

Krigeage multi-fidélité informé par un modèle physique pour la cartographie du NO₂ à fine échelle

BAPTISTE KERLEGUER, EMMA THULLIEZ

Rochebrune 2026

Mardi 24 mars 2026



Plan de l'exposé

- 1 Contexte
- 2 Méthodologie
- 3 Application

Sujet de l'exposé

- Surveiller le **dioxyde d'azote (NO₂)**
- **Cartographier** la pollution atmosphérique
- À très fine échelle (**Rouen**)

Sujet de l'exposé

- Surveiller le **dioxyde d'azote (NO₂)**
- **Cartographier** la pollution atmosphérique
- À très fine échelle (**Rouen**)



Sujet de l'exposé

- Surveiller le **dioxyde d'azote (NO₂)**
- **Cartographier** la pollution atmosphérique
- À très fine échelle (**Rouen**)



Surveillance des polluants : Modèles déterministes

Les AASQA disposent de différents outils, dont des modèles numériques comme SIRANE¹.

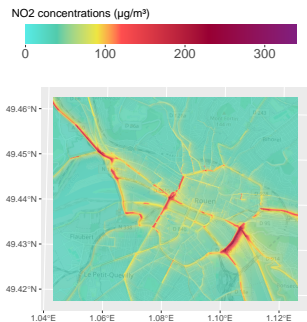


Figure – Sortie du modèle SIRANE : Concentrations en NO_2 estimées à Rouen, le 07/12/2022, 8h.

Les modèles déterministes :

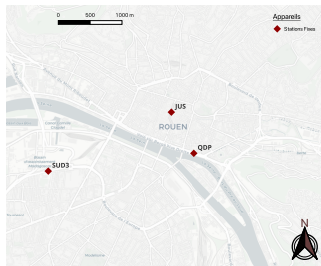
- Se basent sur la mécanique des fluides (CFD) et les réactions chimiques entre les polluants (e.g. NO_2 et O_3).
- Fournissent en sortie des estimations sur un maillage, permettant de générer des cartes.
- Utilisent plusieurs sources d'informations à disposition des AASQA : données météorologiques, données de trafic, sources d'émission, utilisation des sols...



Présentent un **biais** (Soulhac et al., 2017).

1. Soulhac et al. (2011, 2012)

Surveillance des polluants : Stations de référence



3 à Rouen (JUS, QDP, SUD3) + 1 à Sotteville-lès-Rouen (CHS)

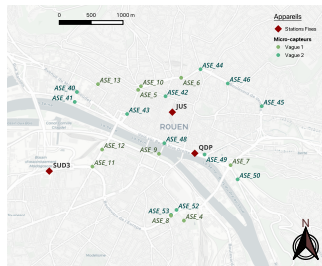
Avantages

- Très haute qualité
- Mesures précises

Inconvénients

- Coûteuses à l'achat et en maintenance
- Disponibles en nombre limité

Surveillance des polluants : Micro-capteurs



~ 30 micro-capteurs fixes à Rouen

Avantages

- Peu coûteux
- Nombre plus important
- Peuvent être mobiles

Inconvénients

- Mesures moins fiables
- Intensités ou tensions
- Comportements singuliers
- Dérivent dans le temps

Approche précédente : Modélisation du biais

- **Modélisation continue** du biais.
 - Estimation par inférence bayésienne
 - Application à un jeu de données à Rouen

Thulliez E. et Coron C. (2026). Using low-cost sensors to improve NO₂ concentration maps derived from physico-chemical models. *Revised*.

Approche précédente : Modélisation du biais

- **Modélisation continue** du biais.
 - Estimation par inférence bayésienne
 - Application à un jeu de données à Rouen

Thulliez E. et Coron C. (2026). Using low-cost sensors to improve NO₂ concentration maps derived from physico-chemical models. *Revised*.

→ **Avantages.**

- Explicabilité du biais
- Utilisation en prévision
- Utilisation du réseau de micro-capteurs

Approche précédente : Modélisation du biais

- **Modélisation continue** du biais.
 - Estimation par inférence bayésienne
 - Application à un jeu de données à Rouen

Thulliez E. et Coron C. (2026). Using low-cost sensors to improve NO₂ concentration maps derived from physico-chemical models. *Revised*.

→ **Avantages.**

- Explicabilité du biais
- Utilisation en prévision
- Utilisation du réseau de micro-capteurs

→ **Limites.**

- Modélisation spatiale à travers les co-variables.
- Pas d'interpolation exacte.

Nouvelle approche : Fusion de données

Idée : se rapprocher des méthodes de **krigeage**.

→ **Enjeux.**

- Comment prendre en compte les mesures issues des micro-capteurs ?
- Comment estimer la structure de covariance ?

Nouvelle approche : Fusion de données

Idée : se rapprocher des méthodes de **krigeage**.

→ **Enjeux**.

- Comment prendre en compte les mesures issues des micro-capteurs?
Approche multi-fidélité. (ex : Le Gratiet and Garnier (2014))
- Comment estimer la structure de covariance?

Nouvelle approche : Fusion de données

Idée : se rapprocher des méthodes de **krigeage**.

→ **Enjeux**.

- Comment prendre en compte les mesures issues des micro-capteurs?

Approche multi-fidélité. (ex : Le Gratiet and Garnier (2014))

- Comment estimer la structure de covariance?

Utilisation des sorties de modèles déterministes. (ex : Pannecoucke et al. (2020))

Plan de l'exposé

- 1 Contexte
- 2 Méthodologie
- 3 Application

Principes de base du krigage

Soit \mathcal{D} un domaine spatial, $Z(\cdot)$ un processus sur \mathcal{D} .

Z est observé aux points s_1, \dots, s_n . Pour $s_0 \in \mathcal{D}$, on estime $Z(s_0)$ par une combinaison linéaire des mesures.

$$\hat{Z}(s_0) = \sum_{i=1}^n \lambda_i(s_0) Z(s_i) \quad (1)$$

Les $\lambda_i(s_0)$ sont déterminés par la structure de covariance spatiale avec les mesures (avec $s_0 : C_0$, entre points de mesures : Σ), et la contrainte $\sum_i \lambda_i = 1$ (KO).

$$\hat{\Lambda}(s_0) = C_0 \cdot \Sigma^{-1}$$

Principes de base du krigeage

Soit \mathcal{D} un domaine spatial, $Z(\cdot)$ un processus sur \mathcal{D} .

Z est observé aux points s_1, \dots, s_n . Pour $s_0 \in \mathcal{D}$, on estime $Z(s_0)$ par une combinaison linéaire des mesures.

$$\hat{Z}(s_0) = \sum_{i=1}^n \lambda_i(s_0) Z(s_i) \quad (1)$$

Les $\lambda_i(s_0)$ sont déterminés par la structure de covariance spatiale avec les mesures (avec $s_0 : C_0$, entre points de mesures : Σ), et la contrainte $\sum_i \lambda_i = 1$ (KO).

$$\hat{\Lambda}(s_0) = C_0 \cdot \Sigma^{-1}$$

Usuellement :

- Modélisation et estimation de la covariance spatiale grâce aux mesures.

Problème :

- Comment identifier la structure spatiale avec 4 points?

Estimation de la structure de covariance

Soient $M(s, t)$ un modèle déterministe, maillé sur un sous-ensemble de \mathcal{D} . On note T le nombre de cartes simulées issues de ce modèle.

On peut alors estimer la covariance entre chaque maille :

$$C(s_i^*, s_j^*) = \frac{1}{n-1} \sum_{t=1}^T (M(s_i^*, t) - \bar{M}(s_i^*, \cdot)) (M(s_j^*, t) - \bar{M}(s_j^*, \cdot)) \quad (2)$$

Avantages

- Éventuellement moins coûteux que les mesures.
- Permet de reproduire des phénomènes locaux.

Inconvénients

- Estimation possible uniquement aux points du maillage.
- Calcul lourd si le domaine maillé est grand.

Estimation de la structure de covariance

Soient $M(s, t)$ un modèle déterministe, maillé sur un sous-ensemble de \mathcal{D} . On note T le nombre de cartes simulées issues de ce modèle.

On peut alors estimer la covariance entre chaque maille :

$$C(s_i^*, s_j^*) = \frac{1}{n-1} \sum_{t=1}^T (M(s_i^*, t) - \bar{M}(s_i^*, \cdot)) (M(s_j^*, t) - \bar{M}(s_j^*, \cdot)) \quad (2)$$

Avantages

- Éventuellement moins coûteux que les mesures.
- Permet de reproduire des phénomènes locaux.

Inconvénients

- Estimation possible uniquement aux points du maillage.
- Calcul lourd si le domaine maillé est grand.

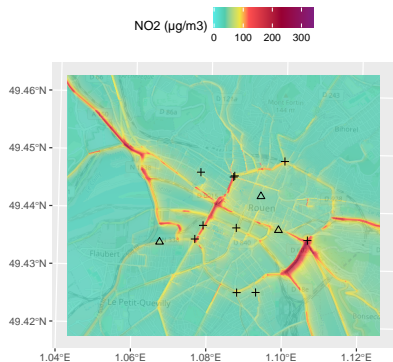
1) Calcul in-line (algorithme SGD –Robbins-Monroe)

2) Calcul pour s_j^* lieu de mesures.

Plan de l'exposé

- 1 Contexte
- 2 Méthodologie
- 3 Application

Cas d'étude



Période : Décembre 2022.

Réseau :

- 4 Stations de référence
- 10 Micro-capteurs
 - Polluants gazeux (µV) : NO, NO₂, CO, O₃
 - Température (°C)
 - Humidité relative (%)

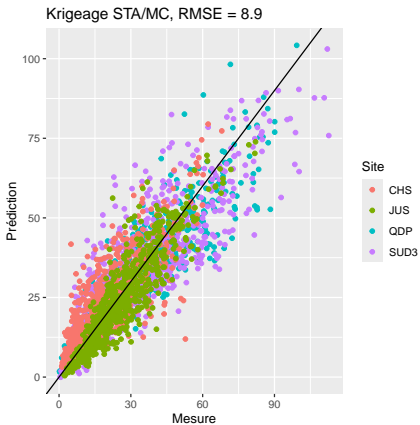
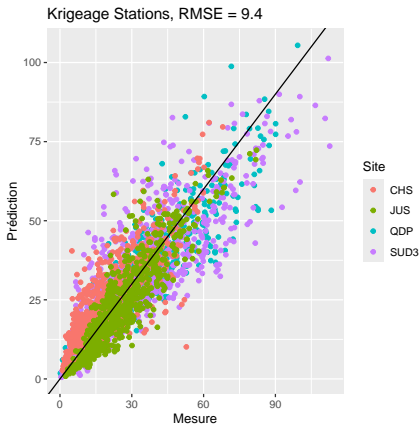
Utilisation des micro-capteurs

- 1 Correction des mesures par un modèle de calibration
- 2 Ajout d'une matrice de bruit dans la covariance pour ajouter une incertitude sur les capteurs.

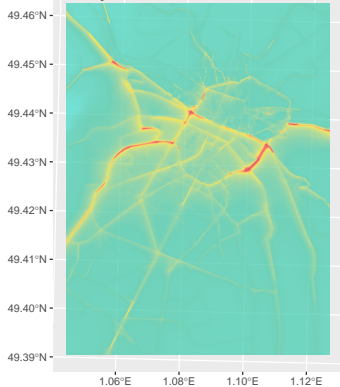
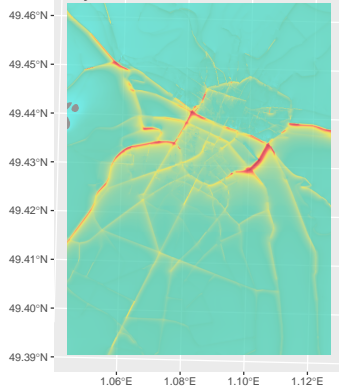
$$B = \begin{pmatrix} 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ \vdots & & & \vdots & \\ 0 & 0 & \dots & \sigma_9 & 0 \\ 0 & 0 & \dots & 0 & \sigma_{10} \end{pmatrix} \quad (3)$$

$$\Sigma = C_{\text{mesures}} + B^2 \quad (4)$$

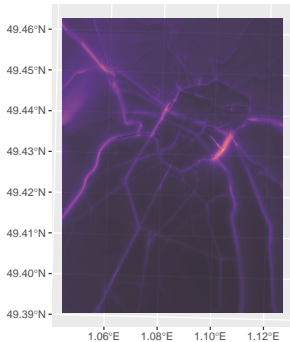
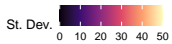
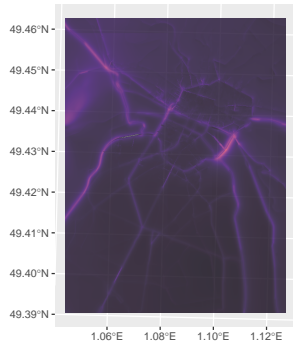
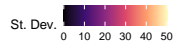
Résultats : Validation croisée



Résultats : Cartes

Stations only**Multifidelity**

Résultats : Cartes

Stations only**Multifidelity**

Perspectives

Prochaines étapes :

- Ajout de l'aspect temporel dans la covariance.
- Mise en place sur des données temporellement éloignées des cartes.
- Caractériser l'amélioration par nombre de capteurs et/ou position des capteurs.

Merci pour votre attention!

References I

- Le Gratiet, L. and Garnier, J. (2014). Recursive co-kriging model for Design of Computer experiments with multiple levels of fidelity. *International Journal for Uncertainty Quantification*, 4(5) :365–386.
- Pannecoucke, L., Le Coz, M., Freulon, X., and de Fouquet, C. (2020). Combining geostatistics and simulations of flow and transport to characterize contamination within the unsaturated zone. *Science of The Total Environment*, 699 :134216.
- Soulhac, L., Nguyen, C., Volta, P., and Salizzoni, P. (2017). The model sirane for atmospheric urban pollutant dispersion. part iii : Validation against no2 yearly concentration measurements in a large urban agglomeration. *Atmospheric Environment*, 167 :377–388.
- Soulhac, L., Salizzoni, P., Cierco, F.-X., and Perkins, R. (2011). The model sirane for atmospheric urban pollutant dispersion; part i, presentation of the model. *Atmospheric Environment*, 45(39) :7379–7395.
- Soulhac, L., Salizzoni, P., Mejean, P., Didier, D., and Rios, I. (2012). The model sirane for atmospheric urban pollutant dispersion; part ii, validation of the model on a real case study. *Atmospheric Environment*, 49 :320–337.