



6 mars 2026

Congrès Eau & IA 2026

Anticiper les inondations grâce à l'intelligence artificielle : valoriser les données hydrométriques et météorologiques pour la prévision des crues

Nicolas Reiminger^{1,2} et Xavier Jurado^{1,3}

Présentation : Xavier Jurado

¹ AIR&D, Strasbourg

² Laboratoire ICUBE (UMR 7357), Strasbourg, département mécanique, équipe mécanique des fluides (MécaFlu)

³ Laboratoire ICUBE (UMR 7357), Strasbourg, département informatique, équipe Science des données et connaissances (SDC)

www.air-d.fr

contact@air-d.fr



**1^{er} CONGRÈS EAU &
INTELLIGENCE
ARTIFICIELLE**

4-5-6 mars 2026



- ① Contexte et objectifs
- ② Présentation de la zone d'étude et des données utilisées
- ③ Architectures d'apprentissage automatique testées
- ④ Critères d'évaluation des résultats retenus
- ⑤ Comparaison des performances des modèles
- ⑥ Conclusion et perspectives



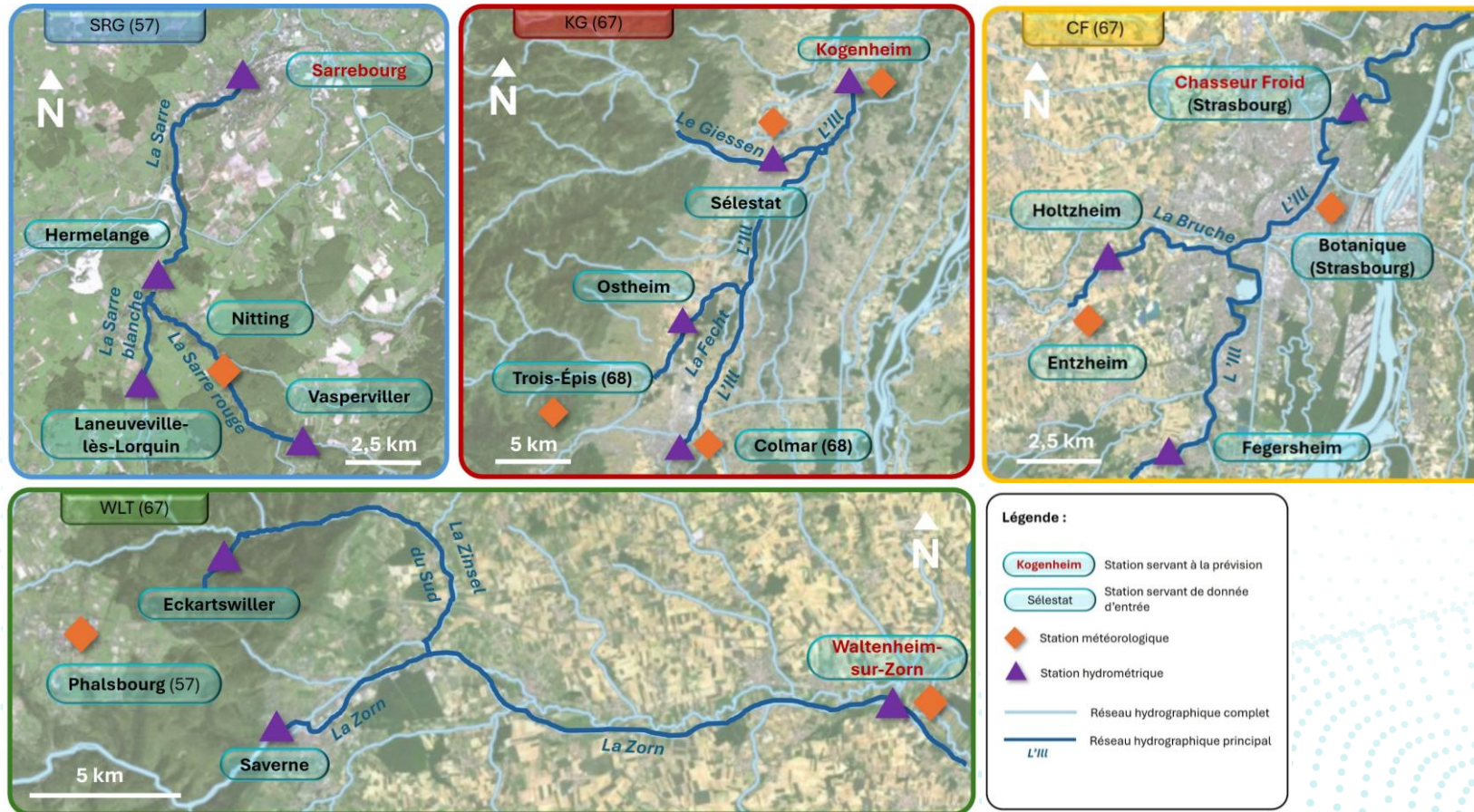
Inondations = un des aléas naturels les plus dommageables pour notre société (ex. crues de juillet 2021 en Europe de l'Ouest : +30 milliards d'euros de dommages)

Prévision et alerte précoce = réductions des pertes humaines et matérielles

Modèles de prévision actuels (basés sur la physique ou sur la donnée) parfois **complexes** à mettre en œuvre ou utiliser, voir **limitants en absence d'historique** important d'événements de crue

Beaucoup de données hydrométriques et météorologiques disponibles : **utilisation possible du machine learning et de l'intelligence artificielle**

2 PRÉSENTATION DE LA ZONE D'ÉTUDE ET DES DONNÉES



Prévision au niveau de quatre stations hydrométriques situées dans le Grand Est (bassins versant de l'Ill et de la Sarre) :

- Sarrebourg (SRG) – 16 ans d'historique
- Kogenheim (KG) – 17 ans d'historique
- Chasseur-froid (CF) – 19 ans d'historique
- Waltenheim (WLT) – 9 ans d'historique

Données d'entrée **hydrométriques** : hauteurs d'eau uniquement

Données d'entrée **météorologiques** : pluies principalement

Pas de données topographiques utilisées

Weber, L., Jurado, X., Nguyen, T. H. L., Maurer, L., Reiminger, E., Wemmert, C., & Reiminger, N. (2025). Amélioration de la prévision des crues par l'utilisation de réseaux de neurones récurrents de type LSTM : étude de cas du bassin versant de l'Ill et de la Sarre. Techniques Sciences Méthodes, (TSM 9/2025), 63–78. <https://doi.org/10.36904/tsm/20250963>

Modèles utilisés :

- Random forest (modèle d'ensemble)
- Gradient boosting (modèle d'ensemble)
- LSTM – Long Short-Term Memory (réseau de neurones récurrent)

Utilisation de l'intégralité des séries de données temporelles : apprentissage de l'hydrodynamique globale, **pas uniquement en cas de crue**

Séparation chronologique des jeux d'entraînement, de validation et de test : **vérification de la performance des modèles en conditions réelles d'utilisation (extrapolation)**



4 CRITÈRES D'ÉVALUATION DES RÉSULTATS RETENUS

Critères de comparaison usuel

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |O_i - P_i|$$

$$MRE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|O_i - P_i|}{O_i}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (O_i - P_i)^2}$$

Critères spécifiques « modèle »

$$NSE_j = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n |O_i - P_i|^j}{\sum_{i=1}^n |O_i - \bar{O}|^j}$$

$$PI = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (O_i - P_i)^2}{\sum_{i=1}^n (O_i - O_{i-1})^2}$$

$$CSI = \frac{VP}{VP + FP + FN}$$

Nouveau critère proposé

Taux de décalage d'alerte

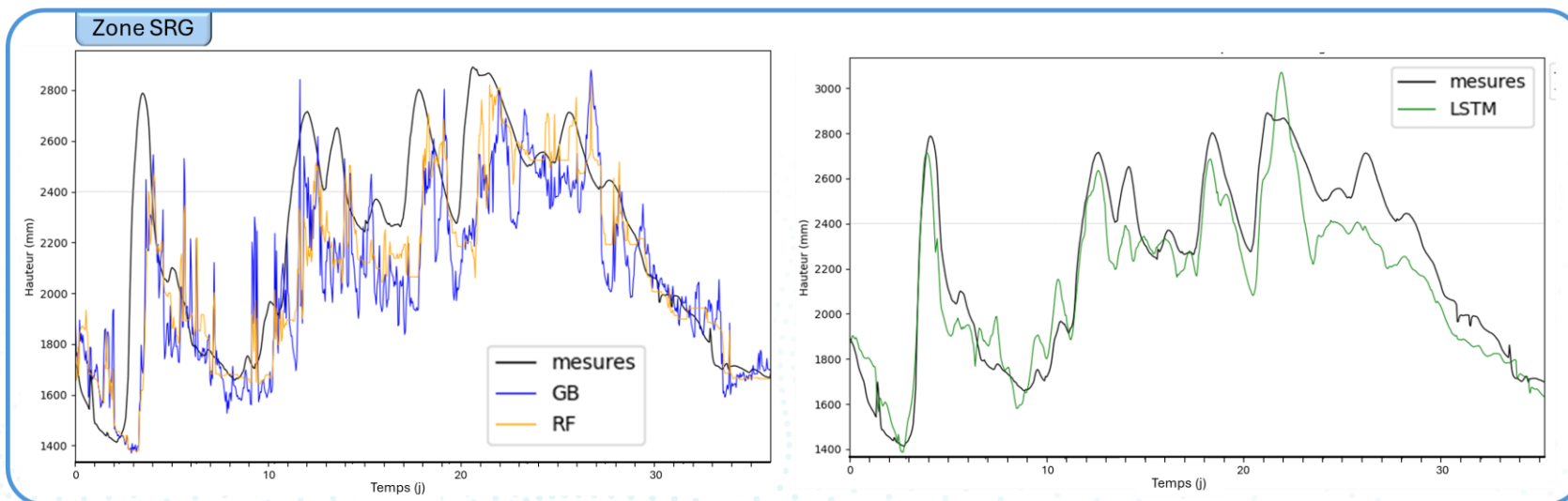
$$TDA = 1 - \frac{|\hat{t}_{seuil} - t_{seuil}|}{pp}$$

$$TDAb = \begin{cases} 0, & \text{si } TDA < 0 \\ TDA, & \text{si } TDA \geq 0 \end{cases}$$

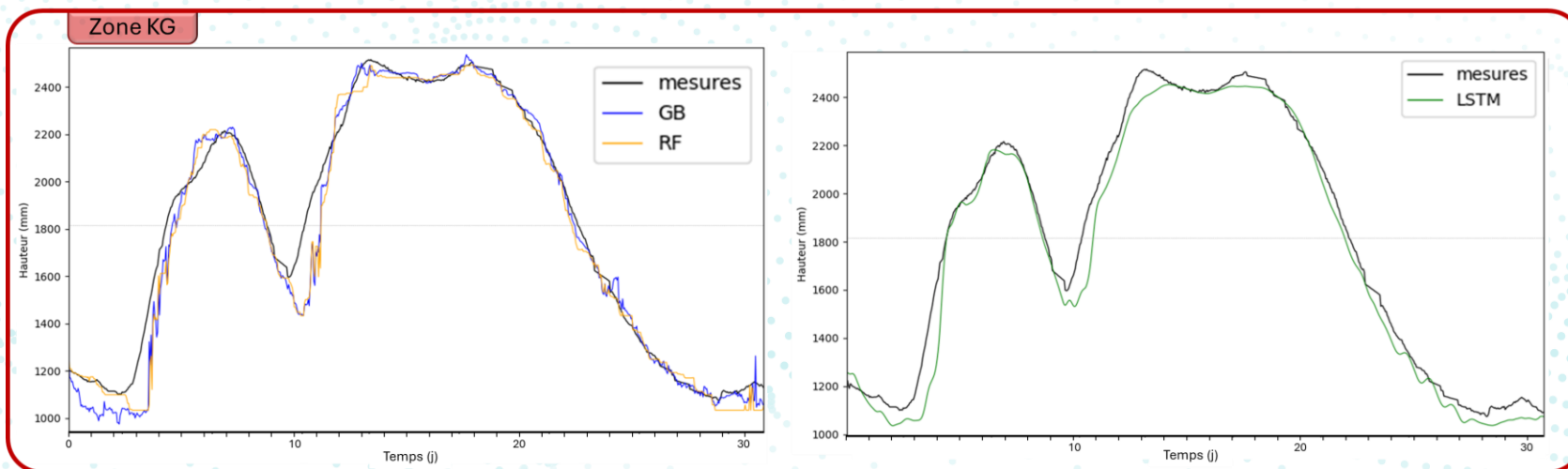
O_i : observation / P_i : prédiction / VP : vrai positif / FP : faux positif / FN : faux négatif / $\hat{t}$: moment prédit du seuil d'alerte / t : moment réel du seuil d'alerte / pp : période de prévision (ex. 24h)

Reiminger, N., Jurado, X., Saunier, L., Maurer, L., Reiminger, E., Weber, L., Ly Nguyen, T. H., & Wemmert, C. (2024). Évaluation des performances de l'intelligence artificielle et de l'apprentissage automatique pour la prévision des crues: Étude de cas du bassin versant de l'Ille Techniques Sciences Méthodes, (TSM 11/2024), 53–71. <https://doi.org/10.36904/tsm/20241153>

5 COMPARAISON DES PERFORMANCES DES MODÈLES (QUALITATIF)



**Amélioration signification
des résultats à l'aide d'un
modèle récurrent LSTM**



**Bons résultats avec des
modèles d'ensemble
classiques**

5 COMPARAISON DES PERFORMANCES DES MODÈLES (QUANTITATIF)

Modèle	RMSE [mm]	MAE [mm]	MRE [-]	PI [-]	NSE ₁ [-]	NSE ₂ [-]	NSE ₃ [-]	TDA _b [-]	CSI [-]	Faux négatifs [#]
Objectif	0	0	0	1	1	1	1	1	1	0
SRG-GB	369	251	0,12	0,18	0,25	0,11	-0,24	0,33	0,70	2
SRG-RF	367	242	0,11	0,20	0,28	0,12	-0,29	0,14	0,69	5
SRG-LSTM	191	142	0,07	0,73	0,58	0,75	0,82	0,52	0,93	0
KG-GB	85	57	0,04	0,68	0,79	0,91	0,94	0,61	0,86	0
KG-RF	89	59	0,04	0,66	0,78	0,90	0,93	0,61	0,80	0
KG-LSTM	71	50	0,03	0,79	0,81	0,95	0,98	0,68	0,92	0
WLT-GB	424	284	0,20	0,39	0,27	0,12	-0,28	0,30	0,48	0
WLT-RF	392	245	0,17	0,47	0,37	0,26	-0,06	0,28	0,60	1
WLT-LSTM	263	201	0,15	0,73	0,48	0,64	0,71	0,29	1,00	0
CF-GB	122	82	0,04	0,10	0,38	0,43	0,40	0,27	0,73	1
CF-RF	119	76	0,04	0,15	0,43	0,46	0,40	0,31	0,82	2
CF-LSTM	121	83	0,04	0,16	0,39	0,50	0,51	0,44	0,94	0

LSTM meilleur
modèle et
performant

Méthodes ensemblistes
proches du LSTM

LSTM meilleur
modèle mais
performances
passables

Modèles difficilement
différenciables

Prévision des crues **possible** par machine learning/intelligence artificielle

Modèles simples de type ensemblistes **suffisants** au niveau de certaines stations, notamment stations majoritairement influencées par l'amont

Modèles plus avancés de type LSTM **performants** dans des situations plus complexes

Possibilité de créer des **modèles robustes** en absence d'un grand historique de crues, voir même de données à priori importantes (débits, pluies, ...)

Importance de la **connaissance métier** lors de l'usage de l'intelligence artificielle pour la modélisation environnementale afin de choisir les bonnes variables explicatives et paramètres des modèles

Pour aller plus loin :

Reiminger, N., Jurado, X., Saunier, L., Maurer, L., Reiminger, E., Weber, L., Ly Nguyen, T. H., & Wemmert, C. (2024). Évaluation des performances de l'intelligence artificielle et de l'apprentissage automatique pour la prévision des crues: Étude de cas du bassin versant de l'Ill Techniques Sciences Méthodes, (TSM 11/2024), 53–71.

<https://doi.org/10.36904/tsm/20241153>

Weber, L., Jurado, X., Nguyen, T. H. L., Maurer, L., Reiminger, E., Wemmert, C., & Reiminger, N. (2025). Amélioration de la prévision des crues par l'utilisation de réseaux de neurones récurrents de type LSTM : étude de cas du bassin versant de l'Ill et de la Sarre. Techniques Sciences Méthodes, (TSM 9/2025), 63–78.

<https://doi.org/10.36904/tsm/20250963>

Merci