



Observatoire régional de santé Île-de-France

Erpurs 2007-2010

Évaluation des Risques de la Pollution URbaine sur la Santé

*Analyse des liens à court terme entre niveaux de pollution
atmosphérique et recours aux urgences*

Rapport technique

Gestion des valeurs manquantes dans les données de recours aux urgences issues du réseau OSCOUR®

Mai 2013

Erpurs 2007-2010

Évaluation des Risques de la Pollution URbaine sur la Santé

Analyse des liens à court terme entre niveaux de pollution atmosphérique et recours aux urgences

Rapport technique

Gestion des valeurs manquantes dans les données de recours aux urgences issues du réseau OSCOUR®

Mai 2013

Table des matières

1	Contexte	5
1.1	Objectifs de l'étude Erpurs	6
1.2	Données disponibles	7
1.2.1	Source de données	7
1.2.2	Problématique du taux de codage	8
2	Gestion des valeurs manquantes	11
2.1	Méthodes de gestion des valeurs manquantes	12
2.1.1	Mécanismes de réponse	12
2.1.2	Présentation rapide des méthodes d'imputation	13
2.1.3	Principe de l'imputation multiple	13
2.2	Mise en application dans le cadre des données OSCOUR®	17
2.2.1	Données	17
2.2.2	Modèle d'imputation	19
2.3	Imputation des causes de passage manquantes	20
2.3.1	Un modèle explicatif de la non réponse	20
2.3.2	Modèle d'imputation	22
2.3.3	Résultats	23
3	Modélisation des liens entre les expositions aux polluants atmosphériques et les passages aux urgences	25
3.1	Modèle	26
3.2	Impact de l'imputation sur les résultats	26
4	Conclusion	29
	Bibliographie	33
	Annexes	36
A.1	Liste des hôpitaux OSCOUR®	36
A.2	Groupes syndromiques utilisés par le CERVEAU	37
A.3	Corrélation entre les indicateurs environnementaux utilisés dans les modèles	39
A.4	Sensibilité des résultats au modèle d'imputation	40

1 - Contexte

1.1 Objectifs de l'étude Erpurs

Dans le cadre du programme Erpurs [1], l'ORS Île-de-France étudie les liens entre les variations journalières d'indicateurs d'exposition à la pollution atmosphérique et d'activité sanitaire sur la zone de Paris et de la proche couronne. Les études du programme reposent sur un schéma d'analyse de séries temporelles de données écologiques, qui permettent de mesurer l'influence des expositions à court terme (de l'ordre du jour à quelques semaines) sur la survenue d'événements sanitaires [2].

Ce type de design, appliqué dans de nombreux pays, sur des populations différentes, a permis de mettre en évidence des liens entre l'exposition aux polluants et la santé. Dans ce contexte, les indicateurs d'activité hospitalière ont régulièrement été étudiés. En France, les données issues du Programme de médicalisation des systèmes d'information (PMSI) ont ainsi été exploitées pour construire des indicateurs d'hospitalisations non programmées, et utilisées dans le cadre des études Erpurs [3, 4, 5, 6] et dans le Programme de surveillance air et santé (PSAS) de l'InVS [7, 8]. Cependant l'utilisation des données issues du PMSI pour rendre compte des variations à court terme de l'activité hospitalière est délicate. D'une part, la procédure de construction d'indicateurs journaliers d'hospitalisation à partir des données PMSI peut être laborieuse [9]. D'autre part, le PMSI étant une base de données à visée avant tout médico-administrative, les indicateurs en étant issus peuvent manquer de sensibilité et de spécificité pour rendre compte d'admissions non programmées [10].

Le développement récent du réseau OSCOUR® [11] pour la surveillance syndromique offre l'opportunité de travailler avec de nouveaux indicateurs d'activité hospitalière, *a priori* intéressants pour étudier les effets sanitaires de la pollution atmosphérique. En effet, les passages aux urgences peuvent être motivés par des événements sanitaires de moindre gravité que ceux conduisant à une hospitalisation ou à un décès, et ils concernent une part plus importante de la population (cf. figure 1.1). Ils devraient ainsi permettre l'étude des liens entre l'exposition aux polluants et la survenue d'événements sanitaires, qui, par leur nature ou du fait de l'âge de la population concernée (les enfants par exemple), conduisent plus rarement à un décès ou une hospitalisation (passages pour crises d'asthme, bronchiolites...). Par ailleurs, ces indicateurs sont, par nature, représentatifs d'une manifestation à court terme d'un problème de santé, et peuvent être de ce fait particulièrement sensibles aux impacts sanitaires des variations de l'environnement (comme lors de l'été 2006 par exemple, où une augmentation brutale du nombre de passages aux urgences pour crise d'asthme avait été observée suite à la survenue d'orages dans la région [12]) et notamment des niveaux de pollution.

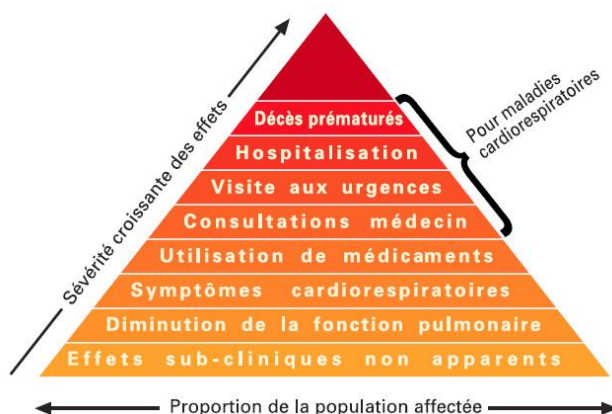


Figure 1.1: Pyramide des effets de la pollution atmosphérique : plus la gravité des effets diminue, plus le nombre de gens touchés augmente.

L'objectif de cette nouvelle étude Erpurs est ainsi de mesurer l'influence des expositions à la pollution atmosphérique sur les passages aux urgences, afin notamment de mieux documenter l'influence de la pollution atmosphérique sur la survenue de problèmes respiratoires chez les enfants.

Ce rapport technique présente les données de passages aux urgences disponibles pour cette étude et les traitements statistiques qui y ont été apportés. Les résultats de cette analyse et leur mise en perspective font par ailleurs l'objet d'une autre publication [13].

1.2 Données disponibles

1.2.1 Source de données

Le Centre régional de veille et d'action sur les urgences en Île-de-France (Cerveau [14]) a fourni les données de passage dans les services d'urgences de Paris et des 3 départements de proche couronne (92, 93, 94) du 1^{er} janvier 2007 au 31 décembre 2010. Au 1^{er} janvier 2011, 37 services d'urgence étaient connectés (cf. annexe A.1). Pour chacun de ces services, les données suivantes sur les passages aux urgences des habitants de Paris et des 3 départements de la proche couronne sont disponibles :

- Nombre journalier total de passages ;
- Nombre journalier de diagnostics non codés ;
- Pour les passages pour lesquels le code diagnostic est apposé :
 - Orientation des patients¹ (sortie, hospitalisation en unité médicale, admission en unité d'hospitalisation de courte durée, transfert)
 - Cause du passage et tranche d'âge tels que définis dans la table 1.1.

Pathologies	Codes CIM	Classe d'âge				
		[0-2[	[2-15[	[0-15[	≥ 15	Tous âges
Motifs respiratoires						
Asthme	J45, J46	§	§		x	
Bronchite aiguë	J20, J22, J440, J441	§	§		x	
Bronchiolite	J21	§				
Infections ORL	H60, H65 , H66, H67, H70, H92 J00, J01, J02, J03, J04, J05, J06, J31, J32, J36, J38			x	x	
Pneumopathies infectieuses	J12, J13, J14, J15, J16, J17, J18					x
Insuffisance respiratoire chronique	J961, J969					x
Insuffisance respiratoire aiguë	J80, J960					x
Signes respiratoires	R042, R05, R060, R07					x
Motifs cardio-vasculaires						
AVC	G08, G45, G46, G819, G839, I60, I61, I62, I63, I64, I670, R470, J04, J05, J06, J36					x
Décompensation cardiaque	I50, J81					x
Cardiopathie ischémique	I20, I21, I22, I23, I24, I25					x
Douleur thoracique	R072, R073, R074					x
Troubles du rythme	I44, I45, I47, I48, I49, R00					x
Autre motif						
Traumatismes	S00-S99,T00-T14, T79, V01-V99, W00-W19, X90-X99, Y00-Y09, Y22-25, Y28-Y30, Y34					x

x : motif de passage transmis par le CERVEAU

§ : motif de passage transmis par le CERVEAU et étudié dans l'étude Erpurs

Table 1.1: Indicateurs d'admission fournis par le Cerveau.

1. Cette données n'était pas encore fiable au moment de l'étude.

Les codes CIM utilisés pour définir les groupes de symptômes ont été sélectionnés sur des critères de puissance statistique (nombre de passages codés) à partir des groupements de codes utilisés pour la surveillance syndromique par l'InVS (cf. [15] et annexe A.2)

1.2.2 Problématique du taux de codage

Les 37 services d'urgence s'étant connectés au réseau OSCOUR® entre 2007 et 2011 ont un recul et des habitudes de codage très variables, comme on peut le voir sur la figure 1.2. D'une part, il y a une montée en puissance du nombre de services impliqués dans le réseau, 7 services d'urgences supplémentaires le rejoignant en 2008-2009, 1 en 2010. D'autre part, la fréquence de notification du motif du passage aux urgences est assez variables par service et dans le temps.

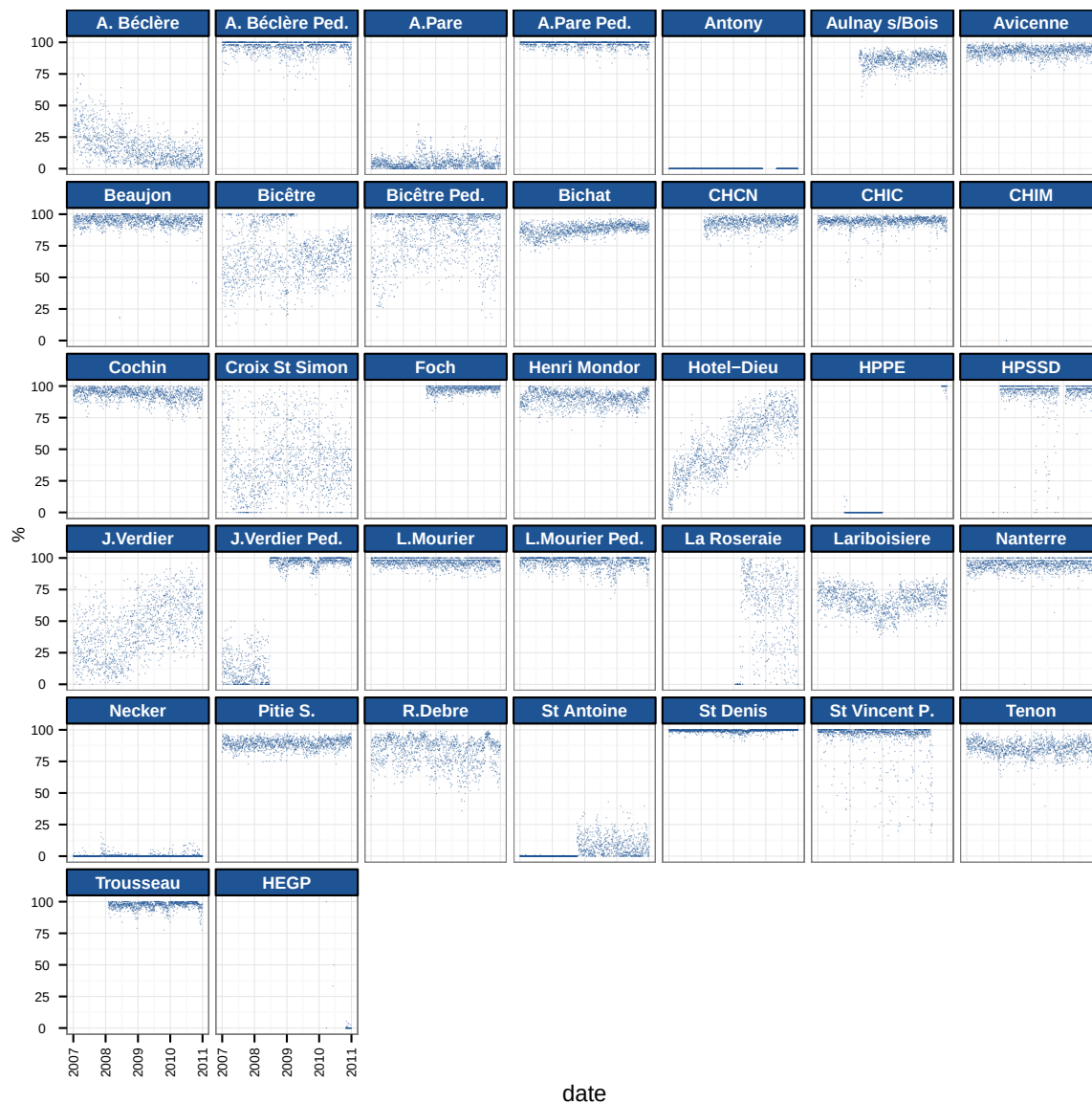


Figure 1.2: Pourcentage quotidien de passages codés dans les services des urgences du réseau OSCOUR® à Paris et en proche couronne

Le manque d'exhaustivité dans le codage des passages et leur variabilité temporelle, peuvent poser deux problèmes principaux [16] pour l'utilisation des données OSCOUR® dans des études épidémiologiques de séries temporelles :

1. **Les données codées peuvent ne pas être représentatives de l'activité**

C'est le cas par exemple si l'activité de codage est influencée par le nombre de passages total d'un jour donné, ou pour un type de passage en particulier (codage des bronchiolites encouragé lors des périodes épidémiques).

2. **Ne pas prendre en compte les passages non codés peut entraîner une perte de puissance statistique**, ce qui peut être particulièrement gênant pour les causes de passages les plus rares.

Il convient donc de tenir compte de la présence de valeurs manquantes dans les codages des services du réseau dans l'analyse statistique.

La section 2.1 de ce document présente un bref tour d'horizon de la problématique des valeurs manquantes et des méthodes d'imputations multiples. La mise en œuvre de ces méthodes sur les données OSCOUR® pour l'étude Erpurs est présentée dans la section 2.2, et ses résultats reportés dans la section 2.3. Enfin, la section 3 présente les éléments de méthode de l'analyse Erpurs 2007-2010 et l'impact de la méthode de gestion des valeurs manquantes proposée sur les estimations des liens entre les expositions à la pollution atmosphérique et les passages aux urgences pour des motifs respiratoires chez les enfants à Paris et en proche couronne.

2 - Gestion des valeurs manquantes

2.1 Méthodes de gestion des valeurs manquantes

2.1.1 Mécanismes de réponse

On note Z un tableau de données à n lignes (individus) et p colonnes (variables). Ce tableau de données peut être scindé en $Z = (Z_{\text{obs}}, Z_{\text{miss}})$, où Z_{obs} représente la part observée de Z et Z_{miss} la part manquante. On note par ailleurs θ le vecteur des paramètres caractérisant la distribution de Z .

On peut associer au jeu de données Z , une matrice R composée des variables indicatrices de la réponse aux variables de Z , que l'on nomme "mécanisme de réponse" [17] :

$$R[i, j] = \begin{cases} 0 & \text{si } Z[i, j] \text{ est manquant} \\ 1 & \text{sinon} \end{cases}$$

Le mécanisme de réponse est une variable aléatoire, de loi de paramètre ξ . En présence de données manquantes, la loi des données fait intervenir à la fois les données Z , mais également le mécanisme de réponse R . L'ensemble des procédures statistiques doit donc être réalisé sur la loi du couple (Z, R) .

Rubin [18] distingue trois groupes de mécanismes de réponse :

MAR Le mécanisme MAR (missing at random) est celui où les données sont qualifiées de manquantes aléatoirement. Dans ce cas, $P(R|Z, \xi) = P(R|Z_{\text{obs}}, \xi)$: l'information contenue dans le jeu de données suffit entièrement à caractériser le mécanisme de réponse, indépendamment de la valeur de la donnée manquante.

MCAR Un cas particulier du mécanisme MAR est celui où les valeurs sont manquantes complètement aléatoirement (missing completely at random - MCAR). La survenue des valeurs manquantes est supposée indépendante des données, observées ou non : $P(R|Z, \xi) = P(R|Z_{\text{obs}}, \xi) = P(R|\xi)$. Dans ce cas, le jeu de données observé est un sous-échantillon obtenu par un tirage aléatoire simple dans les données complètes.

MNAR Le dernier cas, plus problématique, est celui où les valeurs sont manquantes non aléatoirement (missing not at random - MNAR). Dans ce cas, la probabilité qu'une valeur soit manquante *dépend* de la valeur non observée, et il n'est pas possible de tenir compte des valeurs manquantes à partir des données disponibles uniquement. Il convient alors de faire des hypothèses sur les mécanismes qui génèrent les valeurs manquantes, et de les intégrer aux analyses.

Intérêt de l'hypothèse MAR

En présence de données manquantes, la loi des données fait intervenir le mécanisme de réponse et est donc définie par $P(Z, R) = P(Z_{\text{obs}}, Z_{\text{miss}}, R)$. Une des difficultés pratiques est de définir un modèle réaliste de la distribution des données $P(Z, R)$, puisque le mécanisme de réponse est en général inconnu. L'intérêt principal de l'hypothèse MAR est de permettre de contourner cette difficulté. En effet, si θ est le vecteur de paramètres caractérisant la distribution des données et ξ celui caractérisant le mécanisme de réponse R , on montre [19] que la vraisemblance des données observées (Z_{obs}, R) est :

$$\begin{aligned} P(R, Z_{\text{obs}}|\theta, \xi) &= \int P(R, Z|\theta, \xi) dZ_{\text{miss}} \\ &= \int P(R|Z, \xi) P(Z|\theta) dZ_{\text{miss}} \\ &= P(R|Z_{\text{obs}}, \xi) \int P(Z|\theta) dZ_{\text{miss}} \\ &= P(R|Z_{\text{obs}}, \xi) P(Z_{\text{obs}}|\theta) \end{aligned} \tag{2.1}$$

Si les paramètres θ et ξ sont distincts (ce qui est une hypothèse raisonnable dans le cadre MAR dans la mesure où les paramètres θ de la loi des données complètes donnent peu d'information sur la loi des valeurs manquantes

de paramètres ξ et vice versa), alors d'après l'équation 2.1, l'inférence sur θ peut être réalisée à partir des données observées seulement, sans tenir compte du mécanisme de réponse. On parle alors de mécanisme de réponse "ignorable".

Ainsi, en présence d'un mécanisme de réponse ignorable, il est possible de déduire la loi de probabilité des valeurs manquantes à partir des données observées. L'hypothèse MAR est ainsi une condition minimale sous laquelle des estimations valides peuvent être menées en ignorant le mécanisme de réponse.

2.1.2 Présentation rapide des méthodes d'imputation

Les différentes méthodes de gestion de valeurs manquantes peuvent schématiquement être regroupées en méthodes "simples" et "avancées" [16].

Les méthodes simples regroupent l'ensemble des méthodes "déterministes" (analyse des données complètes, des données disponibles, imputation simple, re-pondération, utilisation d'indicateur de valeurs manquantes...), en ce sens qu'elles n'intègrent pas d'éléments sur la distribution des valeurs manquantes. D'une manière générale, ces méthodes risquent d'engendrer des biais dans les estimations des paramètres et de leur variance [16, 20].

Les méthodes avancées intègrent pour leur part des éléments sur la distribution des valeurs manquantes. Elles consistent soit à maximiser la vraisemblance des données complètes à partir des données observées (algorithme EM [21], approches bayésiennes [22]), soit à générer plusieurs jeux de données complètes à partir d'une distribution plausible des données manquantes, et de réaliser l'inférence à partir de ces jeux de données (imputation multiple) [23].

2.1.3 Principe de l'imputation multiple

L'imputation multiple est aujourd'hui largement utilisée [24] : elle est en effet équivalente aux méthodes basées sur le maximum de vraisemblance [25] et présente une grande flexibilité dans sa mise en œuvre [22]. En particulier, les modèles d'imputation et d'analyse n'ont pas besoin d'être les mêmes, et cette méthode est relativement robuste à la spécification du modèle d'imputation. Cette méthode sera aussi utilisée par la suite.

L'imputation multiple est en fait une façon assez pragmatique de travailler sur la distribution des données complètes. L'idée est d'approcher la distribution $P(Z_{\text{miss}}|Z_{\text{obs}}) = \int P(Z_{\text{miss}}|Z_{\text{obs}}, \theta)P(\theta|Z_{\text{obs}})d\theta$ par une méthode de Monte Carlo, de calculer les paramètres d'intérêt selon les jeux de données ainsi complétés, et de combiner ces paramètres de sorte à refléter l'incertitude liée à la non réponse.

La mise en œuvre de l'imputation multiple se déroule ainsi en trois étapes [17] :

1. Générer m jeux de données, dans lesquels les valeurs manquantes sont tirées au sort dans une distribution de valeurs probables.
2. Estimer les quantités d'intérêt sur les m jeux de données.
3. Combiner les résultats des m analyses.

De façon générale, un petit nombre d'imputations (m entre 5 et 10) suffit à estimer de façon efficiente les paramètres d'intérêt [17, p 114].

Mise en œuvre des méthodes d'imputation multiple

Dans ce qui suit, seules les procédures dans le cas où une seule variable Y du jeu de données possède des valeurs manquantes sont décrites. La stratégie d'imputation multiple se généralise dans le cas où plusieurs variables possèdent des valeurs manquantes, soit en modélisant directement la distribution jointe des variables à imputer (joint modelling - JM), soit en travaillant sur les distributions conditionnelles des variables à imputer selon un processus itératif de type chaînes de Markov (fully conditional specification) [24].

La première étape de l'imputation multiple consiste à construire un modèle d'imputation des valeurs manquantes de Y , à partir de covariables complètement observées $X = x_1, \dots, x_p$. Ce modèle doit permettre de déterminer au mieux la distribution des valeurs manquantes tout en conservant la structure des relations dans les données (moyennes, variances, corrélations entre les données...). Le but final est d'avoir un modèle compatible avec l'hypothèse d'ignorabilité, donc tel que $P(Y|X, R = 0) = P(Y|X, R = 1)$.

Il est à noter ici que la qualité d'une imputation peut dépendre de la quantité à laquelle on s'intéresse. Par exemple, si l'on souhaite estimer la moyenne de la taille Y des individus dans un échantillon et que le nombre de valeurs manquantes dépend du sexe X_1 , un modèle d'imputation $Y = X_1$ sera suffisant pour satisfaire à l'hypothèse MAR. En revanche, si l'on s'intéresse de surcroît à la corrélation entre la taille et le poids X_2 , le modèle d'imputation devra prendre en compte X_2 : $Y = X_1 + X_2$ pour préserver la structure de la relation entre Y et X_2 dans les données imputées.

Sélection des prédicteurs D'une manière générale, il est préférable d'introduire un maximum de variables explicatives dans le modèle, afin de se rapprocher au maximum d'une hypothèse MAR [26]. Cependant, il est parfois souhaitable de procéder à une sélection préalable des prédicteurs (nombre de covariables candidates trop important, forte colinéarité). Brand [16] propose les règles suivantes pour sélectionner les covariables, afin d'avoir un modèle d'imputation *propre* (voir ci-après pour la définition d'imputations *propres*) et efficient :

1. Variables utilisées dans l'analyse multivariée.
2. Variables disposant d'au moins 50 observations pour lesquelles y et x sont conjointement observés.
3. Variables reliées à y .
4. Variables reliées à la non-réponse de y : l'inclusion de ces variables est importante pour se rapprocher d'une hypothèse MAR. La détermination de ces variables peut se faire en étudiant leur corrélation avec la non-réponse.

Sélection du modèle d'imputation Une fois les prédicteurs sélectionnés, il faut spécifier le modèle permettant de relier les variables à imputer aux prédicteurs (i.e. la forme de la relation reliant les x_i à Y) [24, 16]. Ce modèle doit permettre de rendre compte au mieux des relations qui existent entre la variable à imputer et les prédicteurs.

En premier lieu, le modèle d'imputation se doit d'inclure le modèle qui sera utilisé dans l'analyse statistique subséquente. Par exemple, si des relations non linéaires doivent être explorées dans un modèle de régression entre une variable Y et une variable X , des formes non linéaires de X doivent être utilisées dans le modèle d'imputation.

En second lieu, il convient de trouver les transformations de chaque variables x_i qui optimisent le modèle (critère R^2 par exemple). Cette étape permet de se rapprocher au maximum de la structure existante des données incomplètes, et de préserver cette structure dans les jeux de données imputés. Cette propriété est particulièrement intéressante si l'on souhaite réaliser postérieurement des analyses avec ces jeux de données imputées, avec des modèles qui ne sont pas inclus dans le modèle d'imputation [16].

On note par la suite le modèle d'imputation $Y = f(X, \hat{\theta}) + \epsilon$, avec $\hat{\theta} \sim \mathcal{L}(\theta)$.

Imputations La validité des inférences à partir des données imputées n'est garantie que si les valeurs imputées sont générées d'une manière qui reflète correctement l'incertitude sur la plausibilité d'assigner une certaine valeur à une donnée manquante [17]. En pratique, cela nécessite de prendre en compte l'incertitude sur l'estimation des paramètres du modèle d'imputation pour générer les imputations. Ce concept d'imputation *propre* revient à tirer au sort les valeurs imputées selon la distribution postérieure prédictive de Y : $P(Y_{\text{miss}}|Y_{\text{obs}}, X) = \int_{\theta} P(Y_{\text{miss}}|Y_{\text{obs}}, X, \theta) P(\theta|Y_{\text{obs}}, X) d\theta$.

En pratique, un jeu d'imputation *t propre* au sens de Rubin sera donc obtenu en :

1. Tirant un vecteur de paramètre $\theta^{(t)}$ dans la loi postérieure $\mathcal{L}(\theta)$ de θ .
2. Tirant les valeurs manquantes selon $f(X, \theta^{(t)}) + \epsilon$.

Cette condition d'imputations propres est d'autant plus importante que les échantillons sont de petite taille. Dans le cas de grands échantillons, on peut se passer de l'étape 1 ci-dessus, et simplement tirer les imputations selon $f(X, \hat{\theta}) + \epsilon$ [24]. Cette solution est particulièrement utile lorsque la détermination de la loi de θ est prohibitive en temps de calcul, comme lorsque Y suit une loi multinomiale et que les données sont nombreuses.

Inférence

Une fois que l'on a imputé m jeux de données, on réalise les inférences statistiques sur chacun des jeux de données. On dispose ainsi de m estimations $(\hat{Q}_1, \hat{U}_1) \dots, (\hat{Q}_m, \hat{U}_m)$, où $\hat{Q}_i$ est le paramètre d'intérêt et $\hat{U}_i$ sa variance estimée pour l'imputation i .

Combinaison des estimations Les statistiques d'intérêt $(\hat{Q}, \hat{U})$ sur le jeu de données complet (si aucune valeur n'était manquante) sont estimées par $(\bar{Q}, \bar{U})$, obtenues en combinant les m estimations selon les règles décrites par Rubin [17] :

$$\begin{cases} \bar{Q} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \hat{Q}_i \\ \bar{U} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \hat{U}_i \end{cases}$$

L'incertitude supplémentaire dans l'estimation de Q due aux valeurs manquantes est estimée par la variance inter-imputations :

$$B = \frac{1}{m-1} \sum_{i=1}^m (\hat{Q}_i - \bar{Q})(\hat{Q}_i - \bar{Q})^T$$

Au final, l'incertitude totale portant sur l'estimation de Q est donnée par :

$$T = \bar{U} + B + \frac{B}{m}$$

$\bar{U}$ représente la variabilité sur Q présente dans les données complètes, B l'incertitude due aux valeurs manquantes, et $\frac{B}{m}$ l'incertitude due aux simulations.

Test d'hypothèse Dans le cas où Q est un point, on montre que [19] :

$$\frac{(Q - \bar{Q})}{\sqrt{T}} \sim t_v$$

où t_v est une loi de Student à v degrés de liberté, v étant donné par :

$$v = (m-1) \left[1 + \frac{\bar{U}}{(1+m^{-1})B} \right]^2$$

Une généralisation au cas multivarié et à la combinaison d'autres statistiques (p-values, tests...) se trouve dans [19, chap 4].

Quantification de l'information manquante La quantité d'information manquante à propos de Q se calcule comme :

$$\hat{\lambda} = \frac{r + \frac{2}{v+3}}{r + 1}$$

où

$$r = \frac{(1 + m^{-1})B}{\bar{U}}$$

quantifie l'augmentation relative de la variance de l'estimation due à la non réponse.

$\hat{\lambda}$ permet d'apprécier l'influence des valeurs manquantes dans l'estimation du paramètre. S'il n'y a pas de valeurs manquantes, $B = 0$, $v = \infty$ et $\hat{\lambda} = 0$. A l'inverse, si B est prépondérant sur $\bar{U}$, $\hat{\lambda}$ va tendre vers 1.

Validation

Il n'existe pas de procédure pour s'assurer de la validité des imputations réalisées. En particulier, l'hypothèse MAR est en pratique impossible à vérifier *a posteriori*, étant donné que cela nécessiterait d'observer les données manquantes [24]. On peut *a minima* valider la plausibilité des imputations par des diagnostics graphiques [24, 27].

Le manque d'outils pour la validation des méthodes d'imputations contraint donc à accepter l'hypothèse MAR. Néanmoins, il semblerait que dans la plupart des applications pratiques, un écart à l'hypothèse MAR n'est pas dramatique [26, 28], les conséquences d'une mauvaise spécification du modèle d'imputation étant d'autant plus importantes que la proportion de valeurs manquantes est élevée et que la relation à laquelle on s'intéresse est reliée à la non réponse.

2.2 Mise en application dans le cadre des données OSCOUR®

2.2.1 Données

Passages aux urgences

Sélection des services L'ensemble des services d'urgence ayant participé au réseau OSCOUR® n'est pas utile à l'analyse. D'une part, certains services ont un nombre trop faible de passages codés pour qu'une méthode d'imputation soit envisageable (cf. figure 1.2). Ainsi, seules les données des 29 services¹ ayant eu plus de 30% de passages codés dans une année ont été retenues *a priori* pour ce travail (les données du service de pédiatrie de J.Verdier n'étant prises en compte qu'à partir de 2008).

D'autre part, l'étude Erpurs portant sur les passages aux urgences des enfants pour des pathologies respiratoires, seuls les services ayant effectivement une activité pédiatrique conséquente ont été conservés. Le critère choisi (plus de 1% de l'ensemble des passages pour une des causes respiratoires étudiée) conduit au final à ne conserver que 11 services pour l'analyse² (cf. figure 2.1).

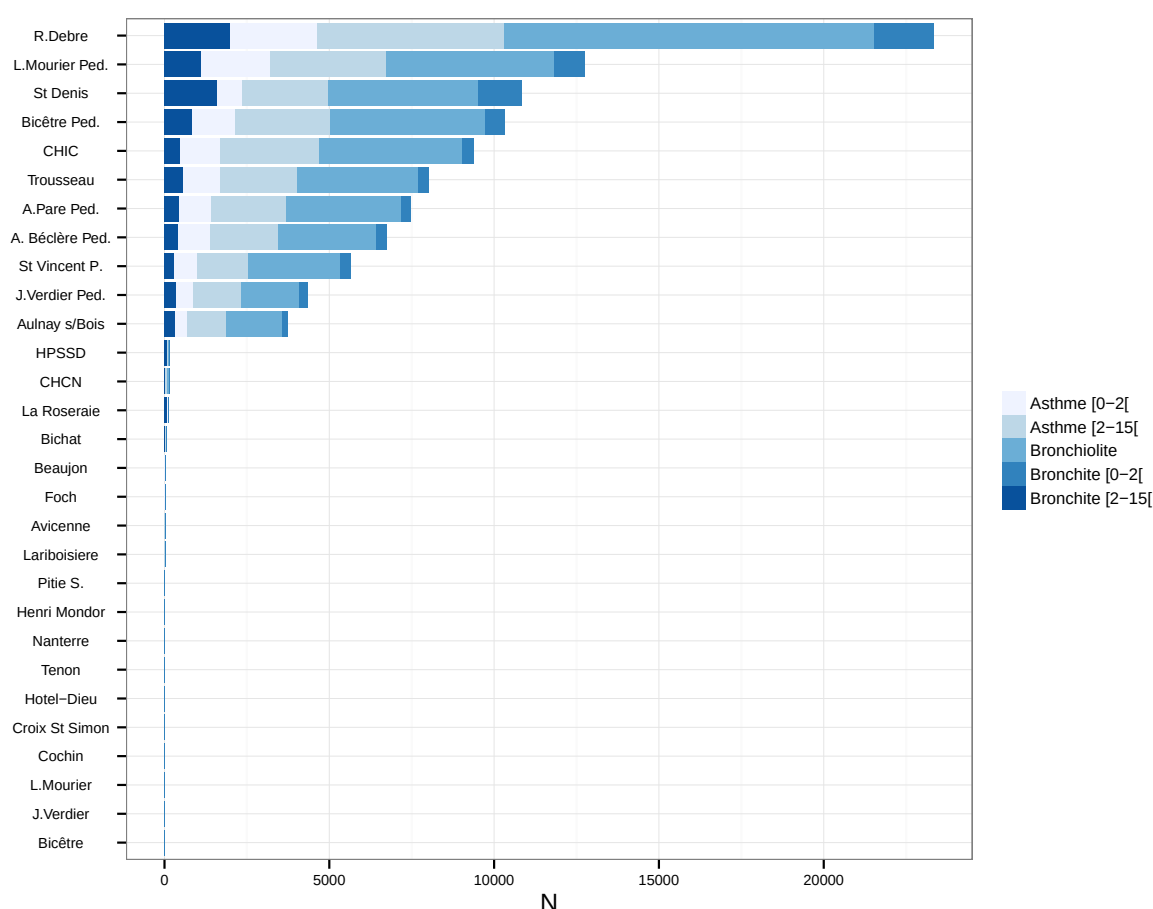


Figure 2.1: Nombre de passages pour causes respiratoires chez les 0-15 ans enregistrés dans les services des urgences du réseau OSCOUR® à Paris et en proche couronne

1. A. Bécélère Ped., A.Pare Ped., Aulnay s/Bois, Avicenne, Beaujon, Bicêtre, Bicêtre Ped., Bichat, CHCN, CHIC, Cochin, Croix St Simon, Foch, Henri Mondor, Hotel-Dieu, HPSSD, J.Verdier, J.Verdier Ped., L.Mourier, L.Mourier Ped., La Roseraie, Lariboisiere, Nanterre, Pitie S., R.Debre, St Denis, St Vincent P., Tenon, Trousseau

2. A. Bécélère Ped., A.Pare Ped., Aulnay s/Bois, Bicêtre Ped., CHIC, J.Verdier Ped., L.Mourier Ped., R.Debre, St Denis, St Vincent P., Trousseau

Données exploitées Le but du modèle d'imputation est de proposer, pour chaque passage dans un service d'urgence pour lequel la cause du passage n'a pas été renseignée, un motif probable de ce passage, sachant un ensemble de covariables. Le motif candidat sera choisi dans les causes de passage retenues dans le cadre de notre étude (cf. table 1.1). Une cause d'admission sera entendue dans ce qui suit comme une cause d'admission pour une tranche d'âge donnée. Un descriptif des données disponibles se trouve dans la table 2.1.

	Ensemble des services		Variation selon les services ^b				
	N	% ^a	Min.	Q25	Q50	Q75	Max.
Tous passages							
Total	1 464 280	-	-	-	-	-	-
Passages codés	1 336 995	91,3	81,9	85,0	93,7	96,8	99,3
Causes respiratoires							
Asthme [0-2[	10 527	0,8	0,3	0,6	1,0	1,1	1,8
Asthme [2-15[	24 034	1,8	0,9	1,4	2,1	2,5	3,1
Asthme ≥ 15	3 654	0,3	0,0	0,0	0,0	0,3	0,8
Bronchite [0-2[	5 248	0,4	0,1	0,3	0,4	0,5	0,8
Bronchite [2-15[	6 704	0,5	0,2	0,4	0,5	0,6	1,0
Bronchite ≥ 15	3 377	0,3	0,0	0,0	0,0	0,2	0,7
Bronchiolite	38 196	2,9	1,5	2,2	3,3	3,8	4,6
ORL [0-15[	158 343	11,8	6,2	9,8	14,3	16,2	20,4
ORL ≥ 15	6 178	0,0	0,0	0,0	0,1	0,4	1,3
Pneumopathies infectieuses	20 123	1,5	1,1	1,4	1,6	1,6	2,4
Insuffisance respiratoire chronique	130	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Insuffisance respiratoire aigüe	1 819	0,1	0,0	0,0	0,1	0,2	0,8
Signes respiratoires	14 250	1,1	0,7	0,9	1,1	1,1	1,3
Causes cardio-vasculaires							
AVC	3 539	0,3	0,0	0,0	0,0	0,2	1,1
Décompensation cardiaque	2 115	0,2	0,0	0,0	0,0	0,2	0,6
Cardiopathie ischémique	847	0,1	0,0	0,0	0,0	0,1	0,2
Troubles du rythme	10 177	0,8	0,1	0,3	0,3	0,8	2,0
Autres							
Traumatismes	326 135	24,4	16,3	20,9	24,3	26,5	32,0
Autres	701 599	52,5	46,9	49,4	51,4	52,1	58,3

^a Le pourcentage de passages pour les différentes causes est calculé par rapport au nombre de passages disposant d'un code diagnostic.

^b Variation du pourcentage de passages codés pour les motifs dans les 11 services d'urgence

Table 2.1: Nombre de passages codés pour les groupes de causes disponibles pour l'étude Erpurs dans les 11 services d'urgence retenus.

Covariables

Les variables explicatives que l'on prendra en compte par la suite sont les variables "classiques" des études sur les effets à court terme de la pollution atmosphérique (cf table 2.2 et annexe A.3) :

- Des indicateurs climatiques : Température maximale (**tx**), minimale (**tn**), moyenne (**tm**), humidité (**um**)
- Des variables indicatrices de l'activité saisonnière : Jour de la semaine, mois, année; vacances scolaires (**typvac**); jours fériés (**ferie**)
- Des indicateurs de pollution atmosphériques : PM_{2,5} (**pm25**), PM_{2,5-10} (**pm2510**), NO₂ (**no2**).

	Moy.± ET ^a	Min.-Max.	IIQ ^b
PM_{2,5}			
Année entière	18,5± 12,2	3,9-128,9	12,9
Saison froide	21,7± 14,6	3,9-128,9	17,4
Saison chaude	15,4± 8,1	4,5-60,1	8,6
PM_{2,5-10}			
Année entière	9,0± 3,9	0,9-25,8	4,9
Saison froide	8,5± 4,1	0,9-25,8	5,2
Saison chaude	9,4± 3,5	1,9-24,2	4,4
NO₂			
Année entière	36,1± 14,8	7,3-129,7	20,9
Saison froide	43,0± 14,4	13,9-129,7	18,6
Saison chaude	29,3± 11,7	7,3-76,1	15,1
T^{re} moyenne			
Année entière	12,2± 6,6	-5,0-27,5	10,0
Saison froide	7,4± 4,8	-5,0-21,1	6,4
Saison chaude	17,0± 4,1	3,7-27,5	5,2
Humidité relative (en %)			
Année entière	71,7± 11,9	33,0- 97,0	17,0
Saison froide	75,4± 11,7	33,0- 97,0	15,0
Saison chaude	67,9± 10,8	37,0-94,0	16,0

^a Écart type.^b Intervalle interquartile.

Table 2.2: Statistiques descriptives des indicateurs de pollution et des indicateurs météorologiques utilisés dans l'étude Erpurs.

2.2.2 Modèle d'imputation

Dans ce qui suit, on note Y_{hct} le nombre de passages pour une cause d'admission $c, c = 1 \dots C$, dans le service d'urgence $h, h = 1 \dots H$, le jour $t, t = 1 \dots T$, Y_{hct}^{obs} le nombre de passages renseigné et Y_{hct}^{miss} le nombre de passages non renseignés ($Y_{hct} = Y_{hct}^{obs} + Y_{hct}^{miss}$). On note par ailleurs π_{hct} la proportion de passages pour la cause c , le jour t dans le service h .

Le but de l'imputation va être de déterminer, pour chacun des passages y_{hti} non codé ($i = 1, \dots, N_{ht}^{miss}, N_{ht}^{miss} = \sum Y_{hct}^{miss}$), un diagnostic probable de ce passage. Pour cela, il s'agit de construire un modèle $P(\pi_{hct} | Y_{hct}^{obs}, X_{ht})$, où $X_{ht} = (x_{ht1}, \dots, x_{htp})$ est un jeu de covariables qui permet d'expliquer la répartition journalière des causes de passage (les π_{hct}) et les facteurs qui influent sur le taux de codage.

Pour cela, des modèles de régressions logistiques ont été construits pour chaque motif de passage $1, \dots, C$:

$$\log \left(\frac{P(y_{hti} = c | x)}{P(y_{hti} \neq c | x)} \right) = \beta_{hc0} + \beta_{hc1}x_{ht1} + \dots + \beta_{hcp}x_{htp} \text{ pour } c = 1, \dots, C \quad (2.2)$$

L'évaluation de ce modèle sur les causes de passage renseignées dans un service d'urgence permet d'obtenir une estimation de la loi de $\beta_{hc} \sim N(\hat{\beta}_{hc}, V(\hat{\beta}_{hc}))$. Une valeur manquante de y_{hti} est alors imputée selon le schéma suivant :

- (i) Tirer β_{hc}^* selon $N(\hat{\beta}_{hc}, V(\hat{\beta}_{hc}))$
- (ii) Calculer $\pi_{hct}^* = \frac{\exp(\beta_{hc0}^* + \beta_{hc1}^* x_{ht1} + \dots + \beta_{hcp}^* x_{htp})}{1 + \exp(\beta_{hc0}^* + \beta_{hc1}^* x_{ht1} + \dots + \beta_{hcp}^* x_{htp})}$ (2.3)
- (iii) Assigner $y_{hti}^* = c$ avec une probabilité π_{hct}^*

L'étape (iii) est répétée N_{ht}^{miss} fois pour créer le vecteur de valeurs imputées Y_{hct}^{m*} et générer un jeu de données complétées $Y_{hct}^* = Y_{hct}^{obs} + Y_{hct}^{m*}$. Le jeu de données final sur lequel portent les analyses Erpurs correspond à l'agrégation des m jeux de données imputées dans chaque service pour obtenir m jeux de données imputées représentatifs de l'activité globale des services de la région.

On choisit dans cette démarche de construire un modèle d'imputation par service d'urgence, plutôt que de travailler directement sur les données agrégées. Comme il existe *a priori* une hétérogénéité dans les pratiques de codage des différents services d'urgence, réaliser un modèle d'imputation service par service semble plus adapté pour prendre en compte cette hétérogénéité. Par ailleurs, l'agrégation des données imputées sur les services est susceptible de renforcer la plausibilité de l'hypothèse MAR. En effet, s'il reste des liens entre les valeurs non codées et la cause du passage qui n'ont pas été pris en compte dans le modèle, ces liens peuvent être différents selon les services, et l'agrégation des imputations aura tendance à les annuler (plus de passages respiratoires lorsque les passages sont non codés dans un service, plus de passages cardio-vasculaires dans l'autre). Bien entendu, si les passages non codés sont du même ressort dans tous les services (moins de codage de bronchiolites durant les épidémies), l'hypothèse MAR sera mise à mal.

2.3 Imputation des causes de passage manquantes

2.3.1 Un modèle explicatif de la non réponse

Dans un premier temps, un modèle explicatif de la non réponse a été construit, afin de voir quels étaient les facteurs les plus associés au nombre quotidien de valeurs manquantes, et d'apprécier la variabilité des associations selon les services.

Pour chacun des 11 services de l'étude, la proportion de passages codés a été modélisée par la régression logistique :

$$\log \left(\frac{P(R_{ht} = 1)}{P(R_{ht} = 0)} \right) = \beta_0 + \text{jour*mois*année} + \text{typvac} + \text{ferie} + \text{pm25} + \text{pm2510} + \text{no2} + \text{tn} + \text{tx} + \text{Ntot} + \text{respi} + \text{cardio} + \text{trauma}.$$

Le terme **jour*mois*année** était présent pour contrôler les variations saisonnières et tendanciennes, comme dans un design cas-croisé [29]. Les variables **respi**, **cardio** et **trauma** représentent le pourcentage de passages codés correspondant respectivement à une cause respiratoire, cardio-vasculaire ou traumatique, telle que distinguable par les codes dont nous disposons (cf. table 1.1). Enfin, **Ntot** est le nombre total de passages dans le service. Les résultats de chaque service ont ensuite été combinés par une méta analyse à effets aléatoires selon la méthode des moments de Jackson [30]. Les résultats du modèle sont présentés dans la table 2.3 et la figure 2.2.

Il y avait une grande variabilité dans les associations selon les services (l'hétérogénéité des associations entre les services explique plus de 80% - I^2 [31]- de l'hétérogénéité totale), ce qui souligne la forte hétérogénéité dans les facteurs influençant les pratiques de codage selon les services. Le nombre total de passages était le facteur qui influait le plus sur les pratiques de codage, les passages étant une fois et demi moins codés quand le nombre de passages total augmentait d'une étendue interquartile. On note par ailleurs une certaine influence des passages pour les grands groupes de causes, le taux de codage étant plus élevé lorsque la proportion de passages pour traumatismes était important, plus faible lorsque la proportion de passages pour causes cardio-vasculaire et respiratoires augmentait. Ces associations vont à l'encontre d'une hypothèse de valeurs manquantes complètement aléatoirement (MCAR), ce qui conforte l'importance de la phase d'imputation menée dans cette étude. Enfin, les indicateurs environnementaux (pollution atmosphérique et indicateurs météorologiques) ne montraient pas de corrélation élevée avec le taux de codage, ce qui était plutôt en faveur de l'hypothèse MAR.

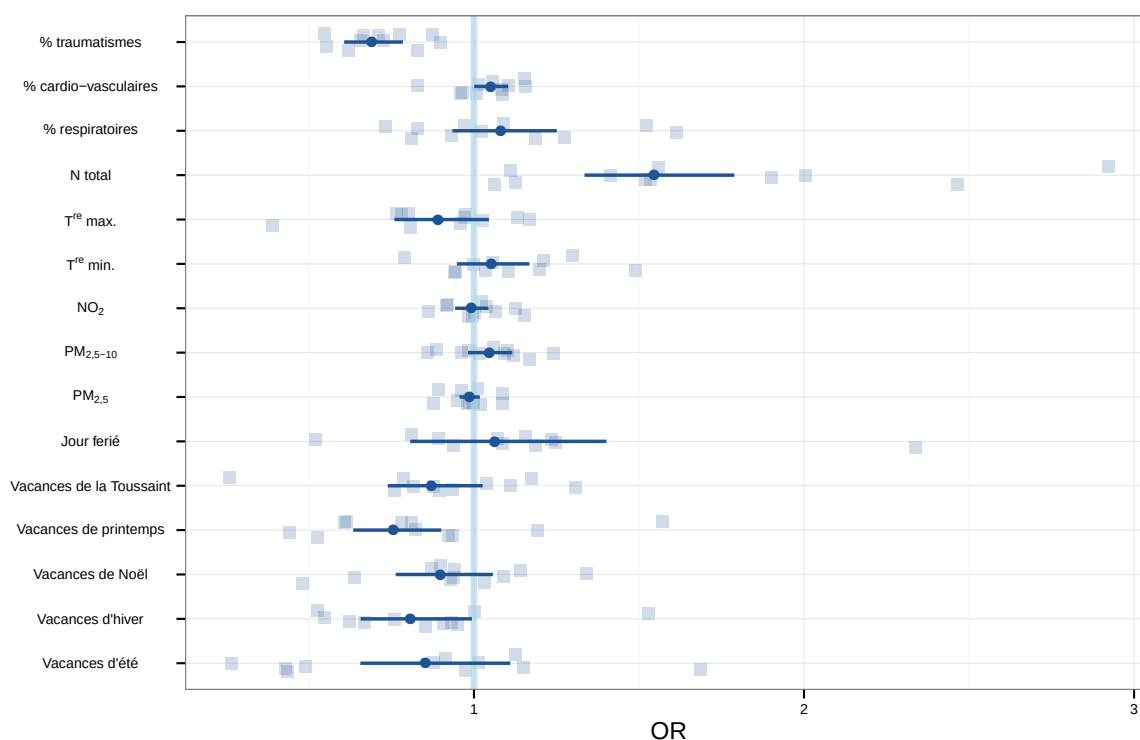


Figure 2.2: Odds ratio qu'un passage soit non codé. Les points avec les barres d'erreurs représentent les estimations combinées des méta-analyses des odds-ratios par service d'urgence, représentés par les carrés. Les odds-ratios pour les variables numériques sont calculés pour une augmentation de la moyenne des intervalles interquartiles des services.

	OR	IC à 95%	Pr(> z)	IQR	I ²
Vacances (ref. hors-vacances)					
Été	0,85	[0,66 ; 1,11]	(ns)	1	87%
Hiver	0,81	[0,66 ; 0,99]	(<0.05)	1	94%
Noël	0,90	[0,76 ; 1,06]	(ns)	1	95%
Printemps	0,76	[0,63 ; 0,90]	(<0.01)	1	92%
Toussaint	0,87	[0,74 ; 1,03]	(ns)	1	94%
Jour férié	1,06	[0,81 ; 1,40]	(ns)	1	97%
PM _{2,5}	0,99	[0,96 ; 1,02]	(ns)	13	75%
PM _{2,5-10}	1,05	[0,98 ; 1,12]	(ns)	5	92%
NO ₂	0,99	[0,94 ; 1,04]	(ns)	21	71%
T° min.	1,05	[0,95 ; 1,17]	(ns)	9	81%
T° max.	0,89	[0,76 ; 1,05]	(ns)	12	90%
Nombre total de passages	1,55	[1,33 ; 1,79]	(<0.001)	27	99%
% pour cause respiratoires	1,08	[0,93 ; 1,25]	(ns)	19	96%
% pour cause cardio-vasculaire	1,05	[1,00 ; 1,10]	(<0.05)	4	86%
% pour traumatisme	0,69	[0,61 ; 0,78]	(<0.001)	24	87%

Table 2.3: Odds ratios combinés qu'un passage soit non codé. Les odds-ratios pour les variables numériques sont calculés pour une augmentation de la moyenne des intervalles interquartile des services

2.3.2 Modèle d'imputation

Pour chaque service d'urgence, le modèle d'imputation suivant a été utilisé :

$$\log \left(\frac{P(y_{hti} = c|x)}{P(y_{hti} \neq c|x)} \right) = S(t) + \text{typvac} + \text{ferie} + \text{rat} + \text{Ntot} + \text{pm25} + \text{pm2510} + \text{no2} + \text{ns}(tn, df=3) + \text{ns}(tx, df=3) + \text{ns}(um, df=3) + Y_{t1}^{obs} + \dots + Y_{tn}^{obs}$$

où ns représente une spline naturelle et où $S(t)$ était introduit pour rendre compte des variations saisonnières et tendanciennes. Ce modèle a été construit en utilisant d'une part les variables utilisées dans le modèle d'analyse (polluants, variables météorologiques - voir section 3.1), d'autre part des variables d'activité dans les services (nombre total de passages dans le service, pourcentage de passages codés (rat), nombre de passages codés pour d'autres causes ($Y_{t1}^{obs} + \dots + Y_{tn}^{obs}$)).

Deux formulations de $S(t)$ on été testées :

1. $S(t) = \text{annee} + \text{mois} + \text{wd}$, où wd est une indicatrice du jour de la semaine ;
2. $S(t) = ns(\text{time}) + \text{wd}$, où 8 degrés de liberté par an étaient laissés à la spline naturelle des jours de l'étude (time).

Les termes $Y_{t1}^{obs}, \dots, Y_{tn}^{obs}$ représentent le nombre journalier de passages dans le service pour traumatisme, ORL chez les 0-15 ans, pneumopathie infectieuse, signe respiratoire et motif cardio-vasculaire. Le nombre de passages pour les motifs retenus dans l'étude Erpurs (asthme, bronchite et bronchiolite chez les [0-2[ans, asthme et bronchite chez les [2-15[ans), ont également été introduits dans les modèles selon deux stratégies : dans une première, les passages du service (à l'exception du motif modélisé) ont été utilisés ; dans une seconde, c'est l'ensemble des passages dans les autres services d'urgence qui ont été comptabilisés.



Figure 2.3: Qualité d'ajustement des différents modèles d'imputations mesurée par le critère AIC.

Afin d'éviter des problèmes de séparation des données dans l'estimation des coefficients et de leur variance, une procédure d'augmentation des données a été utilisée [32].

Au final, quatre modèles d'imputations ont été testés (deux pour la saisonnalité, deux pour les motifs de passages). La figure 2.3 compare la qualité d'ajustement de ces modèles selon le critère d'Akaike (AIC) [33].

Les modèles ajustés sur le nombre de passages par cause dans les autres services montraient globalement un meilleur ajustement que ceux ajustés sur le nombre de passages dans le service. Par ailleurs l'introduction de fonctions indicatrices du jour de la semaine, du mois et de l'année apparaissait suffisante pour la plupart des motifs de passages et des services pour ajuster sur les variations saisonnières et tendanciennes dans la probabilité de passage pour une cause donnée. Aussi, le modèle principal d'imputation était le modèle suivant :

$$\left(\frac{P(y_{hti} = c|x)}{P(y_{hti} \neq c|x)} \right) = \text{annee} + \text{mois} + \text{wd} + \text{typvac} + \text{ferie} + \text{rat} + \text{Ntot} + \text{pm25} + \text{pm2510} + \text{no2} + \\ \text{ns}(\text{tn}, \text{df}=3) + \text{ns}(\text{tx}, \text{df}=3) + \text{ns}(\text{um}, \text{df}=3) + Y_{t1}^{\text{obs}} + \dots + Y_{tn}^{\text{obs}}$$

où le nombre de passages codés pour les causes $1 \dots n$ était agrégé sur les dix autres des services d'urgence utilisés dans l'analyse. Le choix du modèle d'imputation, parmi les quatre modèles envisagés ici, avait une influence négligeable sur les évaluations des liens entre les expositions aux polluants et les passages aux urgences (cf. annexe A.4).

2.3.3 Résultats

La proportion de données imputées pour les cinq motifs de passages analysés variait entre 10 et 23% (cf. table 2.4). Ce pourcentage était supérieur à la proportion globale de passages non codés (8,7% - cf. table 2.1), ce qui était cohérent avec l'analyse de la section 2.3.1, où le nombre de passages non codés avait une corrélation positive (bien que non significative) avec le pourcentage de passages pour causes respiratoires.

Les données imputées suivaient globalement les variations saisonnières du nombre total de passages aux urgences, et étaient corrélées modestement aux données codées (table 2.1 et figure 2.4).

	N codés	N après imputation (e.t.) ^a	% imputé (e.t.) ^b	ρ (e.t.) ^c
Asthme [0-2[	10 527	12 078,3(198,9)	12,8(1,4)	0,14(0,03)
Asthme [2-15[	24 034	26 925,4(213,0)	10,7(0,7)	0,17(0,03)
Bronchiolite	38 196	45 822,2(354,5)	16,6(0,6)	0,23(0,02)
Bronchite [0-2[	5 248	6 822,7(239,1)	23(2,7)	0,18(0,02)
Bronchite [2-15[	6 704	8 059,1(242,4)	16,8(2,4)	0,23(0,04)

^a N est le nombre moyen des passages sur les 10 jeux d'imputations; e.t. l'écart type dû à l'incertitude de l'imputation.

^b Le % est la moyenne du pourcentage de données imputées sur les 10 jeux d'imputations; e.t. l'écart type dû à l'incertitude de l'imputation.

^c Coefficient de corrélation de Pearson entre les passages codés et les passages imputés; e.t. l'écart type dû à l'incertitude de l'imputation.

Table 2.4: Nombre de passages avant et après imputation pour les groupes de causes retenues dans l'étude Erpurs.

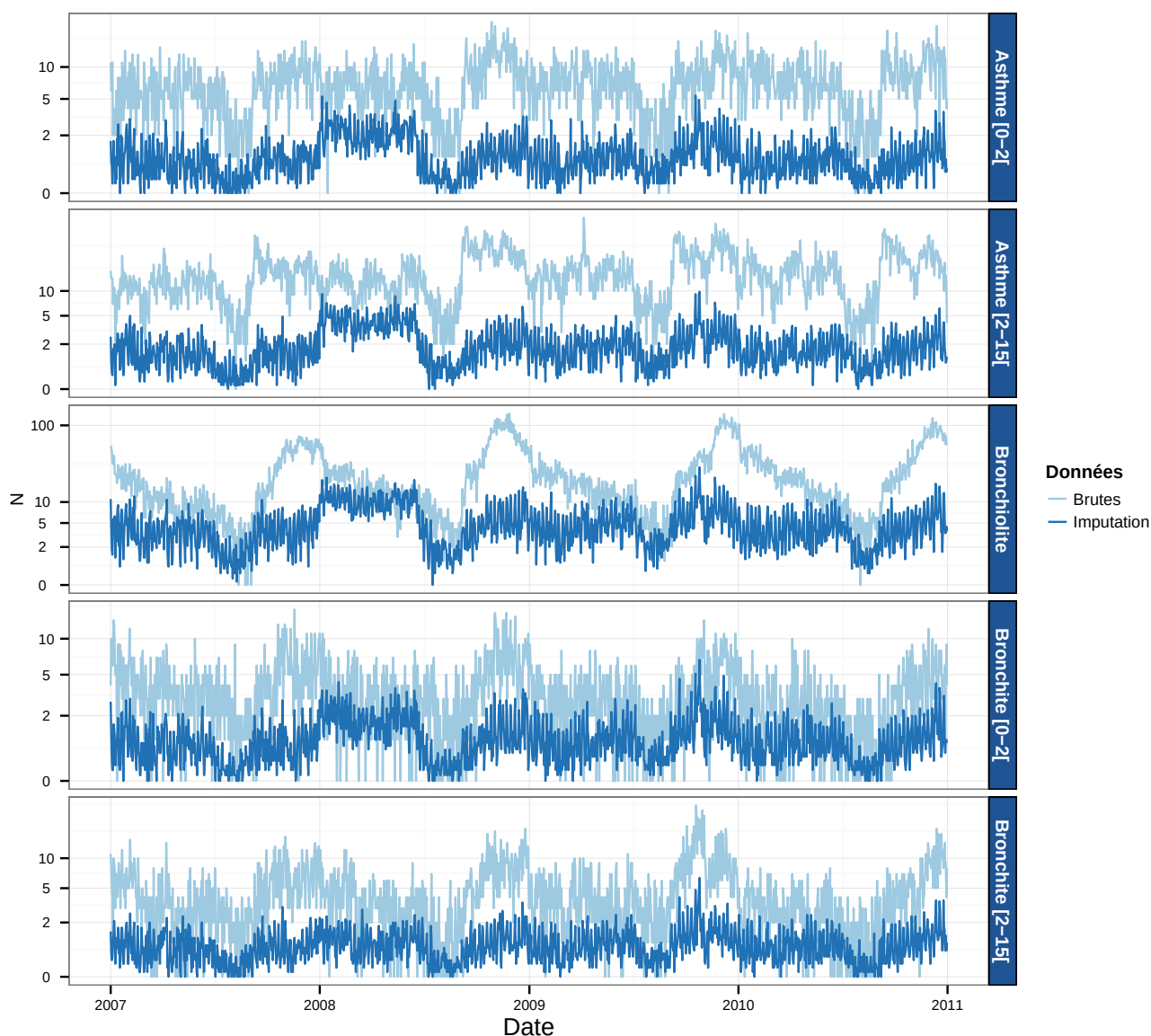


Figure 2.4: Nombre de passages codés et nombre moyen de passages imputés pour les causes de passage retenues dans l'étude Erpurs.

3 - Modélisation des liens entre les expositions aux polluants atmosphériques et les passages aux urgences

3.1 Modèle

Les liens entre les niveaux ambiants de pollution et le nombre de passages dans les services d'urgence ont été analysés à l'aide de modèles additifs généralisés (GAM), selon le protocole développé dans le projet européen APHEA [34] et utilisé dans les précédentes études Erpurs.

Le nombre de passages aux urgences Y_{ct} pour un motif c un jour t suit une loi de Poisson surdispersée dont l'espérance μ_{ct} a été modélisée par le modèle linéaire généralisé :

$$\log(\mu_{ct}) = \text{Polluant}_t\gamma + S(t) + \mathbf{X}_t\beta$$

Le polluant était introduit dans le modèle d'une part comme un terme linéaire moyenné sur le jour même et la veille (retard 0-1), et d'autre part comme un terme linéaire de chacun des 21 jours précédant le passage aux urgences en ayant recours à des modèles à retards distribués [35]. L'influence de la saison sur le coefficient du polluant pour le retard 0-1 a par ailleurs été étudiée en introduisant une interaction entre le polluant et un indicateur des mois de mai à octobre (saison "chaude") et de novembre à avril (saison "froide").

Les variations saisonnières et tendanciennes des passages aux urgences étaient prises en compte en utilisant une spline de régression pénalisée des jours de l'étude $S(t)$, dont le degré de lissage était déterminé de manière à minimiser l'autocorrélation des résidus.

Les modèles ont par ailleurs été ajustés sur un ensemble de covariables $\mathbf{X}_t$ susceptibles de confondre la relation entre le nombre de passages aux urgences et les expositions aux polluants. Le choix des covariables introduites dans le modèle s'est fait sur des considérations de qualité d'ajustement (selon un critère AIC) et d'autocorrélation partielle des résidus des modèles. Les cofacteurs pris en compte dans les modèles étaient, selon ces critères :

Des indicateurs météorologiques : la température moyenne du jour (retard 0), la moyenne des températures moyennes de la veille et jusqu'au troisième jour précédant le passage (retard 1-3), et l'humidité relative de la veille. Ces variables étaient introduites de manière non-linéaires, à l'aide de splines à trois degrés de liberté. Dans le cas où le polluant était introduit avec des modèles à effets distribués, la température moyenne était prise en compte à l'aide de modèles à retards distribués non linéaires ;

Les épidémies de grippe et les expositions aux pollens : les jours d'épidémies de grippe et le décompte du nombre de pollens de bouleaux (les pollens de platane, de frêne et les graminées n'amélioraient pas les modèles) étaient introduits à l'aide de splines à trois degrés de liberté ;

Les jours de la semaine et les jours fériés introduits sous forme d'indicatrices ;

Les vacances scolaires : les vacances scolaires ont été prises en compte par des indicatrices distinguant le type de vacances (de printemps, d'été, d'hiver et de la Toussaint). Cependant, les vacances ayant une influence forte sur l'activité des services d'urgence, et également sur les dynamiques épidémiques qui influent sur les passages des enfants pour causes respiratoires, des ajustements supplémentaires ont été apportés : une indicatrice des 15 jours suivant la rentrée de septembre a été introduite sous forme de splines à 3 degrés de liberté pour ajuster les modèles sur l'activité virale traditionnellement observée à cette période. Par ailleurs, pour les enfants de 2 à 14 ans, le même ajustement a été apporté pour la rentrée des autres vacances scolaires. De manière générale, ces ajustements permettaient de diminuer de manière importante les autocorrélations dans les résidus des modèles, et avaient une influence très marginale sur les estimations des coefficients des polluants.

3.2 Impact de l'imputation sur les résultats

La table 3.1 présente les estimations des augmentations des passages aux urgences liées à une élévation des niveaux de polluant obtenues dans les modèles présentés à la section 3.1, évalués à partir des données imputées et des passages codés seulement (données brutes). Globalement, la phase d'imputation a un effet relativement faible sur les estimations, même si la tendance générale est à une diminution de la force des liens estimés avec les données brutes. Les indicateurs de quantification de l'information manquante ($\hat{\lambda}$) sont d'ailleurs généralement faibles (entre 3 et 33%), ce d'autant plus que les estimations sont significatives ($\hat{\lambda} < 16\%$ pour les associations significatives à 5%). Ces résultats étaient relativement attendus, étant donné la fraction modeste de valeurs

manquantes dans les données (moins de 9%) et le fait que les concentrations en polluants n'apparaissent pas liées de manière évidente au taux de codage (voir section 2.3.1). Il reste cependant possible que le modèle d'imputation qui a été mis en œuvre ait été insuffisant pour bien rendre compte des liens entre les motifs de passage non codés et les concentrations en polluants.

	Année entière			Saison chaude			Saison froide		
	Données brutes		Données imputées	Données brutes		Données imputées	Données brutes		Données imputées
	%↑RU		λ	%↑RU		λ	%↑RU		λ
Asthme [0-2[									
NO ₂	6,9 [2,3;11,7]	5,8 [1,3;10,4]	9%	2,5 [-4,9;10,5]	2,4 [-4,9;10,4]	11%	8,9 [3,4;14,7]	7,2 [2,0;12,8]	9%
PM _{2,5}	3,7 [0,9; 6,7]	3,2 [0,5; 6,0]	3%	1,9 [-4,0; 8,1]	1,8 [-3,8; 7,8]	5%	4,3 [1,0; 7,6]	3,6 [0,5; 6,8]	7%
PM _{2,5-10}	4,8 [0,8; 8,9]	3,7 [0,0; 7,6]	6%	0,3 [-5,3; 6,1]	-0,2 [-5,8; 5,7]	13%	7,3 [2,6;12,3]	6,0 [1,5;10,7]	6%
Bronchiolite [0-2[									
NO ₂	-0,6 [-3,0; 1,9]	-0,2 [-2,7; 2,2]	13%	2,0 [-3,4; 7,7]	0,0 [-5,1; 5,4]	12%	-0,6 [-3,2; 2,1]	0,0 [-2,6; 2,6]	10%
PM _{2,5}	-0,4 [-1,9; 1,1]	-0,2 [-1,7; 1,4]	13%	1,2 [-2,8; 5,5]	0,1 [-3,8; 4,2]	13%	-0,4 [-2,1; 1,2]	-0,1 [-1,8; 1,5]	9%
PM _{2,5-10}	-1,2 [-3,3; 1,0]	-1,1 [-3,3; 1,1]	14%	-1,6 [-5,3; 2,2]	-2,6 [-6,3; 1,3]	21%	-0,8 [-3,2; 1,7]	-0,5 [-2,8; 2,0]	8%
Asthme [2-15[									
NO ₂	2,5 [-0,9; 6,0]	1,8 [-1,5; 5,1]	6%	1,8 [-3,3; 7,3]	1,4 [-3,8; 6,7]	6%	3,1 [-0,9; 7,3]	2,2 [-1,7; 6,2]	7%
PM _{2,5}	2,7 [0,5; 4,9]	2,1 [0,0; 4,3]	6%	4,6 [0,5; 9,0]	4,1 [-0,1; 8,5]	11%	2,3 [-0,2; 4,9]	1,8 [-0,7; 4,3]	7%
PM _{2,5-10}	4,1 [1,2; 7,1]	3,2 [0,3; 6,1]	8%	2,0 [-1,8; 6,1]	1,2 [-2,7; 5,2]	9%	5,5 [2,0; 9,2]	4,5 [1,1; 8,0]	4%
Bronchite [0-2[									
NO ₂	2,8 [-3,4; 9,3]	1,0 [-5,4; 7,8]	33%	8,9 [-2,2;21,2]	4,8 [-6,2;17,0]	32%	1,0 [-6,1; 8,6]	-0,1 [-7,3; 7,8]	31%
PM _{2,5}	-0,4 [-4,2; 3,6]	-0,6 [-4,3; 3,4]	23%	-2,0 [-10,0; 6,8]	-2,2 [-9,9; 6,2]	19%	0,4 [-3,9; 4,9]	0,1 [-4,1; 4,4]	20%
PM _{2,5-10}	1,9 [-3,4; 7,4]	-0,3 [-5,2; 4,7]	13%	4,6 [-3,5;13,3]	1,4 [-5,8; 9,2]	12%	0,0 [-6,2; 6,6]	-1,7 [-7,4; 4,4]	13%
Bronchite [2-15[									
NO ₂	9,4 [3,0;16,1]	7,5 [1,6;13,7]	6%	13,6 [2,7;25,7]	10,3 [0,0;21,7]	11%	7,7 [0,5;15,4]	6,4 [-0,2;13,5]	3%
PM _{2,5}	5,8 [2,1; 9,7]	5,3 [1,6; 9,1]	16%	6,2 [-1,4;14,4]	5,1 [-2,7;13,5]	23%	5,9 [1,6;10,3]	5,5 [1,4; 9,7]	8%
PM _{2,5-10}	5,5 [0,2;11,2]	3,6 [-1,5; 8,9]	10%	3,8 [-3,6;11,9]	1,4 [-5,6; 8,9]	8%	6,6 [0,2;13,5]	5,0 [-1,2;11,5]	11%

Table 3.1: Augmentation (en %) des passages aux urgences liés à une élévation d'un intervalle interquartile des niveaux moyens de polluants du jour et de la veille.

4 - Conclusion

L'activité des services d'urgence constitue une source précieuse de données, qui permet de renseigner l'état de santé d'une population au travers d'indicateurs de moindre gravité que les hospitalisations ou la mortalité. Les données de passages aux urgences permettent ainsi de documenter des dynamiques d'activité sanitaire portant sur des pathologies et des populations pour lesquelles on ne dispose pas d'information avec les données "classiques" de surveillance recueillies en routine.

L'utilisation de ces données dans des études épidémiologiques portant sur les effets à court terme de la pollution atmosphérique sur la santé est de ce fait particulièrement intéressante, d'autant plus que l'activité des urgences est révélatrice d'une modification à court terme de l'état de santé de la population.

Cependant, les données issues du réseau OSCOUR® dont nous disposons actuellement restent encore imparfaites. D'une part, le réseau OSCOUR®, même s'il bénéficie d'une expérience de près de 10 ans dans la région se basant sur le réseau CyberUrgences, reste un réseau jeune. Ainsi, le nombre de services impliqués et leurs pratiques de codage est en cours de consolidation. Les données dont nous disposons aujourd'hui souffrent ainsi de problèmes d'exhaustivité. Par ailleurs, nous avons encore peu de recul sur la qualité du codage.

Afin de pallier les limites d'exhaustivité dans le recueil des diagnostics de passage, nous avons adopté une stratégie d'imputation des données manquantes pour réaliser notre étude Erpurs. Les résultats de cette démarche montrent que la non exhaustivité du codage a un impact assez marginal sur la mesure des liens à court terme entre les expositions aux polluants atmosphériques et des indicateurs de passages aux urgences pour causes respiratoires chez les enfants. Néanmoins, les modèles d'imputation que nous avons mis en œuvre ne sont pas parfaits, et en particulier, nous ne disposons pas d'information spécifique sur les services qui aurait permis de mieux comprendre et d'expliquer les pratiques de codage. Ainsi, et en l'absence de critères objectifs de validation, la plausibilité de l'hypothèse MAR repose en partie sur un "acte de foi".

En conclusion, en l'absence d'une exhaustivité dans le codage des motifs de passages dans les services d'urgence du réseau OSCOUR®, nous avons proposé une méthode statistique qui doit permettre de corriger les biais potentiels dus aux valeurs manquantes dans les estimations des effets des expositions à la pollution atmosphérique sur des problèmes respiratoires des enfants. Cette méthode ad hoc ne saurait néanmoins remplacer une meilleure exhaustivité dans le codage des motifs de passages aux urgences, qui devrait s'améliorer avec la maturation du réseau.

Bibliographie

- [1] ORS Île-de-France. *Présentation du programme Erpurs*. <http://www.ors-idf.org/index.php/air-exterieur/le-programme-erpurs>, consultée le 27/02/2013.
- [2] M. S. Goldberg, R. T. Burnett et D. Stieb. "A review of time-series studies used to evaluate the short-term effects of air pollution on human health." *Rev Environ Health* 18.4 (2003), p. 269–303.
- [3] S. Médina, A. Le Tertre, P. Quenel et Y. Le Moulec. *Évaluation des risques de la pollution urbaine sur la santé (Erpurs), Impact de la pollution atmosphérique sur la santé en Île-de-France : résultats 1987-1992*. Rap. tech. ORS Île-de-France, 1994. 103 p.
- [4] D. Campagna, A. Lefranc, C. Nunes-Odasso et R. Ferry. *Évaluation des risques de la pollution urbaine sur la santé (Erpurs) : résultats 1987-2000*. Rap. tech. ORS Île-de-France, 2003. 201 p.
- [5] B. Chardon, A. Lefranc, F. Moreton et I. Gremy. *Évaluation des risques de la pollution urbaine sur la santé (Erpurs) : analyse des liens entre pollution photo-oxydante et hospitalisations pour causes respiratoires (2000-2003)*. Rap. tech. ORS Île-de-France, 2006/07. 65 p.
- [6] S. Host, E. Chatignoux et I. Gremy. *Évaluation des risques de la pollution urbaine sur la santé (Erpurs) : analyse des liens à court terme entre niveaux de pollution particulaire, et hospitalisations et visites médicales à domicile (2003-2006)*. Rap. tech. ORS Île-de-France, 2008. 82 p.
- [7] S. Cassadou, C. Declercq, D. Eilstein, L. Filleul, A. Le Tertre et S. Médina. *Surveillance des effets sur la santé liés à la pollution atmosphérique en milieu urbain Phase II. Programme de surveillance air et santé 9 villes (Psas-9)*. Rap. tech. InVS, 2002. 184 p.
- [8] A. Lefranc, M. Blanchard, D. Borelli, B. Chardon, C. Declercq, P. Fabre, J. Jusot, S. Larrieu, A. Le Tertre, L. Pascal, H. Prouvost, S. Rivière, V. Wagner, S. Cassadou et D. Eilstein. *Relations à court terme entre les niveaux de pollution atmosphérique et les admissions à l'hôpital dans huit villes françaises*. Rap. tech. InVS, 2006. 86 p.
- [9] InVS. *Programme de surveillance Air et Santé (PSAS-9). Protocole d'extraction des données et de construction des indicateurs de morbidité hospitalière à partir du PMSI*. Rap. tech. InVS, 2004. 45 p.
- [10] B. Bois de Fer, S. Host, B. Chardon, E. Chatignoux, L. Beaujouan, D. Brun-Ney et I. Grémy. "[Estimating emergency hospital admissions to gauge short-term effects of air pollution : evaluation of health data quality]." *Sante Publique* 21.2 (2009), p. 147–158.
- [11] InVS. *Réseau OSCOUR® - Organisation de la surveillance coordonnée des urgences*. <http://www.invs.sante.fr/Espace-professionnels/Surveillance-syndromique-SurSaUD-R/Reseau-OSCOUR-R>, consultée le 27/02/2013.
- [12] E. Baffert, J. Allo, L. Beaujouan et V. Soussan. "Les recours pour asthme dans les services des urgences d'Île-de-France, 2006-2007". *Bulletin Épidémiologique Hebdomadaire* 1 (2009), p. 5–8.
- [13] E. Chatignoux et S. Host. *Expositions à la pollution atmosphérique et recours aux urgences pour pathologies respiratoires chez les enfants en Île-de-France*. Synthèse. ORS Île-de-France, 2013, 8 p.
- [14] Groupement de Coopération Sanitaire pour le Développement des Systèmes d'Information partagés en Santé en Ile-de-France (GCS D-SISIF). *Projet CERVEAU*. <http://www.gcstdsisif.fr/projets/33-cerveau>, consultée le 27/02/2013.
- [15] L. Jossieran, J. Nicolau, N. Caillère, P. Astagneau et G. Brückner. "Syndromic surveillance based on emergency department activity and crude mortality : two examples." *Euro Surveill* 11.12 (2006), p. 225–229.
- [16] J. Brand. "Development, implementation and evaluation of multiple imputation strategies for the statistical analysis of incomplete data sets". Mém.de maîtr. 1999. 224 p.
- [17] D. Rubin. *Multiple Imputation for Nonresponse in Surveys*. John Wiley & Sons., 1987.
- [18] D. Rubin. "Inference and Missing Data". *Biometrika* 63.3 (1976), p. 581–592.
- [19] J. L. Schafer. *Analysis of incomplete multivariate data*. Monographs on statistics and applied probability ; 72. London ; New York : Chapman & Hall, 1997.
- [20] S. Greenland et W. D. Finkle. "A critical look at methods for handling missing covariates in epidemiologic regression analyses." *Am J Epidemiol* 142.12 (1995), p. 1255–1264.

- [21] A. Dempster, N. Laird et D. Rubin. "Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm". *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)* 39.1 (1977), p. 1–38.
- [22] J. L. Schafer et J. W. Graham. "Missing data : our view of the state of the art." *Psychol Methods* 7.2 (2002), p. 147–177.
- [23] J. L. Schafer. "Multiple imputation : a primer." *Stat Methods Med Res* 8.1 (1999), p. 3–15.
- [24] S. van Buuren. "Multiple imputation of discrete and continuous data by fully conditional specification." *Stat Methods Med Res* 16.3 (2007), p. 219–242.
- [25] J. Schafer. "Multiple imputation in multivariate problems when the imputation and analysis models differ". *Statistica Neerlandica* 57.1 (2003), p. 19–35.
- [26] L. M. Collins, J. L. Schafer et C. M. Kam. "A comparison of inclusive and restrictive strategies in modern missing data procedures." *Psychol Methods* 6.4 (2001), p. 330–351.
- [27] M. Templ, A. Alfons et A. Kowarik. *VIM : Visualization and Imputation of Missing Values*. R package version 2.0.1. 2011.
- [28] J. Schafer. *The multiple imputation FAQ page*. <http://www.stat.psu.edu/~jls/mifaq.html>, consultée le 27/02/2013.
- [29] Y. Lu et S. L. Zeger. "On the equivalence of case-crossover and time series methods in environmental epidemiology." *Biostatistics* 8.2 (2007), p. 337–344.
- [30] D. Jackson, I. R. White et S. G. Thompson. "Extending DerSimonian and Laird's methodology to perform multivariate random effects meta-analyses." *Stat Med* 29.12 (2010), p. 1282–1297.
- [31] A. Gasparrini, B. Armstrong et M. G. Kenward. "Multivariate meta-analysis for non-linear and other multi-parameter associations." *Stat Med* 31.29 (2012), p. 3821–3839.
- [32] I. R. White, R. Daniel et P. Royston. "Avoiding bias due to perfect prediction in multiple imputation of incomplete categorical variables". *Computational Statistics & Data Analysis* 54.10 (2010), p. 2267–2275.
- [33] H. Akaike. "Information theory and an extension of the maximum likelihood principle". *International Symposium on Information Theory, 2nd, Tsahkadsor, Armenian SSR*. 1973, p. 267–281.
- [34] K. Katsouyanni, J. Schwartz, C. Spix, G. Touloumi, D. Zmirou, A. Zanobetti, B. Wojtyniak, J. M. Vonk, A. Tobias, A. Pönkä, S. Médina, L. Bachárová et H. R. Anderson. "Short term effects of air pollution on health : a European approach using epidemiologic time series data : the APHEA protocol." *J Epidemiol Community Health* 50 Suppl 1 (1996), S12–S18.
- [35] A. Gasparrini, B. Armstrong et M. G. Kenward. "Distributed lag non-linear models." *Stat Med* 29.21 (2010), p. 2224–2234.

Annexes

A.1 Liste des hôpitaux OSCOUR®

AP-HP, DPM, 09/09/2010

Liste des hôpitaux situés dans les départements de Paris et petite couronne
sont inclus dans l'étude tous les hôpitaux connectés au 01/01/2010

Département	Nom de l'hôpital	Nsite*	Statut au 01/01/2010
Paris	Hôpital Saint-Joseph - Paris 14ème	St Joseph	non connecté
Paris	Hôtel Dieu - Paris 4ème	Hôtel Dieu	connecté
Paris	Hôpital Lariboisière - Paris 10ème	Lariboisière	connecté
Paris	Hôpital Saint-Louis - Paris 10ème	St Louis	non connecté
Paris	Hôpital Saint Antoine - Paris 12ème	St Antoine	connecté
Paris	Hôpital Trousseau - Paris 12ème	Trousseau	connecté
Paris	Groupe hospitalier Pitié Salpêtrière - Paris 13ème	Pitié S.	connecté
Paris	GH Cochin / St-Vincent de Paul - Paris 14ème	Cochin	connecté
		St Vincent P.	connecté
Paris	Hôpital Necker - Paris 15ème	Necker	connecté
Paris	Hôpital Bichat Claude Bernard - Paris 18ème	Bichat	connecté
Paris	Hôpital Tenon - Paris 20ème	Tenon	connecté
Paris	Hôpital Léopold Bellan - Paris 14ème		non connecté
Paris	Hôpital de la Croix Saint-Simon - Paris 14ème	Croix St Simon	connecté
Paris	Hôpital Européen Georges Pompidou - Paris 15ème	HEGP	non connecté
Paris	Hôpital Robert Debré - Paris 19ème	R.Debre	connecté
Hauts-de-Seine	Hôpital Max Fourestier - CASH de Nanterre	Nanterre	connecté
Hauts-de-Seine	CH de Courbevoie / Neuilly	CHCN	connecté
Hauts-de-Seine		CHCN Ped.	connecté
Hauts-de-Seine	CH Stell - Rueil-Malmaison		non connecté
Hauts-de-Seine	CH des 4 communes - (site Saint-Cloud)		non connecté
Hauts-de-Seine	CH des 4 communes - (site Sèvres)		non connecté
Hauts-de-Seine	Hôpital ND du Perpétuel Secours		non connecté
Hauts-de-Seine	Centre médico-chirurgical Foch - Suresnes	Foch	connecté
Hauts-de-Seine	Hôpital Ambroise Paré	A.Pare	connecté
Hauts-de-Seine		A.Pare Ped.	connecté
Hauts-de-Seine	Antoine Béclère - Clamart	A. Béclère	connecté
Hauts-de-Seine		A. Béclère Ped.	connecté
Hauts-de-Seine	Hôpital Beaujon - Clichy	Beaujon	connecté
Hauts-de-Seine	Hôpital Louis Mourier - Colombes (CASH)	L.Mourier	connecté
Hauts-de-Seine		L.Mourier Ped.	connecté
Hauts-de-Seine	Hôpital Privé La Providence - Antony	Antony	connecté
Seine-St-Denis	CHI Le Raincy / Montfermeil		non connecté
Seine-St-Denis	CHI André Grégoire - Montreuil	CHIM	connecté
Seine-St-Denis	CH Delafontaine - Saint-Denis	St Denis	connecté
Seine-St-Denis	CHI Robert Ballanger - Aulnay	Aulnay	connecté
Seine-St-Denis	Hôpital Avicenne - Bobigny	Avicenne	connecté
Seine-St-Denis	Hôpital Jean Verdier - Bondy	J.Verdier	connecté
Seine-St-Denis		J.Verdier Ped.	connecté
Seine-St-Denis	Hôpital Européen La Roseraie - Aubervilliers	La Roseraie	connecté
Seine-St-Denis	H Privé de l'Est Parisien - Aulnay		non connecté
Seine-St-Denis	Centre chirurgical Floréal - Bagnolet		non connecté
Seine-St-Denis	H Privé de la Seine-Saint-Denis - Le Blanc Mesnil	HPSSD	connecté
Seine-St-Denis	Clinique de l'Estrée - Stains		non connecté
Seine-St-Denis	Clinique du Vert Galant - Tremblay en France		non connecté
Val-de-Marne	CHI de Créteil	CHIC	connecté
Val-de-Marne	CHI Villeneuve-Saint-Georges (94)		non connecté
Val-de-Marne	Hôpital Saint-Camille - Bry-sur-Marne	St Camille	connecté
Val-de-Marne	Hôpital Henri Mondor - Créteil	Henri Mondor	connecté
Val-de-Marne	Hôpital Bicêtre - Kremlin Bicêtre	Bicêtre	connecté
Val-de-Marne		Bicêtre Ped.	connecté
Val-de-Marne	Hôpital Privé Paul d'Egine - Champigny	HPPE	connecté
Val-de-Marne	Clinique de l'Orangerie - Le Perreux-sur-Marne		non connecté
Val-de-Marne	Clinique Pasteur - Vitry-sur-Seine		non connecté
Val-de-Marne	Hôpital privé de Thiais		non connecté

* Certains hôpitaux ont 2 services d'urgences, un adultes et un pédiatriques

A.2 Groupes syndromiques utilisés par le CERVEAU

Groupes syndromiques CERVEAU						19/06/2008
Libellé Famille	Libellé Groupe CERVEAU	Code Groupe	Code Sous-groupe	Libellé Sous-groupe CERVEAU	Code CIM 10	Libellé détaillé
ADDICTION	ADDICTION (Hors alcool)	ADD	ADD	Toxicomanie (hors alcool)	F11	Intox, toxicomanie, sd sevrage opiacés
ADDICTION	ADDICTION (Hors alcool)	ADD	ADD	Toxicomanie (hors alcool)	F12	Intox, toxicomanie, sd sevrage cannabis
ADDICTION	ADDICTION (Hors alcool)	ADD	ADD	Toxicomanie (hors alcool)	F13	Intox, toxicomanie, sd sevrage sédatifs
ADDICTION	ADDICTION (Hors alcool)	ADD	ADD	Toxicomanie (hors alcool)	F14	Intox, toxicomanie, sd sevrage cocaïne
ADDICTION	ADDICTION (Hors alcool)	ADD	ADD	Toxicomanie (hors alcool)	F15	Intox, toxicomanie, sd sevrage stimulants
ADDICTION	ADDICTION (Hors alcool)	ADD	ADD	Toxicomanie (hors alcool)	F16	Intox, toxicomanie, sd sevrage hallucinogène
ADDICTION	ADDICTION (Hors alcool)	ADD	ADD	Toxicomanie (hors alcool)	F18	Intox, toxicomanie, sd sevrage solvants
ADDICTION	ADDICTION (Hors alcool)	ADD	ADD	Toxicomanie (hors alcool)	F19	Intox, toxicomanie, sd sevrage SP
ADDICTION	ADDICTION (Hors alcool)	ADD	ADD	Toxicomanie (hors alcool)	Z036	Mise en observation pour suspicion d'effet toxique de substances
ADDICTION	ALCOOL	ALC	ALCA	Alcool aigu	F100	Ivresse
ADDICTION	ALCOOL	ALC	ALCC	Alcool	F101	Abus d'alcool sans dépendance
ADDICTION	ALCOOL	ALC	ALCC	Alcool	F102	Ethylisme chronique, Alcoolisme, Dépendance
ADDICTION	ALCOOL	ALC	ALCC	Alcool	F103	Syndrome de sevrage
ADDICTION	ALCOOL	ALC	ALCC	Alcool	F104	Syndrome de sevrage avec DT
ADDICTION	ALCOOL	ALC	ALCC	Alcool	F105	Trouble psychotique lié à l'utilisation d'alcool
ADDICTION	ALCOOL	ALC	ALCC	Alcool	F106	Syndrome amnésique
ADDICTION	ALCOOL	ALC	ALCC	Alcool	F107	Trouble résiduel ou psychotique de survenue tardive
ADDICTION	ALCOOL	ALC	ALCC	Alcool	F108	Autres troubles mentaux liés à l'utilisation d'alcool
ADDICTION	ALCOOL	ALC	ALCC	Alcool	F109	Troubles mentaux liés à l'utilisation d'alcool SP
ADDICTION	ALCOOL	ALC	ALCC	Alcool	Z502	Demande de sevrage alcool
CARDIOLOGIE	ARRÊT CARDIO-RESPIRATOIRE	ACR	ACR		I46	Arrêt cardio-respiratoire
CARDIOLOGIE	ARRÊT CARDIO-RESPIRATOIRE	ACR	ACR		R092	Arrêt respiratoire
CARDIOLOGIE	INSUFFISANCE CARDIAQUE	ICA	ICA		I50	Insuffisance cardiaque
CARDIOLOGIE	INSUFFISANCE CARDIAQUE	ICA	ICA		J81	Oedème pulmonaire SP
CARDIOLOGIE	TROUBLE RYTHME CONDUCTION	TRC	TRC		I44	BAV
CARDIOLOGIE	TROUBLE RYTHME CONDUCTION	TRC	TRC		I45	Tr.conduction autre, Bloc sino-auriculaire, WPW
CARDIOLOGIE	TROUBLE RYTHME CONDUCTION	TRC	TRC		I47	Tachycardie paroxystique,TSVP, TV
CARDIOLOGIE	TROUBLE RYTHME CONDUCTION	TRC	TRC		I48	Fibrillation Flutter auriculaire
CARDIOLOGIE	TROUBLE RYTHME CONDUCTION	TRC	TRC		I49	Tr. rythme SP
CARDIOLOGIE	TROUBLE RYTHME CONDUCTION	TRC	TRC		R00	Palpitations, sensation de trouble du rythme
CARDIOLOGIE	DOULEUR THORACIQUE, SCA	DT	DTHO	Douleur thoracique	R072	Douleur précordiale
CARDIOLOGIE	DOULEUR THORACIQUE, SCA	DT	DTHO	Douleur thoracique	R073	Autres douleurs thoraciques
CARDIOLOGIE	DOULEUR THORACIQUE, SCA	DT	DTHO	Douleur thoracique	R074	Douleur thoracique, sans précision
CARDIOLOGIE	DOULEUR THORACIQUE, SCA	DT	DTSCA	Syndrome coronaire aigu	I20	Angor
CARDIOLOGIE	DOULEUR THORACIQUE, SCA	DT	DTSCA	Syndrome coronaire aigu	I21	Infarctus myocardique aigu
CARDIOLOGIE	DOULEUR THORACIQUE, SCA	DT	DTSCA	Syndrome coronaire aigu	I22	Infarctus myocardique récidive
CARDIOLOGIE	DOULEUR THORACIQUE, SCA	DT	DTSCA	Syndrome coronaire aigu	I23	Complications récentes d'un IDM
CARDIOLOGIE	DOULEUR THORACIQUE, SCA	DT	DTSCA	Syndrome coronaire aigu	I24	Autres cardiopathies isch aiguës, Dressler
CARDIOLOGIE	PATHOLOGIE AORTIQUE	AO	DISAO		I71	Dissection, anévrisme aortique
CARDIOLOGIE	PATHOLOGIES ARTERIELLES	ART	ARTERES		I72	Anévrismes artériels
CARDIOLOGIE	PATHOLOGIES ARTERIELLES	ART	ARTERES		I73	Autres maladies vasculaires périphériques
CARDIOLOGIE	PATHOLOGIES ARTERIELLES	ART	ARTERES		I74	Embolie et thrombose artérielles
CARDIOLOGIE	PATHOLOGIES ARTERIELLES	ART	ARTERES		I77	Artérite, sténose artérielle
CARDIOLOGIE	HTA simple	HTA	HTAS	HTA simple	I10	Hypertension essentielle (primitive)
CARDIOLOGIE	HTA simple	HTA	HTAS	HTA simple	I15	Hypertension secondaire
CARDIOLOGIE	HTA simple	HTA	HTAS	HTA simple	R030	TA élevée
CARDIOLOGIE	HTA compliquée	HTA	HTAC	HTA compliquée	I11	Cardiopathie hypertensive
CARDIOLOGIE	HTA compliquée	HTA	HTAC	HTA compliquée	I12	Néphropathie hypertensive
CARDIOLOGIE	HTA compliquée	HTA	HTAC	HTA compliquée	I13	Cardio-néphropathie hypertensive
CARDIOLOGIE	HTA compliquée	HTA	HTAC	HTA compliquée	I674	Encéphalopathie HTA
CARDIOLOGIE	CARDIOPATHIE AUTRE	CAR	CARI	Cardiopathie ischémique	I25	Cardiopathie ischémique, IDM ancien
CARDIOLOGIE	CARDIOPATHIE AUTRE	CAR	CARV	Cardiopathie valvulaire	I33	Endocardite aiguë et subaiguë
CARDIOLOGIE	CARDIOPATHIE AUTRE	CAR	CARV	Cardiopathie valvulaire	I05	Maladies rhumatismales de la valvule mitrale
CARDIOLOGIE	CARDIOPATHIE AUTRE	CAR	CARV	Cardiopathie valvulaire	I06	Maladies rhumatismales de la valvule aortique
CARDIOLOGIE	CARDIOPATHIE AUTRE	CAR	CARV	Cardiopathie valvulaire	I07	Maladies rhumatismales de la valvule tricuspide
CARDIOLOGIE	CARDIOPATHIE AUTRE	CAR	CARV	Cardiopathie valvulaire	I08	Maladies de plusieurs valvules (rhumatismales)
CARDIOLOGIE	CARDIOPATHIE AUTRE	CAR	CARV	Cardiopathie valvulaire	I34	Atteintes non rhumatismales valve mitrale
CARDIOLOGIE	CARDIOPATHIE AUTRE	CAR	CARV	Cardiopathie valvulaire	I35	Atteintes non rhumatismales valve aortique
CARDIOLOGIE	CARDIOPATHIE AUTRE	CAR	CARV	Cardiopathie valvulaire	I36	Atteintes non rhumatismales valve tricuspide
CARDIOLOGIE	CARDIOPATHIE AUTRE	CAR	CARV	Cardiopathie valvulaire	I37	Atteintes valve pulmonaire (non rhumatismale)
CARDIOLOGIE	CARDIOPATHIE AUTRE	CAR	CARA	Cardiopathie autre	I09	Autres cardiopathies rhumatismales
CARDIOLOGIE	CARDIOPATHIE AUTRE	CAR	CARA	Cardiopathie autre	I42	Mycardiopathie
CARDIOLOGIE	CARDIOPATHIE AUTRE	CAR	CARA	Cardiopathie autre	I43	Mycardiopathie au cours de maladies
CARDIOLOGIE	CARDIOPATHIE AUTRE	CAR	CARA	Cardiopathie autre	I51	Cardiopathies mal définies
CARDIOLOGIE	CARDIOPATHIE AUTRE	CAR	CARA	Cardiopathie autre	I52	Autres cardiopathies au cours de maladies
CARDIOLOGIE	PERICARDITE, MYOCARDITE	PER	PER		I30	Péricardite aiguë
CARDIOLOGIE	PERICARDITE, MYOCARDITE	PER	PER		I31	Hémopéricarde, tamponnade
CARDIOLOGIE	PERICARDITE, MYOCARDITE	PER	PER		I32	Péricardite au cours de maladies
CARDIOLOGIE	PERICARDITE, MYOCARDITE	PER	PER		I40	Myocardite aiguë
CARDIOLOGIE	PHLEBITE, EMBOLIE PULMONAIRE	PEP	PEP		I26	Embolie pulmonaire
CARDIOLOGIE	PHLEBITE, EMBOLIE PULMONAIRE	PEP	PEP		I80	Phlébite
CARDIOLOGIE	PHLEBITE, EMBOLIE PULMONAIRE	PEP	PEP		I82	Autres embolies et thromboses veineuses
CARDIOLOGIE	PHLEBITE, EMBOLIE PULMONAIRE	PEP	PEP		I83	Varices des membres inférieurs
CARDIOLOGIE	HYPOTENSION-HYPOVOLEMIE	HYP	HYPOTA	Hypotension, état de choc	I95	Hypotension
CARDIOLOGIE	HYPOTENSION-HYPOVOLEMIE	HYP	HYPOTA	Hypotension, état de choc	R031	TA basse
CARDIOLOGIE	HYPOTENSION-HYPOVOLEMIE	HYP	HYPOTA	Hypotension, état de choc	R57	Etat de Choc
CARDIOLOGIE	HYPOTENSION-HYPOVOLEMIE	HYP	HYPDES	Déshydratation, hypovolémie	E86	Déshydratation, hypovolémie
DERMATOLOGIE	DERMATO INFECTION	DEI	DEI		A46	Erysipèle
DERMATOLOGIE	DERMATO INFECTION	DEI	DEI		L01	Impétigo
DERMATOLOGIE	DERMATO INFECTION	DEI	DEI		L02	Abcès cutané, furoncle et anthrax
DERMATOLOGIE	DERMATO INFECTION	DEI	DEI		L03	Phlegmon
DERMATOLOGIE	DERMATO INFECTION	DEI	DEI		L04	Lymphadénite aiguë
DERMATOLOGIE	DERMATO INFECTION	DEI	DEI		L05	Sinus pilonidal
DERMATOLOGIE	DERMATO INFECTION	DEI	DEI		L08	Autres infections peau et sous-cutanée
DERMATOLOGIE	DERMATO AUTRE	DEA	DEA		B85	Parasitose cutanée
DERMATOLOGIE	DERMATO AUTRE	DEA	DEA		B86	Parasitose cutanée
DERMATOLOGIE	DERMATO AUTRE	DEA	DEA		L10	Pemphigus
DERMATOLOGIE	DERMATO AUTRE	DEA	DEA		L13	Autres dermatoses bulleuses
DERMATOLOGIE	DERMATO AUTRE	DEA	DEA		L20	Dermite atopique
DERMATOLOGIE	DERMATO AUTRE	DEA	DEA		L23	Dermite allergique de contact
DERMATOLOGIE	DERMATO AUTRE	DEA	DEA		L24	Dermite irritante de contact
DERMATOLOGIE	DERMATO AUTRE	DEA	DEA		L25	Dermite de contact, sans précision
DERMATOLOGIE	DERMATO AUTRE	DEA	DEA		L27	Dermite due à des substances prises par voie interne
DERMATOLOGIE	DERMATO AUTRE	DEA	DEA		L29	Prurit
DERMATOLOGIE	DERMATO AUTRE	DEA	DEA		L30	Autres dermatites
DERMATOLOGIE	DERMATO AUTRE	DEA	DEA		L51	Erythème polymorphe, Lyell
DERMATOLOGIE	DERMATO AUTRE	DEA	DEA		R21	Eruption, rash cutané
DERMATOLOGIE	DERMATO CANCER	DEC	DERCAN	Cancer Dermato	C43	Mélanome malin de la peau
DERMATOLOGIE	DERMATO CANCER	DEC	DERCAN	Cancer Dermato	C44	Autres tumeurs malignes de la peau
ENDOCRINO METAB	TROUBLE METABOLIQUE	TMB	TMBNA	Dysnatrémie	E870	Hypernatrémie
ENDOCRINO METAB	TROUBLE METABOLIQUE	TMB	TMBNA	Dysnatrémie	E871	Hyponatrémie
ENDOCRINO METAB	TROUBLE METABOLIQUE	TMB	TMBAUT	Autres troubles métaboliques	E872	Acidose
ENDOCRINO METAB	TROUBLE METABOLIQUE	TMB	TMBAUT	Autres troubles métaboliques	E873	Alcalose
ENDOCRINO METAB	TROUBLE METABOLIQUE	TMB	TMBAUT	Autres troubles métaboliques	E874	Anomalie mixte de l'équilibre acido-basique
ENDOCRINO METAB	TROUBLE METABOLIQUE	TMB	TMBAUT	Autres troubles métaboliques	E875	Hyperkaliémie

Groupes syndromiques CERVEAU						19/06/2008
Libellé Famille	Libellé Groupe CERVEAU	Code Groupe	Code Sous-groupe	Libellé Sous-groupe CERVEAU	Code CIM 10	Libellé détaillé
ORL	ORL INFECTION	IFO	IFO O	Otite	H60	Otite externe
ORL	ORL INFECTION	IFO	IFO O	Otite	H65	Otite moyenne séreuse
ORL	ORL INFECTION	IFO	IFO O	Otite	H66	Otite moyenne suppurée
ORL	ORL INFECTION	IFO	IFO O	Otite	H67	Otite autre
ORL	ORL INFECTION	IFO	IFO O	Otite	H70	Mastoidite
ORL	ORL INFECTION	IFO	IFO O	Otite	H92	Otalgie, otorrhée, otorragie
ORL	ORL INFECTION	IFO	IFO R	Rhinopharyngite	J00	Rhinopharyngites
ORL	ORL INFECTION	IFO	IFO R	Rhinopharyngite	J31	Rhinite, rhinopharyngite et pharyngite chroniques
ORL	ORL INFECTION	IFO	IFO L	Sinusite	J01	Sinusite aigüe
ORL	ORL INFECTION	IFO	IFO L	Sinusite	J32	Sinusite chronique
ORL	ORL INFECTION	IFO	IFO L	Laryngite	J74	Laryngite et trachéite aigües
ORL	ORL INFECTION	IFO	IFO L	Laryngite	J05	Laryngite obstructive aigüe [croup] et épiglottite aigüe
ORL	ORL INFECTION	IFO	IFO L	Laryngite	J06	Infections aigües des voies respiratoires sup SP
ORL	ORL INFECTION	IFO	IFO L	Laryngite	J38	Maladies des cordes vocales et du larynx autres
ORL	ORL INFECTION	IFO	IFO A	Angine	J02	Pharyngite aigüe
ORL	ORL INFECTION	IFO	IFO A	Angine	J03	Amygdalite aigüe
ORL	ORL INFECTION	IFO	IFO A	Angine	J36	Angine phlegmoneuse, abcès
ORL	ORL AUTRE	ORA	ORA		R040	Epistaxis
ORL	ORL AUTRE	ORA	ORA		T70	Barotraumatisme de l'oreille
ORL	ORL AUTRE	ORA	ORA		H72	Perforation du tympan
ORL	ORL AUTRE	ORA	ORA		H833	Conséquences du bruit sur l'oreille interne
ORL	ORL AUTRE	ORA	ORA		H91	Surdité
ORL	ORL AUTRE	ORA	ORA		H93	Autre affection oreille et nerf auditif, acouphènes
ORL	ORL CANCER	ORCAN	ORCAN	Cancer ORL	C02	Tumeur maligne de la larynx
ORL	ORL CANCER	ORCAN	ORCAN	Cancer ORL	C06	Tumeur maligne de la bouche
ORL	ORL CANCER	ORCAN	ORCAN	Cancer ORL	C10	Tumeur maligne de l'oropharynx
ORL	ORL CANCER	ORCAN	ORCAN	Cancer ORL	C32	Tumeur maligne du larynx
ORL	ORL CANCER	ORCAN	ORCAN	Cancer ORL	D37	Tumeur de la cavité buccale
ORL	ORL CANCER	ORCAN	ORCAN	Cancer ORL	D38	Tumeur de l'oreille moyenne et larynx
STOMATO	STOMATOLOGIE	STO	STOODO	ODONTO	K01	Dents incluses et enclavées
STOMATO	STOMATOLOGIE	STO	STOODO	ODONTO	K02	Caries dentaires
STOMATO	STOMATOLOGIE	STO	STOODO	ODONTO	K03	Autres maladies des tissus dentaires durs
STOMATO	STOMATOLOGIE	STO	STOODO	ODONTO	K04	Maladies de la pulpe et des tissus périapicaux
STOMATO	STOMATOLOGIE	STO	STOODO	ODONTO	K05	Gingivite et maladies périodontales
STOMATO	STOMATOLOGIE	STO	STOODO	ODONTO	K08	Autres affections des dents et du parodontite
STOMATO	STOMATOLOGIE	STO	STOOUT	STOMATO AUTRE	K09	Kystes de la région buccale, non classés ailleurs
STOMATO	STOMATOLOGIE	STO	STOOUT	STOMATO AUTRE	K11	Maladies des glandes salivaires
STOMATO	STOMATOLOGIE	STO	STOOUT	STOMATO AUTRE	K12	Stomatites et affections apparentées
STOMATO	STOMATOLOGIE	STO	STOOUT	STOMATO AUTRE	K13	Autres maladies des lèvres et de la muqueuse buccale
STOMATO	STOMATOLOGIE	STO	STOOUT	STOMATO AUTRE	K14	Maladies de la langue
PATH. CIRCONSTANCIELLE	ALLERGIE	ALL	ALL		L50	Urticaire
PATH. CIRCONSTANCIELLE	ALLERGIE	ALL	ALL		J30	Rhinite allergique et vasomotrice
PATH. CIRCONSTANCIELLE	ALLERGIE	ALL	ALL		T780	Choc anaphylactique dû à une intolérance alimentaire
PATH. CIRCONSTANCIELLE	ALLERGIE	ALL	ALL		T782	Choc anaphylactique, sans précision
PATH. CIRCONSTANCIELLE	ALLERGIE	ALL	ALL		T783	Oedème anioneurolitique
PATH. CIRCONSTANCIELLE	ALLERGIE	ALL	ALL		T784	Allergie, sans précision
PATH. CIRCONSTANCIELLE	NOYADE	NOY	NOY		T751	Noyade et submersion non mortelle
PATH. CIRCONSTANCIELLE	NOYADE	NOY	NOY		W65	Noyade dans une baignoire
PATH. CIRCONSTANCIELLE	NOYADE	NOY	NOY		W74	Noyade SP
PATH. CIRCONSTANCIELLE	NOYADE	NOY	NOY		Y21	Noyade, intention non déterminée
PATH. CIRCONSTANCIELLE	CHALEUR	CHA	CHAHYP	Hyperthermie	T67	Coup de chaleur, insolation
PATH. CIRCONSTANCIELLE	CHALEUR	CHA	CHAHYP	Hyperthermie	X30	Exposition à une chaleur excessive
PATH. CIRCONSTANCIELLE	CHALEUR	CHA	CHACS0	Coup de soleil	L55	Coup de soleil
PATH. CIRCONSTANCIELLE	HYPOTHERMIE	HYP	HYPOTH	Hypothermie	T68	Hypothermie
PATH. CIRCONSTANCIELLE	HYPOTHERMIE	HYP	HYPGEL	Gelure	T33	Gelure superficielle
PATH. CIRCONSTANCIELLE	HYPOTHERMIE	HYP	HYPGEL	Gelure	T34	Gelure avec nécrose des tissus
PATH. CIRCONSTANCIELLE	HYPOTHERMIE	HYP	HYPGEL	Gelure	T35	Gelure de parties multiples du corps et sans précision
PATH. CIRCONSTANCIELLE	HYPOTHERMIE	HYP	HYPGEL	Gelure	T69	Autres effets d'une baisse de la température
PATH. CIRCONSTANCIELLE	PIQURE ARTHROPODES	PQA	PQA		T63	piqûre arthropodes
PATH. CIRCONSTANCIELLE	PIQURE ARTHROPODES	PQA	PQA		W57	piqûre arthropodes
PATH. CIRCONSTANCIELLE	PIQURE ARTHROPODES	PQA	PQA		X20	piqûre arthropodes
PATH. CIRCONSTANCIELLE	PIQURE ARTHROPODES	PQA	PQA		X21	piqûre arthropodes
PATH. CIRCONSTANCIELLE	PIQURE ARTHROPODES	PQA	PQA		X22	piqûre arthropodes
PATH. CIRCONSTANCIELLE	PIQURE ARTHROPODES	PQA	PQA		X23	piqûre arthropodes
PATH. CIRCONSTANCIELLE	PIQURE ARTHROPODES	PQA	PQA		X24	piqûre arthropodes
PATH. CIRCONSTANCIELLE	PIQURE ARTHROPODES	PQA	PQA		X25	piqûre arthropodes
PATH. CIRCONSTANCIELLE	PIQURE ARTHROPODES	PQA	PQA		X26	piqûre arthropodes
PATH. CIRCONSTANCIELLE	PIQURE ARTHROPODES	PQA	PQA		X27	piqûre arthropodes
PATH. CIRCONSTANCIELLE	PIQURE ARTHROPODES	PQA	PQA		X28	piqûre arthropodes
PATH. CIRCONSTANCIELLE	PIQURE ARTHROPODES	PQA	PQA		X29	piqûre arthropodes
PNEUMOLOGIE	ASTHME	AST	AST		J45	asthme
PNEUMOLOGIE	ASTHME	AST	AST		J46	état de mal asthmatique
PNEUMOLOGIE	BRONCHIOLE	BRO	BRO		J21	Bronchiolite
PNEUMOLOGIE	BRONCHITE	BR	BRA	Bronchite aigüe	J20	Bronchite aigüe
PNEUMOLOGIE	BRONCHITE	BR	BRA	Bronchite aigüe	J22	Infection aigüe des voies resp inf SP
PNEUMOLOGIE	BRONCHITE	BR	BRA	Bronchite aigüe	J440	BPCO avec infection aigüe voies resp inf
PNEUMOLOGIE	BRONCHITE	BR	BRA	Bronchite aigüe	J441	BPCO avec épisodes aigus
PNEUMOLOGIE	BRONCHITE	BR	BRC	Bronchite chronique	J41	Bronchite chronique simple
PNEUMOLOGIE	BRONCHITE	BR	BRC	Bronchite chronique	J42	Bronchite chronique SP
PNEUMOLOGIE	BRONCHITE	BR	BRC	Bronchite chronique	J448	Maladie pulmonaire obstructive chronique
PNEUMOLOGIE	BRONCHITE	BR	BRC	Bronchite chronique	J449	Maladie pulmonaire obstructive chronique
PNEUMOLOGIE	INSUFFISANCE RESPIRATOIRE	IRE	IRC	Insuffisance respiratoire chronique	J961	Insuffisance respiratoire chronique ou SP
PNEUMOLOGIE	INSUFFISANCE RESPIRATOIRE	IRE	IRC	Insuffisance respiratoire chronique	J969	Insuffisance respiratoire chronique ou SP
PNEUMOLOGIE	INSUFFISANCE RESPIRATOIRE	IRE	IRA	Insuffisance respiratoire aigüe	J80	Oedème pulmonaire lésionnel ou SDRA
PNEUMOLOGIE	INSUFFISANCE RESPIRATOIRE	IRE	IRA	Insuffisance respiratoire aigüe	J960	Insuffisance resp aigüe ou détresse resp
PNEUMOLOGIE	PNEUMOPATHIE INFECTIEUSE	PNI	PNI		J12	pneumopathie virale
PNEUMOLOGIE	PNEUMOPATHIE INFECTIEUSE	PNI	PNI		J13	pneumopathie Pneumo
PNEUMOLOGIE	PNEUMOPATHIE INFECTIEUSE	PNI	PNI		J14	pneumopathie Haemophilus
PNEUMOLOGIE	PNEUMOPATHIE INFECTIEUSE	PNI	PNI		J15	pneumopathie bactérienne
PNEUMOLOGIE	PNEUMOPATHIE INFECTIEUSE	PNI	PNI		J16	pneumopathie autre agent inf
PNEUMOLOGIE	PNEUMOPATHIE INFECTIEUSE	PNI	PNI		J17	pneumopathie lors de path infectieuse
PNEUMOLOGIE	PNEUMOPATHIE INFECTIEUSE	PNI	PNI		J18	pneumopathie infectieuse SP
PNEUMOLOGIE	PNEUMOPATHIE INFECTIEUSE	PNT	PNT	Tuberculose pulmonaire	A15	Tuberculose pulmonaire, avec confirmation bactériologique
PNEUMOLOGIE	PNEUMOPATHIE INFECTIEUSE	PNT	PNT	Tuberculose pulmonaire	A16	Tuberculose pulmonaire, sans confirmation bactériologique
PNEUMOLOGIE	PNEUMOPATHIE AUTRE	PNE	PNE		J690	pneumopathie d'inhalation
PNEUMOLOGIE	PNEUMOPATHIE AUTRE	PNE	PNE		J68	affection resp/ inhalation gaz, fumée, tox
PNEUMOLOGIE	PNEUMOPATHIE AUTRE	PNE	PNE		J84	pneumopathies interstitielles
PNEUMOLOGIE	SIGNES RESPIRATOIRES	SRE	SRE		R060	Dyspnée
PNEUMOLOGIE	SIGNES RESPIRATOIRES	SRE	SRE		R05	Toux
PNEUMOLOGIE	SIGNES RESPIRATOIRES	SRE	SRE		R071	Douleur thoracique respiratoire
PNEUMOLOGIE	SIGNES RESPIRATOIRES	SRE	SRE		R042	Hémoptysie
PNEUMOLOGIE	PNEUMO CANCER	PNC	PNCAN	Cancer Pneumo	C34	Tumeur maligne des bronches et du poumon
PNEUMOLOGIE	PNEUMO CANCER	PNC	PNCAN	Cancer Pneumo	Z85.1	ATCD tum. maligne broncho-pulm.
PNEUMOLOGIE	PNEUMO CANCER	PNC	PNCAN	Cancer Pneumo	Z85.2	ATCD tum. maligne intra-thoracique autre
PSYCHIATRIE	TROUBLES PSYCHIATRIQUES	PSY	PSYCHO	Psychose	F20	Schizophrénie

A.3 Corrélation entre les indicateurs environnementaux utilisés dans les modèles

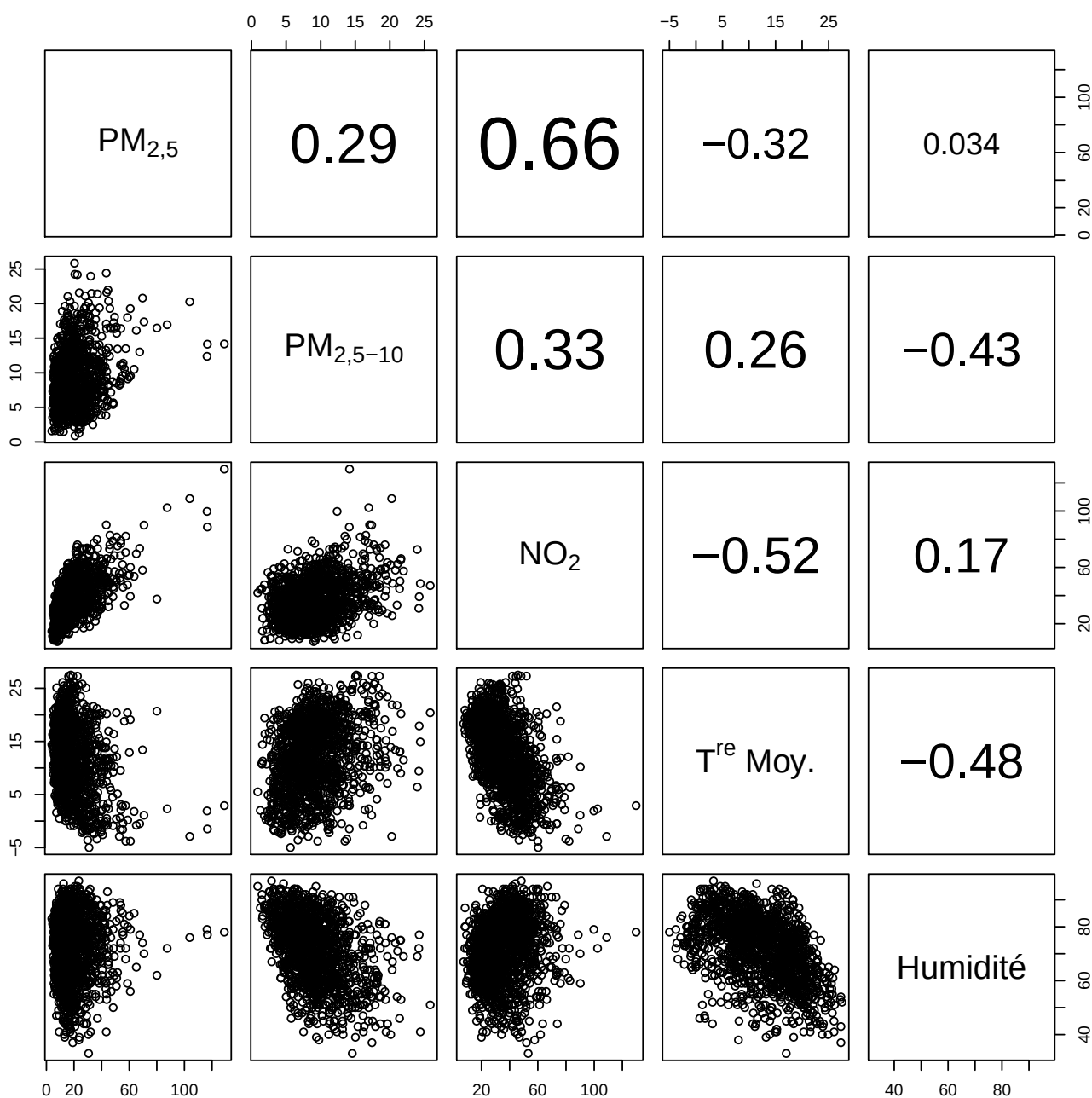


Figure A.1: Corrélation entre les indicateurs environnementaux utilisés dans les modèles.

Guide de lecture : La case en bas à gauche représente les taux quotidiens d'humidité relative en fonction de l'indicateur journalier de concentrations en PM_{2,5}. La case en haut à droite donne le coefficient de corrélation entre ces deux séries.

