



# 基于“智能”增强的预测控制 (Learning-MPC)

上海交通大学自动化系

李少远 syli@sjtu.edu.cn

2021年5月8日

# 模型预测控制与时俱进

- 预测控制的发展轨迹与广泛应用
- 预测控制：“系统赋能”的技术与方法
- Learning-based 在MPC中的体现





# 预测控制的方法论意义

# 反馈/最优控制

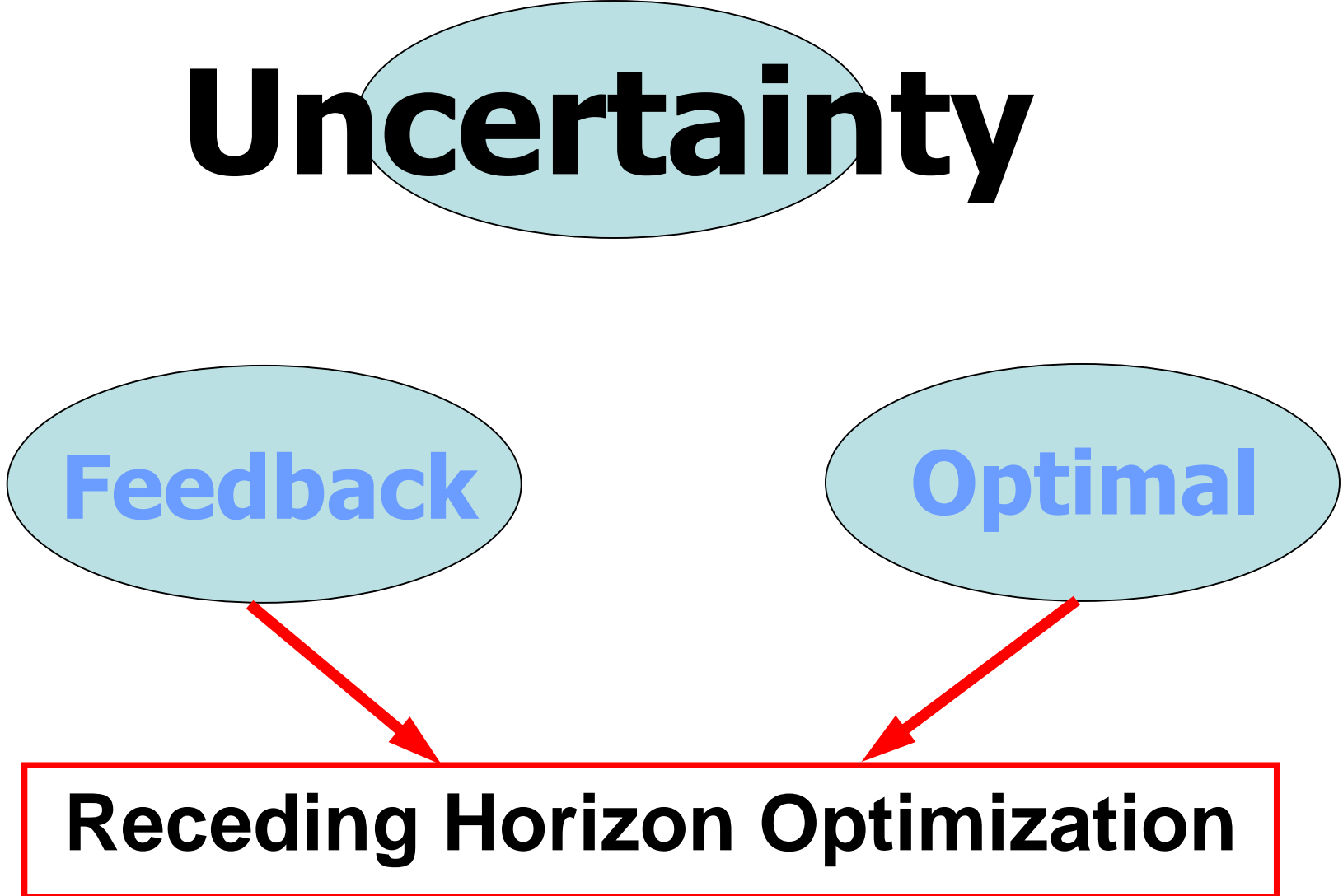
- ④ 在反馈控制和最优控制中，都假定被控对象或过程的数学模型是已知的，并且具有线性定常的特性。实际上在许多工程中，被控对象或过程的数学模型事先是难以确定的，即使在某一条件下被确定了数学模型，在工况和条件改变了以后，其动态参数乃至模型的结构往往会发生变化。
- ④ 实际上，控制论的基本问题，即如何对系统施加控制作用使其表现出预定的行为，并不等于按其数学模型由预定轨道解一个“反问题”，以求出控制输入这样一个数学的问题。关键就在于存在各种不确定因素(*Uncertainty*)。

# Uncertainty

Feedback

Optimal

Receding Horizon Optimization



**Table 1: Results of a survey by the Industry Committee on the current and future impact of PID and advanced control technologies \***

Control Technology	Current Impact		Future Impact	
	% High	Low/No	High	Low/No
PID control	91%	0%	78%	6%
System Identification	65%	5%	72%	5%
Estimation & filtering	64%	11%	63%	3%
Model-predictive control	62%	11%	85%	2%
Process data analytics	51%	15%	70%	8%
Fault detection & identification	48%	17%	8%	8%
Decentralized and/or coordinated control	29%	33%	54%	11%
Robust control	26%	35%	42%	23%
Intelligent control	24%	38%	59%	11%
Nonlinear control	21%	44%	42%	15%
Discrete-event systems	24%	45%	39%	27%
Adaptive control	18%	38%	44%	17%
Repetitive control	12%	74%	17%	51%
Other advanced control technology	11%	64%	25%	39%
Hybrid dynamical systems	11%	68%	33%	33%
Game theory	5%	76%	17%	52%



INTERNATIONAL FEDERATION  
OF AUTOMATIC CONTROL

# NEWSLETTER

# 预测控制的基本原理

## 工业过程控制面临的问题

最优控制理论



最优性

- 精确模型
- 基于模型的优化
- 全局优化

工业过程实践



不确定性

- 模型失配
- 扰动、时变 ...
- 计算量



理论与实践间存在着很大距离

# 预测控制的基本原理

- 20世纪70年代工业过程领域

**MPHC:** Model Predictive Heuristic Control (France)

**DMC:** Dynamic Matrix Control (USA)

**MAC:** Model Algorithm Control (USA)

- 80年代后在学术界继续发展

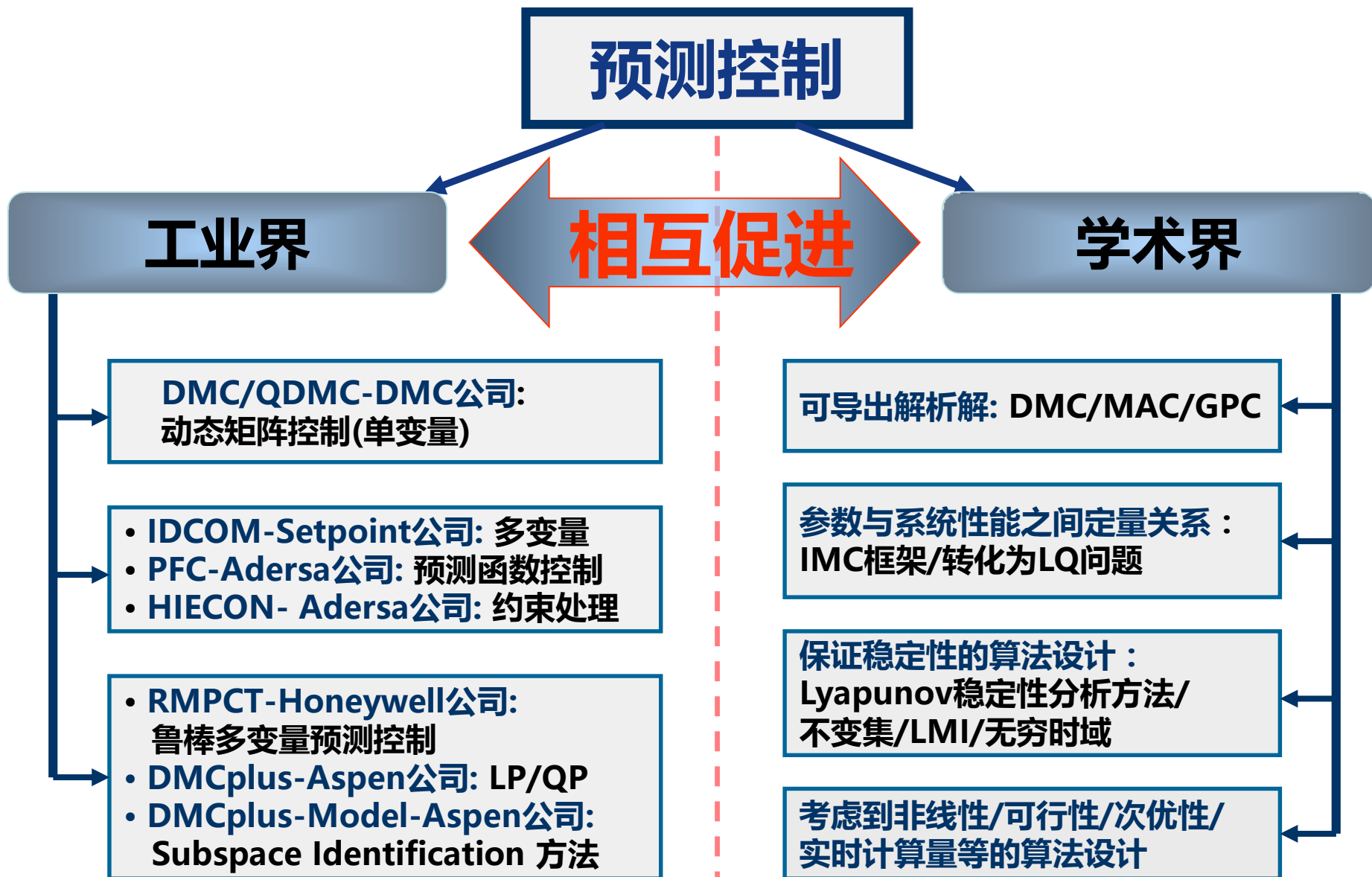
**GPC:** Generalized Predictive Control (UK)

- 统称:预测控制 **MPC (Model-based Predictive Control)**

**基本特征：**预测模型，滚动优化，反馈校正



# 预测控制的基本原理



# 预测控制的基本原理

**反馈** 系统实际行为的真实表现，反馈提供了控制的真实信息依据  
反馈信息中既包含了我们可预见的系统行为，也包含了所有未知的不确定信息  
反馈是实时的，反馈控制是最及时的  
⇒ **后发制人**，注重现实而无前瞻优化

**优化** 控制者始终的追求  
优化是对系统未来行为进行的，它必须建立在系统模型基础上  
如果系统实际行为准确符合模型的描述，我们一定能得到最满意的结果  
⇒ **先发制人**，在理想模型假设下追求最优

控制的难点在于如何用好优化与反馈，在不完全认识的现实环境下追求理想的最优  
**预测控制**的优化是以反复进行的局部优化的过程代替一次进行的全局优化的结果，  
是在过程中实现的优化

**预测控制**的滚动优化兼顾了实际信息的反馈，是最优控制对实际不确定性的妥协，  
是优化和反馈机制的合理结合

**预测控制**虽然不能得到理想最优，但它是在不确定环境下追求最优的合适途径



# 预测控制的进一步发展

# 预测控制发展轨迹

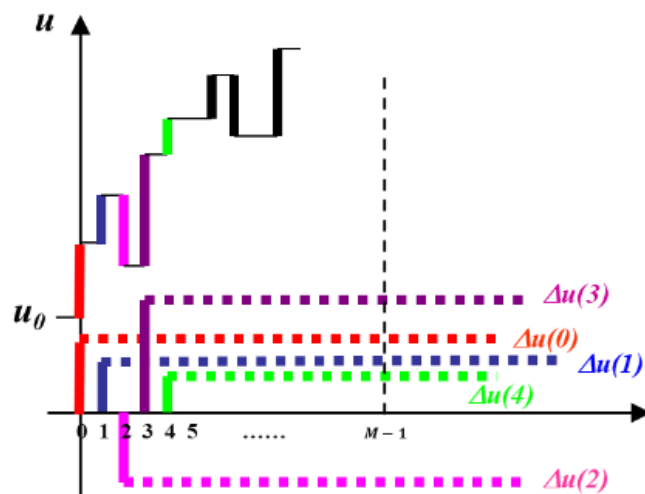
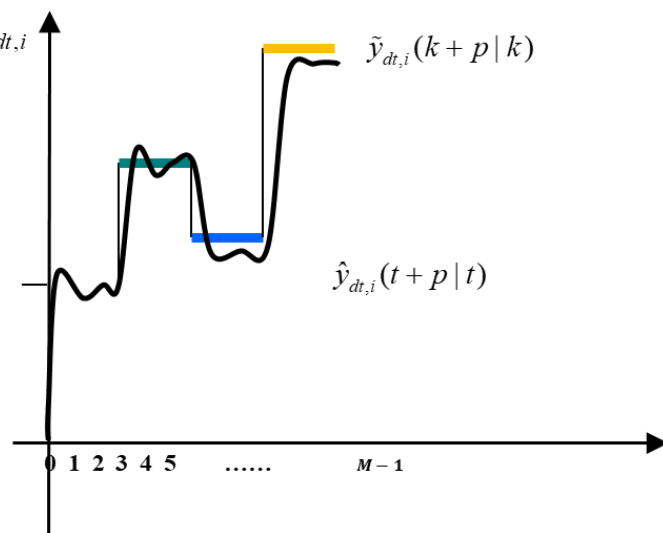
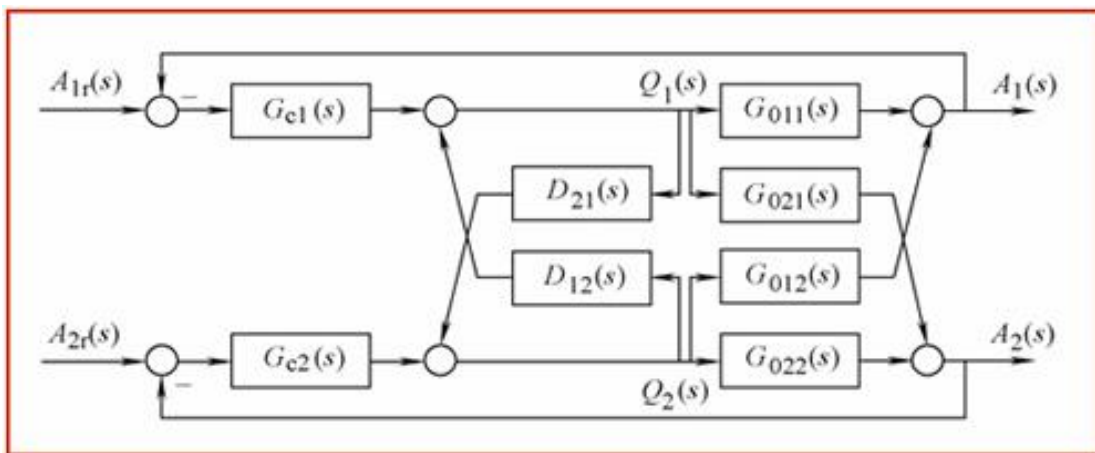
## 单变量/多变量回路级预测控制

SISO系统/MIMO系统



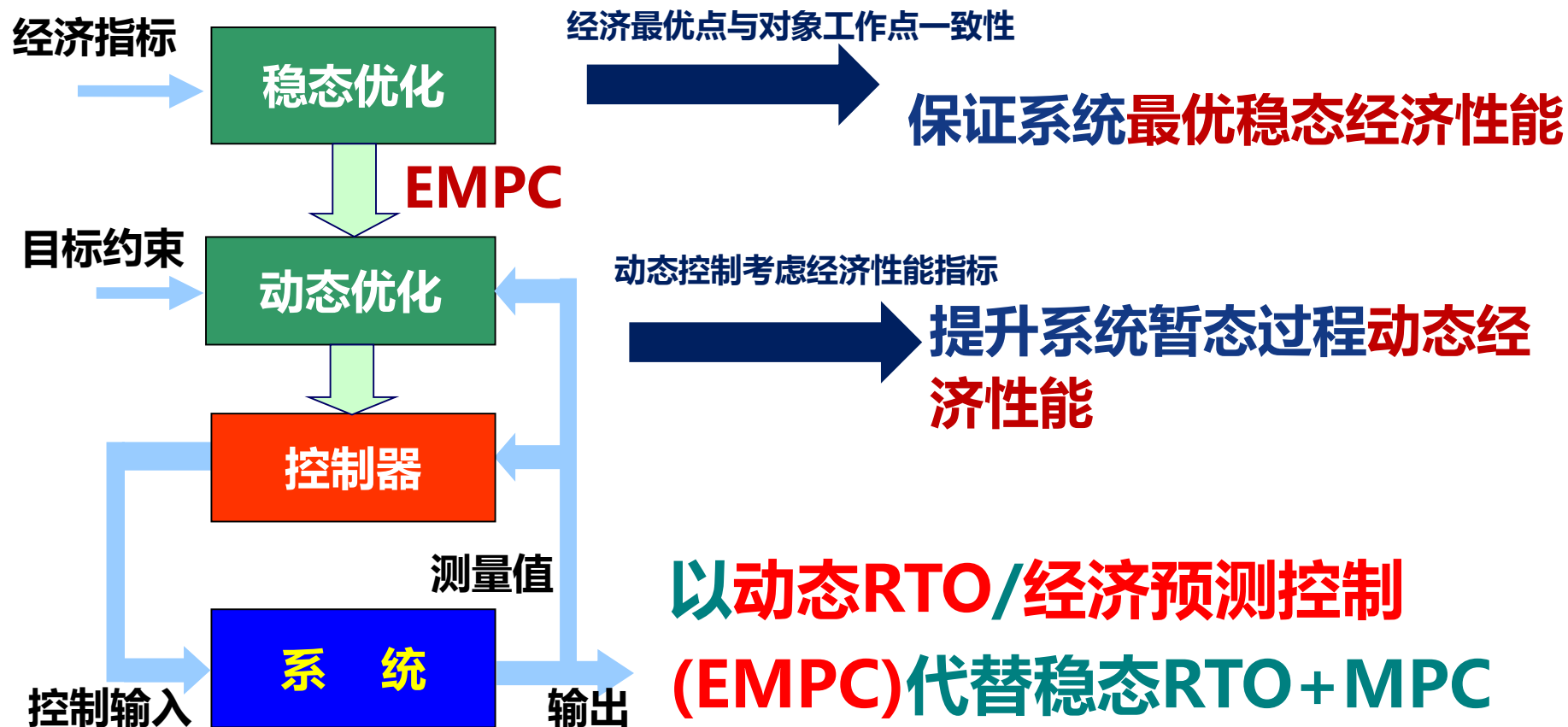
## 复杂流程工业系统

耦合分析，回路配对，解耦到多变量预测控制



# 预测控制发展轨迹

## 分层递阶下的集中式优化与控制



提高大系统整个运行过程的经济性能

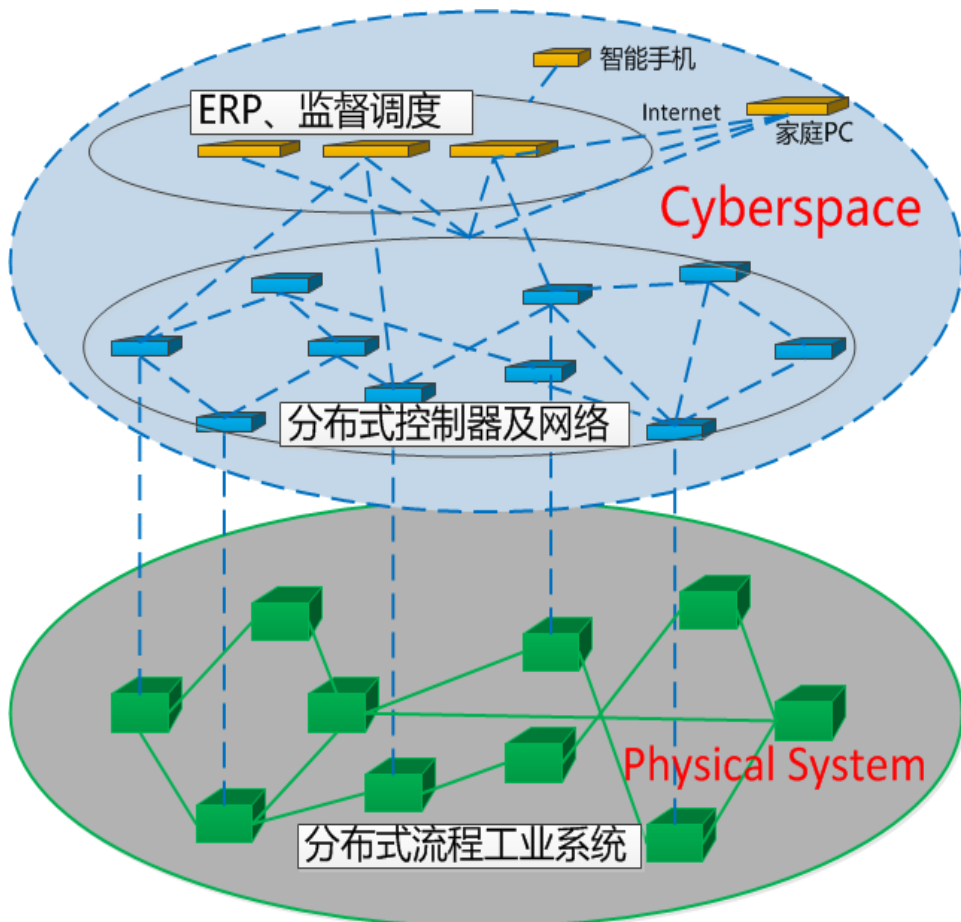
# 预测控制发展轨迹

## 网络信息模式下的分布式预测控制

- 探索系统的自组织结构关联性
- 子系统间MPC共识决策与整体优化



提高大系统  
全局性能



### 信息层面强关联性

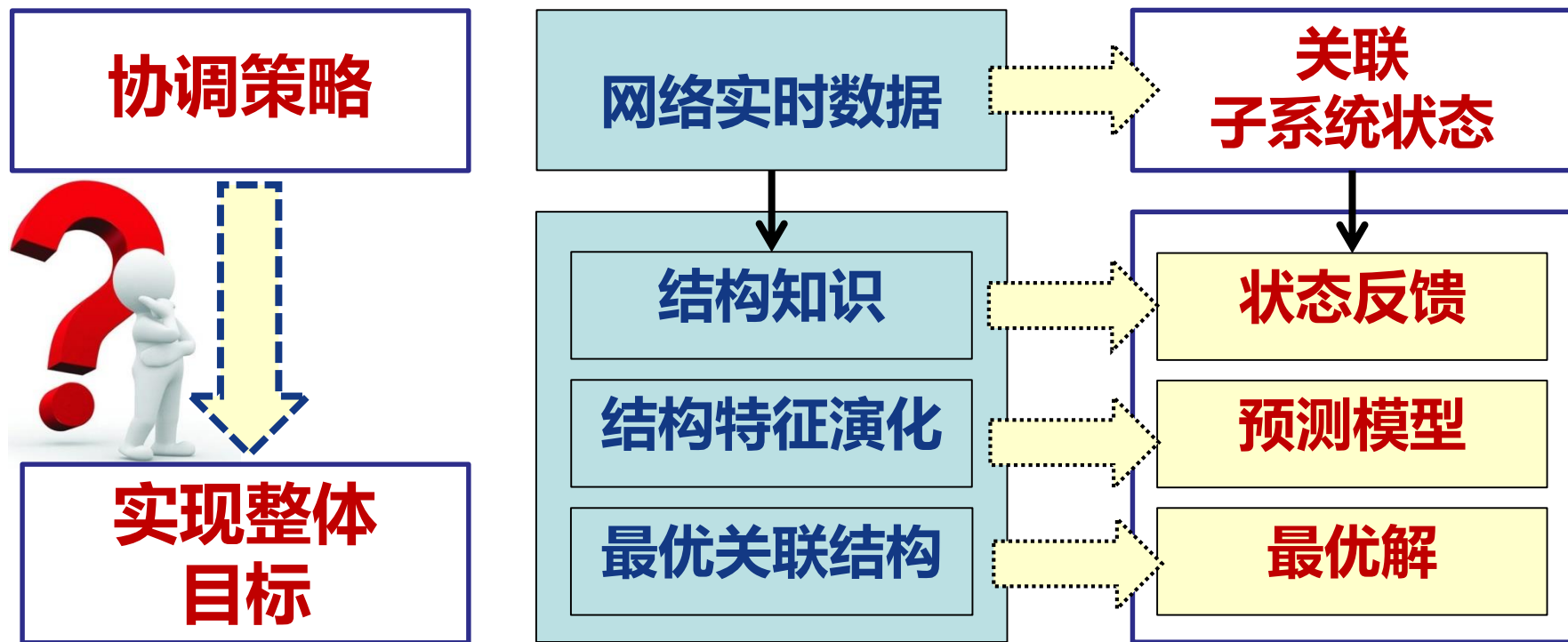
- 系统状态耦合关系、
- 控制目标约束、
- 多种产品质量的匹配
- ... ..

### 工况变化控制目标变化

- 关联不确定性
- 关联时变性

# 预测控制发展轨迹

## 网络信息模式下的分布式预测控制



根据决策协调各子系统整体目标

提高大系统全局性能

## “人工智能” 引入控制学科

机器翻译



阿尔法狗



智能医疗



语音识别

智能控制



无人机



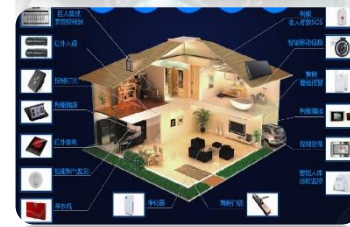
机器人



智能驾驶



智能楼宇



人脸识别



数据处理



智能安防



自动驾驶



# 人工智能推动控制学科的发展！



## 工业4.0：复杂场景下的生产制造优化

- 通过信息感知快速找准市场，让消费者介入生产
- 市场驱动下的工业生产：缩短交货期，提高产品质量，降低成本
- 柔性制造，灵活应对产线维护与升级，即插即用



人工智能

突破设计瓶颈

生产过程控制与优化：自学习、自适应、自重构

实现自组织无人生产线

“人-机-物共融”协同控制





# 预测控制的应用需求与发展

# ■ MPC应用中不断发展

1. 分层递阶系统的优化控制

2. 大规模全局系统的分布式协同优化

3. 算法应用：典型炼油装置实时优化与控制



# 1. 分层递阶系统的优化控制

## 切换工况及含约束系统的控制优化

### ■ 基于多包镇定域的双层模型预测控制

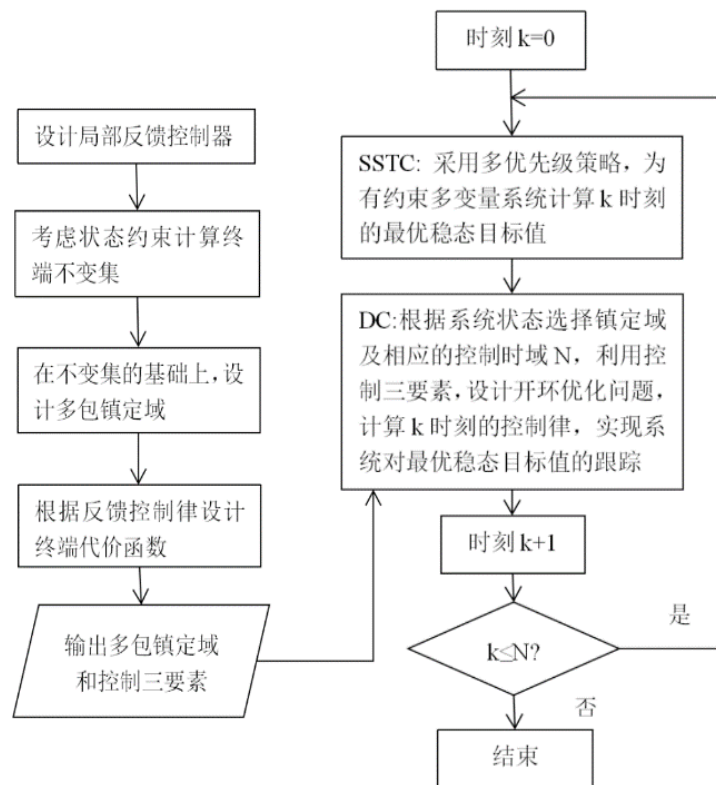
目标：考虑上下层之间的映射关系，设计系统性的控制器结构，**扩大可控初始状态范围**，最大程度跟踪稳态目标值。

#### 控制策略：

- 离线计算 “三要素”
- 不增加双层模型预测控制的在线计算量，利用终端代价函数和终端约束集去**逼近无穷时**

#### 域模型预测控制算法

- 保证系统的闭环稳定性

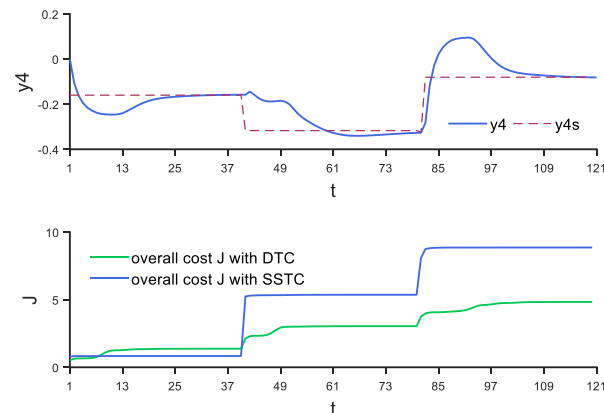


大范围内波动的系统状态都可以在有限的控制时域内，通过在线优化计算，得到相应控制序列，最后被控制到状态期望值。

# 1. 分层递阶系统的优化控制

## 切换工况及含约束系统的控制优化

### ■ 基于动态轨迹跟踪的双层预测控制



### ■ 模式切换下的经济预测控制(EMPC)

工艺变化、控制器变化、反应物组分变化等



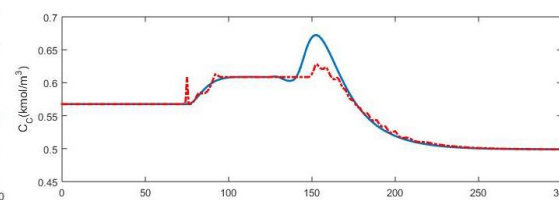
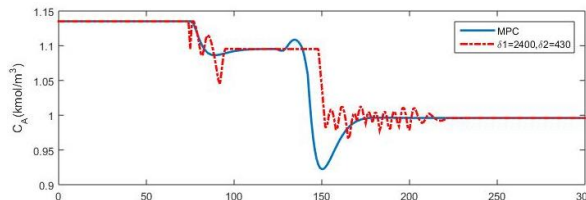
系统模型、经济指标变化



稳态点变化

### 提升原稳态至新稳态暂态过程的经济性

- 离线优化选取切换过程中间稳态点
- 基于耗散理论重设虚拟性能指标，保证状态转移至中间稳态点的稳定性与经济性
- 在线动态控制实现平稳切换



# 1. 分层递阶系统的优化控制

## 切换工况及含约束系统的控制优化

### 大规模工况运行系统的多模型协同预测控制

#### MPC实际应用到炼油等化工系统中存在的问题

- 系统**经济最优稳态点**随经济指标或过程扰动频繁大幅变化
- 在**具有强非线性**化工系统中，控制器求解非线性优化问题对计算硬件具有较高要求

**对策：研究基于多模型的协同控制算法**

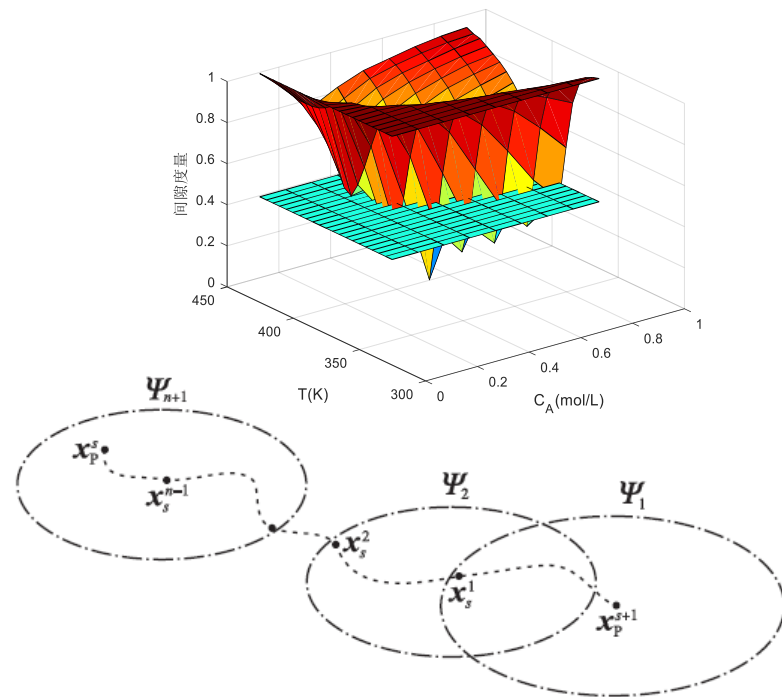
#### 构造完备模型集

- 引入间隙度量方法量化线性系统之间的动态关系
- 采用倒序设计思想保证局部控制器的控制不变集覆盖整个操作空间

#### 设计控制策略

- 为保证控制器稳定性，设计无穷时域控制器
- 基于多步控制集思想，采用N步最优反馈控制律保证控制器稳定性

#### 设计切换策略



# 1. 分层递阶系统的优化控制

## 切换工况及含约束系统的控制优化

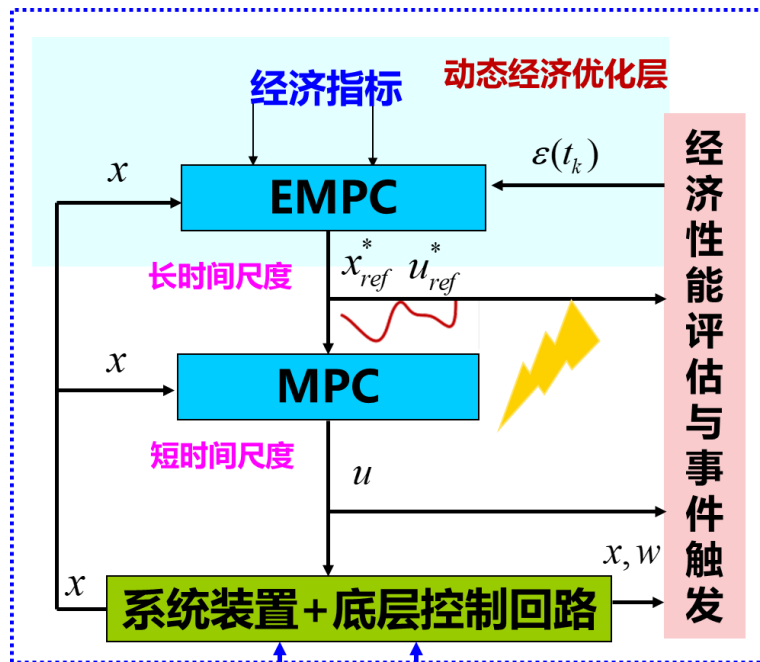
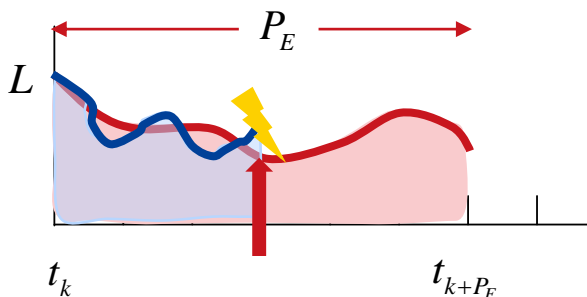
### ■ 面向双层结构经济运行的事件触发动态实时优化

工业生产中的**不确定性**会影响系统实际运行状态，若**不及时**采取措施，会导致控制不可行和性能损失

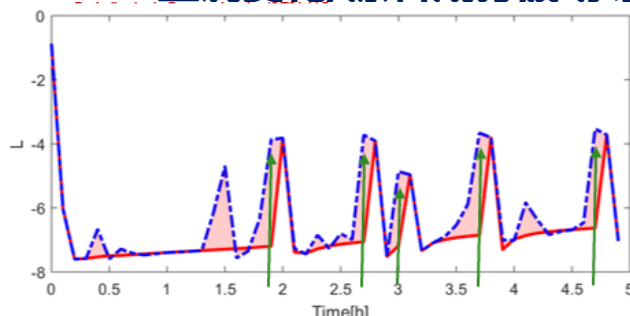
#### 触发条件

$$\varepsilon(t_j) = \frac{|J_{plant}(t_j) - J_{ref}(t_j)|}{|J_{ref}(t_j)|} \geq \varepsilon_0$$

$$t_{j+P_L} > t_{k+P_E}$$



工况变化/原料成分波动等



#### 动态实时优化

- 时变参考轨迹
- 更好的经济性能
- 及时响应下层

#### 事件触发

以底层过程控制层触发上层动态经济层重新优化

#### MPC层

跟踪上层参考轨迹

	$\varepsilon_0$	$J$	基于性能指标的触发次数
事件触发的动态实时优化	0.04	-328.80	5
	0.06	-311.03	5
	0.08	-310.70	3
	0.1	-308.52	3
周期性动态实时优化	-	-302.10	-
稳态优化	-	-275.45	-

## 2. 大规模全局系统的分布式协同优化

### 全局系统的结构能控性分析

#### ■ 局部结构变化的分布式系统结构能控性分析

对于给定的分布式系统**基于局部信息的最少输入选取**

- 运用最少输入定理对各子系统分别求得一组最少输入
- 基于子系统间的耦合关系，定义并分析各子系统的扩张集，根据子系统的扩张集删去其邻居子系统的冗余输入，从而保证分布式系统结构可控的前提下，控制输入尽可能少

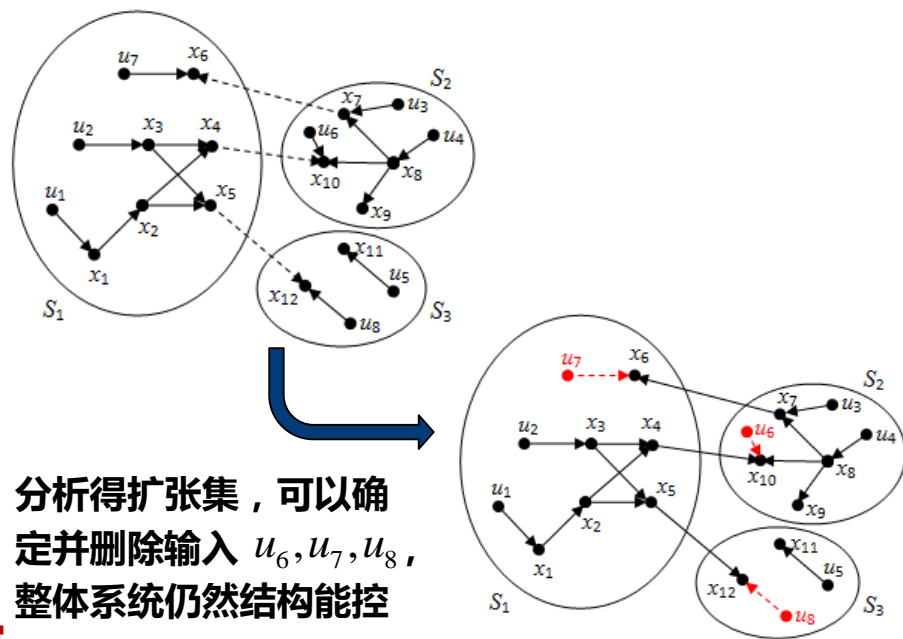
#### ➤ 四类局部结构变化

加入一个子系统      子系统结构变化

移除一个子系统      子系统间耦合变化

#### ➤ 局部调整策略

- 分析相关子系统的扩张集，寻找并删除邻居子系统的冗余输入
- 更新邻居子系统的扩张集，分析并删除结构变化对应的子系统冗余输入



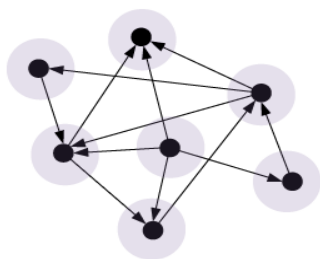
**避免全局重新分析，保证整体系统结构能控**



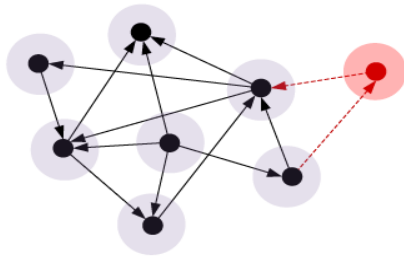
## 2. 大规模全局系统的分布式协同优化

### 全局系统的结构能控性分析

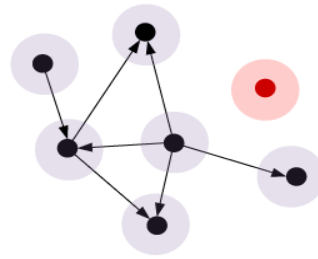
#### ■ 可重构拓扑的网络化系统的结构可控性分析及最小输入设计



初始网络系统结构



a. 加入子系统



b. 移除子系统

#### ➤ 三类网络化系统结构变化方式

加入一个子系统 子系统间耦合变化

移除一个子系统

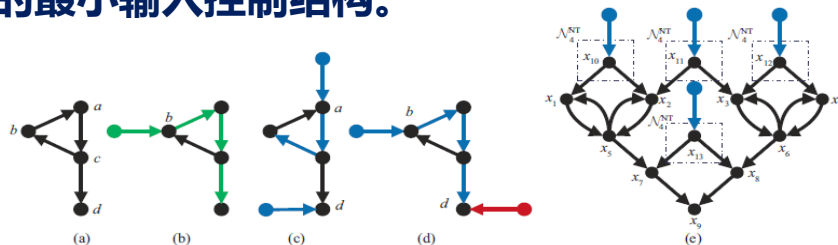
- 重构结构后的全局系统依然结构可控，但存在冗余的驱动节点

#### ➤ 控制结构设计目标

不改变现有控制结构的基础上，确定最少数量的驱动节点，使系统结构可控

#### 确定重构结构系统的最小输入方法：

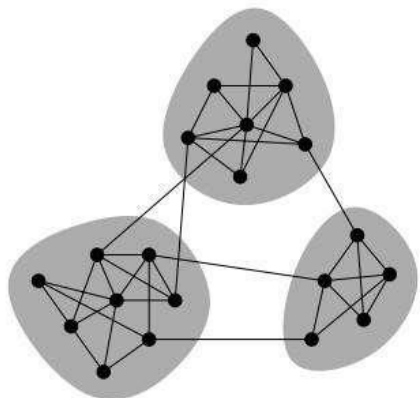
- 确定全局网络化系统的所有非置顶强连接组分的构成；
- 寻找右不匹配节点的完全诱导节点集；
- 计算扩展双边图的最大匹配，得到全局系统可控的最小输入控制结构。



# 2. 大规模全局系统的分布式协同优化

## 分区结构下全局系统的最小输入结构设计

### ■ 基于局部和邻域区块信息进行最小输入设计



针对大规模网络化系统，提出了一种基于局部区块信息进行最小输入的设计方法，保证全局系统的结构可控性。**解决的主要技术难点：**

- 给出了基于局部系统结构寻找全局网络系统NT-SCCs的方法；
- 提出了基于局部系统结构确定全局网络系统最大匹配的方法；
- 分析了算法的时间复杂度。

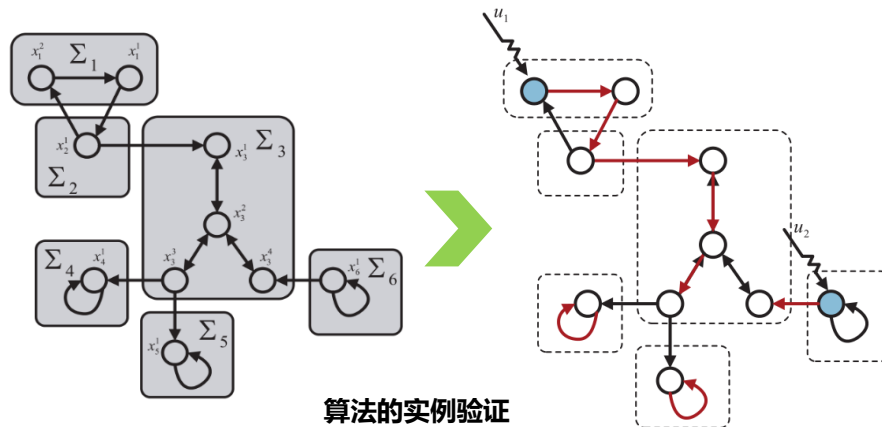
$$T = O(\max_{i \in [lr]} \{ (m_i + n_i), d, m_{i,1} \sqrt{n_i}, m_{i,2}^{\max} (d_i^{\text{out}} + d_{ri}^{\text{in}}), m_{e,3} \sqrt{n_{e,3}} \})$$

#### 主要结论：

当各局部区块的结构满足条件

$$d_i^{\text{out}} + d_{ri}^{\text{in}} < \sqrt{n}$$

可以证明，所提方法的复杂度将小于现有基于全局网络模型进行最小输入设计的算法复杂度，即  $T = < \tilde{T} = O(m\sqrt{n})$



算法的实例验证

# 2. 大规模全局系统的分布式协同优化

## 全局系统的可变结构控制器设计与优化

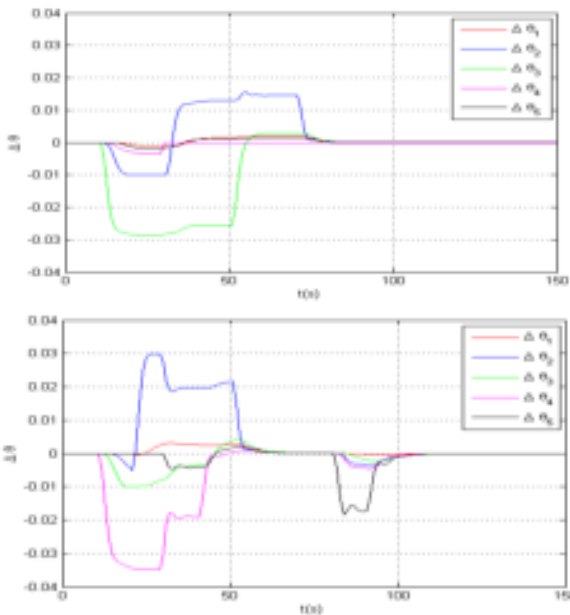
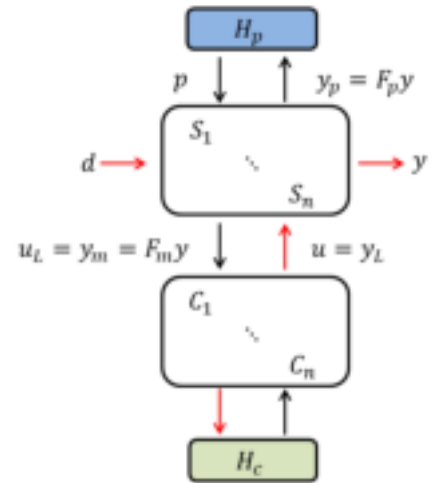
### 基于耗散性的可变结构分布式预测控制

针对过程网络中需要在线加入或移除某些部件的场景

子系统满足耗散性

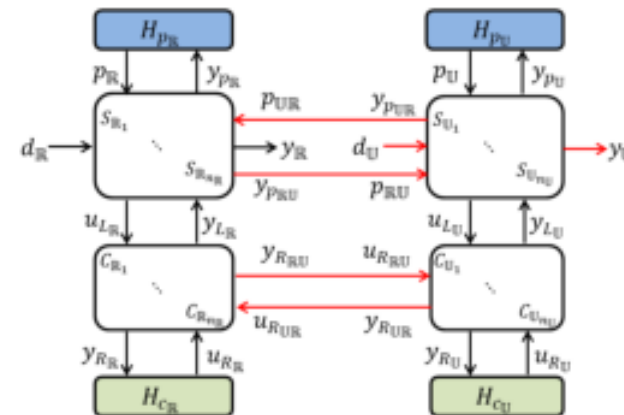
控制器满足耗散性约束

全局系统跟踪耗散性轨迹



### 保证快速和稳定的切换操作

- 只重新设计输入输出关系变化的子系统控制器
- 需要重新设计的子系统与维持原定不变的子系统之间的连接关系保持不变
- 保证重新设计的子系统耗散性变化不影响原全局耗散性条件



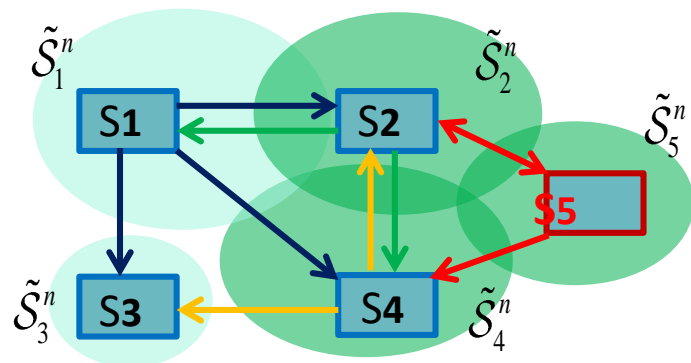
## 2. 大规模全局系统的分布式协同优化

### 全局系统的可变结构控制器设计与优化

#### “即插即用”的分布式预测控制策略

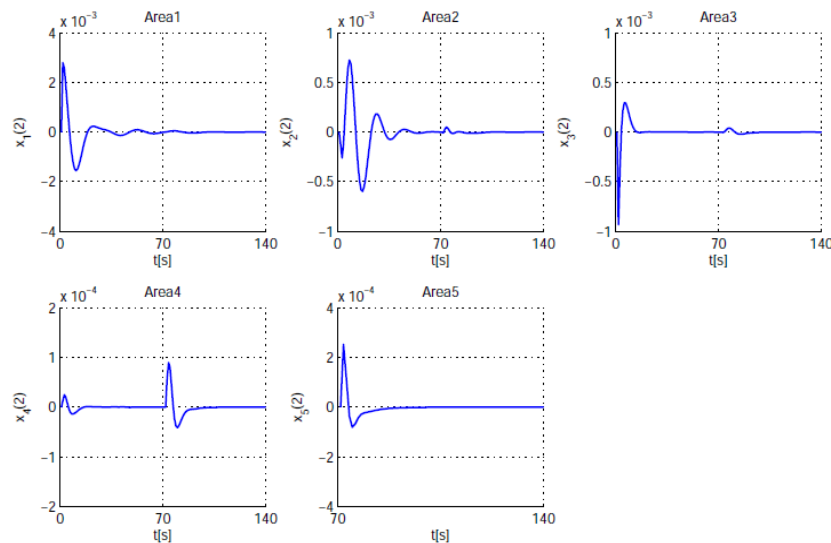
需求：

- 工艺过程、子系统和控制器“即插即用”
- 子系统之间存在一定的耦合关联的分布式系统



#### 针对性算法

- 将全局系统优化调度算法分布到了每个单体设备中；
- 新设备加入或移除时，不影响其他现有设备的运行；
- 根据重构后的系统结构，对直接受影响的子系统控制器进行再设计；
- 基于邻域优化的辅助子系统的再设计，以综合提升全局系统性能。



重构控制系统的动态特性

## 2. 大规模全局系统的分布式协同优化

### 网络信息模式下的全局系统分布式预测控制

#### ■ 全局系统耦合性分析和控制器设计

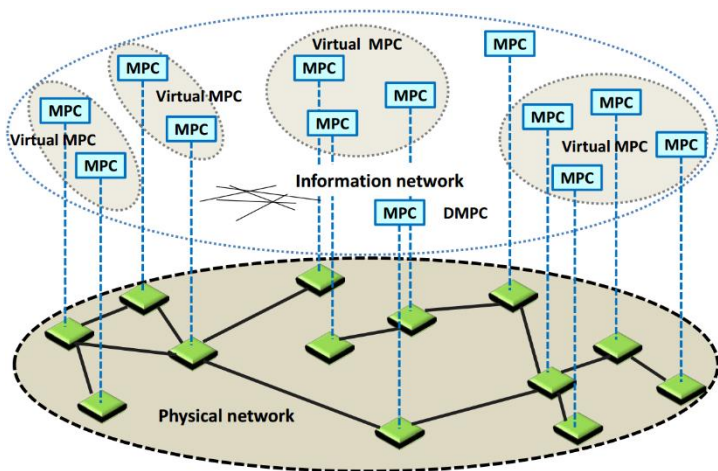
- 利用系统可控可观性和频域段的交叉格莱姆矩阵
- 借鉴HIIA方法，分析多变量系统在**任意指定频域段**的耦合性情况
- 适用于完全分散控制，块控制，稀疏控制等多种控制策略

指定频域下各回路耦合性分析

控制回路选择

提高全局系统控制效果

#### ■ 基于耦合度聚类的分布式预测控制算法



- 对子系统耦合性分析和聚类
- 对聚类后的强耦合系统采用局域全局性能指标的分布式预测控制，并构造对应强耦合系统的“虚拟控制器”
- 虚拟控制器之间通过一致性约束保证系统的递归可行性和渐近稳定性

## 2. 大规模全局系统的分布式协同优化

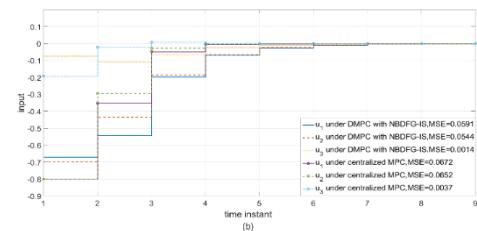
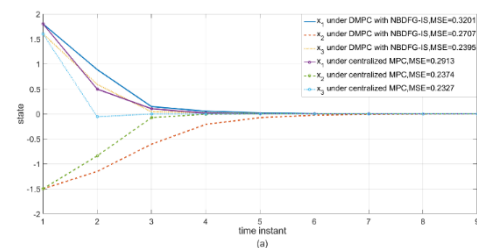
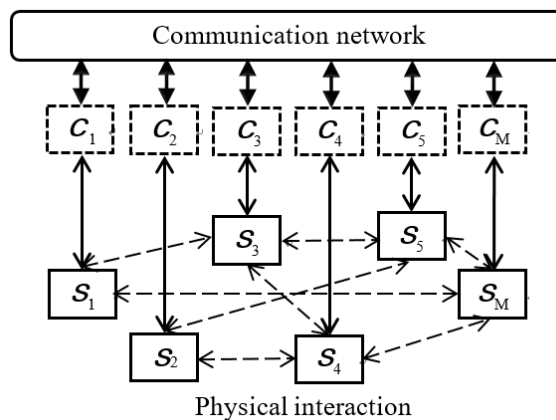
### 网络信息模式下的全局系统分布式预测控制

#### ■ 面向变拓扑网络化系统的分布式模型预测控制算法

- 变拓扑结构下，需要在保证递推可行性的前提下使系统渐近收敛到原点
- 充分考虑子系统之间耦合项对全局性能产生的影响
- 过大的通信量和计算量不利于系统的实时控制

对策：**基于非对角反馈增益不变集 (NBDFG-IS) 的DMPC**

- 针对子系统之间的复杂耦合，设计保证渐近稳定性的不变集
- 充分保证被控系统的灵活性，分散计算各子系统的不变集参数和反馈控制律参数



# 2. 大规模全局系统的分布式协同优化

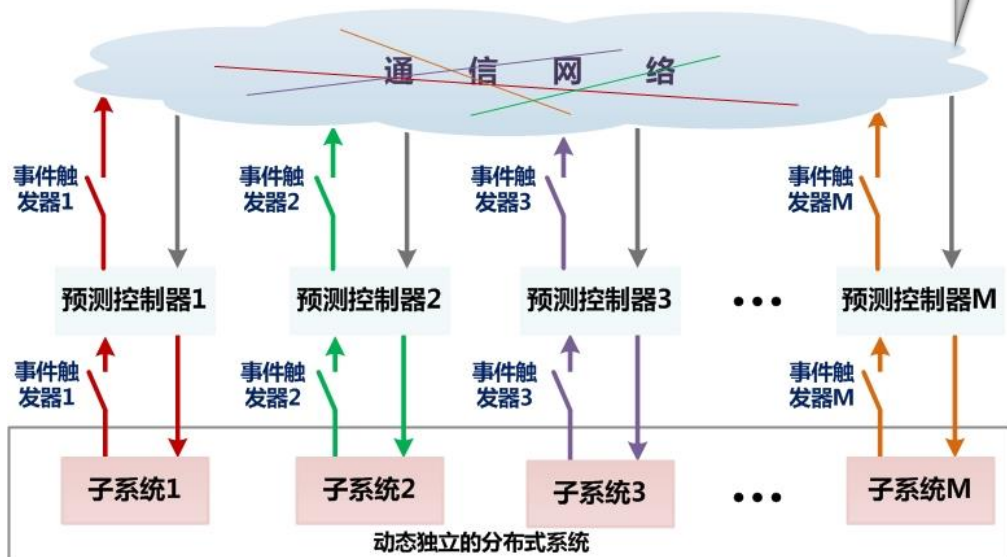
## 事件触发下的全局系统分布式预测控制

### ■ 基于变终端集的事件触发的分布式预测控制

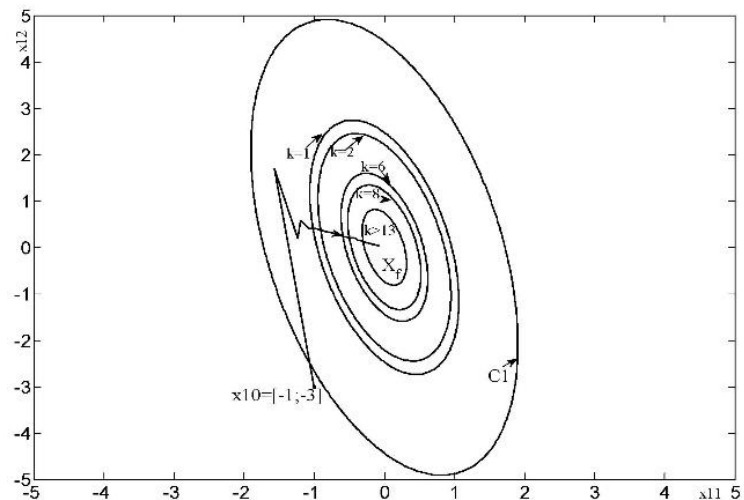
对于稳态过程时间占主要部分的装置

- 每一时刻都进行的动态计算冗余性
- 子系统频繁通讯负担

- ✓ 事件触发分布式预测控制
- ✓ 有意识地评估当前信息对系统性能的影响，决定是否通信和控制更新
- ✓ 时变终端集，扩大算法初始可行域提高在流程工业的应用性



注：用不同的颜色来表示各子控制器事件触发时间序列不同，异步优化并发送信息  
事件触发分布式预测控制结构图



# 2. 大规模全局系统的分布式协同优化

## 事件触发下的全局系统分布式预测控制

### ■ 考虑系统性能和通信代价的异步协调分布式预测控制

- 实际系统**资源受限**，同步协调策略下容易产生冗余通信，浪费系统资源，缩短了通信网络的生命周期，进而可能会降低系统性能，甚至使得系统不稳定
- 由于**环境干扰和技术限制**，实际分布式控制系统中各控制器难以同步采样、优化与信息交互

#### 对策：研究事件触发机制下的分布式预测控制算法

##### 构造事件触发条件

·设计与当前状态有关的事件触发条件，评估所构造可行控制输入序列的可行度

$$\|x_i(k) - x_i(k|k-1)\|_{P_i} > \delta_i$$

·设计与本地子系统和邻居子系统有关的事件触发条件，评估不更新控制输入下系统性能

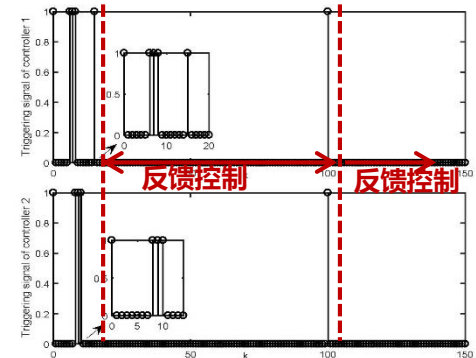
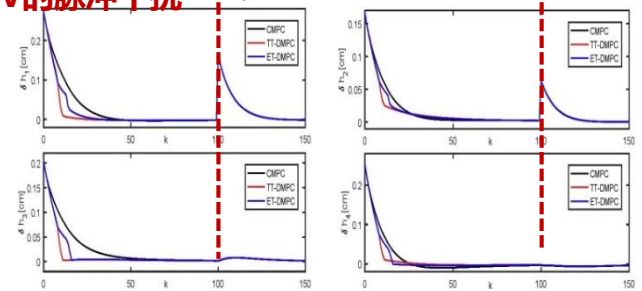
$$f_i(\bar{e}_i(k+1), \eta_j(k+1|k+1)) \geq \sigma_i \|x_i(k)\|_{P_i}$$

##### 设计分布式预测控制器

·构造与预测状态和上一触发时刻最优状态预测值之差有关的一致性约束条件

·采用双模控制方式，进一步减少通信次数，降低通信负担

泵1受到幅值为2V的脉冲干扰





# 2. 大规模全局系统的分布式协同优化

## 事件触发下的全局系统分布式预测控制

### 考虑系统性能和通信代价的自触发分布式预测控制

事件触发分布式预测控制方法存在的问题

- 连续监视系统、检测事件触发条件，不适用于测量难度高、成本较高的系统(浓度测量)
- 事件触发机制和分布式预测控制器独立设计难以提供先验性能保证

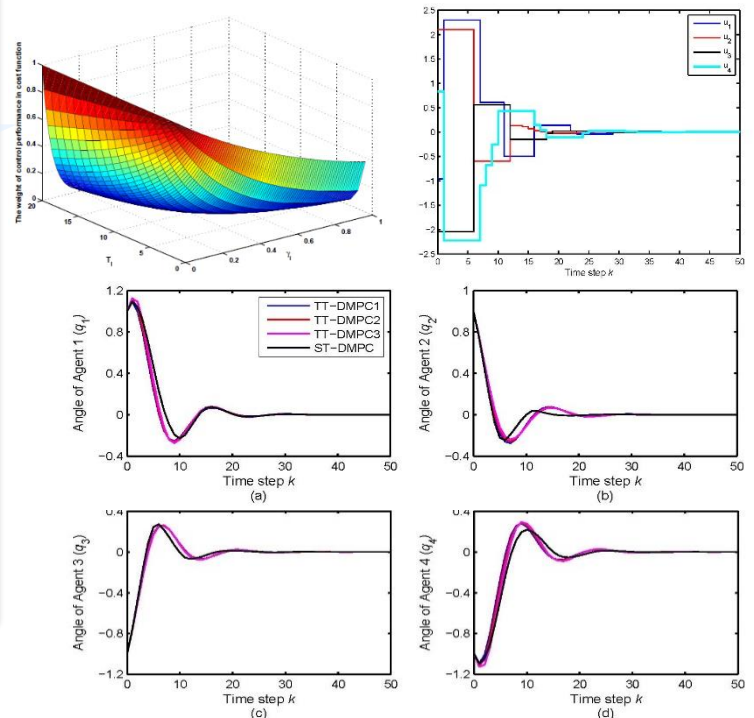
对策：自触发机制和分布式预测控制的联合设计方法

建立同时考虑系统性能和通信代价的优化控制问题

$$\min_{T_i, U_i(t_i^r)} J_i(x_i(t_i^r), x_{N_i}(t_i^r), U_i(t_i^r), T_i) = e^{-\gamma T_i} J_i^c(t_i^r, x_i, x_{N_i}, U_i)$$

$$\begin{cases} x_i(t_i^r + l + 1 | t_i^r) = A_i x_i(t_i^r + l | t_i^r) + B_i u_i(t_i^r + l | t_i^r), \\ u_i(t_i^r + l | t_i^r) = \begin{cases} u_i(t_i^r | t_i^r), & 0 \leq l < T_i, \\ u_i(t_i^r + T_i | t_i^r), & T_i \leq l < 2T_i, \\ \vdots \\ u_i(t_i^r + (\eta - 1)T_i | t_i^r), & (\eta - 1)T_i \leq l < \eta T_i, \end{cases} \\ T_i \in \{1, \dots, \bar{T}_i\}. \end{cases}$$

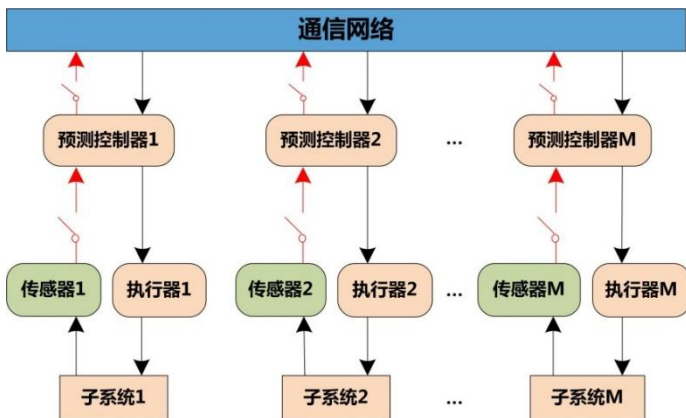
兼顾控制性能和计算负担下采用分块策略， $\eta$ 为固定参数，控制时域时变



# 2. 大规模全局系统的分布式协同优化

## 事件触发下的全局系统分布式预测控制

### ■ 动态触发分布式协同预测控制

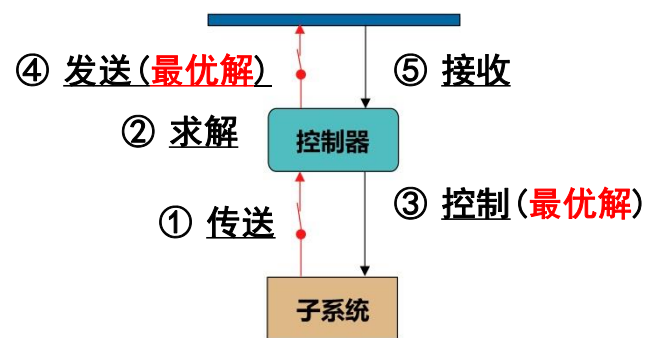


- 在子控制器异步传输信息情况下设计事件触发DPC
- 建立动态事件触发条件，进一步降低系统能耗

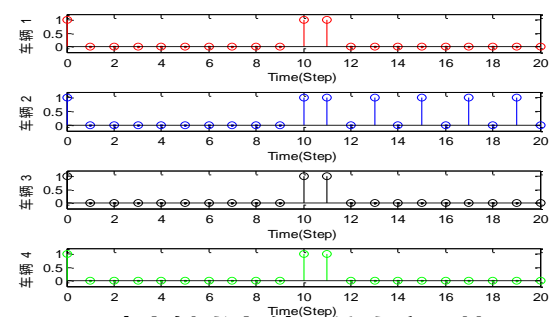
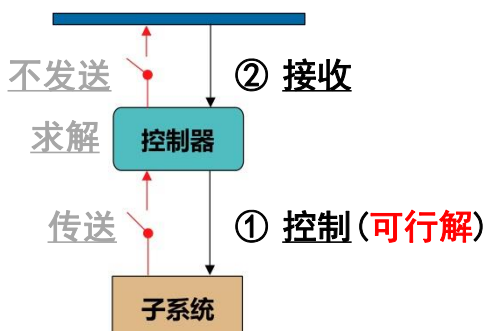
**动态事件触发条件:** 在事件触发条件中引入动态变量  $\eta_i(k_i^d + m)$

$$\Pi_2^i(k_i^d + m)e_i^2(k_i^d + m) + \Pi_3^i(k_i^d + m)e_i(k_i^d + m) > \sigma_i \left[ \|x_i(k_i^d + m - 1)\|_{Q_i}^2 + \|u_i^*(k_i^d + m - 1 | k_i^d)\|_{R_i}^2 - \Pi_1^{ij}(k_i^d + m) \right] + \rho_i \eta_i(k_i^d + m)$$

➤ 触发时刻



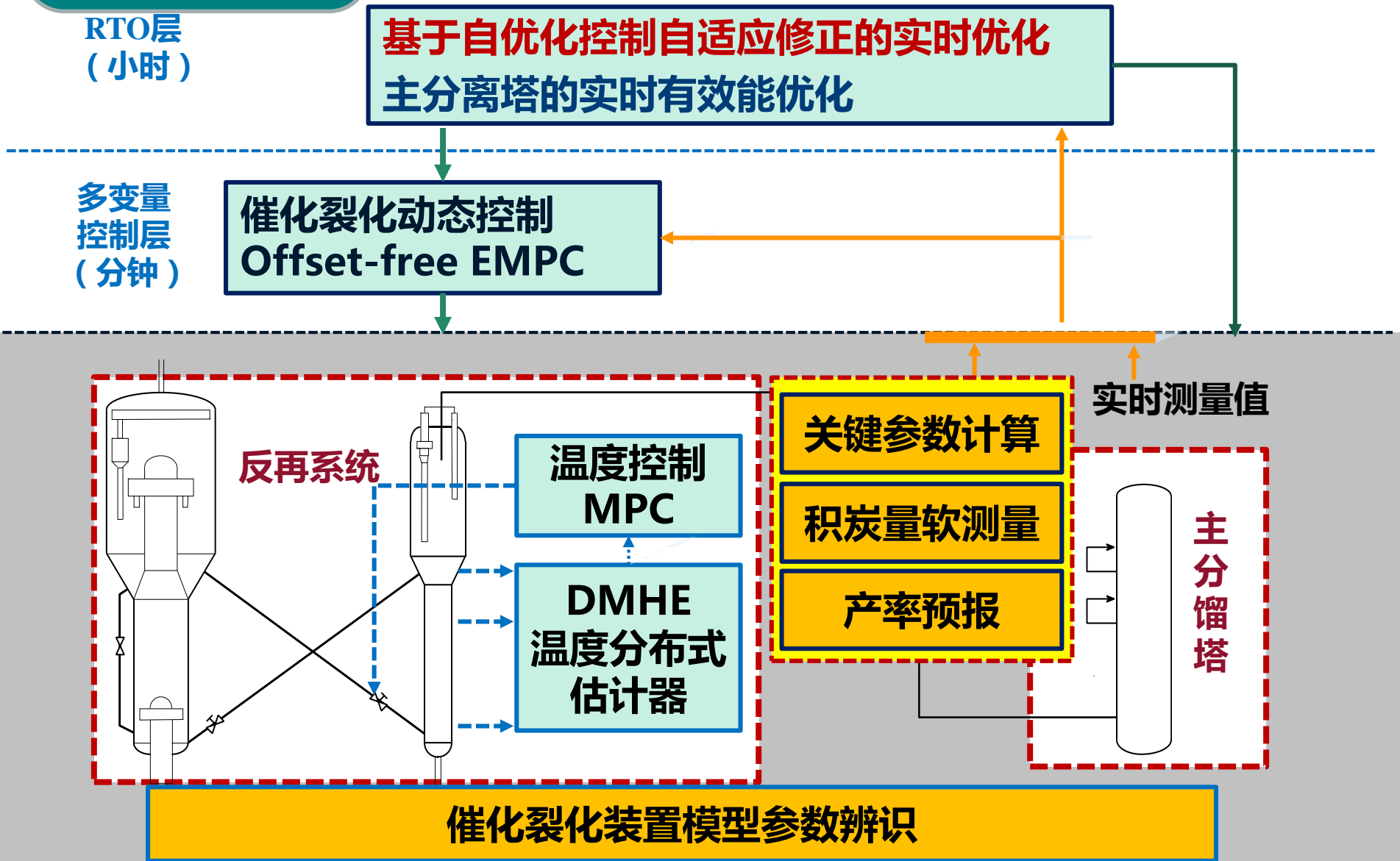
➤ 未触发时刻



动态触发条件下信息交互情况

# 3. 算法应用：典型炼油装置实时优化与控制

## 总体研究框架

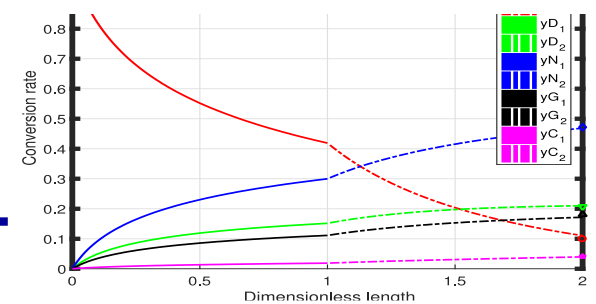
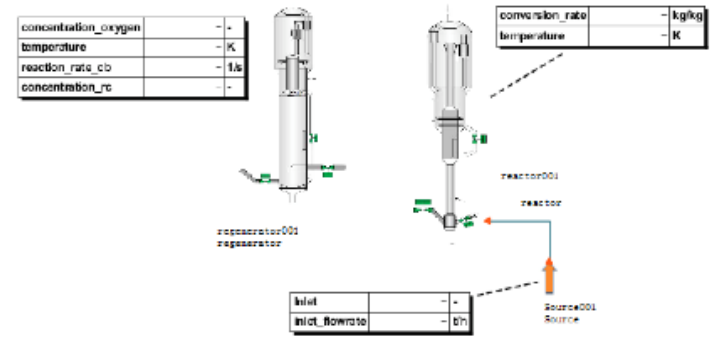


# 3. 算法应用：典型炼油装置实时优化与控制

## 催化裂化装置模型搭建和参数辨识

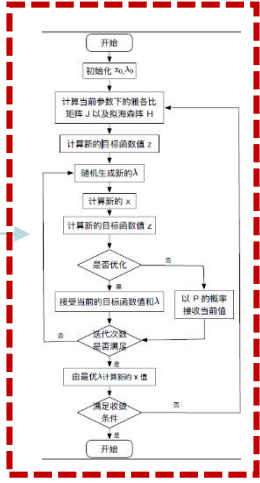
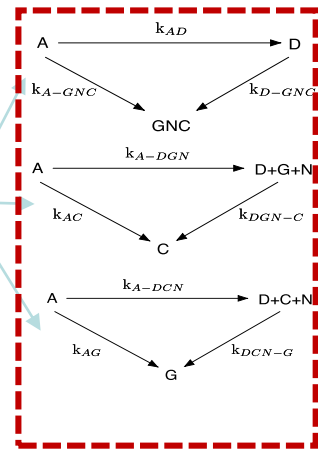
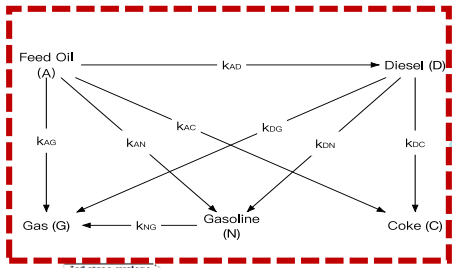
### 催化裂化反再系统gPROMS建模

- 在gPROMS软件中建立模型，利用历史生产数据进行参数辨识与矫正
- gPROMS与Matlab相连开发，建立系统动态模型，实时生成产品反应器出口产品分布



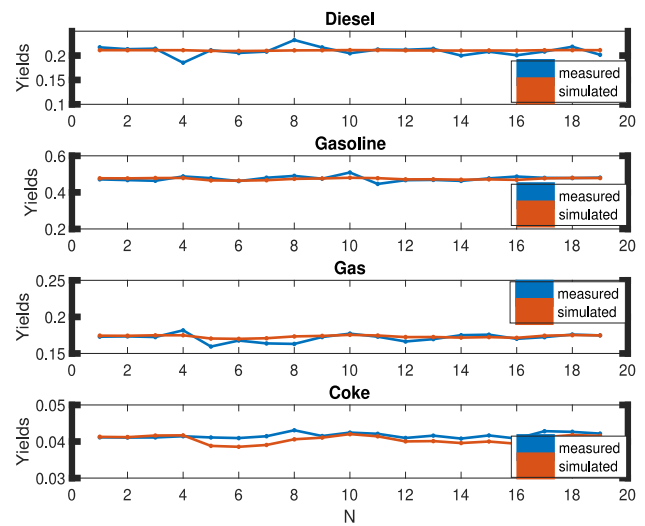
### 基于改进 LM 算法反再系统模型参数估计

#### 建立反应器机理模型



模型降维

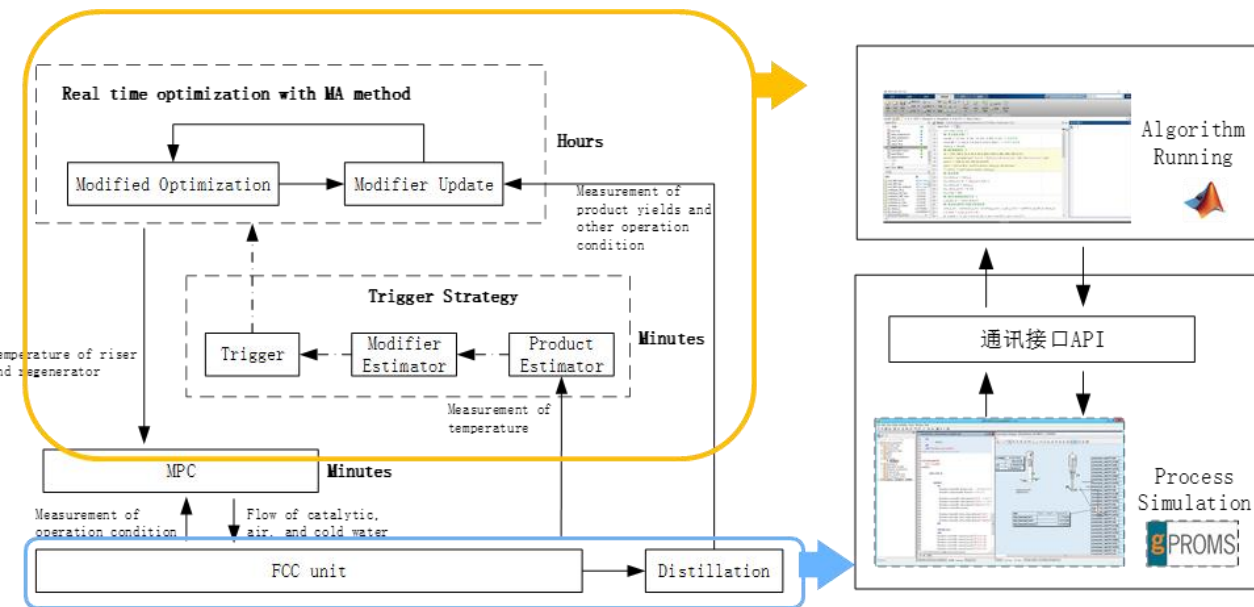
改进LM算法进行降维模型的参数预估计



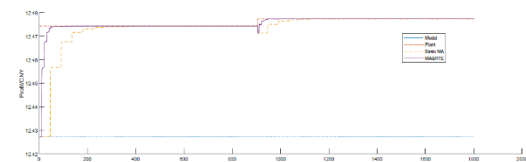
# 3. 算法应用：典型炼油装置实时优化与控制

## 催化裂化装置运行过程实时优化与控制

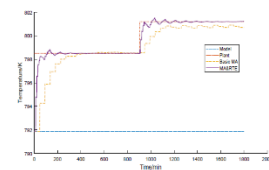
### 基于事件触发和自适应修正的反再系统实时优化设计



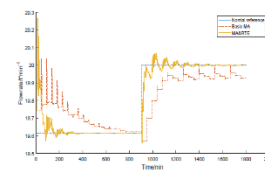
情景1：进料组分变化



(a) Evolution of FCC economic value

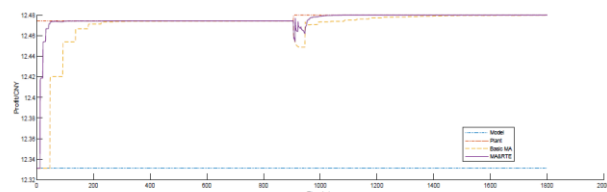


(b) Evolution of FCC temperature at riser outlet

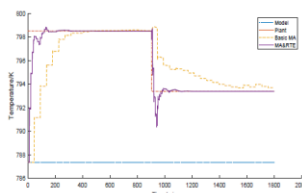


(c) Evolution of FCC catalyst flow rate

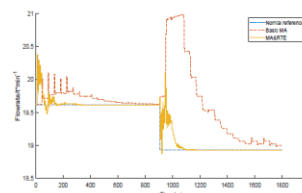
情景2：催化剂活性变化



(a) Evolution of FCC economic value



(b) Evolution of FCC temperature at riser outlet



(c) Evolution of FCC catalyst flow rate

- 利用提升管快动态数据对优化结果进行快速的部分修正
- 设计基于经济指标的优化触发规则避免不必要的设定点再优化
- 采用自适应修正方法克服模型失配问题

# 3. 算法应用：典型炼油装置实时优化与控制

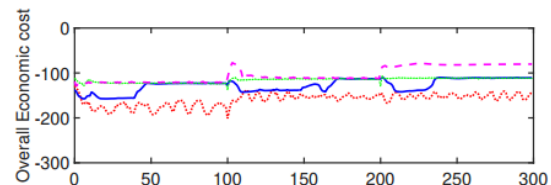
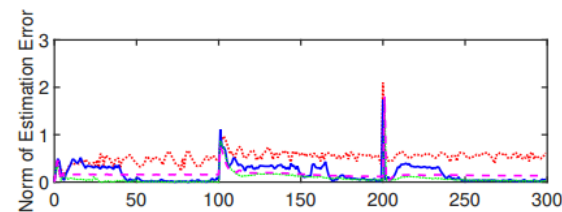
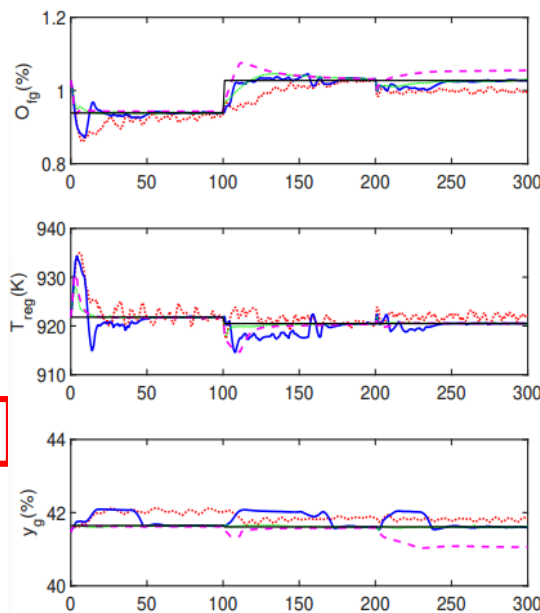
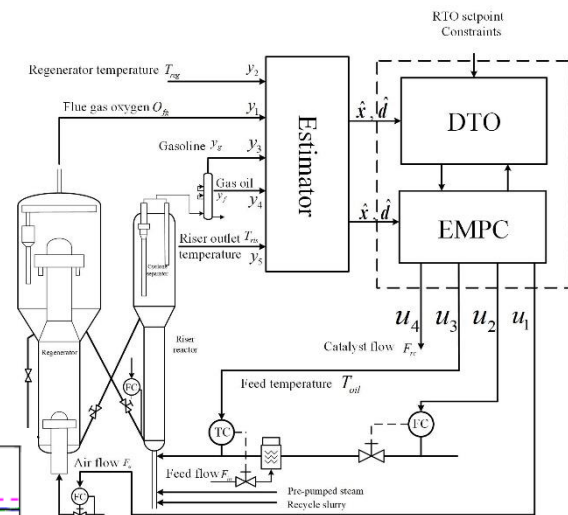
## 催化裂化装置运行过程实时优化与控制

### ■ 零静差双层结构EMPC及其在催化裂化动态控制中的应用

- **模型失配**造成实际系统能够工作的稳态点与RTO设定点**不一致**，**稳态经济性能不能保证**
- 设定点频繁变化时系统**暂态过程不可忽略**，**缺乏对系统动态经济性能的关注**

### 考虑动态目标优化层 ( DTO ) 与EMPC联合设计!

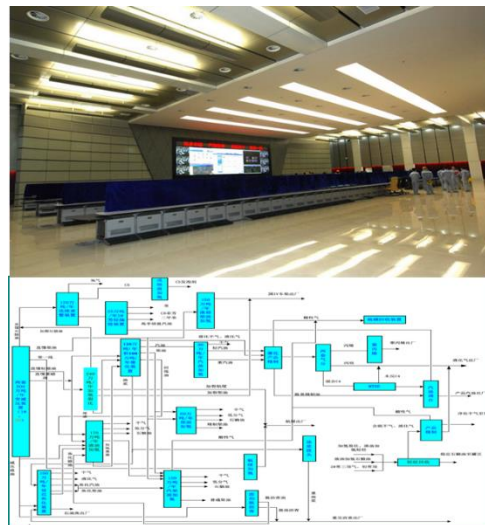
- 在先进控制层每个执行周期内，DTO和EMPC共享相同的状态与模型信息。
- DTO和EMPC以双向交互方式工作
- DTO: 计算EMPC问题的**可行轨迹及目标点** **收缩约束：保证稳定性、零静差**
- EMPC: 求解滚动时域动态经济优化问题。



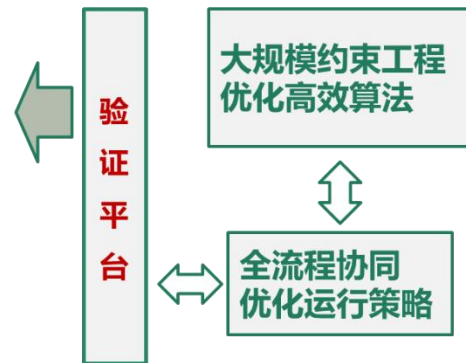
# 3. 算法应用：典型炼油装置实时优化与控制

## 催化裂化装置实时监控平台

平台用途：  
工程软件包研究与实现  
及算法验证



800万吨加工流程



### 数据服务器

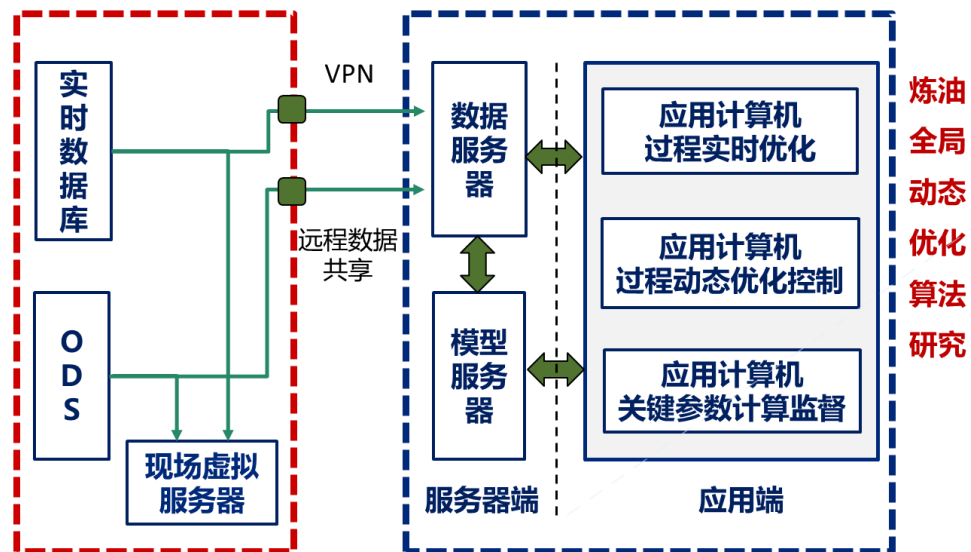
- 为系统模型估计及应用层提供数据支持
- 实时采集现场数据、读取现场ODS数据并对数据进行处理
- 管理计算服务进程启停、异常

### 模型服务器

- 为应用层优化算法验证提供模拟对象
- 采用gPROMS软件建立反应器-再生器模型
- 根据实际生产数据进行参数辨识与矫正
- Matlab与gPROMS联合模拟对象

### 中国石化九江分公司

### 实验室



# 3. 算法应用：典型炼油装置实时优化与控制

## 催化裂化装置实时监控平台应用

### 九江石化工业生产关键指标实时监控

软件架构：ASP.NET+ORACLE+IIS

软件功能：

远程读取现场实时数据，计算生产运行关键工业指标，提供运行决策参考

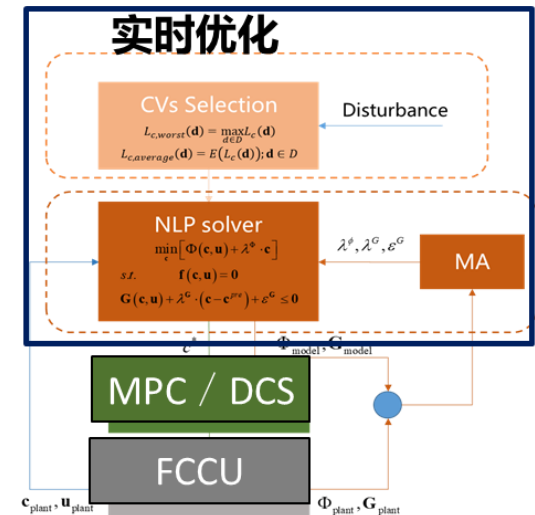
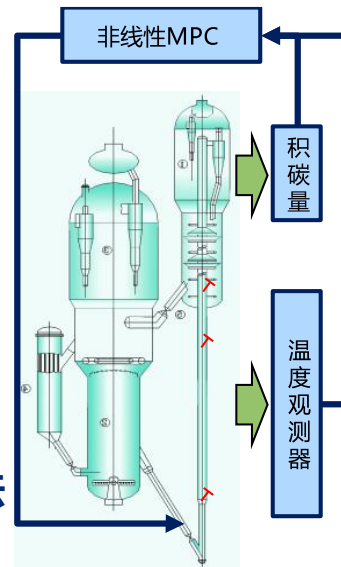
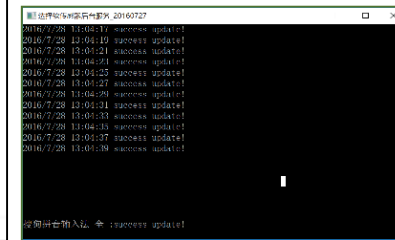
- 配置参数、实时计算关键性能指标等
- 实时显示工艺计算结果，超限报警
- 实时更新数据曲线、超限报警、游标
- 历史曲线查询功能、超限报警、游标

### 催化裂化装置动态控制

- 提升管温度分布观测器
- 催化剂积碳量软测量
- 基于观测器的提升管温度模型预测控制

### 催化裂化装置的实时优化算法研究

- 模式切换下的经济预测控制
- 基于自优化控制自适应修正的实时优化算法
- 催化裂化主分馏塔有效能实时优化研究







# “智能”增强的预测控制



# ■ Learning-based在MPC中的体现

1. Learning-based 建模

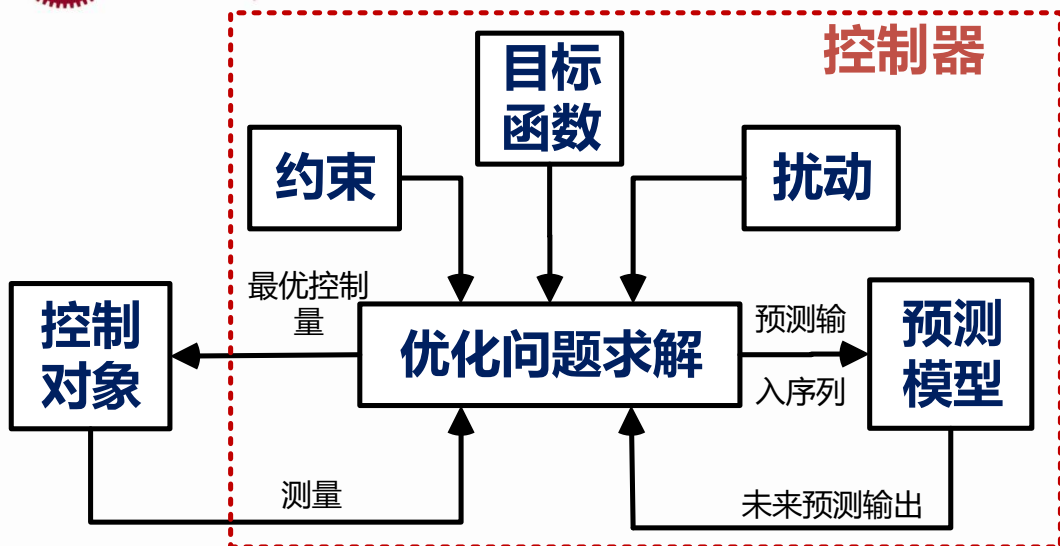
2. 面向控制优化的Learning MPC

3. 基于Learning的大系统DMPC设计方法





# Learning-based MPC 概览



## MPC的优势：

- 处理输入和状态约束
- 在控制器设计中显式考虑性能指标
- 有限时域滚动优化

**与学习结合：**工业系统中物联网、大数据、云计算等技术支持下，实现高动态任务驱动下的MPC控制器智能自适应

## 学习什么？

### 模型

对象整体预测模型、扰动部分预测模型

### 控制

离线学习控制律，在线实现高动态任务驱动下的自适应  
借助学习方法提升优化控制问题求解性能

### 大系统协同与控制

学习大系统任务驱动下的智能自重构策略及控制器间的协同控制



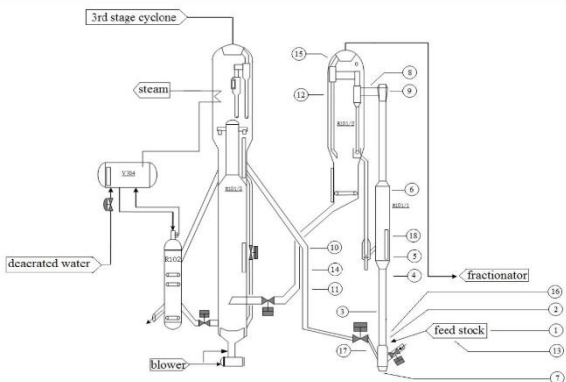
# Learning-based在MPC中的体现

1. Learning-based 建模
2. 面向控制优化的Learning MPC
3. 基于Learning的大系统DMPC设计方法



## 为什么用 Learning-based 建模？

### ■ 传统建模的问题



- 复杂系统先验知识难以获取
- 理想条件下的机理建模或单一工作点辨识建模
- 生产中，线性模型近似非线性过程

工业4.0  
复杂生产场景下

模型适应能力  
低，与实际过程  
有偏差

### ■ Learning-based 建模的优势

- 先验知识：非必需
- 学习复杂函数关系的能力
- 提取高水平特征表示的能力
- 根据实时生产数据自适应能力

#### ■ 对整体对象建模

忽略内部机理，可解释性差

#### ■ 对扰动部分建模

学习随机或未知扰动

#### ■ 模型辨识方案

应对系统动态变化的自适应能力

## Learning-based 建模应用在MPC中的挑战

### ■ 多步预测

一般学习模型均属于给定输入直接计算输出，而在MPC问题中，一次优化过程中，涉及到多步预测的问题，多步预测值与当前输入和之前的输入均有关系，直接学习对象模型是无法满足需求。

#### 串级结构预测

- 结构上重复
- 易于移植
- 训练和运行时间较长

#### 训练数据调整为多步关系

- 节约在线运行时间
- 模型较为庞大
- 结构修改工作量大



## Learning-based 建模应用在MPC中的挑战

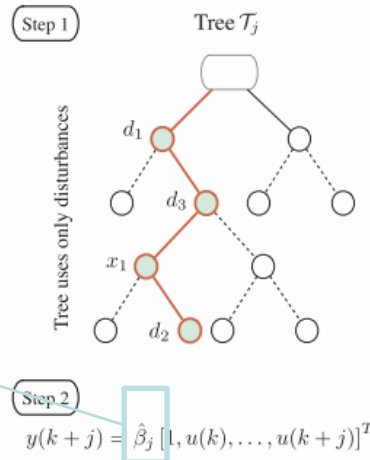
### ■ 有限时域优化问题求解

数据建模所形成的最优控制问题，一般不是非线性预测模型，难以嵌入到常规数值优化算法求解（一般以ANN等复杂非线性模型为主）

**GA/PSO/firefly等群体智能优化算法**

寻找原预测模型和学习方法之间的桥梁（回归树模型）

$$\begin{aligned}
 & \text{minimize}_{u_{k+j}, \epsilon_j} \sum_{j=0}^N y_{k+j}^T Q y_{k+j} + u_{k+j}^T R u_{k+j} + \lambda \epsilon_j \\
 & \text{subject to } y_{k+j} = \hat{\beta}_j [1, u_k^T, \dots, u_{k+j}^T]^T \\
 & u_{k+j} \in \mathcal{U} \\
 & |y_{k+j}| \leq \bar{y}_{k+j} + \epsilon_j \\
 & \epsilon_j \geq 0 \\
 & j = 0, \dots, N,
 \end{aligned}$$



- ✓ 仍保留原本的预测模型
- ✓ 学习的产物为模型参数
- ✓ 对常规模型预测控制器破坏小



## Learning-based 建模应用在MPC中的挑战

### ■ 扰动建模对提高性能的要求

已知机理模型的前提下，如何减小不确定性、扰动和模型失配对控制的影响？

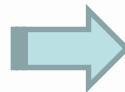
- 不确定性均位于紧集

➤ 使用机理模型：利用先验知识，减小学习代价，同时尽可能保留常规MPC的结构

➤ 扰动学习：提高预测精度

#### 主要考虑因素

- 鲁棒性：对抗扰动预测误差
- 安全：稳定+可行



#### 主要处理方法

- 使用set membership等方法估计不确定性的上下限
- 构建鲁棒控制器

$$x_{k+1} = f(x_k, u_k) + g(x_k, u_k)$$

已知动态

未知扰动

训练集的获取

输入数据:  $X_k = (x_k, u_k, \dots, x_{k-\delta}, u_{k-\delta})$   
输出数据:  $d_k = x_{k+1} - f(x_k, u_k)$

[1] Koller, T., et al. Learning-Based Model Predictive Control for Safe Exploration. in 2018 IEEE Conference on Decision and Control (CDC). 2018.

[2] Aswani, A., et al., Provably safe and robust learning-based model predictive control. Automatica, 2013. 49(5): p. 1216-1226.





## Learning-based 建模应用在MPC中的挑战

### ■ 扰动建模对提高性能的要求

已知机理模型的前提下，如何减小不确定性、扰动和模型失配对控制的影响？

- 不确定性服从概率分布

基于高斯过程的模型预测控制的研究难点：

- 预测范围内随机状态分布的传播问题；
- 概率约束的近似求解；
- 较难给出理论性的完整证明；
- 较高的计算复杂度；

主要处理方法：

- 构建参数自信集 $\mathcal{T}_k$ ，转化为Robust Model求解

$$\Pr(\theta \in \mathcal{T}_k | X, U) \geq p$$

- 贝叶斯参数估计
- 基于高斯过程的模型预测控制

实际应用效果较好

- 赛车竞速；
- 机器人系统；
- .....

[1] Hewing L, Kabzan J, Zeilinger M N. Cautious model predictive control using Gaussian process regression[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2019, 28(6): 2736-2743.

[2] Desaraaju V R, Spitzer A, Michael N. Experience-driven Predictive Control with Robust Constraint Satisfaction under Time-Varying State Uncertainty[C]//Robotics: Science and Systems. 2017.



## Learning-based 建模应用在MPC中的挑战

### ■ 基于学习的模型辨识与自适应MPC方法

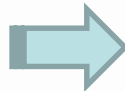
对于不确定性动态时变系统，如何提高控制器自适应能力，同时保证系统鲁棒性等性能要求？

#### Motivation

- 复杂系统机理知识难以获取
- 对控制器自适应能力的需求

#### 设计难点

- 应对动态不确定系统的自适应能力
- 保证输出的鲁棒约束（包括模型自适应期间）



#### 关键步骤

- 构建并递归更新可行参数集，并建立模型；
- 基于模型集，设计MPC并预测模型集变化。

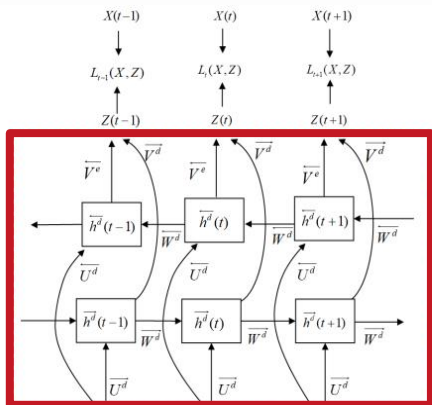
#### 基于学习的辨识方法

- 参数变化率有界性等性质要求
- 如何构建可行参数集？
- 系统模型的建立？

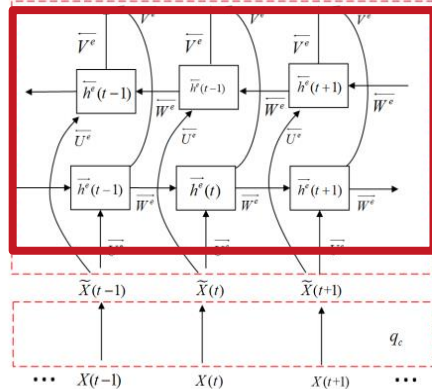
$$y_j(t) = H_j^T(t)\varphi(t) + d_j(t), j = 1, \dots, n_y.$$

# 1. Learning based 建模

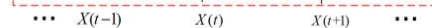
## Case 1: 基于DBLSTM的催化裂化产率预报



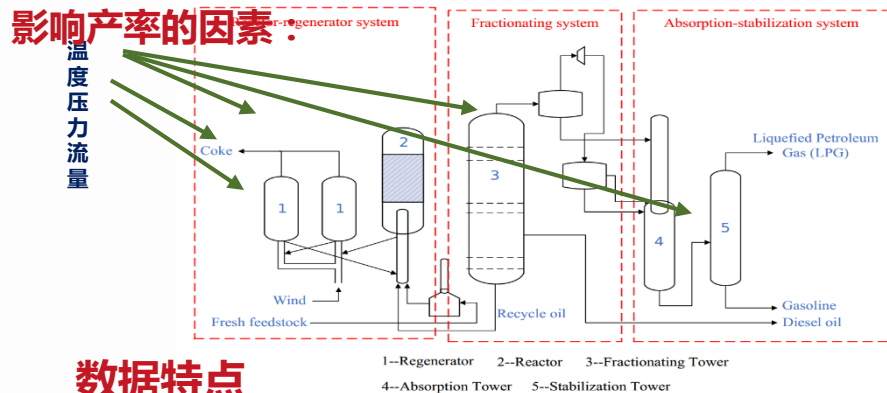
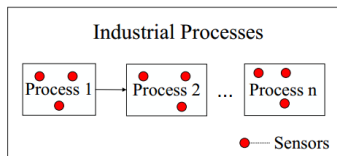
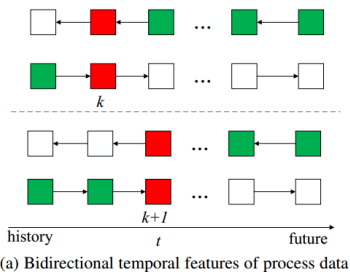
Decoder



Encoder



Corruption



### 数据特点

单个变量的时间相关性

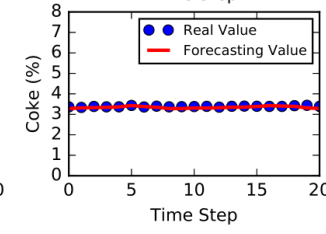
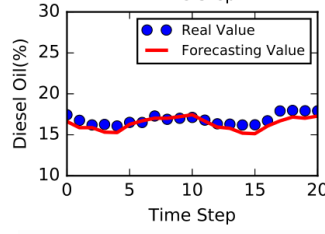
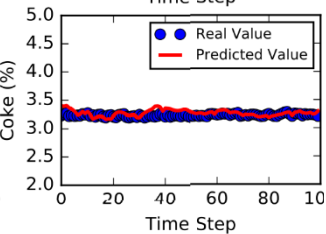
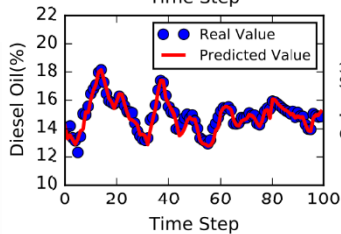
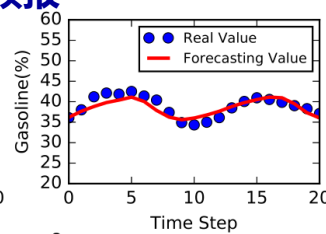
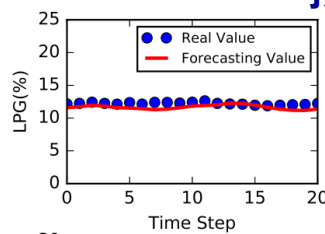
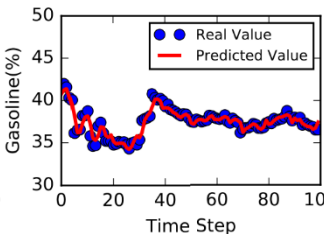
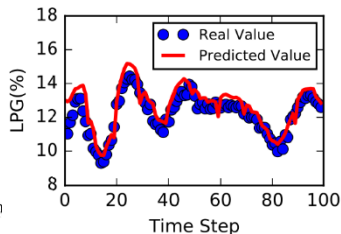
时序特征

多个变量的相关关系

空间特征

### 模型评估

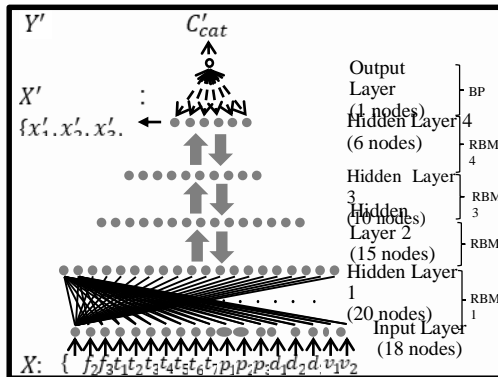
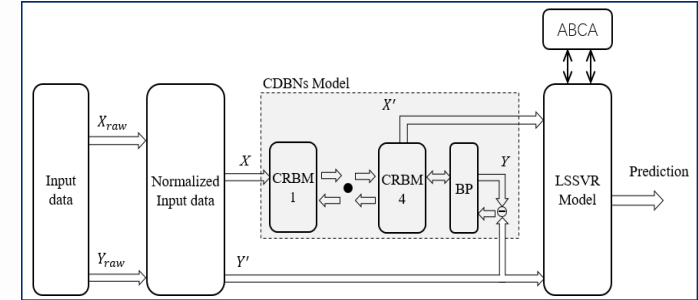
### 预报



预测模型：深度双向长短时记忆网络 (DBLSTM)

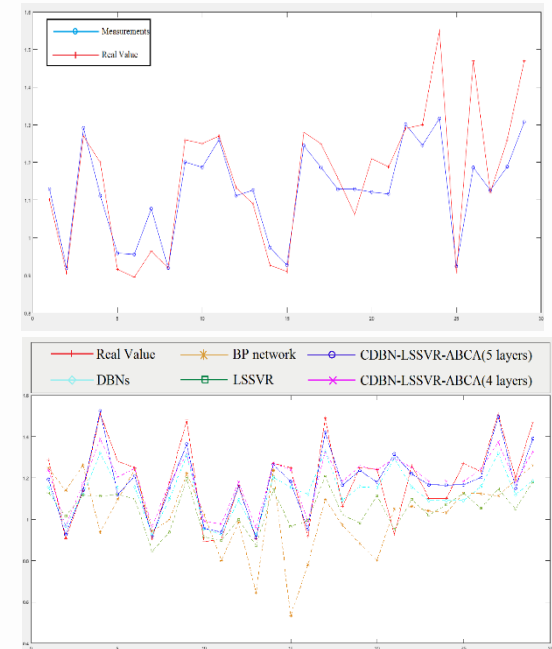
## Case 2: 基于深度学习的催化裂化催化剂积碳量软测量

- 建立FCCU中待生催化剂表面积碳含量的软测量模型
- 确定沉降器中催化剂含碳量为主变量，提升管相关工艺参数及工况条件为辅助变量
- 利用主变量及辅助变量的生产数据，实现满足生产需求精度的软测量模型



Models	Performances	MSE	MAPE	
BP network		0.174	16.406%	
LSSVR		0.045	12.991%	$\gamma: 2003$ $\sigma: 133$
DBNs (5 RBM layers)		0.08	8.869%	
CDNBs-LSSVR-ABCA (5 RBM layers)		0.02	5.407%	$\gamma: 995.622$ $\sigma: 1.5938$
CDNBs-LSSVR-ABCA (4 RBM layers)		0.025	5.091%	$\gamma: 183.4807$ $\sigma: 87.7682$

采用4层连续型受限玻尔兹曼机深度置信网络



催化裂化待生催化剂积碳含量软测量值



# Learning-based在MPC中的体现

1. Learning-based 建模
2. 面向控制优化的Learning MPC
3. 基于Learning的大系统DMPC设计方法





## 2. 面向控制优化的Learning MPC

### 为什么将Learning引入优化控制？

#### ■ 复杂场景下的新需求

- 生产任务随市场变化快
- 多步预测，优化参数增多
- 非线性系统，优化难度大
- 控制设备更新周期长



- 适应需求环境变化
- 加快控制优化速度

#### ■ Learning改进优势

- 近似学习优化问题
- 分阶段学习求解
- 学习算法的适应能力
- 基于数据学习控制律



#### ■ 学习优化问题

最优目标函数和终端约束

#### ■ 离线学习控制律

提高在线控制速度

满足高动态任务需求

#### ■ 在线动态优化调整

提升对任务、环境的适应性

改善控制优化求解性能

### 学习优化问题

#### ■ 基于性能驱动的控制学习

##### 控制器调节：贝叶斯优化

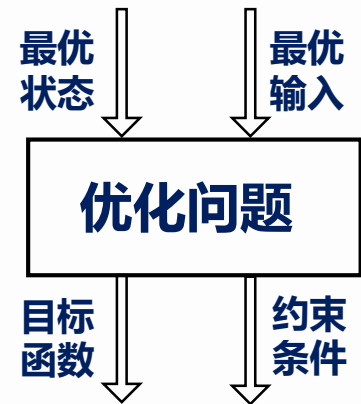
- 优化闭环代价函数
- 选择参数以权衡exploration和exploitation

##### 学习终端组件：

- 有限的预测视域
  - ➔ 增加终端约束和终端成本
- 从过往的经验中学习

#### ■ 逆优化控制问题

- 从最优的控制器演示中学习成本函数和约束条件



- 类似于逆强化学习问题

[1] Neumann-Brosig M, Marco A, Schwarzmann D, et al. Data-efficient autotuning with bayesian optimization: An industrial control study[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2019, 28(3): 730-740.

[2] Fröhlich L P, Klenske E D, Daniel C G, et al. Bayesian optimization for policy search in high-dimensional systems via automatic domain selection[C]//2019 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). IEEE, 2019: 757-764.



## 2. 面向控制优化的Learning MPC

### 近似显式预测控制

#### 近似显式预测控制的提出

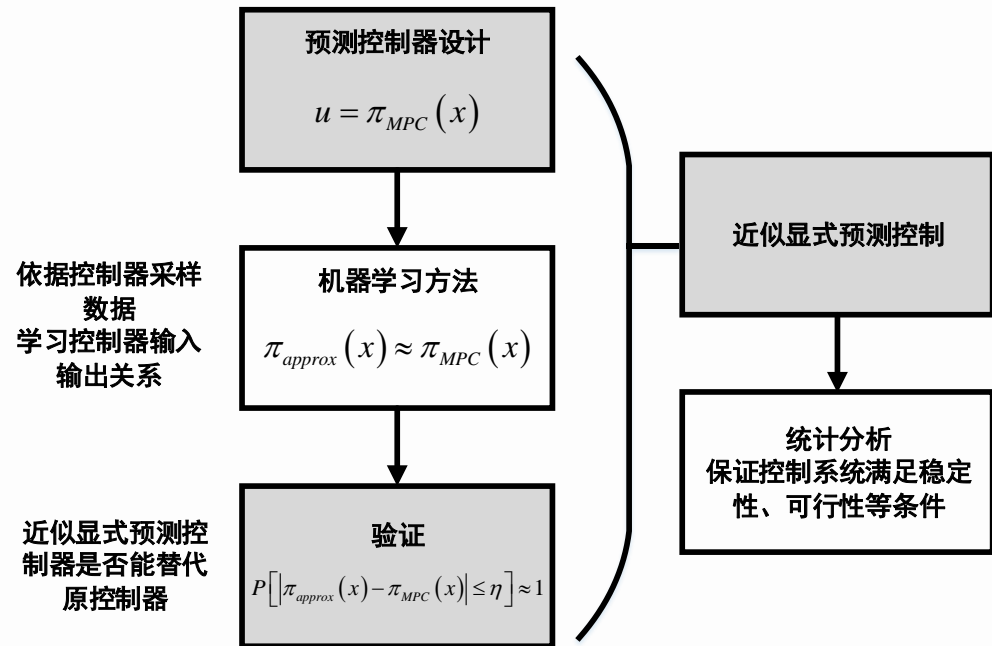
- 设备计算能力不强，无法进行复杂度高的优化计算
- 问题规模较大，计算无法保证实时
- 设备存储空间限制，存储过多离线解

#### 新特征

- 特征降维：消除相关变量降低复杂度
- 可行性，摆脱离线计算在线使用
- 鲁棒性：与LQR、强化学习等结合，近似处理的同时保证系统的鲁棒性

### 近似显式预测控制的特点

- 在线计算量小
- 离线存储量不随问题规模变化
- 恰当的学习方法，控制器平滑连续



[1]. Hertneck, M., et al., Learning an Approximate Model Predictive Controller With Guarantees. IEEE Control Systems Letters, 2018, 2(3): p. 543-548.

[2]. Chen, S., et al. Approximating Explicit Model Predictive Control Using Constrained Neural Networks. in 2018 Annual American Control Conference (ACC). 2018.





## 迭代学习控制（批次过程）

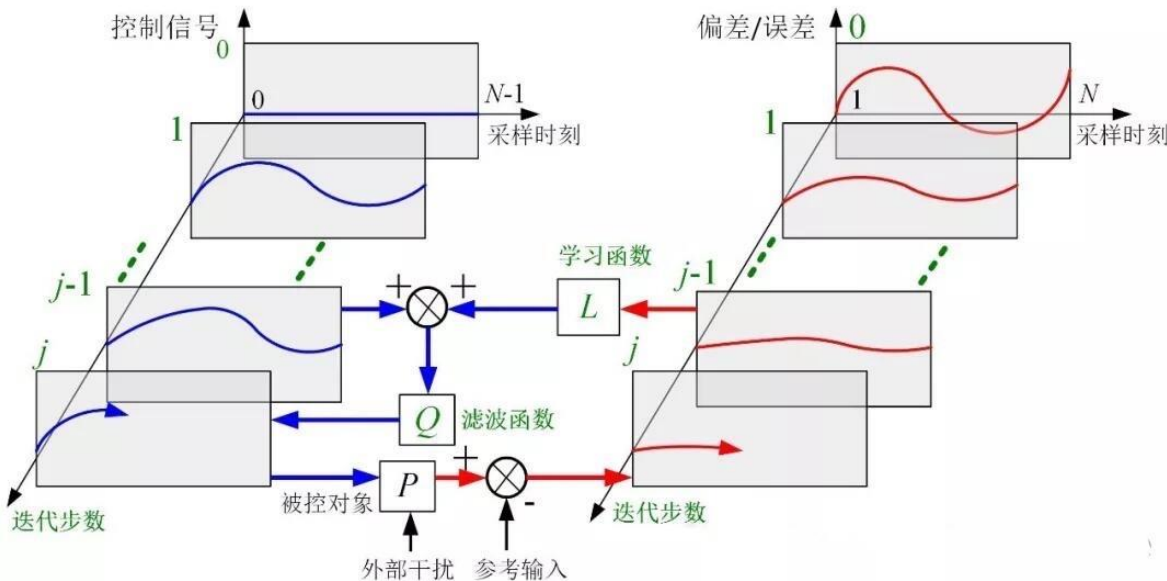
- 不依赖于精确的数学模型；
- 同样的条件下重复执行同一个任务；
- 从历史的偏差中学习；

### 应用

- 机械臂重复定位-抓取
- 数控加工中心
- 圆晶运动平台
- .....

### 研究案例

- 文献[2]提出在迭代过程中学习安全集合和终端成本函数的方法，保证了递归可行和非递减的控制性能；
- 文献[3]将[2]中的方法推广到多智能体的情况。



迭代学习控制结构图

[1] D. A. Bristow, M. Tharayil and A. G. Alleyne. A survey of iterative learning control. IEEE Control Systems Magazine, 2006, 26(3):0-114.  
 [2] Rosolia U, Borrelli F. Learning model predictive control for iterative tasks. a data-driven control framework[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2017, 63(7): 1883-1896.  
 [3] Gatsis K, Pappas G J, Morari M, et al. Non-Cooperative Distributed MPC with Iterative Learning[J]. 2020.

## 基于ADP的MPC方法

MPC现有研究存在的问题:

非线性系统控制器设计难

- 难以找到解析解
- 计算量大

模型不确定性及扰动问题

- 开环优化难以实现对不确定性、扰动引起的预测轨迹的性能优化
- 鲁棒MPC的保守性；随机MPC仍具有很高的计算成本

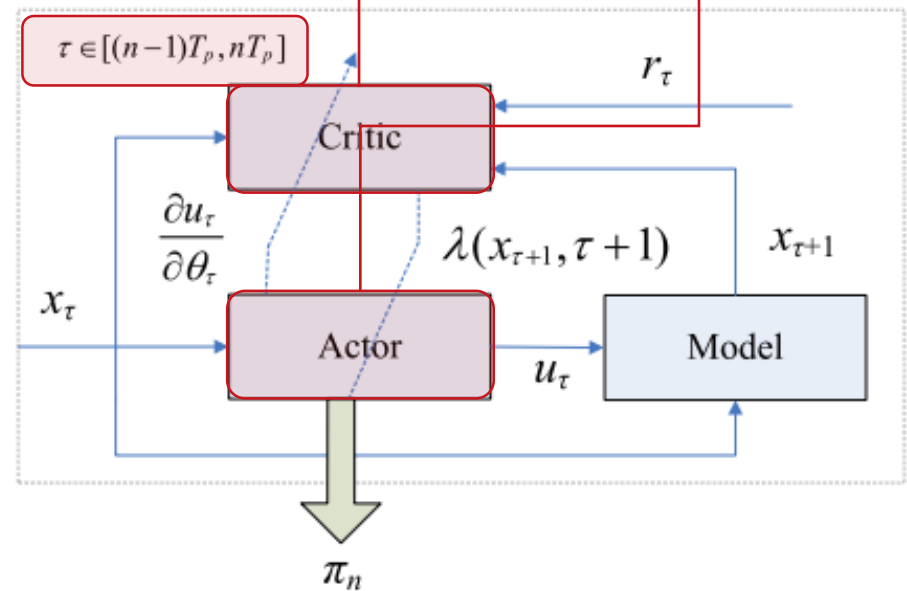
结合ADP

## ADP+MPC

学习什么？

近似代价函数

策略估计



为什么引入学习机制？



## 2. 面向控制优化的Learning MPC

### 基于ADP的MPC方法

#### 借鉴ADP的思想：

ADP总体结构由模型网络、执行网络和评价网络组成。

#### 最优控制问题：

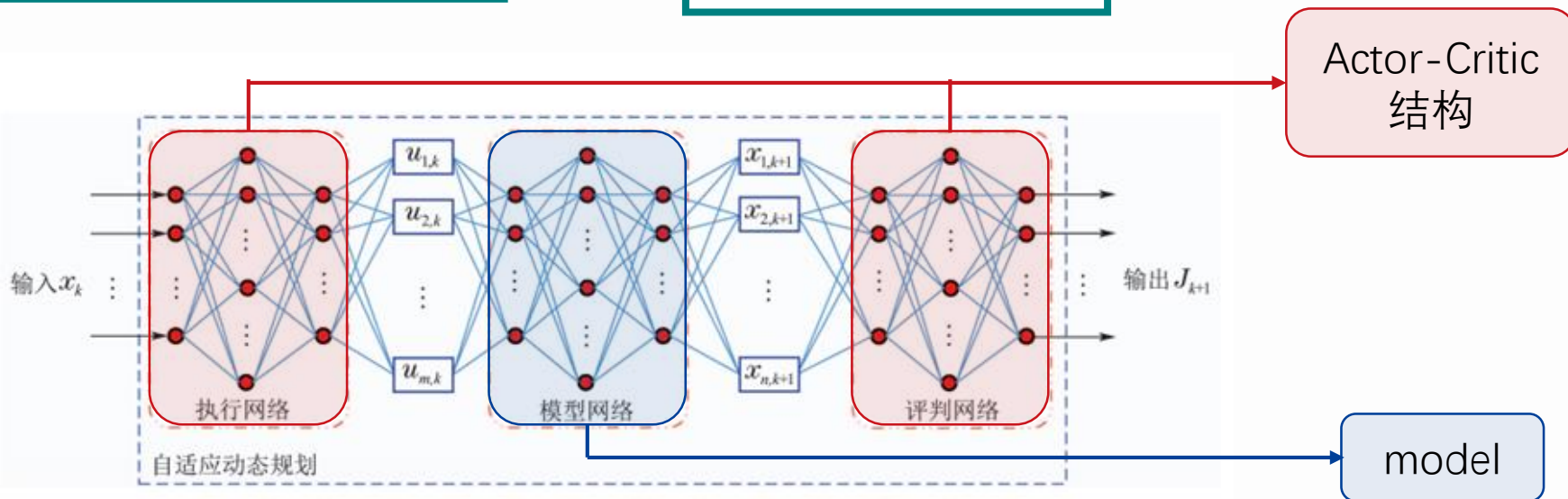
- HJB偏微分方程求解困难
- 维数灾难（计算量、储存量）

#### ADP思想：

采用函数近似结构（如神经网络）逼近控制策略、性能指标函数

降低求解难度、计算量

求近似解



ADP结构图



## 基于ADP的MPC方法

### 算法步骤：

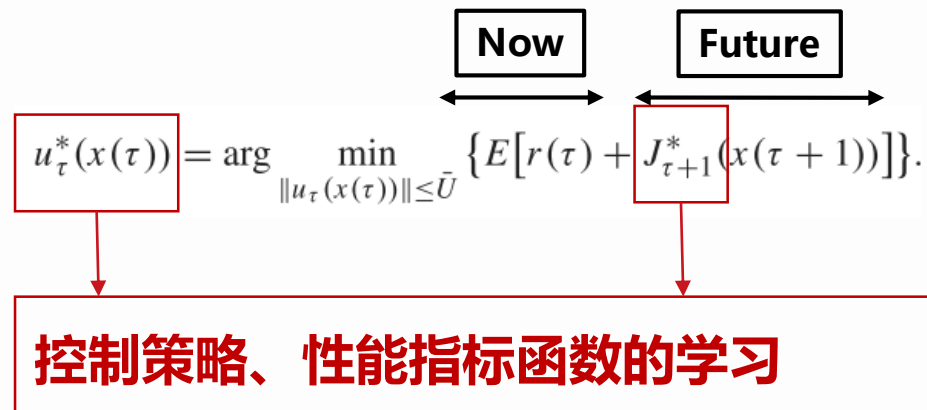
#### 每个预测时域内：

- 根据执行网络估计控制量
  - 基于系统模型估计下一时刻状态
  - 根据评价网络得到性能指标
  - 迭代更新执行网络、评价网络
- 滚动开始下一时域.....

### 与传统MPC相比的优点：

- 在线求解每个预测时域内的闭环控制策略，处理随机干扰
- 减小计算成本、提高控制性能

### 有限时域——无穷时域



### 难点

#### 研究问题：

#### 如何设计学习方法？

- 高效的学习算法、Actor- Critic结构设计等

#### 如何保证控制性能？

- 可行性、稳定性等性能研究



## 基于ADP的MPC方法

关键方法：

ADP无限时域分解为一系列有限预测

有限时域ADP求解



稳定性等性能保证

有限时域内，如何设计学习方法求解近似闭环最优策略？

证明有限时域学习算法的收敛性

构造终端代价函数  
(满足有界等性质)



$$i \rightarrow \infty, \quad u^i \rightarrow u^*, \quad J^i \rightarrow J^*$$

利用Lyapunov证明闭环稳定性

## 研究案例

- 文献[1]提出ADP-based nonlinear MPC (NMPC) structure，并用Lyapunov方法证明了闭环系统的一致极限有界性。
- 文献[2]提出了LPC方案，用于随机扰动下离散非线性系统性能的自适应最优控制，实验证明在策略最优性和计算效率方面表现更好。

[1] Dong L, et al. Functional Nonlinear Model Predictive Control Based on Adaptive Dynamic Programming[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2018 (99): 1-13.

[2] Xu X, et al. Learning-based predictive control for discrete-time nonlinear systems with stochastic disturbances[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2018 (99): 1-12.



## 2. 面向控制优化的Learning MPC

### 面向安全的Learning MPC

#### 基于学习的控制：

- 高效处理复杂高维的控制目标；
- 通过过往经验处理目标问题；
- 对提高系统性能有显著效果；
- ☹️ 不具备稳定性和满足安全约束的能力；
- 😊 先验知识：非必需。

#### 传统预测控制：

- 采用近似目标函数、模型和约束条件；
- 递归求解优化问题；
- 复杂的预测模型，不断反馈迭代；
- 😊 满足物理安全约束条件；
- ☹️ 需要充足的先验知识。

#### 两者结合：面向安全的Learning MPC

#### 控制目标：

在保证安全约束的前提下，采用学习的方式提高系统的性能。

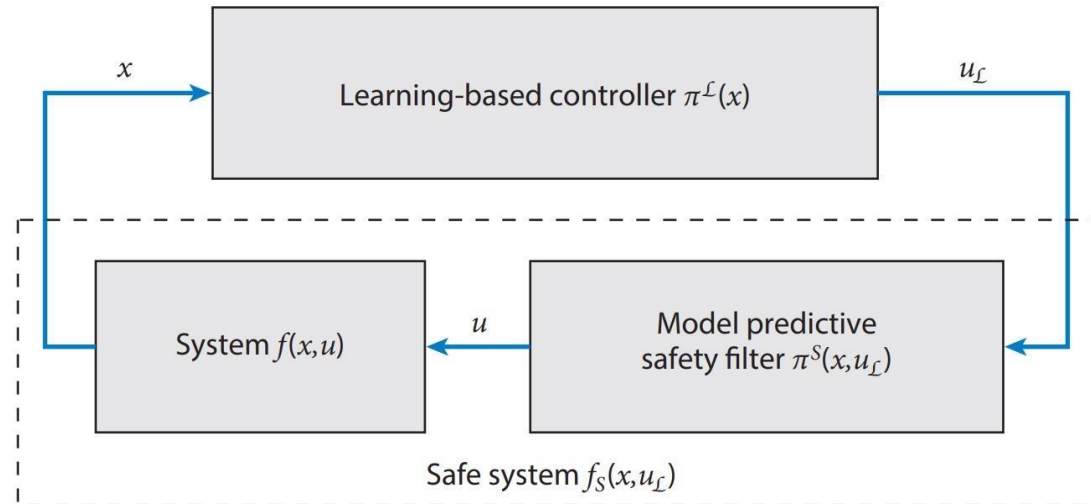


## 2. 面向控制优化的Learning MPC

### 面向安全的Learning MPC

#### 安全框架：

- Model-based 控制器 (Safety Filter)：保证安全；
- Learning-based 控制器：优化目标函数；



面向安全的学习控制框架

#### Safety Filter：

验证控制输入是否满足安全约束

➔ 确保安全的操作空间

- 若学习的输入  $u_L$  是安全的： $u_0^*(t) = u_L$
- 若学习的输入  $u_L$  是不安全的： $u_0^*(t)$  取最近的安全输入



# Learning-based在MPC中的体现

1. Learning-based 建模
2. 面向控制优化的Learning MPC
3. 基于Learning的大系统DMPC设计方法







## 分布式控制与博弈方法性质

- 提高过程的容错能力和鲁棒性
  - 局部子系统崩溃时，全局系统仍然可以很好地工作
  - 灵活的控制结构
- 提高了复杂算法的可实现性
  - 并行计算
  - 多目标和约束优化
- 适用于智能控制系统
  - 子系统的自主控制
  - 提高经济效率
  - 提高复杂优化的可实现性

**分布式控制特点**

适用于智能系统和控制器的设计  
博弈论研究了决策者之间的相互作用以及基于局部信息的决策要素之间的相互联系：  
纳什均衡概念&Agent交互模型

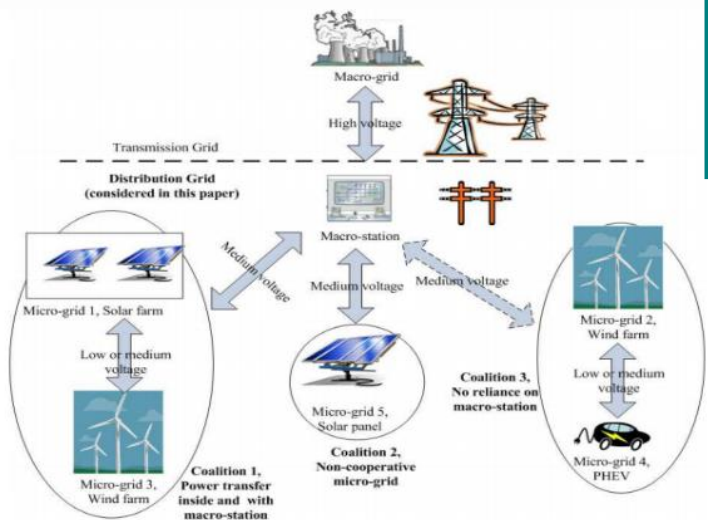
适用于解决优化问题  
纳什均衡对应于满足Karush Kuhn Tucker (KKT)一阶条件的势函数的极值

求解分布式优化问题  
只考虑局部信息的情况

**博弈方法性质**

## 分布式控制的难点

### 分布式系统



### 引入博弈方法的优点：

- 从博弈论中已有的大量研究中获益
- 保证系统在未知或非平稳环境下运行的自调节性和容错性
- 提供模块化设计方法以适应不同的全局目标和特定约束

**Complexity**



**Distributed nature**



博弈方法

### 存在问题：系统复杂性、任务复杂性

- 有限通信能力、局部动态信息、系统故障与不确定性
- 计算成本、通信成本的增加

## 如何利用博弈？

## 分布式控制中的博弈方法研究

### Step1: Game Design

— (交互结构设计)

- Element (Agent)
- Fitness function

### Step2: Learning Design

— (学习改进策略)

- Model-Based Learning
- Robust Learning
- Universal Learning



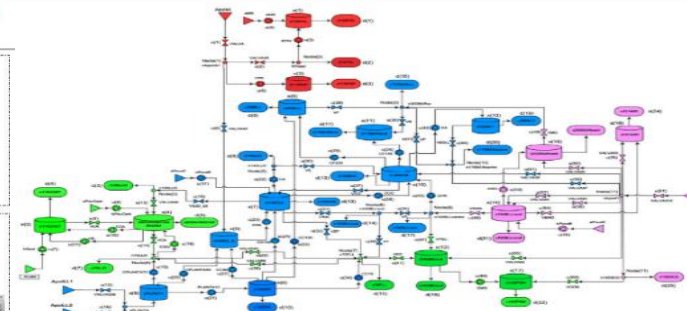
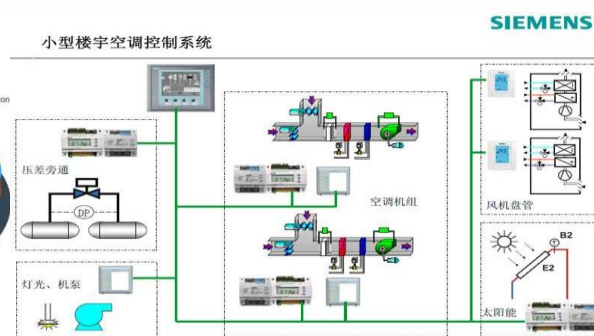
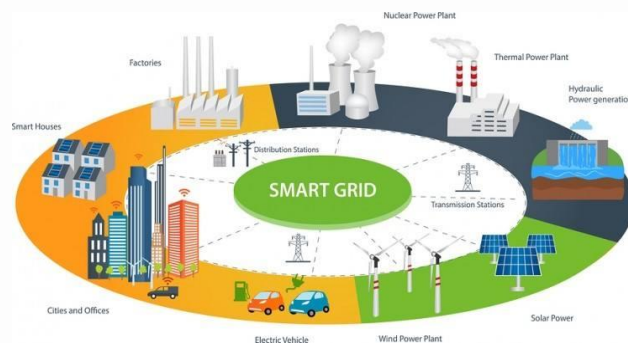
### 研究问题：

- 基于博弈的控制器设计
- 基于博弈的分布式优化算法
- 基于博弈的动态资源分配

.....

## 博弈 & DMPC ?

应用：智能电网、楼宇温度控制、水网等





### 基于博弈学习的DMPC研究

#### DMPC引入博弈学习方法的难点：

- 高效的学习方法设计；
- 动态多约束的处理；
- 如何降低通信成本、计算成本；
- 稳定性、鲁棒性等性能的保证；

#### Future : DMPC & Game Theoretic Learning

- 基于博弈学习的DMPC控制器设计
- 基于博弈学习的DMPC控制器性能研究

#### 研究案例

- 文献[1]提出一种分布密度依赖的种群动态博弈方法，研究基于大规模系统的分布式优化控制器设计方法。
- 文献[2]提出了一种基于进化博弈论的多目标MPC控制器在线动态优化方法，并应用于大型给水管网。

[1] J. Barreiro-Gomez, C. Ocampo-Martinez, and N. Quijano, "Time-varying partitioning for predictive control design: Density-games approach," J. Process Control, vol. 75, pp. 1–14, 2019.

[2] J. Barreiro-Gomez, C. Ocampo-Martinez, and N. Quijano, "Dynamical tuning for MPC using population games: A water supply network application," ISA Trans., vol. 69, no. March, pp. 175–186, 2017.



# 模型预测控制与时俱进

- **过去**：预测控制的发展轨迹与广泛应用
- **现在**：“系统赋能”的技术与方法
- **未来**：Learning在MPC中的体现





上海交通大学  
SHANGHAI JIAO TONG UNIVERSITY

# 第一届中国预测控制与智能决策大会 暨专委会成立 (2021.4)



席裕庚教授报告



柴天佑院士报告



管晓宏院士报告



王伟教授报告



陈虹教授报告



竺建敏博士报告

## 热点问题

- 预测控制在电力、化工、交通、医疗等的应用
- 工业智能下的预测控制
- 数据-机理混合驱动预测控制
- 机器学习预测控制、自适应预测控制.....



上海交通大学

SHANGHAI JIAO TONG UNIVERSITY

**请提出宝贵意见！**

**谢 谢**

