

DeepDiscover:
apprendre des modèles conceptuels sans
dépendre entièrement de l'expertise humaine

Présentation

Vincent ADOMBI
(Prof., ing. PRT, Ph.D.)

Décembre 2025

(Tous droits réservés)

Contexte: **importance des eaux souterraines**

1 90 % du territoire habité et 25 % de la population **alimentés par les ES**

2 Ressource **invisible** → difficile à mesurer : disponibilité, qualité, fluctuations



Comment fournir aux gestionnaires des outils fiables pour une gestion efficace ?

3 Informations incomplètes pour les gestionnaires **(ex. autorisations de prélèvement)**

4 Changement climatique → modification **probable des régimes de recharge**

Modéliser: **quoi et pourquoi ?**

1 Étudier l'eau souterraine **de manière indirecte**



2 **Traduire** le fonctionnement des systèmes souterrains **en modèles**



Un modèle...c'est

1 Une représentation approx. des aquifères, BV, ...

2 **Proxy** pour comprendre leur fonctionnement

3 Prévoir et gérer les ressources en eau

Modèles boîte noire

- Basés sur relations statistiques
- Pas de contraintes physiques



Modèles boîte blanche

- Basés entièrement sur les lois de la physique
- Exemple : loi de Darcy

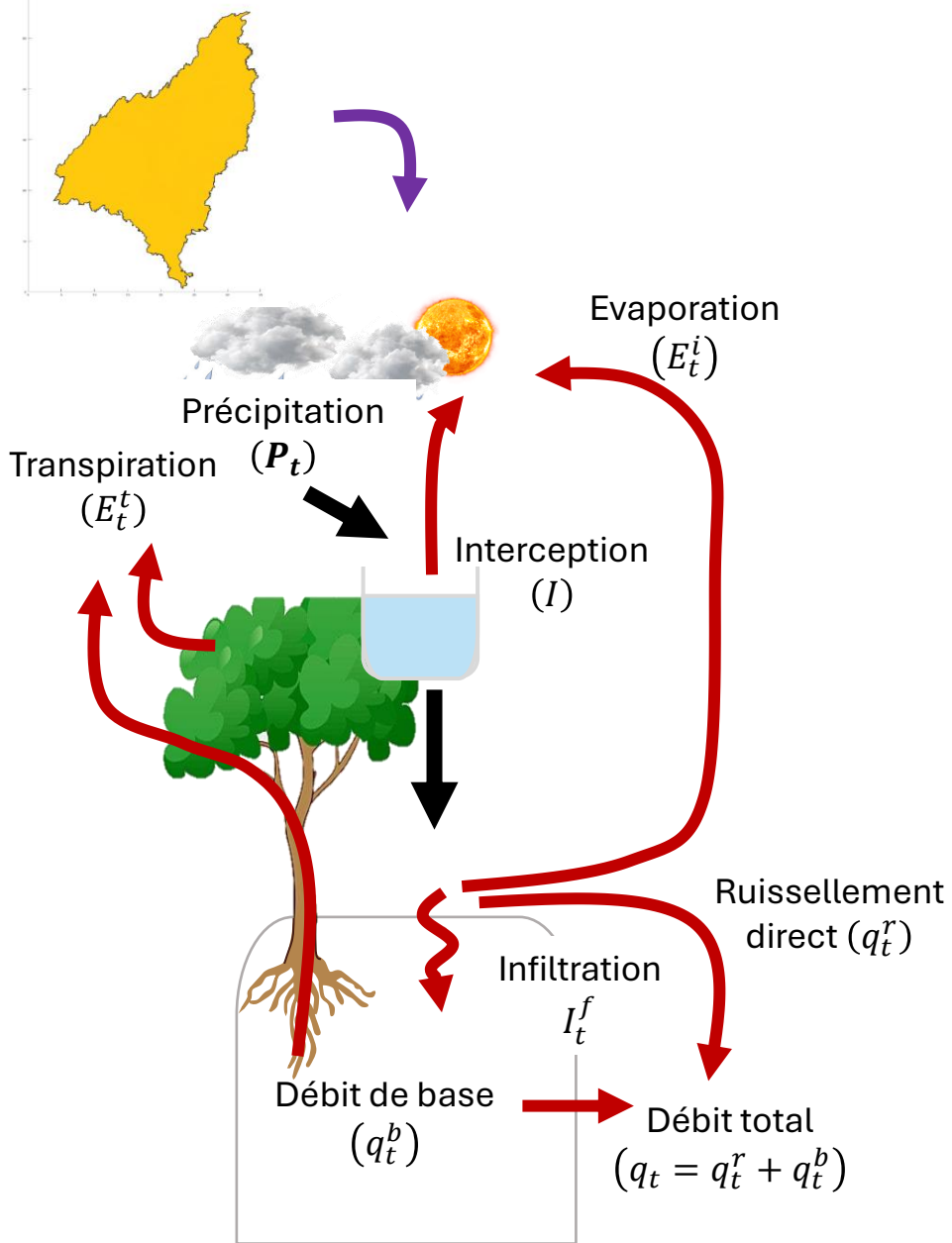


Modèles boîte grise

- Approches hybrides
- Incluent les modèles conceptuels hydrologiques



Système hydro.
(e.g. BV, aquifère)



Modèles conceptuels: **fonctionnement** et limites

1

Reflète les **biais, préférences** et **hypothèses** propres à l'expert

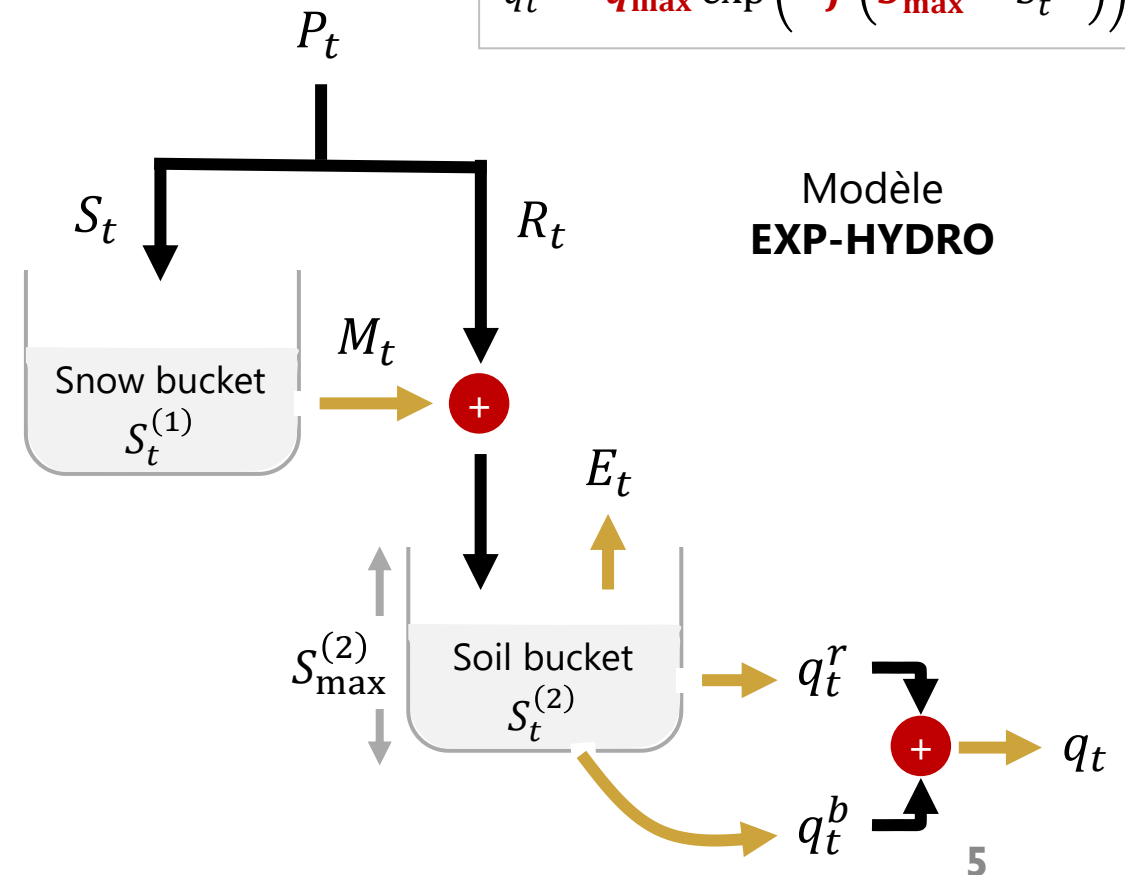
Conservation **de la masse**

$$\frac{dS_t^{(2)}}{dt} = R_t + M_t - E_t - q_t$$

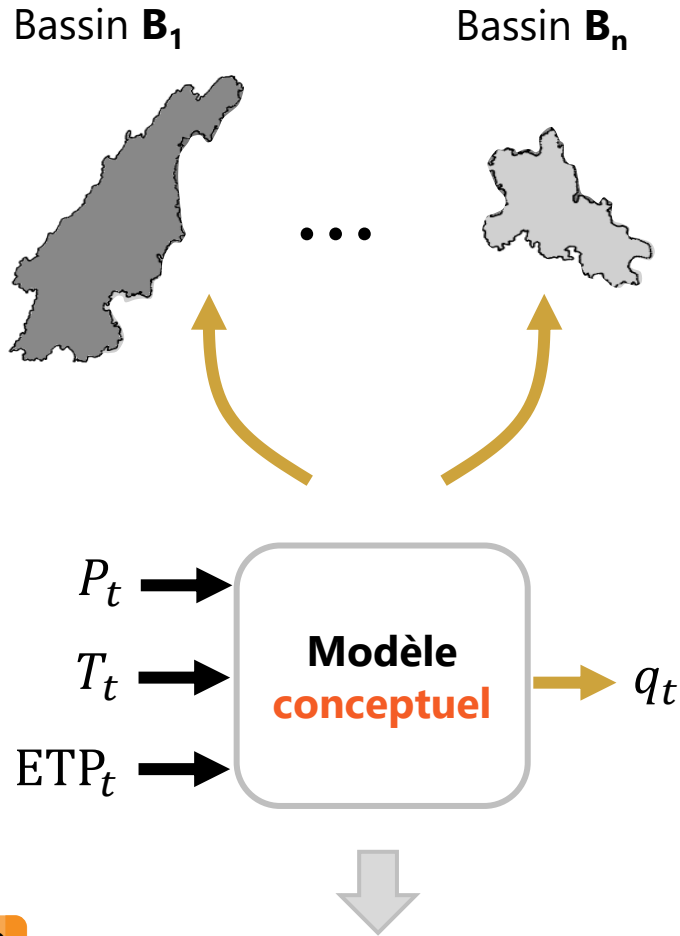
Equation (**expert humain**)

$$q_t^b = \mathbf{q_{max}} \exp\left(-\mathbf{f}\left(\mathbf{S_{max}^{(2)}} - S_t^{(2)}\right)\right)$$

Modèle
EXP-HYDRO



Modèles conceptuels: **fonctionnement** et limites



2

Hypothèse implicite : **même structure** de modèle = applicable à « **tous** » les bassins

- 1 **Non viable** à grande échelle
- 2 Trop coûteux en **expertise humaine**

3

Problème : impossible de construire manuellement un modèle par bassin



3

Construire un modèle conceptuel **spécifique pour chaque bassin**.

1

Tous les bassins **ne fonctionnent pas selon** la même dynamique

2

Une équation qui décrit bien un processus dans un **bassin** peut être **inadaptée dans un autre bassin**



Question clé

Peut-on **automatiser** le développement de **modèles conceptuels**...

Si cette tâche **n'est pas réalisable**
à la **main** par les **experts humains**



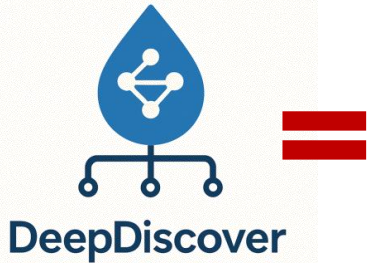
Réponse courte : oui... grâce
à l'intelligence artificielle.



Plan de la suite...

- 1 Grandes lignes du **développement de DeepDiscover**
- 2 Exemple réel de **validation de concept**
- 3 Vision à long terme de **DeepDiscover**
- 4 Atouts de DeepDiscover pour la **modélisation hydrologique au Québec**

DeepDiscover: principes généraux...



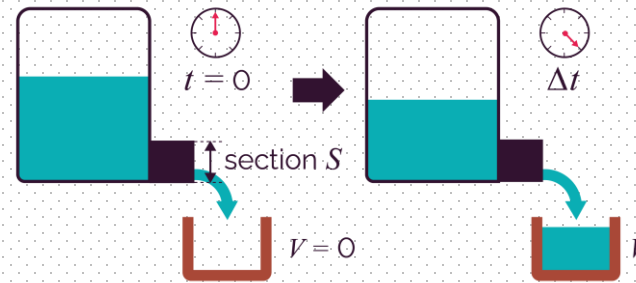
=

Réseaux de neurones artificiels
(→ **Deep Learning**)



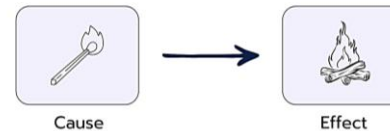
+

Lois / principes de la physique
(→ **masse, causalité, ...**)



Causality

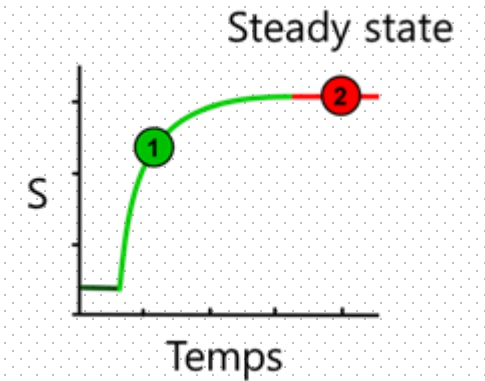
When one thing (cause) causes the other thing (effect)



+

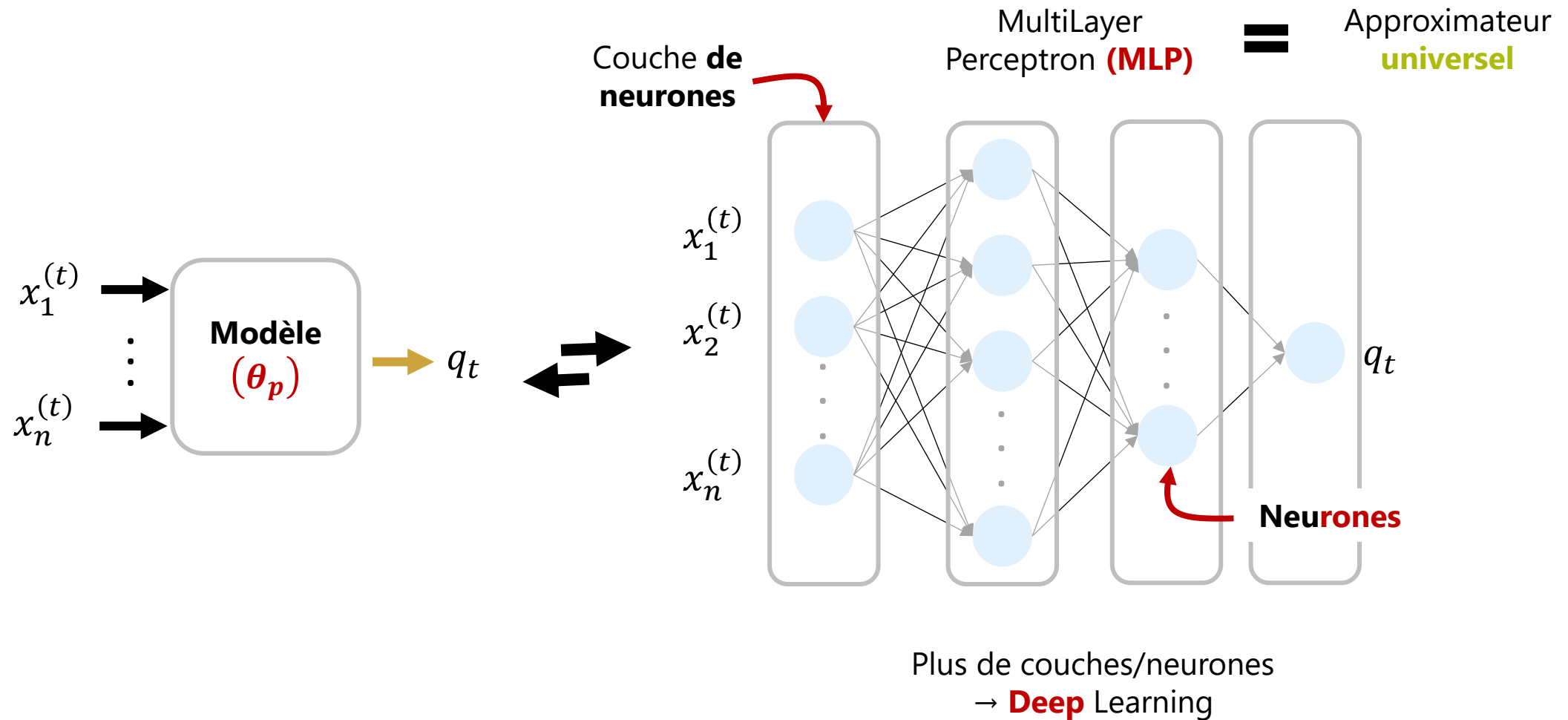
Contraintes physiques
(→ **stationnaire, unicité, ...**)

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \frac{dS}{dt} = 0$$



1

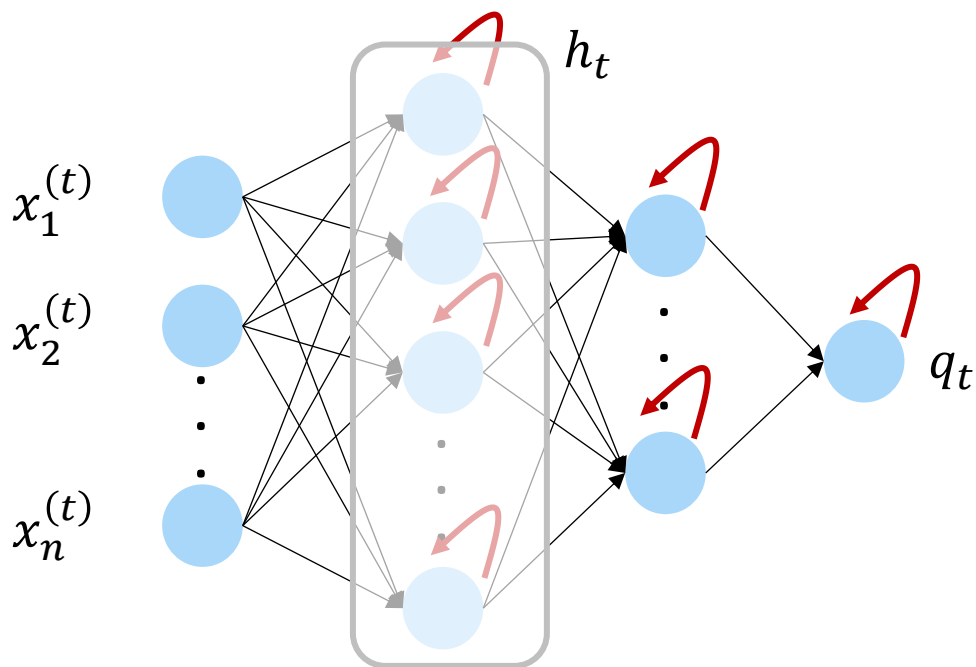
Réseaux de neurones artificiels



DeepDiscover: principes généraux...

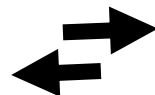
1 Réseaux de neurones artificiels

Recurrent neural
nets (RNN)



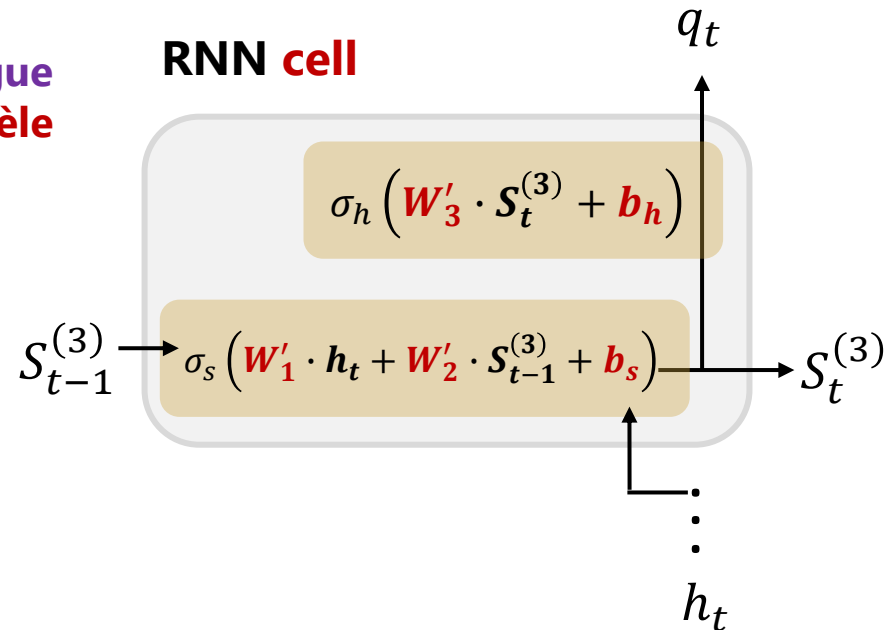
Deep Learning

Fonctionnement **analogue**
aux réservoirs d'un **modèle**
conceptuel

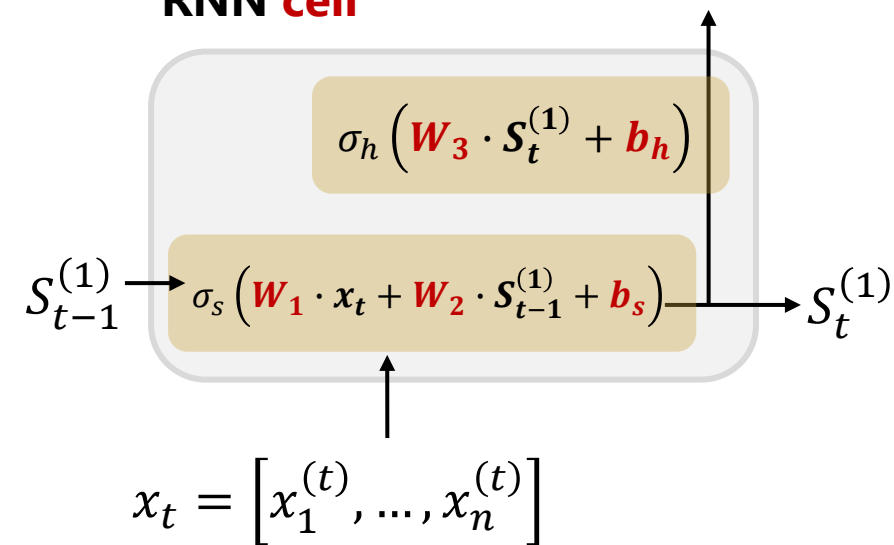


Info passée =
"Mémoire"

RNN cell

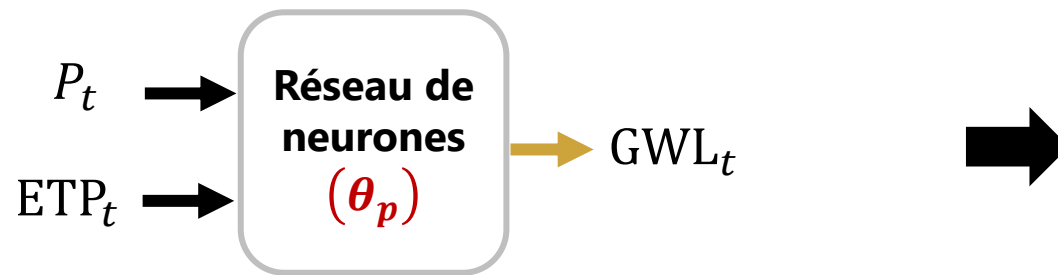
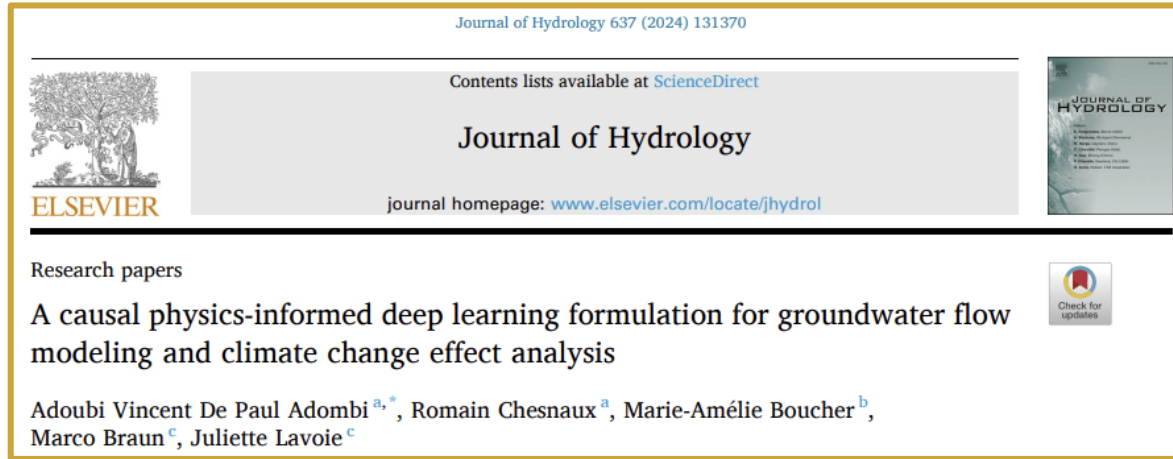


RNN cell



Entrée

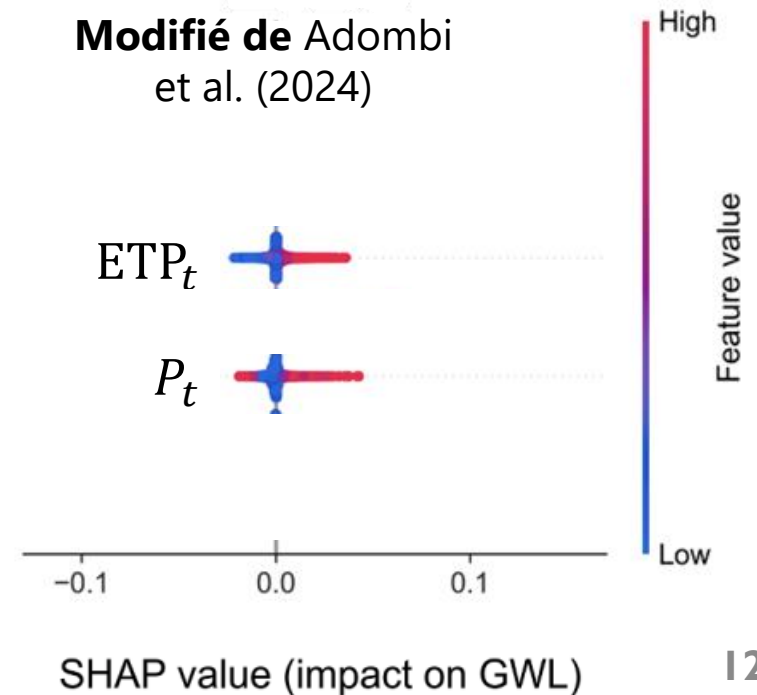
2 Les réseaux de neurones ne savent pas raisonner...



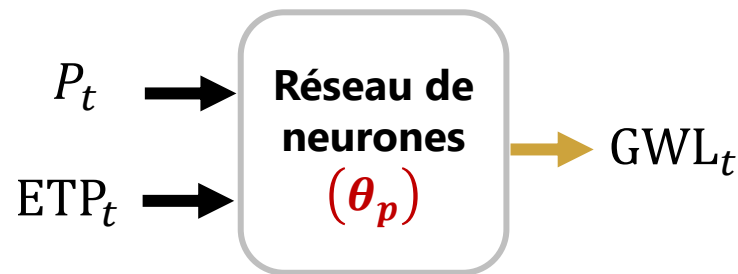
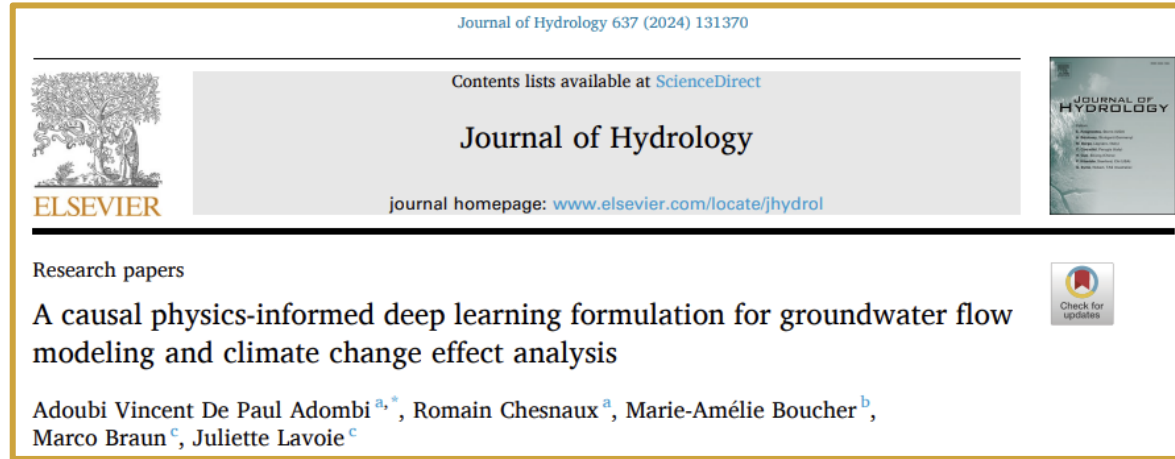
Effets observés :

- $\uparrow ETP \rightarrow \uparrow GWL$ & inversement (pour P fixé)
 - $\uparrow P \rightarrow$ Parfois \uparrow de GWL d'autres fois une \downarrow (Pour ETP fixé)
- Incohérent avec le cycle de l'eau

Modifié de Adombi et al. (2024)



2 Les réseaux de neurones ne savent pas raisonner...



Pour les **forcer à raisonner correctement...en termes de causalité**

Développé des **contraintes mathématiques**....à imposer aux réseaux de neurones



Causal Relationship Constraints

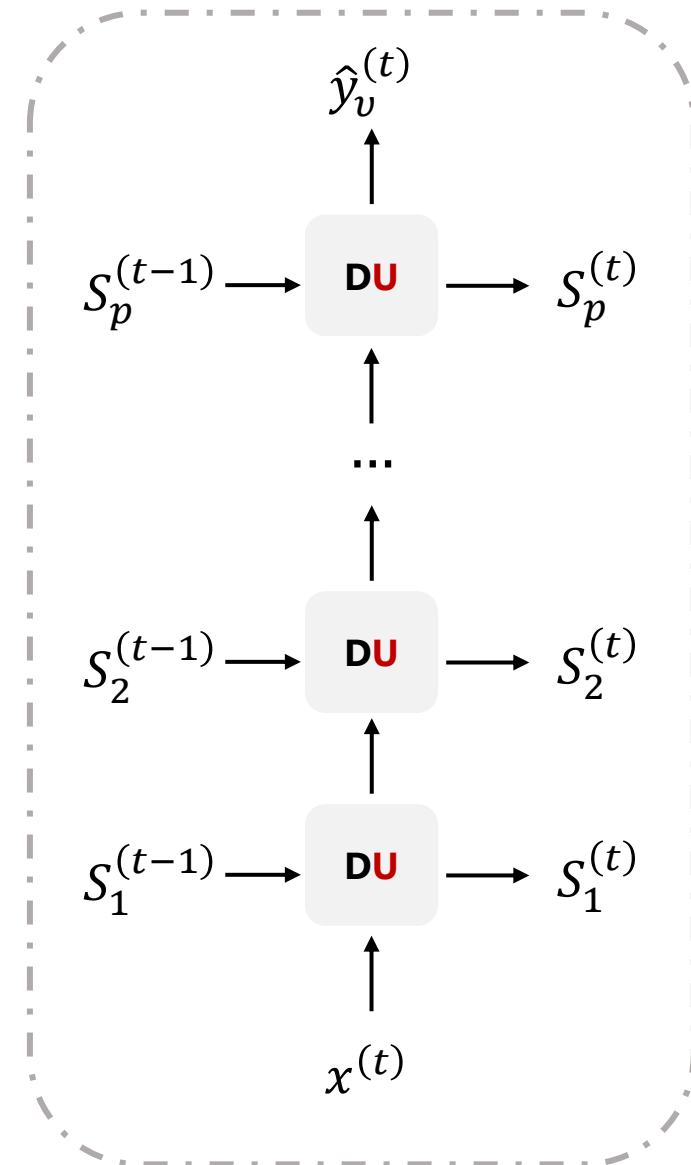
3

Architecture de DeepDiscover

- 1 Structure composée de **DiscoverUnits (DU)** (**RNN customisés**)
- 2 Chaque **DiscoverUnit** : **analogue** à un **réservoir d'un modèle conceptuel**
- 3 **Flux entre DU = processus candidats**, non définis à l'avance
- 4 Le modèle **explore et apprend** la structure adaptée au bassin (d'où **Discover**)

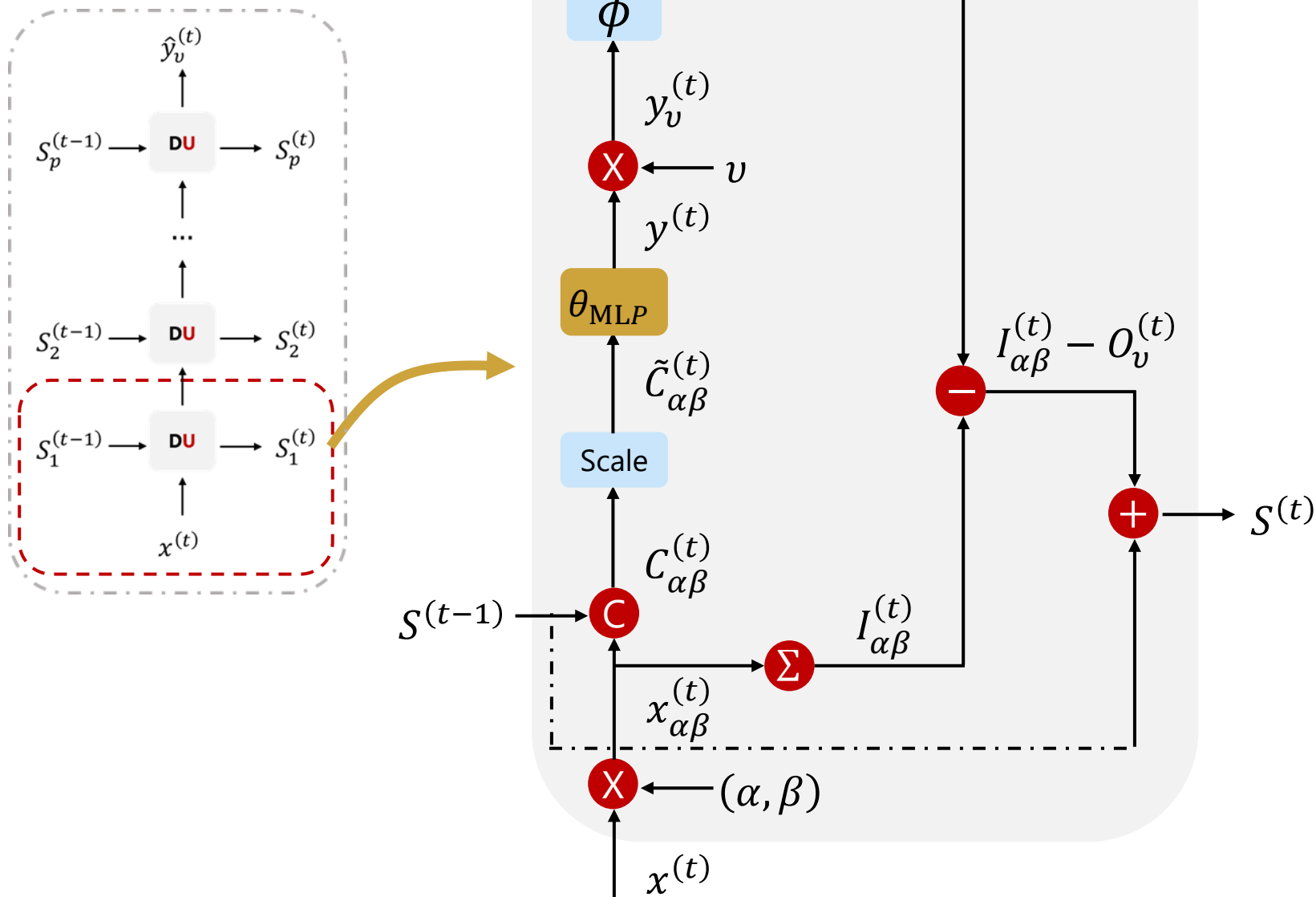
a

DeepDiscover



DeepDiscover: principes généraux...

4 Architecture de DiscoverUnit

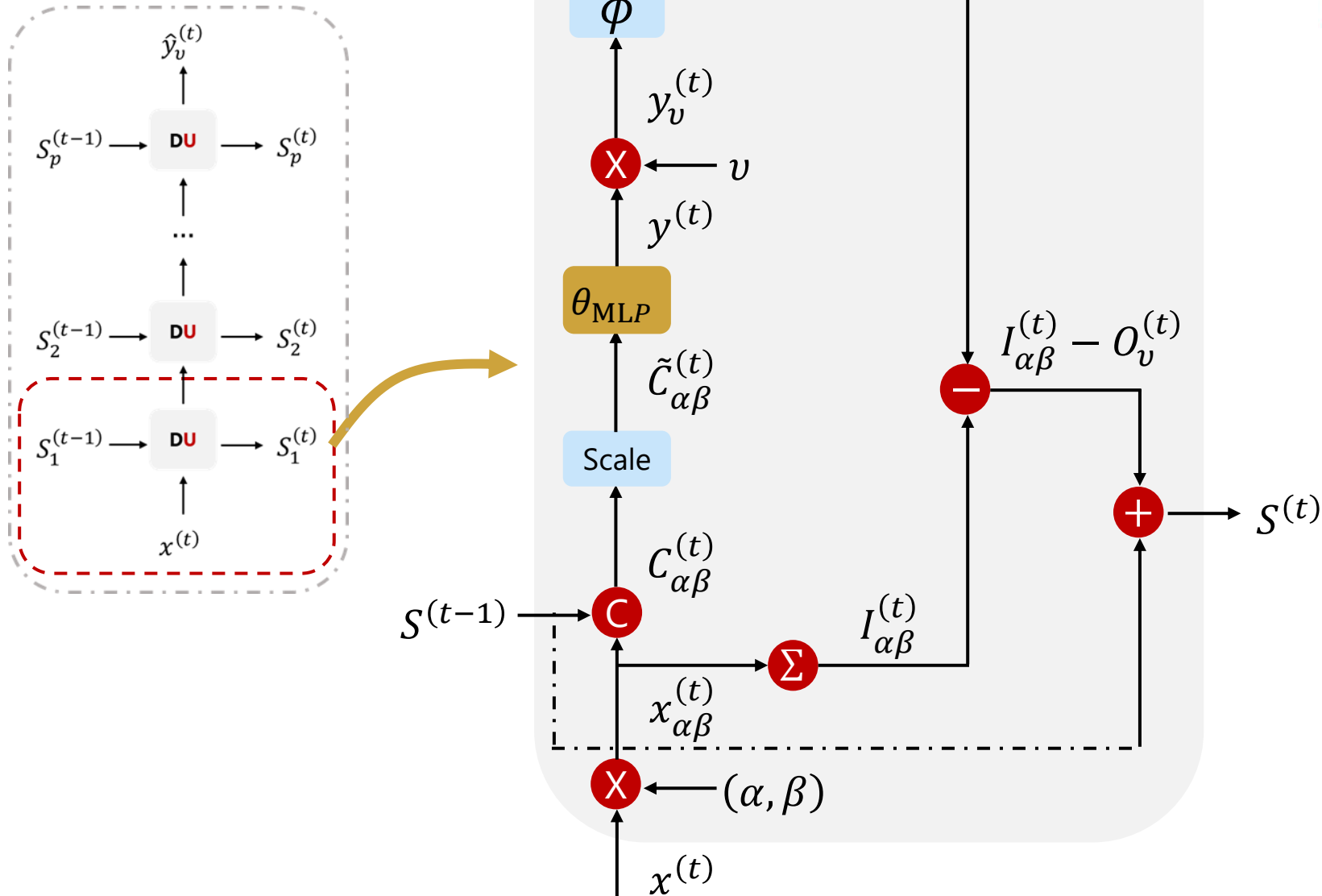


- 1 Reçoit diverses variables (**pluie**, **ETP**, etc.)
- 2 Elimine automatiquement les **variables non pertinentes**
- 3 Met les variables retenues **sur une échelle commune**
- 4 Combine ces variables **avec le stock d'eau précédent**
- 5 Passe l'ensemble dans **un MLP causal**
- 6 Produit plusieurs **processus candidats**
- 7 Met à jour le stock d'eau **via la conservation de la masse**
- 8 Ajout d'une **contrainte de décorrélation** pour diversifier les processus
- 9 Et d'autres **contraintes non abordées ici**

DeepDiscover: principes généraux...

4

Architecture de DiscoverUnit



Rôle de l'expert humain

- 1 Ne définit plus les équations
- 2 Spécifie **seulement** :
 - a Nombre de **DiscoverUnits** (réservoirs)
 - b Nombre de processus candidats par **DU**
- 3 Contrôle la **cohérence physique** du modèle final:

Cas d'étude: **validation de concept...**



DeepDiscover fonctionne-t-il
réellement ?



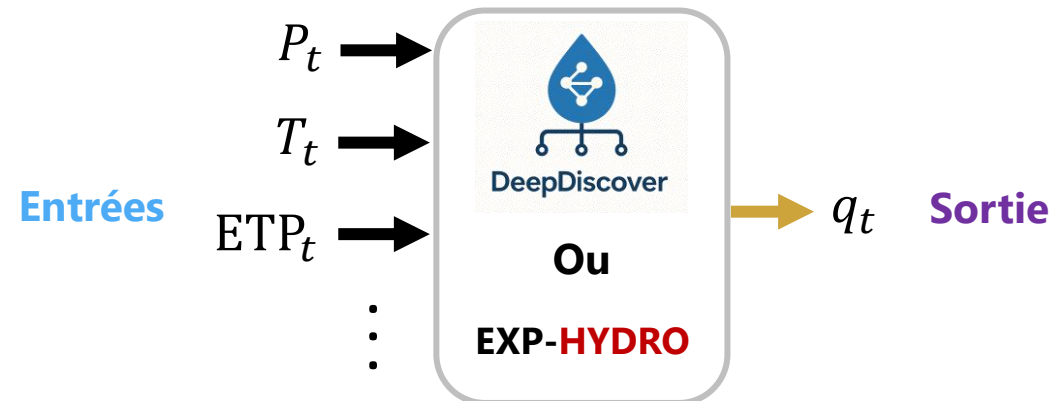
Application à la simulation **des débits en rivière** sur **500+ bassins versants des USA**



Deux modèles comparés:
(pour cette présentation)



EXP-HYDRO



Cas d'étude: **validation de concept...**



1

Performances **globales**

Tester l'hypothèse :

- **Si** chaque bassin a une dynamique propre
- **Que DeepDiscover** (avec **2 DU**) apprend une structure spécifique à chaque bassin

Il devrait surpasser un modèle conceptuel traditionnel à structure fixe
(**EXP-HYDRO**, avec **2 réservoirs**)



2

Cohérence **physique**

Vérifier si DeepDiscover :

- Respecte la conservation de la masse
- Réagit correctement aux variations de pluie, ETP, température
- Adopte un comportement physiquement logique



3

Interprétabilité

Vérifier si DeepDiscover génère des **processus candidats assimilables** à des processus connus:

- Ruissellement direct
- Ecoulement hypodermique
- Ecoulement de base
- Etc...

Cas d'étude: résultats...

1

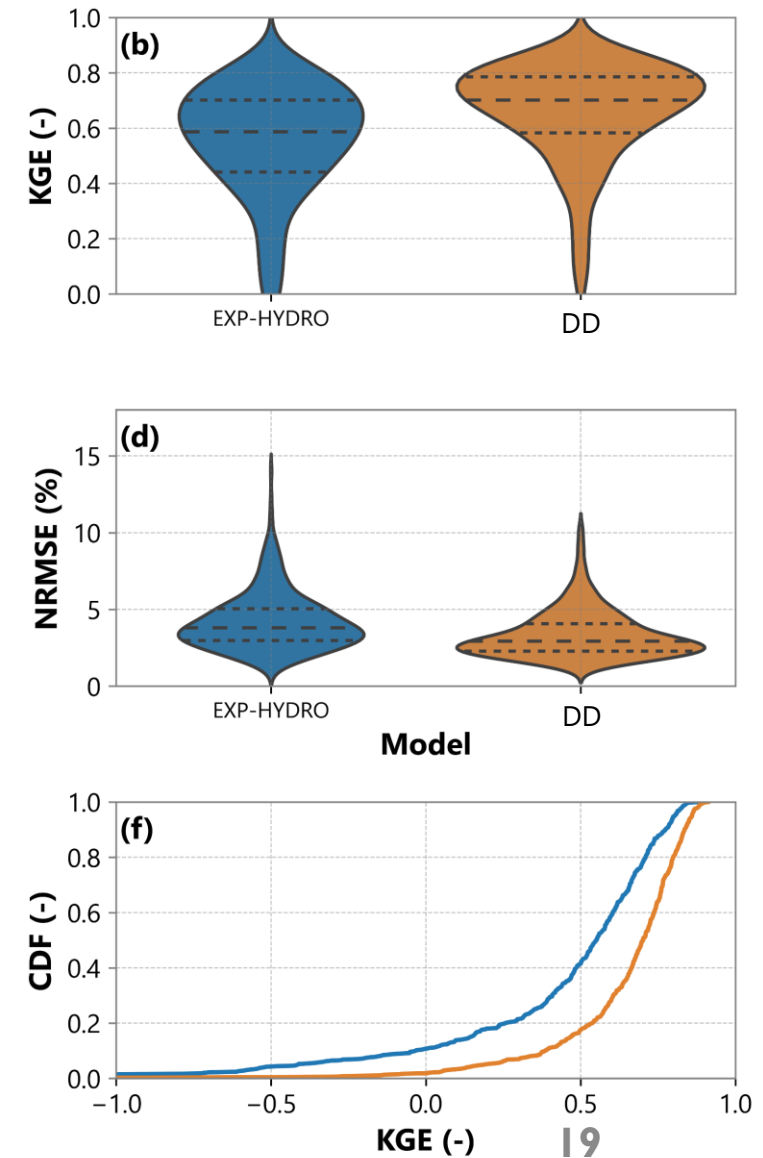
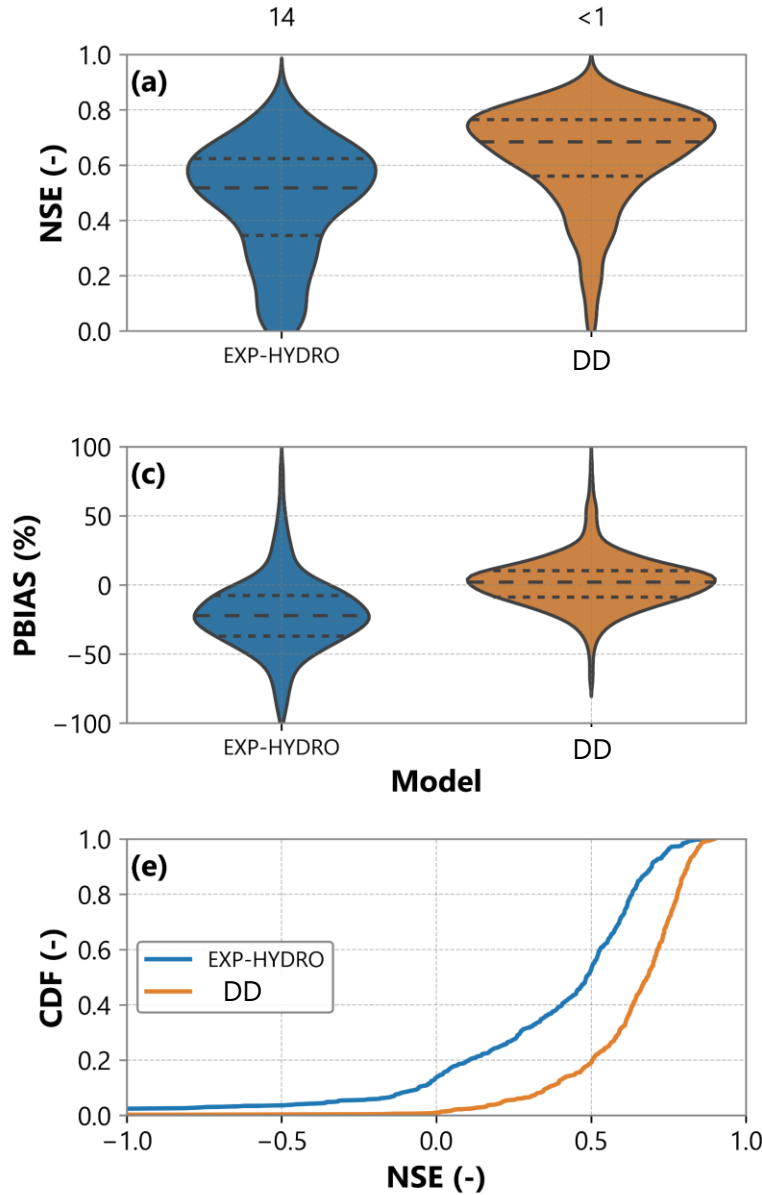
Performances globales

Résultats clés

- **Violin plots** : DeepDiscover → performances plus élevées
- **CDF**: courbes nettement décalées vers la droite



Structure spécifique par bassin =
meilleure performance***



Cas d'étude: résultats...

1

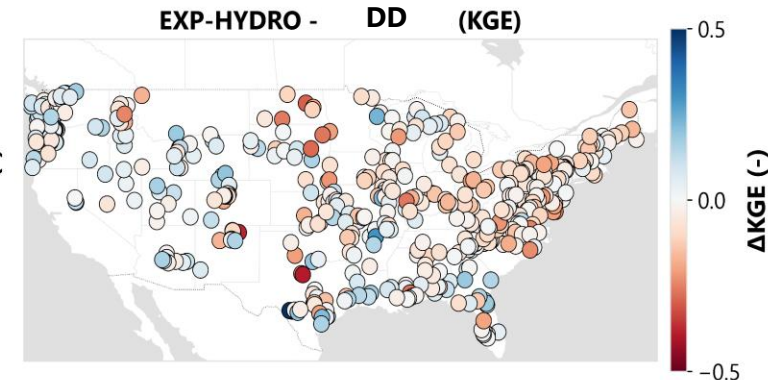
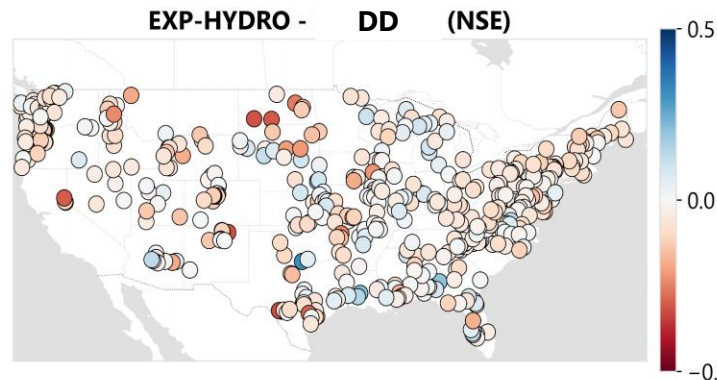
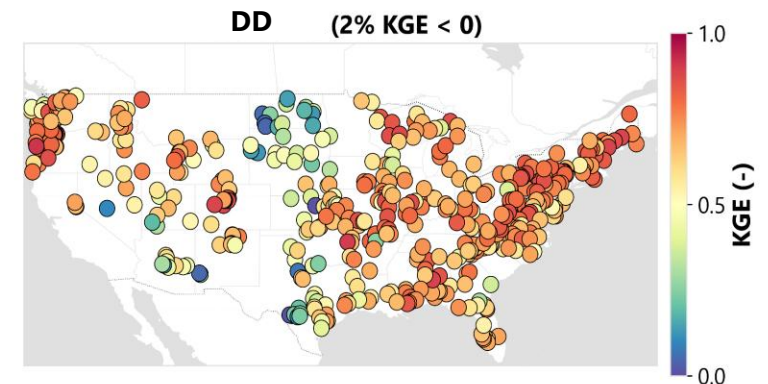
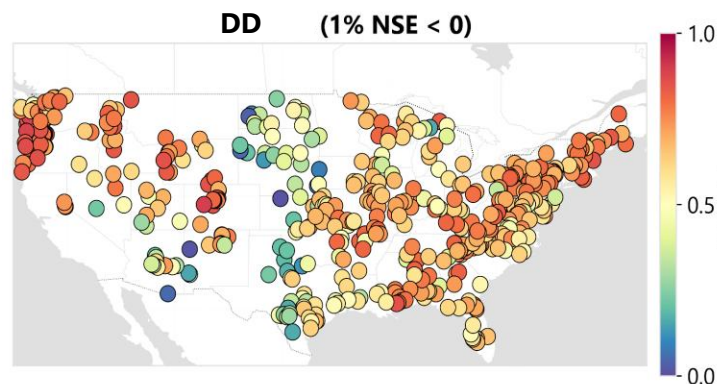
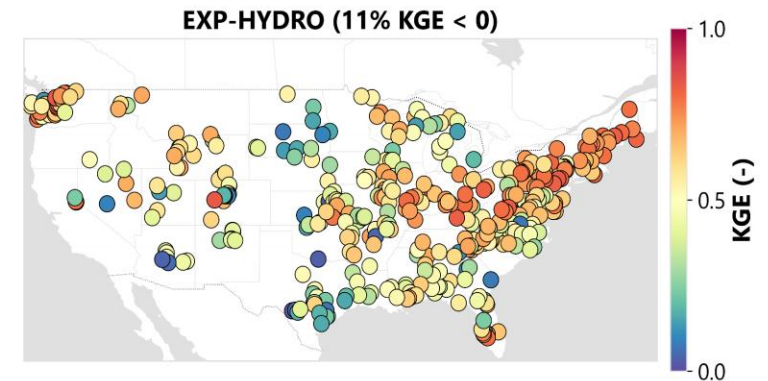
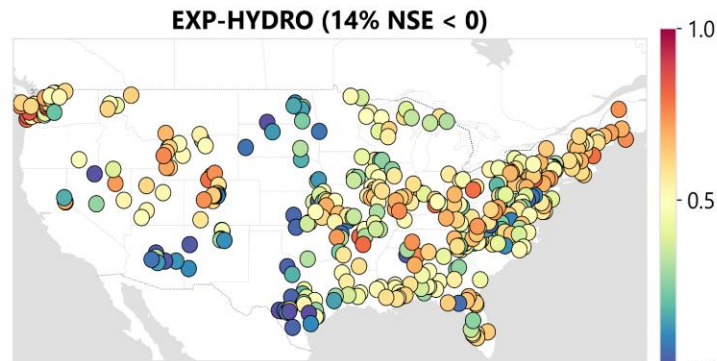
Performances globales

Résultats clés

- DeepDiscover fait mieux dans la quasi-totalité des bassins
- Bassins avec NSE/KGE < 0 :
 - 2 % pour DeepDiscover
 - 14 % pour EXP-HYDRO



DeepDiscover = plus robuste, mieux adapté à la diversité des bassins américains***



2

Cohérence **physique****Effets observés dans les deux modèles :**

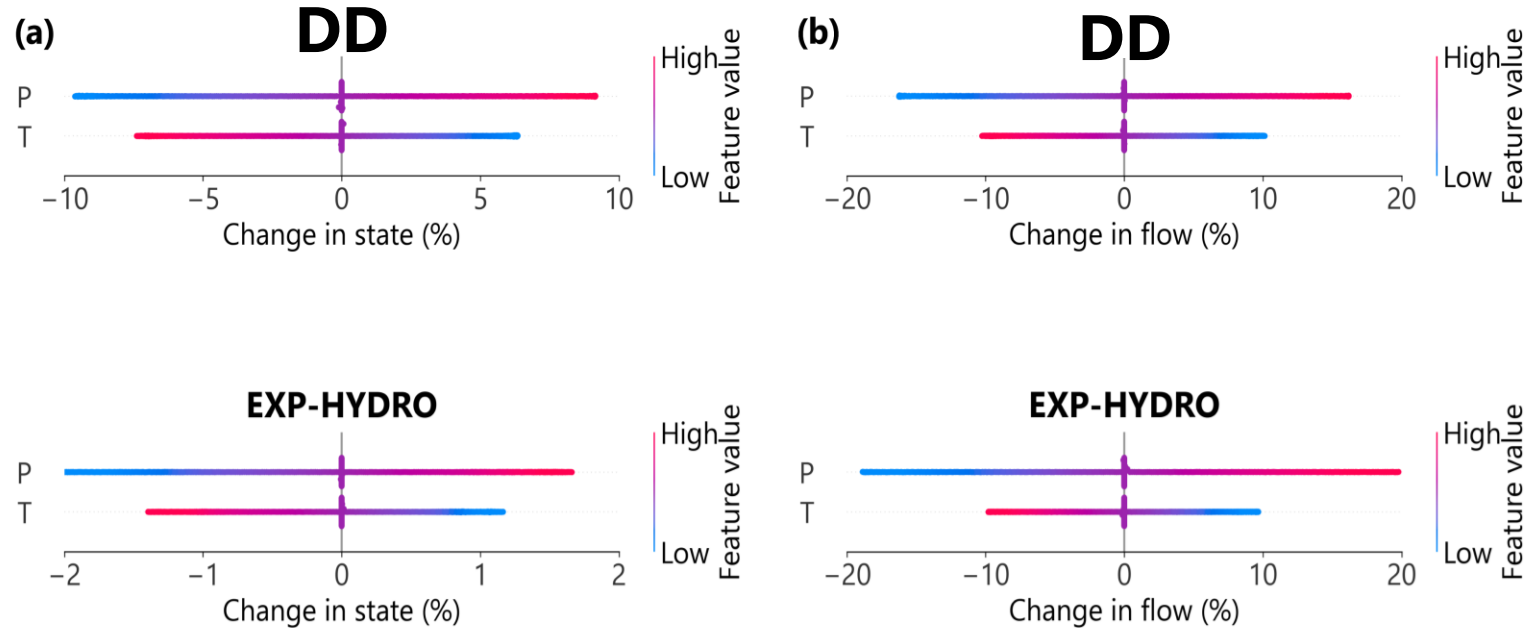
- ↑ Pluie → ↑ stockage & ↑ débit
- ↑ Température → ↓ stockage & ↓ débit
→ cohérent avec le cycle de l'eau

Spécificité DeepDiscover

- Effet plus marqué sur le stockage

Cas d'étude: résultats...

L'expert humain vérifie que
le modèle est cohérent



DeepDiscover est physiquement cohérent

3

Interprétabilité

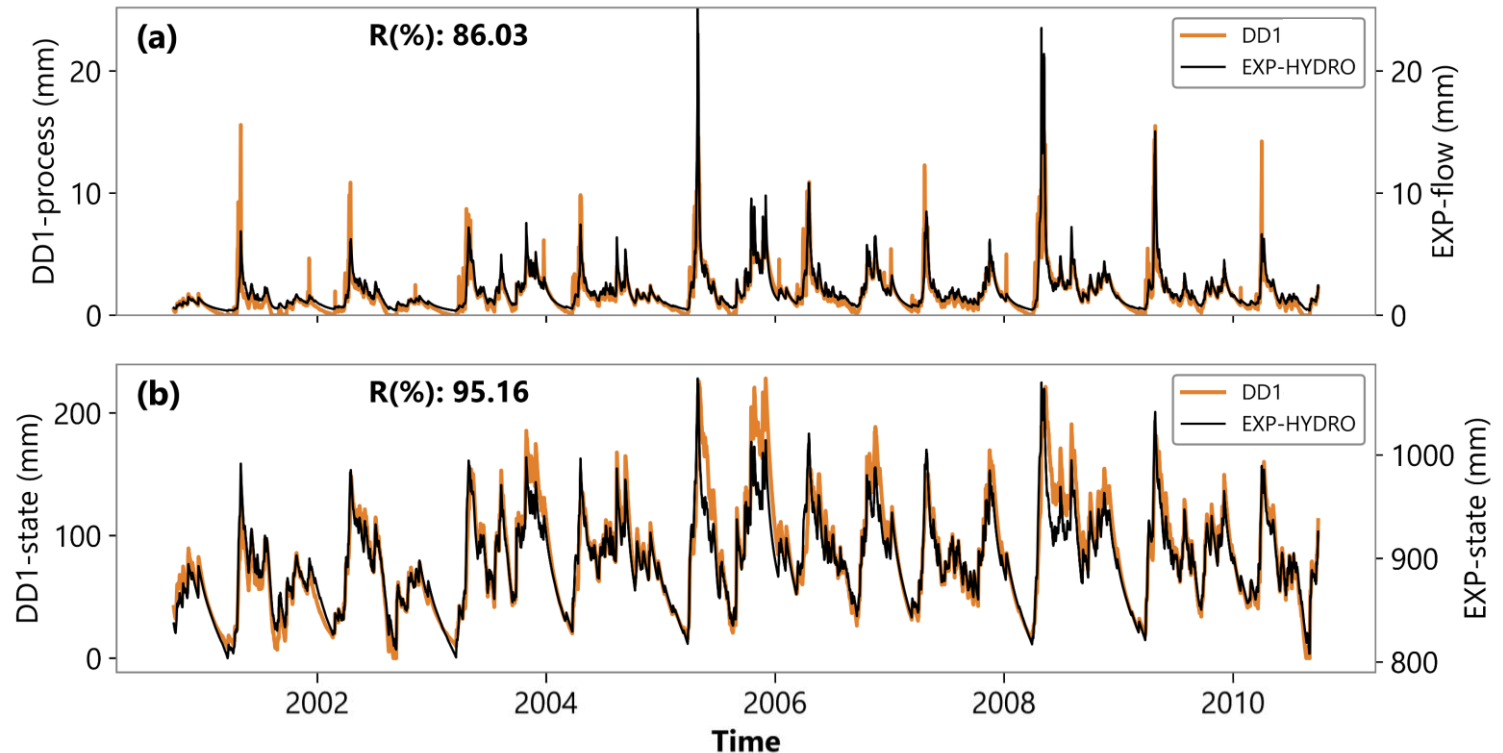
Comparaison stockage & débit (DeepDiscover vs EXP-HYDRO):

- Dynamiques temporelles similaires
- Amplitude relative similaire
- Différence de niveau du stockage
 - DeepDiscover : 0 → 200
 - EXP-HYDRO : 800 → 1000



Les variations, correctement reproduites

01013500



3

Interprétabilité

Variation du nombre de processus candidats : 1 → 3:

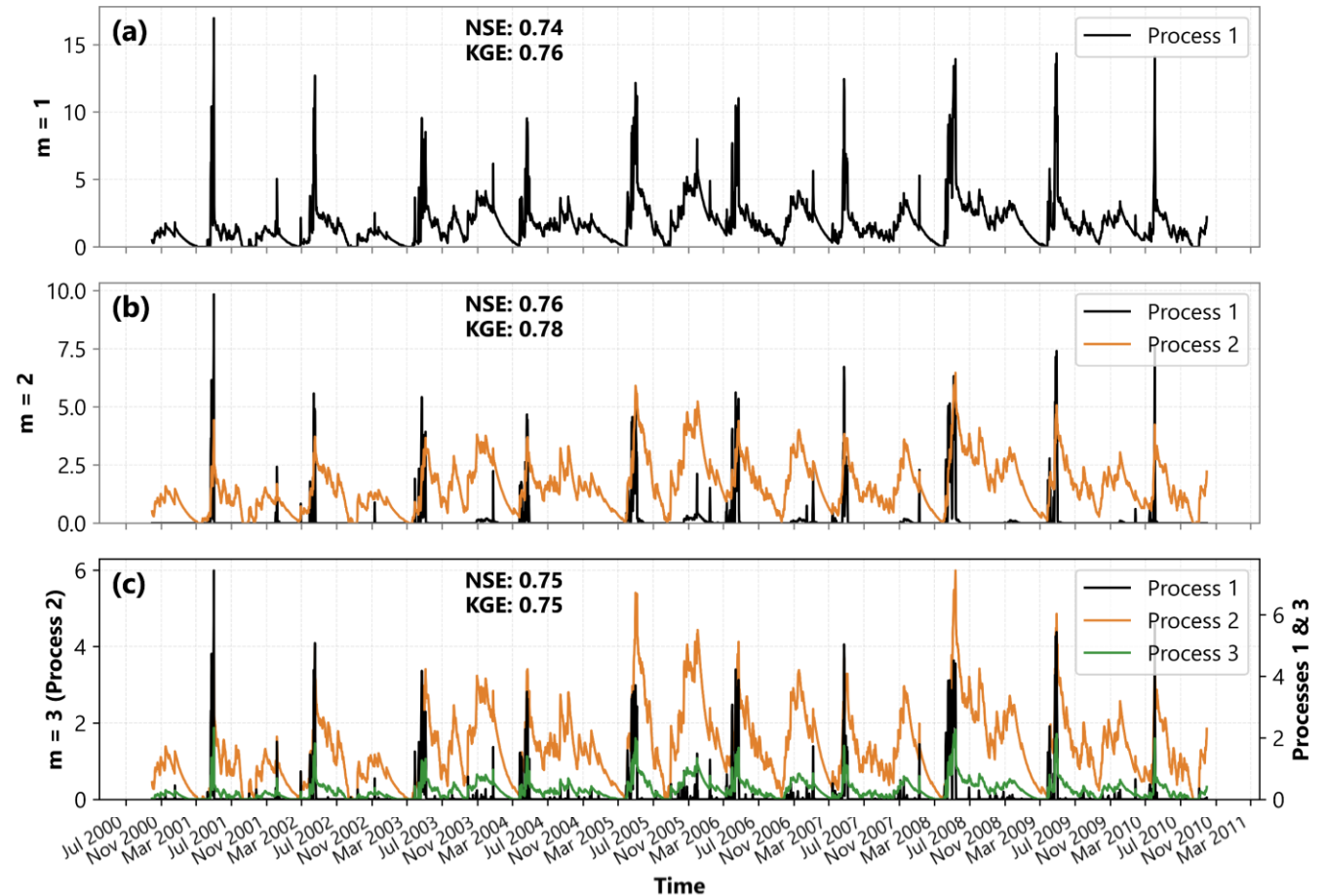
Avec 3 processus, DeepDiscover produit naturellement:

- Un ruissellement de surface (**processus 1**)
- Un débit de base (**processus 2**)
- Un écoulement hypodermique (**processus 3**)



Sans les lui imposer, DeepDiscover retrouve spontanément des composantes hydrologiques classiques.

01013500



Conclusion



DeepDiscover a démontré qu'il peut :

- Apprendre des dynamiques propres à chaque bassin
- Produire des processus hydrologiques interprétables
- Respecter les principes physiques essentiels



Le concept fonctionne : DeepDiscover est une preuve de faisabilité



Objectifs à long terme :

- Aller au-delà des modèles conceptuels homogènes
- Intégrer les hétérogénéités spatiales
- Découvrir de nouvelles relations physiques

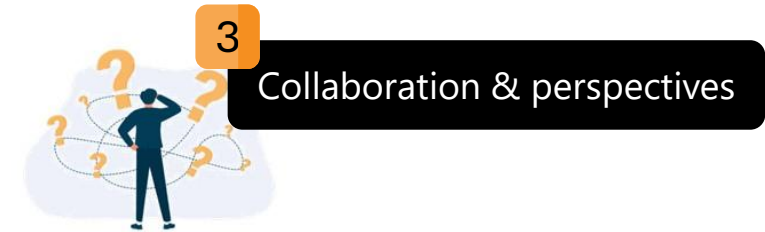


Vision: un modèle hydrologique réellement **généraliste**

Conclusion



- Tester des hypothèses de recherche (pour améliorer la compréhension de la ressource)
- Reconstituer des prélèvements d'eau même en l'absence de mesures
- Tester des scénarios de prélèvements
- Estimer la recharge
- Prise en compte des changements climatiques
- Logiciels à interface graphique pour les praticiens (en préparation)
- Etc...



Pour avancer :

- Recherche intensive (IA + physique)
- Collaboration avec :
 - Chercheuses et chercheurs en hydrologie/IA
 - Gestionnaires de l'eau au Québec



L'IA ne remplace pas l'expertise humaine :
elle l'augmente

Bibliographie

- **Adombi**, A.V.D.P. DeepDiscover: towards automatic discovery of bucket-type conceptual models – a proof of concept applied to hydrology. Under review (2025). <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.5236336>
- **Adombi**, A.V.D.P. Scientific machine learning in hydrology: a unified perspective. Earth Sci Inform 18, 522 (2025). <https://doi.org/10.1007/s12145-025-02021-6>
- Leilei He, Liangsheng Shi, Wenxiang Song, Jiawen Shen, Lijun Wang, Xiaolong Hu, Yuanyuan Zha. Synergizing Intuitive Physics and Big Data in Deep Learning: Can We Obtain Process Insights While Maintaining State-Of-The-Art Hydrological Prediction Capability? Water Resources Research (2024). <https://doi.org/10.1029/2024WR037582>
- Sopan D. Patil, Parker J. Wigington, Scott G. Leibowitz, Eric A. Sproles, Randy L. Comeleo. How does spatial variability of climate affect catchment streamflow predictions?, Journal of Hydrology. Journal of Hydrology (2014). <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2014.05.017>

Sources de certaines images d'illustration

- <https://www.istockphoto.com/illustrations/>
- <https://upkick.fr/etude-de-cas-infographies-ledirect/>
- <https://croweandassociates.com/>
- <https://aginso.eu/histoire-et-enjeux-definition-de-limpact-social-et-environnemental/>
- <https://www6.bookys-ebooks.com/tutos-logiciels/197059-les-fondements-des-reseaux-de-neurones>
- <https://www.linkedin.com/pulse/why-does-anyone-like-spoilers-stuart-foxman>
- <https://www.maxicours.com/se/cours/exploiter-la-conservation-du-debit-volumique/>
- <https://www.preplounge.com/en/case-interview-basics/correlation-and-causality>