



Caractérisation de l'évolution long-terme des températures des eaux de surface dans le bassin de la Seine

Guillaume Métayer, Agnès Rivière, Damien Corral, Valérie Roy et William Thomas

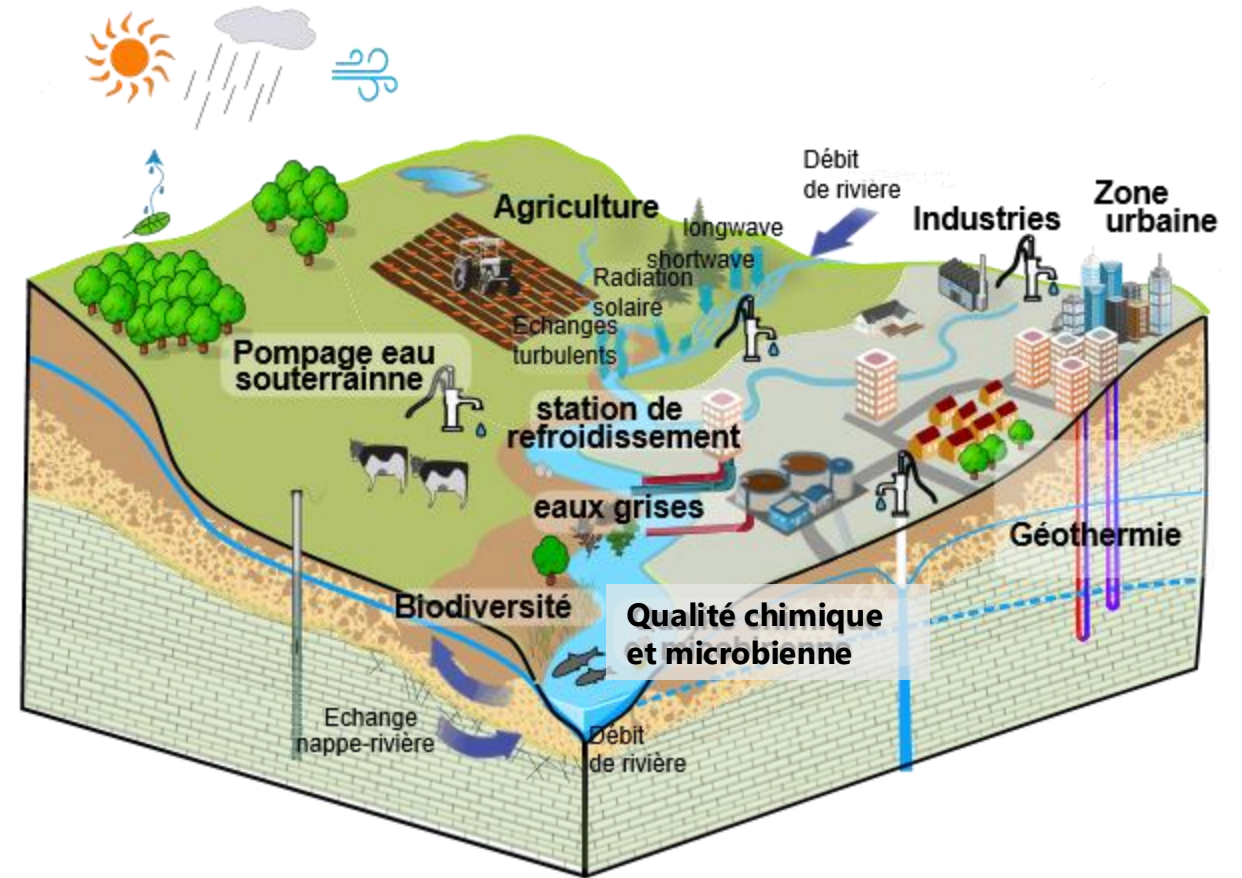
La température, un paramètre clé ...



Équilibres des écosystèmes



Usages de l'eau

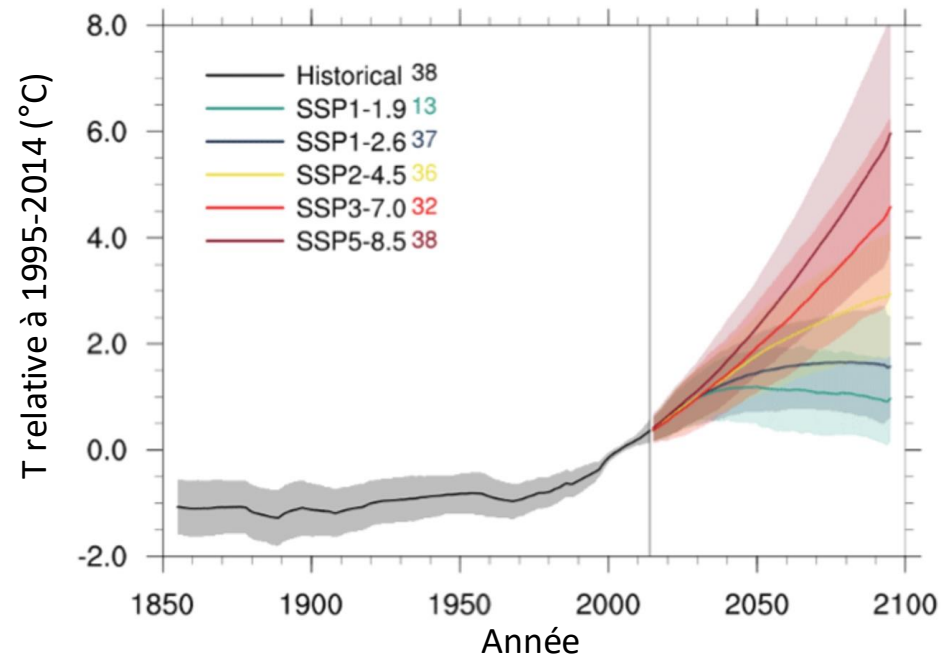


➡ Paramètre clé pour les acteurs de l'eau, de l'énergie et de l'alimentation

... Impacté par des facteurs variables

Dans le temps

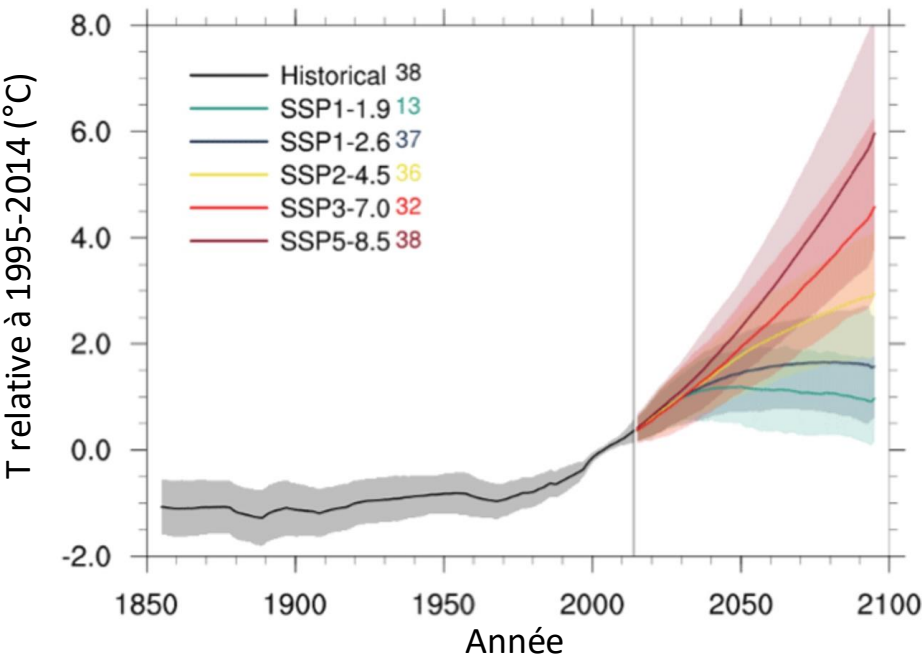
Température de l'air à la surface du globe, relative à la moyenne sur 1995-2014 (IPCC, AR6, C4 2021)



... Impacté par des facteurs variables

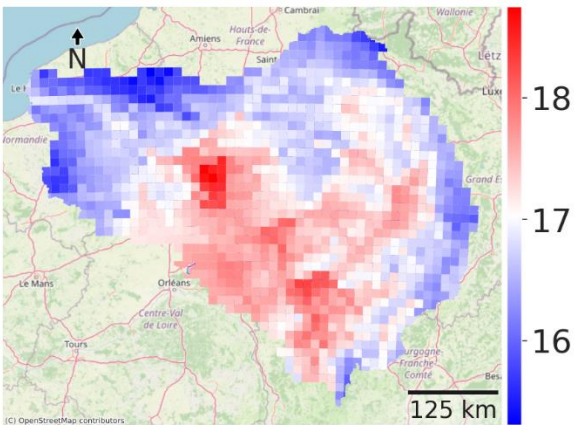
Dans le temps

Température de l'air à la surface du globe, relative à la moyenne sur 1995-2014 (IPCC, AR6,C4 2021)

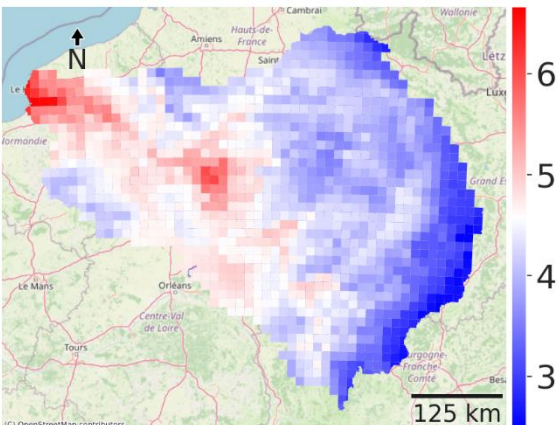


Dans l'espace

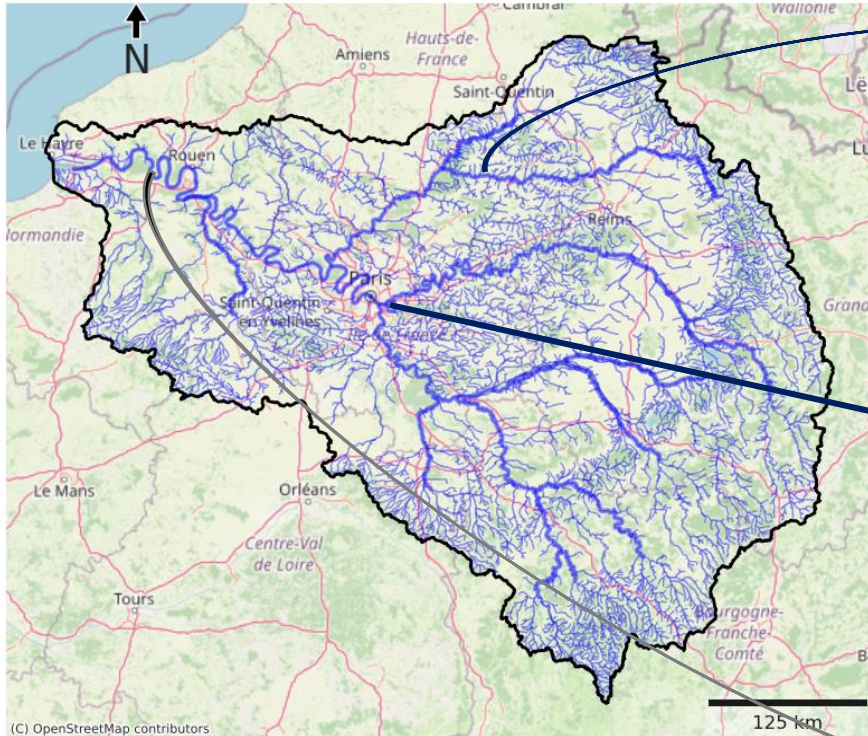
Température moyenne estivale (°C) (1960 – 2024)



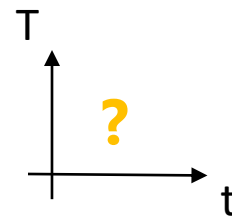
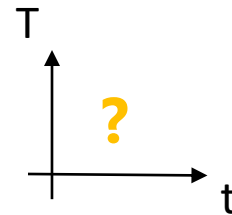
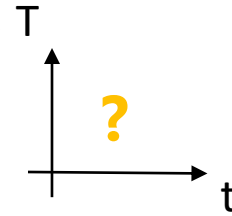
Température moyenne hivernale (°C) (1960 – 2024)



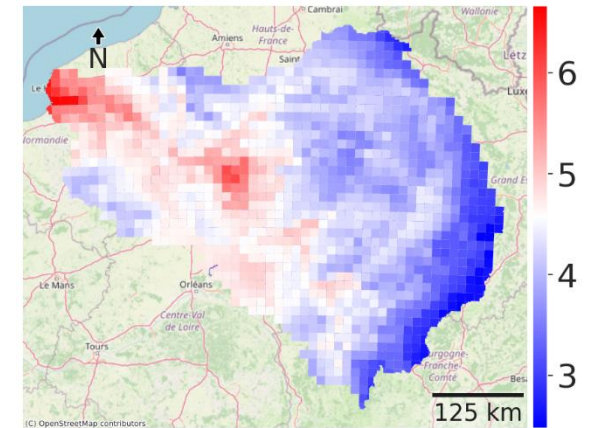
Caractériser les dynamiques temporelles des températures à l'échelle d'un grand bassin fluvial



Bassin de la Seine, 76 000 km²

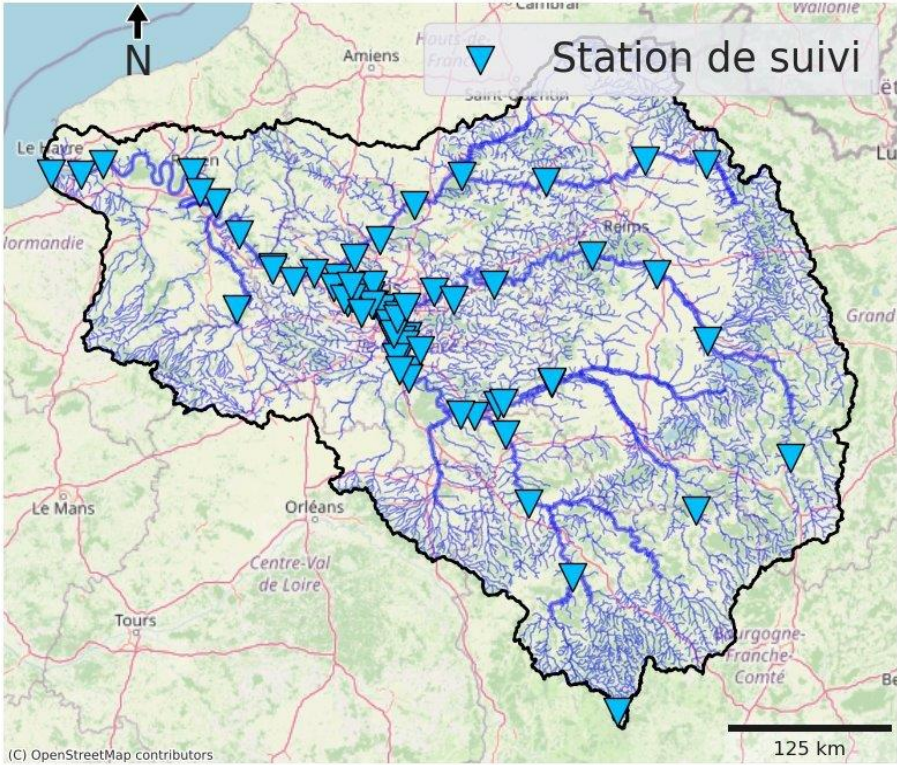


Température moyenne hivernale
(°C) (1960 – 2024)



➡ **Besoin de chroniques de données : i) long-terme, ii) avec une large couverture spatiale**

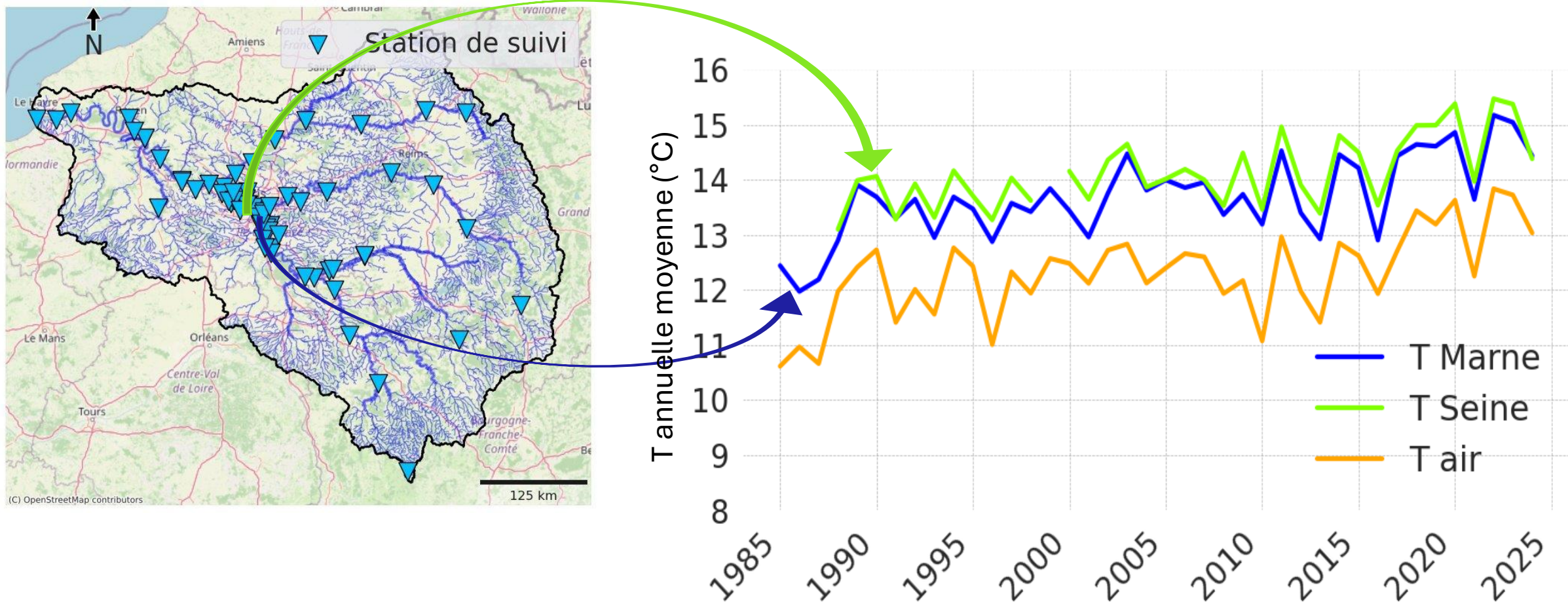
État des lieux des données disponibles



85 stations, 16 contributeurs

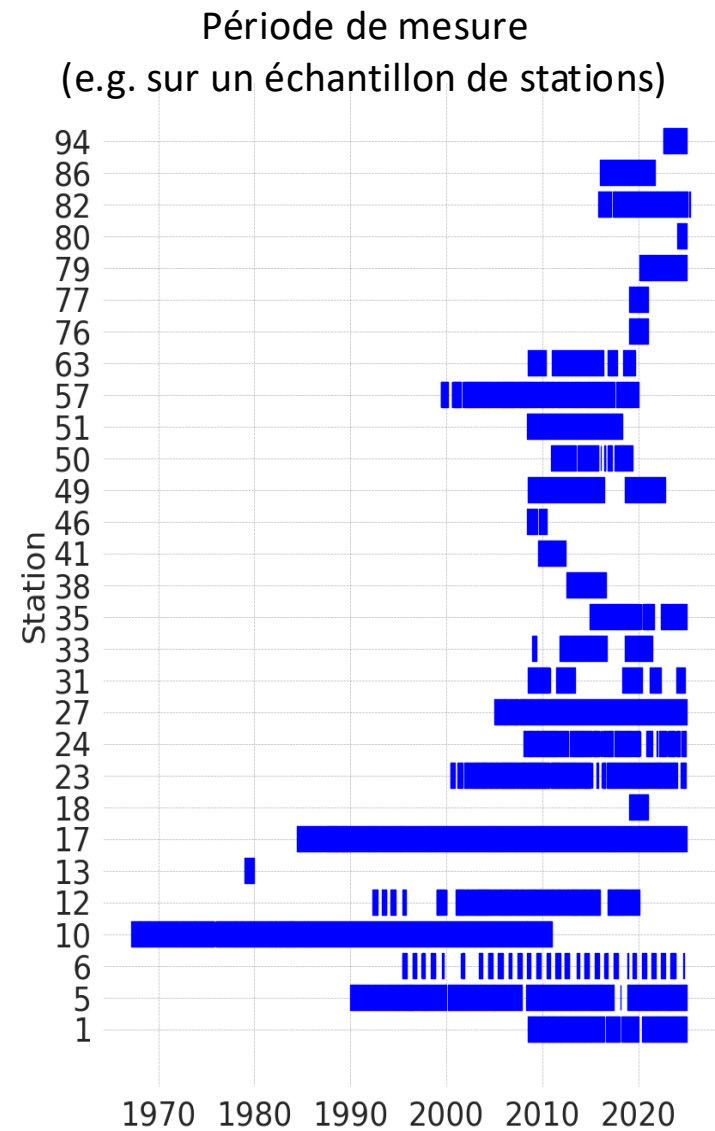
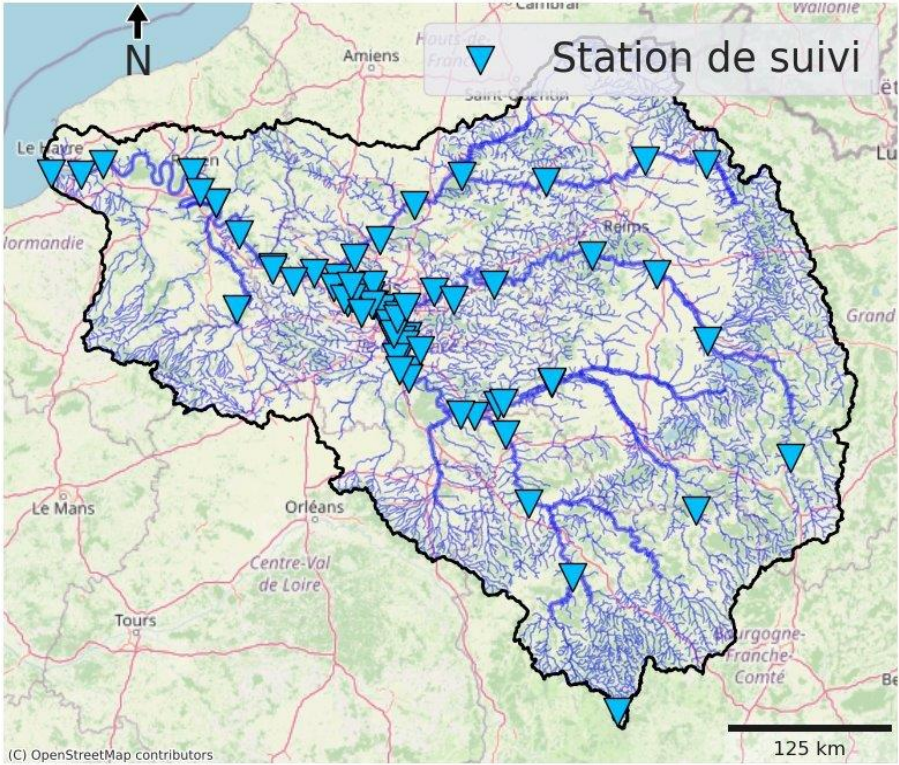


État des lieux des données disponibles



De longues chroniques de données existent

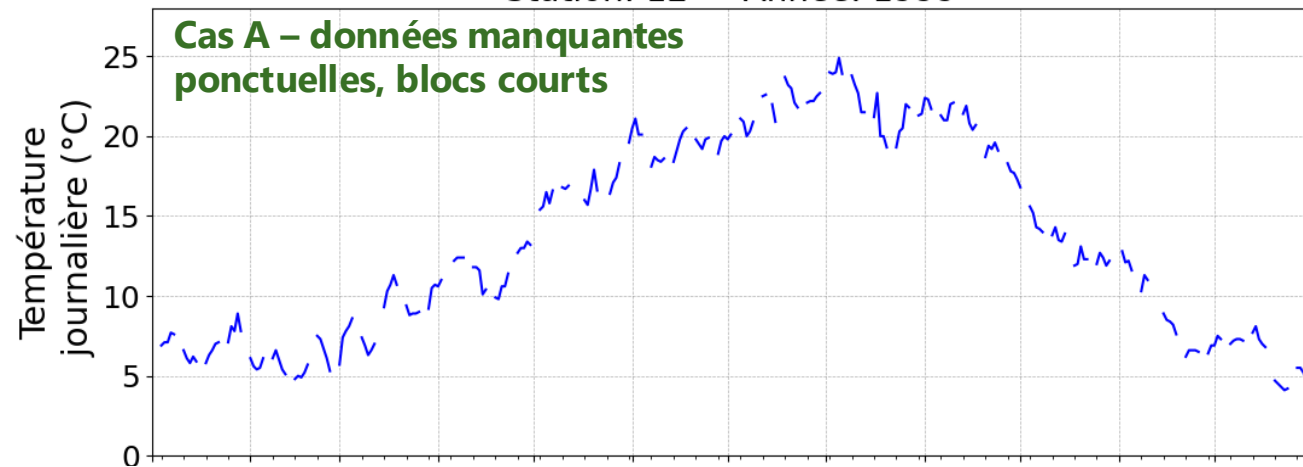
État des lieux des données disponibles



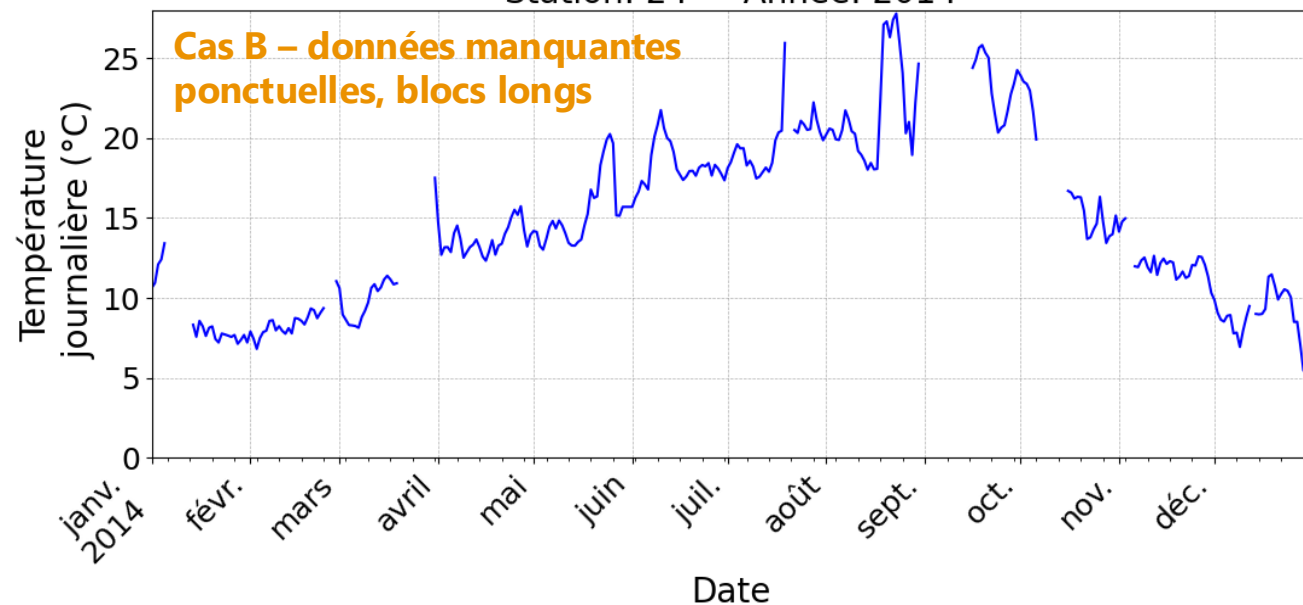
➡ Mais la couverture temporelle des stations est très variable

État des lieux des données disponibles

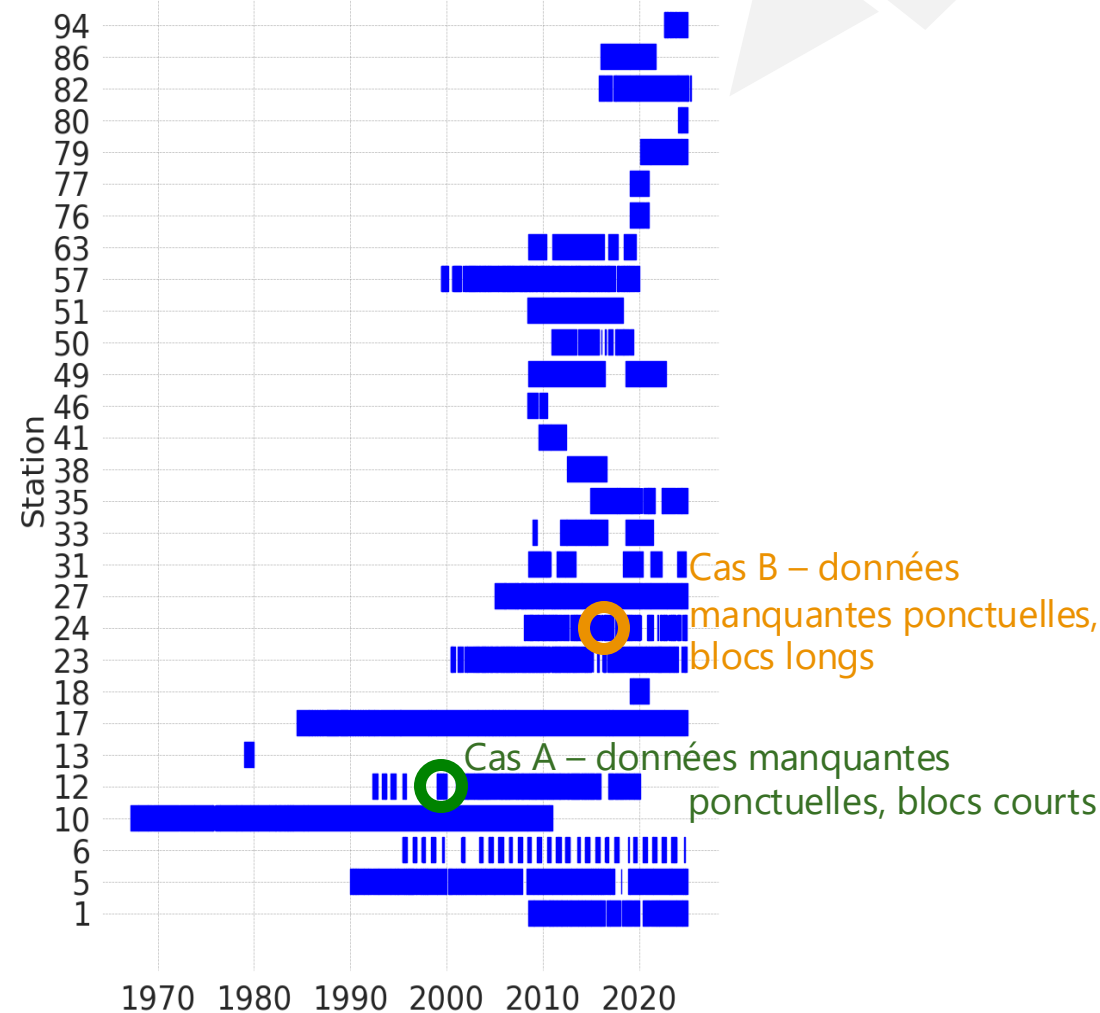
Station: 12 — Année: 1999



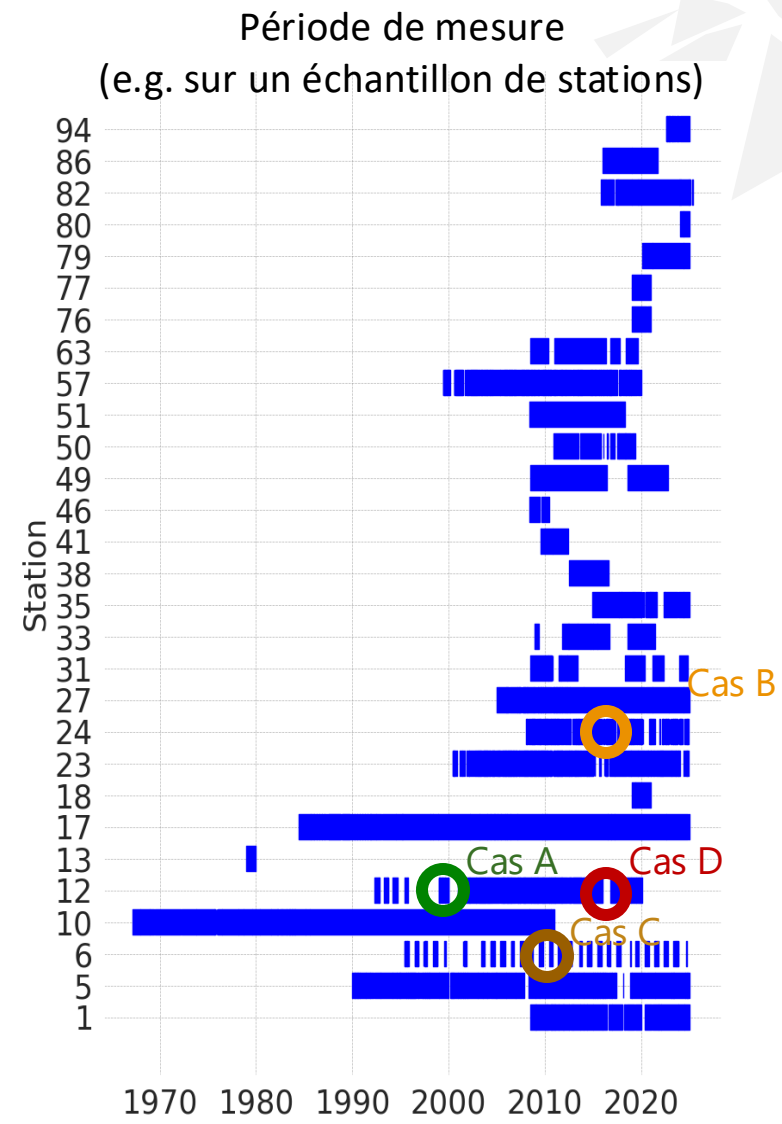
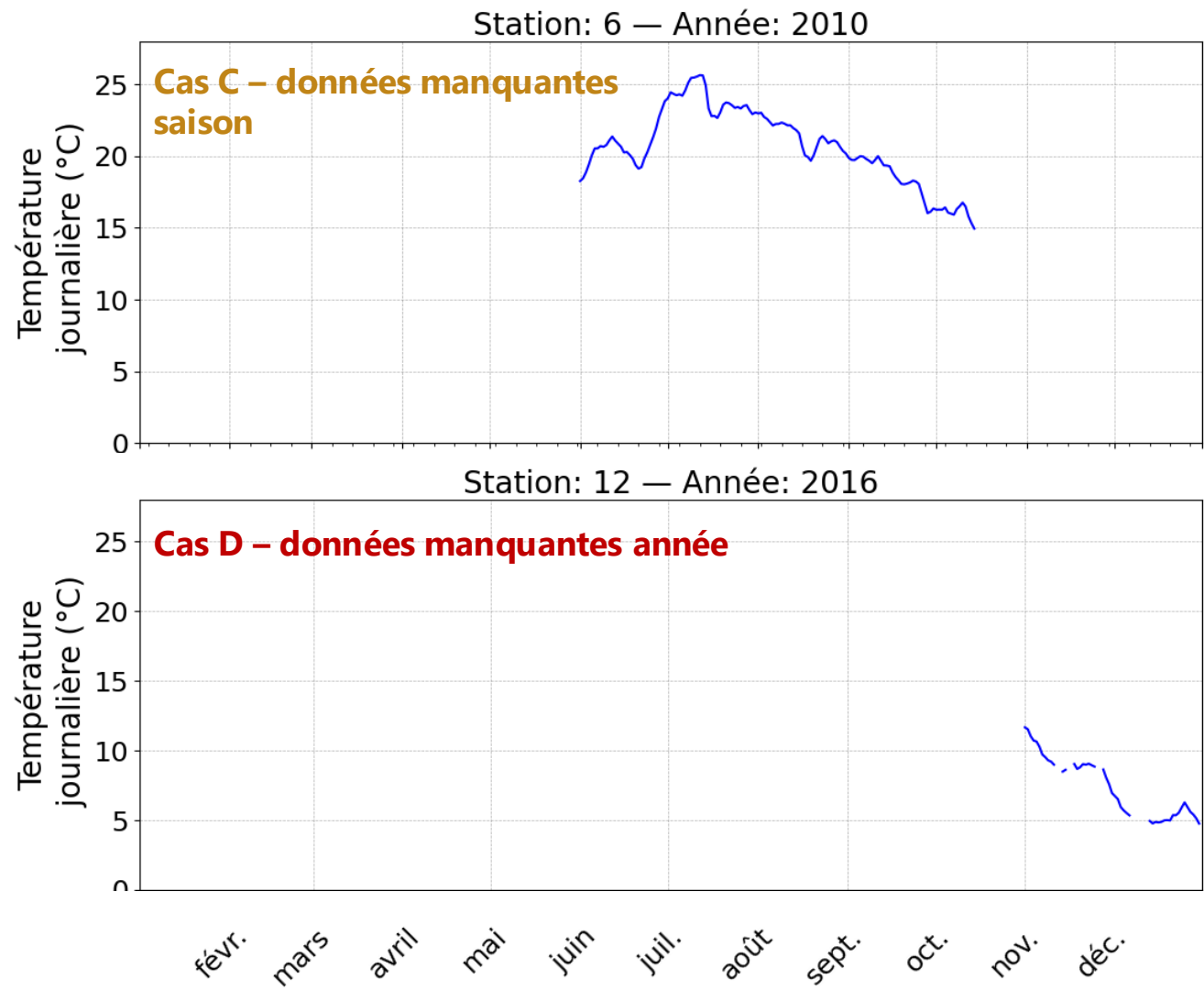
Station: 24 — Année: 2014



Période de mesure
(e.g. sur un échantillon de stations)

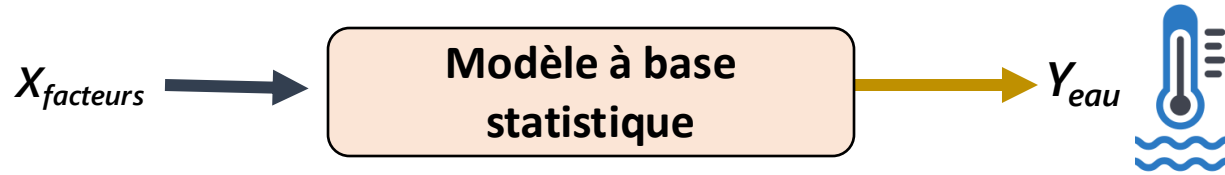


État des lieux des données disponibles

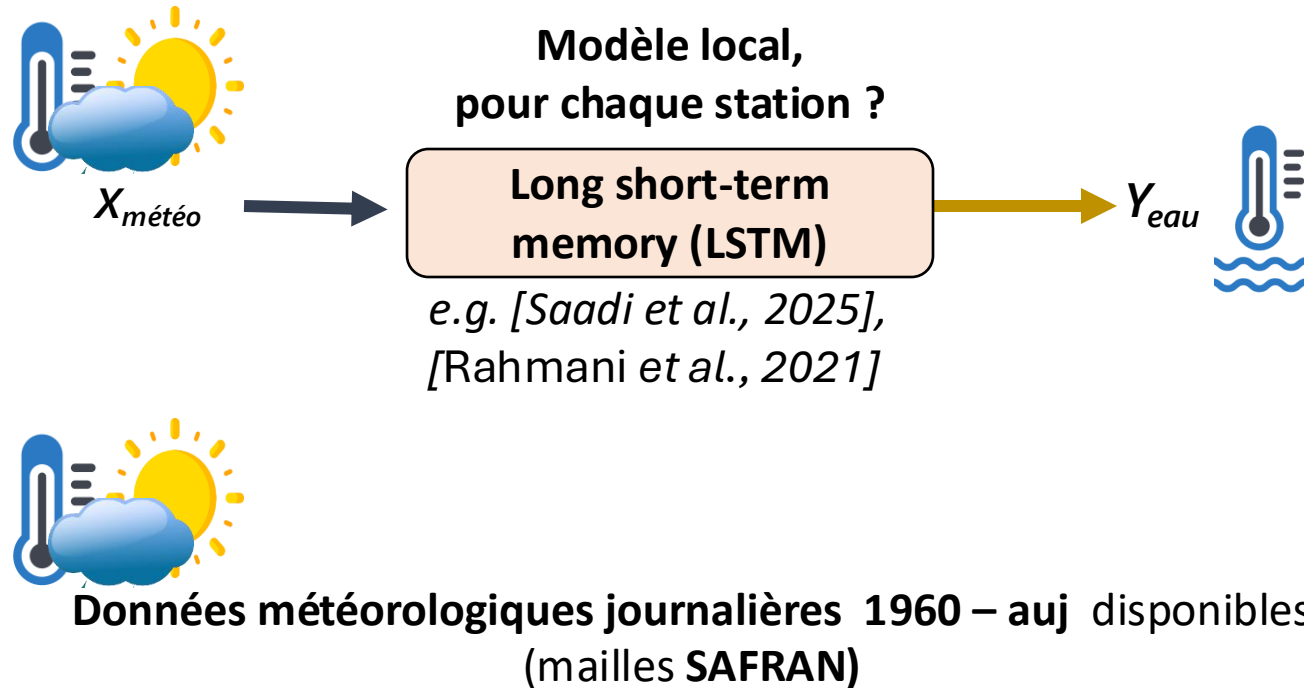


Objectif du travail

- ➡ Développer une approche de modélisation à base statistique pour reconstituer :
- i) pour toutes les stations de mesure disponibles dans le bassin de la Seine,
 - ii) tous les cas de données manquantes,

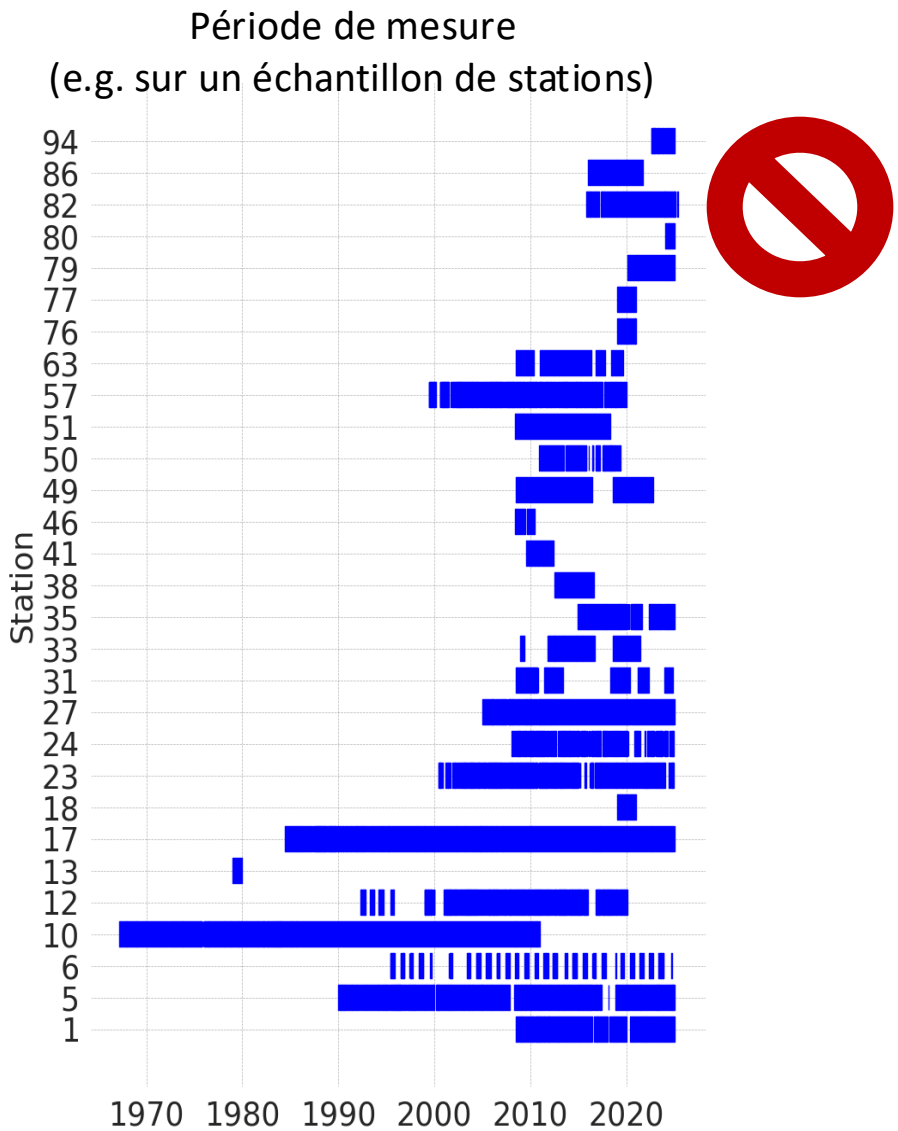
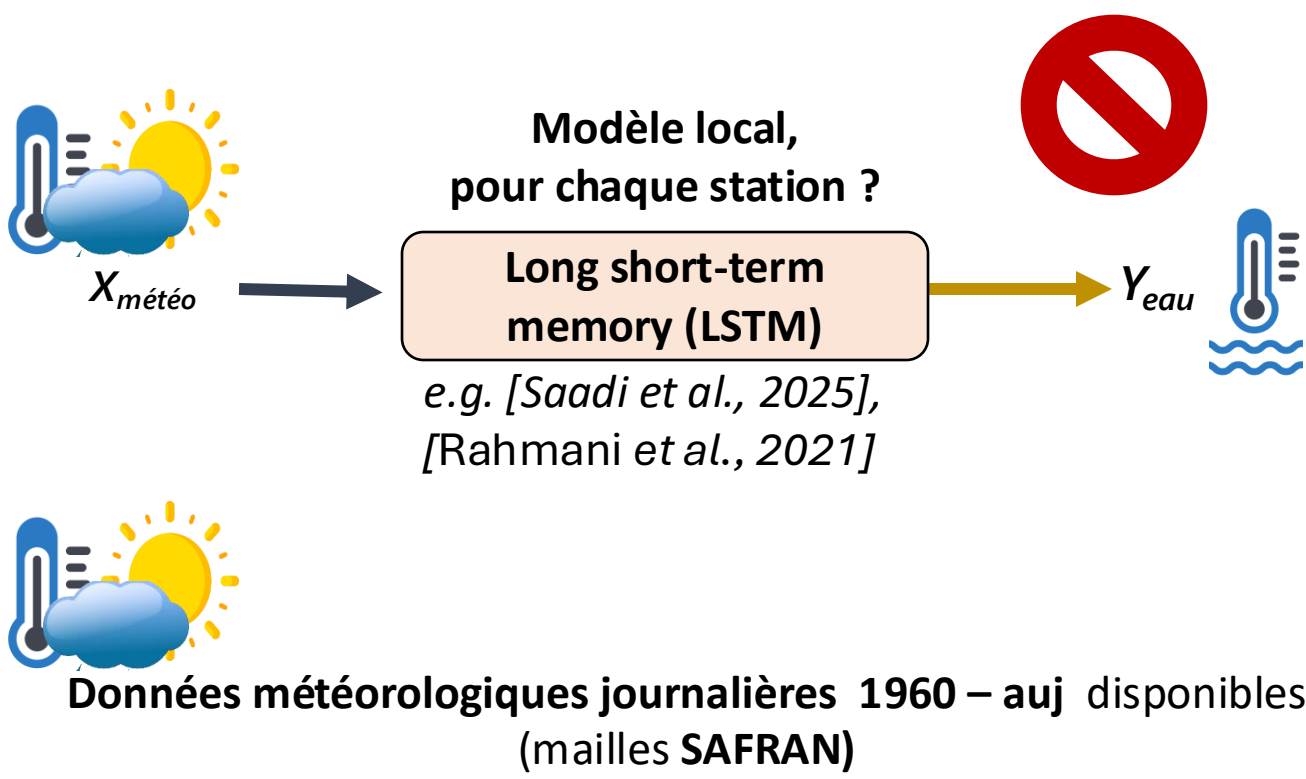


Reconstitution des chroniques par modélisation à base LSTM



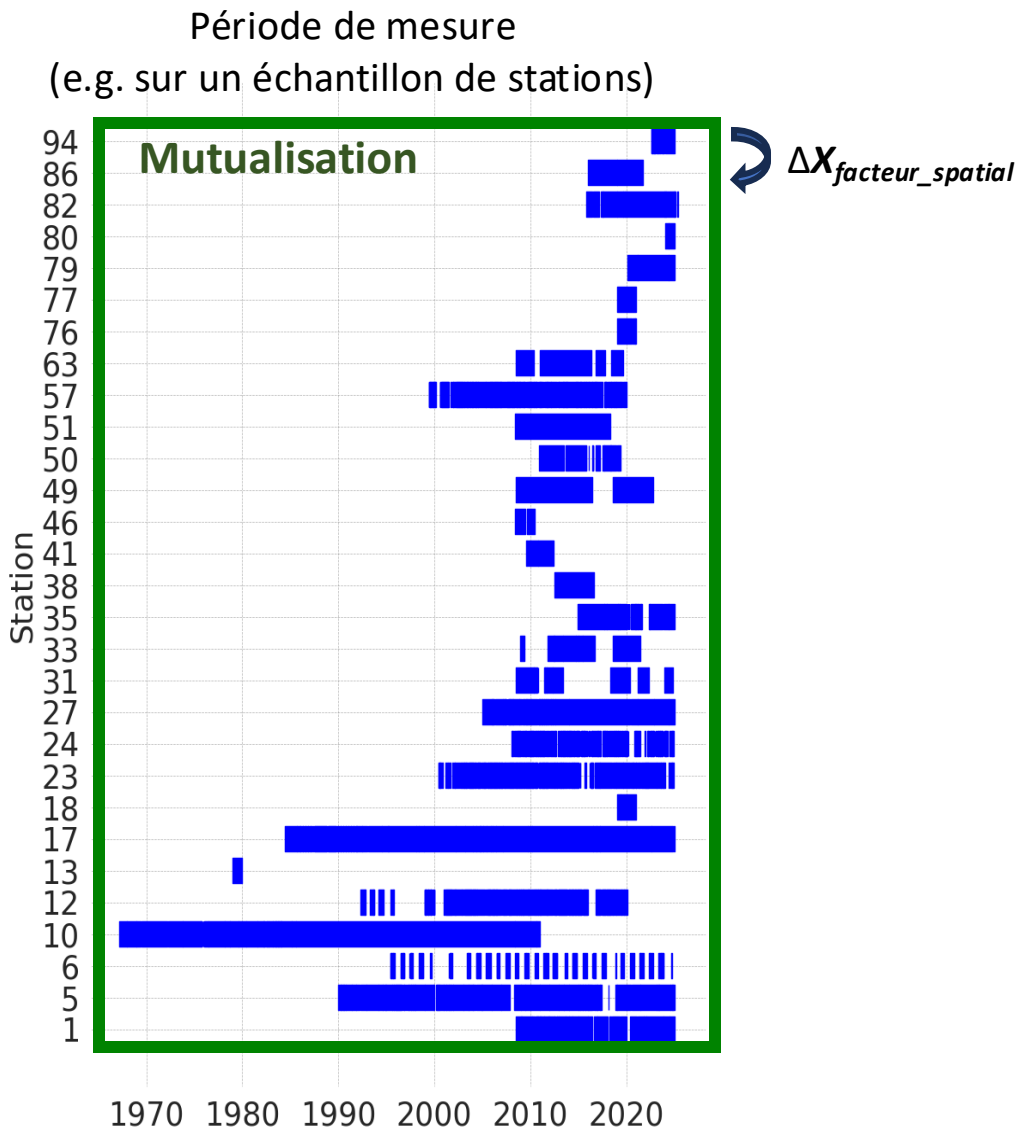
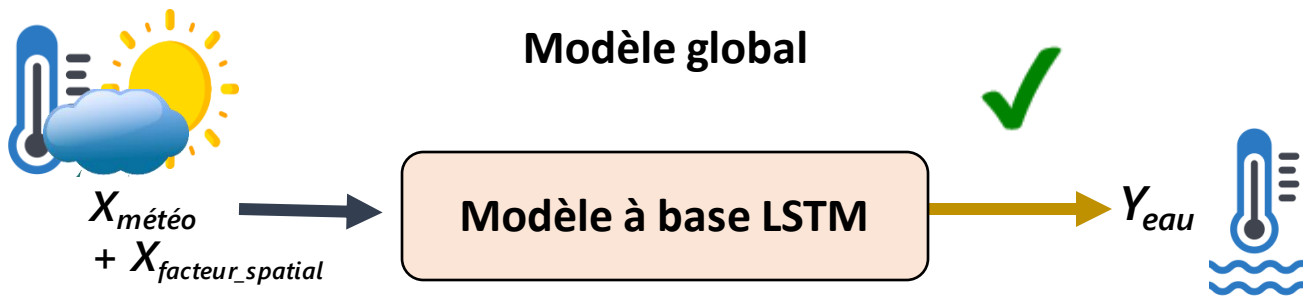
Reconstitution des chroniques par modélisation à base LSTM

➡ Augmenter le jeu de données d'apprentissage



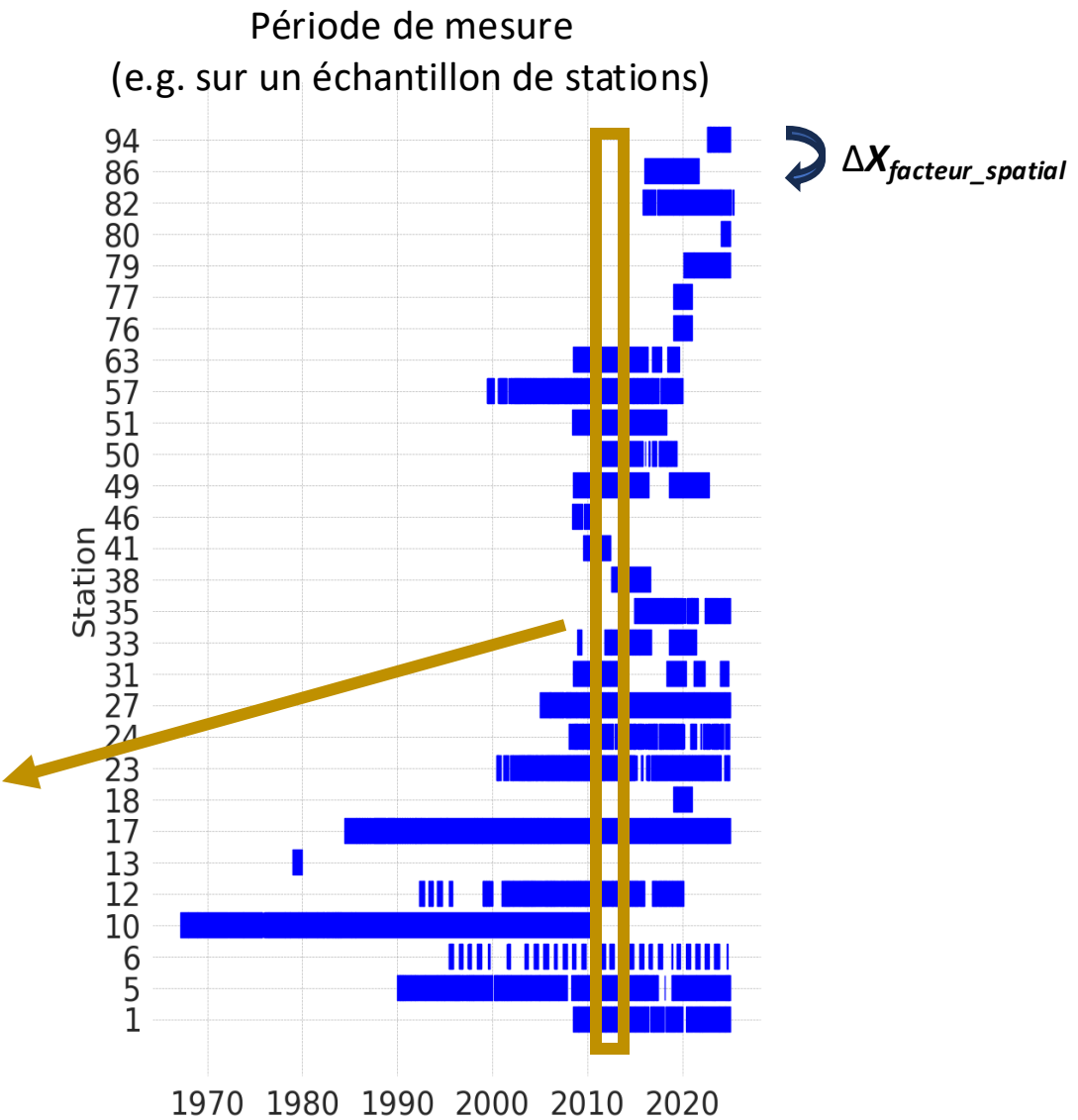
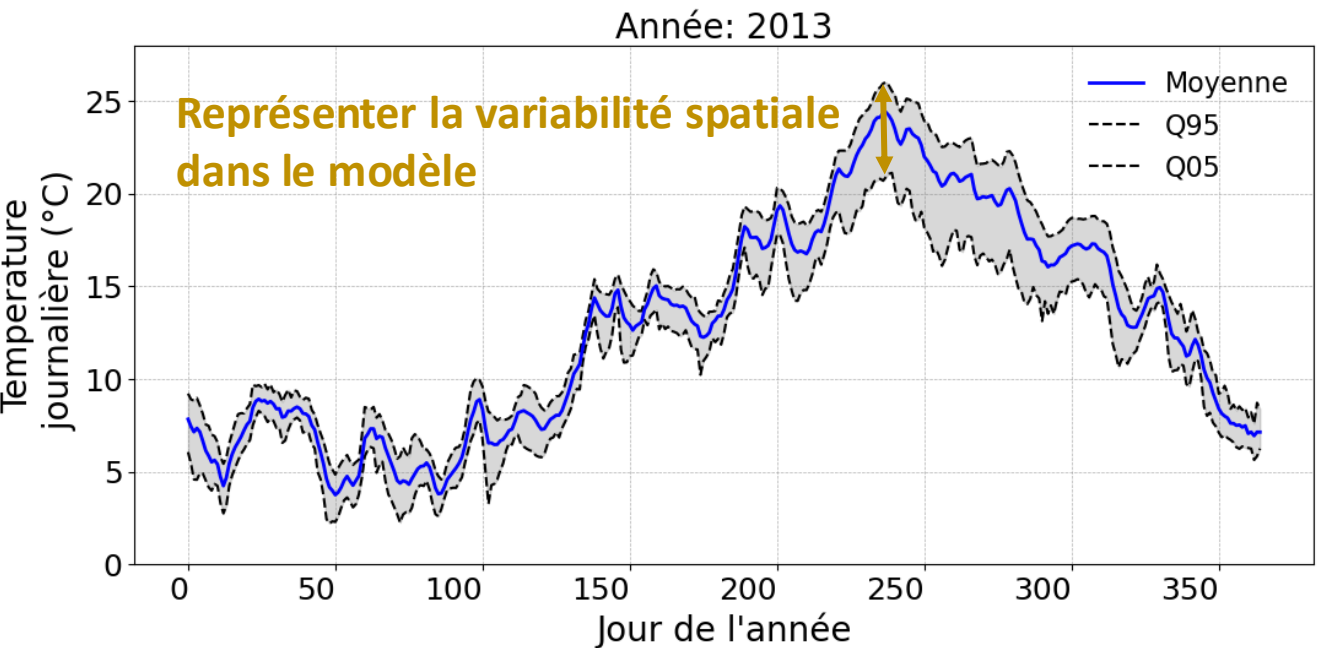
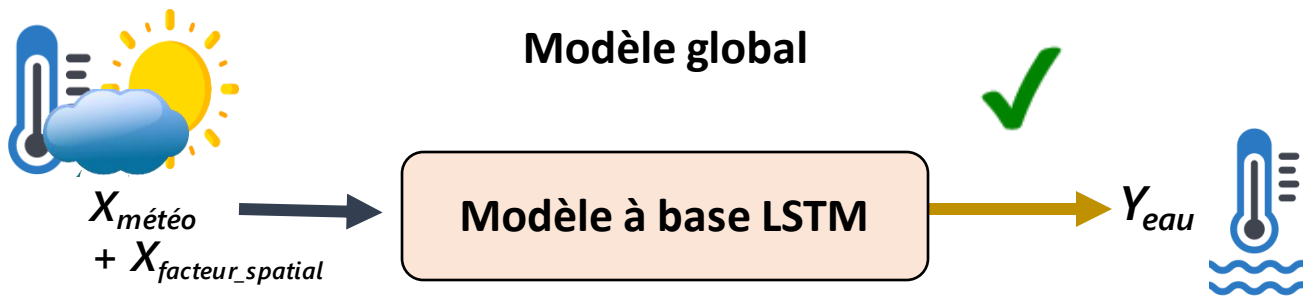
Reconstitution des chroniques par modélisation à base LSTM

➡ Augmenter le jeu de données d'apprentissage



Reconstitution des chroniques par modélisation à base LSTM

➡ Augmenter le jeu de données d'apprentissage



Stratégie de modélisation

Entrées dynamiques

Sequences 365 pas de temps (1 an)

X_{météo}
 X_{Tair_moy}
 X_{Tair_max}
 X_{Tair_min}
 X_{P-ETO}
 X_{vent}
 X_{Srayon}

X_{DoY}
 X_{DoY_sin}
 X_{DoY_cos}

*
 X_{eau}



Capture la dynamique temporelle

* générale du bassin

LSTM
bidirectionnel



Entrées statiques

*
 $X_{Embedding}$



Représente les stations

*
MLP

Sortie dynamique

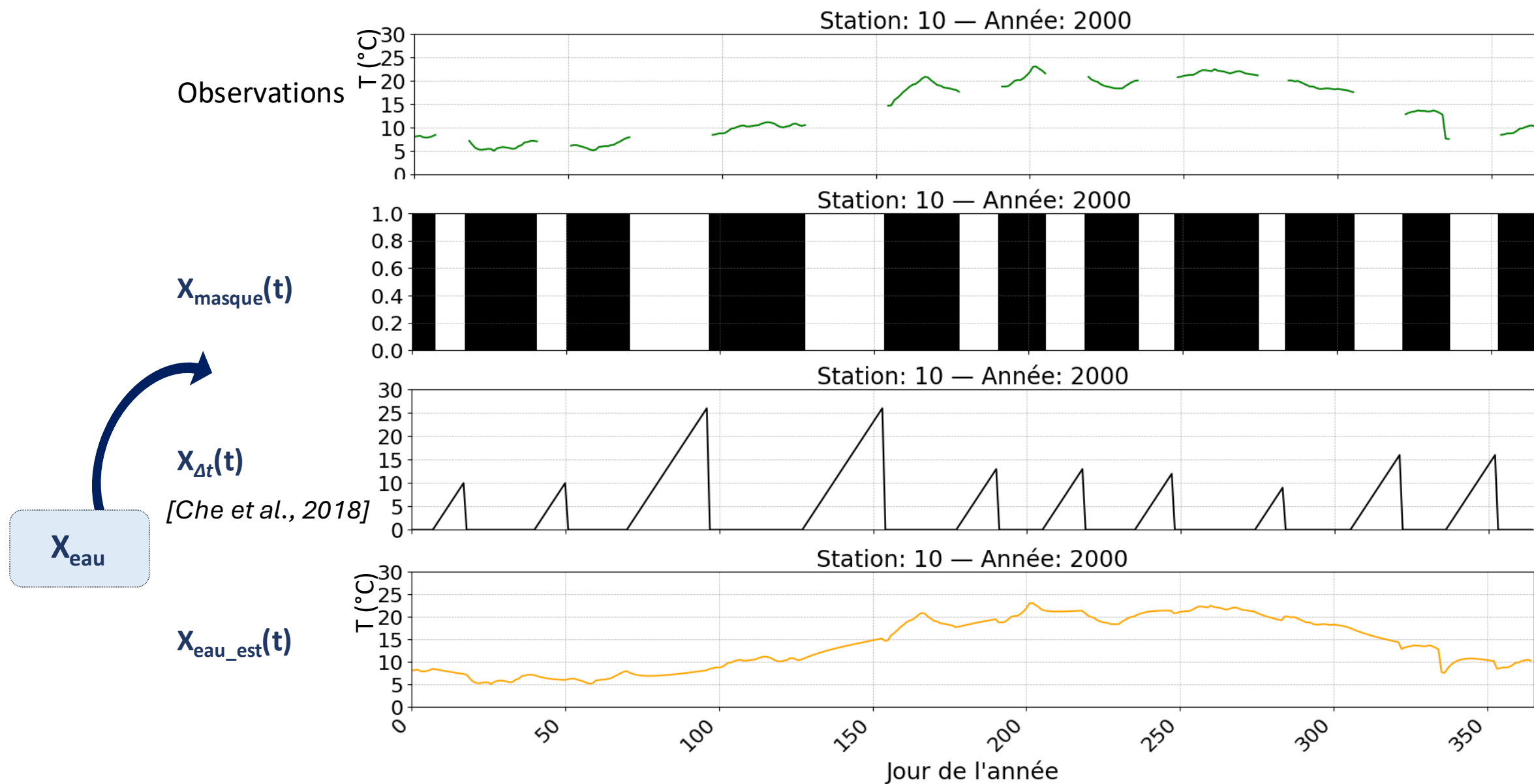
Sequence 365 pas de temps (1 an)

Y_{eau}

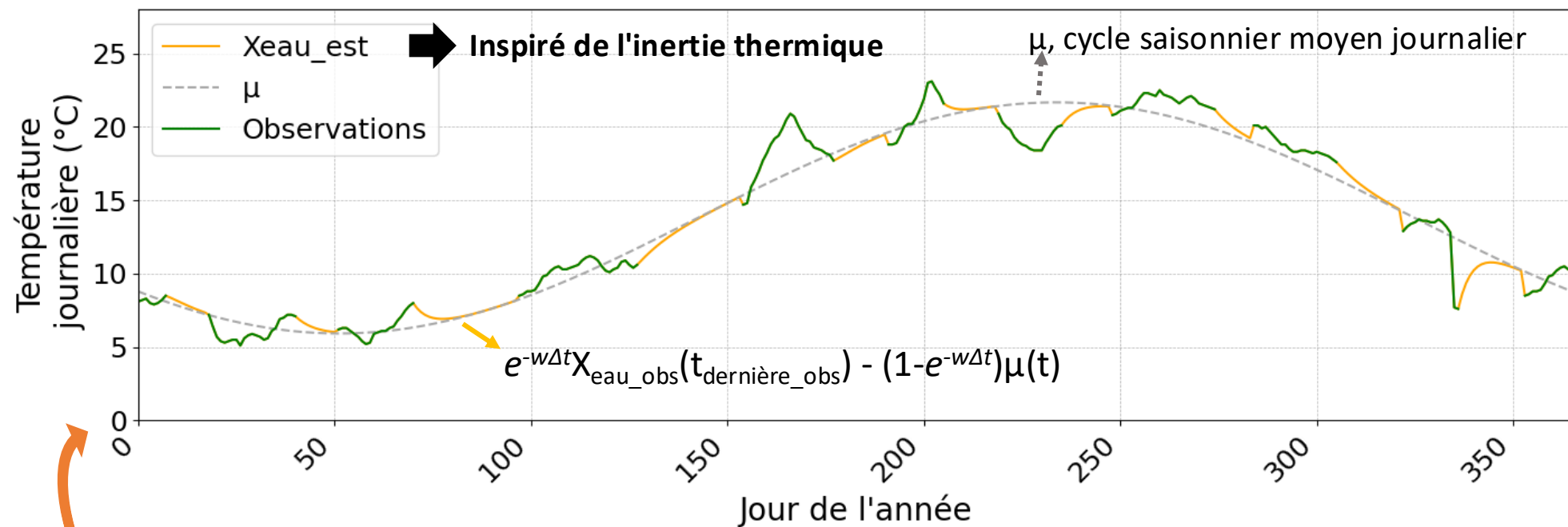


*
Ajustement de paramètres

Températures de l'eau en entrée du modèle

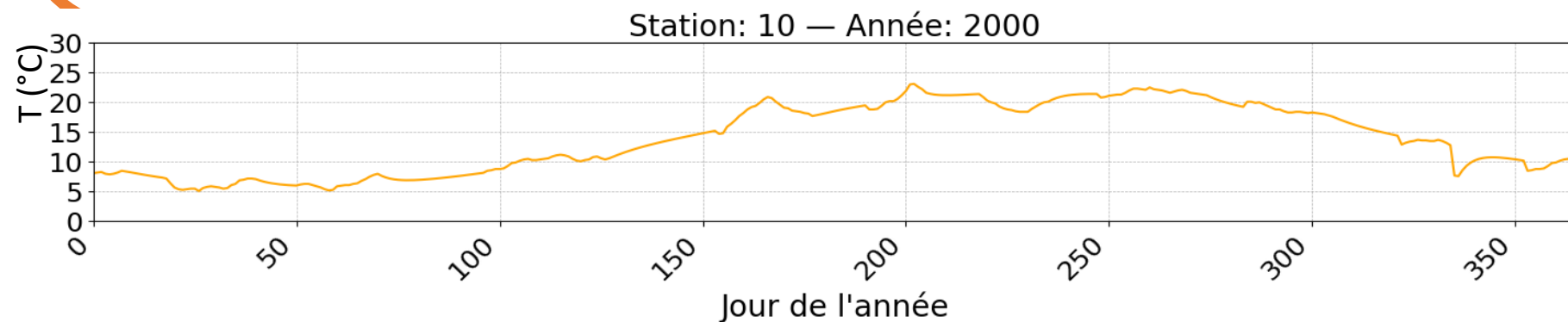


Températures de l'eau en entrée du modèle

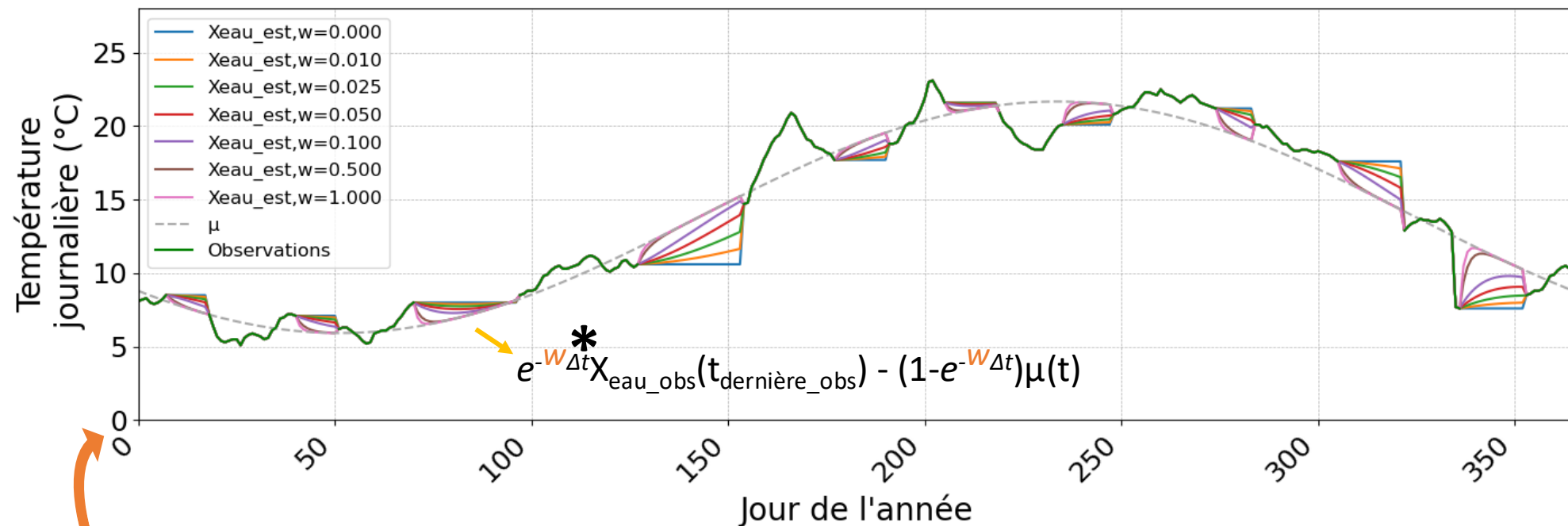


X_{eau}

$X_{\text{eau_est}}(t)$

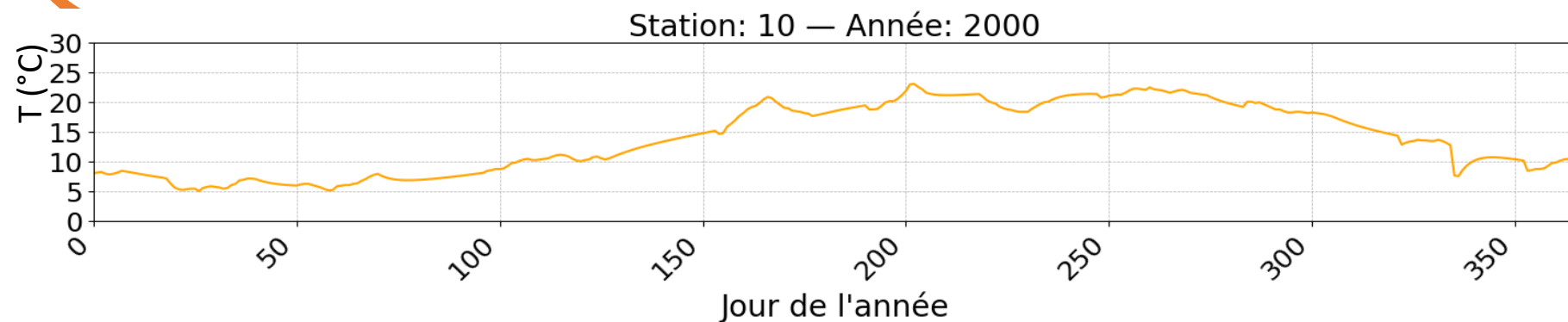


Températures de l'eau en entrée du modèle



X_{eau}

$X_{\text{eau_est}}(t)$



* Paramètre ajusté

Stratégie de modélisation

Entrées dynamiques

Séquences 365 pas de temps (1 an)

X_{météo}
 X_{Tair_moy}
 X_{Tair_max}
 X_{Tair_min}
 X_{P-ETO}
 X_{vent}
 X_{Srayon}

X_{DoY}
 X_{DoY_sin}
 X_{DoY_cos}

*
 X_{eau}



Capture la dynamique temporelle
* générale du bassin

LSTM
bidirectionnel



h_{for}
 h_{back}

Entrées statiques

*
 $X_{Embedding}$



Représente les stations

*
MLP

Sortie dynamique

Sequence 365 pas de temps (1 an)

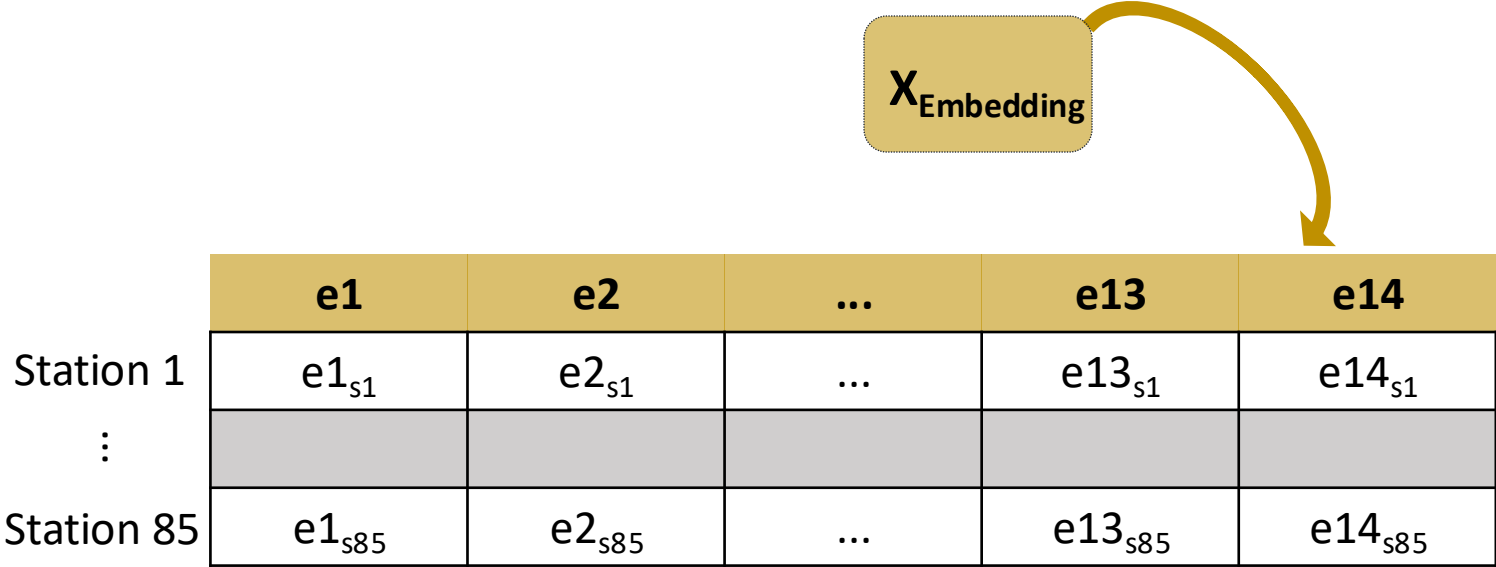
Y_{eau}



*
Ajustement de paramètres

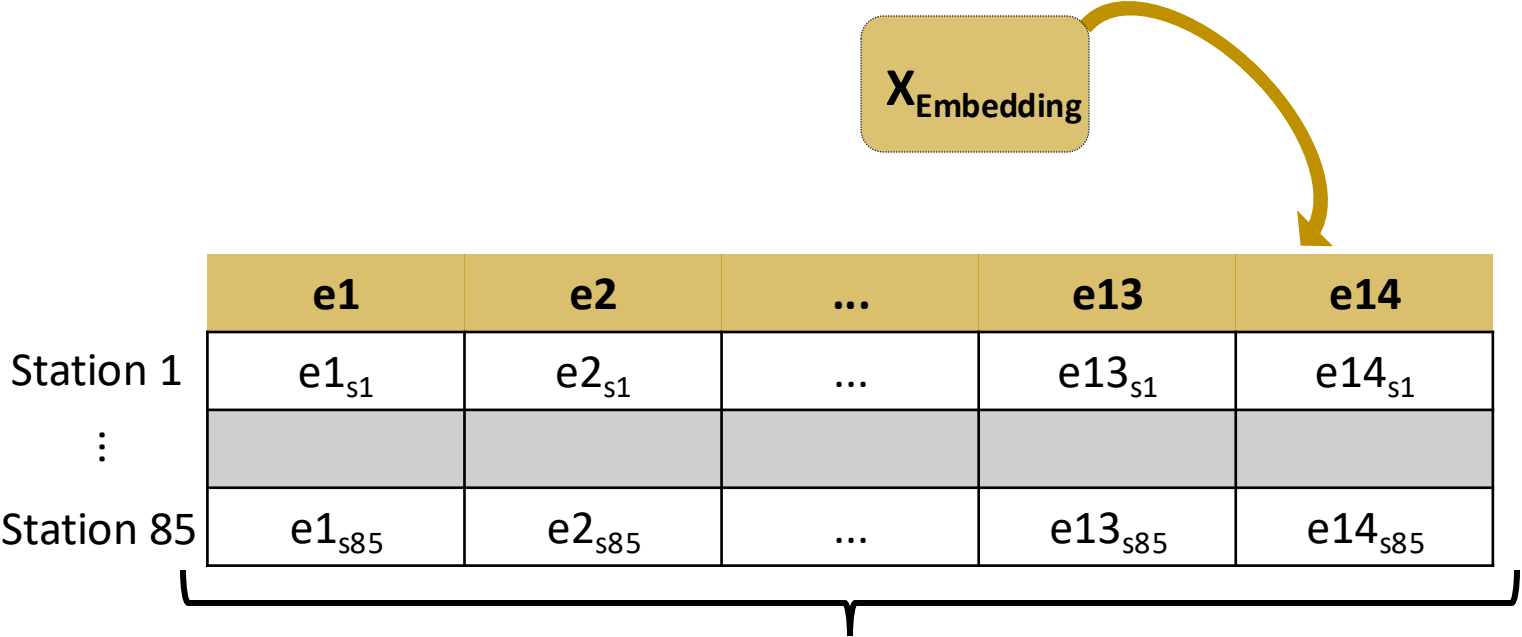
Représentation des stations de mesure

Entrées statiques



Représentation des stations de mesure

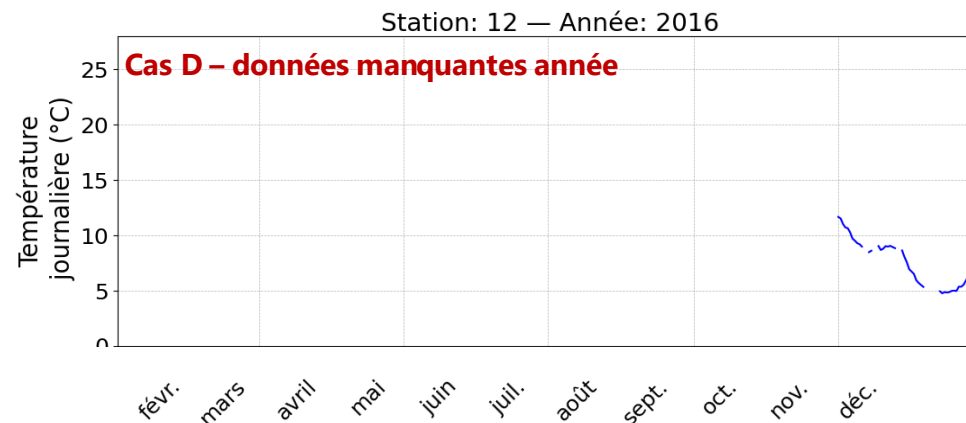
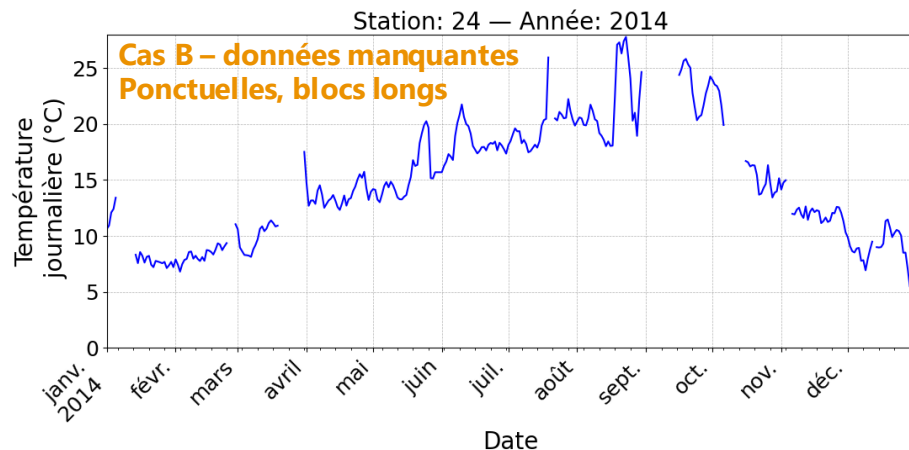
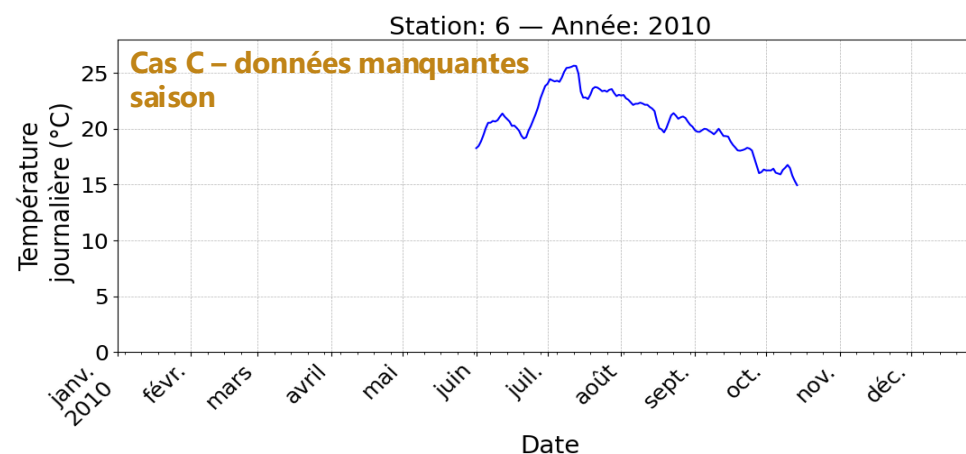
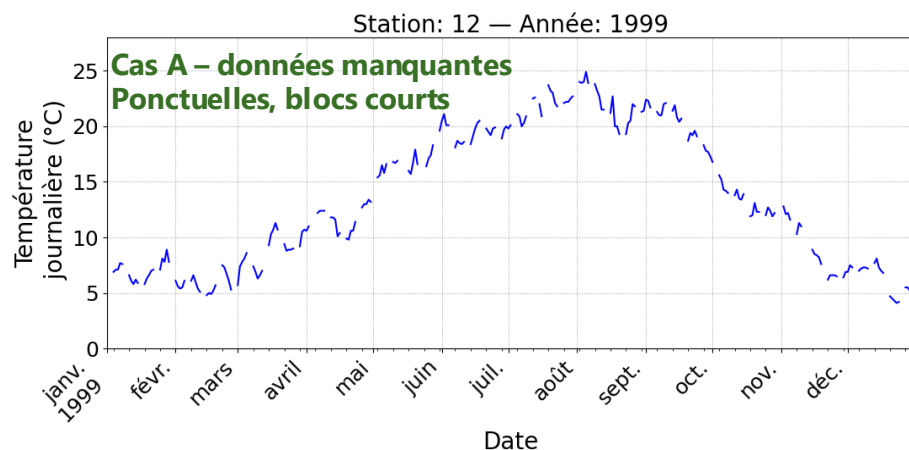
Entrées statiques



Initialisation avec variables influentes :
météorologiques, hydrologiques et géographiques

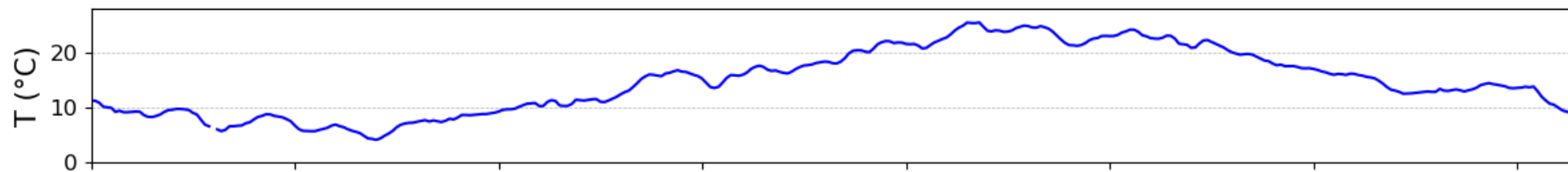
Rappel de l'objectif du travail

- ➡ Développer une approche de modélisation à base statistique pour reconstituer :
- i) pour toutes les stations de mesure disponibles dans le bassin de la Seine,*
 - ii) tous les cas de données manquantes,**

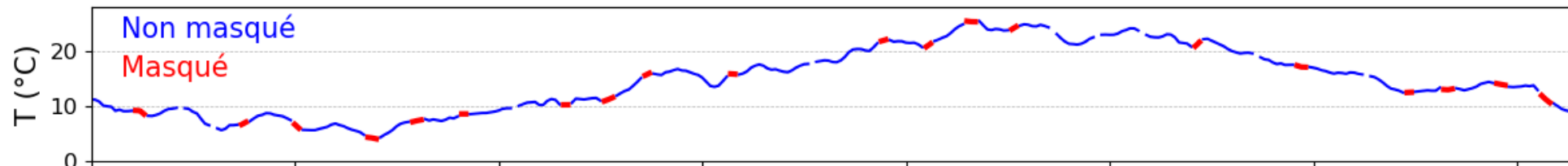


Augmentation du jeu de données d'apprentissage par masquage

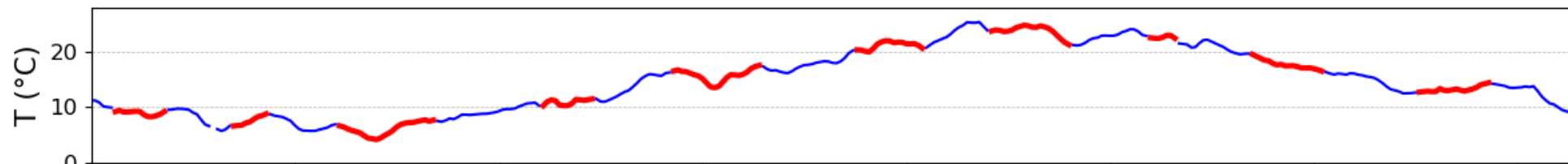
Observations



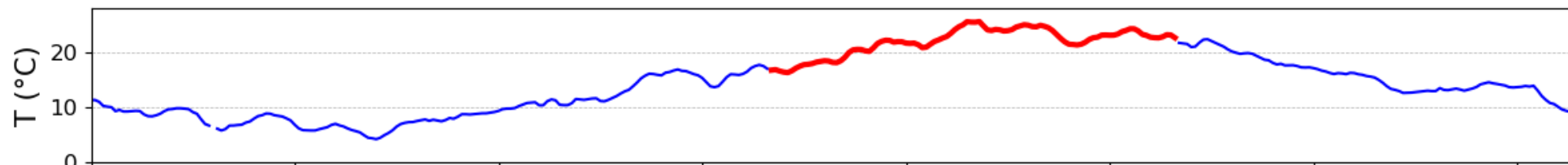
Cas A – données manquantes
Ponctuelles, blocs courts



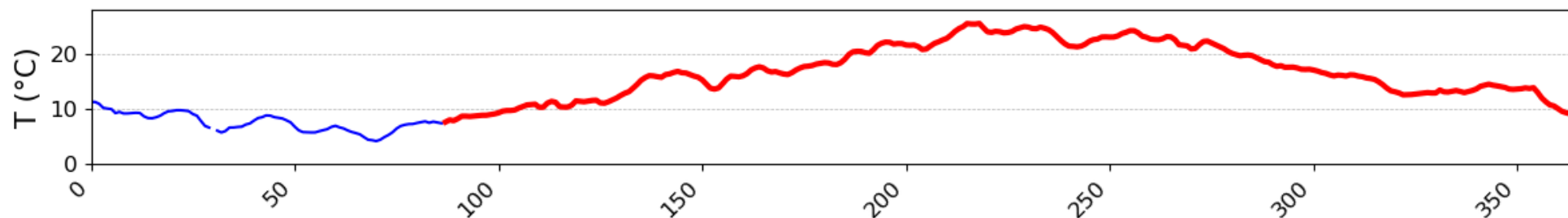
Cas B – données manquantes
Ponctuelles, blocs longs



Cas C – données manquantes
saison



Cas D – données manquantes
année



➡ Masques pour reproduire les cas existants [Qian et al., 2025]

Conclusions

- ➡ **Réseaux d'observation de données hydrologiques sont hétérogènes et lacunaires**
- ➡ **Potentiel des approches DL pour la reconstruction de chroniques de variables hydrologiques multi-décennales à l'échelle de bassins fluviaux**
- ➡ **Dans un contexte de données limitées, des leviers pour augmenter les jeux d'apprentissage :**
 - **mutualisation des observations** issues de stations distribuées spatialement,
 - apprentissage de représentations latentes des stations,
 - génération de **scénarios réalistes de données manquantes** par **masquage**.
- ➡ **Des leviers pour structurer le modèle :**
 - **Intégration conjointe de covariables influentes et de la variable hydrologique d'intérêt** (série à reconstituer)
 - **Connaissances physiques** pour orienter le modèle



Merci pour votre attention

Références bibliographiques

[Che et al., 2018] Che, Z., Purushotham, S., Cho, K. et al.: Recurrent Neural Networks for Multivariate Time Series with Missing Values. *Sci Rep* 8, 6085, 2018. <https://doi.org/10.1038/s41598-018-24271-9>

[Qian et al., 2025] Qian, L., Yang, Y., Du, W., Wang, J., Dobsoni, R., and Ibrahim, Z.: *Beyond Random Missingness: Clinically Rethinking for Healthcare Time Series Imputation*, <https://doi.org/10.48550/arXiv.2405.17508>, *arXiv:2405.17508 [cs]*, 2025.

[Rahmani et al., 2021] Rahmani, F., Lawson, K., Ouyang, W., Appling, A., Oliver, S., Shen, C.: Exploring the exceptional performance of a deep learning stream temperature model and the value of streamflow data. *Environ. Res. Lett.* 16 (2), 024025, 2021. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/abd501>.

[Saadi et al., 2025] Saadi, M., Guichard, L., Cognot, G., Labbouz, L., and Roux, H.: Which strategy to improve the performances of an LSTM-based model for extreme stream temperature values?, *EGUsphere* [preprint], <https://doi.org/10.5194/egusphere-2025-3393>, 2025.

Annexes

Annexe 1 : variables statiques

Données SAFRAN
Période 01/1959 – 01/2025

14 variables

**Variables
météorologiques**

TA_mean
Tair moyenne interannuelle

TA_sd
Tair écart type interannuel

P-ET0_mean
Pluie – ET référence moyenne
interannuelle

P-ET0_sd
Pluie – ET référence écart-type interannuel

TA_winter
Tair moyenne période hiver

TA_summer
Tair moyenne période été

TA_spring
Tair moyenne période printemps

TA_autumn
Tair moyenne période automne

**Variables
hydrologiques**

Q_Module
Débit caractéristique : débit moyen

Q_Mna5
Débit caractéristique : débit mensuel
minimal quinquennal

Nombre de Strahler

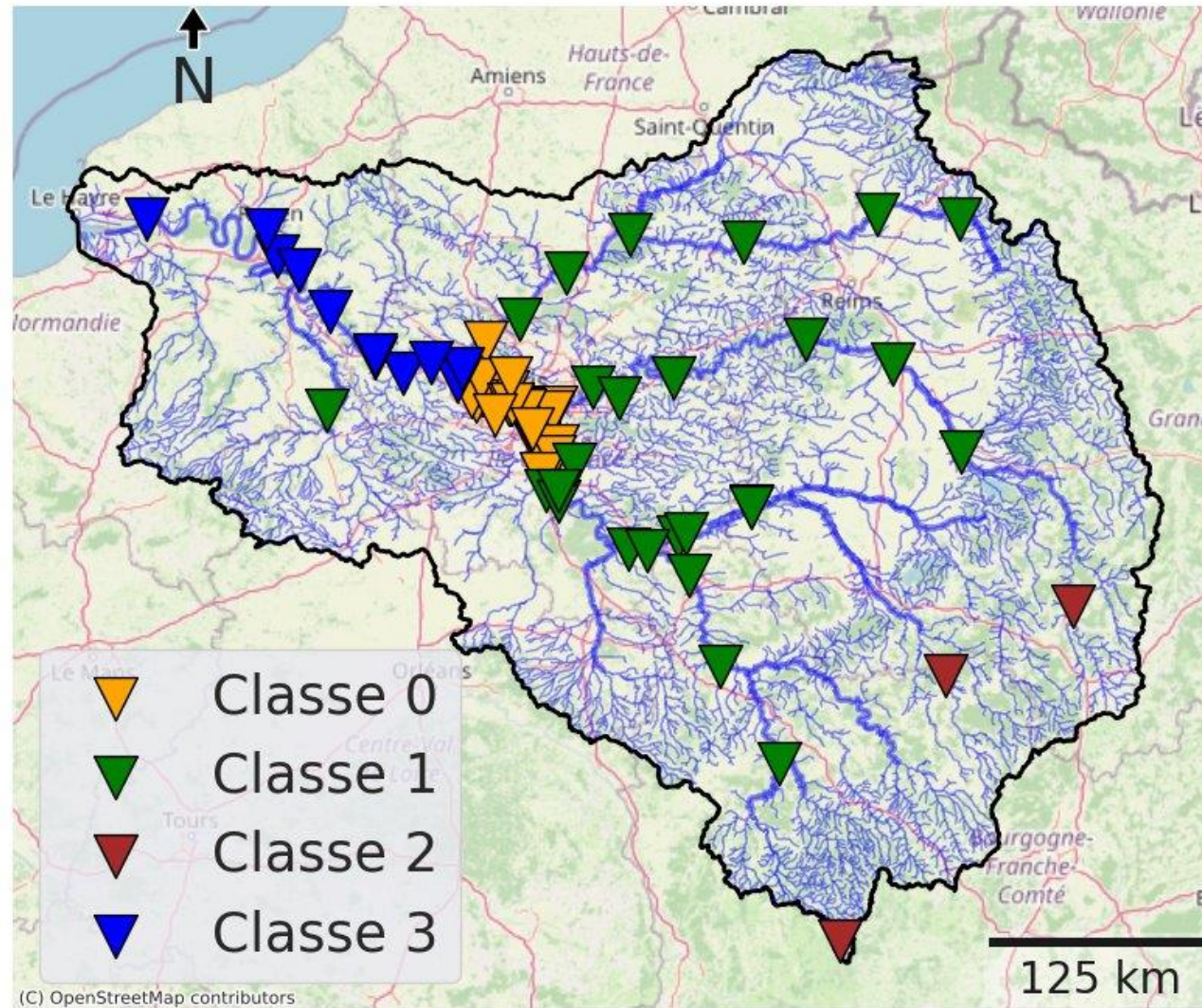
**Variables
géographiques**

Altitude

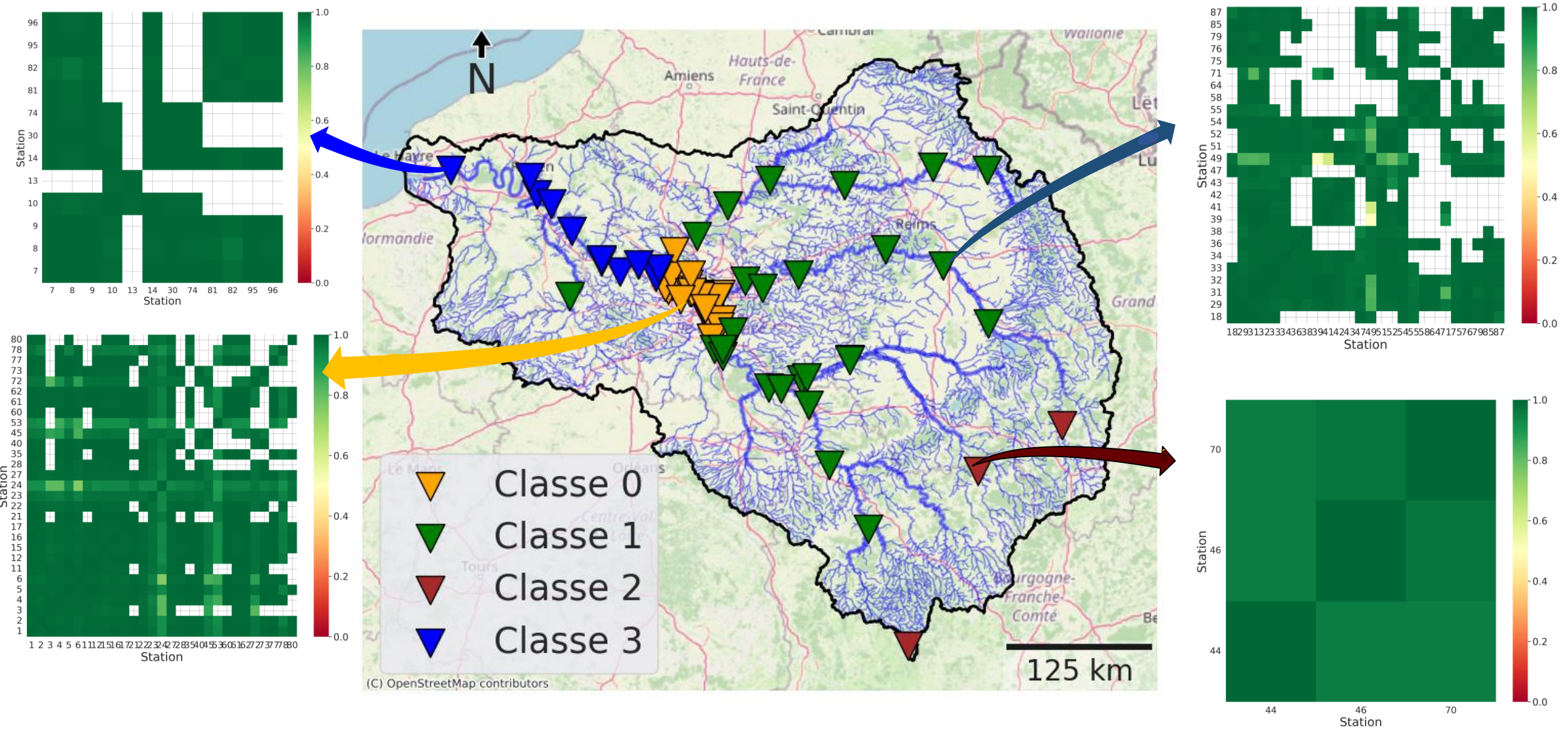
Coordonnée géographique X

Coordonnée géographique Y

Annexe 2 : k-means clustering



Annexe 3 : clusters



Annexe 4 : Températures de l'eau en entrée du modèle

Entrées dynamiques

Sequences 365 pas de temps (1 an)

$$X_{\text{masque}}(t) = \begin{cases} 1, & \text{si } X_{\text{eau_obs}}(t) \neq \emptyset \\ 0, & \text{si } X_{\text{eau_obs}}(t) = \emptyset \end{cases}$$

$$X_{\text{eau_est}}(t) = \begin{cases} X_{\text{eau_obs}}(t), & \text{si } X_{\text{masque}}(t) = 1 \\ \gamma X_{\text{eau_obs}}(t_{\text{dernière_obs}}) - (1-\gamma)\mu(t), & \text{si } X_{\text{masque}}(t) = 0 \end{cases}$$

avec

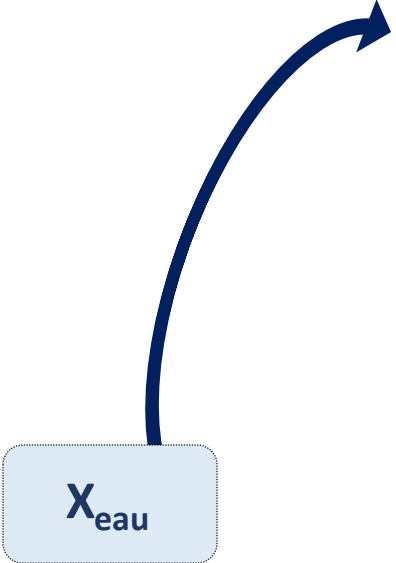
$$\gamma = e^{-w\Delta t},$$

μ : estimation du cycle saisonnier moyen journalier

$$X_{\text{eau_obs}}(t_0) = \mu(t_0) \text{ si } X_{\text{masque}}(t_0) = 0$$

$$X_{\Delta t}(t) = \begin{cases} 0, & \text{si } X_{\text{masque}}(t) = 1 \\ X_{\Delta t}(t-1) + 1, & \text{si } X_{\text{masque}}(t) = 0 \end{cases}$$

➡ Inspiré de l'inertie thermique



X_{eau}