

Prédiction spatiale des risques d'inondation à l'aide de réseaux de neurones graphiques : une étude de preuve de concept

Mitra Aelami^{1,2}, Carole Delenne³, Gwladys Toulemonde^{2,4}, Renaud Hostache⁵

1) HSM, Univ. Montpellier, CNRS, IRD, Montpellier, France

2) Lemon, Inria, Montpellier, France

3) Aix Marseille Univ, CNRS, IUSTI, Marseille, France

4) IMAG, Univ. Montpellier, CNRS, Montpellier, France

5) UMR Espace-Dev, Université Montpellier, IRD, Université Guyane, Université Réunion, UPVD, Université Nouvelle Calédonie, Montpellier, France



Modélisation des inondations : contexte et approches

- L'inondation est l'un des risques naturels majeurs à l'échelle Mondiale
- Urbanisation rapide et changement climatique aggravent le risque

- Risque : Combinaison de l'aléa et des enjeux



Les inondations : aléa, enjeu, risque

© Agence française pour la biodiversité / Réalisation Matthieu Nivesse (d'après OIEau), 2018 - LO-OL

*United Nations report "The Human Cost of Weather Related disasters", 2015

❑ Les modèles pluie-débit

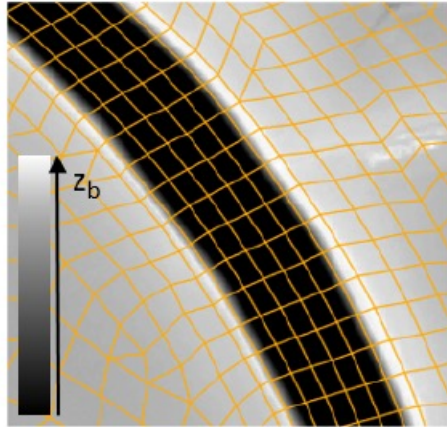
Sortie: Débit au cours du temps en un point de l'espace

Limités pour la gestion du risque

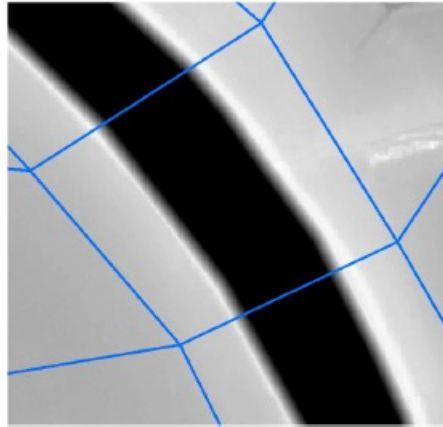
❑ Les modèles hydrauliques

Sortie: Hauteur, niveau et vitesse de l'eau pour chaque maille, avec leur évolution temporelle

Problématique et objectif



**Maillage fin du
modèle standard
(SW2D)**



**Grand maillage du
modèle de porosité
(SW2D-DDP)**

Flood event	Simulation period	SW2D	SW2D-DDP
2007	17 days	3.2 days	13 min
2012	15 days	2.9 days	12 min

[Ayoub et al., 2022]



[Source : bernardmarr.com]

**Les réseaux de neurones, déjà
efficaces pour les modèles pluie-débit,
peuvent-ils être adaptés à la gestion du
risque d'inondation ?**

Équations d'eau peu profonde (SWEs) :

- Conservation de la masse et de la quantité de mouvement

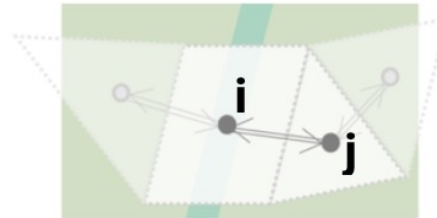
Résolution (Finite-volume method) :

- Discrétisation temporelle

$$\mathbf{u}_i^{t+1} = \mathbf{u}_i^t + \sum_{j=1}^{N_i} \left(\mathbf{s}_{ij} - (\mathbf{F} \cdot \mathbf{n})_{ij} \frac{l_{ij}}{a_i} \right) \Delta t \longleftrightarrow \mathbf{x}_i^{t+1} = \mathbf{x}_i^t + \sum_{j=1}^{N_i} f(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j, \varepsilon_{ij})$$

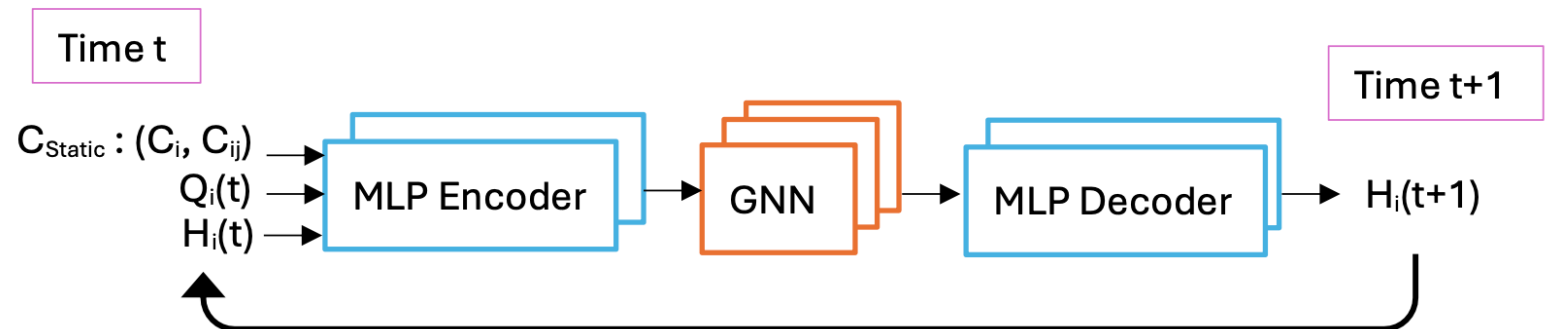
[Bentivoglio et al. ,2023]

- Discrétisation spatiale



Modèle auto-régressif pour prédiction hydraulique

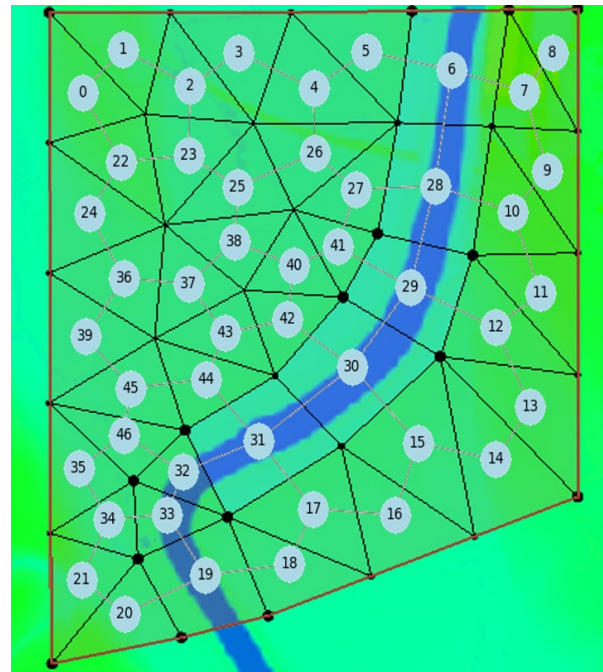
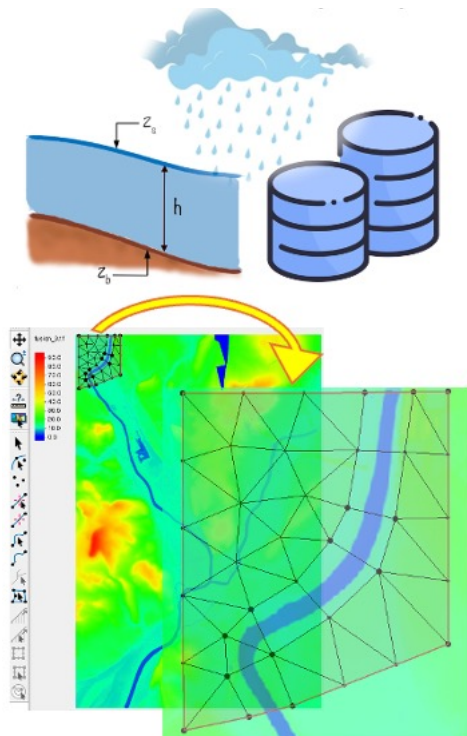
Inspiré par [You et al.2020;
Bentivoglio et al. ,2023]



Données synthétiques générées par SW2D-DDP - sur une section de la rivière Severn (UK)

Variables :

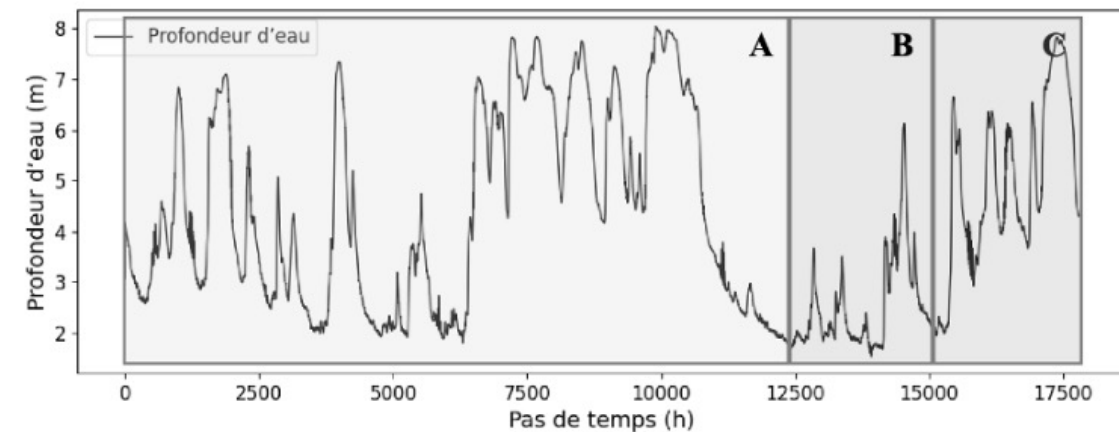
- **H** : Profondeur d'eau et vitesse
- **Q** : Débit entrant
- **C_static** : Caractéristiques géométriques des nœuds et arêtes



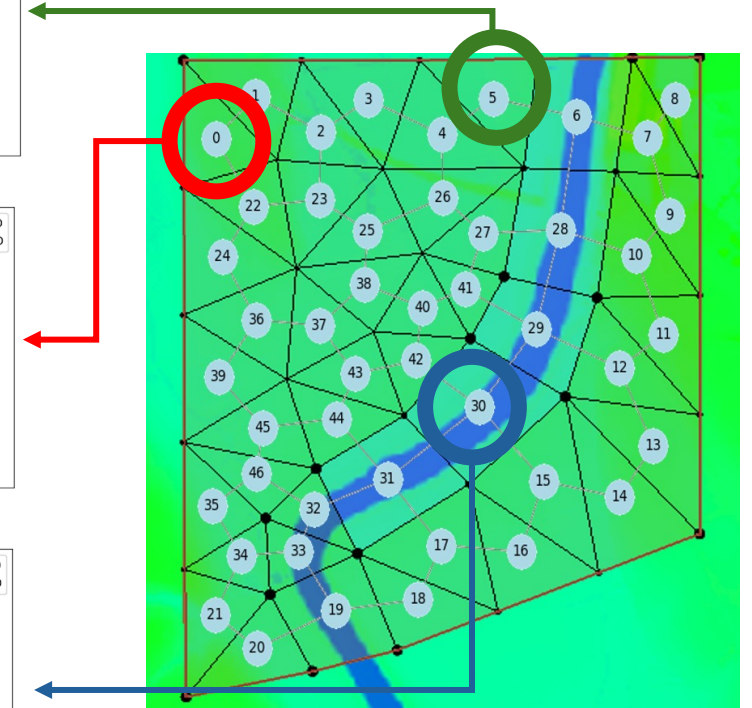
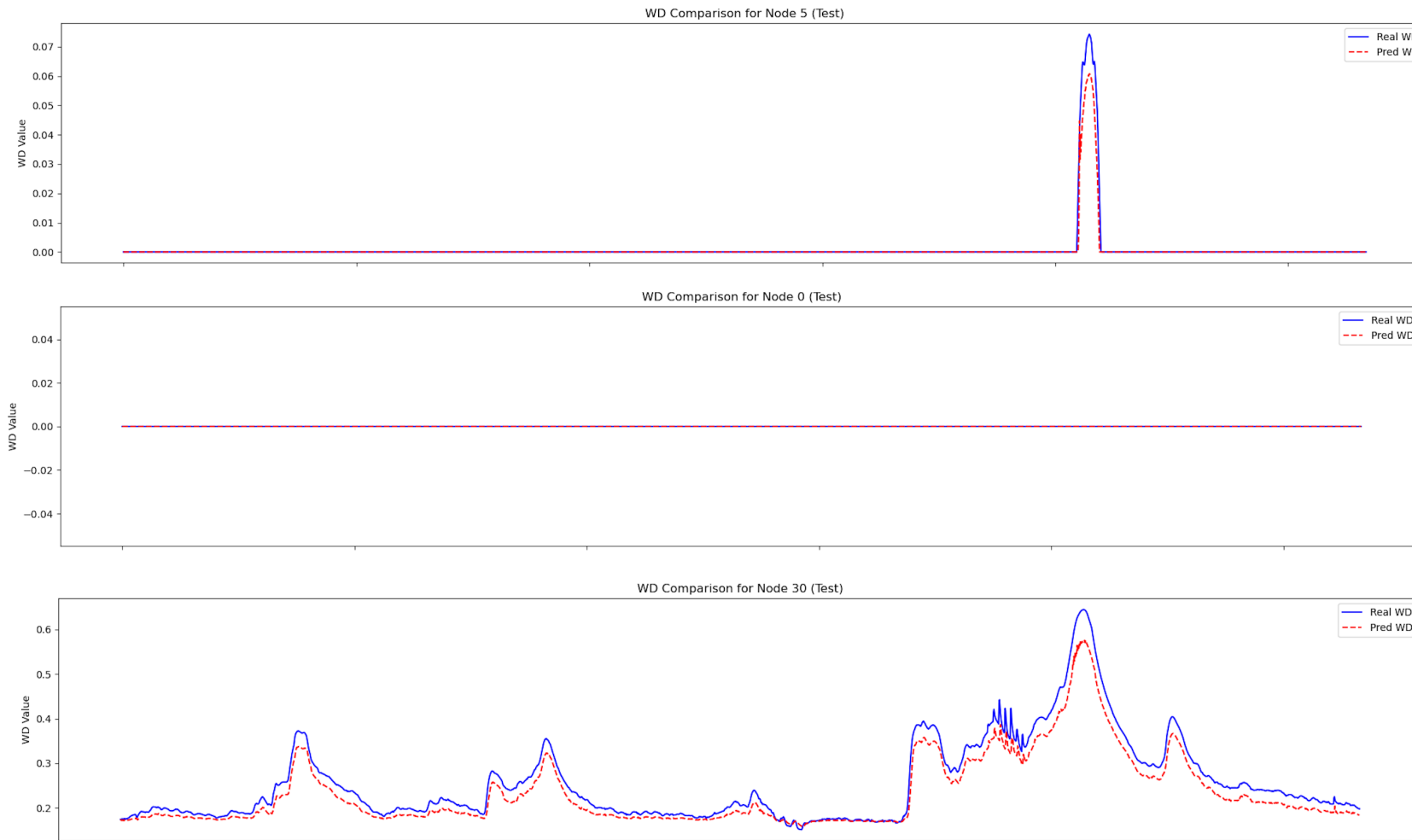
Pas de temps : 1 h

Période totale : 2 ans (17,798 h)

Répartition : train (70%) validation (30%) test (30%)



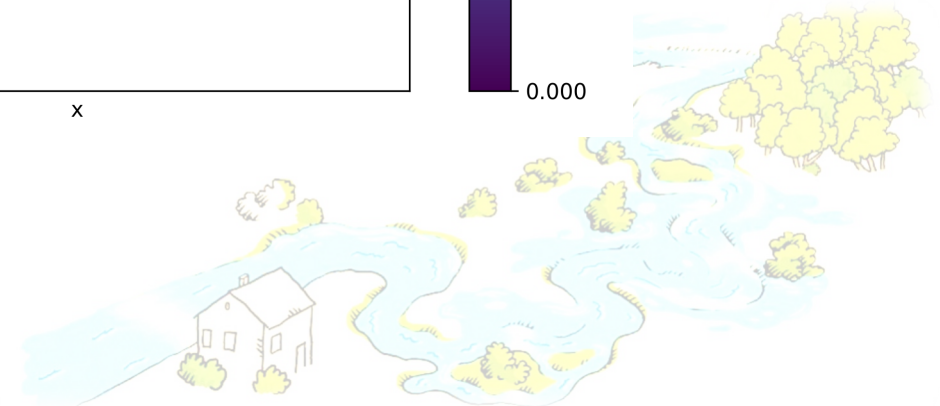
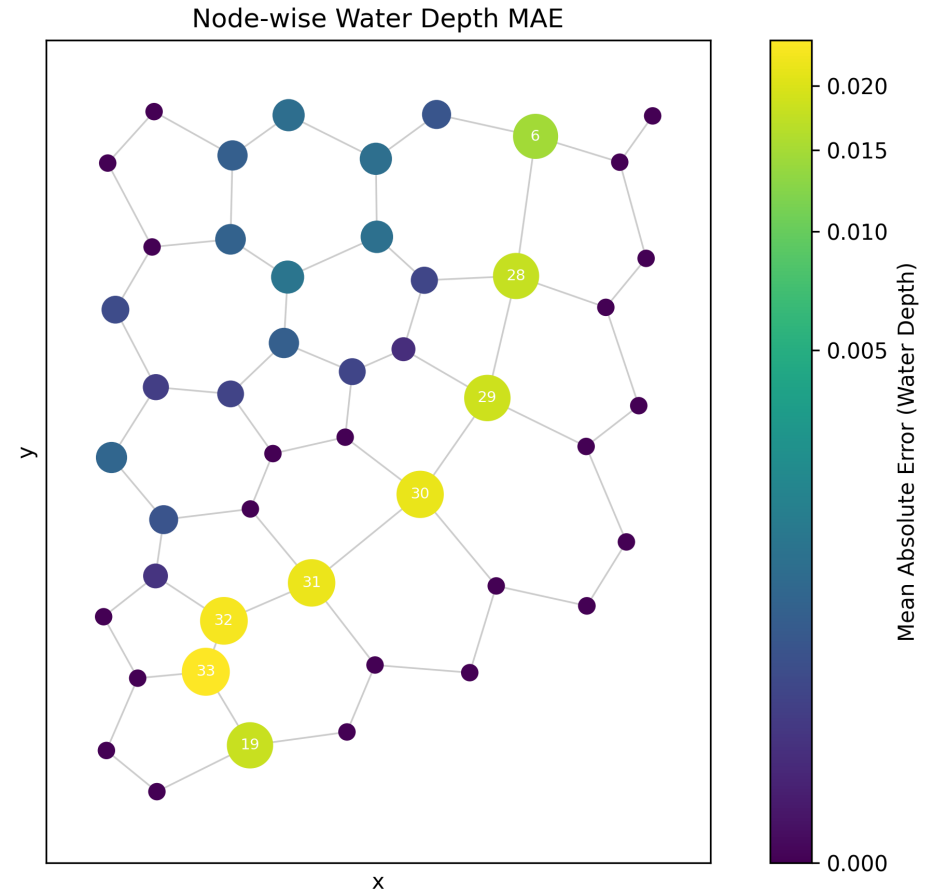
Résultats



Évaluation : Mean Absolute Error (MAE)

$$\text{MAE} = \frac{1}{TN} \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^T |\text{pred}_{ij} - \text{real}_{ij}|$$

- **MAE = 0.003 m (Profondeur d'eau)**
- **MAE = 0.004 m/s (Vitesse)**
- **Temps de calcul : 2 s**
- **≈ 13× plus rapide que SW2D-DDP (26 s)**



Les Graph Neural Networks montrent un fort potentiel pour approximer les dynamiques hydrauliques

- Évaluer le modèle sur des **géométries plus complexes**
- Intégrer des **données réelles** pour renforcer robustesse et généralisabilité

Merci pour votre attention

