

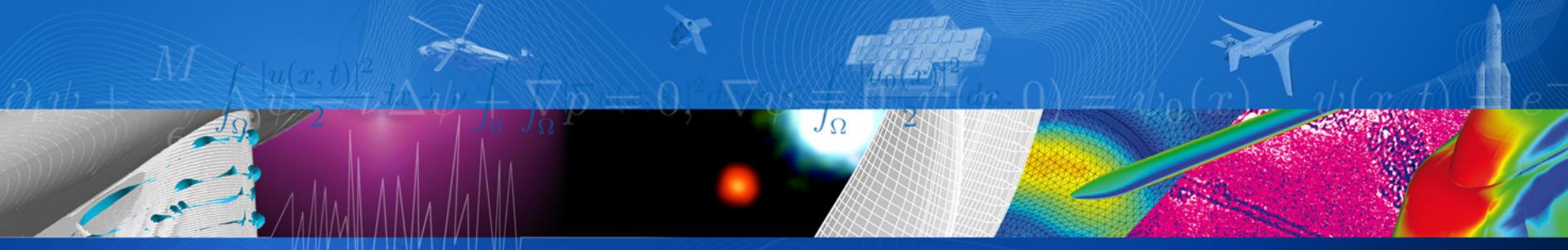
ONERA



THE FRENCH AEROSPACE LAB

r e t o u r s u r i n n o v a t i o n

www.onera.fr



Formation Apprentissage Machine et Deep Learning

Les réseaux de neurones appliqués à la météorologie spatiale

M. Gruet¹, S. Rochel¹, N. Bartoli², R. Benacquista¹, A. Sicard¹,
G. Rolland³, T. Pellegrini⁴

Doctorante 2^{ème} année

ONERA, Département Physique Environnement Espace

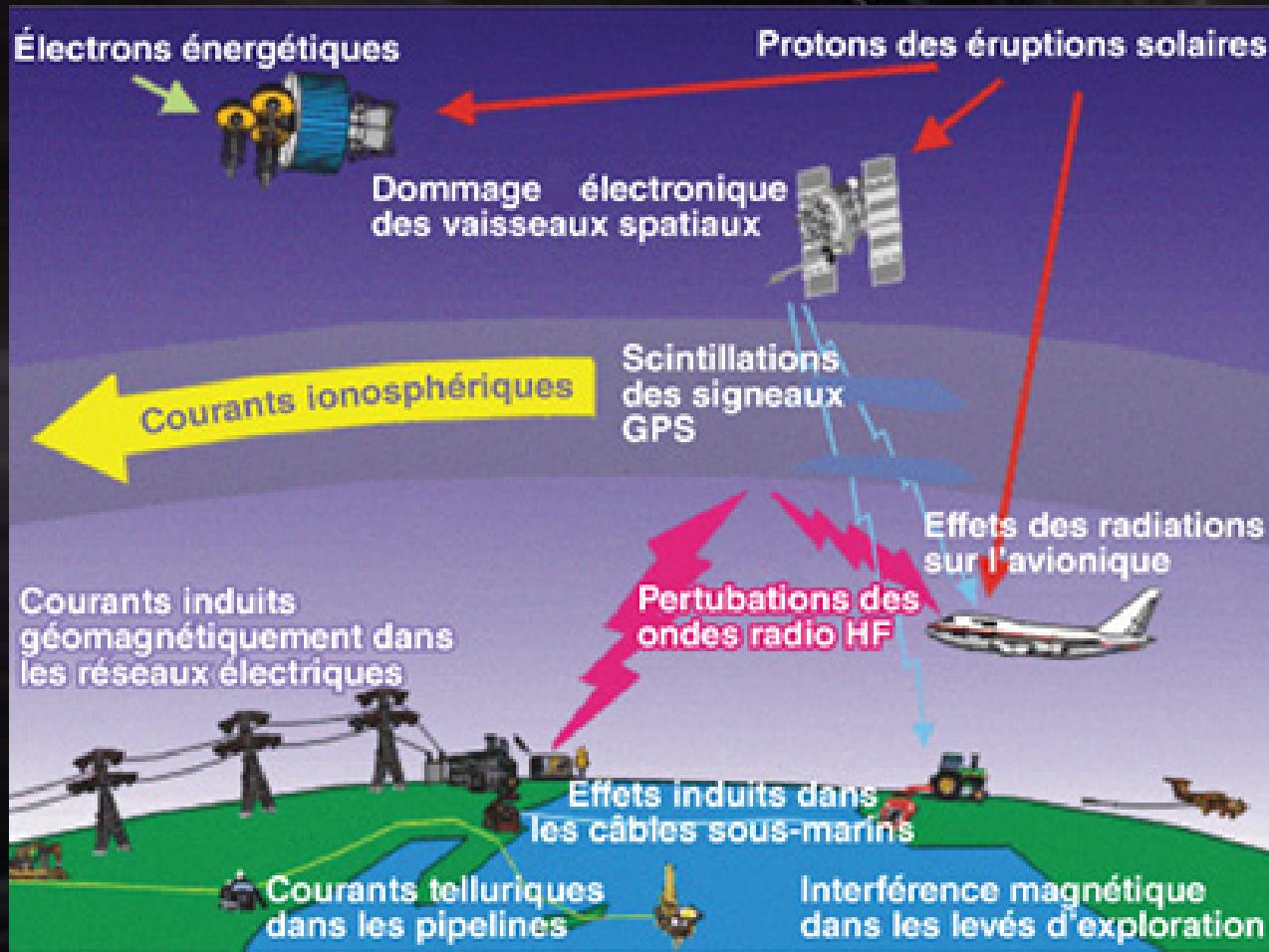
- 1- ONERA- DPhIEE
- 2- ONERA - DCPS
- 3- CNES - DCT-AQ
- 4- IRIT - SAMOVA



retour sur innovation



L'interaction Soleil –Terre à l'origine de la météorologie spatiale



Crédits : University of Oslo

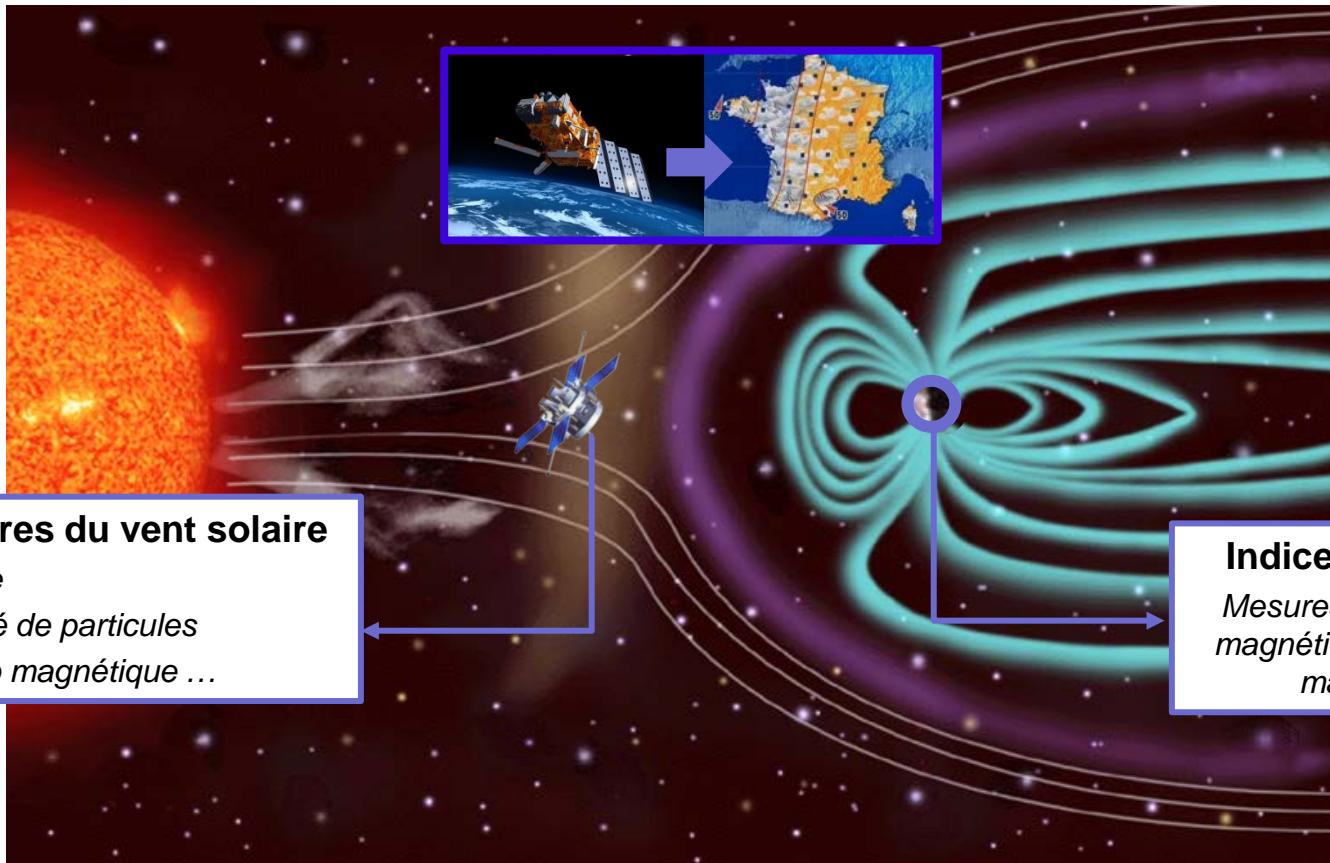
La météorologie spatiale

Météorologie spatiale :

prédir l'état et les changements des différentes régions de la magnétosphère à partir de l'observation du Soleil.

→ Compréhension des phénomènes

→ Prévision des événements solaires

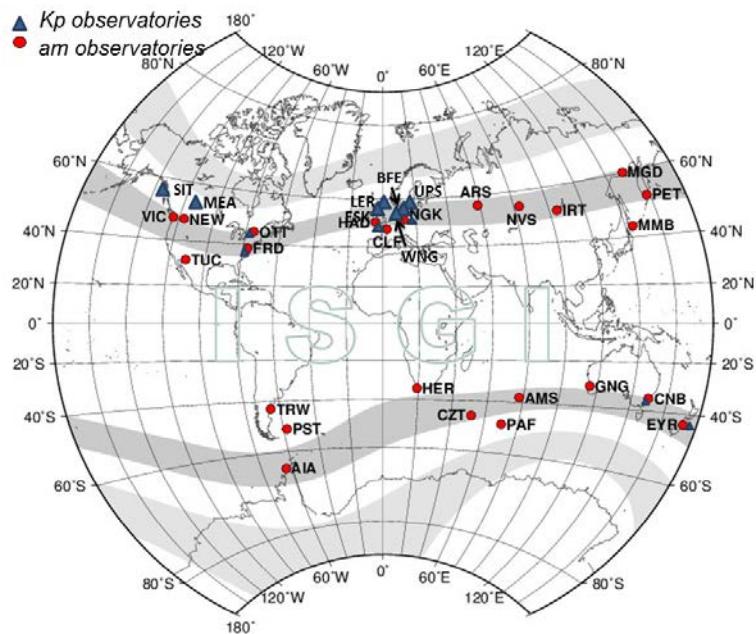


Les indices magnétiques



Aurora Explorer

Particles in the Earth's Magnetosphere

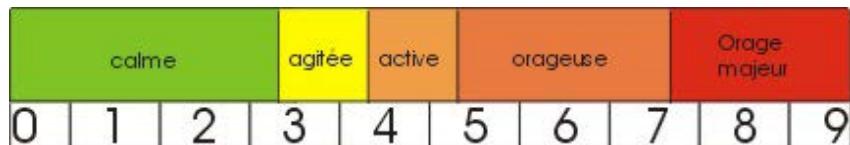


Courants magnétosphériques

Répartition des observatoires de Kp et am – Source ISGI

Kp et am sont des indices d'activités globales définis à 3 heures :
représentent l'apport global d'énergie dans le système de la magnétosphère.

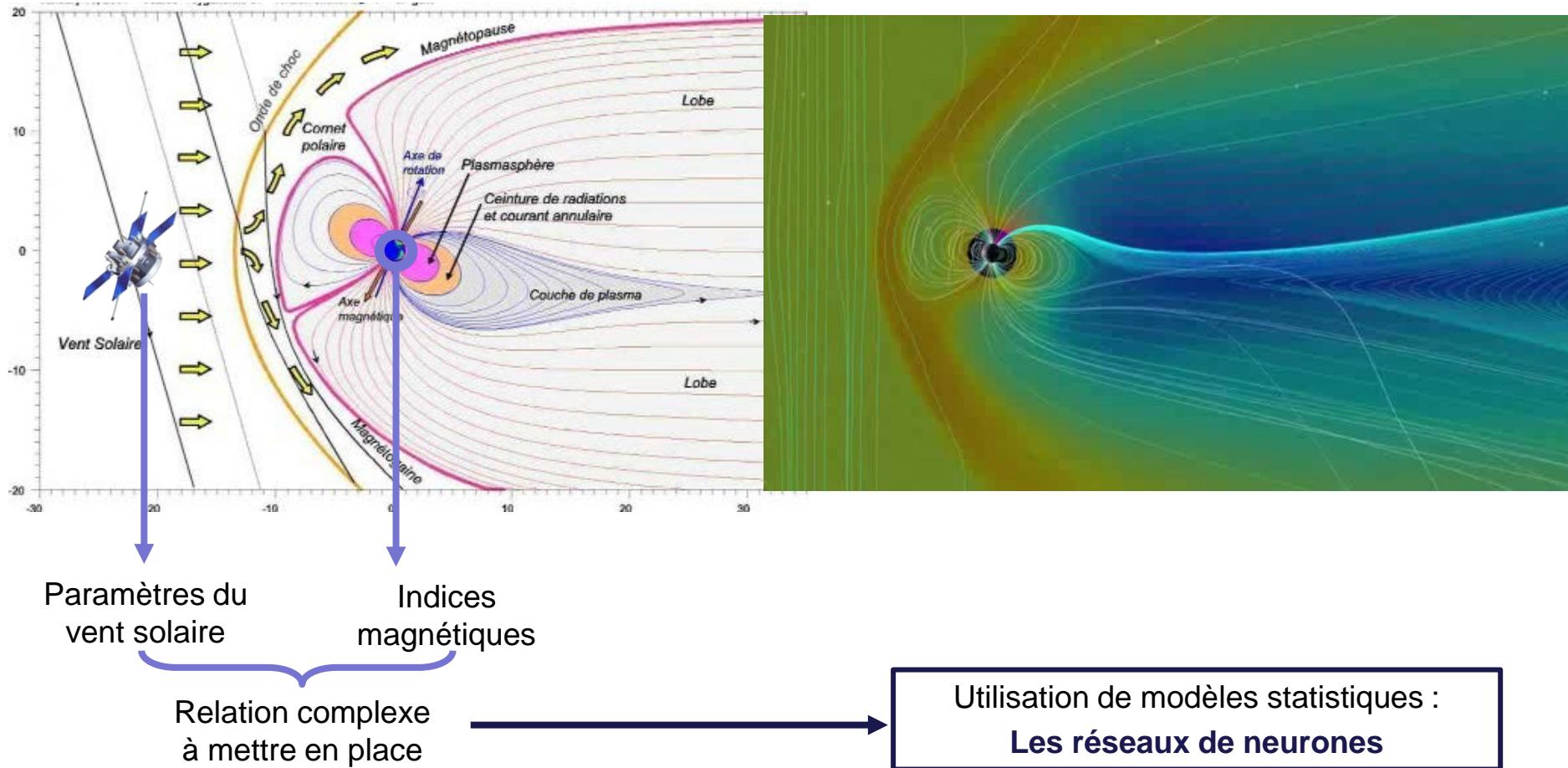
Kp « Echelle de Richter de l'activité magnétique »



Manque de précision pour scientifiques et industriels : intérêt de **l'indice am** défini en nanoTesla

L'intérêt des réseaux de neurones

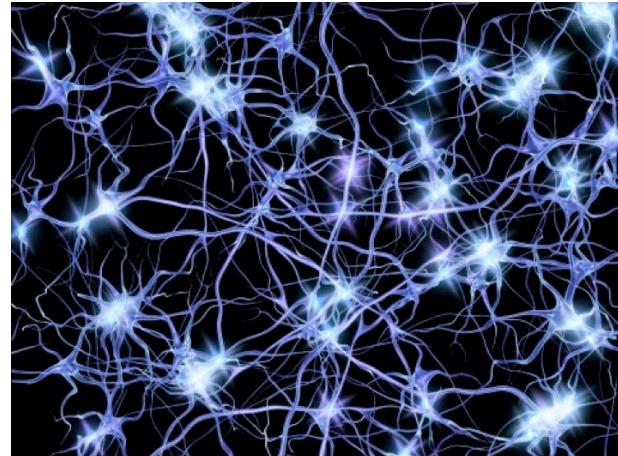
Résultat de l'Interaction Soleil Terre – Source LPP



Les réseaux de neurones



Capacité de calcul d'une machine



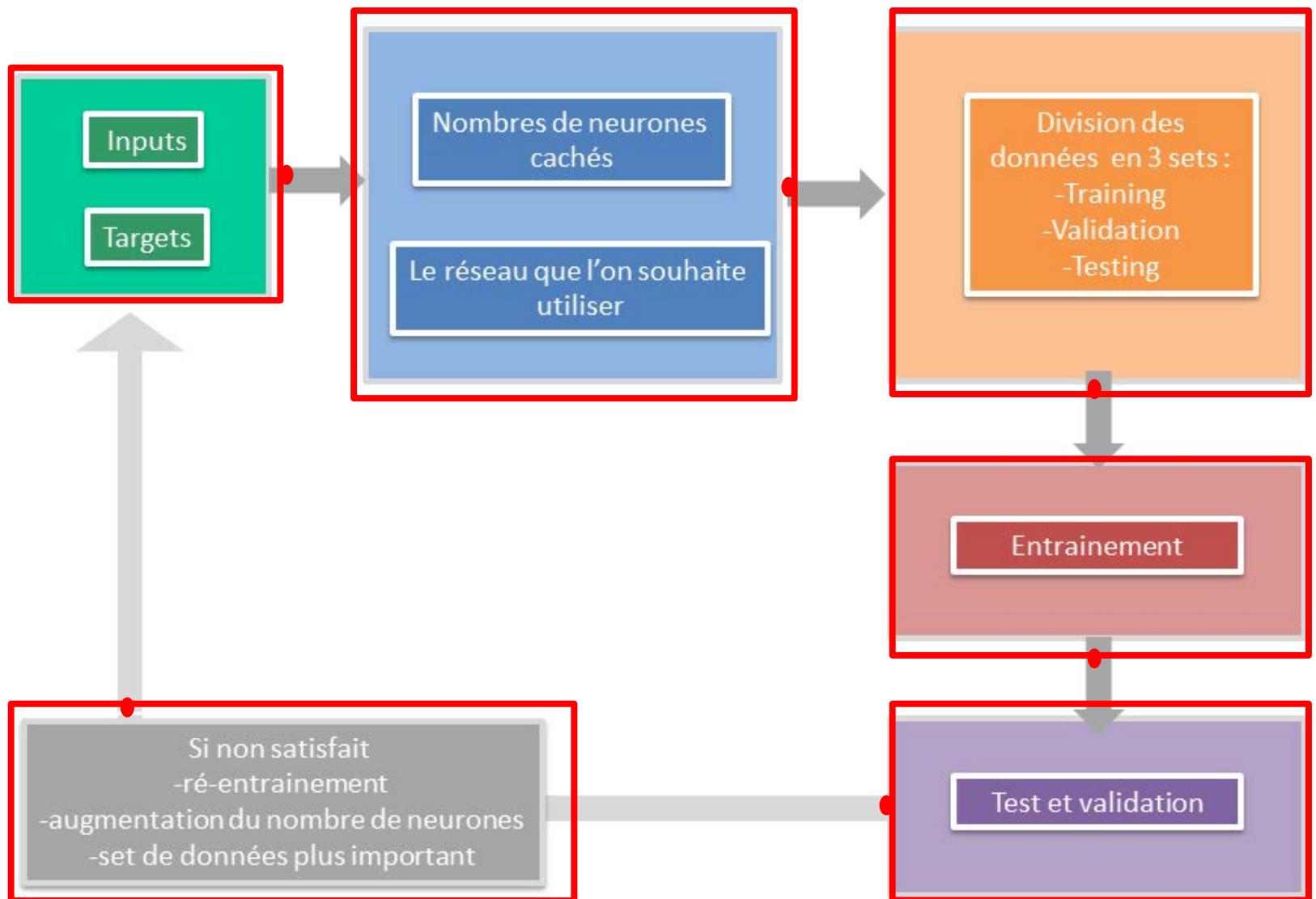
Capacité d'apprentissage et de réflexion
d'un être humain

modèle de calcul basé sur le fonctionnement de nos propres neurones
Possède une capacité d'apprentissage à partir d'une base d'entraînement

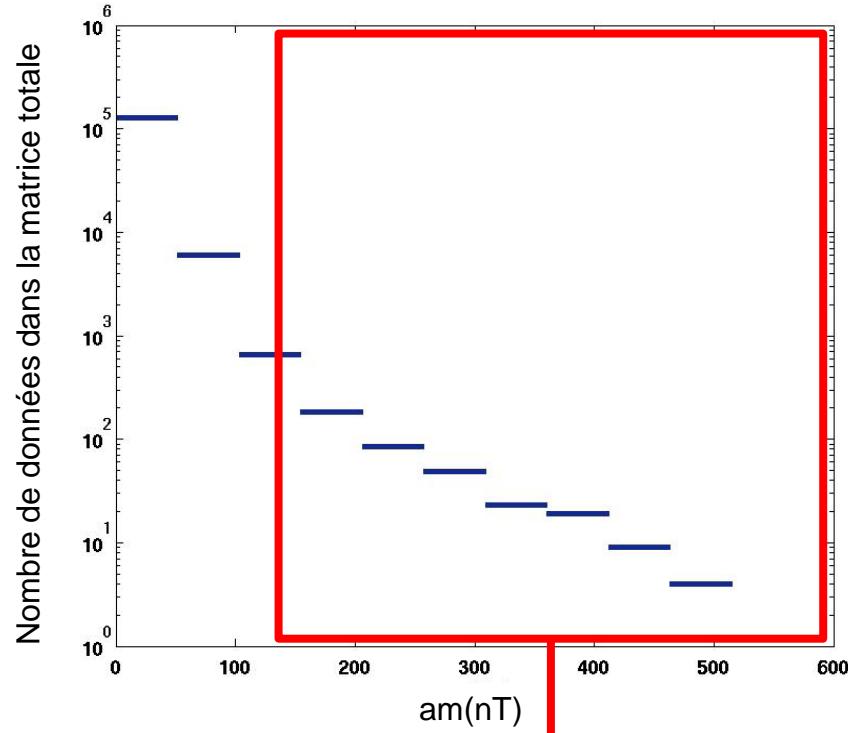
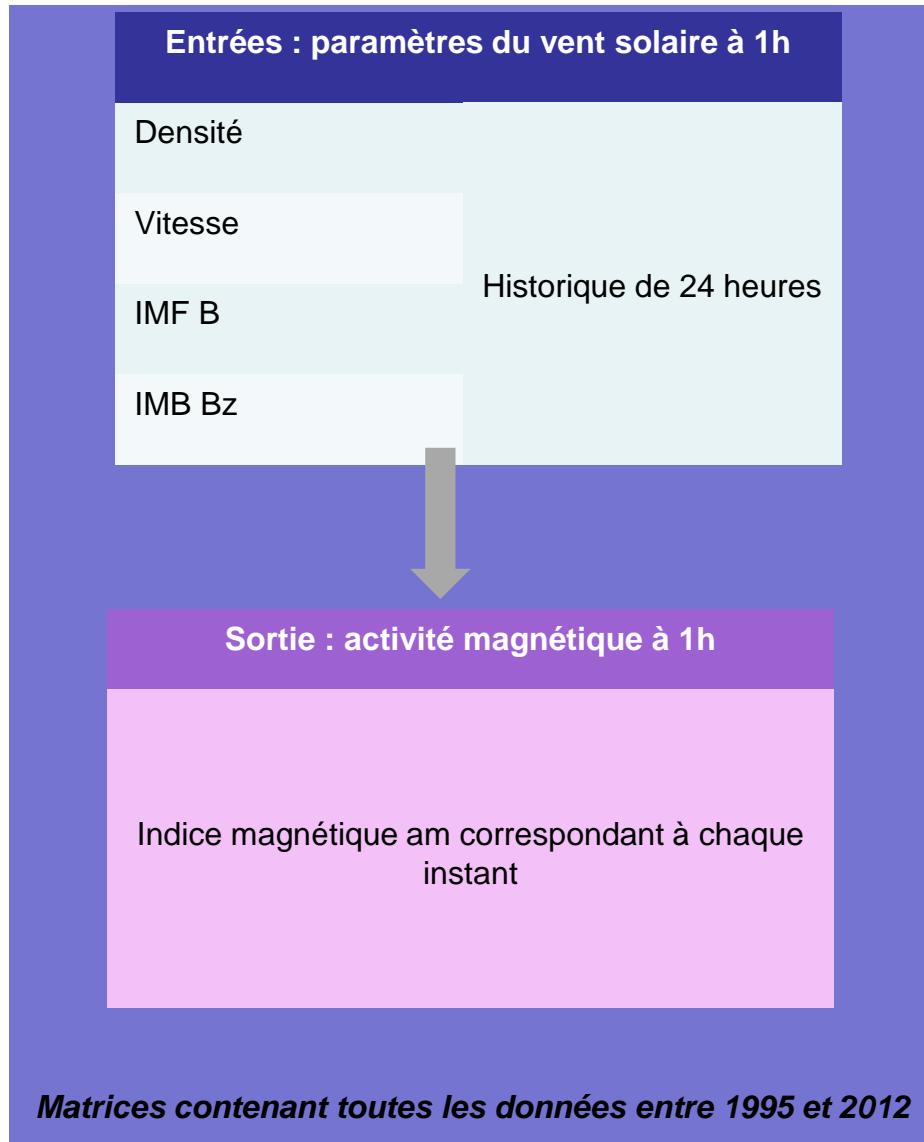
Principaux enjeux en météorologie spatiale :

- trouver le réseau de neurones le plus adapté
- l'optimiser avec les jeux de données existant

Développement de réseaux de neurones sous Matlab



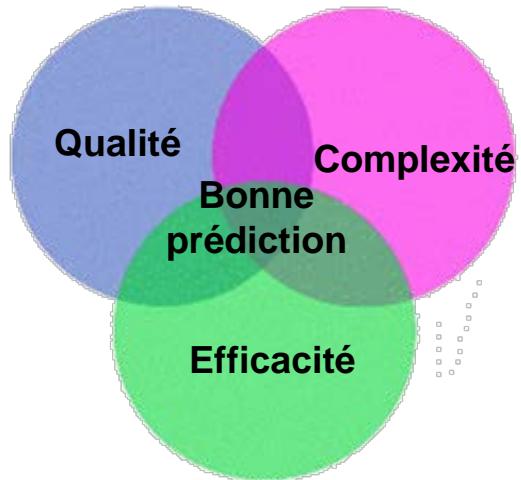
Développement de réseaux de neurones sous Matlab



1% < des données à activité haute

Problématique pour l'entraînement

La Probabilité de Détection et le Taux de Fausses Alarmes

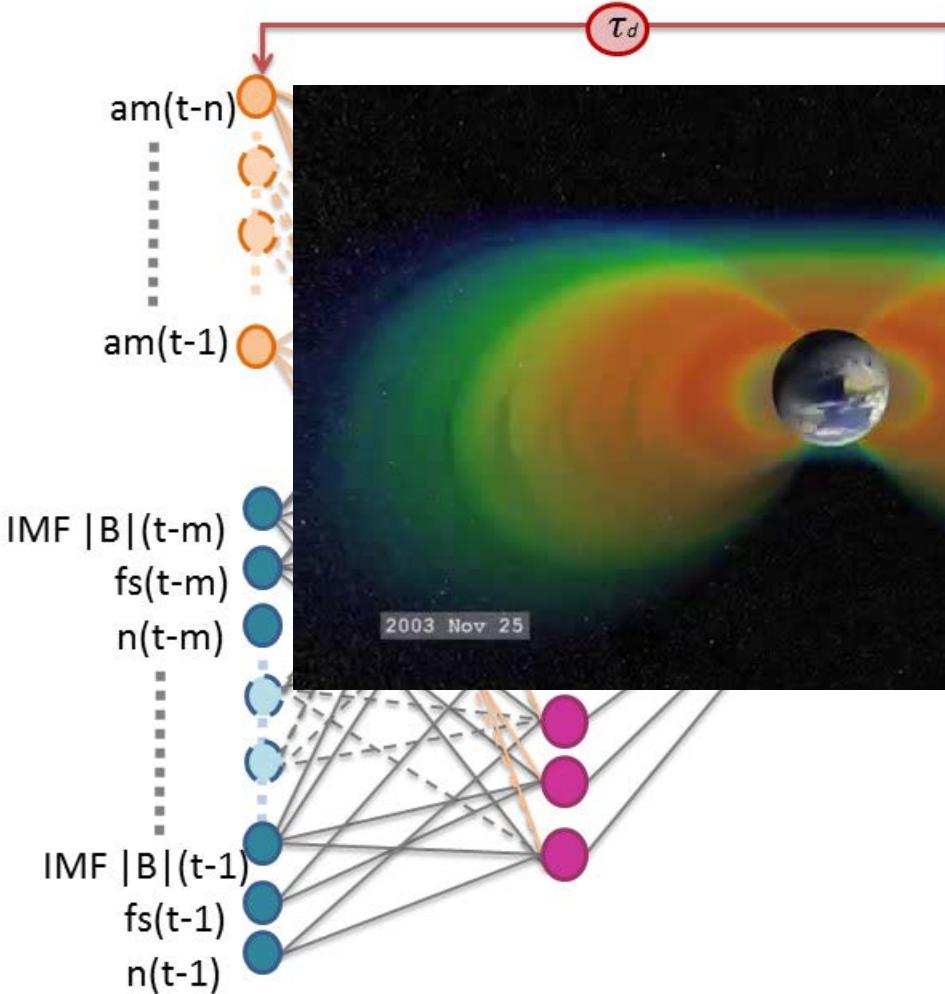
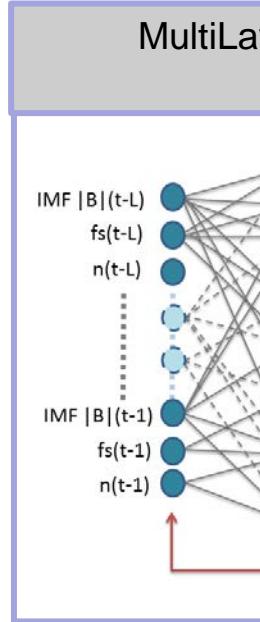


	Données estimées positives	Données estimées négatives
Données positives	Vraie positive	Fausse négative
Données négatives	Fausse positive	Vraie négative

Probabilité de détection POD :
$$\frac{vraie\ positive}{vraie\ positive + fausse\ positive}$$

- .Quelle fraction des événements « vrais » sont correctement « prédits » ?
- .Très sensible à la périodicité des événements. Bons pour les événements rares.
- .Comprise entre 0 et 1 : 1 quand la valeur est correctement détectée
- .Complémentaire du **False Alarm Rate** (entre 0 et 1 : 1 pour un événement prédit alors qu'il n'a pas eu lieu)

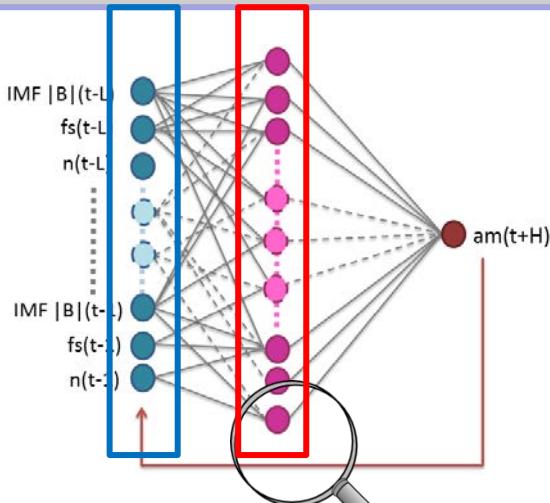
Les réseaux candidats



enant les
du vent
de l'indice calculé
nowcast »

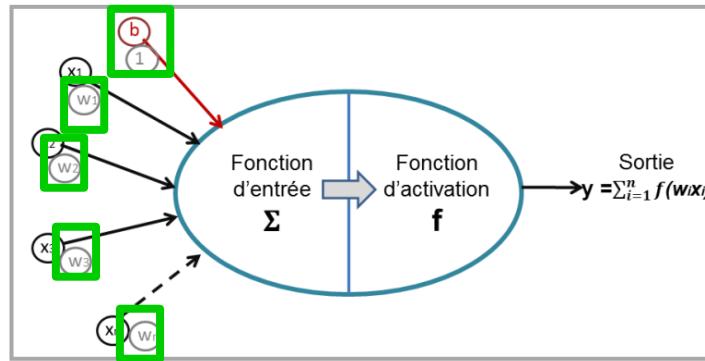
Les questions associées à la programmation d'un réseau

MultiLayer Perceptron

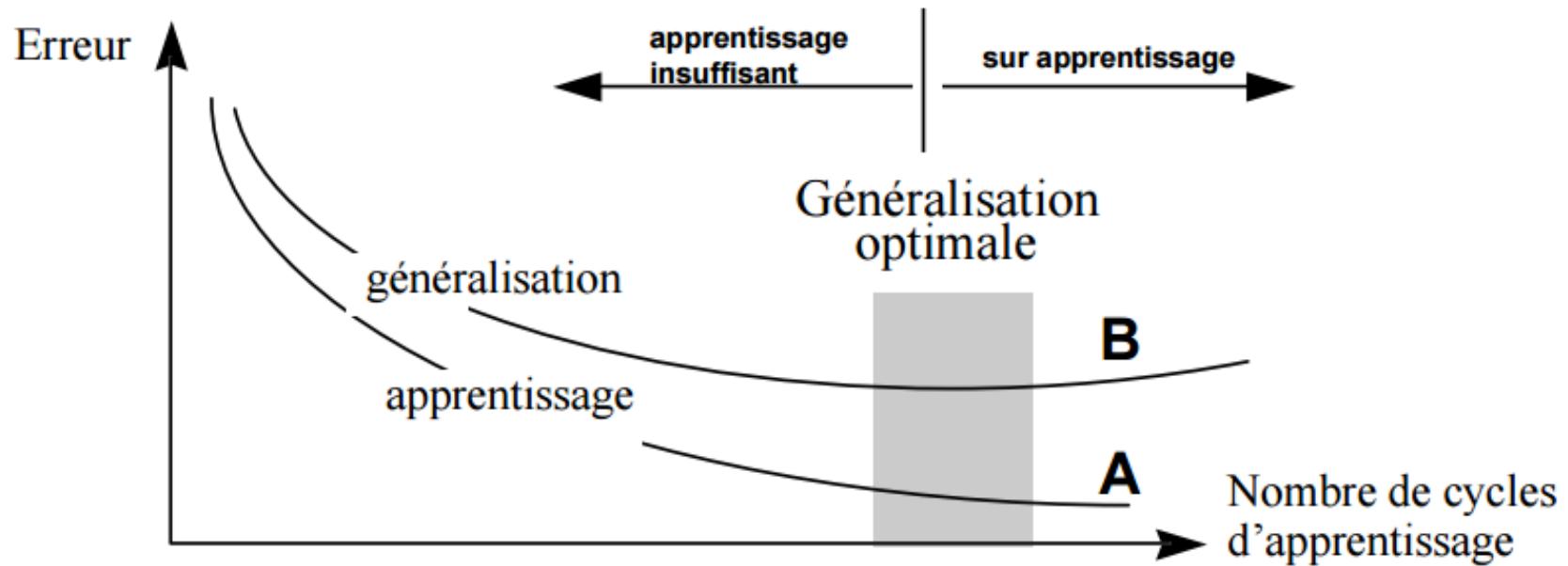


- Définition de la fonction d'activation
- Définition de la fonction d'entrée
- Définition du nombre de couches cachées
- Définition du nombre de neurones dans chaque couche cachée
- Définition des paramètres d'entrées à considérer
- Définition des historiques de temps à considérer (séries temporelles)
- Optimisation des poids : donne l'importance de l'information
- Optimisation des biais : comment l'information est transmise ?

- X = paramètres d'entrée
- W = poids de l'information
- f = fonction d'activation



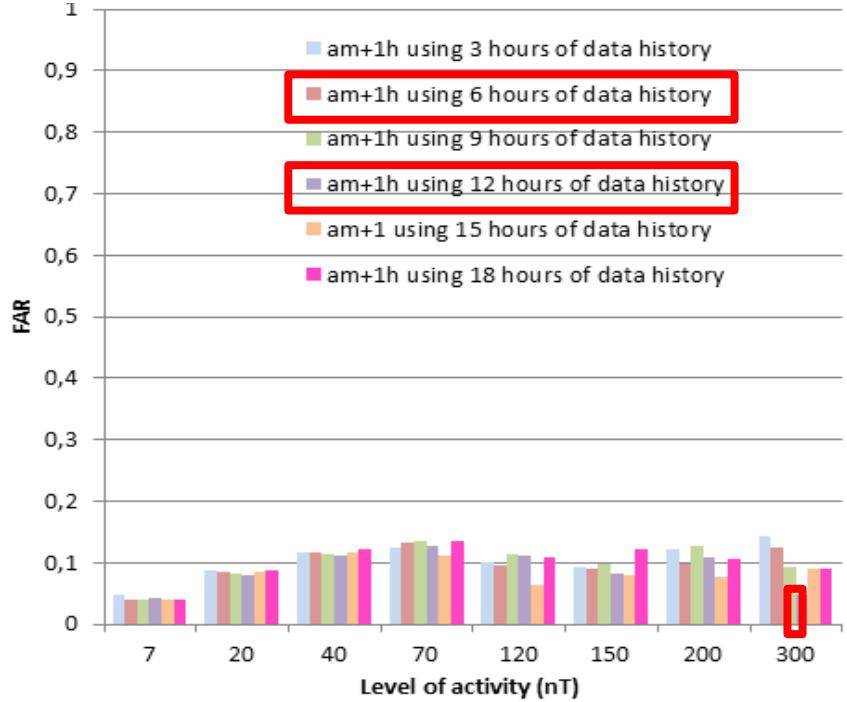
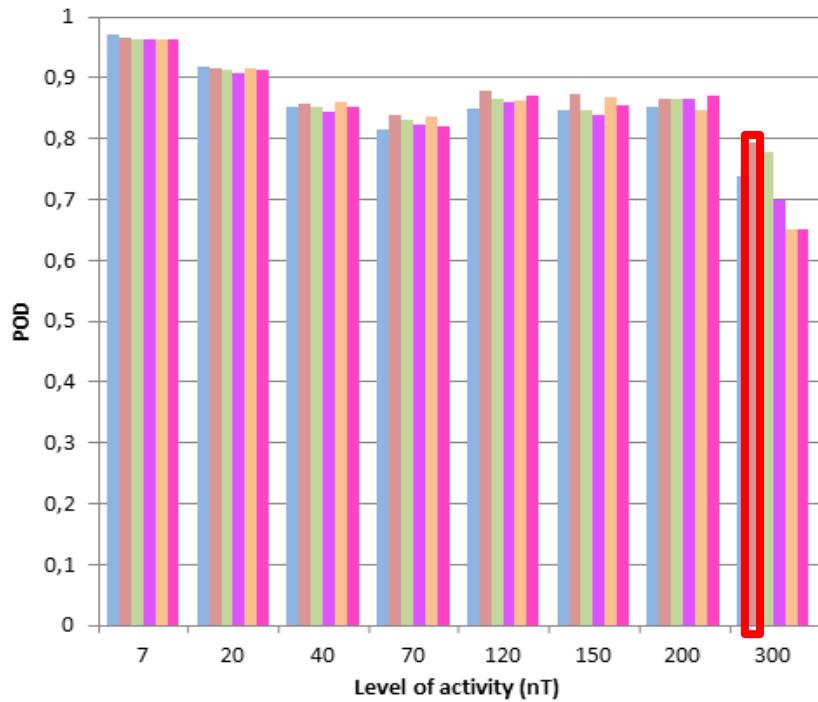
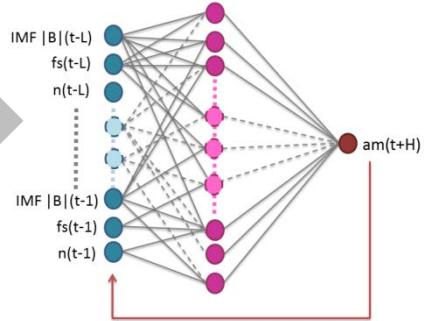
Le véritable problème consiste à réussir à construire un réseau capable également de **bien prévoir les nouvelles données : Généralisation**



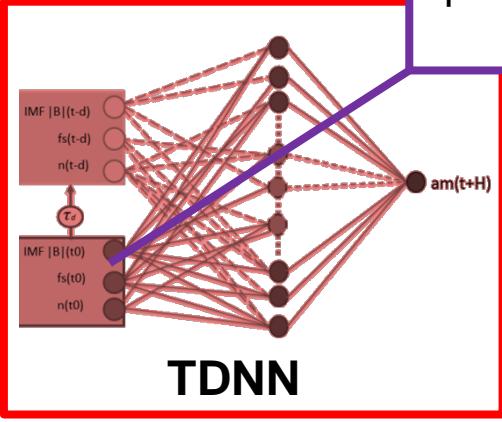
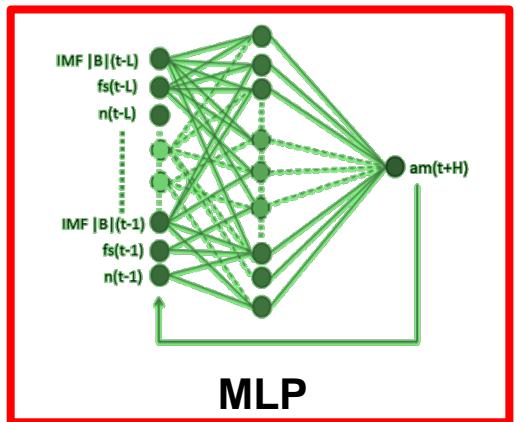
Généralisation : La performance des réseaux de neurones se mesure par la manière dont ils savent prévoir des données inconnues (données hors apprentissage).

L'impact des paramètres d'entrée

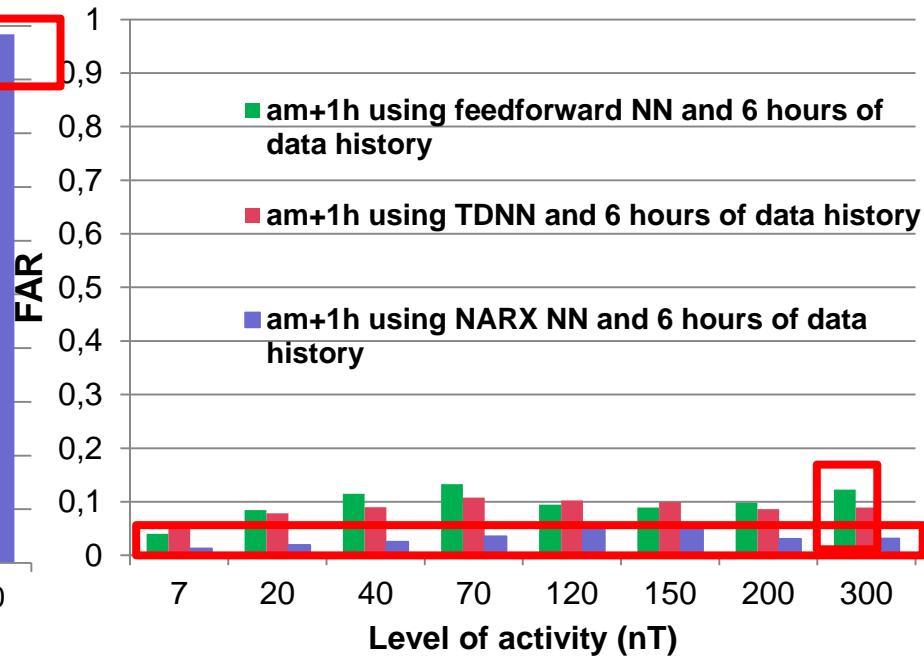
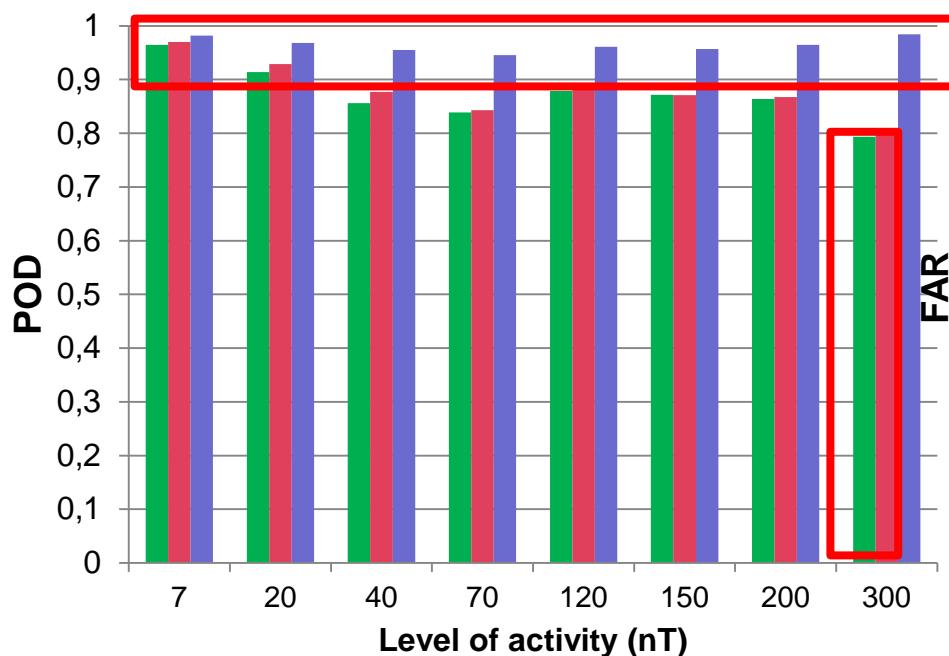
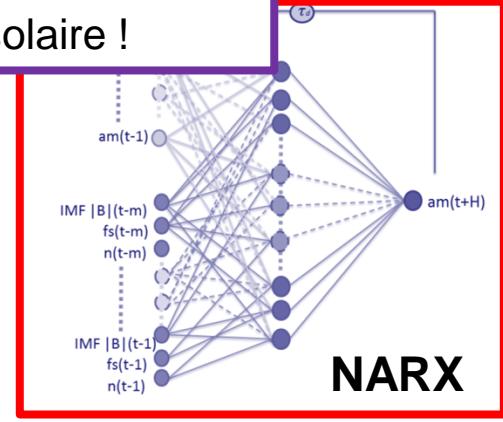
Quelle est la longueur L de l'historique de temps à considérer en entrée du réseau pour l'optimiser ?



L'impact de la structure du réseau

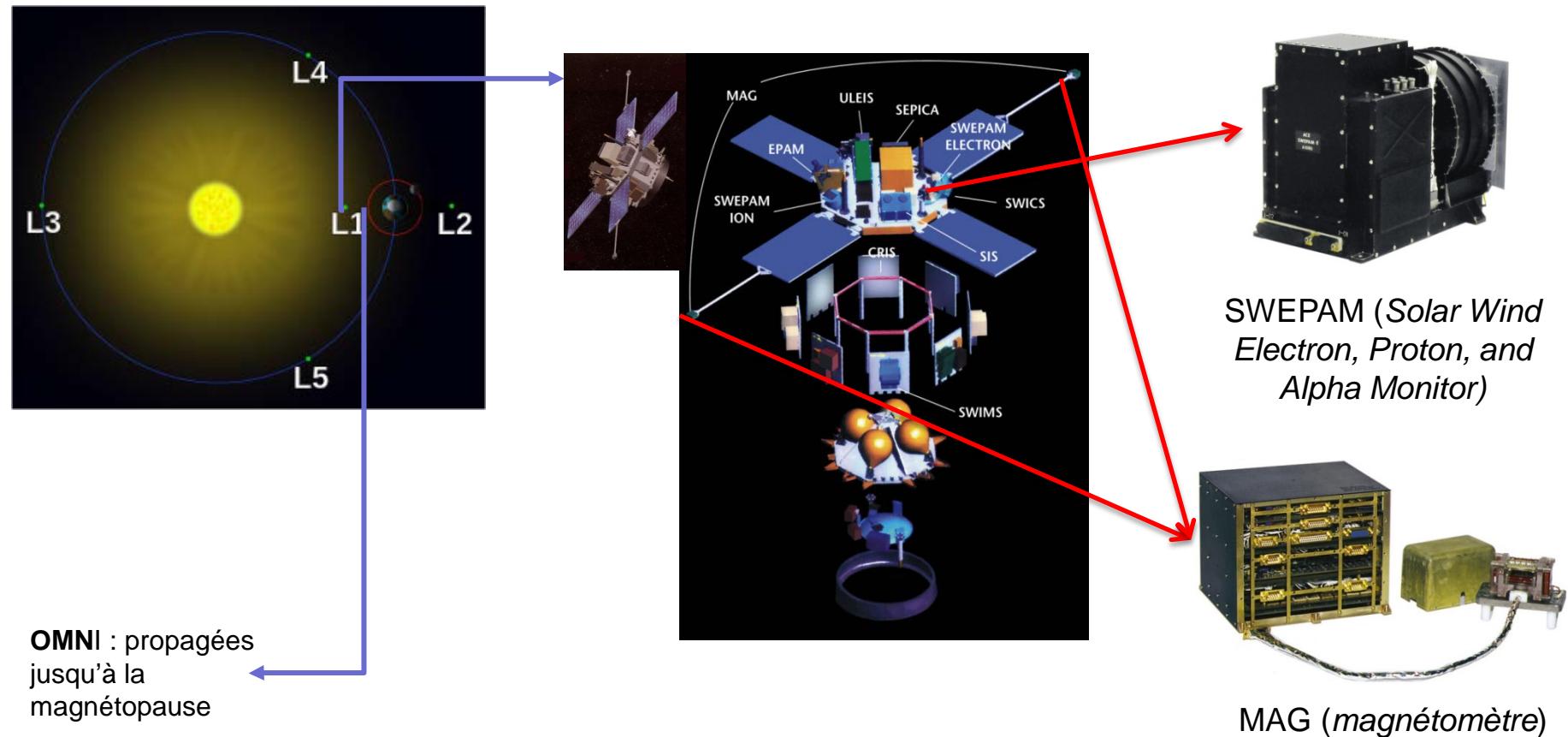


En entrée :
uniquement les
paramètres du vent
solaire !

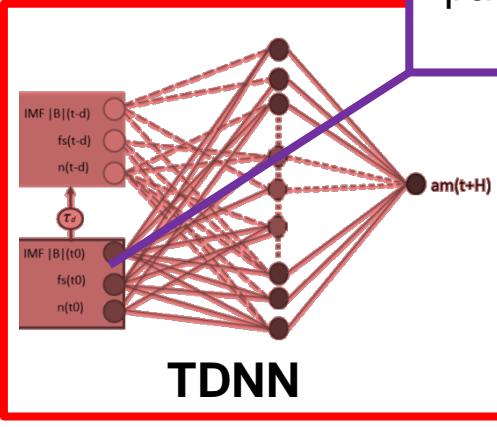
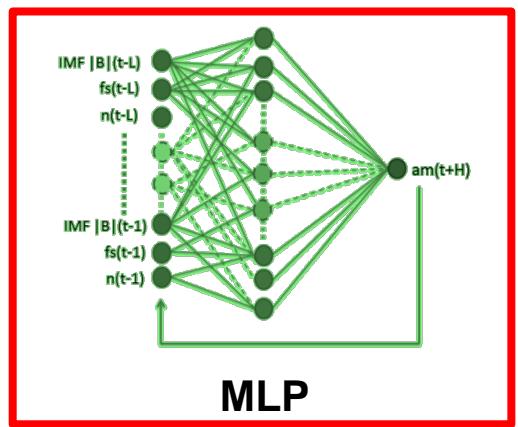


L'impact des données considérées

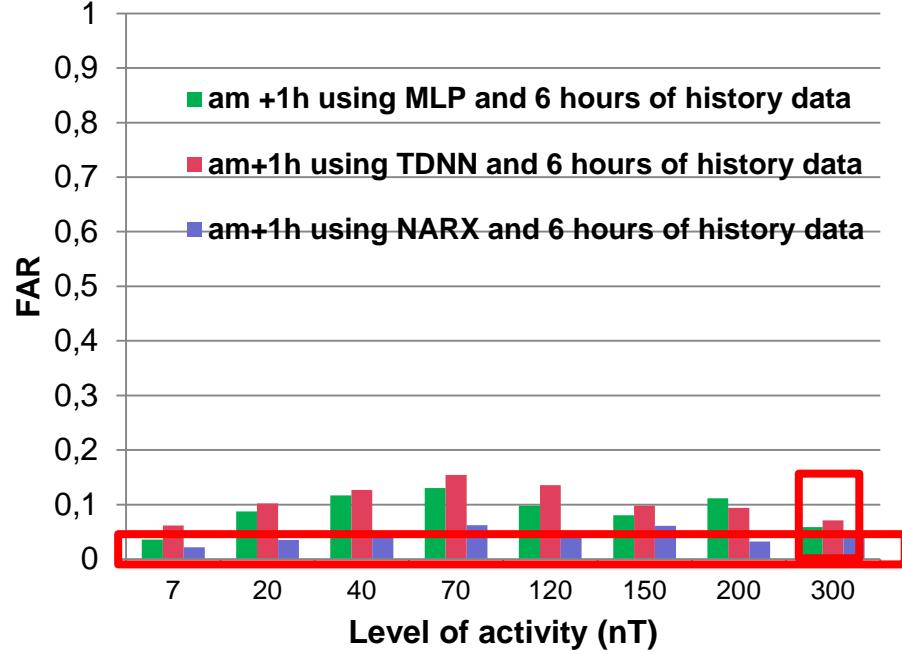
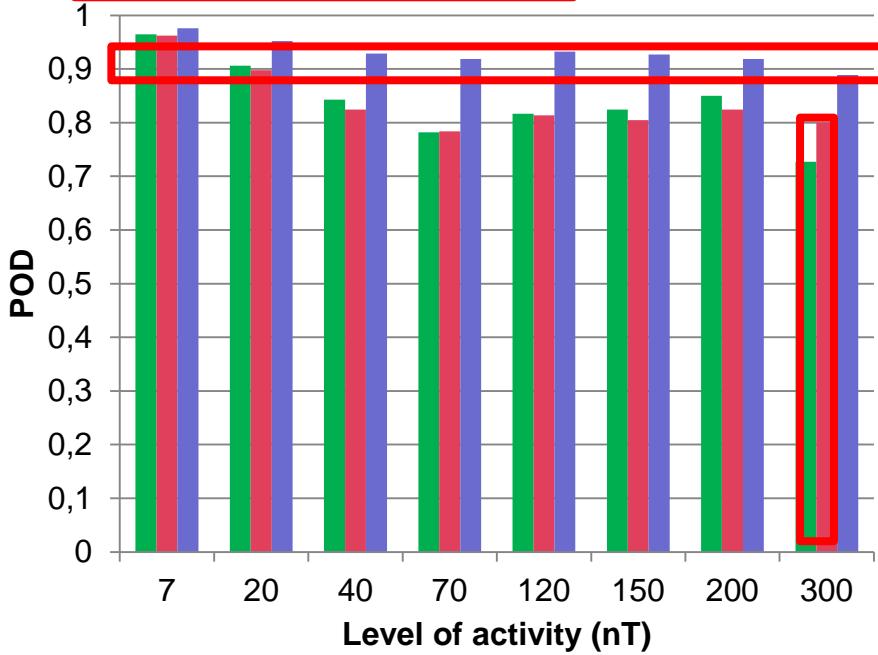
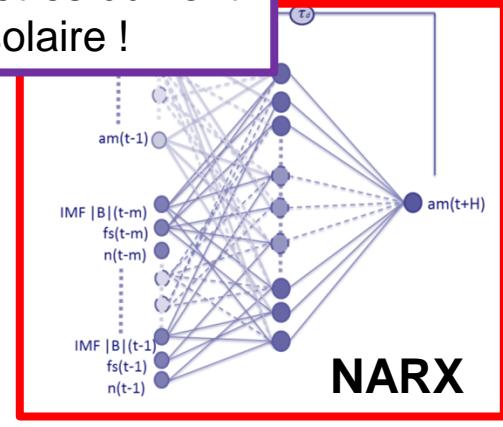
- On considère alors les paramètres enregistrés au point de Lagrange 1 à partir des données ACE : Advanced Composition Explorer – mission ayant pour objectif d'étudier in situ les particules d'origine solaire, interplanétaire, interstellaire et galactique. (1997-2024)



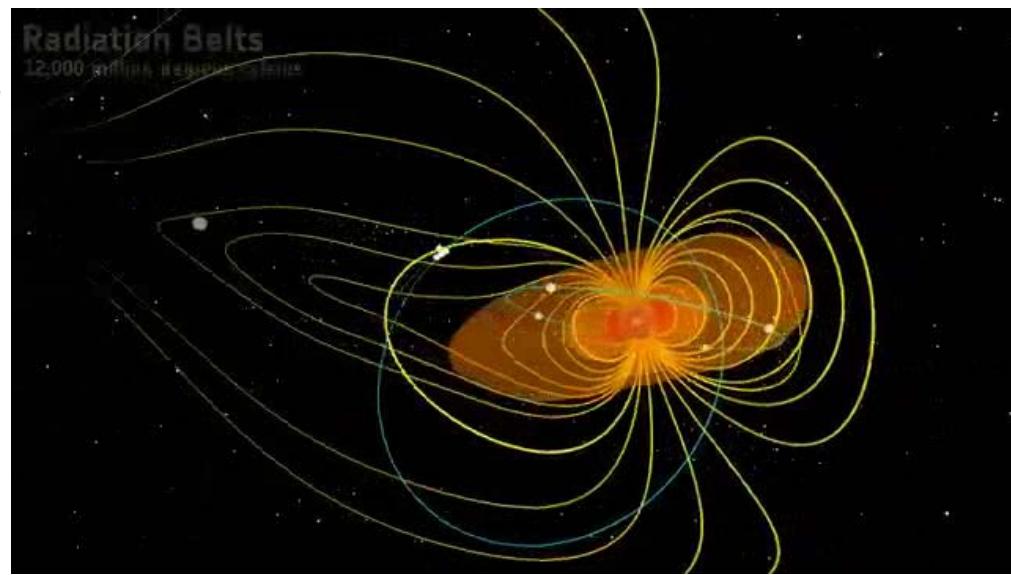
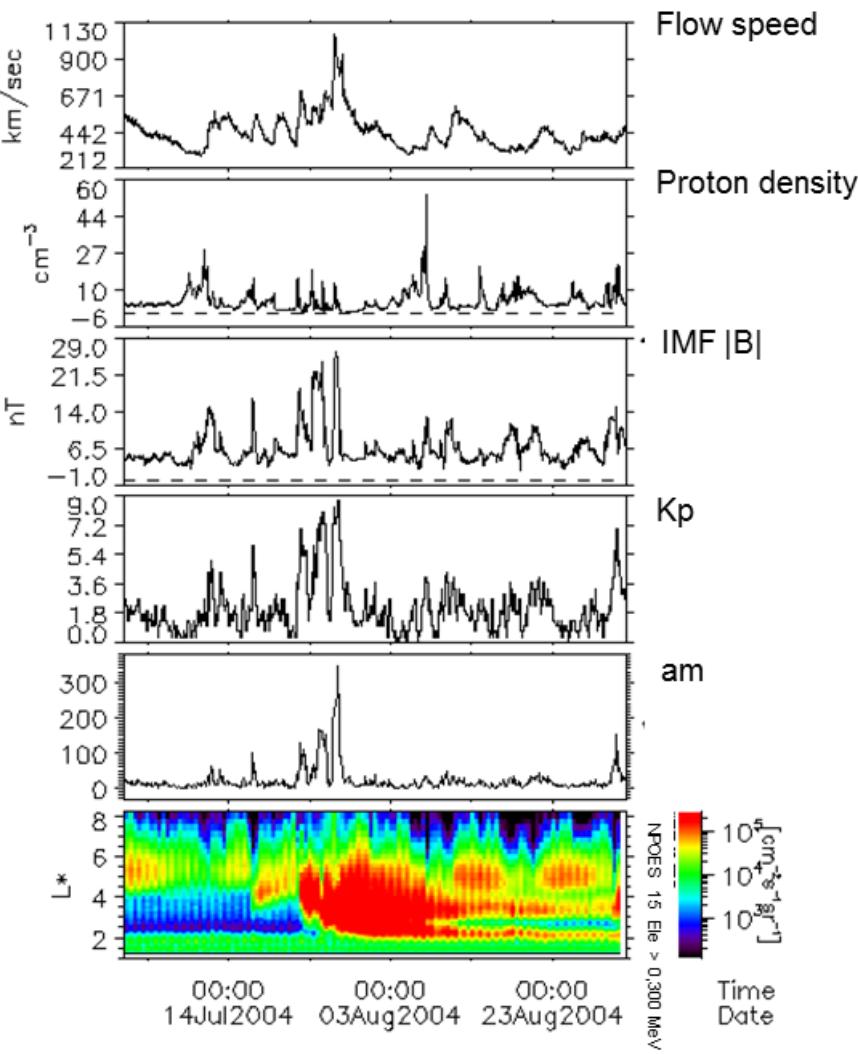
L'impact des données considérées



En entrée :
uniquement les
paramètres du vent
solaire !



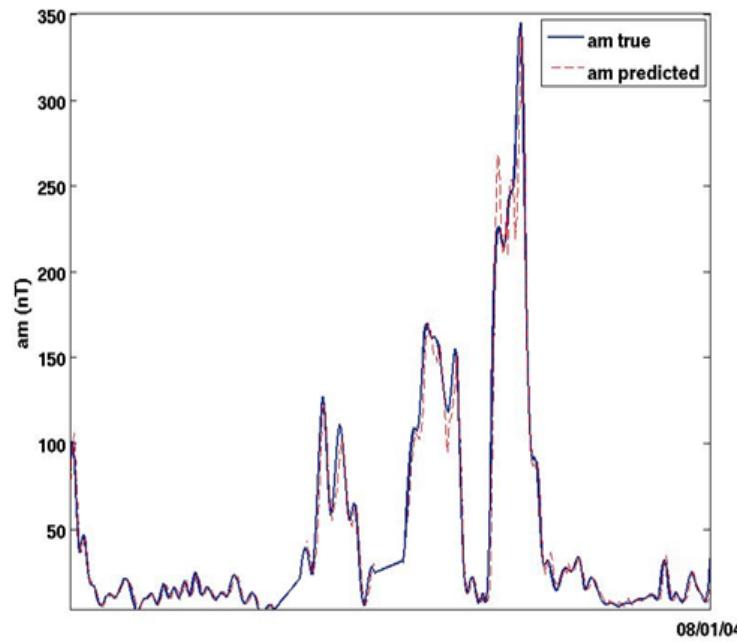
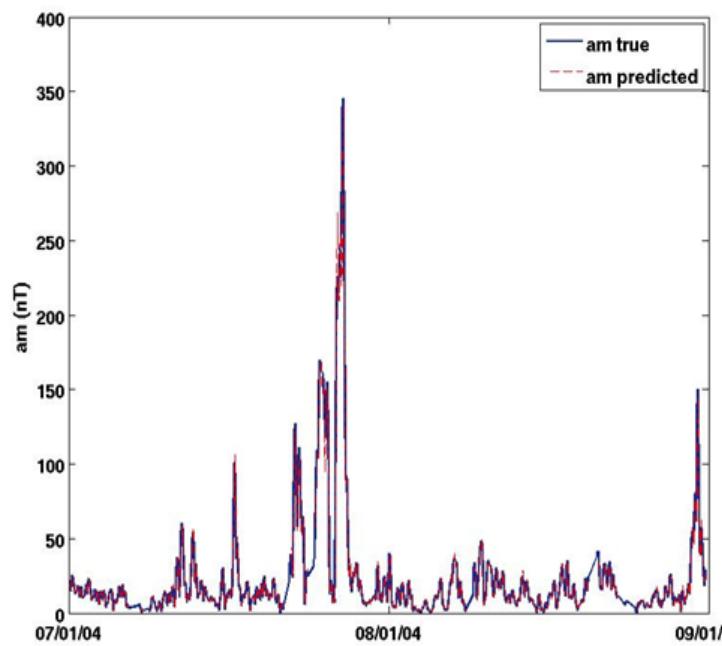
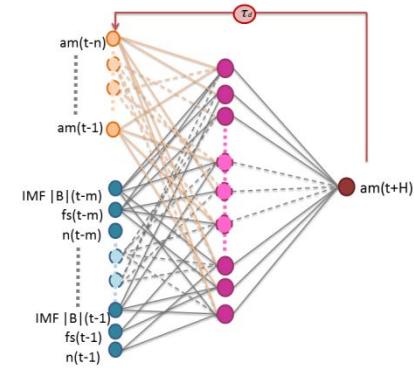
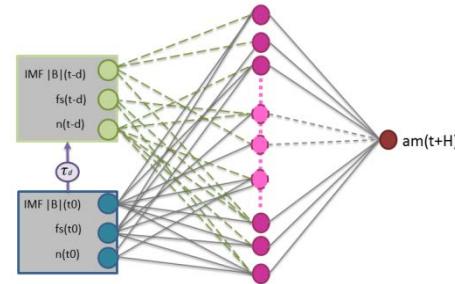
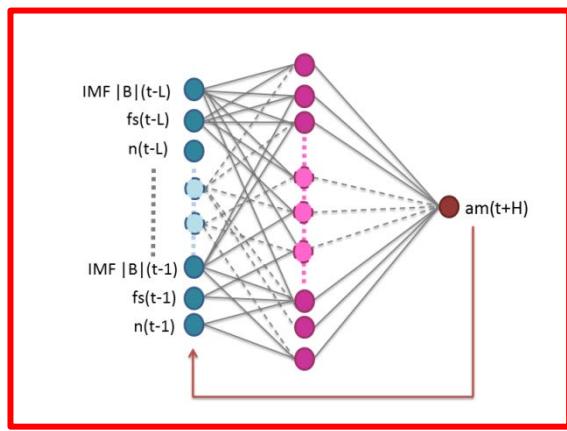
Test sur un cas d'événement extrême



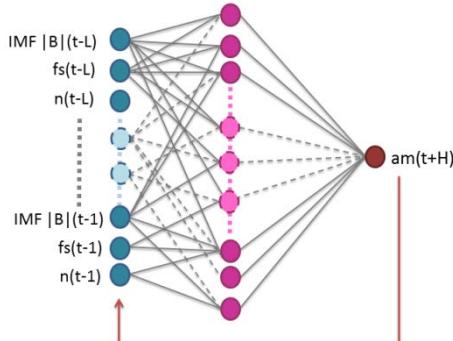
Définition de L^* : coquille respectant le 3^{ème} invariant adiabatique

La coquille de dérive se contracte pour conserver le flux magnétique lorsque le champ magnétique à l'intérieur augmente.

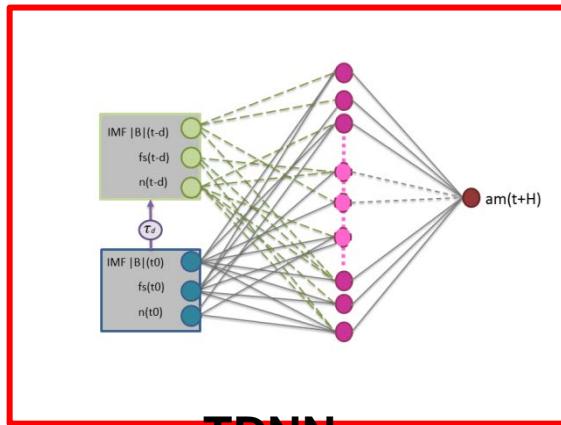
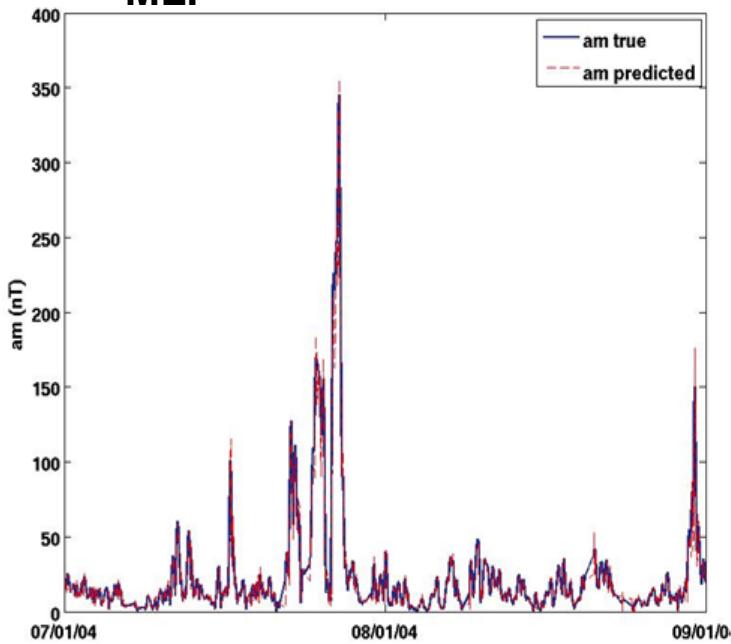
Test sur un cas d'événement extrême



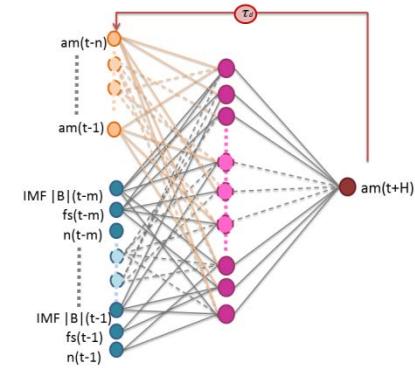
Test sur un cas d'événement extrême



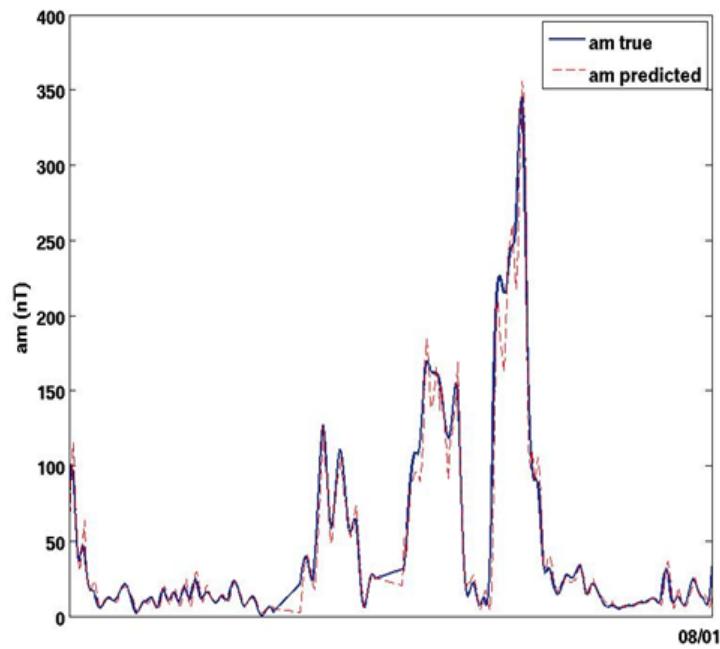
MLP



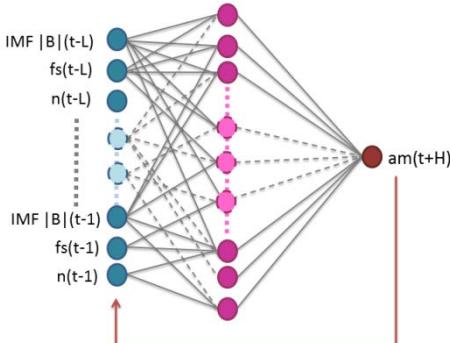
TDNN



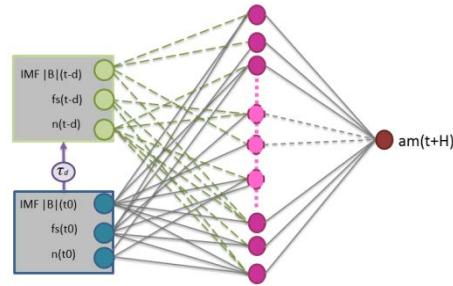
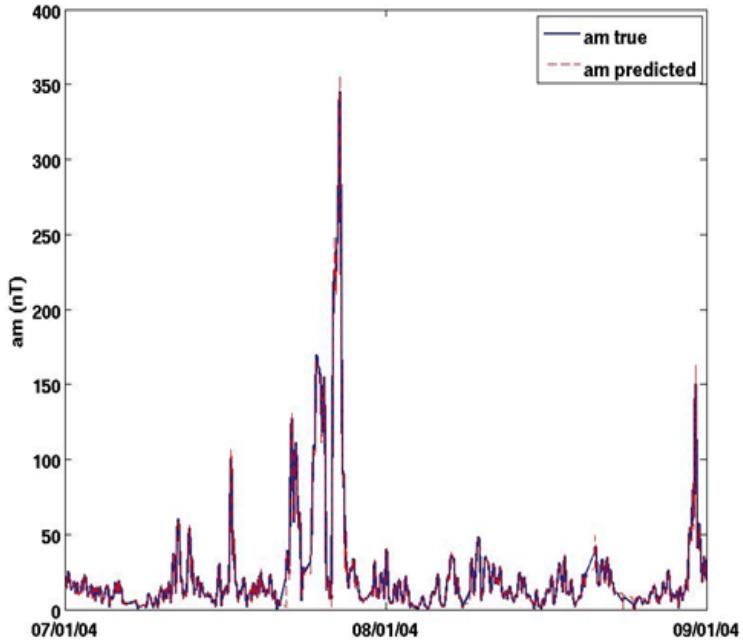
NARX



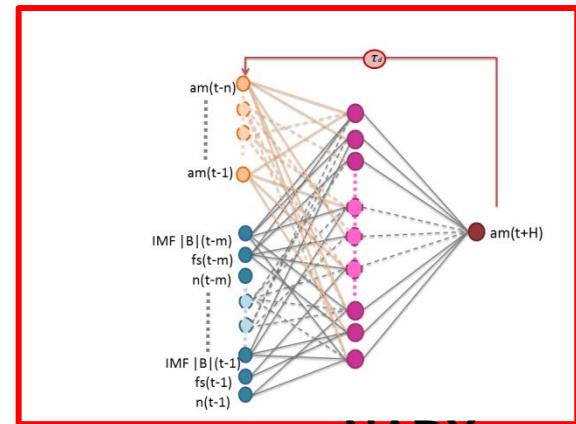
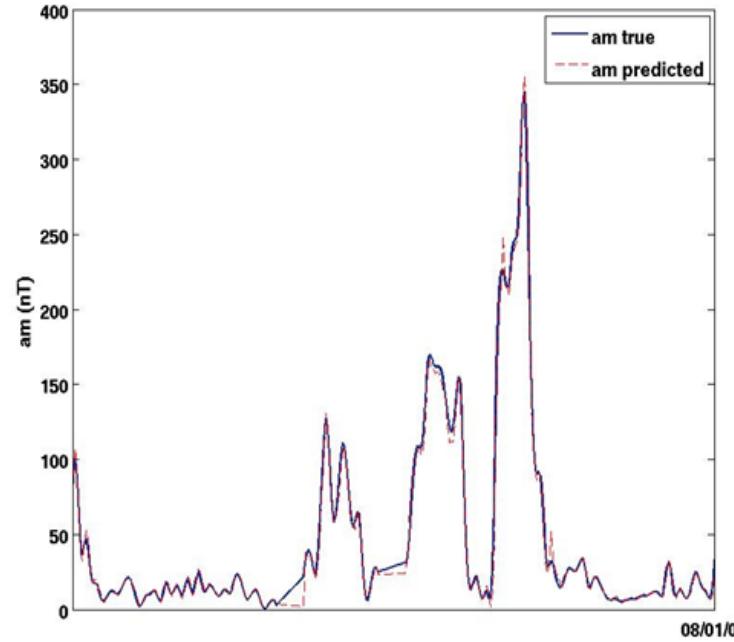
Test sur un cas d'événement extrême



MLP



TDNN



NARX

De Matlab vers Python



- ✓ Prise en main rapide
- ✓ Limiteurs inclus automatiquement
- ✓ Toolbox unique



- ✓ Visibilité totale sur le réseau
- ✓ Gratuit donc échanges et communications aisés avec la communauté

- ✓ Manque de visibilité sur le cœur du réseau
- ✓ Payant donc compliqué d'échanger avec la communauté



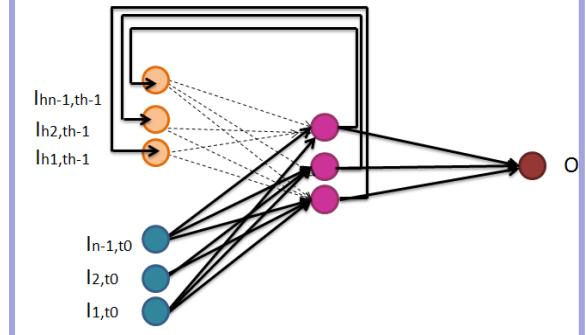
- ✓ Grand nombre de librairies associées aux réseaux de neurones
- ✓ Pas de limiteurs automatiques donc développement du réseau plus complexe



Les réseaux sous Python : gros chantier



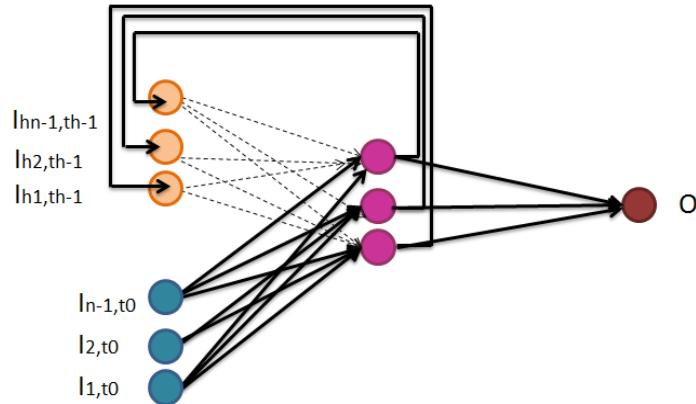
Elman recurrent network



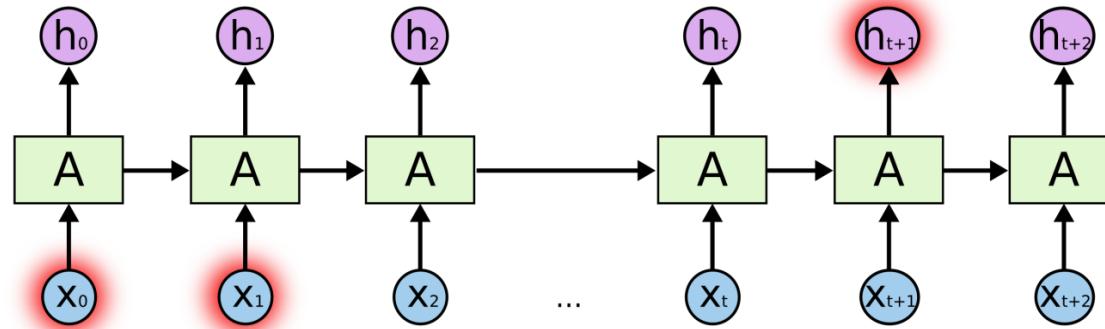
Les neurones de la couche de contexte mémorisent l'activité des neurones cachés, à l'instant précédent.

Les réseaux récurrents

- Les réseaux récurrents (RNN) ont la capacité de faire persister l'information
- Apparus en 1990 avec les travaux d'Elman



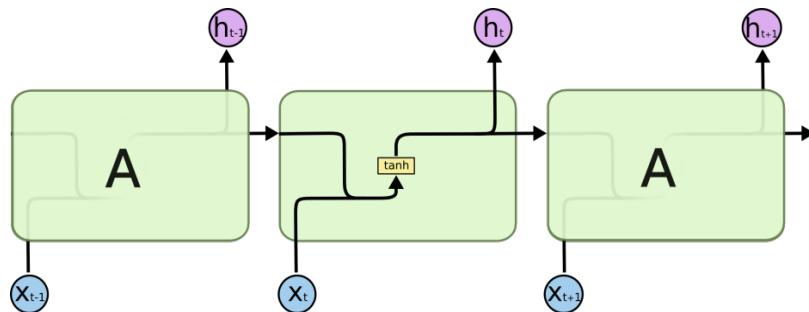
- Connectent informations des instants précédents aux instants actuels
 → Possible tant que l'écart temporel entre l'information nécessaire et le temps requis en terme d'historique n'est pas trop important



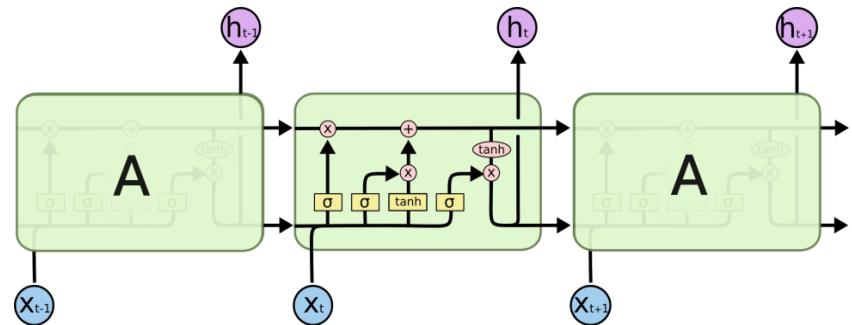
- X : *input*
- A : *neurone*
- h : *output*

Les réseaux récurrents LSTM

- Les RNN Long Short Term Memory sont capables d'apprendre des dépendances à long termes
- Développés en 1997 par Hochreiter et Schmidhuber
- RNN : chaîne de modules répétant des NN



RNN standard : module de répétition a une structure très simple
(une seule couche tangente hyperbolique)

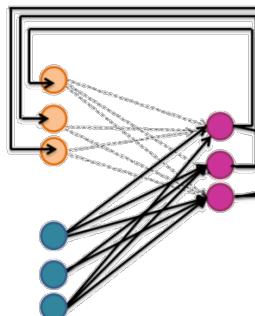


RNN LSTM : le module de répétition a 4 couches interagissant entre elles

Le réseau récurrent LSTM - Test sur événement extrême

Paramètres d'entrée

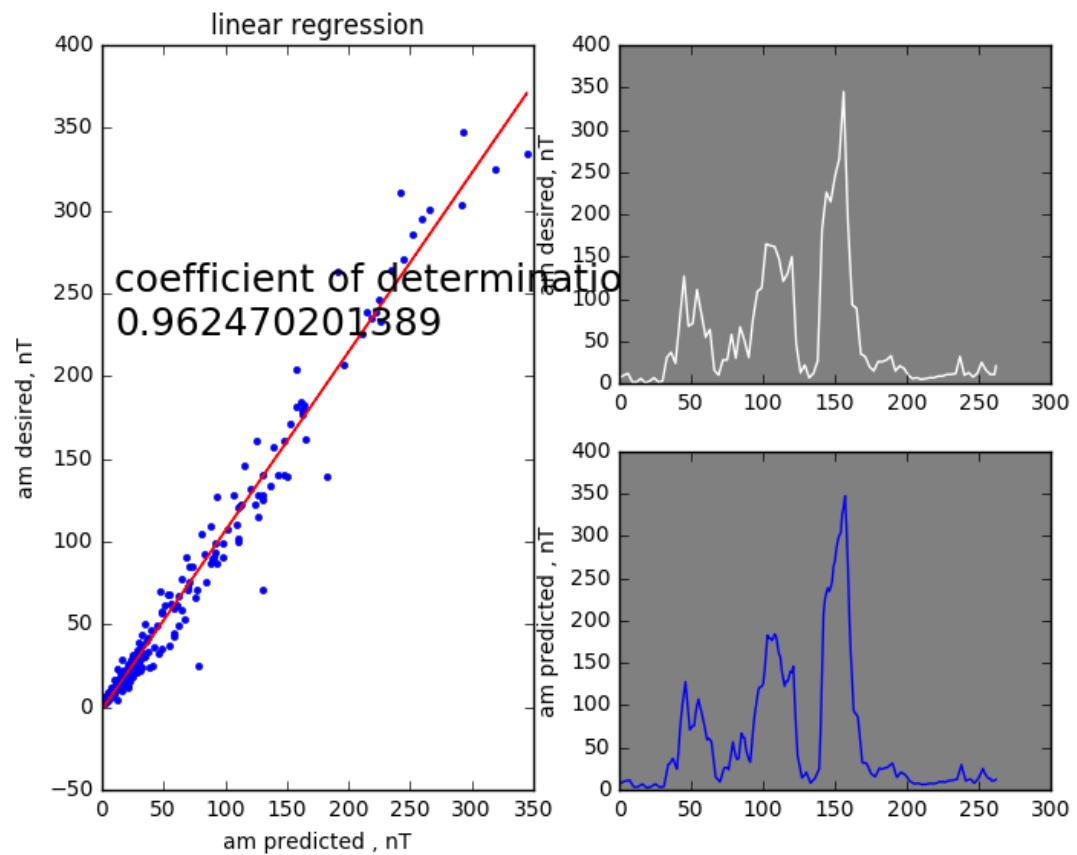
Paramètres du vent solaire avec un historique de 12 heures
(B , B_z , v et d)
avec les données ACE



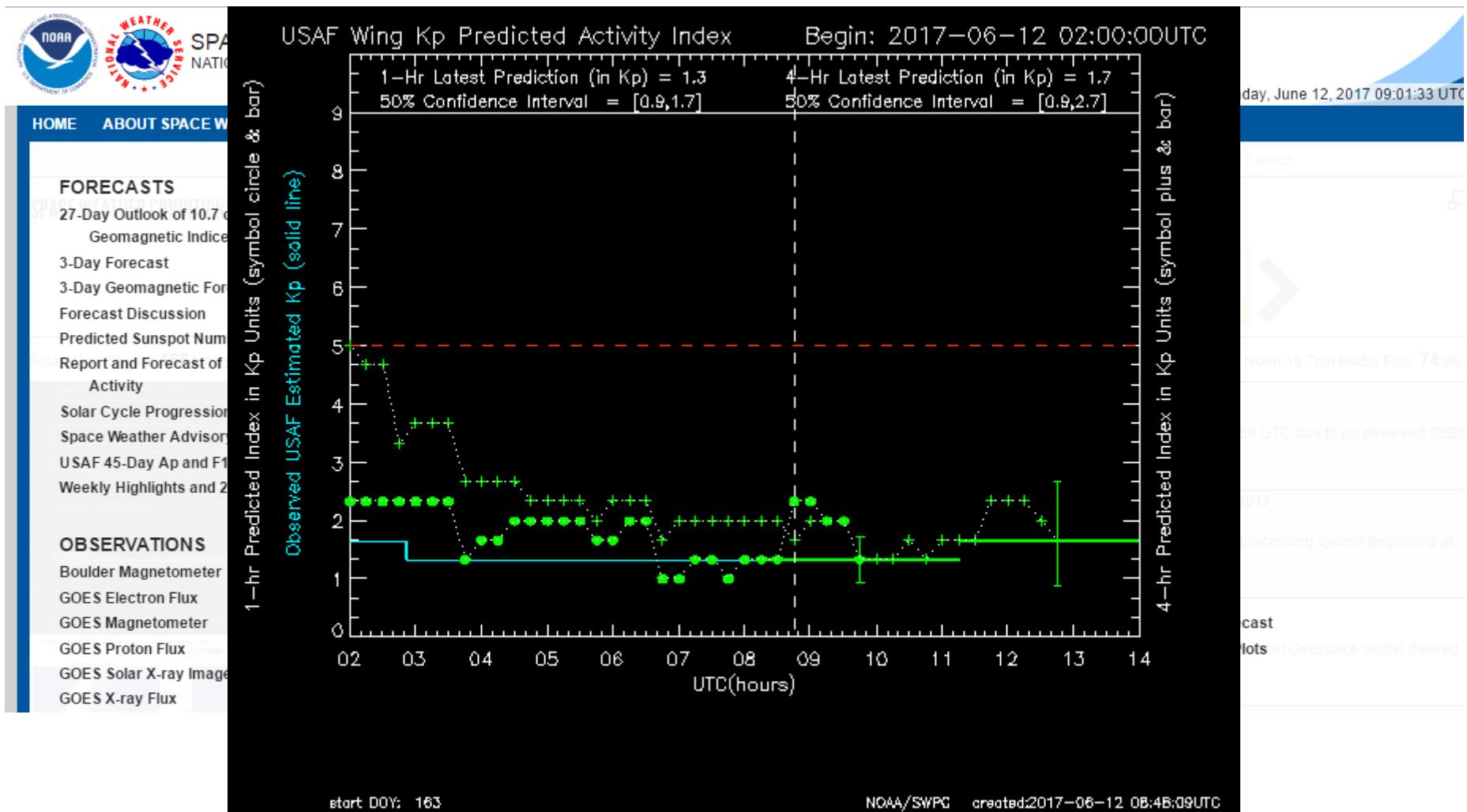
Sortie

Indice

magnétique am
calculé à 1h

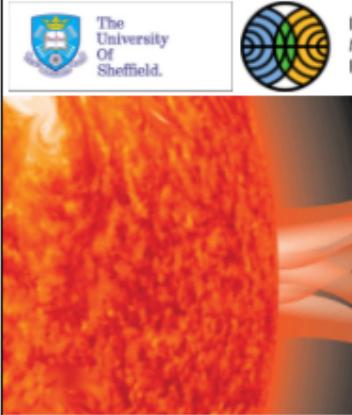


NOAA space weather prediction center



Wing, S., J. R. Johnson, J. Jen, C. I. Meng, D. G. Sibeck, K. Bechtold, J. Freeman, K. Costello, M. Balikhin and K. Takahashi (2005), Kp forecast models, *Journal of Geophysical Research: Space Physics*, 110

PROGRESS



[Home](#) [Overview](#)

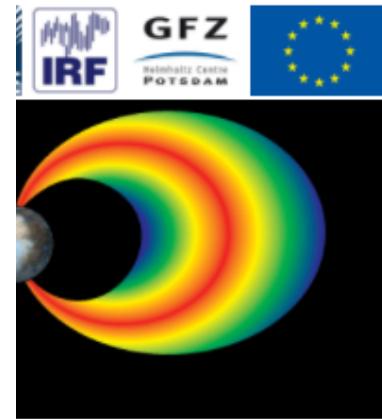
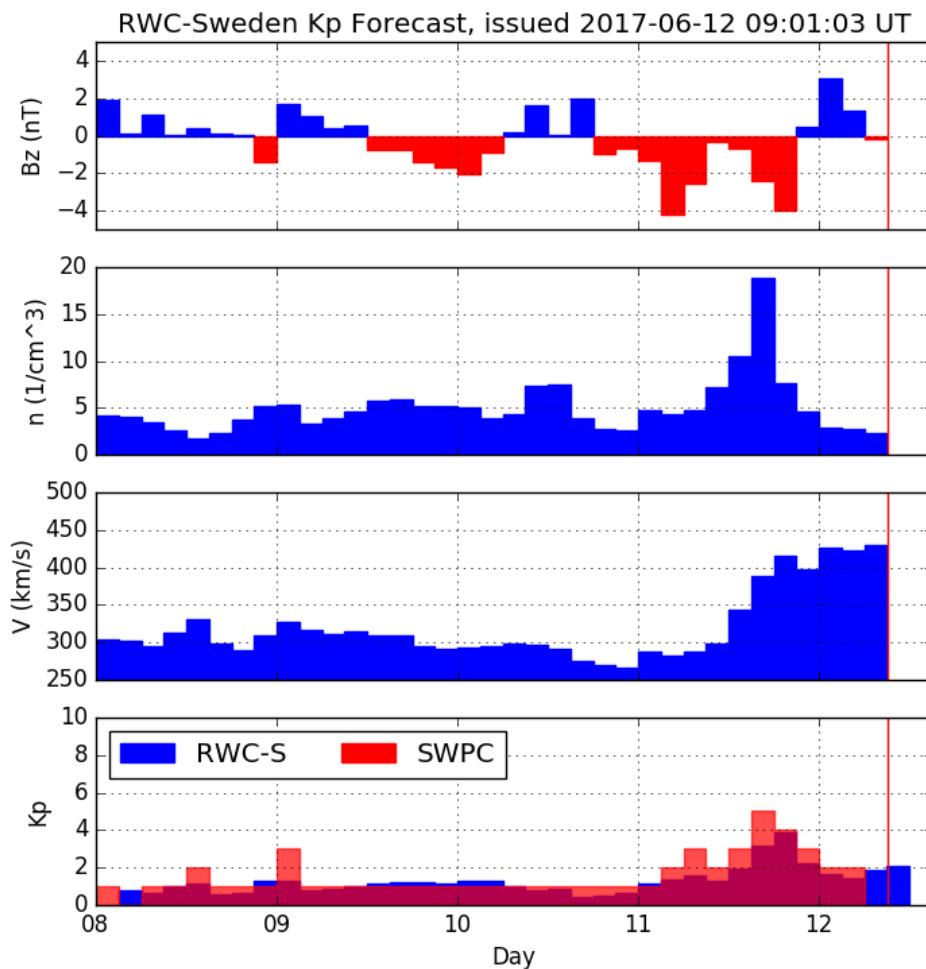
Results

Geomagnetic indices [\[+\]](#)

Electron Flux forecasts [\[+\]](#)

Statistical wave models

[Sign in](#)



Current Conditions

ime: 2017-06-12 08:15:11 UTC

Magnetosphere Current Forecast

B _z (nT)	3
---------------------	---

p	0.3
---	-----

Solar wind Current Forecast

B _z (nT)	8.3
---------------------	-----

B _y (nT)	-0.8
---------------------	------

Density (cm ⁻³)	2.6
-----------------------------	-----

Velocity (km s ⁻¹)	416.3
--------------------------------	-------

Boberg, F., P. Wintoft, and H. Lundstedt (2000), Real time Kp predictions from solar wind data using neural networks, *Physics and Chemistry of the Earth, Part C: Solar, Terrestrial & Planetary Science*, 25(4), 275-280.

Merci pour votre attention !



Vue depuis la Station Spatiale Internationale