



Stage de recherche 2025 / 2026

Interprétabilité en IA des séries temporelles radar

1. Spécifications

Niveau du stage Master 2 ou 3^{ème} année d'école d'ingénieur

Date de début et fin Durée de 6 mois selon disponibilité. Fin du stage à la mi-juillet.

Laboratoire de recherche Laboratoire d'Informatique, Systèmes, Traitement de l'Information et de la Connaissance (LISTIC)

Adresse Polytech Annecy-Chambéry, LISTIC, 5 Chemin de Bellevue, 74940 Annecy-le-Vieux, France

2. Contexte

L'interférométrie radar par satellite ou plus communément InSAR fournit des mesures de déplacement précises sur de vastes surfaces terrestres. Les constellations de satellites et les périodes de revisite d'un même lieu en font une source cruciale d'informations pour la surveillance de l'activité volcanique [Biggs, 2014]. La compréhension et la modélisation d'une éruption volcanique constituent une étape primordiale dans la prise de décision face à de tels phénomènes géologiques. L'ouverture d'une fissure (*cfr.* Figure 1) et sa géométrie initiale dépend de plusieurs facteurs, parmi lesquels se trouvent entre autres les pressions exercées et les propriétés mécaniques du sol. L'identification des fissures volcaniques est par conséquent particulièrement importante pour une modélisation précise des volcans, or, il s'agit actuellement d'une tâche faite manuellement à la suite d'observations *in-situ* [Cayol, 2020]. Cependant, avec l'augmentation continue de la quantité de données SAR disponibles, il existe un besoin croissant de méthodes avancées permettant d'automatiser efficacement ce processus de détection.

1. Spécifications	1
2. Contexte	1
3. Objectifs et plan de travail..	2
4. Compétences	3
5. Tuteurs et Contacts	3

<https://www.univ-smb.fr/listic>

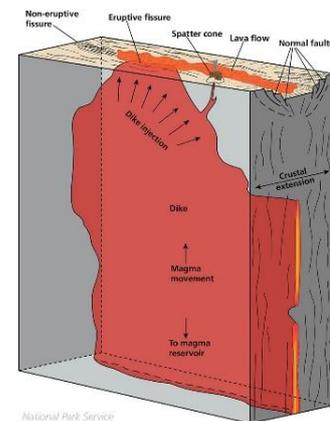


Figure 1 : Fissure volcanique, <https://www.nps.gov/articles/00/fissure-volcanoes.htm>

J. Biggs, S. K. Ebmeier, W. P. Aspinall, Z. Lu, M. E. Pritchard, R. S. J. Sparks, and T. A. Mather. "Global link between deformation and volcanic eruption quantified by satellite imagery." Nature Communications, 5(1), April 2014. <https://doi.org/10.1038/ncomms4471>

V. Cayol, F. Dabaghi, Y. Fukushima, M. Tridon, D. Smittarello, O. Bodart, and J.-L. Froger. "DefVolc: Interface and web service for fast computation of volcano displacement." Copernicus GmbH, 2020.

Q. Dumont, V. Cayol, J.-L. Froger, and A. Peltier. "22 years of satellite imagery reveal a major destabilization structure at Piton de la Fournaise." *Nature Communications*, 13(1), May 2022.

R. Sermet, C. Lin-Kwong-Chon, and Y. Yan. "Automatic Detection of Volcanic Fissures in SAR Interferograms with Machine Learning." *MDIS*, November 2024.

T. Petellat, C. Lin-Kwong-Chon, Y. Yan and A. Mian. "Détection et Localisation des Fissures Volcaniques dans les Interférogrammes par IA." *RSV*, June 2025.

Le Piton de la Fournaise sur l'île de La Réunion fait l'objet de nombreuses surveillances et dispose d'une base de données longue de 24 années [Dumont, 2022]. Des premiers résultats sur ce volcan obtenus par notre équipe ont permis de détecter la présence de fissures [Sermet, 2024] sur les interférogrammes mais également leurs localisations en combinant des méthodes d'apprentissages profonds [Petellat, 2025]. Jusqu'à présent, ces travaux se sont appuyés sur des données spatiales statiques. Il serait toutefois pertinent d'explorer l'apport potentiel des séries temporelles dans l'amélioration de la détection des fissures.

3. Objectifs et plan de travail

L'analyse de séries temporelles requiert des modèles récurrents capables de saisir simultanément les dynamiques de court et de long terme des déformations de surface. L'hypothèse 1 suppose que les fissures volcaniques laissent dans les séries InSAR des signatures spatio-temporelles caractéristiques, distribuées sur plusieurs échelles temporelles et spatiales. Ces signatures peuvent se manifester soit par des signaux brefs, liés à des déformations locales soudaines, soit par des signaux prolongés, correspondant à un tassement progressif. Dès lors, une question centrale consiste à évaluer si un modèle récurrent multi-échelle est en mesure d'apprendre ces signatures de fissuration plus efficacement que des approches convolutionnelles classiques, en particulier dans un contexte où les occurrences observées demeurent rares.

Le site du Piton de la Fournaise bénéficie d'une observation quasi continue grâce aux passages réguliers de plusieurs satellites (*cf.* Figure 2). Cependant, chaque capteur possède des spécificités propres, telles que la fréquence d'acquisition, la géométrie d'acquisition (angles de visée, direction d'orbite), ainsi que des caractéristiques instrumentales distinctes (résolution spatiale). Dans ce cadre, l'hypothèse 2 postule que la localisation des fissures observées résulte de deux composantes principales : (i) une composante physique, reflétant la mécanique réelle de la fissure, et (ii) une composante instrumentale, dépendant des propriétés des capteurs et des conditions d'acquisition. L'objectif n'est donc pas de supprimer la part instrumentale, mais bien de concevoir un modèle capable de préserver et distinguer ces deux types d'information. Nous chercherons ainsi à encoder simultanément les invariants associés aux fissures et les signatures liées aux instruments. La deuxième question de recherche devient alors : les représentations internes des modèles récurrents multi-échelles permettent-elles de séparer, dans leurs espaces d'état, les sources communes (déformation réelle) des composantes instrumentales (bruit, angle, polarisation, passe), tout en les

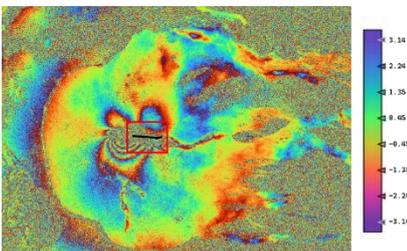


Figure 2 : Photo du Piton de la Fournaise en éruption le 10 avril 2021 Richard BOUHET / AFP, et une imagerie InSAR S1 enroulée avec sa fissure localisée.

Dans notre projet, l'objectif n'est plus seulement de se cantonner à la détection spatiale des fissures, mais d'explorer plusieurs pistes scientifiques nouvelles. Le premier objectif est de concevoir une architecture récurrente multi-échelle adaptée aux séries InSAR. Le deuxième objectif est de quantifier les composantes responsables d'une détection, en distinguant le signal géophysique des artefacts liés aux capteurs. La méthodologie sera basée sur 3 actions :

Action 1 [1 mois] Nous disposons de données provenant d'une dizaine de satellites différents, chacun offrant une couverture temporelle spécifique. La première étape consistera à identifier les séries temporelles exploitables et à définir ensemble les restrictions à appliquer aux données, afin de pouvoir mettre en œuvre les actions suivantes.

Action 2 [2 mois] La deuxième étape consistera à développer un modèle récurrent multi-échelle capable d'ingérer les séries temporelles InSAR prétraitées ainsi que les vérités terrain sur les fissures volcaniques. Pour cela, nous identifierons une architecture adéquate dans la littérature [Mienye, 2024 ; Bai, 2022] que nous adapterons à nos besoins spécifiques, en particulier la séparation des sources par factorisation, également appelée approche *multi-head*.

Action 3 [3 mois] La troisième action est étroitement liée à la précédente, dans la mesure où l'architecture développée devra intégrer la séparation des sources tout en restant interprétable et/ou explicable. Pour les approches explicables, nous pourrions expérimenter des méthodes post-hoc classiques (Grad-CAM, SHAP, LIME). Pour les approches interprétables, nous explorerons en priorité les méthodes dites par construction dans l'espace d'états du modèle [Sun, 2022 ; Arrieta, 2021].

4. Compétences

Le stage portera exclusivement sur la programmation en Python. Une expérience en télédétection radar, géophysique des volcans ou en explicabilité/interprétabilité de l'IA serait un atout.

5. Tuteurs et Contacts

Le maître de stage sera Christophe LIN-KWONG-CHON¹ (MCF, LISTIC), avec le co-encadrement d'expert en modélisation inverse et imagerie radar Yajing YAN² (MCF HDR, LISTIC).

Des appels ponctuels à des experts extérieurs seront envisagées (ECGS, ISTERre, BRGM, OVPF, ...).

Mienye, I. D., Swart, T. G., & Obaido, G. (2024). Recurrent Neural Networks: A Comprehensive Review of Architectures, Variants, and Applications. *Information*, 15(9), 517. <https://doi.org/10.3390/info15090517>

Bai, T., Wang, L., Yin, D., Sun, K., Chen, Y., Li, W., & Li, D. (2022). Deep learning for change detection in remote sensing: a review. *Geo-Spatial Information Science*, 26(3), 262–288. <https://doi.org/10.1080/10095020.2022.2085633>

Sun, X., Hao, M., Wang, Yutong, Wang, Yu, Li, Z., Li, Y., 2022. Reservoir Dynamic Interpretability for Time Series Prediction: A Permutation Entropy View. *Entropy* 24, 1709. <https://doi.org/10.3390/e24121709>

Arrieta, A.B., Gil-Lopez, S., Laña, I., Bilbao, M.N., Del Ser, J., 2021. On the Post-hoc Explainability of Deep Echo State Networks for Time Series Forecasting, Image and Video Classification. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.2102.08634>

¹ christophe.lin-kwong-chon@univ-smb.fr

² yajing.yan@univ-smb.fr