



LCSQA

Laboratoire Central de
Surveillance de la Qualité de l'Air

Rapport d'études Rapport de performances Prév'air 2024

mars 2026



Groupement d'intérêt scientifique



«L'expertise au service de la qualité de l'air»

Travaux réalisés par
Ineris
dans le cadre du

Laboratoire Central de Surveillance de la Qualité de l’Air

Rapport de performances Prév’air 2024

Jean Salles Loustau – INERIS

Vérification : Frederik, Meleux – INERIS,
Marc, Durif – INERIS,

Approbation : Augustin, Colette – INERIS,
Document approuvé le 13/03/2026 par LEOZ-GARZIANDIA EVA

Liste des personnes ayant participé à l’étude

Jean, Salles Loustau – INERIS, Frederik, Meleux – INERIS, Anthony, Ung – INERIS,
Jean-Maxime, Bertrand – INERIS, Augustin, Colette – INERIS, Florian, Couvidat – INERIS

Table des matières

| | | |
|----------|--|-----------|
| 1 | INTRODUCTION | 13 |
| 2 | PERFORMANCES DES PRÉVISIONS DE QUALITÉ DE L’AIR POUR 2024 | 15 |
| 2.1 | Prévisions d’ozone | 17 |
| 2.1.1 | Performances du modèle | 18 |
| 2.1.2 | Performances par rapport aux seuils réglementaires | 22 |
| 2.1.3 | Performances en lien avec les critères AMU | 24 |
| 2.1.4 | Evolution des prévisions depuis 2019 | 25 |
| 2.2 | Prévisions de PM ₁₀ | 26 |
| 2.2.1 | Performances du modèle | 27 |
| 2.2.2 | Performances par rapport aux seuils réglementaires | 32 |
| 2.2.3 | Performances en lien avec les critères AMU | 35 |
| 2.2.4 | Evolution des prévisions depuis 2019 | 37 |
| 2.3 | Prévisions de PM _{2,5} | 38 |
| 2.3.2 | Performances du modèle | 39 |
| 2.3.1 | Evolution des prévisions depuis 2019 | 41 |
| 2.4 | Prévisions de NO ₂ | 42 |
| 2.4.1 | Performances du modèle | 43 |
| 2.4.2 | Performances par rapport aux seuils réglementaires | 46 |
| 2.4.3 | Evolution des prévisions depuis 2019 | 47 |
| 2.5 | Evaluation de l’équivalent carbone noir et de la composition chimique des PM ₁ (CARA) | 48 |
| 3 | PERFORMANCES DES PRÉVISIONS MOS SUR LES DROM DES CARAÏBES | 52 |
| 3.1 | Prévisions d’ozone | 53 |
| 3.1.1 | Performances du modèle | 53 |
| 3.1.2 | Performances par rapport aux seuils réglementaires | 59 |
| 3.2 | Prévisions de PM ₁₀ | 59 |
| 3.2.1 | Performances du modèle | 59 |
| 3.2.2 | Performances par rapport aux seuils réglementaires | 65 |
| 4 | CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES | 70 |
| 5 | GLOSSAIRE | 72 |
| 6 | LISTE DES ANNEXES | 73 |
| | ANNEXE 1 – L’ADAPTATION STATISTIQUE DANS PRÉV’AIR | 74 |
| 1.1 | Généralités | 74 |
| 1.2 | Prévisions par Model Output Statistics (MOS) | 76 |

| | |
|---|------------|
| ANNEXE 2 – ÉLÉMENTS DE TABLE DE CONTINGENCE | 79 |
| ANNEXE 3 – SCORES STATISTIQUES CLASSIQUES..... | 81 |
| ANNEXE 4 – PERFORMANCES DES PRÉVISIONS MOS SUR LES DROM DES CARAÏBES – PM_{2,5} ET NO₂..... | 82 |
| 4.1 Prévisions de PM _{2,5} | 82 |
| 4.1.1 Performances du modèle..... | 82 |
| 4.2 Prévisions de NO ₂ | 86 |
| 4.2.1 Performances du modèle..... | 87 |
| 4.2.2 Performances par rapport aux seuils réglementaires | 91 |
| ANNEXE 5 – LISTE DES FIGURES..... | 92 |
| ANNEXE 6 – FIGURES ADDITIONNELLES..... | 98 |
| ANNEXE 7 – LISTE DES STATIONS VALIDÉES PAR POLLUANT | 100 |
| 7.1 O ₃ | 100 |
| 7.2 PM ₁₀ | 114 |
| 7.3 PM _{2,5} | 125 |
| 7.4 NO ₂ | 133 |
| 7.5 PM ₁ | 146 |
| 7.6 Equivalent carbone noir..... | 147 |

Résumé

Ce rapport présente les performances des prévisions nationales opérées dans le cadre de la plateforme Prév'air (www.prevair.org) pour l'année 2024. L'objectif est d'apprécier la qualité de la production Prév'air. Ce rapport traite successivement de l'évaluation des prévisions des concentrations des quatre polluants O₃, PM₁₀, PM_{2,5} et NO₂ fournis quotidiennement par le système Prév'air, du jour courant J jusqu'au J+3. L'estimation du comportement des outils est réalisée grâce à des indicateurs statistiques partagés au sein du dispositif qui permettent de comparer les résultats de modélisation avec les observations validées de la base de données nationale Geod'air, elle-même alimentée par les AASQA (associations agréées de surveillance de la qualité de l'air) et géré par le LCSQA.

Une attention particulière est portée à l'évaluation des performances de Prév'air concernant la détection des dépassements de seuils réglementaires. Cet exercice a pour objectif d'estimer l'aptitude des modèles à prévoir spécifiquement les épisodes de pollution.

L'ozone est évalué sur les mois d'avril à septembre 2024. Les autres polluants (PM₁₀, PM_{2,5}, NO₂) sont évalués sur l'ensemble de l'année 2024.

L'année 2024 a connu peu d'épisodes de pollution d'ampleur nationale¹. L'évaluation de ces épisodes est effectuée à la fois sur les prévisions brutes de Prév'air et sur les prévisions avec adaptation statistique, qui visent à corriger les biais systématiques du modèle brut par un processus d'apprentissage historique. Cette prévision corrigée statistiquement sert généralement de référence à l'expertise de l'équipe Prév'air pour la communication en cas d'épisode de pollution de l'air, et sert également de base aux calculs du module AMU, qui vérifie les critères de l'Arrêté Mesure d'Urgence².

Les prévisions Prév'air pour les DROM des Caraïbes et l'océan Indien ont également été évaluées.

Au regard des objectifs de qualité à atteindre sur l'O₃ et le PM₁₀, les résultats fournis par Prév'air en 2024 sont, à l'image de l'année précédente, très satisfaisants. Sur l'ensemble des régions étudiées (13 métropolitaines et 5 DROM), 85% des objectifs de qualité définis dans le référentiel technique national³ sont atteints. Ce pourcentage monte même à 97% en excluant les DROM, ces derniers ne disposant pas encore en opérationnel du traitement par adaptation statistique qui permet dans la plupart des cas une amélioration significative des scores. Ces prévisions avec adaptation statistique disponibles sur la métropole respectent les objectifs de performance et ont permis la plupart du temps d'anticiper l'occurrence des épisodes de pollution et d'identifier les principales zones affectées. Cependant, bien que les objectifs de qualité soient toujours atteints, on observe une légère baisse de performance de l'adaptation statistique par rapport à l'année précédente, particulièrement pour les PM₁₀. Les prévisions brutes rencontrent plus de difficultés à satisfaire les objectifs de qualité, notamment dans les DROM, et là aussi une baisse modérée de performance est observée par rapport à 2023, surtout pour les PM₁₀. Il conviendra de vérifier si cette tendance se confirme ou non dans les prochaines années.

Pour les différents scores concernant les PM_{2,5} et NO₂, polluants pour lesquels il n'y a pas d'objectif de qualité, une légère dégradation des indicateurs est également constatée par rapport à 2023, pour les deux modèles bruts et l'AS. Cette dernière permet cependant d'obtenir des performances améliorées par rapport aux modèles bruts. Ici aussi, il sera nécessaire de suivre l'évolution de cette tendance dans les années à venir.

¹ Episode d'une durée prévue d'au moins 2 jours et concernant au moins 3 régions

² Arrêté du 7 avril 2016 relatif au déclenchement des procédures préfectorales en cas d'épisodes de pollution de l'air ambiant

³ <https://www.lcsqa.org/fr/referentiel-technique-national>

La composition chimique des particules (PM_{10}) et de l'équivalent carbone noir prévus par Prév'air ont été évalués avec l'aide des données CARA⁴. Les performances sont là aussi légèrement moins bonnes par rapport à l'année précédente et une observation sur le long terme sera nécessaire pour confirmer ou non la continuité de cette dégradation.

Enfin, pour la première fois en 2024, les performances de méthodes de post-traitement statistique, appelées Model Output Statistics (MOS) développées et mises en place dans Prév'air en juin 2023 pour le domaine Atlantique-ouest regroupant la Martinique, Guadeloupe et la Guyane, ont été étudiées et rapportées dans un chapitre à part, à titre probatoire pour cette année. De manière générale, l'apport des modèles de machine learning vis-à-vis du modèle brut de CHIMERE est bien marquée, avec une amélioration significative des scores pour les trois territoires.

⁴ Favez et al. Overview of the French Operational Network for In Situ Observation of PM Chemical Composition and Sources in Urban Environments (CARA Program). *Atmosphere* 2021, 12, 207. <https://doi.org/10.3390/atmos12020207>

Abstract

This report presents the performance in 2024 of the national forecasts carried out within the Prév'air platform (www.prevair.org). The objective is to assess the quality of Prév'air production. This report deals successively with the evaluation of the O₃, PM₁₀, PM_{2,5} et NO₂ concentrations forecasts, daily provided by the Prév'air system, from day D to D+3. The behavior of this system is estimated using conventional statistical indicators, which allow the modelling results to be compared with validated observations from the national Geod'air database, itself fed by the AASQA (accredited air quality monitoring associations) and developed by the LCSQA.

Particular attention is paid to the evaluation of Prév'air's forecasts regarding the detection of regulatory thresholds. The objective of this exercise is to estimate the capacity of the models to specifically anticipate pollution episodes.

Ozone is evaluated over the summer months of 2024 (April to September). The other pollutants (PM₁₀, PM_{2,5}, NO₂) are assessed over the whole year 2024.

Few persistent episodes of national scope⁵ were noted during 2024. The evaluation of these episodes is carried out both on Prév'air's raw forecasts and on the statistical adaptation of CHIMERE which aims at correcting the systematic biases of the raw model through a historical learning process. This statistically corrected forecast generally serves as a reference to the expertise of the Prév'air team for communication in the event of an air pollution episode. It is also a base for the calculations of the AMU module, which checks the criteria of the emergency measure decree⁶.

The Prév'air forecasts for the Caribbean DROMs have also been assessed, as well as the forecasts for the Indian Ocean overseas territories.


Considering the quality objectives to be achieved for O₃ and PM₁₀, the results provided by Prév'air in 2024 are, as in the previous year, very satisfactory. Across all the regions studied (13 metropolitan regions and 5 overseas regions), 85% of the quality objectives defined in the national technical reference framework⁷ are met. This percentage even rises to 97% when excluding the overseas regions (DROM), as these do not yet have the statistical adaptation treatment operationally available, which in most cases significantly improves the scores. The forecasts with statistical adaptation match the performance objectives and have, most of the time, made it possible to anticipate pollution episodes and identify the main affected areas. However, although the quality objectives are still met, a slight decline in the performance of statistical adaptation is observed compared with last year, particularly for PM₁₀. The raw forecasts have more difficulty meeting the quality objectives, especially in the overseas departments and regions (DROM) and here also, a moderate decline in the performance of raw models compared with 2023 is observed, especially for PM₁₀. It will be necessary to monitor whether this trend continues in the coming years.

For the various scores concerning PM_{2,5} and NO₂, pollutants for which there are no quality objectives, a slight deterioration in the indicators is observed compared with 2023, for the two raw models and the statistical adaptation. However, this latter approach still allows for improved performance compared to the raw models. Here as well, it will be necessary to check the evolution of this trend in the coming years.

⁵ An episode expected to last at least 2 days and affecting at least 3 regions

⁶ Decree of 7 April 2016 relating to the triggering of prefectural procedures in the event of episodes of ambient air pollution

⁷ <https://www.lcsqa.org/fr/referentiel-technique-national>



The chemical composition of particles (PM₁) and elemental carbon forecast by Prév'air was evaluated using CARA⁸ data. Here again, performance is slightly worse compared to the previous year, and a long-term observation will be required to confirm whether this degradation continues or not.

Finally, for the first time in 2024, the performance of statistical post-processing methods, known as Model Output Statistics (MOS), developed and implemented in Prév'air in June 2023 for the western Atlantic region covering Martinique, Guadeloupe, and French Guiana, was studied and reported in a separate chapter on a trial basis for this year. Overall, the contribution of machine learning models to the raw CHIMERE model is significant, with a marked improvement in scores for all three regions.

⁸ Favez et al. Overview of the French Operational Network for In Situ Observation of PM Chemical Composition and Sources in Urban Environments (CARA Program). *Atmosphere* 2021, 12, 207. <https://doi.org/10.3390/atmos12020207>

Remerciements et collaborations

La plateforme Prév'air est coordonnée par l'Ineris avec le soutien du Ministère chargé de l'Environnement. Le consortium est constitué de l'Ineris, de Météo-France, du CNRS et du LCSQA.

Le consortium Prév'air remercie l'ensemble des personnes qui, chaque jour, nous permettent d'améliorer le système, que ce soient les développeurs des modèles CHIMERE et MOCAGE, les utilisateurs membres des AASQA, les membres du LCSQA, et de tous les organismes qui utilisent régulièrement ou occasionnellement les produits Prév'air dans leurs travaux.

Le développement et la mise à disposition de l'outil d'évaluation statistique Evaltools sont assurés par Météo-France.

La fourniture des données météorologiques et de composition atmosphérique globale alimentant le système est assurée par ECMWF et les Services Copernicus de Surveillance de l'Atmosphère (CAM5).

1 Introduction

La plateforme Prév'air est coordonnée par l'Ineris avec le soutien du Ministère chargé de l'Environnement. Le consortium est constitué de l'Ineris, de Météo-France, du CNRS et du LCSQA.

Quotidiennement depuis 2003, Prév'air fournit des analyses et des prévisions de qualité de l'air en France en modélisant les concentrations des principaux polluants atmosphériques réglementés (ozone, dioxyde d'azote, particules fines), pour la veille (J-1), le jour même (J0) et les trois jours à suivre (J1, J2 et J3). Dans le courant de l'année 2024, l'échéance de prévision a été étendue pour couvrir J4 et J5. Ces prévisions sont établies sur la base des modèles de chimie-transport CHIMERE (CNRS/INERIS) et MOCAGE (Météo-France). MOCAGE fournit des prévisions en France métropolitaine tandis que CHIMERE fournit également des prévisions sur les départements et régions d'outre-mer (DROM).

La récupération des données d'observations en temps quasi réel, ainsi que des calculs additionnels de post-traitement statistique, viennent affiner la qualité des prévisions Prév'air. A l'échéance J-1, le processus est une « Analyse ». Pour les échéances J0 à J3, le processus est dit « d'Adaptation Statistique ». Ces deux processus permettent d'améliorer la qualité des sorties brutes de modèle pour établir les cartographies de référence de Prév'air publiés sur le site web www.prevair.org. Ces produits sont utilisés comme meilleure représentation de la répartition de la pollution en surface et estiment les zones en dépassement des seuils réglementaires de qualité de l'air. Ils servent à l'équipe Prév'air pour réaliser ses missions, parmi lesquelles l'expertise des niveaux de concentrations des polluants afin d'alerter et de communiquer en cas de survenue d'un épisode de pollution.

Ce rapport traite de l'évaluation des performances du système Prév'air pour l'année 2024 et répond au besoin de contrôle qualité sur l'aptitude des systèmes de modélisation à estimer et prévoir la qualité de l'air. Cette analyse est menée chaque année sur les produits fournis en temps réel par le système. Elle porte non seulement sur l'évaluation des données publiées sur le site Prév'air (issues du processus d'adaptation statistique), mais aussi sur l'évaluation des simulations brutes des deux modèles de référence de Prév'air : CHIMERE, sur lequel reposent actuellement les prévisions et le post-traitement statistique dont les cartes sont diffusées sur la page d'accueil du site web www.prevair.org, et MOCAGE, le modèle de qualité de l'air développé par Météo-France.

Les observations utilisées pour cette évaluation sont issues de la base de données nationale Geod'air qui rassemble les observations collectées sur le terrain par les AASQA. Pour cette évaluation, ce sont les observations validées qui sont utilisées, et la liste de stations est fournie en annexe.

Pour chaque polluant, ce rapport s'intéresse dans un premier temps aux performances globales des modèles bruts et de l'adaptation statistique sur la France, avant d'étudier de manière plus approfondie leurs comportements vis-à-vis de la détection de dépassements de seuils réglementaires et de la qualité de l'évaluation des critères définis dans l'arrêté mesures d'urgence AMU (Arrêté du 7 avril 2016⁹). Une comparaison des performances sur plusieurs années est également réalisée pour conclure la discussion.

Ce rapport est complété par une évaluation comparant la composition des PM₁ (Cl, NO₃, NH₄, SO₄ et aérosol organique) établie par CHIMERE et les données d'observation relevées dans le cadre du programme CARA¹⁰. Une évaluation de l'équivalent carbone noir est également présente.

En outre, pour la première fois cette année, les scores de l'adaptation statistique du modèle CHIMERE sur les DROM sont disponibles, mais traités dans un chapitre à part à titre probatoire.

⁹ Arrêté du 7 avril 2016 relatif au déclenchement des procédures préfectorales en cas d'épisodes de pollution de l'air ambiant - JORF n° 0084 du 09/04/2016

¹⁰ Favez et al. Overview of the French Operational Network for In Situ Observation of PM Chemical Composition and Sources in Urban Environments (CARA Program). *Atmosphere* 2021, 12, 207. <https://doi.org/10.3390/atmos12020207>

2 Performances des prévisions de qualité de l'air pour 2024

Dans le contexte de ce rapport, la notion de « performance » est basée sur des comparaisons mesures-modèles. Son appréciation pour chaque modèle repose sur des indicateurs classiques de scores statistiques (biais moyen, erreur quadratique moyenne (RMSE), corrélation ; cf. [Annexe 3](#) pour une définition précise de ces scores), de tableaux de contingence et de séries temporelles. Ces informations peuvent être déclinées par typologie de station ou par région afin d'affiner l'évaluation.

Les objectifs de qualité¹¹ à respecter pour les scores statistiques de l'ozone et des PM₁₀ sont détaillés dans le tableau ci-dessous :

| Polluant | Biais (µg/m ³) | RMSE (µg/m ³) | Corrélation |
|------------------|----------------------------|---------------------------|-------------|
| O ₃ | -10/+10 | 25 | 0,7 |
| PM ₁₀ | -7,5/+7,5 | 15 | 0,6 |

Tableau 1 : Objectifs de qualité définis pour O₃ et PM₁₀ pour le biais, la RMSE et la corrélation

L'analyse du comportement des modèles vis-à-vis de la détection des dépassements des seuils réglementaires s'appuie sur les définitions de l'article R. 221-1 du Code de l'environnement. Les principales mesures considérées sont résumées dans le Tableau 2 ci-dessous :

| Polluant | Seuil d'information et de recommandation | Seuil d'alerte |
|------------------|---|--|
| PM ₁₀ | 50 µg/m ³ en moyenne journalière | 80 µg/m ³ en moyenne journalière |
| O ₃ | 180 µg/m ³ en moyenne horaire | 240 µg/m ³ en moyenne horaire |
| NO ₂ | 200 µg/m ³ en moyenne horaire | 400 µg/m ³ en moyenne horaire pendant 3 heures consécutives |

Tableau 2 : Critères nationaux de qualité de l'air

D'autre part, l'arrêté du 7 avril 2016 relatif au déclenchement des procédures préfectorales en cas d'épisodes de pollution de l'air ambiant (« Arrêté Mesures d'Urgence (AMU) ») prévoit que le déclenchement des procédures préfectorales se fasse non seulement sur le constat de dépassement aux stations, mais également sur la base des prévisions des concentrations de fond. Des critères sur la surface concernée, le nombre d'habitants exposés, et la persistance des dépassements définissent alors les épisodes de pollution, et leur intensité détermine les procédures à mettre en œuvre.

¹¹ D'après les conclusions du GT prévision (LCSQA) sur l'évaluation des plateformes de prévision de qualité de l'air, <https://www.lcsqa.org/fr/referentiel-technique-national>.

Le critère surfacique est validé dès que la surface régionale présentant des concentrations au-dessus du seuil réglementaire est supérieure à 100 km².

Le critère population est validé lorsque le nombre d'habitants exposés à des concentrations supérieures au seuil réglementaire est de plus de 50 000 dans les départements de moins de 500 000 habitants, ou de plus de 10% de la population totale du département sinon.

Enfin, pour ce qui est de la qualité des mesures auxquelles les résultats de modélisation sont comparés, les critères de validation des stations fournissant les dites mesures sont les suivants :

| | Seuil de validation de la station (% de mesures valides minimal) |
|---|---|
| O₃/PM₁₀/PM_{2,5}/ NO₂ | 75% |
| PM₁ et équivalent carbone noir (CARA) | 10% |

Tableau 3 : Critères de validité des stations de mesure, par polluant

2.1 Prévisions d'ozone

Pour l'ozone (O₃), l'évaluation est volontairement focalisée sur la période d'avril à septembre (estivale pour les territoires français de l'hémisphère nord et hivernale pour ceux de l'hémisphère sud). La période d'octobre à mars est exclue de l'évaluation car le cycle saisonnier est fortement marqué et peut fausser les scores relativement à la période d'intérêt, où les concentrations sont les plus élevées et donc les plus propices aux épisodes de pollution. La plupart du temps, le rayonnement solaire, les températures élevées, ainsi que les vents faibles, favorisent la formation d'ozone en été à partir des émissions d'oxydes d'azote et de composés organiques volatils.

Pour l'analyse des épisodes d'ozone, l'indicateur réglementaire considéré est le seuil d'information de 180 µg/m³ en moyenne horaire. Seul le maximum journalier d'ozone est ainsi considéré dans les figures de cette partie, étant le plus représentatif des effets sanitaires relatifs à ce polluant et permettant une comparaison directe avec le seuil d'information et de recommandation.

En Figure 1 est présentée la carte de répartition des stations de fond de la base de données nationale Geod'air¹² (urbaines, périurbaines et rurales) pour l'ozone, avant filtrage par le critère de validation station (75% de mesures valides, voir chapitre [2-Performances des prévisions de qualité de l'air pour 2024](#)), pour l'année 2024. Le calcul des scores est réalisé avec les données de mesure validées, sur un panel de 288 stations de fond disponibles, réparties en 54 stations rurales, 88 stations périurbaines et 146 stations urbaines. Les départements et régions d'outre-mer des Caraïbes (Guadeloupe, Martinique et Guyane) comptent 10 stations (5 urbaines, 4 périurbaines, 1 rurale). Les départements et régions d'outre-mer de l'océan Indien (La Réunion, Mayotte) comptent 7 stations (3 urbaines, 3 périurbaines, 1 rurale). La liste complète et détaillée des stations est disponible en [Annexe 7](#).

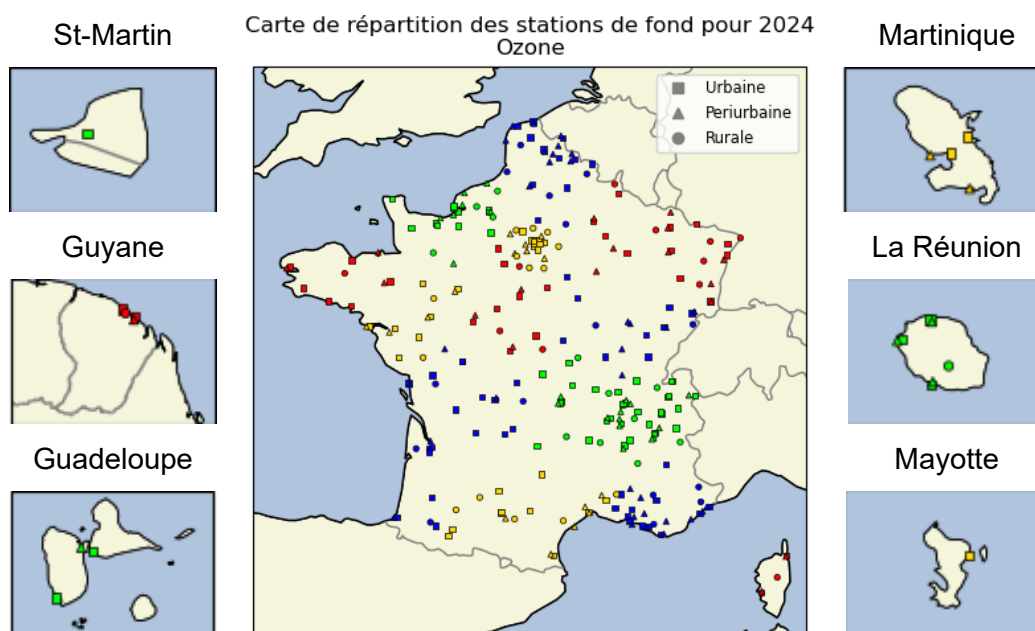


Figure 1 : Ozone – Carte de répartition des stations de fond (urbaines, périurbaines et rurales), avant filtrage par critère de validation des stations, pour l'année 2024 en France métropolitaine et dans les départements et régions d'outre-mer avec différenciation des régions par les couleurs.

¹² [Accueil | Geod'air : données et statistiques sur la qualité de l'air en France \(geodair.fr\)](#)

2.1.1 Performances du modèle

Les Figure 2, Figure 3 et Figure 4 présentent des scores de biais, RMSE et corrélation pour l'ozone pour les modèles CHIMERE (CHI) et MOCAGE (MOCA) ainsi que pour l'adaptation statistique de CHIMERE (AS-CHI) pour le jour de prévision J0. Les scores pour les stations des DROM ne sont calculés que pour le modèle CHIMERE brut (CHI). Ceux de l'AS sur les DROM font l'objet d'un paragraphe à part (cf. chapitre [3-Performances des prévisions MOS sur les DROM des Caraïbes](#)) à titre probatoire pour cette année 2024.

La Figure 2 décline ces scores sur les régions administratives, le premier groupe de barres, à l'extrême gauche, correspondant aux scores sur l'ensemble des stations françaises.

La Figure 5 présente ces scores sur les jours de prévision J0, J1, J2, J3 correspondant respectivement au jour courant, lendemain, au surlendemain et au jour suivant.

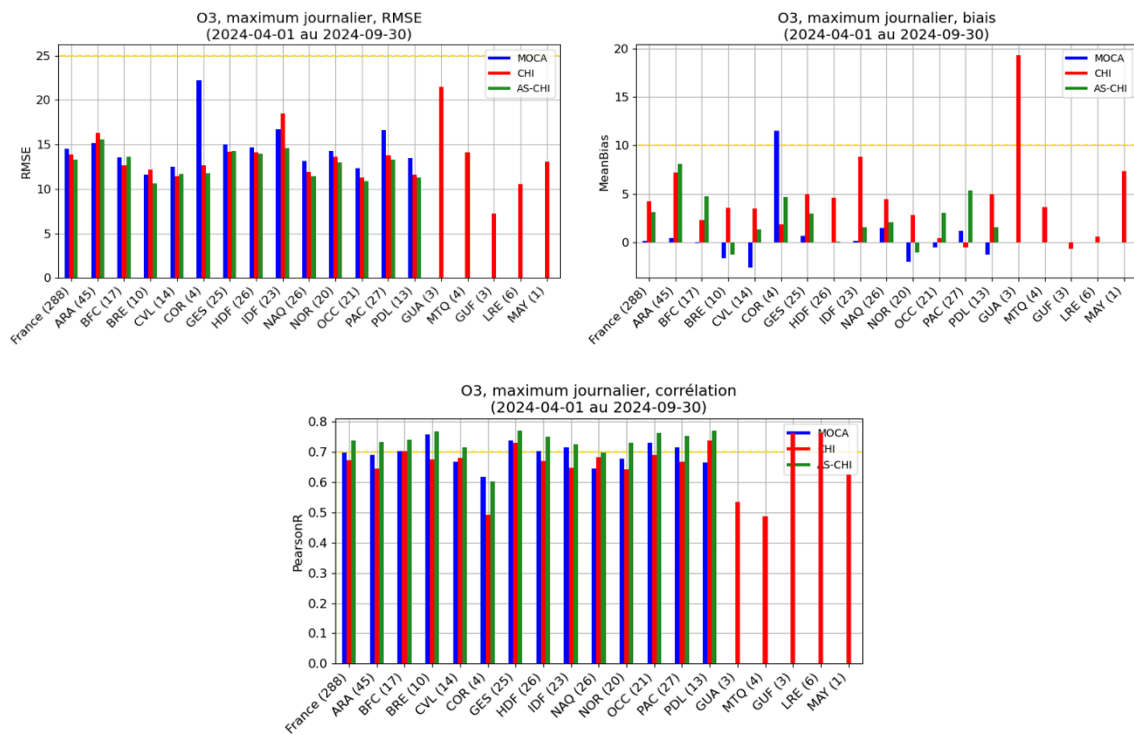


Figure 2 : Ozone - Scores de RMSE, biais et corrélation par région des prévisions MOCAGE (bleu), CHIMERE (rouge), et de l'adaptation statistique de CHIMERE (vert) d'avril à septembre 2024 sur l'échéance J0

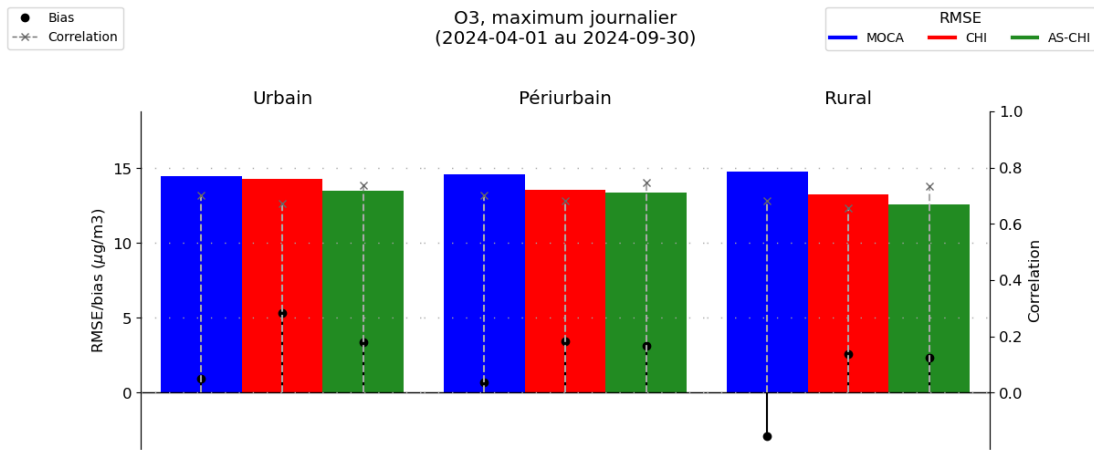


Figure 3 : Ozone - Synthèse des scores de RMSE, biais et corrélation en fonction de la typologie de station (urbaines, périurbaines, rurales) des prévisions MOCAGE (bleu), CHIMERE (rouge), et de l'adaptation statistique de CHIMERE (vert) d'avril à septembre 2024 sur l'échéance J0

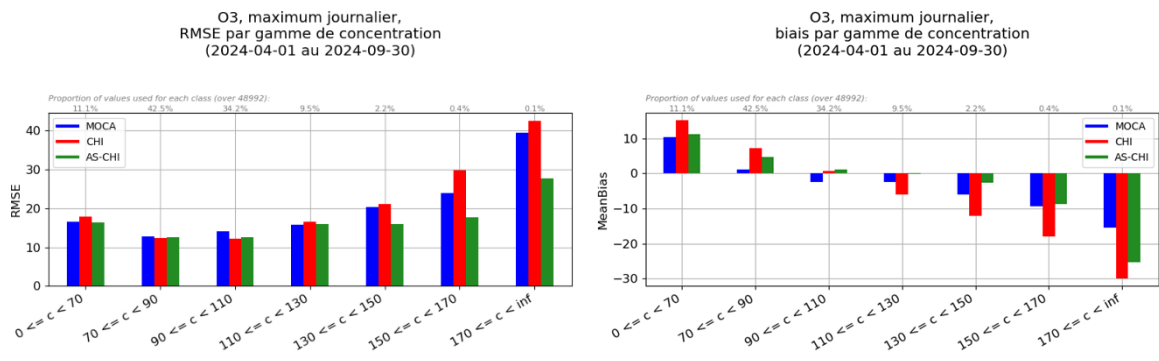


Figure 4 : Ozone - Scores de RMSE et biais par gamme de concentration des prévisions MOCAGE (bleu), CHIMERE (rouge), et de l'adaptation statistique de CHIMERE (vert), basé sur les observations, d'avril à septembre 2024 sur l'échéance J0

| Moins de 70 | 70 à 90 | 90 à 110 | 110 à 130 | 130 à 150 | 150 à 170 | Plus de 170 |
|-------------|---------|----------|-----------|-----------|-----------|-------------|
| 11,1% | 42,5% | 34,2% | 9,5% | 2,2% | 0,4% | 0,1% |

Tableau 4 : Ozone – Proportion de valeurs utilisées pour le calcul de score de chaque gamme de concentration (µg/m³)

Les principaux résultats que nous pouvons relever des Figure 2, Figure 3 et Figure 4 sont :

- Un biais positif moyen sur la France de 0,14 µg/m³ pour MOCAGE, 4,2 µg/m³ pour CHIMERE et 3,1 µg/m³ pour l'AS.
- Une RMSE moyenne sur la France de 14,6 µg/m³ pour MOCAGE, 13,9 µg/m³ pour CHIMERE, et 13,3 µg/m³ pour l'AS.
- Une moyenne sur la France des corrélations temporelles aux stations de 0,70 pour MOCAGE, 0,67 pour CHIMERE, et 0,74 pour l'AS.

- Des scores très homogènes pour la RMSE et la corrélation entre les trois typologies de stations étudiées.
- Des performances « en J » selon les gammes de concentrations (observées), c'est-à-dire que les valeurs faibles et intermédiaires (jusqu'à $130 \mu\text{g}/\text{m}^3$) sont les mieux prévues, tandis que les performances des valeurs plus hautes (supérieures à $130 \mu\text{g}/\text{m}^3$) sont dégradées. Cependant, il convient de noter que ces dernières représentent une infime partie ($\approx 2,7\%$) des valeurs utilisées pour le calcul des scores par gamme de concentration.
- Une proximité des performances des prévisions sur toutes les régions de France métropolitaine à l'exception notamment de la Corse, où la RMSE et le biais de MOCAGE sont plus élevés et les corrélations des trois modèles sont plus faibles que dans les autres régions.

D'après la Figure 2, en moyenne sur la France à l'échéance J0, les deux modèles bruts et l'adaptation statistique respectent les objectifs de qualité pour l'ozone pour le biais et la RMSE (biais inférieur à $+10 \mu\text{g}/\text{m}^3$ en valeur absolue, RMSE inférieure à $25 \mu\text{g}/\text{m}^3$). Cependant, pour la corrélation, les résultats sont plus contrastés. En effet, CHIMERE avec 0,67 de corrélation en moyenne est inférieur à l'objectif de qualité pour l'ozone pour la corrélation (doit être supérieur ou égal à 0,7), là où MOCAGE y arrive tout juste (0,7) et l'AS le dépasse légèrement (0,74).

Quelques disparités régionales peuvent toutefois être constatées. Ainsi, les trois modèles montrent une corrélation entre 0,5 et 0,6 pour la Corse, bien en-deçà des corrélations obtenues pour les autres régions de métropole. C'est la seule région métropolitaine dans laquelle la corrélation est moins élevée pour l'AS que pour CHIMERE brut (0,59 pour ce dernier contre 0,45 pour l'AS). C'est également la seule région pour laquelle MOCAGE surestime le plus les concentrations d'ozone, avec un biais positif de $12 \mu\text{g}/\text{m}^3$ (donc incompatible avec le critère de qualité, qui impose $+10 \mu\text{g}/\text{m}^3$ en valeur absolue) et une RMSE associée de $22,5 \mu\text{g}/\text{m}^3$. Dans d'autres régions, MOCAGE s'en sort mieux. A noter par exemple des biais négatifs mais plus faibles en valeur absolue pour MOCAGE par rapport à CHIMERE et l'AS, notamment en Bretagne, Centre-Val de Loire et dans les Pays de la Loire. Concernant CHIMERE et son adaptation statistique justement, il apparaît que l'AS parvient en partie à améliorer les prévisions du modèle brut, mais là aussi les résultats sont contrastés et sont assez variables d'une région à l'autre. Par exemple, les scores de CHIMERE en Ile-de-France et Bretagne sont significativement améliorés par l'AS, avec leurs RMSE baissant de $3,5$ et $2 \mu\text{g}/\text{m}^3$ respectivement, avec des biais respectifs diminuant de $5,5$ et $2,5 \mu\text{g}/\text{m}^3$, tandis que leurs corrélations augmentent à des valeurs comprises entre 0,75 et 0,8. Au contraire, d'autres régions voient une stagnation des résultats voire une dégradation entre CHIMERE et l'AS, comme en Bourgogne-Franche-Comté, avec une RMSE et un biais moins bon de 0,05 et $2,5 \mu\text{g}/\text{m}^3$ respectivement entre CHIMERE et l'AS, tandis la corrélation s'améliore légèrement de 0,04.

Les concentrations d'ozone sur les DROM sont plus compliquées à prévoir. Seules les données de CHIMERE brut sont traitées pour ces régions dans ce paragraphe, l'AS étant traitée à part et le produit MOCAGE exploité dans Prév'air ne couvrant pas les DROM. La Guyane française et la Réunion sont les départements d'Outre-Mer qui ont été les mieux prévus par le modèle en 2024, avec une RMSE inférieure à $11 \mu\text{g}/\text{m}^3$ (donc atteignent le critère de qualité de $25 \mu\text{g}/\text{m}^3$), un biais inférieur à $2 \mu\text{g}/\text{m}^3$ en valeur absolue (donc valident le critère de qualité de $10 \mu\text{g}/\text{m}^3$ en valeur absolue), et une corrélation supérieure à 0,7. Seuls ces 2 DROM satisfont l'ensemble des critères de qualité. La Martinique et Mayotte montrent également une RMSE et un biais relativement peu élevé, mais avec une corrélation dégradée à 0,49 et 0,62 respectivement.

Quant à la Guadeloupe, cette région est la moins bien représentée par le modèle, avec une RMSE et un biais autour de 20 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ et une corrélation autour de 0,5. Ces valeurs élevées comparées aux régions métropolitaines s'expliquent par des niveaux de concentration beaucoup plus faibles, comme le montrent les Figure 74 et Figure 75 présentant les moyennes des concentrations observées par région et le biais relatif moyen ([Annexe 6 – Figures additionnelles](#)). Enfin, il est important de noter que dans le cas spécifique des DROM, l'année de référence des émissions sur laquelle s'appuie CHIMERE est 2020, année du confinement dû au COVID-19 et peu représentative des émissions réelles actuelles, émissions qui de plus s'appuient sur un inventaire global à basse résolution (EDGAR), ce qui explique les scores relativement bas. La fourniture de données plus récentes et de meilleure qualité pour les DROM dans les années à venir devrait sensiblement améliorer ces scores. Cette observation est valable pour l'ozone, mais également pour l'ensemble des autres polluants étudiés dans ce rapport (PM_{10} , $\text{PM}_{2,5}$ et NO_2).

Concernant les typologies de stations, la Figure 3 montre que les performances sont homogènes entre les différentes typologies, notamment au niveau de la RMSE et de la corrélation.

Bien que satisfaisantes dans l'ensemble, les performances des modèles se dégradent fortement pour les concentrations d'ozone élevées (Figure 4), particulièrement pour CHIMERE, avec une large sous-estimation pour les concentrations au-delà de 130 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ qui augure des difficultés à détecter des dépassements des seuils règlementaires.

En ce qui concerne l'adaptation statistique, elle améliore presque systématiquement les résultats par rapport à CHIMERE, prouvant ainsi que ce traitement statistique reproduit mieux les évolutions et l'amplitude des concentrations modélisées que le modèle brut. Cette amélioration est également visible sur la Figure 4, où l'adaptation statistique limite la dégradation des scores pour les gammes de concentrations les plus élevées (supérieures à 130 $\mu\text{g}/\text{m}^3$).

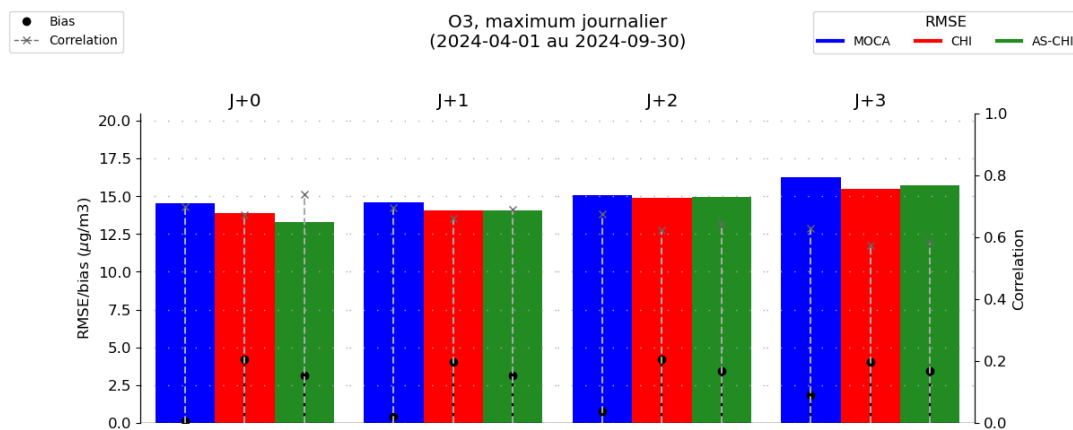


Figure 5 : Ozone - Synthèse des scores de RMSE, biais et corrélation en fonction du jour de prévision pour MOCAGE (bleu), CHIMERE (rouge), et pour l'adaptation statistique de CHIMERE (vert) d'avril à septembre 2024

Sur la Figure 5 qui fait état des scores des trois modèles en fonction du jour de prévision considéré, les modèles bruts ainsi que l'adaptation statistique montrent une tendance à une légère dégradation au fur et à mesure des échéances, à l'exception du biais de CHIMERE et de l'AS qui restent assez stables.

La dégradation s'opère progressivement, avec notamment 1 à 2 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ d'augmentation de la RMSE et une perte de 0,1 à 0,15 points de corrélation entre J0 et J3 pour tous les modèles. Il est cependant à noter que l'amélioration des performances apportée par l'adaptation statistique par rapport au modèle brut de CHIMERE diminue au fur et à mesure des échéances, jusqu'à avoir une légère dégradation des performances pour l'AS par rapport au modèle brut à partir de J2 pour la RMSE. La corrélation de l'adaptation statistique reste toutefois meilleure que celle du modèle brut jusqu'à J3 inclus.

2.1.2 Performances par rapport aux seuils réglementaires

L'année 2024 a connu très peu d'épisodes de pollution à l'ozone, et aucun d'ampleur nationale. Le seuil d'information et de recommandation a ainsi été dépassé occasionnellement entre le 29 et 31 juillet dans une grande partie de l'Île-de-France pendant les Jeux Olympiques, tandis que des dépassements ponctuels et très localisés ont été constatés durant la même période dans d'autres régions comme Auvergne-Rhône-Alpes et Provence-Alpes-Côte d'Azur. Un total de 14 dépassements a été relevé par les mesures sur la période étudiée.

Les Figure 6 à Figure 8 font état de la capacité des modèles à détecter les dépassements du seuil d'information et de recommandation de $180 \mu\text{g}/\text{m}^3$. Des explications détaillées à propos des indicateurs utilisés dans les Figure 6 et Figure 8 sont présentes dans [Annexe 2 -Éléments de table de contingence](#).

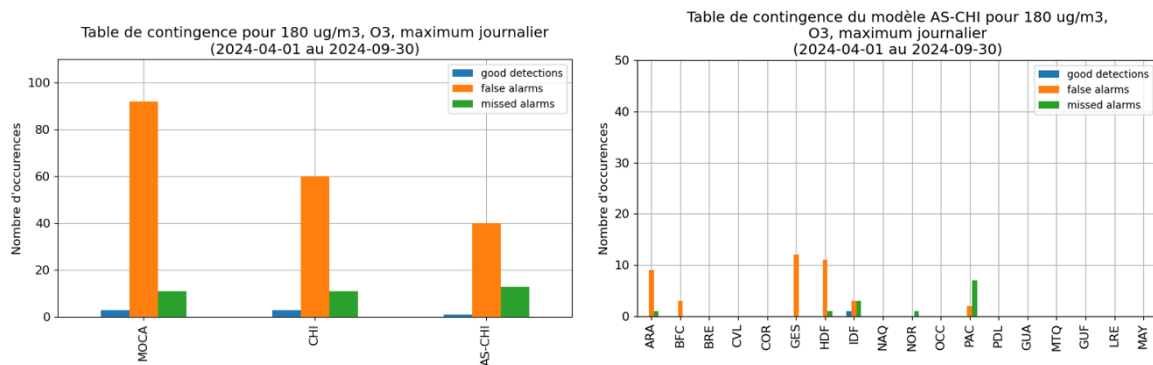


Figure 6 : Ozone - Tables de contingence sur la période d'avril à septembre 2024 à l'échéance J0 pour le seuil de $180 \mu\text{g}/\text{m}^3$. Les bonnes détections sont en bleu, les fausses détections en orange, et les détections manquées en vert. Gauche : Tables de contingence de MOCAGE (groupe de gauche), CHIMERE (groupe du milieu), et de l'adaptation statistique de CHIMERE (groupe de droite) pour la France entière. Droite : Table de contingence de l'adaptation statistique de CHIMERE déclinée par région

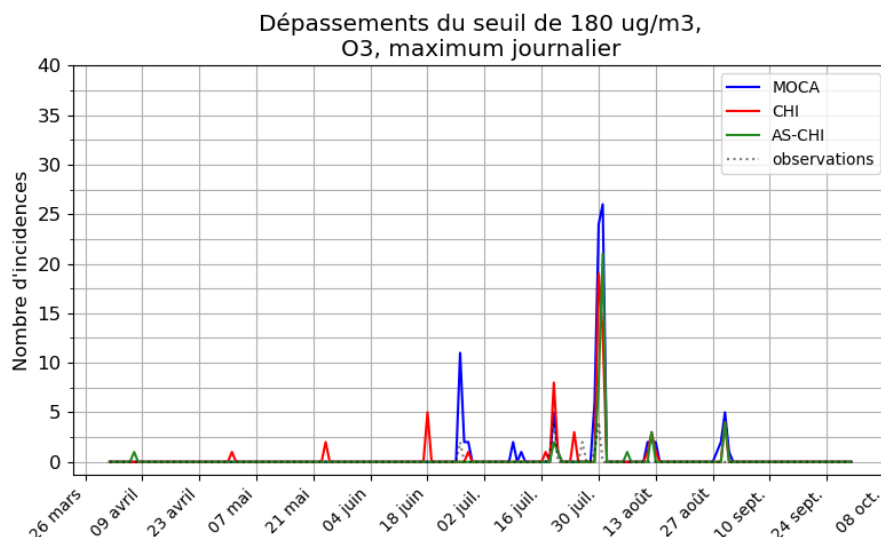


Figure 7 : Ozone - Nombre d'occurrences au cours du temps des dépassements du seuil d'information (180 µg/m³) de MOCAGE (bleu), CHIMERE (rouge), et de l'adaptation statistique de CHIMERE (vert) d'avril à septembre 2024 sur l'échance J0

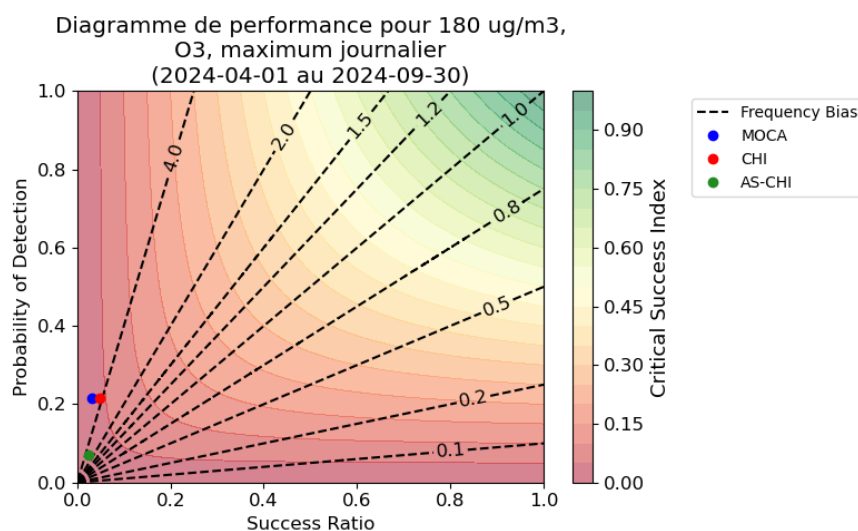


Figure 8 : Ozone - Diagramme de performance pour MOCAGE (bleu), CHIMERE (rouge) et l'adaptation statistique de CHIMERE (vert) d'avril à septembre 2024 pour l'échance J0

Ces figures permettent de distinguer deux comportements différents :

- CHIMERE et MOCAGE surestiment largement les pics de concentrations et ont réalisé beaucoup de fausses détections sur la période, en ratant tout de même la plupart des vrais dépassements de seuils (une dizaine sur 14). De plus, un nombre très important de ces détections se sont avérées fausses (60 pour CHIMERE et plus de 80 pour MOCAGE).
- L'adaptation statistique n'améliore pas vraiment les prévisions des hautes concentrations d'ozone de CHIMERE, et continue soit de les surestimer, soit elle les passe en sous-estimation. L'AS détecte moins de vrais dépassements par rapport à CHIMERE brut (et à MOCAGE), entraînant un plus grand nombre d'alarmes manquées. Cependant, l'AS permet une réduction du nombre de fausses détections par rapport à CHIMERE brut (et à MOCAGE).

Du point de vue des dépassements des seuils réglementaires, l'année 2024 a été très modérée (plus encore que 2023 qui l'était déjà), ce qui engage à interpréter avec précaution ces statistiques de dépassement pour conclure quant à la capacité des modèles à prévoir les épisodes de pollution.

Par rapport à l'année précédente, on note un recul du ratio de succès pour tous les modèles, passant de 35% pour CHIMERE et environ 20% pour MOCAGE et l'AS, à environ 1% pour tous. Dans le même temps, le biais de fréquence augmente légèrement, entre 0,2 et 0,5 l'année précédente à des valeurs comprises entre 3 et 4 cette année. L'indice de succès critique diminue également légèrement, passant d'environ 0,05-01 en 2023 à des valeurs inférieures à 0,05 cette année. Cependant, la probabilité de détection augmente significativement pour MOCAGE et CHIMERE, doublant par rapport à 2023 où elle était comprise aux alentours de 10% pour les deux modèles et dépassant cette année les 20%.

2.1.3 Performances en lien avec les critères AMU

Comme évoqué en introduction de la section 2 l'arrêté du 7 avril 2016 relatif au déclenchement des procédures préfectorales en cas d'épisodes de pollution de l'air ambiant (« Arrêté Mesures d'Urgence (AMU) ») prévoit que les procédures préfectorales se déclenchent sur la base des prévisions des concentrations de fond, avec des critères sur la surface concernée, le nombre d'habitants exposés, et la persistance des dépassements.

L'ensemble du territoire ne pouvant être couvert par les stations de mesure, dont les mesures sont ponctuelles, c'est l'analyse de la veille (J-1) qui sert de référence pour évaluer les performances des prévisions réalisées par les modèles en regard des critères AMU. Etablie à partir d'une fusion de données entre observations et sorties de modélisation, elle est considérée comme le meilleur estimateur disponible de la répartition spatiale des concentrations d'ozone à la surface.

Seule l'AS du modèle CHIMERE est évaluée ici.

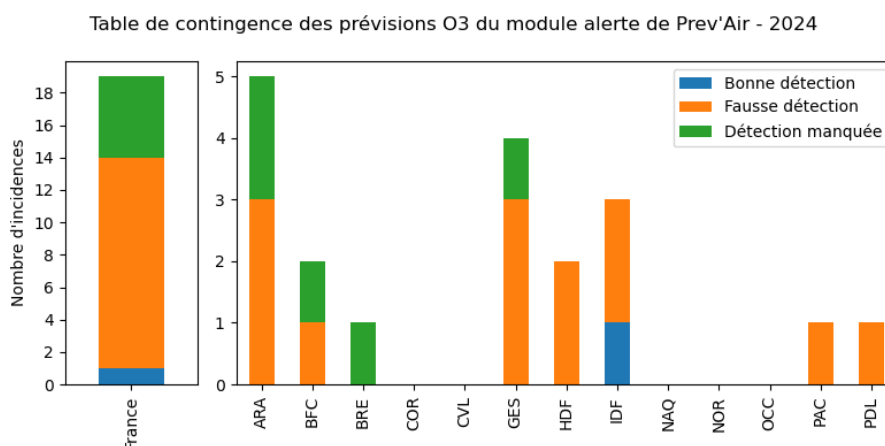


Figure 9 : Ozone - Table de contingence des critères AMU (critère surfacique ou critère de population, sans distinction) pour l'AS de CHIMERE sur la période d'avril à septembre 2024 à l'échéance J0. Les bonnes détections sont en bleu, les fausses détections en orange, et les détections manquées en vert.

La Figure 9 confirme le comportement décrit dans le paragraphe 2.1.2. Le nombre de fausses détections (13) et de détections manquées (5) est relativement élevé par rapport au nombre d'évènements considéré (19). Toutefois l'année 2024 ne présente que peu d'épisodes de pollution, ce qui limite fortement les conclusions quant à la capacité du modèle à détecter ces évènements.

Il est à noter que le nombre réel d'incidences d'évènements (6 ici) est différent du nombre de dépassements d'ozone préalablement mentionné (14), car ici le seul critère du dépassement à la station ne suffit pas à déclencher une alerte, mais est analysé à la lumière des critères AMU pour décider si l'évènement nécessite ou non une alerte.

2.1.4 Evolution des prévisions depuis 2019

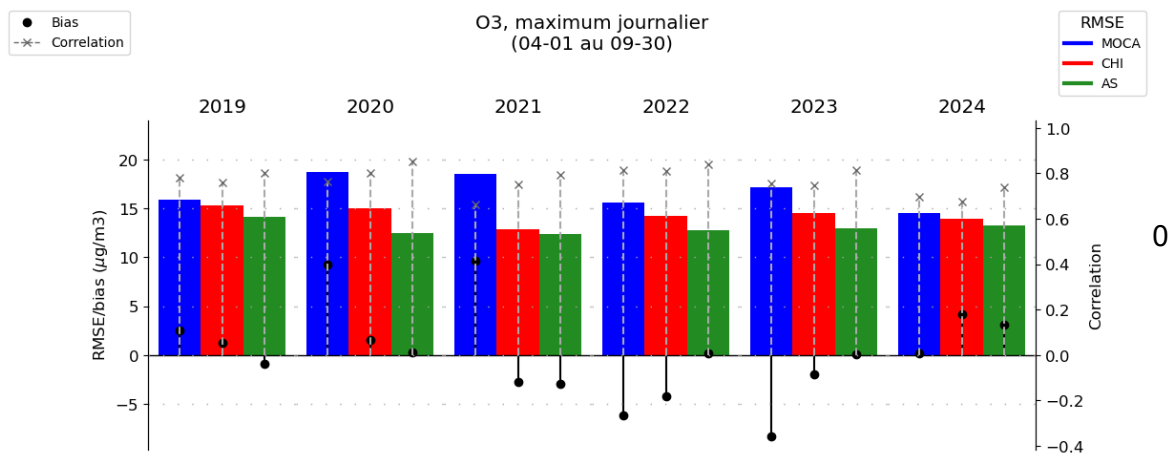


Figure 10 : Ozone - Synthèse des scores de RMSE (barres colorées), biais moyen (points noirs) et corrélation (pointillés gris) entre avril et septembre depuis 2019 pour MOCAGE, CHIMERE et son adaptation statistique

La Figure 10 montre des performances pour l'ozone assez stables depuis 2019 pour CHIMERE et pour son adaptation statistique, même si des fluctuations sont notables, comme l'amélioration de la RMSE de CHIMERE en 2021, ou la légère dégradation des performances des trois modèles en 2023 par rapport à l'année précédente (augmentation de la RMSE, réduction de la corrélation).

Quelle que soit l'année considérée, l'adaptation statistique améliore bien la concordance entre les données issues du modèle brut et celles des observations, confirmant ainsi l'intérêt d'utiliser ce modèle statistique.

Concernant MOCAGE, les raisons des baisses de performances constatées sur les étés 2020 et 2021 ont été identifiées et ont conduit l'équipe de développement MOCAGE à mener un certain nombre de travaux afin d'améliorer les performances du modèle, ce qui a permis une nette amélioration des scores en 2022 par rapport aux années précédentes, et de nouveau une amélioration en 2024 par rapport à 2023.

Pour 2024, il est à noter une dégradation des scores de corrélation pour chacun des 3 modèles par rapport à leurs scores respectifs de l'année précédente. Cependant, les RMSE de MOCAGE et CHIMERE brut sont améliorées par rapport à l'année précédente, tandis que l'AS voit une légère dégradation de la RMSE par rapport à 2023 mais toujours meilleure que celle de CHIMERE brut. De plus, une nette amélioration du biais est à noter pour MOCAGE par rapport à celui de 2023, tandis que dans le même temps, ce même biais connaît une dégradation significative pour CHIMERE et son AS.

Au vu des années précédentes, le score de biais est assez fluctuant et il faudra surveiller si ces tendances pour chacun des 3 modèles se confirment dans les années suivantes.

2.2 Prévisions de PM₁₀

Pour les particules fines de diamètre inférieur à 10 µm (PM₁₀), l'évaluation est réalisée sur l'année complète, du 1^{er} janvier au 31 décembre. Il est toutefois à noter que les situations météorologiques propices aux épisodes de pollution en métropole se retrouvent majoritairement pendant les situations anticycloniques hivernales et printanières, lorsque les vents sont faibles (accumulation des particules, sans dispersion) et lorsque les températures sont soit extrêmement froides (hiver) soit avec des variations diurnes importantes (printanières avec des nuits froides et des journées plus douces) qui favorisent les émissions importantes de particules et de précurseurs de particules.

Pour l'analyse des épisodes de PM₁₀, l'indicateur réglementaire considéré est le seuil d'information de 50 µg/m³ en moyenne journalière. Seule la moyenne journalière de PM₁₀ est ainsi considérée dans les figures de cette partie.

En Figure 11 est présentée la carte de répartition des stations de fond de la base de données nationale Geod'air¹³ (urbaines, périurbaines et rurales) pour les PM₁₀, avant filtrage par le critère de validation station (75% de mesures valides, voir chapitre [2- Performances des prévisions de qualité de l'air pour 2024](#)), pour l'année 2024. Le calcul des scores est réalisé avec les données de mesure validées, sur un panel de 215 stations de fond disponibles, réparties en 27 stations rurales, 31 stations périurbaines et 157 stations urbaines. Les départements et régions d'outre-mer des Caraïbes (Guadeloupe, Martinique et Guyane) comptent 10 stations (8 urbaines, 2 périurbaines). Les départements et régions d'outre-mer de l'océan Indien (La Réunion, Mayotte) comptent 8 stations (4 urbaines, 2 périurbaines, 2 rurales). La liste complète et détaillée des stations est disponible en [Annexe 7](#).

¹³ [Accueil | Geod'air : données et statistiques sur la qualité de l'air en France \(geodair.fr\)](#)

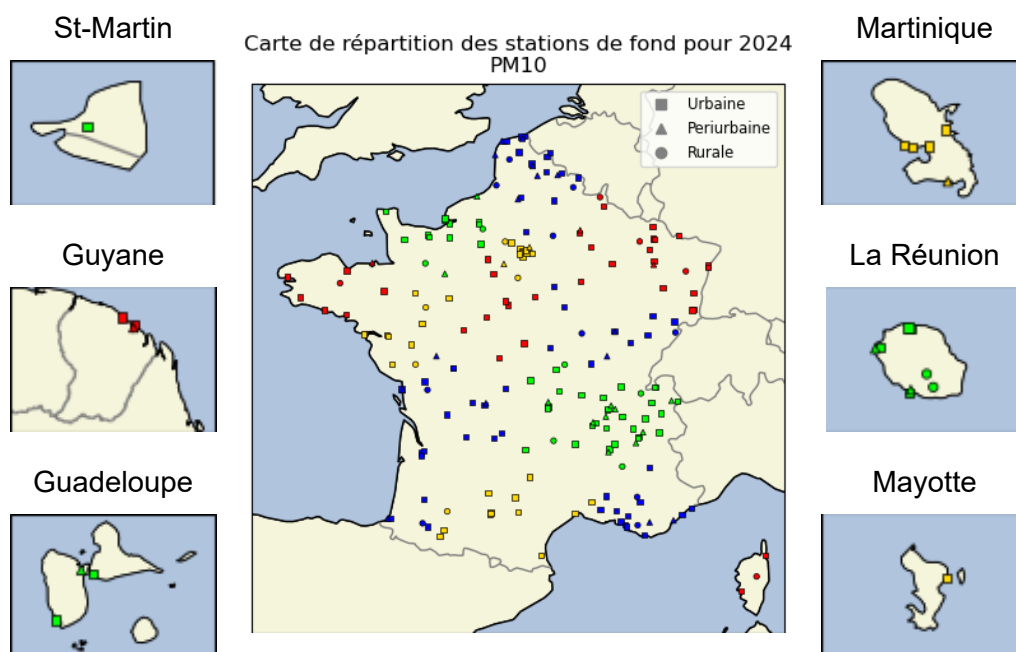


Figure 11 : PM_{10} – Carte de répartition des stations de fond (urbaines, périurbaines et rurales), avant filtrage par critère de validation des stations, pour l'année 2024 en France métropolitaine et dans les départements et régions d'outre-mer avec différenciation des régions par les couleurs

2.2.1 Performances du modèle

Les Figure 12, Figure 13 et Figure 14 présentent pour les PM_{10} les scores de biais, RMSE et corrélation pour les modèles CHIMERE (CHI) et MOCAGE (MOCA) ainsi que pour l'adaptation statistique de CHIMERE (AS-CHI) pour le jour de prévision J0. Les scores pour les stations des DROM ne sont calculés que pour le modèle CHIMERE brut (CHI). Ceux de l'AS sur les DROM font l'objet d'un paragraphe à part (cf. chapitre [3-Performances des prévisions MOS sur les DROM des Caraïbes](#)) à titre probatoire pour cette année 2024.

La Figure 12 montre ces scores sur les régions administratives, le premier groupe de barres, à l'extrême gauche, correspondant aux scores sur l'ensemble des stations françaises.

La Figure 15 présente ces scores sur les jours de prévision J0, J1, J2, J3, correspondant respectivement au jour courant, au lendemain, au surlendemain et au jour suivant.

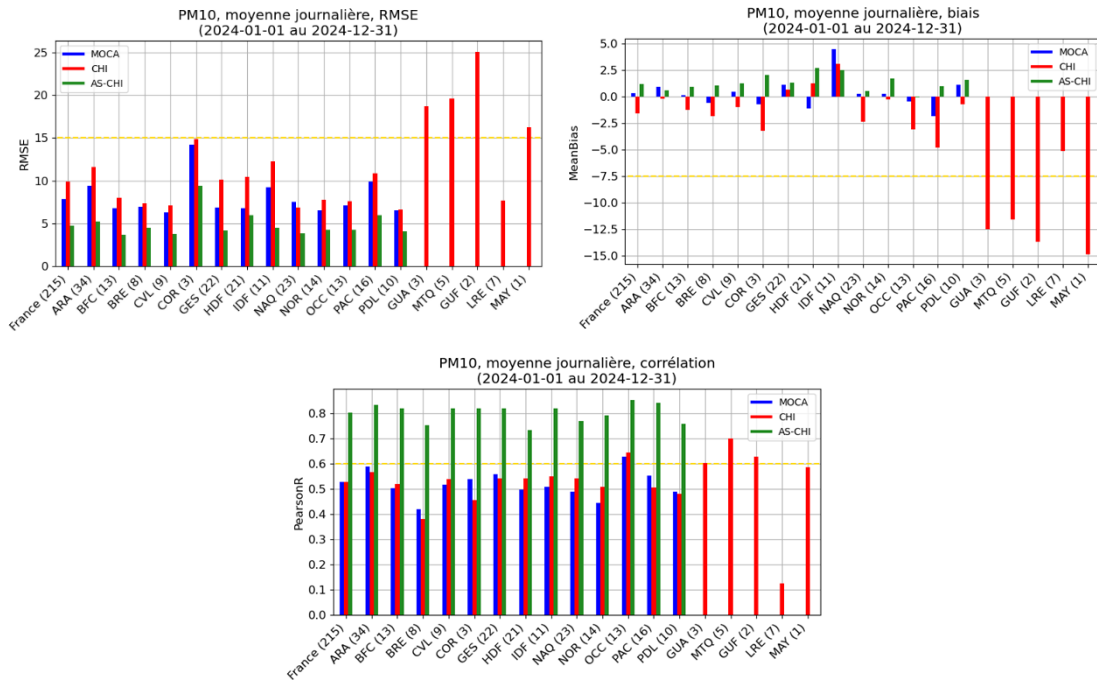


Figure 12 : PM₁₀ - Scores de RMSE, biais et corrélation par région des prévisions MOCAGE (bleu), CHIMERE (rouge), et de l'adaptation statistique de CHIMERE (vert) pour 2024 sur l'échéance J0

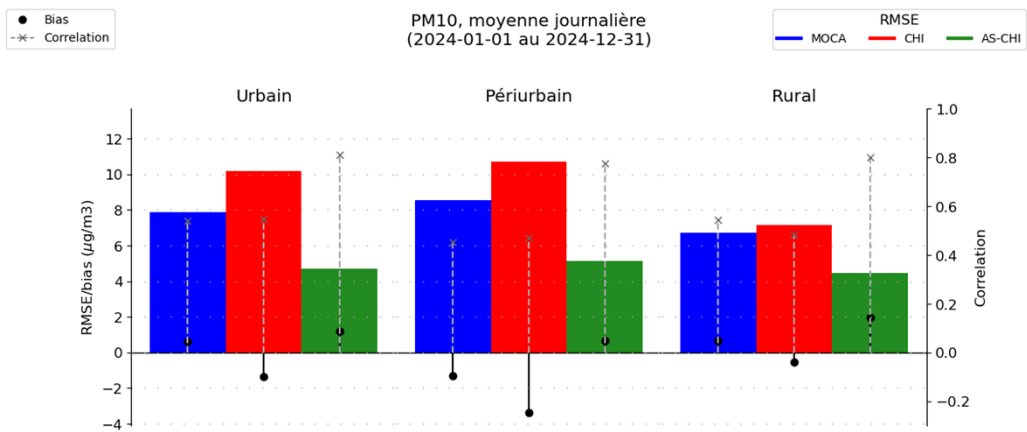


Figure 13 : PM₁₀ - Synthèse des scores de RMSE, biais et corrélation en fonction de la typologie de station (urbaines, périurbaines, rurales) des prévisions MOCAGE (bleu), CHIMERE (rouge), et de l'adaptation statistique de CHIMERE (vert) pour 2024 sur l'échéance J0

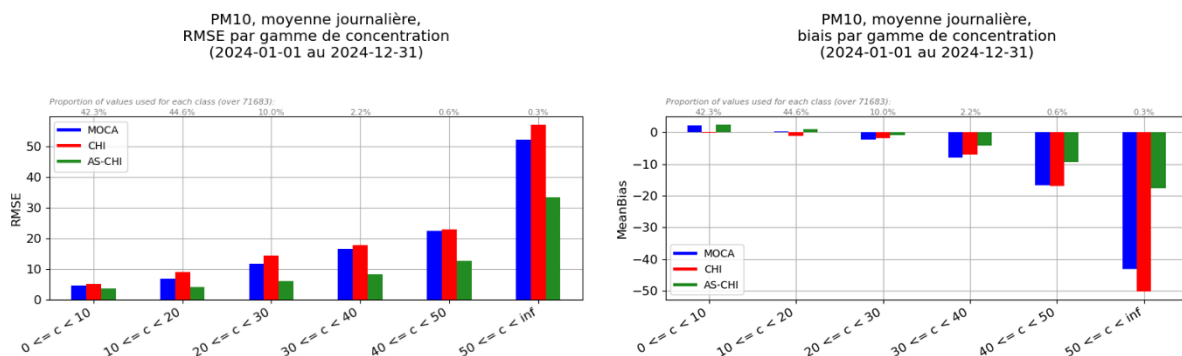


Figure 14 : PM₁₀ - Scores de RMSE et biais par gamme de concentration des prévisions MOCAGE (bleu), CHIMERE (rouge), et de l'adaptation statistique de CHIMERE (vert), basé sur les observations, pour 2024 sur l'échéance J0

| Moins de 10 | 10 à 20 | 20 à 30 | 30 à 40 | 40 à 50 | Plus de 50 |
|-------------|---------|---------|---------|---------|------------|
| 42,3% | 44,6% | 10,0% | 2,2% | 0,6% | 0,3% |

Tableau 5 : PM₁₀ – Proportion de valeurs utilisées pour le calcul de score de chaque gamme de concentration (µg/m³)

Les principaux résultats que nous pouvons relever des Figure 12, Figure 13 et Figure 14 sont :

- Un biais positif moyen de 0,35 µg/m³ pour MOCAGE, un biais négatif moyen de -1,56 µg/m³ pour CHIMERE, et un biais positif moyen de 1,23 µg/m³ pour l'AS.
- Une RMSE globale de 7,8 µg/m³ pour MOCAGE, 9,9 µg/m³ pour CHIMERE, et 4,7 µg/m³ pour l'AS.
- Une corrélation globale de 0,53 pour MOCAGE et CHIMERE, et 0,80 pour l'AS.
- De meilleurs scores pour la typologie rurale, par rapport aux autres typologies de station, en particulier pour les modèles bruts.
- Des scores satisfaisants sur les concentrations faibles à moyennes (inférieures à 30 µg/m³), qui se dégradent cependant pour les concentrations plus élevées.

D'après la Figure 12, en moyenne sur la France métropolitaine à l'échéance J0, les deux modèles et l'adaptation statistique respectent les objectifs qualité pour les PM₁₀ sur la RMSE (inférieure à 15 µg/m³) et sur le biais (inférieur à +7,5 µg/m³ en valeur absolue).

Concernant la corrélation, les modèles bruts ne réussissent pas à atteindre le seuil de 0,6 au niveau de la France en général. MOCAGE et CHIMERE brut y parviennent tout deux uniquement pour la région Occitanie et en sont très près tous les deux également pour la région Auvergne-Rhône-Alpes. Néanmoins, le traitement de correction statistique qui est fait sur CHIMERE permet d'améliorer fortement les résultats : la corrélation de l'adaptation statistique se trouve aux alentours de 0,8 pour la France en général et au-delà de 0,7 pour l'ensemble des régions métropolitaines, voire de 0,8 pour certaines. L'objectif de qualité pour la corrélation (supérieur à 0,6) est donc atteint pour toute la France métropolitaine pour l'AS. Comparativement à l'année précédente, une légère régression est observée, surtout au niveau des performances des modèles bruts.

En effet, l'objectif de corrélation était atteint pour toutes les régions exceptées la Bretagne et la Corse en 2023 pour CHIMERE brut, alors que ce modèle et ses données d'entrée étaient les mêmes pour 2023 et 2024 (émissions 2019). Il en va de même pour MOCAGE qui en 2023 parvenait à l'objectif de corrélation pour 3 régions contre 1 seule cette année, alors que ce modèle actualise ses émissions annuellement en se basant sur les mises à jour de CAMS, contrairement à CHIMERE brut qui se base toujours sur les données d'émission 2019, et ce pour tous les polluants étudiés dans ce rapport (O₃, PM₁₀, PM_{2,5} et NO₂). En revanche, les performances de l'AS restent globalement satisfaisantes et similaires à l'année précédente.

CHIMERE brut sous-estime en général les concentrations observées sur presque toutes les régions, avec un biais qui oscille généralement entre -0,5 et -5 µg/m³. Pour MOCAGE, cela est plus contrasté, avec des sous-estimations dans certaines régions (Bretagne, Hauts-de-France, Provence-Alpes-Côte d'Azur, etc.) et des surestimations dans d'autres (Grand Est, Ile-de-France, Pays de la Loire, etc.), oscillant généralement entre -2 et +2 µg/m³. Au niveau de la France en général, CHIMERE sous-estime donc sans surprise légèrement les observations d'environ 1,6 µg/m³ tandis que MOCAGE les surestime très peu, d'environ 0,4 µg/m³. L'adaptation statistique, quant à elle, a tendance à légèrement surestimer les concentrations, mais dans une mesure moindre que la sous-estimation constatée sur CHIMERE. En effet, sur la France entière le biais moyen de l'AS est de 1,2 µg/m³, inférieur en valeur absolue au biais de 1,6 µg/m³ de CHIMERE. Le même constat très positif peut être fait sur les autres scores sur la France entière : la RMSE perd plus de 5,1 µg/m³ entre CHIMERE brut et l'AS, et la corrélation gagne presque 0,3 points. Au niveau régional, ces gains sont dans le même ordre de grandeur, les performances étant assez homogènes entre les différentes régions.

De manière générale, la baisse de performances en RMSE constatée pour CHIMERE brut vis-à-vis de MOCAGE est donc principalement attribuable aux scores de biais, tandis que les deux modèles sont globalement proches au niveau de leurs corrélations respectives.

Concernant les départements et régions d'outre-mer, CHIMERE fait preuve d'une relativement bonne capacité à prévoir la variabilité temporelle des concentrations sur ces territoires influencés par les poussières désertiques en provenance du Sahara et pourvus de relativement peu de stations, avec des scores de corrélation entre 0,6 et 0,7 pour la Guadeloupe, la Martinique et la Guyane, validant donc l'objectif de qualité de 0,6 pour la corrélation.

L'unique station de Mayotte fournit également une corrélation relativement satisfaisante, avec une valeur de 0,59, quasiment à l'objectif de qualité, tandis que les corrélations des stations réparties sur l'île de la Réunion obtiennent une moyenne de 0,13, très en deçà de l'objectif de qualité. Les scores de RMSE et de biais sont toutefois satisfaisants pour la Réunion, avec respectivement 7,7 et -5,2 µg/m³, validant donc les objectifs de qualité (inférieurs à 15 µg/m³ et +/-7,5 µg/m³ pour la RMSE et le biais respectivement). Les quatre autres départements d'Outre-Mer obtiennent des scores au-delà de 15 µg/m³ pour la RMSE, voire plus de 25 pour la Guyane française, et un biais autour de -11 µg/m³ et inférieur, bien loin des objectifs de qualité. Ces valeurs élevées comparées aux régions métropolitaines s'expliquent par des niveaux de concentration généralement plus élevés, comme le montre la Figure 72 (cf. [Annexe 6 – Figures additionnelles](#)) présentant la moyenne des concentrations observées par région. La Figure 73, qui présente le biais relatif moyen des prévisions CHIMERE par région, met également en évidence le fait que les concentrations de PM₁₀ sur ces régions sont très fortement sous-estimées proportionnellement au niveau des concentrations mesurées. Il est toutefois difficile de conclure avec certitude sur ces résultats, les stations de mesure étant peu nombreuses, très proches spatialement, et localisées majoritairement sur le littoral.

De plus, comme pour l'O₃, les scores sur les DROM sont à relativiser en considérant que dans ces régions, CHIMERE brut utilise des émissions qui s'appuient sur un inventaire global à basse résolution (EDGAR) avec de plus une année de référence peu représentative des émissions actuelles réelles (2020).

Concernant les performances par typologie de stations présentées en Figure 13, l'adaptation statistique est très homogène, alors que les scores obtenus par les modèles bruts présentent davantage de variabilité, avec notamment de meilleurs biais et RMSE pour la typologie rurale.

D'après la Figure 14, la prévision des valeurs hautes pose encore des difficultés aux modèles, ceux-ci ayant tendance à fortement sous-estimer ces plages de valeurs, cependant peu fréquentes. En effet, l'année 2024 ne permet pas de tirer de conclusions parfaitement fiables à ce sujet, les concentrations en moyenne journalière supérieures à 30 µg/m³ ne représentant qu'environ 3% des données totales. MOCAGE montre des performances légèrement meilleures que CHIMERE au niveau de la RMSE pour toutes les gammes de concentrations, ce qui peut s'expliquer en partie par le fait que MOCAGE actualise annuellement ses émissions en suivant les mises à jour de CAMS, contrairement à CHIMERE comme expliqué précédemment. Au niveau du biais, CHIMERE brut et MOCAGE sont alternativement meilleurs en fonction de la gamme de concentration, bien qu'au niveau des grandes valeurs (supérieures à 40 µg/m³), MOCAGE soit légèrement plus performant. Les deux modèles restent toutefois très proches. Quant à l'AS, elle améliore systématiquement les scores du modèle brut de CHIMERE pour toutes les gammes de concentration (exception faite de la gamme la plus faible pour le biais moyen, très légèrement dégradé), confirmant ainsi son apport pour l'analyse des performances des modèles.

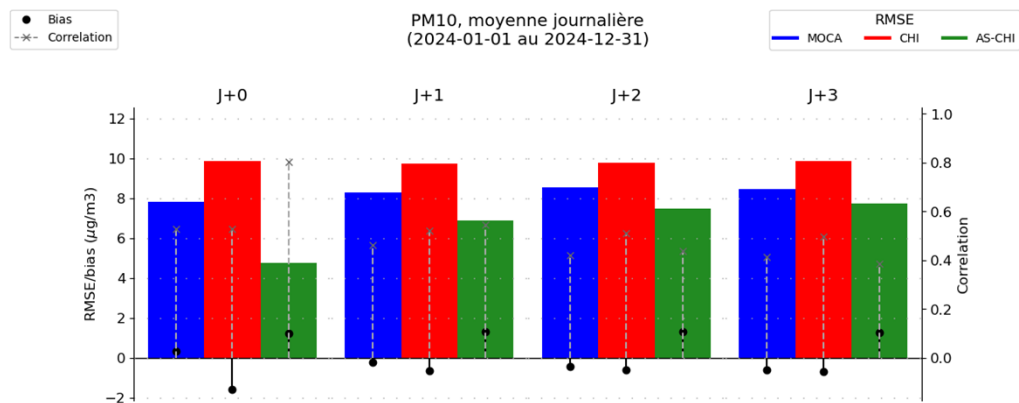


Figure 15 : PM₁₀ - Synthèse des scores de RMSE, biais et corrélation en fonction du jour de prévision pour MOCAGE (bleu), CHIMERE (rouge), et pour l'adaptation statistique de CHIMERE (vert) en 2024

La Figure 15 montre que les modèles bruts conservent des performances quasiment identiques entre les jours de prévision J0, J1, J2 et J3. Pour l'adaptation statistique, le constat est différent. En effet, la corrélation chute nettement, passant de 0,81 à 0,56 entre les échéances J0 et J1, pour tomber à 0,39 à J3. Cela affecte par conséquent la RMSE, qui augmente ainsi de 4,5 à 6,7 µg/m³ entre J0 et J1, pour atteindre 7,8 µg/m³ à J3, tandis que dans le même temps, le biais reste stable à des valeurs proches de 0 pour toutes les échéances de prévision.

De plus, à mesure que les échéances augmentent, l'écart de performances entre l'adaptation statistique et CHIMERE brut se réduit. En effet, tandis que les performances de l'AS sont bien meilleures que CHIMERE brut à J0 et encore à J1, la corrélation de ce dernier devient meilleure que celle de son AS à partir de J2. La RMSE quant à elle est toujours meilleure pour l'AS que pour le modèle brut quelle que soit l'échéance. De surcroît, seule l'AS parvient à atteindre l'objectif de qualité des scores pour la corrélation, et ce seulement à J0, tandis que pour la RMSE et le biais, ceux-ci sont atteints à toutes les échéances par les trois modèles.

2.2.2 Performances par rapport aux seuils réglementaires

L'année 2024 a connu un seul épisode de pollution aux PM₁₀ d'ampleur nationale aussi documenté dans le rapport Copernicus sur la qualité de l'air en Europe¹⁴, qui a touché la France du 29 au 31 mars, sous l'effet de brumes de sables d'origine saharienne et impactant majoritairement la moitié sud du pays, en particulier le sud-est. D'autres épisodes de moindre ampleur mais également liés principalement à un apport de poussières du Sahara ont été constatés les 12 et 13 janvier principalement en Auvergne-Rhône-Alpes, les 7 et 8 avril dans l'est du pays (principalement Auvergne-Rhône-Alpes encore et reliefs alpins) et également du 19 au 21 juin dans le sud-est majoritairement. Concernant les DROM, ces phénomènes de poussières désertiques sont souvent plus fréquents. Notamment, entre le 19 et 24 avril, une vague de poussières désertiques a touché successivement la Guyane (les 19 et 20 avril) puis la Martinique et la Guadeloupe à partir du 21 avril.

Les Figure 16 à Figure 18 font état de la capacité des modèles à détecter avec exactitude les dépassements du seuil d'information et de recommandation de 50 µg/m³ en France métropolitaine. La Figure 19 confronte les détections de dépassements de CHIMERE aux observations relevées sur les DROM. Des explications détaillées à propos des indicateurs utilisés dans les Figure 17 et Figure 18 sont présentées en [Annexe 2 – Eléments de table de contingence](#).

¹⁴Copernicus Atmosphere Monitoring Service (CAMS), 2025: CAMS Assessment Report on European Air Quality in 2024. <https://atmosphere.copernicus.eu/node/1330> doi: 10.24380/pdtn-dc12

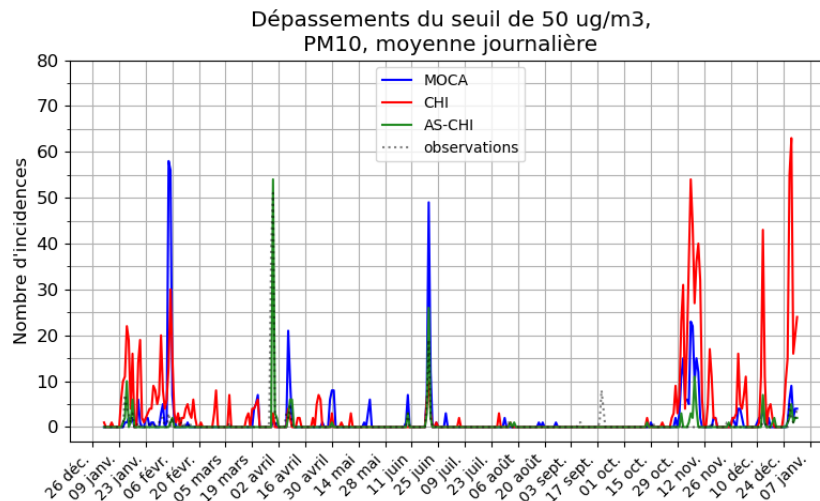


Figure 16 : PM10 - Nombre d'occurrences au cours du temps des dépassements du seuil d'information (50 µg/m3) de MOCAGE (bleu), CHIMERE (rouge), et de l'adaptation statistique de CHIMERE (vert) pour 2024 sur l'échéance J0. Les dépassements survenus dans les DROM ne sont pas pris en compte

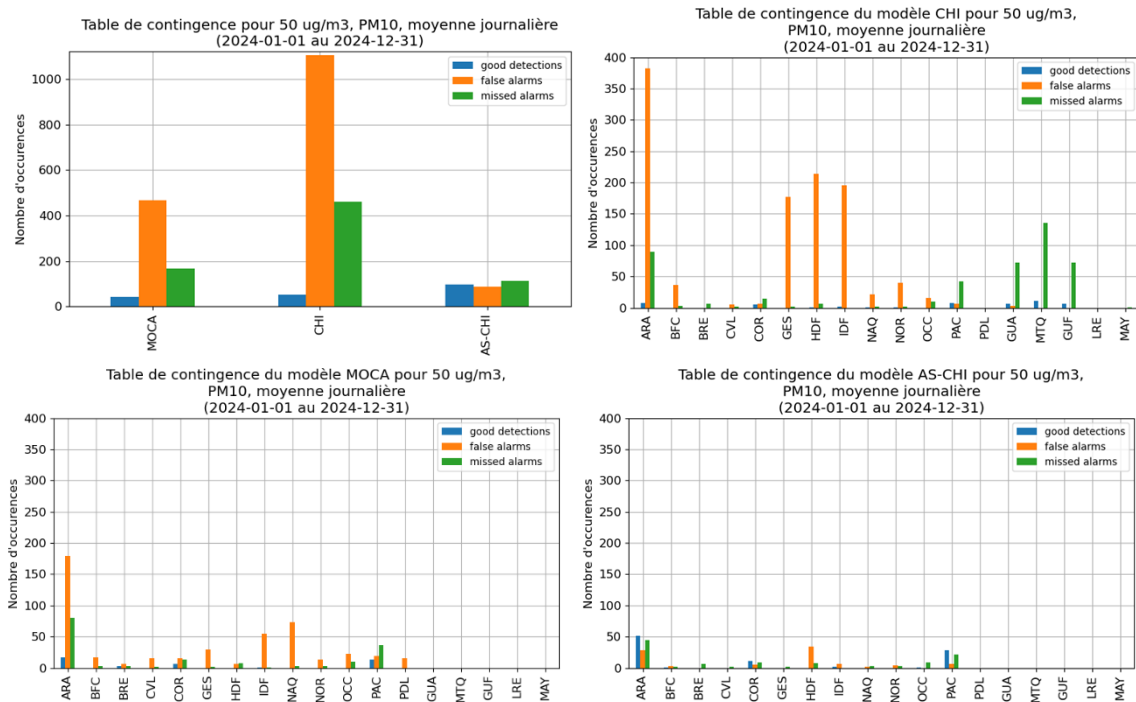


Figure 17 : PM10 - Tables de contingence pour 2024 à l'échéance J0 pour le seuil de 50 µg/m3. Les bonnes détections sont en bleu, les fausses détections en orange, et les détections manquées en vert. En haut à gauche : Tables de contingence de MOCAGE (groupe de gauche), CHIMERE (groupe du milieu), et de l'adaptation statistique de CHIMERE (groupe de droite) pour la France métropolitaine. En haut à droite : Table de contingence de CHIMERE déclinée par régions, incluant les DROM. En bas : Tables de contingence de MOCAGE (gauche) et de l'AS de CHIMERE (droite) déclinées par régions.

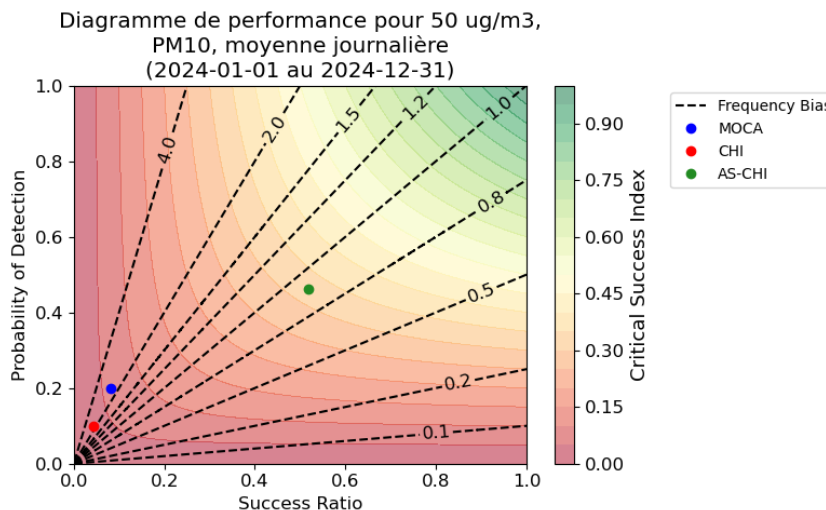


Figure 18 : PM₁₀ - Diagramme de performance pour MOCAGE (bleu), CHIMERE (rouge) et l'adaptation statistique de CHIMERE (vert) pour 2024 pour l'échéance J0 en France métropolitaine

Ces figures mettent en évidence des comportements relativement homogènes entre les modèles bruts, avec une difficulté commune à détecter correctement les dépassements. Sur l'ensemble de la période, MOCAGE totalise 41 bonnes détections et 468 fausses détections pour 206 dépassements observés, soit un taux de succès de 8% et une probabilité de détection de 20%. CHIMERE est en général deux fois moins performant, avec 50 bonnes détections et 1104 fausses détections (notamment en janvier-février et novembre-décembre), pour 511 dépassements observés (incluant les DROM), soit un taux de succès de 4% et une probabilité de détection de presque 10%. La montre que ces épisodes sont généralement surestimés en termes d'étendue spatiale. Ces performances sont à mettre en perspective de dépassements souvent localisés et peu persistants, qui sont des cas de figure complexes à appréhender pour les modèles.

L'adaptation statistique est considérablement meilleure que le modèle brut pour la détection des épisodes de pollution aux PM₁₀ : son taux de succès et sa probabilité de détection sont respectivement de 52% et 46%, avec un total de 95 bonnes détections et 88 fausses détections, pour 206 dépassements observés (les DROM ne sont pas pris en compte par l'AS, voir chapitre [3-Performances des prévisions MOS sur les DROM des Caraïbes](#)). L'adaptation statistique détecte donc presque deux fois plus d'évènements que le modèle brut de CHIMERE, alors que ce dernier inclus les DROM, et s'avère plus fiable dans ses prévisions de dépassements.

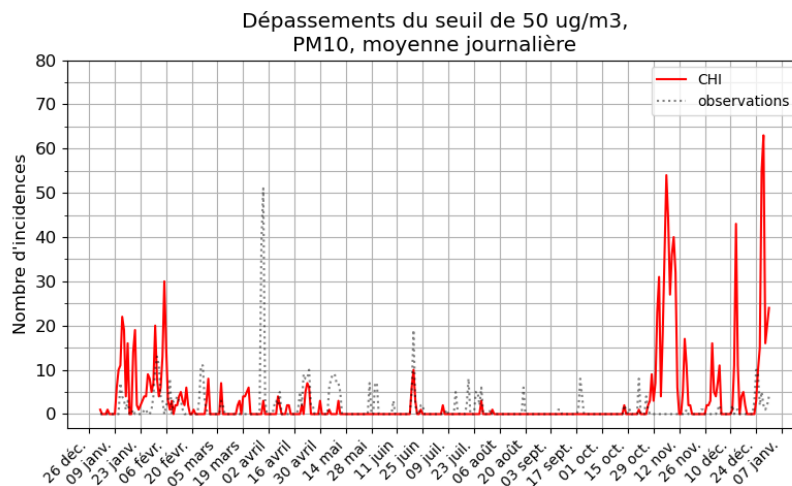


Figure 19 : PM₁₀ – Série temporelle des dépassements du seuil d'information (50 µg/m³) de CHIMERE (rouge) pour 2024 sur l'échéance J0, exclusivement sur les départements et régions d'outre-mer (Guadeloupe, Martinique, Guyane)

La Figure 17 – Haut droite, qui présente les tables de contingence du modèle CHIMERE sur chaque région, montre des performances peu satisfaisantes sur la Guadeloupe, la Martinique et la Guyane française, avec un taux de succès de respectivement 60, 100 et à nouveau 100%, mais avec toutefois une probabilité de détection d'environ 7 % pour les trois régions. Ce faible taux de détection est une des raisons qui a notamment motivé le choix d'inclure l'évaluation de l'AS sur les DROM cette année (cf. chapitre [3-Performances des prévisions MOS sur les DROM des Caraïbes](#)). La Réunion et Mayotte n'ont enregistré aucun dépassement sur les stations de fond et CHIMERE n'en a détecté aucun non plus, ce qui constitue une excellente performance en termes de non-détection, et peut être considérée comme équivalente à un taux de succès et une probabilité de détection de 100%.

Au total sur la zone des Caraïbes, CHIMERE a réalisé 23 bonnes détections sur les 305 événements observés, soit une probabilité de détection de 8%, avec seulement 4 fausses détections, soit un taux de succès de 85%.

La Figure 19 montre toutefois que CHIMERE rencontre encore des difficultés à capter les divers événements de l'année, notamment du fait de leur faible intensité en 2024, avec un grand nombre de dépassements non détectés en avril et durant l'été, alors qu'un grand nombre de faux dépassements sont détectés entre novembre et janvier. Ces difficultés sont à mettre en perspective avec l'incertitude sur la source de poussières minérales sahariennes et la propagation du panache sur 5000 km pour traverser l'océan Atlantique avant d'atteindre les Caraïbes, ce qui peut conduire à des incertitudes sur son extension spatiale et géographique, et sa charge en aérosols.

2.2.3 Performances en lien avec les critères AMU

Comme évoqué en introduction de la section 2, l'arrêté du 7 avril 2016 relatif au déclenchement des procédures préfectorales en cas d'épisodes de pollution de l'air ambiant (« Arrêté Mesures d'Urgence (AMU) ») prévoit que les procédures préfectorales se déclenchent sur la base des prévisions de situation de fond, avec des critères sur la surface concernée, le nombre d'habitants exposés, et la persistance des dépassements.

L'ensemble du territoire ne pouvant être couvert par les stations de mesure, dont les mesures sont ponctuelles, c'est l'analyse de la veille (J-1) qui sert de référence pour évaluer les performances des prévisions réalisées par les modèles en regard des critères AMU. Etablie à partir d'une fusion de données entre observations et sorties de modélisation, elle est considérée comme le meilleur estimateur disponible de la répartition spatiale des concentrations de PM₁₀.

Seule l'AS du modèle CHIMERE est évaluée ici.

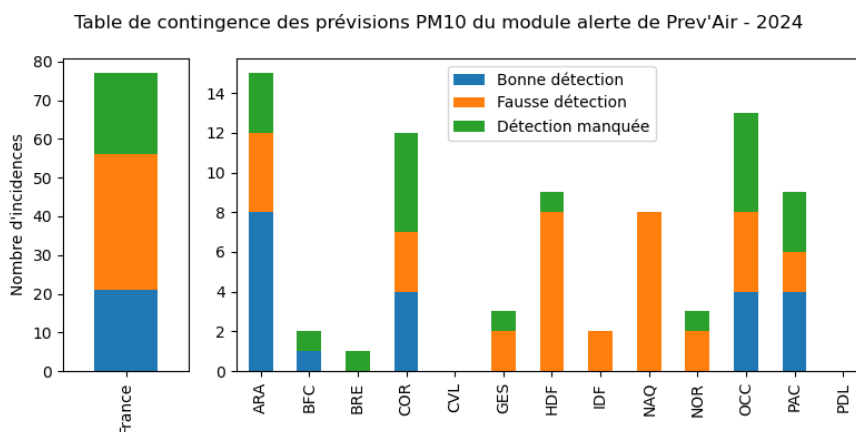


Figure 20 : PM₁₀ - Table de contingence des critères AMU (critère surfacique ou critère de population, sans distinction) pour l'AS de CHIMERE sur l'année 2024 à l'échéance J0. Les bonnes détections sont en bleu, les fausses détections en orange, et les détections manquées en vert.

La Figure 20 tend à confirmer le comportement décrit dans le paragraphe 2.2.2. avec encore un grand nombre de détections manquées (21), autant que de bonnes détections, mais ces dernières sont moins élevées que le nombre de fausses détections (35), soit un taux de succès de 38%.

Les régions présentant les meilleurs taux de succès sont la Bourgogne-Franche-Comté, l'Auvergne-Rhône-Alpes et la Provence-Alpes-Côte d'Azur, avec respectivement 100, 67 et à nouveau 67%. Une majorité des régions (7/13) montre encore cette année une probabilité de détection supérieure à 50.

2.2.4 Evolution des prévisions depuis 2019

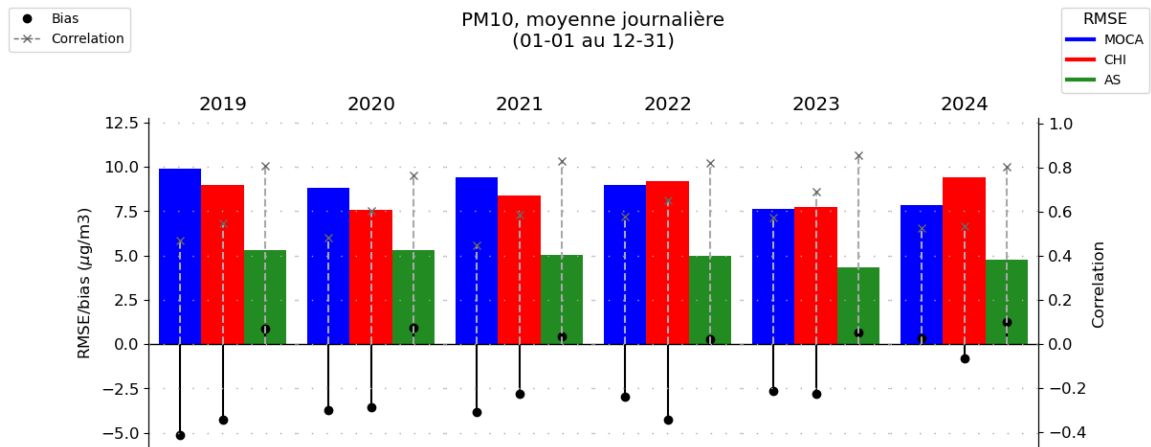


Figure 21 : PM₁₀ - Synthèse des scores de RMSE (barres colorées), biais moyen (points noirs) et corrélation (pointillés gris) entre janvier et décembre depuis 2019 pour MOCAGE, CHIMERE et son adaptation statistique

Malgré la variabilité des concentrations observées suivant les années, la Figure 21 montre des performances en PM₁₀ cohérentes d'une année à l'autre depuis 2019 pour CHIMERE et MOCAGE. A noter une légère amélioration de la RMSE et du biais des modèles bruts en 2020 due aux réductions d'émissions liées à la crise Covid-19, notamment induites par la réduction du trafic routier durant les périodes de confinement.

Les performances des deux modèles bruts sont relativement dégradées en 2024 comparée à l'année précédente, au niveau de la RMSE et de la corrélation, tandis que le biais est à l'inverse significativement réduit. Il faudra surveiller si cette dégradation de la corrélation se confirme dans les prochaines années.

L'adaptation statistique de CHIMERE améliore la concordance entre les données issues du modèle et celles des observations, quelles que soient les circonstances et l'année considérées. Ses performances sont très stables d'une année à l'autre, et tendent même à s'améliorer légèrement. On observe toutefois là aussi une relative dégradation de tous les indicateurs (RMSE, biais et corrélation) en 2024 comparé à 2023. Ici aussi, il faudra surveiller si cette tendance négative se confirme dans les prochaines années.

2.3 Prévisions de PM_{2,5}

Pour les particules fines de diamètre inférieur à 2,5 µm (PM_{2,5}), il n'existait pas de seuils journaliers à respecter dans la réglementation française ou européenne s'appliquant en 2024 (un seuil a été introduit dans la Directive révisée en 2024). Ainsi l'évaluation repose uniquement sur le calcul des scores et exclut les tables de contingence pour les dépassements de seuils. Elle est réalisée sur l'année complète, du 1^{er} janvier au 31 décembre, sur la base des moyennes journalières de PM_{2,5}.

En figure 22 est présentée la carte de répartition des stations de fond de la base de données nationale Geod'air¹⁵ (urbaines, périurbaines et rurales) pour les PM_{2,5}, avant filtrage par le critère de validation station (75% de mesures valides, voir chapitre [2-Performances des prévisions de qualité de l'air pour 2024](#)), pour l'année 2024. Le calcul des scores est réalisé avec les données de mesure validées, sur un panel de 170 stations de fond disponibles, réparties en 27 stations rurales, 18 stations périurbaines et 125 stations urbaines. Les départements et régions d'outre-mer des Caraïbes (Guadeloupe, Martinique et Guyane) comptent 9 stations (8 urbaines, 1 périurbaine). Les départements et régions d'outre-mer de l'océan Indien (La Réunion, Mayotte) comptent 4 stations (3 urbaines, 1 rurale). La liste complète et détaillée des stations est disponible en [Annexe 7](#).

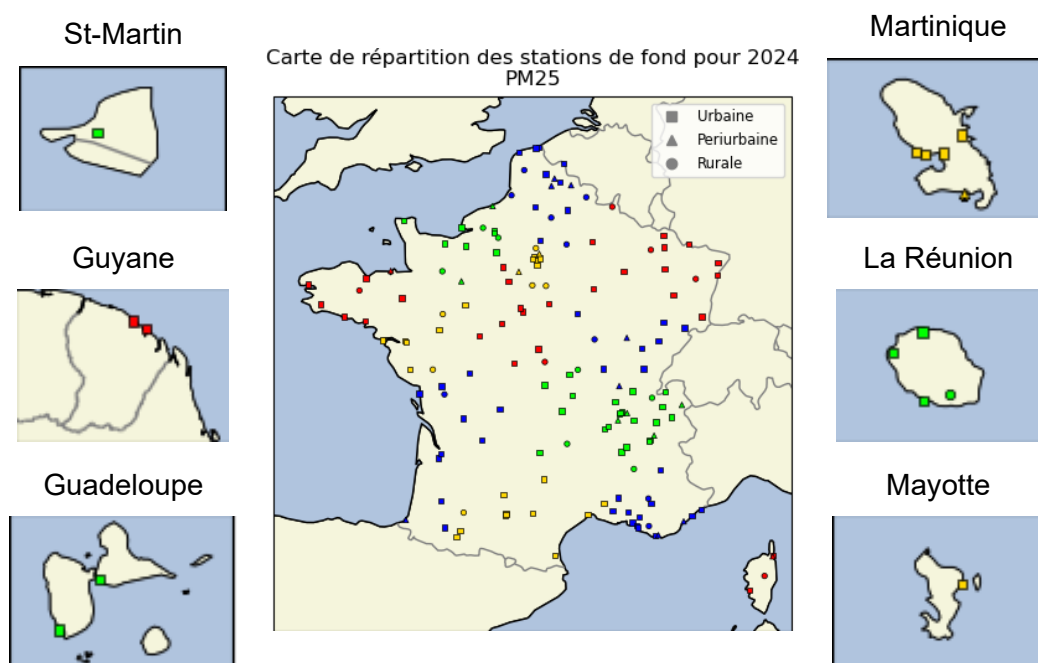


Figure 22 : PM_{2,5} – Carte de répartition des stations de fond (urbaines, périurbaines et rurales), avant filtrage par critère de validation des stations, pour l'année 2024 en France métropolitaine et dans les départements et régions d'outre-mer avec différenciation des régions par les couleurs

¹⁵ [Accueil | Geod'air : données et statistiques sur la qualité de l'air en France \(geodair.fr\)](#)

2.3.2 Performances du modèle

La Figure 23 présente pour les $PM_{2,5}$ les scores de biais, RMSE et corrélation pour les modèles CHIMERE (CHI) et MOCAGE (MOCA) ainsi que pour l'adaptation statistique de CHIMERE (AS-CHI) pour le jour de prévision J0. Les scores sont déclinés par régions administratives, le premier groupe de barres, à l'extrême gauche, correspondant aux scores sur l'ensemble des stations françaises. Les scores pour les stations des DROM ne sont calculés que pour le modèle CHIMERE brut (CHI). Ceux de l'AS sur les DROM font l'objet d'un paragraphe à part (cf. chapitre [3-Performances des prévisions MOS sur les DROM des Caraïbes](#)) à titre probatoire pour cette année 2024.

La Figure 24 présente ces scores sur les jours de prévision J0, J1, J2, J3.

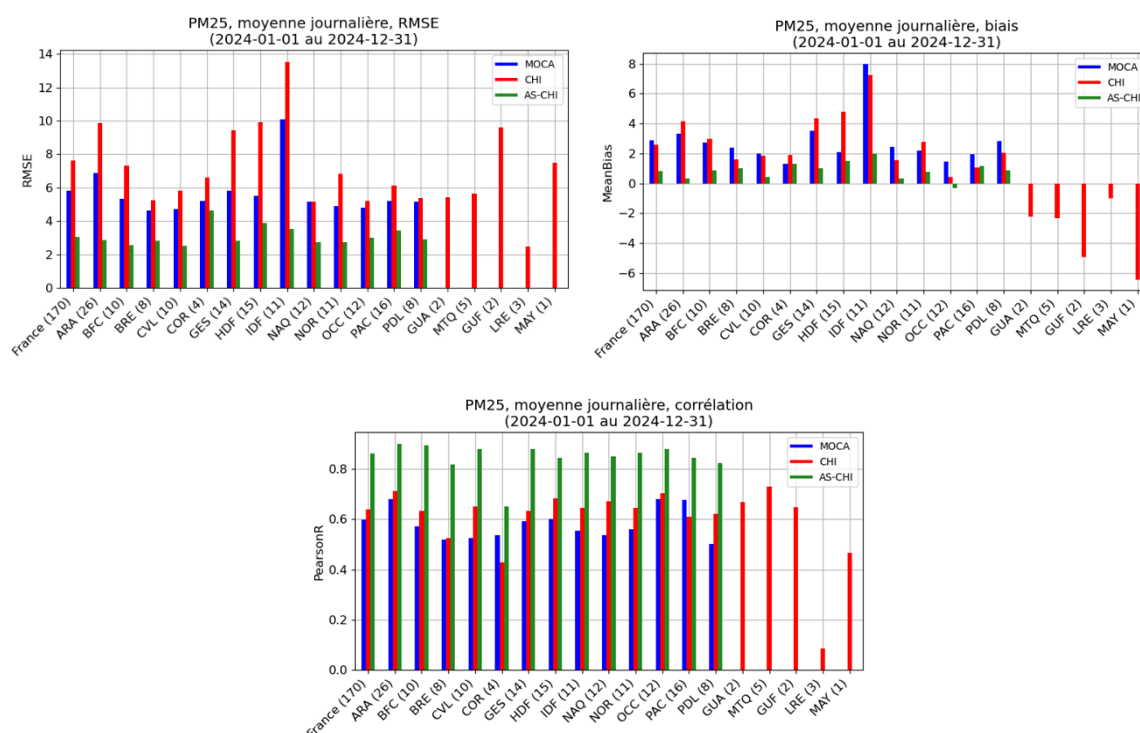


Figure 23 : $PM_{2,5}$ - Scores de RMSE, biais et corrélation par région des prévisions MOCAGE (bleu), CHIMERE (rouge), et de l'adaptation statistique de CHIMERE (vert) pour 2024 sur l'échéance J0

Les principaux résultats que nous pouvons relever de la Figure 23 sont :

- Un biais positif moyen de $2,87 \mu\text{g}/\text{m}^3$ pour MOCAGE, $2,60 \mu\text{g}/\text{m}^3$ pour CHIMERE et $0,81 \mu\text{g}/\text{m}^3$ pour l'AS
- Une RMSE globale de $5,80 \mu\text{g}/\text{m}^3$ pour MOCAGE, $7,65 \mu\text{g}/\text{m}^3$ pour CHIMERE, et $3,05 \mu\text{g}/\text{m}^3$ pour l'AS
- Une corrélation globale de 0,60 pour MOCAGE, 0,64 pour CHIMERE, et 0,86 pour l'AS
- Une variabilité des scores pour certaines régions, notamment pour les modèles bruts

Les trois modèles montrent une légère tendance à surestimer les concentrations de $PM_{2,5}$, avec toutefois de fortes variations régionales. Ainsi, en moyenne sur la France, les trois modèles ont un biais positif inférieur à $2,9 \mu\text{g}/\text{m}^3$, mais les biais de MOCAGE et CHIMERE pour l'Île-de-France se situent entre 7 et $8 \mu\text{g}/\text{m}^3$. MOCAGE et CHIMERE présentent également des biais compris entre 3 et $4,5 \mu\text{g}/\text{m}^3$ sur les régions Auvergne-Rhône-Alpes et Grand-Est, ainsi que pour les Hauts-de-France mais seulement pour CHIMERE cette fois. Au contraire, des régions comme le Centre-Val-de-Loire ou l'Occitanie présentent des biais assez faibles, inférieurs à $2 \mu\text{g}/\text{m}^3$ en valeur absolue. Notons que dans ces dernières régions, l'adaptation statistique de CHIMERE parvient à réduire le biais du modèle à moins de $1 \mu\text{g}/\text{m}^3$.

Ces variations régionales se retrouvent en partie dans les performances en termes de RMSE, où les scores des modèles bruts sont notamment plus élevés en Île-de-France, avec une RMSE située aux alentours de $10 \mu\text{g}/\text{m}^3$ pour MOCAGE et $13,5 \mu\text{g}/\text{m}^3$ pour CHIMERE, contre 5,8 et $7,6 \mu\text{g}/\text{m}^3$ respectivement en moyenne sur l'ensemble des régions. A noter que CHIMERE a une RMSE systématiquement plus élevée que MOCAGE pour toutes les régions, qui peut à nouveau s'expliquer par la différence d'année de référence des émissions entre les deux modèles, comme expliqué précédemment. Dans le cas du biais, il n'y a pas vraiment de tendance qui se dégage.

Les performances de l'adaptation statistique sont très satisfaisantes, avec des RMSE régionales très homogènes qui ne dépassent pas $4 \mu\text{g}/\text{m}^3$ malgré les difficultés du modèle brut, à l'exception de la Corse pour laquelle l'AS obtient une RMSE de $4,61 \mu\text{g}/\text{m}^3$.

En ce qui concerne les corrélations, les trois modèles montrent moins de variabilité. Pour toutes les régions, les corrélations de MOCAGE se maintiennent autour de 0,60, celles de CHIMERE autour de 0,64, et celles de l'AS un peu au-delà de 0,86. Seule la Corse fait exception, avec des corrélations entre 0,4 et 0,55 pour les deux modèles bruts et aux alentours de 0,65 à peine pour l'AS.

Les performances de CHIMERE sur les DROM des Caraïbes sont satisfaisantes, avec des corrélations autour de 0,65-0,7 et des RMSE du même ordre de grandeur que pour les régions métropolitaines, malgré de fortes sous-estimations des concentrations de $PM_{2,5}$ (biais jusqu'à $-5 \mu\text{g}/\text{m}^3$ pour la Guyane). Pour les DROM de l'océan Indien, le constat est similaire à celui des PM_{10} , avec des concentrations fortement sous-estimées sur l'unique station de Mayotte (au-delà de $-6 \mu\text{g}/\text{m}^3$) mais une corrélation plutôt correcte de 0,47, tandis que le biais et la RMSE des stations réunionnaises sont très bons, similaires à ce que le modèle obtient sur les régions métropolitaines, avec cependant une corrélation significativement dégradée de 0,09. Ces scores sont encore une fois à relativiser en considérant le fait que CHIMERE brut dans les DROM utilise des émissions qui s'appuient sur un inventaire global à basse résolution (EDGAR), avec de plus une année de référence peu représentative (2020).

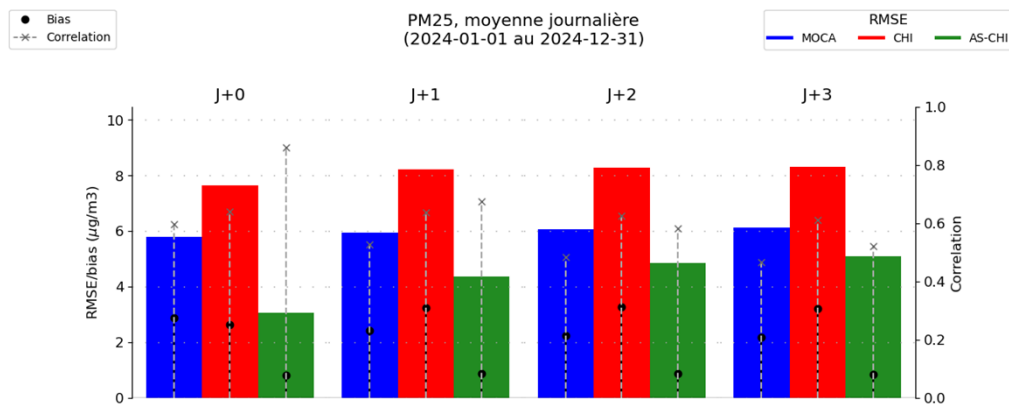


Figure 24 : $\text{PM}_{2.5}$ - Synthèse des scores de RMSE, biais et corrélation en fonction du jour de prévision pour MOCAGE (bleu), CHIMERE (rouge), et pour l'adaptation statistique de CHIMERE (vert) en 2024

Sur la Figure 24 qui fait état des scores des trois modèles en fonction du jour de prévision considéré, CHIMERE et MOCAGE parviennent à maintenir des performances relativement stables entre les différentes échéances. Dans le cas de l'adaptation statistique, une nette dégradation de la corrélation peut être constatée, avec une réduction de plus de 0,3 points entre les échéances J0 et J3, par voie de conséquence la RMSE augmente d'environ 2 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ entre J0 et J3, alors que le biais reste très stable.

2.3.1 Evolution des prévisions depuis 2019

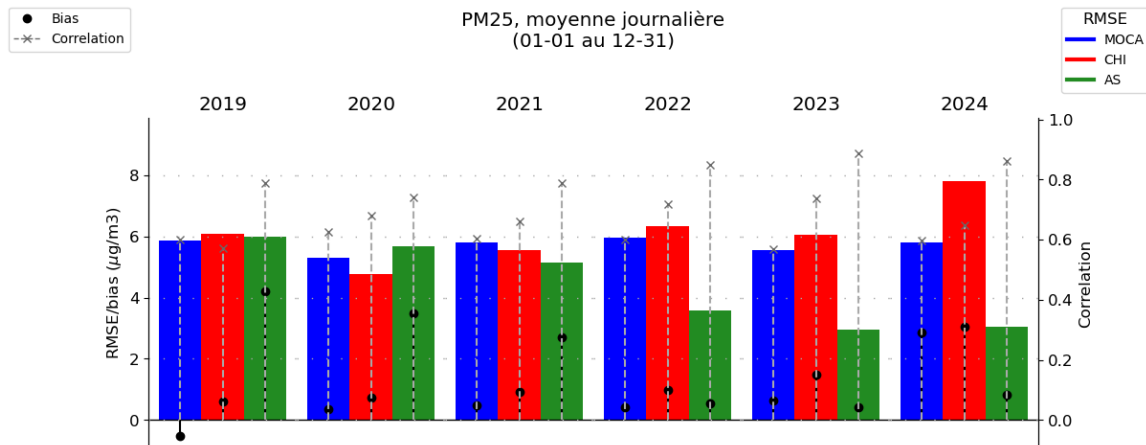


Figure 25 : $\text{PM}_{2.5}$ - Synthèse des scores de RMSE (barres colorées), biais moyen (points noirs) et corrélation (pointillés gris) entre janvier et décembre depuis 2019 pour MOCAGE, CHIMERE et son adaptation statistique

Malgré la variabilité des concentrations observées suivant les années, la Figure 25 montre des performances en $\text{PM}_{2.5}$ plutôt stables depuis 2019 pour MOCAGE et CHIMERE. La crise Covid-19 et les réductions d'émissions associées expliquent l'amélioration des performances des modèles (notamment de la RMSE) constatée en 2020, tandis que la mise en place d'une nouvelle version de CHIMERE fin 2021 explique en partie les différences de performances du modèle entre 2021 et 2022.

Cependant, il faut noter une dégradation des indicateurs pour CHIMERE cette année par rapport aux années précédentes, avec une RMSE qui augmente de quasiment $2 \mu\text{g}/\text{m}^3$ par rapport à 2023, tandis que la corrélation subit une chute de plus de 0,2. Le biais augmente également fortement de quasiment $1,25 \mu\text{g}/\text{m}^3$ alors qu'il était plutôt stable les années précédentes. Cette tendance est préoccupante et des analyses et actions correctives sont en cours d'investigation. Dans le cas de MOCAGE, seul le biais augmente significativement (d'environ $2,5 \mu\text{g}/\text{m}^3$ par rapport à 2023). Le point très positif est la correction apportée par l'AS qui est suffisamment importante pour que les performances de cette dernière ne soient que légèrement dégradées par rapport à celles de cette même AS en 2023, avec une très légère augmentation de la RMSE (de l'ordre de $0,1-0,2 \mu\text{g}/\text{m}^3$ par rapport à 2023) et du biais (d'environ $0,3 \mu\text{g}/\text{m}^3$ par rapport à 2023), ainsi qu'une légère augmentation de la corrélation (+0,05 en moyenne par rapport à 2023).

2.4 Prévisions de NO_2

Pour le dioxyde d'azote (NO_2), l'évaluation est réalisée sur l'année complète, du 1^{er} janvier au 31 décembre. L'indicateur réglementaire considéré est le seuil d'information de $200 \mu\text{g}/\text{m}^3$ en moyenne horaire, mais il est à noter que ce seuil n'a jamais été atteint à l'échelle d'épisodes de pollution d'ampleur nationale au cours de ces dernières années, y compris en 2024. Seul le maximum journalier de NO_2 est considéré dans les figures de cette partie, permettant une comparaison directe avec le seuil d'information et de recommandation.

En figure 26 est présentée la carte de répartition des stations de fond de la base de données nationale Geod'air¹⁶ (urbaines, périurbaines et rurales) pour le NO_2 , avant filtrage par le critère de validation station (75% de mesures valides, voir chapitre [2-Performances des prévisions de qualité de l'air pour 2024](#)), pour l'année 2024. Le calcul des scores est réalisé avec les données de mesure validées, sur un panel de 243 stations de fond disponibles, réparties en 26 stations rurales, 51 stations périurbaines et 166 stations urbaines. Les départements et régions d'outre-mer des Caraïbes (Guadeloupe, Martinique et Guyane) comptent 9 stations (4 urbaines, 4 périurbaines, 1 rurale). Les départements et régions d'outre-mer de l'océan Indien (La Réunion, Mayotte) comptent 6 stations (3 urbaines, 2 périurbaines, 1 rurale). La liste complète et détaillée des stations est disponible en [Annexe 7](#).

¹⁶ [Accueil | Geod'air : données et statistiques sur la qualité de l'air en France \(geodair.fr\)](#)

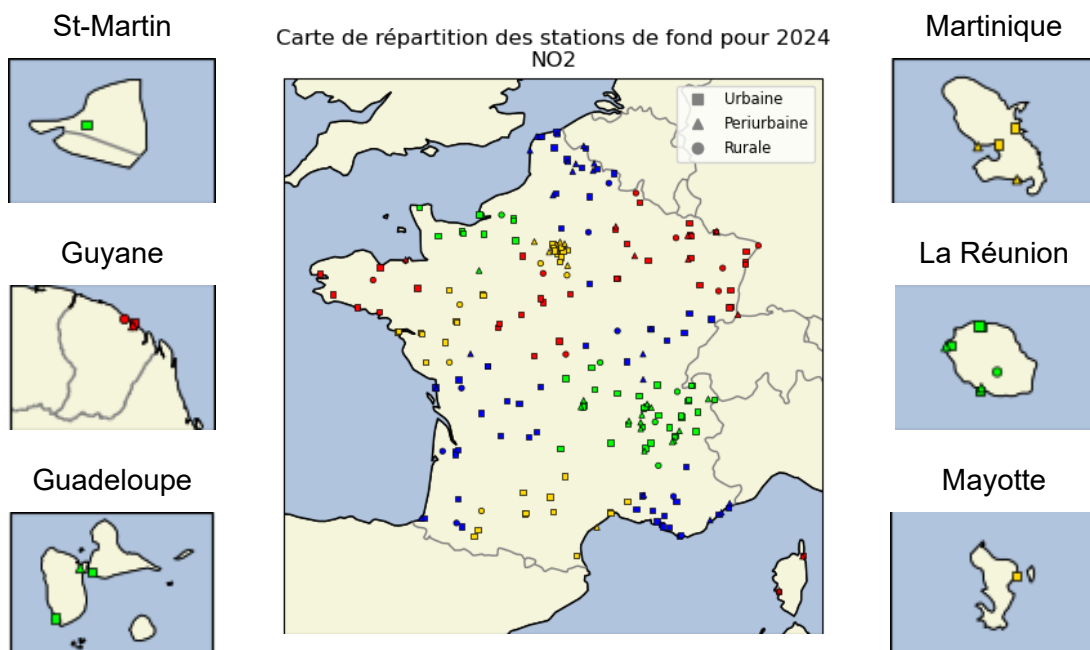


Figure 26 : NO₂ – Carte de répartition des stations de fond (urbaines, périurbaines et rurales), avant filtrage par critère de validation des stations, pour l'année 2024 en France métropolitaine et dans les départements et régions d'outre-mer avec différenciation des régions par les couleurs

2.4.1 Performances du modèle

Les Figure 27 et Figure 28 présentent pour le NO₂ les scores de biais, RMSE et corrélation pour les modèles CHIMERE (CHI) et MOCAGE (MOCA) ainsi que pour l'adaptation statistique de CHIMERE (AS-CHI) pour le jour de prévision J0. Les scores pour les stations des DROM ne sont calculés que pour le modèle CHIMERE brut (CHI).

La Figure 27 décline ces scores sur les régions administratives, le premier groupe de barres, à l'extrême gauche, correspondant aux scores sur l'ensemble des stations françaises.

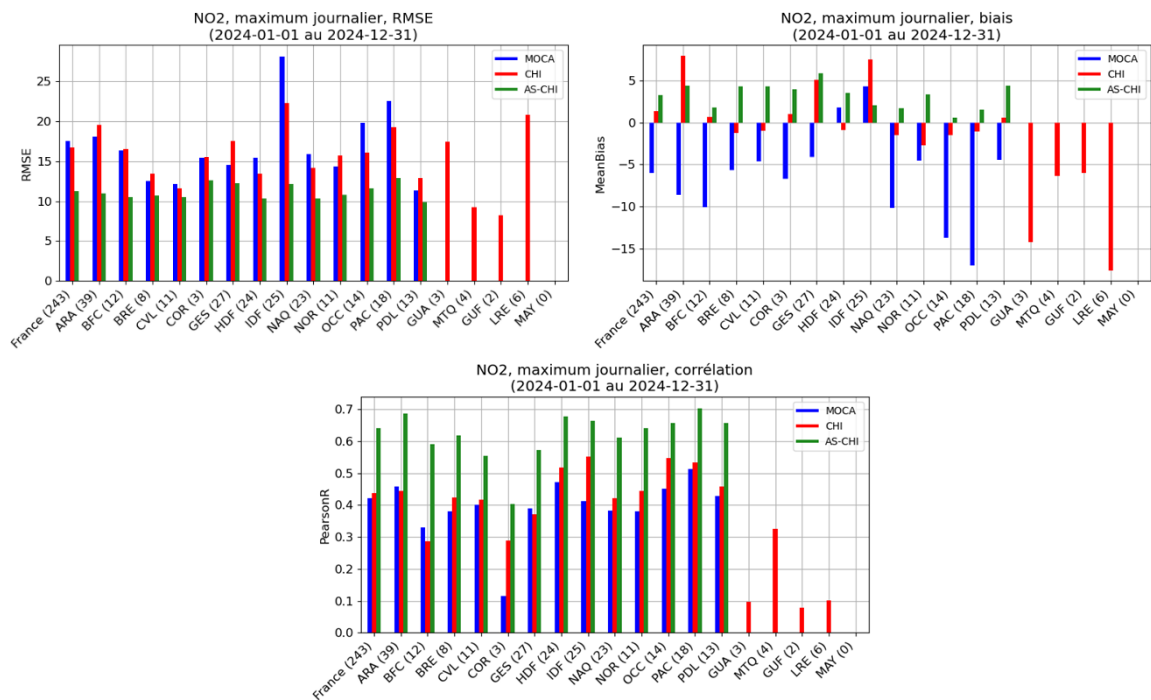


Figure 27 : NO₂ - Scores de RMSE, biais et corrélation par région des prévisions MOCAGE (bleu), CHIMERE (rouge), et de l'adaptation statistique de CHIMERE (vert) pour 2024 sur l'échéance J0

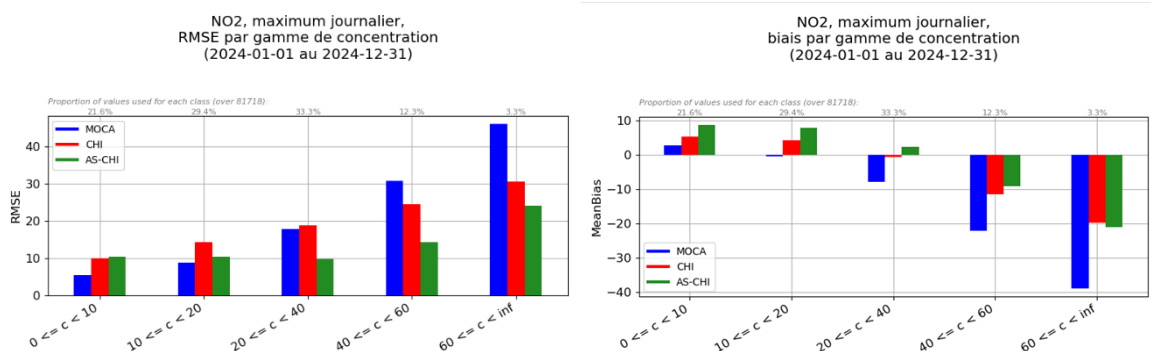


Figure 28 : NO₂ - Scores de RMSE et biais par gamme de concentration des prévisions MOCAGE (bleu), CHIMERE (rouge), et de l'adaptation statistique de CHIMERE (vert), basé sur les observations, pour 2024 sur l'échéance J0

| Moins de 10 | 10 à 20 | 20 à 40 | 40 à 60 | Plus de 60 |
|-------------|---------|---------|---------|------------|
| 21,6% | 29,4% | 33,3% | 12,3% | 3,3% |

Tableau 6 : NO₂ – Proportion de valeurs utilisées pour le calcul de score de chaque gamme de concentration

Les principaux résultats que nous pouvons relever de la Figure 27 sont :

- Un biais négatif moyen de $-6,0 \mu\text{g}/\text{m}^3$ pour MOCAGE, et des biais positifs moyens de $1,3 \mu\text{g}/\text{m}^3$ et $3,3 \mu\text{g}/\text{m}^3$ pour CHIMERE et son AS respectivement
- Une RMSE globale de $17,5 \mu\text{g}/\text{m}^3$ pour MOCAGE, $16,7 \mu\text{g}/\text{m}^3$ pour CHIMERE, et $11,2 \mu\text{g}/\text{m}^3$ pour l'AS
- Une corrélation globale de 0,42 pour MOCAGE, 0,44 pour CHIMERE, et 0,64 pour l'AS

MOCAGE et CHIMERE montrent de manière générale une sous-estimation des concentrations de NO_2 sur la plupart des régions françaises, de manière assez prononcée pour MOCAGE (au-delà de $7 \mu\text{g}/\text{m}^3$ dans de nombreuses régions), tandis que cette sous-estimation reste assez faible pour CHIMERE et ne dépasse pas les $3 \mu\text{g}/\text{m}^3$ dans toutes les régions sous estimées. Leurs corrélations se situent globalement entre 0,37 et 0,5, tandis que l'adaptation statistique de CHIMERE présente des performances d'environ 0,6 sur toutes les régions. Notons une exception pour la Corse, où le modèle brut obtient une corrélation de 0,29 difficilement corrigée à 0,40 par l'AS, alors que la même corrélation de 0,29 obtenue en Bourgogne-Franche-Comté est corrigée à quasiment 0,6 par l'AS. MOCAGE a encore plus de difficultés dans la région corse, avec une corrélation très faible de 0,11. Les RMSE se situent autour de $17 \mu\text{g}/\text{m}^3$ pour CHIMERE et $18 \mu\text{g}/\text{m}^3$ pour MOCAGE, avec quelques disparités régionales, notamment pour l'Île-de-France où les deux modèles bruts présentent des RMSE bien plus fortes que les autres régions, de $22,2 \mu\text{g}/\text{m}^3$ et $28,1 \mu\text{g}/\text{m}^3$ respectivement pour CHIMERE et MOCAGE.

L'adaptation statistique améliore grandement les performances en RMSE et corrélation du modèle brut. Pour ce qui est du biais, les résultats sont plus nuancés, avec un biais (toujours positif) en valeur absolue plus élevé pour beaucoup de régions pour l'AS comparé à CHIMERE brut. Ces biais restent toutefois peu élevés dans l'absolu même pour l'AS, ne dépassant pas les $5 \mu\text{g}/\text{m}^3$ dans toutes les régions, excepté le Grand Est, où il est légèrement supérieur à $5 \mu\text{g}/\text{m}^3$.

Concernant les DROM, CHIMERE montre des difficultés à prévoir les concentrations de NO_2 , avec des biais fortement négatifs, bien plus élevés en valeur absolue que dans les autres régions, des RMSE élevées mais dans la gamme des autres régions métropolitaines, et des corrélations très faibles. De telles performances sont très certainement attribuables à la qualité de l'inventaire d'émissions global utilisé pour ces prévisions. En effet, rappelons que, dans le cas particulier des DROM, CHIMERE brut utilise des émissions qui s'appuient sur un inventaire global à basse résolution (EDGAR), ce qui explique la forte sous-estimation de la part du modèle. L'année de référence utilisée, 2020, est également peu représentative des émissions actuelles réelles. La Martinique est le département d'Outre-Mer le mieux représenté, avec une RMSE de $9,2 \mu\text{g}/\text{m}^3$, un biais de $-6,3 \mu\text{g}/\text{m}^3$, et une corrélation de 0,33.

Mayotte ne présente aucune station avec une représentativité suffisante (au moins 50% de données valides sur l'année) pour pouvoir participer au calcul de performances du NO_2 .

En ce qui concerne les scores par gamme de concentration de la Figure 28, les modèles bruts ont tendance à voir leurs performances se dégrader avec les valeurs hautes (supérieures ou égales à $40 \mu\text{g}/\text{m}^3$). A l'inverse, l'adaptation statistique montre des performances très stables d'une gamme de concentration à l'autre, voire meilleures pour les concentrations intermédiaires (entre 20 et $60 \mu\text{g}/\text{m}^3$).

Ainsi, sa RMSE se maintient à un niveau de 10-15 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ jusqu'à des concentrations de 60 $\mu\text{g}/\text{m}^3$, alors que les RMSE des modèles bruts, inférieures à 10 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ pour les concentrations inférieures à 10 $\mu\text{g}/\text{m}^3$, dépassent les 24 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ pour les concentrations supérieures à 40 $\mu\text{g}/\text{m}^3$.

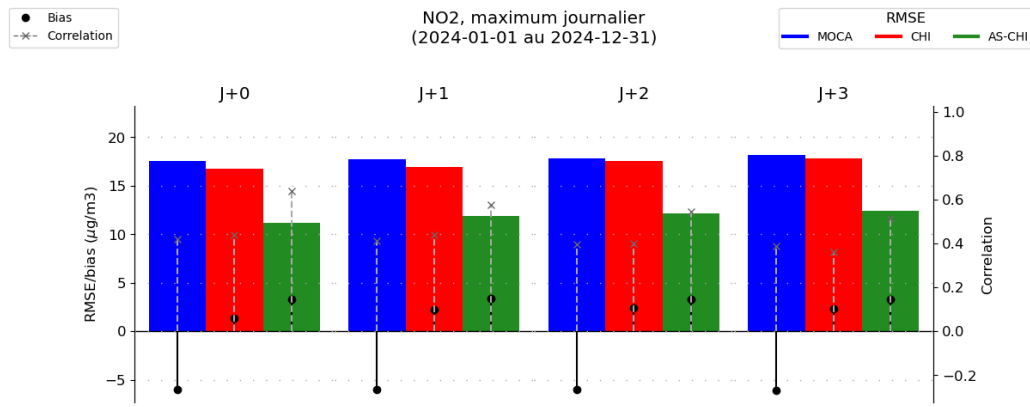


Figure 29 : NO₂ - Synthèse des scores de RMSE, biais et corrélation en fonction du jour de prévision pour MOCA (bleu), CHIMERE (rouge), et pour l'adaptation statistique de CHIMERE (vert) en 2024

La Figure 29 montre que les trois modèles conservent des performances quasiment identiques entre les jours de prévision J0, J1, J2 et J3. Seule la corrélation de l'adaptation statistique se dégrade de façon un peu plus visible, perdant un peu plus de 0,1 point entre les échéances J0 et J3. Malgré cela, elle reste plus performante que le modèle brut à toutes les échéances.

2.4.2 Performances par rapport aux seuils règlementaires

Comme indiqué en début de chapitre, l'année 2024 n'a connu aucun épisode de pollution au NO₂. Le modèle MOCAGE, ainsi que CHIMERE dans une bien moindre mesure, ont pourtant occasionnellement surestimé les concentrations de ce polluant, comme le montre la Figure 30.

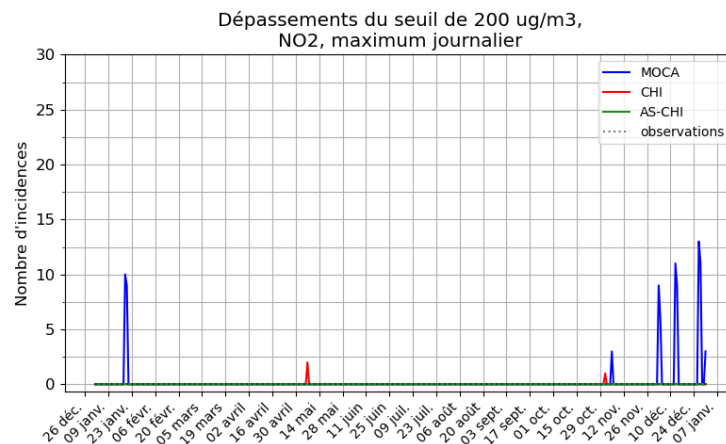


Figure 30 : NO₂ - Nombre d'occurrences au cours du temps des dépassements du seuil d'information (200 $\mu\text{g}/\text{m}^3$) en France métropolitaine de MOCAGE (bleu), CHIMERE (rouge), et de l'adaptation statistique de CHIMERE (vert) pour 2024 sur l'échéance J0

Beaucoup plus fidèle aux niveaux de concentration observés que les modèles bruts, l'adaptation statistique est absente de la Figure 30, n'ayant détecté aucun dépassement du seuil règlementaire. Ses performances à ce niveau-là sont ainsi extrêmement bonnes puisqu'elles reflètent parfaitement les observations.

2.4.3 Evolution des prévisions depuis 2019

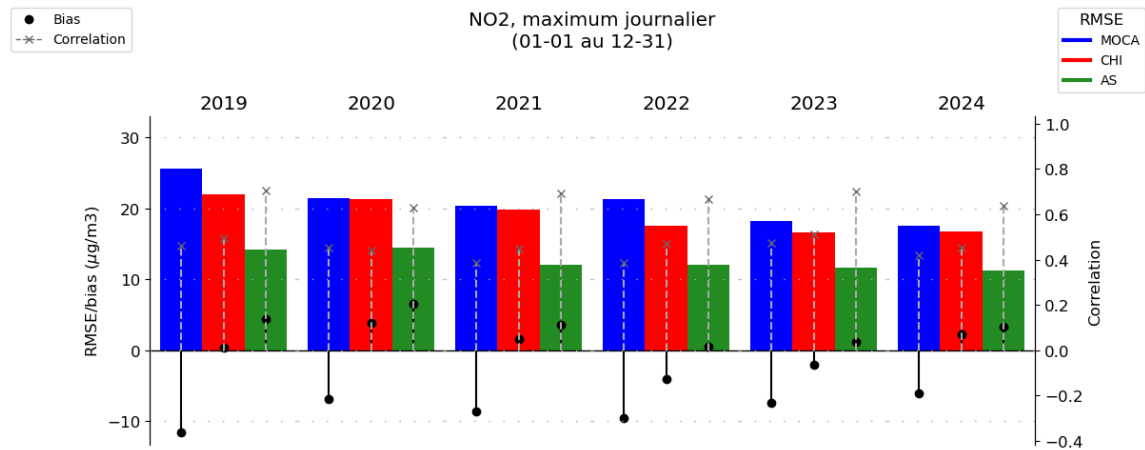


Figure 31 : NO₂ - Synthèse des scores de RMSE (barres colorées), biais moyen (points noirs) et corrélation (pointillés gris) entre janvier et décembre depuis 2019 pour MOCA, CHIMERE et son adaptation statistique

Malgré la variabilité des concentrations observées suivant les années, la Figure 31 montre des performances en NO₂ assez stables depuis 2020 pour les trois modèles. CHIMERE s'est toutefois légèrement amélioré en termes de corrélation et RMSE en 2022 avec la mise en place de la nouvelle version du modèle.

Pour cette année 2024, la RMSE est en légère baisse comparée à l'année précédente pour les deux modèles, ce qui est positif. Cependant on observe une relative dégradation de la corrélation pour les deux modèles et du biais pour CHIMERE.

L'adaptation statistique de CHIMERE améliore la concordance entre les données issues du modèle et celles des observations, quelles que soient les circonstances et l'année considérées. Ses performances sont très stables d'une année à l'autre. Comme pour les deux modèles bruts, on observe une légère baisse de la RMSE de l'AS par rapport à 2023, compensée cependant par la relative dégradation de la corrélation et du biais comparé à l'année précédente.

2.5 Evaluation de l'équivalent carbone noir et de la composition chimique des PM₁ (CARA)

Cette évaluation a été réalisée sur l'ensemble de l'année 2024 en comparant les données du modèle CHIMERE et les mesures réalisées sur le territoire français dans le cadre du programme CARA. En figure 32 sont présentées les cartes de répartition sur la France métropolitaine des stations de fond faisant partie du programme CARA retenues, à gauche, pour la mesure des composantes des PM₁ (à gauche), et à droite, pour la mesure de l'équivalent carbone noir (eBC), avant filtrage par le critère de validation station (10% de mesures valides, voir chapitre [2-Performances des prévisions de qualité de l'air pour 2024](#)). 10 stations équipées d'ACSM ([Aerosol Chemical Speciation Monitor](#)) pour mesurer les composantes des PM₁ sont disponibles, réparties sur les régions Auvergne-Rhône-Alpes (2), Grand Est (2), Ile-de-France (1), Normandie (1), Nouvelle-Aquitaine (2), Occitanie (1) et Provence-Alpes-Côte d'Azur (1). 34 stations équipées d'AE33 ([Aethalomètre multi longueur d'onde](#)) pour mesurer l'équivalent carbone noir sont disponibles, réparties sur l'ensemble des régions de France métropolitaine. La liste complète et détaillée des stations est disponible en [Annexe 7](#).

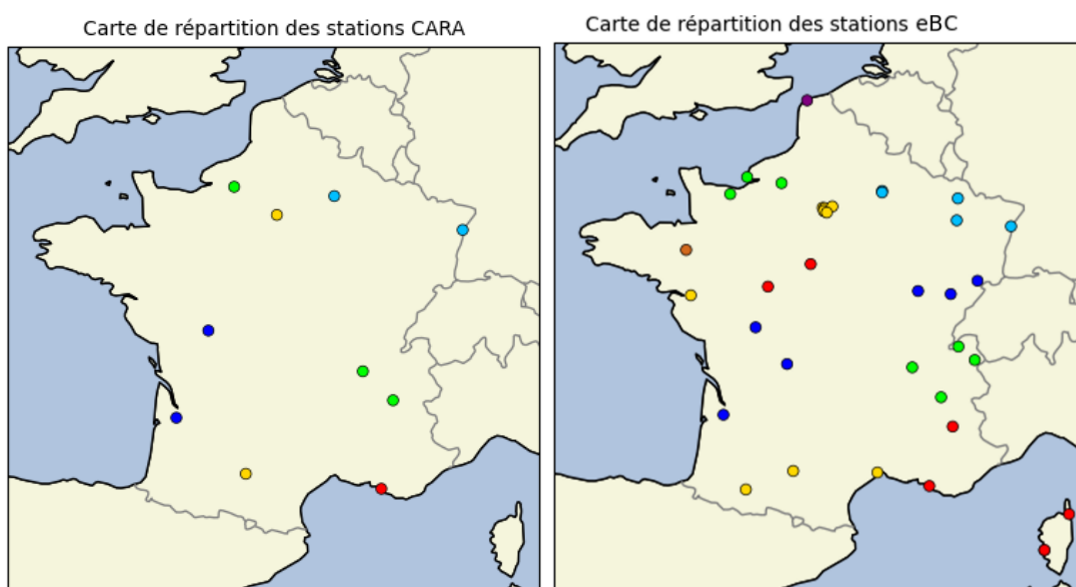


Figure 32 : Carte de répartition des stations de mesure CARA pour les PM₁ (à gauche) et pour l'équivalent carbone noir (à droite), avant filtrage par critère de validation des stations, pour l'année 2024, avec différenciation des régions par les couleurs

Les composantes PM₁ qui ont été étudiées sont le chlore (Cl, marqueur des sels de mer), l'ammonium (NH₄), les nitrates (NO₃), les sulfates (SO₄) et la partie organique (Org) en moyenne journalière.

Les scores classiques de biais, RMSE et corrélation ont été résumés dans le Tableau 7. Tous les scores sont similaires à l'année précédente, avec une tendance toutefois à une légère dégradation des performances.

| Polluant | Biais moyen ($\mu\text{g}/\text{m}^3$) | RMSE ($\mu\text{g}/\text{m}^3$) | Corrélation | Moyenne des obs ($\mu\text{g}/\text{m}^3$) |
|-----------------|--|-----------------------------------|-------------|--|
| Cl | -0,021 | 0,117 | -0,084 | 0,063 |
| NH ₄ | 0,97 | 1,90 | 0,44 | 0,67 |
| NO ₃ | 1,93 | 4,38 | 0,51 | 1,16 |
| Org | -1,00 | 3,60 | 0,50 | 3,99 |
| SO ₄ | 1,51 | 2,49 | 0,16 | 0,90 |

Tableau 7 : PM₁ – Tableau des scores de biais, RMSE, corrélation, et moyenne des observations pour les cinq composantes de PM₁ étudiées en 2024

L'ammonium, les nitrates et la partie organique conservent les meilleures corrélations, à l'instar de l'année passée, avec respectivement 0,44, 0,51 et 0,50, mais qui sont toutes trois inférieures de presque 0.1 unité par rapport à l'année passée. La partie organique est toujours sous-estimée, avec un biais de -1,00 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ pour une moyenne des observations à 3,99 $\mu\text{g}/\text{m}^3$. Il semble donc que la prise en compte de la fraction condensable dans les émissions du chauffage résidentiel demeure bénéfique et n'engendre pas de compensation d'erreur, puisque le biais de la fraction organique demeure négatif (y compris en hiver). La surestimation des PM_{2,5} constatées pour CHIMERE serait ainsi plutôt à chercher du côté des inorganiques (sulfates, nitrates et ammonium) qui sont surestimés en termes de biais, même si la variabilité temporelle est plutôt satisfaisante dans les séries temporelles de la Figure 33. Les scores du chlore et du sulfate restent quant à eux très bas, notamment au niveau des corrélations qui sont proches de zéro, comme l'année passée. Ces scores sont là-aussi légèrement dégradés par rapport à 2023.

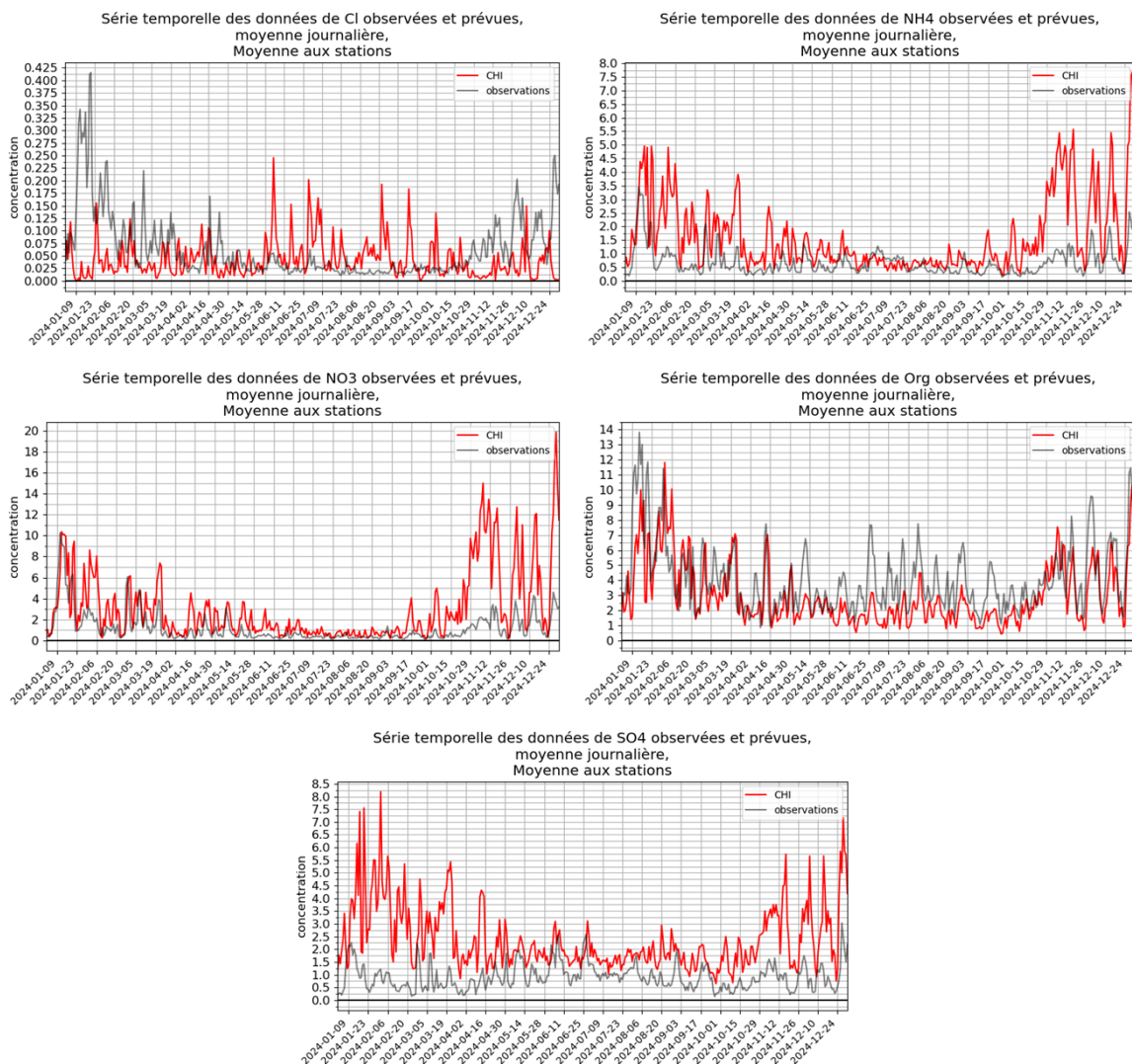


Figure 33 : PM₁ – Séries temporelles (moyennes sur les stations) des moyennes journalières des cinq composantes de PM₁ étudiées (µg/m³) pour 2024. De gauche à droite et de haut en bas : chlore, ammonium, nitrates, partie organique et sulfates

Les performances du modèle par rapport aux mesures de l'équivalent carbone noir (eBC) sont résumées dans le Tableau 8. L'évolution temporelle de ce carbone est plutôt bien représentée par CHIMERE comme en 2023, avec une série temporelle moyenne sur l'ensemble des stations qui sont visuellement proches des observations (Figure 34). Le modèle a toutefois davantage de difficultés à prévoir l'intensité des pics de concentration.

Cependant, on note une dégradation des scores comparativement à 2023, avec une légère augmentation d'un demi-point de la RMSE par rapport à l'année précédente, notamment dû à une corrélation autour de 0,5, en recul d'un point par rapport à l'année précédente. Dans le même temps, le biais augmente également mais très légèrement par rapport à 2023 (-0,12 µg/m³ en 2024 contre -0,07 µg/m³ en 2023).

Les concentrations moyennes sur l'ensemble des stations restent cependant très proches entre les simulations et les observations (biais de $-0,12 \mu\text{g}/\text{m}^3$ pour une moyenne des observations de $0,80 \mu\text{g}/\text{m}^3$), mais la prévision reste peu précise avec de fortes erreurs, comme l'indique le score de RMSE de $0,66 \mu\text{g}/\text{m}^3$. Relativement aux observations moyennes, ces erreurs restent toutefois plus faibles que celles obtenues pour les PM_{10} .

| Polluant | Biais moyen ($\mu\text{g}/\text{m}^3$) | RMSE ($\mu\text{g}/\text{m}^3$) | Corrélation | Moyenne des obs ($\mu\text{g}/\text{m}^3$) |
|----------|--|-----------------------------------|-------------|--|
| eBC | -0,12 | 0,66 | 0,47 | 0,80 |

Tableau 8 : Equivalent carbone noir - Tableau des scores de biais, RMSE, corrélation, et moyenne des observations pour l'équivalent carbone noir, pour 2024

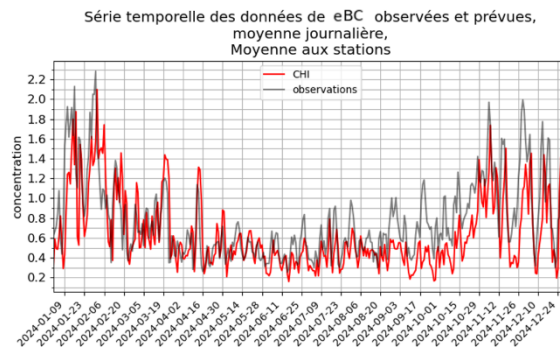


Figure 34 : Equivalent carbone noir – Séries temporelles (moyennes sur les stations) des moyennes journalières de l'équivalent carbone noir pour 2024 ($\mu\text{g}/\text{m}^3$)

3 Performances des prévisions MOS sur les DROM des Caraïbes

Pour la première fois cette année, les performances de méthodes de post-traitement statistique, appelées Model Output Statistics (MOS) développées et mises en place dans Prév'air en juin 2023 pour le domaine Atlantique-ouest regroupant la Martinique, Guadeloupe et la Guyane, ont été étudiées et rapportées dans un chapitre à part, à titre probatoire pour cette année. Les autres DROM ne sont pas présentés ici car la mise en place des MOS a été plus tardive (2024), mais ils seront analysés dans les rapports à venir.

Comme pour les évaluations précédentes de ce rapport, les performances des MOS de l'AS de CHIMERE brut sur les DROM sont évaluées pour l'ozone, les PM₁₀, les PM_{2,5} et le NO₂ (cf. [Annexe 4](#) pour ces deux derniers polluants). Cependant cette fois-ci, seuls les scores à D+0 et D+1 sont évalués dans ce rapport.

Une note explicative complète du fonctionnement des MOS peut être trouvée en [Annexe 1](#). Les modèles de machine learning utilisés pour l'adaptation statistique sont les suivants, avec les acronymes utilisés dans les différentes figures ci-après apparaissant entre parenthèses : régression linéaire multiple (lm), LASSO (lasso), Ridge (ridge), Random Forest (rf) et le Gradient Boosting Machine (gbm). De plus, la valeur du modèle brut (raw) sans correction statistique est également fournie ainsi que la valeur obtenue par prévision par persistance (pers). Le détail du fonctionnement respectif de ces différents modèles peut être trouvé dans l'annexe mentionnée précédemment.

3.1 Prévisions d’ozone

Pour l’ozone (O_3), comme précédemment, l’évaluation est volontairement focalisée sur la période estivale d’avril à septembre, où les concentrations sont les plus élevées et donc les plus propices aux épisodes de pollution. Pour l’analyse des épisodes d’ozone, l’indicateur réglementaire considéré est toujours le seuil d’information de $180 \mu\text{g}/\text{m}^3$ en moyenne horaire, et seul le maximum journalier d’ozone est encore considéré dans les figures de cette partie, étant le plus représentatif des effets sanitaires relatifs à ce polluant et permettant une comparaison directe avec le seuil d’information et de recommandation.

En Figure 35 est présentée la carte de répartition sur les DROM des stations de fond de la base de données nationale Geod’air¹⁷ (urbaines, périurbaines et rurales) pour l’ozone, avant filtrage par le critère de validation station (75% de mesures valides, voir chapitre [2- Performances des prévisions de qualité de l’air pour 2024](#)), pour l’année 2024. Le calcul des scores est réalisé avec les données de mesure validées, sur les départements et régions d’outre-mer des Caraïbes (Guadeloupe, Martinique et Guyane) uniquement, comptant 10 stations (5 urbaines, 4 périurbaines, 1 rurale). La liste complète et détaillée des stations est disponible en [Annexe 7](#).

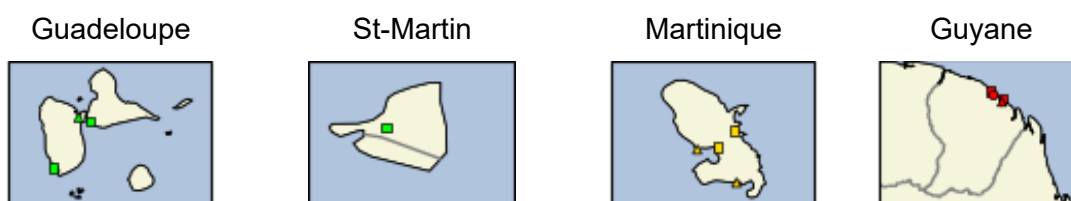


Figure 35 : Ozone – Carte de répartition des stations de fond (urbaines, périurbaines et rurales), avant filtrage par critère de validation des stations, pour l’année 2024 dans les départements et régions d’outre-mer des Caraïbes.

3.1.1 Performances du modèle

Les Figure 36 à Figure 41 présentent, pour les DROM des Caraïbes (Guadeloupe, Martinique, Guyane), des scores de biais, RMSE et corrélation pour l’ozone pour les différents modèles de machine learning, ainsi que ces des valeurs brutes et de persistance, pour le modèle CHIMERE, pour le jour de prévision J0.

Les Figure 36, Figure 37 et Figure 38 présentent ces scores pour la Guadeloupe, la Martinique et la Guyane respectivement.

Les Figure 42, Figure 43 et Figure 44 présentent, pour la Guadeloupe, la Martinique et la Guyane respectivement, ces scores sur les jours de prévision J0 (jour courant) et J1 (lendemain).

¹⁷ [Accueil | Geod’air : données et statistiques sur la qualité de l’air en France \(geodair.fr\)](#)

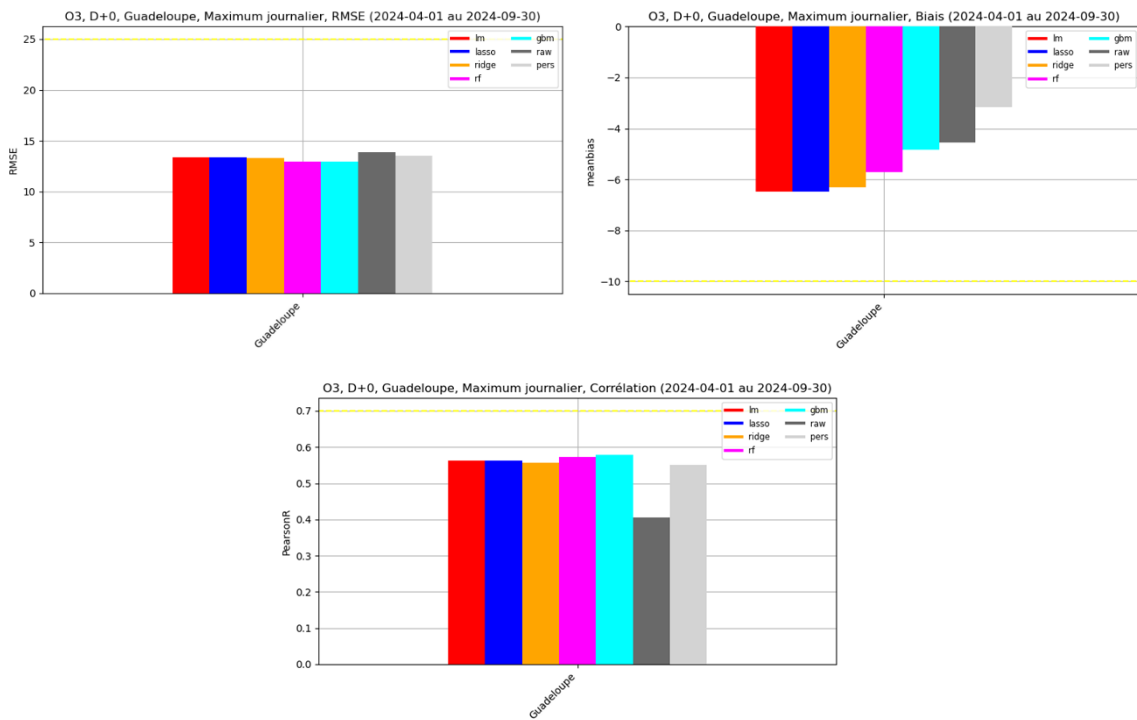


Figure 36 : Ozone - Scores de RMSE, biais et corrélation, pour la Guadeloupe, des prévisions des différents modèles de machine learning, ainsi que ceux des valeurs brutes et de persistance, d'avril à septembre 2024 sur l'échéance J0

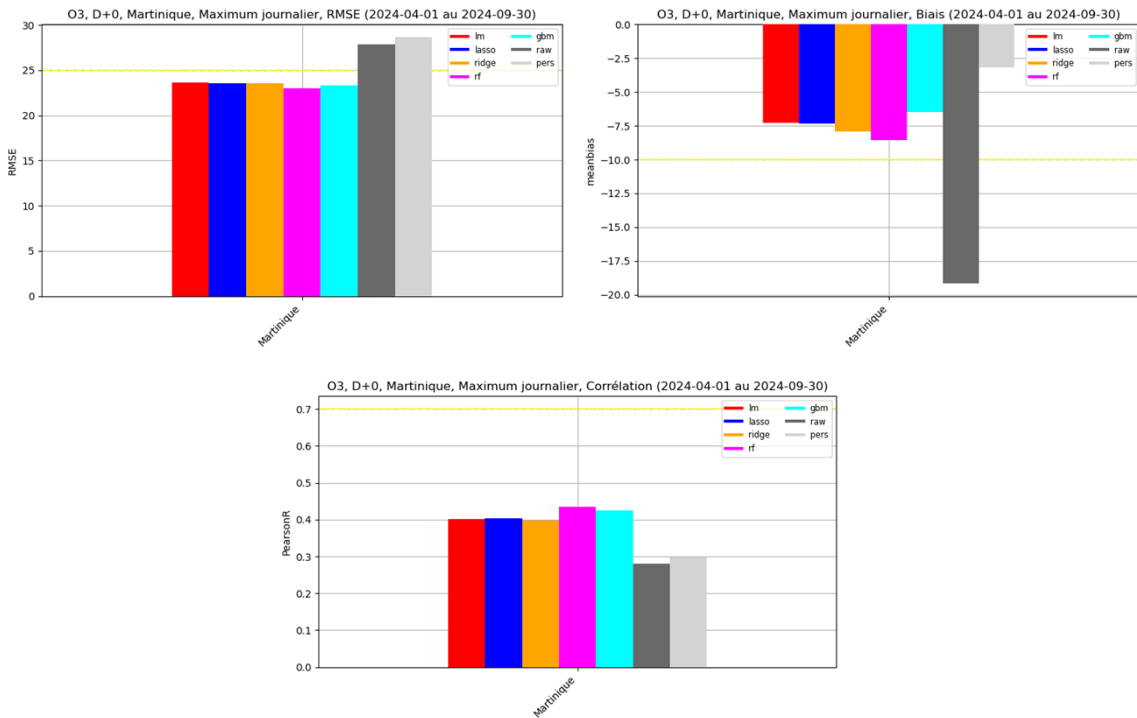


Figure 37 : Ozone - Scores de RMSE, biais et corrélation, pour la Martinique, des prévisions des différents modèles de machine learning, ainsi que ceux des valeurs brutes et de persistance, d'avril à septembre 2024 sur l'échéance J0

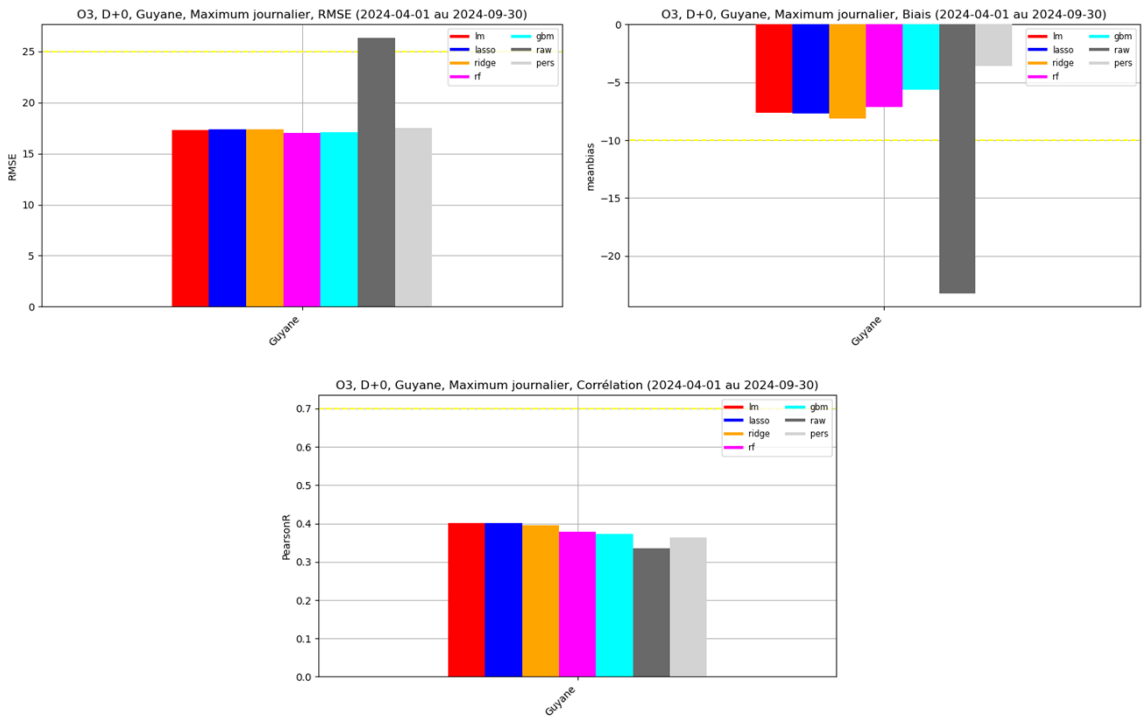


Figure 38 : Ozone - Scores de RMSE, biais et corrélation, pour la Guyane, des prévisions des différents modèles de machine learning, ainsi que ceux des valeurs brutes et de persistance, d’avril à septembre 2024 sur l’échéance J0

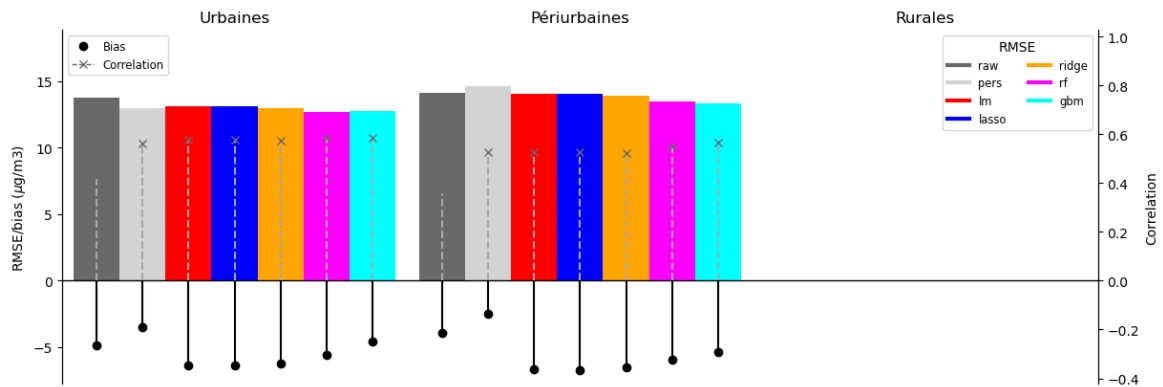


Figure 39 : Ozone - Synthèse des scores de RMSE, biais et corrélation en fonction de la typologie de station (urbaines, périurbaines, rurales), pour la Guadeloupe, des différents modèles de machine learning, ainsi que ceux des valeurs brutes et de persistance, d’avril à septembre 2024 sur l’échéance J0

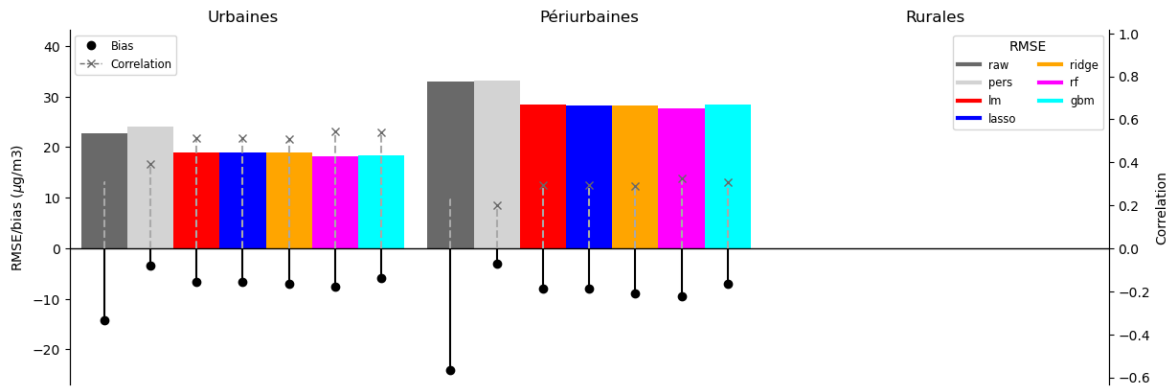


Figure 40 : Ozone - Synthèse des scores de RMSE, biais et corrélation en fonction de la typologie de station (urbaines, périurbaines, rurales), pour la Martinique, des différents modèles de machine learning, ainsi que ceux des valeurs brutes et de persistance, d'avril à septembre 2024 sur l'échéance J0

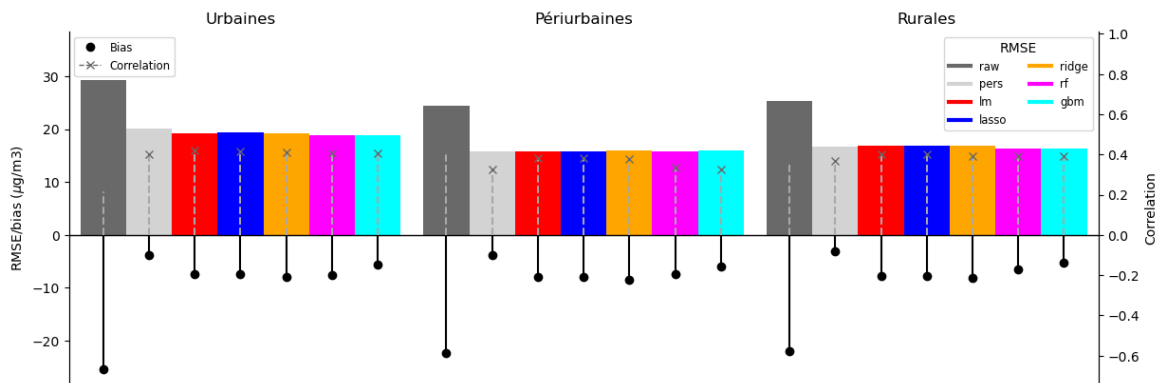


Figure 41 : Ozone - Synthèse des scores de RMSE, biais et corrélation en fonction de la typologie de station (urbaines, périurbaines, rurales), pour la Guyane, des différents modèles de machine learning, ainsi que ceux des valeurs brutes et de persistance, d'avril à septembre 2024 sur l'échéance J0

Les principaux résultats que nous pouvons relever des Figure 36 à Figure 41 sont :

- Pour tous les modèles de machine learning, un biais négatif moyen compris entre $-6,5 \mu\text{g}/\text{m}^3$ et $-3 \mu\text{g}/\text{m}^3$ pour la Guadeloupe, entre $-8 \mu\text{g}/\text{m}^3$ et $-3 \mu\text{g}/\text{m}^3$ pour la Martinique (modèle brut exclu) et entre $-7,5 \mu\text{g}/\text{m}^3$ et $-4 \mu\text{g}/\text{m}^3$ pour la Guyane.
- Pour tous les modèles de machine learning, une RMSE moyenne située aux alentours de $12-13 \mu\text{g}/\text{m}^3$ pour la Guadeloupe, autour de $23 \mu\text{g}/\text{m}^3$ pour la Martinique (valeurs brutes et de persistance exclues), et aux alentours de $17 \mu\text{g}/\text{m}^3$ pour la Guyane (modèle brut exclu).
- Pour tous les modèles de machine learning, une moyenne sur la France des corrélations temporelles aux stations de 0,55 pour la Guadeloupe (modèle brut exclu). Cette même moyenne est comprise entre 0,4 et 0,45 pour la Martinique (valeurs brutes et de persistance exclues), et entre 0,38 et 0,4 pour la Guyane (valeurs brutes et de persistance exclues).
- Des scores très homogènes notamment pour la RMSE et la corrélation entre les trois typologies de stations étudiées pour la Guadeloupe et la Guyane, pour tous les modèles. Pour la Martinique, la distinction entre les différentes typologies de station est plus marquée, avec des scores de RMSE et de corrélation bien meilleure pour les stations urbaines comparées aux autres pour tous les modèles.

D'après la Figure 36, en moyenne sur la Guadeloupe à l'échéance J0, tous les modèles de machine learning atteignent l'objectif de qualité pour l'ozone pour la RMSE (RMSE inférieure à 25 µg/m³). Cependant, l'apport de ces modèles par rapport au modèle brut n'est pas évident ici, ce dernier ayant une RMSE à peine plus élevée que toutes celles des différents modèles de MOS et atteint lui aussi l'objectif de qualité pour la RMSE. Les scores à peine meilleurs des modèles d'apprentissage en RMSE sont expliqués surtout par la corrélation, qui est meilleure pour tous les modèles de MOS par rapport au modèle brut, sans qu'aucun n'atteigne toutefois l'objectif de qualité en corrélation pour l'ozone (supérieur ou égal à 0,7). Pour le biais, les résultats sont plus contrastés. En effet, tous les modèles, y compris le brut, atteignent l'objectif de qualité pour l'ozone pour le biais (inférieur à 10 µg/m³ en valeur absolue) mais tous ceux issus des MOS ont un biais plus dégradé que le modèle brut. Dans le cas de la Guadeloupe, parmi tous les modèles de machine learning, c'est celui du **Gradient Boosting Machine (gbm)** qui performe le mieux pour tous les scores.

D'après la Figure 37, en moyenne sur la Martinique à l'échéance J0, tous les modèles de machine learning atteignent l'objectif de qualité pour l'ozone pour la RMSE. Cette fois, l'apport de ces modèles par rapport au modèle brut est clairement mis en lumière ici, ce dernier ayant une RMSE bien plus élevée que toutes celles des différents modèles de MOS et n'atteint pas l'objectif de qualité pour la RMSE. Cette amélioration notable en RMSE est notamment aidée par le biais, qui est bien meilleur pour tous les modèles de MOS par rapport au modèle brut, et tous atteignent l'objectif de qualité pour le biais pour l'ozone tandis que ce n'est pas le cas pour le modèle brut. La corrélation contribue également, dans une moindre mesure, à l'amélioration de ces résultats en RMSE. Tous les modèles de MOS ont une corrélation supérieure à 0,4 quand dans le même temps celle du modèle brut n'atteint pas 0,3. Aucun modèle d'apprentissage n'atteint cependant l'objectif de qualité en corrélation pour l'ozone. Dans le cas de la Martinique, parmi tous les modèles de machine learning, c'est celui du **Random Forest (rf)** qui performe le mieux en RMSE et en corrélation, tandis que le **Gradient Boosting Machine (gbm)** reste le meilleur pour le biais.

Les mêmes conclusions que pour la Martinique peuvent être tirées pour la Guyane en Figure 38, avec un apport bien marqué des modèles de machine learning par rapport au modèle brut, et ce pour tous les scores (RMSE, biais et corrélation). Ici aussi, le modèle **Random Forest (rf)** performe le mieux en RMSE et en corrélation, tandis que le **Gradient Boosting Machine (gbm)** reste le meilleur pour le biais.

Il convient cependant de rappeler, comme précédemment, que ces scores sont à relativiser en considérant le fait que CHIMERE brut dans les DROM utilise des émissions qui s'appuient sur un inventaire global à basse résolution (EDGAR), avec de plus une année de référence peu représentative (2020). Il en va de même pour les autres polluants considérés ici (PM₁₀, PM_{2,5} et NO₂). De plus, concernant l'ozone, ces scores sont également à interpréter avec les valeurs de concentrations de ce polluant pour ces territoires, qui sont peu élevées et avec une variabilité temporelle assez faible en dehors du cycle journalier (cf. Figure 74 et Figure 75 en [Annexe 6](#)).

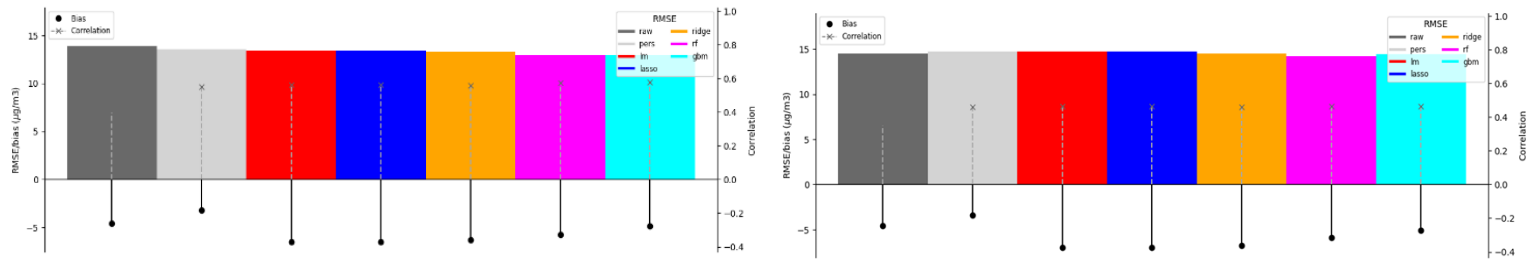


Figure 42 : Ozone - Synthèse des scores de RMSE, biais et corrélation, pour la Guadeloupe, en fonction du jour de prévision J0 (à gauche) et de J1 (à droite), pour les différents modèles de machine learning, ainsi que ceux des valeurs brutes et de persistance, d'avril à septembre 2024

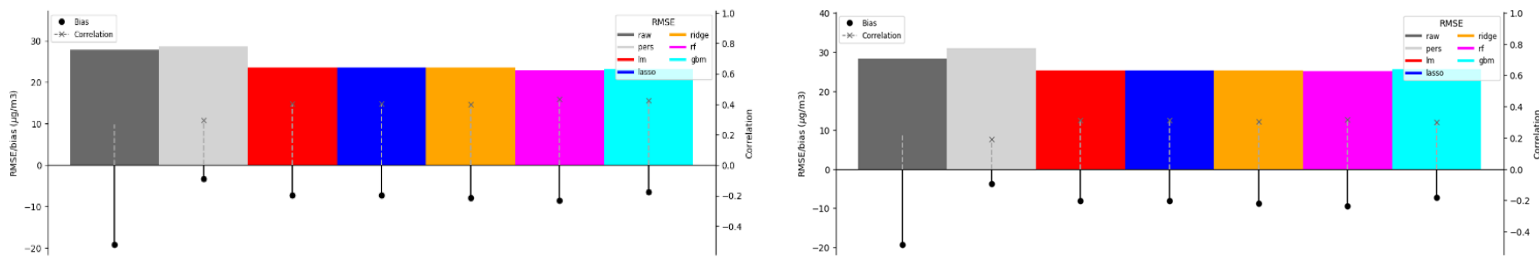


Figure 43 : Ozone - Synthèse des scores de RMSE, biais et corrélation, pour la Martinique, en fonction du jour de prévision J0 (à gauche) et de J1 (à droite), pour les différents modèles de machine learning, ainsi que ceux des valeurs brutes et de persistance, d'avril à septembre 2024

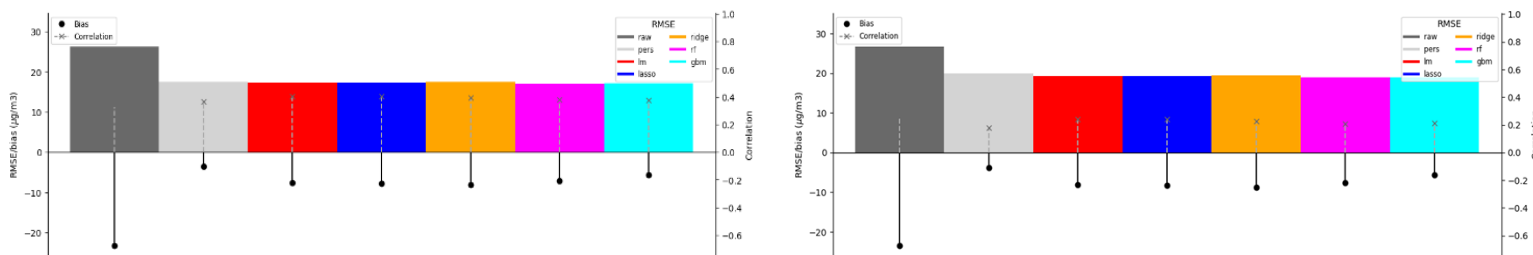


Figure 44 : Ozone - Synthèse des scores de RMSE, biais et corrélation, pour la Guyane, en fonction du jour de prévision J0 (à gauche) et de J1 (à droite), pour les différents modèles de machine learning, ainsi que ceux des valeurs brutes et de persistance, d'avril à septembre 2024

Sur la Figure 42 qui fait état des scores des différents modèles de machine learning en fonction du jour de prévision considéré (J0 et J1) pour la Guadeloupe, tous les modèles (brut y compris) montrent une certaine stabilité entre les deux échéances pour tous leurs scores malgré une légère dégradation de la corrélation entre J0 et J1, mettant en lumière la relative robustesse des modèles et leur fiabilité dans les prévisions établies au jour suivant.

Le même constat peut être fait pour la Martinique et la Guyane (Figure 43 et Figure 44 respectivement) avec une relative stabilité des scores de tous les modèles malgré une légère dégradation de la corrélation entre les deux échéances.

3.1.2 Performances par rapport aux seuils réglementaires

L'année 2024 a connu très peu d'épisodes de pollution à l'ozone, et aucun au niveau des DROM des Caraïbes. De plus, aucune fausse détection n'est à déplorer pour aucun des modèles de machine learning, que ce soit pour la Guadeloupe, la Martinique et la Guyane. Les performances par rapport aux seuils réglementaires sont ainsi très bonnes puisqu'elles reflètent parfaitement les observations.

3.2 Prévisions de PM₁₀

Pour les particules fines de diamètre inférieur à 10 µm (PM₁₀), comme précédemment, l'évaluation est réalisée sur l'année complète, du 1^{er} janvier au 31 décembre. Pour l'analyse des épisodes de PM₁₀, l'indicateur réglementaire considéré est toujours le seuil d'information de 50 µg/m³ en moyenne journalière. Seule la moyenne journalière de PM₁₀ est ainsi considérée dans les figures de cette partie.

En Figure 45 est présentée la carte de répartition sur les DROM des stations de fond de la base de données nationale Geod'air¹⁸ (urbaines, périurbaines et rurales) pour les PM₁₀, avant filtrage par le critère de validation station (75% de mesures valides, voir chapitre [2- Performances des prévisions de qualité de l'air pour 2024](#)), pour l'année 2024. Le calcul des scores est réalisé avec les données de mesure validées, sur les départements et régions d'outre-mer des Caraïbes (Guadeloupe, Martinique et Guyane) uniquement, comptant 10 stations (8 urbaines, 2 périurbaines). La liste complète et détaillée des stations est disponible en [Annexe 7](#).

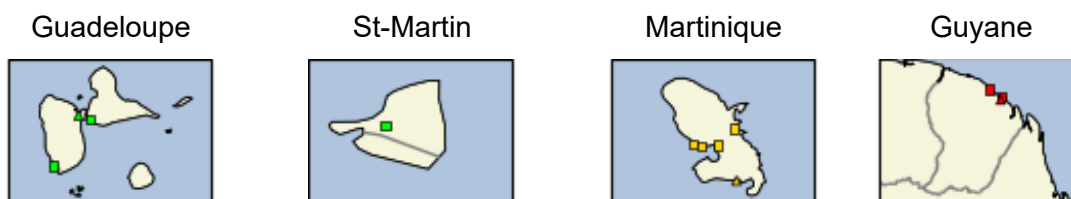


Figure 45 : PM₁₀ – Carte de répartition des stations de fond (urbaines, périurbaines et rurales), avant filtrage par critère de validation des stations, pour l'année 2024 dans les départements et régions d'outre-mer des Caraïbes.

3.2.1 Performances du modèle

Les Figure 46 à Figure 51 présentent, pour les DROM des Caraïbes (Guadeloupe, Martinique, Guyane), des scores de biais, RMSE et corrélation pour les PM₁₀ pour les différents modèles de machine learning, ainsi que ces des valeurs brutes et de persistance, pour le modèle CHIMERE, pour le jour de prévision J0.

Les Figure 46, Figure 47 et Figure 48 présentent ces scores pour la Guadeloupe, la Martinique et la Guyane respectivement.

Les Figure 52, Figure 54 et Figure 53 présentent, pour la Guadeloupe, la Martinique et la Guyane respectivement, ces scores sur les jours de prévision J0 (jour courant) et J1 (lendemain).

¹⁸ [Accueil | Geod'air : données et statistiques sur la qualité de l'air en France \(geodair.fr\)](#)

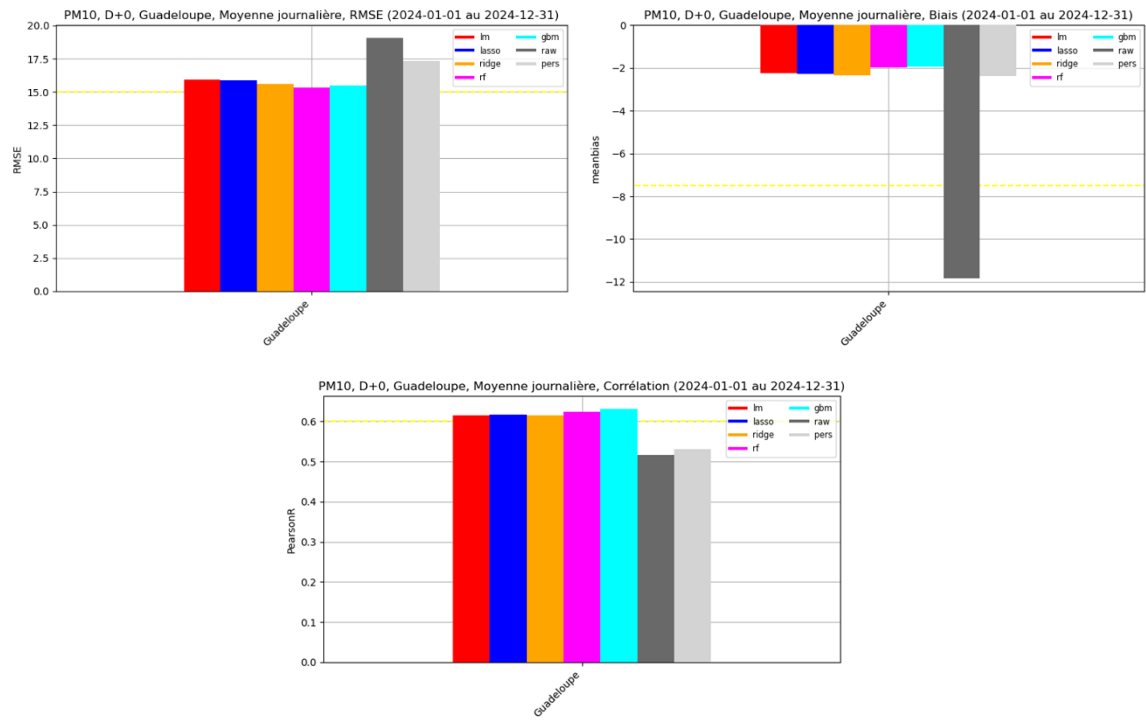


Figure 46 : PM₁₀ - Scores de RMSE, biais et corrélation, pour la Guadeloupe, des prévisions des différents modèles de machine learning, ainsi que ceux des valeurs brutes et de persistance, pour 2024 sur l'échéance J0

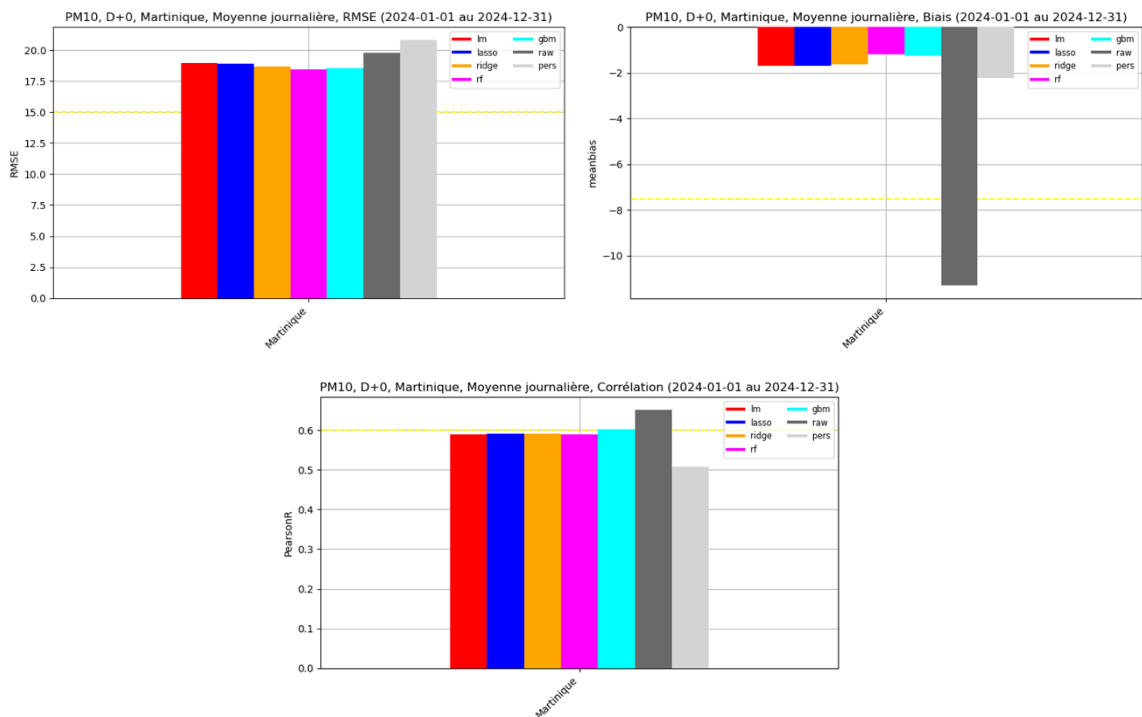


Figure 47 : PM₁₀ - Scores de RMSE, biais et corrélation, pour la Martinique, des prévisions des différents modèles de machine learning, ainsi que ceux des valeurs brutes et de persistance, pour 2024 sur l'échéance J0

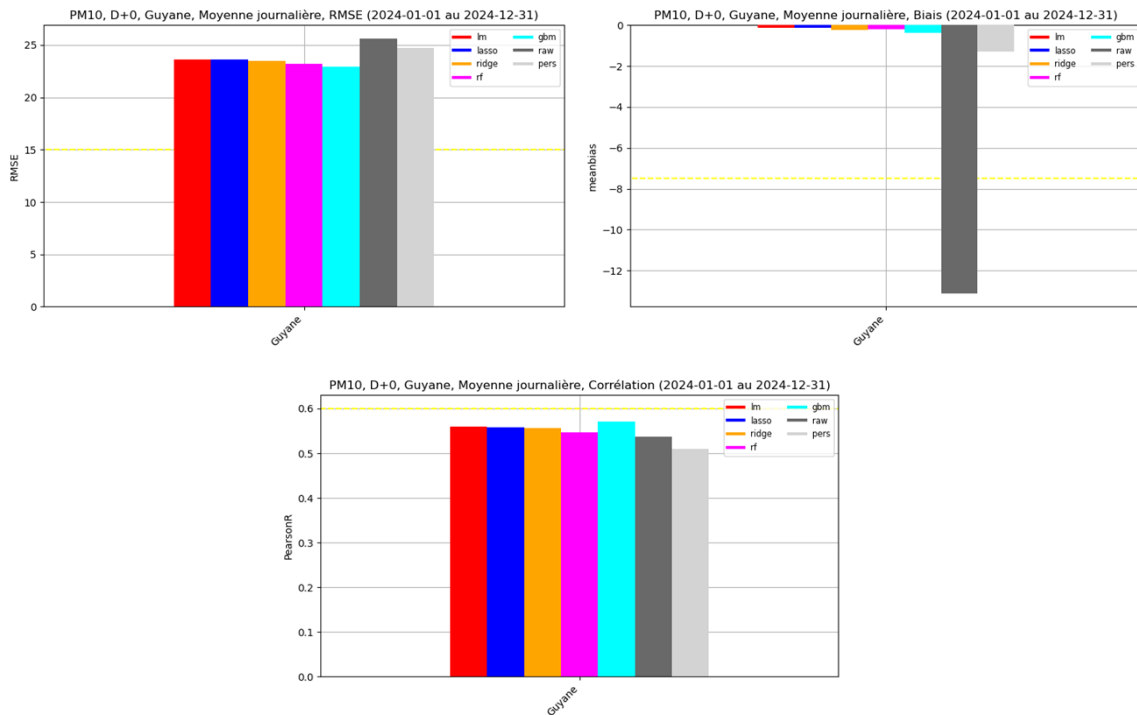


Figure 48 : PM₁₀ - Scores de RMSE, biais et corrélation, pour la Guyane, des prévisions des différents modèles de machine learning, ainsi que ceux des valeurs brutes et de persistance, pour 2024 sur l'échéance J0

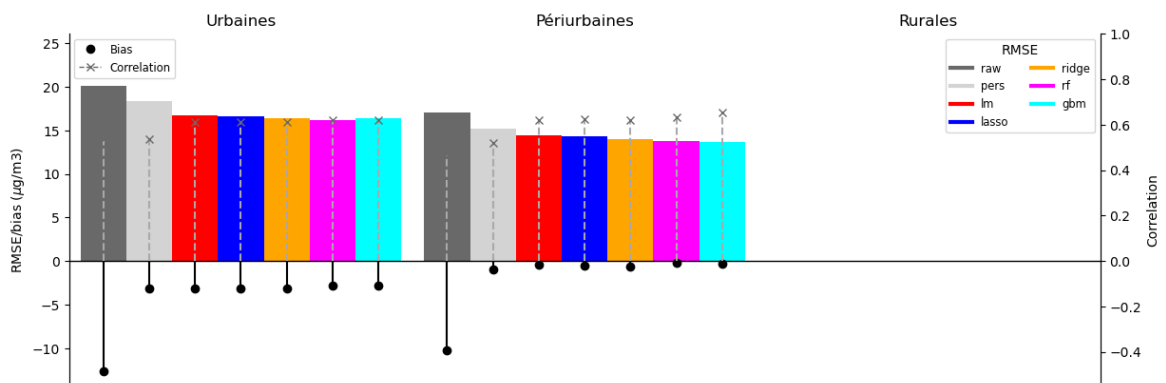


Figure 49 : PM₁₀ - Synthèse des scores de RMSE, biais et corrélation en fonction de la typologie de station (urbaines, périurbaines, rurales), pour la Guadeloupe, des différents modèles de machine learning, ainsi que ceux des valeurs brutes et de persistance, pour 2024 sur l'échéance J0

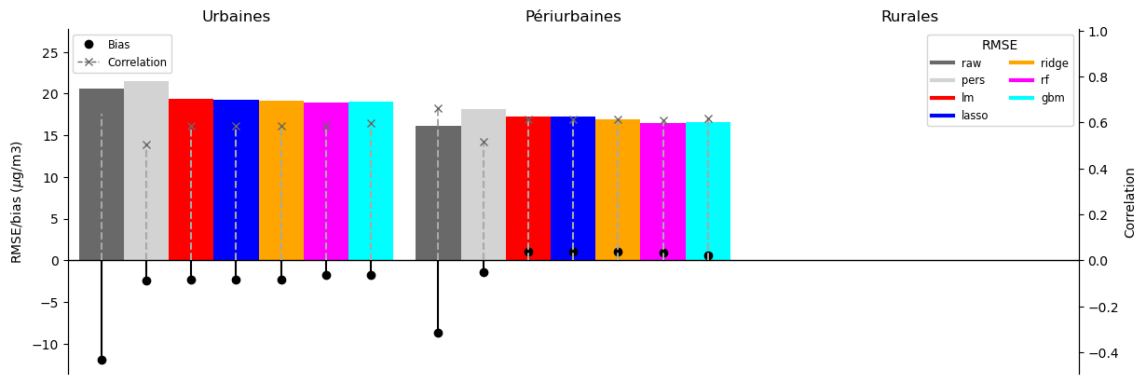


Figure 50 : PM₁₀ - Synthèse des scores de RMSE, biais et corrélation en fonction de la typologie de station (urbaines, périurbaines, rurales), pour la Martinique, des différents modèles de machine learning, ainsi que ceux des valeurs brutes et de persistance, pour 2024 sur l'échéance J0

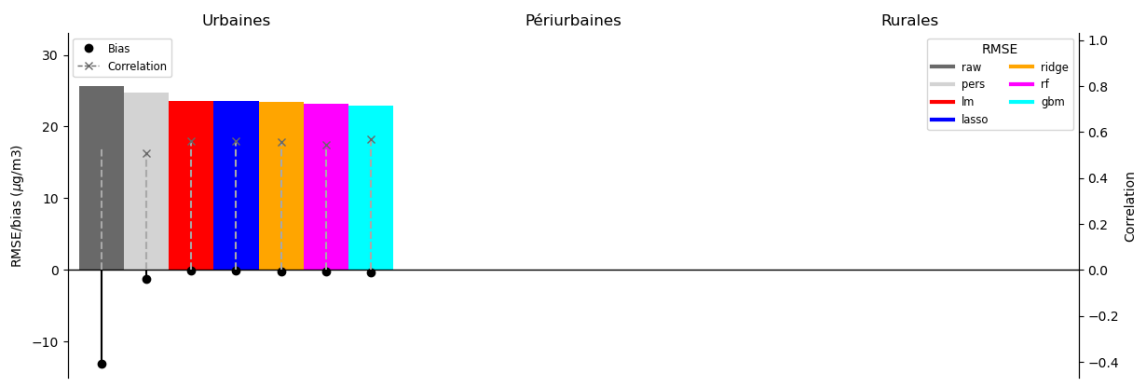


Figure 51 : PM₁₀ - Synthèse des scores de RMSE, biais et corrélation en fonction de la typologie de station (urbaines, périurbaines, rurales), pour la Guyane, des différents modèles de machine learning, ainsi que ceux des valeurs brutes et de persistance, pour 2024 sur l'échéance J0

Les principaux résultats que nous pouvons relever des Figure 46 à Figure 51 sont :

- Pour tous les modèles de machine learning, un biais négatif moyen situé aux alentours de $-2 \mu\text{g}/\text{m}^3$ pour la Guadeloupe (modèle brut exclu), compris entre $-1,75 \mu\text{g}/\text{m}^3$ et $-1,5 \mu\text{g}/\text{m}^3$ pour la Martinique (modèle brut exclu) et inférieur à $-0,5 \mu\text{g}/\text{m}^3$ pour la Guyane (modèle brut exclu).
- Pour tous les modèles de machine learning, une RMSE moyenne comprise entre 15 et 16 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ pour la Guadeloupe (valeurs brutes et de persistance exclues), autour de 18,75 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ pour la Martinique (valeurs brutes et de persistance exclues), et aux alentours de 23-24 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ pour la Guyane (valeurs brutes et de persistance exclues).
- Pour tous les modèles de machine learning, une moyenne sur la France des corrélations temporelles aux stations légèrement au-delà de 0,6 pour la Guadeloupe (valeurs brutes et de persistance exclues). Cette même moyenne est légèrement inférieure à 0,6 pour la Martinique (modèle brut exclu), à l'exception du Gradient Boosting Machine qui atteint 0,6, et entre 0,5 et 0,55 pour la Guyane.
- De meilleures performances notamment pour la RMSE et la corrélation pour les stations périurbaines urbaines comparées aux autres pour la Guadeloupe et la Martinique, et ce pour tous les modèles de machine learning.

D'après la Figure 46, en moyenne sur la Guadeloupe à l'échéance J0, aucun modèle de machine learning n'atteint l'objectif de qualité pour les PM₁₀ pour la RMSE (RMSE inférieure à 15 µg/m³) mais en sont tous très proches cependant. De plus, l'apport de ces modèles par rapport au modèle brut est mis en évidence ici, ce dernier ayant une RMSE bien plus élevée que toutes celles des différents modèles de MOS. Cela s'explique à la fois par la corrélation et le biais, dont les scores sont bien meilleurs pour tous les modèles de MOS par rapport au modèle brut. Tous les modèles d'apprentissage atteignent l'objectif de qualité à la fois en corrélation (supérieur ou égal à 0,6) et en biais (inférieur à 7,5 µg/m³ en valeur absolue) quand le modèle brut lui n'atteint aucun de ces objectifs de qualité. Dans le cas de la Guadeloupe, parmi tous les modèles de machine learning, c'est celui du **Gradient Boosting Machine (gbm)** qui performe le mieux en corrélation et pour le biais, mais le **Random Forest (rf)** est le meilleur pour la RMSE.

D'après la Figure 47, en moyenne sur la Martinique à l'échéance J0, aucun modèle de machine learning n'atteint l'objectif de qualité pour les PM₁₀ pour la RMSE. De plus, l'apport de ces modèles par rapport au modèle brut est ici plus nuancé, ce dernier ayant une RMSE légèrement plus élevée que toutes celles des différents modèles de MOS. Cela s'explique d'une part par le biais, dont les scores sont nettement meilleurs pour tous les modèles de MOS par rapport au modèle brut. Tous les modèles d'apprentissage atteignent d'ailleurs l'objectif de qualité pour le biais alors que le modèle brut en est très loin. D'autre part, cette bonne performance en biais est compensée par une dégradation des performances en corrélation, où tous les modèles d'apprentissage sont systématiquement moins bons que le modèle brut, de sorte que l'objectif de qualité pour la corrélation est atteint pour seulement un des cinq modèles d'apprentissage (Gradient Boosting Machine) alors que le modèle brut le dépasse nettement. Dans le cas de la Martinique, parmi tous les modèles de machine learning, c'est celui du **Random Forest (rf)** qui est le meilleur pour la RMSE et le biais, quand le **Gradient Boosting Machine (gbm)** performe mieux pour la corrélation.

D'après la Figure 48, en moyenne sur la Guyane à l'échéance J0, aucun modèle de machine learning n'atteint l'objectif de qualité pour les PM₁₀ pour la RMSE. Cependant, l'apport de ces modèles par rapport au modèle brut est marqué, ce dernier ayant une RMSE plus élevée que toutes celles des différents modèles de MOS. Les scores de biais sont très nettement meilleurs pour tous les modèles de MOS par rapport au modèle brut et les valeurs de biais sont proches de 0 µg/m³ pour tous les modèles d'apprentissage quand la valeur brute dépasse les -12 µg/m³. Tous les modèles d'apprentissage atteignent ainsi l'objectif de qualité pour le biais alors que le modèle brut en est très loin. En outre, on note aussi de bonnes performances en corrélation, où tous les modèles d'apprentissage sont systématiquement meilleurs que le modèle brut, et tous sont proches de l'objectif de qualité bien qu'aucun ne parvienne à l'atteindre. Dans le cas de la Guyane, parmi tous les modèles de machine learning, c'est celui du **Gradient Boosting Machine (gbm)** qui performe le mieux pour la RMSE et la corrélation, tandis que la **régression linéaire multiple (lm)** est la meilleure pour le biais.

Ces scores sont encore une fois à relativiser en considérant le fait que CHIMERE brut dans les DROM utilise des émissions qui s'appuient sur un inventaire global à basse résolution (EDGAR), avec de plus une année de référence peu représentative (2020).

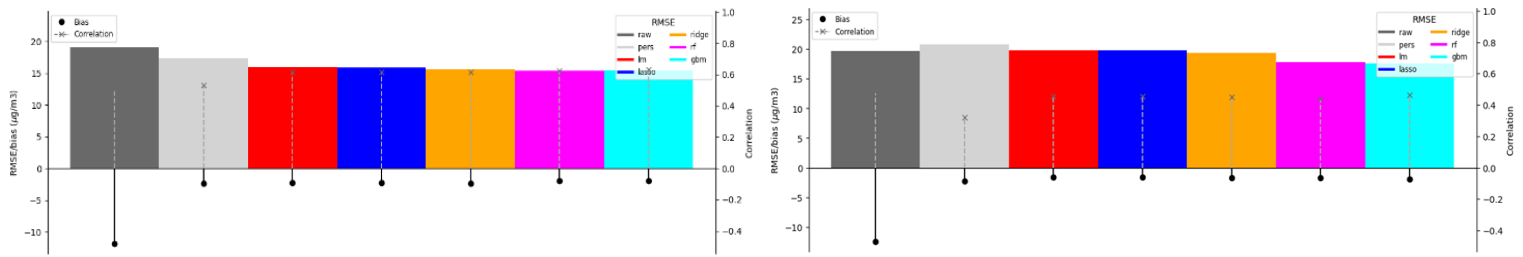


Figure 52 : PM10 - Synthèse des scores de RMSE, biais et corrélation, pour la Guadeloupe, en fonction du jour de prévision J0 (à gauche) et de J1 (à droite), pour les différents modèles de machine learning, ainsi que ceux des valeurs brutes et de persistance, pour 2024

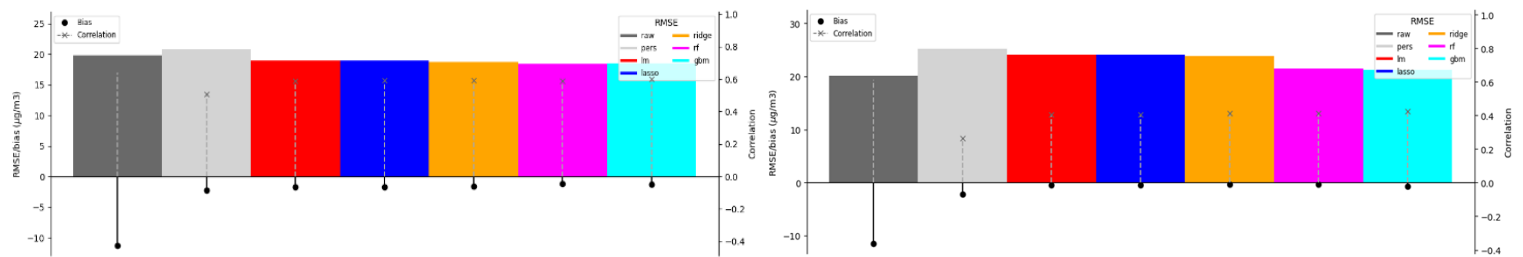


Figure 53 : PM10 - Synthèse des scores de RMSE, biais et corrélation, pour la Guyane, en fonction du jour de prévision J0 (à gauche) et de J1 (à droite), pour les différents modèles de machine learning, ainsi que ceux des valeurs brutes et de persistance, pour 2024

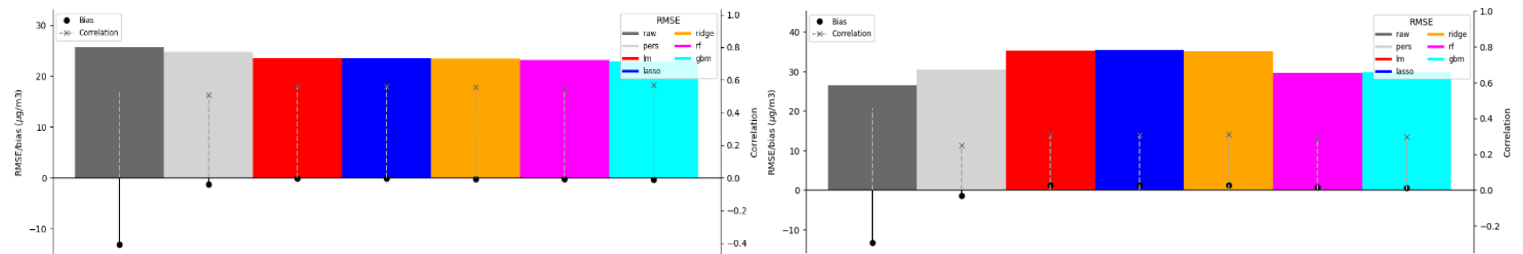


Figure 54 : PM10 - Synthèse des scores de RMSE, biais et corrélation, pour la Martinique, en fonction du jour de prévision J0 (à gauche) et de J1 (à droite), pour les différents modèles de machine learning, ainsi que ceux des valeurs brutes et de persistance, pour 2024

Sur la Figure 52 qui fait état des scores des différents modèles de machine learning en fonction du jour de prévision considéré (J0 et J1) pour la Guadeloupe, tous les modèles d'apprentissage montrent une légère dégradation des performances entre les deux échéances J0 et J1, notamment pour la RMSE et la corrélation, quand le modèle brut lui-même, montre une certaine stabilité d'une échéance à l'autre. Cependant, quelle que soit l'échéance, les modèles de machine learning performant systématiquement mieux que le modèle brut à la même échéance.

Le même constat de dégradation des performances d'une échéance à l'autre peut être fait pour la Martinique et la Guyane (Figure 54 et Figure 53 respectivement). Cependant pour ces deux zones, la dégradation est nettement plus marquée pour la RMSE et la corrélation entre J0 et J1 pour tous les modèles de machine learning, tandis que le modèle brut subit aussi une dégradation mais moins marquée. Cela a pour conséquence de moins bonnes performances en RMSE et corrélation de l'ensemble des modèles d'apprentissage à l'échéance J1 vis-à-vis du modèle brut, alors qu'à l'échéance initiale, cela était plus contrasté, avec une meilleure RMSE pour tous les modèles de machine learning pour la Martinique et la Guyane par rapport au modèle brut. Quant à la corrélation, celle-ci était similaire entre le modèle brut et le modèle Gradient Boosting Machine (gbm) à l'échéance initiale, pour la Martinique ainsi que pour la Guyane.

3.2.2 Performances par rapport aux seuils réglementaires

Dans les DROM, les phénomènes de poussières désertiques sont fréquents et entraînent souvent des épisodes de pollution aux PM₁₀. Notamment, entre le 19 et 24 avril, une vague de poussières désertiques a touché successivement la Guyane (les 19 et 20 avril) puis la Martinique et la Guadeloupe à partir du 21 avril.

Les Figure 55 à Figure 57 font état de la capacité des modèles à détecter avec exactitude les dépassements du seuil d'information et de recommandation de 50 µg/m³ en France métropolitaine, en les confrontant aux observations relevées sur les DROM. Des explications détaillées à propos des indicateurs utilisés dans les Figure 56 et Figure 57 sont présentées en [Annexe 2 – Eléments de table de contingence](#).

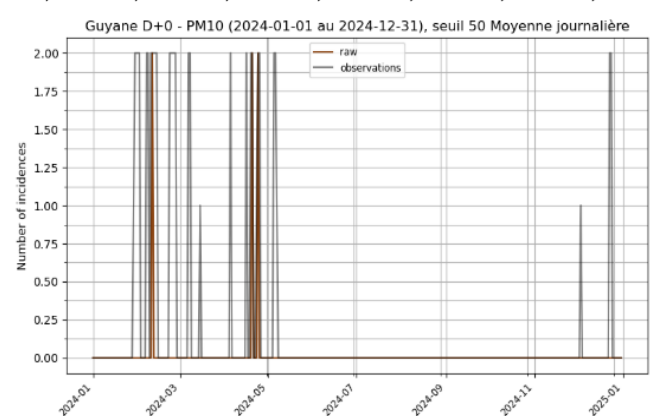
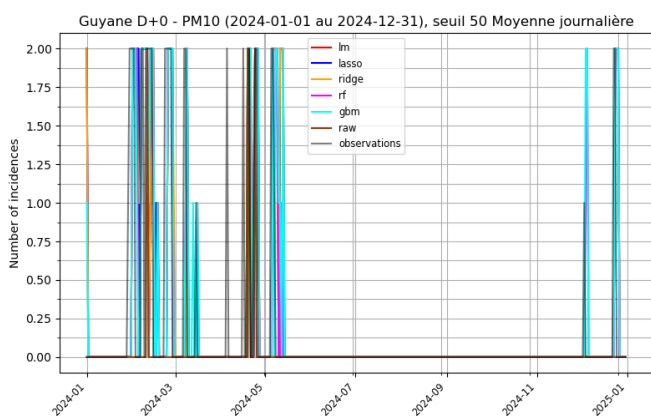
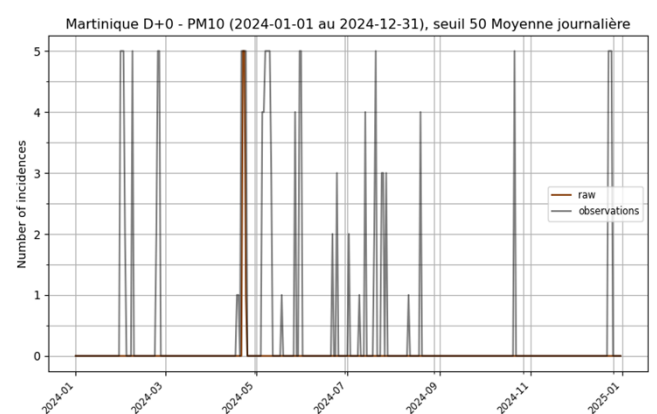
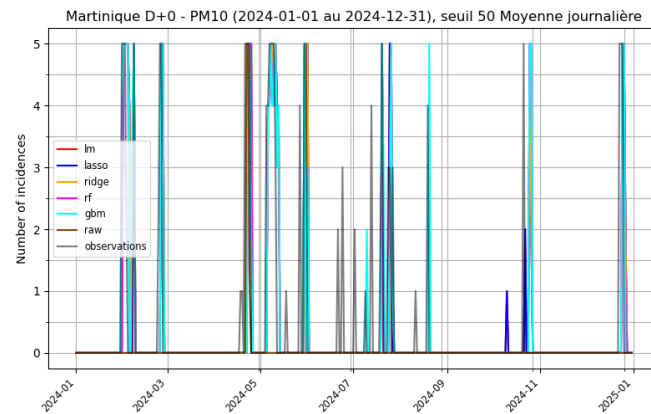
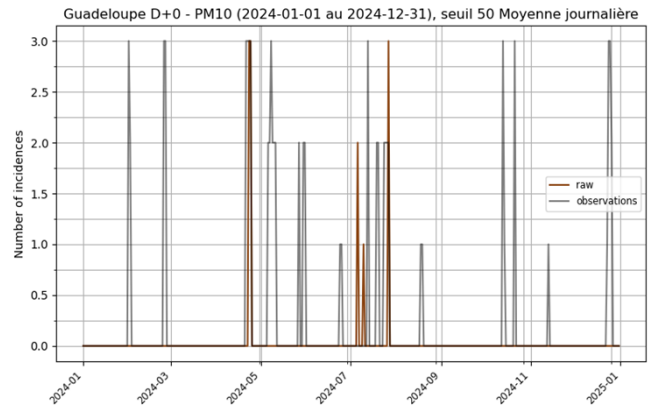
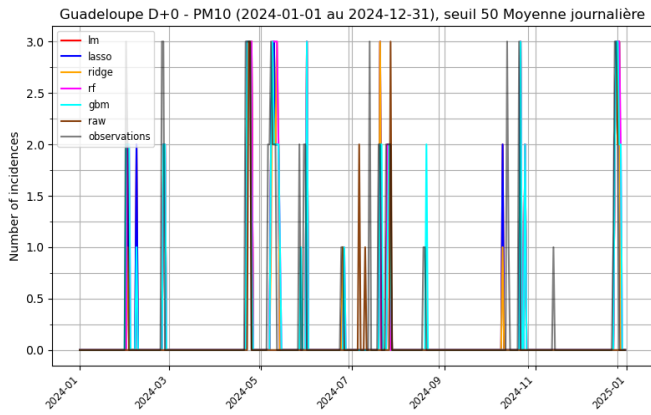


Figure 55 : PM_{10} - Nombre d'occurrences au cours du temps des dépassements du seuil d'information ($50 \mu g/m^3$) des différents modèles de machine learning, ainsi que ceux des valeurs brutes sur l'échéance J0. En haut : la Guadeloupe ; Milieu : la Martinique ; En bas : la Guyane. Sur la gauche les graphiques avec tous les modèles et les observations, sur la droite leurs déclinaisons avec seulement le modèle brut et les observations.

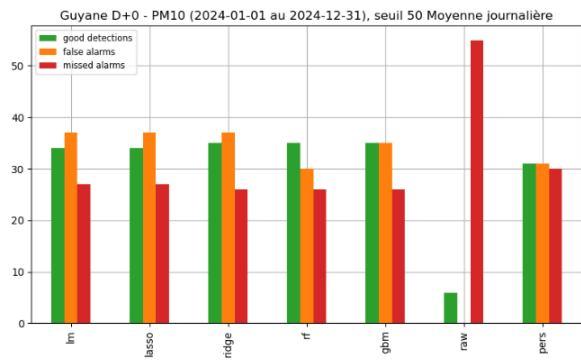
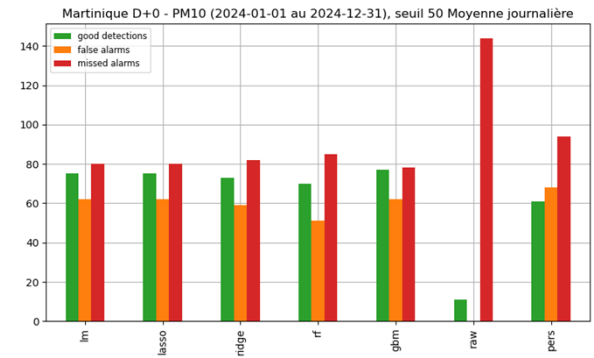
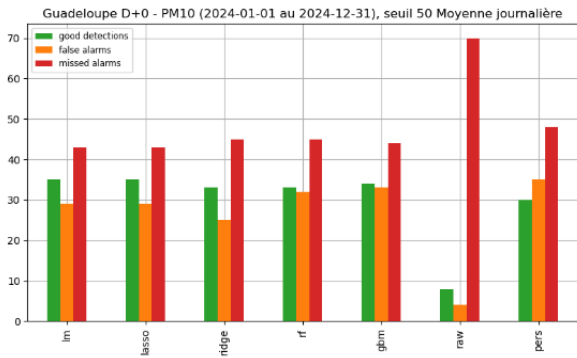


Figure 56 : PM₁₀ - Tables de contingence pour 2024 à l'échéance J0 pour le seuil de 50 µg/m³ des différents modèles de machine learning, ainsi que ceux des valeurs brutes et de persistance. Les bonnes détections sont en vert, les fausses détections en orange, et les détections manquées en rouge. En haut à gauche : Table de contingence pour la Guadeloupe. En haut à droite : Table de contingence pour la Martinique. En bas : Tables de contingence pour la Guyane.

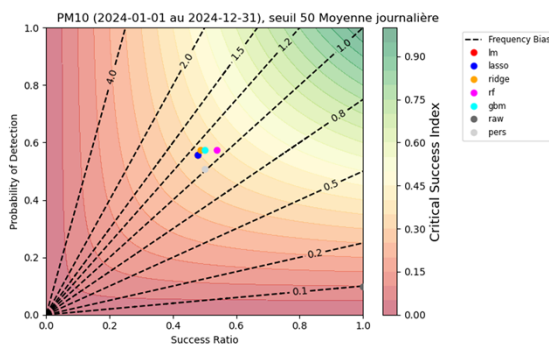
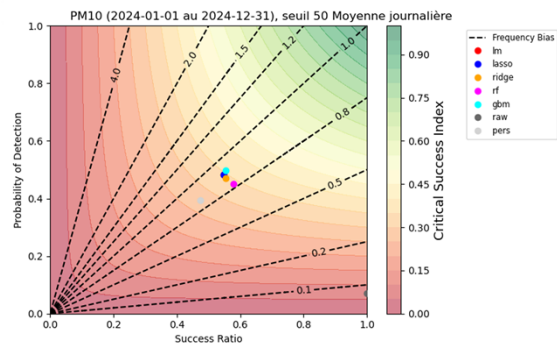
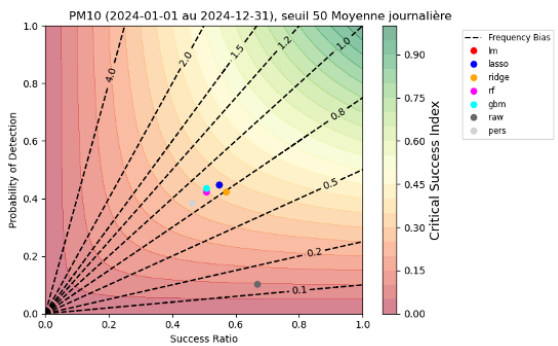



Figure 57 : PM₁₀ - Diagramme de performance pour les différents modèles de machine learning, ainsi que ceux des valeurs brutes et de persistance, pour 2024 pour l'échéance J0. En haut à gauche la Guadeloupe, en haut à droite la Martinique, et en bas la Guyane.

Ces figures mettent en évidence des comportements très homogènes entre les modèles de machine learning, avec une difficulté commune à détecter correctement les dépassements. Tous ont des performances très similaires et totalisent, sur l'ensemble de la période, pour la Guadeloupe, entre 33 et 35 bonnes détections et entre 25 et 33 fausses détections pour 78 dépassements observés, pour un taux de succès supérieur à 50% pour tous les modèles (51% (rf, gbm), 55% (lm, lasso) et 57% (ridge)) et une probabilité de détection supérieure à 40% pour tous également (42% (ridge, rf), 44% (gbm) et 45% (lm, lasso)). Dans le même temps, le modèle brut affiche seulement 8 bonnes détections mais également peu de fausses détections (4), ce qui fait un taux de succès de 66%, supérieur à tous ceux des modèles d'apprentissage, mais une probabilité de détection d'à peine 10%, bien inférieure à celles de l'ensemble des autres modèles. L'apport des modèles d'apprentissage dans la détection des pics de PM₁₀ est donc non négligeable en ce qui concerne la probabilité de détection des dépassements mais à relativiser quant au taux de succès.

Les mêmes observations peuvent être constatées pour la Martinique et la Guyane. Dans le cas de la première, les comportements sont également très similaires entre tous les modèles d'apprentissage, avec sur l'ensemble de la période, entre 69 et 76 bonnes détections et entre 50 et 62 fausses détections pour 154 dépassements observés, pour un taux de succès supérieur à 50% pour tous les modèles (54% (lm, lasso), 55% (ridge, gbm) et 58% (rf)) et une probabilité de détection supérieure à 40% pour tous également (45% (rf), 47% (ridge), 48% (lm, lasso) et 49% (gbm)). Dans le même temps, le modèle brut affiche seulement 10 bonnes détections mais également aucune fausse détection, ce qui fait un taux de succès parfait de 100%, largement supérieur à tous ceux des modèles d'apprentissage, mais une probabilité de détection d'à peine 6%, bien inférieure à celles de l'ensemble des autres modèles. L'apport des modèles d'apprentissage dans la détection des pics de PM₁₀ est donc ici aussi non négligeable en ce qui concerne la probabilité de détection des dépassements mais à relativiser quant au taux de succès.

Enfin, dans le cas de la Guyane, les comportements sont là aussi très proches entre tous les modèles d'apprentissage, avec sur l'ensemble de la période, entre 34 et 35 bonnes détections et entre 30 et 37 fausses détections pour 61 dépassements observés, pour un taux de succès supérieur à 40% pour tous les modèles, voire 50% (48% (lm, lasso), 49% (ridge), 50% (gbm) et 54% (rf)) et une probabilité de détection supérieure à 50% pour tous également (56% (lm, lasso) et 57% (ridge, rf, gbm)). Dans le même temps, le modèle brut affiche seulement 6 bonnes détections mais également aucune fausse détection comme pour la Martinique, ce qui fait un taux de succès parfait de 100%, largement supérieur à tous ceux des modèles d'apprentissage, mais une probabilité de détection d'à peine 10%, bien inférieure à celles de l'ensemble des autres modèles. L'apport des modèles d'apprentissage dans la détection des pics de PM₁₀ est donc encore une fois ici aussi non négligeable en ce qui concerne la probabilité de détection des dépassements mais à relativiser quant au taux de succès.



La Figure 55 montre que ces épisodes sont généralement surestimés en termes d'étendue spatiale, et ce pour la Guadeloupe, la Martinique et la Guyane. Ces performances sont à mettre en perspective de dépassements souvent localisés et peu persistants, qui sont des cas de figure complexes à appréhender pour les modèles. Elle montre aussi que le modèle brut rencontre des difficultés à capter les divers événements de l'année pour toutes les régions des DROM Caraïbes, notamment du fait de leur faible intensité en 2024, avec un grand nombre de dépassements non détectés en avril et durant l'été, alors qu'un grand nombre de faux dépassements sont détectés entre novembre et janvier.

Ces difficultés sont partiellement corrigées par les modèles de machine learning qui augmentent la probabilité de détection des dépassements mais peinent encore à obtenir un bon taux de succès. De plus, comme mentionné précédemment dans ce rapport, tout cela est à mettre en perspective avec l'incertitude sur la source de poussières minérales sahariennes et la propagation du panache sur 5000 km pour traverser l'océan Atlantique avant d'atteindre les Caraïbes, ce qui peut conduire à des incertitudes sur son extension spatiale et géographique, et sa charge en aérosols.

4 Conclusions et perspectives

Ce rapport fournit une évaluation des chaînes de prévisions du système Prév'air. La méthodologie utilisée s'appuie sur les conclusions du groupe de travail prévision (composé du LCSQA et des AASQA), maintenant intégrées au référentiel technique national de surveillance de la qualité de l'air concernant les éléments à analyser dans les rapports annuels décrivant les performances des prévisions. Toutes les prévisions utilisées dans Prév'air sont évaluées, à savoir les prévisions brutes de CHIMERE et MOCAGE et la prévision CHIMERE avec adaptation statistique.

Des mises à jour des outils du système ont été réalisées ces dernières années. Elles comprennent la mise en place d'une nouvelle version de CHIMERE (version 2020), des post-traitements d'analyse, et de l'adaptation statistique (nouvelle méthodologie en lien avec les travaux de développement sur cette thématique réalisée dans le cadre d'un projet Copernicus). Dans l'ensemble, les résultats obtenus ces trois dernières années permettent de confirmer la pertinence des développements qui ont été mis en œuvre pour améliorer Prév'air.

L'équipe de développement MOCAGE a également mené à bien un certain nombre de travaux afin d'améliorer les performances du modèle, ce qui a permis une nette amélioration des scores d'ozone et de PM_{10} .

Le premier constat est que le traitement d'adaptation statistique qui fournit la prévision principale de Prév'air (affichée sur le site web et utilisée par les prévisionnistes pour expertiser quotidiennement la situation de la qualité de l'air en France) améliore nettement les performances par rapport au modèle brut pour l'ozone, les PM_{10} , les $PM_{2,5}$ et le NO_2 .

Les scores obtenus cette année sont légèrement moins bons par rapport à l'année précédente pour les modèles bruts et l'adaptation statistique en France Métropolitaine, pour la majorité des régions et pour tout type de station. Néanmoins dans l'ensemble, et en particulier pour l'adaptation statistique, Prév'air respecte les objectifs de qualité attribués aux prévisions d'ozone et de PM_{10} selon les travaux du GT prévision (LCSQA). Des écarts par rapport à ces valeurs peuvent toutefois survenir pour certaines régions pour les modèles bruts. L'évolution à la baisse des performances par rapport à 2023 est à surveiller.

Pour l'ozone, l'ajout du traitement d'adaptation statistique améliore la prévision des concentrations du polluant du modèle brut, permettant notamment de prévoir davantage de dépassements des seuils réglementaires. La probabilité de détection de l'ensemble des prévisions demeure perfectible.

Pour les PM_{10} , les performances de l'adaptation statistique sont nettement meilleures que celles du modèle brut en France métropolitaine, corrigeant grandement la sous-estimation des concentrations faite par celui-ci, et permettant ainsi d'augmenter la capacité du système à détecter les événements liés aux dépassements des seuils réglementaires.

Pour les $PM_{2,5}$, l'adaptation statistique corrige très bien les prévisions du modèle brut, permettant une amélioration de l'ensemble des performances.

Pour le NO_2 , l'adaptation statistique permet de stabiliser les performances sur l'ensemble des classes de concentration et d'améliorer la cohérence entre observations et prévisions.

Pour ces deux polluants, $PM_{2,5}$ et NO_2 , ici aussi les performances des modèles bruts et de l'adaptation statistique de CHIMERE sont globalement moins bonnes par rapport à celles de 2023 et une attention particulière devra être portée aux performances dans les années à venir afin de constater si cette tendance se confirme ou non.

Les performances pour la composition des PM₁ et de l'équivalent carbone noir sont très similaires à l'année passée (avec toutefois une très légère dégradation par rapport à 2023). De plus, comme en 2023, les scores de l'ammonium, des nitrates et de la partie organique restent acceptables tandis que les performances du chlore et des sulfates sont décevantes.

Tous polluants confondus, les prévisions sur les régions d'Outre-mer des Caraïbes¹⁹ sont satisfaisantes et généralement conformes aux scores obtenus en France métropolitaine, avec quelques nuances liées aux caractéristiques de ces zones et à la forte incidence des panaches de poussières désertiques d'origine saharienne sur les concentrations en particules. Les prévisions sur les régions d'Outre-mer de l'océan Indien²⁰ présentent un peu plus de difficultés, en particulier en ce qui concerne l'évolution temporelle des concentrations de particules fines pour la Réunion. A noter que le nombre souvent limité de stations de mesure sur ces régions de petites superficies peut affecter la qualité de l'évaluation, sans oublier le fait que les émissions utilisées par CHIMERE brut sur les DROM s'appuient sur un inventaire global à basse résolution (EDGAR).

Dans les DROM des Caraïbes notamment, ces difficultés évoquées précédemment, et notamment les faibles taux de détection des dépassements de seuil, ont motivé l'évaluation des performances des MOS à partir du modèle CHIMERE sur ces DROM cette année. Réalisée pour la première fois, cette étude met en lumière l'apport significatif apporté par les modèles de machine learning vis-à-vis du modèle CHIMERE brut, avec une amélioration notable des performances, tant en RMSE qu'en corrélation, et ce tant pour la Guadeloupe que pour la Martinique et la Réunion. Ce progrès des performances implique notamment une amélioration des taux de détection des dépassements de seuil sur les DROM et d'une relative stabilité des scores entre J0 et J1 pour certaines méthodologies. Cette stabilité des performances pour certaines méthodes entre le jour initial et le jour suivant permet d'extraire du lot Ridge (ridge) et Gradient Boosting (gbm) qui ont dans l'ensemble des scores très proches. Pour le futur, nous retiendrons ces 2 méthodes pour établir les prévisions avec correction statistique sur les DROM.

¹⁹ Prév'air est opérationnel sur les DROM des Caraïbes depuis février 2018.

²⁰ Prév'air est opérationnel sur les DROM de l'Océan Indien depuis mai 2022

5 Glossaire

| Abréviations | Libellés |
|-----------------------|---|
| Régions : | |
| ARA | Auvergne-Rhône-Alpes |
| BFC | Bourgogne-Franche-Comté |
| BRE | Bretagne |
| CVL | Centre-Val de Loire |
| COR | Corse |
| EST | Grand Est |
| HDF | Hauts-de-France |
| IDF | Ile-de-France |
| NAQ | Nouvelle-Aquitaine |
| NOR | Normandie |
| OCC | Occitanie |
| PAC | Provence-Alpes-Côte d'Azur |
| PDL | Pays de la Loire |
| DROM : | Départements et régions d'outre-mer : |
| GUA | Guadeloupe |
| MTQ | Martinique |
| GUF | Guyane (française) |
| LRE | La Réunion |
| MAY | Mayotte |
| AMU | Arrêté Mesures d'Urgence (réfère à l'arrêté du 7 avril 2016) |
| AS ou AS-CHI | Adaptation Statistique de CHIMERE |
| CHI | CHIMERE |
| MOCA | MOCAGE |
| J0, J1, J2, J3 | Jours de prévision correspondant respectivement au jour-même, au lendemain, au surlendemain, et au jour suivant |

6 Liste des annexes

| Annexes | Titres |
|-----------------|--|
| Annexe 1 | L'adaptation statistique dans Prév'air |
| Annexe 2 | Eléments de table de contingence |
| Annexe 3 | Scores statistiques classiques |
| Annexe 4 | Performances des prévisions MOS sur les DROM des Caraïbes – PM2,5 et NO2 |
| Annexe 5 | Liste des figures |
| Annexe 6 | Figures additionnelles |
| Annexe 7 | Liste des stations validées par polluant |

Annexes

Annexe 1 – L'adaptation statistique dans Prév'air

1.1 Généralités

L'adaptation statistique est un post-traitement, qui permet de corriger les erreurs de prédiction brutes d'un modèle déterministe (concentrations simulées) en prenant en compte les mesures de terrain issues des capteurs au sol (réseau national de surveillance de la qualité de l'air). En effet, les modèles de chimie-transport (CTM) fournissent des prévisions de concentrations de polluants sur de vastes domaines géographiques. Cependant, ces modèles présentent des biais systématiques dus :

- À la résolution limitée des grilles de calcul ;
- À des paramétrisations perfectibles sur la représentation des processus physiques et chimiques ;
- Aux incertitudes des données d'entrée (émissions, météorologie).

De fait, utilisée dans le système Prév'air, l'adaptation statistique permet d'améliorer les prévisions issues du modèle CHIMERE en corrigeant les erreurs systématiques grâce à des méthodes statistiques.

Plus précisément, cette méthode consiste à prévoir une concentration aux stations de mesure à partir des observations, des variables météorologiques et des prévisions déterministes, et de spatialiser ces informations. Ce croisement de l'informations spatiale contenue dans un champ de concentration surfacique CHIMERE avec des données statistiques issues de la mesure permet de tirer le meilleur de la modélisation et de la mesure, en débiaisant les prévisions brutes pour les rapprocher des observations réelles mesurées au sol. L'objectif final étant pour l'opérateur en qualité de l'air de produire des cartes de prévision les plus fiables et les plus abouties pour répondre aux missions d'alerte en cas d'arrivée d'épisode.

L'adaptation statistique est une méthodologie en deux étapes. La première étape utilise les connaissances de pollution sur un historique passé (mesure et prévision) et des champs de météorologie afin d'établir une estimation statistique aux N stations du niveau de pollution à l'échéance J0. Elle est étendue par la suite aux échéances J1 puis J2. Afin de limiter le nombre de calculs, seuls les indicateurs du maximum journalier et de la moyenne journalière sont considérés. La méthodologie utilise la régression multilinéaire afin d'estimer une concentration à l'aide de facteurs appelés « variables explicatives ». Les variables explicatives identifiées lors du projet CITEAIR2 et à travers des travaux menés avec d'autres partenaires (AIRAQ, Univ. Nantes, IMT) sont :

- La température prévue à 2m (K)
- La hauteur prévue de la couche limite (m ou log)
- L'humidité relative prévue
- La vitesse de vent horizontal prévue (m/s)
- Les concentrations prévues (CHIMERE) et observées (stations) de la veille pour les différents polluants considérés (O₃, NO₂, PM₁₀, PM_{2,5})
- Les concentrations moyennes de la veille mesurées aux stations pour les différents polluants

- La moyenne des concentrations mesurées sur les six premières heures de la journée pour chaque polluant
- Le jour de la semaine (lundi à dimanche)

Dans la deuxième étape, à partir de ces N estimations aux stations, une spatialisation est opérée par krigeage avec le modèle CHIMERE en dérive externe. La grille d'entrée de krigeage est celle de CHIMERE, FRA4k, avec une résolution de 4 km environ sur la France. La grille de sortie est FRA2k, de résolution intermédiaire 2 km afin d'atteindre la résolution de 1 km nécessaire pour Prév'air Urgence et pour le calcul des populations exposées à des valeurs de concentrations excédant les seuils réglementaires ainsi que le calcul des surfaces avec des concentrations dépassant les seuils réglementaires.

La méthodologie de spatialisation mise en œuvre depuis plusieurs années pour l'ozone et le NO₂ est un krigeage, avec CHIMERE en dérive externe.

Pour les particules PM₁₀ et PM_{2,5}, un co-krigeage est mis en œuvre (avec CHIMERE en dérive externe) afin d'assurer une cartographie conjointe de ces deux polluants²¹.

Cette stratégie de correction station par station est utilisée depuis longtemps dans Prév'air, avec des modèles statistiques calibrés individuellement pour chaque station d'observation. Chaque année, le LCSQA publie des rapports comme celui-ci, détaillant les performances de ces prévisions. Ces rapports évaluent les concentrations de quatre polluants majeurs (O₃, NO₂, PM₁₀ et PM_{2,5}) en comparant toutes les prévisions (brutes et corrigées) de la plateforme Prév'air aux observations réelles. Ils mettent en évidence l'efficacité de l'adaptation statistique à corriger les biais systématiques des modèles bruts, améliorant ainsi la détection des seuils réglementaires, la prévision des épisodes de pollution et de manière plus générale la qualité des prévisions de la qualité de l'air en France.

Cependant, si l'approche statistique station par station est très performante pour des prédictions locales précises, permettant des corrections spécifiques à chaque station en tenant compte des biais locaux, elle ne peut pas être appliquée ailleurs. Chaque station nécessite un modèle statistique distinct. Cela implique une calibration séparée pour chaque modèle sur de longues périodes, un coût de calcul considérable si le nombre de stations est élevé - de l'ordre de plusieurs milliers de stations de fond en Europe. Cette approche est dépendante des données historiques utilisées et requiert une stabilité dans le modèle CTM employé (configuration constante). Or, des mises à jour régulières sont nécessaires pour maintenir et améliorer la performance des modèles. L'approche par adaptation statistique station par station présente alors des limites importantes en termes de généralisation, de coût de calcul et de robustesse. Elle ne permet également pas d'établir une correction sur des stations récentes non disponibles sur les années de calibration des modèles statistiques.

²¹ Beauchamp, M., LCSQA notes, <https://www.lcsqa.org/fr/rapport/2015/ineris/synthese-developpements-recents-matiere-cartes-analysees-resultats-modelisation->. 2015b

1.2 Prévisions par Model Output Statistics (MOS)

Afin de disposer de plus de flexibilité et de lever ces limitations pour produire des prévisions opérationnelles robustes et généralisables, Prév'air a développé en 2023 une approche globale, qui permet d'établir un modèle unique calibré pour toutes les stations simultanément, en utilisant un recalibrage global sur un historique limité dans le temps. Cette approche est basée sur l'article "Technical note : Improving the European air quality forecast of the Copernicus Atmosphere Monitoring Service using machine learning techniques"²² publié en 2023 par l'INERIS. Les auteurs y explorent l'utilisation de méthodes de post-traitement statistique, appelées Model Output Statistics (MOS), basées sur des algorithmes d'apprentissage automatique pour affiner les prévisions de qualité de l'air fournies par le service CAMS.

Ces méthodes MOS utilisent les prévisions européennes de CAMS ou de Prév'air ainsi que des variables météorologiques et des données auxiliaires pour améliorer la précision des prévisions concernant les quatre polluants clés (O₃, NO₂, PM₁₀ et PM_{2,5}). L'évaluation de la performance de ces approches, détaillée dans l'article précédent, indique que les méthodes MOS basées sur l'apprentissage automatique peuvent significativement améliorer la qualité des prévisions de la qualité de l'air en Europe, en particulier en ce qui concerne la détection des épisodes de pollution (cf. article pour plus de détails).

Dans la suite de cette annexe, la mise en place opérationnelle des MOS opérée dans Prév'air sera détaillée, en se focalisant sur le domaine Atlantique sur lequel sont calculés les MOS pour les territoires des Caraïbes, seuls territoires étudiés dans le rapport cette année.

Historique des données

Un historique limité dans le temps est en premier lieu nécessaire. Il correspond à la période utilisée pour entraîner les modèles statistiques. Cet historique inclut les concentrations horaires des polluants issues des prévisions horaires brutes du modèle CTM (CHIMERE), les mesures réelles collectées par les stations d'observation et les données météorologiques associées (température, humidité, vent, etc.). Un historique court permet d'adapter rapidement les modèles à des conditions récentes mais peut manquer de robustesse pour détecter des tendances à plus long terme. Un historique long offre une meilleure stabilité du modèle en intégrant plus de variabilité, mais il risque de diluer l'impact des événements récents. Pour le domaine Atlantique (incluant les DROM Caraïbes), les modèles sont entraînés sur un historique de 7 jours de données (au lieu de 3 pour la métropole) provenant de l'ensemble des stations de fond du grand domaine de la zone.

²² Bertrand, J.-M., Meleux, F., Ung, A., Descombes, G., and Colette, A.: Technical note: Improving the European air quality forecast of the Copernicus Atmosphere Monitoring Service using machine learning techniques, *Atmos. Chem. Phys.*, 23, 5317–5333, <https://doi.org/10.5194/acp-23-5317-2023>, 2023.

Variables à prédire et variables explicatives

Les variables à prédire sont les concentrations horaires des polluants aux échéances J+0, J+1, J+2 et J+3. Les polluants concernés incluent l'O₃, les PM₁₀, PM_{2,5} et le NO₂. Les variables explicatives utilisées pour l'apprentissage comprennent les mesures de la veille de ces mêmes polluants ainsi que des paramètres météorologiques, à savoir :

- La température à 2 mètres ;
- L'humidité relative ;
- La hauteur de la couche limite atmosphérique ;
- Les composantes du vent à 10 mètres : direction ouest-est (u10m) et direction nord-sud (v10m).

Ces variables permettent de capturer les dynamiques chimiques et météorologiques influençant la qualité de l'air.

Les modèles de machine learning utilisés

Les modèles de machine learning utilisés pour l'adaptation statistique incluent plusieurs techniques, chacune avec des caractéristiques spécifiques :

- **Régression linéaire multiple** : un modèle simple et interprétable qui établit une relation linéaire entre les variables explicatives (polluants et paramètres météorologiques) et la variable cible (concentration des polluants). Il permet de corriger les biais systématiques tout en restant rapide à entraîner.
- **Régression LASSO (Least Absolute Shrinkage and Selection Operator)** : une variante de la régression linéaire qui applique une pénalisation L1 pour forcer la réduction de certains coefficients à zéro. Cette méthode permet une sélection automatique des variables, éliminant celles ayant peu d'influence sur la prédiction.
- **Régression Ridge (ou régularisation de Tikhonov)** : une autre variante de la régression linéaire qui utilise une pénalisation L2, limitant l'amplitude des coefficients sans les annuler complètement. Elle est particulièrement utile pour gérer les problèmes de colinéarité entre les variables d'entrée.
- **Random Forest** : un modèle d'arbres de décision ensemblistes qui combine plusieurs arbres pour améliorer la robustesse et la précision. Il peut capturer des relations non linéaires complexes entre les variables et est particulièrement efficace pour réduire les erreurs liées aux biais et à la variance.
- **Gradient Boosting** : une technique d'apprentissage par renforcement itératif, où des arbres de décision sont construits de manière séquentielle pour corriger les erreurs des prédictions précédentes. Cette méthode offre une grande précision, surtout lorsqu'il s'agit de capturer des relations fines dans les données.

Structure et sortie des données

Les fichiers contiennent les prévisions des concentrations pour différentes échéances (J+0 à J+3) et sous plusieurs formats : horaire, maximum journalier et moyenne journalière. Le format de sortie des données est organisé sous forme de tableau avec des colonnes représentant des informations spécifiques pour chaque station et chaque heure de prévision.

En plus de fournir les valeurs prédites pour les différents modèles de machine learning mentionnés précédemment, les fichiers de sortie fournissent aussi, pour chaque station et chaque heure de prévision les valeurs :

- **Brutes** : valeur brute simulée par le modèle de chimie-transport, sans correction statistique ;
- De **persistance** : valeur correspondant à une prévision par persistance, où la concentration mesurée la veille à une heure donnée H est utilisée comme estimation directe pour les heures suivantes H+1, etc.

Implémentation des programmes dans Prév'air

Depuis mi 2023, le calcul des MOS est intégré dans le workflow de Prév'air, qui est un processus automatisé permettant d'organiser et d'enchaîner de manière structurée les différentes tâches nécessaires au traitement des données et à l'exécution des calculs pour établir les prévisions qui vont ensuite alimenter le site web. La mise en place opérationnelle des MOS et la création de l'historique des données ont été réalisées en juin 2023 pour le domaine Atlantique-ouest regroupant la Martinique, la Guadeloupe et la Guyane, et en décembre 2024 pour le domaine de la Réunion.

Validation sur les DROM du domaine Atlantique

La qualité de l'air dans les régions du domaine Atlantique comme la Guyane, la Martinique et la Guadeloupe est fortement influencée par des phénomènes naturels, en particulier par les poussières désertiques (dust) provenant du Sahara. Ces poussières sont transportées sur de longues distances par des vents dominants, principalement les alizés, et atteignent les Caraïbes et l'Amérique du Sud, y compris la Guyane. Lors des épisodes de transport saharien, les niveaux de PM₁₀ augmentent de manière significative, dépassant régulièrement les seuils réglementaires européens pour la qualité de l'air.

La validation des MOS dans le domaine Atlantique a porté essentiellement sur ces épisodes de pollution liés aux épisodes de poussières sahariennes, en 2023. L'évaluation a montré la capacité des modèles MOS à améliorer les prévisions du modèle de CTM en corrigeant ses biais.

Ce type d'évaluation est répété en 2024 avec les données fournies cette fois-ci en opérationnelle, de manière conjointe entre le LCSQA et les AASQA des DROM de l'Atlantique-ouest (Martinique, Guadeloupe et Guyane). Cette évaluation peut être retrouvée dans la partie Performances des prévisions MOS sur les DROM des Caraïbes.

Annexe 2 – Éléments de table de contingence

La table de contingence des prévisions d'un modèle se présente comme suit :

| | <i>Obs > seuil</i> | <i>Obs < seuil</i> |
|-------------------------|------------------------|---------------------------|
| <i>Prévi > seuil</i> | Bonne détection (BD+) | Fausse détection (FD) |
| <i>Prévi < seuil</i> | Détection manquée (DM) | Bonne non-détection (BD-) |

Bonne détection +, ou BD+ : bonne prévision de dépassement du seuil

Bonne détection -, ou BD- : bonne prévision de non-dépassement du seuil

Détection manquée, ou DM : dépassement de seuil observé en station mais non prévu par le modèle

Fausse détection, ou FD : dépassement de seuil prévu par le modèle mais non observé en station

A partir de ces paramètres, il est possible de calculer plusieurs indicateurs permettant de mieux formaliser les performances d'un modèle vis-à-vis de la détection des dépassements.

| | <i>Obs > seuil</i> | <i>Obs < seuil</i> | <i>Total</i> |
|-------------------------|-----------------------|-----------------------|--------------|
| <i>Prévi > seuil</i> | a | b | a+b |
| <i>Prévi < seuil</i> | c | d | c+d |
| <i>Total</i> | a+c | b+d | a+b+c+d |

POD = « Probability of Detection », ou probabilité de détection

C'est le taux de bonnes prévisions de dépassements de seuil par rapport au nombre total de dépassements observés.

$$\text{POD} = \frac{a}{a + c}$$

FAR = « False Alarm Ratio », ou taux de fausses alertes

C'est le taux de mauvaises prévisions de dépassements de seuil par rapport au nombre total de dépassements prévus par le modèle.

$$\text{FAR} = \frac{b}{a + b}$$

SR = « Success Ratio », ou taux de succès

C'est le taux de bonnes prévisions de dépassements de seuil par rapport au nombre total de dépassements prévus par le modèle.

$$SR = \frac{a}{a + b} = 1 - FAR$$

FB = « Frequency Bias », ou biais de prévision

C'est le biais de prévision des dépassements de seuils. S'il est inférieur à 1, la prévision a tendance à faire plus de détections manquées que de fausses détections.

$$FB = \frac{a + b}{a + c}$$

CSI = « Critical Success Index » ou « Threat Score »

C'est le taux de bonnes prévisions de dépassements de seuil par rapport au nombre total d'évènements prédits et manqués.

$$CSI = \frac{a}{a + b + c}$$

Annexe 3 – Scores statistiques classiques

Biais moyen : Estimateur des écarts entre prévisions et observations, exprimé en $\mu\text{g}/\text{m}^3$. Il indique si la simulation surestime (valeurs positives) ou sous-estime (valeurs négatives) les concentrations réellement mesurées.

$$\text{Biais} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (P_i - O_i)$$

avec N le nombre de stations de mesure, P_i la valeur de prévision à la station i , et O_i la valeur observée à la station.

RMSE : « Root Mean Square Error », exprimée en $\mu\text{g}/\text{m}^3$. Elle informe sur la capacité du modèle à reproduire les niveaux de concentrations observés et doit être la plus faible possible.

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (P_i - O_i)^2}$$

avec N le nombre de stations de mesure, P_i la valeur de prévision à la station i , et O_i la valeur observée à la station.

Corrélation : exprimée sans dimension, elle informe sur la cohérence des variabilités temporelle ou spatiale des concentrations observées et prévues. Plus elle est proche de 1, et plus la simulation reproduit correctement les variations des concentrations observées.

$$R = \frac{\text{cov}(P, O)}{\sqrt{\text{var}(P)} \cdot \sqrt{\text{var}(O)}} = \frac{\sum_{i=0}^N (P_i - \bar{P})(O_i - \bar{O})}{\sqrt{\sum_{i=0}^N (P_i - \bar{P})^2} \sqrt{\sum_{i=0}^N (O_i - \bar{O})^2}}$$

avec N le nombre de stations de mesure, P_i la valeur de prévision à la station i , \bar{P} la moyenne des prévisions, O_i la valeur observée à la station, et \bar{O} la moyenne des observations.

Annexe 4 – Performances des prévisions MOS sur les DROM des Caraïbes – PM_{2,5} et NO₂

4.1 Prévisions de PM_{2,5}

Pour les particules fines de diamètre inférieur à 2,5 µm (PM_{2,5}), comme précédemment, il n'existe pas de seuils journaliers à respecter dans la réglementation française ou européenne. Ainsi l'évaluation repose uniquement sur le calcul des scores et exclut les tables de contingence pour les dépassements de seuils. Elle est réalisée sur l'année complète, du 1^{er} janvier au 31 décembre, sur la base des moyennes journalières de PM_{2,5}.

En Figure 58 est présentée la carte de répartition sur les DROM des stations de fond de la base de données nationale Geod'air²³ (urbaines, périurbaines et rurales) pour les PM_{2,5}, avant filtrage par le critère de validation station (75% de mesures valides, voir chapitre [2-Performances des prévisions de qualité de l'air pour 2024](#)), pour l'année 2024. Le calcul des scores est réalisé avec les données de mesure validées, sur les départements et régions d'outre-mer des Caraïbes (Guadeloupe, Martinique et Guyane) uniquement, comptant 9 stations (8 urbaines, 1 périurbaine). La liste complète et détaillée des stations est disponible en [Annexe 7](#).

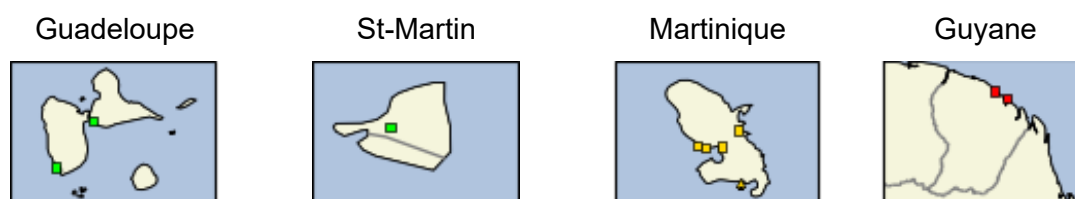


Figure 58 : PM_{2,5} – Carte de répartition des stations de fond (urbaines, périurbaines et rurales), avant filtrage par critère de validation des stations, pour l'année 2024 dans les départements et régions d'outre-mer des Caraïbes.

4.1.1 Performances du modèle

Les Figure 59, Figure 60 et Figure 61 présentent, pour les DROM des Caraïbes (Guadeloupe, Martinique et Guyane respectivement), des scores de biais, RMSE et corrélation pour les PM_{2,5} pour les différents modèles de machine learning, ainsi que ces des valeurs brutes et de persistance, pour le modèle CHIMERE, pour le jour de prévision J0.

Les Figure 62, Figure 63 et Figure 64 présentent, pour la Guadeloupe, la Martinique et la Guyane respectivement, ces scores sur les jours de prévision J0 (jour courant) et J1 (lendemain).

²³ [Accueil | Geod'air : données et statistiques sur la qualité de l'air en France \(geodair.fr\)](#)

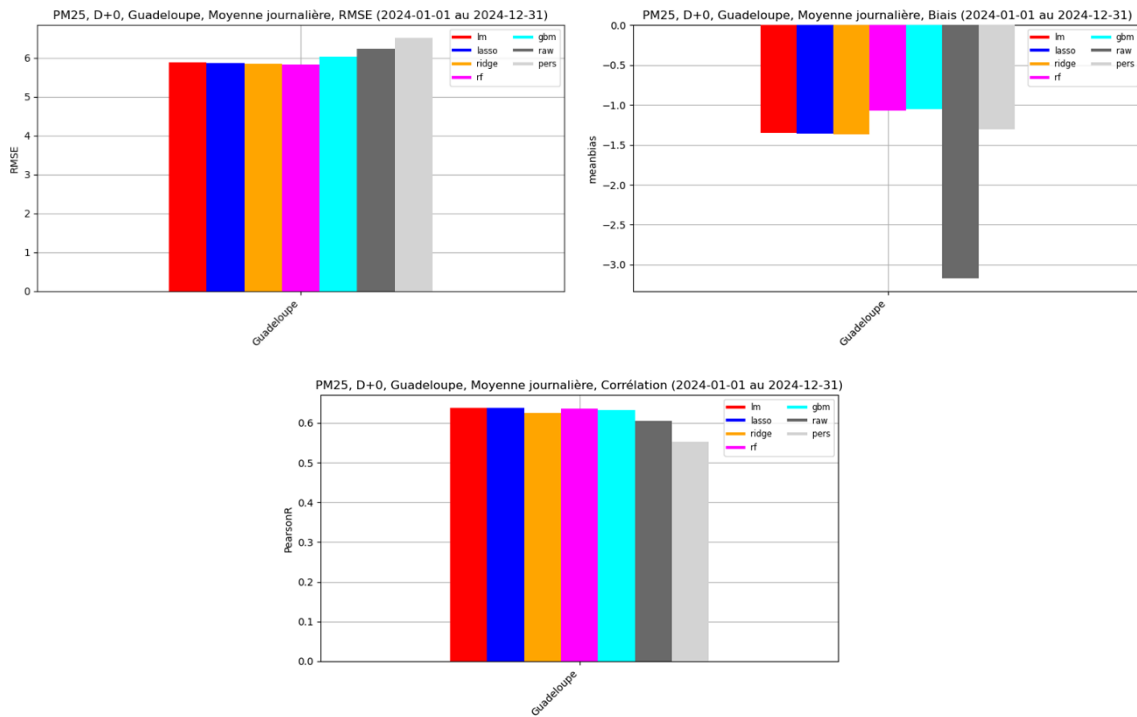


Figure 59 : PM_{2,5} - Scores de RMSE, biais et corrélation, pour la Guadeloupe, des prévisions des différents modèles de machine learning, ainsi que ceux des valeurs brutes et de persistance, pour 2024 sur l'échéance J0

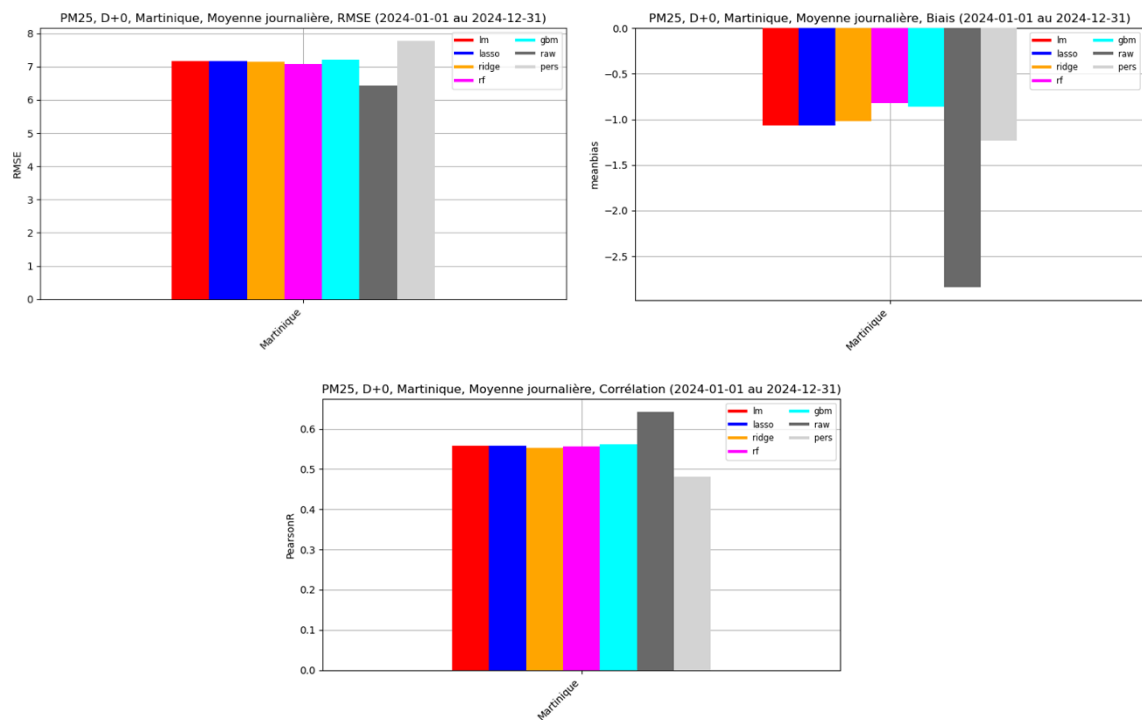


Figure 60 : PM_{2,5} - Scores de RMSE, biais et corrélation, pour la Martinique, des prévisions des différents modèles de machine learning, ainsi que ceux des valeurs brutes et de persistance, pour 2024 sur l'échéance J0

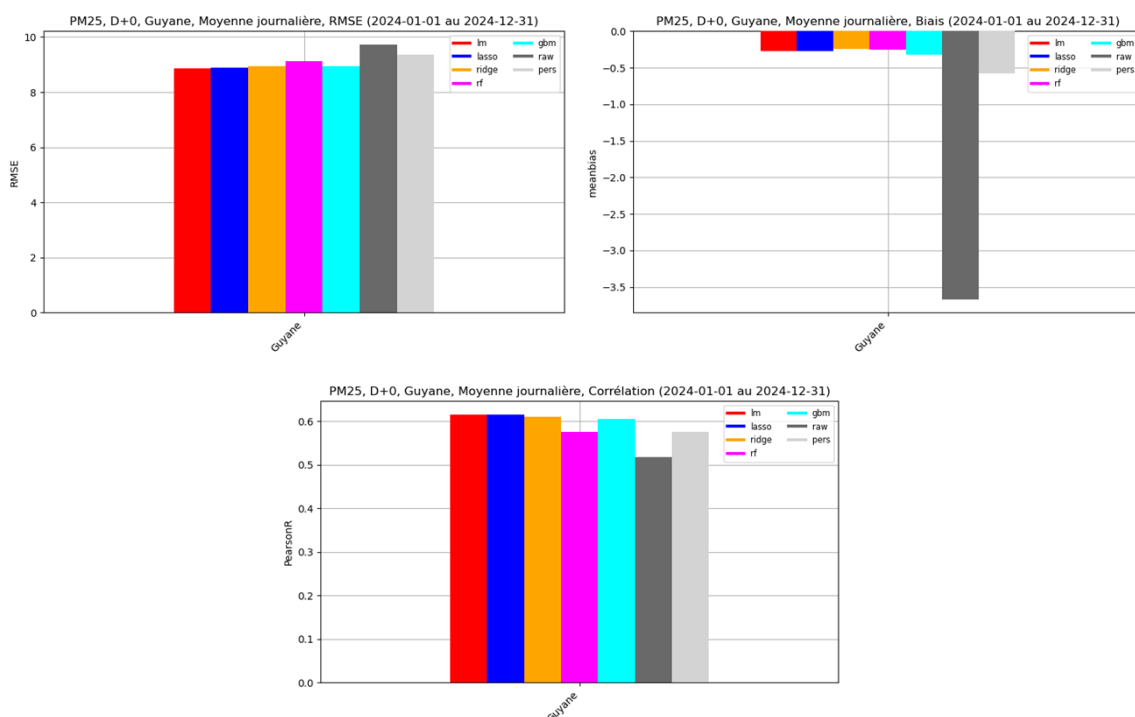


Figure 61 : PM_{2,5} - Scores de RMSE, biais et corrélation, pour la Guyane, des prévisions des différents modèles de machine learning, ainsi que ceux des valeurs brutes et de persistance, pour 2024 sur l'échéance J0

Les principaux résultats que nous pouvons relever des Figure 59 à Figure 61 sont :

- Pour tous les modèles de machine learning, un biais négatif moyen compris entre -1,75 et -1 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ pour la Guadeloupe (modèle brut exclu), entre -1,1 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ et -0,75 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ pour la Martinique (valeurs brutes et de persistance exclues) et aux alentours de -0,25 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ pour la Guyane (valeurs brutes et de persistance exclues).
- Pour tous les modèles de machine learning, une RMSE moyenne comprise entre 5,75 et 6 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ pour la Guadeloupe (valeurs brutes et de persistance exclues), légèrement supérieure à 7 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ pour la Martinique (modèle brut exclu), et aux alentours de 8,75-9 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ pour la Guyane (modèle brut exclu).
- Pour tous les modèles de machine learning, une moyenne sur la France des corrélations temporelles aux stations légèrement au-delà de 0,6 pour la Guadeloupe (valeur de persistance exclue). Il en est de même pour la Guyane (valeurs brutes et de persistance exclues), à l'exception du modèle Random Forest (rf) qui se situe légèrement en dessous de 0,6. Cette même moyenne est aux alentours de 0,55 pour la Martinique (valeurs brutes et de persistance exclues).

D'après la Figure 59, en moyenne sur la Guadeloupe à l'échéance J0, tous les modèles de machine learning parviennent à corriger légèrement la RMSE. L'apport de ces modèles par rapport au modèle brut est surtout mis en évidence ici au niveau du biais qui est significativement réduit pour tous les modèles d'apprentissage, quand le modèle brut lui sous-estime au moins deux fois plus que n'importe quel modèle de MOS. La corrélation contribue également dans une moindre mesure à l'amélioration des scores de RMSE par les modèles de machine learning, ces derniers présentant tous une corrélation légèrement meilleure que celle du modèle brut.

Dans le cas de la Guadeloupe, parmi tous les modèles de machine learning, c'est celui du **Random Forest (rf)** qui performe le mieux en corrélation, celui du **Gradient Boosting Machine (gbm)** pour le biais, et **LASSO (lasso)** pour la corrélation.

Le même constat peut être fait pour la Guyane en Figure 61, où tous les scores (RMSE, corrélation et biais) de tous les modèles de machine learning sont meilleurs que leurs équivalents du modèle brut. Ici aussi, l'amélioration de la RMSE est surtout dû à la nette amélioration du biais, qui devient proche de 0 pour tous les modèles d'apprentissage, quand le modèle brut était au-delà des $-3,5 \mu\text{g}/\text{m}^3$. Dans le cas de la Guyane, parmi tous les modèles de machine learning, c'est celui de la **régression linéaire multiple (lm)** qui est le meilleur pour la RMSE et la corrélation (à égalité avec le modèle LASSO (lasso) pour cette dernière), tandis que le modèle **RIDGE (ridge)** performe mieux pour le biais.

Le constat est plus nuancé pour la Martinique en Figure 60, où tous les modèles de machine learning ont une RMSE plus dégradée que celle du modèle brut, notamment dû à la corrélation qui est inférieure pour tous les modèles d'apprentissage par rapport à ce même modèle brut. Pour ce qui est du biais en revanche, l'amélioration apportée par tous les modèles de MOS est non négligeable. Dans le cas de la Martinique, parmi tous les modèles de machine learning, c'est celui du **Random Forest (rf)** qui est le meilleur pour la RMSE et le biais, quand le modèle **Gradient Boosting Machine (gbm)** performe mieux pour la corrélation.

Ces scores sont encore une fois à relativiser en considérant le fait que CHIMERE brut dans les DROM utilise des émissions qui s'appuient sur un inventaire global à basse résolution (EDGAR), avec de plus une année de référence peu représentative (2020).

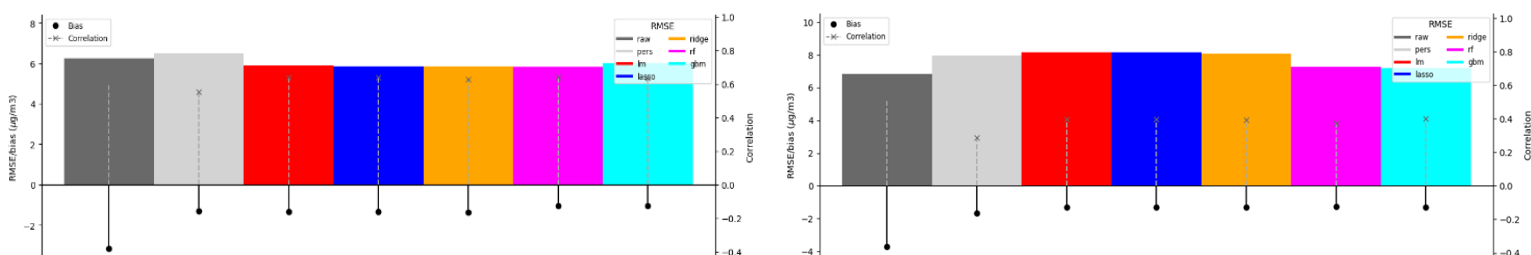


Figure 62 : $\text{PM}_{2,5}$ - Synthèse des scores de RMSE, biais et corrélation, pour la Guadeloupe, en fonction du jour de prévision J0 (à gauche) et de J1 (à droite), pour les différents modèles de machine learning, ainsi que ceux des valeurs brutes et de persistance, pour 2024

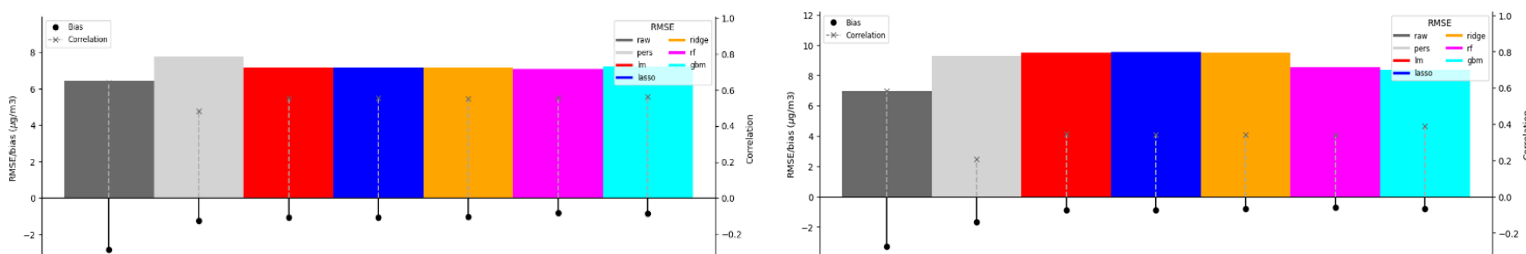


Figure 63 : $\text{PM}_{2,5}$ - Synthèse des scores de RMSE, biais et corrélation, pour la Martinique, en fonction du jour de prévision J0 (à gauche) et de J1 (à droite), pour les différents modèles de machine learning, ainsi que ceux des valeurs brutes et de persistance, pour 2024

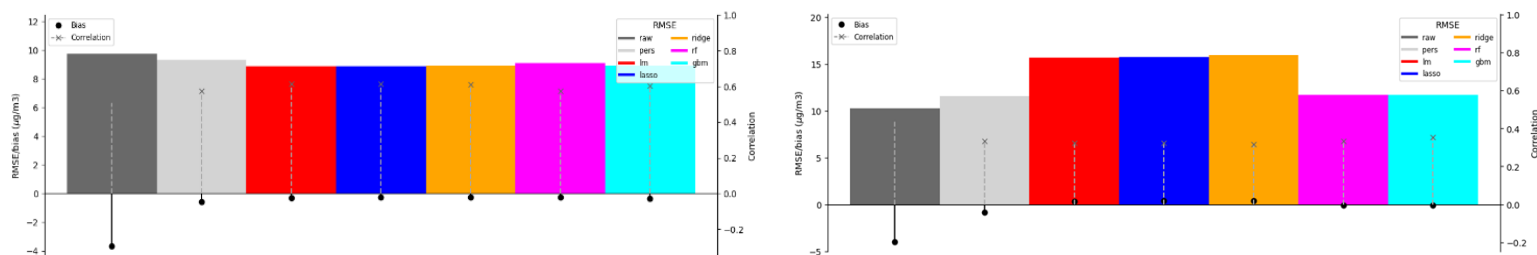


Figure 64 : PM_{2,5} - Synthèse des scores de RMSE, biais et corrélation, pour la Guyane, en fonction du jour de prévision J0 (à gauche) et de J1 (à droite), pour les différents modèles de machine learning, ainsi que ceux des valeurs brutes et de persistance, pour 2024

Sur la Figure 62 qui fait état des scores des différents modèles de machine learning en fonction du jour de prévision considéré (J0 et J1) pour la Guadeloupe, tous les modèles d'apprentissage montrent une relative dégradation des performances entre les deux échéances J0 et J1, notamment pour la RMSE et la corrélation. Cette dégradation est particulièrement marquée pour les modèles de la régression linéaire multiple (lm), LASSO (lasso) et RIDGE (ridge), de telle sorte que leurs RMSE respectives deviennent moins bonnes que celle du modèle brut à l'échéance J1, alors que tous les modèles de machine learning avaient tous de meilleurs scores que le modèle brut à l'échéance initiale.

Le même constat de dégradation des performances en RMSE et corrélation d'une échéance à l'autre peut être fait pour la Martinique et la Guyane (Figure 63 et Figure 64 respectivement), avec toujours une augmentation très marquée de la RMSE des modèles de régression linéaire multiple (lm), LASSO (lasso) et RIDGE (ridge) à l'échéance J1, de sorte que la RMSE de ces modèles devient plus élevée que celle du modèle brut à cette échéance. Pour la Guyane, ce constat est particulièrement intéressant car ce sont justement ces modèles de LASSO et RIDGE qui s'en sortent le mieux à l'échéance J0, et l'on pourrait être tenté de croire que cette dynamique reste la même aux jours suivants et donc choisir en priorité ces modèles. Or l'étude à J1 permet de les écarter au vu de la dégradation de leurs performances. Cela montre donc toute l'importance de l'étude de l'évolution des performances des modèles non seulement au jour initial mais également aux jours suivants. Dans le cas de la Martinique, la RMSE et la corrélation étaient déjà meilleures pour le modèle brut que pour tous les modèles de machine learning à l'échéance initiale.

4.2 Prévisions de NO₂

Pour le dioxyde d'azote (NO₂), comme précédemment, l'évaluation est réalisée sur l'année complète, du 1^{er} janvier au 31 décembre. L'indicateur réglementaire considéré est toujours le seuil d'information de 200 µg/m³ en moyenne horaire, mais il est à noter que ce seuil n'a jamais été atteint à l'échelle d'épisodes de pollution d'ampleur nationale au cours de ces dernières années, y compris en 2024. Seul le maximum journalier de NO₂ est considéré dans les figures de cette partie, permettant une comparaison directe avec le seuil d'information et de recommandation.

En Figure 65 est présentée la carte de répartition sur les DROM des stations de fond de la base de données nationale Geod'air²⁴ (urbaines, périurbaines et rurales) pour le NO₂, avant filtrage par le critère de validation station (75% de mesures valides, voir chapitre [2-Performances des prévisions de qualité de l'air pour 2024](#)), pour l'année 2024. Le calcul des scores est réalisé avec les données de mesure validées, sur les départements et régions d'outre-mer des Caraïbes (Guadeloupe, Martinique et Guyane) uniquement, comptant 9 stations (4 urbaines, 4 périurbaines, 1 rurale). La liste complète et détaillée des stations est disponible en [Annexe 7](#).

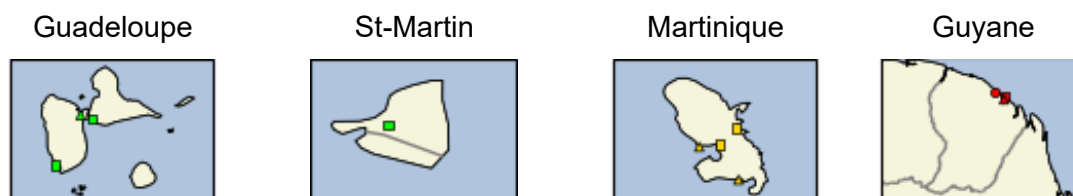


Figure 65 : NO₂ – Carte de répartition des stations de fond (urbaines, périurbaines et rurales), avant filtrage par critère de validation des stations, pour l'année 2024 dans les départements et régions d'outre-mer des Caraïbes.

4.2.1 Performances du modèle

Les Figure 66, Figure 67 et Figure 68 présentent, pour les DROM des Caraïbes (Guadeloupe, Martinique et Guyane respectivement), des scores de biais, RMSE et corrélation pour le NO₂ pour les différents modèles de machine learning, ainsi que ces des valeurs brutes et de persistance, pour le modèle CHIMERE, pour le jour de prévision J0.

Les Figure 69, Figure 70 et Figure 71 présentent, pour la Guadeloupe, la Martinique et la Guyane respectivement, ces scores sur les jours de prévision J0 (jour courant) et J1 (lendemain).

²⁴ [Accueil | Geod'air : données et statistiques sur la qualité de l'air en France \(geodair.fr\)](#)

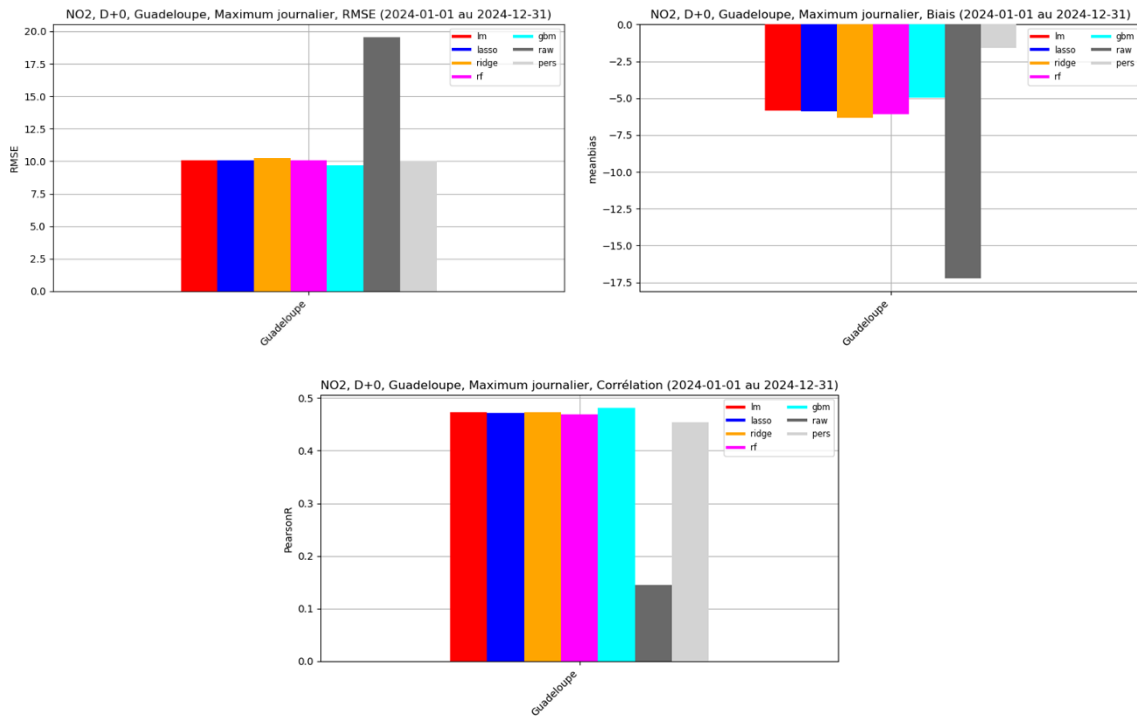


Figure 66 : NO₂ - Scores de RMSE, biais et corrélation, pour la Guadeloupe, des prévisions des différents modèles de machine learning, ainsi que ceux des valeurs brutes et de persistance, pour 2024 sur l'échéance J0

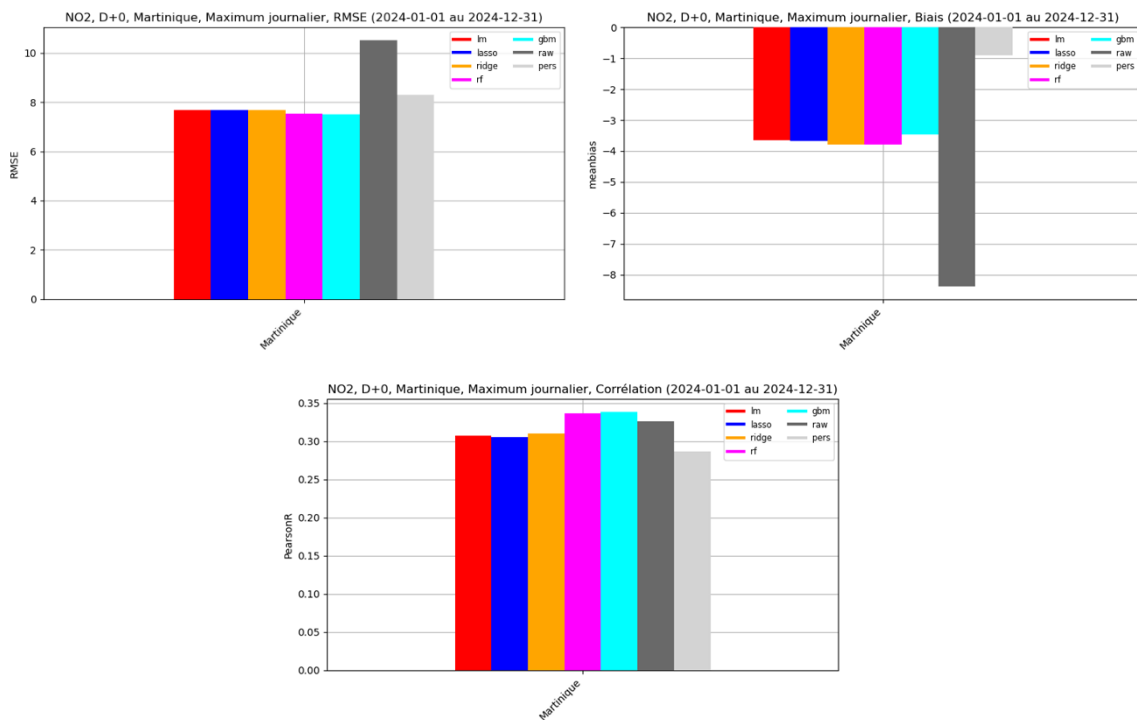


Figure 67 : NO₂ - Scores de RMSE, biais et corrélation, pour la Martinique, des prévisions des différents modèles de machine learning, ainsi que ceux des valeurs brutes et de persistance, pour 2024 sur l'échéance J0

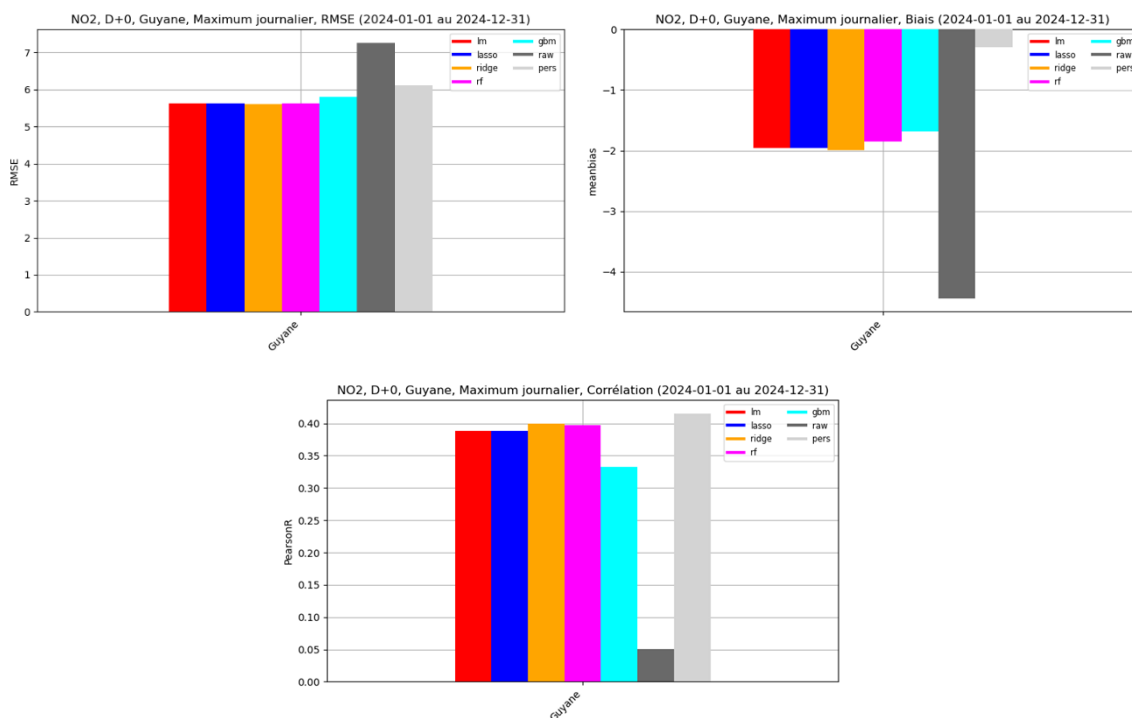


Figure 68 : NO₂ - Scores de RMSE, biais et corrélation, pour la Guyane, des prévisions des différents modèles de machine learning, ainsi que ceux des valeurs brutes et de persistance, pour 2024 sur l'échéance J0

Les principaux résultats que nous pouvons relever des Figure 66 à Figure 68 sont :

- Pour tous les modèles de machine learning, un biais négatif moyen compris entre -6,25 et -5 µg/m³ pour la Guadeloupe (valeurs brutes et de persistance exclues), autour de -3,5 µg/m³ pour la Martinique (valeurs brutes et de persistance exclues) et entre -2 et -1 µg/m³ pour la Guyane (valeurs brutes et de persistance exclues).
- Pour tous les modèles de machine learning, une RMSE moyenne autour de 10 µg/m³ pour la Guadeloupe (modèle brut exclu), autour de 7,5 µg/m³ pour la Martinique (valeurs brutes et de persistance exclues), et aux alentours de 5,5 µg/m³ pour la Guyane (valeurs brutes et de persistance exclues).
- Pour tous les modèles de machine learning, une moyenne sur la France des corrélations temporelles aux stations légèrement au-delà de 0,45 pour la Guadeloupe (valeurs brutes et de persistance exclues), comprise entre 0,3 et à,35 pour la Martinique (valeur de persistance exclue) et entre 0,35 et 0,4 pour la Guadeloupe, à l'exception du Gradient Boosting Machine (gbm) qui se situe légèrement en dessous de 0,35 (valeurs brutes et de persistance exclues).

D'après la Figure 66, en moyenne sur la Guadeloupe à l'échéance J0, tous les modèles de machine learning parviennent à corriger significativement la RMSE par rapport au modèle brut, par un facteur 2 en moyenne (environ 10 µg/m³ contre presque 20 µg/m³ pour le brut). Cela s'explique à la fois par le biais qui est significativement réduit pour tous les modèles d'apprentissage (facteur supérieur à 3 en moyenne par rapport au modèle brut, autour de -5,25 µg/m³ en moyenne, contre environ -17,5 µg/m³ pour le modèle brut). La corrélation contribue également significativement à l'amélioration des scores de RMSE par les modèles de machine learning, ces derniers présentant tous une corrélation environ 3 fois plus élevée que celle du modèle brut (0,45 en moyenne contre 0,15 environ pour le modèle brut). L'apport des modèles des machine learning est ainsi très nette ici. Dans le cas de la Guadeloupe, parmi tous les modèles de machine learning, c'est du **Gradient Boosting Machine (gbm)** qui performe le mieux pour tous les scores (RMSE, corrélation, biais).

Le même constat peut être fait pour la Guyane en Figure 68, où tous les scores (RMSE, corrélation et biais) de tous les modèles de machine learning sont meilleurs que leurs équivalents du modèle brut. L'amélioration de la RMSE est ici aussi notable (bien que de moindre intensité que pour la Guadeloupe) et la corrélation comme le biais sont nettement améliorés pour tous les modèles. Dans le cas de la Guyane, parmi tous les modèles de machine learning, c'est celui du modèle **RIDGE (ridge)** qui performe mieux pour la RMSE et la corrélation, quand le **Gradient Boosting Machine (gbm)** fournit le meilleur score pour le biais.

Le constat est similaire pour la Martinique en Figure 67, où tous les modèles de machine learning ont une RMSE et un biais meilleurs que ceux du modèle brut. Pour ce qui est de la corrélation en revanche, seuls les modèles **Random Forest (rf)** et **Gradient Boosting Machine (gbm)** présentent une amélioration de la corrélation par rapport au modèle brut, amélioration de surcroît meilleure. Dans le cas de la Martinique, parmi tous les modèles de machine learning, c'est celui du **Gradient Boosting Machine (gbm)** qui performe le mieux pour tous les scores (RMSE, corrélation et biais).

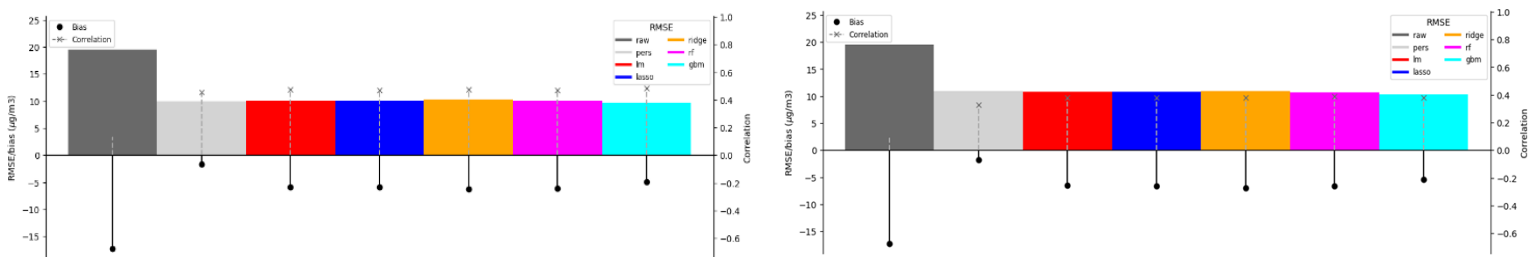


Figure 69 : NO₂ - Synthèse des scores de RMSE, biais et corrélation, pour la Guadeloupe, en fonction du jour de prévision J0 (à gauche) et de J1 (à droite), pour les différents modèles de machine learning, ainsi que ceux des valeurs brutes et de persistance, pour 2024

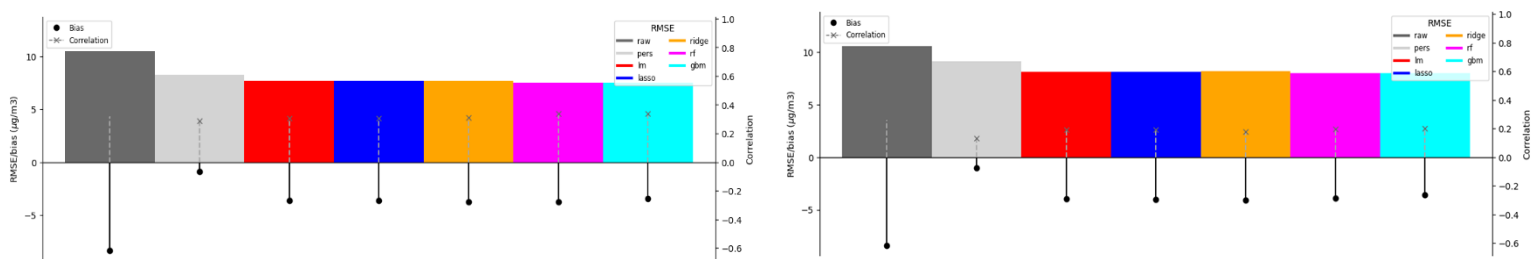


Figure 70 : NO₂ - Synthèse des scores de RMSE, biais et corrélation, pour la Martinique, en fonction du jour de prévision J0 (à gauche) et de J1 (à droite), pour les différents modèles de machine learning, ainsi que ceux des valeurs brutes et de persistance, pour 2024

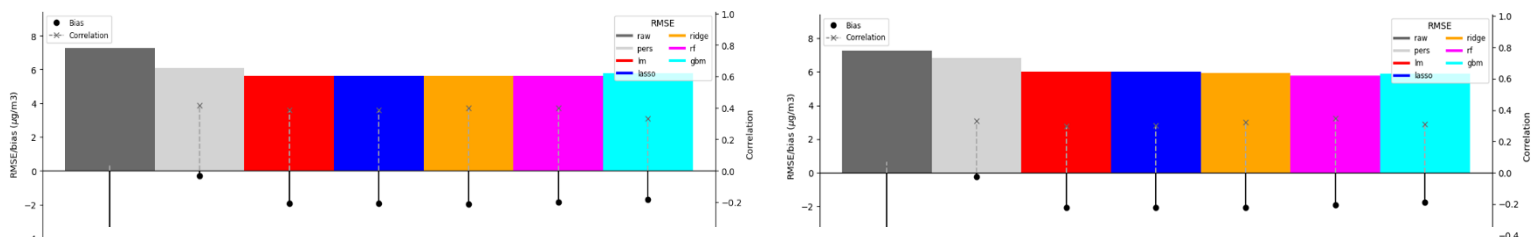


Figure 71 : NO₂ - Synthèse des scores de RMSE, biais et corrélation, pour la Guyane, en fonction du jour de prévision J0 (à gauche) et de J1 (à droite), pour les différents modèles de machine learning, ainsi que ceux des valeurs brutes et de persistance, pour 2024

Ces scores sont encore une fois à relativiser en considérant le fait que CHIMERE brut dans les DROM utilise des émissions qui s'appuient sur un inventaire global à basse résolution (EDGAR), avec de plus une année de référence peu représentative (2020).

Sur la Figure 69 qui fait état des scores des différents modèles de machine learning en fonction du jour de prévision considéré (J0 et J1) pour la Guadeloupe, tous les modèles d'apprentissage montrent une stabilité des performances entre les deux échéances J0 et J1, notamment pour la RMSE et le biais. La corrélation est légèrement dégradée pour tous les modèles cependant entre les deux échéances. Tous les modèles performant mieux pour tous les scores pour toutes les échéances.

Les mêmes constats de stabilité des performances en RMSE et biais d'une échéance à l'autre peut être fait pour la Martinique et la Guyane (Figure 70 et Figure 71 respectivement), de même que la légère dégradation des corrélations pour tous les modèles entre J0 et J1.

4.2.2 Performances par rapport aux seuils réglementaires

L'année 2024 n'a connu aucun épisode de pollution au NO₂, que ce soit au niveau de la France métropolitaine ou des DROM. De plus, aucune fausse détection n'est à déplorer pour aucun des modèles de machine learning, que ce soit pour la Guadeloupe, la Martinique et la Guyane. Les performances par rapport aux seuils réglementaires sont ainsi très bonnes puisqu'elles reflètent parfaitement les observations.

Annexe 5 – Liste des figures

| | |
|--|----|
| Figure 1 : Ozone – Carte de répartition des stations de fond (urbaines, périurbaines et rurales), avant filtrage par critère de validation des stations, pour l’année 2024 en France métropolitaine et dans les départements et régions d’outre-mer avec différenciation des régions par les couleurs..... | 17 |
| Figure 2 : Ozone - Scores de RMSE, biais et corrélation par région des prévisions MOCAGE (bleu), CHIMERE (rouge), et de l’adaptation statistique de CHIMERE (vert) d’avril à septembre 2024 sur l’échéance J0 | 18 |
| Figure 3 : Ozone - Synthèse des scores de RMSE, biais et corrélation en fonction de la typologie de station (urbaines, périurbaines, rurales) des prévisions MOCAGE (bleu), CHIMERE (rouge), et de l’adaptation statistique de CHIMERE (vert) d’avril à septembre 2024 sur l’échéance J0.... | 19 |
| Figure 4 : Ozone - Scores de RMSE et biais par gamme de concentration des prévisions MOCAGE (bleu), CHIMERE (rouge), et de l’adaptation statistique de CHIMERE (vert), basé sur les observations, d’avril à septembre 2024 sur l’échéance J0 | 19 |
| Figure 5 : Ozone - Synthèse des scores de RMSE, biais et corrélation en fonction du jour de prévision pour MOCAGE (bleu), CHIMERE (rouge), et pour l’adaptation statistique de CHIMERE (vert) d’avril à septembre 2024 | 21 |
| Figure 6 : Ozone - Tables de contingence sur la période d’avril à septembre 2024 à l’échéance J0 pour le seuil de 180 µg/m ³ . Les bonnes détections sont en bleu, les fausses détections en orange, et les détections manquées en vert. Gauche : Tables de contingence de MOCAGE (groupe de gauche), CHIMERE (groupe du milieu), et de l’adaptation statistique de CHIMERE (groupe de droite) pour la France entière. Droite : Table de contingence de l’adaptation statistique de CHIMERE déclinée par région | 22 |
| Figure 7 : Ozone - Nombre d’occurrences au cours du temps des dépassements du seuil d’information (180 µg/m ³) de MOCAGE (bleu), CHIMERE (rouge), et de l’adaptation statistique de CHIMERE (vert) d’avril à septembre 2024 sur l’échéance J0 | 23 |
| Figure 8 : Ozone - Diagramme de performance pour MOCAGE (bleu), CHIMERE (rouge) et l’adaptation statistique de CHIMERE (vert) d’avril à septembre 2024 pour l’échéance J0 | 23 |
| Figure 9 : Ozone - Table de contingence des critères AMU (critère surfacique ou critère de population, sans distinction) pour l’AS de CHIMERE sur la période d’avril à septembre 2024 à l’échéance J0. Les bonnes détections sont en bleu, les fausses détections en orange, et les détections manquées en vert..... | 24 |
| Figure 10 : Ozone - Synthèse des scores de RMSE (barres colorées), biais moyen (points noirs) et corrélation (pointillés gris) entre avril et septembre depuis 2019 pour MOCAGE, CHIMERE et son adaptation statistique..... | 25 |
| Figure 11 : PM ₁₀ – Carte de répartition des stations de fond (urbaines, périurbaines et rurales), avant filtrage par critère de validation des stations, pour l’année 2024 en France métropolitaine et dans les départements et régions d’outre-mer avec différenciation des régions par les couleurs..... | 27 |
| Figure 12 : PM ₁₀ - Scores de RMSE, biais et corrélation par région des prévisions MOCAGE (bleu), CHIMERE (rouge), et de l’adaptation statistique de CHIMERE (vert) pour 2024 sur l’échéance J0 | 28 |

| | |
|---|----|
| Figure 13 : PM ₁₀ - Synthèse des scores de RMSE, biais et corrélation en fonction de la typologie de station (urbaines, périurbaines, rurales) des prévisions MOCAGE (bleu), CHIMERE (rouge), et de l'adaptation statistique de CHIMERE (vert) pour 2024 sur l'échéance J0 | 28 |
| Figure 14 : PM ₁₀ - Scores de RMSE et biais par gamme de concentration des prévisions MOCAGE (bleu), CHIMERE (rouge), et de l'adaptation statistique de CHIMERE (vert), basé sur les observations, pour 2024 sur l'échéance J0 | 29 |
| Figure 15 : PM ₁₀ - Synthèse des scores de RMSE, biais et corrélation en fonction du jour de prévision pour MOCAGE (bleu), CHIMERE (rouge), et pour l'adaptation statistique de CHIMERE (vert) en 2024 | 31 |
| Figure 16 : PM ₁₀ - Nombre d'occurrences au cours du temps des dépassements du seuil d'information (50 µg/m ³) de MOCAGE (bleu), CHIMERE (rouge), et de l'adaptation statistique de CHIMERE (vert) pour 2024 sur l'échéance J0. Les dépassements survenus dans les DROM ne sont pas pris en compte | 33 |
| Figure 17 : PM ₁₀ - Tables de contingence pour 2024 à l'échéance J0 pour le seuil de 50 µg/m ³ . Les bonnes détections sont en bleu, les fausses détections en orange, et les détections manquées en vert. En haut à gauche : Tables de contingence de MOCAGE (groupe de gauche), CHIMERE (groupe du milieu), et de l'adaptation statistique de CHIMERE (groupe de droite) pour la France métropolitaine. En haut à droite : Table de contingence de CHIMERE déclinée par régions, incluant les DROM. En bas : Tables de contingence de MOCAGE (gauche) et de l'AS de CHIMERE (droite) déclinées par régions..... | 33 |
| Figure 18 : PM ₁₀ - Diagramme de performance pour MOCAGE (bleu), CHIMERE (rouge) et l'adaptation statistique de CHIMERE (vert) pour 2024 pour l'échéance J0 en France métropolitaine..... | 34 |
| Figure 19 : PM ₁₀ – Série temporelle des dépassements du seuil d'information (50 µg/m ³) de CHIMERE (rouge) pour 2024 sur l'échéance J0, exclusivement sur les départements et régions d'outre-mer (Guadeloupe, Martinique, Guyane)..... | 35 |
| Figure 20 : PM ₁₀ - Table de contingence des critères AMU (critère surfacique ou critère de population, sans distinction) pour l'AS de CHIMERE sur l'année 2024 à l'échéance J0. Les bonnes détections sont en bleu, les fausses détections en orange, et les détections manquées en vert. | 36 |
| Figure 21 : PM ₁₀ - Synthèse des scores de RMSE (barres colorées), biais moyen (points noirs) et corrélation (pointillés gris) entre janvier et décembre depuis 2019 pour MOCAGE, CHIMERE et son adaptation statistique..... | 37 |
| Figure 22 : PM _{2,5} – Carte de répartition des stations de fond (urbaines, périurbaines et rurales), avant filtrage par critère de validation des stations, pour l'année 2024 en France métropolitaine et dans les départements et régions d'outre-mer avec différenciation des régions par les couleurs..... | 38 |
| Figure 23 : PM _{2,5} - Scores de RMSE, biais et corrélation par région des prévisions MOCAGE (bleu), CHIMERE (rouge), et de l'adaptation statistique de CHIMERE (vert) pour 2024 sur l'échéance J0 | 39 |
| Figure 24 : PM _{2,5} - Synthèse des scores de RMSE, biais et corrélation en fonction du jour de prévision pour MOCAGE (bleu), CHIMERE (rouge), et pour l'adaptation statistique de CHIMERE (vert) en 2024 | 41 |

| | |
|---|----|
| Figure 25 : PM _{2,5} - Synthèse des scores de RMSE (barres colorées), biais moyen (points noirs) et corrélation (pointillés gris) entre janvier et décembre depuis 2019 pour MOCAGE, CHIMERE et son adaptation statistique..... | 41 |
| Figure 26 : NO ₂ – Carte de répartition des stations de fond (urbaines, périurbaines et rurales), avant filtrage par critère de validation des stations, pour l’année 2024 en France métropolitaine et dans les départements et régions d’outre-mer avec différenciation des régions par les couleurs..... | 43 |
| Figure 27 : NO ₂ - Scores de RMSE, biais et corrélation par région des prévisions MOCAGE (bleu), CHIMERE (rouge), et de l’adaptation statistique de CHIMERE (vert) pour 2024 sur l’échéance JO | 44 |
| Figure 28 : NO ₂ - Scores de RMSE et biais par gamme de concentration des prévisions MOCAGE (bleu), CHIMERE (rouge), et de l’adaptation statistique de CHIMERE (vert), basé sur les observations, pour 2024 sur l’échéance JO | 44 |
| Figure 29 : NO ₂ - Synthèse des scores de RMSE, biais et corrélation en fonction du jour de prévision pour MOCAGE (bleu), CHIMERE (rouge), et pour l’adaptation statistique de CHIMERE (vert) en 2024 | 46 |
| Figure 30 : NO ₂ - Nombre d’occurrences au cours du temps des dépassements du seuil d’information (200 µg/m ³) en France métropolitaine de MOCAGE (bleu), CHIMERE (rouge), et de l’adaptation statistique de CHIMERE (vert) pour 2024 sur l’échéance JO | 46 |
| Figure 31 : NO ₂ - Synthèse des scores de RMSE (barres colorées), biais moyen (points noirs) et corrélation (pointillés gris) entre janvier et décembre depuis 2019 pour MOCAGE, CHIMERE et son adaptation statistique..... | 47 |
| Figure 32 : Carte de répartition des stations de mesure CARA pour les PM ₁ (à gauche) et pour l’équivalent carbone noir (à droite), avant filtrage par critère de validation des stations, pour l’année 2024, avec différenciation des régions par les couleurs..... | 48 |
| Figure 33 : PM ₁ – Séries temporelles (moyennes sur les stations) des moyennes journalières des cinq composantes de PM ₁ étudiées (µg/m ³) pour 2024. De gauche à droite et de haut en bas : chlore, ammonium, nitrates, partie organique et sulfates..... | 50 |
| Figure 34 : Equivalent carbone noir – Séries temporelles (moyennes sur les stations) des moyennes journalières de l’équivalent carbone noir pour 2024 (µg/m ³) | 51 |
| Figure 35 : Ozone – Carte de répartition des stations de fond (urbaines, périurbaines et rurales), avant filtrage par critère de validation des stations, pour l’année 2024 dans les départements et régions d’outre-mer des Caraïbes..... | 53 |
| Figure 36 : Ozone - Scores de RMSE, biais et corrélation, pour la Guadeloupe, des prévisions des différents modèles de machine learning, ainsi que ceux des valeurs brutes et de persistance, d’avril à septembre 2024 sur l’échéance JO | 54 |
| Figure 37 : Ozone - Scores de RMSE, biais et corrélation, pour la Martinique, des prévisions des différents modèles de machine learning, ainsi que ceux des valeurs brutes et de persistance, d’avril à septembre 2024 sur l’échéance JO | 54 |
| Figure 38 : Ozone - Scores de RMSE, biais et corrélation, pour la Guyane, des prévisions des différents modèles de machine learning, ainsi que ceux des valeurs brutes et de persistance, d’avril à septembre 2024 sur l’échéance JO | 55 |

| | |
|--|----|
| Figure 39 : Ozone - Synthèse des scores de RMSE, biais et corrélation en fonction de la typologie de station (urbaines, périurbaines, rurales), pour la Guadeloupe, des différents modèles de machine learning, ainsi que ceux des valeurs brutes et de persistance, d’avril à septembre 2024 sur l’échéance J0..... | 55 |
| Figure 40 : Ozone - Synthèse des scores de RMSE, biais et corrélation en fonction de la typologie de station (urbaines, périurbaines, rurales), pour la Martinique, des différents modèles de machine learning, ainsi que ceux des valeurs brutes et de persistance, d’avril à septembre 2024 sur l’échéance J0..... | 56 |
| Figure 41 : Ozone - Synthèse des scores de RMSE, biais et corrélation en fonction de la typologie de station (urbaines, périurbaines, rurales), pour la Guyane, des différents modèles de machine learning, ainsi que ceux des valeurs brutes et de persistance, d’avril à septembre 2024 sur l’échéance J0..... | 56 |
| Figure 42 : Ozone - Synthèse des scores de RMSE, biais et corrélation, pour la Guadeloupe, en fonction du jour de prévision J0 (à gauche) et de J1 (à droite), pour les différents modèles de machine learning, ainsi que ceux des valeurs brutes et de persistance, d’avril à septembre 2024..... | 58 |
| Figure 43 : Ozone - Synthèse des scores de RMSE, biais et corrélation, pour la Martinique, en fonction du jour de prévision J0 (à gauche) et de J1 (à droite), pour les différents modèles de machine learning, ainsi que ceux des valeurs brutes et de persistance, d’avril à septembre 2024..... | 58 |
| Figure 44 : Ozone - Synthèse des scores de RMSE, biais et corrélation, pour la Guyane, en fonction du jour de prévision J0 (à gauche) et de J1 (à droite), pour les différents modèles de machine learning, ainsi que ceux des valeurs brutes et de persistance, d’avril à septembre 2024..... | 58 |
| Figure 45 : PM ₁₀ – Carte de répartition des stations de fond (urbaines, périurbaines et rurales), avant filtrage par critère de validation des stations, pour l’année 2024 dans les départements et régions d’outre-mer des Caraïbes..... | 59 |
| Figure 46 : PM ₁₀ - Scores de RMSE, biais et corrélation, pour la Guadeloupe, des prévisions des différents modèles de machine learning, ainsi que ceux des valeurs brutes et de persistance, pour 2024 sur l’échéance J0..... | 60 |
| Figure 47 : PM ₁₀ - Scores de RMSE, biais et corrélation, pour la Martinique, des prévisions des différents modèles de machine learning, ainsi que ceux des valeurs brutes et de persistance, pour 2024 sur l’échéance J0..... | 60 |
| Figure 48 : PM ₁₀ - Scores de RMSE, biais et corrélation, pour la Guyane, des prévisions des différents modèles de machine learning, ainsi que ceux des valeurs brutes et de persistance, pour 2024 sur l’échéance J0..... | 61 |
| Figure 49 : PM ₁₀ - Synthèse des scores de RMSE, biais et corrélation en fonction de la typologie de station (urbaines, périurbaines, rurales), pour la Guadeloupe, des différents modèles de machine learning, ainsi que ceux des valeurs brutes et de persistance, pour 2024 sur l’échéance J0..... | 61 |
| Figure 50 : PM ₁₀ - Synthèse des scores de RMSE, biais et corrélation en fonction de la typologie de station (urbaines, périurbaines, rurales), pour la Martinique, des différents modèles de machine learning, ainsi que ceux des valeurs brutes et de persistance, pour 2024 sur l’échéance J0..... | 62 |

| | |
|--|----|
| Figure 51 : PM ₁₀ - Synthèse des scores de RMSE, biais et corrélation en fonction de la typologie de station (urbaines, périurbaines, rurales), pour la Guyane, des différents modèles de machine learning, ainsi que ceux des valeurs brutes et de persistance, pour 2024 sur l'échéance J0 | 62 |
| Figure 52 : PM ₁₀ - Synthèse des scores de RMSE, biais et corrélation, pour la Guadeloupe, en fonction du jour de prévision J0 (à gauche) et de J1 (à droite), pour les différents modèles de machine learning, ainsi que ceux des valeurs brutes et de persistance, pour 2024 | 64 |
| Figure 53 : PM ₁₀ - Synthèse des scores de RMSE, biais et corrélation, pour la Guyane, en fonction du jour de prévision J0 (à gauche) et de J1 (à droite), pour les différents modèles de machine learning, ainsi que ceux des valeurs brutes et de persistance, pour 2024 | 64 |
| Figure 54 : PM ₁₀ - Synthèse des scores de RMSE, biais et corrélation, pour la Martinique, en fonction du jour de prévision J0 (à gauche) et de J1 (à droite), pour les différents modèles de machine learning, ainsi que ceux des valeurs brutes et de persistance, pour 2024 | 64 |
| Figure 55 : PM ₁₀ - Nombre d'occurrences au cours du temps des dépassements du seuil d'information (50 µg/m ³) des différents modèles de machine learning, ainsi que ceux des valeurs brutes sur l'échéance J0. En haut : la Guadeloupe ; Milieu : la Martinique ; En bas : la Guyane. Sur la gauche les graphiques avec tous les modèles et les observations, sur la droite leurs déclinaisons avec seulement le modèle brut et les observations. | 66 |
| Figure 56 : PM ₁₀ - Tables de contingence pour 2024 à l'échéance J0 pour le seuil de 50 µg/m ³ des différents modèles de machine learning, ainsi que ceux des valeurs brutes et de persistance. Les bonnes détections sont en vert, les fausses détections en orange, et les détections manquées en rouge. En haut à gauche : Table de contingence pour la Guadeloupe. En haut à droite : Table de contingence pour la Martinique. En bas : Tables de contingence pour la Guyane. | 67 |
| Figure 57 : PM ₁₀ - Diagramme de performance pour les différents modèles de machine learning, ainsi que ceux des valeurs brutes et de persistance, pour 2024 pour l'échéance J0. En haut à gauche la Guadeloupe, en haut à droite la Martinique, et en bas la Guyane. | 67 |
| Figure 58 : PM _{2,5} – Carte de répartition des stations de fond (urbaines, périurbaines et rurales), avant filtrage par critère de validation des stations, pour l'année 2024 dans les départements et régions d'outre-mer des Caraïbes. | 82 |
| Figure 59 : PM _{2,5} - Scores de RMSE, biais et corrélation, pour la Guadeloupe, des prévisions des différents modèles de machine learning, ainsi que ceux des valeurs brutes et de persistance, pour 2024 sur l'échéance J0 | 83 |
| Figure 60 : PM _{2,5} - Scores de RMSE, biais et corrélation, pour la Martinique, des prévisions des différents modèles de machine learning, ainsi que ceux des valeurs brutes et de persistance, pour 2024 sur l'échéance J0 | 83 |
| Figure 61 : PM _{2,5} - Scores de RMSE, biais et corrélation, pour la Guyane, des prévisions des différents modèles de machine learning, ainsi que ceux des valeurs brutes et de persistance, pour 2024 sur l'échéance J0 | 84 |
| Figure 62 : PM _{2,5} - Synthèse des scores de RMSE, biais et corrélation, pour la Guadeloupe, en fonction du jour de prévision J0 (à gauche) et de J1 (à droite), pour les différents modèles de machine learning, ainsi que ceux des valeurs brutes et de persistance, pour 2024 | 85 |
| Figure 63 : PM _{2,5} - Synthèse des scores de RMSE, biais et corrélation, pour la Martinique, en fonction du jour de prévision J0 (à gauche) et de J1 (à droite), pour les différents modèles de machine learning, ainsi que ceux des valeurs brutes et de persistance, pour 2024 | 85 |

| | |
|--|----|
| Figure 64 : PM _{2,5} - Synthèse des scores de RMSE, biais et corrélation, pour la Guyane, en fonction du jour de prévision J0 (à gauche) et de J1 (à droite), pour les différents modèles de machine learning, ainsi que ceux des valeurs brutes et de persistance, pour 2024 | 86 |
| Figure 65 : NO ₂ – Carte de répartition des stations de fond (urbaines, périurbaines et rurales), avant filtrage par critère de validation des stations, pour l’année 2024 dans les départements et régions d’outre-mer des Caraïbes. | 87 |
| Figure 66 : NO ₂ - Scores de RMSE, biais et corrélation, pour la Guadeloupe, des prévisions des différents modèles de machine learning, ainsi que ceux des valeurs brutes et de persistance, pour 2024 sur l’échéance J0 | 88 |
| Figure 67 : NO ₂ - Scores de RMSE, biais et corrélation, pour la Martinique, des prévisions des différents modèles de machine learning, ainsi que ceux des valeurs brutes et de persistance, pour 2024 sur l’échéance J0 | 88 |
| Figure 68 : NO ₂ - Scores de RMSE, biais et corrélation, pour la Guyane, des prévisions des différents modèles de machine learning, ainsi que ceux des valeurs brutes et de persistance, pour 2024 sur l’échéance J0 | 89 |
| Figure 69 : NO ₂ - Synthèse des scores de RMSE, biais et corrélation, pour la Guadeloupe, en fonction du jour de prévision J0 (à gauche) et de J1 (à droite), pour les différents modèles de machine learning, ainsi que ceux des valeurs brutes et de persistance, pour 2024 | 90 |
| Figure 70 : NO ₂ - Synthèse des scores de RMSE, biais et corrélation, pour la Martinique, en fonction du jour de prévision J0 (à gauche) et de J1 (à droite), pour les différents modèles de machine learning, ainsi que ceux des valeurs brutes et de persistance, pour 2024 | 90 |
| Figure 71 : NO ₂ - Synthèse des scores de RMSE, biais et corrélation, pour la Guyane, en fonction du jour de prévision J0 (à gauche) et de J1 (à droite), pour les différents modèles de machine learning, ainsi que ceux des valeurs brutes et de persistance, pour 2024 | 90 |
| Figure 72 : PM ₁₀ – Moyenne des observations par région des prévisions CHIMERE pour 2024 sur l’échéance J0 | 98 |
| Figure 73 : PM ₁₀ – Biais relatif (biasPct) par région des prévisions CHIMERE pour 2024 sur l’échéance J0 | 98 |
| Figure 74 : Ozone – Moyenne des observations par région des prévisions CHIMERE pour 2024 sur l’échéance J0 | 99 |
| Figure 75 : Ozone – Biais relatif (biasPct) par région des prévisions CHIMERE pour 2024 sur l’échéance J0 | 99 |

Annexe 6 – Figures additionnelles

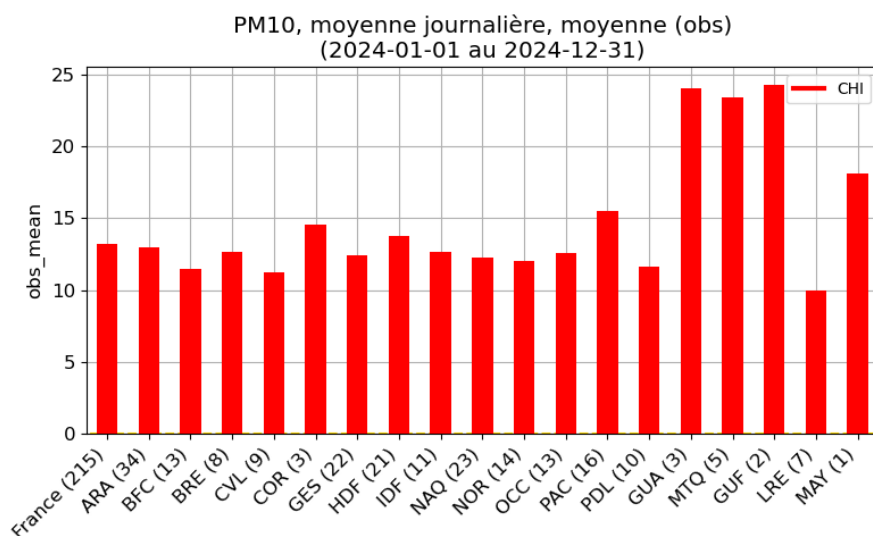


Figure 72 : PM₁₀ – Moyenne des observations par région des prévisions CHIMERE pour 2024 sur l'échéance J0

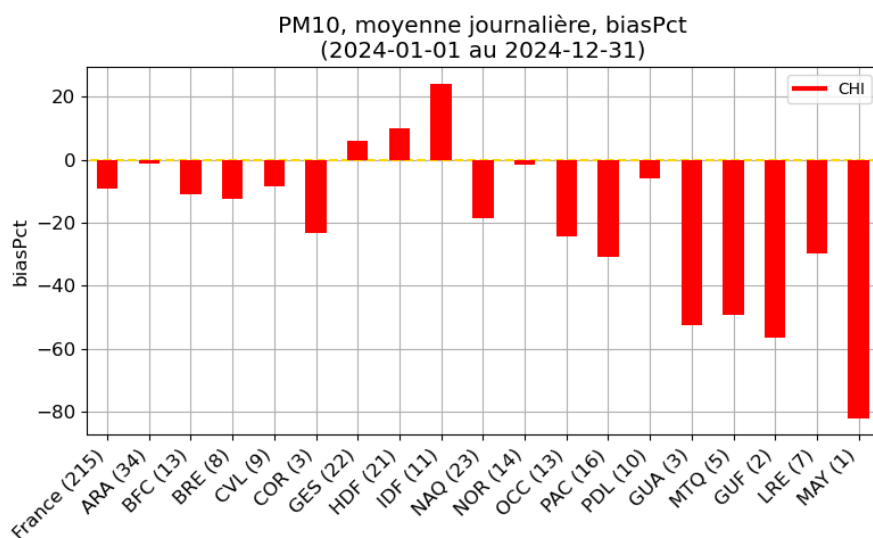


Figure 73 : PM₁₀ – Biais relatif (biasPct) par région des prévisions CHIMERE pour 2024 sur l'échéance J0

$$\text{biasPct} = \frac{\bar{y} - \bar{x}}{\bar{x}} \times 100$$

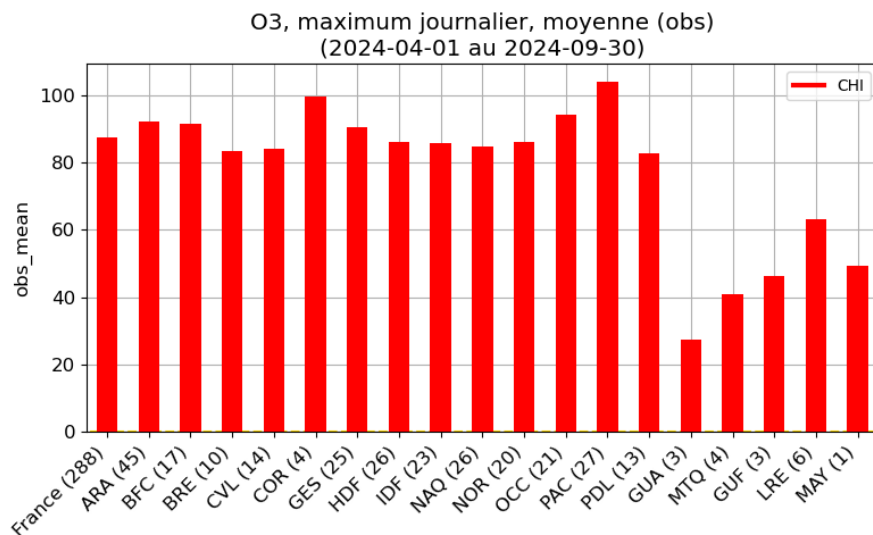


Figure 74 : Ozone – Moyenne des observations par région des prévisions CHIMERE pour 2024 sur l'échéance J0

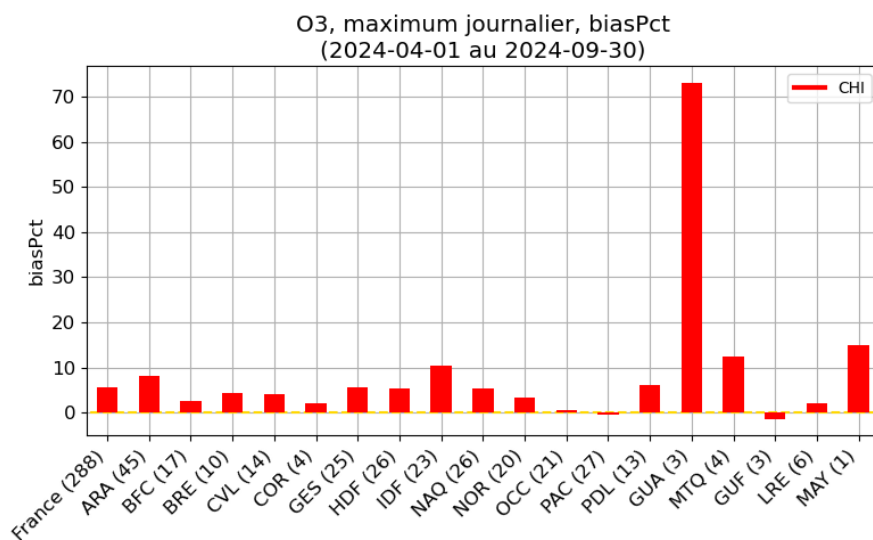


Figure 75 : Ozone – Biais relatif (biasPct) par région des prévisions CHIMERE pour 2024 sur l'échéance J0

Annexe 7 – Liste des stations validées par polluant

7.1 O₃

| Code station | Nom de la ZAS | Nom de la station | Nom de l'AASQA | Latitude | Longitude | Altitude | Secteur de la station |
|--------------|-------------------------------|----------------------|----------------|-----------|-----------|----------|------------------------|
| FR01011 | ZAG METZ | Metz-Centre | ATMO GRAND EST | 49,119442 | 6,180833 | 192 | Urbaine |
| FR01018 | ZAG METZ | Scy-Chazelles | ATMO GRAND EST | 49,107502 | 6,122775 | 170 | Périurbaine |
| FR01021 | ZAG METZ | Thionville-Garche | ATMO GRAND EST | 49,394444 | 6,201392 | 151 | Périurbaine |
| FR02001 | ZAG MARSEILLE-AIX | Berre l'Etang | ATMO SUD | 43,486234 | 5,171939 | 6 | Périurbaine |
| FR02004 | ZAG MARSEILLE-AIX | Martigues P. Central | ATMO SUD | 43,416661 | 5,042731 | 107 | Urbaine |
| FR02012 | ZAG MARSEILLE-AIX | Istres | ATMO SUD | 43,506149 | 4,982898 | 20 | Urbaine |
| FR02021 | ZAG MARSEILLE-AIX | Sausset les Pins | ATMO SUD | 43,331245 | 5,117696 | 11 | Périurbaine |
| FR02022 | ZR PROVENCE-ALPES-COTE-D-AZUR | Arles | ATMO SUD | 43,675114 | 4,62921 | 10 | Urbaine |
| FR02041 | ZAG MARSEILLE-AIX | SALON | ATMO SUD | 43,639002 | 5,101097 | 82 | Urbaine |
| FR03027 | ZR PROVENCE-ALPES-COTE-D-AZUR | PLAN AUPS/STE BAUME | ATMO SUD | 43,335201 | 5,727365 | 682 | Rurale près des villes |
| FR03032 | ZAG MARSEILLE-AIX | AUBAGNE LES PASSONS | ATMO SUD | 43,293138 | 5,574184 | 132 | Urbaine |
| FR03037 | ZAG MARSEILLE-AIX | VALLEE HUVEAUNE | ATMO SUD | 43,283341 | 5,511384 | 74 | Périurbaine |
| FR03043 | ZAG MARSEILLE-AIX | MARSEILLE 5 AVENUES | ATMO SUD | 43,305287 | 5,394716 | 73 | Urbaine |
| FR03048 | ZAG MARSEILLE-AIX | AIX PLATANES | ATMO SUD | 43,555777 | 5,461232 | 296 | Périurbaine |
| FR03064 | ZAG TOULON | LA VALETTE/LA GARDE | ATMO SUD | 43,135902 | 6,011513 | 64 | Périurbaine |
| FR03067 | ZR PROVENCE-ALPES-COTE-D-AZUR | BRIGNOLES | ATMO SUD | 43,398731 | 6,075611 | 269 | Périurbaine |
| FR03070 | ZR PROVENCE-ALPES-COTE-D-AZUR | ESTEREL | ATMO SUD | 43,437874 | 6,76839 | 5 | Périurbaine |

| | | | | | | | |
|---------|-------------------------------|----------------------|----------------|-----------|----------|-----|------------------|
| FR03071 | ZAG TOULON | TOULON CLARET | ATMO SUD | 43,131113 | 5,924184 | 26 | Urbaine |
| FR03080 | ZAG AVIGNON | AVIGNON MAIRIE | ATMO SUD | 43,949673 | 4,804341 | 19 | Urbaine |
| FR03086 | ZR PROVENCE-ALPES-COTE-D-AZUR | APT | ATMO SUD | 43,88012 | 5,362038 | 202 | Périurbaine |
| FR03088 | ZAG AVIGNON | CARPENTRAS | ATMO SUD | 44,060347 | 5,067413 | 115 | Périurbaine |
| FR04004 | ZAG PARIS | PARIS 18eme | AIRPARIF | 48,891666 | 2,346667 | 60 | Urbaine |
| FR04017 | ZAG PARIS | NEUILLY-SUR-SEINE | AIRPARIF | 48,88139 | 2,278056 | 36 | Urbaine |
| FR04023 | ZAG PARIS | CERGY-PONTOISE | AIRPARIF | 49,04639 | 2,043056 | 85 | Urbaine |
| FR04029 | ZAG PARIS | VERSAILLES | AIRPARIF | 48,799168 | 2,130556 | 125 | Périurbaine |
| FR04034 | ZAG PARIS | VITRY-SUR-SEINE | AIRPARIF | 48,775897 | 2,375788 | 95 | Urbaine |
| FR04037 | ZAG PARIS | PARIS 13eme | AIRPARIF | 48,82861 | 2,360278 | 57 | Urbaine |
| FR04038 | ZR ILE-DE-FRANCE | Zone Rurale SO | AIRPARIF | 48,581944 | 1,883333 | 152 | Rurale régionale |
| FR04048 | ZR ILE-DE-FRANCE | Zone Rurale Nord | AIRPARIF | 49,100277 | 2,343889 | 140 | Rurale régionale |
| FR04049 | ZAG PARIS | LES ULIS | AIRPARIF | 48,679443 | 2,165556 | 159 | Périurbaine |
| FR04055 | ZAG PARIS | PARIS 1er Les Halles | AIRPARIF | 48,86212 | 2,344616 | 35 | Urbaine |
| FR04063 | ZAG PARIS | MANTES-LA-JOLIE | AIRPARIF | 48,9964 | 1,7033 | 32 | Périurbaine |
| FR04066 | ZR ILE-DE-FRANCE | Zone rurale Sud | AIRPARIF | 48,364166 | 2,236944 | 134 | Rurale régionale |
| FR04069 | ZAG PARIS | MELUN | AIRPARIF | 48,54139 | 2,661389 | 56 | Périurbaine |
| FR04098 | ZAG PARIS | LOGNES | AIRPARIF | 48,84028 | 2,635278 | 80 | Urbaine |
| FR04100 | ZAG PARIS | VILLEMOMBLE | AIRPARIF | 48,881947 | 2,507222 | 85 | Urbaine |
| FR04101 | ZAG PARIS | CHAMPIGNY-SUR-MARNE | AIRPARIF | 48,816387 | 2,5175 | 74 | Urbaine |
| FR04142 | ZR ILE-DE-FRANCE | Zone Rurale Nord-Est | AIRPARIF | 49,028057 | 2,750278 | 162 | Rurale régionale |
| FR04149 | ZAG PARIS | MONTGERON | AIRPARIF | 48,7067 | 2,4572 | 68 | Urbaine |
| FR04158 | ZR ILE-DE-FRANCE | Zone Rurale NO | AIRPARIF | 49,063087 | 1,866381 | 122 | Rurale régionale |
| FR04181 | ZR ILE-DE-FRANCE | RAMBOUILLET | AIRPARIF | 48,63373 | 1,830529 | 164 | Périurbaine |
| FR04319 | ZAG PARIS | TREMBLAY-EN-FRANCE | AIRPARIF | 48,95555 | 2,575278 | 65 | Périurbaine |
| FR04324 | ZR ILE-DE-FRANCE | Zone Rurale Est | AIRPARIF | 48,761665 | 3,058333 | 120 | Rurale régionale |
| FR04328 | ZR ILE-DE-FRANCE | Zone Rurale SE | AIRPARIF | 48,3547 | 2,6453 | 127 | Rurale régionale |
| FR05040 | ZR NORMANDIE | Honfleur Sce Tech. | ATMO NORMANDIE | 49,415108 | 0,2437 | 24 | Urbaine |

| | | | | | | | |
|---------|-----------------------------|--------------------------|----------------------------------|------------|-------------|------|---------------------------|
| FR05074 | ZAR LE-HAVRE | Le Havre Ec. Herriot | ATMO NORMANDIE | 49,48963 | 0,100703 | 5 | Urbaine |
| FR05082 | ZR NORMANDIE | Touques | ATMO NORMANDIE | 49,348 | 0,109253 | 45 | Périurbaine |
| FR05087 | ZR NORMANDIE | Maison Parc Brottonne | ATMO NORMANDIE | 49,498417 | 0,758697 | 10 | Rurale régionale |
| FR05088 | ZR NORMANDIE | Fécamp | ATMO NORMANDIE | 49,749942 | 0,415019 | 20 | Périurbaine |
| FR05090 | ZAR LE-HAVRE | Le Havre ville- haute | ATMO NORMANDIE | 49,514686 | 0,100645 | 92 | Urbaine |
| FR06001 | ZAG BLDV | Valenciennes Acacias | ATMO HAUTS DE FRANCE | 50,35853 | 3,50804 | 43 | Urbaine |
| FR06003 | ZAG BLDV | Douai Theuriet | ATMO HAUTS DE FRANCE | 50,37822 | 3,06586 | 28 | Urbaine |
| FR06007 | ZR HAUTS-DE- FRANCE | Maubeuge Joyeuse | ATMO HAUTS DE FRANCE | 50,27936 | 3,97691 | 133 | Urbaine |
| FR06133 | ZR HAUTS-DE- FRANCE | Cartignies | ATMO HAUTS DE FRANCE | 50,09225 | 3,85003 | 151 | Rurale près des villes |
| FR06134 | ZAG BLDV | Saint Amand | ATMO HAUTS DE FRANCE | 50,45647 | 3,42794 | 22 | Périurbaine |
| FR07022 | ZR AUVERGNE- RHONE-ALPES | Paray le Fresil | ATMO AUVERGNE- RHÔNE-ALPES | 46,652668 | 3,600667 | 235 | Rurale régionale |
| FR07031 | ZR AUVERGNE- RHONE-ALPES | Rageade | ATMO AUVERGNE- RHÔNE-ALPES | 45,10472 | 3,277361 | 1040 | Rurale régionale |
| FR07052 | ZR AUVERGNE- RHONE-ALPES | Aurillac-Lagarde | ATMO AUVERGNE- RHÔNE-ALPES | 44,92008 | 2,441082 | 640 | Urbaine |
| FR07054 | ZR AUVERGNE- RHONE-ALPES | Le Puy-Causans | ATMO AUVERGNE- RHÔNE-ALPES | 45,039001 | 3,887001 | 629 | Urbaine |
| FR07056 | ZR AUVERGNE- RHONE-ALPES | Pays du Mezenc | ATMO AUVERGNE- RHÔNE-ALPES | 44,98377 | 4,226006 | 1191 | Rurale régionale |
| FR07057 | ZR AUVERGNE- RHONE-ALPES | Moulins Centre | ATMO AUVERGNE- RHÔNE-ALPES | 46,5619722 | 3,340638889 | 221 | Urbaine |
| FR07058 | ZR AUVERGNE- RHONE-ALPES | Montluçon | ATMO AUVERGNE- RHÔNE-ALPES | 46,340723 | 2,593945 | 203 | Urbaine |
| FR07059 | ZR AUVERGNE- RHONE-ALPES | Vichy | ATMO AUVERGNE- RHÔNE-ALPES | 46,130431 | 3,425694 | 257 | Urbaine |
| FR07060 | ZAG CLERMONT- FERRAND | Royat Périurbaine | ATMO AUVERGNE- RHÔNE-ALPES | 45,764111 | 3,046111 | 519 | Périurbaine |
| FR07061 | ZAG CLERMONT- FERRAND | Riom Périurbaine | ATMO AUVERGNE- RHÔNE-ALPES | 45,89674 | 3,122254 | 329 | Périurbaine |

| | | | | | | | |
|---------|---------------------------|--|--------------------------------|-----------|-----------|-----|---------------------------|
| FR08016 | ZAG MONTPELLIER | Montpellier Prés d'Arènes | ATMO OCCITANIE | 43,5915 | 3,88681 | 23 | Urbaine |
| FR08017 | ZAG MONTPELLIER | Montpellier Périurbaine Sud (Lattes) | ATMO OCCITANIE | 43,5705 | 3,9118 | 6 | Périurbaine |
| FR08018 | ZAG MONTPELLIER | Montpellier St Gely | ATMO OCCITANIE | 43,6926 | 3,80021 | 128 | Périurbaine |
| FR08022 | ZR OCCITANIE | Agathois- piscénois | ATMO OCCITANIE | 43,2875 | 3,50484 | 19 | Périurbaine |
| FR08023 | ZR OCCITANIE | Biterrois- Narbonnais | ATMO OCCITANIE | 43,4068 | 3,18878 | 76 | Rurale régionale |
| FR08209 | ZR OCCITANIE | Saze Gard Rhodanien2 | ATMO OCCITANIE | 43,9426 | 4,67958 | 87 | Rurale près des villes |
| FR08614 | ZAR NIMES | Nimes Gauzy | ATMO OCCITANIE | 43,8344 | 4,3744 | 42 | Urbaine |
| FR08617 | ZAR NIMES | Nimes La Calmette | ATMO OCCITANIE | 43,9254 | 4,26581 | 76 | Périurbaine |
| FR08712 | ZAR PERPIGNAN | Perpignan St Esteve | ATMO OCCITANIE | 42,7198 | 2,83988 | 60 | Périurbaine |
| FR08714 | ZAR PERPIGNAN | Perpignan Les Carmes | ATMO OCCITANIE | 42,6955 | 2,90053 | 48 | Urbaine |
| FR09003 | ZR NOUVELLE- AQUITAINE | place de VERDUN | ATMO NOUVELLE- AQUITAINE | 46,162647 | -1,153684 | 10 | Urbaine |
| FR09008 | ZR NOUVELLE- AQUITAINE | Aytré | ATMO NOUVELLE- AQUITAINE | 46,135134 | -1,117086 | 10 | Périurbaine |
| FR09015 | ZR NOUVELLE- AQUITAINE | Les Couronneries | ATMO NOUVELLE- AQUITAINE | 46,586958 | 0,358458 | 119 | Urbaine |
| FR09103 | ZR NOUVELLE- AQUITAINE | Square Pablo Casals | ATMO NOUVELLE- AQUITAINE | 45,647428 | 0,167162 | 83 | Urbaine |
| FR09302 | ZR NOUVELLE- AQUITAINE | Zoodyssée Chizé | ATMO NOUVELLE- AQUITAINE | 46,143234 | -0,395913 | 93 | Rurale régionale |
| FR09303 | ZR NOUVELLE- AQUITAINE | Niort Venise | ATMO NOUVELLE- AQUITAINE | 46,320028 | -0,482861 | 19 | Urbaine |
| FR09304 | ZR NOUVELLE- AQUITAINE | AIRVAULT - Stade Laillé | ATMO NOUVELLE- AQUITAINE | 46,823796 | -0,135634 | 100 | Périurbaine |
| FR09404 | ZR NOUVELLE- AQUITAINE | Poitiers Centre Augouard | ATMO NOUVELLE- AQUITAINE | 46,583998 | 0,345582 | 110 | Urbaine |
| FR10017 | ZAR COTE-D- OPALE | St Pol mer - cheminots | ATMO HAUTS DE FRANCE | 51,032761 | 2,332358 | 4 | Urbaine |
| FR10025 | ZAR COTE-D- OPALE | Sangatte | ATMO HAUTS DE FRANCE | 50,94989 | 1,76917 | 3 | Périurbaine |
| FR10026 | ZAR COTE-D- OPALE | Calais Parmentier | ATMO HAUTS DE FRANCE | 50,9578 | 1,89008 | 3 | Urbaine |

| | | | | | | | |
|---------|------------------------|-------------------------------|-------------------------|-------------|------------|-----|------------------|
| FR10029 | ZAR COTE-D- OPALE | Cappelle la Grande | ATMO HAUTS DE FRANCE | 50,99594 | 2,36627 | 3 | Périurbaine |
| FR10032 | ZAR COTE-D- OPALE | Outreau | ATMO HAUTS DE FRANCE | 50,69435 | 1,57657 | 58 | Périurbaine |
| FR10041 | ZAR COTE-D- OPALE | St Omer Ribot | ATMO HAUTS DE FRANCE | 50,74823 | 2,25978 | 12 | Urbaine |
| FR10132 | ZR HAUTS-DE- FRANCE | Campagne les B. | ATMO HAUTS DE FRANCE | 50,61048 | 1,99145 | 170 | Rurale régionale |
| FR11026 | ZAG LILLE | Halluin stade | ATMO HAUTS DE FRANCE | 50,775482 | 3,12568 | 24 | Périurbaine |
| FR11038 | ZAG LILLE | Tourcoing Houpline | ATMO HAUTS DE FRANCE | 50,733333 | 3,173611 | 42 | Urbaine |
| FR11114 | ZAG LILLE | Wattignies | ATMO HAUTS DE FRANCE | 50,59774 | 3,04946 | 51 | Périurbaine |
| FR12004 | ZAG TOULOUSE | Toulouse école m. Jacquier | ATMO OCCITANIE | 43,575694 | 1,418064 | 144 | Urbaine |
| FR12020 | ZR OCCITANIE | Peyrusse Vieille | ATMO OCCITANIE | 43,6287 | 0,179069 | 230 | Rurale nationale |
| FR12029 | ZR OCCITANIE | Gaudonville | ATMO OCCITANIE | 43,883933 | 0,845617 | 217 | Rurale régionale |
| FR12030 | ZAG TOULOUSE | Toulouse Berthelot | ATMO OCCITANIE | 43,587344 | 1,444003 | 146 | Urbaine |
| FR12031 | ZR OCCITANIE | Belesta en Lauragais | ATMO OCCITANIE | 43,44139 | 1,821944 | 250 | Rurale régionale |
| FR12041 | ZAG TOULOUSE | Montgiscard SICOVAL | ATMO OCCITANIE | 43,457306 | 1,571469 | 194 | Périurbaine |
| FR12042 | ZR OCCITANIE | Lourdes Lapaca | ATMO OCCITANIE | 43,096247 | -0,040497 | 403 | Urbaine |
| FR12052 | ZR OCCITANIE | Tarbes lycée Dupuy | ATMO OCCITANIE | 43,230297 | 0,062339 | 312 | Urbaine |
| FR12053 | ZR OCCITANIE | Castres stadeTravet | ATMO OCCITANIE | 43,610497 | 2,23015 | 183 | Urbaine |
| FR12095 | ZR OCCITANIE | Rodez Camonil | ATMO OCCITANIE | 44,35699225 | 2,57070422 | 587 | Urbaine |
| FR14008 | ZR GRAND-EST | REVIN | ATMO GRAND EST | 49,90778 | 4,63 | 394 | Rurale nationale |
| FR14010 | ZAR REIMS | BETHENY | ATMO GRAND EST | 49,28222 | 4,051111 | 91 | Périurbaine |
| FR14012 | ZAR REIMS | Jean d Aulan | ATMO GRAND EST | 49,224167 | 4,020556 | 96 | Urbaine |
| FR14022 | ZR GRAND-EST | CHALONS | ATMO GRAND EST | 48,962223 | 4,36 | 86 | Urbaine |
| FR14032 | ZR GRAND-EST | ST PARRES AUX TERTRE | ATMO GRAND EST | 48,299168 | 4,117222 | 122 | Périurbaine |
| FR14042 | ZR GRAND-EST | St DIZIER L. Michel | ATMO GRAND EST | 48,645836 | 4,966111 | 151 | Urbaine |
| FR14051 | ZR GRAND-EST | CHARLEVILLE | ATMO GRAND EST | 49,745277 | 4,719167 | 160 | Urbaine |

| | | | | | | | |
|---------|---------------------------------------|----------------------------|----------------------------------|-----------|-----------|------|---------------------------|
| FR15013 | ZAG GRENOBLE | Champ sur Drac | ATMO AUVERGNE- RHÔNE-ALPES | 45,07954 | 5,728653 | 267 | Périurbaine |
| FR15018 | ZAG GRENOBLE | Voiron Urbain | ATMO AUVERGNE- RHÔNE-ALPES | 45,360176 | 5,589419 | 286 | Urbaine |
| FR15031 | ZR PROVENCE- ALPES-COTE-D- AZUR | Le Casset2 | ATMO AUVERGNE- RHÔNE-ALPES | 44,997 | 6,4694 | 1750 | Rurale nationale |
| FR15038 | ZAG GRENOBLE | St Martin d'Herès | ATMO AUVERGNE- RHÔNE-ALPES | 45,1828 | 5,7531 | 219 | Urbaine |
| FR15043 | ZAG GRENOBLE | Grenoble Les Frenes | ATMO AUVERGNE- RHÔNE-ALPES | 45,1619 | 5,7356 | 219 | Urbaine |
| FR15045 | ZAG GRENOBLE | Grenoble PeriurbSud | ATMO AUVERGNE- RHÔNE-ALPES | 45,0578 | 5,6767 | 310 | Périurbaine |
| FR16017 | ZR GRAND-EST | Nord-Est Alsace | ATMO GRAND EST | 48,919357 | 8,158458 | 114 | Rurale régionale |
| FR16029 | ZAG STRASBOURG | Strasbourg Nord | ATMO GRAND EST | 48,610363 | 7,781631 | 114 | Urbaine |
| FR16031 | ZR GRAND-EST | Vosges du Nord | ATMO GRAND EST | 48,85731 | 7,314175 | 340 | Rurale régionale |
| FR16041 | ZAG STRASBOURG | Strasbourg Sud 2 | ATMO GRAND EST | 48,5157 | 7,687819 | 144 | Périurbaine |
| FR16064 | ZR GRAND-EST | Colmar Sud | ATMO GRAND EST | 48,065414 | 7,333139 | 200 | Périurbaine |
| FR16065 | ZR GRAND-EST | Mulhouse Est | ATMO GRAND EST | 47,723106 | 7,341603 | 355 | Périurbaine |
| FR16066 | ZR GRAND-EST | Mulhouse Sud 2 | ATMO GRAND EST | 47,737415 | 7,309075 | 267 | Urbaine |
| FR16302 | ZR GRAND-EST | Donon Vosges Moyennes 2 | ATMO GRAND EST | 48,492992 | 7,1298 | 770 | Rurale nationale |
| FR18035 | ZAR AMIENS | Salouel | ATMO HAUTS DE FRANCE | 49,86889 | 2,239806 | 30 | Périurbaine |
| FR18039 | ZR HAUTS-DE- FRANCE | Arrest | ATMO HAUTS DE FRANCE | 50,129448 | 1,610833 | 33 | Rurale régionale |
| FR18042 | ZR HAUTS-DE- FRANCE | P. Roth St Quentin | ATMO HAUTS DE FRANCE | 49,851334 | 3,284 | 95 | Urbaine |
| FR18043 | ZAR CREIL | Faiencerie Creil | ATMO HAUTS DE FRANCE | 49,259552 | 2,474397 | 34 | Urbaine |
| FR18045 | ZR HAUTS-DE- FRANCE | Roye | ATMO HAUTS DE FRANCE | 49,696697 | 2,801139 | 86 | Rurale près des villes |
| FR18053 | ZAR AMIENS | St Pierre Amiens | ATMO HAUTS DE FRANCE | 49,901667 | 2,304597 | 26 | Urbaine |
| FR18057 | ZR HAUTS-DE- FRANCE | Neuilly-Saint- Front | ATMO HAUTS DE FRANCE | 49,174931 | 3,260819 | 113 | Rurale régionale |
| FR19012 | ZAR BREST | Brest Mace | AIR BREIZH | 48,38618 | -4,4866 | 48 | Urbaine |
| FR19016 | ZAR BREST | BREST Plouzané | AIR BREIZH | 48,359444 | -4,568055 | 66 | Périurbaine |

| | | | | | | | |
|---------|------------------------------|-----------------------------|----------------------------------|-----------|-----------|-----|---------------------------|
| FR19018 | ZAG RENNES | MORDELLES BELLAIS | AIR BREIZH | 48,082883 | -1,834583 | 45 | Périurbaine |
| FR19020 | ZR BRETAGNE | Kergoff | AIR BREIZH | 48,261963 | -2,943631 | 307 | Rurale nationale |
| FR19032 | ZR BRETAGNE | Lorient B. Bissonnet | AIR BREIZH | 47,7425 | -3,39501 | 37 | Urbaine |
| FR19033 | ZR BRETAGNE | Vannes UTA | AIR BREIZH | 47,64892 | -2,76399 | 20 | Urbaine |
| FR19039 | ZAG RENNES | Rennes Thabor | AIR BREIZH | 48,11521 | -1,673088 | 54 | Urbaine |
| FR19053 | ZR BRETAGNE | Quimper Zola | AIR BREIZH | 47,986606 | -4,097658 | 61 | Urbaine |
| FR19061 | ZR BRETAGNE | Saint Briec Balzac | AIR BREIZH | 48,51351 | -2,74953 | 90 | Urbaine |
| FR19082 | ZR BRETAGNE | StMalo Rocabey | AIR BREIZH | 48,65306 | -2,00268 | 5 | Périurbaine |
| FR20037 | ZAG LYON | TERNAY | ATMO AUVERGNE- RHÔNE-ALPES | 45,6019 | 4,8022 | 235 | Périurbaine |
| FR20047 | ZAG LYON | COTIERE AIN | ATMO AUVERGNE- RHÔNE-ALPES | 45,823223 | 4,953958 | 180 | Périurbaine |
| FR20048 | ZAG LYON | SAINT EXUPERY | ATMO AUVERGNE- RHÔNE-ALPES | 45,7533 | 5,0722 | 217 | Périurbaine |
| FR20049 | ZR AUVERGNE- RHONE-ALPES | HAUT BEAUJOLAIS | ATMO AUVERGNE- RHÔNE-ALPES | 45,96141 | 4,465711 | 540 | Rurale près des villes |
| FR20062 | ZAG LYON | LYON Centre | ATMO AUVERGNE- RHÔNE-ALPES | 45,757732 | 4,854214 | 160 | Urbaine |
| FR20077 | ZAG LYON | Villefranche Centre | ATMO AUVERGNE- RHÔNE-ALPES | 45,990112 | 4,715566 | 184 | Urbaine |
| FR21001 | ZAR CAEN | Caen Chemin- Vert | ATMO NORMANDIE | 49,19222 | -0,391111 | 56 | Urbaine |
| FR21017 | ZAR CAEN | Ouistreham | ATMO NORMANDIE | 49,289444 | -0,257778 | 6 | Périurbaine |
| FR21019 | ZAR CAEN | IFS Caen sud | ATMO NORMANDIE | 49,15167 | -0,352778 | 22 | Urbaine |
| FR21031 | ZR NORMANDIE | Alençon Météo- France | ATMO NORMANDIE | 48,445553 | 0,110833 | 140 | Périurbaine |
| FR21038 | ZR NORMANDIE | Cherbourg Hotel de Ville | ATMO NORMANDIE | 49,64225 | -1,624361 | 6,5 | Urbaine |
| FR21040 | ZR NORMANDIE | Saint-Lô Eglise | ATMO NORMANDIE | 49,11639 | -1,084722 | 56 | Urbaine |
| FR21050 | ZR NORMANDIE | La Coulonche MERA | ATMO NORMANDIE | 48,645 | -0,458333 | 309 | Rurale nationale |
| FR22054 | ZR GRAND-EST | Station de FORBACH | ATMO GRAND EST | 49,18742 | 6,910867 | 233 | Urbaine |
| FR23078 | ZR PAYS-DE-LA- LOIRE | SAINT EXUPERY | AIR PAYS DE LA LOIRE | 47,054443 | -0,886111 | 100 | Urbaine |
| FR23110 | ZAG NANTES- SAINT-NAZAIRE | LEON BLUM | AIR PAYS DE LA LOIRE | 47,26412 | -2,249858 | 10 | Urbaine |

| | | | | | | | |
|---------|-------------------------------|----------------------|----------------------|-----------|-----------|------|------------------------|
| FR23123 | ZAR LAVAL | MAZAGRAN | AIR PAYS DE LA LOIRE | 48,06943 | -0,767692 | 51 | Urbaine |
| FR23124 | ZR PAYS-DE-LA-LOIRE | LA TARDIERE | AIR PAYS DE LA LOIRE | 46,656685 | -0,743681 | 100 | Rurale nationale |
| FR23150 | ZAR ANGERS-LOIRE | APPENTIS | AIR PAYS DE LA LOIRE | 47,44739 | -0,550067 | 30 | Urbaine |
| FR23152 | ZR PAYS-DE-LA-LOIRE | DELACROIX | AIR PAYS DE LA LOIRE | 46,6607 | -1,436831 | 50 | Urbaine |
| FR23157 | ZAG NANTES-SAINTE-NAZAIRE | EPINETTES | AIR PAYS DE LA LOIRE | 47,146088 | -1,690269 | 12 | Périurbaine |
| FR23163 | ZR PAYS-DE-LA-LOIRE | Fillé | AIR PAYS DE LA LOIRE | 47,92192 | 0,151825 | 42 | Périurbaine |
| FR23175 | ZAR ANGERS-LOIRE | CLOS DES BEAUVAIS | AIR PAYS DE LA LOIRE | 47,430164 | -0,610064 | 20 | Périurbaine |
| FR23177 | ZR PAYS-DE-LA-LOIRE | SAINT-DENIS D'ANJOU | AIR PAYS DE LA LOIRE | 47,78773 | -0,444044 | 54 | Rurale régionale |
| FR23182 | ZAR LE-MANS | SOURCES | AIR PAYS DE LA LOIRE | 47,971066 | 0,221422 | 50 | Urbaine |
| FR23188 | ZAG NANTES-SAINTE-NAZAIRE | CIM BOUTEILLERIE | AIR PAYS DE LA LOIRE | 47,2225 | -1,5375 | 20 | Urbaine |
| FR23230 | ZAG NANTES-SAINTE-NAZAIRE | GASPARD | AIR PAYS DE LA LOIRE | 47,253056 | -2,332067 | 12 | Périurbaine |
| FR24007 | ZAG NICE | ANTIBES JEAN MOULIN | ATMO SUD | 43,598803 | 7,093153 | 81 | Périurbaine |
| FR24009 | ZAG NICE | CANNES BROUSSAILLES | ATMO SUD | 43,558389 | 7,005919 | 71 | Urbaine |
| FR24011 | ZAG NICE | NICE OUEST BOTANIQUE | ATMO SUD | 43,685188 | 7,211174 | 118 | Périurbaine |
| FR24014 | ZR PROVENCE-ALPES-COTE-D-AZUR | CIANS | ATMO SUD | 44,094688 | 6,988978 | 1454 | Rurale régionale |
| FR24018 | ZR PROVENCE-ALPES-COTE-D-AZUR | MANOSQUE | ATMO SUD | 43,835784 | 5,786131 | 385 | Urbaine |
| FR24033 | ZR PROVENCE-ALPES-COTE-D-AZUR | GAP COMMANDERIE | ATMO SUD | 44,555193 | 6,073015 | 743 | Urbaine |
| FR24036 | ZAG NICE | NICE ARSON | ATMO SUD | 43,702075 | 7,286256 | 11 | Urbaine |
| FR24039 | ZR PROVENCE-ALPES-COTE-D-AZUR | Obs Haute-Provence | ATMO SUD | 43,933476 | 5,711809 | 668 | Rurale près des villes |
| FR24040 | ZR PROVENCE-ALPES-COTE-D-AZUR | Cheiron | ATMO SUD | 43,791911 | 7,048276 | 994 | Rurale régionale |
| FR25036 | ZAG ROUEN | Espace du Palais | ATMO NORMANDIE | 49,442358 | 1,093789 | 17 | Urbaine |
| FR25039 | ZR NORMANDIE | Evreux Centre | ATMO NORMANDIE | 49,02134 | 1,148319 | 65 | Urbaine |
| FR25040 | ZAG ROUEN | Mesnil Esnard | ATMO NORMANDIE | 49,40619 | 1,15515 | 160 | Périurbaine |

| | | | | | | | |
|---------|----------------------------|----------------------|------------------------------|-----------|----------|-----|------------------------|
| FR25043 | ZAG ROUEN | Centre Hospitalier | ATMO NORMANDIE | 49,4005 | 1,099042 | 11 | Urbaine |
| FR25049 | ZR NORMANDIE | Base loisirs Poses | ATMO NORMANDIE | 49,30487 | 1,214367 | 21 | Rurale près des villes |
| FR25050 | ZR NORMANDIE | Bures-en-bray | ATMO NORMANDIE | 49,78122 | 1,345083 | 65 | Rurale régionale |
| FR25055 | ZR NORMANDIE | Dieppe Golf | ATMO NORMANDIE | 49,920492 | 1,047892 | 89 | Périurbaine |
| FR26005 | ZAR DIJON | Dijon Péjoces | ATMO BOURGOGNE-FRANCHE-COMTE | 47,307368 | 5,065881 | 238 | Périurbaine |
| FR26010 | ZAR DIJON | Daix | ATMO BOURGOGNE-FRANCHE-COMTE | 47,3456 | 5,002377 | 332 | Périurbaine |
| FR26012 | ZR BOURGOGNE-FRANCHE-COMTE | Morvan | ATMO BOURGOGNE-FRANCHE-COMTE | 47,274762 | 4,099476 | 638 | Rurale nationale |
| FR26016 | ZR BOURGOGNE-FRANCHE-COMTE | Sens | ATMO BOURGOGNE-FRANCHE-COMTE | 48,200436 | 3,2773 | 70 | Urbaine |
| FR26017 | ZR BOURGOGNE-FRANCHE-COMTE | Nevers | ATMO BOURGOGNE-FRANCHE-COMTE | 46,996828 | 3,171092 | 190 | Urbaine |
| FR26019 | ZR BOURGOGNE-FRANCHE-COMTE | Auxerre | ATMO BOURGOGNE-FRANCHE-COMTE | 47,800575 | 3,576189 | 107 | Urbaine |
| FR27003 | ZR AUVERGNE-RHONE-ALPES | ROCHES DE CONDRIEU | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 45,454517 | 4,766528 | 152 | Périurbaine |
| FR27005 | ZAR VALLEE-DU-RHONE | Sablons | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 45,321845 | 4,770702 | 136 | Périurbaine |
| FR27007 | ZAG LYON | Bourgoin-Jallieu | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 45,60822 | 5,270872 | 227 | Urbaine |
| FR27010 | ZR AUVERGNE-RHONE-ALPES | Plateau de Bonnevaux | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 45,4609 | 5,181081 | 520 | Rurale près des villes |
| FR28010 | ZAG BLDV | Harnes Serres | ATMO HAUTS DE FRANCE | 50,44914 | 2,9 | 31 | Périurbaine |
| FR28022 | ZAR ARRAS | St-Laurent-Blangy | ATMO HAUTS DE FRANCE | 50,30886 | 2,807369 | 90 | Périurbaine |
| FR28028 | ZAG BLDV | Bethune Stade | ATMO HAUTS DE FRANCE | 50,535385 | 2,635692 | 26 | Urbaine |

| | | | | | | | |
|---------|-------------------------|--------------------|---------------------------|------------|------------|------|------------------------|
| FR28033 | ZAG BLDV | Noeux-les-Mines | ATMO HAUTS DE FRANCE | 50,48972 | 2,66642 | 23 | Périurbaine |
| FR29423 | ZR AUVERGNE-RHONE-ALPES | ROANNE | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 46,04111 | 4,074656 | 259 | Urbaine |
| FR29424 | ZAG SAINT-ETIENNE | SAINT ETIENNE SUD | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 45,42009 | 4,395422 | 552 | Urbaine |
| FR29426 | ZAG SAINT-ETIENNE | SAINT-CHAMOND | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 45,475327 | 4,515003 | 366 | Urbaine |
| FR29439 | ZAG SAINT-ETIENNE | LA TALAUDIÈRE | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 45,481777 | 4,429667 | 520 | Périurbaine |
| FR30019 | ZR GRAND-EST | Epinal | ATMO GRAND EST | 48,1726528 | 6,45281666 | 350 | Urbaine |
| FR30028 | ZR GRAND-EST | Schlucht | ATMO GRAND EST | 48,051117 | 7,011114 | 1200 | Rurale près des villes |
| FR30033 | ZR GRAND-EST | Jonville en Woevre | ATMO GRAND EST | 49,06583 | 5,785556 | 213 | Rurale régionale |
| FR30034 | ZAG NANCY | Nancy-Charles III | ATMO GRAND EST | 48,68817 | 6,190431 | 200 | Urbaine |
| FR30037 | ZAG NANCY | Nancy-Brabois 2 | ATMO GRAND EST | 48,656944 | 6,136022 | 360 | Périurbaine |
| FR31001 | ZAG BORDEAUX | GRAND PARC | ATMO NOUVELLE-AQUITAINE | 44,86121 | -0,58037 | 3 | Urbaine |
| FR31002 | ZAG BORDEAUX | TALENCE | ATMO NOUVELLE-AQUITAINE | 44,800462 | -0,589398 | 20 | Urbaine |
| FR31007 | ZAG BORDEAUX | BASSENS | ATMO NOUVELLE-AQUITAINE | 44,900296 | -0,515835 | 36 | Urbaine |
| FR31008 | ZR NOUVELLE-AQUITAINE | LE TEMPLE | ATMO NOUVELLE-AQUITAINE | 44,86581 | -0,94 | 43 | Rurale régionale |
| FR31010 | ZAG BORDEAUX | AMBES | ATMO NOUVELLE-AQUITAINE | 45,014777 | -0,533942 | 3 | Périurbaine |
| FR31013 | ZR NOUVELLE-AQUITAINE | BILLERE | ATMO NOUVELLE-AQUITAINE | 43,310797 | -0,391543 | 197 | Urbaine |
| FR31016 | ZAG BAYONNE | SAINT-CROUTS | ATMO NOUVELLE-AQUITAINE | 43,47982 | -1,489157 | 35 | Urbaine |
| FR31021 | ZR NOUVELLE-AQUITAINE | LABASTIDE CEZERACQ | ATMO NOUVELLE-AQUITAINE | 43,376279 | -0,538206 | 123 | Rurale près des villes |
| FR31033 | ZR NOUVELLE-AQUITAINE | PERIGUEUX | ATMO NOUVELLE-AQUITAINE | 45,189825 | 0,727184 | 142 | Urbaine |

| | | | | | | | |
|---------|-----------------------------|-------------------------------|------------------------------|-----------|-----------|------|------------------------|
| FR31043 | ZAG BAYONNE | Biarritz-hippodrome | ATMO NOUVELLE-AQUITAINE | 43,470237 | -1,553876 | 70 | Périurbaine |
| FR31055 | ZR NOUVELLE-AQUITAINE | MONT-DE-MARSAN - MIDOUZE | ATMO NOUVELLE-AQUITAINE | 43,888972 | -0,507028 | 35 | Urbaine |
| FR32002 | ZAR CHALON | Champforgeuil | ATMO BOURGOGNE-FRANCHE-COMTE | 46,821056 | 4,835083 | 187 | Périurbaine |
| FR32005 | ZR BOURGOGNE-FRANCHE-COMTE | Montceau-les-Mines 9me écluse | ATMO BOURGOGNE-FRANCHE-COMTE | 46,678785 | 4,366893 | 281 | Urbaine |
| FR32006 | ZR BOURGOGNE-FRANCHE-COMTE | Macon Paul Bert | ATMO BOURGOGNE-FRANCHE-COMTE | 46,316172 | 4,839994 | 172 | Périurbaine |
| FR33101 | ZAR PAYS-DE-SAVOIE | PASTEUR | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 45,56472 | 5,928333 | 280 | Urbaine |
| FR33111 | ZR AUVERGNE-RHONE-ALPES | SAINT JEAN | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 45,274723 | 6,349722 | 555 | Urbaine |
| FR33120 | ZAR VALLEE-DE-L-ARVE | CHAMONIX | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 45,9225 | 6,87 | 1038 | Urbaine |
| FR33121 | ZAR VALLEE-DE-LA-TARANTAISE | Albertville | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 45,675 | 6,389722 | 352 | Urbaine |
| FR33201 | ZAR PAYS-DE-SAVOIE | LOVERCHY | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 45,89528 | 6,118333 | 453 | Urbaine |
| FR33202 | ZAR PAYS-DE-SAVOIE | NOVEL | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 45,916943 | 6,135556 | 461 | Urbaine |
| FR33211 | ZAR PAYS-DE-SAVOIE | ANNEMASSE | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 46,19583 | 6,240556 | 441 | Urbaine |
| FR33212 | ZAR PAYS-DE-SAVOIE | GAILLARD | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 46,193641 | 6,214534 | 426 | Urbaine |
| FR33220 | ZAR VALLEE-DE-L-ARVE | PASSY | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 45,92361 | 6,713611 | 588 | Périurbaine |
| FR33302 | ZR AUVERGNE-RHONE-ALPES | St Germain/Rhône | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 46,072224 | 5,820833 | 477 | Rurale près des villes |
| FR33305 | ZR AUVERGNE-RHONE-ALPES | Bourg-en-Bresse | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 46,211666 | 5,226389 | 220 | Urbaine |

| | | | | | | | |
|---------|------------------------|----------------------|---------------------------|-----------|----------|-----|------------------|
| FR34017 | ZAG ORLEANS | Marigny-les-usages | LIG'AIR | 47,958972 | 2,009278 | 123 | Périurbaine |
| FR34024 | ZAG TOURS | Joué lès Tours | LIG'AIR | 47,344139 | 0,653778 | 90 | Urbaine |
| FR34026 | ZAG TOURS | Tours péri-urbaine | LIG'AIR | 47,46925 | 0,717333 | 108 | Périurbaine |
| FR34029 | ZAG ORLEANS | La_Source-CNRS | LIG'AIR | 47,83775 | 1,944667 | 109 | Urbaine |
| FR34032 | ZR CENTRE-VAL-DE-LOIRE | Leblanc | LIG'AIR | 47,082778 | 2,405333 | 133 | Urbaine |
| FR34038 | ZR CENTRE-VAL-DE-LOIRE | Verneuil | LIG'AIR | 46,814694 | 2,610069 | 182 | Rurale nationale |
| FR34041 | ZR CENTRE-VAL-DE-LOIRE | Fulbert | LIG'AIR | 48,444417 | 1,510139 | 145 | Urbaine |
| FR34043 | ZR CENTRE-VAL-DE-LOIRE | Oysonville | LIG'AIR | 48,391139 | 1,955611 | 150 | Rurale régionale |
| FR34046 | ZR CENTRE-VAL-DE-LOIRE | Dreux Centre | LIG'AIR | 48,729694 | 1,358472 | 90 | Urbaine |
| FR34051 | ZR CENTRE-VAL-DE-LOIRE | Chateauroux Sud | LIG'AIR | 46,798278 | 1,693139 | 156 | Urbaine |
| FR34054 | ZR CENTRE-VAL-DE-LOIRE | Faverolles | LIG'AIR | 47,170167 | 1,409694 | 130 | Rurale régionale |
| FR34056 | ZR CENTRE-VAL-DE-LOIRE | Montierchaume | LIG'AIR | 46,864528 | 1,771944 | 161 | Périurbaine |
| FR34061 | ZAR BLOIS | Blois nord | LIG'AIR | 47,594256 | 1,302667 | 118 | Urbaine |
| FR34066 | ZR CENTRE-VAL-DE-LOIRE | Montargis Les Cites | LIG'AIR | 48,00145 | 2,72618 | 106 | Urbaine |
| FR35002 | ZR NOUVELLE-AQUITAINE | ST JUNIEN - Fontaine | ATMO NOUVELLE-AQUITAINE | 45,884851 | 0,898431 | 227 | Urbaine |
| FR35004 | ZR NOUVELLE-AQUITAINE | BRIVE - Dalton | ATMO NOUVELLE-AQUITAINE | 45,158738 | 1,537259 | 121 | Urbaine |
| FR35005 | ZR NOUVELLE-AQUITAINE | GUERET - Nicolas | ATMO NOUVELLE-AQUITAINE | 46,17362 | 1,873024 | 437 | Urbaine |
| FR35006 | ZR NOUVELLE-AQUITAINE | TULLE - Hugo | ATMO NOUVELLE-AQUITAINE | 45,262665 | 1,762752 | 264 | Urbaine |
| FR35007 | ZAR LIMOGES | PALAIS S/ V.- Garros | ATMO NOUVELLE-AQUITAINE | 45,873311 | 1,307916 | 333 | Périurbaine |
| FR35012 | ZR NOUVELLE-AQUITAINE | LA NOUAILLE - MERA | ATMO NOUVELLE-AQUITAINE | 45,80509 | 2,062333 | 810 | Rurale nationale |
| FR35027 | ZAR LIMOGES | LIMOGES - BERLAND | ATMO NOUVELLE-AQUITAINE | 45,842204 | 1,259689 | 437 | Urbaine |
| FR36001 | ZAR VALLEE-DU-RHONE | Valence Périurb. Sud | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 44,870243 | 4,876289 | 125 | Périurbaine |

| | | | | | | | |
|---------|-------------------------|---------------------------------|---------------------------|------------|------------|------|------------------------|
| FR36002 | ZAR VALLEE-DU-RHONE | Valence Urb. Centre | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 44,933514 | 4,893481 | 125 | Urbaine |
| FR36019 | ZAR VALLEE-DU-RHONE | Romans-sur-Isère | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 45,0425 | 5,0443 | 150 | Urbaine |
| FR36021 | ZR AUVERGNE-RHONE-ALPES | Drôme Rurale Sud-SND | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 44,569443 | 5,278972 | 605 | Rurale nationale |
| FR37001 | ZAG POINTE-A-PITRE | ST de Baie mahault | GWAD'AIR | 16,257308 | -61,591725 | 18 | Périurbaine |
| FR37006 | ZAG POINTE-A-PITRE | PTP-VICTOIRE | GWAD'AIR | 16,23674 | -61,534101 | 7 | Urbaine |
| FR37010 | ZR GUADELOUPE | BT_PICHON | GWAD'AIR | 15,994349 | -61,727203 | 37 | Urbaine |
| FR38002 | ZAR SAINT-DENIS | MONTGAILLARD | ATMO REUNION | -20,903294 | 55,468334 | 150 | Périurbaine |
| FR38011 | ZAR VOLCAN | Station Luther King | ATMO REUNION | -21,334406 | 55,45906 | 10 | Urbaine |
| FR38014 | ZAR VOLCAN | Ligne Paradis | ATMO REUNION | -21,312895 | 55,474194 | 142 | Périurbaine |
| FR38016 | ZAR VOLCAN | Station Bourg-Murat | ATMO REUNION | -21,204815 | 55,58262 | 1601 | Rurale régionale |
| FR38020 | ZAR SAINT-DENIS | Plateau Caillou | ATMO REUNION | -21,022112 | 55,266773 | 165 | Urbaine |
| FR38021 | ZAR SAINT-DENIS | Grand Fond | ATMO REUNION | -21,032139 | 55,232563 | 253 | Périurbaine |
| FR39009 | ZAR FORT-DE-FRANCE | Lamentin | MADININAIR | 14,610653 | -61,002586 | 5 | Urbaine |
| FR39014 | ZR MARTINIQUE | Sainte_Luce | MADININAIR | 14,468869 | -60,927417 | 46 | Périurbaine |
| FR39016 | ZAR FORT-DE-FRANCE | Robert Bourg | MADININAIR | 14,678025 | -60,939056 | 18 | Urbaine |
| FR39017 | ZAR FORT-DE-FRANCE | Bellevue | MADININAIR | 14,601469 | -61,085331 | 40 | Périurbaine |
| FR40006 | ZR GUYANE | Kourou Gaston Monnerville Brady | ATMO GUYANE | 5,164248 | -52,64649 | 6 | Urbaine |
| FR40007 | ZAR ILE-DE-CAYENNE | Kalou | ATMO GUYANE | 4,84816 | -52,3238 | 12 | Périurbaine |
| FR40010 | ZR GUYANE | Matiti | ATMO GUYANE | 5,034602 | -52,563795 | 8,5 | Rurale près des villes |
| FR41001 | ZAR AJACCIO | AJACCIO CANETTO | QUALITAIR CORSE | 41,924694 | 8,735694 | 39 | Urbaine |
| FR41002 | ZAR BASTIA | BASTIA GIRAUD | QUALITAIR CORSE | 42,697917 | 9,446417 | 60 | Urbaine |
| FR41017 | ZAR BASTIA | BASTIA MONTESORO | QUALITAIR CORSE | 42,671333 | 9,434639 | 15 | Périurbaine |
| FR41024 | ZR CORSE | VENACO | QUALITAIR CORSE | 42,236028 | 9,190028 | 653 | Rurale régionale |

| | | | | | | | |
|---------|---------------------------------------|--|---|-------------|------------|-----|------------------|
| FR42011 | ZR GRAND-EST | Haguenau-Place marché aux bestiaux | ATMO GRAND EST | 48,818352 | 7,786409 | 143 | Urbaine |
| FR43002 | ZR MAYOTTE | Convalescence | HAWA MAYOTTE | -12,778186 | 45,220235 | 117 | Urbaine |
| FR50060 | ZR OCCITANIE | Montauban - Ramierou | ATMO OCCITANIE | 44,01285657 | 1,37530522 | 451 | Urbaine |
| FR82005 | ZAR BESANCON | Montfaucon | ATMO BOURGOGNE- FRANCHE- COMTE | 47,23461 | 6,076472 | 490 | Périurbaine |
| FR82006 | ZAR BESANCON | Besançon Prévoyance | ATMO BOURGOGNE- FRANCHE- COMTE | 47,2474 | 6,015419 | 321 | Urbaine |
| FR82010 | ZAR BELFORT- MONTBELIARD | Montbéliard centre | ATMO BOURGOGNE- FRANCHE- COMTE | 47,510307 | 6,794 | 331 | Urbaine |
| FR82012 | ZAR BELFORT- MONTBELIARD | Dambenois Citoyen | ATMO BOURGOGNE- FRANCHE- COMTE | 47,538193 | 6,868361 | 365 | Périurbaine |
| FR82030 | ZR BOURGOGNE- FRANCHE- COMTE | Montandon Baresans | ATMO BOURGOGNE- FRANCHE- COMTE | 47,29464 | 6,825861 | 746 | Rurale nationale |
| FR82040 | ZR BOURGOGNE- FRANCHE- COMTE | Dole centre | ATMO BOURGOGNE- FRANCHE- COMTE | 47,09672 | 5,496389 | 223 | Urbaine |
| FR82050 | ZR BOURGOGNE- FRANCHE- COMTE | Lons-le-Saunier CV | ATMO BOURGOGNE- FRANCHE- COMTE | 46,671321 | 5,55662 | 261 | Urbaine |
| FR82060 | ZR BOURGOGNE- FRANCHE- COMTE | Vesoul Pres Caillet | ATMO BOURGOGNE- FRANCHE- COMTE | 47,620022 | 6,157642 | 217 | Urbaine |

7.2 PM₁₀

| Code station | Nom de la ZAS | Nom de la station | Nom de l'AASQA | Latitude | Longitude | Altitude | Secteur de la station |
|--------------|-------------------------------|----------------------|----------------|------------|-----------|----------|------------------------|
| FR01011 | ZAG METZ | Metz-Centre | ATMO GRAND EST | 49,119442 | 6,180833 | 192 | Urbaine |
| FR01012 | ZAG METZ | Metz-Borny | ATMO GRAND EST | 49,110283 | 6,223336 | 204 | Urbaine |
| FR01014 | ZR GRAND-EST | Pont-à-Mousson | ATMO GRAND EST | 48,915 | 6,058336 | 179 | Urbaine |
| FR01020 | ZAG METZ | Thionville-Centre | ATMO GRAND EST | 49,358337 | 6,156942 | 154 | Urbaine |
| FR02022 | ZR PROVENCE-ALPES-COTE-D-AZUR | Arles | ATMO SUD | 43,675114 | 4,62921 | 10 | Urbaine |
| FR02041 | ZAG MARSEILLE-AIX | SALON | ATMO SUD | 43,639002 | 5,101097 | 82 | Urbaine |
| FR02043 | ZAG MARSEILLE-AIX | Marignane | ATMO SUD | 43,4165306 | 5,222281 | 15 | Urbaine |
| FR03014 | ZAG MARSEILLE-AIX | MARSEILLE ST LOUIS | ATMO SUD | 43,348048 | 5,360119 | 59 | Urbaine |
| FR03027 | ZR PROVENCE-ALPES-COTE-D-AZUR | PLAN AUPS/STE BAUME | ATMO SUD | 43,335201 | 5,727365 | 682 | Rurale près des villes |
| FR03029 | ZAG MARSEILLE-AIX | AIX CENTRE ECOLE ART | ATMO SUD | 43,530285 | 5,440912 | 192 | Urbaine |
| FR03043 | ZAG MARSEILLE-AIX | MARSEILLE 5 AVENUES | ATMO SUD | 43,305287 | 5,394716 | 73 | Urbaine |
| FR03067 | ZR PROVENCE-ALPES-COTE-D-AZUR | BRIGNOLES | ATMO SUD | 43,398731 | 6,075611 | 269 | Périurbaine |
| FR03070 | ZR PROVENCE-ALPES-COTE-D-AZUR | ESTEREL | ATMO SUD | 43,437874 | 6,76839 | 5 | Périurbaine |
| FR03071 | ZAG TOULON | TOULON CLARET | ATMO SUD | 43,131113 | 5,924184 | 26 | Urbaine |
| FR03080 | ZAG AVIGNON | AVIGNON MAIRIE | ATMO SUD | 43,949673 | 4,804341 | 19 | Urbaine |
| FR04002 | ZAG PARIS | GENNEVILLIERS | AIRPARIF | 48,930319 | 2,29435 | 28 | Urbaine |
| FR04004 | ZAG PARIS | PARIS 18eme | AIRPARIF | 48,891666 | 2,346667 | 60 | Urbaine |
| FR04023 | ZAG PARIS | CERGY-PONTOISE | AIRPARIF | 49,04639 | 2,043056 | 85 | Urbaine |
| FR04034 | ZAG PARIS | VITRY-SUR-SEINE | AIRPARIF | 48,775897 | 2,375788 | 95 | Urbaine |
| FR04066 | ZR ILE-DE-FRANCE | Zone rurale Sud | AIRPARIF | 48,364166 | 2,236944 | 134 | Rurale régionale |
| FR04098 | ZAG PARIS | LOGNES | AIRPARIF | 48,84028 | 2,635278 | 80 | Urbaine |
| FR04099 | ZAG PARIS | NOGENT-SUR-MARNE | AIRPARIF | 48,840557 | 2,484444 | 88 | Urbaine |

| | | | | | | | |
|---------|-------------------------|---------------------------|---------------------------|------------|-------------|------|------------------------|
| FR04156 | ZAG PARIS | BOBIGNY | AIRPARIF | 48,902504 | 2,4525 | 51 | Urbaine |
| FR04158 | ZR ILE-DE-FRANCE | Zone Rurale NO | AIRPARIF | 49,063087 | 1,866381 | 122 | Rurale régionale |
| FR04181 | ZR ILE-DE-FRANCE | RAMBOUILLET | AIRPARIF | 48,63373 | 1,830529 | 164 | Périurbaine |
| FR04319 | ZAG PARIS | TREMBLAY-EN-FRANCE | AIRPARIF | 48,95555 | 2,575278 | 65 | Périurbaine |
| FR05040 | ZR NORMANDIE | Honfleur Sce Tech. | ATMO NORMANDIE | 49,415108 | 0,2437 | 24 | Urbaine |
| FR05074 | ZAR LE-HAVRE | Le Havre Ec. Herriot | ATMO NORMANDIE | 49,48963 | 0,100703 | 5 | Urbaine |
| FR05090 | ZAR LE-HAVRE | Le Havre ville-haute | ATMO NORMANDIE | 49,514686 | 0,100645 | 92 | Urbaine |
| FR06001 | ZAG BLDV | Valenciennes Acacias | ATMO HAUTS DE FRANCE | 50,35853 | 3,50804 | 43 | Urbaine |
| FR06003 | ZAG BLDV | Douai Theuriet | ATMO HAUTS DE FRANCE | 50,37822 | 3,06586 | 28 | Urbaine |
| FR06007 | ZR HAUTS-DE-FRANCE | Maubeuge Joyeuse | ATMO HAUTS DE FRANCE | 50,27936 | 3,97691 | 133 | Urbaine |
| FR06011 | ZAG BLDV | Denain Villars | ATMO HAUTS DE FRANCE | 50,32276 | 3,39593 | 31,5 | Périurbaine |
| FR06133 | ZR HAUTS-DE-FRANCE | Cartignies | ATMO HAUTS DE FRANCE | 50,09225 | 3,85003 | 151 | Rurale près des villes |
| FR07004 | ZAG CLERMONT-FERRAND | Montferrand | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 45,79728 | 3,113833 | 340 | Urbaine |
| FR07022 | ZR AUVERGNE-RHONE-ALPES | Paray le Fresil | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 46,652668 | 3,600667 | 235 | Rurale régionale |
| FR07031 | ZR AUVERGNE-RHONE-ALPES | Rageade | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 45,10472 | 3,277361 | 1040 | Rurale régionale |
| FR07052 | ZR AUVERGNE-RHONE-ALPES | Aurillac-Lagarde | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 44,92008 | 2,441082 | 640 | Urbaine |
| FR07054 | ZR AUVERGNE-RHONE-ALPES | Le Puy-Causans | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 45,039001 | 3,887001 | 629 | Urbaine |
| FR07057 | ZR AUVERGNE-RHONE-ALPES | Moulins Centre | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 46,5619722 | 3,340638889 | 221 | Urbaine |
| FR07058 | ZR AUVERGNE-RHONE-ALPES | Montluçon | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 46,340723 | 2,593945 | 203 | Urbaine |
| FR07059 | ZR AUVERGNE-RHONE-ALPES | Vichy | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 46,130431 | 3,425694 | 257 | Urbaine |
| FR07061 | ZAG CLERMONT-FERRAND | Riom Périurbaine | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 45,89674 | 3,122254 | 329 | Périurbaine |
| FR08016 | ZAG MONTPELLIER | Montpellier Prés d'Arènes | ATMO OCCITANIE | 43,5915 | 3,88681 | 23 | Urbaine |

| | | | | | | | |
|---------|-----------------------|----------------------------|-------------------------|-----------|-----------|-----|------------------|
| FR08614 | ZAR NIMES | Nimes Gauzy | ATMO OCCITANIE | 43,8344 | 4,3744 | 42 | Urbaine |
| FR08714 | ZAR PERPIGNAN | Perpignan Les Carnes | ATMO OCCITANIE | 42,6955 | 2,90053 | 48 | Urbaine |
| FR09003 | ZR NOUVELLE-AQUITAINE | place de VERDUN | ATMO NOUVELLE-AQUITAINE | 46,162647 | -1,153684 | 10 | Urbaine |
| FR09008 | ZR NOUVELLE-AQUITAINE | Aytré | ATMO NOUVELLE-AQUITAINE | 46,135134 | -1,117086 | 10 | Périurbaine |
| FR09015 | ZR NOUVELLE-AQUITAINE | Les Couronneries | ATMO NOUVELLE-AQUITAINE | 46,586958 | 0,358458 | 119 | Urbaine |
| FR09103 | ZR NOUVELLE-AQUITAINE | Square Pablo Casals | ATMO NOUVELLE-AQUITAINE | 45,647428 | 0,167162 | 83 | Urbaine |
| FR09302 | ZR NOUVELLE-AQUITAINE | Zoodyssée Chizé | ATMO NOUVELLE-AQUITAINE | 46,143234 | -0,395913 | 93 | Rurale régionale |
| FR09303 | ZR NOUVELLE-AQUITAINE | Niort Venise | ATMO NOUVELLE-AQUITAINE | 46,320028 | -0,482861 | 19 | Urbaine |
| FR09304 | ZR NOUVELLE-AQUITAINE | AIRVAULT - Stade Laillé | ATMO NOUVELLE-AQUITAINE | 46,823796 | -0,135634 | 100 | Périurbaine |
| FR09404 | ZR NOUVELLE-AQUITAINE | Poitiers Centre Augouard | ATMO NOUVELLE-AQUITAINE | 46,583998 | 0,345582 | 110 | Urbaine |
| FR10004 | ZAR COTE-D-OPALE | Malo-les-Bains | ATMO HAUTS DE FRANCE | 51,04858 | 2,42004 | 8,5 | Urbaine |
| FR10016 | ZAR COTE-D-OPALE | Calais Berthelot | ATMO HAUTS DE FRANCE | 50,94729 | 1,84308 | 4,2 | Urbaine |
| FR10017 | ZAR COTE-D-OPALE | St Pol mer - cheminots | ATMO HAUTS DE FRANCE | 51,032761 | 2,332358 | 4 | Urbaine |
| FR10025 | ZAR COTE-D-OPALE | Sangatte | ATMO HAUTS DE FRANCE | 50,94989 | 1,76917 | 3 | Périurbaine |
| FR10026 | ZAR COTE-D-OPALE | Calais Parmentier | ATMO HAUTS DE FRANCE | 50,9578 | 1,89008 | 3 | Urbaine |
| FR10132 | ZR HAUTS-DE-FRANCE | Campagne les B. | ATMO HAUTS DE FRANCE | 50,61048 | 1,99145 | 170 | Rurale régionale |
| FR11038 | ZAG LILLE | Tourcoing Houpline | ATMO HAUTS DE FRANCE | 50,733333 | 3,173611 | 42 | Urbaine |
| FR12004 | ZAG TOULOUSE | Toulouse école m. Jacquier | ATMO OCCITANIE | 43,575694 | 1,418064 | 144 | Urbaine |
| FR12020 | ZR OCCITANIE | Peyrusse Vieille | ATMO OCCITANIE | 43,6287 | 0,179069 | 230 | Rurale nationale |
| FR12021 | ZAG TOULOUSE | Toulouse Mazades | ATMO OCCITANIE | 43,623606 | 1,438531 | 144 | Urbaine |
| FR12026 | ZR OCCITANIE | Albi Delmas | ATMO OCCITANIE | 43,927769 | 2,145897 | 181 | Urbaine |

| | | | | | | | |
|---------|------------------------|----------------------------|----------------------------------|-------------|------------|-----|------------------|
| FR12030 | ZAG TOULOUSE | Toulouse Berthelot | ATMO OCCITANIE | 43,587344 | 1,444003 | 146 | Urbaine |
| FR12042 | ZR OCCITANIE | Lourdes Lapaca | ATMO OCCITANIE | 43,096247 | -0,040497 | 403 | Urbaine |
| FR12052 | ZR OCCITANIE | Tarbes lycée Dupuy | ATMO OCCITANIE | 43,230297 | 0,062339 | 312 | Urbaine |
| FR12053 | ZR OCCITANIE | Castres stadeTravet | ATMO OCCITANIE | 43,610497 | 2,23015 | 183 | Urbaine |
| FR12095 | ZR OCCITANIE | Rodez Camonil | ATMO OCCITANIE | 44,35699225 | 2,57070422 | 587 | Urbaine |
| FR14008 | ZR GRAND-EST | REVIN | ATMO GRAND EST | 49,90778 | 4,63 | 394 | Rurale nationale |
| FR14010 | ZAR REIMS | BETHENY | ATMO GRAND EST | 49,28222 | 4,051111 | 91 | Périurbaine |
| FR14012 | ZAR REIMS | Jean d Aulan | ATMO GRAND EST | 49,224167 | 4,020556 | 96 | Urbaine |
| FR14022 | ZR GRAND-EST | CHALONS | ATMO GRAND EST | 48,962223 | 4,36 | 86 | Urbaine |
| FR14033 | ZR GRAND-EST | STE SAVINE | ATMO GRAND EST | 48,295002 | 4,050278 | 119 | Urbaine |
| FR14042 | ZR GRAND-EST | St DIZIER L. Michel | ATMO GRAND EST | 48,645836 | 4,966111 | 151 | Urbaine |
| FR14051 | ZR GRAND-EST | CHARLEVILLE | ATMO GRAND EST | 49,745277 | 4,719167 | 160 | Urbaine |
| FR15038 | ZAG GRENOBLE | St Martin d'Heres | ATMO AUVERGNE- RHÔNE-ALPES | 45,1828 | 5,7531 | 219 | Urbaine |
| FR15043 | ZAG GRENOBLE | Grenoble Les Frenes | ATMO AUVERGNE- RHÔNE-ALPES | 45,1619 | 5,7356 | 219 | Urbaine |
| FR15045 | ZAG GRENOBLE | Grenoble PeriurbSud | ATMO AUVERGNE- RHÔNE-ALPES | 45,0578 | 5,6767 | 310 | Périurbaine |
| FR15048 | ZAG GRENOBLE | Gresivaudan Periurb | ATMO AUVERGNE- RHÔNE-ALPES | 45,2797 | 5,8822 | 260 | Périurbaine |
| FR16029 | ZAG STRASBOURG | Strasbourg Nord | ATMO GRAND EST | 48,610363 | 7,781631 | 114 | Urbaine |
| FR16054 | ZR GRAND-EST | Colmar Centre | ATMO GRAND EST | 48,0744444 | 7,3505555 | 195 | Urbaine |
| FR16057 | ZR GRAND-EST | Mulhouse Nord | ATMO GRAND EST | 47,757435 | 7,347294 | 236 | Urbaine |
| FR16066 | ZR GRAND-EST | Mulhouse Sud 2 | ATMO GRAND EST | 47,737415 | 7,309075 | 267 | Urbaine |
| FR16302 | ZR GRAND-EST | Donon Vosges Moyennes 2 | ATMO GRAND EST | 48,492992 | 7,1298 | 770 | Rurale nationale |
| FR18035 | ZAR AMIENS | Salouel | ATMO HAUTS DE FRANCE | 49,86889 | 2,239806 | 30 | Périurbaine |
| FR18039 | ZR HAUTS-DE- FRANCE | Arrest | ATMO HAUTS DE FRANCE | 50,129448 | 1,610833 | 33 | Rurale régionale |

| | | | | | | | |
|---------|---------------------|--------------------------|---------------------------|-----------|-----------|-----|------------------|
| FR18042 | ZR HAUTS-DE-FRANCE | P. Roth St Quentin | ATMO HAUTS DE FRANCE | 49,851334 | 3,284 | 95 | Urbaine |
| FR18043 | ZAR CREIL | Faiencerie Creil | ATMO HAUTS DE FRANCE | 49,259552 | 2,474397 | 34 | Urbaine |
| FR18053 | ZAR AMIENS | St Pierre Amiens | ATMO HAUTS DE FRANCE | 49,901667 | 2,304597 | 26 | Urbaine |
| FR18057 | ZR HAUTS-DE-FRANCE | Neuilly-Saint-Front | ATMO HAUTS DE FRANCE | 49,174931 | 3,260819 | 113 | Rurale régionale |
| FR19012 | ZAR BREST | Brest Mace | AIR BREIZH | 48,38618 | -4,4866 | 48 | Urbaine |
| FR19020 | ZR BRETAGNE | Kergoff | AIR BREIZH | 48,261963 | -2,943631 | 307 | Rurale nationale |
| FR19032 | ZR BRETAGNE | Lorient B. Bissonnet | AIR BREIZH | 47,7425 | -3,39501 | 37 | Urbaine |
| FR19033 | ZR BRETAGNE | Vannes UTA | AIR BREIZH | 47,64892 | -2,76399 | 20 | Urbaine |
| FR19039 | ZAG RENNES | Rennes Thabor | AIR BREIZH | 48,11521 | -1,673088 | 54 | Urbaine |
| FR19053 | ZR BRETAGNE | Quimper Zola | AIR BREIZH | 47,986606 | -4,097658 | 61 | Urbaine |
| FR19061 | ZR BRETAGNE | Saint Brieuc Balzac | AIR BREIZH | 48,51351 | -2,74953 | 90 | Urbaine |
| FR19082 | ZR BRETAGNE | StMalo Rocabey | AIR BREIZH | 48,65306 | -2,00268 | 5 | Périurbaine |
| FR20017 | ZAG LYON | GERLAND | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 45,73529 | 4,829794 | 172 | Urbaine |
| FR20047 | ZAG LYON | COTIERE AIN | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 45,823223 | 4,953958 | 180 | Périurbaine |
| FR20048 | ZAG LYON | SAINT EXUPERY | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 45,7533 | 5,0722 | 217 | Périurbaine |
| FR20062 | ZAG LYON | LYON Centre | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 45,757732 | 4,854214 | 160 | Urbaine |
| FR20077 | ZAG LYON | Villefranche Centre | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 45,990112 | 4,715566 | 184 | Urbaine |
| FR21001 | ZAR CAEN | Caen Chemin-Vert | ATMO NORMANDIE | 49,19222 | -0,391111 | 56 | Urbaine |
| FR21019 | ZAR CAEN | IFS Caen sud | ATMO NORMANDIE | 49,15167 | -0,352778 | 22 | Urbaine |
| FR21031 | ZR NORMANDIE | Alençon Météo-France | ATMO NORMANDIE | 48,445553 | 0,110833 | 140 | Périurbaine |
| FR21038 | ZR NORMANDIE | Cherbourg Hotel de Ville | ATMO NORMANDIE | 49,64225 | -1,624361 | 6,5 | Urbaine |
| FR21040 | ZR NORMANDIE | Saint-Lô Eglise | ATMO NORMANDIE | 49,11639 | -1,084722 | 56 | Urbaine |
| FR21050 | ZR NORMANDIE | La Coulonche MERA | ATMO NORMANDIE | 48,645 | -0,458333 | 309 | Rurale nationale |
| FR22054 | ZR GRAND-EST | Station de FORBACH | ATMO GRAND EST | 49,18742 | 6,910867 | 233 | Urbaine |
| FR23078 | ZR PAYS-DE-LA-LOIRE | SAINT EXUPERY | AIR PAYS DE LA LOIRE | 47,054443 | -0,886111 | 100 | Urbaine |

| | | | | | | | |
|---------|-------------------------------|---------------------|------------------------------|-----------|-----------|-----|------------------------|
| FR23107 | ZAG NANTES-SAIN-NAZAIRE | LA CHAUVINIERE | AIR PAYS DE LA LOIRE | 47,252777 | -1,573333 | 20 | Urbaine |
| FR23110 | ZAG NANTES-SAIN-NAZAIRE | LEON BLUM | AIR PAYS DE LA LOIRE | 47,26412 | -2,249858 | 10 | Urbaine |
| FR23120 | ZAR ANGERS-LOIRE | BEAUX ARTS | AIR PAYS DE LA LOIRE | 47,468513 | -0,556053 | 30 | Urbaine |
| FR23123 | ZAR LAVAL | MAZAGRAN | AIR PAYS DE LA LOIRE | 48,06943 | -0,767692 | 51 | Urbaine |
| FR23124 | ZR PAYS-DE-LA-LOIRE | LA TARDIERE | AIR PAYS DE LA LOIRE | 46,656685 | -0,743681 | 100 | Rurale nationale |
| FR23152 | ZR PAYS-DE-LA-LOIRE | DELACROIX | AIR PAYS DE LA LOIRE | 46,6607 | -1,436831 | 50 | Urbaine |
| FR23177 | ZR PAYS-DE-LA-LOIRE | SAIN- DENIS D'ANJOU | AIR PAYS DE LA LOIRE | 47,78773 | -0,444044 | 54 | Rurale régionale |
| FR23182 | ZAR LE-MANS | SOURCES | AIR PAYS DE LA LOIRE | 47,971066 | 0,221422 | 50 | Urbaine |
| FR23188 | ZAG NANTES-SAIN-NAZAIRE | CIM BOUTEILLERIE | AIR PAYS DE LA LOIRE | 47,2225 | -1,5375 | 20 | Urbaine |
| FR24009 | ZAG NICE | CANNES BROUSSAILLES | ATMO SUD | 43,558389 | 7,005919 | 71 | Urbaine |
| FR24018 | ZR PROVENCE-ALPES-COTE-D-AZUR | MANOSQUE | ATMO SUD | 43,835784 | 5,786131 | 385 | Urbaine |
| FR24033 | ZR PROVENCE-ALPES-COTE-D-AZUR | GAP COMMANDERIE | ATMO SUD | 44,555193 | 6,073015 | 743 | Urbaine |
| FR24036 | ZAG NICE | NICE ARSON | ATMO SUD | 43,702075 | 7,286256 | 11 | Urbaine |
| FR24039 | ZR PROVENCE-ALPES-COTE-D-AZUR | Obs Haute-Provence | ATMO SUD | 43,933476 | 5,711809 | 668 | Rurale près des villes |
| FR25036 | ZAG ROUEN | Espace du Palais | ATMO NORMANDIE | 49,442358 | 1,093789 | 17 | Urbaine |
| FR25039 | ZR NORMANDIE | Evreux Centre | ATMO NORMANDIE | 49,02134 | 1,148319 | 65 | Urbaine |
| FR25043 | ZAG ROUEN | Centre Hospitalier | ATMO NORMANDIE | 49,4005 | 1,099042 | 11 | Urbaine |
| FR25049 | ZR NORMANDIE | Base loisirs Poses | ATMO NORMANDIE | 49,30487 | 1,214367 | 21 | Rurale près des villes |
| FR25055 | ZR NORMANDIE | Dieppe Golf | ATMO NORMANDIE | 49,920492 | 1,047892 | 89 | Périurbaine |
| FR26005 | ZAR DIJON | Dijon Péjoces | ATMO BOURGOGNE-FRANCHE-COMTE | 47,307368 | 5,065881 | 238 | Périurbaine |

| | | | | | | | |
|---------|----------------------------|--------------------|------------------------------|------------|------------|-----|------------------|
| FR26012 | ZR BOURGOGNE-FRANCHE-COMTE | Morvan | ATMO BOURGOGNE-FRANCHE-COMTE | 47,274762 | 4,099476 | 638 | Rurale nationale |
| FR26014 | ZAR DIJON | Dijon Trémouille | ATMO BOURGOGNE-FRANCHE-COMTE | 47,325744 | 5,041056 | 246 | Urbaine |
| FR26016 | ZR BOURGOGNE-FRANCHE-COMTE | Sens | ATMO BOURGOGNE-FRANCHE-COMTE | 48,200436 | 3,2773 | 70 | Urbaine |
| FR26017 | ZR BOURGOGNE-FRANCHE-COMTE | Nevers | ATMO BOURGOGNE-FRANCHE-COMTE | 46,996828 | 3,171092 | 190 | Urbaine |
| FR26019 | ZR BOURGOGNE-FRANCHE-COMTE | Auxerre | ATMO BOURGOGNE-FRANCHE-COMTE | 47,800575 | 3,576189 | 107 | Urbaine |
| FR27007 | ZAG LYON | Bourgoin-Jallieu | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 45,60822 | 5,270872 | 227 | Urbaine |
| FR28022 | ZAR ARRAS | St-Laurent-Blangy | ATMO HAUTS DE FRANCE | 50,30886 | 2,807369 | 90 | Périurbaine |
| FR28028 | ZAG BLDV | Bethune Stade | ATMO HAUTS DE FRANCE | 50,535385 | 2,635692 | 26 | Urbaine |
| FR28033 | ZAG BLDV | Noeux-les-Mines | ATMO HAUTS DE FRANCE | 50,48972 | 2,66642 | 23 | Périurbaine |
| FR29423 | ZR AUVERGNE-RHONE-ALPES | ROANNE | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 46,04111 | 4,074656 | 259 | Urbaine |
| FR29424 | ZAG SAINT-ETIENNE | SAINT ETIENNE SUD | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 45,42009 | 4,395422 | 552 | Urbaine |
| FR29439 | ZAG SAINT-ETIENNE | LA TALAUDIÈRE | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 45,481777 | 4,429667 | 520 | Périurbaine |
| FR30019 | ZR GRAND-EST | Epinal | ATMO GRAND EST | 48,1726528 | 6,45281666 | 350 | Urbaine |
| FR30021 | ZAG NANCY | Fléville | ATMO GRAND EST | 48,621502 | 6,194922 | 250 | Périurbaine |
| FR30033 | ZR GRAND-EST | Jonville en Woevre | ATMO GRAND EST | 49,06583 | 5,785556 | 213 | Rurale régionale |
| FR30034 | ZAG NANCY | Nancy-Charles III | ATMO GRAND EST | 48,68817 | 6,190431 | 200 | Urbaine |
| FR31001 | ZAG BORDEAUX | GRAND PARC | ATMO NOUVELLE-AQUITAINE | 44,86121 | -0,58037 | 3 | Urbaine |

| | | | | | | | |
|---------|---------------------------------|--------------------------------------|---|-----------|-----------|------|---------------------------|
| FR31002 | ZAG BORDEAUX | TALENCE | ATMO NOUVELLE- AQUITAINE | 44,800462 | -0,589398 | 20 | Urbaine |
| FR31007 | ZAG BORDEAUX | BASSENS | ATMO NOUVELLE- AQUITAINE | 44,900296 | -0,515835 | 36 | Urbaine |
| FR31013 | ZR NOUVELLE- AQUITAINE | BILLERE | ATMO NOUVELLE- AQUITAINE | 43,310797 | -0,391543 | 197 | Urbaine |
| FR31016 | ZAG BAYONNE | SAINT-CROUTS | ATMO NOUVELLE- AQUITAINE | 43,47982 | -1,489157 | 35 | Urbaine |
| FR31021 | ZR NOUVELLE- AQUITAINE | LABASTIDE CEZERACQ | ATMO NOUVELLE- AQUITAINE | 43,376279 | -0,538206 | 123 | Rurale près des villes |
| FR31033 | ZR NOUVELLE- AQUITAINE | PERIGUEUX | ATMO NOUVELLE- AQUITAINE | 45,189825 | 0,727184 | 142 | Urbaine |
| FR31043 | ZAG BAYONNE | Biarritz- hippodrome | ATMO NOUVELLE- AQUITAINE | 43,470237 | -1,553876 | 70 | Périurbaine |
| FR31055 | ZR NOUVELLE- AQUITAINE | MONT-DE- MARSAN - MIDOUZE | ATMO NOUVELLE- AQUITAINE | 43,888972 | -0,507028 | 35 | Urbaine |
| FR32002 | ZAR CHALON | Champforgueil | ATMO BOURGOGNE- FRANCHE- COMTE | 46,821056 | 4,835083 | 187 | Périurbaine |
| FR32005 | ZR BOURGOGNE- FRANCHE-COMTE | Montceau-les- Mines 9me écluse | ATMO BOURGOGNE- FRANCHE- COMTE | 46,678785 | 4,366893 | 281 | Urbaine |
| FR33101 | ZAR PAYS-DE- SAVOIE | PASTEUR | ATMO AUVERGNE- RHÔNE-ALPES | 45,56472 | 5,928333 | 280 | Urbaine |
| FR33111 | ZR AUVERGNE- RHONE-ALPES | SAINT JEAN | ATMO AUVERGNE- RHÔNE-ALPES | 45,274723 | 6,349722 | 555 | Urbaine |
| FR33120 | ZAR VALLEE-DE-L- ARVE | CHAMONIX | ATMO AUVERGNE- RHÔNE-ALPES | 45,9225 | 6,87 | 1038 | Urbaine |
| FR33121 | ZAR VALLEE-DE- LA-TARANTAISE | Albertville | ATMO AUVERGNE- RHÔNE-ALPES | 45,675 | 6,389722 | 352 | Urbaine |
| FR33201 | ZAR PAYS-DE- SAVOIE | LOVERCHY | ATMO AUVERGNE- RHÔNE-ALPES | 45,89528 | 6,118333 | 453 | Urbaine |
| FR33211 | ZAR PAYS-DE- SAVOIE | ANNEMASSE | ATMO AUVERGNE- RHÔNE-ALPES | 46,19583 | 6,240556 | 441 | Urbaine |

| | | | | | | | |
|---------|-------------------------|----------------------|---------------------------|-----------|----------|-----|-------------|
| FR33212 | ZAR PAYS-DE-SAVOIE | GAILLARD | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 46,193641 | 6,214534 | 426 | Urbaine |
| FR33220 | ZAR VALLEE-DE-L-ARVE | PASSY | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 45,92361 | 6,713611 | 588 | Périurbaine |
| FR33305 | ZR AUVERGNE-RHONE-ALPES | Bourg-en-Bresse | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 46,211666 | 5,226389 | 220 | Urbaine |
| FR34024 | ZAG TOURS | Joué lès Tours | LIG'AIR | 47,344139 | 0,653778 | 90 | Urbaine |
| FR34029 | ZAG ORLEANS | La_Source-CNRS | LIG'AIR | 47,83775 | 1,944667 | 109 | Urbaine |
| FR34032 | ZR CENTRE-VAL-DE-LOIRE | Leblanc | LIG'AIR | 47,082778 | 2,405333 | 133 | Urbaine |
| FR34041 | ZR CENTRE-VAL-DE-LOIRE | Fulbert | LIG'AIR | 48,444417 | 1,510139 | 145 | Urbaine |
| FR34046 | ZR CENTRE-VAL-DE-LOIRE | Dreux Centre | LIG'AIR | 48,729694 | 1,358472 | 90 | Urbaine |
| FR34051 | ZR CENTRE-VAL-DE-LOIRE | Chateauroux Sud | LIG'AIR | 46,798278 | 1,693139 | 156 | Urbaine |
| FR34061 | ZAR BLOIS | Blois nord | LIG'AIR | 47,594256 | 1,302667 | 118 | Urbaine |
| FR34066 | ZR CENTRE-VAL-DE-LOIRE | Montargis Les Cites | LIG'AIR | 48,00145 | 2,72618 | 106 | Urbaine |
| FR34067 | ZAG ORLEANS | St Jean de la Ruelle | LIG'AIR | 47,910303 | 1,873431 | 115 | Urbaine |
| FR35002 | ZR NOUVELLE-AQUITAINE | ST JUNIEN - Fontaine | ATMO NOUVELLE-AQUITAINE | 45,884851 | 0,898431 | 227 | Urbaine |
| FR35004 | ZR NOUVELLE-AQUITAINE | BRIVE - Dalton | ATMO NOUVELLE-AQUITAINE | 45,158738 | 1,537259 | 121 | Urbaine |
| FR35005 | ZR NOUVELLE-AQUITAINE | GUERET - Nicolas | ATMO NOUVELLE-AQUITAINE | 46,17362 | 1,873024 | 437 | Urbaine |
| FR35006 | ZR NOUVELLE-AQUITAINE | TULLE - Hugo | ATMO NOUVELLE-AQUITAINE | 45,262665 | 1,762752 | 264 | Urbaine |
| FR35007 | ZAR LIMOGES | PALAIS S/ V.-Garros | ATMO NOUVELLE-AQUITAINE | 45,873311 | 1,307916 | 333 | Périurbaine |
| FR35027 | ZAR LIMOGES | LIMOGES - BERLAND | ATMO NOUVELLE-AQUITAINE | 45,842204 | 1,259689 | 437 | Urbaine |
| FR36002 | ZAR VALLEE-DU-RHONE | Valence Urb. Centre | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 44,933514 | 4,893481 | 125 | Urbaine |
| FR36019 | ZAR VALLEE-DU-RHONE | Romans-sur-Isère | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 45,0425 | 5,0443 | 150 | Urbaine |

| | | | | | | | |
|---------|-------------------------|---------------------------------------|------------------------------|-------------|------------|------|------------------|
| FR36021 | ZR AUVERGNE-RHONE-ALPES | Drôme Rurale Sud-SND | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 44,569443 | 5,278972 | 605 | Rurale nationale |
| FR37001 | ZAG POINTE-A-PITRE | ST de Baie mahault | GWAD'AIR | 16,257308 | -61,591725 | 18 | Périurbaine |
| FR37006 | ZAG POINTE-A-PITRE | PTP-VICTOIRE | GWAD'AIR | 16,23674 | -61,534101 | 7 | Urbaine |
| FR37010 | ZR GUADELOUPE | BT_PICHON | GWAD'AIR | 15,994349 | -61,727203 | 37 | Urbaine |
| FR38001 | ZAR SAINT-DENIS | LYC. LISLET GEOFFROY | ATMO REUNION | -20,889893 | 55,46884 | 20 | Urbaine |
| FR38011 | ZAR VOLCAN | Station Luther King | ATMO REUNION | -21,334406 | 55,45906 | 10 | Urbaine |
| FR38014 | ZAR VOLCAN | Ligne Paradis | ATMO REUNION | -21,312895 | 55,474194 | 142 | Périurbaine |
| FR38016 | ZAR VOLCAN | Station Bourg-Murat | ATMO REUNION | -21,204815 | 55,58262 | 1601 | Rurale régionale |
| FR38017 | ZAR VOLCAN | Grand Coude | ATMO REUNION | -21,29433 | 55,62793 | 1141 | Rurale régionale |
| FR38020 | ZAR SAINT-DENIS | Plateau Caillou | ATMO REUNION | -21,022112 | 55,266773 | 165 | Urbaine |
| FR38021 | ZAR SAINT-DENIS | Grand Fond | ATMO REUNION | -21,032139 | 55,232563 | 253 | Périurbaine |
| FR39008 | ZAR FORT-DE-FRANCE | Ville de Schoelcher | MADININAIR | 14,616389 | -61,100792 | 20 | Urbaine |
| FR39009 | ZAR FORT-DE-FRANCE | Lamentin | MADININAIR | 14,610653 | -61,002586 | 5 | Urbaine |
| FR39014 | ZR MARTINIQUE | Sainte_Luce | MADININAIR | 14,468869 | -60,927417 | 46 | Périurbaine |
| FR39015 | ZAR FORT-DE-FRANCE | Fort-de-France - Hôtel de ville | MADININAIR | 14,607444 | -61,069778 | 11 | Urbaine |
| FR39016 | ZAR FORT-DE-FRANCE | Robert Bourg | MADININAIR | 14,678025 | -60,939056 | 18 | Urbaine |
| FR40006 | ZR GUYANE | Kourou Gaston Monnerville Brady | ATMO GUYANE | 5,164248 | -52,64649 | 6 | Urbaine |
| FR40008 | ZAR ILE-DE-CAYENNE | Caïena3 | ATMO GUYANE | 4,9378467 | -52,32093 | 5 | Urbaine |
| FR41001 | ZAR AJACCIO | AJACCIO CANETTO | QUALITAIR CORSE | 41,924694 | 8,735694 | 39 | Urbaine |
| FR41002 | ZAR BASTIA | BASTIA GIRAUD | QUALITAIR CORSE | 42,697917 | 9,446417 | 60 | Urbaine |
| FR41024 | ZR CORSE | VENACO | QUALITAIR CORSE | 42,236028 | 9,190028 | 653 | Rurale régionale |
| FR42010 | ZAG STRASBOURG | Strasbourg Neudorf Ecoquartier Danube | ATMO GRAND EST | 48,572808 | 7,767833 | 135 | Urbaine |
| FR43002 | ZR MAYOTTE | Convalescence | HAWA MAYOTTE | -12,778186 | 45,220235 | 117 | Urbaine |
| FR50060 | ZR OCCITANIE | Montauban - Ramierou | ATMO OCCITANIE | 44,01285657 | 1,37530522 | 451 | Urbaine |
| FR82006 | ZAR BESANCON | Besançon Prévoyance | ATMO BOURGOGNE-FRANCHE-COMTE | 47,2474 | 6,015419 | 321 | Urbaine |

| | | | | | | | |
|---------|----------------------------|---------------------|------------------------------|-----------|----------|-----|------------------|
| FR82010 | ZAR BELFORT-MONTBELIARD | Montbéliard centre | ATMO BOURGOGNE-FRANCHE-COMTE | 47,510307 | 6,794 | 331 | Urbaine |
| FR82030 | ZR BOURGOGNE-FRANCHE-COMTE | Montandon Baresans | ATMO BOURGOGNE-FRANCHE-COMTE | 47,29464 | 6,825861 | 746 | Rurale nationale |
| FR82040 | ZR BOURGOGNE-FRANCHE-COMTE | Dole centre | ATMO BOURGOGNE-FRANCHE-COMTE | 47,09672 | 5,496389 | 223 | Urbaine |
| FR82060 | ZR BOURGOGNE-FRANCHE-COMTE | Vesoul Pres Caillet | ATMO BOURGOGNE-FRANCHE-COMTE | 47,620022 | 6,157642 | 217 | Urbaine |

7.3 PM_{2,5}

| Code station | Nom de la ZAS | Nom de la station | Nom de l'AASQA | Latitude | Longitude | Altitude | Secteur de la station |
|--------------|-------------------------------|----------------------|----------------|------------|-----------|----------|------------------------|
| FR01011 | ZAG METZ | Metz-Centre | ATMO GRAND EST | 49,119442 | 6,180833 | 192 | Urbaine |
| FR01020 | ZAG METZ | Thionville-Centre | ATMO GRAND EST | 49,358337 | 6,156942 | 154 | Urbaine |
| FR02022 | ZR PROVENCE-ALPES-COTE-D-AZUR | Arles | ATMO SUD | 43,675114 | 4,62921 | 10 | Urbaine |
| FR02041 | ZAG MARSEILLE-AIX | SALON | ATMO SUD | 43,639002 | 5,101097 | 82 | Urbaine |
| FR02043 | ZAG MARSEILLE-AIX | Marignane | ATMO SUD | 43,4165306 | 5,222281 | 15 | Urbaine |
| FR03014 | ZAG MARSEILLE-AIX | MARSEILLE ST LOUIS | ATMO SUD | 43,348048 | 5,360119 | 59 | Urbaine |
| FR03027 | ZR PROVENCE-ALPES-COTE-D-AZUR | PLAN AUPS/STE BAUME | ATMO SUD | 43,335201 | 5,727365 | 682 | Rurale près des villes |
| FR03029 | ZAG MARSEILLE-AIX | AIX CENTRE ECOLE ART | ATMO SUD | 43,530285 | 5,440912 | 192 | Urbaine |
| FR03043 | ZAG MARSEILLE-AIX | MARSEILLE 5 AVENUES | ATMO SUD | 43,305287 | 5,394716 | 73 | Urbaine |
| FR03064 | ZAG TOULON | LA VALETTE/LA GARDE | ATMO SUD | 43,135902 | 6,011513 | 64 | Périurbaine |
| FR03070 | ZR PROVENCE-ALPES-COTE-D-AZUR | ESTEREL | ATMO SUD | 43,437874 | 6,76839 | 5 | Périurbaine |
| FR03071 | ZAG TOULON | TOULON CLARET | ATMO SUD | 43,131113 | 5,924184 | 26 | Urbaine |
| FR03080 | ZAG AVIGNON | AVIGNON MAIRIE | ATMO SUD | 43,949673 | 4,804341 | 19 | Urbaine |
| FR04002 | ZAG PARIS | GENNEVILLIERS | AIRPARIF | 48,930319 | 2,29435 | 28 | Urbaine |
| FR04004 | ZAG PARIS | PARIS 18eme | AIRPARIF | 48,891666 | 2,346667 | 60 | Urbaine |
| FR04024 | ZAG PARIS | GONESSE | AIRPARIF | 48,99083 | 2,444722 | 65 | Périurbaine |
| FR04034 | ZAG PARIS | VITRY-SUR-SEINE | AIRPARIF | 48,775897 | 2,375788 | 95 | Urbaine |
| FR04048 | ZR ILE-DE-FRANCE | Zone Rurale Nord | AIRPARIF | 49,100277 | 2,343889 | 140 | Rurale régionale |
| FR04055 | ZAG PARIS | PARIS 1er Les Halles | AIRPARIF | 48,86212 | 2,344616 | 35 | Urbaine |
| FR04066 | ZR ILE-DE-FRANCE | Zone rurale Sud | AIRPARIF | 48,364166 | 2,236944 | 134 | Rurale régionale |
| FR04150 | ZAG PARIS | LA DEFENSE | AIRPARIF | 48,891388 | 2,240556 | 58 | Urbaine |
| FR04156 | ZAG PARIS | BOBIGNY | AIRPARIF | 48,902504 | 2,4525 | 51 | Urbaine |
| FR04181 | ZR ILE-DE-FRANCE | RAMBOUILLET | AIRPARIF | 48,63373 | 1,830529 | 164 | Périurbaine |

| | | | | | | | |
|---------|-------------------------|---------------------------|---------------------------|------------|-------------|------|------------------------|
| FR04328 | ZR ILE-DE-FRANCE | Zone Rurale SE | AIRPARIF | 48,3547 | 2,6453 | 127 | Rurale régionale |
| FR05087 | ZR NORMANDIE | Maison Parc Brotonne | ATMO NORMANDIE | 49,498417 | 0,758697 | 10 | Rurale régionale |
| FR05090 | ZAR LE-HAVRE | Le Havre ville-haute | ATMO NORMANDIE | 49,514686 | 0,100645 | 92 | Urbaine |
| FR06003 | ZAG BLDV | Douai Theuriet | ATMO HAUTS DE FRANCE | 50,37822 | 3,06586 | 28 | Urbaine |
| FR06011 | ZAG BLDV | Denain Villars | ATMO HAUTS DE FRANCE | 50,32276 | 3,39593 | 31,5 | Périurbaine |
| FR06133 | ZR HAUTS-DE-FRANCE | Cartignies | ATMO HAUTS DE FRANCE | 50,09225 | 3,85003 | 151 | Rurale près des villes |
| FR07004 | ZAG CLERMONT-FERRAND | Montferrand | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 45,79728 | 3,113833 | 340 | Urbaine |
| FR07022 | ZR AUVERGNE-RHONE-ALPES | Paray le Fresil | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 46,652668 | 3,600667 | 235 | Rurale régionale |
| FR07031 | ZR AUVERGNE-RHONE-ALPES | Rageade | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 45,10472 | 3,277361 | 1040 | Rurale régionale |
| FR07052 | ZR AUVERGNE-RHONE-ALPES | Aurillac-Lagarde | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 44,92008 | 2,441082 | 640 | Urbaine |
| FR07057 | ZR AUVERGNE-RHONE-ALPES | Moulins Centre | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 46,5619722 | 3,340638889 | 221 | Urbaine |
| FR07058 | ZR AUVERGNE-RHONE-ALPES | Montluçon | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 46,340723 | 2,593945 | 203 | Urbaine |
| FR07059 | ZR AUVERGNE-RHONE-ALPES | Vichy | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 46,130431 | 3,425694 | 257 | Urbaine |
| FR08016 | ZAG MONTPELLIER | Montpellier Prés d'Arènes | ATMO OCCITANIE | 43,5915 | 3,88681 | 23 | Urbaine |
| FR08614 | ZAR NIMES | Nimes Gauzy | ATMO OCCITANIE | 43,8344 | 4,3744 | 42 | Urbaine |
| FR08714 | ZAR PERPIGNAN | Perpignan Les Carmes | ATMO OCCITANIE | 42,6955 | 2,90053 | 48 | Urbaine |
| FR09003 | ZR NOUVELLE-AQUITAINE | place de VERDUN | ATMO NOUVELLE-AQUITAINE | 46,162647 | -1,153684 | 10 | Urbaine |
| FR09103 | ZR NOUVELLE-AQUITAINE | Square Pablo Casals | ATMO NOUVELLE-AQUITAINE | 45,647428 | 0,167162 | 83 | Urbaine |
| FR09302 | ZR NOUVELLE-AQUITAINE | Zoodyssée Chizé | ATMO NOUVELLE-AQUITAINE | 46,143234 | -0,395913 | 93 | Rurale régionale |
| FR09303 | ZR NOUVELLE-AQUITAINE | Niort Venise | ATMO NOUVELLE-AQUITAINE | 46,320028 | -0,482861 | 19 | Urbaine |

| | | | | | | | |
|---------|-----------------------|----------------------------|---------------------------|-------------|------------|-----|------------------|
| FR09404 | ZR NOUVELLE-AQUITAINE | Poitiers Centre Augouard | ATMO NOUVELLE-AQUITAINE | 46,583998 | 0,345582 | 110 | Urbaine |
| FR10004 | ZAR COTE-D-OPALE | Malo-les-Bains | ATMO HAUTS DE FRANCE | 51,04858 | 2,42004 | 8,5 | Urbaine |
| FR10016 | ZAR COTE-D-OPALE | Calais Berthelot | ATMO HAUTS DE FRANCE | 50,94729 | 1,84308 | 4,2 | Urbaine |
| FR10017 | ZAR COTE-D-OPALE | St Pol mer - cheminots | ATMO HAUTS DE FRANCE | 51,032761 | 2,332358 | 4 | Urbaine |
| FR10132 | ZR HAUTS-DE-FRANCE | Campagne les B. | ATMO HAUTS DE FRANCE | 50,61048 | 1,99145 | 170 | Rurale régionale |
| FR11038 | ZAG LILLE | Tourcoing Houpline | ATMO HAUTS DE FRANCE | 50,733333 | 3,173611 | 42 | Urbaine |
| FR12004 | ZAG TOULOUSE | Toulouse école m. Jacquier | ATMO OCCITANIE | 43,575694 | 1,418064 | 144 | Urbaine |
| FR12020 | ZR OCCITANIE | Peyrusse Vieille | ATMO OCCITANIE | 43,6287 | 0,179069 | 230 | Rurale nationale |
| FR12021 | ZAG TOULOUSE | Toulouse Mazades | ATMO OCCITANIE | 43,623606 | 1,438531 | 144 | Urbaine |
| FR12030 | ZAG TOULOUSE | Toulouse Berthelot | ATMO OCCITANIE | 43,587344 | 1,444003 | 146 | Urbaine |
| FR12042 | ZR OCCITANIE | Lourdes Lapaca | ATMO OCCITANIE | 43,096247 | -0,040497 | 403 | Urbaine |
| FR12052 | ZR OCCITANIE | Tarbes lycée Dupuy | ATMO OCCITANIE | 43,230297 | 0,062339 | 312 | Urbaine |
| FR12053 | ZR OCCITANIE | Castres stade Travet | ATMO OCCITANIE | 43,610497 | 2,23015 | 183 | Urbaine |
| FR12095 | ZR OCCITANIE | Rodez Camonil | ATMO OCCITANIE | 44,35699225 | 2,57070422 | 587 | Urbaine |
| FR14008 | ZR GRAND-EST | REVIN | ATMO GRAND EST | 49,90778 | 4,63 | 394 | Rurale nationale |
| FR14012 | ZAR REIMS | Jean d Aulan | ATMO GRAND EST | 49,224167 | 4,020556 | 96 | Urbaine |
| FR14033 | ZR GRAND-EST | STE SAVINE | ATMO GRAND EST | 48,295002 | 4,050278 | 119 | Urbaine |
| FR14042 | ZR GRAND-EST | St DIZIER L. Michel | ATMO GRAND EST | 48,645836 | 4,966111 | 151 | Urbaine |
| FR15038 | ZAG GRENOBLE | St Martin d'Herès | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 45,1828 | 5,7531 | 219 | Urbaine |
| FR15043 | ZAG GRENOBLE | Grenoble Les Frenes | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 45,1619 | 5,7356 | 219 | Urbaine |
| FR15048 | ZAG GRENOBLE | Gresivaudan Periurb | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 45,2797 | 5,8822 | 260 | Périurbaine |
| FR16066 | ZR GRAND-EST | Mulhouse Sud 2 | ATMO GRAND EST | 47,737415 | 7,309075 | 267 | Urbaine |
| FR16302 | ZR GRAND-EST | Donon Vosges Moyennes 2 | ATMO GRAND EST | 48,492992 | 7,1298 | 770 | Rurale nationale |

| | | | | | | | |
|---------|---------------------------|--------------------------|---------------------------|-----------|-----------|-----|------------------|
| FR18039 | ZR HAUTS-DE-FRANCE | Arrest | ATMO HAUTS DE FRANCE | 50,129448 | 1,610833 | 33 | Rurale régionale |
| FR18042 | ZR HAUTS-DE-FRANCE | P. Roth St Quentin | ATMO HAUTS DE FRANCE | 49,851334 | 3,284 | 95 | Urbaine |
| FR18043 | ZAR CREIL | Faiencerie Creil | ATMO HAUTS DE FRANCE | 49,259552 | 2,474397 | 34 | Urbaine |
| FR18053 | ZAR AMIENS | St Pierre Amiens | ATMO HAUTS DE FRANCE | 49,901667 | 2,304597 | 26 | Urbaine |
| FR18057 | ZR HAUTS-DE-FRANCE | Neuilly-Saint-Front | ATMO HAUTS DE FRANCE | 49,174931 | 3,260819 | 113 | Rurale régionale |
| FR19012 | ZAR BREST | Brest Mace | AIR BREIZH | 48,38618 | -4,4866 | 48 | Urbaine |
| FR19020 | ZR BRETAGNE | Kergoff | AIR BREIZH | 48,261963 | -2,943631 | 307 | Rurale nationale |
| FR19032 | ZR BRETAGNE | Lorient B. Bissonnet | AIR BREIZH | 47,7425 | -3,39501 | 37 | Urbaine |
| FR19033 | ZR BRETAGNE | Vannes UTA | AIR BREIZH | 47,64892 | -2,76399 | 20 | Urbaine |
| FR19039 | ZAG RENNES | Rennes Thabor | AIR BREIZH | 48,11521 | -1,673088 | 54 | Urbaine |
| FR19053 | ZR BRETAGNE | Quimper Zola | AIR BREIZH | 47,986606 | -4,097658 | 61 | Urbaine |
| FR19061 | ZR BRETAGNE | Saint Briec Balzac | AIR BREIZH | 48,51351 | -2,74953 | 90 | Urbaine |
| FR19082 | ZR BRETAGNE | StMalo Rocabey | AIR BREIZH | 48,65306 | -2,00268 | 5 | Périurbaine |
| FR20017 | ZAG LYON | GERLAND | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 45,73529 | 4,829794 | 172 | Urbaine |
| FR20048 | ZAG LYON | SAINTE EXUPERY | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 45,7533 | 5,0722 | 217 | Périurbaine |
| FR20062 | ZAG LYON | LYON Centre | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 45,757732 | 4,854214 | 160 | Urbaine |
| FR20077 | ZAG LYON | Villefranche Centre | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 45,990112 | 4,715566 | 184 | Urbaine |
| FR21001 | ZAR CAEN | Caen Chemin-Vert | ATMO NORMANDIE | 49,19222 | -0,391111 | 56 | Urbaine |
| FR21031 | ZR NORMANDIE | Alençon Météo-France | ATMO NORMANDIE | 48,445553 | 0,110833 | 140 | Périurbaine |
| FR21038 | ZR NORMANDIE | Cherbourg Hotel de Ville | ATMO NORMANDIE | 49,64225 | -1,624361 | 6,5 | Urbaine |
| FR21050 | ZR NORMANDIE | La Coulonche MERA | ATMO NORMANDIE | 48,645 | -0,458333 | 309 | Rurale nationale |
| FR22054 | ZR GRAND-EST | Station de FORBACH | ATMO GRAND EST | 49,18742 | 6,910867 | 233 | Urbaine |
| FR23107 | ZAG NANTES-SAINTE-NAZAIRE | LA CHAUVINIÈRE | AIR PAYS DE LA LOIRE | 47,252777 | -1,573333 | 20 | Urbaine |
| FR23110 | ZAG NANTES-SAINTE-NAZAIRE | LEON BLUM | AIR PAYS DE LA LOIRE | 47,26412 | -2,249858 | 10 | Urbaine |
| FR23120 | ZAR ANGERS-LOIRE | BEAUX ARTS | AIR PAYS DE LA LOIRE | 47,468513 | -0,556053 | 30 | Urbaine |

| | | | | | | | |
|---------|-------------------------------|---------------------|------------------------------|-----------|-----------|-----|------------------------|
| FR23124 | ZR PAYS-DE-LA-LOIRE | LA TARDIERE | AIR PAYS DE LA LOIRE | 46,656685 | -0,743681 | 100 | Rurale nationale |
| FR23152 | ZR PAYS-DE-LA-LOIRE | DELACROIX | AIR PAYS DE LA LOIRE | 46,6607 | -1,436831 | 50 | Urbaine |
| FR23177 | ZR PAYS-DE-LA-LOIRE | SAINT-DENIS D'ANJOU | AIR PAYS DE LA LOIRE | 47,78773 | -0,444044 | 54 | Rurale régionale |
| FR23182 | ZAR LE-MANS | SOURCES | AIR PAYS DE LA LOIRE | 47,971066 | 0,221422 | 50 | Urbaine |
| FR23188 | ZAG NANTES-SAINT-NAZAIRE | CIM BOUTEILLERIE | AIR PAYS DE LA LOIRE | 47,2225 | -1,5375 | 20 | Urbaine |
| FR24009 | ZAG NICE | CANNES BROUSSAILLES | ATMO SUD | 43,558389 | 7,005919 | 71 | Urbaine |
| FR24018 | ZR PROVENCE-ALPES-COTE-D-AZUR | MANOSQUE | ATMO SUD | 43,835784 | 5,786131 | 385 | Urbaine |
| FR24033 | ZR PROVENCE-ALPES-COTE-D-AZUR | GAP COMMANDERIE | ATMO SUD | 44,555193 | 6,073015 | 743 | Urbaine |
| FR24036 | ZAG NICE | NICE ARSON | ATMO SUD | 43,702075 | 7,286256 | 11 | Urbaine |
| FR24039 | ZR PROVENCE-ALPES-COTE-D-AZUR | Obs Haute-Provence | ATMO SUD | 43,933476 | 5,711809 | 668 | Rurale près des villes |
| FR25036 | ZAG ROUEN | Espace du Palais | ATMO NORMANDIE | 49,442358 | 1,093789 | 17 | Urbaine |
| FR25039 | ZR NORMANDIE | Evreux Centre | ATMO NORMANDIE | 49,02134 | 1,148319 | 65 | Urbaine |
| FR25043 | ZAG ROUEN | Centre Hospitalier | ATMO NORMANDIE | 49,4005 | 1,099042 | 11 | Urbaine |
| FR25049 | ZR NORMANDIE | Base loisirs Poses | ATMO NORMANDIE | 49,30487 | 1,214367 | 21 | Rurale près des villes |
| FR25055 | ZR NORMANDIE | Dieppe Golf | ATMO NORMANDIE | 49,920492 | 1,047892 | 89 | Périurbaine |
| FR26005 | ZAR DIJON | Dijon Péjoces | ATMO BOURGOGNE-FRANCHE-COMTE | 47,307368 | 5,065881 | 238 | Périurbaine |
| FR26012 | ZR BOURGOGNE-FRANCHE-COMTE | Morvan | ATMO BOURGOGNE-FRANCHE-COMTE | 47,274762 | 4,099476 | 638 | Rurale nationale |
| FR26019 | ZR BOURGOGNE-FRANCHE-COMTE | Auxerre | ATMO BOURGOGNE-FRANCHE-COMTE | 47,800575 | 3,576189 | 107 | Urbaine |
| FR27007 | ZAG LYON | Bourgoin-Jallieu | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 45,60822 | 5,270872 | 227 | Urbaine |
| FR28010 | ZAG BLDV | Harnes Serres | ATMO HAUTS DE FRANCE | 50,44914 | 2,9 | 31 | Périurbaine |

| | | | | | | | |
|---------|-----------------------------|-------------------------------|------------------------------|------------|------------|-----|------------------|
| FR28022 | ZAR ARRAS | St-Laurent-Blangy | ATMO HAUTS DE FRANCE | 50,30886 | 2,807369 | 90 | Périurbaine |
| FR29424 | ZAG SAINT-ETIENNE | SAINT ETIENNE SUD | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 45,42009 | 4,395422 | 552 | Urbaine |
| FR29426 | ZAG SAINT-ETIENNE | SAINT-CHAMOND | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 45,475327 | 4,515003 | 366 | Urbaine |
| FR30019 | ZR GRAND-EST | Epinal | ATMO GRAND EST | 48,1726528 | 6,45281666 | 350 | Urbaine |
| FR30033 | ZR GRAND-EST | Jonville en Woevre | ATMO GRAND EST | 49,06583 | 5,785556 | 213 | Rurale régionale |
| FR30034 | ZAG NANCY | Nancy-Charles III | ATMO GRAND EST | 48,68817 | 6,190431 | 200 | Urbaine |
| FR31002 | ZAG BORDEAUX | TALENCE | ATMO NOUVELLE-AQUITAINE | 44,800462 | -0,589398 | 20 | Urbaine |
| FR31007 | ZAG BORDEAUX | BASSENS | ATMO NOUVELLE-AQUITAINE | 44,900296 | -0,515835 | 36 | Urbaine |
| FR31013 | ZR NOUVELLE-AQUITAINE | BILLERE | ATMO NOUVELLE-AQUITAINE | 43,310797 | -0,391543 | 197 | Urbaine |
| FR31033 | ZR NOUVELLE-AQUITAINE | PERIGUEUX | ATMO NOUVELLE-AQUITAINE | 45,189825 | 0,727184 | 142 | Urbaine |
| FR31043 | ZAG BAYONNE | Biarritz-hippodrome | ATMO NOUVELLE-AQUITAINE | 43,470237 | -1,553876 | 70 | Périurbaine |
| FR31055 | ZR NOUVELLE-AQUITAINE | MONT-DE-MARSAN - MIDOUZE | ATMO NOUVELLE-AQUITAINE | 43,888972 | -0,507028 | 35 | Urbaine |
| FR32005 | ZR BOURGOGNE-FRANCHE-COMTE | Montceau-les-Mines 9me église | ATMO BOURGOGNE-FRANCHE-COMTE | 46,678785 | 4,366893 | 281 | Urbaine |
| FR32006 | ZR BOURGOGNE-FRANCHE-COMTE | Macon Paul Bert | ATMO BOURGOGNE-FRANCHE-COMTE | 46,316172 | 4,839994 | 172 | Périurbaine |
| FR33101 | ZAR PAYS-DE-SAVOIE | PASTEUR | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 45,56472 | 5,928333 | 280 | Urbaine |
| FR33121 | ZAR VALLEE-DE-LA-TARANTAISE | Albertville | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 45,675 | 6,389722 | 352 | Urbaine |
| FR33201 | ZAR PAYS-DE-SAVOIE | LOVERCHY | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 45,89528 | 6,118333 | 453 | Urbaine |

| | | | | | | | |
|---------|-----------------------------|-------------------------|----------------------------------|------------|------------|------|------------------|
| FR33212 | ZAR PAYS-DE-SAVOIE | GAILLARD | ATMO AUVERGNE- RHÔNE-ALPES | 46,193641 | 6,214534 | 426 | Urbaine |
| FR33220 | ZAR VALLEE-DE-L-ARVE | PASSY | ATMO AUVERGNE- RHÔNE-ALPES | 45,92361 | 6,713611 | 588 | Périurbaine |
| FR33305 | ZR AUVERGNE- RHONE-ALPES | Bourg-en-Bresse | ATMO AUVERGNE- RHÔNE-ALPES | 46,211666 | 5,226389 | 220 | Urbaine |
| FR34024 | ZAG TOURS | Joué lès Tours | LIG'AIR | 47,344139 | 0,653778 | 90 | Urbaine |
| FR34029 | ZAG ORLEANS | La_Source- CNRS | LIG'AIR | 47,83775 | 1,944667 | 109 | Urbaine |
| FR34032 | ZR CENTRE-VAL- DE-LOIRE | Leblanc | LIG'AIR | 47,082778 | 2,405333 | 133 | Urbaine |
| FR34038 | ZR CENTRE-VAL- DE-LOIRE | Verneuil | LIG'AIR | 46,814694 | 2,610069 | 182 | Rurale nationale |
| FR34041 | ZR CENTRE-VAL- DE-LOIRE | Fulbert | LIG'AIR | 48,444417 | 1,510139 | 145 | Urbaine |
| FR34046 | ZR CENTRE-VAL- DE-LOIRE | Dreux Centre | LIG'AIR | 48,729694 | 1,358472 | 90 | Urbaine |
| FR34051 | ZR CENTRE-VAL- DE-LOIRE | Chateauroux Sud | LIG'AIR | 46,798278 | 1,693139 | 156 | Urbaine |
| FR34061 | ZAR BLOIS | Blois nord | LIG'AIR | 47,594256 | 1,302667 | 118 | Urbaine |
| FR34066 | ZR CENTRE-VAL- DE-LOIRE | Montargis Les Cites | LIG'AIR | 48,00145 | 2,72618 | 106 | Urbaine |
| FR34067 | ZAG ORLEANS | St Jean de la Ruelle | LIG'AIR | 47,910303 | 1,873431 | 115 | Urbaine |
| FR35027 | ZAR LIMOGES | LIMOGES - BERLAND | ATMO NOUVELLE- AQUITAINE | 45,842204 | 1,259689 | 437 | Urbaine |
| FR36002 | ZAR VALLEE-DU- RHONE | Valence Urb. Centre | ATMO AUVERGNE- RHÔNE-ALPES | 44,933514 | 4,893481 | 125 | Urbaine |
| FR36019 | ZAR VALLEE-DU- RHONE | Romans-sur- Isère | ATMO AUVERGNE- RHÔNE-ALPES | 45,0425 | 5,0443 | 150 | Urbaine |
| FR36021 | ZR AUVERGNE- RHONE-ALPES | Drôme Rurale Sud-SND | ATMO AUVERGNE- RHÔNE-ALPES | 44,569443 | 5,278972 | 605 | Rurale nationale |
| FR37006 | ZAG POINTE-A- PITRE | PTP-VICTOIRE | GWAD'AIR | 16,23674 | -61,534101 | 7 | Urbaine |
| FR37010 | ZR GUADELOUPE | BT_PICHON | GWAD'AIR | 15,994349 | -61,727203 | 37 | Urbaine |
| FR38011 | ZAR VOLCAN | Station Luther King | ATMO REUNION | -21,334406 | 55,45906 | 10 | Urbaine |
| FR38017 | ZAR VOLCAN | Grand Coude | ATMO REUNION | -21,29433 | 55,62793 | 1141 | Rurale régionale |
| FR38020 | ZAR SAINT- DENIS | Plateau Caillou | ATMO REUNION | -21,022112 | 55,266773 | 165 | Urbaine |

| | | | | | | | |
|---------|----------------------------|---------------------------------------|------------------------------|-------------|------------|-----|------------------|
| FR39008 | ZAR FORT-DE-FRANCE | Ville de Schoelcher | MADININAIR | 14,616389 | -61,100792 | 20 | Urbaine |
| FR39009 | ZAR FORT-DE-FRANCE | Lamentin | MADININAIR | 14,610653 | -61,002586 | 5 | Urbaine |
| FR39014 | ZR MARTINIQUE | Sainte_Luce | MADININAIR | 14,468869 | -60,927417 | 46 | Périurbaine |
| FR39015 | ZAR FORT-DE-FRANCE | Fort-de-France - Hôtel de ville | MADININAIR | 14,607444 | -61,069778 | 11 | Urbaine |
| FR39016 | ZAR FORT-DE-FRANCE | Robert Bourg | MADININAIR | 14,678025 | -60,939056 | 18 | Urbaine |
| FR40006 | ZR GUYANE | Kourou Gaston Monnerville Brady | ATMO GUYANE | 5,164248 | -52,64649 | 6 | Urbaine |
| FR40008 | ZAR ILE-DE-CAYENNE | Caïena3 | ATMO GUYANE | 4,9378467 | -52,32093 | 5 | Urbaine |
| FR41001 | ZAR AJACCIO | AJACCIO CANETTO | QUALITAIR CORSE | 41,924694 | 8,735694 | 39 | Urbaine |
| FR41002 | ZAR BASTIA | BASTIA GIRAUD | QUALITAIR CORSE | 42,697917 | 9,446417 | 60 | Urbaine |
| FR41017 | ZAR BASTIA | BASTIA MONTESORO | QUALITAIR CORSE | 42,671333 | 9,434639 | 15 | Périurbaine |
| FR41024 | ZR CORSE | VENACO | QUALITAIR CORSE | 42,236028 | 9,190028 | 653 | Rurale régionale |
| FR42010 | ZAG STRASBOURG | Strasbourg Neudorf Ecoquartier Danube | ATMO GRAND EST | 48,572808 | 7,767833 | 135 | Urbaine |
| FR42011 | ZR GRAND-EST | Haguenau-Place marché aux bestiaux | ATMO GRAND EST | 48,818352 | 7,786409 | 143 | Urbaine |
| FR43002 | ZR MAYOTTE | Convalescence | HAWA MAYOTTE | -12,778186 | 45,220235 | 117 | Urbaine |
| FR50060 | ZR OCCITANIE | Montauban - Ramierou | ATMO OCCITANIE | 44,01285657 | 1,37530522 | 451 | Urbaine |
| FR82006 | ZAR BESANCON | Besançon Prévoyance | ATMO BOURGOGNE-FRANCHE-COMTE | 47,2474 | 6,015419 | 321 | Urbaine |
| FR82010 | ZAR BELFORT-MONTBELIARD | Montbéliard centre | ATMO BOURGOGNE-FRANCHE-COMTE | 47,510307 | 6,794 | 331 | Urbaine |
| FR82040 | ZR BOURGOGNE-FRANCHE-COMTE | Dole centre | ATMO BOURGOGNE-FRANCHE-COMTE | 47,09672 | 5,496389 | 223 | Urbaine |

| | | | | | | | |
|---------|---------------------------------------|------------------------|---|-----------|----------|-----|---------|
| FR82050 | ZR BOURGOGNE- FRANCHE- COMTE | Lons-le-Saunier CV | ATMO BOURGOGNE- FRANCHE- COMTE | 46,671321 | 5,55662 | 261 | Urbaine |
| FR82060 | ZR BOURGOGNE- FRANCHE- COMTE | Vesoul Pres Caillet | ATMO BOURGOGNE- FRANCHE- COMTE | 47,620022 | 6,157642 | 217 | Urbaine |

7.4 NO₂

| Code station | Nom de la ZAS | Nom de la station | Nom de l'AASQA | Latitude | Longitude | Altitude | Secteur de la station |
|--------------|-------------------------------|----------------------|----------------|------------|-----------|----------|-----------------------|
| FR01011 | ZAG METZ | Metz-Centre | ATMO GRAND EST | 49,119442 | 6,180833 | 192 | Urbaine |
| FR01012 | ZAG METZ | Metz-Borny | ATMO GRAND EST | 49,110283 | 6,223336 | 204 | Urbaine |
| FR01018 | ZAG METZ | Scy-Chazelles | ATMO GRAND EST | 49,107502 | 6,122775 | 170 | Périurbaine |
| FR01020 | ZAG METZ | Thionville-Centre | ATMO GRAND EST | 49,358337 | 6,156942 | 154 | Urbaine |
| FR02022 | ZR PROVENCE-ALPES-COTE-D-AZUR | Arles | ATMO SUD | 43,675114 | 4,62921 | 10 | Urbaine |
| FR02041 | ZAG MARSEILLE-AIX | SALON | ATMO SUD | 43,639002 | 5,101097 | 82 | Urbaine |
| FR02043 | ZAG MARSEILLE-AIX | Marignane | ATMO SUD | 43,4165306 | 5,222281 | 15 | Urbaine |
| FR03014 | ZAG MARSEILLE-AIX | MARSEILLE ST LOUIS | ATMO SUD | 43,348048 | 5,360119 | 59 | Urbaine |
| FR03029 | ZAG MARSEILLE-AIX | AIX CENTRE ECOLE ART | ATMO SUD | 43,530285 | 5,440912 | 192 | Urbaine |
| FR03032 | ZAG MARSEILLE-AIX | AUBAGNE LES PASSONS | ATMO SUD | 43,293138 | 5,574184 | 132 | Urbaine |
| FR03043 | ZAG MARSEILLE-AIX | MARSEILLE 5 AVENUES | ATMO SUD | 43,305287 | 5,394716 | 73 | Urbaine |
| FR03060 | ZAG TOULON | LA SEYNE GENOUD | ATMO SUD | 43,101565 | 5,875404 | 8 | Urbaine |
| FR03070 | ZR PROVENCE-ALPES-COTE-D-AZUR | ESTEREL | ATMO SUD | 43,437874 | 6,76839 | 5 | Périurbaine |
| FR03071 | ZAG TOULON | TOULON CLARET | ATMO SUD | 43,131113 | 5,924184 | 26 | Urbaine |
| FR03080 | ZAG AVIGNON | AVIGNON MAIRIE | ATMO SUD | 43,949673 | 4,804341 | 19 | Urbaine |
| FR03084 | ZAG AVIGNON | LE PONTET | ATMO SUD | 43,960144 | 4,856731 | 21 | Périurbaine |
| FR04002 | ZAG PARIS | GENNEVILLIERS | AIRPARIF | 48,930319 | 2,29435 | 28 | Urbaine |
| FR04004 | ZAG PARIS | PARIS 18eme | AIRPARIF | 48,891666 | 2,346667 | 60 | Urbaine |
| FR04014 | ZAG PARIS | PARIS 12eme | AIRPARIF | 48,837223 | 2,3939 | 40 | Urbaine |
| FR04017 | ZAG PARIS | NEUILLY-SUR-SEINE | AIRPARIF | 48,88139 | 2,278056 | 36 | Urbaine |
| FR04018 | ZAG PARIS | AUBERVILLIERS | AIRPARIF | 48,9039 | 2,3847 | 42 | Urbaine |
| FR04024 | ZAG PARIS | GONESSE | AIRPARIF | 48,99083 | 2,444722 | 65 | Périurbaine |
| FR04029 | ZAG PARIS | VERSAILLES | AIRPARIF | 48,799168 | 2,130556 | 125 | Périurbaine |

| | | | | | | | |
|---------|-------------------------|----------------------|---------------------------|-----------|----------|------|------------------------|
| FR04034 | ZAG PARIS | VITRY-SUR-SEINE | AIRPARIF | 48,775897 | 2,375788 | 95 | Urbaine |
| FR04037 | ZAG PARIS | PARIS 13eme | AIRPARIF | 48,82861 | 2,360278 | 57 | Urbaine |
| FR04038 | ZR ILE-DE-FRANCE | Zone Rurale SO | AIRPARIF | 48,581944 | 1,883333 | 152 | Rurale régionale |
| FR04051 | ZAG PARIS | ARGENTEUIL | AIRPARIF | 48,95139 | 2,223611 | 56 | Urbaine |
| FR04055 | ZAG PARIS | PARIS 1er Les Halles | AIRPARIF | 48,86212 | 2,344616 | 35 | Urbaine |
| FR04059 | ZAG PARIS | SAINT-DENIS | AIRPARIF | 48,93722 | 2,361667 | 31 | Urbaine |
| FR04060 | ZAG PARIS | PARIS 7eme | AIRPARIF | 48,8572 | 2,2933 | 31 | Urbaine |
| FR04063 | ZAG PARIS | MANTES-LA-JOLIE | AIRPARIF | 48,9964 | 1,7033 | 32 | Périurbaine |
| FR04069 | ZAG PARIS | MELUN | AIRPARIF | 48,54139 | 2,661389 | 56 | Périurbaine |
| FR04098 | ZAG PARIS | LOGNES | AIRPARIF | 48,84028 | 2,635278 | 80 | Urbaine |
| FR04100 | ZAG PARIS | VILLEMOMBLE | AIRPARIF | 48,881947 | 2,507222 | 85 | Urbaine |
| FR04101 | ZAG PARIS | CHAMPIGNY-SUR-MARNE | AIRPARIF | 48,816387 | 2,5175 | 74 | Urbaine |
| FR04149 | ZAG PARIS | MONTGERON | AIRPARIF | 48,7067 | 2,4572 | 68 | Urbaine |
| FR04150 | ZAG PARIS | LA DEFENSE | AIRPARIF | 48,891388 | 2,240556 | 58 | Urbaine |
| FR04156 | ZAG PARIS | BOBIGNY | AIRPARIF | 48,902504 | 2,4525 | 51 | Urbaine |
| FR04319 | ZAG PARIS | TREMBLAY-EN-FRANCE | AIRPARIF | 48,95555 | 2,575278 | 65 | Périurbaine |
| FR04323 | ZAG PARIS | EVRY | AIRPARIF | 48,62722 | 2,429167 | 81 | Urbaine |
| FR04328 | ZR ILE-DE-FRANCE | Zone Rurale SE | AIRPARIF | 48,3547 | 2,6453 | 127 | Rurale régionale |
| FR05078 | ZAR LE-HAVRE | Le Havre Massillon | ATMO NORMANDIE | 49,4983 | 0,142706 | 3 | Urbaine |
| FR05087 | ZR NORMANDIE | Maison Parc Brotonne | ATMO NORMANDIE | 49,498417 | 0,758697 | 10 | Rurale régionale |
| FR05090 | ZAR LE-HAVRE | Le Havre ville-haute | ATMO NORMANDIE | 49,514686 | 0,100645 | 92 | Urbaine |
| FR06001 | ZAG BLDV | Valenciennes Acacias | ATMO HAUTS DE FRANCE | 50,35853 | 3,50804 | 43 | Urbaine |
| FR06003 | ZAG BLDV | Douai Theuriet | ATMO HAUTS DE FRANCE | 50,37822 | 3,06586 | 28 | Urbaine |
| FR06007 | ZR HAUTS-DE-FRANCE | Maubeuge Joyeuse | ATMO HAUTS DE FRANCE | 50,27936 | 3,97691 | 133 | Urbaine |
| FR06011 | ZAG BLDV | Denain Villars | ATMO HAUTS DE FRANCE | 50,32276 | 3,39593 | 31,5 | Périurbaine |
| FR06133 | ZR HAUTS-DE-FRANCE | Cartignies | ATMO HAUTS DE FRANCE | 50,09225 | 3,85003 | 151 | Rurale près des villes |
| FR06134 | ZAG BLDV | Saint Amand | ATMO HAUTS DE FRANCE | 50,45647 | 3,42794 | 22 | Périurbaine |
| FR07004 | ZAG CLERMONT-FERRAND | Montferrand | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 45,79728 | 3,113833 | 340 | Urbaine |
| FR07022 | ZR AUVERGNE-RHONE-ALPES | Paray le Fresil | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 46,652668 | 3,600667 | 235 | Rurale régionale |

| | | | | | | | |
|---------|-----------------------------|------------------------------|----------------------------------|------------|-------------|-----|------------------|
| FR07052 | ZR AUVERGNE- RHONE-ALPES | Aurillac-Lagarde | ATMO AUVERGNE- RHÔNE-ALPES | 44,92008 | 2,441082 | 640 | Urbaine |
| FR07054 | ZR AUVERGNE- RHONE-ALPES | Le Puy-Causans | ATMO AUVERGNE- RHÔNE-ALPES | 45,039001 | 3,887001 | 629 | Urbaine |
| FR07057 | ZR AUVERGNE- RHONE-ALPES | Moulins Centre | ATMO AUVERGNE- RHÔNE-ALPES | 46,5619722 | 3,340638889 | 221 | Urbaine |
| FR07058 | ZR AUVERGNE- RHONE-ALPES | Montluçon | ATMO AUVERGNE- RHÔNE-ALPES | 46,340723 | 2,593945 | 203 | Urbaine |
| FR07059 | ZR AUVERGNE- RHONE-ALPES | Vichy | ATMO AUVERGNE- RHÔNE-ALPES | 46,130431 | 3,425694 | 257 | Urbaine |
| FR07060 | ZAG CLERMONT- FERRAND | Royat Périurbaine | ATMO AUVERGNE- RHÔNE-ALPES | 45,764111 | 3,046111 | 519 | Périurbaine |
| FR07061 | ZAG CLERMONT- FERRAND | Riom Périurbaine | ATMO AUVERGNE- RHÔNE-ALPES | 45,89674 | 3,122254 | 329 | Périurbaine |
| FR08003 | ZAG MONTPELLIER | Montpellier Chaptal | ATMO OCCITANIE | 43,611302 | 3,86626 | 42 | Urbaine |
| FR08016 | ZAG MONTPELLIER | Montpellier Prés d'Arènes | ATMO OCCITANIE | 43,5915 | 3,88681 | 23 | Urbaine |
| FR08022 | ZR OCCITANIE | Agathois- piscénois | ATMO OCCITANIE | 43,2875 | 3,50484 | 19 | Périurbaine |
| FR08614 | ZAR NIMES | Nimes Gauzy | ATMO OCCITANIE | 43,8344 | 4,3744 | 42 | Urbaine |
| FR08714 | ZAR PERPIGNAN | Perpignan Les Carmes | ATMO OCCITANIE | 42,6955 | 2,90053 | 48 | Urbaine |
| FR09003 | ZR NOUVELLE- AQUITAINE | place de VERDUN | ATMO NOUVELLE- AQUITAINE | 46,162647 | -1,153684 | 10 | Urbaine |
| FR09008 | ZR NOUVELLE- AQUITAINE | Aytré | ATMO NOUVELLE- AQUITAINE | 46,135134 | -1,117086 | 10 | Périurbaine |
| FR09015 | ZR NOUVELLE- AQUITAINE | Les Couronneries | ATMO NOUVELLE- AQUITAINE | 46,586958 | 0,358458 | 119 | Urbaine |
| FR09103 | ZR NOUVELLE- AQUITAINE | Square Pablo Casals | ATMO NOUVELLE- AQUITAINE | 45,647428 | 0,167162 | 83 | Urbaine |
| FR09302 | ZR NOUVELLE- AQUITAINE | Zoodyssée Chizé | ATMO NOUVELLE- AQUITAINE | 46,143234 | -0,395913 | 93 | Rurale régionale |
| FR09303 | ZR NOUVELLE- AQUITAINE | Niort Venise | ATMO NOUVELLE- AQUITAINE | 46,320028 | -0,482861 | 19 | Urbaine |

| | | | | | | | |
|---------|-----------------------|----------------------------|-------------------------|-------------|------------|-----|------------------|
| FR09304 | ZR NOUVELLE-AQUITAINE | AIRVAULT - Stade Laillé | ATMO NOUVELLE-AQUITAINE | 46,823796 | -0,135634 | 100 | Périurbaine |
| FR09404 | ZR NOUVELLE-AQUITAINE | Poitiers Centre Augouard | ATMO NOUVELLE-AQUITAINE | 46,583998 | 0,345582 | 110 | Urbaine |
| FR10016 | ZAR COTE-D-OPALE | Calais Berthelot | ATMO HAUTS DE FRANCE | 50,94729 | 1,84308 | 4,2 | Urbaine |
| FR10017 | ZAR COTE-D-OPALE | St Pol mer - cheminots | ATMO HAUTS DE FRANCE | 51,032761 | 2,332358 | 4 | Urbaine |
| FR10025 | ZAR COTE-D-OPALE | Sangatte | ATMO HAUTS DE FRANCE | 50,94989 | 1,76917 | 3 | Périurbaine |
| FR10026 | ZAR COTE-D-OPALE | Calais Parmentier | ATMO HAUTS DE FRANCE | 50,9578 | 1,89008 | 3 | Urbaine |
| FR10029 | ZAR COTE-D-OPALE | Cappelle la Grande | ATMO HAUTS DE FRANCE | 50,99594 | 2,36627 | 3 | Périurbaine |
| FR10032 | ZAR COTE-D-OPALE | Outreau | ATMO HAUTS DE FRANCE | 50,69435 | 1,57657 | 58 | Périurbaine |
| FR10041 | ZAR COTE-D-OPALE | St Omer Ribot | ATMO HAUTS DE FRANCE | 50,74823 | 2,25978 | 12 | Urbaine |
| FR11026 | ZAG LILLE | Halluin stade | ATMO HAUTS DE FRANCE | 50,775482 | 3,12568 | 24 | Périurbaine |
| FR11038 | ZAG LILLE | Tourcoing Houpline | ATMO HAUTS DE FRANCE | 50,733333 | 3,173611 | 42 | Urbaine |
| FR12004 | ZAG TOULOUSE | Toulouse école m. Jacquier | ATMO OCCITANIE | 43,575694 | 1,418064 | 144 | Urbaine |
| FR12020 | ZR OCCITANIE | Peyrusse Vieille | ATMO OCCITANIE | 43,6287 | 0,179069 | 230 | Rurale nationale |
| FR12026 | ZR OCCITANIE | Albi Delmas | ATMO OCCITANIE | 43,927769 | 2,145897 | 181 | Urbaine |
| FR12030 | ZAG TOULOUSE | Toulouse Berthelot | ATMO OCCITANIE | 43,587344 | 1,444003 | 146 | Urbaine |
| FR12042 | ZR OCCITANIE | Lourdes Lapaca | ATMO OCCITANIE | 43,096247 | -0,040497 | 403 | Urbaine |
| FR12052 | ZR OCCITANIE | Tarbes lycée Dupuy | ATMO OCCITANIE | 43,230297 | 0,062339 | 312 | Urbaine |
| FR12053 | ZR OCCITANIE | Castres stade Travet | ATMO OCCITANIE | 43,610497 | 2,23015 | 183 | Urbaine |
| FR12095 | ZR OCCITANIE | Rodez Camonil | ATMO OCCITANIE | 44,35699225 | 2,57070422 | 587 | Urbaine |
| FR14008 | ZR GRAND-EST | REVIN | ATMO GRAND EST | 49,90778 | 4,63 | 394 | Rurale nationale |
| FR14010 | ZAR REIMS | BETHENY | ATMO GRAND EST | 49,28222 | 4,051111 | 91 | Périurbaine |
| FR14012 | ZAR REIMS | Jean d Aulan | ATMO GRAND EST | 49,224167 | 4,020556 | 96 | Urbaine |
| FR14022 | ZR GRAND-EST | CHALONS | ATMO GRAND EST | 48,962223 | 4,36 | 86 | Urbaine |
| FR14031 | ZR GRAND-EST | Troyes La Tour | ATMO GRAND EST | 48,301666 | 4,076944 | 109 | Urbaine |

| | | | | | | | |
|---------|--------------------|-------------------------|---------------------------|------------|-----------|-----|------------------|
| FR14033 | ZR GRAND-EST | STE SAVINE | ATMO GRAND EST | 48,295002 | 4,050278 | 119 | Urbaine |
| FR14042 | ZR GRAND-EST | St DIZIER L. Michel | ATMO GRAND EST | 48,645836 | 4,966111 | 151 | Urbaine |
| FR14051 | ZR GRAND-EST | CHARLEVILLE | ATMO GRAND EST | 49,745277 | 4,719167 | 160 | Urbaine |
| FR15018 | ZAG GRENOBLE | Voiron Urbain | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 45,360176 | 5,589419 | 286 | Urbaine |
| FR15043 | ZAG GRENOBLE | Grenoble Les Frenes | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 45,1619 | 5,7356 | 219 | Urbaine |
| FR15045 | ZAG GRENOBLE | Grenoble PeriurbSud | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 45,0578 | 5,6767 | 310 | Périurbaine |
| FR15048 | ZAG GRENOBLE | Gresivaudan Periurb | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 45,2797 | 5,8822 | 260 | Périurbaine |
| FR16017 | ZR GRAND-EST | Nord-Est Alsace | ATMO GRAND EST | 48,919357 | 8,158458 | 114 | Rurale régionale |
| FR16029 | ZAG STRASBOURG | Strasbourg Nord | ATMO GRAND EST | 48,610363 | 7,781631 | 114 | Urbaine |
| FR16054 | ZR GRAND-EST | Colmar Centre | ATMO GRAND EST | 48,0744444 | 7,3505555 | 195 | Urbaine |
| FR16057 | ZR GRAND-EST | Mulhouse Nord | ATMO GRAND EST | 47,757435 | 7,347294 | 236 | Urbaine |
| FR16060 | ZR GRAND-EST | C.C.3 Frontières | ATMO GRAND EST | 47,594913 | 7,568175 | 247 | Périurbaine |
| FR16066 | ZR GRAND-EST | Mulhouse Sud 2 | ATMO GRAND EST | 47,737415 | 7,309075 | 267 | Urbaine |
| FR16302 | ZR GRAND-EST | Donon Vosges Moyennes 2 | ATMO GRAND EST | 48,492992 | 7,1298 | 770 | Rurale nationale |
| FR18035 | ZAR AMIENS | Salouel | ATMO HAUTS DE FRANCE | 49,86889 | 2,239806 | 30 | Périurbaine |
| FR18042 | ZR HAUTS-DE-FRANCE | P. Roth St Quentin | ATMO HAUTS DE FRANCE | 49,851334 | 3,284 | 95 | Urbaine |
| FR18043 | ZAR CREIL | Faiencerie Creil | ATMO HAUTS DE FRANCE | 49,259552 | 2,474397 | 34 | Urbaine |
| FR18053 | ZAR AMIENS | St Pierre Amiens | ATMO HAUTS DE FRANCE | 49,901667 | 2,304597 | 26 | Urbaine |
| FR18057 | ZR HAUTS-DE-FRANCE | Neuilly-Saint-Front | ATMO HAUTS DE FRANCE | 49,174931 | 3,260819 | 113 | Rurale régionale |
| FR19012 | ZAR BREST | Brest Mace | AIR BREIZH | 48,38618 | -4,4866 | 48 | Urbaine |
| FR19020 | ZR BRETAGNE | Kergoff | AIR BREIZH | 48,261963 | -2,943631 | 307 | Rurale nationale |
| FR19032 | ZR BRETAGNE | Lorient B. Bissonnet | AIR BREIZH | 47,7425 | -3,39501 | 37 | Urbaine |
| FR19033 | ZR BRETAGNE | Vannes UTA | AIR BREIZH | 47,64892 | -2,76399 | 20 | Urbaine |
| FR19039 | ZAG RENNES | Rennes Thabor | AIR BREIZH | 48,11521 | -1,673088 | 54 | Urbaine |
| FR19053 | ZR BRETAGNE | Quimper Zola | AIR BREIZH | 47,986606 | -4,097658 | 61 | Urbaine |

| | | | | | | | |
|---------|------------------------------|-----------------------------|----------------------------------|-----------|-----------|-----|------------------|
| FR19061 | ZR BRETAGNE | Saint Briec Balzac | AIR BREIZH | 48,51351 | -2,74953 | 90 | Urbaine |
| FR19082 | ZR BRETAGNE | StMalo Rocabey | AIR BREIZH | 48,65306 | -2,00268 | 5 | Périurbaine |
| FR20017 | ZAG LYON | GERLAND | ATMO AUVERGNE- RHÔNE-ALPES | 45,73529 | 4,829794 | 172 | Urbaine |
| FR20037 | ZAG LYON | TERNAY | ATMO AUVERGNE- RHÔNE-ALPES | 45,6019 | 4,8022 | 235 | Périurbaine |
| FR20047 | ZAG LYON | COTIERE AIN | ATMO AUVERGNE- RHÔNE-ALPES | 45,823223 | 4,953958 | 180 | Périurbaine |
| FR20048 | ZAG LYON | SAINT EXUPERY | ATMO AUVERGNE- RHÔNE-ALPES | 45,7533 | 5,0722 | 217 | Périurbaine |
| FR20062 | ZAG LYON | LYON Centre | ATMO AUVERGNE- RHÔNE-ALPES | 45,757732 | 4,854214 | 160 | Urbaine |
| FR20077 | ZAG LYON | Villefranche Centre | ATMO AUVERGNE- RHÔNE-ALPES | 45,990112 | 4,715566 | 184 | Urbaine |
| FR21001 | ZAR CAEN | Caen Chemin- Vert | ATMO NORMANDIE | 49,19222 | -0,391111 | 56 | Urbaine |
| FR21019 | ZAR CAEN | IFS Caen sud | ATMO NORMANDIE | 49,15167 | -0,352778 | 22 | Urbaine |
| FR21031 | ZR NORMANDIE | Alençon Météo- France | ATMO NORMANDIE | 48,445553 | 0,110833 | 140 | Périurbaine |
| FR21038 | ZR NORMANDIE | Cherbourg Hotel de Ville | ATMO NORMANDIE | 49,64225 | -1,624361 | 6,5 | Urbaine |
| FR21040 | ZR NORMANDIE | Saint-Lô Eglise | ATMO NORMANDIE | 49,11639 | -1,084722 | 56 | Urbaine |
| FR22054 | ZR GRAND-EST | Station de FORBACH | ATMO GRAND EST | 49,18742 | 6,910867 | 233 | Urbaine |
| FR23078 | ZR PAYS-DE-LA- LOIRE | SAINT EXUPERY | AIR PAYS DE LA LOIRE | 47,054443 | -0,886111 | 100 | Urbaine |
| FR23107 | ZAG NANTES- SAINT-NAZAIRE | LA CHAUVINIERE | AIR PAYS DE LA LOIRE | 47,252777 | -1,573333 | 20 | Urbaine |
| FR23110 | ZAG NANTES- SAINT-NAZAIRE | LEON BLUM | AIR PAYS DE LA LOIRE | 47,26412 | -2,249858 | 10 | Urbaine |
| FR23120 | ZAR ANGERS- LOIRE | BEAUX ARTS | AIR PAYS DE LA LOIRE | 47,468513 | -0,556053 | 30 | Urbaine |
| FR23123 | ZAR LAVAL | MAZAGRAN | AIR PAYS DE LA LOIRE | 48,06943 | -0,767692 | 51 | Urbaine |
| FR23124 | ZR PAYS-DE-LA- LOIRE | LA TARDIERE | AIR PAYS DE LA LOIRE | 46,656685 | -0,743681 | 100 | Rurale nationale |
| FR23150 | ZAR ANGERS- LOIRE | APPENTIS | AIR PAYS DE LA LOIRE | 47,44739 | -0,550067 | 30 | Urbaine |
| FR23152 | ZR PAYS-DE-LA- LOIRE | DELACROIX | AIR PAYS DE LA LOIRE | 46,6607 | -1,436831 | 50 | Urbaine |

| | | | | | | | |
|---------|-------------------------------|---------------------|------------------------------|-----------|-----------|-----|------------------|
| FR23174 | ZAR LE-MANS | GUEDOU | AIR PAYS DE LA LOIRE | 47,98892 | 0,195983 | 50 | Urbaine |
| FR23177 | ZR PAYS-DE-LA-LOIRE | SAINT-DENIS D'ANJOU | AIR PAYS DE LA LOIRE | 47,78773 | -0,444044 | 54 | Rurale régionale |
| FR23181 | ZAG NANTES-SAINT-NAZAIRE | PARC PAYSAGER | AIR PAYS DE LA LOIRE | 47,273056 | -2,223056 | 10 | Urbaine |
| FR23182 | ZAR LE-MANS | SOURCES | AIR PAYS DE LA LOIRE | 47,971066 | 0,221422 | 50 | Urbaine |
| FR23188 | ZAG NANTES-SAINT-NAZAIRE | CIM BOUTEILLERIE | AIR PAYS DE LA LOIRE | 47,2225 | -1,5375 | 20 | Urbaine |
| FR24007 | ZAG NICE | ANTIBES JEAN MOULIN | ATMO SUD | 43,598803 | 7,093153 | 81 | Périurbaine |
| FR24009 | ZAG NICE | CANNES BROUSSAILLES | ATMO SUD | 43,558389 | 7,005919 | 71 | Urbaine |
| FR24018 | ZR PROVENCE-ALPES-COTE-D-AZUR | MANOSQUE | ATMO SUD | 43,835784 | 5,786131 | 385 | Urbaine |
| FR24023 | ZAG NICE | CONTES 2 | ATMO SUD | 43,788748 | 7,332382 | 146 | Périurbaine |
| FR24033 | ZR PROVENCE-ALPES-COTE-D-AZUR | GAP COMMANDERIE | ATMO SUD | 44,555193 | 6,073015 | 743 | Urbaine |
| FR24036 | ZAG NICE | NICE ARSON | ATMO SUD | 43,702075 | 7,286256 | 11 | Urbaine |
| FR25036 | ZAG ROUEN | Espace du Palais | ATMO NORMANDIE | 49,442358 | 1,093789 | 17 | Urbaine |
| FR25039 | ZR NORMANDIE | Evreux Centre | ATMO NORMANDIE | 49,02134 | 1,148319 | 65 | Urbaine |
| FR25043 | ZAG ROUEN | Centre Hospitalier | ATMO NORMANDIE | 49,4005 | 1,099042 | 11 | Urbaine |
| FR26005 | ZAR DIJON | Dijon Péjoces | ATMO BOURGOGNE-FRANCHE-COMTE | 47,307368 | 5,065881 | 238 | Périurbaine |
| FR26012 | ZR BOURGOGNE-FRANCHE-COMTE | Morvan | ATMO BOURGOGNE-FRANCHE-COMTE | 47,274762 | 4,099476 | 638 | Rurale nationale |
| FR26014 | ZAR DIJON | Dijon Trémouille | ATMO BOURGOGNE-FRANCHE-COMTE | 47,325744 | 5,041056 | 246 | Urbaine |
| FR26016 | ZR BOURGOGNE-FRANCHE-COMTE | Sens | ATMO BOURGOGNE-FRANCHE-COMTE | 48,200436 | 3,2773 | 70 | Urbaine |
| FR26017 | ZR BOURGOGNE-FRANCHE-COMTE | Nevers | ATMO BOURGOGNE-FRANCHE-COMTE | 46,996828 | 3,171092 | 190 | Urbaine |

| | | | | | | | |
|---------|-----------------------------|-------------------------|----------------------------------|------------|------------|------|---------------------------|
| FR27003 | ZR AUVERGNE- RHONE-ALPES | ROCHES DE CONDRIEU | ATMO AUVERGNE- RHÔNE-ALPES | 45,454517 | 4,766528 | 152 | Périurbaine |
| FR27005 | ZAR VALLEE-DU- RHONE | Sablons | ATMO AUVERGNE- RHÔNE-ALPES | 45,321845 | 4,770702 | 136 | Périurbaine |
| FR27007 | ZAG LYON | Bourgoin-Jallieu | ATMO AUVERGNE- RHÔNE-ALPES | 45,60822 | 5,270872 | 227 | Urbaine |
| FR27010 | ZR AUVERGNE- RHONE-ALPES | Plateau de Bonnevaux | ATMO AUVERGNE- RHÔNE-ALPES | 45,4609 | 5,181081 | 520 | Rurale près des villes |
| FR28010 | ZAG BLDV | Harnes Serres | ATMO HAUTS DE FRANCE | 50,44914 | 2,9 | 31 | Périurbaine |
| FR28022 | ZAR ARRAS | St-Laurent- Blangy | ATMO HAUTS DE FRANCE | 50,30886 | 2,807369 | 90 | Périurbaine |
| FR28028 | ZAG BLDV | Bethune Stade | ATMO HAUTS DE FRANCE | 50,535385 | 2,635692 | 26 | Urbaine |
| FR28033 | ZAG BLDV | Noeux-les-Mines | ATMO HAUTS DE FRANCE | 50,48972 | 2,66642 | 23 | Périurbaine |
| FR29423 | ZR AUVERGNE- RHONE-ALPES | ROANNE | ATMO AUVERGNE- RHÔNE-ALPES | 46,04111 | 4,074656 | 259 | Urbaine |
| FR29424 | ZAG SAINT- ETIENNE | SAINT ETIENNE SUD | ATMO AUVERGNE- RHÔNE-ALPES | 45,42009 | 4,395422 | 552 | Urbaine |
| FR29439 | ZAG SAINT- ETIENNE | LA TALAUDIERE | ATMO AUVERGNE- RHÔNE-ALPES | 45,481777 | 4,429667 | 520 | Périurbaine |
| FR30019 | ZR GRAND-EST | Epinal | ATMO GRAND EST | 48,1726528 | 6,45281666 | 350 | Urbaine |
| FR30028 | ZR GRAND-EST | Schlucht | ATMO GRAND EST | 48,051117 | 7,011114 | 1200 | Rurale près des villes |
| FR30033 | ZR GRAND-EST | Jonville en Woevre | ATMO GRAND EST | 49,06583 | 5,785556 | 213 | Rurale régionale |
| FR30034 | ZAG NANCY | Nancy-Charles III | ATMO GRAND EST | 48,68817 | 6,190431 | 200 | Urbaine |
| FR30037 | ZAG NANCY | Nancy-Brabois 2 | ATMO GRAND EST | 48,656944 | 6,136022 | 360 | Périurbaine |
| FR31001 | ZAG BORDEAUX | GRAND PARC | ATMO NOUVELLE- AQUITAINE | 44,86121 | -0,58037 | 3 | Urbaine |
| FR31002 | ZAG BORDEAUX | TALENCE | ATMO NOUVELLE- AQUITAINE | 44,800462 | -0,589398 | 20 | Urbaine |
| FR31007 | ZAG BORDEAUX | BASSENS | ATMO NOUVELLE- AQUITAINE | 44,900296 | -0,515835 | 36 | Urbaine |
| FR31008 | ZR NOUVELLE- AQUITAINE | LE TEMPLE | ATMO NOUVELLE- AQUITAINE | 44,86581 | -0,94 | 43 | Rurale régionale |

| | | | | | | | |
|---------|-----------------------------|-------------------------------|------------------------------|-----------|-----------|------|------------------------|
| FR31013 | ZR NOUVELLE-AQUITAINE | BILLERE | ATMO NOUVELLE-AQUITAINE | 43,310797 | -0,391543 | 197 | Urbaine |
| FR31016 | ZAG BAYONNE | SAINT-CROUTS | ATMO NOUVELLE-AQUITAINE | 43,47982 | -1,489157 | 35 | Urbaine |
| FR31021 | ZR NOUVELLE-AQUITAINE | LABASTIDE CEZERACQ | ATMO NOUVELLE-AQUITAINE | 43,376279 | -0,538206 | 123 | Rurale près des villes |
| FR31033 | ZR NOUVELLE-AQUITAINE | PERIGUEUX | ATMO NOUVELLE-AQUITAINE | 45,189825 | 0,727184 | 142 | Urbaine |
| FR31043 | ZAG BAYONNE | Biarritz-hippodrome | ATMO NOUVELLE-AQUITAINE | 43,470237 | -1,553876 | 70 | Périurbaine |
| FR31055 | ZR NOUVELLE-AQUITAINE | MONT-DE-MARSAN - MIDOUZE | ATMO NOUVELLE-AQUITAINE | 43,888972 | -0,507028 | 35 | Urbaine |
| FR32002 | ZAR CHALON | Champforgeuil | ATMO BOURGOGNE-FRANCHE-COMTE | 46,821056 | 4,835083 | 187 | Périurbaine |
| FR32005 | ZR BOURGOGNE-FRANCHE-COMTE | Montceau-les-Mines 9me écluse | ATMO BOURGOGNE-FRANCHE-COMTE | 46,678785 | 4,366893 | 281 | Urbaine |
| FR32006 | ZR BOURGOGNE-FRANCHE-COMTE | Macon Paul Bert | ATMO BOURGOGNE-FRANCHE-COMTE | 46,316172 | 4,839994 | 172 | Périurbaine |
| FR33101 | ZAR PAYS-DE-SAVOIE | PASTEUR | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 45,56472 | 5,928333 | 280 | Urbaine |
| FR33111 | ZR AUVERGNE-RHONE-ALPES | SAINT JEAN | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 45,274723 | 6,349722 | 555 | Urbaine |
| FR33120 | ZAR VALLEE-DE-L-ARVE | CHAMONIX | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 45,9225 | 6,87 | 1038 | Urbaine |
| FR33121 | ZAR VALLEE-DE-LA-TARANTAISE | Albertville | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 45,675 | 6,389722 | 352 | Urbaine |
| FR33201 | ZAR PAYS-DE-SAVOIE | LOVERCHY | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 45,89528 | 6,118333 | 453 | Urbaine |
| FR33202 | ZAR PAYS-DE-SAVOIE | NOVEL | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 45,916943 | 6,135556 | 461 | Urbaine |
| FR33211 | ZAR PAYS-DE-SAVOIE | ANNEMASSE | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 46,19583 | 6,240556 | 441 | Urbaine |

| | | | | | | | |
|---------|-------------------------|----------------------|---------------------------|-----------|----------|-----|------------------------|
| FR33220 | ZAR VALLEE-DE-L-ARVE | PASSY | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 45,92361 | 6,713611 | 588 | Périurbaine |
| FR33302 | ZR AUVERGNE-RHONE-ALPES | St Germain/Rhône | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 46,072224 | 5,820833 | 477 | Rurale près des villes |
| FR33305 | ZR AUVERGNE-RHONE-ALPES | Bourg-en-Bresse | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 46,211666 | 5,226389 | 220 | Urbaine |
| FR34024 | ZAG TOURS | Joué lès Tours | LIG'AIR | 47,344139 | 0,653778 | 90 | Urbaine |
| FR34025 | ZAG TOURS | La Bruyère | LIG'AIR | 47,419083 | 0,682944 | 100 | Urbaine |
| FR34029 | ZAG ORLEANS | La_Source-CNRS | LIG'AIR | 47,83775 | 1,944667 | 109 | Urbaine |
| FR34032 | ZR CENTRE-VAL-DE-LOIRE | Leblanc | LIG'AIR | 47,082778 | 2,405333 | 133 | Urbaine |
| FR34038 | ZR CENTRE-VAL-DE-LOIRE | Verneuil | LIG'AIR | 46,814694 | 2,610069 | 182 | Rurale nationale |
| FR34043 | ZR CENTRE-VAL-DE-LOIRE | Oysonville | LIG'AIR | 48,391139 | 1,955611 | 150 | Rurale régionale |
| FR34046 | ZR CENTRE-VAL-DE-LOIRE | Dreux Centre | LIG'AIR | 48,729694 | 1,358472 | 90 | Urbaine |
| FR34051 | ZR CENTRE-VAL-DE-LOIRE | Chateauroux Sud | LIG'AIR | 46,798278 | 1,693139 | 156 | Urbaine |
| FR34061 | ZAR BLOIS | Blois nord | LIG'AIR | 47,594256 | 1,302667 | 118 | Urbaine |
| FR34066 | ZR CENTRE-VAL-DE-LOIRE | Montargis Les Cites | LIG'AIR | 48,00145 | 2,72618 | 106 | Urbaine |
| FR34067 | ZAG ORLEANS | St Jean de la Ruelle | LIG'AIR | 47,910303 | 1,873431 | 115 | Urbaine |
| FR35002 | ZR NOUVELLE-AQUITAINE | ST JUNIEN - Fontaine | ATMO NOUVELLE-AQUITAINE | 45,884851 | 0,898431 | 227 | Urbaine |
| FR35004 | ZR NOUVELLE-AQUITAINE | BRIVE - Dalton | ATMO NOUVELLE-AQUITAINE | 45,158738 | 1,537259 | 121 | Urbaine |
| FR35005 | ZR NOUVELLE-AQUITAINE | GUERET - Nicolas | ATMO NOUVELLE-AQUITAINE | 46,17362 | 1,873024 | 437 | Urbaine |
| FR35006 | ZR NOUVELLE-AQUITAINE | TULLE - Hugo | ATMO NOUVELLE-AQUITAINE | 45,262665 | 1,762752 | 264 | Urbaine |
| FR35027 | ZAR LIMOGES | LIMOGES - BERLAND | ATMO NOUVELLE-AQUITAINE | 45,842204 | 1,259689 | 437 | Urbaine |
| FR36001 | ZAR VALLEE-DU-RHONE | Valence Périurb. Sud | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 44,870243 | 4,876289 | 125 | Périurbaine |
| FR36002 | ZAR VALLEE-DU-RHONE | Valence Urb. Centre | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 44,933514 | 4,893481 | 125 | Urbaine |

| | | | | | | | |
|---------|-------------------------|---------------------------------------|------------------------------|-------------|------------|------|------------------------|
| FR36021 | ZR AUVERGNE-RHONE-ALPES | Drôme Rurale Sud-SND | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 44,569443 | 5,278972 | 605 | Rurale nationale |
| FR37001 | ZAG POINTE-A-PITRE | ST de Baie mahault | GWAD'AIR | 16,257308 | -61,591725 | 18 | Périurbaine |
| FR37006 | ZAG POINTE-A-PITRE | PTP-VICTOIRE | GWAD'AIR | 16,23674 | -61,534101 | 7 | Urbaine |
| FR37010 | ZR GUADELOUPE | BT_PICHON | GWAD'AIR | 15,994349 | -61,727203 | 37 | Urbaine |
| FR38001 | ZAR SAINT-DENIS | LYC. LISLET GEOFFROY | ATMO REUNION | -20,889893 | 55,46884 | 20 | Urbaine |
| FR38011 | ZAR VOLCAN | Station Luther King | ATMO REUNION | -21,334406 | 55,45906 | 10 | Urbaine |
| FR38014 | ZAR VOLCAN | Ligne Paradis | ATMO REUNION | -21,312895 | 55,474194 | 142 | Périurbaine |
| FR38016 | ZAR VOLCAN | Station Bourg-Murat | ATMO REUNION | -21,204815 | 55,58262 | 1601 | Rurale régionale |
| FR38020 | ZAR SAINT-DENIS | Plateau Caillou | ATMO REUNION | -21,022112 | 55,266773 | 165 | Urbaine |
| FR38021 | ZAR SAINT-DENIS | Grand Fond | ATMO REUNION | -21,032139 | 55,232563 | 253 | Périurbaine |
| FR39009 | ZAR FORT-DE-FRANCE | Lamentin | MADININAIR | 14,610653 | -61,002586 | 5 | Urbaine |
| FR39014 | ZR MARTINIQUE | Sainte_Luce | MADININAIR | 14,468869 | -60,927417 | 46 | Périurbaine |
| FR39016 | ZAR FORT-DE-FRANCE | Robert Bourg | MADININAIR | 14,678025 | -60,939056 | 18 | Urbaine |
| FR39017 | ZAR FORT-DE-FRANCE | Bellevue | MADININAIR | 14,601469 | -61,085331 | 40 | Périurbaine |
| FR40007 | ZAR ILE-DE-CAYENNE | Kalou | ATMO GUYANE | 4,84816 | -52,3238 | 12 | Périurbaine |
| FR40010 | ZR GUYANE | Matiti | ATMO GUYANE | 5,034602 | -52,563795 | 8,5 | Rurale près des villes |
| FR41001 | ZAR AJACCIO | AJACCIO CANETTO | QUALITAIR CORSE | 41,924694 | 8,735694 | 39 | Urbaine |
| FR41002 | ZAR BASTIA | BASTIA GIRAUD | QUALITAIR CORSE | 42,697917 | 9,446417 | 60 | Urbaine |
| FR41017 | ZAR BASTIA | BASTIA MONTESORO | QUALITAIR CORSE | 42,671333 | 9,434639 | 15 | Périurbaine |
| FR42010 | ZAG STRASBOURG | Strasbourg Neudorf Ecoquartier Danube | ATMO GRAND EST | 48,572808 | 7,767833 | 135 | Urbaine |
| FR42011 | ZR GRAND-EST | Haguenau-Place marché aux bestiaux | ATMO GRAND EST | 48,818352 | 7,786409 | 143 | Urbaine |
| FR50060 | ZR OCCITANIE | Montauban - Ramierou | ATMO OCCITANIE | 44,01285657 | 1,37530522 | 451 | Urbaine |
| FR82006 | ZAR BESANCON | Besançon Prévoyance | ATMO BOURGOGNE-FRANCHE-COMTE | 47,2474 | 6,015419 | 321 | Urbaine |

| | | | | | | | |
|---------|----------------------------|---------------------|------------------------------|-----------|----------|-----|---------|
| FR82010 | ZAR BELFORT-MONTBELIARD | Montbéliard centre | ATMO BOURGOGNE-FRANCHE-COMTE | 47,510307 | 6,794 | 331 | Urbaine |
| FR82040 | ZR BOURGOGNE-FRANCHE-COMTE | Dole centre | ATMO BOURGOGNE-FRANCHE-COMTE | 47,09672 | 5,496389 | 223 | Urbaine |
| FR82060 | ZR BOURGOGNE-FRANCHE-COMTE | Vesoul Pres Caillet | ATMO BOURGOGNE-FRANCHE-COMTE | 47,620022 | 6,157642 | 217 | Urbaine |

7.5 PM₁

| Code station | Nom de la ZAS | Nom de la station | Nom de l'AASQA | Latitude | Longitude | Altitude | Secteur de la station |
|--------------|-----------------------|---------------------------------------|---------------------------|-----------|-----------|----------|-----------------------|
| FR03043 | ZAG MARSEILLE-AIX | MARSEILLE 5 AVENUES | ATMO SUD | 43,305287 | 5,394716 | 73 | Urbaine |
| FR04055 | ZAG PARIS | PARIS 1er Les Halles | AIRPARIF | 48,86212 | 2,344616 | 35 | Urbaine |
| FR09404 | ZR NOUVELLE-AQUITAINE | Poitiers Centre Augouard | ATMO NOUVELLE-AQUITAINE | 46,583998 | 0,345582 | 110 | Urbaine |
| FR12021 | ZAG TOULOUSE | Toulouse Mazades | ATMO OCCITANIE | 43,623606 | 1,438531 | 144 | Urbaine |
| FR14012 | ZAR REIMS | Jean d Aulan | ATMO GRAND EST | 49,224167 | 4,020556 | 96 | Urbaine |
| FR15043 | ZAG GRENOBLE | Grenoble Les Frenes | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 45,1619 | 5,7356 | 219 | Urbaine |
| FR20062 | ZAG LYON | LYON Centre | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 45,757732 | 4,854214 | 160 | Urbaine |
| FR25043 | ZAG ROUEN | Centre Hospitalier | ATMO NORMANDIE | 49,4005 | 1,099042 | 11 | Urbaine |
| FR31002 | ZAG BORDEAUX | TALENCE | ATMO NOUVELLE-AQUITAINE | 44,800462 | -0,589398 | 20 | Urbaine |
| FR42010 | ZAG STRASBOURG | Strasbourg Neudorf Ecoquartier Danube | ATMO GRAND EST | 48,572808 | 7,767833 | 135 | Urbaine |

7.6 Equivalent carbone noir

| Code station | Nom de la ZAS | Nom de la station | Nom de l'AASQA | Latitude | Longitude | Altitude | Secteur de la station |
|--------------|-----------------------|---------------------------|---------------------------|-----------|-----------|----------|-----------------------|
| FR01012 | ZAG METZ | Metz-Borny | ATMO GRAND EST | 49,110283 | 6,223336 | 204 | Urbaine |
| FR03043 | ZAG MARSEILLE-AIX | MARSEILLE 5 AVENUES | ATMO SUD | 43,305287 | 5,394716 | 73 | Urbaine |
| FR04002 | ZAG PARIS | GENNEVILLIERS | AIRPARIF | 48,930319 | 2,29435 | 28 | Urbaine |
| FR04055 | ZAG PARIS | PARIS 1er Les Halles | AIRPARIF | 48,86212 | 2,344616 | 35 | Urbaine |
| FR04131 | ZAG PARIS | Boulevard Haussmann | AIRPARIF | 48,873333 | 2,330278 | | Urbaine |
| FR04319 | ZAG PARIS | TREMBLAY-EN-FRANCE | AIRPARIF | 48,95555 | 2,575278 | 65 | Périurbaine |
| FR05090 | ZAR LE-HAVRE | Le Havre ville-haute | ATMO NORMANDIE | 49,514686 | 0,100645 | 92 | Urbaine |
| FR08016 | ZAG MONTPELLIER | Montpellier Prés d'Arènes | ATMO OCCITANIE | 43,5915 | 3,88681 | 23 | Urbaine |
| FR09404 | ZR NOUVELLE-AQUITAINE | Poitiers Centre Augouard | ATMO NOUVELLE-AQUITAINE | 46,583998 | 0,345582 | 110 | Urbaine |
| FR10016 | ZAR COTE-D-OPALE | Calais Berthelot | ATMO HAUTS DE FRANCE | 50,94729 | 1,84308 | 4,2 | Urbaine |
| FR12021 | ZAG TOULOUSE | Toulouse Mazades | ATMO OCCITANIE | 43,623606 | 1,438531 | 144 | Urbaine |
| FR12052 | ZR OCCITANIE | Tarbes lycée Dupuy | ATMO OCCITANIE | 43,230297 | 0,062339 | 312 | Urbaine |
| FR14011 | ZAR REIMS | DOUMER | ATMO GRAND EST | 49,250732 | 4,023064 | | Urbaine |
| FR14012 | ZAR REIMS | Jean d Aulan | ATMO GRAND EST | 49,224167 | 4,020556 | 96 | Urbaine |
| FR15043 | ZAG GRENOBLE | Grenoble Les Frenes | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 45,1619 | 5,7356 | 219 | Urbaine |
| FR19039 | ZAG RENNES | Rennes Thabor | AIR BREIZH | 48,11521 | -1,673088 | 54 | Urbaine |
| FR20069 | ZAG LYON | Lyon Périphérique | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 45,77482 | 4,898572 | | Urbaine |

| | | | | | | | |
|---------|-------------------------------|---------------------------------------|------------------------------|-----------|------------|-----|-------------|
| FR23188 | ZAG NANTES-SAIN-NAZAIRE | CIM BOUTEILLERIE | AIR PAYS DE LA LOIRE | 47,2225 | -1,5375 | 20 | Urbaine |
| FR24033 | ZR PROVENCE-ALPES-COTE-D-AZUR | GAP COMMANDERIE | ATMO SUD | 44,555193 | 6,073015 | 743 | Urbaine |
| FR25043 | ZAG ROUEN | Centre Hospitalier | ATMO NORMANDIE | 49,4005 | 1,099042 | 11 | Urbaine |
| FR26005 | ZAR DIJON | Dijon Péjoces | ATMO BOURGOGNE-FRANCHE-COMTE | 47,307368 | 5,065881 | 238 | Périurbaine |
| FR30034 | ZAG NANCY | Nancy-Charles III | ATMO GRAND EST | 48,68817 | 6,190431 | 200 | Urbaine |
| FR31002 | ZAG BORDEAUX | TALENCE | ATMO NOUVELLE-AQUITAINE | 44,800462 | -0,589398 | 20 | Urbaine |
| FR33211 | ZAR PAYS-DE-SAVOIE | ANNEMASSE | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 46,19583 | 6,240556 | 441 | Urbaine |
| FR33220 | ZAR VALLEE-DE-L-ARVE | PASSY | ATMO AUVERGNE-RHÔNE-ALPES | 45,92361 | 6,713611 | 588 | Périurbaine |
| FR34028 | ZAG TOURS | Pompidou | LIG'AIR | 47,394639 | 0,704861 | | Urbaine |
| FR34029 | ZAG ORLEANS | La_Source-CNRS | LIG'AIR | 47,83775 | 1,944667 | 109 | Urbaine |
| FR35027 | ZAR LIMOGES | LIMOGES - BERLAND | ATMO NOUVELLE-AQUITAINE | 45,842204 | 1,259689 | 437 | Urbaine |
| FR39009 | ZAR FORT-DE-FRANCE | Lamentin | MADININAIR | 14,610653 | -61,002586 | 5 | Urbaine |
| FR41071 | ZAR BASTIA | Bastia Pascal Lota | QUALITAIR CORSE | 42,703353 | 9,453489 | | Urbaine |
| FR41072 | ZAR AJACCIO | Ajaccio P Marconajo | QUALITAIR CORSE | 41,927556 | 8,740667 | | Urbaine |
| FR42010 | ZAG STRASBOURG | Strasbourg Neudorf Ecoquartier Danube | ATMO GRAND EST | 48,572808 | 7,767833 | 135 | Urbaine |
| FR82006 | ZAR BESANCON | Besançon Prévoyance | ATMO BOURGOGNE-FRANCHE-COMTE | 47,2474 | 6,015419 | 321 | Urbaine |

| | | | | | | | |
|---------|-----------------------------|-----------------------|---|-----------|-------|-----|---------|
| FR82010 | ZAR BELFORT- MONTBELIARD | Montbéliard centre | ATMO BOURGOGNE- FRANCHE- COMTE | 47,510307 | 6,794 | 331 | Urbaine |
|---------|-----------------------------|-----------------------|---|-----------|-------|-----|---------|

Le Laboratoire Central de Surveillance de la Qualité de l'Air est un groupement d'intérêt scientifique créé en 2005 et constitué des laboratoires de l'IMT Nord Europe, de l'Ineris et du LNE. Depuis 1991, ses équipes d'experts mènent des études et des recherches sur la qualité de l'air, en appui au ministère chargé de l'environnement, et en étroite collaboration avec les Associations Agréées de Surveillance de la Qualité de l'Air (AASQA). Le LCSQA est désigné par le ministère pour assurer la coordination technique nationale du dispositif de surveillance de la qualité de l'air en France. Il est également l'organisme de référence requis par les directives européennes et ses missions sont définies par l'arrêté du 16 avril 2021 relatif au dispositif national de surveillance de la qualité de l'air ambiant.

L'objectif principal du LCSQA est ainsi de contribuer à l'amélioration continue du dispositif de surveillance en apportant un appui scientifique et technique au ministère et aux AASQA.

Ses travaux portent, d'une part, sur l'ensemble de la chaîne de surveillance : la qualité des mesures en air ambiant (du prélèvement à l'analyse), les inventaires d'émissions, la modélisation des concentrations et leur cartographie, la centralisation ainsi que le traitement et la mise à disposition des données, et d'autre part, sur les méthodes d'évaluation des plans d'actions. Cette action s'inscrit à la fois dans le cadre des réglementations nationales et européennes, et dans une démarche prospective visant à anticiper les besoins de la surveillance de demain.

Direction du LCSQA

Ineris - Parc technologique Alata 2 -
BP2 - F60550 Verneuil-en-Halatte

Tél : 03 44 55 69 16

ww.lcsqa.org