



Utilisation des données de micro-capteurs pour la modélisation et la cartographie de la qualité de l'air

**Laboratoire Central de Surveillance
de la Qualité de l’Air**

**UTILISATION DES DONNEES DE MICRO-CAPTEURS
POUR LA MODELISATION ET LA CARTOGRAPHIE DE LA
QUALITE DE L’AIR**

Alicia Gressent, Laure Malherbe (INERIS)

Novembre 2019

Nom de la Direction en charge du rapport : DRC

Rédaction : GRESSENT Alicia -MALHERBE LAURE

Vérification : COLETTE AUGUSTIN

Approbation : ROUIL LAURENCE

Date d’approbation : 20/07/2020



LE LABORATOIRE CENTRAL DE SURVEILLANCE DE LA QUALITÉ DE L'AIR

Le Laboratoire Central de Surveillance de la Qualité de l'Air est constitué des laboratoires de l'IMT Lille Douai, de l'INERIS et du LNE. Il mène depuis 1991 des études et des recherches à la demande du Ministère chargé de l'environnement, et en concertation avec les Associations Agréées de Surveillance de la Qualité de l'Air (AASQA). Ces travaux en matière de pollution atmosphérique ont été financés par la Direction Générale de l'Énergie et du Climat (bureau de la qualité de l'air) du Ministère chargé de l'Environnement. Ils sont réalisés avec le souci constant d'améliorer le dispositif de surveillance de la qualité de l'air en France en apportant un appui scientifique et technique au ministère et aux AASQA.

L'objectif principal du LCSQA est de participer à l'amélioration de la qualité des mesures effectuées dans l'air ambiant, depuis le prélèvement des échantillons jusqu'au traitement des données issues des mesures. Cette action est menée dans le cadre des réglementations nationales et européennes mais aussi dans un cadre plus prospectif destiné à fournir aux AASQA de nouveaux outils permettant d'anticiper les évolutions futures.

TABLE DES MATIÈRES

RÉSUMÉ	7
REMERCIEMENTS ET COLLABORATIONS.....	8
1. INTRODUCTION	9
1.1 Analyse bibliographique.....	10
1.2 Elaboration d'une méthodologie pour la cartographie de la qualité de l'air : exemple de fusion de données à Nantes	11
1.2.1 Données de micro-capteurs à Nantes	11
1.2.2 Prétraitement des données de micro-capteurs	14
1.2.3 Fusion de données	16
2. CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES	20
3. RÉFÉRENCES.....	21
4. GLOSSAIRE	22

RÉSUMÉ

Le présent rapport synthétise l'état d'avancement des travaux du LCSQA, qui s'inscrivent dans la feuille de route du GT micro-capteurs et de la CS modélisation, et portent sur l'utilisation des données de micro-capteurs pour la modélisation et la cartographie de la qualité de l'air. Elle s'appuie sur l'analyse bibliographique livrée en septembre 2018 et les récents développements réalisés en collaboration avec des AASQA, des startups et des laboratoires de recherche. Parmi les récents travaux de cartographie avec les données de micro-capteurs, deux catégories de méthodes susceptibles de se recouper ou d'être combinées émergent : les méthodes statistiques spécifiques (Land Use Regression, agrégation spatiale, et apprentissage statistique) et l'interpolation géostatistique par krigeage. Les développements du LCSQA s'appuient sur cette dernière (krigeage en dérive externe) pour fusionner les observations de micro-capteurs fixes et mobiles avec les données modélisées afin d'estimer des concentrations de polluants à l'échelle urbaine. L'approche est testée à Nantes à partir d'observations de PM_{10} fournies par AtmoTrack. Un prétraitement est réalisé sur les données brutes pour éliminer les valeurs aberrantes et corriger le biais sur la variation journalière des concentrations de fond. La variabilité et l'incertitude de mesure sont considérées dans le krigeage afin de pondérer l'importance des observations dans l'estimation.

Les micro-capteurs mobiles offrent une densité d'échantillonnage jamais atteinte par les moyens de mesure traditionnels. Une plus grande maîtrise des incertitudes de mesure apparaît comme une condition nécessaire pour en tirer le meilleur profit dans la cartographie de la qualité de l'air.

REMERCIEMENTS ET COLLABORATIONS

Nous remercions Air Pays de la Loire pour les échanges et pour les données de modélisations issues de leurs calculs du modèle ADMS-Urban ainsi que la société AtmoTrack pour nous avoir permis d'accéder librement à leurs données de micro-capteurs déployés dans l'agglomération Nantaise.

1. INTRODUCTION

L'usage des micro-capteurs en qualité de l'air connaît un essor particulièrement rapide en France et à l'international sous l'effet de développements technologiques récents, d'un intérêt accru pour l'information du public, et d'une dynamique porteuse dans un écosystème de startups et PME.

Des campagnes de mesures ont récemment eu lieu pour explorer le potentiel de ces nouveaux capteurs. En particulier, le LCSQA a réalisé, pour la première fois en 2018, une évaluation à l'échelle nationale des micro-capteurs en site fixe pour la surveillance de la qualité de l'air (<https://www.lcsqa.org/fr/actualite/evaluation-de-micro-capteurs-pour-la-qualite-de-lair>). D'autres campagnes réalisées en région par les AASQA ou à l'international ont consisté à déployer des capteurs fixes (installés sur des bâtiments, des lampadaires, des stations de référence) et/ou mobiles (embarqués sur des véhicules, des vélos ou portés par des piétons) permettant de mesurer les concentrations de polluants à très haute résolution spatiale et temporelle. En outre, de nombreux projets de sciences participatives ont également vu le jour en France et en Europe (par exemple Mobicit'Air - <http://www.mobicitair.fr/>, CitizenSense - <https://citizensense.net/>, Luftdaten - <https://luftdaten.info/fr/accueil/>, Ambasad'air - <https://www.airbreizh.asso.fr/le-projet-ambassadair/>, AirCasting - <http://aircasting.org/>). Les citoyens réalisent les mesures par eux-mêmes en suivant un protocole défini répondant aux objectifs du projet. En fonction de la mobilisation obtenue, le nombre de mesures collectées peut être très important. L'abondance des informations, même si elles sont de qualité moindre par rapport aux moyens traditionnels, offre de nouvelles possibilités de développement en modélisation et cartographie de la qualité de l'air à l'échelle urbaine.

Dans ce contexte florissant de mesure de polluants par les micro-capteurs, le LCSQA s'investit dans le développement précurseur d'une méthodologie de cartographie de la qualité de l'air intégrant ces observations. Cette activité s'inscrit dans les objectifs de la feuille de route du groupe de travail micro-capteurs et de la commission de suivi modélisation et est réalisée en étroite collaboration avec des AASQA, des laboratoires de recherche et des startups.

Les travaux LCSQA 2018 et 2019 sur cette thématique consistent à faire le lien entre les nouvelles données issues des mesures de micro-capteurs et les approches plus classiques de modélisation de la qualité de l'air. L'objectif final est de tirer le meilleur de ces micro-capteurs, malgré leurs incertitudes, pour contribuer à la surveillance de la qualité de l'air et à l'information du public, à l'évaluation de l'exposition individuelle ou encore à l'amélioration même de la modélisation et des inventaires d'émissions. Néanmoins, ces nouvelles mesures impliquent de nombreux défis à traiter tels que la gestion du changement rapide de position des capteurs (s'ils sont mobiles), la variabilité temporelle des observations, l'analyse de données hétérogènes, la représentativité spatiale et les incertitudes de mesures.

1.1 Analyse bibliographique

L'analyse bibliographique des travaux portant sur l'utilisation des données de micro-capteurs pour la modélisation et la cartographie de la qualité de l'air a constitué la première étape de travail. Cette note technique a été publiée sur le site du LCSQA en septembre 2018 (<https://www.lcsqa.org/fr/rapport/utilisation-des-donnees-de-micro-capteurs-en-modelisation-et-cartographie-de-la-qualite-de>). Elle vise à :

- Servir de support aux AASQA afin de mieux appréhender les efforts techniques à réaliser pour valoriser ces nouveaux jeux de données ;
- Orienter les développements méthodologiques du LCSQA.

La littérature scientifique récente montre que l'élaboration de cartographies à partir de données de micro-capteurs n'en est qu'à ses débuts. La plupart des estimations de la pollution de l'air obtenues à partir de ces données sont réalisées à l'échelle urbaine (du quartier à la ville dans son ensemble). Deux catégories de méthodes susceptibles de se recouper ou d'être combinées émergent : l'interpolation géostatistique par krigeage et les méthodes statistiques spécifiques (Land Use Regression, agrégation spatiale, et apprentissage statistique).

L'interpolation géostatistique par krigeage dont l'application est largement éprouvée pour la cartographie des polluants à partir des données de stations de référence (ou de campagnes par échantillonnage passif) est étendue ici aux données de micro-capteurs. En particulier, le krigeage universel avec dérive externe est appliqué, permettant de combiner des modélisations de la dispersion aux données d'observation des micro-capteurs. Dans ces travaux, la fusion de données est essentiellement réalisée à partir des données de micro-capteurs fixes.

Les approches statistiques et spécifiquement les modèles LUR (Land Use Regression) sont les plus généralement utilisés. Les LUR définissent une relation linéaire multiple entre les concentrations mesurées en de nombreux points et des variables caractéristiques de l'occupation du sol et de l'activité urbaine. D'autres méthodes statistiques d'apprentissage sont aussi utilisées et sont basées sur un historique de données de la qualité de l'air. Telles qu'elles sont appliquées à ce jour, ces autres méthodes présentent certaines limites (dépendance à un historique de données et propagation d'erreur) et leur performance n'a pas été encore clairement établie.

Les résultats associés à l'exploitation des données de micro-capteurs montrent le potentiel de l'utilisation de telles données pour améliorer les estimations de l'exposition jusqu'alors réalisées à partir de mesures de référence et de modèles de dispersion. Des travaux approfondis sont nécessaires pour rendre ces estimations plus précises et considérer des problématiques primordiales telles que :

- L'optimisation du déploiement des micro-capteurs ;
- La gestion de la représentativité spatiale des mesures ;
- Le traitement de données hétérogènes dans l'espace et dans le temps ;
- La gestion de l'incertitude inhérente de ces mesures qui est plus élevée que celle des sites fixes homologués.

Les travaux du LCSQA visent à proposer une approche technique pour produire des cartographies de polluants en exploitant le potentiel des mesures de micro-capteurs et en assurant un traitement adapté des défis mentionnés via l'élaboration d'une méthodologie robuste.

1.2 Elaboration d'une méthodologie pour la cartographie de la qualité de l'air : exemple de fusion de données à Nantes

Le LCSQA a pour mission de développer une méthode de cartographie à partir des données de micro-capteurs afin d'être appliquée en région par les AASQA. Un appel à participation a été lancé au printemps 2018 auprès des AASQA dans le cadre du GT micro-capteurs pour favoriser les échanges (de données, d'idées et de résultats) et permettre un développement concerté de l'approche. Les AASQA participantes fournissent des données modélisées (issues de simulations des modèles de dispersion) et des observations de micro-capteurs (collectées lors de campagnes de mesures en région). En outre, une collaboration avec la startup nantaise AtmoTrack a été instaurée. AtmoTrack équipe des flottes de voitures auto-école, d'ambulances et de véhicules de service, de micro-capteurs de particules (PM_{10} et $PM_{2.5}$) dans l'agglomération de Nantes. Les observations de ces micro-capteurs sont mises à la disposition du LCSQA, ce qui permet de tester l'approche de cartographie sur des données réelles.

1.2.1 Données de micro-capteurs à Nantes

La fusion de données est appliquée à Nantes en utilisant les observations de micro-capteurs fixes et mobiles de PM_{10} d'AtmoTrack. Les données de mesure fixe des stations du réseau d'Air Pays de la Loire (figure 1a), considérées comme mesures de référence, ne sont pas intégrées dans les cartographies mais servent à l'évaluation et la correction des données de micro-capteurs telles que décrites dans la section 1.2.2.

Les données du mois de novembre 2018 sont présentées par la figure 1. La startup a déployé 16 micro-capteurs fixes (figure 1b) principalement positionnés dans le centre-ville et 19 micro-capteurs mobiles (figure 1c) installés sur les toits de véhicules dont les trajectoires couvrent toute l'agglomération.

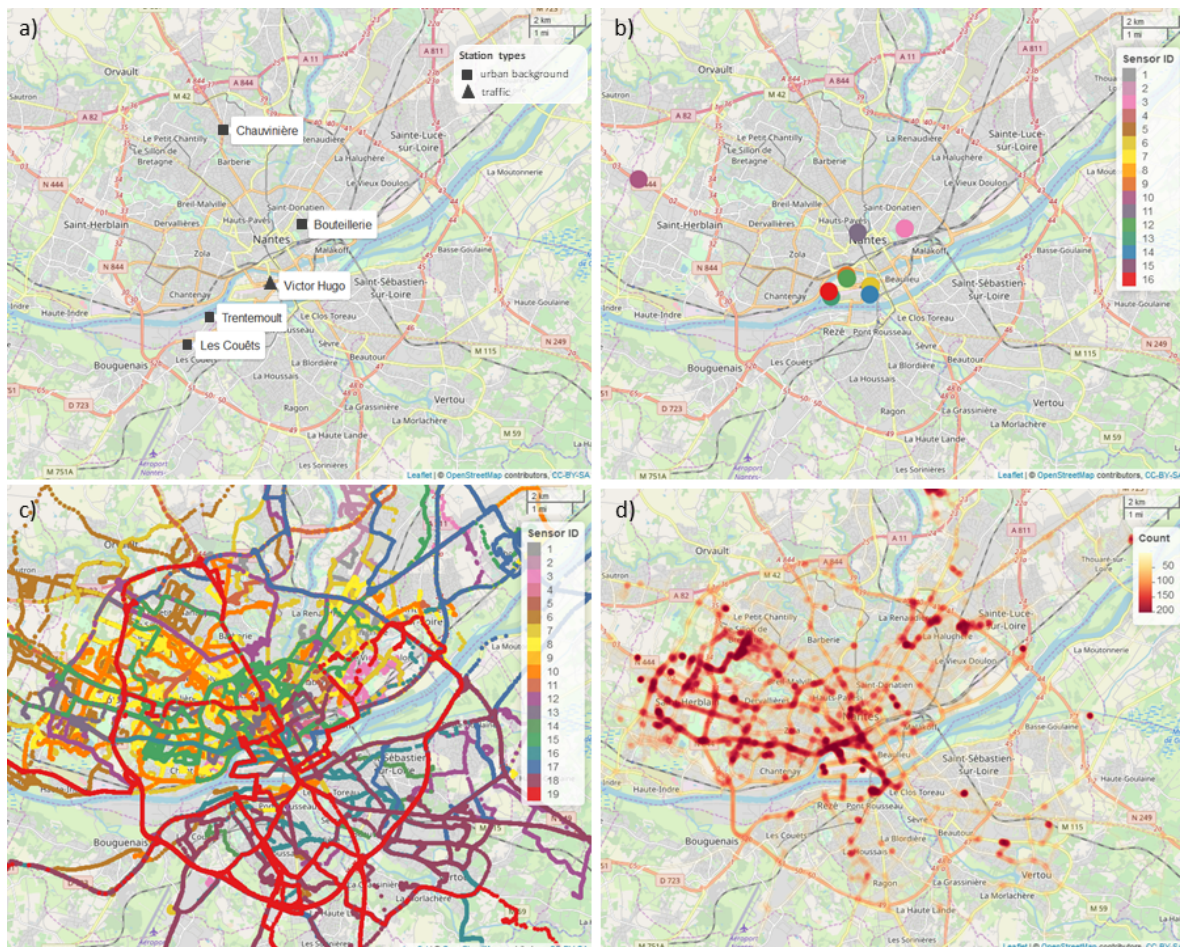


Figure 1 : Position des stations de références d’Air Pays de la Loire (a), position des micro-capteurs fixes d’AtmoTrack (b), trajectoires des micro-capteurs mobiles d’AtmoTrack (c) et densité des mesures des micro-capteurs fixes et mobiles d’AtmoTrack (d) en novembre 2018 à Nantes.

Il est important de noter que le plan d’échantillonnage est contraint par les horaires de circulation et les trajectoires des véhicules sur lesquels nous n’avons aucune influence. Ainsi, le centre et le nord-ouest de la ville montrent une plus forte densité de mesures (figure 1d), dépendante des itinéraires des voitures auto-école, des ambulances et véhicules de service.

Afin de visualiser le jeu de données dans son ensemble, les distributions des observations de PM_{10} et $PM_{2.5}$ des stations de référence, des micro-capteurs fixes et mobiles ont été comparées (figure 2). Les distributions des observations des micro-capteurs fixes et mobiles sont cohérentes. Néanmoins, et à la différence des observations de référence, deux modes sont remarquables dans ces distributions. Le premier mode pourrait être expliqué par la mesure inexacte des particules ultrafines (UF) par les micro-capteurs. Le second mode pourrait correspondre aux observations réelles, avec un décalage vers des valeurs plus fortes qui s’expliquerait par un effet de granulométrie (lié à la méthode de mesure du système). Concernant la densité temporelle d’échantillonnage des micro-capteurs fixes telle que représentée par les histogrammes (figure 2, panneaux du bas), elle apparaît comme satisfaisante et similaire à celle des stations de référence. Comme attendu, les micro-capteurs mobiles montrent une discontinuité temporelle de mesures du fait du support (voitures auto-école, ambulances, et véhicules de service) et le nombre de mesures augmente au cours de la période d’échantillonnage (mois de novembre 2018).

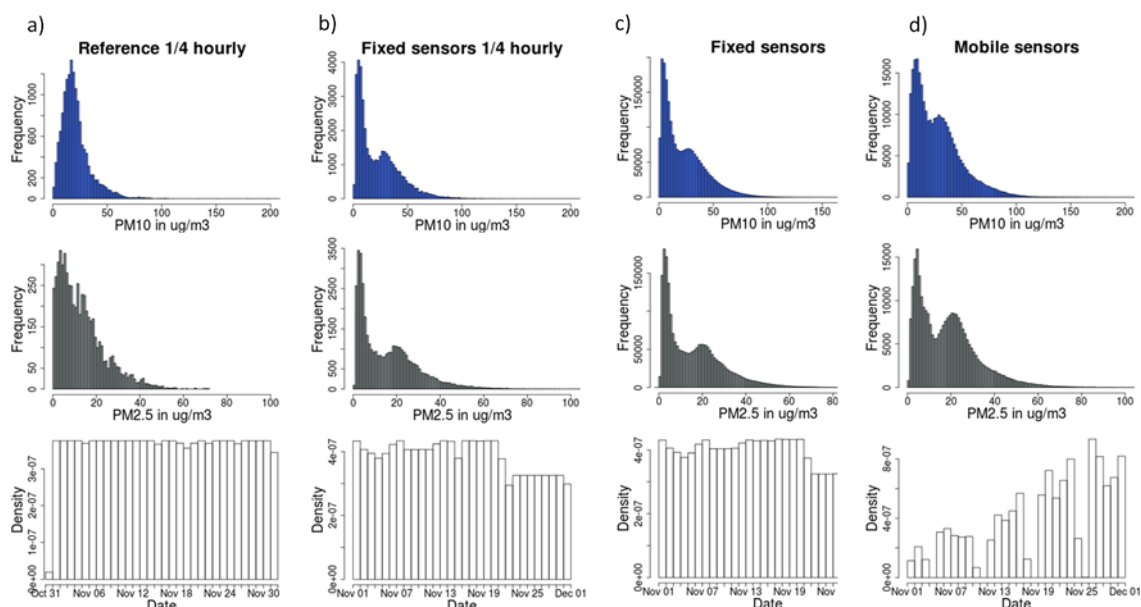


Figure 2 : Comparaison entre les observations aux stations de référence avec une résolution temporelle quart horaire (a), les observations des micro-capteurs fixes agrégées à une résolution temporelle quart horaire (b), les observations de micro-capteurs fixes avec la résolution temporelle initiale de 10s (c), et les observations de micro-capteurs mobiles avec une résolution temporelle de 10s. Cette comparaison s'applique au jeu de données brutes du mois de novembre 2018.

Parmi les micro-capteurs fixes, 3 répliques sont positionnés à proximité de la station Victor Hugo (station urbaine sous influence du trafic) et 3 autres sont installés à proximité de la station La Bouteillerie (station urbaine de fond). Afin de rendre compte de la performance des micro-capteurs fixes, la moyenne des 3 répliques est comparée aux mesures de chacune des stations correspondantes sur toute la période d'échantillonnage (figure 3). D'après les séries temporelles présentées dans la figure 3, il existe une bonne cohérence entre la moyenne des 3 répliques et les observations des stations de référence. Néanmoins, les micro-capteurs semblent surestimer les concentrations de PM par rapport à la référence. Par ailleurs, certaines variations (entre le 8 et le 13 novembre) enregistrées par les stations ne sont pas toujours mesurées par les micro-capteurs. Cela pourrait s'expliquer par un effet de la limite de détection des systèmes. On remarque que des événements de pollution sont mesurés uniquement par les micro-capteurs (15 novembre). Par ailleurs, un écart significatif est mesuré entre les PM_{10} et les $PM_{2.5}$ par les micro-capteurs (entre le 15 et le 23 novembre) et non pas par les stations de référence. Ceci peut être expliqué par l'existence d'un biais de mesure associé aux dispositifs.

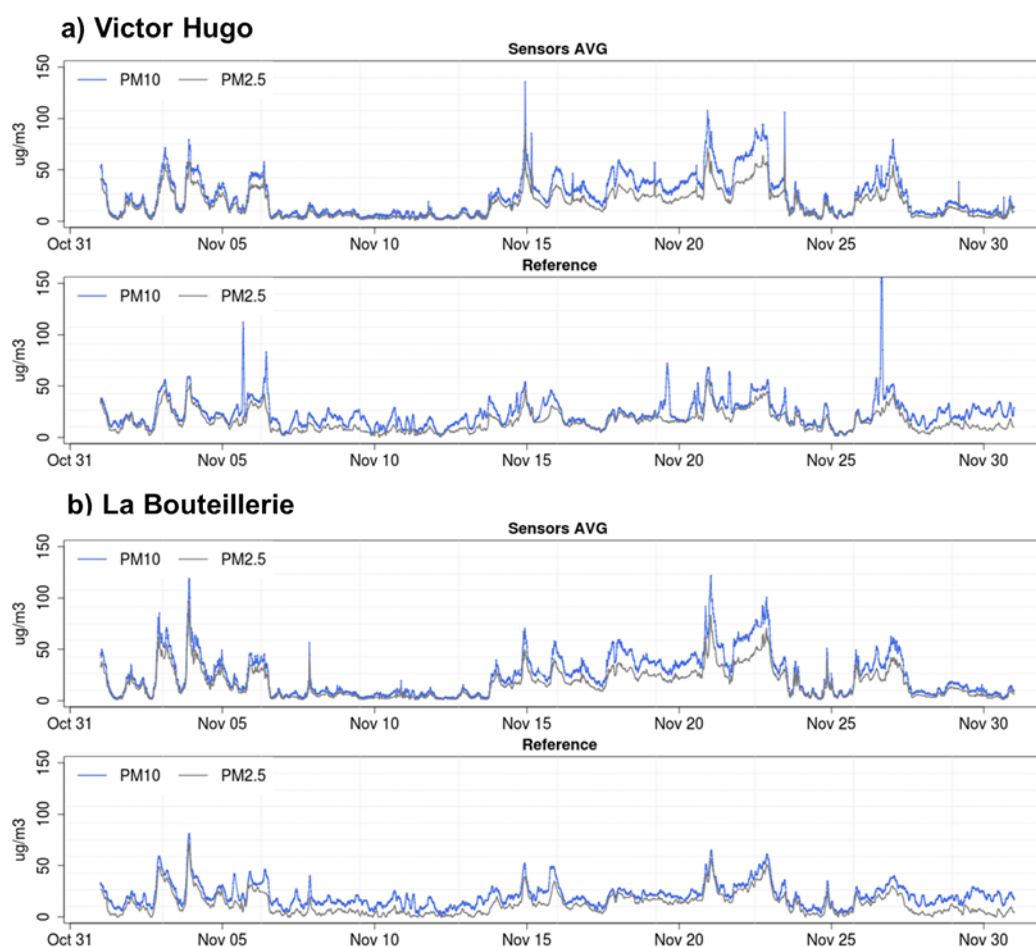


Figure 3 : Séries temporelles des observations de PM10 (en bleu) et PM2.5 (en gris) issues de la moyenne des observations des trois micro-capteurs positionnés à proximité de la station de référence (graphique du haut) et les mesures à la station de référence correspondante (graphique du bas), c'est à dire Victor Hugo (a) et la Bouteillerie (b).

Au vu des différences entre les observations de micro-capteurs et celles des stations de référence, un prétraitement des données de micro-capteurs a été réalisé avant d'utiliser ces dernières pour la cartographie de la qualité de l'air. La correction des données est présentée dans la section suivante.

1.2.2 Prétraitement des données de micro-capteurs

Le prétraitement des données brutes de micro-capteurs est composé de deux étapes. La première étape correspond à l'élimination des données dites peu fiables par l'application d'un seuil de concentration qui s'appuie sur le critère de répétabilité en-dessous duquel les données sont éliminées. Une période sans pollution (niveau de concentration en particules très bas) et de durée assez longue (au moins 30 minutes) est identifiée à partir des observations de référence (station Victor Hugo). Après l'extraction des données de micro-capteurs pour cette période, la répétabilité est calculée d'après Spinelle et al., 2013 :

$$S_r = \sqrt{\frac{\sum (R_i - \bar{R})^2}{N - 1}}$$

Avec R_i les mesures individuelles, R la réponse moyenne du micro-capteur, et N le nombre de mesures. Le seuil de répétabilité est déduit par la formule :

$$Rep = 2\sqrt{2S_r}$$

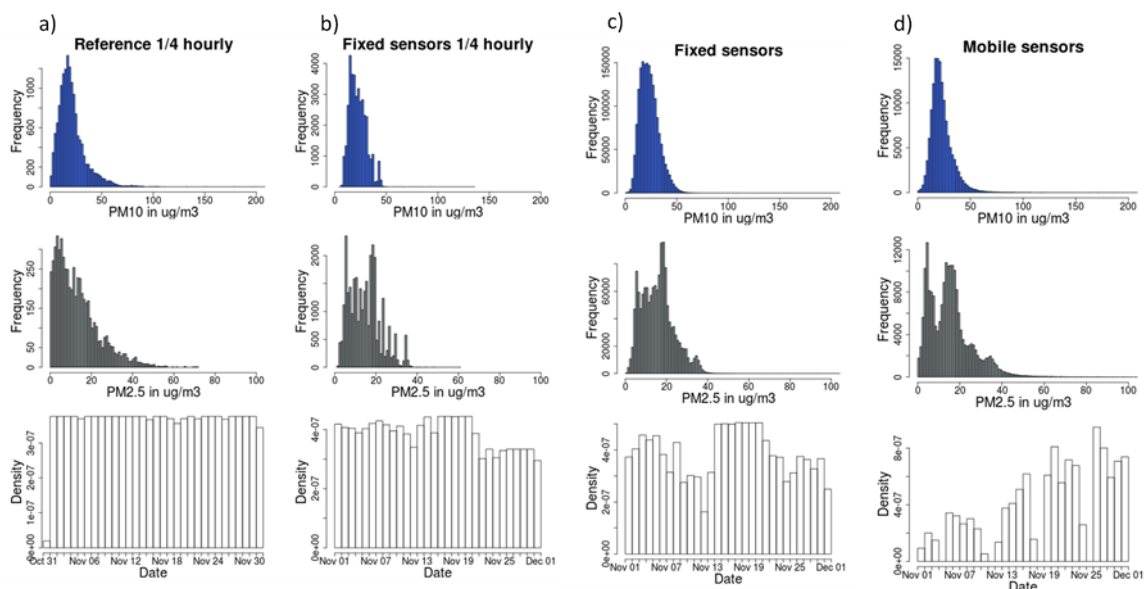
Le seuil de répétabilité est de $4 \mu\text{g}/\text{m}^3$ pour les PM_{10} et $2 \mu\text{g}/\text{m}^3$ pour les $\text{PM}_{2.5}$. Ceci implique l'élimination de 6,5% des données de micro-capteurs mobiles et 14% des données de capteurs fixes à partir du jeu de données initial¹.

La seconde étape est consacrée à la correction de la variation journalière du fond. La valeur corrigée est obtenue à partir de la relation suivante :

$$C_r = C_i - (Fond_{\mu\text{capteurs}} - Fond_{\text{référence}})$$

Avec C_r la valeur de concentration corrigée, C_i la valeur de concentration initiale, $Fond_{\mu\text{capteurs}}$ le fond associé aux mesures en mobilité et $Fond_{\text{référence}}$ le fond associé aux mesures de référence. $Fond_{\mu\text{capteurs}}$ correspond à la médiane sur une fenêtre glissante de 15 minutes d'un run continu de mesures en mobilité et $Fond_{\text{référence}}$ correspond à la moyenne journalière des observations des stations de référence.

Les distributions de PM_{10} et $\text{PM}_{2.5}$ obtenues après application du prétraitement sont présentées dans la figure 4.



¹ Le seuil de répétabilité est calculé à partir des mesures de capteurs fixes car il est nécessaire de comparer à la station de référence (station Victor Hugo). Autrement dit, le seuil de répétabilité basé sur les données fixes est appliqué aux données mobiles car nous n'avons pas la possibilité de calculer un seuil de répétabilité directement à partir des données mobiles. Il y a donc potentiellement un biais sur ce seuil pour les données mobiles, mais c'est une première approximation.

Figure 4 : Comparaison entre les observations aux stations de référence avec une résolution temporelle quart horaire (a), les observations des micro-capteurs fixes agrégées à une résolution temporelle quart horaire (b), les observations micro-capteurs fixes avec la résolution temporelle initiale de 10s (c), et les observations de micro-capteurs mobiles avec une résolution temporelle de 10s. Cette comparaison s'applique au jeu de données corrigées du mois de novembre 2018.

Les distributions des données de PM de micro-capteurs corrigées ne présentent plus qu'un seul mode avec des valeurs de concentrations se rapprochant des distributions des stations de référence. Dans la suite du document, les tests de cartographie sont réalisés uniquement pour les PM₁₀ à partir des données corrigées, tel que détaillé dans la section suivante.

1.2.3 Fusion de données

La fusion de données s'appuie sur le krigeage avec dérive externe qui est une méthode géostatistique largement utilisée en cartographie de la qualité de l'air à l'échelle urbaine et régionale (Beauchamp et al., 2016 ; Malherbe and Ung, 2009). Le krigeage permet d'estimer la valeur d'une variable aléatoire (processus aléatoire qui décrit les observations) à partir d'observations. Le concept principal du krigeage repose sur le fait que les observations proches du point à estimer doivent avoir plus de poids dans l'estimation que les observations éloignées. Cela implique la connaissance d'une structure spatiale qui est représentée par un variogramme ou covariogramme (propriétés du second ordre) d'une fonction aléatoire (Goovaerts, 1997 ; Wackernagel, 2003 ; Chiles and Delfiner, 2012 ; Lichtenstern, 2013). L'approche consiste à définir une régression linéaire avec des variables auxiliaires (qui constituent la dérive) et une corrélation spatiale des résidus. Elle permet de combiner simultanément les observations et des informations additionnelles.

Dans ce travail, la moyenne annuelle 2016 des concentrations de PM₁₀ calculées par le modèle ADMS-Urban (figure 6) est utilisée comme dérive. Cette variable auxiliaire permet de décrire la tendance moyenne et la distribution spatiale des concentrations du polluant sur le domaine d'étude.

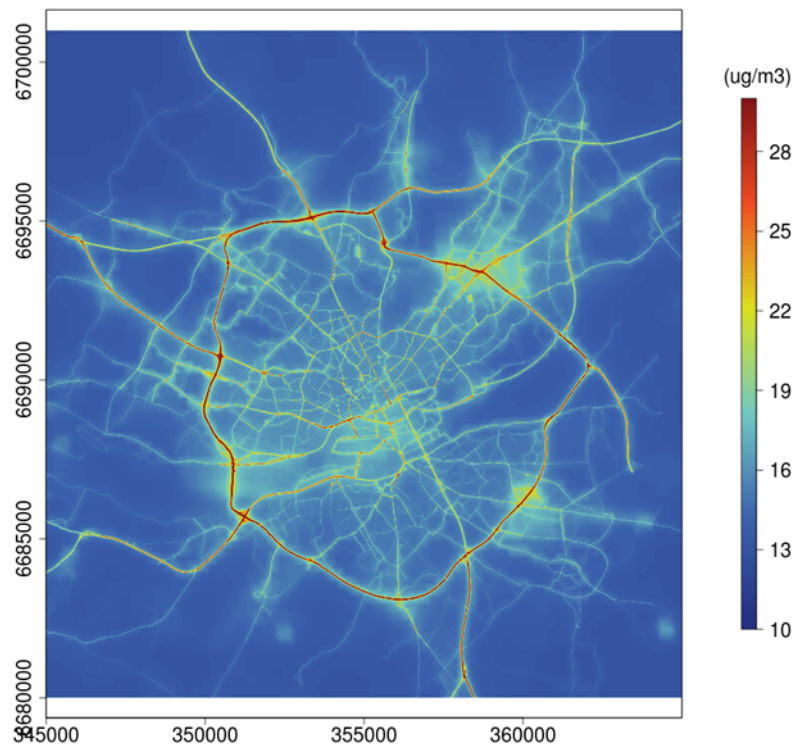


Figure 6 : Moyenne annuelle 2016 des concentrations de PM₁₀ (ug/m³) simulées par le modèle de dispersion ADMS-Urban, définie comme variable auxiliaire dans le krigeage en dérive externe.

L'estimation des concentrations de polluants est effectuée avec une résolution horaire. A chaque position de mesure, la moyenne horaire des observations est calculée puis le krigeage est appliqué.

Afin de tenir compte de la fiabilité des observations dans l'estimation, une variance d'erreur de mesure est calculée (VME pour Variance of Measurement Errors en anglais) à chaque position de mesure et considérée ensuite dans le krigeage.

La VME est la combinaison de :

- La variabilité qui correspond à la dispersion des concentrations de polluants à chaque position de mesure sur la période d'estimation (une heure dans ce travail) par rapport au nombre d'observations ;
- L'incertitude de mesure propre au micro-capteurs.

La VME est estimée telle que :

$$VME_i = \left[\left(\frac{\sigma}{\sqrt{N}} \right)^2 + \frac{v_r^2}{N} \sum_{j=2}^N (C_j) \right]_i^2$$

Avec σ l'écart-type des observations du polluant à la position i , N le nombre d'observations à la position i , v_r l'incertitude type relative (qui dépend du type de capteur) et C_j le j th concentration de polluant à la position i .

L'estimation précise de l'incertitude de mesure n'est pas aisée. Pour la suite des travaux, une incertitude relative est considérée entre les trois réseaux de mesures. Ces réseaux, que sont les stations de référence, les micro-capteurs fixes et mobiles, se distinguent par leur coût d'installation et de maintenance, la couverture spatiale d'observation et l'incertitude de mesure associée. Le réseau de stations de référence est clairsemé mais la qualité des observations est très bonne avec un maximum d'incertitude de mesure de 25% respectant les exigences des directives européennes. Le second réseau est constitué des micro-capteurs fixes qui par leur bas coût sont déployés en plus grand nombre et permettent de mieux couvrir le domaine mais avec une incertitude plus élevée. Enfin, le troisième réseau correspond aux micro-capteurs mobiles qui offrent une couverture spatiale et temporelle nettement supérieure mais dont les mesures sont sujettes à de plus fortes incertitudes et pour lesquels l'interprétation de la donnée brute reste complexe. Le choix de l'incertitude repose sur l'analyse des observations de micro-capteurs à disposition et les exigences de la directive européenne. Dans la suite de ce travail nous considérerons un maximum d'incertitude de 25% pour les stations de référence, 50% pour les micro-capteurs fixes et 75% pour les micro-capteurs mobiles. Néanmoins, l'estimation précise de l'incertitude de mesure est primordiale et une attention particulière devra lui être portée dans la suite des travaux.

La VME ainsi définie permet d'attribuer plus de poids aux points de mesures caractérisés par une variabilité et une incertitude faible dans l'estimation des concentrations de PM_{10} .

La fusion de données est présentée à titre d'exemple pour le 29/11/2018 à 9h. La cartographie des concentrations de PM_{10} horaire est estimée à partir des observations des micro-capteurs fixes et mobiles collectées pendant cette heure (figure 7).

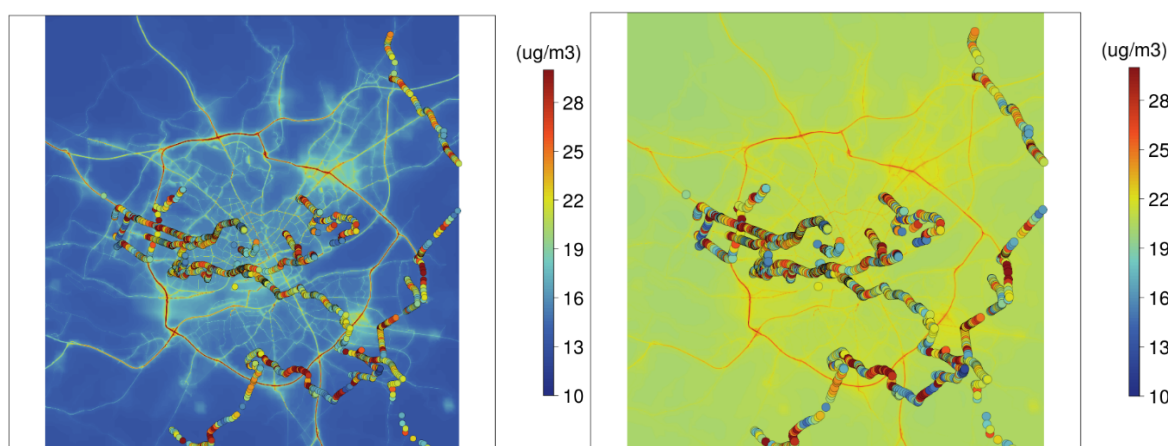


Figure 7 : Fusion de données le 29/11/2018 à 9h à Nantes : les observations de micro-capteurs avec la moyenne annuelle des concentrations de PM_{10} modélisée par ADMS-Urban comme dérive (à gauche), et la carte fusionnée en allouant 50% d'incertitude pour les observations de micro-capteurs fixes et 75% d'incertitude pour les observations de micro-capteurs mobiles (à droite).

La carte fusionnée (figure 7, panneau de droite) montre le rôle de la variable auxiliaire (la moyenne annuelle des concentrations de PM_{10} calculée par le modèle ADMS-Urban), qui définit la variabilité spatiale des concentrations du polluant dans le domaine d'estimation. Les valeurs mesurées par les micro-capteurs induisent de plus forts niveaux de PM_{10} sur tout le domaine. Quelques hotspots sont remarquables aux positions où les observations existent, révélant de potentiels événements de pollution locaux. L'identification des sources et la compréhension de tels événements nécessitent une analyse approfondie faisant appel à des informations supplémentaires (état du trafic, voirie, etc.).

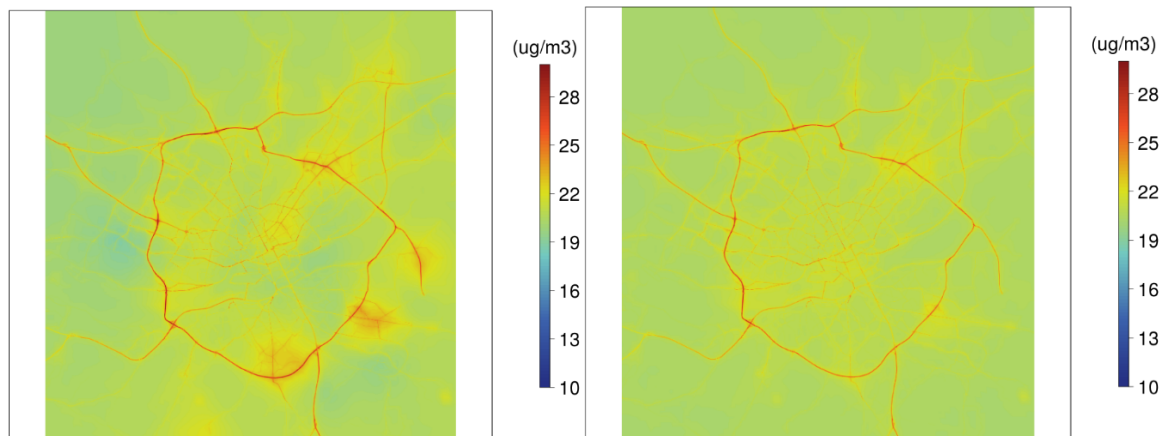


Figure 8 : Fusion de données le 29/11/2018 à 9h à Nantes : interpolation réalisée en allouant des incertitudes de mesures de 25% pour les données de micro-capteurs fixes et mobiles (à gauche) et des incertitudes de mesures doublées (50% et 150% pour les micro-capteurs fixes et mobiles respectivement).

Lorsque l'incertitude des micro-capteurs est réduite au maximum d'incertitude des stations de référence (25%), les hotspots deviennent plus remarquables et les effets locaux sont intensifiés. A l'inverse, si l'on double l'incertitude initiale (50% et 150% pour les micro-capteurs fixes et mobiles, respectivement), les hotspots ne sont plus représentés et les effets locaux des données de capteurs sont minimisés.

L'incertitude de mesure influence ainsi grandement l'estimation des concentrations de polluants. Plus elle est faible, plus les micro-capteurs ont un poids dans l'estimation et constituent une source d'information utile à l'élaboration des cartographies de qualité de l'air. Il est donc important de prendre en compte cette incertitude aussi précisément que possible ; les travaux d'évaluation précédemment mentionnés (cf. §1) pourront notamment y contribuer. D'autre part, la recherche d'une meilleure performance des capteurs est nécessaire pour pouvoir utiliser ces données dans le cadre réglementaire et produire des cartographies répondant à des objectifs de qualité définis.

2. CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES

Les récents progrès technologiques ont favorisé la miniaturisation des instruments de mesure de la qualité de l'air extérieur et offrent désormais de nouvelles voies de développement pour la modélisation et la cartographie de la qualité de l'air. Les micro-capteurs sont désormais déployés dans les villes à l'occasion de projets de science participative, lors de campagnes de mesures dirigées par les AASQA, ou lors des projets de recherche en France et à l'international.

L'analyse bibliographique, réalisée dans le cadre des travaux du LCSQA, montre que les travaux de cartographie qui s'appuient sur ces nouvelles données sont peu nombreux et présentent des approches souvent inadaptées aux données de micro-capteurs.

Les travaux du LCSQA visent à élaborer une méthode de cartographie pour exploiter les données de micro-capteurs, qui puisse être facilement appliquée en région par les AASQA et qui réponde aux exigences réglementaires en traitant tous les challenges associés à ces nouvelles données. La fusion de données fondée sur le krigeage semble pouvoir répondre à ces exigences mais sa mise en œuvre nécessite des approfondissements et études complémentaires.

Les premiers tests de fusion de données pour les PM_{10} ont été réalisés à Nantes en combinant les observations de capteurs fixes et mobiles et les simulations du modèle de dispersion ADMS-Urban. Au préalable, un prétraitement qui s'appuie sur les observations des stations de référence est effectué afin d'éliminer les valeurs peu fiables et de corriger la variation journalière des concentrations de fond. Ces données corrigées sont ensuite utilisées pour les cartographies. L'application du krigeage en dérive externe reposant sur les données de micro-capteurs fixes et mobiles montre des résultats encourageants. Il est toutefois important de noter l'influence de l'incertitude de mesure sur l'estimation des concentrations de polluant. Plus l'incertitude considérée est forte moins les observations de micro-capteurs ont un poids dans l'estimation. Dans de futurs travaux, il sera primordial de définir de façon exacte ces incertitudes et de veiller à améliorer les performances de mesure des micro-capteurs en vue d'utiliser ces données pour la surveillance de la qualité de l'air.

Les efforts pour l'élaboration de la méthodologie de cartographie avec les données de micro-capteurs seront poursuivis en 2020. L'amélioration du krigeage en dérive externe et la mise en œuvre de méthodes de Machine Learning sont des axes de développement privilégiés.

3. RÉFÉRENCES

- Beauchamp M., Malherbe L., Létinois L., (2014). Estimation de l'exposition des populations aux dépassements de seuils réglementaires. Echelle urbaine. Rapport LCSQA et annexe technique associée (2016).
- Chilès, J.-P., Delfiner, P.P., 2012. Geostatistics: Modeling Spatial Uncertainty. John Wiley & Sonspp. 726.
- Goovaerts, P., 1997. Geostatistics for Natural Resources Evaluation. Oxford University Press, New York, pp. 483.
- Lichternstern, A., 2013. Kriging methods in spatial statistics, Bachelor's Thesis, Technische Universität München, Department of Mathematics.
- Malherbe L., Ung A., (2009). Travaux relatifs à la plate-forme nationale de modélisation PREV'AIR : réalisation de cartes analysées d'ozone. Rapport LCSQA.
- Spinelle et al., Protocol of evaluation and calibration of low-cost gas sensors for the monitoring of air pollution, 2013, Publications Office of the European Union, DOI:10.2788/9916.
- Wackernagel, H., 2003. Multivariate Geostatistics. Springer Berlin Heidelbergpp. 387.

4. GLOSSAIRE

Abréviations	Libellés
AASQA	Association Agréées de Surveillance de la Qualité de l’Air
LCSQA	Laboratoire Central de la Surveillance de la Qualité de l’Air
LUR	Land Use Regression Model
PM	Particulate Matter en anglais
PME	Petites et Moyennes Entreprises
VME	Variance of Measurement Error en anglais (variance de l’erreur de mesure en français)



direction et secrétariat du LCSQA

INERIS - parc technologique Alata - BP 2 - F60550 Verneuil-en-Halatte
tél. 03 44 55 64 04 - www.lcsqa.org