

Génération stochastique de données météorologiques à haute résolution temporelle, à l'aide de Generative Adversarial Networks, pour une meilleure évaluation des crues

Fanny Terrettaz^a, Emilie Neveu^a, François Mettra^a

^aInstitut Energie et Environnement, Haute Ecole d'Ingénierie, HES-SO Valais-Wallis, Sion, Suisse
fanny.terrettaz@hevs.ch, emilie.neveu@hevs.ch, francois.mettra@hevs.ch

Mots-clés : *Downscaling temporel, GAN, GAN conditionnel, modélisation hydrologique, réseaux antagonistes génératifs, Machine Learning, extrêmes hydrologiques*

1 Introduction

Le changement climatique intensifie les événements hydrologiques extrêmes dans le monde et en Suisse, notamment les crues rapides causées par des précipitations intenses de courte durée [1]. Cependant, les projections climatiques futures (CORDEX, scénarios suisses CH2025 de MétéoSuisse), et parfois les observations, sont à la fréquence journalière, limitant l'évaluation précise de l'évolution passée ou future des crues. Ceci est particulièrement critique pour les bassins versants de petite à moyenne taille où les temps de concentration sont inférieurs à la journée.

Pour surmonter ce défi, diverses approches de désagrégation temporelle ont été développées : transformation statistique, réseaux de neurones, ou forêts aléatoires [2], [3]. Mais ces méthodes peinent à reproduire la variabilité des extrêmes et à préserver la cohérence spatio-temporelle. Les Generative Adversarial Networks ou réseaux antagonistes génératifs (GANs), initialement développés pour la génération d'images, ont récemment démontré leur capacité à apprendre et à reproduire des distributions multivariées non-gaussiennes. Ils sont notamment utilisés sur des données climatiques complexes pour le downscaling spatial des modèles régionaux de prévisions météorologiques [4], [5].

Nous proposons des méthodes GANs pour le downscaling temporel pouvant s'adapter aux distributions climatiques futures tout en générant des variabilités sub-journalières réalistes. L'autre originalité réside dans l'ajout de mécanismes de conservation des sommes de précipitations journalières et des températures journalières minimales et maximales, pour conserver le bilan hydrologique journalier et garantir la modélisation précise des cycles journaliers de fonte de neige et d'évapotranspiration. Les GANs permettent de générer des données météorologiques horaires, qui sont utilisées en entrée d'un modèle hydrologique simulant le débit d'un cours d'eau.

2 Données et méthodes

Nous étudions le bassin de l'Orbe en amont du lac de Joux (massif du Jura, Canton du Vaud, Suisse), caractérisé par un régime nivo-pluvial, une altitude moyenne d'environ 1000 m et une superficie de ~110 km². Les données utilisées proviennent de quatre stations : les Charbonnières (CHB), Bière (BIE), Longirod (LON) pour les précipitations et la Dôle (DOL) pour les températures (Source : [MétéoSuisse](#)). Les mesures sont horaires du 01.10.2014 au 30.09.2025 et journalières à partir de 1974. Le débit horaire de l'Orbe au Sentier, en amont du lac de Joux, disponible entre 01.01.1993 et 28.03.2025, est aussi utilisé pour calibrer et valider le modèle hydrologique (Source : [DGE-EAU](#)).

Quatre méthodes ont été comparées : trois structures de GAN et une méthode de référence (REF). REF sélectionne un jour au hasard de la période d'entraînement de la même saison que le jour donné. La somme des précipitations journalières ainsi que les températures minimales et maximales sont forcées.

Les GANs sont composés de deux réseaux de neurones : un générateur et un discriminateur (voir FIG. 1). Pour un jour particulier, le générateur fournit les données horaires et le discriminateur détermine

si les données qu'il reçoit sont générées ou proviennent de mesures réelles. Trois configurations sont testées : GAN1 conditionné uniquement, GAN2 forcé uniquement et GAN3 conditionné et forcé.

GAN1 et GAN3 reçoivent en entrée un vecteur de conditions. Pour les précipitations, il s'agit de la somme du jour à rééchantillonner, du jour précédent, du jour suivant, de la semaine précédente, ainsi que le produit croisé des précipitations journalières entre stations. Pour les températures, ce sont les températures moyenne, minimale et maximale du jour ainsi que les moyennes du jour précédant et suivant. Le jour de l'année, rendu cyclique, est également inclus pour prendre en compte la saisonnalité. GAN2 et GAN3 sont forcés en sortie du générateur : la température est redimensionnée entre le minimum et le maximum journalier et les précipitations horaires sont ajustées pour garantir la somme journalière. Les méthodes sont entraînées sur la période 01.10.2014-30.06.2023 et évaluées sur plus de deux ans de 01.07.2023 à 30.09.2025. Dû à leur rareté, les extrêmes sont évalués sur la période 01.10.2014-30.09.2025. Étant donné l'aspect aléatoire, les résultats sont des moyennes sur cinquante simulations. FIG. 1

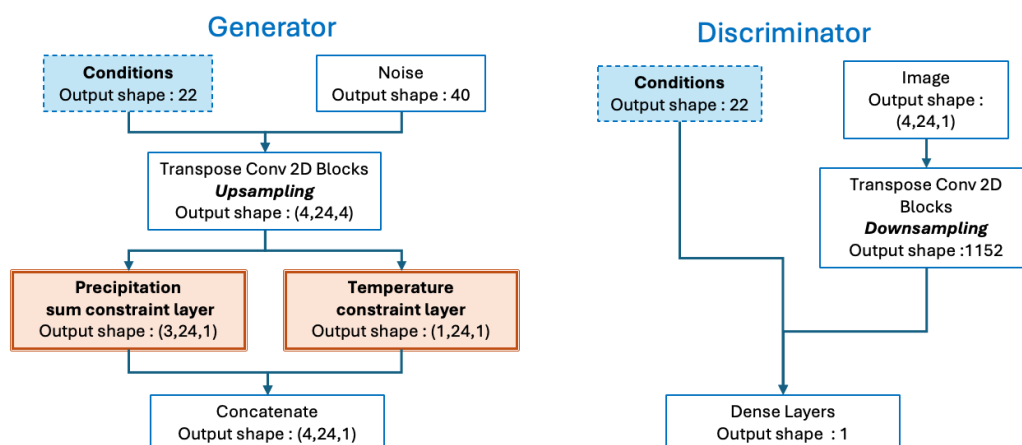


FIG. 1 – Architecture simplifiée des GANs. Les conditions sont en bleu et le forçage en orange.

Le modèle hydrologique SOCONT, intégré dans RS Minerve (logiciel développé par le CREALP et HydroCosmos SA, <https://www.crealp.ch/rs-minerve/>), a été calibré avec les mesures météorologiques horaires sur la période 01.01.2015-31.12.2020. Des simulations de débits sont produites sur la période 01.10.2014-28.03.2025 en utilisant les données météorologiques journalières et horaires générées selon les 4 méthodes décrites ci-dessus. La distribution des débits et les crues extrêmes sont évaluées.

3 Résultats

3.1 Comparaison des méthodes et simulation des extrêmes météorologiques

Le TAB. 1 compare les distances de Wasserstein par rapport aux données horaires réelles. Les GANs simulent mieux les précipitations horaires que la méthode de référence. Cependant, REF est meilleur pour la température. Les températures de REF et celles des deux GANs forcés passent le test d'Anderson : l'hypothèse que les distributions sont les mêmes ne peut être rejetée.

Le TAB. 2 montre les erreurs de corrélation entre les stations par rapport aux corrélations mesurées. De nouveau, les GANs donnent de meilleurs résultats que la méthode REF. Cela est aussi vrai pour l'autocorrélation moyenne avec un décalage de 1 à 6 heures, l'erreur moyenne de REF est 0.031 alors qu'elle est de 0.002 pour les GANs.

	Cond	Forcé	CHB	LON	BIE	Moyenne	DOL
REF	Saison	Oui	0.046	0.052	0.049	0.049	0.077
GAN1	Oui	Non	0.012	0.018	0.013	0.014	0.163
GAN2	Non	Oui	0.018	0.021	0.018	0.019	0.077

TAB. 1 - Distance de Wasserstein (mm/h) (01.07.2023-30.09.2025). Moyenne est la moyenne pour les précipitations et DOL est le résultat pour les températures.

	Cond	Forcé	CHB -BIE	CHB-LON	BIE-LON	Moyenne
REF	Saison	Oui	0.128	0.086	0.155	0.123
GAN1	Oui	Non	0.052	0.031	0.035	0.039
GAN2	Non	Oui	0.033	0.026	0.063	0.041
GAN3	Oui	Oui	0.025	0.086	0.035	0.049

TAB. 2 - Erreurs de corrélations des méthodes par rapport à la corrélation des données mesurées (01.07.2023-30.09.2025) (0.571 pour CHB-BIE, 0.556 pour CHB-LON et 0.811 pour BIE-LON).

Pour GAN1, la seule méthode non forcée, la différence entre la somme des précipitations mesurées et simulées sur la période de test est de 58.32 mm sur 3190.30 mm (1.8%) pour CHB, 227.03 mm sur 3197.9 mm (7.1%) pour LON et 169.4 mm sur 2644.5 mm (6.4%) pour BIE.

La FIG. 2 montre les quantiles extrêmes des stations BIE et DOL. Toutes les méthodes estiment convenablement les quantiles de températures. La méthode qui estime le mieux les quantiles extrêmes des précipitations est GAN3 (conditionné et forcé). Ces résultats confirment l'intérêt du forçage.

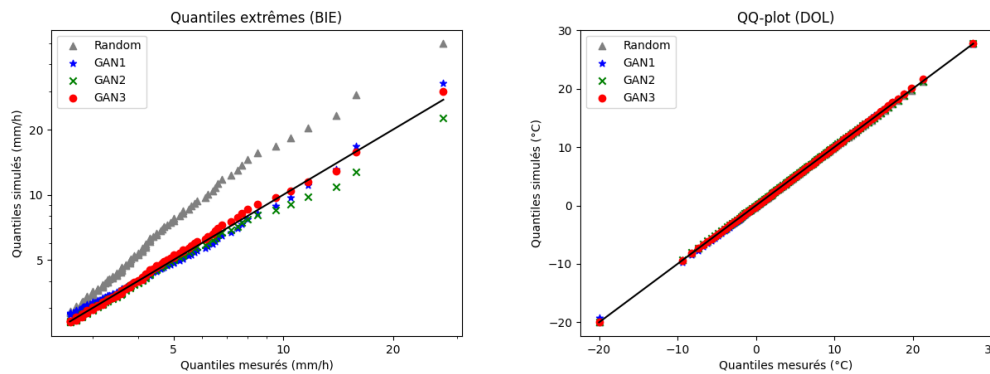


FIG. 2 - Quantiles extrêmes à partir de 0.99 pour BIE et quantiles pour DOL (01.10.2014-30.09.2025).

Ces métriques indiquent que les méthodes GANs apprennent des données car elles sont meilleures que REF. GAN1 est la moins performante : elle ne passe pas toujours le test d'Anderson et ne conserve pas les précipitations journalières. GAN3 se révèle être la meilleure.

3.2 Crues de l'Orbe

Le TAB. 3 compare les débits calculés par le modèle hydrologique selon les différentes méthodes. Heure correspond au débit simulé à partir de données horaires, Jour au débit simulé à partir de données journalières. Les distances de Wasserstein (1^{ère} ligne), calculées par rapport aux débits obtenus avec les données météorologiques horaires réelles, sont plus petites pour REF et GAN3. Le nombre de crues détectées (débit horaire supérieur à 20 m³/s, au moins 12 heures entre deux événements) est plus proche de la réalité avec Heure (15 simulées vs. 11 mesurées) qu'avec Jour (3). GAN3 sous-estime le nombre de crues alors que REF donne de bons résultats. Toutes les méthodes estiment correctement la fréquence des débits moyens alors que les hauts débits (>0.99-quantile) sont mieux estimés par GAN3 (FIG. 3).

	Heure	Jour	REF	GAN1	GAN2	GAN3
Wasserstein	X	0.056	0.028	0.128	0.036	0.020
Nb de crues	15	3	15.82	16.9	13.02	11.72

TAB. 3 - Distance de Wasserstein (m³/s) par rapport à Heure et nombre de crues au Sentier (01.10.2014-28.03.2025).

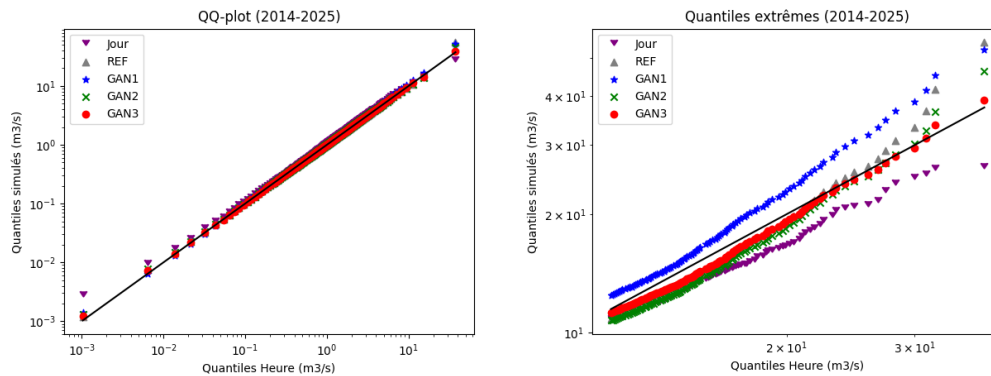


FIG. 3 - QQ-plot pour les débits au Sentier : à gauche tous les quantiles, à droite les quantiles extrêmes (>0.99) (01.10.2014-28.03.2025). Les débits sont comparés aux débits calculés à partir des données météorologiques horaires mesurées.

4 Conclusions et perspectives

Ce papier présente une nouvelle méthode de réduction d'échelle de données météorologiques permettant de passer d'un pas de temps journalier à horaire. Trois méthodes basées sur des GANs ont été comparées à une méthode de référence. Pour la simulation des températures, des précipitations et de leurs extrêmes, le GAN conditionné et forcé donne les meilleurs résultats. La pertinence de cette méthode pour l'hydrologie se vérifie sur la simulation des débits, démontrant l'utilité de combiner conditionnement des entrées et forçage des sorties. Cette méthode pourrait ainsi être appliquée aux données historiques moins précises pour reconstituer des séries horaires, ou aux projections climatiques pour alimenter les modèles de prévisions des crues futures.

Pour la validation des extrêmes, les périodes d'entraînement et de test ont été combinées afin d'obtenir une série plus longue. Cependant, des séries de mesure plus étendues et une évaluation sur une période totalement indépendante de l'entraînement permettraient une meilleure comparaison des méthodes. La généralisation à d'autres bassins versants disposant de données météorologiques horaires sur de plus longues périodes demeure donc nécessaire.

Références

- [1] Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC), « Regional Fact Sheet - Europe », 2021. [En ligne]. Disponible sur: https://www.ipcc.ch/report/ar6/wg1/downloads/factsheets/IPCC_AR6_WGI_Regional_Fact_Sheet_Europe.pdf
- [2] A. A. Kajbaf, M. Bensi, et K. L. Brubaker, « Temporal downscaling of precipitation from climate model projections using machine learning », *Stoch Environ Res Risk Assess*, vol. 36, n° 8, p. 2173-2194, août 2022, doi: 10.1007/s00477-022-02259-2.
- [3] A. Michel, V. Sharma, M. Lehning, et H. Huwald, « Climate change scenarios at hourly time-step over Switzerland from an enhanced temporal downscaling approach », *Intl Journal of Climatology*, vol. 41, n° 6, p. 3503-3522, mai 2021, doi: 10.1002/joc.7032.
- [4] L. Harris, A. T. T. McRae, M. Chantry, P. D. Dueben, et T. N. Palmer, « A Generative Deep Learning Approach to Stochastic Downscaling of Precipitation Forecasts », *J Adv Model Earth Syst*, vol. 14, n° 10, p. e2022MS003120, oct. 2022, doi: 10.1029/2022MS003120.
- [5] N. Rampal, P. B. Gibson, S. Sherwood, G. Abramowitz, et S. Hobeichi, « A Reliable Generative Adversarial Network Approach for Climate Downscaling and Weather Generation », *J Adv Model Earth Syst*, vol. 17, n° 1, p. e2024MS004668, janv. 2025, doi: 10.1029/2024MS004668.