

JIA 2025

Estimation de la contribution de la circulation atmosphérique sur les variations observées de températures en Europe avec un UNET

Enora Cariou, Julien Cattiaux, Saïd Qasmi, Aurélien Ribes

CNRM, Université de Toulouse, Météo-France, CNRS, Toulouse France

13 février 2025



Objectifs

Motivation

En Europe, les températures de surface observées au cours des années récentes sont quasi-systématiquement plus chaudes que la réponse forcée simulée par les modèles CMIP6.

- Dû à la **variabilité interne** du système ?
- **Réchauffement** sous-estimé ?

Cette présentation

En Europe la variabilité interne est principalement pilotée par la dynamique Nord-Atlantique.

- Estimer la **contribution de la dynamique** aux variations de températures

$$\text{Anomalie de température} = f(\text{information dynamique})$$

Données et Méthodes

→ Reconstructions journalières des anomalies de températures

Anomalie de température = $f(\text{Pmer})$ avec un UNET

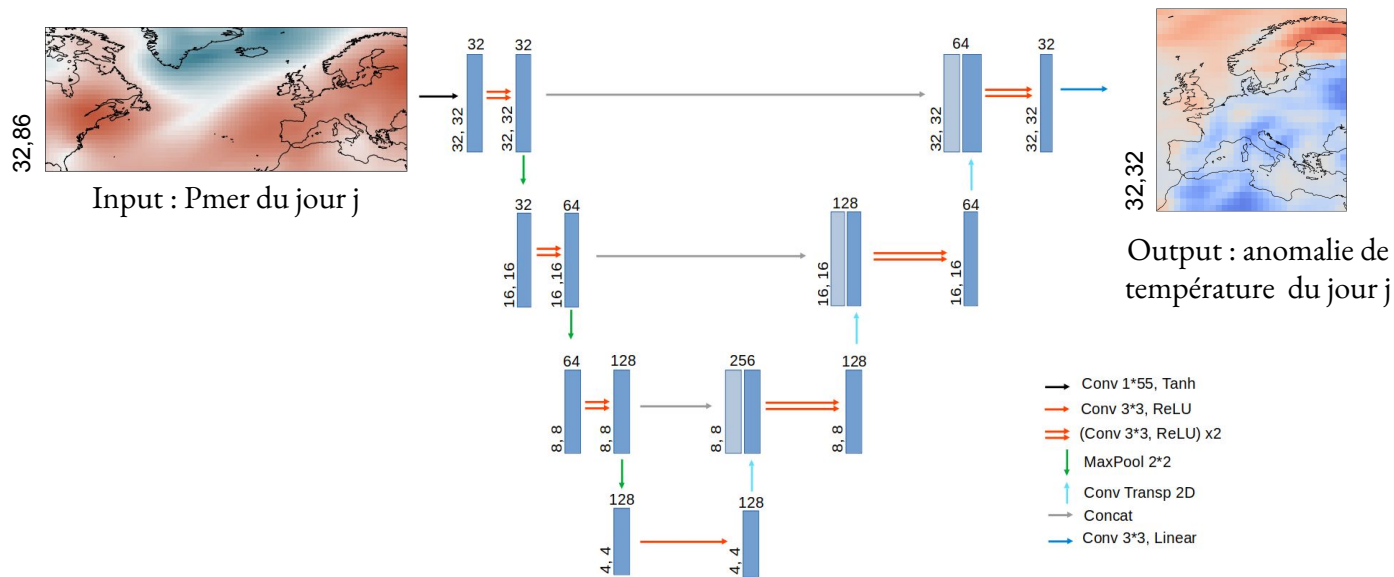


Figure 1 : structure du UNET

Données et Méthodes

- Reconstructions journalières des anomalies de températures

Anomalie de température = $f(P_{mer})$ avec un UNET

- MIROC6 : 50 simulations de 1880 à 2100 (scénario ssp585)
 - 40 membres pour l'entraînement
 - 10 membres pour les reconstructions (1950-2022 seulement)
- Réanalyse ERA5 (1940-2023)

Résultats : UNET entraîné sur le grand ensemble

Reconstructions **journalières** des anomalies de températures

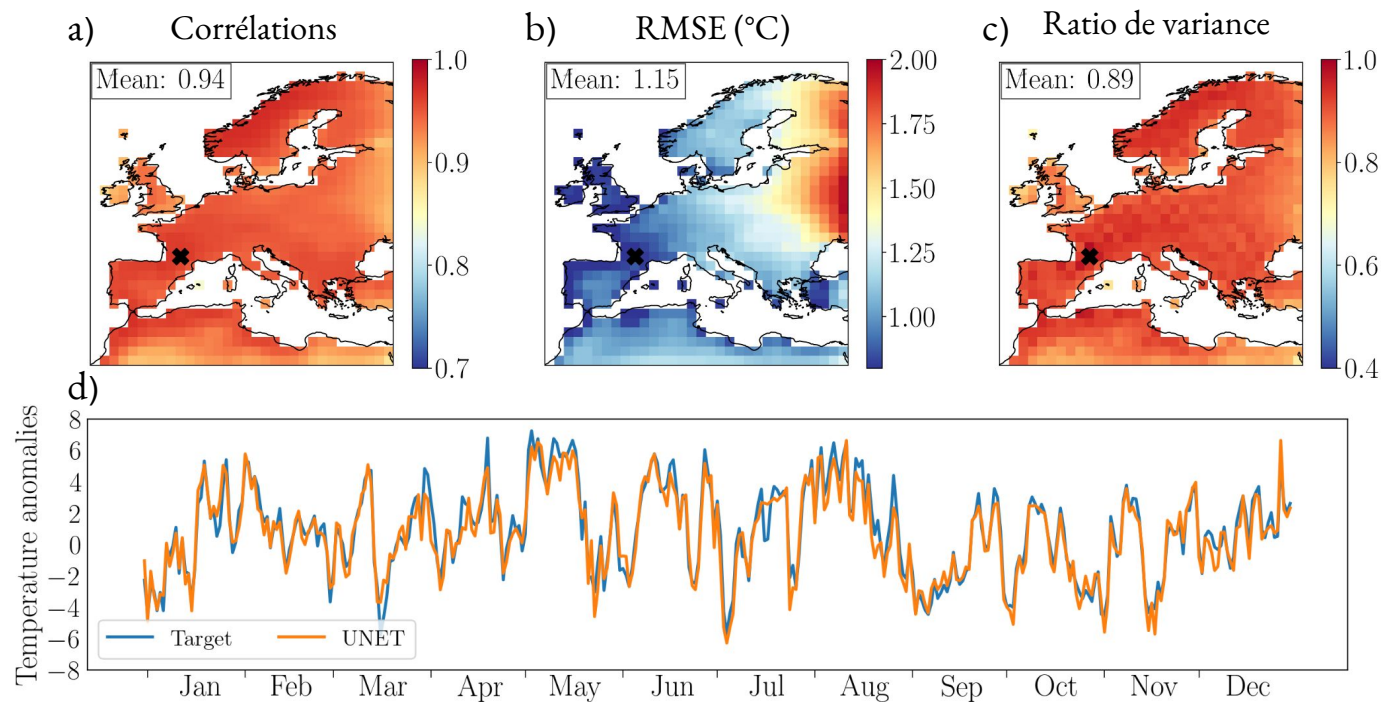


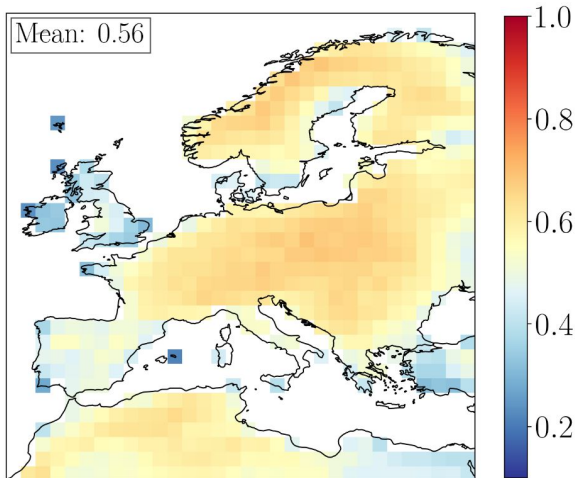
Figure 2 : Corrélation (a), RMSE (b) et ratio de variance (c) des reconstructions journalières des 10 membres. Anomalies de températures réelles (bleue) et reconstruites (orange) d'une année d'un membre (d).

Résultats : UNET entraîné sur le grand ensemble

Moyennes **annuelle** et **saisonnière**

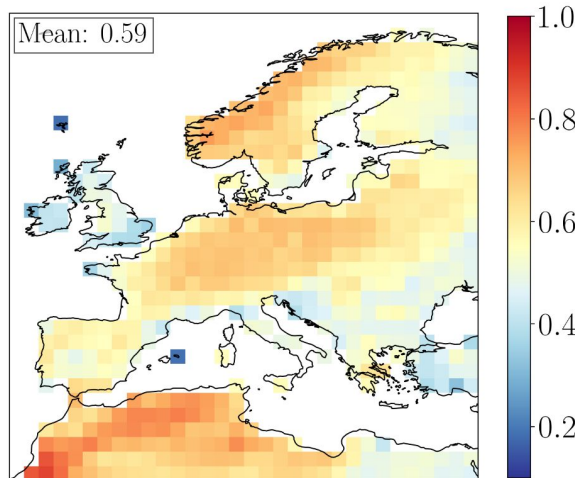
Ratio de variance - Moyenne
annuelle

a)



Ratio de variance - Moyenne
JJA

b)



Ratio de variance - Moyenne
DJF

c)

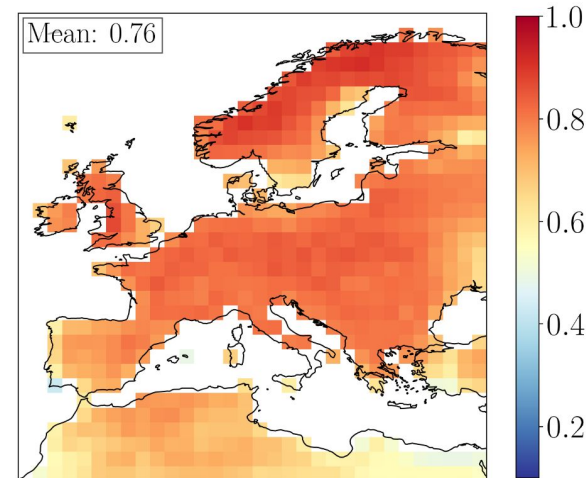


Figure 3 : ratio de variance des moyennes annuelles (a), moyennes JJA (b), moyennes DJF (c) des 10 reconstructions journalières.

Résumé des premiers résultats

Le UNET permet de bien reconstruire les anomalies de température à partir de la seule information de la pression au niveau de la mer.

Cariou, E., Cattiaux, J., Qasmi, S., Ribes, A., Cassou, C., Doury, A., Linking European temperature variations to atmospheric circulation with a neural network: a pilot study in a climate model, soumis à GRL (en révision).

Qu'est ce qui explique les scores du UNET ?

- ➔ Sensibilité spatiale : comment le domaine d'input influence-t-il les scores?
 - Le UNET utilise principalement l'information locale pour reconstruire les cartes d'anomalies de températures.
- ➔ Sensibilité temporelle : le UNET a-t-il appris la saison? le jour?

Explicabilité du UNET : cycle saisonnier

Le UNET a-t-il appris la saison ? le jour ?

a) Saison

Predicted seasons	DJF	MAM	JJA	SON
	5.97	0.00	2.91	91.12
	0.09	2.67	94.69	2.54
	2.19	94.56	3.25	0.00
True seasons	SON	JJA	MAM	DJF
	93.80	1.90	0.12	4.18

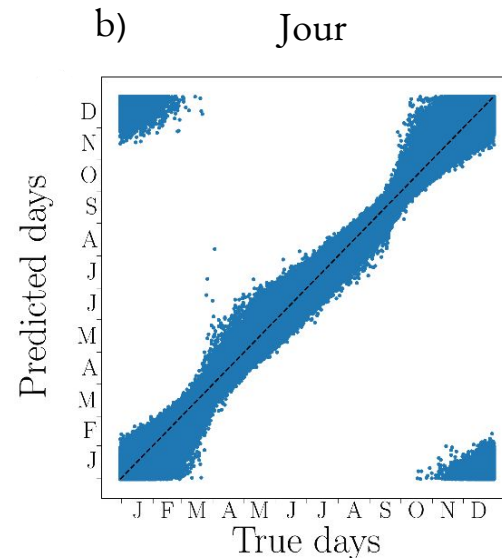


Figure 4 : Tableau de contingence (a) pour la prédiction des saisons, jours prédits en fonction des jours réels (b)

Application aux observations

Objectif et enjeu

- Reconstruire les anomalies de températures ERA5 (1940-2023)
- Enjeu : une seule réalisation de 84 ans contre 50 simulations de 211 ans avec le grand ensemble

Méthodes : trois stratégies d'entraînement

1. Entraînement ERA5 seulement → test sur ERA5
2. Entraînement sur grand ensemble (MIROC6) → test sur ERA5
3. Entraînement sur grand ensemble (MIROC6) → Fine-tuning sur ERA5 → test sur ERA5

Entraînement/fine-tuning avec ERA5 :

Training/Test

Split 1 1940 1941 ... 1949 1950 1951 1999 2000 2001 2021 2022 2023 → reconstruction des années 0

Application aux observations

Objectif et enjeu

- Reconstruire les anomalies de températures ERA5 (1940-2023)
- Enjeu : une seule réalisation de 84 ans contre 50 simulations de 211 ans avec le grand ensemble

Méthodes : trois stratégies d'entraînement

1. Entraînement ERA5 seulement → test sur ERA5
2. Entraînement sur grand ensemble (MIROC6) → test sur ERA5
3. Entraînement sur grand ensemble (MIROC6) → Fine-tuning sur ERA5 → test sur ERA5

Entraînement/fine-tuning avec ERA5 :

Training/Test

Split 2 1940 1941 ... 1949 1950 1951 1999 2000 2001 2021 2022 2023 → reconstruction des années 1

Application aux observations

1. Entraînement ERA5 seulement → test sur ERA5

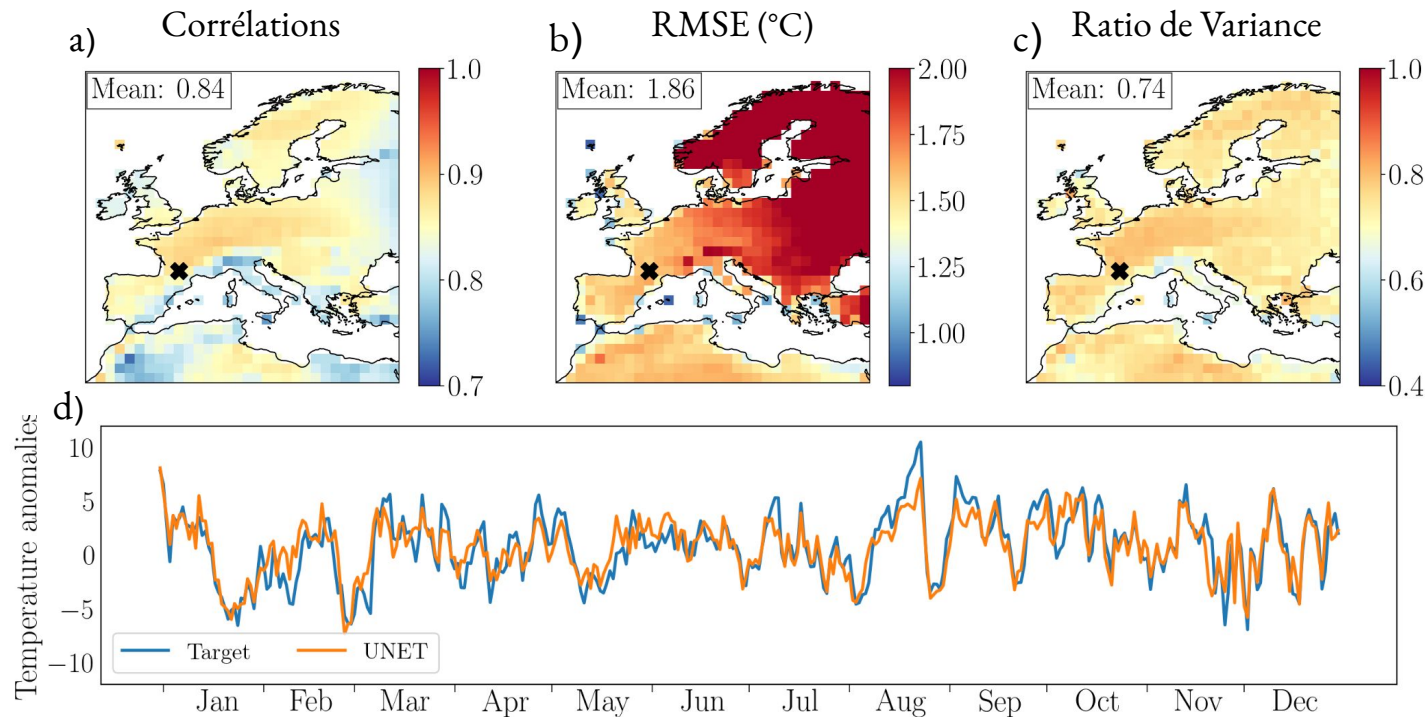
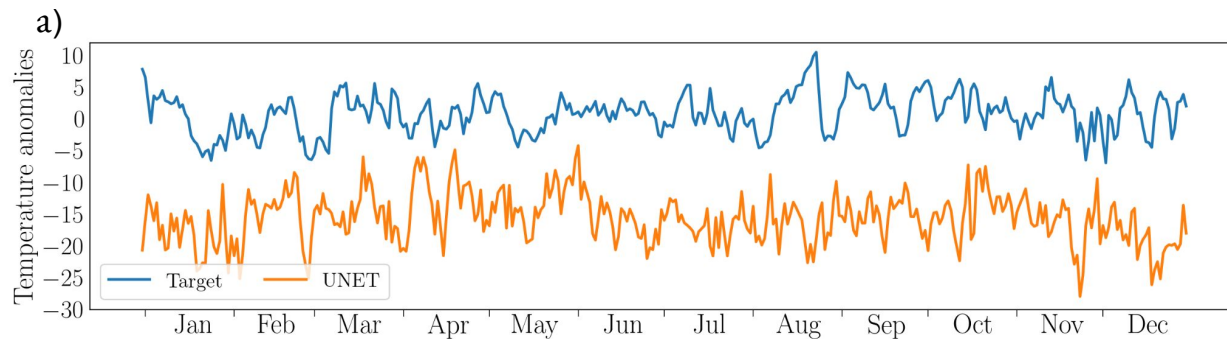


Figure 5 : Corrélation (a), RMSE (b) et ratio de variance (c) des reconstructions journalières d'ERA5. Anomalies de températures réelles (bleue) et reconstruites (orange) de 2023 d'ERA5.

Application aux observations

2. Entraînement sur grand ensemble (MIROC6) → test sur ERA5



3. Entraînement sur grand ensemble (MIROC6) → Fine-tuning sur ERA5 → test sur ERA5

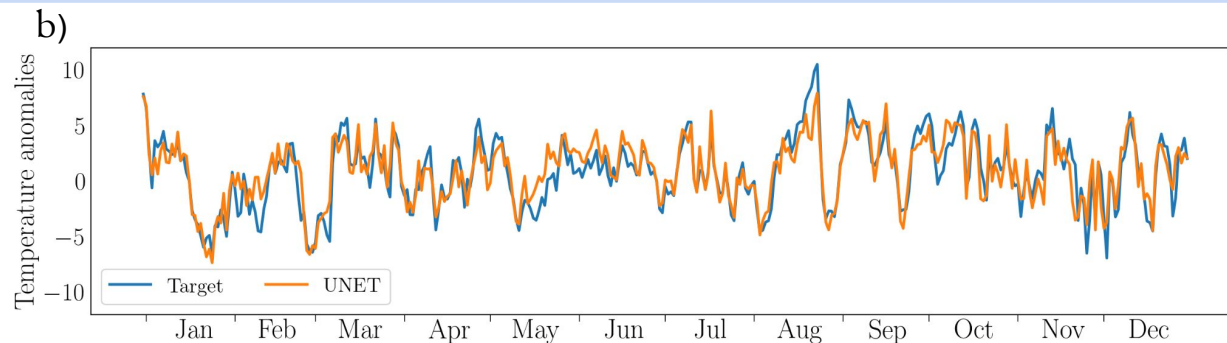
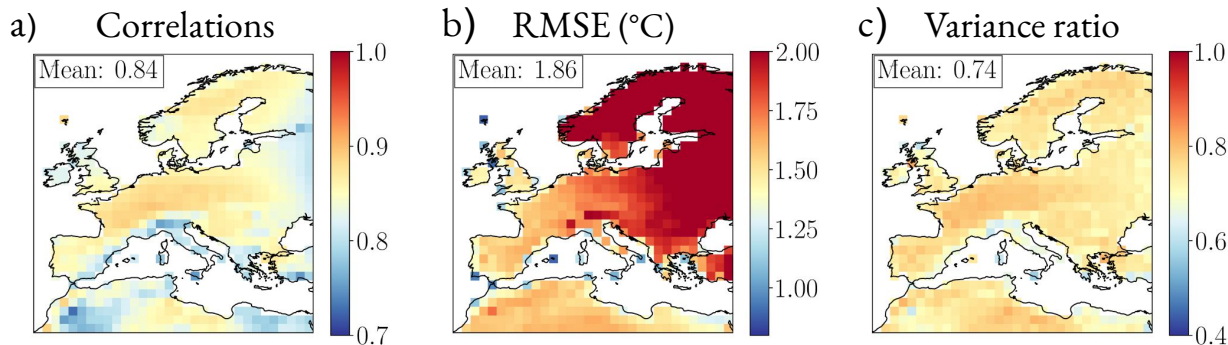


Figure 6 : anomalies de températures de 2023 d'ERA5 (bleue) et reconstruites par le UNET avec (a) et sans (b) fine tuning (orange). 12

Application aux observations

1. Entraînement ERA5 seulement → Test sur ERA5



3. Entraînement sur grand ensemble (MIROC6) → Fine-tuning sur ERA5 → Test sur ERA5

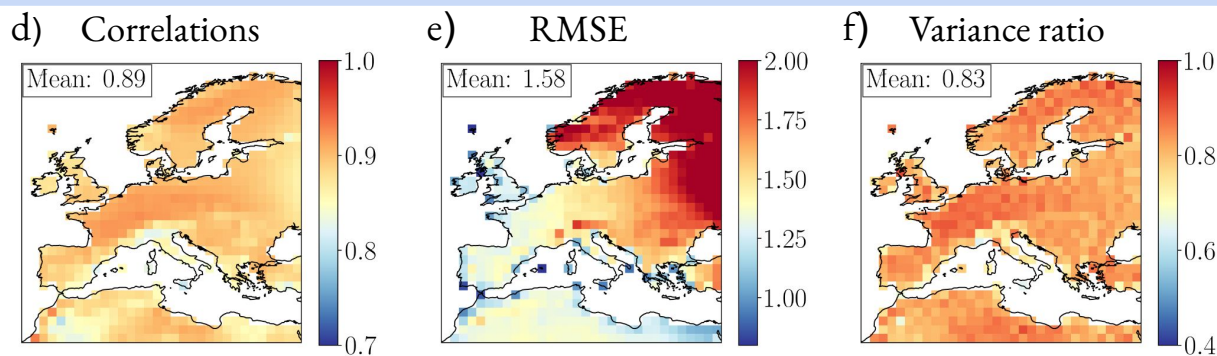


Figure 7 : Corrélation (a,d), RMSE (b,e) et ratio de variance (c,f) des reconstructions journalières d'ERA5 avec et sans fine tuning.

Conclusions et perspectives

Reconstruction des anomalies de températures avec un UNET entraîné sur un grand ensemble

- Très bonne reconstruction des anomalies de températures seulement à partir de la carte de Pmer.

Cariou, E., Cattiaux, J., Qasmi, S., Ribes, A., Cassou, C., Doury, A., Linking European temperature variations to atmospheric circulation with a neural network: a pilot study in a climate model, soumis à GRL (en révision).

Application aux observations

- Résultats très satisfaisants sur les données ERA5.
- Les méthodes de transfert learning et fine-tuning permettent d'améliorer les résultats.

Et après ?

- Quantifier les incertitudes liées aux paramètres du réseau et à l'entraînement.
- Estimer la part de la dynamique dans la tendance observée.

Merci de votre attention !

Annexe : sensibilité du UNET au domaine d'input

Comment les scores changent-ils avec des domaines d'input différents ?

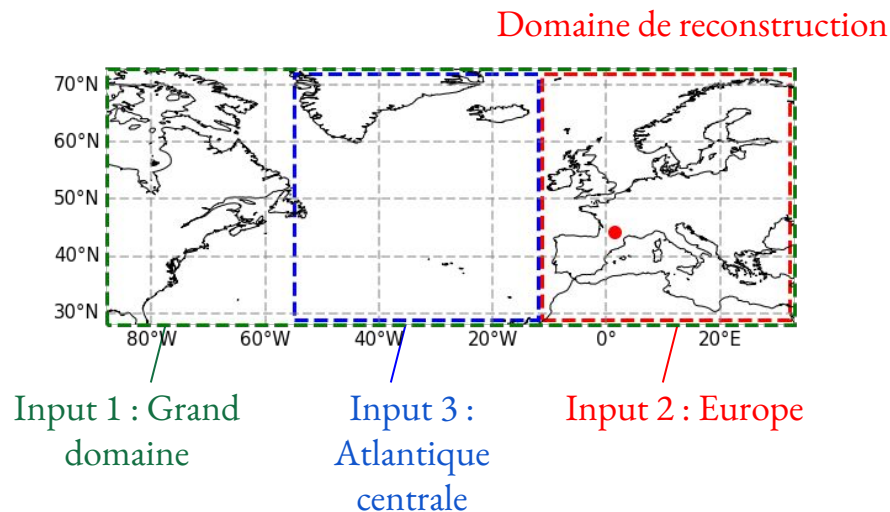


Figure 8 : domaines d'entrée et de sortie du UNET.

Input domains	Scores
1. Grand domaine	RMSE = 0.80°C r = 0.97 v = 0.95
2. Europe	RMSE = 0.83°C r = 0.96 v = 0.94
3. Atlantique Centrale	RMSE = 1.86°C r = 0.80 v = 0.68

→ Le UNET apprend l'information locale.

Tableau 1 : scores des 10 reconstructions journalières au point rouge.

Annexe : explicabilité du UNET, cycle saisonnier

Le UNET peut-il prédire la saison ? le jour ? l'année?

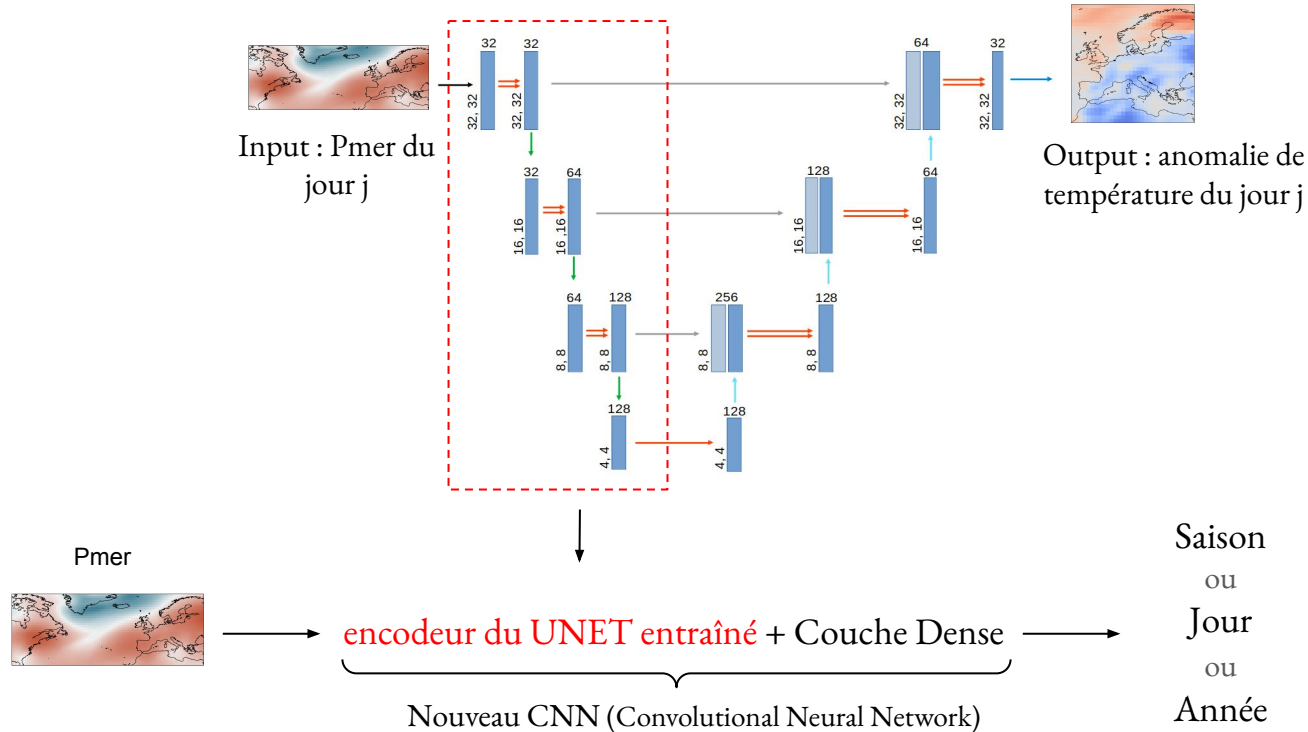


Figure 9 : construction d'un nouveau CNN à partir de l'encodeur d'un UNET déjà entraîné.

Annexe : comparaison avec les Analogues

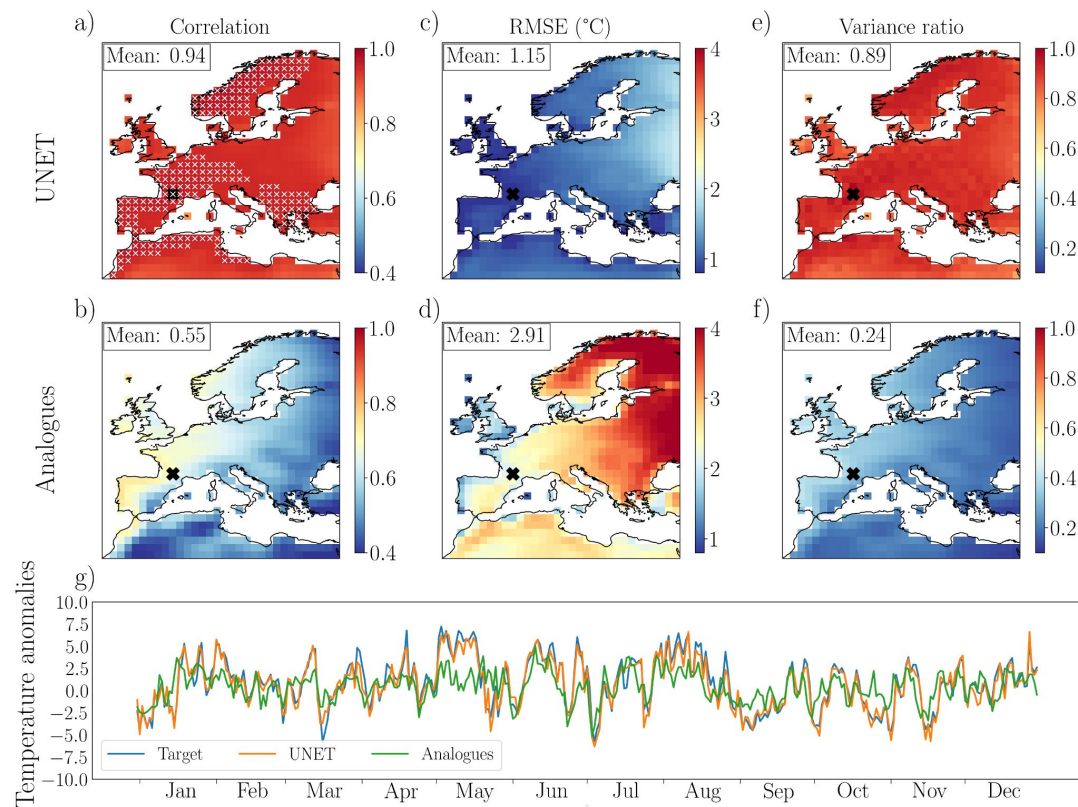
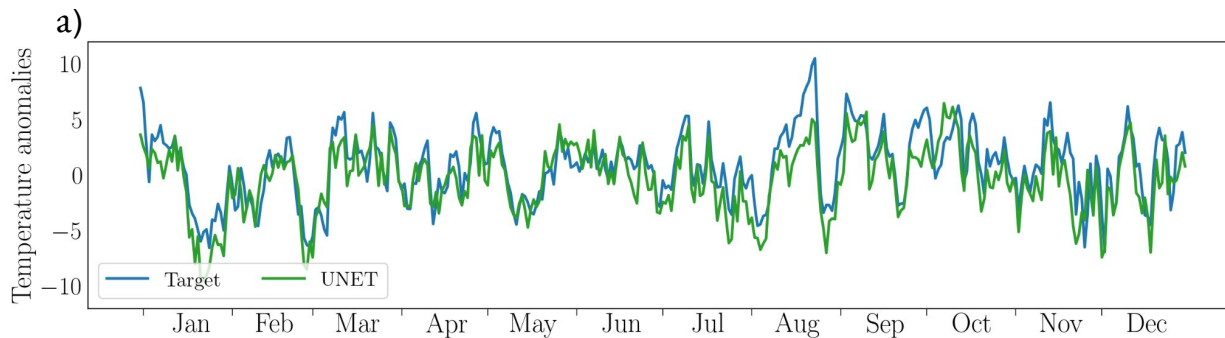


Figure 10 : corrélation (a, b), RMSE (c, d) et ratio de variance (e, f) des reconstructions journalières avec le UNET et avec les Analogues. Anomalies de températures réelles (bleue), reconstruites par le UNET (orange) et reconstruites par les Analogues (vert) d'une année d'un membre (d).

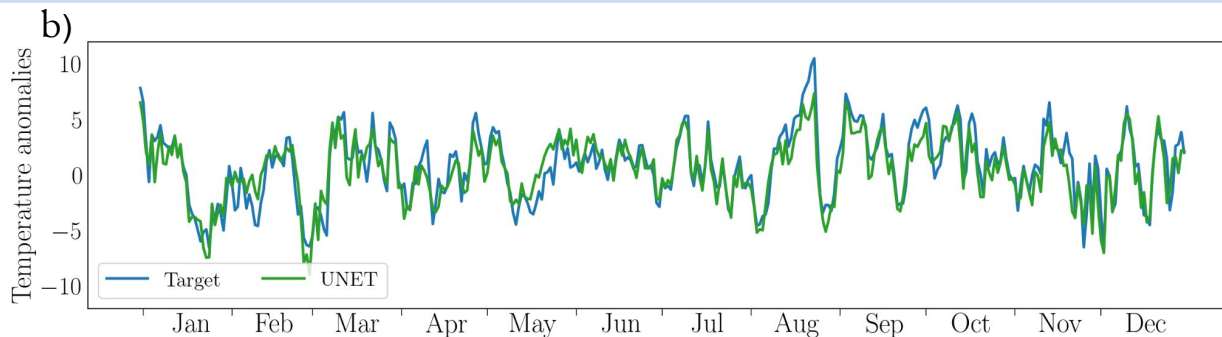
Annexe : entraînement en multi-modèle

Entraînement Multi-modèles → Test sur ERA5



RMSE = 2.10°C

Entraînement Multi-modèles → Fine-tuning sur ERA5 → test sur ERA5



RMSE = 1.46°C

Figure 11 : anomalies de températures de 2023 d'ERA5 (bleue) et reconstruites par le UNET avec (a) et sans (b) fine tuning (orange).