www.onera.fr

PROPOSITION DE SUJET DE THESE

Intitulé : Apprentissage profond pour la restitution de cartes de concentration de gaz à effet de serre à partir d'images interférométriques satellitaires ou aéroportées

Référence : **DPHY-DOTA-2024-25**
(à rappeler dans toute correspondance)

Début de la thèse : 01/10/2024	**Date limite de candidature :** 01/04/2024

Mots clés :

intelligence artificielle ; réseaux de neurones ; télédétection ; sciences de l'atmosphère ; gaz à effet de serre ; interférogramme partiel

Profil et compétences recherchées :

Mathématiques appliquées : apprentissage profond, réseaux de neurones

Curiosité pour la physique atmosphérique et/ou la télédétection

Présentation du projet doctoral, contexte et objectif :

Les constellations de satellites embarquant des spectro-imageurs sont une réponse possible au besoin d'une mesure de la concentration des gaz à effet de serre depuis l'espace avec une revisite inférieure à la journée. C'est dans ce contexte que l'Onera, en collaboration avec un consortium européen, a développé des interféromètres imageurs compacts dédiés à la mesure du CO_2 et du CH_4 atmosphérique. Pour chaque pixel x de l'image, ces caméras mesurent un interférogramme partiel $I(x)$ qui contient l'information $c(x)$ sur les variables géophysiques, et en particulier la concentration de gaz (mais aussi l'albédo du sol, et éventuellement d'autres paramètres, comme la vapeur d'eau, les aérosols, etc.). Cette information est aujourd'hui estimée en cherchant la concentration de gaz et les autres paramètres $c(x)$ qui minimisent l'écart entre l'interférogramme mesuré $I(x)$ et celui prédit par un outil de transfert radiatif couplé à un modèle d'instrument $I_{pred}(x) = F(c(x))$. Cette méthode, dite d'estimation optimale, est reconnue et largement utilisée par la communauté scientifique, mais a l'inconvénient d'être coûteuse en temps de calcul, or, avec une constellation d'imageurs, le débit de données à traiter est très élevé. En outre, cette méthode traite indépendamment les pixels les uns après les autres, sans mettre à profit les corrélations spatiales des paramètres géophysiques intervenant dans la formation de l'interférogramme, corrélations pouvant être différentes selon le paramètre (albédo du sol, paramètres atmosphériques, etc.). Or la prise en compte de ces corrélations est un élément clé pouvant servir à améliorer la qualité des estimations et éventuellement à accélérer les calculs. Cette prise en compte des corrélations est parfois faite, par exemple pour estimer des cartes d'aérosols à l'aide d'une pénalisation quadratique des dérivées spatiales [Calassou 2022] lors de l'estimation optimale, ou bien pour détecter des panaches de méthane à partir d'une carte déjà établie de la concentration en gaz [Groshenry 2022], mais notre ambition est ici différente, puisqu'il s'agit d'avoir une contrainte spatiale adaptée au mieux à chaque paramètre géophysique, pour obtenir depuis les interférogrammes partiels une carte des concentrations de gaz.

L'objectif de ce travail de thèse est alors triple :

1) proposer, développer et tester de nouvelles méthodes de traitement –en particulier issues des travaux sur l'apprentissage profond– prenant en compte la régularisation spatiale des paramètres géophysiques pour à la fois améliorer la précision et accélérer les calculs ;
2) étendre les algorithmes de traitement précédents pour fournir une quantification d'incertitude des paramètres géophysiques ;
3) explorer des simplifications des paramètres de l'instrument via une co-conception instrument-traitement.

Ce travail de thèse sera mené en collaboration entre le MAP5 (Math Appli Paris-cité, Andrés Almansa, directeur de thèse), pour les aspects liés aux mathématiques appliquées et l'Onera (Yann Ferrec, encadrant, Laurence Croizé, co-directrice de thèse), pour les aspects liés aux spécificités de l'instrument imageur et à la physique atmosphérique permettant d'introduire des contraintes physiques dans le processus d'inversion et de restitution de cartes en concentration.

1) Nouveaux algorithmes de traitement

Les réseaux de neurones sont utilisés depuis plusieurs années pour approcher un calcul de transfert radiatif [Gao et al. 2021], ou pour inverser la mesure d'un spectre pour estimer des paramètres atmosphériques [David et al. 2021]. Cependant, cette utilisation est très souvent faite point à point. La difficulté est alors d'adapter ces méthodes pour traiter collectivement les pixels de l'image. Deux approches au moins peuvent être envisagées.

La première consiste à entraîner un réseau de neurones *f* bout à bout entre les images *I* issues du capteur et les paramètres géophysiques *c* décrivant la scène, en une seule étape $c = f(I)$. Une seconde approche consiste à séparer les deux fonctions, estimation des paramètres et régularisation, via une approche Plug & Play, c'est-à-dire à l'aide d'un algorithme itératif d'optimisation alternée tel que ADMM (*Alternating Direction Method of Multipliers*) ou la descente de gradient proximal. L'estimation des paramètres est alors faite de manière classique, par estimation optimale pixel à pixel, tandis que la régularisation est obtenue à l'aide d'un réseau de neurones entraîné sur des cartes réalistes des paramètres géophysiques.

La première méthode présente deux difficultés. Tout d'abord, il est nécessaire de générer une base de données pour l'apprentissage du réseau de neurones qui peut s'avérer être de très grande taille vu la richesse du contenu spectral par pixel. Ensuite, il faut construire une architecture de réseau adaptée au problème physique. Etant donné la complexité du problème, il est peu probable que les architectures communément utilisées en restauration d'images (utilisant des images panchromatiques, sans information spectrale par pixel) donnent un résultat satisfaisant pour ce problème. Dans cette thèse nous proposons ainsi une approche alternative conduisant à une architecture qui incorpore la modélisation physique du problème. De ce point de vue, cette méthode est plus simple, car le réseau neuronal ne sert qu'à la régularisation spatiale, et peut donc se servir des architectures performantes utilisées aujourd'hui pour le débruitage d'images. Cette approche peut s'appuyer sur des progrès récents concernant les algorithmes *plug & play* (PnP), et leurs propriétés de convergence [Ryu et al 2019, Hurault et al 2022, Laroche et al 2023b] que l'on adaptera et étendra à ce contexte.

Afin d'accélérer le temps de calcul, nous pouvons considérer des versions stochastiques et incrémentales de PnP-ADMM, qui réduisent le calcul de la descente proximale sur l'attache aux données à un sous-ensemble aléatoire des pixels, différent à chaque itération, tout en gardant des garanties de convergence [Sun et al 2021]. Une autre possibilité pour accélérer le temps de calcul consiste à dérouler les itérations de l'algorithme d'optimisation alternée, et de l'entrainer bout à bout. Ceci permet de réduire significativement le nombre d'itérations à performance égale, et avec un entraînement sur une base de plus petite taille qu'un entrainement bout à bout classique [Ongie et al 2020, Laroche et al 2023a].

2) Quantification d'incertitudes

Une des limitations des méthodes d'apprentissage profond est la difficulté de maîtriser les incertitudes contrairement aux approches classiques en sondage atmosphérique de type « estimation optimale ». L'idée est alors d'étendre les méthodes de la partie précédente pour fournir une quantification d'incertitudes. Ceci peut se faire de deux manières : 1) En entrainant un réseau bout à bout via des techniques de Monte Carlo *dropout* pour obtenir une estimation d'incertitude (écart type) en plus de la moyenne [Kendall et al 2017 ; Carvalho et al 2019]. 2) En utilisant des méthodes pour l'échantillonnage de posterior, tels que Langevin [Laumont 2022], des modèles de diffusion conditionnels [Song et al 2023, Chung et al 2023], ou des *Schrödinger Bridges* [Liu et al 2023]. Cette deuxième catégorie obtient des mesures d'incertitude en estimant l'écart type ou des intervalles de confiance à partir de l'ensemble de solutions obtenues. Les architectures réseaux utilisées pour les modèles de diffusion et Schrödinger bridges sont plus riches que celles utilisées pour la régression, et ont donc plus de chances de pouvoir s'adapter à un entrainement bout à bout, sans besoin d'avoir recours à un algorithme PnP ou à une architecture déroulée.

3) Co-conception instrument-traitement

Enfin, il est envisagé d'étudier la faisabilité d'avoir un modèle entrainable bout à bout malgré les difficultés mentionnées précédemment (nouvelle architecture réseau à définir et taille de la base d'apprentissage). Ce type d'approche présente en effet un intérêt fort pour l'optimisation de certains paramètres instrumentaux du système d'acquisition, tels que les différences de marche de l'interférogramme partiel. Ceci ouvre la possibilité de concevoir conjointement instrument et traitement pour optimiser les performances et/ou à minimiser le coût de l'instrument [Chang et al 2019] pour une application donnée.

Bibliographie :

Calassou, G. (2022). Télédétection par imagerie hyperspectrale pour la cartographie des émissions de particules d'aérosols dans l'atmosphère. Thèse de doctorat, université de Toulouse.

Carvalho, M., Le Saux, B., Trouvé-Peloux, P., Almansa, A., & Champagnat, F. (2019). Deep Depth from Defocus: How Can Defocus Blur Improve 3D Estimation Using Dense Neural Networks? In ECCV Workshop - 3D Reconstruction in the Wild (pp. 307–323).

Chung, H., Kim, J., Mccann, M. T., Klasky, M. L., & Ye, J. C. (2023). Diffusion Posterior Sampling for General Noisy Inverse Problems. In (ICLR) International Conference on Learning Representations (pp. 1–28).

David, L., Bréon, F. M., & Chevallier, F. (2021). XCO 2 estimates from the OCO-2 measurements using a neural network approach. Atmospheric Measurement Techniques, 14(1), 117-132.

Gao, M., Franz, B. A., Knobelspiesse, K., Zhai, P. W., Martins, V., Burton, S., ... & Xu, X. (2021). Efficient multi-angle polarimetric inversion of aerosols and ocean color powered by a deep neural network forward model. Atmospheric Measurement Techniques, 14(6), 4083-4110.

Groshenry, A., Giron, C., Lauvaux, T., d'Aspremont, A. & Ehret, T. (2022). Detecting methane plumes using prisma: Deep learning model and data augmentation. arXiv preprint arXiv:2211.15429

Hurault, S., Leclaire, A., & Papadakis, N. (2022). Gradient Step Denoiser for convergent Plug-and-Play. In (ICLR) International Conference on Learning Representations. Retrieved from http://arxiv.org/abs/2110.03220.

Kendall, A., & Gal, Y. (2017). What Uncertainties Do We Need in Bayesian Deep Learning for Computer Vision? NIPS, 5574–5584.

Laroche, C., Almansa, A., & Tassano, M. (2023a). Deep Model-Based Super-Resolution with Non-uniform Blur. In (WACV) Winter Conference on Applications of Computer Vision (pp. 1797–1808). Waikoloa, Hawaii: IEEE.

Laroche, C., Almansa, A., Coupeté, E., & Tassano, M. (2023b). Provably Convergent Plug & Play Linearized ADMM, applied to Deblurring Spatially Varying Kernels. (ICASSP) International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing

Laumont, R., de Bortoli, V., Almansa, A., Delon, J., Durmus, A., & Pereyra, M. (2022). Bayesian imaging using Plug & Play priors: when Langevin meets Tweedie. SIAM Journal on Imaging Sciences, 15(2), 701–737.

Liu, G.-H., Vahdat, A., Huang, D.-A., Theodorou, E. A., Nie, W., & Anandkumar, A. (2023). I²SB: Image-to-Image Schrodinger Bridge. In (ICML) International Conference on Machine Learning.

Ongie, G., Jalal, A., Metzler, C. A., Baraniuk, R. G., Dimakis, A. G., & Willett, R. (2020). Deep Learning Techniques for Inverse Problems in Imaging. IEEE Journal on Selected Areas in Information Theory, 1(1), 39–56.

Ryu, E. K., Liu, J., Wang, S., Chen, X., Wang, Z., & Yin, W. (2019). Plug-and-Play Methods Provably Converge with Properly Trained Denoisers. In (ICML) International Conference on Machine Learning.

Song, J., Vahdat, A., Mardani, M., & Kautz, J. (2023). Pseudoinverse-Guided Diffusion Models for Inverse Problems. In (ICLR) International Conference on Learning Representations.

Sun, Y., Wu, Z., Xu, X., Wohlberg, B., & Kamilov, U. S. (2021). Scalable Plug-and-Play ADMM with Convergence Guarantees. IEEE Transactions on Computational Imaging, 7, 849-863.

Collaborations envisagées :

MAP5

Laboratoire d'accueil à l'ONERA :

Département : Optique et techniques Associées

Lieu (centre ONERA) : Palaiseau

Contact : Yann Ferrec

Tél. : +33 1 80 38 64 16 Email : yann.ferrec@onera.fr

Directeur de thèse :

Nom : Andrés Almansa

Laboratoire : MAP5

Tél. : +33 1 76 53 03 35

Email : andres.almansa@parisdescartes.fr

Pour plus d'informations : https://www.onera.fr/rejoindre-onera/la-formation-par-la-recherche