

NOUVELLES TECHNOLOGIES POUR LA MODELISATION DES CRUES : LES RESULTATS DU PROJET INUNDATIO

Artificial Intelligence in flood modelling: results of Inundatio project

Auteurs : GASSET Rémy^{1*}, SERGENT Philippe², BADER Bruno², MAQUIGNON Nicolas², SMAOUI Hassan², HADJI Sofiane³

* *auteur correspondant*

¹Cerema Sud-Ouest, rue Pierre Ramond CS 60013 33160 Saint-Médard-en-Jalles, France,
remy.gasset@cerema.fr

²Cerema Risques eaux et mer, 134 rue de Beauvais - CS 60039 60280 Margny-lès-Compiègne cedex, France, philippe.sergent@cerema.fr

³Sixense Engineerig, 22-24 rue Lavoisier - Bâtiment A 92000 Nanterre, France,
sofiane.hadji@sixense-group.com

Résumé

Inundatio est un projet européen ayant pour objectif de créer un système capable de détecter et d’anticiper les crues soudaines de manière automatisée par la collecte et l’analyse des informations hydrométéorologiques et des prévisions, leur traduction en impact sur le territoire et leur croisement avec les enjeux. Des modélisations hydrologiques par réseaux de neurones y ont été testées sur deux bassins versants pyrénéens (Nive, Nivelle). Les performances des différents modèles et l’impact de la constitution du jeu de données sont évalués. Le projet questionne également l’opportunité, les limites actuelles et les possibilités d’intégration aux systèmes d’alertes et à la gestion de crise du recours au réseau de neurone pour la prévision des crues.

Abstract

Inundatio is a European research project aiming at building an automatized monitoring and forecasting tool for flash floods, by collecting hydrometeorological observations and forecasts, mapping their impacts on basins and crossing it with stakes. Hydrological models using neural networks have been tested on the mountain rivers Nive and Gave de Pau, Pyrénées, France. The performances and accuracy of several models, and the dependency to the dataset building have been assessed. Inundatio also questions the opportunities, the limits and the operability of neural networks for flood forecasts and crisis management.

Mots clefs

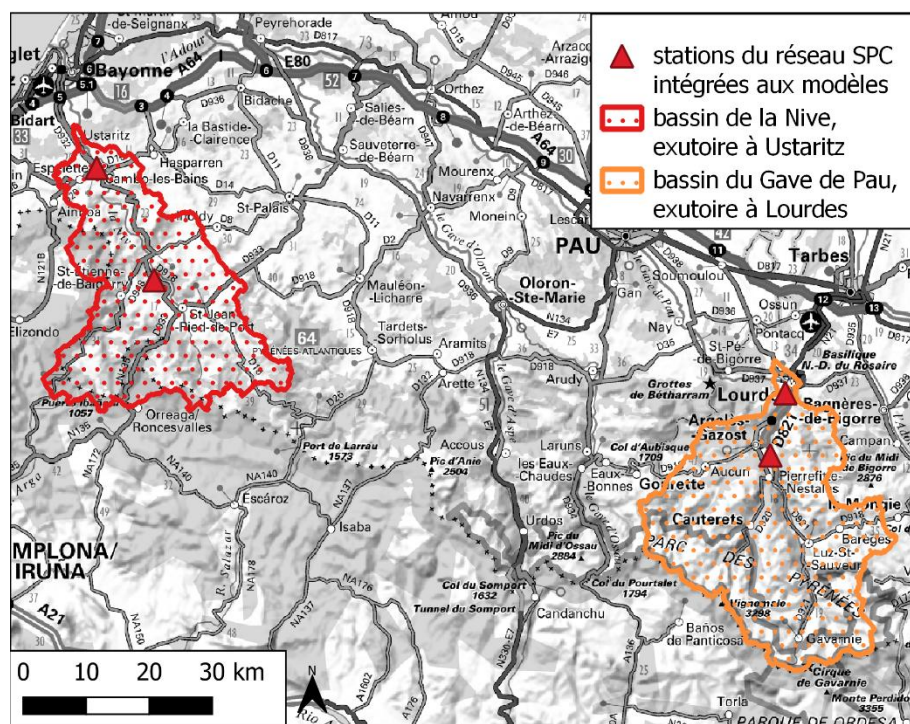
Intelligence artificielle, modélisation hydrologique, modélisation hydraulique, prévision des crues, prévention des inondations

Key words

Artificial Intelligence, hydrological modelling, hydraulic modelling, flood forecast, flood prevention

1. Présentation du projet Inundatio et enjeux scientifiques abordés

Inundatio [1] est un projet européen (2020-2022) développé dans le cadre du programme Interreg Sudoe, pour lequel s'associent des partenaires Espagnols, Français et Portugais, financé à hauteur de 75% par le fond européen de développement régional. Il associe, sous la coordination de la Fondation Santa María la Real, une équipe multidisciplinaire composée de techniciens de l'Institut technologique de Castille et León, de l'Université de Castille-La Manche, de l'Association des entreprises innovantes pour une construction efficace, du Centre d'Etudes et d'Expertise sur les Risques, l'Environnement, la Mobilité et l'Aménagement et le Laboratoire National d'Ingénierie Civile de Portugal. Son principal défi est de créer un système capable de détecter et d'anticiper les crues soudaines de manière automatisée par la collecte et l'analyse des informations hydrométéorologiques et des prévisions, leur traduction en impact sur le territoire et leur croisement avec les enjeux. Les résultats sont publiés sur une plateforme Web qui propose également des simulations de scénarios de risque. Cette preuve de concept vise à compléter le maillage du territoire non couvert par les outils de prévention expertisés (par exemple par les services de prévention des crues en France) et à évaluer la qualité des résultats pouvant être déduits de chaînes de traitement sans intervention humaine. Le projet aborde également d'autres méthodologies innovantes pour la prévention des inondations : utilisation de sources non systémiques (ici végétales) pour la reconstitution d'événements passés, détection automatique des ouvrages, instrumentation spécifique aux ouvrages patrimoniaux...



Carte 1 : localisation des bassins versants français modélisés dans Inundatio

2. Méthodes de modélisation testées dans Inundatio

Des modélisations hydrologiques et hydrauliques 2D ont été déployées sur les bassins de la Nive avec exutoire à Ustarritz et du Gave de Pau avec exutoire à Lourdes. Sensiblement plus grand (environ 1000km²) que les bassins ciblés initialement par le projet, ces bassins présentent l'avantage d'être intégrés au réseau de vigilance des services de prévention des crues et, à ce titre, de disposer de données existantes conséquentes.

La démarche générale de la chaîne de traitement est assez classique et conforme aux pratiques en cours pour la prévision des crues : modélisation hydrologique pour interpréter la réaction du bassin versant aux variables météorologiques, modélisation hydraulique pour produire des scénarios vraisemblables, analyse des observations et prévisions pour déterminer les scénarios de crues les plus probables.

L'hydrologie des bassins versants a été représentée par de multiples jeux de données, intégrant des fenêtres temporelles et fenêtres de prédictions de tailles et de positionnement divers. Les variables considérées (a minima un débit mesuré à la station cible et une pluviométrie observée et prévue) peuvent être quantitative, qualitative voire empiriques.

Le choix des jeux de données les plus pertinents a été réalisé par la mise en œuvre d'algorithmes de machine learning. Les performances des modèles sur les différents scénarios ont été évaluées par calcul d'un écart quadratique moyen RMSE (les valeurs les plus faibles représentant les meilleurs prévisions) et évaluation empirique de la qualité de représentation des crues prédites.

Des algorithmes de deep learning ont été comparés entre eux et avec les meilleurs résultats de machine learning sur le scénario privilégié. Une analyse de Sobol (indices variant de 0=indépendance à 1=corrélation totale) est menée sur les meilleurs modélisations, ses résultats sont employés pour pondérer la formule de distance utilisée par le raisonnement à base de cas.

La modélisation hydrologique entièrement distribuée (FD) et hydraulique 2D du bassin de la Nive a été menée dans une optique de couverture d'un territoire large avec une résolution fine. Plusieurs approches ont été testées : modèle d'onde diffusive, méthode de lattice Boltzmann [2], modèles numériques classiques basés sur les équations de Saint-Venant (Telemac 2D, IRIC) alimentés par des pluies (méthode SCS). Ces modèles servent ici à pré-calculer des cartographies classiques d'inondations (hauteur, vitesse) en fonction des paramètres servant au calcul de distance. Une analogie peut être faite avec les atlas ZICH, dont la distance repose sur une hauteur ou débit à généralement une (ou parfois deux) station(s).

En période de vigilance, un raisonnement à base de cas (CBR) est mené au pas de temps horaire sur les variables observées et prévues pour sélectionner dans le jeu d'atlas les scénarios d'inondation les plus probables. Compte-tenu du très grand nombre de scénarios bancarisés, ces cartes sont regroupées en cluster. Si toutes les cartes retenues appartiennent au même cluster, la carte la plus proche est proposée en scénario prévu. Si des scénarios appartenant à plusieurs clusters sont retenus ou si la dispersion dépasse une valeur seuil, le scénario prévu est un composite des scénarios retenus. Le scénario prévu est affiché via un site web dédié. Un croisement avec une base d'enjeux, spécifiquement constituée pour chaque bassin, permet également d'afficher une carte de risque.

3. Modélisation hydrologique par réseaux de neurones

Dans le cadre du projet, plusieurs types de modèles et architectures ont été testés, présentant des atouts pertinents pour la prévision hydrologique [3] :

- Perceptron Multicouches (MLP), réputé flexible, robuste au bruit et capable d'appréhender les dépendances non linéaires, seul type de modèle testé intégrant un traitement des dépendances temporelles entre les observations lors de l'apprentissage des relations entre les entrées et les sorties

- cellules à mémoire internes (LSTM), algorithme imaginé pour le langage, seul type de modèle testé intégrant un traitement des dépendances temporelles entre les observations lors de l'apprentissage des relations entre les entrées et les sorties
- réseau de neurones convolutifs (CNN) : développés pour le traitement d'image, très performants sur les données brutes. Capables d'extraire des « motifs » caractéristiques lors de l'apprentissage.

Deux variantes des modèles ont été intégrées à la liste :

- Multi-headed CNN (MH-CNN): application du CNN sur chacune des séquences d'entrée séparément, les sorties de chacun des sous-modèles seront combinées à la sortie avant de faire la prédiction. Paramétrable plus finement, potentiellement plus flexible et performant que le CNN.
- Encoder-Decoder LSTM : modèle conçu pour les problèmes de prédiction où il existe à la fois des séquences d'entrée et de sortie, généralement pour la traduction de texte d'une langue à une autre. Ce modèle peut être utilisé pour la prévision des séries temporelles à plusieurs horizons.

Sur la Nive, les modèles sont calibrés sur deux scénarios de jeu de données, dont la nature tient compte des dépendances aux variables évaluées pour les algorithmes de machine learning :

- scénario 1, fenêtre de temps de 6h, injection des débits à Cambo et Ossès, pluie de bassin observée sur les 6 dernières heures
- scénario 2, fenêtre de temps de 6h, injection des débits à Cambo et Ossès, pluie de bassin observée sur les 3 dernières heures, pluie de bassin prédite sur les 3 prochaines heures.

Le choix de deux scénarios vise à confirmer ou éliminer l'hypothèse de l'importance de la pluie prédite pour les horizons lointains dans les différents modèles testés.

4. Résultats

Le score atteint sur l'écart quadratique moyen par les différents modèles est le suivant :

		Score : RMSE						
		Global	1 ^{ère} heure	2 ^{ème} heure	3 ^{ème} heure	4 ^{ème} heure	5 ^{ème} heure	6 ^{ème} heure
Scénario_1	Régression linéaire	2.28	0.60	1.10	1.70	2.30	2.90	3.60
	MLP	1.97	0.60	0.96	1.38	1.92	2.53	3.16
	LSTM	2.00	0.91	1.17	1.51	1.96	2.48	3.07
	CNN	2.03	0.76	1.08	1.48	1.97	2.56	3.20
	Multi-headed CNN	2.04	0.67	1.06	1.48	2.03	2.61	3.20
	Encoder-Decoder LSTM	2.26	0.99	1.25	1.67	2.24	2.85	3.48
Scénario_2	Régression linéaire	2.12	0.60	1.10	1.60	2.20	2.70	3.30
	MLP	1.95	0.63	1.01	1.30	1.64	1.97	2.34
	LSTM	1.89	0.96	1.21	1.56	1.90	2.34	2.75
	CNN	1.62	0.91	1.12	1.38	1.69	1.96	2.25
	Multi-headed CNN	1.53	0.65	0.93	1.25	1.57	1.91	2.27
	Encoder-Decoder LSTM	1.73	0.92	1.15	1.39	1.74	2.09	2.54

Tableau 1 scores RMSE (en m3/s) des comparaisons de modèles de deep learning. Comparaison aux meilleurs résultats en machine learning (régression linéaire)

Le Multi-headed CNN (résultats en figure 1) est le modèle proposant les meilleurs résultats (RMSE et analyse visuelle de la dispersion sur les pics des 4 principales crues du jeu de données) suivi par CNN et MLP. Le deep-learning obtient systématiquement des meilleurs scores que le machine learning.

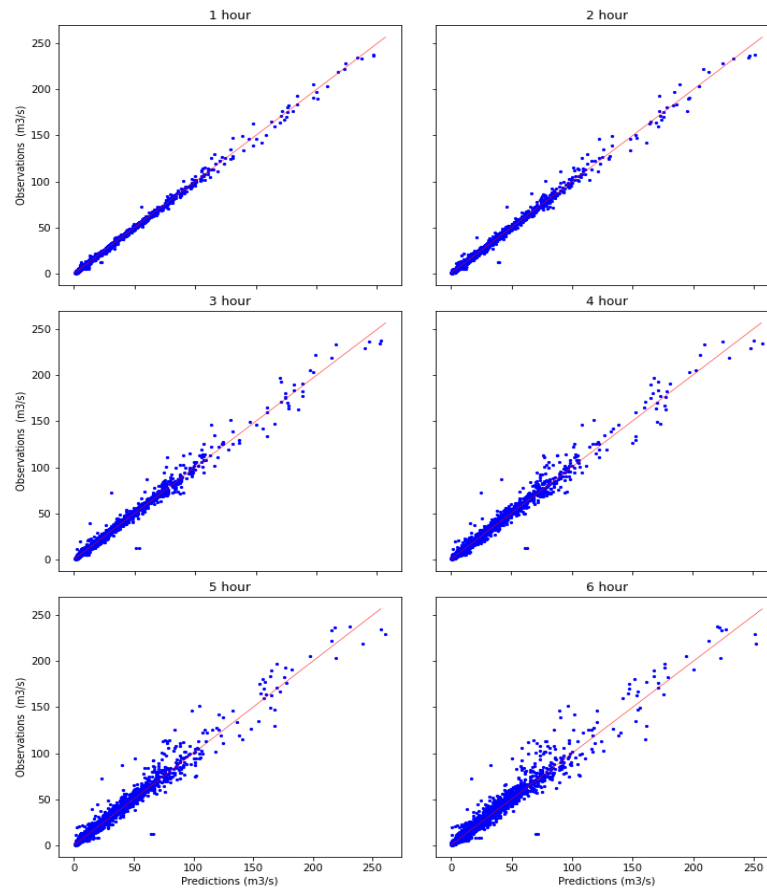


Figure 1 Comparaison entre observations et prédictions pour les prévisions de 1 à 6h par MH CNN pour la station de Cambo-les-Bains sur la Nive

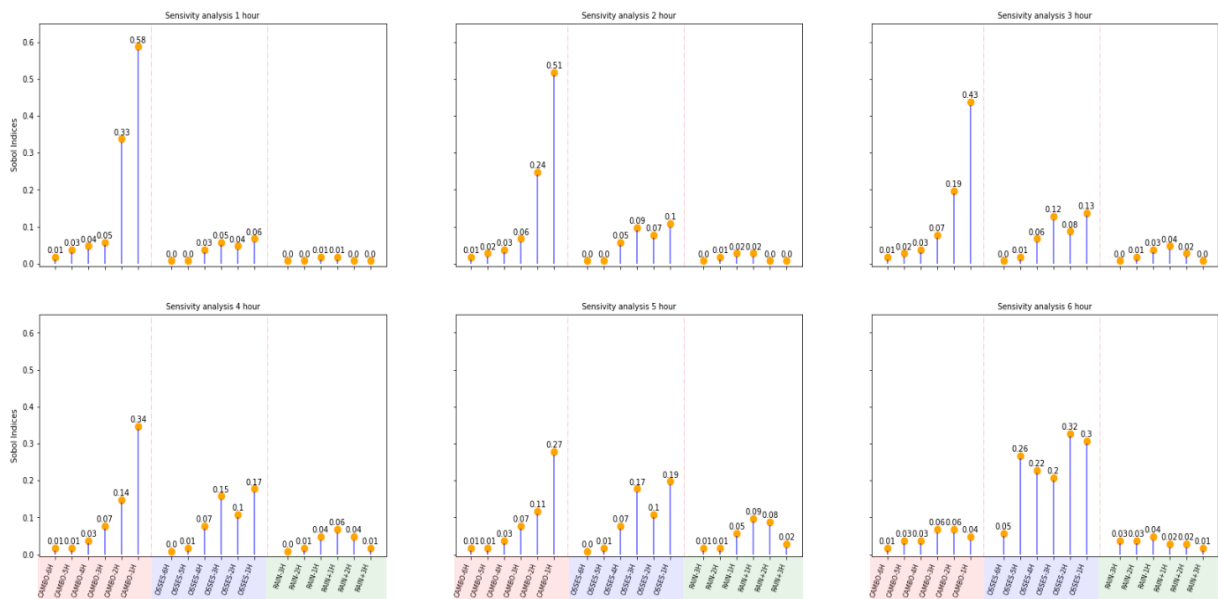


Figure 2 importance des données d'entrée sur la Nive en fonction de l'horizon temporel par la méthode des indices de Sobol

Pour une meilleure compréhension des relations entre l’entrée et la sortie des variables de notre modèle et pour confirmer nos hypothèses sur l’importance des variables comme Ossès et la pluie prédite sur les différents horizons de prévision, une analyse de sensibilité a été effectuée par la méthode des indices de Sobol (Figure 2). Pour les débits à Cambo et Ossès, les indices de Sobol des observations les plus récentes sont logiquement les plus importants. Pour la pluie prédite, les indices commencent à prendre un poids jugé significatif à partir de la 4^{ème} heure. La pluie déjà tombée semble avoir un effet négligeable. Une deuxième analyse, menée en éliminant du modèle les débits à Ossès, confirme l’utilité de la pluie prédite pour les horizons lointains. L’effet de la pluie déjà tombée demeure insignifiant.

Une déclinaison au Gave de Pau à l’amont de Lourdes a permis de tester des natures de variables plus hétérogènes, sur une chronique disponible plus longue. En sus de variables similaires au cas de la Nive pour les débits et pluies, ont été intégrés aux différents scénarios l’humidité, la température, la variation du stock neigeux issus d’une exploitation de SIM discrétisé au pas de temps horaire par la méthode du degré-heure, et un signal sinusoïdal de période 24h et d’amplitude [-1 ;1] traduisant une variation diurne non connue mais similaire d’un jour à l’autre du turbinage hydroélectrique. Seul le réseau MH-CNN est utilisé à Lourdes.

Les scénarios testés sont les suivants :

- scénario 1, fenêtre de temps de 6h, injection des débits à Lourdes et Argeles, humidité,
- scénario 2 : 1 + pluie antilope observée,
- scénario 3 : 2 + fonte nivale,
- scénario 4 : 3 + hydroélectricité,
- scénario 5 : 3 - humidité, remplacement de 3h de pluie observée par 3h de pluie prédite,
- scénario 6 : 3, remplacement de 3h de pluie observée par 3h de pluie prédite,
- scénario 7 : débits à Lourdes, humidité, hydroélectricité, 3h de pluie observée et 3h de pluie prédite,
- scénario 8 : débits à Lourdes, 3h de pluie observée et 3h de pluie prédite,

Le score pour les différents scénarios est résumé dans la figure suivante :

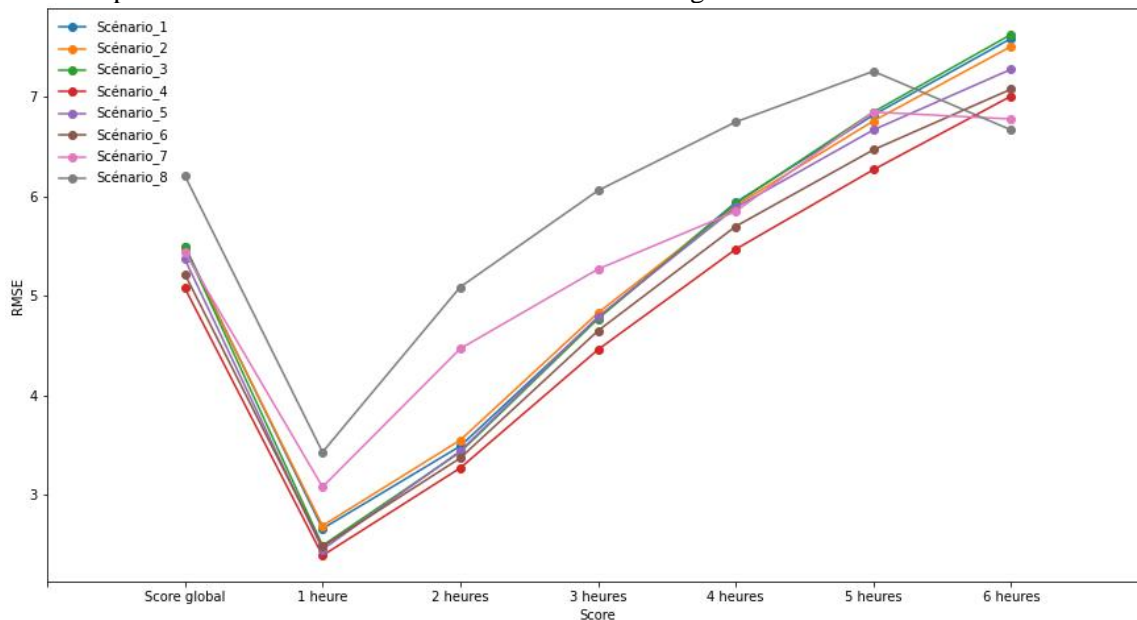


Figure 3 RMSE du modèle MH-CNN sur les différents scénarios pour le Gave de Pau

Mis à part les jeux de données sans station amont, l'écart entre les résultats pour les différents scénarios est faible. La comparaison des scénarios 2 et 4 montre que la variable *Cos_day* semble avoir un effet significatif sur l'amélioration de score, cela confirmerait une part périodique journalière de fluctuation du débit. L'amélioration de score avec cette variable n'implique pas une amélioration de la qualité de prédiction, car ces améliorations concernent en très large majorité les valeurs faibles de débit, lors des événements extrêmes les oscillations disparaissent donc la variable n'a pas d'effet important.

La comparaison des scénarios 2 et 6 montre que la pluie prédite a amélioré le score sur tous les horizons, cependant le scénario 4 qui fait intervenir la variable hydroélectricité et exclut la pluie prédite est celui qui a eu les meilleurs scores. Il est ainsi difficile d'affirmer le rôle de la pluie prédite en se basant uniquement sur le RMSE.

Contrairement à l'ordre de classement du RMSE, les graphes corrélation (observations/prédictions) montrent que la pluie prédite a un effet notable de resserrement des points autour de la première bissectrice pour tous les horizons, notamment pour les débits excédant 250 m³/s. Cet effet est plus apparent à partir de la troisième heure. Un constat important : la prédiction commence à significativement se dégrader à partir de la sixième heure, ce qui diffère des résultats de la Nive où les prédictions se dégradent progressivement à partir de la troisième heure. Une des explications envisagées serait un temps de concentration du Gave de Pau plus long que celui de la Nive.

La méthode des indices de Sobol a été appliquée au scénario 6. Les indices de Sobol de la variable humidité sont négligeables. Pour les trois premières heures, les indices des variables des débits sont dominants et ceux de la pluie insignifiants. Les indices de pluie apparaissent à partir de la 4^{ème} heure et progressent jusqu'à la sixième heure, où la somme des indices des trois heures de pluie prédite s'approche de 0.2, ce qui justifierait leur impact sur la correction de corrélation et la qualité de prédiction. Les indices des débits à Lourdes et Argelès restent majoritaires sur tous les horizons. La suppression des débits à Argelès renforce à la fois les indices des débits à Lourdes et les indices des pluies.

5. Discussion

L'utilisation expérimentale des modèles de réseaux pour la prévision des crues dans les bassins versant réactifs semble démontrer que ces modèles peuvent, s'ils sont bien calibrés, fournir des prédictions fiables et de bonne qualité. L'entraînement de modèle Multil-headed CNN, qui a donné la meilleure performance, est très rapide, il s'opère en quelques secondes en fonction du nombre de variables et de la taille de jeu de données. Il peut ainsi être régulièrement relancé au fur et à mesure de l'allongement des chroniques d'observations. Sans réelle surprise, les résultats confirment l'intérêt des prédictions de pluies pour les horizons lointains (T+4h à T+6h), même si le temps de concentration du bassin étudié est largement supérieur.

L'analyse de sensibilité pour les prévisions sur la Nive et les essais menés sans les débits à Ossès illustrent que des performances satisfaisantes peuvent être obtenues sans station hydrométrique amont. La modélisation du Gave de Pau présente la particularité de mieux prédire les crues que les bas niveaux, y compris au-delà de T+4h. La comparaison des scores RMSE montre ici ses limites pour évaluer le modèle et choisir un scénario employable en opérationnel. Une analyse visuelle des dispersions entre les prédictions et les observations sur les pics de crues a permis de surmonter cet écueil. Le choix d'une fonction de score focalisée sur les valeurs extrêmes serait plus pertinent.

Contrairement à ce qui était intuité l’ajout d’une variable humidité n’a pas eu l’effet attendu, il a seulement très légèrement amélioré le score sur tous les horizons. La fonte de neige augmente l’humidité, cette dernière évolue, globalement, avec la même tendance que le débit d’où leur corrélation élevée. On suppose ainsi qu’une large part de l’information apportée ces deux variables serait déjà contenue dans les variables des débits. L’analyse de la convergence lors de l’apprentissage semble indiquer que la présence de cette information accélérerait toutefois l’atteinte d’un score satisfaisant. La variable fonte a un effet léger sur les trois premières heures. Cette variable serait aussi, pour le modèle, une information redondante avec l’humidité et les débits,

Le modèle développé n’est pas encore utilisable sur les bassins non jaugés ou pour lesquels une station historique a été fermée. Le modèle ne peut pas faire des prédictions de crues stables et fiables en se basant uniquement sur la pluie. Notons aussi que le modèle n’est pas généralisable sur tous les bassins jaugés, il est nécessaire que la constitution du jeu de données et l’entraînement prennent en compte les caractéristiques du bassin versant, selon des modalités encore largement à définir.

Les modèles développés sur la Nive et le gave de Pau perdent significativement en précision au-delà de 6 heures, l’obtention d’une tendance fiable semble envisageable jusqu’à 12 heures mais avec un déphasage et une erreur relative pouvant nuire à la gestion opérationnelle des crues. Pour établir des prévisions acceptables à 9 heures, il faudrait considérer au minimum 6 heures de pluie prédite. La fiabilité des prédictions à cet horizon lointain dépendra principalement de la fiabilité des prédictions de pluie.

6. Conclusion et Perspectives

L’utilisation du deep learning, bien que nécessitant une intervention experte dans les choix de constitution du jeu de données et dans la calibration du modèle, a montré une performance très encourageante pour des stations où les chroniques de débits restent limitées. Le couplage analyse de Sobol sur modèle hydrologique – raisonnement à base de cas apparaît pertinent pour les bassins réactifs au comportement complexe, qui sont mal caractérisés par une valeur de débit unique à l’aval. Les modèles de la Nive basés sur LBM, Telemac et IRIC ont montré des résultats corrects au regard des retours d’expériences disponibles pour la crue de 2014 et des débits mesurés aux stations SPC. IRIC s’est révélé le plus précis, Telemac le plus performant. 9000 cartes ont été générées à partir du modèle Telemac sur la Nive. L’analyse CBR, basée sur une formule de distance intégrant les 18 indices de Sobol (3 variables, 6 pas de temps) aboutit à des situations suffisamment discriminantes pour permettre un choix de 10 cartes effectivement centré sur l’événement test à reproduire. Sans surprise, plus l’horizon est lointain, plus la précision est dégradée

Les gains de ressource informatique supposés par l’utilisation de la méthode de lattice Boltzmann en lieu et place d’un modèle numérique 2D classique basés sur les équations de Saint-Venant ont été décevants pour ce projet, en raison d’instabilités plus importantes nécessitant un raffinement du pas de calcul.

Des améliorations notables des résultats et de l’intérêt de l’approche sont attendues par l’intégration d’une spatialisation des pluies injectées. Un choix de variable pertinent pourrait également permettre d’apprécier des phénomènes déterminants pour les bassins étudiés et peu prévisibles par les modèles hydrologiques conventionnels, comme les phénomènes de blocage orographiques.

Le raisonnement à base de cas permet de sélectionner des scénarios pré-calculés pour des combinaisons complexes de variables observées et prédites. Sa rapidité de mise en œuvre reste

cependant contrainte par la taille de la base cartographique. Un regroupement en cluster a été nécessaire pour traiter avec des délais courts la base de 9000 cartes couvrant la Nive.

La preuve de concept d’outil de prévision automatisé a suscité un intérêt pour les partenaires locaux du projet. Une proposition est en cours d’élaboration pour rendre opérationnel l’outil sur le réseau non surveillé du Pays Basque français. Sa principale limitation est la nécessité de disposer d’une station hydrométrique à l’aval du bassin étudié. Une méthode alternative [4], inspirée des travaux Inundatio est été proposée par Sixsense Engineering (groupe Vinci) et adapte la démarche en remplaçant notamment le recours à la méthode à base de cas par l’utilisation des MH-CNN.

7. Références

- [1] www.inundatio.eu
- [2] Maquignon, Nicolas & Smaoui, Hassan & Sergent, Philippe & Bader, Bruno. (2022). A simplified and stable lattice Boltzmann shallow water model. Journal of Physics: Conference Series. 2202. 012055. 10.1088/1742-6596/2202/1/012055.
- [3] Jason Brownlee. (2018). Deep Learning for Time Series for Time Series Forecasting: Predict the Future with MLPs, CNNs and LSTMs in Python. 547 p
- [4] Hadji, Sofiane. (2021). A coupled models Hydrodynamics - Multi headed Deep convolutional neural network for rapid forecasting large-scale flood inundation. IJECS Volume 10 Issue 11 November, 2021 Page No.25420-25430