

Inversion de modèles géophysiques à l'aide d'un réseau de neurones profond (RNP) explicable : application aux séries temporelles de déplacements obtenues à l'aide de satellites Radar à Synthèse d'Ouverture (RSO)

L'acquisition d'images Radar à Synthèse d'Ouverture (RSO) Sentinel-1 A/B, couvrant l'Europe tous les 6 jours (tous les 12 jours ailleurs) et mises à disposition gratuitement par l'agence spatiale européenne, fait entrer l'exploitation des données satellite RSO dans une nouvelle ère en permettant la constitution de séries temporelles d'images RSO dont l'exploitation à des fins de surveillance opérationnelle de la déformation de la Terre est source d'opportunités et de défis. Les opportunités ont trait à l'acquisition de nouveaux savoirs, par exemple en géophysique, à l'aménagement du territoire et la protection des biens et des personnes. Les défis relèvent quant à eux du volume et de la complexité de données à traiter (dimension spatiale, dimension temporelles, incertitudes de mesure) et de la complexité des modèles physiques sous-jacents.

Ce sujet de thèse propose, pour la première fois, d'aborder la question majeure de l'inversion et de la prédiction de paramètres basées sur les Réseaux Neuronaux Profonds (RNP) exploitant des séries temporelles de champs de déplacements obtenus à partir d'images RSO. Les RNP ont jusqu'à présent été plutôt utilisés en imagerie satellitaire, avec succès, sur les tâches de classification [B18]. Plus précisément, nous visons à proposer un cadre d'apprentissage supervisé basé sur les RNP pour inverser et prédire des paramètres (fortement liés aux risques naturels mais ne pouvant être observés directement, par exemple la surpression d'une chambre magmatique) à partir de séries temporelles de champs déplacements RSO. Pour ce problème de régression, peu de données d'apprentissage sont disponibles. Nous développerons donc une stratégie basée sur un RNP de type Generative Adversarial Network (GAN) [E18] visant à générer des données synthétiques d'apprentissage généralisant les données d'apprentissage initialement disponibles (augmentation de données). Pour prendre en compte la temporalité des phénomènes, un RNP de type Long Short-Term Memory (LSTM) ou autres (e.g., [T19] [Z19]) sera proposé et exploité afin de modéliser les dépendances des données à court et long terme dans les séries temporelles de déplacement RSO. Bien que les réseaux neuronaux profonds atteignent des performances de haut niveau, leur logique de prédiction reste obscure pour les développeurs d'IA et les autres parties prenantes telles que les entreprises ou les scientifiques. Des travaux tels que ceux étudiés dans [G18] visent à ouvrir de telles boîtes noires et proposent d'explicitier les résultats à l'aide de masques de saillance, c'est-à-dire en identifiant les sous-ensembles de données d'entrée utilisés par les réseaux pour établir leurs prévisions [X15, R17]. Nous proposons de combiner ce type d'approche avec une approche originale consistant à construire un réseau dont les concepts latents correspondent à des modèles/motifs de fouille de données spatiotemporels interprétables tels que ceux proposés dans [M19].

Ces travaux seront conduits sous la supervision du Pr. Méger (fouille de données, télédétection), en collaboration avec le Dr. Y. Yan (simulation, inversion de modèle, imagerie RSO, champs de déplacements) et le Dr. A. Benoit (apprentissage profond, télédétection). Le programme de travail suivant sera adopté :

- 1/ recueil des données - pour chacun des sites d'intérêt, collecte des images RSO, calcul des champs de déplacements, calcul des valeurs de paramètres géophysiques à l'aide de modèles physiques. Les méthodes nécessaires à cette première étape sont disponibles dans l'état de l'art (e.g., [B17]). Celles-ci sont cependant susceptibles d'être améliorées lors de cette étape, en particulier en ce qui concerne le calcul de champs de déplacements.
- 2/ augmentation des données - génération de couples champs déplacements/valeurs de paramètres géophysique à l'aide d'un réseau de neurones profond de type GAN (e.g.,

[E18]), en utilisant les données produites à la première étape. Cette deuxième étape nécessite de proposer une architecture neuronale adaptée dont les performances et limites seront qualifiées en se référant aux données produites lors de la première étape.

- 3/ apprentissage - inversion et prédiction de paramètres géophysiques à partir d'une série temporelle de champs de déplacements à l'aide d'un réseau temporel de type LSTM (e.g., [T19], [Z19]), en utilisant les données produites à la seconde étape. Comme pour la deuxième étape, cette troisième étape nécessite de proposer une architecture neuronale adaptée dont les performances et limites seront qualifiées en se référant aux données produites lors de la deuxième étape.
- 4/ RNP explicable - explicitation de la logique de prédiction des réseaux pour que les experts du domaine puissent valider et utiliser les architectures neuronales proposées. Cette quatrième étape utilisera les données produites lors de la deuxième étape. En première intention, elle s'appuiera sur le calcul de masques de saillance (X15, R17]) permettant de pointer les données sur lesquelles s'appuie le réseau développé à la troisième étape pour estimer les valeurs des paramètres géophysiques. Cette étape visera également à proposer une architecture neuronale originale dont les concepts latents peuvent directement être associés à des modèles/motifs spatiotemporels interprétables extraits par fouille de données (e.g., [T18], [M19]). Les performances de l'architecture proposée, y compris en termes d'interprétabilité, seront qualifiées en se référant au réseau proposé dans la troisième étape.

Les méthodes et réseaux développés dans ce cadre pourront être appliqués à des cibles d'intérêt géophysique ayant des comportements de déplacement différents telles que le volcan Merapi situé au centre de Java en Indonésie (Sentinel-1 A/B), le Piton de la Fournaise à l'est de l'île de la Réunion (Sentinel-1 A/B), le volcan Grimsvotn au sud-est de l'Islande (données quotidiennes du Global Navigation Satellite System/GNSS), les glaciers alpins (images moyenne et haute résolution Sentinel-1 A/B et PAZ). Pour ce faire, nous pourrions par exemple échanger avec des experts en science de la Terre avec lesquels nous avons l'habitude de collaborer (e.g., Virginie Pinel ou Jean-Louis Mugnier du laboratoire ISTerre).

Références :

- [B17] Bato M.-G., Pinel V., Yan Y., "Assimilation of Deformation Data for Eruption Forecasting: Potentiality Assessment Based on Synthetic Cases", *Frontiers in Earth Science*, Frontiers Media, 2017.
- [B18] A. Ben Hamida, A. Benoit, P. Lambert, C. Ben Amar. 3-D Deep Learning Approach for Remote Sensing Image Classification. *IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing* 56(8): 4420-4434 (2018)
- [E18] E. Laloy, R. Hérault, D. Jacques and N. Linde, (2018), Training-image based geostatistical inversion using a spatial generative adversarial neural network, *Water Resources Research*, vol.54, pp.381-406.
- [G18] R. Guidotti, et al. 2018. A Survey of Methods for Explaining Black Box Models. *ACM Comput. Surv.* 51, 5, Article 93 (August 2018), 42 pages. DOI: <https://doi.org/10.1145/3236009>
- [M19] N. Méger, C. Rigotti, C. Pothier, T. Nguyen, F. Lodge, L. Gueguen, R. Andréoli, M-P. Doin and M. Datcu. Ranking Evolution Maps for Satellite Image Time Series Exploration – Application to Crustal Deformation and Environmental Monitoring. *Data Mining and Knowledge Discovery*, volume 33, issue 1, pp. 131-167, January 2019.

- [R17] R. R. Selvaraju et al. Grad-cam: Why did you say that? visual explanations from deep networks via gradient-based localization. 2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), Venice, 2017, pp. 618-626.
- [T18] T. Nguyen, N. Méger, C. Rigotti, C. Pothier, E. Trouvé, N. Gourmelen, J-L. Mugnier. A pattern-based method for handling confidence measures while mining satellite displacement field time series. Application to Greenland ice sheet and Alpine glaciers. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, IEEE, 2018, 11 (11), pp.4390 - 4402.
- [T19] M. Titos, A. Bueno, L. Garcia, M.C. Benitez and J. Ibanez, (2019), Detection and classification of continuous volcano-seismic signals with recurrent neural networks, IEEE Transactions on Geosciences & Remote Sensing, 57(4), pp.1936-1948.
- [X15] K. Xu et al. Show, attend and tell: Neural image caption generation with visual attention. In International Conference on Machine Learning, pages 2048-2057, 2015.
- [Z19] R. Zhang, Z. Chen, S. Chen, J. Zheng, O. Buyukozturk and H. Sun, (2019), Deep long short-term memory networks for nonlinear structural seismic response prediction, Computers and Structures, vol.220, pp.55-68.

Profil du candidat:

Le candidat/la candidate devra disposer de connaissances et compétences en apprentissage automatique (supervisé et non supervisé), en RNP et en programmation (C/C++, Python, Pandas, PyTorch, TensorFlow, Seaborn).

Des connaissances et compétences en calcul de champs de déplacements, télédétection, simulation, inversion et/ou fouille de données (motifs locaux) seront les bienvenues.

La personne recrutée devra faire montre d'un esprit de synthèse et de pédagogie.

Encadrements :

Nicolas Méger (nicolas.meger@univ-smb.fr),
 Alexandre Benoit (alexandre.benoit@univ-smb.fr) ,
 Yajing Yan (yajing.yan@univ-smb.fr)

Laboratoire : LISTIC, Université Savoie Mont-Blanc

Lieu : Annecy