

# L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE AU SERVICE DE LA MÉTROLOGIE DES AÉROSOLS RADIOACTIFS : ESTIMATION DE LA RADIOACTIVITÉ AÉROPORTÉE ET QUANTIFICATION D'INCERTITUDES

A. Roblin<sup>1,3\*</sup>, J. Baccou<sup>2</sup>, G. Dougniaux<sup>1</sup>, S. Velasco-Forero<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Autorité de Sécurité Nucléaire et de Radioprotection (ASN), PSN-RES/SCA/LPMA, F-91400 Saclay, France

<sup>2</sup>Autorité de Sécurité Nucléaire et de Radioprotection (ASN), PSN-RES/SEMINA/LSMA, F-13155 Saint-Paul-lez-Durance, France

<sup>3</sup>CMM – Mines Paris PSL, 77300 Fontainebleau, France

\*Courriel de l'orateur : arthur.roblin@asn.fr

## TITLE

**Artificial intelligence in the service of radioactive aerosol metrology: estimation of airborne radioactivity and uncertainty quantification**

## RESUME

Dans les installations nucléaires, la surveillance de la contamination aéroportée repose sur la mesure de l'activité des aérosols collectés sur filtre par un moniteur. Or, la nature des particules rencontrées — taille, composition, morphologie, concentration, ... — influence profondément la réponse du moniteur. Ces instruments de surveillance, conçus pour des conditions standardisées, peinent à prendre en compte les variations de bruit de fond dans des situations complexes, telles que celles rencontrées sur des chantiers de démantèlement des installations nucléaires.

Nous présentons une approche novatrice fondée sur l'utilisation d'un réseau de neurones convolutionnel, capable d'estimer les résultats de comptage dû aux transuraniens, ainsi que l'incertitude associée. Cette méthode intègre la variabilité des caractéristiques réelles des aérosols dans la mesure et améliore la fiabilité des systèmes de surveillance atmosphérique.

## ABSTRACT

In nuclear facilities, monitoring airborne contamination relies on measuring the activity of aerosols collected on a filter by a monitor. However, the nature of the particles encountered — size, composition, morphology, concentration, etc. — profoundly influences the monitor's response. These monitoring instruments, designed for standardised conditions, struggle to take into account background noise variations in complex situations such as those encountered on nuclear facilities decommissioning sites.

We present an innovative approach based on the use of a convolutional neural network, capable of estimating the counting results due to transuranic elements, as well as the associated uncertainty. This method integrates the variability of the actual characteristics of aerosols into the measurement and improves the reliability of atmospheric monitoring systems.

**MOTS-CLÉS :** aérosols, radioactivité, métrologie, intelligence artificielle / **KEYWORDS:** aerosols, radioactivity, metrology, artificial intelligence

## 1. CONTEXTE

Les aérosols constituent le vecteur principal de la contamination radioactive atmosphérique dans les installations nucléaires. Afin de garantir la sécurité des travailleurs et la protection de l'environnement, des moniteurs de la contamination atmosphériques (CAM : *Continuous Air Monitor*) sont déployés sur les sites nucléaires afin d'effectuer en permanence la mesure de la radioactivité des aérosols présents dans l'air ambiant. Ces moniteurs échantillonnent les aérosols de l'air ambiant sur un filtre, mesurent en continu et en temps réel les radiations émises depuis les aérosols présents sur le filtre. Des algorithmes spécifiques (compilés par Justus (2021)) permettent l'analyse de ces mesures et l'alerte en cas de mesure positive. Ces instruments sont testés et certifiés en conditions réelles de fonctionnement représentatives des conditions normales d'une installation nucléaire (IEC 60761-1 et -2; Monsanglant-Louvet et al., 2012).

Toutefois, dans certains sites nucléaires comme les chantiers de démantèlement, des variations de l'empoussièrement causent des dégradations significatives des mesures. On note ainsi la présence de grosses particules allant jusqu'à 50 µm, par exemple des particules métalliques issues des découpes ou des particules siliceuses issues d'écroupages de béton. Le prélèvement de ces particules entraîne des distorsions de la mesure de la radioactivité. Le bruit de fond, principalement dû aux descendants du radon, évolue et les algorithmes classiques d'interprétation statistique, compilés par Justus (2021), ne sont pas

capables de prendre en compte ces évolutions. Tout ceci se traduit in fine par de trop nombreuses fausses alertes (Dougniaux & Hoarau, 2023; Hoarau, 2020; Hoarau et al., 2022).

Nous proposons donc de confier cette tâche d'analyse et d'interprétation des mesures à un algorithme d'apprentissage statistique, que nous démontrerons plus à même de s'adapter à toutes les situations atmosphériques pouvant être rencontrées sur les différents sites nucléaires. L'algorithme développé repose sur une architecture de type CNN (réseau de neurones convolutifs) et a été étudié pour un objectif précis : fournir une mesure et son incertitude associée de la valeur de la contamination. Et ce dans toutes les situations d'empoussièvement, particulièrement celles pour lesquelles les algorithmes standards sont pris en défaut.

L'approche de classification binaire, et la décision de présence de contamination, par le réseau de neurones ont été abordées précédemment (Roblin et al., 2025).

## 2. BASE DE DONNÉES

Dans le domaine de l'IA et de l'apprentissage supervisé, il est indispensable d'avoir à disposition une base de données de qualité à partir de laquelle un apprentissage est possible. Nous avons à disposition une base de données expérimentale constituée de 63 spectres en énergie, acquis en laboratoire sur le banc d'essais ICARE (Ammerich, 1989), et dans des conditions atmosphériques maîtrisées et variées (Hoarau, 2020).

Afin d'étoffer drastiquement la base de données nécessaire à l'apprentissage d'un réseau de neurones, un algorithme a été développé, basé sur ces spectres expérimentaux, les équations d'évolution de l'activité lors d'un prélèvement sur filtre (Islam & Haque, 1994) et les formes des spectres (Pommé & Caro Marroyo, 2015).

Plus de 200 000 spectres ont ainsi été générés, couvrant un large éventail de conditions : empoussièvement, durée d'échantillonnage, niveau de radon, distribution de tailles d'aérosols, activités des isotopes transuraniens (Pu-239, Am-241, U-238). La moitié de ces spectres ne présentent aucune trace de radioactivité issue de source transuraniennes, l'autre moitié compte jusqu'à 255 coups issus de transuraniens. Cela correspond à une contamination continue d'une heure à une activité volumétrique s'étendant jusqu'à 2 Bq/m<sup>3</sup>. Cette base semi-synthétique reproduit la complexité des environnements rencontrés sur sites.

## 3. MODÈLE

Afin d'améliorer l'interprétabilité du processus de décision, nous avons développé une approche en deux temps, séparant la mesure de son interprétation et la décision. Tout d'abord, la prédiction du nombre d'événements des spectres liés aux radionucléides transuraniens (donnée de comptage) associée à une estimation de l'incertitude de cette prédiction. La décision finale pourra ensuite être prise à partir de ces estimations, basée sur une approche statistique traditionnelle. L'approche de classification binaire directe par le réseau de neurones a été abordée précédemment (Roblin et al., 2025).

Une mesure nucléaire est fondée sur la statistique de Poisson. Alors la sortie du modèle de prédiction, noté  $y$ , doit être le paramètre de cette distribution. Cependant, cette distribution ne permet pas de modéliser l'incertitude de manière satisfaisante pour nos données entièrement hétéroscédastiques : la variance de  $y$  dépend non seulement de  $y$  lui-même, mais également de variables indépendantes telles que l'activité en radon et ses descendants, et l'empoussièvement du filtre. Le modèle de prédiction doit donc estimer  $y$  avec une loi Double-Poisson (Efron, 1986), intégrant le traditionnel paramètre de moyenne  $\lambda$ , correspondant à la prédiction  $y$ , ainsi qu'un paramètre indépendant de dispersion noté  $\Phi$ . Le modèle doit donc estimer ces deux paramètres simultanément.

L'architecture du modèle d'apprentissage profond retenue est basée sur cinq blocs de convolutions 1D, adaptés à l'analyse de données spectrales, suivies de couches ReLU standards, pour un total de 1 250 000 paramètres à optimiser. La couche de sortie comporte deux neurones, pour l'estimation des deux paramètres de la loi Double-Poisson. La Figure 1 illustre l'architecture du modèle. La fonction de perte choisie pour entraîner ce réseau est, naturellement, la log-vraisemblance négative de la distribution Double-Poisson. Le processus d'optimisation a été amélioré afin d'atténuer les problèmes courants lors de l'entraînement de ce type de modèles (Seitzer et al., 2021).

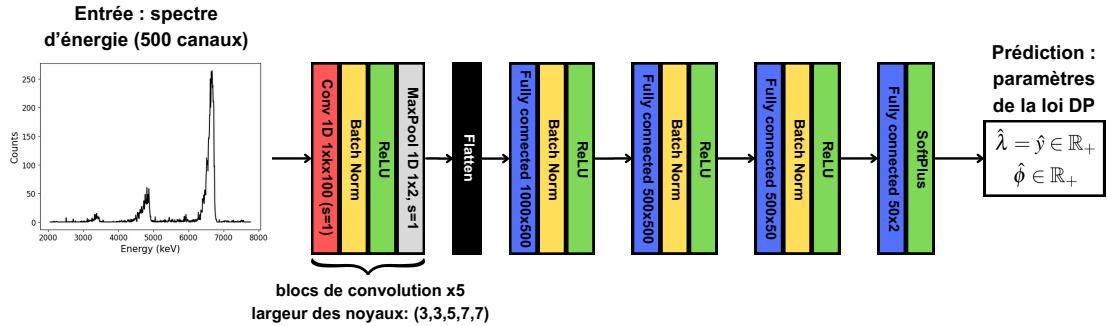


Figure 1 – Illustration de l'architecture du CNN.

#### 4. RÉSULTATS

La Figure 2 compare les prédictions à la vérité, avec le bruit de fond dans la région des transuraniens représenté en couleur. Ce graphe est obtenu sur un échantillon de données de test, indépendantes des données utilisées pour l'entraînement du modèle. On constate une erreur absolue moyenne de 7 coups sur l'estimation des événements transuraniens. Le coefficient de détermination  $R^2$  est de 0,957.

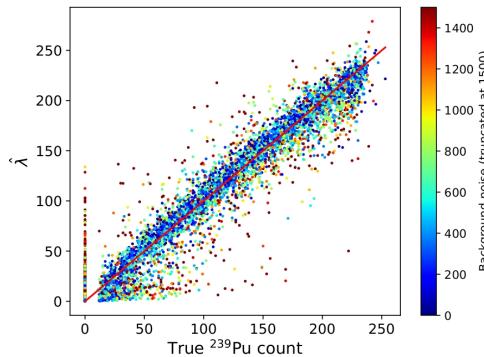


Figure 2 – Comparaison des prédictions à la vérité.

Les intervalles de confiance à 95 % estimés par le modèle via la distribution Double-Poisson sont correctement calibrés. En effet, 94,5 % des comptages réels sur données test sont dans leur intervalle de confiance estimé. Cela confirme la capacité du modèle à estimer correctement ses propres incertitudes.

Lorsqu'une heuristique d'alarme simple est appliquée (fondée sur la variance de la loi Double-Poisson), le système atteint une sensibilité (proportion de vrais positifs détectés) de 78 % et une spécificité (proportion de vrais négatifs correctement identifiés) de 99,97 %, contre 69 % et 65 % respectivement pour l'algorithme classique (dit des 4-ROI). Le taux de faux positifs est donc drastiquement réduit, en particulier pour des valeurs de bruit de fond élevées, comme l'illustre la Figure 3.

Ces performances traduisent une meilleure compréhension des interactions entre aérosols et mesure spectrométrique. Le modèle relie la physique du dépôt particulaire à la statistique de comptage, ouvrant la voie à une métrologie des aérosols plus intelligente, fiable et traçable.

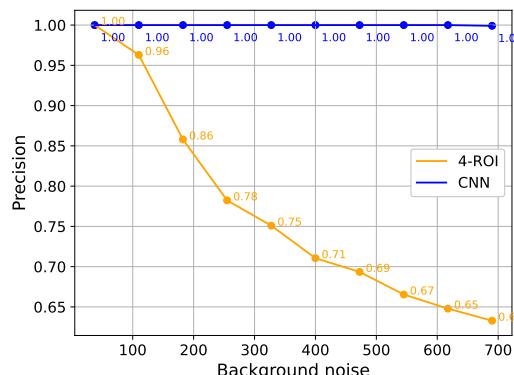


Figure 3 – Précision (spécificité) des algorithmes en fonction du bruit de fond.

## 5. CONCLUSION

Ce travail démontre que l'intégration des modèles d'apprentissage profond dans la chaîne de mesure des aérosols radioactifs permet de surmonter les limites des algorithmes classiques, notamment en conditions atmosphériques complexes. En modélisant conjointement le paramètre de comptage et son incertitude via une loi Double-Poisson, le modèle proposé offre une estimation robuste de la contamination transuranienne, même en présence de particules grossières induisant des variations du bruit de fond. Les performances obtenues – spécificité de 99,97 % – confirment une réduction drastique des fausses alarmes, tout en maintenant une détection fiable des contaminations.

Cette avancée est particulièrement pertinente pour les chantiers de démantèlement, où les conditions opératoires dégradent la fiabilité des moniteurs classiques. Ces résultats pourraient inspirer des évolutions dans les normes de surveillance (IEC 60761) et encourager l'adoption de solutions intelligentes pour la métrologie des aérosols radioactifs.

Cette approche préfigure donc une nouvelle génération d'instruments intelligents, capables d'ajuster leur réponse aux conditions atmosphériques réelles. Elle ouvre des perspectives vers une métrologie adaptative, à la fois physique, numérique et prédictive, qui pourrait transformer durablement la surveillance de la contamination aéroportée.

## RÉFÉRENCES

- Ammerich, M. (1989). *Réalisation d'une installation d'étalonnage de moniteurs de contamination atmosphérique à l'aide d'aérosols radioactifs calibrés (ICARE)* (CEA-R-5484).
- Dougniaux, G., & Hoarau, G. (2023). Detection limit variation against coarse aerosol during airborne contamination measurement with continuous air monitor. *Radiation Protection Dosimetry*, 199(18), 2229–2232. <https://doi.org/10.1093/rpd/ncad147>
- Efron, B. (1986). Double Exponential Families and Their Use in Generalized Linear Regression. *Journal of the American Statistical Association*, 81(395), 709–721. <https://doi.org/10.1080/01621459.1986.10478327>
- Hoarau, G. (2020). *Étude de la limite de détection et des fausses alarmes émises par les moniteurs de mesure de la contamination radioactive atmosphérique dans les chantiers de démantèlement* [Université Paris-Saclay]. <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-03033575>
- Hoarau, G., Dougniaux, G., Gensdarmes, F., Cassette, P., & Ranchoux, G. (2022). Impact of the Coarse Indoor Non-radioactive Aerosols on the Background Radon Progenies' Compensation of a Continuous Air Monitor. *Health Physics*, 122(5), 563–574. <https://doi.org/10.1097/HP.0000000000001530>
- Equipements de surveillance en continu de la radioactivité dans les effluents gazeux - Partie 1: Exigences générales, (2002).
- Equipements de surveillance en continu de la radioactivité dans les effluents gazeux - Partie 2 : Exigences particulières aux moniteurs d'aérosols y compris les aérosols transuraniens, (2002).
- Islam, G. S., & Haque, A. K. F. (1994). Measurement of mixed radon and thoron daughter concentrations using alpha and beta activities filtered from air. *Radiation Measurements*, 23(4), 737–742. [https://doi.org/10.1016/1350-4487\(94\)90011-6](https://doi.org/10.1016/1350-4487(94)90011-6)
- Justus, A. (2021). Technical Details of the Sigma Factor Alarm Method within Alpha CAMs. *Health Physics*, 120(4), 442–453. <https://doi.org/10.1097/HP.0000000000001341>
- Monsanglant-Louvet, C., Liatimi, N., & Gensdarmes, F. (2012). Performance Assessment on Continuous Air Monitors Under Real Operating Conditions. *IEEE Transactions on Nuclear Science*, 59(4), 1414–1420. <https://doi.org/10.1109/TNS.2012.2187929>
- Pommé, S., & Caro Marroyo, B. (2015). Improved peak shape fitting in alpha spectra. *Applied Radiation and Isotopes*, 96, 148–153. <https://doi.org/10.1016/j.apradiso.2014.11.023>
- Roblin, A., Baccou, J., Dougniaux, G., & Velasco-Forero, S. (2025). Deep learning approach for airborne alpha radioactivity monitoring in atypical atmospheric conditions. *Journal of Aerosol Science*, 187, 106573. <https://doi.org/10.1016/j.jaerosci.2025.106573>
- Seitzer, M., Schölkopf, B., & Martius, G. (2021). Causal Influence Detection for Improving Efficiency in Reinforcement Learning. In M. Ranzato, A. Beygelzimer, Y. Dauphin, P. S. Liang, & J. W. Vaughan (Eds.), *Advances in Neural Information Processing Systems* (pp. 22905–22918). Curran Associates, Inc. [https://proceedings.neurips.cc/paper\\_files/paper/2021/file/c1722a7941d61aad6e651a35b65a9c3e-Paper.pdf](https://proceedings.neurips.cc/paper_files/paper/2021/file/c1722a7941d61aad6e651a35b65a9c3e-Paper.pdf)