

# Soutenance de thèse de Julio Cardenas le 26 août 2022 à 14 h

Salle de conférences de l'UFR 918 TEB - Tour 46/56 - 2<sup>ème</sup> étage - site Jussieu - SU  
Salle virtuelle <https://zoom.us/j/84763980940?pwd=TzhNcWwzNUF4M2pISFIRZVZOTitBZz09>

## **Inversion de signaux géophysiques par apprentissage profond**

**Résumé :** Notre travail présente la caractérisation d'anomalies magnétiques par des réseaux de neurones convolutifs, et l'application d'outils de visualisation pour comprendre et valider leurs prédictions. L'approche développée permet la localisation de dipôles magnétiques, incluant le comptage du nombre de dipôles, leur position géographique, et la prédiction de leurs paramètres (moment magnétique, profondeur, et déclinaison). Nos résultats suggèrent que la combinaison de deux modèles d'apprentissage profond, "YOLO" et "DenseNet", est la plus performante pour atteindre nos objectifs de classification et de régression. De plus, nous avons appliqué des outils de visualisation pour comprendre les prédictions de notre modèle et son principe de fonctionnement. Nous avons constaté que l'outil Grad-CAM a amélioré les performances de prédiction en identifiant plusieurs couches qui n'avaient aucune influence sur la prédiction et l'outil t-SNE a confirmé la bonne capacité de notre modèle à différencier différentes combinaisons de paramètres. Ensuite, nous avons testé notre modèle avec des données réelles pour établir ses limites et son domaine d'application. Les résultats montrent que notre modèle détecte les anomalies dipolaires dans une carte magnétique réelle, même après avoir appris d'une base de données synthétique de moindre complexité, ce qui indique une capacité de généralisation significative. Nous avons également remarqué qu'il n'est pas capable d'identifier des anomalies dipolaires de formes et de tailles différentes de celles considérées pour la création de la base de données synthétique. Nos travaux actuels consistent à créer de nouvelles bases de données en combinant des données synthétiques et réelles afin de comparer leur influence potentielle dans l'amélioration des prédictions. Enfin, les perspectives de ce travail consistent à valider la pertinence opérationnelle et l'adaptabilité de notre modèle dans des conditions réalistes et à tester d'autres applications avec des méthodes géophysiques alternatives.

**Mots-clefs :** géophysique, apprentissage profond, réseau de neurones convolutifs, méthodes magnétiques, explicabilité, munitions non explosées

\* \* \* \* \*

**Title:** Inversion of geophysical data by deep learning

**Abstract:** Our work presents the characterization of magnetic anomalies using convolutional neural networks, and the application of visualization tools to understand and validate their predictions. The developed approach allows the localization of magnetic dipoles, including counting the number of dipoles, their geographical position, and the prediction of their parameters (magnetic moment, depth, and declination). Our results suggest that the combination of two deep learning models, "YOLO" and "DenseNet", performs best in achieving our classification and regression goals. Additionally, we applied visualization tools to understand our model's predictions and its working principle. We found that the Grad-CAM tool improved prediction performance by identifying several layers that had no influence on the prediction and the t-SNE tool confirmed the good ability of our model to differentiate among different parameter combinations. Then, we tested our model with real data to establish its limitations and application domain. Results demonstrate that our model detects dipolar anomalies in a real magnetic map even after learning from a synthetic database with a lower complexity, which indicates a significant generalization capability. We also noticed that it is not able to identify dipole anomalies of shapes and sizes different from those considered for the creation of the synthetic database. Our current work consists in creating new databases by combining synthetic and real data to compare their potential influence in improving predictions. Finally, the perspectives of this work consist in validating the operational relevance and adaptability of our model under realistic conditions and in testing other applications with alternative geophysical methods.

**Keywords:** Geophysics, deep learning, convolutional neural networks, magnetic methods, explainability, unexploded ordnance.