

Titre:	Développement d'une procédure de calibration et d'analyse de l'incertitude automatisée pour tout modèle hydrosédimentaire basé sur le logiciel SRH-1D
Auteur:	Camille Morin
Date:	2025
Type:	Mémoire ou thèse / Dissertation or Thesis
Référence:	Morin, C. (2025). Développement d'une procédure de calibration et d'analyse de l'incertitude automatisée pour tout modèle hydrosédimentaire basé sur le logiciel SRH-1D [Mémoire de maîtrise, Polytechnique Montréal]. PolyPublie. https://publications.polymtl.ca/63338/

Document en libre accès dans PolyPublie

Open Access document in PolyPublie

URL de PolyPublie: <https://publications.polymtl.ca/63338/>
PolyPublie URL:

Directeurs de recherche: Tew-Fik Mahdi
Advisors:

Programme: Génie civil
Program:

POLYTECHNIQUE MONTRÉAL

affiliée à l'Université de Montréal

**Développement d'une procédure de calibration et d'analyse de l'incertitude
automatisée pour tout modèle hydrosédimentaire basé sur le logiciel SRH-1D**

CAMILLE MORIN

Département des génies civil, géologique et des mines

Mémoire présenté en vue de l'obtention du diplôme de *Maîtrise ès sciences appliquées*

Génie civil

Février 2025

POLYTECHNIQUE MONTRÉAL

affiliée à l'Université de Montréal

Ce mémoire intitulé :

Développement d'une procédure de calibration et d'analyse de l'incertitude automatisée pour tout modèle hydrosédimentaire basé sur le logiciel SRH-1D

Présenté par **Camille MORIN**

en vue de l'obtention du diplôme de *Maîtrise ès sciences appliquées*

a été dûment accepté par le jury d'examen constitué de :

Musandji FUAMBA, président

Tew-Fik MAHDI, membre et directeur de recherche

Elmira HASSANZADEH, membre

REMERCIEMENTS

Je remercie mon directeur de recherche, le professeur Tew-Fik Mahdi, pour son support et sa confiance. Merci de m'avoir guidé à travers ce projet, mais surtout de m'avoir donné la liberté dont j'avais besoin pour développer mes idées à leur plein potentiel. Merci également de m'avoir fait confiance malgré ma jeunesse et mon manque d'expérience avec la charge de cours du CIV8370 – Hydraulique des cours d'eau. En plus de me soutenir financièrement pendant mes études, cette expérience m'a permis de développer de manière importante mes compétences en communication et de vaincre ma gêne à m'exprimer devant un grand public.

Je remercie ma famille, mes amis et mon partenaire de vie, Jad, pour leur soutien, mais surtout pour m'avoir changé les idées quand j'en avais besoin.

Enfin, je remercie tous les organismes subventionnaires qui ont cru en moi et en mon projet : le Fonds de recherche du Québec – Nature et technologies (FRQNT), le Conseil de recherches en sciences naturelles et en génie (CRSNG), Hydro-Québec, la Fondation et Alumni de Polytechnique Montréal, l'Association canadienne des barrages (ACB), ainsi que l'Association canadienne des ressources hydriques (ACRH).

RÉSUMÉ

La modélisation numérique des rivières est essentielle pour cartographier les zones inondables, étudier la sédimentation et l'érosion en rivière, quantifier les conséquences d'une rupture de barrage et mener des études environnementales. Devant la demande de réduction des incertitudes due à la complexité croissante des projets, les ingénieurs sont confrontés à deux problèmes : 1. la calibration manuelle fastidieuse des modèles hydrosédimentaires et 2. le faux sentiment de justesse des modèles causé par l'application du principe de modélisation déterministe.

Des méthodes de calibration et d'analyse de l'incertitude automatisées sont couramment utilisées en hydrologie pour répondre à ces problématiques. Cependant, en hydraulique, la calibration par essais erreurs et l'analyse de sensibilité manuelle sont encore largement répandues dans la pratique.

Afin de répondre aux problématiques soulevées, OptiSRH-1D, un outil de calibration et d'analyse de l'incertitude automatisé a été développé pour les modèles 1D de rivière. Cet outil combine le logiciel d'optimisation PEST et le modèle hydrosédimentaire SRH-1D. Il inclut six algorithmes d'optimisations qui peuvent être utilisés pour obtenir les paramètres qui minimisent l'écart entre les valeurs calculées par SRH-1D et les valeurs observées. Cet outil est adapté à la calibration de paramètres continus et discontinus comme le choix de l'équation de transport de sédiments. Le logiciel OptiSRH-1D comprend un module d'analyse de l'incertitude basé sur le principe de modélisation probabiliste. Ce module peut fournir un intervalle de confiance sur les prédictions permettant de représenter l'impact de l'incertitude associée à la modélisation hydrosédimentaire et aux intrants hydrologiques (débit en régime permanent ou non permanent). En régime non permanent, une fonctionnalité a été développée pour générer un ensemble d'hydrogrammes qui considère l'incertitude associée aux paramètres de brèche pour la rupture des barrages en remblais par submersion.

OptiSRH-1D a été testé sur quatre cas d'étude, dont un canal non érodable artificiel, deux canaux expérimentaux érodables et une rupture de barrage sur une rivière réelle. Les résultats montrent que la méthodologie développée permet efficacement de calibrer les paramètres continus et discontinus. L'incertitude associée à la calibration varie d'un modèle à l'autre, mais elle représente souvent plus de 50% de l'incertitude globale du modèle, ce qui prouve l'importance de cette étape dans l'obtention d'un modèle fiable. La cartographie probabiliste de la zone inondée par une rupture de barrage en remblai montre que l'incertitude associée aux paramètres de brèche est

significative. Pour le cas étudié, l'aire inondée varie de -40% à +26% par rapport à l'aire obtenue avec la norme HQ 60-00-00 qui est encore couramment utilisée en pratique. La méthode développée permet une quantification plus complète du risque associé à une rupture de barrage que l'utilisation d'une combinaison de paramètres unique tel que recommandé par la norme.

L'utilisation du logiciel OptiSRH-1D permet de réduire le temps alloué par le modélisateur à la calibration, d'augmenter la fiabilité des modèles et de fournir une estimation de l'incertitude inhérente à la modélisation numérique. Appliqué à l'industrie ou à la recherche, le logiciel développé, ou toute variante basée sur la méthodologie présentée dans ce mémoire, permettrait une estimation plus rapide, moins coûteuse, plus fiable et plus complète des conséquences environnementales, sociales et économiques des inondations ou de la rupture de barrages.

ABSTRACT

Numerical modeling of rivers is an essential tool to map flood plains, to study river sedimentation and erosion, to quantify the consequences of dam failures, and to conduct environmental studies. As the need for accuracy arises due to the growing complexity of projects, engineers are facing two problems: 1.the tedious manual calibration of hydrosedimentary models and 2. the false sense of accuracy conveyed by deterministic modeling.

Automatic calibration and uncertainty analysis methods are commonly used in hydrology to address these issues. However, in hydraulics, trial-and-error calibration and manual sensitivity analysis are still prevailing in practice.

To address these issues, OptiSRH-1D, an automated calibration and uncertainty analysis tool, was developed for 1D river models. This tool combines the PEST optimization software with the SRH-1D hydrosedimentary model. It includes six different optimization algorithms that can be used to obtain the parameters that minimize the discrepancy between the values calculated by SRH-1D and the observed values. The tool is suitable for calibrating continuous parameters (Manning coefficient, critical shear stress, hiding factor, etc.) and/or discrete parameters such as the choice of the sediment transport equation. The uncertainty analysis module has been developed based on the probabilistic modeling approach. It can provide a likely range of predictions to represent the impact of the uncertainty associated with hydrosedimentary modeling and hydrological inputs (steady-state or unsteady-state flow). For unsteady-state flow, a feature has been developed to generate a set of hydrographs that consider the uncertainty associated with breach parameters for the failure of embankment dams by overtopping.

The OptiSRH-1D software has been tested on four different case studies, including a non-erodible artificial channel, two erodible experimental channels, and a dam failure on a real river. The results show that the developed methodology can efficiently calibrate both continuous and discontinuous parameters. The uncertainty associated with the adjustment of these parameters varies significantly from one model to another, but it often represents more than 50% of the model's overall uncertainty, which proves the importance of calibration in obtaining a reliable model. The probabilistic mapping of the flooded area for an embankment dam failure shows that the uncertainty associated with breach parameters is significant. For the case studied, the flooded area varies from -40% to +26% compared to the area obtained with the HQ 60-00-00 standard that is still commonly used in

practice. The method developed provides a more comprehensive quantification of the risk associated with a dam failure than the use of a single combination of parameters as recommended by the standard.

The use of OptiSRH-1D software reduces the time spent by the modeller on calibration, increases model reliability and provides an estimation of the uncertainty inherent to numerical modelling. Applied to industry or research, the software developed, or any variant based on the methodology presented in this thesis, would enable faster, cheaper, more reliable and more complete estimation of the environmental, social and economic consequences of flooding or dam failure.

TABLE DES MATIÈRES

REMERCIEMENTS	III
RÉSUMÉ.....	IV
ABSTRACT	VI
LISTE DES TABLEAUX.....	XI
LISTE DES FIGURES	XIV
LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS	XXI
LISTE DES ANNEXES	XXII
CHAPITRE 1 INTRODUCTION.....	1
CHAPITRE 2 REVUE DE LITTÉRATURE	4
2.1 Calibration automatisée.....	4
2.1.1 Algorithmes d'optimisation.....	7
2.1.2 Équifinalité	9
2.2 Modélisation hydrosédimentaire	11
2.2.1 Outils de modélisation.....	11
2.2.2 Fondements théoriques de SRH-1D	14
2.2.3 Rupture de barrage en remblais par submersion	23
2.2.4 Incertitudes	26
2.3 PEST.....	28
2.3.1 Méthode d'optimisation locale : algorithme GML	29
2.3.2 Méthode d'optimisation globale : algorithmes CMAES et SCE-UA	33
2.3.3 Fonctionnement de PEST	34
2.3.4 Estimation de l'incertitude	38

CHAPITRE 3 LOGICIEL OPTISRH-1D.....	39
3.1 Fichiers requis	39
3.2 Fonctionnement général	41
3.3 Création du dossier de projet.....	46
3.4 Création des fichiers de PEST.....	48
3.4.1 Paramètres de calibration	49
3.4.2 Paramètres d'observation	51
3.4.3 Paramètres de contrôle de l'algorithme.....	53
3.5 Lancement de PEST	55
3.6 Estimation de l'incertitude sur les prédictions	58
3.7 Génération d'un échantillon d'hydrogrammes probabilistes	63
CHAPITRE 4 VALIDATION ET APPLICATION.....	68
4.1 Canal trapézoïdal non érodable	69
4.1.1 Impact des valeurs initiales	70
4.1.2 Comparaison des algorithmes	71
4.1.3 Calibration avec erreurs sur les observations	74
4.1.4 Incertitude sur les prédictions	78
4.2 Sédimentation dans un canal expérimental	82
4.2.1 Description du montage	82
4.2.2 Préparation de la calibration.....	83
4.2.3 Validation de l'algorithme GML.....	85
4.2.4 Calibration.....	89
4.2.5 Estimation de l'incertitude	95
4.2.6 Validation de la calibration	99

4.3	Érosion d'un dépôt sédimentaire causé par le retrait d'un barrage	101
4.3.1	Description du montage	101
4.3.2	Calibration et validation	102
4.3.3	Estimation de l'incertitude	109
4.4	Rivière Ha! Ha!	112
4.4.1	Description du modèle	116
4.4.2	Calibration et estimation de l'incertitude	118
4.4.3	Cartes d'inondation probabilistes.....	128
CHAPITRE 5 CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS		136
RÉFÉRENCES		141
ANNEXES		157

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 2.1 Comparaison de logiciels de modélisation hydrosédimentaire	13
Tableau 2.2 Équations de transport dans SRH-1D (adapté de Greimann et Huang (2018)).....	17
Tableau 2.3 Variations des équations Parker, Wilcock et Gaeuman disponibles dans le logiciel SRH-1D	19
Tableau 2.4 Paramètres de brèches normalisés (adapté de Brunner (2014) et Marche (2008)) ...	26
Tableau 4.1 Propriétés du canal artificiel et géométrie des sections transversales	69
Tableau 4.2 Performance de l'algorithme GML en fonction de la valeur initiale	70
Tableau 4.3 Comparaison de la performance des algorithmes implantés dans OptiSRH-1D.....	72
Tableau 4.4 Résultats de la calibration des coefficients de Manning en considérant l'erreur sur les observations.....	75
Tableau 4.5 Débit en fonction de la période de retour avec la loi GEV	79
Tableau 4.6 Comparaison de la performance du modèle calibré dans la prédiction des hauteurs d'eau avec le débit de calibration et de validation	79
Tableau 4.7 Nombre d'observations disponibles pour la calibration et la validation pour l'expérience de Seal et al. (1997)	83
Tableau 4.8 Paramètres continus de calibration classés en ordre d'importance relative pour l'expérience de Seal et al. (1997)	83
Tableau 4.9 Valeurs fictives posées pour chaque paramètre de calibration.....	86
Tableau 4.10 Paramètres calibrés et intervalle de confiance de 95% avec l'algorithme GML	88
Tableau 4.11 Paramètres continus calibrés et intervalle de confiance de 95% pour l'équation de Parker avec l'algorithme PD_MS2	89
Tableau 4.12 Paramètres calibrés sur l'essai 2 de Seal et al. (1997) en fonction de l'équation de transport.....	91
Tableau 4.13 Intervalle de confiance de 95% sur les paramètres optimisés avec l'équation de Wilcock pour l'essai 2 de Seal et al. (1997).....	95

Tableau 4.14 Pourcentage d'observations comprises à l'intérieur des intervalles de confiance de 95% pour la phase de calibration.....	96
Tableau 4.15 Pourcentage d'observations comprises dans l'intervalle de confiance de 95% pour la phase de validation	100
Tableau 4.16 Nombre d'observations disponibles pour la calibration et la validation pour l'expérience de Cantelli et al. (2004)	102
Tableau 4.17 Paramètres continus de calibration classés en ordre d'importance relative pour l'expérience de Cantelli et al. (2004)	103
Tableau 4.18 Paramètres calibrés en fonction de l'équation de transport pour l'expérience de Cantelli et al. (2004).....	106
Tableau 4.19 Indicateurs de performance pour la période de calibration et la période de validation de l'expérience de Cantelli et al. (2004)	107
Tableau 4.20 Intervalle de confiance de 95% des paramètres optimisés avec l'équation de ParkerT pour l'expérience de Cantelli et al. (2004)	110
Tableau 4.21 Pourcentage d'observations comprises à l'intérieur de l'intervalle de confiance de 95% en fonction de la ou des source(s) d'incertitude analysée(s).....	110
Tableau 4.22 Caractéristiques des structures sur le lac Ha! Ha! en 1996 (CSTGB, 1997b).....	113
Tableau 4.23 Granulométrie des sédiments utilisée pour la modélisation de la rivière Ha! Ha! 117	
Tableau 4.24 Nombre d'observations disponibles pour la calibration du modèle de la rivière Ha! Ha!	118
Tableau 4.25 Paramètres continus de calibration de la rivière Ha! Ha! classés en ordre d'importance relative.....	118
Tableau 4.26 RMSE du thalweg et de la hauteur d'eau maximale en fonction de l'équation de transport pour le modèle calibré de la rivière Ha! Ha!.....	120
Tableau 4.27 Paramètres continus calibrés en fonction de l'équation de transport pour le modèle de la rivière Ha! Ha!.....	122

Tableau 4.28 Intervalle de confiance de 95% sur les paramètres calibrés avec l'équation de Parker pour le modèle de la rivière Ha! Ha!	124
Tableau 4.29 Pourcentage d'observations comprises dans l'intervalle de confiance de 95% en fonction de la source d'incertitude	128
Tableau 4.30 Distributions ajustées sur des données de ruptures historiques pour les trois paramètres incertains analysés	131
Table A.1 Characteristics of Lake Ha! Ha! structures in 1996 (CSTGB, 1997B).....	162
Table A.2 Parameters of the fictional breach.....	164
Table A.3 Impact of measurement noise on the optimization objective function and on peak outflow estimation	165
Table A.4 Summary of dam breach geometry standard (adapted from Brunner (2014) and Marche (2008)).....	166
Table A.5 Optimized breach parameters.....	168
Table A.6 Peak outflow error of the analyzed breach scenarios	170
Table B.1 Impact of the initial value on GML algorithm performance	180
Table B.2 Performance comparison between the algorithms implanted in OptiSRH-1D	181
Table B.3 Calibrated parameters and 95% confidence interval with the GML algorithm	186
Table C.1 Liste des paramètres de calibration inclus dans le logiciel OptiSRH-1D	190

LISTE DES FIGURES

Figure 2.1 Classification des algorithmes d'optimisation (adapté de Janga Reddy et Nagesh Kumar (2020))	7
Figure 2.2 Schéma de l'impact de la valeur initiale sur l'optimum trouvé avec une méthode de recherche locale pour une fonction objectif hautement non linéaire	8
Figure 2.3 Représentation schématique du phénomène de masquage et d'exposition (adapté de USACE (2023))	18
Figure 2.4 Données d'entrée dans le logiciel SRH-1D pour la vitesse de chute (adapté de Greimann et Huang (2018))	21
Figure 2.5 Représentation schématique du concept de couches de sédiments (adapté de Greimann et Huang (2018))	22
Figure 2.6 Exemple de modèle conceptuel de géométrie de la brèche (adapté de Froehlich (2008))	25
Figure 2.7 Évolution de la fonction objectif au fil des itérations avec a) un vecteur de raffinement \mathbf{u} égal au vecteur $-\mathbf{g}$ et b) un vecteur de raffinement \mathbf{u} dont l'orientation s'écarte du vecteur $-\mathbf{g}$ à l'approche de l'optimum grâce à un ajustement du paramètre de Marquardt (adapté de Doherty (2002))	31
Figure 2.8 Exemple de fichier gabarit (.tpl)	35
Figure 2.9 Exemple d'un fichier d'instruction (.ins)	36
Figure 2.10 Exemple d'un fichier de contrôle (.pst)	36
Figure 2.11 Interventions du fichier gabarit, du fichier d'instruction et du fichier de contrôle dans l'application de l'algorithme GML	37
Figure 3.1 Indicateurs permettant de localiser les paramètres de calibration dans les modèles SRH	40
Figure 3.2 Fonctionnalités disponibles dans le logiciel OptiSRH-1D	41
Figure 3.3 Schéma simplifié de la procédure de calibration	42
Figure 3.4 Schéma simplifié de la procédure d'analyse de l'incertitude sur les prédictions	43

Figure 3.5 Format du fichier texte comprenant l'ensemble des hydrogrammes utilisés pour l'analyse de l'incertitude	44
Figure 3.6 Schéma simplifié de la méthodologie utilisée pour la création d'un ensemble d'hydrogrammes de rupture de barrage en remblai par submersion.....	45
Figure 3.7 Organigramme de programmation de la fonction « 1. Création du dossier de projet »	47
Figure 3.8 Organigramme de la création des fichiers de PEST	48
Figure 3.9 Format des entrées pour un paramètre de calibration	50
Figure 3.10 Organigramme de programmation de la fonction « 2. Paramètres de calibration » ..	51
Figure 3.11 Organigramme de programmation de la fonction « 3. Paramètres d'observation » ..	52
Figure 3.12 Organigramme de programmation de la fonction « 4. Paramètres de contrôle de l'algorithme »	54
Figure 3.13 Organigramme de programmation de la fonction « 5. Lancement de l'algorithme »	56
Figure 3.14 Organigramme de programmation de la préparation de l'analyse d'incertitude	59
Figure 3.15 Organigramme de programmation de la fonction « 6. Analyse d'incertitude »	62
Figure 3.16 Organigramme de programmation de la fonction « 7. Génération d'un échantillon d'hydrogrammes probabilistes »	64
Figure 3.17 Fonctionnement du modèle conceptuel de rupture par submersion (adapté de Morin et Mahdi (2024))	67
Figure 4.1 Profil longitudinal du canal artificiel	70
Figure 4.2 Évolution de la fonction objectif en fonction de la valeur initiale.....	71
Figure 4.3 Erreurs sur les coefficients de Manning en fonction de l'algorithme d'optimisation .	73
Figure 4.4 Évolution de la fonction objectif en fonction de l'algorithme d'optimisation	74
Figure 4.5 Erreur ajoutée aux observations pour les scénarios a) Err_5cm et b) Err_10cm.....	75
Figure 4.6 Intervalle de confiance de 95% des coefficients de Manning optimisés pour les scénarios a) Err_5cm et b) Err_10cm.....	76
Figure 4.7 Convergence de la méthode LHS pour les scénarios a) Err_5cm et b) Err_10cm	77

Figure 4.8 Intervalle de confiance de 95% sur la hauteur d'eau modélisée avec les coefficients de Manning calibrés pour le scénario a) Err_5cm et b) Err_10cm	77
Figure 4.9 Résultats de l'analyse statistique des débits maximums annuels	79
Figure 4.10 Convergence de la méthode LHS avec le scénario Err_5cm pour a) l'estimation de l'incertitude associée à la calibration du modèle hydraulique b) l'estimation de l'incertitude associée à la modélisation hydrologique et c) l'estimation de l'incertitude associée à la calibration du modèle hydraulique et hydrologique.....	80
Figure 4.11 Intervalle de confiance de 95% sur la hauteur d'eau modélisée associé à l'incertitude sur la calibration du modèle hydraulique et hydrologique.....	81
Figure 4.12 Montage expérimental et représentation du dépôt final, adapté de Seal et al. (1997)	82
Figure 4.13 Modification manuelle à réaliser au fichier « Control.pst » pour regrouper les coefficients de Manning de plusieurs sections transversales	84
Figure 4.14 Valeur de la fonction objectif initiale et optimisée pour les équations de transport sélectionnées.....	87
Figure 4.15 Évolution de la fonction objectif en fonction de l'équation de transport pour l'expérience de Seal et al. (1997)	90
Figure 4.16 Valeur de la fonction objectif optimisée totale avec la proportion attribuable à chaque catégorie d'observations pour l'expérience de Seal et al. (1997)	90
Figure 4.17 Ratio de sensibilité des paramètres continus calibrés en fonction de l'équation de transport pour l'expérience de Seal et al. (1997)	91
Figure 4.18 Élévations du lit observées et modélisées de l'essai 2 de Seal et al. (1997) avec l'équation de Wilcock	93
Figure 4.19 Ligne d'eau observée et modélisée à 32,4h de l'essai 2 de Seal et al. (1997) avec l'équation de Wilcock	93
Figure 4.20 Diamètres observés et modélisés à 8h, 14h et 22h de l'essai 2 de Seal et al. (1997) avec l'équation de Wilcock	94

Figure 4.21 Intervalle de confiance de 95% associée a) au choix de l'équation de transport, b) à la calibration des paramètres continus avec l'équation de Wilcock, c) au choix de l'équation de transport et à la calibration des paramètres continus, et d) au modèle hydrosédimentaire pour l'élévation du lit et de la ligne d'eau à 32,4 h de l'essai 2 de Seal et al. (1997)	97
Figure 4.22 Intervalle de confiance de 95% associée au choix de l'équation de transport (a,b,c), à la calibration des paramètres continus (d,e,f), au choix de l'équation de transport et à la calibration des paramètres continus (g,h,i), et au modèle hydrosédimentaire (j,k,l) pour les diamètres d16,d50 et d84 à 22h de l'essai 2 de Seal et al. (1997).....	98
Figure 4.23 RMSE de l'élévation du lit et des diamètres d16 et d50 pour la calibration et la validation.....	99
Figure 4.24 Résultats de la validation et intervalle de confiance de 95% associé au modèle hydrosédimentaire au temps $t = 16,83$ h de l'essai 1 de Seal et al. (1997)	100
Figure 4.25 Montage expérimental de l'expérience de Cantelli et al. (2004)	101
Figure 4.26 Évolution de la fonction objectif en fonction de l'équation de transport pour l'expérience de Cantelli et al. (2004)	104
Figure 4.27 Valeur de la fonction objectif en fonction de l'équation de transport pour l'expérience de Cantelli et al. (2004)	104
Figure 4.28 Ratio de sensibilité des paramètres continus calibrés en fonction de l'équation de transport pour l'expérience Cantelli et al. (2004)	105
Figure 4.29 Élévation du lit observée et modélisée avec l'équation de ParkerT pour la période de calibration (traits pleins) et la période de validation (traits pointillés) de l'expérience de Cantelli et al. (2004).....	108
Figure 4.30 Largeur au miroir observée et modélisée avec l'équation de ParkerT pour l'expérience de Cantelli et al. (2004)	109
Figure 4.31 Intervalle de confiance de 95% associée a) au choix de l'équation de transport, b) à la calibration des paramètres continus avec l'équation de ParkerT, c) au choix de l'équation de transport et à la calibration des paramètres continus, et d) au modèle hydrosédimentaire pour l'élévation du lit à $t = 5000$ s de l'expérience de Cantelli et al. (2004)	111

Figure 4.32 Localisation du lac et de la rivière Ha! Ha! (réalisé avec QGIS)	113
Figure 4.33 Données hydrologiques de la rupture de la digue Cut-Away sur le lac Ha! Ha! en 1996, adapté de Capart, H. et al. (2007) : a) Débit entrant dans le réservoir pour la pluie de 210 mm du 19 au 20 juillet 1996. b) Niveau d'eau dans le réservoir reconstruit par la CSTGB (1997b). c) Courbe d'emmagasinement du réservoir adapté de la CSTGB (1997b) par Capart, H. et al. (2007) pour inclure le volume du Petit Lac Ha! Ha! d) Courbe d'évacuation de l'évacuateur de crue pour l'ouverture des vannes en vigueur le 19 juillet 1996	114
Figure 4.34 Hydrogramme de rupture de la digue Cut-Away (adapté de Capart et al. (2007))..	115
Figure 4.35 Étendue du modèle numérique de la rivière Ha! Ha!	116
Figure 4.36 Courbe de tarage utilisée comme condition limite aval du modèle de la rivière Ha! Ha!	117
Figure 4.37 Valeur de la fonction objectif initiale et optimisée attribuable à chaque catégorie d'observations en fonction de l'équation de transport pour le modèle de la rivière Ha! Ha!	120
Figure 4.38 Ratio de sensibilité a) des coefficients de Manning et des autres paramètres, b) des coefficients de Manning, et c) des autres paramètres calibrés pour la rivière Ha! Ha!	121
Figure 4.39 Valeur de la fonction objectif avec les ensembles de paramètres générés par la méthode LHS avec l'équation de Parker.....	124
Figure 4.40 Thalweg et hauteur d'eau maximale modélisés avec l'équation de Parker et intervalle de confiance 95% associé a) au choix de l'équation de transport, b) à la calibration des paramètres continus, et c) au modèle hydrosédimentaire	126
Figure 4.41 Zone inondable avec les modèles calibrés pour les équations de Parker et de Wilcock	127
Figure 4.42 Zone inondable probabiliste représentant l'incertitude associée au modèle hydrosédimentaire avec l'équation de Parker	129
Figure 4.43 Probabilité de non-dépassement du débit maximal de l'hydrogramme de rupture .	131
Figure 4.44 Probabilité de non-dépassement du sous-échantillon de 100 hydrogrammes	132

Figure 4.45 Zone inondable probabiliste représentant l'incertitude associée aux paramètres de la brèche de la digue Cut-Away	133
Figure 4.46 Zone inondable probabiliste représentant l'incertitude associée au modèle hydrosédimentaire et aux paramètres de brèche de la digue Cut-Away	134
Figure 4.47 Aire inondée en fonction de la probabilité de non-dépassement	135
Figure A.1 Parameter estimation general process	159
Figure A.2 Conceptual dam failure model	160
Figure A.3 Hydrologic data of the 1996 dyke failure on Ha! Ha! lake, adapted from Capart, H. et al. (2007) : a) Lake inflow from the 210 mm rainfall of July 19 to July 20. The inflow was estimated by CSTGB (1997) using the CEQUEAU hydrological model. b) Reservoir water level reconstructed by CSTGB (1997). c) Reservoir storage curve adapted from CSTGB (1997) by Capart, H. et al. (2007) to include the volume of Little Lake Ha! Ha! d) Spillway discharge curve for the July 19 configuration of the 4 stoplogs (CSTGB, 1997)	163
Figure A.4 Random water level error added to the observations for the scenarios Unc-5 and Unc-10	164
Figure A.5 Impact of measurement noise on the parameter estimation capacity	166
Figure A.6 Outflow hydrograph and lake drainage comparison of the standardized and observed dam failure.....	167
Figure A.7 Outflow hydrograph and lake drainage of dam failure with optimized breach parameters	169
Figure B.1 Overview of the OptiSRH-1D software	176
Figure B.2 Simplified diagram of the automatic calibration procedure	177
Figure B.3 Uncertainty analysis procedure	178
Figure B.4 Longitudinal profile of the artificial channel	180
Figure B.5 Impact of the initial value on the objective function evolution	181
Figure B.6 Impact of the optimization algorithm on the objective function evolution.....	182

Figure B.7 Confidence interval 95% on the Manning coefficients for scenarios a) Err_5cm and b) Err_10cm.....	183
Figure B.8 Confidence interval 95% on the modeled water level with the calibrated Manning coefficients for scenario a) Err_5cm and b) Err_10cm	184
Figure B.9 Confidence interval 95% on the water depth for the 20-year return period flow	185
Figure B.10 Value of the initial and optimized objective function for the selected transport equation	187
Figure D.1 Interface graphique de l'onglet 1. « Cr�ation du dossier de projet »	193
Figure D.2 Interface graphique de l'onglet 2. « Param�tres de calibration »	194
Figure D.3 Interface graphique de l'onglet 3. « Param�tres d'observation »	195
Figure D.4 Interface graphique de l'onglet 4. « Param�tres de contr�le »	196
Figure D.5 Interface graphique de l'onglet 5. « Lancement de la calibration ».....	197
Figure D.6 Interface graphique de l'onglet 6. « Analyse d'incertitude ».....	198
Figure D.7 Interface graphique de l'onglet 7. « G�n�ration d'un ensemble d'hydrogrammes probabiliste »	199

LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS

La liste des sigles et abréviations présente, dans l'ordre alphabétique, les sigles et les abréviations utilisés dans le mémoire ou la thèse ainsi que leur signification. En voici quelques exemples :

AIC	Critère d'information d'Akaike
BIC	Critère d'information bayésien
CMAES	<i>Covariance Matrix Adaptation Evolution Strategy</i> (algorithme)
GLUE	<i>Generalized Likelihood Uncertainty Estimation</i>
GML	Gauss Marquardt Levenberg (algorithme)
GUI	<i>Graphical User Interface</i>
HP	<i>Highly Parallelized</i>
IC	Intervalle de confiance
LHS	<i>Latin Hypercube Sampling</i>
PEM	<i>Point estimation method</i>
PEST	<i>Parameter ESTimation</i>
PMM	<i>Perturbation moments method</i>
RMSE	Racine de l'erreur quadratique moyenne
SCEUA	<i>Shuffled Complex Evolution – University of Arizona</i> (algorithme)
SRH-1D	<i>Sedimentation and River Hydraulics – One Dimensional</i>

LISTE DES ANNEXES

ANNEXE A Article 1 : Standardized embankment dam breach outflow hydrographs uncertainty: case study of the 1996 dyke failure on the Ha! Ha! river	157
ANNEXE B Article 2 : Automatic calibration tool for SRH-1D hydraulic and sediment transport models	173
ANNEXE C Paramètres de calibration dans OptiSRH-1D.....	190
ANNEXE D Interface graphique du logiciel OptiSRH-1D	193

CHAPITRE 1 INTRODUCTION

La modélisation numérique des rivières est un outil essentiel pour cartographier les zones inondables, quantifier les conséquences géomorphologiques, économiques et humaines de la rupture d'un barrage, ou étudier l'impact des structures hydrauliques sur la sédimentation et l'érosion du lit. Alors que le besoin de précision augmente dû à complexité grandissante des projets, les ingénieurs hydrauliciens font face à deux problématiques importantes :

1. La calibration manuelle fastidieuse des modèles hydrosédimentaires ;
2. Le faux sentiment de justesse des modèles causé par l'application du principe de modélisation déterministe.

Les méthodes de calibration automatique et d'estimation de l'incertitude sont largement utilisées pour résoudre ces problèmes en hydrologie (Beven & Binley, 2014; Herrera et al., 2021; Moges et al., 2021). Cependant, elles sont encore au stade d'étude dans le domaine de la modélisation hydraulique, où la calibration par essais et erreurs et l'analyse de sensibilité manuelle sont encore très répandues dans la pratique (Hosseiny, 2022; Shoarinezhad et al., 2020).

Alors que ces méthodes font leur entrée progressive dans le domaine de la modélisation hydraulique, les efforts pour les intégrer à des modèles hydrosédimentaires demeurent limités (Beckers et al., 2020; Ho et al., 2021; J. Y. Jung et al., 2018; Sabatine et al., 2015). Or, modéliser la dynamique du transport de sédiments augmente considérablement la complexité des modèles de rivière, notamment en raison de l'ajout de nombreux paramètres qui alourdissent le processus de calibration (McKibbon & Mahdi, 2010).

En ce sens, les modèles hydrosédimentaires sont comparables aux modèles hydrologiques qui comprennent généralement plus de paramètres que les modèles hydrauliques (Gibson et al., 2017), ce qui accroît leur incertitude. De plus, les résultats de la modélisation hydrologique étant des entrées des modèles hydrosédimentaires, leur incertitude se propage sur les prédictions de ces modèles. Certaines études montrent d'ailleurs que l'incertitude associée aux intrants hydrologiques est souvent prédominante dans la prédiction des hauteurs d'eau par rapport à l'incertitude associée au coefficient de Manning (Annis et al., 2020; Bessar et al., 2020). Ce constat met en évidence l'intérêt de développer des méthodes permettant d'évaluer conjointement l'incertitude sur les prédictions associée à la modélisation hydrosédimentaire et aux intrants hydrologiques.

L'objectif principal de ce projet est donc de développer une procédure de calibration et d'analyse de l'incertitude automatisée pour les modèles hydrosédimentaires unidimensionnels. Les sous-objectifs sont les suivants :

S-O1. Développer un logiciel comprenant une interface graphique conviviale ;

S-O2. Développer une procédure permettant d'ajuster les paramètres continus (coefficients de Manning, contrainte de cisaillement critique, facteur de masquage, etc.) et discontinus (équation de transport, méthode d'ajustement de la largeur, etc.) des modèles hydrosédimentaires ;

S-O3. Tester la performance de différents algorithmes d'optimisation dans l'automatisation du processus de calibration ;

S-O4. Estimer conjointement l'incertitude associée à la modélisation hydrosédimentaire et aux intrants hydrologiques ;

La nature unique de chaque modèle hydrosédimentaire rend le développement d'une procédure généralisée complexe (McKibbon, 2009). Pour cette raison, l'outil développé se concentre sur l'analyse des modèles basés sur le logiciel SRH-1D. La méthodologie générale employée consiste à jumeler le modèle SRH-1D au logiciel PEST (*Parameter ESTimation*) qui comprend plusieurs algorithmes d'optimisation et divers outils d'analyse de l'incertitude indépendants du modèle (Doherty, 2018a).

La calibration automatisée est basée sur le principe d'optimisation mathématique. L'optimisation consiste à trouver les intrants qui permettent de maximiser ou minimiser une fonction mathématique. En considérant les modèles hydrosédimentaires comme des fonctions, il est possible d'optimiser leurs paramètres dans le but de minimiser les erreurs entre les valeurs simulées et des valeurs observées.

Pour l'analyse de l'incertitude, la méthodologie développée est fortement inspirée de la méthode GLUE (*Generalized Likelihood Uncertainty Estimation*) introduite par Keith Beven et Andrew Binley en 1992, laquelle est encore aujourd'hui grandement utilisée dans le domaine de l'hydrologie et dans d'autres domaines reliés à la modélisation environnementale (Beven & Binley, 2014).

Dans le but de répondre aux objectifs présentés, ce mémoire comprend :

- 1- Une revue de l'état de l'art en matière de modélisation hydrosédimentaire, d'optimisation appliquée à la calibration et d'analyse de l'incertitude des modèles environnementaux ;
- 2- Une présentation détaillée de l'approche méthodologique employée et du logiciel OptiSRH-1D développé ;
- 3- Des études de cas variées utilisées pour valider les diverses fonctionnalités du logiciel.

Enfin, le mémoire se conclut par une synthèse des résultats marquants, une analyse des limitations du projet et une ouverture sur les futures opportunités de développement.

CHAPITRE 2 REVUE DE LITTÉRATURE

La calibration automatisée est basée sur le principe d'optimisation, qui consiste à trouver la solution qui minimise ou maximise une fonction. Dans un contexte de calibration, un algorithme d'optimisation est employé pour ajuster les paramètres d'un modèle dans le but de minimiser ces erreurs par rapport à des données observées. Pour répondre à l'objectif principal de ce mémoire qui est de développer une méthode de calibration automatisée applicable aux modèles hydrosédimentaires, il est donc essentiel de jumeler un algorithme d'optimisation à un modèle numérique de rivière. Ce chapitre présente donc une revue de l'état de l'art en matière de d'optimisation appliquée à la calibration de modèles hydrologiques et hydrauliques et de modélisation hydrosédimentaire. Le chapitre se termine par la présentation du logiciel Parameter ESTimation (PEST) qui permet l'application de plusieurs algorithmes d'optimisation au problème de calibration, et ce, indépendamment du modèle utilisé.

2.1 Calibration automatisée

La calibration est l'une des étapes de la modélisation qui consiste à ajuster les constantes du modèle pour que ce dernier soit le plus représentatif de la réalité possible. Il existe deux grandes approches à la calibration : la méthode manuelle, dite par essai-erreur, et la méthode automatisée, basée sur l'utilisation d'un algorithme d'optimisation (Vidal et al., 2007).

La première méthode est la plus couramment employée, peut-être en raison de l'intégration complexe d'algorithmes d'optimisation aux logiciels de modélisation hydrosédimentaire. Cette méthode consiste à modifier manuellement les paramètres en se basant sur la comparaison visuelle entre les valeurs observées et simulées par le modèle (Vidal et al., 2007). Cette méthode demeure laborieuse par son caractère itératif, d'autant plus qu'elle requiert la supervision d'un personnel d'expérience et ne produit aucune nouvelle information (McKibbon & Mahdi, 2010). De plus, les résultats peuvent varier en fonction de l'expérience du modélisateur et de ses connaissances sur le site étudié (Vidal et al., 2007).

Afin d'augmenter la fiabilité des modèles et de réduire le temps alloué à la calibration, des méthodes automatisées peuvent être utilisées. Ces méthodes sont basées sur trois éléments importants : 1) l'évaluation d'une fonction objectif, laquelle représente l'écart entre les valeurs observées et simulées, 2) l'utilisation d'un algorithme d'optimisation permettant de converger vers

une solution qui minimise la fonction objectif et 3) un critère de convergence qui met fin à l'algorithme lorsque la solution est jugée satisfaisante (Vidal et al., 2007).

Comme mentionné précédemment, l'intégration d'une procédure de calibration automatisée peut être complexe, c'est pourquoi certains outils d'optimisation ont été implantés à travers les années dans les logiciels tels que HEC-RAS (USACE Hydrologic Engineering Center, 2024) et Mike 11 (DHI, 2017). Cependant, ces outils demeurent souvent très limités. Par exemple, HEC-RAS propose un outil permettant de calibrer automatiquement le coefficient de Manning en régime non permanent pour différents intervalles de débit en utilisant des données de hauteur d'eau en fonction du temps (USACE Hydrologic Engineering Center, 2024). Cet outil n'est applicable qu'aux modèles en régime non permanent, en plus de ne se limiter qu'à un seul paramètre, soit le coefficient de Manning. Le module AutoCal utilisable avec la suite Mike est plus flexible, puisqu'il permet la calibration de plusieurs paramètres. Cependant, ce module est généralement utilisé pour calibrer des paramètres associés au modèle hydrologique de ruissellement et parfois le coefficient de Manning du modèle hydrodynamique (Clilverd et al., 2016; Filianoti et al., 2020). De plus, seuls des algorithmes d'optimisation globale, qui requièrent un nombre important d'exécutions du modèle pour converger, sont implantés dans ce module (DHI, 2017). AutoCal n'est donc pas adapté pour calibrer des modèles hydrosédimentaires dont le temps de calcul est généralement supérieur aux modèles hydrologiques, surtout en régime non permanent.

La calibration automatisée est plus répandue pour la modélisation hydrologique que la modélisation hydraulique. En effet, de nombreuses études sont réalisées dans le but de comparer l'efficacité des algorithmes utilisés pour la calibration de modèles hydrologiques (Arsenault et al., 2014; Vidmar et al., 2020), d'améliorer les méthodes d'optimisation (Brunetti et al., 2022; Huot et al., 2019) et de faciliter l'utilisation de ces outils d'optimisation pour différents modèles hydrologiques à travers la création d'interfaces graphiques conviviales (García-Alén et al., 2024) ou l'intégration directe dans les logiciels de modélisation (Garcia Hernandez et al., 2020).

Plusieurs raisons peuvent expliquer le grand intérêt accordé à la calibration automatisée des modèles hydrologiques par rapport à celle des modèles hydrauliques. D'une part, les modèles hydrologiques comprennent en général plus de paramètres incertains que les modèles hydrauliques (Gibson et al., 2017) pour lesquels, en général, seuls les coefficients de rugosité de Manning sont ajustés et parfois les coefficients d'expansion et de contraction. D'autre part, les modèles

hydrologiques sont hautement non linéaire, multimodaux et non convexes, ce qui rend leur calibration manuellement plus fastidieuse que celle des modèles hydrauliques (Arsenault et al., 2014). Le temps de simulation des modèles hydrologiques est également moins important que celui des modèles hydrauliques, ce qui rend l'utilisation de méthodes d'optimisation automatiques (qui nécessitent généralement un grand nombre d'exécutions du modèle) plus simple.

Les modèles de transport de sédiments sont comparables aux modèles hydrologiques, malgré le fait qu'ils soient intégrés dans des modèles hydrodynamiques, dans le sens où ils sont grandement paramétrés, ce qui complexifie leur calibration (Gibson et al., 2017). Malgré la complexité associée à la calibration des modèles hydrosédimentaires, peu d'études se penchent sur cette problématique et proposent des méthodes pour l'automatiser. À l'heure actuelle, la plupart des efforts d'automatisation de la calibration portent sur les aspects hydrodynamiques à travers l'ajustement du coefficient de Manning (Agresta et al., 2021; Ayvaz, 2013; Hosseiny, 2022; Lin et al., 2017; Philippus et al., 2021; Rothé et al., 2018; Shahverdi & Talebmorad, 2023; F. Yang et al., 2021; R. Yang et al., 2020).

Jung et al. (2018) et Sabatine et al. (2015) ont utilisé un algorithme appelé *multivariate shuffled complex evolution metropolis – uncertainty* (MSU) pour calibrer les paramètres d'un modèle hydrosédimentaire basé sur le logiciel SRH-1D comme le coefficient de Manning, la contrainte de cisaillement critique, le facteur de masquage, l'épaisseur de la couche active, le facteur de récupération pour la déposition et l'érosion, etc. Cependant, la méthode qu'ils ont employée n'est pas rapidement reproductible, dans le sens où ils n'ont pas développé un outil pour en faciliter l'utilisation. La calibration des paramètres a été entreprise pour 3 équations de transport différentes pour chacune de ces études.

Shoarinezhad et al. (2020) ont comparé l'efficacité de différents types d'algorithme dans la calibration du coefficient de rugosité, de l'épaisseur de la couche active et de la fraction volumique des sédiments compactés pour le modèle hydrosédimentaire tridimensionnel d'un canal expérimental. Shoarinezhad et al. (2024) a ensuite utilisé l'algorithme le plus performant issu de l'étude réalisée en 2020 pour calibrer le coefficient de rugosité, l'épaisseur de la couche active, la fraction volumique des sédiments compactés, le facteur de masquage et l'équation de transport du modèle 3D du réservoir Bodendorf en Autriche. Puisque le choix de l'équation de transport n'est pas un paramètre continu, il n'est pas intégré dans l'algorithme d'optimisation. L'équation est

plutôt modifiée manuellement entre chaque optimisation des paramètres continus. Dans cette étude, 3 équations sont testées.

McKibbon et Mahdi (2010), quant à eux, ont développé un logiciel appelé OptiMHYSER doté d'une interface graphique intégrée dans Microsoft Excel permettant de calibrer huit différents paramètres : les coefficients de rugosité de Manning, les coefficients de pertes de charge locales, la méthode de minimisation utilisée pour l'ajustement de la largeur, le nombre de tubes de courant, l'équation de transport, le débit sédimentaire entrant et l'épaisseur de la couche active. Cependant, cet outil n'est pas complet puisqu'il omet plusieurs paramètres d'importance dans la calibration des modèles hydrosédimentaires tels que la contrainte de cisaillement critique, le facteur de masquage et le facteur de récupération pour la déposition et l'érosion, pour n'en nommer que quelques-uns. De plus, il n'est utilisable qu'avec le logiciel MHYSER1.0, lequel ne permet pas la modélisation des écoulements non permanents.

2.1.1 Algorithmes d'optimisation

Les algorithmes d'optimisation pouvant être utilisés pour la calibration automatique sont nombreux. La Figure 2.1 montre une classification simplifiée des algorithmes existants.

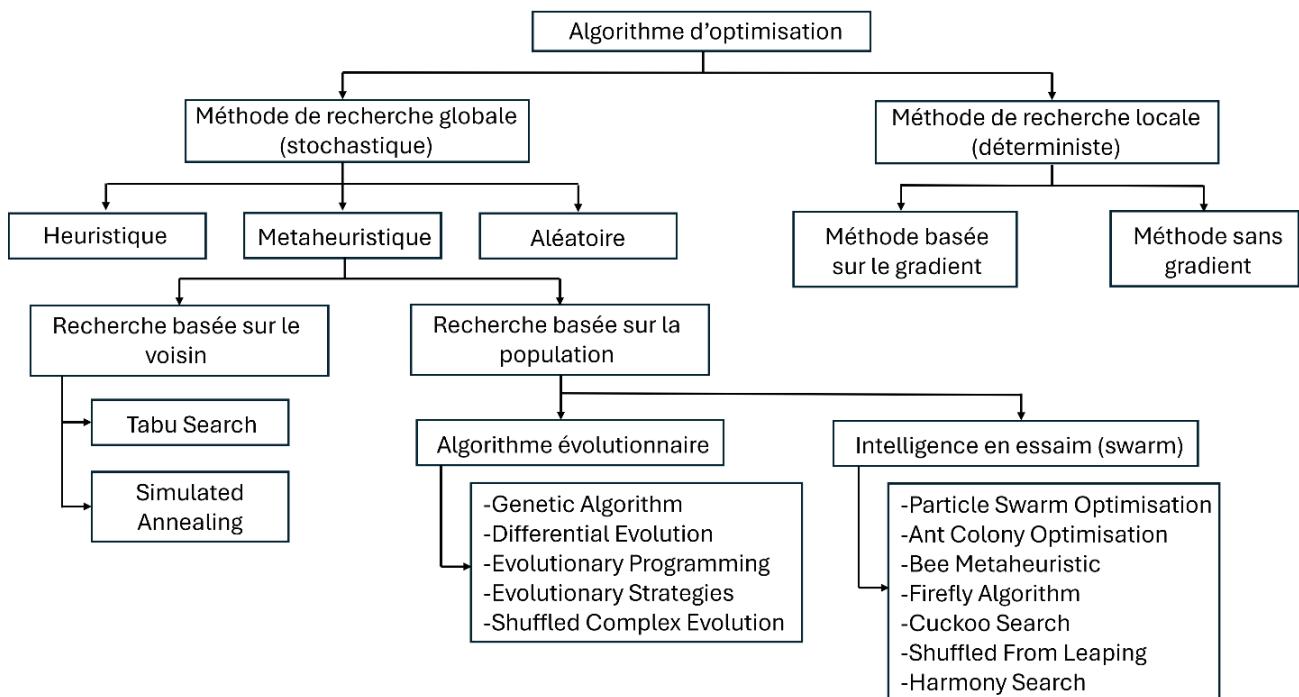


Figure 2.1 Classification des algorithmes d'optimisation (adapté de Janga Reddy et Nagesh Kumar (2020))

Les algorithmes d'optimisation peuvent être classés selon deux grandes catégories : les méthodes de recherche globale et les méthodes de recherche locale. Les méthodes locales peuvent être subdivisées en deux catégories : les méthodes basées sur le gradient et les méthodes sans gradient. Les méthodes basées sur le gradient, tel que l'algorithme de Gauss-Marquardt-Levenberg, déterminent la direction permettant de réduire la fonction objectif en utilisant une estimation de sa dérivée première ou seconde (García-Alén et al., 2024). Les méthodes de recherche directe comme l'algorithme MADS (Audet & Dennis, 2006) échantillonnent l'espace des paramètres de manière systématique sans calculer de dérivées (García-Alén et al., 2024). Ces méthodes déterministes ont l'avantage de converger rapidement vers une solution optimale et de nécessiter moins d'exécutions du modèle que les méthodes globales (Shoarinezhad et al., 2020). Cependant, l'espace des solutions est limité au voisinage de la solution initiale avec ces méthodes, ce qui augmente le risque que l'algorithme demeure coincé dans un optimum local si la fonction objectif est hautement non linéaire (Lin et al., 2017). Il est donc important de sélectionner avec soin les valeurs initiales utilisées avec ces algorithmes (Shoarinezhad et al., 2020) ou d'entreprendre l'optimisation avec plusieurs ensembles de valeurs initiales pour valider la convergence. La Figure 2.2 illustre le risque de converger vers un optimum local en utilisant une méthode d'optimisation locale avec une fonction objectif hautement non linéaire.

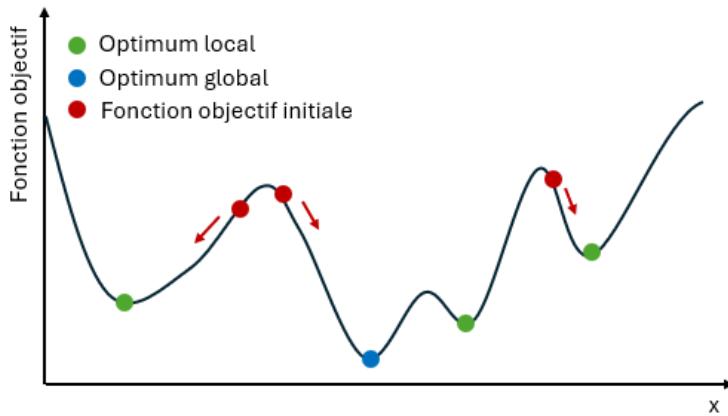


Figure 2.2 Schéma de l'impact de la valeur initiale sur l'optimum trouvé avec une méthode de recherche locale pour une fonction objectif hautement non linéaire

Les méthodes de recherche globale permettent un échantillonnage complet de l'espace des paramètres afin de trouver l'optimum global (Shoarinezhad et al., 2020). Évidemment, ces méthodes sont plus exigeantes en termes de calcul puisqu'elles nécessitent un nombre important

d'exécutions du modèle par rapport aux méthodes locales (Deslauriers, 2017). Les algorithmes météohéuristiques sont caractérisés par une phase dite d'exploration permettant de couvrir l'espace des paramètres à la recherche d'une région prometteuse et une phase d'exploitation où l'algorithme descend localement vers l'optimum (Huot et al., 2019). La plupart des méthodes météohéuristiques s'appuient sur des décisions probabilistes prises lors de la phase d'exploration (Le Digabel, 2024). Ces algorithmes se distinguent des méthodes purement aléatoires comme la méthode d'échantillonnage de Monte-Carlo par leur capacité d'apprentissage au fil des itérations et leur méthode de descente locale.

Les méthodes globales météohéuristiques sont particulièrement populaires pour la calibration des modèles hydrologiques (Arsenault et al., 2014) . Plusieurs auteurs se sont également penchés sur leur utilité dans la calibration du coefficient de Manning de modèles hydrodynamiques 1D (Agresta et al., 2021; Ayvaz, 2013; Lin et al., 2017; Philippus et al., 2021; Rothé et al., 2018; Shahverdi & Talebmorad, 2023; F. Yang et al., 2021) ou 2D en utilisant un modèle substitut (Hosseiny, 2022; R. Yang et al., 2020). En effet, l'utilisation de ces algorithmes est peu adaptée pour la calibration des modèles nécessitant de grands temps de calcul comme des modèles hydrodynamiques 2D ou des modèles hydrosédimentaires. Il peut donc être nécessaire d'utiliser des modèles substituts pour utiliser ces algorithmes. Les modèles substituts sont souvent basés sur l'intelligence artificielle et permettent de reproduire le comportement du modèle physique en beaucoup moins de temps (Beckers et al., 2020). L'un des désavantages de cette méthode est qu'en plus de devoir maîtriser les notions d'optimisation essentielles à la calibration automatisée, le modélisateur doit maintenant connaître des techniques pour construire et calibrer un modèle substitut, ce qui complexifie grandement le processus de calibration. C'est pour cette raison que certains auteurs préfèrent utiliser des méthodes locales pour la calibration de modèles complexes dont le temps de calcul rend l'utilisation de méthodes globales irréalistes (Deslauriers & Mahdi, 2018; Shoarinezhad et al., 2024).

2.1.2 Équifinalité

L'équifinalité est le principe selon lequel plusieurs structures et ensembles de paramètres d'un modèle donné peuvent mener à des résultats similaires permettant de reproduire adéquatement les valeurs observées (Beven & Freer, 2001). Ce concept va à l'encontre de l'objectif de la calibration automatisée qui a pour but de trouver un ensemble de paramètres optimal. Il met également en

évidence l'importance reliée à l'estimation de l'incertitude puisque si plusieurs ensembles de paramètres ont un comportement similaire dans une situation donnée, il n'est pas dit qu'ils ne généreront pas des prédictions différentes dans une autre situation. En réponse à ce nouveau problème d'estimation de l'incertitude généré par l'introduction du concept d'équifinalité en hydrologie, Beven et Binley proposent en 1992 une méthodologie appelée *Generalized Likelihood Uncertainty Estimation* (GLUE) permettant d'estimer l'incertitude sur les prédictions d'un modèle (Beven & Binley, 2014). Cette méthodologie comprend 3 étapes :

- 1- La sélection d'intervalles pour les paramètres analysés.
- 2- La simulation stochastique de différents ensembles de paramètres générés par une méthode d'échantillonnage de Monte-Carlo ou par Hypercube Latin (LHS).
- 3- L'évaluation d'une fonction objectif indiquant la capacité de chaque ensemble à reproduire les valeurs observées. Un seuil peut être utilisé pour éliminer les ensembles dont les résultats sont jugés insatisfaisants. Les autres ensembles sont conservés et peuvent être utilisés pour générer un intervalle de confiance sur les prédictions (Aronica et al., 1998).

Le problème d'équifinalité est d'autant plus important lorsque le modèle comprend un grand nombre de paramètres à ajuster (Beven, 2006). En effet, la modélisation de phénomènes physiques complexes comme les processus hydrologiques et le transport de sédiments peut mener à une surparamétrisation du modèle (Beven, 2006). Plus grand est le nombre de paramètres qui influencent les mêmes observations, plus grand est le nombre d'ensembles de paramètres équivalents. Par exemple, pour les modèles hydrosédimentaires, une réduction de la contrainte de cisaillement critique, une augmentation du facteur de récupération pour l'érosion ou une réduction du coefficient de Manning sont tous des facteurs qui peuvent contribuer à augmenter l'érosion. Ce phénomène est moins observé pour les modèles hydrauliques où en général, le principal paramètre de calibration est le coefficient de Manning (Lepage, 2017).

Un autre problème relié à la calibration de modèles complexes est le surajustement (*overfitting*). Dans le but de réduire l'erreur entre les valeurs simulées et observées, la calibration peut mener à l'obtention de valeurs irréalistes qui n'ont aucune signification physique, ce qui réduit la fiabilité prédictive des modèles (Lepage, 2017). Le surajustement d'un paramètre peut parfois compenser pour une faille du modèle et permettre une bonne correspondance entre les valeurs simulées et les données historiques, même si le modèle est inadapté pour le problème analysé. La validation du

modèle avec un ensemble d'observations historiques différentes de celles utilisées pour la calibration peut permettre de déceler un problème de surajustement. Il demeure néanmoins primordial que le modélisateur exerce son jugement professionnel dans le choix des paramètres finaux (Lepage, 2017), même si une procédure de calibration automatisée a été employée.

2.2 Modélisation hydrosédimentaire

La modélisation hydrosédimentaire consiste à représenter l'écoulement dans les rivières ainsi que le transport de sédiments à l'aide d'équations mathématiques. Ces modèles peuvent être utilisés pour la prédition des inondations, le contrôle de la sédimentation, le contrôle de l'érosion des berges, des études environnementales, des études de sécurité de barrage, etc.

Dans cette section, un total de 4 logiciels de modélisation sont présentés et comparés pour justifier le choix du logiciel SRH-1D dans le cadre de ce projet. Les fondements théoriques à la base de la modélisation hydrosédimentaire dans SRH-1D (Greimann & Huang, 2018), ainsi que les méthodes utilisées pour intégrer l'analyse de la rupture de barrage aux modèles sont ensuite présentées. La section se termine par une présentation des sources d'incertitude associée à la modélisation, ainsi qu'une revue des études antérieures réalisées dans le but d'estimer ces incertitudes.

2.2.1 Outils de modélisation

La modélisation numérique consiste à représenter à l'aide d'équations des processus physiques naturels. Il existe de nombreux modèles permettant de représenter l'écoulement dans les rivières. Les paramètres à analyser lors du choix d'un modèle sont notamment la nature et la complexité du problème, la capacité du modèle à représenter le problème, l'étendue de la zone à l'étude, les données disponibles, la puissance de calcul disponible, ainsi que le temps et le budget alloué au projet (Papanicolaou et al., 2008). Les modèles sont souvent classés en fonction de leur dimensionnalité spatiale (modèles 1D, 2D et 3D) et temporelle (permanent ou non-permanent).

Les modèles 1D et 2D sont généralement basés sur la résolution des équations de Saint-Venant pour la modélisation hydrodynamique et des équations d'Exner et d'advection-diffusion pour la modélisation du transport de sédiments. Ces équations sont résolues à l'aide de la méthode des différences finies pour les modèles 1D et avec les méthodes de différences finies, d'éléments finis ou de volumes finis pour les modèles 2D (Papanicolaou et al., 2008). La modélisation 1D est robuste lorsque la majorité de l'écoulement a lieu dans la direction du canal principal, puisqu'elle

ne permet pas de représenter les écoulements dans d'autres directions (Pinos et al., 2019). Les modèles 2D permettent une meilleure représentation de l'écoulement puisqu'ils calculent la composante de la vitesse dans le sens de l'écoulement et transversalement (Papanicolaou et al., 2008). Cependant, la puissance de calcul nécessaire limite l'applicabilité de ces modèles dans l'espace et dans le temps (Lai & Huang, 2023).

Les modèles 3D sont généralement basés sur la résolution des équations de Navier-Stokes pour la modélisation hydrodynamique et les équations de continuité et d'advection-diffusion pour le transport de sédiments à l'aide des méthodes de différences finies, d'éléments finis ou de volumes finis. Ils sont souvent utilisés pour modéliser l'écoulement près de structures hydrauliques ou de piliers où l'effet tridimensionnel est non négligeable (Papanicolaou et al., 2008) ou quand l'hypothèse de pression hydrostatique n'est pas valide. En raison de leur exigence élevée en matière de calcul, ces modèles sont utilisés pour modéliser des problèmes locaux (Pinos et al., 2019).

Malgré l'existence d'approches plus complexes, les modèles 1D sont encore couramment employés, particulièrement en consultation, en raison du peu de données nécessaires, de leur simplicité d'utilisation, ainsi que de la faible puissance de calcul nécessaire, ce qui fait souvent de ces modèles la seule solution réaliste pour la modélisation à long terme ou à grande échelle (étendue de 10 km à 100 km) (Lai et al., 2024; Papanicolaou et al., 2008; Pinos et al., 2019). Le Tableau 2.1 présente une comparaison de 4 logiciels de modélisation hydrodynamique en une dimension qui comprennent un module de transport de sédiments.

Parmi les modèles présentés dans le Tableau 2.1, SRH-1D est sélectionné pour ce projet en raison de son accès public, du grand nombre d'équations de transport de sédiments disponibles et de sa capacité à modéliser diverses structures hydrauliques, incluant la rupture de barrages. Un autre avantage de ce logiciel est le format des fichiers sortants qui permet une lecture facile des résultats à l'extérieur du logiciel comparativement aux fichiers binaires générés par HEC-RAS et MIKE 11. De plus, tout comme MIKE 11 et UNMHYSER-1D, SRH-1D permet la résolution de l'équation d'advection-diffusion pour le transport de sédiments lorsque le changement dans la concentration de sédiments en suspension est important (Greimann & Huang, 2018).

Tableau 2.1 Comparaison de logiciels de modélisation hydrosédimentaire

Modèles	Écoulement	Structures	Transport de sédiments	Types de sédiments	Éq. de transport	GUI	License	Fichier sortant	Élément particulier intégré au modèle
HEC-RAS (Brunner, 2016)	Permanent/ Non- permanent	-Vanne -Pont -Ponceau -Déversoir -Rupture de barrage/digue	-Éq. de continuité	Non cohésif/ Cohésif	7(9) ¹	oui	Publique	HDF5 (binaire)	-Couvert de glace -Affouillement au droit des piles de pont -Qualité de l'eau
MIKE 11 (DHI, 2021)	Non- permanent	-Débordement de route -Vanne -Pont -Ponceau -Déversoir -Rupture de barrage	-Éq. de continuité -Éq. d'advection diffusion	Non cohésif/ Cohésif	10	oui	Commerciale	DFS (binaire)	-Agrégation de sédiments cohésifs -Consolidation -Ruisseaulement (rainfall-runoff) -Qualité de l'eau
SRH-1D (Greimann & Huang, 2018)	Permanent/ Non- permanent	-Vanne -Pont -Déversoir -Rupture de barrage	-Éq. de continuité -Éq. d'advection diffusion	Non cohésif/ Cohésif	14(29) ¹	non	Publique	DAT (texte)	-Agrégation de sédiments cohésifs -Consolidation -Érosion du roc -Une méthode d'ajustement de la largeur basée sur la théorie de minimisation
UMHYSER- 1D (AlQasimi, 2020)	Permanent/ Non- permanent	-Vanne -Pont -Déversoir	-Éq. de continuité -Éq. d'advection diffusion	Non cohésif/ Cohésif	13	non	Privée	TXT (texte)	-Agrégation de sédiments cohésifs -Approche par tubes de courant (optionnel) -Trois méthodes d'ajustement de la largeur basées sur la théorie de minimisation

¹La valeur entre parenthèses correspond au nombre d'équations disponibles en comptant les variantes d'une même équation.

2.2.2 Fondements théoriques de SRH-1D

Cette section présente les concepts fondamentaux à la base de la modélisation du transport de sédiments dans SRH-1D. Les notions théoriques et les équations proviennent du manuel utilisateur du logiciel SRH-1D (Greimann & Huang, 2018). L'objectif de cette section est de mettre en évidence les divers paramètres de calibration associés à la modélisation hydrosédimentaire.

Les équations de Navier-Stockes permettent de décrire le mouvement des fluides en 3D. En hydraulique fluviale, les équations de Saint-Venant sont couramment utilisées pour décrire les écoulements à surface libre en régime non uniforme non permanent. Ces équations sont basées sur l'intégration verticale des équations de Navier-Stockes (Shi, 2006) considérant un certain nombre d'hypothèses, dont l'hypothèse des pressions hydrostatiques qui est applicable lorsque la pente est faible. Les équations de Saint-Venant en 1-D sous leur forme conservative s'écrivent comme suit :

$$\frac{\partial Q}{\partial x} + \frac{\partial A}{\partial t} = q_l \quad (2.1)$$

$$\frac{\partial Q}{\partial t} + \frac{\partial}{\partial x} \left(\frac{Q^2}{A} \right) = gA \left[S_0 - S_f - \frac{\partial h}{\partial x} \right] + q_l \frac{Q}{A} \quad (2.2)$$

où Q = débit, A = aire mouillée, q_l = débit latéral par unité de largeur, S_0 = pente de fond du canal, S_f = pente énergétique et h = hauteur d'eau. Les équations 2.1 et 2.2 sont respectivement les équations de continuité et de quantité de mouvement. La pente énergétique qui se retrouve dans l'équation 2.2 est calculée avec l'équation de Manning :

$$S_f = \frac{Q|Q|}{K^2} \quad (2.3)$$

$$K = \frac{R_h A}{n} \quad (2.4)$$

où K = débitance, R_h = rayon hydraulique et n = coefficient de Manning. Puisque les équations de Saint-Venant n'ont pas de solution analytique, des méthodes d'approximation numériques doivent être employées pour les résoudre. Parmi les différentes méthodes existantes (différences finies, éléments finis, volumes finis, etc.) l'approximation par différences finies est la plus couramment employée pour la modélisation hydraulique en une dimension (Mahdi, 2003). Tel que son nom l'indique, cette méthode remplace les dérivées partielles des équations de Saint-Venant par des différences finies.

Les équations fondamentales qui régissent le transport de sédiments sont l'équation de continuité et l'équation d'advection-diffusion :

$$\frac{\partial Q_s}{\partial x} + (1 - p)W \frac{\partial \eta}{\partial t} = q_s \quad (2.5)$$

$$\frac{\partial (Ac)}{\partial t} + \frac{\partial (\xi Qc)}{\partial x} = \frac{\partial}{\partial x} \left(D_x A \frac{\partial c}{\partial x} \right) + \Omega \quad (2.6)$$

où Q_s = débit solide volumique [m^3/s], p = porosité du lit, W = largeur de la surface libre [m], η = élévation du fond [m], q_s = débit solide latéral par unité de largeur [$\text{m}^3/\text{s}/\text{m}$], A = aire mouillée [m^2], c = concentration de sédiments [kg/m^3], ξ = vitesse des sédiments relative à l'eau, Q = débit [m^3/s], D_x = coefficient de diffusion [m^2/s] et Ω = terme source [$\text{kg}/\text{m}/\text{s}$] (Chaudhry, 2008; Greimann & Huang, 2018; Lumborg & Pejrup, 2005). L'équation 2.5 est aussi communément appelée l'équation d'Exner dans la littérature. Ces équations permettent de calculer le transport des sédiments qui se déplacent par charriage et en suspension. Le transport par charriage correspond au mouvement des particules qui se déplacent en glissant, en roulant ou en sautant sur le fond (McKibbon, 2009). Le transport en suspension est généralement associé aux particules fines qui se déplacent dans l'eau sans toucher au fond. Le transport total correspond à la somme de ces deux modes de transport.

Le terme source dans l'équation 2.6 est calculé par :

$$\Omega = (V_e \rho_s - \xi V_d c) W \quad (2.7)$$

où V_e , V_d = vitesse d'érosion et de déposition [m/s], ρ_s = densité des sédiments secs [kg/m^3]. Les vitesses d'érosion et de déposition, V_e et V_d , sont calculées différemment pour les sédiments non cohésifs et cohésifs. La vitesse relative des sédiments peut être calculée pour le transport par charriage et en suspension :

$$\xi_{bed} = \frac{u_*}{U} \frac{1.1\phi^{0.17}[1 - e^{-5\phi}]}{\sqrt{\theta_r}} \quad (2.8)$$

$$\xi_{sus} = 1 + \frac{u_*}{2\kappa U} [1 - e^{2.7Z}] \quad (2.9)$$

où u_* = vitesse de cisaillement, U = vitesse, $\phi = \min(20, \theta/\theta_r)$, θ = contrainte de cisaillement de Shields, θ_r = contrainte de cisaillement de référence, $Z = \min(1, w_f/\kappa u_*)$ = paramètre de

suspension, w_f = vitesse de chute des sédiments et κ = constante de Von Karman (0,4) (Greimann & Huang, 2018). Puisque les équations 2.8 et 2.9 ne donnent pas la même valeur, la vitesse relative totale est calculée par :

$$\xi = \max(\xi_{bed}, \xi_{sus}) \quad (2.10)$$

Le coefficient de diffusion est quant à lui obtenu avec :

$$D_x = K_x \frac{W^2 U^2}{h u_*} \quad (2.11)$$

où K_x = coefficient de dispersion longitudinal et h est la hauteur d'eau.

Sédiments non cohésifs

Pour les sédiments non cohésifs, les vitesses d'érosion et de déposition sont calculées comme suit :

$$V_e = \frac{Q^*}{WL_{tot}} \quad (2.14)$$

$$V_d = \frac{Q}{WL_{tot}} \quad (2.15)$$

où Q^* est la capacité volumique de transport total [m^3/s] et L_{tot} correspond à la longueur d'adaptation de transport total [m]. Cette valeur correspond à la somme de la longueur d'adaptation du transport par charriage et du transport en suspension :

$$L_{tot} = f_s L_b + (1 - f_s) \frac{Q}{\alpha W w_f} \quad (2.16)$$

où f_s est la fraction de sédiments en suspension par rapport au transport total, L_b est la longueur d'adaptation pour le charriage et α est le facteur de récupération des particules en suspension. Les paramètres L_b et α déterminent la rapidité à laquelle la concentration en sédiments s'approche de la capacité de transport. Une diminution de L_b et une augmentation de α réduisent le temps nécessaire pour atteindre la capacité de transport (Greimann & Huang, 2018). Une valeur distincte de α est utilisée pour l'érosion et pour la déposition, soient α_e et α_d . La longueur d'adaptation pour le charriage est calculée à partir de la hauteur d'eau, h :

$$L_b = b_L h \quad (2.17)$$

où b_L est un coefficient adimensionnel.

La fraction de sédiments en suspension par rapport au transport total, f_s , est calculé à partir du paramètre de suspension définit pour l'équation 2.9 avec l'expression empirique suivante :

$$f_s = \min(1 ; 2.5 e^{-z}) \quad (2.18)$$

Enfin, il existe un grand nombre d'équations qui permettent d'estimer la capacité de transport Q^* utilisée dans l'équation 2.14. Ces équations sont développées pour correspondre à des conditions particulières d'écoulement et à des dimensions de sédiments données. Les résultats obtenus avec les différentes équations qui existent dans la littérature varient de manière significative, c'est pourquoi aucune équation universelle ne peut être appliquée à tous les cas (Greimann & Huang, 2018). Le Tableau 2.2 présente l'ensemble des équations de transport disponibles dans le logiciel hydrosédimentaire SRH-1D. Plusieurs autres équations existent dans la littérature. Certaines équations permettent de calculer le transport total (charriage et transport en suspension), alors que d'autres ne permettent que de calculer le transport par charriage.

Tableau 2.2 Équations de transport dans SRH-1D (adapté de Greimann et Huang (2018))

Équation de transport	Nom dans SRH-1D	Mode de transport	Paramètres d'ajustement	
			θ_{cr}	α
Engelund and Hansen (1972)	Engelund	Total		
Laursen (1958)	Laursen	Total	x	x
Laursen modifiée par Madden (1993)	LaursenM	Total	x	x
Ackers and White (1973)	Ackers	Total		x
Ackers and White (1990)	Ackersr	Total		x
Yang (1973) + Yang (1984)	Yang73	Total		
Yang (1979) + Yang (1984)	Yang79	Total		
Yang modifiée (1996)	YangY	Total		
Brownlie (1981)	Brownlie	Total		x
Meyer-Peter and Müller (1948) modifiée par Wong and Parker (2006)	Meyer	Total		
Parker (1990)	Parker	Charriage ¹	x	x
Wilcock and Crowe (2003)	Wilcock	Charriage ¹	x	x
Gaeuman (2009)	Gaeuman	Charriage ¹	x	x
Wu (2000)	Wu	Charriage	x	x

¹Les équations Parker, Wilcock et Gaeuman peuvent être jumelées à l'équation de Engelund dans le logiciel SRH-1D pour estimer le transport total.

Deux paramètres d'ajustement sont utilisés dans certaines équations : la contrainte de cisaillement de référence de Shields θ_{cr} [N/m²] et le facteur de masquage α . La contrainte de cisaillement de référence de Shields correspond à la contrainte critique à partir de laquelle les particules se mettent en mouvement. Le facteur de masquage est utilisé pour calculer le facteur d'exposition ξ_i , lequel permet de réduire la contrainte de cisaillement critique pour les particules plus larges et de l'augmenter pour les particules plus fines (Sabatine et al., 2015). Le paramètre ϕ_i se retrouve dans les équations de transports qui utilisent la contrainte de référence de Shields. Ce paramètre représente la contrainte de cisaillement relative à la contrainte critique :

$$\phi_i = \frac{\theta_i}{\xi_i \theta_{cr}} \quad (2.19)$$

$$\xi_i = \left(\frac{d_i}{d_{50}} \right)^{-\alpha} \quad (2.20)$$

où i représente la classe de taille de sédiments, d_i = diamètre moyen de la classe de sédiment i [m], d_{50} = diamètre médian de tous les sédiments [m].

Une augmentation du facteur de masquage α tend à augmenter les phénomènes de masquage et d'exposition selon lesquels les particules plus grandes ont plus de chances d'être exposées à l'écoulement et donc d'être mises en mouvement que les particules plus petites (USACE, 2023). La Figure 2.3 représente schématiquement ce phénomène, avec la particule d_k qui masque la particule d_j , laquelle a donc peu de chance d'être mise en mouvement.

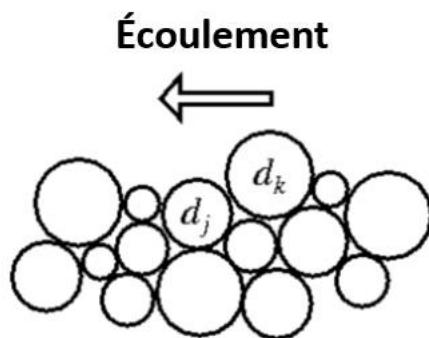


Figure 2.3 Représentation schématique du phénomène de masquage et d'exposition (adapté de USACE (2023))

Comme indiqué dans le Tableau 2.2, des variations des équations de Parker, Wilcock et Gaeuman sont disponibles dans le logiciel SRH-1D. La nomenclature des équations modifiées, ainsi que les

altérations par rapport aux équations de bases sont présentées dans le Tableau 2.3. Les équations modifiées identifiées par 1,2,3 ou 4 permettent de combiner l'équation de Engelund aux équations de transport par charriage afin d'estimer le transport total. La méthode 4 est recommandée par le manuel d'utilisateur de SRH-1D dans la plupart des cas. La méthode 3 doit être utilisée avec précaution, car son emploi n'a pas été largement appliqué ou testé (Greimann & Huang, 2018).

Tableau 2.3 Variations des équations Parker, Wilcock et Gaeuman disponibles dans le logiciel SRH-1D

Équations modifiées	Variation par rapport à l'équation de base
ParkerT, WilcockT, GaeumanT	- Utilisation de la contrainte de cisaillement totale, plutôt que de la contrainte de cisaillement associée aux grains.
Parker1, Wilcock1, Gaeuman1	- Utilisation de l'équation de Engelund si $d_{50} \leq d_{sable}$ - Utilisation de l'équation de transport par charriage si $d_{50} > d_{sable}$
Parker2, Wilcock2, Gaeuman2	- Utilisation de l'équation de Engelund pour $d_i \leq d_{sable}$ - Utilisation de l'équation de Engelund pour $d_i > d_{sable}$, si $d_{50} \leq d_{sable}$ - Utilisation de l'équation de transport par charriage pour $d_i > d_{sable}$, si $d_{50} > d_{sable}$
Parker3, Wilcock3, Gaeuman3	- Utilisation d'une équation modifiée combinant l'équation d'Engelund et l'équation de transport par charriage pour $d_i \leq d_{sable}$ - Utilisation de l'équation de transport par charriage si $d_i > d_{sable}$
Parker4, Wilcock4, Gaeuman4	- Utilisation de l'équation de Engelund si $d_i \leq d_{sable}$ - Utilisation de l'équation de transport par charriage si $d_i > d_{sable}$

Sédiments cohésifs

Pour les sédiments cohésifs, la capacité de concentration des sédiments C_i^* n'est pas utilisée dans l'équation 2.13. La concentration des sédiments est plutôt limitée par une constante de concentration maximale, ou de saturation (Greimann & Huang, 2018). Pour les sédiments cohésifs, l'équation 2.13 s'écrit donc :

$$C_i = C_{i-1} \exp\left(-\frac{V_{di} W_i \Delta x}{Q_i}\right) \quad (2.19)$$

Deux contraintes de cisaillements critiques différentes sont utilisées pour caractériser la déposition : la contrainte de cisaillement pour la déposition totale $\tau_{d,full}$ et la contrainte de cisaillement pour la déposition partielle $\tau_{d,part}$.

La vitesse de déposition V_d et la probabilité de déposition P_d sont calculées avec les équations 2.20, 2.21 ou 2.22 dépendamment de la contrainte de cisaillement τ :

$$\begin{aligned} V_d &= P_d \omega \\ P_d &= 1 - \frac{\tau}{\tau_{d,full}} \end{aligned} \quad \tau \leq \tau_{d,full} \quad (2.20)$$

$$\begin{aligned} V_d &= P_d \omega \left(1 - \frac{c_{eq}}{c}\right) \\ P_d &= 1 - \frac{\tau}{\tau_{d,part}} \end{aligned} \quad \tau_{d,full} < \tau < \tau_{d,part} \quad (2.21)$$

$$\begin{aligned} V_d &= 0 \\ P_d &= 0 \end{aligned} \quad \tau \geq \tau_{d,part} \quad (2.22)$$

où ω = vitesse de chute des sédiments [m/s], c_{eq} = concentration des sédiments cohésifs à l'équilibre (donnée par l'utilisateur) [kg/m³] et c = concentration des sédiments cohésifs [kg/m³].

La vitesse de chute varie en fonction de la concentration des sédiments cohésifs. Dans SRH-1D, la courbe de la vitesse de chute en fonction de la concentration peut être définie par défaut à partir du type de sédiments cohésifs ou elle peut être définie par l'utilisateur à l'aide de 4 points comme le montre la Figure 2.4. Le phénomène d'agrégation des sédiments cohésifs est responsable de l'augmentation de la vitesse de chute avec l'augmentation de la concentration à de basses concentrations (Greimann & Huang, 2018). En effet, les sédiments cohésifs en suspension ont tendance à s'agréger pour former des particules plus grandes. Bien que la densité de ces agrégats soit petite, leur poids est tout de même plus grand que celui d'une seule particule, ce qui augmente leur vitesse de chute sous un certain seuil de concentration, identifié par la variable C_2 sur la Figure 2.4. Lorsque la concentration dépasse le seuil C_2 , les particules en suspensions freinent la chute de ces agrégats, ce qui réduit la vitesse de déposition. Lorsque la concentration augmente davantage (au-delà du seuil C_3 sur la Figure 2.4), la taille des agrégats continue d'augmenter, ce qui augmente la résistance de l'eau à la chute et réduit donc la vitesse (McKibbin, 2009).

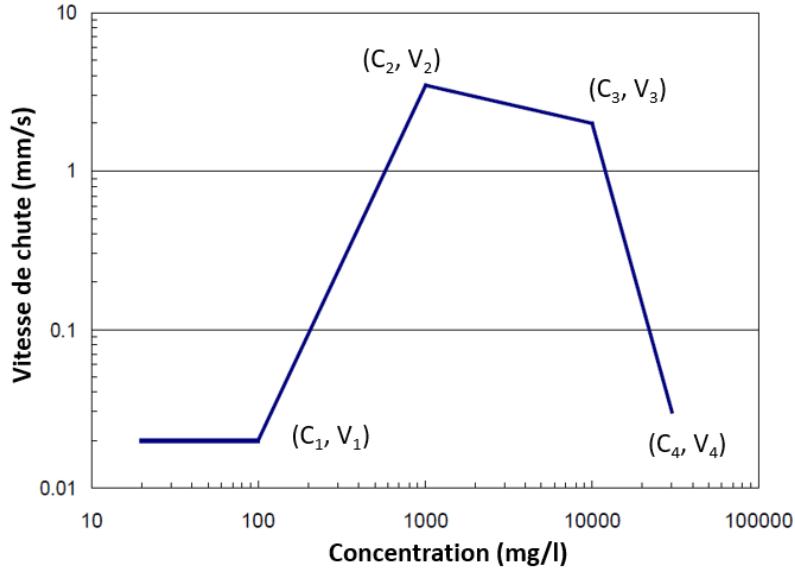


Figure 2.4 Données d'entrée dans le logiciel SRH-1D pour la vitesse de chute (adapté de Greimann et Huang (2018))

Tout comme pour la déposition, deux contraintes de cisaillement critiques sont utilisées pour modéliser le phénomène d'érosion : la contrainte de cisaillement critique pour l'érosion de surface τ_{se} et la contrainte de cisaillement critique pour l'érosion de masse τ_{me} . Lorsque la contrainte de cisaillement dépasse τ_{se} , les particules sont arrachées une à une de la surface du lit. Pour une contrainte de cisaillement supérieure à τ_{me} , des amas de particules sont arrachés. La vitesse d'érosion V_e [m/s] est calculée à l'aide des équations 2.23, 2.24 et 2.25 :

$$V_e = 0 \quad \tau < \tau_{se} \quad (2.23)$$

$$V_e = \frac{1}{3600} \left[\frac{M_{se}}{\rho_s} \left(\frac{\tau - \tau_{se}}{\tau_{me} - \tau_{se}} \right) \right] \quad \tau_{se} \leq \tau < \tau_{me} \quad (2.24)$$

$$V_e = \frac{1}{3600} \left[\frac{M_{me}}{\rho_s} \left(\frac{\tau - \tau_{me}}{\tau_{me}} \right) + M_{se} \right] \quad \tau \geq \tau_{me} \quad (2.25)$$

où M_{se} = constante d'érosion de surface [$\text{kg/m}^2/\text{hr}$], M_{me} = constante d'érosion de masse [$\text{kg/m}^2/\text{hr}$] et ρ_s = densité sèche des sédiments [kg/m^3]. Les constantes M_{se} et M_{me} varient en fonction du site et peuvent être déterminés expérimentalement, tout comme pour les contraintes de cisaillement critique d'érosion de surface et de masse (Greimann & Huang, 2018).

Mélange de sédiments

Pour tenir compte de la composition sédimentaire du lit, ce dernier est divisé en couches de sédiments. Ce modèle conceptuel est schématisé à la Figure 2.5. Les couches de sédiments ont une hauteur h_n et une fraction de masse $P_{n,k}$ pour chaque couche n et classe de sédiments k . La consolidation des sédiments cohésifs est modélisée dans chaque couche, ce qui mène à une augmentation de leur masse volumique. La couche en contact avec l'écoulement est appelée la couche active. Son épaisseur est définie par l'utilisateur et demeure constante tout au long de la simulation. Lorsque de l'érosion ou de la déposition est observée, le transfert se fait entre l'écoulement et la couche active. Pour que l'épaisseur de la couche active demeure constante, un transfert est réalisé entre la couche active et la première couche inactive (Greimann & Huang, 2018). Si de l'érosion nette est observée, des sédiments sont transférés de la première couche inactive vers la couche active. Au contraire, si de la déposition nette est observée, le transfert est réalisé à partir de la couche active vers la couche inactive. La fraction de masse transférée entre la couche active et la première couche inactive \widetilde{P}_k est calculée comme suit :

$$\widetilde{P}_k = \begin{cases} P_{2,k} & \text{érosion nette} \\ \chi p_k + (1 - \chi)P_{1,k} & \text{déposition nette} \end{cases} \quad (2.26)$$

où $P_{2,k}$ est la fraction de masse de la couche 2 (première couche inactive), p_k est la fraction de masse des sédiments déposés et χ est le poids donné à la fraction de masse des sédiments déposés (Hoey & Ferguson, 1994). Le paramètre χ est un coefficient de calibration de deuxième ordre (Greimann & Huang, 2018).

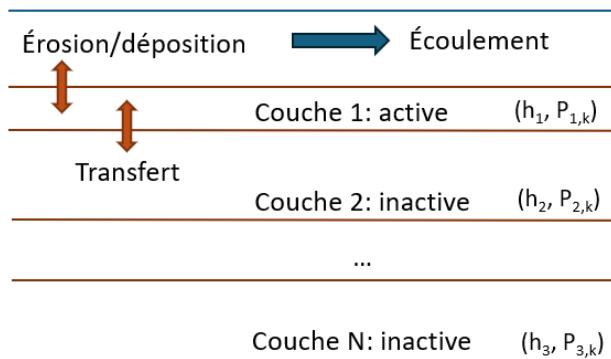


Figure 2.5 Représentation schématique du concept de couches de sédiments (adapté de Greimann et Huang (2018))

Ajustement de la géométrie du lit

Le volume d'érosion ou de déposition génère une modification de la géométrie des sections transversales. Il existe deux méthodes d'ajustement de la géométrie : l'ajustement vertical et l'ajustement horizontal. L'ajustement vertical consiste à augmenter ou à diminuer l'élévation du lit d'une même hauteur pour tous les points situés sous l'eau. Pour la méthode d'ajustement horizontale, la hauteur de sédiments déposés ou érodés varie le long de la section transversale. La hauteur est maximale près des berges et elle est nulle pour le thalweg. Dans le logiciel SRH-1D, l'utilisateur peut choisir de n'utiliser que la méthode d'ajustement verticale ou d'utiliser la méthode de minimisation de la pente d'énergie pour déterminer la méthode d'ajustement appropriée à chaque pas de temps (Greimann & Huang, 2018).

Dans certains cas, seule une partie du canal est sujette à érosion. Ce phénomène peut être observé lors de l'érosion du delta sédimentaire d'un réservoir après le retrait d'un barrage (Cantelli et al., 2004). En effet, la largeur du delta est souvent plus grande que celle de la rivière, mais la largeur d'érosion observée est généralement similaire à celle de la largeur de la rivière (Greimann & Huang, 2018). Afin de modéliser ce phénomène, la largeur d'érosion W_e peut être définie par :

$$W_e = aQ^b \quad (2.27)$$

où a et b sont des constantes à ajuster et Q est le débit.

L'érosion d'un canal peut mener à une augmentation de la pente des berges. Au-delà d'une certaine pente, les berges peuvent devenir instables et s'effondrer. Afin de limiter la pente des berges à une valeur réaliste, il est possible de définir l'angle de repos des berges au-dessous $\theta_{r,b}$ et au-dessus $\theta_{r,a}$ de l'eau. Lorsque la pente est supérieure à l'angle de repos, le logiciel ajuste la pente et les sédiments retirés sont ajoutés au débit sédimentaire latéral.

2.2.3 Rupture de barrage en remblais par submersion

L'analyse des conséquences d'une rupture de barrage peut être intégrée directement dans le logiciel de modélisation utilisé, comme il est possible de le faire avec MIKE 11, HEC-RAS et SRH-1D (Brunner, 2014; DHI, 2021; Greimann & Huang, 2018). Cependant, les modèles de rupture disponibles dans ces logiciels peuvent être limitant et c'est pourquoi il est également possible de modéliser la rupture à l'extérieur du logiciel de modélisation hydrosédimentaire. Le modèle de rupture permet ainsi d'obtenir un hydrogramme, lequel peut être utilisé comme intrant du modèle

hydrosédimentaire pour étudier les conséquences de la brèche sur l'écoulement et le transport de sédiments à l'aval.

La modélisation de la rupture des barrages en remblai est une entreprise complexe qui requiert une expertise multidisciplinaire en hydraulique et en géotechnique. L'état des connaissances actuelles dans ces deux domaines empêche les ingénieurs de déterminer avec confiance les conséquences d'une rupture. Les modèles de rupture existants peuvent être classés en trois catégories : physique, conceptuel et empirique.

Les modèles physiques sont exclusivement basés sur les principes issus de l'hydrodynamique, du transport de sédiments et de la mécanique des sols (Bernard-Garcia, 2023). Leur utilisation est limitée par l'avancée des connaissances sur les processus physiques impliqués, ainsi que le grand nombre de données entrantes et la puissance de calcul nécessaire.

Les modèles empiriques permettent de mettre en relation divers paramètres de rupture observés comme le débit de pointe, la hauteur du barrage, la hauteur d'eau au-dessus de la crête, le volume d'eau au-dessus de la crête, le volume du réservoir, la largeur de la brèche, la hauteur de la brèche, le temps de formation de la brèche, etc. Ils sont développés à partir de bases de données de ruptures historiques telles que celles compilées par Wahl (1998), Froehlich (2008, 2016), Zhang et al. (2016) et Bernard-Garcia et Mahdi (2018). Wahl (1998), Froehlich (2016), Azmi et Thomson (2024) recensent de nombreuses équations développées à travers les années pour estimer le débit de pointe, le temps de formation, ainsi que la largeur et la hauteur de la brèche. Plusieurs auteurs s'intéressent également à l'utilisation de l'intelligence artificielle pour estimer le débit de pointe (Eghbali et al., 2017; Hooshyaripor et al., 2015; Nourani et al., 2011), ainsi que le temps de formation et la largeur de la brèche (Azmi & Thomson, 2024).

Enfin, les modèles conceptuels utilisent une représentation paramétrée de la géométrie de la brèche et des équations physiques pour modéliser le processus d'érosion et/ou le débit de brèche. Les modèles conceptuels peuvent être considérés comme un mélange entre les modèles physiques et empiriques. Certains utilisent des équations basées sur le transport de sédiments ou la mécanique des sols pour simuler la progression de la brèche, comme les modèles WinDAM et HR BREACH (Bernard-Garcia, 2023). Cependant, ces modèles nécessitent des données géotechniques qui ne sont pas toujours disponibles, c'est pourquoi d'autres modèles permettent une paramétrisation complète du processus d'érosion, en se basant sur une progression linéaire ou sinusoïdale de la

brèche dans le temps. La Figure 2.6 montre un exemple de modèle où la géométrie et la progression de la brèche sont paramétrées.

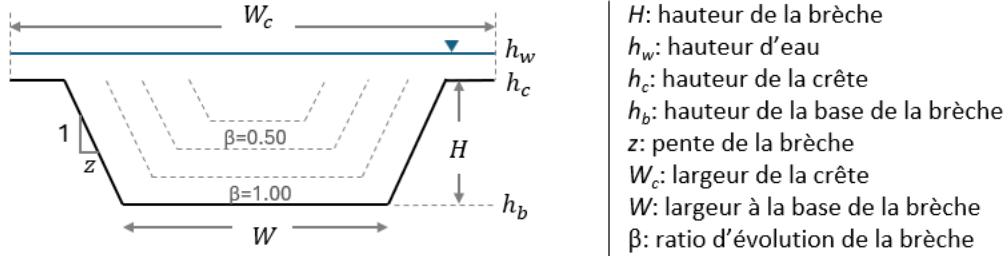


Figure 2.6 Exemple de modèle conceptuel de géométrie de la brèche (adapté de Froehlich (2008))

L'évolution de la brèche est gouvernée par le paramètre β , lequel peut être calculé par :

$$\beta_i = \begin{cases} \frac{t_i - (T_i + T_0)}{T_f} & \text{progression linéaire} \\ \sin\left(\frac{\pi[t_i - (T_i + T_0)]}{2T_f}\right) & \text{progression sinusoïdal} \end{cases} \quad (2.28)$$

où t_i = temps au pas i , T_0 = temps à partir duquel la hauteur d'eau dépasse la crête, T_i = temps d'initialisation (temps entre le moment où l'érosion s'initie et T_0), T_f = temps de formation (temps nécessaire à la formation complète de la brèche après l'initiation de l'érosion) (Froehlich, 2008; Greimann & Huang, 2018).

Pour ce type de modèle, le débit de brèche Q_{dam} peut être estimée à partir de l'équation d'un seuil épais (Greimann & Huang, 2018; Marche, 2008):

$$Q_{dam,i} = 1.7W_i(h_{w,i} - h_{b,i})^{1.5} + 1.26z(h_{w,i} - h_{b,i})^{2.5} \quad (2.29)$$

où W , h_w , h_b et z sont définies à la Figure 2.6.

À partir de la courbe d'emmagasinement du réservoir, il est possible d'utiliser le principe de conservation de la masse pour modéliser l'élévation de la hauteur d'eau h_w pendant la rupture et d'ainsi obtenir l'hydrogramme de rupture. Pour ce faire, il est cependant nécessaire de connaître la hauteur finale de la brèche H , la largeur finale de la base de la brèche B , la pente des berges de la brèche z , le temps d'initialisation T_i et le temps de formation T_f . En général, le temps d'initialisation est supposé égal à zéro pour les barrages en remblais. L'érosion s'initie donc dès l'instant où la hauteur d'eau atteint la crête du barrage. En ce qui concerne les autres paramètres, il existe des normes,

basées sur des données de ruptures historiques, qui permettent de les estimer. Le Tableau 2.4 présente des exemples de normes utilisées à travers le monde. Pour toutes les normes présentées, la hauteur finale de la brèche H correspond à la hauteur du barrage H_d .

Tableau 2.4 Paramètres de brèches normalisés (adapté de Brunner (2014) et Marche (2008))

Norme	H	W [m]	Z	Ti [h]	Tf [h]
HQ 60-00-00	H_d	4H	1	0	0.5
USACE 2007	H_d	(0.5 à 5)H	0-1	0	0.1-4
FERC	H_d	(1 à 5)H	0-1	0	0.1-1
NWS	H_d	(2 à 5)H	0-1	0	0.1-1

L’application généralisée de paramètres normés est critiquée (Bernard-Garcia & Mahdi, 2023; Morin & Mahdi, 2024). L’étude réalisée par Morin et Mahdi (2024) présente un cas où l’utilisation de ces normes mène à une sous-estimation de l’hydrogramme de brèche et donc des conséquences de la rupture. En plus de ne pas toujours donner des résultats conservateurs, l’utilisation de paramètres normés pour l’estimation de l’hydrogramme de rupture n’est pas représentative de l’incertitude importante associée à ces paramètres. De nouvelles approches stochastiques sont utilisées pour générer des ensembles de paramètres à partir de méthodes d’échantillonnage variées (Monte Carlo, Latin Hypercube Sampling, Point Estimation Method), ce qui permet de représenter l’incertitude à travers des hydrogrammes de rupture probabilistes. L’étude réalisée par Bernard-Garcia et Mahdi (2023) présente une méthodologie pour générer des hydrogrammes probabilistes basée sur la méthode d’échantillonnage de Monte-Carlo. Pour le cas présenté dans cette étude (digue Ouiqui, située dans la région du Saguenay au Québec), l’hydrogramme obtenu avec la norme HQ 60-00-00 a une probabilité de non-dépassement de 76%.

2.2.4 Incertitudes

La modélisation n’étant qu’une représentation de la réalité, des erreurs subsistent entre les valeurs simulées et celles observées sur le terrain. Ces erreurs sont causées par les différentes incertitudes inhérentes à la modélisation telles que : les équations utilisées, la méthode numérique employée pour la résolution des équations aux dérivées partielles, les données utilisées pour la paramétrisation (débit, bathymétrie, conditions limites, etc.), la calibration et la validation du modèle (hauteurs d’eau, élévation du thalweg, volume de sédiments érodés/déposés, etc.), la

méthode employée pour la calibration et l'échelle spatio-temporelle. Plusieurs études se sont penchées sur l'analyse de ces incertitudes.

Sabatine et al. (2015) ont utilisé une méthode appelée *multivariate shuffled complex evolution metropolis-uncertainty analysis* (MSU) pour calibrer les paramètres d'un modèle hydrosédimentaire et pour produire un échantillon de plusieurs ensembles de paramètres possibles permettant ainsi d'estimer l'incertitude associée à la calibration. Ils ont également utilisé la méthode *Bayesian model averaging* (BMA) pour produire une prédition basée sur la combinaison de trois équations de transports et pour estimer l'incertitude associée au modèle. Les résultats montrent que l'analyse de l'incertitude associée au choix de l'équation de transport augmente considérablement l'intervalle de confiance associée à l'incertitude sur les paramètres.

Jung et al. (2018) ont utilisé une variation de la méthode BMA pour combiner des équations de transports et évaluer leur incertitude en se basant sur plusieurs variables d'observations. Les résultats montrent que l'utilisation de plusieurs types d'observations dans l'application de la méthode BMA permet de produire un modèle plus fiable avec une meilleure estimation de l'incertitude.

D'autres auteurs ont étudié l'incertitude combinée du coefficient de Manning et du débit entrant sur les prédictions de modèles hydrodynamiques (Annis et al., 2020; Bessar et al., 2020; Bozzi et al., 2015; Dimitriadis et al., 2016; Y. Jung & Merwade, 2012; Kim & Sanders, 2016; Oubennaceur et al., 2018). La plupart des études qui portent l'incertitude combinée du coefficient de Manning et du débit sont réalisées pour des modèles en régime permanent (Bessar et al., 2020; Bozzi et al., 2015; Dimitriadis et al., 2016; Y. Jung & Merwade, 2012; Oubennaceur et al., 2018).

Annis et al. (2020) ont entrepris d'estimer l'incertitude relative à l'hydrogramme généré par un évènement de pluie pour différentes périodes de retour et l'incertitude associée au coefficient de Manning d'un modèle hydraulique 2D. Les résultats obtenus suggèrent une forte prédominance de l'incertitude associée à l'hydrogramme dans le tracé des cartes d'inondation.

Plusieurs auteurs ont analysé la combinaison de l'incertitude associée aux paramètres de rupture de barrages en remblais et de l'incertitude causée par le coefficient de Manning dans la modélisation hydraulique en 1D (Tsai et al., 2019) et en 2D (Goeury et al., 2022; Kim & Sanders, 2016) de la zone inondable.

L'approche employée par Kim et Sanders (2016) pour l'estimation de l'incertitude est l'analyse de scénarios générés manuellement. Cette approche est rarement utilisée, puisqu'elle ne permet pas de construire des intervalles de confiance. De manière générale, l'incertitude associée aux paramètres est estimée en utilisant une méthode d'échantillonnage telle que Monte-Carlo (Annis et al., 2020; Bozzi et al., 2015; Dimitriadis et al., 2016; Goeury et al., 2022; Hajjout, 2019; Y. Jung & Merwade, 2012; Papaioannou et al., 2017; Safari, 2018), l'échantillonnage par hypercube latin (LHS) (Bessar et al., 2020), la méthode d'estimation ponctuelle (*point estimation method*, PEM) (Oubennaceur et al., 2018), ou la *perturbation moments method* (PMM) (Tsai et al., 2019).

2.3 PEST

Le logiciel PEST (*Parameter ESTimation*) est un outil indépendant du modèle permettant la calibration et l'analyse de l'incertitude des modèles (Doherty, 2018a). Grâce à sa flexibilité, ce logiciel peut être utilisé avec tout modèle qui ne requiert pas l'intervention d'un utilisateur pour être exécuté et dont les entrées et les sorties sont compilées dans un fichier texte. Depuis sa sortie en 1994, ce logiciel a été largement utilisé par la communauté scientifique dans une variété de domaines reliés à l'environnement comme l'hydrologie (Blasone et al., 2007; García-Alén et al., 2024; Vidmar et al., 2020), la modélisation hydraulique et hydrosédimentaire 1D, 2D et 3D (Deslauriers & Mahdi, 2018; Lepage, 2017; McKibbon & Mahdi, 2010; Shoarinezhad et al., 2024) et la modélisation du drainage en milieu urbain (Perin et al., 2020).

L'algorithme principal employé par PEST est l'algorithme Gauss-Marquard-Levenberg (GML), lequel est basé sur la méthode du gradient, une méthode de recherche locale (voir Figure 2.1). Dû aux difficultés de cet algorithme à calibrer les modèles dont l'espace des solutions est hautement non linéaire, multimodal et convexe, la suite de PEST comprend deux algorithmes évolutionnaires (voir Figure 2.1) d'optimisation globale : *Covariance Matrix Adaptation Evolution Strategy* (CMAES) et *Shuffled Complex Evolution–University of Arizona* (SCE-UA).

Le fonctionnement de PEST est similaire pour tous les algorithmes qui y sont implantés. Le logiciel permet d'ajuster les paramètres de sorte à minimiser les écarts entre les valeurs observées et simulées. La manière dont les paramètres sont modifiés entre chaque itération dépend de l'algorithme utilisé. La minimisation des écarts est évaluée par une fonction objectif qui, dans PEST, correspond la somme des résidus au carré. Plusieurs critères d'arrêt sont implantés afin de mettre fin à l'algorithme lorsqu'il est jugé que l'optimum est atteint. Ces critères peuvent être

ajustés par l'utilisateur. À chaque itération, PEST entreprend donc les étapes suivantes qui sont communes à tous les algorithmes :

1. Mise à jour des paramètres dans le fichier d'entrée du modèle;
2. Exécution du modèle;
3. Lecture des résultats dans les fichiers de sortie;
4. Calcul de la fonction objectif;
5. Évaluation des critères d'arrêt.

2.3.1 Méthode d'optimisation locale : algorithme GML

Un modèle peut être comparé à une fonction mathématique permettant d'obtenir un vecteur résultat \mathbf{c} à partir d'un vecteur d'entrée \mathbf{b} . Le vecteur \mathbf{b} comprend les n paramètres de calibration et le vecteur \mathbf{c} comprend les m paramètres d'observation simulés par le modèle.

$$\mathbf{c}_i = M(\mathbf{b}_i) \quad (2.30)$$

L'objectif de la calibration est d'estimer les paramètres compris dans le vecteur \mathbf{b} à partir de valeurs mesurées et donc d'un vecteur \mathbf{c} connu. La calibration peut donc être considérée comme un processus d'inversion :

$$\mathbf{b}_i = M^{-1}(\mathbf{c}_i) \quad (2.31)$$

La fonction M étant généralement inconnue pour les modèles complexes, l'estimation du vecteur \mathbf{b} est réalisée de manière itérative par une calibration manuelle ou automatique grâce à des algorithmes d'optimisation. L'algorithme GML, schématisé à la Figure 2.11, est basé sur la linéarisation de la fonction M à partir du théorème de Taylor (Doherty, 2002):

$$\mathbf{c}_{i+1} = \mathbf{c}_i + \mathbf{J}_i(\mathbf{b}_{i+1} - \mathbf{b}_i) \quad (2.32)$$

où \mathbf{J} est la matrice Jacobienne de la fonction M et i représente l'itération de l'algorithme. À chaque itération de l'algorithme, les paramètres de calibration compris dans le vecteur \mathbf{b} sont modifiés séparément d'un certain incrément afin de permettre le calcul de la matrice Jacobienne :

$$\mathbf{J}_i = \begin{pmatrix} \frac{\partial c_{1,i}}{\partial b_{1,i}} & \dots & \frac{\partial c_{1,i}}{\partial b_{n,i}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial c_{m,i}}{\partial b_{1,i}} & \dots & \frac{\partial c_{m,i}}{\partial b_{n,i}} \end{pmatrix} \quad (2.31)$$

Au début de l'optimisation, les dérivées partielles sont estimées à partir de la méthode des différences finies avant. Le modèle est donc exécuté une fois pour chaque paramètre de calibration, afin de calculer la colonne de la matrice Jacobienne associée à ce paramètre. Au fil des itérations, lorsque l'évolution de l'algorithme est ralentie (ce qui est observé par une faible diminution de la fonction objectif), les dérivées peuvent être estimées par une méthode de différences finies centrées. L'estimation de la matrice Jacobienne à chaque itération nécessite dans ce cas l'exécution du modèle deux fois pour chaque paramètre.

Après l'estimation de la matrice Jacobienne, l'algorithme fait évoluer l'ensemble de paramètres \mathbf{b} dans le but de minimiser la fonction objectif :

$$\mathbf{b}_{i+1} = \mathbf{b}_i + \beta_i \mathbf{u}_i \quad (2.32)$$

où \mathbf{u} représente le vecteur de raffinement et β le coefficient d'ajustement. Le vecteur \mathbf{u} donne la direction vers laquelle les paramètres de calibration vont évoluer, alors que le scalaire β permet d'ajuster la distance entre les paramètres actuels et les nouveaux paramètres (Doherty, 2002). Le vecteur \mathbf{u} est calculé à partir de la matrice Jacobienne et des résidus entre les valeurs simulées et observées :

$$\mathbf{u}_i = (\mathbf{J}_i^t \mathbf{Q} \mathbf{J}_i + \alpha_i \mathbf{I})^{-1} \mathbf{J}_i^t \mathbf{Q} (\mathbf{c} - \mathbf{c}_{i-1}) \quad (2.33)$$

où \mathbf{Q} est une matrice diagonale de dimension $m \times m$ qui comprend le poids associé à chaque paramètre d'observation, α est le paramètre de Marquardt, \mathbf{I} est la matrice identité et \mathbf{c} est le vecteur qui comprend les paramètres d'observations mesurés. L'algorithme GML est basé sur la méthode du gradient \mathbf{g} , lequel peut être défini comme la dérivée de la fonction objectif par rapport aux différents paramètres de calibration. Le vecteur $-\mathbf{g}$ donne la direction de la descente la plus rapide de la fonction objectif. Cependant, il a été démontré que la descente dans la direction de $-\mathbf{g}$ génère un phénomène d'oscillation de la fonction objectif à l'approche de l'optimum, ce qui ralentit la convergence (voir Figure 2.7a). Il est donc préférable d'orienter le vecteur de raffinement dans la direction de $-\mathbf{g}$ au début du processus d'optimisation, mais de s'en éloigner graduellement afin d'éviter le phénomène d'oscillation autour de l'optimum. Cet ajustement de l'orientation du vecteur \mathbf{u} au fil des itérations est réalisé grâce au paramètre de Marquardt. Une valeur élevée de α rapproche le vecteur \mathbf{u} de la direction de $-\mathbf{g}$, alors qu'une valeur près de zéro l'en éloigne. Il est donc préférable de débuter l'optimisation par une valeur élevée de α et de la réduire à l'approche

de l'optimum (Doherty, 2002). La Figure 2.7b montre une représentation visuelle de la descente de l'optimum de l'algorithme GML avec un ajustement de l'orientation du vecteur de progression des paramètres à l'aide du paramètre de Marquardt.

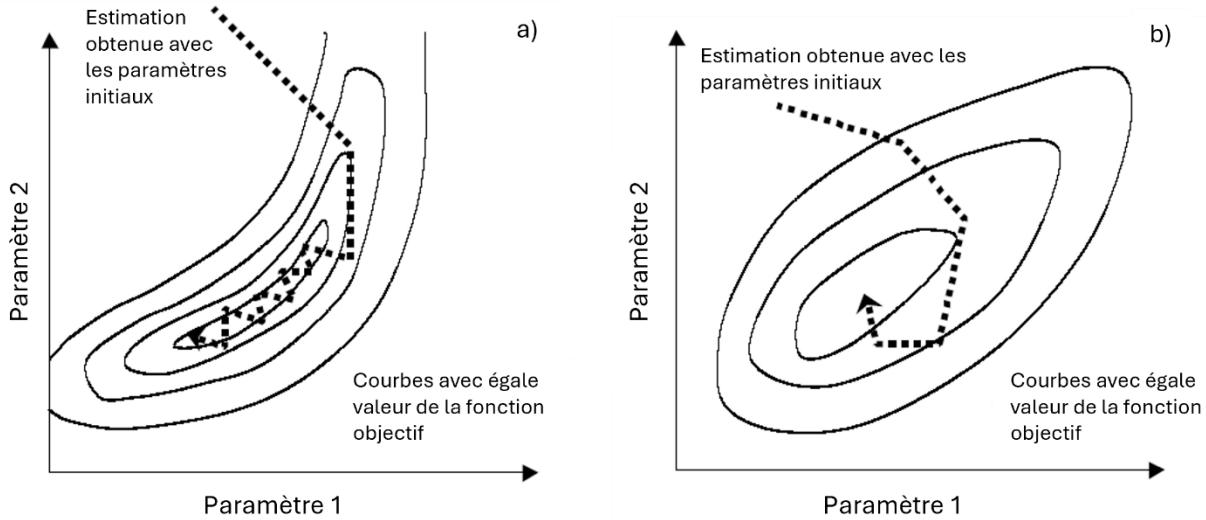


Figure 2.7 Évolution de la fonction objectif au fil des itérations avec a) un vecteur de raffinement \mathbf{u} égal au vecteur $-\mathbf{g}$ et b) un vecteur de raffinement \mathbf{u} dont l'orientation s'écarte du vecteur $-\mathbf{g}$ à l'approche de l'optimum grâce à un ajustement du paramètre de Marquardt (adapté de Doherty (2002))

Le coefficient β qui permet d'ajuster la longueur du vecteur \mathbf{u} calculé à partir des équations 2.34 et 2.35 :

$$\beta_i = \frac{\sum_{k=1}^m (c_k - c_{k,i-1}) w_k^2 \gamma_k}{\sum_{k=1}^m (w_k \gamma_k)^2} \quad (2.34)$$

$$\gamma_k = \sum_{j=1}^n u_{j,i} \frac{\partial c_{k,i}}{\partial b_{j,i}} \quad (2.35)$$

où \mathbf{w} est le vecteur qui comprend les poids associés à chaque paramètre d'observation et $\boldsymbol{\gamma} = \mathbf{J}\mathbf{u}$.

Une fois le nouvel ensemble de paramètres \mathbf{b}_{i+1} obtenu, le modèle est exécuté avec ces paramètres et la fonction objectif Φ est évaluée :

$$\Phi_i = (\mathbf{c} - \mathbf{c}_i)^t \mathbf{Q} (\mathbf{c} - \mathbf{c}_i) \quad (2.32)$$

Pour chaque itération, plusieurs valeurs du paramètre de Marquardt sont testées en fonction de l'évolution de la fonction objectif. Différents critères sont utilisés par PEST pour déterminer quand

arrêter de tester de nouvelles valeurs de α et passer à la prochaine itération. En général, d'une à quatre valeurs de α sont testées à chaque itération (Doherty, 2002).

Après les différentes valeurs de α testées, les divers critères d'arrêt de l'algorithme sont évalués avec la valeur finale de la fonction objectif pour cette itération. Les critères d'arrêt évalués par PEST sont les suivants :

1. Aucune réduction de la fonction objectif n'a été observée pendant plus de N_1 itérations ;
2. La réduction de la fonction objectif n'a pas dépassé un certain seuil pendant plus de N_2 itérations ;
3. La variation des paramètres de calibration n'a pas dépassé un certain seuil pendant plus de N_3 itérations ;
4. Le nombre d'itérations maximal N_4 a été atteint.

En tant qu'algorithme d'optimisation locale, la performance de la méthode GML dépend des valeurs initiales si le modèle présente une forte non-linéarité (Janga Reddy & Nagesh Kumar, 2020). En effet, si les valeurs initiales sont dans le voisinage d'un optimum local, il y a un risque que l'algorithme soit piégé par cet optimum. Cependant, en comparaison aux algorithmes de recherche globale, les méthodes locales sont plus efficaces dans leur recherche de l'optimum et nécessitent donc beaucoup moins d'exécutions du modèle, ce qui est particulièrement utile pour la calibration de modèles ayant de longs temps de calcul (Shoarinezhad et al., 2020). Pour combiner les forces des méthodes locales et globales, le logiciel PEST comprend un outil appelé PD_MS2 pour *PEST Driver Multiple Search*. Cet outil fait partie de la suite *Surface Water Utilities* de PEST (Doherty, 2011). Son objectif est de combiner la capacité des méthodes globales à parcourir l'ensemble de l'espace des paramètres et la rapidité de convergence de l'algorithme GML. Pour ce faire, PD_MS2 commence par générer aléatoirement plusieurs ensembles de paramètres initiaux, avant d'exécuter le modèle avec chacun de ces ensembles pour en évaluer la performance. Ensuite, il entreprend une descente vers l'optimum en utilisant l'algorithme GML avec l'ensemble initial le plus performant. Ensuite, d'autres descentes sont réalisées avec l'algorithme GML pour d'autres ensembles de valeurs initiales performantes qui sont situées suffisamment loin des trajectoires précédemment empruntées pour minimiser la probabilité de trouver le même optimum local (Doherty, 2011). Des critères d'arrêt permettent de contrôler le nombre de descentes réalisées avec l'algorithme GML.

Le logiciel PEST comprend également une suite d'outils nommée PEST_HP pour *Parameter ESTimation Highly Parallelized*. Cet outil utilise une version modifiée de l'algorithme GML qui permet d'exécuter le modèle en parallèle sur différents processeurs d'un ordinateur dans le but de réduire le temps de calibration.

2.3.2 Méthode d'optimisation globale : algorithmes CMAES et SCE-UA

Le logiciel PEST comprend deux algorithmes évolutionnaires d'optimisation globale : l'algorithme CMAES et SCE-UA. Contrairement à l'algorithme GML ces méthodes ne requièrent pas le calcul de dérivées (Doherty, 2018a), ce qui rend ces méthodes efficaces pour la calibration de modèles qui sont hautement non linéaires, multimodaux, non convexes et/ou discontinus (Arsenault et al., 2014).

L'algorithme CMAES débute chaque itération par l'échantillonnage d'une nouvelle population de solutions possibles de manière quasi aléatoire à partir d'une distribution normale à variables multiples. Le modèle est ensuite exécuté avec chaque solution proposée afin d'en évaluer la performance. À la suite de chaque itération, les paramètres (moyenne et écart-type) de la distribution normale à variables multiples sont ajustés de sorte à orienter la recherche vers la zone où il est plus probable de trouver l'optimum global (Shoarinezhad et al., 2020). L'utilisation d'une méthode d'échantillonnage aléatoire réduit les risques que l'algorithme soit coincé par un optimum local (Doherty, 2018a). Une description détaillée de l'algorithme est présentée par Hansen (2023). Une version parallélisée est également disponible dans le logiciel PEST.

L'algorithme SCE-UA débute par l'échantillonnage aléatoire d'une population de points (solutions) à travers l'espace des paramètres possibles. Les points sont ensuite classés en ordre croissant de leur performance et séparés en plusieurs groupes appelés « complexes ». À chaque itération, les complexes évoluent indépendamment et explorent différentes directions du domaine. Les complexes évoluent en sélectionnant un certain nombre de points (sous-complexes) et en les unissant pour former des formes géométriques. Ces formes subissent ensuite diverses transformations géométriques comme des translations, des réflexions ou des mutations (Arsenault et al., 2014). Lorsque tous les points ont été mis à jour, les complexes sont fusionnés et les points sont classés en ordre croissant de performance. Si aucun des critères d'arrêt n'est atteint, de nouveaux complexes sont formés pour entreprendre une prochaine itération (Shoarinezhad et al., 2020). Une description détaillée de cet algorithme est présentée par Duan et al. (1993).

2.3.3 Fonctionnement de PEST

Le logiciel PEST permet de calibrer tout modèle qui prend en entrée un fichier texte et dont les résultats sont compilés dans un ou des fichiers textes. Le modèle doit également pouvoir être exécuté et fermé sans l'intervention d'un utilisateur à travers un appel au système d'opération (connu sous le nom de *system call*) (Doherty, 2018a). Cette opération est équivalente à appeler le modèle à partir de l'invite de commande Windows. Si le modèle nécessite une interface graphique particulière et une interaction avec l'utilisateur pour être exécuté, PEST ne fonctionnera pas directement avec ce modèle. Cependant, les problèmes soulevés peuvent être réglés en créant un fichier script qui permette d'automatiser l'exécution du modèle et/ou de transcrire un fichier de résultats binaire en fichier ASCII. C'est ce nouveau fichier script qui est alors appelé par PEST pour exécuter le modèle.

PEST requiert la création de trois fichiers textes pour fonctionner : un fichier gabarit (.tpl), un fichier d'instruction (.ins) et un fichier de contrôle (.pst). Le fichier gabarit permet de localiser les paramètres à calibrer dans le ou les fichiers d'entrée du modèle. Ce fichier permet donc à PEST d'ajuster les paramètres de calibration dans le modèle à chaque itération. Un fichier gabarit différent doit être créé pour tous les fichiers d'entrée qui comprennent un paramètre de calibration. La Figure 2.8 montre un extrait de fichier gabarit pour un modèle SRH. La première ligne du fichier permet d'identifier le symbole (~ dans l'exemple de la Figure 2.8) utilisé pour localiser les paramètres de calibration dans le fichier. Le reste du fichier correspond à une copie du fichier d'entrée du modèle où les paramètres de calibration sont remplacés par un identifiant permettant de les différencier.

```

ptf ~
...
*** XC_ID ZDI QDI =-----cross section 1
XIN 0 0 0
*** xt ds_l ds_r bec ninterp iHotC baselev
XST 2000 0 0 3.2 1 0 0 ! 1
*** stationelevati data
XSP 0 1007.00 10 1003.00 27 1003.00 30 1000.00 40 1000.00
XSP 43 1003.00 60 1003.00 70 1007.00
*** xloc_rc rcoef xloc_rc rcoef xloc_rc rcoef
XRH 0 ~n1 ~
*** bankl bankr
XOX 27 43
*** KEXP KCON
XFL 0.3 0.1
*** xl yl xr yr
XSL 2000 0 2000 70
*** XC_ID ZDI QDI =-----cross section 2
XIN 0 0 0
*** xt ds_l ds_r bec ninterp iHotC baselev
XST 1900 0 0 3.1 1 0 0 ! 2
*** stationelevati data
XSP 0 1007.00 10 1003.00 27 1003.00 30 1000.00 40 1000.00
XSP 43 1003.00 60 1003.00 70 1007.00
*** xloc_rc rcoef xloc_rc rcoef xloc_rc rcoef
XRH 0 ~n2 ~
...

```

Figure 2.8 Exemple de fichier gabarit (.tpl)

Le fichier d'instructions indique à PEST la localisation des paramètres d'observations dans le ou les fichiers de sortie du modèle. Un fichier d'instruction unique doit être généré pour chaque fichier de sortie dans lequel des observations sont utilisées pour calculer la fonction objectif. Ce fichier permet donc à PEST d'obtenir les valeurs simulées après chaque exécution du modèle pour mettre à jour la fonction objectif. La Figure 2.9 montre un exemple de fichier d'instruction utilisé pour lire la hauteur d'eau modélisée. PEST utilise le fichier d'instruction pour guider les déplacements à l'intérieur du fichier de sortie. Certains codes dans le fichier d'instruction permettent d'indiquer des déplacements entre les lignes, alors que d'autres permettent d'indiquer des déplacements sur une même ligne. Une fois toutes les instructions données pour localiser une observation, l'identifiant de l'observation est donné afin de pouvoir associer chaque observation à une valeur mesurée donnée dans le fichier de contrôle (.pst).

Enfin, le fichier de contrôle comprend tous les paramètres qui permettent d'exécuter PEST. On y retrouve des paramètres qui contrôlent l'algorithme GML (nombre maximal d'itérations, méthode de calcul des dérivées, critères d'arrêt, valeur initiale du paramètre de Marquardt, etc.), ainsi que les valeurs initiales et les bornes des paramètres de calibration, les valeurs observées et leur poids

dans le calcul de la fonction objectif, le lien vers l'exécutable du modèle, l'association entre les fichiers gabarit et les fichiers d'entrée et l'association entre les fichiers d'instruction et les fichiers de sortie. La Figure 2.10 montre un exemple de fichier de contrôle.

```
pif * Déplacement sur une ligne
167 !dum! w w w w w w w w w !z1!
11 !dum! w w w w w w w w w !z2!
11 !dum! w w w w w w w w w !z3!
11 !dum! w w w w w w w w w !z4!

Déplacement entre les lignes Identifiant de l'observation
```

Figure 2.9 Exemple d'un fichier d'instruction (.ins)

```
pcf
* control data
norestart      estimation
21      41      1      0      1
1       1       single point
10.0    -3.0    0.3    0.01   10
10.0    10.0    0.001
0.1
50      0.005   4       4       0.005   4       0
0       0       0
* singular value decomposition
1
21      5E-7
0
* parameter groups
n      relative      0.01      0.001      switch 2.0      parabolic
* parameter data
n1     none      relative      0.035      0.01      0.08      n      1.0      0.0
n2     none      relative      0.035      0.01      0.08      n      1.0      0.0
* observation groups
z      Valeur mesurée      Valeurs      Borne      Borne
z      Valeur mesurée      Poids      initiales      inf.      sup.
* observation data
z1     1004.93118      1      z
z2     1004.87967      1      z
z3     1004.82798      1      z
z4     1004.77611      1      z
* model command line
RunModel.exe
* model input/output
Template.tpl      Test1.srh
Profile.ins      Test1_OUT_Profile.DAT
```

Paramètres qui contrôlent l'algorithme

Paramètres de calibration

Paramètres d'observation

Exécutable qui permet de rouler le modèle

Fichier gabarit et fichier d'entrée associé

Fichier d'instruction et fichier de sortie associé

Figure 2.10 Exemple d'un fichier de contrôle (.pst)

La Figure 2.11 illustre l'intervention du fichier gabarit, du fichier d'instruction et du fichier de contrôle dans l'application de l'algorithme GML décrit à la section 2.3.1.

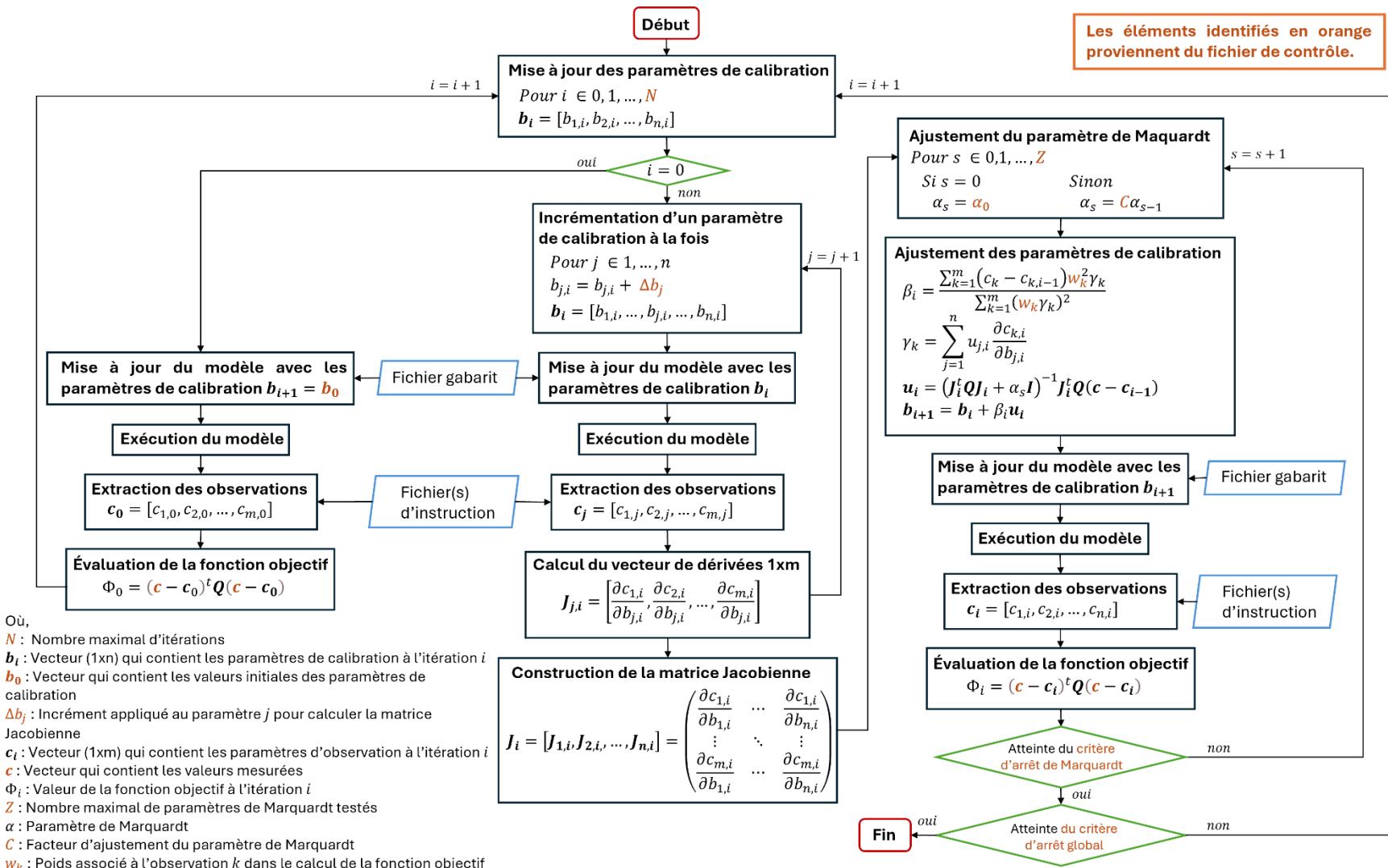


Figure 2.11 Interventions du fichier gabarit, du fichier d'instruction et du fichier de contrôle dans l'application de l'algorithme GML

2.3.4 Estimation de l'incertitude

La calibration par l'intermédiaire d'un algorithme d'optimisation mène à l'obtention d'un ensemble de paramètres qui minimise l'erreur sur les observations. Selon le concept d'équifinalité présenté à la section 2.1.2, il est probable que d'autres ensembles aient des performances similaires par rapport aux données de calibration, mais génèrent des prédictions différentes. Autrement dit, il existe une incertitude sur l'ensemble des paramètres calibrés et sur les prédictions réalisées avec cet ensemble dont il est important de tenir compte. PEST comprend plusieurs outils qui permettent d'analyser ces incertitudes.

À la fin du processus de calibration, PEST estime un intervalle de 95% sur les paramètres optimisés. Le calcul utilisé est basé sur la même hypothèse de linéarité que celle employée pour calculer la matrice Jacobienne à chaque itération (Doherty, 2018). Si l'intervalle de confiance est large, il est donc probable qu'il s'étende au-delà de la zone dans l'espace des paramètres où la linéarité s'applique. De plus, les intervalles fournis ne prennent pas en compte les bornes inférieures et supérieures de calibration. Les intervalles peuvent donc englober des valeurs qui sont physiquement impossibles selon la définition de certains paramètres.

Le logiciel PEST comprend également des outils qui permettent de mener des analyses de Monte-Carlo ou des échantillonnages par hypercube latin (LHS). Ces deux outils peuvent être employés pour procéder à une analyse inspirée de la méthode GLUE présentée à la section 2.1.2.

CHAPITRE 3 LOGICIEL OPTISRH-1D

Le logiciel OptiSRH-1D, développé avec la version 3.10 de Python, comprend un large éventail d'outils permettant de calibrer et d'analyser l'incertitude des modèles hydrosédimentaires construits avec le logiciel SRH-1D. Le logiciel comprend 6 algorithmes d'optimisation différents, dont un algorithme de recherche locale, 3 algorithmes de recherche globale et 2 algorithmes adaptés à la parallélisation. Les sources d'incertitude disponibles à l'analyse sont les paramètres calibrés, le débit entrant en régime permanent et l'hydrogramme entrant en régime non permanent. Un modèle de rupture de barrage en remblai permettant de générer des hydrogrammes de brèche probabilistes est également disponible dans le logiciel. Cette fonctionnalité permet d'analyser l'incertitude sur les prédictions du modèle hydrosédimentaire associée à l'hydrogramme entrant. OptiSRH-1D permet de relier les fonctionnalités de la version 17 de PEST avec la version 4.0.1 de SRH-1D grâce à une interface graphique conviviale présentée dans l'Annexe D. Ce chapitre a pour but d'exposer le fonctionnement du logiciel.

3.1 Fichiers requis

Le logiciel OptiSRH-1D comprend 5 fichiers : l'exécutable OptiSRH-1D.exe, le fichier Excel OptiSRH-1D.xlsx, le fichier texte README.txt, le fichier Excel Breach_model.xlsx et l'exécutable dam_breach.exe.

L'exécutable OptiSRH-1D.exe comprend l'interface graphique du logiciel et toutes ces fonctionnalités essentielles. Aucun autre des 4 fichiers présentés précédemment n'est indispensable à son fonctionnement. Le fichier Excel OptiSRH-1D.xlsx permet d'enregistrer plusieurs informations utiles telles que les liens vers les exécutables de PEST et de SRH-1D, ainsi que les indicateurs permettant de localiser les paramètres de calibration dans les modèles SRH. Les deux indicateurs utilisés sont un mot-clé de trois lettres permettant de localiser la ligne et un chiffre permettant de localiser la position du paramètre sur une ligne. Un exemple de l'utilisation de ces indicateurs pour localiser le coefficient de Manning d'une section est présenté à la Figure 3.1.

Mot-clé de trois lettres		Paramètre de calibration :	
		coefficient de Manning	
***	xloc_rcoef	rcoef	
XRH	10000	0.04	Position sur la ligne : 2
***	bank1	bankr	
XOX	100	710	
***	KEXP	KCON	KLOCAL
XFL	0	0	0
***	x1	yl	xr yr
XSL	100	411.54	710 401.488

Figure 3.1 Indicateurs permettant de localiser les paramètres de calibration dans les modèles SRH

Si le fichier OptiSRH-1D.xlsx est présent dans le même dossier que l'exécutable OptiSRH-1D.exe, les informations qu'il comprend seront entrées directement dans l'interface graphique du logiciel. Sinon, il est possible d'aller chercher le fichier Excel à partir de l'interface graphique d'OptiSRH-1D. Si l'utilisateur n'utilise pas le fichier OptiSRH-1D.xlsx, les liens vers les exécutables devront être entrés manuellement à chaque utilisation du logiciel et les paramètres de calibration seront localisés par défaut à partir du format des modèles de la version 4.0.1 de SRH-1D.

Le fichier README.txt explique le fonctionnement d'OptiSRH-1D, énumère les fichiers requis, ainsi que la version des logiciels recommandés.

Le fichier Excel Breach_model.xlsx facilite la création du fichier texte utilisé comme intrant du modèle de rupture de barrage implanté dans OptiSRH-1D. Les données du barrage peuvent être entrées directement dans des tableaux, puis un bouton associé à une macro permet de créer automatiquement le fichier texte du modèle de rupture. L'exécutable dam_breach.exe permet d'exécuter le modèle de rupture de barrage. Il génère en sortie un fichier texte qui comprend l'hydrogramme de rupture. Cet exécutable n'est pas nécessaire au fonctionnement d'OptiSRH-1D, car le modèle de rupture est intégré dans le logiciel. Le fichier dam_breach.exe est fourni afin de permettre aux utilisateurs qui le souhaitent de tester certains scénarios de rupture manuellement.

PEST comprend de nombreux exécutables qui sont utilisés par le logiciel OptiSRH-1D. Les exécutables obligatoires sont : pest.exe (ou i64pest.exe) et parrep.exe. D'autres exécutables permettent d'utiliser les algorithmes d'optimisation parallélisés (cmaes_hp.exe, pest_hp_mkl.exe, agent_hp.exe) ou les algorithmes de recherche globale (cmaes_p.exe, pd_ms2.exe, sceua_p.exe).

Enfin, trois exécutables sont nécessaires pour utiliser le module d'analyse de l'incertitude : pest2lhs.exe, runlhs.exe, lhs2pest.exe.

L'exécutable SRH-1D V4.0.1.exe est obligatoire pour permettre à OptiSRH-1D d'exécuter le modèle hydrosédimentaire. Pour fonctionner, le fichier RVSM.dll doit se retrouver dans le même répertoire que l'exécutable de SRH-1D.

3.2 Fonctionnement général

L'interface graphique du logiciel OptiSRH-1D est séparée en 7 onglets présentés à la Figure 3.2. Chacun de ces onglets a été conçu dans le but de répondre à une fonction particulière. L'organigramme de programmation spécifique à chacun de ces onglets est présenté dans les sections 3.3 à 3.7.

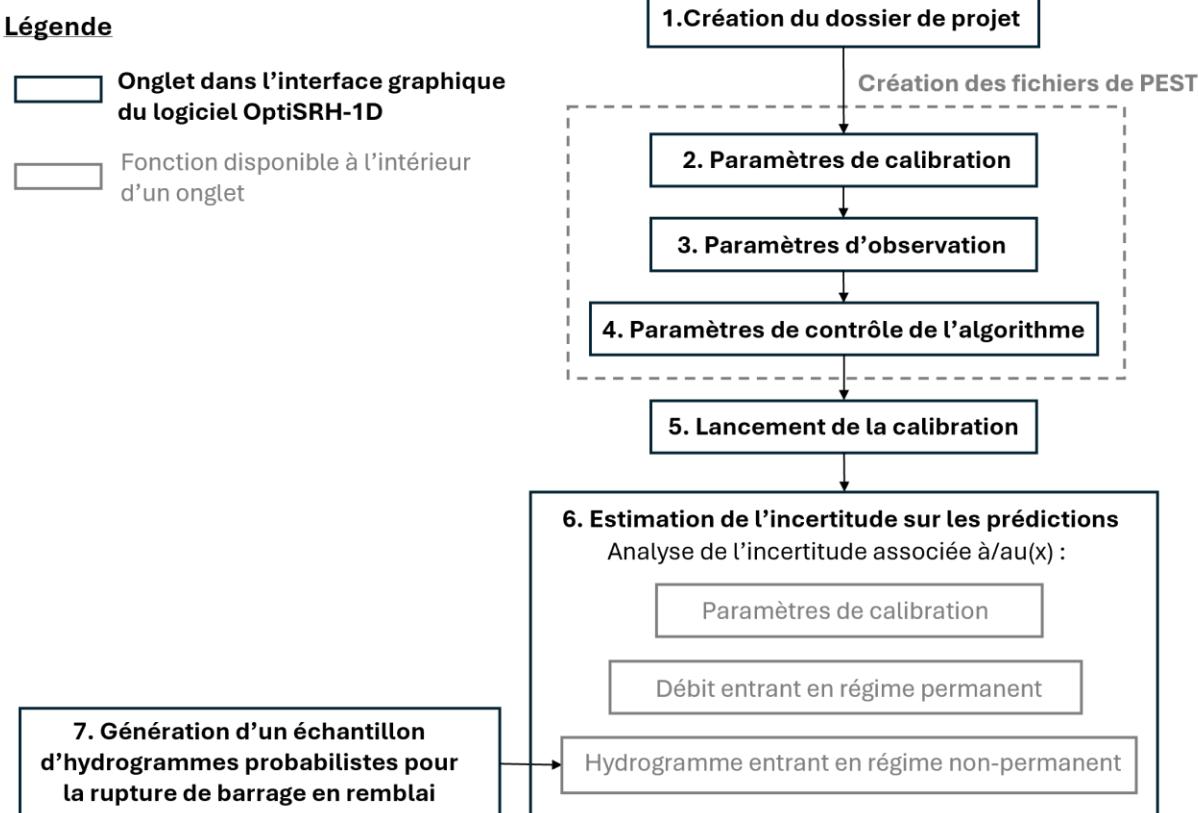


Figure 3.2 Fonctionnalités disponibles dans le logiciel OptiSRH-1D

Le premier onglet permet de créer le dossier de projet utilisé comme dossier de travail pour l'exécution des calculs et l'enregistrement des résultats. Les liens vers les fichiers et les exécutables essentiels aux analyses subséquentes sont tous entrés dans cet onglet. Les onglets 2,3 et 4 sont

utilisés pour entrer les données nécessaires à la création des fichiers de PEST (fichier gabarit, fichier(s) d'instruction et fichier de contrôle). Une fois les fichiers de PEST créés, il est possible de choisir un algorithme d'optimisation (GML, GML_HP, PD_MS2, CMAES, CMAES_HP ou SCEUA) et de lancer la calibration à partir de l'onglet 5. Le processus de calibration est schématisé à la Figure 3.3.

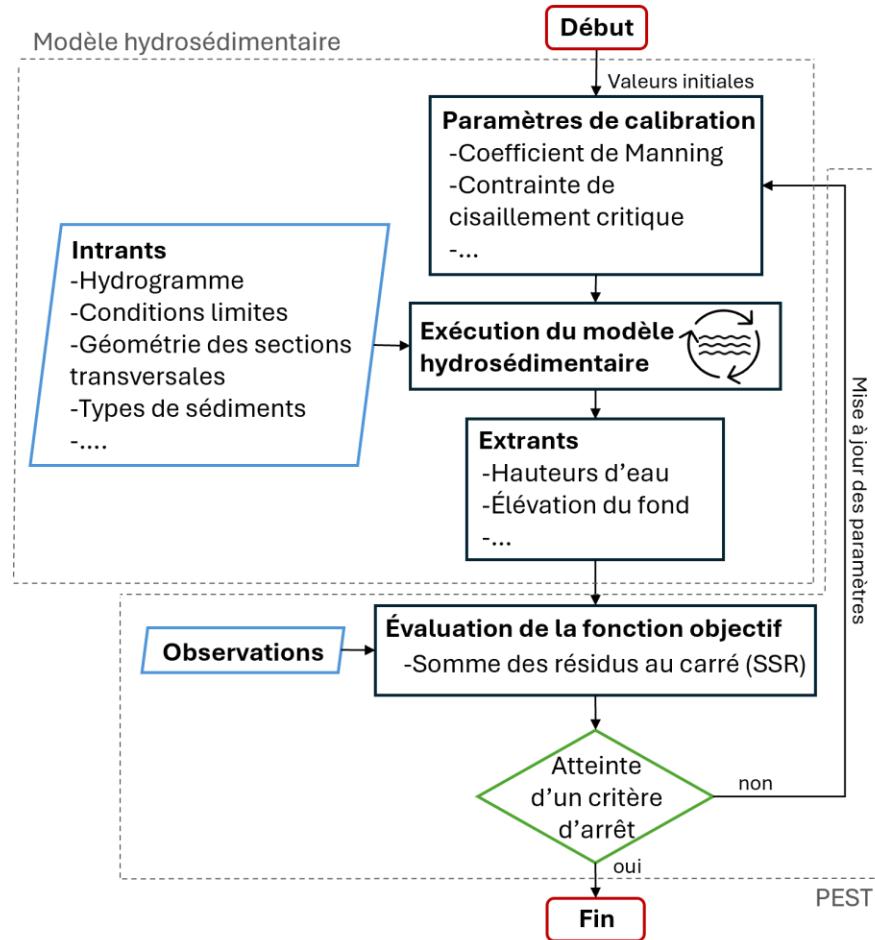


Figure 3.3 Schéma simplifié de la procédure de calibration

Au début du processus, les valeurs initiales des paramètres de calibration entrées par l'utilisateur dans l'onglet 2 d'OptiSRH-1D sont utilisées pour exécuter le modèle hydrosédimentaire. Les observations entrées dans l'onglet 3 d'OptiSRH-1D sont comparées aux extrants du modèle grâce à une fonction objectif qui dans PEST correspond à la somme des résidus au carré. Si aucun des critères d'arrêt de l'algorithme n'est atteint, PEST ajuste les paramètres de calibration et procède à une autre itération. Sinon, l'algorithme prend fin et les paramètres de calibration de la dernière itération sont considérés comme les paramètres optimaux. Les différents critères d'arrêt et les

paramètres qui contrôlent la mise à jour des paramètres de calibration sont tous entrés dans l'onglet 4 d'OptiSRH-1D.

Une fois la calibration terminée, un répertoire destiné à l'analyse de l'incertitude est créé dans le dossier de projet. La Figure 3.4 schématisé la méthodologie utilisée pour analyser l'incertitude sur les prédictions.

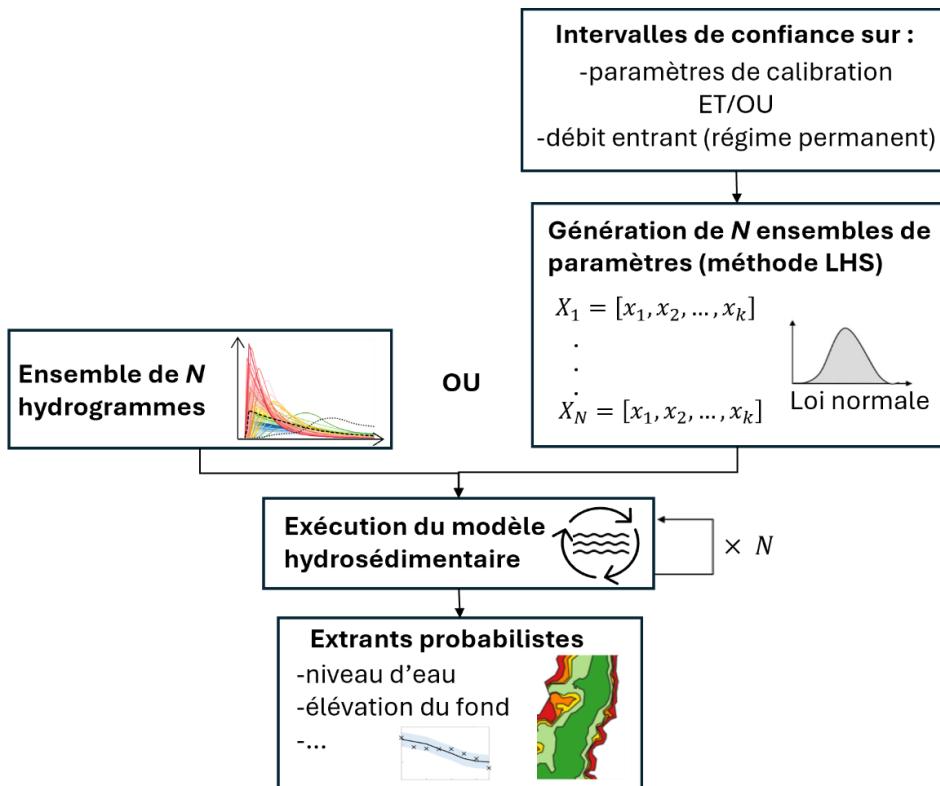


Figure 3.4 Schéma simplifié de la procédure d'analyse de l'incertitude sur les prédictions

Les données nécessaires à cette analyse sont entrées dans l'onglet 6 d'OptiSRH-1D. Des exemples de données entrantes sont la sélection des prédictions à analyser et le choix des sources d'incertitude. Les paramètres de calibration, le débit entrant en régime permanent et l'hydrogramme entrant en régime non permanent sont les trois sources d'incertitude pouvant être analysées. Les deux premières sources peuvent être analysées conjointement, contrairement aux hydrogrammes entrants dont l'incertitude ne peut être analysée que séparément.

Pour les paramètres de calibration et le débit entrant en régime permanent, des valeurs limites sont utilisées pour borner l'échantillonnage. Pour les paramètres de calibration, ces valeurs peuvent être les bornes de calibration ou l'intervalle de confiance de 95% sur les paramètres optimisés obtenus

à la fin de la calibration. Pour le débit entrant, les limites peuvent être obtenues par une analyse de l'incertitude associée au modèle hydrologique qui doit être réalisée à l'extérieur d'OptiSRH-1D. Par défaut, une distribution normale centrée sur les paramètres optimisés est utilisée pour l'échantillonnage, mais une distribution uniforme peut également être sélectionnée. La méthode d'échantillonnage sélectionnée est le *Latin Hypercube Sampling* (LHS), qui permet une meilleure couverture des intervalles fournis que la méthode de Monte-Carlo classique. Cette méthode permet donc de réduire la taille de l'échantillon requis pour réaliser l'analyse de l'incertitude sans affecter la distribution des prédictions (Bessar et al., 2020).

Pour l'analyse de l'incertitude associée aux hydrogrammes, un fichier comprenant un ensemble d'hydrogrammes peut être fourni directement à OptiSRH-1D qui s'occupe d'exécuter le modèle hydrosédimentaire et d'enregistrer les prédictions pour chaque scénario. Le logiciel OptiSRH-1D comprend également une fonction permettant de réduire la taille de l'échantillon d'hydrogrammes tout en conservant la même distribution statistique des débits de pointe. L'objectif de cette fonction est de permettre de procéder à une analyse hydrosédimentaire probabiliste, et ce, même pour les modèles dont le temps de calcul est important.

L'ensemble d'hydrogrammes peut être généré par une analyse externe, pourvu que le fichier texte qui fournit ces hydrogrammes à OptiSRH-1D est du même format que celui de la Figure 3.5

time	0.0	0.25	0.5	0.75	1.0	temps
set1	5.0	10.8	15.1	10.4	5.5	
set2	6.2	8.5	18.2	12.2	10.1	...
set3	4.1	7.6	9.8	12.5	9.5	
set4	5.6	9.7	14.4	9.3	7.3	
						: Ensemble d'hydrogrammes [m ³ /s]
						⋮

Figure 3.5 Format du fichier texte comprenant l'ensemble des hydrogrammes utilisés pour l'analyse de l'incertitude

Dans le cas d'une rupture de barrage en remblai, l'ensemble d'hydrogrammes peut être généré à partir de l'onglet 7 d'OptiSRH-1D. La Figure 3.6 montre la méthodologie utilisée pour générer cet ensemble d'hydrogrammes. Des hydrogrammes différents sont générés à partir de plusieurs ensembles de paramètres de brèche. Les paramètres choisis sont ceux qui se retrouvent dans la majorité des normes sur la sécurité des barrages, soit la pente latérale de la brèche, le ratio entre la largeur et la hauteur de la brèche, ainsi que le temps de formation. Une analyse statistique des

paramètres observés lors de ruptures historiques permet d'obtenir une loi de distribution adaptée à chacun des paramètres. Ces distributions sont ensuite utilisées pour échantillonner divers ensembles de paramètres avec la méthode LHS. Le modèle de rupture est ensuite exécuté pour chacun des ensembles de paramètres générés afin d'obtenir l'hydrogramme de rupture. L'ensemble des hydrogrammes obtenus est enregistré dans un fichier texte.

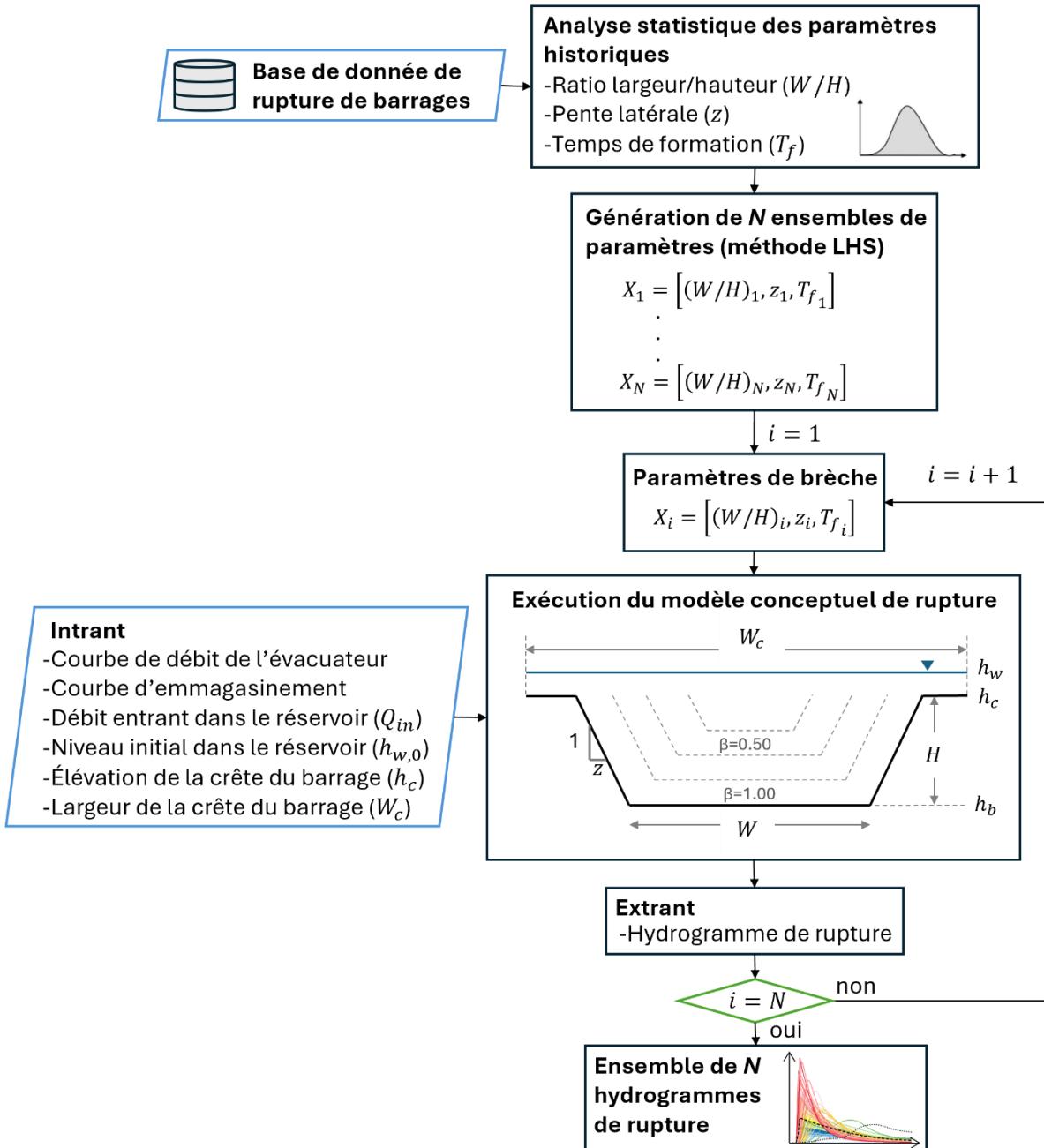


Figure 3.6 Schéma simplifié de la méthodologie utilisée pour la création d'un ensemble d'hydrogrammes de rupture de barrage en remblai par submersion

3.3 Cration du dossier de projet

La premire tape du processus de calibration est la cration du dossier de projet. La Figure 3.7 prente l’organigramme de programmation qui explique le fonctionnement de cet onglet. L’interface graphique de l’onglet est prent e   la Figure D.1 dans l’Annexe D.

La cration du dossier de projet comprend 3  tapes cl s, soit la specification des chemins d’acc s, l’enregistrement, puis la cration du dossier. Un total de 16 champs doit  tre rempli   la premire  tape. Pour  viter cette  tape fastidieuse, le fichier Excel OptiSRH1D.xlsx permet d’enregistrer ces champs et de les r utiliser entre les utilisations du logiciel. Si ce fichier Excel est situ  dans le m me dossier que l’ex cutable OptiSRH1D.exe, tous les champs sont remplis automatiquement. L’utilisateur peut ensuite les modifier   sa guise. Si le fichier Excel n’est pas situ  dans le m me dossier, il est tout de m me possible d’aller chercher le fichier en indiquant son chemin d’acc s dans le premier champ. Le deuxi me champ (nom du projet) permet d’indiquer le nom qui sera donn  au dossier de projet lors de sa cration. Le troisi me champ donne le r pertoire dans lequel ce dossier sera cr  . Le quatri me champ est la localisation du mod le SRH dont l’utilisateur souhaite calibrer les param tres. Tous les autres champs sont les liens vers les divers ex cutables utilis s pas OptiSRH-1D. Normalement, ces champs ne devraient pas changer entre les projets.

Une fois la specification des chemins d’acc s compl t e, un bouton permet d’enregistrer les modifications. Si le mod le SRH-1D a  t  modifi  par rapport   la derni re sauvegarde, les donn es dans les onglets 2,3 et 4 sont supprim es. Le mod le est relu en entier et les listes d roulantes permettant de faciliter l’entr e des donn es dans les onglets 2,3 et 4 sont remises   jour. Ces listes comprennent par exemple le num ro des sections transversales, le nombre de rivi res, le nombre de coefficients de Manning par section transversale, le pas de temps dans les fichiers de sortie, le type et le nombre de conditions limites internes, etc. Enfin, tous les champs sont enregistr s dans le fichier OptiSRH1D.xlsx pour la prochaine utilisation.

Une fois l’enregistrement compl t , le bouton permettant de cr er le dossier de projet est rendu accessible. Si un dossier au nom du projet est d j  pr sent dans le r pertoire du projet, ce dernier est supprim  et un nouveau dossier est cr  . Afin d’ viter les erreurs, une fen tre de confirmation est affich e avant la suppression. Le nouveau dossier comprend deux fichiers : une copie du mod le SRH-1D et un ex cutable appel  RunModel.exe.

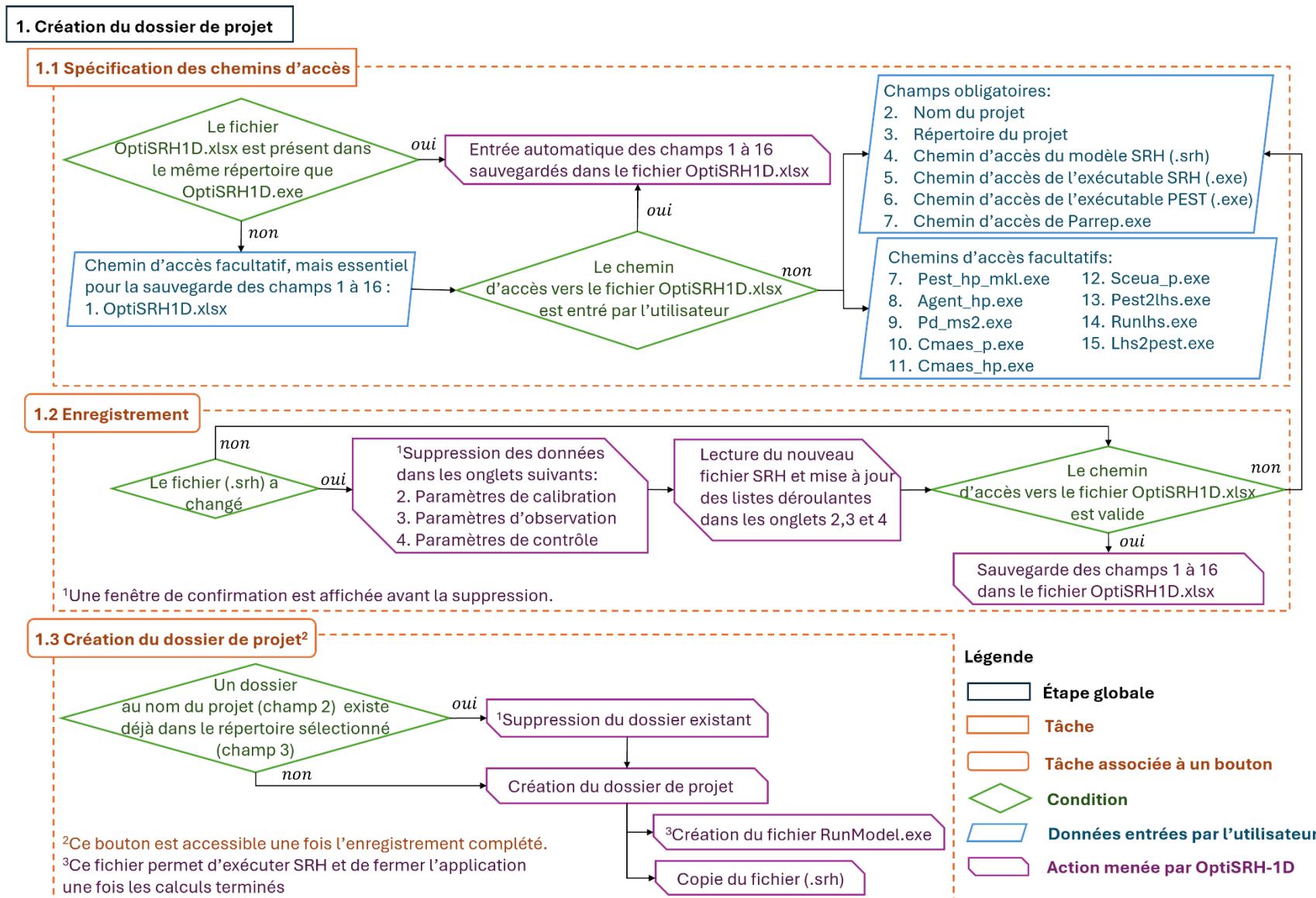


Figure 3.7 Organigramme de programmation de la fonction « 1. Création du dossier de projet »

Le nouveau dossier comprend deux fichiers : une copie du modèle SRH-1D et un exécutable appelé RunModel.exe. L'un des problèmes du modèle SRH-1D pour la calibration automatisée avec PEST est que l'application demeure ouverte après la fin des calculs. Il n'est donc pas possible d'exécuter plusieurs fois le modèle sans l'intervention d'un utilisateur pour fermer la fenêtre entre chaque exécution, ce qui rend l'application de PEST impossible. Le fichier RunModel.exe permet de remédier à ce problème en exécutant SRH-1D et en fermant l'application lorsque les calculs sont terminés. La fermeture est basée sur une analyse de l'utilisation du processeur par l'application de SRH-1D. En plus de permettre la fermeture de l'application, RunModel.exe crée un fichier de sortie qui comprend la hauteur d'eau maximale atteinte à chaque section transversale de la rivière sur l'intervalle de temps de la simulation. Cette fonction permet d'utiliser comme observations les hauteurs d'eau maximales relevées pendant une crue pour lesquelles il n'est pas possible d'associer un temps précis.

3.4 Création des fichiers de PEST

La création des fichiers de PEST est une tâche qui nécessite plusieurs données entrantes (paramètres de calibration, observations et paramètres de contrôle de l'algorithme d'optimisation) réparties dans les onglets 2,3 et 4 du logiciel OptiSRH-1D. La Figure 3.8 montre la relation entre ces onglets.

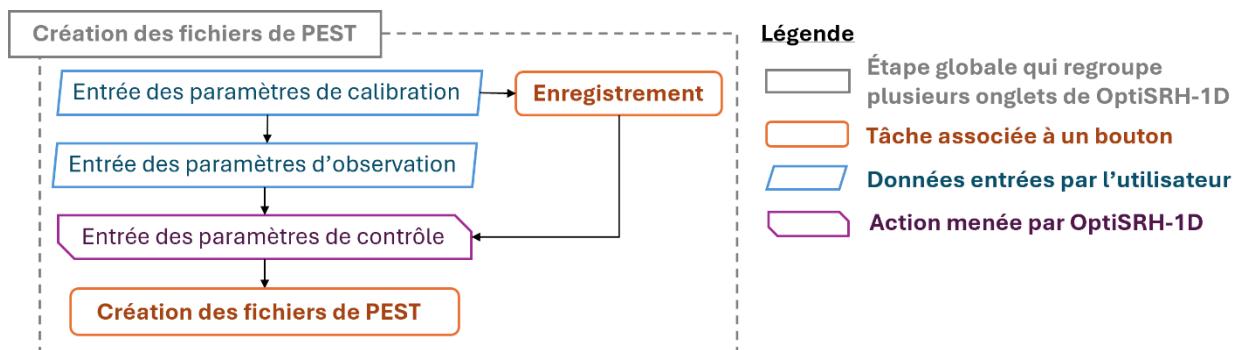


Figure 3.8 Organigramme de la création des fichiers de PEST

D'abord, les paramètres que l'utilisateur souhaite calibrer et les valeurs observées sont entrés dans les onglets 2 et 3 respectivement. Une fois l'entrée des paramètres de calibration terminée, un bouton d'enregistrement situé dans l'onglet 2 permet de mettre à jour les paramètres de contrôle. Des valeurs par défaut sont données pour les paramètres de contrôle. Ces valeurs peuvent être modifiées par l'utilisateur, mais peuvent également être utilisées telles quelles. Lorsque toutes les

données sont entrées, l'utilisateur peut créer les fichiers de PEST en appuyant sur un bouton situé dans l'onglet 4.

3.4.1 Paramètres de calibration

Les paramètres de calibration sont entrés dans l'onglet 2 d'OptiSRH-1D. La Figure D.2 en Annexe D montre l'interface graphique de cet onglet. Un recensement complet des paramètres d'ajustement disponibles dans SRH-1D est réalisé afin que le logiciel puisse être utilisé pour calibrer tous les types de modèles développés. Le Tableau C.1 en Annexe C comprend l'ensemble des paramètres de calibration intégrés dans OptiSRH-1D, dont certains sont continus comme le coefficient de Manning et d'autres sont discontinus comme le choix de l'équation de transport sédimentaire. Pour améliorer la convivialité du logiciel, les paramètres sont séparés dans l'interface utilisateur par les différentes catégories présentées dans le Tableau C.1. Un total de 92 paramètres de calibration différents sont séparés en 17 catégories.

La Figure 3.10 montre l'organigramme de programmation associé à l'entrée des paramètres de calibration. Deux identifiants de localisation sont associés à chaque paramètre de calibration, soit un mot-clé de trois lettres associé à une ligne et un chiffre associé à une position sur une ligne (voir Figure 3.1). La liste des paramètres et des identifiants associés à chacun d'entre eux est disponible dans le fichier OptiSRH1D.xlsx dans l'objectif de pouvoir modifier les identifiants si le formatage des modèles SRH venait à changer dans une version future. Si le fichier OptiSRH1D.xlsx n'est pas utilisé, des valeurs par défaut associées au format de la version 4.0.1 de SRH-1D sont entrées.

Les informations requises sont entrées dans un format tabulaire représenté à la Figure 3.9. Dans la deuxième colonne, l'utilisateur sélectionne le paramètre parmi une liste déroulante. Les trois colonnes suivantes sont entrées automatiquement en fonction du paramètre sélectionné, mais peuvent être modifiées manuellement. La troisième colonne est un identifiant utilisé pour remplacer le paramètre dans le fichier gabarit. Si plusieurs paramètres du même type sont calibrés comme c'est le cas du coefficient de Manning qui est calibré pour chaque section transversale, un nombre sera ajouté automatiquement à la fin du nom pour différencier chaque paramètre (ex : n1,n2,n3,...).

ID	Parameter	Name	SRH keyword	Position(s)	River(s)	Cross section(s)	Initial value	Lower bound	Upper bound
1	roughness coefficient	n	XRH	2	1	All	0.035	0.02	0.06

1.2 Upstream boundary
1.3 Downstream boundary
1.4 Internal boundaries
1.5 Lateral flow
2. Sediment transport

Figure 3.9 Format des entrées pour un paramètre de calibration

Les colonnes 4 et 5 (*SRH keyword* et *Position(s)*) sont les identifiants de localisation. Le coefficient de Manning est le seul paramètre pour lequel la variable *Position(s)* comprend une liste déroulante et pour lequel plusieurs valeurs peuvent être entrées. En effet, une section transversale peut être subdivisée en plusieurs sous-sections avec des coefficients de Manning différents. Dans ce cas, plusieurs coefficients de Manning se retrouvent sur la même ligne du fichier SRH. L'utilisateur peut choisir de n'en calibrer qu'un seul ou d'en calibrer plusieurs en les séparant par une virgule. Il peut aussi tous les sélectionner en inscrivant « *All* » dans la case appropriée.

Les colonnes suivantes doivent être entrées manuellement par l'utilisateur, mais des listes déroulantes facilitent la sélection. Pour la rivière et les sections transversales, plusieurs valeurs peuvent être sélectionnées. Pour choisir deux valeurs, celles-ci doivent être séparées par une virgule. Pour sélectionner tous les éléments compris entre deux valeurs, ces dernières doivent être séparées par un tiret « - ». Par exemple, en inscrivant « 1,3-6,12 », les éléments 1,3,4,5,6 et 12 sont sélectionnés. Des explications sur le format des entrées dans chaque colonne sont fournies à l'utilisateur lorsque le curseur survole l'en-tête des colonnes dans l'interface graphique du logiciel.

Si le paramètre choisi est continu, la valeur initiale, ainsi qu'une borne inférieure et supérieure doivent être fournies. Au contraire, si le paramètre est discontinu, l'ensemble des valeurs que l'utilisateur souhaite tester doivent être entrées dans la colonne « *Initial value* ». Le format d'entrée des valeurs pour les paramètres discontinus est le même que celui utilisé pour le choix de la rivière et des sections transversales (séparation avec virgule et tiret). La Figure D.2 en Annexe D montre un exemple d'entrée pour un paramètre discontinu.

Lorsque tous les paramètres sont entrés, l'utilisateur peut appuyer sur un bouton d'enregistrement qui crée un tableau dans l'onglet 4 (paramètres de contrôle) avec une ligne pour chaque paramètre continu. Ce tableau comprend des valeurs qui permettent d'ajuster la méthode de calcul de la

matrice jacobienne utilisée avec l'algorithme GML (voir section 2.3.1). Des valeurs par défaut sont fournies, mais l'utilisateur peut les modifier à sa guise.

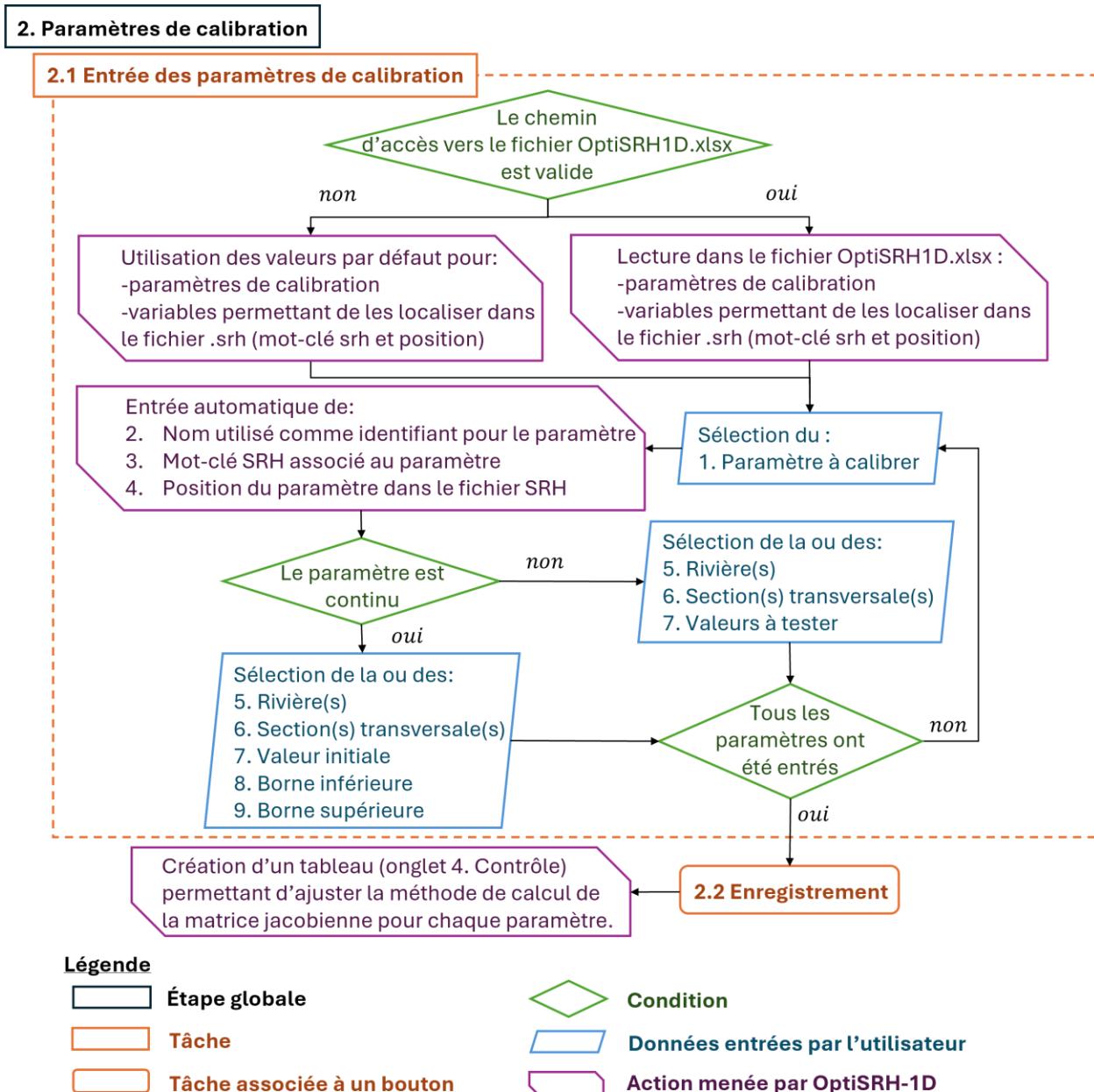


Figure 3.10 Organigramme de programmation de la fonction « 2. Paramètres de calibration »

3.4.2 Paramètres d'observation

Les paramètres d'observation sont les mesures auxquels les résultats du modèle sont comparés pour évaluer la capacité du modèle à reproduire la réalité. Tous les extrants de SRH-1D sont intégrés

dans OptiSRH-1D comme paramètre d’observation potentiel. Il n’y a donc aucune limite aux types d’observations disponibles. Grâce à l’exécutable RunModel.exe qui crée un fichier de sortie supplémentaire, il est aussi possible de calibrer un modèle à partir de hauteurs d’eau maximales obtenues pendant une crue pour lesquelles il n’est pas possible d’associer un temps précis.

La Figure 3.11 montre le fonctionnement de l’entrée des paramètres d’observations. L’interface graphique de l’onglet 3 associé à cette fonction est disponible en Annexe D (Figure D.3). Tout comme pour les paramètres de calibration, les observations sont entrées sous un format tabulaire. Un tableau est ajouté pour chaque catégorie d’observations. Pour chaque tableau, l’utilisateur doit sélectionner à l’aide d’une liste déroulante le fichier de sortie SRH dans lequel l’observation est enregistrée, ainsi que le type de paramètre d’observation. Les champs qui ne sont pas requis pour la localisation de l’observation dans le fichier de sortie sont désactivés automatiquement.

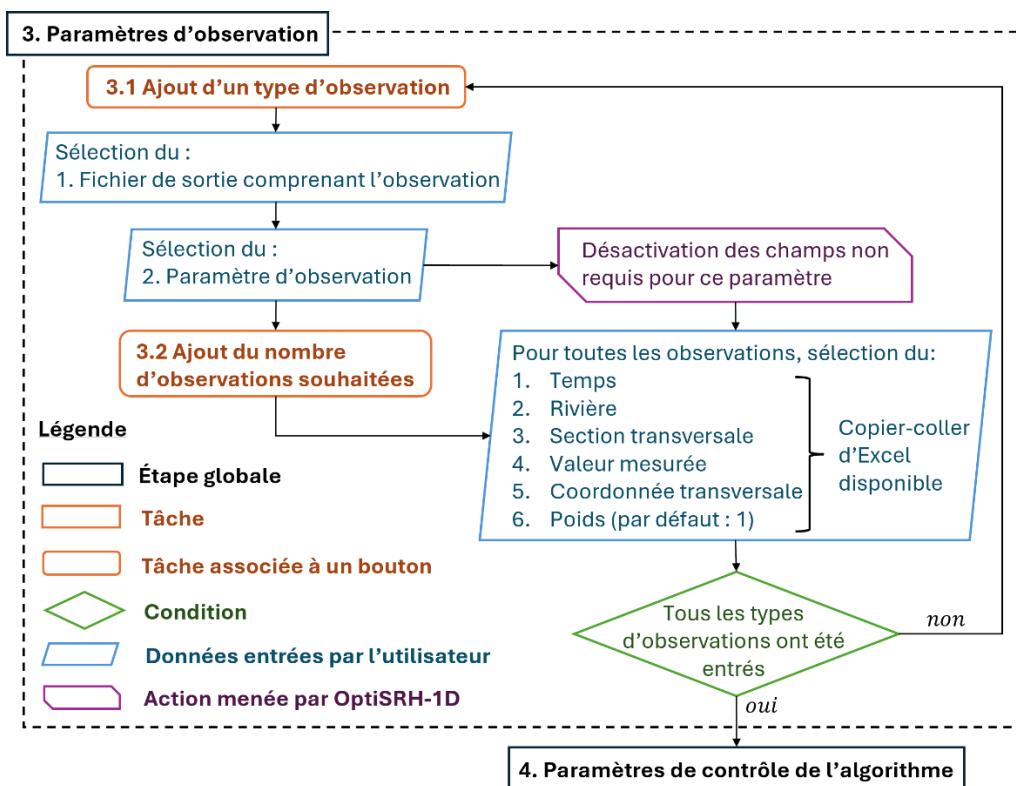


Figure 3.11 Organigramme de programmation de la fonction « 3. Paramètres d'observation »

Un bouton permet à l'utilisateur d'ajouter automatiquement le nombre de lignes souhaitées dans le tableau (une pour chaque observation). Cette fonctionnalité a été ajoutée pour permettre d'entrer un grand nombre d'observations. Les éléments permettant de localiser une observation sont le

temps, la rivière, la section transversale et la coordonnée transversale. Cette dernière n'est nécessaire que lorsque la géométrie du fond de la rivière est utilisée comme observation. Le poids est un facteur qui pondère l'erreur associée à l'observation dans le calcul de la fonction objectif (voir l'équation 2.34). Par défaut, un poids de 1 est donné à chaque observation, mais cette valeur peut être modifiée.

Remplir le tableau manuellement est fastidieux lorsque le nombre d'observations est important. C'est pourquoi l'option de copier-coller les données a été intégrée au logiciel OptiSRH-1D. Les données peuvent donc être formatées à l'aide d'Excel, puis collées dans la première case du tableau où elles seront automatiquement replacées dans les bonnes cases.

3.4.3 Paramètres de contrôle de l'algorithme

Les paramètres de contrôle sont des variables qui permettent d'ajuster l'algorithme d'optimisation. Des exemples de ces paramètres sont représentés en orange sur la Figure 2.11. Des valeurs par défaut sont données pour chaque paramètre, mais ils peuvent tous être modifiés par l'utilisateur dans l'onglet 4. La Figure D.4 en Annexe D montre l'interface graphique de cet onglet.

Une fois l'entrée des paramètres de contrôle complétée, l'utilisateur peut appuyer sur un bouton dans l'onglet 4 permettant de créer les fichiers de PEST. L'organigramme de programmation menant à la création de ces fichiers est présenté à la Figure 3.12.

Les fichiers de PEST sont créés dans le dossier de projet. Il est donc essentiel que ce dernier ait été créé à partir de l'onglet 1. Si un ou plusieurs paramètres de calibration sont discontinus, un fichier appelé *Discrete_parameters.txt* est créé. Ce fichier enregistre tous les ensembles de paramètres discontinus possibles à partir des valeurs entrées par l'utilisateur.

Si aucun des paramètres de calibration est continu, un paramètre fictif est créé afin de permettre d'utiliser PEST pour évaluer la fonction objectif. Dans ce cas, une valeur de 0 est donnée au paramètre *Nopt* dans le fichier de contrôle. Ce paramètre correspond au nombre maximal d'itérations que PEST peut entreprendre. Une valeur de 0 signifie que PEST exécute le modèle une seule fois pour évaluer la fonction objectif, mais n'entame aucune procédure d'optimisation. Le paramètre fictif ajouté est toujours le coefficient de Manning de la première section transversale, car ce paramètre est présent dans tous les modèles SRH. La valeur initiale utilisée est celle présente dans le modèle SRH. Le coefficient de Manning de la première section n'est donc nullement altéré

par cet artifice de calcul. Cette astuce est requise, car PEST ne peut pas être utilisé sans paramètre de calibration continu.

Le fichier gabarit et le fichier de contrôle sont créés en considérant le paramètre fictif dans le cas où aucun paramètre de calibration n'est continu. Ensuite, les fichiers d'instruction sont construits en se basant sur le format des fichiers de sortie du modèle SRH. Si ces fichiers ne sont pas présents dans le dossier de projet, OptiSRH-1D exécute le modèle afin de les obtenir.

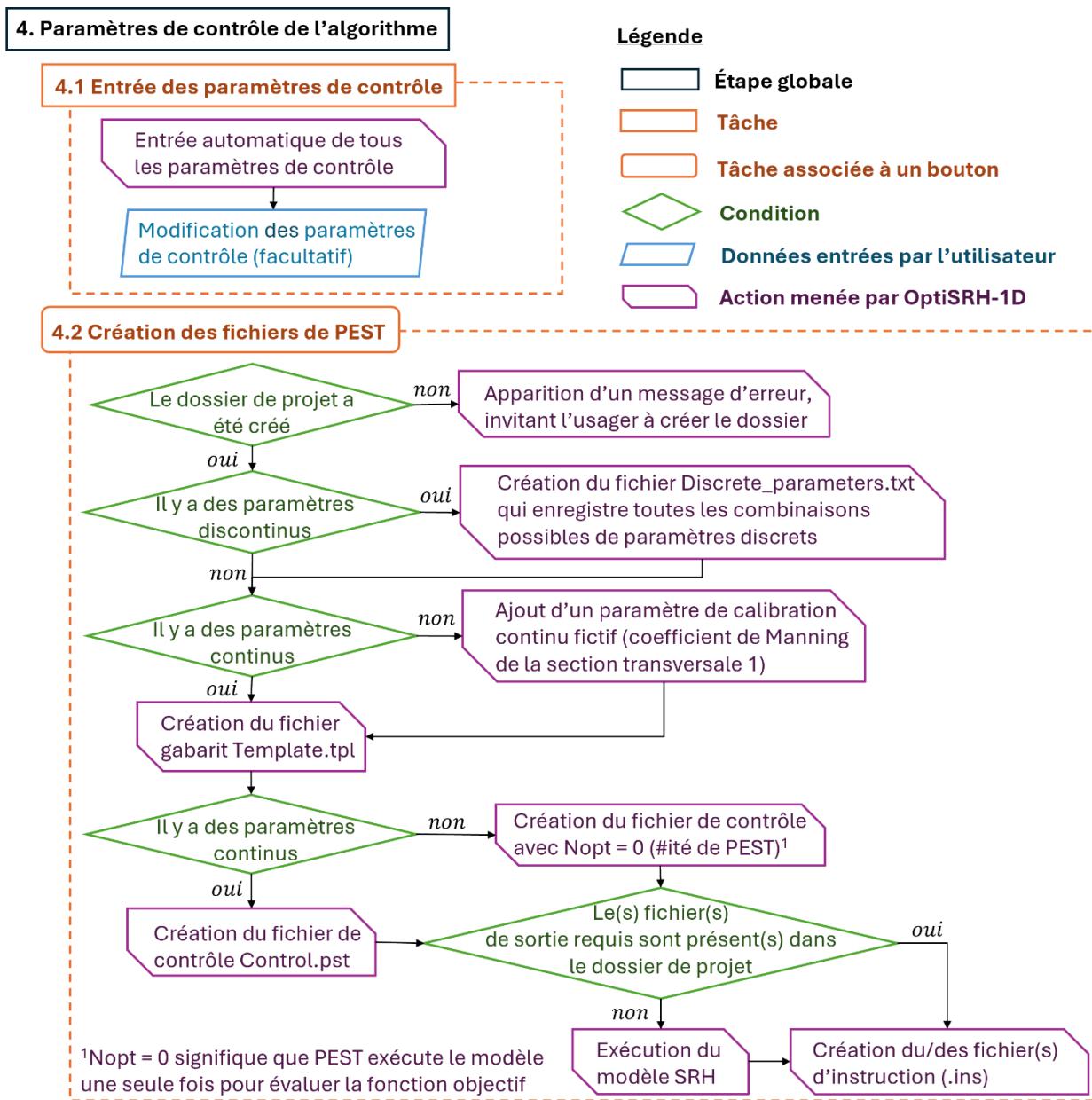


Figure 3.12 Organigramme de programmation de la fonction « 4. Paramètres de contrôle de l'algorithme »

3.5 Lancement de PEST

Une fois les fichiers de PEST créés, il est possible de lancer la calibration à partir de l'onglet 5 d'OptiSRH-1D. La Figure 3.13 montre l'organigramme de programmation associé à cette étape. La Figure D.5 en Annexe D montre l'interface graphique de l'onglet 5.

Avant d'entreprendre la calibration, l'utilisateur doit entrer le chemin d'accès vers le fichier de contrôle de PEST (*control.pst*). Cette fonction permet d'utiliser des fichiers de PEST déjà créés et d'éviter de remplir les onglets 2 à 4 à chaque utilisation d'OptiSRH-1D.

Si un fichier de contrôle est présent dans le dossier de projet, le chemin d'accès vers ce fichier est entré automatiquement. Sinon, l'utilisateur peut entrer par lui-même le chemin d'accès vers un autre fichier de contrôle. Dans ce cas, le dossier de travail devient le répertoire de ce fichier de contrôle. Il est donc important que ce répertoire contienne tous les fichiers nécessaires pour exécuter PEST : fichier gabarit (*Template.tpl*), fichier(s) d'instruction (*.ins*), fichier de contrôle (*Control.pst*), exécutable (*RunModel.exe*) et fichier du modèle (*.srh*). Dans le cas où des paramètres discrets sont optimisés, il faut également que le fichier *Discrete_parameters.txt* soit présent dans ce répertoire.

Ensuite, l'utilisateur peut sélectionner un algorithme parmi les suivants : GML, GML_HP, PD_MS2, CMAES, CMAES_HP et SCEUA. Tous ces algorithmes ont été présentés dans les sections 2.3.1 et 2.3.2. Une description et des recommandations sont fournies pour chaque algorithme afin de guider l'utilisateur dans sa sélection. Les algorithmes identifiés par les lettres « HP » sont des versions parallélisées.

Certains algorithmes (PD_MS2, CMAES, CMAES_HP et SCEUA) requièrent l'entrée d'un ou deux paramètres supplémentaires avant la calibration. Des valeurs par défaut sont fournies, mais elles peuvent être modifiées.

Un bouton permet de lancer la calibration avec l'algorithme sélectionné. Puisque la calibration peut prendre de quelques minutes à plusieurs heures, dépendamment du temps d'exécution du modèle et des paramètres à calibrer, une barre de progression est affichée tout au long du processus. Cette barre affiche en tout temps une description de l'étape actuellement menée par le logiciel OptiSRH-1D. Des résultats intermédiaires peuvent être consultés en tout temps dans le dossier de travail pendant la procédure.

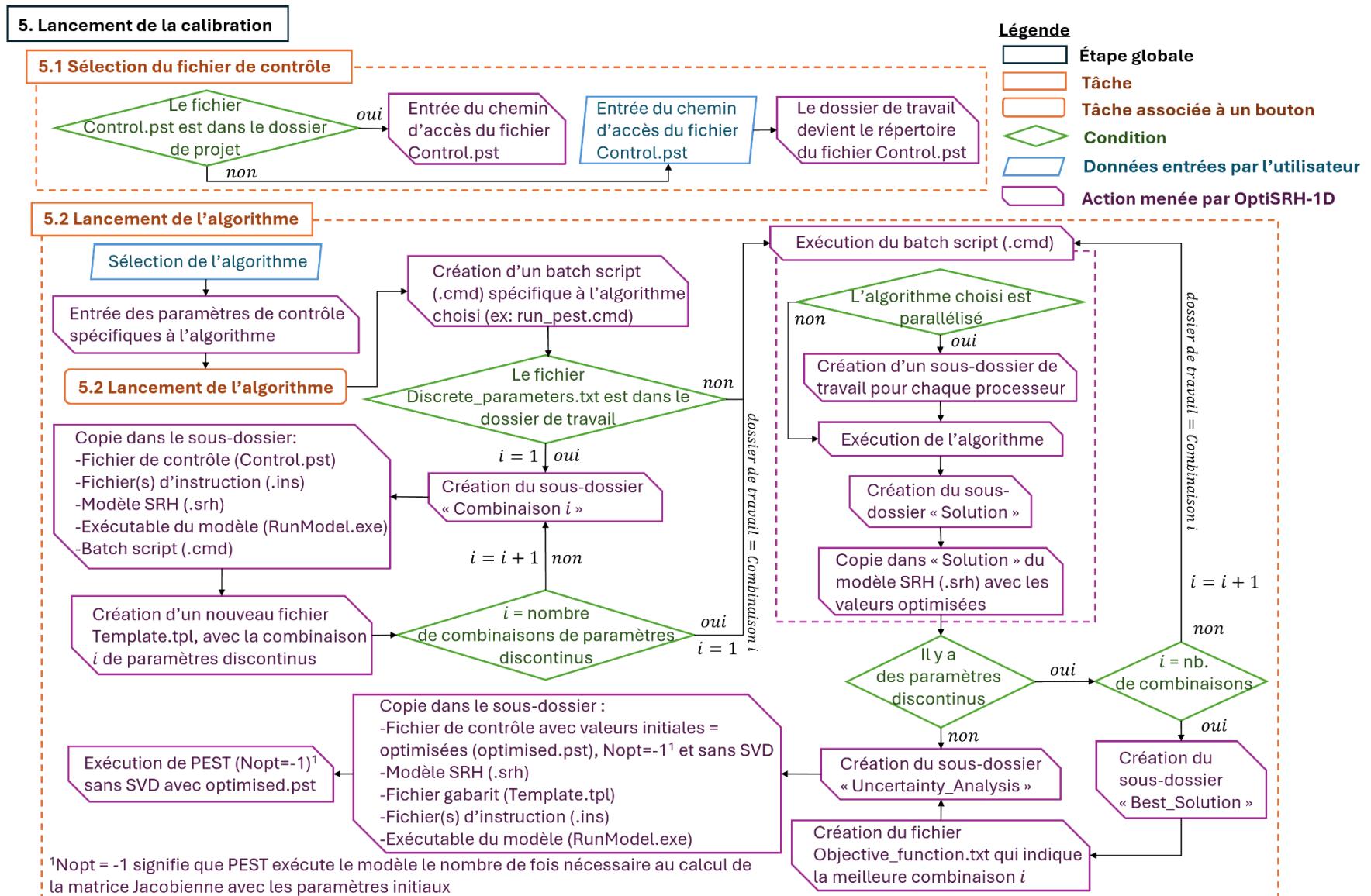


Figure 3.13 Organigramme de programmation de la fonction « 5. Lancement de l'algorithme »

La première étape du processus est la création d'un fichier *batch script* (.cmd) spécifique à l'algorithme choisi. Ce fichier est essentiel avec les algorithmes parallélisés pour la gestion des processeurs. Cependant, pour assurer une uniformité dans la procédure pour tous les algorithmes, ce fichier est créé et utilisé pour chacun d'entre eux.

Si le fichier *Discrete_parameters.txt* est présent dans le dossier de travail, des sous-dossiers sont créés pour chacune des combinaisons de paramètres discontinus. Ces sous-dossiers serviront à tour de rôle de répertoire de travail pour l'exécution de PEST. Ils comprennent donc tous les fichiers nécessaires à son exécution. Tous les fichiers sont identiques entre les sous-dossiers, à l'exception du fichier gabarit (*Template.tpl*). Dans chaque sous-dossier, ce fichier est modifié pour que les paramètres discontinus correspondent à une combinaison différente.

L'algorithme d'optimisation est ensuite exécuté à l'aide du *batch script* (.cmd). Si l'algorithme est parallélisé, des sous-dossiers de travail sont créés pour chaque processeur actif. Le nombre de cœurs utilisé correspond au nombre de cœurs de l'ordinateur moins un. Lorsque la calibration est terminée, un dossier « Solution » qui contient le modèle SRH calibré est créé.

La procédure décrite dans le paragraphe précédent est reproduite pour toutes les combinaisons de paramètres discontinus s'il y en a. Une fois toutes ces itérations terminées, un dossier appelé « *Best_solution* » est créé. Ce dossier comprend le fichier *Objective_function.txt* qui donne la valeur de la fonction objectif finale pour toutes les combinaisons de paramètres discontinus et fournit une recommandation sur la combinaison optimale.

Après la calibration, un dossier appelé « *Uncertainty_Analysis* » qui comprend tous les fichiers nécessaires à l'exécution de PEST est créé. L'objectif de cette étape est de calculer l'intervalle de confiance (IC) de 95% sur les valeurs calibrées à l'aide de PEST. Le fichier de contrôle compris dans ce dossier (*optimised.pst*) est similaire au fichier utilisé pour la calibration, mais les éléments suivants sont modifiés :

- Les valeurs initiales des paramètres de calibration continus correspondent aux valeurs optimisées.
- Le nombre d'itérations (*Nopt*) est posé égal à -1. Lorsque cette valeur est utilisée, PEST exécute le modèle un nombre de fois suffisant afin de calculer la matrice jacobienne avec les paramètres initiaux. Dans le cas présent, l'objectif est de calculer cette matrice avec les valeurs optimisées.

- L'option SVD (*singular value decomposition*) est retirée. Selon Doherty (2018a), cette fonction permet de réduire le temps de calibration des modèles hautement paramétrés, c'est pourquoi elle est sélectionnée par défaut par le logiciel OptiSRH-1D à l'étape de la calibration. Cependant, l'utilisation de cette fonction empêche le calcul de l'IC de 95% sur les paramètres calibrés.

Une fois le dossier « *Uncertainty_Analysis* » créé, PEST est exécuté avec le fichier de contrôle *optimised.pst*, sans SVD et avec $N_{opt} = -1$, afin de calculer l'IC de 95% des paramètres calibrés. Les intervalles obtenus se retrouvent dans le fichier *optimised.rec* et pourront être utilisés comme bornes d'échantillonnage pour estimer l'incertitude sur les prédictions associée à la calibration.

3.6 Estimation de l'incertitude sur les prédictions

La calibration automatisée est basée sur l'application d'un algorithme d'optimisation dans le but de minimiser les erreurs du modèle. Il est mathématiquement possible d'identifier un ensemble de paramètres unique à la suite de l'optimisation. Cependant, il existe peut-être d'autres ensembles dont les performances sont similaires pour les données de calibration, mais dont la performance est supérieure dans d'autres conditions. Ce principe, appelé « équifinalité », a été présenté à la section 2.1.2. Afin d'estimer l'impact sur les prédictions de l'incertitude associée aux paramètres de calibration, une méthodologie inspirée de GLUE a été implantée dans l'onglet 6 du logiciel OptiSRH-1D. L'interface graphique de cet onglet est présentée à la Figure D.6 en Annexe D.

Plusieurs informations doivent être entrées par l'utilisateur afin de préparer l'analyse de l'incertitude. Cette étape de préparation est schématisée à la Figure 3.14. D'abord, l'utilisateur peut entrer les prédictions dont il souhaite estimer l'incertitude. Les prédictions sont entrées sous un format tabulaire identique à celui des observations (voir Figure 3.11). Tout comme pour les observations, tous les extrants de SRH-1D peuvent être utilisés comme prédictions.

Ensuite, l'utilisateur doit sélectionner les sources d'incertitude qu'il souhaite analyser. Les sources implantées dans le logiciel OptiSRH-1D sont les paramètres de calibration, le débit entrant en régime permanent et l'hydrogramme entrant en régime non permanent. Les deux premières sources peuvent être analysées conjointement, mais l'incertitude associée à l'hydrogramme ne peut être analysée que séparément.

Si la source d'incertitude sélectionnée est l'hydrogramme entrant, l'utilisateur doit fournir un fichier texte qui comprend un ensemble d'hydrogrammes. Le format de ce fichier a été présenté à la Figure 3.5. Ce fichier peut être issu d'une analyse effectuée à l'extérieur d'OptiSRH-1D. Dans le cas d'une analyse de bris de barrage, ce fichier peut être obtenu directement à partir de l'outil de génération d'hydrogrammes probabilistes implanté dans OptiSRH-1D et présenté dans la section 0. Cette analyse ne requiert l'intervention d'aucun outil du logiciel PEST. Il n'est donc pas nécessaire d'avoir créé les fichiers de PEST ou calibré le modèle pour analyser l'incertitude associée à l'hydrogramme. Les seuls fichiers nécessaires sont le modèle SRH et le fichier comprenant l'ensemble des hydrogrammes.

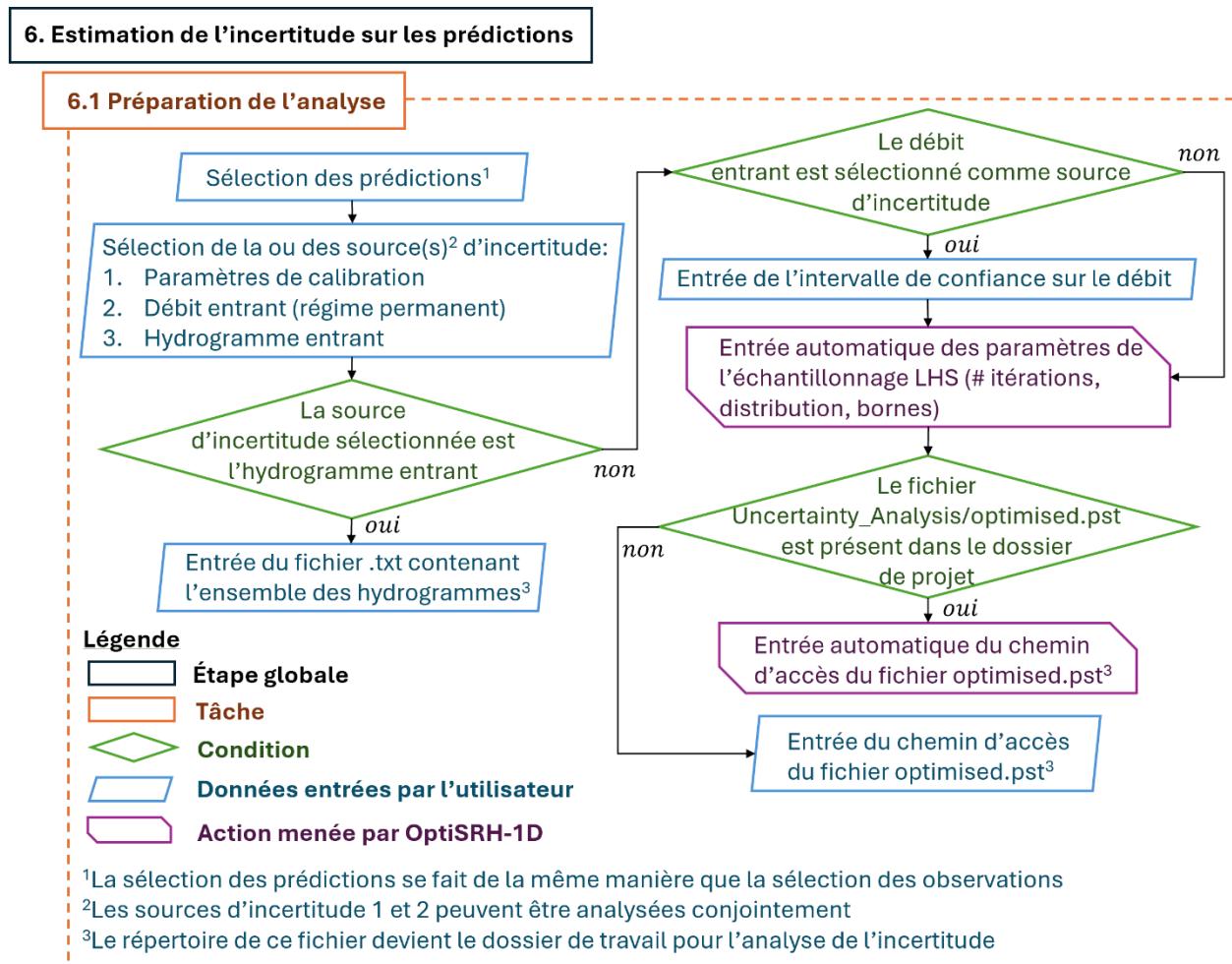


Figure 3.14 Organigramme de programmation de la préparation de l'analyse d'incertitude

Si le débit entrant est sélectionné comme source d'incertitude, l'utilisateur doit entrer le débit le plus probable, ainsi qu'un intervalle de confiance sur ce débit. L'analyse hydrologique permettant d'obtenir ce débit et son intervalle doit être réalisée à l'extérieur d'OptiSRH-1D.

Si la source d'incertitude étudiée est la calibration des paramètres et/ou le débit entrant, alors la méthode LHS est appliquée à l'aide des outils du logiciel PEST. Des valeurs par défaut sont entrées pour les données nécessaires à l'application de la méthode LHS comme le nombre d'itérations, le type de distribution et les bornes d'échantillonnage. La distribution des valeurs échantillonées peut être uniforme ou suivre la loi normale. Les bornes d'échantillonnage peuvent être les bornes utilisées pour la calibration (bornes présentes dans le fichier de contrôle *optimised.pst*) ou l'IC de 95% obtenu à la fin de la calibration (donné dans le fichier *optimised.rec*). Par défaut, la distribution normale et l'IC de 95% sont utilisés. La distribution est centrée sur les valeurs initiales comprises dans le fichier de contrôle fourni. Si le fichier *optimised.pst* est utilisé comme fichier de contrôle, les valeurs initiales correspondent aux valeurs calibrées (voir Figure 3.13).

Puisque PEST est utilisé dans l'application de la méthode LHS, un fichier de contrôle doit être fourni à OptiSRH-1D (*optimised.pst*). Si ce fichier est présent dans le dossier « *Uncertainty_Analysis* » dans le répertoire du projet (ce qui devrait être le cas si la calibration du modèle a été réalisée préalablement avec OptiSRH-1D), le logiciel peut aller le chercher sans l'intervention de l'utilisateur. Sinon, il est possible d'entrer manuellement le chemin d'accès vers ce fichier.

Le logiciel OptiSRH-1D est construit de sorte à permettre la plus grande liberté possible à l'utilisateur. Ainsi, il est également possible d'entreprendre une analyse d'incertitude sans avoir préalablement calibré le modèle avec OptiSRH-1D. Pour ce faire, tous les fichiers de PEST doivent être créés en suivant les mêmes étapes que celles requises pour préparer la calibration. Ensuite, le fichier de contrôle créé (*Control.pst*) peut être utilisé comme fichier entrant pour l'analyse de l'incertitude. Les valeurs initiales sont utilisées pour centrer la distribution et les bornes inférieures et supérieures sont utilisées comme limites pour l'échantillonnage. Lorsque l'analyse de l'incertitude est réalisée de cette façon, il est important que l'utilisateur change la valeur entrée par défaut pour le choix des bornes d'échantillonnage. En effet, l'IC de 95% est utilisé par défaut pour borner l'échantillonnage, mais il ne peut pas être calculé sans que OptiSRH-1D n'ait été utilisé pour la calibration.

Une fois la préparation de l'analyse terminée, un bouton permet à l'utilisateur de lancer la procédure. L'organigramme de programmation de cette fonction est illustré à la Figure 3.15.

Le logiciel commence par créer un dossier temporaire (*LHS_temp*) utilisé pour enregistrer à chaque itération de la méthode LHS tous les fichiers de sortie qui comprennent des prédictions. Les prédictions sont compilées dans un seul fichier de résultat lorsque toutes les itérations sont complétées et le dossier temporaire est supprimé pour libérer de l'espace de stockage.

Si l'hydrogramme entrant est la source d'incertitude étudiée, une copie du modèle SRH est réalisée dans le dossier de travail (répertoire du fichier comprenant les hydrogrammes). Ce fichier est par la suite utilisé comme gabarit. Pour chaque hydrogramme, un modèle SRH est créé à partir du gabarit en modifiant l'hydrogramme d'entrée. Le modèle SRH est exécuté et les fichiers de sortie comprenant des prédictions sont enregistrés dans le dossier temporaire *LHS_temp*. Le même nom est donné un modèle SRH à chaque itération pour éviter la surcharge du répertoire de travail. Tous les fichiers sont donc écrasés à chaque itération, ce qui justifie l'utilisation d'un dossier temporaire pour enregistrer les données utiles.

Si la source d'incertitude étudiée est la calibration des paramètres et/ou le débit entrant, le logiciel crée une copie du fichier gabarit (*Template_unc.tpl*) et du fichier de contrôle (*unc.pst*) dans le dossier de travail. Ces fichiers seront utilisés pour appliquer la méthode LHS. Dans le fichier de contrôle, le nombre maximal d'itérations de PEST pour la calibration est de 0. Cette valeur signifie que PEST exécute le modèle une seule fois avec les valeurs initiales.

Si les paramètres de calibration sont sélectionnés comme source d'incertitude et que l'IC de 95% sur les valeurs calibrées est utilisé pour borner l'échantillonnage, le logiciel doit obtenir les valeurs de l'IC de 95% pour chaque paramètre dans le fichier de sortie de PEST *optimised.rec*. Si ce fichier n'est pas présent dans le dossier, PEST est exécuté avec le fichier de contrôle *optimised.pst*. Dans ce fichier, le nombre d'itérations est de -1 pour que la matrice jacobienne soit calculée et que le fichier *optimised.rec* comprenne les IC de 95%. Les bornes dans le fichier *unc.pst* sont ensuite modifiées pour correspondre aux IC de 95% à condition que ces derniers soient compris à l'intérieur des bornes initiales. Cette condition permet de s'assurer que les intervalles ne comprennent pas des valeurs qui n'ont aucune signification physique pour le paramètre. En effet, les IC de 95% sont obtenus par une analyse purement mathématique des données. Ils peuvent donc avoir une étendue supérieure à celle du domaine possible.

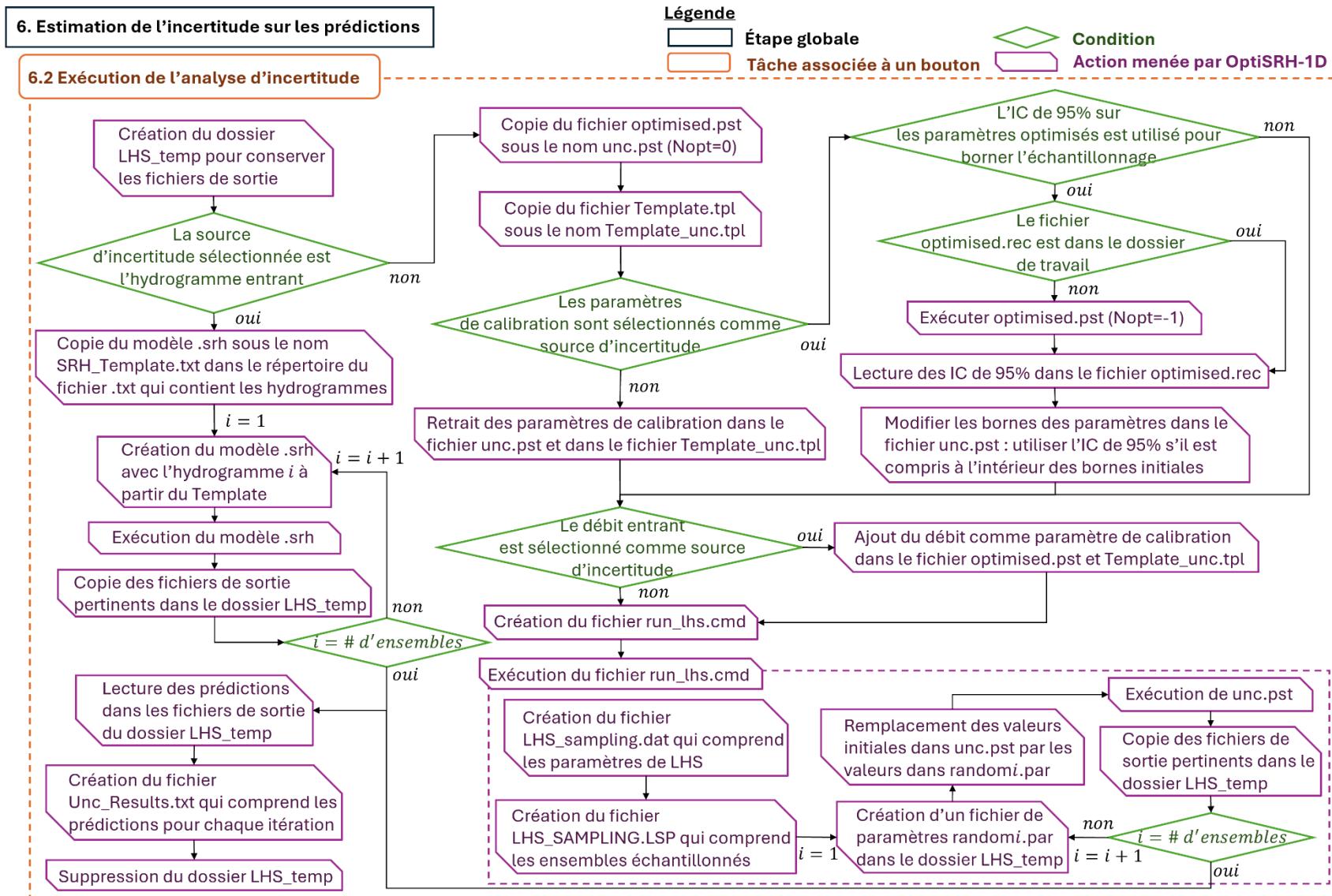


Figure 3.15 Organigramme de programmation de la fonction « 6. Analyse d'incertitude »

Si le débit entrant est sélectionné comme source d'incertitude, il est ajouté aux paramètres de calibration dans le fichier *unc.pst* et dans le fichier *Template_unc.tpl*.

Après cette dernière modification des fichiers de PEST, un *batch script* (*run_lhs.cmd*) est créé pour générer plusieurs ensembles de paramètres avec la méthode LHS et exécuter le modèle SRH avec tous ces ensembles. Le fichier *run_lhs.cmd* commence par créer le fichier *LHS_SAMPLING.dat* qui comprend le type de distribution, la valeur centrale de la distribution et les bornes à utiliser pour chaque paramètre. Ce fichier est utilisé pour appliquer la méthode LHS et créer *LHS_SAMPLING.LSP* qui comprend les ensembles générés. Ensuite, pour chaque ensemble, un fichier de paramètres (*random1.par*, *random2.par*, ..., *random1000.par*, etc.) est enregistré dans le dossier temporaire *LHS_temp*. Pour chaque ensemble, les valeurs initiales dans le fichier de contrôle (*unc.pst*) sont remplacées par les valeurs comprises dans le fichier de paramètre (.par). PEST est ensuite exécuté avec le fichier de contrôle *unc.pst* qui exécute le modèle SRH une seule fois avec les valeurs initiales. Les fichiers de résultats sont enregistrés dans le dossier temporaire.

Lorsque le modèle a été exécuté avec tous les ensembles, les prédictions pour chaque itération sont compilées dans un fichier de résultat (*Unc_Results.txt*) à partir des fichiers enregistrés dans le dossier temporaire. Lorsque cette étape est achevée, une fenêtre demande à l'utilisateur s'il souhaite supprimer le dossier temporaire afin de libérer de l'espace.

L'analyse statistique des résultats obtenus dans le fichier *Unc_Results.txt* doit être faite à l'extérieur d'OptiSRH-1D. L'objectif derrière l'utilisation de la méthode LHS étant de réduire la taille de l'échantillon requis en raison du long temps de calcul associé aux modèles hydrosédimentaires, cette analyse devrait pouvoir être réalisée avec Excel.

3.7 Génération d'un échantillon d'hydrogrammes probabilistes

Pour l'analyse de la rupture par submersion des barrages en remblai, OptiSRH-1D permet de générer un ensemble d'hydrogrammes basé sur l'incertitude associée aux paramètres de brèche utilisés par les normes. Pour ce faire, une loi de distribution est ajustée sur des valeurs historiques pour chaque paramètre de brèche. Ces distributions sont utilisées dans l'application de la méthode LHS qui génère des ensembles de paramètres de brèches. Le modèle de rupture est exécuté avec chacun de ces ensembles pour obtenir l'échantillon d'hydrogrammes. Cette méthodologie est inspirée de celle développée par Bernard-Garcia (2023). La Figure 3.16 et la Figure D.7 en annexe montrent respectivement l'organigramme et l'interface graphique associés à cette fonction.

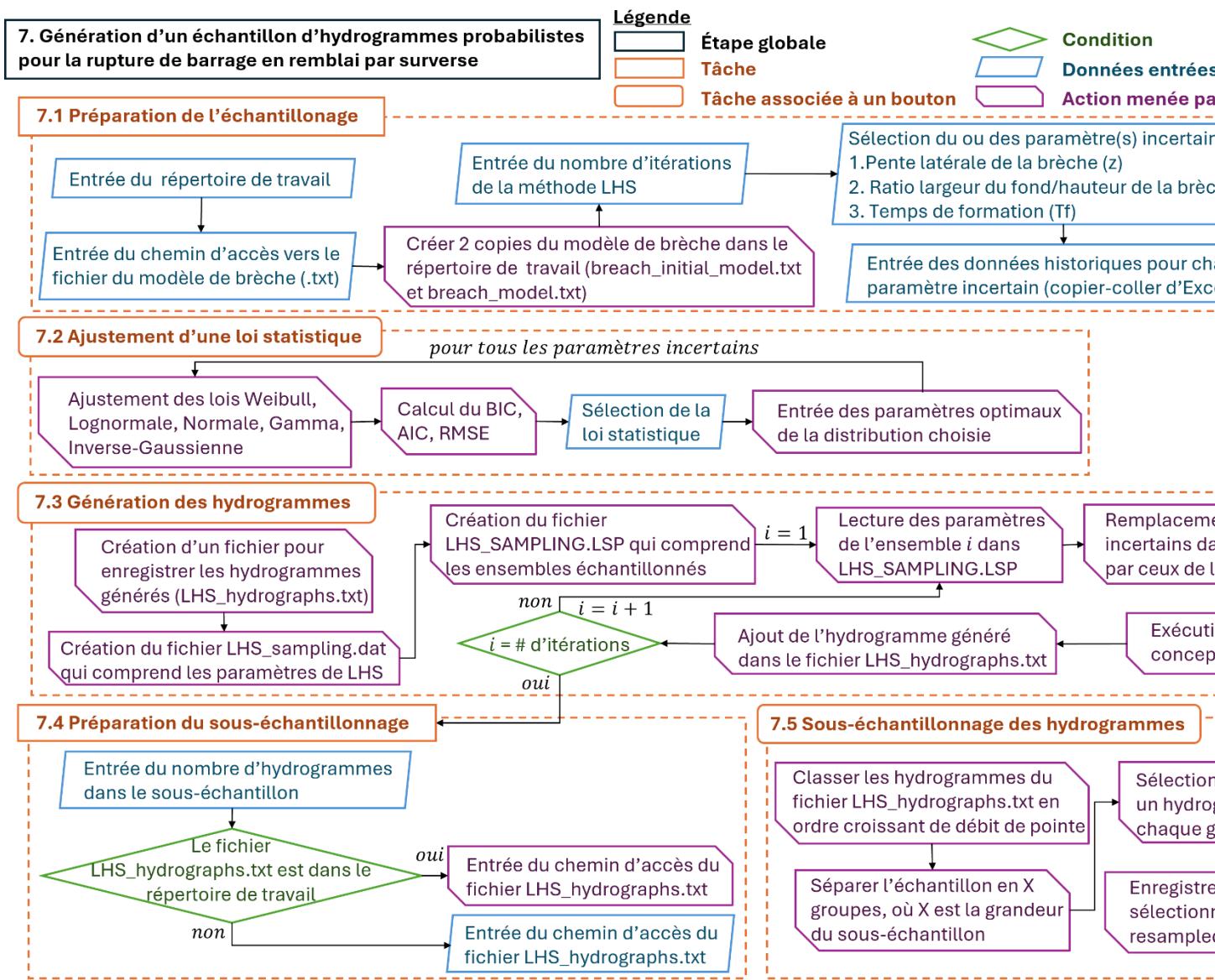


Figure 3.16 Organigramme de programmation de la fonction « 7. Génération d'un échantillon d'hydrogrammes probabilistes »

La première étape consiste à fournir les données requises pour préparer l'échantillonnage. Ces données comprennent le choix du répertoire de travail à utiliser pour faire les calculs et enregistrer les résultats, le chemin d'accès vers le modèle de rupture, le nombre d'hydrogrammes à créer, le choix du ou des paramètres incertains à analyser et les données historiques utilisées pour guider l'échantillonnage. Les données historiques peuvent être obtenues à partir des nombreuses bases de données disponibles dans la littérature et présentées à la section 2.2.3. Deux copies du modèle de rupture sont créées dans le répertoire de travail. L'une permet de conserver le modèle initial et l'autre est utilisée pour exécuter le modèle avec les divers échantillons de paramètres de brèche.

La deuxième étape consiste à sélectionner une distribution statistique afin de guider l'échantillonnage pour chacun des paramètres de brèche. Un total de cinq lois de distribution sont ajustées pour chaque paramètre. La performance de ces lois est comparée grâce à trois indicateurs de performance, soit le critère d'information bayésien (BIC), le critère d'information d'Akaike (AIC) et la racine de l'erreur quadratique moyenne (RMSE) :

$$BIC = n \ln \left(\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \hat{x}_i)^2}{n} \right) + k \ln(n) \quad (3.1)$$

$$AIC = n \ln \left(\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \hat{x}_i)^2}{n} \right) + 2 \ln(k) \quad (3.2)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \hat{x}_i)^2}{n}} \quad (3.3)$$

où n est le nombre de données, k est le nombre de paramètres de la loi statistique, x_i est l'observation et \hat{x}_i est l'estimation. Les équations 3.1 et 3.2 sont des équations simplifiées des critères BIC et AIC qui s'appuient sur l'hypothèse que les erreurs du modèle sont indépendantes et distribuées selon la loi normale. Contrairement au RMSE, le BIC et le AIC permettent de tenir compte du nombre de paramètres de la loi statistique en favorisant les distributions qui ont moins de paramètres. Par rapport au AIC, le BIC donne un poids supplémentaire au nombre de données de l'échantillon. Plus la valeur des trois critères est petite et plus la loi statistique représente bien la distribution des données dans l'échantillon.

Pour chaque paramètre de brèche, un bouton permet d'ajuster les lois statistiques sur les données historiques et de calculer les indicateurs de performance. La meilleure distribution pour chaque critère est mise en couleur pour aider l'utilisateur à faire son choix. La distribution choisie est sélectionnée par l'utilisateur à partir d'une liste déroulante. Les paramètres d'ajustement de la distribution choisie sont entrés directement dans les cases prévues à cet effet. Ces valeurs peuvent

être modifiées manuellement pour ceux qui préféreraient faire l'analyse statistique des données historiques à l'extérieur d'OptiSRH-1D.

Une fois cette étape complétée, un bouton permet de créer les ensembles de paramètres de brèche avec la méthode LHS, d'exécuter le modèle de rupture avec chaque ensemble et d'enregistrer tous les hydrogrammes générés dans un fichier texte.

La Figure 3.17 montre le fonctionnement du modèle conceptuel de rupture intégré à OptiSRH-1D. L'étape d'initialisation met à jour le temps de simulation au début de chaque itération. Si le processus de rupture a débuté, l'évolution de la brèche est calculée en suivant une progression linéaire ou sinusoïdale. La Figure 3.17 montre un schéma de l'évolution de la géométrie de la brèche inspirée de Froehlich (2008). La pente latérale de la brèche demeure constante, alors que la hauteur et la largeur augmentent graduellement pendant tout le temps de formation de la brèche. Le débit de brèche est calculé à partir de l'équation pour un seuil trapézoïdal épais (Marche, 2008). Si le processus de rupture n'a pas encore débuté, mais que le niveau d'eau dans le réservoir est supérieur à la crête du barrage, le débit de débordement est calculé. À partir du débit sortant par la brèche ou par déversement par-dessus la crête, le niveau d'eau dans le réservoir est mis à jour. Pour ce faire, la différence de volume est estimée en utilisant le débit entrant dans le réservoir, ainsi que le débit sortant par l'évacuateur et par le barrage. Le niveau d'eau utilisé pour la prochaine itération est obtenu à partir du nouveau volume et de la courbe d'emmagasinement du réservoir.

L'ensemble d'hydrogrammes généré avec la méthode LHS peut ensuite être réduit. Cette étape est optionnelle, mais peut être particulièrement utile pour les modèles hydrosédimentaires dont le temps de calcul est important. Le principe consiste à échantillonner de manière contrôlée l'ensemble initial de sorte à réduire la taille de l'échantillon tout en conservant ses propriétés. Pour préparer le sous-échantillonnage, il faut entrer le chemin d'accès vers l'échantillon initial et le nombre d'hydrogrammes souhaité dans le nouvel échantillon.

Une fois ces données entrées, un bouton permet de générer le nouvel échantillon. Pour ce faire, les hydrogrammes de l'échantillon initial sont classés en ordre croissant de débit de pointe. Ils sont ensuite séparés en un nombre de groupes égal au nombre d'hydrogrammes souhaités dans le nouvel échantillon. Enfin, un hydrogramme est sélectionné aléatoirement dans chaque groupe. Cette procédure permet de conserver la distribution des débits de pointe de l'échantillon initial.

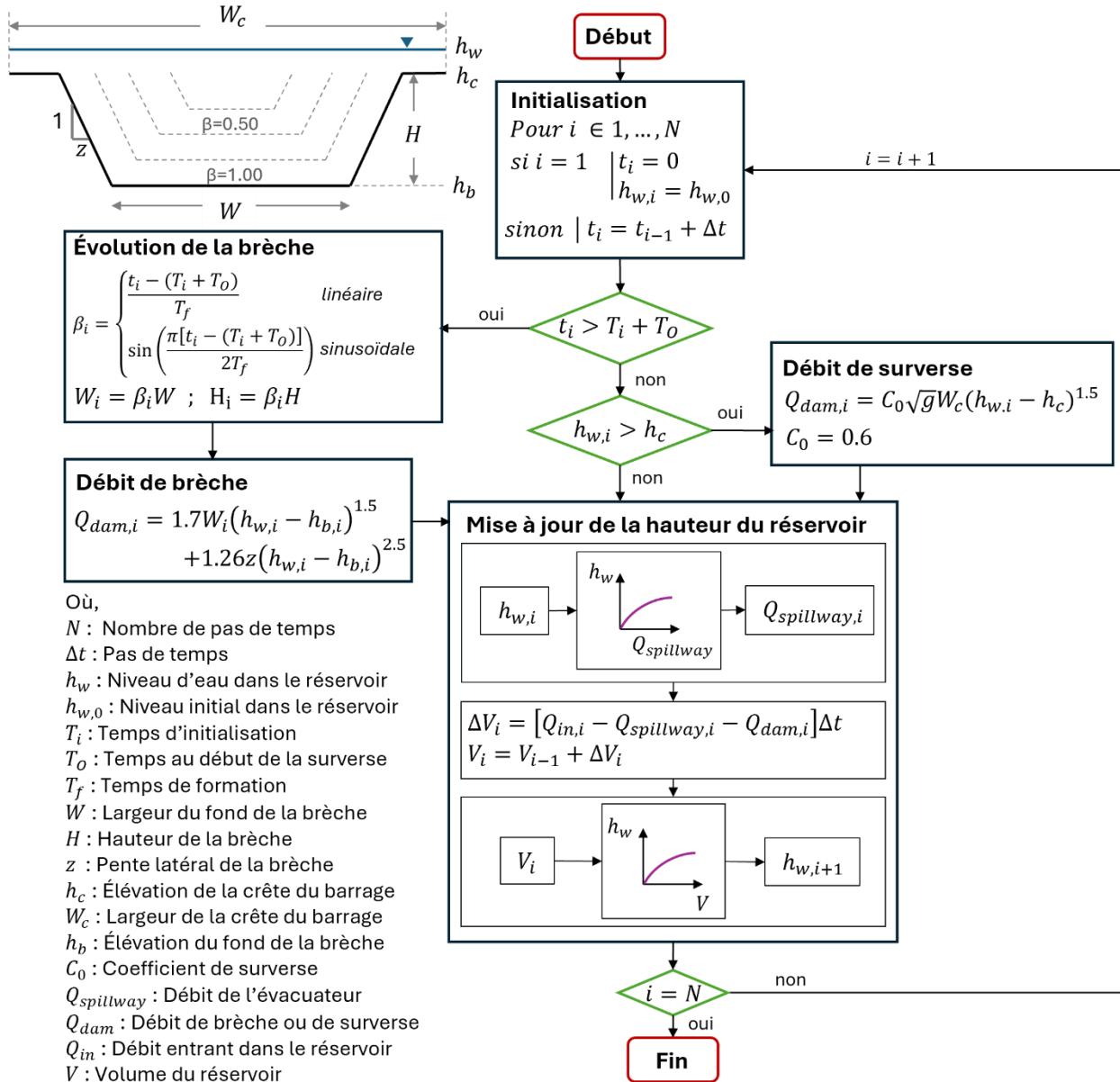


Figure 3.17 Fonctionnement du modèle conceptuel de rupture par submersion (adapté de Morin et Mahdi (2024))

CHAPITRE 4 VALIDATION ET APPLICATION

Afin de tester le logiciel OptiSRH-1D, un total de quatre cas d'études sont analysés. Ces derniers sont sélectionnés de manière à tester le plus de fonctionnalités possibles du logiciel développé.

Le premier cas analysé est celui d'un canal artificiel trapézoïdal en régime non uniforme permanent et sans transport de sédiment. Cet exemple de validation permet de tester la capacité du logiciel à calibrer le coefficient de Manning en utilisant des hauteurs d'eau observées avec et sans erreurs sur les mesures. Il est également utilisé afin de tester l'impact de la valeur initiale sur la convergence de l'algorithme GML et pour comparer l'efficacité des divers algorithmes implantés dans OptiSRH-1D. La fonctionnalité permettant d'analyser ensemble et séparément l'incertitude associée à la calibration des paramètres et à l'estimation du débit entrant est aussi testée.

Les cas d'étude 2 et 3 portent sur des canaux expérimentaux en régime non uniforme non permanent avec transport de sédiments. Les deux expériences analysées sont celles de Seal et al. (1997) et de Cantelli et al. (2004). Le processus de transport dominant pour chacune de ces expériences est respectivement la sédimentation et l'érosion. Ces cas d'études montrent la capacité de l'outil à calibrer les divers paramètres qui entrent en jeu dans la modélisation du transport sédimentaire en utilisant des observations telles que les hauteurs d'eau, ainsi que l'évolution du thalweg et des diamètres d₁₆, d₅₀ et d₈₄ dans le temps. L'incertitude associée au choix de l'équation de transport de sédiments, à l'ajustement des paramètres continus, ainsi qu'au modèle hydrosédimentaire en général est également estimée pour ces deux exemples d'application.

Enfin, le dernier cas analysé est celui de la rivière Ha! Ha! située dans la région du Saguenay, au Québec. En 1996, une pluie historique a généré de nombreuses inondations dans cette région, causant la rupture de 8 barrages, dont la digue Cut-Away située sur le lac Ha! Ha! en amont de la rivière Ha! Ha!. Cette rivière a subi des changements géomorphologiques importants pendant la vidange du réservoir, ce qui en fait un cas d'étude intéressant en termes de modélisation hydrosédimentaire. Une base de données de la topographie avant et après la rupture du barrage a été rendue disponible par Capart et al. (2007). Ces données sont utilisées comme observations pour la calibration des paramètres hydrosédimentaires du modèle de la rivière Ha! Ha!. Cet exemple d'application est aussi utilisé pour tester la fonctionnalité du logiciel OptiSRH-1D permettant d'estimer l'incertitude associée aux paramètres de la brèche pour une rupture de barrage sur les prédictions du modèle hydraulique.

4.1 Canal trapézoïdal non érodable

À des fins de validation, un canal trapézoïdal artificiel non érodable est modélisé dans SRH-1D en régime permanent. Les résultats obtenus par le logiciel sont ensuite utilisés comme observations pour la calibration. L'objectif principal de ce cas d'étude est donc de valider la capacité de l'outil développé à retrouver les paramètres du modèle. Les sous-objectifs sont d'évaluer l'impact de la valeur initiale sur le résultat de l'algorithme d'optimisation locale GML, de comparer l'efficacité des divers algorithmes implantés dans l'outil OptiSRH-1D, d'évaluer l'impact que les erreurs sur les observations peuvent avoir sur les résultats de la calibration et de représenter l'incertitude associée à la modélisation hydrologique et hydraulique. Les propriétés du canal utilisé pour ce premier cas d'étude et la géométrie des sections transversales sont présentées dans le Tableau 4.1.

Tableau 4.1 Propriétés du canal artificiel et géométrie des sections transversales

Propriétés du canal	
Débit	20 m ³ /s
Longueur	2000 m
Nombre de sections	21 sections espacées de 100 m
Pente longitudinale	
0-900 m	0.001
900-1300 m	0.004
1300-2000 m	0.001
Coefficient de Manning	
0-500 m	0.04
600-1000 m	0.045
1100-1500 m	0.03
1600-2000 m	0.025
Propriétés des sections transversales	
Largeur à la base	10 m
Pente des berges	1H:1V

Le profil longitudinal du canal, ainsi que la ligne d'eau modélisée sont présentés à la Figure 4.1. Pour cet exemple de validation, les hauteurs d'eau modélisées à tous les 50 m sont utilisées comme observations dans le but de retrouver le coefficient de Manning de chacune des 21 sections transversales. Pour que le modèle calcule les hauteurs d'eau aux 50 m, il est nécessaire d'interpoler une section entre chaque deux sections consécutives. Ce choix permet d'obtenir un nombre supérieur d'observations par rapport au nombre de paramètres à calibrer, notamment afin d'éviter

le surajustement des paramètres lorsque les observations comprennent des incertitudes, ce qui est toujours le cas lors de la calibration de rivière réelle.

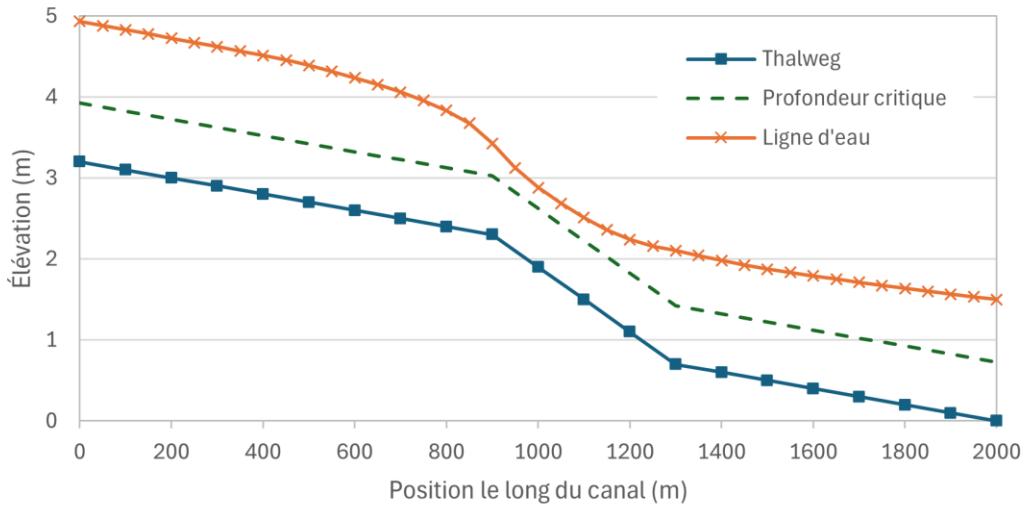


Figure 4.1 Profil longitudinal du canal artificiel

Le canal connaît une augmentation de sa pente entre 900 à 1300 m, mais l'écoulement demeure en régime fluvial. Une courbe de tarage est utilisée comme condition limite aval. Pour un débit modélisé de 20 m³/s, la hauteur d'eau imposée à l'aval est de 1,5 m.

4.1.1 Impact des valeurs initiales

Afin d'évaluer l'impact des valeurs initiales sur l'efficacité de l'algorithme GML, la calibration des coefficients de Manning est réalisée en posant trois valeurs initiales différentes. L'intervalle imposé pour limiter les valeurs possibles du coefficient de Manning est de [0.01, 0.08]. La valeur initiale choisie pour chacun des trois tests est donc n=0.01, n=0.035 et n=0.08. Les résultats se retrouvent dans le Tableau 4.2.

Tableau 4.2 Performance de l'algorithme GML en fonction de la valeur initiale

Paramètre	n _i =0.01	n _i =0.035	n _i =0.08
Nombre de simulations	291	291	267
Durée (min)	4.2	4.2	4.0
Fonction objectif initiale	16.4	1.0	23.0
Fonction objectif	3.00E-10	2.00E-10	0
SSE(n)	6.52E-11	3.14E-11	3.16E-11

Le nombre de simulations réalisé avant la fin de l'optimisation est sensiblement le même pour tous les scénarios. Tel qu'attendu, la valeur initiale a surtout un impact sur la valeur de la fonction objectif initiale. Cependant, les résultats montrent qu'une meilleure performance au début du processus d'optimisation ne mène pas nécessairement à de meilleurs résultats finaux, puisque c'est le scénario $n_i=0.08$ qui a obtenu la plus petite valeur de la fonction objectif à la fin de l'optimisation, malgré le fait que sa performance initiale était inférieure aux deux autres scénarios. La dernière ligne du Tableau 4.2 présente la somme des erreurs au carré (*sum of squared error*, SSE) sur les coefficients de Manning calibrés. Malgré une plus grande erreur observée pour $n_i=0.01$, le SSE de tous les scénarios est très faible. Le plus grand écart observé entre le coefficient de Manning calibré et la valeur réelle est de 5.78×10^{-6} pour $n_i=0.01$. L'algorithme GML permet donc bien de retrouver les coefficients de Manning, peu importe la valeur initiale, bien que les résultats diffèrent légèrement. La Figure 4.2 montre l'évolution de la fonction objectif pour chaque scénario.

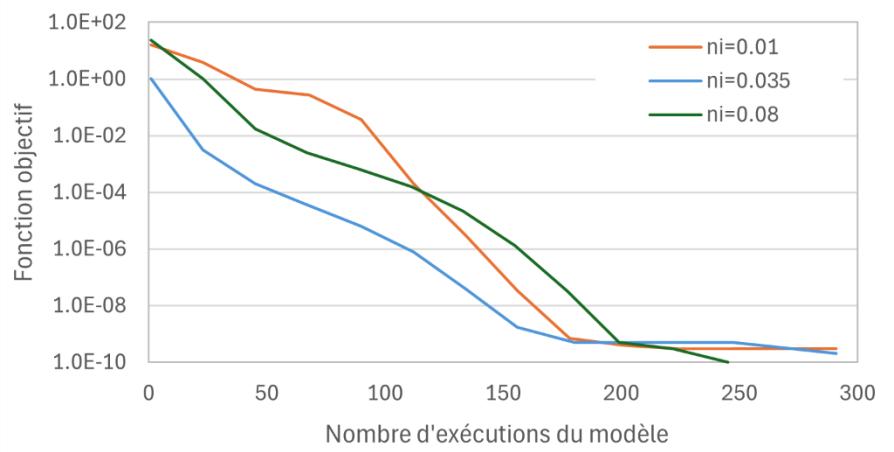


Figure 4.2 Évolution de la fonction objectif en fonction de la valeur initiale

Sans surprise, la fonction objectif converge plus rapidement vers sa valeur minimale lorsque $n_i=0.035$ et donc que la valeur initiale est plus près de la valeur recherchée. Il demeure donc important de sélectionner la valeur initiale judicieusement, surtout si le modèle prend beaucoup de temps à rouler et que le nombre d'exécutions envisageable est limité.

4.1.2 Comparaison des algorithmes

Le logiciel PEST comprend de multiples algorithmes d'optimisation qui ont été implantés dans le logiciel OptiSRH-1D. L'algorithme de base implanté dans PEST est l'algorithme d'optimisation locale GML, basé sur la méthode du gradient. Une version parallélisée de cet algorithme (GML-

HP) permet de rouler des simulations en parallèle sur différents processeurs dans le but de réduire le temps d'optimisation. Le résultat des méthodes d'optimisation locale étant influencé par le choix de la valeur initiale, l'algorithme PDMS2 intègre un processus stochastique d'échantillonnage qui permet de sélectionner les valeurs initiales avec le meilleur potentiel avant l'application de l'algorithme GML avec les meilleures ensembles de valeurs initiales (Doherty, 2011). Ces trois méthodes nécessitent cependant le calcul des dérivées des résultats du modèle, ce qui limite leur efficacité lorsque le modèle est hautement non linéaire ou que la surface de la fonction objectif présente des minima locaux (Doherty, 2018a). Les algorithmes d'optimisation globale CMAES et SCEUA permettent de résoudre ces problèmes, puisqu'ils ne nécessitent pas le calcul de dérivées. Une version parallélisée de l'algorithme CMAES est également disponible.

La calibration des coefficients de Manning est entreprise à l'aide de chacun de ces six algorithmes avec comme valeur initiale $n_i=0.035$, afin de comparer leur performance respective. Les deux algorithmes permettant la parallélisation des simulations sont roulés sur 3 des 4 cœurs de l'ordinateur utilisé. Les résultats obtenus sont résumés dans le Tableau 4.3.

Tableau 4.3 Comparaison de la performance des algorithmes implantés dans OptiSRH-1D

Paramètre	GML	GML-HP	PDMS2	CMAES	CMAES-HP	SCEUA
Nb. de simulations	291	232	1710	7381	7186	10000
Durée (min)	4.2	2.0	25.4	100.3	56.4	147.7
Fonction objectif	2.00E-10	1.00E-10	0	3.10E-09	3.10E-09	7.35E-06
SSE(n)	3.14E-11	3.85E-11	2.49E-11	6.65E-10	3.32E-10	2.00E-06

En termes de durée et de performance, les trois algorithmes basés sur la méthode GML surpassent les algorithmes de recherche globale. Les algorithmes de parallélisation permettent de réduire d'environ de moitié le temps de calcul. Il est important de noter que l'ordinateur utilisé ne possède que 4 cœurs, ce qui est assez standard, mais qu'une réduction encore plus significative pourrait être obtenue avec un ordinateur possédant un plus grand nombre de processeurs.

Bien que les temps de calcul demeurent raisonnables pour tous les algorithmes, il faut noter que le modèle utilisé prend moins d'une seconde à rouler. Le temps de simulation devrait augmenter considérablement pour un modèle en régime non permanent avec transport de sédiment, ce qui pourrait augmenter de manière démesurée le temps nécessaire à l'application des algorithmes CMAES et SCEUA (Deslauriers, 2017).

Les résultats montrent que les conditions sont optimales pour l'application de l'algorithme GML et que l'utilisation d'une méthode globale n'est pas justifiée pour cet exemple. La méthode PDMS2 se démarque particulièrement par l'atteinte de l'optimum global en un temps nettement inférieur à celui de CMAES et SCEUA, qui eux ne l'ont pas atteint. Entre les deux méthodes d'optimisation globale, l'algorithme CMAES est recommandé en cas de forte non-linéarité du modèle, dû aux performances similaires à celles de l'algorithme GML en un temps de calcul inférieur à celui de l'algorithme SCEUA dont les performances sont nettement inférieures. La Figure 4.3 montre l'erreur sur les coefficients de Manning calibrés à l'aide de chaque méthode

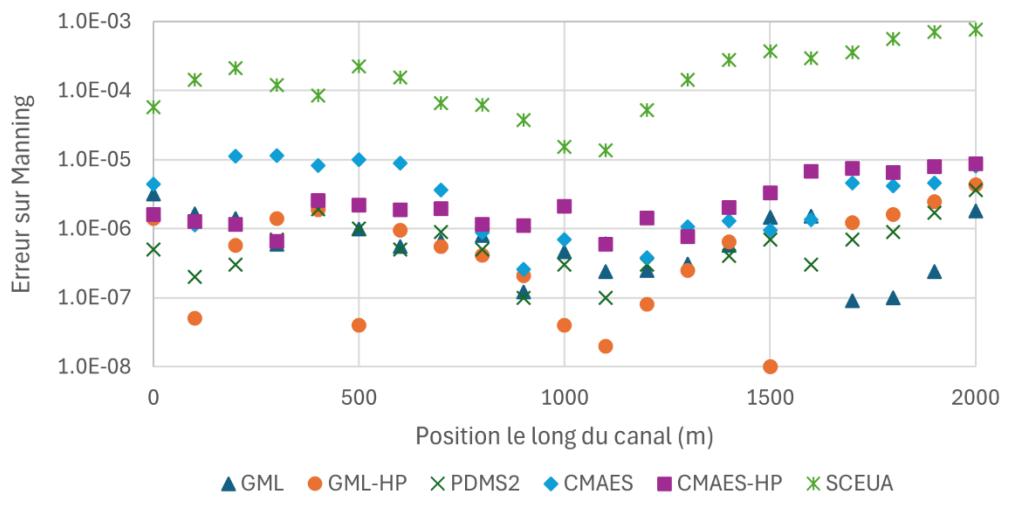


Figure 4.3 Erreurs sur les coefficients de Manning en fonction de l'algorithme d'optimisation

La Figure 4.3 met en évidence l'écart de performance entre l'algorithme SCEUA et les autres. Malgré ces divergences entre les méthodes, tous les algorithmes ont tout de même réussi à retrouver les paramètres réels comme le montrent les faibles erreurs dont la plus grande est de 7.61×10^{-4} .

L'une des caractéristiques importantes qui sont recherchées pour un algorithme d'optimisation est la vitesse de convergence. La Figure 4.4 montre l'évolution de la fonction objectif en fonction du nombre de simulations pour tous les algorithmes étudiés.

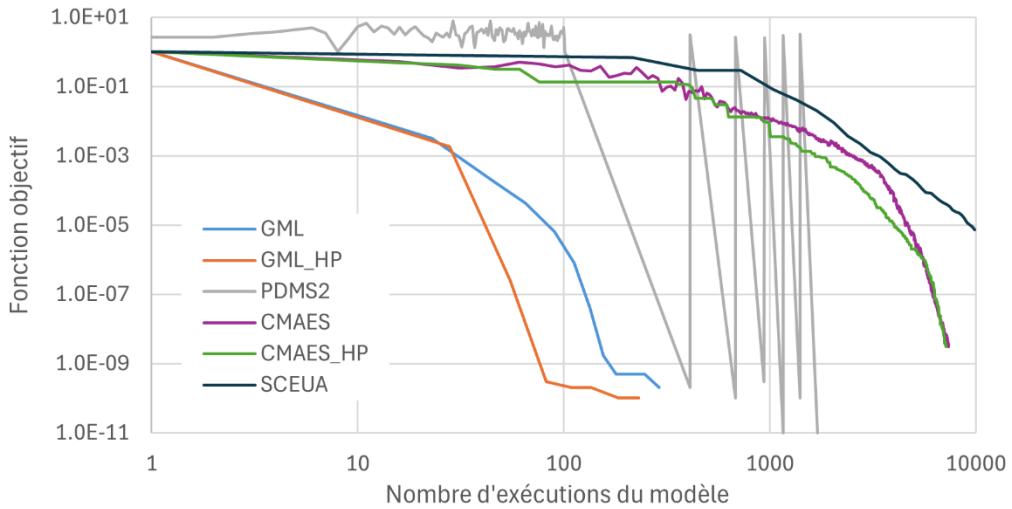


Figure 4.4 Évolution de la fonction objectif en fonction de l’algorithme d’optimisation

La Figure 4.4 met en évidence la rapidité de convergence de l’algorithme GML par rapport aux méthodes globales. De manière générale, la parallélisation des calculs peut générer de petites différences par rapport aux méthodes originales, puisque le fonctionnement de l’algorithme doit être ajusté afin de permettre d’exécuter plusieurs simulations en simultané. Cependant, l’impact de la parallélisation sur la vitesse de convergence et la valeur finale de la fonction objectif est limité. L’évolution particulière de la fonction objectif avec PDMS2 est due au fonctionnement de cet algorithme. Le plateau initial représente la phase d’échantillonnage où plusieurs ensembles de paramètres initiaux sont testés. Chacune des descentes qui suivent la phase d’échantillonnage représente l’application de l’algorithme GML à un nouvel ensemble de valeurs initiales. Tel que le montre la Figure 4.4, un total de six optimisations sont menées dans cet exemple. Bien que la méthode PDMS2 se démarque par l’atteinte de l’optimum global et par sa rapidité de convergence, elle requiert tout de même un nombre important de simulations par rapport à la méthode GML qui permet d’atteindre des résultats similaires. Puisqu’il a été montré dans la section 4.1.1 que l’algorithme GML parvient à des résultats acceptables pour toutes les valeurs initiales testées, cette méthode est donc recommandée pour la calibration des modèles hydrosédimentaires, qui en général prennent beaucoup de temps à rouler. Elle est donc utilisée pour la suite de ce mémoire.

4.1.3 Calibration avec erreurs sur les observations

Lors de la calibration de modèle de rivière réelle, les observations utilisées comprennent des erreurs qui peuvent affecter l’ajustement des paramètres. Pour analyser l’impact de ces erreurs sur la

performance de l'optimisation, des erreurs sont ajoutées aux hauteurs d'eau observées selon deux scénarios : Err_5cm et Err_10cm. Pour chacun d'entre eux, les erreurs sont sélectionnées aléatoirement, selon une distribution normale comprise entre [-5 et 5] cm et [-10 et 10] cm pour les scénarios Err_5cm et Err_10cm respectivement. La Figure 4.5 montre les erreurs ajoutées à l'ensemble des observations et le Tableau 4.4 résume les résultats de la calibration qui a été réalisée avec l'algorithme GML-HP pour les deux scénarios.

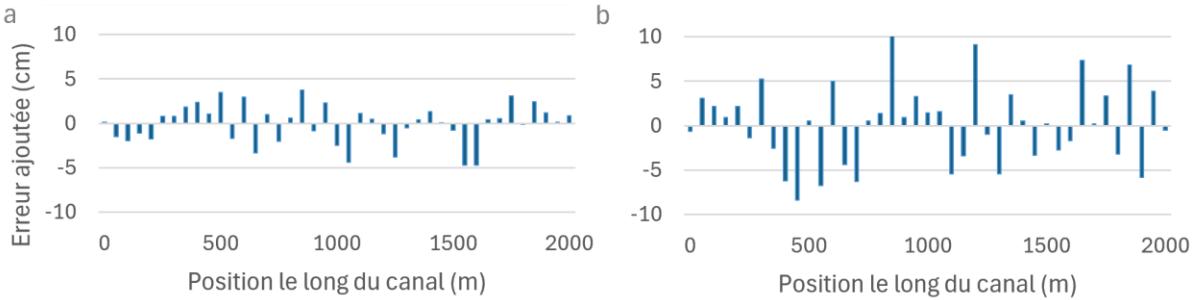


Figure 4.5 Erreur ajoutée aux observations pour les scénarios a) Err_5cm et b) Err_10cm

Tableau 4.4 Résultats de la calibration des coefficients de Manning en considérant l'erreur sur les observations

Paramètre	Err_5cm	Err_10cm
Nombre de simulations	178	199
Durée (min)	1.3	1.9
Fonction objectif	7.17E-03	5.21E-03
SSE(h)	1.18E-02	2.94E-02
SSE(n)	3.50E-04	1.98E-03

Dans le Tableau 4.4, la fonction objectif représente la somme des résidus au carré entre les valeurs modélisées et les observations avec erreur. Le paramètre SSE(h), quant à lui, représente la somme des erreurs au carré (*sum of squared errors*) entre les hauteurs d'eau modélisées et les hauteurs d'eau observées sans erreur. Avec l'analyse seule de la fonction objectif, il serait possible de penser qu'une meilleure calibration est atteinte avec le scénario Err-10cm. Ce n'est cependant pas le cas, puisque les erreurs sur les hauteurs d'eau et sur les coefficients de Manning calibrés sont plus petites pour le scénario Err_5cm. Pour chacun des scénarios Err_5cm et Err_10cm, l'incertitude calculée par PEST sur les coefficients de Manning calibrés est représentée à la Figure 4.6.

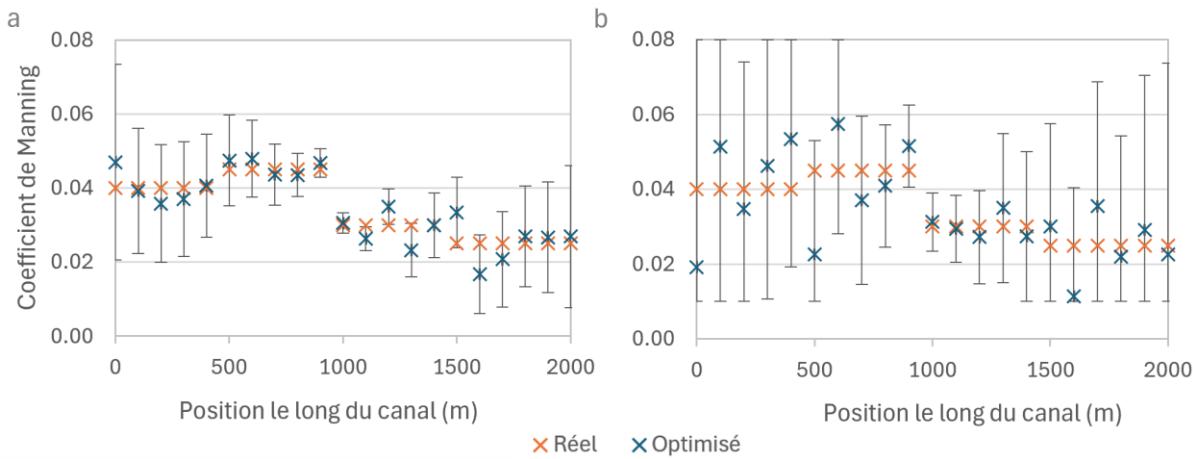


Figure 4.6 Intervalle de confiance de 95% des coefficients de Manning optimisés pour les scénarios a) Err_5cm et b) Err_10cm

Les écarts entre les coefficients de Manning calibrés et réels, ainsi que l'intervalle de confiance (IC) augmentent considérablement avec l'augmentation de l'erreur sur les observations. L'amplitude importante des écarts et de l'intervalle de confiance, notamment pour le scénario Err_10cm, s'explique en partie par les caractéristiques du canal trapézoïdal modélisé. En effet, la largeur du canal est petite (10 m) et le débit modélisé est faible ($20 \text{ m}^3/\text{s}$), ce qui rend les hauteurs d'eau particulièrement sensibles au coefficient de Manning. Lors du processus d'inversion qu'est la calibration, les coefficients de Manning sont donc très sensibles aux erreurs sur les hauteurs d'eau observées. Un autre facteur qui influence la sensibilité de la calibration aux erreurs sur les observations est le choix de calibrer le coefficient de Manning de chaque section transversale. En effet, l'une des solutions pour minimiser le problème de surajustement est de réduire le nombre de paramètres en sectionnant la rivière en tronçons pour lesquels le même coefficient de Manning est attribué aux sections transversales (Rothé et al., 2018). Cette solution permet notamment d'éviter la convergence vers une solution irréaliste avec des variations rapides et oscillatoires des coefficients de Manning (Rothé et al., 2018) tel qu'observé sur la Figure 4.6 b.

L'estimation des intervalles de confiance de 95% associés aux paramètres calibrés permet par la suite de procéder à un échantillonnage par hypercube latin (LHS) dans le but d'estimer l'incertitude de calibration sur les prédictions. Cette fonctionnalité du logiciel OptiSRH-1D est disponible dans l'onglet « *Uncertainty Analysis* ». La Figure 4.7 et la Figure 4.8 montrent respectivement la convergence et les résultats de la méthode LHS.

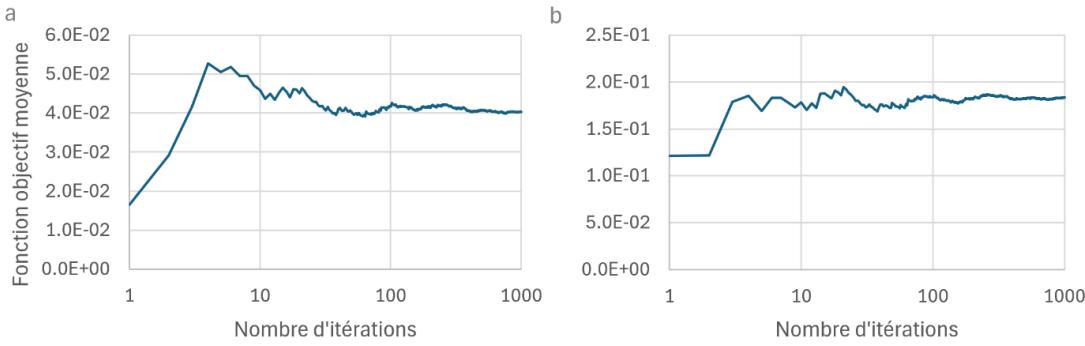


Figure 4.7 Convergence de la méthode LHS pour les scénarios a) Err_5cm et b) Err_10cm

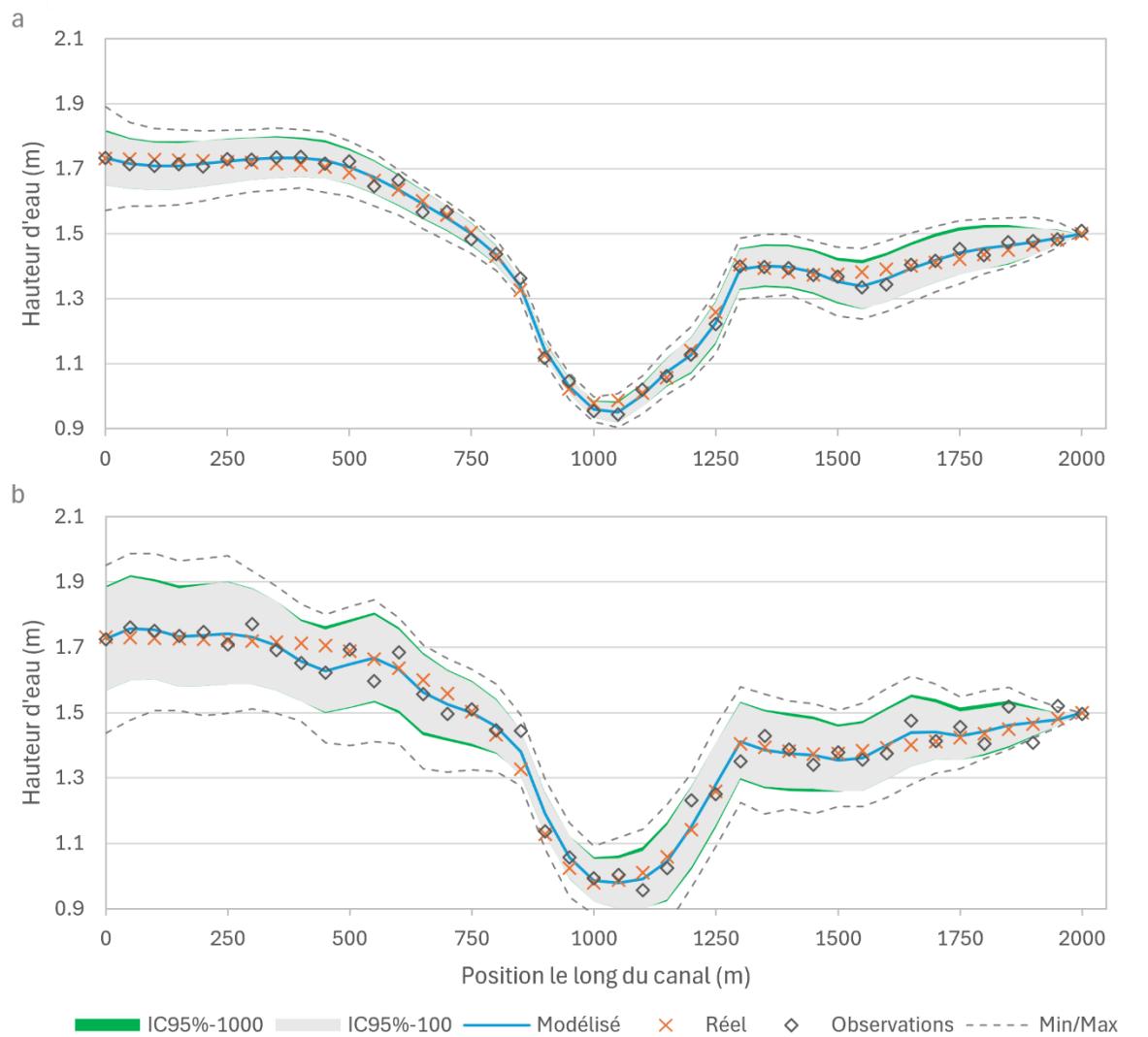


Figure 4.8 Intervalle de confiance de 95% sur la hauteur d'eau modélisée avec les coefficients de Manning calibrés pour le scénario a) Err_5cm et b) Err_10cm

Selon la Figure 4.7, l'échantillonnage converge à partir d'environ 100 itérations. Les écarts entre l'IC obtenu pour 100 et pour 1000 itérations sont représentés en vert sur la Figure 4.8. La méthode LHS permet une meilleure distribution des paramètres échantillonnés aléatoirement dans l'intervalle de confiance que la méthode classique de Monte-Carlo (Bessar et al., 2020), ce qui explique sa convergence rapide et la faible différence entre les deux intervalles. Pour le scénario Err_5cm, les deux intervalles de 95% calculés comprennent 98% des valeurs réelles et des observations auxquelles des erreurs ont été ajoutées. Pour le scénario Err_10cm, les intervalles avec 100 et 1000 itérations comprennent respectivement 98% et 100% des valeurs réelles et les deux intervalles comprennent 95% des observations. Dû aux faibles différences entre les IC obtenus avec 100 et 1000 itérations, pour des modèles qui requièrent une puissance de calcul importante, la taille minimale de l'échantillon recommandé est de 100 itérations.

4.1.4 Incertitude sur les prédictions

La plupart du temps, les modèles hydrauliques sont utilisés pour prédire le comportement des rivières pour des débits différents du débit utilisé pour la calibration. L'outil OptiSRH-1D permet, grâce à l'onglet « *Uncertainty Analysis* », d'estimer l'incertitude sur les prédictions associée à la calibration du modèle hydraulique et à la modélisation hydrologique. Pour être en mesure d'estimer l'incertitude due à la modélisation hydrologique, il faut fournir à OptiSRH-1D le débit utilisé et son intervalle de confiance.

Afin de tester cette fonctionnalité du logiciel, un modèle hydrologique doit être utilisé pour estimer un débit. Une analyse fréquentielle fictive est donc réalisée pour estimer le débit ayant une période de retour de 20 ans du canal trapézoïdal modélisé. Pour ce faire, une station hydrométrique ayant des débits réalistes pour la géométrie du canal modélisé est sélectionnée sur le site du Centre d'expertise hydrique du Québec. La station 021916 située sur la Petite rivière Neigette dans le Bas-Saint-Laurent est sélectionnée en raison de ces débits maximums annuels qui sont près du débit de 20 m³/s utilisé pour la calibration (CEHQ, 2024). Après avoir validé que les débits maximums annuels sont stationnaires et indépendants, une analyse statistique est réalisée dans le but d'estimer le débit pour la période de retour souhaitée. La loi d'extremum généralisée (GEV) est sélectionnée à la suite de l'ajustement de 7 lois de probabilité différentes à l'aide de la librairie SciPy sur Python, sur la base de trois indicateurs de performance, soit le critère d'information Bayesien (BIC), le critère d'information d'Akaike (AIC) et la racine de l'erreur quadratique moyenne (RMSE). La

Figure 4.9 présente la loi GEV ajustée aux observations et le Tableau 4.5 présente les débits obtenus pour chaque période de retour.

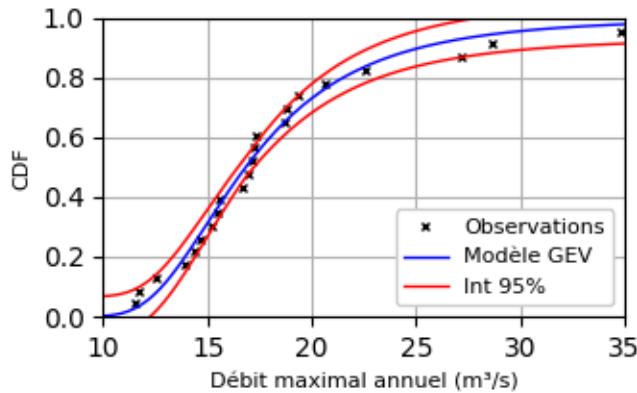


Figure 4.9 Résultats de l'analyse statistique des débits maximums annuels

Tableau 4.5 Débit en fonction de la période de retour avec la loi GEV

Période de retour	Débit (m ³ /s)	Intervalle de confiance 95%
5	21	19 - 24
10	25	22 - 38
20	29	25 - 33
50	35	31 - 40
100	40	35 - 46

Le débit de 29 m³/s associé à la période de retour de 20 ans est donc utilisé pour la suite dans le but de valider la fiabilité prédictive du modèle calibré. Le Tableau 4.6 présente une comparaison entre la performance du modèle dans la prédiction des hauteurs d'eau pour le débit de calibration (20 m³/s) et le débit de validation (29 m³/s). À noter qu'un modèle performant possède un coefficient d'efficacité de Nash-Sutcliffe (NSE) le plus près possible de 1.

Tableau 4.6 Comparaison de la performance du modèle calibré dans la prédiction des hauteurs d'eau avec le débit de calibration et de validation

Scenario	Calibration		Validation	
	NSE	SSE	NSE	SSE
Err_5cm	0.998	0.0118	0.996	0.0124
Err_10cm	0.996	0.0294	0.987	0.0349

Tel qu'attendu, la performance du modèle tant en phase de calibration que de validation diminue avec l'augmentation des erreurs sur les observations. Une faible réduction du NSE et une faible

augmentation du SSE sont observées pour le débit de validation des deux scénarios, mais la performance demeure plus qu'acceptable. Pour le scénario Err_5cm, les plus grandes erreurs sont respectivement de 4,2 cm et de 4,4 cm pour la calibration et la validation. Pour le scénario Err_10cm, les plus grandes erreurs augmentent, pour atteindre une valeur de 7,7 cm pour la calibration et de 8,5 cm pour la validation.

La méthode d'échantillonnage LHS est appliquée au scénario Err_5cm de trois façons différentes afin d'estimer l'incertitude sur les prédictions associées a) à la calibration du modèle hydraulique, b) à la modélisation hydrologique et c) à la calibration du modèle hydraulique et à la modélisation hydrologique simultanément. Pour le scénario a), seuls les coefficients de Manning sont échantillonnés dans l'IC de 95% calculé par PEST à la suite de la calibration. Pour le scénario b), le débit est échantillonné dans l'intervalle de [25, 33] m³/s obtenu par la loi GEV. Enfin, les coefficients de Manning et le débit sont échantillonnés simultanément. La convergence de la méthode LHS est présentée à Figure 4.10 pour chacune des 3 procédures de LHS réalisées.

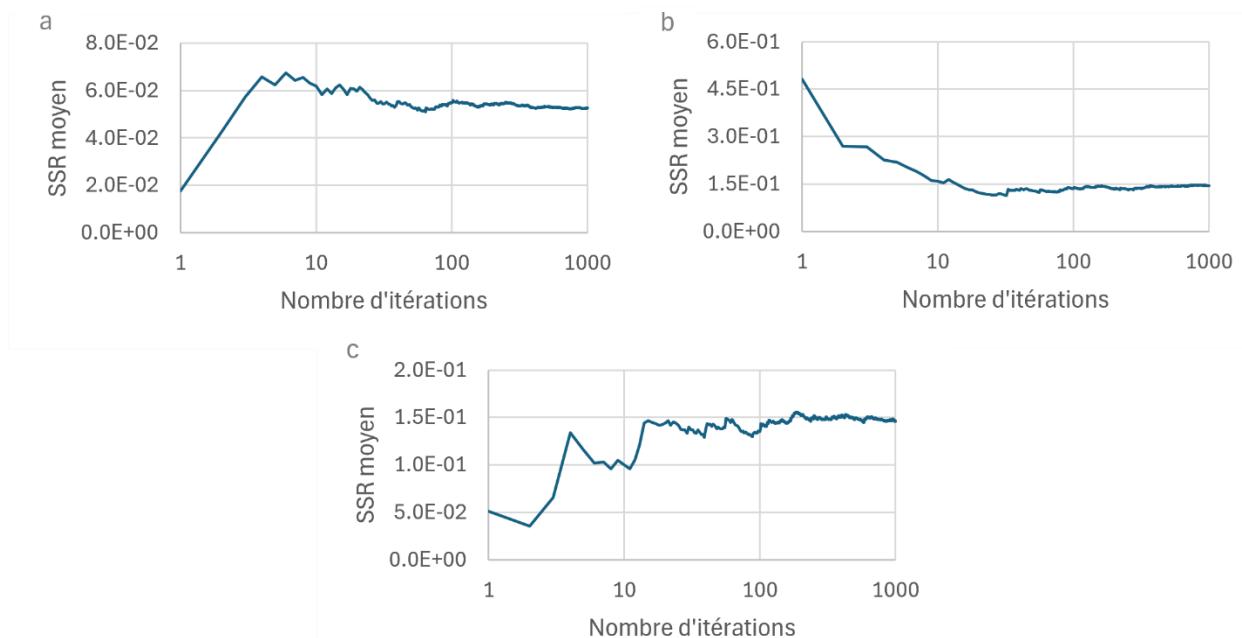


Figure 4.10 Convergence de la méthode LHS avec le scénario Err_5cm pour a) l'estimation de l'incertitude associée à la calibration du modèle hydraulique b) l'estimation de l'incertitude associée à la modélisation hydrologique et c) l'estimation de l'incertitude associée à la calibration du modèle hydraulique et hydrologique

Sans surprise, lorsque l'échantillonnage du débit et des coefficients de Manning est réalisé en simultané, la méthode LHS converge plus lentement, soit à environ 200 itérations plutôt que 100 itérations pour les deux autres analyses. La Figure 4.11 illustre l'IC associé à la calibration du coefficient de Manning en gris, à la modélisation hydrologique en bleu pâle et aux deux sources d'incertitude combinées en bleu foncé.

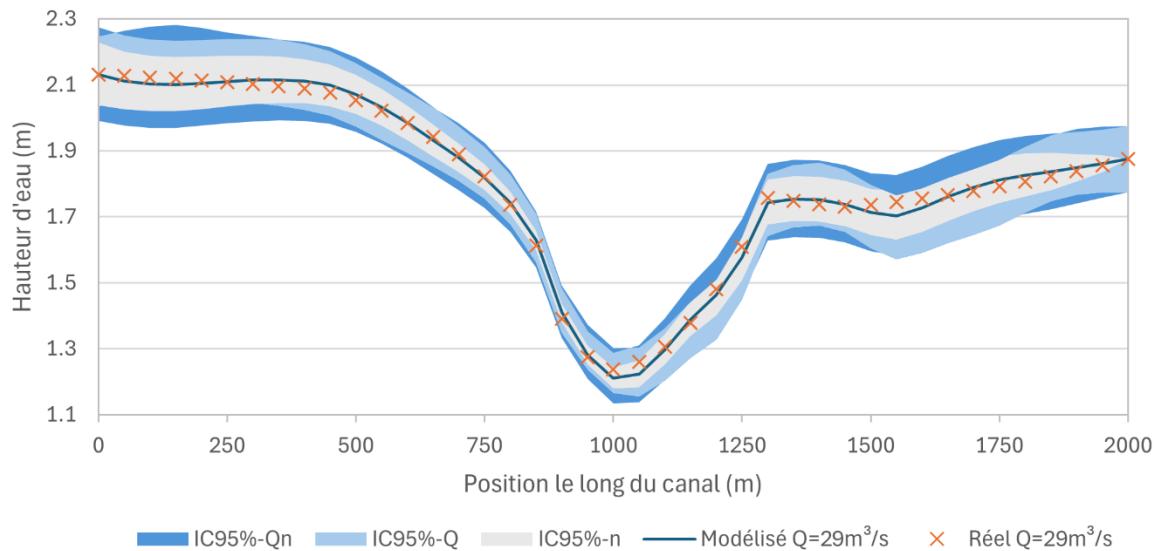


Figure 4.11 Intervalle de confiance de 95% sur la hauteur d'eau modélisée associé à l'incertitude sur la calibration du modèle hydraulique et hydrologique

L'IC associé uniquement à la calibration du coefficient de Manning comprend 100% des valeurs attendues pour un débit de 29 m³/s, ce qui monte l'efficacité de la méthodologie dans la prédition d'un IC fiable. L'intervalle en bleu pâle est un peu plus large que celui en gris, ce qui montre que pour cet exemple, l'incertitude sur les hauteurs d'eau associée à l'estimation du débit est supérieure à celle associée au modèle hydraulique. Puisque l'exemple étudié est un canal artificiel, des cartes d'inondation ne peuvent pas être produites. Cependant, pour un cas réel, les résultats obtenus à la suite de la procédure de LHS permettraient de tracer facilement des cartes d'inondation probabilistes, qui pourraient représenter la probabilité que chaque point d'une carte soit inondé, plutôt que de représenter une seule délimitation de la zone inondable comme il est courant de le faire en modélisation déterministe (Hajjout, 2019). En bref, la méthodologie développée pour l'analyse de l'incertitude des prédictions à la suite de la calibration du modèle hydraulique fournit une mesure de la fiabilité du modèle qui est rarement estimée en pratique, en plus d'être simple d'utilisation et efficace en termes de puissance de calcul grâce à l'utilisation de la méthode LHS.

4.2 Sémentation dans un canal expérimental

Ce premier cas d'application porte sur une expérience en laboratoire réalisée par Seal et al. (1997) dans le but d'observer le phénomène de granoclassement normal, qui consiste en une réduction de la taille des grains vers le haut de la couche sédimentaire (Termium Plus, 2009), et le triage des sédiments pendant la déposition. Le choix de ce canal expérimental comme cas d'étude est justifié par le grand nombre de données disponibles sur la géométrie du canal, le débit, l'élévation du lit, les hauteurs d'eau et la granulométrie des sédiments. Le modèle numérique est disponible dans les exemples d'application fournis avec le logiciel SRH-1D et toutes les données de calibration utilisées proviennent de Seal et al. (1997).

4.2.1 Description du montage

Un débit de $0,0448 \text{ m}^3/\text{s}$ est injecté dans un canal rectangulaire de 45 m de longueur, de 0,3 m de largeur et de 1,2 m de profondeur. À l'extrémité aval du canal, une rampe ayant une倾inacion de 45° mène à un réservoir d'une longueur de 3 m au bout duquel est installé un déversoir qui permet de maintenir la hauteur d'eau constante. Cette hauteur est utilisée comme condition limite aval du modèle hydraulique. Un mélange de sable et de gravier de taille variant de 0,125 mm à 64 mm est injecté à l'entrée du canal. L'expérience est répétée 3 fois en changeant le taux d'alimentation en sédiment qui passe de $0,188 \text{ kg/s}$ à $0,094 \text{ kg/s}$, puis à $0,047 \text{ kg/s}$ pour les essais 1,2 et 3 respectivement. La durée de chacun des essais est de 16,63 h, 32,4 h et 64 h. La Figure 4.12 illustre le montage, ainsi qu'une représentation schématique du dépôt pouvant être observé à la fin de l'expérimentation.

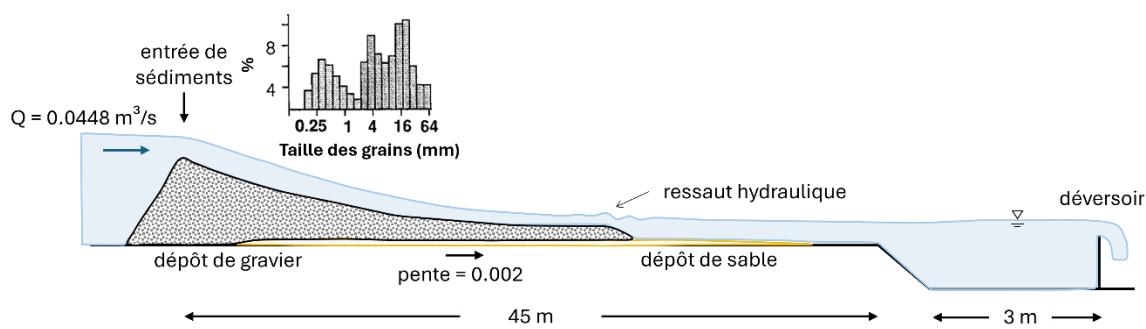


Figure 4.12 Montage expérimental et représentation du dépôt final, adapté de Seal et al. (1997)

L'élévation du lit et la hauteur d'eau sont mesurées à intervalle régulier à 18 endroits le long du canal. Entre 8 et 10 échantillons sont réalisés le long du dépôt à 4 instants afin de calculer le

diamètre d16, d50 et d84. Le Tableau 4.7 montre le nombre d'observations disponibles pour la calibration et la validation du modèle. L'essai 2 effectué par Seal et al. (1997) est utilisé pour la calibration, car davantage de données sont disponibles pour cet essai. La validation est réalisée avec les données de l'essai 1 qui sont équivalentes en nombre à celle de l'essai 3.

Tableau 4.7 Nombre d'observations disponibles pour la calibration et la validation pour l'expérience de Seal et al. (1997)

Paramètre	Calibration	Validation
Élévation du lit	234	88
Hauteur d'eau	18	-
Diamètre d16	29	8
Diamètre d50	31	8
Diamètre d84	29	-

4.2.2 Préparation de la calibration

Avant d'entreprendre la calibration du modèle, les paramètres pertinents sont identifiés et classés en ordre d'importance relative d'après les recommandations de Greimann et Huang (2018; 2008). Cette classification est présentée dans le Tableau 4.8.

Tableau 4.8 Paramètres continus de calibration classés en ordre d'importance relative pour l'expérience de Seal et al. (1997)

Paramètre	Borne inférieure	Borne supérieure	Valeur initiale
Coefficient de Manning, n	0.015	0.065	0.022
Contrainte de cisaillement critique, θ_{cr}	0.01	0.08	0.03
Facteur de masquage, α	0	1	0.5
Épaisseur de la couche active, nalt	0.001	0.5	0.05
Facteur de récupération pour la déposition, α_d	0.05	1	0.5
Facteur de récupération pour l'érosion, α_s	0.05	1	1
Coefficient pour la longueur d'adaptation, L_b	0	25	1
Angle de repos au-dessus de l'eau, $\theta_{r,a}$	15	90	90
Angle de repos sous l'eau, $\theta_{r,b}$	15	90	90
Poids de la fraction de sédiments du lit, χ	0	1	0

Les valeurs initiales et les bornes sont basées sur les caractéristiques du canal expérimental étudié, ainsi que les études menées par Jun et al. (2018) et Sabatine et al. (2015). Le choix de l'équation de transport sédimentaire est considéré comme le paramètre de calibration le plus influent pour ce cas d'étude. Il ne se retrouve pas dans le Tableau 4.8, puisqu'il s'agit d'un paramètre discontinu.

Un seul coefficient de Manning est utilisé pour l'ensemble du canal, bien que le modèle comprenne 3 sections transversales entre lesquelles sont interpolées des sections à tous les 1 m. Pour que la même valeur du coefficient de Manning soit attribuée par PEST aux 3 sections pendant l'optimisation, une modification doit être apportée manuellement au fichier « Control.pst » généré par OptiSRH-1D. Cette modification est illustrée à la Figure 4.13. La première étape consiste à identifier le paramètre directeur et les paramètres suiveurs. Le paramètre directeur donne sa valeur aux paramètres suiveurs qui sont identifiés par la valeur « tied » dans la deuxième colonne du tableau. Ensuite, pour chaque paramètre suiveur, une ligne est ajoutée à la fin de la section « * parameter data » pour indiquer à quel paramètre directeur il est associé.

a) Section « * parameter data » générée par OptiSRH-1D

* parameter data								
n1	none	relative	0.022	0.015	0.065	n	1.0	0.0
n2	none	relative	0.022	0.015	0.065	n	1.0	0.0
n3	none	relative	0.022	0.015	0.065	n	1.0	0.0
nalt1	none	relative	0.05	0.001	0.5	nalt	1.0	0.0
tetacr1	none	relative	0.03	0.01	0.08	tetacr	1.0	0.0
alpha1	none	relative	0.5	0	1	alpha	1.0	0.0
alphad1	none	relative	0.5	0.05	1	alphad	1.0	0.0
alphas1	none	relative	1	0.05	1	alphas	1.0	0.0
Lb1	none	relative	1	0	25	Lb	1.0	0.0

b) Section « * parameter data » modifiée manuellement

* parameter data								
n1	none	relative	0.022	0.015	0.065	n	1.0	0.0
n2	tied	relative	0.022	0.015	0.065	n	1.0	0.0
n3	tied	relative	0.022	0.015	0.065	n	1.0	0.0
nalt1	none	relative	0.05	0.001	0.5	nalt	1.0	0.0
tetacr1	none	relative	0.03	0.01	0.08	tetacr	1.0	0.0
alpha1	none	relative	0.5	0	1	alpha	1.0	0.0
alphad1	none	relative	0.5	0.05	1	alphad	1.0	0.0
alphas1	none	relative	1	0.05	1	alphas	1.0	0.0
Lb1	none	relative	1	0	25	Lb	1.0	0.0
n2 n1								
n3 n1								

Paramètre directeur
Paramètre suiveur

Figure 4.13 Modification manuelle à réaliser au fichier « Control.pst » pour regrouper les coefficients de Manning de plusieurs sections transversales

Une première exécution de PEST est d'abord réalisée avec l'algorithme GML pour une seule itération dans le but d'identifier les paramètres insensibles qui pourraient ralentir inutilement le processus d'inversion. Puisque le logiciel doit exécuter le modèle au moins autant de fois qu'il y a de paramètres à calibrer à chaque itération pour calculer les dérivés, une sélection rigoureuse des

paramètres doit être effectuée afin d'augmenter l'efficacité de l'algorithme. À la suite de cette analyse, les paramètres identifiés en gris pâle dans le Tableau 4.8 sont retirés des paramètres de calibration, car leur ajustement n'exerce aucune influence sur les observations.

Les observations sont ensuite analysées dans le but d'ajuster le poids de chacune d'entre elles dans le calcul de la fonction objectif. En utilisant la même pondération pour toutes les observations, les erreurs associées au d16,d50 et d84 sont prédominantes dans le calcul de la fonction objectif par rapport aux élévations du lit et de la hauteur d'eau, puisque les diamètres sont mesurés en millimètres plutôt qu'en mètres comme pour les autres observations. Après plusieurs ajustements, une pondération de 0,01 est sélectionnée pour les diamètres.

Un total de 28 équations de transport de sédiments, ainsi que leurs variations, sont applicables au modèle étudié, car l'équation de Brownlie ne peut être utilisée qu'avec les modèles dont le système d'unités est anglo-saxon. Une sélection préliminaire des équations de transport est effectuée dans le but d'alléger le processus de calibration. Le logiciel OptiSRH-1D est utilisé pour évaluer la fonction objectif pour l'ensemble des équations de transport en utilisant les valeurs initiales du Tableau 4.8. Sur la base de leur performance, les meilleures équations sont sélectionnées à cette étape. Dans l'optique de conserver une certaine variabilité entre les équations comparées, une seule variation de chaque type d'équation est sélectionnée (par exemple, les équations Parker et Parker1 ne sont pas toutes les deux sélectionnées, malgré leur performance, puisqu'elles présentent des résultats similaires). Après cette préparation initiale, la calibration peut être entreprise avec le logiciel OptiSRH-1D.

4.2.3 Validation de l'algorithme GML

L'analyse du cas d'étude du canal trapézoïdal artificiel non érodable présentée à la section 4.1 a permis de montrer la capacité de l'algorithme GML à calibrer efficacement les coefficients de Manning d'un modèle hydraulique. Or, la calibration des modèles hydrosédimentaires est plus complexe que la calibration des modèles hydrauliques, puisque les paramètres hydrosédimentaires sont interdépendants.

En effet, dans un modèle hydrosédimentaire, la modification de plusieurs paramètres peut avoir un impact similaire sur les processus d'érosion et de déposition. Par exemple, une diminution de l'érosion peut être générée par une augmentation du coefficient de Manning qui réduit la vitesse de l'écoulement ou par une augmentation de la contrainte de cisaillement critique. Ces

interdépendances entre les effets des paramètres hydrosédimentaires complexifient leur ajustement et pourraient rendre l'utilisation d'un algorithme local basé sur la méthode du gradient inadapté à la calibration d'un modèle hydrosédimentaire. C'est pourquoi un essai de validation est réalisé avant d'utiliser l'algorithme d'optimisation local GML pour calibrer le modèle hydrosédimentaire présenté à la section 4.2.1.

Pour être en mesure de valider la capacité de l'algorithme à ajuster adéquatement les paramètres du modèle, un cas fictif est créé à partir du modèle décrit à la section 4.2.1 en suivant les étapes suivantes :

1. Des valeurs fictives sont posées pour chaque paramètre de calibration ;
2. Le modèle est exécuté avec les paramètres de calibration posés ;
3. Les résultats de la modélisation sont enregistrés ;
4. Le modèle est calibré en supposant que les valeurs posées à l'étape 1 sont inconnues et en utilisant les résultats de l'étape 3 comme observations.

Les valeurs posées pour chaque paramètre de calibration sont présentées dans le Tableau 4.9. Pour que l'essai de validation soit comparable à la calibration réelle du modèle, les valeurs initiales et les bornes de calibration utilisées sont les mêmes que celles présentées dans le Tableau 4.8. De plus, les observations utilisées sont les valeurs modélisées pour les mêmes pas de temps et pour les mêmes sections transversales que les observations réelles présentées dans le Tableau 4.7.

Tableau 4.9 Valeurs fictives posées pour chaque paramètre de calibration

Paramètre	Valeur posée	Valeur initiale	Borne inférieure	Borne supérieure
Équation de transport	Parker	-	-	-
Coefficient de Manning	0.035	0.022	0.015	0.065
Contrainte de cisaillement critique	0.045	0.03	0.01	0.08
Facteur de masquage	0.7	0.5	0	1
Épaisseur de la couche active	0.2	0.05	0.001	0.5
Facteur de récupération pour la déposition	0.25	0.5	0.05	1
Facteur de récupération pour l'érosion	0.8	1	0.05	1
Coefficient pour la longueur d'adaptation	5	1	0	25

Comme expliqué à la section 4.2.2, OptiSRH-1D est d'abord utilisé pour obtenir la valeur de la fonction objectif du modèle avec les valeurs initiales pour les 28 équations de transport disponibles. Les équations les plus performantes sont ensuite sélectionnées et la calibration des paramètres

continus est entreprise en utilisant l'algorithme GML pour chacune de ces équations. Les équations sélectionnées, classées de la plus performante à la moins performante sont les suivantes : Meyer, Yang73, Parker, Wu, Wilcock2, Engelund et Gaeuman. Cette classification montre que l'équation réelle, soit l'équation de Parker, n'est pas la plus performante avec les valeurs initiales présentées dans le Tableau 4.9. Ce constat met en évidence le piège qui consiste à sélectionner l'équation qui donne la meilleure performance initiale.

La durée totale de la calibration des paramètres discontinus pour les 7 équations de transport sélectionnées est d'environ 9h. La valeur de la fonction objectif avant et après la calibration pour chaque équation de transport est illustrée à la Figure 4.14.

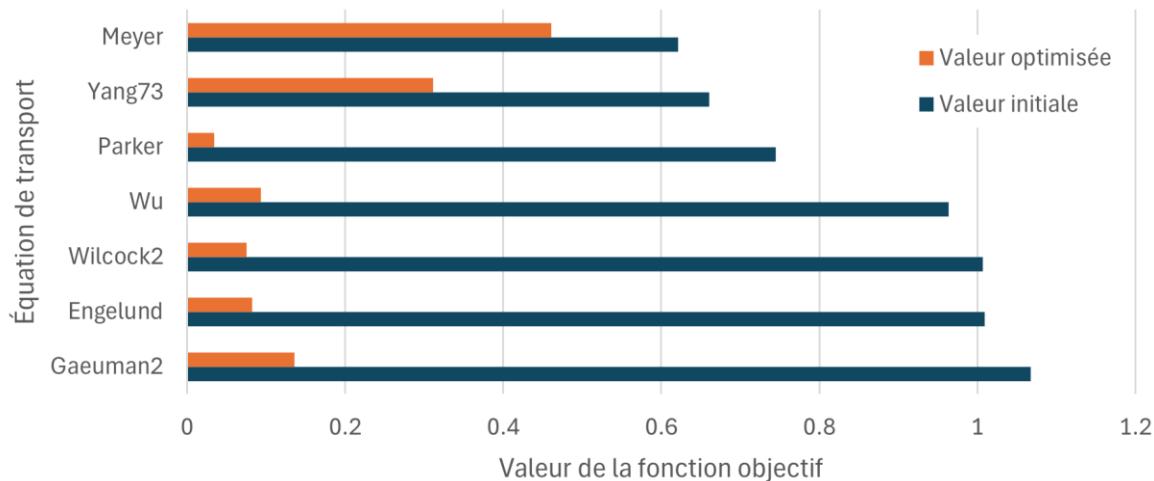


Figure 4.14 Valeur de la fonction objectif initiale et optimisée pour les équations de transport sélectionnées

Les résultats montrent que suite à la calibration, l'équation de Parker est celle qui minimise la fonction objectif, ce qui prouve la capacité de l'algorithme à sélectionner la bonne équation de transport après la calibration des paramètres continus.

Le Tableau 4.10 montre la valeur optimisée obtenue pour chaque paramètre de calibration, ainsi que l'IC de 95% calculé par PEST. Les résultats montrent une bonne concordance entre les valeurs optimisées et les valeurs réelles pour la plupart des paramètres. L'IC de 95% et la valeur optimisée du paramètre α_s montrent que ce paramètre ne peut pas être calibré efficacement, car son influence sur les observations est probablement trop faible. En effet, la valeur optimisée est très près de la valeur initiale et l'IC de 95% est identique à l'intervalle de calibration fourni. Ce résultat est

normal, puisque le processus de transport dominant pour le modèle étudié est la sédimentation, alors que le paramètre α_s affecte la modélisation de l'érosion.

Tableau 4.10 Paramètres calibrés et intervalle de confiance de 95% avec l'algorithme GML

Paramètres	Valeur réelle	Valeur optimisée	IC 95%	
			Borne inférieure	Borne supérieure
Équation de transport	Parker	Parker	-	-
Coefficient de Manning, n	0.035	0.036	0.035	0.036
Contrainte de cisaillement critique, θ_{cr}	0.045	0.049	0.047	0.051
Facteur de masquage, α	0.70	0.69	0.67	0.71
Épaisseur de la couche active, nalt	0.20	0.23	0.22	0.25
Facteur de récupération pour la déposition, α_d	0.25	0.25	0.19	0.30
Facteur de récupération pour l'érosion, α_s	0.80	0.99	0.05	1.00
Coefficient pour la longueur d'adaptation, L_b	5.0	6.3	5.6	6.9

Les paramètres identifiés en gris dans le Tableau 4.10 sont ceux pour lesquels la valeur réelle n'est pas comprise dans l'IC de 95% calculé par PEST. Les résultats montrent que l'hypothèse de linéarité à la base du calcul de l'IC de 95% n'est pas applicable pour tous les paramètres, puisque près de la moitié des valeurs réelles ne sont pas comprises dans l'IC de 95%. L'IC de 95% obtenu n'est tout de même pas inutile puisqu'il réduit significativement l'intervalle des valeurs possibles pour la plupart des paramètres et que les valeurs réelles sont toujours à moins de 10% de l'une ou l'autre des bornes.

Les résultats obtenus à la section 4.1.2 pour l'exemple de validation avec le canal trapézoïdal non érodable ont montré que l'algorithme PD_MS2 est le plus performant en termes de réduction de la fonction objectif. Pour confirmer ce résultat, les paramètres continus du canal expérimental étudié ont été calibrés avec l'algorithme PD_MS2 pour l'équation de Parker préalablement sélectionnée. La valeur de la fonction objectif obtenue avec cet algorithme est de 0,033. La valeur obtenue avec l'algorithme GML et présentée à la Figure 4.14 est de 0,035. L'algorithme PD_MS2 permet donc d'obtenir un meilleur optimum que l'algorithme GML.

Le Tableau 4.11 montre les paramètres calibrés et l'intervalle de confiance obtenu avec l'algorithme PD_MS2.

Tableau 4.11 Paramètres continus calibrés et intervalle de confiance de 95% pour l'équation de Parker avec l'algorithme PD_MS2

Paramètres	Valeur réelle	Valeur optimisée	IC 95%	
			Borne inférieure	Borne supérieure
Coefficient de Manning, n	0.035	0.036	0.035	0.037
Contrainte de cisaillement critique, θ_{cr}	0.045	0.047	0.045	0.049
Facteur de masquage, α	0.70	0.68	0.66	0.70
Épaisseur de la couche active, nalt	0.20	0.24	0.23	0.25
Facteur de récupération pour la déposition, α_d	0.25	0.23	0.18	0.29
Facteur de récupération pour l'érosion, α_s	0.80	0.10	0.05	1.00
Coefficient pour la longueur d'adaptation, L_b	5.0	5.3	4.7	5.8

Les résultats obtenus ne montrent pas une réduction significative de l'erreur entre les valeurs optimisées et réelles par rapport à l'algorithme GML. Cependant, un moins grand nombre de valeurs réelles ne sont pas comprises dans l'IC de 95%. Comme expliqué précédemment, l'écart important entre la valeur optimisée et la valeur réelle pour le paramètre α_s s'explique par la faible sensibilité des observations à ce paramètre. Malgré la réduction de la fonction objectif et la meilleure représentativité des IC de 95% pour l'algorithme PD_MS2, son application à l'équation de Parker a nécessité environ 5,8 heures de calcul pour une amélioration peu significative de la performance du modèle. L'utilisation unique de l'algorithme d'optimisation locale GML est donc jugée suffisante pour la calibration des paramètres hydrosédimentaires.

4.2.4 Calibration

Après avoir validé la capacité de l'algorithme GML à retrouver les paramètres fictifs d'un modèle hydrosédimentaire, il est possible d'utiliser cet algorithme pour calibrer les paramètres réels du modèle à partir des observations mesurées.

Pour ce faire, une présélection des équations des transports est d'abord réalisée en se basant sur leur performance avec les valeurs initiales du Tableau 4.8. Sur la base de leur performance, 9 équations de transport sont sélectionnées. La durée totale de la calibration des paramètres discontinus pour les 9 équations de transport sélectionnées est de 12,7 heures pour 1423 exécutions du modèle. Le temps moyen d'une simulation est donc d'environ 32 secondes. L'évolution et la valeur optimisée de la fonction objectif pour les équations de transport sélectionnées sont présentées à la Figure 4.15 et à la Figure 4.16 respectivement.

À l'exception de l'équation de Laursen pour laquelle la convergence est atteinte moins rapidement, toutes les équations convergent avant 50 exécutions du modèle. Considérant que PEST doit rouler le modèle un nombre de fois qui correspond au nombre de paramètres à calibrer (7) à chaque itération, il est possible de conclure que PEST converge en 7 itérations pour l'exemple étudié.

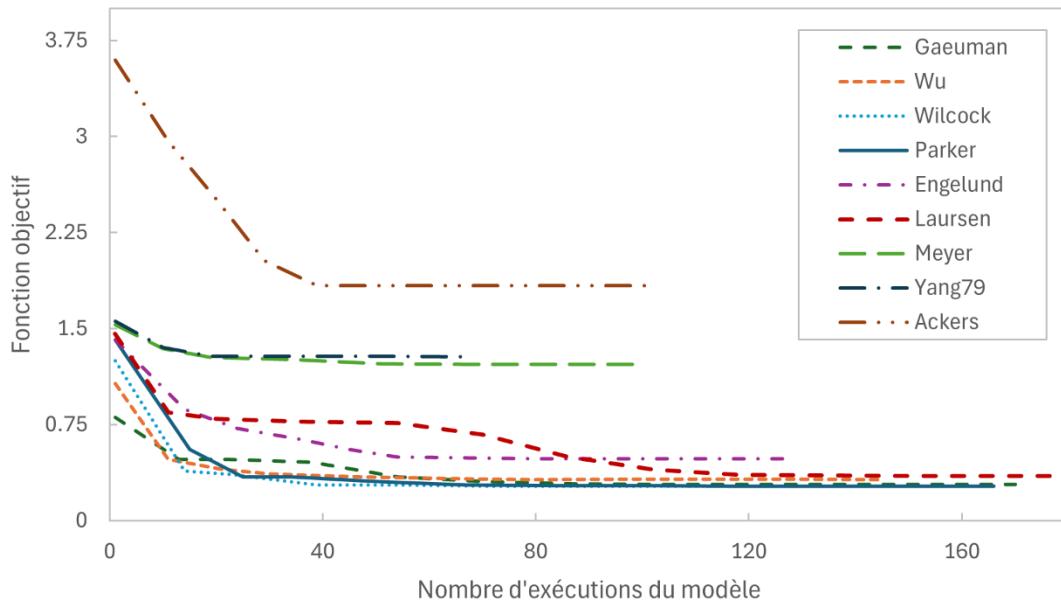


Figure 4.15 Évolution de la fonction objectif en fonction de l'équation de transport pour l'expérience de Seal et al. (1997)

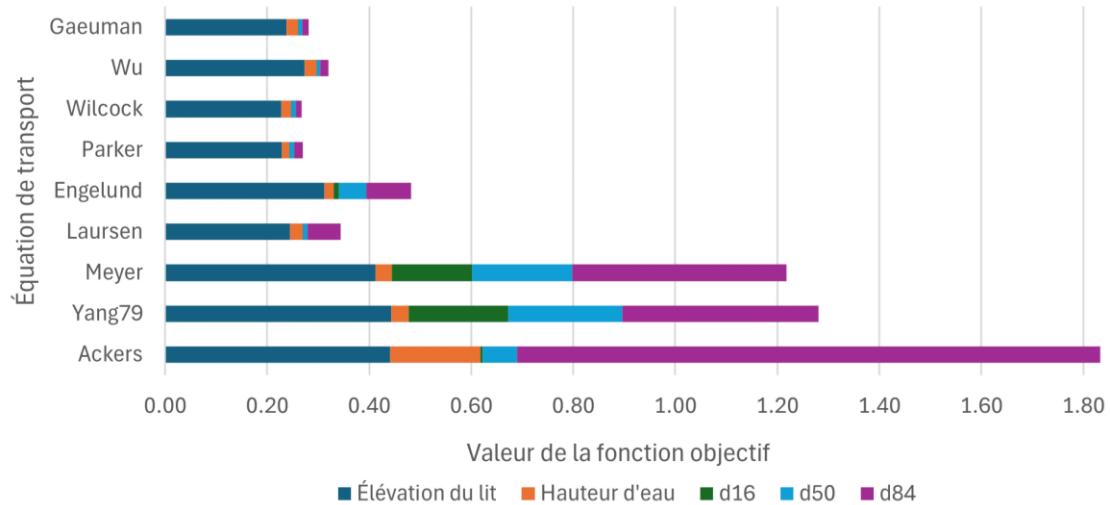


Figure 4.16 Valeur de la fonction objectif optimisée totale avec la proportion attribuable à chaque catégorie d'observations pour l'expérience de Seal et al. (1997)

Les résultats montrent que les équations de Meyer, Yang79 et Ackers génèrent des écarts plus importants entre les valeurs observées et modélisées que les autres équations, notamment pour les

diamètres d16, d50 et d84. Ces trois équations sont donc retirées pour les prochaines analyses et ne sont pas utilisées pour l'estimation de l'incertitude présentée à la section 4.2.5.

À la Figure 4.16, les équations sont présentées de haut en bas de la plus performante à la moins performante lors de la présélection avec les valeurs initiales. De manière générale, l'ordre de performance entre les équations varie peu avant et après la calibration des paramètres continus, ce qui permet de valider le choix méthodologique consistant à présélectionner les équations en fonction de leur performance initiale. La sensibilité des paramètres calibrés est représentée à la Figure 4.17 et leurs valeurs se retrouvent dans le Tableau 4.12.

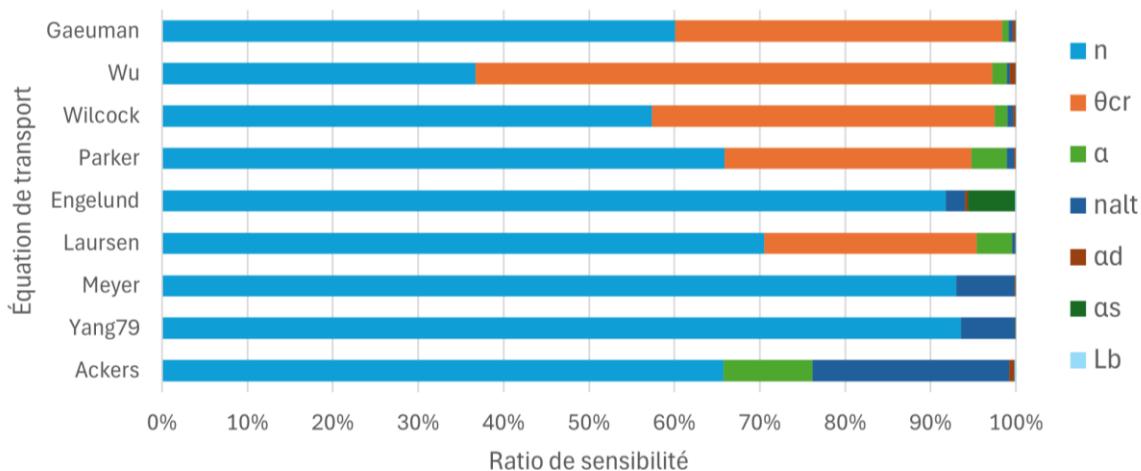


Figure 4.17 Ratio de sensibilité des paramètres continus calibrés en fonction de l'équation de transport pour l'expérience de Seal et al. (1997)

Tableau 4.12 Paramètres calibrés sur l'essai 2 de Seal et al. (1997) en fonction de l'équation de transport

Paramètre	Équation de transport								
	Gaeuman	Wu	Wilcock	Parker	Engelund	Laursen	Meyer	Yang79	Ackers
n	0.021	0.021	0.020	0.019	0.020	0.021	0.018	0.020	0.027
θ_{cr}	0.030	0.031	0.028	0.045	-	0.054	-	-	-
α	0.76	0.73	0.84	0.95	-	0.79	-	-	0.47
nalt	0.40	0.46	0.32	0.29	0.50	0.50	0.11	0.09	0.05
α_d	0.26	0.17	0.43	0.42	1.00	1.00	0.79	0.63	0.37
α_s	1.00	1.00	1.00	1.00	0.05	0.95	0.99	1.00	0.97
L_b	3.50	1.17	5.91	5.89	9.13	1.05	3.87	1.27	0.79

Il est intéressant de noter que les quatre équations qui n'utilisent pas la contrainte de cisaillement critique et le facteur de masquage (Meyer, Yang79, Ackers, Engelund) sont les moins performantes

(voir Figure 4.16), ce qui s'explique peut-être par le plus petit potentiel d'ajustement généré par l'absence de ces deux paramètres. Il est aussi possible de remarquer que les équations qui ne considère que le transport par charriage comme Gaeuman, Wu, Wilcock et Parker sont plus performantes. Ce résultat était prévisible, puisque comme le montre la Figure 4.12, les sédiments injectés dans le canal sont principalement du sable moyen et grossier, ainsi que du gravier.

La Figure 4.17 montre que pour la plupart des équations, le paramètre qui a le plus grand impact sur les observations est le coefficient de Manning. Ce résultat n'est pas surprenant, puisqu'il s'agit du paramètre considéré le plus influent (Hall et al., 2005; Teng et al., 2017) et donc le plus étudié pour la calibration (Agresta et al., 2021; Dung et al., 2011; Hosseiny, 2022; Lin et al., 2017; Meert et al., 2018; Ong et al., 2017; Philippus et al., 2021; F. Yang et al., 2021) et l'estimation de l'incertitude (Bessar et al., 2020; Bozzi et al., 2015; Hajjout, 2019; Y. Jung & Merwade, 2012; Papaioannou et al., 2017; Pappenberger et al., 2005; Safari, 2018) des modèles hydrauliques. Cependant, pour l'équation de Wu, la contrainte de cisaillement critique a une plus grande influence sur les observations que le coefficient de Manning. D'ailleurs ce paramètre a un impact significatif pour toutes les équations qui l'utilisent. Il s'agit donc d'un paramètre à ne pas négliger lorsque le transport de sédiments est modélisé. Le facteur de masquage (α) et l'épaisseur de la couche active (n_{alt}) sont également des paramètres importants, le dernier étant particulièrement influent pour les équations qui n'utilisent pas la contrainte de cisaillement critique.

L'équation qui offre les meilleurs résultats est celle de Wilcock (voir Figure 4.16), avec une valeur de la fonction objectif de 0,268, suivie de très près par Parker avec 0,270. Les résultats obtenus avec l'équation de Wilcock pour l'élévation du lit, la hauteur d'eau et les diamètres d₁₆, d₅₀ et d₈₄ sont présentés à la Figure 4.18, à la Figure 4.19 et à la Figure 4.20 respectivement.

Les résultats présentés à la Figure 4.18 montrent que le modèle calibré permet de bien représenter l'évolution du lit dans le temps. Des écarts plus importants sont observés à l'approche du front de déposition aval dont la position est de manière générale bien estimée par le modèle. Le RMSE et le NSE pour l'élévation du lit sont de 0,031 m et 0,98 respectivement. Un écart maximal de 0,157 m est observé 15 m en aval de l'entrée du canal au temps t = 8h.

En ce qui concerne la ligne d'eau, le RMSE est de 0,033 m, le NSE est de 0,96 et l'écart maximal observé est de 0,05 m. Bien que l'écart maximal soit plus petit pour les hauteurs d'eau que pour l'élévation du lit, les écarts sont en moyenne plus grands, comme le traduit le RMSE plus élevé.

La Figure 4.19 montre que le modèle tend à surestimer les hauteurs d'eau, surtout à l'aval et entre 15 et 37 m où l'élévation du lit est également surestimée. Ces erreurs peuvent être causées par les erreurs sur l'estimation de l'élévation du lit, mais également par l'incertitude sur la condition limite aval.

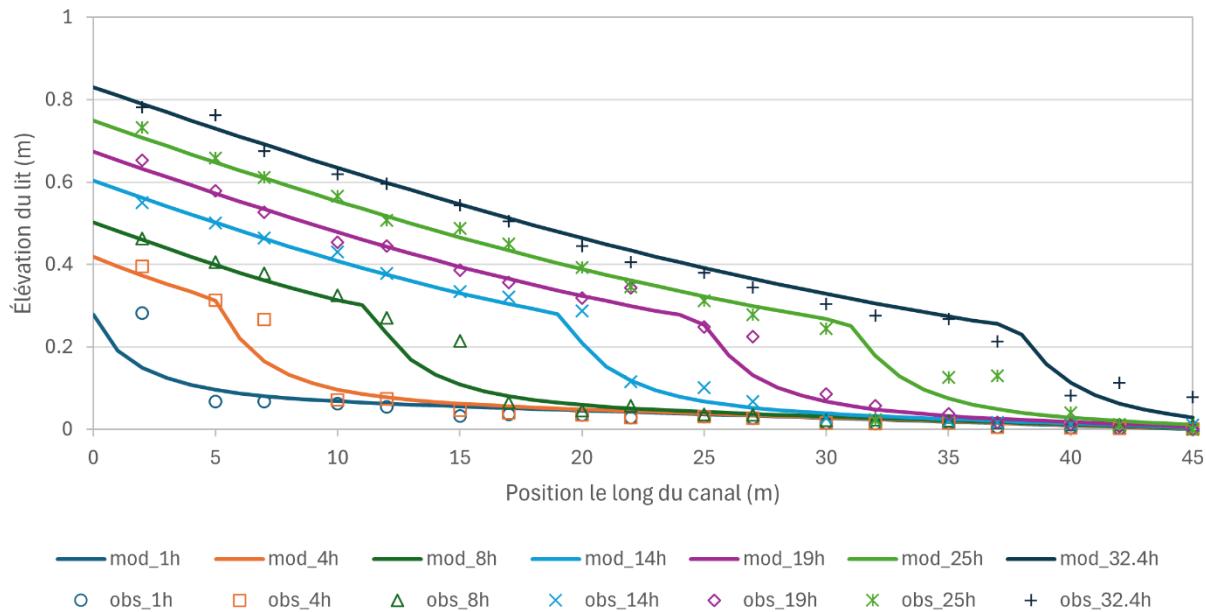


Figure 4.18 Élévations du lit observées et modélisées de l'essai 2 de Seal et al. (1997) avec l'équation de Wilcock

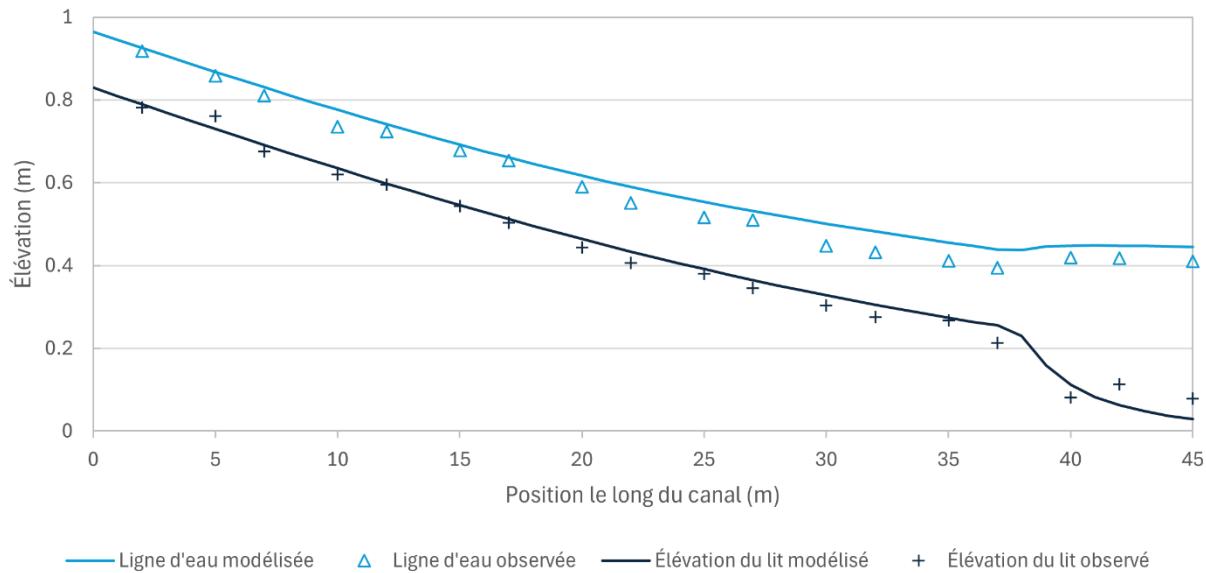


Figure 4.19 Ligne d'eau observée et modélisée à 32,4h de l'essai 2 de Seal et al. (1997) avec l'équation de Wilcock

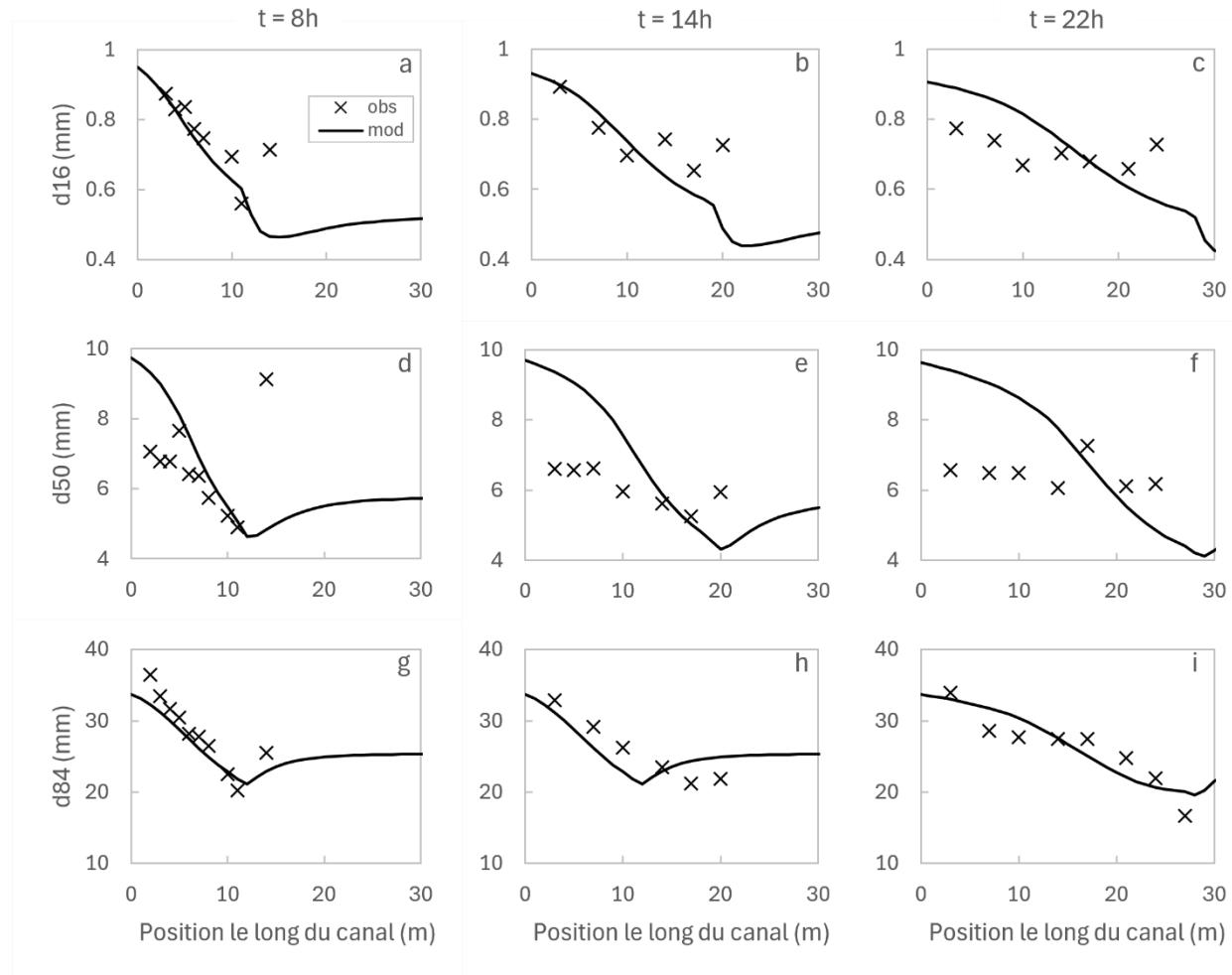


Figure 4.20 Diamètres observés et modélisés à 8h, 14h et 22h de l'essai 2 de Seal et al. (1997) avec l'équation de Wilcock

Pour les diamètres de sédiments, le modèle permet de bien reproduire l'évolution du diamètre d84 le long du canal et dans le temps, alors que pour les diamètres d16 et d50, des écarts importants sont observés au temps $t = 14\text{h}$ et $t = 22\text{h}$. Le RMSE des diamètres d16, d50 et d84 est de 0,15 mm, 1,70 mm et 2,03 mm respectivement. Bien qu'une erreur absolue moyenne plus élevée est observée pour le diamètre d84, de manière relative, cette erreur est nettement moins importante que pour les diamètres d16 et d50. Ce constat est d'ailleurs validé par le NSE de 0,22, -2,21 et 0,80 pour les diamètres d16, d50 et d84 respectivement. Le modèle parvient relativement bien à estimer les diamètres d16, d50 et d84 des sédiments, considérant les incertitudes importantes associées à la prédiction de ces trois paramètres.

4.2.5 Estimation de l'incertitude

L'estimation de l'incertitude associée à la prédition des inondations est une entreprise complexe, due au grand nombre de sources d'incertitude des modèles hydrauliques, tel que : 1- la structure du modèle sélectionné, 2- les paramètres du modèle (coefficient de Manning, contrainte de cisaillement critique, etc.), 3- les données d'entrée (géométrie du canal, conditions limites, etc.), 4- les mesures utilisées pour la calibration et la validation, 5- l'évolution des caractéristiques du territoire dans le temps et 6- le changement des conditions climatiques (Teng et al., 2017). Grâce aux outils disponibles dans le logiciel OptiSRH-1D, les sources d'incertitudes 1 et 2 sont évaluées individuellement, puis conjointement. Une méthode est également proposée pour évaluer rapidement l'incertitude globale associée aux sources 1,2,3 et 4.

L'incertitude associée à la structure du modèle est évaluée partiellement en considérant l'incertitude associée au choix de l'équation de transport de sédiments. L'incertitude associée aux paramètres du modèle est estimée par l'application de la méthode LHS à partir de l'IC de 95% des paramètres continus calculé par PEST pour l'équation de Wilcock. La méthode LHS est appliquée avec des échantillons de 100 et de 1000 ensembles de paramètres. Le Tableau 4.13 présente l'IC des paramètres calibrés avec l'équation de Wilcock.

Tableau 4.13 Intervalle de confiance de 95% sur les paramètres optimisés avec l'équation de Wilcock pour l'essai 2 de Seal et al. (1997)

Paramètre	Valeur optimisée	Intervalle de confiance 95%	
		Limite inférieure	Limite supérieure
Coefficient de Manning	0.020	0.018	0.022
Contrainte de cisaillement critique	0.028	0.025	0.032
Facteur de masquage	0.84	0.81	0.88
Épaisseur de la couche active	0.32	0.22	0.42
Facteur de récupération pour la déposition	0.43	0.09	0.78
Facteur de récupération pour l'érosion	1.00	0.05	1.00
Coefficient pour la longueur d'adaptation	5.91	4.00	7.82

L'incertitude calculée par PEST s'appuie sur l'hypothèse de linéarité et ne respecte pas les bornes supérieures et inférieures fournies par l'utilisateur (Doherty, 2018a). Certains intervalles calculés par PEST peuvent donc comprendre des valeurs impossibles pour le paramètre, comme un coefficient de Manning négatif. C'est pourquoi le logiciel OptiSRH-1D limite l'IC calculé par

PEST avec les bornes inférieures et supérieures de chaque paramètre avant d'appliquer la méthode LHS. Les valeurs identifiées en gras dans le Tableau 4.13 ont subi cette contrainte. L'incertitude conjointe de la structure du modèle et des paramètres est réalisée en appliquant la méthode LHS avec 100 ensembles de paramètres à toutes les équations de transport sédimentaire sélectionnées.

L'IC de 95% du modèle hydrosédimentaire (sources 1,2 et 3) est estimée à partir de la loi normale ajustée sur les résidus et centrée sur la valeur prédite (J. Y. Jung et al., 2018) :

$$IC\ 95\% = [VP - Z\sigma_r ; VP + Z\sigma_r] \quad (4.1)$$

où VP est la valeur prédite, $Z=1,96$ pour un niveau de confiance de 95% et σ_r est l'écart-type des résidus calculé avec les données de calibration. Avec cette méthode, l'étendue de l'intervalle demeure constante pour toutes les prédictions. La Figure 4.21 illustre les intervalles de confiance sur la hauteur d'eau et sur l'élévation du lit obtenus avec les quatre méthodes présentées. La Figure 4.22 montre les mêmes résultats pour les diamètres $d16$, $d50$ et $d84$.

La Figure 4.21 et la Figure 4.22 montrent que l'incertitude associée au choix de l'équation de transport est plus importante que celle associée à l'ajustement des paramètres continus. Ce constat est confirmé par les résultats du Tableau 4.14, qui présente le pourcentage d'observations comprises à l'intérieur des divers ICs calculés. Ce pourcentage est près de 95% pour l'incertitude associée au modèle pour le thalweg et les diamètres, ce qui montre que la méthode d'estimation de l'intervalle de confiance en considérant une distribution normale des résidus est efficace. Les résultats ne sont pas aussi concluants pour la hauteur d'eau, ce qui peut s'expliquer d'une part, par le peu d'observations disponibles pour cette variable et d'autre part, par une erreur potentielle sur la condition limite aval qui génère une surestimation des hauteurs d'eau à l'aval du canal.

Tableau 4.14 Pourcentage d'observations comprises à l'intérieur des intervalles de confiance de 95% pour la phase de calibration

Source d'incertitude	Thalweg	Ligne d'eau	d16	d50	d84
Éq. Transport	35.5	27.8	55.2	64.5	51.7
Paramètres continus – 100 ensembles	21.4	16.7	34.5	16.1	31.0
Paramètres continus – 1000 ensembles	19.7	16.7	34.5	19.4	31.0
Éq. Transport et Paramètres continus	45.7	55.6	69.0	77.4	69.0
Modèle	93.2	44.4	96.6	96.8	96.6

L'écart entre le pourcentage d'observations comprises à l'intérieur de l'IC associé à la calibration pour 100 itérations et pour 1000 itérations est relativement faible. Cet écart ne justifiant pas la multiplication du temps de calcul par un facteur de 10, un échantillon de 100 ensembles est jugé suffisant avec la méthode LHS.

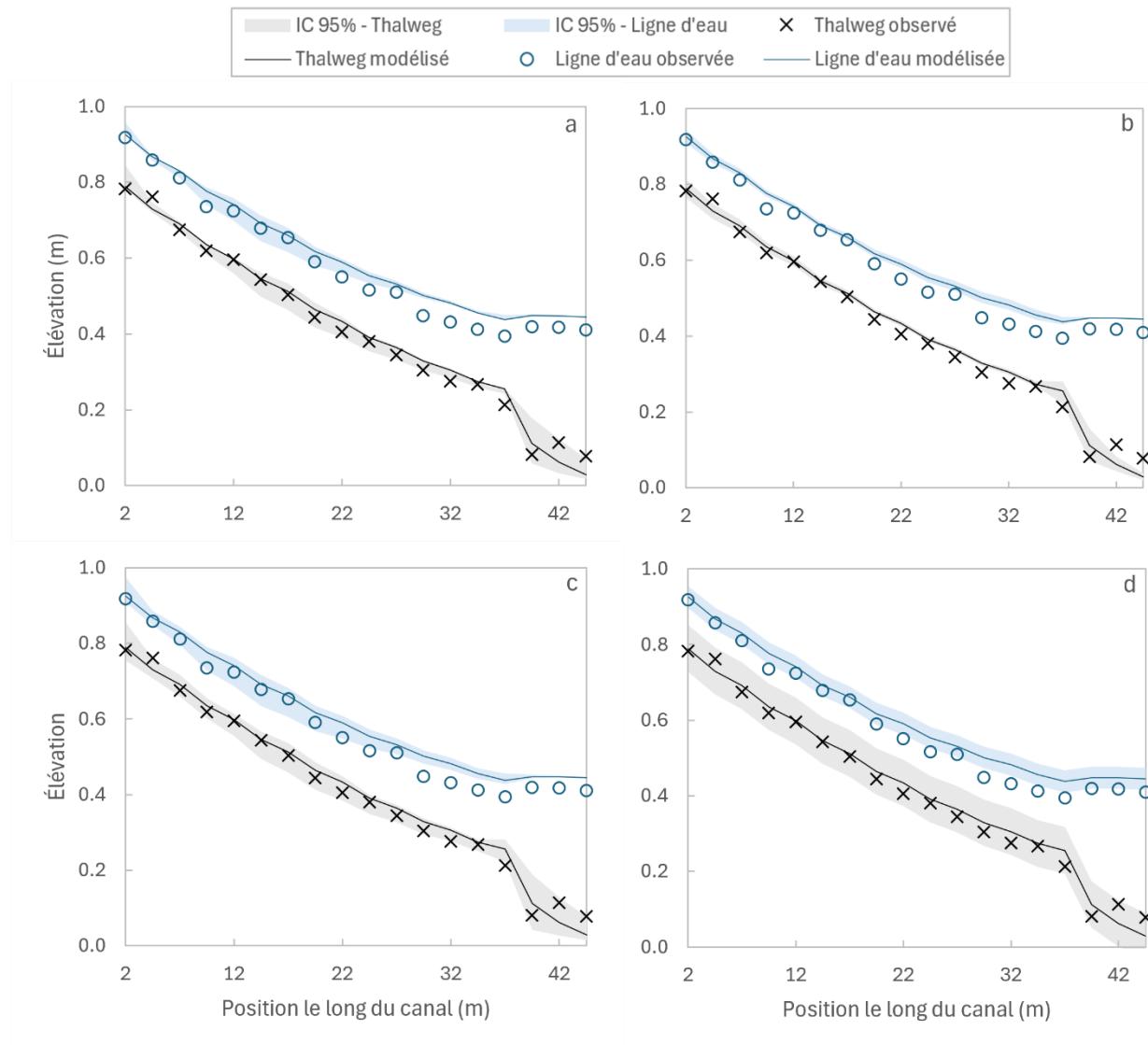


Figure 4.21 Intervalle de confiance de 95% associée a) au choix de l'équation de transport, b) à la calibration des paramètres continus avec l'équation de Wilcock, c) au choix de l'équation de transport et à la calibration des paramètres continus, et d) au modèle hydrosédimentaire pour l'élévation du lit et de la ligne d'eau à 32,4 h de l'essai 2 de Seal et al. (1997)

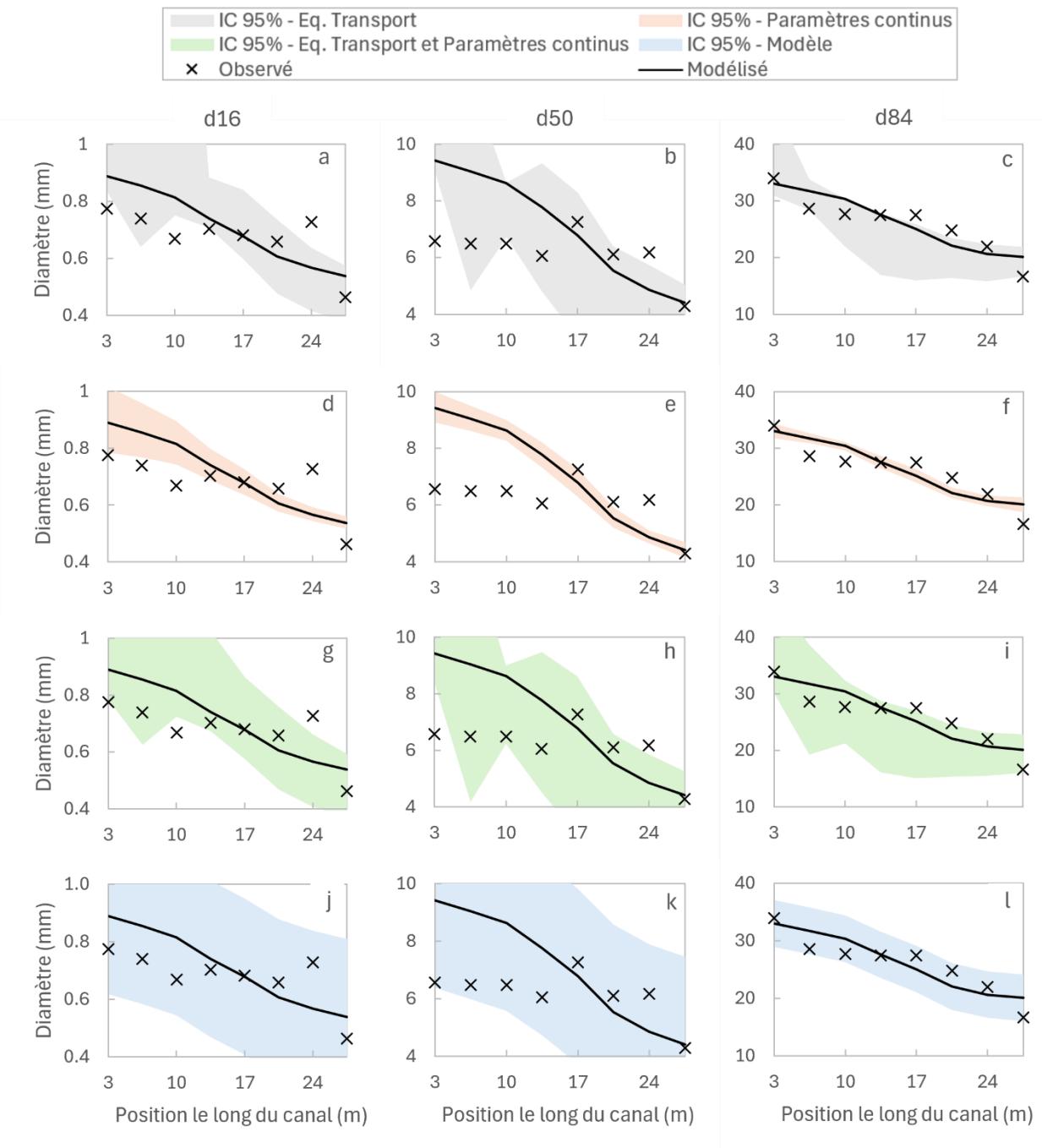


Figure 4.22 Intervalle de confiance de 95% associée au choix de l'équation de transport (a,b,c), à la calibration des paramètres continus (d,e,f), au choix de l'équation de transport et à la calibration des paramètres continus (g,h,i), et au modèle hydrosédimentaire (j,k,l) pour les diamètres d16,d50 et d84 à 22h de l'essai 2 de Seal et al. (1997)

4.2.6 Validation de la calibration

La validation du modèle est réalisée avec les résultats de l'essai 1 de Seal et al. (1997). Pour cet essai, le taux d'alimentation en sédiments est deux fois plus élevé que pour l'essai 2, utilisé pour la calibration. Les autres variables demeurent identiques. Pour l'essai 1, seules des observations sur le thalweg et les diamètres d₁₆ et d₅₀ sont disponibles. La Figure 4.23 compare le RMSE obtenu avec les données de calibration et de validation pour chacune de ces variables. Les équations de transport sont classées de gauche à droite de la plus performante à la moins performante dans la phase de calibration.

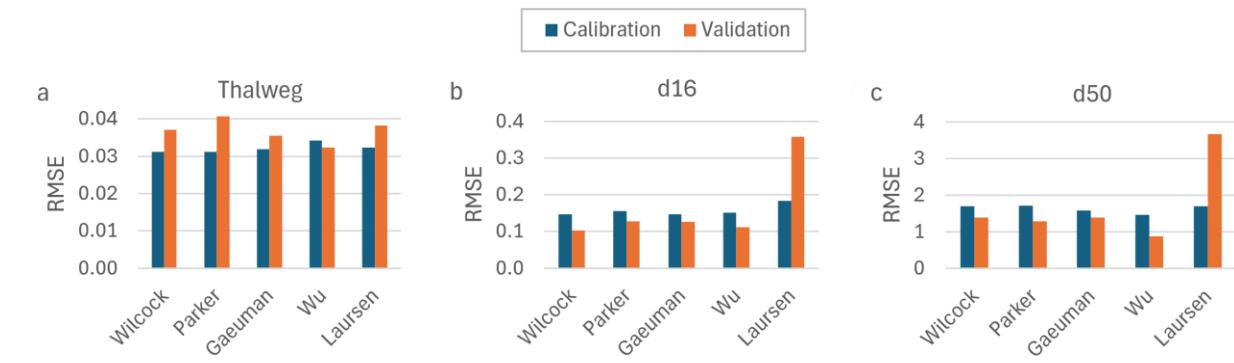


Figure 4.23 RMSE de l'élévation du lit et des diamètres d₁₆ et d₅₀ pour la calibration et la validation

À l'exception des diamètres d₁₆ et d₅₀ avec l'équation de Laursen, les écarts entre le RMSE obtenu pour la calibration et la validation sont faibles. Contre toute attente, une réduction des erreurs est observée dans la phase de validation pour les diamètres d₁₆ et d₅₀ avec les équations Wilcock, Parker, Gaeuman et Wu, ainsi que pour le thalweg avec l'équation de Wu. Avec les données de validation, l'équation présentant les plus petites erreurs est celle de Wu, suivie par Wilcock, Gaeuman, Parker et Laursen. L'ordre de performance des équations n'est donc pas le même entre la calibration et la validation. Cependant, les écarts observés entre les équations sont faibles. En effet, pour les équations présentées à la Figure 4.23, le NSE calculé avec le thalweg varie de 0,97 à 0,98 et le RMSE varie de 0,032 à 0,041 m entre la calibration et la validation.

La Figure 4.24 illustre les résultats obtenus avec l'équation de Wilcock, ainsi que l'IC de 95% du modèle, calculé avec l'écart-type des résidus obtenu lors de la calibration. À titre indicatif, les résultats obtenus avec l'équation de Wu sont également présentés, puisque cette équation est légèrement plus performante que celle de Wilcock avec les données de validation.

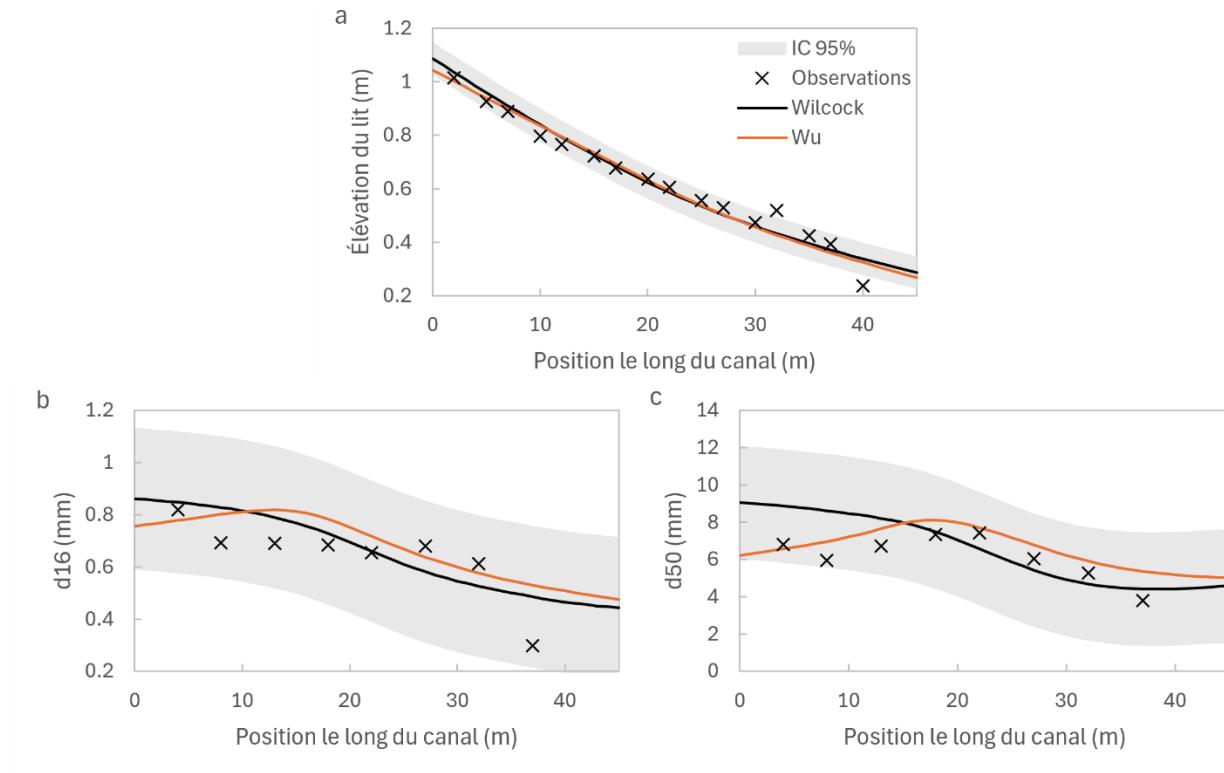


Figure 4.24 Résultats de la validation et intervalle de confiance de 95% associé au modèle hydrosédimentaire au temps $t = 16,83$ h de l'essai 1 de Seal et al. (1997)

Les principales différences entre les équations de Wilcock et de Wu sont observées pour les diamètres d_{16} et d_{50} . Pour la modélisation du thalweg, les deux équations donnent des résultats similaires. L'intervalle de confiance calculé avec l'écart-type des résidus de la calibration recouvre la plupart des données observées. Le pourcentage d'observations comprises dans l'IC est présenté dans le Tableau 4.15. Les résultats valident la fiabilité de la méthode d'estimation de l'incertitude, puisque tous les résultats obtenus sont près de 95%.

Tableau 4.15 Pourcentage d'observations comprises dans l'intervalle de confiance de 95% pour la phase de validation

Paramètre	Calibration		Validation	
	Wu	Wilcock	Wu	Wilcock
Élévation du lit	94.0	93.2	94.3	92.0
Diamètre d_{16}	96.6	96.6	100.0	100.0
Diamètre d_{50}	96.8	96.8	100.0	100.0

4.3 Érosion d'un dépôt sédimentaire causé par le retrait d'un barrage

Le cas d'étude présenté dans cette section porte sur l'expérience réalisée par Cantelli et al. (2004) dans le laboratoire St-Anthony Falls à l'Université du Minnesota dans le but d'observer l'érosion du dépôt d'un réservoir causé par le retrait d'un barrage. Tout comme pour le cas d'étude précédent, de nombreuses données sont disponibles pour la calibration automatique du modèle. Cependant, cette expérience se distingue de la précédente par l'analyse d'un processus de transport de sédiment différent, soit l'érosion plutôt que la sédimentation dans le cas de l'expérience de Seal et al. (1997). Le modèle numérique de ce canal expérimental, ainsi que les données de calibration sont disponibles dans les exemples d'application fournis avec le logiciel SRH-1D.

4.3.1 Description du montage

Un barrage constitué de lattes de bois insérées dans un support en métal est installé dans un canal rectangulaire de 14 m de longueur, 0,61 m de largeur et 0,48 m de profondeur. Des sédiments correspondant à du sable grossier dont le diamètre médian est de 0,8 mm sont déposés sur une distance de 9 m à l'amont du barrage avec une pente de 0,004. Cette pente est déterminée à partir des résultats d'une expérience précédente visant à déterminer la géométrie et l'évolution du dépôt à l'amont du barrage. Pour s'assurer que l'érosion s'amorce à un endroit prévisible, un canal d'une largeur de 0,275 m et d'une profondeur d'environ 1 cm est creusé au centre du dépôt (Cantelli et al., 2004). Le système est à l'équilibre avec un débit de $0,3 \times 10^{-3} \text{ m}^3/\text{s}$ et un taux d'injection des sédiments de $2 \times 10^{-3} \text{ kg/s}$. Le montage expérimental est schématisé à la Figure 4.25. La durée de l'expérience est de 1,5 h.

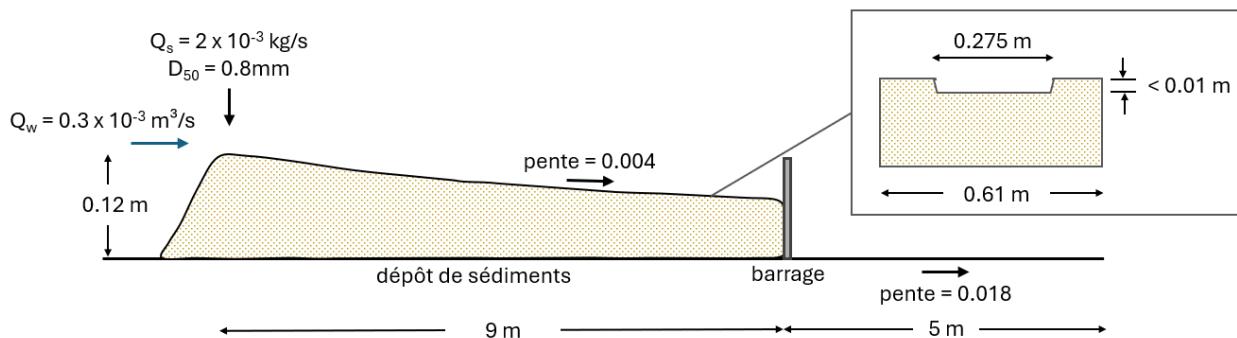


Figure 4.25 Montage expérimental de l'expérience de Cantelli et al. (2004)

Des caméras permettent de mesurer l’élévation du lit, ainsi que la largeur de l’incision en fonction du temps. L’un des phénomènes observés lors de cette expérience est le rétrécissement rapide de l’incision, suivi par un élargissement graduel. Cependant, puisque les modèles hydrosédimentaires unidimensionnels ne simulent pas directement le transport de sédiment latéral (AlQasimi, 2020), il n’est pas possible de reproduire ce phénomène numériquement avec le logiciel SRH-1D. Seule la largeur finale est donc utilisée comme donnée de calibration à deux endroits à l’amont du barrage. Le Tableau 4.16 montre le nombre d’observations utilisées pour la calibration et la validation respectivement. Puisque seules les données de cette expérience de 1,5 h sont disponibles, la période de simulation est divisée en une phase de calibration, de 0 à 0,3 h et une phase de la validation, de 0,3 à 1,5 h.

Tableau 4.16 Nombre d’observations disponibles pour la calibration et la validation pour l’expérience de Cantelli et al. (2004)

Paramètre	Calibration	Validation
Élévation du lit	111	100
Largeur au miroir	2	-

4.3.2 Calibration et validation

Tout comme pour le cas d’étude précédent, une analyse de sensibilité des paramètres continus est réalisée avant la calibration. Le Tableau 4.17 montre les paramètres continus sélectionnés en ordre d’importance relative selon Greimann et Huang (2018; 2008). Les paramètres en gris ne sont pas utilisés pour la calibration, car ils n’ont aucun effet sur les observations pour ce cas d’étude. Le facteur de masquage est un paramètre qui traduit le processus selon lequel les grains plus fins sont cachés par des grains plus larges, résultant en une augmentation de la contrainte de cisaillement nécessaire pour arracher les grains plus fins (McCarron et al., 2019). Le poids de la fraction de sédiments du lit représente la contribution de la distribution des sédiments du lit au transfert entre la couche active et la première couche inactive (Sabatine et al., 2015). Ces deux paramètres permettent de modéliser l’interaction entre les différentes classes de sédiments. Ils n’ont donc aucun effet lorsqu’une seule classe de sédiment est modélisée, comme c’est le cas pour l’expérience de Cantelli et al. (2004).

Tableau 4.17 Paramètres continus de calibration classés en ordre d'importance relative pour l'expérience de Cantelli et al. (2004)

Paramètre	Borne inférieure	Borne supérieure	Valeur initiale
Coefficient de Manning, n	0.015	0.065	0.025
Contrainte de cisaillement critique, θ_{cr}	0.01	0.08	0.03
Facteur de masquage, α	0	1	0.5
Épaisseur de la couche active, nalt	0.001	0.5	0.05
Constante dans l'équation de la largeur d'érosion, a	10	20	13.9
Exposant dans l'équation de la largeur d'érosion, b	0.4	0.7	0.5
Constante de contrôle du taux d'élargissement, wfrac	0	0.95	0.8
Facteur de récupération pour la déposition, α_d	0.05	1	0.25
Facteur de récupération pour l'érosion, α_s	0.05	1	1
Coefficient pour la longueur d'adaptation, L_b	0	25	3
Angle de repos au-dessus de l'eau, $\theta_{r,a}$	15	90	70
Angle de repos sous l'eau, $\theta_{r,b}$	15	90	45
Poids de la fraction de sédiments du lit, χ	0	1	0

Le poids des observations est ensuite ajusté afin que la calibration permette de minimiser l'erreur sur la largeur d'incision sans affecter la minimisation des erreurs sur l'élévation du lit, puisque la largeur d'incision est un phénomène plus difficile à modéliser pour un modèle unidimensionnel. Un poids de 10 est choisi pour les observations sur l'élévation du lit pour que ces mesures prédominent dans le calcul de la fonction objectif.

Tout comme pour le cas d'étude précédent, le logiciel OptiSRH-1D est d'abord utilisé pour faire une présélection des équations de transport de sédiments sur la base de leur performance (petite valeur de la fonction objectif). Le modèle est exécuté avec les valeurs initiales présentées dans le Tableau 4.17 pour les 28 équations de transport disponibles. Pour réaliser cette étape de présélection, le nombre d'itérations de PEST à indiquer dans l'onglet « PEST control » est de 0, ce qui permet d'évaluer la fonction objectif avec les valeurs initiales pour toutes les combinaisons de paramètres discrets sélectionnés.

À la suite de cette présélection, la calibration des paramètres continus est entreprise pour les équations sélectionnées. La durée totale de la calibration est de 4,79 heures pour 1848 exécutions du modèle, soit environ 9,3 secondes par simulation. La Figure 4.26 et la Figure 4.27 montrent l'évolution et la valeur de la fonction objectif en fonction de l'équation de transport.

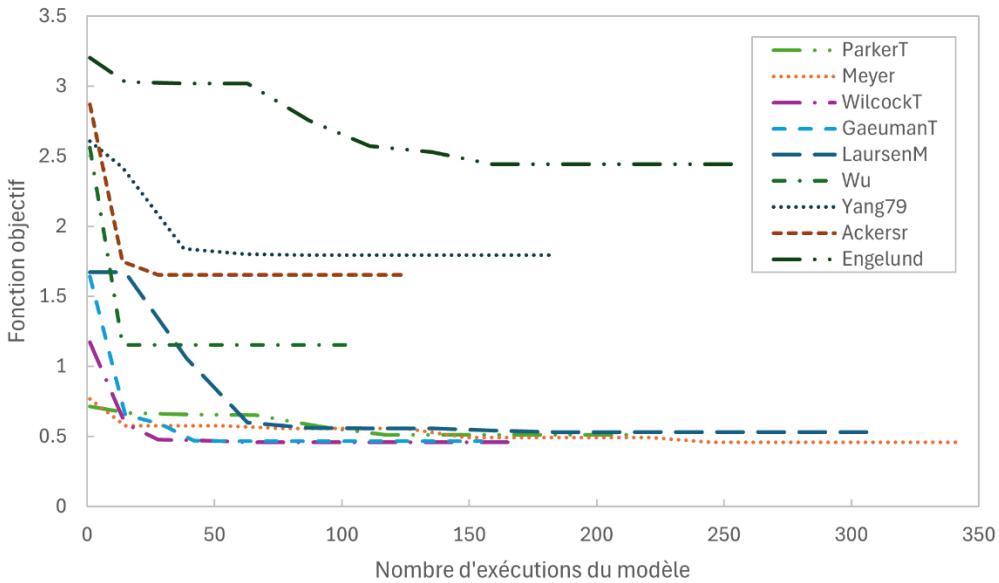


Figure 4.26 Évolution de la fonction objectif en fonction de l'équation de transport pour l'expérience de Cantelli et al. (2004)

À l'exception de l'équation de Engelund, toutes les équations convergent après environ 70 exécutions du modèle. Considérant que PEST doit exécuter le modèle 11 fois à chaque itération, une fois pour chaque paramètre, la convergence est atteinte après environ 6 itérations.

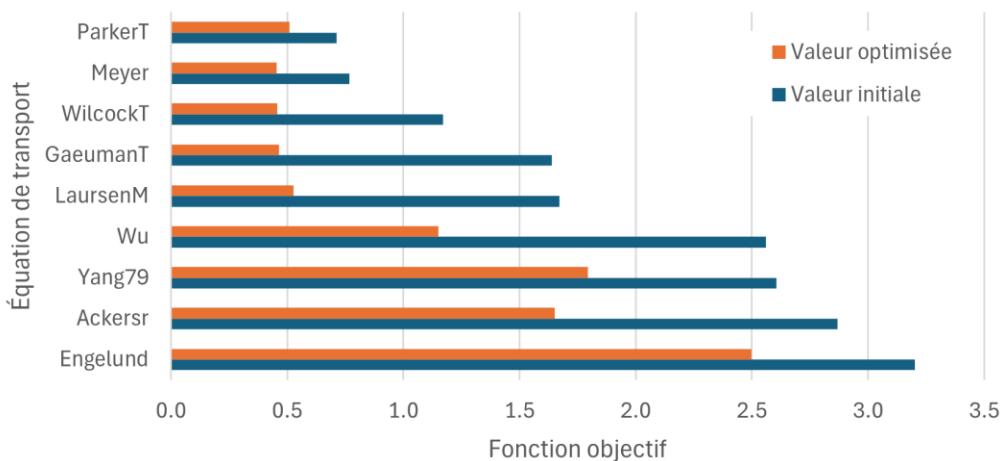


Figure 4.27 Valeur de la fonction objectif en fonction de l'équation de transport pour l'expérience de Cantelli et al. (2004)

À la Figure 4.27, les équations sont classées de haut en bas de la plus performante à la moins performante lors de la présélection. Les résultats montrent que le classement des équations selon leur performance varie peu avant et après la calibration des paramètres continus. Tout comme pour

le cas d'étude précédent, les équations qui n'utilisent pas la contrainte de cisaillement critique, exception faite de l'équation de Meyer, ont une valeur finale de la fonction objectif plus élevée. Les équations de Meyer, WilcockT et GaeumanT sont celles qui donnent la plus petite valeur de la fonction objectif après la calibration, soit 0,46. Les équations de Wu, Yang79, Ackersr et Engelund sont nettement moins performantes, c'est pourquoi elles sont retirées pour la suite des analyses. Tout comme pour le cas d'étude précédent, les équations développées pour le transport par charriage comme ParlerT, WilcockT et GaeumanT sont généralement plus performantes. Ce résultat était attendu puisque les sédiments sont principalement constitués de sable grossier.

La Figure 4.28 illustre la sensibilité des paramètres calibrés. Les valeurs des paramètres calibrés se retrouvent dans le Tableau 4.18.

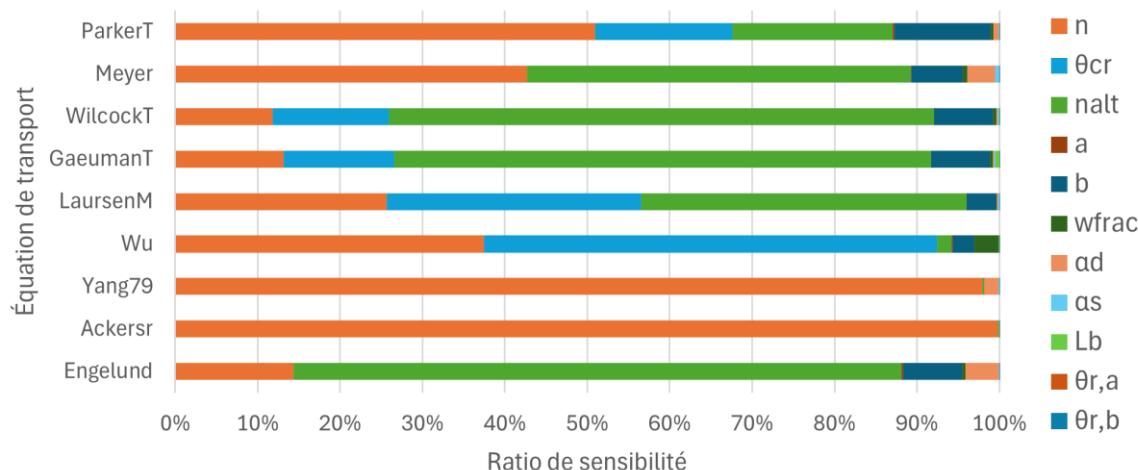


Figure 4.28 Ratio de sensibilité des paramètres continus calibrés en fonction de l'équation de transport pour l'expérience Cantelli et al. (2004)

Contrairement aux résultats obtenus pour l'expérience de Seal et al. (1997) (voir Figure 4.17), le coefficient de Manning n'est pas le paramètre dominant pour la plupart des équations. Ce résultat s'explique probablement par l'absence de hauteurs d'eau mesurées disponibles pour la calibration. Tout comme pour le cas d'étude précédent, la contrainte de cisaillement critique est encore le paramètre le plus dominant pour l'équation de Wu. Ce paramètre demeure également dans les plus importants avec l'épaisseur de la couche active dont l'importance est nettement plus marquée pour ce cas d'étude que pour le précédent. L'exposant dans l'équation de la largeur d'érosion (b) a également un impact non négligeable d'un ordre de 5 à 10%.

Tableau 4.18 Paramètres calibrés en fonction de l'équation de transport pour l'expérience de Cantelli et al. (2004)

Paramètre	Équation de transport								
	ParkerT	Meyer	WilcockT	GaeumanT	LaursenM	Wu	Yang79	Ackersr	Engelund
n	0.034	0.035	0.042	0.055	0.023	0.015	0.015	0.015	0.016
θ_{cr}	0.060	-	0.022	0.010	0.010	0.021	-	-	-
nalt	0.036	0.001	0.001	0.001	0.001	0.181	0.001	0.700	0.001
a	15.10	16.06	15.11	18.91	14.16	13.91	20.00	14.49	11.00
b	0.53	0.53	0.52	0.55	0.52	0.42	0.40	0.44	0.56
wfrac	0.00	0.95	0.83	0.19	0.64	0.90	0.00	0.95	0.95
α_d	0.05	0.09	0.30	0.95	0.50	0.25	0.05	0.05	0.05
α_s	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
L_b	0.00	0.00	1.23	0.19	2.90	3.00	0.00	5.22	0.00
θ_{r,a}	72.9	70.6	70.0	70.0	70.0	70.0	90.0	76.2	75.1
θ_{r,b}	44.9	45.2	45.0	45.1	45.0	45.0	90.0	54.5	44.4

Les résultats présentés dans le Tableau 4.18 montrent que le coefficient de Manning varie considérablement (de 0,015 à 0,055) entre les différentes équations de transport. Ces écarts s'expliquent par l'absence de mesures sur la hauteur d'eau disponibles pour la calibration. En effet, de tels écarts n'ont pas été observés pour l'expérience de Seal et al. (1997), où les coefficients de Manning étaient tous compris entre 0,019 et 0,027, puisque des mesures de la hauteur d'eau étaient disponibles. Pendant la calibration du modèle de l'expérience de Cantelli et al. (2004), le coefficient de Manning est ajusté pour minimiser les erreurs sur l'élévation du lit. En effet, en agissant sur les pertes de charge, le coefficient de Manning a un impact sur la hauteur d'eau et donc sur la vitesse, laquelle affecte directement la contrainte de cisaillement appliquée sur le fond. Il est donc possible de conclure qu'ici, le coefficient de Manning subit un surajustement causé par l'absence d'observations sur la hauteur d'eau.

La performance des modèles calibrés avec les équations de ParkerT, Meyer, WilcockT et LaursenM, qui présentent tous des résultats finaux similaires pour la période de calibration (voir Figure 4.27), est validée à l'aide des données de la période allant de 0,3 à 1,5h. Les résultats de la validation sont résumés dans le Tableau 4.19.

Tableau 4.19 Indicateurs de performance pour la période de calibration et la période de validation de l'expérience de Cantelli et al. (2004)

Équation	RMSE			NSE		
	Calibration	Validation	Total	Calibration	Validation	Total
ParkerT	0.0068	0.0036	0.0055	0.986	0.996	0.990
Meyer	0.0064	0.0090	0.0077	0.987	0.972	0.980
WilcockT	0.0064	0.0060	0.0062	0.987	0.987	0.987
GaeumanT	0.0064	0.0050	0.0058	0.987	0.991	0.989
LaursenM	0.0069	0.0065	0.0067	0.985	0.985	0.985

Tous les modèles, à l'exception de celui de Meyer, présentent de meilleures performances pour la période de validation par rapport à la période de calibration. Ce résultat confirme que les équations développées pour le transport par charriage sont plus performantes lorsque les sédiments sont principalement composés de sable grossier. L'équation de ParkerT offre la meilleure performance avec les données de validation et avec l'ensemble des données.

La performance du modèle calibré automatiquement dans le cadre de la présente étude peut être comparé à la performance du modèle calibré manuellement pas AlQasimi et Mahdi (2020). Dans leur étude, ces derniers ont utilisé les données de l'expérience de Cantelli et al. (2004) pour valider le modèle hydrosédimentaire UMHYSER-1D qu'ils ont développé. Ils ont calibré manuellement les paramètres suivants en utilisant l'ensemble des données disponibles (période de 0 à 1,5h) : coefficient de Manning, équation de transport, contrainte de cisaillement critique, largeur d'érosion, angle de repos et longueur d'adaptation. L'équation de transport la plus performante avec leur modèle est celle de Parker. Le NSE et le RMSE obtenus pour la période allant de 0,3 à 1,5h avec le modèle UMHYSER-1D sont respectivement de 0,989 et de 0,0055 m. Dans la présente étude, le NSE et le RMSE obtenus avec l'équation de ParkerT pour la même période sont respectivement de 0,996 et de 0,0036 m. La calibration automatisée réalisée sur la période de 0 à 0,3h est donc plus performante sur la période de 0,3 à 1,5h que la calibration manuelle réalisée par AlQasimi et Mahdi (2020) sur la période de 0 à 1,5h.

Il faut cependant noter plusieurs limitations dans cette comparaison. En effet, les différences obtenues ne sont pas seulement attribuables à la calibration, mais également au modèle hydrosédimentaire utilisé, soit UMHYSER-1D et SRH-1D. En utilisant les paramètres calibrés par AlQasimi et Mahdi (2020) dans le modèle SRH-1D, le NSE et le RMSE pour la période de 0,3 à 1,5h sont respectivement de 0,838 et de 0,021 m. Ce résultat montre que la structure du modèle

influence l'ajustement des paramètres et que les valeurs calibrées ne sont pas directement transposables d'un modèle hydrosédimentaire à l'autre. AlQasimi et Mahdi (2020) ont également noté que l'utilisation de la méthode d'ajustement de la largeur basée sur la théorie de minimisation de la puissance de l'écoulement permettait de réduire significativement l'erreur du modèle. Or, cette méthode de minimisation n'est pas disponible dans SRH-1D.

L'élévation du lit et la largeur modélisées avec le modèle SRH-1D calibré sont illustrées à la Figure 4.29 et à la Figure 4.30 pour l'équation de ParkerT.

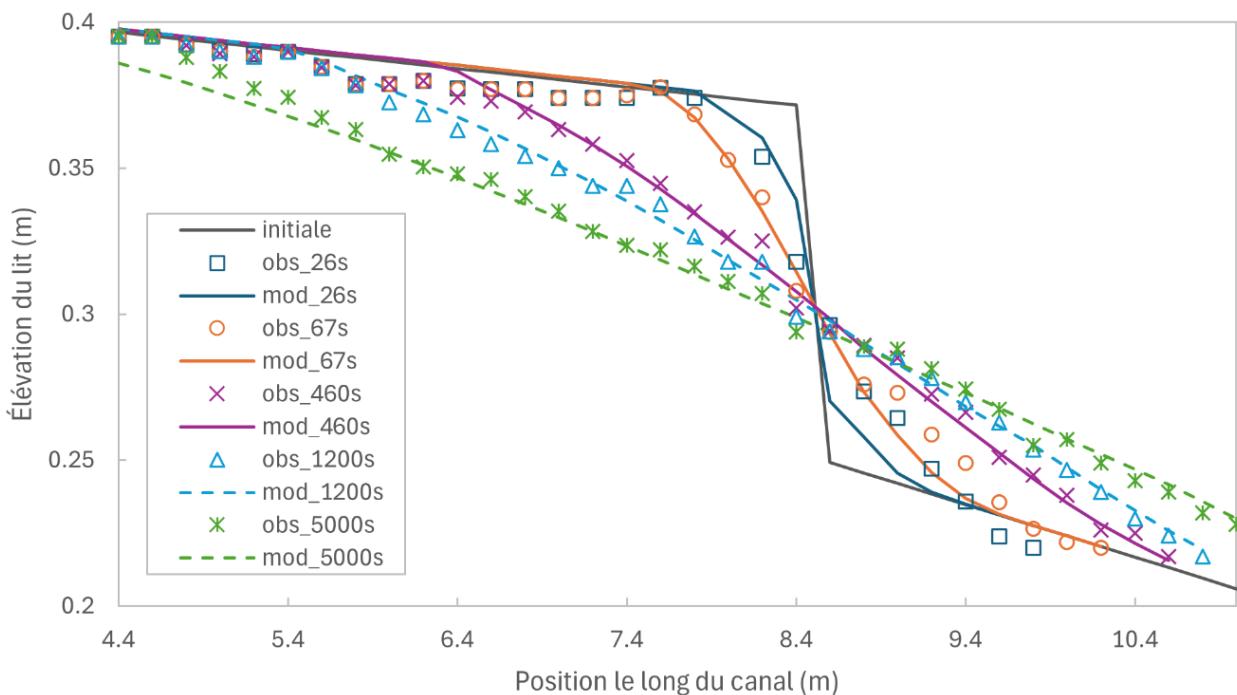


Figure 4.29 Élévation du lit observée et modélisée avec l'équation de ParkerT pour la période de calibration (traits pleins) et la période de validation (traits pointillés) de l'expérience de Cantelli et al. (2004)

Des écarts sont observés entre les valeurs mesurées et calibrées au temps $t = 26$ s et $t = 67$ s entre 5,4 et 7,6 m et entre 8,9 et 9,8 m. Ces écarts s'expliquent probablement par des erreurs sur les conditions initiales du lit du modèle, puisque les valeurs modélisées sont près du lit initial (en gris). Malgré ces erreurs observées au début de la simulation, le modèle parvient à reproduire adéquatement l'évolution du lit dans le temps.

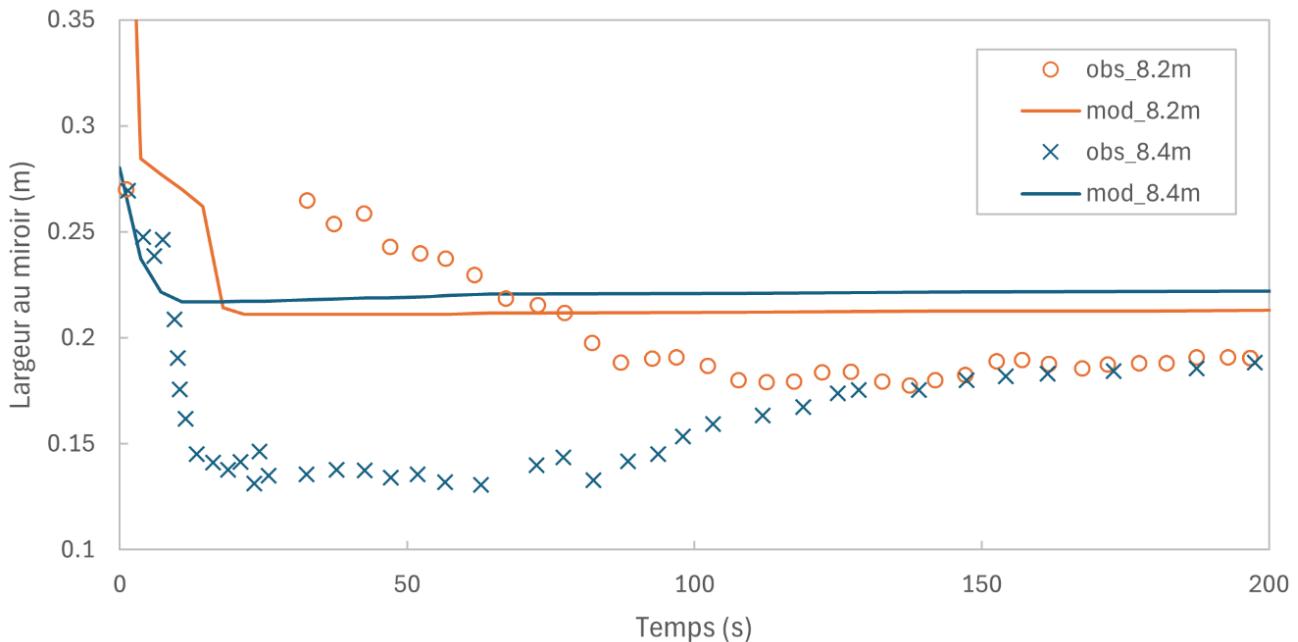


Figure 4.30 Largeur au miroir observée et modélisée avec l'équation de ParkerT pour l'expérience de Cantelli et al. (2004)

La Figure 4.30 démontre l'incapacité de la modélisation 1D à reproduire le phénomène de rétrécissement rapide suite au retrait d'un barrage. Les écarts sur les valeurs utilisées pour la calibration (temps $t = 197$ s) sont de 2,4 cm et de 4,3 cm pour les sections $x = 8,2$ m et $x = 8,4$ m respectivement.

4.3.3 Estimation de l'incertitude

Comme pour le cas d'étude précédent, l'IC de 95% est estimé pour diverses sources d'incertitudes, soit 1) le choix de l'équation de transport, 2) l'ajustement des paramètres continus, 3) la calibration (choix de l'équation de transport et ajustement des paramètres continus) et 4) le modèle hydrosédimentaire complet. Les calculs d'incertitude sont réalisés à partir de l'équation de ParkerT, qui présente une meilleure performance globale que les autres équations. L'intervalle de confiance de 95% sur les paramètres continus calculé par PEST à la fin de la calibration est présenté dans le Tableau 4.20. Ces valeurs sont utilisées pour borner l'échantillonnage par la méthode LHS. Les valeurs en gras ont été modifiées par le logiciel OptiSRH-1D afin de respecter les limites données par l'utilisateur.

Tableau 4.20 Intervalle de confiance de 95% des paramètres optimisés avec l'équation de ParkerT pour l'expérience de Cantelli et al. (2004)

Paramètre	Valeur optimisée	Intervalle de confiance 95%	
		Limite inférieure	Limite supérieure
n	0.034	0.025	0.044
θ_{cr}	0.060	0.034	0.086
nalt	0.036	0.005	0.110
a	15.1	11.2	19.0
b	0.53	0.51	0.54
wfrac	0.00	0.00	0.04
α_d	0.05	0.05	0.08
α_s	1.0	0.05	1.0
L_b	0.0	0.0	25.0
$\theta_{r,a}$	72.9	15.9	90.0
$\theta_{r,b}$	44.9	15.0	90.0

L'IC de 95% est illustré à la Figure 4.31 pour chaque source d'incertitude énumérée précédemment. Le Tableau 4.21 donne le pourcentage des observations comprises à l'intérieur de l'IC de 95% pour chaque source d'incertitude. Contrairement au cas d'étude précédent avec l'expérience de Seal et al. (1997), l'ajustement des paramètres continus a un impact plus important sur le modèle que le choix de l'équation de transport.

Le choix de l'équation de transport et l'ajustement des paramètres continus ont un impact limité sur les erreurs pour la période de calibration par rapport à la période de validation. En effet, seules 29,7% des observations sont comprises dans l'IC de 95% pour la période de calibration, par rapport à 94% pour la période de validation (voir Tableau 4.21). Ces résultats valident l'hypothèse selon laquelle les erreurs pendant la période de 0 à 0,3 h sont causées par un facteur autre que la calibration, comme l'incertitude sur les conditions initiales du lit du modèle. Au contraire, pour la période de 0,3 à 1,5 h, la calibration est la source d'incertitude dominante.

Tableau 4.21 Pourcentage d'observations comprises à l'intérieur de l'intervalle de confiance de 95% en fonction de la ou des source(s) d'incertitude analysée(s)

Sources d'incertitude	Élévation du lit	
	Calibration	Validation
Éq. Transport	9.9	35.0
Paramètres continus	26.1	85.0
Éq. Transport et Paramètres continus	29.7	94.0
Modèle	94.6	100.0

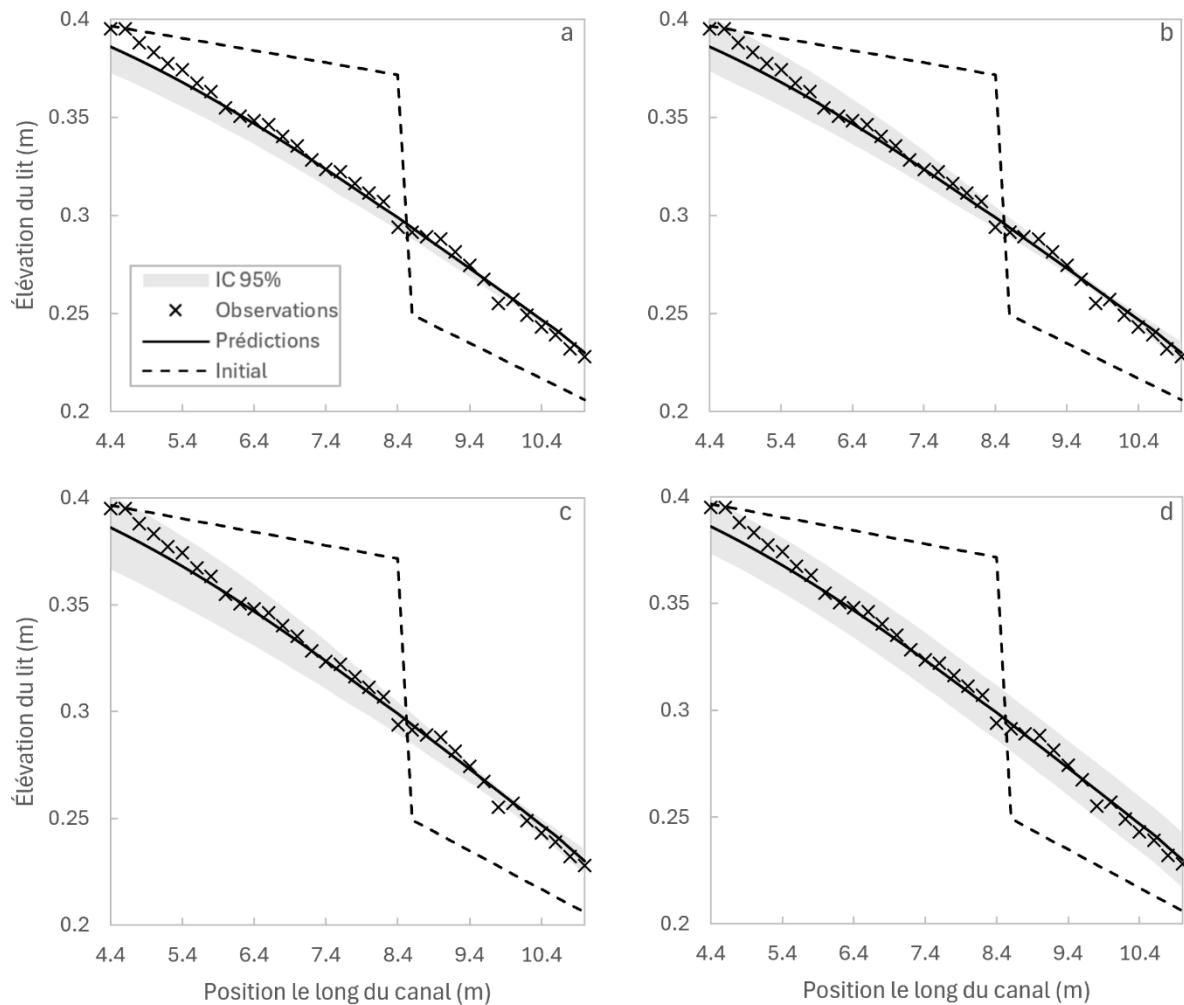


Figure 4.31 Intervalle de confiance de 95% associée a) au choix de l'équation de transport, b) à la calibration des paramètres continus avec l'équation de ParkerT, c) au choix de l'équation de transport et à la calibration des paramètres continus, et d) au modèle hydrosédimentaire pour l'élévation du lit à $t = 5000$ s de l'expérience de Cantelli et al. (2004)

4.4 Rivière Ha! Ha!

Ce quatrième cas d'étude porte sur la rivière Ha! Ha! située dans la région du Saguenay-Lac-Saint-Jean au Québec. Cette rivière de 36,9 km de longueur prend sa source dans le lac Ha! Ha! et se déverse dans la rivière Saguenay, laquelle s'écoule directement vers le fleuve Saint-Laurent (voir Figure 4.32). Du 18 au 21 juillet 1996, des pluies de 150 à 280 mm sont enregistrées en moins de 48 h dans les régions de Charlevoix, de la Haute-Mauricie, du Saguenay, de la Haute-Côte-Nord et du sud de la Gaspésie (Mahdi & Marche, 2003). Le Saguenay est la région la plus touchée, alors que la combinaison de cette pluie historique et de la saturation du sol due à un mois de juillet pluvieux génère des inondations à travers toute la région, causant la rupture de 8 barrages sur les rivières Chicoutimi, aux Sables et Ha! Ha! (Brooks & Lawrence, 1999). La rupture de ces ouvrages ne provoque pas une augmentation significative des dommages à l'aval, exception faite de la digue Cut-Away sur la rivière Ha! Ha! (Brooks & Lawrence, 1999). La rupture de cette digue mène au drainage de 26 millions de m³ en 18 heures (Lapointe et al., 1998) et demeure à ce jour l'une des ruptures de barrages les plus significatives au Canada en termes d'impact géomorphologique et humain (Brooks & Lawrence, 1999). Un nouveau canal de 2 km se creuse à l'aval de la digue sur une profondeur allant jusqu'à 12,8 m avant que l'écoulement rejoigne la rivière Ha! Ha! (voir Figure 4.32). L'augmentation rapide du débit sur la rivière Ha! Ha! provoque l'inondation des villages de Ferland et Boileau, ainsi que de la ville de La Baie (Tremblay & Guillaud, 2019) où un glissement de terrain cause la mort de deux personnes (Chayer, 2016).

L'aire contributoire au lac Ha! Ha! représente 37,5% du bassin versant de la rivière Ha! Ha! qui occupe 608 km² (Brooks & Lawrence, 1999). Le réservoir est contenu par trois ouvrages dont les caractéristiques sont résumées dans le Tableau 4.22. Un déversoir sépare le Petit Lac Ha! Ha! du lac Ha! Ha!. L'élévation de sa crête est située à une élévation de 379 m. La Figure 4.32 montre la localisation de ces ouvrages.

En 1997, la Commission scientifique et technique sur la gestion des barrages publie un rapport sur les causes et les conséquences de la catastrophe. Le modèle CEQUEAU est utilisé pour reconstituer l'hydrogramme entrant dans le lac Ha! Ha! à partir des données de pluie enregistrées (CSTGB, 1997a). Cet hydrogramme est présenté à la Figure 4.33a. Les résultats obtenus par la CSTGB montrent que le débit entrant dans le réservoir est passé de 10 m³/s à 160 m³/s en moins de 48 h.

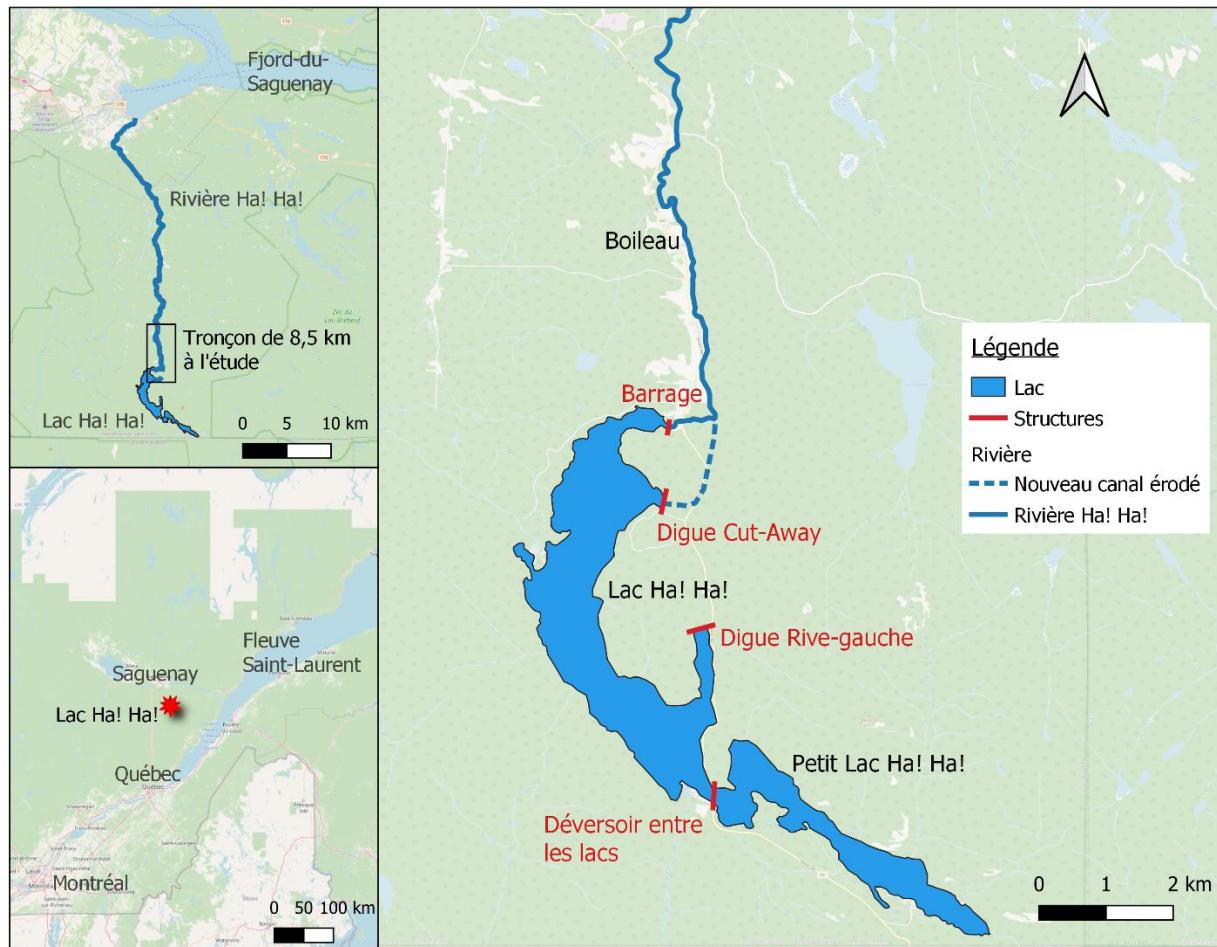


Figure 4.32 Localisation du lac et de la rivière Ha! Ha! (réalisé avec QGIS)

Tableau 4.22 Caractéristiques des structures sur le lac Ha! Ha! en 1996 (CSTGB, 1997b)

Structure	Type	Hauteur (m)	Élevation de la crête (m)	Largeur de la crête (m)	Nombre, type et dimensions des vannes
Barrage	Béton	8.2	381.06	106.3	4 stoplog 4.26 x 3.66 m
Digue Cut-Away	Remblai	2-3	380.6	162	na
Digue Rive-gauche	Remblai	2.8	381	38	na

L'évacuateur de crue du réservoir composé de 4 vannes à poutrelles est situé à proximité du barrage-poids en béton. Sa capacité maximale d'évacuation est de 250 m³/s, ce qui normalement aurait dû permettre l'évacuation du débit maximal de 160 m³/s entrant dans le réservoir. Or, le 19

juillet 1996, seulement une des vannes est partiellement ouverte de 28 pouces, alors que les 3 autres sont complètement fermées (CSTGB, 1997b), causant une forte diminution de la capacité d'évacuation comme en atteste la Figure 4.33d. Selon un article publié le 27 juillet 1996 dans *le Quotidien*, un journal local au Saguenay-Lac-Saint-Jean, l'un des employés de la Stone-Consolidated, la compagnie propriétaire du barrage, est averti le 20 juillet à 6h par la sécurité publique de ne pas ouvrir les vannes de l'évacuateur, malgré l'augmentation du niveau du réservoir, car l'inondation sur la rivière à l'aval a déjà causé des dommages, dont la destruction d'un pont. Le niveau du réservoir continue donc d'augmenter. Plus tard dans la matinée, les employés de la Stone-Consolidated ne parviennent pas à atteindre l'évacuateur, car la route d'accès est détruite par la crue (Le Quotidien, 1996). La capacité de l'évacuateur demeure donc inférieure à $30 \text{ m}^3/\text{s}$ pendant toute la durée de l'événement (voir Figure 4.33d), ce qui génère une augmentation du niveau du réservoir au-delà de la crête de la digue Cut-Away et provoque sa rupture.

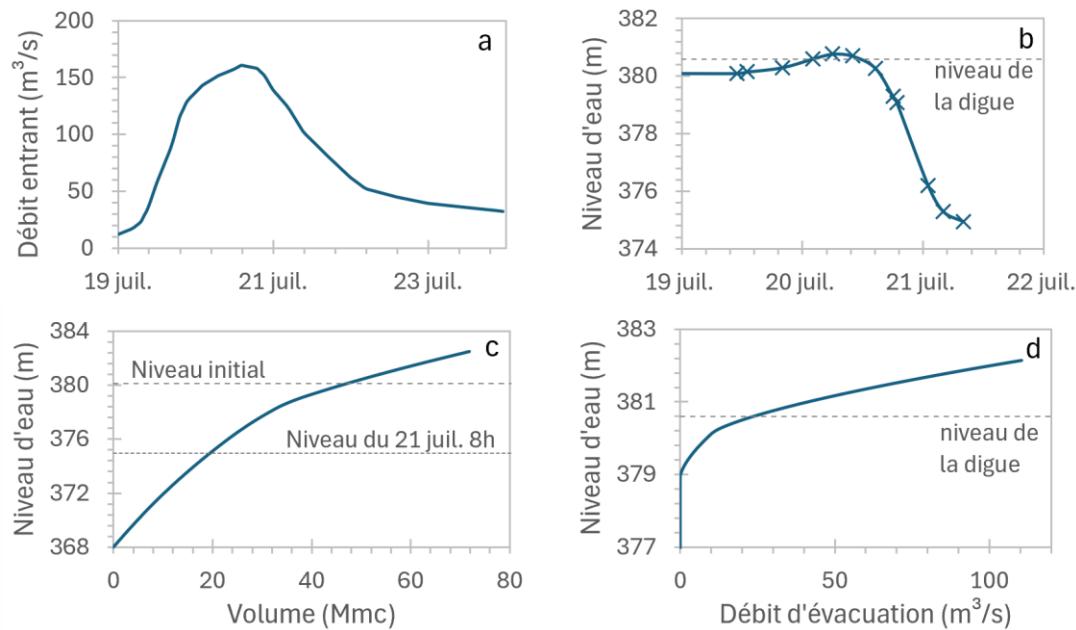


Figure 4.33 Données hydrologiques de la rupture de la digue Cut-Away sur le lac Ha! Ha! en 1996, adapté de Capart, H. et al. (2007) : a) Débit entrant dans le réservoir pour la pluie de 210 mm du 19 au 20 juillet 1996. b) Niveau d'eau dans le réservoir reconstruit par la CSTGB (1997b). c) Courbe d'emmagasinement du réservoir adapté de la CSTGB (1997b) par Capart, H. et al. (2007) pour inclure le volume du Petit Lac Ha! Ha! d) Courbe d'évacuation de l'évacuateur de crue pour l'ouverture des vannes en vigueur le 19 juillet 1996

L'érosion de la digue est lente et se poursuit sur de nombreuses heures. La courbe de l'évolution du niveau d'eau dans le réservoir est reconstruite par la CSTGB (1997b) à partir d'observations

réalisées pendant l'évènement (voir Figure 4.33b). Cependant, seule la partie la plus rapide du drainage du réservoir, au début de l'érosion de la digue, a pu être restituée. L'élévation finale atteinte selon la Figure 4.33b est de 374,95 m, alors que le réservoir a continué de se drainer jusqu'à une élévation de 368 m à une vitesse qui demeure inconnue à ce jour (Capart, H. et al., 2007). Les données restituées sont utilisées avec la courbe d'emmagasinement du réservoir présentée à la Figure 4.33c pour estimer l'hydrogramme de rupture de la brèche (CSTGB, 1997b). La Figure 4.34 présente l'hydrogramme de rupture modifié ultérieurement par Capart et al. (2007) pour considérer la contribution du Petit Lac Ha! Ha! à la courbe d'emmagasinement. Même si seule la partie initiale du drainage du réservoir a pu être restituée, la Figure 4.34 montre que les données sont suffisantes pour estimer l'hydrogramme de rupture, puisque le débit avait déjà grandement diminué pendant cette première partie.

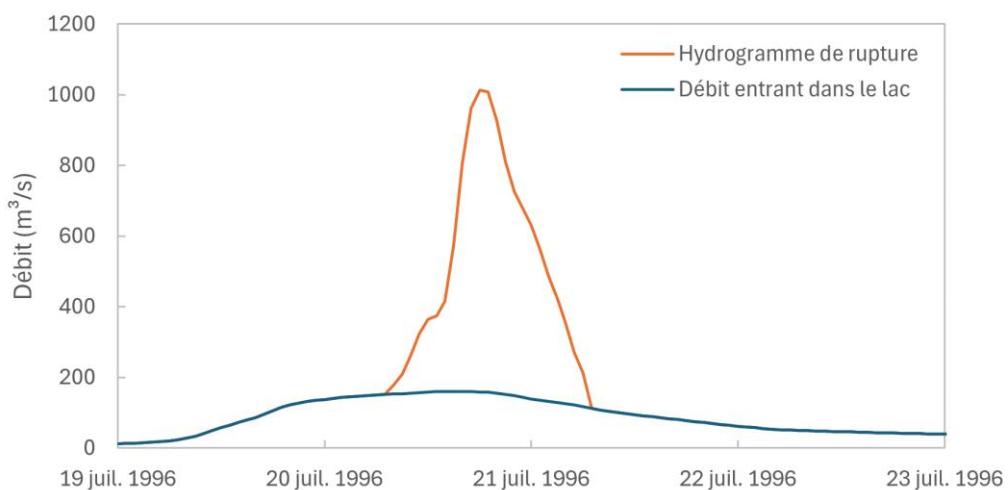


Figure 4.34 Hydrogramme de rupture de la digue Cut-Away (adapté de Capart et al. (2007))

Les dimensions finales de la brèche sont de 16 m de hauteur et de 130 m de largeur (Marche, 2008). Une étude de Morin et Mahdi (2024), présentée en Annexe A de ce mémoire, montre que les paramètres de la brèche qui permettent de reproduire adéquatement l'évolution initiale du niveau dans le réservoir et l'hydrogramme de rupture présentés à la Figure 4.33b et à la Figure 4.34 sont une hauteur de 6,9 m et une largeur de 85,2 m. Ces paramètres représentent la première partie de l'érosion de la digue ayant causé l'augmentation importante du débit dans la rivière. Par la suite, l'érosion progressive de la fondation de la digue s'est poursuivie avec un débit d'évacuation moins important, sur un intervalle de temps inconnu, jusqu'à atteindre les dimensions mesurées de 16 m par 130 m (Morin & Mahdi, 2024).

4.4.1 Description du modèle

Les 8,5 premiers km de la rivière Ha! Ha! sont modélisés, puisqu'il s'agit de la section la plus affectée par l'inondation (AlQasimi & Mahdi, 2019). Le modèle comprend 86 sections transversales situées à chaque 100 m. Les données représentant la topographie avant (en 1994) et après l'évènement proviennent de Capart et al. (2007) et sont disponibles en libre accès. Comme le montre la Figure 4.35, le modèle est segmenté en 8 tronçons en fonction des caractéristiques de la rivière comme la pente, l'étendue des plaines inondables, l'occupation du territoire, etc.

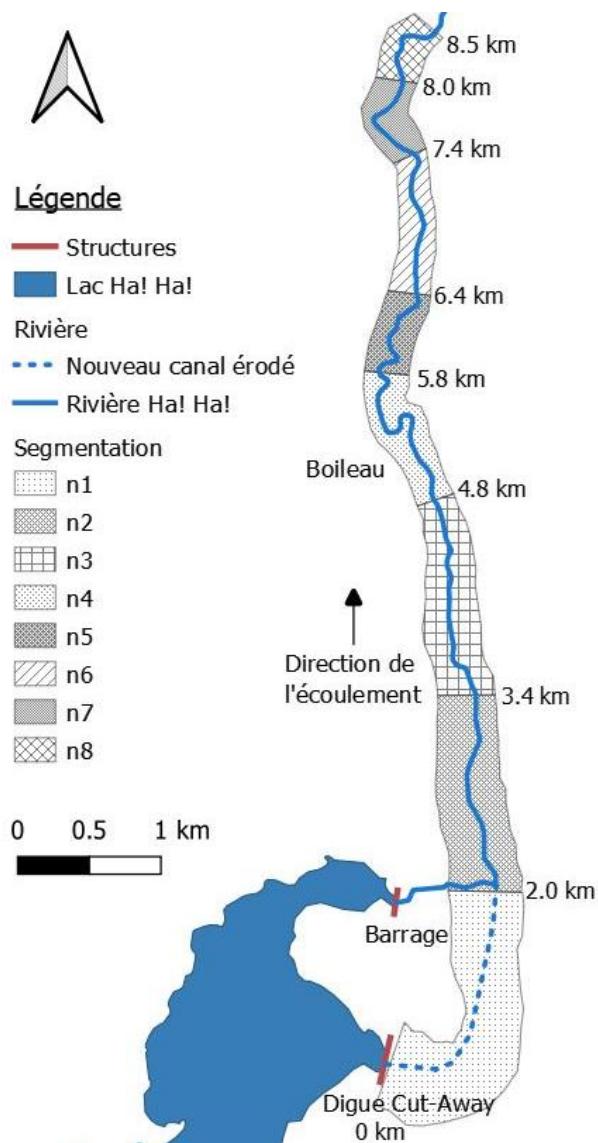


Figure 4.35 Étendue du modèle numérique de la rivière Ha! Ha!

Le modèle simule l'écoulement et le transport de sédiment en régime non permanent avec un pas de temps de 10^{-4} h pour assurer la stabilité du schéma numérique (AlQasimi & Mahdi, 2019). Les données granulométriques utilisées pour le lit de la rivière proviennent de (Mahdi & Marche, 2003) et sont résumées dans le Tableau 4.23.

Tableau 4.23 Granulométrie des sédiments utilisée pour la modélisation de la rivière Ha! Ha!

Catégorie	Diamètre min. (mm)	Diamètre max. (mm)	Proportion
Silt/Argile	0.001	0.0625	0.07
Sable fin	0.0625	0.3	0.23
Sable grossier	0.3	1	0.5
Gravier	1	7	0.2

L'hydrogramme représenté à la Figure 4.34 est utilisé comme condition limite amont. Une chute est localisée à l'aval du modèle, ce qui permet d'utiliser la hauteur critique de la dernière section transversale comme condition limite aval. La Figure 4.36 présente les hauteurs critiques calculées pour divers débits en fonction de la géométrie de la section, ainsi que la courbe de tarage ajustée sur les données.

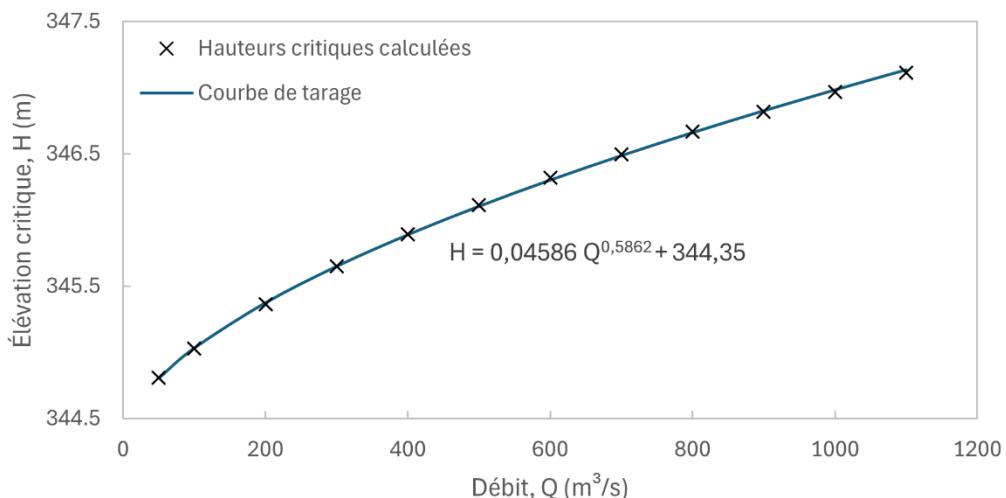


Figure 4.36 Courbe de tarage utilisée comme condition limite aval du modèle de la rivière Ha! Ha!

Le Tableau 4.24 présente le nombre de mesures disponibles pour la calibration. L'élévation du thalweg après la rupture est utilisée comme observation pour chaque section transversale, ce qui donne 86 observations pour cette variable. Des données sur la hauteur maximale atteinte par l'eau sont disponibles pour 10 points le long du segment étudié. Toutes les mesures proviennent de

Capart et al. (2007). Les hauteurs d'eau maximales sont contre-vérifiées par les données du rapport de l'INRS (INRS-Eau, 1997).

Tableau 4.24 Nombre d'observations disponibles pour la calibration du modèle de la rivière Ha! Ha!

Paramètre	Nombre d'observations
Thalweg	86
Hauteur d'eau maximale	10

4.4.2 Calibration et estimation de l'incertitude

Les paramètres utilisés pour la calibration de la rivière Ha! Ha! sont les paramètres continus présentés dans le Tableau 4.25, ainsi que l'équation de transport de sédiment.

Tableau 4.25 Paramètres continus de calibration de la rivière Ha! Ha! classés en ordre d'importance relative

Paramètre	Borne inférieure	Borne supérieure	Valeur initiale
Coefficient de Manning, n	0.025	0.15	0.04
Contrainte de cisaillement critique, θ_{cr}	0.01	0.08	0.03
Facteur de masquage, α	0	1	0.5
Épaisseur de la couche active, nalt	0.001	5	1
Constante de contrôle du taux d'élargissement, wfrac	0	0.95	0.8
Facteur de récupération pour la déposition, α_d	0.05	1	0.25
Facteur de récupération pour l'érosion, α_s	0.05	1	1
Coefficient pour la longueur d'adaptation, L_b	0	25	1
Angle de repos au-dessus de l'eau, $\theta_{r,a}$	15	90	30
Angle de repos sous l'eau, $\theta_{r,b}$	15	90	30
Poids de la fraction de sédiments du lit, χ	0	1	0
Contrainte de cisaillement critique pour déposition totale, $\tau_{d,full}$	0.02	0.05	0.0278
Contrainte de cisaillement critique pour déposition partielle, $\tau_{d,part}$	0.05	0.1	0.05
Contrainte de cisaillement critique pour érosion de surface, τ_{se}	0.1	1	0.15
Constante d'érosion de surface, M_{se}	10	80	60
Contrainte de cisaillement critique pour érosion de masse, τ_{me}	1	5	4
Constante d'érosion de masse, M_{me}	80	150	100

L'analyse de sensibilité des paramètres recensés dans le Tableau 4.25 montre que les trois paramètres identifiés en gris n'ont pas d'impact sur les observations. Ils sont donc retirés des paramètres de calibration. L'insensibilité des paramètres associés à la déposition des sédiments cohésifs ($\tau_{d,full}$ et $\tau_{d,part}$) est probablement due au fait que l'érosion est le processus dominant sur le domaine couvert par le modèle.

Une présélection des équations de transport est réalisée en exécutant le modèle avec les paramètres initiaux du Tableau 4.25 pour les 28 équations de transports incluses dans SRH-1D. Un total de 7 équations sont sélectionnées en fonction de leur performance, tout en s'assurant de ne pas utiliser deux variantes de la même équation.

Avant d'entreprendre la calibration des paramètres continus, des tests sont réalisés afin d'ajuster les poids associés aux différents types d'observations. Deux essais de calibrations sont réalisés, l'un avec un poids de 1 et l'autre avec un poids de 10 pour les hauteurs d'eau maximales. Le poids pour les mesures de l'élévation du thalweg est pondéré par une valeur de 1 pour les deux tests. Les résultats montrent que pour un poids de 1 associé aux hauteurs d'eau maximales, une grande proportion de la fonction objectif est associée aux mesures sur le thalweg. Les paramètres sont donc principalement ajustés pour ce type d'observations et de grandes erreurs sont obtenues pour les hauteurs d'eau maximale. Les coefficients de Manning sont ajustés de sorte à réduire les erreurs sur l'élévation du thalweg et non l'erreur sur les hauteurs d'eau, ce qui n'est pas souhaité. En appliquant un poids de 10 aux hauteurs d'eau, les 10 observations sur la hauteur d'eau (voir Tableau 4.24) ont un poids du même ordre de grandeur que les 86 observations sur le thalweg dans le calcul de la fonction objectif. Les coefficients de Manning sont donc ajustés pour minimiser l'erreur sur la hauteur d'eau comme souhaité. Cette pondération est donc sélectionnée pour la calibration des paramètres continus.

Puisque la convergence a été atteinte en environ 7 itérations pour le deuxième cas d'étude et en 6 itérations pour le troisième cas d'étude, le nombre d'itérations maximal de l'algorithme est limité à 7 pour la calibration du modèle de la rivière Ha! Ha!. En effet, le temps d'exécution du modèle est d'environ 5,1 minutes, ce qui augmente considérablement le temps de calibration par rapport aux précédents cas d'étude et justifie la limitation du nombre d'itérations. Le temps nécessaire à la calibration du modèle pour les 7 équations de transport sélectionnées est de 152,4 heures pour 1810 exécutions du modèle.

La Figure 4.37 montre la fonction objectif initiale et optimisée et le Tableau 4.26 donne le RMSE obtenu pour chaque équation de transport.

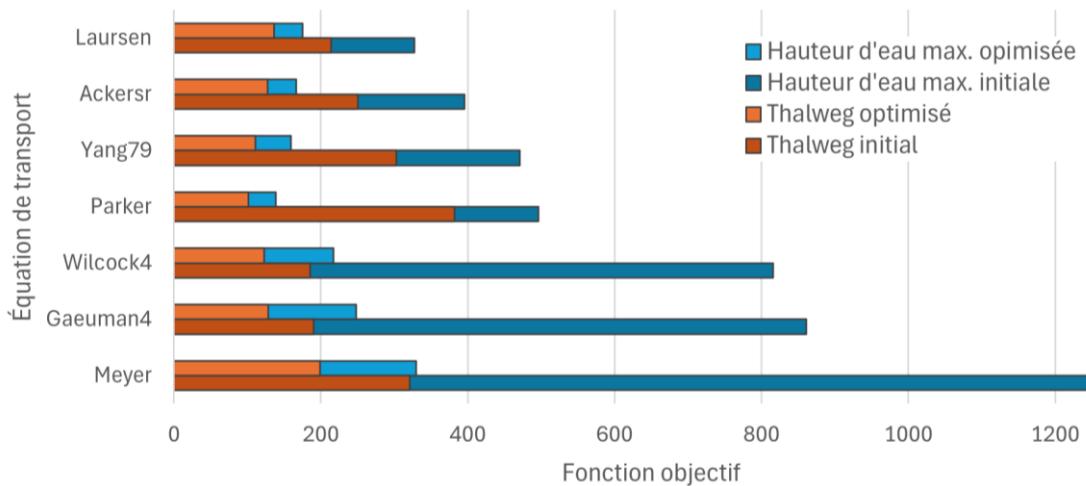


Figure 4.37 Valeur de la fonction objectif initiale et optimisée attribuable à chaque catégorie d'observations en fonction de l'équation de transport pour le modèle de la rivière Ha! Ha!

Tableau 4.26 RMSE du thalweg et de la hauteur d'eau maximale en fonction de l'équation de transport pour le modèle calibré de la rivière Ha! Ha!

Paramètre	Équation de transport						
	Laursen	Ackersr	Yang79	Parker	Wilcock4	Gaeuman4	Meyer
Thalweg (m)	1.26	1.22	1.13	1.10	1.19	1.22	1.52
Hauteur d'eau maximale (m)	0.20	0.20	0.22	0.19	0.31	0.35	0.36

Les résultats présentés à la Figure 4.37 montrent que contrairement aux deux cas d'études précédent, ce sont les équations de transport total (Laursen, Ackersr et Yang79) qui sont les plus performantes de manière générale. Ce résultat s'explique peut-être par une plus grande proportion de sable fin dans les sédiments et par des vitesses nettement plus élevées de l'écoulement, ce qui tend à accroître la fraction de sédiments en suspension selon l'équation 2.18. L'équation de Parker est celle qui minimise les erreurs sur les observations. L'erreur moyenne sur le thalweg est de 1,10 m pour cette équation, ce qui peut sembler élevé. Cependant, des écarts allant jusqu'à 14 m sont observés entre l'élévation du thalweg avant et après l'inondation. L'erreur moyenne est donc importante, mais acceptable, de manière relative à l'ampleur des variations observées. L'erreur moyenne sur les hauteurs d'eau maximales est de 0,19 pour l'équation de Parker. Cette valeur est faible considérant les nombreuses incertitudes associées à la mesure de hauteurs d'eau pendant une rupture de barrage.

La Figure 4.38 illustre la sensibilité des paramètres continus calibrés dont les valeurs sont présentées dans le Tableau 4.27.

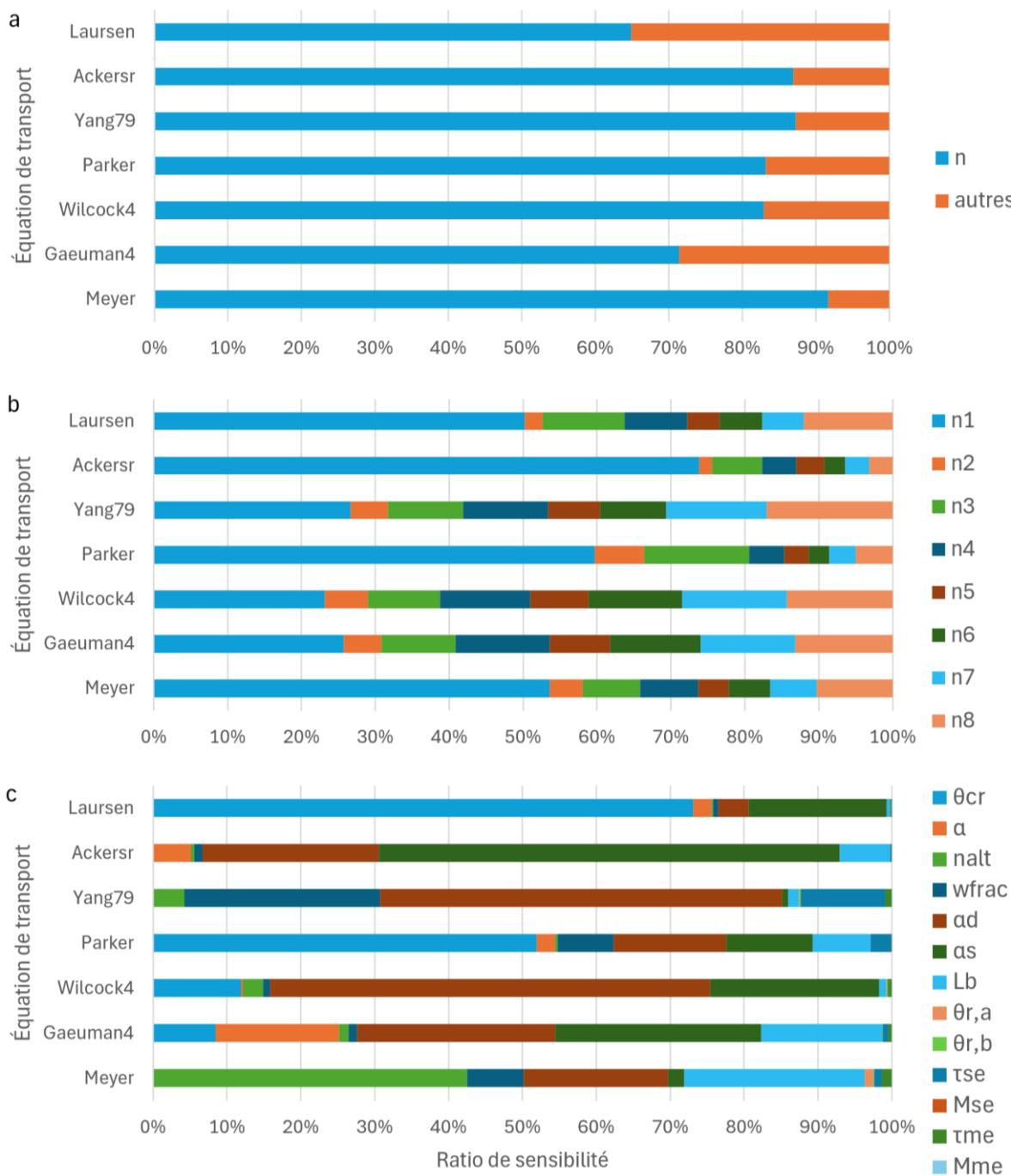


Figure 4.38 Ratio de sensibilité a) des coefficients de Manning et des autres paramètres, b) des coefficients de Manning, et c) des autres paramètres calibrés pour la rivière Ha! Ha!

Tout comme pour l'expérience de Seal et al. (1997), le coefficient de Manning est le paramètre dominant pour la calibration. Le coefficient de Manning n1 du nouveau canal érodé à l'aval de la digue a un impact particulièrement important sur les observations et plus particulièrement sur l'élévation du thalweg, puisqu'aucune mesure de la hauteur d'eau n'est disponible pour ce secteur. En effet, une réduction du coefficient de Manning a pour impact de réduire la hauteur d'eau, ce qui augmente la vitesse et l'érosion, laquelle est particulièrement importante dans la zone 1.

En ce qui concerne les paramètres de calibration pour le transport de sédiments (voir Figure 4.38c), les plus influents sont la contrainte de cisaillement critique (θ_{cr}), le facteur de récupération pour la déposition et pour l'érosion (α_d et α_e), l'épaisseur de la couche active (nalt), le facteur de masquage (α), la constante de contrôle du taux d'élargissement (wfrac), le coefficient pour la longueur d'adaptation (L_b) et la contrainte de cisaillement critique pour érosion de surface (τ_{se}).

Tableau 4.27 Paramètres continus calibrés en fonction de l'équation de transport pour le modèle de la rivière Ha! Ha!

Paramètre	Équation de transport						
	Laursen	Ackersr	Yang79	Parker	Wilcock4	Gaeuman4	Meyer
n1	0.037	0.029	0.034	0.025	0.095	0.059	0.082
n2	0.032	0.025	0.053	0.025	0.053	0.078	0.049
n3	0.048	0.051	0.047	0.053	0.050	0.047	0.053
n4	0.148	0.150	0.150	0.150	0.150	0.150	0.150
n5	0.025	0.025	0.034	0.025	0.046	0.050	0.053
n6	0.052	0.061	0.032	0.060	0.025	0.025	0.025
n7	0.051	0.041	0.047	0.043	0.060	0.062	0.046
n8	0.051	0.052	0.031	0.050	0.025	0.028	0.025
θ_{cr}	0.048	-	-	0.010	0.080	0.080	-
α	1.00	0.67	-	0.24	0.25	0.99	-
nalt	2.77	3.46	3.42	2.70	2.75	1.94	0.539
wfrac	0.69	0.62	0.00	0.00	0.29	0.37	0.00
α_d	0.47	0.12	0.05	0.71	0.05	0.05	0.05
α_s	0.05	0.05	1.00	0.27	0.52	0.92	0.05
L_b	0.00	0.00	0.00	0.00	0.44	0.00	0.01
$\theta_{r,a}$	29.6	29.9	33.3	32.5	30.4	30.9	20.0
$\theta_{r,b}$	30.0	30.0	29.8	30.0	29.8	30.1	29.8
τ_{se}	0.10	0.22	0.10	0.12	1.00	0.10	0.10
M_{se}	60.0	59.9	60.1	60.0	59.9	60.1	60.0
τ_{me}	4.20	2.56	1.00	2.22	1.00	1.00	3.78
M_{me}	100.0	100.0	100.1	100.0	100.0	100.2	100.0

Des écarts importants sont observés entre les coefficients de Manning obtenus pour les différentes équations de transport. Ce problème est causé par le manque d'observations sur la hauteur d'eau. En effet, pour la zone où les plus grandes variations sont obtenues entre les coefficients de Manning, soit la zone 1, aucune observation sur la hauteur d'eau n'est disponible pour la calibration. Le manque d'observations sur la hauteur d'eau fait en sorte que le coefficient de Manning subit un surajustement pour minimiser les erreurs associées au thalweg, ce qui peut mener à l'obtention de valeurs différentes en fonction de l'équation de transport. Pour la zone 4, un coefficient de Manning très élevé est obtenu avec toutes les équations de transport. Cette zone correspond au village de Boileau, ce qui peut expliquer l'augmentation de la rugosité. Une erreur sur les hauteurs d'eau maximales observées dans cette région pourrait également être la cause du coefficient de Manning élevé.

Des valeurs similaires sont obtenues pour les coefficients de Manning calibrés avec les équations de Laursen, Ackersr et Parker qui font partie des quatre équations les plus performantes (voir Figure 4.37 et Tableau 4.26). Ce constat permet d'augmenter la confiance envers les coefficients obtenus avec ces trois équations. Au contraire, des similitudes entre les coefficients de Manning sont observées avec les équations de Yang79, Wilcock4, Gaeuman4 et Meyer qui, de manière générale, présentent de plus grandes erreurs pour l'élévation du thalweg et pour la hauteur d'eau.

Le Tableau 4.28 donne l'intervalle de confiance de 95% des paramètres calculé par PEST avec l'équation de Parker. Les valeurs identifiées en gras correspondent aux bornes inférieures et supérieures des paramètres identifiées dans le Tableau 4.25. Les ICs de 95% présentés dans le Tableau 4.28 sont utilisés pour borner l'échantillonnage par la méthode LHS permettant d'estimer l'incertitude associée à la calibration des paramètres continus.

La Figure 4.39 montre la valeur de la fonction objectif obtenue avec les ensembles de paramètres générés par la méthode LHS. Certains ensembles de paramètres ne donnent pas de résultats satisfaisants et sont donc éliminés pour la suite des analyses. La valeur de la fonction objectif maximale acceptable est limitée à 300, ce qui permet d'éliminer 15 ensembles de paramètres. La valeur de la fonction objectif moyenne de l'échantillon passe de 231,1 à 200,3 après ce retrait. Les ensembles restants sont tous considérés comme des ensembles de paramètres possibles du modèle de la rivière Ha! Ha! avec l'équation de Parker.

Tableau 4.28 Intervalle de confiance de 95% sur les paramètres calibrés avec l'équation de Parker pour le modèle de la rivière Ha! Ha!

Paramètre	Valeur optimisée	Intervalle de confiance 95%	
		Limite inférieure	Limite supérieure
n1	0.025	0.025	0.033
n2	0.025	0.025	0.062
n3	0.053	0.042	0.063
n4	0.150	0.138	0.150
n5	0.025	0.025	0.066
n6	0.060	0.034	0.086
n7	0.043	0.026	0.060
n8	0.050	0.027	0.073
θ_{cr}	0.010	0.010	0.041
α	0.24	0.05	0.44
nalt	2.70	0.170	5.22
wfrac	0.00	0.00	0.05
α_d	0.71	0.10	1.00
α_s	0.27	0.08	0.46
L_b	0.00	0.00	0.07
$\theta_{r,a}$	32.5	22.6	42.3
$\theta_{r,b}$	30.0	15.0	60.5
τ_{se}	0.12	0.10	0.20
M_{se}	60.0	10.0	80.0
τ_{me}	2.22	1.08	3.37
M_{me}	100.0	83.0	116.9

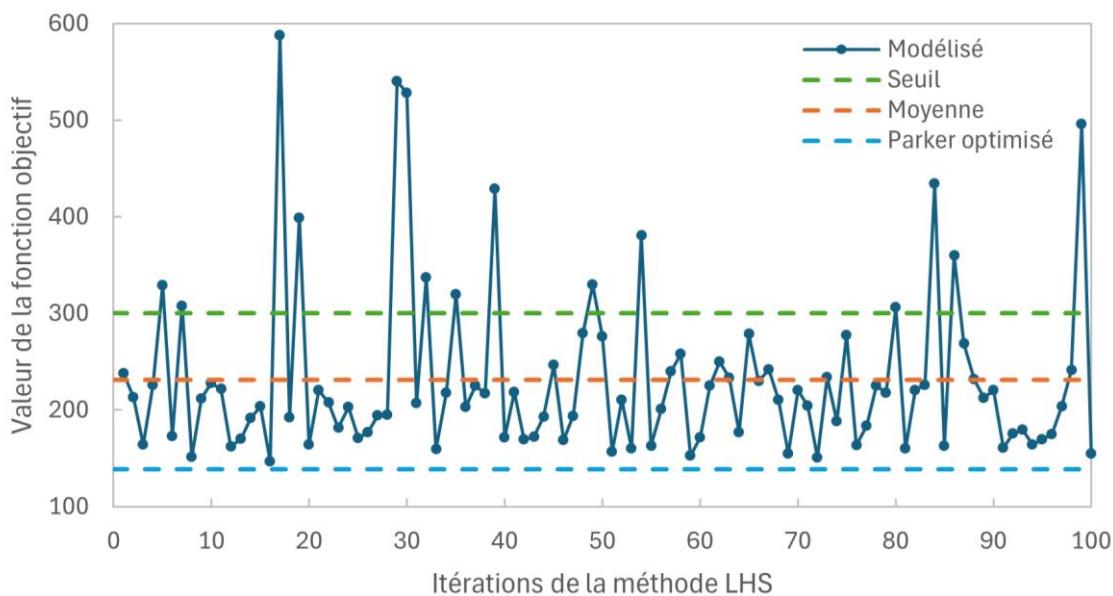


Figure 4.39 Valeur de la fonction objectif avec les ensembles de paramètres générés par la méthode LHS avec l'équation de Parker

Sur la Figure 4.39, la valeur minimale de la fonction objectif obtenue avec la méthode LHS est de 147, ce qui est légèrement supérieur à la valeur de 138 obtenue suite à la calibration avec l'algorithme GML. Il était attendu à ce que la valeur optimisée de la fonction objectif soit inférieure à celles obtenues avec la méthode LHS, car le contraire aurait démontré que l'algorithme ne permet pas de converger vers l'optimum. Cependant, la méthode LHS permet d'identifier plusieurs ensembles de paramètres ayant des performances s'approchant de celles de la solution optimale, ce qui démontre la pertinence de la démarche.

La Figure 4.40 illustre le thalweg et la hauteur d'eau modélisée avec l'équation la plus performante (Parker), ainsi que l'intervalle de confiance associé aux différentes sources d'incertitude. Les résultats montrent que l'érosion massive observée entre 0 et 2 km, soit dans le nouveau canal érodé directement à l'aval de la digue, est bien estimée par le modèle. L'incertitude associée à l'équation de transport et aux paramètres continus est plus importante dans cette zone pour l'estimation du thalweg.

Les hauteurs d'eau maximales modélisées sont près des valeurs observées. L'incertitude reliée à l'estimation de ce paramètre est faible tout au long de la rivière, à l'exception de la zone située entre 0,5 et 2 km. En effet, des écarts allant jusqu'à 2,09 m sont observés dans cette zone entre les différentes équations de transport utilisées (voir Figure 4.40a). Ces écarts s'expliquent par les différentes valeurs obtenues pour le coefficient de Manning dans cette zone. Selon le Tableau 4.27, les coefficients de Manning minimal et maximal obtenus sont de 0,25 (Parker) et 0,95 (Wilcock4). Ces différences entre les coefficients de Manning causées par l'absence d'observations dans cette région génèrent des écarts importants dans les hauteurs d'eau modélisées.

La Figure 4.41 illustre la zone inondable obtenue en utilisant le modèle calibré avec les équations de Parker et de Wilcock4. Tel qu'attendu, l'écart entre les deux équations est surtout observé dans la zone du nouveau canal érodé. La différence entre les aires inondées dans cette zone est relativement faible considérant les écarts de hauteur d'eau allant jusqu'à 2,09 m entre les deux équations.

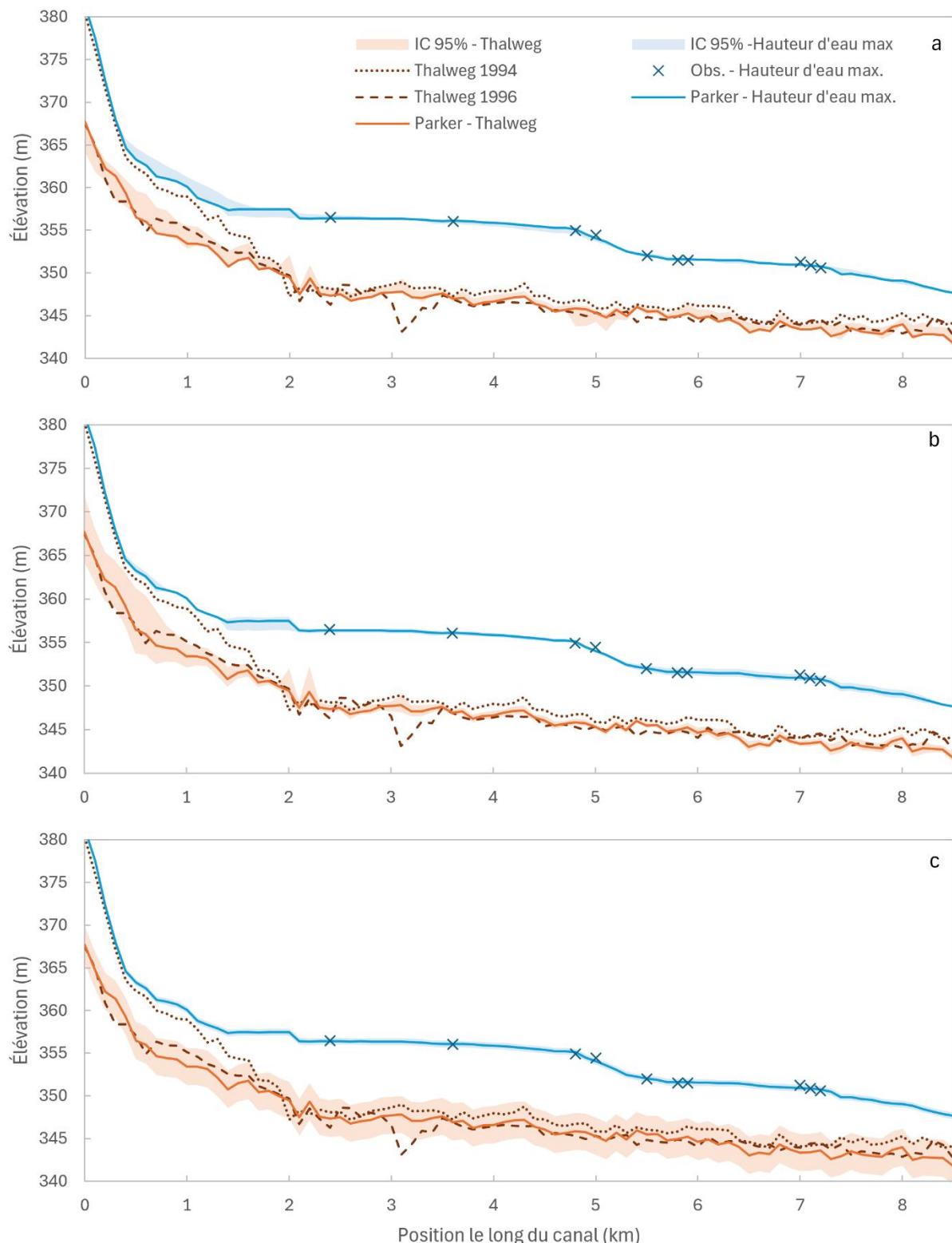


Figure 4.40 Thalweg et hauteur d'eau maximale modélisés avec l'équation de Parker et intervalle de confiance 95% associé a) au choix de l'équation de transport, b) à la calibration des paramètres continus, et c) au modèle hydrosédimentaire

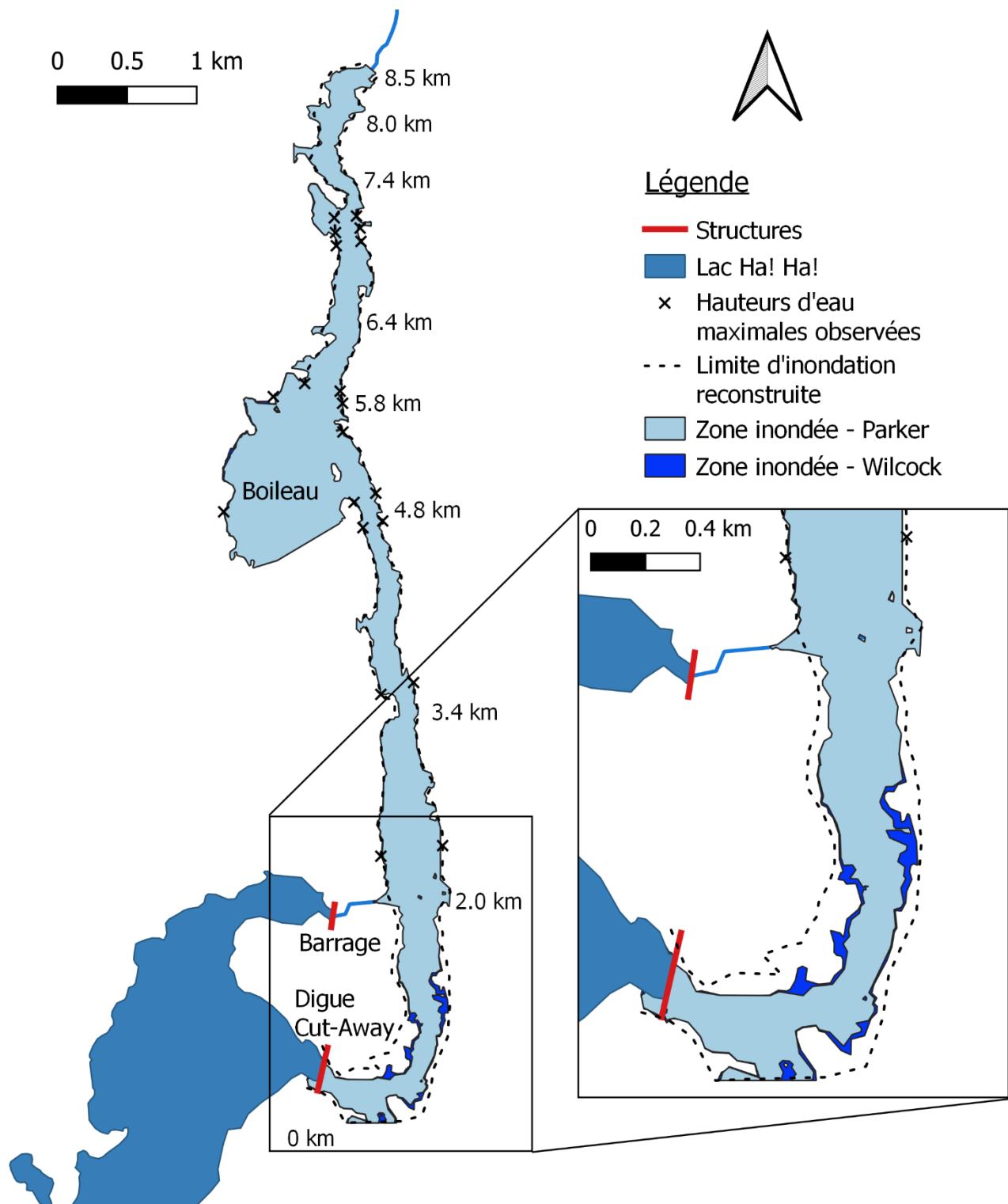


Figure 4.41 Zone inondable avec les modèles calibrés pour les équations de Parker et de Wilcock

Sur la Figure 4.41, la région délimitée par la ligne pointillée correspond à la zone inondée reconstituée par Capart et al. (2007) à l'aide des hauteurs d'eau maximales observées (croix noires).

Une bonne correspondance est observée entre les zones inondables modélisée et reconstituée, sauf pour les 2 premiers kilomètres. L’analyse des hauteurs d’eau maximales reconstituées le long de la rivière par Capart et al. (2007) montre que la hauteur utilisée pour la cartographie de la zone inondable entre 0 et 2 km correspond à la première valeur observée à 2,4 km. Or, de 0 à 2 km, la pente du canal est beaucoup plus élevée qu’à l’aval. L’utilisation de la hauteur à l’aval conduit donc nécessairement à une surestimation de la hauteur d’eau, comme le montre la Figure 4.41.

Le Tableau 4.29 donne le pourcentage d’observations comprises à l’intérieur de l’IC de 95% en fonction de la source d’incertitude. Les résultats montrent que l’incertitude associée à la calibration (choix de l’équation de transport et ajustement des paramètres continus) est importante, mais qu’elle ne représente pas l’incertitude totale du modèle pour le thalweg. L’estimation de l’incertitude du modèle à partir de l’écart-type des résidus est efficace, puisque près de 95% des observations sont comprises dans l’IC de 95%.

Tableau 4.29 Pourcentage d’observations comprises dans l’intervalle de confiance de 95% en fonction de la source d’incertitude

Sources d’incertitude	Thalweg	Hauteur d’eau max.
Eq. de Transport	51.2	40.0
Paramètres continus	45.3	90.0
Modèle	96.5	90.0

4.4.3 Cartes d’inondation probabilistes

L’incertitude sur la hauteur d’eau maximale peut être représentée sous la forme de cartes d’inondation probabilistes. La Figure 4.42 montre la zone inondable probabiliste associée à l’incertitude sur le modèle hydrosédimentaire. Cette incertitude correspond à celle présentée sur la vue en profil de la rivière à la Figure 4.40c. Les probabilités associées aux différentes hauteurs d’eau le long de la rivière sont calculées en échantillonnant des valeurs selon une loi de distribution normale ajustée sur les résidus et centrée sur la valeur prédite.

La Figure 4.42 montre que l’incertitude associée au modèle hydrosédimentaire n’a pas un impact significatif sur la superficie de la zone inondée. L’écart relatif entre l’aire inondée avec une probabilité de 1% et de 99% est d’environ 11%, soit 0,29 km².

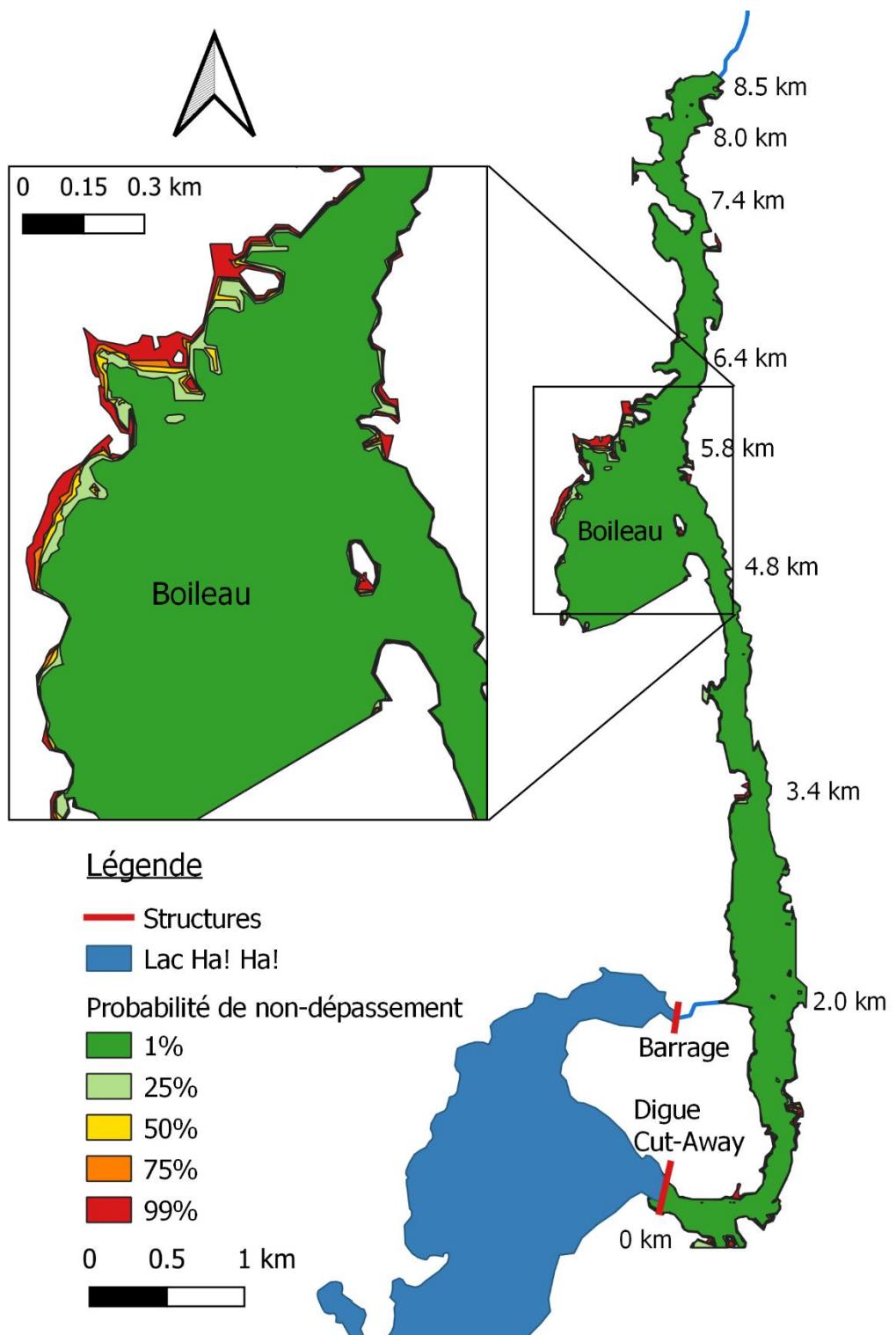


Figure 4.42 Zone inondable probabiliste représentant l'incertitude associée au modèle hydrosédimentaire avec l'équation de Parker

Dans le cadre d'une étude de sécurité de barrage, il est attendu que les paramètres ayant le plus grand impact sur la zone inondée soient les paramètres de brèche du modèle de rupture. Grâce aux outils disponibles dans le logiciel OptiSRH-1D, il est possible de générer un ensemble d'hydrogrammes probabilistes qui permette de représenter l'impact de cette incertitude sur la zone inondable. Cette fonctionnalité du logiciel développé est testée avec le cas d'étude de la rupture de la digue Cut-Away sur la rivière Ha! Ha!.

Le modèle de rupture de la digue est construit en utilisant le débit entrant dans le réservoir, la courbe d'évacuation et la courbe d'emmagasinement présentés à la Figure 4.33. Les caractéristiques du barrage comme l'élévation et la largeur de la crête sont celles présentées dans le Tableau 4.22. L'évolution de la brèche est modélisée en suivant une progression sinusoïdale, car le réservoir est petit, ce qui entraîne une réduction rapide du niveau d'eau et une progression moins rapide au début et à la fin du développement de la brèche.

Selon les normes énumérées dans le Tableau 2.4, la hauteur de la brèche correspond généralement à la hauteur du barrage. Dans le cas de la digue Cut-Away, la fondation de la digue était érodable et la brèche a atteint une profondeur nettement supérieure à la hauteur de la digue. L'article de Morin et Mahdi (2024) présenté en Annexe A montre que dans un tel cas, la hauteur du réservoir artificiel (hauteur d'eau dans le réservoir qui est contenue par des ouvrages hydrauliques) donne une meilleure estimation de l'hydrogramme de rupture que la hauteur de la digue. Le lac Ha! Ha! est contenu par deux digues et un barrage qui permettent de rehausser le niveau d'eau de 7,74 m. Lors de la rupture de la digue Cut-Away, l'intégralité du volume d'eau contenu par ces trois structures a été évacuée par la brèche, bien que cette dernière n'ait une hauteur que de 3 m. Afin de pouvoir comparer les résultats aux valeurs observées, la hauteur de brèche utilisée dans le modèle de rupture est donc de 7,74 m.

D'abord des lois de distribution statistiques sont ajustées sur des données historiques pour les trois paramètres incertains, soit la pente latérale de la brèche, le ratio entre la largeur et la hauteur de la brèche, ainsi que le temps de formation. Les données historiques utilisées proviennent de la base de données de Bernard-Garcia et Mahdi (2018). Le Tableau 4.30 montre les caractéristiques des distributions les mieux adaptées à l'échantillon pour chaque paramètre incertain. La méthode LHS est appliquée pour échantillonner 10 000 ensembles de paramètres en suivant les distributions sélectionnées.

Tableau 4.30 Distributions ajustées sur des données de ruptures historiques pour les trois paramètres incertains analysés

Paramètre incertain	Distribution	Paramètres d'ajustement
Pente latérale (z)	Lognormale	$\bar{x} = 1,08 ; \sigma = 1,11$
Ratio W/H	Gamma	$\alpha = 1,67 ; \beta = 0,50$
Temps de formation (Tf)	Gaussienne inverse	$\mu = 1,20 ; \lambda = 1,01$

Une fois les 10 000 ensembles de paramètres générés, le modèle de rupture est exécuté avec tous ces ensembles afin d'obtenir un échantillon de 10 000 hydrogrammes. Puisque le modèle hydrosédimentaire de la rivière Ha! Ha! prend environ 5 minutes à rouler, le temps requis pour tracer des cartes d'inondation probabilistes à partir de cet échantillon est d'environ 35 jours. Pour réduire le temps de calcul de manière significative, la taille de l'échantillon est donc réduite à 100 hydrogrammes en utilisant la méthode de réduction disponible dans OptiSRH-1D. La Figure 4.43 montre la probabilité de non-dépassement du débit de pointe de l'hydrogramme avec les différents échantillons.

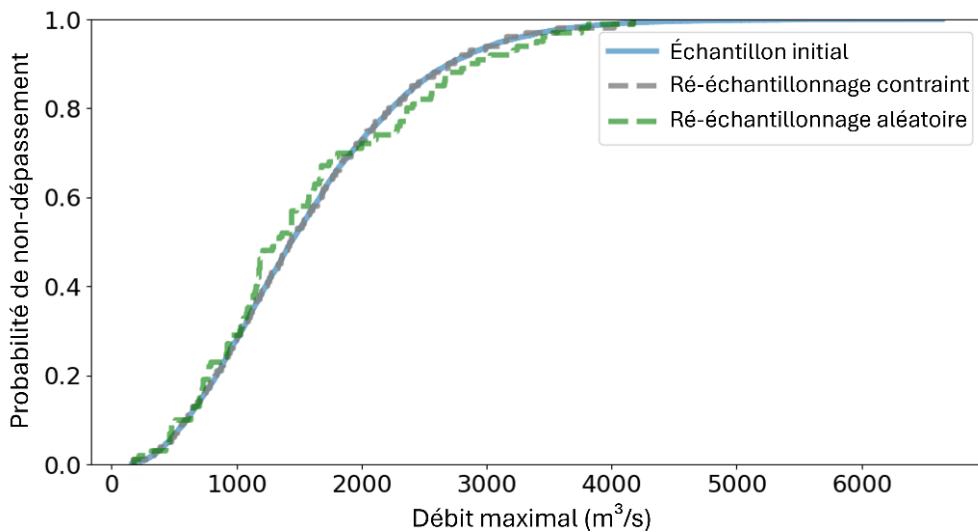


Figure 4.43 Probabilité de non-dépassement du débit maximal de l'hydrogramme de rupture

Sur la Figure 4.43, la courbe bleue représente l'échantillon initial de 10 000 hydrogrammes, alors que la courbe grise représente l'échantillon réduit à 100 hydrogrammes avec la méthode implantée dans OptiSRH-1D. La courbe verte représente un échantillon de 100 hydrogrammes obtenu par une pige aléatoire dans l'échantillon initial. Les résultats montrent que la méthodologie de réduction de OptiSRH-1D permet une meilleure conservation des caractéristiques de l'échantillon initial que la simple méthode aléatoire.

Le débit maximal observé selon la reconstitution de l'hydrogramme de rupture réalisée par la CSTGB (1997b) est de $1010 \text{ m}^3/\text{s}$, ce qui correspond à une probabilité de non-dépassement de 28,5% sur la Figure 4.43. Un débit maximal de $1336 \text{ m}^3/\text{s}$ est obtenu en utilisant les paramètres recommandés par la norme d'Hydro-Québec (voir Tableau 2.4) avec une hauteur de brèche de 7,74 m. Ce débit correspond à une probabilité de non-dépassement de 44,8 % selon la Figure 4.43.

La Figure 4.44 montre l'ensemble de 100 hydrogrammes obtenus, ainsi que l'hydrogramme reconstitué par la CSTGB et celui obtenu avec la norme d'Hydro-Québec avec une hauteur de brèche de 7,74 m.

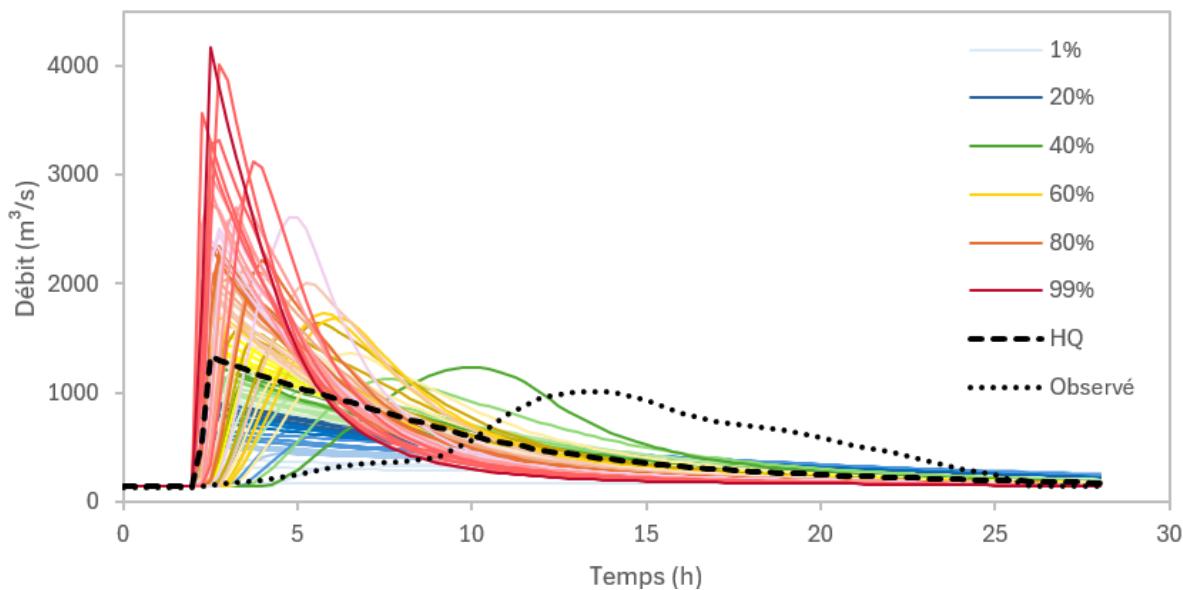


Figure 4.44 Probabilité de non-dépassement du sous-échantillon de 100 hydrogrammes

Sur la Figure 4.44, l'hydrogramme observé est décalé par rapport aux hydrogrammes modélisés. Ce décalage s'explique par la lenteur de la progression de la brèche. En effet, selon Morin et Mahdi (2024) le temps réel de formation de la brèche est entre 18 et 28 heures, ce qui est nettement supérieur aux valeurs observées historiquement. Cette lente progression s'explique probablement par le fait que la plus grande partie de la brèche s'est développée dans la fondation de la digue.

La Figure 4.45 montre la carte d'inondation probabiliste obtenue à la suite de l'exécution du modèle hydrosédimentaire avec l'échantillon de 100 hydrogrammes. La Figure 4.46 montre la carte d'inondation probabiliste combinant l'incertitude associée au modèle hydrosédimentaire et aux paramètres de brèche de la digue.

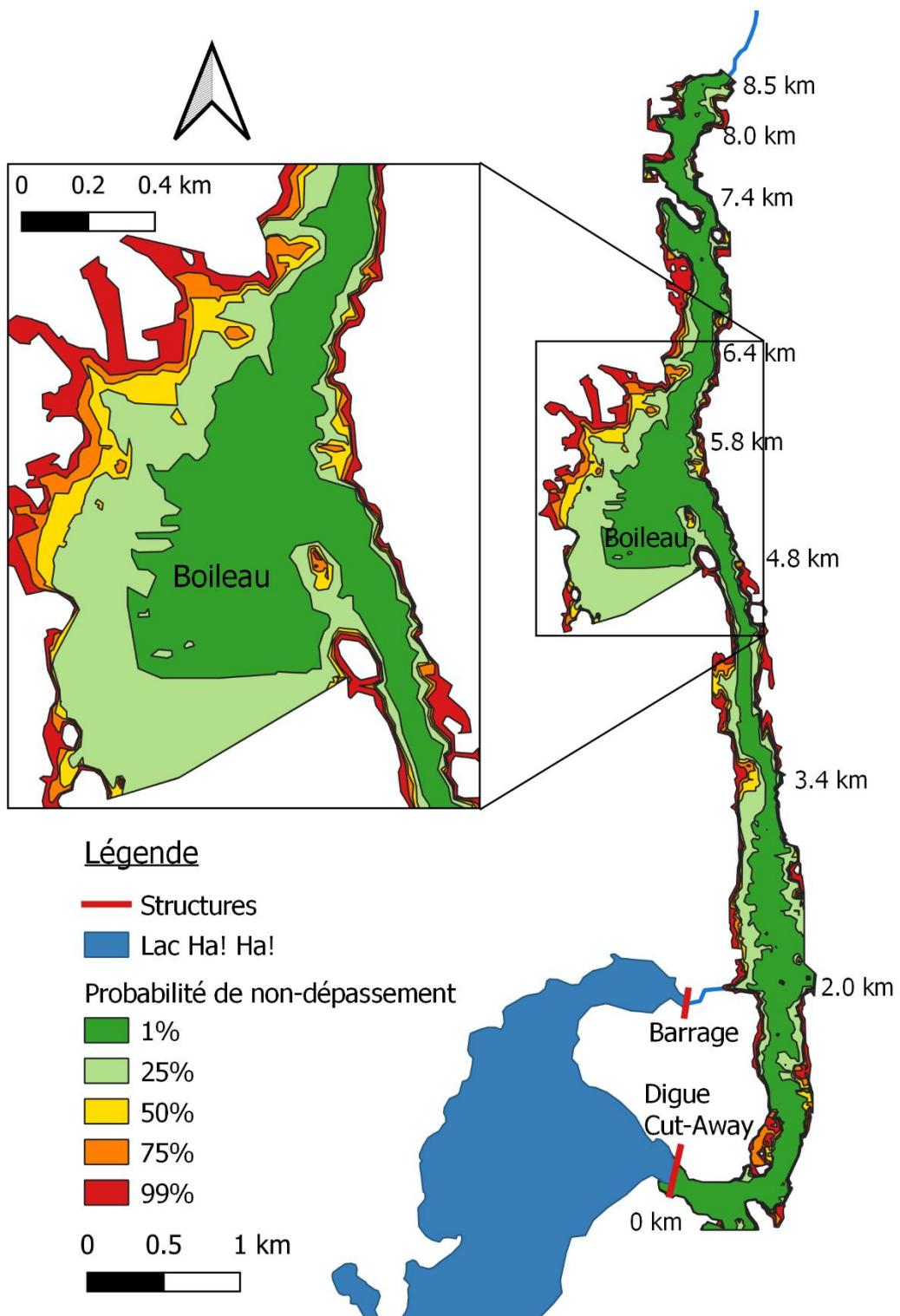


Figure 4.45 Zone inondable probabiliste représentant l'incertitude associée aux paramètres de la brèche de la digue Cut-Away

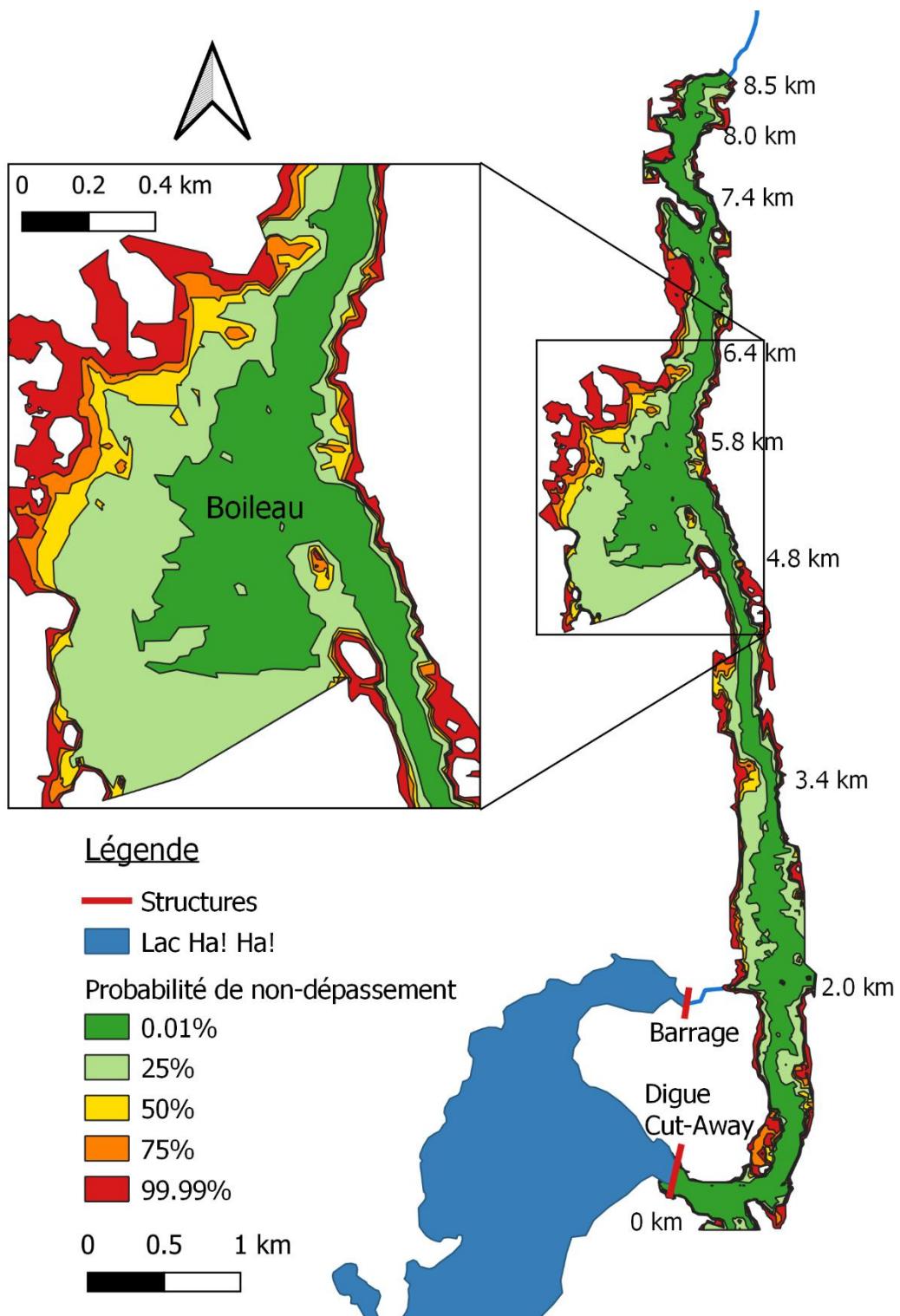


Figure 4.46 Zone inondable probabiliste représentant l'incertitude associée au modèle hydrosédimentaire et aux paramètres de brèche de la digue Cut-Away

La Figure 4.45 montre que les paramètres de brèche ont un impact significatif sur la zone inondable, alors que la Figure 4.46 montre que l'ajout de l'incertitude associée au modèle hydrosédimentaire d'augmente pas considérablement l'aire inondée. La Figure 4.47 illustre ce constat en montrant l'aire inondée en fonction de la probabilité de non-dépassement pour les différents scénarios d'incertitude. La courbe bleue montre l'aire inondée en fonction de l'incertitude sur le modèle hydrosédimentaire, ce qui correspond à la vue en plan de la Figure 4.43. Les courbes orange et verte représentent les résultats de la vue en plan de la Figure 4.45 et de la Figure 4.46.

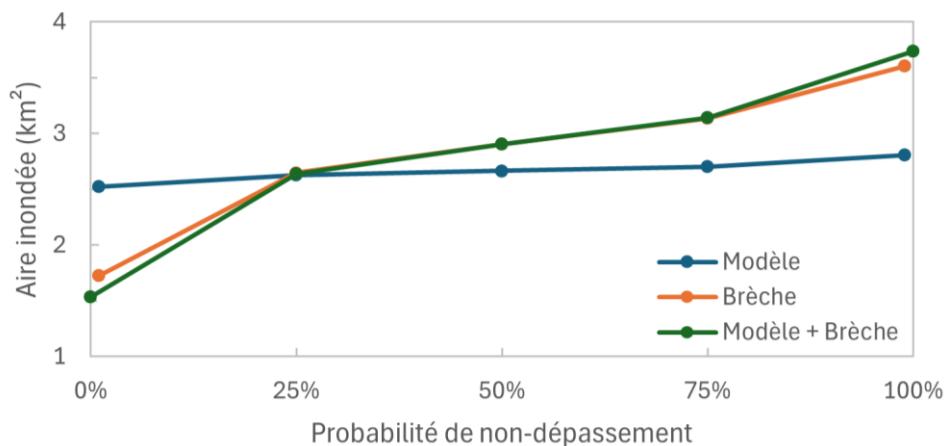


Figure 4.47 Aire inondée en fonction de la probabilité de non-dépassement

L'aire inondée par l'hydrogramme obtenu à partir de la norme d'Hydro-Québec est de 2,85 km². Cette valeur correspond à une probabilité de non-dépassement de 45% selon la courbe de probabilité obtenue par l'analyse de l'incertitude des paramètres de la brèche (courbe orange sur la Figure 4.47). L'intervalle de l'aire inondée varie donc de -40% à +26% par rapport à la norme d'Hydro-Québec pour l'incertitude associée aux paramètres de la brèche. L'aire inondée obtenue à partir de l'hydrogramme de rupture reconstitué par la CSTGB (1997b) (voir Figure 4.34) est de 2,66 km², ce qui correspond à une probabilité de non-dépassement de 27% selon la courbe orange.

L'écart relatif entre l'aire inondée avec une probabilité de 1% et de 99% est respectivement de 11% et de 109% pour l'incertitude associée au modèle hydrosédimentaire (courbe bleue) et celle associée aux paramètres de la brèche (courbe orange). L'ajout de l'incertitude associée au modèle hydrosédimentaire à celle de la brèche entraîne une variation négligeable pour les probabilités de non-dépassement entre 25% et 75%. Cet ajout affecte principalement les extrêmes en entraînant une réduction de 9% de la superficie pour une probabilité de non-dépassement de 1% et une augmentation de 3% de la superficie pour une probabilité de non-dépassement de 99%.

CHAPITRE 5 CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS

Dans le cadre de ce projet, deux problématiques reliées à la modélisation des rivières ont été soulevées :

- 1- La calibration complexe des modèles hydrosédimentaires causée par le grand nombre de paramètres à calibrer, le nombre d'observations variable et le temps de calcul élevé ;
- 2- Le faux sentiment d'exactitude communiqué par une représentation généralement déterministe des résultats de la modélisation hydrosédimentaire.

Pour répondre à ces problématiques, un outil de calibration automatisée et d'analyse de l'incertitude des modèles hydrosédimentaires a été développé. Ce logiciel comprend une interface graphique conviviale qui combine le logiciel d'optimisation PEST et le logiciel de modélisation hydrosédimentaire SRH-1D.

Le logiciel comprend six algorithmes d'optimisation différents (GML, GML_HP, PD_MS2, CMAES, CMAES_HP et SCEUA), offrant ainsi une gamme d'outils adaptés à la calibration de tout type de modèle. Les résultats obtenus pour les différents cas d'étude analysés montrent que l'utilisation d'algorithmes d'optimisation globale n'est pas adaptée à la calibration de modèles hydrosédimentaires en raison du grand nombre d'itérations requises pour atteindre la convergence et du temps de calcul élevé des modèles de transport de sédiments. Non seulement ces méthodes requièrent un temps de calcul nettement plus élevé que les méthodes locales, mais elles ne sont pas plus performantes que l'algorithme GML (méthode locale) dans la recherche de l'optimum. En effet, les résultats obtenus montrent que malgré le risque que l'algorithme GML converge vers un optimum local, l'algorithme permet de retrouver efficacement les paramètres de calibration. L'algorithme PD_MS2 est le plus performant en matière de minimisation de la fonction objectif. Cet algorithme entreprend plusieurs fois l'optimisation avec la méthode GML en utilisant différents ensembles de valeurs initiales, ce qui minimise le risque de trouver un optimum local. Cependant, pour les cas d'étude analysés, les résultats ont montré que l'utilisation de cet algorithme ne contribue pas à une réduction suffisamment importante de la fonction objectif pour justifier le temps de calcul supplémentaire qu'il requiert par rapport à l'utilisation de l'algorithme GML.

Le logiciel OptiSRH-1D permet de calibrer à la fois les paramètres continus et les paramètres discontinus comme le choix de l'équation de transport de sédiments. Pour les 3 cas d'application portant sur le transport de sédiments, le résultat est le même : l'équation de transport optimale n'est

jamais celle qui offre la meilleure performance avec les valeurs initiales des paramètres de calibration. Cette conclusion confirme l'intérêt de considérer le choix de l'équation de transport comme un paramètre à calibrer au même titre que le coefficient de Manning et la contrainte de cisaillement critique. Les résultats montrent également que de manière générale, les équations développées pour le transport par charriage sont plus performantes pour les sédiments grossiers et pour les écoulements à faible vitesse, alors que les équations qui modélisent le transport total sont plus performantes en présence de sédiments fins et lorsque les vitesses de l'écoulement sont plus élevées. Cette observation pourrait être utile pour guider la sélection préliminaire des équations à utiliser pour la calibration des paramètres continus.

Un outil d'analyse de l'incertitude associée aux paramètres de calibration et aux intrants hydrologiques a aussi été intégré au logiciel OptiSRH-1D. Cette fonctionnalité est basée sur l'exécution répétée du modèle hydrosédimentaire avec différents ensembles de paramètres échantillonnés avec la méthode LHS. Les divers cas d'application ont permis de tester cette fonctionnalité et ont montré que pour les canaux réels (canal expérimental ou rivière), l'incertitude associée aux paramètres de calibration continus et discontinus ne représente qu'une portion de l'incertitude totale du modèle hydrosédimentaire. Les résultats obtenus montrent que le calcul de l'incertitude sur les prédictions à partir de l'ajustement d'une loi normale sur les résidus de la calibration est la meilleure méthode afin d'estimer l'incertitude globale d'un modèle hydrosédimentaire. Pour tous les cas d'application, cette méthode a permis d'obtenir un IC de 95% qui comprend entre 90% et 100% des observations. Au contraire, le pourcentage d'observation compris dans l'IC de 95% associé aux paramètres de calibration est très variable d'un cas à l'autre et varie de 45% à 94%.

Il était attendu que l'incertitude associée aux paramètres de calibration ne permette pas de représenter l'incertitude globale, puisque plusieurs autres sources d'incertitude influencent les prédictions des modèles hydrosédimentaires comme la structure du modèle, les intrants (géométrie des sections transversales, conditions limites, etc.), ainsi que les données utilisées pour la calibration et la validation. Cependant, les résultats obtenus montrent que l'ajustement des paramètres de calibration représente dans presque tous les cas plus de 50% de l'incertitude globale, ce qui démontre l'importance de la calibration dans l'obtention d'un modèle fiable.

Il faut noter dans les limitations de la méthode utilisée que les IC ont été obtenus en considérant une distribution normale des paramètres de calibration centrée sur la valeur optimisée. Cependant, le logiciel OptiSRH-1D permet également d'utiliser une distribution uniforme pour l'échantillonnage, ce qui donnerait probablement des IC plus larges. Pour continuer le travail entamé dans le cadre de ce projet, il serait pertinent d'analyser l'impact du choix de distribution sur la représentativité des IC obtenus.

La fonctionnalité du logiciel OptiSRH-1D permettant de générer un ensemble d'hydrogrammes probabilistes pour l'analyse de la rupture de barrages en remblai par submersion a été testée à partir du cas de la rupture de la digue Cut-Away sur la rivière Ha! Ha!. Les résultats obtenus montrent que pour ce cas d'étude, l'incertitude associée au modèle hydrosédimentaire n'a pas un impact significatif sur la cartographie de la zone inondable par rapport à l'incertitude associée aux paramètres de brèche. Il faut cependant noter que le modèle a été calibré à partir des données enregistrées avant et après la rupture de la digue, alors que de telles données ne sont pas disponibles normalement. Les modèles sont souvent calibrés avec des débits grandement inférieurs à ceux générés par une rupture de barrage, ce qui augmente considérablement l'incertitude de ces modèles et justifie l'application d'une procédure d'analyse de l'incertitude. Pour procéder à une telle analyse pour une rivière qui n'a pas été calibrée avec des débits représentatifs, il n'est pas recommandé d'utiliser l'IC de 95% global du modèle calculé en considérant une distribution normale des résidus de la calibration. Pour ce type de problème, la méthode à préconiser est l'échantillonnage des paramètres de calibration avec la méthode LHS. Il n'est cependant pas recommandé d'utiliser l'IC de 95% sur les paramètres calibrés pour borner l'échantillonnage de la méthode LHS. Un intervalle personnalisé basé sur l'expérience du modélisateur devrait plutôt être sélectionné pour considérer l'incertitude supplémentaire générée par la calibration inadaptée du modèle.

Enfin, le projet réalisé comprend de nombreuses limitations et améliorations potentielles dont il est important de faire mention :

- 1- L'outil développé n'est applicable qu'aux modèles basés sur le logiciel SRH-1D. D'éventuels travaux pourraient permettre d'appliquer le cadre méthodologique développé à d'autres logiciels de modélisation hydrosédimentaire 1D comme HEC-RAS ou Mike11 et/ou à des modèles 2D et 3D.

- 2- L'analyse de l'incertitude est basée sur l'échantillonnage des paramètres avec la méthode LHS. Cette méthode a été sélectionnée pour réduire le nombre d'itérations requises par rapport à l'analyse de Monte-Carlo. Cependant, d'autres méthodes d'échantillonnages plus efficaces que celle de Monte-Carlo existent telles que les méthodes PEM (*point estimation method*) et PMM (*perturbation moments method*). De plus, il serait intéressant d'analyser l'impact sur les intervalles de prédictions de la distribution utilisée pour l'échantillonnage des paramètres.
- 3- Le logiciel OptiSRH-1D permet d'automatiser la calibration et l'analyse de l'incertitude, mais ne comprend aucun outil d'analyse ou de présentation des résultats. Dans le cadre de ce projet, l'analyse des données a été réalisée à l'aide d'Excel et de Python et les cartes d'inondation ont été produites à l'aide de QGIS. Toutes ces analyses pourraient être automatisées dans une certaine mesure. L'automatisation du tracé de cartes probabilistes en utilisant les fonctionnalités de Python dans QGIS pourrait être particulièrement intéressante.
- 4- Le logiciel développé ne permet pas directement d'associer le même coefficient de Manning à plusieurs sections transversales. Cette étape requiert une intervention manuelle de l'utilisateur dans le fichier de contrôle de PEST. Une source d'amélioration simple et réaliste serait d'intégrer cette fonctionnalité à l'interface graphique pour que l'utilisateur n'ait pas à intervenir dans les fichiers textes.
- 5- La méthode développée pour générer un ensemble d'hydrogrammes probabiliste n'est applicable qu'à la rupture des barrages par submersion. De futurs travaux pourraient permettre d'adapter la méthodologie utilisée ou d'en développer une nouvelle afin de pouvoir utiliser l'outil pour analyser l'incertitude associée à d'autres types d'écoulement non permanent tels que les hydrogrammes synthétiques de conception associés à des pluies historiques.

La méthodologie développée ouvre donc la voie à la démocratisation de la calibration et de l'analyse d'incertitude automatisées dans le domaine de la modélisation hydrodynamique et hydrosédimentaire. Implantées dans l'industrie, ces méthodes automatisées permettraient de réduire le coût associé aux études hydrauliques et environnementales, tout en augmentant leur fiabilité. Par la réduction des erreurs attribuables à la calibration et par la représentation de l'incertitude sur les prédictions, il serait possible de mieux déterminer les zones à risque

d'érosion, d'inondation ou de rupture de barrage. La représentation probabiliste des zones inondées permettrait également une estimation plus complète des conséquences économiques, sociales et environnementales des inondations. Une meilleure connaissance des zones à risque et des conséquences potentielles des inondations et des ruptures de barrage permettra à long terme de mieux guider la prise de décision en matière de résilience et d'adaptation afin d'accroître la sécurité des communautés et la protection des biens matériels en contexte de changement climatique.

RÉFÉRENCES

- Agresta, A., Baioletti, M., Biscarini, C., Caraffini, F., Milani, A., & Santucci, V. (2021). Using Optimisation Meta-Heuristics for the Roughness Estimation Problem in River Flow Analysis. *Applied Sciences*, 11(22), Article 22. <https://doi.org/10.3390/app112210575>
- AlQasimi, E. (2020). *A New One-Dimensional Numerical Model for the Hydraulics of Sediments in Rivers* [Phd, Polytechnique Montréal]. <https://publications.polymtl.ca/5340/>
- AlQasimi, E., & Mahdi, T.-F. (2019). Flooding of the Saguenay region in 1996 : Part 1—modeling River Ha! Ha! flooding. *Natural Hazards*, 96(1), 1-15. <https://doi.org/10.1007/s11069-018-3443-4>
- Annis, A., Nardi, F., Volpi, E., & Fiori, A. (2020). Quantifying the relative impact of hydrological and hydraulic modelling parameterizations on uncertainty of inundation maps. *Hydrological Sciences Journal*, 65(4), 507-523. <https://doi.org/10.1080/02626667.2019.1709640>
- Aronica, G., Hankin, B., & Beven, K. (1998). Uncertainty and equifinality in calibrating distributed roughness coefficients in a flood propagation model with limited data. *Advances in Water Resources*, 22(4), 349-365. [https://doi.org/10.1016/S0309-1708\(98\)00017-7](https://doi.org/10.1016/S0309-1708(98)00017-7)
- Arsenault, R., Poulin, A., Côté, P., & Brissette, F. (2014). Comparison of Stochastic Optimization Algorithms in Hydrological Model Calibration. *Journal of Hydrologic Engineering*, 19(7), 1374-1384. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)HE.1943-5584.0000938](https://doi.org/10.1061/(ASCE)HE.1943-5584.0000938)
- Audet, C., & Dennis, J. E., Jr. (2006). Mesh Adaptive Direct Search Algorithms for Constrained Optimization. *SIAM Journal on Optimization*, 17(1), 188-217. <https://doi.org/10.1137/040603371>

Ayvaz, M. T. (2013). A linked simulation–optimization model for simultaneously estimating the Manning’s surface roughness values and their parameter structures in shallow water flows. *Journal of Hydrology*, 500, 183-199. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2013.07.019>

Azmi, M., & Thomson, K. (2024). Dam breach parameters : From data-driven-based estimates to 2-dimensional modeling. *Natural Hazards*, 120(5), 4423-4461. <https://doi.org/10.1007/s11069-023-06382-3>

Beckers, F., Heredia, A., Noack, M., Nowak, W., Wiprecht, S., & Oladyshkin, S. (2020). Bayesian Calibration and Validation of a Large-Scale and Time-Demanding Sediment Transport Model. *Water Resources Research*, 56(7), e2019WR026966. <https://doi.org/10.1029/2019WR026966>

Bernard-Garcia, M. (2023). *Nouvelle strategie de modelisation numerique generant des hydrogrammes probabilistes de rupture par submersion de barrage en remblai adaptee au cadre normatif* [Polytechnique Montréal]. <https://publications.polymtl.ca/10833/>

Bernard-Garcia, M., & Mahdi, T.-F. (2018). *A Worldwide Historical Dam Failure's Database* (Version V1) [Dataset]. Borealis. <https://doi.org/10.5683/SP2/E7Z09B>

Bernard-Garcia, M., & Mahdi, T.-F. (2023, octobre 23). *Probabilistic standardized dam failure hydrographs*. Canadian Dam Association - Annual Conference.

Bessar, M. A., Matte, P., & Anctil, F. (2020). Uncertainty Analysis of a 1D River Hydraulic Model with Adaptive Calibration. *Water*, 12(2), 561. <https://doi.org/10.3390/w12020561>

Beven, K. (2006). A manifesto for the equifinality thesis. *Journal of Hydrology*, 320(1), 18-36. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2005.07.007>

Beven, K., & Binley, A. (2014). GLUE : 20 years on. *Hydrological Processes*, 28(24), 5897-5918.

<https://doi.org/10.1002/hyp.10082>

Beven, K., & Freer, J. (2001). Equifinality, data assimilation, and uncertainty estimation in mechanistic modelling of complex environmental systems using the GLUE methodology.

Journal of Hydrology, 249(1), 11-29. [https://doi.org/10.1016/S0022-1694\(01\)00421-8](https://doi.org/10.1016/S0022-1694(01)00421-8)

Blasone, R.-S., Madsen, H., & Rosbjerg, D. (2007). Parameter estimation in distributed hydrological modelling: Comparison of global and local optimisation techniques.

Hydrology Research, 38(4-5), 451-476. <https://doi.org/10.2166/nh.2007.024>

Bozzi, S., Passoni, G., Bernardara, P., Goutal, N., & Arnaud, A. (2015). Roughness and Discharge Uncertainty in 1D Water Level Calculations. *Environmental Modeling & Assessment*, 20(4), 343-353. <https://doi.org/10.1007/s10666-014-9430-6>

Brooks, G. R., & Lawrence, D. E. (1999). The drainage of the Lake Ha!Ha ! Reservoir and downstream geomorphic impacts along Ha!Ha ! River, Saguenay area, Quebec, Canada. *Geomorphology*, 28(1), 141-167. [https://doi.org/10.1016/S0169-555X\(98\)00109-3](https://doi.org/10.1016/S0169-555X(98)00109-3)

Brunetti, G., Stumpp, C., & Šimůnek, J. (2022). Balancing exploitation and exploration : A novel hybrid global-local optimization strategy for hydrological model calibration. *Environmental Modelling & Software*, 150, 105341. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2022.105341>

Brunner, G. (2014). *Using HEC-RAS for Dam Break Studies* (Training Document TD-39). U.S. Army Corps of Engineering, Hydrologic Engineering Center.

Brunner, G. (2016). *HEC-RAS, River Analysis System Hydraulic Reference Manual* (CPD-69). U.S. Army Corps of Engineers, Hydrologic Engineering Center.

<https://www.hec.usace.army.mil/software/hec-ras/documentation/HEC-RAS%205.0%20Reference%20Manual.pdf>

Cantelli, A., Paola, C., & Parker, G. (2004). Experiments on upstream-migrating erosional narrowing and widening of an incisional channel caused by dam removal. *Water Resources Research*, 40(3). <https://doi.org/10.1029/2003WR002940>

Capart, H., Spinewine, B., Young, D.L., Zech, Y., Brooks, G.R., Leclerd, M., & Secretan, Y. (2007). The 1996 Lake Ha ! Ha ! Breakout flood, Québec : Test data for geomorphic flood routing methods. *Journal of Hydraulic Research*, 45(sup1), 97-109. <https://doi.org/10.1080/00221686.2007.9521836>

CEHQ. (2024). *Fiche signalétique de la station 021916, Petite rivière Neigette*. Expertise hydrique et barrages. https://www.cehq.gouv.qc.ca/hydrometrie/historique_donnees

Chaudhry, M. H. (2008). *Open-Channel Flow* (2^e éd.). Springer. <https://doi.org/10.1007/978-0-387-68648-6>

Chayer, M. (2016, juillet 18). Il y a 20 ans : Le déluge du Saguenay. *Radio-Canada*. <https://ici.radio-canada.ca/nouvelle/793158/deluge-saguenay-20-ans-1996-inondation>

Clilverd, H. M., Thompson, J. R., Heppell, C. M., Sayer, C. D., & Axmacher, J. C. (2016). Coupled Hydrological/Hydraulic Modelling of River Restoration Impacts and Floodplain Hydrodynamics. *River Research and Applications*, 32(9), 1927-1948. <https://doi.org/10.1002/rra.3036>

CSTGB. (1997a). *Annexes, Commission scientifique et technique sur la gestion des barrages*.

CSTGB. (1997b). *Rapport, Commission scientifique et technique sur la gestion des barrages*.

Deslauriers, S. (2017). *Développement d'un outil de calibration automatique pour tout modèle de rivière basé sur le logiciel SRH-2D* [Masters, École Polytechnique de Montréal].
<https://publications.polymtl.ca/2542/>

Deslauriers, S., & Mahdi, T.-F. (2018). Flood modelling improvement using automatic calibration of two dimensional river software SRH-2D. *Natural Hazards*, 91(2), 697-715.
<https://doi.org/10.1007/s11069-017-3150-6>

DHI. (2017). *AutoCal—Auto Calibration Tool User Guide*.
<https://manuals.mikepoweredbydhi.help/2017/General/AutoCal.pdf>

DHI. (2021). *Mike 11: A Modelling System for Rivers and Channels—Reference Manual*.
https://manuals.mikepoweredbydhi.help/2021/Water_Resources/Mike_11_ref.pdf

Dimitriadis, P., Tegos, A., Oikonomou, A., Pagana, V., Koukouvinos, A., Mamassis, N., Koutsoyiannis, D., & Efstratiadis, A. (2016). Comparative evaluation of 1D and quasi-2D hydraulic models based on benchmark and real-world applications for uncertainty assessment in flood mapping. *Journal of Hydrology*, 534, 478-492.
<https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2016.01.020>

Doherty, J. (2002). *PEST Model-Independant Parameter Estimation User Manual* (4^e éd.). Watermark Numerical Computing.

Doherty, J. (2011). *PEST Surface Water Utilities*. Watermark Numerical Computing and University of Idaho.

Doherty, J. (2018a). *PEST Model-Independent Parameter Estimation User Manual Part I: PEST, SENSA and Global Optimisers* (7^e éd.). Watermark Numerical Computing.

Doherty, J. (2018b). *PEST Model-Independent Parameter Estimation User Manual Part II: PEST Utility Support Software* (7^e éd.). Watermark Numerical Computing.

Duan, Q. Y., Gupta, V. K., & Sorooshian, S. (1993). Shuffled complex evolution approach for effective and efficient global minimization. *Journal of Optimization Theory and Applications*, 76(3), 501-521. <https://doi.org/10.1007/BF00939380>

Dung, N. V., Merz, B., Bárdossy, A., Thang, T. D., & Apel, H. (2011). Multi-objective automatic calibration of hydrodynamic models utilizing inundation maps and gauge data. *Hydrology and Earth System Sciences*, 15(4), 1339-1354. <https://doi.org/10.5194/hess-15-1339-2011>

Eghbali, A. H., Behzadian, K., Hooshyaripor, F., Farmani, R., & Duncan, A. P. (2017). Improving Prediction of Dam Failure Peak Outflow Using Neuroevolution Combined with K-Means Clustering. *Journal of Hydrologic Engineering*, 22(6), 04017007. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)HE.1943-5584.0001505](https://doi.org/10.1061/(ASCE)HE.1943-5584.0001505)

Filianoti, P., Gurnari, L., Zema, D. A., Bombino, G., Sinagra, M., & Tucciarelli, T. (2020). An Evaluation Matrix to Compare Computer Hydrological Models for Flood Predictions. *Hydrology*, 7(3), Article 3. <https://doi.org/10.3390/hydrology7030042>

Froehlich, D. C. (2008). Embankment Dam Breach Parameters and Their Uncertainties. *Journal of Hydraulic Engineering*, 134(12), 1708-1721. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9429\(2008\)134:12\(1708\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9429(2008)134:12(1708))

Froehlich, D. C. (2016). Predicting Peak Discharge from Gradually Breached Embankment Dam. *Journal of Hydrologic Engineering*, 21(11). [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)HE.1943-5584.000142](https://doi.org/10.1061/(ASCE)HE.1943-5584.000142)

Garcia Hernandez, J., Foehn, A., Fluixa Sanmartin, J., Roquier, B., Brauchli, T., Parades Arquiola, J., & De Cesare, G. (2020). *RS MINERVE – Technical manual*. CREALP.

García-Alén, G., Montalvo, C., Cea, L., & Puertas, J. (2024). Iber-PEST : Automatic calibration in fully distributed hydrological models based on the 2D shallow water equations. *Environmental Modelling & Software*, 177, 106047. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2024.106047>

Gibson, S., Comport, B., & Corum, Z. (2017). Calibrating a Sediment Transport Model through a Gravel-Sand Transition : Avoiding Equifinality Errors in HEC-RAS Models of the Puyallup and White Rivers. *17th World Environmental and Water Resources Congress 2017, May 21, 2017 - May 25, 2017*, 179-191. <https://doi.org/10.1061/9780784480625.017>

Goeury, C., Bacchi, V., Zaoui, F., Bacchi, S., Pavan, S., & El kadi Abderrezak, K. (2022). Uncertainty Assessment of Flood Hazard Due to Levee Breaching. *Water*, 14(23). <https://doi.org/10.3390/w14233815>

Greimann, B., & Huang, J. V. (2018). *SRH-ID 4.0 User's Manual (Sedimentation and River Hydraulics – One Dimension, Version 4.0)*. Bureau of Reclamation - Sedimentation and River Hydraulics Group, Technical Service Center.

Hajjout, N. (2019). *Prise en compte des incertitudes dues au coefficient de rugosité de Manning : Application aux modèles hydrodynamiques 1D et 2D* [Phd, Polytechnique Montréal]. <https://publications.polymtl.ca/4073/>

Hall, J. W., Tarantola, S., Bates, P. D., & Horritt, M. S. (2005). Distributed Sensitivity Analysis of Flood Inundation Model Calibration. *Journal of Hydraulic Engineering*, 131(2), 117-126. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9429\(2005\)131:2\(117\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9429(2005)131:2(117))

Hansen, N. (2023). *The CMA Evolution Strategy : A Tutorial*. Research centre Saclay-Ile-de-France. [https://arxiv.org/pdf/1604.00772](https://arxiv.org/pdf/1604.00772.pdf)

Herrera, P. A., Marazuela, M. A., & Hofmann, T. (2021). Parameter estimation and uncertainty analysis in hydrological modeling. *WIREs Water*, 9(1). <https://doi.org/10.1002/wat2.1569>

Ho, H.-C., Chiang, Y.-M., Lin, C.-C., Lee, H.-Y., & Huang, C.-C. (2021). Development of an Interdisciplinary Prediction System Combining Sediment Transport Simulation and Ensemble Method. *Water*, 13(18), Article 18. <https://doi.org/10.3390/w13182588>

Hoey, T. B., & Ferguson, R. (1994). Numerical simulation of downstream fining by selective transport in gravel bed rivers : Model development and illustration. *Water Resources Research*, 30(7). <https://doi.org/10.1029/94WR00556>

Hooshyaripor, F., Tahershamsi, A., & Behzadian, K. (2015). Estimation of peak outflow in dam failure using neural network approach under uncertainty analysis. *Water Resources*, 42(5), 721-734. <https://doi.org/10.1134/S0097807815050085>

Hosseiny, H. (2022). Implementation of heuristic search algorithms in the calibration of a river hydraulic model. *Environmental Modelling & Software*, 157, 105537. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2022.105537>

Huang, J., & Greimann, B. (2008, novembre). *SRH-1D: Sedimentation and River Hydraulics in One-Dimension* [Power Point]. <https://fr.slideserve.com/ronny/srh-1d-sedimentation-and-river-hydraulics-in-one-dimension>

- Huot, P.-L., Poulin, A., Audet, C., & Alarie, S. (2019). A hybrid optimization approach for efficient calibration of computationally intensive hydrological models. *Hydrological Sciences Journal*, 64(10), 1204-1222. <https://doi.org/10.1080/02626667.2019.1624922>
- INRS-Eau. (1997). *Simulation hydrodynamique et bilan sédimentaire des rivières Chicoutimi et des Ha 1 Ha 1 suite aux crues exceptionnelles de Juillet 1996* (R487; p. 207).
- Janga Reddy, M., & Nagesh Kumar, D. (2020). Evolutionary algorithms, swarm intelligence methods, and their applications in water resources engineering : A state-of-the-art review. *H2Open Journal*, 3(1), 135-188. <https://doi.org/10.2166/h2oj.2020.128>
- Jung, J. Y., Niemann, J. D., & Greimann, B. P. (2018). Combining Predictions and Assessing Uncertainty from Sediment Transport Equations Using Multivariate Bayesian Model Averaging. *Journal of Hydraulic Engineering*, 144(4), 04018008. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)HY.1943-7900.0001436](https://doi.org/10.1061/(ASCE)HY.1943-7900.0001436)
- Jung, Y., & Merwade, V. (2012). Uncertainty Quantification in Flood Inundation Mapping Using Generalized Likelihood Uncertainty Estimate and Sensitivity Analysis. *Journal of Hydrologic Engineering*, 17(4), 507-520. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)HE.1943-5584.0000476](https://doi.org/10.1061/(ASCE)HE.1943-5584.0000476)
- Kim, B., & Sanders, B. F. (2016). Dam-Break Flood Model Uncertainty Assessment : Case Study of Extreme Flooding with Multiple Dam Failures in Gangneung, South Korea. *Journal of Hydraulic Engineering*, 142(5), 05016002. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)HY.1943-7900.0001097](https://doi.org/10.1061/(ASCE)HY.1943-7900.0001097)
- Lai, Y. G., & Huang, J. (2023). *Sediment Modeling of Hydraulic Flushing : General Guidelines*. Sedimentation and Hydrologic Modeling Conference (SEQHYD), Nevada, USA.

Lai, Y. G., Huang, J., & Greimann, B. P. (2024). Hydraulic Flushing of Sediment in Reservoirs : Best Practices of Numerical Modeling. *Fluids*, 9(2), Article 2.
<https://doi.org/10.3390/fluids9020038>

Lapointe, M. F., Secretan, Y., Driscoll, S. N., Bergeron, N., & Leclerc, M. (1998). Response of the Ha! Ha! River to the flood of July 1996 in the Saguenay region of Quebec : Large-scale avulsion in a glaciated valley. *Water Resources Research*, 34(9), 2383-2392.
<https://doi.org/10.1029/98WR01550>

Le Digabel, S. (2024). *Optimisation combinatoire*. GERAD.
<https://www.gerad.ca/Sebastien.Le.Digabel/MTH6311/>

Le Quotidien. (1996, juillet 27). *Stone decline toute responsabilite* (Collections de BAnQ).
<https://numerique.banq.qc.ca/patrimoine/details/52327/4239397>

Lepage, F. (2017). *Calibration automatique de modèles hydrodynamiques de rivière basés sur le logiciel bidimensionnel HYDRO-AS_2D* [Masters, École Polytechnique de Montréal].
<https://publications.polymtl.ca/2671/>

Lin, F.-R., Wu, N.-J., Tu, C.-H., & Tsay, T.-K. (2017). Automatic Calibration of an Unsteady River Flow Model by Using Dynamically Dimensioned Search Algorithm. *Mathematical Problems in Engineering*, 2017, e7919324. <https://doi.org/10.1155/2017/7919324>

Lumborg, U., & Pejrup, M. (2005). Modelling of cohesive sediment transport in a tidal lagoon—An annual budget. *Marine Geology*, 218(1), 1-16.
<https://doi.org/10.1016/j.margeo.2005.03.015>

Mahdi, T. (2003). *Prévision par modélisation numérique de la zone de risque bordant un tronçon de rivière subissant une rupture de barrage* [Phd, École Polytechnique de Montréal]. <https://publications.polymtl.ca/7263/>

Mahdi, T., & Marche, C. (2003). Prévision par modélisation numérique de la zone de risque bordant un tronçon de rivière subissant une crue exceptionnelle. *Canadian Journal of Civil Engineering*, 30(3), 568-579. <https://doi.org/10.1139/l03-018>

Marche, C. (2008). *Barrages : Crues de rupture et protection civile* (2^e éd.). Presses internationales Polytechnique.

McCarron, C. J., Van Landeghem, K. J. J., Baas, J. H., Amoudry, L. O., & Malarkey, J. (2019). The hiding-exposure effect revisited: A method to calculate the mobility of bimodal sediment mixtures. *Marine Geology*, 410, 22-31. <https://doi.org/10.1016/j.margeo.2018.12.001>

McKibbon, J. (2009). *Développement d'une méthodologie de calage automatisée pour tout modèle de rivière basé sur le logiciel hydrosédimentaire mhyser1.0* [Masters, École Polytechnique de Montréal]. <https://publications.polymtl.ca/8440/>

McKibbon, J., & Mahdi, T.-F. (2010). Automatic calibration tool for river models based on the MHYSER software. *Natural Hazards*, 54(3), 879-899. <https://doi.org/10.1007/s11069-010-9512-y>

Meert, P., Pereira, F., & Willems, P. (2018). Surrogate modeling-based calibration of hydrodynamic river model parameters. *Journal of Hydro-Environment Research*, 19, 56-67. <https://doi.org/10.1016/j.jher.2018.02.003>

Moges, E., Demissie, Y., Larsen, L., & Yassin, F. (2021). Review : Sources of Hydrological Model Uncertainties and Advances in Their Analysis. *Water*, 13(1), 28. <https://doi.org/10.3390/w13010028>

Morin, C., & Mahdi, T.-F. (2024, juin 6). *Standardized embankment dam breach outflow hydrographs uncertainty : Case study of the 1996 dyke failure on the Ha ! Ha ! River*. CSCE Annual Conference, Niagara Falls, Ontario.

Nourani, V., Hakimzadeh, H., & Amini, A. B. (2011). Implementation of artificial neural network technique in the simulation of dam breach hydrograph. *Journal of Hydroinformatics*, 14(2), 478-496. <https://doi.org/10.2166/hydro.2011.114>

Ong, T. D. B., Doscher, C., & Mohssen, M. (2017). Simulated annealing for calibrating the Manning's roughness coefficients for general channel networks on a basin scale. *Arabian Journal of Geosciences*, 10(24), 532. <https://doi.org/10.1007/s12517-017-3320-6>

Oubennaceur, K., Chokmani, K., Nastev, M., Tanguy, M., & Raymond, S. (2018). Uncertainty Analysis of a Two-Dimensional Hydraulic Model. *Water*, 10(3), Article 3. <https://doi.org/10.3390/w10030272>

Papaioannou, G., Vasiliades, L., Loukas, A., & Aronica, G. T. (2017). Probabilistic flood inundation mapping at ungauged streams due to roughness coefficient uncertainty in hydraulic modelling. *Advances in Geosciences*, 44, 23-34. <https://doi.org/10.5194/adgeo-44-23-2017>

Papanicolaou, A., Elhakeem, M., Krallis, G., Prakash, S., & Edinger, J. (2008). Sediment Transport Modeling Review—Current and Future Developments. *Journal of Hydraulic Engineering*, 134(1), 1-14. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9429\(2008\)134:1\(1\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9429(2008)134:1(1))

Pappenberger, F., Beven, K., Horritt, M., & Blazkova, S. (2005). Uncertainty in the calibration of effective roughness parameters in HEC-RAS using inundation and downstream level observations. *Journal of Hydrology*, 302(1), 46-69.

<https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2004.06.036>

Perin, R., Trigatti, Matteo, Nicolini, Matteo, Campolo, Marina, & Goi, Daniele. (2020). Automated calibration of the EPA-SWMM model for a small suburban catchment using PEST: a case study. *Environmental Monitoring and Assessment*, 192(374).

<https://doi.org/10.1007/s10661-020-08338-7>

Philippus, D., Wolfand, J. M., Abdi, R., & Hogue, T. S. (2021). Raspy-Cal : A Genetic Algorithm-Based Automatic Calibration Tool for HEC-RAS Hydraulic Models. *Water*, 13(21).

<https://doi.org/10.3390/w13213061>

Pinos, J., Timbe, L., & Timbe, E. (2019). Evaluation of 1D hydraulic models for the simulation of mountain fluvial floods : A case study of the Santa Bárbara River in Ecuador. *Water Practice and Technology*, 14(2), 341-354. <https://doi.org/10.2166/wpt.2019.018>

Rothé, P.-L., Cierco, F.-X., Duron, L., & Balayn, P. (2018). Meta-heuristic Optimization Method for the Calibration of Friction Coefficients in 1-D Open Surface Channel Modeling. Dans P. Gourbesville, J. Cunge, & G. Caignaert (Éds.), *Advances in Hydroinformatics* (p. 21-38). Springer. https://doi.org/10.1007/978-981-10-7218-5_2

Sabatine, S. M., Niemann, J. D., & Greimann, B. P. (2015). Evaluation of Parameter and Model Uncertainty in Simple Applications of a 1D Sediment Transport Model. *Journal of Hydraulic Engineering*, 141(5), 04015002. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)HY.1943-7900.0000992](https://doi.org/10.1061/(ASCE)HY.1943-7900.0000992)

- Safari, M. (2018). *Stochastic Richelieu River Flood Modeling* [Masters, École Polytechnique de Montréal]. <https://publications.polymtl.ca/3307/>
- Seal, R., Paola, C., Parker, G., Southard, J. B., & Wilcock, P. R. (1997). Experiments on Downstream Fining of Gravel: I. Narrow-Channel Runs. *Journal of Hydraulic Engineering*, 123(10), 874-884. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9429\(1997\)123:10\(874\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9429(1997)123:10(874))
- Shahverdi, K., & Talebmorad, H. (2023). Automating HEC-RAS and Linking with Particle Swarm Optimizer to Calibrate Manning's Roughness Coefficient. *Water Resources Management*, 37(2), 975-993. <https://doi.org/10.1007/s11269-022-03422-8>
- Shi, Y.-E. (2006). *Résolution numérique des équations de Saint-Venant par la technique de projection en utilisant une méthode des volumes finis dans un maillage non structuré* [Phdthesis, Université de Caen]. <https://theses.hal.science/tel-00130539>
- Shoarinezhad, V., Olsen, N. R. B., Wieprecht, S., & Haun, S. (2024). Using automatic model calibration for 3D morphological simulations: A case study of the Bodendorf reservoir flushing. *Environmental Fluid Mechanics*. <https://doi.org/10.1007/s10652-023-09961-x>
- Shoarinezhad, V., Wieprecht, S., & Haun, S. (2020). Comparison of Local and Global Optimization Methods for Calibration of a 3D Morphodynamic Model of a Curved Channel. *Water*, 12(5), 1333. <https://doi.org/10.3390/w12051333>
- Teng, J., Jakeman, A. J., Vaze, J., Croke, B. F. W., Dutta, D., & Kim, S. (2017). Flood inundation modelling: A review of methods, recent advances and uncertainty analysis. *Environmental Modelling & Software*, 90, 201-216. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2017.01.006>

Termium Plus. (2009, octobre 8). *Granoclassement*. La banque de données terminologiques et linguistiques du Canada, Travaux public et service gouvernementaux du Canada.
<https://www.btb.termiumplus.gc.ca>

Tremblay, M., & Guillaud, C. (2019). The 1996 Saguenay Flood event and its impacts. *Natural Hazards*, 98(1), 79-89. <https://doi.org/10.1007/s11069-018-3494-6>

Tsai, C. W., Yeh, J.-J., & Huang, C.-H. (2019). Development of probabilistic inundation mapping for dam failure induced floods. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 33(1), 91-110. <https://doi.org/10.1007/s00477-018-1636-8>

USACE. (2023). *HEC-RAS 2D Sediment Technical Reference Manual*.
<https://www.hec.usace.army.mil/confluence/rasdocs/d2sd/ras2dsedtr/latest>

USACE Hydrologic Engineering Center. (2024). *HEC-RAS User's Manual*.
<https://www.hec.usace.army.mil/confluence/rasdocs/rasum/latest/advanced-features-for-unsteady-flow-routing/automated-calibration-of-mannings-n-values-for-unsteady-flow>

Vidal, J.-P., Moisan, S., Faure, J.-B., & Dartus, D. (2007). River model calibration, from guidelines to operational support tools. *Environmental Modelling & Software*, 22(11), 1628-1640.
<https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2006.12.003>

Vidmar, A., Brilly, M., Sapač, K., & Kryžanowski, A. (2020). Efficient Calibration of a Conceptual Hydrological Model Based on the Enhanced Gauss–Levenberg–Marquardt Procedure. *Applied Sciences*, 10(11), 3841. <https://doi.org/10.3390/app10113841>

Wahl, T. L. (1998). *Prediction of Embankment Dam Breach Parameters—A Literature Review and Needs Assessment* (Dam Safety Research Report DSO-98-004). U.S. Bureau of Reclamation.

Yang, F., Wu, J., Zhang, Y., Zhu, S., Liu, G., Chen, G., Wu, S., & Fan, Z. (2021). Improved method for identifying Manning's roughness coefficients in plain looped river network area.

Engineering Applications of Computational Fluid Mechanics, 15(1), 94-110.

<https://doi.org/10.1080/19942060.2020.1858967>

Yang, R., Duron, L., Benefice, G., & Nunes, P. (2020). *Benefits of a metamodel for automatic calibration of 1D and 2D fluvial models*. 99-106.

Zhang, L., Peng, M., Chang, D., & Xu, Y. (2016). *Dam Failure Mechanisms and Risk Assessment* (1^{re} éd.). John Wiley & Sons. <https://doi.org/10.1002/9781118558522>

ANNEXE A ARTICLE 1 : STANDARDIZED EMBANKMENT DAM BREACH OUTFLOW HYDROGRAPHS UNCERTAINTY: CASE STUDY OF THE 1996 DYKE FAILURE ON THE HA! HA! RIVER

Camille Morin¹ and Tew-Fik Mahdi^{2[0000-0003-2480-0523]}

Department of Civil, Geological and Mining Engineering, Polytechnique Montréal, Canada.

¹ camille.morin@polymtl.ca

² tewfik.mahdi@polymtl.ca

« Morin, C. et Mahdi, T. (2024, 6 juin). *Standardized embankment dam breach outflow hydrographs uncertainty: case study of the 1996 dyke failure on the Ha! Ha! river*. CSCE Annual Conference, Niagara Falls, Ontario. » Soumis le 01/03/2024.

Contribution : Revue de littérature, acquisition de données, conception, modélisation, analyse, rédaction

Abstract. The current practice in dam safety studies is to use standardized breach parameters to produce a breach outflow hydrograph and to map the flood plain. Multiple standards define the width, height, side slope and formation time of the breach based on a sample of historical dam failures. However, the use of standardized parameters introduces uncertainties in the breach outflow hydrograph which are not estimated in current dam safety studies and may lead to a poor assessment of the dam failure consequences. New probabilistic methods based on a database of historical failures are proposed in the literature to overcome this problem. In this paper, the case study of the 1996 Cut-Away dyke failure on the Ha! Ha! river in the Saguenay region in Quebec is used to demonstrate how the use of standards or probabilistic methods based on historical failures can lead to a poor estimate of the breach outflow hydrograph. A new methodology is proposed to retrieve the breach parameters of historical failures using a gradient-based optimization algorithm and reservoir water levels. This methodology is applied to the 1996 Cut-Away dyke failure. The results show that for this case study, standards and probabilistic methods based on historical events cannot properly predict breach parameters, leading to an underestimation of 85% and 45% of the peak discharge.

Keywords: dam safety, embankment dam overtopping, breach outflow hydrograph, standard, breach geometry, parameter estimation

A.1 Introduction

Actual knowledge in various fields such as hydraulics and geotechnics still does not allow engineers to determine with confidence the embankment dam breach parameters caused by overtopping failures. As dam breach parameters must be known to produce a breach outflow hydrograph, dam safety studies are currently done using standardized dam breach parameters, which are based on a sample of historical dam failures. In this paper, the 1996 Cut-Away dyke failure on the Ha! Ha! river in Saguenay, Quebec, is used to show how standardized parameters can lead to the underestimation of the breach outflow. The use of standard parameters introduces uncertainties in the breach outflow hydrograph and therefore on the flood plain mapping. These uncertainties are not estimated in current dam safety studies which can lead to an incorrect assessment of dam failure consequences. A new probabilistic approach is proposed by Bernard-Garcia and Mahdi (2023) to account for the parameters uncertainty, by generating multiple hydrographs based on historical dam failures.

In this paper, a parametrized breach formation model adapted from Froehlich (2008) is used to compute the outflow hydrograph from breach parameters: width, height, side slope, initiation time (time required after the overtopping of the dam for the breach to initiate) and formation time. A new methodology is proposed to retrieve the parameters of historical failures using Gauss-Levenberg-Marquardt algorithm with PEST software (Doherty, 2018a) based on reservoir water levels observed during the event. This methodology is first validated on a fictional breach to analyze the impact of measurement noise on the reliability of the results, before undertaking the estimation of the Cut-Away breach parameters. The outflow hydrographs obtained with the standardized parameters, the worst probable breach parameters according to Bernard-Garcia and Mahdi (2023) and the parameters retrieved from the proposed methodology are then compared.

A.2 Methodology

The two modules of the parameter estimation methodology used in this paper are schematized in Figure A.1. The first module is the conceptual dam failure model using the breach progression geometry proposed by Froehlich (2008). It uses overtopping breach parameters and reservoir data to compute reservoir water levels and the breach outflow hydrograph. The breach progression and reservoir routing methods are presented in section A.2.1 of this paper.

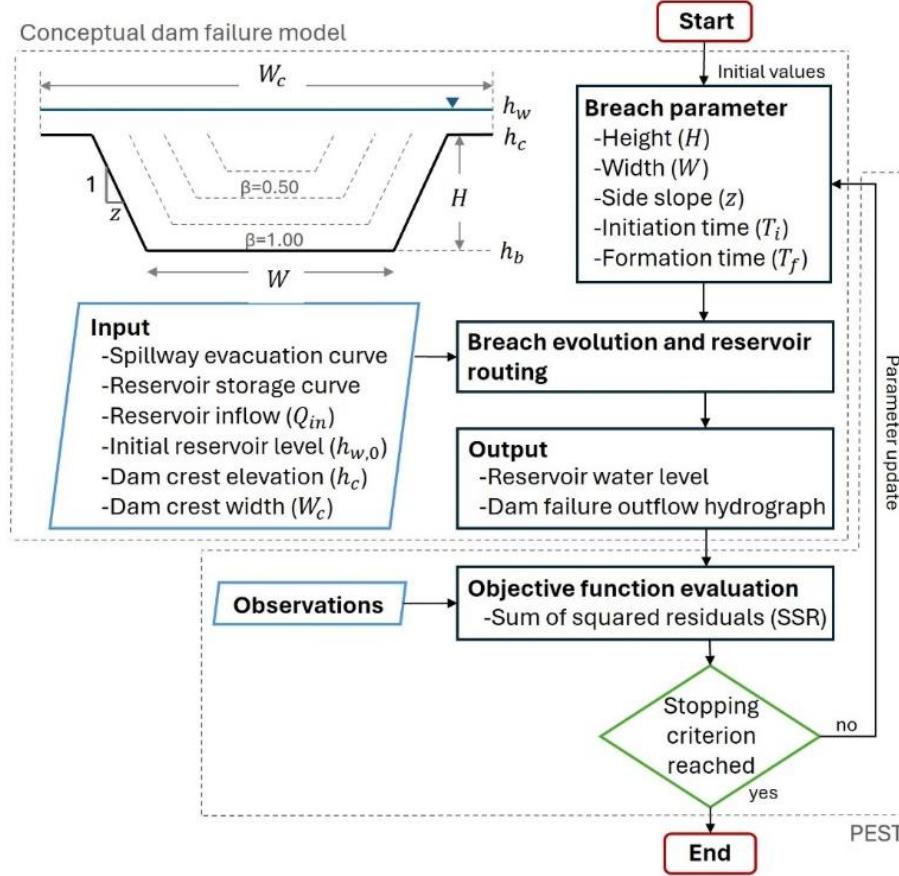


Figure A.1 Parameter estimation general process

The second module is the parameter retrieval process which is done using model-independent Parameter ESTimation software PEST (Doherty, 2018a). The optimization scheme implemented in PEST adjusts the parameters to minimize the difference between observed values and values calculated by the dam failure model. Observations can be any model output, like the reservoir water levels or the breach outflow hydrograph, depending on the available data. In this paper, the reservoir water levels are used as observation data and the breach outflow hydrograph is used for validation.

A.2.1 Conceptual dam failure model

The conceptual dam failure model is schematized in Figure A.2. The dam failure model used is considered as a conceptual model, as it uses adjustable parameters to simulate the erosion process. The initialization step updates the simulation time at the beginning of each iteration. If the breaching process has started, the breach growth is computed using a linear or sine-curve progression. The breach progression geometry is presented in Figure A.1 and is inspired by

Froehlich (2008). The side slope (z) is considered constant as the height (H) and the bottom width (W) are gradually increasing throughout the breaching process. A sine-curve progression is used for the case study analyzed in this paper as a rapid fall in the reservoir level is observed during the failure which can lead to a slower progression at the beginning and at end of the breach development. The dam breach outflow is calculated using the broad-crested trapezoidal weir equation adapted from Marche (2008). If the breaching process has not started, but the water level in the reservoir is higher than the dam crest elevation, the overtopping outflow is computed. The reservoir routing is done using the reservoir inflow from the rainfall event, the spillway discharge, and the outflow from the breaching or overtopping dam. The water level used for the next iteration is then computed using the reservoir storage curve.

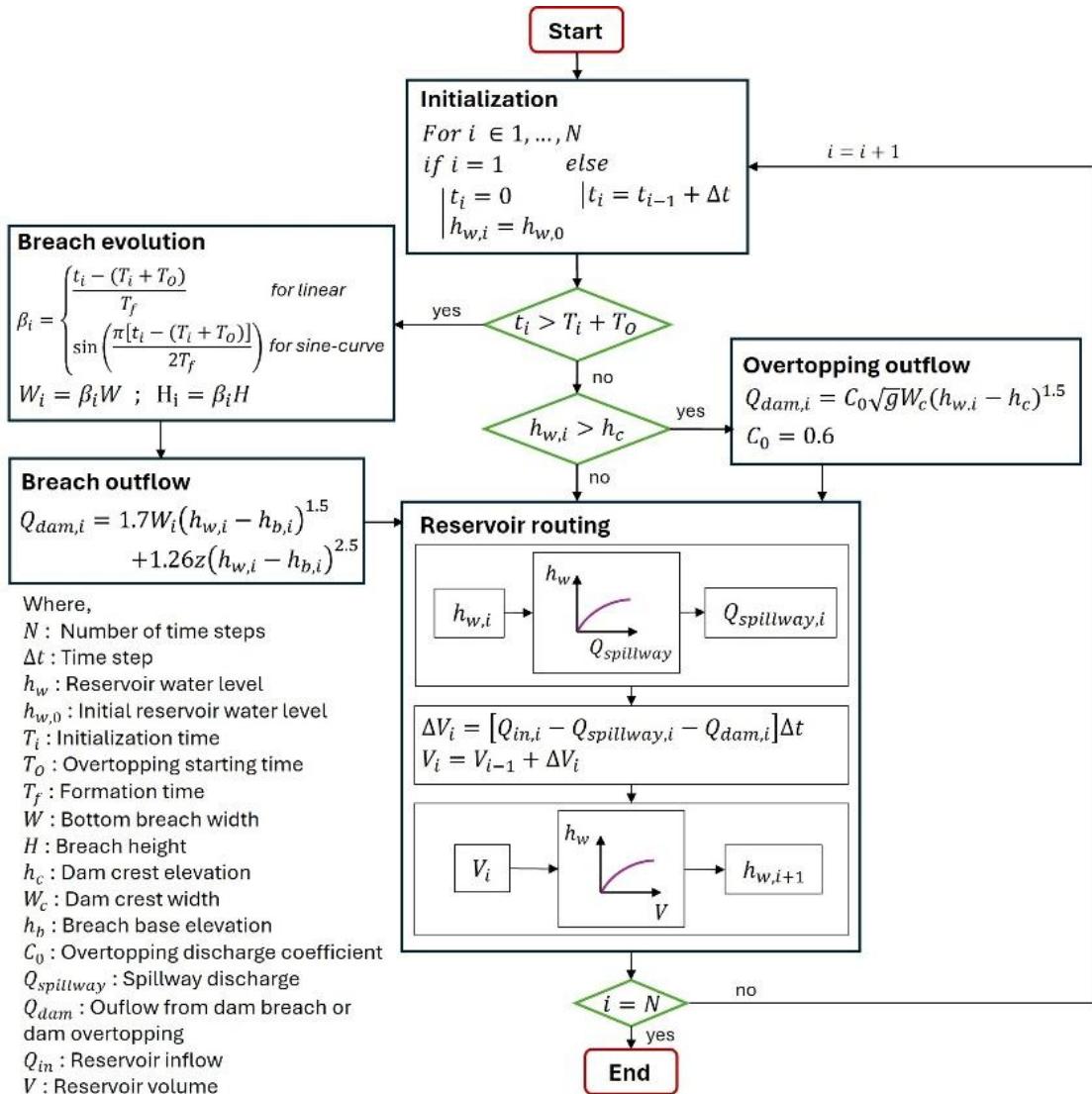


Figure A.2 Conceptual dam failure model

A.2.2 PEST

The model-independent Parameter ESTimation software PEST is used to estimate the breach parameters. Since its first released in 1994, this software has been widely used by the research community in a variety of environmental related fields like hydrology (Blasone et al., 2007; Vidmar et al., 2020), 1D, 2D and 3D river hydraulic and sediment transport modeling (Deslauriers & Mahdi, 2018; McKibbon & Mahdi, 2010; Shoarinezhad et al., 2020) and urban drainage modelling (Perin et al., 2020).

PEST is based on the gradient-based Gauss-Marquard-Levenberg (GML) algorithm (Doherty, 2018a), which is a deterministic local search algorithm. Compared to stochastic global optimization techniques, GML performance highly depends on the initial values if the model presents a high degree of nonlinearity (Janga Reddy & Nagesh Kumar, 2020). However, gradient-based algorithm can find an optimum more efficiently than global algorithms (with fewer model runs) which can be useful to calibrate computationally expensive models as shown by Shoarinezhad et al. (2020). In this study, PD_MS2 (PEST Driver Multiple Search) is used to reduce the risk of finding a local optimum. This driver is part of the PEST Surface Water Utilities Suite. Its purpose is to combine the ability of global optimizers to search the whole parameter space and the speed of GML, by incorporating randomness in the optimization process (Doherty, 2011). Instead of using one set of initial values, PD_MS2 generates random initial parameter sets and evaluates the objective function for each set. A first PEST run is done using the best initial parameter set. Subsequent runs are done using parameter sets far enough from former parameter trajectories to minimize the probability of finding the same local optimum.

PEST calculates some post-calibration statistics like composite parameter and observation sensitivity. However, other tools from the PEST suite can be used to better analyze the reliability of the optimization process. The IDENTPAR tool is used in this study to estimate the identifiability of the estimated parameters, a metric that evaluates the capacity of the algorithm to estimate a parameter with the limited observation set. This metric varies from 0 to 1, a value of 1 meaning that it is completely possible to estimate the parameter with the current dataset and that the possible error on the parameter is uniquely caused by measurement noise rather than a lack of observations (Doherty, 2018b). The PREDUNC1 tool is also used in this study to estimate the post-calibration

uncertainty variance (Doherty, 2018b). The 95% confidence interval of the estimated parameters is then calculated by adding and subtracting two standard deviations to the estimated value.

A.3 Validation and application

The methodology proposed in this paper is applied to the 1996 Cut-Away dyke failure in Lake Ha! Ha! reservoir in Saguenay, Québec. In this section, the events leading to the dam failure and the data required to apply the described conceptual dam failure model are presented. A validation case generated using fictional breach parameters and Lake Ha! Ha! reservoir data is also presented.

A.3.1 Case study

Between July 18 to 21, 1996, the combination an historic rainfall event (210 mm of precipitations in 48 hours) and of near-saturated soil from previous July rainfall caused flooding throughout the whole Saguenay region, Québec. This heavy rainfall caused the failure of eight dams in the Chicoutimi, Sables and Ha! Ha! rivers (Brooks & Lawrence, 1999). For seven of these dams, the drainage of the upstream reservoir did not significantly increase the downstream flooding. Exception is made of the Cut-Away dyke failure on the Ha! Ha! river which led to the drainage of approximately 26 million m³ in 18 hours and is still one of the most significant dam breach in Canada in terms of geomorphic and human impacts (Brooks & Lawrence, 1999).

The contributing area of Lake Ha! Ha! represents 37.5% of the Ha! Ha! river watershed which has a total area of 608 km². The Little Lake Ha! Ha! is separated from the Lake Ha! Ha! by a sill with an elevation of 379 m. The reservoir is contained by 3 structures. The characteristics of these structures are summarized in Table A.1. It is important to highlight the fact that the crest of the Cut-Away dyke is 0.45 m under the crest of the concrete dam, which explains the premature failure of this dyke. The reservoir minimal and maximal levels of exploitation are 378.93 m and 380.15 m, and the maximal critical level is 380.45 m.

Table A.1 Characteristics of Lake Ha! Ha! structures in 1996 (CSTGB, 1997b)

Structure	Type	Height (m)	Crest elevation (m)	Crest width (m)	Number, type and dimensions of sluices
Dam	concrete gravity	8.2	381.06	106.3	4 stoplog 4.26 x 3.66 m
Cut-Away dyke	earthfill	2-3	380.6	162	na
Rive-gauche dyke	earthfill	2.8	381	38	na

The spillway of the reservoir is located next to the concrete dam and has a maximum outlet capacity of 250 m³/s. On July 19, 1996, one of the stoplog was partially open (opening of 28 inches) and the other three were closed, which greatly reduced the evacuation capacity (CSTGB, 1997b). Figure A.3 presents the data used as input in the dam failure model (Figure A.3a,c,d) and as observations (Figure A.3b) for the estimation of the Cut-Away breach parameters.

According to CSTGB (1997b), the evolution of the Cut-Away erosion was very slow, resulting in a 16 meters deep by 130 meters wide breach. The reservoir water levels were restituted by CSTGB (1997b) from observations during the event and were used with the reservoir storage curve to estimate the breach outflow hydrograph. However, only the first (and fastest) part of the reservoir drainage could be restituted, as shown on Figure A.3. The water level reached the crest of the Cut-Away dyke on July 20 at 2 am. The water level rose to a maximum of 380.77 m before the beginning of the reservoir drainage at 6 am on July 20. The last recorded elevation (374.95 m) was reached on July 21 at 8 am. By that time, 26 million m³ was already drained from the reservoir. The speed at which the reservoir reached its final elevation of 368 m is not known (Capart, H. et al., 2007).

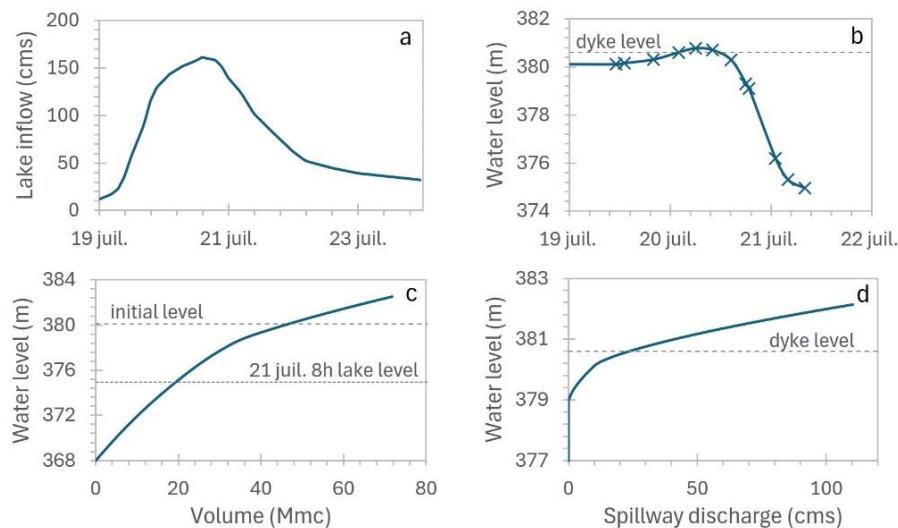


Figure A.3 Hydrologic data of the 1996 dyke failure on Ha! Ha! lake, adapted from Capart, H. et al. (2007) : a) Lake inflow from the 210 mm rainfall of July 19 to July 20. The inflow was estimated by CSTGB (1997b) using the CEQUEAU hydrological model. b) Reservoir water level reconstructed by CSTGB (1997b). c) Reservoir storage curve adapted from CSTGB (1997b) by Capart, H. et al. (2007) to include the volume of Little Lake Ha! Ha! d) Spillway discharge curve for the July 19 configuration of the 4 stoplogs (CSTGB, 1997b).

A.3.3 Validation case

A fictional dam failure is used to test the ability of the described methodology to estimate breach parameters and to analyze the impact of observation uncertainties on the results obtained. Table A.2 presents the breach parameters chosen for this test. The conceptual dam failure model is run using these parameters and Lake Ha! Ha! inputs. The computed water levels of the reservoir at 12 times during the breaching process are extracted from the model and used as observation for parameter estimation. The same number of observations is used for this fictional breach and for the Cut-Away dyke failure to test the performance of the methodology to estimate breach parameters when using limited data.

Table A.2 Parameters of the fictional breach

Parameter	
H	5.23 m
W	45.36 m
z	1.12
Ti	3.5 h
Tf	4.25 h

To analyze the impact of observation uncertainties on the optimization performance, 3 scenarios are compared: Unc-0, Unc-5 and Unc-10. The scenario Unc-0 directly utilizes the observations retrieved from the model. The scenarios Unc-5 and Unc-10 respectively add a random error of [-5 to 5] cm and [-10 to 10] cm to the observed water levels. Figure A.4 shows the random water level error of each observation for both scenarios.

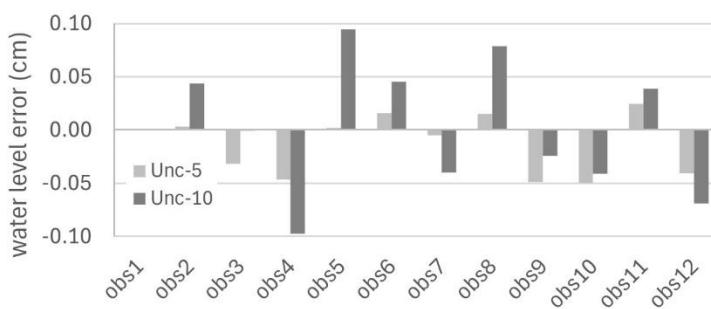


Figure A.4 Random water level error added to the observations for the scenarios Unc-5 and Unc-10

A.4 Results and discussion

The parameter estimation process presented in this paper was applied to the Lake Ha! Ha! reservoir using water levels of a fictive dam breach and of the 1996 Cut-Away dyke failure as observations

and the outflow hydrograph as validation. This section presents the results obtained from the validation and the Cut-Away case study.

A.4.1 Validation

Three scenarios were analyzed for the fictive dam failure to show the impact of different observation uncertainties on the results. Table A.3 presents the sum of squared root residual obtained after the optimization process and the peak outflow calculated with the optimized parameters. As expected, the water level residual and the peak outflow error grows with measurement noise.

Table A.3 Impact of measurement noise on the optimization objective function and on peak outflow estimation

Scenario	SSR	Peak outflow (m ³ /s)	Peak outflow error
Unc-0	1.6E-09	912	0.005%
Unc-5	8.8E-03	962	5.5%
Unc-10	3.4E-02	1059	16.1%

Figure A.5 shows the optimized parameters for each scenario and their 95% confidence intervals. The results show a good fit between the observed and optimized parameters for the scenarios Unc-0 and Unc-5. For the two scenarios considering measurement noise, the identifiability of the side slope and the initiation time is close to 0, which means that these two parameters cannot be properly estimated with the current dataset. This result was expected for the side slope since the reservoir drawdown follows closely the erosion of the breach bottom for the analyzed case study. Therefore, the water level above the breach bottom is small and the side slope has little impact on the outflow. For parameters with identifiability above 0.9, the estimated confidence interval always covers the observed value which demonstrates its reliability. Even with an uncertainty of 10 cm on the observations, the height of the breach can be predicted with an error of only 5.7%. However, the error on the other parameters is much higher, which suggests that the breach height is the parameter that affects the most the outflow for the Lake Ha! Ha! reservoir.

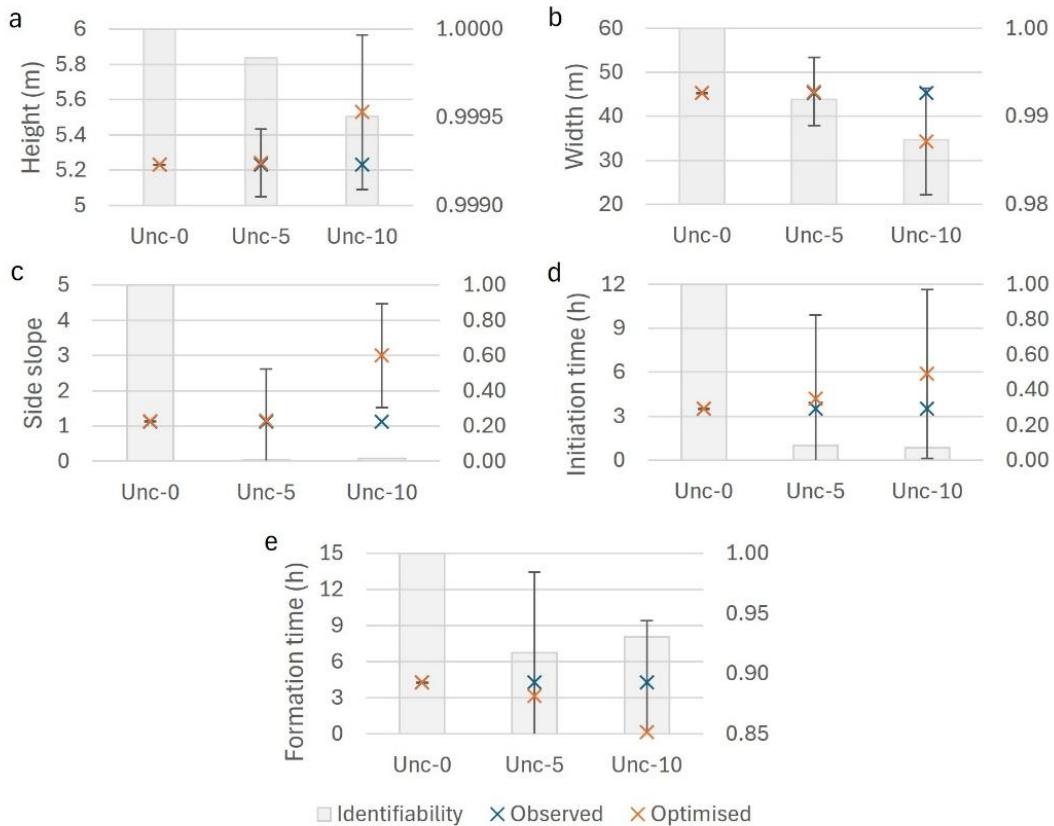


Figure A.5 Impact of measurement noise on the parameter estimation capacity

A.4.2 Cut-Away dyke failure

Before analyzing the optimized breach parameters of the Cut-Away dyke, it is important to highlight the failure of the current standards and parameter prediction methods to give an acceptable estimate of the breach outflow hydrograph. The standardized breach parameters used in this study are summarized in Table A.4.

Table A.4 Summary of dam breach geometry standard (adapted from Brunner (2014) and Marche (2008))

Standard	H	W	Z	Ti	Tf
HQ 60-00-00	H_d	4H	1	0	0.5
USACE 2007	H_d	(0.5 à 5)H	0-1	0	0.1-4
FERC	H_d	(1 à 5)H	0-1	0	0.1-1
NWS	H_d	(2 à 5)H	0-1	0	0.1-1
Worst probable scenario (WPS)¹	H_d	11.52H	12.56	0	0.17

¹Worst probable breach geometry from Bernard-Garcia and Mahdi (2023) according to an historical dam breach database

The worst probable scenario (WPS) is inspired by Bernard-Garcia and Mahdi (2023) and corresponds to the smallest formation time, and the largest width and side slope observed in an embankment overtopping failure database. For all standards, Bernard-Garcia and Mahdi (2023) probabilistic method and multiple empirical methods, the height of the breach is considered to be equal to the height of the dam (H_d). However, for the Cut-Away dyke, the height of the breach (16 m) was over 5 times the maximum height of the dyke (3 m), which explains the inability of these methods to properly estimate the outflow hydrograph, as shown in Figure A.6. The worst combination of parameters is chosen for the estimation of the outflow hydrograph using USACE ($W=5H$, $z=1$, $T_f=0.1$). FERC and NWS standards are not used, as they give the same worst combination as USACE. The breach peak outflow is underestimated by 87%, 85% and 45% respectively by HQ 60-00-00, USACE 2007 and the worst probable scenario (WPS).

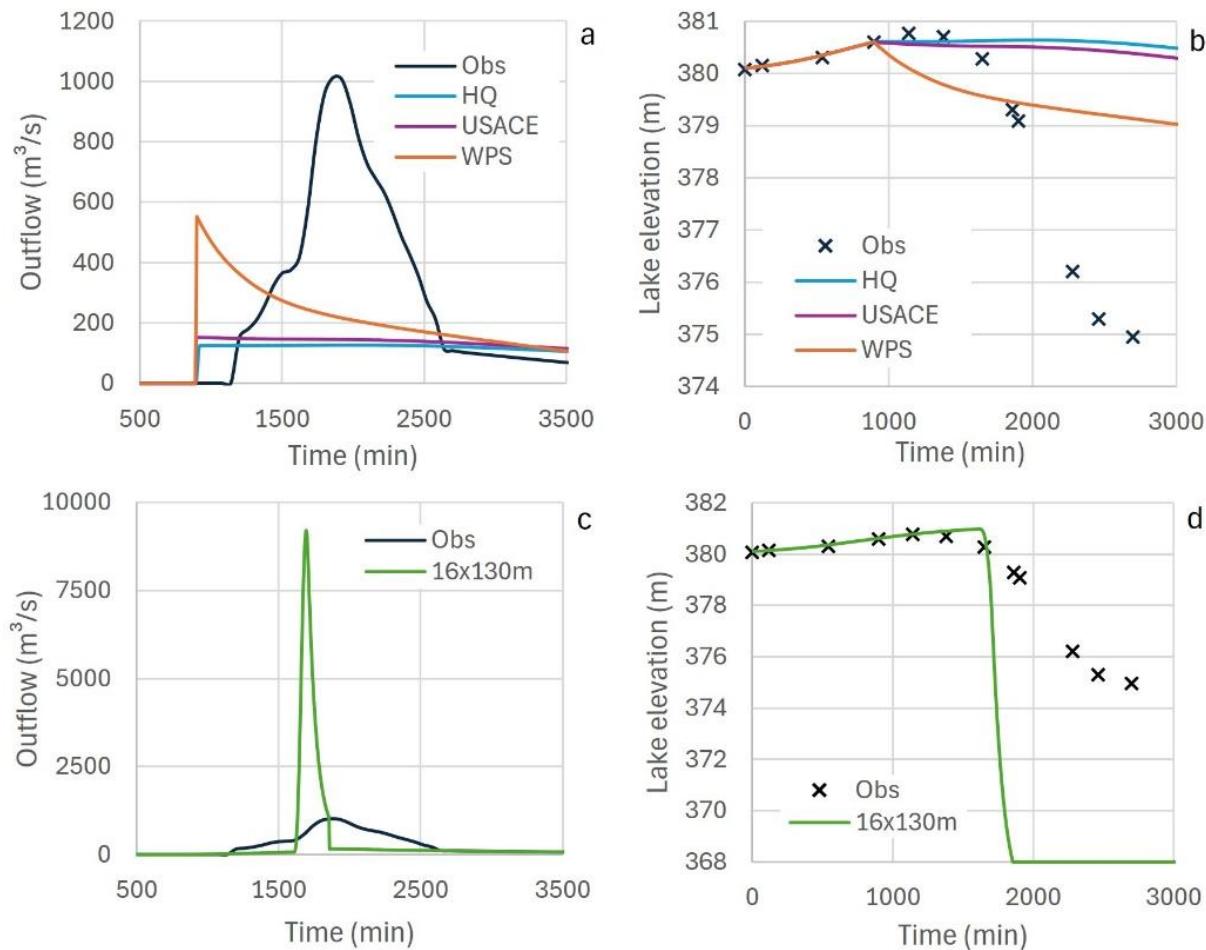


Figure A.6 Outflow hydrograph and lake drainage comparison of the standardized and observed dam failure

Even though only the first part of the reservoir drawdown could be restituted by CSTGB (1997b) (eventually the reservoir water level fell to 368 m), Figure A.6a shows that it is sufficient to estimate the breach hydrograph as the outflow had already greatly decreased during this first part.

Figure A.6c and Figure A.6d show the outflow hydrograph and the lake drawdown obtained by using the breach dimensions observed on the site ($H=16\text{m}$, $W=130\text{m}$) and the formation time of 1.67 h estimated by Marche (2008). The results show that these parameters cannot reproduce the observed hydrograph, suggesting that parameters in dam failure databases should be handled with care when no validation of their ability to properly estimate the breach outflow or reservoir drawdown has been conducted.

The breach parameters estimated with the methodology proposed in section 2 are presented in Table A.5. The optimized parameters are far from the standardized and WPS breach parameters presented in Table A.4 which suggests that neither the standards nor probabilistic methods based on historical failures could accurately predict the breach geometry.

The results show that the height, the initiation time and the formation time estimated are reliable since their identifiability is close to 1, and their confidence interval is relatively small. The identifiability of the side slope and width is close to 0, which does not mean that the results are wrong (see scenario Unc-5 in Figure A.5c,d), but means that the observations are insufficient to estimate with confidence these two parameters. As previously mentioned, this result was expected for the side slope because the reservoir level falls rapidly with the erosion of the bottom breach. The formation time is over 20 hours which explains why a disproportionate peak outflow was estimated when using a formation time of 1.67 hours and is consistent with the description of the breach progression by CSTGB (1997b), according to whom, the evolution was progressive and slowed by the presence of trees and shrubs in the dyke body.

Table A.5 Optimized breach parameters

Parameter	Optimized	95% confidence interval		Identifiability
		lower limit	upper limit	
Height (m)	6.9	6.2	7.5	0.99
Width (m)	85.2	24.2	146.3	0.04
Side slope	0.01	0.0	1.5	0.002
Initiation time (h)	2.7	1.9	3.6	0.99
Formation time (h)	23.4	18.6	28.2	0.98

The height is the parameter with the smallest relative confidence interval, which suggests that for this case study, it is the parameter that has the largest impact on the breach outflow. It is interesting to highlight the fact that with a height of 6.9 m, the bottom of the breach elevation (373.7 m) is close to the bottom elevation of the Lake Ha! Ha! concrete dam (372.86 m). The optimized and observed outflow hydrographs and lake drainage are compared in Figure A.7.

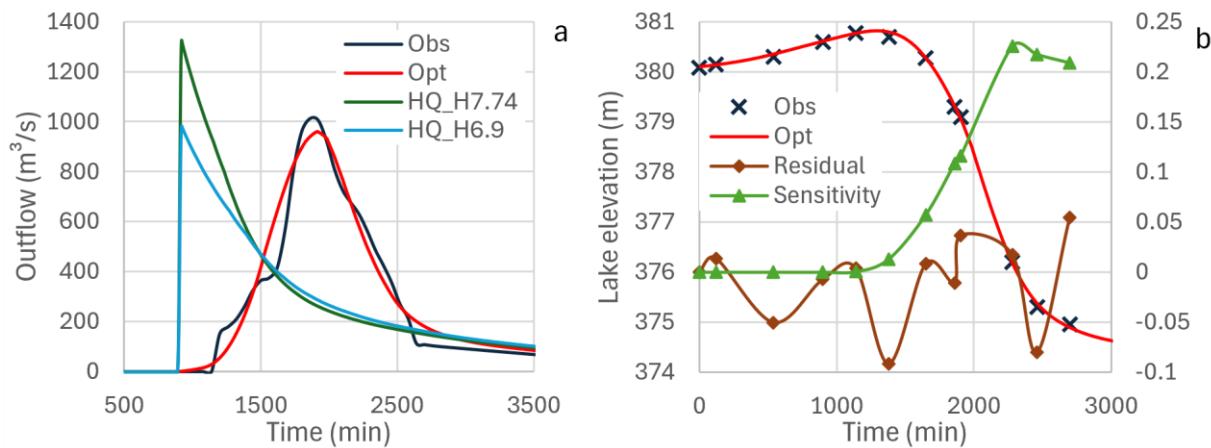


Figure A.7 Outflow hydrograph and lake drainage of dam failure with optimized breach parameters

The optimized height and width are smaller than the values observed on the site (16x130m), which was expected since only the first part of the reservoir drawdown was reconstructed from CSTGB (1997b) and used for the optimization. The level of the lake went from 380.6 m to 374.95 m in over 24 hours in the initial part of the breach. It is therefore expected that the drawdown to 368 m (and the complete erosion of the foundation) must have taken multiple days. However, Figure A.7 shows that the discharge was already much reduced after 24 hours compared to its peak value. The first part of the drawdown is therefore sufficient to estimate the breach parameters that can correctly simulate the breach hydrograph.

The SRR obtained from this optimization is 2.24E-02 which is in the same order of magnitude as the SRR obtained from the fictive breach scenario considering an uncertainty of 10 cm on the observations. Moreover, the largest residual between the observed and calculated water levels is 9 cm (see Figure A.7b), which suggests that the measurement noise is around 10 cm. Figure A.7b shows that the observation sensitivity is increasing throughout the breaching process. Therefore, even though 12 observations were used, only 7 had a significant impact on the optimization process, which might explain why the side slope and width could not be estimated with high confidence.

The curves HQ_H6.9 and HQ_H7.74 on Figure A.7a correspond to the hydrographs obtained by using the HQ 60-00-00 standard with a breach height of 6.9 m (optimized height) and of 7.74 m (the height for which the bottom of the breach corresponds to the bottom of the concrete dam). These scenarios were analyzed to see if the use of the standard with a better estimation of the erosion depth could give a good estimation of the peak discharge, as it was concluded that in this case study, the height of the breach was the parameter having the largest impact on the breach outflow. Table A.6 provides the error on the peak outflow of each curve.

Table A.6 Peak outflow error of the analyzed breach scenarios

Scenario	Peak outflow (m ³ /s)	Error
Obs	1010	-
Opt	961	5%
HQ-H6.9	983	3%
HQ-H7.74	1324	31%

Even though the hydrographs obtained with the adapted HQ standard do not have the same shape as the observed one, they seem to give a good estimate of the peak outflow. It is important to note that the observed peak outflow was estimated by CSTGB (1997b) using the reconstructed reservoir drawdown and was corrected by Capart, H., et al. (2007) to consider the contribution of Little Lake Ha! Ha!. However, Brooks and Lawrence (1999) proposed other methods to estimate the peak outflow and concluded that it was in the range 910-1380 m³/s, which covers all the values from Table A.6.

A.5 Conclusion

In this paper, a new methodology to estimate the breach parameters of historical dam failure was proposed. This methodology was tested on a fictive breach to see the impact of measurement noise on the reliability of the estimated parameters. It was concluded that measurement noise highly increases the error on parameter estimation, but that post-optimization metrics such as the identifiability and the 95% confidence interval can be a good indicator of the results' reliability.

The methodology was then used to estimate the Cut-Away dyke breach parameters, since it was shown that the standardized breach parameter could not correctly simulate the breach outflow hydrograph, which resulted in an important underestimation of the peak discharge. Only the height, the initiation time and the formation time could be estimated with good reliability because of the

lack of observations. To minimize this problem, other types of observations could be added like the downstream water levels which would require the integration of a hydraulic model to the optimization scheme. The parameters obtained showed that neither the standard nor the probabilistic methods based on historical failures could accurately predict the breach geometry, highlighting the need for other predictive methods such as physical models in dam safety studies.

The optimized bottom elevation of the breach was close to the bottom of the highest dam around the reservoir. It was shown that using the height of the reservoir (7.74 m) instead of the height of the dyke with the HQ 60-00-00 standard gave a better estimation of the peak discharge. Further studies could support this idea, but for embankment dams with an erodible foundation, it might be a good practice to incorporate in the dam safety study a scenario where the breach height corresponds to the height of the reservoir.

Acknowledgement

This research was funded, in part, by a National Science and Engineering Research Council (NSERC) Discovery Grant for the co-author Tew-Fik Mahdi, application No: RGPIN-2021-03272. The authors would also like to acknowledge the National Science and Engineering Research Council (NSERC), Fonds de Recherche du Québec - Nature et Technologie (FRQNT) and Hydro-Québec for their financial support in C. Morin graduate studies.

References

- Bernard-Garcia, M., & Mahdi, T.-F. (2023, October 23). Probabilistic standardized dam failure hydrographs. Canadian Dam Association - Annual Conference.
- Blasone, R.-S., Madsen, H., & Rosbjerg, D. (2007). Parameter estimation in distributed hydrological modelling: Comparison of global and local optimisation techniques. *Hydrology Research*, 38(4–5), 451–476. <https://doi.org/10.2166/nh.2007.024>
- Brooks, G. R., & Lawrence, D. E. (1999). The drainage of the Lake Ha!Ha! Reservoir and downstream geomorphic impacts along Ha!Ha! River, Saguenay area, Quebec, Canada. *Geomorphology*, 28(1), 141–167. [https://doi.org/10.1016/S0169-555X\(98\)00109-3](https://doi.org/10.1016/S0169-555X(98)00109-3)
- Brunner, G. (2014). Using HEC-RAS for Dam Break Studies (Training Document TD-39). U.S. Army Corps of Engineering, Hydrologic Engineering Center.
- Capart, H., Spinewine, B., Young, D.L., Zech, Y., Brooks, G.R., Leclerd, M., & Secretan, Y. (2007). The 1996 Lake Ha! Ha! Breakout flood, Québec: Test data for geomorphic flood routing methods. *Journal of Hydraulic Research*, 45(sup1), 97–109. <https://doi.org/10.1080/00221686.2007.9521836>
- CSTGB. (1997). Rapport, Commission scientifique et technique sur la gestion des barrages.

- Deslauriers, S., & Mahdi, T.-F. (2018). Flood modelling improvement using automatic calibration of two dimensional river software SRH-2D. *Natural Hazards*, 91(2), 697–715. <https://doi.org/10.1007/s11069-017-3150-6>
- Doherty, J. (2011). PEST Surface Water Utilities. Watermark Numerical Computing and University of Idaho.
- Doherty, J. (2018a). PEST Model-Independent Parameter Estimation User Manual Part I: PEST, SENSA and Global Optimisers (7th ed.). Watermark Numerical Computing.
- Doherty, J. (2018b). PEST Model-Independent Parameter Estimation User Manual Part II: PEST Utility Support Software (7th ed.). Watermark Numerical Computing.
- Froehlich, D. C. (2008). Embankment Dam Breach Parameters and Their Uncertainties. *Journal of Hydraulic Engineering*, 134(12), 1708–1721. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9429\(2008\)134:12\(1708\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9429(2008)134:12(1708))
- Janga Reddy, M., & Nagesh Kumar, D. (2020). Evolutionary algorithms, swarm intelligence methods, and their applications in water resources engineering: A state-of-the-art review. *H2Open Journal*, 3(1), 135–188. <https://doi.org/10.2166/h2oj.2020.128>
- Marche, C. (2008). Barrages: Crues de rupture et protection civile (2nd ed.). Presses internationales Polytechnique.
- McKibbon, J., & Mahdi, T.-F. (2010). Automatic calibration tool for river models based on the MHYSER software. *Natural Hazards*, 54(3), 879–899. <https://doi.org/10.1007/s11069-010-9512-y>
- Perin, R., Trigatti, Matteo, Nicolini, Matteo, Campolo, Marina, & Goi, Daniele. (2020). Automated calibration of the EPA-SWMM model for a small suburban catchment using PEST: a case study. *Environmental Monitoring and Assessment*, 192(374). <https://doi.org/10.1007/s10661-020-08338-7>
- Shoarinezhad, V., Wiprecht, S., & Haun, S. (2020). Comparison of Local and Global Optimization Methods for Calibration of a 3D Morphodynamic Model of a Curved Channel. *Water*, 12(5), 1333. <https://doi.org/10.3390/w12051333>
- Vidmar, A., Brilly, M., Sapač, K., & Kryžanowski, A. (2020). Efficient Calibration of a Conceptual Hydrological Model Based on the Enhanced Gauss–Levenberg–Marquardt Procedure. *Applied Sciences*, 10(11), 3841. <https://doi.org/10.3390/app10113841>

ANNEXE B ARTICLE 2 : AUTOMATIC CALIBRATION TOOL FOR SRH-1D HYDRAULIC AND SEDIMENT TRANSPORT MODELS

Camille Morin¹ and Tew-Fik Mahdi^{2[0000-0003-2480-0523]}

Department of Civil, Geological and Mining Engineering, Polytechnique Montréal, Canada.

¹ camille.morin@polymtl.ca

² tewfik.mahdi@polymtl.ca

« Morin, C. et Mahdi, T. (2025). *Automatic calibration tool for SRH-1D hydraulic and sediment transport models*. CSCE Annual Conference, Winnipeg, Manitoba. » Soumis le 11/03/2025.

Contribution : Revue de littérature, acquisition de données, conception, modélisation, analyse, rédaction

Abstract. Numerical modeling of rivers is an essential tool to map flood plains, to quantify the geomorphological, economic and human consequences of a dam failure, or to study the impact of hydraulic structures on sedimentation and bed erosion. As the need for accuracy arises due to the growing complexity of projects, engineers are facing two problems: 1. the fastidious calibration of hydrosedimentary models and 2. the false sense of accuracy conveyed by deterministic modeling. Automatic calibration and uncertainty estimation methods are widely used as a solution to these problems in hydrology. However, they are mostly in the study stage in the field of river modeling where manual trial-and-error calibration and sensitivity analysis are still prevailing in practice. In response to this problematic, OptiSRH-1D, an automated calibration tool including an uncertainty analysis module with a user-friendly GUI, has been developed for 1D river models. This tool links the optimization software PEST and the hydrosedimentary model SRH-1D. It includes six different optimization algorithms that can be used to determine the model parameters that minimize the difference between the values calculated by SRH-1D and the observed values. The tool is adapted to the calibration of continuous parameters (Manning's coefficient, critical shear stress, hiding factor, etc.) and/or discrete parameters such as the choice of the sediment transport equation. The uncertainty analysis module has been developed based on the probabilistic modeling approach. It can provide a likely range of predictions to represent the impact of the uncertainty associated with the model parameters and the steady-state or unsteady-state flow. In this study, the developed tool is tested on an artificial river model to compare the performance in term of efficiency and accuracy of the different optimization algorithms in retrieving the model parameters. The results show that for the studied model, the efficiency of local optimization algorithms is not detrimental to their accuracy.

Keywords: river modeling, calibration, optimization, sediment transport

B.1 Introduction

Numerical hydraulic and sediment transport models are essential to engineers for their ability to predict river behavior over time. These models are used in a large variety of contexts such as dam safety studies, flood plain mapping and environmental sedimentation and erosion studies. Engineers strongly rely on the predictive reliability of those models. However, they contain multiple sources of uncertainties associated with model structure, calibration parameters, inputs (section geometry, boundary conditions, etc.) and calibration and validation data (Teng et al., 2017). In the context of changing climate, the importance of these models will grow, as will their uncertainty and the engineers need for reliable predictions. Calibration is an important step in getting a reliable model (Huot et al., 2019). However, calibration of sediment transport models is fastidious because these models are highly parametrized (McKibbon & Mahdi, 2010).

Automatic model calibration is useful for highly parametrized and non-linear models. It is based on the principle of blackbox optimization which consists in finding a solution that minimizes or maximizes a function that is not analytically known (Huot et al., 2019). Optimization algorithms can be used to obtain the set of model parameters that minimizes the error between observed and simulated values. The model-independent Parameter ESTimation software PEST is known for its ability to calibrate multiple types of environmental models and to analyze the post-calibration uncertainty (Doherty, 2018). Since its release in 1994, it has been used in a large variety of fields such as groundwater flow (Blin & Suárez, 2023; Sofokleous et al., 2023), agricultural modeling (Bhattarai et al., 2022; Fang et al., 2019), hydrology (Blasone et al., 2007; Diaz-Ramirez et al., 2012; García-Alén et al., 2024; Vidmar et al., 2020), 1D, 2D and 3D river and sediment transport modeling (Deslauriers & Mahdi, 2018; McKibbon & Mahdi, 2010; Shoarinezhad et al., 2024) and urban drainage (Perin et al., 2020).

Mathematical optimization leads to a unique optimal set of parameters. However, multiple parameter sets may lead to similar model performance for the calibration dataset which is commonly known as the equifinality concept (Beven, 2006). Even if these sets give similar calibration results, their predictions may differ. This problematic highlights the need to estimate prediction uncertainty.

In this study, OptiSRH-1D, a new automatic calibration and uncertainty analysis software adapted to 1D hydraulic and sediment transport models, is presented. OptiSRH-1D links the functionalities

of the model-independent Parameter ESTimation software PEST version 17 with the one-dimensional hydraulic and sediment transport computer model SRH-1D version 4.0.1 via a graphical user interface. SRH-1D is a one-dimensional hydraulic and sediment transport computer model developed by the U.S. Bureau of Reclamation. Its simulation capabilities include steady and unsteady flow, cohesive and noncohesive sediment transport and multiple internal control structures such as bridges, dams, gates and weirs (Greimann & Huang, 2018).

OptiSRH-1D includes six different local, global and parallelized optimization algorithms as well as an uncertainty analysis tool adapted from the GLUE methodology (Beven & Binley, 2014) using the LHS sampling method. In this study, OptiSRH-1D is tested on an artificial river model with and without sediment transport to validate its ability to retrieve the optimal model parameters.

B.2 OptiSRH-1D software

The OptiSRH-1D software, developed with Python version 3.10, includes a wide range of tools to calibrate and analyze the uncertainty of hydrosedimentary models built with the SRH-1D software. The graphical user interface of OptiSRH-1D is divided in 7 tabs, which are presented in Figure B.1. Each tab is associated with a distinct function either in the calibration or the uncertainty analysis process.

The first tab is used to create the project folder, used as the working folder for performing calculations and saving results. Links to files and executables essential for subsequent analyses are all entered in this tab. Tabs 2, 3 and 4 are used to enter the data required for the calibration, including calibration parameters, observations and algorithm control parameters. This information is used to generate the 3 input files required by PEST to launch the optimization: a template file to locate the calibration parameters in the model input file, an instruction file to locate the observation in the model output file and a control file to give instruction on the calibration process such as stopping criterions. Once the PEST files have been created, an optimization algorithm can be selected, and the optimization process can be launch in tab 5. An automatic uncertainty analysis is implemented in tab 6. This methodology can provide a confidence range on the predictions based on different sources of uncertainty such as the calibration parameters, the steady-state inflow and the unsteady-state hydrograph.

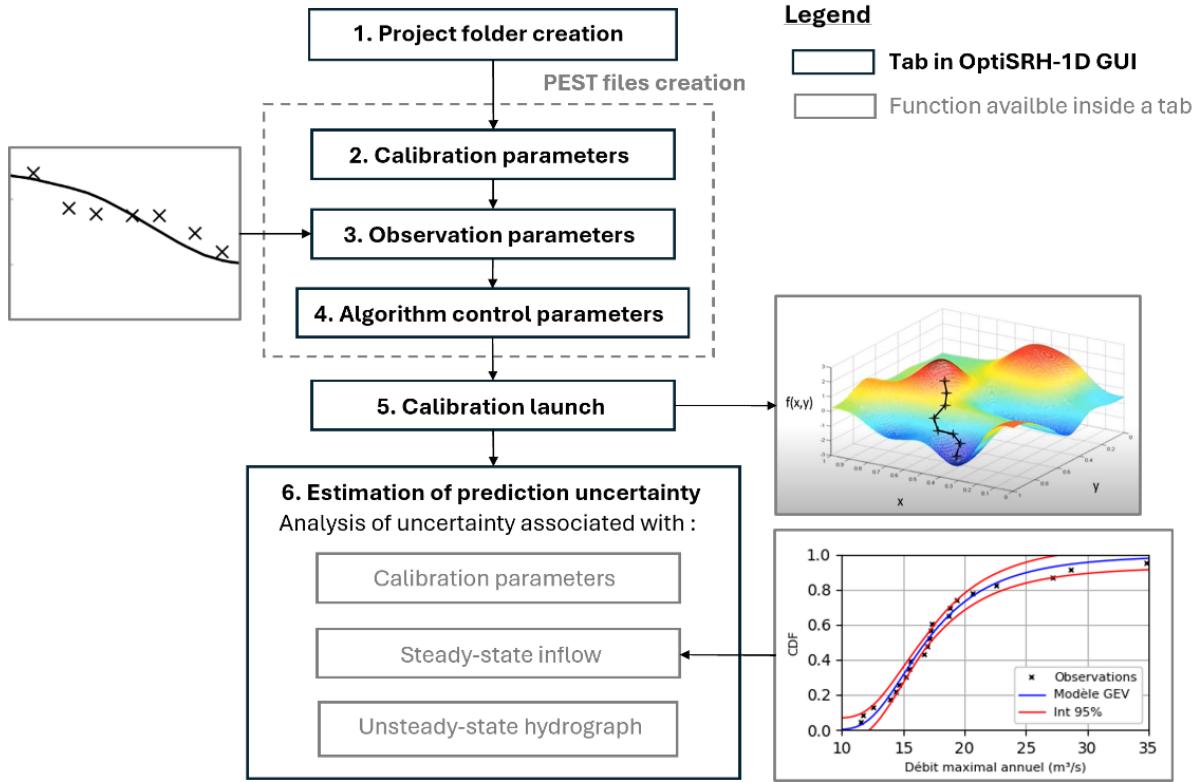


Figure B.1 Overview of the OptiSRH-1D software

B.2.1 Calibration procedure

The calibration process is schematized in Figure B.2. At the beginning of the process, the hydrosedimentary model is run with an initial parameter set. The observations are compared with the model outputs using an objective function, which in PEST corresponds to the sum of the squared residuals. If none of the algorithm's stopping criterions are met, PEST adjusts the calibration parameters and proceeds to another iteration. Otherwise, the algorithm is terminated, and the calibration parameters of the last iteration are considered the optimal parameters.

Optimization algorithms can only be used to calibrate continuous parameters. A methodology is implanted in OptiSRH-1D to include the calibration of discrete parameters such as the choice of the sediment transport equation. Discrete parameters are included in the calibration by launching the optimization process for the continuous parameters for each possible combination of the discrete parameters. The best combination of discrete parameters is the one for which the calibration of the continuous parameters leads to the lowest objective function.

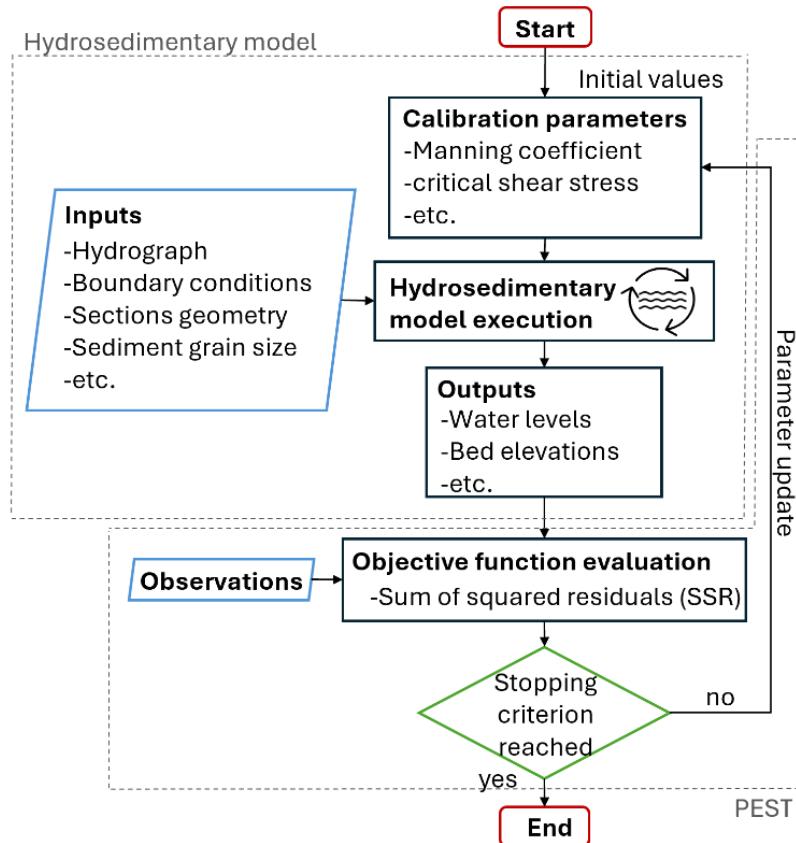


Figure B.2 Simplified diagram of the automatic calibration procedure

The way the calibration parameters are updated between each iteration depends on the chosen optimization algorithm. PEST includes multiple optimization algorithms that have been implemented in OptiSRH-1D. The gradient-based Gauss-Marquardt-Levenberg (GML) algorithm is the main algorithm in PEST (Doherty, 2018). It is a deterministic local search algorithm. Compared to stochastic global algorithms, this algorithm progresses around the neighbourhood of the initial parameter set and may be stuck in a local optimum if the model presents a high degree of nonlinearity (Lin et al., 2017). However, this algorithm requires fewer model runs in its search for the optimum than global methods, which can be very useful for computationally expensive models (Shoarinezad et al., 2020). The GML_HP algorithm is a parallelized version of the GML algorithm. It accelerates the optimization process by running multiple model runs simultaneously on different processors. As the result of local optimization methods is influenced by the choice of initial value, the PEST Driver_Multiple Search (PD_MS2) algorithm incorporates a stochastic sampling process to select the initial values with the best potential before applying the GML algorithm with the best sets of initial values (Doherty, 2011). However, all three methods require

the computation of derivatives of the model results, which limits their effectiveness when the model is highly nonlinear or the objective function surface has local minimums (Doherty, 2018). The Covariance Matrix Adaptation Evolution Strategy (CMAES) and Shuffled Complex Evolution – University of Arizona (SCEUA) global optimization algorithms solve this problem, since they do not require the calculation of derivatives. A parallelized version of the CMAES algorithm is also available.

B.2.2 Uncertainty analysis procedure

The uncertainty analysis methodology implanted in OptiSRH-1D is schematized in Figure B.3. Probabilistic outputs can be generated to represent three different sources of uncertainty: the calibration parameters, the steady-state inflow or the unsteady-state hydrograph. The first two sources can be analyzed together, unlike the inflow hydrograph, whose uncertainty can only be analyzed separately.

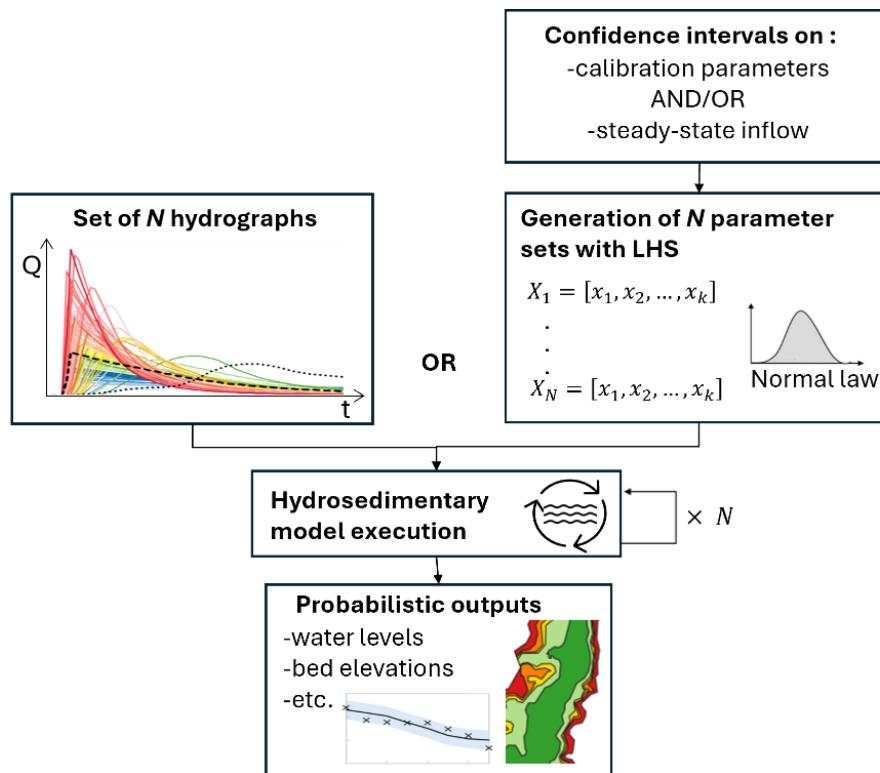


Figure B.3 Uncertainty analysis procedure

To analyse the impact on the predictions of the hydrograph uncertainty, a set of probabilistic hydrographs needs to be generated externally. This set of hydrographs is input in the OptiSRH-1D software, which runs the model with every hydrograph and saves the predictions. It is complicated

to integrate a universal way to generate a set of hydrographs because 1. the parameters influencing the hydrograph's shape can differ depending on the source of the flood (dam breach, gate operation, rainfall, etc.) and 2. generating the hydrograph falls within the domain of hydrology. Methods to generate a set of probabilistic hydrographs are available in the literature. For example, Annis and al. (2020) present a methodology to generate probabilistic hydrographs for design rainfalls and Bernard-Garcia and Mahdi (2023) propose a methodology to generate probabilistic hydrographs for overtopping embankment dam failure.

The methodology implemented in OptiSRH-1D to analyze the uncertainty associated with calibration parameters and/or steady-state inflow is based on the generation of parameter sets with the Latin Hypercube Sampling (LHS) method. This sampling method provides better coverage of the supplied intervals than the conventional Monte Carlo method. A smaller sample size can therefore be used, without affecting the distribution of predictions (Bessar et al., 2020). To restrict the sampling, confidence intervals need to be supplied. For calibration parameters, the sampling range can be a user supplied interval, or the 95% confidence interval of the optimized parameters obtained at the end of the calibration. This confidence interval is calculated by PEST based on a linearity assumption in the neighborhood of the solution. Therefore, the reliability of the confidence interval highly depends on the validity of the linearity hypothesis. For the steady-state inflow, the limits can be obtained by an analysis of the uncertainty associated with the hydrological model, which must be carried out outside OptiSRH-1D. After the generation of multiple parameter sets with LHS, the hydrosedimentary model is run with each set and the results are saved to obtain probabilistic outputs.

B.3 Validation

The calibration and uncertainty analysis automatic methods implanted in OptiSRH-1D are tested on two validation cases: one non-erodible artificial trapezoidal channel and one erodible experimental rectangular channel.

B.3.1 Non-erodible artificial trapezoidal channel

A non-erodible artificial trapezoidal channel is modeled in SRH-1D under steady-state conditions. The results obtained by the software are then used as calibration observations. The main objective of this case study is to validate the ability of the developed tool to retrieve model parameters. The

sub-objectives are to assess the impact of the initial value on the result of the GML local optimization algorithm, to compare the efficiency of the various algorithms implemented in the OptiSRH-1D tool, to evaluate the impact that observation errors can have on the calibration results, and to represent the uncertainty associated with hydrological and hydraulic modeling.

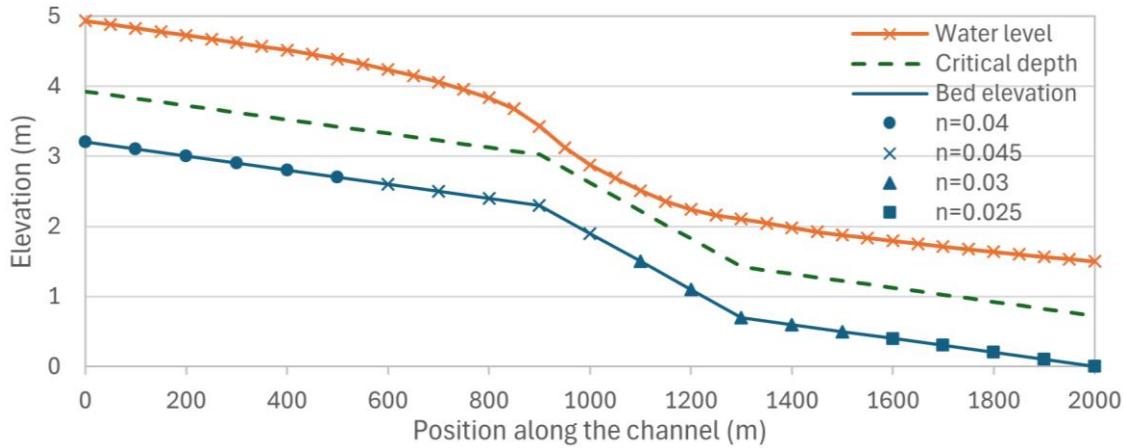


Figure B.4 Longitudinal profile of the artificial channel

Figure B.4 shows the longitudinal profile of the modeled channel. The model includes cross-sections every 100 m. The channel is split in four sections with different Manning's coefficient. The upstream boundary condition is a flow rate of 20 m³/s and the downstream boundary condition is a water depth of 1.5 m.

Impact of initial values

To assess the impact of initial values on the efficiency of the GML algorithm, Manning's coefficients are calibrated using three initial values. The range for the possible values of Manning's coefficient is [0.01, 0.08]. The initial values chosen for each of the three tests are n=0.01, n=0.035 and n=0.08. The results are shown in Table B.1.

Table B.1 Impact of the initial value on GML algorithm performance

Parameter	n _i =0.01	n _i =0.035	n _i =0.08
#Model run	291	291	267
Time (min)	4.2	4.2	4.0
Initial obj. function	16.4	1.0	23.0
Best obj. function	3.00E-10	2.00E-10	0
SSE(n)	6.52E-11	3.14E-11	3.16E-11

The number of simulations performed before the end of the optimization is roughly the same for all scenarios. The initial value mainly has an impact on the value of the initial objective function.

However, the results show that better performance at the beginning of the optimization process does not necessarily lead to better results. The last row of Table B.1 shows the sum of squared errors (SSE) on the calibrated Manning's coefficients. Despite the greater error observed for $n_i=0.01$, the SSE of all scenarios is very low. The greatest discrepancy observed between the calibrated Manning's coefficient and the actual value is 5.78×10^{-6} for $n_i=0.01$. The GML algorithm is therefore able to recover Manning's coefficients regardless of the initial value, although the results differ slightly. Figure B.5 shows the evolution of the objective function for each scenario.

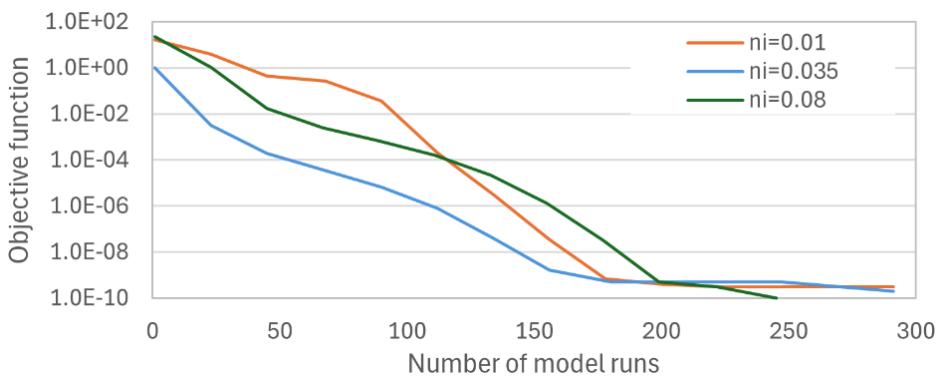


Figure B.5 Impact of the initial value on the objective function evolution

Unsurprisingly, the objective function converges more quickly to its minimum value when the initial value is closer to the desired value. Therefore, it remains important to select the initial value wisely, especially if the model takes a long time to run and the number of possible runs is limited.

Algorithm comparison

Calibration of Manning's coefficients is undertaken using each of the six algorithms implanted in OptiSRH-1D, with an initial value of $n_i=0.035$, to compare their respective performance. The two parallelized algorithms are run on 3 of the 4 cores of the computer used. The results obtained are summarized in Table B.2.

Table B.2 Performance comparison between the algorithms implanted in OptiSRH-1D

Parameter	GML	GML-HP	PDMS2	CMAES	CMAES-HP	SCEUA
#Model run	291	232	1710	7381	7186	10000
Time (min)	4.2	2.0	25.4	100.3	56.4	147.7
Obj. function	2.0E-10	1.0E-10	0	3.1E-09	3.1E-09	7.4E-06
SSE(n)	3.1E-11	3.9E-11	2.5E-11	6.7E-10	3.3E-10	2.0E-06

In terms of time and performance, the three GML-based algorithms outperform the global search algorithms. Parallelization algorithms cut computation time by around half. The computer used

has 4 cores, which is standard, but an even more significant reduction could be achieved with a computer with more processors.

While computation time remains reasonable for all algorithms, the model used takes less than a second to run. The simulation time is likely to increase considerably for an unsteady-state model with sediment transport, which could disproportionately increase the time needed to apply the CMAES and SCEUA algorithms. The results show that conditions are optimal for the application of the GML algorithm and that the use of a global method is not justified for this example. The PDMS2 method stands out for reaching the global optimum in a significantly shorter time than CMAES and SCEUA.

Figure B.6 shows the evolution of the objective function for each algorithm. The evolution of the objective function with PDMS2 is due to the way this algorithm works. The initial plateau represents the sampling phase, when several sets of initial parameters are tested. Each descent following the sampling phase represents the application of the GML algorithm to a new set of initial values. The results show that the performance gain of PDMS2 is not significant compared to the GML algorithm when considering the extended calibration time.

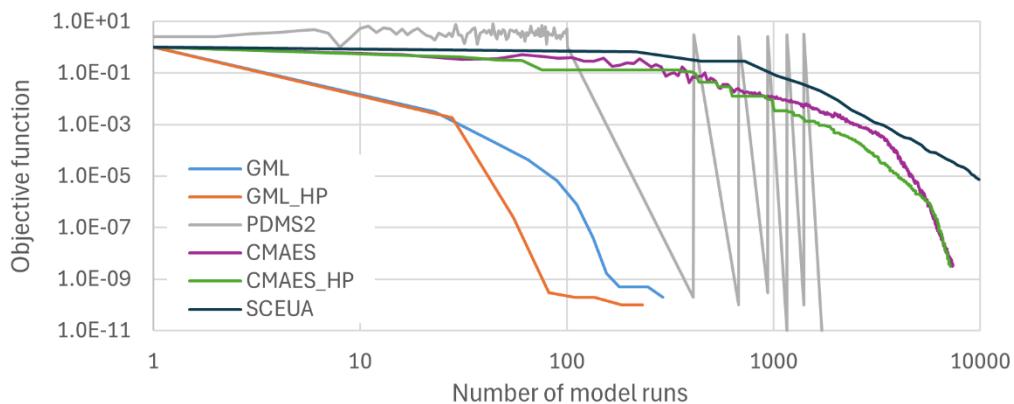


Figure B.6 Impact of the optimization algorithm on the objective function evolution

Calibration with observation errors

When calibrating real river models, the observations include errors that can affect parameter adjustment. To analyze the impact of these errors on optimization performance, errors are added to the observed water levels according to two scenarios: Err_5cm and Err_10cm. For each scenario, errors are selected randomly, according to a normal distribution between [-5 and 5] cm and [-10

and 10] cm for the Err_5cm and Err_10cm scenarios respectively. Figure B.7 shows the calibrated Manning's coefficient and their 95% confidence interval for each scenario.

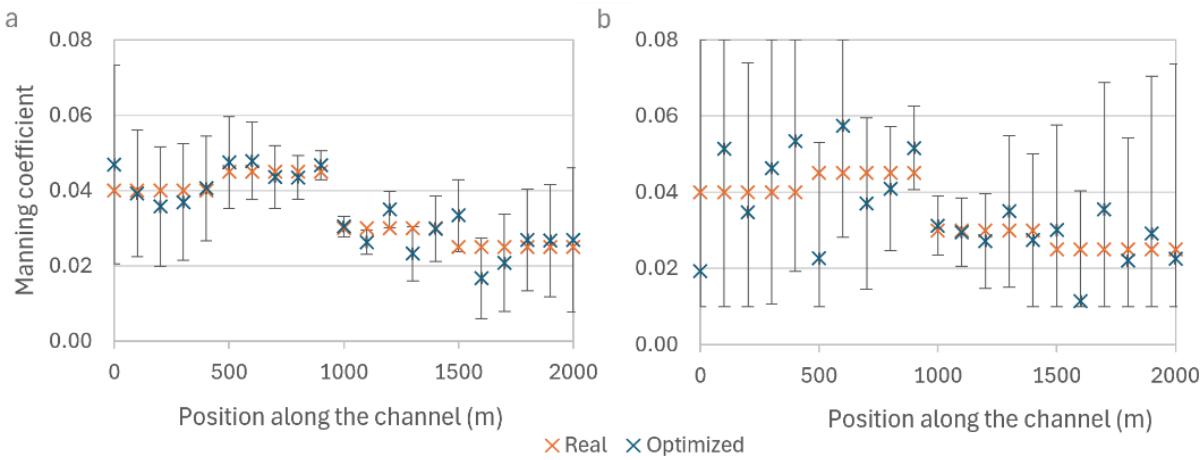


Figure B.7 CI 95% on the Manning coefficients for scenarios a) Err_5cm and b) Err_10cm

The differences between the calibrated and actual Manning's coefficients, as well as the confidence interval (CI), increase considerably as the observation errors increase. The large amplitude of the deviations and of the confidence intervals can be explained in part by the characteristics of the trapezoidal channel modelled. Indeed, the channel width is small (10 m) and the modeled discharge is low ($20 \text{ m}^3/\text{s}$), which makes water levels particularly sensitive to Manning's coefficient. During the calibration process, Manning's coefficients are therefore highly sensitive to errors on observed water levels. Another factor to explain the sensitivity of the calibration to observation errors is the choice to calibrate the Manning's coefficient for each cross-section. One solution to minimize the overfitting problem is to reduce the number of parameters by sectioning the river into reaches for which the same Manning's coefficient is assigned to the cross-sections (Rothé et al., 2018). In particular, this solution avoids convergence towards an unrealistic solution with rapid, oscillatory variations in Manning's coefficients (Rothé et al., 2018) as observed in Figure B.7 b.

With the 95% confidence intervals of the calibrated parameters presented in Figure B.7, it is possible to perform Latin Hypercube Sampling (LHS) to estimate the calibration uncertainty of the predictions. The sampling method is applied with 1000 iterations to the calibration flow of $20 \text{ m}^3/\text{s}$. The results are shown in Figure B.8.

According to the mean objective function evolution of the LHS method, the sampling appears to converge after as little as 100 iterations. The differences between the CI obtained for 100 and 1000

iterations are shown in green in Figure B.8. The LHS method provides a better distribution of randomly sampled parameters within the confidence interval than the classical Monte-Carlo method which explains its rapid convergence and the small difference between the two intervals. For the Err_5cm scenario, the two 95% intervals calculated include 98% of actual values and observations to which errors have been added. For the Err_10cm scenario, the intervals with 100 and 1000 iterations include 98% and 100% respectively, and both intervals include 95% of observations.

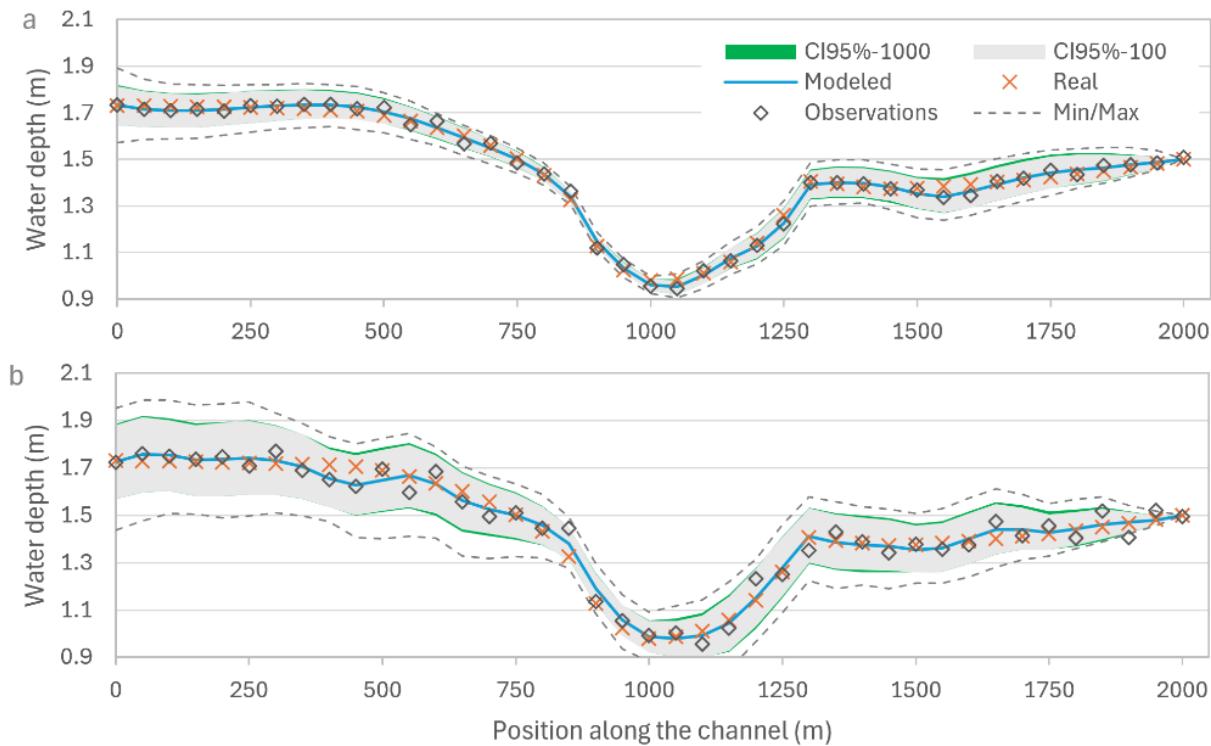


Figure B.8 Confidence interval (95%) on the modeled water level with the calibrated Manning's coefficients for scenario a) Err_5cm and b) Err_10cm

Combined steady-state inflow and calibration parameters uncertainty

Most of the time, hydraulic models are used to predict river behavior for flows different from the one used for calibration. To be able to estimate the uncertainty due to hydrological modeling, OptiSRH-1D must be provided with the flow rate used and its confidence interval. To test this feature of the software, a hydrological model must be used to estimate an inflow. A fictitious frequency analysis is therefore carried out using data from a real hydrometric station to estimate

the 20-year return period flow of the trapezoidal channel modeled. A 20-year return period flow of $29 \text{ m}^3/\text{s}$ is obtained from the statistical analysis and the 95% confidence interval is $[25, 33] \text{ m}^3/\text{s}$.

The LHS sampling method is applied to the Err_5cm scenario in three different ways to estimate the uncertainty of the predictions associated with a) hydraulic model calibration, b) hydrological modelling and c) hydraulic model calibration and hydrological modelling simultaneously. For scenario a), only Manning's coefficients are sampled in the 95% CI calculated by PEST following calibration. For scenario b), the flow is sampled in the $[25, 33] \text{ m}^3/\text{s}$ interval obtained by the statistical analysis. Finally, Manning's coefficients and flow are sampled simultaneously. The Figure B.9 illustrates the results of the three scenarios.

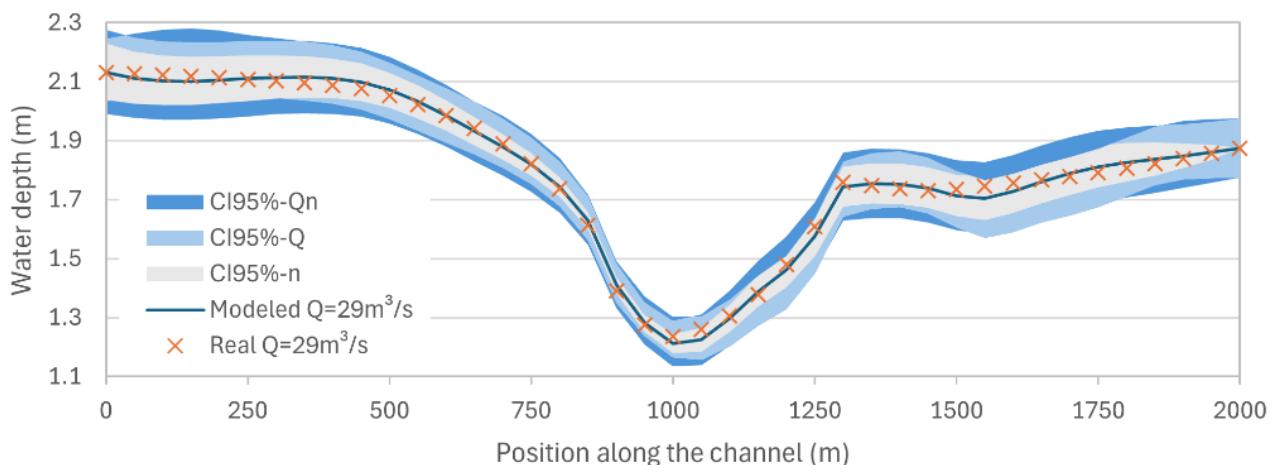


Figure B.9 Confidence interval (95%) on the water depth for the 20-year return period flow

The CI associated solely to the calibration of the Manning's coefficient includes 100% of the values expected for a flow of $29 \text{ m}^3/\text{s}$, demonstrating the effectiveness of the methodology in predicting a reliable CI. The interval in light blue is slightly wider than that in grey, showing that for this example, the uncertainty of water levels associated with the flow estimate is greater than the uncertainty associated with the hydraulic model. The combined interval does not correspond to the summation of both intervals, which highlights the importance of estimating hydraulic and hydrology uncertainty jointly.

Erodible experimental channel

The GML algorithm ability to retrieve calibration parameters is tested on a sediment transport model. The model is taken from SRH-1D user manual and represents the Seal and al. (1997) experiment channel. A flow of $0.0448 \text{ m}^3/\text{s}$ is injected into a rectangular channel 45 m long, 0.3 m

wide and 1.2 m deep. A mixture of sand and gravel ranging in size from 0.125 mm to 64 mm is injected in the channel to observe sedimentation.

Random fictive values are selected for each of the eight sediment transport calibration parameters selected. The chosen values are presented in Table B.3. The model is run with these values and the results are used as observations with the GML algorithm. The observations used are water depths, bed elevations, d16, d50 and d84 along the channel at different time step. Table B.3 presents the optimized parameters and their 95% CI.

Table B.3 Calibrated parameters and 95% confidence interval with the GML algorithm

Parameters	Chosen value	Initial value	Optimized value	95% CI	
				Lower limit	Upper limit
Transport equation	Parker	-	Parker	-	-
Manning's coefficient, n	0.035	0.022	0.036	0.035	0.036
Critical shear stress, θ_{cr}	0.045	0.03	0.049	0.047	0.051
Hiding factor, α	0.70	0.5	0.69	0.67	0.71
Active layer thickness, nalt	0.20	0.05	0.23	0.22	0.25
Deposition recovery factor, α_d	0.25	0.5	0.25	0.19	0.30
Erosion recovery factor, α_s	0.80	1	0.99	0.05	1.00
Adaptation length, L_b	5.0	1	6.3	5.6	6.9

The results show good agreement between optimized and actual values for most parameters. The 95% CI and the optimized value for the parameter α_s show that this parameter cannot be calibrated effectively, as its influence on the observations is probably too small. This result is normal, since the dominant transport process for the model studied is sedimentation, whereas the α_s parameter affects erosion modelling. The parameters highlighted in grey in Table B.3 are those for which the actual value does not fall within the 95% CI calculated by PEST. The results show that the linearity assumption on which the 95% CI is based is not applicable for all parameters, since almost half of the actual values are not included in the 95% CI. Nevertheless, the 95% CI obtained is not useless, since it significantly reduces the range of possible values for most parameters, and the actual values are always within 10% of either boundary.

The evolution of the objective function for each sediment transport equation is presented in Figure B.10. The results show that, following calibration, the Parker equation is the one that minimizes the objective function, demonstrating the algorithm's ability to select the correct transport equation after calibration of the continuous parameters.

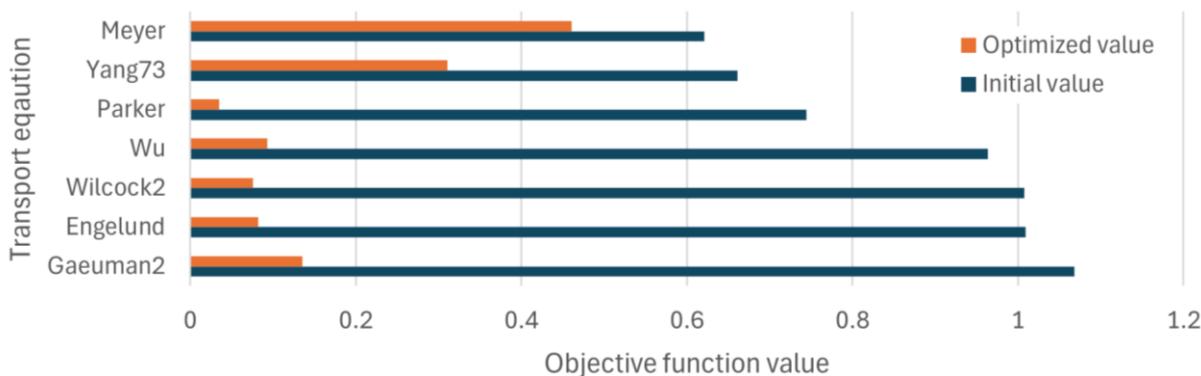


Figure B.10 Value of the initial and optimized objective function for the selected transport equations

B.4 Conclusion

In this paper, the new OptiSRH-1D software for automatic calibration and uncertainty analysis was presented. The software was tested on two validation cases: one steady non-erodible channel and one unsteady erodible channel. The results showed that the GML local optimization algorithm is best suited for the calibration of computationally expensive hydraulic and sediment transport models. The methodology developed to represent the impact of calibration uncertainty on the predictions proved to be very effective for the hydraulic model as all the observations were inside the CI. For the sediment transport model, the interdependence between parameters increases the model nonlinearity which makes it harder to accurately predict the 95% CI on the optimized parameters.

Acknowledgement

This research was funded, in part, by a National Science and Engineering Research Council (NSERC) Discovery Grant for the co-author Tew-Fik Mahdi, application No: RGPIN-2021-03272. The authors would also like to acknowledge the National Science and Engineering Research Council (NSERC), Fonds de Recherche du Québec - Nature et Technologie (FRQNT) and Hydro-Québec for their financial support in C. Morin graduate studies.

References

- Annis, A., Nardi, F., Volpi, E., & Fiori, A. (2020). Quantifying the relative impact of hydrological and hydraulic modelling parameterizations on uncertainty of inundation maps. *Hydrological Sciences Journal*, 65(4), 507–523. <https://doi.org/10.1080/02626667.2019.1709640>

- Bernard-Garcia, M., & Mahdi, T.-F. (2023, October 23). Probabilistic standardized dam failure hydrographs. Canadian Dam Association - Annual Conference.
- Bessar, M. A., Matte, P., & Anctil, F. (2020). Uncertainty Analysis of a 1D River Hydraulic Model with Adaptive Calibration. *Water*, 12(2), 561. <https://doi.org/10.3390/w12020561>
- Beven, K. (2006). A manifesto for the equifinality thesis. *Journal of Hydrology*, 320(1), 18–36. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2005.07.007>
- Beven, K., & Binley, A. (2014). GLUE: 20 years on. *Hydrological Processes*, 28(24), 5897–5918. <https://doi.org/10.1002/hyp.10082>
- Bhattarai, A., Steinbeck, G., Grant, B. B., Kalcic, M., King, K., Smith, W., Xu, N., Deng, J., & Khanal, S. (2022). Development of a calibration approach using DNDC and PEST for improving estimates of management impacts on water and nutrient dynamics in an agricultural system. *Environmental Modelling & Software*, 157, 105494. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2022.105494>
- Blasone, R.-S., Madsen, H., & Rosbjerg, D. (2007). Parameter estimation in distributed hydrological modelling: Comparison of global and local optimisation techniques. *Hydrology Research*, 38(4–5), 451–476. <https://doi.org/10.2166/nh.2007.024>
- Blin, N., & Suárez, F. (2023). Evaluating the contribution of satellite-derived evapo-transpiration in the calibration of numerical groundwater models in remote zones using the EEFlux tool. *Science of The Total Environment*, 858, 159764. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2022.159764>
- Deslauriers, S., & Mahdi, T.-F. (2018). Flood modelling improvement using automatic calibration of two dimensional river software SRH-2D. *Natural Hazards*, 91(2), 697–715. <https://doi.org/10.1007/s11069-017-3150-6>
- Diaz-Ramirez, J., Mcanally, W., & Martin, J. (2012). Sensitivity of Simulating Hydrologic Processes to Gauge and Radar Rainfall Data in Subtropical Coastal Catchments. *Water Resources Management*, 26. <https://doi.org/10.1007/s11269-012-0088-z>
- Doherty, J. (2011). PEST Surface Water Utilities. Watermark Numerical Computing and University of Idaho.
- Doherty, J. (2018). PEST Model-Independent Parameter Estimation User Manual Part I: PEST, SENAN and Global Optimisers (7th ed.). Watermark Numerical Computing.
- Fang, Q., Ma, L., Harmel, R. D., Yu, Q., Sima, M. W., Bartling, P. N. S., Malone, R. W., Nolan, B. T., & Doherty, J. (2019). Uncertainty of CERES-Maize Calibration under Different Irrigation Strategies Using PEST Optimization Algorithm. *Agronomy*, 9(5), Article 5. <https://doi.org/10.3390/agronomy9050241>
- García-Alén, G., Montalvo, C., Cea, L., & Puertas, J. (2024). Iber-Pest: Automatic Calibration in Fully Distributed Hydrological Models Based on the 2d Shallow Water Equations (SSRN Scholarly Paper 4745388). <https://doi.org/10.2139/ssrn.4745388>
- Greimann, B., & Huang, J. V. (2018). SRH-1D 4.0 User's Manual (Sedimentation and River Hydraulics – One Dimension, Version 4.0). Bureau of Reclamation - Sedimentation and River Hydraulics Group, Technical Service Center.

- Huot, P.-L., Poulin, A., Audet, C., & Alarie, S. (2019). A hybrid optimization approach for efficient calibration of computationally intensive hydrological models. *Hydrological Sciences Journal*, 64(10), 1204–1222. <https://doi.org/10.1080/02626667.2019.1624922>
- Lin, F.-R., Wu, N.-J., Tu, C.-H., & Tsay, T.-K. (2017). Automatic Calibration of an Unsteady River Flow Model by Using Dynamically Dimensioned Search Algorithm. *Mathematical Problems in Engineering*, 2017, e7919324. <https://doi.org/10.1155/2017/7919324>
- McKibbon, J., & Mahdi, T.-F. (2010). Automatic calibration tool for river models based on the MHYSER software. *Natural Hazards*, 54(3), 879–899. <https://doi.org/10.1007/s11069-010-9512-y>
- Perin, R., Trigatti, Matteo, Nicolini, Matteo, Campolo, Marina, & Goi, Daniele. (2020). Automated calibration of the EPA-SWMM model for a small sub-urban catchment using PEST: a case study. *Environmental Monitoring and Assessment*, 192(374). <https://doi.org/10.1007/s10661-020-08338-7>
- Rothé, P.-L., Cierco, F.-X., Duron, L., & Balayn, P. (2018). Meta-heuristic Optimization Method for the Calibration of Friction Coefficients in 1-D Open Surface Channel Modeling. In P. Gourbesville, J. Cunge, & G. Caignaert (Eds.), *Advances in Hydroinformatics* (pp. 21–38). Springer. https://doi.org/10.1007/978-981-10-7218-5_2
- Seal, R., Paola, C., Parker, G., Southard, J. B., & Wilcock, P. R. (1997). Experiments on Downstream Fining of Gravel: I. Narrow-Channel Runs. *Journal of Hydraulic Engineering*, 123(10), 874–884. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9429\(1997\)123:10\(874\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9429(1997)123:10(874))
- Shoarinezhad, V., Olsen, N. R. B., Wiprecht, S., & Haun, S. (2024). Using automatic model calibration for 3D morphological simulations: A case study of the Bodendorf reservoir flushing. *Environmental Fluid Mechanics*. <https://doi.org/10.1007/s10652-023-09961-x>
- Shoarinezhad, V., Wiprecht, S., & Haun, S. (2020). Comparison of Local and Global Optimization Methods for Calibration of a 3D Morphodynamic Model of a Curved Channel. *Water*, 12(5), 1333. <https://doi.org/10.3390/w12051333>
- Sofokleous, I., Bruggeman, A., Camera, C., & Eliades, M. (2023). Grid-based calibration of the WRF-Hydro with Noah-MP model with improved groundwater and transpiration process equations. *Journal of Hydrology*, 617, 128991. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2022.128991>
- Teng, J., Jakeman, A. J., Vaze, J., Croke, B. F. W., Dutta, D., & Kim, S. (2017). Flood inundation modelling: A review of methods, recent advances and uncertainty analysis. *Environmental Modelling & Software*, 90, 201–216. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2017.01.006>
- Vidmar, A., Brilly, M., Sapač, K., & Kryžanowski, A. (2020). Efficient Calibration of a Conceptual Hydrological Model Based on the Enhanced Gauss–Levenberg–Marquardt Procedure. *Applied Sciences*, 10(11), 3841. <https://doi.org/10.3390/app10113841>

ANNEXE C PARAMÈTRES DE CALIBRATION DANS OPTISRH-1D

Un recensement complet des paramètres d'ajustement disponibles dans SRH-1D est réalisé afin que le logiciel OptiSRH-1D puisse être utilisé pour calibrer tous les types de modèles développés. Pour améliorer la convivialité du logiciel, les paramètres sont séparés dans l'interface utilisateur par les différentes catégories présentées dans le Tableau C.1. L'identifiant SRH à trois lettres est donné pour chaque paramètre à titre de référence. Il est possible de trouver des informations complémentaires pour chaque paramètre listé dans le Tableau C.1 sous la rubrique identifiée par ces trois lettres dans le manuel de l'utilisateur de SRH (Greimann & Huang, 2018). Les paramètres identifiés en gris sont discrets, alors que tous les autres sont continus.

Tableau C.1 Liste des paramètres de calibration inclus dans le logiciel OptiSRH-1D

Catégorie	Paramètre	SRH ID
1. Hydraulique	Coefficient de Manning	XRH
	Coefficient d'expansion	XFL
	Coefficient de contraction	XFL
	Coefficient de perte de charge locale	XFL
	Débit	U02
	Niveau	U01
	Débit	D01
	Niveau	D02
	Constante du déversoir	D04
	Coefficient de la courbe de tarage, a	D09
	Coefficient de la courbe de tarage, b	D09
	Coefficient de la courbe de tarage, c	D09
	Largeur maximale de la brèche	I13
	Élévation finale de la brèche	I13
1.4 Condition limite interne	Pente de la berge gauche	I13
	Pente de la berge droite	I13
	Coefficient de déversement	I13
	Valeur critique pour l'initiation de la brèche	I13
	Temps requis au-delà de la valeur critique pour que la brèche s'initie	I13
	Méthode de calcul de la progression de la brèche	I13
	Temps de formation de la brèche	IBT
	Coefficient de Manning sur la face du barrage	IBS,IBZ
	Contrainte de cisaillement critique	IBS,IBZ
	Coefficient d'érodabilité	IBS,IBZ
	Diamètre médian	IBS,IBZ

Tableau C.1 Liste des paramètres de calibration inclus dans le logiciel OptiSRH-1D (suite)

Catégorie		Paramètre	SRH ID
1. Hydraulique	1.4 Condition limite interne	1.4.1 Rupture de barrage	Méthode de calcul du recul de la crête IBS,IBZ
		1.4.2 Seuil	Coefficient de la vitesse de migration IBS,IBZ
		1.4.3 Pont	Valeur critique de (qh) au-delà duquel le recul de la crête s'initie IBS,IBZ
		1.4.4 Vanne	Constante du seuil I04
		1.5 Apport latéral	Coefficient du pont I06
			Coefficient de débit I08
			Débit LFD
	2.1 Condition limite amont		Débit de sédiments en fonction du débit US3
			Débit de sédiments en fonction du temps US4
			Coefficient de la courbe de tarage, as US2
			Coefficient de la courbe de tarage, bs US2
			Facteur d'échelle US1
2. Transport de sédiments	2.2 Apport latéral		Débit de sédiments en fonction du débit LS3
			Débit de sédiments en fonction du temps LS4
			Coefficient de la courbe de tarage, as LS2
			Coefficient de la courbe de tarage, bs LS2
	2.3 Transport de sédiments non cohésifs		Constante dans l'équation de la largeur d'érosion FIW
			Exposant dans l'équation de la largeur d'érosion FIW
			Méthode de minimisation de la pente d'énergie SMN
			Constante de contrôle du taux d'élargissement SMN
			Épaisseur de la couche active BTT
			Équation de transport de sédiments SEQ
			Algorithme de mélange des sédiments du lit SBS
			Contrainte de cisaillement critique SE1
			Facteur de masquage SE1
			Angle de repos au-dessus de l'eau SAT
			Angle de repos sous l'eau SAT
			Facteur de récupération pour la déposition SAT
			Facteur de récupération pour l'érosion SAT
			Coefficient pour la longueur d'adaptation SAT
			Poids de la fraction de sédiments du lit SAT
			Coefficient de dispersion longitudinal SAT
2.4 Transport de sédiments cohésifs	2.4.1 Déposition		Contrainte de cisaillement critique pour la déposition totale CSD
			Contrainte de cisaillement critique pour la déposition partielle CSD
			Concentration de sédiments cohésifs à l'équilibre CSD

Tableau C.1 Liste des paramètres de calibration inclus dans le logiciel OptiSRH-1D (suite)

Catégorie	Paramètre	SRH ID
2.4 Transport de sédiments cohésifs	2.4.1 Déposition	Fraction d'argile au-delà de laquelle le transport cohésif est limité par l'argile
	2.4.2 Érosion (choix de l'une ou l'autre des 2 méthodes)	Contrainte de cisaillement critique pour l'érosion de surface
		Constante d'érosion de surface (méthode 1)
		Contrainte de cisaillement critique pour l'érosion de masse
		Constante d'érosion de masse (méthode 1)
		Coefficient pour calculer la contrainte de cisaillement critique, a_se
		Coefficient pour calculer la contrainte de cisaillement critique, b_se
		Coefficient pour calculer la contrainte de cisaillement critique, c_se
		Coefficient pour calculer la contrainte de cisaillement critique, p
		Constante d'érosion de surface (méthode 2)
	2.4.3 Vitesse de chute (choix de l'une ou l'autre des 2 méthodes)	Coefficient pour calculer la contrainte de cisaillement critique, a_me
		Coefficient pour calculer la contrainte de cisaillement critique, b_me
		Constante d'érosion de masse (méthode 2)
		Matériel par défaut
		Concentration de sédiments cohésifs 1
		Vitesse de chute des sédiments cohésifs 1
		Concentration de sédiments cohésifs 2
		Vitesse de chute des sédiments cohésifs 2
		Concentration de sédiments cohésifs 3
2.5 Érosion du roc	2.4.4 Consolidation	Vitesse de chute des sédiments cohésifs 3
		Concentration de sédiments cohésifs 4
		Vitesse de chute des sédiments cohésifs 4
	2.4.5 Densité	Densité sèche initiale des sédiments
		Densité sèche des sédiments consolidés
		Densité sèche de référence des sédiments
	2.5 Érosion du roc	Densité des sédiments cohésifs
		Coefficient contrôlant la vitesse d'érosion du roc sous l'effet des forces hydrauliques
		Contrainte de cisaillement critique de l'érosion du roc
		Résistance à l'abrasion
		Module d'élasticité du roc
		Résistance à la traction du roc

ANNEXE D INTERFACE GRAPHIQUE DU LOGICIEL OPTISRH-1D

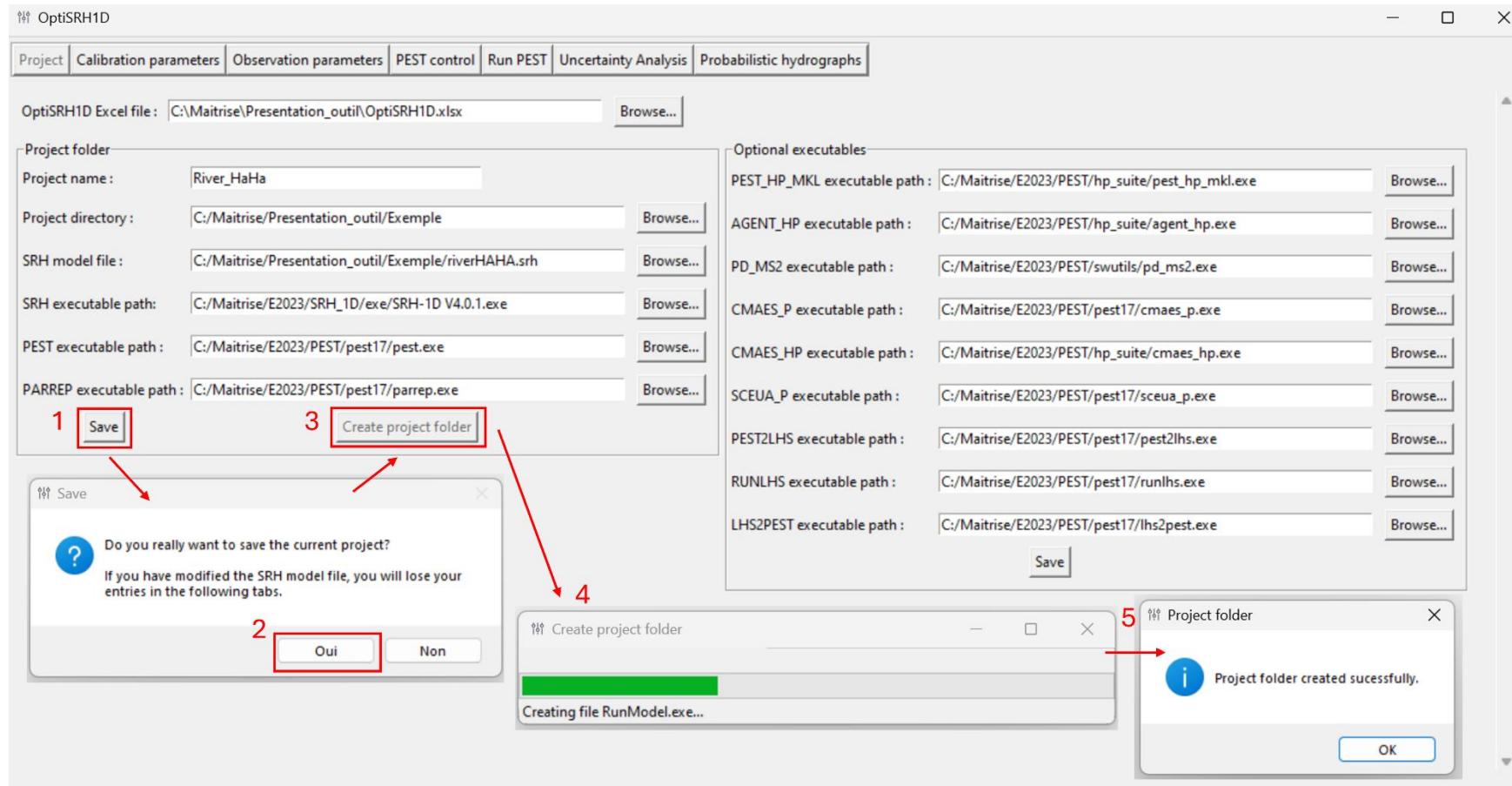


Figure D.1 Interface graphique de l'onglet 1. « Création du dossier de projet »

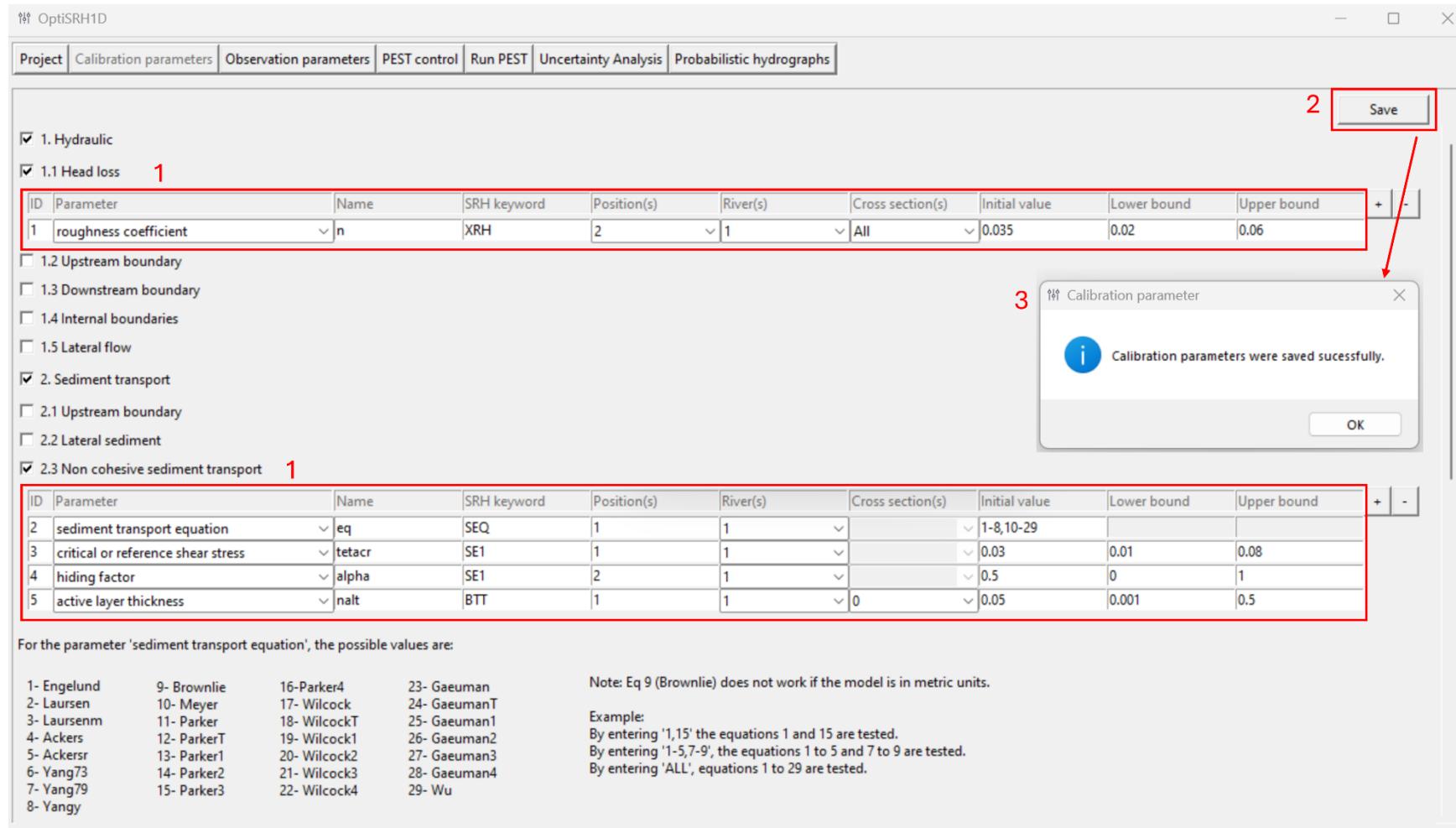


Figure D.2 Interface graphique de l'onglet 2. « Paramètres de calibration »

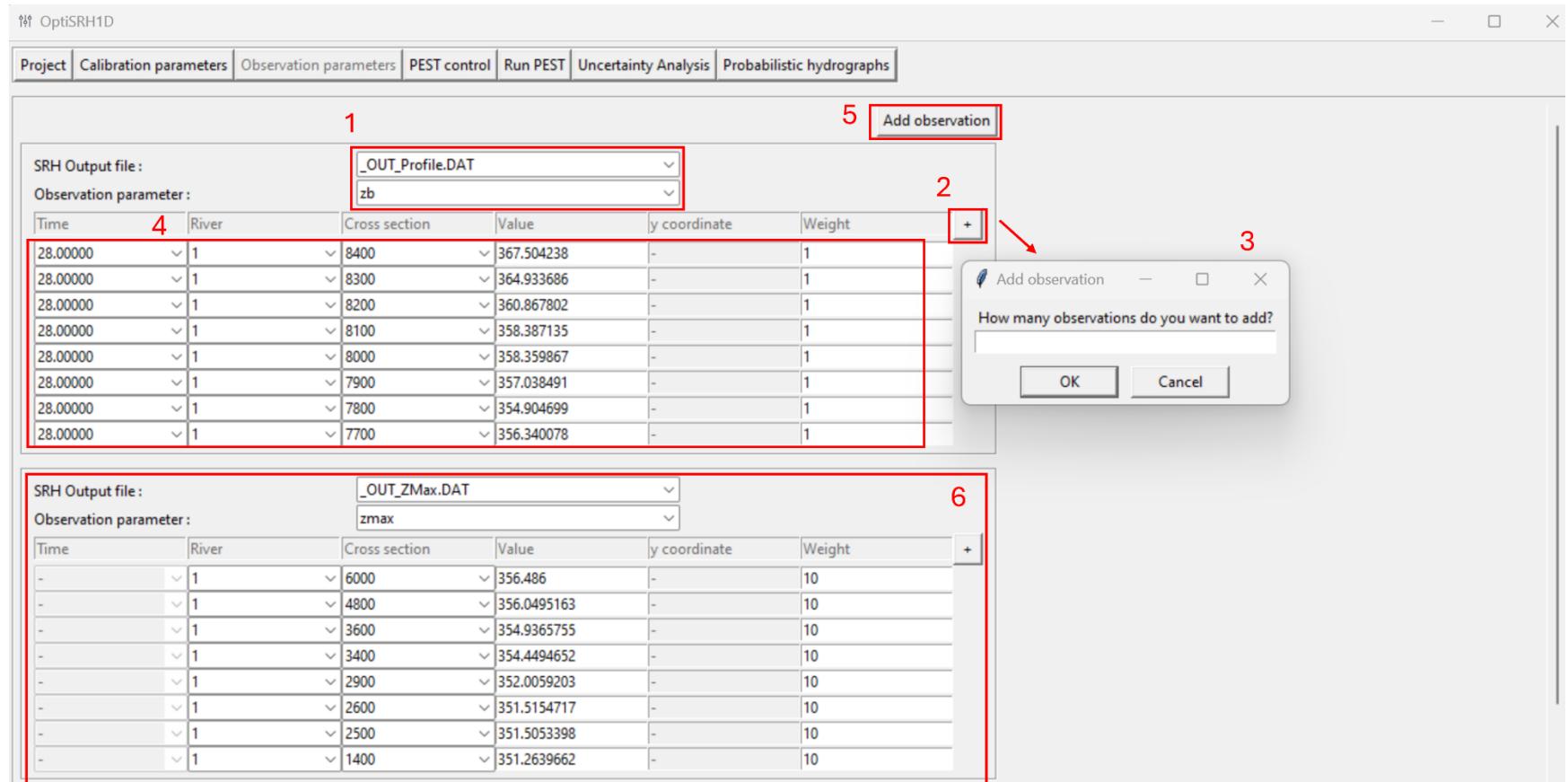


Figure D.3 Interface graphique de l'onglet 3. « Paramètres d'observation »

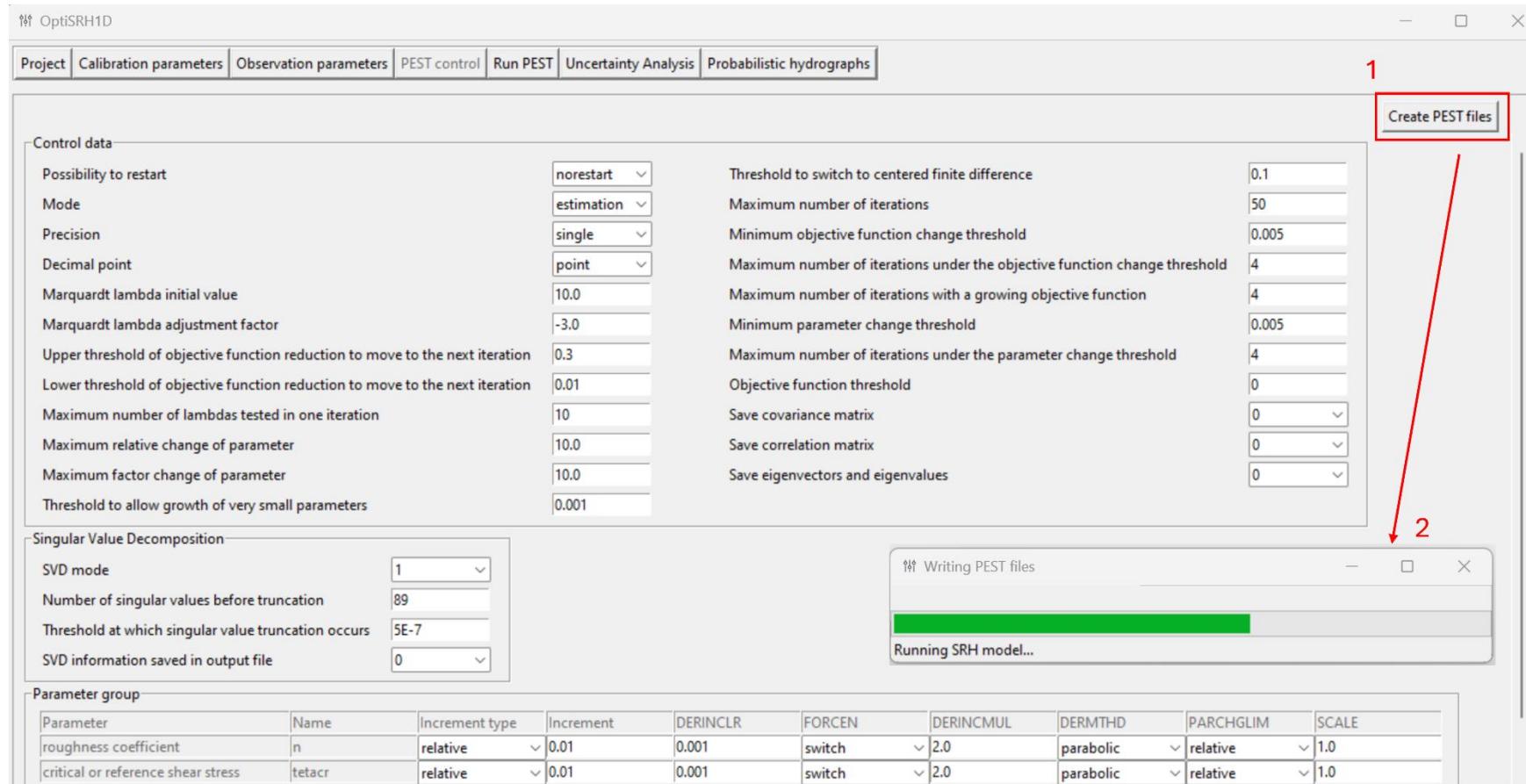


Figure D.4 Interface graphique de l'onglet 4. « Paramètres de contrôle »

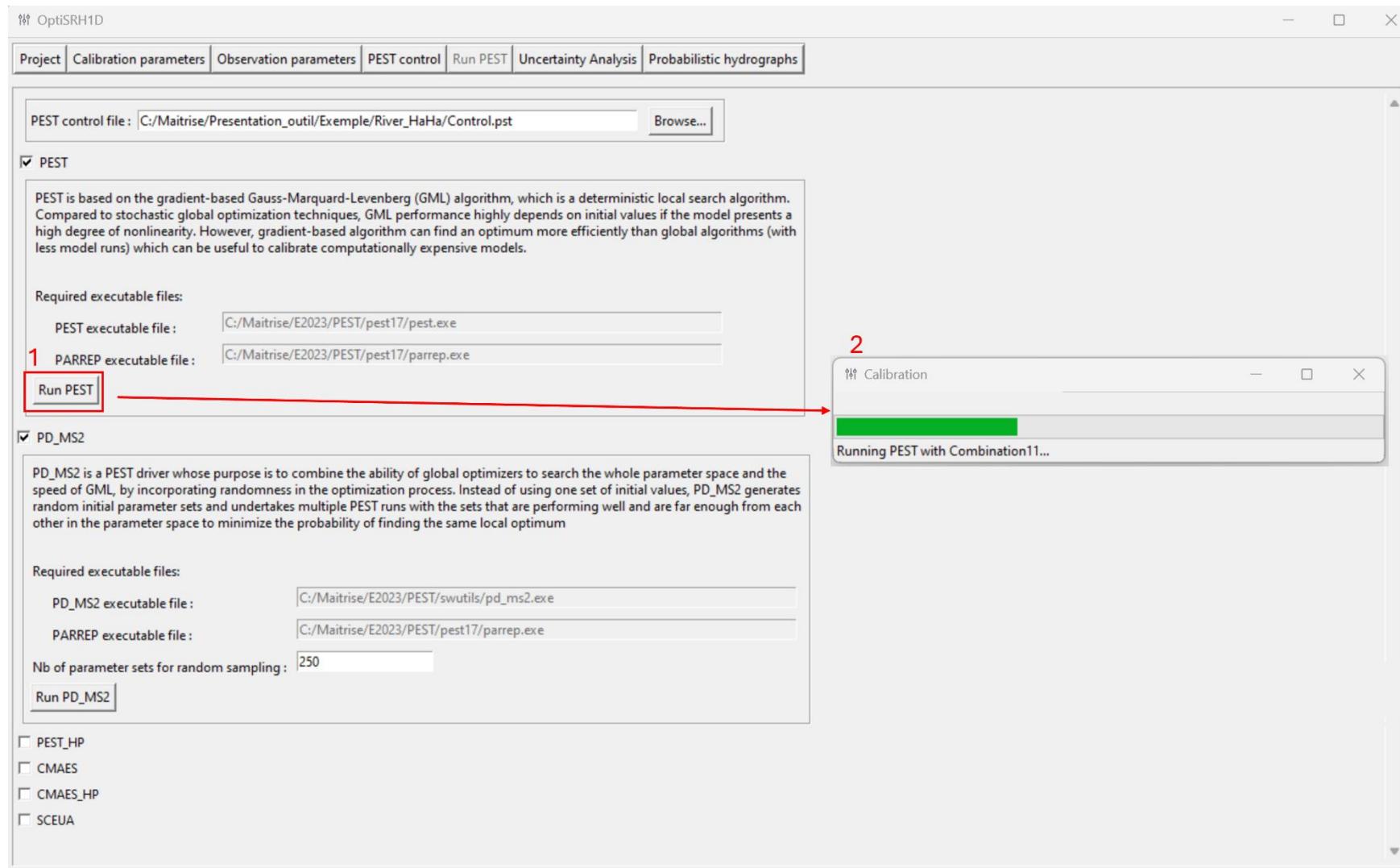


Figure D.5 Interface graphique de l'onglet 5. « Lancement de la calibration »

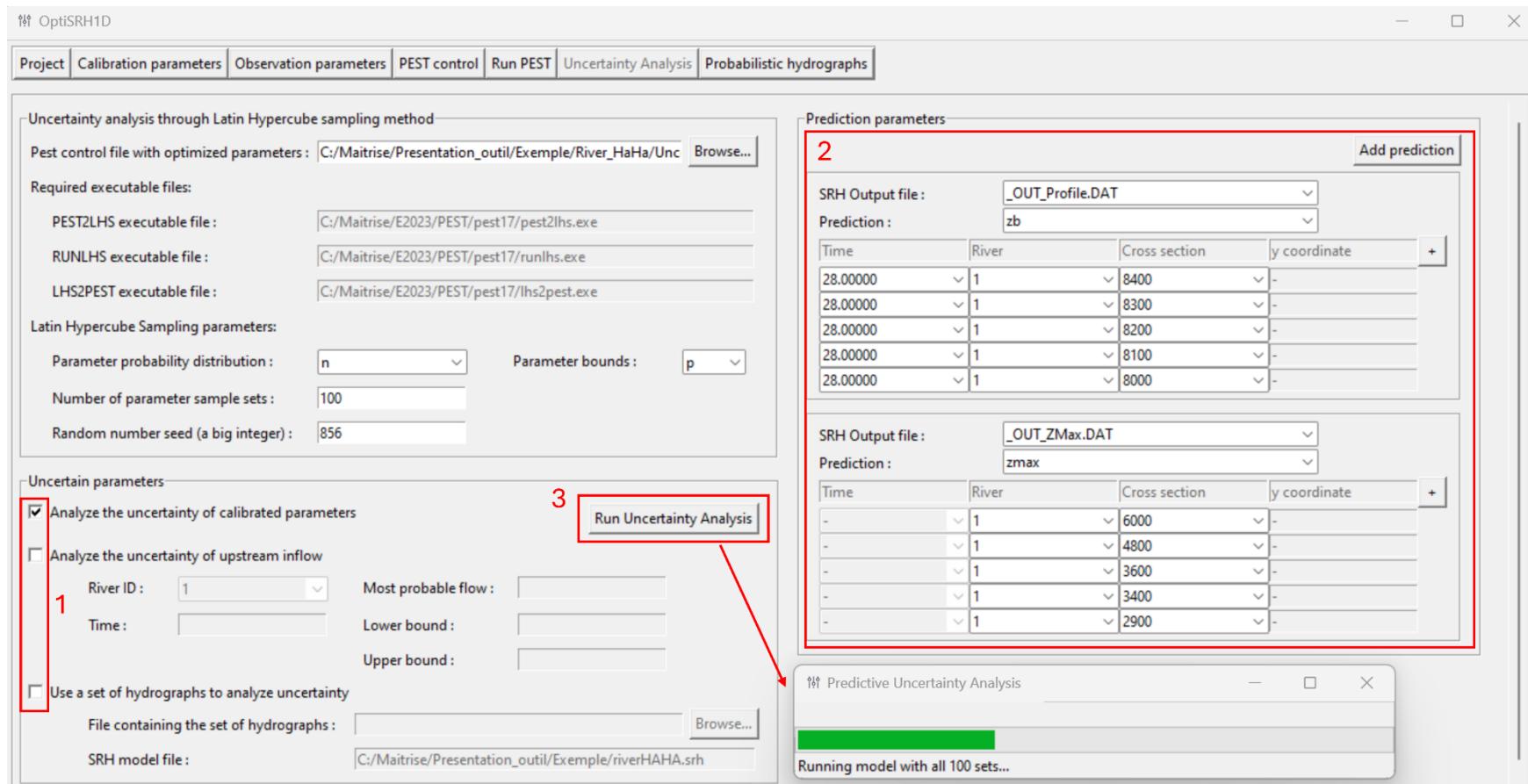


Figure D.6 Interface graphique de l'onglet 6. « Analyse de l'incertitude »

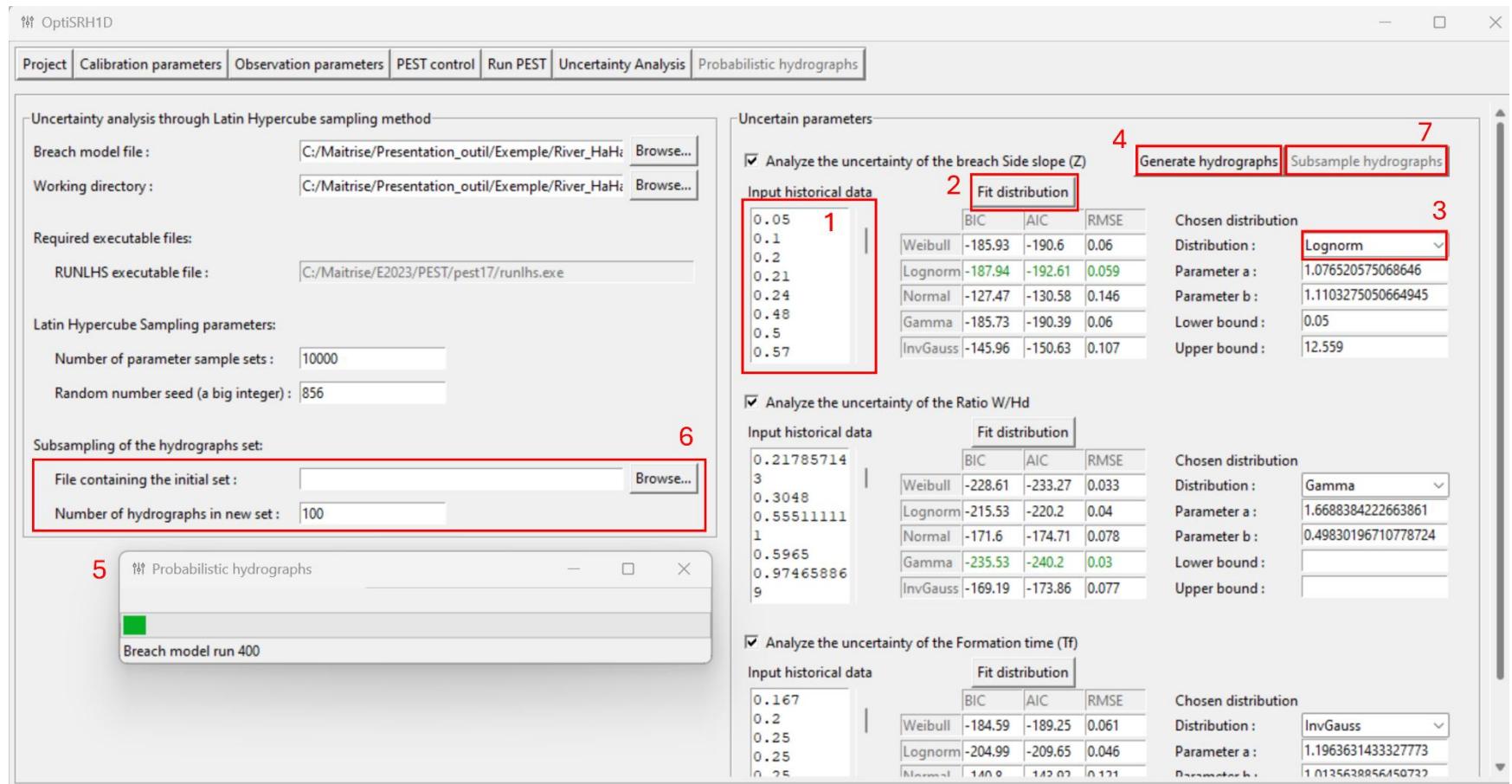


Figure D.7 Interface graphique de l'onglet 7. « Génération d'un ensemble d'hydrogrammes probabiliste »