



E4C
ENERGY4CLIMATE
INTERDISCIPLINARY CENTER



Prévoir l'énergie solaire à partir d'images satellite et de méthodes d'apprentissage profond

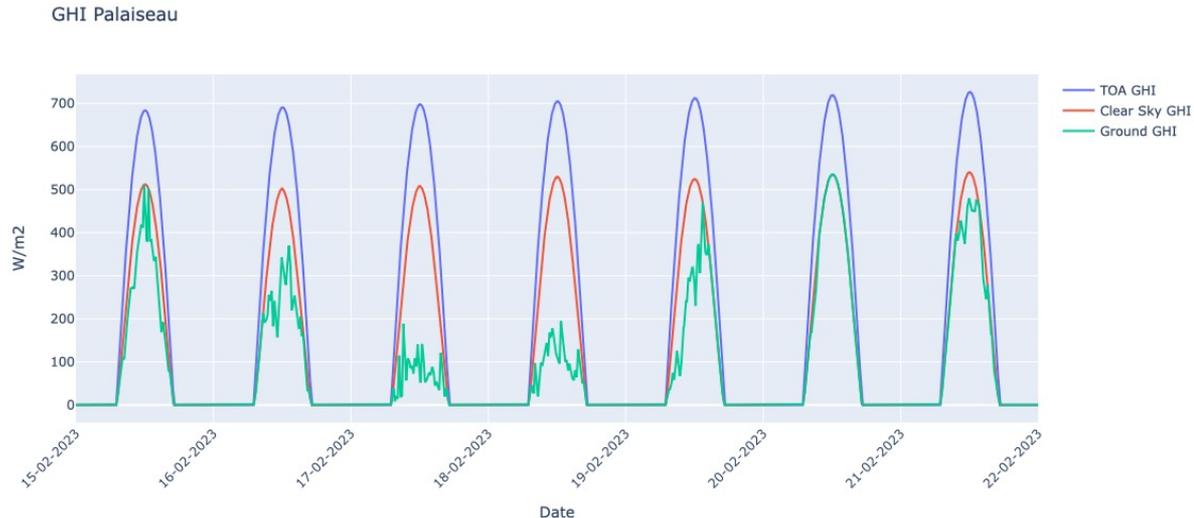
Nicolas Chea



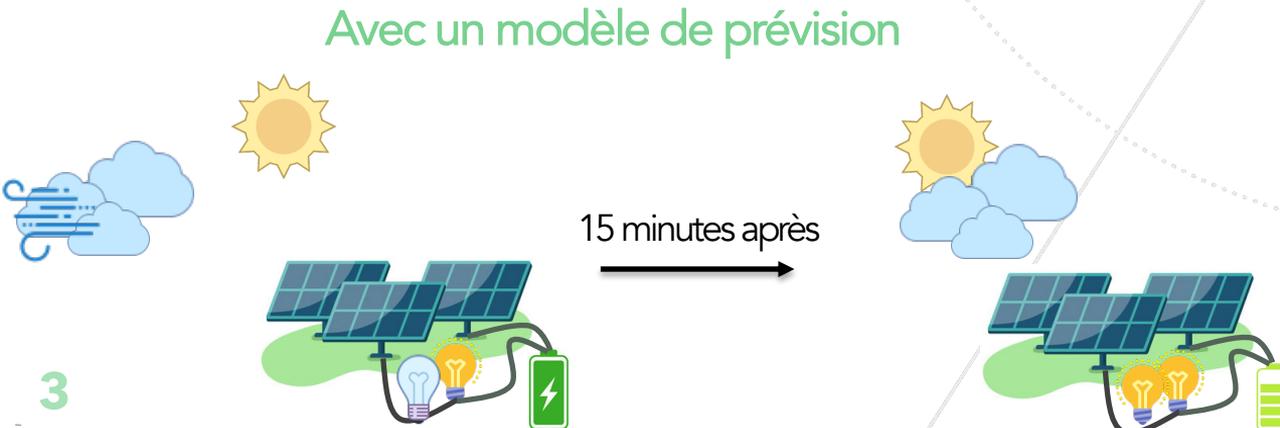
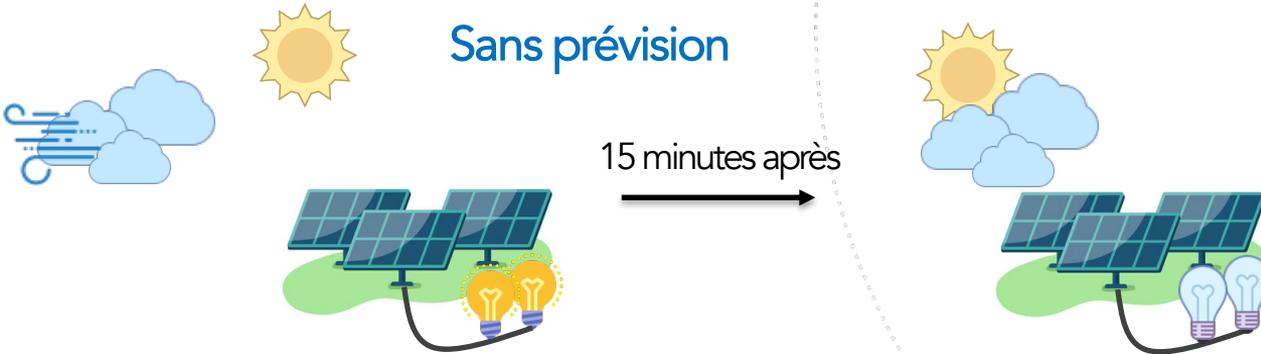
Variabilité de la ressource solaire

La ressource solaire est **très variable à court terme** de part la **stochasticité de la couverture nuageuse**

Éclairement solaire au sol
(Global Horizontal Irradiance, GHI)



Les enjeux de la prévision de la ressource solaire

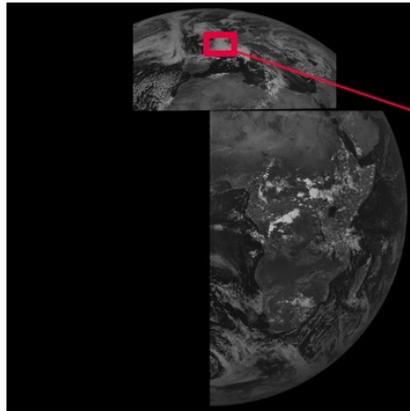


La **prévision de la ressource solaire** joue un rôle crucial dans diverses applications, telles que :

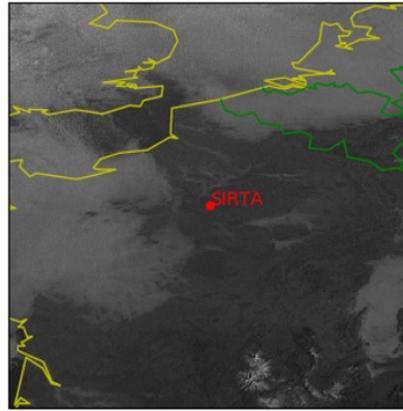
- La gestion de systèmes hybrides
- Le trading sur le marché de l'énergie
- L'autoconsommation

Observer les nuages grâce aux images satellite

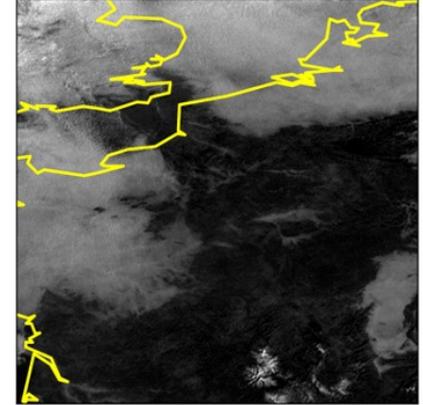
- Images satellite provenant du canal High Resolution Visible (HRV) de l'instrument SEVIRI du satellite Meteosat Second Generation (MSG)
- Toutes les 15 minutes – résolution spatiale de 1km au Nadir



radiance L ($W \cdot m^{-2} \cdot sr^{-1}$)



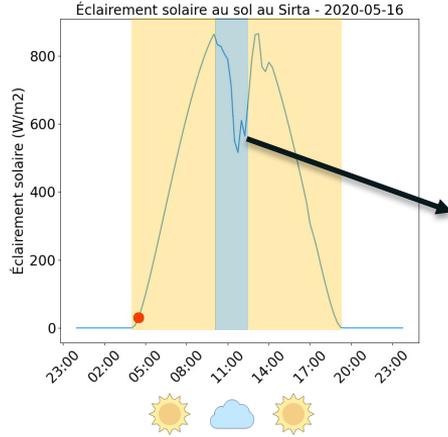
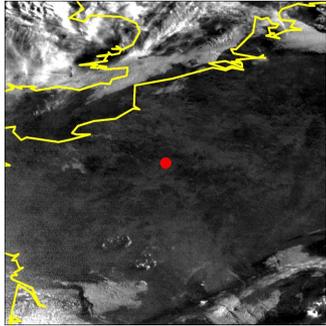
réflectance (sans unité)
Zoom sur le nord de la France



indice nuageux (sans unité)

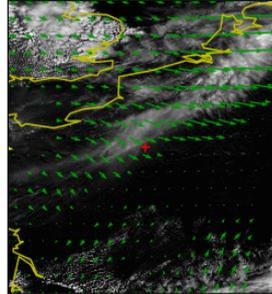
Méthode Heliosat, Müller et al. (2012)

Prévoir l'éclairement solaire avec des images satellite

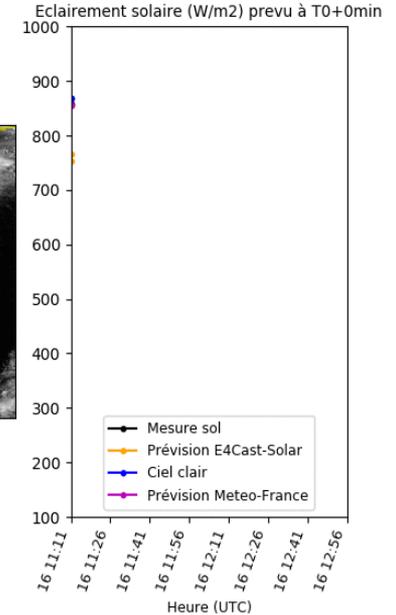
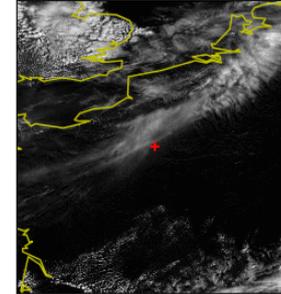


Méthode d'extrapolation de vecteurs de mouvement (courbe jaune)

Observation 2020-05-16 11:00



Prevision T0+0 min



Méthode d'extrapolation de vecteurs de mouvement donnent de meilleurs résultats que les NWP (modèles de prévision numérique du temps) à court terme (jusqu'à 6h)

Adaptée à des cas advectifs simples

Ne prend pas en compte les formations/dissipations et les couches multiples

L'apport potentiel de l'apprentissage profond (deep learning) pour la prévision

Qu'apporterait le deep learning ?

- De la **rapidité d'exécution**
- Un potentiel à **anticiper des situations plus complexes** à petite échelle

Le deep learning est-il adapté à la prévision solaire par satellite ?

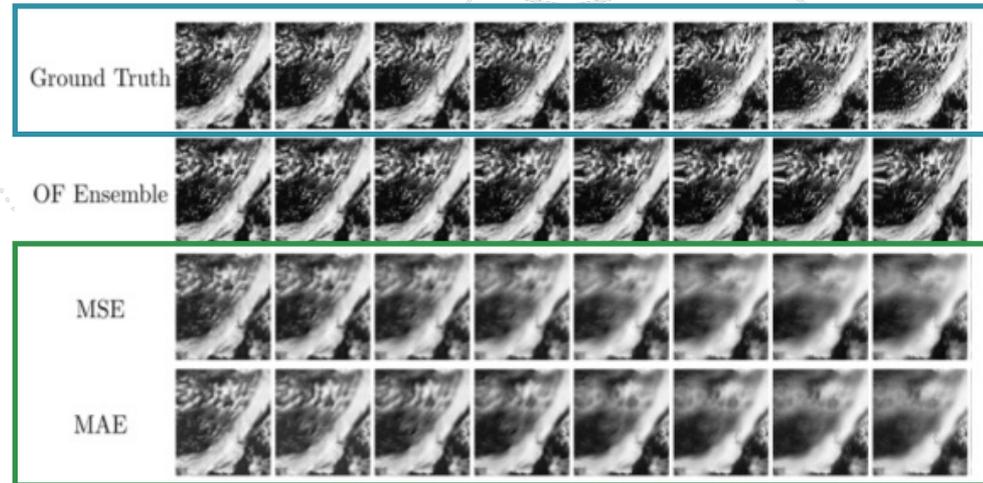
- **Jeu de données uniformes** : série temporelle d'images satellite à intervalle de temps régulier d'une même zone dans un format identique sur plusieurs décennies
- **Architectures de deep learning existantes** pour ce type de données (e.g. CNN, ConvLSTM)

Modèles de deep learning pour la prévision solaire

Points clés des modèles récents de prévision solaire (depuis 2020)

- Modèles **déterministes** en grande majorité
- Modèles basés sur des **architectures convolutionnelles**
- **Effet de flou** qui croît avec l'horizon temporel

Observations

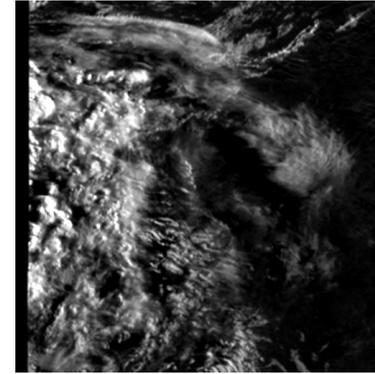
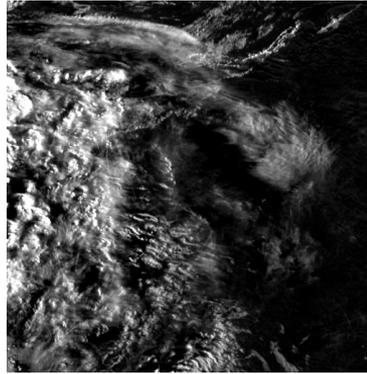


ConvGRU, Kellerhals et al. (2023)

Prévision des modèles de deep learning (t+1 à t+8)

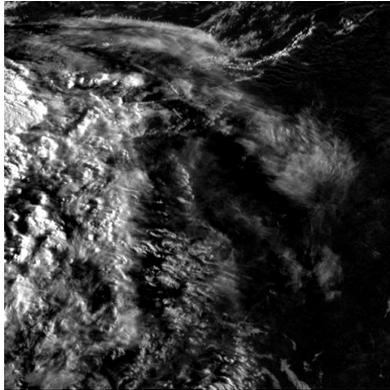
Modèles convolutionnels pour la prévision solaire

Extrapolation de
vecteurs de mouvements



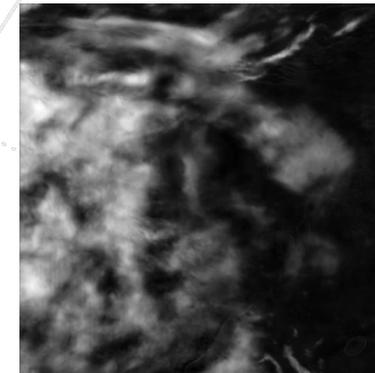
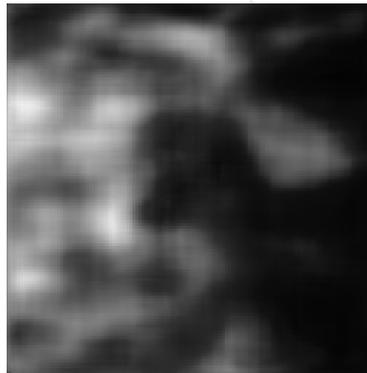
Extrapolation de
vecteurs de mouvements
(+filtre passe-bas)

Observation satellite
(Meteosat Second Generation)



2022-08-21

Autoencodeur
convolutionnel
(deep learning)



U-Net
(deep learning)

Axes de recherche

Axe principal

Utiliser des méthodes de **deep learning** pour **anticiper l'évolution de la couverture nuageuse** dans le but de **prévoir la ressource solaire** à l'échelle intrajournalière

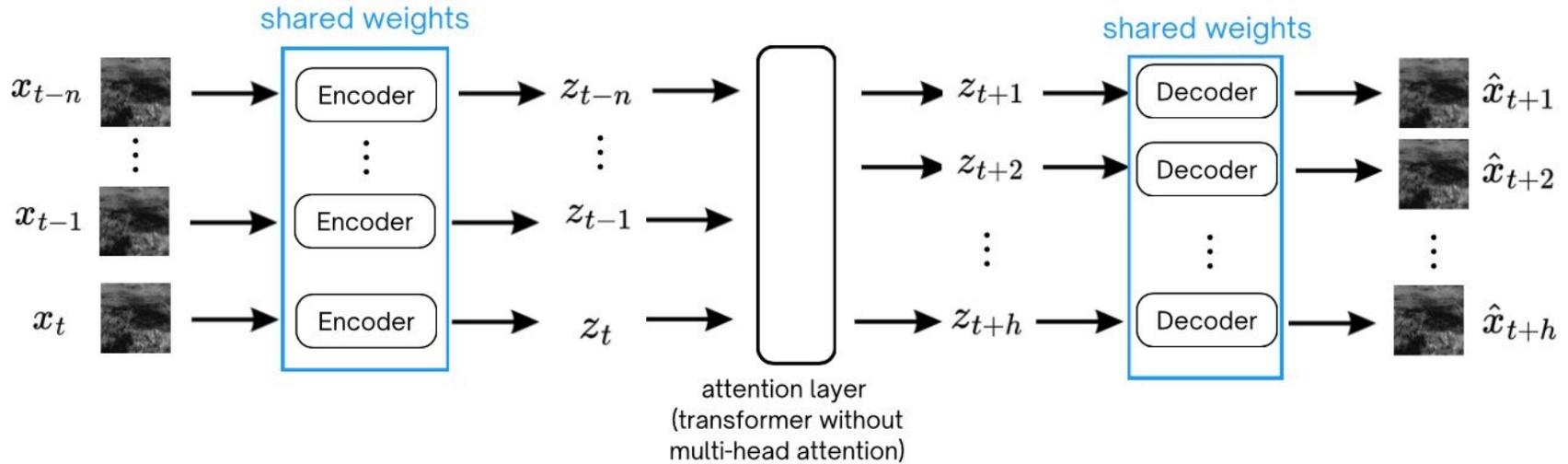
Axes secondaires

Prédire les **apparitions et disparitions de nuages** à court terme

Réduire les **effets de flou** dans les **prévisions**

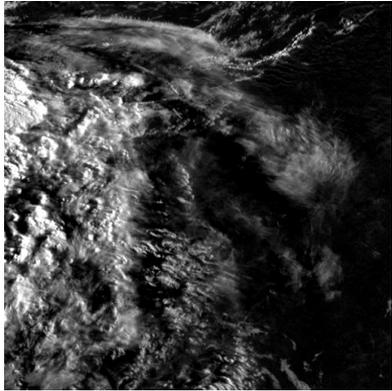
Interpréter et **expliquer** les **résultats générés** par ces modèles

Notre modèle de prévision : spatiotemporal with attention



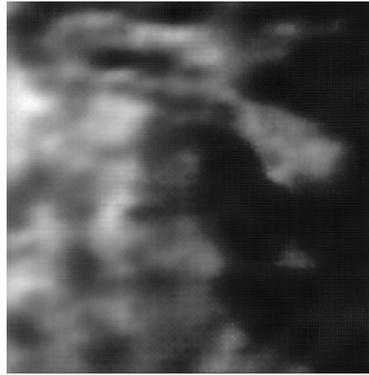
Comparaison avec la baseline

Observation satellite
(Meteosat Second Generation)

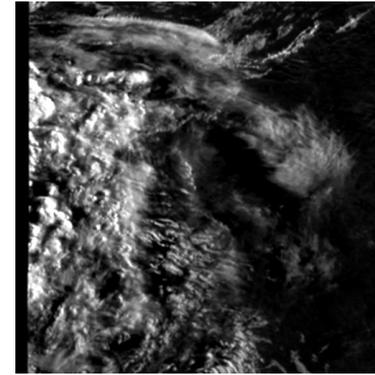
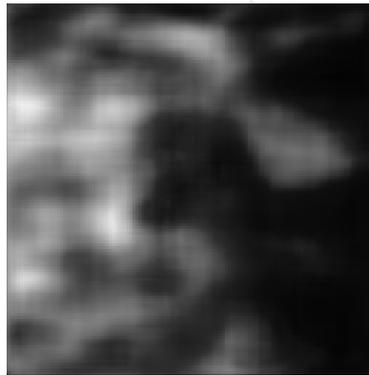


2022-08-21

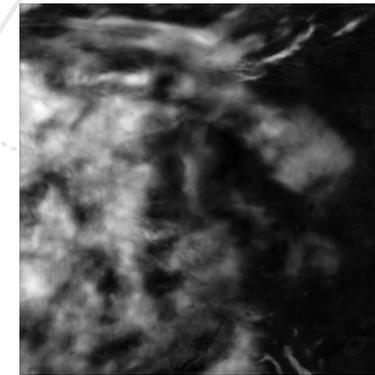
Spatiotemporal
with attention
(deep learning)



Autoencodeur
convolutionnel
(deep learning)



Extrapolation de
vecteurs de mouvement
(+filtre passe-bas)

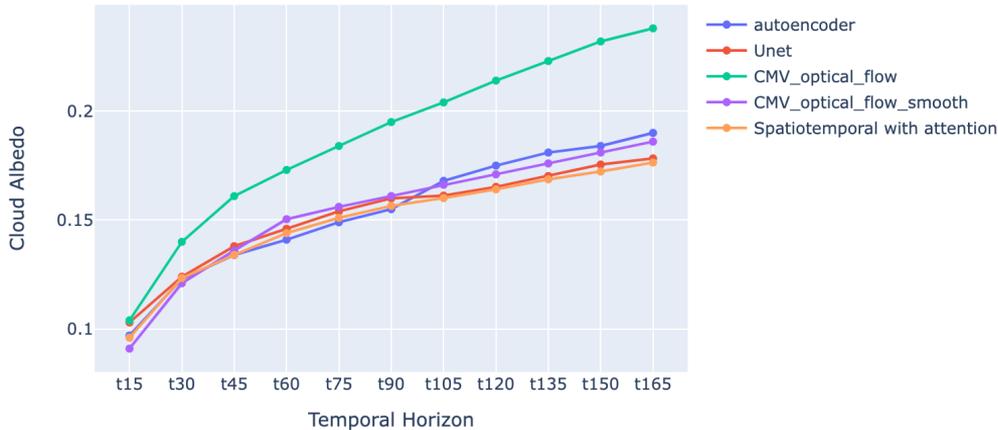


U-Net
(deep learning)

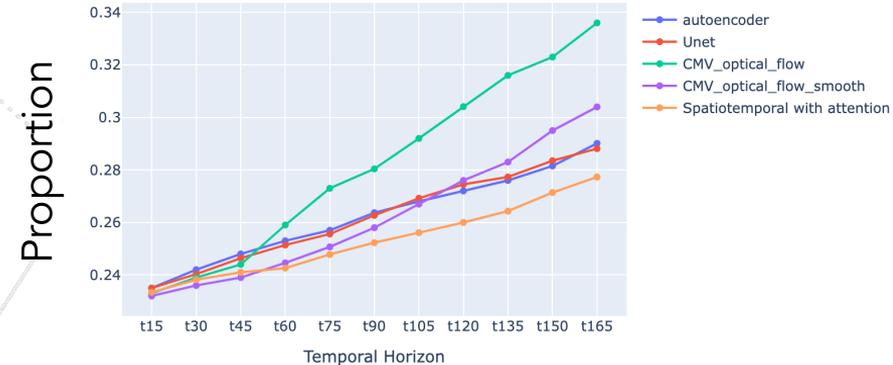
Quelques résultats quantitatifs

Les métriques sont calculées sur l'année 2022 (données non utilisées pour l'entraînement)

RMSE indice nuageux
(fenêtre de 64*64 pixels
autour du Sirta)



Relative RMSE (rRMSE) GHI au Sirta



Perspectives

- Combiner des **variables météorologiques** (e.g. ERA5) aux images satellite
- Utiliser de **nouvelles architectures**
- **Intégrer des contraintes physiques** aux modèles (Physics Informed Neural Networks)
- Créer un modèle de **prévision probabiliste**
- Meteosat Third Generation (MTG) avec une meilleure resolution spatio-temporelle