

Évaluation des performances d'un analyseur à faible coût pour la mesure des aérosols (PM₁₀) dans l'écosystème de savane humide de la station géophysique de LAMTO, Côte d'Ivoire

Julien Bahino^{1,*}, Sylvain Gnamien¹, Adama Bakayoko¹, Mohamed Diaby^{1,2}, Money Ossohou^{1,3}, Adjon Kouassi^{1,4}, Madina Doumbia^{1,5}, Sékou Kéita^{1,5}, Véronique Yoboué¹

¹Laboratoire des Sciences de la Matière de l'Environnement et de l'Energie Solaire (LASMES), UFR SSMT, Université Félix Houphouët-Boigny d'Abidjan, Abidjan, Côte d'Ivoire

²Institut de Recherche en Energie Nouvelles, IREN, Université Nangui Abrogua, Abidjan, Côte d'Ivoire

³Département de physique, Université de Man, Man, Côte d'Ivoire

⁴Laboratoire des Sciences et Technologies de l'Environnement, Université Jean Lorougnon Guédé, Daloa, Côte d'Ivoire

⁵Département de Mathématiques, Physique et Chimie de l'Université Peleforo Gon Coulibaly, Korhogo BP 1328, Côte d'Ivoire

Reçu : 12 Avril 2025 / Reçu sous sa forme révisée : 18 Juin 2025 / Accepté : 25 juin 2025

Résumé :

Cette étude vise à évaluer les performances du capteur à faible coût AirQino pour la mesure des concentrations de particules PM₁₀ dans un environnement de savane humide, à la station géophysique de Lamto (Côte d'Ivoire). Une campagne de mesure de 40 jours a été réalisée en colocalisation avec un instrument de référence (TEOM). Les résultats bruts montrent une corrélation modérée et significative entre les mesures de l'AirQino et celles du TEOM ($r = 0,51$; $R^2 = 0,26$), avec une tendance à la sous-estimation des concentrations (NMB = -34,3 %). L'erreur quadratique moyenne (RMSE = 12,15 $\mu\text{g}/\text{m}^3$) et l'erreur absolue moyenne (MAE = 8,51 $\mu\text{g}/\text{m}^3$) mettent en évidence une variabilité importante des données. Le coefficient de variation de l'erreur absolue (CVMAE = 45,2 %) reflète une précision limitée, probablement influencée par la forte humidité relative. Pour corriger ces biais, plusieurs modèles de calibration multilinéaires ont été testés. Les modèles les plus performants (Modèle1 et Modèle2), intégrant des variables météorologiques (T, RH) et les polluants (CO, NO₂, O₃), ont permis d'améliorer significativement les performances avec ($r = 0,77$; $R^2 = 0,60$; RMSE réduit à 7,57 $\mu\text{g}/\text{m}^3$; CVMAE ≈ 28 % ; biais ≈ 0 %). Ces résultats confirment le rôle déterminant des conditions environnementales sur la précision des mesures. Ainsi, bien que l'AirQino ne puisse se substituer

*Auteur correspondant:

Adresse e-mail : julienbahino@gmail.com (J. Bahino)
<https://doi.org/10.70974/mat09125122>

Cette œuvre est sous licence Creative Commons Attribution 4.0. International.



aux instruments de référence sans calibration préalable, il offre une alternative robuste pour la surveillance spatio-temporelle des PM_{10} , à condition d'être ajusté à l'environnement local à l'aide de modèles appropriés.

Mots-clés : AirQino ; Capteur à faible coût ; Lamto ; PM_{10} ; Savane humide ; Calibration multilinéaire.

Abstract:

The present study aims to evaluate the performance of the low-cost AirQino sensor for measuring PM_{10} particle concentrations in a humid savannah environment at the Lamto geophysical station (Côte d'Ivoire). A 40-day measurement campaign was conducted in collocation with a reference instrument (TEOM). The raw results show a moderate and significant correlation between AirQino and TEOM measurements ($r = 0.51$; $R^2 = 0.26$), with a tendency to underestimate concentrations (NMB = -34.3%). The root mean square error (RMSE = 12.15 $\mu\text{g}/\text{m}^3$) and the mean absolute error (MAE = 8.51 $\mu\text{g}/\text{m}^3$) highlight significant data variability. The coefficient of variation of the mean absolute error (CVMAE = 45.2%) indicates limited accuracy, a phenomenon that is likely influenced by high relative humidity.

To address these biases, several multivariate calibration models were tested. The most effective models (Model 1 and Model 2), which include meteorological variables (T, RH) and pollutants (CO , NO_2 , O_3), significantly enhanced performance ($r = 0.77$; $R^2 = 0.60$; RMSE reduced to 7.57 $\mu\text{g}/\text{m}^3$; CVMAE $\approx 28\%$; bias $\approx 0\%$). These findings confirm the vital role of environmental factors in measurement accuracy. Therefore, although AirQino cannot replace reference instruments without prior calibration, it provides a reliable alternative for spatiotemporal PM_{10} monitoring, as long as it is calibrated to the local environment using suitable models.

Keywords: AirQino; Low-cost sensor; Lamto; PM_{10} ; Humid savanna; Multivariate calibration.

1 Introduction

La pollution particulaire constitue aujourd'hui un enjeu majeur de santé publique à l'échelle mondiale, avec des conséquences dramatiques sur la santé humaine et l'environnement. Selon l'Organisation Mondiale de la Santé (OMS), l'exposition aux particules fines ($PM_{2.5}$ et PM_{10}) est responsable de plus de 7 millions de décès prématurés chaque année, en raison des maladies respiratoires,

cardiovasculaires et des cancers qu'elle engendre [1]. Ce fardeau est particulièrement lourd en Afrique, où la pollution de l'air est exacerbée par des sources multiples, telles que la combustion de biomasse, le trafic routier et les activités industrielles, et où l'absence de réseaux de surveillance fiables rend la situation encore plus préoccupante [2–5].

En effet, le continent africain fait face à un déficit critique de données sur la qualité de l'air, ce qui empêche la mise en œuvre de politiques adaptées pour la protection des populations vulnérables. Ce manque de données est principalement dû au coût élevé des instruments de référence, tels que le BAM (Beta Attenuation Monitor), les analyseurs basés sur la microbalance oscillante à élément effilé (TEOM) ou la spectrométrie, qui nécessitent un entretien régulier et une infrastructure robuste [6]. Compte tenu de ces contraintes, ils ne peuvent pas être déployés partout, ce qui limite l'amélioration de la résolution spatiale des données. Par conséquent, la surveillance de la qualité de l'air dans cette région repose souvent sur des modèles globaux, dont la résolution spatiale et temporelle est insuffisante pour capturer les variations locales, en particulier dans les régions rurales et périurbaines.

Face à ces défis, les capteurs à faible coût apparaissent comme une alternative prometteuse pour renforcer la surveillance de la pollution atmosphérique en Afrique [7]. Ces instruments sont plus abordables, faciles à déployer et permettent de densifier les réseaux de mesure. Le capteur AirQino en fait partie et se distingue par sa capacité à surveiller en continu les PM₁₀, tout en intégrant des indices de qualité de l'air alignés sur les recommandations de l'OMS. Cependant, la fiabilité de ces capteurs demeure un défi, car leurs performances varient en fonction de l'environnement, des conditions météorologiques et de l'étalonnage [8].

Afin d'évaluer l'efficacité de ces technologies dans un environnement de savane humide, nous avons entrepris une étude comparative à la station géophysique de Lamto, en Côte d'Ivoire. L'objectif est

de tester la performance du capteur AirQino pour la mesure des PM₁₀ en le comparant aux valeurs obtenues avec le TEOM. Cette analyse permettra d'évaluer les biais de mesure potentiels et d'examiner dans quelle mesure les capteurs à faible coût peuvent contribuer à la surveillance de la qualité de l'air en Afrique de l'Ouest. Pour ce faire, nous utiliserons plusieurs indicateurs statistiques couramment employés pour évaluer les instruments, notamment la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (RMSE), l'erreur absolue moyenne (MAE), le biais moyen normalisé (NMB) et le coefficient de variation de l'erreur absolue moyenne (CVMAE). Leur signification et leur utilité sont brièvement rappelées dans la section Méthodologie. Les résultats fournissent des données précieuses pour l'optimisation des réseaux de mesure et l'élaboration de politiques publiques adaptées à la réalité africaine.

2 Matériel et méthode

2.1 Site de mesure : la station géophysique de Lamto (Côte d'Ivoire)

La colocalisation des instruments de mesure a été réalisée à la station géophysique de Lamto. C'est un site de recherche environnementale situé au centre de la Côte d'Ivoire, dans le « V » Baoulé à la zone de transition entre la forêt dense humide et la savane. La station est située à environ 200 km au nord-nord-ouest d'Abidjan la capitale économique de la Côte d'Ivoire (Fig. 1). Elle est délimitée au nord par le département de Toumodi dans la région du Béliet et au sud par le

département de Taabo dans la région de l'Agnéby-Tiassa. La station de Lamto est localisée entre 6°10'53" - 6°15'20" N de latitude Nord et 5°01'47" - 5°05'30" W de longitude Ouest [9,10]. Le site de mesure est installé au sein de la réserve scientifique de Lamto, qui s'étend sur environ 2 617 hectares [11] et comprend 80% de savane humide et 20% de forêt [12]. Ce site fait partie du réseau de stations IGAC-DEBITS où il représente l'écosystème savane humide pour l'étude de la composition chimique de l'atmosphère, des dépôts atmosphériques et des interactions entre aérosols et climat [13-16]. Le climat de cette région est

subhumide de type soudanien, marqué par quatre saisons distinctes [12,17] :

- Grande saison des pluies : mars – juillet
- Petite saison sèche : août
- Petite saison des pluies : septembre – novembre
- Grande saison sèche : décembre – février

La pluviométrie annuelle est d'environ 1194 mm de pluie et la température moyenne est de 27°C. Au cours de la période d'observation, la température journalière a fluctué entre 19,8 °C et 35 °C, tandis que l'humidité relative a présenté des valeurs comprises entre 48 % et 100 %.

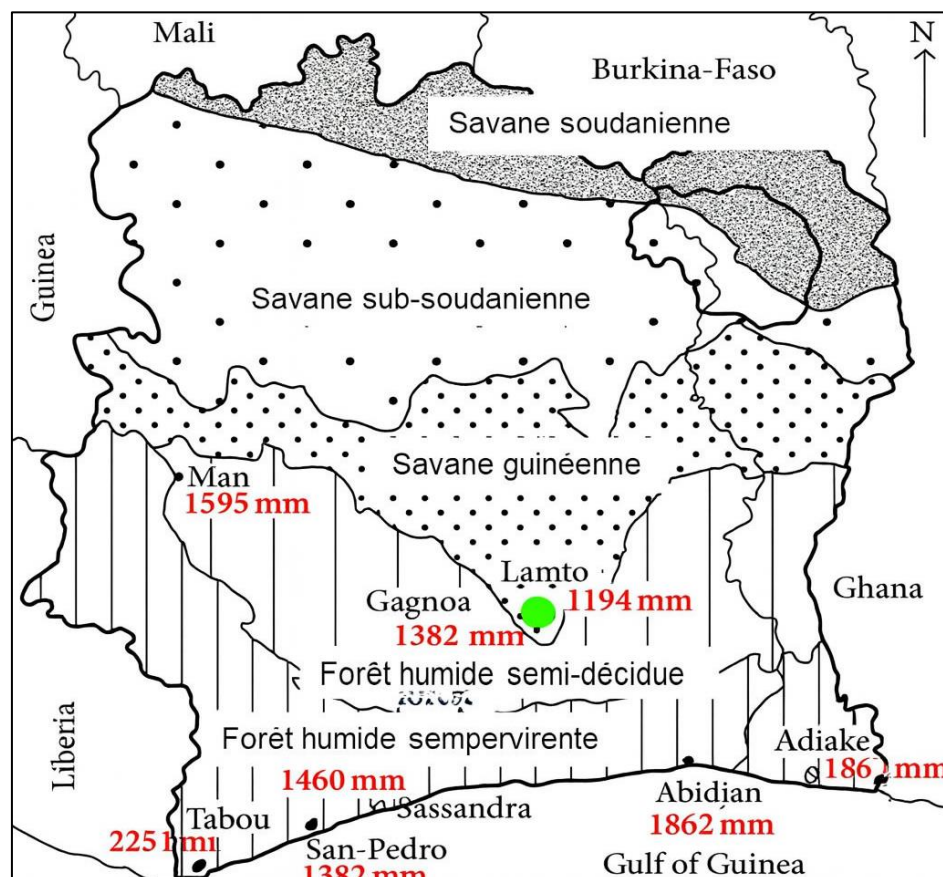


Fig. 1. Variabilité climatique dans la zone de transition soudano-guinéenne : le cas de la région de Lamto en Côte d'Ivoire [12].

2.2 Matériel de mesure

Dans cette étude, nous avons utilisé deux instruments de mesure de la qualité de l'air pour évaluer la concentration des particules en suspension PM_{10} . Il s'agit du TEOM 1400AB FDMS de Thermo Fisher et du capteur AirQino. Ces deux dispositifs ont été colocalisés afin de comparer leurs performances et d'améliorer la précision des mesures.

2.2.1 *Analyseur TEOM 1400AB FDMS*

L'analyseur de référence utilisé dans cette étude est le TEOM Série 1400 AB FDMS (Tapered Element Oscillating Microbalance - Filter Dynamics Measurement System), développé par Rupprecht and Patashnick Co. Inc. Il fait partie des rares analyseurs en continu officiellement approuvés par l'Agence Américaine de Protection de l'Environnement (USEPA). C'est un instrument largement utilisé comme méthode de référence pour la surveillance des PM_{10} dans l'air ambiant [18]. Son principe repose sur une microbalance à élément effilé oscillant qui mesure en continu la masse des particules déposées sur un filtre, permettant ainsi un suivi précis et continu de la pollution atmosphérique. L'un des atouts majeurs de cet appareil est son système FDMS, qui permet d'éliminer les interférences liées aux composés volatils et semi-volatils. Cette technologie garantit des mesures fiables en conditions réelles, sans surestimation ou sous-estimation des concentrations de PM_{10} . Il est conforme aux normes européennes et internationales en matière de mesure de concentration des particules et constitue une référence incontournable pour les études de calibration et de

validation des capteurs émergents. Il est utilisé dans le réseau de stations de mesure INDAAF et les données issues de cet équipement ont fait l'objet de plusieurs publications [19,20].

2.2.2 *Capteur AirQino*

L'AirQino est un capteur de qualité de l'air de nouvelle génération développé par le Conseil national de la recherche italien (CNR IBE) en collaboration avec TEA Group. Il s'agit d'une plateforme de surveillance à faible coût, capable de fournir en temps réel des données environnementales de haute précision. Compact, modulaire et polyvalent, ce capteur intègre plusieurs sondes permettant de mesurer les gaz polluants, comme CO , NO_2 , O_3 et CO_2 , ainsi que les particules fines $PM_{2.5}$ et PM_{10} à l'aide d'un capteur optique basé sur la diffusion laser. Il enregistre aussi la température, l'humidité et les niveaux de bruit. Son boîtier étanche et ventilé minimise les interférences, tandis que sa connectivité Wi-Fi et son interface mobile facilitent l'accès aux données. Les spécifications techniques de AirQino sont disponibles en ligne^(a). L'AirQino est particulièrement adapté aux environnements urbains et aux études de calibration, où il peut être comparé à des instruments de référence, comme le TEOM. Utilisé depuis 2014 dans divers projets nationaux et internationaux, il a prouvé sa fiabilité, notamment dans des conditions extrêmes, comme celles de l'archipel du Svalbard, avec des corrélations élevées pour la température, l'humidité et le CO_2 . L'équipement a aussi été déployé dans différents environnements en Italie [21] et en Afrique subsaharienne [22]. Des études ont également montré sa capacité à détecter les variations spatio-temporelles de

^(a)<https://www.snap4city.org/drupal/node/508>

pollution, avec de bonnes performances en matière de précision et de stabilité, confirmant sa pertinence pour la surveillance de la qualité de l'air [23–25]. La figure 2 présente l'installation du capteur AirQino sur le site mesure de l'équipe de recherche « Aérosols et Pollution » à l'université Félix Houphouët-Boigny (Côte d'Ivoire).

2.3 Méthodologie de collecte

Pour évaluer les performances de la station AirQino par rapport au TEOM pour la mesure des concentrations des particules PM_{10} , une campagne de mesure a été organisée à la station géophysique de Lamto, sur une période de 40 jours allant du 26 septembre 2024 au 11 novembre 2024. Les instruments ont été installés en colocation sur le toit d'un bâtiment, à une hauteur d'environ 3 mètres, comme illustré à la figure 3. Cette position en hauteur permet de garantir une exposition représentative à l'air ambiant tout en limitant les perturbations qui pourraient être liées aux sources locales immédiates. Les deux

dispositifs ont été colocalisés durant cette période. Ils ont donc fonctionné simultanément dans les mêmes conditions environnementales afin de permettre une évaluation directe de la concordance de leurs mesures. Le TEOM a enregistré les concentrations de PM_{10} avec une fréquence de 15 minutes, fournissant des données à haute résolution temporelle. En parallèle, les données issues du capteur AirQino, récupérées via son serveur distant, étaient disponibles avec une résolution temporelle d'une minute. En plus des PM_{10} , l'AirQino mesurait également les concentrations de plusieurs gaz polluants (NO_2 , CO et O_3), ainsi que des paramètres météorologiques, tels que la température de l'air et l'humidité relative. Cette approche a permis de croiser les mesures entre les deux instruments afin de caractériser les écarts éventuels, d'évaluer la fiabilité du capteur AirQino dans un contexte tropical et de contribuer à la validation de ce type d'équipement pour des campagnes futures de surveillance de la qualité de l'air.



Fig. 2. Station de surveillance de la qualité de l'air AIRQino à l'Université Félix Houphouët-Boigny (Abidjan).



Fig. 3. Colocalisation des dispositifs TEOM et AirQino à la station de Lamto.

2.4 Méthodologie d'analyse des données.

Les concentrations de PM_{10} mesurées par AirQino, initialement enregistrées avec un pas de temps d'une minute, ont été moyennées pour obtenir des données avec un pas de temps de 15 minutes. Cela a permis de rendre les séries temporelles comparables à celles du TEOM. L'analyseur AirQino a mesuré, en plus des PM_{10} , d'autres paramètres atmosphériques (RH, T° , CO, NO_2 , O_3) qui ont servi pour élaborer des modèles de calibration et connaître les paramètres qui influencent la formation de particules PM_{10} dans l'environnement de Lamto. La comparabilité des analyseurs TEOM 1400AB FDMS et AirQino a été évaluée à l'aide de plusieurs outils statistiques qui ont permis

d'estimer la relation entre les mesures des deux instruments et d'identifier d'éventuels biais systématiques. Pour corriger les biais observés, les travaux de Giordano *et al.* [26,27] et l'USEPA préconisent l'emploi de modèles de calibration multilinéaires simples comme approche recommandée. Ainsi, plusieurs modèles de régression multilinéaires ont été développés grâce au logiciel IGOR PRO. Les performances de ces modèles ont été analysées à l'aide d'outils tels que les diagrammes de dispersion et divers paramètres statistiques, notamment le coefficient de corrélation linéaire de Pearson (r), le biais moyen normalisé (MNB) et le coefficient de variation corrigé du biais de l'erreur absolue moyenne (CVMAE) [28]. Ces métriques permettent d'évaluer avec précision la

fiabilité du modèle. Ainsi, plusieurs indicateurs statistiques ont été calculés afin d'en mesurer la pertinence et l'efficacité. Les expressions de ces indicateurs sont rappelées ci-dessous.

2.4.1 Coefficient de détermination (R^2)

Il évalue la proportion de la variance expliquée par le modèle. R^2 élevé indique une bonne correspondance entre les valeurs mesurées et estimées. Le coefficient de détermination est calculé à l'aide de l'équation (1).

$$R^2 = 1 - \frac{\sum PM_{10}^{obs} - PM_{10}^{pred}}{\sum PM_{10}^{obs} - PM_{10}^{obs}} \quad (1)$$

2.4.2 Coefficient de corrélation (r)

Il mesure l'intensité et la direction de la relation entre les deux instruments. Une valeur de r proche de 1 indique une forte corrélation. Le coefficient de corrélation est donné par l'équation (2).

$$r = \frac{\sum (PM_{10}^{obs} - \overline{PM_{10}^{obs}})(PM_{10}^{pred} - \overline{PM_{10}^{pred}})}{\sqrt{\sum (PM_{10}^{obs} - \overline{PM_{10}^{obs}})^2 \sum (PM_{10}^{pred} - \overline{PM_{10}^{pred}})^2}} \quad (2)$$

2.4.3 Erreur quadratique moyenne (RMSE, Root Mean Square Error)

RMSE mesure l'écart moyen entre les valeurs observées et celles prévues par le modèle. Comme il élève les écarts au carré avant de les moyenniser, il accorde davantage de poids aux erreurs importantes. Cela en fait un indicateur particulièrement utile pour identifier les écarts significatifs dans les mesures (Eq. (3)).

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum (PM_{10}^{obs} - PM_{10}^{pred})^2} \quad (3)$$

2.4.4 Erreur absolue moyenne (MAE, Mean Absolute Error)

MAE indique l'écart moyen entre les valeurs observées et celles prédites par le modèle. Contrairement au RMSE, il attribue le même poids à toutes les erreurs, qu'elles soient petites ou grandes. C'est donc un indicateur simple et intuitif pour évaluer la précision globale des mesures (Eq. (4)).

$$MAE = \frac{1}{n} \sum PM_{10}^{obs} - PM_{10}^{pred} \quad (4)$$

2.4.5 Coefficient de variation de l'erreur absolue moyenne (CVMAE, Coefficient of Variation of MAE)

CVMAE correspond au MAE rapporté à la moyenne des valeurs observées. Cette normalisation permet de comparer plus facilement les performances d'un modèle ou d'un instrument entre différentes études ou contextes de mesure, même lorsque les échelles de valeurs sont différentes (Eq. (5)).

$$CVMAE = \frac{MAE}{PM_{10}^{obs}} \times 100 \quad (5)$$

2.4.6 Biais normalisé moyen (NMB, Normalized Mean Bias)

NMB mesure la tendance générale d'un modèle ou d'un instrument à surestimer ou à sous-estimer les valeurs observées. Une valeur positive indique une surestimation, tandis qu'une valeur négative traduit une sous-estimation. Cet indicateur est utile pour évaluer la direction et l'ampleur du biais dans les mesures ((Eq. (6)).

$$NMB = \frac{\sum (PM_{10}^{pred} - PM_{10}^{obs})}{PM_{10}^{obs}} \times 100 \quad (6)$$

Dans toutes les équations ci-dessus, PM_{10}^{obs} est la concentration de PM_{10} mesurée par l'instrument de référence (TEOM), PM_{10}^{pred} est la même concentration de PM_{10} prédite par les modèles de calibration et enfin $\overline{PM_{10}^{obs}}$ représente la moyenne des valeurs observées de PM_{10} . Le meilleur modèle de calibration est celui qui maximise à la fois le coefficient de détermination (R^2) et le coefficient de corrélation (r), tout en minimisant les erreurs (RMSE, MAE, CVMAE, NMB). Cette approche permet d'assurer une correction optimale des mesures et d'améliorer la fiabilité des données issues des capteurs [29–32].

3 Résultats

3.1 Synthèse des variations hebdomadaires de l'humidité relative et de la température

Une étude préliminaire portant sur les variations hebdomadaires de l'humidité relative (RH) et de la température (T) a été effectuée au cours de ce travail. L'évolution temporelle de ces deux paramètres du 26 septembre au 11 novembre 2024 est synthétisée dans la figure 4. Cette période se caractérise par des fluctuations substantielles des deux variables climatiques mesurées. L'humidité relative

(RH) présente initialement des oscillations comprises entre 86 % et 91 %, avant d'enregistrer une diminution notable tout au long du mois d'octobre. Une augmentation progressive de RH est ensuite observée, atteignant 92,4 % à la mi-novembre. Cette dynamique temporelle suggère une recrudescence des précipitations et une réduction de l'évapotranspiration. L'analyse de la tendance lissée corrobore cette progression de l'humidité. La température (T) présente une dynamique inverse à celle de l'humidité relative. Initialement à 26,2 °C en septembre, elle atteint un maximum de 27,1 °C à la mi-octobre, avant de décroître progressivement pour s'établir aux alentours de 25,8 °C en novembre. La courbe de tendance lissée confirme cette diminution progressive, caractéristique du rétablissement des conditions humides en zone tropicale. Cette corrélation inverse entre l'humidité relative et la température est caractéristique de la complexité climatique locale observée à la station de LAMTO, soulignant le rôle prépondérant des facteurs hydrométéorologiques dans la dynamique des particules atmosphériques. Par conséquent, ces paramètres ont été intégrés aux modèles de calibration développés pour l'analyseur à faible coût AirQino de PM_{10} , dans le but d'optimiser la précision des mesures et d'expliquer la variabilité observée.

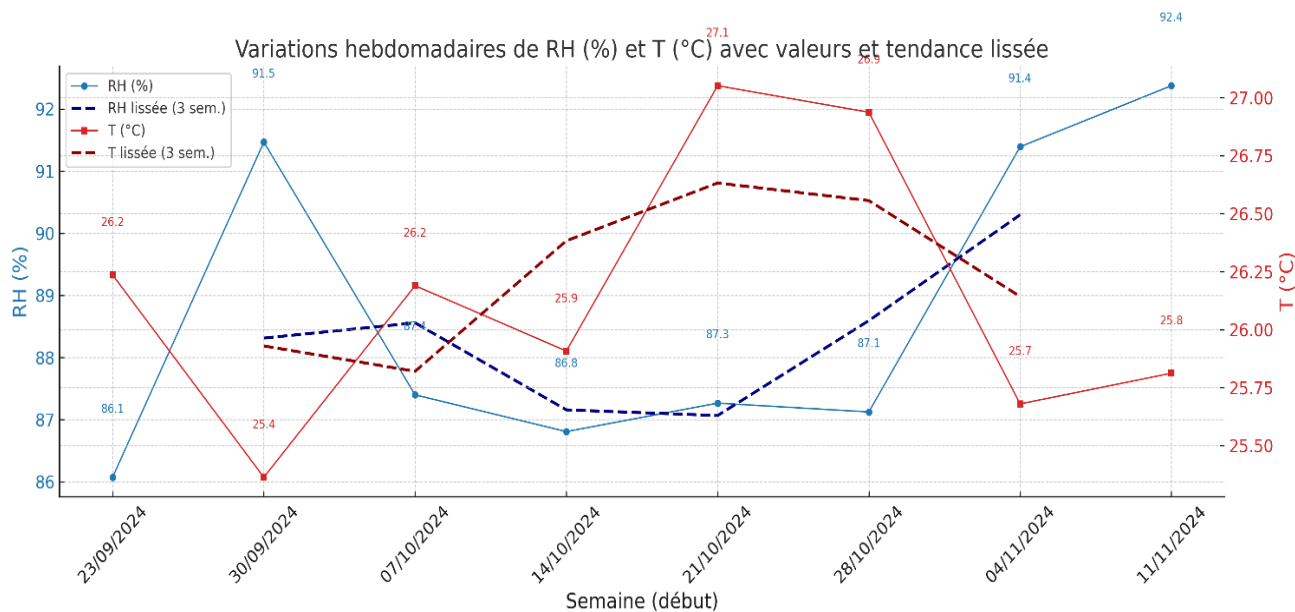


Fig. 4. Variabilité hebdomadaire de l’humidité relative (RH) en bleu et de la température en rouge sur la période du 26 septembre au 11 novembre 2024. Les tendances lissées sont représentées en pointillés.

3.2 Bilan statistique des données collectées

Le bilan statistique des concentrations de PM₁₀ collectées par le TEOM et le capteur AirQino est résumé dans le tableau 1. L'analyse de ce bilan révèle des différences notables en termes d'amplitude, de tendance centrale et de dispersion. Les concentrations de PM₁₀ enregistrées par le TEOM présentent une amplitude plus large (68,0 µg/m³) que celles de l’AirQino (41,0 µg/m³). Cela indique une plus grande variabilité des niveaux de pollution détectés par l’instrument de référence TEOM. En d’autres termes, le TEOM est capable de mesurer différents niveaux de concentration de PM₁₀ des plus faibles valeurs aux plus élevées comparativement au AirQino pour lequel la dispersion est moins prononcée. Cela suggère que les concentrations mesurées par AirQino sont plus homogènes et concentrées autour de la médiane. Il faut

cependant noter que plusieurs concentrations mesurées par le TEOM qui sont supérieures au quartile supérieur. La moyenne et la médiane des concentrations mesurées issues du TEOM, respectivement de 18,8 µg/m³ et 14,9 µg/m³, sont systématiquement supérieures à celles obtenues avec l’instrument AirQino, dont la moyenne est de 12,4 µg/m³ et la médiane de 11,0 µg/m³. Cela montre que les concentrations mesurées par le TEOM sont généralement plus élevées que celles mesurées par AirQino qui sous-estime donc les concentrations de PM₁₀ dans cet écosystème de Lamto. La dispersion des données est représentée sur les boîtes à moustache de la figure 5. L’analyse de la dispersion met également en évidence des différences notables entre les deux appareils. En effet, l’écart-type (11,9 µg/m³) et la variance (142,8 µg/m³) des données du TEOM, sont significativement plus élevés que ceux d’AirQino, qui

présentent un écart-type de 6,8 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ et une variance de 46,2 $\mu\text{g}/\text{m}^3$. Cette plus grande dispersion des données du TEOM confirme la variabilité plus marquée des concentrations mesurées comparativement au capteur AirQino. Enfin, bien que l'intervalle interquartile (IQR) soit légèrement plus élevé pour l'AirQino (9,0 $\mu\text{g}/\text{m}^3$) que pour le TEOM (7,9 $\mu\text{g}/\text{m}^3$), suggérant une répartition plus concentrée des valeurs autour de la médiane pour l'AirQino, cela ne remet pas en cause la capacité du TEOM à capturer une gamme plus large de fluctuations des niveaux de PM₁₀ dans l'atmosphère. Ces différences statistiques mettent en lumière la nécessité d'une calibration rigoureuse du capteur à faible coût AirQino afin d'améliorer sa précision par rapport à l'analyseur de référence. Nous avons donc réalisé

différents modèles de calibration en vue d'améliorer la performance du capteur AirQino.

3.3 Variations des concentrations de PM₁₀ mesurées par AirQino et le TEOM

Les variations des concentrations de PM₁₀ mesurées à Lamto entre le 21 septembre et le 20 novembre 2024 sont illustrées dans la figure 6. Les courbes roses et bleues représentent respectivement les concentrations de PM₁₀ mesurées par le TEOM et AirQino. Les concentrations de PM₁₀ restent relativement faibles en septembre, puis augmentent progressivement en octobre avant d'atteindre des pics élevés en novembre.

Tableau 1

Bilan statistique des concentrations de PM₁₀ en $\mu\text{g}/\text{m}^3$ mesurées par le TEOM et AirQino.

Instrument	N Obs.	Min.	Max.	Q ₁	Med.	Q ₃	Moyenne	Ecart-type(n)	Gamme	IQR	Variance
TEOM	455	4,9	73,0	11,7	14,9	19,6	18,8	11,9	68,0	7,9	142,8
AirQino	455	2,0	43,0	7,0	11,0	16,0	12,4	6,8	41,0	9,0	46,2

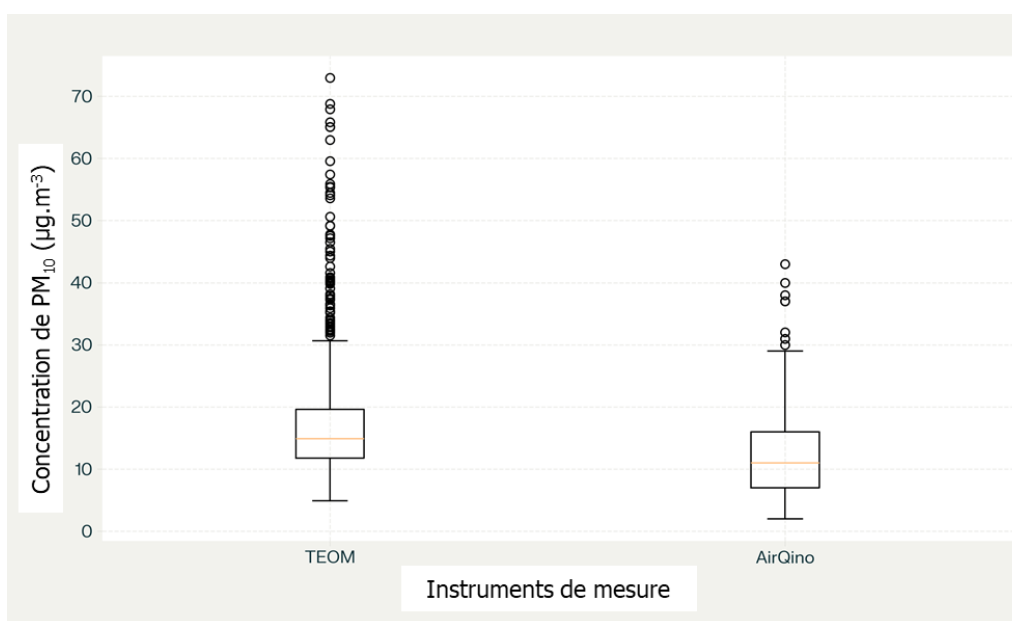


Fig. 5. Boîtes à moustaches des concentrations de PM₁₀ mesurées par le TEOM et l'analyseur AirQino.

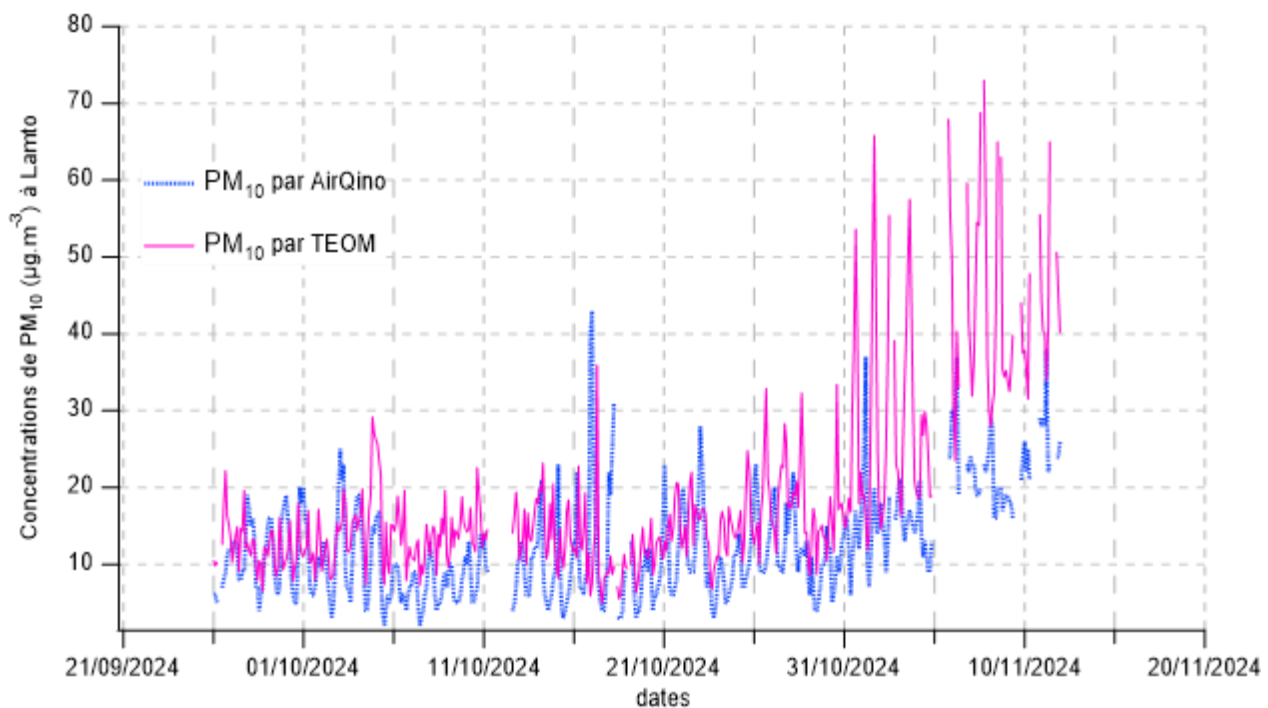


Fig. 6. Variations de concentrations de PM_{10} mesurées par les dispositifs AirQino et TEOM à Lamto.

L'analyse des données issues des dispositifs AirQino et TEOM sur cette période permet de mettre en évidence plusieurs observations différentes. De septembre au début du mois d'octobre, les concentrations de PM_{10} restent relativement stables et faibles avec des valeurs généralement inférieures à $20 \mu\text{g}/\text{m}^3$. Durant cette période, les concentrations mesurées par les deux capteurs présentent une évolution similaire avec de légères fluctuations. Cela suggère qu'AirQino parvient globalement à suivre l'évolution des niveaux de PM_{10} mesurés par TEOM pour des concentrations relativement faibles. Cependant, des différences notables apparaissent lors des pics de pollution où les concentrations affichées par TEOM sont fortement plus élevées que celles de AirQino. Cela indique qu'AirQino a des difficultés à mesurer avec précision les

niveaux élevés de PM_{10} par rapport au TEOM. C'est le cas, à partir de la mi-octobre, où une hausse marquée des concentrations est observée, atteignant parfois plus de $40 \mu\text{g}/\text{m}^3$. C'est à ce moment que les écarts entre les mesures des deux dispositifs deviennent plus prononcés. Enfin, de la fin octobre jusqu'en novembre, les concentrations de PM_{10} continuent d'augmenter significativement, dépassant les $70 \mu\text{g}/\text{m}^3$ selon TEOM.

3.4 Effet de l'humidité relative sur la performance du capteur AirQino

La droite de régression linéaire ($y = a + bx$), illustrée à la figure 7, met en évidence un écart notable entre les concentrations de PM_{10} mesurées par les deux instruments. Le coefficient de

corrélation de Pearson ($r = 0,51$; $p < 0,05$) indique une corrélation modérée, mais statistiquement significative entre les données issues de l’AirQino et celles du TEOM. Toutefois, l’analyse des indicateurs de performance révèle des divergences substantielles. Le biais moyen normalisé (NMB = -34,31 %) souligne une tendance systématique à la sous-estimation des concentrations de PM_{10} par le capteur AirQino par rapport au TEOM. Par ailleurs, le coefficient de variation de l’erreur absolue moyenne (CVMAE = 45,22 %) témoigne d’une forte variabilité des écarts entre les deux jeux de données. Les résultats obtenus dans la présente étude diffèrent de ceux rapportés par les travaux de Cavalière lors de la validation du capteur AirQino ($r = 0,76$; RMSE = 3,3) [33]. Cette divergence suggère que les conditions environnementales locales, et plus particulièrement l’humidité relative (RH), peuvent altérer la précision et la stabilité métrologique des capteurs à faible coût, comme le confirment également plusieurs travaux antérieurs. L’analyse approfondie du graphique, intégrant la coloration des points par l’humidité relative (RH), révèle des tendances notables. Les mesures effectuées sous des conditions de faible humidité relative (points violets) montrent un rapprochement plus étroit entre les valeurs d’AirQino et celles du TEOM, bien que la sous-estimation persiste. En revanche, lorsque l’humidité relative augmente (passage progressif vers les tons bleu clair), l’écart entre les deux instruments s’accroît de manière visible.

L’AirQino tend à enregistrer des concentrations de PM_{10} de plus en plus élevées par rapport au TEOM, ce qui laisse présager une sursensibilité du capteur optique aux effets hygroscopiques. Cette sensibilité peut être attribuée à l’interaction entre l’humidité atmosphérique et les particules en suspension. En effet, l’accroissement de l’humidité relative favorise l’absorption d’eau par les particules hygroscopiques, augmentant ainsi leur taille apparente et, par conséquent, leur signal de diffusion optique détecté par l’AirQino. De plus, à des niveaux d’humidité élevée, la formation de microgouttelettes ou la présence d’eau interstitielle peut accentuer les interférences optiques, faussant davantage les mesures. Ces problèmes liés à l’humidité sont résolus dans les équipements de référence qui disposent de dispositifs visant à chauffer l’air absorbé pour faire disparaître l’humidité avant la mesure par les capteurs. Ces observations mettent en évidence la nécessité d’intégrer une correction hygrométrique dans le traitement des données d’AirQino pour garantir une meilleure précision, notamment dans les environnements tropicaux où l’humidité relative atteint fréquemment des niveaux élevés. Pour améliorer la qualité des données issues de l’AirQino, plusieurs modèles de calibration ont été testés afin de réduire les écarts et d’augmenter la corrélation avec TEOM. La section suivante présente l’ensemble des modèles proposés et leurs caractéristiques.

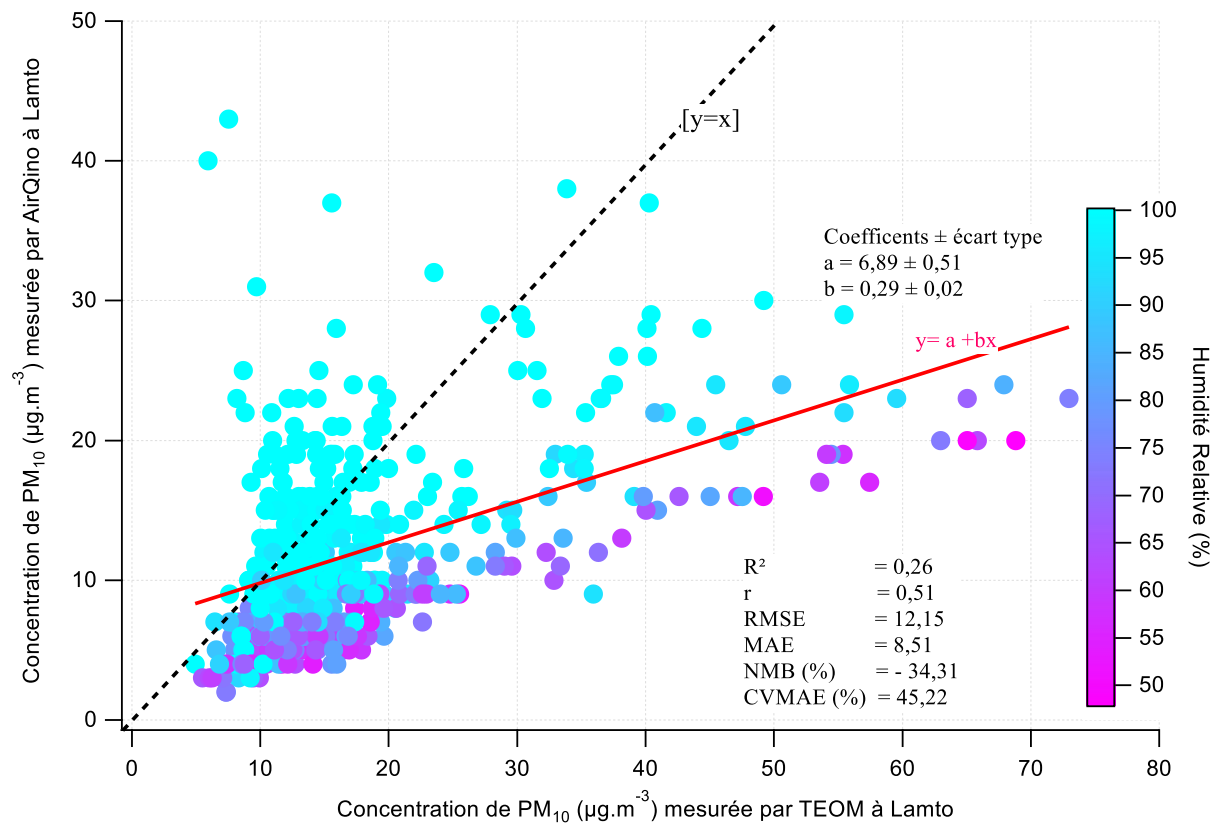


Fig. 7. Régression linéaire entre les concentrations de PM_{10} mesurées par AirQino et TEOM (droite rouge), la droite tireté noire représente la première bissectrice ($y=x$).

3.5. Modèles de calibration

Il a été montré précédemment que les capteurs à bas coût, comme l'AirQino, peuvent présenter des biais de mesure et une variabilité qui nécessitent une calibration pour améliorer leur fiabilité. La calibration des capteurs de PM_{10} ne doit pas uniquement se baser sur une correction linéaire des valeurs mesurées, mais aussi intégrer d'autres facteurs influençant la formation et la dynamique des particules en suspension. En effet, les concentrations de PM_{10} ne dépendent pas uniquement des sources d'émission, mais aussi des conditions météorologiques, telles que la température et l'humidité relative et de la présence d'autres polluants atmosphériques, tels que le monoxyde de carbone (CO), le dioxyde d'azote (NO_2) et l'ozone

(O_3). Ces paramètres influencent les processus de condensation, de coagulation et de transformation chimique des particules en suspension, modifiant ainsi leur concentration et leur distribution dans l'air ambiant [1]. Dans cette étude, nous avons développé et testé sept modèles de calibration multilinéaires prenant en compte, en plus des valeurs brutes de PM_{10} mesurées par l'AirQino, différents paramètres atmosphériques et chimiques. Ces modèles visent à améliorer la précision des mesures en réduisant les écarts entre les concentrations estimées et celles de référence mesurées par TEOM.

3.4.1 Présentation des modèles de calibration testés

Dans tous les modèles présentés ci-dessous, RH, désigne l'humidité relative (%), T, la température ambiante (°C), $PM_{10AirQino}$, la concentration en particules PM_{10} mesurée par l'instrument AirQino, et $PM_{10estimé}$, la concentration corrigée obtenue après calibration.

3.4.1.1 Modèle 1

Le modèle 1 est donné par l'équation (7). C'est le plus complet de tous les modèles proposés. Il intègre l'humidité relative, la température et plusieurs polluants atmosphériques (CO, NO₂, O₃). Il permet une prise en compte large des principaux facteurs influençant les concentrations PM_{10} qui ont été mesurées par AirQino.

$$PM_{10\ estimé} = -25,239 + 1,065 \times PM_{10\ AirQino} + 0,32199 \times RH + 2,5862 \times CO + 1,2721 \times NO_2 - 0,96353 \times O_3 \quad (7)$$

3.4.1.2 Modèle 2

Le modèle 2 est donné par l'équation (8). Ce modèle exclut la température du modèle 1 pour évaluer son impact et conserve les autres polluants. Il est potentiellement adapté à des conditions où la température joue un rôle moindre.

$$PM_{10\ estimé} = 75,812 + 1,1175 \times PM_{10\ AirQino} - 0,26983 \times RH - 110,21 \times CO - 0,046324 \times NO_2 - 0,38952 \times O_3 \quad (8)$$

3.4.1.3 Modèle 3

Le modèle 3 est donné par l'équation (9). Il est semblable au modèle 1, mais exclut l'ozone et fait intervenir la température. Il reste pertinent pour analyser l'impact des polluants locaux sur les PM_{10} .

$$PM_{10\ estimé} = 22,468 + 1,1035 \times PM_{10\ AirQino} + 0,18764 \times RH + 2,0044 \times T - 131,56 \times CO - 0,90866 \times NO_2 \quad (9)$$

3.4.1.4 Modèle 4

Le modèle 4 est donné à l'équation (10). Il simplifie encore l'approche en ne prenant en compte que l'humidité, le CO et le NO₂. Cela pourrait réduire la complexité du modèle, mais aussi sa précision.

$$PM_{10\ estimé} = 66,504 + 1,1299 \times PM_{10\ AirQino} - 0,27041 \times RH - 109,20044 \times CO - 0,92584 \times NO_2 \quad (10)$$

3.4.1.5 Modèle 5

Le modèle 5 est donné par l'équation (11). Il privilégie uniquement l'humidité et le NO₂ en complément du PM_{10} mesuré, ce qui en fait un modèle plus simple, mais potentiellement moins robuste.

$$PM_{10\ estimé} = 49,511 + 1,2491 \times PM_{10\ AirQino} - 0,28023 \times RH - 1,1157 \times NO_2 \quad (11)$$

3.4.1.6 Modèle 6

Le modèle 6 est donné par l'équation (12). Très simplifié, il ne prend en compte que l'humidité relative en plus du PM_{10} mesuré, ce qui peut être insuffisant pour capturer la complexité des variations de PM_{10} .

$$PM_{10\ estimé} = 38,334 + 1,2764 \times PM_{10\ AirQino} - 0,39957 \times RH \quad (12)$$

3.4.1.7 Modèle 7

Le modèle 7 est donné par l'équation (13). Ce modèle ne prend en compte que la température et l'humidité relative, afin d'évaluer l'impact des conditions météorologiques sur les PM_{10} , mais sans intégrer les autres polluants.

$$PM_{10\ estimé} = -37,469 + 1,2748 \times PM_{10\ AirQino} - 0,028081 \times RH + 1,641 \times T \quad (13)$$

3.4.2 Évaluation de la performance des modèles

Les différents modèles ont été entraînés avec une partie des données qui représente 75% de la base de données initiale. Par la suite nous avons observé et évalué leur aptitude à reproduire les 25% des données aléatoires du TEOM restante. L'évaluation des performances des modèles de calibration a été analysée à l'aide d'indicateurs statistiques présentés dans le tableau 2 ainsi que par les droites de régression illustrées dans la figure 8.

3.4.2.1 Corrélation et coefficient de détermination

L'analyse des coefficients de corrélation et de détermination met en évidence une amélioration significative des mesures fournies par l'AirQino après application des modèles de calibration. En effet, l'indicateur le plus significatif est l'augmentation de plus de 50% du coefficient de corrélation de Pearson (r), qui passe de 0,51 à 0,77 pour le modèle 1. Pour les autres modèles, le coefficient de corrélation s'améliore, passant de 0,51 à 0,75 pour le modèle 2, 0,77 pour le modèle 3, 0,75 pour le modèle 4, 0,74 pour le modèle 5, 0,67 pour le modèle 6 et 0,68 pour

le modèle 7. Cette progression traduit un renforcement de la relation entre les données calibrées et les valeurs de référence mesurées par le TEOM. Plus cette valeur est proche de 1, plus la calibration permet de rendre les mesures de l'AirQino fidèles aux valeurs de référence. De plus, le coefficient de détermination (R^2) passe de 0,26 à 0,60 pour le modèle 1, ce qui signifie qu'avant calibration, les mesures de l'AirQino expliquaient très peu la variabilité des concentrations de PM_{10} mesurées par le TEOM. D'autres modèles, notamment les modèles 2 (0,56), 3 (0,59) et 4 (0,56), améliorent également le coefficient de détermination. Ces modèles contribuent donc tous à améliorer la variabilité dans les données de PM_{10} . Après la calibration, près de 60% des variations des PM_{10} sont désormais correctement prises en compte, ce qui marque un net progrès en termes de précision et de fiabilité des mesures. Ces résultats montrent que les modèles de calibration, notamment le Modèle 1, permettent une correction efficace des biais de l'AirQino et une meilleure estimation des niveaux réels de pollution. Ils améliorent la capacité du capteur à suivre fidèlement les tendances de PM_{10} et à fournir des données plus robustes pour l'évaluation de la qualité de l'air.

Tableau 2

Bilan statistique de l'évaluation des performances des modèles de calibration.

Modèle	R^2	r	RMSE ($\mu\text{g}/\text{m}^3$)	MAE ($\mu\text{g}/\text{m}^3$)	NMB (%)	CVMAE (%)
AirQino	0,261	0,511	12,148	8,507	-34,308	45,219
Modèle 1	0,598	0,774	7,571	5,288	0,004	28,111
Modèle 2	0,564	0,751	7,888	5,548	0,008	29,49
Modèle 3	0,586	0,765	7,692	5,312	0,006	28,235
Modèle 4	0,562	0,749	7,910	5,572	0,002	29,616
Modèle 5	0,552	0,743	7,995	5,620	0,021	29,872
Modèle 6	0,444	0,666	8,908	6,323	0,018	33,611
Modèle 7	0,461	0,679	8,776	6,224	0,012	33,084

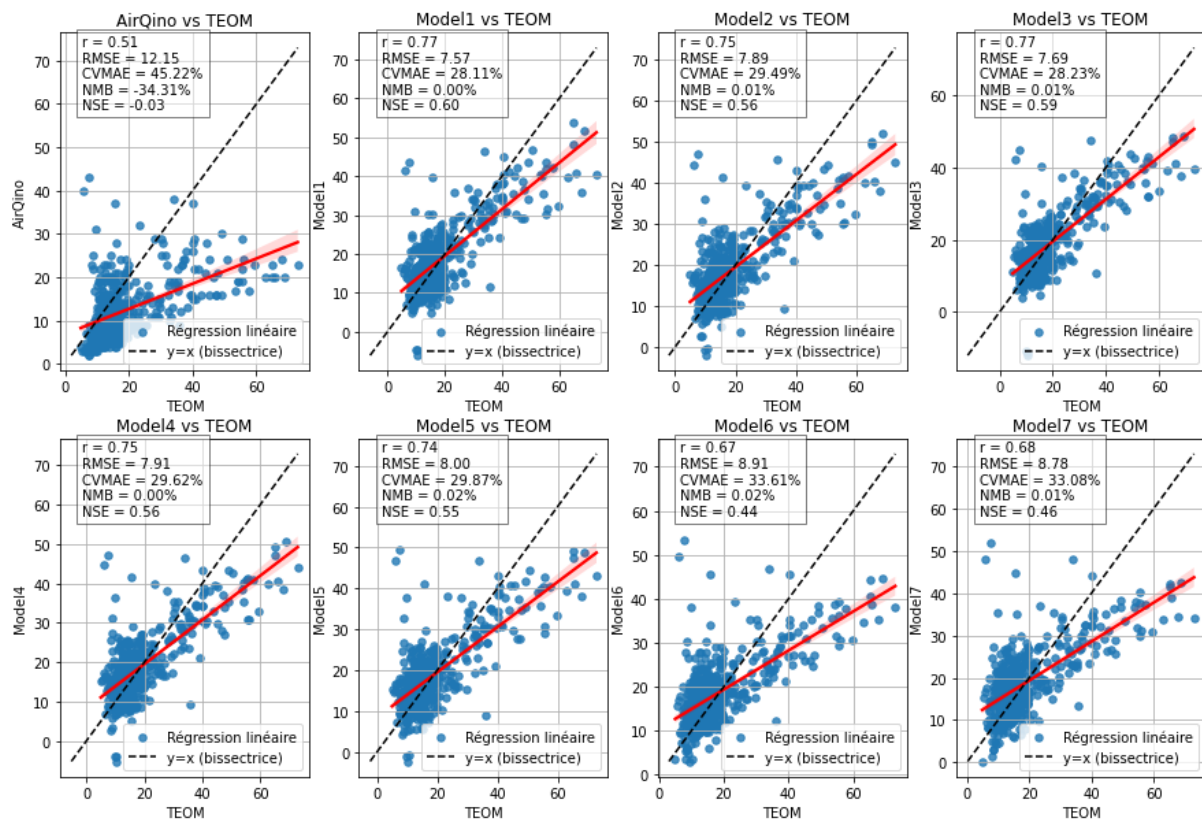


Fig. 8. Régressions linéaires des modèles de calibration par rapport aux données de TEOM.

3.4.2.2 Réduction des erreurs

Outre l'amélioration des coefficients de corrélation de Pearson et de détermination, l'évaluation des performances des modèles de calibration révèle une augmentation notable de la précision des mesures de l'AirQino, grâce à une réduction significative des erreurs et à une correction efficace des biais. L'erreur quadratique moyenne (RMSE) qui est un indicateur de l'écart global entre les valeurs prédites et celles mesurées par le TEOM, présente une diminution significative. Elle passe de 12,15 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ pour les mesures brutes d'AirQino à 7,57 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ avec le Modèle 1, soit une réduction de près de 38 %, illustrant ainsi une meilleure fiabilité des estimations. Cette tendance se retrouve dans les autres modèles performants, tels que le modèle 3

qui présente un RMSE de 7,89 $\mu\text{g}/\text{m}^3$, tandis que le Modèle 4 atteint 7,91 $\mu\text{g}/\text{m}^3$, indiquant une amélioration similaire. Les Modèles 5 et 6 affichent des RMSE légèrement plus élevés, respectivement 8,00 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ et 8,91 $\mu\text{g}/\text{m}^3$, traduisant une précision légèrement moindre, mais toujours meilleure que celle des mesures brutes fournies par AirQino. Le Modèle 7, avec un RMSE de 8,78 $\mu\text{g}/\text{m}^3$, montre une amélioration par rapport à AirQino brut, bien que son écart reste plus important que pour les modèles les plus performants. Ces résultats soulignent l'efficacité des modèles de calibration pour réduire les écarts les plus importants entre les valeurs mesurées et prédites, avec un ajustement plus précis aux données de référence.

De même on observe une réduction de l'Erreur Absolue Moyenne (MAE) qui

reflète l'écart moyen entre les concentrations estimées et mesurées. Elle passe de 8,5 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ pour l'AirQino à 5,3 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ pour le Modèle 1, soit une diminution là aussi de près de 38% garantissant une meilleure précision des estimations. Les autres modèles suivent la même tendance, avec des valeurs de MAE comprises entre 5,3 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ pour le modèle 3 et 6,3 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ pour le modèle 6. Tous ces résultats confirment une réduction globale des erreurs après calibration.

3.4.2.3 Correction des biais systématiques

Les modèles proposés corrigent le biais systématique (NMB). Avant calibration, l'AirQino présentait un biais négatif important, avec un NMB de -34,31 %, indiquant une sous-estimation systématique des concentrations de PM10. Après calibration, la correction est particulièrement efficace pour le Modèle 1 (NMB ≈ 0 %), indiquant une quasi-élimination du biais. Les autres modèles affichent également une nette réduction du biais, bien que certains conservent de légers écarts, comme les modèles 5 ; 6 et 7 avec 0,021 %, 0,018% et 0,012 % respectivement. Globalement, la figure 7 montre bien l'écart qui existe entre la première bissectrice ($y=x$) et la droite de régression TEOM, AirQino. En effet, l'analyse des écarts entre la bissectrice $y=x$ et les droites de régression des modèles met en évidence des performances contrastées. AirQino présente une faible corrélation ($r=0,51$) et des erreurs élevées (RMSE = 12,15 ; CVMAE = 45,22 %), indiquant un écart significatif avec la référence TEOM. En revanche, lorsqu'on applique les modèles 1 ; 2 et 3 on remarque qu'ils affichent les meilleures

performances avec des corrélations élevées ($r\approx 0,77$), des erreurs réduites (RMSE $\approx 7,7$; CVMAE ≈ 28 -29 %) et une absence de biais systématique. Les modèles 4 et 5 maintiennent une bonne précision ($r\approx 0,75$), cependant les erreurs sont légèrement plus élevées que les modèles 1 ; 2 et 3. Le modèle 6 et le modèle 7 montrent une performance moyenne ($r\approx 0,67$ – $0,68$), avec un écart plus marqué par rapport à $y=x$ et des erreurs accrues (RMSE $\approx 8,8$ - $8,9$; CVMAE ≈ 33 %). Globalement, les valeurs prédites par les modèles 1 ; 2 et 3 sont les plus fidèles aux valeurs de l'analyseur de référence (TEOM), tandis qu'AirQino et les modèles 6 et 7 nécessitent des améliorations pour réduire le biais et l'incertitude des mesures. Les modèles basés uniquement sur les paramètres métrologiques sont inappropriés pour prédire efficacement les concentrations de l'analyseur de référence. Les droites de régression des différents modèles permettent de réduire ces écarts. Les modèles semblent donc bien améliorer la précision des mesures d'AirQino.

4 Conclusion

L'évaluation du capteur AirQino dans l'environnement tropical humide de Lamto a permis d'analyser sa performance relative par rapport à un instrument de référence, le TEOM, pour la mesure des concentrations de PM10. Les résultats révèlent une corrélation modérée entre les deux instruments, avec un coefficient de corrélation de 0,51 et un biais moyen normalisé (NMB) d'environ -34 %, indiquant une sous-estimation systématique des concentrations par le capteur AirQino. Cette sous-estimation semble principalement liée à l'influence de

l'humidité relative, un facteur particulièrement prégnant dans les zones tropicales, qui affecte la précision des capteurs optiques, comme le Novasense SDS011 intégré à l'AirQino. L'application de modèles de calibration a permis d'améliorer significativement les performances du capteur. Parmi les sept modèles testés, les modèles 1 et 3 se sont distingués par les meilleurs résultats, avec des coefficients de détermination R^2 respectivement de 0,598 et 0,586, et des réductions notables des valeurs de RMSE et de MAE. Ces modèles confirment l'importance de l'intégration des paramètres météorologiques (température, humidité) et de certains gaz polluants (CO , NO_2) dans l'amélioration de l'estimation des concentrations de PM. Ces résultats soulignent le potentiel d'utilisation des capteurs à faible coût dans les environnements tropicaux, sous réserve d'un calibrage rigoureux. Les perspectives d'amélioration incluent l'intégration de variables environnementales supplémentaires, telles que les composés organiques volatils (COV) et le recours à des approches d'apprentissage automatique plus avancées. En outre, la réplication de ces tests dans d'autres zones climatiques pourrait permettre de mieux évaluer la robustesse et la sensibilité des capteurs AirQino à la variabilité chimique des particules.

Remerciements

Les auteurs tiennent à exprimer leur sincère gratitude aux responsables scientifiques, aux coordinatrices ainsi qu'à l'ensemble des techniciens locaux de la station de Lamto pour leur dévouement dans les activités de maintenance et d'échantillonnage menées dans le cadre du projet INDAAF (International Network to study Deposition and Atmospheric

chemistry in Africa). Ils adressent également leurs remerciements à la Jeune Équipe Associée de l'IRD Physicochimie Atmosphérique et Impacts (JEA PATI), ainsi qu'à l'Institut de Recherche pour le Développement Durable (IRD), pour leur précieux soutien matériel et financier, qui a largement contribué à la réalisation et à la publication de ce travail. La JEA PATI bénéficie d'un financement de l'IRD pour la période 2023-2025.

Références bibliographiques

- [1] OMS, Lignes Directrices OMS Relatives à la Qualité de L'air: Particules ($\text{PM}_{2,5}$ et PM_{10}), Ozone, Dioxyde d'azote, Dioxyde de Soufre et Monoxyde de Carbone. Résumé D'Orientation, 1st ed, World Health Organization, Geneva (2021).
- [2] J. Bahino, V. Yoboué, C. Galy-Lacaux, M. Adon, A. Akpo, S. Keita, C. Liousse, E. Gardrat, C. Chiron, M. Ossouhou, S. Gnamien, J. Djossou, *A pilot study of gaseous pollutants' measurement (NO_2 , SO_2 , NH_3 , HNO_3 and O_3) in Abidjan, Côte d'Ivoire: contribution to an overview of gaseous pollution in African cities*, Atmospheric Chemistry and Physics 18 (2018) 5173–5198.
<https://doi.org/10.5194/acp-18-5173-2018>
- [3] S. Gnamien, C. Liousse, Y. Veronique, M. Ossouhou, S. Keita, B. Julien, S. Silue, E. Gardrat, Analysis of particulate pollution (PM_{10} and $\text{PM}_{2.5}$) in the dry season in Abidjan and Korhogo (Cote d'Ivoire), in: AGU Fall Meeting Abstracts (2020) A166-02.
- [4] S. Keita, C. Liousse, E.-M. Assamoi, T. Doumbia, E.T. N'Datchoh, S.

- Gnamien, N. Elguindi, C. Granier, V. Yoboué, *African anthropogenic emissions inventory for gases and particles from 1990 to 2015*, Earth System Science Data 13 (2021) 3691–3705.
<https://doi.org/10.5194/essd-13-3691-2021>
- [5] M. Doumbia, A.A. Kouassi, S. Silué, V. Yoboué, C. Liousse, A. Diedhiou, N.E. Touré, S. Keita, E.-M. Assamoi, A. Bamba, *Road Traffic Emission Inventory in an Urban Zone of West Africa: Case of Yopougon City (Abidjan, Côte d'Ivoire)*, Energies 14 (2021) 1111.
<https://doi.org/10.3390/en14041111>
- [6] J. Bahino, M. Giordano, M. Beekmann, V. Yoboué, A. Ochou, C. Galy-Lacaux, C. Liousse, A. Hughes, J. Nimo, F. Lemmouchi, J. Cuesta, A.K. Amegah, R. Subramanian, *Temporal variability and regional influences of PM_{2.5} in the West African cities of Abidjan (Côte d'Ivoire) and Accra (Ghana)*, Environmental Science: Atmospheres 4 (2024) 468–487.
<https://doi.org/10.1039/D4EA00012A>
- [7] A. Kumar, I. Gupta, J. Brandt, R. Kumar, A.K. Dikshit, R.S. Patil, *Air quality mapping using GIS and economic evaluation of health impact for Mumbai City, India*, Journal of the Air & Waste Management Association 66 (2016) 470–481.
<https://doi.org/10.1080/10962247.2016.1143887>
- [8] L. Morawska, P.K. Thai, X. Liu, A. Asumadu-Sakyi, G. Ayoko, A. Bartonova, A. Bedini, F. Chai, B. Christensen, M. Dunbabin, J. Gao, G.S.W. Hagler, R. Jayaratne, P. Kumar, A.K.H. Lau, P.K.K. Louie, M. Mazaheri, Z. Ning, N. Motta, B. Mullins, M.M. Rahman, Z. Ristovski, M. Shafiei, D. Tjondronegoro, D. Westerdahl, R. Williams, *Applications of low-cost sensing technologies for air quality monitoring and exposure assessment: How far have they gone?* Environment International 116 (2018) 286–299.
<https://doi.org/10.1016/j.envint.2018.04.018>
- [9] K.G.-C. Douffi, *Distribution spatiale et dynamique de la population de palmiers rôniers, Borassus aethiopum Mart., par approche de la télédétection et du Système d'Information Géographique (SIG) de la réserve de Lamto (Centre de la Côte d'Ivoire)*, Thesis, Université Nangui Abrogoua, Abidjan (Côte d'Ivoire) (2020).
<https://theses.hal.science/tel-03293386>
 (consulté le 19 mars 2025).
- [10] H.B. Nacro, *Le feu de brousse, un facteur de reproduction des écosystèmes de savanes à dominance herbacées à Lamto (Côte d'Ivoire) ?*, CAMES, serie A2 (2003).
<http://greenstone.lecames.org/collect/revu/index/assoc/HASH01f0/04ce2e5f.dir/A-002-00-49-54.pdf> (consulté le 15 mai 2025).
- [11] L.N. Konan, G.R. Yapo, A.W. Koné, D.J.A. N'Guessan, A. Yao-Kouamé, *Stockage de la matière organique du sol sous les principales espèces d'arbustes dans une savane humide (Lamto, Côte d'Ivoire)*, AFES-Association Française pour l'Étude du Sol 28 (2021) 207–218.
https://www.afes.fr/wp-content/uploads/2023/04/EGS_2021_28_Konan_207-218.pdf (consulté le 15 mai 2025).
- [12] A. Diawara, F. Yoroba, K.Y. Kouadio, K.B. Kouassi, E.M. Assamoi, A. Diedhiou, P. Assamoi, *Climate Variability in the Sudano-Guinean*

- Transition Area and Its Impact on Vegetation: The Case of the Lamto Region in Côte D'Ivoire*, *Advances in Meteorology* (2014) 831414.
<https://doi.org/10.1155/2014/831414>
- [13] A.B. Akpo, C. Galy-Lacaux, D. Laouali, C. Delon, C. Liousse, M. Adon, E. Gardrat, A. Mariscal, C. Darakpa, *Precipitation chemistry and wet deposition in a remote wet savanna site in West Africa: Djougou (Benin)*, *Atmospheric Environment* 115 (2015) 110–123.
<https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2015.04.064>
- [14] C. Galy-Lacaux, A.I. Modi, *Precipitation chemistry in the Sahelian savanna of Niger, Africa*, *J. Atmos. Chem.* 30 (1998) 319–343.
<https://doi.org/10.1023/A:1006027730377>
- [15] V. Yoboué, C. Galy-Lacaux, J.P. Lacaux, S. Silué, *Rainwater Chemistry and Wet Deposition over the Wet Savanna Ecosystem of Lamto (Côte d'Ivoire)*, *J. Atmos. Chem.* 52 (2005) 117–141.
<https://doi.org/10.1007/s10874-005-0281-z>
- [16] V. Yoboué, J. Kouamé, M. Adon, J. Bahino, S. Keita, *Composition chimique de la partie soluble des aérosols collectés dans la savane sèche de Katibougou au Mali et dans la savane humide de Lamto en Côte d'Ivoire/Chemical composition of the soluble fraction of aerosols collected in the dry savanna of Katibougou in Mali and in the wet savanna of Lamto in Côte d'Ivoire*, *Journal de La Société Ouest-Africaine de Chimie* 39 (2015) 11.
- [17] J. Arbeille, *Recherches biologiques et écologiques sur les blattes de la région de Lamto (Côte d'Ivoire)*, PhD Thesis, Paris 6 (1986).
<https://theses.fr/1986PA066335> (consulté le 2 avril 2025).
- [18] S. Kingham, M. Durand, T. Aberkane, J. Harrison, J. Gaines Wilson, M. Epton, *Winter comparison of TEOM, MiniVol and DustTrak PM10 monitors in a woodsmoke environment*, *Atmospheric Environment* 40 (2006) 338–347.
<https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2005.09.042>
- [19] G. Bergametti, B. Marticorena, J.L. Rajot, G. Foret, S.C. Alfaro, B. Laurent, *Size-Resolved Dry Deposition Velocities of Dust Particles: In Situ Measurements and Parameterizations Testing*, *Journal of Geophysical Research: Atmospheres* 123 (2018) 11,080–11,099.
<https://doi.org/10.1029/2018JD028964>
- [20] Y. Xu-Yang, R. Losno, F. Monna, J.-L. Rajot, M. Labiadh, G. Bergametti, B. Marticorena, *Compositional data analysis (CoDA) as a tool to evaluate a new low-cost settling-based PM₁₀ sampling head in a desert dust source region*, *Atmospheric Measurement Techniques* 14 (2021) 7657–7680.
<https://doi.org/10.5194/amt-14-7657-2021>
- [21] G. Gualtieri, L. Brilli, F. Carotenuto, A. Cavaliere, T. Giordano, S. Putzolu, C. Vagnoli, A. Zaldei, B. Gioli, *Performance assessment of two low-cost PM_{2.5} and PM₁₀ monitoring networks in the Padana Plain (Italy)*, *Sensors* 24 (2024) 3946.
<https://doi.org/10.3390/s24123946>
- [22] G. Gualtieri, K. Ahbil, L. Brilli, F. Carotenuto, A. Cavaliere, B. Gioli, T. Giordano, G.L. Katiellou, M. Mouhaimini, V. Tarchiani, *Potential of low-cost PM monitoring sensors to fill monitoring gaps in areas of Sub-*

- Saharan Africa, Atmospheric Pollution Research* 15 (2024) 102158.
<https://doi-org.ezproxy.u-pec.fr/10.1016/j.apr.2024.102158>
- [23] F. Carotenuto, L. Brilli, B. Gioli, G. Gualtieri, C. Vagnoli, M. Mazzola, A.P. Viola, V. Vitale, M. Severi, R. Traversi, A. Zaldei, *Long-Term Performance Assessment of Low-Cost Atmospheric Sensors in the Arctic Environment*, *Sensors* 20 (2020) 1919.
<https://doi.org/10.3390/s20071919>
- [24] F. Carotenuto, L. Brilli, B. Gioli, G. Gualtieri, F. Martelli, M. Mazzola, C. Vagnoli, A. Viola, A. Zaldei, *Design and performance of a low-cost atmospheric composition monitor for deployment in extreme environments*, *IOP Conf. Ser.: Earth Environ. Sci.* 489 (2020) 012022.
<https://doi.org/10.1088/1755-1315/489/1/012022>
- [25] H.S. Choi, Y. Wang, T. Lee, Y. Jo, *Spatial distribution of fine particulate matters in urban school classrooms during high-concentration events in South Korea*, *Environ. Res. Commun.* 6 (2024) 115026.
<https://doi.org/10.1088/2515-7620/ad9001>
- [26] M.-L. Aix, S. Schmitz, D.J. Bicout, *Calibration methodology of low-cost sensors for high-quality monitoring of fine particulate matter*, *Science of The Total Environment* 889 (2023) 164063.
<https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2023.164063>
- [27] M.R. Giordano, C. Malings, S.N. Pandis, A.A. Presto, V.F. McNeill, D.M. Westervelt, M. Beekmann, R. Subramanian, *From low-cost sensors to high-quality data: A summary of challenges and best practices for effectively calibrating low-cost particulate matter mass sensors*, *Journal of Aerosol Science* 158 (2021) 105833.
<https://doi.org/10.1016/j.jaerosci.2021.105833>
- [28] R. Duvall, G. Clements, A. Hagler, V. Kamal, L. Goodman, S. Frederick, K. Johnson Barkjohn, I. VonWald, D. Greene, et T. Dye, *Performance Testing Protocols, Metrics, and Target Values for Fine Particulate Matter Air Sensors: Use in Ambient, Outdoor, Fixed Site, Non-Regulatory Supplemental and Informational Monitoring Applications*, (2021).
https://cfpub.epa.gov/si/si_public_record_Report.cfm?dirEntryId=350785&Lab=C
 EMM (consulté le 12 avril 2025)
- [29] K. Aula, E. Lagerspetz, P. Nurmi, S. Tarkoma, *Evaluation of Low-cost Air Quality Sensor Calibration Models*, *ACM Trans. Sen. Netw.* 18 (2022) 72:1-72:32.
<https://doi.org/10.1145/3512889>
- [30] A. Datta, A. Saha, M.L. Zamora, C. Buehler, L. Hao, F. Xiong, D.R. Gentner, K. Koehler, *Statistical field calibration of a low-cost PM_{2.5} monitoring network in Baltimore*, *Atmos. Environ.* 242 (2020) 117761-117785.
<https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2020.117761>
- [31] P. Gupta, P. Doraiswamy, J. Reddy, P. Balyan, S. Dey, R. Chartier, A. Khan, K. Riter, B. Feenstra, R.C. Levy, N.N.M. Tran, O. Pikelnaya, K. Selvaraj, T. Ganguly, K. Ganesan, *Low-Cost Air Quality Sensor Evaluation and Calibration in Contrasting Aerosol Environments*, *Atmospheric Measurement Techniques Discussions* (2022) 1–24.
<https://doi.org/10.5194/amt-2022-140>

- [32] H. Khreis, J. Johnson, K. Jack, B. Dadashova, E.S. Park, *Evaluating the Performance of Low-Cost Air Quality Monitors in Dallas, Texas*, Int J Environ Res Public Health 19 (2022) 1647.
<https://doi.org/10.3390/ijerph19031647>
- [33] A. Cavaliere, F. Carotenuto, F. Di Gennaro, B. Gioli, G. Gualtieri, F. Martelli, A. Matese, P. Toscano, C. Vagnoli, A. Zaldei, *Development of Low-Cost Air Quality Stations for Next Generation Monitoring Networks: Calibration and Validation of PM2.5 and PM10 Sensors*, Sensors 18 (2018) 2843.
<https://doi.org/10.3390/s18092843>