

SIGMA

LABORATOIRE SIGNAUX, MODÈLES,
APPRENTISSAGE STATISTIQUE
CNRS UMR 7084
10, RUE VAUQUELIN - 75005 PARIS
TEL. + 33 (0)1 40 79 45 41



APPRENTISSAGE, MODÉLISATION ET COMMANDE : QUELQUES PRINCIPES ET APPLICATIONS

Gérard DREYFUS, IEEE Fellow

Laboratoire Signaux, Modèles, Apprentissage (SIGMA lab)

ESPCI-ParisTech

10 rue Vauquelin - 75005 PARIS

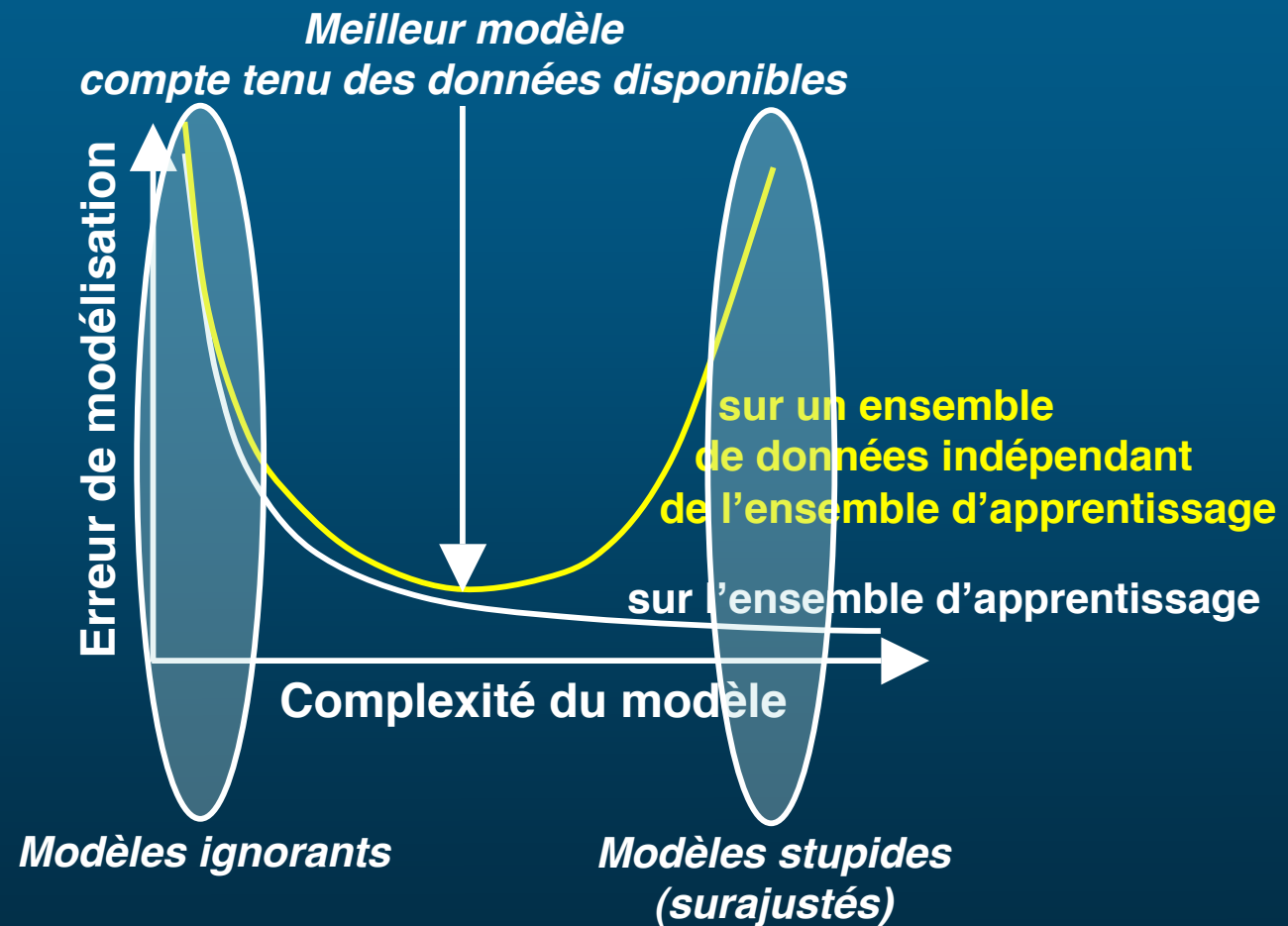
Tél : 01 40 79 45 41

Gerard.Dreyfus@espci.fr - <http://www.neurones.espci.fr>

POUR QUOI FAIRE ?

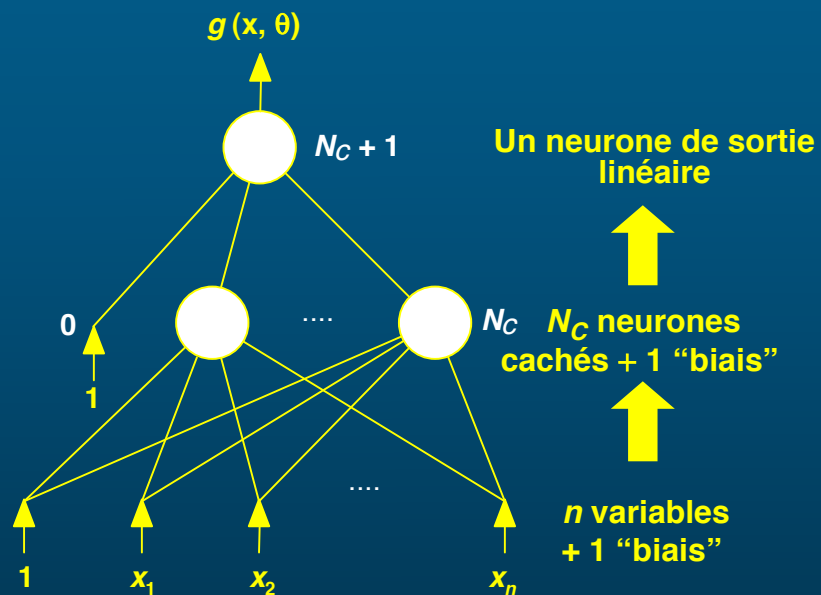
- Réaliser des modèles ou des méta-modèles prédictifs non linéaires à partir de données.
- Incorporer dans le modèle des connaissances avérées chaque fois que c'est possible (modélisation semi-physique).
- Réaliser des classifieurs si nécessaire (diagnostic, ...).
- Réaliser des lois de commande non linéaires.

LA GÉNÉRALISATION



POURQUOI LES RÉSEAUX DE NEURONES ?

Approximation universelle parcimonieuse



Le réseau calcule une combinaison linéaire des sorties des neurones cachés, qui sont des fonctions non linéaires des variables :

$$g(\mathbf{x}, \theta) = \sum_{i=0}^{N_C} \theta_{N_C+1,i} \text{th} \left(\sum_{j=0}^n \theta_{ij} x_j \right)$$

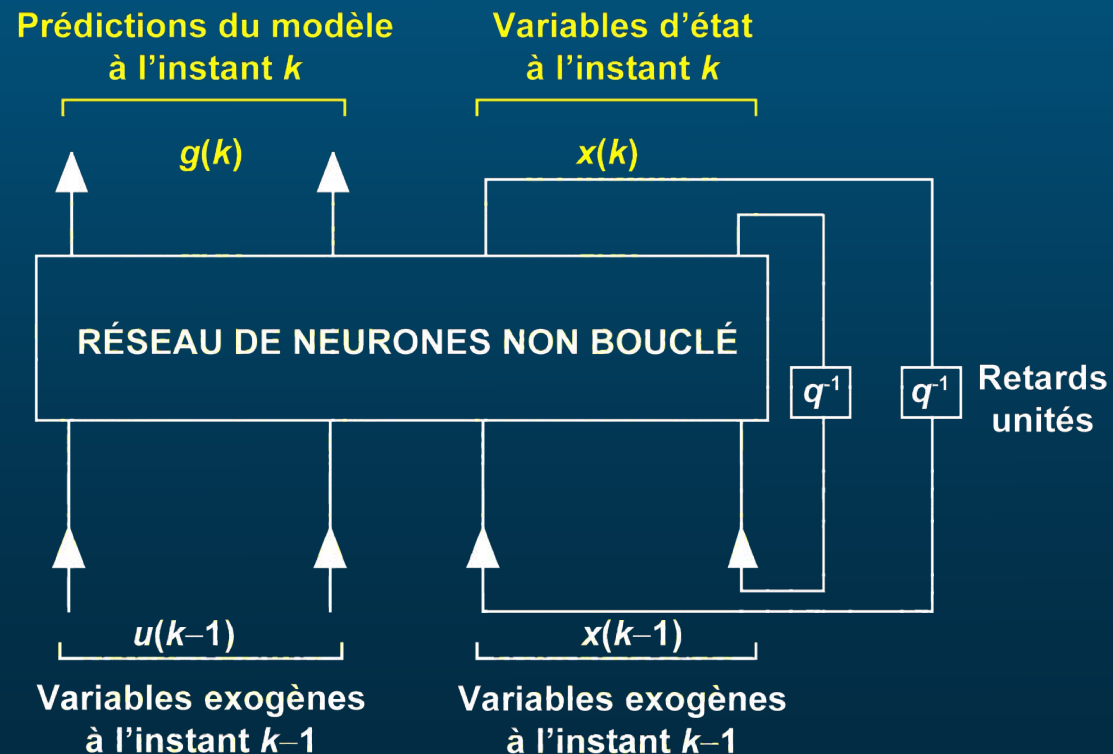
Polynôme : $g(\mathbf{x}, \theta) = \theta_0 + \theta_1 x + \theta_2 x^2 + \theta_3 x^3$

ÉLÉMENTS DE LA MÉTHODOLOGIE DE CONCEPTION

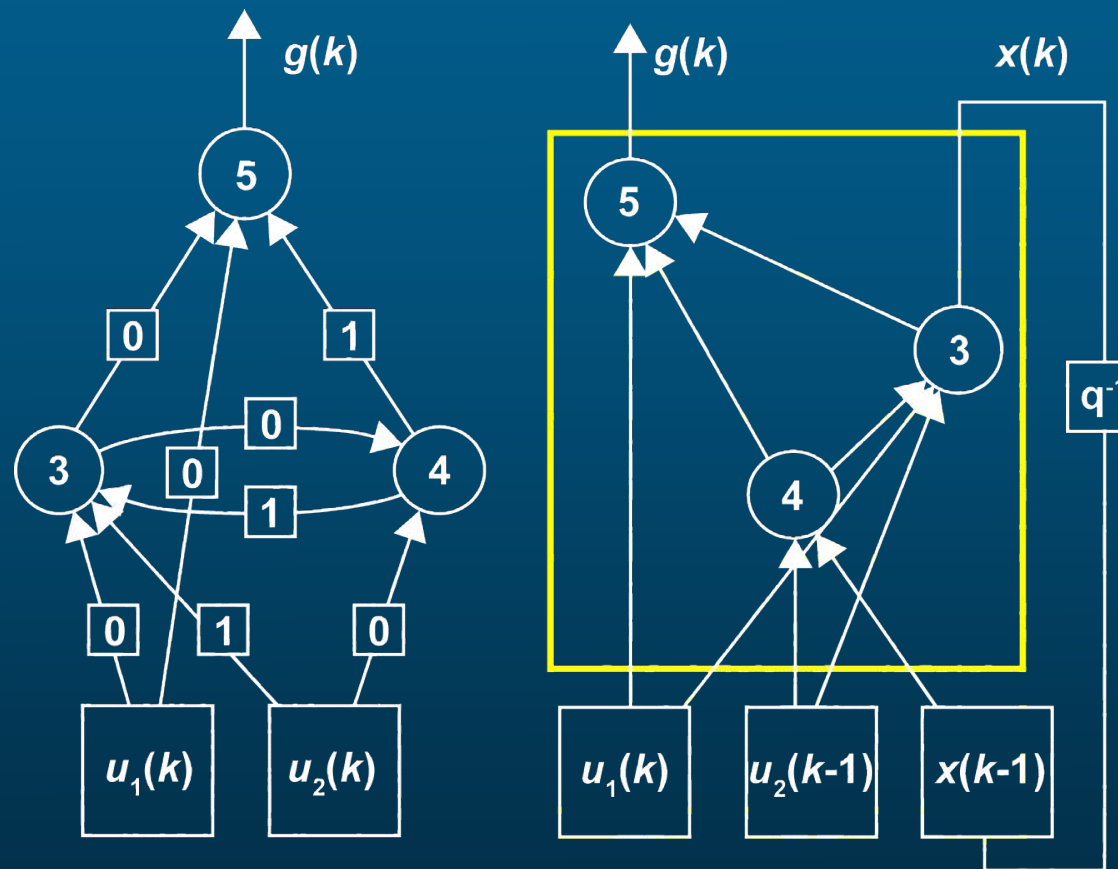
- **Collecte des données (si possible selon un plan d'expériences).**
- **Sélection des variables pertinentes et élimination des variables corrélées : méthode de la variable sonde.**
- **Apprentissage : optimisation d'une fonction de coût convenablement choisie à l'aide de méthodes d'optimisation non linéaire efficaces (BFGS, Levenberg-Marquardt, gradient conjugué, ...).**
- **Sélection de la complexité du modèle : estimation de la capacité de généralisation par validation croisée, leave-one-out, ou leave-one-out virtuel (économe en temps de calcul).**
- **Estimation d'intervalles de confiance sur la prévision.**

LA FORME CANONIQUE DES RÉSEAUX DYNAMIQUES

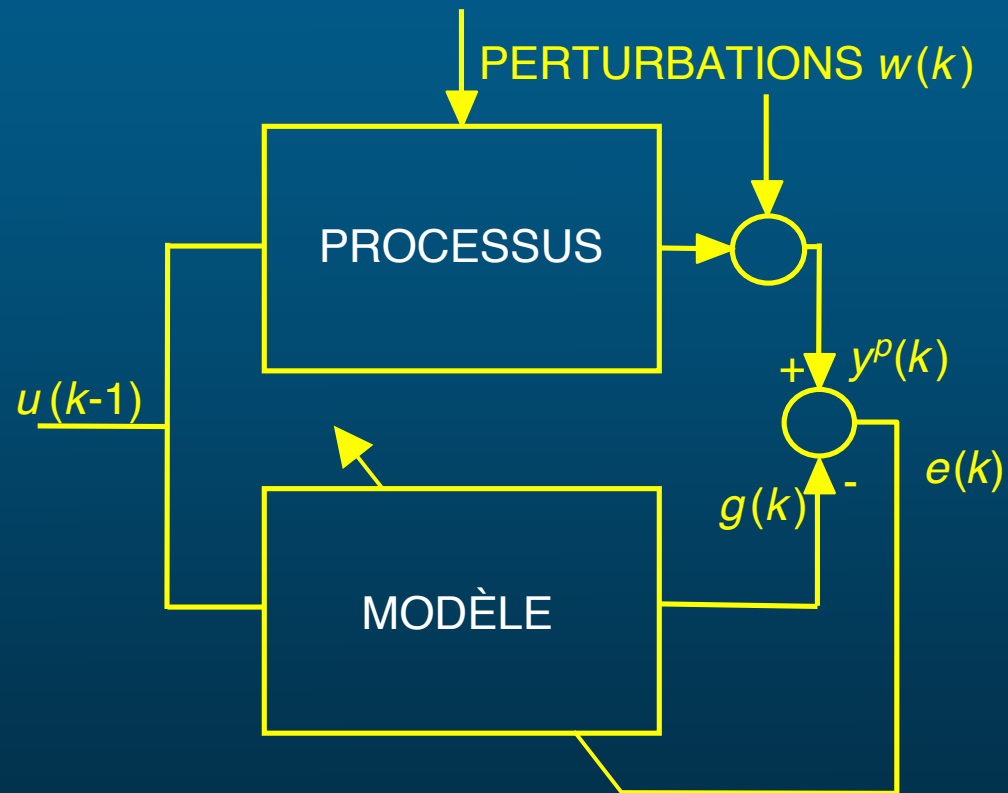
On peut mettre n'importe quel réseau de neurones bouclé sous la forme d'un réseau de neurones non bouclé dont une ou plusieurs sorties sont ramenées aux entrées (« entrées d'état ») par l'intermédiaire de retards unités.



EXEMPLE DE FORME CANONIQUE

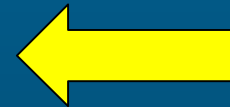


MODÉLISATION DYNAMIQUE « BOÎTE NOIRE »



CHOIX POUR LA CONCEPTION D'UN MODÈLE DYNAMIQUE

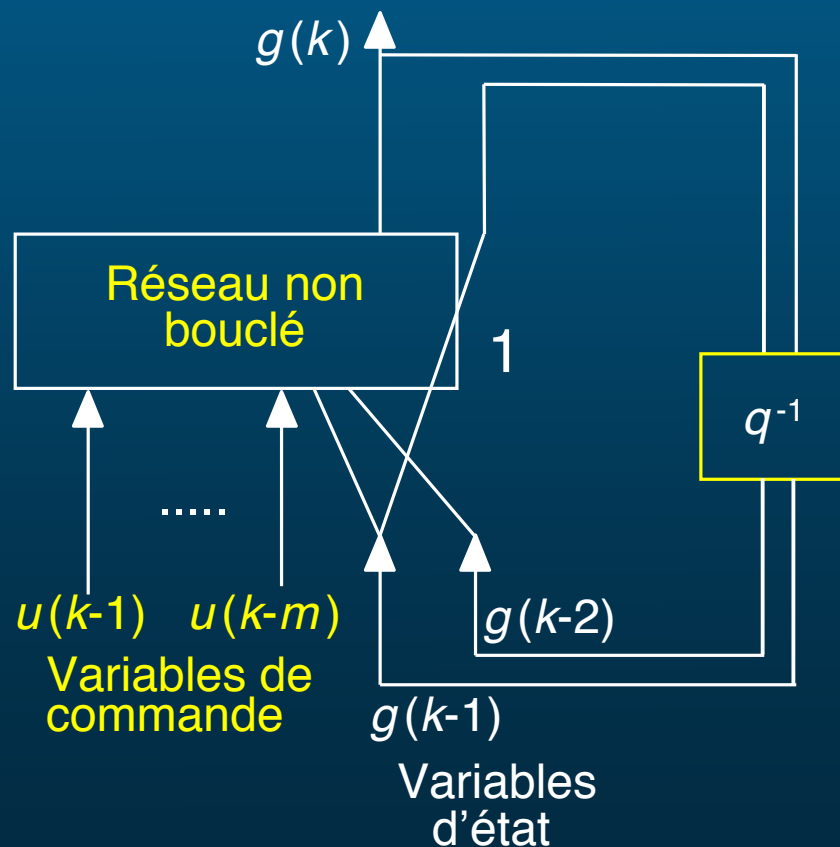
- CHOIX DU TYPE DE MODÈLE :
 - MODÈLE ENTRÉE-SORTIE
 - MODÈLE D'ÉTAT
- CHOIX DU TYPE D'APPRENTISSAGE :
 - BOUCLÉ
 - NON BOUCLÉ



REPRÉSENTATION DU MODÈLE (SISO)

REPRÉSENTATION ENTRÉE-SORTIE

$$g(k) = F[g(k-1), \dots, g(k-n), u(k-1), \dots, u(k-m)]$$

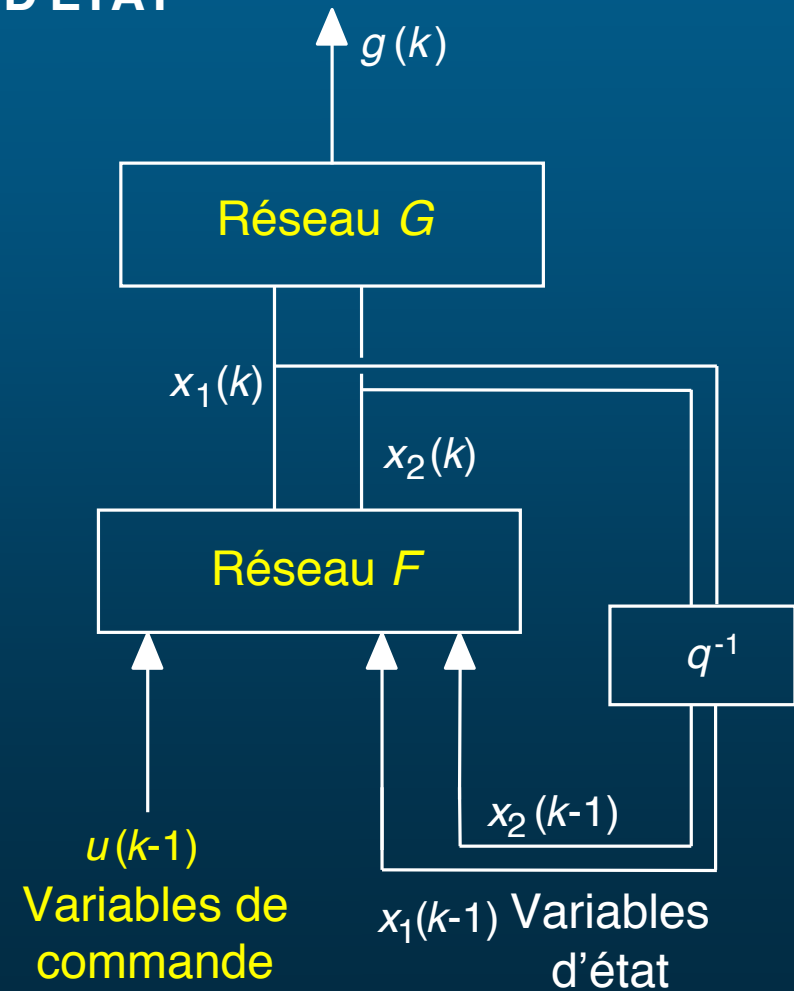


REPRÉSENTATION DU MODÈLE (SISO)

REPRÉSENTATION D'ÉTAT

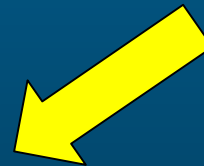
$$\mathbf{x}(k) = \mathbf{F}[\mathbf{x}(k-1), u(k-1)]$$

$$g(k) = \mathbf{G}[\mathbf{x}(k)]$$

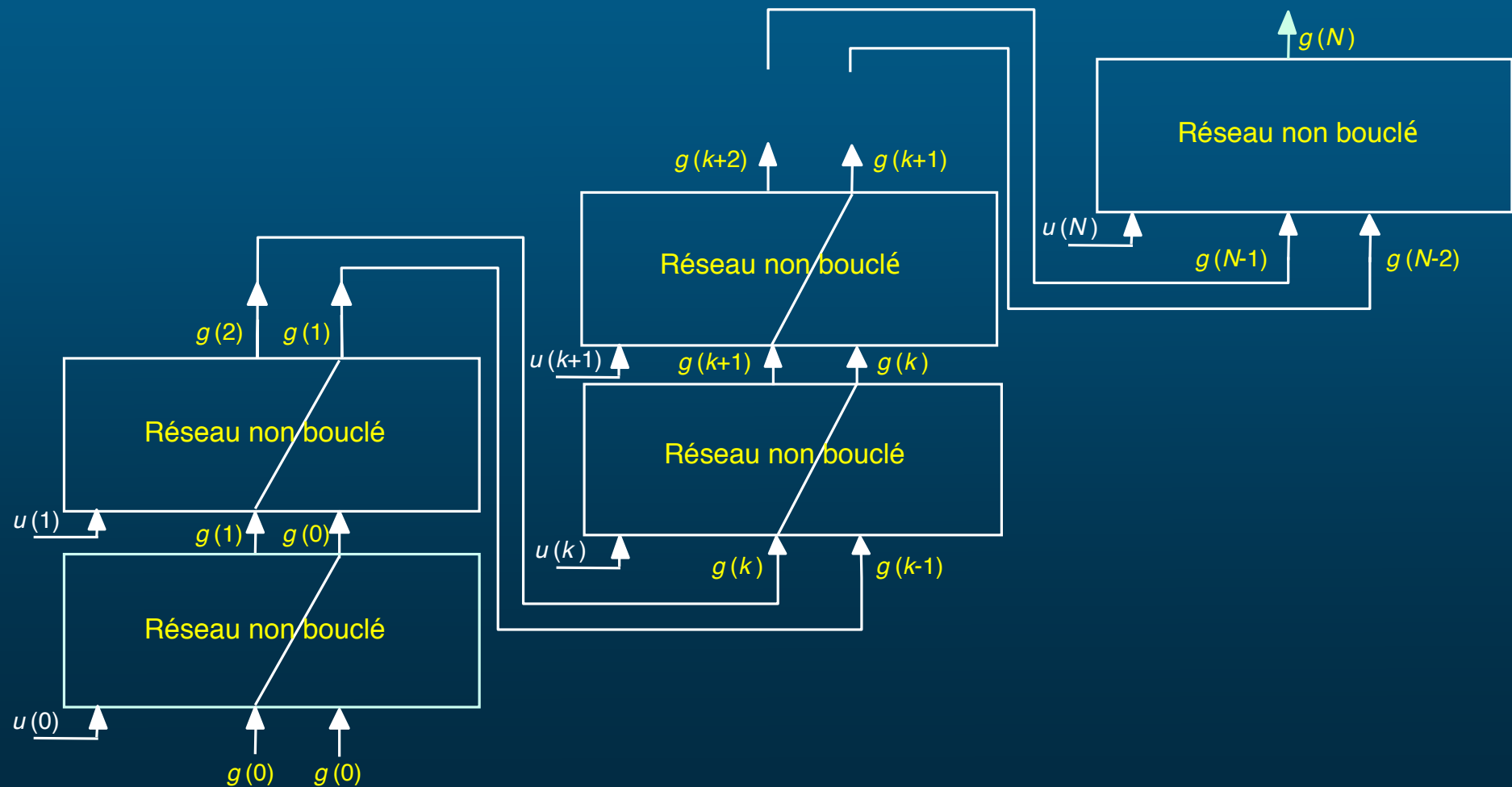


CHOIX POUR LA CONCEPTION D'UN MODÈLE DYNAMIQUE

- CHOIX DU TYPE DE MODÈLE :
 - MODÈLE ENTRÉE-SORTIE
 - MODÈLE D'ÉTAT
- CHOIX DU *TYPE D'APPRENTISSAGE* :
 - BOUCLÉ
 - NON BOUCLÉ

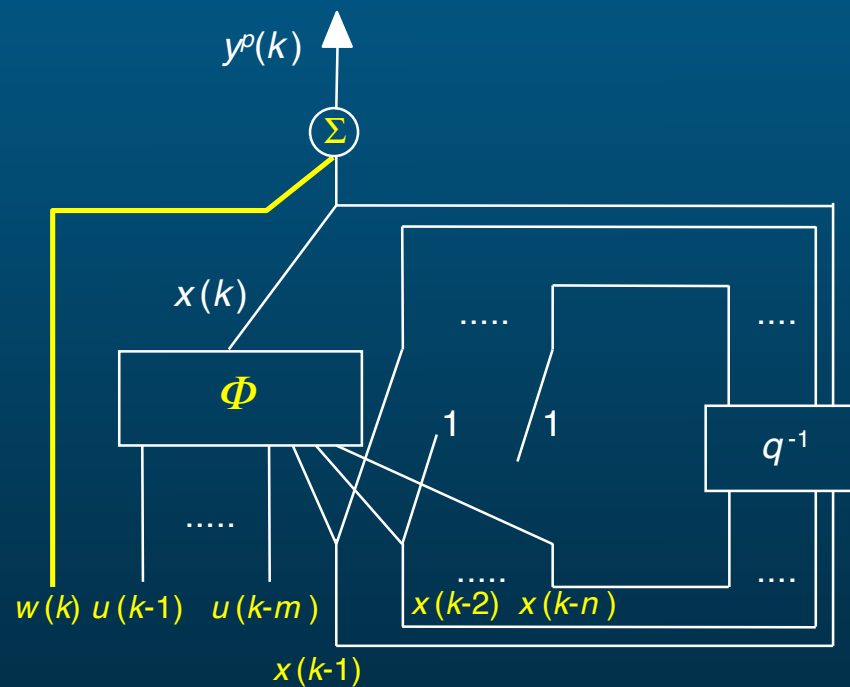


APPRENTISSAGE SEMI-DIRIGÉ

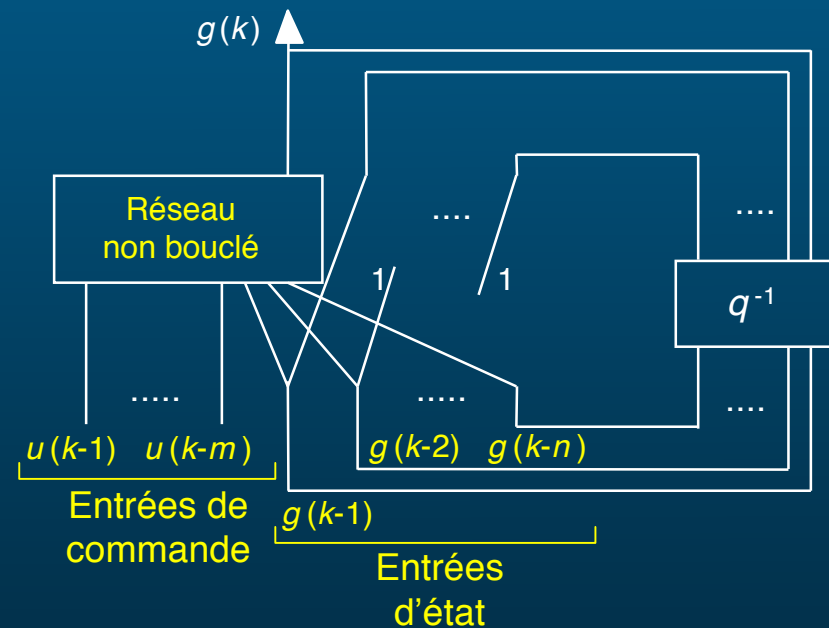


MODÈLE ENTRÉE-SORTIE OPTIMAL POUR PROCESSUS AVEC BRUIT DE SORTIE

MODÈLE POSTULÉ

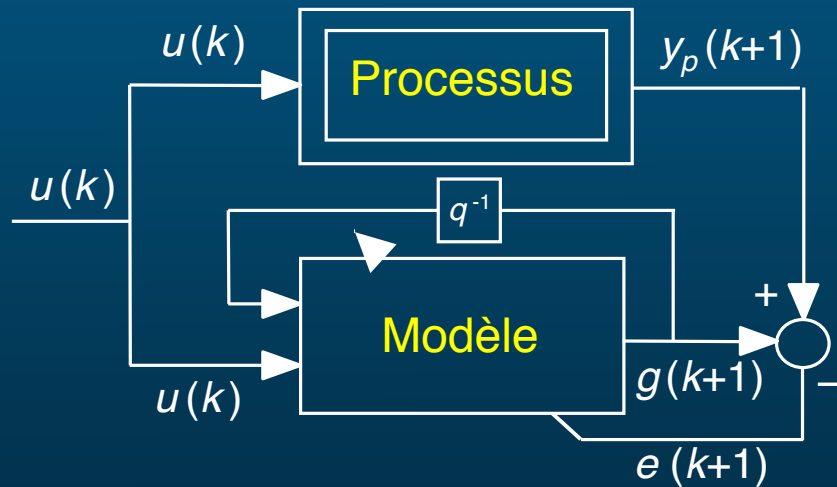


MODÈLE OPTIMAL (RÉSEAU *BOUCLÉ*)

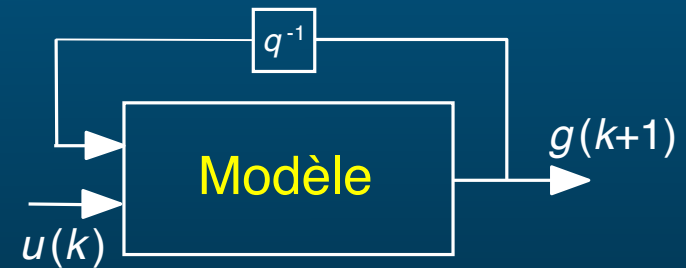


APPRENTISSAGE ET UTILISATION D'UN MODÈLE BOUCLÉ

APPRENTISSAGE "semi-dirigé"

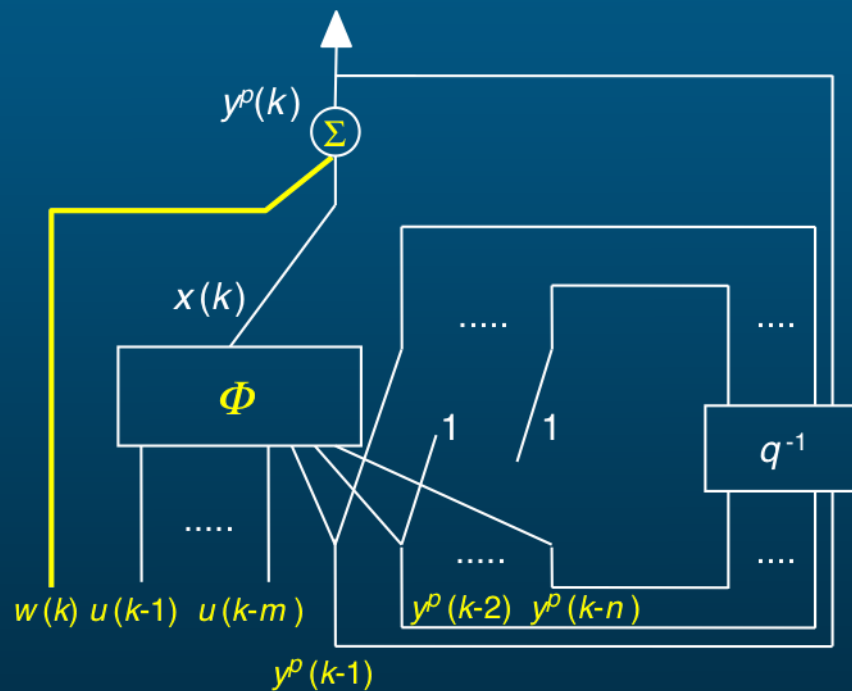


UTILISATION

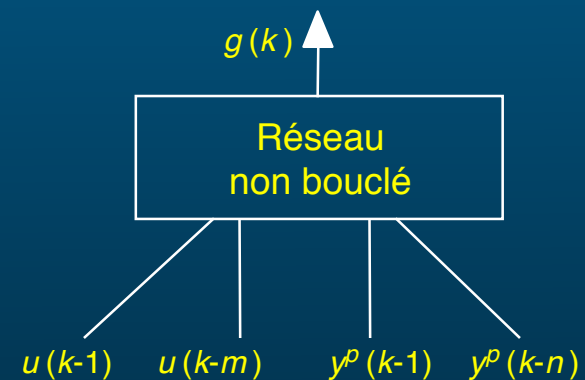


MODÈLE ENTRÉE-SORTIE OPTIMAL POUR PROCESSUS AVEC BRUIT D'ÉTAT

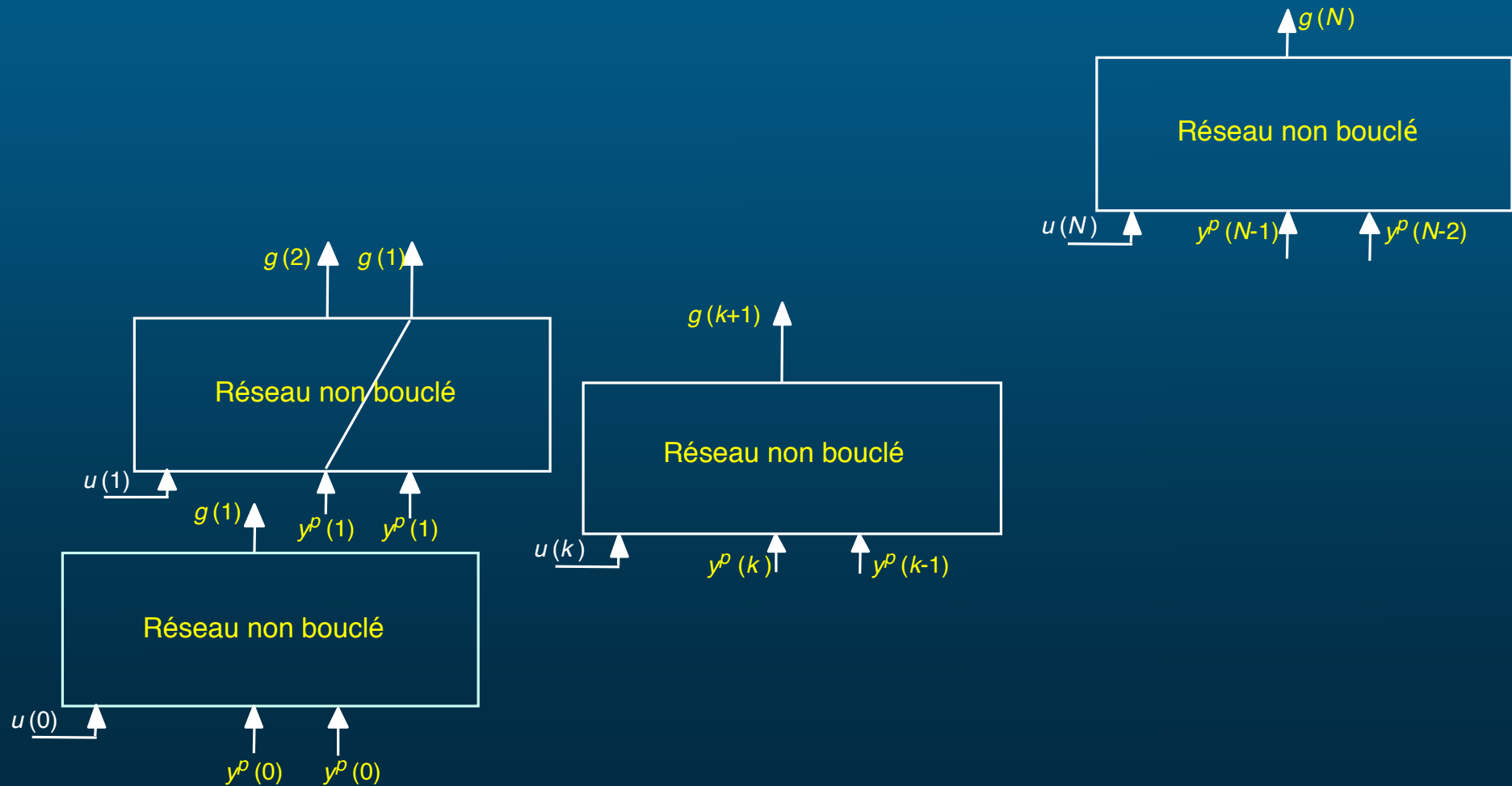
MODÈLE POSTULÉ



MODÈLE OPTIMAL (RÉSEAU NON BOUCLÉ)

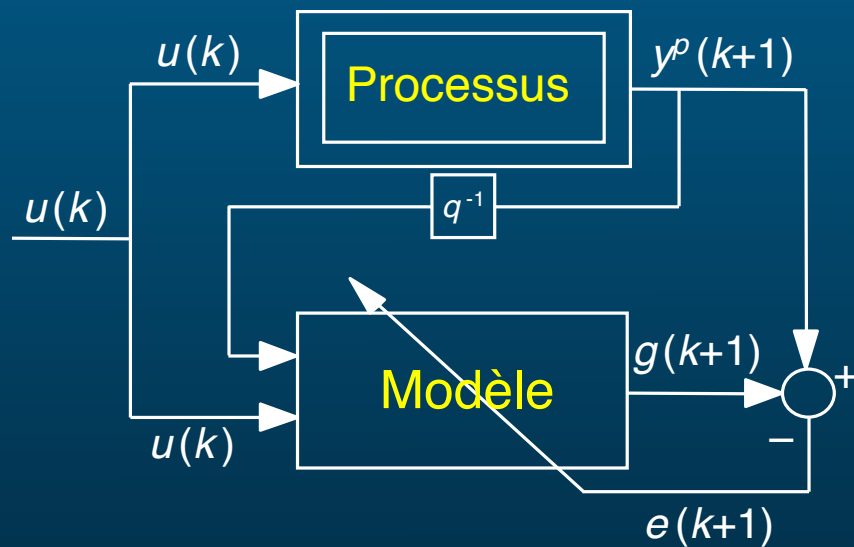


APPRENTISSAGE DIRIGÉ



APPRENTISSAGE ET UTILISATION D'UN MODÈLE NON BOUCLÉ

APPRENTISSAGE "dirigé"



UTILISATION

- Modèle à un pas



- Simulateur

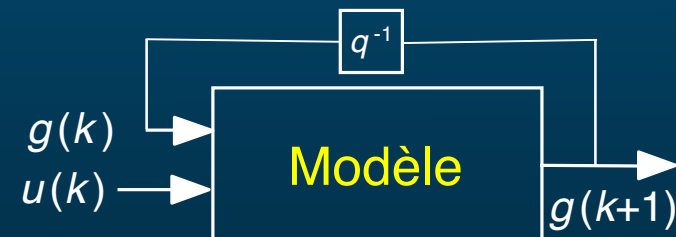


ILLUSTRATION NUMÉRIQUE : MODÉLISATION ENTRÉE-SORTIE D'UN PROCESSUS SIMULÉ AVEC BRUIT DE SORTIE

Équations du processus simulé :

$$x_p(k+1) = \left[1 - \frac{T}{a_1 + a_2 x_p(k)} \right] x_p(k) + T \frac{b_1 + b_2 x_p(k)}{a_1 + a_2 x_p(k)} u(k),$$

$$y_p(k) = x_p(k) + w(k)$$

$w(k)$ est un bruit blanc d'amplitude maximale 0,5

Apprentissage d'un modèle *bouclé* (*optimum pour un bruit de sortie*) :

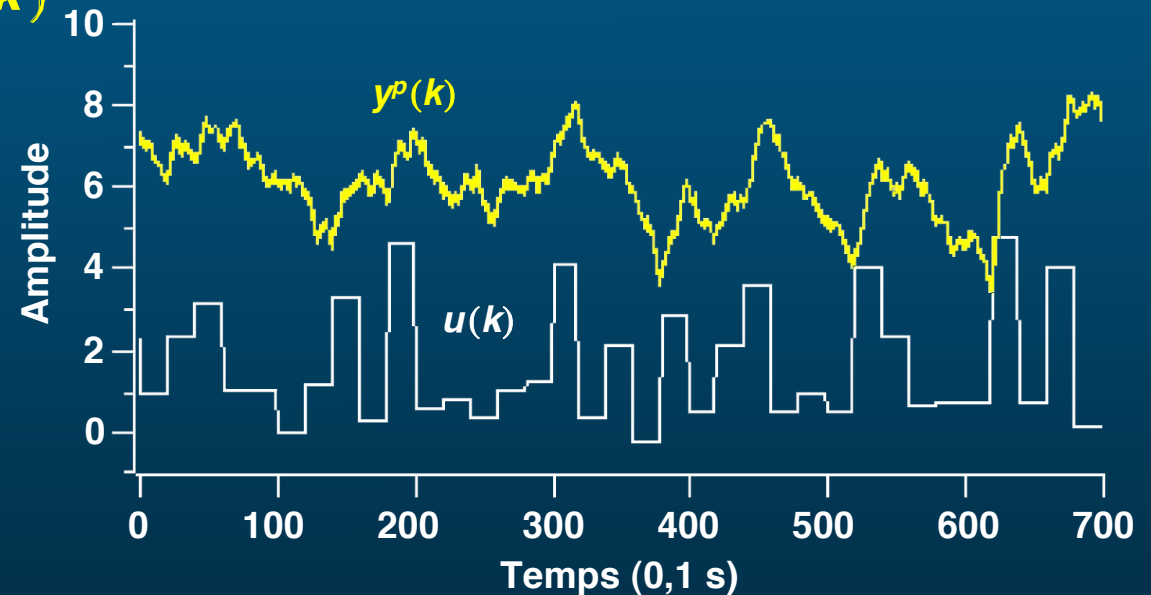
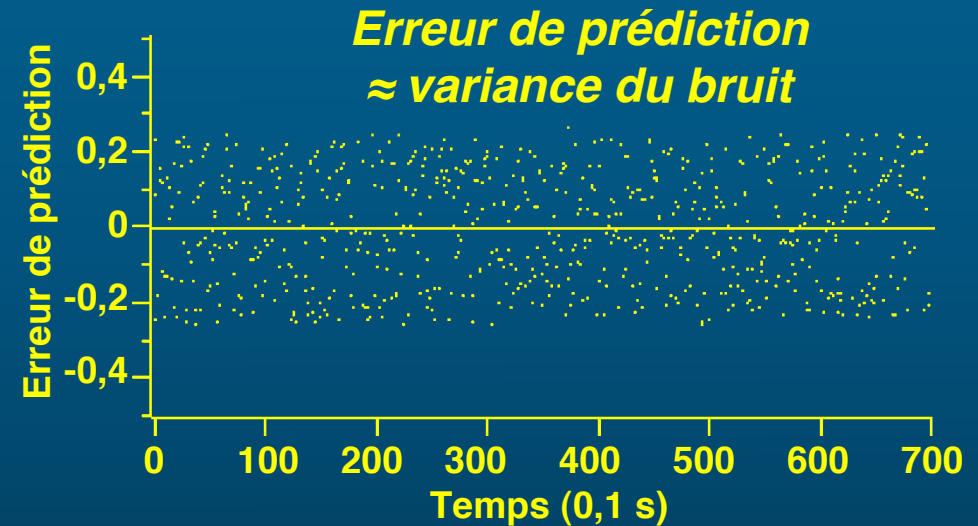
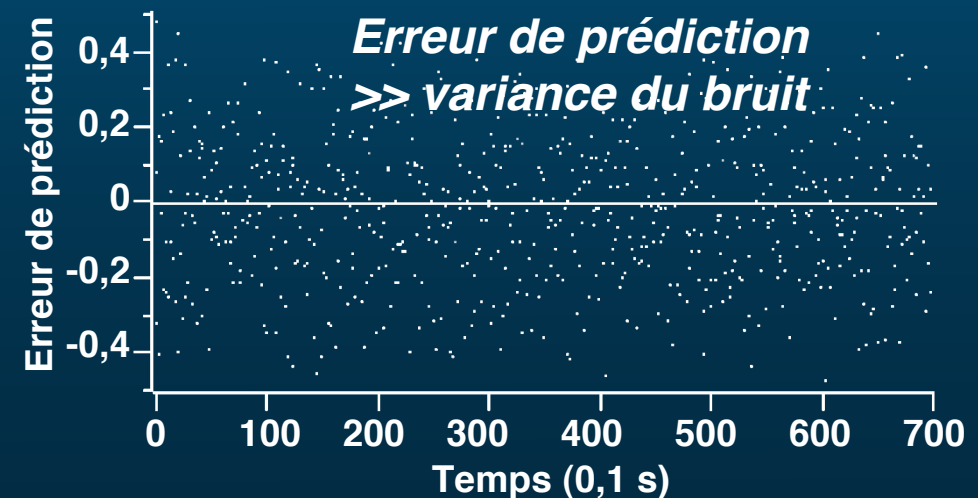


ILLUSTRATION NUMÉRIQUE : MODÉLISATION ENTRÉE-SORTIE D'UN PROCESSUS SIMULÉ AVEC BRUIT DE SORTIE

Erreur de prédiction après l'apprentissage *semi-dirigé* d'un modèle (*bouclé*) du premier ordre à 4 neurones cachés.

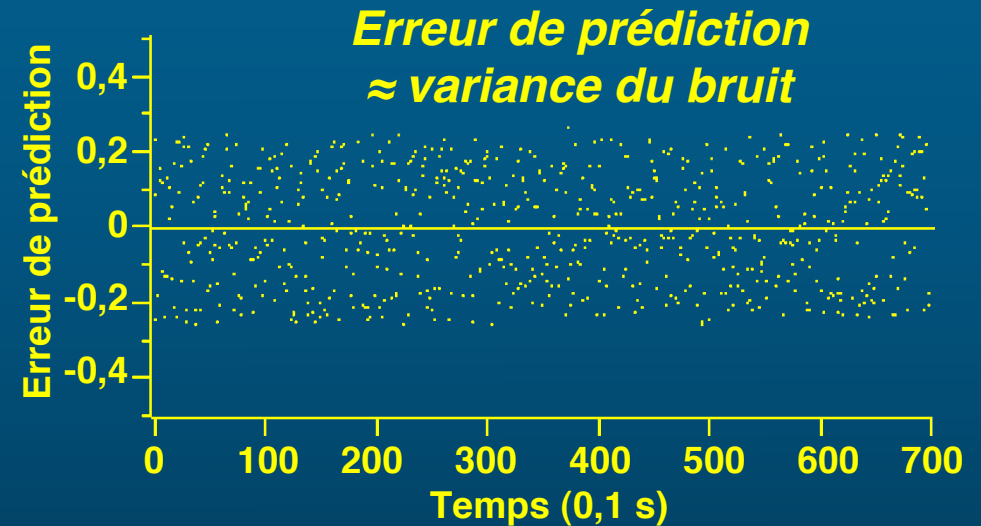


Erreur de prédiction après l'apprentissage *dirigé* d'un modèle (*non bouclé*) du premier ordre à 4 neurones cachés.

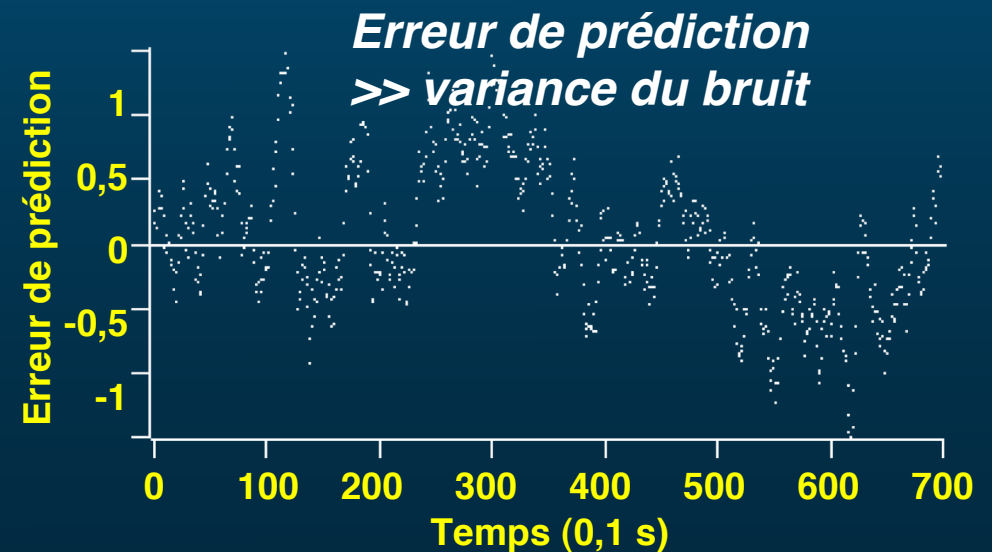


Dans le résidu, il reste de l'information qui n'a pas été extraite des données

Erreur de prédiction après l'apprentissage *dirigé* d'un modèle (*non bouclé*) du premier ordre à 4 neurones cachés.

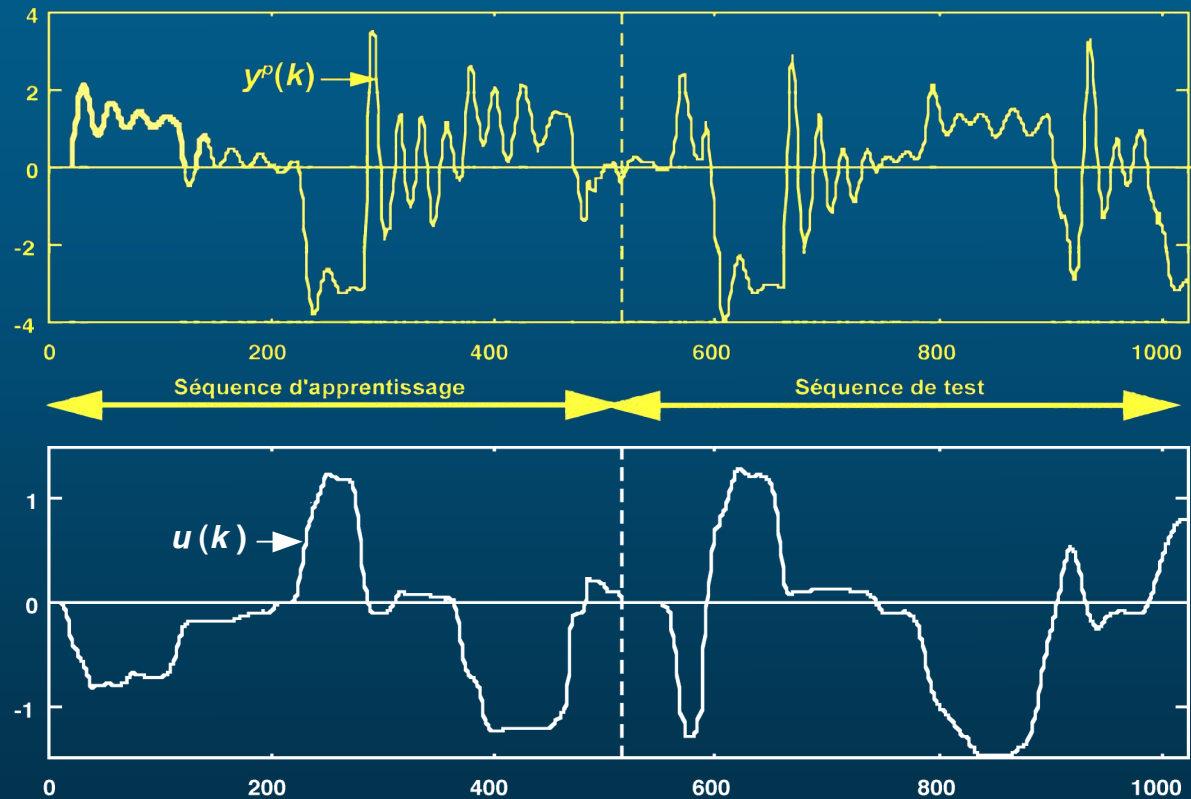


Erreur de prédiction après l'apprentissage *semi-dirigé* d'un modèle (*bouclé*) du premier ordre à 4 neurones cachés.



EXEMPLE : MODÉLISATION DE L'ACTIONNEUR HYDRAULIQUE D'UN BRAS DE ROBOT

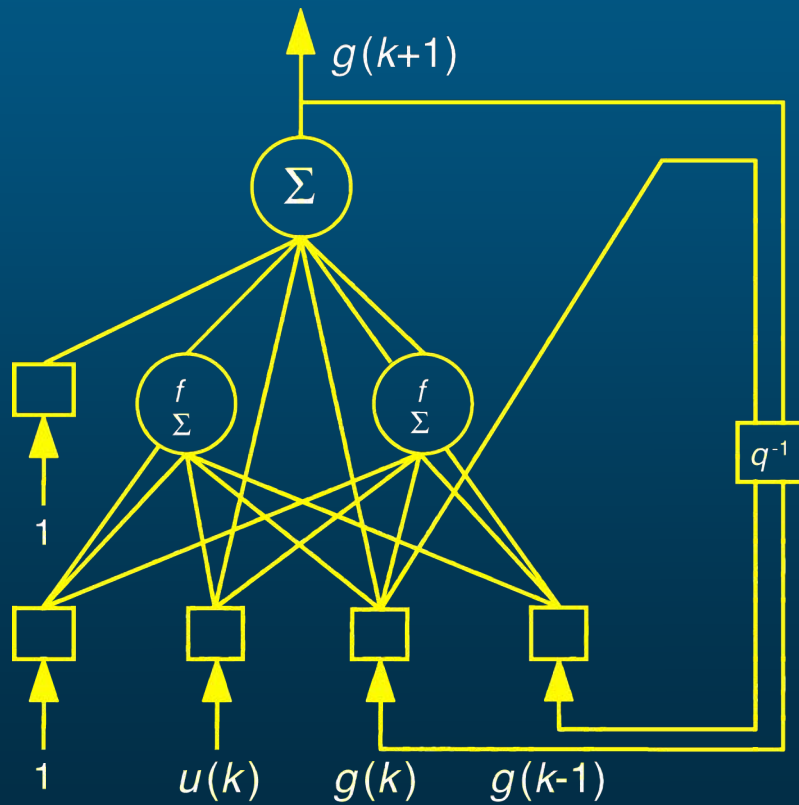
Grandeur à modéliser :
pression hydraulique
dans l'actionneur $y^p(k)$



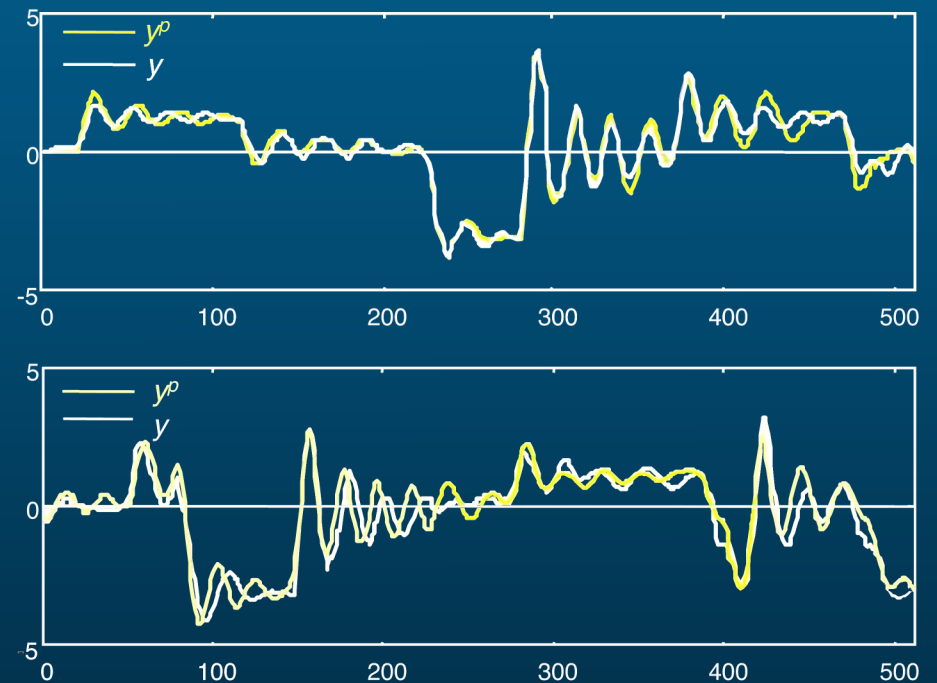
Commande :
ouverture de la vanne $u(k)$

MODÉLISATION PAR UN MODÈLE ENTRÉE-SORTIE

ARCHITECTURE : modèle entrée-sortie bouclé
(hypothèse bruit de sortie)



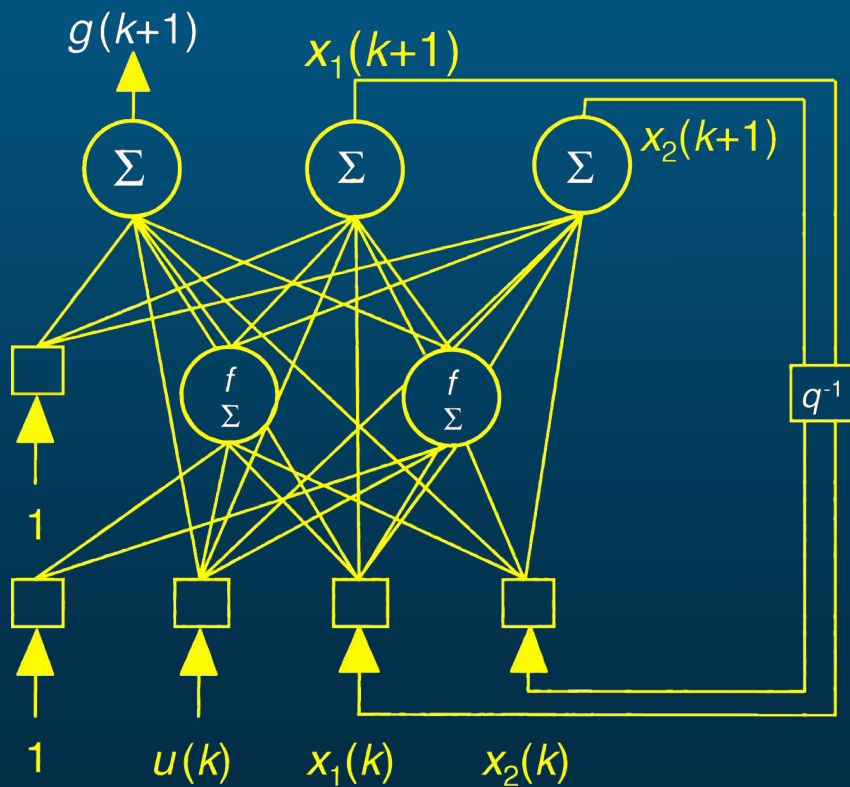
RÉSULTAT



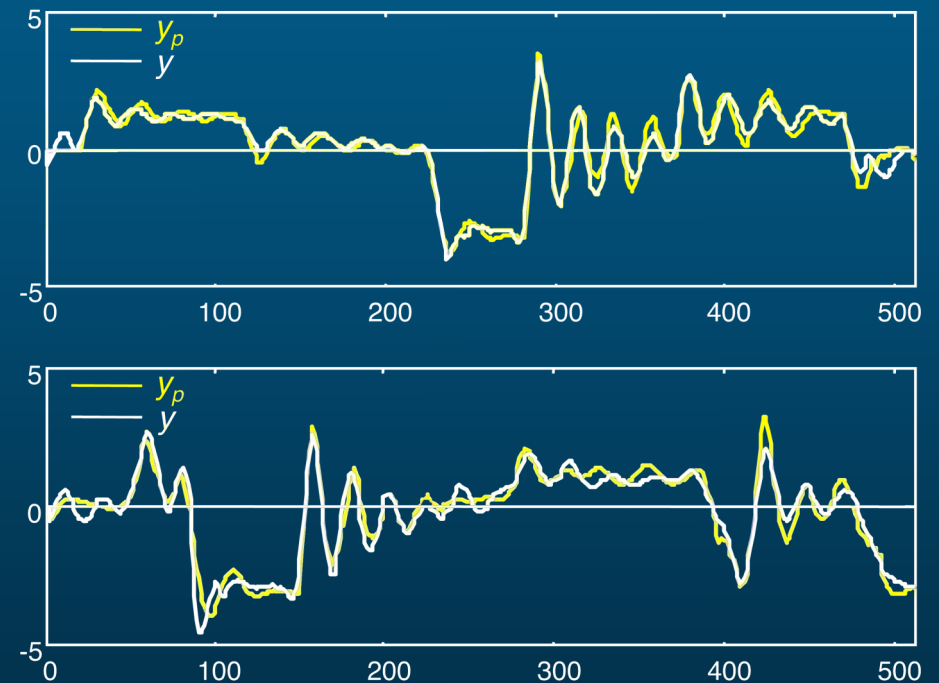
EQMA = 0,08 ; EQMT = 0,31
EQMT >> EQMA (surajustement)

MODÉLISATION PAR UN MODÈLE D'ÉTAT

Modèle d'état du second ordre à deux neurones cachés :

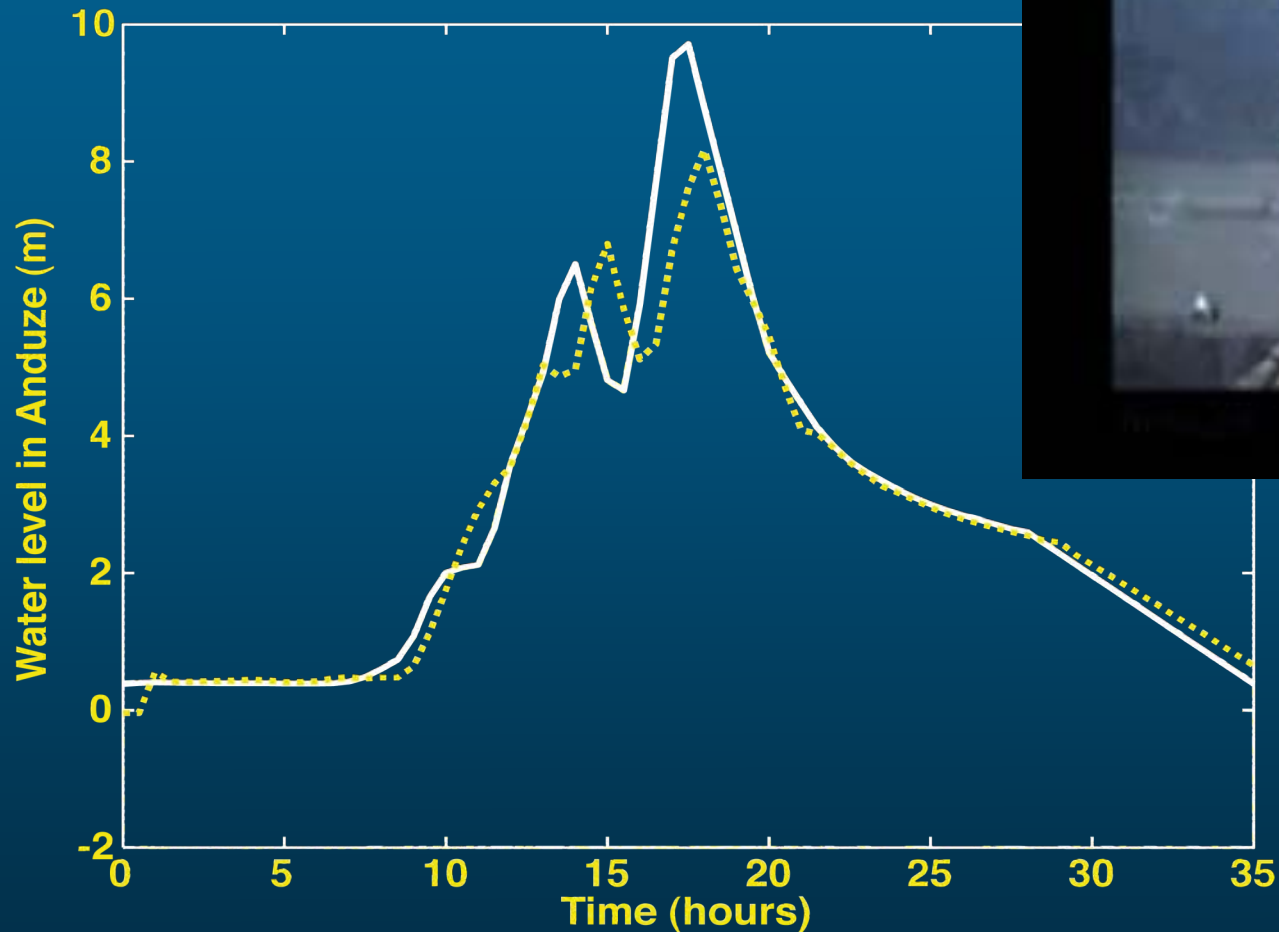


RÉSULTAT



EQMA = 0,10 ; EQMT = 0,12
(EQMT $\approx$ EQMA)

PRÉVISION DES CRUES ÉCLAIRS EN L'ABSENCE DE PRÉVISION DE PLUIES



Rainfall-runoff modeling of flash floods in the absence of rainfall forecasts: the case of "Cévenol flash floods"

M. Toukourou, A. Johannet, G. Dreyfus, P.A. Ayrat
Applied Intelligence (février 2010)

COEFFICIENT DE PERSISTANCE

$$C_p = 1 - \frac{\sum_k [y^p(k+h) - g(k+h)]^2}{\sum_k [y^p(k+h) - y^p(k)]^2}$$

- PRÉDICTION PARFAITE : $C_p = 1$
- PRÉDICTION STUPIDE : $C_p = 0$
- PRÉDICTION MOINS BONNE QUE LA PRÉDICTION STUPIDE : $C_p < 0$

MODÉLISATION SEMI-PHYSIQUE

OBJECTIF

Introduire dans le modèle les connaissances avérées pour

- améliorer la capacité de généralisation du modèle en le soumettant à des contraintes,
- étendre son domaine de validité.

Y. Oussar, G. Dreyfus

How to be a Gray Box: Dynamic Semi-physical Modeling

Neural Networks, *invited paper*, vol. 14, pp. 1161-1172 (2001).

DÉTECTION PRÉCOCE DE DYSFONCTIONNEMENT D'UN VAPOCRAQUEUR

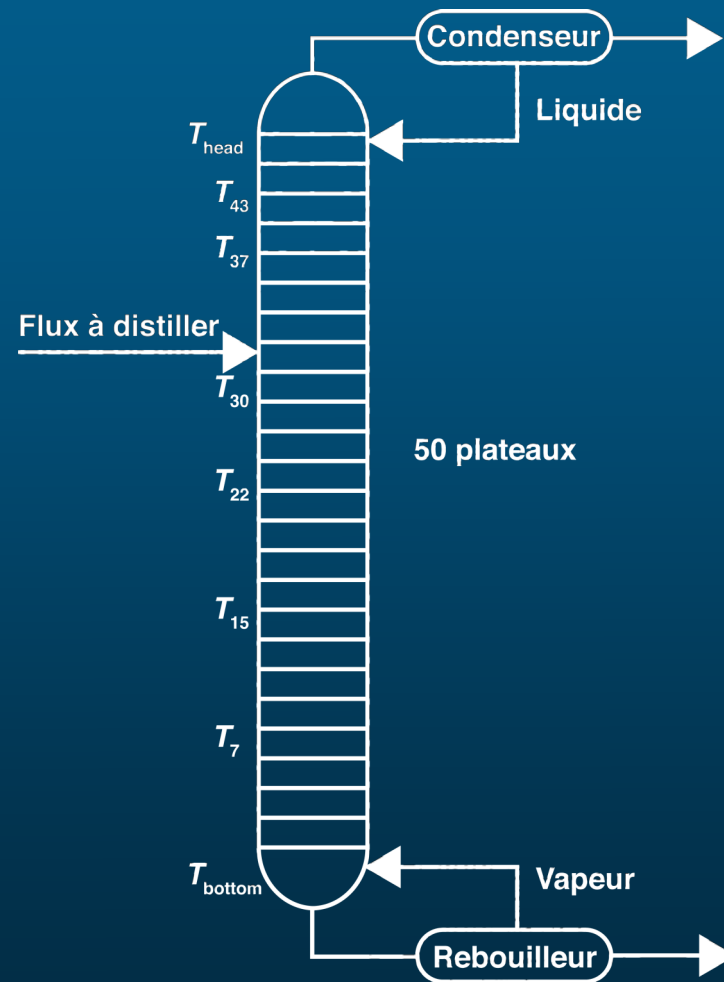
- **OBJECTIF** : détecter très tôt le fait qu'une colonne à distiller s'éloigne de son fonctionnement normal.
- **MÉTHODE** : faire un modèle précis du fonctionnement normal, *fonctionnant en temps réel*.
- **MODÉLISATION SEMI-PHYSIQUE** :
 - tous les plateaux de la colonne obéissent à la même loi,
 - chaque plateau est influencé par ses deux voisins.

JL. Ploix, G. Dreyfus

Early fault detection in a distillation column: an industrial application of knowledge-based neural modelling,

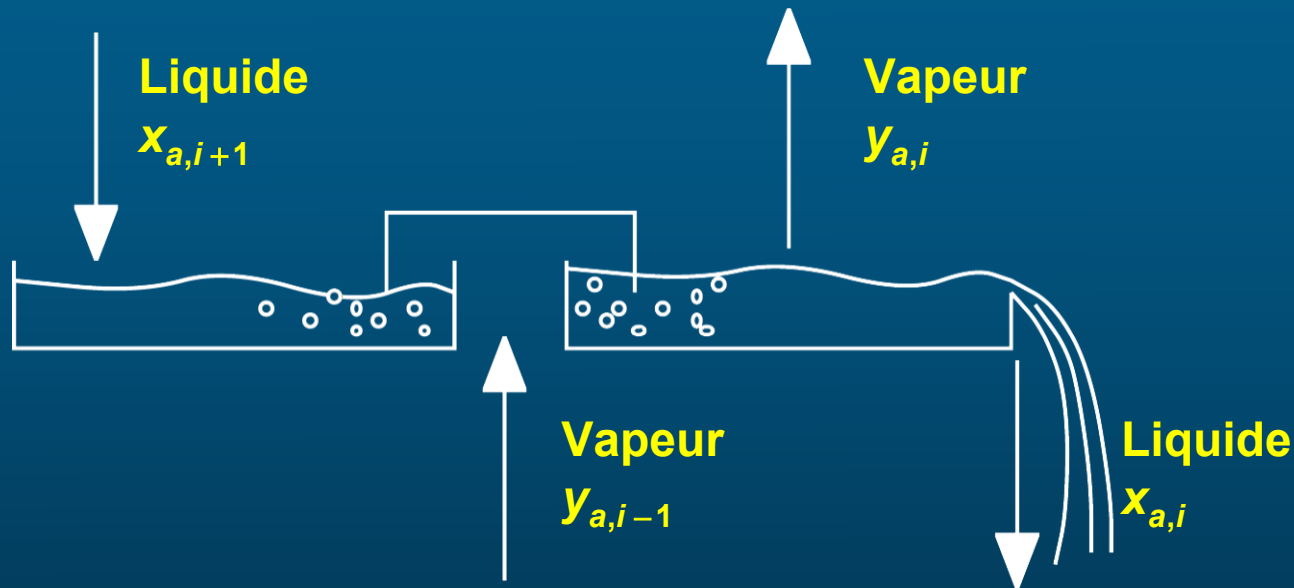
Neural Networks: Best Practice in Europe, B. Kappen, S. Gielen, eds, pp. 21-31 (World Scientific, 1997).

DÉTECTION PRÉCOCE DE DYSFONCTIONNEMENT D'UN VAPOCRAQUEUR



DÉTECTION PRÉCOCE DE DYSFONCTIONNEMENT D'UN VAPOCRAQUEUR

PLATEAU i



Équilibre thermodynamique : $y_{a,i} = G_a(P, x_{a,i}, x_{b,i})$ et $y_{b,i} = G_b(P, x_{a,i}, x_{b,i})$

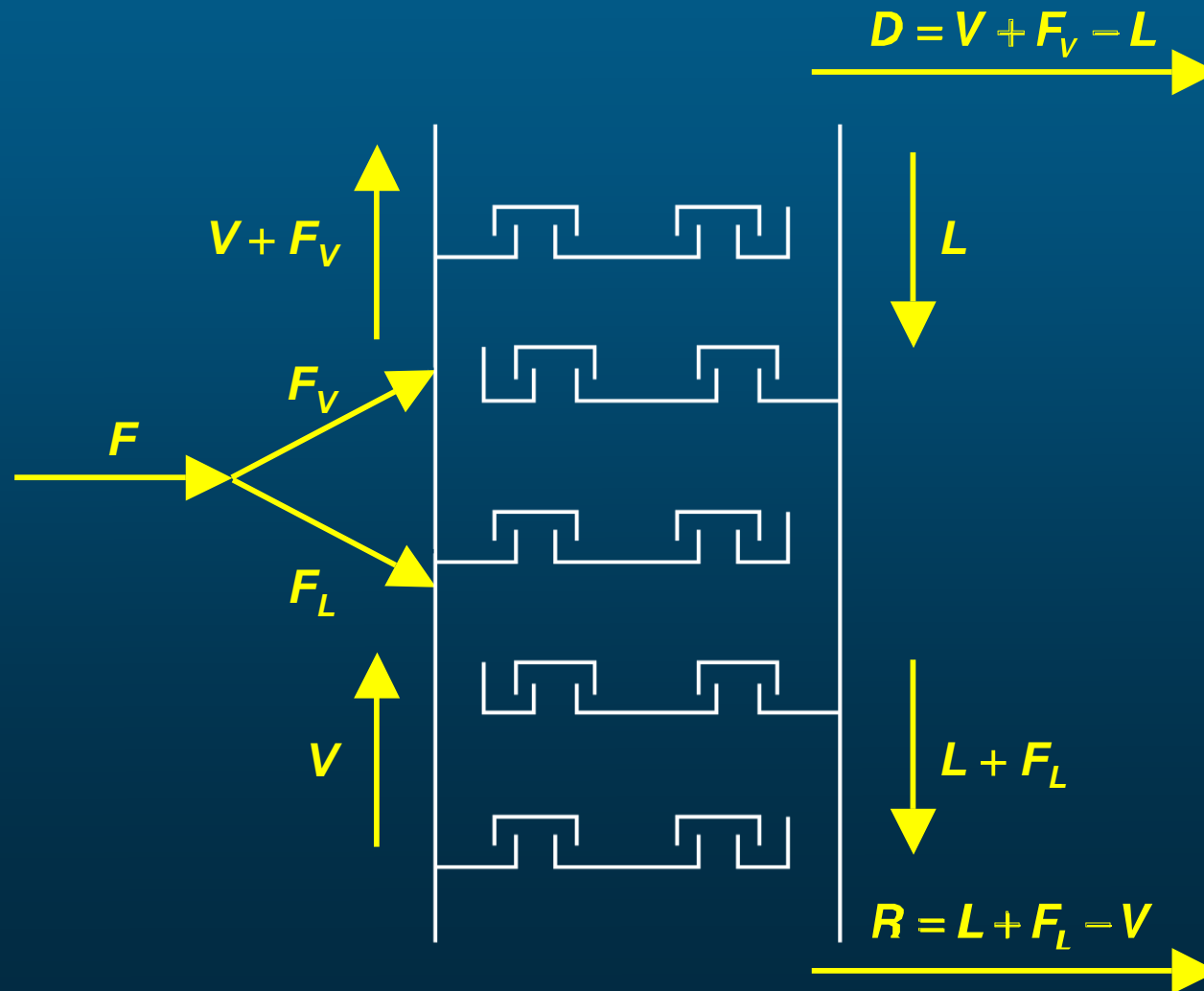
Conservation de la masse : $M_i \dot{x}_{a,i} = Lx_{a,i+1} + Vy_{a,i-1} - Lx_{a,i} - Vy_{a,i}$

$$M_i \dot{x}_{b,i} = Lx_{b,i+1} + Vy_{b,i-1} - Lx_{b,i} - Vy_{b,i}$$

Équation d'observation : $T_i = \Theta(P, x_{a,i}, x_{b,i})$

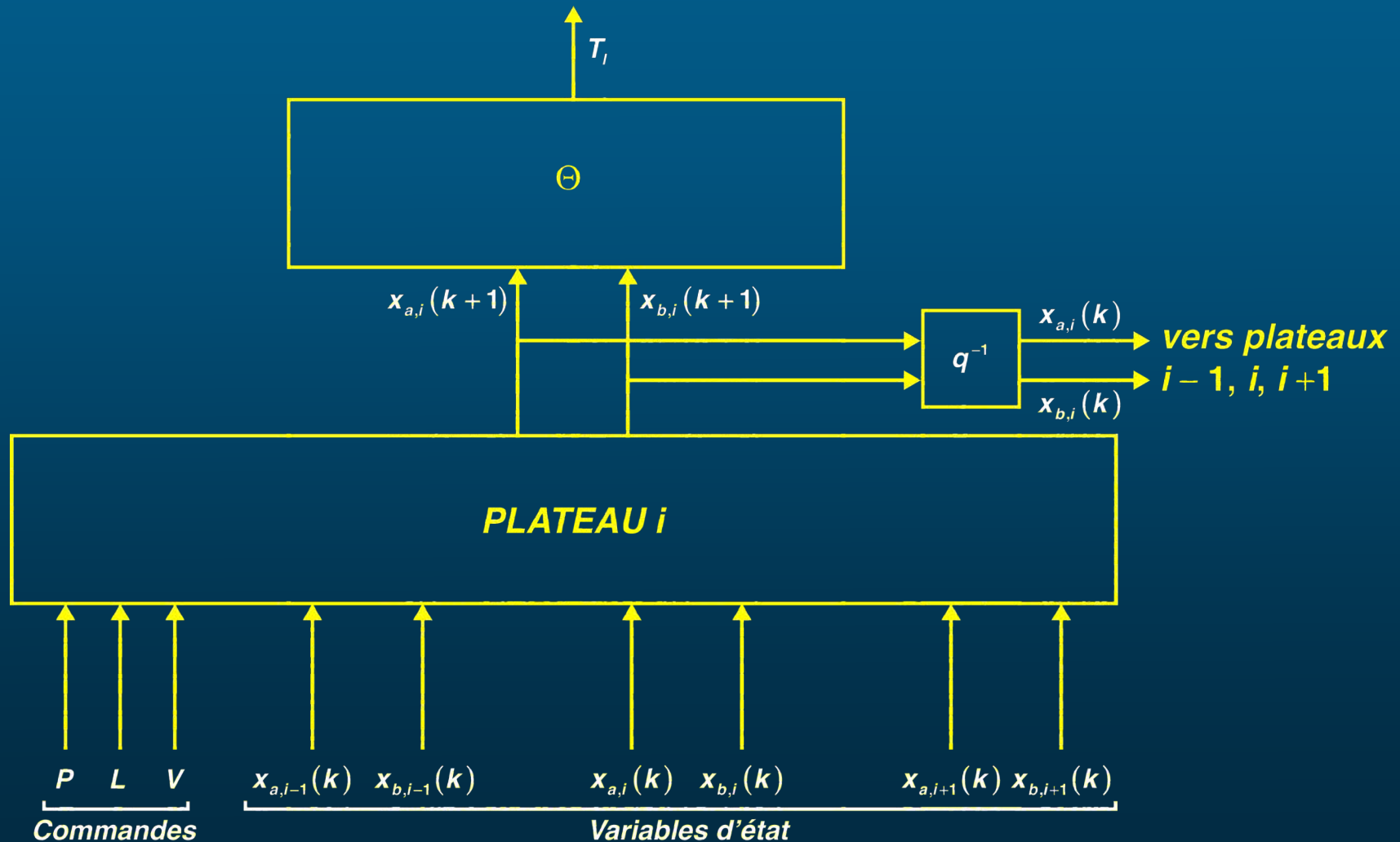
DÉTECTION PRÉCOCE DE DYSFONCTIONNEMENT D'UN VAPOCRAQUEUR

CONSERVATION DU FLUX



DÉTECTION PRÉCOCE DE DYSFONCTIONNEMENT D'UN VAPOCRAQUEUR

MODÈLE « NEURONAL » DU PLATEAU i



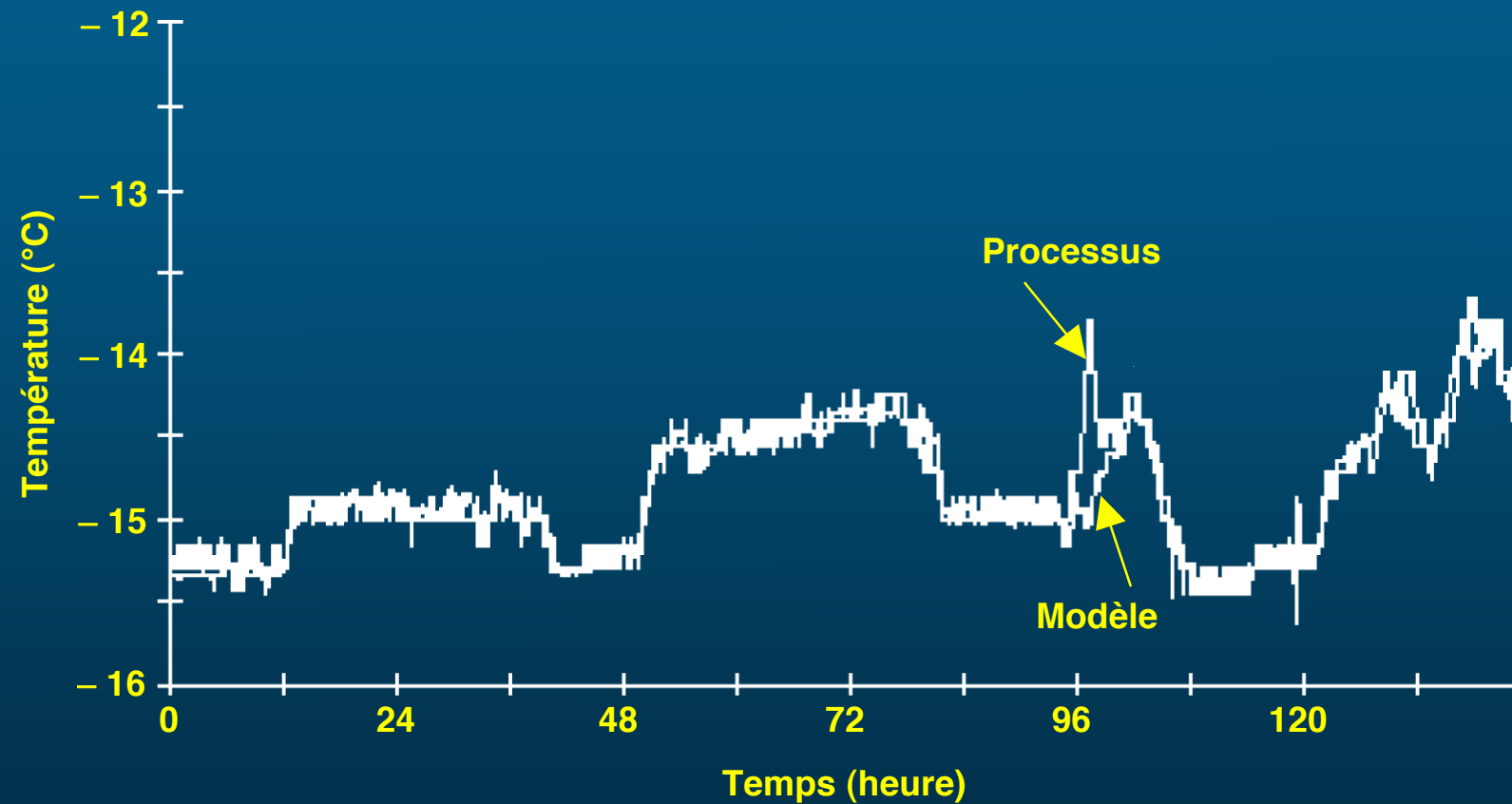
MODÈLE

- 7 variables de commande
- 10 sorties
- 102 variables d'état
- 1000 neurones
- **32 paramètres**

Fonctionnait en temps réel sur un PC à 66 MHz (1 mn de calcul pour simuler 6 mn de fonctionnement)



DÉTECTION PRÉCOCE DE DYSFONCTIONNEMENT D'UN VAPOCRAQUEUR



COMMANDE NON LINÉAIRE PAR RÉSEAUX DE NEURONES - PRINCIPES ET INGRÉDIENTS

- PRINCIPE :

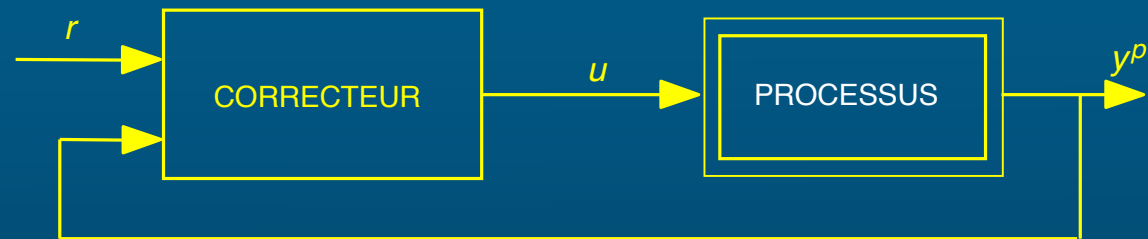
La commande "neuronale" est une extension non linéaire de la commande optimale avec coût quadratique sur un horizon infini.

- INGRÉDIENTS :

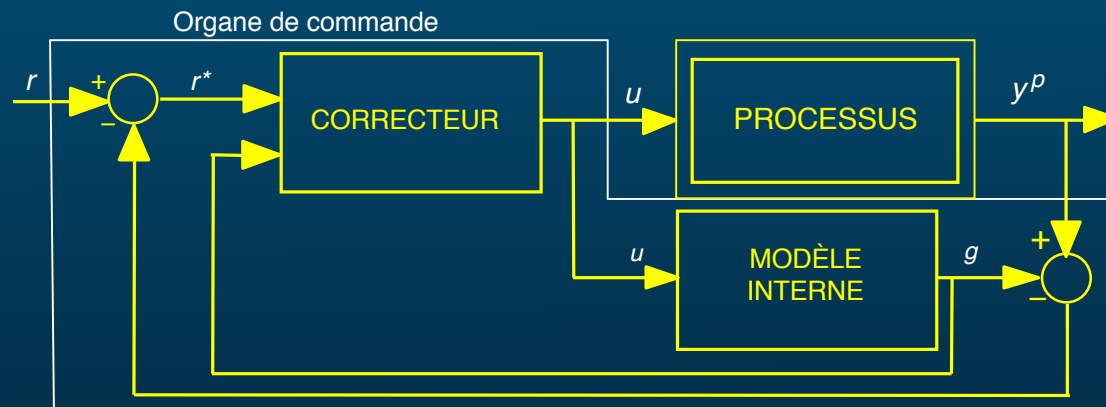
- un *modèle neuronal*, dont les paramètres sont déterminés au préalable,
- un *modèle de référence*, qui fournit la dynamique que l'on désire imposer au processus,
- un *correcteur neuronal*.

COMMANDE NON LINÉAIRE PAR RÉSEAUX DE NEURONES - ARCHITECTURES

- COMMANDE PAR SIMPLE BOUCLAGE



- COMMANDE AVEC MODÈLE INTERNE



- ET BIEN D'AUTRES (COMMANDE PRÉDICTIVE, ...)

STABILITÉ, ROBUSTESSE

- Pas de condition de stabilité connue pour un contrôleur de forme générale.
- Des conditions solides pour certaines formes de contrôleurs.

Voir par exemple :

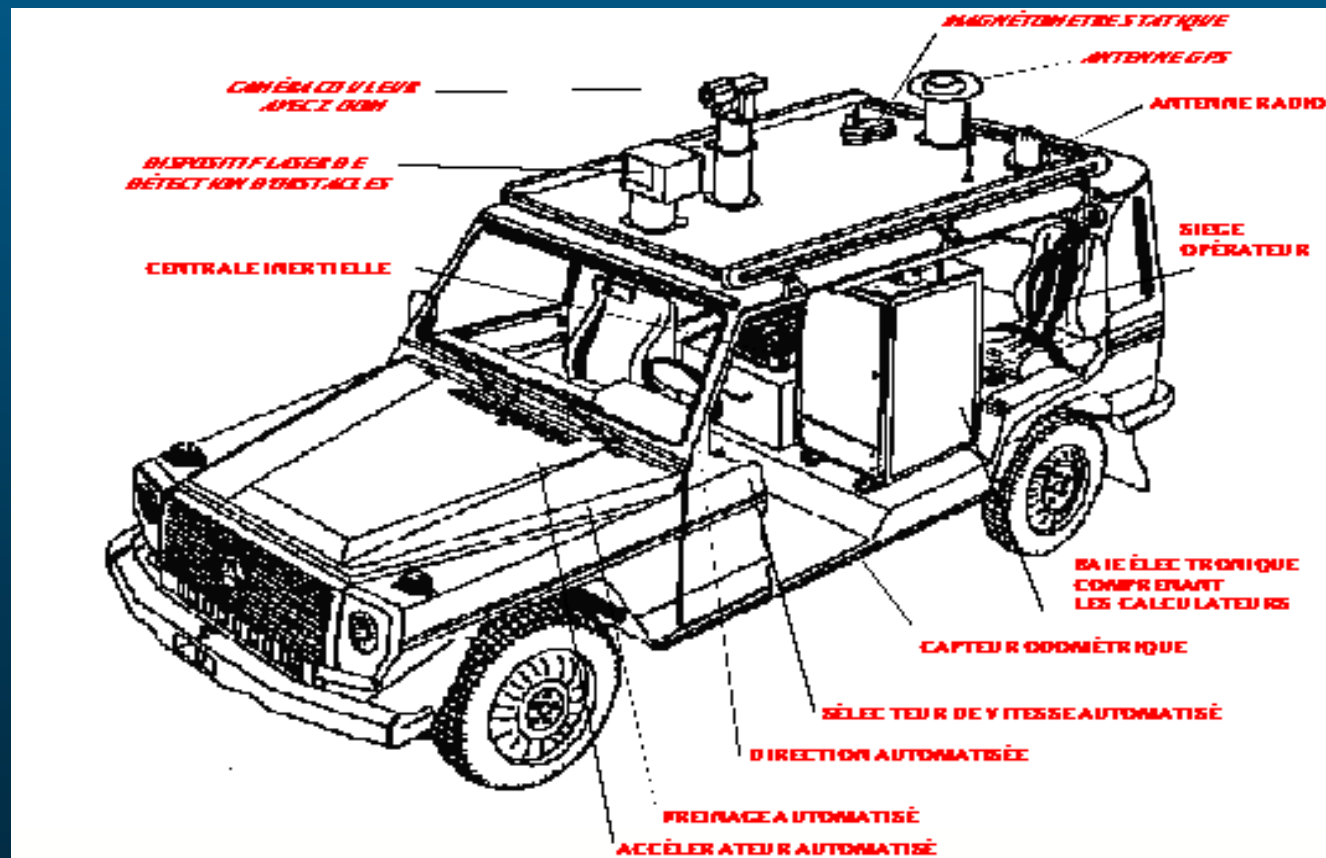
Lur'e Systems with Multilayer Perceptron and Recurrent Neural Networks: Absolute Stability and Dissipativity

IEEE Transactions on Automatic Control vol. 44, pp. 770 – 774 (1999).

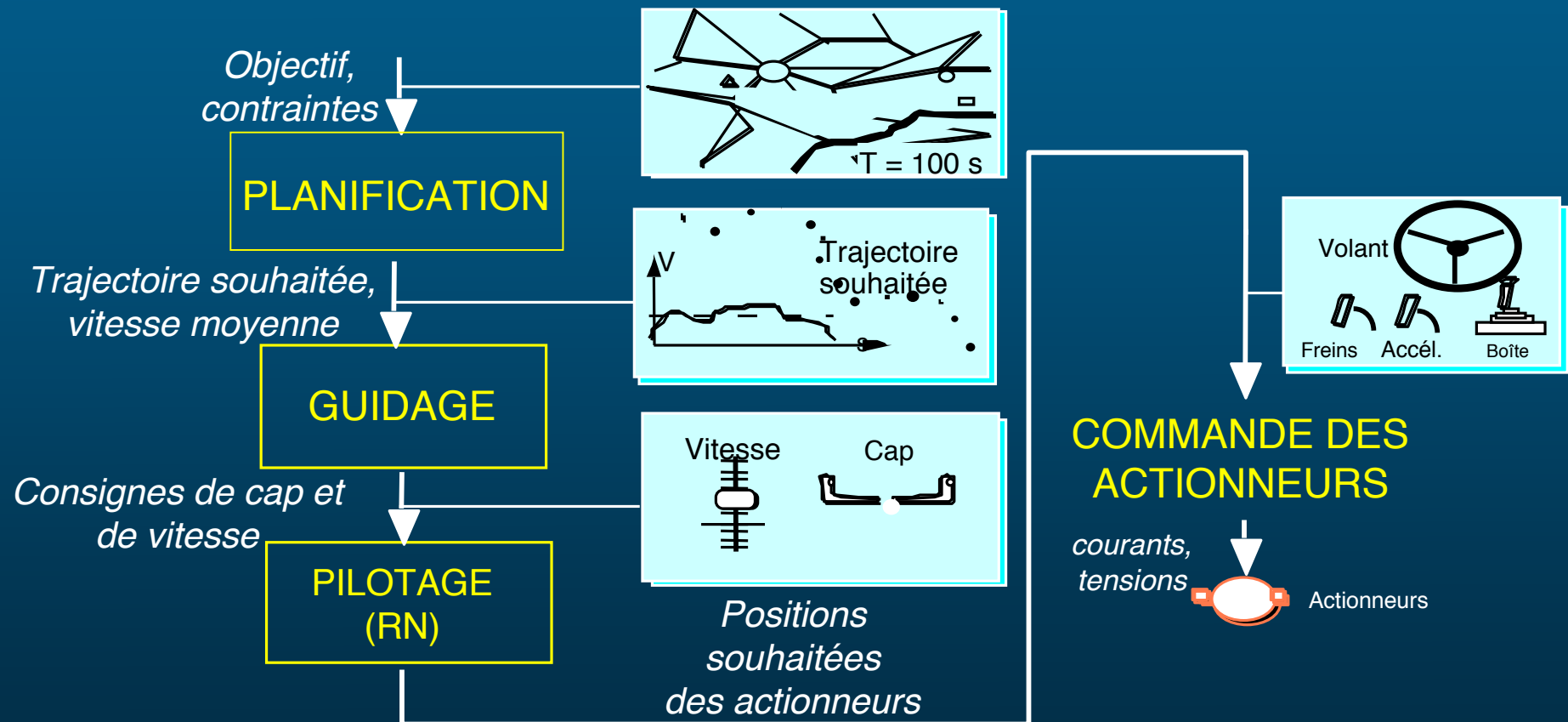
Multiobjective Algebraic Synthesis of Neural Control Systems by Implicit Model Following

IEEE Transactions on Neural Networks vol. 20, pp. 406 – 419 (2009)

LE VÉHICULE *REMI* (SAGEM)



LE VÉHICULE *REMI* (SAGEM)



PROBLÈMES

- **COMMANDE LATÉRALE :**
OBJECTIF : rallier et suivre une trajectoire (commande du volant)
- **COMMANDE LONGITUDINALE :**
OBJECTIF : suivre un profil de vitesse imposé (commande des freins et de l'accélérateur).
- **APPROCHE "NEURONALE"**
 - **MODÉLISATION DU VÉHICULE : estimation des paramètres d'un modèle dynamique non linéaire (réseau de neurones bouclé)**
 - **COMMANDE DU VÉHICULE : commande par retour d'état avec modèle de référence**

Isabelle Rivals, *Modélisation et commande de processus par réseaux de neurones ; application au pilotage d'un véhicule autonome.*

Thèse de Doctorat de l'Université Pierre et Marie Curie - Paris

VI. http://www.neurones.espci.fr/Theses_PS/Rivals_I/THESE.pdf

MODÉLISATION LATÉRALE DU VÉHICULE

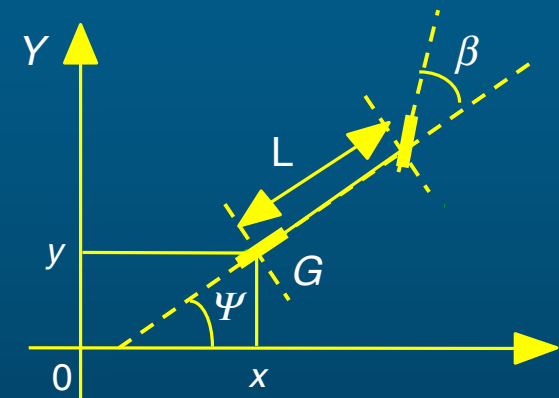
- Le modèle de connaissance :

$$\Psi(k+1) = \Psi(k) + \frac{v(k)}{L} \Delta T \operatorname{tg}[\beta(k)]$$

- Pourquoi un modèle semi-physique ?
 - le modèle "bicyclette" est une approximation grossière d'un véhicule à 4 roues ;
 - le modèle neuronal conserve l'essentiel du modèle bicyclette, mais il est plus précis ;
 - de plus, il permet de modéliser les non-linéarités de l'actionneur du volant.
- Le modèle neuronal :

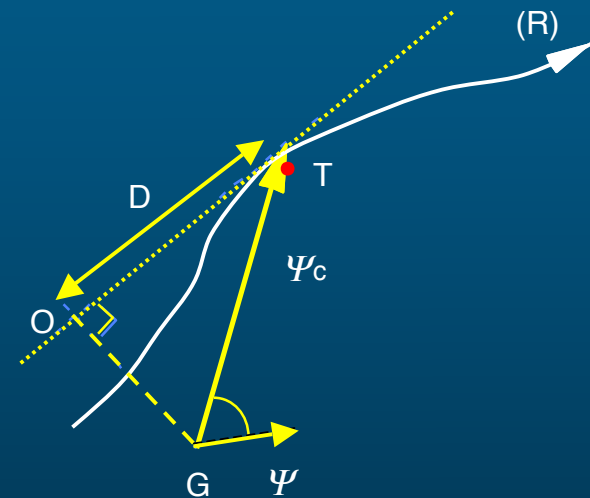
$$\beta(k+1) = \operatorname{sat}_{\beta_{\max}} \left[\beta(k) + \operatorname{sat}_{\Delta\beta_{\max}} [\alpha(k) - \beta(k)] \right]$$

$$\Psi(k+1) = \Psi(k) + v(k) f_{RN}[\beta(k)] \Delta T \operatorname{tg}[\beta(k)]$$

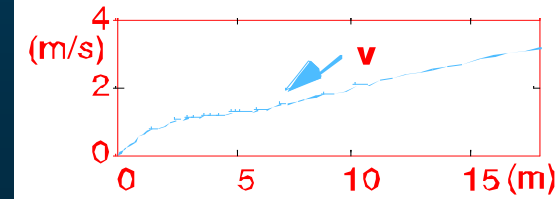
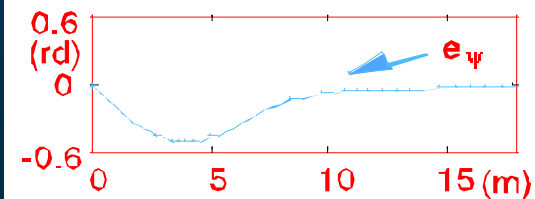
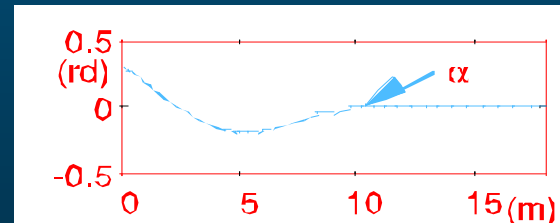
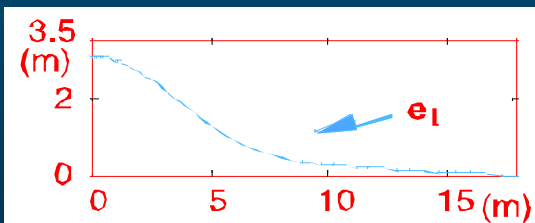
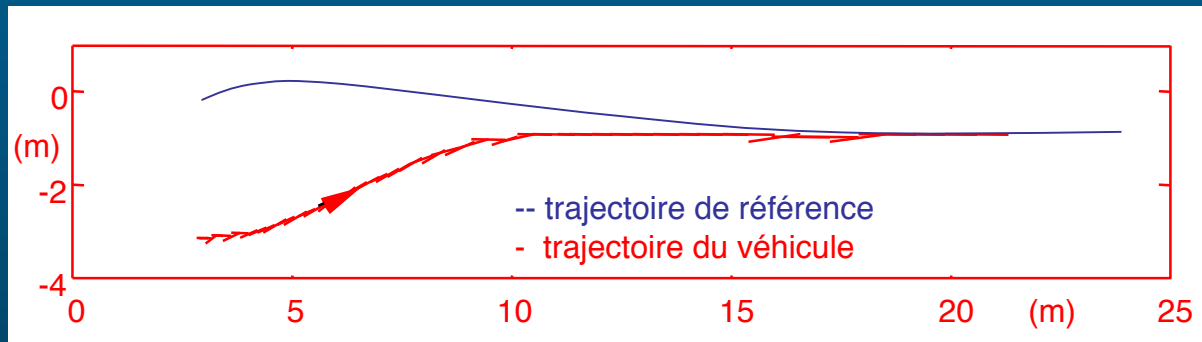


COMMANDE LATÉRALE

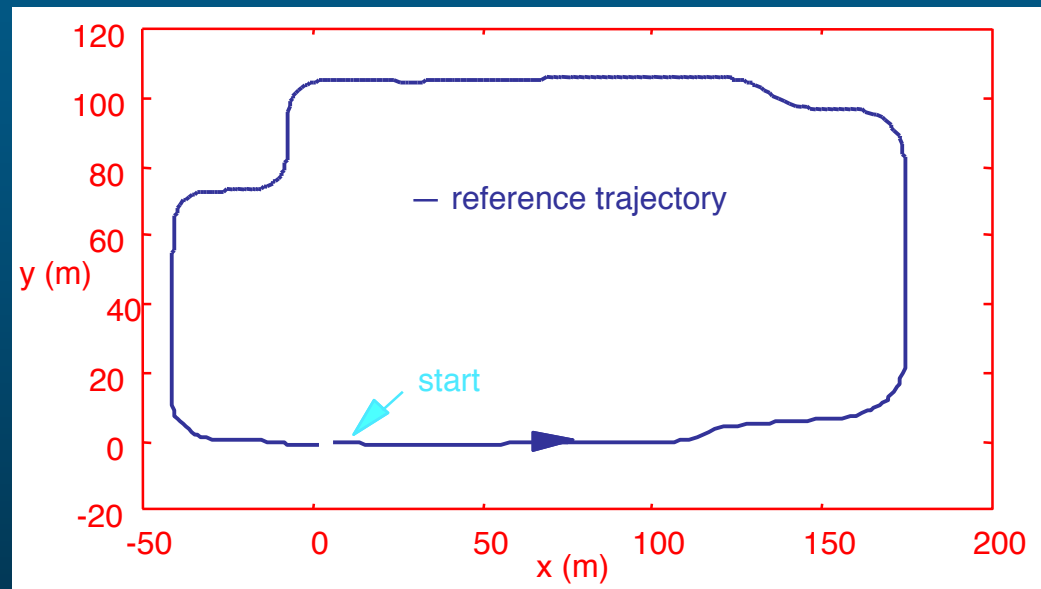
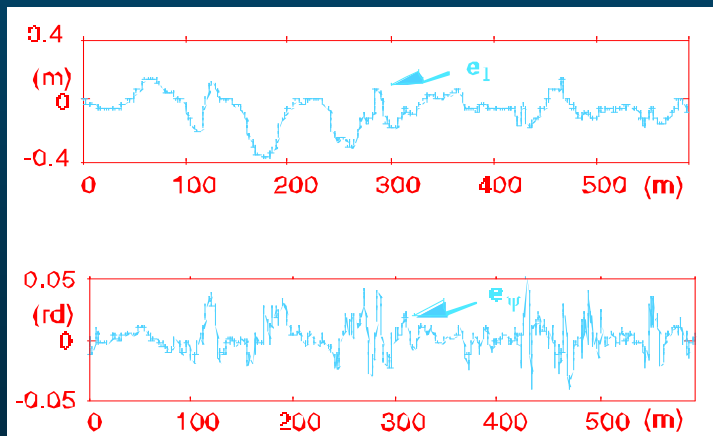
- **OBJECTIF**: rallier la trajectoire et la suivre, c'est-à-dire rendre Ψ égal à Ψ_c en temps minimum.
- **MODÈLE DE RÉFÉRENCE** : engendre des séquences de ralliement en temps minimum.
- **COMMANDE** : commande par retour d'état avec un réseau *entraîné à réaliser une commande en temps minimal*.



RALLIEMENT DE TRAJECTOIRE : RÉSULTATS EXPÉRIMENTAUX



SUIVI DE TRAJECTOIRE : RÉSULTATS EXPÉRIMENTAUX



COMMANDE DE VITESSE

- MODÈLE NEURONAL

$$v(k+1) = f_{RN}[v(k), r(k), \theta(k), \pi(k)] - G[r(k)] \sin[p(k)]$$

- v : vitesse du véhicule
- r : rapport de vitesse
- θ : angle du papillon d'admission
- p : pente de la route
- G : fonction connue du rapport de vitesse

- COMMANDE NEURONALE

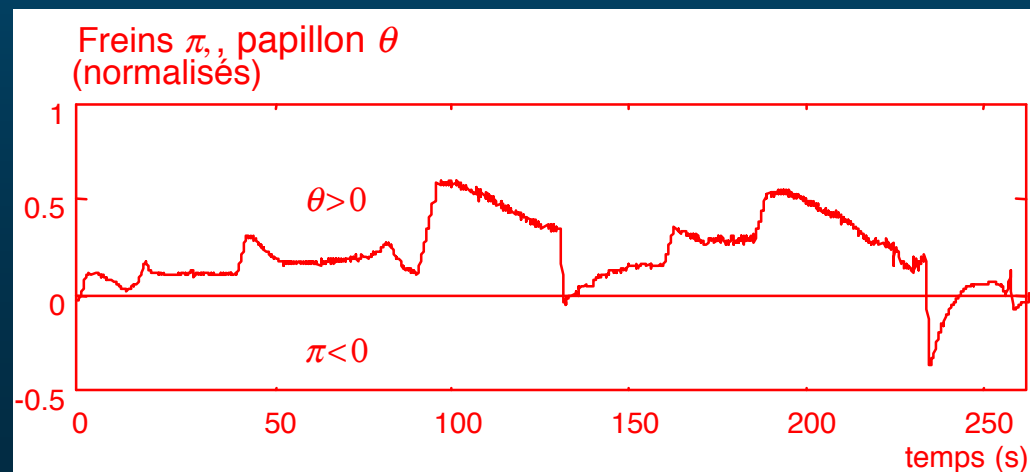
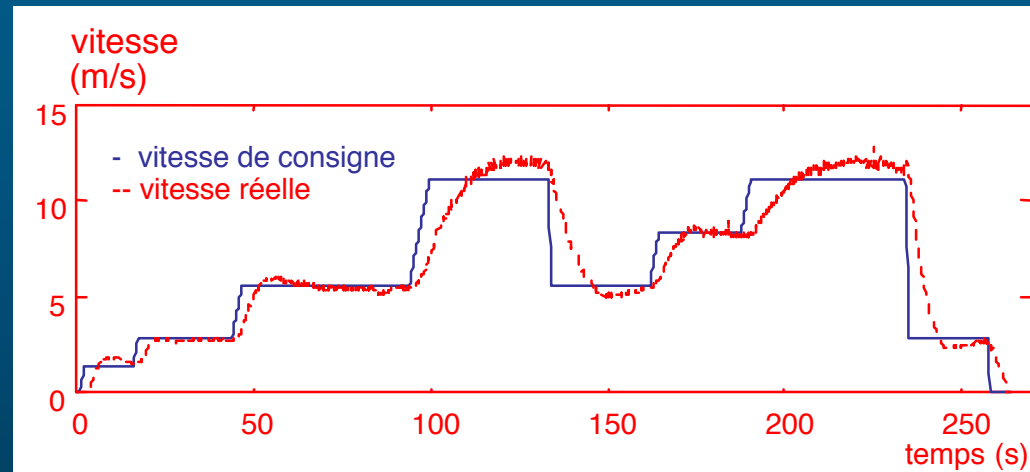
(Intégrateur non linéaire)

$$u(k) = sat_1 \left[u(k-1) + h_{NN} \left[r(k), e_v(k), e_v(k-1) \right] \right]$$

$$\text{avec } e_v(k) = v_c(k) - v(k)$$

- Modèle de référence : *filtre passe-bas du second ordre*

COMMANDE DE VITESSE : RÉSULTATS EXPÉRIMENTAUX



POUR EN SAVOIR PLUS

APPRENTISSAGE STATISTIQUE

Réseaux de neurones, cartes topologiques, machines à vecteurs supports.

*G. Dreyfus, J. M. Martinez,
M. Samuelides, M. B. Gordon,
F. Badran, S. Thiria*

(sous la direction de G. Dreyfus)

Eyrolles (2008) – 400 pages

<http://www.eyrolles.com/Informatique/Livre/9782212122299/livre-apprentissage-statistique.php>

FORMATION PERMANENTE

**Prochaine session : 12 – 16 mars
2012**

http://www.neurones.espci.fr/Francais.Docs/format ion_netral/netralpresentation.html

ou

<http://www.inmodelia.com/formation-espci.html>

