



Réseaux de neurones et logique floue : de la commande de procédés au diagnostic médical

Marie-Véronique LE LANN

LAAS-CNRS, 7 avenue du Colonel Roche,

F-31077 Toulouse, France

mvlelann@laas.fr



Plan de la présentation

- Introduction
- Les réseaux de neurones pour la commande et la mesure indirecte (capteur logiciel)
 - Détermination de la dose de coagulant sur une station de production d'eau potable
 - Commande d'un four de LPCVD
- Surveillance et Diagnostic
 - Couplage d'une méthode par Apprentissage et de la Logique Floue
 - Sélection de capteurs/attributs
 - Applications
 - Diagnostic d'un microréacteur
 - Diagnostic médical: application au pronostic du cancer
- Conclusions - Perspectives



Introduction

- Expérience dans les réseaux de neurones
 - Début des années 90
 - Développement de commandes neuronales
 - Réacteurs discontinus
 - Colonne d'extraction (commande multivariable)
 - *Réacteur de LPCVD*
 - *Capteur logiciel sur unité de traitement d'eau potable*
- Expérience dans l'apprentissage
 - Classification floue/sélection de capteurs

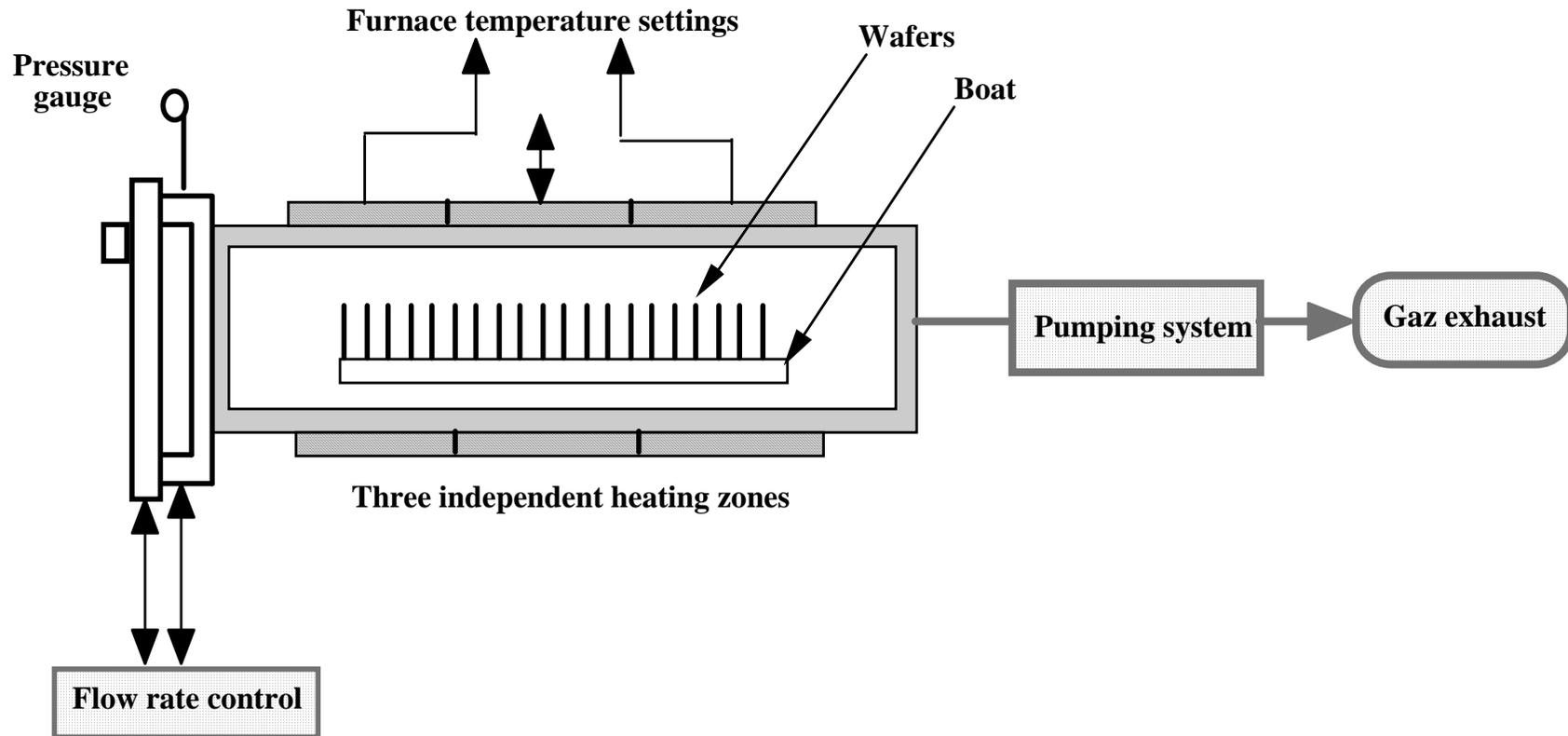


Plan de la présentation

- Introduction
- Les réseaux de neurones pour la commande et la mesure indirecte (capteur logiciel)
 - Commande d'un four de LPCVD
 - Détermination de la dose de coagulant sur une station de production d'eau potable
- Surveillance et Diagnostic
 - Couplage d'une méthode par Apprentissage et de la Logique Floue
 - Sélection de capteurs/attributs
 - Applications
 - Diagnostic d'un microréacteur
 - Diagnostic médical: application au pronostic du cancer
- Conclusions - Perspectives



Commande d'un four de LPCVD





Commande d'un four de LPCVD

- Objectif : obtenir des plaquettes avec un dépôt uniforme
- Problèmes :
 - Comment mesurer l'épaisseur du dépôt ?
 - Il existait un modèle complexe impossible à utiliser en ligne



Développement d'un capteur logiciel



Optimisation du profil de température le long du réacteur pour avoir une épaisseur uniforme



*Commande en temps réel:
asservissement du profil de température dans le réacteur
en agissant sur les 3 consignes des PID (consignes de
température des enroulements)*



Commande d'un four de LPCVD

- Calcul de l'épaisseur du dépôt en temps réel
 - Ne pas prendre un modèle global : découper en **zones de 10 plaquettes**
 - Introduire de la connaissance dans le capteur logiciel

Le débit de SiH_4 consommé dans la cellule (cinétique): $Q_{\text{SiH}_4} = F_{\text{Si}} (RT_0 / P_0)$
 Le débit de SiH_4 entrant dans la cellule suivante : $D_{\text{SiH}_4}(n+1) = D_{\text{SiH}_4}(n) - Q_{\text{SiH}_4}(n)$
 La réaction produisant 2 moles de H_2 pour une mole de SiH_4 consommé :

$$D_{\text{H}_2}(n+1) = D_{\text{H}_2}(n) + 2 * Q_{\text{SiH}_4}(n)$$

- Utilisation du réseau de neurone pour modéliser uniquement les éléments difficilement modélisables par la physique (en ligne)

Calcul des vitesses de dépôt des plaquette 3 et 7 de la cellule de 10 :

La vitesse moyenne de dépôt approximée par : $V_{\text{dSi}} = (V_3 + V_7) / 2$
 Le nombre de moles de Si déposées par seconde dans une cellule est :

$$F_{\text{Si}} = V_{\text{dSi}} * v_{\text{mSi}} * st$$



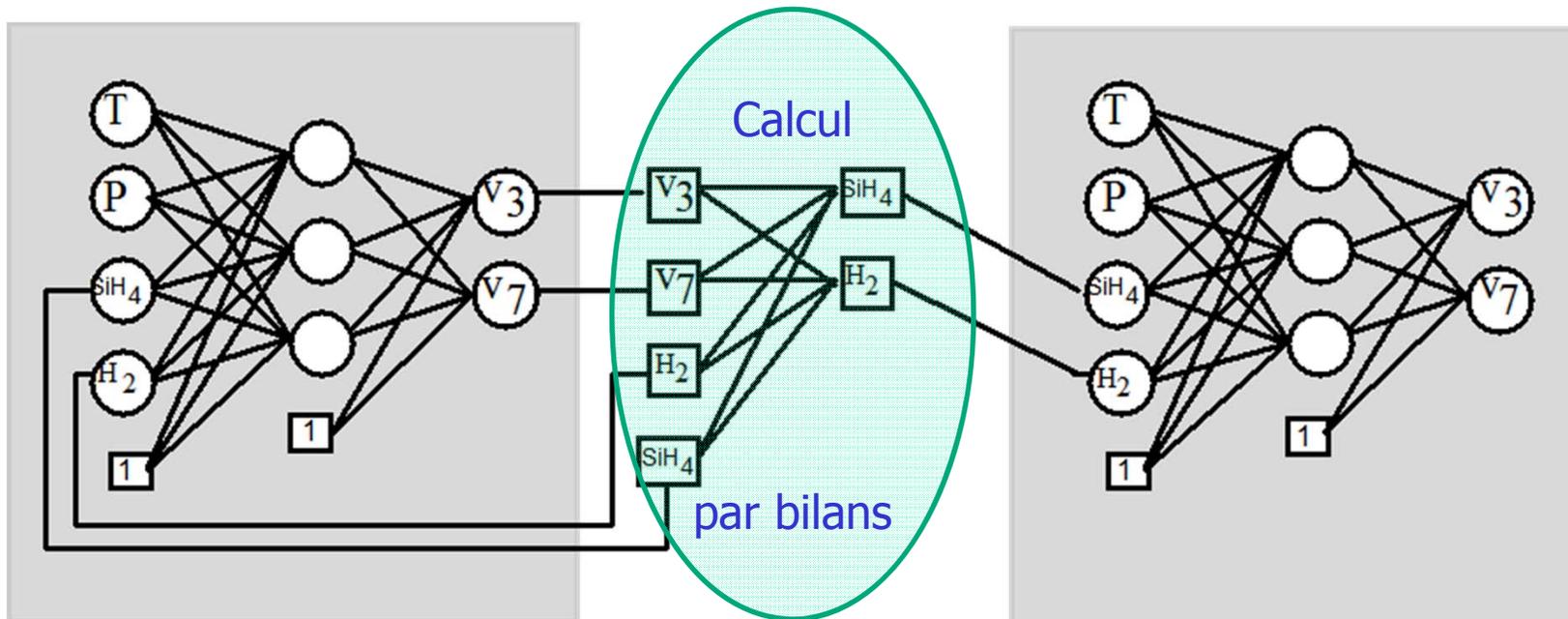
Commande d'un four de LPCVD



Développement d'un capteur logiciel combinant réseaux de neurones et modèle physique

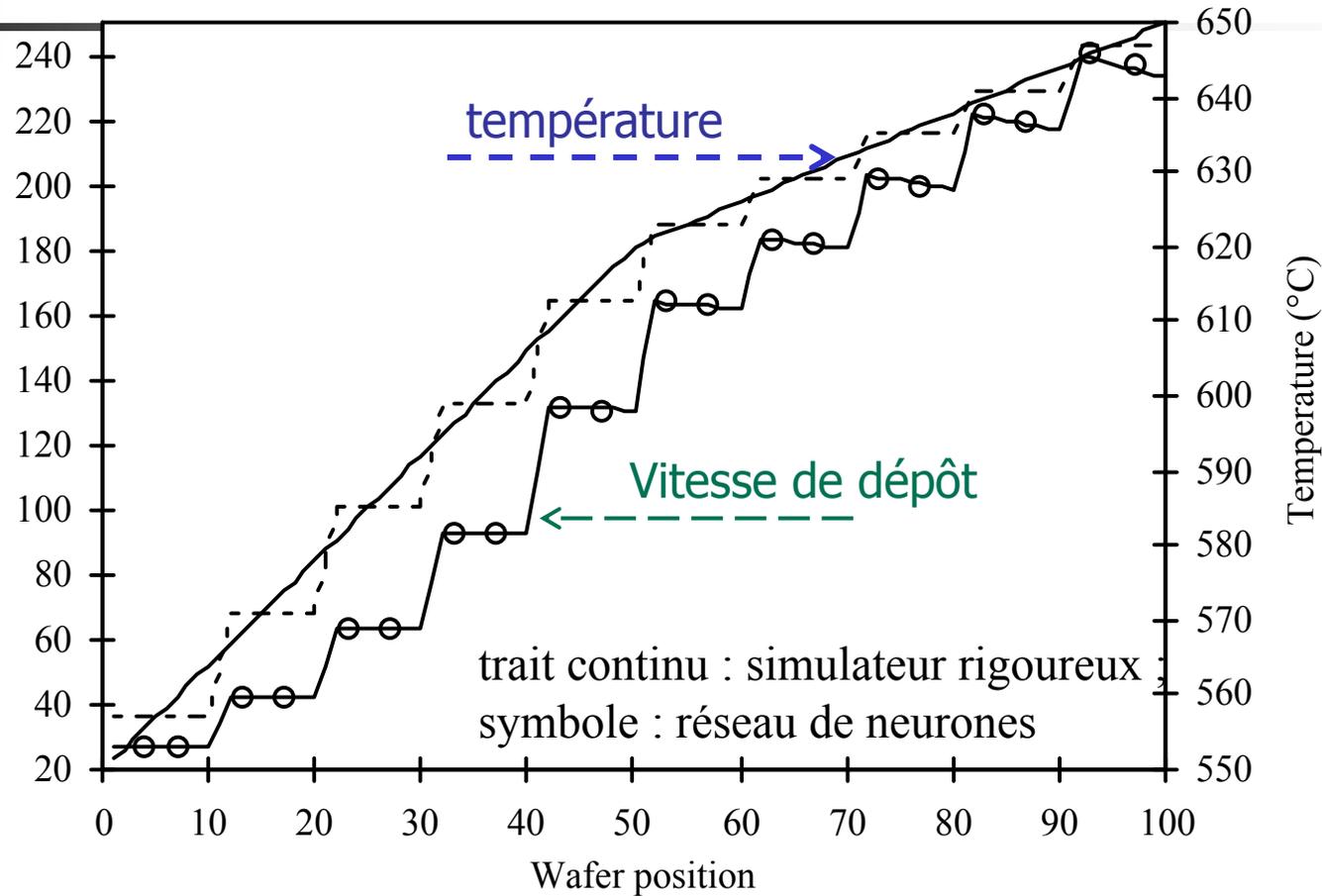
Découpage du réacteur en tronçon de 10 plaquettes

Température=constante à l'intérieur du tronçon de 10 plaquettes





Commande d'un four de LPCVD



Comparaison de la vitesse de dépôt du silicium calculée
 par le réseau et le simulateur



Commande d'un four de LPCVD

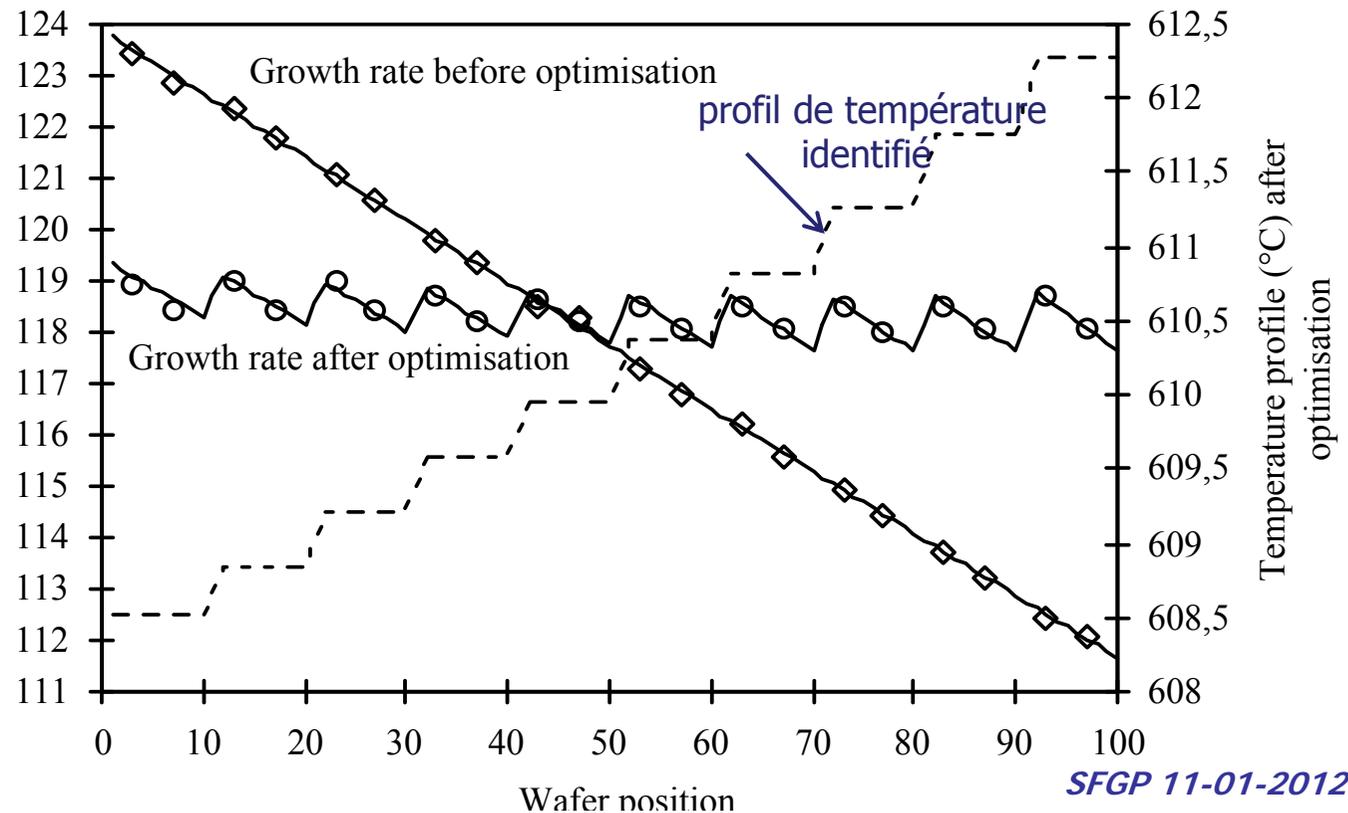
Optimisation en ligne du profil de température : $T_{ini} = 610 \text{ }^\circ\text{C}$

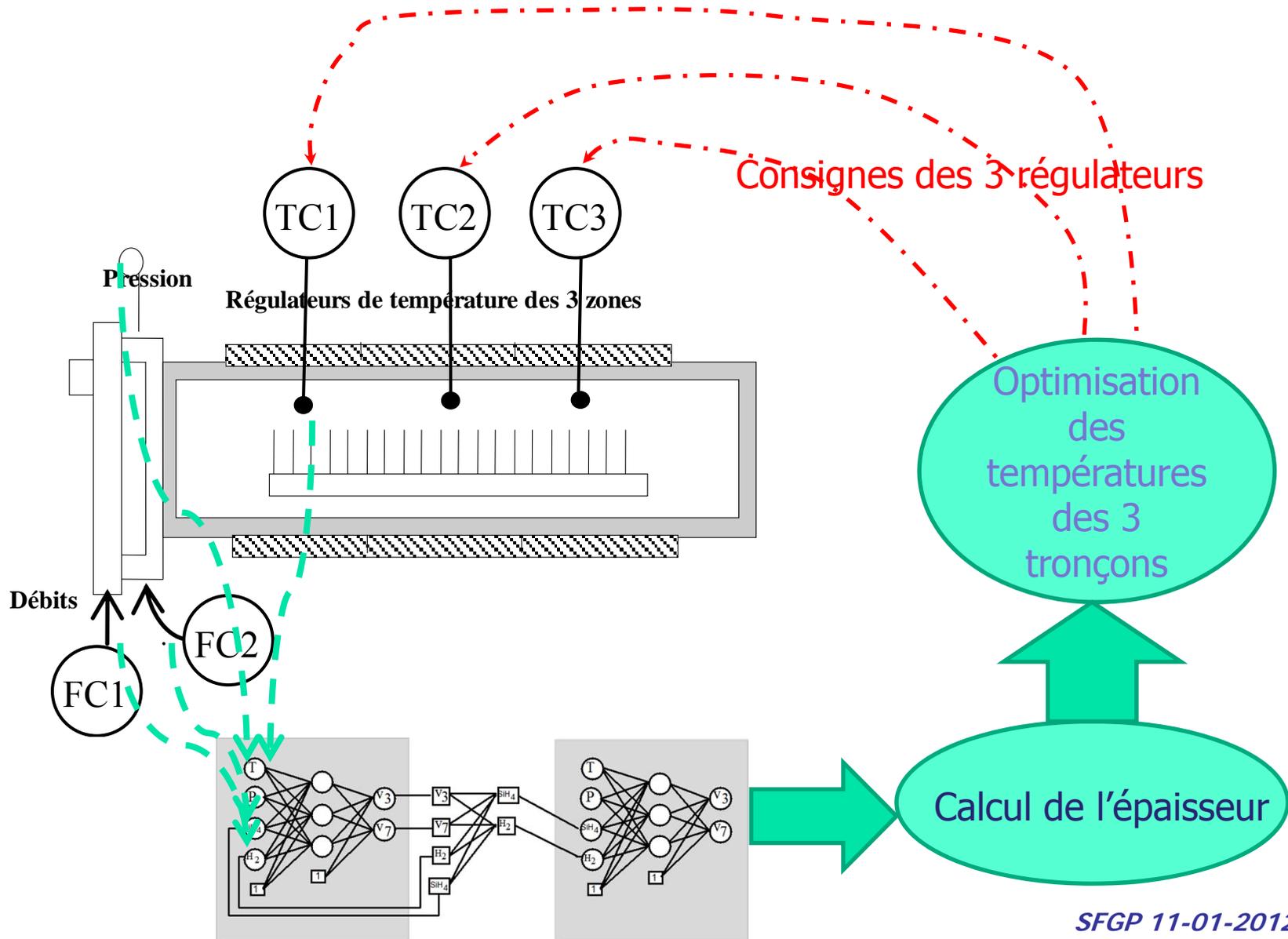
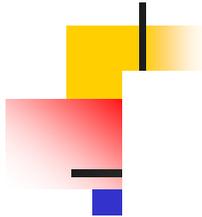
$$F_{obj} = \frac{1}{2} \sum_{j=2}^N \left[\left(v_{3Si_{ref}} - v_{3Si(j)} \right)^2 + \left(v_{7Si_{ref}} - v_{7Si(j)} \right)^2 \right]$$

Recherche de la température constante dans chaque tronçon



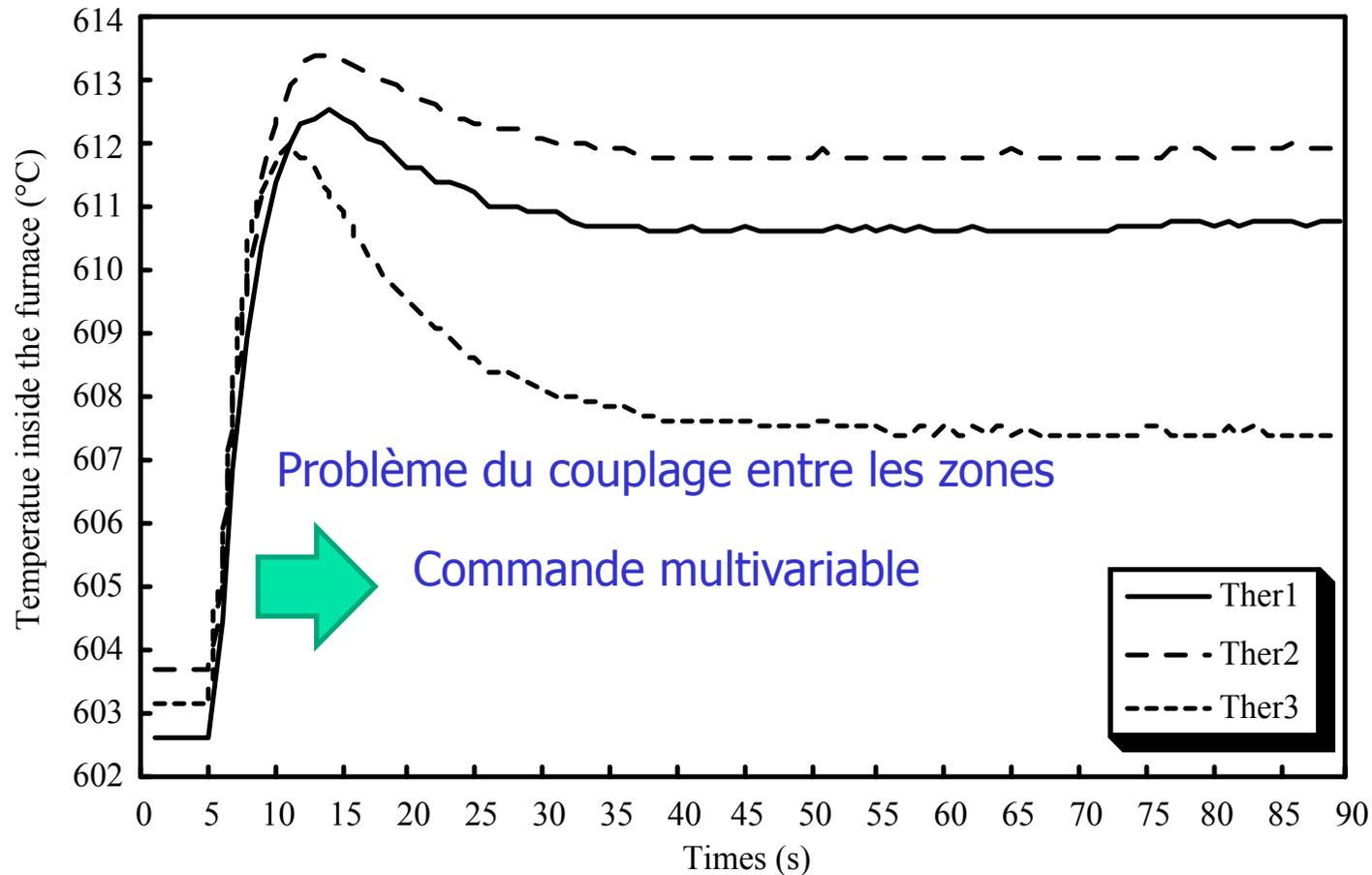
Optimisation monovariable sur chaque tronçon







Commande d'un four de LPCVD

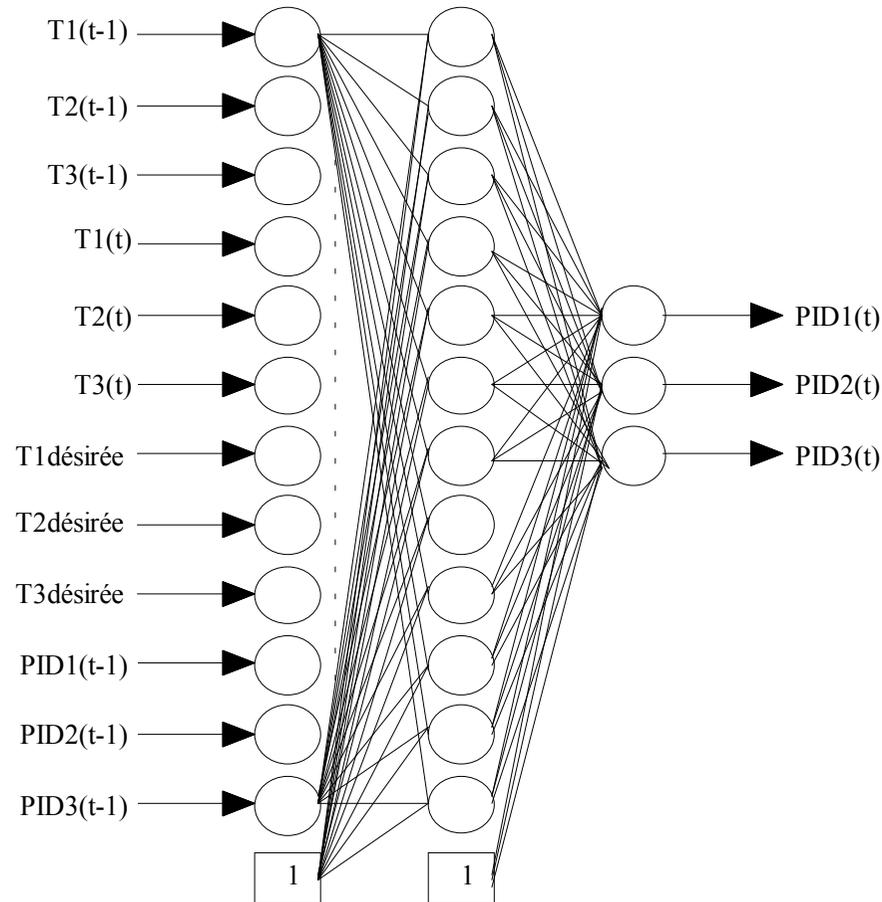


Réponse dynamique du four à une variation de 10°C appliquée sur la consigne du PID de la zone centrale (zone 2) échelon appliqué à t=5s.



Commande d'un four de LPCVD

➔ Développement d'un réseau de neurones pour commande multivariable

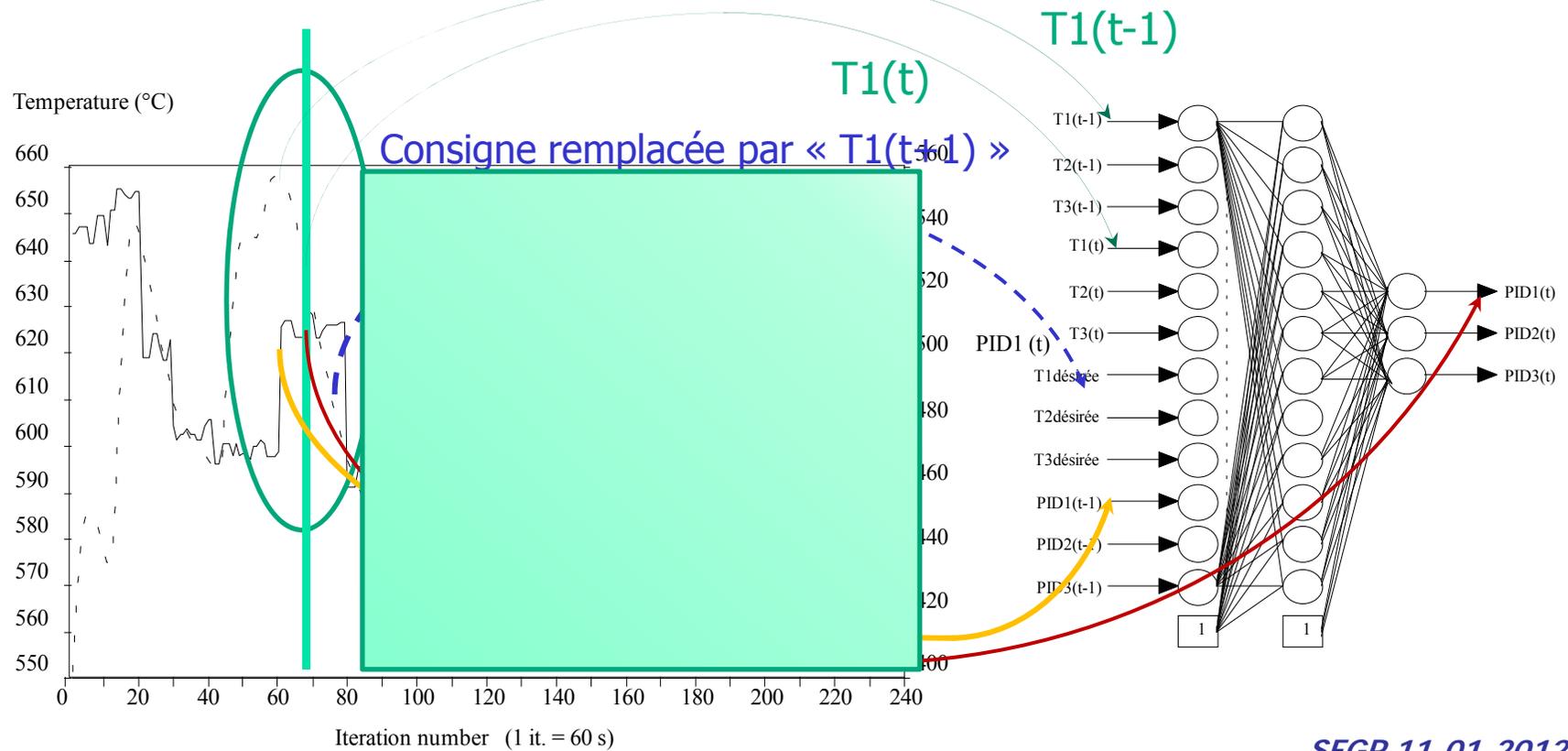




Commande d'un four de LPCVD

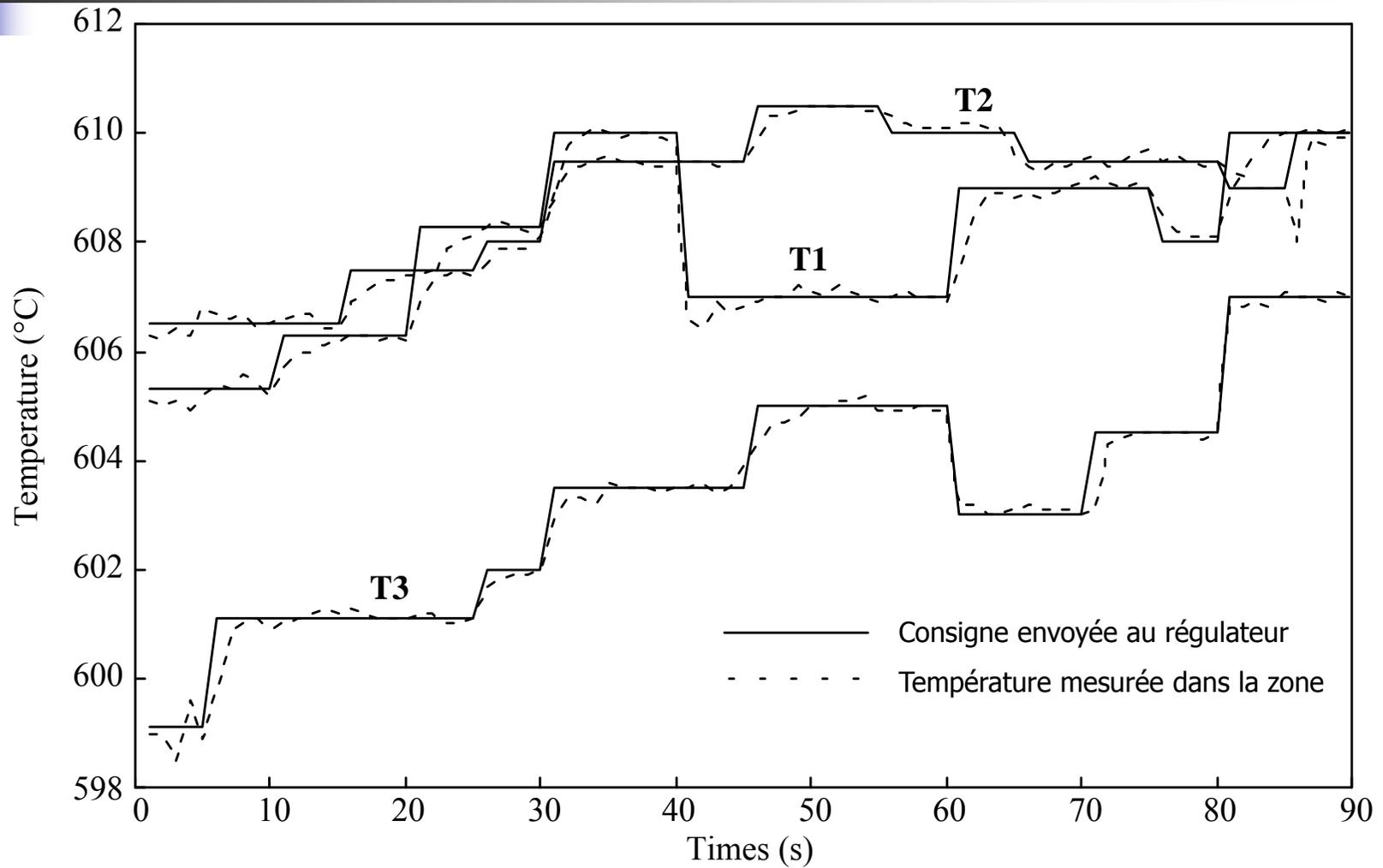


Structure du réseau de type modèle inverse
Expériences en boucle "ouverte" pour l'apprentissage





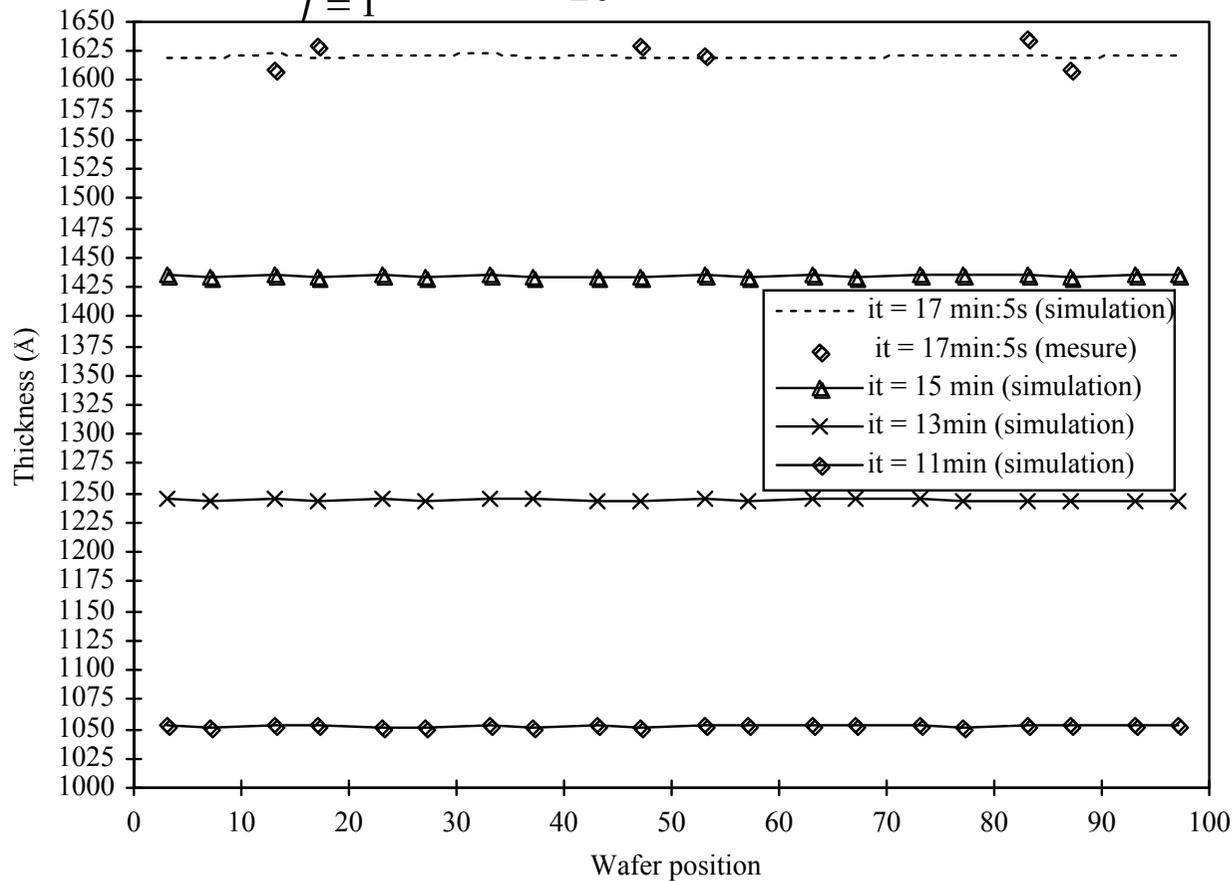
Commande d'un four de LPCVD





Commande d'un four de LPCVD

$$Epaisseur\ moyenne = \sum_{j=1}^{Nb\ de\ cellules} \frac{V_3(j) + V_7(j)}{20}$$
➔ Arrêt pour l'épaisseur désirée = 1620 Å





Plan de la présentation

- Introduction
- Les réseaux de neurones pour la commande et la mesure indirecte (capteur logiciel)
 - Commande d'un four de LPCVD
 - Détermination de la dose de coagulant sur une station de production d'eau potable
- Surveillance et Diagnostic
 - Couplage d'une méthode par Apprentissage et de la Logique Floue
 - Sélection de capteurs/attributs
 - Applications
 - Diagnostic d'un microréacteur
 - Diagnostic médical: application au pronostic du cancer
- Conclusions - Perspectives



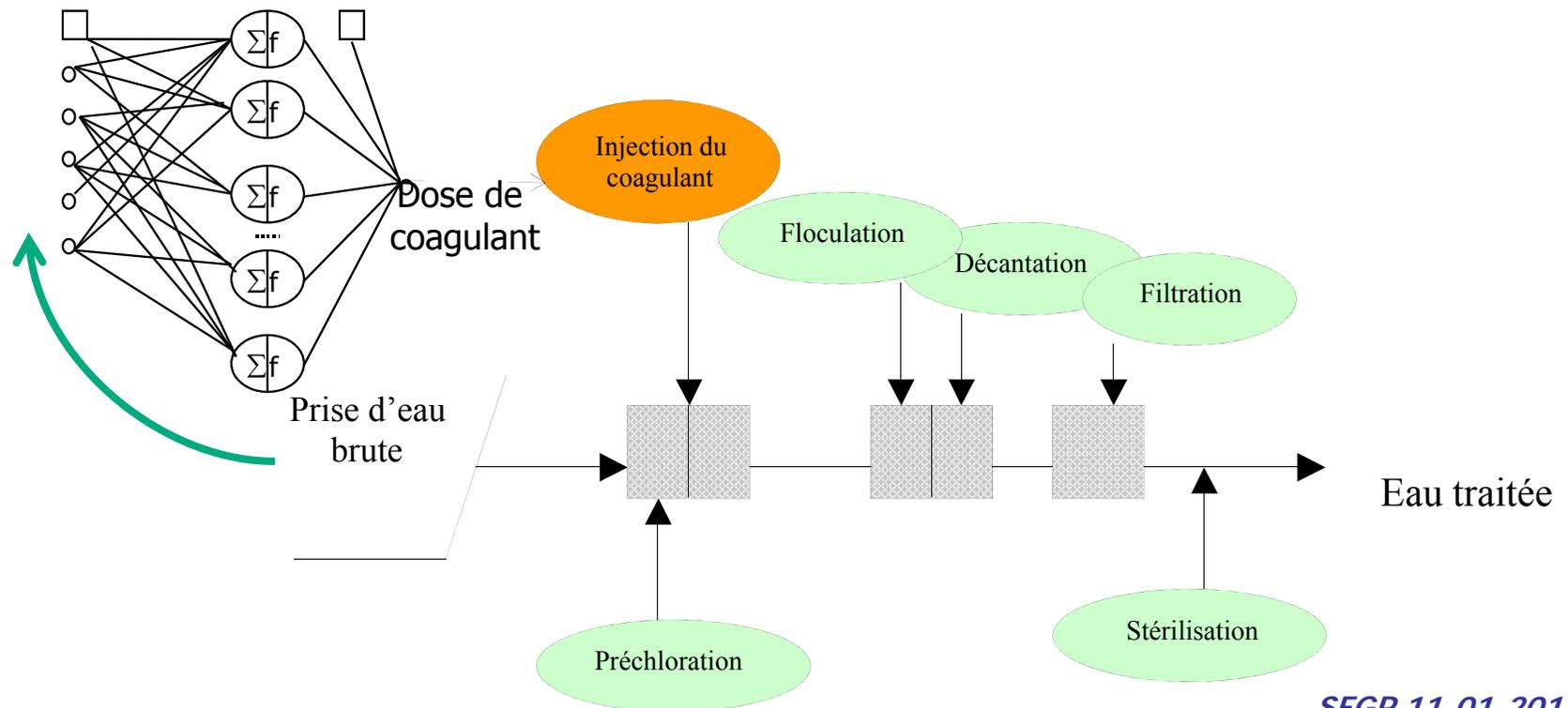
Détermination en ligne de la dose de coagulant

- Station de production d'eau potable Rocade de Marrakech



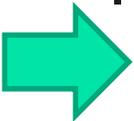
Combien de coagulant ajouter en fonction de la qualité de l'eau brute ?

Actuellement, la réponse est donnée par des analyses en laboratoire effectuées chaque jour (jar test)





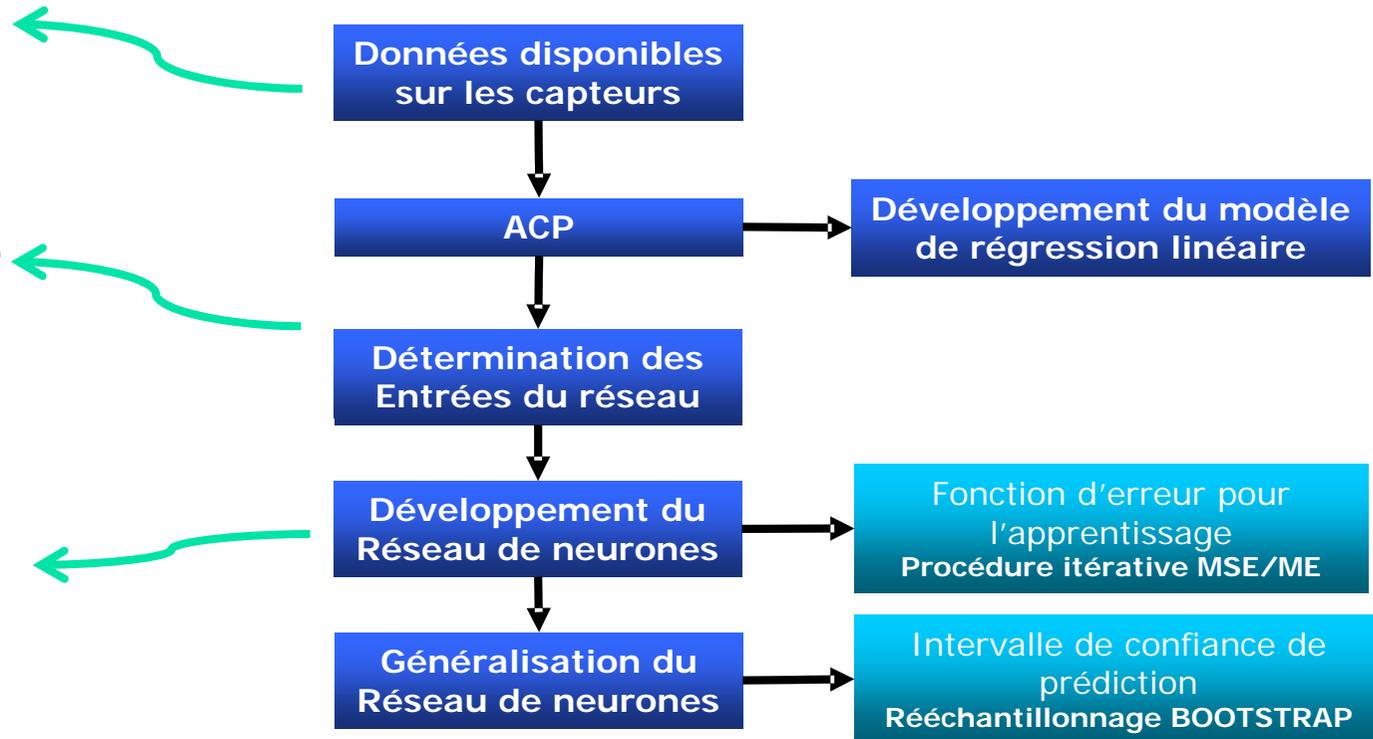
Détermination en ligne de la dose de coagulant

 Développement effectué par étapes successives

Analyse des données, période d'acquisition

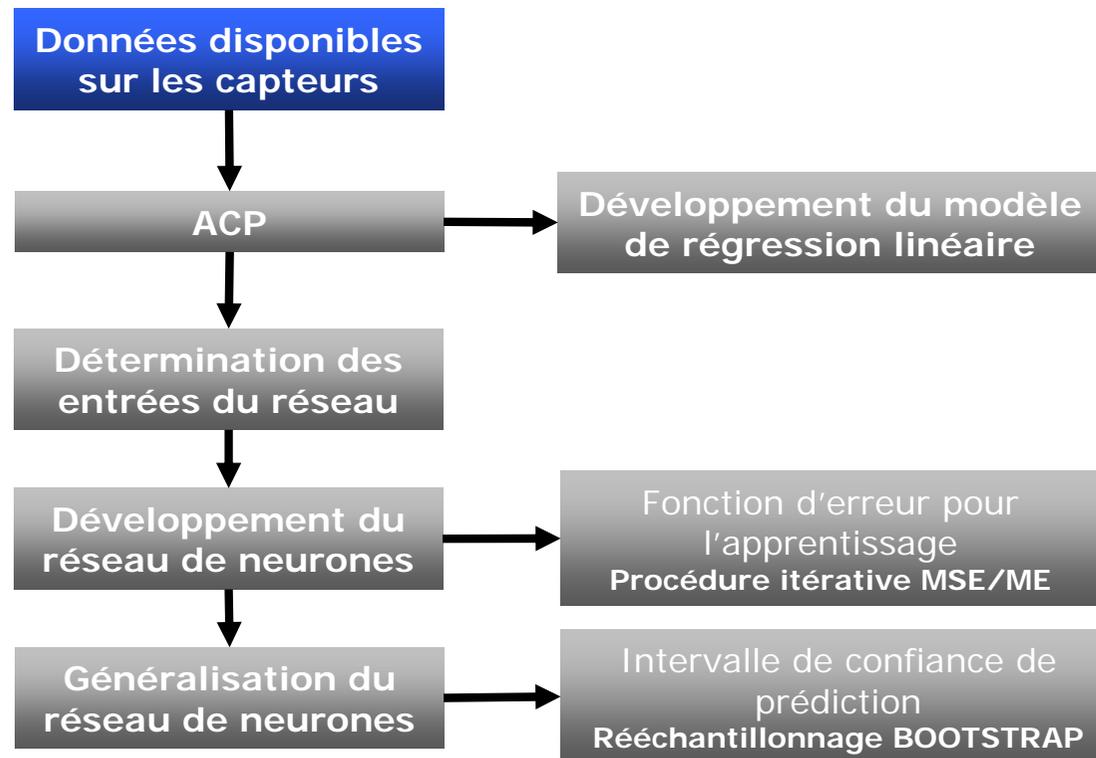
Choix des données pertinentes, analyse des redondances ou corrélations

Détermination du nombre de neurones, des fonctions de base





Détermination en ligne de la dose de coagulant

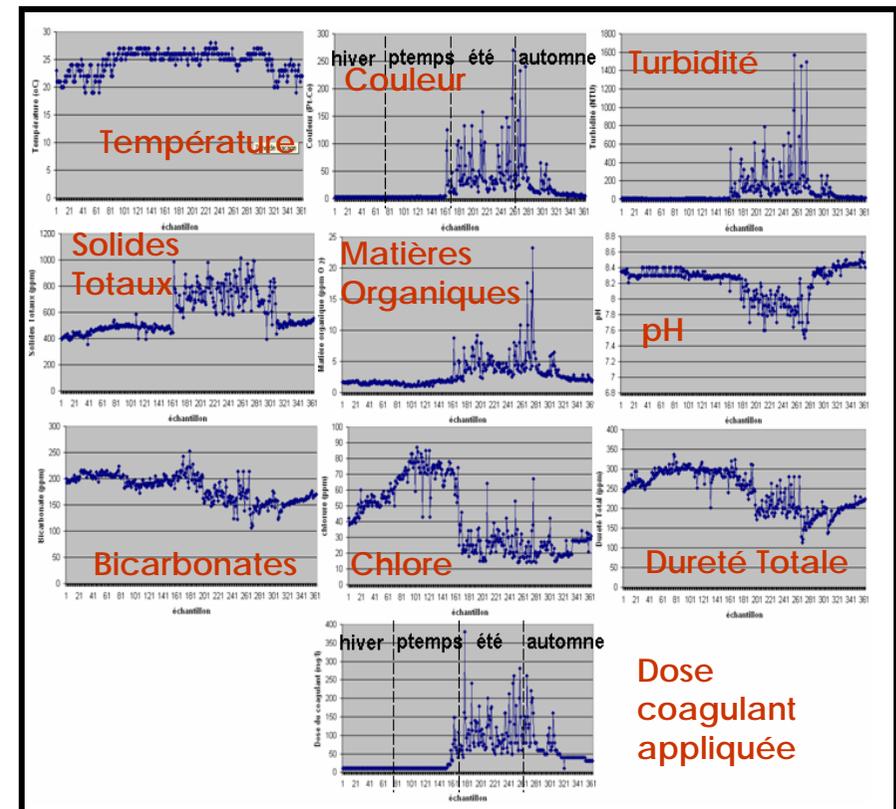




Détermination en ligne de la dose de coagulant

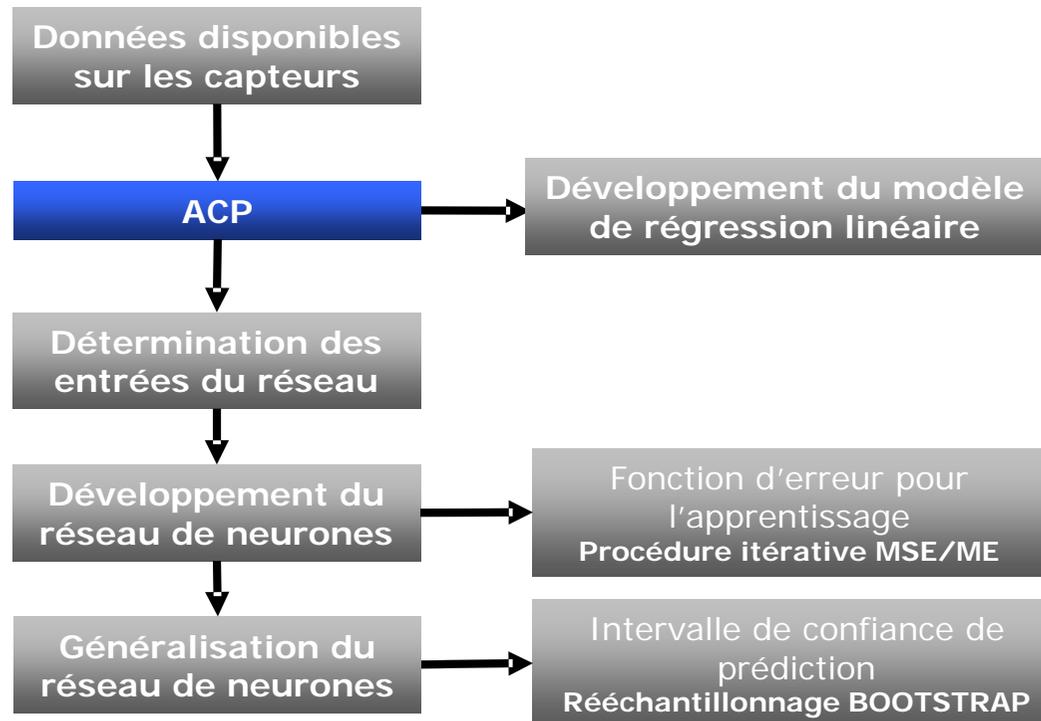
■ Données de la station Rocade :

- L'évolution de 9 différents paramètres de la qualité de l'eau mesurés au cours du temps (2000-2004 = 5 ans)
- La dose de coagulant appliquée sur la station au cours du temps





Détermination en ligne de la dose de coagulant





Détermination en ligne de la dose de coagulant

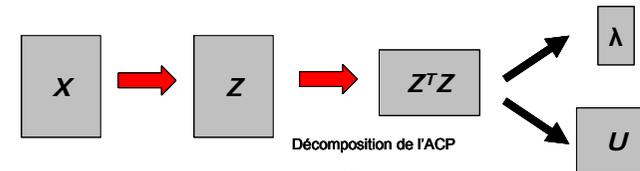
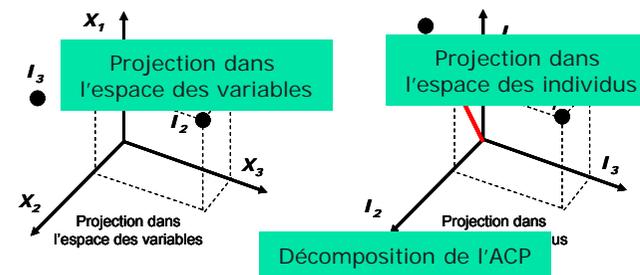
- Analyse en composantes principales

- *Objectifs*

- Obtenir un modèle linéaire avec une dépendance également linéaire des variables explicatives
- Extraire les corrélations entre variables

- **Forme générale pour 1 variable de sortie et m variables d'entrée :**

$$Y = w_0 + \sum_{j=1}^m w_j x_j + \varepsilon$$



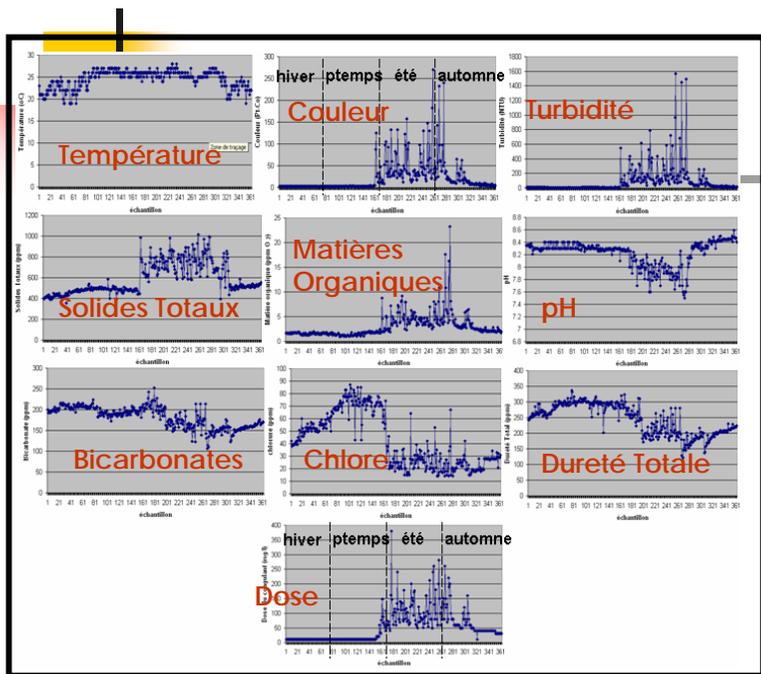
$$CO = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i X_i^T$$

$$COU = \lambda U$$

$X = (x_1, x_2, \dots, x_N)$ données

CO = Matrice de covariance

COU = Valeurs propres de CO



Matrice de corrélation

	Temp	Couleur	Turb	SolidesT	MatiereO	pH	Bicarb	Chlor	DureteT	Dose
Temp	1	0.194	0.161	0.383	0.185	-0.363	-0.120	0.048	-0.036	
Couleur	0.194	1	0.856	0.788	0.734	-0.538	-0.215	-0.314	-0.281	
Turb	0.161	0.856	1	0.693	0.810	-0.566	-0.240	-0.263	-0.281	
SolidesT	0.383	0.788	0.693	1	0.755	-0.705	-0.393	-0.514	-0.463	
MatiereO	0.185	0.734	0.810	0.755	1	-0.642	-0.361	-0.423	-0.453	
pH	-0.363	-0.538	-0.566	-0.705	-0.642	1	0.207	0.329	0.327	
Bicarb	-0.120	-0.215	-0.240	-0.393	-0.361	0.207	1	0.560	0.843	
Chlor	0.048	-0.314	-0.263	-0.514	-0.423	0.329	0.560	1	0.800	
DureteT	-0.036	-0.281	-0.281	-0.463	-0.453	0.327	0.843	0.800	1	
Dose	0.267	0.760	0.725	0.836	0.734	-0.598	-0.344	-0.469	-0.404	1

Variables: **Turb** = f (couleur, solides Totaux, matières Organiques);
DuretéT = f (bicarbonate, chlore); **Temp** et **pH**



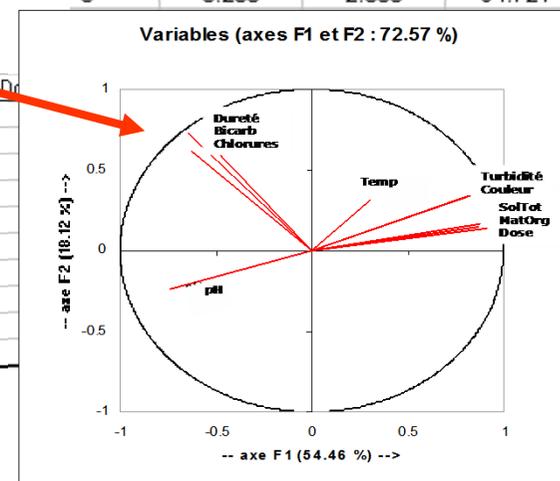
Variable	Fact. 1	Fact. 2	Fact. 3	Fact. 4
Température (TEMP)	0,131	0,229	0,863	0,180
Couleur (C)	0,354	0,250	-0,232	0,236
Turbidité (TUR)	0,349	0,251	-0,270	0,306
Solides Totaux (ST)	0,393	0,102	0,097	-0,116
Matière organique (MO)	0,374	0,109	-0,159	0,062
pH	-0,216	-0,176	-0,207	0,616
Bicarbonate (B)	0,214	0,506	-0,191	-0,479
Chlorure (CL)	-0,267	0,455	0,084	0,436
Dureté Total (DT)	-0,274	0,540	-0,066	-0,034
DOSE	0,375	0,121	-0,057	-0,006

Vecteurs propres

Valeurs propres

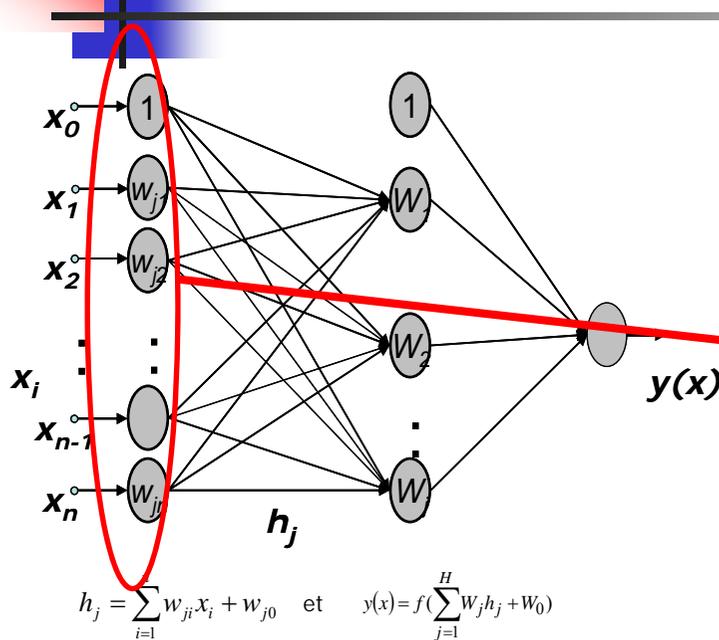
Cercle de corrélation

#	Valeur	Pourcent	Cumul
1	5.446	54.455	54.455
2	1.812	18.116	72.571
3	1.010	10.099	82.670
4	0.535	5.354	88.024
5	0.420	4.197	92.221
6	0.250	2.500	94.721



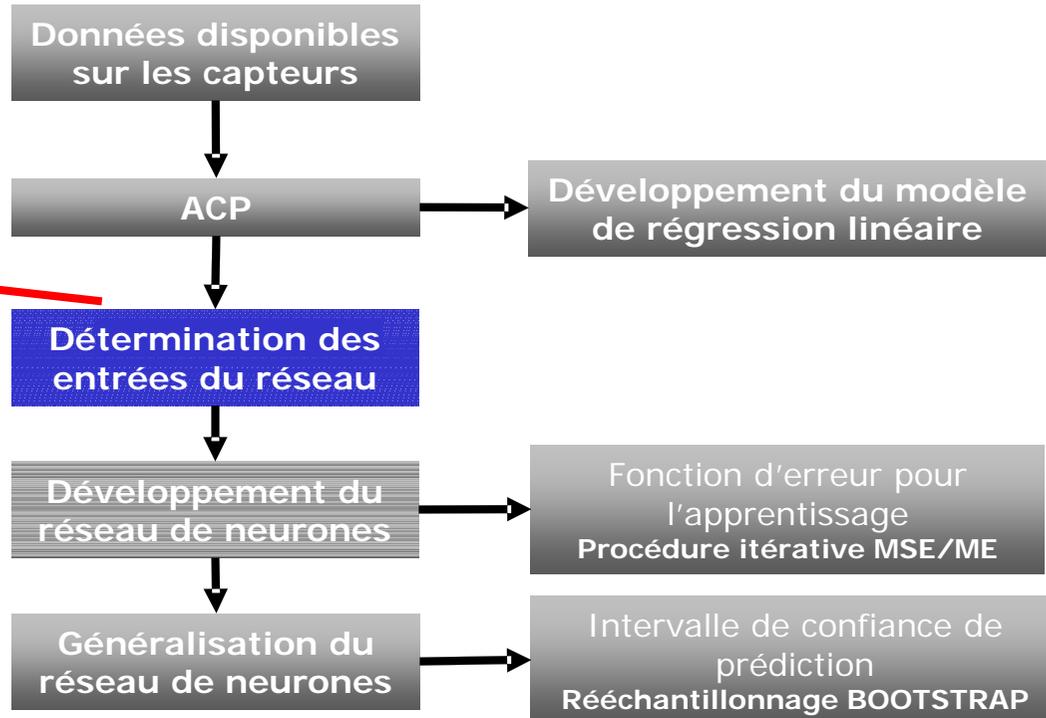


Détermination en ligne de la dose de coagulant



$$h_j = \sum_{i=1}^n w_{ji} x_i + w_{j0} \quad \text{et} \quad y(x) = f\left(\sum_{j=1}^H w_j h_j + w_0\right)$$

$y(x)$ = Sortie du perceptron multicouche
 f = Fonction d'activation (sigmoïde)

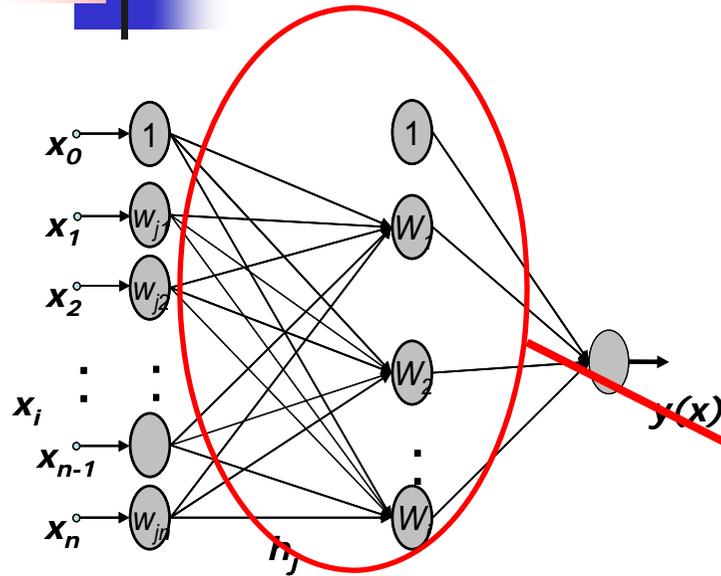


5 entrées

- Turbidité
- Température
- pH
- Dureté
- Oxygène Dissous

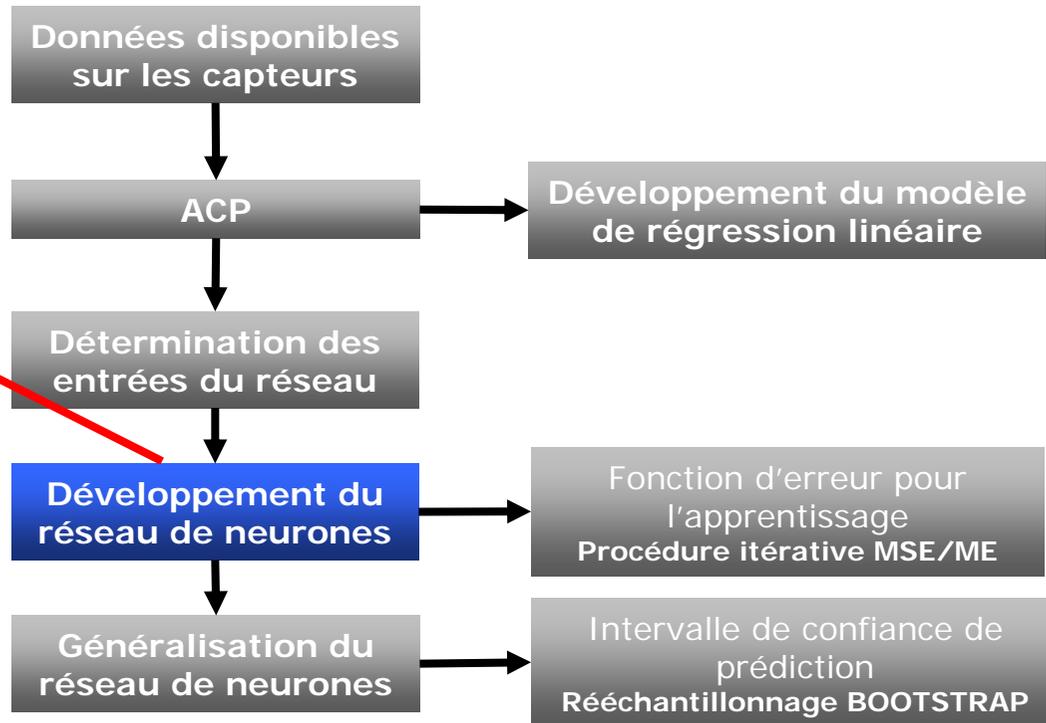


Détermination en ligne de la dose de coagulant



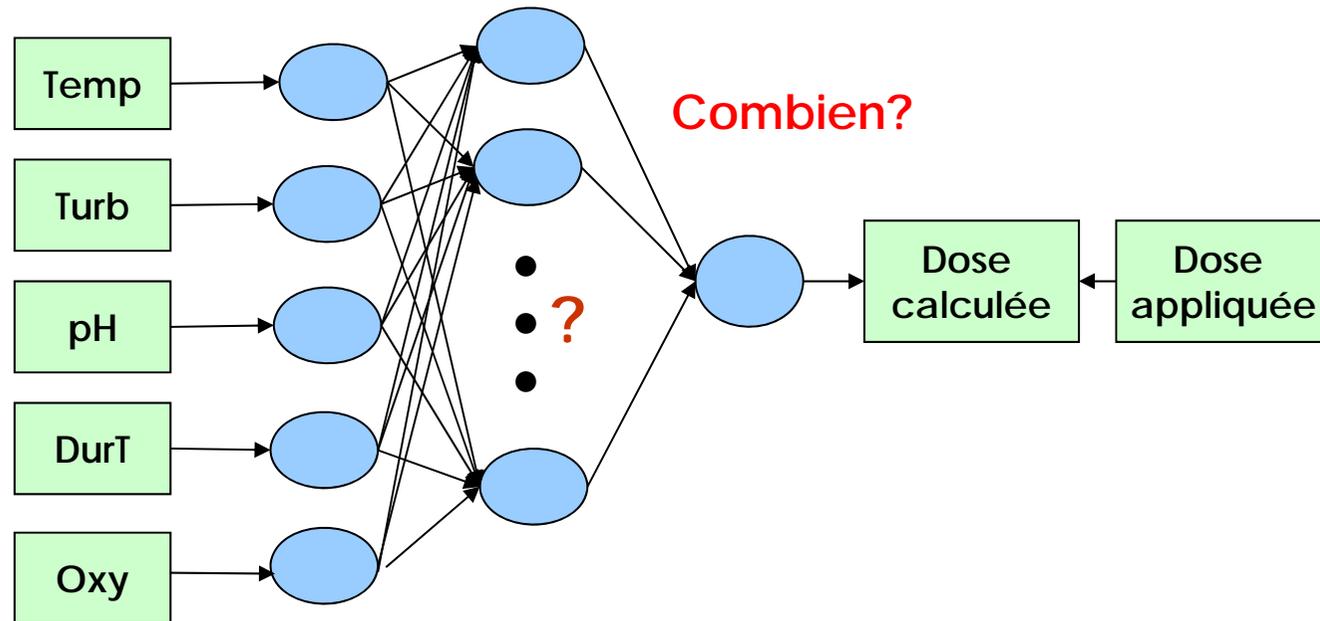
$$h_j = \sum_{i=1}^n w_{ji} x_i + w_{j0} \quad \text{et} \quad y(x) = f\left(\sum_{j=1}^H w_j h_j + w_0\right)$$

$y(x)$ = Sortie du perceptron multicouche
 f = Fonction d'activation (sigmoïde)





Détermination en ligne de la dose de coagulant



- Nombre de neurones:
 - Couche d'entrée : 5 (Temp, Turb, pH, DuretéT, Oxy)
 - Couche de sortie : 1 (Dose de coagulant)
 - Couche cachée : Une seule (fonction continue)
- Procédure d'apprentissage:..... supervisé
- Architecture perceptron multicouche: rétropropagation
- Algorithme d'apprentissage: Levenberg Marquardt
- Fonction d'activation: sigmoïde



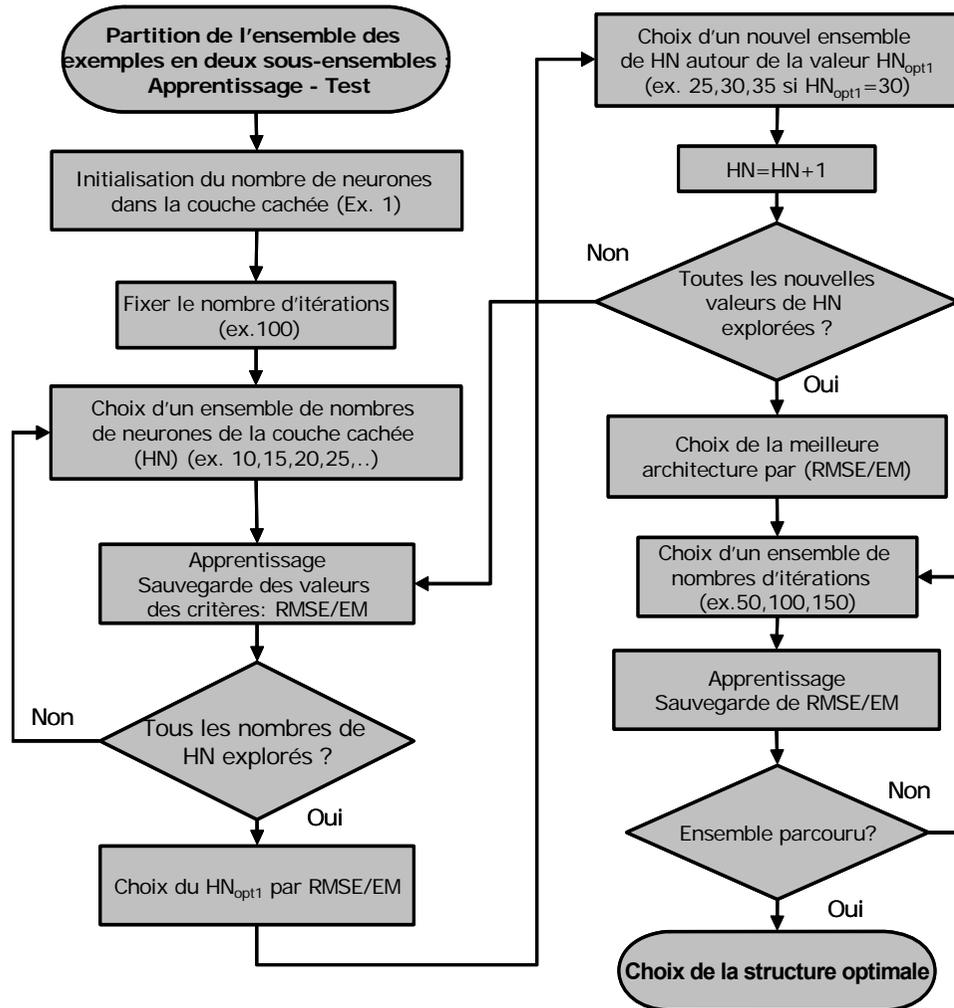
Détermination en ligne de la dose de coagulant

Procédure de minimisation MSE/ME

Permet d'obtenir une architecture de réseau optimal

La fonction d'erreur MSE/ME (Erreur quadratique moyenne/Erreur moyenne)

→ Le choix de la fonction d'erreur utilisée pour l'apprentissage des réseaux de neurones multicouche a une certaine influence sur la rapidité d'apprentissage et sur la qualité de généralisation du réseau.



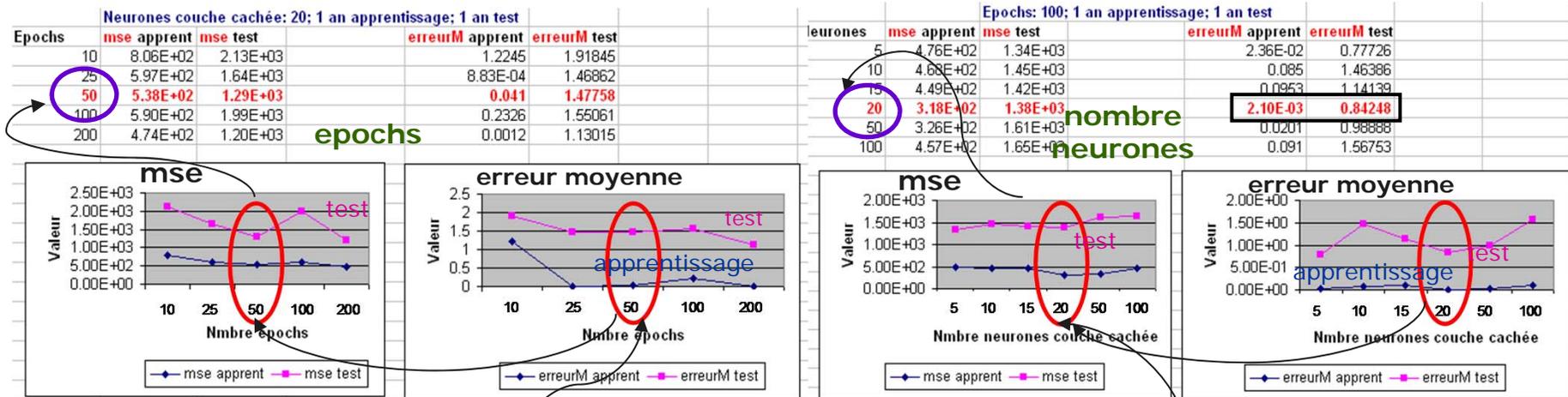


■ Détermination en ligne de la dose de coagulant

Neurones de la couche cachée: **Combien ?**

➤ Méthode:

- réserver une partie des données comme **jeu de test**
- essayer différents réseaux avec différents nombres de neurones
- effectuer l'apprentissage
- vérifier la performance (**mse**) et l'erreur (**erreur moyenne**)
- choisir le réseau donnant le meilleur résultat de généralisation sur le jeu de test



nombre d'itérations epochs: **50**

Nbre neurones couche cachée: **20**



■ Détermination en ligne de la dose de coagulant

L'intervalle de confiance de prédiction (BOOTSTRAP)

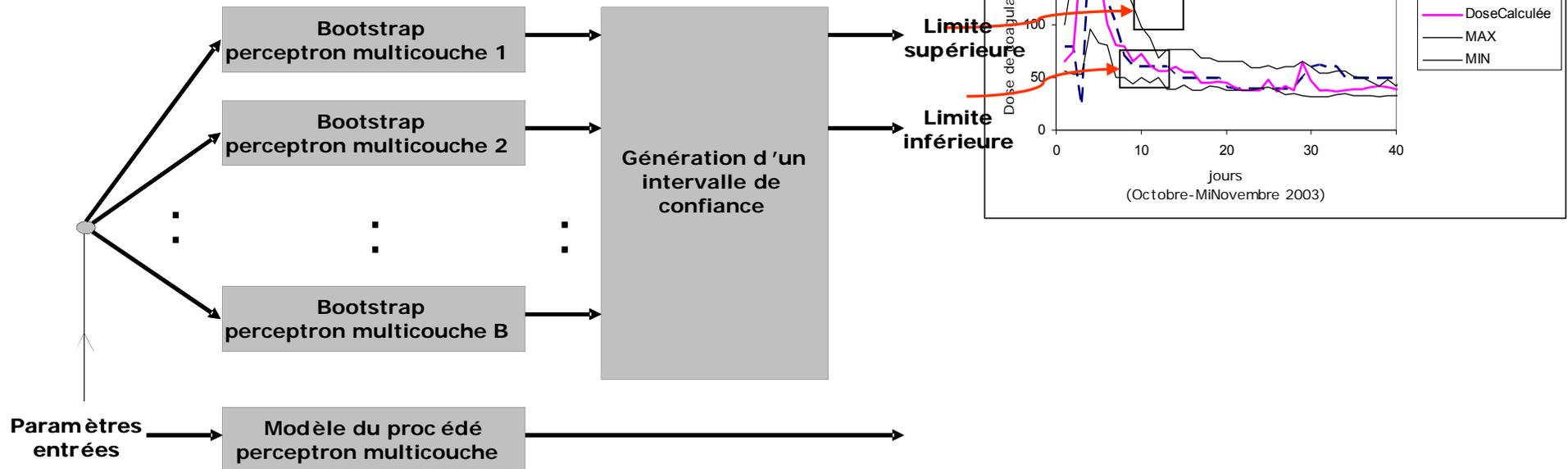
Technique d'inférence statistique qui crée un nouvel ensemble d'apprentissage par rééchantillonnage avec remise à partir de l'ensemble de départ

Si $X = \{x^1, x^2, x^3, x^4, x^5\}$ = échantillon

$X_{boot} = \{x^1, x^1, x^2, x^5, x^5\}$ = échantillon bootstrap (fichier original)

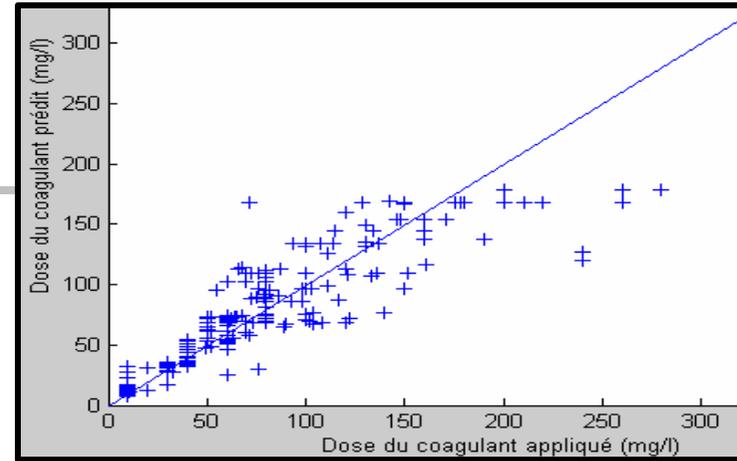
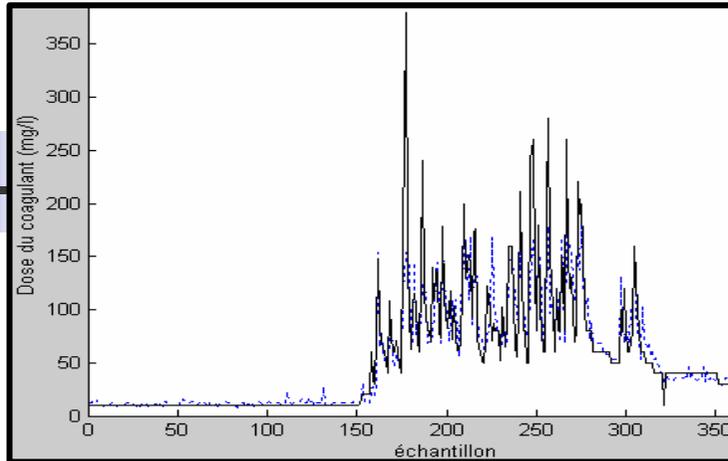
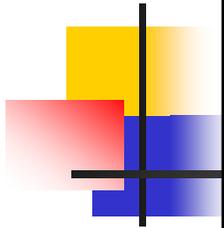
Si $(x_{boot}^1, \dots, x_{boot}^B)$ = sont B échantillons de bootstrap générés à partir de X

$s(x_{boot}^1), \dots, s(x_{boot}^B)$ Distribution que approxime à la distribution de l'estimateur $\hat{\theta}$

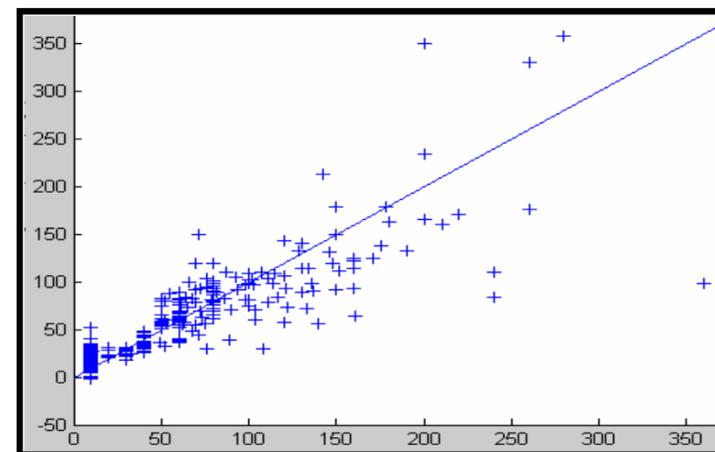
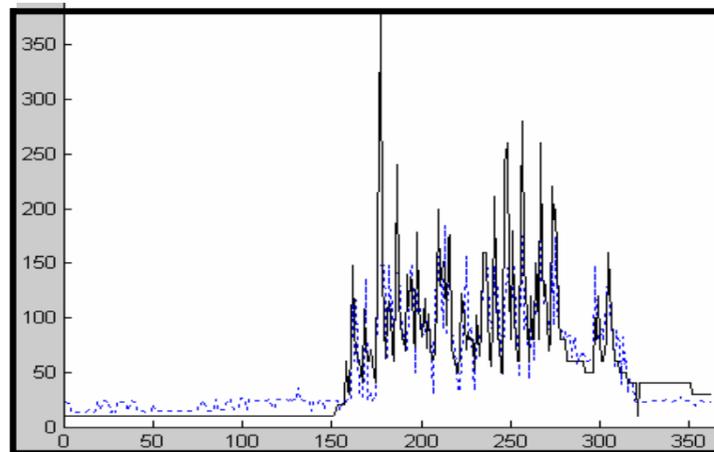


Dans cette approche, en se fixant un seuil à 10% et 90%, l'intervalle de confiance pour $B=50$ -> l'estimateur du point 10% = 5ème plus grande valeur

et l'estimateur du point 90% = 45ème plus grande valeur



Dose de coagulant appliquée et dose de coagulant **prédite** (ligne pointillée et +)



Dose de coagulant appliquée et dose de coagulant **prédite** (ligne pointillée et +)
en utilisant le modèle par régression linéaire

Indices de comparaison	RNA	Régression linéaire
R^2 sur les données d'apprentissage	0.97	0.72
R^2 sur les données de test	0.96	0.61
Critère MSE sur les données d'apprentissage	619.7	859.3



Plan de la présentation

- Introduction
- Les réseaux de neurones pour la commande et la mesure indirecte (capteur logiciel)
 - Commande d'un four de LPCVD
 - Détermination de la dose de coagulant sur une station de production d'eau potable
- Surveillance et Diagnostic
 - Couplage d'une méthode par Apprentissage et de la Logique Floue
 - Sélection de capteurs/attributs
 - Applications
 - Diagnostic d'un microréacteur
 - Diagnostic médical: application au pronostic du cancer
- Conclusions - Perspectives



Surveillance et Diagnostic

- Surveillance et Diagnostic des procédés:
 - Détection d'une faute et de la nature de la faute
 - Utilisation de techniques par apprentissage basée sur des données historiques
 - Pas de modèle complexe
 - Applicable pour des systèmes non linéaires et complexes
 - Permet de résoudre le problème de la sélection de capteurs

- Premiers travaux (Orantes *et al.*, 2007) :
 - Diagnostic et sélection de capteurs sur un procédé chimique
 - Utilisation de techniques de **classification floue** combinée avec le concept de l'entropie de l'information

- Nouveau domaine : Diagnostic/Pronostic médical
 - Traitement de données issues de biopuces : détermination de signature pronostic du cancer du sein
 - Projets Oncomate 2008-2011; ANR INNODIAG 2011-2013



Surveillance et Diagnostic

- Nouveaux développements dans le domaine biomédical (analyse par biopuces):
 - Profil d'expressions de gènes, Séquences protéomiques , Spectrométrie de masse
- Nouvelles applications
 - Diagnostic et Pronostic du cancer et d'autres maladies
 - Indication de la réponse d'un patient à un traitement
 - Prédiction d'un traitement
- Deux principaux challenges comparés au domaine des procédés
 - Haute dimensionnalité des données
 - Profil génétique = 25 000 données /individu – Diagnostic des procédés : moins de 100 capteurs
 - Nombre très important d'expressions de gènes non pertinents dans les données des microarrays
 - Peu d'individus (patients) pour effectuer l'apprentissage- diagnostic des procédés : beaucoup de données disponibles pour l'apprentissage = relevés des capteurs en temps réel (historique sur SCADA) ou résultats de simulation
 - Hétérogénéité des données (données cliniques : information histo-pathologiques /analyse des tissus suite à l'ablation chirurgicale de la tumeur + données issues des biopuces)
 - Quantitative
 - Qualitative : Estrogen Receptor expression (Yes or No)
 - Interval : Tumor Grade ([3,5]; [6,7]; [8,9])



Surveillance et Diagnostic

- Nécessité :
 - Introduire la possibilité de traiter un nouveau type de donnée: **intervalle**
 - Développer une procédure de **sélection d'attribut/capteur intégrée à la procédure de classification**

- Interêts dans le domaine des procédés
 - Le type "**intervalle**" = permet de modéliser les incertitudes de mesure
 - Procédure intégrée pour la sélection des capteurs
 - ➔ tout type d'information (quantitative, qualitative, intervalle) prise en compte de manière **simultanée**

- Optimisation directement des performances de l'apprentissage
 - Concept de marges d'appartenance
 - Permet de traiter les corrélations et les redondances entre attributs/capteurs



Plan de la présentation

- Introduction
- Les réseaux de neurones pour la commande et la mesure indirecte (capteur logiciel)
 - Commande d'un four de LPCVD
 - Détermination de la dose de coagulant sur une station de production d'eau potable
- Surveillance et Diagnostic
 - Couplage d'une méthode par Apprentissage et de la Logique Floue
 - Sélection de capteurs/attributs
 - Applications
 - Diagnostic d'un microréacteur
 - Diagnostic médical: application au pronostic du cancer
- Conclusions - Perspectives



Couplage d'une Méthode par apprentissage et de la Logique Floue

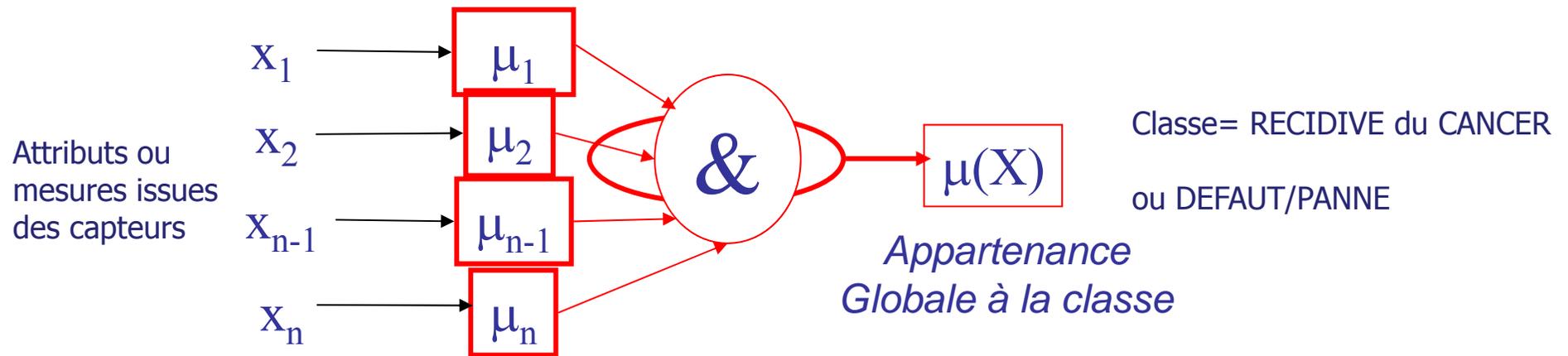
- Méthode de classification floue: *LAMDA*
(*Learning Algorithm for Multivariable Data Analysis*) Aguado et Aguilar , 1994
- Méthode de classification par apprentissage:
 - Capable de calculer l'APPARTENANCE d'un individu (point de mesure) à CHACUNE DES CLASSES
 - Apprentissage supervisé (classes connues a priori)
 - Apprentissage Non supervisé
 - Trois types de donnée traités simultanément:
 - Quantitative
 - Qualitative
 - Interval (nouveau type introduit)



Couplage d'une Méthode par apprentissage et de la Logique Floue

- Classification floue par apprentissage:

Structure de LAMDA = un réseau de cellules élémentaires



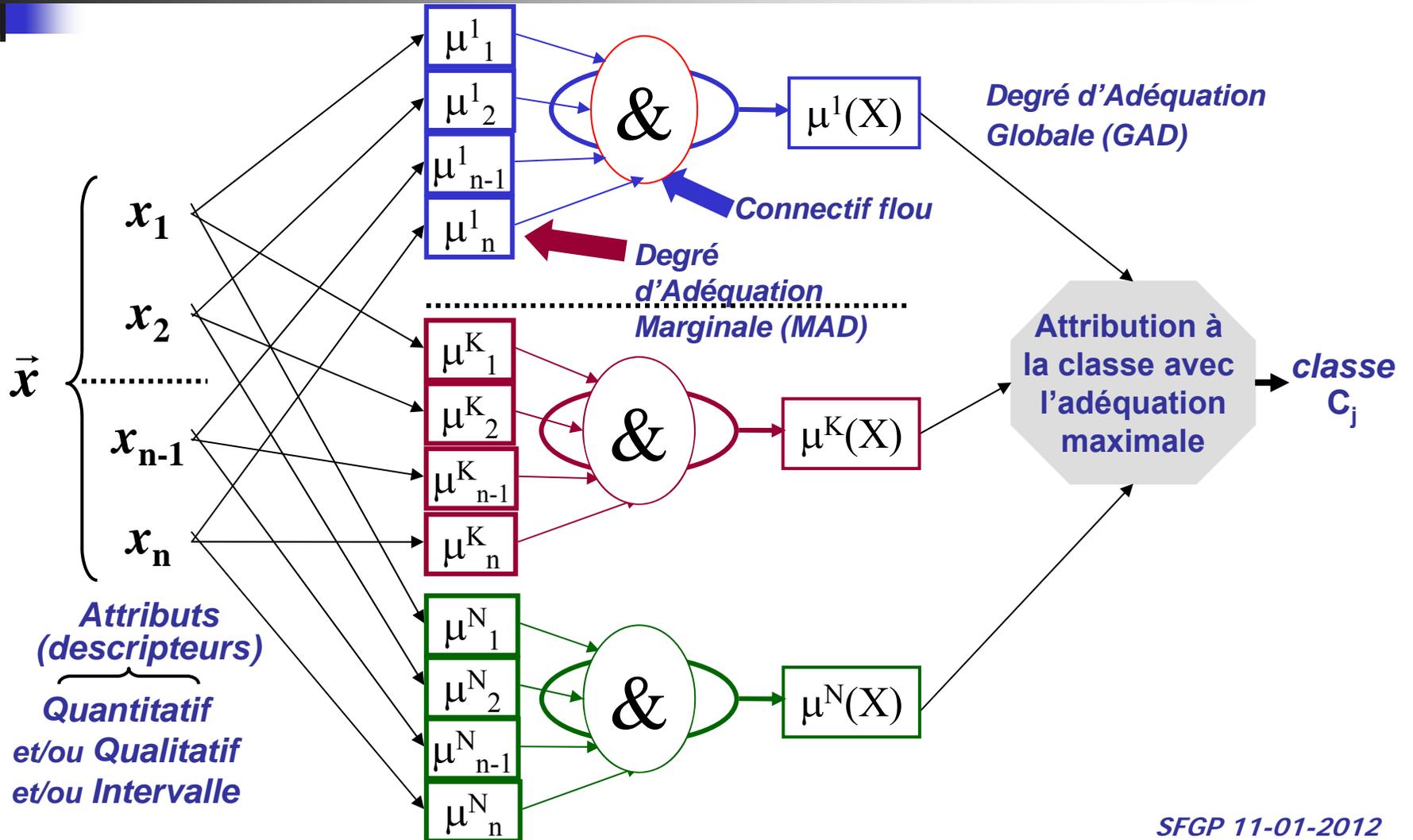
Appartenances marginales
Fonctions issues de la Logique Floue (Binômiale, Gauss, ...)

$$\mu(X) = \mu_1 \& \mu_2 \dots \& \mu_i \dots \& \mu_{n-1} \& \mu_n$$

Agrégation par des fonctions (connectifs) floues (produit, somme probabiliste, Min, Max ...)

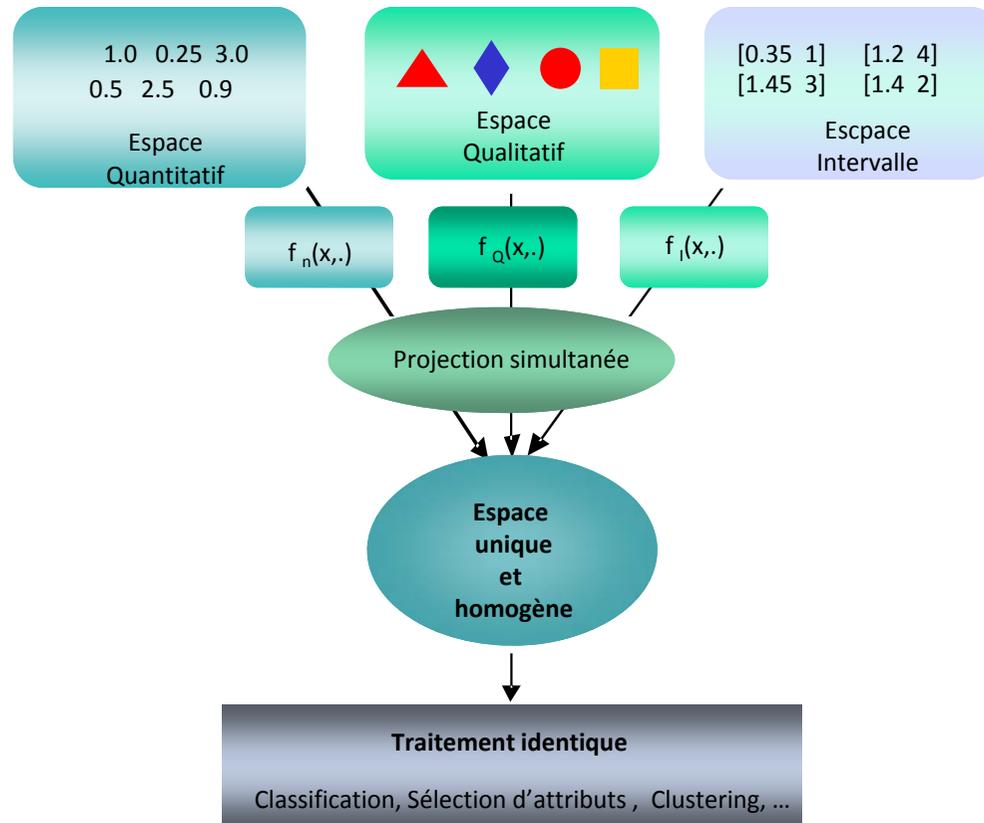


Couplage d'une méthode par Apprentissage et de la Logique Floue





Couplage d'une Méthode par apprentissage et de la Logique Floue



- Traitement simultané
 - Quantitative
 - Qualitative : *âge, couleur*
 - Intervalle : mesures des capteurs avec incertitudes, *grade, lymph node status*
- Apprentissage non supervisé:
 - Pas de classe connue a priori
 - Une seule classe initiale (Non Informative Class) : auto-organisation
- Apprentissage supervisé:
 - Pré-affectation des classes pour les individus
- Reconnaissance passive:
 - Individus assignés à une des classes prédéfinies
 - Si **non reconnu** = assigné à la classe NIC



Couplage d'une Méthode par apprentissage et de la Logique Floue

- **Projection SIMULTANEE:**

- Un attribut i est caractérisé par ses appartenances à différentes classes k

$$mff_k^i = \mu_k^i(x^i, \theta_k^i)$$

- **Attribut Quantitatif:**

- ex: fonction binômiale floue centrée: $\mu_k^i[x_i | \rho_k^i, \varphi_k^i] = \varphi_k^i^{1-|x_i-\rho_k^i|} (1 - \varphi_k^i)^{|x_i-\rho_k^i|}$

où
$$\varphi_k^i = \frac{1}{m_k} \sum_{j=1}^{j=m_k} x_i^j$$

- **Attribut Qualitatif :** $\mu_k^i(x_i) = (\Phi_{k1}^i)^{q_{i1}} * \dots * (\Phi_{kMi}^i)^{q_{iMi}}$

- Φ_{kj}^i est la fréquence de la modalité Q_j^i dans la classe C_k et $q_j^i = \begin{cases} 1 & \text{if } x_i = Q_j^i \\ 0 & \text{if } x_i \neq Q_j^i \end{cases}$



Couplage d'une Méthode par apprentissage et de la Logique Floue

■ Attribut Intervalle

- **Similarité** entre deux intervalles:
$$S(A, B) = \frac{1}{2} \left(\frac{\varpi[A \cap B]}{\varpi[A \cup B]} + 1 - \frac{\partial[A, B]}{\varpi[U]} \right)$$

où:
$$\partial[A, B] = \max \left[0, \left(\max \{a^-, b^-\} - \min \{a^+, b^+\} \right) \right]$$

$$\varpi[X] = \text{upperbound}(X) - \text{lowerbound}(X)$$

$$\rightarrow \mu_k^i(x_i) = S(x_i, \rho_k^i)$$

With:
$$\rho_k^{i-} = \frac{1}{m_k} \sum_{j=1}^{m_k} x_i^{j-} \quad \text{and} \quad \rho_k^{i+} = \frac{1}{m_k} \sum_{j=1}^{m_k} x_i^{j+}$$

➔ Pour chaque individu x_i : association d'un Vecteur de Degrés d'Appartenance à une classe k (MDV=Membership Degree Vector):

$$U_{nc_k} = [\mu_k^1(x_{n1}), \mu_k^2(x_{n2}), \dots, \mu_k^m(x_{nm})]^T ; k = 1, 2, \dots, l$$



Plan de la présentation

- Introduction
- Les réseaux de neurones pour la commande et la mesure indirecte (capteur logiciel)
 - Détermination de la dose de coagulant sur une station de production d'eau potable
 - Commande d'un four de LPCVD
- Surveillance et Diagnostic
 - Couplage d'une Méthode par apprentissage et de la Logique Floue
 - Sélection de capteurs/attributs
 - Applications
 - Diagnostic d'un microréacteur
 - Diagnostic médical: application au pronostic du cancer
- Conclusions - Perspectives



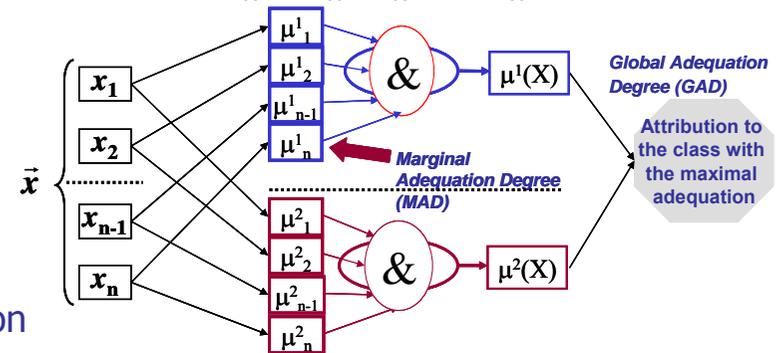
Sélection de capteurs/attributs

- MEMBAS (MEMbership Margin Based feAture Selection): [Hedjazi et al., 2010]
 - Définition d'une Marge d'Appartenance pour chaque $x_n = [x_n^1, x_n^2, \dots, x_n^m]$

$$\beta_n = \psi(U_{nc}) - \psi(U_{n\tilde{c}})$$

"bonne classe"
"mauvaise classe"

où Ψ = fonction d'agrégation qui calcule la contribution globale de l'ensemble des attributs à l'appartenance à une classe



$$\Psi(U_{n\tilde{c}}) = \sum_{i=1}^d \mu_1^i(x_i) \quad \Psi(U_{nc}) = \sum_{i=1}^d \mu_2^i(x_i)$$

➤ Element x_n est considéré correctement classé si $\beta_n > 0$.

➔ Eviter une recherche heuristique et combinatoire: concept des « poids flous »

$$\Psi(U_{nc_k} / W_f) = W_f^T U_{nc_k} = \sum_i w_{fi} \mu_k^i(x_{ni})$$



Sélection de capteurs/attributs

- Définition de la fonction objectif= somme pondérée des marges :

$$\begin{aligned} \text{Max}_{\mathbf{w}_f} \sum_{n=1}^N \beta_n(\mathbf{w}_f) &= \sum_{n=1}^N \left\{ \sum_{i=1}^m w_{fi} \mu_c^i(x_{ni}) - \sum_{i=1}^m w_{fi} \mu_{\tilde{c}}^i(x_{ni}) \right\} \\ \text{S. t } \|\mathbf{w}_f\|_2^2 &= 1, \mathbf{w}_f \geq 0 \end{aligned}$$

- Optimisation classique par Lagrangien → *solution analytique*

$$\mathbf{w}_f^* = \frac{\mathbf{s}^+}{\|\mathbf{s}^+\|}$$

où $\mathbf{s} = \sum_{n=1}^N \left\{ \mathbf{U}_{nc} - \mathbf{U}_{n\tilde{c}} \right\}$ et $\mathbf{s}^+ = [\max(s_1, 0), \dots, \max(s_m, 0)]^T$

- Extension au problème multiclass

→ Prendre le pire cas: $\beta_n = \min_{\{\tilde{c} \in C, \tilde{c} \neq C(x_n)\}} \left\{ \Psi(\mathbf{U}_{nc}) - \Psi(\mathbf{U}_{n\tilde{c}}) \right\}$



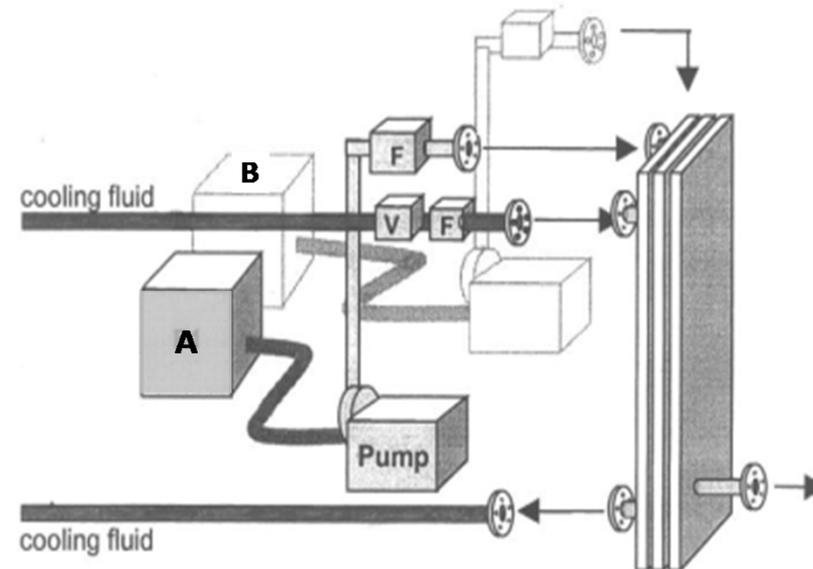
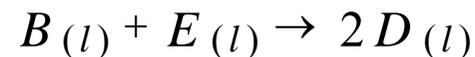
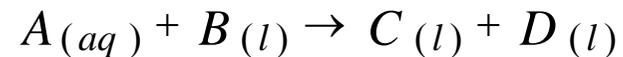
Plan de la présentation

- Introduction
- Les réseaux de neurones pour la commande et la mesure indirecte (capteur logiciel)
 - Détermination de la dose de coagulant sur une station de production d'eau potable
 - Commande d'un four de LPCVD
- Surveillance et Diagnostic
 - Couplage d'une Méthode par apprentissage et de la Logique Floue
 - Sélection de capteurs/attributs
 - Applications
 - Diagnostic d'un microréacteur
 - Diagnostic médical: application au pronostic du cancer
- Conclusions - Perspectives



Applications: diagnostic d'un microréacteur

- Synthèse pharmaceutique dans un nouveau réacteur-échangeur intensifié équipé de 15 capteurs (Projet INPAC/Pierre Fabre, Boostec, LGC, LAAS)
- 12 températures internes, 1 température de l'utilité en sortie, 2 pressions d'alimentation des réactifs



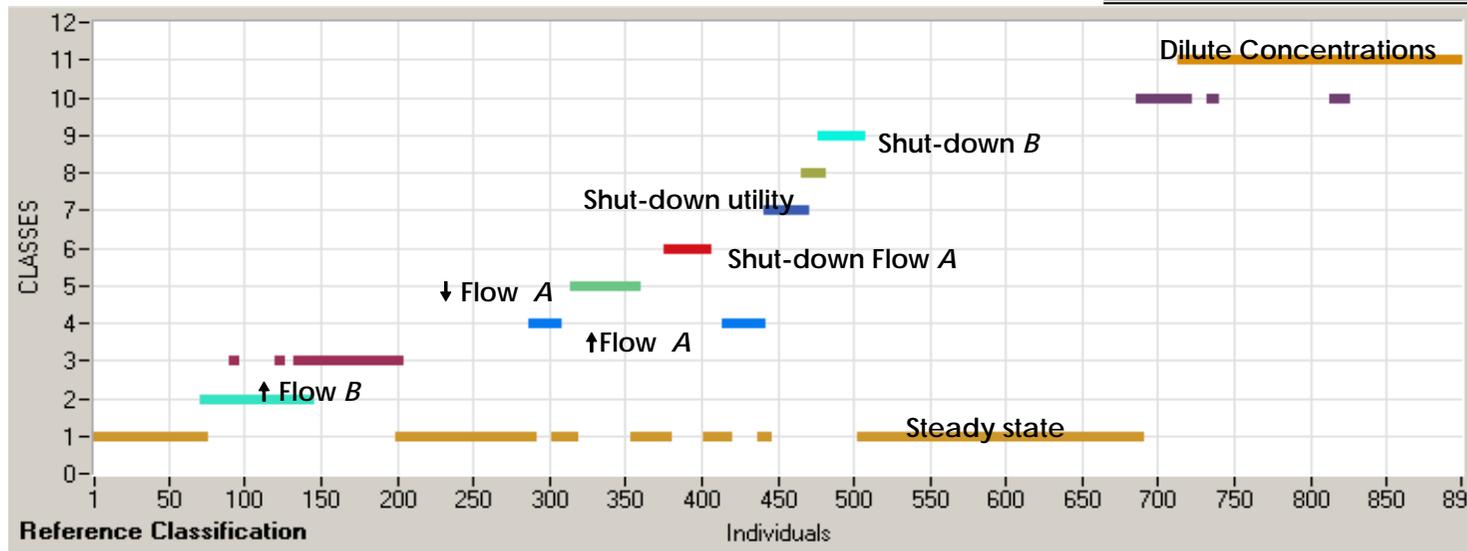


Applications: diagnostic d'un microréacteur

1) Identification des fautes par classification NON SUPERVISEE (LAMDA: auto-apprentissage) en utilisant tous les capteurs

- 13 capteurs de températures : intervalles de +/-0.5°C (bruits de mesure)
- 2 pressions : quantitatives

Class Number	CLASS DESCRIPTION
1	Steady state
2	Increased (↑)flow reactant B
3	Critical Increased (↑) flow reactant B
4	Increased (↑) flow reactant A
5	Decreased (↓) flow reactant A
6	Shut-down flow reactant A
7	Shut-down flow reactant B
8	Shut-down utility flow
9	Critical shut-down utility flow
10	Dilute concentration reactant A
11	Critical dilute concentration reactant A



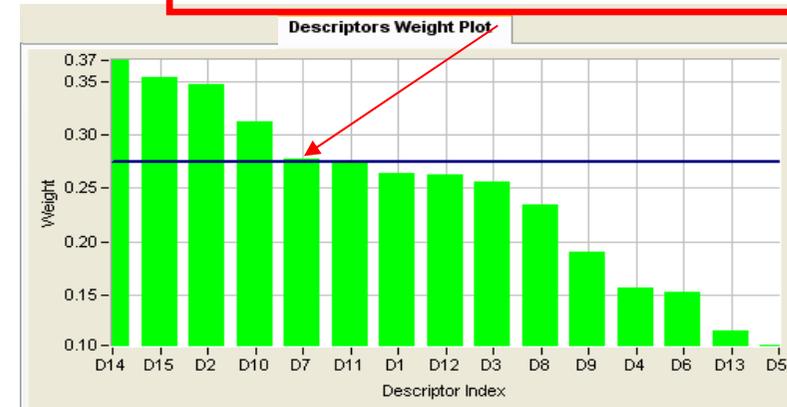


Applications: diagnostic d'un microréacteur

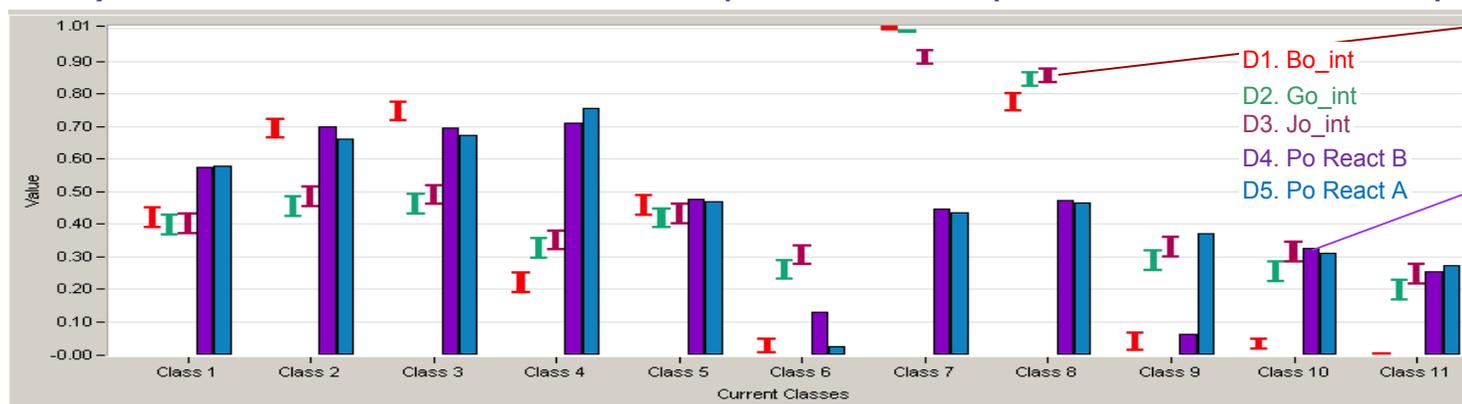
2) Sélection des capteurs par MEMBAS

RANK	INDEX	WEIGHT	NAME
1	14	0.369726	P. Injection (B)
2	15	0.353165	P. Primary (A)
3	2	0.347069	Bo_int
4	10	0.312663	Jo_int
5	7	0.277623	Go_int
6	11	0.274547	Ko_int
7	1	0.264255	Ao_int
8	12	0.262668	Lo_int
9	3	0.25645	Co_int
10	8	0.234234	Ho_int

Comment choisir le nombre
Erreur de reconnaissance = 3.66%



3) Génération d'un modèle de comportement du procédé basé sur les capteurs sélectionnés



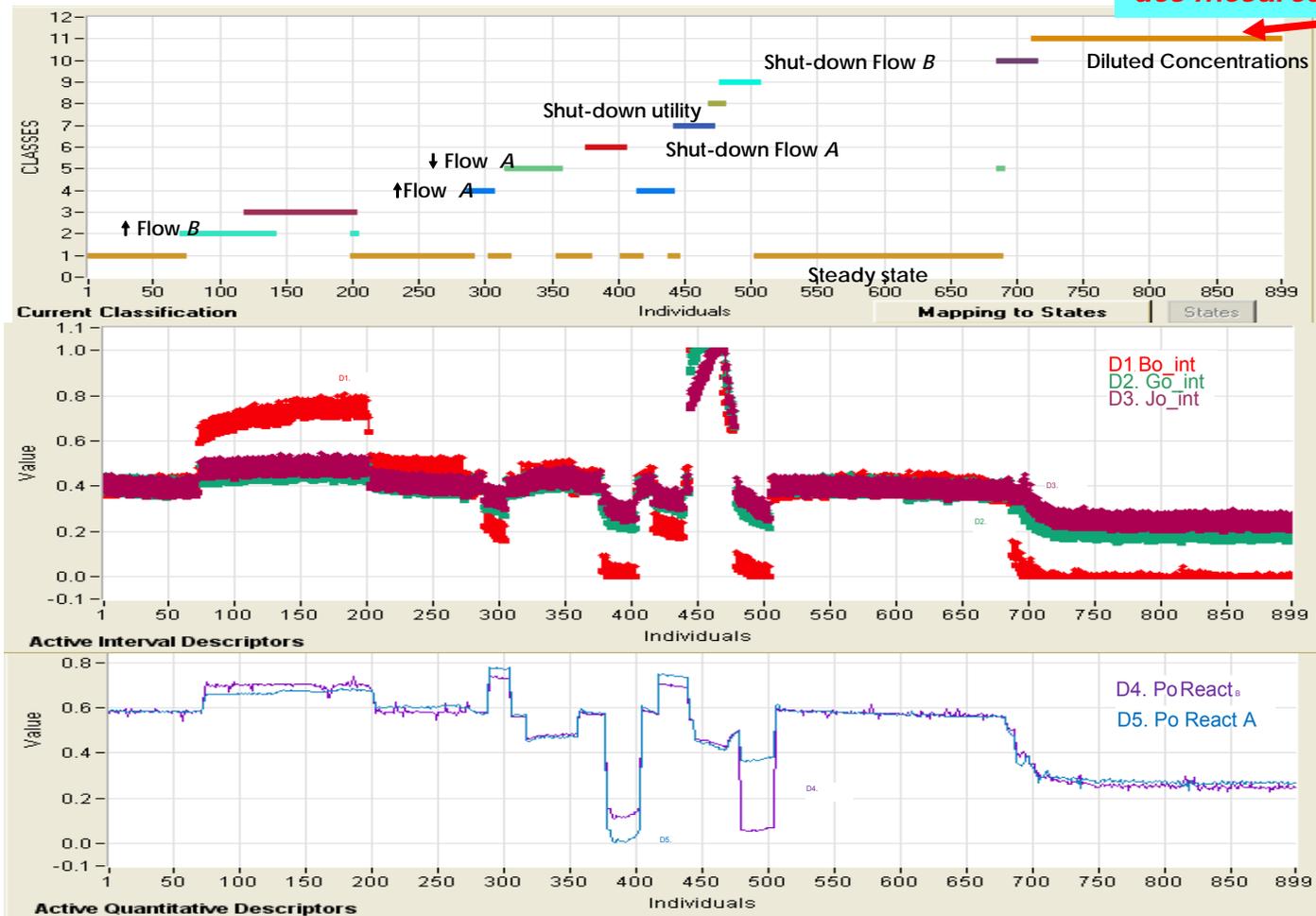
Intervalle

Quant.



Applications: diagnostic d'un microréacteur

Faute sur la concentration du réactif détectée seulement avec des mesures de température

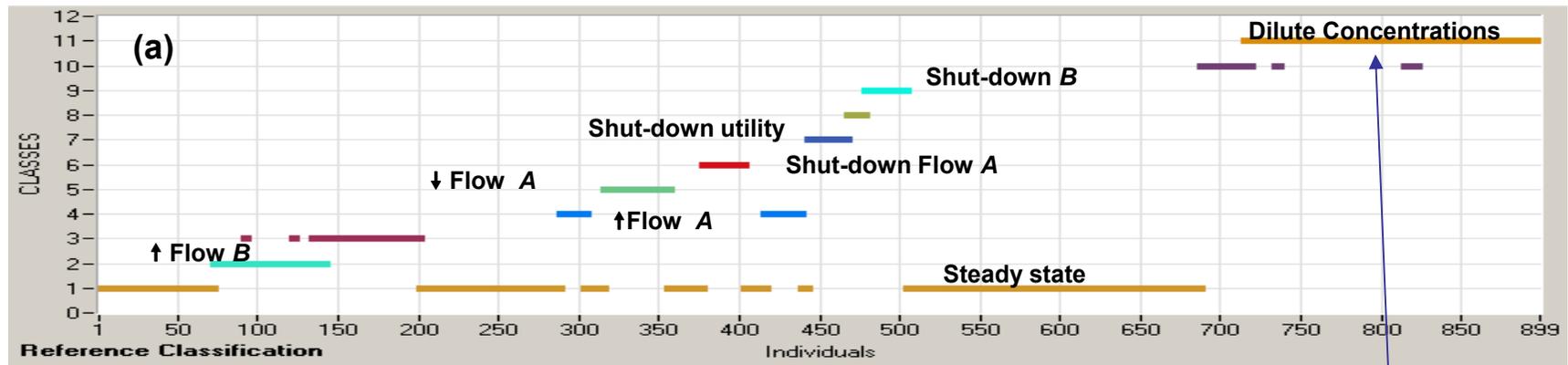


Intervalles

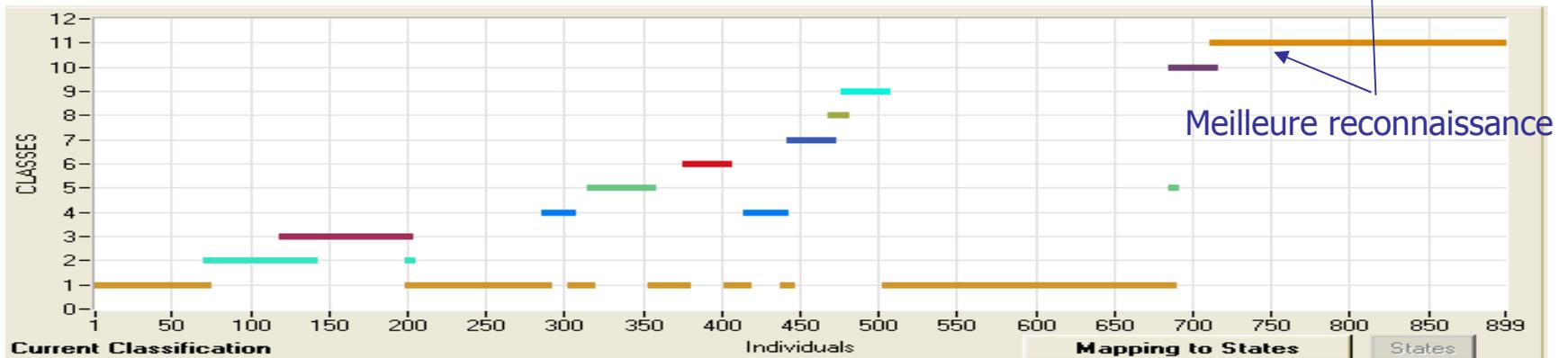


Applications: diagnostic d'un microréacteur

a) Fautes identifiées en utilisant les 15 capteurs disponibles



b) Reconnaissance en utilisant les 5 capteurs sélectionnés par Membas (erreur = 3.66%)





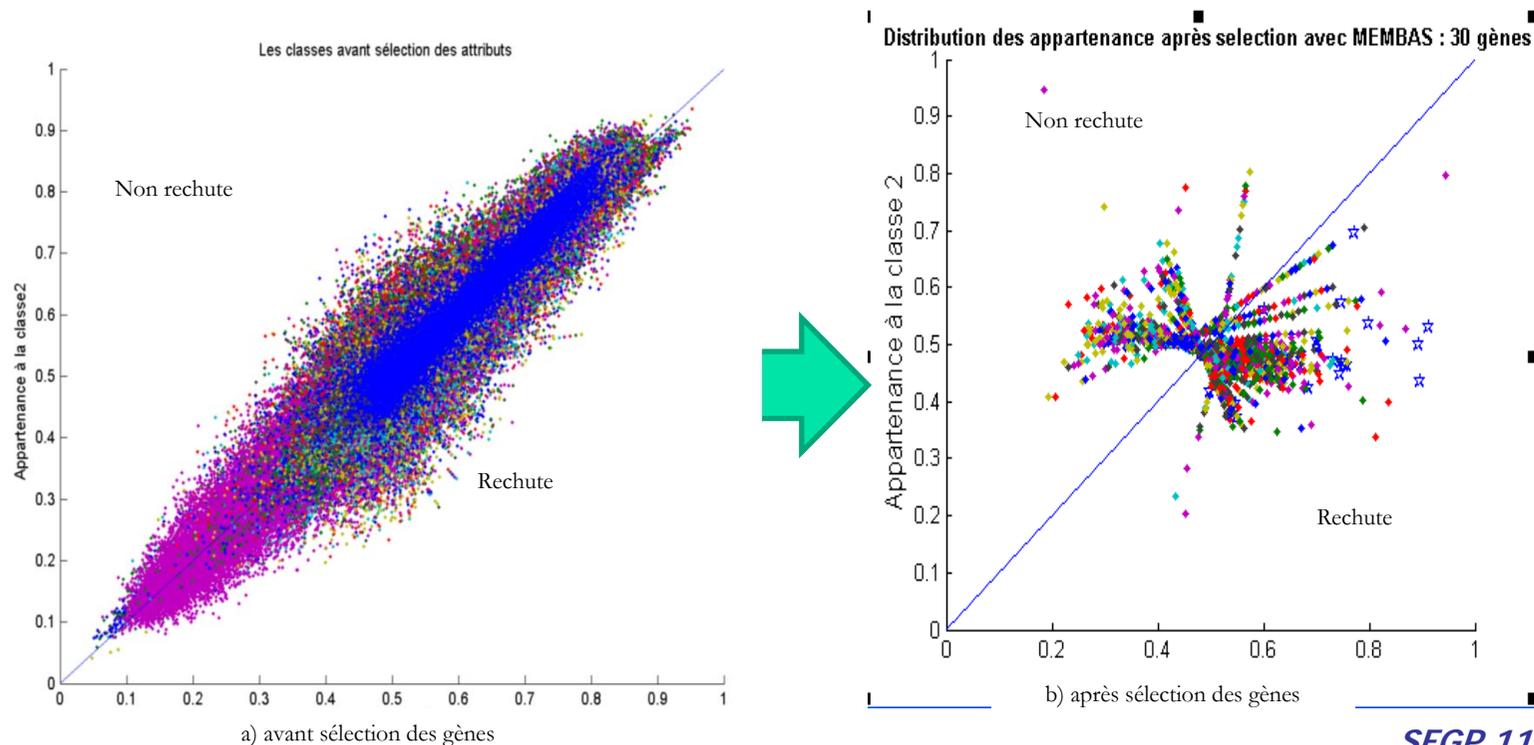
Plan de la présentation

- Introduction
- Les réseaux de neurones pour la commande et la mesure indirecte (capteur logiciel)
 - Détermination de la dose de coagulant sur une station de production d'eau potable
 - Commande d'un four de LPCVD
- Surveillance et Diagnostic
 - Couplage d'une Méthode par apprentissage et de la Logique Floue
 - Sélection de capteurs/attributs
 - Applications
 - Diagnostic d'un microréacteur
 - Diagnostic médical: application au pronostic du cancer
- Conclusions - Perspectives



Diagnostic médical: application au pronostic du cancer

- Application à la détermination d'une signature hybride pour le pronostic de récurrence du cancer afin de déterminer le traitement approprié
- Rôle de la sélection de marqueurs (gènes): Un exemple illustratif





Diagnostic médical: application au pronostic du cancer

cos

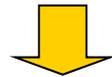
Pronostic de métastases distants : Netherlands Cancer Institute

- + 295 patientes atteintes du cancer du sein
- + 29 patientes sans données d'expression de gènes :exclues.
- + 2 classes suivant l'apparition de métastases distants : 88 patientes avec et 207 sans .
- + D. Apprentissage (132) : 92 sans, 40 avec ; D. Test (134) : 93 sans, 41 avec.
- + Données Microarray : 24188 expressions de gènes
- + Données cliniques: 11 variables – 1 de type quantitatif; 10 symboliques : qualitatives ou intervalles
 - Age (quantitative)
 - **Grade de la tumeur (intervalle : $[3,5]$; $[6,7]$; $[8,9]$)**
 - Taille de la tumeur = T (qualitative: $\leq 2\text{cm}$; $> 2\text{cm}$)
 - Nombre de Ganglions infectés = N (qualitative : pN0 ; '1-3' ; ≥ 4)
 - Mastectomie (qualitative : Yes, No)
 - Réponse du Récepteur d'œstrogène (Estrogen Receptor) (qualitative : Yes, No)
 - Chimiothérapie (qualitative: Yes, No)
 - Hormonothérapie (qualitative: Yes, No)
 - St. Gallen - European criteria (qualitative: Chimio , Non Chimio)
 - NIH –US criteria (qualitative: Chimio , No Chimio)
 - Risk NIH (qualitative: faible , intermédiaire , haut)



Diagnostic médical: application au pronostic du cancer

- Signature : ensemble de gènes (ou données histo-pathologiques) qui permettent de mieux classer les individus



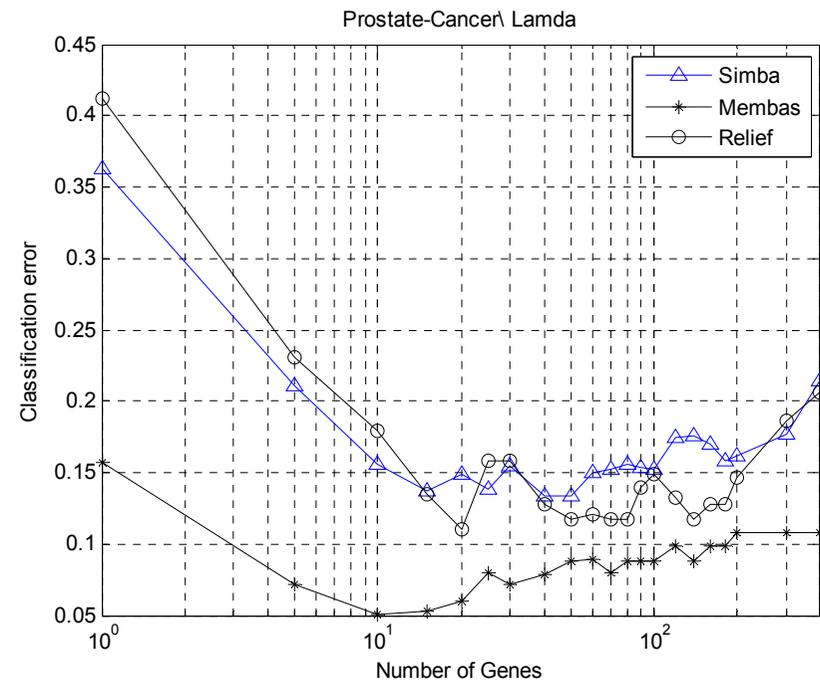
Une **liste d'attributs** rangés par ordre de pertinence décroissante



combien?



Minimisation l'erreur de classification (leave-one-out)





Diagnostic médical: application au pronostic du cancer

- Signature hybride : 15 marqueurs hybrides** (sélectionnés par MEMBAS)
- 3 marqueurs cliniques de types mixtes (*Nb de ganglions infectés "qualitatif", Estrogen Receptor "qualitatif" et le Grade "intervalle"*),
 - 12 gènes. (erreur de classification minimale).

	TP	FP	FN	TN	Sens. [°]	Specif. ⁺	Performance
Hybride	13	12	28	81	0.32	0.87	94/134 (70.15%)
70-gènes	25	29	16	64	0.61	0.69	89/134 (66.42%)
Cliniques	23	37	18	56	0.56	0.60	79/134 (58.96%)
NIH [✕]	41	91	0	2	1	0.02	41/134 (32.09%)
St Gallen [*]	38	85	3	8	0.93	0.09	46/134 (34.33%)

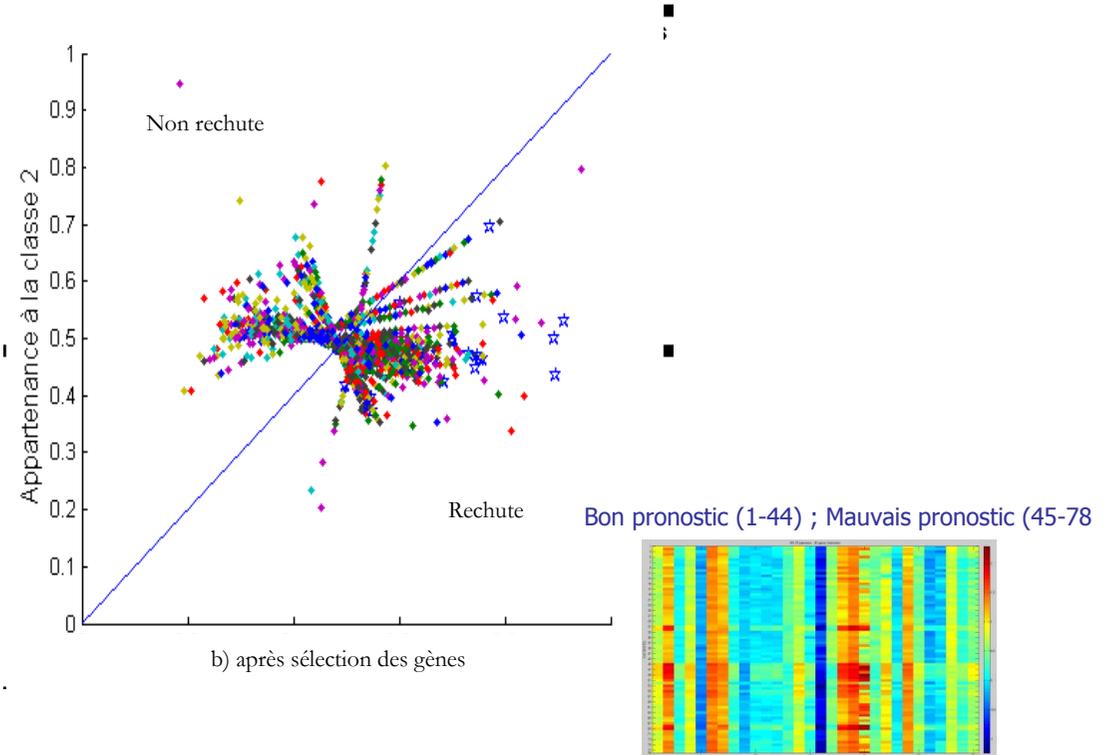
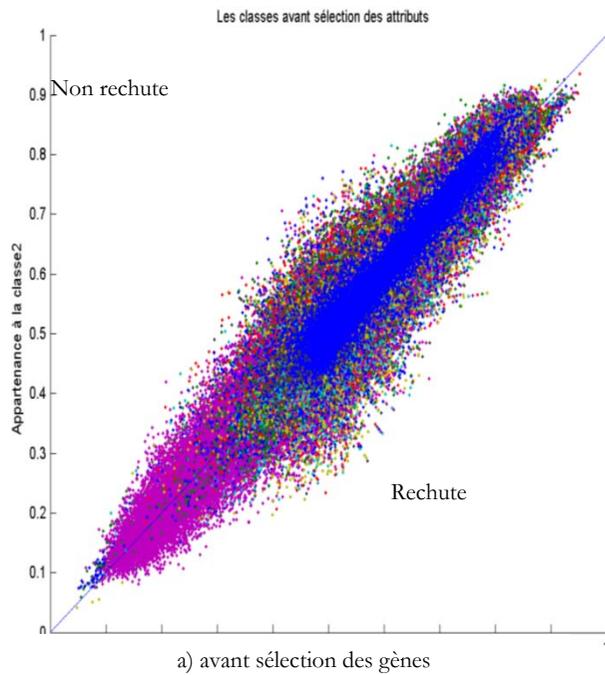
TP: True Positive (métastases distants) ; FP: False Positive ; FN: False Negative ; TN: True Negative
[°]Sensitivité = TP/(TP+FN) ⁺Spécificité = TN/(TN+FP)

* St. Gallen : Chimio recommandée quand un des critères est vrai: ER-; Nb ganglions + ou Tumeur >2cm ;
 Grade III ou II ; Age <35 ans.

✕ NIH: Chimio quand Nb ganglions + ou taille > 1cm



Diagnostic médical: application au pronostic du cancer





Plan de la présentation

- Introduction
- Les réseaux de neurones pour la commande et la mesure indirecte (capteur logiciel)
 - Détermination de la dose de coagulant sur une station de production d'eau potable
 - Commande d'un four de LPCVD
- Surveillance et Diagnostic
 - Couplage d'une Méthode par apprentissage et de la Logique Floue
 - Sélection de capteurs/attributs
 - Applications
 - Diagnostic d'un microréacteur
 - Diagnostic médical: application au pronostic du cancer
- Conclusions - Perspectives



Conclusions - Perspectives

■ RESEAUX DE NEURONES:



- 1^{ers} travaux en 1990 ...
 - Algorithmique pauvre
 - Adapter les méthodes d'optimisation classiques à l'estimation des poids
 - Notion de réseaux récurrents
- Maintenant : Toolbox disponibles (MATLAB, ...)



- Les utiliser quand il le faut :
 - Très utiles dans le cas d'absence de modèle
 - Pour la commande multivariable avec très fort couplage entre les variables
 - Insérer le plus possible de la connaissance dans l'architecture du réseau



Conclusions - Perspectives

- Classification floue LAMDA
 - Assimilable à un réseau de neurones (démonstrable)
 - Utilisation de la logique floue permet de traiter simultanément différents types de données : Quantitative, Qualitative, Intervalle

- Méthode de sélection d'attributs: MEMBAS
 - Répond au problème de haute-dimensionalité
 - Evite une recherche combinatoire
 - Inclut directement les performances de classification

- Projet actuel dans le domaine médical Projet ANR « INNODIAG »
 - Améliorer le test de pronostic pour des patientes atteintes du cancer du sein (« intermediares » (Her2-))
 - Test de la signature (30 genes, hybride) : comparaison avec d'autres signatures sur des tissus de tumeurs réelles (Institut Claudius REGAUD)

- Projets actuels et futurs dans le domaine des procédés:
 - RHODIA (diagnosticabilité et contrôlabilité des colonnes de distillation réactive)
 - SEB (placement de capteurs dans des fours)
 - AGRIMIP/METEO (diagnostic des besoins en irrigation/traitement phyto).



Références

- **Commande d'un four de LPCVD**
 - K. FAKHR-EDDINE, M. CABASSUD, M.V. LE LANN, J.P. COUDERC, Application des réseaux de neurones à la modélisation des réacteurs de LPCVD : Dépôt de silicium dopé au bore , *Chemical Engineering Journal*, **72**, 171-182 (1999)
 - K. FAKHR-EDDINE, M. CABASSUD, M.V. LE LANN, J.P. COUDERC, Neural Network Structures for Optimal Control of LPCVD Reactors, *Neural Computing & Applications*, **9**, 172-180 (2000)
- **Détermination de la dose de coagulant sur une station de production d'eau potable**
 - B. LAMRINI, A. BENHAMMOU, M.-V. LE LANN, A. KARAMA, A neural software sensor for online prediction of coagulant dosage in a drinking water treatment plant, *Transactions of the Institute of Measurements and Control*, **27**, N°3 pp. 195-213 (2005)
 - B. LAMRINI, M.V. LE LANN, E.K. LAKHAL, A. BENHAMMOU, Gestion supervisée d'une unité de coagulation pour la potabilisation des eaux à partir d'une méthodologie d'apprentissage et d'expertise, *Revue des Sciences de l'Eau / Journal of Water Sciences*, Vol 20.4, pp 325-338, ISSN : 1718-8598, (2007)
- **Couplage d'une Méthode par apprentissage et de la Logique Floue**
 - A. ORANTES, T. KEMPOWSKY, M.V. LE LANN, Classification as an aid tool for the selection of sensors used for fault detection and isolation, *Transactions of the Institute of Measurements and Control*, **28**, N°5 pp. 457-480 (2006)
 - A. ORANTES, T. KEMPOWSKY, M.V. LE LANN, L. PRAT, S. ELGUE, C. GOURDON, M. CABASSUD, Selection of sensors by a new methodology coupling a classification technique and entropy criteria, *Chemical Engineering Research and Design Part 1*, Vol 85 (A6) pp 825-838(2007)
- **Sélection de capteurs/attributs**
 - L.HEDJAZI, J.AGUILAR MARTIN, M.V.LE LANN, Similarity-margin based feature selection for symbolic interval data, *Pattern Recognition Letters*, Vol.32, N°4, pp.578-585, Mars 2011
 - L.HEDJAZI, J.AGUILAR MARTIN, M.V.LE LANN, T. KEMPOWSKY-HAMON, Towards a unified principle for reasoning about heterogeneous data: A fuzzy logic framework, *International Journal of Uncertainty, Fuzziness and Knowledge-Based Systems*, to be published in 2012
 - L.HEDJAZI : Outil d'aide au diagnostic du cancer à partir d'extraction d'informations issues de bases de données et d'analyses par biopuces, *Thèse de doctorat, UPS, soutenue le 8 décembre 2012*



Références

- Applications - Diagnostic d'un microréacteur
 - C.ISAZA NARVAEZ , A.ORANTES , T.KEMPOWSKY , M.V.LE LANN , Contribution of fuzzy classification for the diagnosis of complex systems , *SafeProcess 2009*, Barcelona, 30 juin-3 juillet 2009 (2009)
 - L.HEDJAZI, T.KEMPOWSKY, L. DESPENES, M.V.LE LANN, S.ELGUE, J.AGUILAR-MARTIN, Sensor placement and fault detection using an efficient fuzzy feature selection approach , *IEEE Conference on Decision and Control (CDC 2010)*, Atlanta (USA), 15-17 Décembre 2010, pp.6827-6832
 - L. HEDJAZI, T. KEMPOWSKY, M.V. LE LANN L. DESPÈNES, S. ELGUE, Une Approche Floue pour le Placement des Capteurs et la Détection des Fautes, *QUALITA*, 23 au 25 Mars 2011, Angers
 - Applications - Diagnostic médical: application au pronostic du cancer
 - L. HEDJAZI, T. KEMPOWSKY-HAMON, M.-V. LE LANN, J. AGUILAR-MARTIN, Classification floue de données intervallaires: Application au pronostic du cancer, *SFC09, Seizièmes Rencontres de la Société Francophone de Classification*, Grenoble 2-4 septembre 2009, (2009)
 - L.HEDJAZI , T.KEMPOWSKY , M.V.LE LANN , J.AGUILAR MARTIN, Prognosis of breast cancer based on a fuzzy classification method , *3rd International Joint Conference on Biomedical Engineering Systems and Technologies (BIOSTEC 2010) 1st International Conference on Bioinformatics (BIOINFORMATICS 2010)*, Valence (Espagne), 20-23 Janvier 2010, pp.123-130 (2010)
 - L. HEDJAZI, M.-V. LE LANN, T. KEMPOWSKY-HAMON, F. DALENC, G. FAVRE, Improved Breast Cancer prognosis Based on a hybrid Marker selection approach, *BIOSTEC 2011*, 25-28 Janvier 2011, Rome (Italie)
 - L. HEDJAZI, M.-V. LE LANN, T. KEMPOWSKY-HAMON, J. AGUILAR-MARTIN, F. DALENC, G. FAVRE, L. DESPENES, S. ELGUE, From Chemical Process Diagnosis to Cancer Prognosis: An Integrated Approach for Diagnosis and Sensor/Marker Selection, *ESCAPE21, European Symposium on Computer-Aided Process Engineering, 29 may-1st June, Chalkidiki (Grèce)*.