

Contexte général de l'astronomie gravitationnelle

Une décennie s'est écoulée depuis la première détection directe d'une onde gravitationnelle par LIGO. Depuis, Virgo est entré en fonction et le rythme des nouvelles détections s'est accélérer, grâce à l'amélioration continue de la sensibilité de ces détecteurs. À l'issue de la quatrième campagne d'observation, O4, qui vient de s'achever, les détections d'ondes gravitationnelles sont devenues routinières : un nouveau signal est enregistré en moyenne tous les deux à trois jours. Le catalogue GWTC-4.0, qui couvre les huit premiers mois de la campagne O4, recense 128 nouvelles sources [1]. À la fin de l'analyse complète des données de O4, le seuil des 400 sources détectées sera probablement franchi.

La grande majorité de ces détections proviennent de fusions de trous noirs. Les paramètres astrophysiques de ces sources — masses, spins et distances — sont déduits des signaux observés en ajustant des modèles théoriques de formes d'onde aux données [2].

Les deux modes de polarisation tensorielle prédits par la relativité générale [6] constituent un observable central : c'est l'intégralité du signal reçu par le réseau de détecteurs. Ces modes ne sont pas explicitement reconstruits dans les analyses actuelles. En effet, la mesure de ces modes nécessite des observations claires du signal gravitationnel dans au moins deux détecteurs. Chaque détecteur enregistre un mélange linéaire des deux modes de polarisation et la combinaison des mesures de deux détecteurs permet, en théorie, de reconstruire les modes originaux, à condition que les mélanges reçus par chaque détecteur soient différents. Cependant, cette condition est rarement remplie avec le réseau actuel, en raison de l'alignement approximatif des détecteurs LIGO et des écarts de sensibilité dans le réseau.

Ainsi, la restauration des modes de polarisation originaux se ramène à un problème inverse mal posé, nécessitant une étape de régularisation pour obtenir une solution stable. Cela justifie les développements méthodologiques présentés dans la section suivante.

Motivations de l'approche méthodologique

Les modèles génératifs s'intègrent désormais couramment au cœur des chaînes d'analyse des grands volumes de données scientifiques. Ils offrent des outils puissants pour résoudre des problèmes complexes. Parmi les avancées récentes, l'émergence de nouvelles familles de modèles ouvre des perspectives inédites pour la résolution et la régularisation des problèmes inverses, omniprésents en physique et en astrophysique.

Pour compenser la sous-détermination fréquente dans ce type de problème, la résolution des problèmes inverses nécessite l'introduction d'informations supplémentaires, sous forme d'*a priori*, sur la solution recherchée. Ces informations peuvent concerner des propriétés fonctionnelles, comme des contraintes sur la variation de la solution, ou des propriétés statistiques, telles que la moyenne, la variance ou la forme de la distribution attendue. Cette information *a priori* est ensuite traduite en un opérateur proximal ou en une distribution *a priori*, selon qu'on utilise un algorithme d'optimisation ou une approche bayésienne pour résoudre le problème. En pratique, cependant, il est souvent difficile de formuler des propriétés fonctionnelles ou statistiques pertinentes au-delà de simples hypothèses de régularité, qui ne reflètent pas la complexité des solutions admissibles.

La méthode *Plug and Play* (PnP) [3], initialement développée pour la restauration d'images naturelles, permet d'apprendre cette information supplémentaire à partir d'exemples, grâce à un modèle d'apprentissage — généralement un réseau de neurones de débruitage. Ce modèle remplace alors l'opérateur proximal classique de régularisation dans les itérations de l'algorithme d'optimisation.

Cette approche est désormais appliquée à une variété de problèmes, notamment en astrophysique. Elle s'est avérée particulièrement efficace pour la reconstruction des ondes gravitationnelles et de leur polarisation, comme le montrent les travaux menés par l'équipe porteuse de ce projet [4].

Bien que les méthodes PnP soient empiriquement performantes, leur convergence reste difficile à établir et à garantir. Pour répondre à cette limitation, les méthodes de *flow matching*, inspirées de la théorie du transport optimal, suscitent un intérêt croissant [5], avec des résultats préliminaires sur des garanties de convergence [6]. Par ailleurs, le *flow matching* offre des avantages en termes de flexibilité, de capacité de généralisation, d'efficacité calculatoire, et de prise en compte d'information ou de contraintes physiques [7] ce qui en fait des outils particulièrement adaptés au problème considéré ici.

Ce projet propose donc d'expérimenter et d'étendre, grâce à ces nouvelles techniques, les résultats déjà obtenus pour la restauration des modes de polarisation des ondes gravitationnelles avec les méthodes PnP.

Impact attendu en astronomie gravitationnelle

L'objectif est de **mesurer les modes de polarisation des ondes gravitationnelles, observable qui n'est jusqu'ici pas produit par les analyses actuelles** effectuées par la collaboration LIGO-Virgo-KAGRA.

L'état de polarisation, qui décrit la relation entre les deux modes, porte une **information astrophysique précieuse**. Par exemple, le plan orbital d'une binaire de trous noirs aux spins désalignés subit un mouvement de précession. Ce phénomène influence l'état de polarisation de l'onde gravitationnelle émise, qui fluctue en fonction de l'orientation du plan orbital. La mesure des modes, et de l'état de polarisation permettrait donc de visualiser la précession de la source.

Pour restaurer ces modes, il est nécessaire de calculer et d'optimiser une **vraisemblance globale**, à partir de laquelle une **recherche cohérente de signaux** peut être menée dans les données LIGO-Virgo-KAGRA. Bien que l'approche cohérente soit plus efficace [8] que les recherches incohérentes actuelles — basées sur l'utilisation de grandes banques de filtres adaptés — elle est aussi **beaucoup plus coûteuse en ressources de calcul**, au point d'être prohibitive [8]. En remplaçant la banque de filtres adaptés par un modèle de *flow matching*, la méthode présentée ici offre un fort potentiel pour le développement de futurs pipelines de recherche, plus légers et plus efficaces.

Ce projet rassemble une **équipe pluridisciplinaire**, associant des physiciens spécialistes de l'**analyse des données LIGO-Virgo-KAGRA** et des *data scientists* et mathématiciens experts en méthodes d'apprentissage, avec une **expertise spécifique en *flow matching***.

L'algorithme de flow matching est une méthode de modélisation générative inspirée de la théorie du transport optimal. Il repose sur l'idée de transformer une distribution de base simple en une distribution cible complexe, en apprenant un champ de vecteurs (souvent paramétré par un réseau de neurones) qui guide cette transformation. Pour son implémentation, les choix clés comprennent :

- L'architecture du réseau : type de modèle utilisé pour représenter le champ de vecteurs (ex. : U-Net, MLP).
- La distribution de base : choix de la distribution initiale (ex. : gaussienne, uniforme).
- La fonction de perte : critère de correspondance entre le flux prédit et le flux cible (ex. : erreur quadratique moyenne).
- La stratégie d'entraînement : approche conditionnelle ou inconditionnelle, et méthode d'optimisation.
- La régularisation de modèle : ajout de contraintes (ex. : continuité de Lipschitz) pour assurer la stabilité et la convergence.

[1] A. G. Abac et al. (LIGO Scientific, VIRGO, KAGRA), GWTC-4.0: Updating the Gravitational-Wave Transient Catalog with Observations from the First Part of the Fourth LIGO-Virgo-KAGRA Observing Run, arXiv:2508.18082 [gr-qc].

[2] A. G. Abac et al. (LIGO Scientific, VIRGO, KAGRA), GWTC-4.0: Methods for Identifying and Characterizing Gravitational-wave Transients, arXiv:2508.18081 [gr-qc].

[3] Singanallur V. Venkatakrisnan; Charles A. Bouman; Brendt Wohlberg
All Authors Plug-and-Play priors for model based reconstruction, Proceedings of 2013 IEEE Global Conference on Signal and Information Processing,
<https://ieeexplore.ieee.org/document/6737048>

[4] Pierre Palud, Eric Chassande-Mottin, Yusuf Yigit Pilavci. Synthetic-data-driven Plug-and-Play method for inverse problems on bivariate signals. 23rd IEEE Statistical Signal Processing Workshop (SSP 2025), IEEE, Jun 2025, Edimbourg, United Kingdom. ([hal-05126577](https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-05126577))

[5] Albergo, MS. ; Boffi, N M. ; Vanden-Eijnden, E, *Journal of Machine Learning Research* 26 (2025) pp 1-80

[6] S Martin, A Gagneux, P Hagemann, G Steidl, PnP-Flow: Plug-and-Play Image restoration with Flow Matching, [arXiv:2410.02423](https://arxiv.org/abs/2410.02423)

[7] A P Generale, A E. Robertson, S.R Kalidindi, Conditional Variable Flow Matching: Transforming Conditional Densities with Amortized Conditional Optimal Transport, [arxiv:2411.08314](https://arxiv.org/abs/2411.08314)

[8] D. Macleod, I. W. Harry, S. Fairhurst, Fully-coherent all-sky search for gravitational-waves from compact binary coalescences, *Phys. Rev. D* 93 (2016) 6, 064004