

# L'Automatique dans les systèmes industriels

Une technologie cachée mais bien présente, ... heureusement !

Mazen Alamir

CNRS-Grenoble



## L'automatique: Une discipline scientifique

- ▶ Vocabulaire générique d'une classe de problèmes
- ▶ Méthodes génériques pour leur résolution
- ▶ Paradigme facile à annoncer:

Agir sur les **degrés de liberté** d'un système dynamique afin de forcer un comportement désiré

$(x, u)$	(état, commande)
$\dot{x} = f(x, u)$	modèle dynamique
$y = h(x, u)$	mesures
$z = R(x, u)$	variables régulées

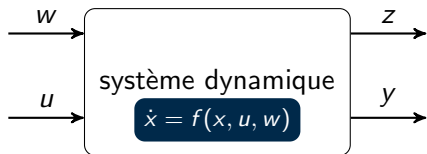
Trouver  $u = K(y(\cdot))$  tel que  $z$  se comporte convenablement.

## Que veut-on dire par "z se comporte convenablement" ... ?

### Exemples:

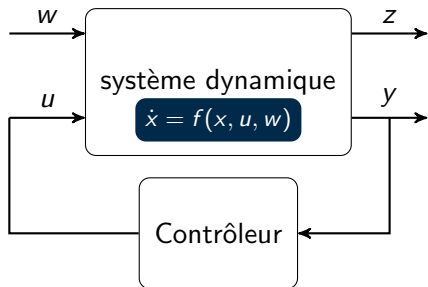
- ▶ Bonne poursuite d'une trajectoire de référence (Ariane)
- ▶ Réaliser l'objectif en minimisant l'énergie (Bâtiment)
- ▶ Bon rejet de perturbation (sismique)
- ▶ Respecter des contraintes sur variable critique (turbine/cryo)
- ▶
- ▶ ...

## Le point de vue systémique



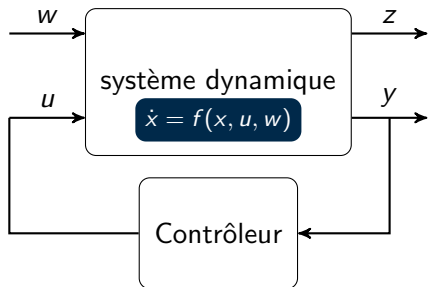
- ▶  $u$  variables de commande
- ▶  $y$  mesures
- ▶  $z$  variables régulées
- ▶  $w$  incertitudes/perturbations

## Le point de vue systémique



- ▶  $u$  variables de commande
- ▶  $y$  mesures
- ▶  $z$  variables régulées
- ▶  $w$  incertitudes/perturbations

## Le point de vue systémique



- ▶  $u$  variables de commande
- ▶  $y$  mesures
- ▶  $z$  variables régulées
- ▶  $w$  incertitudes/perturbations

La conception des lois de commande dépend:

1. de la **structure** de la fonction  $f$  (linéaire, non linéaire)
2. des valeurs admissible de  $u$  (continues, quantifiées, etc.)
3. de l'objectif de la commande  
(stabilisation, optimalité, contenu fréquentiel, etc.)

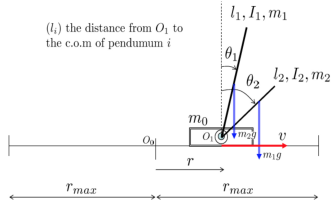
# Une petite pause ?



A. Murilo



G. Buche



**Objectif:** Pendules à la verticale

**Variable de commande:** accélération chariot

**Perturbations/incertitudes:** frottements

**Contraintes:** Butées mécaniques, saturations

**Variables régulées:**  $\dot{r}$ ,  $\theta_1$ ,  $\dot{\theta}_1$ ,  $\theta_2$ ,  $\dot{\theta}_2$



M.A. and A. Murilo, *Automatica* (2008)

## Esprit de la présentation

Deux options possibles

## Esprit de la présentation

Deux options possibles



Se fixer un objectif impossible à atteindre  
(Donner un vrai savoir-faire en 75 minutes)

## Esprit de la présentation

### Deux options possibles



Provoquer un désir ...

## Esprit de la présentation

### Deux options possibles



Provoquer un désir ... d'apprendre !

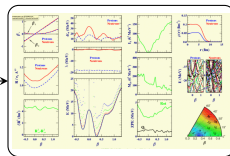
## Option retenue:



Problème et enjeu



Paradigmes/Méthodes



Résultats/Impact

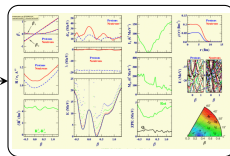
## Option retenue:



Problème et enjeu



Paradigmes/Méthodes



Résultats/Impact

- ▶ Quartiers Intelligents
- ▶ Machines solaires thermodynamiques
- ▶ Transmission Manuelle Automatisée
- ▶ Moteur Diesel
- ▶ Identification des modèles d'émission NO<sub>x</sub>
- ▶ Réfrigérateurs cryogéniques
- ▶ ...

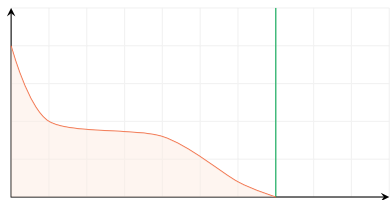
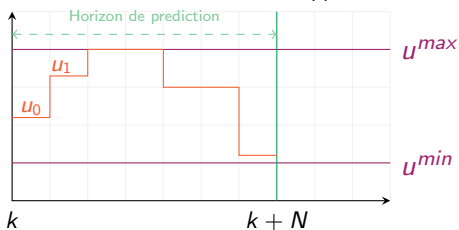
## Un petit effort ...!

Avant de commencer le tour,  
une courte introduction sur la

### **La commande Prédictive**



## La commande prédictive (en 5 minutes)

Evolution de l'état  $x(\cdot)$ Evolution commande  $u(\cdot)$ 

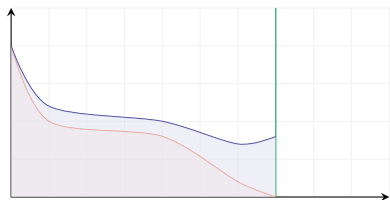
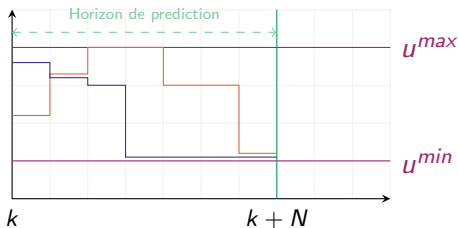
Pour tout profil de commande

$$\mathbf{u}_k := (u_0, \dots, u_{N-1})$$

un coût peut être calculé

$$J(x_k, \mathbf{u}_k)$$

## La commande prédictive (en 5 minutes)

Evolution de l'état  $x(\cdot)$ Evolution commande  $u(\cdot)$ 

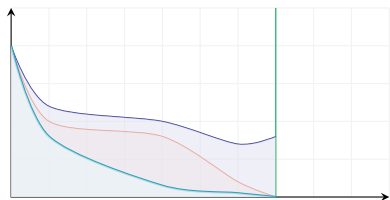
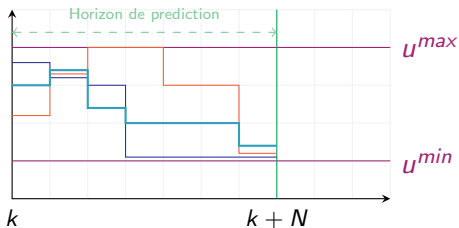
Pour tout profil de commande

$$\mathbf{u}_k := (u_0, \dots, u_{N-1})$$

un coût peut être calculé

$$J(x_k, \mathbf{u}_k)$$

## La commande prédictive (en 5 minutes)

Evolution de l'état  $x(\cdot)$ Evolution commande  $u(\cdot)$ 

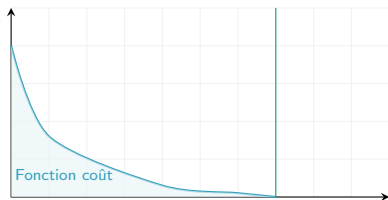
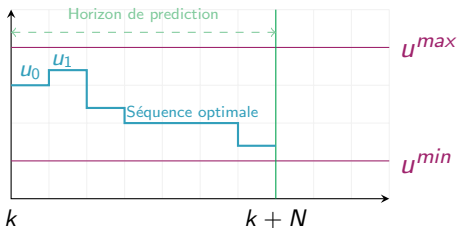
Pour tout profil de commande

$$\mathbf{u}_k := (u_0, \dots, u_{N-1})$$

un coût peut être calculé

$$J(x_k, \mathbf{u}_k)$$

## La commande prédictive (en 5 minutes)

Evolution de l'état  $x(\cdot)$ Evolution commande  $u(\cdot)$ 

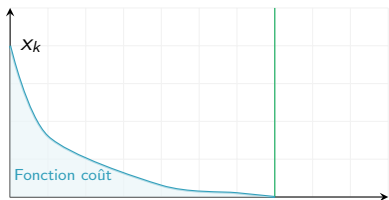
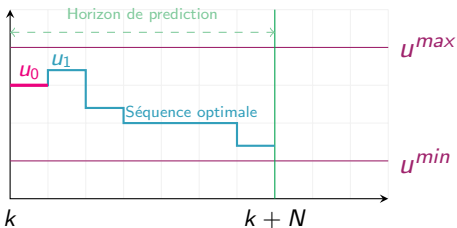
Pour tout profil de commande

$$\mathbf{u}_k := (u_0, \dots, u_{N-1})$$

un coût peut être calculé

$$J(x_k, \mathbf{u}_k)$$

## La commande prédictive (en 5 minutes)

Evolution de l'état  $x(\cdot)$ Evolution commande  $u(\cdot)$ 

Pour tout profil de commande

$$\mathbf{u}_k := (u_0, \dots, u_{N-1})$$

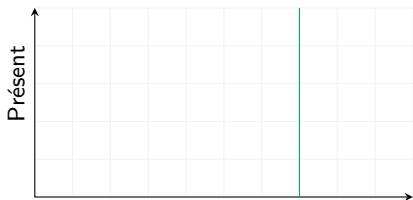
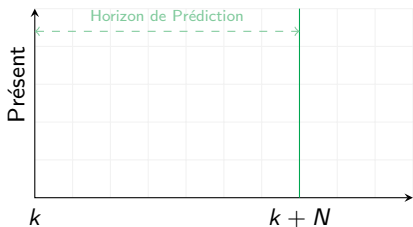
un coût peut être calculé

$$J(x_k, \mathbf{u}_k)$$

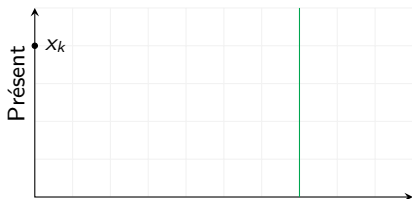
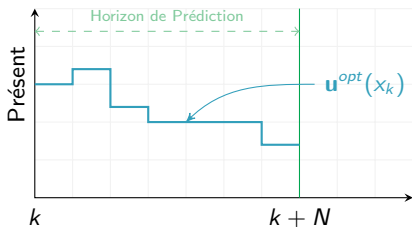
Le feedback prédictif

$$u_k = u_0^{opt}(x_k)$$

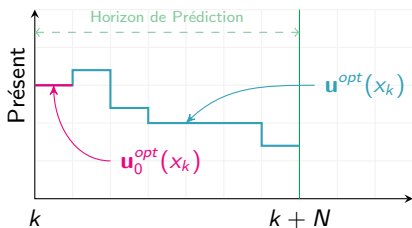
## Le principe de l'horizon glissant ...

Evolution de l'état  $x(\cdot)$ Evolution commande  $u(\cdot)$ 

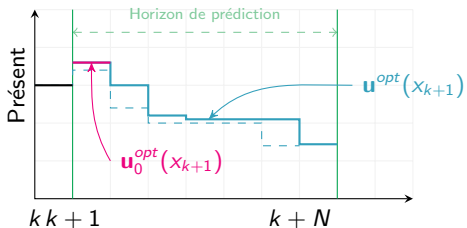
## Le principe de l'horizon glissant ...

Evolution de l'état  $x(\cdot)$ Evolution commande  $u(\cdot)$ 

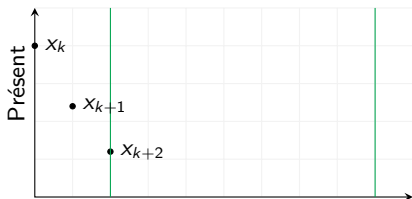
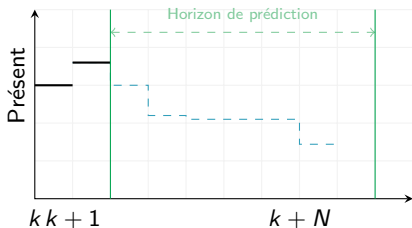
## Le principe de l'horizon glissant ...

Evolution de l'état  $x(\cdot)$ Evolution commande  $u(\cdot)$ 

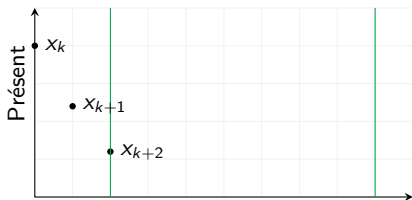
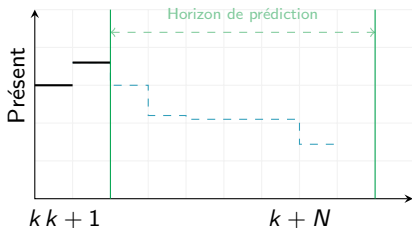
## Le principe de l'horizon glissant ...

Evolution de l'état  $x(\cdot)$ Evolution commande  $u(\cdot)$ 

## Le principe de l'horizon glissant ...

Evolution de l'état  $x(\cdot)$ Evolution commande  $u(\cdot)$ 

## Le principe de l'horizon glissant ...

Evolution de l'état  $x(\cdot)$ Evolution commande  $u(\cdot)$ 

- ▶ A chaque instant d'échantillonnage
- ▶ L'horizon est décalé
- ▶ Un nouveau problème est défini
- ▶ et résolu
- ▶ La première action est appliquée
- ▶ jusqu'à l'instant suivant
- ▶ le processus est répété

## Advantages of Model Predictive Control

1. Permet de respecter les contraintes
2. Permet d'exprimer des critères à optimiser
3. Permet de traiter les non linéarités
4. Approche systématique

$$\mathbf{u}^{opt}(x) \leftarrow \begin{array}{l} \min_{\mathbf{u} \in \mathcal{U}} J(x, \mathbf{u}) \\ \text{under } g(x, \mathbf{u}) \leq 0 \end{array}$$

## Advantages of Model Predictive Control

1. Permet de respecter les contraintes
2. Permet d'exprimer des critères à optimiser
3. Permet de traiter les non linéarités
4. Approche systématique

$$\mathbf{u}^{opt}(x) \leftarrow \min_{\mathbf{u} \in \mathcal{U}} J(x, \mathbf{u})$$

under  $g(x, \mathbf{u}) \leq 0$

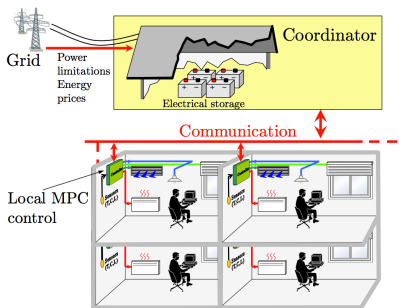
**Néanmoins, prudence !**

**Besoin de résoudre des problèmes d'optimisation en ligne.**

Cela peut être difficile dans certains cas:

[Systèmes rapides, non linéaires, de grande taille, puissance de calcul limitée]

# Gestion énergétique des bâtiments



Thèse Lamoudi (2012).



M. Y. Lamoudi

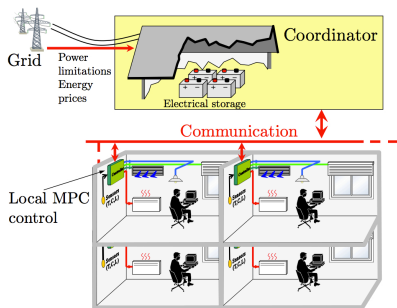


P. Béguery (Schneider Electric)



Lamoudi et al. in *distributed MPC made easy* Springer (2014)

# Gestion énergétique des bâtiments



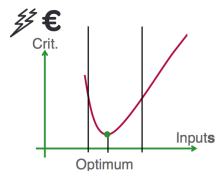
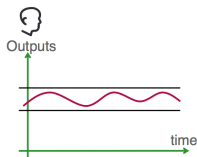
Thèse Lamoudi (2012).



M. Y. Lamoudi

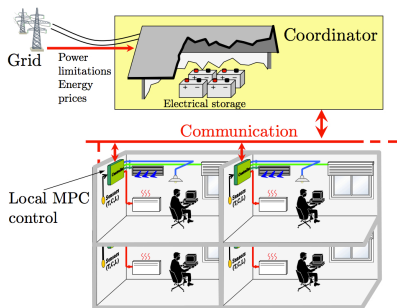


P. Béguery (Schneider Electric)



Lamoudi et al. in *distributed MPC made easy* Springer (2014)

## Gestion énergétique des bâtiments



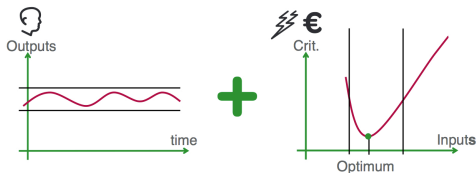
Thèse Lamoudi (2012).



M. Y. Lamoudi



P. Béguery (Schneider Electric)

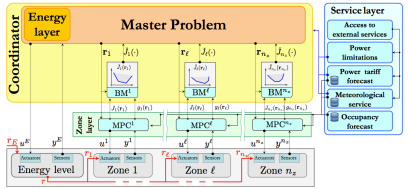


Optimalité/contraintes/anticipation

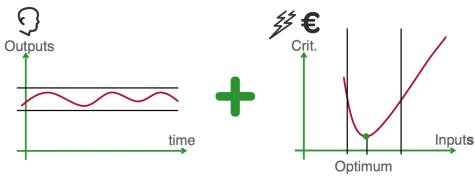
→ Commande prédictive

Lamoudi et al. in *distributed MPC made easy* Springer (2014)

# Gestion énergétique des bâtiments



M. Y. Lamoudi P. Béguery (Schneider Electric)



Optimalité/contraintes/anticipation

→ Commande prédictive

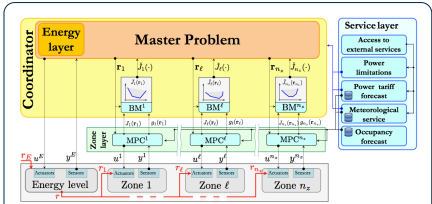
Besoin de solutions rapides permettant

1. des itérations de négociation
2. des simulations annuelles

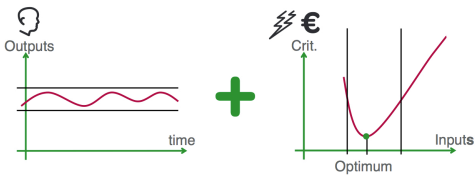


Lamoudi et al. in *distributed MPC made easy* Springer (2014)

# Gestion énergétique des bâtiments



M. Y. Lamoudi P. Béguery (Schneider Electric)

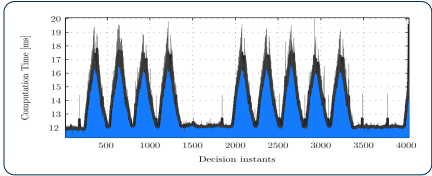


Optimalité/contraintes/anticipation

→ Commande prédictive

Besoin de solutions rapides permettant

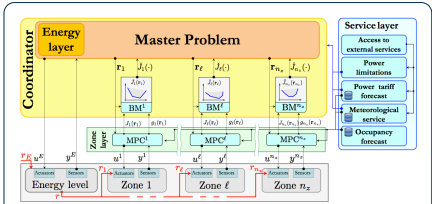
1. des itérations de négociation
2. des simulations annuelles



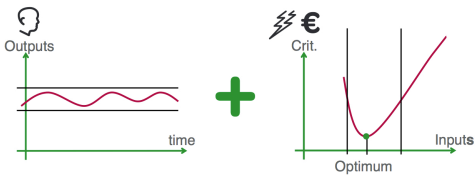
Lamoudi et al. in *distributed MPC made easy* Springer (2014)



# Gestion énergétique des bâtiments



M. Y. Lamoudi P. Béguery (Schneider Electric)

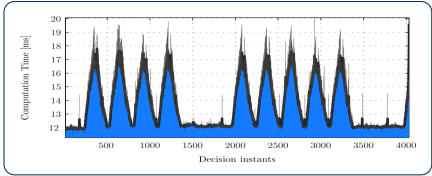


Optimalité/contraintes/anticipation

→ Commande prédictive

Besoin de solutions rapides permettant

1. des itérations de négociation
2. des simulations annuelles



Données pour 20 zones,  $\tau_U = 5$  min

- ▶  $2 \times 10^6$  problèmes d'optimisation
- ▶ 900 ddl, 1000 contraintes
- ▶ temps de simulation = 18 h.

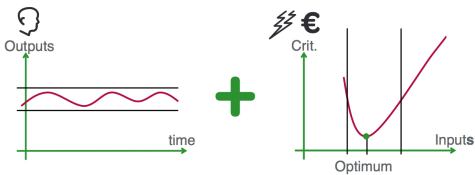


Lamoudi et al. in *distributed MPC made easy* Springer (2014)

# Gestion énergétique des bâtiments

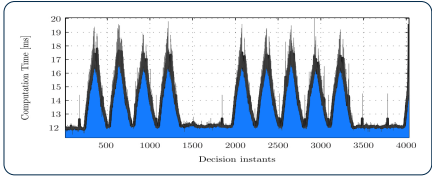


M. Y. Lamoudi P. Béguery (Schneider Electric)



Optimalité/contraintes/anticipation

→ Commande prédictive



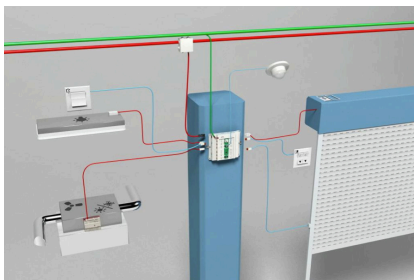
Données pour 20 zones,  $\tau_u = 5$  min

- ▶  $2 \times 10^6$  problèmes d'optimisation
- ▶ 900 ddl, 1000 contraintes
- ▶ temps de simulation = 18 h.



Lamoudi et al. in *distributed MPC made easy* Springer (2014)

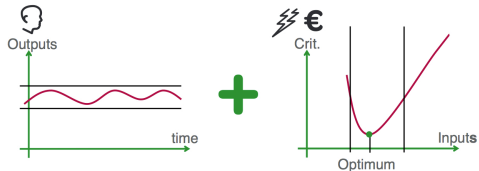
# Gestion énergétique des bâtiments



M. Y. Lamoudi

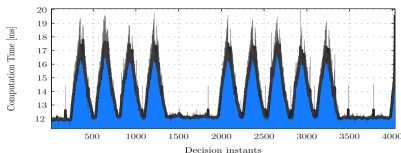


P. Béguery (Schneider Electric)



Optimalité/contraintes/anticipation

→ Commande prédictive



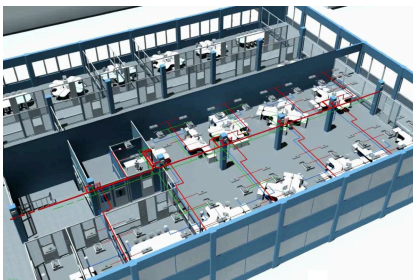
Données pour 20 zones,  $\tau_u = 5$  min

- ▶  $2 \times 10^6$  problèmes d'optimisation
- ▶ 900 ddl, 1000 contraintes
- ▶ temps de simulation = 18 h.

Lamoudi et al. in *distributed MPC made easy* Springer (2014)



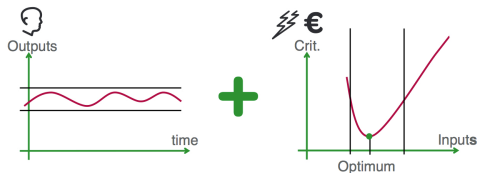
## Gestion énergétique des bâtiments



M. Y. Lamoudi

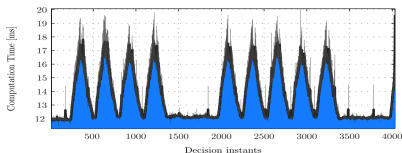


P. Béguery (Schneider Electric)



Optimalité/contraintes/anticipation

→ Commande prédictive

Données pour 20 zones,  $\tau_u = 5$  min

- ▶  $2 \times 10^6$  problèmes d'optimisation
- ▶ 900 ddl, 1000 contraintes
- ▶ temps de simulation = 18 h.

Lamoudi et al. in *distributed MPC made easy* Springer (2014)

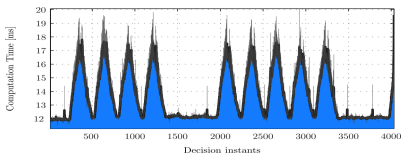
# Gestion énergétique des bâtiments



M. Y. Lamoudi P. Béguery (Schneider Electric)

## Données sur Room-Box

- ▶ horizon de prédiction = 12h
- ▶ 8.2% de la mémoire
- ▶ 6 sec pour résoudre le MPC.



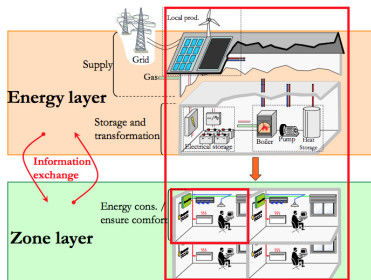
## Données pour 20 zones, $\tau_u = 5$ min

- ▶  $2 \times 10^6$  problèmes d'optimisation
- ▶ 900 ddl, 1000 contraintes
- ▶ temps de simulation = 18 h.

Lamoudi et al. in *distributed MPC made easy* Springer (2014)



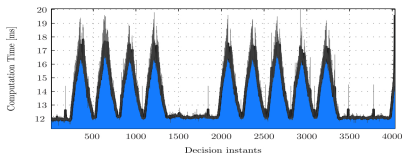
# Gestion énergétique des bâtiments



M. Y. Lamoudi P. Béguery (Schneider Electric)

## Données sur Room-Box

- ▶ horizon de prédiction = 12h
- ▶ 8.2% de la mémoire
- ▶ 6 sec pour résoudre le MPC.



## Données pour 20 zones, $\tau_u = 5$ min

- ▶  $2 \times 10^6$  problèmes d'optimisation
- ▶ 900 ddl, 1000 contraintes
- ▶ temps de simulation = 18 h.

Lamoudi et al. in *distributed MPC made easy* Springer (2014)



## Gestion énergétique des quartiers

Quartier de **1000 bâtiments**

Nombre total de ddl : **800.000**

Horizon de prédiction : 24 h

Période d'échantillonnage : 15 min

Solution **parallèle** des MPC locaux

MPC local résolu en 75 ms

10 itérations de négociation

Temps pour la **solution global**  $\approx 1.5$  sec.

## Gestion énergétique des quartiers

Quartier de **1000 bâtiments**

Nombre total de ddl : **800.000**

Horizon de prédiction : 24 h

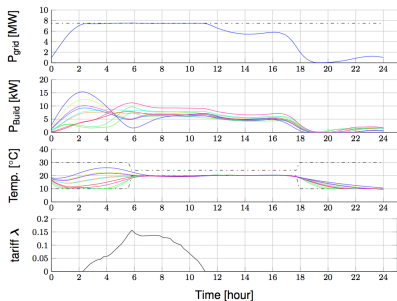
Période d'échantillonnage : 15 min

Solution **parallèle** des MPC locaux

MPC local résolu en 75 ms

10 itérations de négociation

Temps pour la **solution global  $\approx 1.5$  sec.**



## Gestion énergétique des quartiers

Quartier de **1000 bâtiments**

Nombre total de ddl : **800.000**

Horizon de prédiction : **24 h**

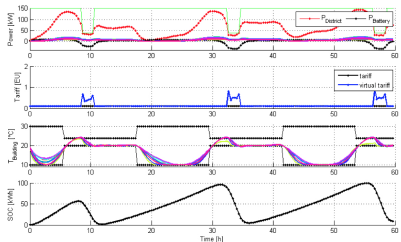
Période d'échantillonnage : **15 min**

Solution **parallèle** des MPC locaux

MPC local résolu en **75 ms**

10 itérations de négociation

Temps pour la **solution global  $\approx 1.5$  sec.**



## Machines Solaires Thermodynamiques

Fostering the development of  
access to energy for the...

**1.3** Billion people

who currently do not have  
access it\*

Source: World Energy Outlook 2012, International Energy Agency



M. A. Rahmani



D. Gualino (Schneider Electric)

# Machines Solaires Thermodynamiques

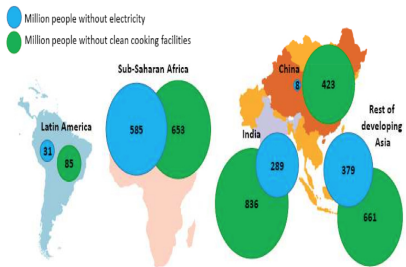


M. A. Rahmani



D. Gualino (Schneider Electric)

# Machines Solaires Thermodynamiques



M. A. Rahmani



D. Gualino (Schneider Electric)

# Machines Solaires Thermodynamiques

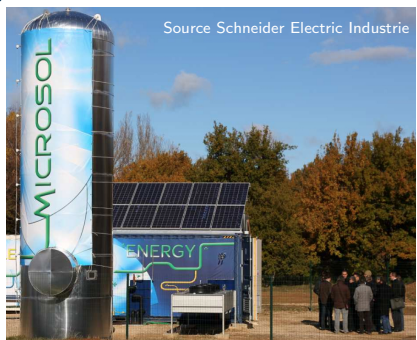


M. A. Rahmani



D. Gualino (Schneider Electric)

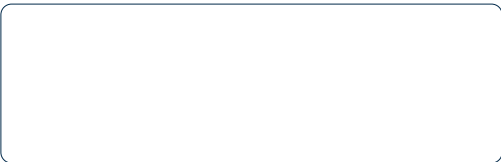
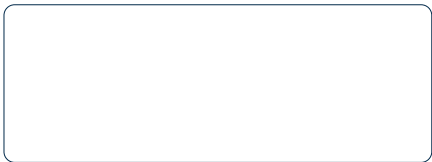
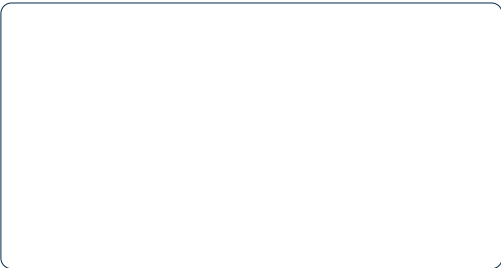
# Machines Solaires Thermodynamiques



M. A. Rahmani



D. Gualino (Schneider Electric)



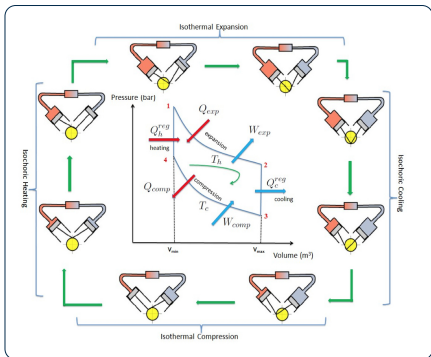
# Machines Solaires Thermodynamiques



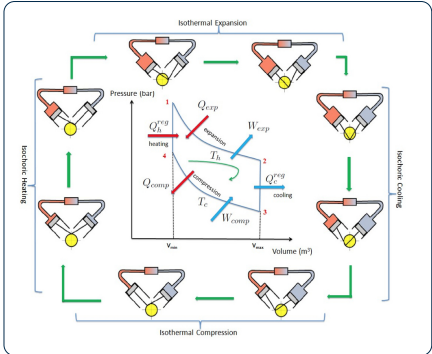
M. A. Rahmani



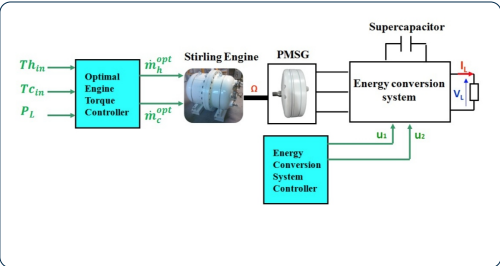
D. Gualino (Schneider Electric)



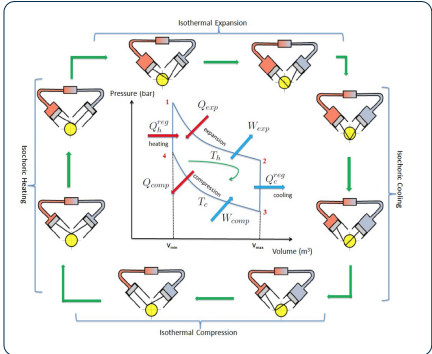
# Machines Solaires Thermodynamiques



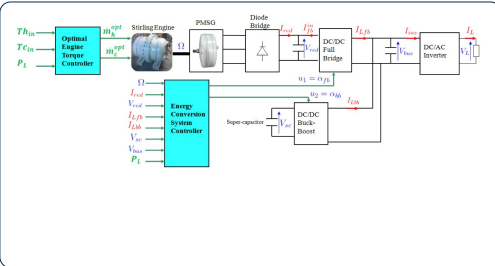
M. A. Rahmani D. Gualino (Schneider Electric)



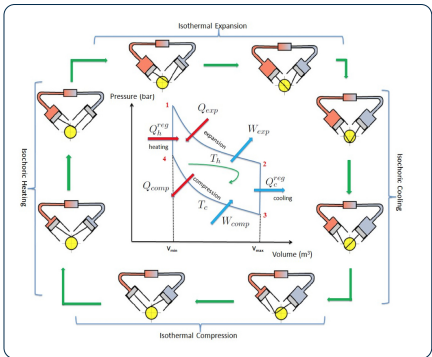
# Machines Solaires Thermodynamiques



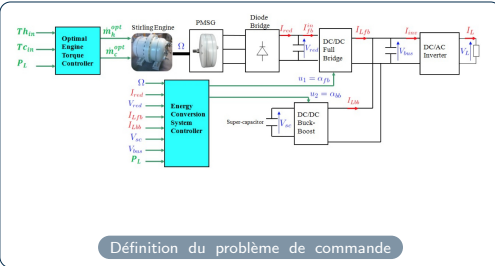
M. A. Rahmani D. Gualino (Schneider Electric)



# Machines Solaires Thermodynamiques

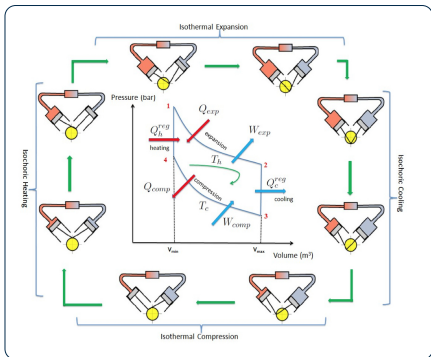


M. A. Rahmani D. Gualino (Schneider Electric)



Définition du problème de commande

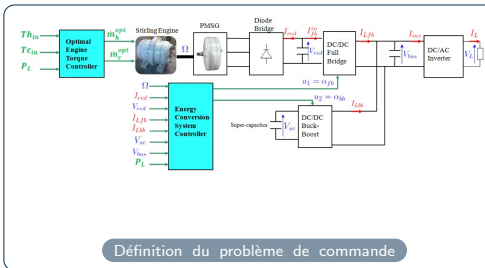
# Machines Solaires Thermodynamiques



M. A. Rahmani



D. Gualino (Schneider Electric)



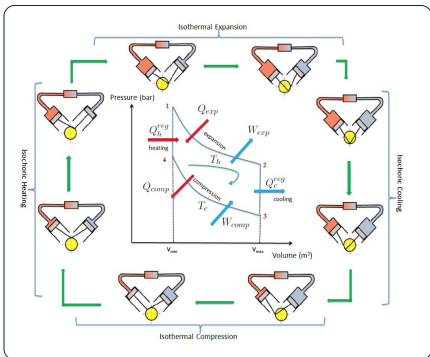
Définition du problème de commande

Problème de stabilisation

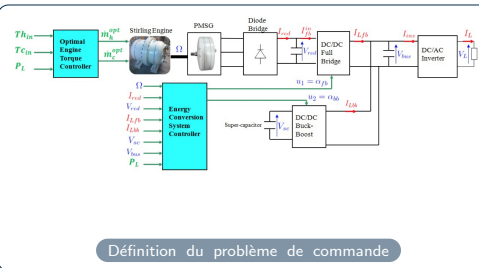
Contraintes sur la commande

Contraintes sur l'état.

# Machines Solaires Thermodynamiques



M. A. Rahmani D. Gualino (Schneider Electric)



Définition du problème de commande

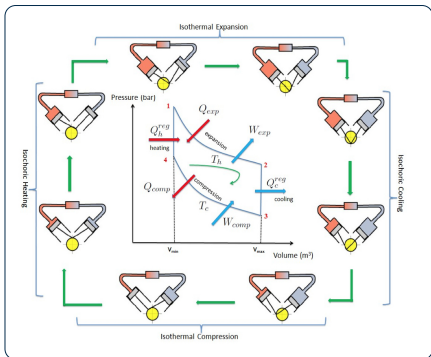
Problème de stabilisation

Contraintes sur la commande

Contraintes sur l'état.

→ **Commande Prédictive ?**

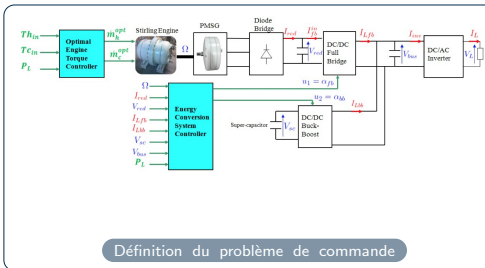
## Machines Solaires Thermodynamiques



M. A. Rahmani



D. Gualino (Schneider Electric)



Définition du problème de commande

Problème de stabilisation

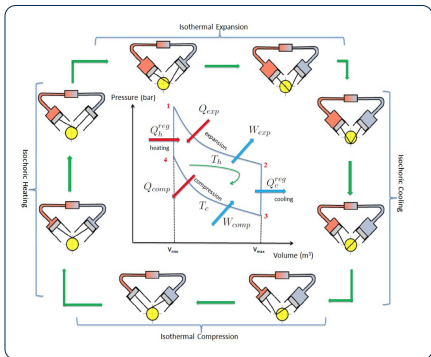
Contraintes sur la commande

Contraintes sur l'état.

→ Commande Prédictive ?

**Avec échantillonnage à 100 ns ?! (NON)**

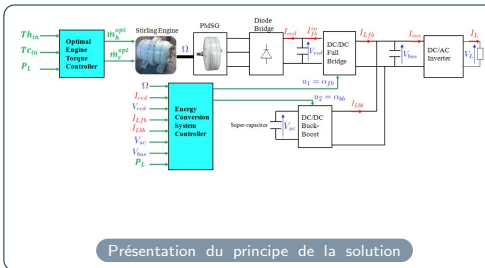
## Machines Solaires Thermodynamiques



M. A. Rahmani



D. Gualino (Schneider Electric)



Présentation du principe de la solution

Problème de stabilisation

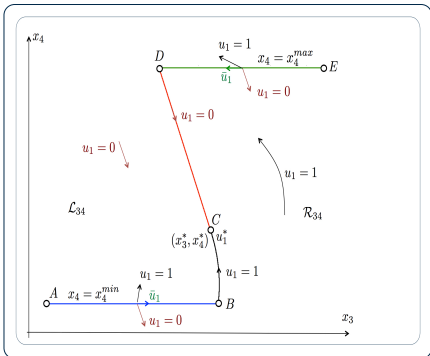
Contraintes sur la commande

Contraintes sur l'état.

→ Commande Prédictive ?

**Avec échantillonnage à 100 ns ?! (NON)**

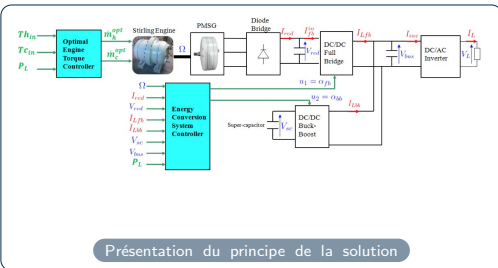
## Machines Solaires Thermodynamiques



M. A. Rahmani



D. Gualino (Schneider Electric)



Présentation du principe de la solution

Problème de stabilisation

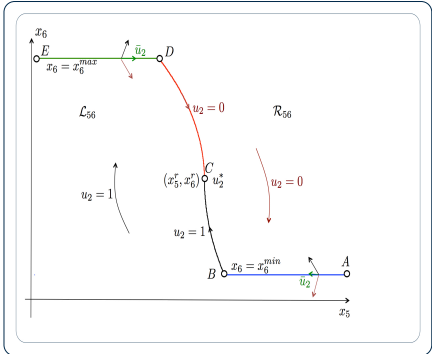
Contraintes sur la commande

Contraintes sur l'état.

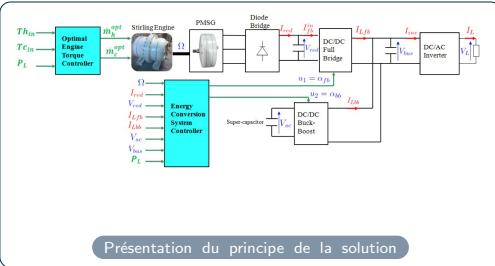
→ Commande Prédictive ?

**Avec échantillonnage à 100 ns ?! (NON)**

# Machines Solaires Thermodynamiques



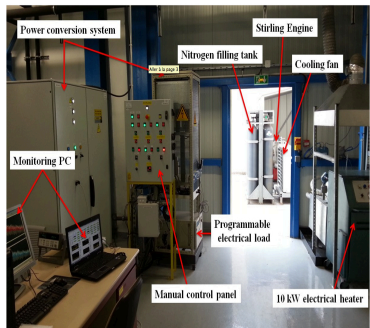
M. A. Rahmani D. Gualino (Schneider Electric)



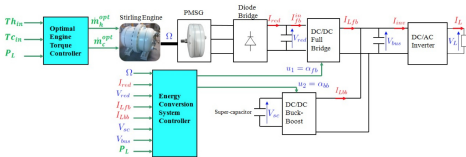
Présentation du principe de la solution

Problème de stabilisation  
 Contraintes sur la commande  
 Contraintes sur l'état.  
 → **Commande Prédictive ?**  
**Avec échantillonnage à 100 ns ?! (NON)**

# Machines Solaires Thermodynamiques



M. A. Rahmani D. Gualino (Schneider Electric)



Présentation du principe de la solution

Problème de stabilisation

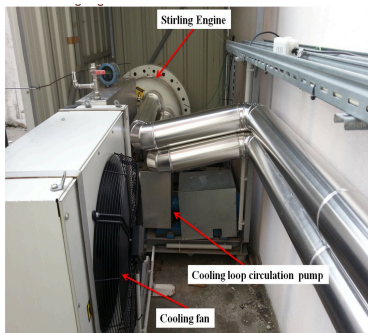
Contraintes sur la commande

Contraintes sur l'état.

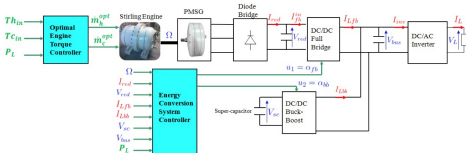
→ Commande Prédictive ?

**Avec échantillonnage à 100 ns ?! (NON)**

## Machines Solaires Thermodynamiques



M. A. Rahmani D. Gualino (Schneider Electric)



Présentation du principe de la solution

Problème de stabilisation

Contraintes sur la commande

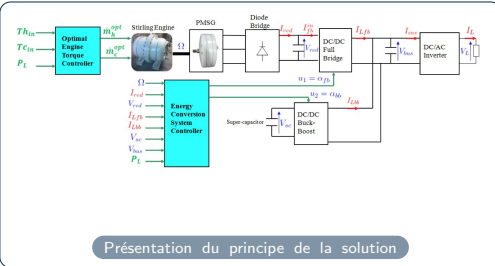
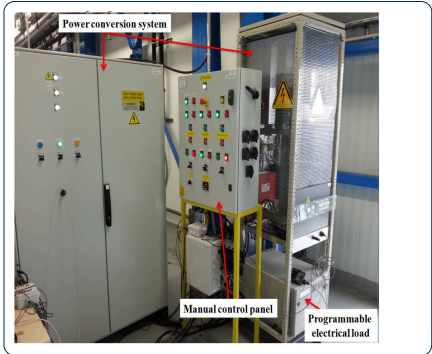
Contraintes sur l'état.

→ **Commande Prédictive ?****Avec échantillonnage à 100 ns ?! (NON)**

# Machines Solaires Thermodynamiques



M. A. Rahmani D. Gualino (Schneider Electric)

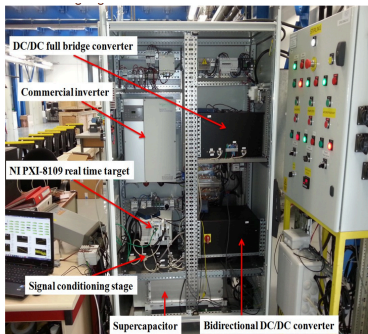


Présentation du principe de la solution

Problème de stabilisation  
 Contraintes sur la commande  
 Contraintes sur l'état.

→ **Commande Prédictive ?**  
**Avec échantillonnage à 100 ns ?! (NON)**

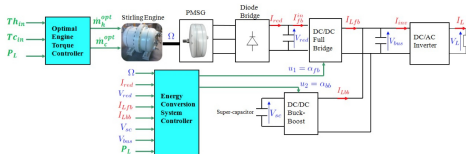
## Machines Solaires Thermodynamiques



M. A. Rahmani



D. Gualino (Schneider Electric)



Présentation du principe de la solution

Problème de stabilisation

Contraintes sur la commande

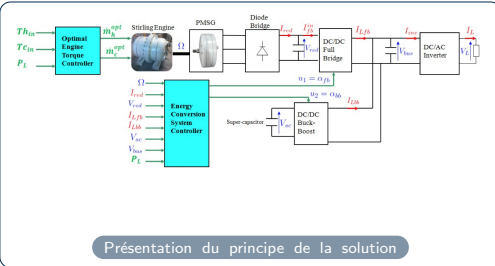
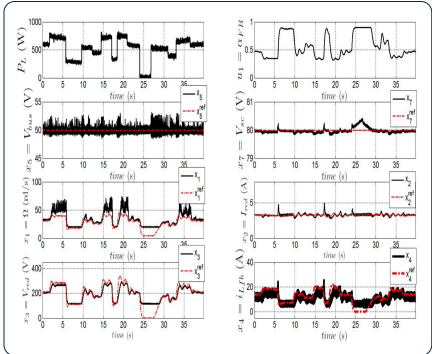
Contraintes sur l'état.

→ **Commande Prédictive ?****Avec échantillonnage à 100 ns ?! (NON)**

# Machines Solaires Thermodynamiques



M. A. Rahmani D. Gualino (Schneider Electric)

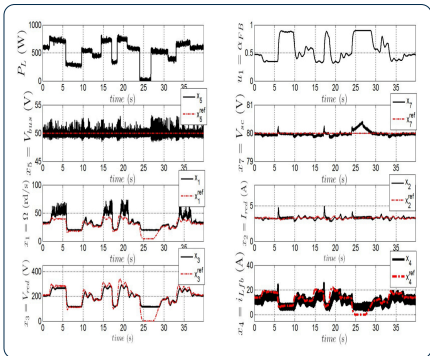


Présentation du principe de la solution

Problème de stabilisation  
 Contraintes sur la commande  
 Contraintes sur l'état.

→ **Commande Prédictive ?**  
**Avec échantillonnage à 100 ns ?! (NON)**

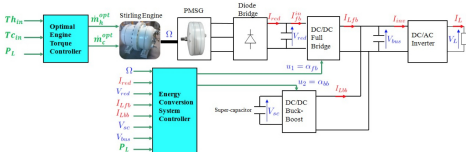
## Machines Solaires Thermodynamiques



M. A. Rahmani



D. Gualino (Schneider Electric)



Présentation du principe de la solution

Stations en préparation pour l'OUA.  
 Modèles de simulation rapides  
 Machines Thermodynamiques ORC  
 Identification non linéaire  
 Commande prédictive

Problème de stabilisation  
 Contraintes sur la commande  
 Contraintes sur l'état.  
 → **Commande Prédictive ?**  
**Avec échantillonnage à 100 ns ?! (NON)**

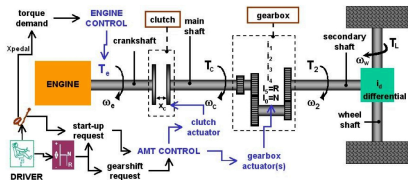
## Transmission Manuelle Automatisée



R. Amari



P. Tona (IFPEN)



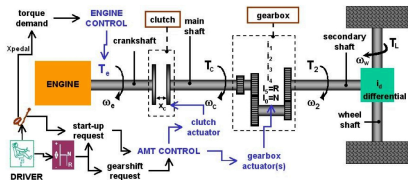
## Transmission Manuelle Automatisée



R. Amari



P. Tona (IFPEN)



## Objectif

- ▶ douceur ( $\omega_e - \omega_c \rightarrow 0$ )
- ▶ Transparence (pédale  $\rightarrow T_e$ )



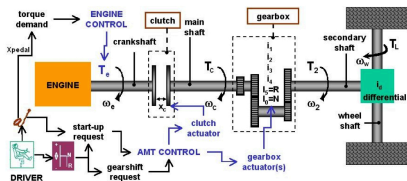
## Transmission Manuelle Automatisée



R. Amari



P. Tona (IFPEN)



## Objectif

- ▶ douceur ( $\omega_e - \omega_c \rightarrow 0$ )
- ▶ Transparence (pédale  $\rightarrow T_e$ )

## Contraintes

- ▶ Saturation commande
- ▶ Saturation dérivée commande
- ▶ Contrôle embarqué

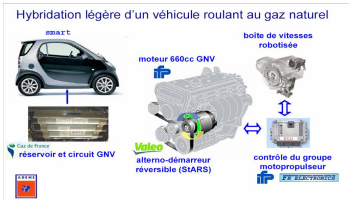
## Solution

Utilisation d'observateurs d'état  
 ddl = horizon de prédiction  
 MPC paramétré scalaire  
 Résoudre par dichotomie

## Transmission Manuelle Automatisée

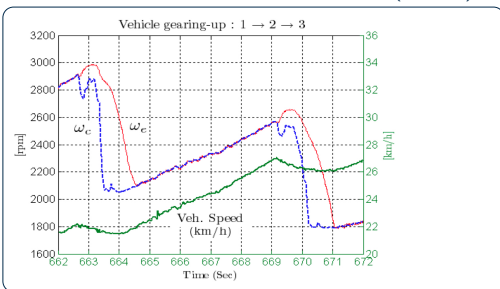


R. Amari P. Tona (IFPEN)



## Objectif

- ▶ douceur ( $\omega_e - \omega_c \rightarrow 0$ )
- ▶ Transparence (pédale  $\rightarrow T_e$ )



## Contraintes

- ▶ Saturation commande
- ▶ Saturation dérivée commande
- ▶ Contrôle embarqué

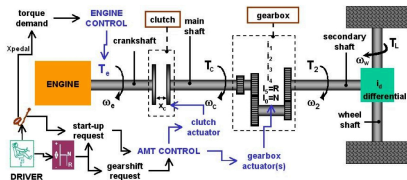
## Solution

Utilisation d'observateurs d'état  
ddl = horizon de prédiction  
MPC paramétré scalaire  
Résoudre par dichotomie

## Transmission Manuelle Automatisée

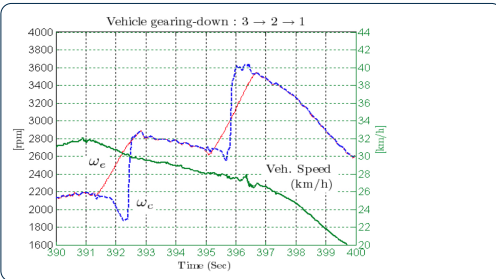


R. Amari P. Tona (IFPEN)



## Objectif

- ▶ douceur ( $\omega_e - \omega_c \rightarrow 0$ )
- ▶ Transparence (pédale  $\rightarrow T_e$ )



## Contraintes

- ▶ Saturation commande
- ▶ Saturation dérivée commande
- ▶ Contrôle embarqué

## Solution

Utilisation d'observateurs d'état  
 ddl = horizon de prédiction  
 MPC paramétré scalaire  
 Résoudre par dichotomie

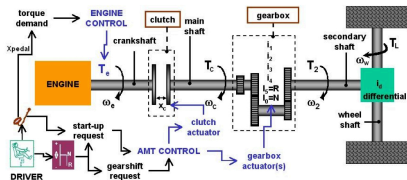
## Transmission Manuelle Automatisée



R. Amari



P. Tona (IFPEN)

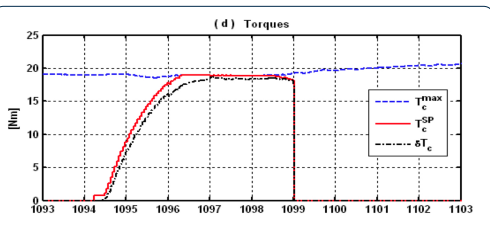


## Objectif

- ▶ douceur ( $\omega_e - \omega_c \rightarrow 0$ )
- ▶ Transparence (pédale  $\rightarrow T_e$ )

## Contraintes

- ▶ Saturation commande
- ▶ Saturation dérivée commande
- ▶ Contrôle embarqué



## Solution

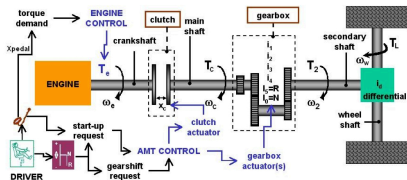
Utilisation d'observateurs d'état  
 ddl = horizon de prédiction  
 MPC paramétré scalaire  
 Résoudre par dichotomie



## Transmission Manuelle Automatisée

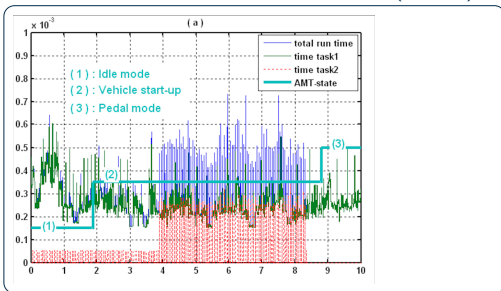


R. Amari P. Tona (IFPEN)



## Objectif

- ▶ douceur ( $\omega_e - \omega_c \rightarrow 0$ )
- ▶ Transparence (pédale  $\rightarrow T_e$ )



## Contraintes

- ▶ Saturation commande
- ▶ Saturation dérivée commande
- ▶ Contrôle embarqué

## Solution

Utilisation d'observateurs d'état  
ddl = horizon de prédiction  
MPC paramétré scalaire  
Résoudre par dichotomie

# Contrôle d'admission (Diesel)



A. Murilo



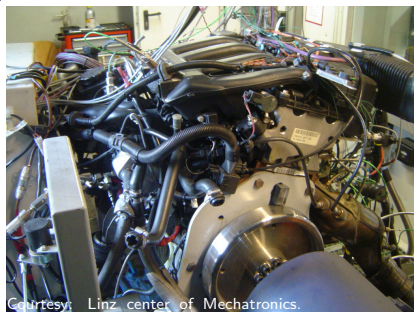
P. Ortner,



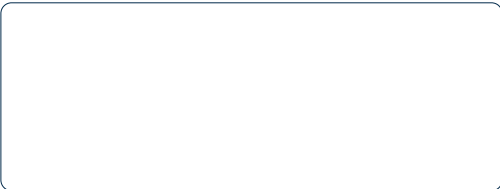
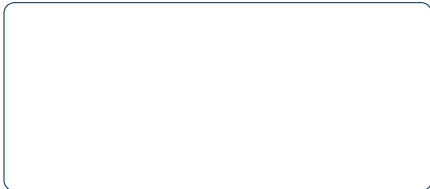
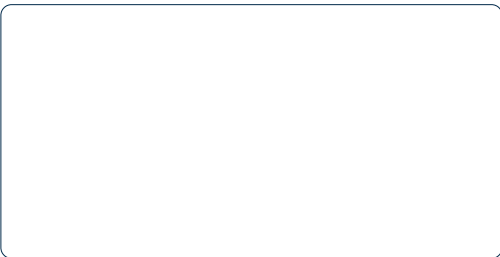
L. Del Re,



R. Furhapter (Linz)



Courtesy: Linz center of Mechatronics.

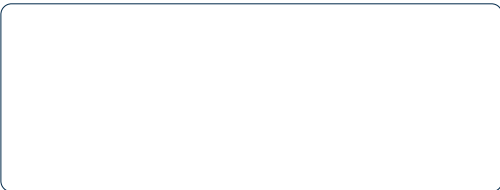
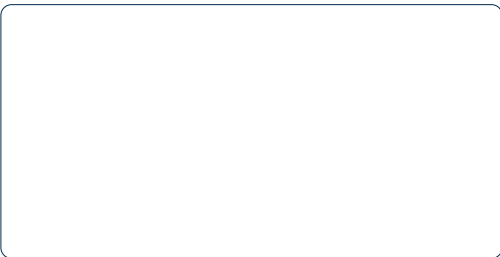
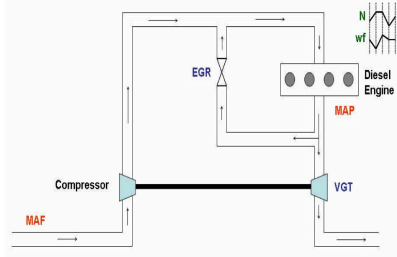


Murilo et al. *Int. J. Control* (2013)

# Contrôle d'admission (Diesel)



A. Murilo P. Ortner, L. Del Re, R. Furhapter (Linz)

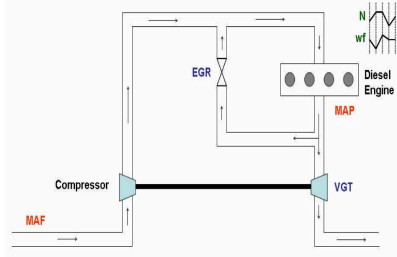


Murilo et al. Int. J. Control (2013)

# Contrôle d'admission (Diesel)



A. Murilo P. Ortner, L. Del Re, R. Furhapter (Linz)



Variables de commande: EGR/VGT  
 Variables régulées : MAP/MAF  
 Perturbations : vitesse/débit fuel  
 Modèle non linéaire de dimension 8  
 Saturations ( $u$  et  $\dot{u}$ )  
 Contrôle embarqué

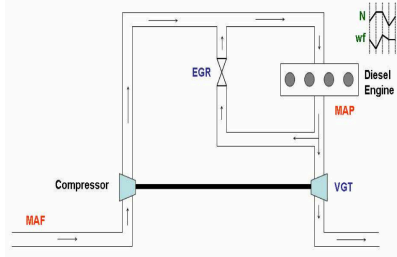


Murilo et al. *Int. J. Control* (2013)

# Contrôle d'admission (Diesel)



A. Murilo P. Ortner, L. Del Re, R. Furhapter (Linz)



## Commande prédictive avec:

Période d'échantillonnage	50 ms
Horizon de prédiction	$30 \times \tau$
Itérations arrêtées après	30 itérations
Nombre de degrés de liberté	2 ( $\downarrow$ )

Variables de commande: EGR/VGT

Variables régulées : MAP/MAF

Perturbations : vitesse/débit fuel

Modèle non linéaire de dimension 8

Saturations ( $u$  et  $\dot{u}$ )

Contrôle embarqué

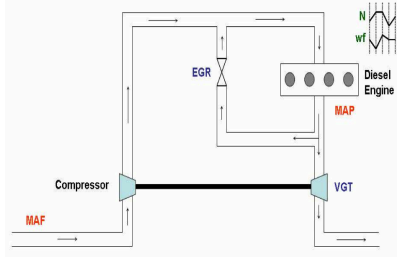


Murilo et al. *Int. J. Control* (2013)

# Contrôle d'admission (Diesel)



A. Murilo P. Ortner, L. Del Re, R. Furhapter (Linz)



## Commande prédictive avec:

Période d'échantillonnage	50 ms
Horizon de prédiction	$30 \times \tau$
Itérations arrêtées après	30 itérations
Nombre de degrés de liberté	2 (↓)

Variables de commande: EGR/VGT  
 Variables régulées : MAP/MAF  
 Perturbations : vitesse/débit fuel  
 Modèle non linéaire de dimension 8  
 Saturations ( $u$  et  $\dot{u}$ )  
 Contrôle embarqué

$$\mathbf{u}(t) = \text{Sat}_{u_{min}}^{u_{max}} \left( \mathbf{u}^* + \alpha_1 e^{-\lambda_1 t} + \alpha_2 e^{-\lambda_2 t} \right)$$

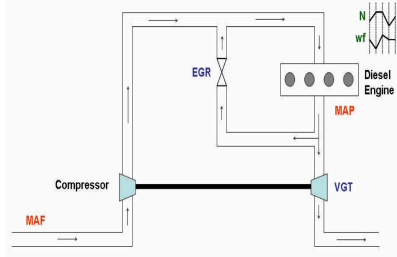


Murilo et al. Int. J. Control (2013)

# Contrôle d'admission (Diesel)



A. Murilo P. Ortner, L. Del Re, R. Furhapter (Linz)



## Commande prédictive avec:

Période d'échantillonnage	50 ms
Horizon de prédiction	$30 \times \tau$
Itérations arrêtées après	30 itérations
Nombre de degrés de liberté	2 (↓)

Variables de commande: EGR/VGT  
 Variables régulées : MAP/MAF  
 Perturbations : vitesse/débit fuel  
 Modèle non linéaire de dimension 8  
 Saturations ( $u$  et  $\dot{u}$ )  
 Contrôle embarqué

$$u(t) = Sat_{u_{min}}^{u_{max}} \left( u^* + \alpha_1 e^{-\lambda_1 t} + \alpha_2 e^{-\lambda_2 t} \right)$$

$$u^* + \alpha_1 + \alpha_2 = u_{k-1} \text{ (continuité)}$$

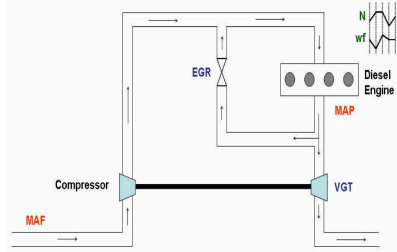


Murilo et al. Int. J. Control (2013)

# Contrôle d'admission (Diesel)



A. Murilo P. Ortner, L. Del Re, R. Furhapter (Linz)



## Commande prédictive avec:

Période d'échantillonnage	50 ms
Horizon de prédiction	$30 \times \tau$
Itérations arrêtées après	30 itérations
Nombre de degrés de liberté	2 ( $\downarrow$ )

Variables de commande: EGR/VGT

Variables régulées : MAP/MAF

Perturbations : vitesse/débit fuel

Modèle non linéaire de dimension 8

Saturations ( $u$  et  $\dot{u}$ )

Contrôle embarqué

$$\mathbf{u}(t) = \text{Sat}_{u_{\min}}^{u_{\max}} \left( \mathbf{u}^* + \alpha_1 e^{-\lambda_1 t} + \alpha_2 e^{-\lambda_2 t} \right)$$

$$\mathbf{u}^* + \alpha_1 + \alpha_2 = \mathbf{u}_{k-1} \text{ (continuité)}$$

$$-\lambda_1 \alpha_1 - \lambda_2 \alpha_2 = \mathbf{p} \times \dot{\mathbf{u}}^{\max}, \mathbf{p} \in [-1, +1]^2$$

$$\Rightarrow (\alpha_1, \alpha_2) := \mathbf{F}(\mathbf{u}_{k-1}, \mathbf{p})$$

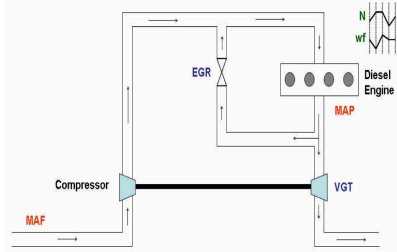


Murilo et al. Int. J. Control (2013)

# Contrôle d'admission (Diesel)



A. Murilo P. Ortner, L. Del Re, R. Furhapter (Linz)



## Commande prédictive avec:

Période d'échantillonnage	50 ms
Horizon de prédiction	$30 \times \tau$
Itérations arrêtées après	30 itérations
Nombre de degrés de liberté	2 ( $\downarrow$ )

Variables de commande: EGR/VGT  
 Variables régulées : MAP/MAF  
 Perturbations : vitesse/débit fuel  
 Modèle non linéaire de dimension 8  
 Saturations ( $u$  et  $\dot{u}$ )  
 Contrôle embarqué

$$\mathbf{u}(t) = \text{Sat}_{u_{\min}}^{u_{\max}} \left( \mathbf{u}^* + \alpha_1 e^{-\lambda_1 t} + \alpha_2 e^{-\lambda_2 t} \right)$$

$$\mathbf{u}^* + \alpha_1 + \alpha_2 = \mathbf{u}_{k-1} \text{ (continuité)}$$

$$-\lambda_1 \alpha_1 - \lambda_2 \alpha_2 = \mathbf{p} \times \dot{\mathbf{u}}^{\max}, \mathbf{p} \in [-1, +1]^2$$

$$\Rightarrow (\alpha_1, \alpha_2) := \mathbf{F}(\mathbf{u}_{k-1}, \mathbf{p})$$

Optimisation 2D sur  $[-1, +1]^2$ .

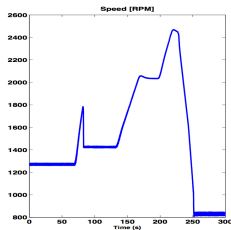
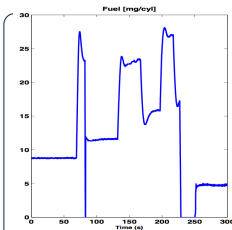
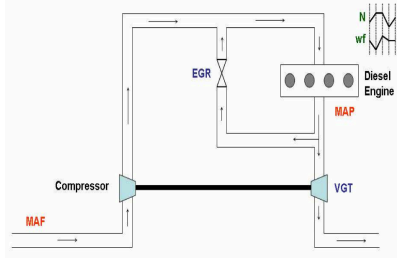


Murilo et al. Int. J. Control (2013)

# Contrôle d'admission (Diesel)



A. Murilo P. Ortner, L. Del Re, R. Furhapter (Linz)



Variables de commande: EGR/VGT  
 Variables régulées : MAP/MAF  
 Perturbations : vitesse/débit fuel  
 Modèle non linéaire de dimension 8  
 Saturations ( $u$  et  $\dot{u}$ )  
 Contrôle embarqué

$$u(t) = Sat_{u_{min}}^{u_{max}} \left( u^* + \alpha_1 e^{-\lambda_1 t} + \alpha_2 e^{-\lambda_2 t} \right)$$

$$u^* + \alpha_1 + \alpha_2 = u_{k-1} \text{ (continuité)}$$

$$-\lambda_1 \alpha_1 - \lambda_2 \alpha_2 = p \times \dot{u}^{max}, p \in [-1, +1]^2$$

$$\Rightarrow (\alpha_1, \alpha_2) := F(u_{k-1}, p)$$

Optimisation 2D sur  $[-1, +1]^2$ .

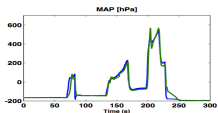
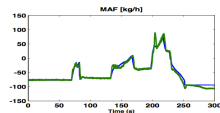
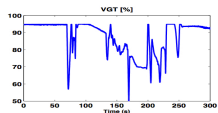
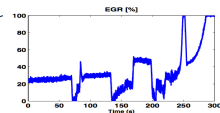
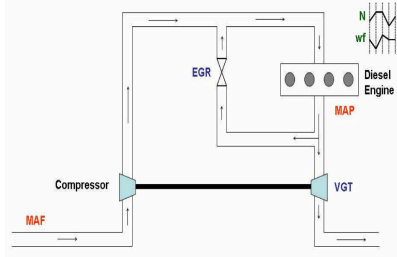


Murilo et al. Int. J. Control (2013)

# Contrôle d'admission (Diesel)



A. Murilo P. Ortner, L. Del Re, R. Furhapter (Linz)



Variables de commande: EGR/VGT  
 Variables régulées : MAP/MAF  
 Perturbations : vitesse/débit fuel  
 Modèle non linéaire de dimension 8  
 Saturations ( $u$  et  $\dot{u}$ )  
 Contrôle embarqué

$$u(t) = \text{Sat}_{u_{\min}}^{u_{\max}} \left( u^* + \alpha_1 e^{-\lambda_1 t} + \alpha_2 e^{-\lambda_2 t} \right)$$

$$u^* + \alpha_1 + \alpha_2 = u_{k-1} \quad (\text{continuité})$$

$$-\lambda_1 \alpha_1 - \lambda_2 \alpha_2 = p \times \dot{u}^{\max}, \quad p \in [-1, +1]^2$$

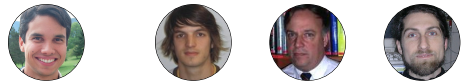
$$\Rightarrow (\alpha_1, \alpha_2) := F(u_{k-1}, p)$$

Optimisation 2D sur  $[-1, +1]^2$ .

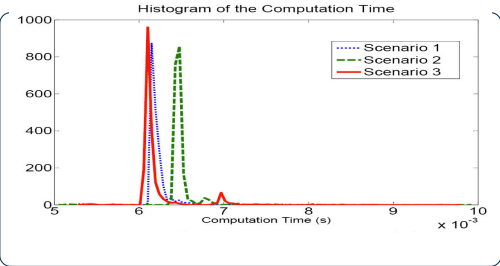
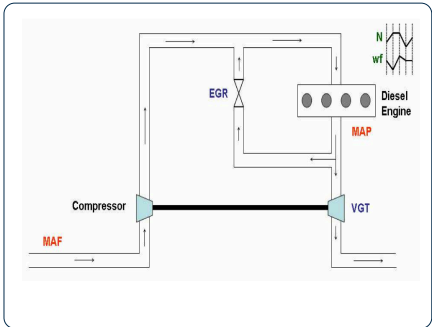


Murilo et al. Int. J. Control (2013)

# Contrôle d'admission (Diesel)



A. Murilo P. Ortner, L. Del Re, R. Furhapter (Linz)



Variables de commande: EGR/VGT  
 Variables régulées : MAP/MAF  
 Perturbations : vitesse/débit fuel  
 Modèle non linéaire de dimension 8  
 Saturations ( $u$  et  $\dot{u}$ )  
 Contrôle embarqué

$$u(t) = Sat_{u_{min}}^{u_{max}} \left( u^* + \alpha_1 e^{-\lambda_1 t} + \alpha_2 e^{-\lambda_2 t} \right)$$

$$u^* + \alpha_1 + \alpha_2 = u_{k-1} \text{ (continuité)}$$

$$-\lambda_1 \alpha_1 - \lambda_2 \alpha_2 = p \times \dot{u}^{max}, p \in [-1, +1]^2$$

$$\Rightarrow (\alpha_1, \alpha_2) := F(u_{k-1}, p)$$

Optimisation 2D sur  $[-1, +1]^2$ .

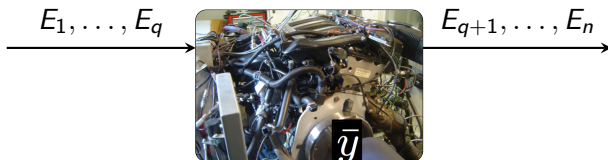
Murilo et al. Int. J. Control (2013)

## Identification des émissions NO<sub>x</sub> et suie dans les moteurs Diesel

Introduire directement les émissions dans les critères à optimiser en ligne afin de respecter les normes en vigueur.

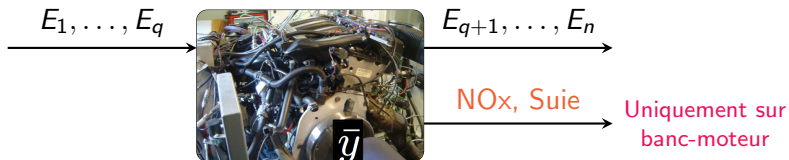
## Identification des émissions NOx et suie dans les moteurs Diesel

Introduire directement les émissions dans les critères à optimiser en ligne afin de respecter les normes en vigueur.



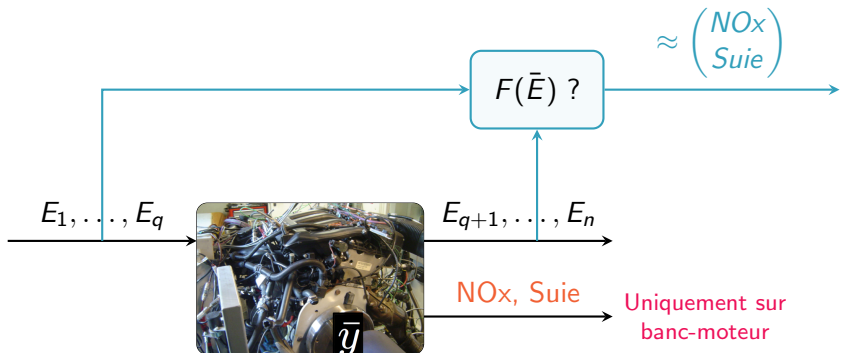
## Identification des émissions NOx et suie dans les moteurs Diesel

Introduire directement les émissions dans les critères à optimiser en ligne afin de respecter les normes en vigueur.



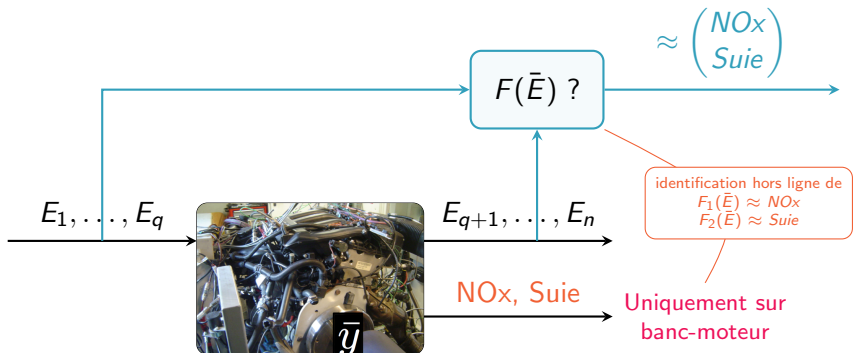
## Identification des émissions NOx et suie dans les moteurs Diesel

Introduire directement les émissions dans les critères à optimiser en ligne afin de respecter les normes en vigueur.



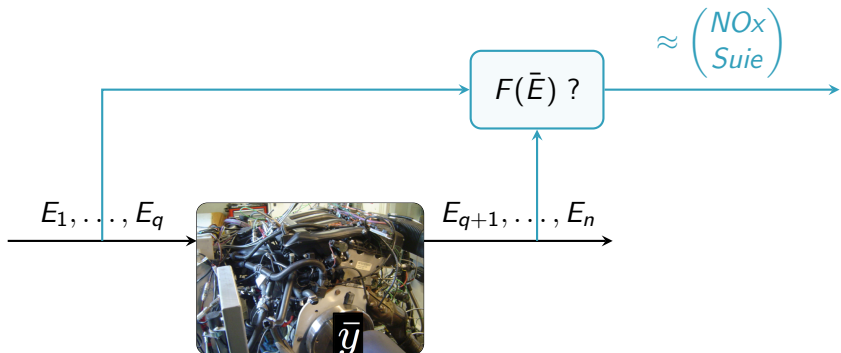
## Identification des émissions NOx et suie dans les moteurs Diesel

Introduire directement les émissions dans les critères à optimiser en ligne afin de respecter les normes en vigueur.

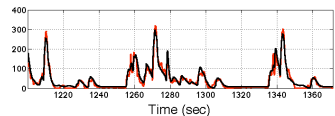
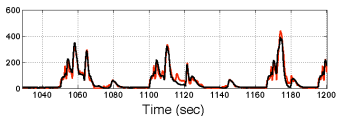
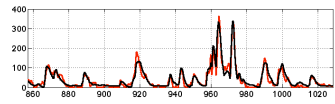
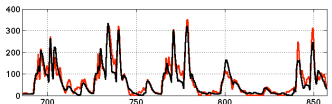
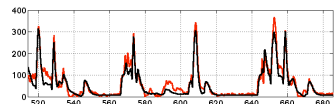
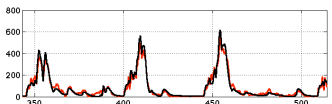
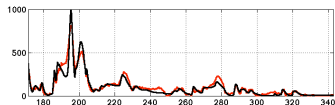
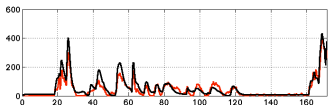


## Identification des émissions NOx et suie dans les moteurs Diesel

Introduire directement les émissions dans les critères à optimiser en ligne afin de respecter les normes en vigueur.

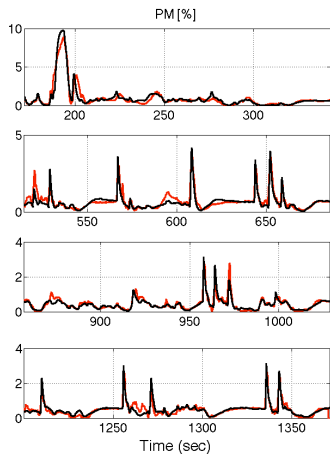
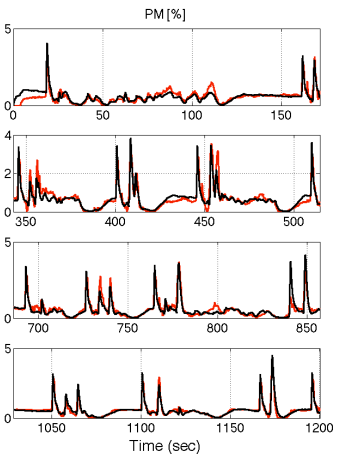


## Validation du modèle identifié (NO<sub>x</sub>)



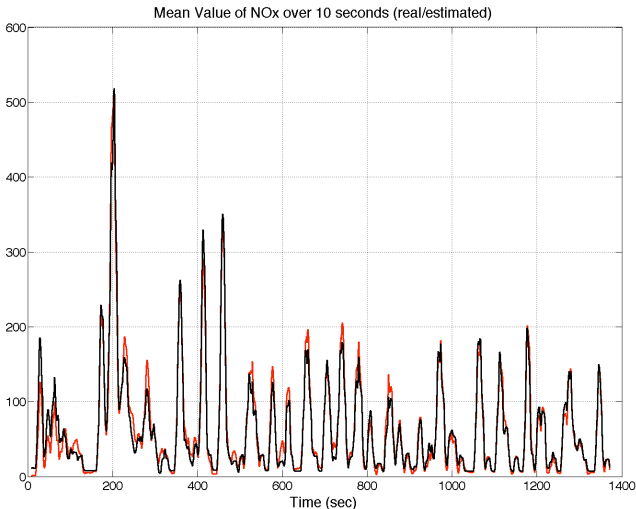
Evolution des NO<sub>x</sub> (prediction du modèle identifié/mesures sur banc)

## Validation du modèle identifié (suies)



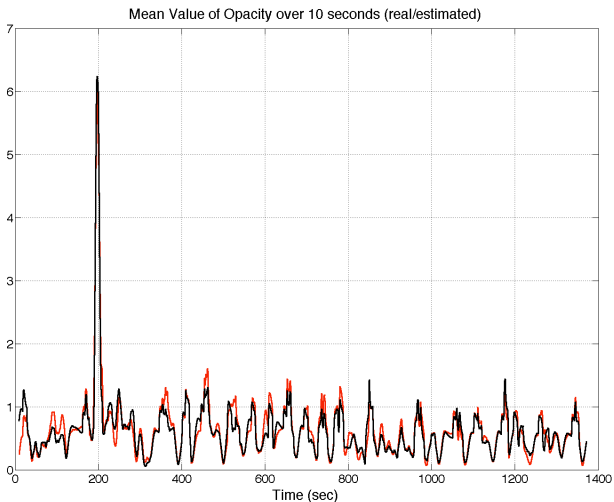
Evolution des suies (prediction modèle identifié/mesures sur banc)

## Validation du modèle identifié (NOx)



Evolution des NOx (prediction modèle identifié/mesures sur banc)

## Validation du modèle identifié (suies)



Evolution des suies (prediction modèle identifié/mesures sur banc)

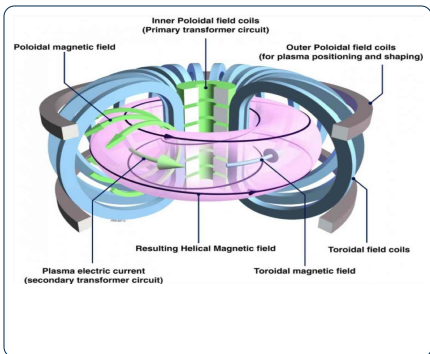
# Commande de réfrigérateurs cryogéniques



F. Bonne (CEA)



P. Bonnay (CEA)



## Pourquoi ?

Procurer la **puissance frigorifique** pour refroidir les aimants supra-conducteurs des réacteurs de fusion nucléaire (ITER, JT60).



Murilo et al. Int. J. Control (2013)

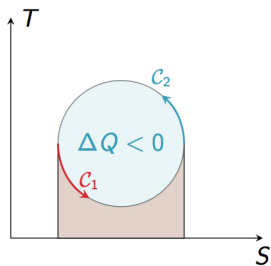
## Commande de réfrigérateurs cryogéniques



F. Bonne (CEA)



P. Bonnay (CEA)



## Comment?

Forcer un fluide thermodynamique à effectuer un cycle **anti-horaire** dans le plan ( $S, T$ )

$$\int dQ = \underbrace{\int_{C_1} TdS}_{>0} + \underbrace{\int_{C_2} TdS}_{<<0}$$

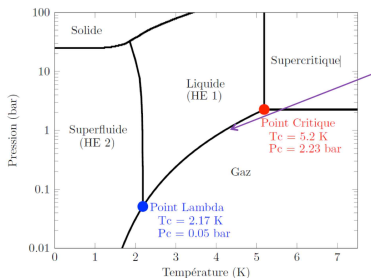
# Commande de réfrigérateurs cryogéniques



F. Bonne (CEA)



P. Bonnay (CEA)



## Comment?

Forcer un fluide thermodynamique à effectuer un cycle **anti-horaire** dans le plan  $(S, T)$

$$\int dQ = \underbrace{\int_{c_1} T dS}_{>0} + \underbrace{\int_{c_2} T dS}_{<<0}$$

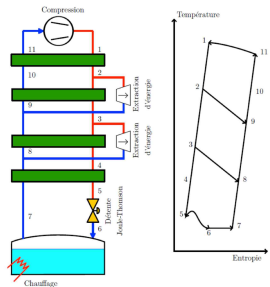
# Commande de réfrigérateurs cryogéniques



F. Bonne (CEA)



P. Bonnay (CEA)



## Comment?

Forcer un fluide thermodynamique à effectuer un cycle **anti-horaire** dans le plan  $(S, T)$

$$\int dQ = \underbrace{\int_{c_1} TdS}_{>0} + \underbrace{\int_{c_2} TdS}_{<<0}$$



Murilo et al. Int. J. Control (2013)

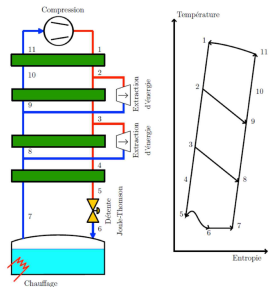
# Commande de réfrigérateurs cryogéniques



F. Bonne (CEA)



P. Bonnay (CEA)



## Comment?

Forcer un fluide thermodynamique à effectuer un cycle **anti-horaire** dans le plan  $(S, T)$

$$\int dQ = \underbrace{\int_{c_1} TdS}_{>0} + \underbrace{\int_{c_2} TdS}_{\ll 0}$$



compresseur



(b) Boîte froide

Murilo et al. Int. J. Control (2013)

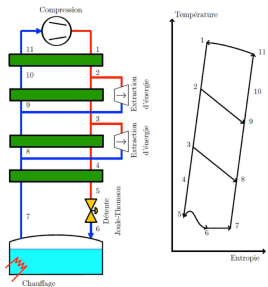
# Commande de réfrigérateurs cryogéniques



F. Bonne (CEA)



P. Bonnay (CEA)



**Pourquoi la commande prédictive ?**



compresseur



(b) Boîte froide

Murilo et al. Int. J. Control (2013)

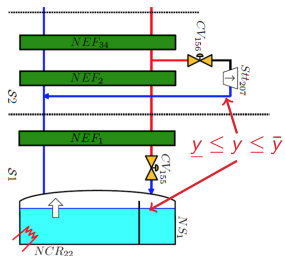
# Commande de réfrigérateurs cryogéniques



F. Bonne (CEA)



P. Bonnay (CEA)



## Pourquoi la commande prédictive ?

- Contraintes sur l'état



compresseur



(b) Boîte froide

Murilo et al. Int. J. Control (2013)

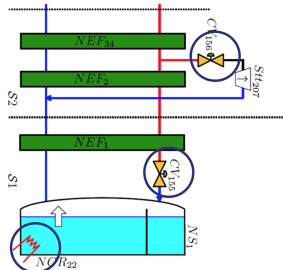
# Commande de réfrigérateurs cryogéniques



F. Bonne (CEA)



P. Bonnay (CEA)



## Pourquoi la commande prédictive ?

- ▶ Contraintes sur l'état
- ▶ Saturation sur les vannes



compresseur



(b)

Boîte froide

Murilo et al. Int. J. Control (2013)

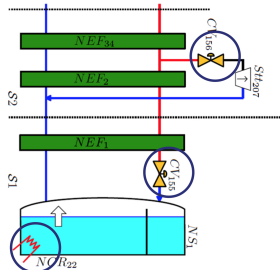
# Commande de réfrigérateurs cryogéniques



F. Bonne (CEA)



P. Bonnay (CEA)

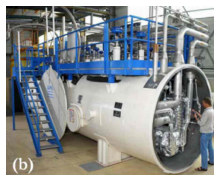


## Pourquoi la commande prédictive ?

- ▶ Contraintes sur l'état
- ▶ Saturation sur les vannes
- ▶ Couplage dynamique et
- ▶ Réponse inverse !



compresseur



(b) Boîte froide

Murilo et al. Int. J. Control (2013)

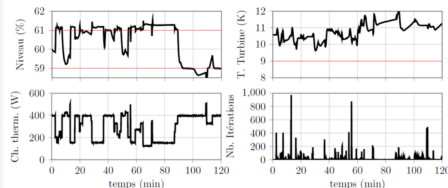
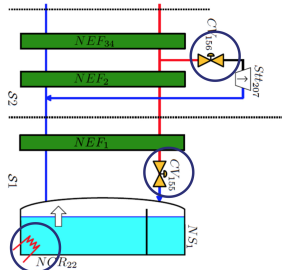
# Commande de réfrigérateurs cryogéniques



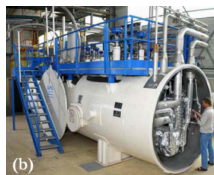
F. Bonne (CEA)



P. Bonnay (CEA)



compresseur



(b) Boîte froide

Murilo et al. Int. J. Control (2013)

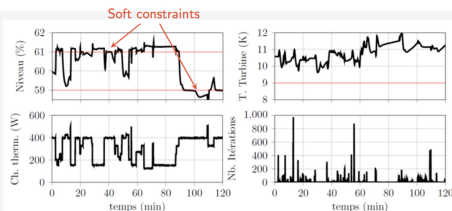
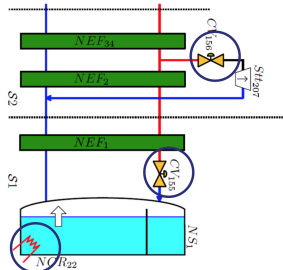
# Commande de réfrigérateurs cryogéniques



F. Bonne (CEA)



P. Bonnay (CEA)



compresseur



Boîte froide

Murilo et al. Int. J. Control (2013)

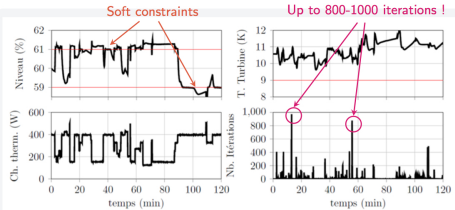
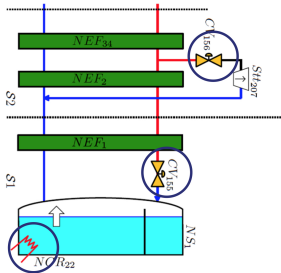
# Commande de réfrigérateurs cryogéniques



F. Bonne (CEA)



P. Bonnay (CEA)



compresseur



Boîte froide

Murilo et al. Int. J. Control (2013)

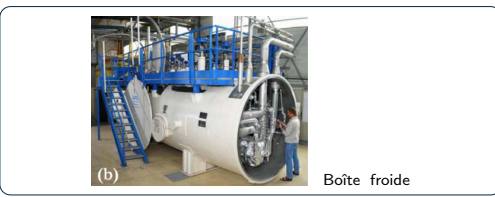
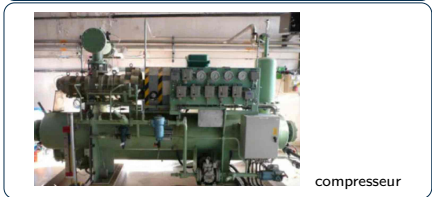
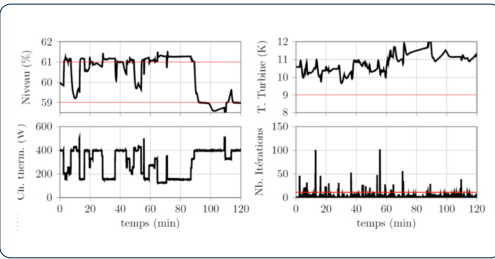
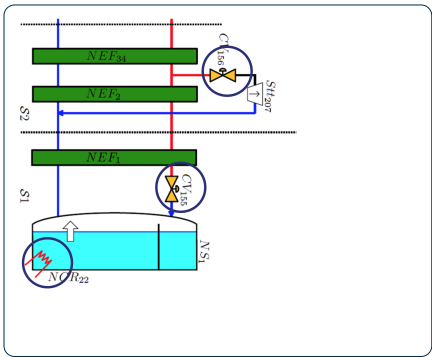
# Commande de réfrigérateurs cryogéniques



F. Bonne (CEA)



P. Bonnay (CEA)



Murilo et al. Int. J. Control (2013)

# Commande de réfrigérateurs cryogéniques



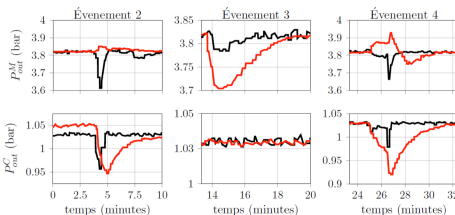
Application à la zone de compression  
du LHC (CERN, Genève)



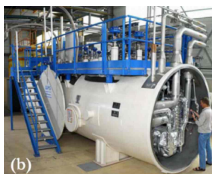
F. Bonne (CEA)



P. Bonnay (CEA)



compresseur

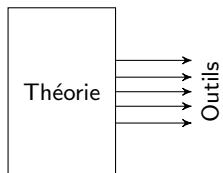


Boîte froide

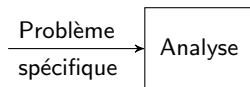
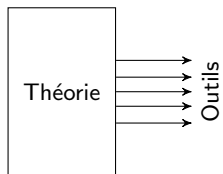
Murilo et al. *Int. J. Control* (2013)



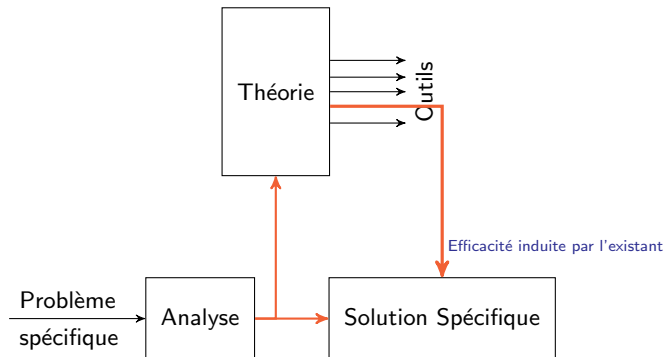
## Conclusion & Remarques



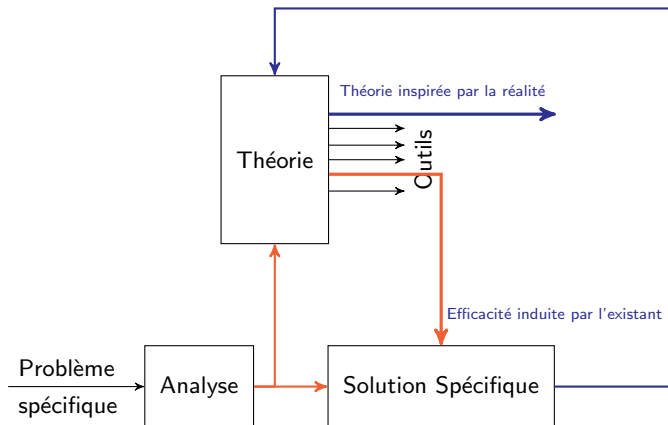
## Conclusion & Remarques



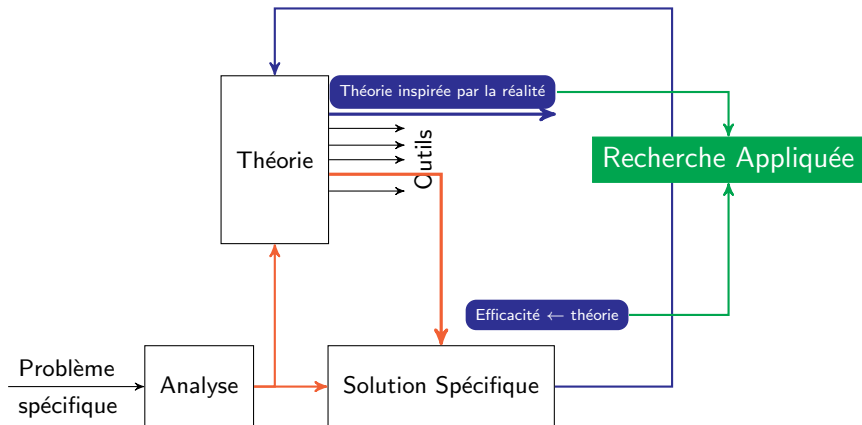
## Conclusion &amp; Remarques



## Conclusion &amp; Remarques



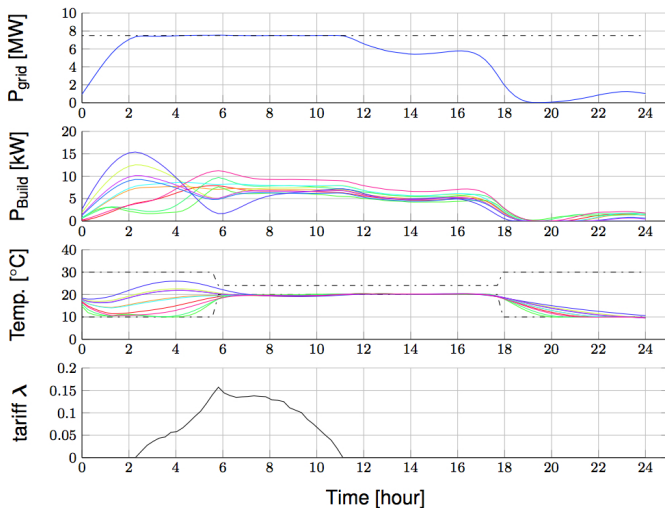
## Conclusion &amp; Remarques



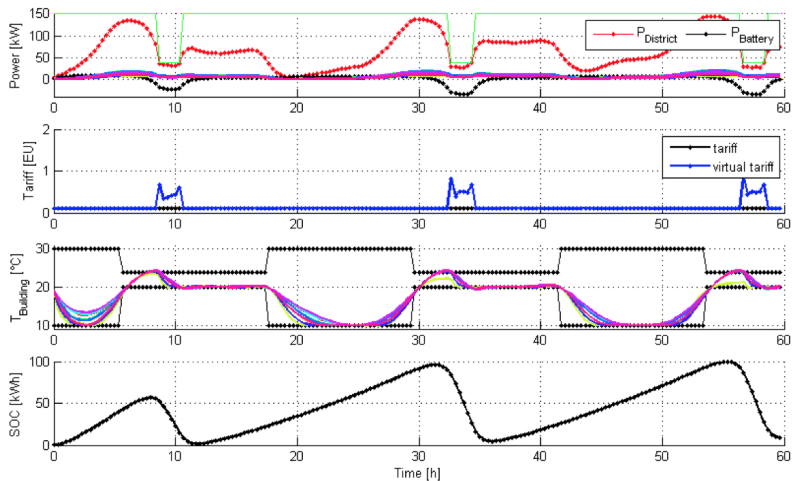
*The End*



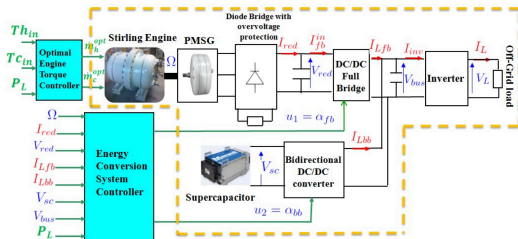
# Gestion énergétique des quartiers



# Gestion énergétique des quartiers

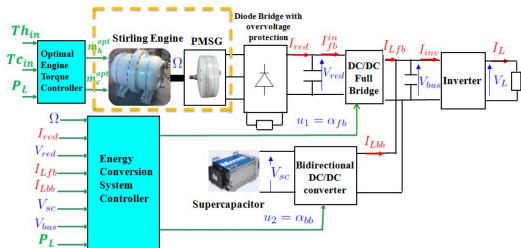


# Dynamic Model of The Power Station



$$\begin{aligned} \dot{x}_1 &= a_1 x_1 - a_3 x_2 + a_2 \\ \dot{x}_2 &= -a_4 x_2 + a_6 x_1 - a_7 x_3 \\ \dot{x}_3 &= a_8 x_2 - a_8 \cdot k \cdot x_4 u_1 \\ \dot{x}_4 &= -a_9 x_5 + a_9 \cdot k \cdot x_3 u_1 \\ \dot{x}_5 &= a_{10}(x_4 + x_6) - \frac{a_{10}}{\eta} \frac{P_L}{x_5} \\ \dot{x}_6 &= -a_{11} x_5 + a_{11} x_7 u_2 \\ \dot{x}_7 &= -a_{12} x_6 u_2 \end{aligned}$$

# Dynamic Model of The Power Station



$$\dot{x}_1 = a_1 x_1 - a_3 x_2 + a_2$$

$$\dot{x}_2 = -a_4 x_2 + a_6 x_1 - a_7 x_3$$

$$\dot{x}_3 = a_8 x_2 - a_8 \cdot k \cdot x_4 u_1$$

$$\dot{x}_4 = -a_9 x_5 + a_9 \cdot k \cdot x_3 u_1$$

$$\dot{x}_5 = a_{10}(x_4 + x_6) - \frac{a_{10}}{\eta} \frac{P_L}{x_5}$$

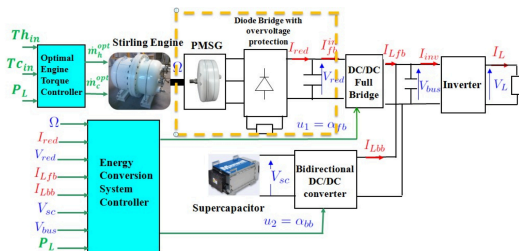
$$\dot{x}_6 = -a_{11} x_5 + a_{11} x_7 u_2$$

$$\dot{x}_7 = -a_{12} x_6 u_2$$

---


$$x_1 = \Omega, x_2 = I_{red}$$

# Dynamic Model of The Power Station

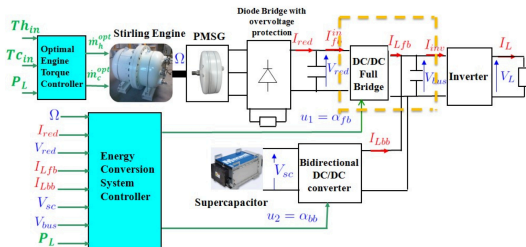


$$\begin{aligned} \dot{x}_1 &= a_1 x_1 - a_3 x_2 + a_2 \\ \dot{x}_2 &= -a_4 x_2 + a_6 x_1 - a_7 x_3 \\ \dot{x}_3 &= a_8 x_2 - a_8 \cdot k \cdot x_4 u_1 \\ \dot{x}_4 &= -a_9 x_5 + a_9 \cdot k \cdot x_3 u_1 \\ \dot{x}_5 &= a_{10}(x_4 + x_6) - \frac{a_{10}}{\eta} \frac{P_L}{x_5} \\ \dot{x}_6 &= -a_{11} x_5 + a_{11} x_7 u_2 \\ \dot{x}_7 &= -a_{12} x_6 u_2 \end{aligned}$$

---


$$\begin{aligned} x_1 &= \Omega, \quad x_2 = I_{red} \\ x_3 &= V_{red}, \quad x_4 = I_{Lfb} \end{aligned}$$

# Dynamic Model of The Power Station

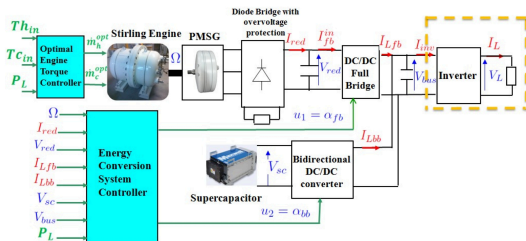


$$\begin{aligned} \dot{x}_1 &= a_1 x_1 - a_3 x_2 + a_2 \\ \dot{x}_2 &= -a_4 x_2 + a_6 x_1 - a_7 x_3 \\ \dot{x}_3 &= a_8 x_2 - a_8 \cdot k \cdot x_4 u_1 \\ \dot{x}_4 &= -a_9 x_5 + a_9 \cdot k \cdot x_3 u_1 \\ \dot{x}_5 &= a_{10}(x_4 + x_6) - \frac{a_{10} P_L}{\eta x_5} \\ \dot{x}_6 &= -a_{11} x_5 + a_{11} x_7 u_2 \\ \dot{x}_7 &= -a_{12} x_6 u_2 \end{aligned}$$

---


$$\begin{aligned} x_1 &= \Omega, x_2 = I_{red} \\ x_3 &= V_{red}, x_4 = I_{Lfb} \\ x_5 &= V_{bus}, x_6 = I_{Lbb} \end{aligned}$$

# Dynamic Model of The Power Station

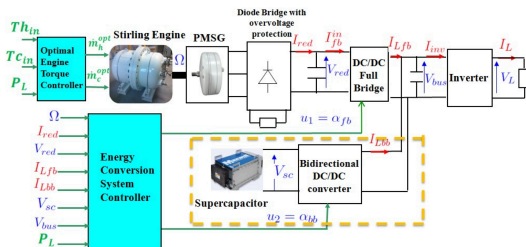


$$\begin{aligned} \dot{x}_1 &= a_1 x_1 - a_3 x_2 + a_2 \\ \dot{x}_2 &= -a_4 x_2 + a_6 x_1 - a_7 x_3 \\ \dot{x}_3 &= a_8 x_2 - a_8 \cdot k \cdot x_4 u_1 \\ \dot{x}_4 &= -a_9 x_5 + a_9 \cdot k \cdot x_3 u_1 \\ \dot{x}_5 &= a_{10}(x_4 + x_6) - \frac{a_{10} P_L}{\eta x_5} \\ \dot{x}_6 &= -a_{11} x_5 + a_{11} x_7 u_2 \\ \dot{x}_7 &= -a_{12} x_6 u_2 \end{aligned}$$

---


$$\begin{aligned} x_1 &= \Omega, \quad x_2 = I_{red} \\ x_3 &= V_{red}, \quad x_4 = I_{Lfb} \\ x_5 &= V_{bus}, \quad x_6 = I_{Lbb} \end{aligned}$$

# Dynamic Model of The Power Station



$$\dot{x}_1 = a_1 x_1 - a_3 x_2 + a_2$$

$$\dot{x}_2 = -a_4 x_2 + a_6 x_1 - a_7 x_3$$

$$\dot{x}_3 = a_8 x_2 - a_8 \cdot k \cdot x_4 u_1$$

$$\dot{x}_4 = -a_9 x_5 + a_9 \cdot k \cdot x_3 u_1$$

$$\dot{x}_5 = a_{10}(x_4 + x_6) - \frac{a_{10}}{\eta} \frac{P_L}{x_5}$$

$$\dot{x}_6 = -a_{11} x_5 + a_{11} x_7 u_2$$

$$\dot{x}_7 = -a_{12} x_6 u_2$$

---

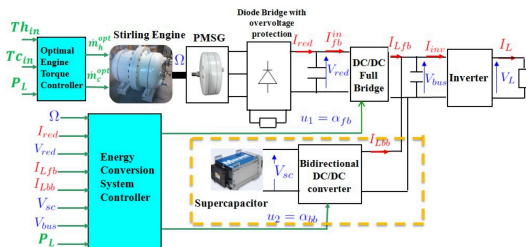

$$x_1 = \Omega, x_2 = I_{red}$$

$$x_3 = V_{red}, x_4 = I_{Lfb}$$

$$x_5 = V_{bus}, x_6 = I_{Lbb}$$

$$x_7 = V_{sc}$$

# Dynamic Model of The Power Station



$$\begin{aligned} \dot{x}_1 &= a_1 x_1 - a_3 x_2 + a_2 \\ \dot{x}_2 &= -a_4 x_2 + a_6 x_1 - a_7 x_3 \\ \dot{x}_3 &= a_8 x_2 - a_8 \cdot k \cdot x_4 u_1 \\ \dot{x}_4 &= -a_9 x_5 + a_9 \cdot k \cdot x_3 u_1 \\ \dot{x}_5 &= a_{10}(x_4 + x_6) - \frac{a_{10}}{\eta} \frac{P_L}{x_5} \\ \dot{x}_6 &= -a_{11} x_5 + a_{11} x_7 u_2 \\ \dot{x}_7 &= -a_{12} x_6 u_2 \end{aligned}$$

## Control objective

- ▶ Regulate  $x_5$  around  $x_5^{ref} = 50 \text{ V}$
- ▶ Regulate  $x_7$  around  $x_7^{ref} = 80 \text{ V}$

## Constraints

- ▶  $u_1 \in [0, 1]$  and  $u_2 \in [0, 1]$
- ▶  $x_i \geq 0$  except  $x_6$

---


$$\begin{aligned} x_1 &= \Omega, \quad x_2 = I_{red} \\ x_3 &= V_{red}, \quad x_4 = I_{Lfb} \\ x_5 &= V_{bus}, \quad x_6 = I_{Lbb} \\ x_7 &= V_{sc} \end{aligned}$$



Un petit effort ...!

Pour mieux comprendre,  
une courte introduction sur la

## Commande par modes glissants



## Contrôle par Modes Glissants

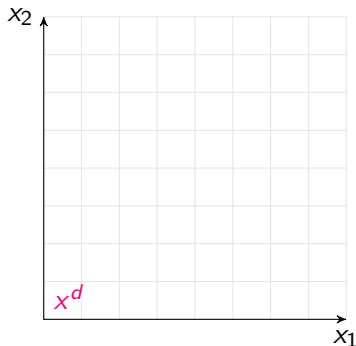
Considérons un système à 2 états

$$\dot{x} = f(x, u) \quad ; \quad u \in \{0, 1\}$$

## Contrôle par Modes Glissants

Considérons un système à 2 états

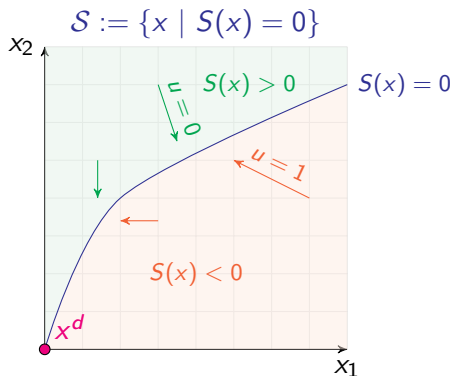
$$\dot{x} = f(x, u) \quad ; \quad u \in \{0, 1\}$$



## Contrôle par Modes Glissants

Considérons un système à 2 états

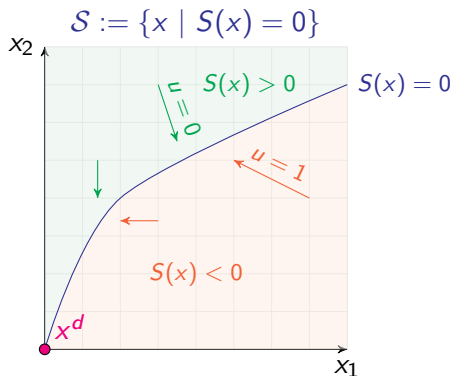
$$\dot{x} = f(x, u) \quad ; \quad u \in \{0, 1\}$$



## Contrôle par Modes Glissants

Considérons un système à 2 états

$$\dot{x} = f(x, u) \quad ; \quad u \in \{0, 1\}$$



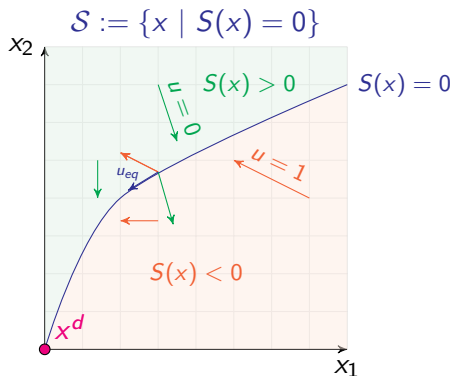
**C1:**  $\mathcal{S}$  est attractif sur  $\mathcal{S}_-$  dans  $u = 1$

**C2:**  $\mathcal{S}$  est attractif sur  $\mathcal{S}_+$  dans  $u = 0$

## Contrôle par Modes Glissants

Considérons un système à 2 états

$$\dot{x} = f(x, u) \quad ; \quad u \in \{0, 1\}$$



**C1:**  $\mathcal{S}$  est attractif sur  $\mathcal{S}_-$  dans  $u = 1$

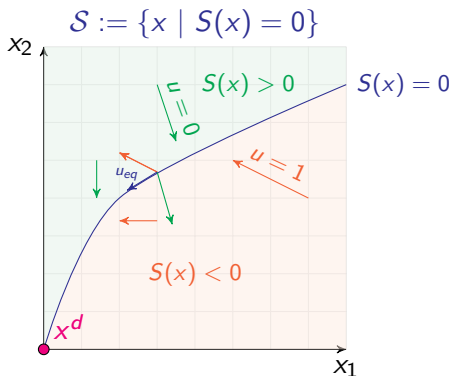
**C2:**  $\mathcal{S}$  est attractif sur  $\mathcal{S}_+$  dans  $u = 0$

**C3:**  $\forall x \in \mathcal{S} , \exists u_{eq}(x) \in [0, 1] \mid \langle \nabla S(x), u_{eq}(x) \rangle = 0$

## Contrôle par Modes Glissants

Considérons un système à 2 états

$$\dot{x} = f(x, u) \quad ; \quad u \in \{0, 1\}$$



**C1:**  $\mathcal{S}$  est attractif sur  $\mathcal{S}_-$  dans  $u = 1$

**C2:**  $\mathcal{S}$  est attractif sur  $\mathcal{S}_+$  dans  $u = 0$

**C3:**  $\forall x \in \mathcal{S}, \exists u_{eq}(x) \in [0, 1] \mid \langle \nabla S(x), u_{eq}(x) \rangle = 0$

**C4:**  $x^d$  est **GAS** pour  $\dot{x} = f(x, u_{eq}(x))$  forcé sur  $\mathcal{S}$

## Contrôle par Modes Glissants

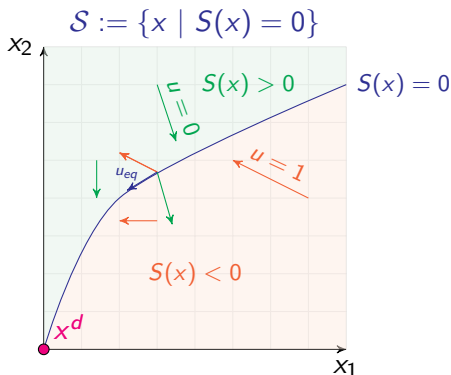
Considérons un système à 2 états

$$\dot{x} = f(x, u) \quad ; \quad u \in \{0, 1\}$$

Sous les conditions **C1-C4**:

$$u := \begin{cases} 1 & \text{if } S(x) < 0 \\ 0 & \text{if } S(x) \geq 0 \end{cases}$$

stabilise le système à  $x^d$ .



**C1:**  $\mathcal{S}$  est attractif sur  $\mathcal{S}_-$  dans  $u = 1$

**C2:**  $\mathcal{S}$  est attractif sur  $\mathcal{S}_+$  dans  $u = 0$

**C3:**  $\forall x \in \mathcal{S}, \exists u_{eq}(x) \in [0, 1] \mid \langle \nabla S(x), u_{eq}(x) \rangle = 0$

**C4:**  $x^d$  est **GAS** pour  $\dot{x} = f(x, u_{eq}(x))$  forcé sur  $\mathcal{S}$

## Contrôle par Modes Glissants

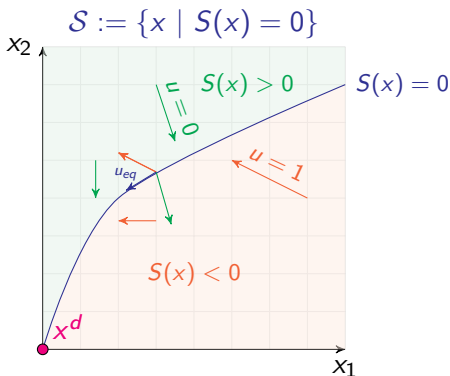
Considérons un système à 2 états

$$\dot{x} = f(x, u) \quad ; \quad u \in \{0, 1\}$$

Sous les conditions **C1-C4**:

$$u := \begin{cases} 1 & \text{if } S(x) < 0 \\ 0 & \text{if } S(x) \geq 0 \end{cases}$$

stabilise le système à  $x^d$ .



**C1:**  $\mathcal{S}$  est attractif sur  $\mathcal{S}_-$  dans  $u = 1$

**C2:**  $\mathcal{S}$  est attractif sur  $\mathcal{S}_+$  dans  $u = 0$

**C3:**  $\forall x \in \mathcal{S}, \exists u_{eq}(x) \in [0, 1] \mid \langle \nabla S(x), u_{eq}(x) \rangle = 0$

**C4:**  $x^d$  est **GAS** pour  $\dot{x} = f(x, u_{eq}(x))$  forcé sur  $\mathcal{S}$

# L'Automatique dans tous ses états

