

**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**



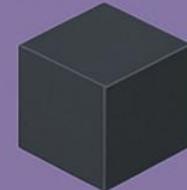
Un modèle...c'est

- 1 Une représentation approx. des aquifères, BV, ...
- 2 **Proxy** pour comprendre leur fonctionnement
- 3 Prévoir et gérer les ressources en eau

Types de modèles hydrologiques

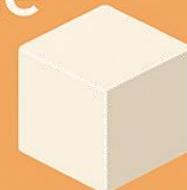
Modèles boîte noire

- Basés sur relations statistiques
- Pas de contraintes physiques



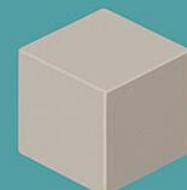
Modèles boîte blanche

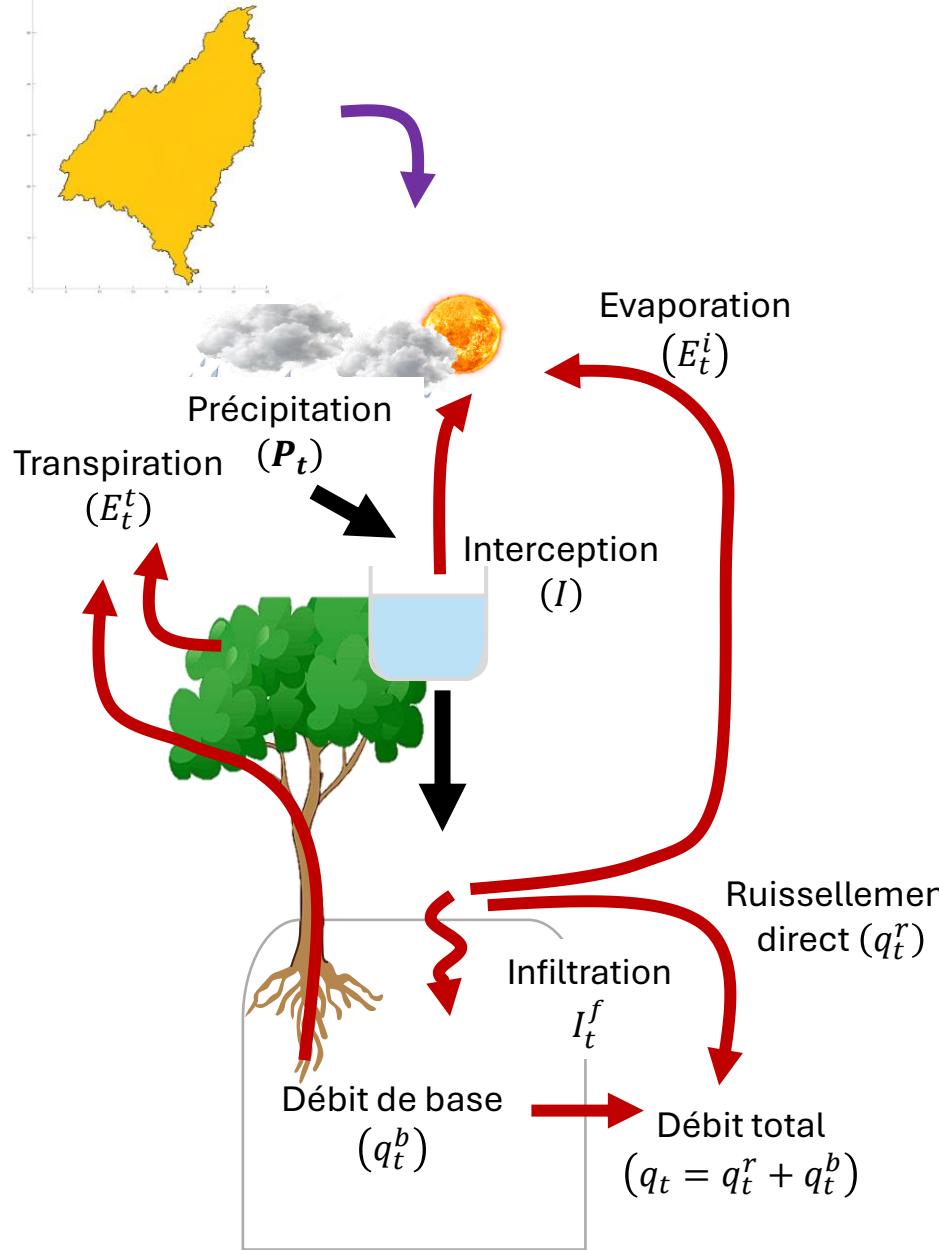
- Basés entièrement sur les lois de la physique
- Exemple : loi de Darcy



Modèles boîte grise

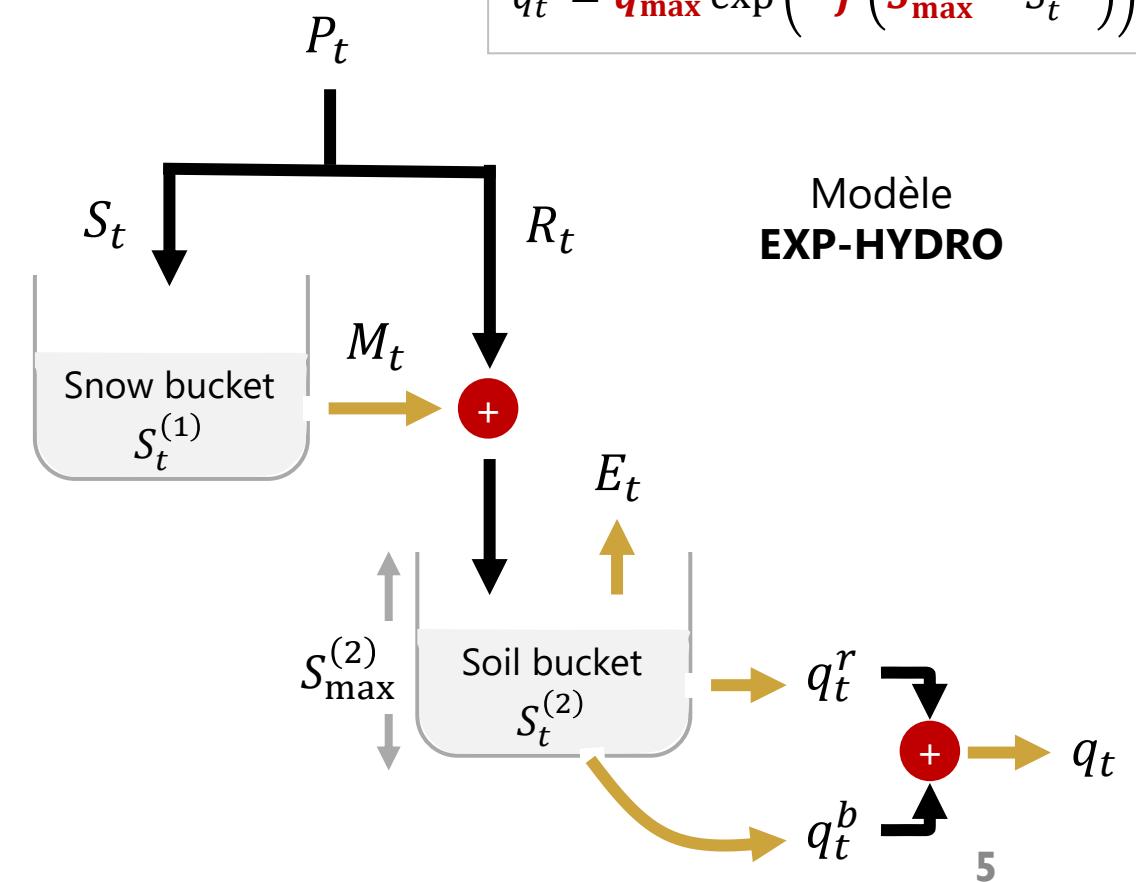
- Approches hybrides
- Incluent les modèles conceptuels hydrologiques



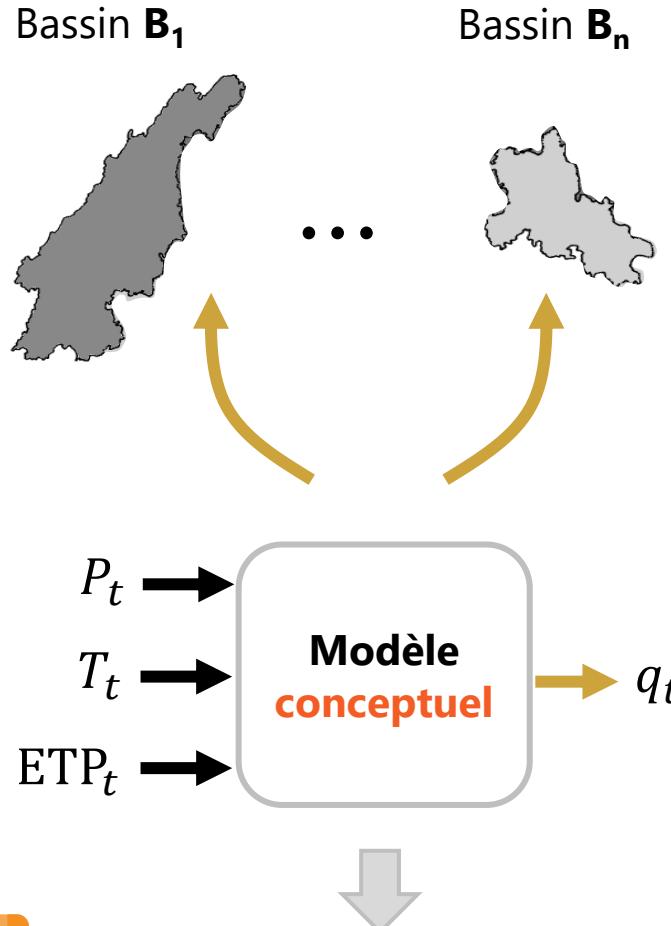


1

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



Modèles conceptuels: fonctionnement et limites

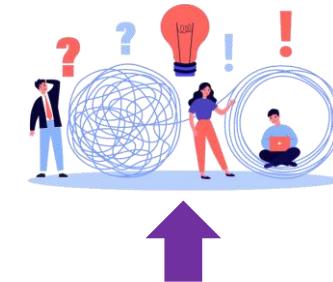


2 Hypothèse implicite : **même structure** de modèle = applicable à « tous » les bassins



- 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.



DeepDiscover

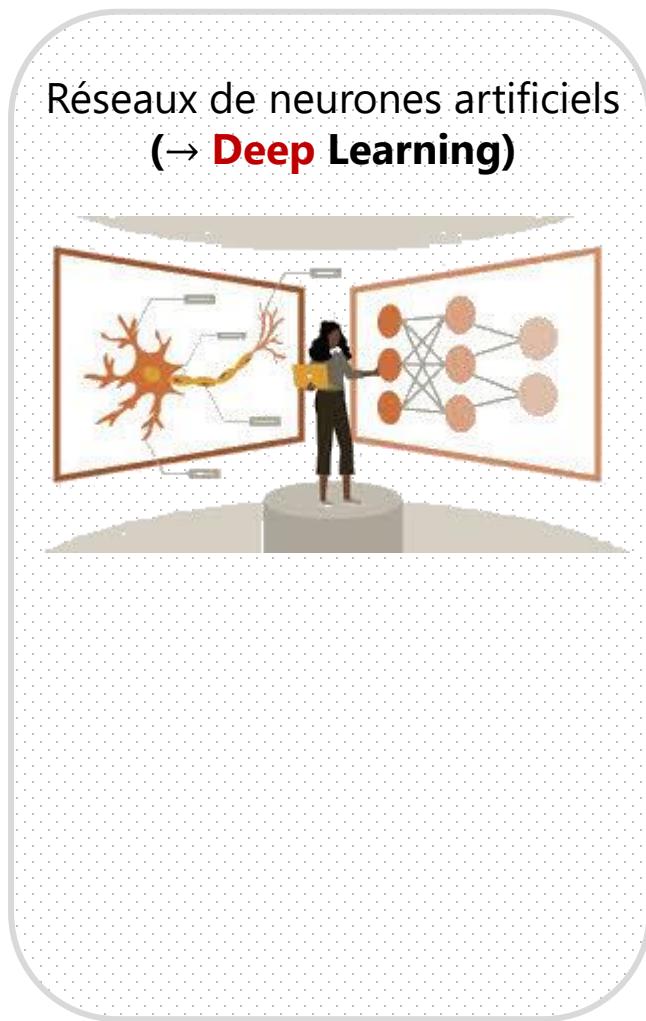
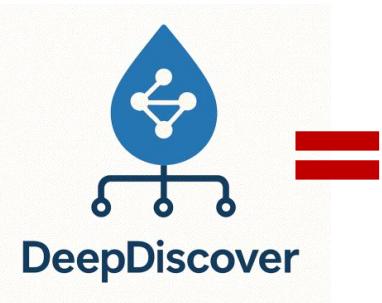
1 Grandes lignes du **développement de DeepDiscover**

2 Exemple réel de **validation de concept**

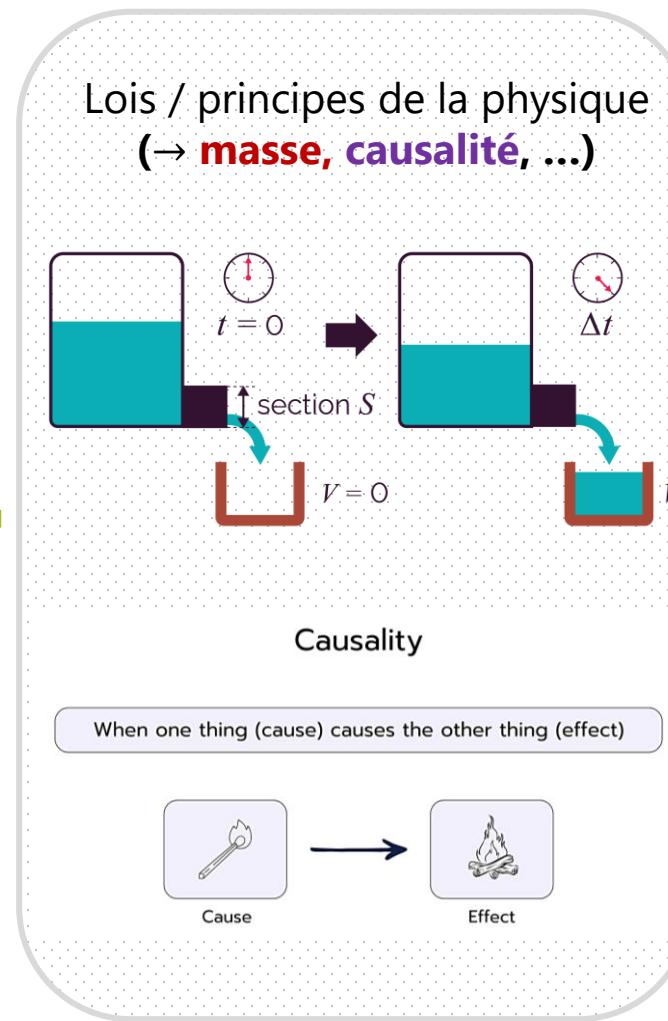
3 Vision à long terme de **DeepDiscover**

4 Atouts de DeepDiscover pour la **modélisation hydrologique au Québec**

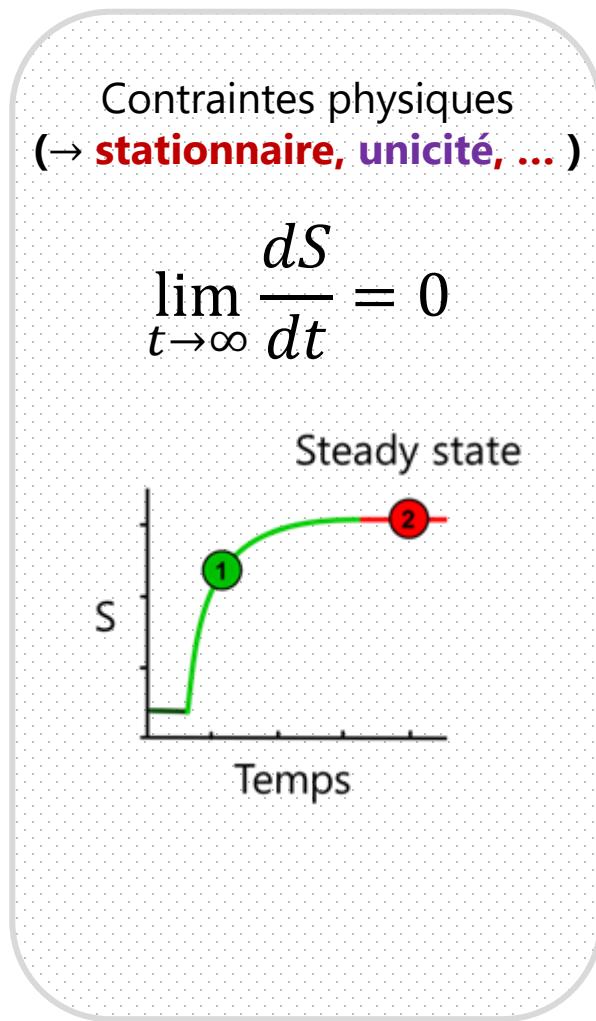
DeepDiscover: principes généraux...

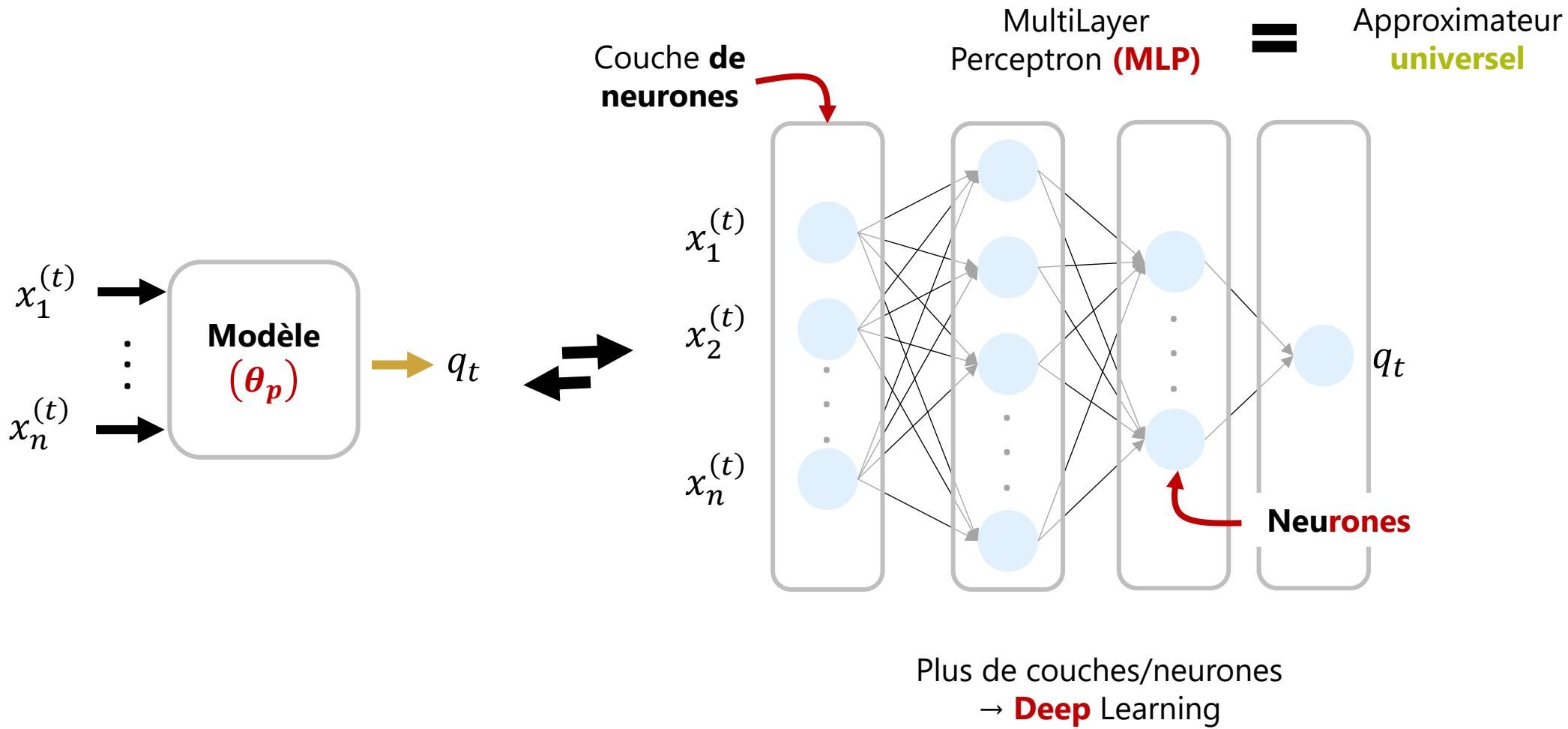


+



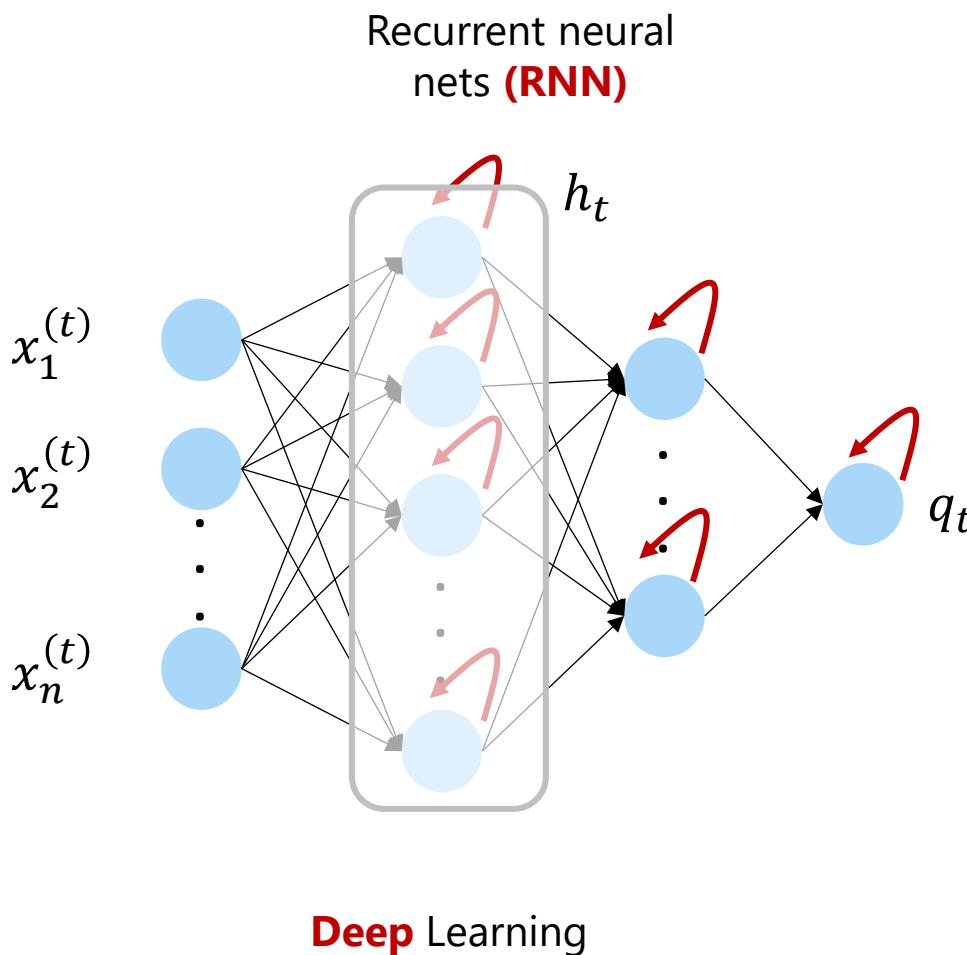
+





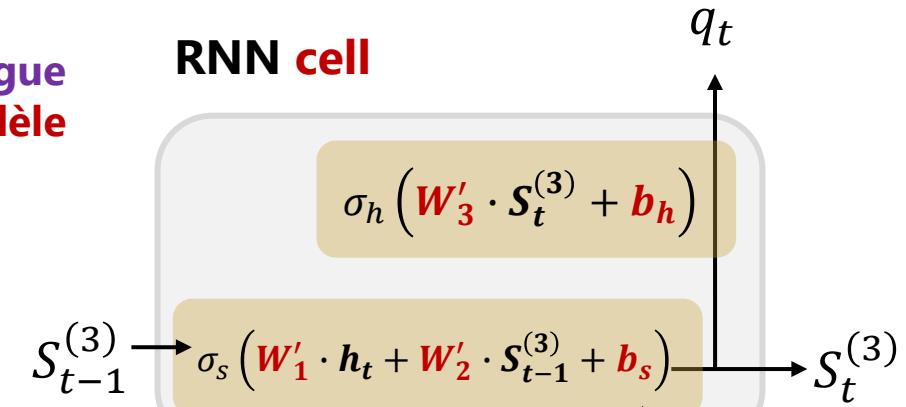
1

Réseaux de neurones artificiels

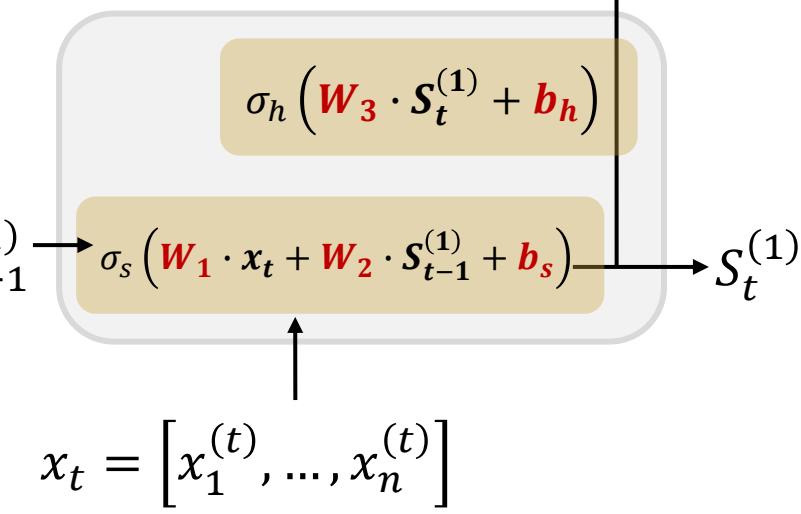


Fonctionnement **anologue**
aux réservoirs d'un **modèle**
conceptuel

RNN cell



RNN cell

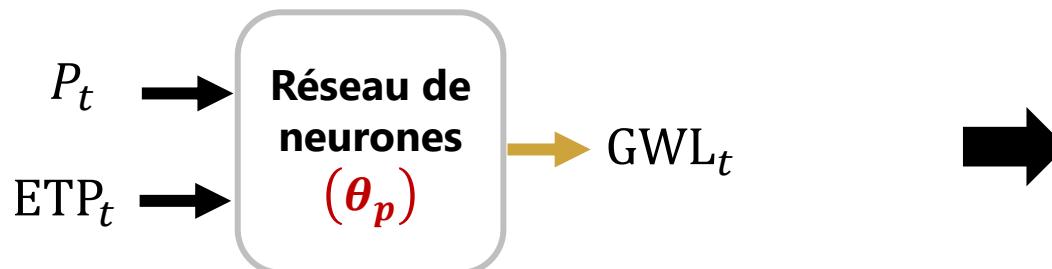


Entrée

||

DeepDiscover: principes généraux...

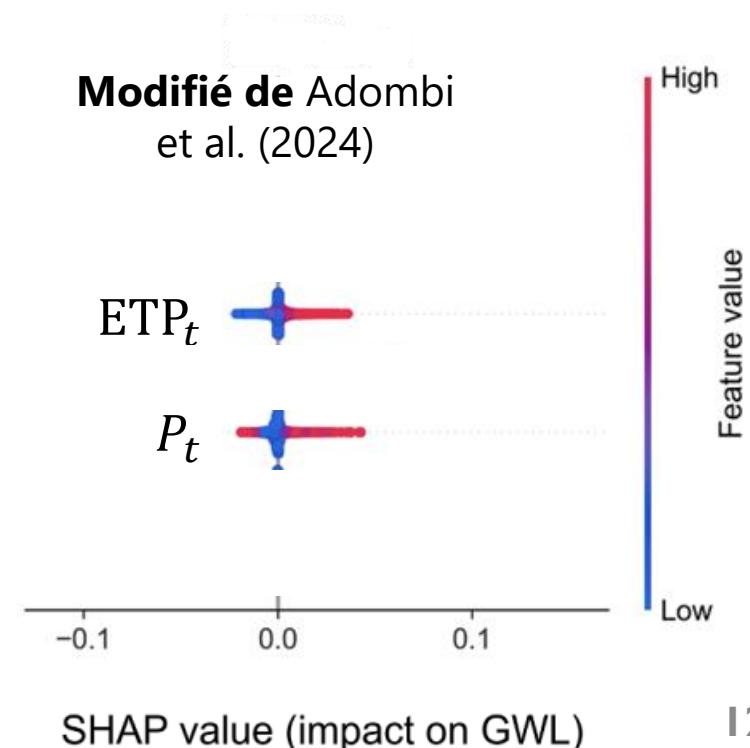
2 Les réseaux de neurones ne savent pas raisonner...



Effets observés :

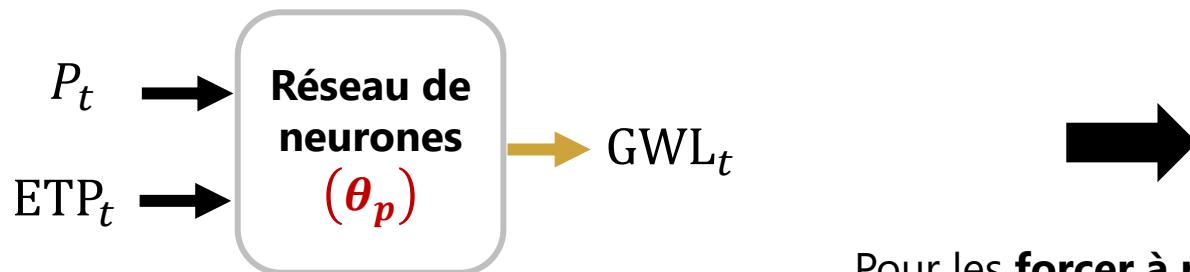
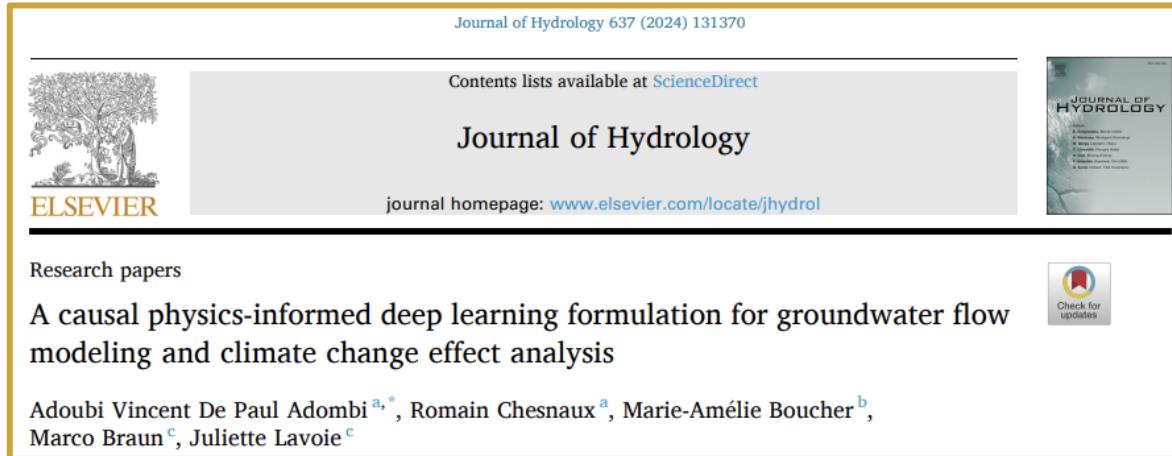
- $\uparrow ETP \rightarrow \uparrow GWL \& \text{ inversement (pour } P \text{ fixé)}$
- $\uparrow P \rightarrow \text{Parfois } \uparrow \text{ de } GWL \text{ d'autres fois une } \downarrow$ (Pour ETP fixé)

→ Incohérent avec le cycle de l'eau



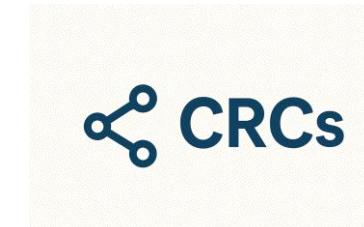
2

Les réseaux de neurones ne savent pas raisonner...



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

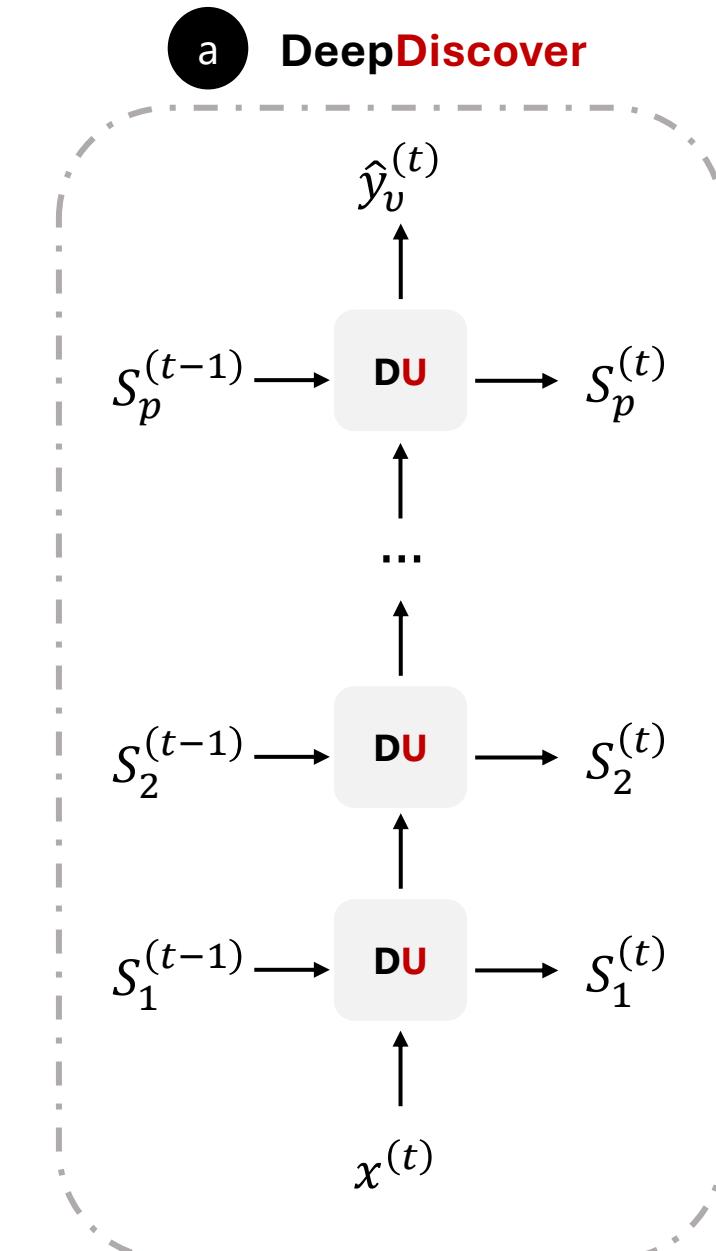
Développé des **contraintes mathématiques**...à imposer aux réseaux de neurones



Causal Relationship Constraints

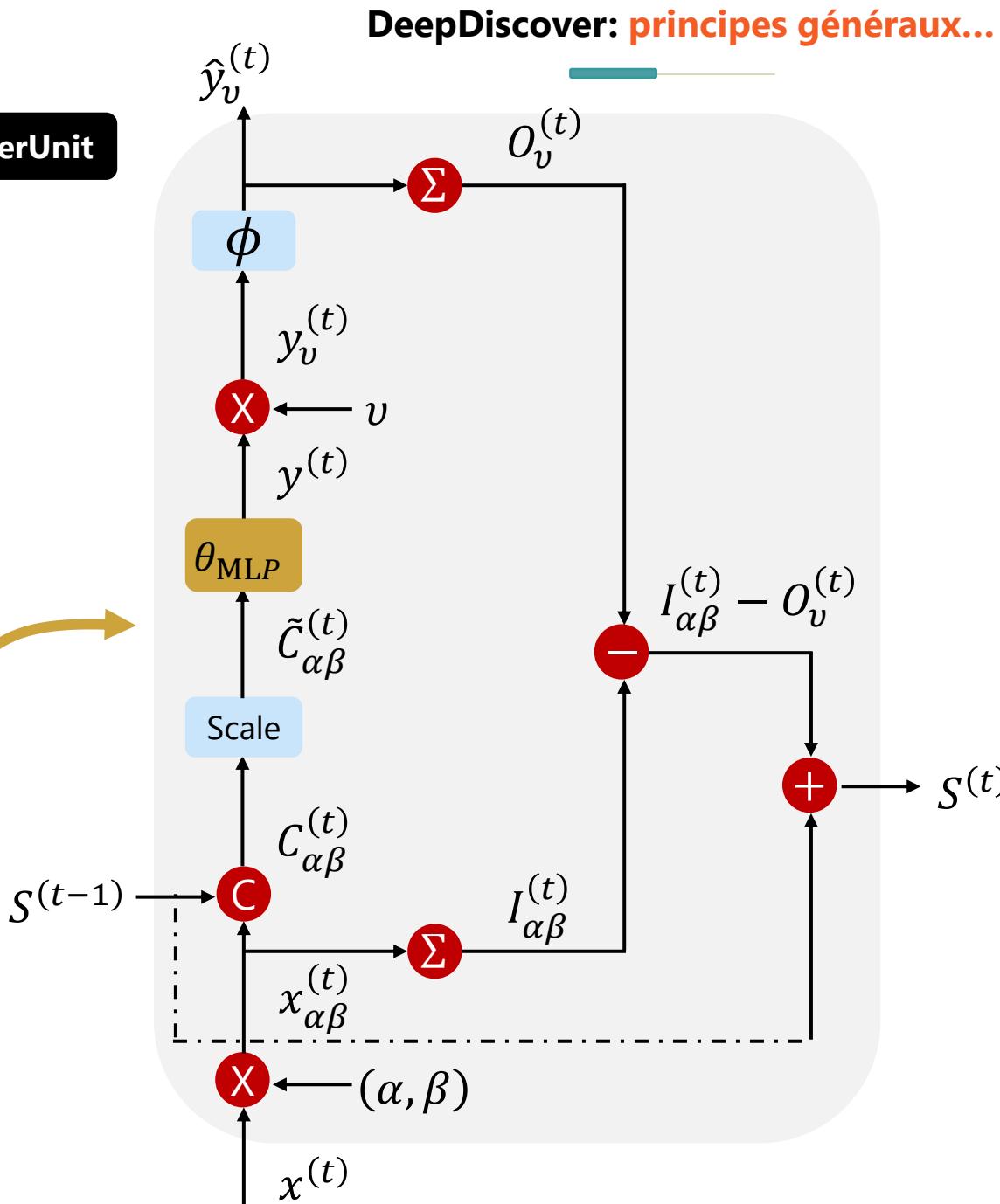
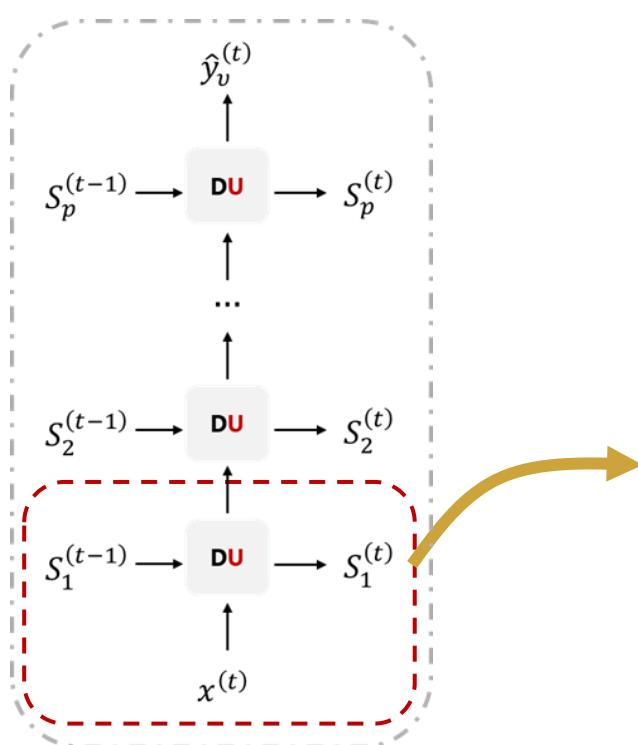
3 Architecture de DeepDiscover

- 1 Structure composée de **DiscoverUnits** (**DU**) (**RNN customisés**)
- 2 Chaque **DiscoverUnit** : **anologue 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**)



DeepDiscover: principes généraux...

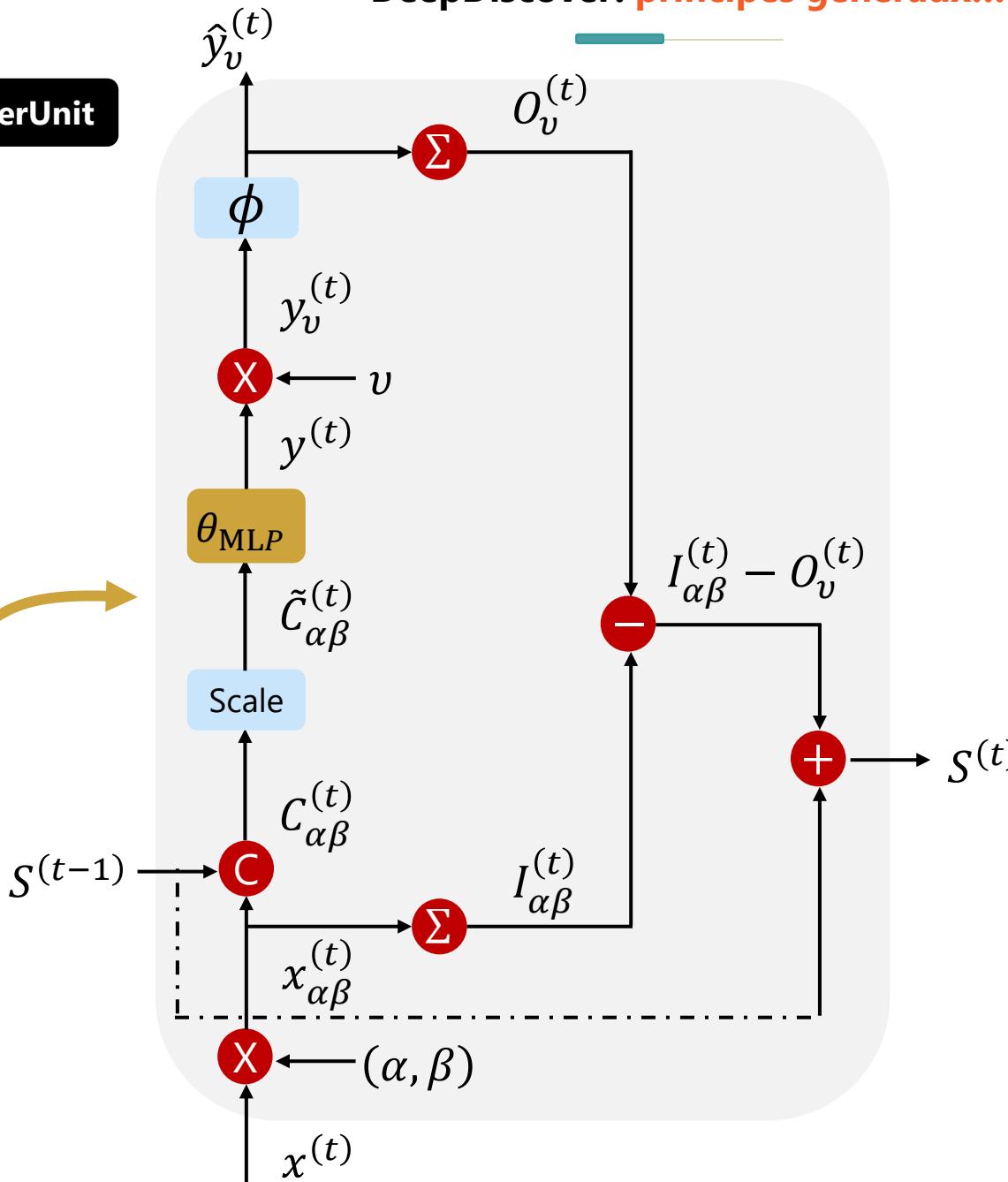
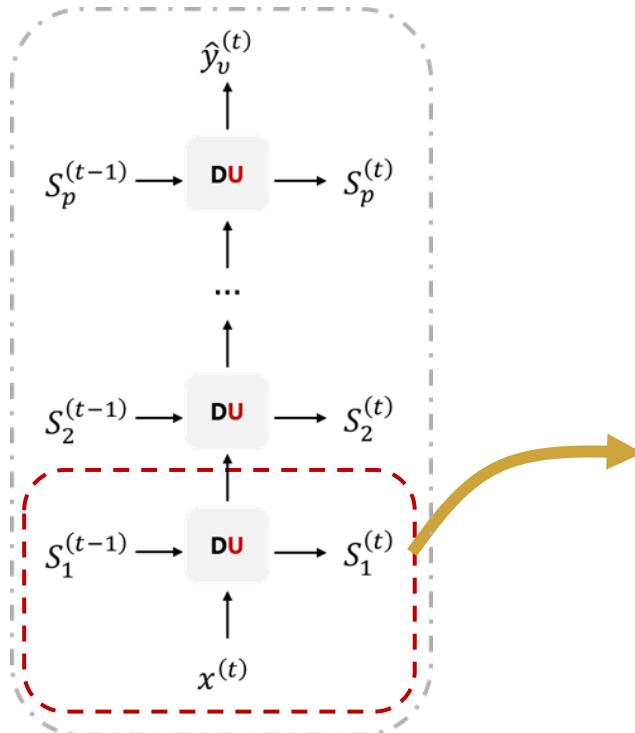
4 Architecture de DiscoverUnit



- 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:



DeepDiscover fonctionne-t-il
réellement ?



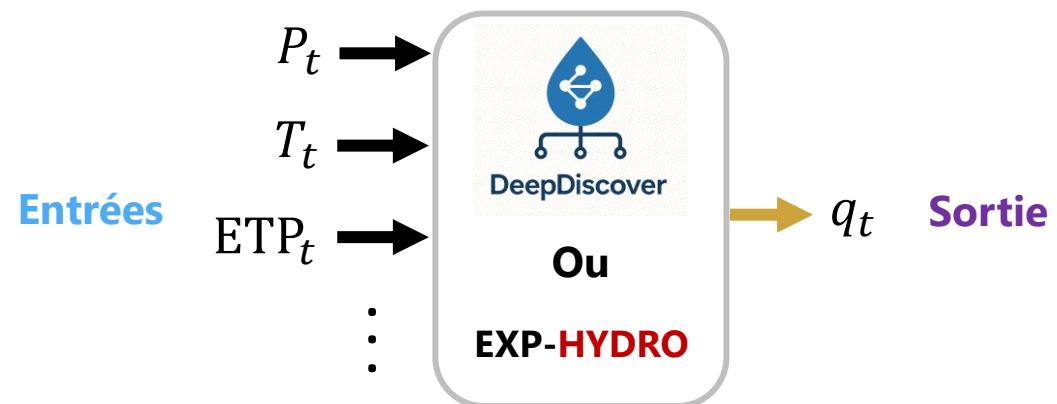
Application à la simulation des débits en rivière sur **500+ bassins versants des USA**



Deux modèles comparés:
(pour cette présentation)



EXP-HYDRO



Cas d'étude: validation de concept...



1

Performances **globales**



2

Cohérence **physique**



3

Interprétabilité

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)

Vérifier si DeepDiscover :

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

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

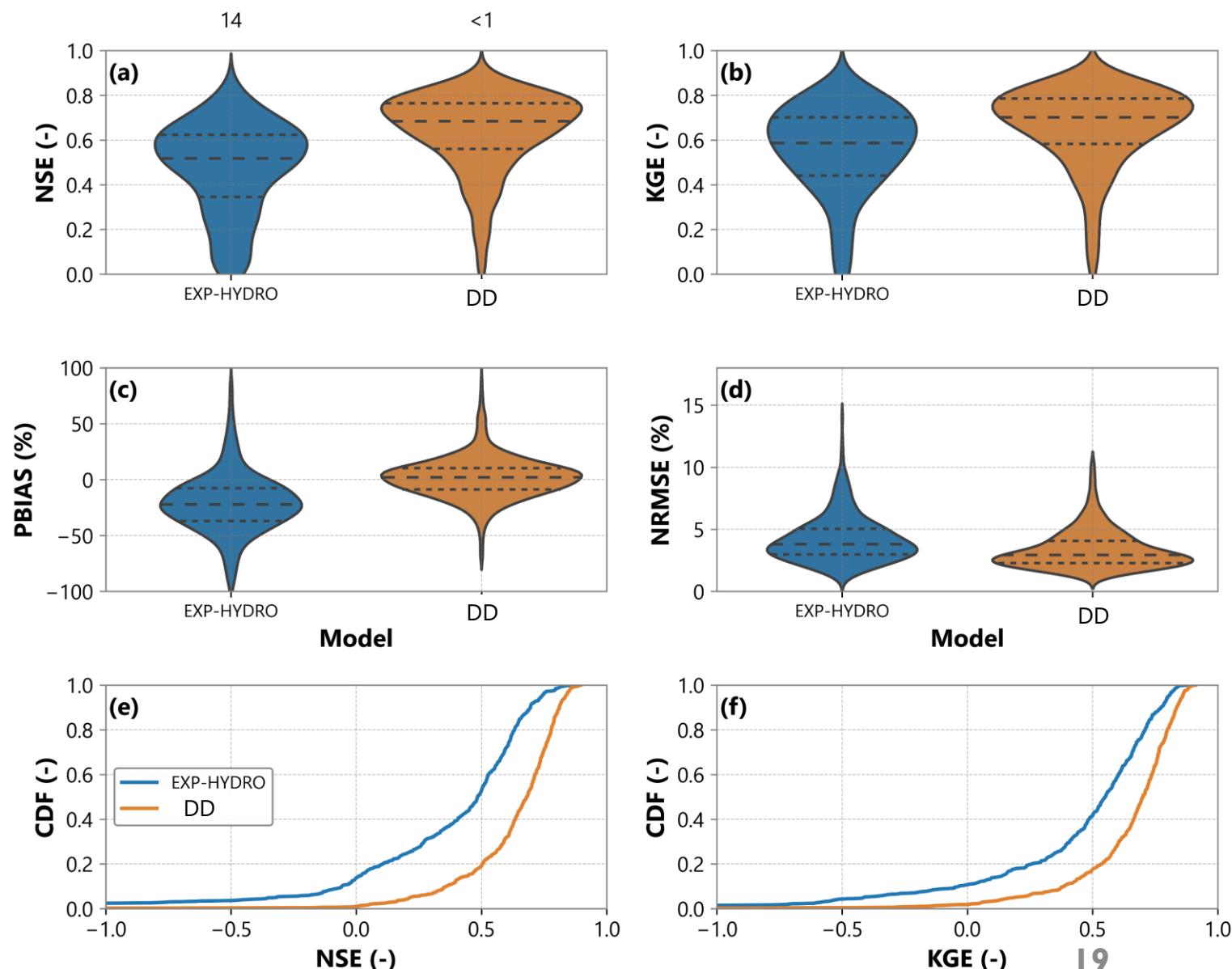


Résultats clés

- **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

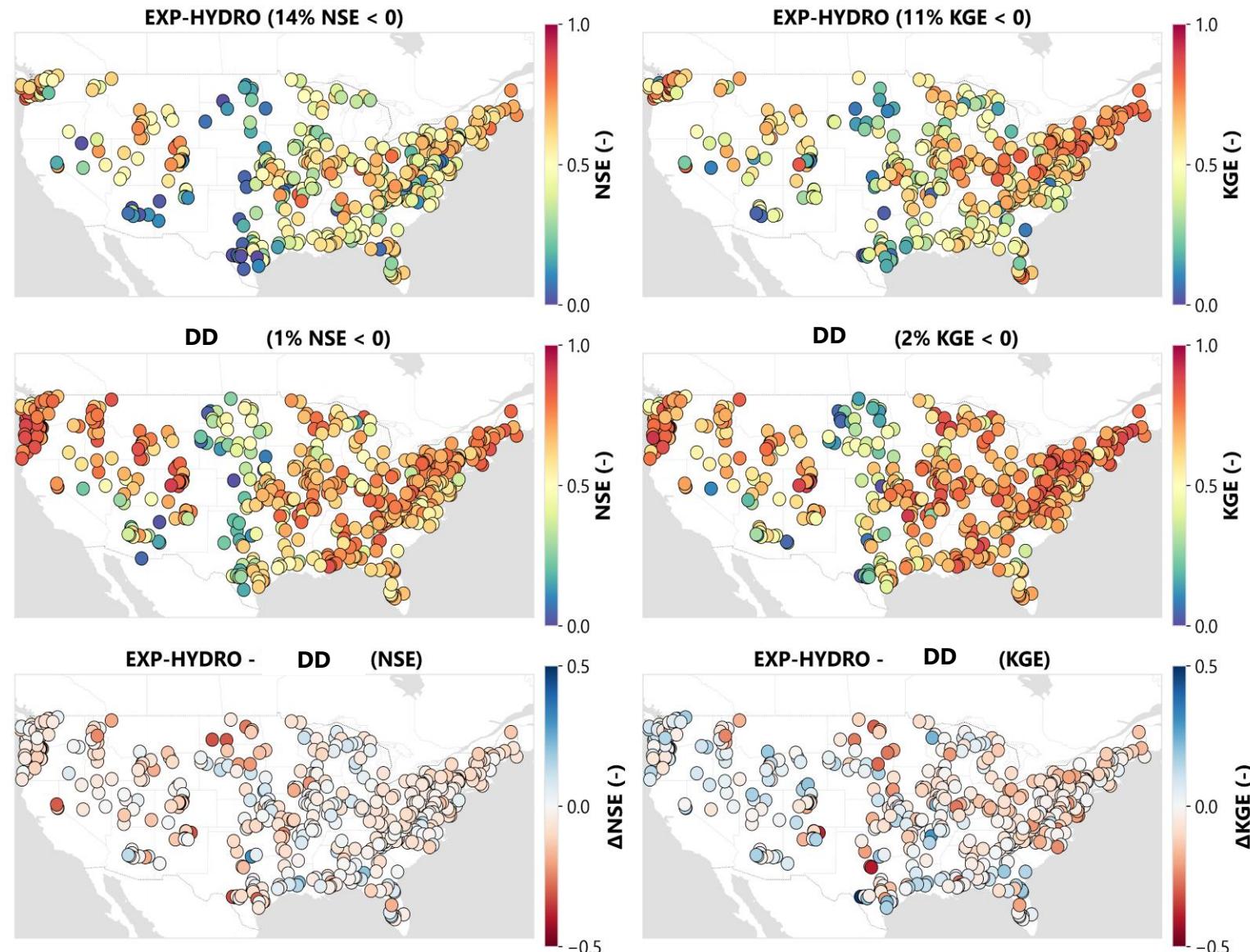


Résultats clés

- 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***



Cas d'étude: résultats...

2

Cohérence physique



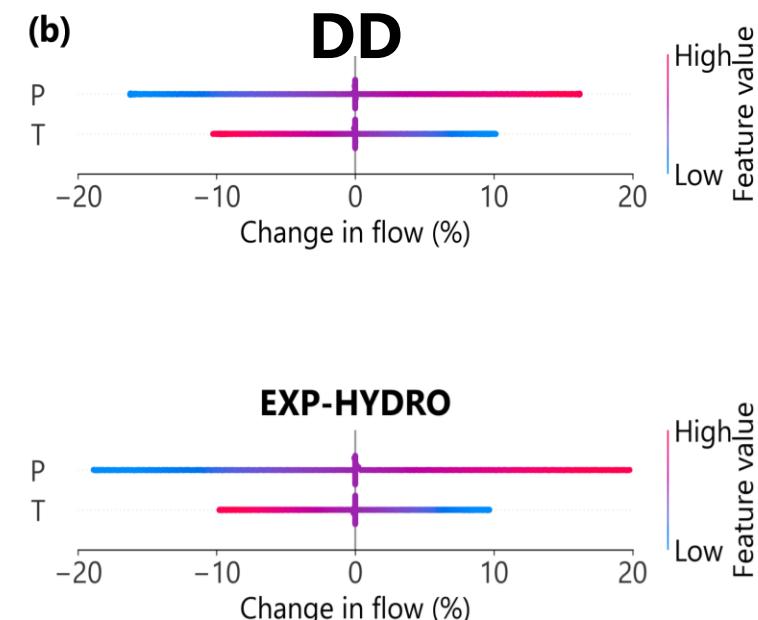
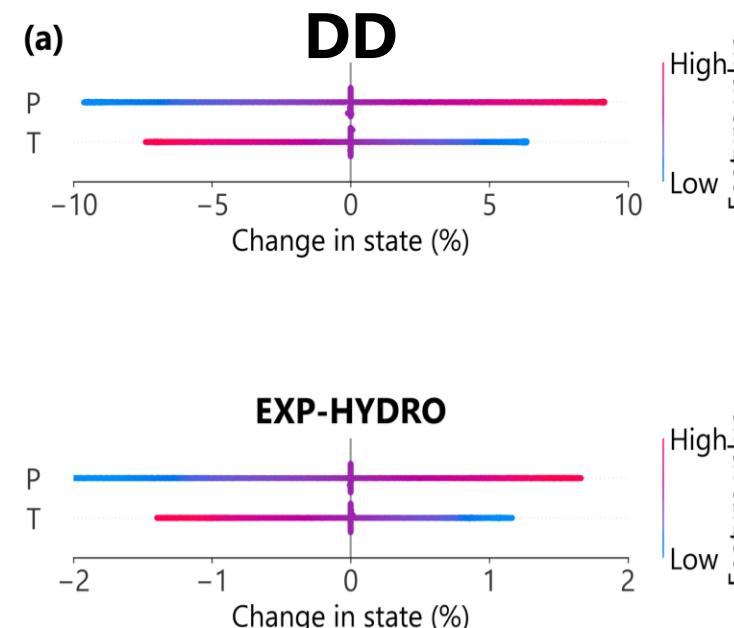
Effets observés dans les deux modèles :

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

Spécificité DeepDiscover

- Effet plus marqué sur le stockage

L'expert humain vérifie que
le modèle est cohérent



DeepDiscover est physiquement cohérent

3

Interprétabilité



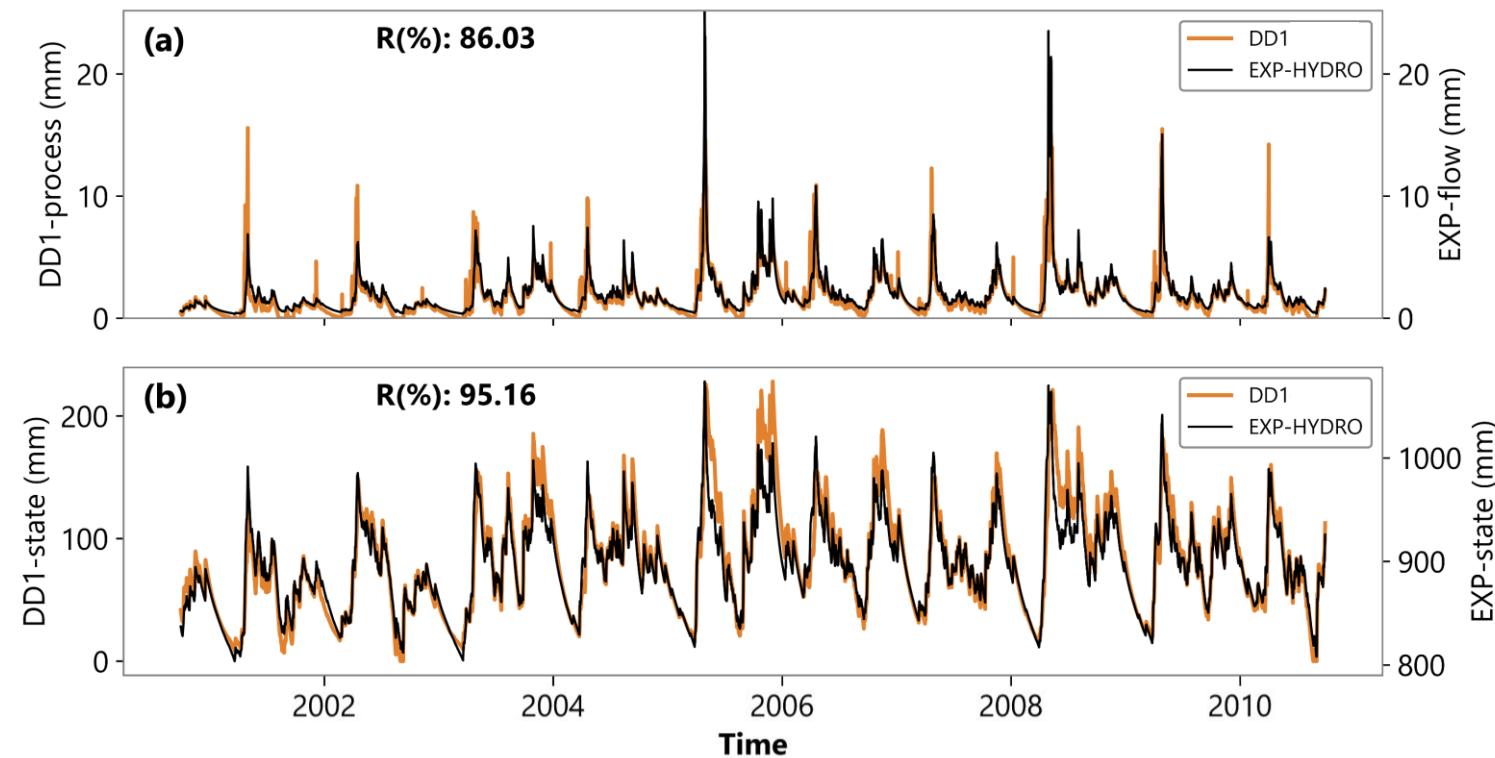
Comparaison stockage & débit (DeepDiscover vs EXP-HYDRO):

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



Les variations, correctement reproduites

01013500



Cas d'étude: résultats...



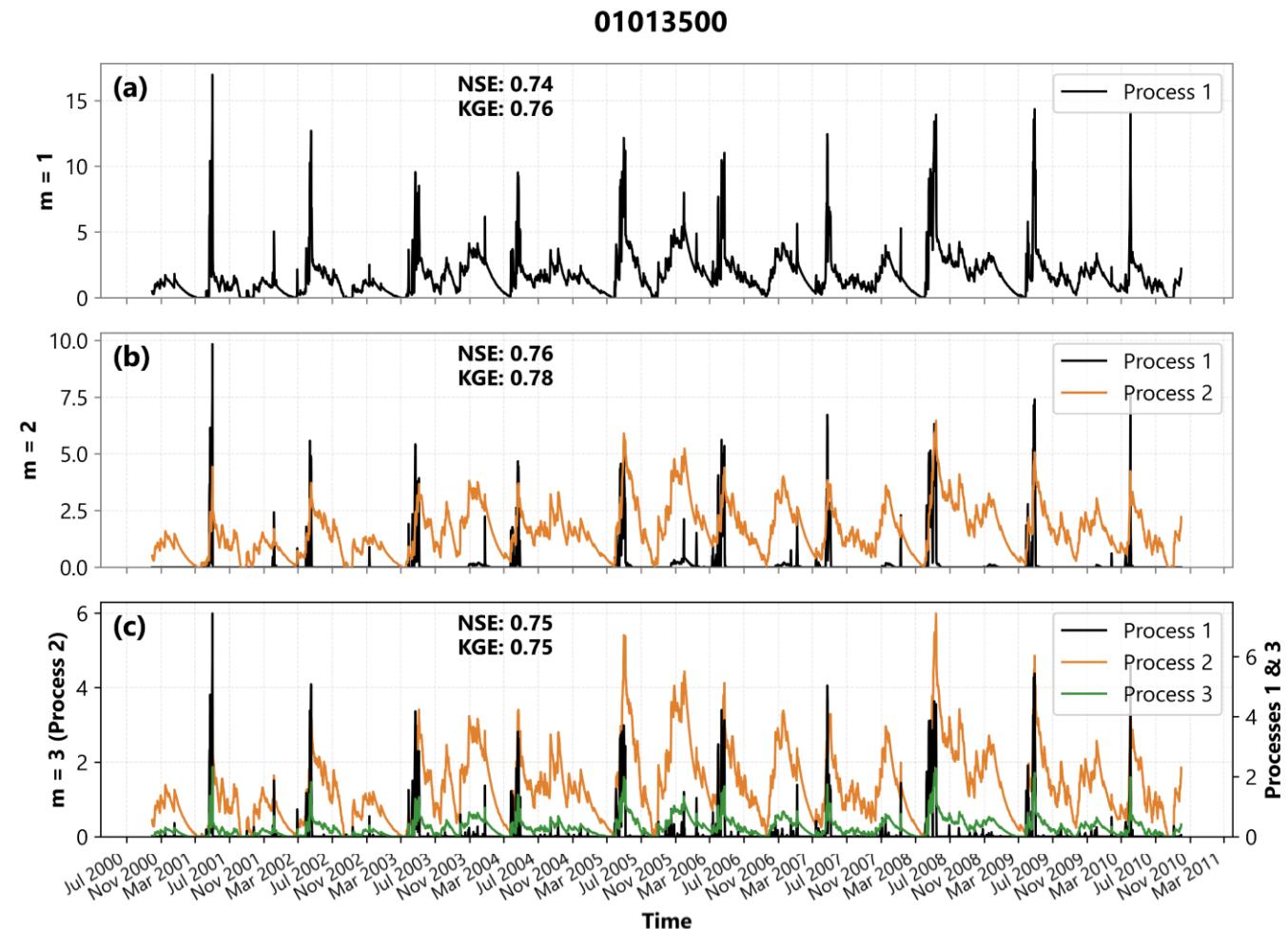
Variation du nombre de processus candidats : 1 → 3:

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.



Conclusion



1

Capacités démontrées



2

Travaux futurs

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



Atouts pour le Québec

- 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 scenarios de prélèvements
- Estimer la recharge
- Prise en compte des changements climatiques
- Logiciels à interface graphique pour les praticiens (en préparation)
- Etc...



Collaboration & perspectives

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>