

Prévision d'indices géomagnétiques pilotée par les données sous la forme de scénarios physiquement crédibles

Guillaume Bernoux^{1,*}, Gautier Nguyen¹, Vincent Maget¹, et l'équipe FARBES

(¹) ONERA / DPHY, Université de Toulouse, F-31055 Toulouse, France

I. Contexte et motivations : le projet FARBES

FARBES : Forecast of Actionable Radiation Belt Scenarios

Objectif : Prédire la dynamique future des ceintures de radiations (électrons)

Une fois le début d'un événement détecté

Sous la forme de scénarios d'évolution

A partir de données sol disponibles en temps réel uniquement

Mettre à jour les prévisions au fur et à mesure du déroulement de l'événement

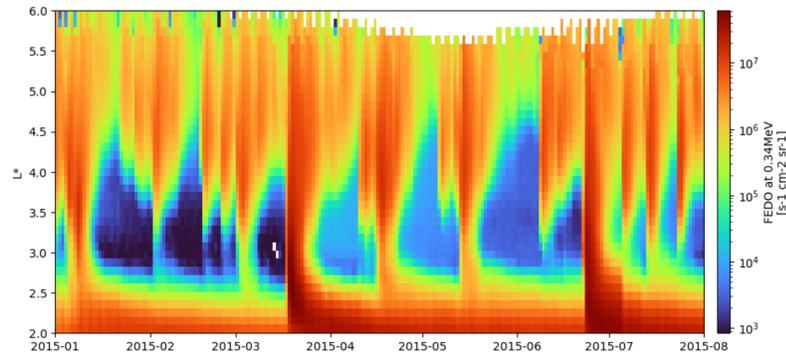


Figure : mesures de flux d'électrons de l'instrument RBSP-A/MagEIS pour une énergie autour de 300 keV entre 01-01-2015 et 01-08-2015.

Visuellement, il semblerait que de nombreux événements soient similaires entre eux, et suivent des patterns semblables, à la fois lors des phases d'intensification que de retour à l'équilibre.

→ Si on possède un catalogue d'événements passés suffisamment grand, il peut être possible de prédire au moins quelques caractéristiques d'intérêt pour un événement en cours :

- Durée de l'événement ;
- Temps restant jusqu'au maximum ;
- Valeur du maximum.

Besoin d'un catalogue d'événements passés – *au sens des ceintures de radiations* – pour construire des statistiques, et donc des scénarios, fiables, respectant ces contraintes

II. Création d'une liste d'événements dans les ceintures de radiations

Données : l'indice Ca [1, 2]

• Construit à partir de l'indice aa :

$$Ca(t) = \frac{1}{\tau} \int_0^{\inf} aa(t-t') \exp\left(-\frac{t'}{\tau}\right) dt'$$

- Donnée sol, disponible en temps quasi-réel (quick-look)
- Représentatif de l'état des ceintures de radiations (électron) pour des énergies moyennes (< 1 MeV) et au cœur du domaine (p.ex. orbites MEO)
- Plus de 150 ans de données : bonnes statistiques, y compris sur événements extrêmes

Notre algorithme

1. Lorsque Ca dépasse sa valeur moyenne : début de l'événement (T_start).
2. Lorsque Ca descend en dessous de sa valeur moyenne : fin de l'événement (T_end).
3. Filtrer tous les événements qui durent moins de 24 heures.
4. Réajustement de la date de début de chaque événement : si l'indice aa dépasse son 95e percentile quelque part entre T_start - 48hr et T_start, nous prenons cette date comme nouvelle date de début.
5. Trouver des "sous-événements" à l'intérieur de chaque événement en suivant les règles suivantes

- a) Un sous-événement ne peut pas commencer moins de 24 heures après l'événement précédent ;
- b) Un sous-événement commence lorsque l'indice aa dépasse son 95e percentile ET si Ca augmente en moyenne pendant au moins 24 heures après cela ;
- c) Un sous-événement se termine si Ca passe en dessous de sa valeur moyenne, ou si Ca diminue en moyenne pendant au moins 24 heures.

Résultat

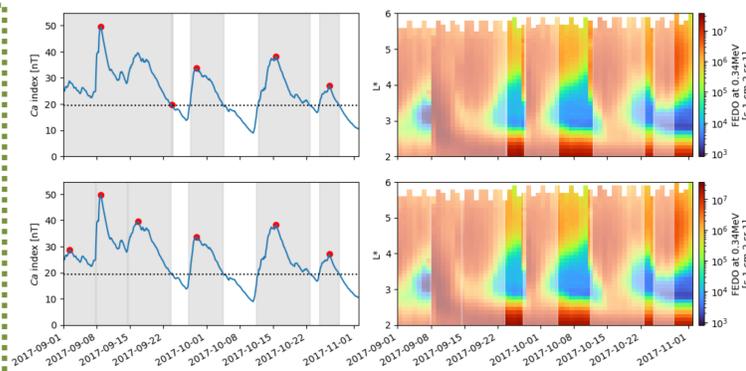


Figure : Comparaison d'un méthode simple [2] (première ligne) et de notre nouvelle méthode (deuxième ligne) pendant la période 2017-09 - 2017-11. La ligne pointillée grise représente la valeur moyenne de Ca. A droite : les événements trouvés avec la nouvelle méthode superposés aux mesures de flux d'électrons de l'instrument RBSP-A/MagEIS pour une énergie autour de 300 keV.

Identification des causes des événements

Nous nous attendons à ce que la majorité des événements soient causés par les principaux moteurs de la météorologie spatiale : les éjections de masse coronale interplanétaires (ICME) et les régions d'interaction de flux (SIR).

Comparaison des catalogues à la liste des événements Ca sur la même période (766 événements) :
→ chaque événement est systématiquement soit inclus dans une ICME et/ou une SIR, soit au moins une ICME et/ou au moins une SIR s'est produite au maximum 24 heures avant que Ca n'atteigne sa valeur maximale.

→ Nous concaténons les catalogues d'ICMEs existants [3, 4, 5] et de SIRs [6, 7] entre 1995 et 2022.

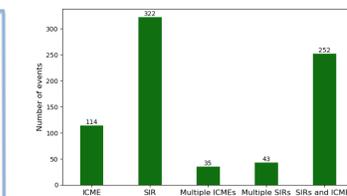


Figure : Comparaison du nombre d'événements Ca entre 1995 et 2022 en fonction de leur cause estimée avec notre méthode.

Nous divisons ces origines possibles en 5 catégories en fonction du nombre d'ICMEs et de SIRs survenus 24 heures avant l'atteinte de la valeur maximale de Ca.

III. La méthode des Ensembles d'Analogues (AnEn) pour des prévisions sous forme de scénarios

Concept de base de l'AnEn

- 1) Identifier le début d'un événement et définir « l'état actuel »
- 2) Trouver les N états passés les plus similaires à l'état actuel (les analogues).
- 3) Utiliser ce qui s'est passé après ces N états analogues passés comme membres d'une prévision d'ensemble.
- 4) Établir des scénarios d'évolution à partir de ces ensembles

→ Méthode utilisée depuis des décennies en météo atmosphérique
→ Introduite en météo spatiale récemment [8, 9, 10]

Questions ouvertes

- 1) Comment identifier le début d'un événement ? Selon quel indice/proxy ?
- 2) Comment définir l'état actuel ? Univarié ou multivarié ? Quels indices/proxy ? Longueur de la fenêtre temporelle (heures, jours) ?
- 3) Comment mesurer la similarité entre les séries temporelles ? Quelles métriques utiliser ?
- 4) Qu'est-ce qui peut être considéré comme suffisamment similaire ? Qu'est-ce qui n'est pas assez analogue ? Combien d'analogues retenir ?
- 5) Que faire de l'ensemble ? Comment en tirer des prévisions utilisables ?
- 6) Comment valider, comparer et évaluer la méthode ?

Figure : Exemples de prévisions obtenues avec la méthode AnEn avec les paramètres suivants :
- Drivers : Kp, Ca
- Réponses : Kp, Ca, Lmp
- Fenêtre passée : 6 heures
- N analogues : 30
- Similarité : MSE exponentiellement décroissant
- Historique : 1995 - 2020

A gauche : scénario empirique
A droite : scénarios physiques

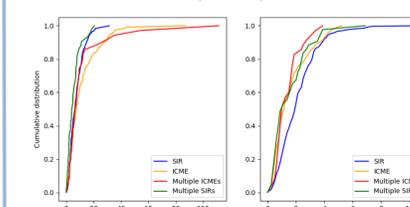
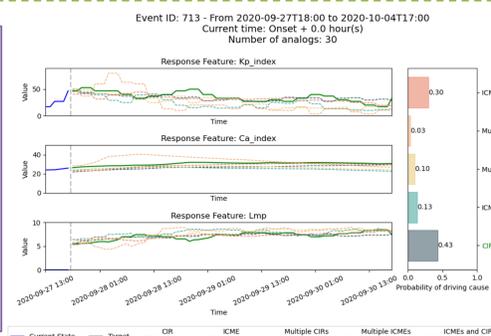


Figure : Fonction de distribution cumulative de la variation maximale de Ca observée au cours d'un événement (panneau de gauche) et du temps nécessaire pour atteindre la valeur maximale de Ca (panneau de droite) pour les catégories SIR seule (bleu), ICME seule (orange), ICME multiples (rouge) et SIR multiples (vert).

Références

[1] Rochel, S. et al. (2016) 'A radiation belt disturbance study from the space weather point of view', Acta Astronautica, 128, pp. 650-656.
[2] Bernoux, G. and Maget, V. (2020) 'Characterizing Extreme Geomagnetic Storms Using Extreme Value Analysis: A Discussion on the Representativeness of Short Data Sets', Space Weather, 18(6), p. e2020SW002450.
[3] Nguyen, G. et al. (2019) 'Automatic Detection of Interplanetary Coronal Mass Ejections from In Situ Data: A Deep Learning Approach', The Astrophysical Journal, 874(2), p. 145.
[4] Richardson, I.G. and Cane, H.V. (2010) 'Near-Earth Interplanetary Coronal Mass Ejections During Solar Cycle 23 (1996-2009): Catalog and Summary of Properties', Solar Physics, 264(1), pp. 189-237.
[5] Chi, Y. et al. (2016) 'Statistical Study of the Interplanetary Coronal Mass Ejections from 1995 to 2015', Solar Physics, 291(8), pp. 2419-2439.
[6] Grandin, M., Aikio, A.T. and Kozlovsky, A. (2019) 'Properties and Geoeffectiveness of Solar Wind High-Speed Streams and Stream Interaction Regions During Solar Cycles 23 and 24', Journal of Geophysical Research: Space Physics, 124(6), pp. 3871-3892.
[7] Chi, Y. et al. (2018) 'Geoeffectiveness of Stream Interaction Regions From 1995 to 2015', Space Weather, 16(12), pp. 1960-1971.
[8] Haines, C. et al. (2021) 'Forecasting Occurrence and Intensity of Geomagnetic Activity With Pattern-Matching Approaches', Space Weather, 19(6), p. e2020SW002624.
[9] Owens, M.J., Riley, P. and Horbury, T.S. (2017) 'Probabilistic Solar Wind and Geomagnetic Forecasting Using an Analogue Ensemble or "Similar Day" Approach', Solar Physics, 292(5), p. 69.
[10] Riley, P. et al. (2017) 'Forecasting the properties of the solar wind using simple pattern recognition', Space Weather, 15(3), pp. 526-540.