

1^{er} CONGRÈS EAU &
INTELLIGENCE
ARTIFICIELLE

4-5-6 mars 2026



Congrès Eau & Intelligence Artificielle 2026

4 - 6 mars 2026 | World Trade Center, Grenoble (France)

Vers une modélisation hydrologique hybride physique–IA spatialement distribuée pour la prévision des crues à l'échelle nationale

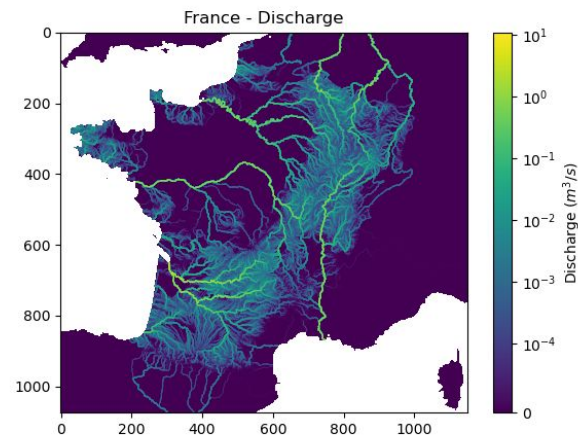
*Ngo Nghi Truyen Huynh, François Colleoni, Mouad Ettalbi, Ngoc Bao Nguyen,
Ahmad Akhtari, Julie Demargne, Benjamin Renard, Maxime Jay-Allemand,
Pierre Javelle, Hélène Roux, Pierre-André Garambois*



Modèle pluie-débit



$\mathcal{M}$?



- Modèles physiques : basés sur les équations de Richards et Saint-venant

=> Résolution coûteuse, problèmes d'échelle et d'estimation des paramètres physiques

- Boîtes noires (e.g. LSTM ([Kratzert et al. 2018](#)), Transformers ([Yin et al. 2022](#)))

=> Interprétabilité, consistance physique (e.g. conservation du mass) ? Bon débit = bonne raison ?

- Modèles conceptuels

=> Transférabilité, erreurs structurelles, l'équifinalité ?

Besoin de calage sur données observées !

(éparses et incertaines)

Vers une approche physique-IA

Thèse : *Approches hybrides physique-IA intégrant des réseaux neuronaux dans des modèles hydrologiques distribués pour la simulation des crues à l'échelle régionale*

Directeur : *Pierre-André Garambois*

Co-encadrants : *Benjamin Renard, Hélène Roux*

$$\mathcal{M} \equiv \mathcal{M}_1 \circ \mathcal{M}_2 \circ \dots \circ \mathcal{M}_N$$

Remplacer certaines composantes par réseaux de neurones ?

- La différentiabilité
- Contraints physiques
- Optimisation en grande dimension et l'équifinalité

Régionalisation hybride

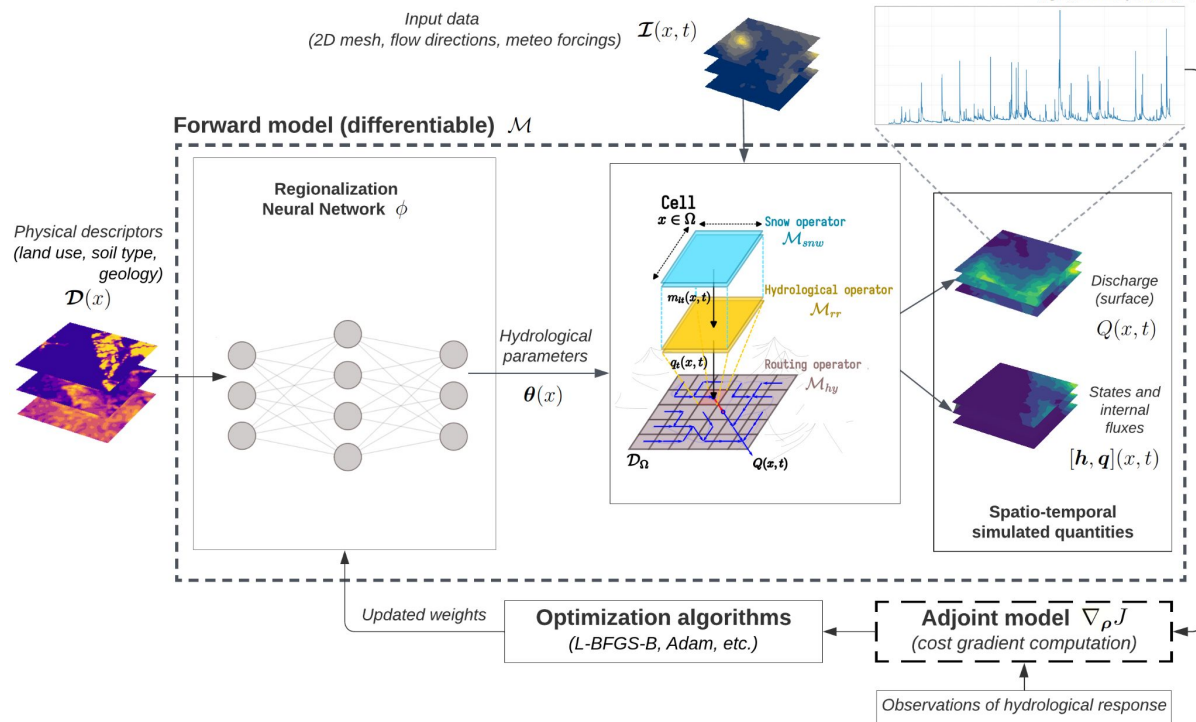
Key Points:

- Novel approach for regional calibration of a distributed hydrologic model using learnable and non-linear descriptors-to-parameters mappings
- Original combination of numerical adjoint model and neural network Jacobian: accurate gradients enable high-dimensional optimization

Learning Regionalization Using Accurate Spatial Cost Gradients Within a Differentiable High-Resolution Hydrological Model: Application to the French Mediterranean Region

Ngo Nghi Truyen Huynh¹, Pierre-André Garambois¹, François Colleoni¹, Benjamin Renard¹, Hélène Roux², Julie Demargne³, Maxime Jay-Allemand³, and Pierre Javelle¹

¹INRAE, RECOVER, Aix-Marseille Université, Aix-en-Provence, France, ²Institut de Mécanique des Fluides de Toulouse (IMFT), CNRS, Université de Toulouse, Toulouse, France, ³HYDRIS Hydrologie, Parc Scientifique Agropolis II, Montpellier-sur-Lez, France



Learning regionalization mapping for fully distributed process-based models:

$$\theta(x) = NN(D(x), W)$$

Combination of **numerical adjoint model** and **neural network Jacobian** (through backpropagation):

$$\frac{\partial J}{\partial W} = \frac{\partial J}{\partial \theta} \cdot \frac{\partial \theta}{\partial W}$$

θ spatially distributed conceptual parameters
 D physical descriptors
 W trainable parameters of the neural network (NN)
 J cost function to be minimized

Un framework de modélisation hybride physique-IA

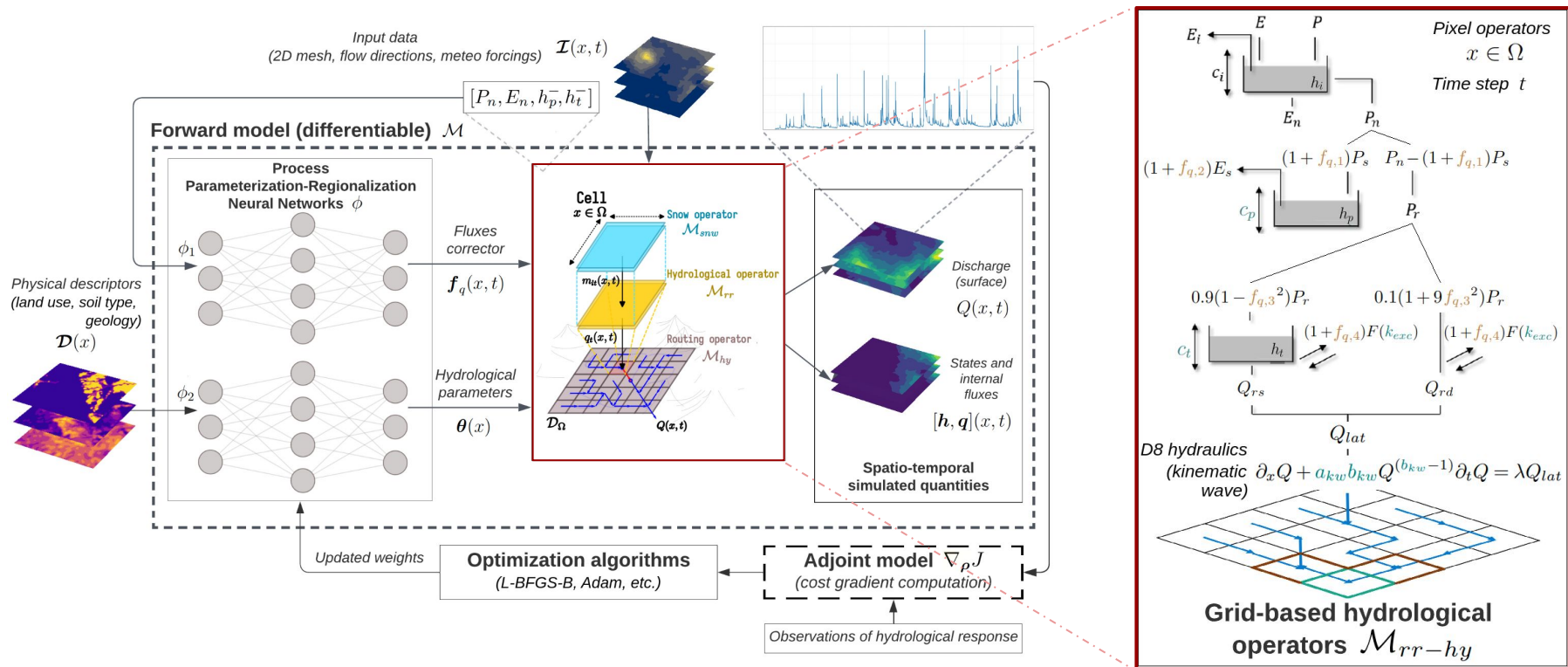


Illustration of the hybrid physics-AI framework, applied to the spatially distributed GR-like and kinematic wave model, involving a pair of process-parameterization and regionalization NNs (Huynh et al., 2025, 2026)

Un framework de modélisation hybride physique-IA

Ordinary differential equations (ODEs) for updating model states:

$$\frac{dh}{dt} = f_{phys}(P, E, \theta, h)$$

Algebraic formulation with sequential computations (under specific assumptions in physical equations):

$$h_{t+1} = g(\cdot, h_t)$$

Embedded flux-correction neural network (**algebraic resolution**):

$$h_{t+1} = g(\cdot, h_t, NN(P, E, h_t; W))$$

Universal differential equations (UDEs) for updating model states:

$$\frac{dh}{dt} = f_{phys}(\cdot, h, NN(P, E, h; W))$$

Numerical resolution using an implicit Euler scheme (**numerical resolution**):

$$h_{t+dt} = h_t + dt \cdot f_{phys}(\cdot, h_{t+dt}, NN(P, E, h_{t+dt}; W))$$

Hydrol. Earth Syst. Sci., 29, 3589–3613, 2025
<https://doi.org/10.5194/hess-29-3589-2025>
 © Author(s) 2025. This work is distributed under the Creative Commons Attribution 4.0 License.



Hydrology and
Earth System
Sciences



A distributed hybrid physics–AI framework for learning corrections of internal hydrological fluxes and enhancing high-resolution regionalized flood modeling

Ngo Nghi Truyen Huynh¹, Pierre-André Garambois¹, Benjamin Renard¹, François Colleoni¹, Jérôme Monnier², and Hélène Roux³

Geosci. Model Dev., 19, 1055–1074, 2026
<https://doi.org/10.5194/gmd-19-1055-2026>
 © Author(s) 2026. This work is distributed under the Creative Commons Attribution 4.0 License.



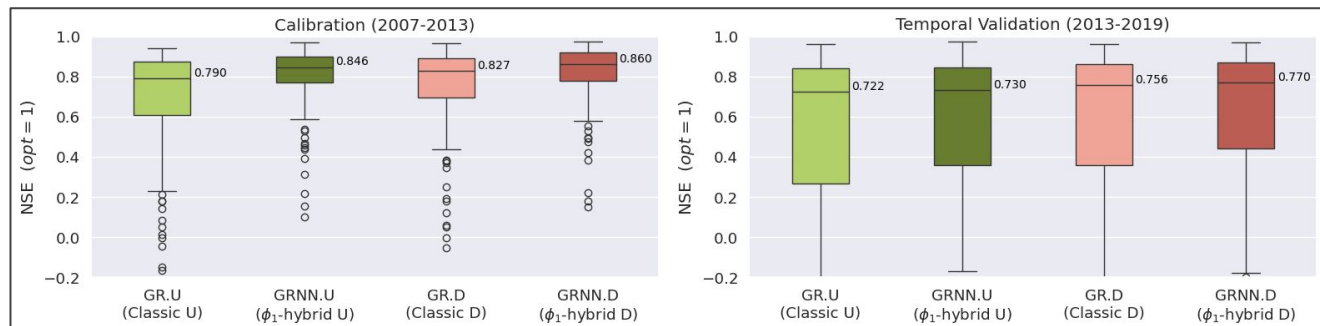
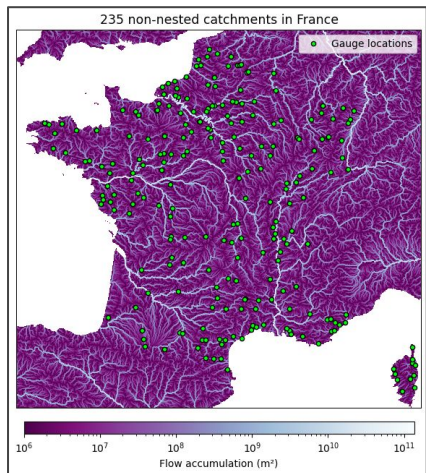
Geoscientific
Model Development



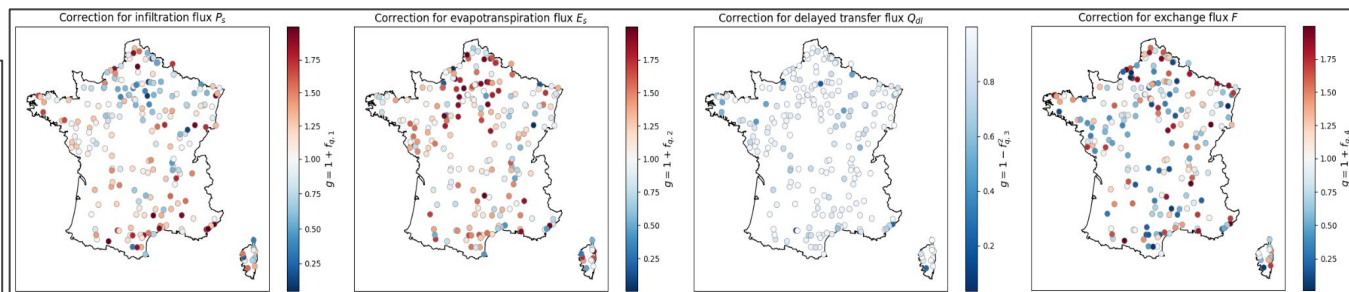
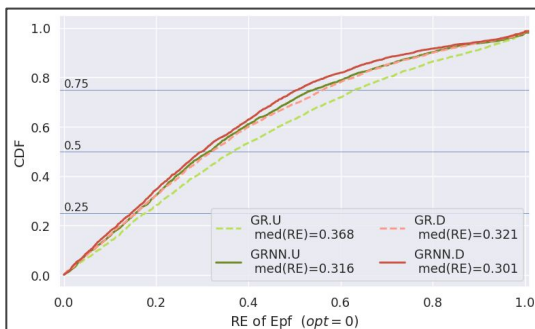
A hybrid physics–AI approach using universal differential equations with state-dependent neural networks for learnable, regionalizable, spatially distributed hydrological modeling

Ngo Nghi Truyen Huynh¹, Pierre-André Garambois¹, François Colleoni¹, and Jérôme Monnier²

Résultats principaux



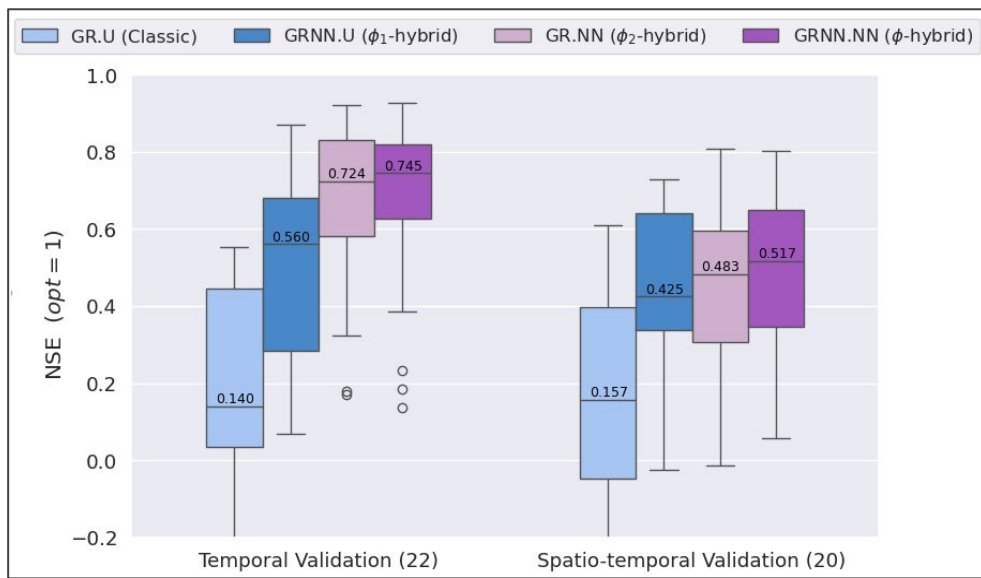
Model performance comparison of local calibration methods. The two boxes in lighter colors represent the classical GR models (GR.U and GR.D), while the two boxes in darker colors represent the ϕ_1 -hybrid models (GRNN.U and GRNN.D)



Maps of spatio-temporal average flux corrections for the 235 catchments, obtained through local calibrations of spatially uniform parameters with the hybrid model structure (GRNN.U)

Cumulative distribution function (CDF) of the relative error (RE) between observed and simulated peak flow (Epf)

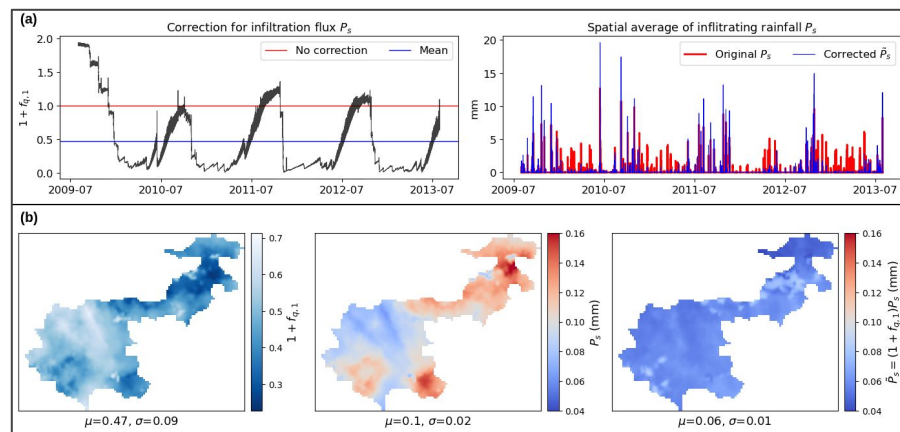
Résultats principaux



Comparison of model performance for different methods in temporal validation and spatio-temporal validation with a multi-site calibration setup

Hybrid models achieved superior accuracy and robustness in various validation scenarios

Distinct spatio-temporal patterns emerged by the learned water fluxes



Visualization of flux corrections obtained through regional calibration of spatially uniform parameters with the hybrid model (GRNN.U): (a) Spatial average of infiltrating flux correction, original and corrected infiltrating rainfall; (b) Maps of time-averaged infiltrating flux correction, original and corrected infiltrating rainfall

Nouveau concept de “réservoirs neuronaux”

Réservoir classique :

$$\begin{cases} \frac{dh}{dt}(x, t) = \sum_i q_i(x, t) = \sum_i \underbrace{f_i(\cdot, x, h(x, t))}_{\text{Empirique}}, & x \in \Omega, t > 0 \\ h(x, 0) = h_0(x) \end{cases},$$

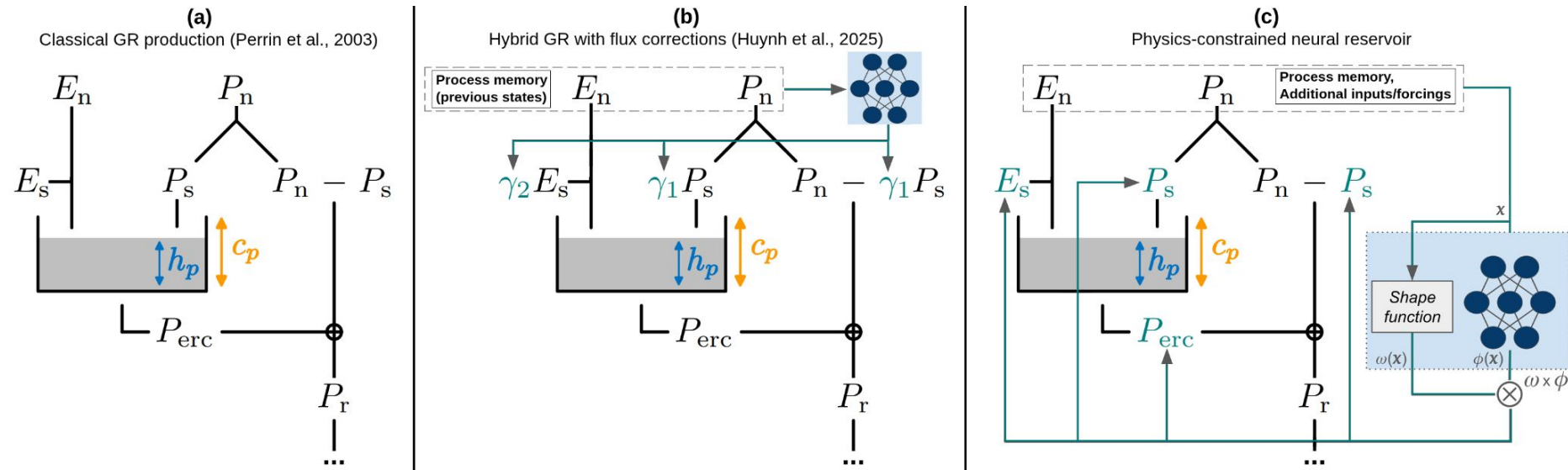
$= NN(\cdot) ?$

Approximation universelle



- Initialisation ?
- Convergence ?
- Consistence physique ?

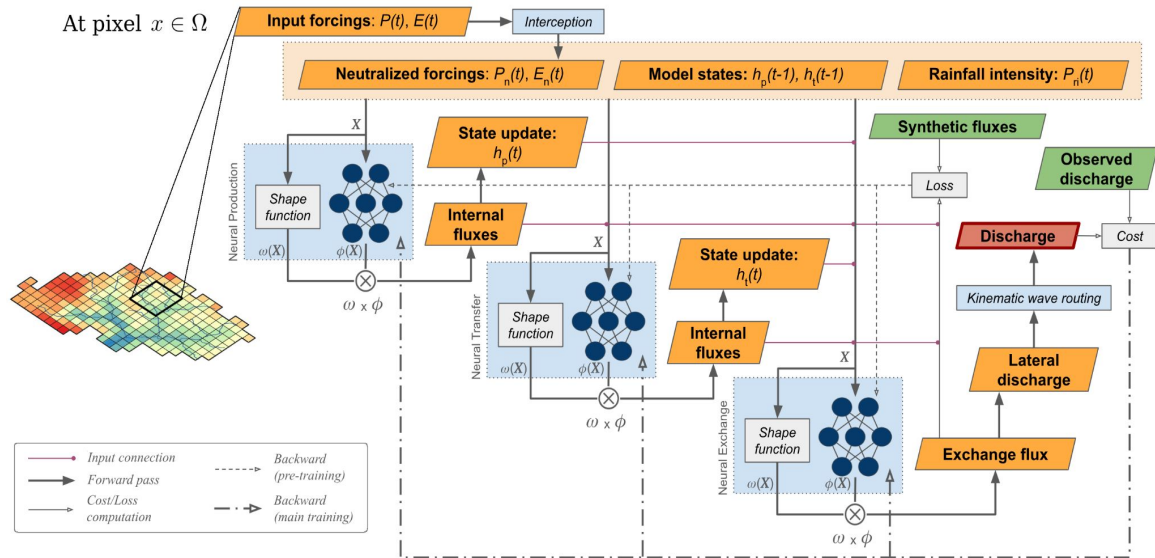
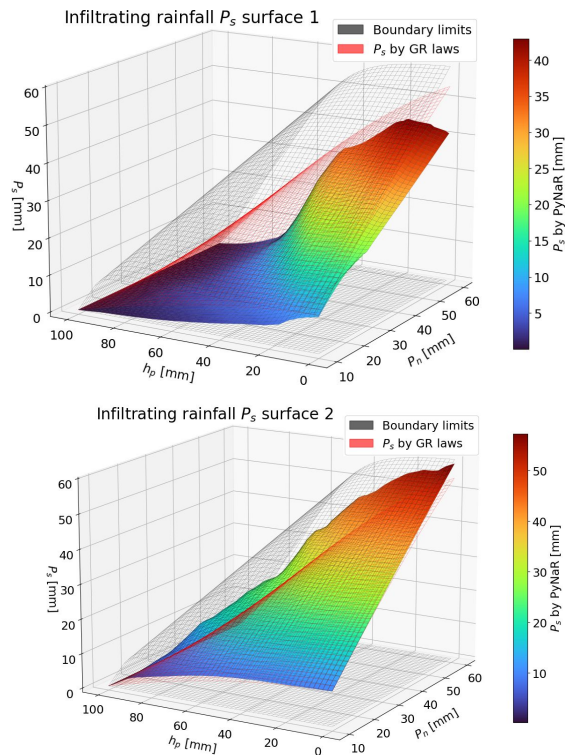
Nouveau concept de “réservoirs neuronaux”



Exemple du réservoir de production dans le modèle GR, du modèle GR hybride avec correction de flux, et du réservoir neuronal ([Huynh et al., 2026b](#), preprint)

$$\mathbf{h}(x, t) = \mathbf{h}(x, t - 1) + \sum_i \omega_i(\mathcal{I}(x, t), \mathbf{h}(x, t - 1)) \odot \phi_i(\cdot, \mathcal{I}(x, t), \mathbf{h}(x, t - 1))$$

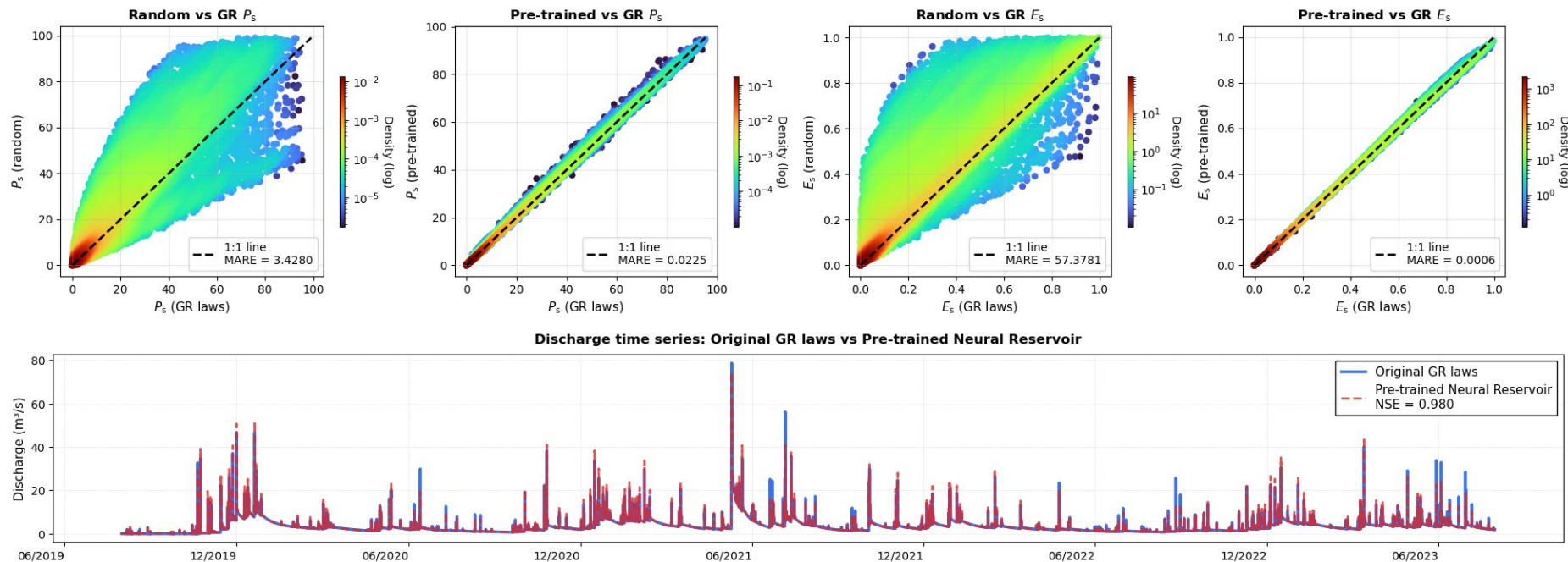
Nouveau concept de “réservoirs neuronaux”



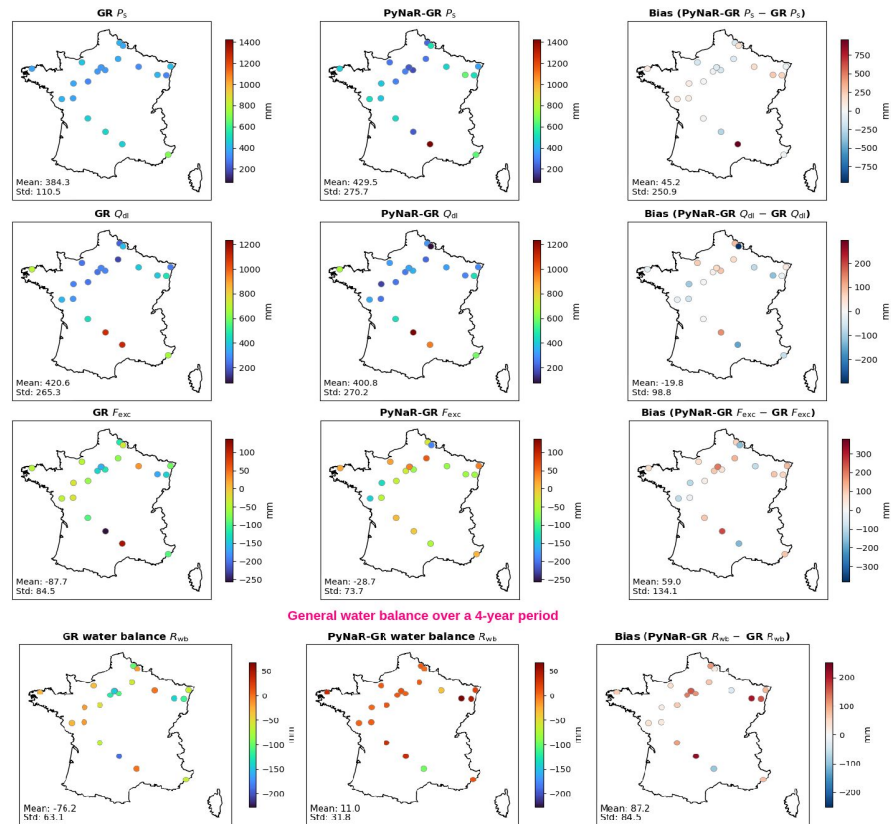
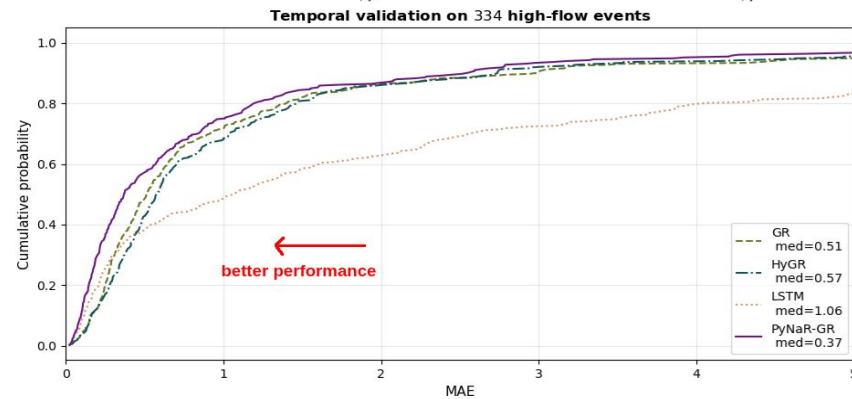
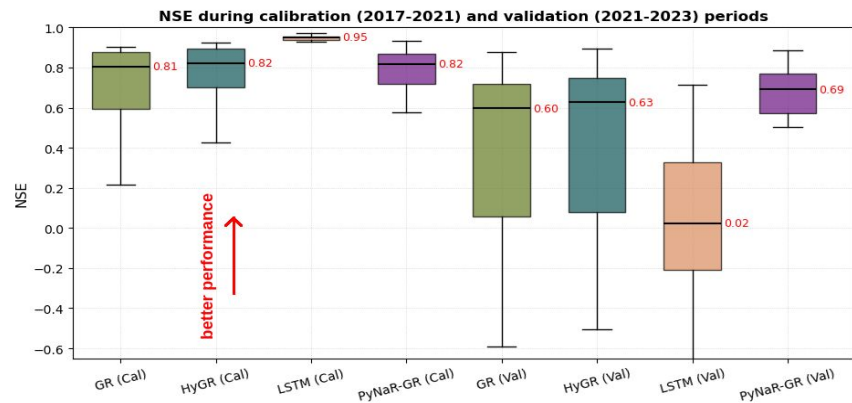
Représentation schématique de l'architecture des réservoirs neuronaux, PyNaR (Huynh et al. 2026b) et l'entraînement du réseau en 2 étapes : (i) pré-entraînement avec les flux d'eau généré par GR, et (ii) l'entraînement principal avec les débits observés

Exemples de surfaces de réponse du flux infiltré P_s en fonction de P_n et h_p , illustrant comment les réservoirs neuronaux entraînés (sur deux bassins versants différents) remodelent la réponse du modèle GR (maillage rouge) à l'intérieur des bornes admissibles (maillage gris)

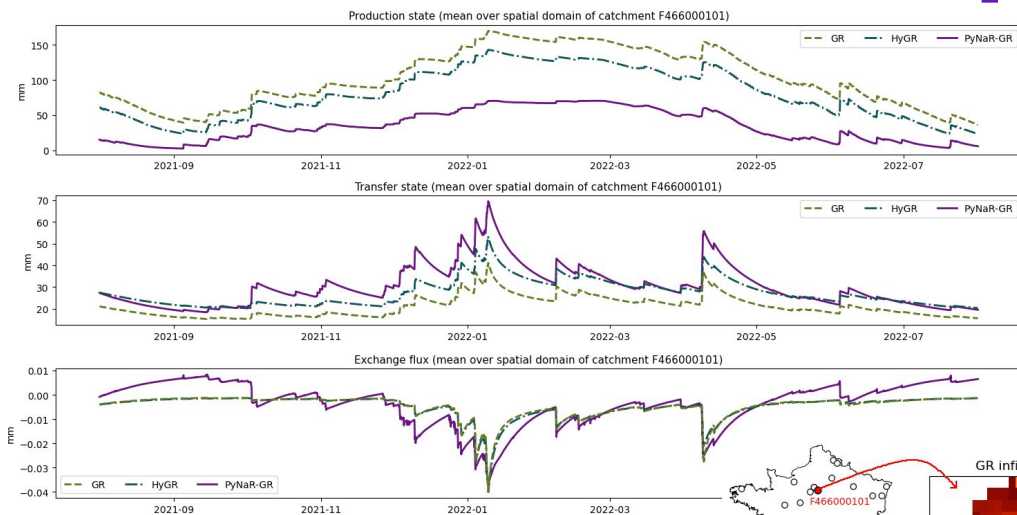
Réservoirs neuronaux : résultats préliminaires



Réservoirs neuronaux : résultats préliminaires

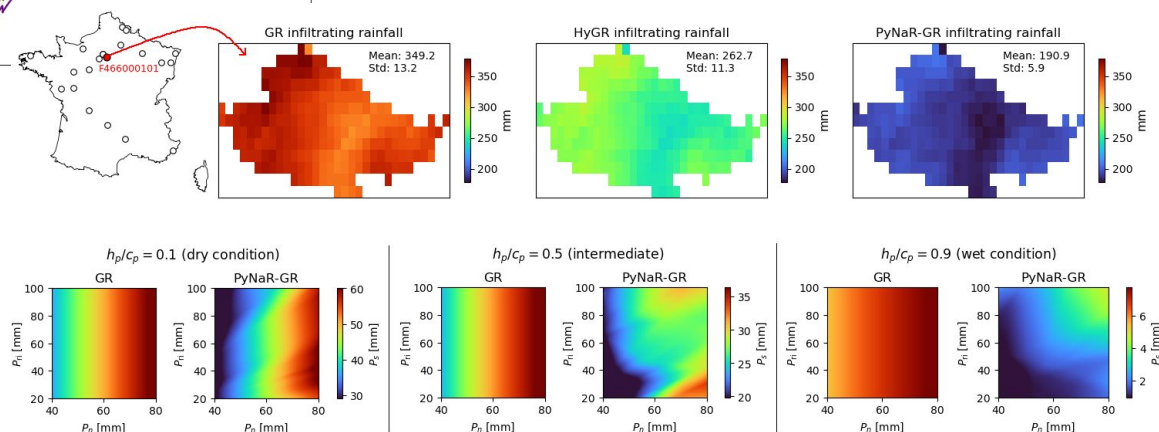


Réservoirs neuronaux : résultats préliminaires



Catchment-averaged time series of: production state, transfer state, and exchange flux.

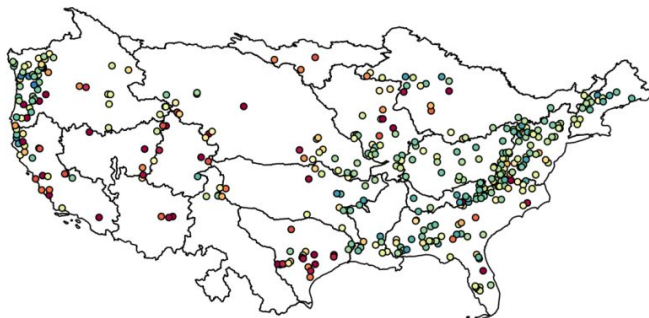
Spatial distribution of the mean annual infiltrating rainfall obtained by GR, PyNaR-GR, and their difference. P_s response surfaces as a function of P_n and P_{ri} under dry, intermediate, and wet production states.



Perspective : Evaluation large-échelle

Régionalisation (structure GR) CARAVAN US ([Colleoni et al. 2025](#))

Spatio-Temporal Validation $p2$
ANN



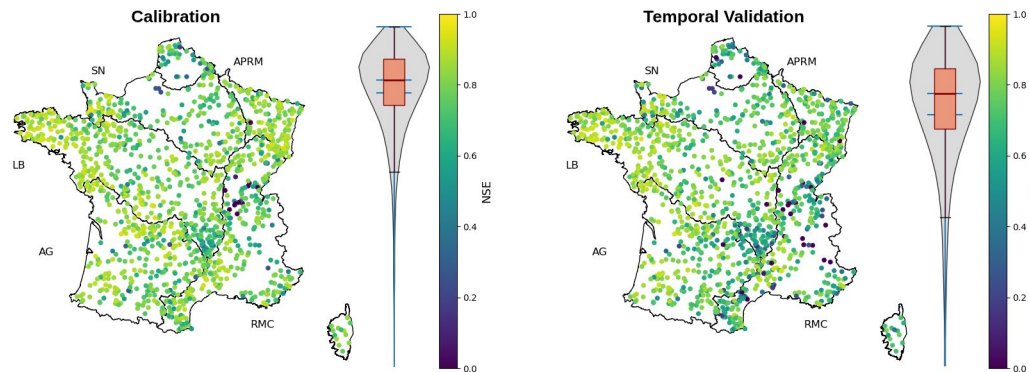
Geosci. Model Dev., 18, 7003–7034, 2025
<https://doi.org/10.5194/gmd-18-7003-2025>
© Author(s) 2025. This work is distributed under
the Creative Commons Attribution 4.0 License.



Geoscientific
Model Development
Open Access
EGU

smash v1.0: a differentiable and regionalizable high-resolution hydrological modeling and data assimilation framework

François Colleoni¹, Ngo Nghi Truyen Huynh¹, Pierre-André Garambois¹, Maxime Jay-Allemand², Didier Organde², Benjamin Renard¹, Thomas De Fournas¹, Apolline El Baz¹, Julie Demargne², and Pierre Javelle¹



Régionalisation (structure GR)
CAMELS-FR (Demargne et al. in prep.)

What's next ?

- Application de Physics-constrained neural reservoirs (PyNaR) à l'échelle nationale voire globale
- Application de PyNaR aux autres modèles conceptuels (e.g. HBV), intégrer autres données/processus (e.g. couplage surface-nappe pour l'inférence du flux d'échange)
- Prédiction en temps réel (e.g. par short-range data assimilation)
- Intégration des facteurs anthropiques (prélèvement d'eau, barrage, etc.) dans un framework physique-IA
- Couplage hydrologie-hydraulique apprenable (thèses de Ngoc Bao Nguyen et François Colleoni, dirigées par Pierre-André Garambois)

Merci !

Contact :

ngo-nghi-truyen.huynh@inrae.fr

pierre-andre.Garambois@inrae.fr