

PRÉDICTIONS DE CHRONIQUES PIÉZOMÉTRIQUES DE L'AQUIFÈRE DE LA NAPPE DE BEAUCE (RÉGION CENTRE, FRANCE) PAR UN MODÈLE DE RÉSEAU DE NEURONES INFLUENCÉ PAR LA PHYSIQUE (PINNS) CONGRÈS EAU & IA 2026 Session 2

Pascal Audigane ¹, Etienne Lehembre ², Hugo Breuillard ¹, Thi-Bich-Hanh Dao ², Vincent Nguyen ², Christel Vrain ²

¹ BRGM, Avenue Claude Guillemin, 45060, Orléans,

² Université d'Orléans, INSA CVL, LIFO, UR 4022, Orléans,
+ l'équipe du projet JUNON (ARD)

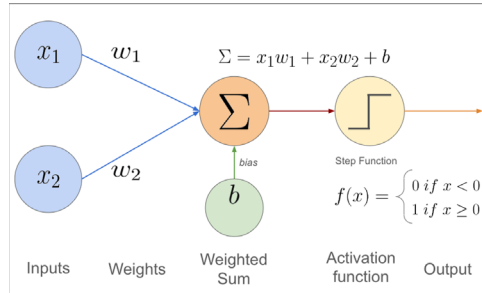
1^{er} CONGRÈS EAU &
INTELLIGENCE
ARTIFICIELLE

4-5-6 mars 2026

Les réseaux de neurones récurrents

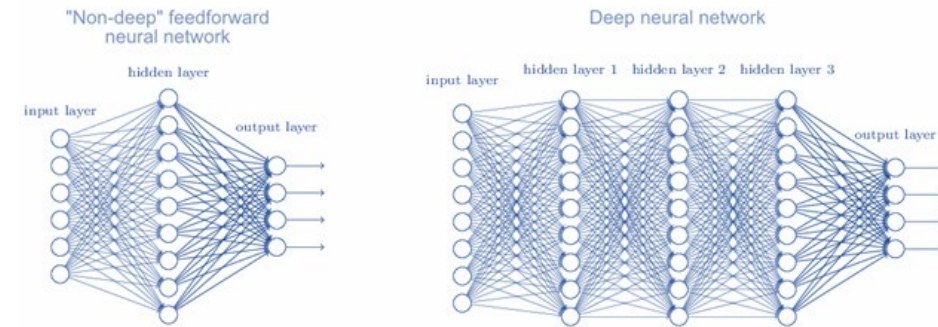
Le modèle **MLP**: Multi Layer Perceptron

Le perceptron

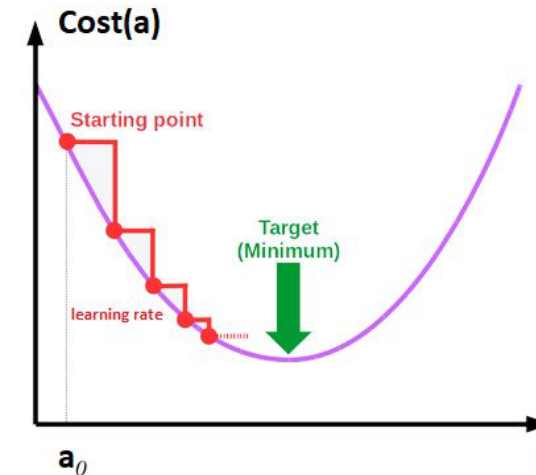


- ✓ Les données d'entrée sont **normées entre 0 et 1** avant d'être propagées dans le réseau dans une fonction affine elle-même transformée via une **fonction d'activation** qui renvoie un **signal entre 0 et 1**.
- ✓ Les coefficients poids (w_i) et biais (b) sont ajustés pour réduire la **fonction coût qui évalue l'écart des résultats du réseau aux observations** (apprentissage du réseau) par méthode de descente de gradient

- ✓ Le MLP est un réseau multi-couche de perceptron
- ✓ Transmet l'information descendante (feed forward)



$$\mathcal{L}_{Data} = \frac{1}{p} \sum_{i=0}^p (G1_i - y_i)^2$$



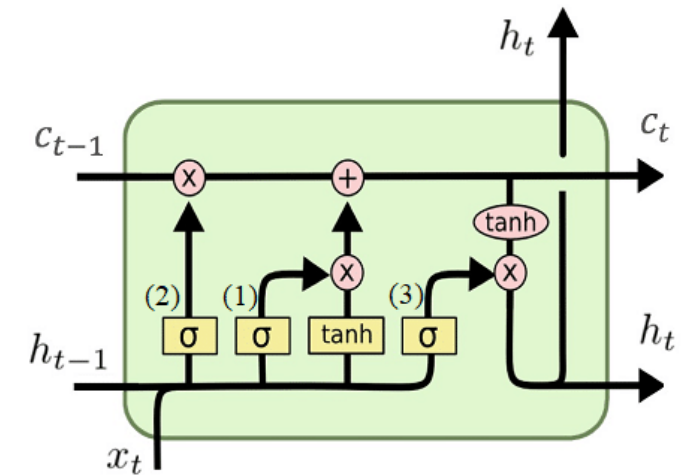
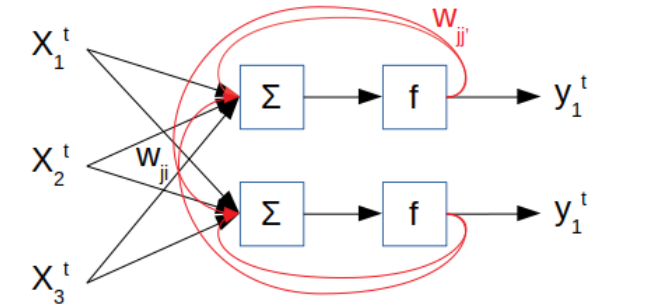
Les réseaux de neurones récurrents

Le modèle récurrent **RNN (Recurrent Neural Network)**:

- ✓ Présente des connexions récurrentes
- ✓ La sortie d'un neurone est une combinaison non linéaire de ses entrées
- ✓ Plus adapté aux séries temporelles

Les réseaux **LSTM (Long Short Term Memory)** sont une variation des réseaux de neurones récurrents :

- ✓ Gère les dépendances à long terme en raison du problème du « vanishing gradient »
- ✓ **Cellule mémoire**: permet au réseau de stocker et d'accéder à des informations sur une période étendue
- ✓ **Cellule mémoire** : composée de plusieurs portes :
 - ✓ une porte d'entrée,
 - ✓ une porte de sortie et
 - ✓ une porte d'oubliqui régulent le flux d'informations à l'intérieur de la cellule mémoire, permettant ainsi de contrôler les informations à retenir et celles à oublier.

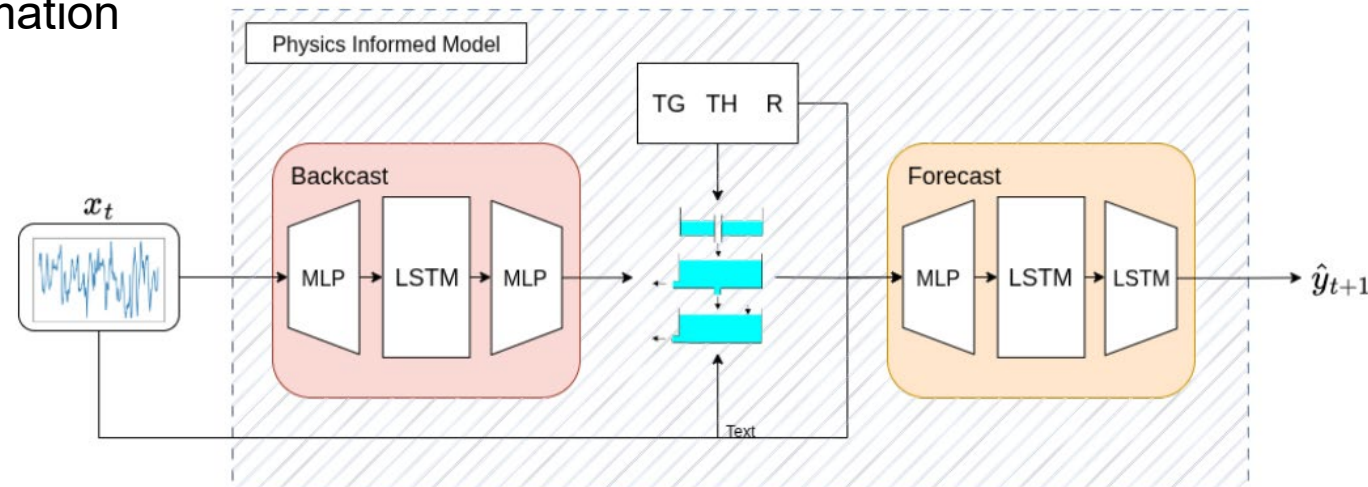


LSTM
(Long-Short Term Memory)

L'approche PINNs (Physical Informed Neural Networks)

- ❑ Pour un PINNs: La fonction coût est complétée par l'intégration d'un terme calculé sur les équations physiques d'un bilan hydrique basé sur le modèle Gardénia*: $\mathcal{L}_{Physical}$

- ❑ L'architecture du réseau repose sur la construction de deux blocs:
 - ❖ **Backcast** : qui permet de reconstruire les niveaux d'eau des réservoirs conceptuels du modèle Gardénia/Rameau ainsi que les variables physiques issues de l'historique des données
 - ❖ **Forecast** : utilise les variables fournies par le Backcast ainsi que l'historique des données pour calculer la prédiction
 - ❖ Chaque bloc est composé d'un **decodeur** et d'un **encodeur** MLP → pour augmenter ou réduire la résolution de l'information



* RAMEAU : River and Aquifer Modelling toolbox of the French geologicAI sUrvey

- Première version stable en cours de développement, sortie prévue courant 2025
- Développé depuis janvier 2023
- Fusion des codes GARDENIA, EROS et BICHE
- Distribué sous la forme d'un package python et/ou d'un exécutable en ligne de commande
- Nouveau logo
- Distribué en open source (<https://gitlab.brgm.fr/brgm/codes-hydrogeologiques/rameau>, en accès restreint en attendant la sortie de la première version)



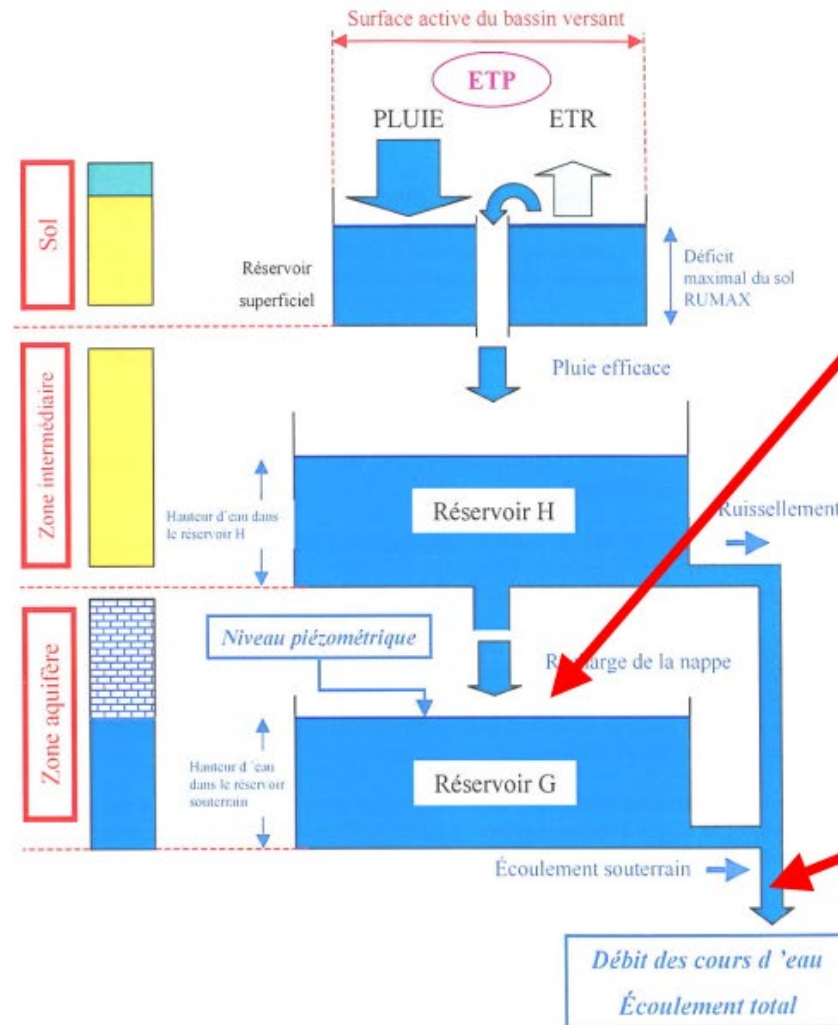
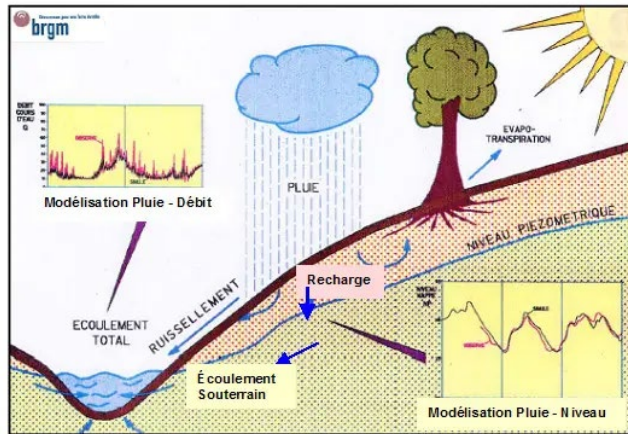
Le modèle Gardenia

Bilan hydrique

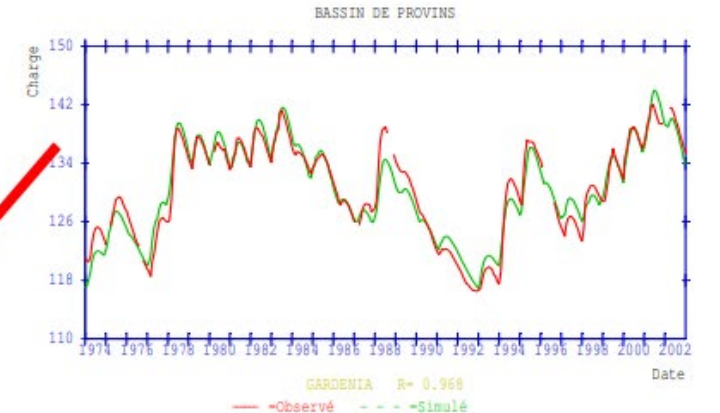
❖ 3 compartiments:

- **Sol**
- **Zone intermédiaire**
 - ruissellement vers la rivière
 - Percolation vers la nappe
- **Zone aquifère**
 - Écoulement vers la rivière

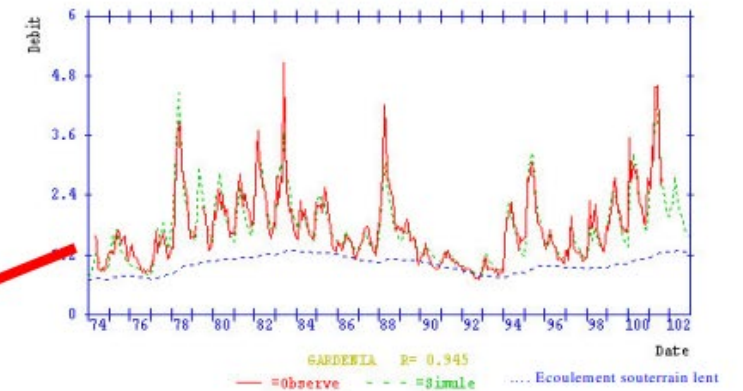
❖ La pluie percole au travers ces trois compartiments avant de rejoindre la rivière exutoire final,



Pluie - Niveau piézométrique

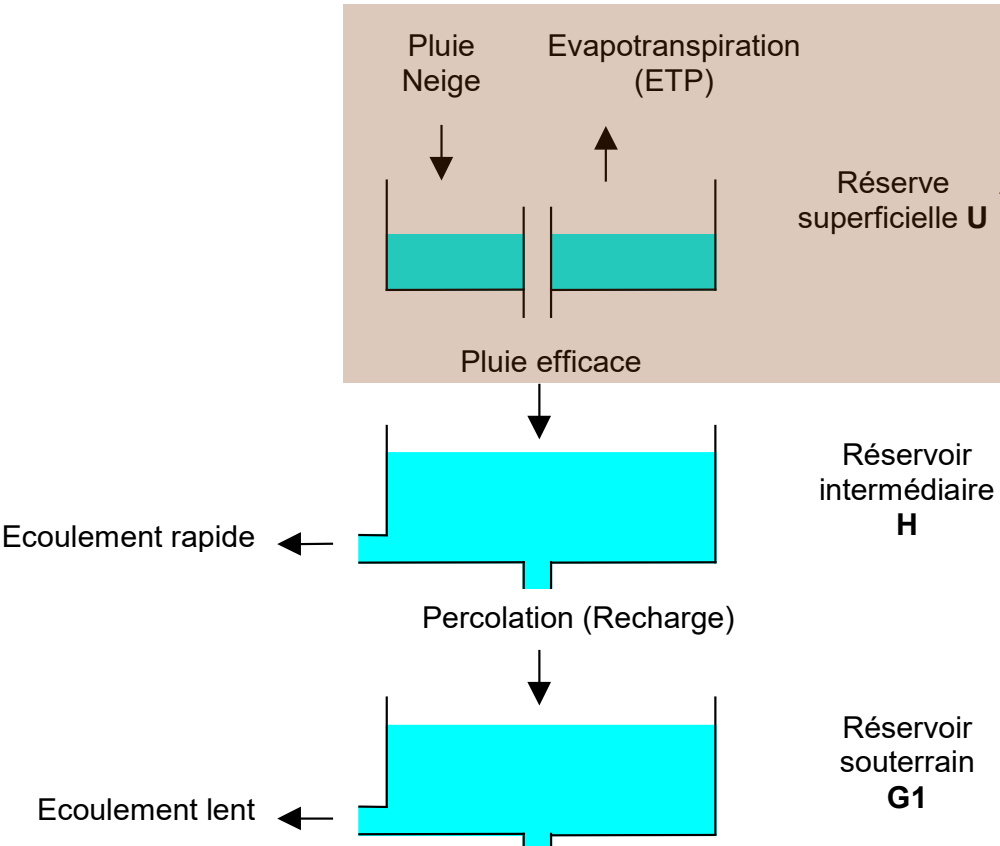


Pluie - Débit



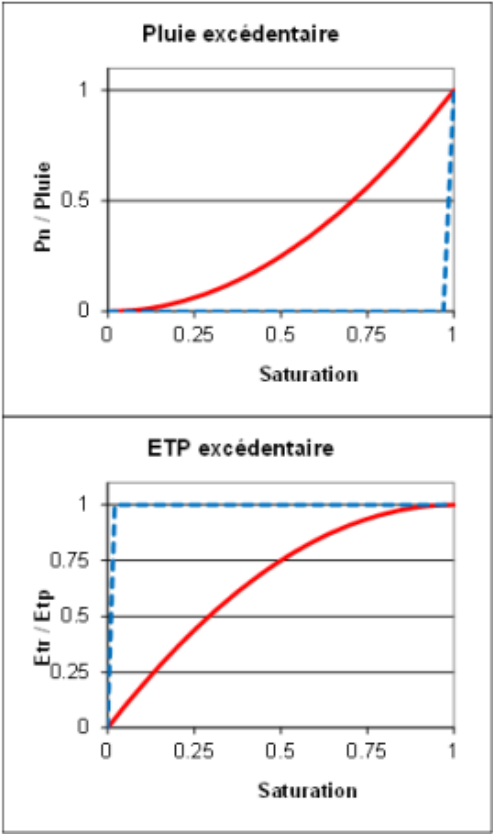
Le réservoir Sol

Pluie (neige) → Pluie efficace



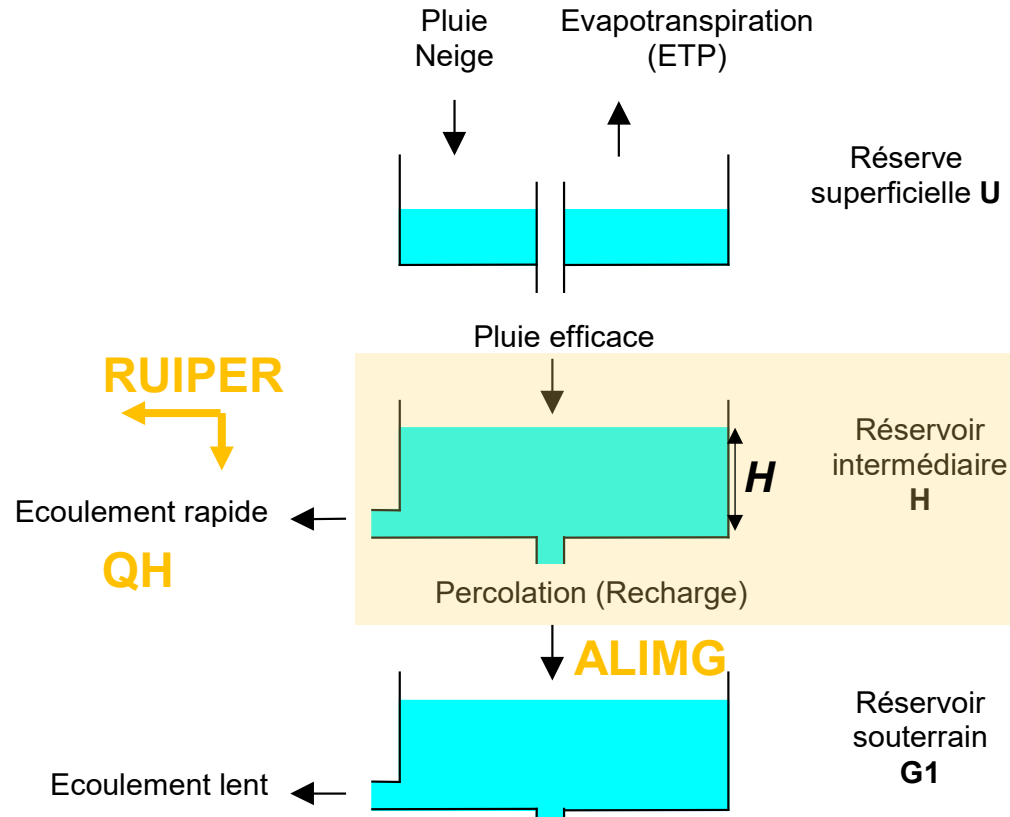
Comportements hydriques de sols possibles:

- « progressif » (en rouge) qui laisse passer progressivement la pluie (loi en carré de la teneur en eau dans le sol)



Le réservoir intermédiaire ou « hypodermique » H

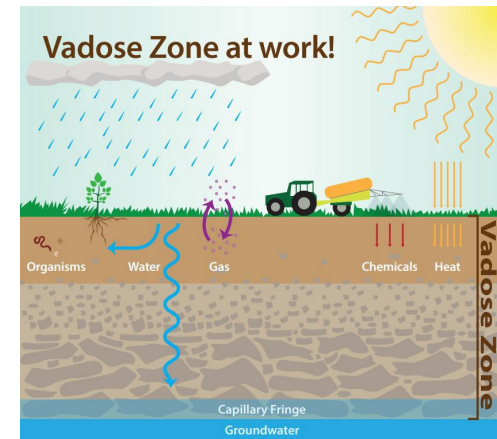
Pluie efficace → Ruissellement (QH) Percolation (ALIMG)



$$QH = H \cdot dt / (THG \cdot RUIPER / H)$$

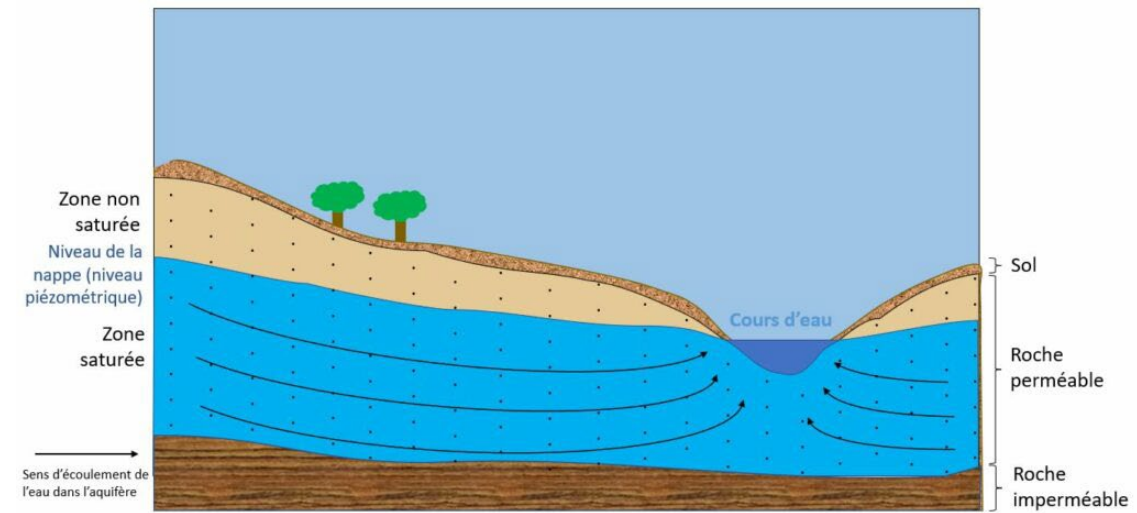
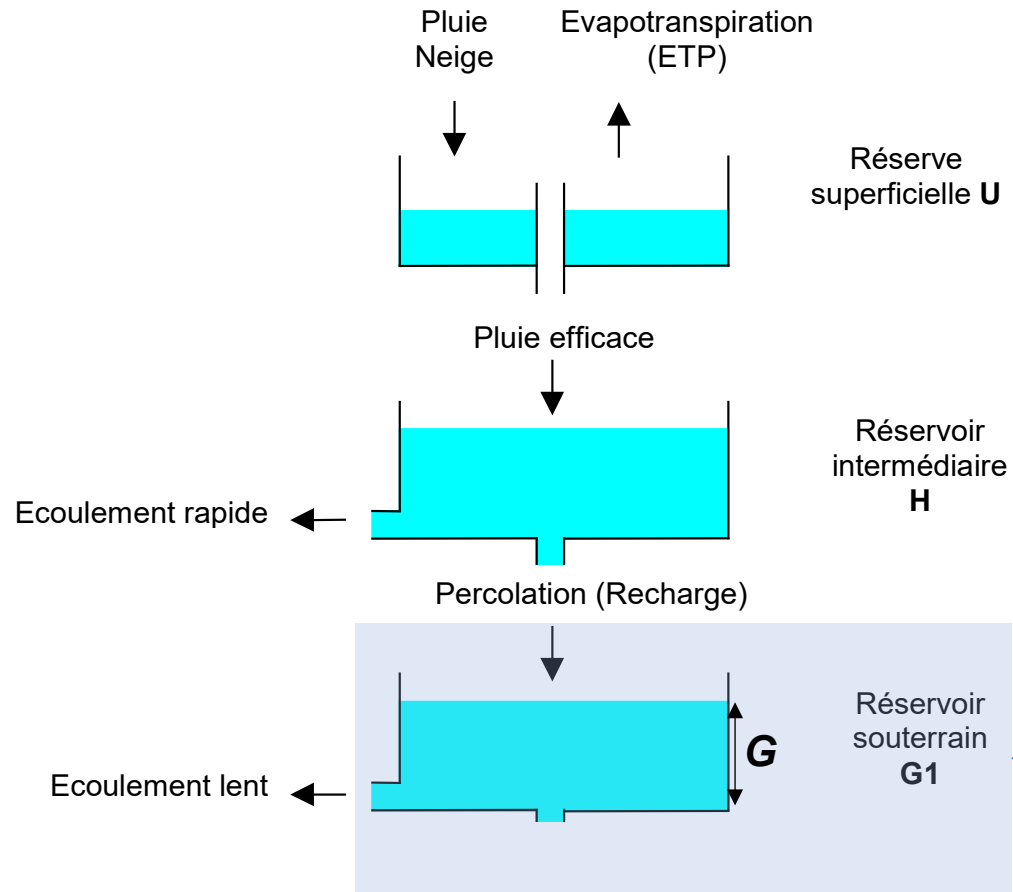
$$ALIMG = H \cdot dt / THG$$

- ✓ avec **H** le niveau d'eau dans le réservoir H
- ✓ **dt** le pas de temps
- ✓ **THG** un terme de « demi-vie » qui permet de gérer la cinétique de vidange du réservoir H vers le réservoir G1
- ✓ **RUIPER** contrôle la répartition ruissellement / percolation vers la nappe, si RUIPER élevé, QH faible



Le réservoir Aquifère

Percolation (ALIMG) → Ecoulement lent (QG1)



$$\square \quad QG = G \cdot dt / TG$$

- ✓ Le réservoir souterrain G1 produit l'écoulement lent ou « écoulement souterrain rapide »
- ✓ Il représente généralement l'aquifère
- ✓ La hauteur d'eau qu'il contient à un instant donné est notée **G**
- ✓ Par écoulement vers l'exutoire du bassin sous forme de débit lent **QG**, suivant une loi de vidange exponentielle de constante de temps de « demi-vie » **TG**

$$\frac{dG}{dt} = -\frac{G}{TG} \rightarrow G(t) = G_0 * \exp\left(\frac{-t}{TG}\right),$$

L'approche PINNs (Physical Informed Neural Networks)

Calcul de la fonction coût (on respire un grand coup! ☺):

- L'intégration de la fonction qui contrôle l'écoulement du réservoir *sol* vers le réservoir *hypodermique* H s'écrit:

$$\frac{\partial H}{\partial t} = P_e - \frac{H * dt}{TH} - \frac{H^2 * dt}{TH * RP}$$

- De même l'intégration de la fonction de l'écoulement du réservoir H vers le réservoir *aquifère* $G1$ s'écrit:

$$\frac{\partial G}{\partial t} = \frac{H * dt}{TH} - \frac{G * dt}{TG}$$

- La fonction coût « physique » associée pour renforcer la convergence de l'apprentissage s'écrit:

$$\begin{aligned} \mathcal{L}_{Physical} = & \frac{1}{p} \sum_{i=0}^p \left(\left(\frac{\partial S}{\partial t} \right)_i - S_i + C_{g_i} * \left(\frac{\tanh(\frac{R'_i}{C_{g_i}})}{1 + (\frac{S_i}{C_{g_i}}) * \tanh(\frac{R'_i}{C_{g_i}})} \right) \right) \\ & \frac{1}{p} \sum_{i=0}^p \left(\frac{H_i * dt}{TH_i} - \frac{G_i * dt}{TG_i} - \frac{\partial G_i}{\partial t} \right)^2 \\ & + \frac{1}{p} \sum_{i=0}^p \left(R_{Ei} - \frac{H_i * dt}{TH_i} - \frac{H_i^2 * dt}{TH_i * RS_i} - \frac{\partial H_i}{\partial t} \right)^2 \end{aligned}$$

- Chaque terme $G1$ et H est borné

$$\mathcal{L}_{Border} = \mathcal{L}_{TG1_{max}} + \mathcal{L}_{TG1_{min}} + \mathcal{L}_{TH_{max}} + \mathcal{L}_{TH_{min}}$$

- La fonction coût classique choisie est la MSE

$$\mathcal{L}_{Data} = \frac{1}{p} \sum_{i=0}^p (G1_i - y_i)^2$$

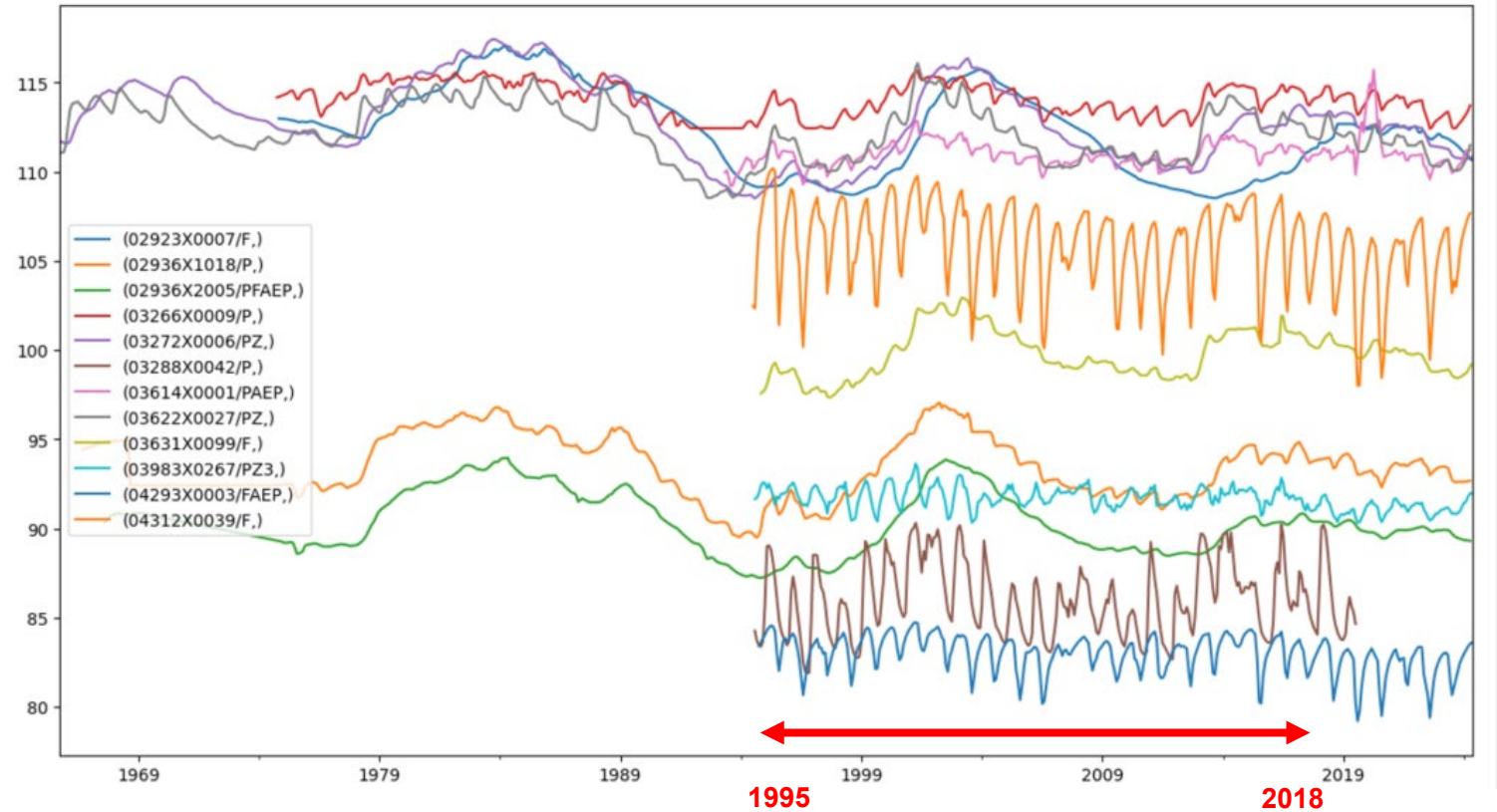
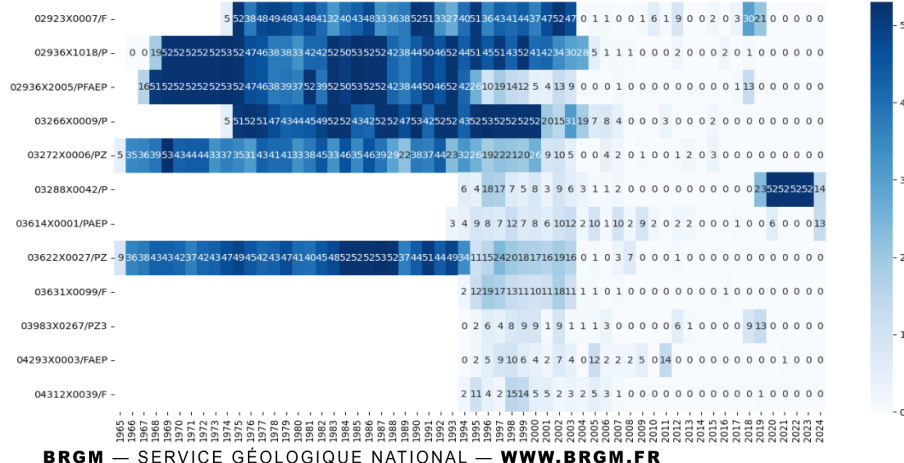
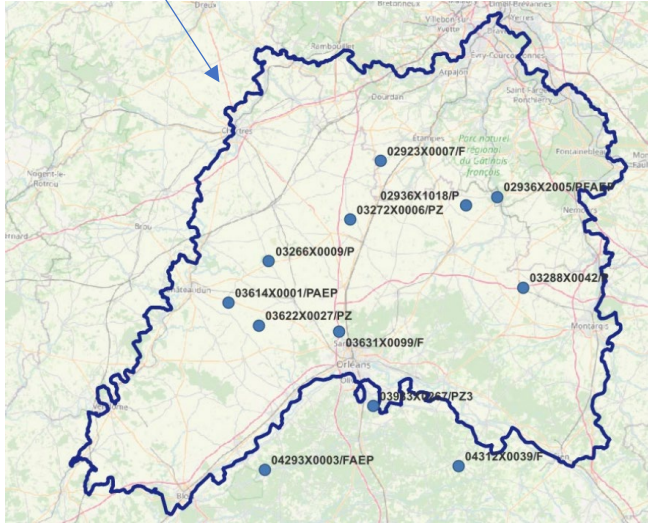
- Ce qui conduit à la fonction coût finale PINNS:

$$\mathcal{L} = \alpha \mathcal{L}_{Data} + \beta \mathcal{L}_{Physical} + \gamma \mathcal{L}_{Border}$$

Piézométrie: sélection de 12 piézomètres



- ✓ 12 chroniques sélectionnées pour leurs « disparités d'allure »
- ✓ On notera les cycles longs (inertiels entre 12 et 15 ans) versus les tendances saisonnières
- ✓ Les années les plus fournies en données se situent entre 1995 et 2018: note période d'étude

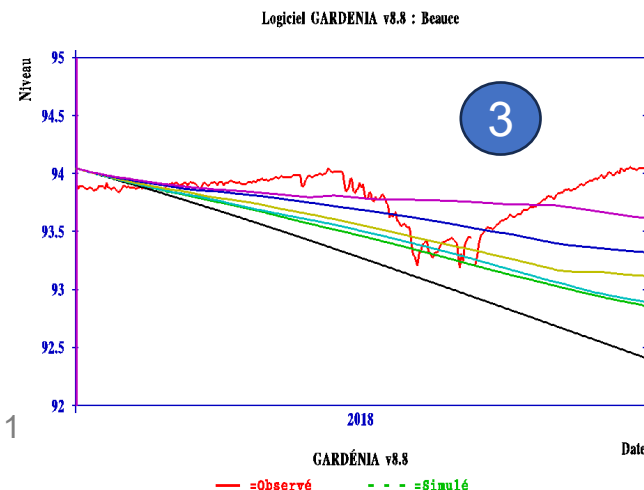
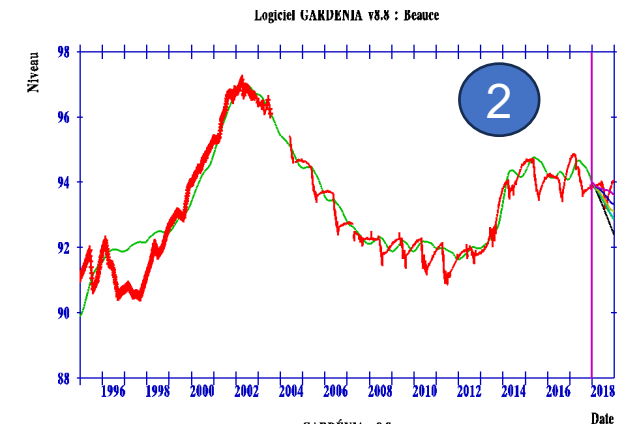
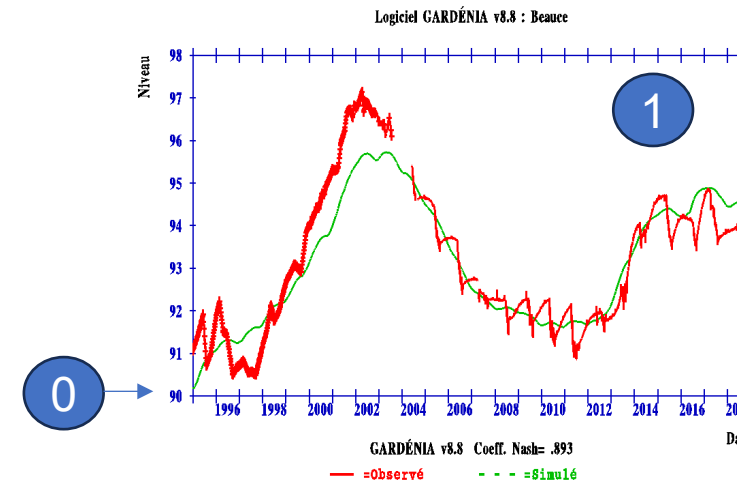


Protocole de simulation

❑ Gardenia:

- ✓ 0: Initiation du modèle sur un cycle de 8 ans avec une pluie fictive correspondant à une moyenne de toutes les données 1995-1998
- ✓ 1: Optimisation des paramètres (U , TH , TG , $RUIPER$) sur les données de 1995 à 2017, avec un algorithme modifié de Rosenbrock (1960)
- ✓ 2: Ajustement des simulations sur les observations pour améliorer la simulation à la date de prévision (et s'ajuster à la valeur de l'observation mesurée)
- ✓ 3: Prévision avec rejeu des pluies passées (1995-2017)
- ✓ Gardenia fournit un indicateur de performance sous forme de NASH (Nash Sutcliff) qui doit tendre vers 1,

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{i=0}^p (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=0}^p (y_i - \mu(y))^2}$$



Protocole de simulation

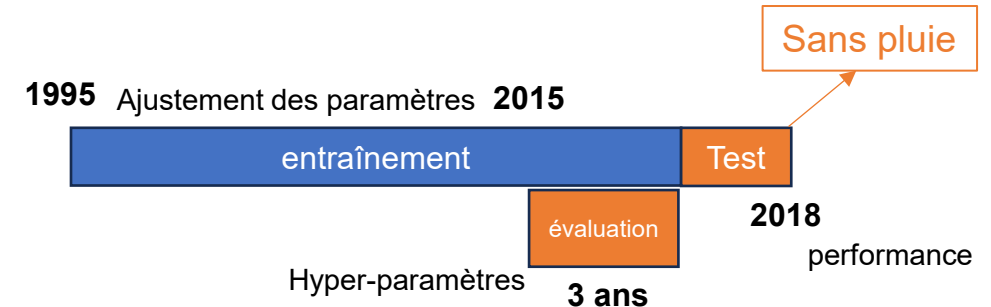
❑ PIRNN (Physics Informed Recurrent Neural Network):

✓ Données

- d'entrées :
 - données de pluie avec réservoir sol (progressif) → PIRNN
- en sortie: les niveaux d'eaux

✓ Chaque chronique est décomposée en trois parties:

- Entraînement les 21 premières années: 1995-2015
- évaluation les 3 années suivantes
- Test sur la dernière année 2018



✓ Données réduites à l'échelle temporelle mensuelle puis normalisées entre 0 et 1

✓ L'optimiseur utilisé est RADAM (Liu et al. 2019) avec un taux d'apprentissage fixé à 0.001.

✓ Comparaison avec trois autres modèles standards qui n'utilisent que la Data Loss:

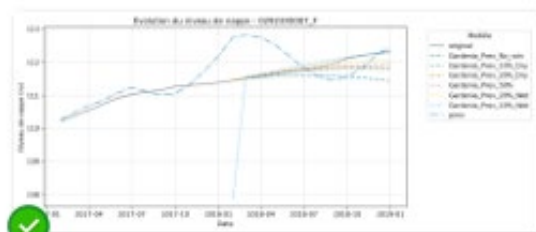
- NHITS (Neural Hierarchical Interpolation for Time Series Forecasting)
- TimeXer (Empowering Transformers for Time Series)
- RNN

✓ Trois métriques utilisées: RMSE, MAE auquel on ajoute le NSE (Gardénia):

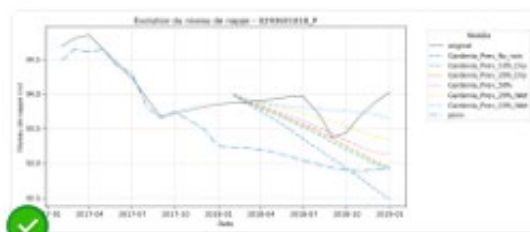
$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{p} \sum_{i=0}^p (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad MAE = \frac{1}{p} \sum_{i=0}^p ||y_i - \hat{y}_i|| \quad NSE = 1 - \frac{\sum_{i=0}^p (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=0}^p (y_i - \mu(y))^2}$$

Résultats (préliminaires)

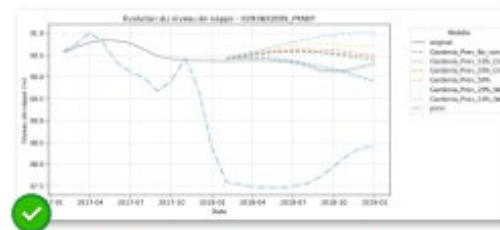
❑ Résultats sur l'ensemble des chroniques: besoin de métriques pour évaluer les performances!



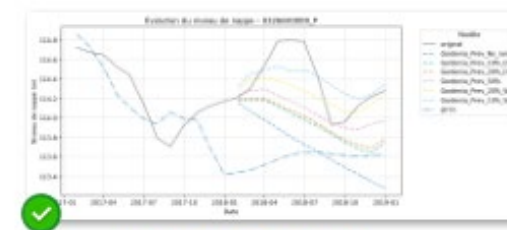
02923X0007_F.png



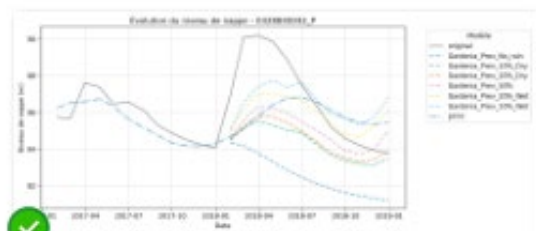
02936X1018_P.png



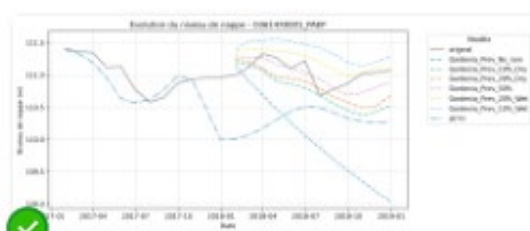
02936X2005_PFAEP.png



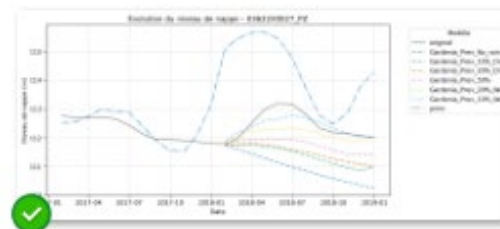
03266X0009_P.png



03288X0042_P.png



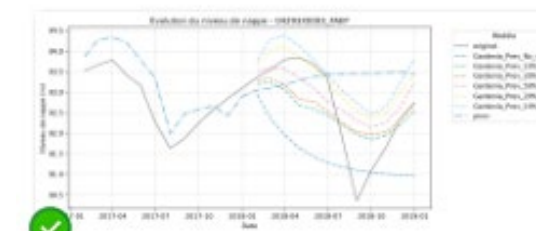
03614X0001_PAEP.png



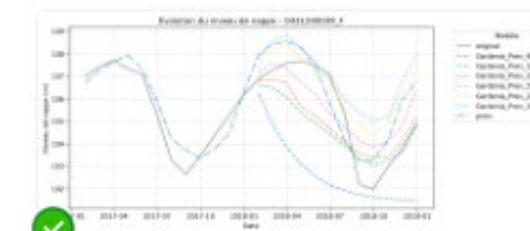
03622X0027_PZ.png



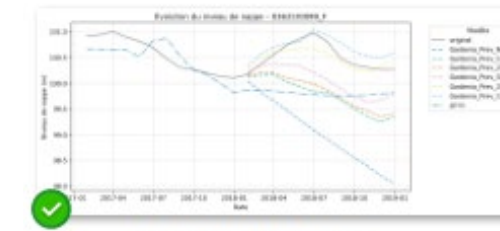
03631X0099_F.png



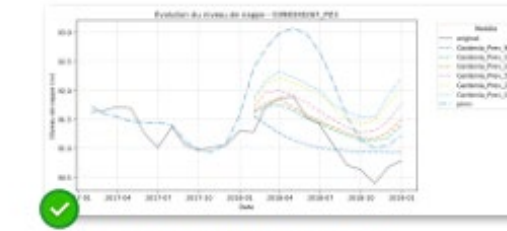
04293X0003_FAEP.png



04312X0039_F.png

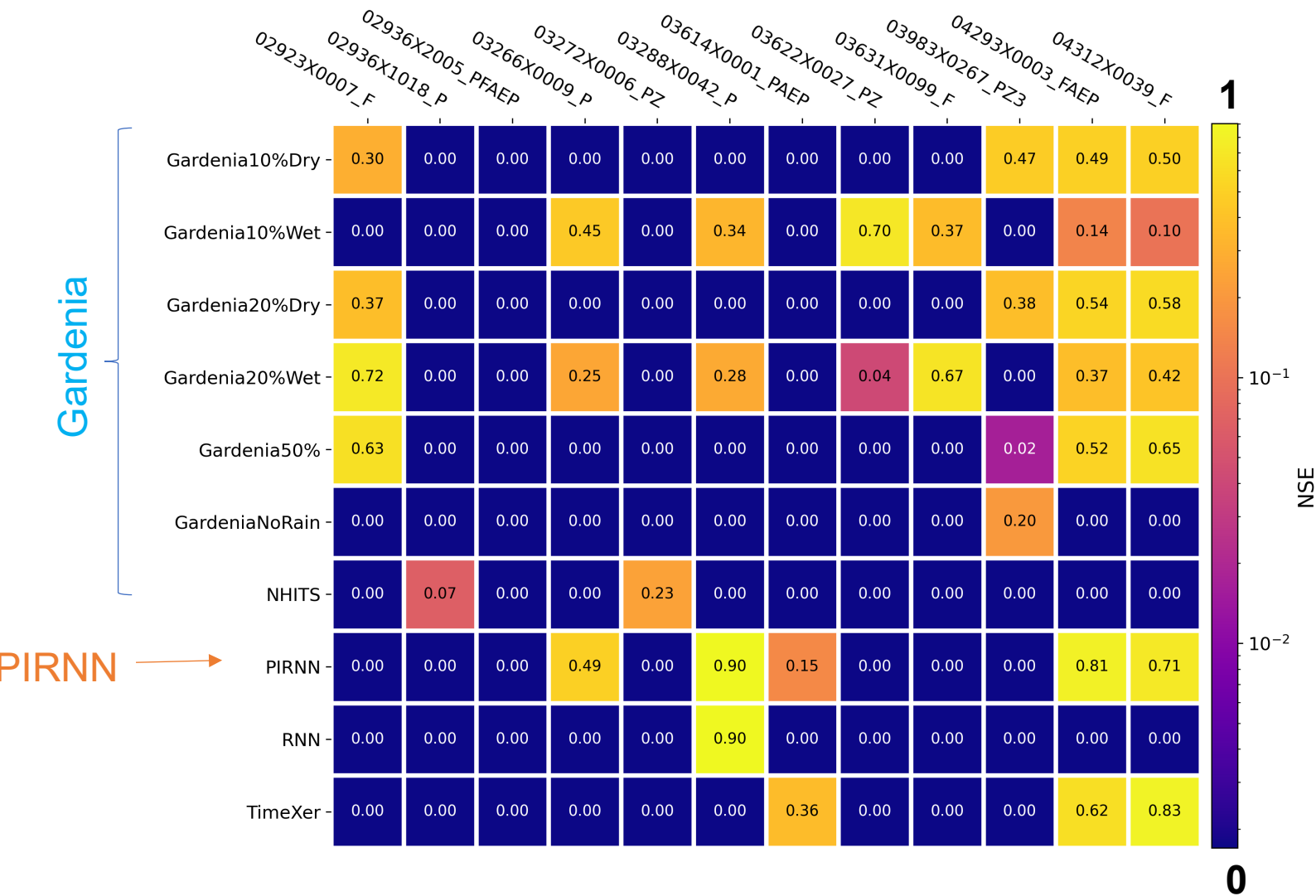


03631X0099_F.png



03983X0267_PZ3.png

Résultats (préliminaires)

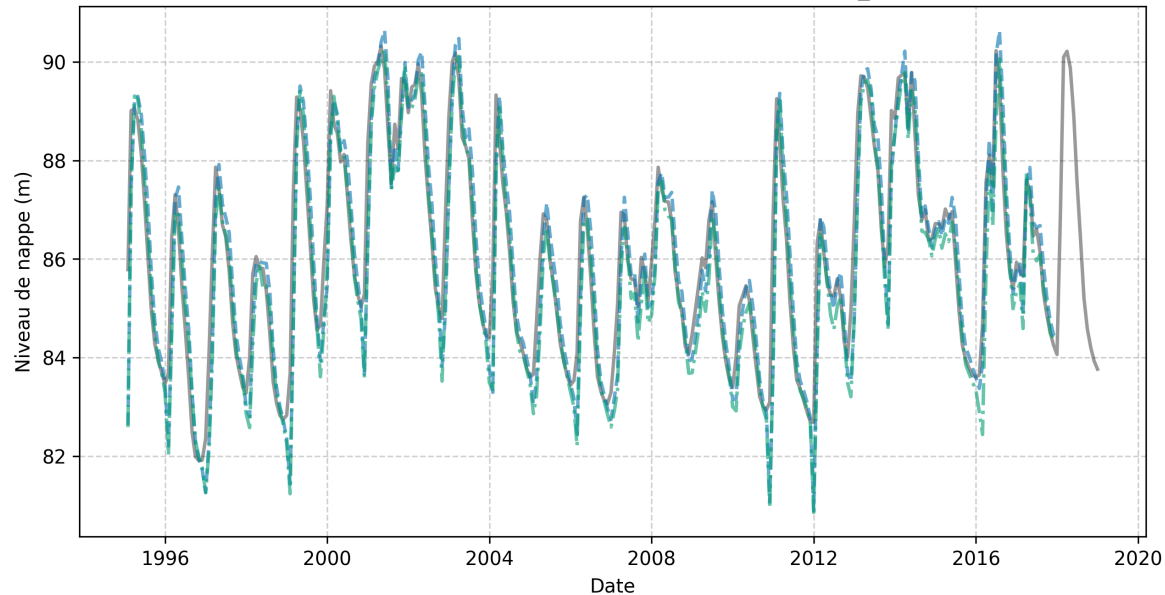


- ❑ Sur la base du **NSE**
- Parfait = 1;**
0.7> Bon >0.5;
Mauvais<0;
- ✓ Gardenia et les PIRNNs sont globalement équivalents
 - ✓ Les PIRNNs améliorent les scores des méthodes standards (NHITS, TimeXer, RNN)
 - ✓ Gardenia parvient à obtenir de meilleurs scores sur certains ouvrages

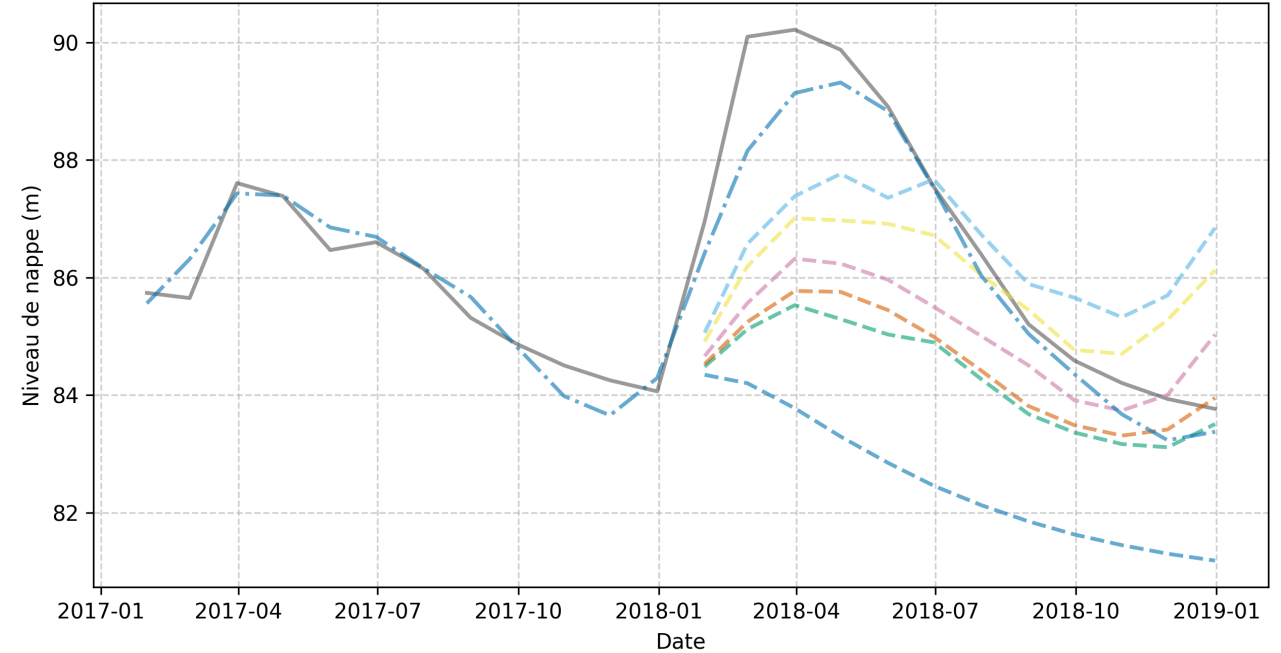
Résultats (préliminaires)

- ☐ Les PINNs sont plus performants que Gardenia et les autres RNN sur trois piézomètres
- ☐ 3 en cycle saisonnier

Évolution du niveau de nappe - 03288X0042_P



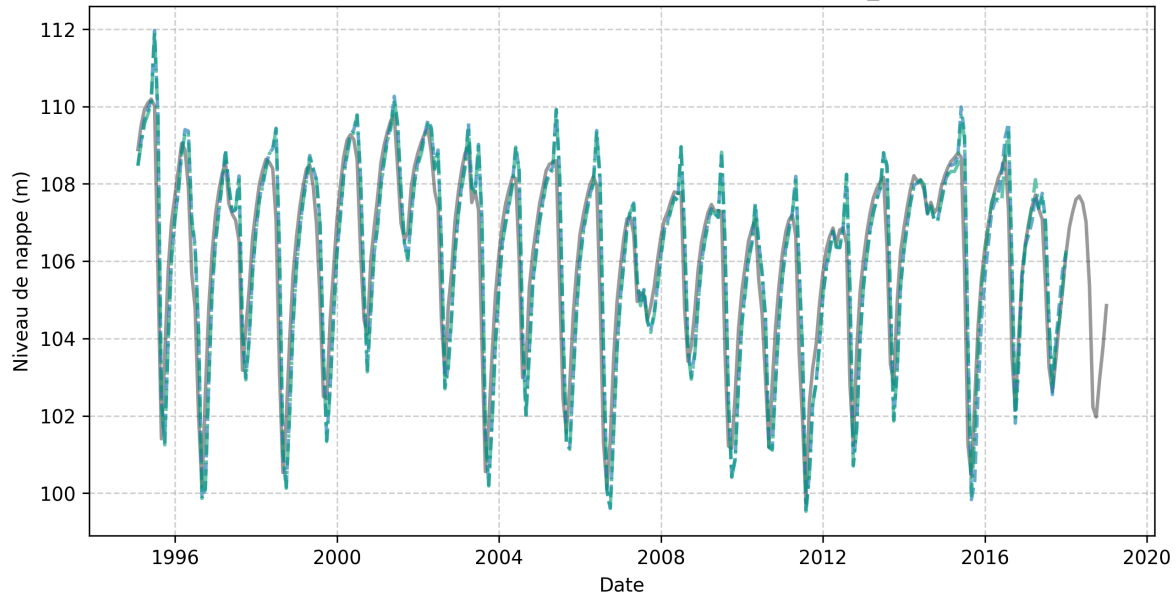
Évolution du niveau de nappe - 03288X0042_P



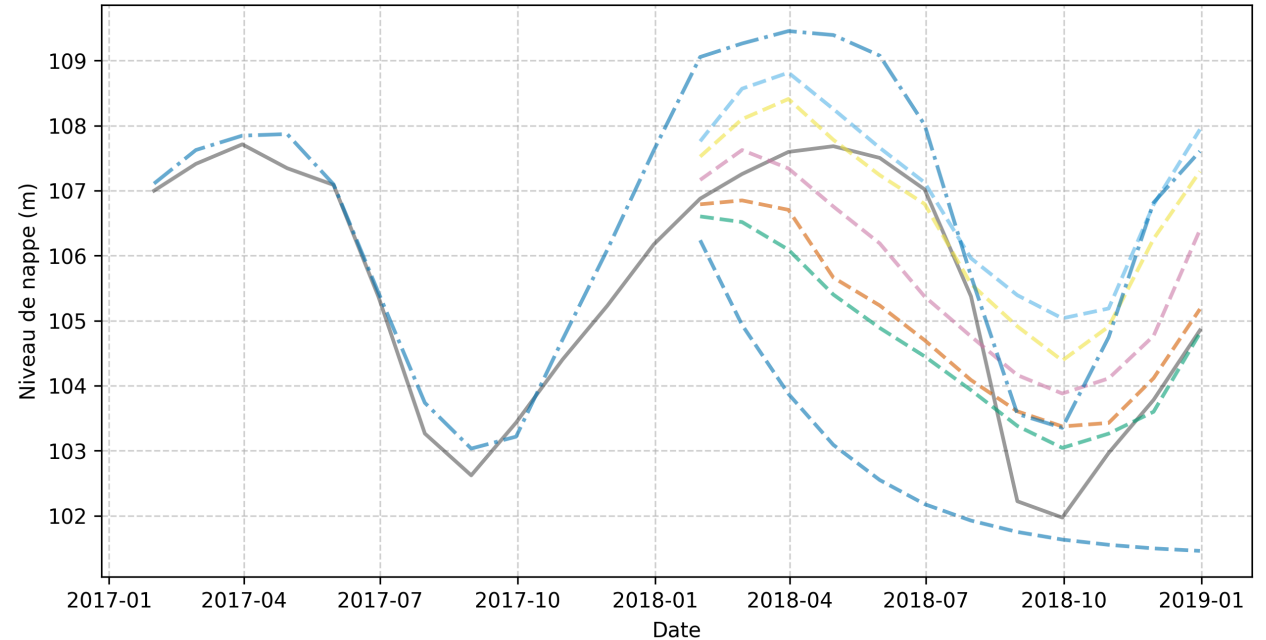
Résultats (préliminaires)

- ☐ Les PINNs sont plus performants que Gardenia et les autres RNN sur trois piézomètres
- ☐ 3 en cycle saisonnier

Évolution du niveau de nappe - 04312X0039_F

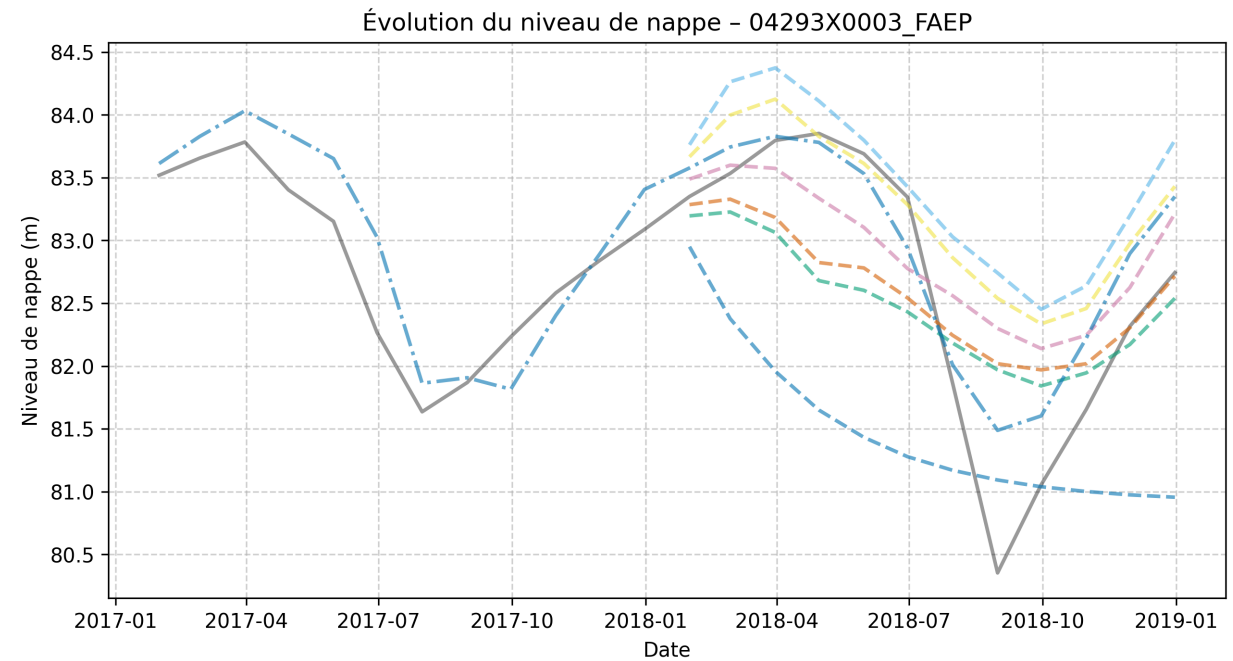
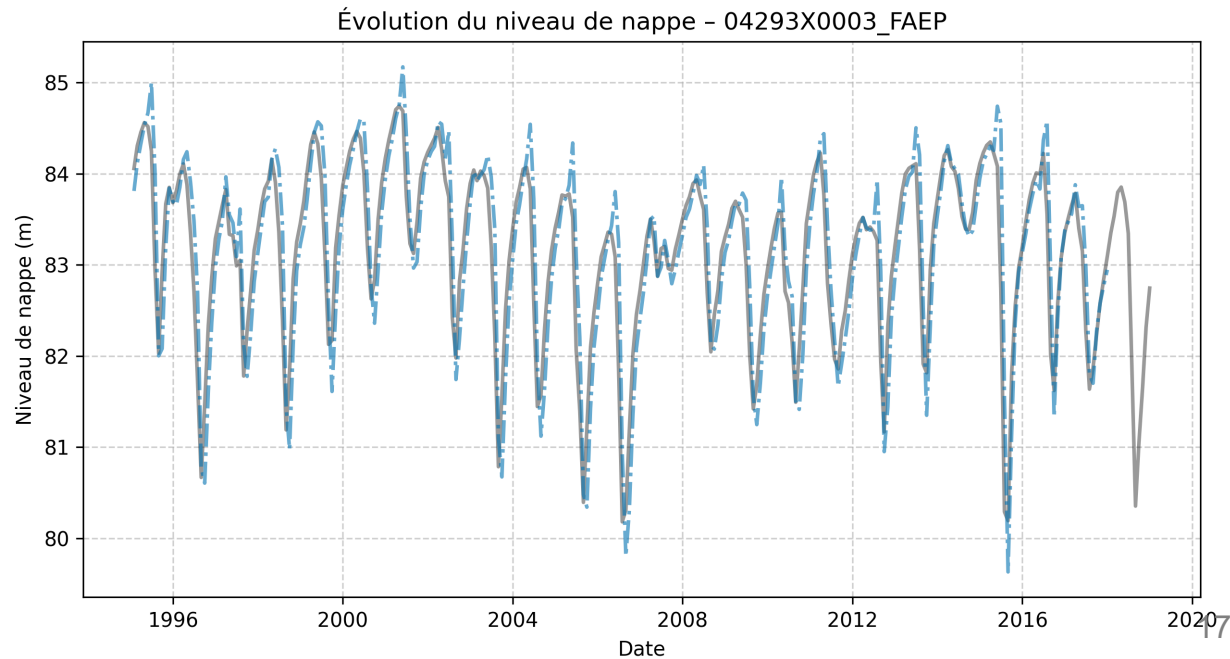


Évolution du niveau de nappe - 04312X0039_F



Résultats (préliminaires)

- ☐ Les PINNs sont plus performants que Gardenia et les autres RNN sur trois piézomètres
- ☐ 3 en cycle saisonnier



Résultats (préliminaires)

❑ Sur la base de la MAE (erreur absolue moyenne)
(si =0 parfait):

- ✓ L'ensemble des méthodes fournit des résultats probants avec des MAE<0.5 pour beaucoup de simulations
- ✓ L'écart avec Gardenia est nettement moins marqué

❑ Sur la base de la RMSE

- ✓ Grande similarité avec la MAE

$$MAE = \frac{1}{p} \sum_{i=0}^p ||y_i - \hat{y}_i|| \quad RMSE = \sqrt{\frac{1}{p} \sum_{i=0}^p (y_i - \hat{y}_i)^2}$$

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{i=0}^p (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=0}^p (y_i - \mu(y))^2}$$

- RMSE minimise la perte au carré, le MAE minimise la perte absolue, Le NSE mesure la variance entre les valeurs observées et simulées, sensible au biais
- Utiliser le RMSE lorsque des erreurs importantes peuvent être particulièrement coûteuses, et le MAE lorsque nous voulons une vision médiane de l'erreur, moins sensible aux valeurs aberrantes



Conclusion et perspectives

- ❑ Développement d'une méthode de réseau de neurones récurrents qui repose sur une architecture basée sur des MLP et LSTM
- ❑ On a intégré des lois physiques basées sur les calculs de bilan hydrique du modèle Gardénia (modèle global) pour modifier la fonction coût du réseau
- ❑ Les résultats préliminaires montrent que ces apports améliorent les résultats de prévision sur 1 année sur la base de 12 chroniques de 23 ans (1995-2018) de l'aquifère de Beauce
- ❑ Selon les métriques choisis les performances du réseau diffèrent, la mensualisation aussi!
- ❑ Les réseaux calculent une piézométrie mais indirectement un signal météo-climatique (c.a.d. une pluie d'entrée) contrairement à Gardénia qui rejoue les pluies passées
- ❑ Encore beaucoup de boulot d'analyse avant de publier!!!

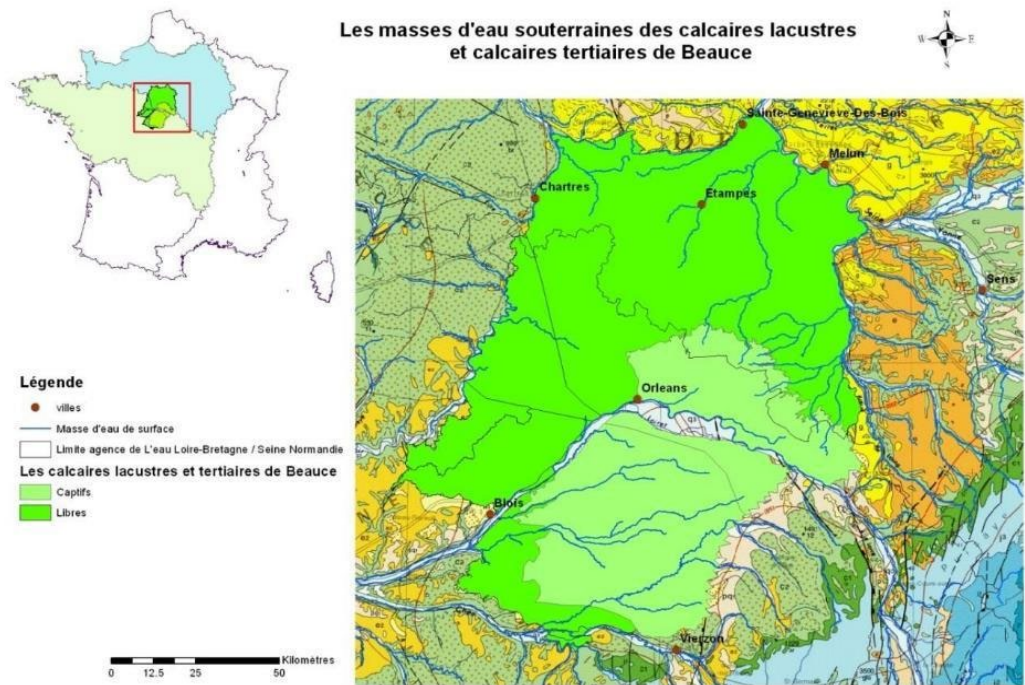


CONCLUSION

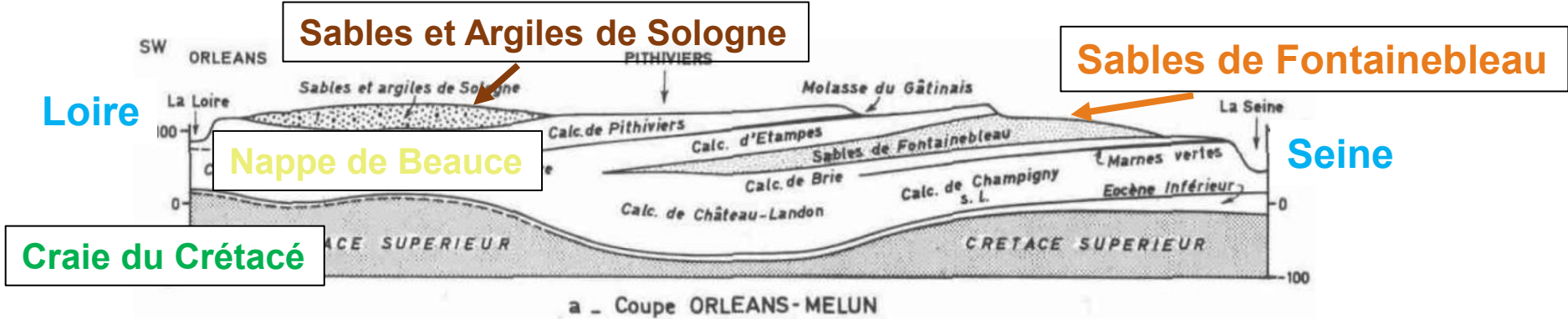
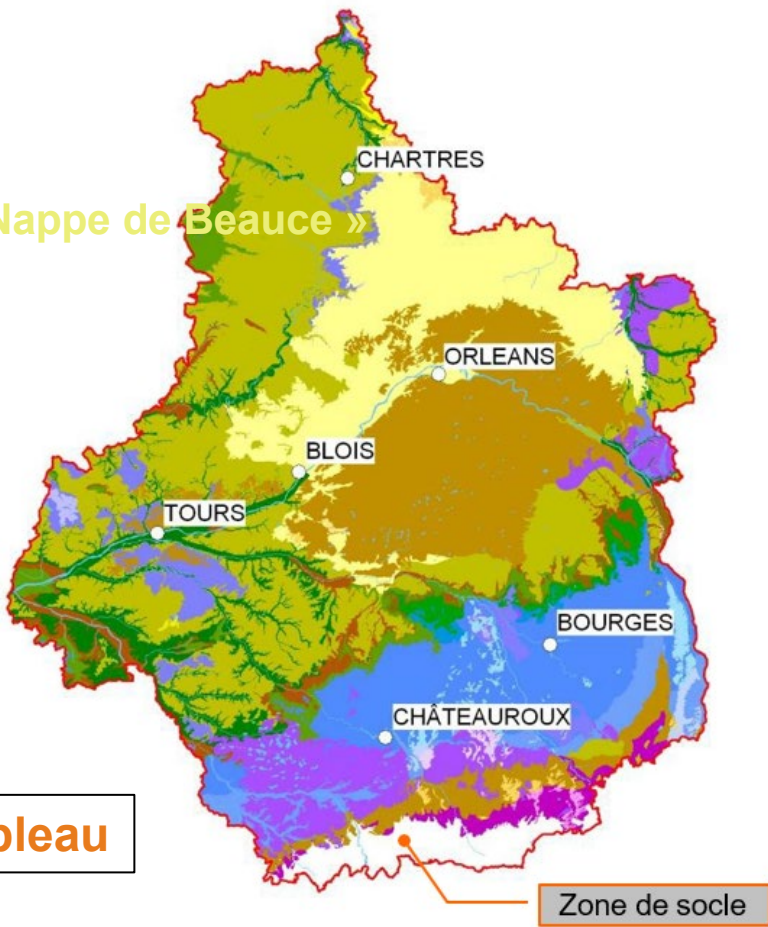
A wide-angle photograph of a coastal landscape. In the foreground, there are prominent, layered rock formations, likely sedimentary, with some green moss or algae growing in the crevices. Three people are visible: one on the left in a yellow safety vest taking a photo, one in the center in a blue jacket looking at a device, and one further back in a yellow vest. The background shows a sandy beach, the ocean with white-capped waves, and a cloudy sky. A semi-transparent black box with the text "Any question?" is centered over the middle of the image.

Any question?

L'aquifère de la Beauce



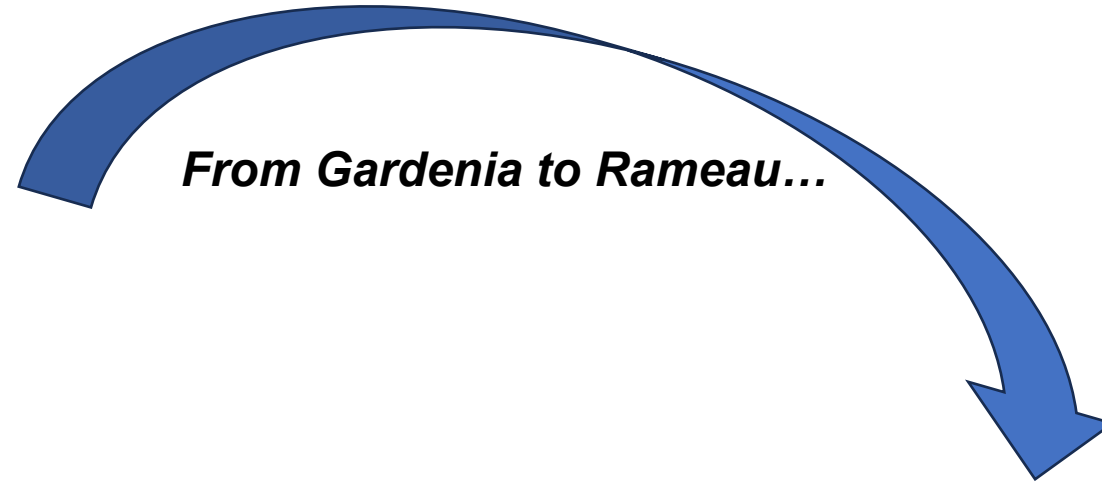
- Calcaire du Miocène « Nappe de Beauce »
- Craie du crétacé
- Grès du Cénomanién
- Sable Albien
- Calcaire du Jurassique
- Grès du Trias



Le modèle Gardenia / Rameau



Développé par le BRGM, le logiciel GARDÉNIA sert à la modélisation hydrologique globale d'un bassin versant par bilan Pluie - Débit de rivière - Niveau de nappe.



From Gardenia to Rameau...

RAMEAU : River and **A**quifer **M**odelling toolbox of the frEnch geologicAI sUrvey

- Première version stable en cours de développement, sortie prévue courant 2025
- Développé depuis janvier 2023
- **Fusion des codes GARDENIA, EROS et BICHE**
- Distribué sous la forme d'un **package python** et/ou d'un exécutable en **ligne de commande**
- Nouveau logo
- Distribué en **open source** (<https://gitlab.brgm.fr/brgm/codes-hydrogeologiques/rameau>, en accès restreint en attendant la sortie de la première version)



Utiliser l'IA pour la modélisation de chroniques piézométriques

❑ Le modèle Gardenia / Rameau

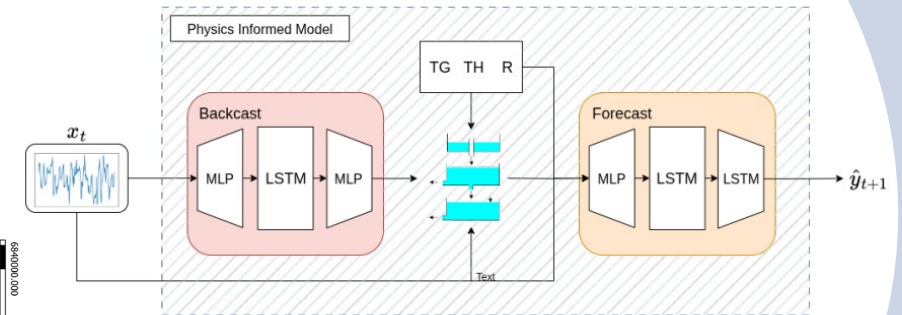
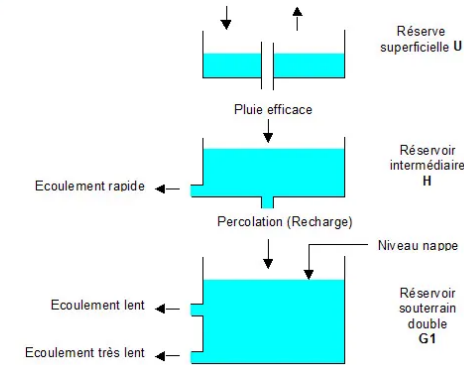
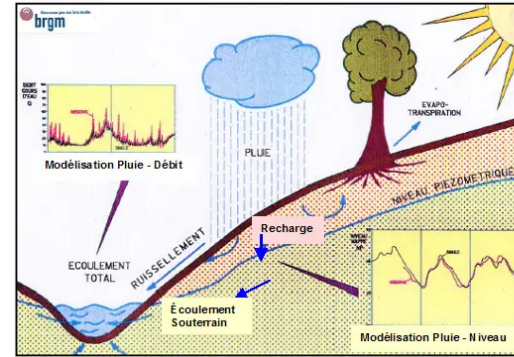
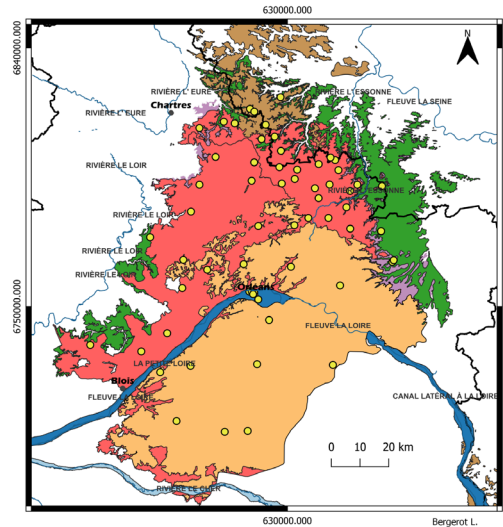
- Un modèle global par réservoir
- Pluie Niveau Débit
- Optimisation de paramètres
- Outils de prévisions
- ...

❑ L'approche PINNs

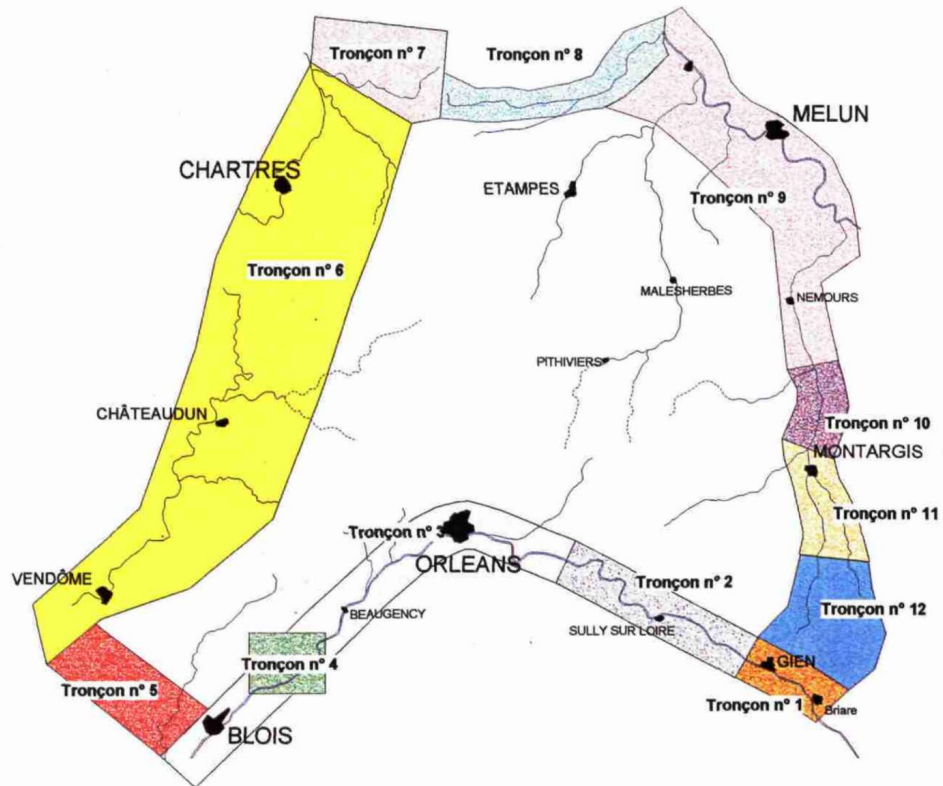
- Basée sur une architecture de réseaux de neurones (LSTM/MLP) adaptés aux séries temporelles
- Conditionne l'apprentissage par des équations physiques
- Appréhende des phénomènes cycliques
- ...

❑ Le cas de la nappe de Beauce

- Un aquifère à enjeu local stratégique
- Un aquifère inertiel
- Banque de données de séries temporelles
- Besoins en prévisions
- ...

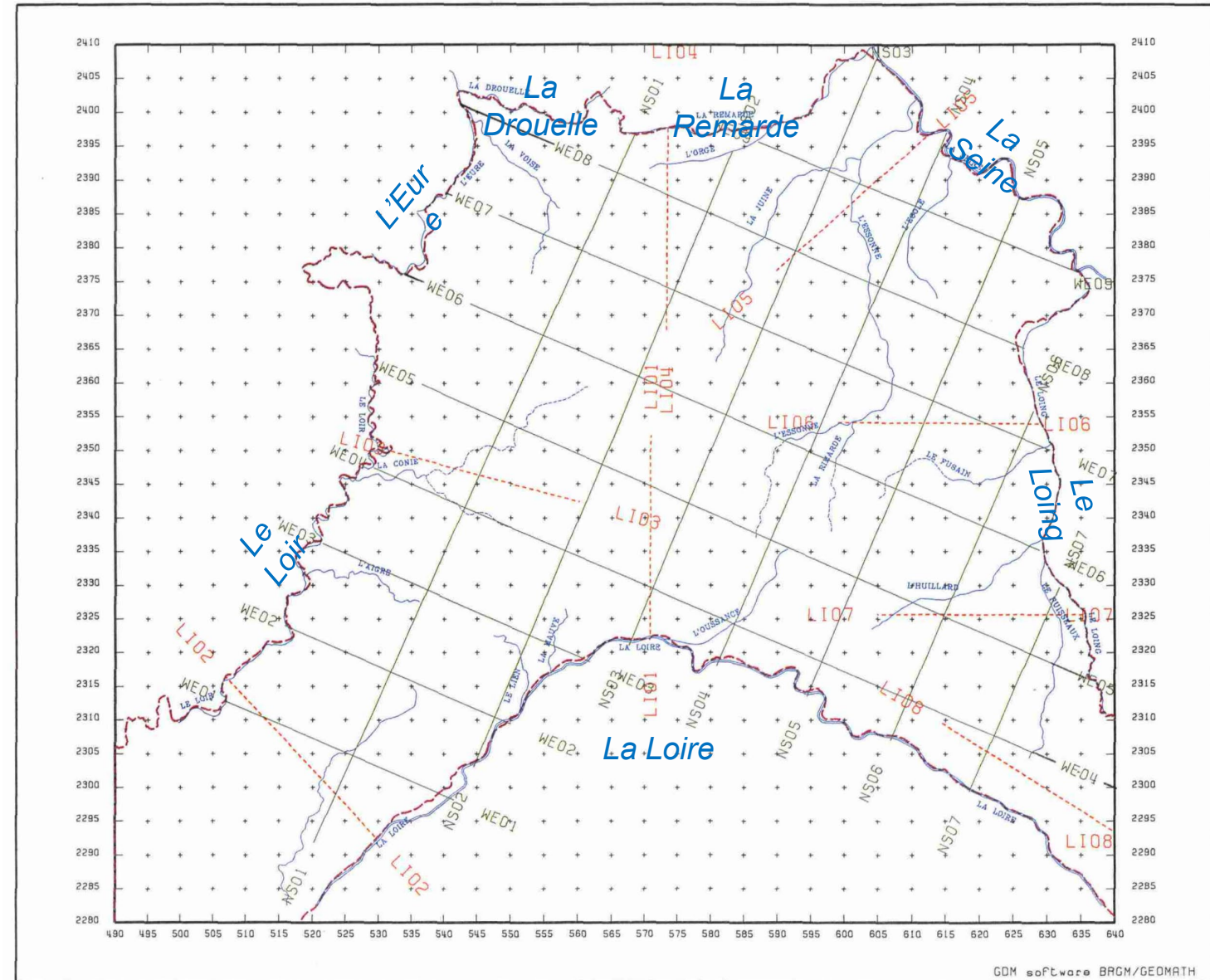


Limites de l'Aquifère de Beauce

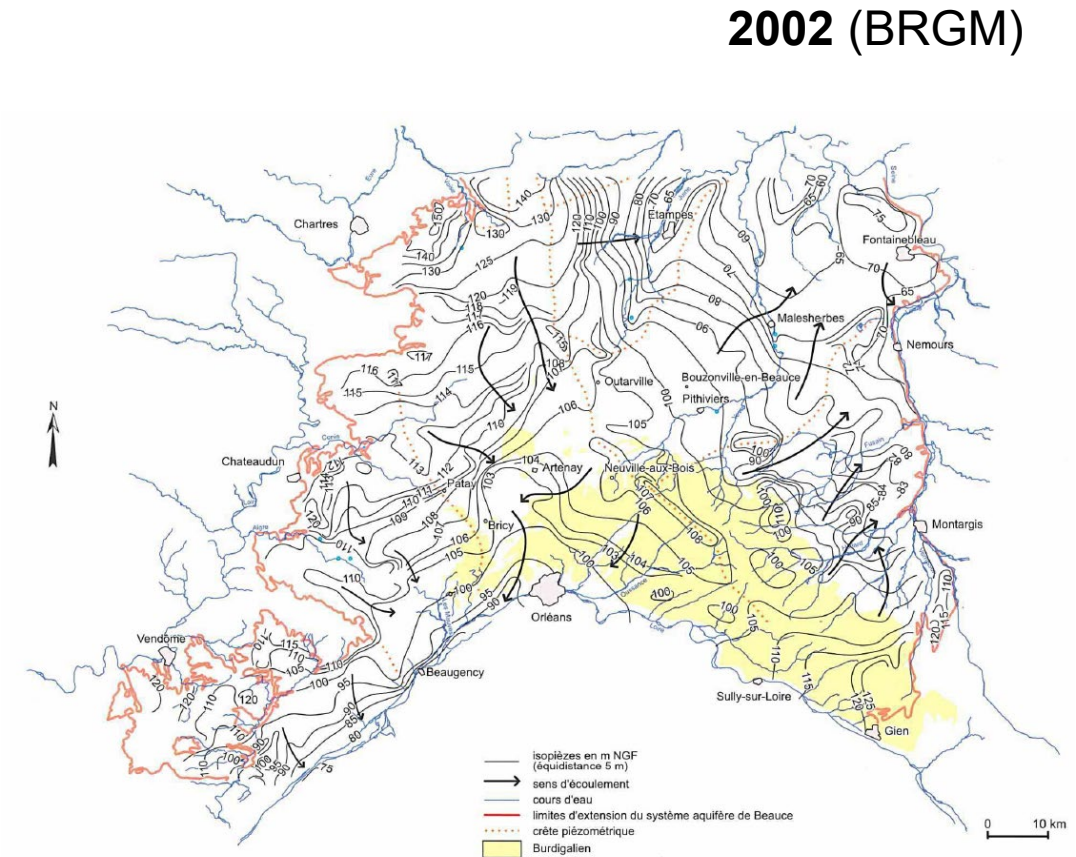
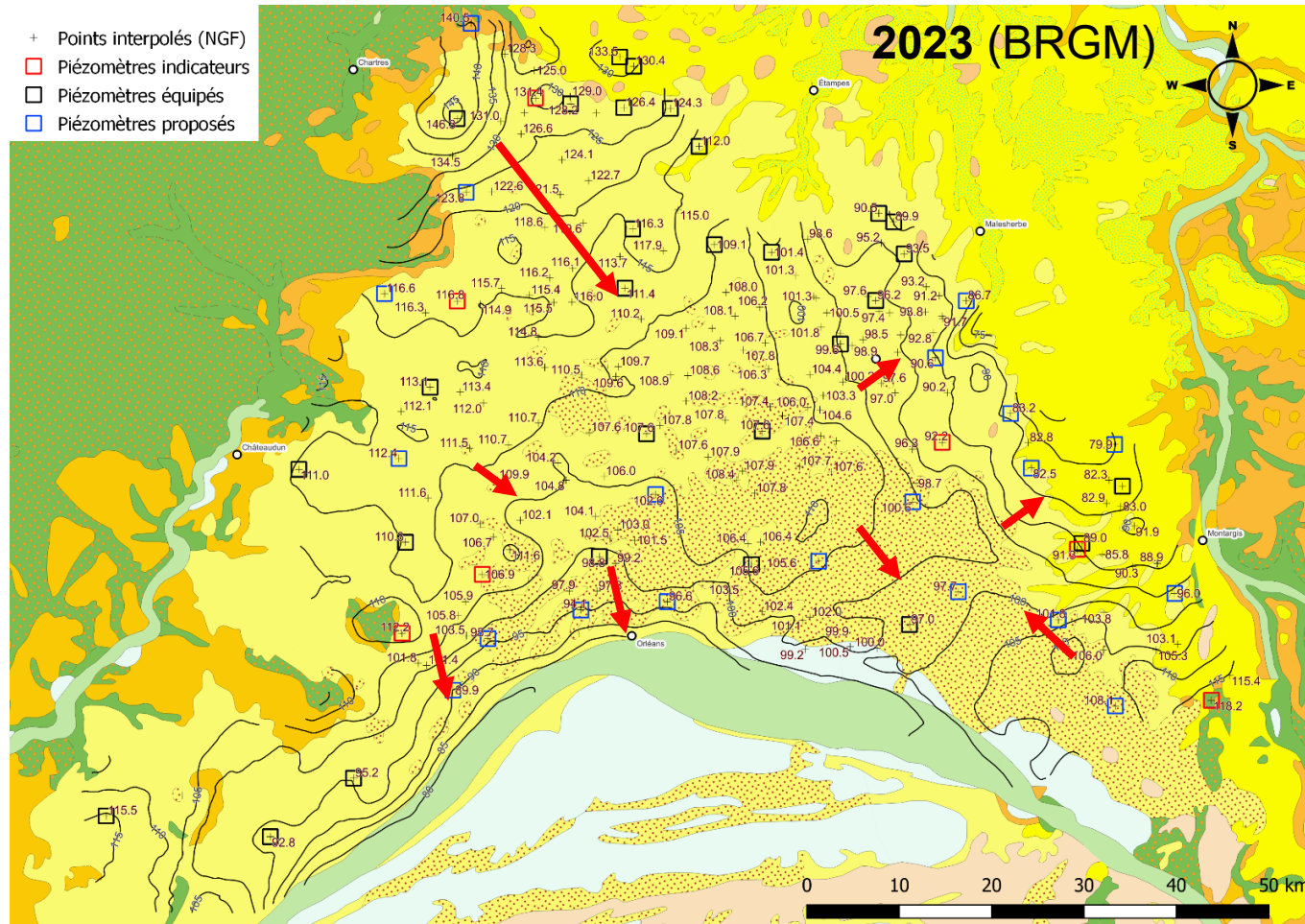


Limites hydrogéologiques basées sur les cours d'eau avec une grande variabilité des configurations (12)

Limites du modèle et x-sections



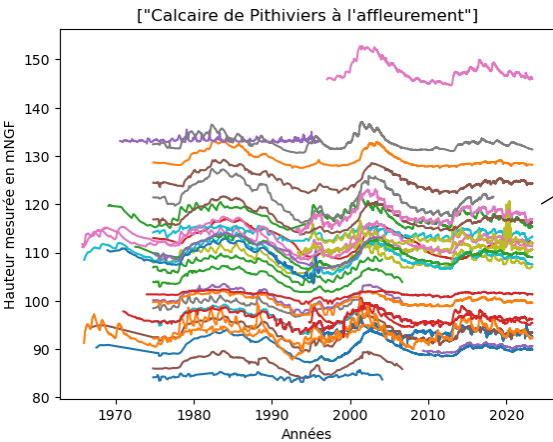
Carte piézométrique de l'Aquifère de Beauce



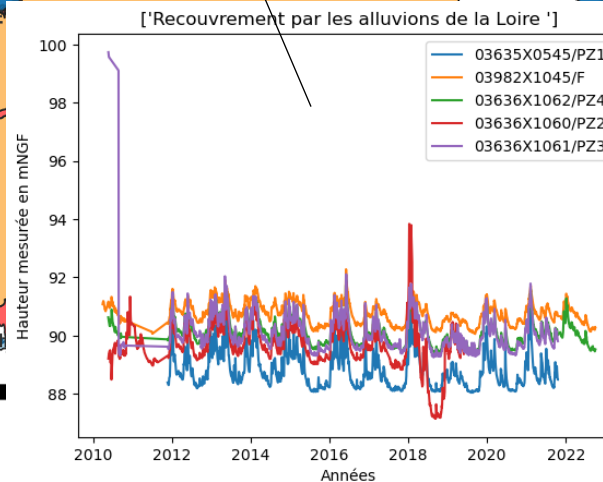
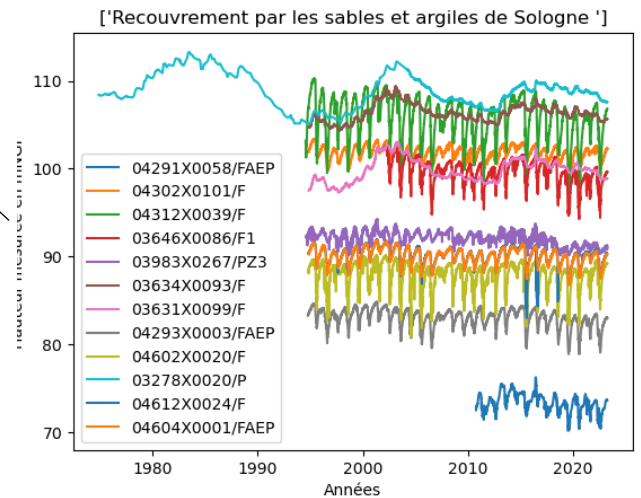
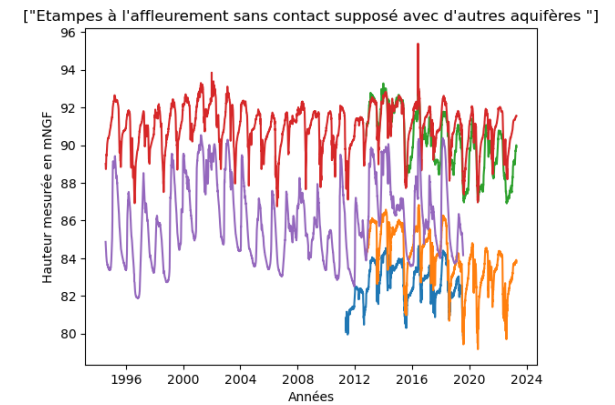
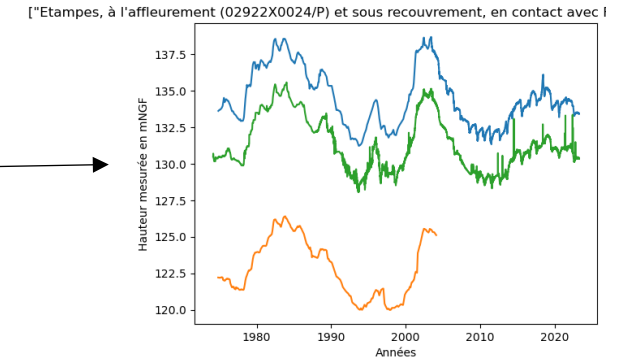
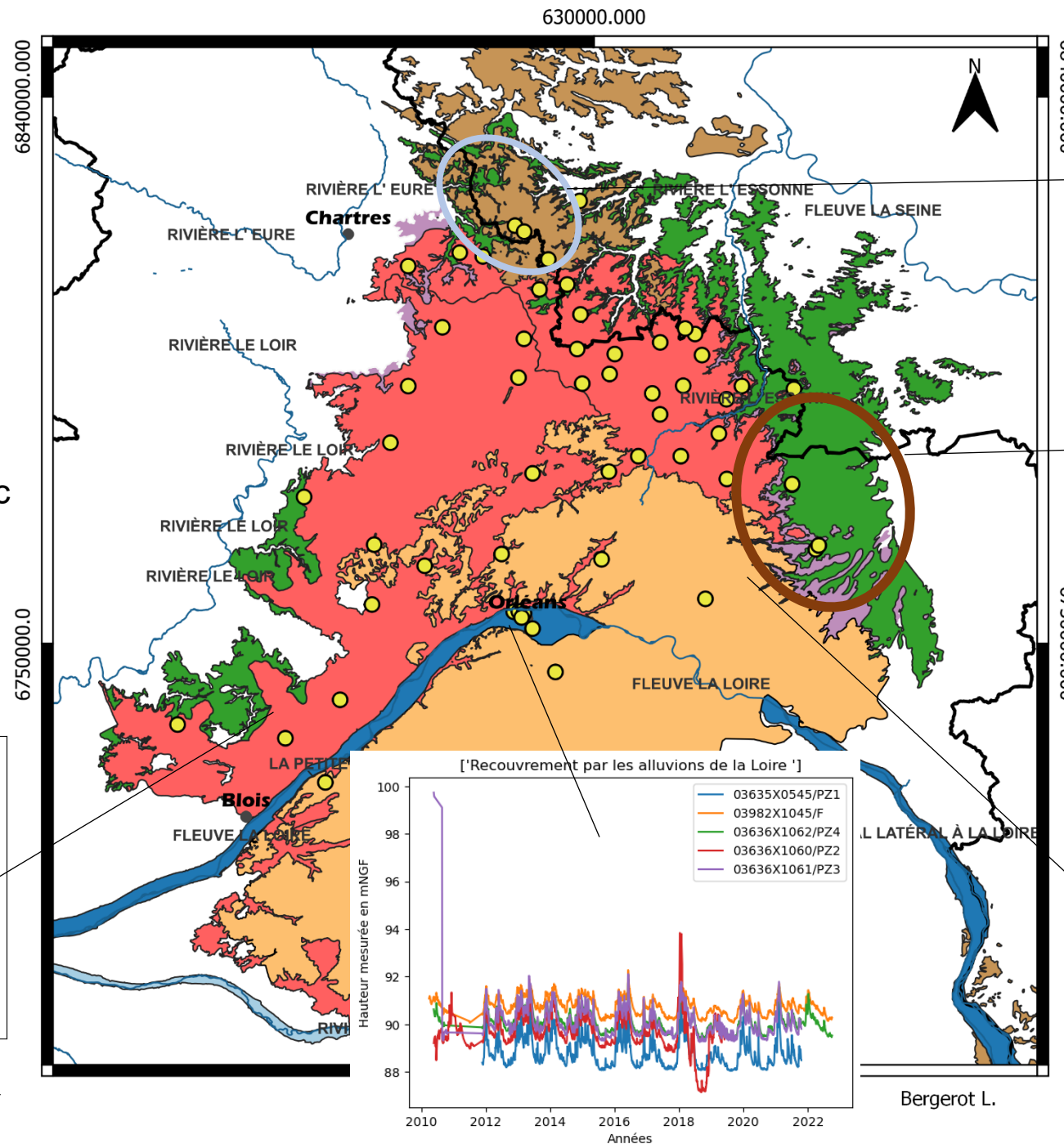
Piézométrie

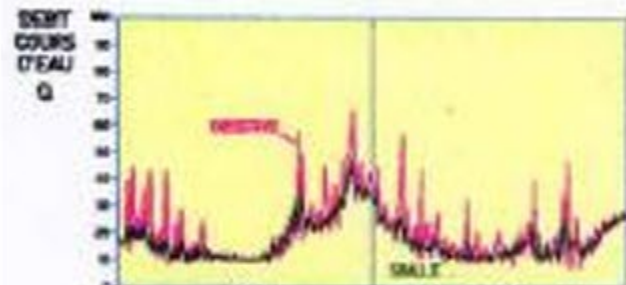
4 secteurs :

- Influence de la Loire
- Influence du recouvrement Sable et Argiles de Sologne
- Pithiviers à l'affleurement
- Bordures : contact avec fontainebleau, Brie, Eocène,...

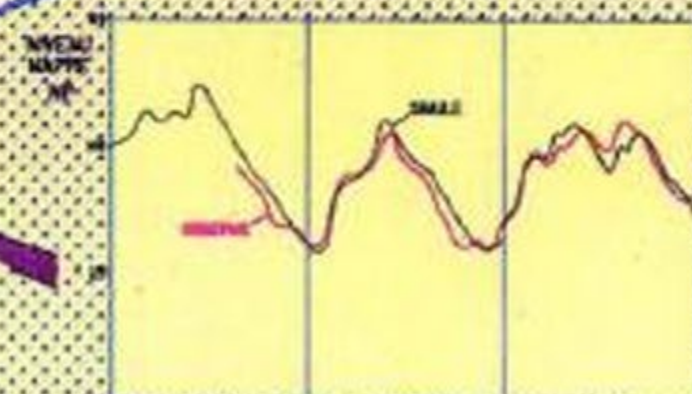
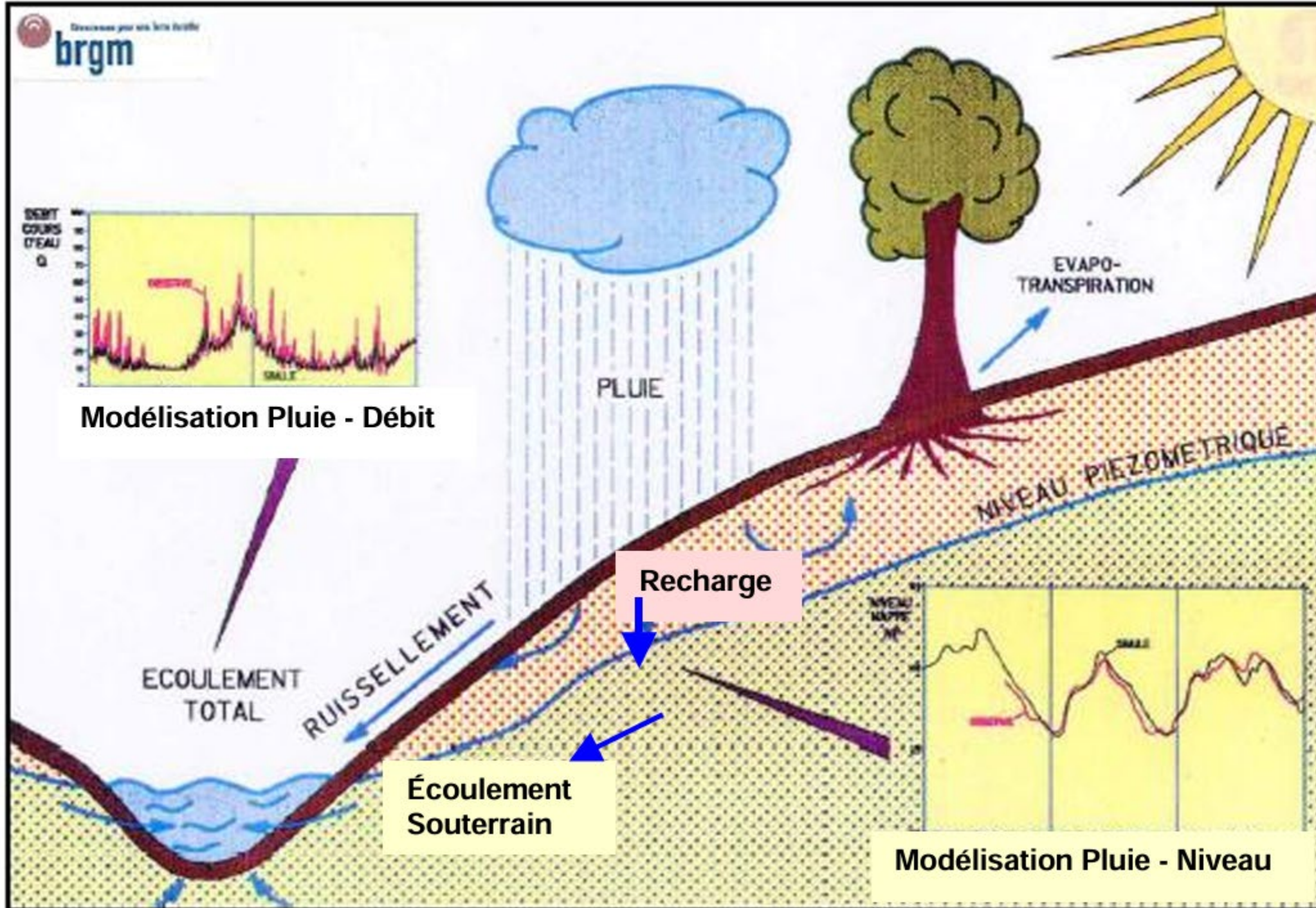


BRGM — SERVICE GÉOLOGIQUE NATIONAL —

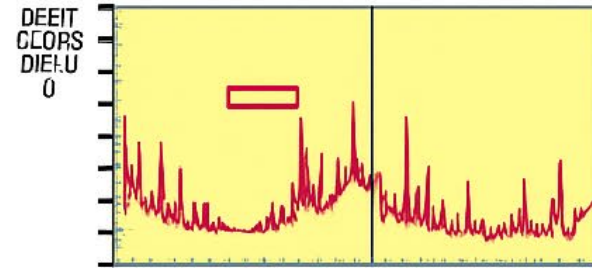




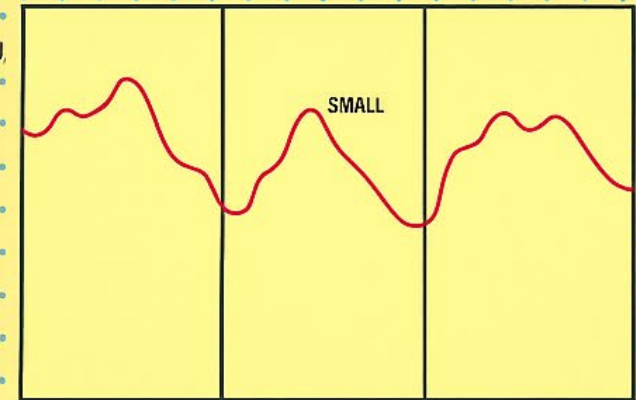
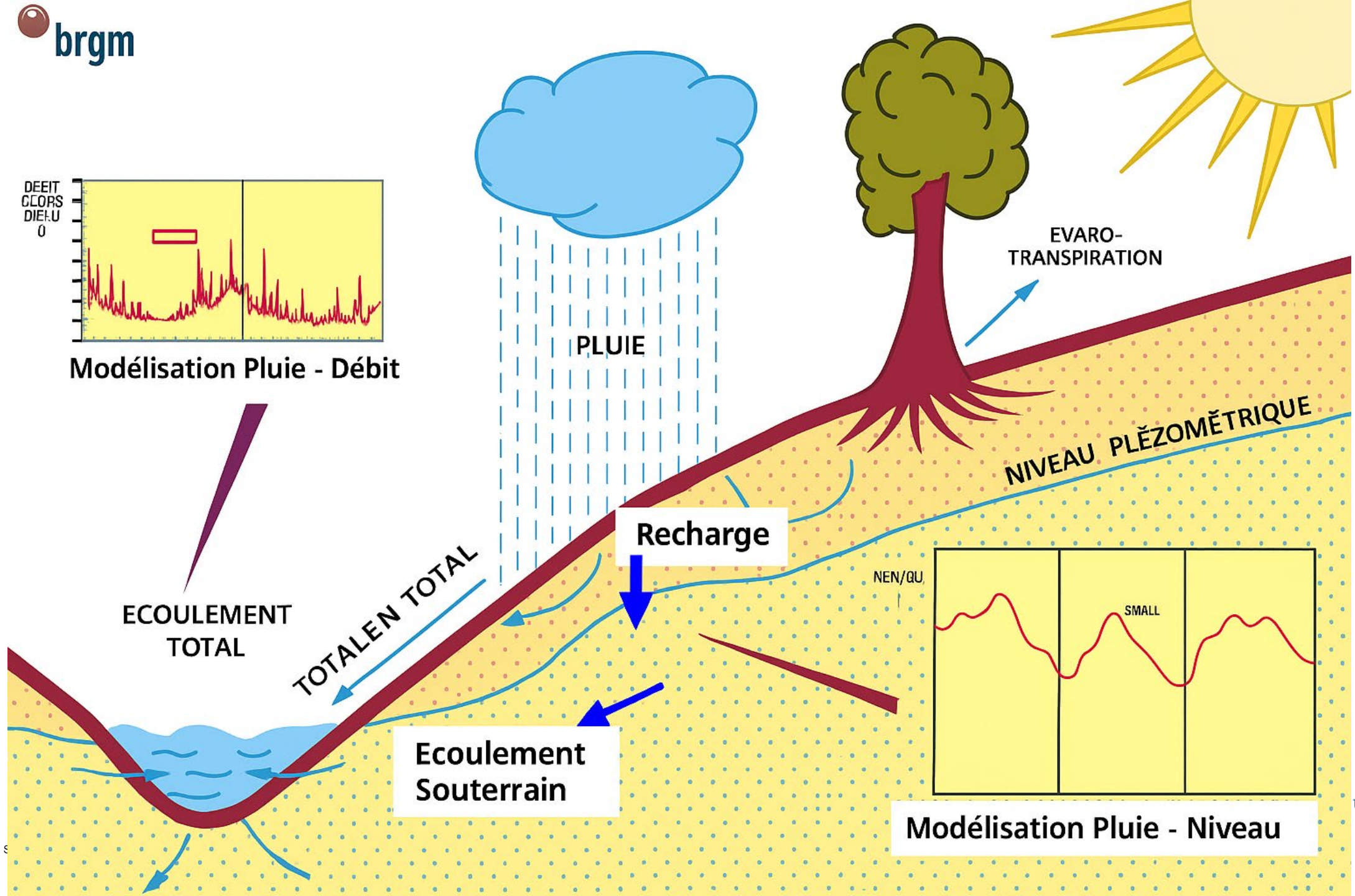
Modélisation Pluie - Débit



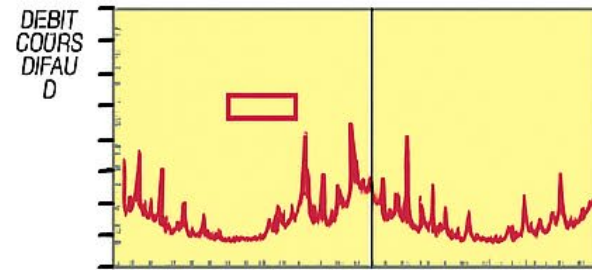
Modélisation Pluie - Niveau



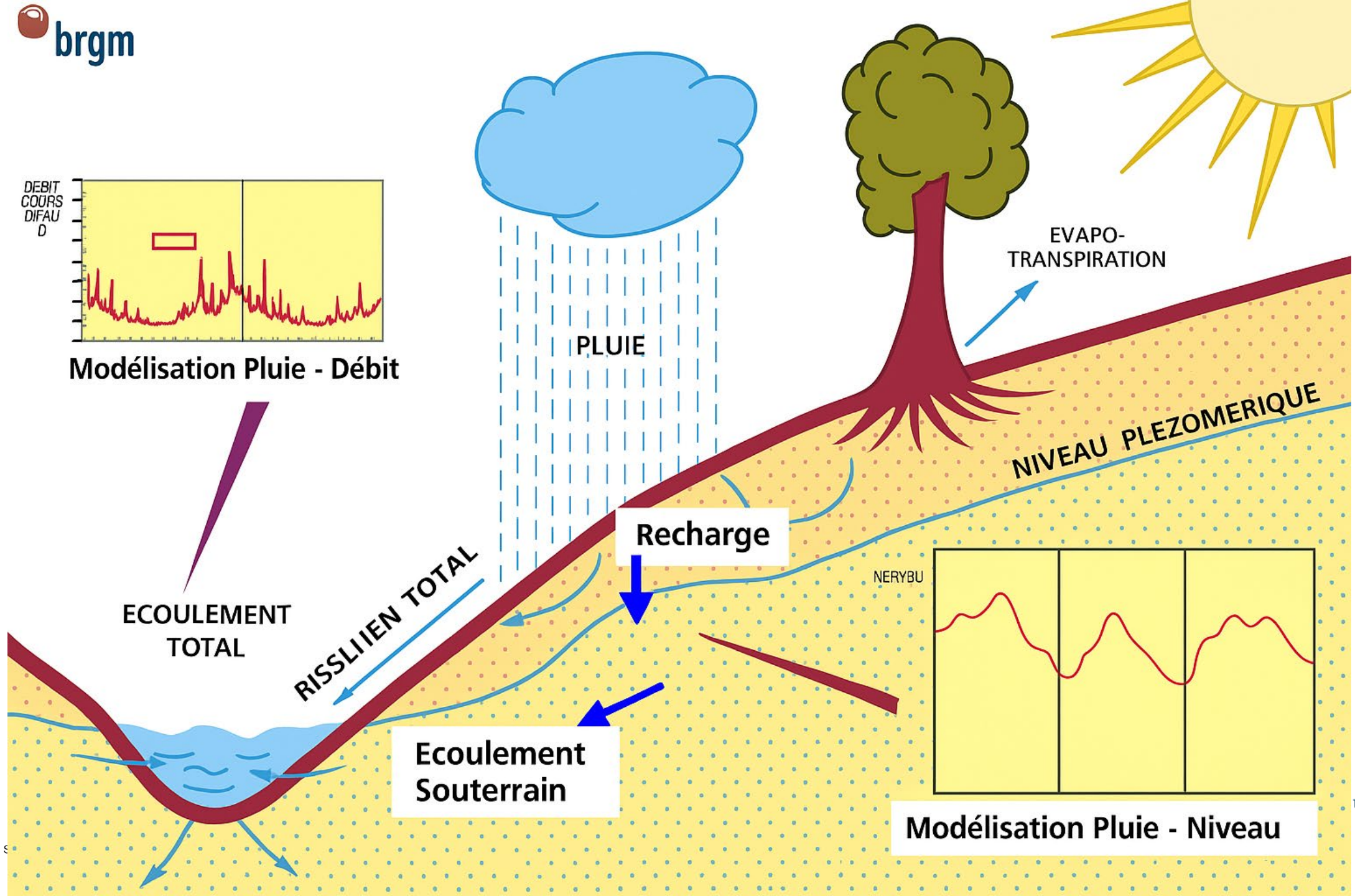
Modélisation Pluie - Débit



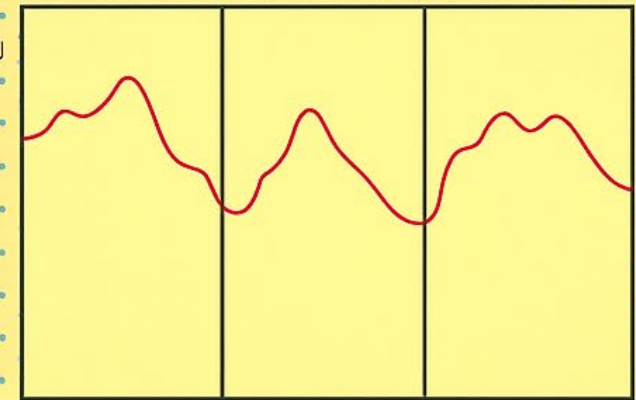
Modélisation Pluie - Niveau



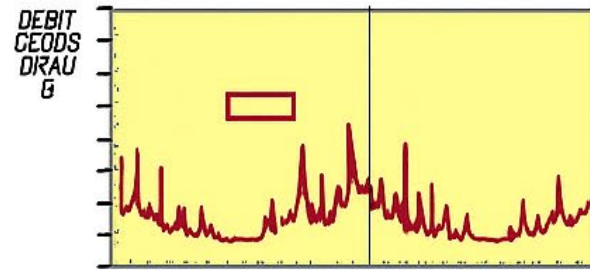
Modélisation Pluie - Débit



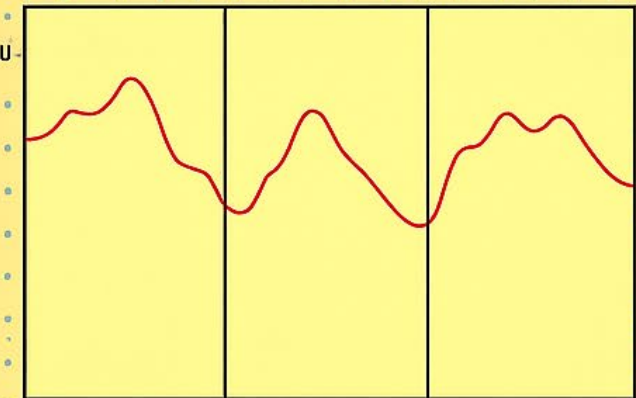
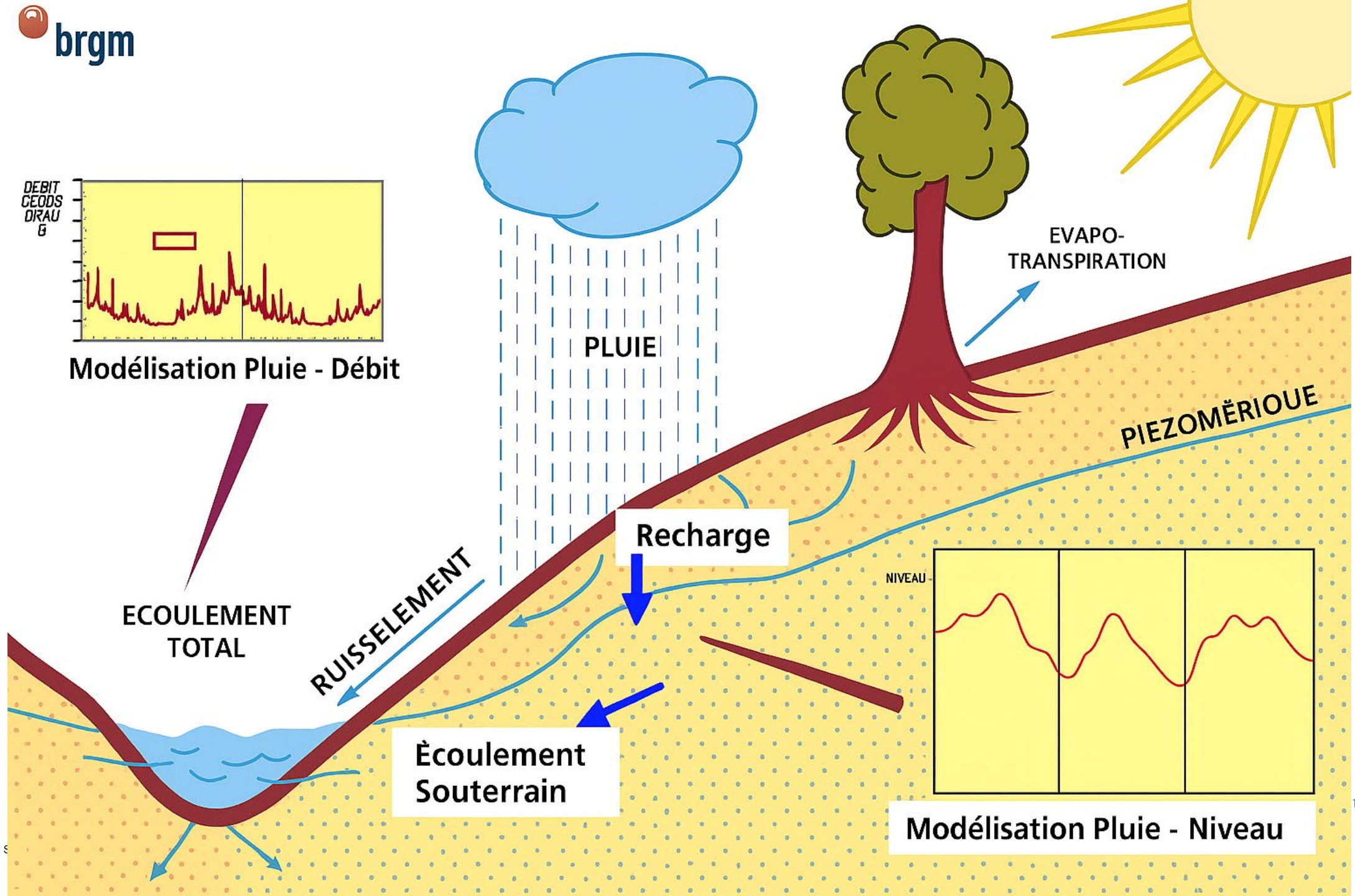
NERYBU



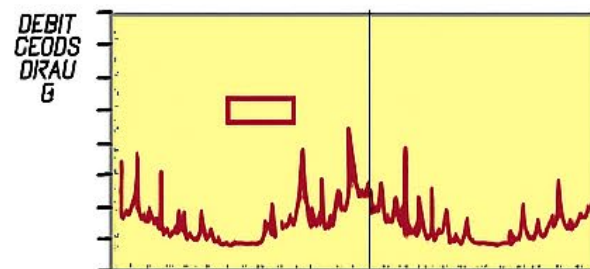
Modélisation Pluie - Niveau



Modélisation Pluie - Débit



Modélisation Pluie - Niveau



Modélisation Pluie - Débit

Dans le port d'Instagram...



ÉCOULEMENT TOTAL

RUISSEMENT

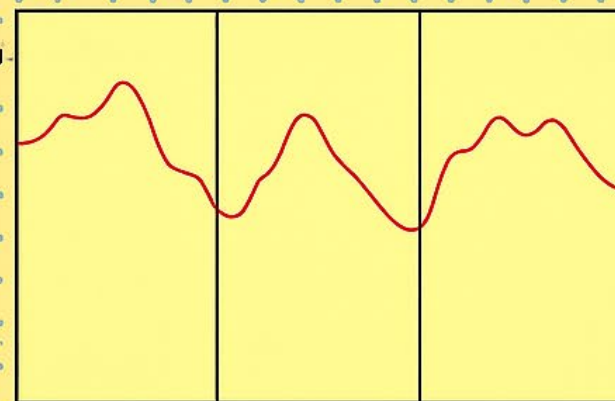
Écoulement Souterrain

Recharge

PLUIE

ÉVAPO-
TRANSPIRATION

PIEZOMÉRIQUE



Modélisation Pluie - Niveau