

Caractérisation et quantification des incertitudes dans les modèles de pollution de l'air. Application au modèle ADMS-Urban.

E. Debry¹, L. Malherbe¹, C. Schillinger², B. Bessagnet¹, L. Rouïl¹

¹Institut National de l'Environnement Industriel et des RISques (INERIS).
Verneuil-en-Halatte France.

²Association d'étude et de surveillance de la Pollution atmosphérique en Alsace (ASPA).
Schiltigheim France

Séminaire LCSQA, LNE, 22 septembre 2009



Framework and principles

Projet PAISA - Strasbourg

- Etude des relations entre pollution de l'air et effets à court terme sur la santé (asthme).
- Modèle gaussien ADMS-Urban.
- Besoin de quantifier les incertitudes.



Framework and principles

Projet PAISA - Strasbourg

- Etude des relations entre pollution de l'air et effets à court terme sur la santé (asthme).
- Modèle gaussien ADMS-Urban.
- Besoin de quantifier les incertitudes.



Sources d'incertitudes (Romanowicz et al. [2000], Rao [2005])

- Variables d'entrées : champs météo, émissions, ...
- Paramètres : hauteur de mélange, rugosité, ...
- Formulation : approximation gaussienne ...

Framework and principles

Projet PAISA - Strasbourg

- Etude des relations entre pollution de l'air et effets à court terme sur la santé (asthme).
- Modèle gaussien ADMS-Urban.
- Besoin de quantifier les incertitudes.



Sources d'incertitudes (Romanowicz et al. [2000], Rao [2005])

- Variables d'entrées : champs météo, émissions, ...
- Paramètres : hauteur de mélange, rugosité, ...
- Formulation : approximation gaussienne ...

Principes de l'étude

- **Analyse de sensibilité** : retenir les variables et paramètres les plus influents.
- **Analyse d'incertitude** : propager les distributions de probabilité (PDF).
- **Analyse Bayésienne** : réduire les incertitudes estimées.

Analyse de sensibilité

Tests Malherbe [2007]

- faire varier les paramètres de Δx (%).
- observer la variation Δy (%).
- 2 mois en été & hiver 2004.

Coefficient de sensibilité

$$S_i^j = \frac{\Delta y_j}{\Delta x_j}, \quad S_i^{\max} = \max_j S_i^j$$

$$j = \text{O}_3, \text{NO}_x, \text{PM}_{10}, \text{SO}_2$$

Sensibilité maximale des paramètres.

Conditions initiales & limites		
entrée	Δx	S_i^{\max}
SO ₂	±15%	~ 1
NO _x	±15%	~ 2
O ₃	±15%	~ 2
PM ₁₀	±25%	~ 1
COV	±25%	~ 0.3
Emissions		
autre que COV	±40%	~ 1
COV	±40%	~ 0.01
Paramètres		
<i>LMO</i> _{min}	×3	< 0.5
réactivité gazeuse		non testé

Champs météo		
entrée	Δx	S_i^{\max}
vitesse du vent	±30%	1.4
direction du vent	±40°	1.4
nébulosité	±2 octas	< 0.25
température	±10%	0.1
intensité pluie	±40%	0.025
Paramètres		
longueur de rugosité	±50%	< 0.17
hauteur de mélange	×6	< 2.5
diamètre des particules	±50%	~ 0.002
densité des particules	×3	~ 0.001
coefficients de lessivage	×10, 1.5	~ 0

Analyse de sensibilité

Tests Malherbe [2007]

- faire varier les paramètres de Δx (%).
- observer la variation Δy (%).
- 2 mois en été & hiver 2004.

Coefficient de sensibilité

$$S_i^j = \frac{\Delta y_j}{\Delta x_i}, \quad S_i^{\max} = \max_j S_i^j$$

$$j = \text{O}_3, \text{NO}_x, \text{PM}_{10}, \text{SO}_2$$

Paramètres retenus.

Conditions initiales & limites		
entrée	Δx	S_i^{\max}
SO ₂	±15%	~ 1
NO _x	±15%	~ 2
O ₃	±15%	~ 2
PM ₁₀	±25%	~ 1
COV	±25%	~ 0.3
Emissions		
autre que COV	±40%	~ 1
COV	±40%	~ 0.01
Paramètres		
LMO _{min}	×3	< 0.5
réactivité gazeuse		non testé

Champs météo		
entrée	Δx	S_i^{\max}
vitesse du vent	±30%	1.4
direction du vent	±40°	1.4
nébulosité	±2 octas	< 0.25
température	±10%	0.1
intensité pluie	±40%	0.025
Paramètres		
longueur de rugosité	±50%	< 0.17
hauteur de mélange	×6	< 2.5
diamètre des particules	±50%	~ 0.002
densité des particules	×3	~ 0.001
coefficients de lessivage	×10, 1.5	~ 0

Analyse d'incertitude

PDF des variables & paramètres d'entrées

Attribuer une PDF à chaque entrée.

- Gaussienne (normale). Lognormale. Uniforme.
- Hanna et al. [2001], Beekmann and Derognat [2003] & étude de sensibilité.

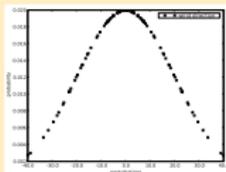
Normale

$$X \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2)$$

σ écart-type

Champs météo

entrée	σ
direction du vent	20°
nébulosité	2 octas

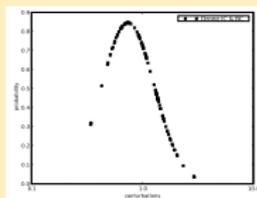


Lognormale

$$\log(X) \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2)$$

Conditions initiales & limites

entrée	σ
SO ₂	0.8
NO _x , NO ₂	0.805
O ₃	0.549
PM ₁₀	0.8
émissions	0.4
vitesse du vent	0.203

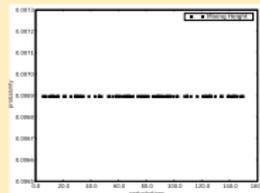


Uniforme

$$X \sim \mathcal{U}(x_{\min}, x_{\max})$$

Paramètres

entrée [m]	x_{\min}	x_{\max}
LMO _{min}	10	100
rugosité	0.1	1.5
H de mélange	5	150



Analyse d'incertitude

Simulations Monte Carlo

Propager les PDFs dans ADMS-Urban : méthode d'intégration de Monte Carlo

$$\int ADMS(\mathbf{x}, t) p(\mathbf{x}) d\mathbf{x} \simeq \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N ADMS(\hat{\mathbf{x}}_k, t)$$

$p(\mathbf{x})$ = probabilité jointe des entrées

$\hat{\mathbf{x}}_k$: k^{th} perturbation de \mathbf{x}

- Nombre de simulations $N = 100$.
- Entrées supposées indépendantes.
- Perturbation appliquée uniformément sur le champ.

Analyse d'incertitude

Simulations Monte Carlo

Propager les PDFs dans ADMS-Urban : méthode d'intégration de Monte Carlo

$$\int ADMS(\mathbf{x}, t) p(\mathbf{x}) d\mathbf{x} \simeq \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N ADMS(\hat{\mathbf{x}}_k, t)$$

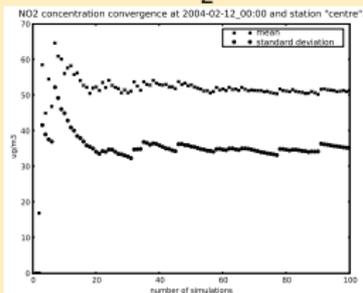
$p(\mathbf{x})$ = probabilité jointe des entrées

$\hat{\mathbf{x}}_k$: k^{th} perturbation de \mathbf{x}

- Nombre de simulations $N = 100$.
- Entrées supposées indépendantes.
- Perturbation appliquée uniformément sur le champ.

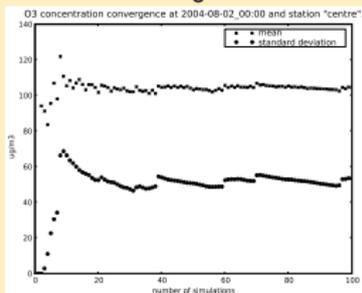
Convergence

NO₂



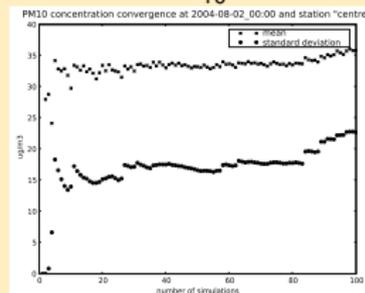
6.9% [44.1, 57.9]

O₃



5.1% [94.2, 115.1]

PM₁₀



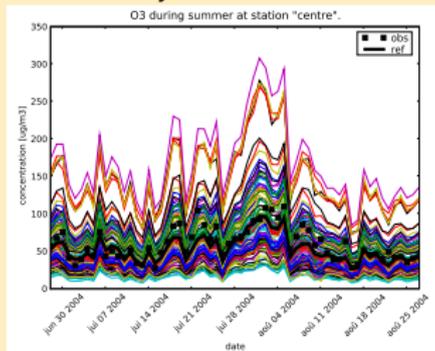
6.3% [31.2, 40.1]

Analyse d'incertitude

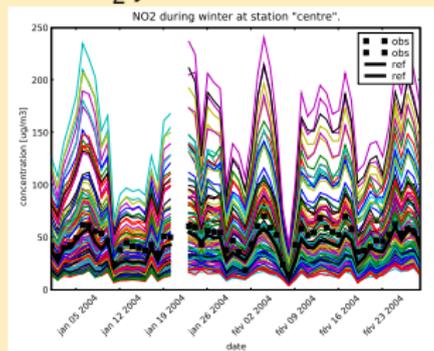
Applications

Séries temporelles à la station "STG centre"

Ozone journalier en été.

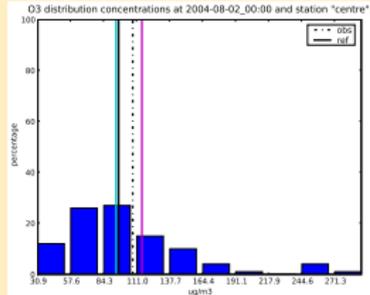


NO₂ journalier en hiver.

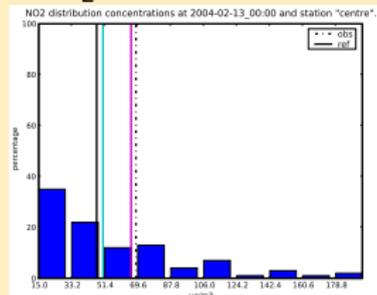


PDFs propagées

Ozone PDF à 2004-08-02



NO₂ PDF à 2004-02-13



Analyse Bayésienne

Principe

Principe

Associer à chaque simulation Monte Carlo une probabilité :

- **Prior** si basée sur les PDFs des entrées.
- **Posterior** si prend en compte des données a posteriori. Besoin d'un **modèle d'erreur**.

Modèle d'erreur

La "vraie" observation et la concentration simulée

$$y_{\text{obs}} = ADMS(\mathbf{x}, t) + \delta$$

diffère par un δ dû à

- 1 l'erreur d'observation.
- 2 les limites de la modélisation.
- 3 les échelles différentes.

Analyse Bayésienne

Principe

Principe

Associer à chaque simulation Monte Carlo une probabilité :

- **Prior** si basée sur les PDFs des entrées.
- **Posterior** si prend en compte des données a posteriori. Besoin d'un **modèle d'erreur**.

Modèle d'erreur

La "vraie" observation et la concentration simulée

$$y_{\text{obs}} = \text{ADMS}(\mathbf{x}, t) + \delta$$

diffère par un δ dû à

- 1 l'erreur d'observation.
- 2 les limites de la modélisation.
- 3 les échelles différentes.

PDF de $\delta \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$.

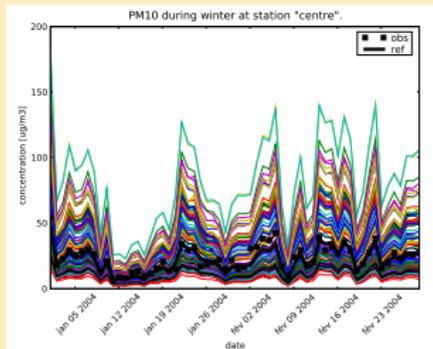
- Espérance μ , le plus souvent 0.
- Ecart type σ .

polluant	[$\mu\text{g}/\text{m}^3$]	
	μ	σ
O ₃	0.0	40.0
NO ₂	0.0	40.0
PM ₁₀	0.0	60.0

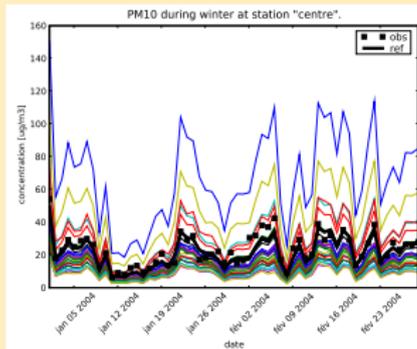
Analyse bayésienne

Application aux PM₁₀ en Hiver

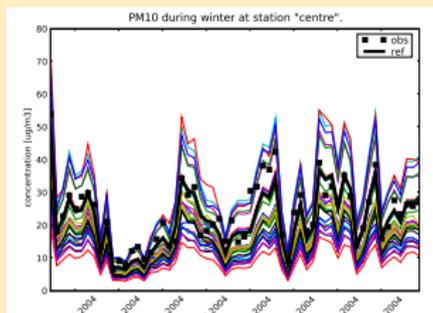
Séries temporelles non filtrées



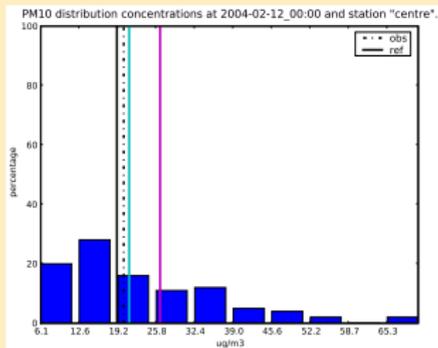
Séries temporelles filtrées avec la prior



Séries temporelles filtrées avec la posterior



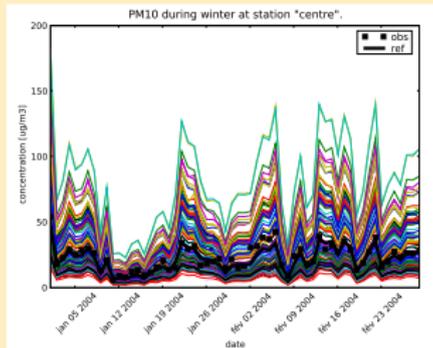
PDF propagée non filtrée



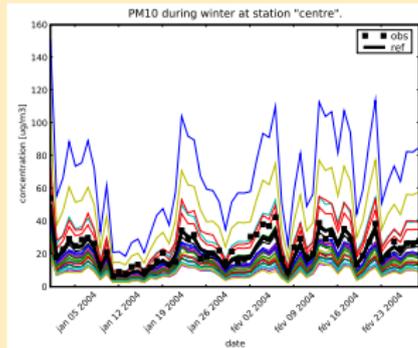
Analyse bayésienne

Application aux PM₁₀ en Hiver

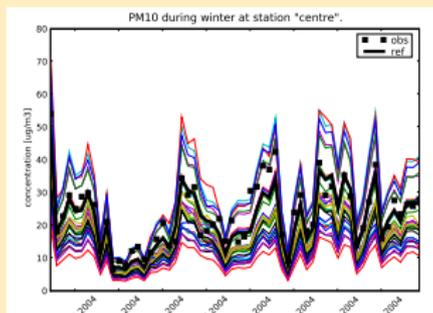
Séries temporelles non filtrées



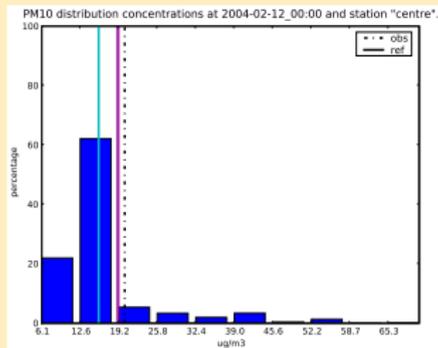
Séries temporelles filtrées avec la prior



Séries temporelles filtrées avec la posterior



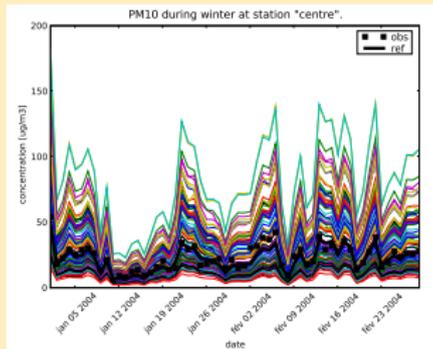
PDF propagée filtrée avec la prior



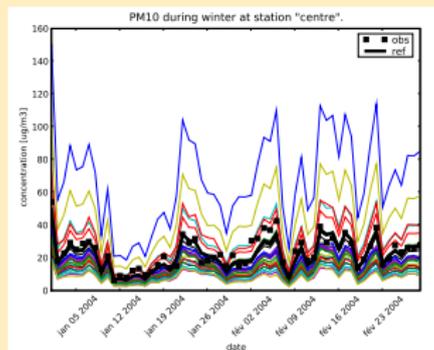
Analyse bayésienne

Application aux PM₁₀ en Hiver

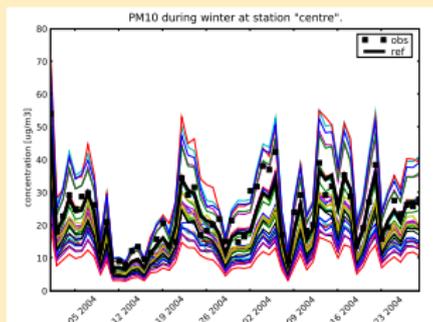
Séries temporelles non filtrées



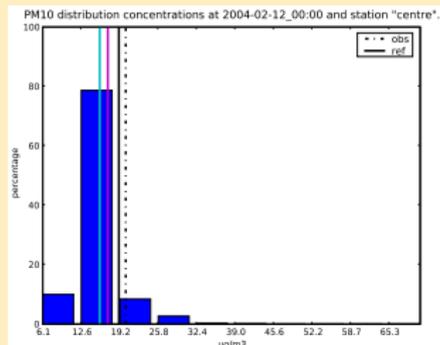
Séries temporelles filtrées avec la prior



Séries temporelles filtrées avec la posterior



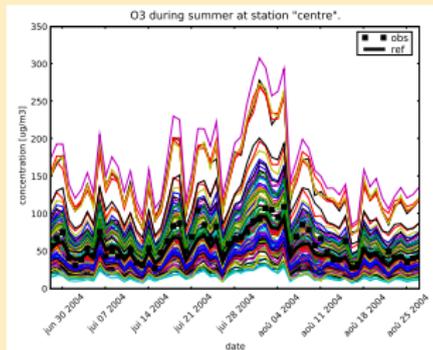
PDF propagée filtrée avec la posterior



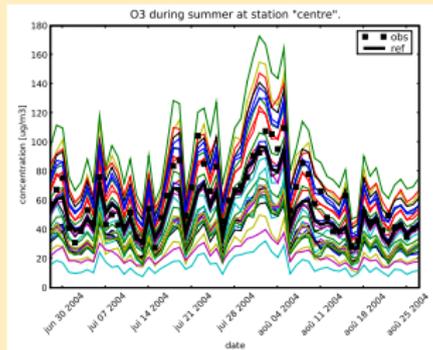
Analyse bayésienne

Applications à l'ozone en été

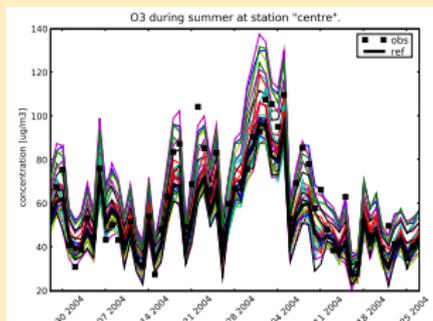
Séries temporelles non filtrées



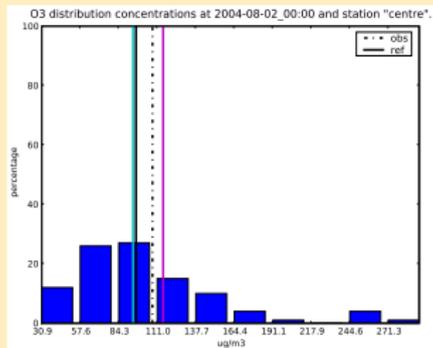
Séries temporelles filtrées avec la prior



Séries temporelles filtrées avec la posterior



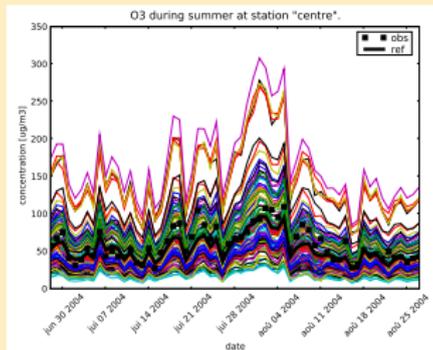
PDF propagée non filtrée



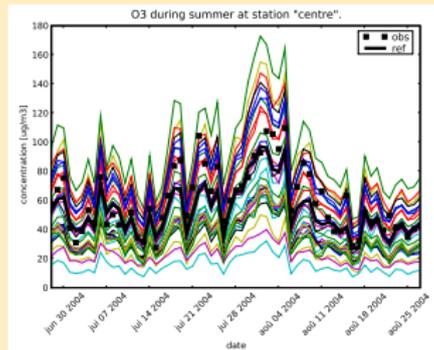
Analyse bayésienne

Applications à l'ozone en été

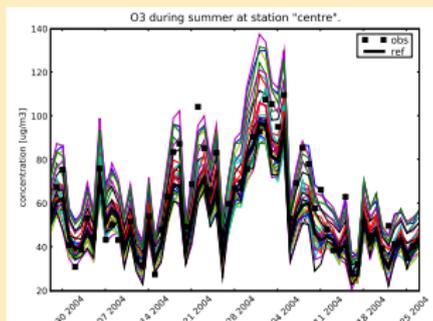
Séries temporelles non filtrées



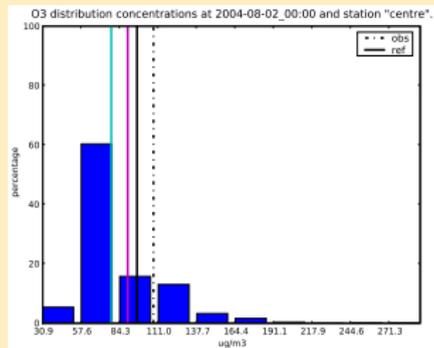
Séries temporelles filtrées avec la prior



Séries temporelles filtrées avec la posterior



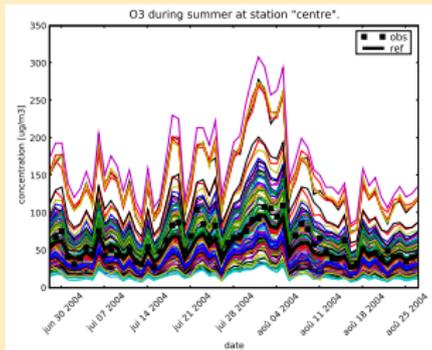
PDF propagée filtrée avec la prior



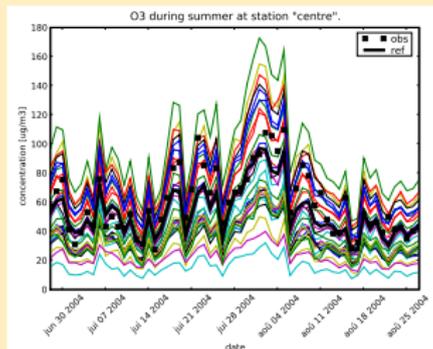
Analyse bayésienne

Applications à l'ozone en été

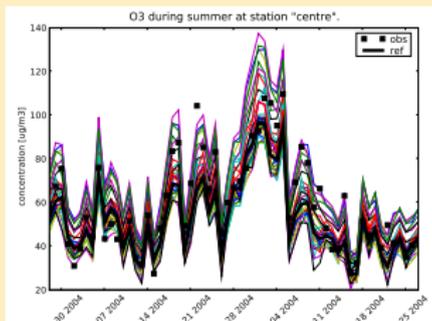
Séries temporelles non filtrées



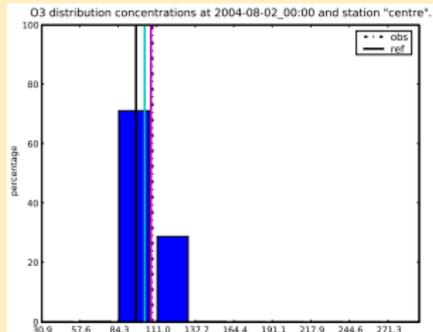
Séries temporelles filtrées avec la prior



Séries temporelles filtrées avec la posterior



PDF propagée avec la posterior



Les limites de cette étude

- Le nombre de simulations.
- ADMS-Urban calibré avec observations (?).

Applications

- Distributions de probabilité des concentrations.
- Intervalle de confiance.
- Cartes d'incertitudes.

Merci pour votre attention

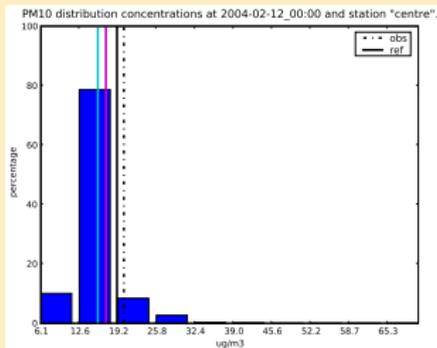
Remerciements

- Charles Schillinger (ASPA).
- Denis Bard (EHESP, Ecole des Hautes Etudes en Santé Publique, Rennes).

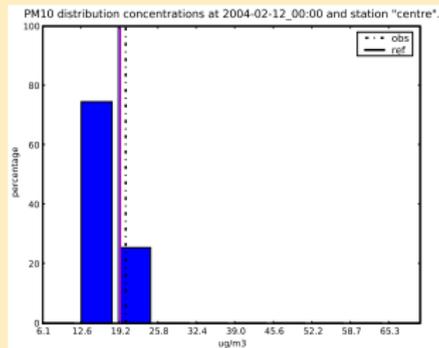
Bayesian study

Sensitivity to the error model

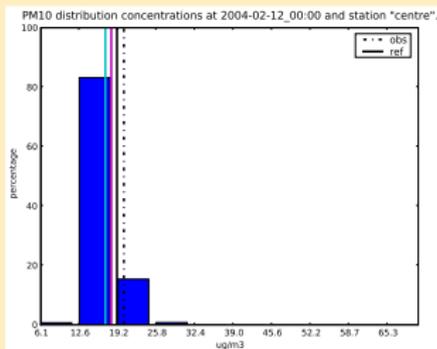
Error δ with $\sigma = 60.0 \mu\text{g}/\text{m}^3$



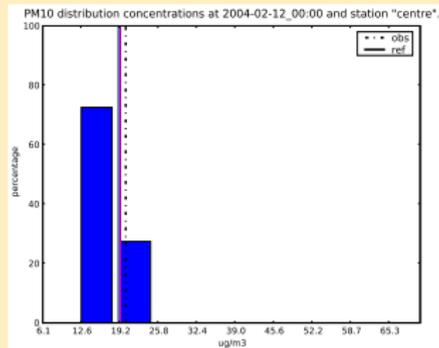
Relative error δ with $\sigma = 30\%$



Error δ with $\sigma = 30.0 \mu\text{g}/\text{m}^3$



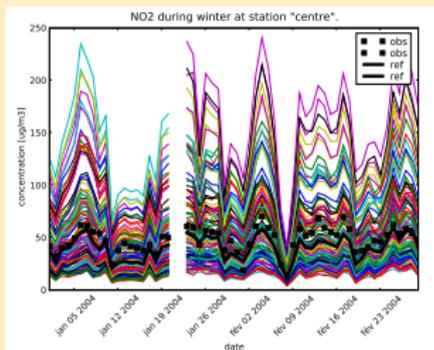
Relative error δ with $\sigma = 40\%$



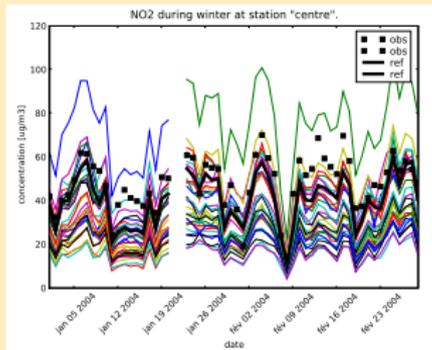
Bayesian study

Results for NO₂ in winter

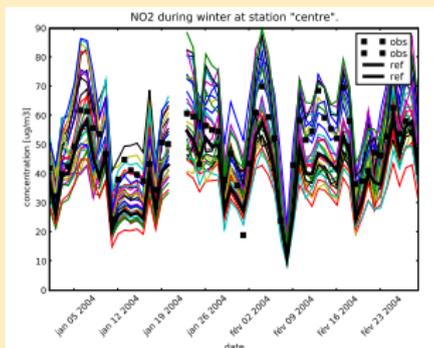
Time series unfiltered



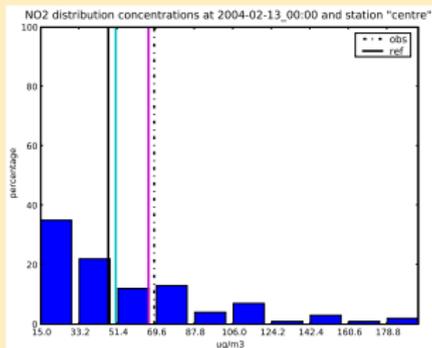
Time series filtered with prior



Time series filtered with posterior



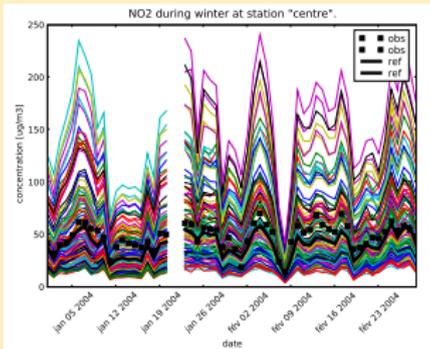
PDF output unfiltered



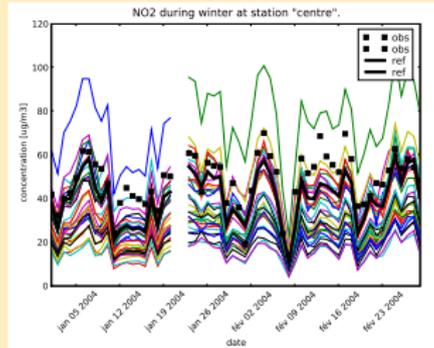
Bayesian study

Results for NO₂ in winter

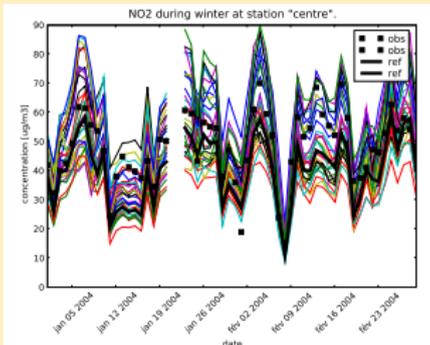
Time series unfiltered



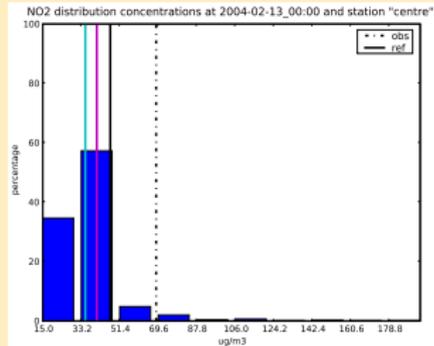
Time series filtered with prior



Time series filtered with posterior



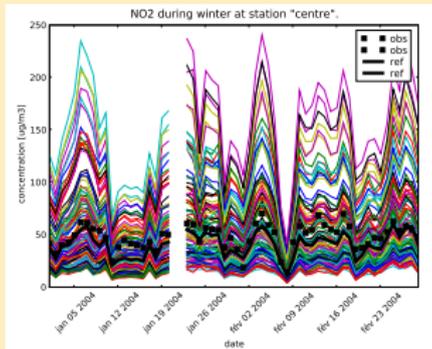
PDF output with prior



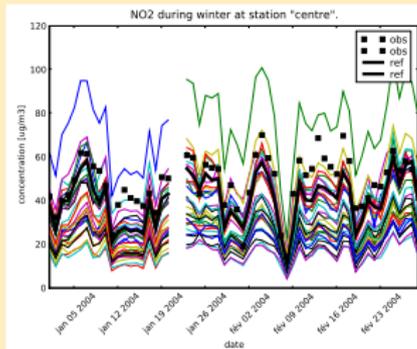
Bayesian study

Results for NO₂ in winter

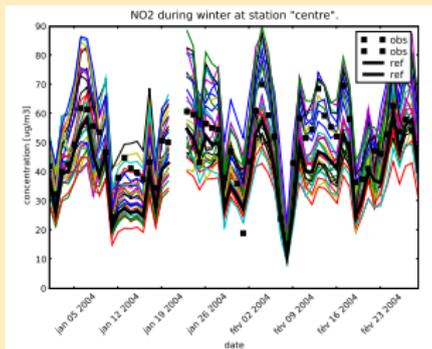
Time series unfiltered



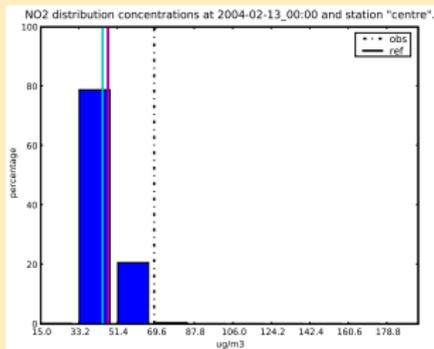
Time series filtered with prior



Time series filtered with posterior



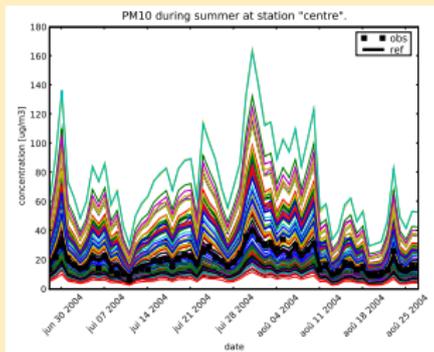
PDF output with posterior



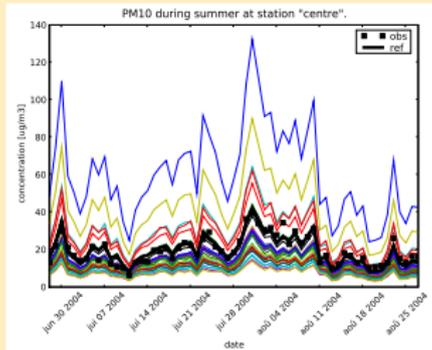
Bayesian study

Results for PM₁₀ in summer

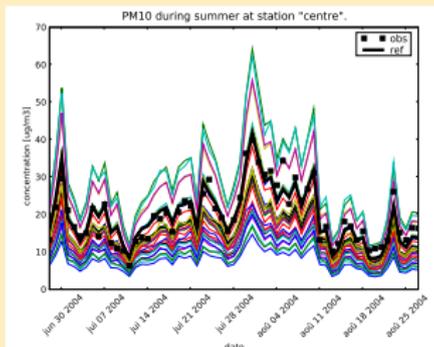
Time series unfiltered



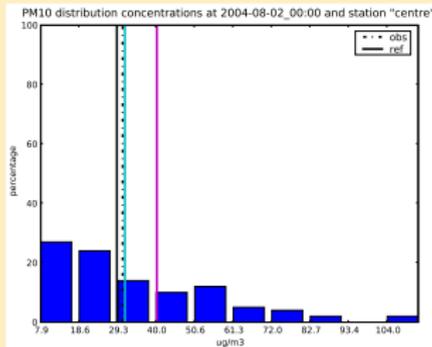
Time series filtered with prior



Time series filtered with posterior



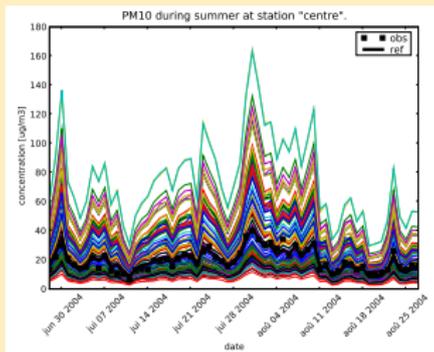
PDF output unfiltered



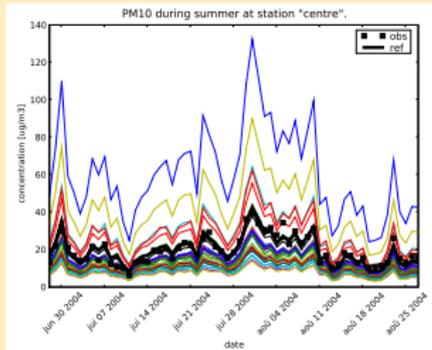
Bayesian study

Results for PM₁₀ in summer

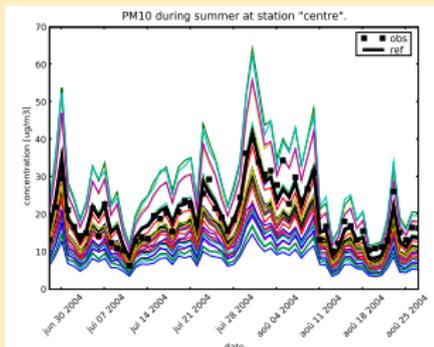
Time series unfiltered



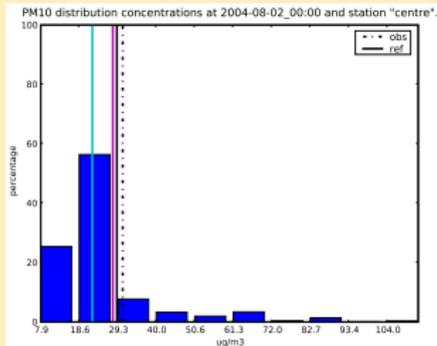
Time series filtered with prior



Time series filtered with posterior



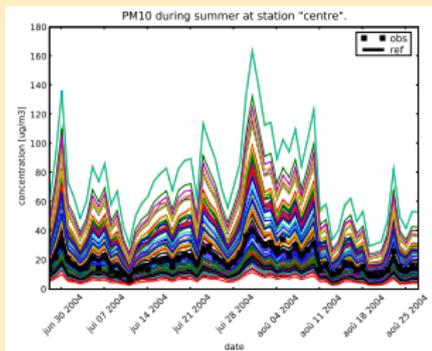
PDF output with prior



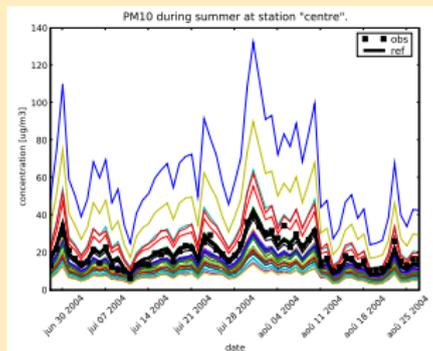
Bayesian study

Results for PM₁₀ in summer

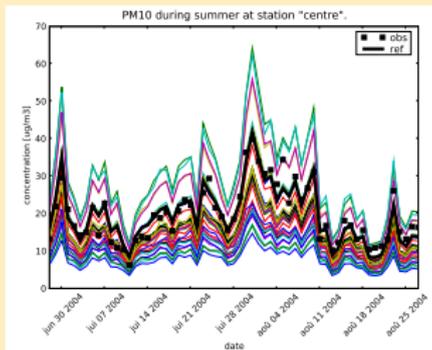
Time series unfiltered



Time series filtered with prior



Time series filtered with posterior



PDF output with posterior

