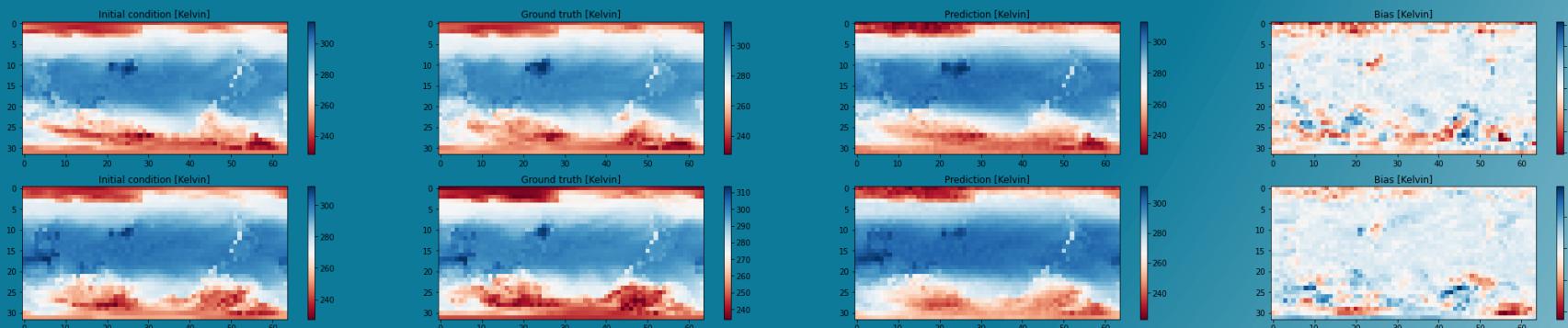


Méthodes Numériques et Modélisation

Fondements de l'intelligence artificielle et applications aux sciences atmosphériques



MODÉLISATION NUMÉRIQUE DU CLIMAT

- Les principes de la prévision numérique du temps remontent aux années 1920
 - Livre « Numerical Weather Prediction » (Prévision numérique du temps) de L.F. Richardson
- Algorithmes et statistiques pour résoudre des équations physiques
 - 6 semaines pour calculer 6 heures de prévisions
 - Erreur considérable, augmentation de 145 hPa en 6 heures
- Une observation :
 - Besoin important de calculs pour traiter dénormes quantités de données.
- Vision « Weather fabric » (centre de calcul)

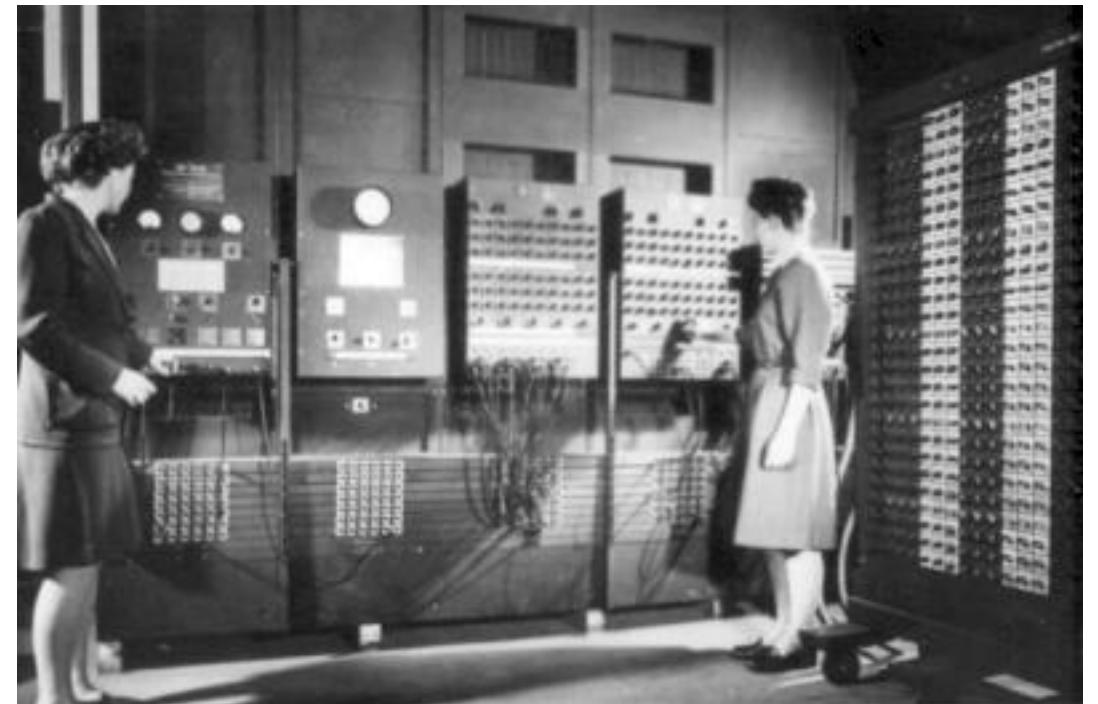


LE PREMIER MODÈLE INFORMATIQUE

- Ce n'est que dans les années 1950 que les premiers modèles informatiques ont été créés
- Jules Charney et John Von Neuman, à l'aide de l'ordinateur ENIAC
 - Intégration de l'équation de vorticité barotropique

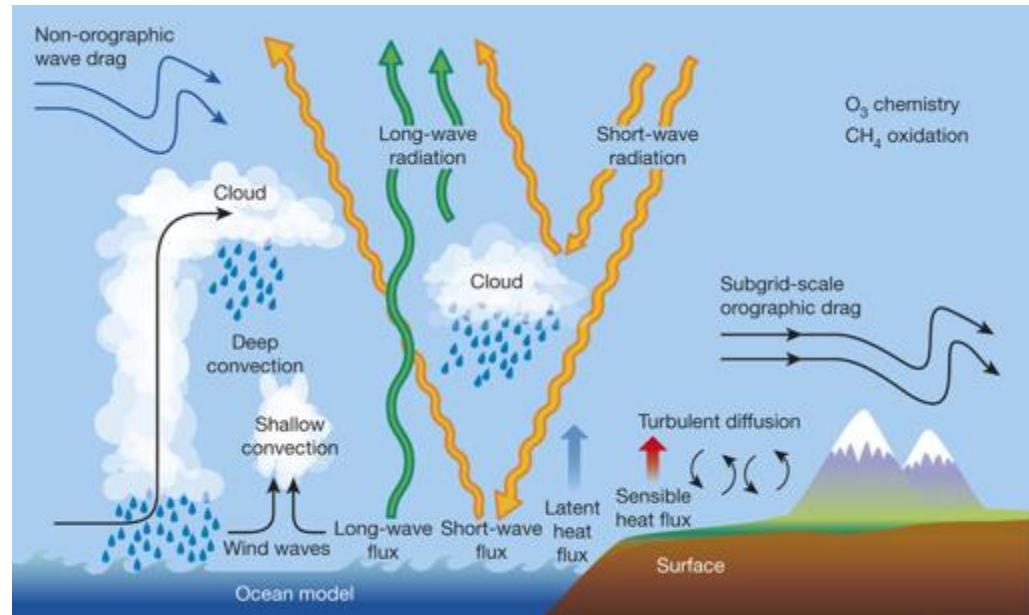
$$\frac{\partial \nabla^2 \psi}{\partial t} = \frac{1}{a^2} \left[\frac{\partial \psi}{\partial \mu} \frac{\partial \nabla^2 \psi}{\partial \lambda} - \frac{\partial \psi}{\partial \lambda} \frac{\partial \nabla^2 \psi}{\partial \mu} \right] - \frac{2\Omega}{a^2} \frac{\partial \psi}{\partial \lambda}$$

- Modèle simplifié, une seule couche barotropique
 - Près de 24 heures de calcul pour 24 heures de prévisions
- Heureusement, les ordinateurs d'aujourd'hui sont beaucoup plus puissants !!!



LE DILEMME DE LA MODÉLISATION

- Tous les modèles sont basés sur des **équations fondamentales** :
 - Conservation de la masse, énergie cinétique
 - Dynamique des fluides, thermodynamique....
- Ces équations nécessitent une paramétrisation
 - Approximation numérique -> précision, stabilité, coût
 - Échelle de résolution -> taille de la grille
 - Influence de l'orographie
 - Couverture nuageuse et précipitations
 - Facteurs chimiques et biologiques
- La plupart des paramètres sont déterminés empiriquement
- Tentative et erreur jusqu'à ce que les résultats se rapprochent des données réelles
- La résolution de systèmes d'équations complexes est souvent coûteuse
 - Possibilités d'automatisation/d'accélération ?



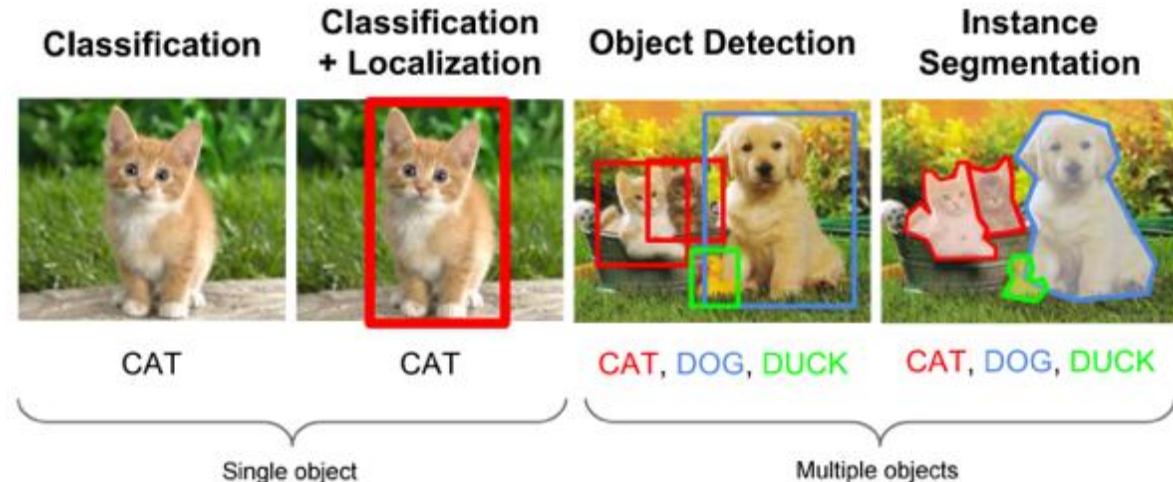
Deep Learning

Pourquoi ça change la météorologie ?

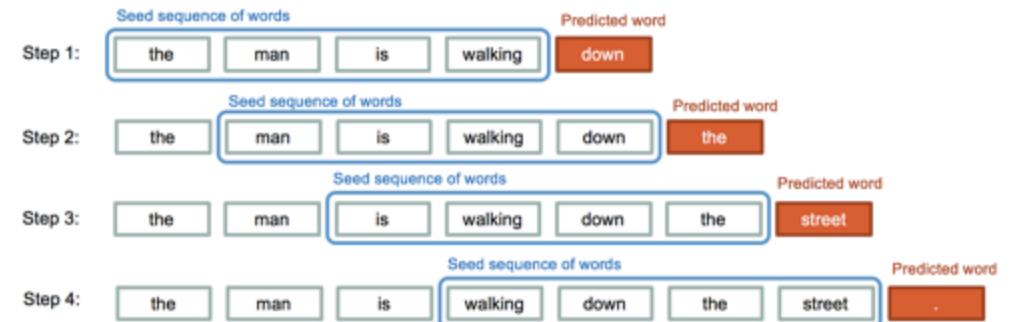


DEEP LEARNING EVERYWHERE

- Convolutional networks (CNN) kick-start the Deep Learning revolution
 - Image classification
 - Text analysis/translation
 - Vocal recognition
 - Time series

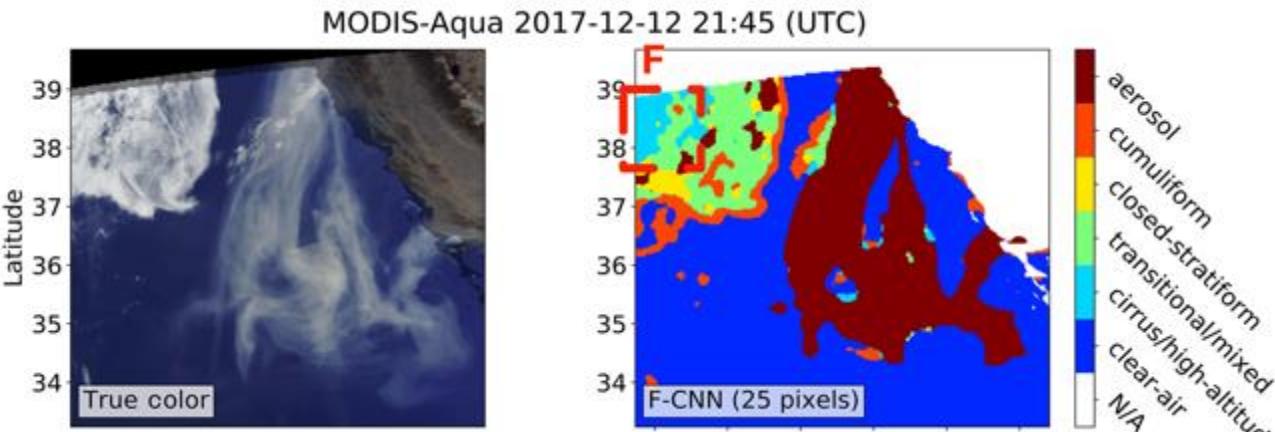


- What about neural networks in atmospheric sciences?



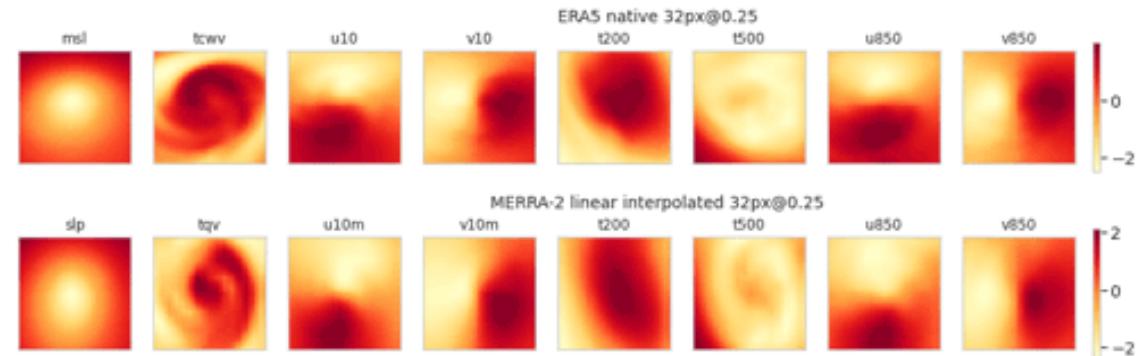
EXEMPLES AVEC DE LA CLASSIFICATION

- Détection d'évènements extrêmes
 - Ouragans, cyclones, typhons
 - Vagues de chaleur
- Segmentation des nuages selon leur type



<https://amt.copernicus.org/articles/13/5459/2020/>

- Aussi en terre
 - <http://ieee-dataport.org/open-access/benchmark-dataset-automatic-damaged-building-detection-post-hurricane-remotely-sensed>

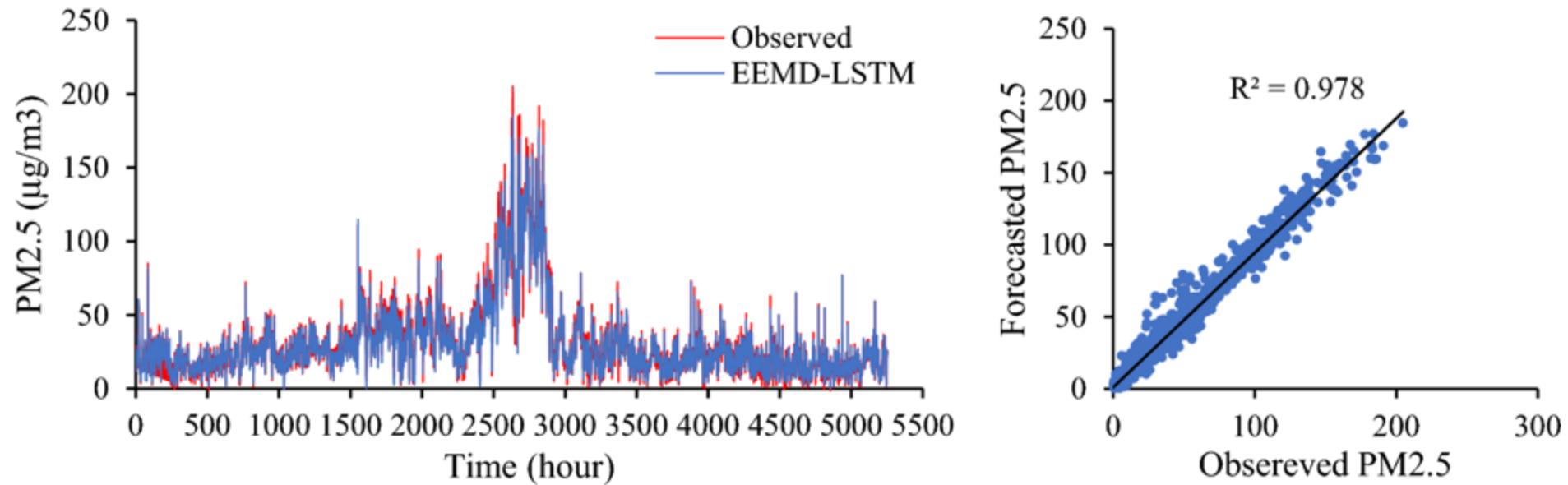


<https://gmd.copernicus.org/articles/15/7051/2022/>



ET LES SÉRIES TEMPORELLES ?

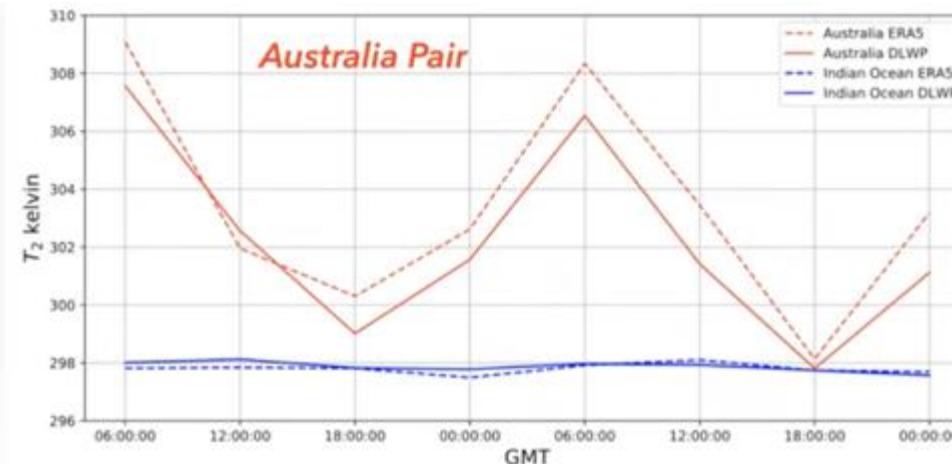
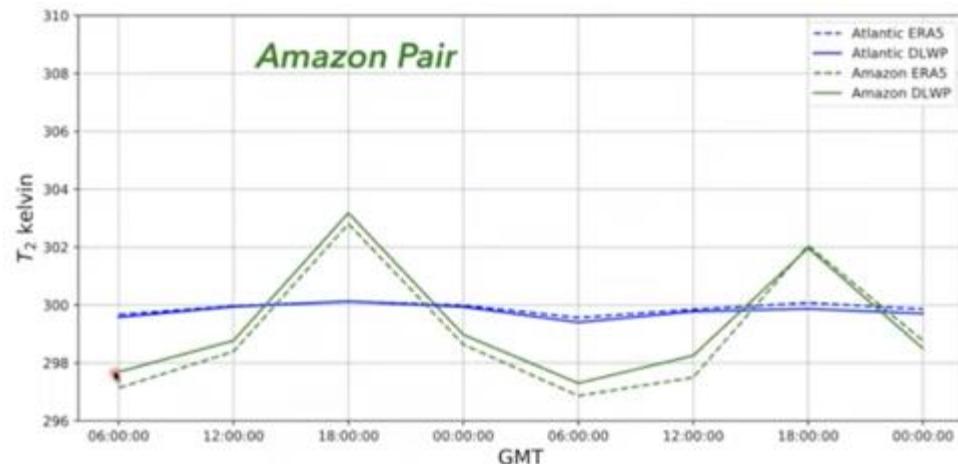
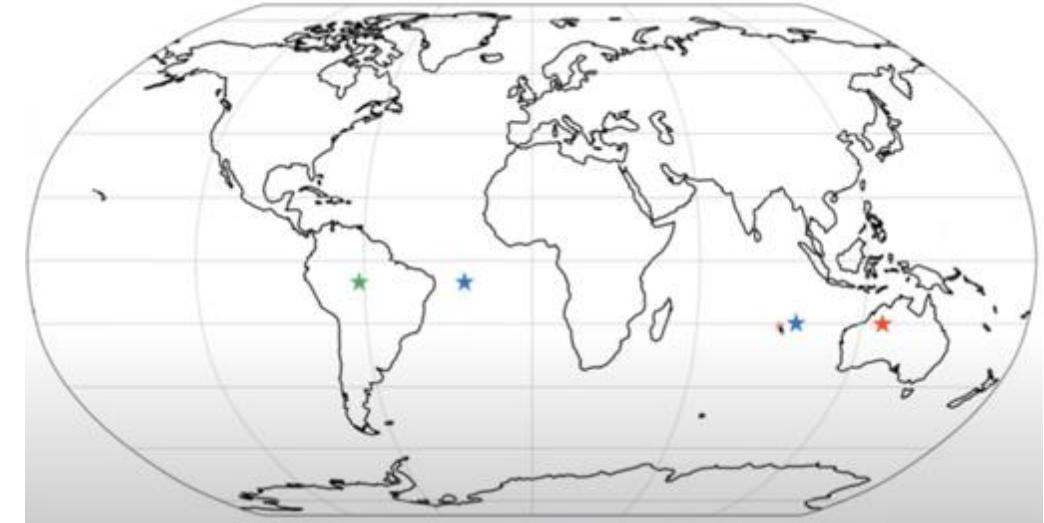
- Plusieurs études utilisent le LSTM ou des modèles similaires pour prédire les polluants dans les environnements urbains
 - Exemple : prévisions sur 1 heure pour les PM2,5 en Malaisie



<https://www.nature.com/articles/s41598-022-21769-1>

ASSEZ UTILE AUSSI POUR DES PARAMÈTRES CLIMAT

- Comparaison entre ERA5 et un modèle IA pour les cycles quotidiens de température
 - Température à 2 m
 - Prévisions à 2 jours
- 2 sites « connexes »
 - Amazonie et océan Atlantique
 - Australie et océan Indien
-



PRÉDICTION DE TRAJECTOIRES

- Les séries temporelles par IA sont "multiparamétriques"
 - Permet d'associer plusieurs variables, comme par exemple les coordonnées
- Exercice simple :
 - Utiliser un GRU pour estimer la trajectoire d'un "insect"
- <https://t.ly/LIFnF>

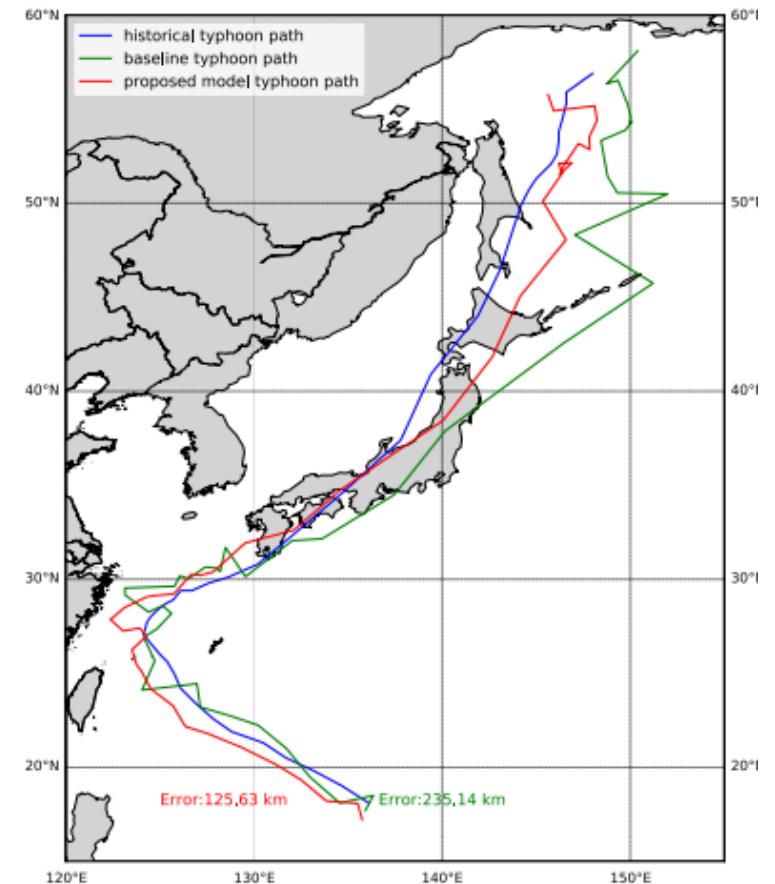
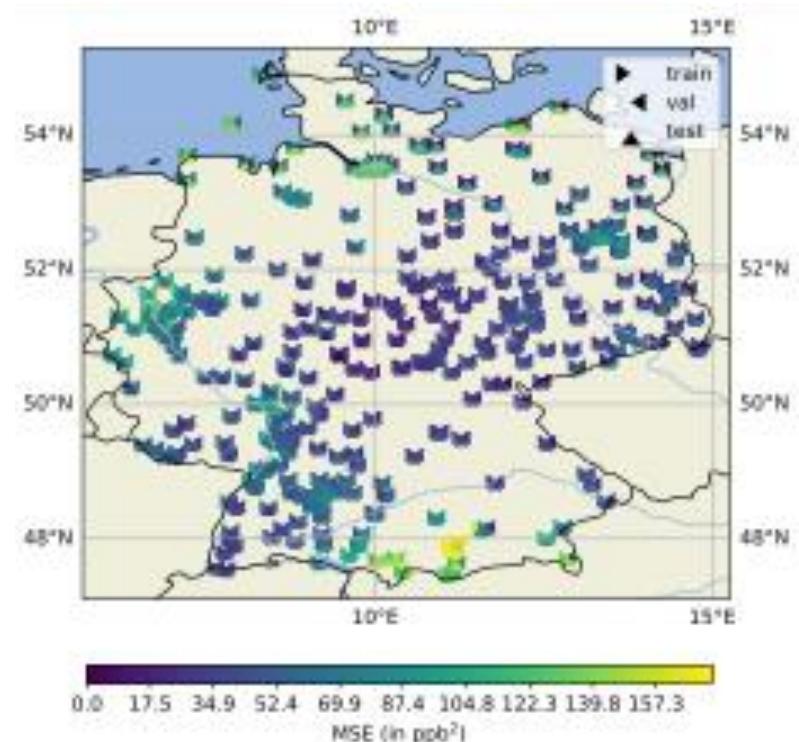


Fig. 14 Visualization of prediction error for Typhoon Talim

<https://link.springer.com/article/10.1007/s00521-021-06724-x>

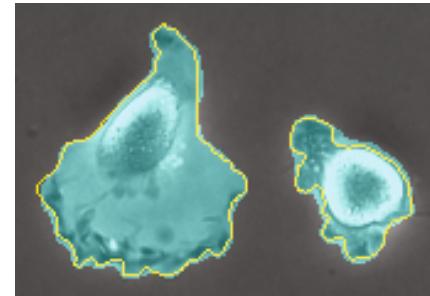
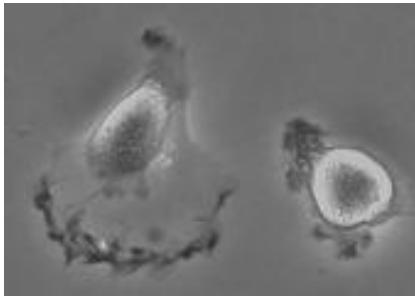
CAPTEURS AU SOL

- Une série chronologique pour « un point » n'est pas toujours suffisante
 - Dépendance vis-à-vis des événements voisins
- Que faire ? Relier les points ? Presque
- MLAir
 - Projet allemand combinant des séries chronologiques LSTM et des échanges 2D avec les stations voisines
 - Les valeurs des voisins proches deviennent des "features"
- Intéressant pour les réseaux de capteurs au sol

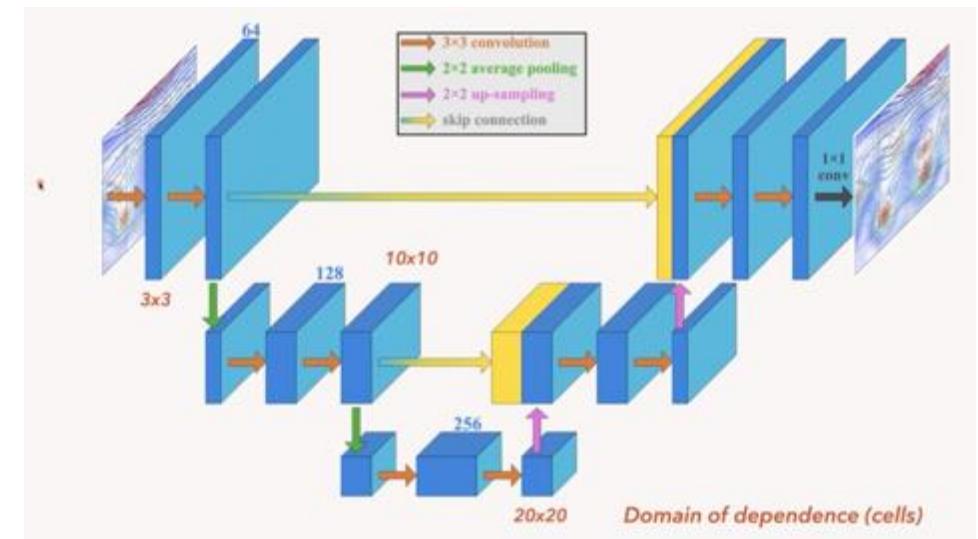


DES MODÈLES UN PEU PLUS COMPLEXES

- Lorsque les données forment des matrices, il est possible d'utiliser des techniques d'IA pour les images
 - Et pas seulement pour la classification/segmentation
- Modèle UNet (encodeur-décodeur avec connexions de saut)
 - Initialement créé pour segmenter les images médicales
 - L'entraînement consiste à montrer les images originales et les images « cibles »

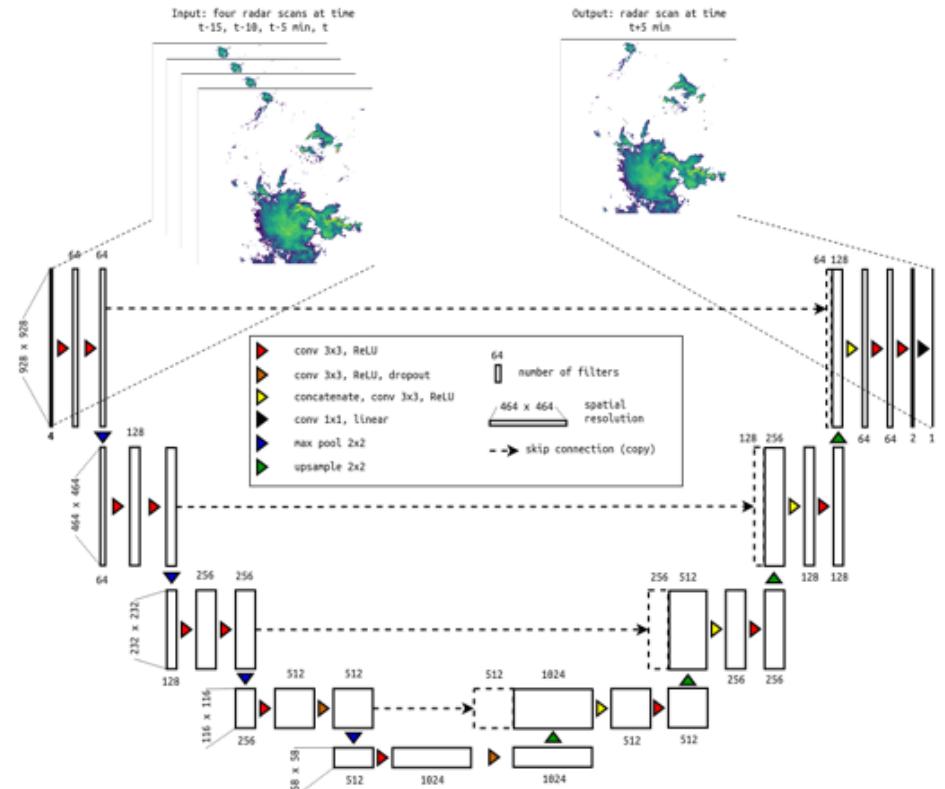


- Comment détourner son usage ?
 - Image RGB = 3 canaux pour les couleurs
 - Même "pas temporel"
 - Mais on peut aussi rajouter des canaux séquentiels



UNET POUR LE FORECAST RADAR (NOWCAST)

- Le modèle UNET peut également accepter plusieurs images d'entrée
- Il génère une seule sortie, mais il est possible de « faire glisser » la fenêtre pour obtenir davantage d'itérations
 - Aucune connaissance en géophysique n'est requise
- Également utilisé dans les modèles expérimentaux de l'ECWMF



GÉNÉRATION DE LA PROCHAINE TRAME

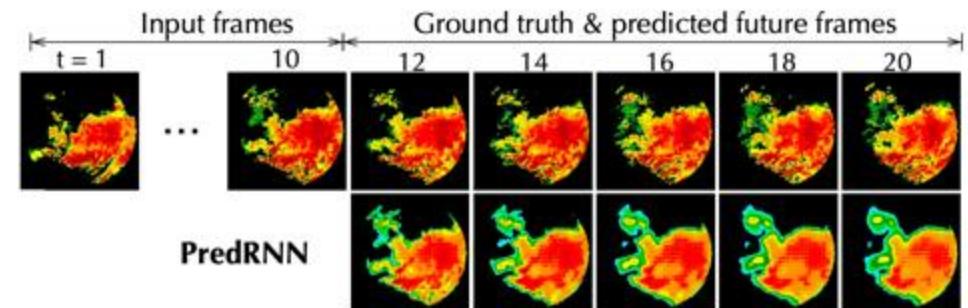
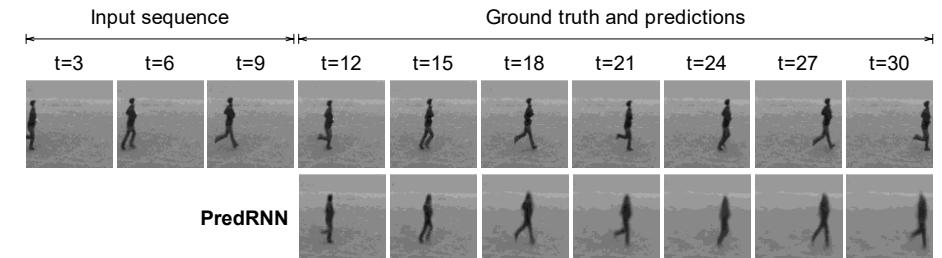
- Plusieurs travaux s'intéressent à la « prédition de l'image suivante »

- Estimation de l'action suivante d'un objet
 - Trajectoire d'une voiture ou d'un vélo
 - Compléter une séquence de données

- L'image suivante nécessite un apprentissage spatio-temporel important

- Ne pas déformer l'objet (états « connus »)
 - Maintenir une trajectoire cohérente
 - Estimer les interactions entre les objets

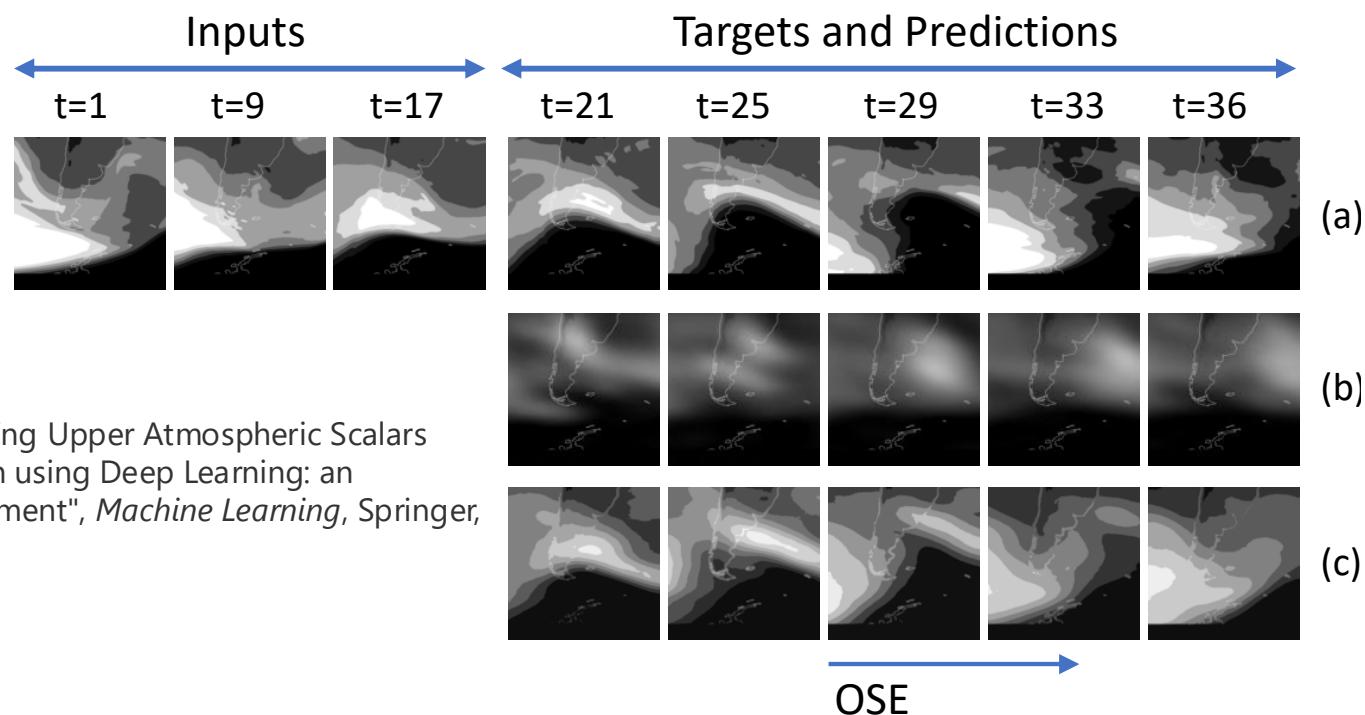
- Ce type d'utilisation a été rapidement adapté aux prévisions météorologiques, en particulier dans les nowcast



PredRNN++: Towards a Resolution of the Deep-in-Time Dilemma in Spatiotemporal Predictive Learning. Wang, Yunbo and Gao, zhifeng and Long, Mingsheng and Wang, Jianmin and Yu, Philip S., ICML, 2018

ADVECTION SCALAIRE DE L'OZONE

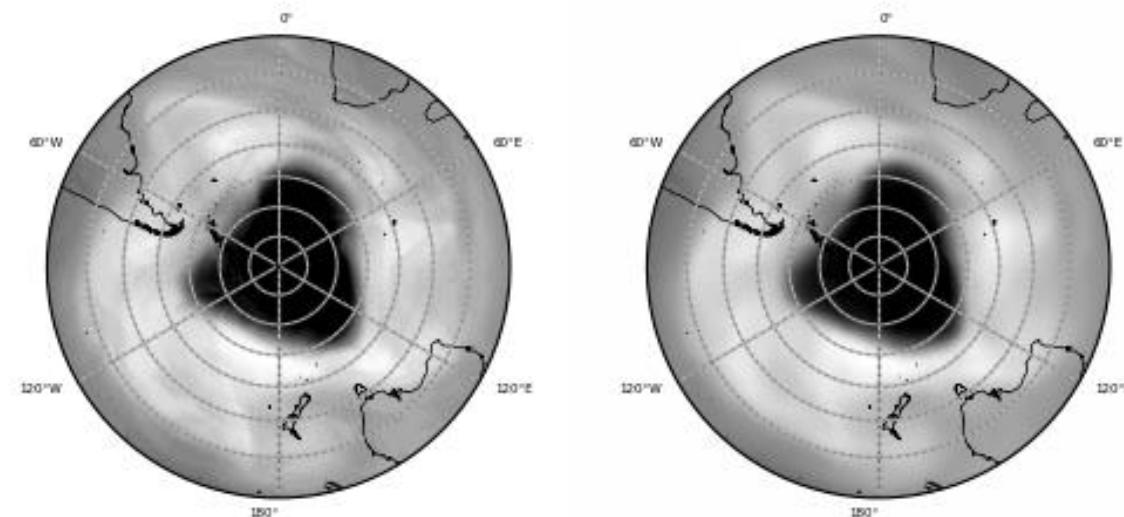
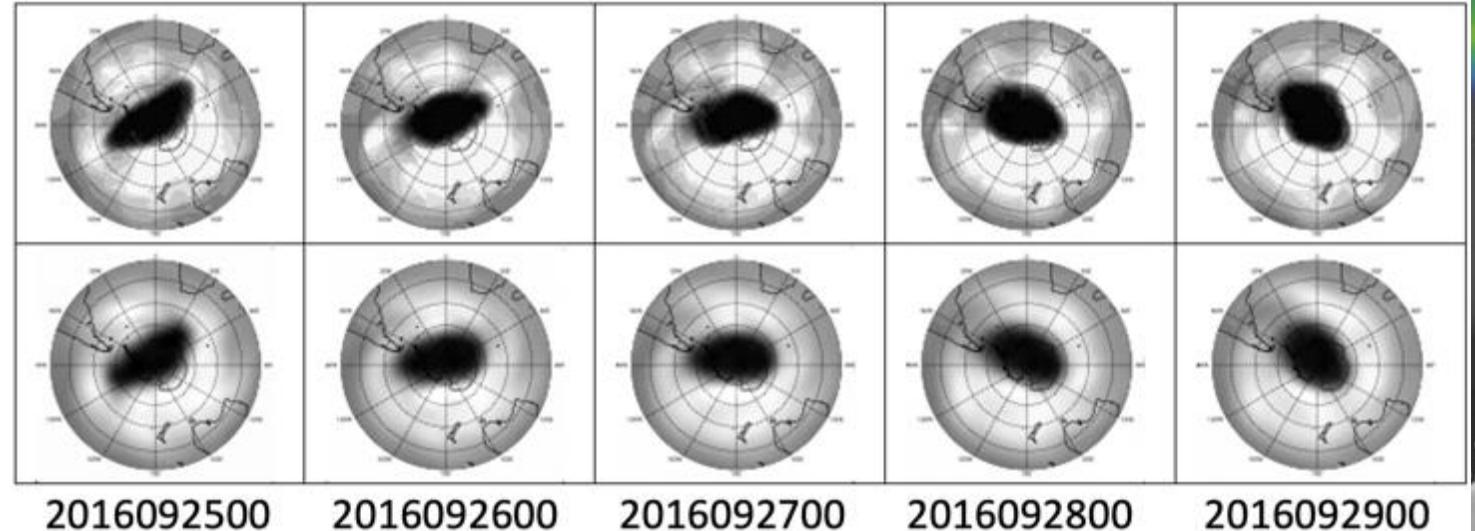
- Focus sur les événements secondaires liés à l'ozone (OSE) au-dessus de l'Amérique du Sud
 - Utilisation de PredRNN++, un modèle de « prévision de la trame suivante »
 - Résultats prometteurs pour les 3 à 5 jours à venir
 - Similitudes en termes de circulation et d'échelle
 - Possibilité d'extraire les valeurs TCO pour les comparer avec les équipements au sol (Brewer/Dobson)
 - Problèmes :
 - le modèle ne « voit » pas les événements "en dehors de la fenêtre"



"Forecasting Upper Atmospheric Scalars Advection using Deep Learning: an O₃ experiment", *Machine Learning*, Springer, 2021.

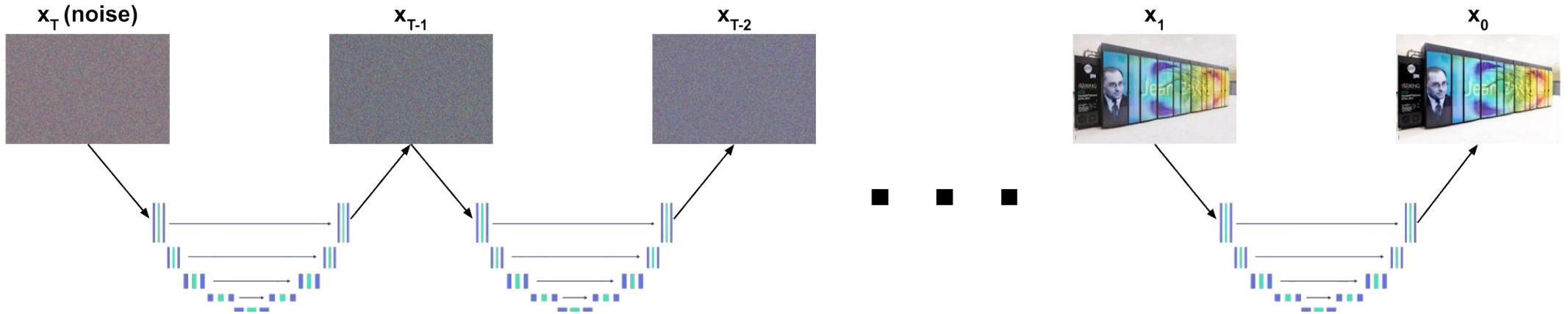
ADAPTER LES DONNÉES

- Projection polaire
- Préservation des masses et de la quantité de mouvement sur plusieurs jours
- Intégrité structurelle
- L'entraînement du modèle est coûteux
 - Plus de 24 heures sur un GPU V100
- Mais l'inférence est immédiate
 - Même sur un petit ordinateur portable

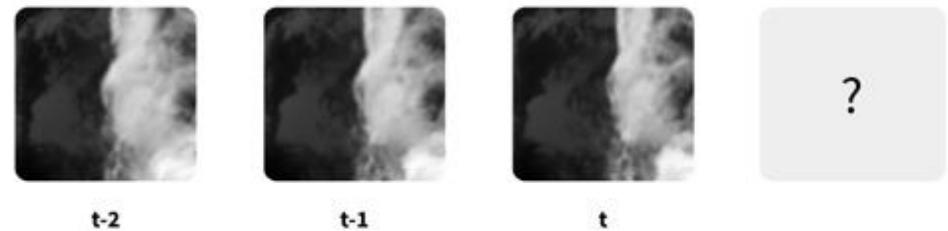


MODÈLES DE DIFFUSION

- Le succès des modèles de diffusion probabilistes (Dall.E, Midjourney) donne des idées
- Principe : créer des images à partir d'un « espace latent » apparemment aléatoire
 - L'entraînement consiste à ajouter du bruit aux images
- Pour la génération, l'outil « projette » la recherche sur l'espace latent, en supprimant le bruit

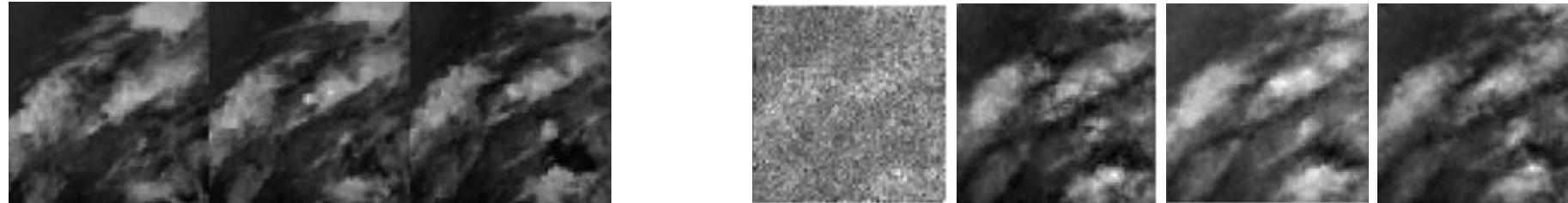


MODÈLES DE DIFFUSION



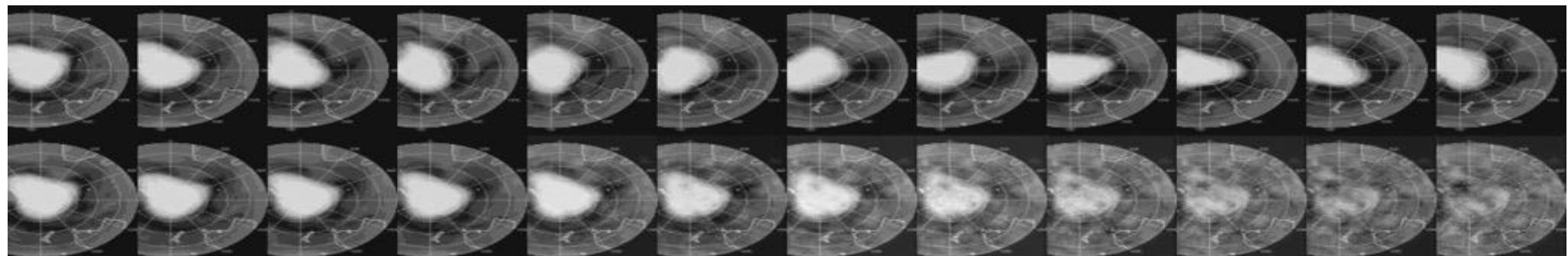
?

- Prédiction de la couverture nuageuse



https://wandb.ai/capecape/ddpm_clouds/reports/Diffusion-on-the-Clouds-Short-term-solar-energy-forecasting-with-Diffusion-Models--VmlldzozNDMxNTg5

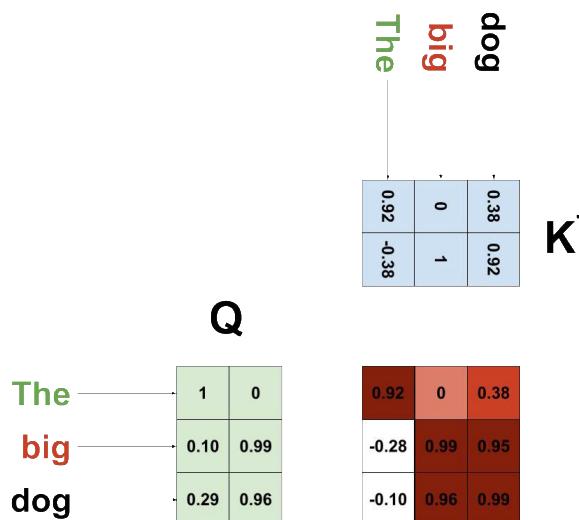
- Nous avons essayé ce modèle avec l'ozone (3 trames d'entrée, génération récursive)
 - Faible préservation du moment, tendance à redevenir du « bruit »



EST-CE QUE LES LLM PEUVENT NOUS AIDER ?

- Mécanisme d'attention / Transformers
 - La base des modèles linguistiques (ChatGPT) a également révolutionné la vision par ordinateur
 - Difficile à entraîner, mais peut donner un sens « sémantique » aux données

The **restaurant** refused to serve me a ham sandwich, because it **only** cooks vegetarian food. In the end, they just gave me two slices of bread. **Their** ambience was just as good as the food and service.

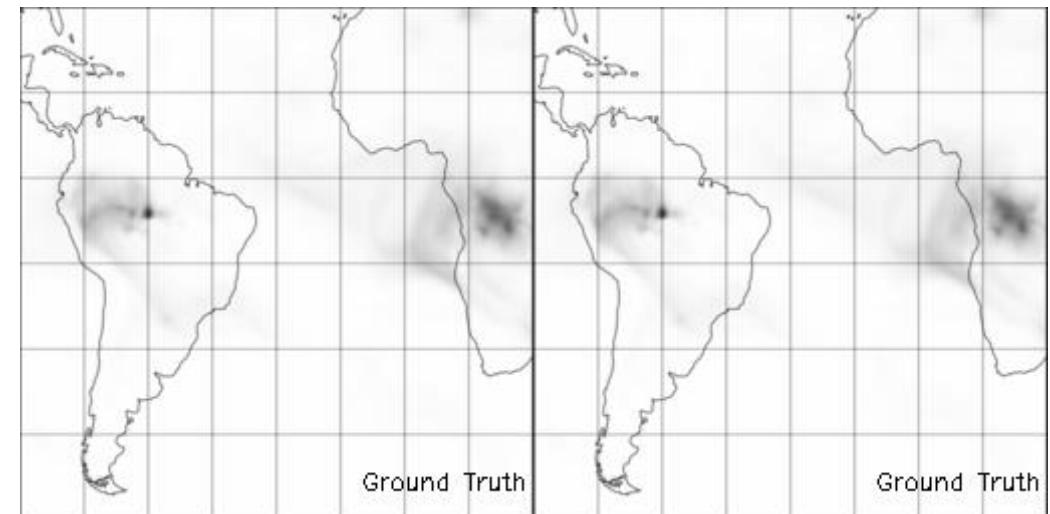
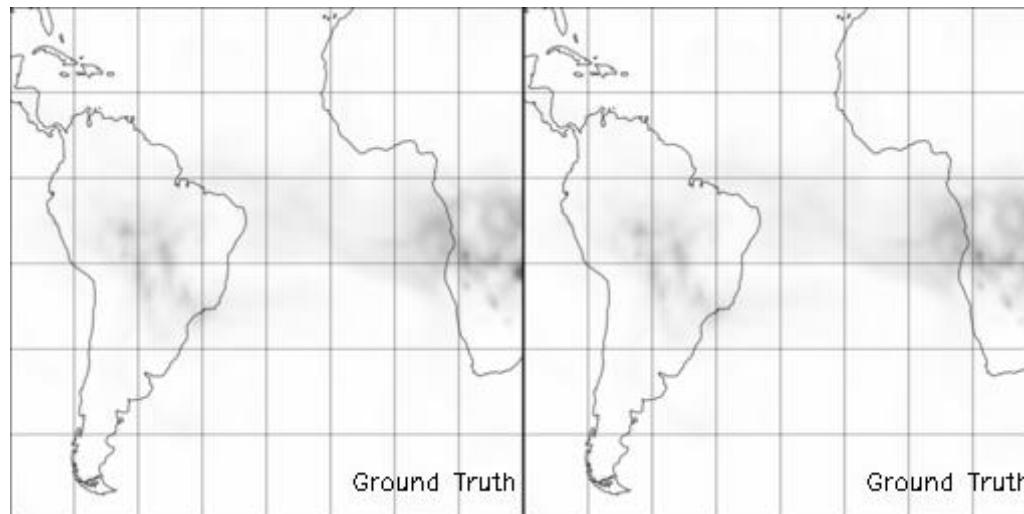


0.50	0.20	0.30
0.12	0.45	0.43
0.15	0.42	0.43



RÉSULTATS RÉCENTS SUR LES AÉROSOLS

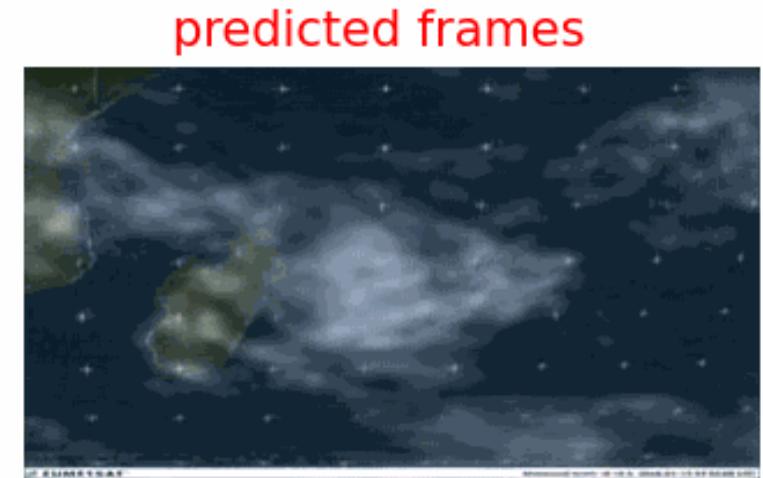
- Projet sur l'impact des aérosols des feux de forêt sur les anomalies des nuages et des précipitations
- Exemple : prévision des 4 prochains jours (par tranches de 12 heures) à partir des 5 jours précédents
 - **Black Carbon Optical Depth at 550nm**



- Bonus : **entraînement rapide** (moins d'une heure), juste gourmand en mémoire GPU

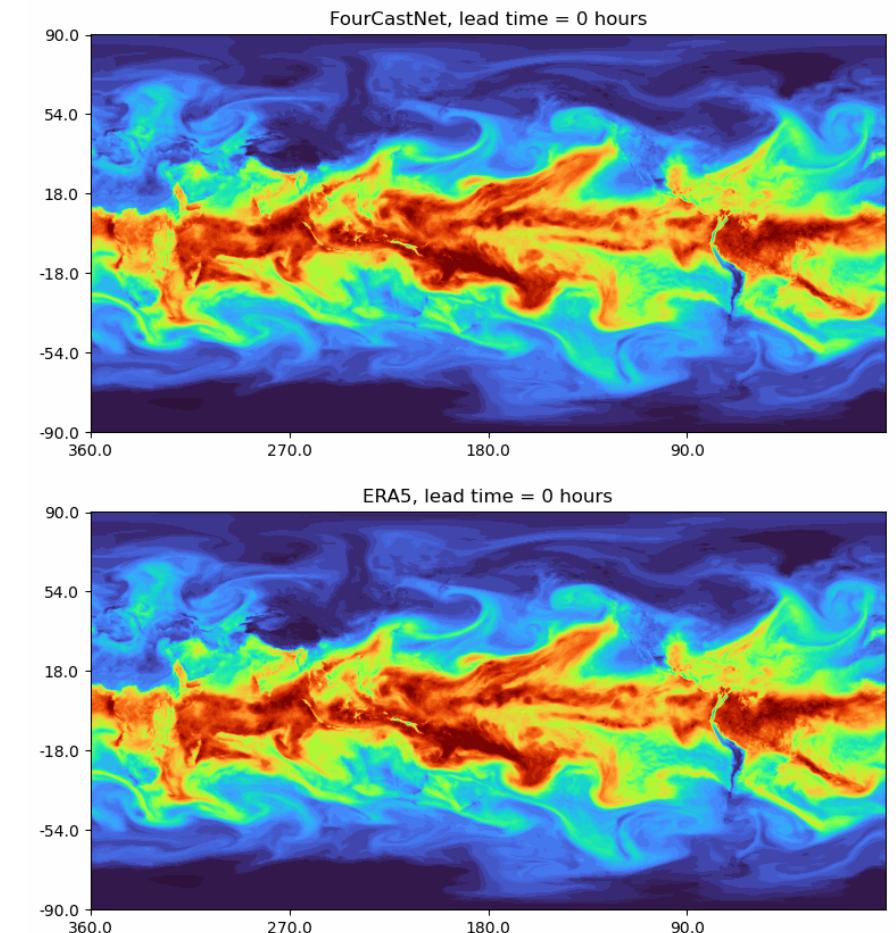
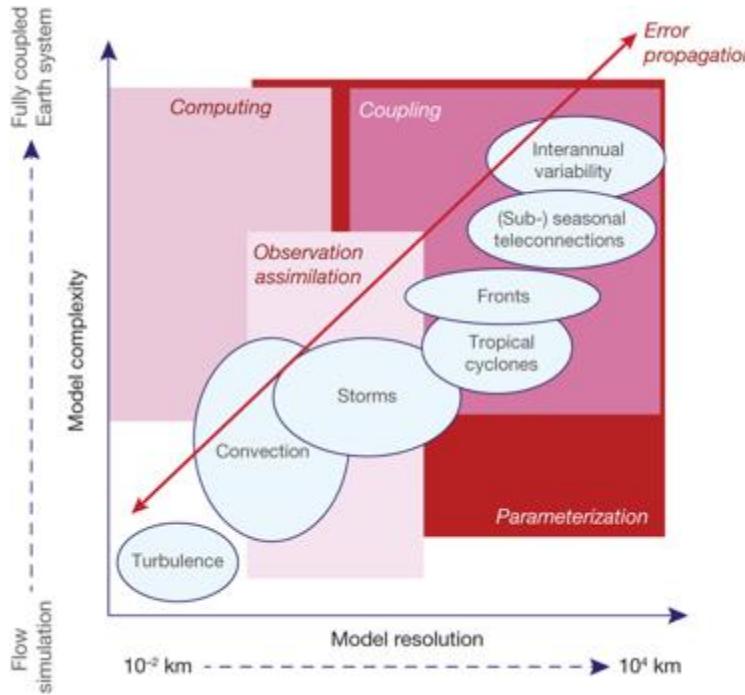
MAIS AUSSI AVEC DES CYCLONES

- Exemple rapide avec 4 vidéos de cyclones
 - Dingani (janvier 2023)
 - Belal (janvier 2024)
 - Candice (janvier 2024)
 - Djoungou (février 2024)
- Données réduites pour s'exécuter sur Colab
- <https://t.ly/EUZ8e>



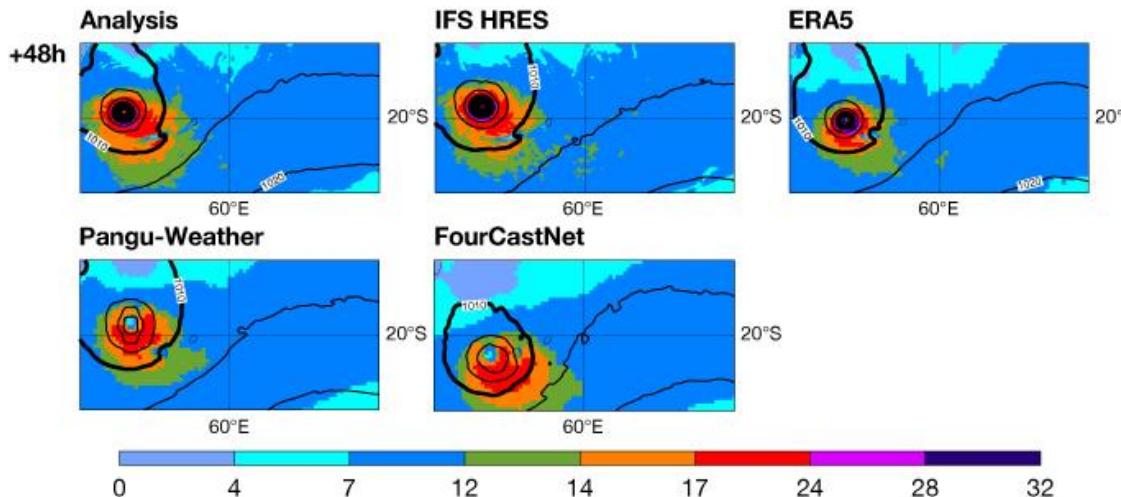
ET LES MODÈLES IA "EARTH-SYSTEM MODELING"

- Les grands centres tentent de créer des modèles de la planète entière
 - Chine (PanguWeather), ECWMF, NVIDIA (FourCastNet), etc.
- Une grille large permet de « lisser » certaines erreurs
- Mais tout dépend de la propagation de l'erreur...



POTENTIELS ET LIMITES

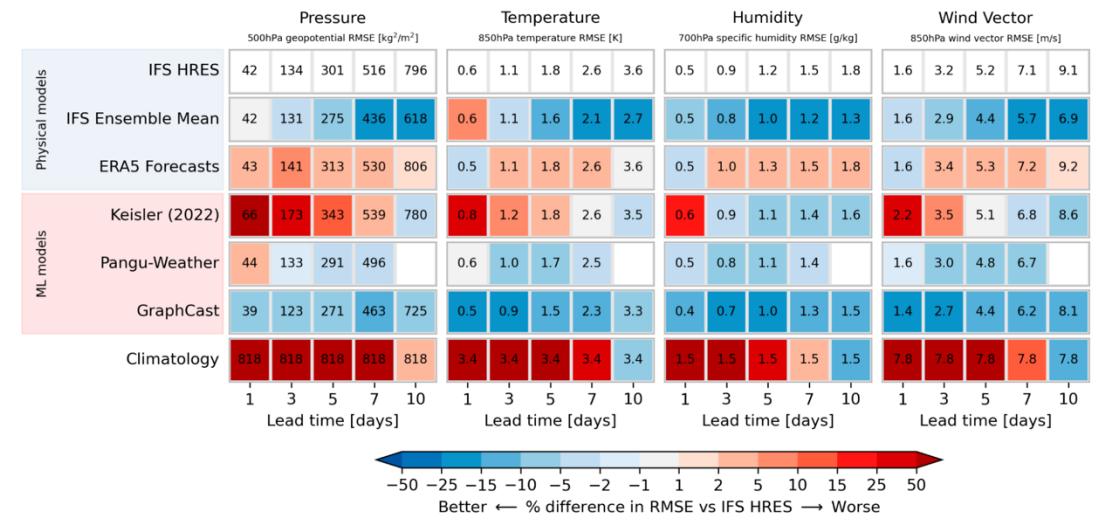
- Une étude ECWMF de 2022 a comparé un modèle IA (déjà avec ensemble) et le modèle ECWMF actuel
 - À court terme, le modèle ECWMF est encore plus précis (mais les deux battent la climatologie)
 - Très peu de différence à long terme
- Le coût d'exécution des modèles IA permet d'exécuter plus de variations



<https://www.ecmwf.int/en/about/media-centre/science-blog/2023/rise-machine-learning-weather-forecasting>

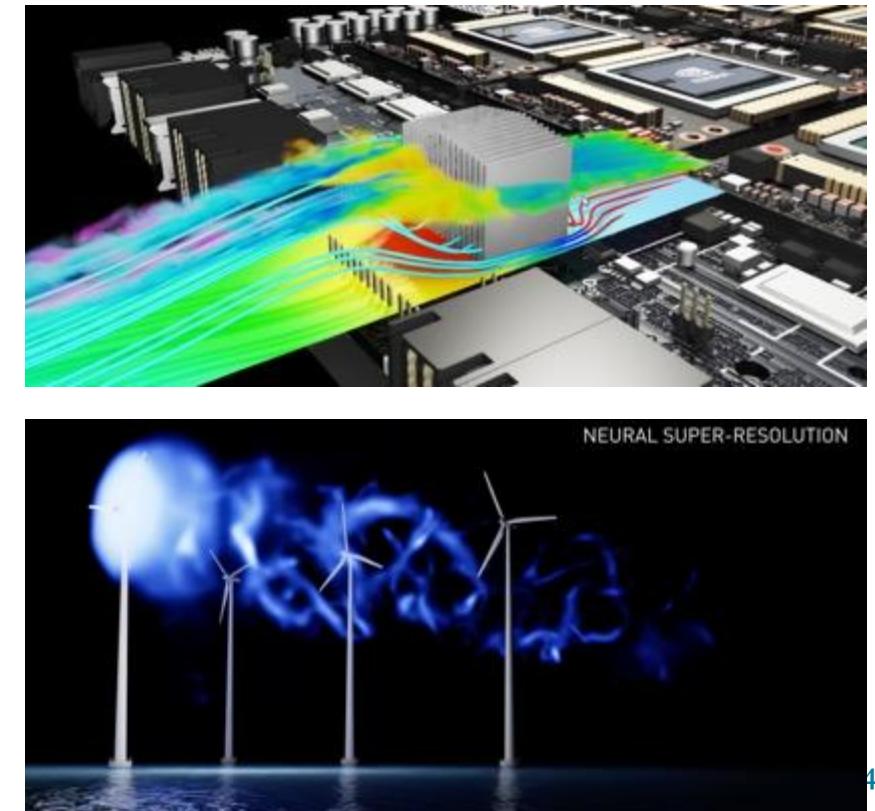
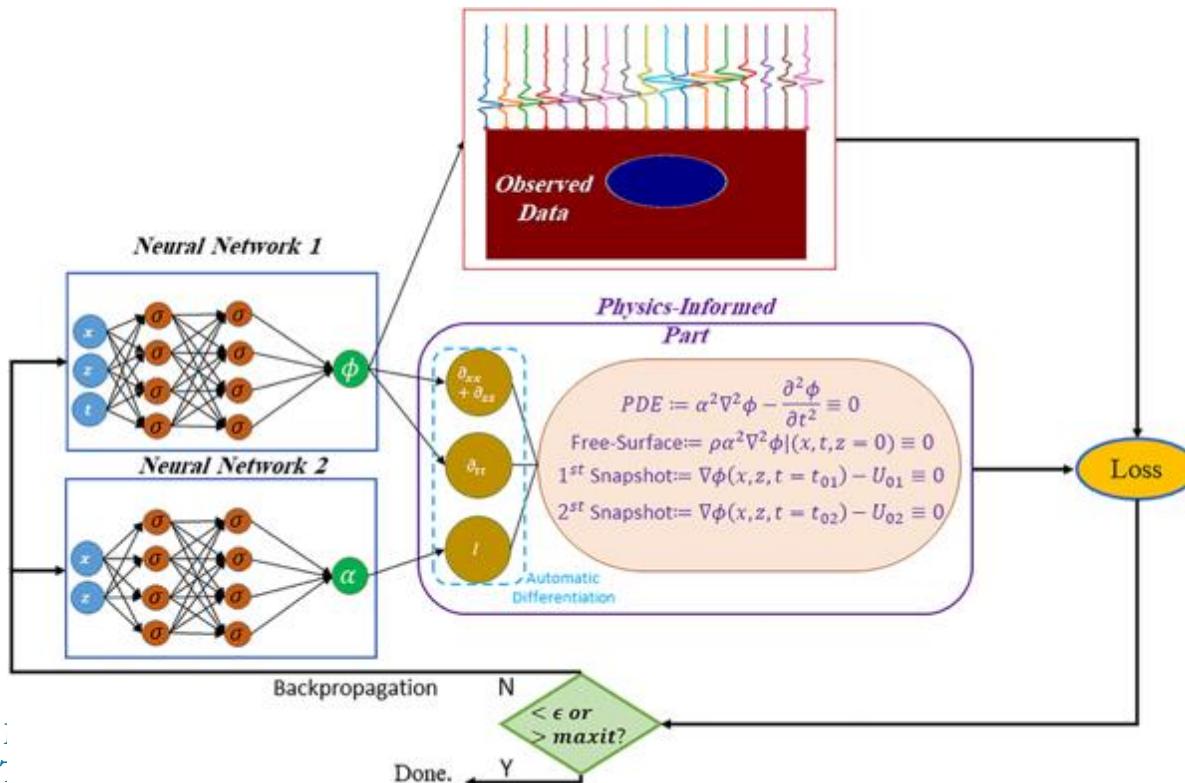
Comparison of Key Attributes of Our DLWP Ensemble and Those of the State-of-the-Art ECMWF Ensemble for Extended-Range Forecasting

	DLWP	ECMWF
Atmospheric fields	6 spherical shells	819 spherical shells
Horizontal resolution	150 km	18 km (36 km after day 15)
Atmospheric physics	3 prescribed inputs	Many physical parameterizations
Coupled models	None	Ocean, wave, and sea ice models
Initial condition perturbations	10 (ERA5 uncertainty)	50 (SVD/4DVAR)
Model perturbations	Perturbed CNN weights	Stochastic physics
Ensemble members	320 (+control)	50 (+control)

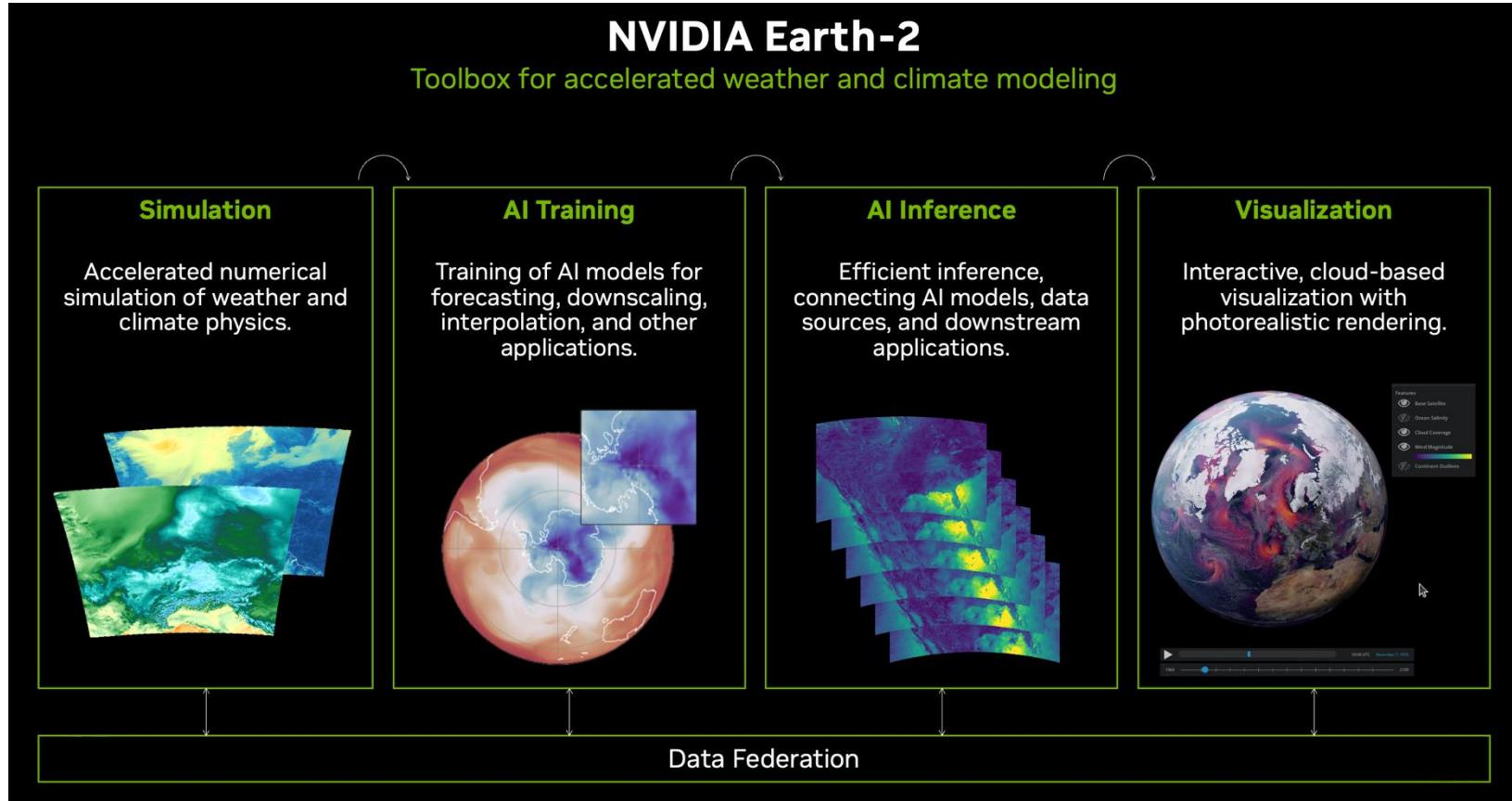


PHYSICS-INFORMED NEURAL NETWORKS

- Les modèles IA classiques extraient des informations à partir des données
 - Aucune connaissance de la physique de l'atmosphère
 - Tentative et erreur pour atteindre une métrique (RMSE, par exemple)
- Les réseaux PINN sont un travail récent qui tente d'introduire des systèmes d'équations pour « guider » l'entraînement



EXEMPLE : LE NOUVEAU EARTH-2 DE NVIDIA

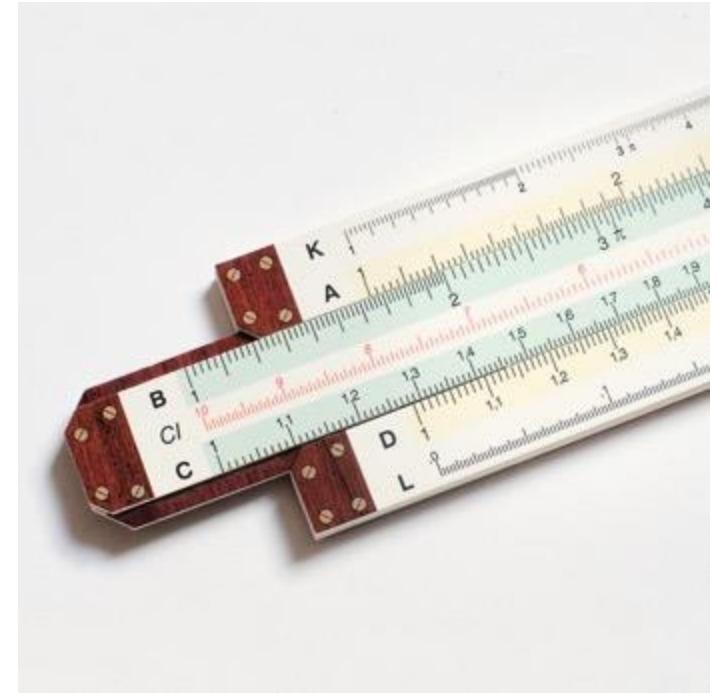


L'IA VA REMPLACER LES MODÈLES TRADITIONNELS ?

- Les modèles IA se reposent sur l'assimilation des données pour définir l'état initial de l'atmosphère
 - L'assimilation n'est pas toujours précise et est souvent revue
- La résolution spatiale des modèles IA est fréquemment limitée à $0,25^\circ$ (~ 30 km), ce qui empêche de représenter des petits phénomènes comme les orages
 - Les données source (ERA5) sont dans cette résolution
- En comparaison, les modèles traditionnels de prévision numérique (NWP) peuvent atteindre une résolution de 3 km et détecter mieux les petits systèmes
- Les modèles IA prédisent un nombre limité de variables météorologiques
 - Ne produisent pas de prévisions sur le type des précipitations, les rafales de vent et les nuages
- Leur capacité à anticiper des événements extrêmes (ouragans, fortes pluies, vagues de chaleur ou froid) reste incertaine

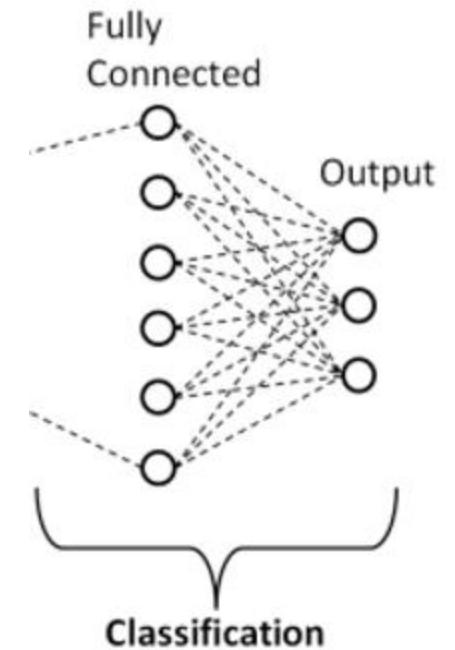
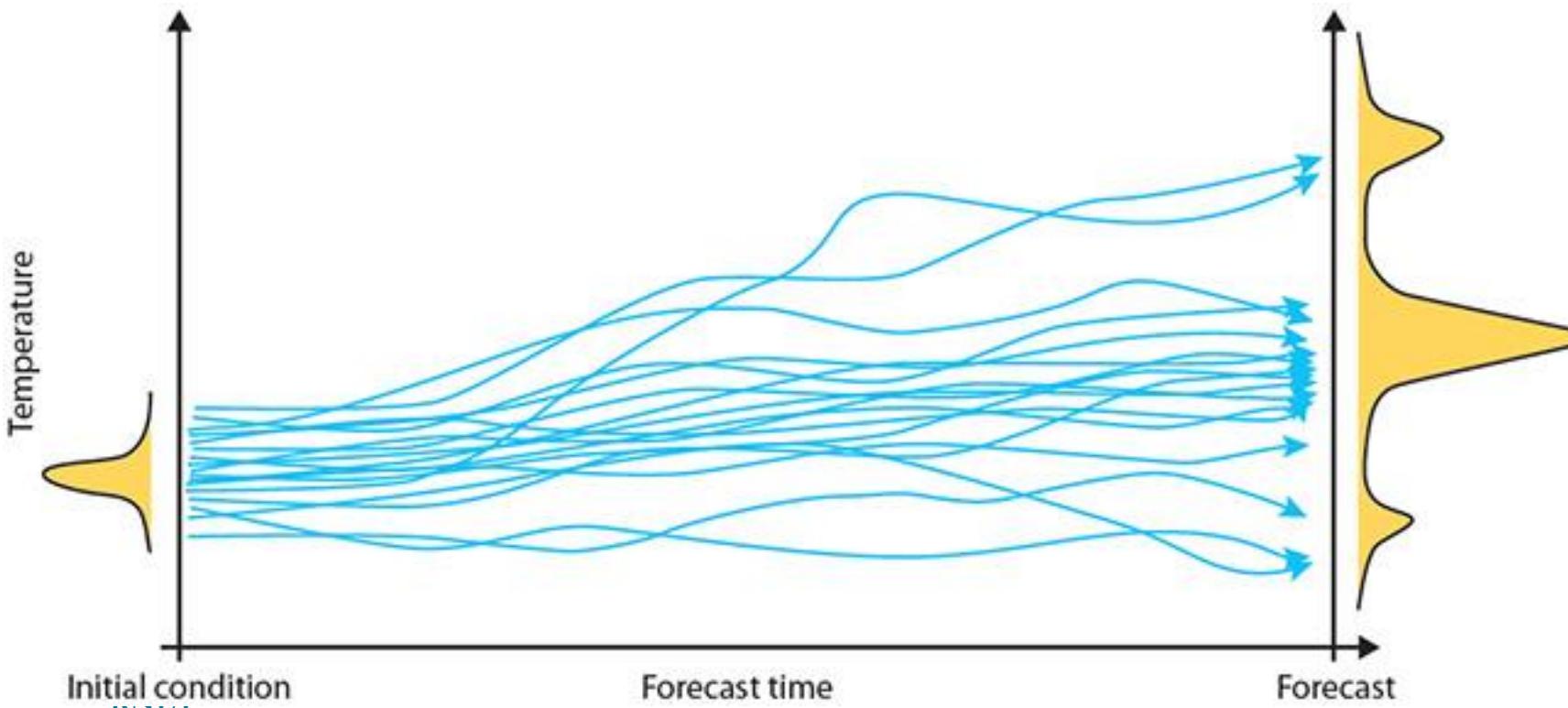
DL COMME OUTIL AUXILIAIRE DE TRAVAIL

- L'intelligence artificielle n'est pas une concurrente, mais un outil
 - Qui utilise encore des **règles à calcul** ?
- Comme l'ENIAC dans les années 50, l'IA est venue faciliter les tâches fastidieuses
 - Calculer des centaines d'équations dérivées partielles
 - Traiter en parallèle des données provenant de plusieurs sources/multiparamétriques
 - Identifier des modèles, des corrélations...
- Quelques exemples de ce que l'IA peut nous aider à avancer



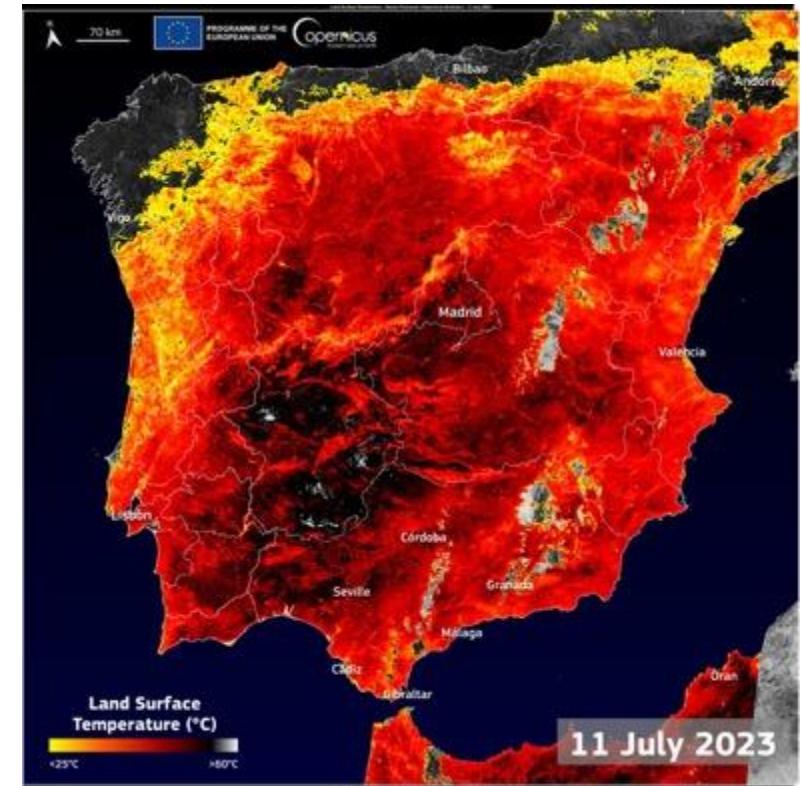
COMPLÉMENTER LES MODÈLES ENSEMBLE

- Le coût d'exécution d'un modèle IA est faible
 - Multiplication des modèles = meilleure couverture
- Possibilité d'associer un modèle CNN pour choisir les meilleures sorties de l'ensemble
 - Les conditions initiales peuvent servir à guider la sélection de la sortie



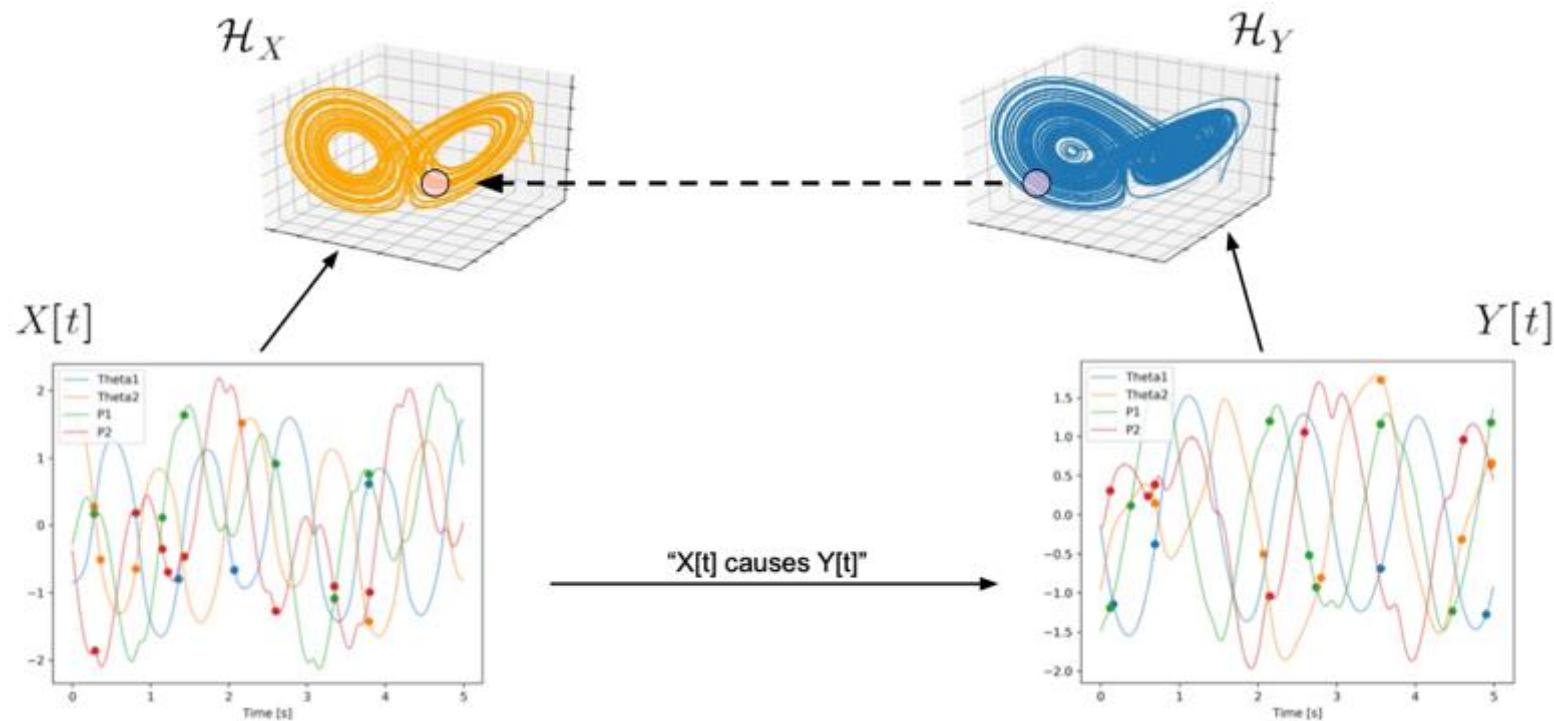
PARAMÉTRISATION AUTOMATIQUE DES RÉANALYSES

- Les données satellitaires ne correspondent pas exactement à ce que nous essayons de mesurer
 - Exemple : température du sol
 - Le satellite mesure le rayonnement infrarouge réfléchi par le sol
 - Un modèle convertit ce taux d'infrarouge en température
- Les modèles climatiques doivent également être corrigés pour se rapprocher de la réalité des observations
 - Cette réanalyse des données est régulièrement mise à jour
 - ERA-Interim
 - ERA5
 - ERA5-land
- Les modèles d'IA peuvent aider à automatiser cette correction, en assimilant les données d'observations et en produisant de nouveaux paramètres pour les modèles



RECHERCHE DE CAUSALITÉ

- Une corrélation ne suffit pas toujours pour établir un lien de causalité
- Latent Convergence Cross-Mapping (<https://github.com/edebrouwer/latentCCM>)



EN RÉSUMÉ

- Les modèles numériques du climat reposent sur des équations physiques et l'assimilation de données d'observation
- L'intelligence artificielle (IA) s'impose comme un outil complémentaire, notamment pour la classification d'événements extrêmes, les séries temporelles et la prédiction de trajectoires
- Les modèles IA apportent des solutions rapides pour l'analyse et la correction automatique des paramètres, mais leur capacité à représenter l'ensemble des phénomènes et variables reste limitée
- Les réseaux de neurones informés par la physique (PINN) ouvrent de nouvelles pistes pour intégrer les contraintes physiques dans l'apprentissage
- Le coût d'exécution des modèles IA faible permet des ensembles plus nombreux et variés
- Pour aller plus loin, explorez les travaux récents sur les modèles IA en météorologie et climat, testez différentes architectures (voir Springer, Nature, ECMWF, Copernicus, GitHub)