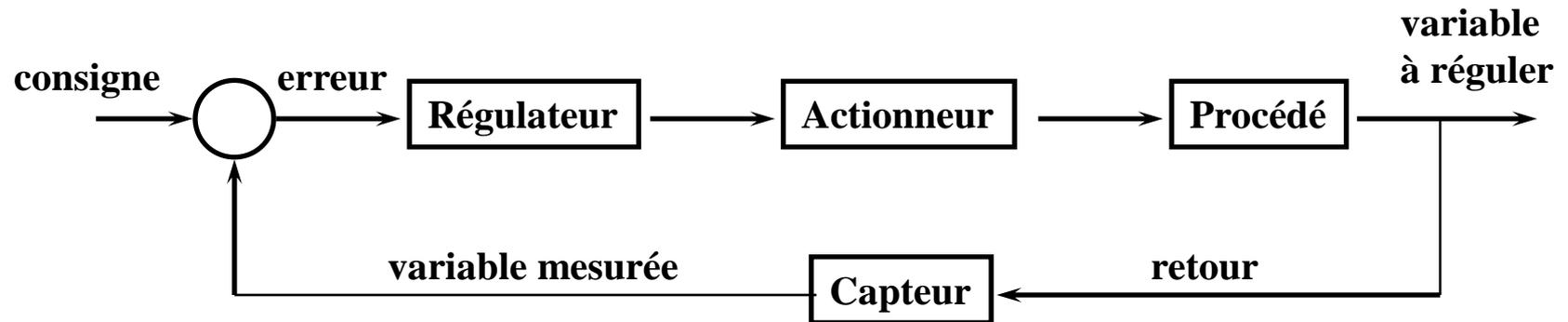


CONDUITE DE PROCÉDÉS AGRO-ALIMENTAIRES ET BIOLOGIQUES

Eric Latrille

Laboratoire de Biotechnologie de l'Environnement
(INRA-LBE, Narbonne)

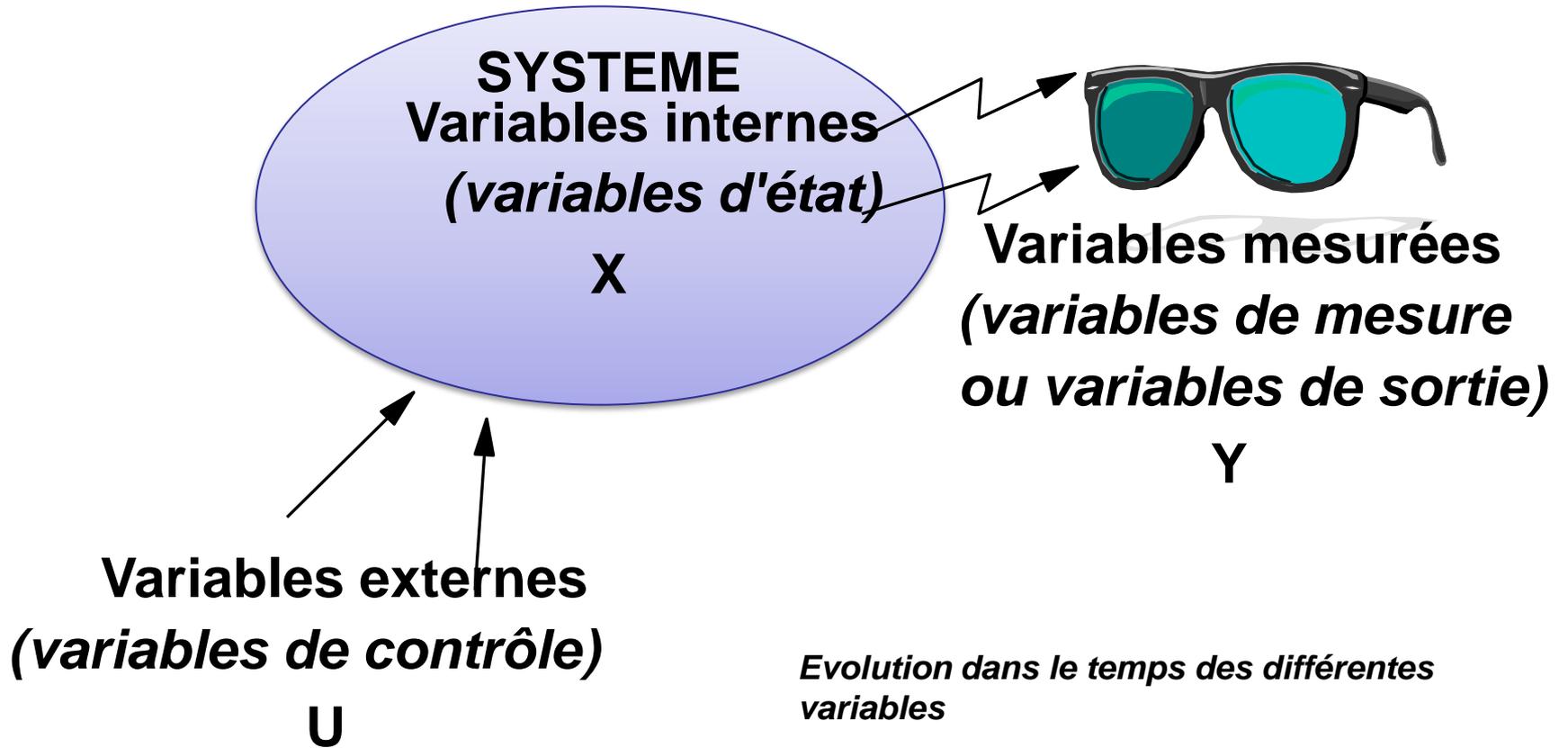




Les verrous :

- Les capteurs pour récupérer de l'information
développement de méthodes de mesures indirectes
- La modélisation des processus
pour la prédiction ou la commande avec modèle interne
- La stratégie de commande
souvent on cherche à commander/réguler plusieurs paramètres à la fois

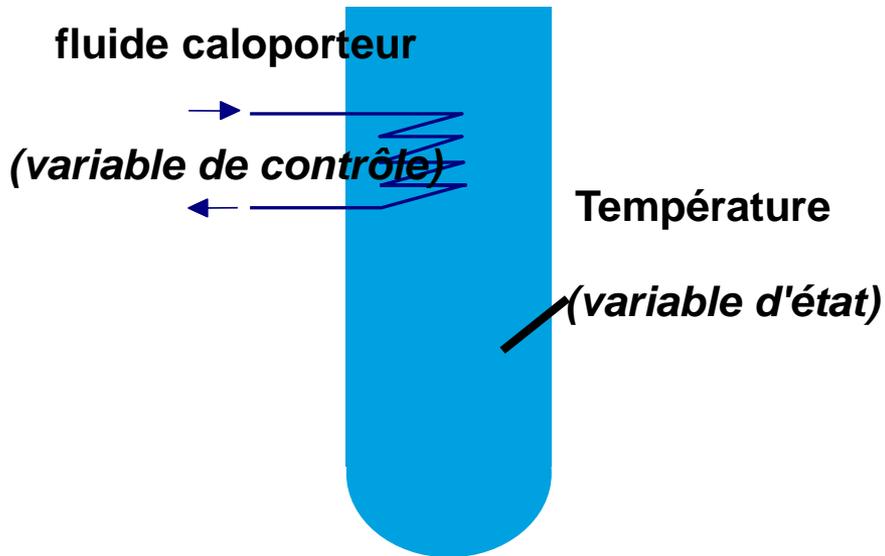
Qu'est-ce qu'un système dynamique ?



La température d'un fermenteur, d'un réacteur chimique ou d'un four

Pour le thermicien :

La température est une variable d'état.



Pour le chimiste ou le biologiste :

La température est une variable de commande.

Les véritables variables d'état sont les concentrations en substrats (réactifs) et en produits.

Modèle entrée-sortie :

$$Y_{t+1} = f(Y_t, Y_{t-1}, U_t, U_{t-1}, U_{t-2})$$

Modèle d'état :*modèle*

$$X_{t+1} = f(X_t, U_t) \quad \text{d'évolution}$$

$$Y_t = g(X_t, U_t) \quad \text{de mesure}$$

beaucoup plus puissant et explicatif

Difficulté :**Trouver la représentation adaptée et les variables pertinentes.**

DONNEES

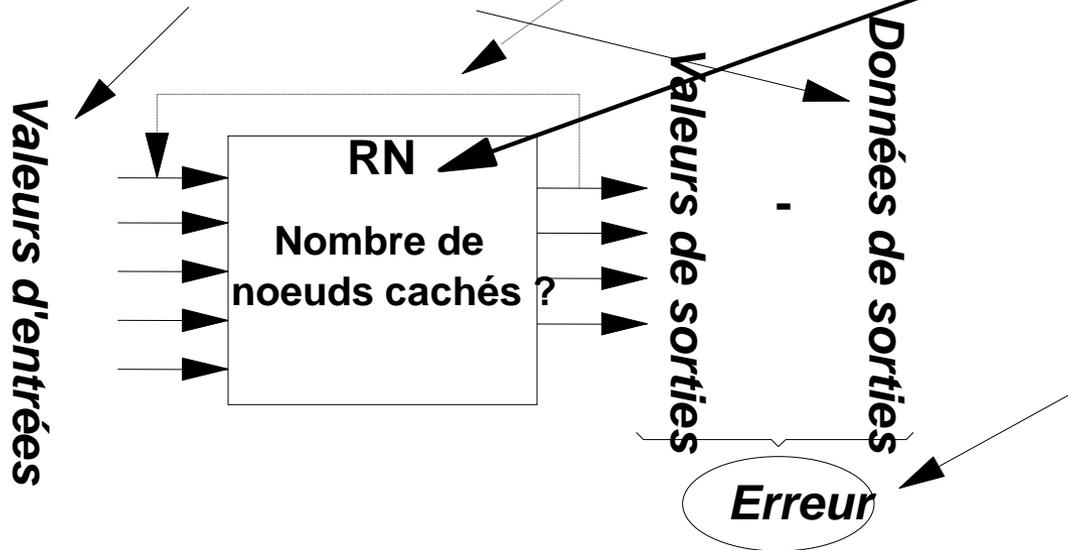
- Ens. apprentissage
- Ens. de validation (validation croisée)

ALGO. d'apprentissage

- mode dirigé
- mode semi-dirigé

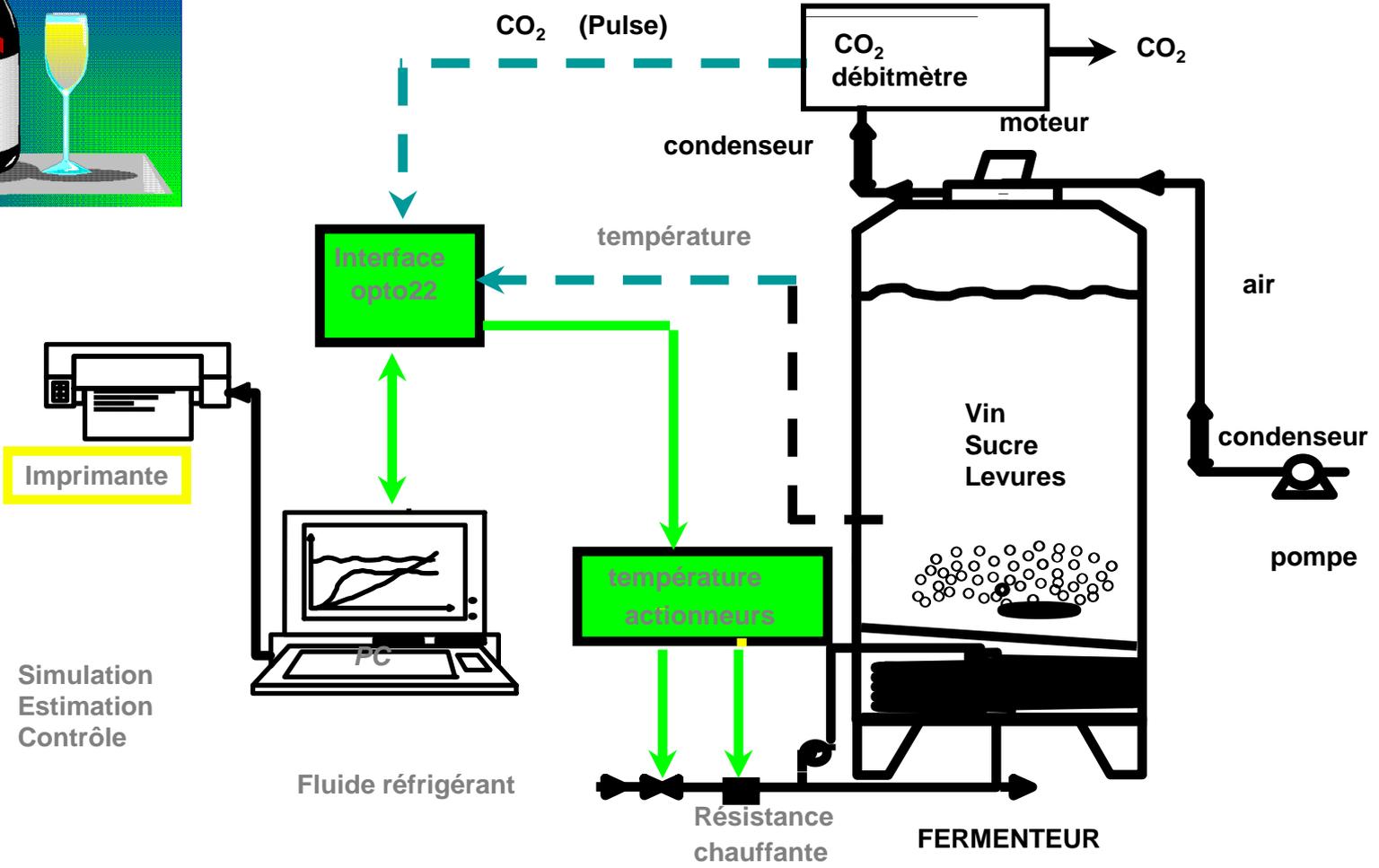
CONNAISSANCE

- Variables d'état
- Variables de contrôle
- Ordre du système
- Utilisation d'un modèle de connaissance

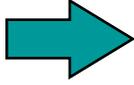


Algo. d'optimisation

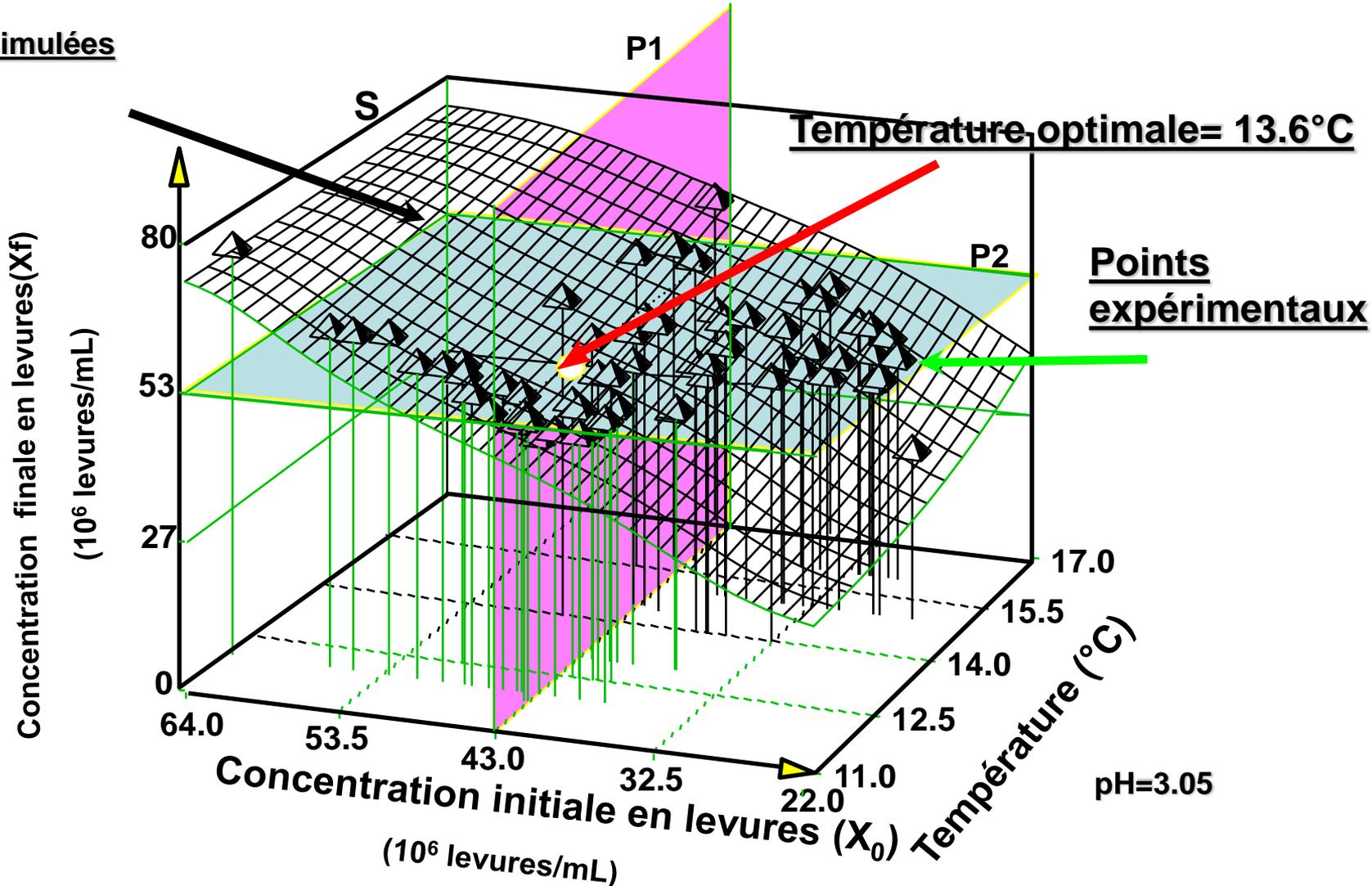
- rétropropagation
- gradient conjugué
- quasi Newton



Détermination d'une température constante de culture pour atteindre une concentration finale cible de levures
 Dans 5% des cas, un profil de température non constant a dû être appliqué.



Valeurs simulées

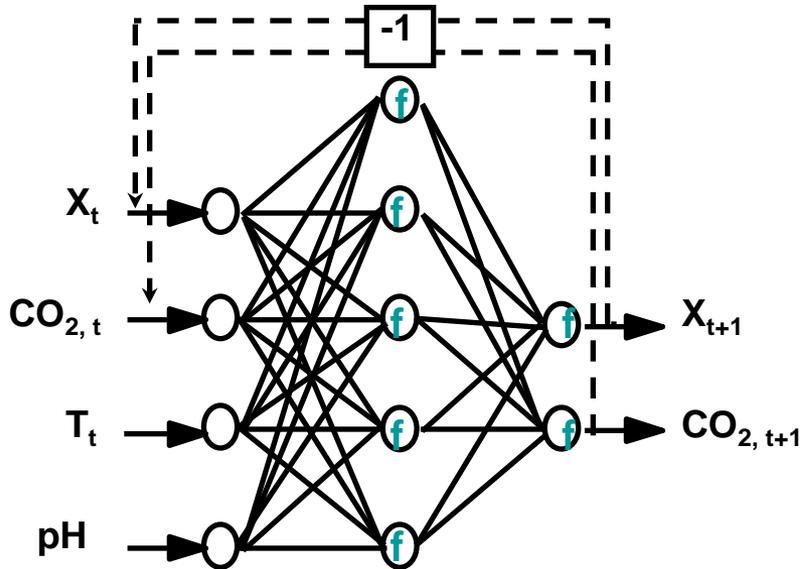


Ensemble d'apprentissage : 29 cultures
(3 années)

Ensemble de tests : 36 cultures
(3 années)

Ensemble de validation : 175 cultures
(3 années + 1)

| | Prédiction de la concentration en levures | |
|----------------|---|-----------------|
| | Modèle non-linéaire | Modèle linéaire |
| Erreur moyenne | 4% | 7% |
| Erreur maximum | 6% | 12% |



Modèle non-linéaire

$$\begin{pmatrix} X \\ CO_2 \end{pmatrix}_{t+1} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix} \cdot \begin{pmatrix} X \\ CO_2 \end{pmatrix}_t + \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} \\ b_{21} & b_{22} \end{bmatrix} \cdot \begin{pmatrix} T \\ pH \end{pmatrix}_t$$

Modèle linéaire

Contexte

- Production de métabolites secondaires (enzymes utilisées pour la production de bioéthnaol de 2^{ème} génération)
- Pilotage d'un procédé discontinu puis alimenté
- Absence de capteurs pour les variables pertinentes

Biomasse

Concentration en sucre

Activité enzymatique

Objectifs

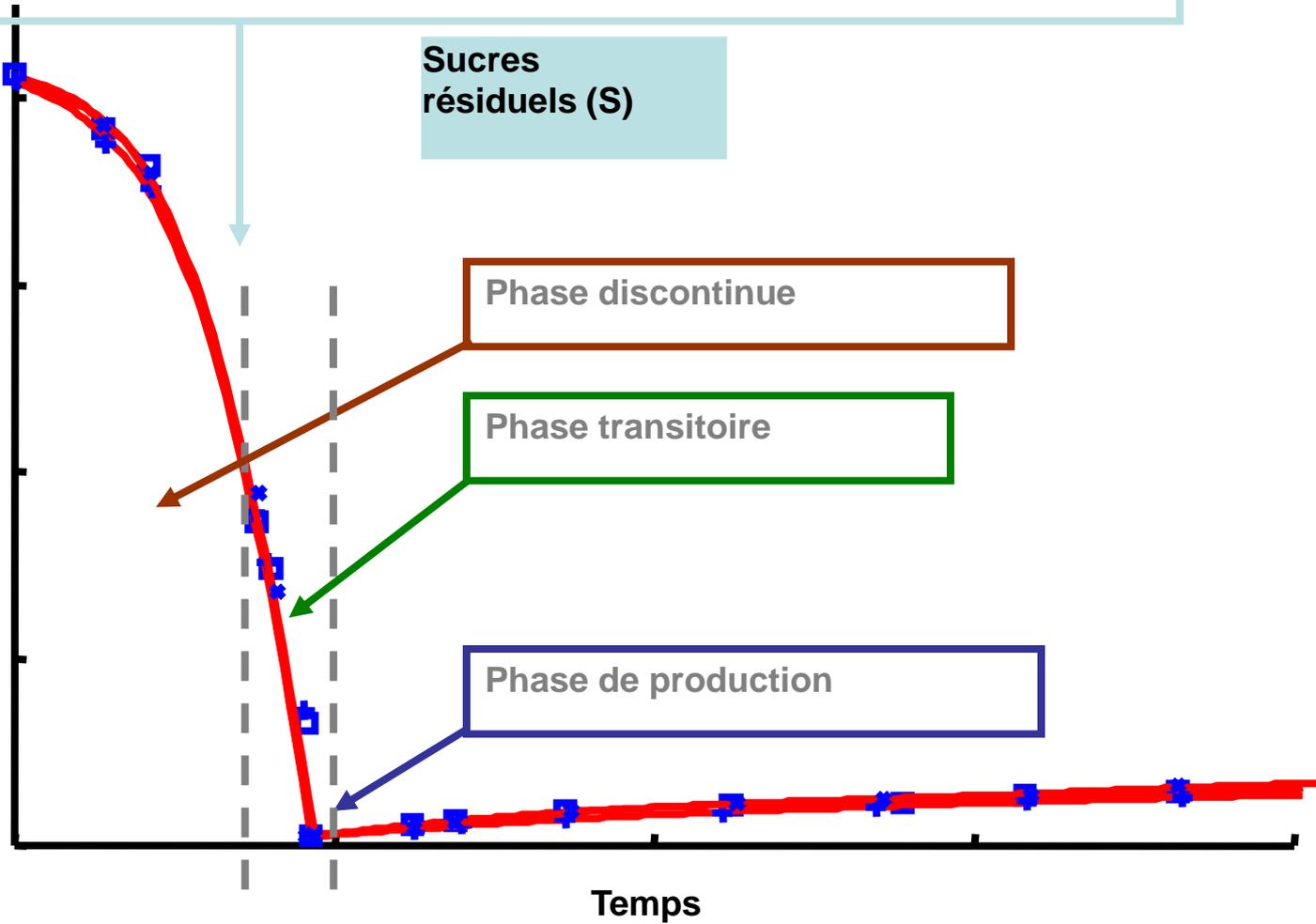
- Elaborer des capteurs-logiciels pour la mesure indirecte et la prédiction

Concentration en biomasse

Concentration en sucre

Activité enzymatique

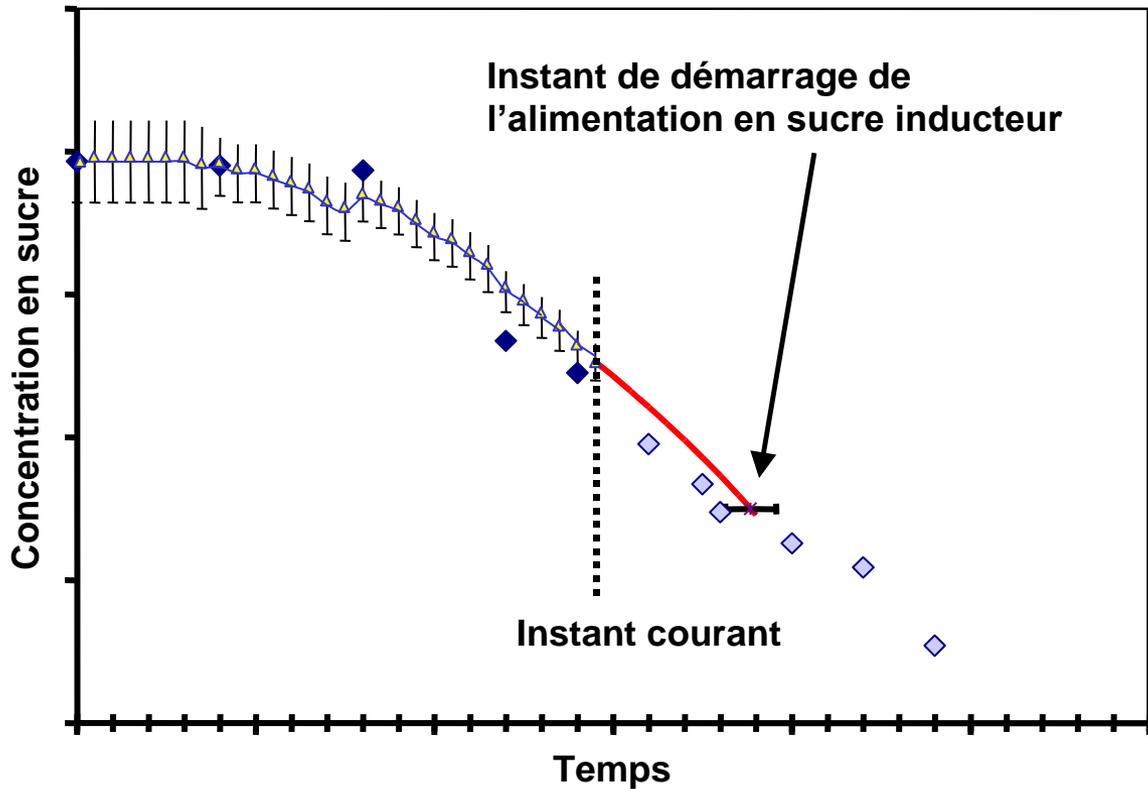
Déclenchement de l'alimentation en sucre inducteur



Formule d'estimation a posteriori, prise en compte des dosages effectués dans le passé.

$$\hat{S}(t) = \hat{S}_0(t) - Y_{S/N} \cdot N(t)$$

Avec $\hat{S}_0(t) = \bar{S}(t_i) + Y_{S/N} \cdot \bar{N}(t_i)$

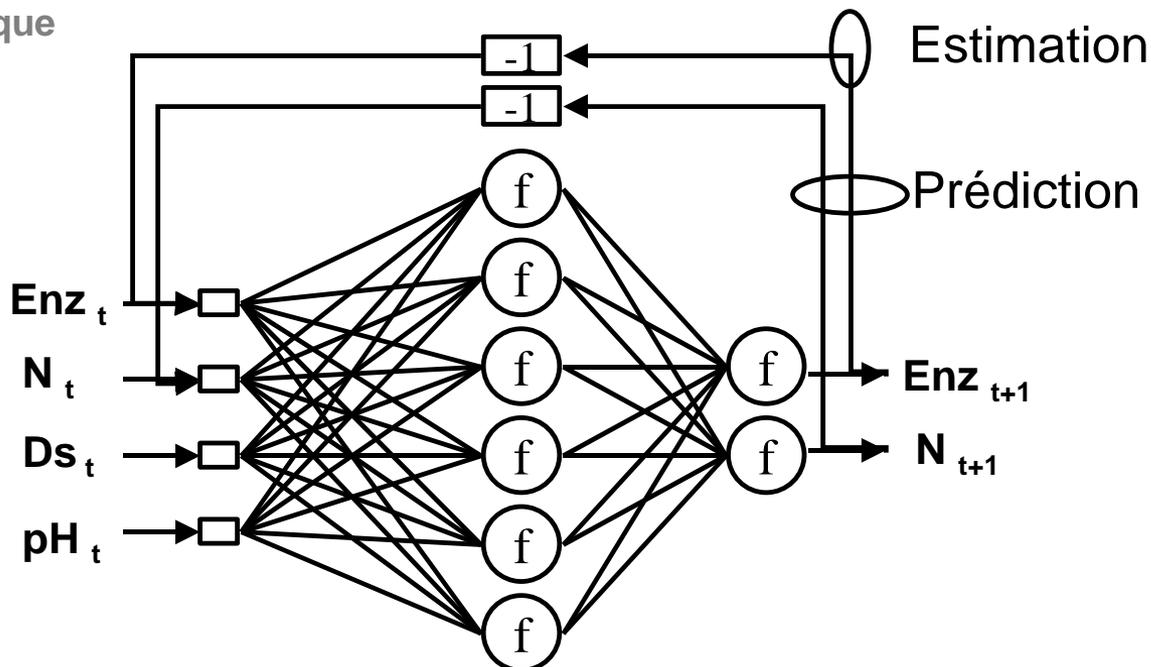


- ◆ Dosages effectués
- ◇ Dosages à venir
- ▲ Estimations
- Prédictions
- * Temps prédit

Prédiction par un modèle dynamique à base de réseaux de neurones

MODELISATION DE LA PHASE ALIMENTEE

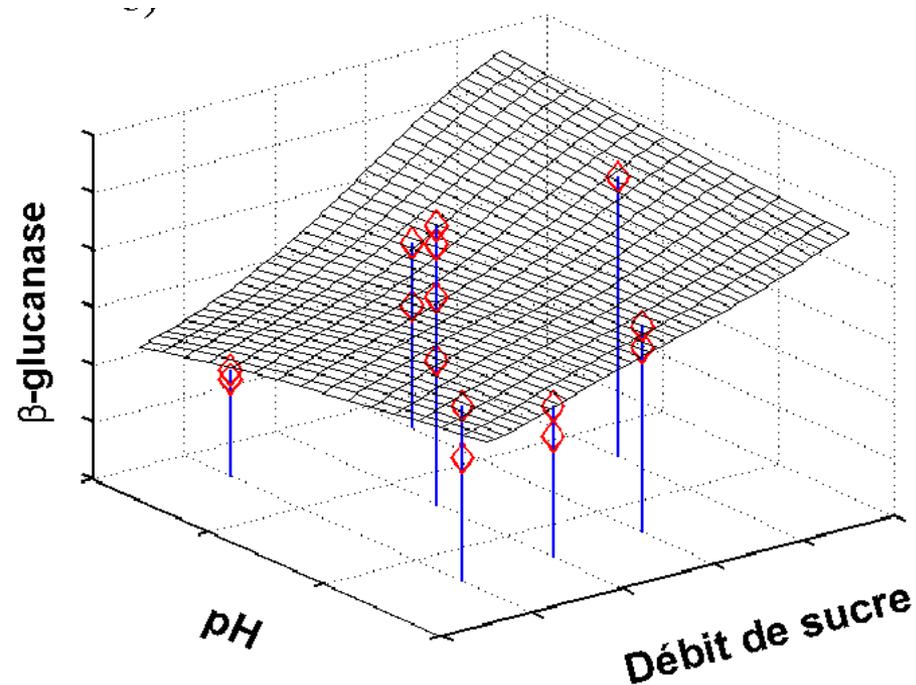
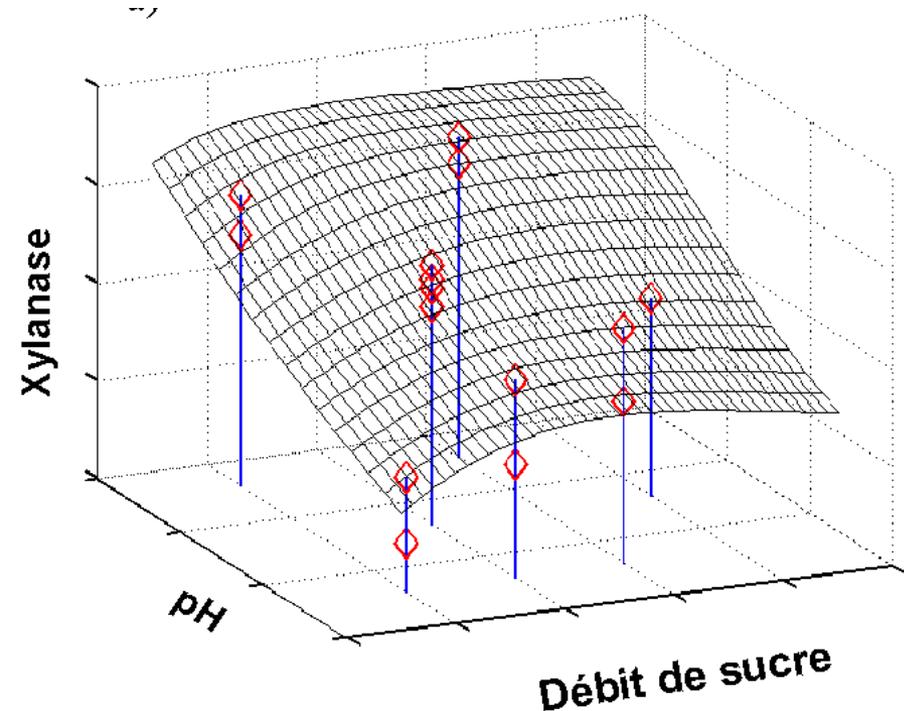
Modèle dynamique



6 neurones cachés sur les données pilotes.
2 neurones cachés sur les données industrielles.

Les bruits sur les mesures étaient différents.

MODELISATION DE LA PHASE ALIMENTEE



Rôle différent du pH et du débit de sucre sur les productions d'activités enzymatiques

Développement d'un capteur-logiciel en deux étapes :

- * faisabilité à l'échelle pilote
- * adaptation au contexte industriel

Temps de développement :

- * à l'échelle pilote : 2 ans.
- * à l'échelle industriel 1 an + 6 mois

Essentiellement pour l'obtention des données.

La modélisation ne représente que 20% du temps.

Objectifs

Réduire les apports en acide nitrique lors de l'extraction

**Modélisation des relations entre
Acide tartrique (AT), Potassium (K), pH, conductivité électrique (σ) et
acide nitrique (HNO_3)**

[AT ; K] = f(σ , pH) - par modèles linéaires et non-linéaires (réseaux de neurones et surfaces quadratiques).

Sur des solutions en laboratoires.

Sur les vinasses réelles.

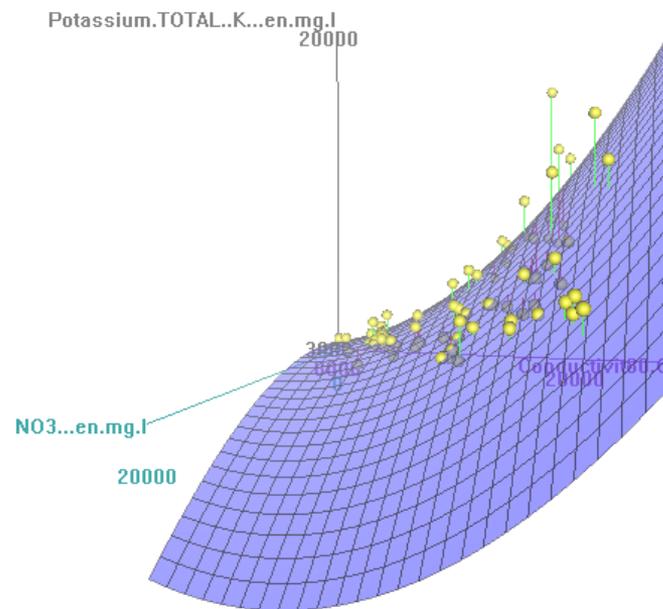
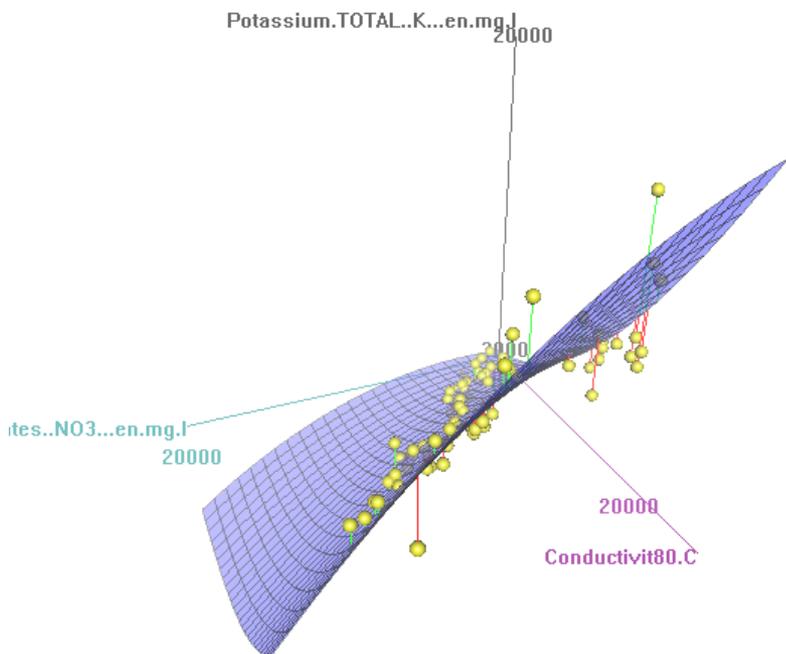
2 groupes de vinasses : les acidifiées et les non-acidifiées.

Contexte

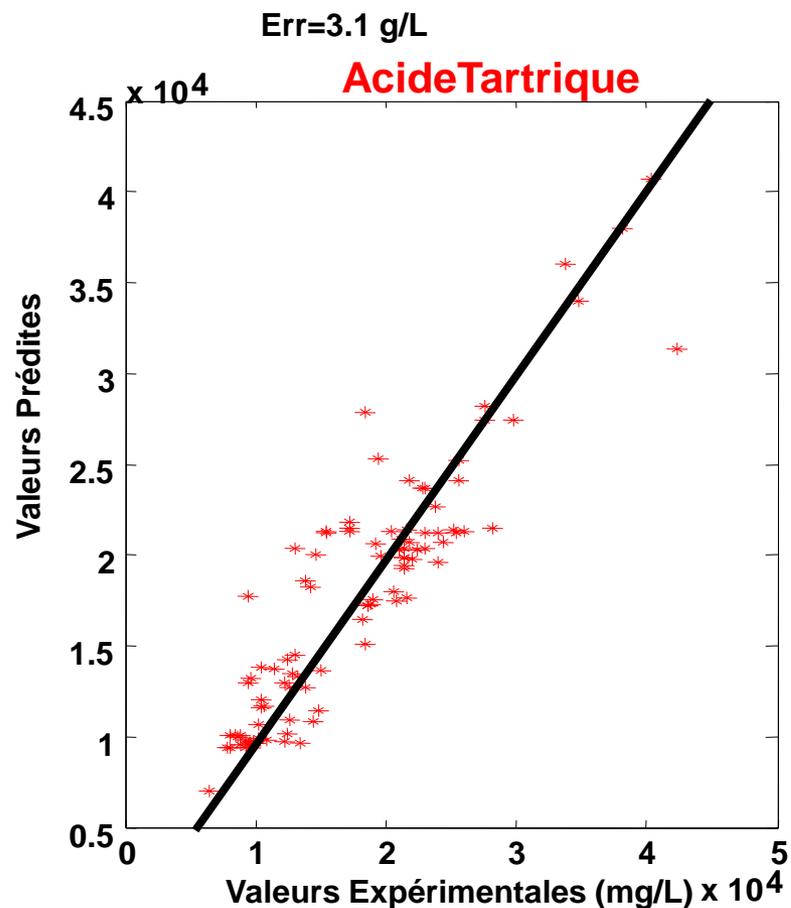
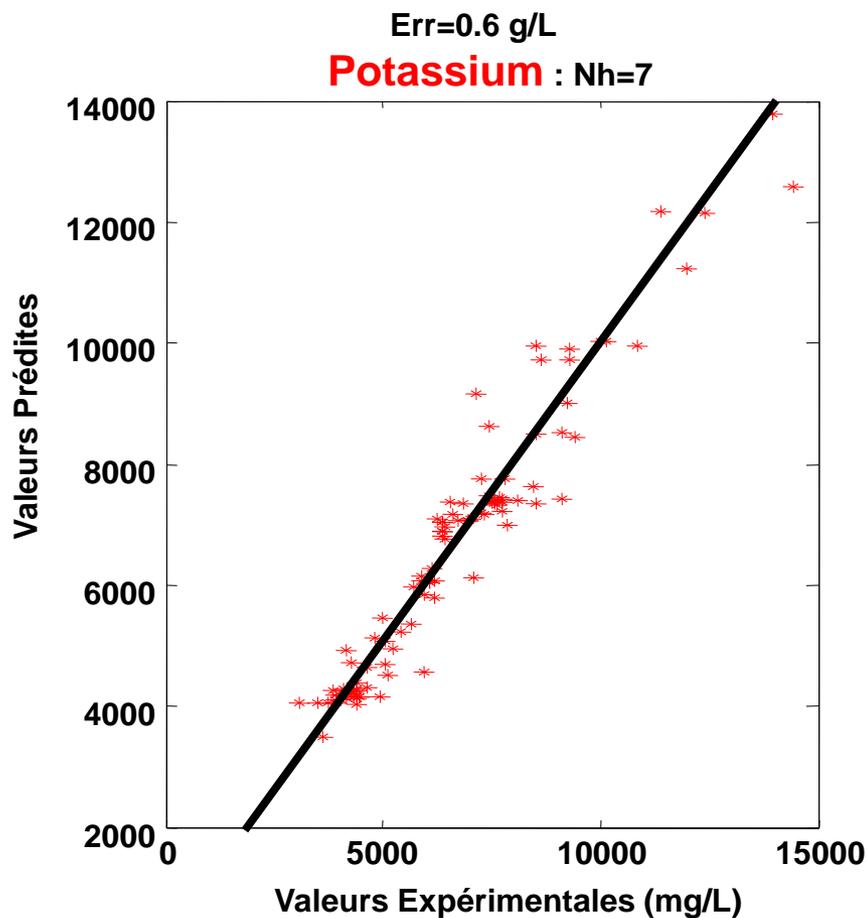
Durée de l'étude : 2 ans.

On peut se passer de la mesure du pH !!

Potassium = f(HNO3, conductivité électrique)



σ , NO_3 comme uniques prédicteurs sans la mesure du pH



Elaboration d'un modèle d'estimation du risque d'apparition de mousse dans un procédé de digestion anaérobie.

Incorporation dans une plate-forme logiciel de simulation de station d'épuration.

Détermination des variables pertinentes du modèle d'estimation

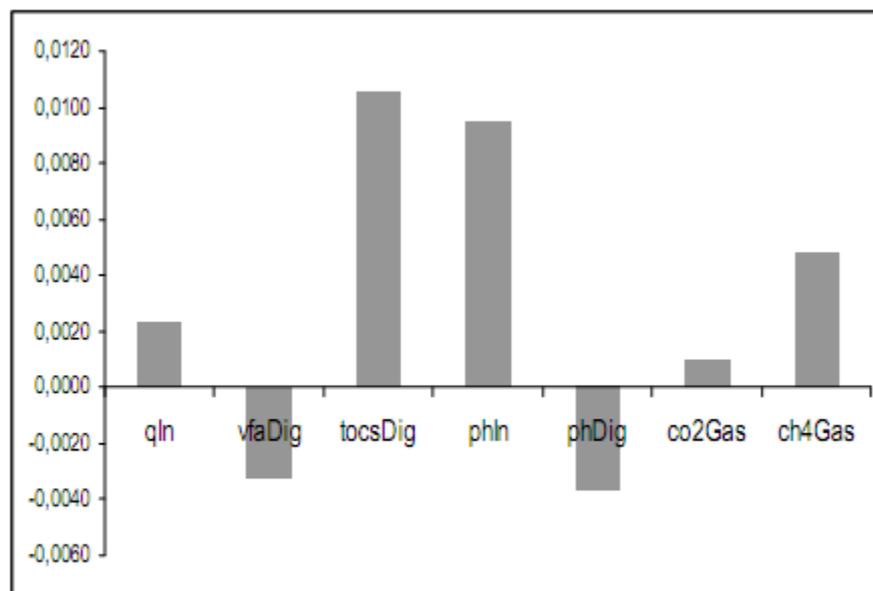
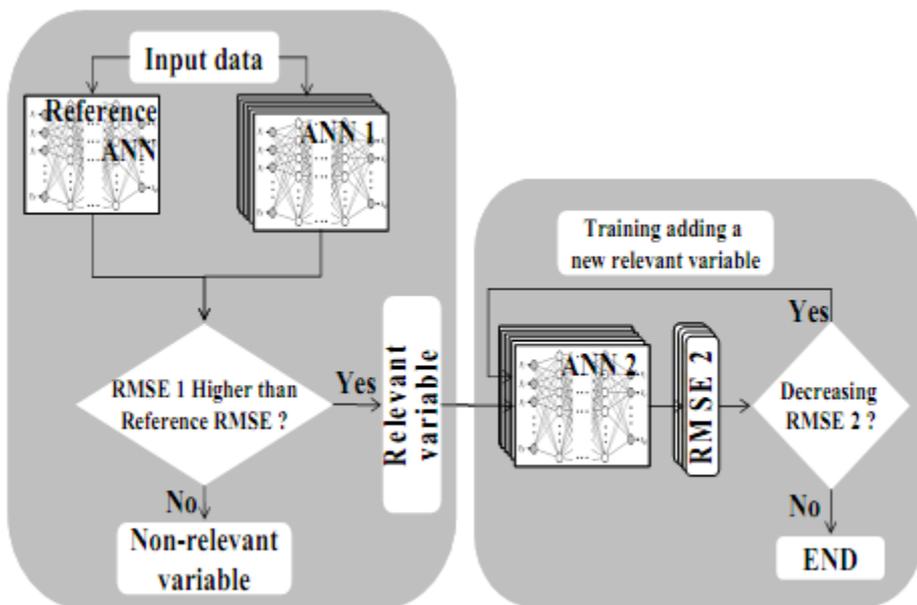


Fig. 4. Difference between the RMSE and Reference RSME for each variable (Dalmau et al., 2008).

Depuis 2005, les applications dans le contrôle-commande des bioprocédés se fait surtout à l'aide de SVM (Support vector machine)

Les modèles statiques demeurent beaucoup plus utilisés que les modèles dynamiques plus difficiles à appréhender.

Une bonne connaissance des procédés reste nécessaire.



Merci de votre attention

ALIMENTATION
AGRICULTURE
ENVIRONNEMENT

INRA