



L'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE AU SERVICE DE LA RADIOPROTECTION

VALÉRIE NICOULAUD-GOUIN (a) TAHA HAMADENE (a) FRÉDÉRIQUE EYROLLE
(a) HUGO LEPAGE (b) KATHLEEN PELÉ (a)

(a) : ASNR/STAAR/LRTA, (b) : ASNR/SERPEN/LESE

SOMMAIRE

1. L'IA EN TANT QU'ARCHITECTE DES DONNÉES

2. RARETÉ DES DONNÉES
ENVIRONNEMENTALES : GÉNÉRATION DE
DONNÉES ET TRANSFER LEARNING

3. VERS L'INTELLIGIBILITÉ DES MODÈLES BASÉS
SUR LES DONNÉES OU IA EXPLIQUE-TOI !

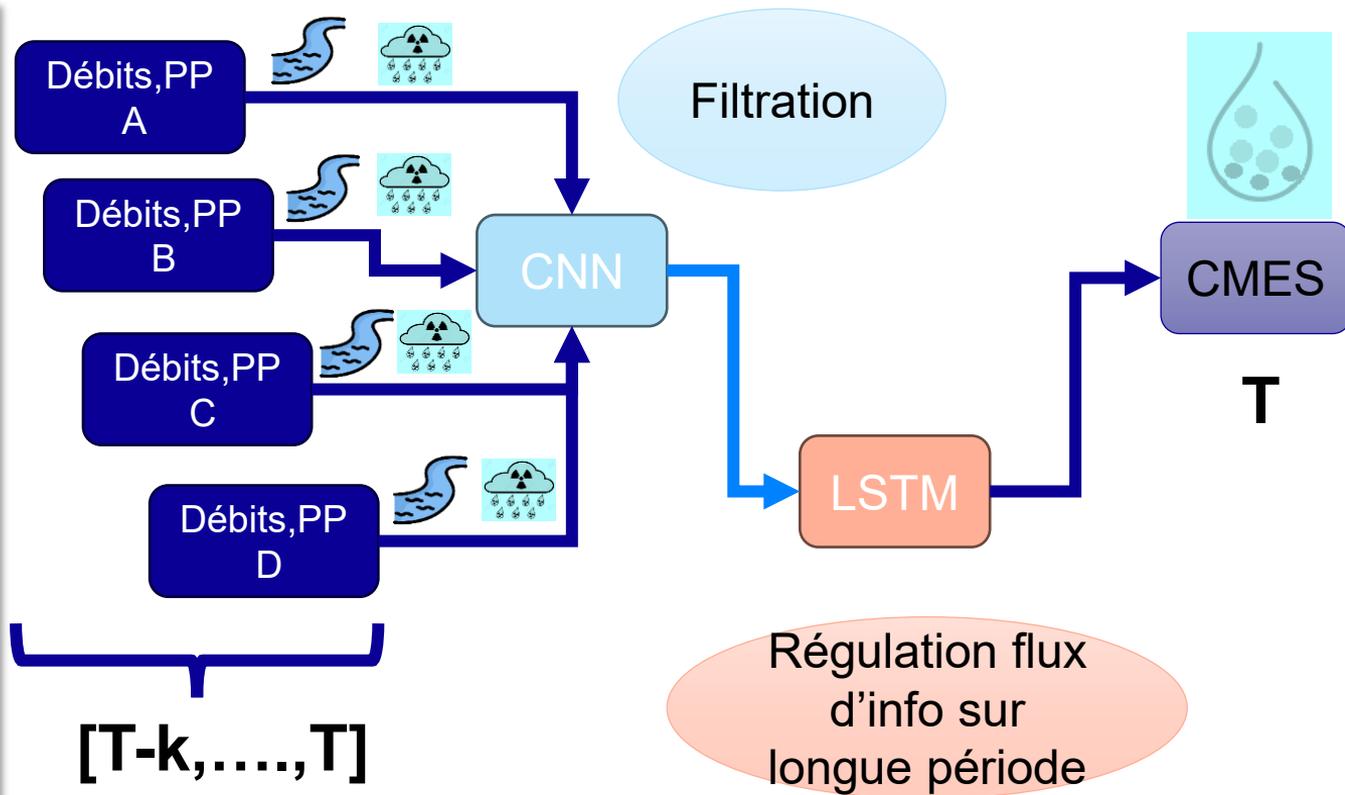
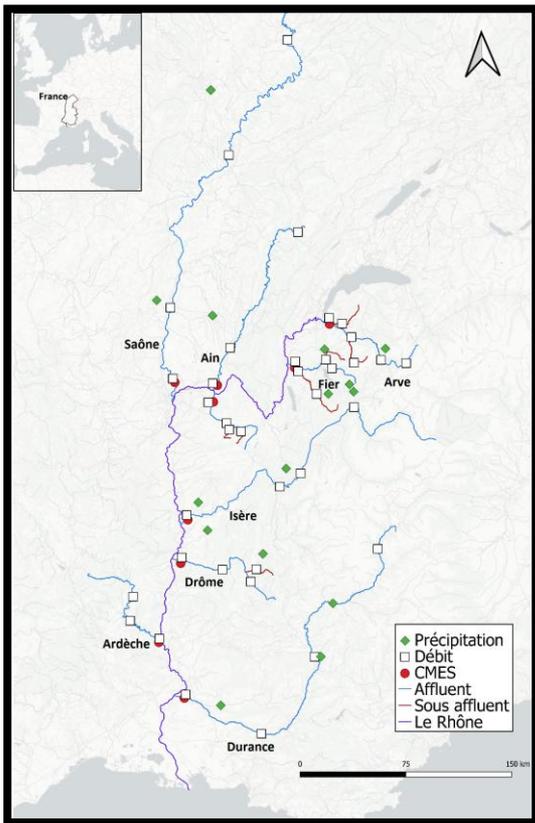
1

L'IA EN TANT QU'ARCHITECTE DES DONNÉES

1.1

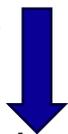
ALTERNATIVE À LA MODÉLISATION DE LA DYNAMIQUE DES MATIÈRES EN SUSPENSION DANS LES AFFLUENTS DU RHÔNE

ALTERNATIVE À LA MODÉLISATION DE LA DYNAMIQUE DES MATIÈRES EN SUSPENSION DANS LES AFFLUENTS DU RHÔNE

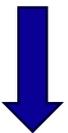


Prédiction des concentrations dans les MES sur la Saône en fonction des mesures pour les modèles de forêt aléatoire (RF), CNN-LSTM et SiRCA

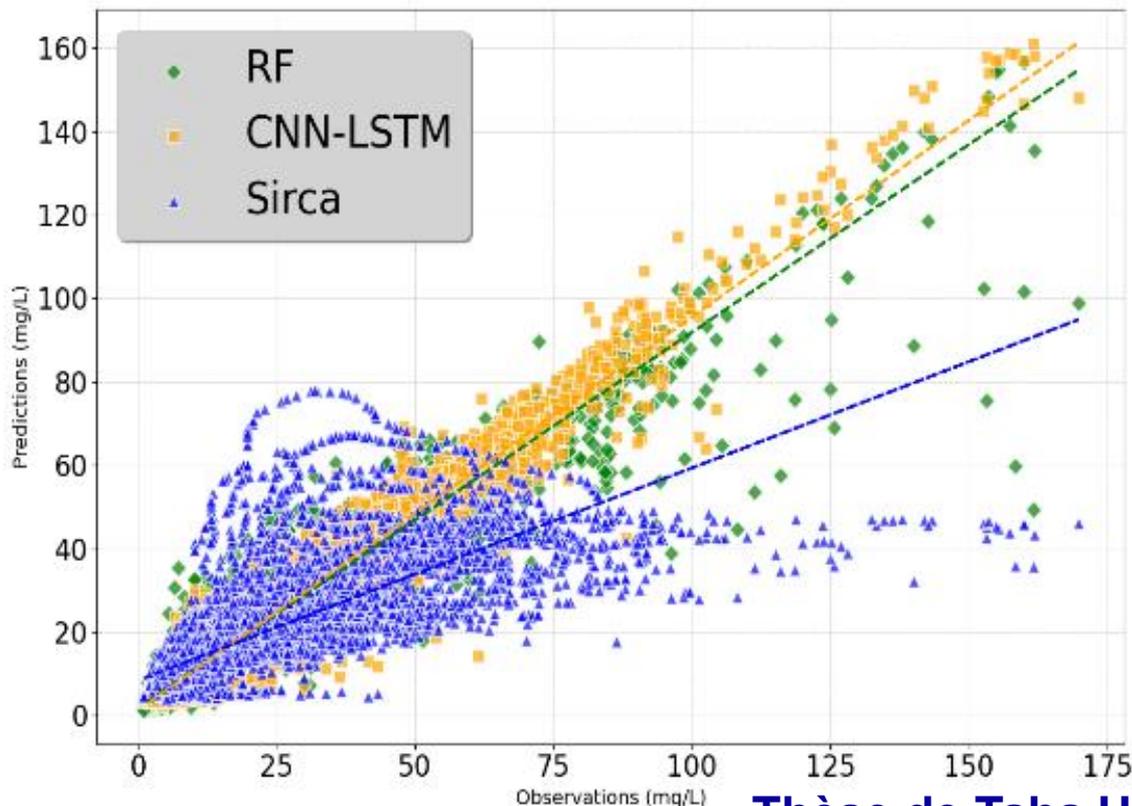
Concentration dans les MES très précise au pas de temps horaire



Calcul du flux de MES précis entrant dans le Rhône



Estimation correcte des concentrations dans les polluants radioactifs



POSTER
12

Thèse de Taha Hamadene

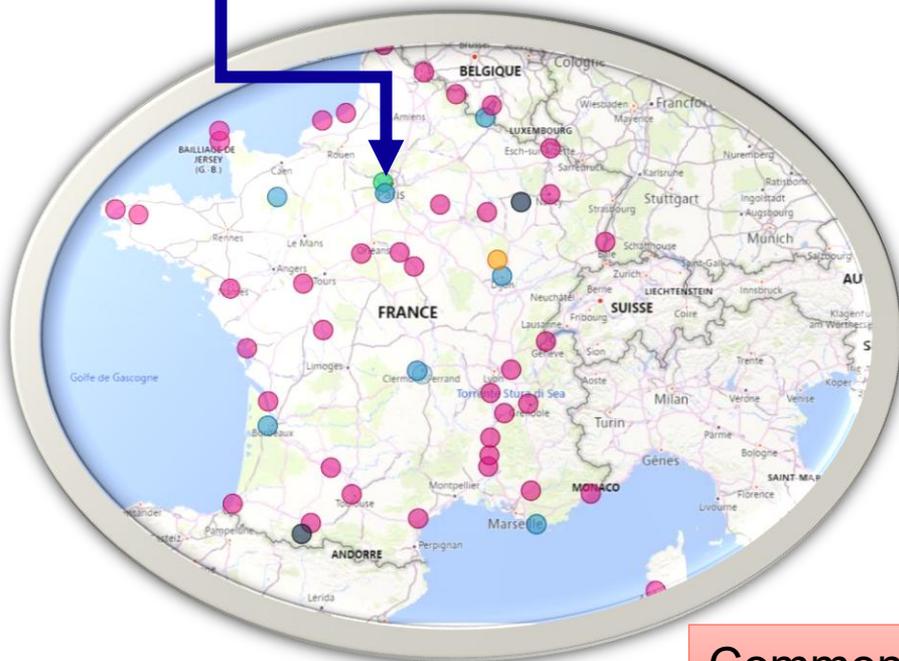
1.2

AIDER LA DÉTECTION D'ANOMALIES DE CONCENTRATION EN ^{137}CS DANS LES AÉROSOLS

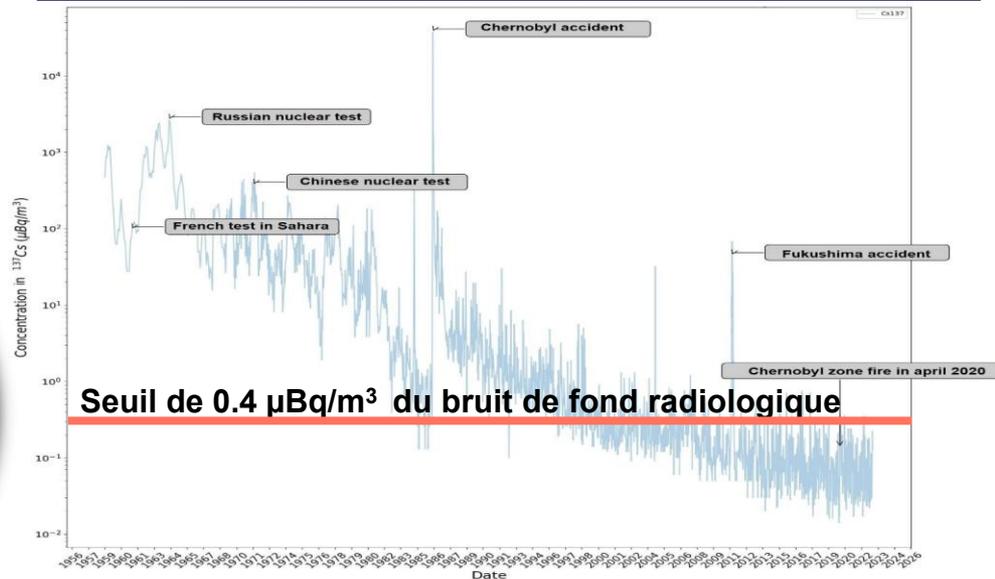
AIDER LA DÉTECTION D'ANOMALIES DE CONCENTRATION EN ^{137}Cs DANS LES AÉROSOLS



ORSAY

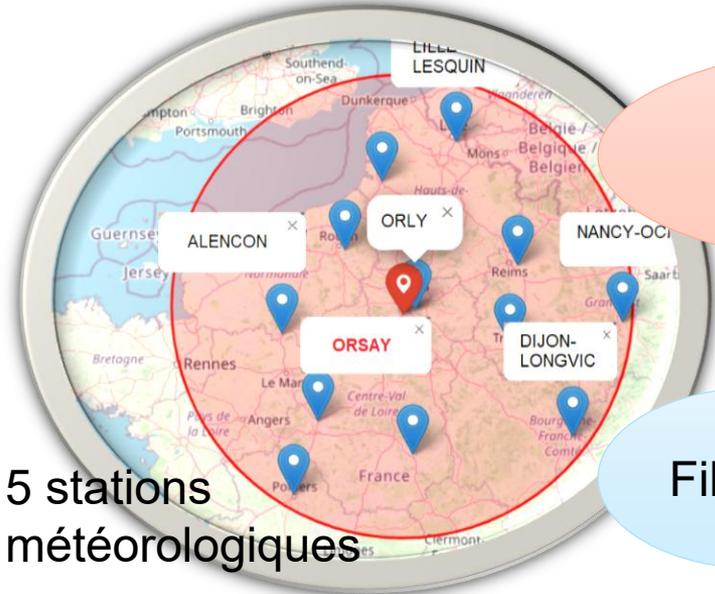


Concentration dans les aérosols en ^{137}Cs à Orsay



Comment reconstruire le bruit de fond radiologique ?

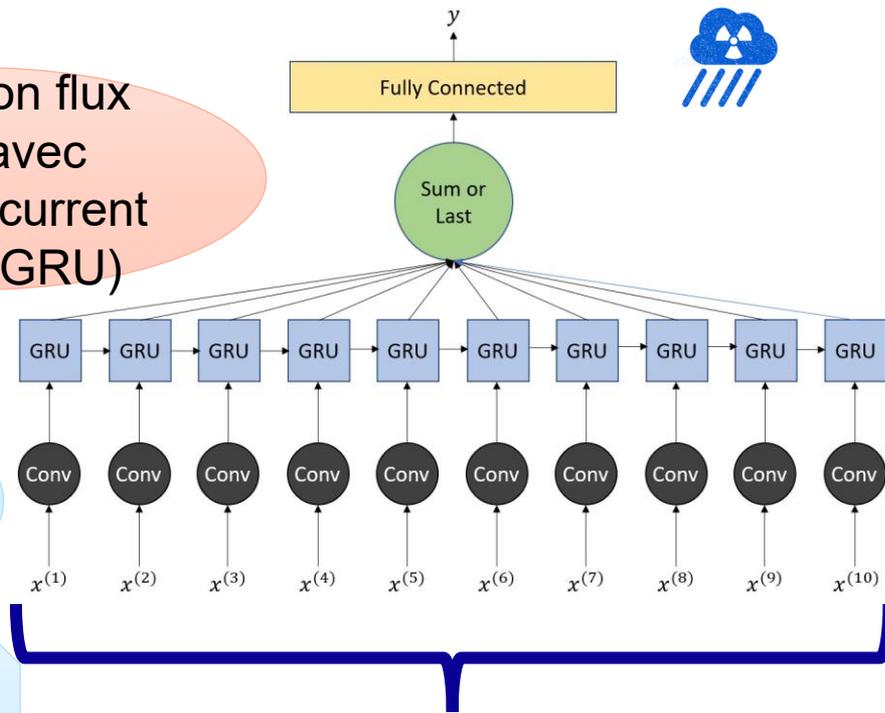
AIDER LA DÉTECTION D'ANOMALIES DE CONCENTRATION EN ^{137}CS DANS LES AÉROSOLS



Régulation flux d'info avec réseau récurrent à porte (GRU)

Filtration

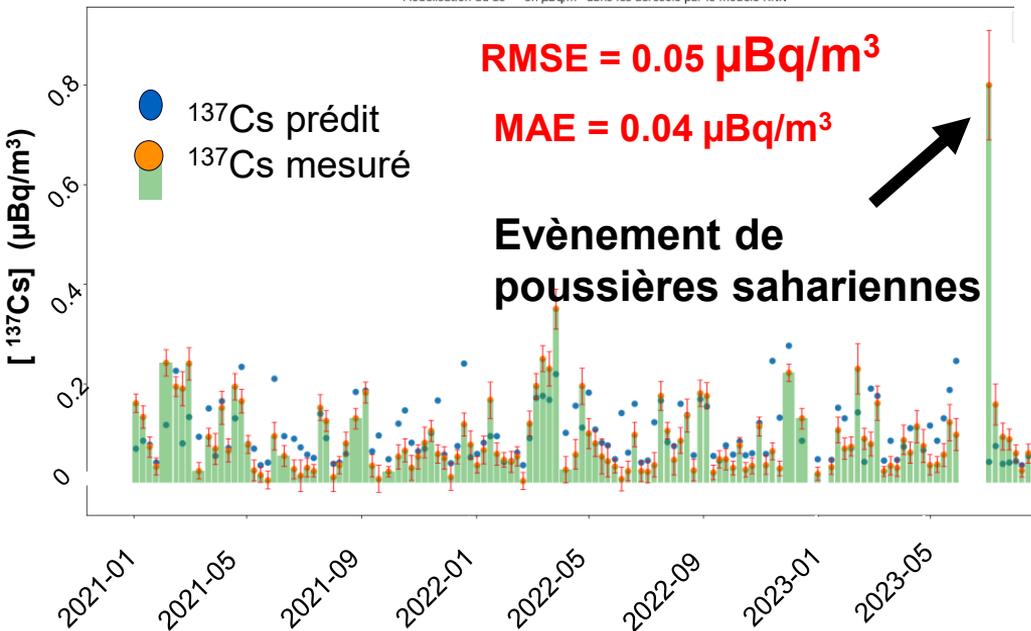
Vitesse du vent,
Direction du vent,
Température du thermomètre mouillé,
Tendance barométrique



Données météorologiques journalières entre 2 prélèvements (ici 10 jours)

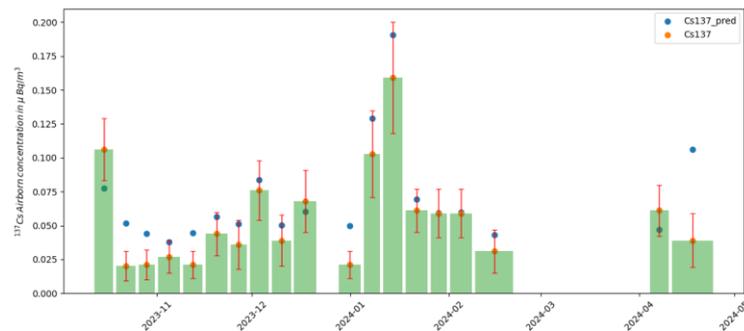
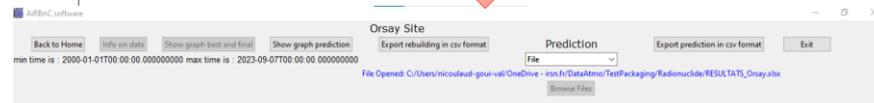
AIDER LA DÉTECTION D'ANOMALIES DE CONCENTRATION EN ^{137}Cs DANS LES AÉROSOLS

Concentration dans les aérosols en ^{137}Cs ($\mu\text{Bq}/\text{m}^3$)



ASNR/PSE-ENV/SIRSE

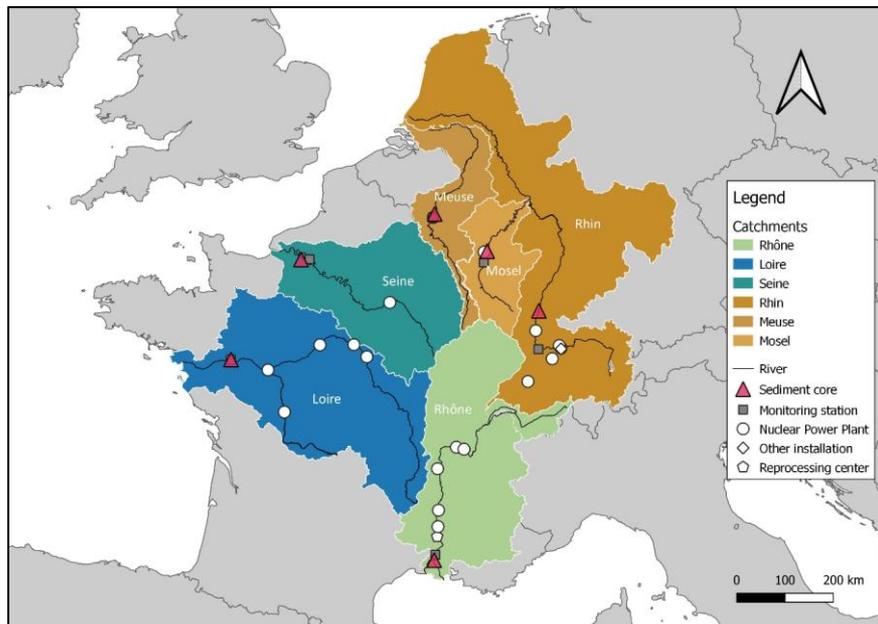
AiRBnC



1.3

RECONSTRUIRE ET PRÉDIRE LES GRANDES TENDANCES ANNUELLES DES CONCENTRATIONS DE CONTAMINANTS DANS LES SÉDIMENTS À L'EXUTOIRE DES GRANDS FLEUVES DE FRANCE

RECONSTRUIRE ET PRÉDIRE LES GRANDES TENDANCES ANNUELLES DES CONCENTRATIONS DE CONTAMINANTS DANS LES SÉDIMENTS À L'EXUTOIRE DES GRANDS FLEUVES DE FRANCE



Pas de temps annuel

Covariables

Sources contaminantes
Rejets centrales Apport bassin versant



Flux de lessivage,
Dépôt,
Inventaire

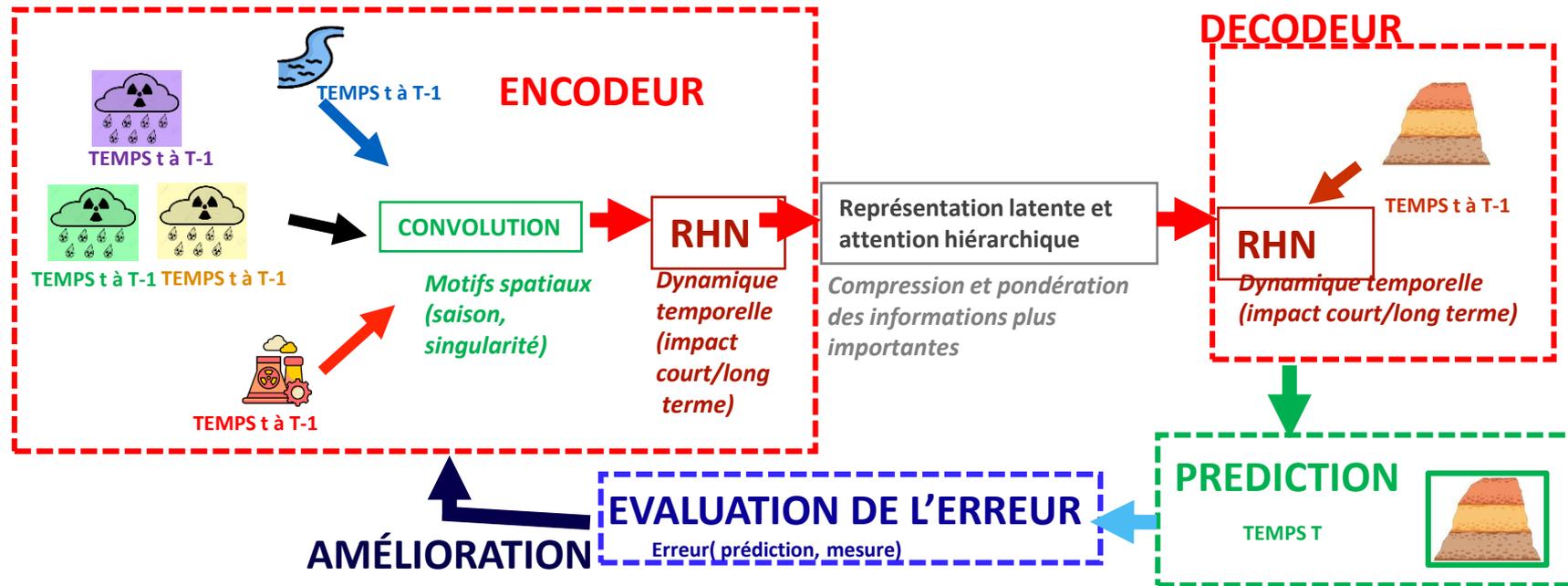


Paramètre hydrologique
Débits



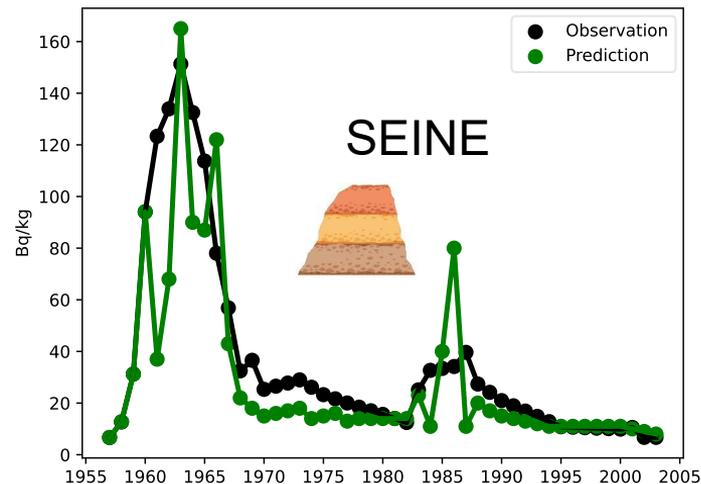
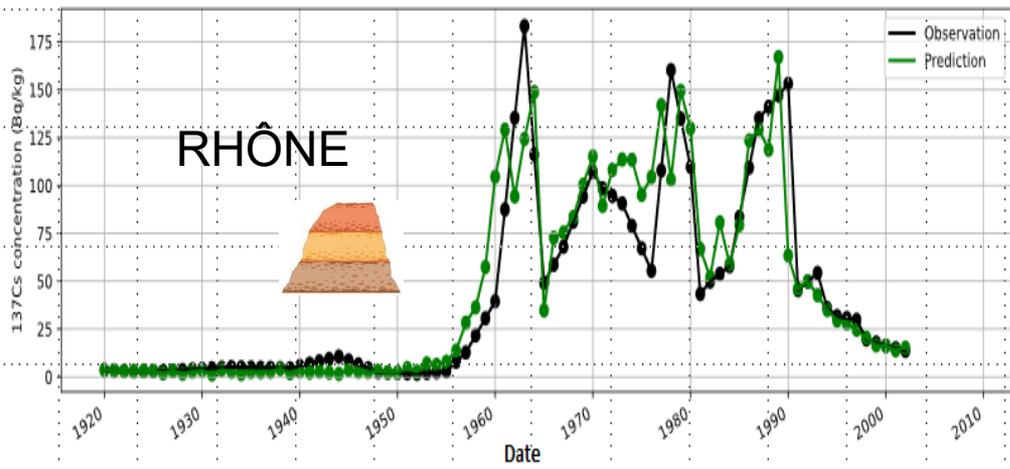
Variable cible
Concentration contaminant en ^{137}Cs

APPRENTISSAGE POUR HRHN : CALIBRATION DES PONDÉRATIONS SUR LE RHÔNE



RECONSTRUIRE ET PRÉDIRE LES GRANDES TENDANCES ANNUELLES DES CONCENTRATIONS DE CONTAMINANTS DANS LES SÉDIMENTS À L'EXUTOIRE DES GRANDS FLEUVES DE FRANCE

Prédiction des concentrations en ^{137}Cs dans les sédiments sur le Rhône et la Seine, par le modèle HRHN et mesures de l'archive sédimentaire associée



Travaux de Kathleen Pelé

2

RARETÉ DES DONNÉES ENVIRONNEMENTALES : GÉNÉRATION DE DONNÉES ET TRANSFER LEARNING

2.1

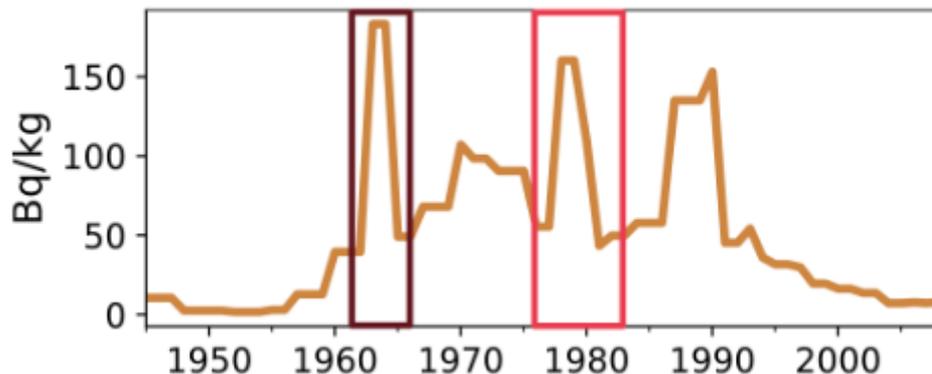
TECHNIQUE DE GÉNÉRATION DE DONNÉES

TECHNIQUE DE GÉNÉRATION DE DONNÉES

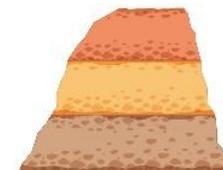
AN EMPIRICAL SURVEY OF DATA AUGMENTATION FOR TIME SERIES CLASSIFICATION WITH NEURAL NETWORK, BRIAN KENJI IWANA, SEICHI UCHIDA (2021)

1. RÉARRANGEMENT DE CHAQUE SÉRIE : DÉCOUPE EN FENÊTRE TEMPORELLE
2. DUPLICATION AVEC UN BRUIT UNIFORME

UNE PLUS GRANDE BASE DE DONNÉES POUR UNE MEILLEURE ROBUSTESSE DU MODÈLE

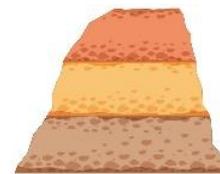
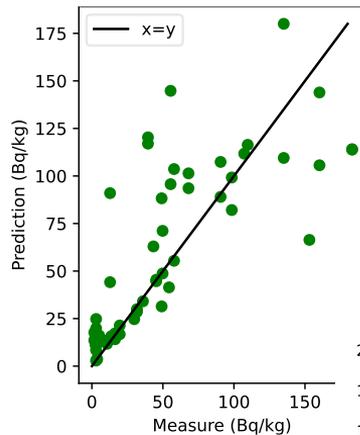
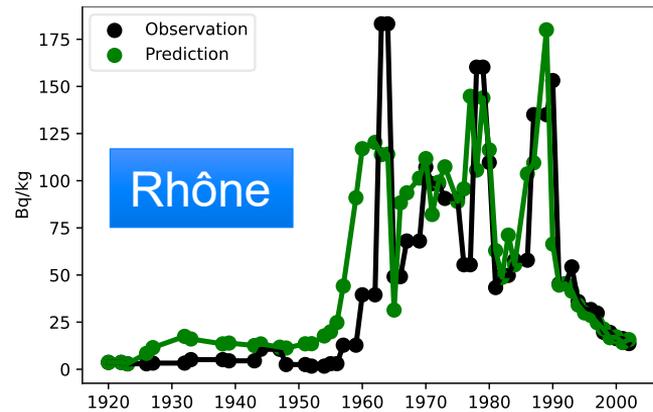


60 données

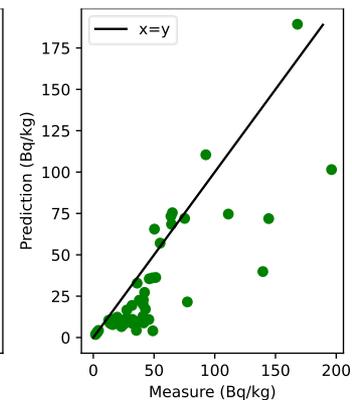
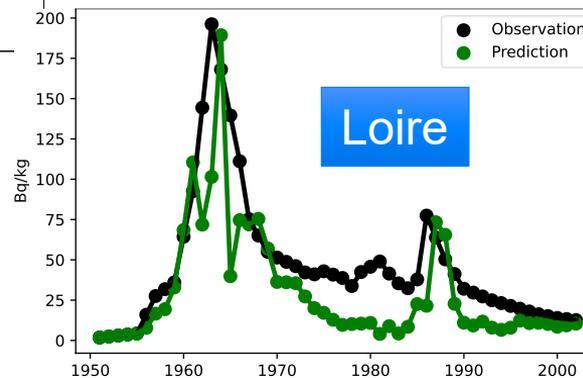


900 données

PRÉDICTION DES CONCENTRATIONS EN 137CS DANS LES SÉDIMENTS SUR LE RHÔNE ET LA LOIRE, PAR LE MODÈLE HRHN ET MESURES DE L'ARCHIVE SÉDIMENTAIRE ASSOCIÉE



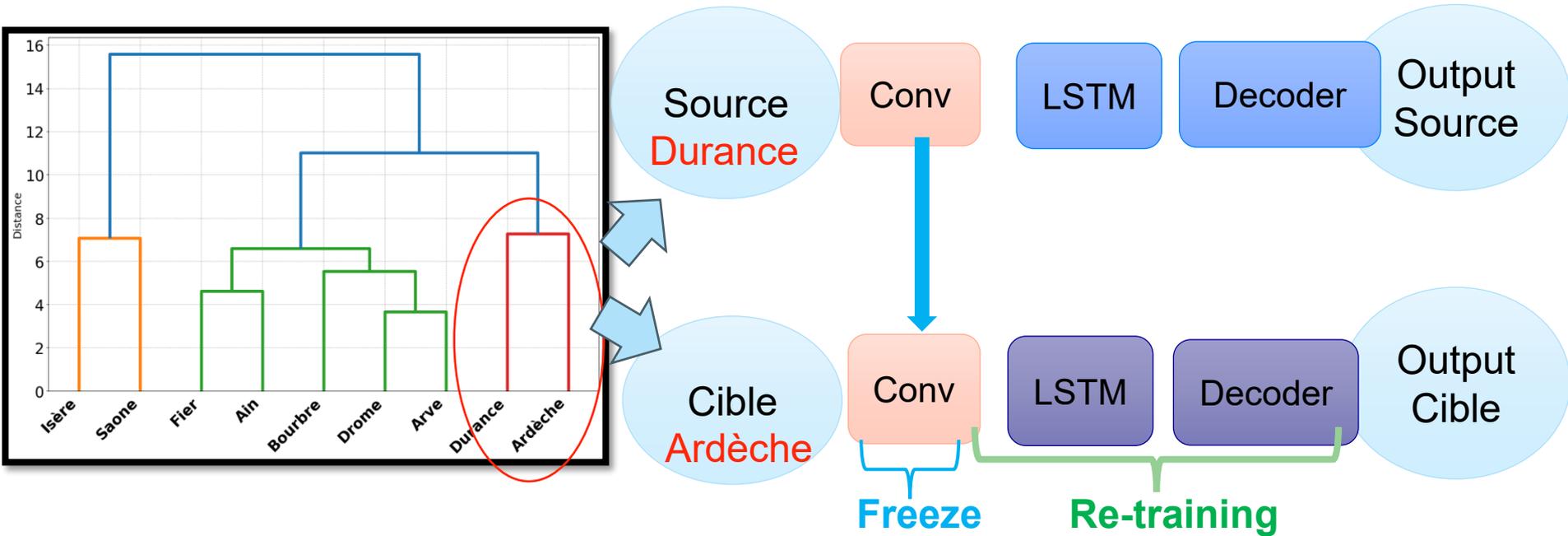
Travaux de Kathleen Pelé



2.2

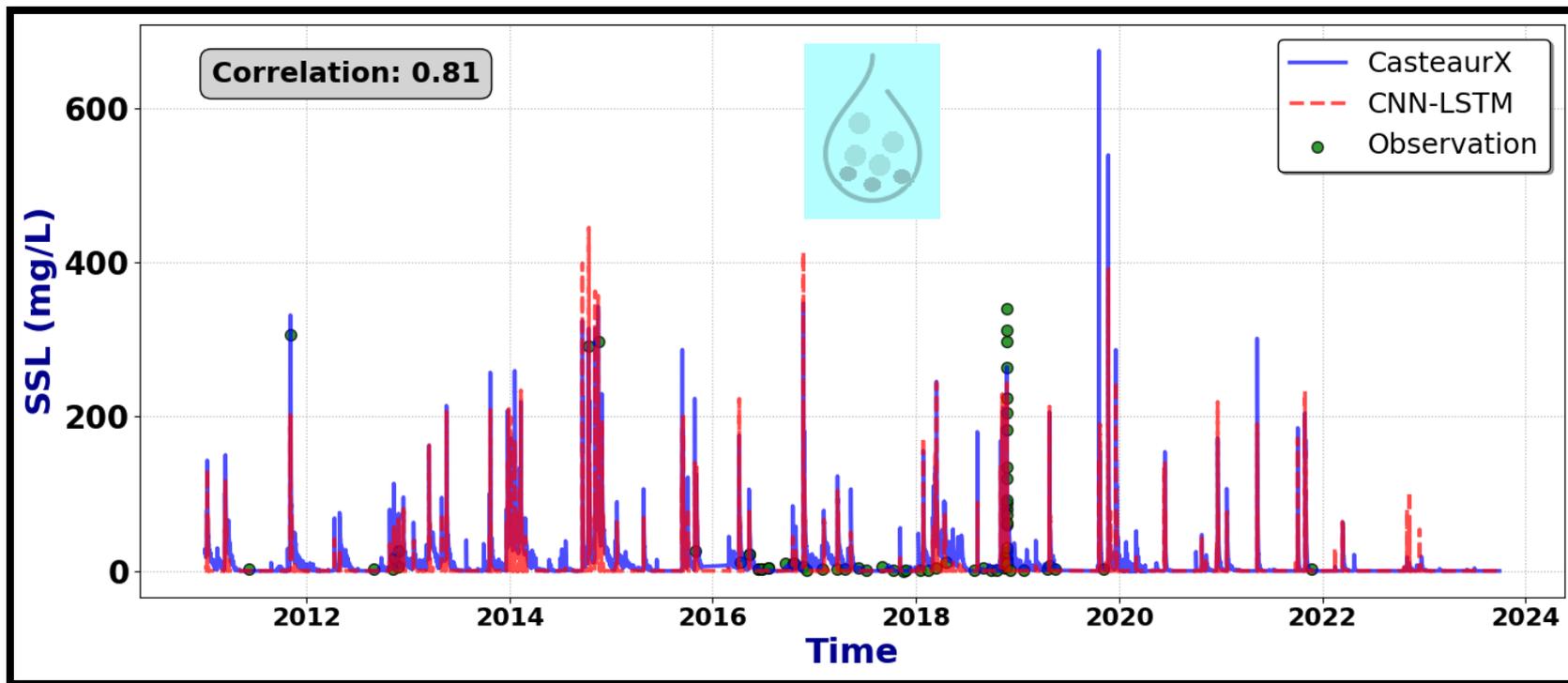
TECHNIQUE DE TRANSFER LEARNING APPLIÉE SUR LA PREDICTION DES CONCENTRATIONS DE MES DANS L'ARDÈCHE

TECHNIQUE DE TRANSFER LEARNING APPLIQUÉE SUR LA PREDICTION DES CONCENTRATIONS DE MES DANS L'ARDÈCHE



Seulement 80 observations sur l'Ardèche

TECHNIQUE DE TRANSFER LEARNING APPLIQUÉE SUR LA PRÉDICTION DES CONCENTRATIONS DE MES DANS L'ARDÈCHE



POSTER
12

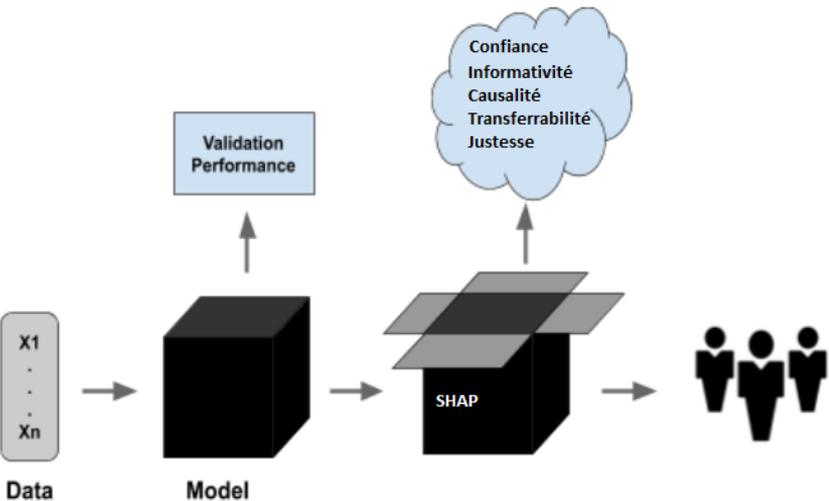
Travaux de thèse de Taha Hamadene

3

VERS L'INTELLIGIBILITÉ DES MODÈLES BASÉS SUR LES DONNÉES OU IA EXPLIQUE-TOI !

3.1

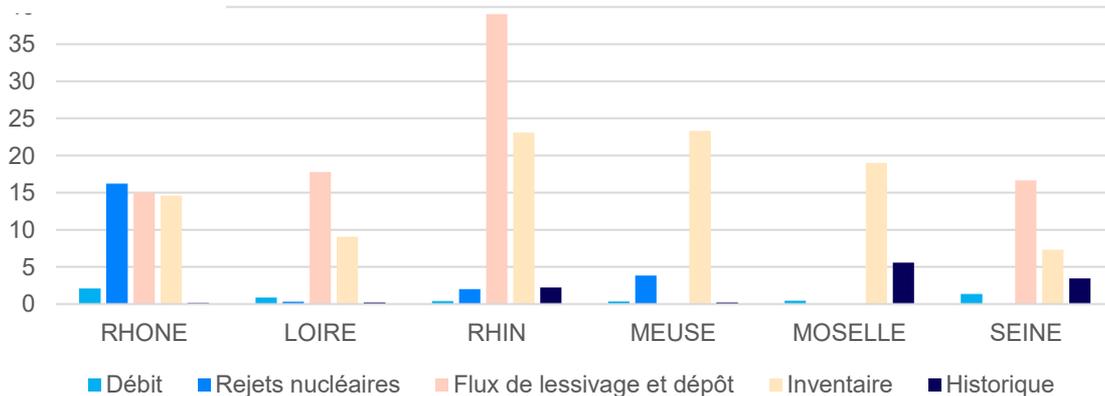
VALEURS DE SHAPLEY



VALEURS DE SHAPLEY



Valeurs de Shapley sur les prédictions de la concentration en ^{137}Cs par le modèle HRHN



SHAP > 0 ➡ co-variable accroît la prédiction

SHAP < 0 ➡ co-variable diminue la prédiction

Au plus la valeur est grande au plus l'influence est grande

3.2

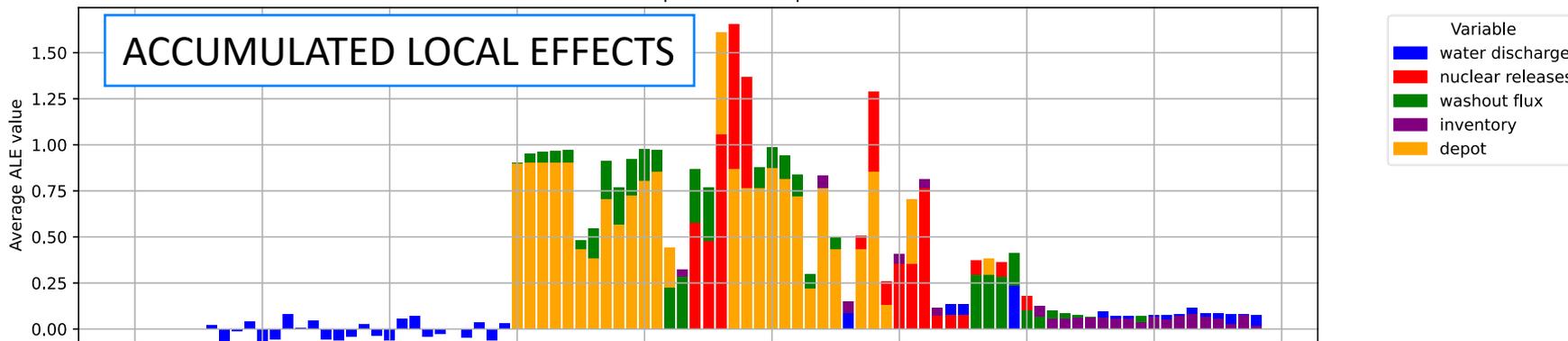
EFFETS LOCAUX ACCUMULÉS



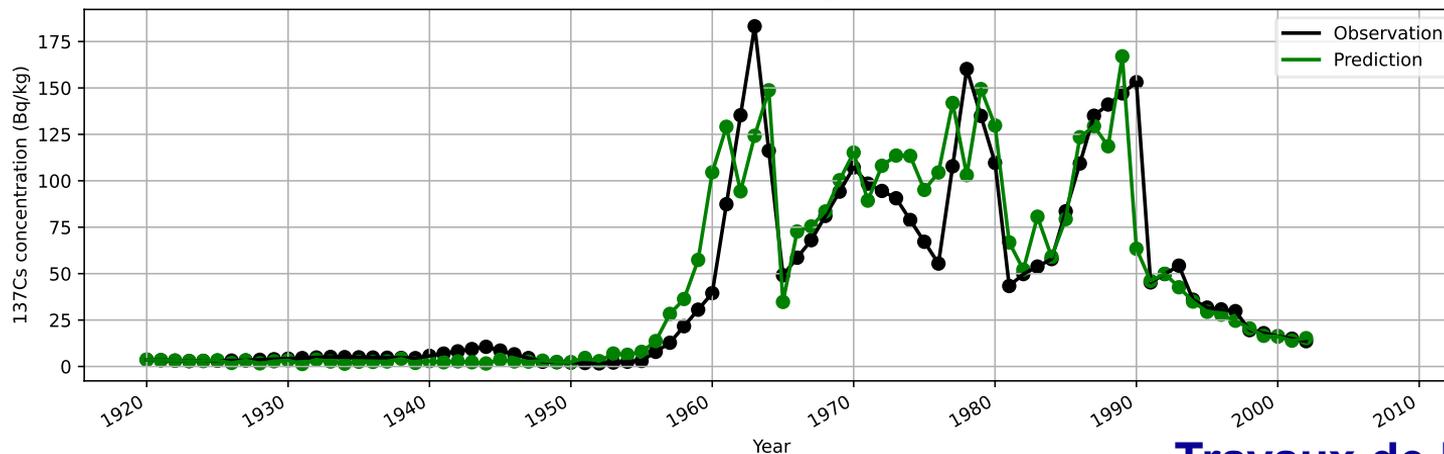
RESULTATS: ARCHIVE DU RHONE 1920-2008



Influence of Top 2 Variables per Year



Predicted vs Observed ¹³⁷Cs Concentrations



Travaux de Kathleen Pelé

POINTS PRINCIPAL DE L'INTERPRETATION DE L'ALE

Dépôt atmosphérique :



Principal facteur expliquant la contamination au césium-137 durant **la période des essais nucléaires.**

Lessivage :



Dominant en 1986 (caractéristique Tchernobyl) : un transfert contrôlé par les précipitations et le ruissellement.

Inventaire :



Mémoire environnementale : stock résiduel de césium-137 dans l'environnement, mobilisable par érosion ou crue

Débit :



Joue un rôle **modulateur** : atténue ou amplifie l'effet d'autres variables selon le contexte hydrologique.

Rejet :



Dominance identifiée **uniquement lorsque les données sont précises et bien renseignées.**

MERCI POUR VOTRE
ATTENTION