

Congrès Eau & Intelligence Artificielle 2026

APPORT MODÉLISATION DES HAUTEURS D'EAU DANS LES PLAINES D'INONDATION AVEC LES GNN

Fadil BOODOO, Carole DELENNE, Franco-Alberto CARDILLO, Joris GUERIN,
Renaud HOSTACHE

Le 5 Mars 2026

Introduction : Approches de modélisation des inondations

⊗ Modèles physiques

- Équations de Navier-Stokes → Saint-Venant 2D pour écoulements à surface libre (Saint-Venant, 1871).
- Stratégies d'optimisation : simplifications (1D ; Kader et al., 2020), sous-maillages (Yu et al., 2020), pour améliorer rapidité et automatisation.
- **Avantages** : haute précision et faible besoin en données (Teng et al., 2017).
- **Limites** : calcul coûteux, maillages manuels, difficile en temps réel (Teng et al., 2017).

⊞ Modèle réseaux de neurones (ANN)

- Approches hybrides intégrant la physique (PINN ; Raissi et al., 2019 ; Karniadakis et al., 2021 ; Liu et al., 2026).
- CNN 2D (Kabir et al., 2020 ; Song et al., 2025 ; Pang et al., 2026) : reproduit inondations, mais faible généralisation
- Nécessite un grand nombre de simulations hydrauliques pour l'entraînement (Taormina et al., 2015).
- NO (Taghizadeh et al., 2026) : testé sur la rivière Iowa sur des données de débit synthétiques, avec généralisation.

Introduction : Approches de modélisation des inondations

🧠 Réseaux de neurones à graphes (GNN)

- Origines (1990s) : architectures récursives (Sperduti et al., 1997)
- Exploitent données en structures de graphes (Frasconi et al., 1998).
- GNN modernes inspirés des CNN (Lecun et al., 2015)
- Variantes spatio-temporelles adaptées aux phénomènes dynamiques (Wu, 2019).
- SWE-GNN (Bentivoglio et al., 2023) : GNN + volumes finis, validé sur ruptures de digue synthétiques
- FloodGNN (Kazadi et al., 2024) : GNN + GRU, validé sur les simulations de l'ouragan Harvey

🕒 Temporal Graph Convolutional Network (T-GCN ; Zhao et al., 2019)

- Développé pour prédire le trafic routier.
- Combine GCN + GRU pour capturer relations spatiales et temporelles.
- T-GCN : surpasse méthode classique ; capture spatio-temporelle efficace
- Modèle d'inspiration centrale de cette étude.

📌 Question centrale : Les GNN peuvent-ils prédire de manière fiable la propagation des inondations de plaine en conditions réelles et rester généralisable à différents contextes ?

Introduction : Approche expérimentale

Objectif

- Développer modèle débit $\rightarrow$ zone inondée en partant d'un T-GCN (GNN)

Stratégie expérimentale

1. Élaboration d'une architecture
2. Test et affinement sur un cas synthétique simple : canal rectiligne
 - . Génération des données d'apprentissage et validation via modèle hydraulique classique (SW2D)
3. Validation avec SW2D et données réelles.

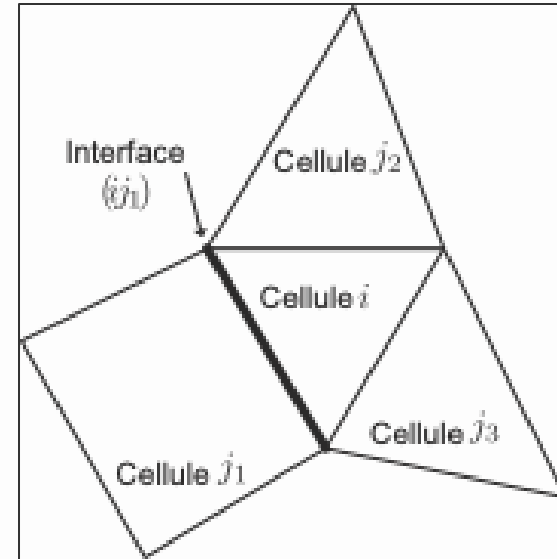
Méthode : Le modèle hydraulique

⊗ Modèle SW2D

- Modèle hydrodynamique 2D résolvant les équations de Saint-Venant par volumes finis.
- Schéma explicite avec solveur de Riemann sur maillages structurés ou non.
- Approche sub-grid (porosité dépendante de la hauteur d'eau) pour accélérer les calculs tout en conservant la précision.
- Utilisé pour générer les données d'apprentissage.

$$\mathbf{U}_i^{n+1} = \mathbf{U}_i^n - \frac{\Delta t}{A_i} \sum_{j \in N(i)} \mathbf{P}_{ij} \mathbf{F}_{(ij)}^{n+\frac{1}{2}} w_{(ij)} + \Delta t \mathbf{S}_i^{n+\frac{1}{2}}$$

Équations de Saint-Venant discrétisées



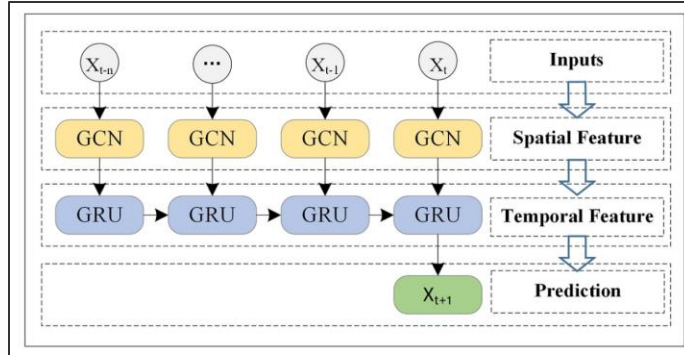
Exemple de discrétisation sur un maillage non structuré.

Méthode : Le modèle T-GCN

⌘ Représentation par graphe

$$G = (V, E)$$

- **V** : ensemble des nœuds (maillage), décrite à chaque instant t par $\mathbf{X}_t \in \mathbb{R}^{N \times F}$: N nœuds, F caractéristiques par nœud (hauteur d'eau, débit).
- **E** : ensemble des arêtes (distance entre les mailles). Décrite par la matrice $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{N \times N}$ où $\mathbf{A}_{ij}$: $v_i \rightarrow v_j$



Architecture T-GCN. Source : Zhao et al., 2020 © IEEE

⌘ Convolution sur graphe (GCN)

$$\mathbf{H}^{(l+1)} = \sigma(\underbrace{\tilde{\mathbf{D}}^{-1/2} \tilde{\mathbf{A}} \tilde{\mathbf{D}}^{-1/2}}_{\text{Spatial statique}} \underbrace{\mathbf{H}^{(l)} \mathbf{W}^{(l)}}_{\text{Dynamique}} + \underbrace{\mathbf{b}^{(l)}}_{\text{Paramètres}})$$

- $\tilde{\mathbf{A}} = \mathbf{A} + \mathbf{I}$: ajoute des self-loops => imite les volumes finis en hydraulique
- $\tilde{\mathbf{D}}_{ii} = \sum_j \tilde{\mathbf{A}}_{ij}$: partie statique
- $\mathbf{H}^{(0)} = \mathbf{X}_t$: partie dynamique
- Résultat : représentation spatiale enrichie à chaque couche.

⌘ Modélisation temporelle avec RNN

$$\tilde{\mathbf{h}}_t = \text{RNN}(\mathbf{h}_t, \tilde{\mathbf{h}}_{t-1})$$

- $\mathbf{h}_t$: sortie de la dernière couche GCN

Méthode : Le modèle HydroGCN

Architecture

- **Encodeur dense** : projection des données dans un espace latent

$$\mathbf{H}_0 = \text{ReLU}(\mathbf{X}\mathbf{W}_e + \mathbf{b}_e)$$

- **Couche GCN spatiale** : double convolution pour capter relations entre nœuds

$$\mathbf{Z}_1 = \text{ReLU}(\text{GCN}(\mathbf{H}_0, \mathbf{A}))$$

$$\mathbf{Z}_2 = \text{GCN}(\mathbf{Z}_1, \mathbf{A})$$

- **Couche temporelle simplifiée** : couche dense remplaçant RNN, intégrant information spatiale et temporelle

$$\mathbf{Z} = \sigma([\mathbf{Z}_2][\mathbf{H}]\mathbf{W}_z + \mathbf{b}_z)$$

- **Décodeur dense** : prédiction finale des hauteurs (fonction Tanh)

$$\mathbf{O} = \tanh(\mathbf{Z}\mathbf{W}_d + \mathbf{b}_d)$$

- **Entrée** : séquence temporelle (longueur 1) de données hauteur d'eau (h) et débit (q) sur chaque nœud (maillage hydraulique)

- Débits connus uniquement aux nœuds amont, hauteur initiale fournie ou démarrage avec phase « warmup »

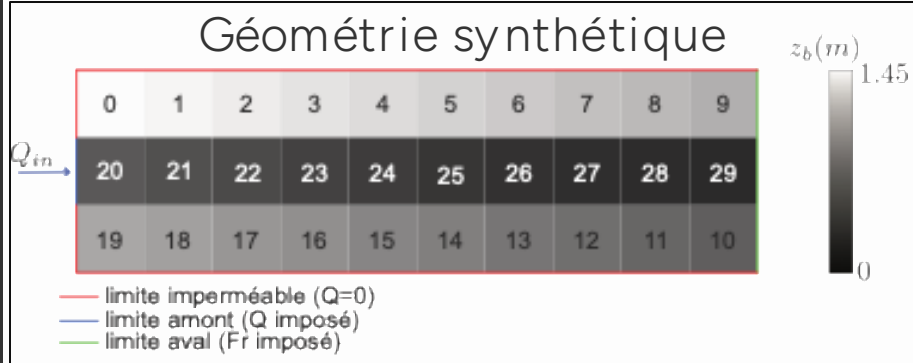
$$\begin{bmatrix} h_{\text{domaine}}^t \\ q_{\text{interfaces}}^t \end{bmatrix} \xrightarrow{\text{HydroGCN}} h_{\text{domaine}}^{t+1}$$

- Données normalisées par min-max pour apprentissage stable

Layer	Input Dimension	Output Dimension	# Parameters
HydroGCN	2	1	7,801
Encoder (Linear)	2	50	150
GCNConv (conv- $z_{\{1,2\}}$)	50	50	2,550
Linear (linear- z)	100 (= 2 × 50)	50	5,050
Decoder (Linear)	50	1	51

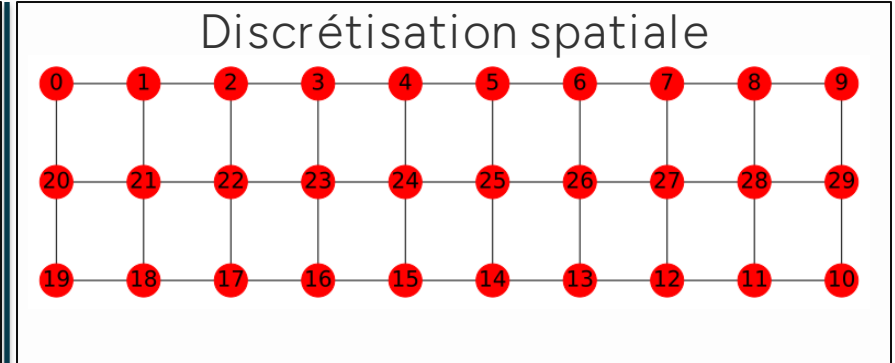
Dimensions des entrées, sorties et paramètres appris de chaque couche du modèle HydroGCN (2 variables en entrée, 1 en sortie, 50 neurones cachés).

Résultats : canal rectiligne synthétique



Géométrie simplifiée du canal

- Canal de 500 m (longueur) $\times$ 150 m (largeur)
- Terrain à trois niveaux : cours d'eau central, berge gauche +0,5 m, berge droite +1 m
- Pente descendante du sol le long du canal
- Discrétisation spatiale par un maillage 3×10 cellules (largeur 50 m chacune)



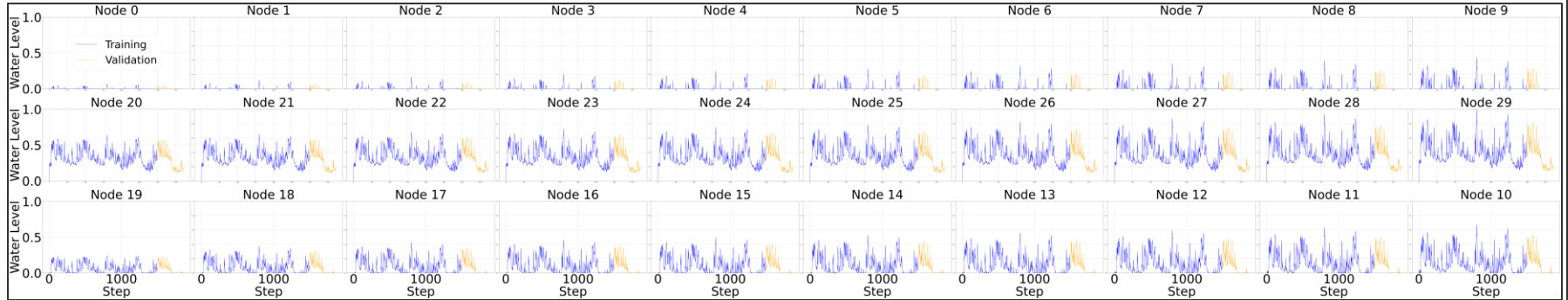
Maillage HydroGCN du canal

- 30 nœuds sur une grille 3×10
- Connexions seulement entre nœuds voisins directs
- Débit réaliste imposé à la cellule amont 20 (limite entrée)
- Limites imperméables sur autres frontières

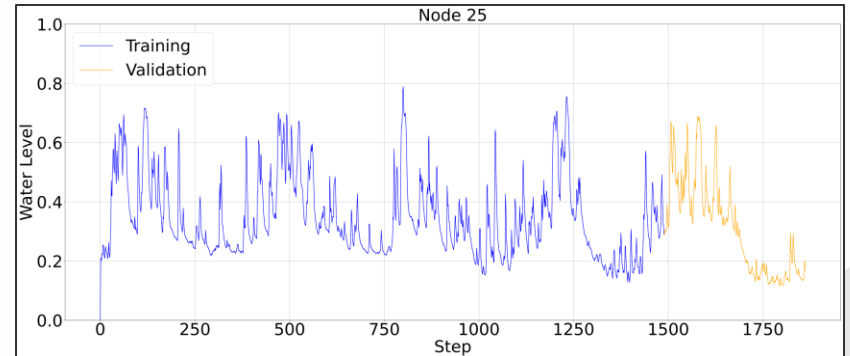
Résultats : canal rectiligne synthétique

Niveau d'eau

Séries temporelles des niveaux d'eau par nœud, issues de SW2D



- Features = hauteurs d'eau à chaque nœud au temps t + débit amont
- Labels = hauteur d'eau au temps $t+1$
- Séquence temporelle de longueur $T=1$
- Approche auto-régressive : Prédications du modèle à $t+1$ réutilisées pour estimer $t+2$

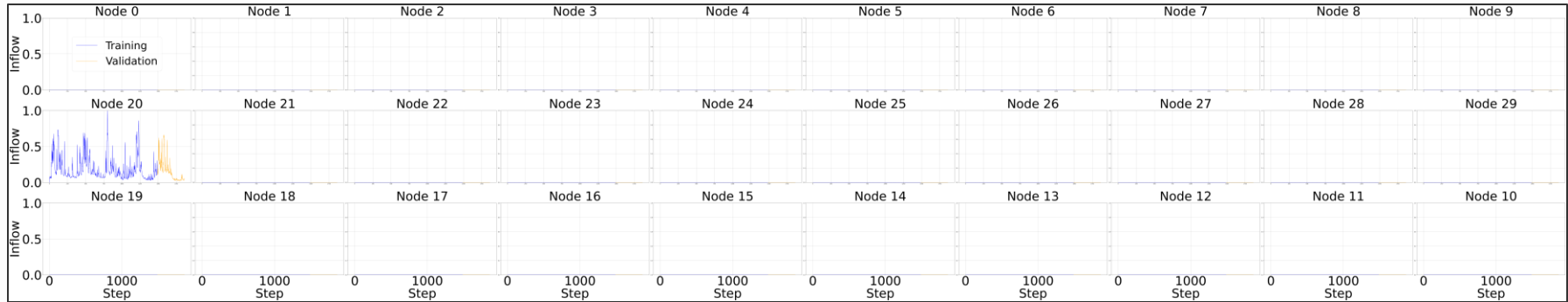


niveaux d'eau pour le nœud 25

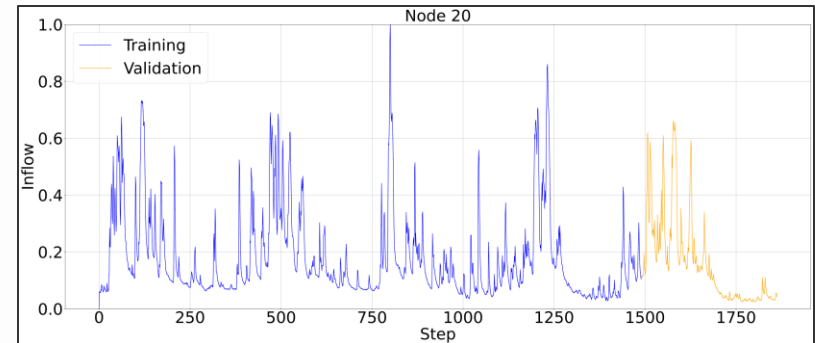
Résultats : canal rectiligne synthétique

Débit d'entrée

Séries temporelles du débit d'entrée par nœud, issues de SW2D



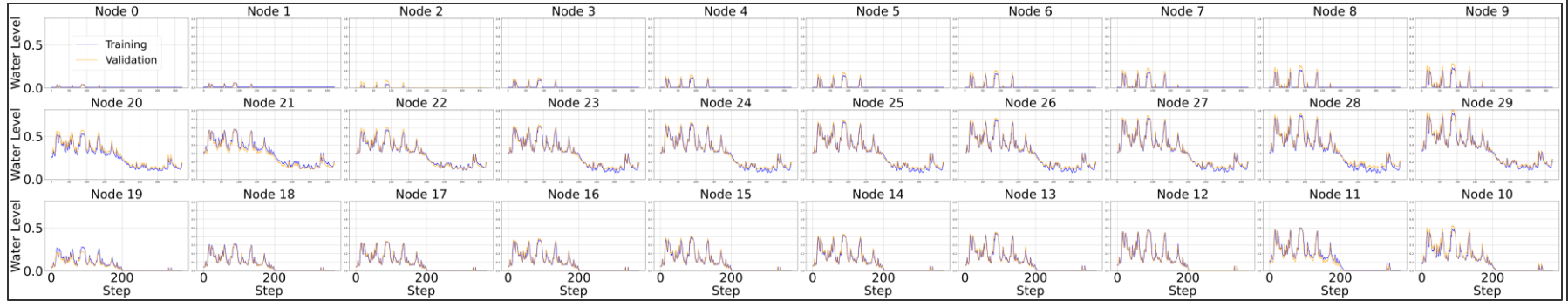
- Features = hauteurs d'eau à chaque nœud au temps t + débit amont
- Labels = hauteur d'eau au temps $t+1$
- Séquence temporelle de longueur $T=1$
- Approche auto-régressive : Prédictions du modèle à $t+1$ réutilisées pour estimer $t+2$



Débit d'entrée pour le nœud 25

Résultats : canal rectiligne synthétique

Niveaux d'eau par nœud : prédictions HydroGCN (bleu) vs références SW2D (orange).



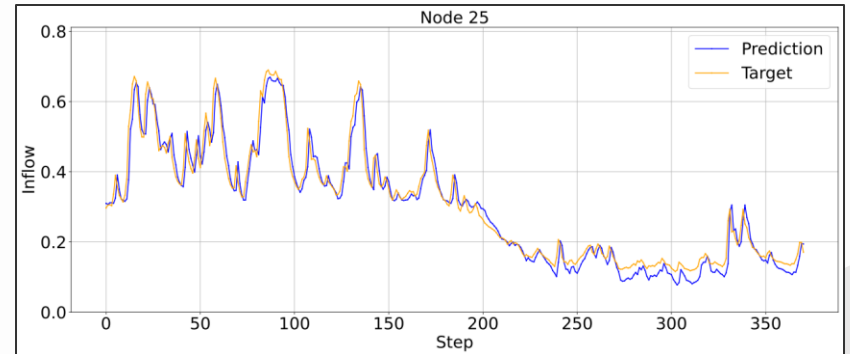
- Paramètres :

Taille couche cachée : $h_d = 30$

Batch size : 256

- Pas de conditions aux limites aval dans HydroGCN

- NSE validation = **0,9671** → excellente capacité prédictive



Niveaux d'eau au nœud 25 : prédictions HydroGCN vs références SW2D.

Conclusion

Contexte et objectifs

- IA de plus en plus mobilisée pour la prévision des inondations, enjeu majeur face au changement climatique.
- Évaluer les capacités et limites des **GNN** (HydroGCN).

Principaux résultats

- HydroGCN (GNN) performant pour la prédiction des hauteurs d'eau
- Très bonnes performances : $NSE \approx 0,97$
- Inférence rapide sur longues périodes (gain temps $\times 80$ vs modèle physique après entraînement)

Limites à adresser

- Certaines erreurs sont localisées
- Pas de modélisation explicite de la condition limite aval
- Entrée limitée à un seul pas de temps
- Absence de prédiction des vitesses d'écoulement
- Nécessité d'optimiser hyperparamètres pour plaine inondable
- Généralisation à un bassin versant reste à démontrer.

Perspectives

- Exploiter des données synthétiques et le transfert d'apprentissage
- Intégrer variables physiques statiques (pente, rugosité...) pour améliorer robustesse et transfert.
- Améliorer architecture (attention, hyperparamètres optimisés).



UNIVERSITÉ DE
MONTPELLIER

Merci pour votre
attention





Questions ?

