

Contrôle stochastique appliqué aux procédés industriels : Performance en boucle ouverte vs robustesse en boucle fermée.

Victor Bertret ^{1, 2, 3}, Roman Le Goff Latimier ², Valérie Monbet ³

¹Purecontrol, Rennes

²IETR, ENS Rennes

³IRMAR, Université Rennes

CANUM 2026 – Saint-Jacut-de-la-Mer



Le cas d'usage : Station d'épuration (AASP)

🎯 **Cible** : Traitement biologique de l'azote par **boues activées alternées** (AASP).

📍 *Configuration majoritaire du parc municipal français.*

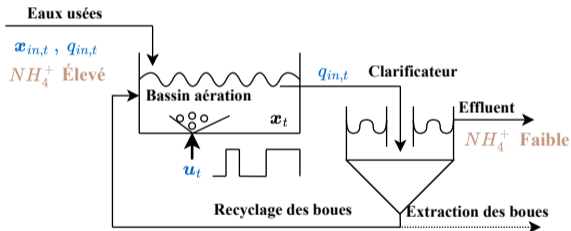


Schéma de principe du bassin AASP

➔ **Entrée**

Pollution NH_4^+
(Variable & Inconnue)

✔ **Sortie**

Eau traitée
(Conforme aux normes)

⚙ **Levier**

Aération (u_t)
(Marche / Arrêt)

L'aération : levier de la dynamique biologique

☞ Phase aérobie (Nitrification)

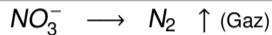
Action : Surpresseur **ON** ($u_t = 1$)



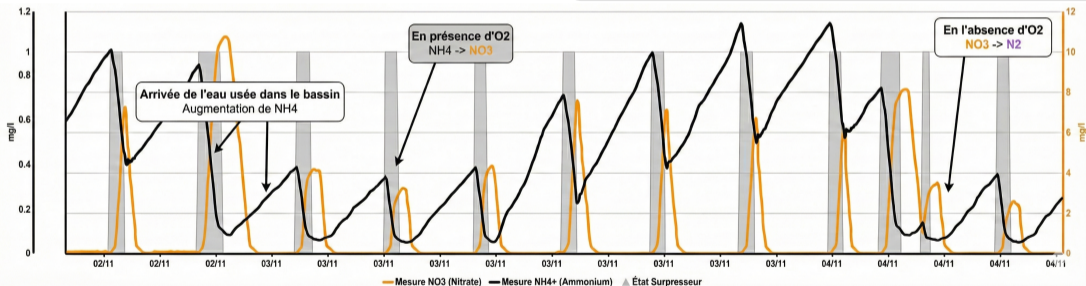
⚡ **Énergivore** (Coût €€)

💧 Phase anoxie (Dénitrification)

Action : Surpresseur **OFF** ($u_t = 0$)



↑ **Risque** : Remontée du NH_4^+



→ Objectif : Déterminer la séquence optimale de marche/arrêt (u_t).

L'aération : levier de la dynamique biologique

☞ Phase aérobie (Nitrification)

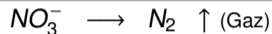
Action : Surpresseur **ON** ($u_t = 1$)



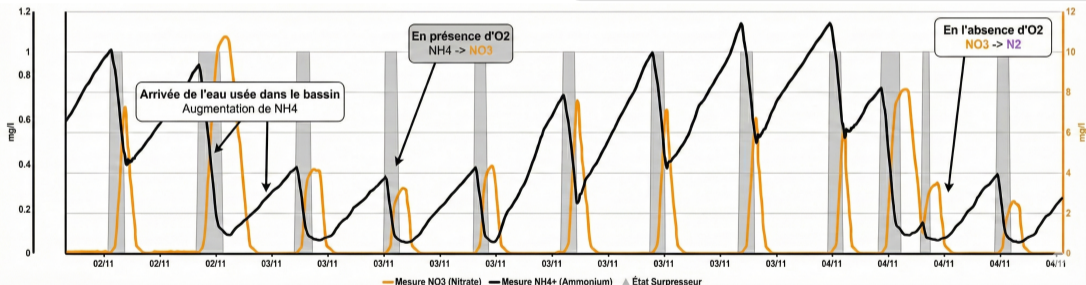
⚡ **Énergivore** (Coût €€)

💧 Phase anoxie (Dénitrification)

Action : Surpresseur **OFF** ($u_t = 0$)



↑ **Risque** : Remontée du NH_4^+



→ **Objectif** : Déterminer la séquence optimale de **marche/arrêt** (u_t).

1. Le Paradoxe Opérationnel


Coûts Énergétiques (~ 60 %)

- **Tarifs volatils** (opportunités HP / HC).


Sécurité Environnementale

- **Normes strictes** de rejet (NH_4^+).

2. La Réalité du Terrain

 **Signaux exogènes** : Météo & pollution stochastiques.

 **Observation** : Partielle et bruitée.

 **Dynamique** : Forte inertie et non-linéarités.



La faille du contrôle réactif (Automates / PID) : L'action *a posteriori* force la sur-aération (coûts) ou provoque des violations (risques).

1. Le Paradoxe Opérationnel


Coûts Énergétiques (~ 60 %)


- **Tarifs volatils** (opportunités HP / HC).

Sécurité Environnementale

- **Normes strictes** de rejet (NH_4^+).

2. La Réalité du Terrain

 **Signaux exogènes** : Météo & pollution stochastiques.

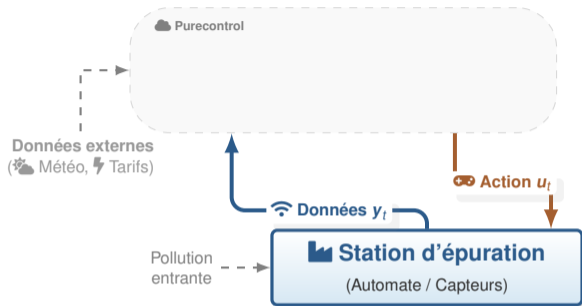
 **Observation** : Partielle et bruitée.

 **Dynamique** : Forte inertie et non-linéarités.



La faille du contrôle réactif (Automates / PID) : L'action *a posteriori* force la **sur-aération** (coûts) ou provoque des **violations** (risques).

Approche proposée : contrôle basé sur un modèle



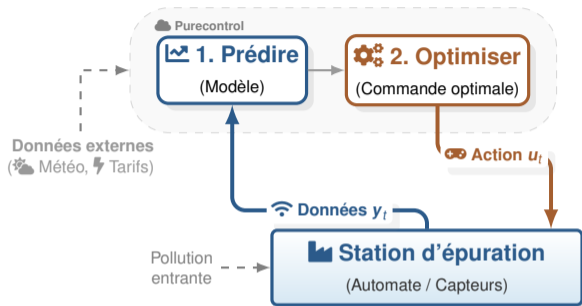
- ✓ Flux de données : Opérationnel.
- ✓ Calcul : Distant (Cloud).

📌 Hypothèse : Modèle stochastique acquis $\mathcal{M}_t^\theta(x_t, u_t, e_t)$

📌 Quel gain réel de la précision (RMSE) en boucle fermée ?



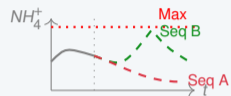
Approche proposée : contrôle basé sur un modèle



- ✓ Flux de données : Opérationnel.
- ✓ Calcul : Distant (Cloud).

1. PRÉDIRE

Dynamique future (NH_4^+)



2. Optimiser

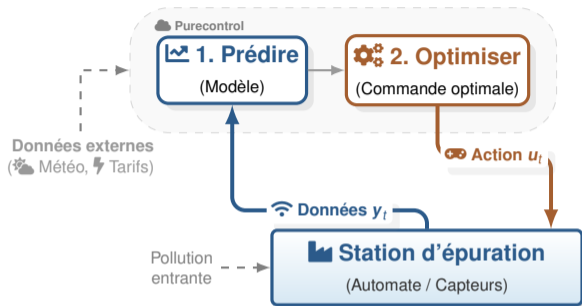
Action optimale (u_t)



📌 Hypothèse : Modèle stochastique acquis $\mathcal{M}_t^\theta(x_t, u_t, e_t)$

📌 Quel gain réel de la précision (RMSE) en boucle fermée ?

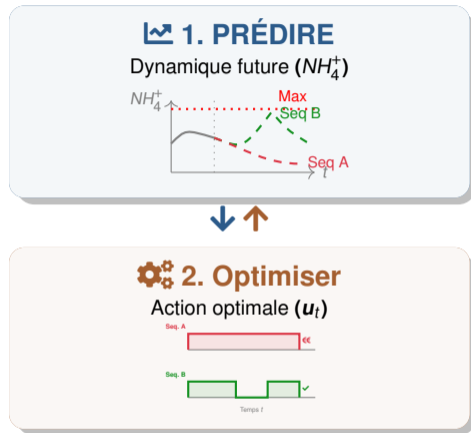
Approche proposée : contrôle basé sur un modèle



- ✓ Flux de données : Opérationnel.
- ✓ Calcul : Distant (Cloud).


i Hypothèse : Modèle stochastique acquis $\mathcal{M}_t^\theta(x_t, u_t, e_t)$

? Quel gain réel de la précision (RMSE) en boucle fermée ?



- 1 Contexte industriel et enjeux
- 2 Formalisation et choix de la stratégie de contrôle**
- 3 Validation en conditions opérationnelles simulées
- 4 Bilan et Perspectives

Le Cœur du problème : Formulation & Verrous

 Formalisation en problème d'optimisation stochastique.

Le Problème Formel

1. Objectif (Minimisation du coût)

$$J^* = \min_{\mathbf{u}_{0:T}} \mathbb{E} \left[\underbrace{\sum_{t=0}^T \text{Tarif}_t \times \text{Puis.} \times u_t}_{\text{Coût } L(x, u)} \right]$$

2. Dynamique & Contraintes

Physique : $\mathbf{x}_{t+1} = \mathcal{M}_t^{\hat{\theta}}(\mathbf{x}_t, u_t, \mathbf{e}_t) + \boldsymbol{\eta}_t$ (Bruit)

Observation : $\mathbf{y}_t = \mathbf{H}_t \mathbf{x}_t + \boldsymbol{\epsilon}_t$ (Partielle)

Sûreté :

1. $\mathbb{P}(\mathbf{x}_t > S_{max}) \leq 5\%$ (Inst.)
2. $\text{Moy}_{24h}(\mathbf{x}_t) \leq S_{avg}$ (Conf.)

Opérationnel : $\mathbf{u}_t \in \{0, 1\}$ (Binaire + Timers)

1. Modèle

Calculer \mathbb{E} requiert de prédire la densité de probabilité future.

 **Besoin : Modèle stochastique**

→ Hypothèse : Modèle stochastique acquis (Purecontrol).

2. Obs. Partielle

État caché → Estimé par filtrage.


On pilote sur le Etat de croyance $b_t = p(\mathbf{x}_t | \mathbf{y}_{0:T})$.

 **Verrou : Dim. infinie**

3. Complexité

 **Verrou : Faisabilité**

Le Cœur du problème : Formulation & Verrous

 Formalisation en problème d'optimisation stochastique.

Le Problème Formel

1. Objectif (Minimisation du coût)

$$J^* = \min_{\mathbf{u}_{0:T}} \mathbb{E} \left[\underbrace{\sum_{t=0}^T \text{Tarif}_t \times \text{Puis.} \times u_t}_{\text{Coût } L(x, u)} \right]$$

2. Dynamique & Contraintes

Physique : $\mathbf{x}_{t+1} = \mathcal{M}_t^{\hat{\theta}}(\mathbf{x}_t, u_t, \mathbf{e}_t) + \boldsymbol{\eta}_t$ (Bruit)

Observation : $\mathbf{y}_t = \mathbf{H}_t \mathbf{x}_t + \boldsymbol{\epsilon}_t$ (Partielle)

Sûreté : 1. $\mathbb{P}(\mathbf{x}_t > S_{max}) \leq 5\%$ (Inst.)

2. $\text{Moy}_{24h}(\mathbf{x}_t) \leq S_{avg}$ (Conf.)

Opérationnel : $\mathbf{u}_t \in \{0, 1\}$ (Binaire + Timers)

1. Modèle

Calculer \mathbb{E} requiert de prédire la densité de probabilité future.

 **Besoin : Modèle stochastique**

→ Hypothèse : Modèle stochastique acquis (Purecontrol).

2. Obs. Partielle


État caché → Estimé par filtrage.
On pilote sur le Etat de croyance $b_t = p(\mathbf{x}_t | \mathbf{y}_{0:T})$.

 Verrou : Dim. infinie

3. Complexité

 Verrou : Faisabilité

Le Cœur du problème : Formulation & Verrous

 Formalisation en problème d'optimisation stochastique.

Le Problème Formel

1. Objectif (Minimisation du coût)

$$J^* = \min_{\mathbf{u}_{0:T}} \mathbb{E} \left[\underbrace{\sum_{t=0}^T \text{Tarif}_t \times \text{Puis.} \times u_t}_{\text{Coût } L(x, u)} \right]$$

2. Dynamique & Contraintes

Physique : $\mathbf{x}_{t+1} = \mathcal{M}_t^{\hat{\theta}}(\mathbf{x}_t, u_t, \mathbf{e}_t) + \boldsymbol{\eta}_t$ (Bruit)

Observation : $\mathbf{y}_t = \mathbf{H}_t \mathbf{x}_t + \boldsymbol{\epsilon}_t$ (Partielle)

Sûreté :

1. $\mathbb{P}(\mathbf{x}_t > S_{max}) \leq 5\%$ (Inst.)
2. $\text{Moy}_{24h}(\mathbf{x}_t) \leq S_{avg}$ (Conf.)

Opérationnel : $\mathbf{u}_t \in \{0, 1\}$ (Binaire + Timers)

1. Modèle

Calculer \mathbb{E} requiert de prédire la densité de probabilité future.


 **Besoin : Modèle stochastique**

→ Hypothèse : Modèle stochastique acquis (Purecontrol).

2. Obs. Partielle

État caché → Estimé par filtrage.


On pilote sur le **État de croyance** $b_t = p(\mathbf{x}_t | \mathbf{y}_{0:t})$.

 **Verrou : Dim. infinie**

3. Complexité

 **Verrou : Faisabilité**

Le Cœur du problème : Formulation & Verrous

 Formalisation en problème d'optimisation stochastique.

Le Problème Formel

1. Objectif (Minimisation du coût)

$$J^* = \min_{\mathbf{u}_{0:T}} \mathbb{E} \left[\underbrace{\sum_{t=0}^T \text{Tarif}_t \times \text{Puis.} \times u_t}_{\text{Coût } L(x, u)} \right]$$

2. Dynamique & Contraintes

Physique : $\mathbf{x}_{t+1} = \mathcal{M}_t^{\hat{\theta}}(\mathbf{x}_t, u_t, \mathbf{e}_t) + \boldsymbol{\eta}_t$ (Bruit)

Observation : $\mathbf{y}_t = \mathbf{H}_t \mathbf{x}_t + \boldsymbol{\epsilon}_t$ (Partielle)

Sûreté : 1. $\mathbb{P}(\mathbf{x}_t > S_{max}) \leq 5\%$ (Inst.)

2. $\text{Moy}_{24h}(\mathbf{x}_t) \leq S_{avg}$ (Conf.)

Opérationnel : $\mathbf{u}_t \in \{0, 1\}$ (Binaire + Timers)

1. Modèle

Calculer \mathbb{E} requiert de prédire la densité de probabilité future.


 **Besoin : Modèle stochastique**

→ Hypothèse : Modèle stochastique acquis (Purecontrol).

2. Obs. Partielle

État caché → Estimé par filtrage.

On pilote sur le **État de croyance** $b_t = p(\mathbf{x}_t | \mathbf{y}_{0:t})$.

 **Verrou : Dim. infinie**

3. Complexité

- Non-Linéaire / Non-Markovien / Binaire
- Temps Réel (< 10 min)

 **Verrou : Faisabilité**

Choix de la stratégie : MPC vs PDS

Approche 1 : MPC Stochastique ¹ (Model Predictive Control)

 **Mécanique : Horizon glissant**
Optimisation **complète** à chaque pas t .
(Replanification continue)



Verdict :

- ✓ Très flexible (Contraintes).
- ⊖ **Explosion calcul** (MINLP).
 - Impossible en temps réel (< 2min).

 **VETO INDUSTRIEL**

Approche 2 : PDS ² (Prog. Dynamique Stochastique)

 **Mécanique : Éq. de Bellman** ($T \rightarrow \infty$)
Calcul **hors-ligne** de la Valeur $V(b_t)$.
(Résolution via **ADP** ³ (Grille).)



Verdict :

- ✓ **Instantané** (Lecture table).
- ✓ **Optimalité globale**.
- ⚠ **Stationnarité** : $\mathcal{M}_t^{\theta} = \mathcal{M}^{\theta}$ et Périodicité (24h).

 **CHOIX ETUDE**

1. MESSIAH, « Stochastic Model Predictive Control : An Overview and Perspectives for Future Research »

2. BERTSEKAS, « Dynamic Programming and Suboptimal Control : A Survey from ADP to MPC* »

3. ADP : Approximate Dynamic Programming/Programmation Dynamique Approchée

Choix de la stratégie : MPC vs PDS

Approche 1 : MPC Stochastique ¹ (Model Predictive Control)

Mécanique : Horizon glissant

Optimisation **complète** à chaque pas t .
(Replanification continue)



Verdict :

- ✓ Très flexible (Contraintes).
- 🔴 **Explosion calcul** (MINLP).
- Impossible en temps réel (< 2min).

 VETO INDUSTRIEL

Approche 2 : PDS ² (Prog. Dynamique Stochastique)

 Mécanique : Éq. de Bellman ($T \rightarrow \infty$)
Calcul **hors-ligne** de la Valeur $V(b_t)$.
(Résolution via **ADP** ³ (Grille).)

$$\pi^*(b_t)$$

Verdict :

- ✓ Instantané (Lecture table).
- ✓ Optimalité globale.
- ! **Stationnarité** : $\mathcal{M}_t^0 = \mathcal{M}^0$ et Périodicité (24h).

 CHOIX ETUDE

1. MESBAH, « Stochastic Model Predictive Control : An Overview and Perspectives for Future Research »

2. BERTSEKAS, « Dynamic Programming and Suboptimal Control : A Survey from ADP to MPC »

3. ADP : Approximate Dynamic Programming/Programmation Dynamique Approchée

Choix de la stratégie : MPC vs PDS

Approche 1 : MPC Stochastique ¹ (Model Predictive Control)

 **Mécanique : Horizon glissant**
Optimisation **complète** à chaque pas t .
(Replanification continue)



Verdict :

- ✓ Très flexible (Contraintes).
- 🔴 **Explosion calcul** (MINLP).
- Impossible en temps réel (< 2min).

 **VETO INDUSTRIEL**

Approche 2 : PDS ² (Prog. Dynamique Stochastique)

 **Mécanique : Éq. de Bellman** ($T \rightarrow \infty$)
Calcul **hors-ligne** de la Valeur $V(b_t)$.
(Résolution via **ADP** ³ (Grille).)

$\pi^*(b_t)$

Verdict :

- ✓ **Instantané** (Lecture table).
- ✓ **Optimalité globale**.
- ⚠ **Stationnarité** : $\mathcal{M}_t^0 = \mathcal{M}^0$ et Périodicité (24h).

 **CHOIX ETUDE**

1. MESBAH, « Stochastic Model Predictive Control : An Overview and Perspectives for Future Research »

2. BERTSEKAS, « Dynamic Programming and Suboptimal Control : A Survey from ADP to MPC »

3. ADP : Approximate Dynamic Programming / Programmation Dynamique Approchée

Choix de la stratégie : MPC vs PDS

Approche 1 : MPC Stochastique ¹ (Model Predictive Control)

Mécanique : Horizon glissant

Optimisation **complète** à chaque pas t .
(Replanification continue)



Verdict :

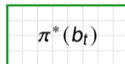
- ✓ Très flexible (Contraintes).
- 🔴 **Explosion calcul** (MINLP).
 - Impossible en temps réel (< 2min).

 **VETO INDUSTRIEL**

Approche 2 : PDS ² (Prog. Dynamique Stochastique)

Mécanique : Éq. de Bellman ($T \rightarrow \infty$)

Calcul **hors-ligne** de la Valeur $V(b_t)$.
(Résolution via **ADP** ³ (Grille).)



Verdict :

- ✓ **Instantané** (Lecture table).
- ✓ Optimalité globale.
- ! **Stationnarité** : $\mathcal{M}_t^\theta = \mathcal{M}^\theta$ et Périodicité (24h).

 **CHOIX ETUDE**

1. MESBAH, « Stochastic Model Predictive Control : An Overview and Perspectives for Future Research »

2. BERTSEKAS, « Dynamic Programming and Suboptimal Control : A Survey from ADP to MPC* »

3. ADP : Approximate Dynamic Programming/Programmation Dynamique Approchée

Choix de la stratégie : MPC vs PDS

Approche 1 : MPC Stochastique ¹ (Model Predictive Control)

Mécanique : Horizon glissant

Optimisation **complète** à chaque pas t .
(Replanification continue)



Verdict :

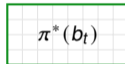
- ✓ Très flexible (Contraintes).
- 🔴 **Explosion calcul** (MINLP).
 - Impossible en temps réel (< 2min).

 **VETO INDUSTRIEL**

Approche 2 : PDS ² (Prog. Dynamique Stochastique)

Mécanique : Éq. de Bellman ($T \rightarrow \infty$)

Calcul **hors-ligne** de la Valeur $V(b_t)$.
(Résolution via **ADP** ³ (Grille).)



Verdict :

- ✓ **Instantané** (Lecture table).
- ✓ Optimalité globale.
- ! **Stationnarité** : $\mathcal{M}_t^\theta = \mathcal{M}^\theta$ et Périodicité (24h).

 **CHOIX ETUDE**

1. MESBAH, « Stochastic Model Predictive Control : An Overview and Perspectives for Future Research »

2. BERTSEKAS, « Dynamic Programming and Suboptimal Control : A Survey from ADP to MPC* »

3. ADP : Approximate Dynamic Programming/Programmation Dynamique Approchée

Mise en œuvre : Programmation Dynamique Approchée (ADP)

⚙️ **Algorithme : Value Iteration**

On résout l'équation de Bellman par itérations successives :

$$V_{k+1}(b) \leftarrow \min_u \left\{ L(b, u) + \gamma \cdot \mathbb{E}[V_k(b')] \right\}$$

(b' est l'état de croyance obtenu après la commande u par l'utilisation du modèle \mathcal{M}_t^θ .)

🏠 **Le Verrou**

Hyp. : $\mathbf{b} \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$

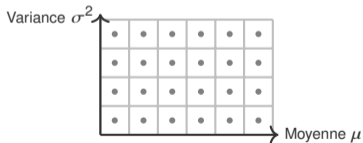
Espace Continu (∞)



Grille Discrète

Initialisation ($k = 0$)

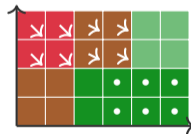
"*Tout se vaut, on est aveugle*"



Calculs
 $k \rightarrow \infty$

Convergence ($k \rightarrow \infty$)

"*Le relief des coûts apparaît*"



🎯 **La couleur = Valeur $V^*(b)$**
Coût total espéré (Somme infinie).

➔ **La flèche = Politique $\pi^*(b)$**
Action optimale immédiate.

- 1 Contexte industriel et enjeux
- 2 Formalisation et choix de la stratégie de contrôle
- 3 Validation en conditions opérationnelles simulées**
- 4 Bilan et Perspectives

L'Arbitrage Industriel : Gérer la Non-Stationnarité

Le Défi : La PDS suppose un système stationnaire, or nos signaux exogènes ne le sont pas.

🕒 Cas 1 : Signaux Périodiques

Ex : Tarifs Elec. (HP/HC), Cycle Jour/Nuit

Stratégie : Augmenter l'état.

- On ajoute l'heure t_{jour} dans l'état.
- Le système devient "cyclo-stationnaire".

✅ **Parfaitement géré.**

🧪 Cas 2 : Perturbations

Ex : Charge polluante entrante ($x_{in,t}$)

Le Compromis PDS :

- ❌ **Aveugle à la variation :** Ne peut pas utiliser de prévision future (vs MPC).
- ✅ **Gère l'incertitude :** Intègre la volatilité via le bruit de transition σ .

Pas d'anticipation, mais une forte Robustesse intrinsèque.

❓ **Question :** Est-ce que cette **robustesse intrinsèque** suffit à compenser l'absence de prévision de la pollution ?

L'Arbitrage Industriel : Gérer la Non-Stationnarité

Le Défi : La PDS suppose un système stationnaire, or nos signaux exogènes ne le sont pas.

🕒 Cas 1 : Signaux Périodiques

Ex : Tarifs Elec. (HP/HC), Cycle Jour/Nuit

Stratégie : Augmenter l'état.

- On ajoute l'heure t_{jour} dans l'état.
- Le système devient "cyclo-stationnaire".

✅ **Parfaitement géré.**

🧪 Cas 2 : Perturbations

Ex : Charge polluante entrante ($x_{in,t}$)

Le Compromis PDS :

- ❌ **Aveugle à la variation :** Ne peut pas utiliser de prévision future (vs MPC).
- ✅ **Gère l'incertitude :** Intègre la volatilité via le bruit de transition σ .

Pas d'anticipation, mais une forte Robustesse intrinsèque.

❓ **Question :** Est-ce que cette **robustesse intrinsèque** suffit à compenser l'absence de prévision de la pollution ?

Le Défi : La PDS suppose un système stationnaire, or nos signaux exogènes ne le sont pas.

🕒 Cas 1 : Signaux Périodiques

Ex : Tarifs Elec. (HP/HC), Cycle Jour/Nuit

Stratégie : Augmenter l'état.

- On ajoute l'heure t_{jour} dans l'état.
- Le système devient "cyclo-stationnaire".

✅ **Parfaitement géré.**

🧪 Cas 2 : Perturbations

Ex : Charge polluante entrante ($x_{in,t}$)

Le Compromis PDS :

- ❌ **Aveugle à la variation** : Ne peut pas utiliser de prévision future (vs MPC).
- ✅ **Gère l'Incertitude** : Intègre la volatilité via le bruit de transition σ .

Pas d'anticipation, mais une forte Robustesse intrinsèque.

❓ **Question** : Est-ce que cette **robustesse intrinsèque** suffit à compenser l'absence de prévision de la pollution ?

Le Défi : La PDS suppose un système stationnaire, or nos signaux exogènes ne le sont pas.

🕒 Cas 1 : Signaux Périodiques

Ex : Tarifs Elec. (HP/HC), Cycle Jour/Nuit

Stratégie : Augmenter l'état.

- On ajoute l'heure t_{jour} dans l'état.
- Le système devient "cyclo-stationnaire".

✅ **Parfaitement géré.**

🕒 Cas 2 : Perturbations

Ex : Charge polluante entrante ($x_{in,t}$)

Le Compromis PDS :

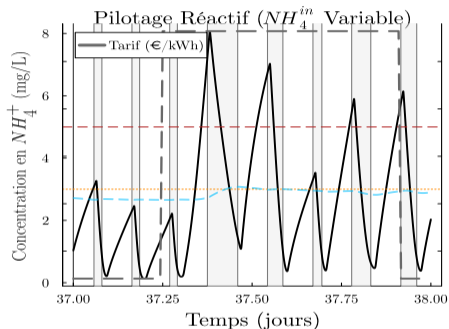
- ❌ **Aveugle à la variation :** Ne peut pas utiliser de prévision future (vs MPC).
- ✅ **Gère l'Incertitude :** Intègre la volatilité via le bruit de transition σ .

**Pas d'anticipation, mais une forte
Robustesse intrinsèque.**

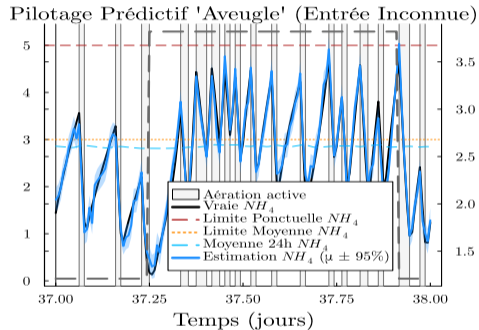
❓ **Question :** Est-ce que cette **robustesse intrinsèque** suffit à compenser l'absence de prévision de la pollution ?

Évaluation des performances : comparaison avec l'existant

🧪 Protocole : Comparaison en boucle fermée.



VS



1. Régulation Experte (Réactive)

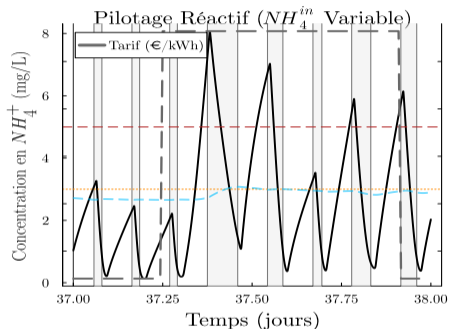
- Comportement : Pilotage non maîtrisée (réactif).
- Résultat : **Violations fréquentes** contraintes.

2. PDS Stochastique (Prédicte)

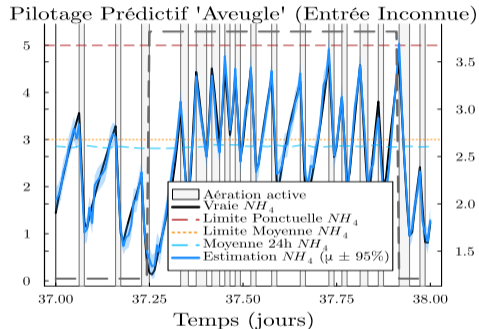
- Comportement : Marge de sécurité (incertitude).
- Résultat : **Respect strict + Optimisation Tarifs**.

Évaluation des performances : comparaison avec l'existant

🧪 Protocole : Comparaison en boucle fermée.



VS



1. Régulation Experte (Réactive)

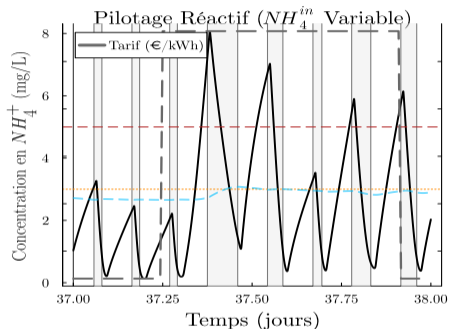
- **Comportement** : Pilotage non maîtrisée (réactif).
- **Résultat** : **Violations fréquentes** contraintes.

2. PDS Stochastique (Prédicative)

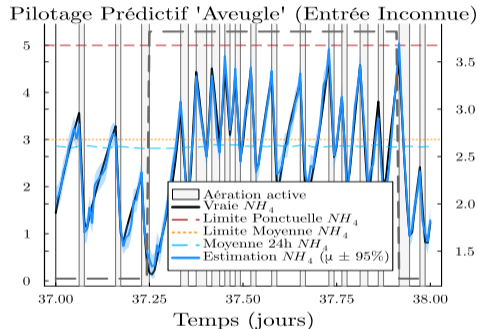
- **Comportement** : Marge de sécurité (incertitude).
- **Résultat** : **Respect strict + Optimisation Tarifs**.

Évaluation des performances : comparaison avec l'existant

🧪 Protocole : Comparaison en boucle fermée.



VS



1. Régulation Experte (Réactive)

- **Comportement** : Pilotage non maîtrisée (réactif).
- **Résultat** : **Violations fréquentes** contraintes.

2. PDS Stochastique (Prédicative)

- **Comportement** : Marge de sécurité (incertitude).
- **Résultat** : **Respect strict** + Optimisation Tarifs .

GAIN FACTURE
-15%
vs Expert

SÉCURITÉ

0

Violation

 **Temps d'aération**
-1 h / jour (-11% vol.)
Optimisation du besoin biologique.

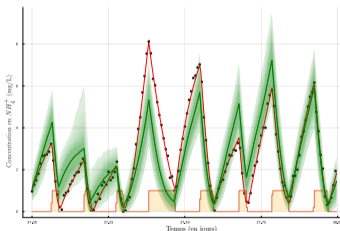
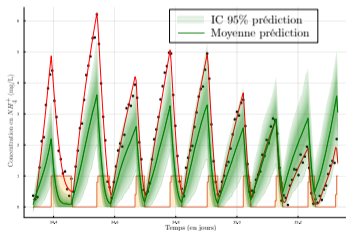
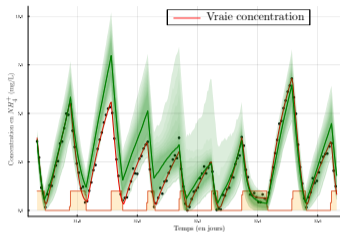
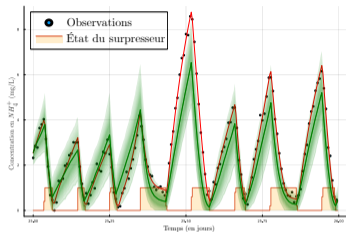
 **Décalage de consommation**
Ratio HP/HC : **1.35 → 1.27**
Optimisation des tarifs.

> 2 000 € / an
(Économie directe 1 bassin)

 **Saut technologique**

Le passage d'un pilotage réactif à une **stratégie optimale** transforme le modèle économique de la station.

Performance de référence : Modèle « Aveugle »



🕒 Prédictions itératives à horizon 24h (Charge variable BSM2)

📊 Diagnostic prédictif

⚠️ Le constat :

Absence de la structure diurne de la concentration entrante.

↔ Conséquence :

L'incertitude sur l'entrée est **absorbée par la variance** du modèle.

📦 Fiabilité :

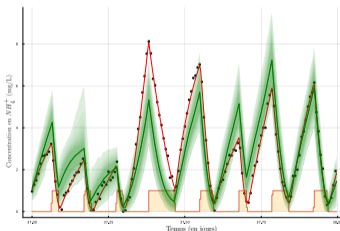
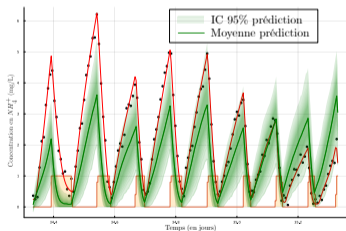
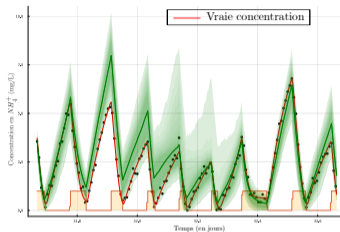
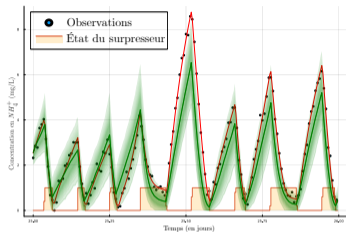
Intervalles de confiance (AW) volontairement **très larges** pour englober la variabilité.

RMSE : 0.71 | AW : 2.47

💡 Pivot :

Peut-on réduire ce flou en informant le modèle ?

Performance de référence : Modèle « Aveugle »



🕒 Prédictions itératives à horizon 24h (Charge variable BSM2)

📊 Diagnostic prédictif

⚠️ Le constat :

Absence de la structure diurne de la concentration entrante.

↔ Conséquence :

L'incertitude sur l'entrée est **absorbée par la variance** du modèle.

📦 Fiabilité :

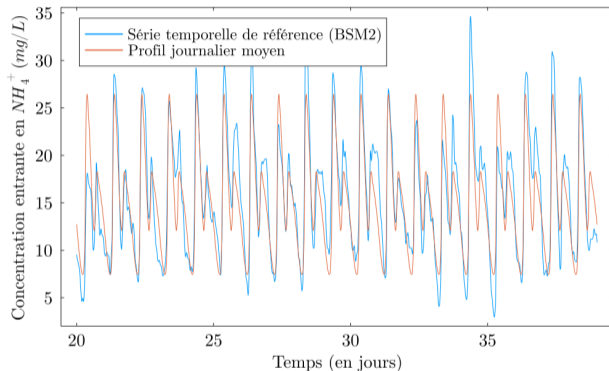
Intervalles de confiance (AW) volontairement **très larges** pour englober la variabilité.

RMSE : 0.71 | AW : 2.47

💡 Pivot :

Peut-on réduire ce flou en informant le modèle ?

Protocole : 3 niveaux d'information sur la concentration entrante



❶ Évaluation de l'apport prédictif (Tendance moyenne vs Réalité chaotique).

🔮 1. Scénario Aveugle

- **Modèle** : Ignore le signal (Variance $\sigma \nearrow$).
- **Contrôleur** : Ignore le signal.

→ Cohérence totale

📊 2. Scénario Informé

- **Modèle** : **Courbe orange** (Moyenne).
- **Contrôleur** : **Courbe orange** (Périodique).

→ Cohérence totale

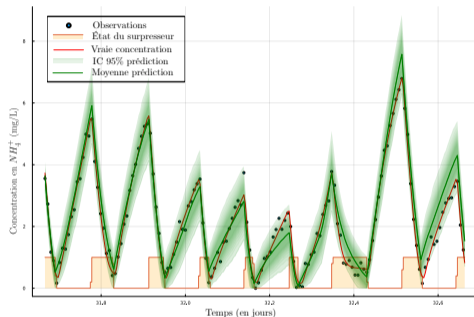
🔮 3. Scénario Oracle

- **Modèle** : **Courbe bleue** (Exacte).
- **Contrôleur** : **Courbe orange** (Forcé).

→ Décalage structurel (Non-respect PDS)

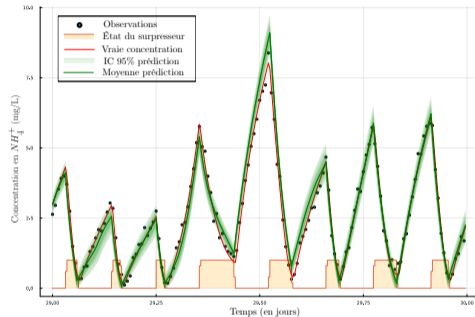
Impact modélisation : L'effondrement de l'incertitude

Modèle Informé (Profil moyen)



RMSE : 0.45 (-40%) | AW : 1.83 (Tube intermédiaire)

Modèle Oracle (Courbe exacte)

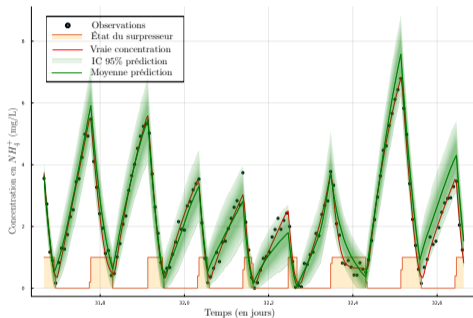


RMSE : 0.10 ($\div 7$) | AW : 0.94 (Tube quasi-nul)

📌 **Constat** : Plus l'information est riche, plus l'intervalle de confiance se resserme et le modèle est précis.

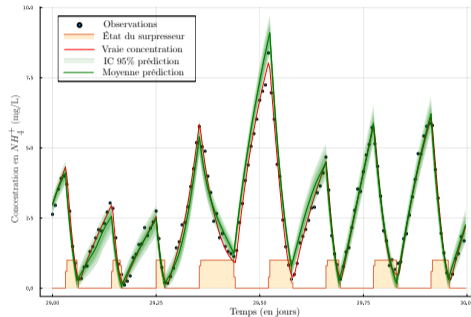
Impact modélisation : L'effondrement de l'incertitude

Modèle Informé (Profil moyen)



RMSE : 0.45 (-40%) | AW : 1.83 (Tube intermédiaire)

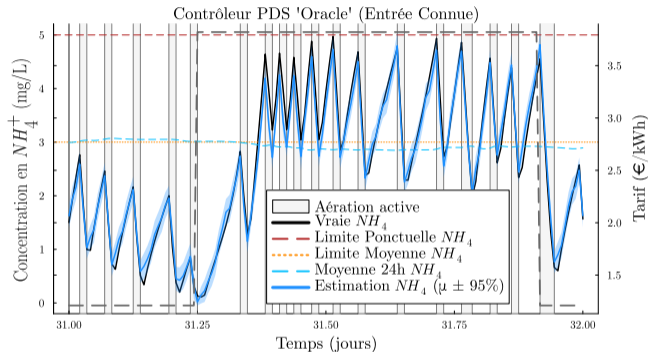
Modèle Oracle (Courbe exacte)



RMSE : 0.10 (÷ 7) | AW : 0.94 (Tube quasi-nul)

i Constat : Plus l'information est riche, plus l'intervalle de confiance se resserme et le modèle est précis.

Boucle fermée : Le crash opérationnel de l'Oracle



1. La triche mathématique

- ▶ **Modèle** : Sur-confiant ($\sigma \rightarrow 0$).
- ▶ **Contrôleur** : Forcé d'utiliser la moyenne (faux profil).

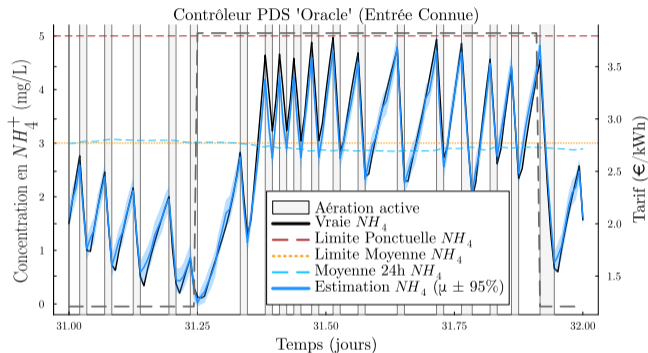


🚫 Disparition de la marge :

Le contrôleur croit à un monde lisse et sans danger. Il ne génère plus de "marge de sécurité".

RÉSULTAT DU CONTRÔLE
16,1 % Violations

Boucle fermée : Le crash opérationnel de l'Oracle



1. La triche mathématique

- ▶ **Modèle** : Sur-confiant ($\sigma \rightarrow 0$).
- ▶ **Contrôleur** : Forcé d'utiliser la moyenne (faux profil).

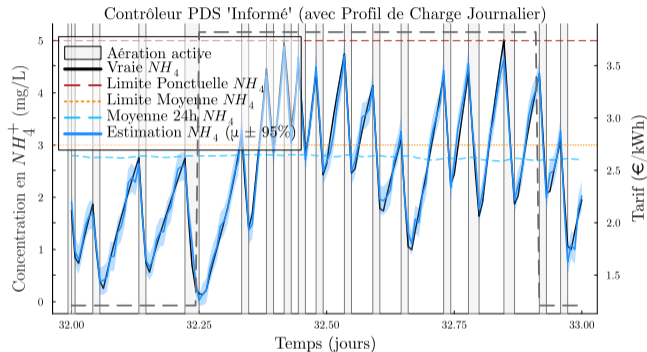


🚫 Disparition de la marge :

Le contrôleur croit à un monde lisse et sans danger. Il ne génère plus de "marge de sécurité".

RÉSULTAT DU CONTRÔLE
16,1 % Violations

Boucle fermée : La sécurité de l'approche Informée



1. L'alignement structurel

- ▶ Modèle et contrôleur partagent la **même** information (profil).
- ▶ L'incertitude (σ) est **exacte**.

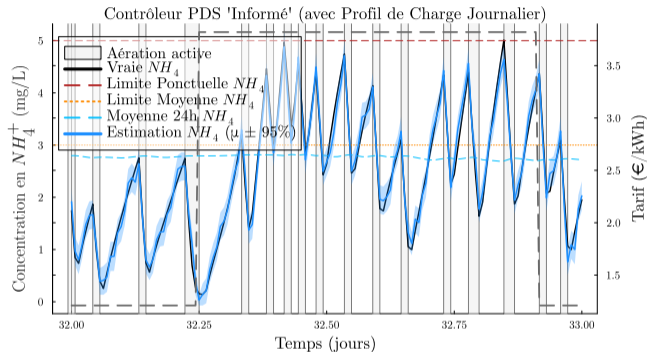


🔒 Marge calibré :

Le contrôleur adapte sa marge proportionnellement à la véritable incertitude résiduelle et utilise l'information pour optimiser les coûts.

RÉSULTAT DU CONTRÔLE
0 % Violation

Boucle fermée : La sécurité de l'approche Informée



1. L'alignement structurel

- ▶ Modèle et contrôleur partagent la **même** information (profil).
- ▶ L'incertitude (σ) est **exacte**.



🔒 Marge calibré :

Le contrôleur adapte sa marge proportionnellement à la véritable incertitude résiduelle et utilise l'information pour optimiser les coûts.

RÉSULTAT DU CONTRÔLE
0 % Violation

Bilan global : Précision statistique vs Valeur opérationnelle

☒ Synthèse des performances (Concentration entrante variable BSM2)

Stratégie	RMSE Modèle	Coût (€/jour)	Violations Normes
Règle Experte (Local)	–	37.47	1.38 %
PDS Aveugle	0.71	31.97 (-15%)	0.00 %
PDS Informé (Profil)	0.45	31.78	0.00 %
<i>PDS Oracle (Triche)</i>	0.10	31.39	16.11 %

📉 Rendements décroissants

RMSE : - 40 % ⇒ **Éco : + 0,6 %**

La robustesse "Aveugle" capte déjà l'essentiel du gain.

RMSE ↘ ↘ ⇒ **Coût** ↘ ↘

⚠ Incertitude bien calibrée ⇒
Précision ponctuelle absolue.

- 1 Contexte industriel et enjeux
- 2 Formalisation et choix de la stratégie de contrôle
- 3 Validation en conditions opérationnelles simulées
- 4 Bilan et Perspectives**

☰ Rupture avec l'approche MPC

🕒 Le réflexe classique :

Évaluation séquentielle \Rightarrow **Prédiction déterministe**

🎯 La vision Purecontrol :

- Intégrer l'incertitude via des **modèles stochastiques**.
- Prioriser la **robustesse intrinsèque** face à l'aléa.

▶▶ Les prochaines étapes

🏢 Court terme : Site réel

Déploiement et validation de la chaîne PDS sur un **vrai système industriel en boucle fermée**.

🏗️ Moyen terme : Diversification

- **Transposer** le framework (ex : Méthanisation, Réseaux d'eau).
- **Généraliser** l'architecture stochastique à grande échelle.

🏆 **Conclusion** : L'évaluation par la valeur démontre qu'une **approche stochastique robuste** surmonte la variabilité de l'influent là où le paradigme déterministe s'effondre.

Merci de votre attention



Questions & Échanges









purecontrol



✉ victor.bertret@purecontrol.com

🔗 github.com/Purecontrol

References I

-  BELLMAN, Richard (1957). *Dynamic Programming*. Dover Publications. ISBN : 9780486428093.
-  BERTSEKAS, Dimitri P. (jan. 2005). « Dynamic Programming and Suboptimal Control : A Survey from ADP to MPC* ». *In : European Journal of Control* 11.4, p. 310-334. ISSN : 0947-3580. DOI : 10.3166/ejc.11.310-334.
-  CARPENTIER, Pierre et al. (2015). *Stochastic Multi-Stage Optimization : At the Crossroads between Discrete Time Stochastic Control and Stochastic Programming*. en. T. 75. Probability Theory and Stochastic Modelling. Cham : Springer International Publishing.
-  CHACHUAT, B., N. ROCHE et M. A. LATIFI (2005). « Long-term optimal aeration strategies for small-size alternating activated sludge treatment plants ». *In : Chemical Engineering and Processing : Process Intensification* 44.5, p. 591-604. ISSN : 0255-2701.
-  GROSSO, Juan Manuel et al. (2014). « Chance-constrained model predictive control for drinking water networks ». *In : Journal of process control* 24.5, p. 504-516.
-  LUKASSE, Leo J. S., Karel J. KEESMAN et Gerrit van STRATEN (1999). « A recursively identified model for short-term predictions of NH₄/NO₃ – concentrations in alternating activated sludge processes ». en. *In : Journal of Process Control* 9.1, p. 87-100. ISSN : 0959-1524.

References II



MESBAH, Ali (2016). « Stochastic Model Predictive Control : An Overview and Perspectives for Future Research ». en. In : *IEEE Control Systems Magazine* 36.6, p. 30-44. ISSN : 1066-033X. DOI : [10.1109/mcs.2016.2602087](https://doi.org/10.1109/mcs.2016.2602087).



RTE (oct. 2021). *Futurs énergétiques 2050*.



STENTOFT, Peter A. et al. (2019). « Model Predictive Control of Stochastic Wastewater Treatment Process for Smart Power, Cost-Effective Aeration ». In : *IFAC-PapersOnLine* 52.1. 12th IFAC Symposium on Dynamics and Control of Process Systems, including Biosystems DYCOPS 2019, p. 622-627. ISSN : 2405-8963. DOI : <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2019.06.132>. URL : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2405896319302198>.



SUTTON, Richard S et Andrew G BARTO (nov. 2018). *Reinforcement Learning*. 2^e éd. Adaptive Computation and Machine Learning series. Cambridge, MA : Bradford Books.