
Commande prédictive non linéaire à base de modèles neuronaux : Application au moteur à essence suralimenté

G. Colin¹, Y. Chamaillard¹, G. Bloch²

¹ Laboratoire de Mécanique et d'Énergétique (LME)
guillaume.colin@univ-orleans.fr, yann.chamaillard@univ-orleans.fr

² Centre de Recherche en Automatique de Nancy (CRAN)
gerard.bloch@esstin.uhp-nancy.fr

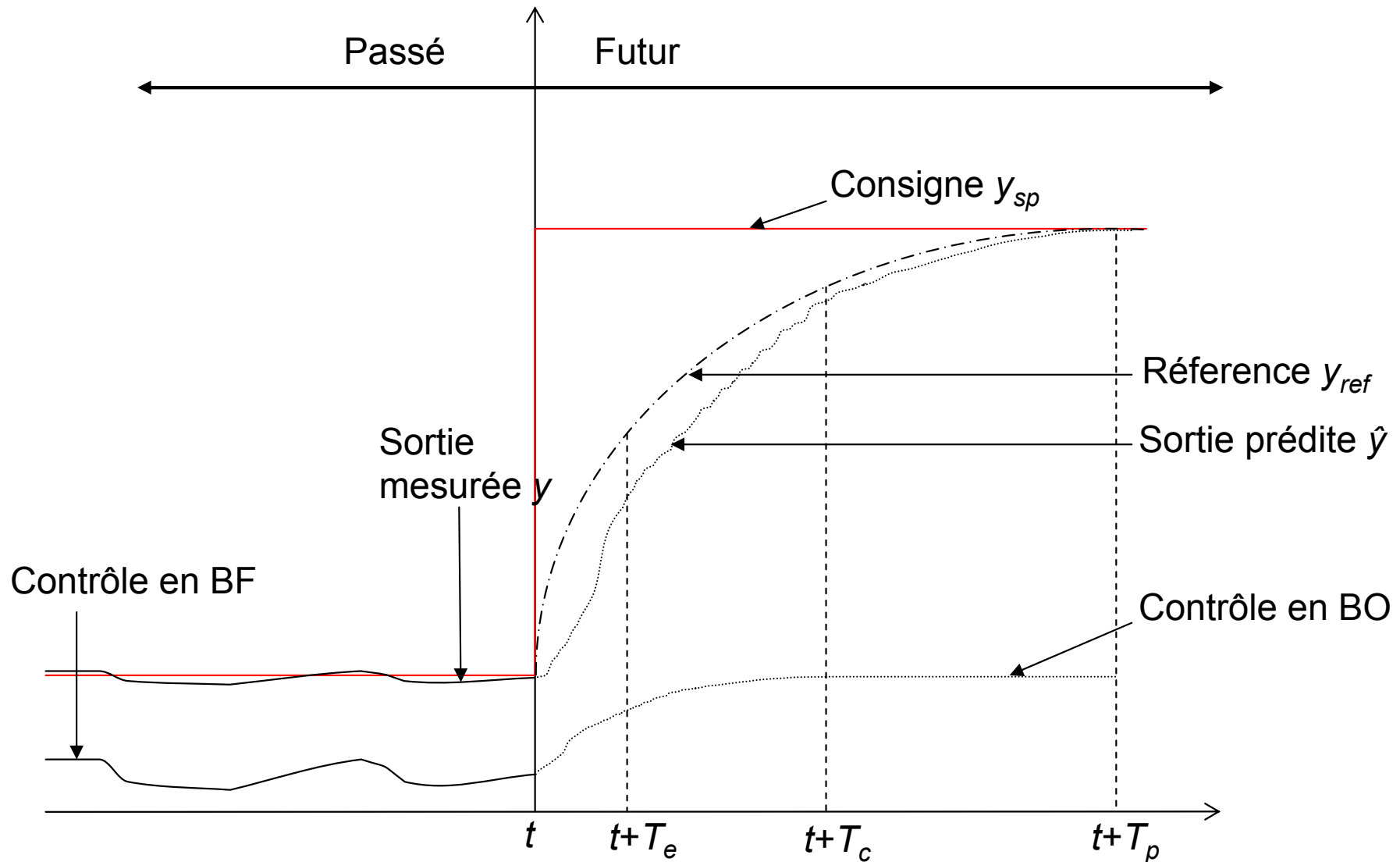
Plan

- Introduction
- Commande prédictive neuronale
 - Commande prédictive non linéaire
 - Modèle neuronal
 - Commande prédictive linéarisée
- Application au moteur à essence suralimenté
- Résultats de banc moteur
- Conclusion

Introduction

- Théorie
 - MPC linéaire sous contraintes (Richalet et al., 1978; Clarke et al., 1987)
 - MPC non linéaire (Findeisen et Allgöwer, 2002)
 - MPC à base de modèles neuronaux
 - MPC à base de modèles linéarisés
- Application : Contrôle moteur
 - Futures normes de pollution (Euro V)
 - Downsizing
 - Moteur à allumage commandé suralimenté

Commande prédictive



Commande prédictive

3 étapes

– Modèle de référence

$$y_{ref}(t+i) = y(t) + [y_{sp}(t) - y(t)] \left(1 - e^{-\frac{iT_e}{\tau}} \right)$$

– Modèle de prédiction $u \in R^n \mapsto y \in R^m$

- Linéaire ou non linéaire
- Physique ou boîte noire

– Minimisation sous contraintes : $\min_{U \in D} J$

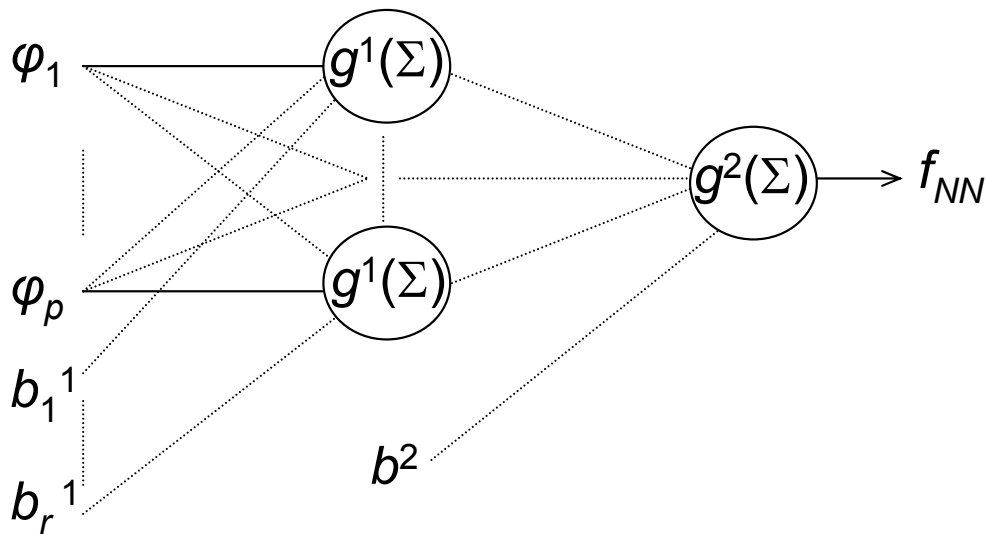
avec : $U = [u_1(t) \dots u_n(t); \dots; u_1(t+T_c) \dots u_n(t+T_c)]$

$$J = \sum_{i=1}^m \left(\sum_{j=1}^{T_p} [\hat{y}_i(t+j) - y_{i,ref}(t+j)]^2 \right) + \sum_{i=1}^n \left(\rho_i \sum_{j=0}^{T_c} [u_i(t+j) - u_i(t+j-1)]^2 \right)$$

Modèle neuronal

Perceptron à une couche cachée (MISO)

$$f_{NN} = g^2 \left(\sum_{k=1}^r w_k^2 g^1 \left(\sum_{j=1}^p w_{kj}^1 \varphi_j + b_k^1 \right) + b^2 \right)$$



$\varphi_j, j=1, \dots, p$ régresseurs

f_{NN} sortie

w, b paramètres

g fonction sigmoïde
(souvent tanh)

Modèle neuronal

Perceptron à une couche cachée

- Intérêts
 - Approximateur universel
 - Parcimonieux
 - Flexible
 - Facilement dérivable
- Modèle sous forme matricielle
- Dérivée par rapport aux entrées

$$f_{NN} = g^2(W^2 g^1(W^1 \phi))$$

$$\frac{\partial f_{NN}}{\partial \phi} = g'^2(W^2 g^1(W^1 \phi)) W^2 g'^1(W^1 \phi) W^1$$

Commande prédictive linéarisée

- Modèle non linéaire

$$\hat{y}(t+1) = f_{NN}(y(t), \dots, y(t-n_y), u(t), \dots, u(t-n_u), x(t), \dots, x(t-n_x)) \left\{ +L_1 \sum_{\tau=t_0}^t (\hat{y}(\tau) - y(\tau)) \right\}$$

- Question importante en NMPC

temps réel pour les systèmes rapides ?

– Solution non linéaire avec peu d'itérations

– Linéarisation instantanée

- avec contrainte : Programmation quadratique
- sans contrainte ou avec une saturation : Solution analytique

Commande prédictive linéarisée

Principe

$$\hat{y}(t+1) = f_{NN}(y(t), u(t), x(t))$$

Autour d'un point de fonctionnement

$$\hat{y}(t+1) = f_{NN}|_0 + \left. \frac{\partial f_{NN}}{\partial y(t)} \right|_0 (y(t) - y_0) + \left. \frac{\partial f_{NN}}{\partial u(t)} \right|_0 (u(t) - u_0) + \left. \frac{\partial f_{NN}}{\partial x(t)} \right|_0 (x(t) - x_0)$$

$$\Rightarrow \hat{y}(t+1) = a_0 + b_0 y(t) + c_0 u(t)$$

avec :

$$a_0 = f_{NL}|_0 - \left. \frac{\partial f_{NN}}{\partial y(t)} \right|_0 y_0 - \left. \frac{\partial f_{NN}}{\partial u(t)} \right|_0 u_0 \quad b_0 = \left. \frac{\partial f_{NN}}{\partial y(t)} \right|_0 \quad c_0 = \left. \frac{\partial f_{NN}}{\partial u(t)} \right|_0$$

Commande prédictive linéarisée

Modélisation

$$\hat{y}(t+1) = a_0 + b_0 y(t) + c_0 u(t)$$

$$\hat{y}(t+2) = a_0 + a_0 b_0 + b_0^2 y(t) + b_0 c_0 u(t) + c_0 u(t+1)$$

$$\hat{y}(t+i) = a_0 \sum_{j=0}^{i-1} b_0^j + b_0^i y(t) + \sum_{j=0}^{i-1} b_0^{i-j-1} c_0 u(t+j)$$

Sous forme matricielle : $\hat{Y} = G + HU$

avec :

$$\hat{Y} = \begin{bmatrix} \hat{y}(t+1) \cdots \hat{y}(t+T_p) \end{bmatrix}^T$$

$$U = \begin{bmatrix} u(t) \cdots u(t+T_p-1) \end{bmatrix}^T$$

$$G = \begin{bmatrix} a_0 + b_0 y(t) \\ a_0 + a_0 b_0 + b_0^2 y(t) \\ \vdots \\ a_0 \sum_{j=0}^{T_p-1} b_0^j + b_0^{T_p} y(t) \end{bmatrix}$$

$$H = \begin{bmatrix} c_0 & 0 & \cdots & 0 \\ b_0 c_0 & c_0 & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & 0 \\ b_0^{T_p-1} c_0 & \cdots & b_0 c_0 & c_0 \end{bmatrix}$$

Commande prédictive linéarisée

Expression du critère

$$J = \sum_{j=1}^{T_p} [\hat{y}(t+j) - y_{ref}(t+j)]^2 + \rho \sum_{j=0}^{T_p-1} [u(t+j) - u(t+j-1)]^2$$

sous forme matricielle

$$J = (\hat{Y} - Y_{ref})^T (\hat{Y} - Y_{ref}) + (U^T \Gamma U - 2\beta^T U + r)$$

avec :

$$\left\{ \begin{array}{l} Y_{ref} = [y_{ref}(t+1) \cdots y_{ref}(t+T_p)]^T \\ \Gamma = \rho \begin{bmatrix} 2 & -1 & & 0 \\ -1 & \ddots & \ddots & \\ & \ddots & 2 & -1 \\ 0 & & -1 & 1 \end{bmatrix} \quad r = \rho u_0^2 \quad \beta = \rho \begin{bmatrix} u_0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} \end{array} \right.$$

Commande prédictive linéarisée

Minimisation du critère

- Problème :

$$\min_{U \in D} \frac{1}{2} U^T (H^T H + \Gamma) U + \left((G - Y_{ref})^T H - \beta^T \right) U$$

- Deux solutions :
 - QP (sous contrainte)
 - analytique (avec saturation)

$$U = sat \left\{ (H^T H + \Gamma)^{-1} (\beta - H^T (G - Y_{ref})) \right\}$$

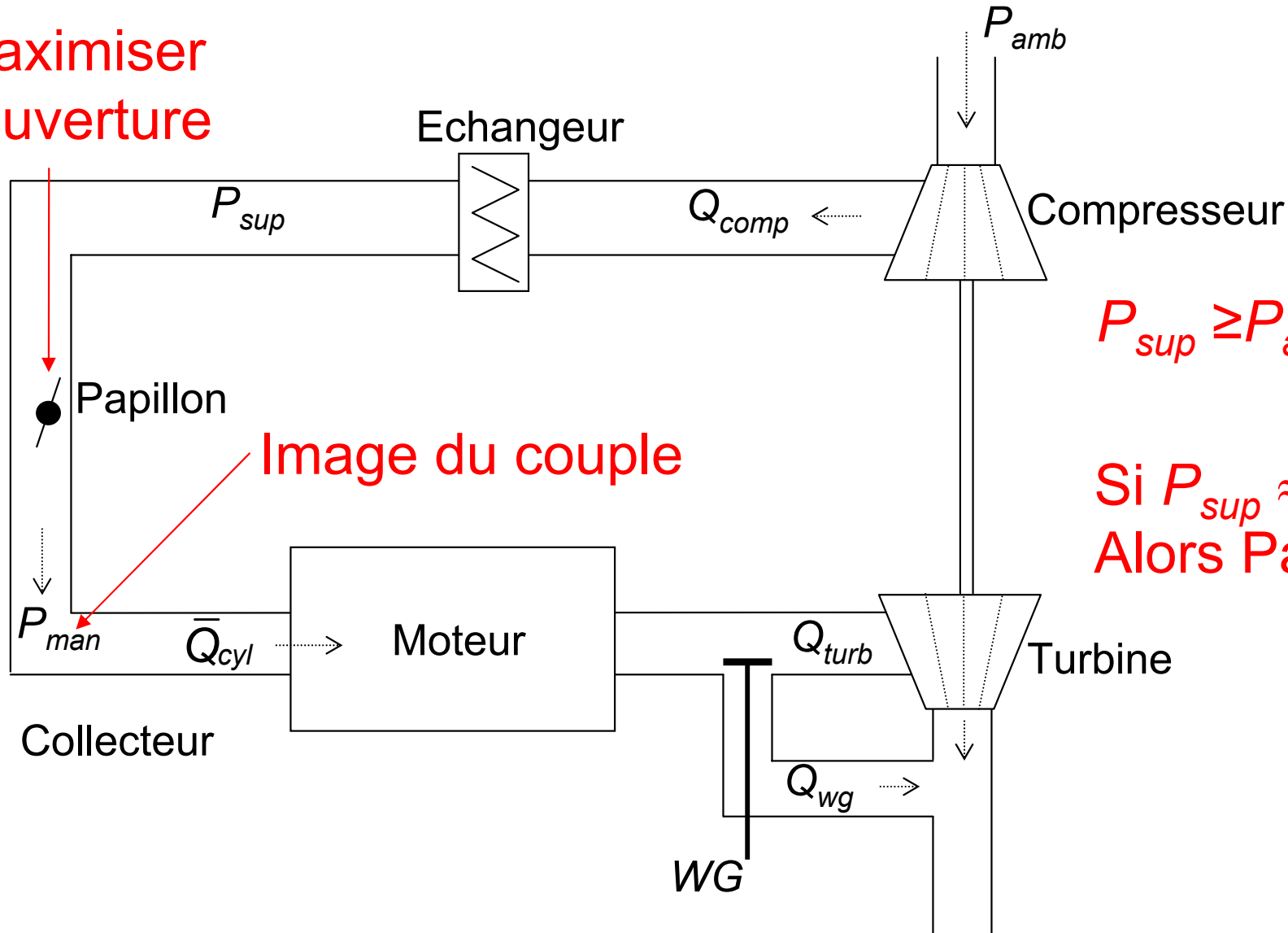
Plan

- Introduction
- Commande prédictive neuronale
 - Commande prédictive non linéaire
 - Modèle neuronal
 - Commande prédictive linéarisée
- **Application au moteur à essence suralimenté**
- Conclusion

Application au moteur essence suralimenté

Description

Maximiser
l'ouverture



$$P_{sup} \geq P_{amb}$$

Si $P_{sup} \approx P_{man}$
Alors Papillon ouvert

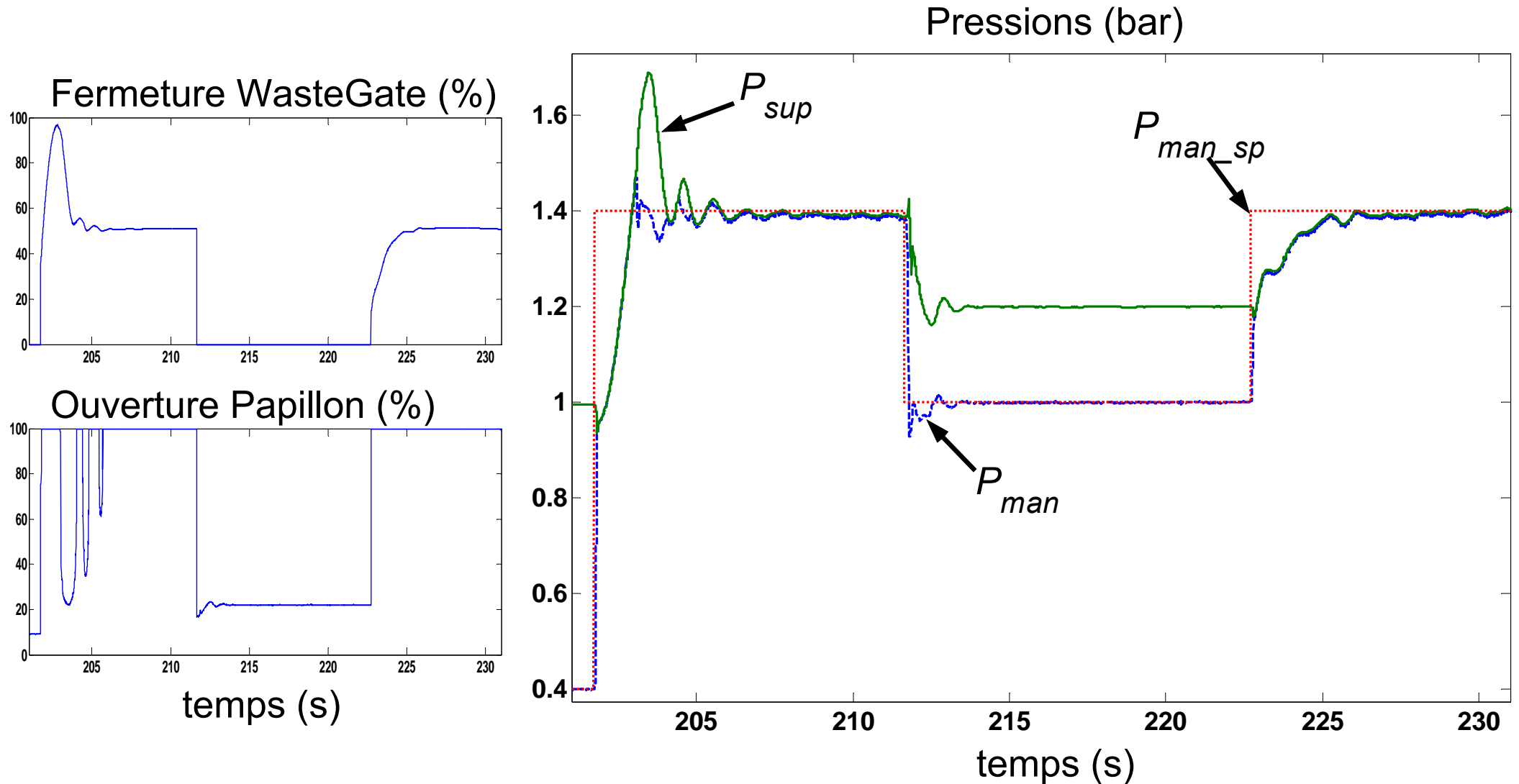
Commande existante

Contrôleur PID

- Commandes monovariabiles découplées de type PI
 - Inconvénients
 - Difficulté de réglage des gains pour tous les points de fonctionnement
 - Dépassement lié à l'inertie du turbocompresseur
 - Commande non satisfaisante
 - non prise en compte de la dynamique turbocompresseur
 - non prise en compte des non linéarités et des contraintes
- ➔ Commande prédictive

Commande existante

Contrôleur PID (Résultats de banc moteur)



Application au moteur essence suralimenté

Résumé

- Variable à contrôler : P_{sup}
- Commande : WG
- Variable d'état : \bar{Q}_{cyl}
- Contraintes
 - Saturation sur la commande $WG_{min} \leq WG \leq WG_{max}$
 - Papillon à 100%
 - Système rapide
 - Période d'échantillonnage variable (fonction du régime)
 - Pire cas : $T_e = 0.5 \text{ ms}$

Schéma de contrôle

- Modèle de référence
- Minimisation

$\min_{WG} J$ sous les contraintes : $WG_{\min} \leq WG \leq WG_{\max}$

avec :

$$J = \sum_{j=1}^{T_p} [(\hat{P}_{sup}(t+j) - P_{supref}(t+j))]^2 + \rho \sum_{j=0}^{T_p-1} [WG(t+j) - WG(t+j-1)]^2$$

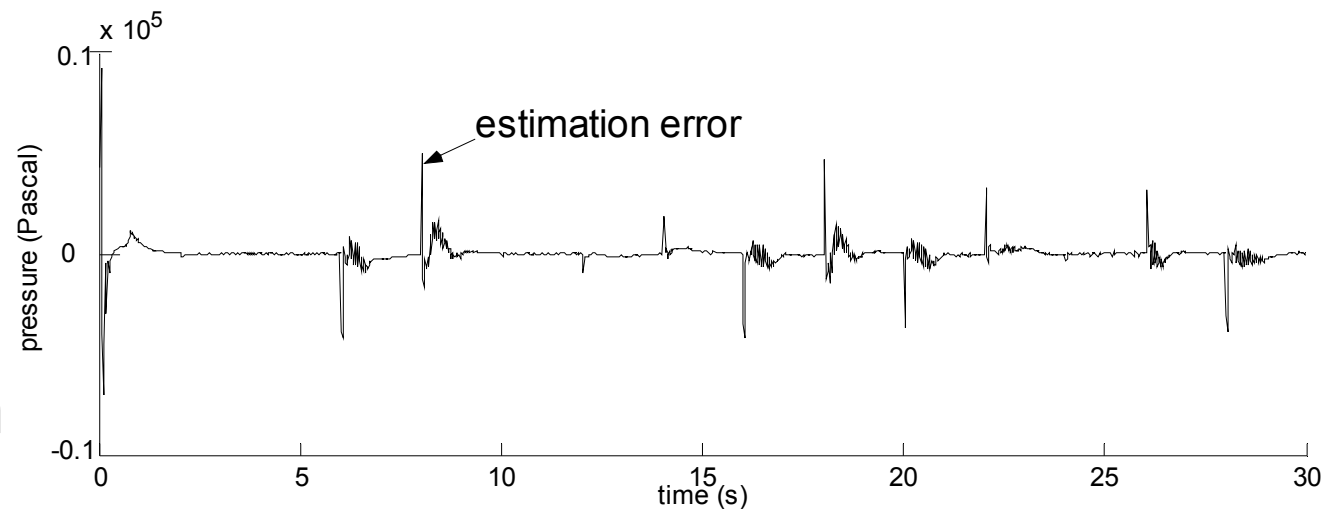
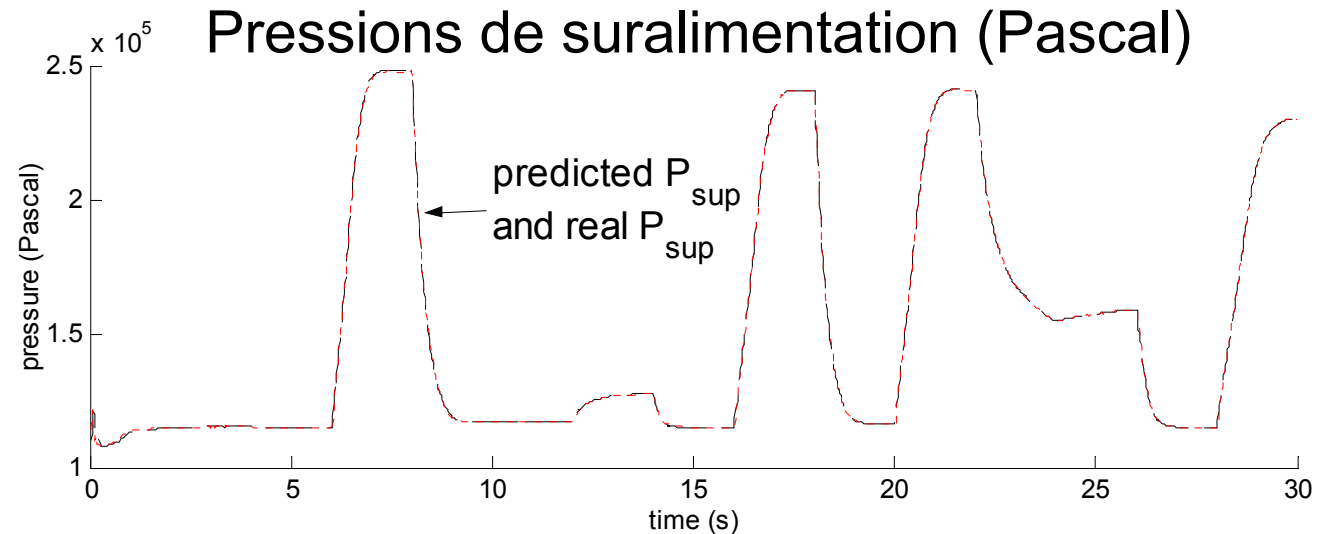
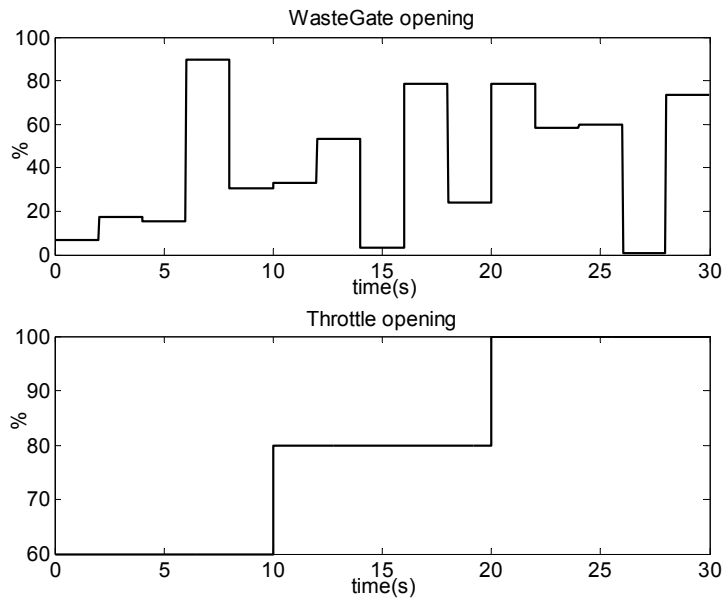
- Modèle de prédiction
→ Modèle neuronal, OE, MISO

$$\hat{P}_{sup}(t+1) = f_{nn}(\hat{P}_{sup}(t), WG(t), \bar{Q}_{cyl}(t))$$

Résultats de simulation

- Utilisation d'un simulateur haute fréquence
 - Complexe et précis
- Apprentissage et validation du modèle neuronal
- Comparaison entre 3 approches
 - Constrained Exact Neural Predictive Control (CENPC)
 - Minimisation itérative (Levenberg Marquardt) + Modèle neuronal non linéaire
 - Constrained Linearized Neural Predictive Control (CLNPC)
 - Minimisation (Programmation Quadratique) + Modèle neuronal linéarisé
 - Saturated Linearized Neural Predictive Control (SLNPC)
 - Solution analytique avec saturation + Modèle neuronal linéarisé

Validation du modèle neuronal Simulation

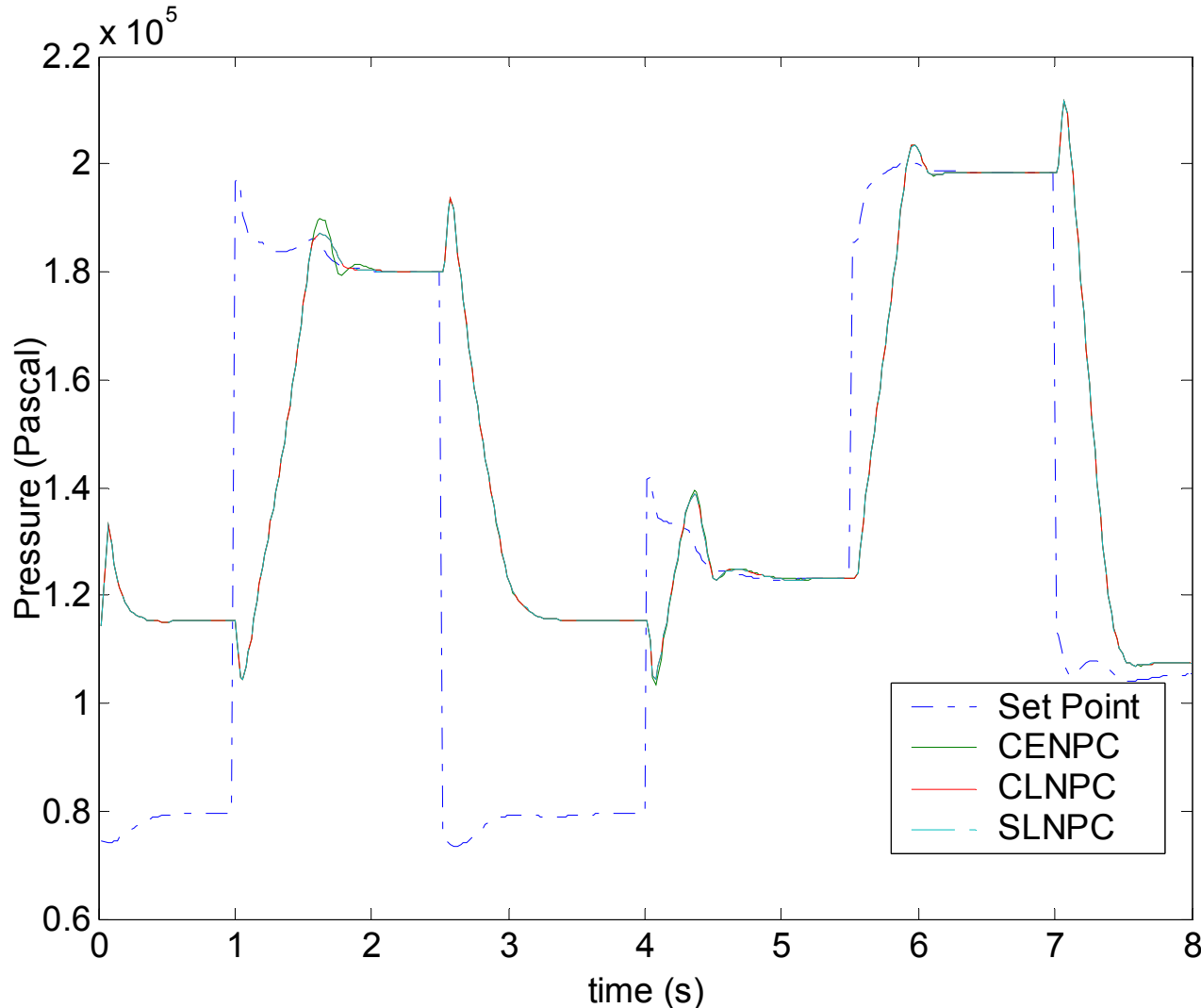


$$\hat{P}_{sup}(t+1) = f_{nn}(P_{sup}(t), WG(t), \bar{Q}_{cyl}(t))$$

→ Très bonne prédiction

Comparaison entre 3 approches Simulation

Pressions de suralimentation (Pa)



Résultats similaires

Temps de calcul sur le scénario :

→ CENPC : 100.00%

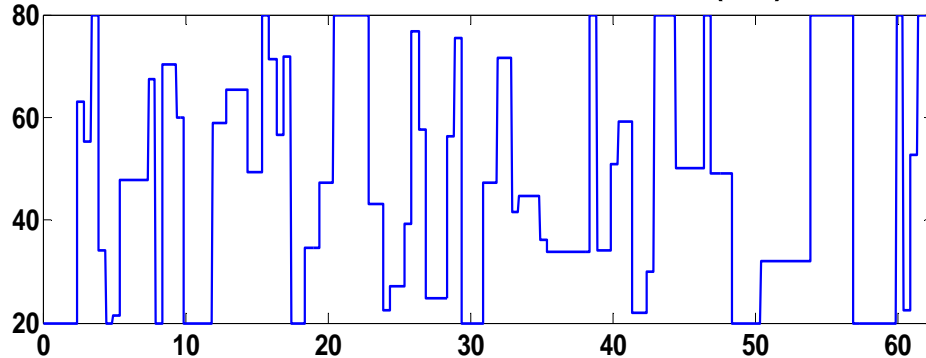
→ CLNPC : 20.00%

→ SLNPC : 0.02%

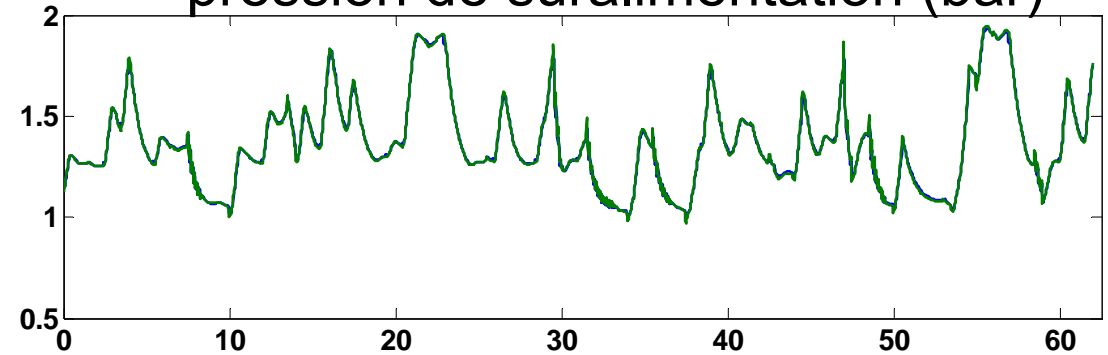
Résultats de banc moteur

Apprentissage

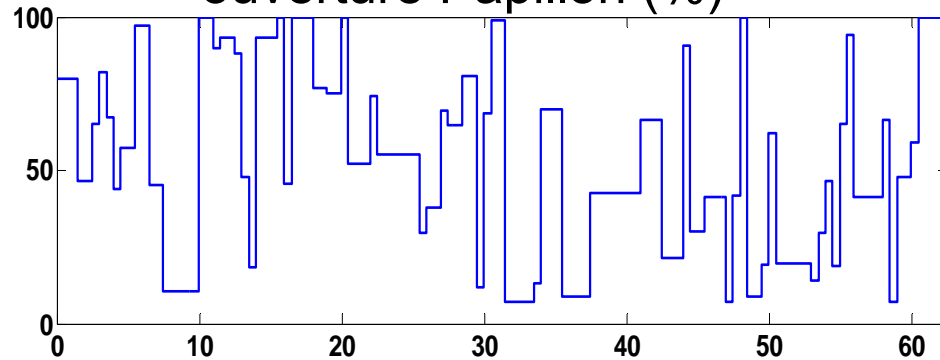
fermeture WasteGate (%)



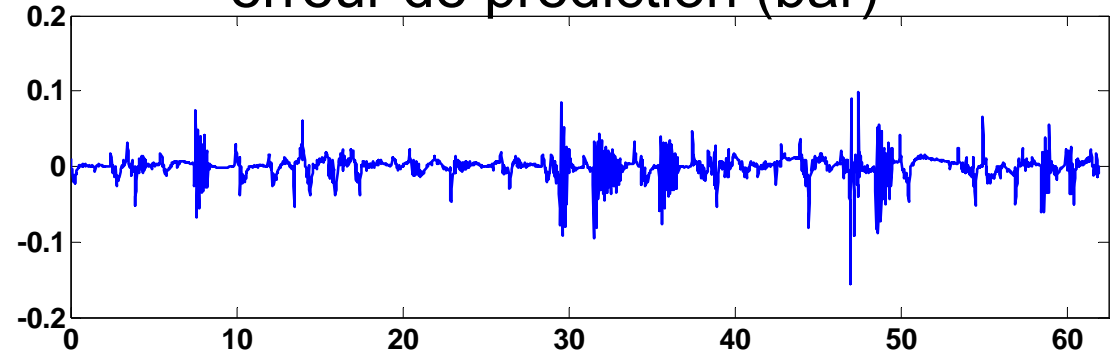
pression de suralimentation (bar)



ouverture Papillon (%)



erreur de prédiction (bar)



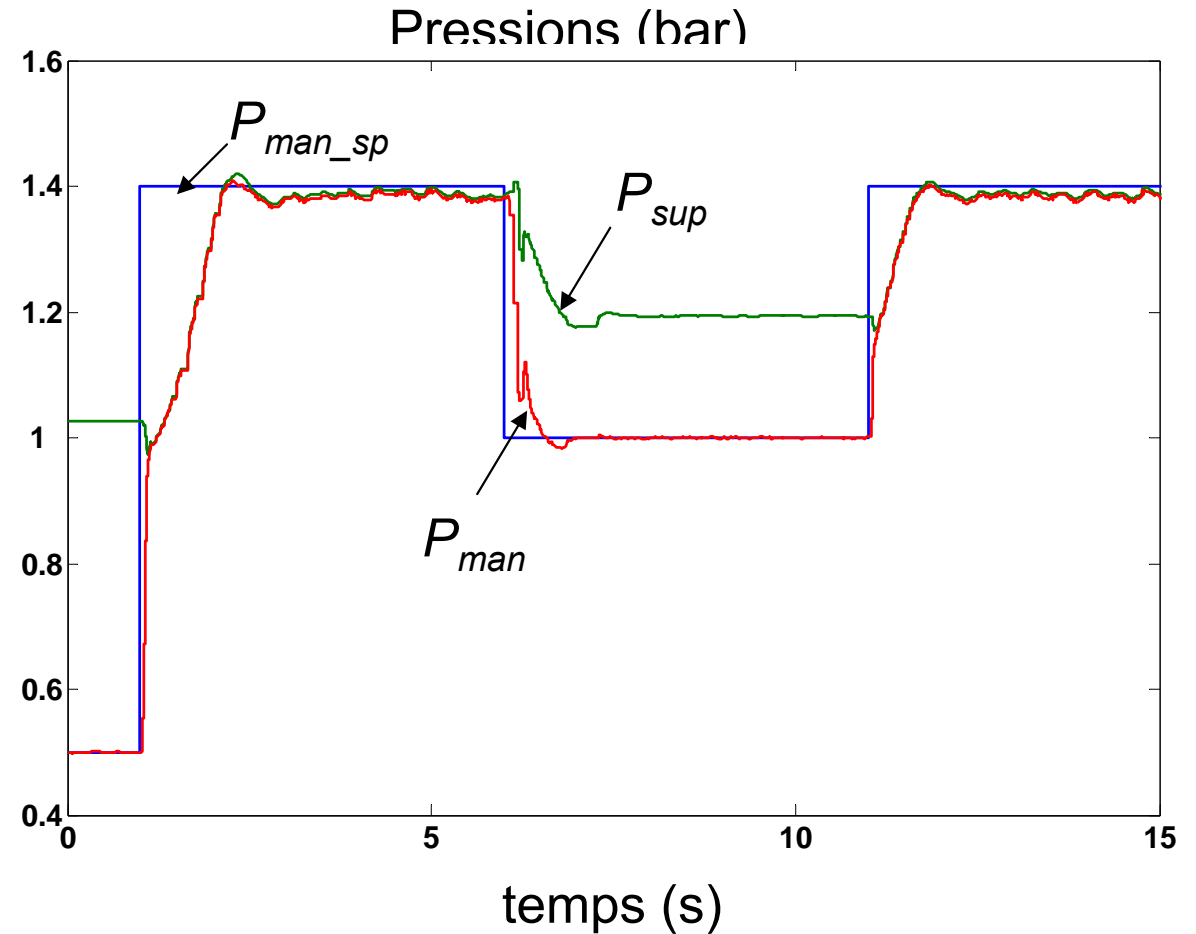
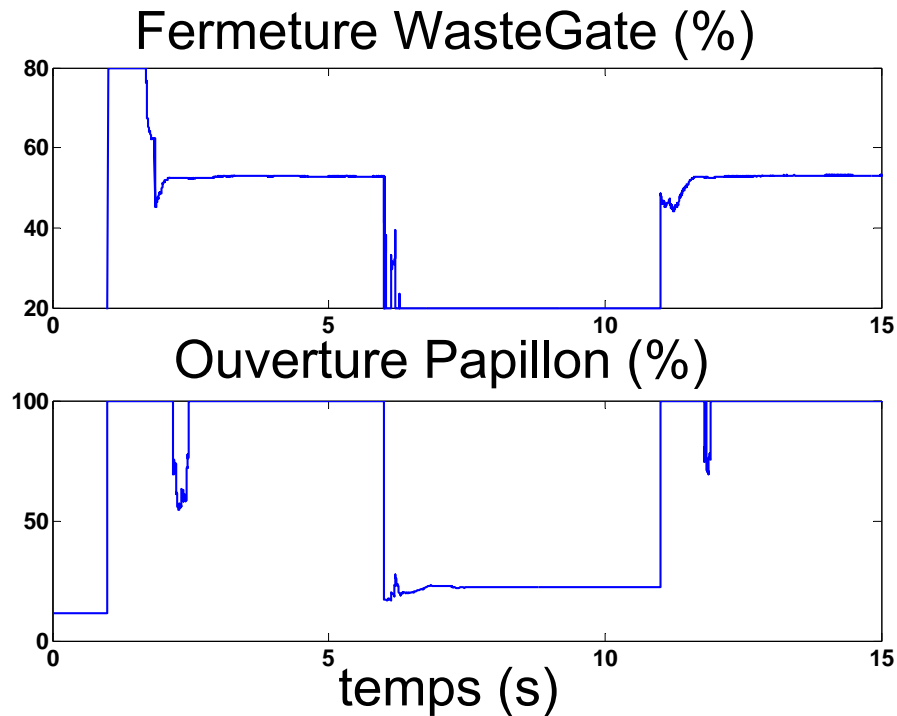
temps (s)

temps (s)

Structure du modèle identique

Résultats de banc moteur

NPC linéarisé saturé



Objectifs satisfaits :

→ Temps de calcul (0.5ms)

→ Papillon ouvert le plus possible

→ Pas de dépassement de P_{sup}

→ Bon suivi

Conclusion

Méthode proposée : NPC linéarisé saturé

- systèmes non linéaires très rapides
- synthèse et réglage du contrôle aisés
- obtention et utilisation du modèle simplifiées par une approche neuronale
- application au moteur à essence suralimenté sur des modèles de simulation
- application sur un moteur réel (Smart)

Commande prédictive non linéaire à base de modèles neuronaux : Application au moteur à essence suralimenté

G. Colin¹, Y. Chamaillard¹, G. Bloch²

¹ Laboratoire de Mécanique et d'Énergétique (LME)
guillaume.colin@univ-orleans.fr, yann.chamaillard@univ-orleans.fr

² Centre de Recherche en Automatique de Nancy (CRAN)
gerard.bloch@esstin.uhp-nancy.fr