

**titre :** Machine learning to uncover the physics of Earth's magnetic field generation

**supervision :** P.-O. Amblard, N. Schaeffer, N. Gillet

**laboratoires :** Gipsa-Lab / ISTerre

**contact :** [pierre-olivier.amblard@cnrs.fr](mailto:pierre-olivier.amblard@cnrs.fr), [nathanael.schaeffer@univ-grenoble-alpes.fr](mailto:nathanael.schaeffer@univ-grenoble-alpes.fr), [nicolas.gillet@univ-grenoble-alpes.fr](mailto:nicolas.gillet@univ-grenoble-alpes.fr)

**summary :**

Le champ magnétique terrestre est généré par les mouvements de fer liquide dans le noyau de notre planète, par effet dynamo. Les mesures magnétiques dans des observatoires au sol ou à bord de satellites, combinées aux modèles numériques de la géodynamo, permettent de reconstituer les grandes échelles de la dynamique à la surface du noyau [1].

La principale source d'incertitude, pour modéliser cette dynamique à partir des données géophysiques, résulte de l'induction associée aux processus physiques non résolus (diffusion magnétique, force électromotrice liée aux écoulements et au champ magnétique de petite échelle). Négliger cette contribution conduit à fortement abîmer les écoulements reconstruits. Jusqu'à présent cette induction est soit ignorée soit considérée comme indépendante de l'induction associée à l'écoulement de grande échelle, limitant notre acuité.

Nous proposons d'estimer la forme analytique des différents termes de l'équation aux dérivées partielles (EDP) qui gouverne l'évolution du champ à la surface du noyau (équation d'induction) à l'aide d'algorithmes de régression symbolique parcimonieuse [2], à partir de données magnétiques en surface. Le stage consistera à étudier et implémenter cette méthode d'abord sur des modèles jouets (identification d'EDP connues, à partir de données synthétiques) [3,4], puis sur des données de simulations numériques de dernière génération de la géodynamo (EDP partiellement connues, observations incomplètes) [5], et enfin sur des données géomagnétiques [6]. L'utilisation de réseaux de neurones pourra ensuite être envisagée pour la régression des termes sous-maille restant non résolus.

**Formation requis :** étudiant(e) de master en maths appliquées, IA ou physique. Programmation python ou Julia.

**References :**

[1] Finlay, Gillet, Aubert, Livermore & Jault (2023). Gyres, jets and waves in the Earth's core. *Nature Reviews Earth & Environment*, 4(6), 377-392.

[2] Brunton, Proctor & Kutz (2016). Discovering governing equations from data by sparse identification of nonlinear dynamical systems. *Proceedings of the national academy of sciences*, 113(15), 3932-3937.

[3] Schaeffer (2017). Learning partial differential equations via data discovery and sparse optimization. *Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 473(2197), 20160446.

[4] Combettes & Pesquet (2011). Proximal splitting methods in signal processing. In *Fixed-point algorithms for inverse problems in science and engineering* (pp. 185-212). New York, NY: Springer New York.

[5] Schaeffer, Jault, Nataf, & Fournier (2017). Turbulent geodynamo simulations: a leap towards Earth's core. *Geophysical Journal International*, 211(1), 1-29.

[6] <https://geodyn.univ-grenoble-alpes.fr/>