

# Impact de la Pollution de l’Air sur la Mortalité : État des Lieux et Approches\*

Hana Sebia  
hana.sebia@etu.univ-lyon1.fr  
Université Lyon 1  
France

Tarik Boumaza  
tarik.boumaza@etu.univ-lyon1.fr  
Université Lyon 1  
France

Marie Le Guilly  
marie.le-guilly@univ-lyon1.fr  
LIRIS UMR 5205 CNRS  
Université Lyon 1  
France

Delphine Maucourt-Boulch  
delphine.boulch@chu-lyon.fr  
Université Lyon 1,  
CNRS, UMR5558, Laboratoire de  
Biométrie et Biologie Évolutive  
France

Mohand-Saïd Hacid  
mohand-said.hacid@univ-lyon1.fr  
LIRIS UMR 5205 CNRS  
Université Lyon 1  
France

## ABSTRACT

La pollution atmosphérique constitue aujourd’hui un risque sanitaire majeur, alors que l’OMS<sup>1</sup> estime qu’elle contribue à 7 millions de décès prématurés par an. Notre étude a pour objectif l’évaluation de ses effets sur la mortalité dans le département du Rhône (France). Les données sur la mortalité disponibles entre 2007 et 2019 (source : INSEE<sup>2</sup>) ont été analysées afin d’étudier la relation en considérant différents polluants (source : ATMO AURA<sup>3</sup>). Par la construction d’un indicateur de pollution, qui tient compte de la démographie, on cherche à mesurer l’exposition à la pollution de la population. En nous intéressant aux mesures des polluants considérés comme les plus dangereux pour l’Homme d’après l’OMS ( $NO$ ,  $NO_2$ ,  $O_3$ ,  $PM_{2.5}$  et  $PM_{10}$ ), et en utilisant des méthodes d’analyse linéaires et non linéaires (coefficient de Spearman, GLM<sup>4</sup>, GAM<sup>5</sup>), on démontre une corrélation significative. En effet, la liaison entre les deux phénomènes suit une tendance linéaire positive. On aboutit à un  $\rho^2 = 0.44$  pour le  $NO_2$ , signifiant que 44% de la mortalité est liée à la pollution en  $NO_2$ . De plus, nous avons pu montrer qu’une augmentation de 1% de ce polluant induisait une hausse de mortalité de 0.87%. Les résultats obtenus sont particulièrement pertinents pour les  $PM_6$  et le  $NO_2$ . Ces polluants étant souvent émis par la combustion fossile (notamment par la circulation routière), les conclusions établies constituent un argument quant à la réduction de l’utilisation des énergies fossiles.

## KEYWORDS

pollution ; mortalité ; corrélation ; santé

## 1 INTRODUCTION

D’après l’Organisation Mondiale de la Santé, la pollution de l’air est aujourd’hui le principal risque environnemental pour la santé

\*Ce travail est réalisé dans le cadre d’un projet en cours visant à étudier l’impact de la pollution atmosphérique sur les admissions aux urgences à des fins de gestion optimale de ressources hospitalières.

<sup>1</sup>Organisation Mondiale de la Santé

<sup>2</sup>Institut National de la Statistique et des Études Économiques

<sup>3</sup>ATMO Auvergne-Rhône-Alpes, <https://www.atmo-auvergnerhonealpes.fr/>

<sup>4</sup>Generalized Linear Model (Modèle Linéaire Généralisé)

<sup>5</sup>Generalized Additive Model (Modèle Additif Généralisé)

<sup>6</sup>Particules fines (inclut  $PM_{2.5}$  et  $PM_{10}$ )

dans le monde. L’OMS estime qu’en cumulant pollution intérieure et pollution extérieure, plus de 7 millions de décès survenus en 2012 sont liés à la pollution de l’air (dont 2.6 millions pour la pollution extérieure) [9]. Par ailleurs, les flux de patients sont en constante progression dans les hôpitaux. De plus, la variation de ceux-ci peut induire une surcharge, du fait des contraintes matérielles (en particulier des lits de réanimations) et humaines. Nous nous sommes alors fixés pour objectif l’étude des deux phénomènes afin d’établir l’existence d’une corrélation entre eux deux dans le département du Rhône (France). Pour ce faire, il nous faut avoir accès aux données de la pollution extérieure du département du Rhône ainsi qu’aux données hospitalières. Cependant, le caractère confidentiel des données médicales ne nous a pas permis pour l’instant de mener ce travail, et nous proposons dans cet article de nous intéresser à la mortalité.

On se pose alors les questions suivantes : existe-t-il une corrélation entre la pollution extérieure et la mortalité dans le département du Rhône ? Peut-on prédire l’évolution de la mortalité en fonction de la pollution de l’air observée ?

Pour cela, nous avons d’abord effectué un travail sur les données de pollution ainsi que sur les chiffres de la mortalité. Ensuite, nous avons étudié les méthodes les plus pertinentes qui nous permettraient de démontrer un lien entre les deux phénomènes étudiés.

## 2 ÉTAT DE L’ART

À ce jour, de nombreuses études ont démontré les effets néfastes de la pollution de l’air sur les admissions hospitalières ainsi que sur la mortalité.

Une étude datée de 2019 et réalisée en Pologne s’est penchée sur le lien entre pollution extérieure ( $NO$ ,  $NO_2$ ,  $SO_2$ ,  $O_3$ ,  $PM_{2.5}$ ,  $PM_{10}$ ) et hospitalisations [10], en particulier pour les patients atteints de maladies respiratoires. Elle s’appuie sur une base de données comprenant presque toutes les hospitalisations en Pologne, sur une période de 4 ans (2014-2017), en les dissociant par cause. Les auteurs de cette étude ont également pris en compte d’autres facteurs environnementaux, comme la température, ou l’humidité. Les corrélations de Pearson et des modèles non linéaires ont montré qu’une hausse de la pollution, en particulier des particules fines

( $PM_{2.5}$  et  $PM_{10}$ ), entraînait une hausse des hospitalisations à court terme (dans les 2 à 6 jours suivants).

Un programme (nommé Erpurs) [2] a été mis en place en Île-de-France (France) suite à l'épisode de pollution de janvier-février 1989 afin d'évaluer la corrélation entre les variations temporelles des niveaux de pollution et le nombre journalier de décès disponible de 1987 à 1998. Les polluants étudiés sont :  $NO_2$ , FN (fumées noires),  $PM_{13}$  et  $SO_2$ . L'indicateur de mortalité considère les causes principales et immédiates du décès. L'humidité et la température, les niveaux de pollens ainsi que les épidémies de grippe ont été pris en compte dans les méthodes d'analyse utilisées (GAM [4] et GLM[8]). Parmi les résultats montrés par l'étude, on peut observer une augmentation pouvant aller jusqu'à 4.7% pour la mortalité pour causes respiratoires, en rapport avec les particules fines lorsque la pollution passe d'un niveau faible à médian.

D'autres recherches évaluant les effets des polluants atmosphériques ont montré que ceux-ci étaient d'importants facteurs contribuant à l'augmentation des maladies respiratoires et à la mortalité prématurée [3]. Les effets néfastes sur la santé comprennent également une augmentation des hospitalisations pour maladies pulmonaires chroniques obstructives [7] ainsi qu'un risque accru de maladies cardio-vasculaires et de cancer du poumon [12].

### 3 MÉTHODE

#### 3.1 Données de pollution

**3.1.1 Recueil des mesures pour chaque polluant.** Les données de pollution exploitées sont en open data et disponibles sur l'API ATMO Auvergne-Rhône Alpes [1]. Les polluants suivants, jugés comme les plus dangereux pour la santé [11], ont été sélectionnés:  $CO$  : monoxyde de carbone ;  $NO$  : monoxyde d'azote ;  $NO_2$  : dioxyde d'azote ;  $O_3$  : trioxygène (ozone) ;  $SO_2$  : dioxyde de soufre ;  $PM_{2.5}$  : particules fines de diamètre inférieur à  $2,5 \mu m$  ;  $PM_{10}$  : particules fines de diamètre inférieur à  $10 \mu m$ .

Pour chaque polluant, nous avons recueilli les mesures réalisées par toutes les stations situées dans le département du Rhône. Les mesures des  $CO$  et  $SO_2$  étant trop incohérentes (valeurs négatives expliquées par l'appareillage ou les mauvaises conditions météorologiques d'après l'ATMO), ou incomplètes, nous avons retenu les polluants suivants :  $NO$ ,  $NO_2$ ,  $O_3$ ,  $PM_{2.5}$ ,  $PM_{10}$ .

**3.1.2 Données démographiques.** Nous avons ensuite recueilli les données démographiques des communes où se trouvent les stations. Elles se basent sur les populations légales des communes en vigueur à compter du 1er janvier 2021 (date de référence statistique : 1er janvier 2018) [6]. En prenant comme hypothèse que la population de chaque commune est stable relativement à la population totale de la métropole, on peut construire un indicateur de pollution pour le département du Rhône:

$$\text{indicateur} = \frac{\sum_{i=1}^n \text{mesure}_{station_i} * \text{population\_commune}_{station_i}}{\text{population\_totale}}$$

Cet indicateur permet de représenter l'exposition à la pollution de la population. En effet, chacune des stations mesure la pollution extérieure mais ne prend pas en compte l'absorption de celle-ci. Cet indicateur, bien qu'imparfait car il considère que la population d'une commune est exposée à la même quantité de pollution à un instant

donné, fournit une vision globale de l'exposition. L'évolution de cet indicateur est représenté sur la figure 1.

#### 3.2 Données de mortalité

Pour les chiffres de la mortalité, nous avons étudié les bases de données de l'INSEE pour les années de 2007 à 2019 (incluses) [5]. Nous avons alors collecté les chiffres des décès journaliers pour les années 2018 et 2019 (seuls chiffres journaliers disponibles), ainsi que les décès mensuels de 2007 à 2019 (pour l'étude d'une période plus longue). Ces données sont représentées sur la figure 2. Ensuite, nous n'avons retenu que les décès des personnes ayant pour lieu de résidence une commune du département du Rhône (code INSEE 69), puisque c'est le département où l'on mesure la pollution extérieure.

#### 3.3 Étude des corrélations

Afin de quantifier la relation entre nos deux variables (*i.e.*, la mortalité et la pollution) de manière à mettre en évidence le sens de la liaison et son intensité, nous explorons deux pistes : la linéarité ou la non linéarité de la relation.

Le coefficient de corrélation de Pearson constitue une mesure de l'intensité de liaison linéaire et monotone entre deux variables. Il représente une normalisation de la covariance mesurant la tendance de deux variables à être simultanément au dessus ou en dessous de leurs espérances respectives. Or, la non-normalité des données de pollution et de mortalité (*cf.* figure 3) ne nous permet pas de tirer de résultats fiables avec ce test paramétrique. En effet, les deux tests probabilistes (*Shapiro-Wilk* et *Anderson Darling*) effectués sur les données indiquent que les distributions ne suivent pas une loi normale (respectivement  $p\text{-value} < 10^{-6} < 0.05$  et  $p\text{-value} < 10^{-6} < 0.05$  pour la mortalité mensuelle ;  $p\text{-value} < 10^{-4} < 0.05$  et  $p\text{-value} < 10^{-3} < 0.05$  pour la mortalité journalière). Nous nous tournons donc vers une variante non paramétrique de ce dernier : le coefficient de corrélation de Spearman.

**3.3.1 Corrélation de Spearman.** Le coefficient de Spearman est calculé à partir des substitutions des valeurs observées des variables originelles par leurs rangs:

$$\rho = \frac{\text{cov}(R_X, R_Y)}{\sigma_{R_X} * \sigma_{R_Y}}$$

où :

- $\text{cov}(R_X, R_Y)$  représente la covariance de variables de rang.
- $\sigma_{R_X}$  et  $\sigma_{R_Y}$  représentent les écarts-types des variables de rang.

La mesure est normalisée et définie dans  $[-1, 1]$  et s'interprète comme suit:

$$\rho = \begin{cases} +1 & \Leftrightarrow \text{la liaison entre X et Y est monotone, positive et parfaite} \\ -1 & \Leftrightarrow \text{la liaison entre X et Y est monotone et négative} \\ 0 & \Leftrightarrow \text{absence de liaison monotone} \end{cases}$$

Ce coefficient est calculé pour les données mensuelles et quotidiennes de pollution et de mortalité.

On cherche également d'autres corrélations possibles, notamment par la sélection des données. En effet, l'impact de l'évolution du niveau de pollution n'est peut-être pas le même en considérant un niveau élevé relativement à la moyenne de celui-ci. On étudie alors deux méthodes. Dans un premier temps, on calcule la moyenne

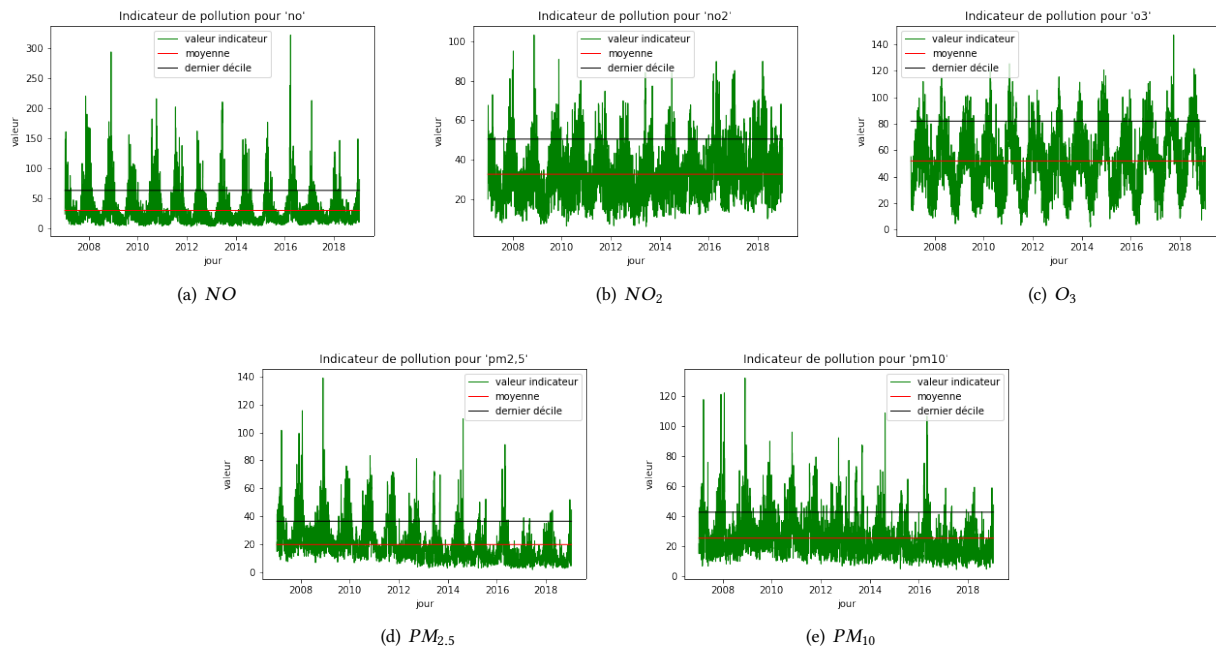


Figure 1: Évolution de la valeur de l'indicateur entre 2007 et 2019

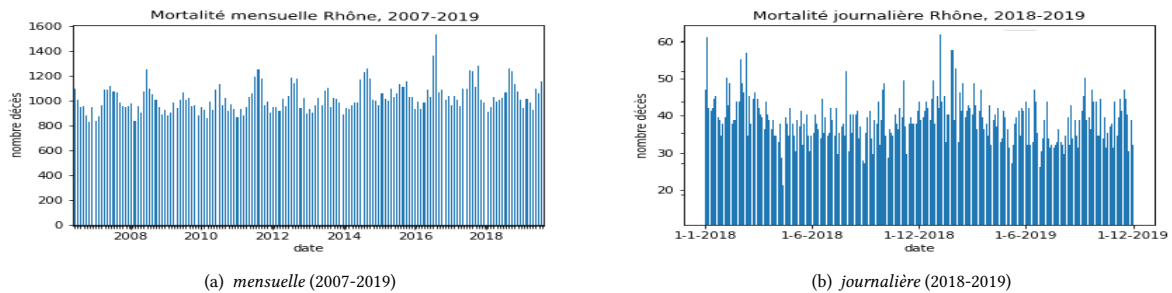


Figure 2: Chiffres de la mortalité

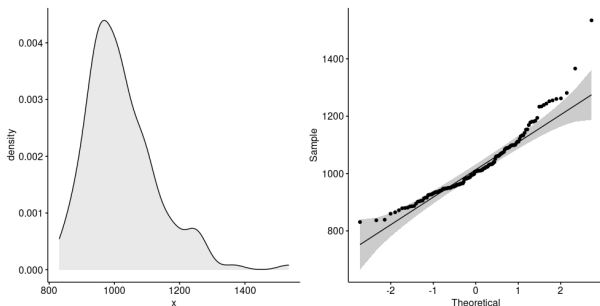


Figure 3: Données mortalité mensuelle : diagramme de densité et diagramme quantile-quantile

glissante de la mortalité journalière et des mesures de pollution sur  $N$  jours. Dans un second temps, on étudie la sélection par seuil : on ne sélectionne que les jours dont la mesure de pollution est supérieure à un seuil  $s$ .

3.3.2 *Modèles Additifs Généralisés.* Une modélisation de la relation entre les indicateurs de mortalité et de pollution a également été réalisée via le développement de modèles additifs généralisés (GAM) [4]. Contrairement à la méthode de corrélation de Spearman (qui mesure la monotonie de la liaison), ces modèles permettent une plus grande flexibilité quant à la relation non linéaire que peuvent avoir certaines covariables explicatives avec une variable dépendante. Un modèle additif généralisé a la forme :

$$g[E(Y)] = \sum S_i(X_i)$$

- $g$  est une fonction de lien

	NO	NO <sub>2</sub>	O <sub>3</sub>	PM <sub>2.5</sub>	PM <sub>10</sub>
mortalité	0.527262	0.665121	-0.478647	0.238333	0.238671

**Table 1: Coefficients de corrélation de Spearman entre les polluants et la mortalité mensuelle 2007-2019**

	NO	NO <sub>2</sub>	O <sub>3</sub>	PM <sub>2.5</sub>	PM <sub>10</sub>
mortalité	0.188265	0.197158	-0.219550	0.150273	0.106504

**Table 2: Coefficients de corrélation de Spearman entre les polluants et la mortalité journalière 2018-2019**

polluant	r	p-value	seuil	N jours	L données	méthode
NO	0.53354	$< 10^{-5}$	0	7	730	moyenne glissante
NO <sub>2</sub>	0.51777	$< 10^{-5}$	0	7	730	moyenne glissante
O <sub>3</sub>	0.22844	0.039	87	5	82	sélection par seuil
PM <sub>2.5</sub>	0.46977	$< 10^{-5}$	0	7	730	moyenne glissante
PM <sub>10</sub>	0.44715	$2 \cdot 10^{-5}$	29	7	86	sélection par seuil

**Table 3: Coefficients de corrélation de Spearman entre les polluants et la mortalité journalière 2018-2019 et méthode associée**

- $E(Y)$  désigne l'espérance de la variable dépendante
- $S_i$  sont des fonctions de lissage de variables  $X_i$

Cette modélisation prend en compte les indicateurs de pollution atmosphérique uniquement (pris individuellement).

Afin d'estimer un coefficient attribuable à chaque polluant étudié, nous nous appuyons sur le modèle statistique GLM: Generalized Linear model [8] :

$$h[E(Y)] = X\beta$$

- $h$  est une fonction quelconque
- $E(Y)$  désigne l'espérance de la variable à prédire
- $X$  est la matrice des variables explicatives
- $\beta$  le vecteur des paramètres à estimer

Le risque relatif (RR) est calculé à partir de l'exponentielle des éléments de  $\beta$  et le pourcentage de variation du risque de mortalité anticipé (MA) est calculé à partir du risque relatif :  $(RR - 1) \cdot 100$ . Ainsi, un pourcentage positif indique une augmentation du risque tandis qu'un pourcentage négatif indique une diminution de celui-ci. Les deux modèles ont été implémentés avec R (package 'mgcv'<sup>7</sup>), le code est disponible en ligne<sup>8</sup>

## 4 RÉSULTATS

### 4.1 Données mensuelles

On détermine la corrélation de Spearman entre la mortalité et chacun des polluants étudiés sur la période 2007-2019. Les résultats obtenus démontrent que celles-ci ne sont pas négligeables :  $\rho > 0.52$  pour NO et  $\rho > 0.66$  pour NO<sub>2</sub> notamment (cf. table 1).

$\rho^2$  s'interprète comme une proportion de variance expliquée. Ceci permet d'affirmer alors que la pollution en NO<sub>2</sub> est liée à 44% des décès ( $\rho^2 \approx 0.44$ ). Notons que la certitude p-value est inférieure à  $10^{-3}$  pour tous les résultats présentés, ce qui indique que la probabilité que la valeur nulle soit correcte est très faible (et que les résultats sont aléatoires).

<sup>7</sup><https://cran.r-project.org/web/packages/mgcv/mgcv.pdf>.

<sup>8</sup><https://forge.univ-lyon1.fr/m1-grp26/impact-pollution-mortalite>

Le développement des modèles additifs généralisés pour les données mensuelles montre une liaison significative ( $edf$  avec  $p$ -value  $< 10^{-3}$ ) entre la mortalité et l'indicateur de pollution pour le NO<sub>2</sub>. La courbe suit une tendance linéaire positive :  $edf \approx 1$  (cf. figure 4).

Les autres courbes indiquent des corrélations non linéaires mais monotones ( $edf > 2$ ), à l'exception du polluant O<sub>3</sub> pour lequel on n'observe pas de corrélation significative. Un modèle linéaire généralisé appliqué au polluant NO<sub>2</sub>, paramétré par une loi de Poisson, indique un coefficient 0.0086629. D'où :

$$MA_{NO_2} = (RR_{NO_2} - 1) \cdot 100 = (e^{0.0086629} - 1) \cdot 100 \approx 0.87\%$$

### 4.2 Données journalières

On détermine la corrélation de Spearman entre la mortalité et chacun des polluants étudiés sur la période 2018-2019. Les résultats obtenus ne sont pas concluants: ( $\rho_i^2 < 0.05$ , négligeable) (cf. table 2).

En utilisant les méthodes décrites précédemment (sélection par seuil et moyenne glissante), on démontre une corrélation entre certains polluants et la mortalité journalière (cf. Table 3).

En effet, on obtient un  $\rho^2 \in [0.2, 0.28]$  pour le NO, O<sub>3</sub>, PM<sub>2.5</sub>, PM<sub>10</sub>, avec des paramètres particuliers. Cette relation permet notamment, via la méthode des moindres carrés, d'approcher la droite d'équation  $y = ax + b$  déterminée par le nuage de points :  $a = 0.143$ ,  $b = 31.220$  (cf. figure 5).

Le développement des modèles additifs généralisés pour les données journalières (cf. figure 6) montre une faible liaison linéaire positive entre la mortalité et les polluants PM<sub>2.5</sub> et PM<sub>10</sub> ( $edf_{PM_{2.5}} \approx 1.001$  et  $edf_{PM_{10}} \approx 1.027$ ), une liaison quadratique pour les polluants NO et NO<sub>2</sub> ( $edf_{NO} \approx 2.779$  et  $edf_{NO_2} \approx 2.101$ ) et une absence de liaison pour le polluant O<sub>3</sub> (approchant des fonctions constantes).

$$MA_{PM_{2.5}} = (RR_{PM_{2.5}} - 1) \cdot 100 = (e^{0.004589} - 1) \cdot 100 \approx 0.46\%$$

$$MA_{PM_{10}} = (RR_{PM_{10}} - 1) \cdot 100 = (e^{0.0030908} - 1) \cdot 100 \approx 0.31\%$$

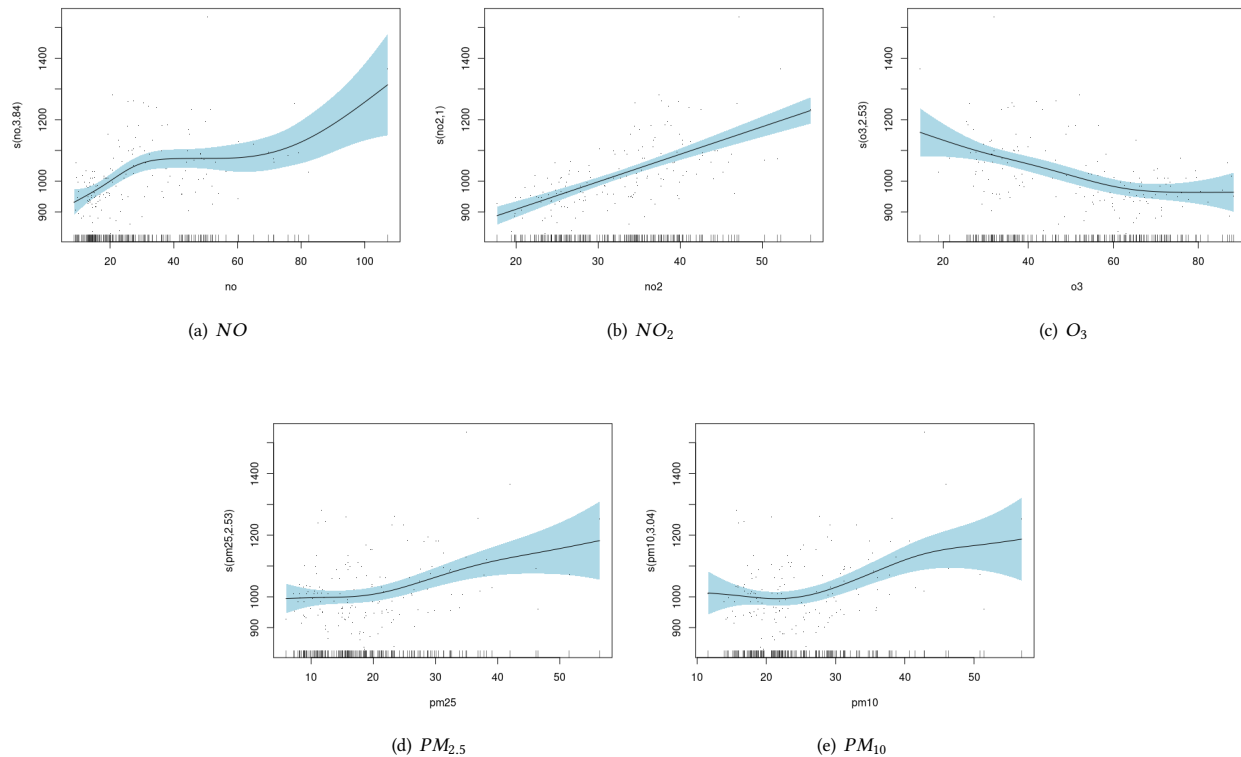


Figure 4: Modèle GAM pour la mortalité mensuelle et chacun des polluants étudiés

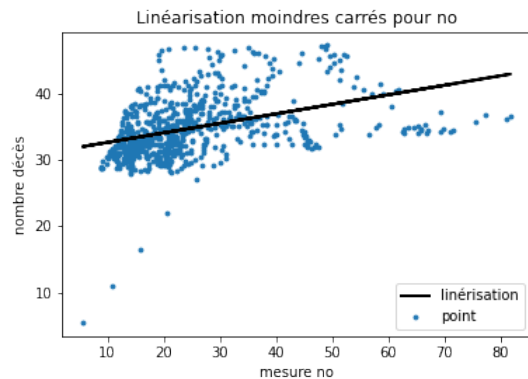


Figure 5: Corrélation entre  $NO$  et mortalité : droite approchant le nuage de points par la méthode des moindres carrés

## 5 DISCUSSION

Les résultats explicités dans la section précédente montrent une corrélation entre pollution extérieure et mortalité. On retrouve des coefficients de corrélation de Spearman significatifs pour l'analyse

des données mensuelles comme journalières (en particulier pour les polluants  $NO$  et  $NO_2$ ).

De plus, les modèles développés montrent une hausse de la mortalité due à l'augmentation de la pollution. D'après l'analyse des données mensuelles, une augmentation d'un pourcent de la pollution en  $NO_2$  conduit à une hausse de la mortalité de 0.87%.

Ces résultats sont cohérents avec la littérature disponible (dont les deux études décrites dans la section 2). Cependant, les corrélations sont ici moins puissantes. En effet, l'étude démontrant elle aussi le lien entre les deux phénomènes étudiés [2] formule une conclusion plus forte, puisqu'elle aboutit à des pourcentages plus importants. Plusieurs facteurs peuvent l'expliquer :

- L'exclusion des décès accidentels et intérêt particulier porté à la mortalité pour causes respiratoires ou cardio-vasculaires.
- La prise en compte d'autres facteurs environnementaux (météorologie : température et humidité ; niveaux de pollens) ainsi que des facteurs influençant déjà la mortalité, telles que les épidémies de grippe.
- La prise en compte des variations à long terme (saisonnalité).
- La prise en compte des variations à court terme, telles que les variations hebdomadaires.

Il aurait été également intéressant de pouvoir effectuer un travail équivalent pour les polluants  $CO$  et  $SO_2$  considérés parmi les polluants les plus dangereux sur la santé d'après l'OMS. Aussi, la

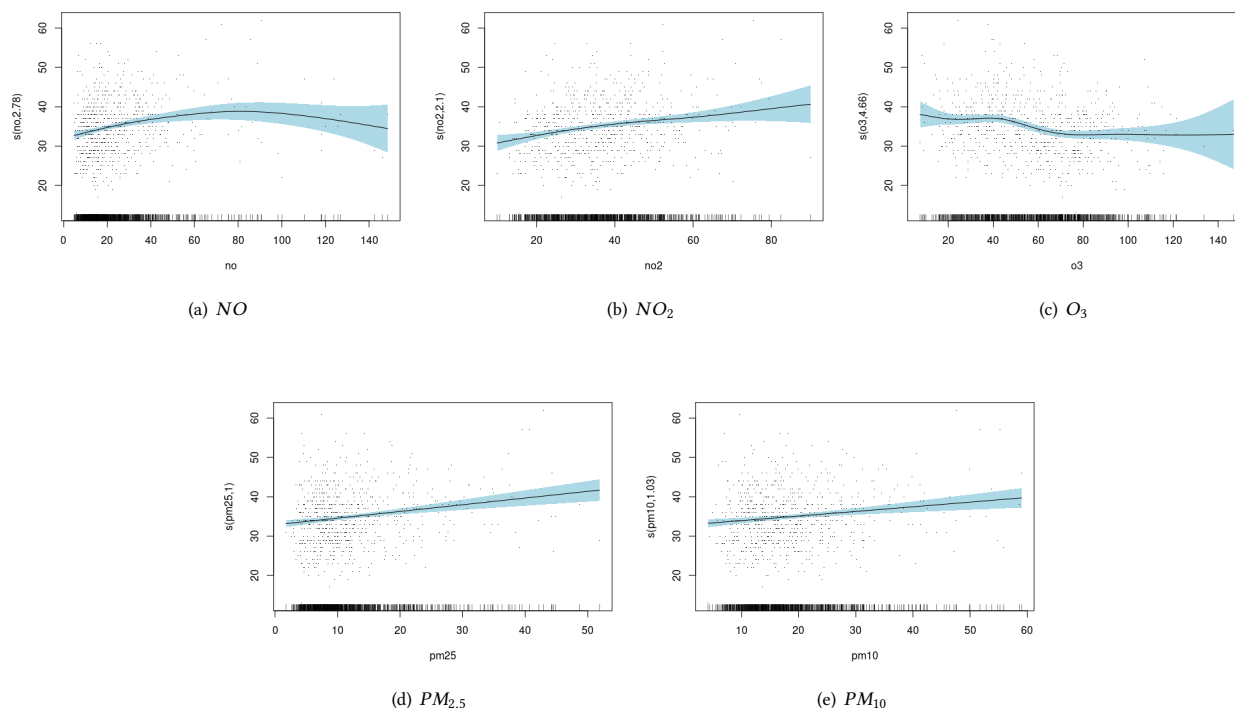


Figure 6: Modèle GAM pour la mortalité journalière et chacun des polluants étudiés

distinction des patients par âge, sexe, pathologie et antécédents (informations qui ne sont pas fournies par l'INSEE et soumises au secret médical) pourraient produire des résultats plus pertinents. Enfin, l'hypothèse non réaliste d'uniformité des durées d'exposition aux polluants étudiés pourrait constituer un biais important.

## 6 CONCLUSION

Les résultats obtenus démontrent une corrélation entre les niveaux de pollution atmosphérique et la mortalité dans le département du Rhône entre 2007 et 2019 pour les polluants  $NO$ ,  $NO_2$ ,  $PM_{2.5}$ , et  $PM_{10}$ . Les méthodes d'analyse employées permettent de montrer qu'une augmentation de la mesure de certains polluants entraînait une hausse de la mortalité à court terme.

Cependant, ces conclusions ne sont pas suffisamment puissantes pour la conception d'un modèle permettant la prédiction de la mortalité. Une étude de la mortalité journalière sur une période plus importante, en disposant d'informations privilégiées sur les patients, de sorte à les distinguer par âge, sexe, durée d'exposition moyenne et antécédents médicaux pourraient néanmoins le permettre. Par la suite, on pourra également étudier le développement de modèles prédictifs pour tenter de prédire la mortalité et les hospitalisations en se basant sur les mesures de qualité de l'air.

## REFERENCES

[1] [n.d.]. API Atmo Auvergne-Rhône-Alpes. <https://api.atmo-aura.fr/documentation>

- [2] Dave Campagna, Agnès Lefranc, Catherine Nunes-Odasso, and Ruth Ferry. 2003. Évaluation des risques de la pollution urbaine sur la santé en Île-de-France (erpurs): liens avec la mortalité 1987-1998. *VertigO-la revue électronique en sciences de l'environnement* 4, 1 (2003).
- [3] Ghassan B Hamra, Neela Guha, Aaron Cohen, Francine Laden, Ole Raaschou-Nielsen, Jonathan M Samet, Paolo Vineis, Francesco Forastiere, Paulo Saldiva, Takashi Yorifuji, et al. 2014. Outdoor particulate matter exposure and lung cancer: a systematic review and meta-analysis. *Environmental health perspectives* (2014).
- [4] Trevor Hastie and Robert Tibshirani. 1987. Generalized additive models: some applications. *J. Amer. Statist. Assoc.* 82, 398 (1987), 371–386.
- [5] INSEE. 2020. Base de données, mortalité. <https://www.insee.fr/fr/statistiques?taille=20&debut=0&theme=3&categorie=3>
- [6] INSEE. 2020. Recensement de la population. <https://www.insee.fr/fr/statistiques/fichier/4989724/ensemble.pdf>
- [7] Suresh H Moolgavkar. 2000. Air pollution and hospital admissions for chronic obstructive pulmonary disease in three metropolitan areas in the United States. *Inhalation Toxicology* 12 (2000), 75–90.
- [8] John Ashworth Nelder and Robert WM Wedderburn. 1972. Generalized linear models. *Journal of the Royal Statistical Society: Series A (General)* 135, 3 (1972), 370–384.
- [9] OMS. 2014. 7 millions de décès prématurés sont liés à la pollution de l'air chaque année. <https://www.who.int/mediacentre/news/releases/2014/air-pollution/fr/>
- [10] Alessandro Slama, Andrzej Śliwczynski, Jolanta Woźnica, Maciej Zdrolik, Bartłomiej Wiśnicki, Jakub Kubajek, Olga Turzańska-Wieczorek, Dariusz Gozdowski, Waldemar Wierzba, and Edward Franek. 2019. Impact of air pollution on hospital admissions with a focus on respiratory diseases: a time-series multi-city analysis. *Environmental Science and Pollution Research* 26, 17 (2019), 16998–17009.
- [11] Athanasios Valavanidis, V Thomais, and F Konstantinos. 2016. Air pollution as a significant cause of diseases and premature death. *Ambient Air Pollution in Urban Areas and Indoor Air Pollution are Associated with Adverse Health Effects and Premature Mortality* (2016).
- [12] A. Valavanidis, T. Vlachogianni, and K. Fiotakis. 2014. Airborne particulate matter in urban areas and risk for cardiopulmonary mortality and lung cancer: Dietary antioxidants and supplementation for prevention of adverse health effects. *Pharmakoftiki* 26, 4 (2014), 139–156.