

Faculté des bioingénieurs

Développement d'une méthode de détection d'anomalies à partir des données d'auscultation de barrages

Auteur : Cyril Joliet
Promoteur : Prof. Patrick Bogaert
Lecteurs : Mr. Laurent De Plaen
Prof. Marnik Vanclooster

Année Académique : 2024 - 2025

Mémoire de fin d'études présenté en vue de l'obtention du diplôme de
Bioingénieur : Sciences et technologies de l'environnement

Remerciements

Je tiens à exprimer ma gratitude à toutes les personnes qui, de près ou de loin, ont contribué à la réalisation de ce mémoire.

Je remercie tout particulièrement mon promoteur, Monsieur Patrick Bogaert, pour son encadrement, ses précieux conseils et son soutien constant tout au long de cette année.

Je souhaite également remercier mes lecteurs, Monsieur Marnik Vanclooster et Monsieur Laurent De Plaen, pour avoir accepté de faire partie du jury de ce mémoire.

Je tiens aussi à remercier chaleureusement Monsieur Laurent De Plaen ainsi que toute l'équipe de PEPPS pour m'avoir accueilli dans leurs bureaux et offert l'opportunité de réaliser ce travail.

Enfin, je remercie mes parents pour leur soutien indéfectible tout au long de mes études, ainsi que pour leur aide précieuse dans la relecture de ce mémoire.

Table des matières

1	Introduction	1
2	État de l'art	4
2.1	Types de barrages	4
2.2	Comportement des barrages	6
2.3	Défaillance des barrages	7
2.4	Surveillance des barrages	8
2.4.1	Inspection visuelle	8
2.4.2	Mesures d'auscultation	9
2.4.3	Interprétations des données d'auscultation	12
2.5	Maintenance prédictive	13
2.5.1	Modèles numériques	13
2.5.2	Modèles statistiques	14
2.5.3	Modèles de machine learning	17
3	Objectifs	19
4	Matériel et méthodes	20
4.1	Contexte du mémoire	20
4.2	Barrage de Lom-Pangar	20
4.3	Description de l'ouvrage	22
4.4	Equipement de mesures et vérification	22
4.5	Modèle HST	24
4.6	Analyse multi-variée	27
5	Résultats	28
5.1	Choix des mesures analysées	28
5.2	Détection du phénomène de sous-pression dans la partie centrale du barrage	35
5.2.1	Application du modèle HST	35
5.2.2	Ajout des composantes thermique et pluviométrique	37
5.2.3	Analyse multi-capteurs	40
5.3	Simulation d'anomalies	44
5.4	Détection du phénomène d'érosion interne dans les digues en remblai	48

6	Discussion	52
6.1	Modèle HST	52
6.2	Anomalies détectées	53
6.3	Perspectives	54
7	Conclusion	55
	Bibliographie	57

1 Introduction

Les barrages sont des ouvrages ou formations naturelles qui obstruent le lit d'un cours d'eau, entraînant l'accumulation d'eau en amont jusqu'à former une retenue, souvent assimilée à un lac. Ils comptent parmi les principales causes de la formation de plans d'eau artificiels ou naturels. Certains barrages se forment naturellement, à la suite d'événements tels qu'un éboulement, un glissement de terrain ou la fonte d'un glacier (COSTA et SCHUSTER, 1988). D'autres sont construits, soit par des castors, qui créent ainsi un habitat protégé des prédateurs (GURNELL, 1998), soit par les humains. En effet, depuis la préhistoire, l'Homme construit des barrages. Dans un premier temps, ces barrages avaient pour objectifs de dévier des cours d'eau, de se protéger des crues, de rendre des cours d'eau navigables et de gérer l'approvisionnement en eau. Dès l'Antiquité, l'Homme a exploité l'énergie hydraulique, notamment pour le transport. Les Romains utilisaient l'énergie des cours d'eau pour transporter des matériaux sur de longues distances à l'aide de barges. Puis, avec l'invention des moulins à eau au I^{er} siècle avant J.-C., l'énergie de l'eau a pu être utilisée pour des tâches de plus en plus diversifiées. Des ouvrages de plus en plus importants se sont ensuite développés avec l'évolution de l'industrie, et des barrages de plus en plus imposants ont été construits afin de répondre à des besoins en énergie toujours plus importants (HISTOIRE POUR TOUS, 2022). À partir de la fin du XIX^{ème} siècle et de l'arrivée de l'électricité, les barrages vont prendre une toute autre ampleur en transformant l'énergie cinétique de l'eau, non plus seulement en énergie hydromécanique, mais aussi en énergie hydroélectrique pouvant être acheminée plus loin des cours d'eau (CFBR, 2013).

De nos jours, il existe près de 45 000 barrages dans le monde, dont la majorité est située en Chine (ICOLD, 2025). Ils peuvent avoir des finalités multiples comme la gestion de l'eau pour l'irrigation et l'alimentation, la navigation et les loisirs, mais surtout la production d'hydroélectricité. En effet, l'électricité décarbonée produite par des installations hydroélectriques a pris une place importante dans notre production d'énergie actuelle et permet de fournir 15% de la production mondiale d'électricité et près de 50% de la production d'électricité renouvelable (INTERNATIONAL ENERGY AGENCY, 2023). La capacité de production hydroélectrique a doublé depuis ces trente dernières années et devrait encore doubler d'ici 2050.

Cette production d'énergie renouvelable est indispensable pour lutter contre le dérèglement climatique.

Malgré les nombreuses fonctionnalités qu'offrent les barrages, ils peuvent aussi avoir des conséquences néfastes aussi bien pour l'environnement que pour les populations locales. En effet, la construction de barrages toujours plus imposants impose d'inonder des centaines de kilomètres carrés, détruisant les écosystèmes, inondant des vestiges archéologiques et forçant parfois le déplacement de populations. Les barrages constituent également un obstacle à la circulation des cours d'eau, menaçant la survie d'espèces migratrices telles que le saumon ou la truite ainsi que de nombreuses espèces d'invertébrés aquatiques (HOREAU et al., 1997). Les barrages empêchent aussi la circulation des sédiments qui s'accumulent en amont. Cette accumulation de sédiments entraîne une augmentation de la concentration en polluants dans les eaux de retenue et modifie la composition des écosystèmes aquatiques en aval (FUTURA-SCIENCES, 2020). Ces conséquences peuvent être encore plus dramatiques en cas de défaillance du barrage, provoquant la libération de millions de mètres cubes d'eau.

Initialement conçus pour tenir 50 à 100 ans, les barrages, dans de bonnes conditions et accompagnés d'une maintenance rigoureuse, peuvent dépasser cette fourchette et durer largement plus d'un siècle, comme le barrage de Maigrauge en Suisse, toujours en service depuis 1872. Durant toute leur durée de vie, les barrages sont soumis à d'importantes contraintes mécaniques et environnementales, telles que la pression de l'eau, l'érosion ou le climat, susceptibles d'affecter leur stabilité (DREAL, 2013). Ces ouvrages nécessitent une maintenance rigoureuse afin de prévenir les défaillances pour durer dans le temps et éviter toute catastrophe. Or, cette maintenance s'avère particulièrement complexe. En effet, chaque barrage est tout à fait unique du fait de son emplacement, de son contexte géologique et climatique ou encore de ses conditions de construction, ce qui complique la standardisation des procédures de surveillance et de maintenance. La maintenance implique des interventions souvent périlleuses et coûteuses. Trois approches peuvent être distinguées : la maintenance curative, préventive et prédictive (EREMA, 2021). La maintenance curative consiste à intervenir après la détection d'une anomalie ou d'une panne. Bien qu'encore largement pratiquée, elle engendre des interventions en urgence, souvent plus longues,

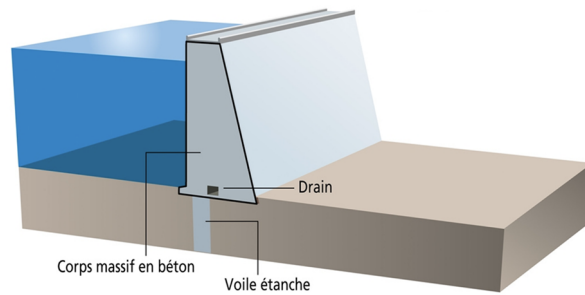
risquées et coûteuses. La maintenance préventive, quant à elle, repose sur la planification d'interventions régulières, fondées sur des inspections ou des échéances calendaires, afin de limiter la probabilité de défaillances. Cependant, elle peut entraîner des opérations inutiles et un usage non optimal des ressources. Enfin, la maintenance prédictive s'appuie sur l'analyse continue des données d'auscultation pour anticiper les défaillances réelles. Cette approche proactive permet de planifier les interventions au moment opportun, réduisant les délais, les risques et les coûts, tout en optimisant les ressources mobilisées et en garantissant la sécurité et le bon fonctionnement des barrages (YUMAN, 2018).

2 État de l'art

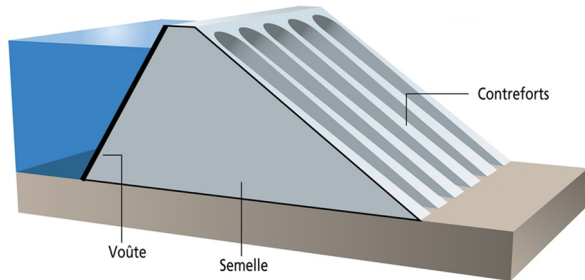
2.1 Types de barrages

Les barrages hydrauliques peuvent être classés en différentes catégories selon leur usage, leur emplacement, le type de matériaux utilisés, ainsi que les techniques de construction mises en œuvre. Ils peuvent être réalisés soit en matériaux rigides, comme le béton, soit en matériaux meubles, tels que des remblais en terre ou en enrochement.

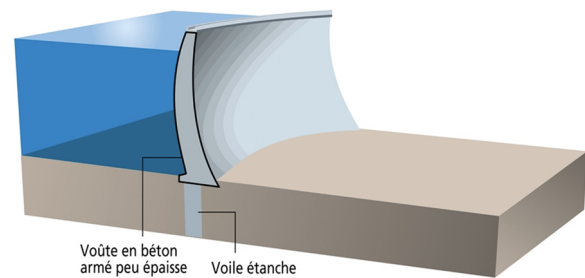
Les barrages rigides peuvent être eux-mêmes divisés en trois types. On distingue principalement les barrages-poids (Fig.1a), généralement construits dans des vallées larges, qui résistent à la poussée de l'eau uniquement par leur propre poids. Les barrages à contreforts (Fig.1b) constituent une alternative aux barrages-poids. Leur structure repose sur une série de contreforts qui soutiennent un parement en amont, permettant de supporter le poids de l'eau. Leur construction nécessite une moindre quantité de béton, mais ils sont plus sensibles aux aléas externes tels que les séismes et les variations thermiques. Enfin, les barrages-voûtes (Fig.1c), adaptés aux vallées étroites, se caractérisent par leur forme arquée, qui permet de reporter la pression de l'eau sur les parois rocheuses latérales, assurant ainsi une répartition efficace des contraintes (INRAE, 2024).



(a) Barrage-poids



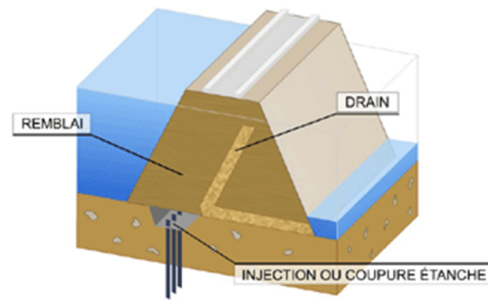
(b) Barrage à contreforts



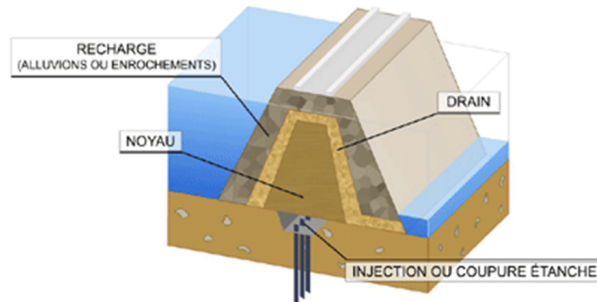
(c) Barrage-voûte

FIGURE 1 – Illustrations des différents types de barrages rigides (IRMA, 2020)

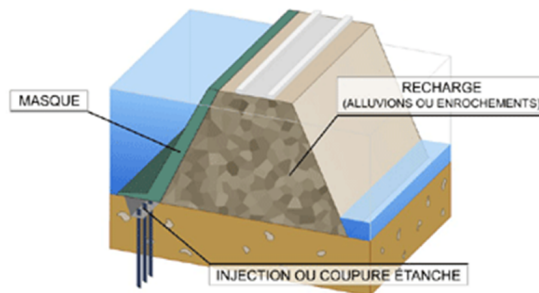
Les barrages en remblai peuvent également être classés en trois catégories, selon le type de matériaux disponibles à proximité du site de construction. On distingue les barrages homogènes (Fig.2a), constitués d'un seul matériau qui assure à la fois l'étanchéité et la stabilité. Les barrages à noyau (Fig.2b) sont composés d'un noyau imperméable, souvent en argile, entouré de matériaux plus grossiers assurant la stabilité de l'ensemble. Enfin, les barrages à masque étanche (Fig.2c) sont construits lorsque les matériaux naturellement imperméables sont insuffisants sur le site. Dans ce cas, la stabilité est assurée par un corps en remblai, tandis que l'étanchéité est garantie par un masque artificiel disposé sur la face amont du barrage (INRAE, 2024).



(a) Barrage homogène



(b) Barrage à noyau



(c) Barrage à masque

FIGURE 2 – Illustrations des différents types de barrages en remblai (ALP'GÉORISQUES, 2014)

2.2 Comportement des barrages

Contrairement à ce que l'on pourrait supposer en observant ces imposantes structures, les barrages ne sont pas totalement immobiles. Ils subissent des mouvements constants sous l'effet de la pression de l'eau. Ils sont également soumis à l'érosion causée par le passage de l'eau à travers la structure, ainsi qu'à des contractions ou dilatations des matériaux qui les composent dues aux variations de température. À cela s'ajoute l'affaissement progressif de la structure sous son

propre poids au fil du temps, un phénomène naturel pouvant affecter la stabilité des barrages.

Par ailleurs, des facteurs externes comme les tremblements de terre, les variations climatiques, telles que des précipitations importantes ou des sécheresses modifiant le débit des cours d'eau, peuvent aussi affecter la stabilité des barrages. Ils réagissent donc à un ensemble complexe d'actions mécaniques, thermiques et hydrauliques, dont la superposition peut provoquer des comportements directs ou différés. Ces variations, bien que souvent lentes ou cycliques, peuvent masquer les premiers signes d'un endommagement structurel, rendant la détection précoce des anomalies difficile. Comprendre ces comportements dynamiques est essentiel pour adapter les méthodes de surveillance et prédire les défaillances potentielles à partir des signaux mesurés. C'est dans cette optique que la modélisation du comportement normal du barrage prend tout son sens, notamment dans les approches de maintenance prédictive basées sur l'analyse des données historiques (AQUA-BARRIER, 2023).

2.3 Défaillance des barrages

La forme de défaillance la plus critique qu'un barrage puisse connaître est sa rupture totale. En effet, l'effondrement soudain d'un grand barrage peut engendrer une vague de l'ampleur d'un tsunami dévastant tout sur son passage. Une telle catastrophe peut entraîner des pertes humaines considérables, des destructions massives d'infrastructures et d'habitations, ainsi que des dommages environnementaux majeurs. Les conséquences peuvent s'étendre sur des kilomètres en aval, affectant durablement les écosystèmes et les populations (GÉORISQUES, 2025).

Heureusement, ce type de catastrophe reste relativement rare. Lorsqu'il survient, il est généralement déclenché par des événements naturels majeurs, tels que des séismes, des glissements de terrain ou des crues exceptionnelles dépassant la crue de projet prise en compte lors de la conception du barrage. En effet, en cas de précipitations extrêmes ou de mauvaise gestion, le niveau d'eau peut dépasser la hauteur des digues du barrage, entraînant une surverse. L'eau s'écoule alors par des zones non prévues pour cela, ce qui peut endommager la structure du barrage,

voire provoquer une rupture de celui-ci (COURIVAUD et al., 2019). Par ailleurs, des causes humaines peuvent également être à l'origine d'une rupture, notamment des erreurs de conception, des négligences dans la surveillance ou la maintenance de l'ouvrage, voire des actes de sabotage comme la destruction du barrage de Kakhovka en 2023, lors du conflit opposant l'Ukraine à la Russie, qui a provoqué l'évacuation de milliers de civils et limité l'accès à l'eau et à l'électricité dans la zone (UNICEF, 2023).

Ces ruptures ne sont cependant pas toujours soudaines. Elles peuvent résulter de processus lents, progressifs et difficiles à détecter, qu'il est essentiel de surveiller attentivement afin d'intervenir à temps. L'un de ces phénomènes pouvant compromettre l'intégrité des barrages-poids est le phénomène de sous-pression. Sous l'effet de pressions hydrauliques importantes exercées à la base de l'ouvrage, de l'eau peut s'infiltrer dans les fondations et générer une force ascendante. Cette poussée s'oppose au poids propre du barrage et peut, si elle devient trop importante, provoquer un soulèvement partiel ou total de l'ouvrage, mettant en péril sa stabilité (Fig.3a) (BESSIÈRE et LONDE, 2025).

Un autre mécanisme critique est l'érosion interne, ou renardage, qui est la principale cause d'incidents dans les barrages en terre. Elle se caractérise par l'infiltration d'eau à travers le corps de l'ouvrage, provoquant l'arrachement et le transport de particules constituant sa structure. Cela conduit à la formation de cavités souterraines, progressant de l'aval vers l'amont, semblables à des terriers de renard, qui laissent s'échapper l'eau vers l'aval et affaiblissent progressivement la stabilité du barrage (Fig.3b) (KISSI, 2015).

2.4 Surveillance des barrages

2.4.1 Inspection visuelle

La surveillance des barrages repose d'abord sur l'inspection visuelle de l'ouvrage, dont l'objectif est de repérer rapidement toute anomalie visible, telle que des fissures, des suintements, un affaissement localisé, etc. Ces inspections permettent principalement de contrôler l'étanchéité de la structure et des conduites servant à acheminer l'eau à travers le barrage. Ce type d'anomalie risque d'apparaître au

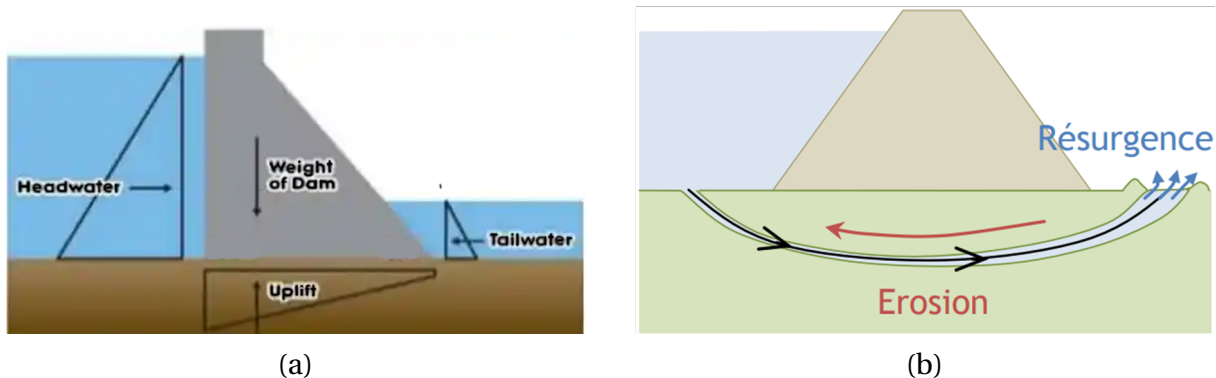


FIGURE 3 – Illustration des phénomènes de sous-pression (a) (FACTOR THIS, 2011) et d'érosion interne (b) (DESODT et HORSIN MOLINARO, 2016)

cours de la vie du barrage; il est donc essentiel de les détecter rapidement, de les surveiller et d'effectuer les réparations nécessaires afin de prévenir toute aggravation du problème. Ces réparations consistent généralement à injecter du ciment pour colmater les fissures et les canaux d'érosion, limitant ainsi tout risque de renardage ou de soulèvement dû à la sous-pression (MAYER et CARON, 1978).

2.4.2 Mesures d'auscultation

Le second aspect essentiel pour la surveillance des barrages est l'analyse des données d'auscultation, reprenant toutes les mesures prises sur le barrage destinées à quantifier son comportement (ROYET et al., 2015). Le suivi et l'analyse de ces données permettent d'indiquer les travaux de réparation à effectuer et les mesures à prendre avant qu'il ne soit trop tard. Les données d'auscultation à analyser se répartissent en deux catégories : celles liées aux contraintes exercées sur le barrage et celles correspondant à la réponse de l'ouvrage face à ces sollicitations.

Les contraintes sont généralement le niveau d'eau dans la retenue du barrage, mesuré à l'aide d'une échelle limnimétrique, et le volume de précipitations mesuré par un pluviomètre. D'autres contraintes peuvent parfois être prises en compte, comme le niveau d'eau en aval, la température de l'air ou la fonte des neiges pour les barrages situés en montagne.

La réponse du barrage se caractérise par des mesures de déplacement et des mesures hydrauliques. Les déplacements peuvent être de trois types (BONELLI et al., 2005) :

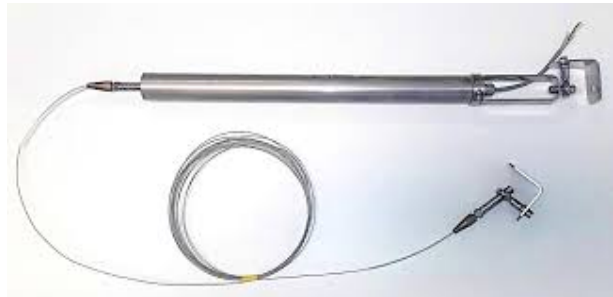
- Les déplacements de surface sont évalués par des relevés planimétriques et de nivellement, réalisés à l'aide de réflecteurs topographiques. Ceux-ci permettent de mesurer avec précision des angles et des distances afin de déterminer les déplacements de repères de nivellement dont l'altitude exacte est connue (Fig.4a).
- Les déplacements en profondeur sont mesurés par des extensomètres qui évaluent l'écartement entre deux points du barrage à l'aide d'un fil les reliant (Fig.4b) et des pendules mesurant les mouvements horizontaux du barrage en relevant les variations de position d'un fil suspendu par rapport à un repère fixe (Fig.4c). Des inclinomètres mesurent les variations d'inclinaison de la structure sur le principe d'un niveau à bulle et des tassomètres mesurent le tassement à l'aide de bagues magnétiques insérées lors de la construction (Fig.4d). Le taux de tassement est alors estimé en mesurant la différence de hauteur entre les bagues.
- Les déplacements relatifs, quantifiés à l'aide de vinchons ou fissuromètres triaxiaux qui mesurent le déplacement relatif entre deux structures adjacentes dans les trois dimensions permettent de quantifier les mécanismes de traction et de cisaillement (Fig.4e et 4f).

Les mesures hydrauliques, quant à elles, comprennent :

- Les débits de fuite, mesurés à l'aide d'un déversoir dans lequel le débit total est relevé. Ils correspondent à l'eau traversant le barrage via les drains et collectée dans des caniveaux (Fig.5a).
- Des mesures de piézométrie, qui permettent de définir la profondeur de la nappe d'eau (Fig.5b).
- Des mesures de pression interstitielle, effectuées à l'aide de cellules de pression installées dans les fondations ou au sein même du barrage en remblai (Fig.5c et 5d) (DAUGÉ, 1982).



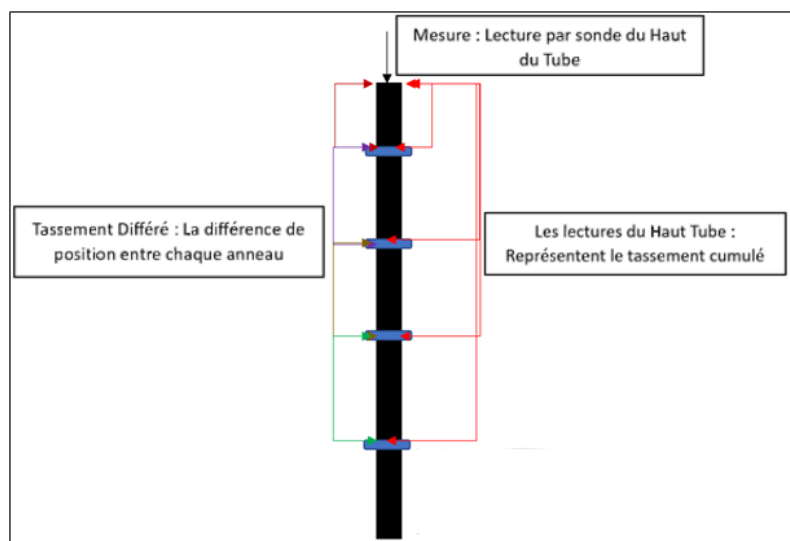
(a) Réflecteur topographique (TAMAGNAN et BETH, 2012)



(b) Extensomètre à fil invar (ROCTEST, 2017)



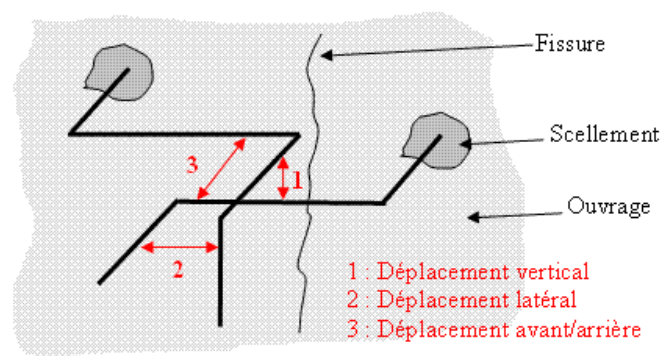
(c) Pendule direct (IRMA, 2015)



(d) Schéma expliquant le fonctionnement d'un tassomètre magnétique (KHLIF, 2024)



(e) Vinchon (ROCTEST, 2017)

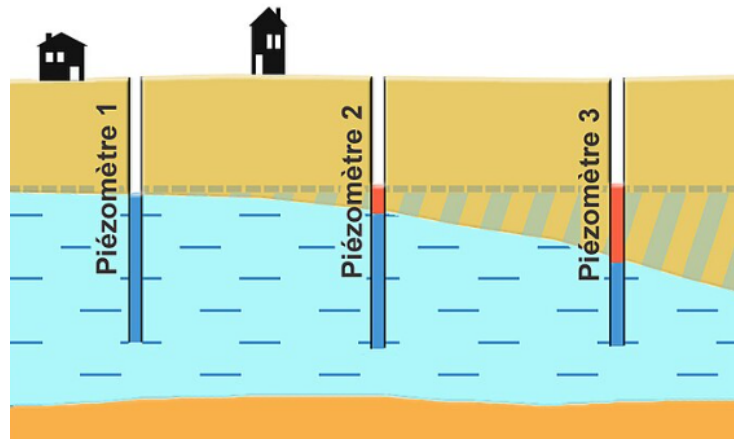


(f) Schéma expliquant le fonctionnement d'un vinchon (GAY, 2007)

FIGURE 4 – Illustrations des différents appareils de mesure de déplacement utiles à l'auscultation des barrages



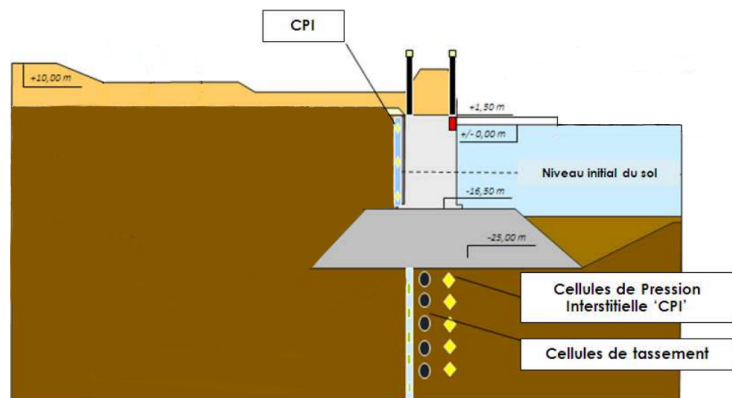
(a) Déversoir de mesure (EDC, 2019)



(b) Schéma expliquant le principe des piézomètres (LAMIOT, 2011)



(c) Cellule de pression (MANNAN et al., 2013)



(d) Schéma expliquant le fonctionnement des cellules de pression (BRAGUE et MONNERET, 2012)

FIGURE 5 – Illustrations des différents appareils de mesure hydraulique utiles à l'auscultation des barrages

2.4.3 Interprétations des données d'auscultation

L'analyse de ces mesures vise à détecter le plus tôt possible toute anomalie, telle que des discontinuités ou des dérives significatives, pouvant indiquer une défaillance du barrage.

Les mesures topographiques permettent d'identifier les affaissements et les glissements de terrain susceptibles de compromettre la stabilité de l'ouvrage. Un tassement excessif des digues peut révéler une forte compressibilité du sol ou un compactage insuffisant, entraînant un abaissement du niveau de la crête du barrage

et augmentant ainsi le risque de surverse.

Une piézométrie ou une pression interstitielle trop élevées peuvent fragiliser la structure du barrage. Ces phénomènes peuvent résulter d'un dysfonctionnement des drains ou d'une infiltration d'eau liée à un processus d'érosion interne. Lorsque l'eau s'infiltre dans les fondations, elle peut exercer une sous-pression suffisante pour provoquer un soulèvement de la structure, compromettant ainsi sa stabilité. À l'inverse, une diminution de la pression ou de la piézométrie est généralement interprétée comme un signe favorable, indiquant un colmatage naturel des matériaux et donc une réduction de la perméabilité. Une baisse des débits de fuite peut prêter à confusion : elle peut traduire soit un colmatage naturel bénéfique, soit une infiltration détournée vers une autre zone du barrage. Ce dernier cas est plus préoccupant, car il peut être à l'origine d'une érosion interne ou d'une augmentation de la pression sous la fondation. Pour poser un diagnostic fiable, il est donc indispensable de croiser les mesures de débit de fuite avec les mesures piézométriques. Une augmentation du débit de fuite, accompagnée d'eaux turbides contenant des particules issues du matériau du barrage, constitue un indicateur clair d'érosion interne et nécessite une surveillance renforcée (BONELLI et al., 2005).

2.5 Maintenance prédictive

La maintenance prédictive des barrages se fait via l'intermédiaire de modèles de prédiction utilisés pour analyser les données d'auscultation. Ces modèles d'analyse ont pour objectif de détecter des anomalies dans les mesures s'écartant significativement des valeurs prédites par le modèle, ce qui peut être synonyme d'un problème dans la structure de l'ouvrage (SAP, 2025). On distingue généralement trois grandes catégories de modèles, chacune présentant ses propres avantages et limites : les modèles numériques, les modèles statistiques et les modèles de machine learning.

2.5.1 Modèles numériques

Les modèles numériques prédisent le comportement des barrages en se basant sur des lois physiques. Ils sont indispensables durant les premières années qui suivent la construction du barrage, période critique pendant laquelle une

surveillance et une maintenance rigoureuses sont essentielles. Leur utilisation est d'autant plus nécessaire que l'historique de données disponibles à ce stade est insuffisant pour implémenter des modèles d'analyse statistique. Ces modèles, reposant sur des méthodes numériques comme la méthode des éléments finis (FEM) ou la méthode des différences finies (FDM), peuvent être aisément interprétés étant donné que leurs paramètres ont un sens physique précis et permettent d'expliquer directement les phénomènes qui ont lieu dans la structure du barrage (PRAKASH et al., 2022). Néanmoins, ces modèles sont très coûteux et difficiles à mettre en place car ils doivent être continuellement ajustés en fonction de l'évolution de la structure du barrage. C'est pourquoi des modèles plus généraux et moins coûteux sont souvent utilisés (CONDE LÓPEZ et al., 2021).

2.5.2 Modèles statistiques

Les modèles statistiques reposent sur l'identification de variables explicatives influençant le comportement du barrage, telles que la hauteur d'eau, la pluviométrie ou la température, utilisées pour prédire des mesures comme les déplacements de la structure, les pressions internes, les débits de fuite ou les niveaux piézométriques (BONELLI et al., 2003). Il s'agit ensuite de déterminer des fonctions mathématiques permettant de relier au mieux l'évolution de ces mesures aux variations des variables explicatives. Une fois le modèle établi, il est calibré à partir de données d'entraînement, puis utilisé pour comparer les valeurs prédites aux mesures observées. Un écart significatif entre les deux peut alors signaler un dysfonctionnement ou une anomalie nécessitant une intervention (PENOT et al., 2005).

Le premier modèle de ce type utilisé pour analyser le comportement des barrages a été développé par TONINI (1956). Il permet de prédire les variations de mesures prises sur le barrage en fonction de la pression hydrostatique, des différences de température entre plusieurs points du barrage et du temps par une fonction polynomiale cubique.

Dans les années 1960, d'autres modèles de régression linéaire ont été développés comme le modèle Hydrostatique - Saisonnier - Temporel (HST). Développé au sein de EDF par WILLM et BEAUJOINT (1967), il est encore très populaire actuellement,

notamment grâce à sa robustesse et à sa simplicité d'utilisation. Il se base seulement sur deux variables explicatives, à savoir le temps et la hauteur d'eau dans le réservoir du barrage, pour prédire les variables dépendantes telles que le déplacement, les déformations ou les variations de pressions.

Le modèle HST émet l'hypothèse que le comportement d'un barrage peut être modélisé par l'addition de trois composantes (SIMON et al., 2012). La composante hydrostatique représente l'effet réversible causé par la charge hydrostatique subie par le barrage et dépend de la hauteur d'eau dans la retenue. La composante saisonnière représente les effets réversibles du comportement cyclique annuel causé notamment par les variations climatiques et l'exploitation saisonnière du barrage. La composante temporelle, contrairement aux deux précédentes, représente les effets irréversibles dus à l'évolution et à la dégradation temporelles de l'ouvrage (CFBR, 2021).

Au fil du temps, le modèle HST s'est largement diffusé dans la littérature, donnant lieu à de nombreuses variantes proposées par différents auteurs. La Fig.6 illustre l'utilisation du modèle HST, ainsi que celle d'une de ses variantes, pour prédire l'évolution de mesures de déplacement prises par six pendules sur un barrage au cours du temps. Ces approches restent basées sur le principe de la régression linéaire multiple, mais diffèrent par la formulation mathématique des composantes ou par l'ajout de variables explicatives, dans le but d'améliorer la précision des prédictions et la capacité d'interprétation.

Par exemple, MATA et al. (2013a) utilisent pour la composante temporelle la somme d'un terme linéaire et d'une exponentielle décroissante. De leur côté, YU et al. (2010) modélisent cette composante à l'aide d'un polynôme de degré trois, tandis que CHOUINARD et ROY (2006) proposent une formulation simplifiée avec un terme temporel linéaire et un polynôme de degré trois pour la composante hydrostatique.

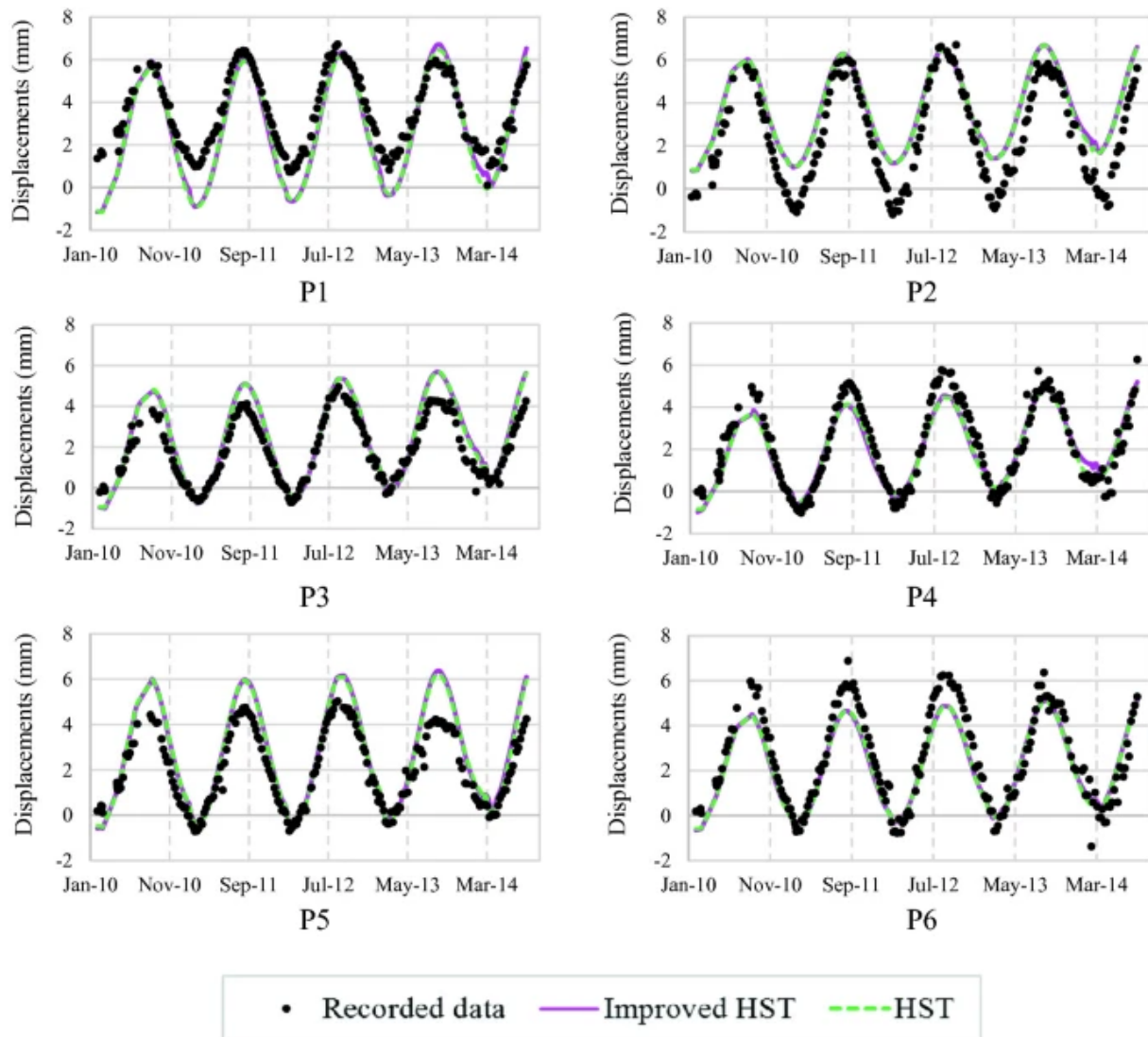


FIGURE 6 – Exemple d'utilisation du modèle HST et d'une variante (improved HST) pour modéliser l'évolution des mesures de déplacements horizontaux prises par six pendules sur un barrage (BELMOKRE et al., 2020)

Une limitation importante du modèle HST dans sa forme originelle est la composante saisonnière modélisée sous la forme d'une fonction harmonique sans considérer la température réelle et les variations saisonnières de celle-ci. Cette approche est très flexible et peut être implémentée sur des barrages pour lesquels on ne disposerait pas de données météorologiques, mais elle réduit la qualité de prédiction des déformations dues aux variations de températures journalières et aux différences interannuelles.

De nombreux auteurs ont proposé des adaptations pour tenter d'améliorer le modèle mais même après ces différentes adaptations et améliorations, ce type de modèle linéaire demeure imparfait. En effet, il repose sur une hypothèse majeure : l'effet purement additif des composantes du modèle, sans considérer leurs interactions potentielles ni leurs corrélations. Par exemple, le niveau d'eau dans le réservoir peut affecter la transmission de la chaleur, influençant ainsi la réponse du barrage aux variations thermiques. Ces interactions pourraient alors réduire la précision des prédictions ou conduire à une interprétation biaisée des résultats (SALAZAR, MORÁN et al., 2015).

2.5.3 Modèles de machine learning

Le machine learning (ou apprentissage automatique) est un sous-domaine de l'intelligence artificielle (IA) qui désigne l'ensemble des techniques visant à reproduire certaines capacités cognitives humaines à l'aide de machines. Il se distingue par le fait qu'au lieu de programmer explicitement des règles, le système apprend automatiquement à partir de données. Concrètement, le machine learning permet de construire des modèles prédictifs à partir d'exemples, sans connaître à l'avance les lois physiques exactes reliant les variables et sans formulation explicite d'un modèle qui utilise ces variables. Cela en fait un outil particulièrement adapté à l'analyse de phénomènes complexes, comme le comportement des barrages.

Différents modèles de machine learning peuvent ainsi être utilisés pour prédire le comportement des barrages. Ces modèles relèvent généralement de l'apprentissage supervisé, où l'algorithme est entraîné à partir de paires de données d'entrée et de sortie afin d'apprendre leur relation et d'être capable de produire des prédictions sur de nouvelles données. Contrairement aux approches statistiques classiques, les techniques de machine learning permettent de mieux capturer les effets non linéaires et les interactions complexes entre les différentes variables explicatives et le comportement du barrage sans poser d'hypothèses complexes de modélisation. Néanmoins, le caractère "boîte noire" de ce type de modèle complique considérablement l'interprétation des résultats, rendant plus difficile la compréhension des mécanismes physiques sous-jacents.

SALAZAR, TOLEDO et al. (2015) ont comparé plusieurs techniques de machine learning pour analyser le comportement des barrages, notamment les forêts d'arbres décisionnels (RF), les arbres de régression boostés (BRT), les machines à vecteurs de support (SVM), les régressions multivariées par spline adaptative (MARS) et les réseaux de neurones (NN). Leur étude a montré que ces approches surpassent les modèles linéaires lorsqu'il s'agit de reproduire des relations non linéaires complexes. Toutefois, aucune de ces méthodes ne s'est imposée comme offrant systématiquement la meilleure qualité de prédiction. Parmi elles, les BRT se sont distingués par leur facilité d'implémentation, leur robustesse et leur grande flexibilité, rendant cette technique particulièrement intéressante, malgré sa difficulté d'interprétation.

3 Objectifs

L'objectif de ce travail est d'explorer comment l'analyse et la modélisation des données d'auscultation peuvent contribuer à la détection précoce d'anomalies dans le comportement des barrages hydrauliques, en vue de prévenir des défaillances potentielles. Plus précisément, la question de recherche à laquelle nous tentons de répondre est : Comment détecter des anomalies dans le comportement des barrages à partir de l'analyse et de la modélisation des données d'auscultation, en vue de prédire d'éventuelles défaillances ?

Dans le cadre de cette étude, l'attention est portée sur deux types de défaillances progressives majeures :

- Le phénomène de sous-pression, typiquement observé au niveau des fondations des barrages-poids, qui se manifeste par une pression ascendante due aux infiltrations sous l'ouvrage, pouvant engendrer un soulèvement partiel ou total du barrage.
- Le renardage, phénomène d'érosion interne affectant les barrages en terre, caractérisé par l'infiltration d'eau qui emporte les particules fines du matériau, entraînant la formation de galeries internes et compromettant la stabilité de l'ouvrage.

Ces deux phénomènes, bien que de nature différente, ont pour point commun d'évoluer de manière insidieuse et de laisser des traces détectables dans les séries temporelles des capteurs d'auscultation (piézomètres, cellules de pression, etc.). L'objectif est donc de mettre en œuvre des méthodes d'analyse de données adaptées afin d'identifier des comportements atypiques annonciateurs de ces phénomènes.

4 Matériel et méthodes

4.1 Contexte du mémoire

Ce mémoire est réalisé en collaboration avec *Pepps Engineering*, une petite entreprise belge, basée à Louvain-la-Neuve et fondée en 2019. Elle offre des solutions digitalisées sur mesure, telles que des outils de maintenance prédictive, des systèmes de supervision intelligents ou encore des dispositifs Internet of Things (IoT), afin d'assister des entreprises dans les secteurs de l'énergie, de l'industrie, du transport et de l'environnement.

En 2022, l'entreprise belge établit un partenariat avec la société camerounaise EDC, avec l'aide du gouvernement belge dans le cadre de sa politique d'aide au développement, afin d'établir un système de maintenance prédictive et une gestion informatisée des données du barrage de Lom-Pangar au Cameroun. Ce système a pour but d'anticiper les défaillances du barrage afin d'éviter les pannes, l'arrêt des équipements et de réduire le temps d'intervention (MATOCK, 2022).

4.2 Barrage de Lom-Pangar

Le barrage de Lom-Pangar est situé sur le Lom, dans la région Est du Cameroun, à quelques kilomètres en aval de la confluence entre le Lom et le Pangar et en amont de la rencontre entre le Lom et la Sanaga (Fig.7a). La construction, en partie financée par la Banque mondiale, a commencé en 2012 et a été réalisée par la société camerounaise *Electricity Development Corporation* (EDC) avec l'aide de l'entreprise chinoise *China International Water & Electric Corporation* (CWE).

Depuis sa mise en service en 2017, le barrage a pour fonction de réguler le niveau d'eau afin d'augmenter la capacité de production des centrales hydroélectriques en aval et d'ainsi permettre d'améliorer le niveau de vie en apportant un meilleur accès à l'électricité aux Camerounais. Ce barrage s'inscrit dans un plan beaucoup plus large dont l'objectif est d'électrifier le Cameroun où, encore aujourd'hui, seulement 70% de la population a accès à l'électricité et où des coupures régulières sont à déplorer (BANQUE MONDIALE, 2025). Malgré tous ces bienfaits permettant le

développement du Cameroun, la construction du barrage a inondé une partie du parc national de Deng Deng (Fig.7b) comportant la plus grande biodiversité du pays, réduisant l'habitat de populations de grands singes et de milliers d'autres espèces (INTERNATIONAL RIVERS, 2021).



(a) Localisation du barrage (point rouge) (KMUSSE, 2018)



(b) Image satellite du barrage (GOOGLE EARTH, 2025)

FIGURE 7 – Situation du barrage

4.3 Description de l'ouvrage

Le barrage de Lom-Pangar est un barrage mixte, composé à la fois d'une partie centrale en béton, du type barrage-poids, et de digues en remblai. Il s'étend sur 1,3 km de long et 55 m de haut pour un volume de retenue total de près de 6,3 km³ sur une superficie totale de plus de 530 km². La Fig.8 illustre un plan de l'aménagement du barrage sur lequel les différentes parties qui le composent sont présentées. La structure principale du barrage est composée au centre d'un barrage-poids en béton compacté au rouleau (BCR) de près de 200 m de long, situé en travers du lit du cours d'eau, qui contient les équipements hydromécaniques. Le barrage est prolongé des deux côtés par plus de 500 m de digues, constituées par une première partie de transition en enrochement à noyau central, puis par des digues en terre de remblai homogènes. Le barrage est également accompagné d'une autre digue en terre de remblai avec un noyau central, la digue de col, longue de 470 m et haute de 17 m, qui obstrue un col sur la rive droite (XIANGDONG et TENA, 2019).

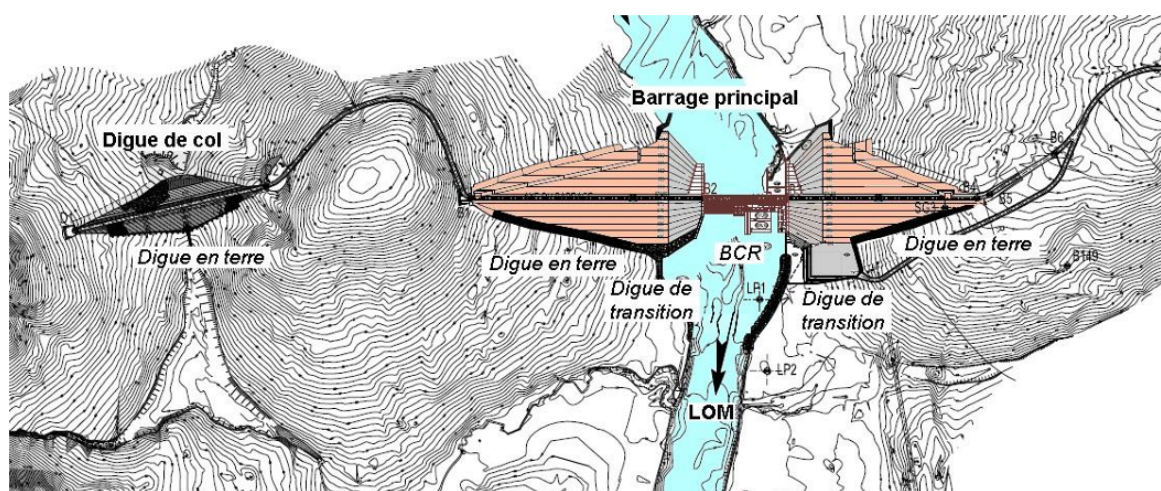


FIGURE 8 – Aménagement du barrage de Lom-Pangar (EDC, 2019)

4.4 Equipement de mesures et vérification

Le barrage est équipé de centaines d'appareils de mesure répartis tout au long des différentes parties. La table 1 reprend ces équipements, leur nombre et la section du barrage sur laquelle ils sont positionnés ainsi que ce qu'ils mesurent et à quelle

fréquence. Le barrage est également accompagné d'une station météo fournissant des données de pluviométrie et de température journalières. Toutes ces données sont rassemblées sur une plateforme de supervision développée par la société Pepps.

TABLE 1 – Équipements de mesure situés sur le barrage. (BCR = partie centrale en béton compacté au rouleau)

Équipement	Nombre et Position	Mesures (unité)	Fréquence de mesure
Cellules de pression	164 (44 BCR, 49 digue droite, 50 digue gauche, 21 digue de col)	Pression interstitielle et niveau piézométrique (m)	Quotidienne
Piézomètres	27 (12 BCR, 3 digue droite, 4 digue gauche, 8 digue de col)	Niveau piézométrique (m)	Mensuelle
Échelles limnimétriques	3 (BCR)	Niveau d'eau de la retenue (m)	Quotidienne
Vinchons	22 (BCR)	Déplacements relatifs de deux surfaces adjacentes dans trois directions orthogonales (mm)	Mensuelle
Drains	53 (BCR)	Débit d'infiltration à travers la structure (l/min)	Mensuelle
Thermosondes	19 (BCR)	Variations de température interne du béton (°C)	Quotidienne
Déversoirs	8 (4 BCR, 1 digue droite, 1 digue gauche, 3 digue de col)	Débit de fuites (l/min)	Mensuelle
Tassomètres	6 (3 digue droite, 3 digue gauche)	Tassement des digues (mm)	Mensuelle
Extensomètres	28 (12 digue droite, 13 digue gauche, 3 digue de col)	Écartement entre deux points de la crête pour en estimer la déformation (mm)	Mensuelle
Réflecteurs topographiques	37 (BCR)	Déformation topographique	Annuelle
Repères de nivellement	54 (26 digue droite, 25 digue gauche, 3 digue de col)	Déformations planimétriques	Annuelle

4.5 Modèle HST

L'une des méthodes utilisées pour analyser les données du barrage en vue de prédire les défaillances est le modèle HST qui est un modèle linéaire formé de trois composantes :

1. La composante hydrostatique (H)

Elle représente l'effet réversible causé par la charge hydrostatique subie par le barrage et dépend de la hauteur d'eau dans la retenue. Elle peut être modélisée par une fonction polynomiale du quatrième degré (WILLM et BEAUJOINT, 1967), avec

$$H(t) = \sum_{i=1}^4 a_i Z^i(t) \quad (1)$$

où $Z(t)$ est la valeur relative du niveau d'eau définie comme :

$$Z(t) = \frac{h_{max} - h(t)}{h_{max} - h_{min}}$$

où h_{max} est le niveau maximum dans le réservoir [m], h_{min} est le niveau minimum dans le réservoir [m] et $h(t)$ est le niveau d'eau au temps t [m]

2. La composante saisonnière (S)

Elle représente le comportement cyclique du barrage dû notamment aux variations climatiques et à l'exploitation saisonnière. Cette composante est modélisée par une somme de fonctions périodiques d'une période de 365.25 jours pour les cycles annuels mais d'autres termes peuvent être ajoutés pour tenir compte de variations sur des périodes plus courtes comme par exemple, des périodes semi-annuelles ou trimestrielles, avec

$$S(t) = b_1 \sin(wt) + b_2 \cos(wt) + b_3 \sin(2wt) + b_4 \cos(2wt) \quad (2)$$

où $w = \frac{2\pi}{365.25}$ et t est le nombre de jours depuis le début de la modélisation.

3. La composante temporelle (T)

Contrairement aux deux précédentes, elle représente les effets irréversibles dus à l'évolution et la dégradation temporelles de l'ouvrage. Elle est généralement décrite comme la somme d'un terme linéaire et d'un terme logarithmique en fonction du temps (SU et al., 2015), avec

$$T(t) = c_2t + c_1\log(t) \quad (3)$$

où t est le nombre de jours depuis le début de la modélisation.

Le modèle HST étant de type additif, il suffit d'additionner les équations (1), (2) et (3) pour modéliser l'évolution de la mesure en fonction de la hauteur d'eau et du temps.

$$Y(t) = H(t) + S(t) + T(t) + \epsilon \quad (4)$$

où $Y(t)$ est la mesure de déplacement, de piézométrie, de pression ou de débit prise au jour t que l'on cherche à modéliser et ϵ sont les résidus du modèle, c'est-à-dire les écarts entre les valeurs observées et les valeurs prédites par le modèle.

Les paramètres a_i , b_i et c_i des équations (1), (2) et (3) sont ensuite estimés par la méthode des moindres carrés. En effet, ce modèle est linéaire par rapport à ces paramètres inconnus et n'importe quel package dédié à la régression linéaire peut donc être utilisé. Ce modèle permet de prédire l'évolution des mesures au cours du temps et ainsi de mettre en évidence des anomalies lorsque les valeurs réelles s'écartent trop des valeurs prédites et sortent de l'intervalle de prédiction. Un tel modèle nécessite un historique de données suffisamment long pour pouvoir en estimer les paramètres. De manière générale, il est recommandé d'avoir au moins un an de mesures afin de capturer l'ensemble de la variabilité saisonnière.

Plusieurs auteurs ont apporté des modifications au modèle HST de base. Dès 1986, dans l'objectif d'améliorer l'interprétabilité du modèle, PLANCKE (1986) ajoute une composante pluviométrique permettant de modéliser l'impact des précipitations sur le comportement du barrage.

PENOT et al. (2005) proposent d'ajouter une composante thermique formant le modèle HSTT (Hydrostatique - Saisonnier - Thermique - Temporel) qui permet

une meilleure qualité de prédiction, notamment lors d'événements climatiques où les températures s'éloignent des moyennes saisonnières. Cette adaptation du modèle peut s'avérer judicieuse dans un contexte de dérèglement climatique, où les événements climatiques extrêmes risquent d'être de plus en plus fréquents (SALAZAR, MORÁN et al., 2015).

Dans le modèle HST de base, la composante temporelle est exprimée par une fonction strictement monotone suggérant que les déformations causées par le vieillissement du barrage sont irréversibles, mais GU et WU (2006) ont considéré que ces déformations n'étaient pas forcément toutes irréversibles et ont donc ajouté un terme harmonique à la composante temporelle, permettant ainsi de mieux estimer l'effet du temps sur la structure du barrage.

MATA et al. (2013b) proposent même de supprimer la composante saisonnière, formant un modèle HTT (Hydrostatique - Thermique - Temporel) considérant que la température est le seul facteur saisonnier à influencer le comportement du barrage.

WANG et al. (2019) ont développé un modèle HHST (Hydrostatique - Hystérétique - Saisonnier - Temporel) en considérant l'effet hystérétique de la charge hydrostatique sur les déformations du barrage. Ils ont observé que la réponse du barrage ne dépendait pas seulement du niveau d'eau actuel dans la retenue, mais aussi des niveaux passés. Ce modèle possède une qualité de prédiction similaire au modèle HST de base, mais offre une meilleure capacité d'interprétation en permettant de comprendre les mécanismes sous-jacents de la déformation du barrage due à l'interaction complexe entre la pression de l'eau du réservoir et la viscoélasticité du matériau de construction du barrage.

HU et WU (2019) ont ajouté une composante pour créer le modèle HTCT (Hydrostatique - Thermique - Crack - Temporel) prenant en compte les mesures d'ouverture des fissures. Avec ce modèle, ils ont montré l'influence de la propagation des fissures sur le comportement du barrage et ont obtenu des prédictions de meilleure qualité.

YUAN et al. (2020) ont appliqué des modèles d'analyses de séries temporelles autorégressifs de type ARIMA sur les résidus afin d'améliorer la qualité de prédiction,

mais ce genre de méthode est contesté car ces modèles privilégient la qualité de prédiction à la capacité d'interprétation des résultats et compliquent le diagnostic des défaillances.

4.6 Analyse multi-variée

Une fois les données modélisées à l'aide du modèle HST, une analyse multivariée est réalisée sur les résidus obtenus pour plusieurs capteurs. Chaque capteur est alors associé à une dimension d'un espace multidimensionnel. Ainsi, à chaque instant de mesure correspond un point dans cet espace, dont les coordonnées sont les valeurs résiduelles issues de la modélisation pour chaque capteur. On obtient alors un nuage de points représentant l'évolution conjointe des résidus dans le temps. Cette représentation permet d'explorer les relations entre les capteurs afin d'identifier plus facilement d'éventuelles anomalies présentes sur plusieurs capteurs à la fois (ROUX, 2014).

Dans cet espace, les points les plus éloignés du centre, c'est-à-dire ceux présentant les résidus les plus importants, peuvent être identifiés à l'aide d'un ellipsoïde de confiance à 95%, défini par la distance de Mahalanobis. Cette distance multidimensionnelle permet de définir un périmètre au sein duquel se retrouvent les données en conditions normales tout en prenant en compte les corrélations entre les dimensions, contrairement à la distance euclidienne, et donc de détecter les observations trop éloignées du centre de la distribution (Fig.9) (DE MAESSCHALCK et al., 2000).

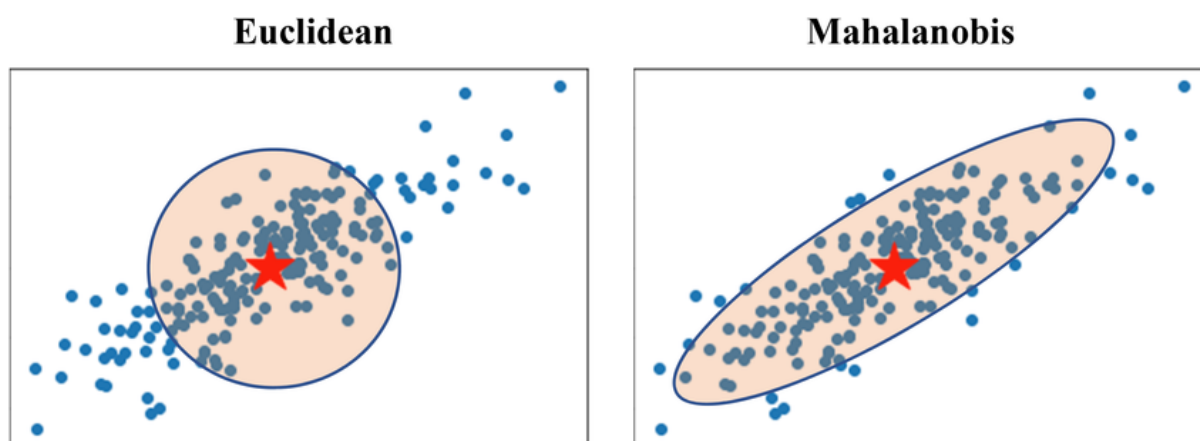


FIGURE 9 – Détection d'anomalies avec la distance Euclidienne ou de Mahalanobis (KOREN et al., 2023)

5 Résultats

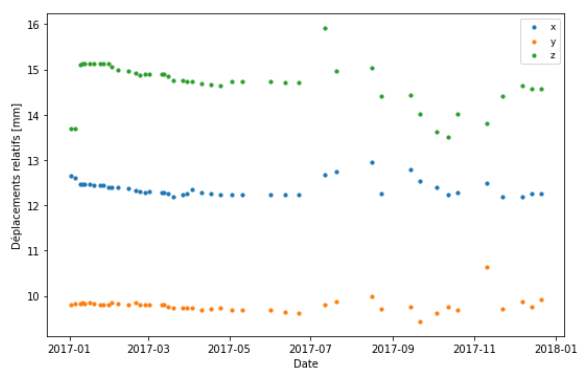
5.1 Choix des mesures analysées

Comme vu précédemment, le barrage de Lom-Pangar est équipé de centaines d'appareils de mesure d'une dizaine de types différents. Dans le cadre de ce mémoire, il a donc fallu déterminer quels types de mesures seraient utiles à notre analyse et, plus précisément, de quels capteurs les mesures seraient analysées. Certains capteurs fournissent des mesures parfois très peu variables ou incomplètes, les fréquences mensuelles de mesures n'étant pas toujours respectées.

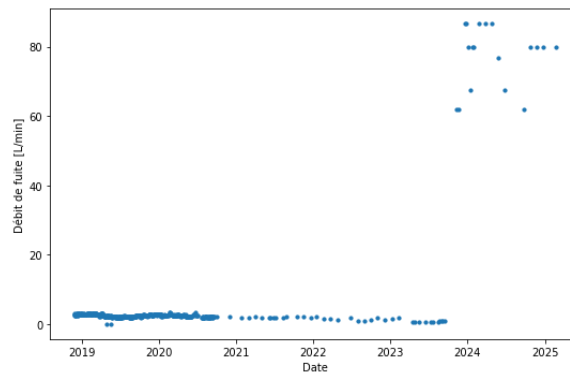
En effet, comme nous le montre la Fig.10, les mesures prises par les vinchons, les déversoirs, les tassomètres et les extensomètres sont soit incomplètes, soit constantes et ne permettent pas une analyse correcte. Par exemple, les données des vinchons ne sont disponibles que de 2017 à 2018 (Fig.10a), les données des années suivantes étant manquantes. En ce qui concerne les débits de fuites collectés dans les déversoirs de mesures (Fig.10b), les mesures sont stables et proches de 0 L/min jusqu'à l'installation des turbines en septembre 2023, puis varient en fonction du niveau d'eau dans la retenue. Les mesures prises depuis cette date sont insuffisantes pour être analysées efficacement. Au niveau des mesures de tassement des digues (Fig.10c), un tassement s'est produit durant les premières années qui ont suivi la construction du barrage, probablement dû à la mise en place complète de l'infrastructure; le tassement n'a plus évolué depuis. Pour les mesures d'écartement de la crête prises par les extensomètres (Fig.10d), les données comportent des trous où aucune mesure n'est disponible entre 2019 et 2022, rendant ces données difficilement exploitables dans le cadre de notre analyse.

Étant donné que cette étude se concentre sur deux phénomènes bien précis, à savoir la sous-pression et l'érosion interne, seules les mesures issues de certains équipements d'auscultation seront exploitées.

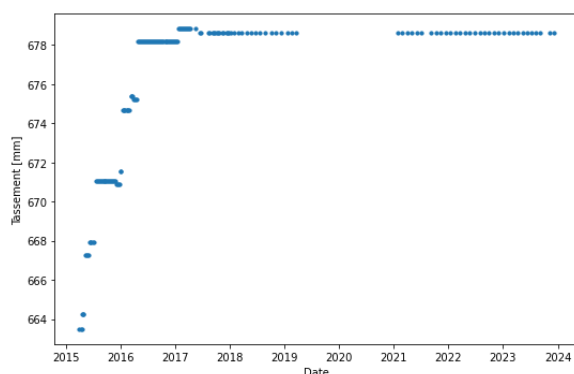
En ce qui concerne le phénomène de sous-pression, l'attention sera portée sur les mesures de pressions interstitielles, de niveaux piézométriques et de débits de fuite relevés au niveau de la partie centrale du barrage. Ces indicateurs permettent de détecter d'éventuelles circulations d'eau anormales susceptibles de faire augmenter



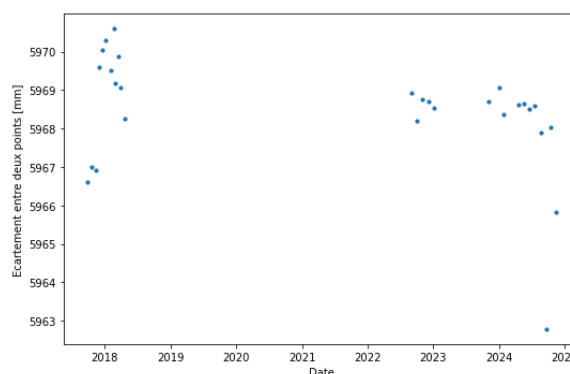
(a)



(b)



(c)



(d)

FIGURE 10 – Exemples de mesures prises par des vinchons (a), des déversoirs (b), des tassomètres (c) et des extensomètres (d)

la pression dans les fondations du barrage. L'analyse porte sur les mesures issues de cellules de pression installées dans les fondations du barrage, en se concentrant plus spécifiquement sur les six capteurs du profil CP2 (CP2-1 à CP2-6), ainsi que sur les piézomètres PZMSRG-01 et PZMSRG-02. La disposition de ces instruments est illustrée aux Figs.11 et 12. Le choix du profil CP2 est arbitraire, mais motivé par la présence de plusieurs capteurs alignés selon un même profil, ce qui permet d'analyser le comportement des mesures dans un espace cohérent et relativement restreint, et d'observer les variations entre les capteurs situés plus en amont ou en aval.

Concernant le phénomène d'érosion interne, l'étude portera également sur ces deux types de mesures, mais en se focalisant cette fois sur les appareils de mesure installés au sein des digues en remblai plus sensibles au renardage. L'analyse va se

centrer sur des mesures de cellules de pression installées dans le noyau de la digue droite, plus précisément sur les cinq capteurs du profil J (J-1, J-2, J-3, J-5 et J-6) ainsi que sur le piézomètre PZD-101, dont la disposition est présentée aux Figs.13 et 14. Comme pour la partie centrale du barrage, le choix de ces capteurs a été motivé par la volonté d'analyser les mesures dans un périmètre restreint, en se concentrant sur un ensemble de capteurs positionnés le long d'un même profil. Le profil J s'est distingué comme l'un des seuls à ne comporter aucun capteur défectueux, ce qui en a fait un candidat pertinent pour une analyse cohérente et fiable.

D'autres données, telles que la température, la pluviométrie et le niveau d'eau en amont, seront également utilisées comme variables d'entrée dans le but de modéliser l'évolution des mesures de ces capteurs. Bien qu'elles ne soient pas directement analysées dans la détection des anomalies, elles peuvent contribuer à améliorer la qualité de prédiction des modèles en expliquant une part des variations naturelles observées dans les mesures.

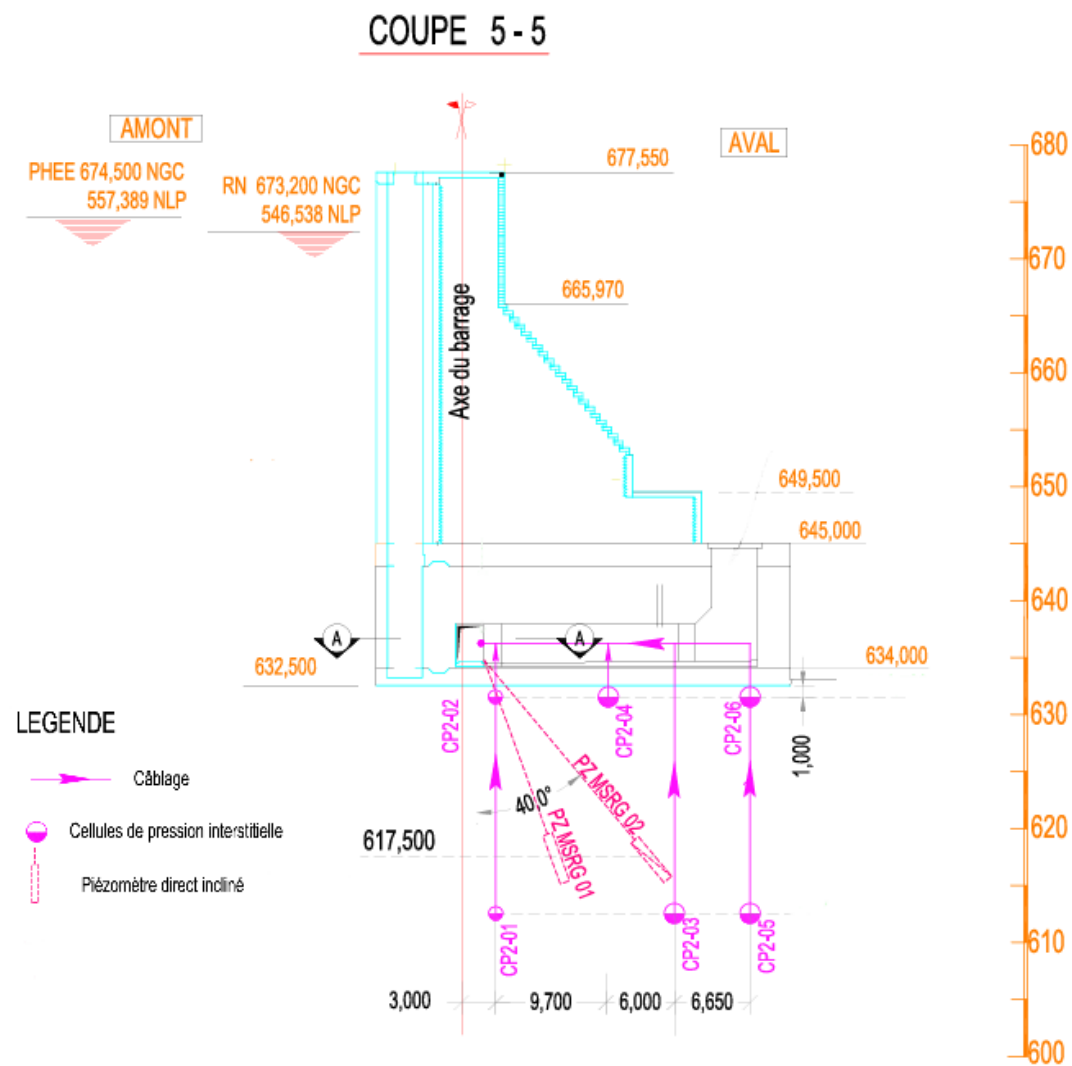


FIGURE 12 – Vue en coupe du barrage central avec les emplacements des appareils de mesures

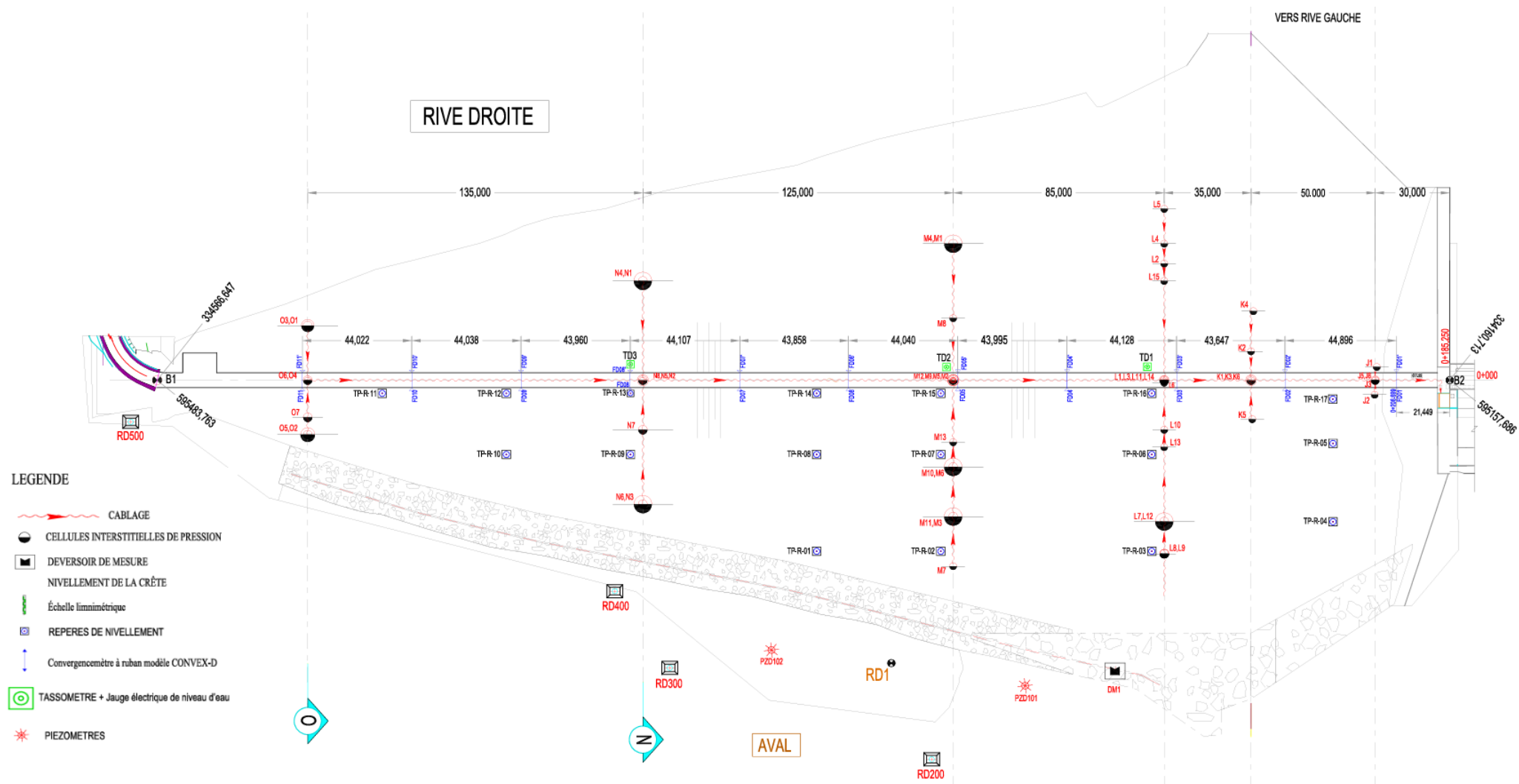


FIGURE 13 – Vue en plan de la digue droite avec les emplacements des appareils de mesures

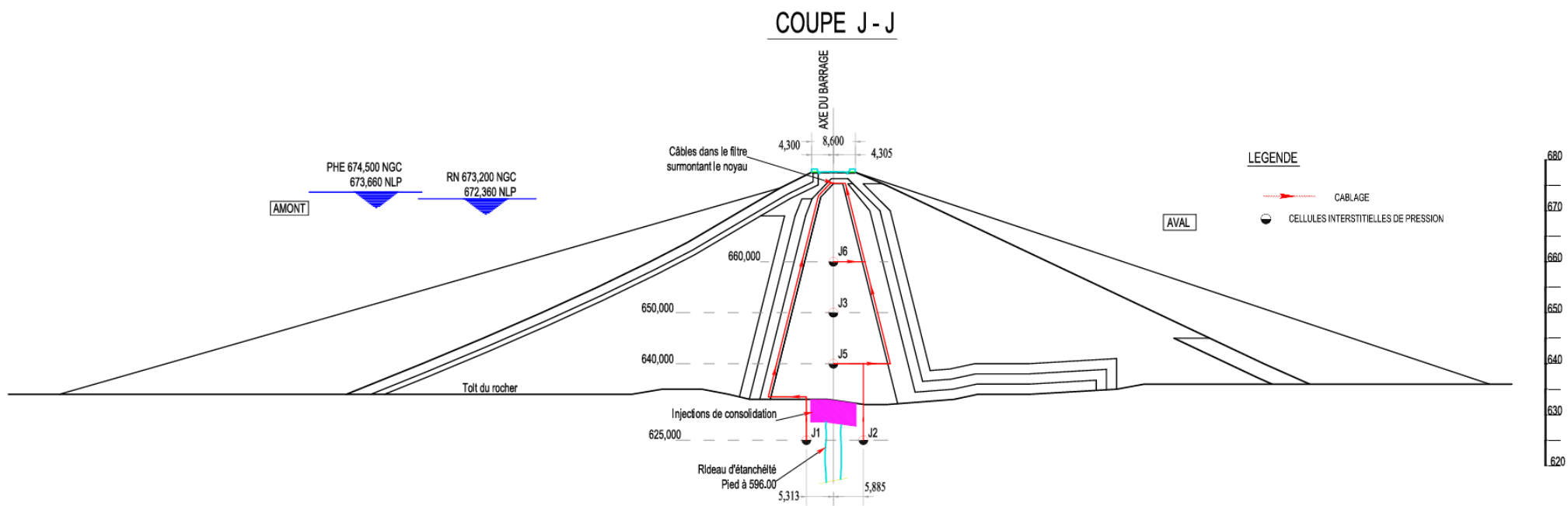


FIGURE 14 – Vue en coupe de la digue droite avec les emplacements des cellules de pression du profil J

5.2 Détection du phénomène de sous-pression dans la partie centrale du barrage

5.2.1 Application du modèle HST

La première méthode utilisée pour analyser ces données a été d'appliquer le modèle HST, tel que présenté précédemment, afin de prédire l'évolution des mesures enregistrées par les six cellules de pression du profil CP2 et les piézomètres PZMSRG-01 et PZMSRG-02 au fil du temps en fonction de la hauteur d'eau dans la retenue. Les résultats de la modélisation de l'évolution des mesures des six capteurs sont présentés à la Fig.15. Le modèle parvient à expliquer une grande partie de l'information contenue dans les données, notamment pour prédire les valeurs des mesures prises par le capteur situé le plus en amont (CP2-1) et celles des piézomètres (PZMSRG-01 et PZMSRG-02), comme en témoignent les coefficients de détermination ajustés, R_{adj}^2 , respectifs de 0.981, 0.980 et 0.871.

Concernant les capteurs situés plus en aval (CP2-2 à CP2-6), les performances du modèle HST sont nettement moins bonnes, avec des coefficients de détermination plus faibles. Cela suggère que les variations des mesures enregistrées à ces emplacements ne s'expliquent pas uniquement par le niveau d'eau dans la retenue, mais sont probablement influencées par d'autres facteurs non pris en compte dans le modèle.

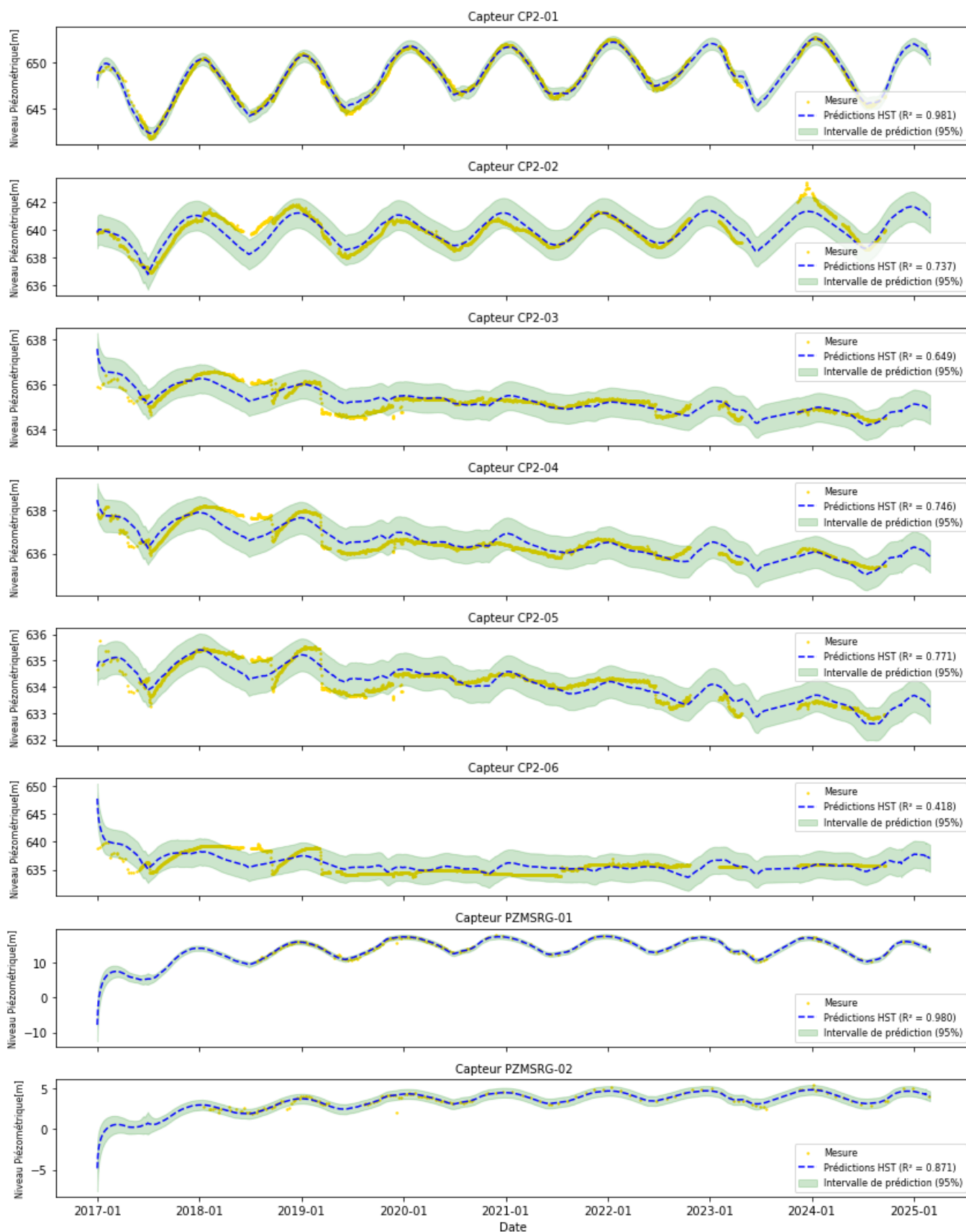


FIGURE 15 – Prédiction des mesures prises par les cellules de pression CP2 et les piézomètres PZMSRG-01 et PZMSRG-02 avec le modèle HST

5.2.2 Ajout des composantes thermique et pluviométrique

Des composantes thermique et pluviométrique ont été ajoutées au modèle pour tenir compte des variations de température et de l'impact des précipitations, et ainsi améliorer la capacité de prédiction du modèle comme proposé par PENOT et al. (2005) et PLANCKE (1986). L'équation du modèle devient alors,

$$Y(t) = H(t) + S(t) + T(t) + d_1 * p_n(t) + d_2 * th(t) + \epsilon \quad (5)$$

où $p_n(t)$ sont les précipitations cumulées sur n jours, $th(t)$ la température interne du béton captée par une thermosonde au jour t et d_1 et d_2 sont les coefficients de régression à estimer.

Après l'ajout de ces composantes, la qualité de prédiction du modèle est légèrement améliorée, comme le montre la Fig.17, avec des R_{adj}^2 supérieurs pour la majorité des capteurs. Toutefois, en raison d'une forte colinéarité entre plusieurs termes du modèle, illustrée à la Fig.16, il est difficile d'interpréter précisément l'effet individuel de ces nouvelles composantes sur la réponse. En effet, les composantes thermique et pluviométrique présentent une forte corrélation négative entre elles (-0,77), sans doute liée à une température moins importante durant la saison des pluies. Les nouvelles composantes ont aussi une forte corrélation avec les termes de la composante hydrostatique et une partie de la composante saisonnière, probablement due au climat fortement saisonnier du Cameroun alternant entre saison sèche et saison des pluies.

Cette colinéarité complique l'évaluation de la significativité propre à chaque coefficient. Pour mieux apprécier la pertinence des composantes ajoutées dans le modèle amélioré, deux tests statistiques complémentaires ont été menés.

Le premier est un test F permettant de comparer deux modèles emboîtés appliqués aux données d'un même capteur. Il vise à déterminer si l'ajout des nouvelles composantes améliore significativement l'ajustement du modèle sur les mesures du capteur (ANANDA, 1995). Les résultats de ce test sont très variables selon les capteurs; pour certaines mesures, l'ajout des composantes thermique et pluviométrique apporte une amélioration significative au modèle, tandis que pour d'autres

mesures, le modèle de base est suffisant et les nouvelles composantes n'améliorent pas significativement les prédictions.

Étant donné que les résultats du premier test varient selon les capteurs, un test t apparié, permettant de comparer de manière plus générale les performances des deux modèles sur tous les capteurs, a été effectué. En appariant les valeurs de R_{adj}^2 obtenues par les deux modèles pour chaque capteur, les résultats de ce test, présentés dans la Table 2, permettent d'affirmer qu'en moyenne, le modèle amélioré fournit des performances significativement supérieures au modèle de base, avec une p-valeur de 0,0379 qui correspond à la probabilité d'observer une différence moyenne au moins aussi grande entre les deux modèles, s'ils étaient équivalents. En d'autres termes, il y a moins de 1,9% de probabilité que cette amélioration soit due au hasard, (BELAID, 2020).

Ces deux tests sont complémentaires et même si l'ajout des composantes thermique et pluviométrique n'est pas toujours utile pour chacun des capteurs, de manière générale, elles apportent une amélioration significative aux prédictions, ce qui confirme la pertinence du modèle amélioré (RAINIO et al., 2024).

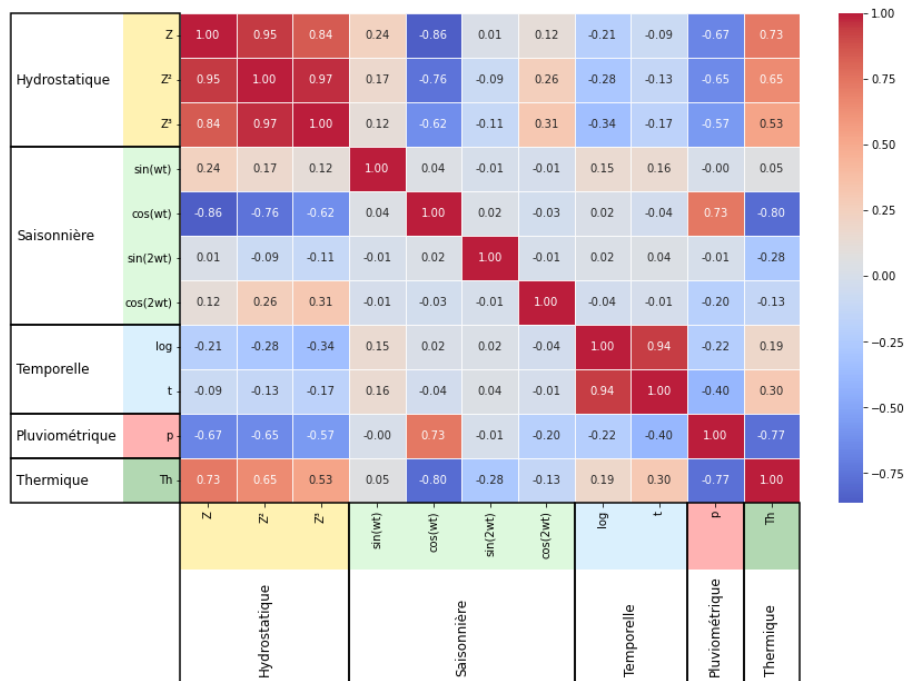


FIGURE 16 – Corrélations entre les paramètres estimés du modèle HST amélioré

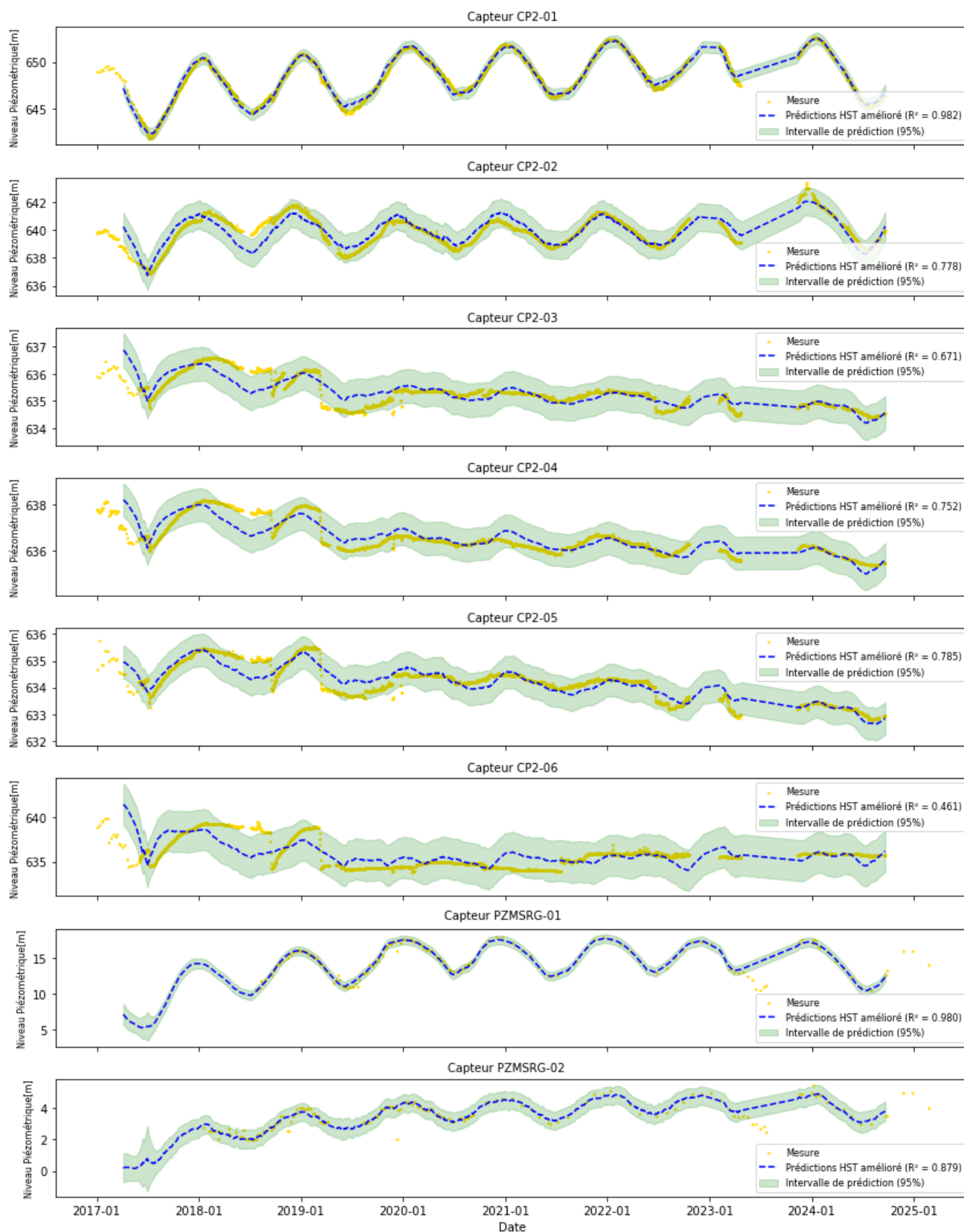


FIGURE 17 – Prédiction des mesures prises par les cellules de pression CP2 et les piézomètres PZMSRG-01 et PZMSRG-02 avec le modèle HST amélioré

TABLE 2 – Résultats du test t apparié (modèle HST vs modèle HST amélioré)

Statistique	Valeur
Moyenne R_{adj}^2 HST	0.77293
Moyenne R_{adj}^2 HST amélioré	0.78357
Différence moyenne	0.01064
Erreur standard	0.0046
Nombre d'observation	14
Corrélation	0,9959
t-ratio	2,311337
Degrés de liberté	13
IC 95% inférieur	0.00069
IC 95% supérieur	0.02059
Prob > t	0,0379*
Prob < t	0,9811
Prob > t	0,0189*

*valeurs significatives (<0,05)

5.2.3 Analyse multi-capteurs

Dans la section précédente, nous avons utilisé et amélioré le modèle HST afin de modéliser au mieux l'évolution des mesures d'auscultation. Cette méthode nous permet à présent de mettre en évidence toute une série de mesures sortant de l'intervalle de prédiction du modèle. En supposant qu'une défaillance du barrage détectée sur un capteur soit également visible sur les capteurs avoisinants, l'analyse multi-capteurs nous permet de différencier les anomalies dues à un défaut d'ajustement du modèle, au dysfonctionnement d'un capteur ou à une réelle anomalie pouvant mener à une défaillance du barrage.

En observant l'évolution simultanée des mesures de capteurs disposés longitudinalement le long du barrage (voir plan Fig.11), présentée à la Fig.18, on constate que peu de points sont identifiés comme des anomalies par plusieurs capteurs à la fois. Cela suggère davantage un défaut d'ajustement du modèle qu'une défaillance réelle du barrage. Par ailleurs, certains points apparaissent très isolés dans le temps, rompant la continuité des mesures, ce qui laisse supposer une erreur ponctuelle de mesure.

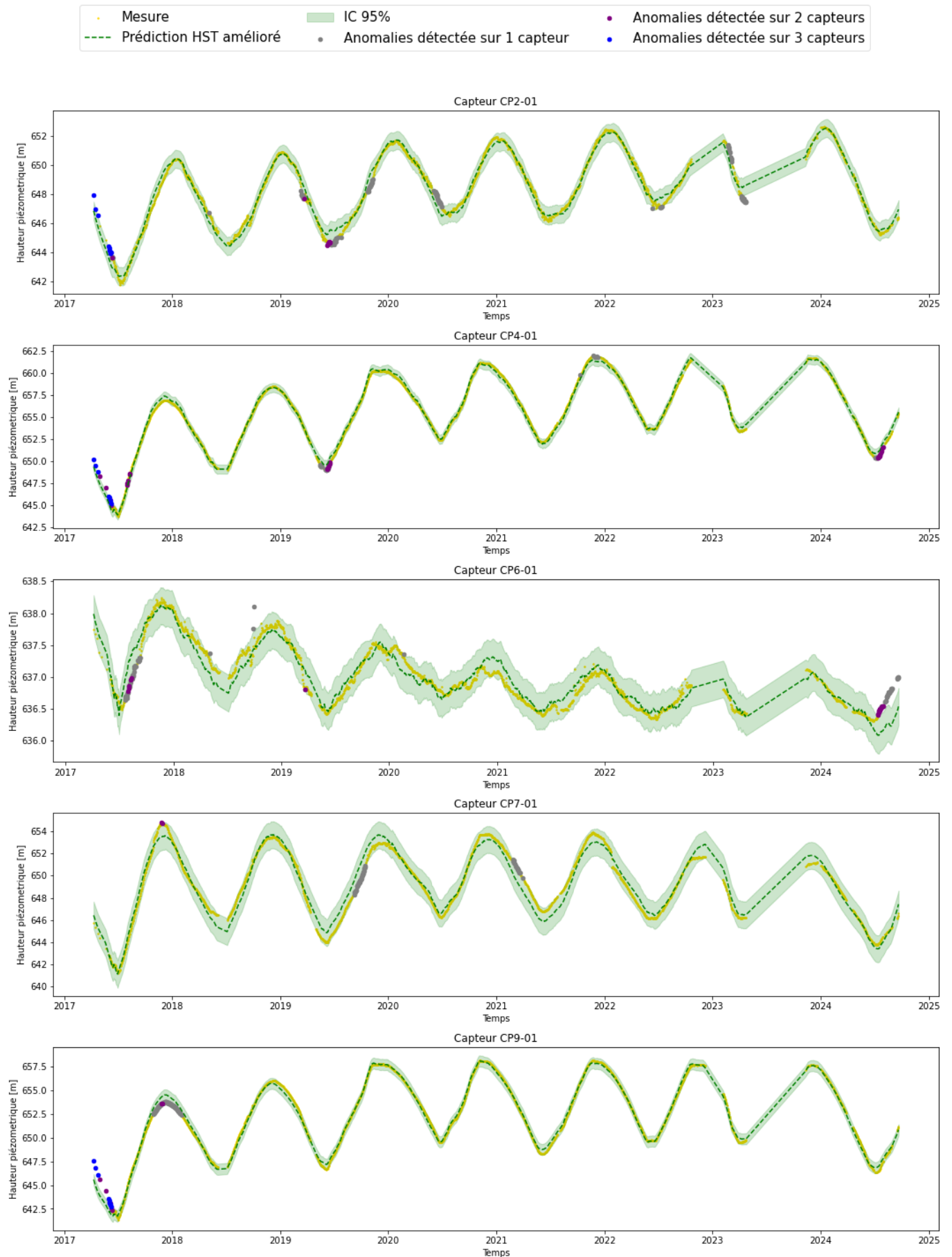


FIGURE 18 – Modélisation HST des mesures de capteurs placés longitudinalement le long du barrage avec détection d'anomalies sur plusieurs capteurs simultanément

D'un autre côté, l'analyse conjointe des mesures issues de capteurs disposés transversalement le long du profil CP2 (voir Figs.11 et 12), illustrée à la Fig.19, met en évidence plusieurs anomalies apparaissant simultanément sur cinq des six capteurs. En particulier, une piézométrie anormalement élevée dans les fondations du barrage a été enregistrée par plusieurs capteurs durant l'été 2018. L'analyse des résidus de modélisation dans un espace en deux dimensions (CP2-02 et CP2-03) (Fig.20) révèle que certains de ces points dépassent à la fois les intervalles de confiance univariés et l'ellipsoïde de confiance multivariée, confirmant leur caractère atypique et suggérant une anomalie réelle du comportement du barrage. Cette anomalie pourrait être liée à une légère perte d'étanchéité dans les fondations, sans pour autant indiquer une défaillance majeure, dans la mesure où la piézométrie est revenue à des niveaux normaux par la suite, probablement grâce à un phénomène d'auto-colmatage ou à une dissipation naturelle des pressions interstitielles (BONELLI et al., 2005).

En étendant l'analyse à un espace à six dimensions, intégrant les mesures simultanées des six capteurs du profil, les résultats présentés dans la Table 3 révèlent que, sur les 2174 points étudiés, 97 ont été identifiés comme anomalies à la fois dans l'espace multivarié et par au moins un capteur via les intervalles de confiance univariés. Parmi ces 97 points, seuls 12 ont été détectés simultanément par plus de trois capteurs, répartis majoritairement entre juillet 2018 et mars 2019, confirmant un comportement atypique de la piézométrie durant cette période, sans toutefois indiquer une défaillance critique, compte tenu du nombre limité de points sur la période. La majorité des anomalies n'étant détectées que par un ou deux capteurs à la fois, celles-ci n'indiquent pas de problème structurel du barrage mais plutôt des défauts d'ajustement du modèle ou des erreurs de mesures.

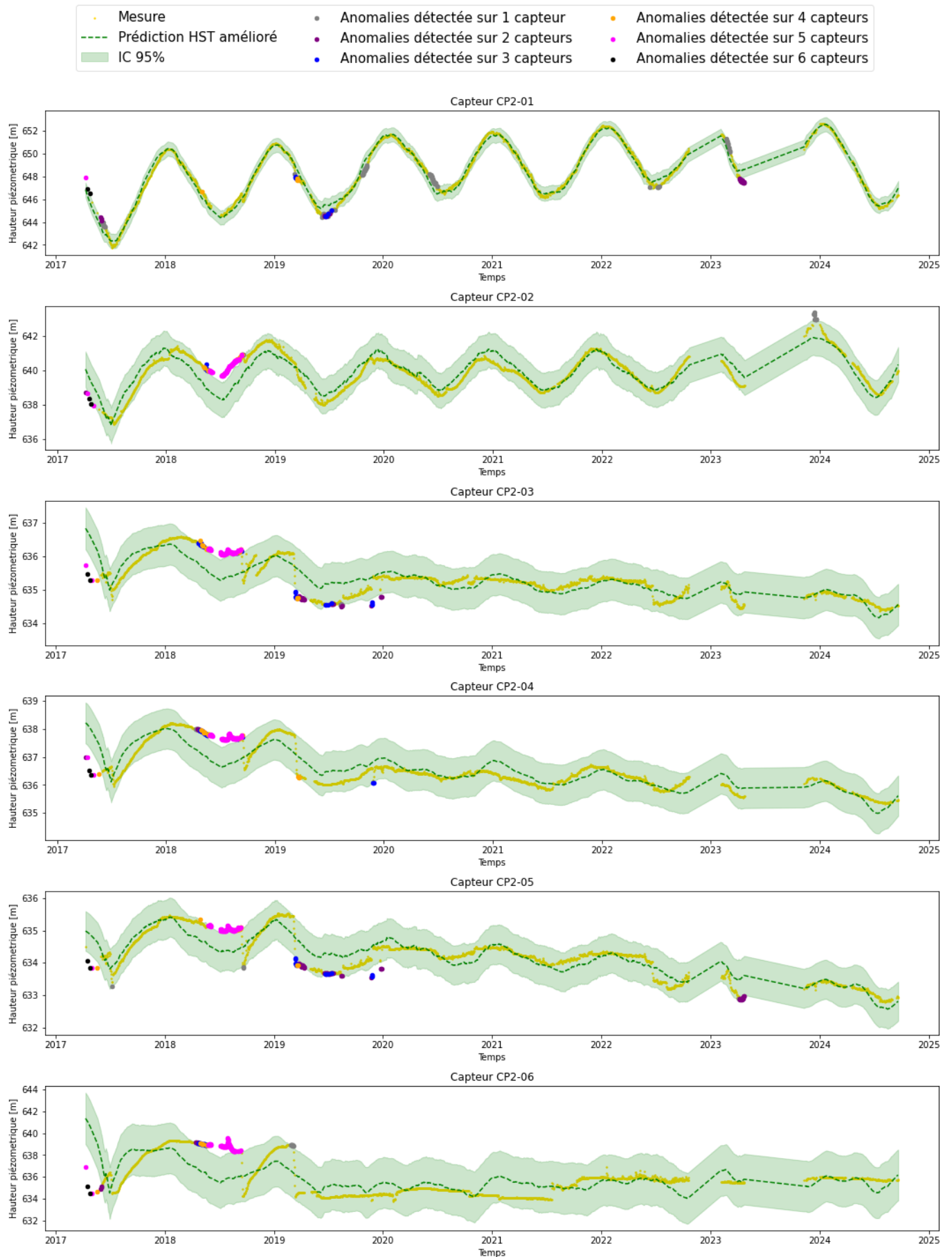


FIGURE 19 – Modélisation HST des mesures de capteurs du profil CP2 avec détection d'anomalies sur plusieurs capteurs simultanément

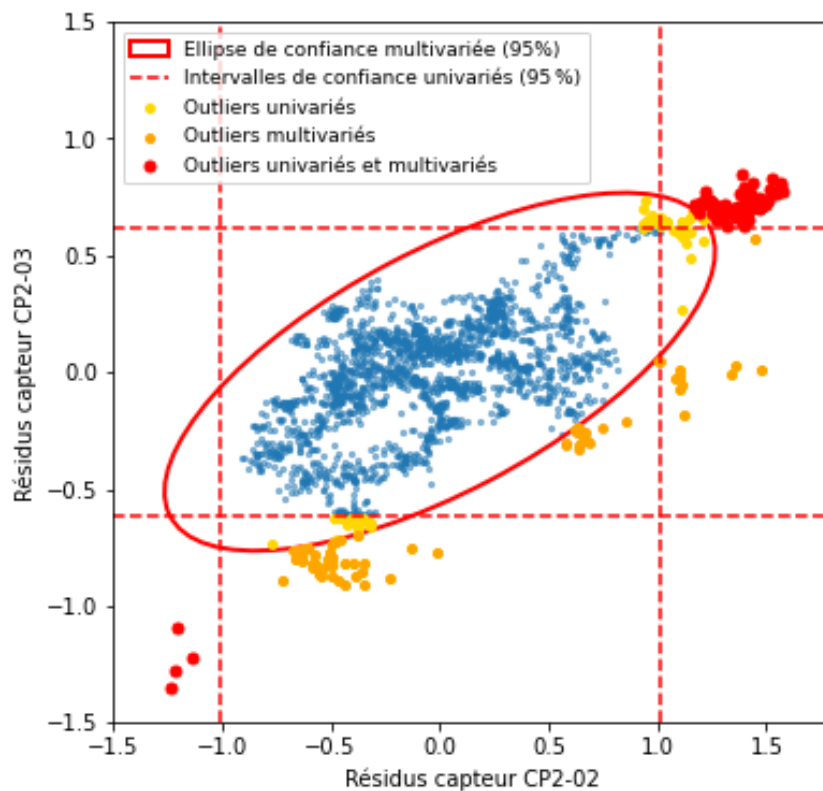


FIGURE 20 – Résidus des capteurs CP2-2 et CP2-3 avec intervalles et ellipse de confiance à 95%

TABLE 3 – Nombre de points identifiés comme anomalies à la fois dans l’ellipsoïde multivariée (6D) et par exactement n capteurs du profil CP2 via leurs intervalles de confiance univariés, sur 2174 observations.

Nombre de capteurs ayant détecté l'anomalie	Nombre de points
1	41
2	23
3	21
4	3
5	8
6	1
Total	97

5.3 Simulation d’anomalies

Étant donné que les données du barrage de Lom-Pangar ne présentent pas de défaillances réelles identifiables, une dérive artificielle a été introduite dans les

mesures issues des cellules de pression situées dans les fondations, afin d'évaluer la capacité de la méthode à détecter ce type d'anomalie. Cette dérive linéaire simule une augmentation progressive de la piézométrie, pouvant, à terme, entraîner un phénomène de sous-pression susceptible de compromettre la stabilité de l'ouvrage.

La Fig.21 illustre la comparaison entre les prédictions du modèle HST et les mesures des capteurs du profil CP2, dans lesquelles une dérive progressive à partir du 1^{er} janvier 2024 a été introduite. Cette dérive, proportionnelle à l'amplitude des variations initiales, a été fixée à 2 m/an pour CP2-01 et CP2-06, à 1 m/an pour CP2-02, et à 0,5 m/an pour CP2-03, CP2-04 et CP2-05. On observe que les mesures simulées s'écartent significativement des prédictions du modèle et sont détectées comme anomalies par tous les capteurs.

L'analyse des graphiques des résidus pour les deux capteurs (Fig.22) montre qu'une série de points sort simultanément de l'ellipsoïde de confiance multivariée et des intervalles de confiance univariés dans le cas des données simulées, alors qu'aucun comportement similaire n'est observé dans les données réelles, à l'exception de deux points isolés. Cela confirme que la méthode est capable de détecter ce type d'anomalie affectant plusieurs capteurs en même temps. Par ailleurs, la corrélation entre les résidus des deux capteurs passe de 0,099 à 0,36 avec l'introduction de la dérive, suggérant que les capteurs réagissent bien à un même phénomène.

En étendant l'analyse des données simulées à l'espace à six dimensions, les résultats présentés dans la Table 4 montrent qu'à la différence des données réelles, la majorité des anomalies sont détectées simultanément par trois capteurs ou plus. Cette détection conjointe sur plusieurs capteurs suggère un phénomène global, potentiellement révélateur d'une défaillance significative affectant la structure du barrage, comme celle simulée ici par une augmentation de la piézométrie dans les fondations, pouvant entraîner une élévation de la pression sous le barrage et provoquer un soulèvement de la structure (de BIGAULT DE GRANRUT, 2019).

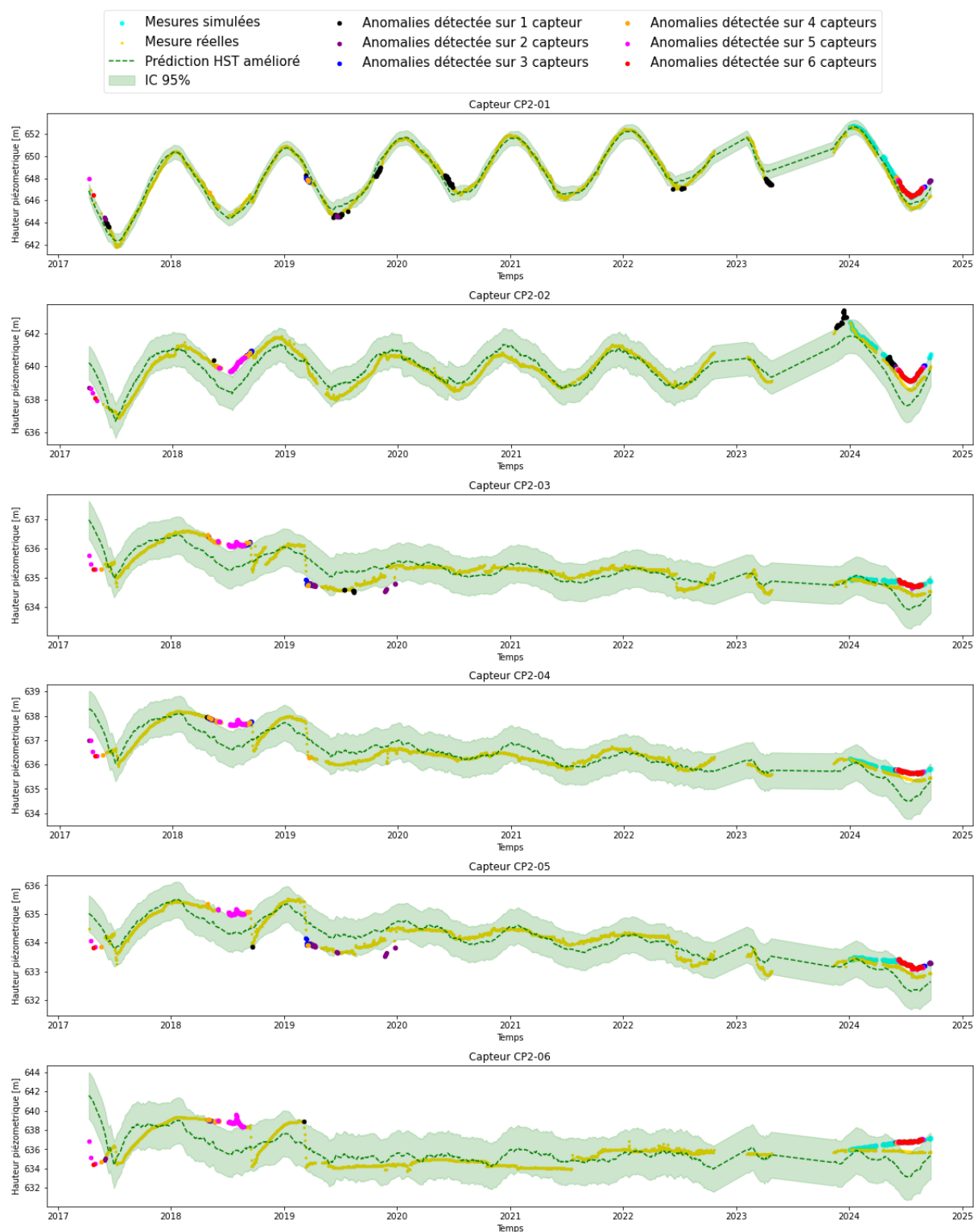
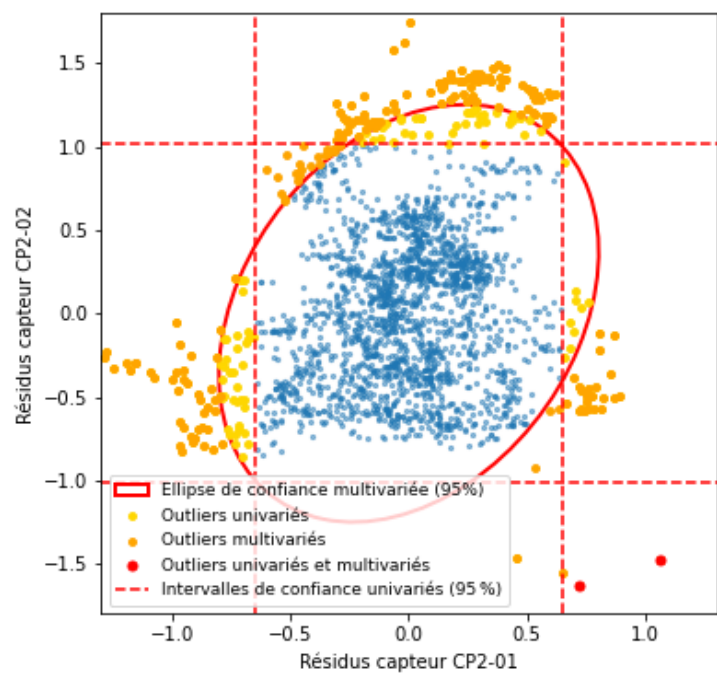
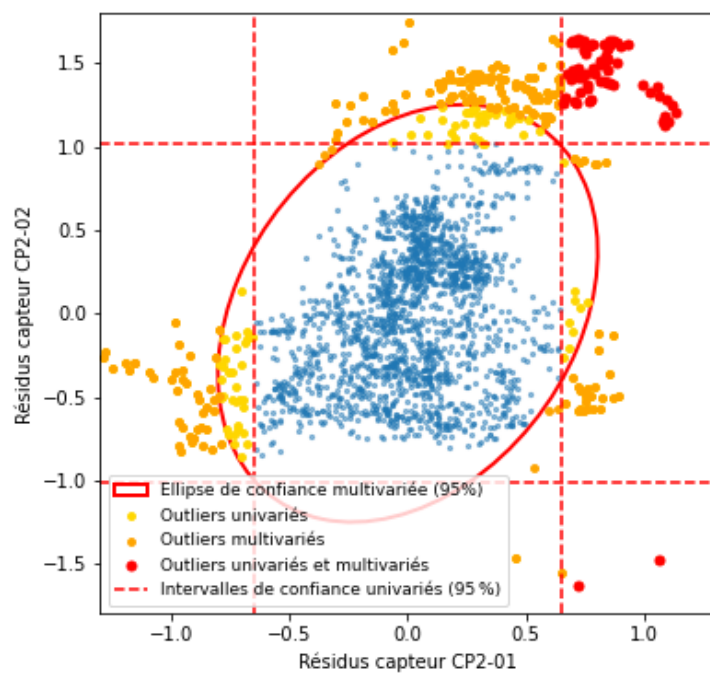


FIGURE 21 – Modélisation HST avec simulations de dérive à partir du 1^{er} janvier 2024, de 2m/an pour les capteurs CP2-01 et CP2-06, 1m/an pour le capteur CP2-02 et 0,5m/an pour les capteurs CP2-03, CP2-04 et CP2-05



(a) Résidus des mesures réelles



(b) Résidus des mesures simulées

FIGURE 22 – Résidus des capteurs CP2-01 et CP2-02 avec intervalles et ellipse de confiance à 95% pour les mesures réelles et simulées

TABLE 4 – Nombre de points identifiés comme anomalies à la fois dans l'ellipsoïde multivariée (6D) et par exactement n capteurs du profil CP2 via leurs intervalles de confiance univariés, sur les données simulées

Nombre de capteurs ayant détecté l'anomalie	Nombre de points
1	40
2	21
3	12
4	6
5	17
6	44
Total	140

5.4 Détection du phénomène d'érosion interne dans les digues en remblai

Afin de vérifier si la même méthode est applicable pour détecter un autre type de défaillance sur un autre type d'ouvrage, l'analyse va désormais porter sur les mesures de piézométrie, non plus dans les fondations du barrage-poids, mais au sein de la digue en remblai, dans le but de détecter d'éventuels phénomènes d'érosion interne.

Tout comme pour les mesures effectuées dans les fondations de la partie centrale en béton, le modèle HST amélioré s'avère également efficace pour prédire les mesures piézométriques au sein de la digue en remblai. En effet, comme le montre la Fig.23, les prédictions du modèle sont globalement proches des valeurs observées. Le coefficient de détermination ajusté varie de 0,975 pour les mesures du capteur J-1 à 0,636 pour celles du capteur PZD-101.

En considérant un espace en cinq dimensions comprenant les cinq capteurs du profil J (le piézomètre PZD-101 est exclu car il contient des données mensuelles et non journalières), on remarque à la Table 5 que sur 2119 observations, 32 ont été considérées comme anomalies à la fois dans l'espace en cinq dimensions et par au moins un capteur via l'intervalle de confiance. Cependant, 31 de ces points ne sortent de l'intervalle que sur un capteur à la fois, témoignant plus d'un défaut d'ajustement du modèle ou d'une erreur de mesure que d'une réelle défaillance.

Une augmentation de la piézométrie au sein des digues en remblai peut accroître le risque d'érosion interne (BEGUIN, RÉMI et al., 2021). Étant donné que les données disponibles ne présentent pas de défaillances avérées, une dérive artificielle a été introduite dans les mesures de piézométrie afin d'évaluer la capacité du modèle à détecter ce type d'anomalie. Cette dérive est proportionnelle à l'amplitude des mesures de chaque capteur, avec une augmentation simulée de 2 m/an pour les capteurs J1, J2 et J6, et de 1 m/an pour les capteurs J3 et J5.

L'analyse multidimensionnelle des données simulées, illustrée à la Fig.24 et dans la Table 6, confirme que la méthode est capable d'identifier des anomalies se manifestant simultanément sur plusieurs capteurs. Contrairement aux données réelles, où

les anomalies détectées sont peu nombreuses et généralement isolées, les données simulées présentent un regroupement cohérent d'anomalies affectant trois capteurs ou plus au même moment. Ces résultats confirment donc la capacité de l'approche à détecter efficacement des anomalies liées à une dérive de la piézométrie mesurée sur plusieurs capteurs, ce qui pourrait être le signe d'un risque accru d'érosion interne.

TABLE 5 – Nombre de points identifiés comme anomalies à la fois dans l'ellipsoïde multivariée (5D) et par exactement n capteurs du profil J via leurs intervalles de confiance univariés, sur 2119 observations

Nombre de capteurs ayant détecté l'anomalie	Nombre de points
1	31
2	1
3	0
4	0
5	0
Total	32

TABLE 6 – Nombre de points identifiés comme anomalies à la fois dans l'ellipsoïde multivariée (5D) et par exactement n capteurs du profil J via leurs intervalles de confiance univariés, sur les données simulées

Nombre de capteurs ayant détecté l'anomalie	Nombre de points
1	34
2	9
3	24
4	12
5	6
Total	85

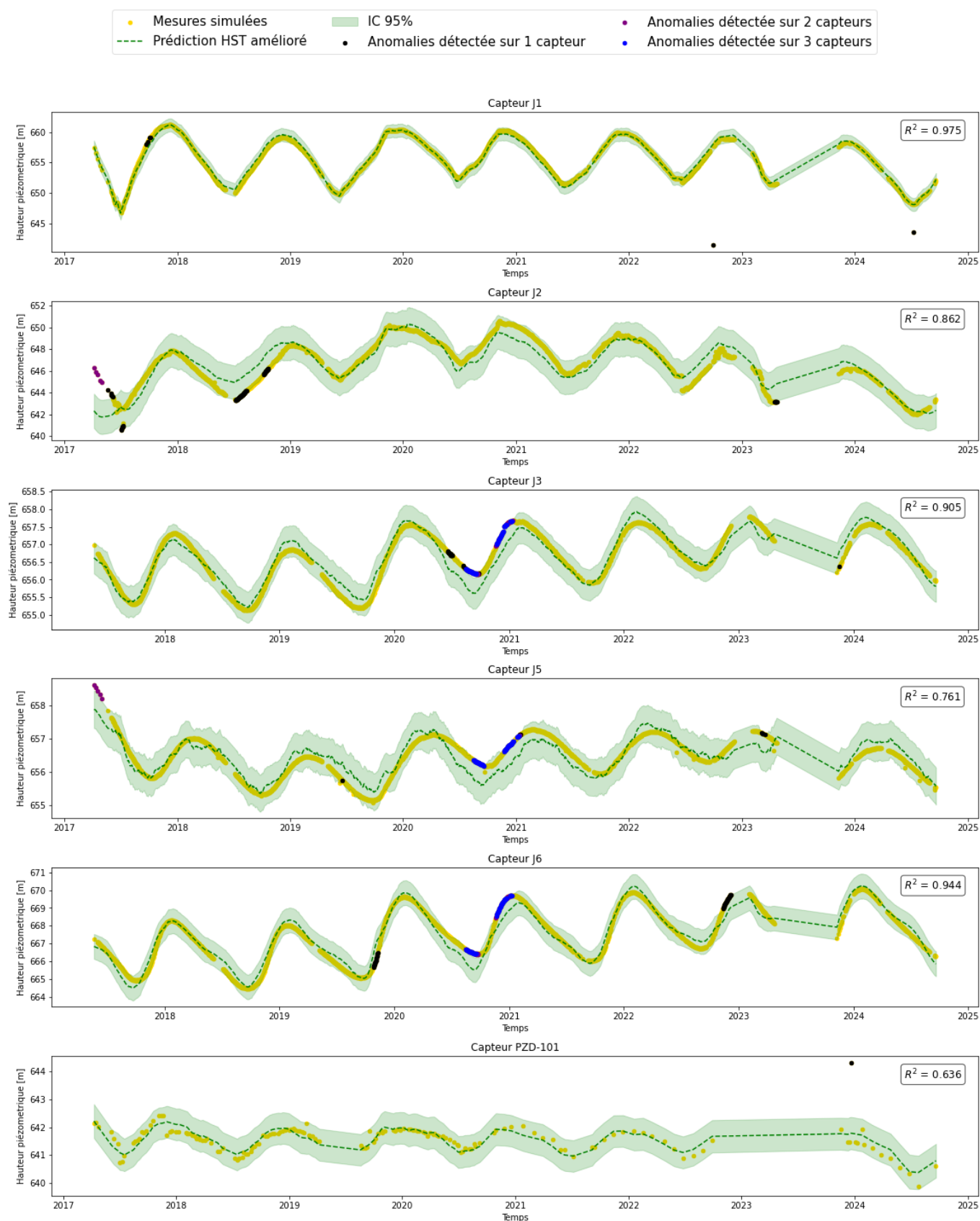


FIGURE 23 – Prédiction des mesures prises par les cellules de pression du profil J et le piézomètre PZD-101 avec le modèle HST amélioré

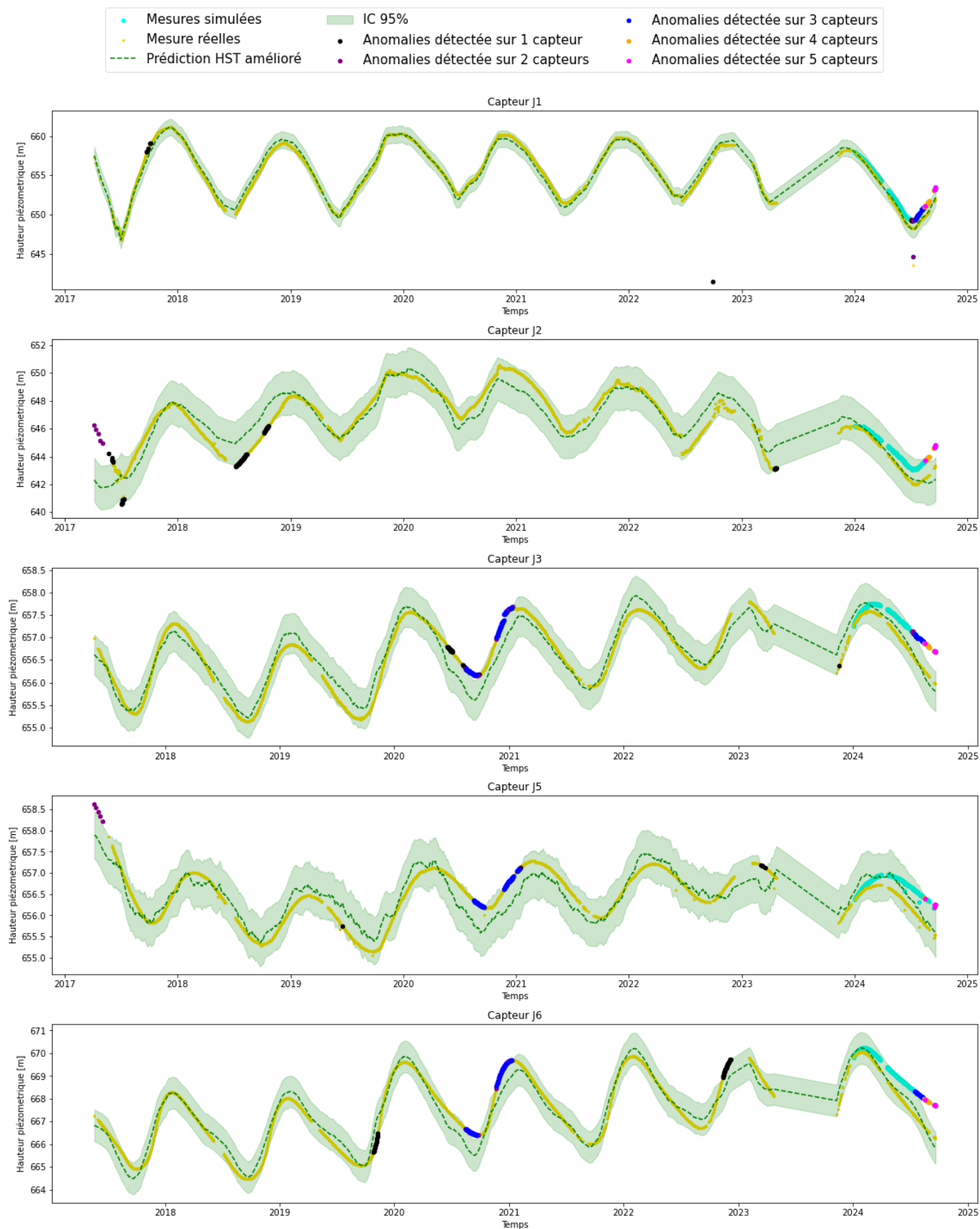


FIGURE 24 – Modélisation HST avec simulations de dérive à partir du 1^{er} janvier 2024, de 2m/an pour les capteurs J1,J2 et J6 et 1m/an pour les capteurs J3 et J5.

6 Discussion

6.1 Modèle HST

Le modèle HST s'est montré globalement performant pour prédire l'évolution des mesures, tant pour les pressions interstitielles que pour les niveaux piézométriques observés dans les fondations en béton et au sein de la digue en remblai. L'intégration de variables explicatives supplémentaires, telles que la pluviométrie et la température, comme proposé par PENOT et al. (2005) et PLANCKE (1986), a permis d'améliorer significativement la qualité des prédictions. Toutefois, la forte colinéarité entre ces variables, mise en évidence par la Fig. 16, limite l'interprétation individuelle des coefficients du modèle. Il devient ainsi difficile d'isoler l'impact propre de la pluie, de la température ou du niveau d'eau sur la réponse simulée. Néanmoins, compte tenu du climat camerounais, caractérisé par une alternance entre saison sèche et saison des pluies, avec une température relativement constante, il est fort probable que la pluviométrie constitue le facteur prédominant dans les variations observées. Le niveau d'eau du réservoir apparaît également déterminant, en raison du mode d'exploitation fortement saisonnier du barrage, où l'eau est accumulée pendant la saison des pluies afin d'assurer une production électrique régulière durant la saison sèche.

Les composantes pluviométrique et thermique contiennent donc une information en partie redondante avec celle déjà captée par la composante saisonnière du modèle de base. Pour autant, il serait imprudent de remplacer cette dernière uniquement par les variables climatiques. En effet, bien qu'approximée par une fonction harmonique sans signification physique directe, la composante saisonnière permet de tenir compte d'autres facteurs périodiques non mesurés mais susceptibles d'influencer la réponse. Par ailleurs, même si les composantes hydrostatique et pluviométrique présentent une forte corrélation, comme le montre la Fig. 25, elles apportent une information complémentaire du fait que le niveau d'eau atteint son maximum en fin de saison des pluies, tandis que son minimum n'est observé qu'avec un certain décalage, une fois la saison des pluies déjà bien entamée.

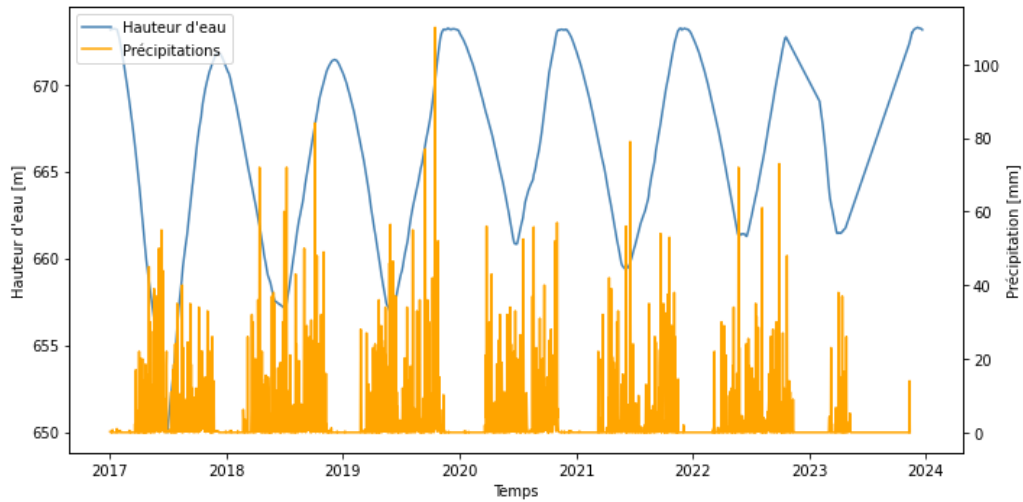


FIGURE 25 – Evolution du niveau d’eau dans la retenue et des précipitations au cours du temps

Enfin, la dynamique du barrage de Lom-Pangar reflète fortement son contexte tropical. Cette forte dépendance aux cycles pluviométriques contraste avec la situation observée dans les régions tempérées pour lesquelles le modèle a été conçu initialement. Dans ces régions, les apports en eau sont plus étalés dans le temps, les variations de température plus marquées et le niveau des barrages est principalement ajusté en fonction de la demande en eau pour la production énergétique ou pour d’autres besoins. Malgré la spécificité climatique du Cameroun, à l’origine d’une corrélation élevée entre certaines variables explicatives, le modèle parvient néanmoins à fournir des prédictions fiables.

6.2 Anomalies détectées

Bien qu’aucune défaillance majeure n’ait été enregistrée depuis la mise en service du barrage, certains points s’écartent significativement du centre de la distribution multidimensionnelle des résidus attendue en conditions normales. Toutefois, la majorité de ces écarts restent ponctuels et concernent généralement un seul capteur à la fois, ce qui suggère davantage un défaut d’ajustement du modèle ou une erreur de mesure ponctuelle, plutôt qu’une réelle anomalie du comportement structurel, que ce soit sur les mesures de piézométrie enregistrées dans les fondations de la partie centrale du barrage ou au sein de la digue en remblai.

En ce qui concerne les anomalies détectées lorsqu'une dérive linéaire est simulée dans les mesures, la méthode permet d'identifier les points sortant de l'espace multidimensionnel, tout en confirmant le problème en comptabilisant le nombre de capteurs impliqués. Si plusieurs capteurs détectent une anomalie au même moment, cela peut indiquer un risque de défaillance du barrage. Bien que la dérive introduite soit relativement simple et ne reflète pas nécessairement la complexité des phénomènes réels pouvant affecter un ouvrage, cette approche a cependant permis de démontrer que la méthode est capable de détecter un comportement anormal cohérent entre plusieurs capteurs, ce qui constitue un premier indicateur pertinent d'un dysfonctionnement potentiel.

6.3 Perspectives

Les résultats obtenus au cours de ce travail montrent le potentiel des méthodes d'analyse de données pour améliorer la maintenance des barrages. Toutefois, plusieurs pistes d'amélioration et d'approfondissement peuvent être envisagées pour renforcer la robustesse du modèle et élargir son champ d'application.

Une limite majeure de cette étude réside, comme évoqué précédemment, dans l'absence de défaillances avérées depuis la mise en service du barrage, ce qui rend difficile une validation directe de la méthode sur des cas concrets. Bien que l'introduction de dérives linéaires dans les mesures ait permis de tester la réactivité du modèle et de confirmer sa capacité à détecter ce type de comportement anormal, ces simulations restent simplifiées et ne reflètent pas toute la complexité des défaillances réelles. La modélisation de véritables anomalies impliquerait de reproduire des phénomènes physiques complexes, ce qui nécessite une connaissance approfondie du comportement hydraulique et structurel du barrage étudié. Une telle approche serait néanmoins utile pour affiner l'évaluation de la robustesse de la méthode et renforcer sa pertinence en conditions réelles.

Par ailleurs, il serait pertinent d'évaluer le comportement du modèle en présence de capteurs défaillants. En effet, comme vu plutôt, certains capteurs sont défaillants et de nombreuses données sont manquantes. Tester la capacité de la méthode à

continuer de détecter des anomalies en l'absence de certaines données permettrait d'évaluer sa résilience et son autonomie face à une perte partielle d'information. Cette analyse aiderait également à identifier quels capteurs sont véritablement indispensables au bon fonctionnement du système, et lesquels peuvent être considérés comme redondants, optimisant ainsi les stratégies de maintenance des dispositifs de mesure eux-mêmes.

Une autre perspective d'amélioration consisterait à généraliser la méthode à d'autres types de défaillances en élargissant le champ d'analyse à d'autres types de mesures (déformations, déplacements, fuites, contraintes mécaniques, etc.) et à d'autres typologies de barrages. En effet, la diversité des structures (barrages en enrochements, voûtes en béton, digues homogènes, etc.) ainsi que la variété des capteurs et phénomènes surveillés offrent un terrain d'expérimentation riche pour tester la transportabilité et l'adaptabilité des modèles de détection d'anomalies. Une telle démarche permettrait de mieux cerner les limites structurelles des méthodes actuelles, de vérifier leur robustesse face à des signaux de nature différente, et de développer des outils plus génériques, capables de s'adapter à des configurations variées et d'être exploités en contexte opérationnel.

7 Conclusion

Ce mémoire avait pour objectif de développer une méthode de détection d'anomalies dans les mesures d'auscultation de barrages hydrauliques, avec un focus particulier sur deux types de phénomènes progressifs : la sous-pression et l'érosion interne.

La méthode repose sur une modélisation temporelle des séries de mesures via le modèle HST, couplée à une analyse des résidus dans un espace multidimensionnel construit à partir des mesures des capteurs d'un même profil. L'identification des anomalies s'appuie sur la distance de Mahalanobis, qui permet de repérer les points éloignés dans cet espace, ainsi que sur le dépassement simultané des intervalles de confiance du modèle par plusieurs capteurs.

Les résultats obtenus à partir des données réelles montrent une faible occurrence

d'anomalies, souvent ponctuelles et peu corrélées entre capteurs, ce qui semble cohérent avec l'absence de défaillances connues sur l'ouvrage. L'introduction de dérives artificielles dans les séries de données a permis de valider la capacité de la méthode à détecter des comportements anormaux cohérents entre plusieurs capteurs. L'approche s'est également montrée applicable à différentes configurations telles que les fondations du barrage-poids ou les digues en remblai, pour détecter les deux phénomènes ciblés, avec des résultats globalement comparables.

Plusieurs pistes d'amélioration peuvent être envisagées, notamment l'évaluation de la méthode dans des conditions moins favorables, comme en présence de capteurs défaillants ou de données manquantes. Il serait également pertinent de tester sa capacité à détecter des défaillances réelles ou des anomalies simulées de manière plus fine. Enfin, la généralisation de l'approche à d'autres types de mesures ou à d'autres typologies de barrages permettrait d'en évaluer la robustesse et la transférabilité.

En définitive, cette étude a montré qu'il est possible de détecter de manière précoce certains comportements anormaux dans des données piézométriques de barrage à l'aide d'une approche statistique multicapteurs. Bien qu'elle nécessite des validations supplémentaires, la méthode offre une base prometteuse pour renforcer la maintenance prédictive et la surveillance de la stabilité des barrages.

Références

- ALP'GÉORISQUES. (2014). *Les ruptures de barrages risques technologiques majeurs*. <https://www.mairiebrignac34.fr/wp-content/uploads/2014/08/rupture-de-barrages.pdf>
- ANANDA, M. M. A. (1995). Generalized F-tests for unbalanced nested designs under heteroscedasticity. *Annals of the Institute of Statistical Mathematics*, 47(4), 731-742. <https://doi.org/10.1007/bf01856544>
- AQUA-BARRIER. (2023, avril). Dam construction, maintenance and repair. <https://aquabarrier.com/blog/dams/dam-construction-maintenance-and-repair/>
- BANQUE MONDIALE. (2025, janvier). Le Cameroun en route vers un accès à l'électricité abordable, fiable et universel. Récupérée mars 11, 2025, à partir de <https://www.banquemondiale.org/fr/news/feature/2025/01/16/cameroon-journey-toward-affordable-reliable-and-universal-electricity-access-for-all>
- BEGUIN, RÉMI, DUCHESNE, LAURENCE, PICAULT, CHRISTOPHE, FRY, JEAN-JACQUES, COURIVAUD, JEAN-ROBERT & PHILIPPE, PIERRE. (2021). Modélisation physique de l'initiation et la progression de l'érosion de contact au sein des digues de canaux typiques des aménagements du Rhin et du Rhône. *Rev. Fr. Geotech.*, (168), 4. <https://doi.org/10.1051/geotech/2021014>
- BELAID, R. (2020). *Sur le Test Statistique "t"* [thèse de doct.]. http://archives.univ-biskra.dz/bitstream/123456789/15712/1/BELAID_ROUMAISSA.pdf
- BELMOKRE, A., SANTILLAN, D., & MIHOUBI, M. K. (2020, décembre). Improved Hydrostatic-Season-Time model for dam monitoring : inclusion of a thermal analytical solution. In *Lecture notes in civil engineering* (p. 67-78). https://doi.org/10.1007/978-981-15-9121-1_5
- BESSIÈRE, C., & LONDE, P. (2025, janvier). BARRAGES : Les barrages en béton. <https://www.universalis.fr/encyclopedie/barrages/4-les-barrages-en-beton/>
- BONELLI, S., RADZICKI, K., SZCZESNY, J., TOURMENT, R., & FELIX, H. (2005). L'auscultation des barrages en terre : une nécessité. *Ingénieries - E A T*.
- BONELLI, S., TOURMENT, R., & FELIX, H. (2003). Analysis of earthdam monitoring data. *ResearchGate*. https://www.researchgate.net/publication/228744938_Analysis_of_earthdam_monitoring_data
- BRAGUE, S., & MONNERET, J.-C. (2012). Apports de l'instrumentation à la connaissance et à la maîtrise des risques : construction et stabilité des digues mari-

- times. https://www.barrages-cfbr.eu/IMG/pdf/col2012-1-06-apport_de_l_instrumentation_-maitrise_des_risques.pdf
- CFBR. (2013, juin). *L'histoire des barrages*. <https://www.barrages-cfbr.eu/IMG/pdf/histoirebarrages.pdf>
- CFBR. (2021). Recommandations provisoires pour la justification du comportement des barrages-voûtes. https://www.barrages-cfbr.eu/IMG/pdf/recommandations_cfbr_2018_voutes.pdf
- CHOUINARD, L., & ROY, V. (2006). *Performance of statistical models for dam monitoring data*. <https://itc.scix.net/pdfs/w78-2006-tf38.pdf>
- CONDE LÓPEZ, E. R., TOLEDO MUNICIO, M. Á., & SALETE CASINO, E. (2021). Optimization of numerical models through instrumentation data integration : Digital twin models for dams. *Computational and Mathematical Methods*, 3(6), e1205. <https://doi.org/https://doi.org/10.1002/cmm4.1205>
- COSTA, J. E., & SCHUSTER, R. L. (1988). The formation and failure of natural dams. *GSA Bulletin*, 100(7), 1054-1068. [https://doi.org/10.1130/0016-7606\(1988\)100<1054:TFAFON>2.3.CO;2](https://doi.org/10.1130/0016-7606(1988)100<1054:TFAFON>2.3.CO;2)
- COURIVAUD, J.-R., EDF, DEROO, L., ISL, BONELLI, S., & et AIX-MARSEILLE UNIVERSITÉ, I. (2019). Erosion externe des barrages et des digues. *Colloque CFBR*, 1. https://www.barrages-cfbr.eu/IMG/pdf/colloque2019_e101_erosion_externes_des_barrages_et_des_digues.pdf
- DAUGÉ, M. (1982). Auscultation technique d'un barrage ou la participation du topographe à l'auscultation à l'auscultations des barrages.
- DE MAESSCHALCK, R., JOUAN-RIMBAUD, D., & MASSART, D. (2000). The Mahalanobis distance. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 50(1), 1-18. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0169-7439\(99\)00047-7](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0169-7439(99)00047-7)
- de BIGAULT DE GRANRUT, M. (2019). Analyse et interprétation de la pression d'eau en fondation des barrages-voûtes à partir des mesures d'auscultation.
- DESODT, C., & HORSIN MOLINARO, H. (2016, septembre). Phénomènes de boulangerie et d'érosion régressive (renard hydraulique) dans les barrages. <https://sti.eduscol.education.fr/sites/eduscol.education.fr/sti/files/ressources/pedagogiques/7696/7696-phenomenes-de-boulangerie-et-erosion-regressive-ensps.pdf>

- DREAL. (2013). Surveiller et entretenir un barrage. https://www.mementodumaire.net/wp-content/uploads/2012/03/Brochure_DREAL_Auvergne_Proprietaires_barrages_V3_oct2013_cle29f3af.pdf
- EDC. (2019). *Aménagement hydroélectrique de Lom Pangar, Plan d'exploitation et de maintenance*.
- EREMA. (2021). Maintenance des micro centrales hydroélectriques. <https://rencontres-france-hydro-electricite.fr/wp-content/uploads/2021/04/Pr%C3%A9sentation-Erema.pdf>
- FACTOR THIS. (2011, août). Dam safety : Stability and rehabilitation of “Smaller” gravity dams. <https://www.renewableenergyworld.com/hydro-power/dam-safety-stability-and-rehabilitation-of-smaller-gravity-dams/>
- FUTURA-SCIENCES. (2020). *Barrages : quels sont leurs avantages et leurs inconvénients?* [Consulté le 21 mars 2025]. <https://www.futura-sciences.com/planete/questions-reponses/energie-renouvelable-barrages-sont-leurs-avantages-leurs-inconvenients-910/>
- GAY, B. (2007). https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Vinchon_Principe.GIF
- GÉORISQUES. (2025). *Rupture de barrage* [Consulté le 28 mars 2025]. <https://www.georisques.gouv.fr/minformer-sur-un-risque/rupture-de-barrage>
- GOOGLE EARTH. (2025). <https://earth.google.com/web/>
- GU, C., & WU, Z. (2006). Safety monitoring of dams and dam foundations-theories & methods and their application. *Nanjing : Ho hai University Press (in Chinese)*.
- GURNELL, A. M. (1998). The hydrogeomorphological effects of beaver dam-building activity. *Progress in Physical Geography : Earth and Environment*, 22(2), 167-189. <https://doi.org/10.1177/030913339802200202>
- HISTOIRE POUR TOUS. (2022). *Invention du moulin à eau (-200)* [Consulté le 21 mars 2025]. <https://www.histoire-pour-tous.fr/inventions/700-invention-du-moulin-a-eau-200.html>
- HOREAU, CERDAN & CHAMPEAU. (1997). La mise en eau du barrage hydroélectrique de Petit-Saut (Guyane) : ses conséquences sur les peuplements d'invertébrés aquatiques et sur la nourriture des poissons. <https://www.hydroecologie.org/articles/hydro/pdf/1997/01/hydro97109.pdf>
- HU, J., & WU, S. (2019). Statistical modeling for deformation analysis of concrete arch dams with influential horizontal cracks. *Structural Health Monitoring*, 18(2), 546-562. <https://doi.org/10.1177/1475921718760309>

- ICOLD. (2025). ICOLD CIGB - General Synthesis. https://www.icold-cigb.org/article/GB/world_register/general_synthesis/general-synthesis
- INRAE. (2024). <http://wikibardig.developpement-durable.gouv.fr/index.php/Portail:Wikibardig>
- INTERNATIONAL ENERGY AGENCY. (2023). World Energy Outlook 2023 [Licence : CC BY 4.0 (report) ; CC BY-NC-SA 4.0 (Annex A)]. <https://www.iea.org/reports/world-energy-outlook-2023?language=fr>
- INTERNATIONAL RIVERS. (2021). Advancing ecological civilization : Chinese hydropower giants and their biodiversity footprints. <https://www.hydrobiodiversityimpact.org/lom-pangar>
- IRMA. (2015). https://www.irma-grenoble.com/05documentation/04dossiers_PJ.php?id_PJ=197&id_DT=9
- IRMA. (2020). Prévention des risques d'origines naturelle et technologique : Rupture de barrage. <https://www.mementodumaire.net/risques-technologiques/rt-4-rupture-de-barrage/>
- KHLIF, N. (2024, décembre). Suivi Tassement : Importance, Méthodes et Outils pour une Surveillance Efficace - Learning Geotechnique. <https://learninggeotechnique.com/suivi-tassement-remblais/>
- KISSI, B. (2015, août). Rupture des ouvrages hydrauliques par Renard hydraulique [Colloque avec actes et comité de lecture. Internationale.]. In A. F. de MÉCANIQUE (Éd.), *Congrès français de mécanique*. AFM, Maison de la Mécanique, 39/41 rue Louis Blanc - 92400 Courbevoie. <https://hal.science/hal-03444958>
- KMUSSER. (2018, juin). https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Sanaga_river_map.png
- KOREN, M., KOREN, O., & PERETZ, O. (2023). Weighted distance classification method based on data intelligence. *Expert Systems*, 41. <https://doi.org/10.1111/exsy.13486>
- LAMIOT, F. (2011, septembre). https://commons.wikimedia.org/wiki/File:PiezometerPi%C3%A9zom%C3%A8treRabattement_de_nappe.jpg
- MANNAN, U., ISLAM, M., & TAREFDER, R. (2013). Backcalculation of HMA Stiffness Based On Finite Element Model. *International Journal of Civil Engineering*, 7, 851-856.

- MATA, J., DE CASTRO, A. T., & DA COSTA, J. S. (2013a). Time–frequency analysis for concrete dam safety control : Correlation between the daily variation of structural response and air temperature. *Engineering Structures*, 48, 658-665. <https://doi.org/10.1016/j.engstruct.2012.12.013>
- MATA, J., DE CASTRO, A. T., & DA COSTA, J. S. (2013b). Constructing statistical models for arch dam deformation. *Structural Control and Health Monitoring*, 21(3), 423-437. <https://doi.org/10.1002/stc.1575>
- MATOCK. (2022). Gestion des barrages : on pense à la maintenance. <https://www.cameroon-tribune.cm/article.html/50240/en.html/gestion-barrages-on-pense>
- MAYER, A., & CARON, C. (1978). La réparation du béton par injection : Examen de deux cas particuliers. <https://www.geotechnique-journal.org/articles/geotech/pdf/1978/03/geotech1978005p73.pdf>
- PENOT, I., DAUMAS, B., & FABRE, J. (2005). *Monitoring behaviour*. <https://www.waterpowermagazine.com/analysis/monitoring-behaviour/?cf-view>
- PLANCKE, V. (1986). *Auscultation des barrages, logiciel de traitement statistique des mesures*.
- PRAKASH, G., DUGALAM, R., BARBOSH, M., & SADHU, A. (2022). Recent advancement of concrete dam health monitoring technology : A systematic literature review. *Structures*, 44, 766-784. <https://doi.org/10.1016/j.istruc.2022.08.021>
- RAINIO, O., TEUHO, J., & KLÉN, R. (2024). Evaluation metrics and statistical tests for machine learning. *Scientific Reports*, 14(1). <https://doi.org/10.1038/s41598-024-56706-x>
- ROCTEST. (2017). AUSCULTATION ET SURVEILLANCE DES BARRAGES ET DIGUES. https://telemac.fr/wp-content/uploads/2017/01/F-APN_SECURITE-BARRAGES_170225_01.pdf
- ROUX, B. (2014). *Analyse géométrique des données multidimensionnelles*. Dunod. <https://books.google.be/books?id=K4B2AgAAQBAJ>
- ROYET, P., HOONAKKER, M., & FÉLIX, H. (2015). *Dam monitoring : principles and tools - The monitoring report*. https://www.barrages-cfbr.eu/IMG/pdf/col2012-2-01-mesures_d_auscultation-principes_et_outils.pdf
- SALAZAR, F., TOLEDO, M., OÑATE, E., & MORÁN, R. (2015). An empirical comparison of machine learning techniques for dam behaviour modelling. *Structural Safety*, 56, 9-17. <https://doi.org/10.1016/j.strusafe.2015.05.001>

- SALAZAR, E., MORÁN, R., TOLEDO, M. Á., & OÑATE, E. (2015). Data-Based Models for the Prediction of dam Behaviour : A review and some Methodological Considerations. *Archives of Computational Methods in Engineering*, 24(1), 1-21. <https://doi.org/10.1007/s11831-015-9157-9>
- SAP. (2025). *Qu'est-ce que la maintenance prédictive?* [Consulté le 21 mars 2025]. <https://www.sap.com/belgique/products/scm/apm/what-is-predictive-maintenance.html>
- SIMON, A., ROYER, M., MAURIS, E., & FABRE, J.-P. (2012). *Analyse des mesures d'auscultation des barrages avec les réseaux de neurones*. https://www.barrages-cfbr.eu/IMG/pdf/col2012-3-09-analyse_-_reseaux_de_neurones.pdf
- SU, H., WEN, Z., SUN, X., & YANG, M. (2015). Time-varying identification model for dam behavior considering structural reinforcement. *Structural Safety*, 57, 1-7. <https://doi.org/10.1016/j.strusafe.2015.07.002>
- TAMAGNAN, D., & BETH, M. (2012). Innovation et auscultation – Etat de l’art des techniques récentes en auscultation topographique. https://www.barrages-cfbr.eu/IMG/pdf/col2012-3-05-etat_de_l_art-auscultation_topographique.pdf
- TONINI, D. (1956). Observed behavior of several Italian arch dams. *Journal of the Power Division*, 82(6). <https://doi.org/10.1061/jpweam.0000062>
- UNICEF. (2023). Rupture du barrage de Kakhovka en Ukraine : l’aide d’urgence de l’UNICEF. <https://www.unicef.be/fr/news/rupture-du-barrage-de-kakhovka-en-ukraine-laide-durgence-de-lunicef>
- WANG, S., XU, Y., GU, C., BAO, T., XIA, Q., & HU, K. (2019). Hysteretic effect considered monitoring model for interpreting abnormal deformation behavior of arch dams : A case study. *Structural Control and Health Monitoring*, 26(10). <https://doi.org/10.1002/stc.2417>
- WILLM, G., & BEAUJOINT, N. (1967). Les méthodes de surveillance des barrages au service de la production hydraulique d’Electricité de France, problèmes anciens et solutions nouvelles. *IXth international congress on large dams*, 529-550.
- XIANGDONG, S., & TENA, E. (2019). Design of the Lom Pangar dam in Cameroon. *IOP Conference Series Earth and Environmental Science*, 304(3), 032025. <https://doi.org/10.1088/1755-1315/304/3/032025>
- YU, H., WU, Z., BAO, T., & ZHANG, L. (2010). Multivariate analysis in dam monitoring data with PCA. *Science China Technological Sciences*, 53(4), 1088-1097. <https://doi.org/10.1007/s11431-010-0060-1>

- YUAN, D., WEI, B., XIE, B., & ZHONG, Z. (2020). Modified dam deformation monitoring model considering periodic component contained in residual sequence [e2633 STC-19-0069.R3]. *Structural Control and Health Monitoring*, 27(12), e2633. <https://doi.org/https://doi.org/10.1002/stc.2633>
- YUMAN. (2018, octobre). Yuman — GMAO et maintenance des barrages hydroélectriques. <https://www.yuman.io/blog-post/231-gmao-et-maintenance-des-barrages-hydroelectriques/>

Développement d'une méthode de détection d'anomalies à partir des données d'auscultation de barrages

Cyril Joliet

Les barrages hydrauliques sont essentiels à notre société en jouant un rôle crucial dans la gestion des ressources en eau, la production d'électricité, la régulation des crues et l'irrigation. Cependant, ces infrastructures sont soumises à de nombreuses contraintes, telles que la charge hydraulique, les variations thermiques, l'altération des matériaux ou encore l'érosion due au passage de l'eau, pouvant provoquer une rupture du barrage et mener à la catastrophe. Une surveillance régulière et une maintenance adaptée sont donc indispensables pour détecter les signes précoces d'anomalies afin prévenir les défaillances et prolonger la durée de vie de ces ouvrages.

Ce mémoire s'inscrit dans cette perspective en proposant une méthode de détection précoce d'anomalies dans les mesures piézométriques issues de l'auscultation des barrages. L'approche repose sur une modélisation temporelle des séries de mesures à l'aide du modèle HST (Hydrostatique Saisonnier Temporel), permettant de prédire le comportement attendu des capteurs en fonction de paramètres hydrologiques et climatiques. Les résidus de cette modélisation sont ensuite analysés dans un espace multidimensionnel où les anomalies sont identifiées grâce à la distance de Mahalanobis.

Les résultats obtenus sur des données réelles montrent peu d'anomalies, souvent isolées, ce qui est cohérent avec l'absence de problème connu sur le barrage étudié. L'introduction artificielle de dérives progressives dans certaines séries temporelles a permis de valider la capacité de la méthode à détecter des anomalies cohérentes entre plusieurs capteurs. Cette approche s'est révélée adaptable à différentes configurations, telles que les fondations du barrage-poids et les digues en remblai, tout en conservant des performances comparables.

En conclusion, cette étude démontre la faisabilité et l'intérêt d'une approche statistique multicapteurs pour la détection précoce de phénomènes progressifs tels que la sous-pression et l'érosion interne. Bien que des validations supplémentaires, notamment sur des cas réels ou simulés plus finement, soient nécessaires, la méthode constitue une base prometteuse pour renforcer la maintenance prédictive des barrages et contribuer à la sécurité de ces ouvrages.

UNIVERSITÉ CATHOLIQUE DE LOUVAIN

Faculté des bioingénieurs

Croix du Sud, 2bte L7.05.01, 1348 Louvain-La-Neuve, Belgique | www.uclouvain.be/agro