

# 数据驱动的工业用户用能可行域降维方法

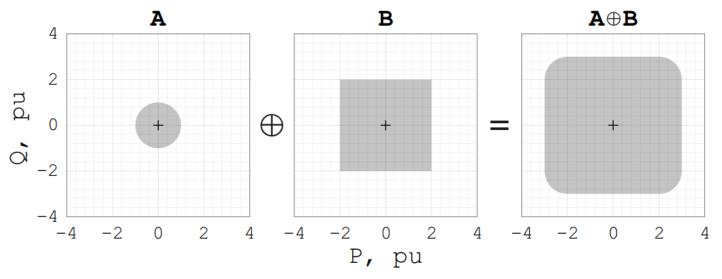
吕睿可 清华大学电机系

R. Lyu, H. Guo, G. Strbac and C. Kang, "Data-Driven Dimension Reduction for Industrial Load Modeling Using Inverse Optimization," in IEEE Transactions on Smart Grid, doi: 10.1109/TSG.2025.3545339.



#### 科学问题:如何以低维线性约束近似高维非凸可行域?

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。



■ P-Q capability sets + initial operating point

#### 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)

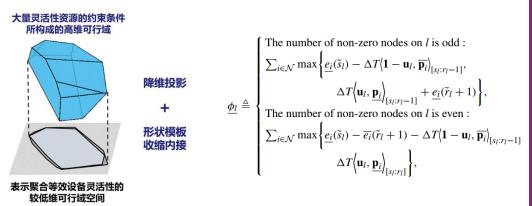


## 研究现状:灵活性资源调控约束降维

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。

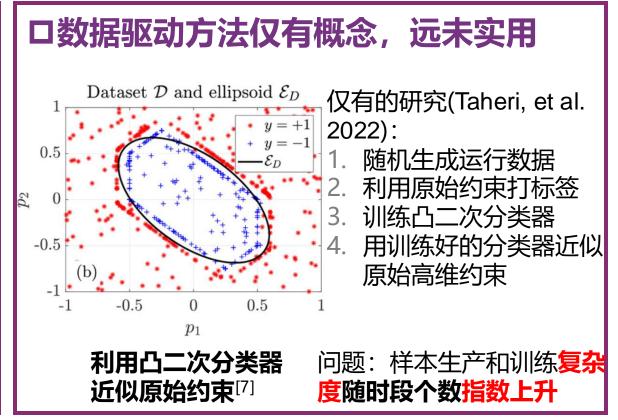
#### 口解析化方法无法适用非凸/混整约束

- 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...



基于等效发电机和等效 储能模型的降维投影[5]

灵活性资源调控约束 的解析化表达式[6]



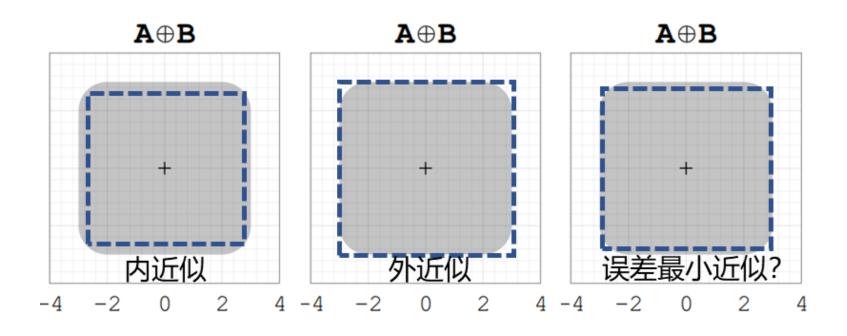
[5]王思远,吴文传.灵活性资源聚合参考模型与量化指标体系[J].电力系统自动化,2024,48(3):1-9. [6]文艺林: 灵活资源可行域的精确聚合与近似模型(Y. Wen, Z. Hu, S. You and X. Duan, "Aggregate Feasible Region of DERs: Exact Formulation and Approximate Models," in IEEE Transactions on Smart Grid, vol. 13, no. 6, pp. 4405-4423, Nov. 2022)

[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。



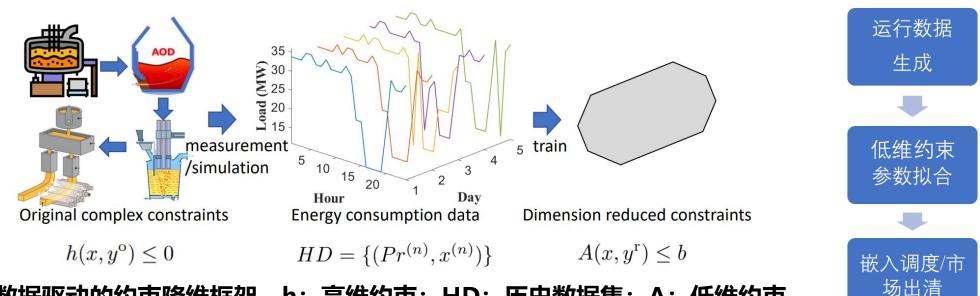
Jesse: 需求侧参与电网互动先解决『0到1』的问题。



### 方法: 数据驱动的工业用户调控约束降维

口解决思路:数据驱动参数规划

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用户集群高维可调空间。



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。

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



# 方法的直观理解:如何合理『拍』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≤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

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

s.t. 
$$x_n = \operatorname{argmin.} \{ Pr^{(n)} \mathsf{T} x_n : A(x_n, y^r) \le b \}, \ \forall n \ (2b)$$

n: 场景编号

x<sup>(n)</sup>:基于真实约束的最优解

x<sub>n</sub>:基于近似约束的最优解



# 方法的直观理解:如何合理『拍』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≤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』?

- 思路1: 工业用户的灵活性应该长什么样? (用户特点)

- 思路2: 电力系统灵活性需求应该长什么样? (系统需求) 未来:

目前: 可调负荷集群

捕捉: 时段耦合、生产平移、设备构成

未来:爬坡、启停、成本

The RCs in the form of an ALF are then:

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

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



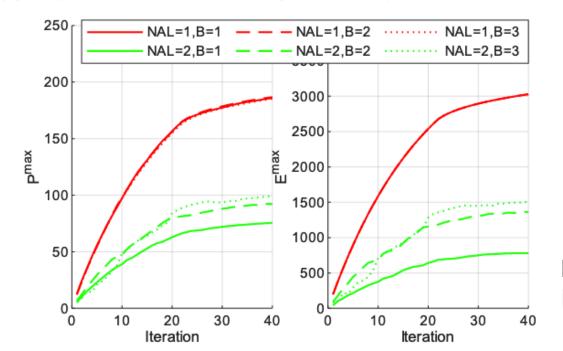
# 方法的直观理解:如何合理『拍』低维约束参数?

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

子问题3:能否高效求解?

- 子子问题1: 逆向优化带非线性约束->转化为MILP

- 子子问题2:场景数太多:batch-based 零阶随机梯度下降



参数训练的收敛过程

https://github.com/Rick10119/Data-DrivenDimension-Reduction



## 结果: 部分牺牲误差, 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!

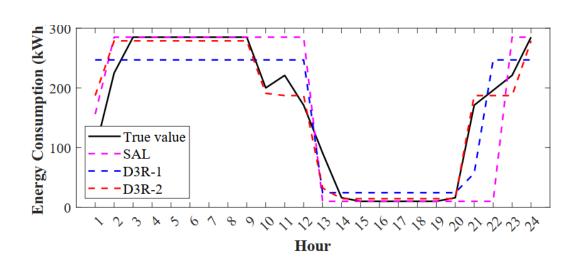


TABLE II
NUMBER OF VARIABLES IN THE MODELS

Continuous (integer)	Cement plant	Steel powder manufactory	Steelmaking plant
Original Model	196(288)	490(720)	0(10208)
D3R-1	24(0)	24(0)	24(0)
D3R-2	48(0)	48(0)	48(0)

基于降维约束的最优用能结果 与基于原始精确模型的对比

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 未来方向: 1、探索"为什么行", 提供理论解释; 2、近似后最优解怎么还原? 3、推广约束种类。

思考: 如果我们可以用低维约束很好近似原始约束, 这意味着什么?

1、标准化建模:时段耦合+平移能力就已经刻画了工业用户的90%以上灵活性

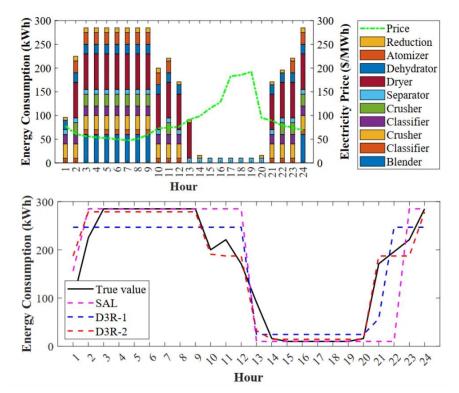
2、评估用户侧灵活性潜力:用简单模型评估全域各子行业的各个维度灵活性

3、市场机制设计:能用一个简单约束抓住灵活性特征,是否可以设计投标机制?

Simplicity is the ultimate sophistication.

#### Simplicity is the ultimate sophistication

• 1. Model/data: simpler models are good enough (~5% error) with properly set parameters



The steel powder plant case\*

#### Evidence:

Optimized electricity consumption with the complex model (MILP with 1k+ variables)

V.S.

Optimized electricity consumption with the reduced model (LP with 24/48 variables)

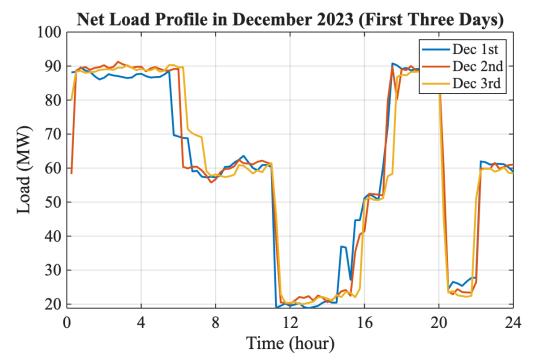
Interpretation: optimality, process design...

<sup>\*</sup> R. Lyu, H. Guo, G. Strbac and C. Kang, "Data-Driven Dimension Reduction for Industrial Load Modeling Using Inverse Optimization," in IEEE Transactions on Smart Grid, in press.

#### Simplicity is the ultimate sophistication

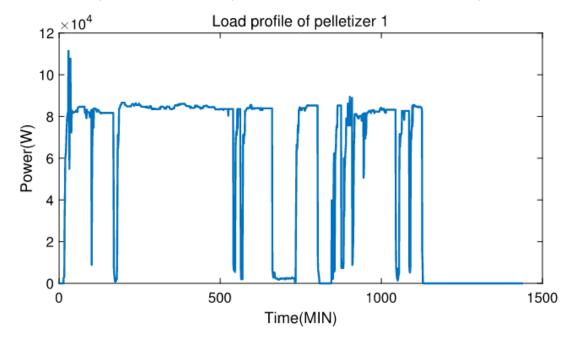
- 1. Model/data: simpler models are good enough (~5% error) with properly set parameters
- 2. Economics: there is a simpler strategy: to produce or not to produce

Evidence: BYD: 60MW almost each hour



Load profile of BYD (with 30/40MW battery)

A poultry feed factory in Brazil: shut down by 8 p.m.



Li, Chuyi, et al. "A mixed-integer programming approach for industrial non-intrusive load monitoring." *Applied Energy* 330 (2023): 120295.

#### Simplicity is the ultimate sophistication

- 1. Model/data: simpler models are good enough (~5% error) with properly set parameters
- 2. Economics: there is a simpler strategy: to produce or not to produce

Evidence: BYD: 60MW almost each hour A poultry feed factory in Brazil: shut down by 8 p.m.

For China, GPD/electricity consumption: \$18T/9.6B(MWh)≈2000 \$/MWh

For Brazil, per ton poultry feed cost/electricity consumption:

\$100/0.15(MWh)≈600 \$/MWh

And avg electricity price is less than 100 \$/MWh!

Electricity price can be 250 \$/MWh!

<5% ≈40%