

DELPHFI

Prédiction par Apprentissage Profond et Analyse Rétrospective de l'Initiation des Éruptions Solaires Contrat - B2/202/P1/DELPHFI

1. CONTEXTE : LE DÉFI DE LA MÉTÉO SPATIALE

Le Soleil a un impact direct et profond sur la vie et les infrastructures modernes. Les éruptions solaires (libérations soudaines d'énergie provenant des « régions actives » de la couronne solaire) émettent des rayonnements sur tout le spectre électromagnétique. Elles sont souvent associées à d'autres phénomènes éruptifs tels que les éjections de masse coronale (CME) et les événements de particules énergétiques solaires (SEP). Ces événements peuvent déclencher des perturbations météorologiques spatiales qui interrompent les signaux GNSS, l'électronique des satellites, les communications radio, les réseaux électriques terrestres et augmentent l'exposition aux radiations pour les astronautes et les routes aériennes à haute altitude dans les heures suivant l'éruption initiale.

Malgré des décennies de recherche, les mécanismes physiques précis menant à l'accumulation d'énergie magnétique et à sa libération soudaine par reconnexion restent un problème de longue date en physique solaire. Historiquement, la prévision des éruptions reposait largement sur l'interprétation humaine de la complexité des taches solaires. Le projet DELPHFI a été établi pour passer de ces méthodes empiriques avec intervention humaine à des systèmes automatisés de haute précision exploitant l'apprentissage automatique et l'apprentissage profond.

2. OBJECTIFS DU PROJET

Le projet DELPHFI, un effort de collaboration entre l'Observatoire Royal de Belgique (ORB) et la KU Leuven, a poursuivi trois objectifs stratégiques primaires :

1. **Compréhension scientifique** : Améliorer la compréhension fondamentale des mécanismes de déclenchement des éruptions en utilisant des techniques d'apprentissage automatique « interprétables » pour identifier les signatures physiques critiques dans les données solaires.
2. **Démonstration opérationnelle** : Prouver que l'extraction automatisée de caractéristiques à partir d'imagerie satellite haute définition peut surpasser systématiquement les prévisions humaines traditionnelles et les outils automatisés existants.
3. **Renforcement des capacités techniques** : Établir une expertise robuste en apprentissage profond à l'ORB, posant les bases d'une nouvelle génération de services opérationnels de météo spatiale et d'outils de surveillance autonomes.

3. MÉTHODOLOGIE DE RECHERCHE

Le projet a utilisé plus d'une décennie de données à haute cadence (2010–2021) provenant du *Solar Dynamics Observatory* (SDO), en se concentrant sur les magnétogrammes (SDO/HMI) et les images en ultraviolet extrême (EUV) (SDO/AIA). Il a également utilisé les données de rayons X mous des satellites GOES.

3.1 Prédiction de la capacité d'éruption des régions actives avec les réseaux neuronaux convolutifs (CNN)

Une contribution technique centrale a été la comparaison de deux approches de réseaux neuronaux convolutifs (CNN) :

- **Trad-CNN** : Une architecture traditionnelle nécessitant des entrées de taille fixe. Cela impose de redimensionner les images, ce qui déforme ou supprime souvent des caractéristiques physiques à petite échelle critiques pour la prédiction.
- **SPP-CNN** : L'implémentation d'une couche de neurones de mise en commun des sorties en pyramide spatiale (*Spatial Pyramid Pooling*). Cette innovation permet au réseau d'accepter des images de n'importe quelle taille, préservant l'échelle physique originale et l'intégrité des structures magnétiques.

3.2 Auto-encodeurs variationnels (β -VAE) pour la paramétrisation

Le projet a employé des β -VAE pour apprendre des représentations « latentes » compactes et riches en informations des régions actives solaires.

- **Espace latent** : Contrairement aux modèles déterministes, les VAE projettent les entrées sur une distribution, capturant l'incertitude inhérente des morphologies magnétiques.
- **Désenchevêtrement (Disentanglement)** : En pondérant l'hyperparamètre β , le modèle « désenchevêtre » les caractéristiques latentes, permettant aux chercheurs de suivre des attributs physiques individuels (ex: compacité, concentration de flux) de manière interprétable par l'humain.

3.3 Pré-entraînement auto-supervisé et segmentation

- **Modèle Génératif**: L'équipe a utilisé un pré-entraînement auto-supervisé où le modèle apprend à reconstruire des images solaires artificiellement déformées. Cette « pré-initialisation » a amélioré l'efficacité des données de 65 % et accéléré la convergence de l'entraînement.
- **Cadres de segmentation** : Des architectures U-Net de haute précision ont été utilisées pour la segmentation des structures coronales, aux côtés d'un ensemble léger de composants logiciels structurels conçus pour le matériel informatique restreint embarqué à bord des engins spatiaux.

4. PRINCIPAUX RÉSULTATS SCIENTIFIQUES

Le projet DELPHFI a abouti à plusieurs découvertes majeures :

- **Supériorité du SPP-CNN** : L'architecture SPP-CNN a atteint de fortes performances prédictives dans une fenêtre de 24 heures, particulièrement pour les éruptions de haute intensité. Il a largement surpassé les modèles traditionnels en évitant les effets négatifs du redimensionnement des images.
- **Validation XAI** : En utilisant des cartes thermiques Grad-CAM, la preuve est faite que l'« attention » de l'IA est correctement focalisée sur les lignes d'inversion de polarité (PIL) (les mêmes régions prioritaires pour les physiciens solaires). Cela confirme que le modèle apprend la physique et non pas seulement du bruit.
- **Impact du redimensionnement** : L'étude a quantifié que le redimensionnement standard (commun en vision par ordinateur) dégrade considérablement les performances de prédiction en déformant les caractéristiques (comme la longueur des PIL) qui signalent une éruption imminente.
- **Évolution de la morphologie** : Un modèle de série temporelle LSTM a prédit l'évolution temporelle des dimensions latentes des VAE, offrant un moyen basé sur les données de prévoir

les changements de structure des régions actives. Cette approche offre une méthode basée sur les données pour suivre et prévoir les changements de structure des régions actives, et pour explorer les précurseurs potentiels des éruptions solaires reflétés dans l'évolution de la morphologie.

- **Faisabilité embarquée** : Le projet a démontré que les modèles entraînés sur des données au sol conservent des performances élevées sur les données brutes des satellites (Niveau-0), prouvant la viabilité des opérations autonomes alimentées par l'IA pour les futures missions solaires.

5. CONCLUSIONS PRINCIPALES

Le projet a démontré avec succès que l'apprentissage profond, lorsqu'il est adapté pour respecter les contraintes physiques des données solaires, offre une voie transformatrice pour les services de météo spatiale.

La collaboration interdisciplinaire a démontré que les modèles d'apprentissage automatique ne sont pas de simples « boîtes noires » : ils peuvent être rendus interprétables, permettant ainsi d'aligner les résultats automatisés sur les principes établis de la physique solaire. De plus, le développement de chaînes de traitement de segmentation légères et robustes confirme que ces outils d'IA de haut niveau peuvent être déployés sur les ressources matérielles limitées des environnements spatiaux, garantissant ainsi l'autonomie des futures missions.

6. RECOMMANDATIONS

Sur la base des conclusions du projet, les étapes suivantes sont recommandées pour parvenir à un système pleinement opérationnel :

1. **Intégrer la dynamique temporelle** : Passer de l'analyse d'images statiques aux réseaux LSTM pour capturer l'évolution temporelle et l'accumulation d'énergie des régions actives.
2. **Transition vers la régression** : Prédire l'intensité spécifique du flux de rayons X plutôt qu'une simple classification binaire « éruption/pas d'éruption ».
3. **Expansion de l'intégration des données** : Incorporer des magnétogrammes vectoriels et des données EUV multi-longueurs d'onde pour une information topologique magnétique 3D plus approfondie.
4. **Optimisation matérielle** : Finaliser le déploiement de cadres de travail de segmentation légers sur du matériel FPGA/CPU pour une prévision autonome en temps réel à bord des missions spatiales.
5. **Mise en œuvre opérationnelle** : Développer les modèles les plus réussis en systèmes de prévision opérationnels capables de soutenir les services d'alerte précoce en temps réel.

Mots-clés : Éruptions solaires ; magnétogrammes ; Ultraviolet extrême ; Apprentissage automatique ; Apprentissage profond.