

Techniques de Machine Learning hybrides et d'agrégation pour modéliser les réseaux d'eau multiusage en région alpine

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

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

Mots-clés : *Agrégation, multi-usages de l'eau, modèles hybrides, Machine Learning, réseaux d'eau, gestion opérationnelle, optimisation.*

1 Introduction

La modélisation des réseaux de distribution d'eau (RDE) potable ou d'irrigation utilise les équations de la mécanique des fluides appliquées à l'entièreté des réseaux, permettant une représentation précise des processus (incluant la conception de jumeaux numériques). Les problèmes fréquemment rencontrés dans la modélisation hydraulique des réseaux d'eau, impliquant des écoulements à surface libre (présents dans le périmètre d'étude) et en charge, sont listés ci-dessous :

- (1) Certains processus physiques ne sont pas simulés, notamment en modélisation 1D et 2D ;
- (2) Les paramètres calibrés n'ont souvent pas de représentations physiques car ils incluent des processus non-représentés (e.g., nombre de Manning) ;
- (3) Les observations servant à la calibration sont peu nombreuses et ont de fortes incertitudes ;
- (4) Dans les cas complexes, compte-tenu de la non-connaissance exacte de la géométrie des infrastructures (ou de la non-possibilité de représenter complètement les infrastructures), le régime d'écoulement peut être inconnu et varier suivant les conditions (dans les cas extrêmes avec une hystérésis) – e.g., pas de relation hauteur-débit ;
- (5) La rugosité et l'état général des conduites et des galeries, et en moindre mesure des canaux, sont largement inconnus ;
- (6) Les pertes de charge singulières sont parfois mal évaluées ou inconnues (e.g., vanne partiellement ouverte) ;
- (7) Les modèles physiques généralement utilisés sont peu flexibles et deviennent parfois inutiles dans le cas de défauts, de détériorations importantes, de dépôts plus ou moins temporaires de sédiments, de fuites ;
- (8) Les temps de calcul sont trop coûteux pour une opérationnalisation généralisée ou des calculs d'optimisation.

Pour résoudre une partie de ces problèmes, des méthodes de simplification ont été développées, depuis quelques dizaines d'années, pour faciliter l'implémentation des modèles hydrauliques (et réduire les coûts). Plus récemment, les développements de l'intelligence artificielle ont permis de développer des techniques de modélisation moins coûteuses en temps de calcul d'une part, et de se passer de certaines données d'autre part. L'objectif de cette communication est d'étudier le cas spécifique des réseaux de distribution d'eau en milieu montagneux, avec de forts dénivelés.

Nous allons, dans un premier temps, identifier quels sont les potentiels problèmes de modélisation hydraulique des réseaux d'eau sur le secteur de Verbier dans la commune de Val de Bagnes. Dans un deuxième temps, une revue de littérature sur les méthodes de simplification et les modèles ML (Machine Learning) hybrides dans le contexte de notre cas d'étude sera détaillée. Finalement, les choix possibles de modélisation du multiusage de l'eau seront évalués pour notre cas d'étude et le cadre alpin plus généralement.

2 Site et cadre de l'étude

Cette revue de littérature est réalisée dans le contexte de la modélisation future des réseaux d'eau de la commune de Val de Bagnes, Valais, Suisse. Dans un premier temps, cette modélisation se focalise sur le secteur de Verbier en rive droite de la Dranse de Bagnes, et inclut des usages multiples de l'eau : eau potable, eau d'irrigation, eau pour le tourisme (enneigement artificiel, golf, bisse), la petite hydroélectricité et l'eau pour l'environnement (e.g., débits résiduels).

Les réseaux d'eau et les usages sont présentés dans la Figure (1), s'étendant entre 2340 et 800 m d'altitude. Le lac de Louvie, via l'aqueduc de 11 km du même-nom, et les sources, réparties sur tout le périmètre, sont les deux ressources principales. Le lac permet notamment de combler les besoins en eau potable quand les sources tarissent pendant l'hiver [1] ou en eau d'irrigation si les torrents s'assèchent en fin d'été. Une particularité du réseau d'eau potable de Verbier est la présence d'une multitude de réservoirs (aucun grand réservoir), contraignant le gestionnaire à bien répartir l'eau entre les réservoirs en vue des pics de consommation. Les problèmes mentionnés en introduction concernent aussi ces réseaux, mais le taux élevé de compteurs intelligents (consommation) et de capteurs dans les réseaux primaires est probablement assez rare pour un milieu alpin.

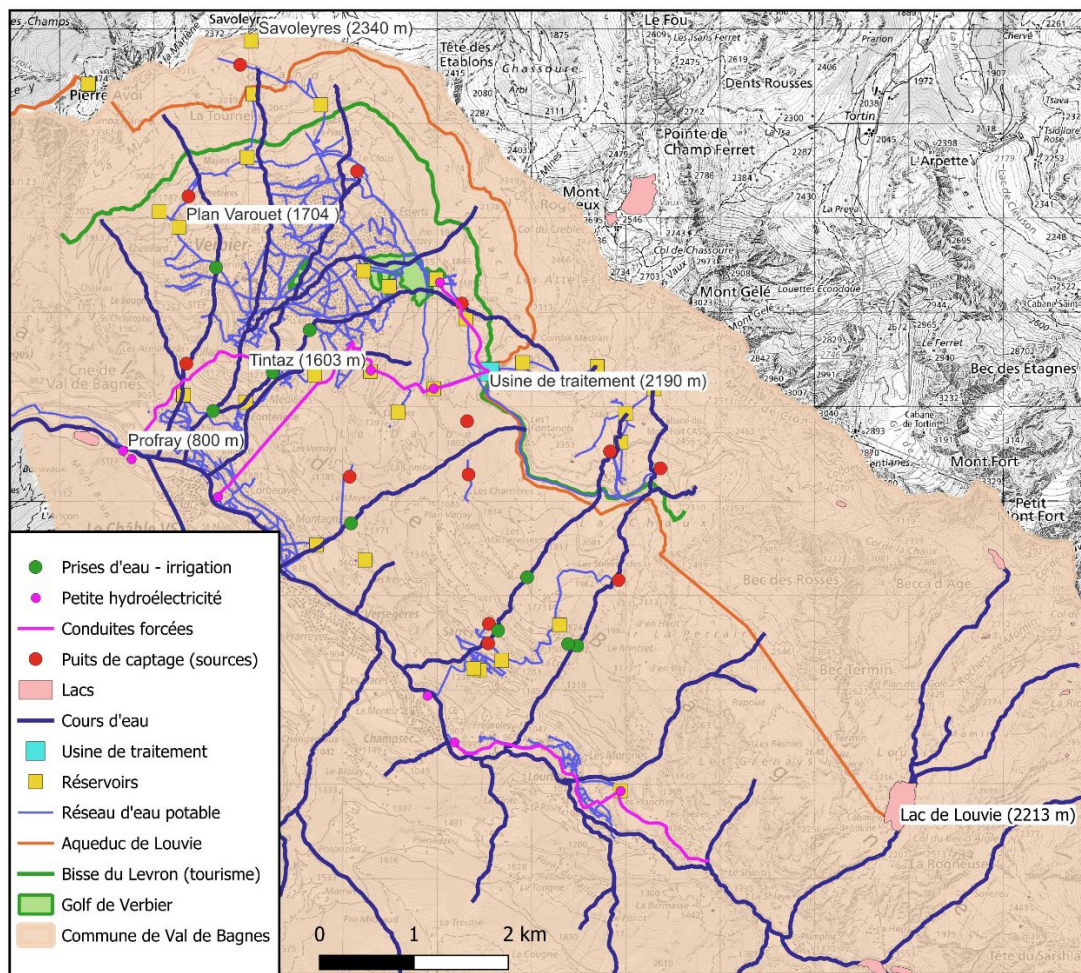


FIG. 1 – Carte présentant le multi-usage de l'eau sur le secteur de Verbier, commune de Val de Bagnes, et les infrastructures associées. La Dranse de Bagnes, rivière principale, s'écoule du sud-est vers le nord-ouest. Source des données : OFEV, Commune du Val de Bagnes.

Nous pouvons distinguer deux objectifs principaux concernant la modélisation des réseaux d'eau de la commune de Val de Bagnes. Premièrement, une modélisation est nécessaire pour la gestion opérationnelle à court terme, notamment pour satisfaire la demande en eau lors des pics de consommation. Pour l'eau potable, le nombre de consommateurs, normalement autour de 10 000

personnes, peut doubler pendant les weekends et les vacances d'hiver, avec des pics extrêmes durant les fêtes de fin d'année où la population peut atteindre 60 000 personnes. Concernant l'eau d'irrigation, le réseau primaire peut devenir limitant en période de sécheresse sévère, ce qui nécessite des restrictions (principalement des rotations dans la mise à disposition de l'eau). Une gestion à court terme, basée sur la modélisation, pourrait aider à optimiser la distribution.

Deuxièmement, le réservoir de Louvie (2213 m) doit notamment permettre de satisfaire les besoins en irrigation lors d'une sécheresse estivale et les besoins pour l'entièreté de la saison hivernale suivante (enneigement artificiel et eau potable). Un modèle optimisé pour la simulation à long terme serait un bon outil d'aide à la décision pour ce stockage saisonnier, qui se remplit entre la fin du printemps et le début de l'été [1].

3 Simplifications et techniques hybrides ML

Pour limiter la complexité des modèles de réseaux d'eau, et donc les temps de calcul et la perte de flexibilité, des méthodes de simplification sont nécessaires. Elles cherchent à obtenir un modèle plus robuste, plus simple, peu coûteux et gardant les mêmes caractéristiques hydrauliques. L'agrégation consiste à simplifier un réseau en regroupant des éléments du réseaux pour obtenir un nombre réduit de nœuds et de connexions. La *skeletonization* a pour but, de son côté, de garder l'entièreté du squelette du réseau, c'est-à-dire l'ensemble des éléments principaux et leur connectivité, et d'éliminer les embranchements et éléments superflus. Il est donc possible d'avoir des différences entre ces deux approches : par exemple, l'agrégation peut consister à regrouper des éléments principaux, en parallèle ou en séries ou à regrouper des détails.

Il existe plusieurs façons d'agréger un réseau RDE et plusieurs niveaux d'agrégation en fonction des besoins : soit par une combinaison successive d'éléments du réseau [2], soit par calibration de paramètres [3], soit par des méthodes mathématiques pour, par exemple, conserver la non-linéarité du système [4]. Des méthodologies ont aussi été développées pour reproduire, additionnellement au comportement hydraulique, les aspects de qualité d'eau [5]. Souvent, les réseaux sont représentés par des graphes permettant d'utiliser les algorithmes usuels de recherche de graphes pour réduire le réseau.

Les techniques de modélisation ML hybrides (*physically-informed ML models*) utilisent généralement soit des contraintes dans leur architecture, soit des données issues de modèles hydrauliques pour faire respecter les lois de conservation (typiquement EPANET, e.g., [6]). Un émulateur du modèle hydraulique EPANET a été développé en utilisant des réseaux neuronaux convolutifs graphiques (GCN) incorporant des principes hydrauliques [7]. Le modèle est précis et plus rapide, mais n'a cependant pas été testé pour des réseaux alpins. Les réseaux neuronaux graphiques (GNN) sont effectivement pratiques à utiliser dans la modélisation des RDEs : par exemple, les valeurs aux nœuds peuvent être contraintes par les lois physiques (e.g., [8]). Des réseaux neuronaux graphiques informés par du raisonnement algorithmique (*Algorithm-informed graph neural networks*, AIGNN) et prenant en compte le débit maximum ont été utilisés avec succès pour détecter les fuites dans un RDE [9]. Ces modèles sont plus précis et ont un potentiel de généralisation plus large que les GNNs développés récemment pour le même problème [10].

4 Conclusions et perspectives

Les techniques (simplifications et ML hybrides) citées dans cet article ont généralement été testées sur des cas simples, souvent idéalisés et bien connus, par exemple sans la présence de plusieurs réservoirs en parallèle ou d'un fort dénivelé comme dans notre cas d'étude. Les GNNs, et leurs dérivés, semblent les plus adéquates pour l'hybridation et pourront être testés dans le cas de Verbier.

Une tâche envisagée est d'explorer l'agrégation des réservoirs en parallèle alimentant Verbier et celle de leur zone de consommation associée. Cela permettrait de mieux gérer le stockage global disponible et nécessaire (ainsi que les transferts à organiser entre zones) pour satisfaire la demande lors des pics de consommation, plutôt que de se référer à des niveaux pour chaque réservoir individuellement. Des

contraintes physiques transposées sur le réseau agrégé pourront alors permettre d'entraîner un modèle ML hybride sur celui-ci.

Un objectif à plus long terme est de construire des modèles simplifiés ML hybrides, spécifiques à chaque usage (et donc à destination des différents acteurs), qui pourraient alors conduire à des jumeaux numériques spécifiques de petites tailles, précis et peu coûteux, destinés à tester des scénarios de gestion en temps réel par les acteurs eux-mêmes. Il sera important de vérifier que ces modèles soient capables de représenter de façon fiable l'ensemble des situations (demandes, état du réseau, comportement hydraulique) et puissent être réentraînés facilement (potentiellement en quasi-temps réel) sur des réseaux subissant des modifications.

Références

- [1] G. Houillon, M. Delalex, F. Mettra, T. Rey, E. Neveu, et E. Reynard, « Projet interinstitutionnel PInter 07-2024 – Transition énergétique : synergies et impacts sur la gestion de l'eau. Rapport final (Projet no 132227-RN004) », p. 186, juin 2025, Consulté le : 9 février 2026. [En ligne]. Disponible sur: <https://iris.unil.ch/handle/iris/264359>
- [2] D. Hamberg et U. Shamir, « Schematic Models for Distribution Systems Design. I: Combination Concept », *Journal of Water Resources Planning and Management*, vol. 114, n° 2, p. 129-140, mars 1988, doi: 10.1061/(ASCE)0733-9496(1988)114:2(129).
- [3] E. J. Anderson et K. H. Al-Jamal, « Hydraulic-Network Simplification », *Journal of Water Resources Planning and Management*, vol. 121, n° 3, p. 235-240, mai 1995, doi: 10.1061/(ASCE)0733-9496(1995)121:3(235).
- [4] B. Ulanicki, A. Zehnpfund, et F. Martinez, « Simplification of Water Distribution Network Models », in *Proc., 2nd Int. Conf. on Hydroinformatics*, Rotterdam, Netherlands: Balkema, 1996, p. 493-500.
- [5] L. Perelman et A. Ostfeld, « Water Distribution System Aggregation for Water Quality Analysis », *Journal of Water Resources Planning and Management*, vol. 134, n° 3, p. 303-309, mai 2008, doi: 10.1061/(ASCE)0733-9496(2008)134:3(303).
- [6] L. Basnet, D. Brill, R. Ranjithan, et K. Mahinthakumar, « Supervised Machine Learning Approaches for Leak Localization in Water Distribution Systems: Impact of Complexities of Leak Characteristics », *Journal of Water Resources Planning and Management*, vol. 149, n° 8, p. 04023032, août 2023, doi: 10.1061/JWRMD5.WRENG-6047.
- [7] I. Ashraf, J. Strotherm, L. Hermes, et B. Hammer, « Physics-Informed Graph Neural Networks for Water Distribution Systems », *AAAI*, vol. 38, n° 20, p. 21905-21913, mars 2024, doi: 10.1609/aaai.v38i20.30192.
- [8] L. Xing et L. Sela, « Graph Neural Networks for State Estimation in Water Distribution Systems: Application of Supervised and Semisupervised Learning », *Journal of Water Resources Planning and Management*, vol. 148, n° 5, p. 04022018, mai 2022, doi: 10.1061/(ASCE)WR.1943-5452.0001550.
- [9] Z. Zhang et O. Fink, « Algorithm-informed graph neural networks for leakage detection and localization in water distribution networks », *Reliability Engineering & System Safety*, vol. 265, p. 111494, janv. 2026, doi: 10.1016/j.ress.2025.111494.
- [10] G. Garðarsson, F. Boem, et L. Toni, « Graph-Based Learning for Leak Detection and Localisation in Water Distribution Networks », *IFAC-PapersOnLine*, vol. 55, n° 6, p. 661-666, janv. 2022, doi: 10.1016/j.ifacol.2022.07.203.