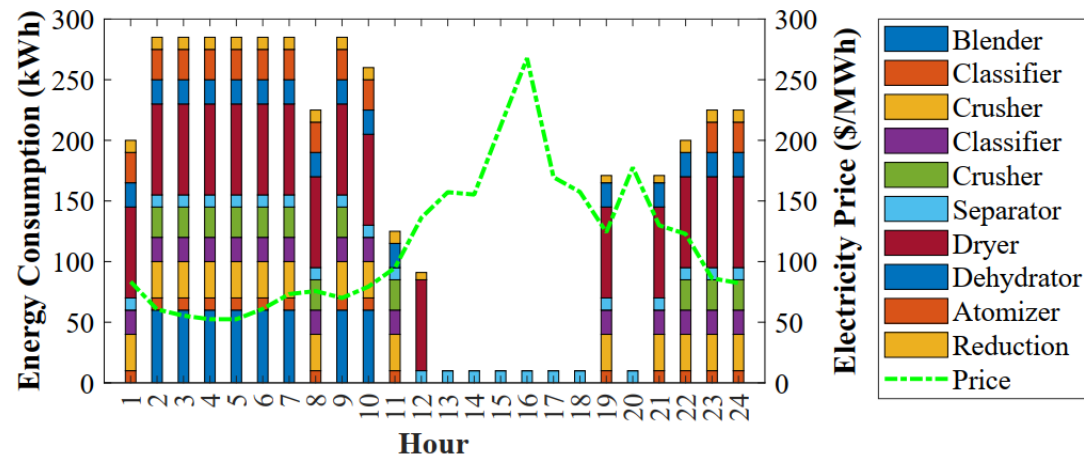
Δt_{tik} 为设备操作变量

生产目标

物料存储限制

物料初值

物料变化关系
(线性关系)



所得模型可以嵌入最优用能模型中，得到不同电价下工厂（钢粉厂）各设备的最优用能结果

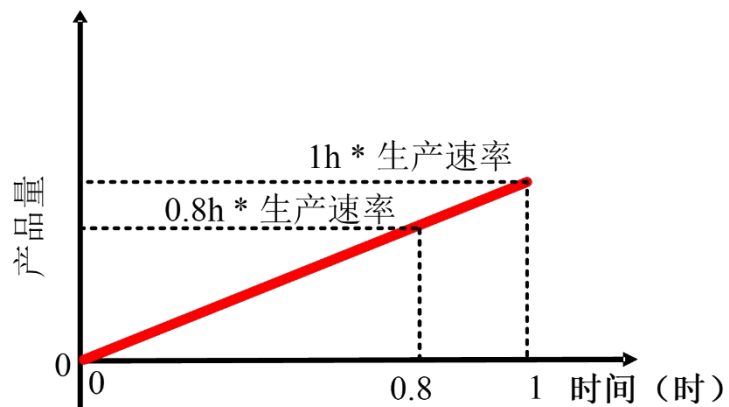
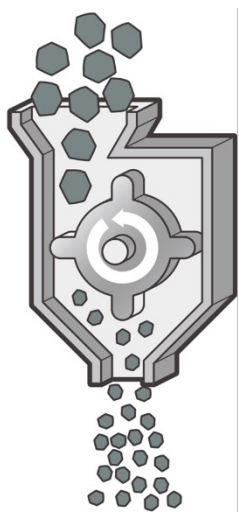


工业过程经典模型2：RTN模型

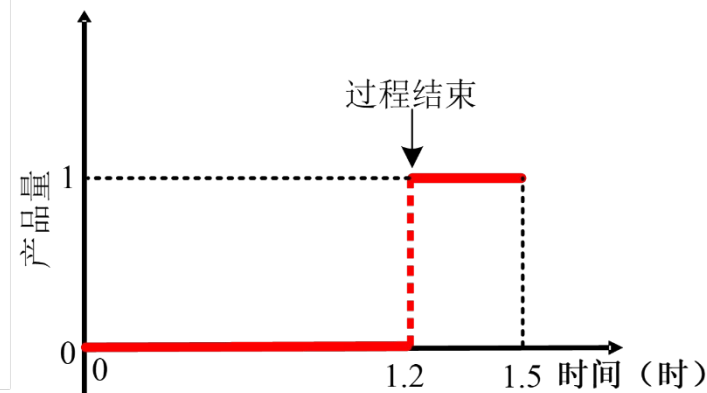
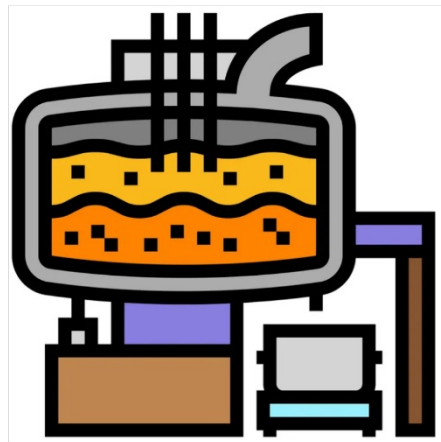
STN模型不足：线性化的物料转化关系无法描述很多实际“离散型过程”。

- 连续型过程：产出量是生产时间的连续函数；例如钢粉生产中的压碎过程。
- 离散型过程：产出量是生产时间的离散函数；例如二次炼钢中的电弧炉融化过程。

为此,常用RTN(resource-task network),描述炼钢等离散型过程的技术约束。



压碎过程：产品量、用电量与运行时间成正比

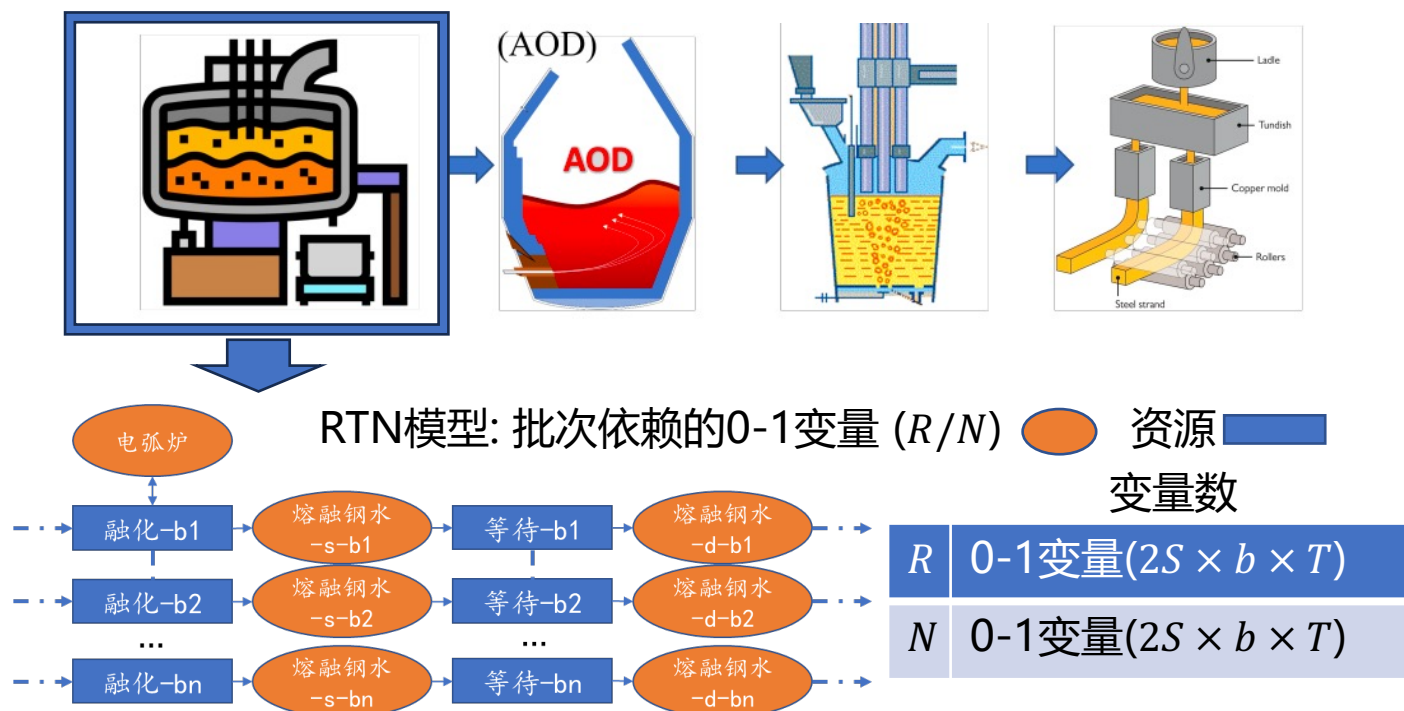


熔化过程：完全熔化才有能传递到下一环节的“产品”



工业过程经典模型2：RTN模型

资源-任务网络 (resource task network) **基于批次**刻画启停约束、等待时间约束等离散型工业过程技术约束，提高了工业过程灵活性的建模精度。然而，RTN模型建模单个工业过程就需要上千0-1变量，且变量数量与生产批次成正比，在大规模电网互动中必然导致“维数爆炸”。





工业过程经典模型2：RTN模型

基于批次的RTN中物料转化关系与STN完全不同：

$$R_{r,t} = R_{r,t-1} + \sum_i \sum_{\theta=0}^{\tau_i} \mu_{r,i,\theta} N_{i,t-\theta} \quad \forall r, t$$

$R_{r,t}$ 为资源r在时段t的量（0-1变量）；

$N_{i,t}$ 用于建模任务的开始时间（0-1变量）， $N_{i,t} = 1$ 表示任务i在时间槽 t开始
 $\mu_{r,i,\theta}$ 表示任务与资源的关联关系，即任务i在开始后的第 θ 个时间槽消耗或产生的资源 r的数量。例如，熔炼(任务1)在开始后 80 分钟产生钢水（资源 r）1个批次，则 $\mu_{r,1,80}$ 的值为 1。

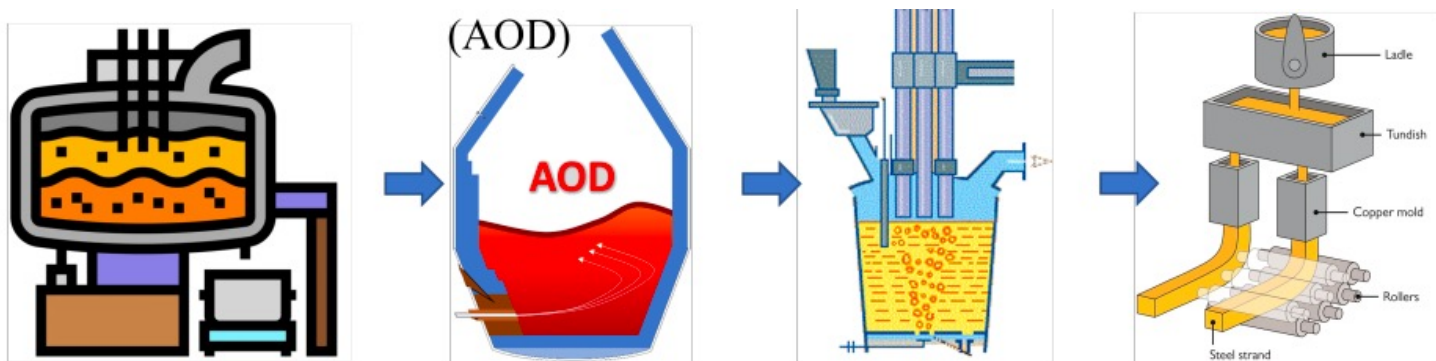


目标：计算高效的工业过程通用模型

主要任务：建立计算高效的通用数学模型，准确描述大多数工业过程通用的技术约束，包括操作单元之间的依赖关系以及能源和资源的动态流动等。

次要任务：能否统一STN模型和RTN模型的形式，用标准化形式建模连续性/离散型生产过程。

复杂性来源	生产过程	设备运行状态	前后阶段耦合
机理源头	• 基于批处理 • 最小单元要求 • 01变量描述	• 具有严格切换条件 • 切换与生产进度关联 • 状态切换与批次耦合	• 顺序处理限制 • 批次完成约束 • 时间敏感约束
处理方法	约束重构	变量重构	约束重构





STN和RTN覆盖的工业负荷种类

模型	建模的技术特征	典型设备/过程	典型的工业负荷种类
STN	线性输入输出关系的连续型过程	破碎机、压缩机、装配过程	水泥、纺织、钢粉、汽车、陶瓷、空气分离、锂离子电池装配
RTN	批次处理的离散型工业过程	电弧炉、轧钢	二次炼钢(短流程炼钢)、制浆造纸
其他	内部电化学反应过程的温度动态过程	电解过程	有色金属(电解铝等)、氯碱工业

注：本文主要关注以STN和RTN为代表的通用工业过程，
电解铝等其他复杂温度-效率耦合关系的过程未在本文中讨论

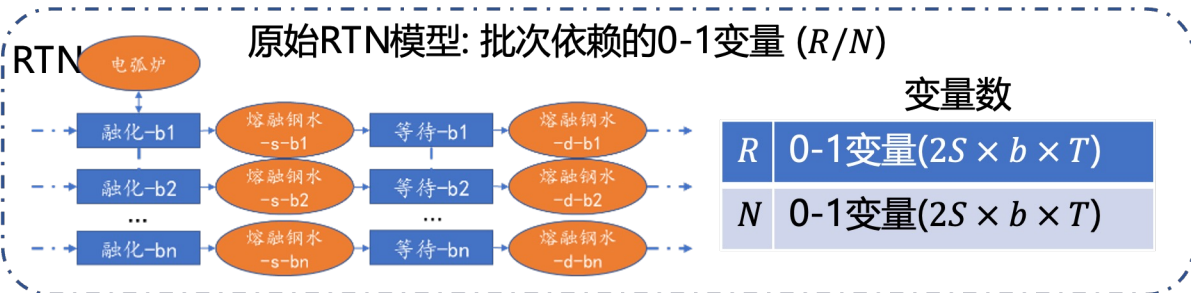


方法框架

电弧炉建模例子

资源

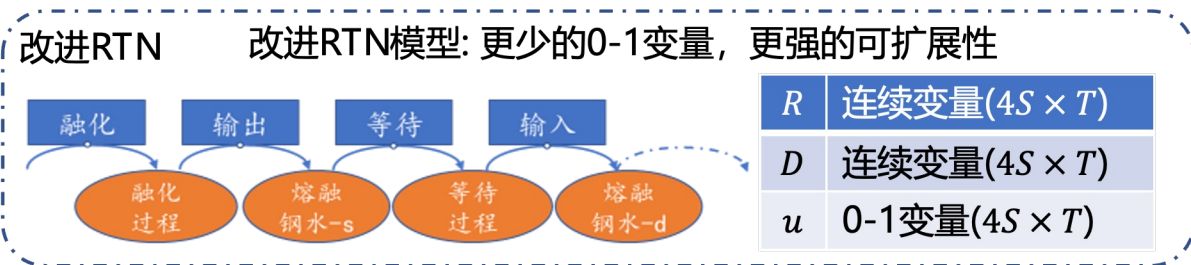
任务



① 将原始的资源/任务对应的0-1变量替换成连续变量



② 引入状态变量 u 以建模不可中断过程的运行状态



R : 资源量; N : 任务启动时间; D : 任务运行时间; u : 任务运行状态
 S : 生产环节数; b : 批次数; T : 调度时段数

在保留图论建模理念（即任务作为边、资源作为节点，描述资源转化过程）基础上：

(1) **变量重构**：使用与批次无关的连续变量来建模资源和任务操作，替代传统工业过程模型中的离散变量；

(2) **约束重构**：引入状态变量以建模不可中断过程状态，在严格满足离散工业过程技术要求的同时，提高计算效率。



步骤1：变量重构-问题表述

由于工业生产设备的运行状态通常是离散的（仅能开/关或者在有限个状态间切换），因此需要引入大量01变量描述其运行。类似发电侧的机组组合问题，但每台“机组”（工厂）所需变量更多，难以大规模协同优化。

工序	运行状态	生产速率 (Ton/h)	额定功率 (kW)	存储容量 (Ton)
破碎机/1	0	0	0	200
	1	10	60	
	2	15	100	

钢粉厂生产过程参数

以钢粉生产过程为例，若每个设备可能的运行状态为2个，描述10台设备在全天96时段的运行需要
 $2 \times 10 \times 96 = 1920$ 个

随着工厂数量的增加，建模其运行所需要的01变量数量将线性增加，求解复杂度将呈指数增加！



步骤1：变量重构-思想

针对工业生产流水线建模中存在启停(01)变量、导致计算复杂度较大的问题，提出线性化的工业生产过程模型，将混合整数规划近似为线性规划。

0-1变量建模

hour	1	2	3	...
设备1运行状态	on	on	off	...

连续变量建模

hour	1	2	3	...
设备1开启时间	1h	0.8h	0h	...
设备1关闭时间	0h	0.2h	1h	

思想1：利用最优化知识：优化问题的最优解往往在边界处取到；即使把01变量松弛，所得到线性规划最优解也基本是0/1，误差不大。

思想2：利用时间尺度：实际操作中，由于用能设备的开启时间很短，因此在工业负荷参与电力现货市场的小时级别的时间尺度中，设备在一个时间区间中的运行时间是接近连续的。

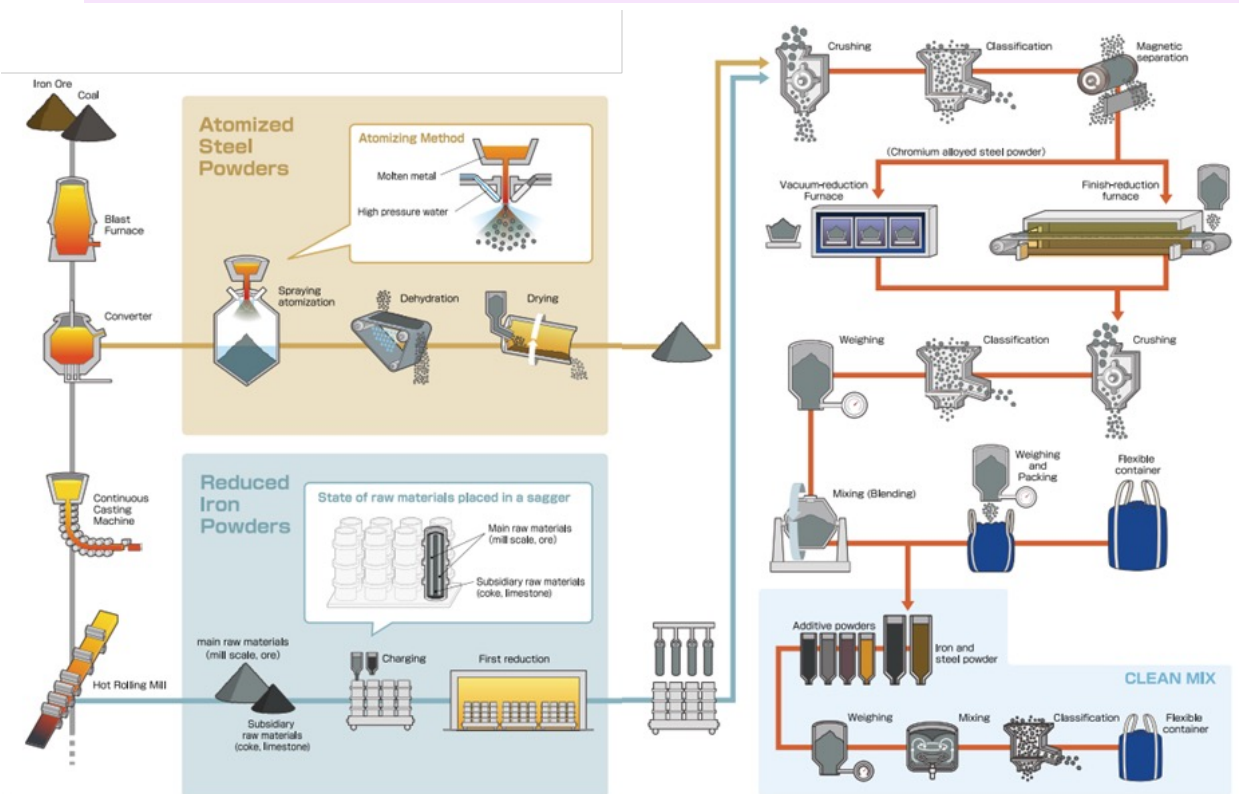


步骤1：变量重构-LSTN实例

线性化STN(Linear state-task network, LSTN)建模某钢粉厂生产：决策变量为 Δt_{tik} ：设备i

在时段t、状态k上停留的时间长度，基于LSTN的优化问题变为线性规划。

t: 时段编号; i: 工序编号



$$Cost = \sum_{t \in T} Pr_t E_t, \quad (1)$$

$$E_t = \sum_{i \in I^P} \sum_{k \in K_i} P_{ik} \Delta t_{tik}, \quad t \in T, \quad (2)$$

$$\Delta t_{tik} \geq 0, \quad t \in T, i \in I^P, k \in K_i. \quad (3)$$

$$\sum_{k \in K_i} \Delta t_{tik} = \Delta t_i, \quad t \in T, i \in I^P. \quad (4)$$

$$S_{ti} \geq S_i^0 + S_i^{\text{tar}}, \quad t = t^{\text{end}}, i \in I^S. \quad (5)$$

$$0 \leq S_{ti} \leq S_i^{\text{max}}, \quad t \in T, i \in I^S. \quad (6)$$

$$S_{ti} = S_i^0, \quad i \in I^S, t = 0 \quad (7)$$

$$S_{ti} = S_{(t-1)i} - \sum_{k \in K_{i+1}} C_{(i+1)k} \Delta t_{t(i+1)k}, \quad t \in T, i = 0. \quad (8)$$

$$S_{ti} = S_{(t-1)i} + \sum_{k \in K_i} G_{ik} \Delta t_{tik} - \sum_{k \in K_{i+1}} C_{(i+1)k} \Delta t_{t(i+1)k}, \quad t \in T, i \in I^P \setminus \{i^{\text{end}}\}. \quad (9)$$

$$S_{ti} = S_{(t-1)i} + \sum_{k \in K_i} G_{ik} \Delta t_{tik}, \quad t \in T, i = i^{\text{end}}. \quad (10)$$

用能成本

用能构成

Δt_{tik} 约束

生产目标

物料存储限制

物料初值

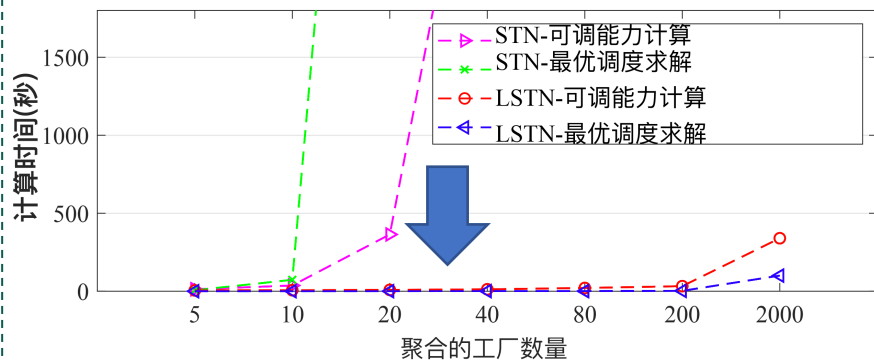
物料变化关系



数值测试(钢粉厂自调度场景)

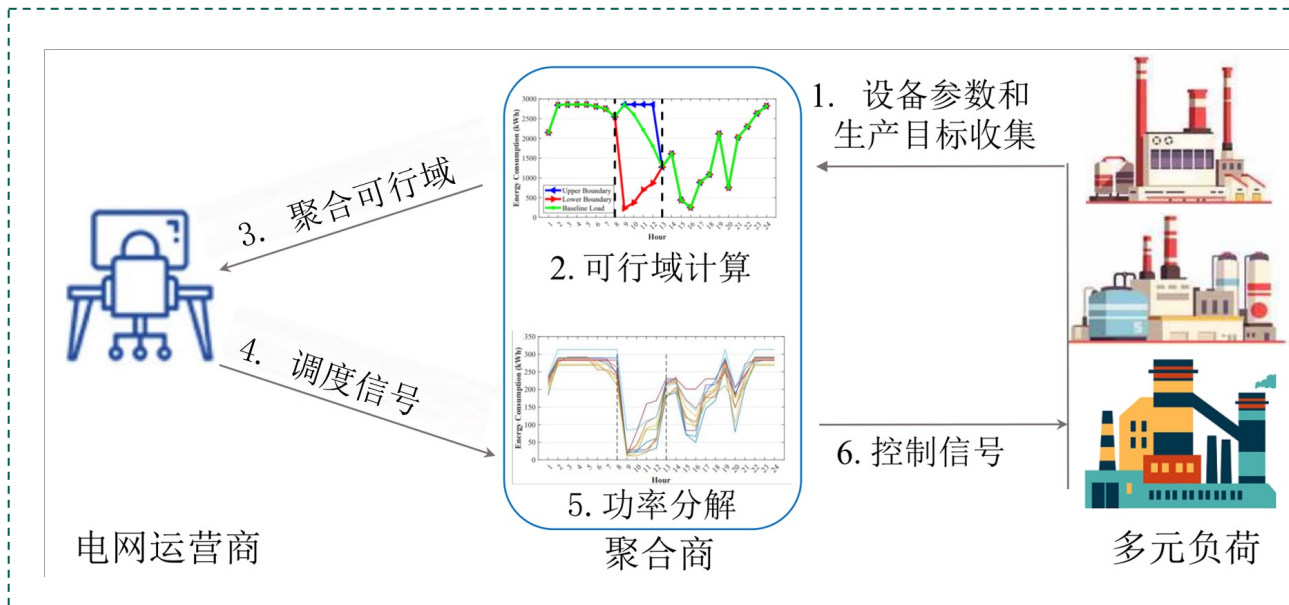
效果：与传统STN相比，LSTN以不超过0.2%的“误差”大大提升模型可扩展性，可支撑超过2000个多元用户用能的协调优化。

计算时间大幅降低



工业过程模型嵌入最优用能问题的计算复杂度降为多项式复杂度

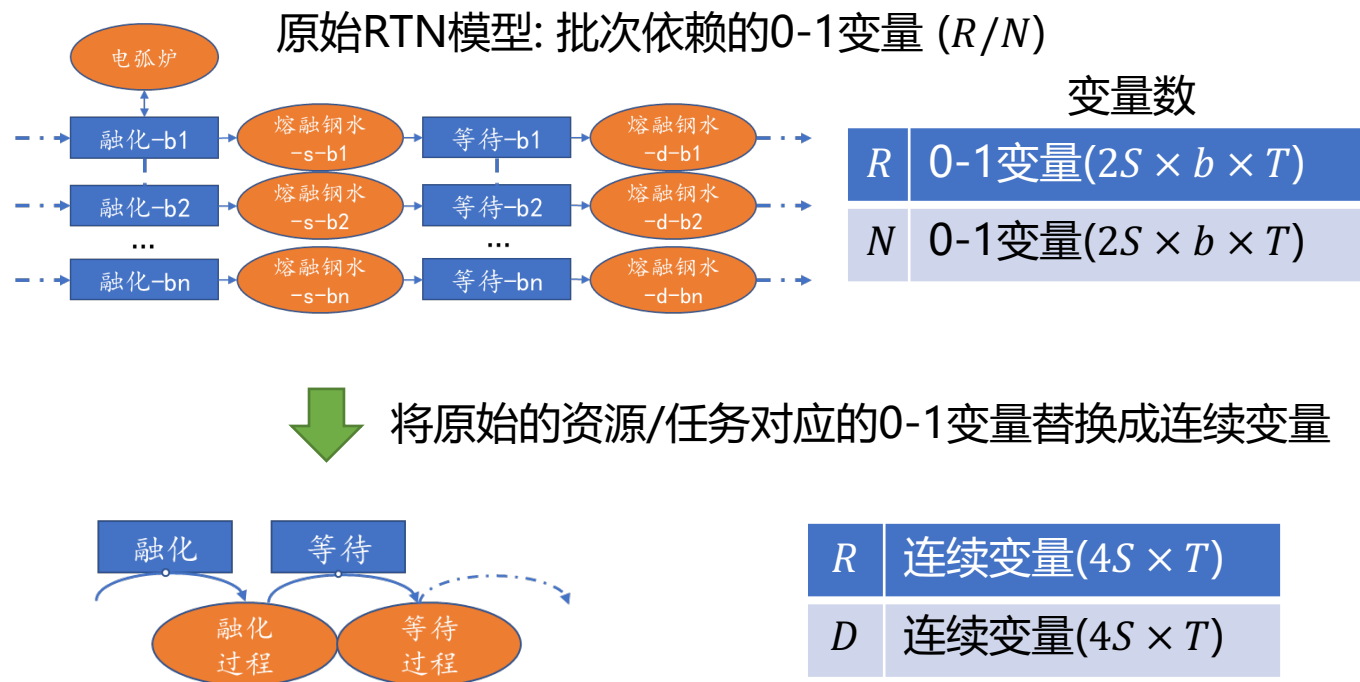
基于LSTN的工业负荷参与电网互动框架





步骤2：约束重构-问题表述

要将连续变量建模方法推广到更复杂的RTN，或者说要基于连续变量建模启停约束、等待时间约束等离散型技术约束，还需要在不改变模型精度的前提下设计方便求解器求解的数学形式。



R : 资源量; N : 任务启动时间; D : 任务运行时间; u : 任务运行状态
 S : 生产环节数; b : 批次数; T : 调度时段数



步骤2：约束重构-方法

(1)引入状态变量 u 以建模不可中断过程的运行状态



R	连续变量($4S \times T$)
D	连续变量($4S \times T$)



引入状态变量 u 以建模不可中断过程的运行状态



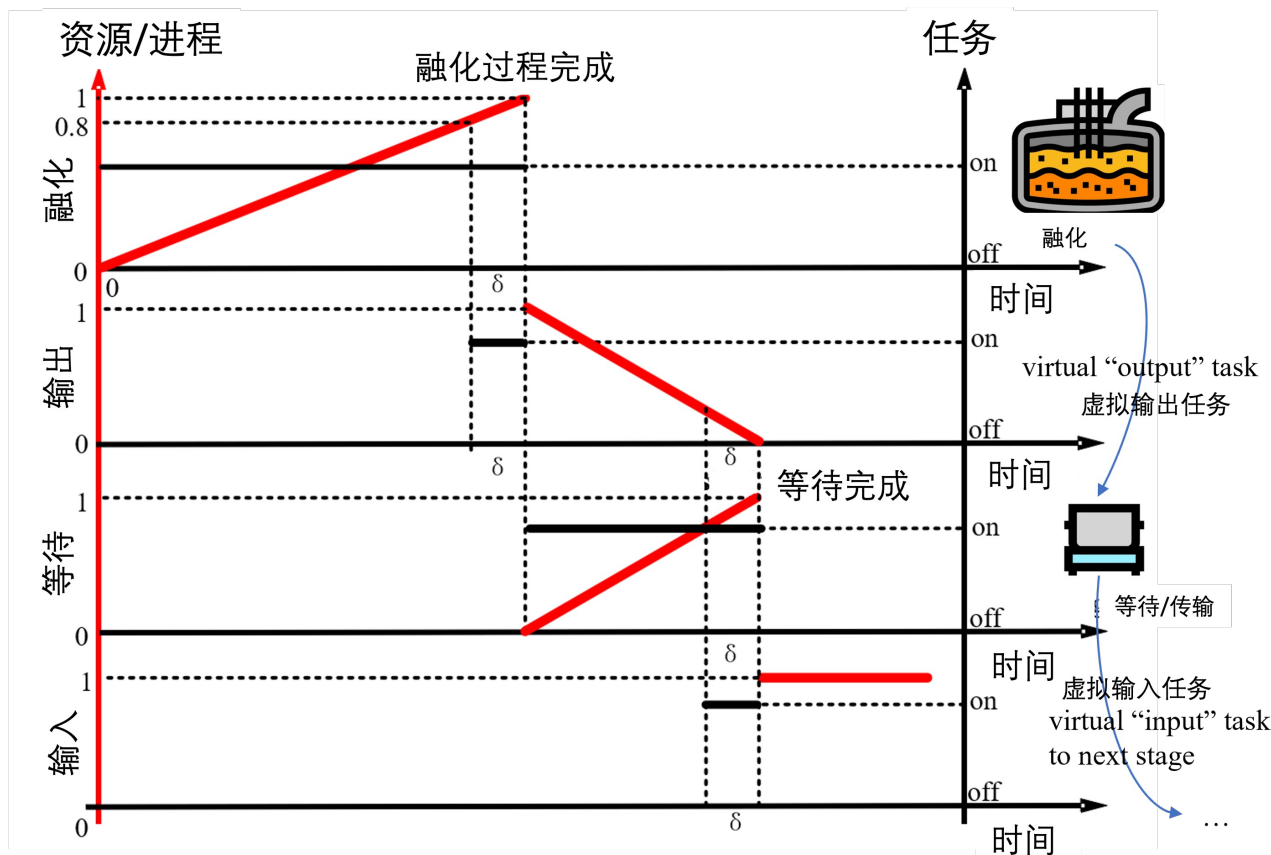
R	连续变量($4S \times T$)
D	连续变量($4S \times T$)
u	0-1变量($4S \times T$)

R : 资源量; N : 任务启动时间; D : 任务运行时间; u : 任务运行状态
 S : 生产环节数; b : 批次数; T : 调度时段数



步骤2：约束重构-方法

(2)在加工任务与等待/传输任务之间添加虚拟的输出和输入任务。在前序任务完成的时段内，虚拟任务将其自身的资源设为0，并将后续任务的资源设为 1。



基于“虚拟任务”机制，重新设计技术约束

物料转化
(与LSTN一致)

$$R_{r,t} \leq R_{r,t-1} + \sum_i \sum_k g_{r,i,k} D_{i,k,t} \quad \forall r, t.$$

不可中断

$$D_{i,0,t} \leq 1 - u_{i,t} \quad \forall t$$

批次处理

$$R_{r^{i+},t} \leq u_{i,t} \quad \forall t$$

等待时间限制

$$D_{i,1,t} = u_{i,t} \delta \quad \forall t$$

由于可表达性与传统RTN一致，称所提模型为连续RTN (cRTN)。



STN和RTN数学形式的统一

经过形式变换，可以发现此前所提LSTN模型的核心约束（物料转化）的数学形式与cRTN一致，因此cRTN可以视为是在LSTN的基础上添加了部分状态变量并增加技术约束的复杂版本。或者说，LSTN（连续型过程）模型是cRTN（离散型过程）模型的退化，后者更通用。

LSTN核心约束：物料转化

原料 $S_{ti} = S_{(t-1)i} - \sum_{k \in K_{i+1}} C_{(i+1)k} \Delta t_{t(i+1)k}, t \in T, i = 0. \quad (8)$

中间产品 $S_{ti} = S_{(t-1)i} + \sum_{k \in K_i} G_{ik} \Delta t_{tik} - \sum_{k \in K_{i+1}} C_{(i+1)k} \Delta t_{t(i+1)k},$
 $t \in T, i \in I^P \setminus \{i^{\text{end}}\}.$

最终产品 $S_{ti} = S_{(t-1)i} + \sum_{k \in K_i} G_{ik} \Delta t_{tik}, t \in T, i = i^{\text{end}}. \quad (9)$

$S_{ti} = S_{(t-1)i} + \sum_{k \in K_i} G_{ik} \Delta t_{tik}, t \in T, i = i^{\text{end}}. \quad (10)$



更紧凑的符号表示

$$R_{r,t} = R_{r,t-1} + \sum_i \sum_k g_{r,i,k} \Delta t_{tik} \quad \forall r, t$$

引入 $g_{r,i,k}$ 来表示任务*i*在工况点 *k* 上对资源 *r* 的消耗/产出速率（其中 >0 表示产出， <0 表示消耗）

cRTN核心技术约束

物料转化
(与LSTN一致)

$$R_{r,t} \leq R_{r,t-1} + \sum_i \sum_k g_{r,i,k} D_{i,k,t} \quad \forall r, t.$$

不可中断

$$D_{i,0,t} \leq 1 - u_{i,t} \quad \forall t$$

批次处理

$$R_{r^{i+},t} \leq u_{i,t} \quad \forall t$$

等待时间限制

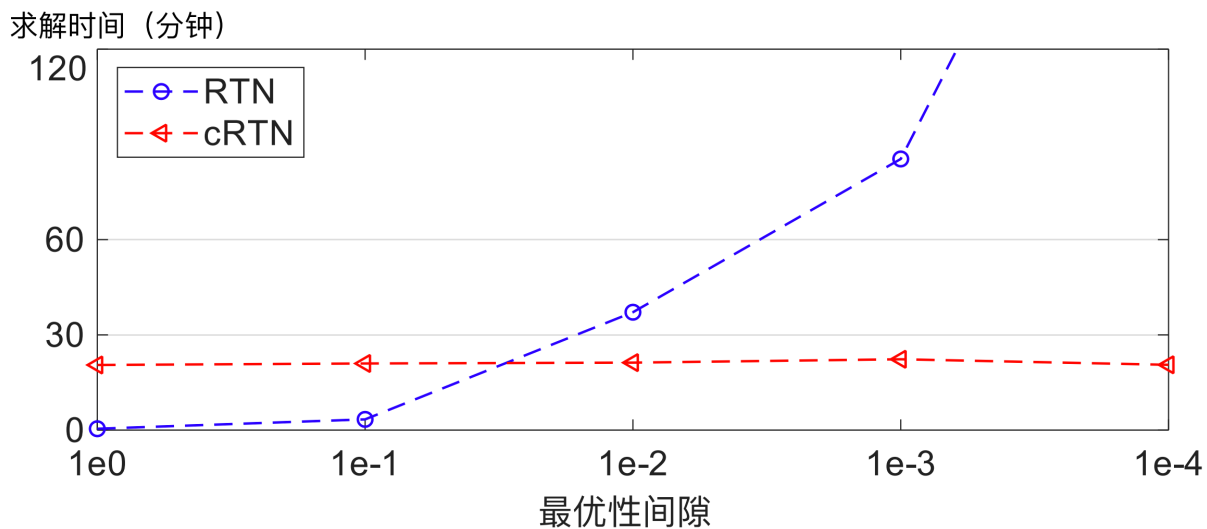
$$D_{i,1,t} = u_{i,t} \delta \quad \forall t$$

$$R_{r^{i-},t} \leq u_{i,t} \quad \forall t$$

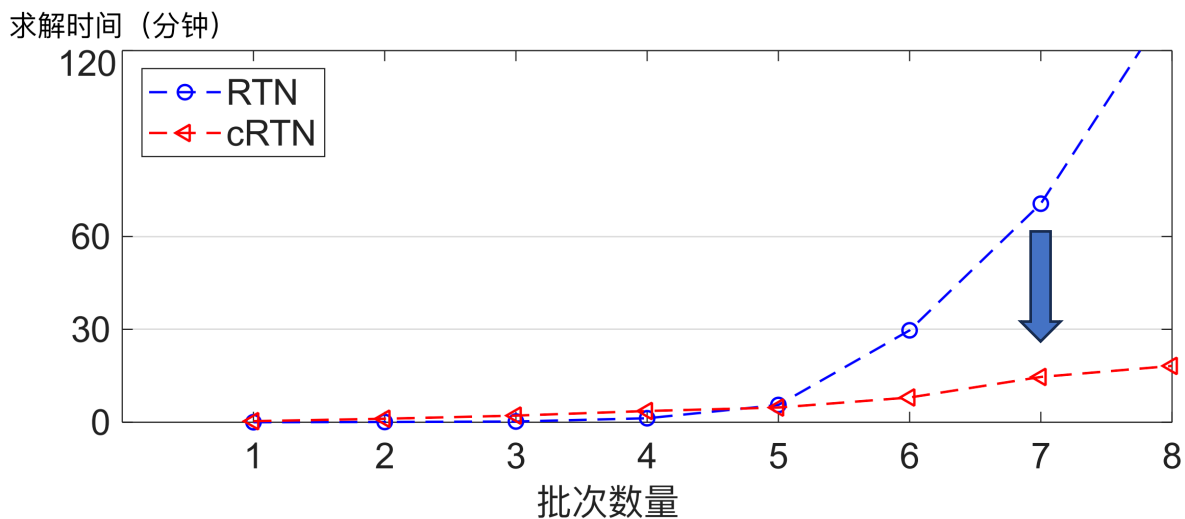


数值测试(短流程炼钢自调度场景)

(1) 计算效率：相比RTN模型，基准设置下cRTN模型求解时间减少89%（从156.7分钟降至17.1分钟），且生产批次越多效果越明显。



生产调度求解时间随优化求解的Optimality Gap变化



生产调度求解时间随生产目标（批次数）变化



数值测试(短流程炼钢自调度场景)

(2) 可扩展性: cRTN模型0-1变量数稳定在4k个, 而传统RTN模型0-1变量数随生产批次增至20k个以上, 导致求解复杂度指数增长

表 2.18 变量数量对比 (预求解后)

模型	0-1 变量	连续 变量
cRTN	4197	8233
RTN-5heats	11513	1262
RTN-6heats	13690	1516
RTN-7heats	15870	1772
RTN-8heats	18046	2025
RTN-9heats	20225	2280

基于传统RTN模型和cRTN模型的生产调度优化问题变量数量对比



小结

本章针对工业负荷用能灵活性机理建模中存在的计算复杂度高、难以适应电网互动需求的问题：

- 1、改进面向连续工业过程的建模的任务状态网络(STN)模型，提出线性任务状态网络 (LSTN) 模型，通过变量代换完全消除0-1变量；
- 2、系统性重构面向离散工业生产过程的资源任务网络(RTN)模型，提出连续RTN模型(cRTN)，保持精度的同时大幅减少0-1变量，基准求解时间-90%；
- 3、首次实现了学界主流的两种工业过程通用模型——STN模型和RTN模型——的统一，说明前者是后者的退化，这种视角具有一定的理论价值。

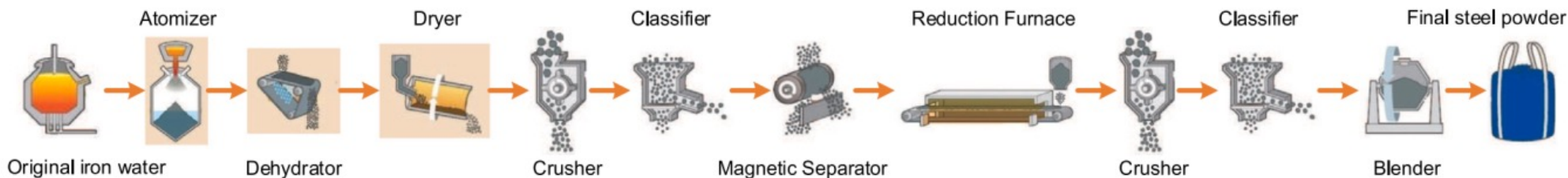
A photograph of a row of industrial electrical control cabinets in a facility. The cabinets are light-colored with red top panels. Some doors are open, revealing internal components like circuit breakers, relays, and wiring. The scene is dimly lit, with some light coming from the left. A purple semi-transparent banner is overlaid across the middle of the image.

研究内容2：适应粗粒度量测的工业负荷参数辨识

社为案例实拍

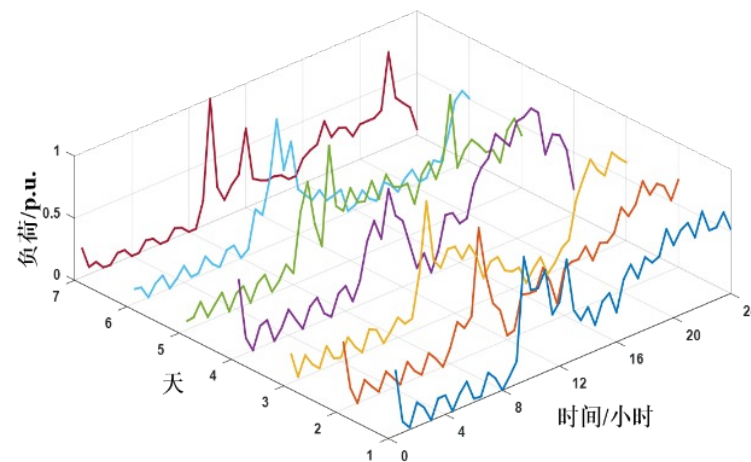
挑战-工业过程模型的参数获取问题

- 问题：工厂设备参数对聚合商可能是隐私数据，难以确定模型参数，限制负荷建模的精度。
- 可用数据：少量的外部电表数据可用 (15分钟级)，采集频率过低，不支持传统负荷监测。



工序	运行状态	生产速率 (Ton/h)	额定功率 (kW)	存储容量 (Ton)
破碎机/1	0	0	0	200
	1	10	60	
	2	15	100	

?



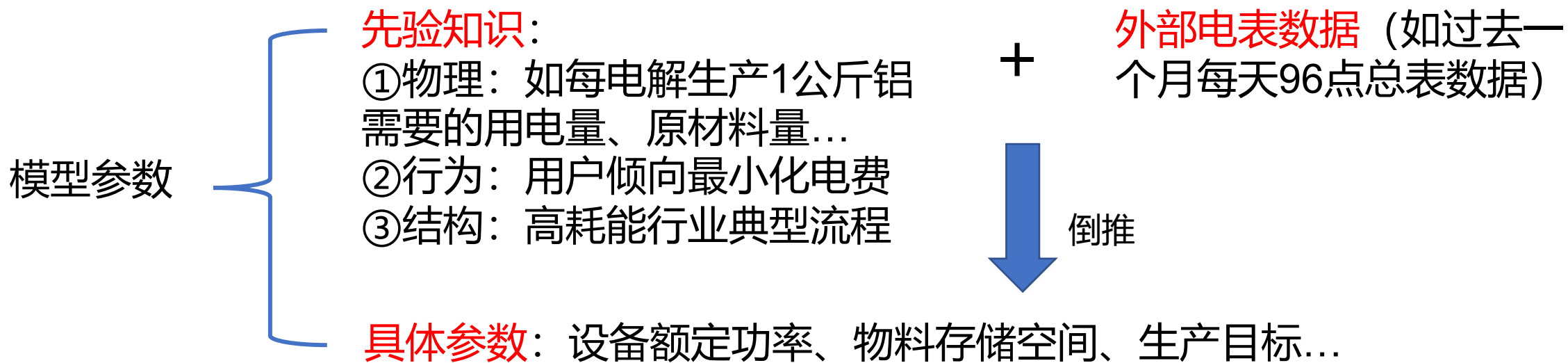
建立精细负荷模型需要用户内部用能设备参数，但可能无法直接获取

能否仅利用外部电表数据挖掘确定负荷模型参数？



工业过程参数辨识方法-核心思想

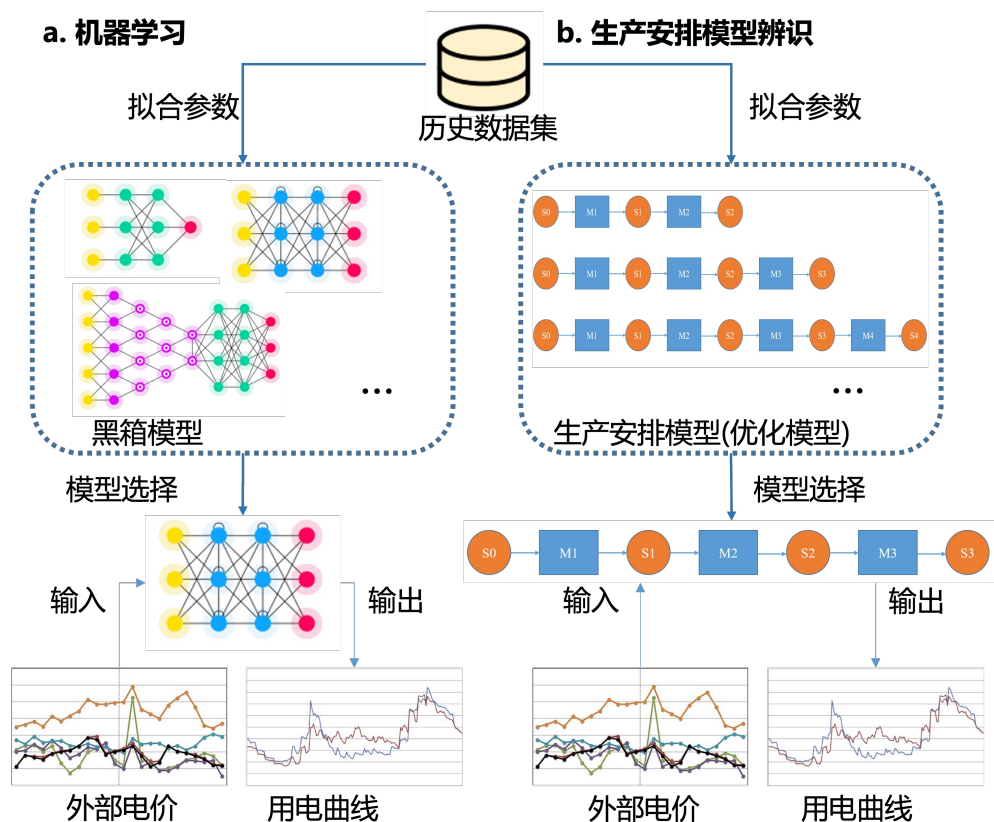
针对实际操作中电表数据信息密度低，难以推断用户内部设备参数的问题，利用工业过程**用能机理/用户行为**等先验知识缩小搜索空间，从而支撑不完全信息下负荷建模。





工业过程参数辨识方法：假设和问题表述

- 假设：1)工业用户面对波动的电价会优化其生产安排，从而最小化用能成本；2)用户生产过程可以由模型库中某个模型建模，但是参数未知。基于**先验知识**缩小可行域，迭代求解模型的最优(超)参数：**生产环节数量、额定功率、生产速率、存储上限、生产目标**



将历史电表数据视为最优用能结果，从最优解倒推模型参数，构成**逆向优化**问题：

$$\min. \frac{1}{n} \sum_{d=1}^n \sum_{t \in T} (E_{dt} - E_t^{(d)})^2 \quad (15)$$

$$\text{s.t. strong duality : (1) = (10), } \forall d. \quad (16)$$

$$\text{primal feasibility : (2) - (9), } \forall d. \quad (17)$$

$$\text{dual feasibility : (11) - (14), } \forall d. \quad (18)$$

E_{dt} 为模型给出的d日t时用电量； $E_t^{(d)}$ 为历史实测值；其中，(2)-(9)由LSTN模型给出，(11)-(14)是其对偶问题约束

- 在基于**真实工业流水线**和**历史电价**（**添加噪声后**）合成的数据集上拟合工业过程模型参数
- 利用拟合得到的模型，模拟工厂在测试集（此前未出现过的电价场景）下的逐小时用能。
- 如果基于电表数据拟合的模型参数在测试集上的用能结果与基于真实设备参数的结果接近，就说明我们的方法是有效的。





数值测试结果(水泥厂、钢粉厂数据集)

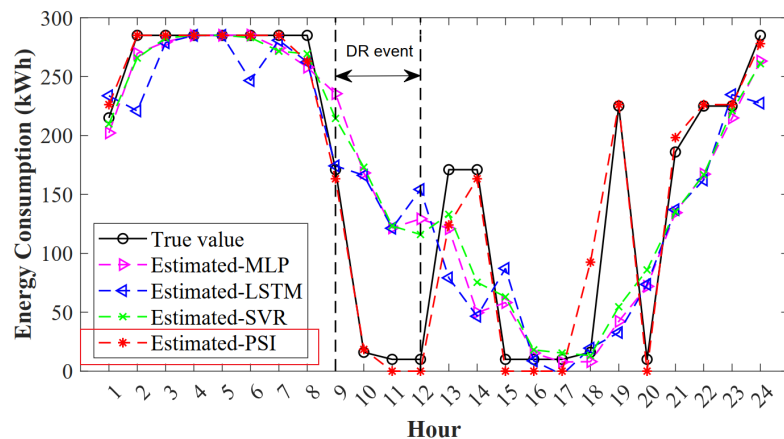
- 结果：以较高精度辨识工厂的**生产流程模型参数**（包括：各生产环节的额定功率、存储上下限、生产目标等）；
- 基于所辨识出的用能模型，能准确**模拟工厂对需求响应激励的用电响应**，相对误差 $<10\%$ 。

参数辨识结果

Aggregated Task Number	PS model parameter	真值	辨识结果
		True value	Default PSI
1*(1)	max. Power	60	56
	max. Buffer	90	80
2*(2+3)	max. Power	40	37
	max. Buffer	75	67
3*(4+5+6)	max. Power	55	54
	max. Buffer	50	8
4*(7)	max. Power	75	80
	max. Buffer	50	72
5*(8+9+10)	max. Power	36	58
	Target	240	222

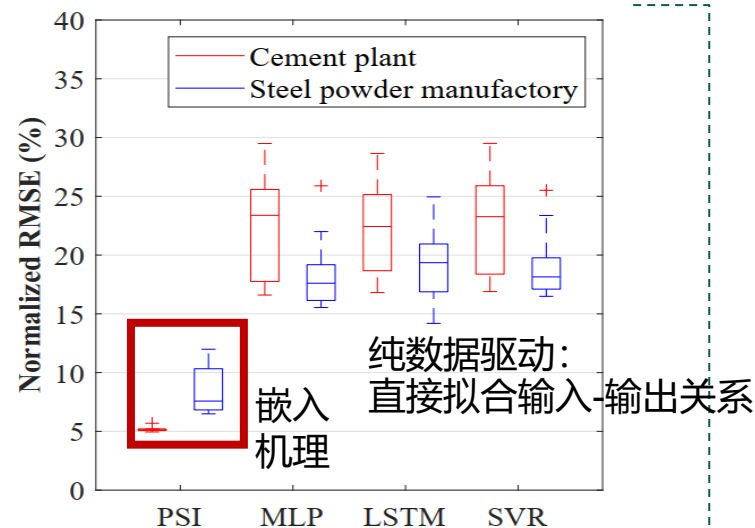
模型参数辨识结果

价格响应模拟



用于测试的钢粉生产流水线 and 电价情况
(黑色：真值；红色：预测值)

模型误差测试



在两个不同数据集上建模误差比纯数据驱动方法低55%以上

注：部分参数可能不影响最优解(例如约束不达标)，因此理论上无法通过逆向优化辨识，但也不影响模型精确度

注：与电表规范一致，本文图表统一标注工业负荷在各小时的用电量(kWh)而不是功率(kW)

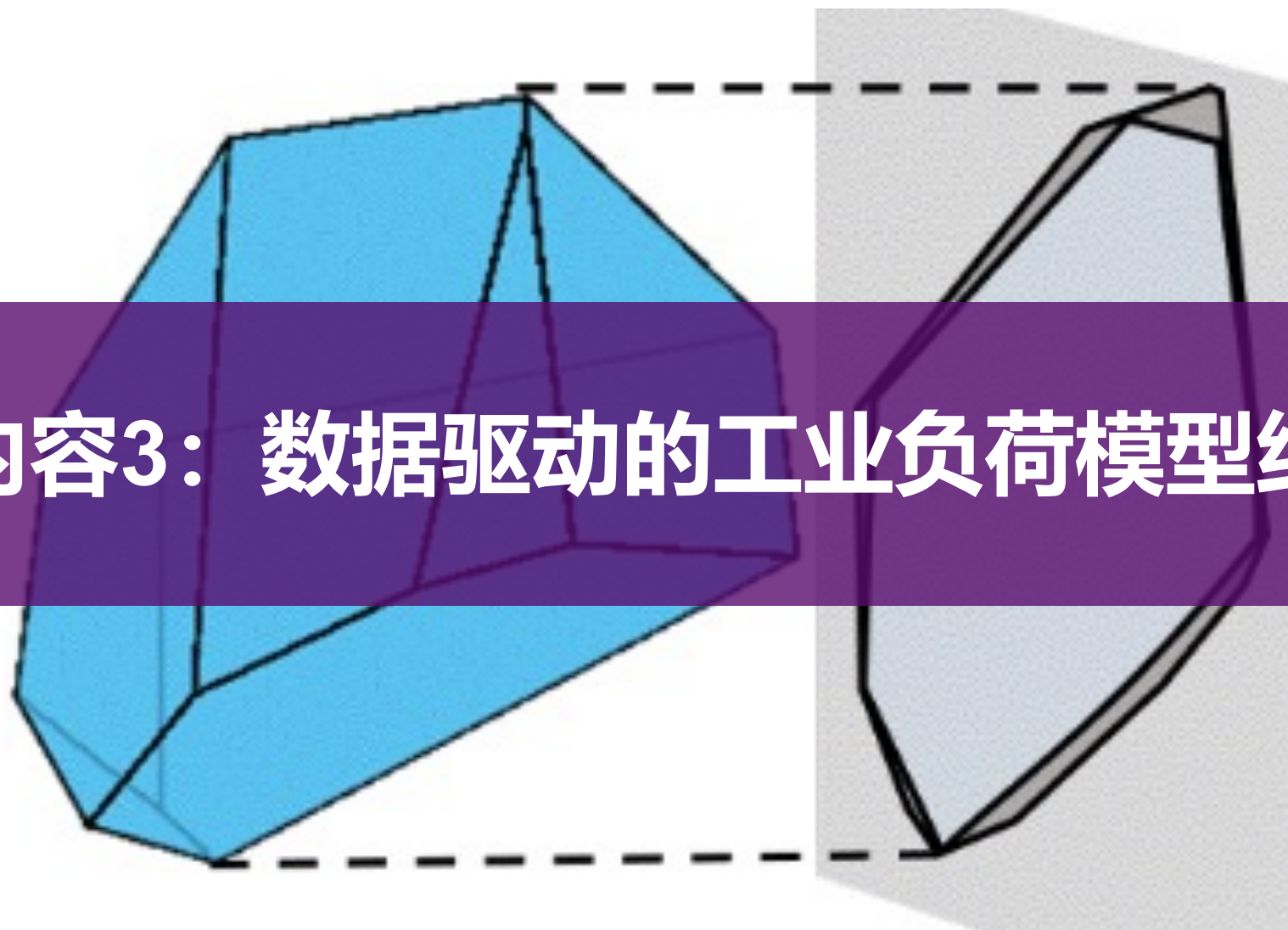


在本章中，我们研究了不完全信息下的工业用户用能建模问题，提出了仅利用智能电表数据实现工业负荷建模的PSI框架。所提方法的优势如下：

- 1、不需要工厂内部参数，仅利用粗粒度(小时级)智能电表数据和先验知识建立工业负荷模型；
- 2、由于在PSI框架中嵌入工业流水线用能机理，实现了远高于纯数据驱动方法的模型准确度。

不过，目前的测试属于概念验证级别，为了准确考虑工业用户用能的数据缺失、非理性、不确定性、决策模糊等非理想情况，还需要基于所提框架对具体模型和算法进行改进。

研究内容3：数据驱动的工业负荷模型约束降维





为什么需要进行模型降维？

甘肃总共有46个火电发电主体，但是仅仅是高压用户就有 10 万个，低压用户有 98 万个*
由于工业用户调控约束维度较高，无法像传统机组那样直接由调度中心集中处理，而是需要先实现调控约束降维，从而使得含多个工厂的源荷互动优化在**计算上更高效**。

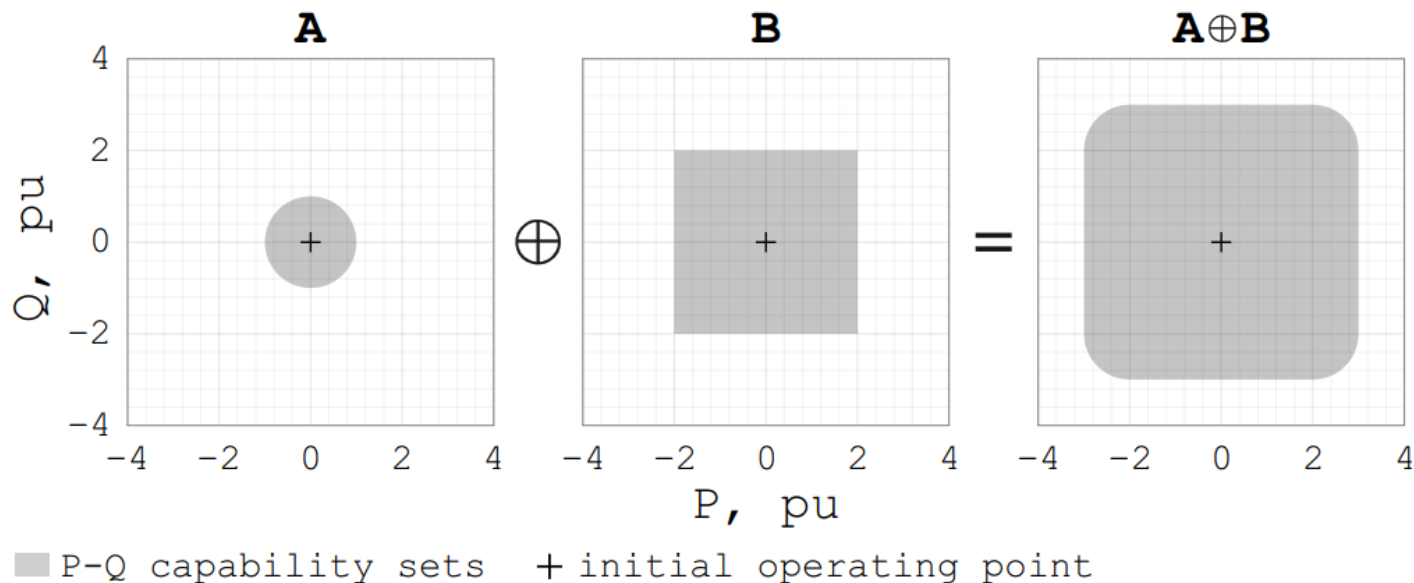
1.4 计量表计完善情况

截至 7 月，全省高压工商业用户共计 10.48 万户，96 点曲线采集覆盖率 100%。从 96 点计量采集质量看，96 点曲线数据采集完整率 99.39%，能够采集 90 个点及以上（含 96 点）用户 10.32 万户，占比 98.57%；采集 90 个点以下用户 0.16 万户，占比 1.43%。全省低压工商业用户共计 98.85 万户，采集频率为每日 24 点，采集成功率 99.09%，曲线数据采集完整率 99.32%。



问题：如何以低维简单约束近似高维复杂可行域？

降维是一个比聚合更广义的概念。以聚合为例来说明这个问题的难点。比如，两个可行域相加，但这个相加不是代数加，是闵可夫斯基和（集合的和）。以下图为例：可行域A是一个圆， $x^2 + y^2 \leq 1$ 。可行域B是一个矩形， $x \in [-2, 2]$, $y \in [-2, 2]$ 。但是A加B的表达式？



为什么闵可夫斯基和很难？

A: 设备a的调节范围； B: 设备B的调节范围

工厂：设备a+设备b（实际上更复杂，因为A和B可能是耦合的）



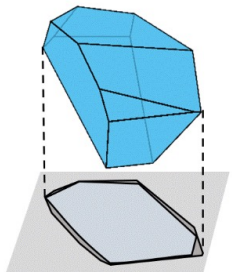
研究现状：灵活性资源模型约束近似

现有研究：解析化方法自适应性较差，数据驱动方法自适应性可能更强，但尚无实用路线。

解析化方法无法适用非凸/混整约束

- 根据物理特性将多种灵活性资源分类聚合^[5]
- 推导出灵活性资源聚合约束的数学表达式^[6]
- 约束降维内近似和外近似方法...

大量灵活性资源的约束条件
所构成的高维可行域



降维投影

+
形状模板
收缩内接

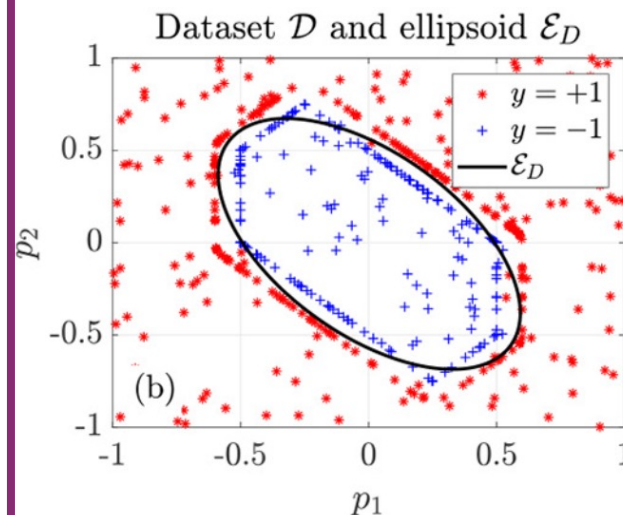
表示聚合等效设备灵活性的
较低维可行域空间

基于等效发电机和等效
储能模型的降维投影^[5]

$$\underline{\phi}_l \triangleq \begin{cases} \text{The number of non-zero nodes on } l \text{ is odd :} \\ \sum_{i \in \mathcal{N}} \max \left\{ \underline{e}_i(\tilde{s}_l) - \Delta T \langle \mathbf{1} - \mathbf{u}_l, \bar{\mathbf{p}}_l \rangle_{[s_l:r_l-1]}, \right. \\ \quad \left. \Delta T \langle \mathbf{u}_l, \mathbf{p}_l \rangle_{[s_l:r_l-1]} + \underline{e}_i(\tilde{r}_l + 1) \right\}, \\ \text{The number of non-zero nodes on } l \text{ is even :} \\ \sum_{i \in \mathcal{N}} \max \left\{ \underline{e}_i(\tilde{s}_l) - \bar{e}_i(\tilde{r}_l + 1) - \Delta T \langle \mathbf{1} - \mathbf{u}_l, \bar{\mathbf{p}}_l \rangle_{[s_l:r_l-1]}, \right. \\ \quad \left. \Delta T \langle \mathbf{u}_l, \mathbf{p}_l \rangle_{[s_l:r_l]} \right\}, \end{cases}$$

灵活性资源调控约束
的解析化表达式^[6]

数据驱动方法仅有概念，远未实用



仅有的研究(Taheri, et al. 2022):

1. 随机生成运行数据
2. 利用原始约束打标签
3. 训练凸二次分类器
4. 用训练好的分类器近似原始高维约束

利用凸二次分类器
近似原始约束^[7]

问题：样本生产和训练复杂度
随时段个数指数上升

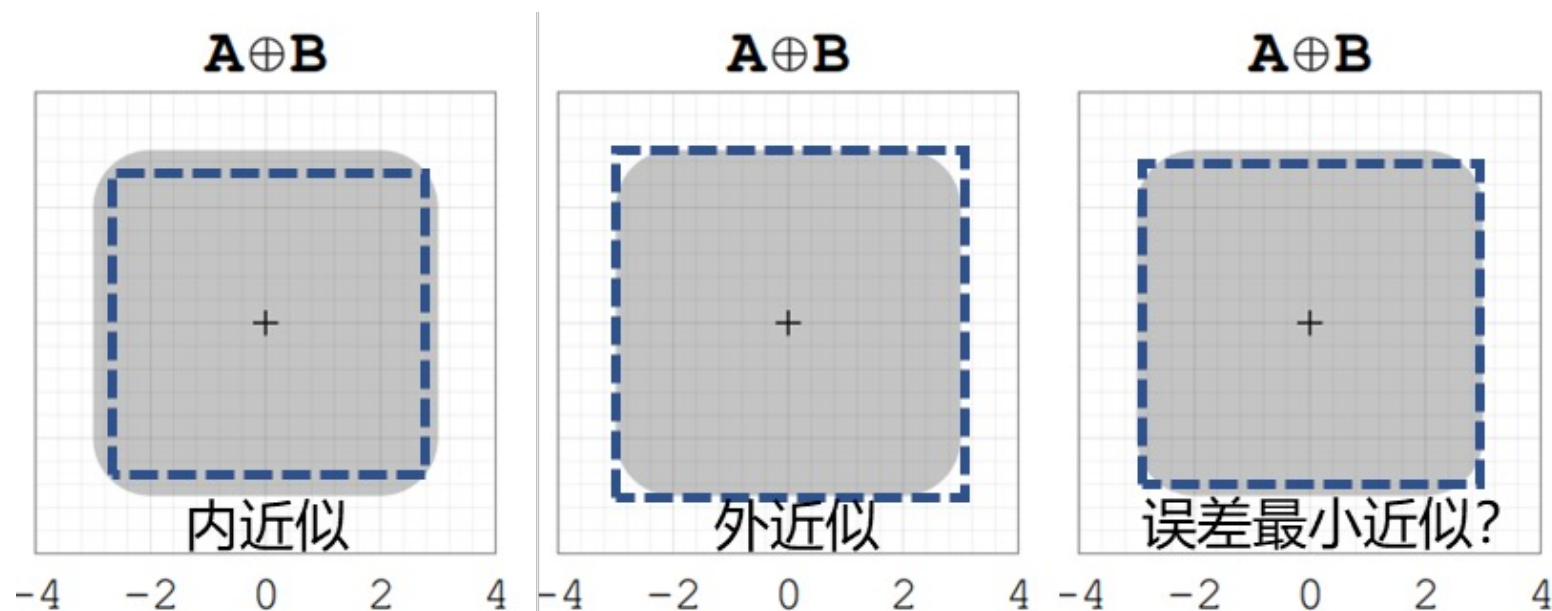
[5]王思远,吴文传.灵活性资源聚合参考模型与量化指标体系[J].电力系统自动化,2024,48(3):1-9.
[6]文艺林: 灵活资源可行域的精确聚合与近似模型(Y. Wen, Z. Hu, S. You and X. Duan, "Aggregate Feasible Region of DERs: Exact Formulation and Approximate Models," in IEEE Transactions on Smart Grid, vol. 13, no. 6, pp. 4405-4423, Nov. 2022)

[7] S. Taheri, V. Kekatos, S. Veeramachaneni and B. Zhang, "Data-Driven Modeling of Aggregate Flexibility Under Uncertain and Non-Convex Device Models," in IEEE Transactions on Smart Grid, vol. 13, no. 6, pp. 4572-4582, Nov. 2022



动机：抛弃传统精确内近似的框架

为什么可以“抛弃”内近似？因为负荷侧资源不需要像发电机组一样完全精确控制，**在市场参与中通常允许10-20%的误差**；在工业负荷建模情景下，我们想验证这个想法的可行性（近似误差小于10%），从而为解决涉及整数变量的复杂约束降维和近似提供全新的思路。

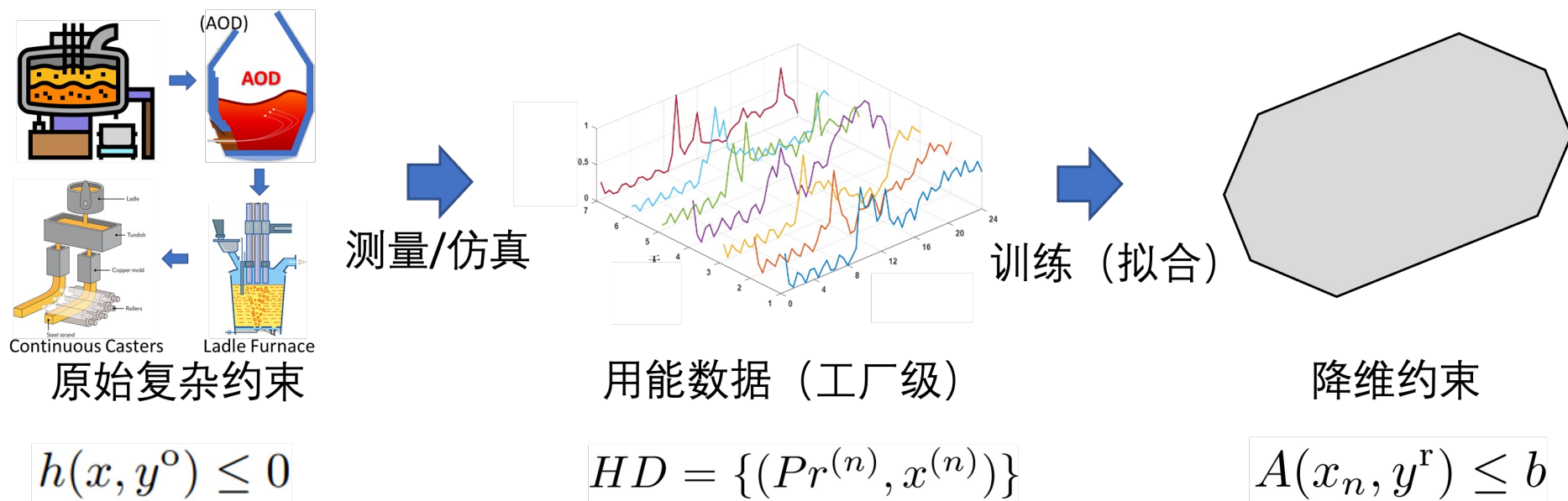




方法：数据驱动的工业用户模型约束降维

□ 思想：如果基于两个可行域(在各种边界条件下)的最优解很接近，就认为这两个可行域是近似的。

方法：首先利用原始高维约束生成不同边界条件下的最优用能数据，再利用数据逆向拟合低维约束的最优参数(设计损失函数和训练算法)。所得低维约束可近似原始的高维空间。



数据驱动的约束降维框架。h：高维约束；HD：历史数据集；A：低维约束。



如何合理确定低维约束参数？

目标：首先根据需要确定低维约束的形式(比如线性约束: $Ax \leq b$)，然后利用用能数据拟合参数。

子问题1：何为合理？近似程度高。何为近似程度高？

定义损失函数：在各种场景下最优解的平均误差

$$\min_{A,b} J = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \|x^{(n)} - x_n\|^2 \quad (2a)$$

$$\text{s.t. } x_n = \operatorname{argmin}.\{Pr^{(n)\top} x_n : A(x_n, y^r) \leq b\}, \forall n \quad (2b)$$

n : 场景编号

$x^{(n)}$: 基于真实约束的最优解

x_n : 基于近似约束的最优解



如何合理确定低维约束参数？

目标：首先根据需要确定低维约束的形式(比如线性约束: $Ax \leq b$)，然后利用用能数据拟合参数。

子问题2：低维约束长什么样？

- 原理上，可以长任何样子，但是计算过于复杂。

解决思路：引入先验知识，『**应该长什么样**』？

- 考虑因素1：工业用户的灵活性应该长什么样？（用户特点）
捕捉：时段耦合、生产平移、设备构成
- 考虑因素2：电力系统习惯什么样的模型？（系统需求）

The RCs in the form of an ALF are then:

$$x_t = \sum_{i=1} p_{t,i} \Delta t, \quad \underline{P}_i \leq p_{t,i} \leq \overline{P}_i : \underline{\mu}_{t,i}^P, \overline{\mu}_{t,i}^P, \forall t \quad (3a)$$

$$\underline{E}_i \leq \sum_{t=1}^T p_{t,i} \Delta t \leq \overline{E}_i : \underline{\mu}_i^E, \overline{\mu}_i^E \quad (3b)$$

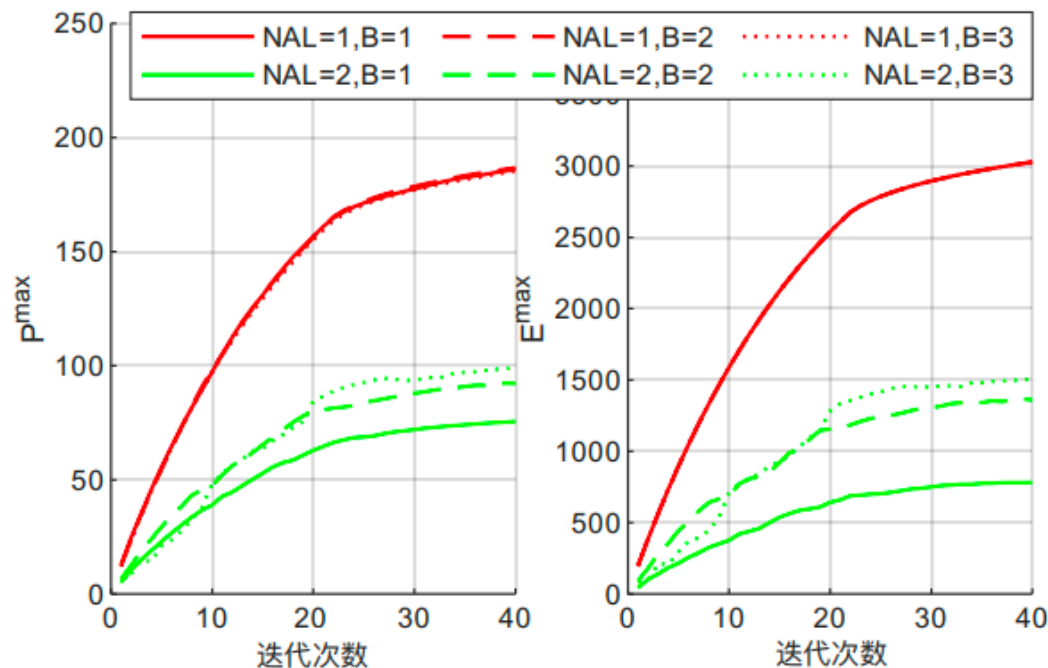


如何合理确定低维约束参数？

目标：首先根据需要确定低维约束的形式(比如线性约束: $Ax \leq b$)，然后利用用能数据拟合参数。

子问题3：能否高效求解？

- 子问题1：逆向优化带非线性约束->转化为MILP
- 子问题2：场景数太多->batch-based 零阶随机梯度下



参数训练的收敛过程

约束中的KKT条件：

$$Pr_t^E - \underline{\mu}_{t,i}^P + \bar{\mu}_{t,i}^P - \underline{\mu}_i^E + \bar{\mu}_i^E = 0, \quad \forall t, \forall i \quad (4a)$$

$$\left(\underline{\mu}_{t,i}^P, \bar{\mu}_{t,i}^P, \underline{\mu}_i^E, \bar{\mu}_i^E \right) \geq 0, \quad \forall t, \forall i \quad (4b)$$

$$\underline{\mu}_{t,i}^P (\underline{P}_i - p_{t,i}) = 0, \quad \bar{\mu}_{t,i}^P (p_{t,i} - \bar{P}_i) = 0, \quad \forall t, i \quad (4c)$$

$$\underline{\mu}_i^E \left(\underline{E}_i - \sum_{t=1}^T p_{t,i} \right) = 0, \quad \bar{\mu}_i^E \left(\sum_{t=1}^T p_{t,i} - \bar{E}_i \right) = 0, \quad \forall i \quad (4d)$$

(4c)通过大M法转化为：

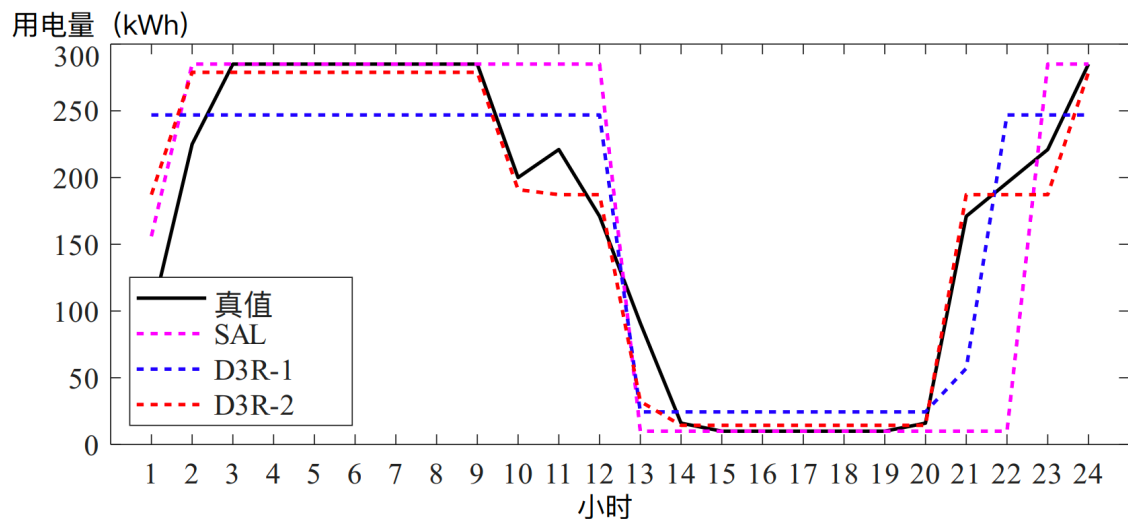
$$\underline{\mu}_{t,i}^P \leq M(1 - z_{t,i}), \quad p_{t,i} - \underline{P}_i \leq Mz_{t,i}, \quad \forall t, i$$

其中M为大数，z为0-1变量



结果：部分牺牲精度，大幅降低复杂度

我们测试了所提方法在**水泥、钢粉和炼钢厂**的表现，选择可调负荷模型作为低维约束形式，以**4%~10%误差**替代复杂约束，显著降低模型维度：**完全消除0-1变量，连续变量少1个数量级**。
注意：三个工厂的模型和参数完全不一样，但是我们的方法是自适应的，无需调整！



基于降维约束的最优用能结果(红色)
与基于原始精确模型(黑色)的对比

模型连续（整数）变量数量

模型	水泥厂	钢粉厂	造铁厂
Original Model	196(288)	490(720)	0(10208)
D3R-1	24(0)	24(0)	24(0)
D3R-2	48(0)	48(0)	48(0)

表2 算例中原始约束和降维后约束的连续和离散变量个数统计。D3R-1/2：使用1/2个可调负荷模型近似



小结

与传统的解析化约束降维路线不同，我们提出直接利用基于原始复杂约束的优化问题最优解训练一个能够最佳拟合原始约束的低维线性约束。与现有数据驱动方法相比，所提方法使用的样本为全天最优用能数据，而不是逐时段分别采样，因此所需样本量不再随时段数指数增长。

在工业负荷建模的情景下，我们用基于逆向优化拟合参数的可调负荷模型初步验证了这个想法的可行性，所提方法在三个工业负荷数据集上的表现超过了对比的其他方法。

我们的研究为解决涉及整数变量的复杂约束降维和近似提供了全新的思路。

数据驱动方法高度依赖历史数据，对于突变、极端场景下的模型修正需要进一步研究。

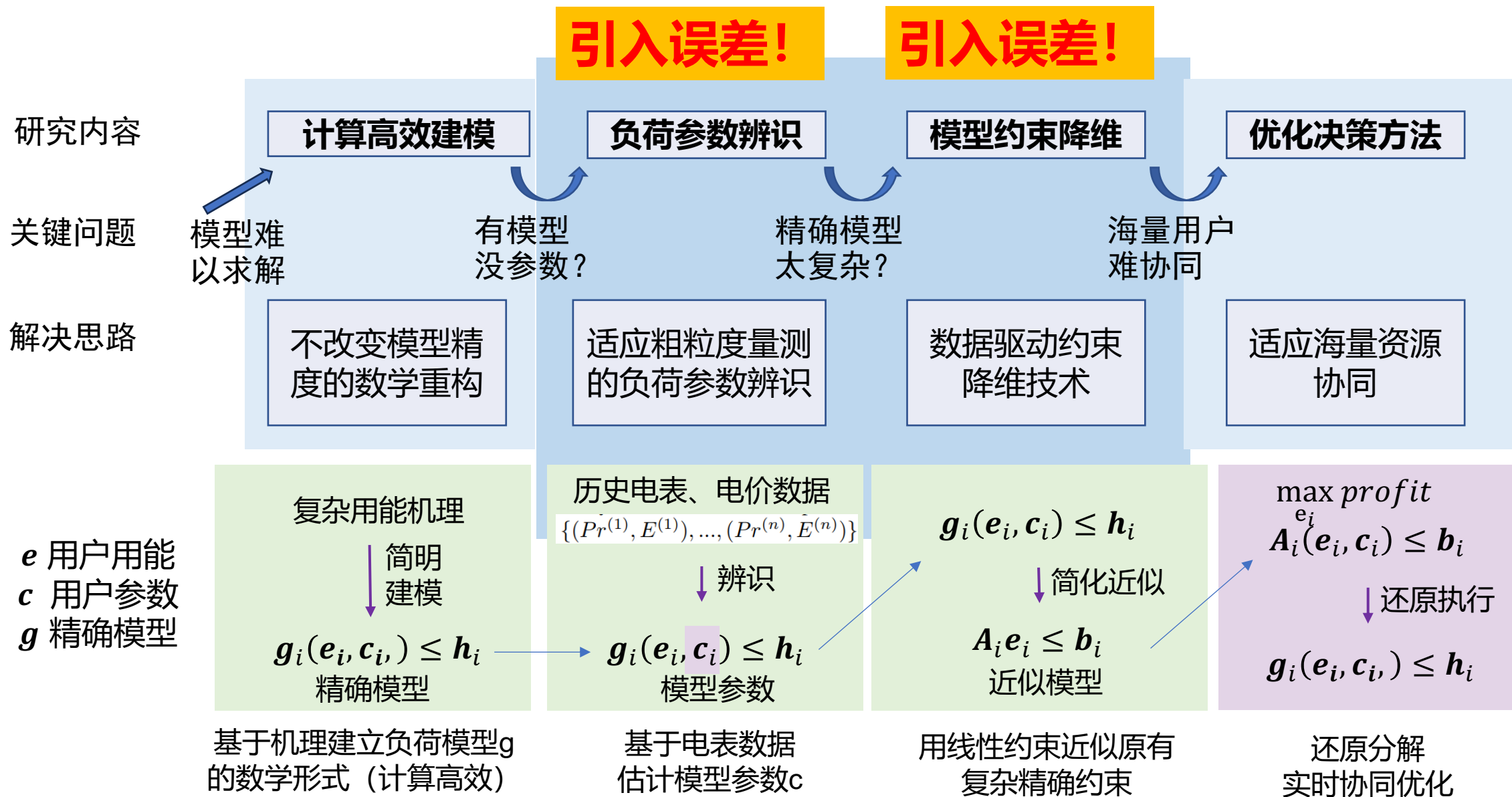


研究内容4：适应海量资源协同的聚合商优化决策方法





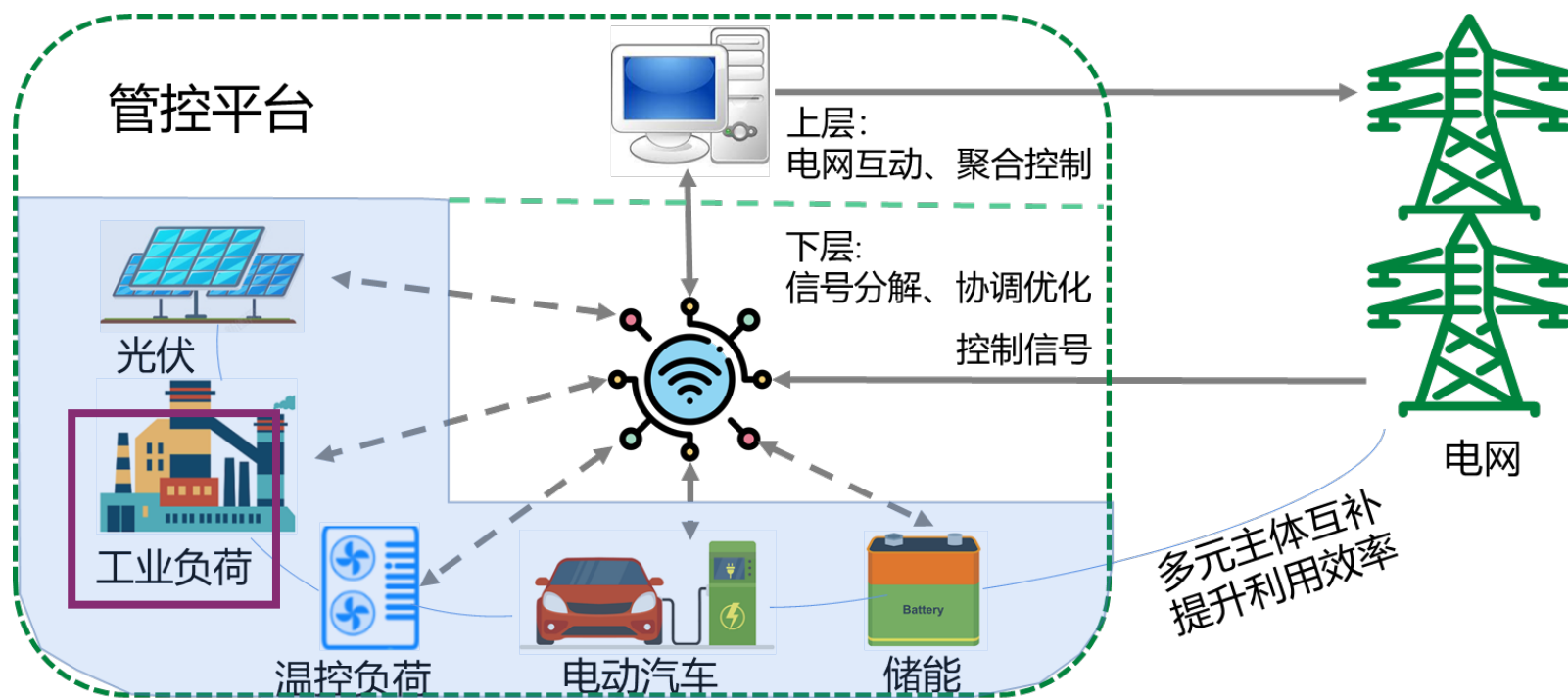
动机：参数辨识和降维引入误差，通过恢复过程保证可行





场景：含工业用户的负荷聚合商参与电力市场

基于负荷聚合商的市场参与框架：在工业负荷和分布式能源统一化建模的基础上，建立多时间尺度的负荷聚合商优化决策模型，上层负责与市场互动(投标)，下层负责信号分解和实际调节。

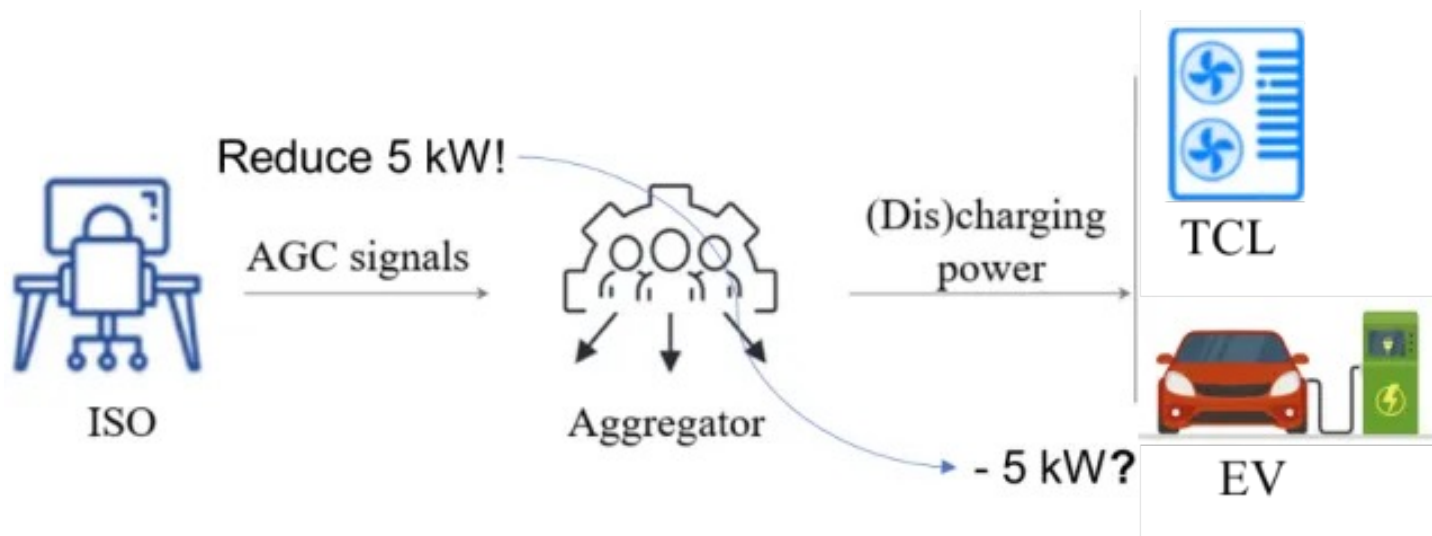


考虑多元负荷协调优化的负荷聚合商运行框架



问题描述

思想实验：当负荷聚合商实际接收到电网发送的调控指令（例如要求上调5kW），如何将调节功率分解到内部的各个资源(空调、EV、工业负荷)?



- **调空调：**短期内不会有直接的经济损失，因为建筑具有热惯性
- **调电动汽车：**动力电池给电网放电，可能导致很高的老化成本。所以最优策略就是直接把空调功率减少到0kw，不改变电动汽车功率？

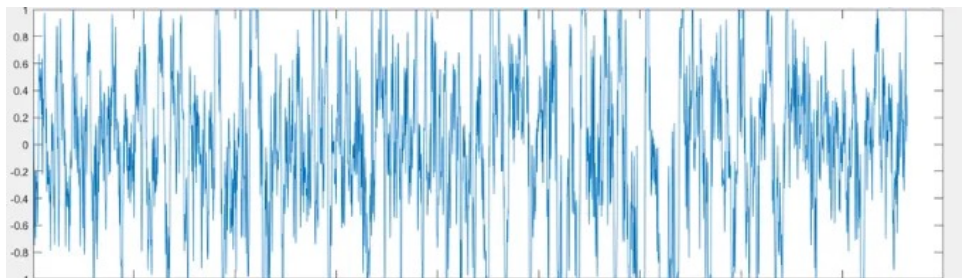


技术难点

功率分解问题难点：需要考虑电网指令的随机性和负荷聚合商收益的多时段耦合(包括投标决策和功率分解决策的耦合)，实现调节指令在海量异质资源之间的在线分解。

实际问题

- a) 如果电网一直让上调5kw，还能一直关空调吗？
- b) 如果当前时段关了空调，室内温度上去了，下个时段空调还能提供辅助服务赚钱吗？
- c) 调节信号需要实时响应(如PJM RegD每2秒一次)



2022年7月18日全天美国PJM RegD信号

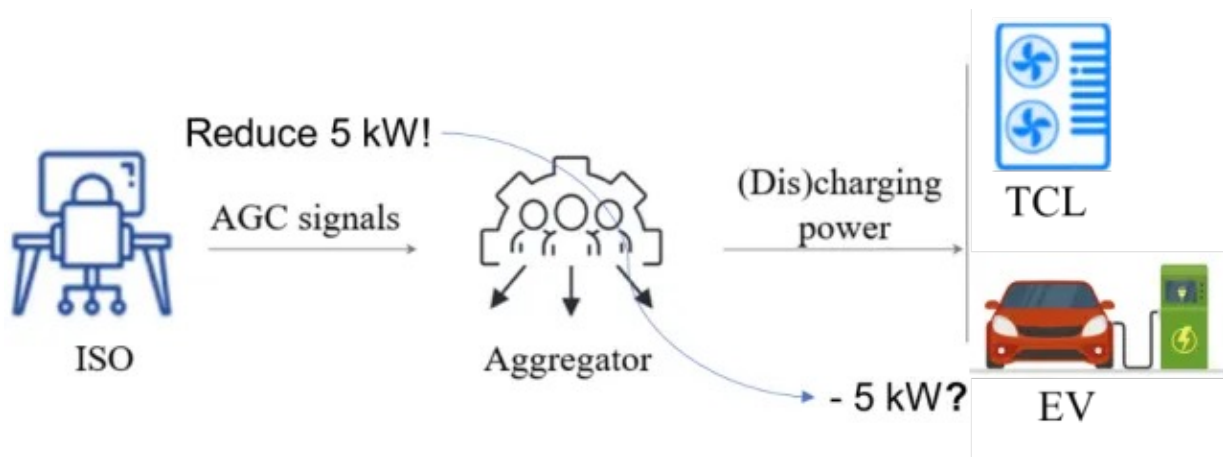
技术难点（以调频为例，因为调频最难）

- a) 电网指令的不确定性。**调峰、调频、备用等典型辅助服务的电网指令无法提前预知，存在多种可能场景。
- b) 负荷聚合商运营的时段耦合。**策略目标是最大化在整个时间窗口（如24小时）的总利润，而工业过程物料、室内温度、电池能量等状态量存在时段耦合特性。
- c) 海量资源的秒级控制。**在现实中，负荷聚合商可能聚合了上万个不同特性的资源，而二次调频等典型辅助服务要求秒级响应，需要对海量资源在线控制。



现有简化运行策略

由于问题的复杂性，现有方法采用简化策略(如按容量比例分配、贪心策略)，未利用不同资源的互补特性来降低成本。我们的目标则是考虑电网指令不确定性与时段耦合，逼近全局最优。

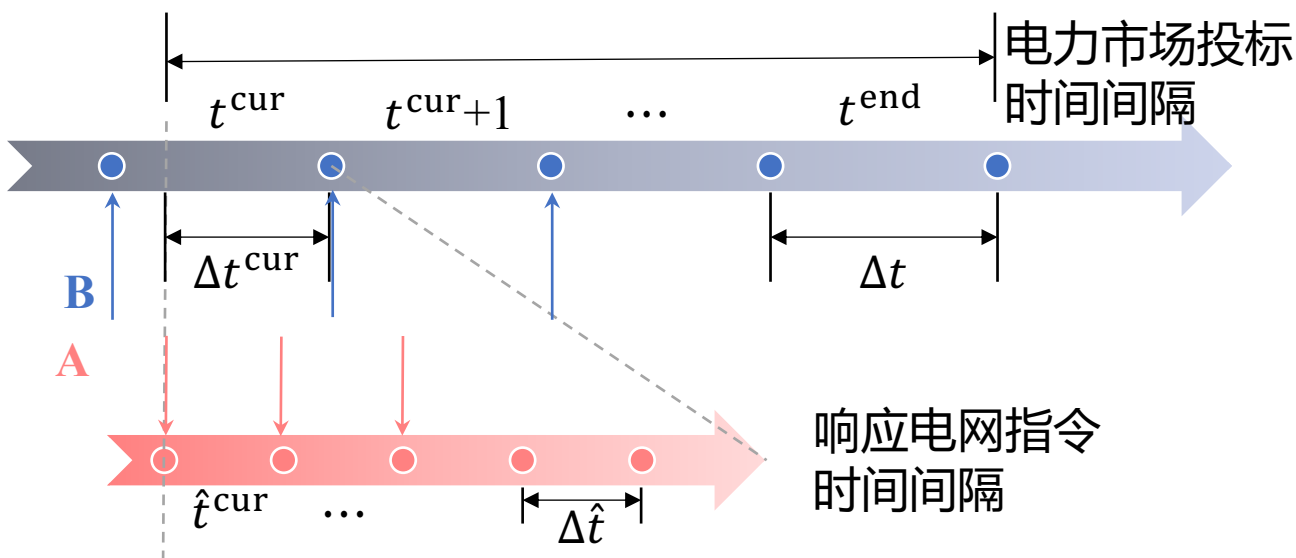


- a) **按容量比例分解** (Proportional Disaggregation, 现有文献常用)，也就是前文中空调和电动汽车各分2.5kw的策略。
- b) **贪心策略** (Greedy Disaggregation, 总是调用立刻产生的成本最低的资源)，也就是前文中“优先关空调”策略 (空调5kw, EV 0kw)
- c) 我们的目标：构建考虑电网指令不确定性、考虑时段耦合的负荷聚合商的最优运行策略 (Optimal Disaggregation) 。



目标：投标-功率分解联合优化

思路：以线性化降维模型嵌入上层投标模型，其中以随机规划模型建模市场价格和调频信号不确定性；在下层功率分解时使用原始模型保证可行，并应用快速分解算法加速响应电网指令。



负荷聚合商参与电力市场的投标和控制流程

B：投标；A：功率分配

$$\sum_{s \in S} \pi_s \sum_{t \in T} (Income_{s,t}^e + Income_{s,t}^{cap} + Income_{s,t}^{mil} + Income_{s,t}^{ch} + \sum_{\hat{s} \in \hat{S}} \pi_{t,\hat{s}} (Income_{s,t,\hat{s}}^{deploy} - Cost_{t,\hat{s}}^{deg}))$$

目标函数：同时优化参与各个市场的收益减去调节成本

$\begin{aligned} p_{t,s,i} &= p_{t,s,i}^{dis} - p_{t,s,i}^{ch}, \forall t, \forall s, \forall i \\ \underline{p}_{t,i}^{dis(ch)} &\leq p_{t,s,i}^{dis(ch)} \leq \bar{p}_{t,i}^{dis(ch)}, \forall t, \forall s, \forall i \end{aligned}$	功率约束
$\underline{e}_{t,i} \leq e_{t,i} \leq \bar{e}_{t,i}, \forall t, \forall i$	能量限制
$\begin{aligned} e_{t+1,i} &= \theta_i e_{t,i} + \sum_s \pi_{t,s} \sum_j \left(\eta_{ij}^{ch} p_{t,s,j}^{ch} - \frac{1}{\eta_{ij}^{dis}} p_{t,s,j}^{dis} \right) \Delta t \\ &\quad + w_{t,i} \Delta t : \lambda_{t,i}^e, \forall t, \forall i \end{aligned}$	状态变化
$e_i^{init} - e_{t,i} = 0, t = 1, \forall i$	初始状态
$Cost_t = \sum_i \sum_{s \in [S]} \pi_{t,s} (Pr_i^{dis} p_{t,s,i}^{dis} + Pr_i^{ch} p_{t,s,i}^{ch}) \Delta t, \forall t$	响应成本

需求侧资源统一化约束表征 (s为场景编号)



所提负荷聚合商优化决策策略

a) 使用**降维模型**构建聚合商最优运行策略（含2千万+约束）：在日前/小时之前，考虑不确定性与时段耦合，优化聚合商的**逐时段最优投标和各场景对应的功率分解**。保留当前时段所有资源状态量的影子价格（含义：当前时刻储能每多1度电，聚合商未来利润能提升多少钱）。



b) 利用影子价格的物理意义，**简化为最优分解策略**（含5万+约束）：将在线控制问题时段解耦，变成**只考虑当前时段、当前调节指令**的最优功率分解问题（约束规模为10000资源 $\times$ 5=5万）。理论上可以证明此问题的最优解对应上原始问题中相应变量的最优解（命题5.1）。



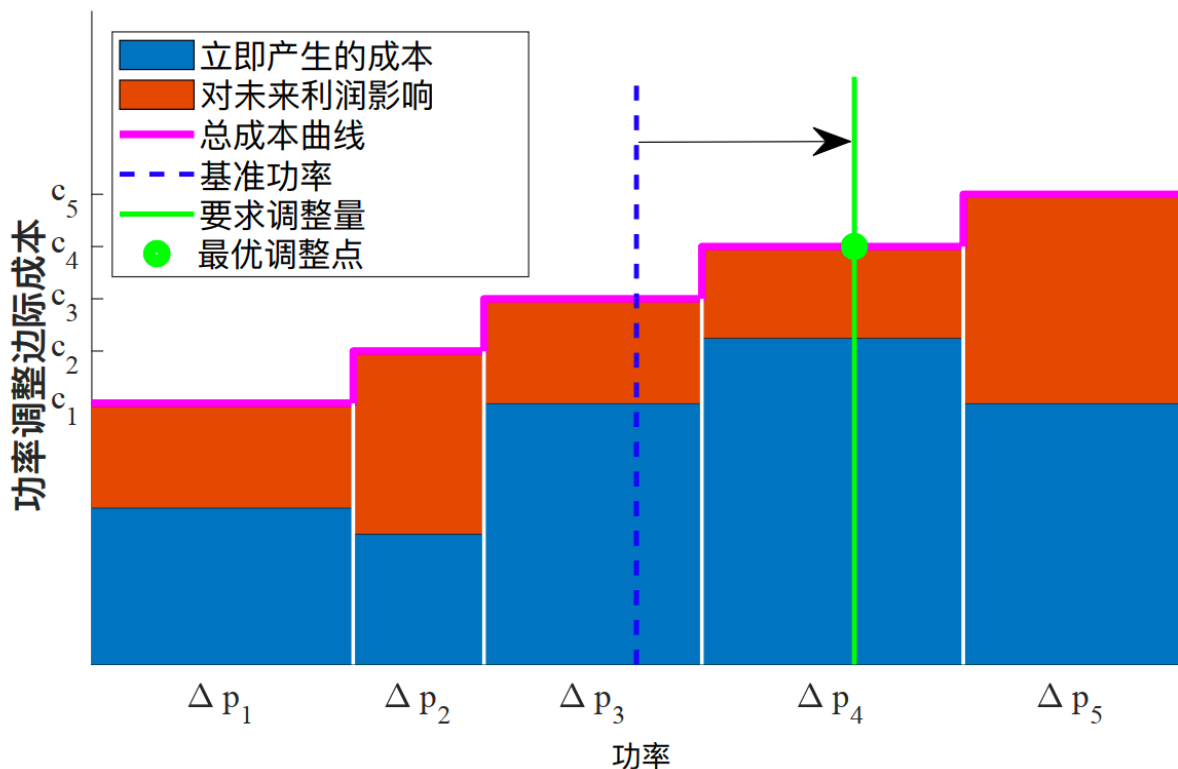
c) **快速分解算法求解**（**加减乘除+循环语句**）：利用最优分解策略的问题结构，进一步提出快速分解算法，只用代数运算求解出最优分解结果。理论上可以证明算法的结果也是上一个问题的最优解。



“只用加减乘除”的快速分解算法

快速分解算法(原始模型将分解结果恢复为可执行策略)

功率分解优化策略为：在**优先调用低成本资源的基础上同时考虑时段耦合特性（以状态变量影子价格表征）**，实现异质资源、多时间尺度运行优化，可以在实时尺度消除对求解器的需求。



快速分解算法示意

负荷聚合商最初运行在基准功率点（蓝色虚线）。为了达到电网指令要求的功率调整（绿线），分两步进行：首先，基于各资源的调节成本（蓝色方块，立刻产生的成本）和从负荷聚合商的**最优运行策略中导出的各资源状态量影子价格**（红色方块，对未来利润的影响或者机会成本），计算每个资源的边际调整成本（品红色线， $c_1 \sim c_5$ ）。随后，在资源可行调节范围内（ $\Delta p_1 \sim \Delta p_5$ ），从低成本资源开始调节，直到达到要求的调整量。

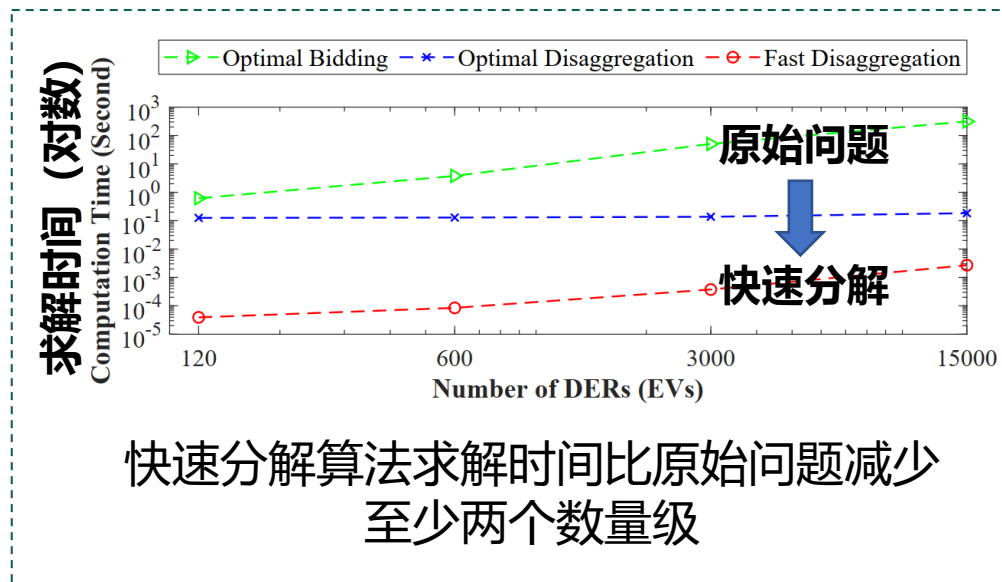
注：最优性证明见第5章(5.4.2 & 5.4.5)



与现有方法对比

- 在工业用户、分布式储能、电动汽车、空调等多种资源构成的负荷聚合商参与市场典型算例中，快速分解算法(不需要使用求解器)实现毫秒级功率最优分配，将运营利润提升50%。

快速分解算法对投标-控制联合优化的加速



最优控制下负荷侧互动成本下降

投标-分解方法	市场收入 (\$)	运行成本 (\$)	虚拟电厂利润 (\$)
按比例分解	1709 (0.0%)	1455 (0.0%)	254 (0.0)
贪心分解	1316 (-23.0%)	1845 (+26.8%)	-529 (-782)
最优分解	2622 (+53.3%)	1289 (-11.4%)	1333 (+1079)

- a) 按容量比例分解(Proportional Disaggregation)
- b) 贪心策略 (Greedy Disaggregation, 总是调用立刻产生的成本最低的资源)
- c) 本文构建的运行策略 (Optimal Disaggregation)



小结

与在本章中，我们研究了含工业用户的负荷聚合商聚合海量资源参与电网互动过程中，如何在线优化电网指令在各资源间的分解问题。所提方法的优势如下：

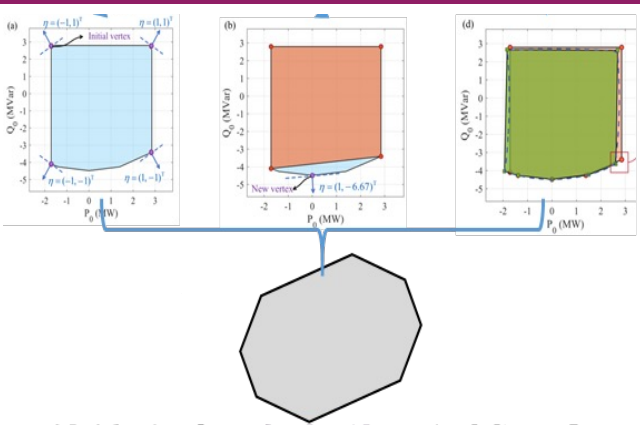
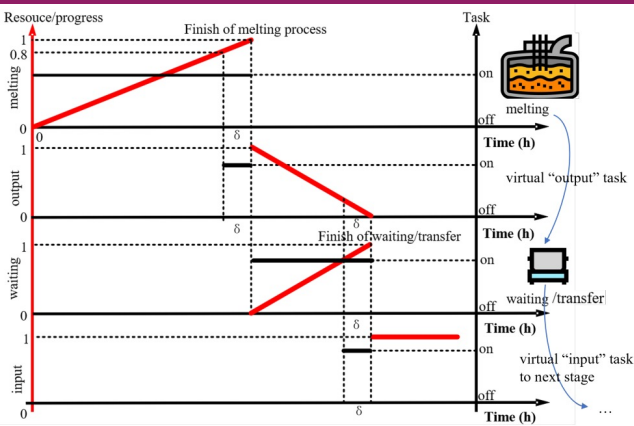
1、本文构建的考虑电网指令不确定性、考虑时段耦合的负荷聚合商最优运行策略，相比传统的按容量比例分解策略和贪心策略，可以大幅提升聚合商的运营利润。

2、我们利用影子价格的物理意义实现了时段解耦，将原始大规模优化问题等价为小规模优化问题，并进一步利用问题结构提出仅涉及代数运算的快速分解算法。

最终效果是，利用影子价格，只用加减乘除实现了上万资源的毫秒级功率最优分解。

所提的聚合商优化决策方法侧重于追求自身利润最大化，不同聚合商之间的协同以及与电网运营商的安全校核问题有待进一步研究。

研究内容总结



1.工业负荷建模
计算高效的工业负荷
模型

2. 模型参数辨识
基于逆向优化辨识
工业过程参数

3.模型约束降维
数据驱动的自适应
约束降维算法

4. 优化决策方法
工业用户参与电力市场的投
标-功率分解联合优化



论文创新点总结

1-通用建模

- 将现有的经典、主流工业过程通用模型(STN, RTN)系统性重构, 将炼钢等过程的优化求解速度提高1~2个数量级, 统一了学界此前认为完全不同的RTN/STN两种工业过程经典模型。

2-参数辨识

- 在工业负荷参数辨识中引入工业用户用能机理, 实现利用粗粒度(小时/15分钟级别)智能电表数据辨识工业过程参数, 误差小于10%

3-协调优化

- 提出数据驱动的复杂约束近似理论, 为解决含整数变量的工业负荷约束降维和近似提供了全新的思路; 构建基于降维-恢复框架的工业用户与电网协同调度模型, 与电力系统毫秒级互动。



创新点对应论文发表情况

1-通用建模

[1] R. Lyu, X. Su, E. Du, H. Guo, Q. Chen and C. Kang. “Efficient Scheduling of Discrete Industrial Processes through Continuous Modeling”, *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 16, no. 6 (2025): 4726-4740.

2-参数辨识

[2] R. Lyu, H. Guo, Q. Tang, Q. Chen, and C. Kang. “Production Scheduling Identification: An Inverse Optimization Approach for Industrial Load Modeling Using Smart Meter Data”, *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 16, no. 2 (2025): 1207-1220.

3-协调优化

[3] R. Lyu, H. Guo, G. Strbac and C. Kang. “Data-Driven Dimension Reduction for Industrial Load Modeling Using Inverse Optimization,” *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 16, no. 3 (2025): 2695-2698.

博士期间其他成果

[4] R. Lyu, A. Li, J. Wang, H. Luo, Y. Shen, H. Guo, E. Du, C. Kang, and J. Jenkins, “Industrial overcapacity can enable seasonal flexibility in electricity use,” *Nature Energy*, accepted.

[5] R. Lyu, H. Guo, K. Zheng, M. Sun, and Q. Chen. “Co-Optimizing Bidding and Power Allocation of an EV Aggregator Providing Real-Time Frequency Regulation Service,” *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 14, no. 6 (2023): 4594-4606.

[6] R. Lyu, Y. Gu, and Q. Chen, “Electric Vehicle Charging Right Trading: Concept, Mechanism, and Methodology,” *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 13, no. 4 (2022): 3094-3105.



清华大学

Tsinghua University

谢谢，请批评指正！

专业：	电气工程
导师：	康重庆 教授
答辩人：	吕睿可
答辩时间：	2026年5月24日